

パターン整合法における特性核の改良と その手書き平仮名文字認識への応用

正 員 村瀬 洋[†] 正 員 木村 文隆^{††}
正 員 吉村 ミツ^{††} 正 員 三宅 康二^{†††}

An Improvement of the Auto-Correlation Matrix in the Pattern Matching Method and Its Application to Handprinted "HIRAGANA" Recognition

Hiroshi MURASE[†], Fumitaka KIMURA^{††}, Mitsu YOSHIMURA^{††} and
Yasuji MIYAKE^{†††}, *Regular Members*

あらまし 印刷文字の自動認識において有効なパターン整合法が、手書き文字、とりわけ手書き平仮名の読み取りにおいては、必ずしも好成績をあげていない。それは、従来の方法では、手書き特有の変動を十分考慮にいれたテンプレートを作成できないからである。本論文では、この欠点を克服するために、すべての字種に共通な傾向を持って生じる誤差の変動をテンプレートにおいて吸収させることを試みた。すなわち、学習用入力パターンに、字種の識別には障害とならないような少量の位置変形（8方向）、中央部変形（4方向）、傾き変形（4傾向）、周辺の変形（上下左右の凹凸で4個）を与えたものを作り、原パターンと合せて得られる21個のパターンを新たに学習用サンプルとみなして特性核を作り、テンプレートを抽出するという方法を開発した。電総研常用手書き平仮名9,200文字を学習用に使ってテンプレートを作り、他の4,600文字を読むテスト実験を行ったところ98.1%という高い正読率を得ることができた。この改良したパターン整合法によって、学習用文字サンプル数が各字種10個以下という場合に対しても90%以上の正読率を保持することができた。

1. ま え が き

手書き文字の自動認識は種々の方法で行われ、その中には実用化されているものもある。しかし、手書き平仮名文字認識の研究報告はあまり多くない。その中で、山本ら⁽¹⁾は構造解析の手法の一つである位相線分法を用いた実験で97.2%、木村らは⁽²⁾はストローク構造解析法を用いた実験で96.8%、ストローク構造解析

法と輪郭線構造解析法を併用した実験で98.0%の平均正読率をそれぞれ得ている。これに対して構造解析の手法とパターン整合法を組み合わせたものである方向性マッチング法を用いた塩野ら⁽³⁾は87.1%、パターン整合法の一つである伸縮整合法を用いた塩野ら⁽⁴⁾は93.3%というやや低い平均正読率を報告している。正読率だけに注目するならば、これは、印刷文字の認識において有効なものとされてきたパターン整合法が、手書き文字の認識においては構造解析の手法ほど有効ではないことを示している。恐らくこれは、前者では変形の程度が大きい手書き文字から得られるテンプレートが誤差の変動を十分処理し得ていないのに対し、後者では手書きによる変形に対して安定している構造的情報が有効に利用されているからであろう。しかしながら、安田ら⁽⁵⁾も指摘するように、整合法は手法として簡便である。従って、整合法を改良することによって

[†] 日電公社武蔵野電気通信研究所、武蔵野市
Musashino Electrical Communication Laboratory,
N. T. T., Musashino-shi, 180 Japan

^{††} 名古屋大学工学部電子工学科、名古屋市
Faculty of Engineering, Nagoya University, Nagoya
-shi, 464 Japan

^{†††} 三重大学工学部電子工学科、津市
Faculty of Engineering, Mie University, Tsu-shi,
514 Japan

論文番号：昭 56-153[D-40]

その弱点を補えるならば、これは実用上大きな意味をもつ。そこでそのための工夫であるが、我々は、飯島⁽⁶⁾の複合類似度法を採用し、そこで用いられているKL展開⁽⁷⁾の意味を考えた上で、過去の研究や経験から誤差の変動であることが明らかになっている方向に学習用サンプルを変形させるという発想を追求することにした。本論文で述べるのはこれを具体化したものである。

2. 認識の方法

本論文で採用する方法は基本的に飯島⁽⁶⁾の複合類似度法と同じものである。まずこれについて説明する。

今、ある字種に属することが既知な m 個の学習用パターンがあるとす。その第 j 番目 ($j=1, 2, \dots, m$) が n 次元列ベクトル g_j で表されるとす。特性核 K (Autocorrelation matrix K) を式(1)で定義する。

$$K = \sum_{j=1}^m g_j \cdot g_j^t \quad (1)$$

但し、 g_j^t は g_j の転置ベクトルである。

K の固有ベクトルを固有値の大きさの順に $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_n$ と書く。これとは別に n 次元列ベクトル f で表される、属する字種が未知な文字パターン (これをテスト用パターンと呼ぶ) があるとす。 f と上に述べた字種との距離 $d(f)$ を式(2)で定義する。

$$d^2(f) = f^t f - [B^t f]^t \cdot [B^t f] \quad (2)$$

但し、

$$B = [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_k] \quad (3)$$

ここで k は学習用サンプルから適当に定められる整数 $1 \leq k \leq n, m$ である。我々の実験ではこれを 4 で述べるように定めた。式(2)の右辺第 2 項は実質的に飯島の複合類似度であるから、与えられた入力パターン f に対して距離 $d(f)$ は複合類似度と等価である。 B は字種を代表する行列で、これを通して字種と f との類似度が測られるので、抽象的な意味でテンプレートの役割を果たしている。そこで本論文では、これを単にテンプレートと呼ぶことにする。

字種が幾つかあると、その 1 番目、2 番目、... に対応して、 $K^{(1)}, K^{(2)}, \dots$ や $B^{(1)}, B^{(2)}, \dots$ あるいは $d^{(1)}(f), d^{(2)}(f), \dots$ が定まる。

f と各字種との距離 $d^{(1)}(f), d^{(2)}(f), \dots$ を比べて、その最小値を与える字種を見出し、 f はその字種に属すると判定する。これが基本的に本論文で採用する方法である。

本論文では、この方法において特性核 K の作り方に修正を施す。すなわち、学習用パターン g_j をそのまま

使うのではなく、それに行列 N_i ($i=1, 2, \dots, l$) を掛けた $N_i g_j$ ($i=1, 2, \dots, l; j=1, 2, \dots, m$) に対して次式

$$K^* = \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^m N_i g_j \cdot [N_i g_j]^t \quad (4)$$

で定義される特性核 K^* を作り、これに基づいて上記の方法を適用する。 N_i は K^* に基づいて得られるテンプレートが字種の識別において K に基づいたものよりもよく誤差的変動を吸収するように考案することにする。

g_j を N_i に掛けることは、学習パターンを変形させることに対応するので、以下では N_i を変形行列 (Distortion matrix) と呼び、 K^* を変動吸収特性核 (Variation absorbable auto-correlation matrix) と呼ぶ、これとの区別を強調するときには K を初期特性核と呼ぶことにする。

N_i を具体的にどう定めるのがよいかは、平仮名の手書きにおける誤差的変動、すなわち、字種の識別に寄与しない手書き変動の法則的傾向による。これについての検討を次章で述べる。

3. 変形行列の決定

変形行列 N_i はベクトル g_j に掛けられるのであるから、その形は、 g_j の各要素の物理的役割を明確にしなければ定められない。

g_j あるいは f を得る前処理 (Preprocessing) として、我々はまず 2 値パターンの文字部分 (値が 1 のメッシュ) をすべて含む最小の長方形を外わくとするように上下左右を規準化することにした。そのわく内にぼけ操作⁽⁸⁾を施し、 p 行 q 列にメッシュ化しなおし、正準化⁽⁶⁾して実数値パターンを得る。これを左から右、そして順次上から下に走査することによって、 $n=p \times q$ 次元のベクトルを得るというやり方を採用した。

さて、テンプレート B に求めたい性質は、飯島⁽⁶⁾において概念図で説明されているように、同一字種に属するパターン集合において、字種の識別に寄与しない誤差的変動の方向の空間を $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_k$ がなるべく忠実にはることである。ところが手書き文字の場合、わずかな数の学習用サンプルだけでは誤差的変動の方向を精度よくとらえることができない。このため、 K に基づいて作られるテンプレート B の性能はその分だけ悪くなる。そこで精度の回復であるが、幸いなことに我々は字種の識別に寄与しない誤差的変動の傾向についてある程度の法則的知見を持っている。例えば吉村⁽⁹⁾に報告されているように、手書き文字の個性的変動、すなわち筆者のくせとして現れる文字変動についての

法則性がそれである。このような法則的認識をテンプレートの作成に反映させればよい。

このための一つの方法は、同一字種に属する学習用パターンの集合を誤差の変動の方向にひずませ、その方向を空間として強調してやればよい。そうすれば、 $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_k$ 、従って、 B はその方向の変動を吸収したもものとして構成されることになるのである。

以上のような視点に基づいて筆者らは試行錯誤を行い、結果として次に示す4種20個の変形行列を考案した。我々はこれと、単位行列を2倍した行列 N_1 との合計21個の変形行列を式(4)において用いることを提案する。

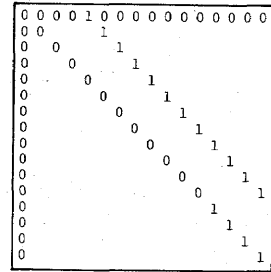
なお以下の説明では便宜上 $p=q=4, n=16$ あるいは $p=q=8, n=64$ の場合を例示する。

(1) 位置変形 (8個)

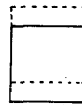
もし文字に手書き特有の変形や雑音がなければ位置は前処理で正規化されることになるが、実際には筆先の流れや止まりなど、標準パターンから大きく変形されたストロークの端の部分に忠実に文字部分の外わくが定められる。そのため、文字記号として意味のある主要部分はそのわくの中で、中心より偏った場所に位置するという現象が起きる。これは個人の書きぐせによることが多く、従って、すべての字種に共通な位置変動を生じさせる。このような位置変動をテンプレートにおいて吸収する目的で、 g_j を1メッシュだけ上下左右斜めの8方向のそれぞれへ移動させる8個の行列

N_2, N_3, \dots, N_8 を用意した。 $n=16$ の場合に N_2 の具体的な形を例示すると図1(a)になる。

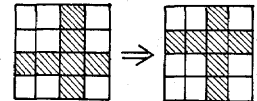
(2) 中央部の変形 (4個)



a) N_2 : Blanks mean zeros.



b) Image of distortion.



c) An example illustrating the tendency of distortion.

| | | | |
|----|----|----|----|
| 1 | 2 | 3 | 4 |
| 5 | 6 | 7 | 8 |
| 9 | 10 | 11 | 12 |
| 13 | 14 | 15 | 16 |

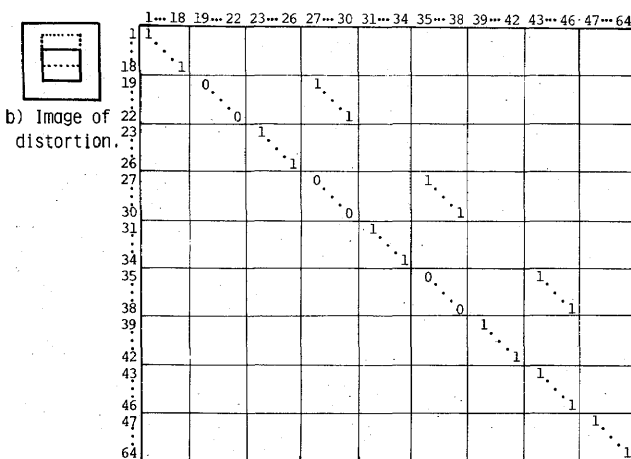
Before

| | | | |
|----|----|----|----|
| 5 | 6 | 7 | 8 |
| 9 | 10 | 11 | 12 |
| 13 | 14 | 15 | 16 |
| 13 | 14 | 15 | 16 |

After

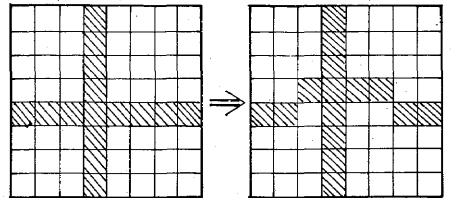
d) The same numbers correspond to the same values.

図1 位置変形行列の例: $p=q=4$ の場合の N_2
Fig.1-The distortion matrix N_2 for $p=q=4$.



a) N_{10} : Blanks mean zeros.

b) Image of distortion.



c) An example illustrating of distortion.

| | | | | | | | |
|----|----|----|----|----|----|----|----|
| 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
| 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 |
| 17 | 18 | 19 | 20 | 21 | 22 | 23 | 24 |
| 25 | 26 | 27 | 28 | 29 | 30 | 31 | 32 |
| 33 | 34 | 35 | 36 | 37 | 38 | 39 | 40 |
| 41 | 42 | 43 | 44 | 45 | 46 | 47 | 48 |
| 49 | 50 | 51 | 52 | 53 | 54 | 55 | 56 |
| 57 | 58 | 59 | 60 | 61 | 62 | 63 | 64 |

Before

| | | | | | | | |
|----|----|----|----|----|----|----|----|
| 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
| 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 |
| 17 | 18 | 27 | 28 | 29 | 30 | 23 | 24 |
| 25 | 26 | 35 | 36 | 37 | 38 | 31 | 32 |
| 33 | 34 | 43 | 44 | 45 | 46 | 39 | 40 |
| 41 | 42 | 43 | 44 | 45 | 46 | 47 | 48 |
| 49 | 50 | 51 | 52 | 53 | 54 | 55 | 56 |
| 57 | 58 | 59 | 60 | 61 | 62 | 63 | 64 |

After

d) The same numbers correspond to the same values.

図2 中央部の変形行列の例: $p=q=8$ の場合の N_{10}
Fig.2-The distortion matrix N_{10} for $p=q=8$.

一般に文字は、中央部に文字部分が多いが、この部分と文字の周辺との相対的位置関係には、個人差が大きく、その個性的偏りの傾向はすべての字種に共通なことが多い。従って、このような変動はテンプレートにおいて吸収した方がよい。そこで中央部だけで g_j を移動させる4個の変形行列 N_{10}, \dots, N_{13} を用意した。 N_{10} を図2(a)に例示する。

(3) 傾き変形 (4個)

右上り、右下り、あるいは、上右より、上左よりという手書き変動はやはり個人のくせであり、すべての字種に共通な変動を生じさせる。この変動を吸収するために、4個の行列 N_{14}, \dots, N_{17} を用意した。 N_{14} の具体的な形を図3(a)に例示する。

(4) 周辺での変形 (4個)

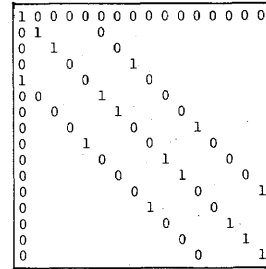
書きぐせの個人差の中に、丸味をおびた字を書く人はすべての文字をそのように書き、逆に四すみをとがらせる傾向の字を書く人はすべての文字をそのように書くという傾向がある。こういう個人差は字種の区分に役立つ濃度値の誤差的変動をわくの周辺部に生じさせる傾向がある。この変動を吸収するために4個の変形行列 N_{18}, \dots, N_{21} を用意した。 N_{18} を図4(a)に例示する。

これらの行列によって原パターンが変形される様子を概念的に示すと図1~4の(b)のようになり、具体的に例示すると(c),(d)のようになる。(b)において行列を作用させた後で、文字わく外にはみ出す部分は無視され、変形前の実線わく内で且つ破線わく外とな

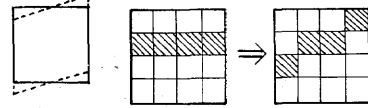
る部分の濃度値は変形前と変わらない。

4. 実験と実験結果

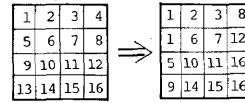
実験では、電総研常用手書き平仮名データベース¹⁰より、9,200文字を学習用サンプルとして、4,600文字



a) N_{14} : Blanks mean zeros.

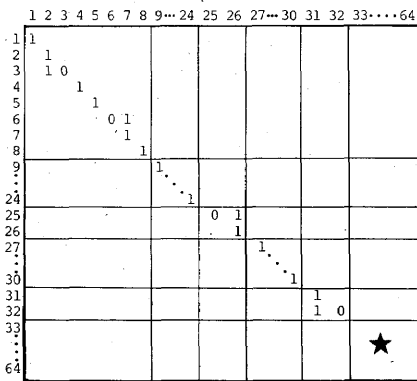


b) Image of distortion. c) An example illustrating the tendency of distortion.

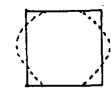


d) The same numbers correspond to the same values.

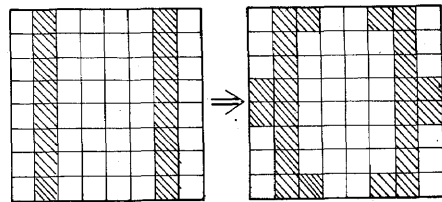
図3 傾きの変形行列の例: $p=q=4$ の場合の N_{14}
Fig.3-The distortion matrix N_{14} for $p=q=4$.



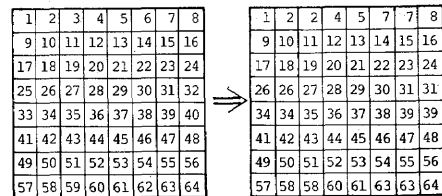
a) N_{18} : Blanks mean zeros. ★ means the symmetry.



b) Image of distortion.



c) An example illustrating of distortion.



d) The same numbers correspond to the same values.

図4 周辺の変形行列の例: $p=q=8$ の場合の N_{18}
Fig.4-The distortion matrix N_{18} for $p=q=8$.

をテスト用サンプルとして取り出し、使用した。この中にはすべての字種が同数ずつ含まれているから、字種数は46であり、同一字種の文字数 m は200である。

実験のフローチャートは図5のとおりである。データベースでは文字わくが63行64列にメッシュ化され、濃度値が16レベルに量子化されているから、前処理ではまずこれを2値化し、雑音の多くを除去する。次に3.で述べたように濃度値1の部分を含む最小の長方形を求め、これを新たに文字わくとする位置と大きさの正規化を行う。得られた文字わくを、再度 $p=15$ 行、 $q=14$ 列にメッシュ化しなおし、これに対する実数値パターンを原パターンにぼけ操作を施し、正準化したものより求める。3.で述べたようにメッシュを順序づけて $n=15 \times 14=210$ 次元の実数値ベクトルを得る。これで前処理は終了する。

式(4)は

$$K^* = \sum_{i=1}^L N_i \left\{ \sum_{j=1}^m g_j \cdot g_j^t \right\} N_i^t = \sum_{i=1}^L N_i K N_i^t \quad (5)$$

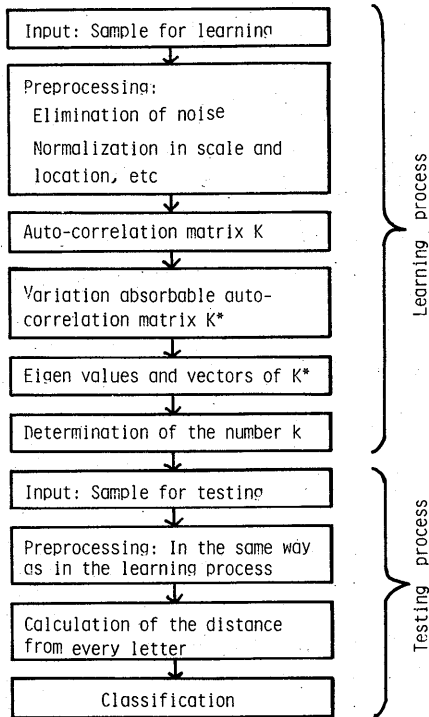


図5 実験のフローチャート
Fig.5-Flow chart of the experiment.

と変形できるから、変動吸収特性核 K^* を計算するのに $N_i g_j$ を逐一計算する必要はない。初期特性核 K を計算し、用意した21個の変形行列を両側から作用させて和をとればよい。各字種ごとに得られた特性値の固有値、固有ベクトルを計算し、認識に用いる固有ベクトル数 k を決定すれば学習過程は終了する。 K^* の全固有値の和は K^* の対角線要素の和であるから、これを210で割れば平均固有値が得られる。本実験でその平均固有値より大きな固有値の数を各カテゴリーごとに求めると表1の k' となる。本実験では、その平均値29を k の値として採用した。採用した29個の固有値の和が全体に占る割合、すなわち累積固有値率は表1のとおりである。“お”、“な”、“む”を除けば、すべて80%以上となっている。

次に学習用パターンと同じ前処理を施して得られた

表1 各カテゴリーにおける固有値の状態

k' は平均固有値をこえる固有値の数。 k' の平均は29.4%、累積固有値率は本実験で採用した29個の固有値の和を210個の固有値の和で割ったもの(%)。

| | k' | 累積固有値率(%) | | k' | 累積固有値率(%) |
|---|------|-----------|---|------|-----------|
| あ | 32 | 80.3 | ね | 34 | 80.2 |
| い | 23 | 91.8 | の | 29 | 87.8 |
| う | 27 | 89.9 | は | 32 | 81.8 |
| え | 27 | 85.9 | ひ | 33 | 85.3 |
| お | 37 | 78.2 | ふ | 35 | 81.0 |
| か | 34 | 81.2 | へ | 19 | 95.2 |
| き | 32 | 82.2 | ほ | 32 | 80.4 |
| く | 18 | 92.4 | ま | 33 | 80.7 |
| け | 25 | 88.6 | み | 34 | 80.8 |
| こ | 22 | 92.2 | む | 34 | 79.0 |
| さ | 29 | 85.3 | め | 31 | 82.6 |
| し | 20 | 94.5 | も | 30 | 83.4 |
| す | 28 | 85.0 | や | 32 | 81.4 |
| せ | 28 | 85.4 | ゆ | 33 | 80.5 |
| そ | 31 | 84.1 | よ | 30 | 85.1 |
| た | 31 | 82.6 | ら | 33 | 83.1 |
| ち | 31 | 84.2 | り | 21 | 92.0 |
| つ | 19 | 94.0 | る | 34 | 82.5 |
| て | 24 | 91.8 | れ | 31 | 83.4 |
| と | 27 | 89.4 | ろ | 29 | 87.6 |
| な | 37 | 76.4 | わ | 29 | 85.7 |
| に | 28 | 87.1 | を | 33 | 81.2 |
| ぬ | 36 | 78.2 | ん | 26 | 89.8 |

4,600個のテスト用パターンの各々に対して、学習によって得られた46字種のテンプレートとの距離を計算し判定を行う。これで識別テスト過程は終了し、実験がすべて終了する。

実験によって得られた正読率を表2に示す。

表中のA, Bは対比のために用いた方法で、前者は変形行列を全く使用しなかったもの、後者は特性核として

$$K^{**} = \left(\sum_{i=1}^L N_i \right) K \left(\sum_{i=1}^L N_i \right)^t \quad (6)$$

で定義される K^{**} ;すなわち変形行列として先に用意した21個のすべてを加えて1個に集約したものを使用したものである。 K^{**} は学習用サンプルパターンを大幅にぼけさせたものを原入力パターンとして用いた場合に対応するので、ここではぼけ増大特性核と呼ぶことにする。

学習用サンプルに適合するように作られた方法の、方法としての有効性はテスト用サンプルに対する正読率で判断されるべきである。そして本研究で提案した方法Cにおいて、それは方法AやBなどに比べて高い値になっている。

なお、方法Aで誤読された入力パターンには、図6(a)に示すようなタイプのもとの、図6(b)に示すように入力文字自体が他の字種に似ているものがある。方法Cで新たに正読されるようになったものは前者のタイプのものであり、例示したものは“あ”、“か”、“ち”がそれぞれ“む”、“ひ”、“ろ”と誤読されていたものである。図6(b)に示す文字は、本当は“え”、“む”、“め”であるが、人間が見ても“ん”、“も”、“わ”とまぎらわしい文字であって、方法Aでも方法Cでも誤読されたも

表2 各方法での正読率
学習用サンプルの値は9,200文字中の
2,300文字についてのもの

| 方法 | 使用した特性核 | 学習用サンプル | テスト用サンプル |
|----|---------|---------|----------|
| A | 初期特性核 | 100.0% | 97.3% |
| B | ぼけ増大特性核 | 99.9% | 96.9% |
| C | 変動吸収特性核 | 99.5% | 98.1% |

のである。なお、方法Aで正読されながら方法Cで誤読されたものはなかった。方法Bにおいてはそのような改善はなされず、返って正読率が落ちたのは、テンプレートにおいて類似したカテゴリーが接近してしまったため、類似カテゴリーに誤分類されるものが増えたことによっている。

5. 考察

5.1 文字品質と正読率

電総研常用平仮名データベースでは、文字シートごとに3段階(0, 1, 2)の文字品質記号が与えられている。0の方が整った字で、2の方がくずれた字である。本手法を用いたときの正読率を品質別に計算すると表3となる。

5.2 字種と正読率

字種による正読率の違いは、図7のとおりである。“さ”と誤読されやすい“き”の正読率が90%で最も低く、互いに混同されやすい“は”と“ほ”、“ち”、“ら”、“ろ”も正読率が低くなっている。

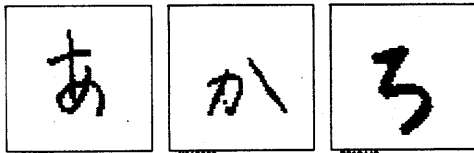
5.3 候補字種抽出能力

パターン整合法は従来、候補をしぼる、すなわち大分類するのに有効な方法とされてきた。そこでテスト用の各入力パターンに対して、距離値 $d(f)$ の小さい方の第 n 位までに正しい字種に対する距離値が含まれているかどうかを調べ、その割合を求めたところ、図8の結果が得られた。

全サンプルの99.6%までが正しい字種を第2位までに含んでいるというこの方法の優れた性能が確認できた。判定の方法を修正し、第1位と第2位の距離値が接近している場合には、この2者について新たに判別をやりなおすという2段階判定法を採用すれば、正読率は更に大きくなる。

表3 文字品質による正読率の違い

| 文字品質 | 0 | 1 | 2 |
|------|-------|-------|-------|
| 正読率 | 99.0% | 98.2% | 92.4% |



a) Correctly recognized patterns.



b) Misrecognized patterns.

図6 正読および誤読文字例
Fig.6-Examples.

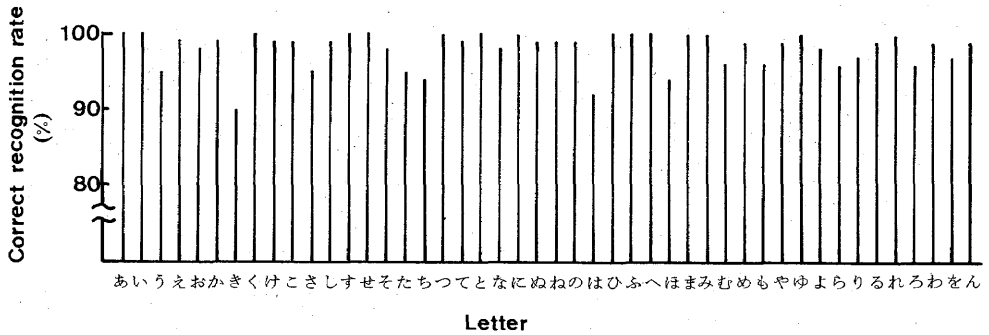


図7 字種ごとの正読率
Fig.7-Correct recognition rate for each letter.

5.4 学習用文字数と正読率

本実験では、各字種での学習用文字数 m を 200 にしたが、これをもっと小さくした場合の結果を図 9 に示す。 m が 10 以下になっても 90% をこえる高い正読率が得られている。初期特性核を使用したときと比較して、方法改良の効果が顕著である。

5.5 固有ベクトル数 k

本実験では固有ベクトル数 k を各字種共通に 29 としたが、他の k の値とテスト用サンプルの正読率との関係を示すと図 10 になる。正読率は $k=3$ で 94.4%、 $k=10$ で 96.9% となり、 $k=13$ 以降はすべて 97.5% をこえている。従って計算能率を考えるなら、 k をもっと小さな値にしてもよさそうである。 k を字種ごとに異なった値にしたときの効果は今後の検討課題である。

6. む す び

従来のパターン整合法で用いられてきた特性核に対して、変動吸収特性核を導入するという方法の改良を行って、手書き平仮名文字 4,600 個に対して、98.1% と

いう正読率を得ることができた。この正読率は、他の特性核に比べて大きな値であり、方法の改良が有効であったことを示している。

本実験では、特性核のすべてに同じ変形行列を作用させたが、字種ごとにそれに適した変形行列を取捨選択すれば、この成績は更に良くなるものと思われる。又、2段階判定をきめ細く行って正読率を更に上げることも考えられる。

ここでは、固有ベクトル数 k を決定する場合に、計算能率をある程度無視して大きな値にしたが、これももっと小さな値にできるとと思われる。

この方法は、学習文字数の小さいときでもかなり有効であった。学習用サンプルを多く集めることが困難な場合に、特にこの方法を活用すべきと考えられる。

以上はいずれも今後の検討課題である。

なお、この研究の一部は文部省科学研究費の補助に

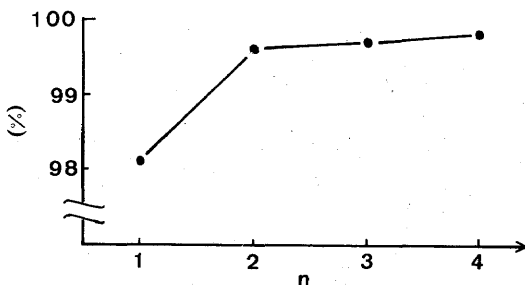


図8 候補字種を抽出する能力
縦軸は正しい字種の距離値が第 n 位までに含まれる文字の割合
Fig.8-The proportion of patterns having the true category within the n -th shortest distance.

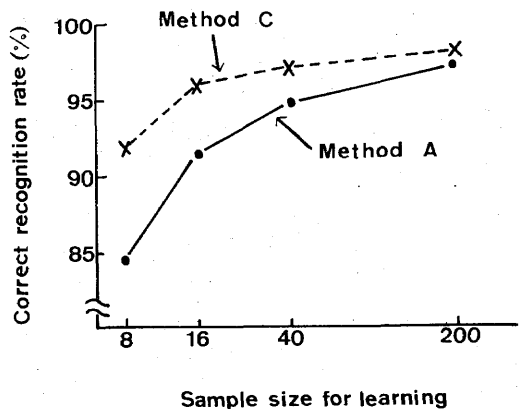


図9 学習文字数と正読率の関係
Fig.9-Correct recognition rate corresponding to the sample size.

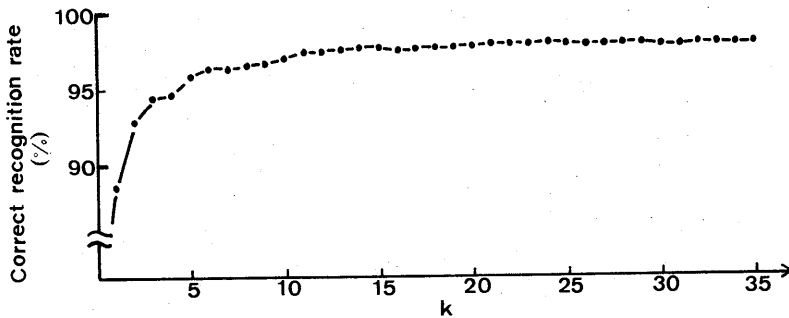


図10 テンプレートに採用した固有ベクトル数 k と正読率の関係
Fig.10-Correct recognition rate corresponding to the number k of eigen vectors adopted in recognition.

基づいて行われた。実験には名古屋大学大型計算機センターと名古屋大学工学部情報・自製の計算機を利用した。

謝辞 本研究に用いた常用手書き平仮名データベースを作製・提供された関係諸氏に敬意と深謝の意を表すると共に、日ごろ御指導を賜る名古屋大学工学部本多波雄教授、本研究に関し多くの面で御援助を賜った福村晃夫教授、吉村功助教授に厚くお礼申し上げます。

文 献

- (1) 山本, 山田, 森: “手書き平仮名文字認識(Ⅱ)凹凸構造認識辞書の自動統合”, 信学技報, PRL 79-4 (1979-04).
- (2) 木村, 堀尾, 塚本, 吉村, 三宅: “文字の構造情報抽出に用いる対応付けシステムと平仮名文字認識への応用”, 信学論(D), J63-D, 8, pp. 650-657 (昭55-08).
- (3) 塩野, 馬場口, 真田, 手塚: “方向性マッチングによる常用手書き文字の認識”, 信学論(D), J63-D, 5, pp. 402-409 (昭55-05).

- (4) 塩野, 小山, 真田, 手塚: “簡易伸縮整合法による手書き文字の認識”, 信学技報, PRL 79-80 (1980-01).
- (5) 安田, 藤沢: “文字認識のための相関法の一改良”, 信学論(D), J62-D, 3, pp. 217-224 (昭54-03).
- (6) 飯島泰蔵: “文字読取装置ASPET/71”, テレビ誌, 27, 3, pp. 157-164 (昭48-03).
- (7) Watanabe, S.: “Karhunen-Loeve Expansion and Factor Analysis”, Trans. 4th Prague Conf. on IT, pp. 635-660 (1965).
- (8) 飯島, 森: “人間の識別能力に迫るOCR“ASPET/71”, 日経エレクトロニクス(昭47-05-22).
- (9) 吉村, 木村: “手書き文字の個性が現れる特性の機械的計測化とその解析”, 信学論(D), J63-D, 9, pp. 795-802 (昭55-09).
- (10) 山田, 森: “手書き文字データ・ベースの変動解析(Ⅰ)”, 電総研彙報, 39, 8, pp. 580-599 (昭50-08).

(昭和55年9月8日受付, 11月4日再受付)