

P形フーリエ記述子を用いた手書き文字の オンライン筆者識別

大友 照彦[†] 佐藤 邦夫[†]
大槻 恭士[†] 原 健一^{††}

情報化社会において、本人を確認する有効な手段の必要性が増してきている。本論文では、文字の個人性がストロークの曲がり具合(曲率)に現れることに着目して、これを表現するP形フーリエ記述子を用いたテキスト依存形のオンライン筆者識別法について述べる。まず、手書き文字を一筆書きされた折れ線図形と考えて、線分の偏角の累積関数である全曲率関数を定義する。つぎに、それを周波数領域に変換(フーリエ変換)して、文字全体の折れ線図形および水平および垂直方向の筆点運動波形から得られる3種類のパワースペクトルを筆者の特徴とする。筆者識別実験では、34人が書いた18字種に対して、1文字当たりの平均筆者識別率は49.2%であり、平均筆者識別率の高い文字を順次13文字まで用いると100%の正解が得られた。

On-line Writer Discrimination of Hand-Written Characters Using P-type Fourier Descriptor

TERUHIKO OHTOMO,[†] KUNIO SATOH,[†]
TAKASHI OHTSUKI[†] and KEN-ICHI HARA^{††}

This paper presents a method for the on-line writer discrimination of hand-written characters on the basis of P-type Fourier descriptor. Each hand-written character is considered to be characterized by its stroke bending and writing velocity. Thus, three kinds of total curvature functions can be defined from some sampled points on the total stroke of each hand-written character. Then, three P-type Fourier descriptors can be obtained by Fourier transforming the curvature functions, and three power spectra which are defined by its descriptors, respectively, are used as the features of each hand-written character. In writer verification experiments, a discrimination rate of 100% was obtained for 34 persons, using 13 characters written by each person.

1. はじめに

情報化社会において、システムのコンピュータ化が進むと、情報の提供や金銭の受渡し等に端末機を利用する機会が急増する。特に、情報の管理や保護においてはプライバシーに属するデータも含まれているので悪用される危険性がある。したがって、情報の利用や金銭の受渡しに対して本人を確認する有効な手段の必要性が増してきている。

従来、利用者を自動的に確認する手段として、

- (1) パスワード識別、
- (2) 声紋識別、
- (3) 指紋識別、

- (4) 網膜血管網識別、
- (5) 顔写真識別

等の方法が考えられている。(1)は簡便で実用的であり、最も普及しているが、パスワードが解読され、盗用される事態も数多く発生している。本人確認の手段としては、声紋、指紋、顔写真等の本人固有の情報を用いれば良いが、情報の処理に膨大な時間や記憶容量を要したり、装置に費用がかかる等の問題があり、実用的ではない。

一方、筆跡により本人を自動確認する研究^{1,2)}が進められている。筆者識別は、識別に用いる情報により、オフライン形とオンライン形に分類³⁾できる。前者は、筆記過程に関する情報を用いずに、筆跡のみに着目して筆者識別を行うものである。文字を円弧パターン³⁾の頻度で特徴付ける方法^{3),4)}、字種単位に線分スペクトル分解を行い、2次統計量に含まれる原パターンの構造情報を特徴とする方法⁵⁾、2次元空間スペクトル

[†] 山形大学工学部

Faculty of Engineering, Yamagata University

^{††} 石巻専修大学理工学部

Faculty of Engineering and Science, Ishinomaki-Senshu University

を用いてニューラルネットワークで認識する方法⁶⁾等が提案されている。また、吉村らは局所円弧パターン法と文字の方向指数ヒストグラムを特徴とする方法により leaving-one-out 法¹⁴⁾を用いた筆者照合における最適な選択定数の決定法を提案⁷⁾している。しかし、オフライン型にはペンの太さなどの影響や偽筆に対する問題が常に存在する。

後者は、筆記過程に関する情報を利用して筆者識別を行うものである。今日、端末機でコンピュータネットワークへの接近許可や金銭の受け渡し許可等を自動的にしかも早く安全に行うことが重要視されている。そのためには入力する情報の種類が多くて偽筆し難く、他の特徴との併用が可能なオンライン型個人識別手法が望まれている。これには、特殊なペンを用いて署名時の筆跡や筆力等の時系列データを計測し識別を行う方式^{8),9)}、署名におけるペンの動きに着目し、筆力、ペン傾度の変化などの動的情報から特徴量を抽出して署名識別を行う方法¹⁰⁾等が提案されている。しかし、動的情報を検出する装置が大規模になり、手軽に用いるには問題がある。

現在の情報化社会では、筆者識別・照合システムへのアクセスがあった時点で早く正確な判断がなされるべきであり、その場で判断ができないのではいくら精度が良くても使用上問題になる。本論文では、パーソナルコンピュータレベルで使用可能なオンライン型筆者識別システムを目指し、一筆書きされた手書き文字の形状と筆速情報から得られる3種の全曲率関数のP形フーリエ記述子¹¹⁾を特徴とした簡易筆者識別システムを構築してその識別能力を調べることを目的とする。文字の個人性は、文字の概形やストロークの曲がり具合に現れるので、これらを局所的ではなく文字全体の特徴として適切に表現するP形フーリエ記述子を用いると効率の良い筆者識別システムが構築でき、フーリエ変換における分析次数の低減や使用するパワースペクトルの次数の削減などによる計算時間の減少も可能である。さらに、筆圧、筆速情報および音声情報など異なる特徴を同じ処理法で併用できるために個人識別精度をさらに向上させることが可能であり、真似のしにくい実時間システムが構築可能と考えられる。ここでは、水平方向と垂直方向の筆点運動波形も筆者の特徴に加えて筆者識別の精度を高め、計算時間の低減のために leaving-one-out 法⁷⁾を用いて、3種類の特徴パワーの併用効果、周波数特性および文字数の削減効果も検討している。

2. P形フーリエ記述子と特徴パターン

平面上の曲線を周波数領域で記述する方法として、上坂は閉曲線にも適用できるP形フーリエ記述子¹¹⁾を提案した。これは、曲線をフーリエ展開して得られる記述子であり、再生曲線の端点が原曲線のそれと常に一致するという優れた特徴を持つ。また、低次の係数には、原曲線の概形を示す情報が集約されており、情報圧縮の面からも良好な特徴になる。

本論文で提案する筆者識別法では、一筆書きの折れ線図形で表される文字や波形等の筆点座標系列を複素平面上の点列

$$z(0), z(1), \dots, z(m)$$

で表して、このような点列から得られる3種類の筆点運動波形のP形フーリエ記述子を手書き文字の特徴として用いる。ここで、 m は長さの等しい線分の数であり、2のべき乗となる整数（ここでは256）に選ぶ。

図1は手書き文字の特徴抽出過程を示す。入力された手書き文字の大きさや位置は、前処理によって正規化される。次に、正規化された手書き文字の新しい筆点座標の点列 (x_j, y_j) ($j=0, 1, 2, \dots, m$) を、次のような3種類の筆点運動波形に分解する。

- (a) 文字形状全体の筆点運動波形 (x_j, y_j)
- (b) 水平方向の筆点運動波形 (x_j, t_j)
- (c) 垂直方向の筆点運動波形 (y_j, t_j)

(a)の文字全体の筆点運動波形の座標 (x_j, y_j) は、筆点の位置を一定の時間間隔 (Δt) でサンプリングすることにより得られる。そこで、(b)は x 座標を時間の関数として、(c)は y 座標を時間の関数として表したものを運動波形とする。これらの3種類の波形の座標

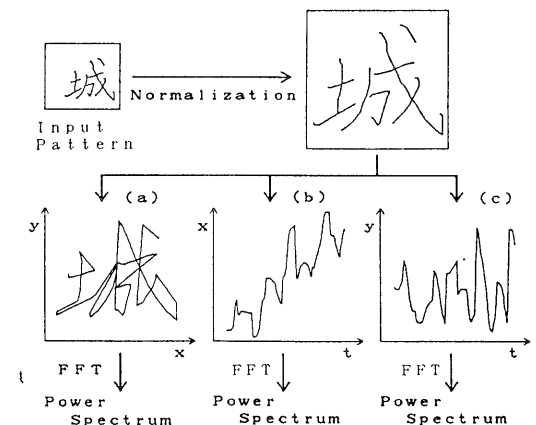


図1 特徴抽出過程

Fig. 1 Process of feature extractions.

系列をそれぞれ実数軸と虚数軸からなる複素平面上の点列 $z(j)$ ($j=0, 1, 2, \dots, m$) と考えて、二つのベクトル $(z(j)-z(j-1))$ と $(z(j+1)-z(j))$ とのなす偏角を $\alpha(j)$ とする。ここで、手書き文字の筆点運動波形におけるすべての偏角の累積関数である全曲率関数 $\theta(j)$ は、次のように定義¹¹⁾される。

$$\begin{cases} \theta(0)=\alpha(0) \\ \theta(j)=\theta(j-1)+\alpha(j) \quad (j=1, \dots, m-1) \end{cases} \quad (1)$$

ただし、 $\alpha(0)$ はベクトル $(z(1)-z(0))$ と実数軸 (水平軸) との成す角度である。

このような $\theta(j)$ を用いて、複素数値関数 $w(j)$ を $w(j)=\exp(i\theta(j))$

と定義して、手書き文字の P 表現と呼ぶ。ただし、 i は虚数単位である。

$w(j)$ ($j=0, \dots, m-1$) から、次式で定義される関数

$$c(k)=\frac{1}{m} \sum_{j=0}^{m-1} w(j) \exp\left(-2\pi i \frac{jk}{m}\right) \quad (k=0, 1, \dots, m-1) \quad (2)$$

は $w(j)$ の離散フーリエ変換であり、 $c(k)$ を P 形フーリエ記述子¹¹⁾と呼ぶ。

そこで、3種類の筆点運動波形の P 形フーリエ記述子 $c_f(k)$ ($f=1, 2, 3$) の実部 $\alpha_f(k)$ と虚部 $\beta_f(k)$ から同じ次数 k に対する二つのパワースペクトル^{12), 13)}を定義する。

$$a_f(k)=10 \cdot \log(\alpha_f^2(k) + \beta_f^2(k)) \quad (3)$$

$$(k=0, 1, \dots, m/2), (f=1, 2, 3)$$

$$b_f(k)=10 \cdot \log(\alpha_f^2(m-k) + \beta_f^2(m-k)) \quad (4)$$

$$(k=1, 2, \dots, m/2-1), (f=1, 2, 3)$$

ただし、 $a_f(0)$ はパワースペクトルの直流成分である。

また、ここで3種類の筆点運動波形の線分の全長も筆者の特徴と考えると、それらの値を $b_f(0)$ としてパワースペクトルに含めることにする。以後、このような3種類のパワースペクトルを特徴として用い、それぞれ形状パワー、水平パワー、垂直パワーと略称する。

3. 筆者識別システム

3.1 文字入力と前処理

筆者識別システムのハードウェアは、パーソナルコンピュータと、タブレットとして機能するメディアグラフから構成される。メディアグラフは文字入力のために使用する。

筆者識別におけるテキスト文字として、『山形大学は米沢市城南3丁目にあります』からなる18文字を使

山形大学は米沢市城南3丁目にあります
山形大学は米沢市城南3丁目にあります
山形大学は米沢市城南3丁目にあります
山形大学は米沢市城南3丁目にあります
山形大学は米沢市城南3丁目にあります
山形大学は米沢市城南3丁目にあります
山形大学は米沢市城南3丁目にあります
山形大学は米沢市城南3丁目にあります
山形大学は米沢市城南3丁目にあります
山形大学は米沢市城南3丁目にあります
山形大学は米沢市城南3丁目にあります
山形大学は米沢市城南3丁目にあります
山形大学は米沢市城南3丁目にあります
山形大学は米沢市城南3丁目にあります
山形大学は米沢市城南3丁目にあります
山形大学は米沢市城南3丁目にあります

図2 手書き文字の例

Fig. 2 Examples of hand-written characters.

用した。被験者34人には、筆順の制約を与えないでディスプレイ画面上の 100×100 ドットの正方形領域を見ながらスタイラスペンで5回ずつ日を変えて書いてもらった。入力される文字は、メディアグラフのボード上の 50×50 mm の枠内に書かれる。この時、筆点の位置が一定時間間隔でサンプリングされて、平面上の座標の点列として記録される。このようにして得られた17人分の手書き文字の例を図2に示す。

前処理段階では、位置や大きさの異なる手書き文字を正規化する。すなわち、 100×100 ドットの正方形の領域内に入力された文字を、図1に示すように 200×200 ドットの正方形の領域の90%まで縦と横の比率を変えないで拡大する。

3.2 特徴の抽出

正規化された文字は、図1に示すようにその筆点座標の点列から3種類の筆点運動波形に変換される。この時、不等長線分から成る筆点運動波形は、それぞれ等長な256個の線分からなる筆点運動波形に近似される。筆点数を256に選択したのは、画数の多い文字に対しても滑らかな一筆書きの文字が得られるように考慮したためである。式(1)により、それらの筆点運動波形の全曲率関数がそれぞれ定義されて、式(2)のフーリエ変換が行われる。引き続き、式(3)、(4)

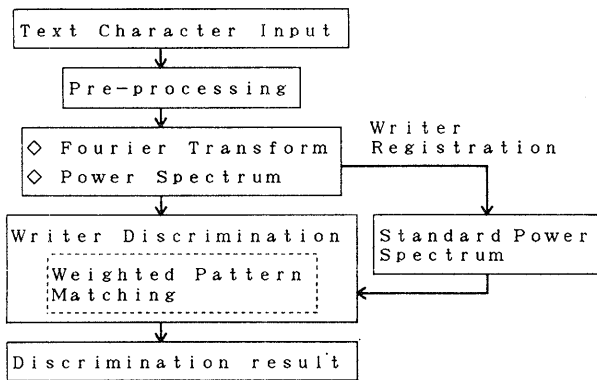


図3 筆者識別のブロック図

Fig. 3 Block diagram of writer discrimination.

のパワースペクトル（形状パワー、水平パワー、垂直パワー）が128次まで求められる。筆者識別には30次までの低域成分と、40次から120次まで10次おきとその前後3個を平均したものと126~128次のパワースペクトルを平均したものを合わせて、計41個のパワースペクトルを用いた。このようなパワースペクトルを用いたのは、(1)特徴量の低減、(2)パターンクラスの特徴は低域成分に集約されている、(3)筆者個人の特徴は高域成分にも含まれている可能性がある、等を考慮したためである。

3.3 筆者識別アルゴリズム

識別アルゴリズムの流れ図を図3に示す。オンライン形筆者識別の場合、予め参照筆記として本人の標準特徴パワーを登録しておく。ここでは、標準特徴パワーとして、5回の筆記パターンのうち、4回の筆記パターンの特徴パワーをそれぞれ平均したものを用いた。文字が入力されると、その未知筆記から特徴パワーを抽出して、登録してある全員の標準特徴パワーとそれぞれ比較する。

標準特徴パワーとの比較には、重み付きパターンマッチング法を採用した。すなわち、識別文字数を q とすれば、未知筆記の特徴パワー $a_f(k)$ 、 $b_f(k)$ と登録者(p)の標準特徴パワー $a_{f,p'}(k)$ 、 $b_{f,p'}(k)$ のそれぞれの差の重み付き2乗和を k 、 f および q について累積加算して、それが最小となる参照筆記の筆者を未知筆記の筆者と認定する。

$$\min_p \left\{ \sum_{q=1}^{18} \sum_{f=1}^3 \sum_{k=0}^{40} W_k \{ (a_f(k) - a_{f,p'}(k))^2 + (b_f(k) - b_{f,p'}(k))^2 \} \right\} \quad (5)$$

式(5)では、特徴パワーの高域成分が筆者識別に及ぼす影響を調べるために、次のような重み付きパターンマッチング法を採用した。すなわち、次数 k に対する重み W_k ($k=0, 1, 2, \dots, 40$)は、

$$W_k = \exp(-|k|/\alpha) \quad (6)$$

で表される。ここで、 α は重み定数である。重み W_k を付加することにより特徴パワーの効果調節することができる。

4. 筆者識別実験

4.1 重みの効果

特徴パワーの高域成分が筆者識別に及ぼす影響を調べるために導入された式(6)の重み関数の効果について検討する。そこで、種々の重み定数の値を用いた筆者識別実験(34名、18文字)を行い、重み定数の最適値を調べた。表1は、重み定数を変化させたときの1文字当たりの平均筆者識別率を示す。1文字当たりの平均筆者識別率は、重み定数5000(重みを付けないものとはほぼ等しい)の場合には最小値40.7%であり、重み定数が5の場合には最大値49.2%となって8.5%上昇する。このように、特徴パワーの次数の増加に対して、指数関数的にパワーを減衰させる重み係数 W_k を用いることは有効であると考えられる。ただし、選択された31~40番目の特徴パワーに対する重みは、本来の次数での重みより高次の特徴パワーを重視した重みになるが、識別率への影響は小さいので連続的に扱っても問題は少ない。そこで、以後の筆者識別では、重み定数を5に選定して実験を行った。

4.2 筆者識別

被験者34人に5回書いてもらった18文字の筆跡に対して、式(5)に基づいて筆者識別を行った。以後の

表1 重み定数と平均筆者識別率の関係

Table 1 Relation between the weight coefficient and the averaged writer discrimination rate.

重み定数	正解 (%)	2位 (%)	3位 (%)
5000	40.7	53.3	60.6
10	47.6	60.3	68.1
7	48.9	61.4	69.5
6	49.0	61.7	69.7
5	49.2	62.0	69.7
4	48.4	62.0	69.6

すべての実験では、“leaving-one-out”法^{7),14)}を用いて4パターンで標準パターンを作成し、残りの1パターンで識別(オープン実験)をすることを順次5回実行することで評価した。さらに、筆跡の特徴として、(1)形状パワー、(2)水平パワーと垂直パワーの併用、(3)3種類の特徴パワーの併用等をそれぞれ用いた場合の実験を行った。それらの実験の結果、何れの筆跡の特徴を用いても18文字を使用すれば、オープン実験では100%の筆者識別率が得られた。PC-9801 RA (486 CPU)を用いた識別処理時間は、18文字の3種のパワースペクトル化に1分20秒、登録者(34人)の筆者識別に1分40秒/人程度かかるが、FFTボードの使用やデータ処理の改良等により短縮は可能である。

図4は、筆者識別の実験結果の1例を示す。被験者T, K, Mにそれぞれ5回書いてもらった筆跡について筆者識別を行った結果を示す。ここでは、登録者34名をそれぞれアルファベットA~Xおよび仮名ア~クの中の1文字で表記している。何れも“leaving-one-out”法を用いて、標準特徴パワーを求めるためには用いていない未知筆記の筆者に対するオープン実験結果である。各行は登録されている標準特徴パワーとの重み付き2乗誤差の総和が小さい順に第1位から第3位までの登録者と2乗誤差の総和を示す。図4から、被験者T, K, Mの筆跡は、何れもそれぞれ登録者T, K, Mの標準特徴パワーとの2乗誤差が最小になっている。また、被験者KとMの字は良く似ていて互いに3位以内の候補に上がっているが、1位と2位の2乗

SUB T		
1. T (77.1)	2. I (101.4)	3. N (103.5)
1. T (72.0)	2. S (97.0)	3. H (100.2)
1. T (60.6)	2. I (94.2)	3. O (94.8)
1. T (73.1)	2. S (101.9)	3. I (104.1)
1. T (76.3)	2. N (108.0)	3. K (109.3)
SUB K		
1. K (78.8)	2. T (106.7)	3. M (107.4)
1. K (71.3)	2. M (99.3)	3. I (102.7)
1. K (65.9)	2. M (95.3)	3. I (101.7)
1. K (63.7)	2. M (98.7)	3. N (102.4)
1. K (62.9)	2. M (83.4)	3. J (89.9)
SUB M		
1. M (69.2)	2. I (87.8)	3. K (94.9)
1. M (78.4)	2. H (100.9)	3. W (108.5)
1. M (65.4)	2. K (87.5)	3. N (87.6)
1. M (71.4)	2. Y (97.1)	3. K (99.0)
1. M (79.5)	2. I (106.6)	3. K (106.7)

図4 被験者T, KおよびMの識別結果
Fig. 4 Experimental results for subjects T, K and M.

誤差の差が大きく、2位以下では2乗誤差の差は互いに接近している。オープン実験の2乗誤差(34×5サンプル)を統計的に調べると、1位の2乗誤差の平均は74.0(標準偏差12.7)であり、2位と3位ではそれぞれ103.9(標準偏差11.1)と106.7(標準偏差10.5)となり、1位の2乗誤差は他のものより明らかに小さい。

4.3 字種別筆者識別実験

前節の筆者識別の実験結果は18文字すべてを用いた場合であるが、識別に要する文字数や筆跡の特徴が多くなると、計算時間が長くなり、記憶容量も増大する。そこで、計算時間の短縮と記憶容量の縮小の方法について検討する。

識別に要する文字数を減らす場合に、字種の選択が識別の精度に大きな影響を及ぼす。すなわち、個性のよく現れる文字を使用すれば文字数の低減および識別精度の向上が可能になる。そこで、18文字についてそれぞれ1文字の筆者識別率、すなわち字種別筆者識別率を調べる。

図5は、全被験者平均の字種別筆者識別率を示す。黒の棒グラフが第1位で、ハッチングを施したグラフが第2位以内で、白い棒グラフが第3位以内で正解した筆者識別率を示す。図5から分かるように、「城」、「は」、「学」、「ま」の1文字当たりの平均筆者識別率は57%を越えるが、「り」、「丁」、「目」、「大」等は45%以下となる。一般に、画数の多い文字やバランスの悪い文字は筆者識別率が高いと考えられているが、

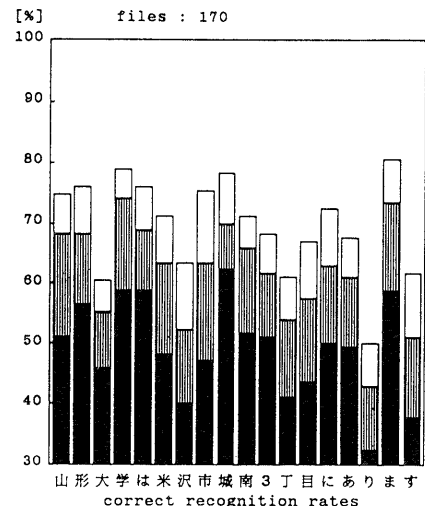


図5 字種別筆者識別率
Fig. 5 Writer discrimination rate of each character.

表 2 3種類の特徴パワーによる平均筆者識別率
Table 2 Averaged writer discrimination rate by using three kinds of extraction power spectra.

使用する特徴	正解 (%)	2位 (%)	3位 (%)
3 特徴パワー	49.2	62.0	69.7
水平・垂直パワー	42.1	54.9	63.1
形状パワーのみ	34.9	49.3	57.3

この実験結果でもそのような傾向がみられる。最大の筆者識別率は、「城」の 64.1%，最小の筆者識別率は「り」の 32.4% である。また、字種別筆者識別率の平均は 49.0% である。

4.4 特徴パワーの効果

本識別法では、3種類の特徴パワーを用いている。これらの特徴が平均筆者識別率に及ぼす影響を調べるために、(1)3種類の特徴パワーを併用する、(2)水平パワーと垂直パワーを併用する、(3)形状パワーのみを用いる、等の場合について、それぞれ実験を行った。表 2 は、3種類の特徴パワーによる 1文字当たりの平均筆者識別率を示す。表 2 から、形状パワーのみを用いたときには、1文字当たりの平均筆者識別率は 34.9% である。また、3種類の特徴パワーを用いたときの 1文字当たりの平均筆者識別率と水平・垂直パワーを用いたときのそれを比較すると、形状パワーが加わったために 7.1% 増加する。一方、水平・垂直パワーと形状パワーの識別率の差は 7.2% であり、これは筆速情報による上昇分と考えられる。また、3種類の特徴パワーを併用すると、形状パワーのみを使用する場合より 14.3% 向上するので、3種類の特徴パワーの併用効果が非常に大きいことが分かる。

4.5 周波数特性

筆者識別において用いる 3種類の特徴パワーでは、3.2 節で述べたように、0 次から 30 次までの低域のパワーと 31~128 次の高域の中から選ばれた 10 個のパワーの合計 41 個の特徴パワーを使用している。そこで、使用する特徴パワーの次数が筆者識別に及ぼす影響を調べる。表 3 は筆者識別のために用いる特徴パワーの次数の範囲と 1文字当たりの平均筆者識別率の関係を示す。

表 3 から分かるように、30 次より高域の特徴パワーは使用しなくても 1文字当

表 3 パワースペクトルの次数と平均筆者識別率の関係
Table 3 Relation between averaged writer discrimination rate and used order of power spectra.

パワースペクトル次数	正解 (%)	2位 (%)	3位 (%)
0-40	49.2	62.0	69.7
0-30	49.1	61.9	69.6
5-40	41.0	53.8	61.4
11-40	21.3	32.1	38.2

りの平均筆者識別率への影響は少ないが、低域の特徴パワーを使用しないとそれは大きく低下する。この結果から、筆者の特徴は文字の大まかな概形に強く現れていることが分かる。

4.6 識別対象文字数の削減

3.2 節で、18文字すべてを筆者識別の対象とした場合には、34人の登録者を正しく識別できることを示した。次に、計算時間を短縮するために、字種別筆者識別率の高い文字から順次使用して、100%の筆者識別率を得るのに必要な文字数を調べた。筆者識別の実験結果を表 4 に示す。字数の増加と共に筆者識別率は上昇し、13文字以上使用すると 100%の筆者識別率が得られた。このように、18文字すべてを使用しなくても正しい識別が可能であり、個性のでる文字列の使用によりさらに文字数の低減も可能と考えられる。

5. おわりに

本論文では、予め定められたテキスト文字を手書きで書くことにより、オンラインで筆者を識別する方法

表 4 使用文字数と筆者識別率の関係
Table 4 Relation between writer discrimination rate and used character patterns.

使用字種	正解 (%)	2位 (%)	3位 (%)
城	62.4	70.0	78.2
城+は	81.8	85.3	91.2
城+は+南	86.5	92.4	94.7
城+は+南+山	91.8	94.7	97.1
城+は+南+山+学	94.7	97.7	97.7
城+は+南+山+学+3	97.1	98.8	99.4
城+は+南+山+学+3+市	97.1	100.0	100.0
城+は+南+山+学+3+市+形	97.7	100.0	100.0
城+は+南+山+学+3+市+形+に	98.2	100.0	100.0
城+は+南+山+学+3+市+形+に+あ	98.8	100.0	100.0
城+は+南+山+学+3+市+形+に+あ+米	98.8	100.0	100.0
城+は+南+山+学+3+市+形+に+あ+米+大	99.4	100.0	100.0
城+は+南+山+学+3+市+形+に+あ+米+大+ま	100.0	100.0	100.0

について述べた。筆者識別のための特徴として、手書き文字の一笔書きの形状、水平方向および垂直方向の筆点運動波形の三つの波形から、それぞれP形フーリエ記述子を計算し、それらのパワースペクトルを用いた。筆者識別には、手書き文字の3種類の特徴パワーと登録されている各個人の標準特徴パワーの差の重み付き2乗誤差に基づく評価法を用いた。本実験の結果をまとめると次のようになる。

- (1) 各文字の平均筆者識別率は、1文字当たり32.4～64.1%であり、識別率の高い13文字を使用すれば34人の登録者を正しく識別できる。
- (2) 3種類の特徴パワーの併用効果が大きく、形状のみの特徴を用いるよりも平均筆者識別率が14.3%向上する。
- (3) 筆速情報を付加することにより、平均筆者識別率は7.2%向上する。

筆者識別における今後の問題点としては、偽筆対策が挙げられる。その対策法の一つとして、本識別法に用いた形状と筆速の特徴に加えて、筆圧情報や音声情報等も考慮した識別法を開発する必要がある。また、偽筆排除を自動化するために、各登録者の平均2乗誤差やその分散などを統計的に調べて、最適しきい値の選定法、個性の出る識別対象文字の選定などを検討する必要がある。

参 考 文 献

- 1) 吉村ミツ, 吉村 功: 筆者認識技術の最近の動向, 信学誌, Vol. 72, No. 7, pp. 788-791 (1989).
- 2) 吉村 功, 吉村ミツ: 筆者識別技術の現状, 計測と制御, Vol. 25, No. 8, pp. 694-700 (1986).
- 3) 吉村ミツ, 吉村 功: 局所円弧パターン法を用いた筆者識別, 信学論 (D-II), Vol. J74-D-II, No. 2, pp. 230-238 (1991).
- 4) 吉村ミツ, 吉村 功: 相似パターンの頻度による筆者識別, 信学論, Vol. J72-D-II, No. 12, pp. 2051-2060 (1989).
- 5) 尺長 健, 金子 博, 淀川英司: 2次線分統計量の線分スペクトル分解—テキストチャタからの手書き文字個人性情報の抽出—, 信学論, Vol. J67-D, No. 4, pp. 488-495 (1984).
- 6) 長谷川孝明, 津田雄則, 羽倉幸雄: 2次元空間スペクトルとニューラルネットワークを用いた手書き文字の筆者認識, 信学論, Vol. J73-D-II, No. 12, pp. 2083-2085 (1990).
- 7) Yoshimura, I. and Yoshimura, M.: Off-line Writer Verification Using Characters as the Object, *Pattern Recogn.*, Vol. 24, No. 9, pp. 909-915 (1991).
- 8) Zimmermann, K. P. and Varady, M. J.: Hand-writer Identification from One-bit Quantized Pressure Patterns, *Pattern Recogn.*, Vol. 18, No. 1, pp. 63-72 (1985).
- 9) Crane, H. D. and Ostrem, J. S.: Automatic Signature Verification Using a Three-axis Force-sensitive Pen, *IEEE Trans. Syst. Man. Cybern.*, Vol. SMC-13, No. 3, pp. 329-337 (1983).
- 10) 田口英郎, 桐山公一, 田中永二, 藤井克彦: ペンの動きに着目したオンライン署名識別法, 信学論, Vol. J71-D, No. 5, pp. 830-840 (1988).
- 11) 上坂吉則: 開曲線にも適用できる新しいフーリエ記述子, 信学論 (A), Vol. J67-A, No. 3, pp. 166-173 (1984).
- 12) 大友照彦, 石谷幹夫, 原 健一: 神経回路モデルを用いたオンライン手書き漢字認識, 信学論, Vol. J73-D-II, No. 8, pp. 1275-1280 (1990).
- 13) 大友照彦, 原 健一: P形フーリエ記述子を用いたオンライン手書き漢字認識, 情報処理学会論文誌, Vol. 34, No. 2, pp. 281-288 (1993).
- 14) Duda, R. O. and Hart, P. E.: *Pattern Classification and Scene Analysis*, pp. 75-76, Wiley-Interscience, New York (1973).

(平成5年8月3日受付)

(平成6年9月6日採録)



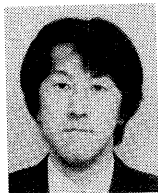
大友 照彦 (正会員)

昭和18年生。昭和46年山形大学大学院工学研究科電気工学専攻修士課程修了。工学博士。山形大学工学部教授。手書き文字および音声認識、神経回路網モデルを用いたパターン認識に関する研究に従事。電子情報通信学会、計測自動制御学会、神経回路学会、日本音響学会各会員。

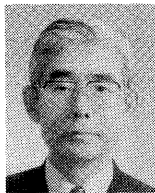


佐藤 邦夫

昭和22年生。昭和47年東北大学大学院理学研究科数学専攻修士課程修了。同年山形大学工学部共通講座助手。線形作用素による関数近似論、手書き文字の筆者認識に関する研究に従事。日本数学会会員。

**大槻 恭士**

昭和40年生。昭和63年東北大学工学部情報工学科卒業。平成2年同大大学院博士課程前期2年の課程情報工学専攻修了。平成5年同大学院博士課程後期3年の課程情報工学専攻修了。博士(工学)。現在山形大学工学部共通講座助手。言語情報を利用した音声・文字認識の研究に従事。電子情報通信学会、日本音響学会各会員。

**原 健一**

昭和6年生。昭和39年東北大学大学院工学研究科博士課程修了。工学博士。現在、石巻専修大学理工学部電子材料工学科教授。主として脳の情報処理、パターン認識の研究に従事。電子情報通信学会、神経回路学会各会員。