方向特徴と方向変化特徴を用いたオンライン手書き文字認識

正員 岡本正義 (三洋電機)

正員 山本和彦 (岐阜大学)

On-line Handwriting Character Recognition using
Directional Features and Direction-Change Features

Masayoshi Okamoto, Member (SANYO Electric Co.,Ltd.), Kazuhiko Yamamoto, Member (Gifu University)

We propose a new on-line recognition method to recognize handwritten cursive-style Japanese characters correctly. Our method simultaneously uses both directional features, otherwise known as off-line features, and direction-change features which we designed as on-line features. The direction-change features express where in the mesh and in which direction the character's coordinates change. These features express both written strokes in the pen-down state and unwritten imaginary strokes in the pen-up state. The recognition rate was improved by our method over the traditional method using only directional features.

キーワード：オンライン文字認識, 手書き漢字, 続け字, 崩し字, 特徴抽出, パターンマッチング, 相関法

1. ま え が き

近年、携帯型情報機器などでペン入力が使われてきている。特にペンは、ポインティングが容易であること、入力面が小さくても使えることで昨今注目されている。ペンで文字を入力するためのオンライン手書き文字認識技術⁽¹⁾は、今まで多くの研究がなされ、その多くはストロークマッチング法⁽²⁾である。現在では、丁寧に筆記された文字を対象にした認識技術が実用化されている。自由に筆記された文字を対象に、筆順、画数、字形の変動へ徐々に対応されてきているが⁽³⁾、今だに大きな課題として残っており、研究が進められている。また、現在では、図1に示すように記入枠に1文字ずつ筆記する方式が使われているが、より自由度の高い文字入力を目指して、文字列として連続して筆記できるように文字切り出し技術の研究が進められている。文字切り出し技術においては、文字ピッチなどの物理的特徴と文字認識結果(類似度)、言語処理を融合することが有効であるが、特に文字認識性能が大きく切り出し性能に影響する⁽⁴⁾。このように、筆記自由度の高い文字入力環境を実現するためには、崩し字などの低品質の文字を高精度に認識する技術が重要である。

主な文字認識手法として、学習に対応した構造的解析の手法⁽⁵⁾⁽⁶⁾、HMMモデルを用いた手法⁽⁷⁾⁽⁸⁾⁽⁹⁾、アフィン変換を用いた手法やオフラインの特徴である方向特徴をオンライン認識へ適用した手法⁽¹⁰⁾⁽¹¹⁾などがある。方向特徴⁽¹²⁾⁽¹³⁾⁽¹⁴⁾は、文字のパターン情報から抽出するため、筆

順、画数に影響されないという長所がある。しかし、崩し字など、字形が大きく変動した場合、特にストローク方向が変動した場合に方向特徴が安定せず誤認識を起こしやすい。

筆者らは、文字を速く自由に筆記するつれ、通常ではストローク間でペンが上がっている状態から次第に下がって一筆書き状態になってゆき、また字形が崩れてくるものの、全体的なペンの動き、特に方向変化は安定していることに着目し、方向と方向変化を特徴量とした新しい認識手法を考案した。方向特徴が筆順、画数の変動に強いことに加え、方向変化特徴による字形変動への対応を行うことにより、筆順、画数、字形の全ての変動への対応を狙った手法である。筆記されたストロークからだけでなく、ペンアップ区間(仮想ストローク)を考慮したペンの全体的な動きの中から方向変化特徴を抽出することにより、方向特徴の面からだけでなく、方向変化特徴の面からも画数変動への対応を図った。方向変化特徴は、どの位置でどのような方向変化があったかを特徴量としており、方向変化の順序は無関係であるため、筆順変動にも大きくは左右されない。方向特徴がオフライン特徴であるのに対し、方向変化特徴はオンライン特徴であることから、提案手法はオフライン、オンライン両特徴の融合手法でもある。

本論文では、方向特徴と方向変化特徴を用いた提案手法について説明し、その有効性について検証する。また、筆者らは、丁寧に筆記された文字のストローク間の距離(仮想ストロークの長さ)が短いほど、自由な筆記では続けて筆記されやすいという仮説を立て、方向変化特徴の算出関

数を定義して認識実験を行った。その仮説の真偽についても検証する。

図1 文字入力画面

Fig. 1. Display screen for character input

2. 文字認識手法

今まで研究されているオンライン文字認識手法としては、ストロークの時系列座標データから直接抽出したオンライン特徴だけを用いた手法⁽¹⁵⁾⁽¹⁶⁾⁽¹⁷⁾⁽¹⁸⁾が多い。最近では、ストロークの座標データからビットマップデータに一旦変換し、そのビットマップデータ（イメージデータ）から方向特徴を抽出して主にそのオフライン特徴を用いている手法⁽¹⁰⁾⁽¹¹⁾もある。筆者らの提案手法⁽²³⁾は、オンライン特徴とオフライン特徴の両方を用いている。

図2に本認識手法（DDCPM: Directional and Direction-Change Pattern matching）の認識処理を示す。

図2 DDCPM 法の認識処理

Fig. 2. DDCPM method's recognition process

まず最初に、オンラインデータ（ストロークデータ）からビットマップデータに変換する。次に、ビットマップデータとオンラインデータを非線形正規化する。非線形正規化されたビットマップデータから方向特徴を抽出し、非線形正規化されたオンラインデータから方向変化特徴を抽出す

る。これらの特徴量（特徴パターン）をばかし処理した後、大分類用に特徴量の次元数削減を行って大分類用辞書と照合して大分類を行う。その後、次元数削減前の特徴量と認識用辞書との照合により、最終的な文字認識結果を得る。

〈2・1〉 ビットマップデータへの変換 筆記文字のオンラインデータ（64×64ドット内）に基づき、各筆跡座標を3ドットの幅で直線で結ぶことにより、ビットマップデータ（64×64ドット内）を得る。

〈2・2〉 非線形正規化 筆記文字のビットマップデータを線密度イコライゼーション⁽¹⁹⁾⁽²⁰⁾によって非線形正規化する。この例を図3(a)に示す。非線形正規化の度合いを示す α パラメータは1.0とした。ビットマップデータの非線形正規化の際に求めておいた線密度分布に基づいて、オンラインデータに対して非線形正規化を行う。この例を図3(b)に示す。この時、オンラインデータのままだ非線形正規化しているため、時系列座標データの順序は保たれている。

図3 非線形正規化

Fig. 3. Non-linear normalization

〈2・3〉 方向特徴 ビットマップデータからストロークの輪郭点を抽出し、各輪郭点の前後2点を結ぶ線分を4つの方向〔垂直（|）、右上がり（/）、水平（—）、左上がり（\）〕に量子化する。各方向ベクトルの位置を輪郭点からストロークの中心へ平均ストローク幅の1/2だけ移動する中心化を行って、16×16メッシュに次元数を落として、図4に示す4方向パターンを作成する⁽¹²⁾⁽¹⁴⁾。この図において、各メッシュの濃さは特徴量の強さ（方向ベクトルの寄与度）を表している。

図4 方向特徴

Fig. 4. Directional features

〔2・4〕 筆記領域特徴 同一形状で位置や大きさの異なる文字（「,」,「'」,「_」,「-」,「—」など）を区別するため、筆記領域特徴を補助的に使っている。筆記領域特徴は、どの領域に筆記されたかを大まかに表すものであり、次のようにして求める。筆記された文字の矩形領域の周辺に、まず文字矩形領域のそれぞれ横の大きさ、縦の大きさの40%+15ドットを加える。次に、少なくとも40×40ドットから64×64ドットの大きさになるように更に周辺にスペースを加えて拡大する。その領域が元の64×64ドットの領域（記入枠に相当）に占めている領域を1、それ以外の領域を0としたパターンを求め、その1/4に圧縮にしたパターン（16×16次元）を筆記領域特徴とする。筆記領域特徴の例を図5に示す。

図5 筆記領域特徴
Fig. 5. Written area features

〔2・5〕 方向変化特徴

〔2・5・1〕 ペンダウン状態での方向変化特徴 非線形正規化されたオンラインデータから図6に示すように、方向変化が起きた場所、方向変化の度合い、方向変化後の方向を求める。

図6 方向変化特徴
Fig. 6. Direction-change features

方向変化が起きた場所における方向変化特徴量（Fdc）を式（1）に示す。この方向特徴量（Fdc）を、図6に示すように、方向変化後の方向（8方向）別の特徴空間（16×16メッシュ）の方向変化が起きた場所に対応する位置にマッピングする。図中、特徴空間（特徴パターン）に示している筆記文字は、方向変化位置を分かり易く説明するためのものであり、特徴パターン（特徴量）ではない。全ての方向変化点に対して同様の処理を行い、方向変化後の方向別

の8種の方向変化特徴パターンを求める。

$$Fdc = \frac{|D\theta|}{60} + 1 \dots\dots\dots (1)$$

但し
Dθ：方向変化角度
(-180 ≤ Dθ ≤ 180)

第2の方向変化特徴としてサークル特徴がある。図7に示すように、ストロークがループしている個所を検出し、その中心位置と半径を求める。その位置における特徴量（Fc）を式（2）で求め、サークル特徴空間（16×16メッシュ）のループ中心位置に対応する位置にマッピングする。全てのループ個所に対して同様の処理を行い、サークル特徴パターンを求める。

図7 方向変化（サークル）特徴
Fig. 7. Direction-change (circle) features

$$Fc(xc,yc) = Min(\frac{最大半径}{rc}, 最大Fc) \dots\dots\dots (2)$$

但し
rc = (ra + rb)/2
ra：長径，rb：短径
最大半径：32，最大Fc：8

〔2・5・2〕 ペンアップ・ダウン状態での方向変化特徴 自由に文字を筆記した場合、続け字になりやすく、ストロークを次のストロークと続けて筆記されることが多い。速く筆記すればする程、この傾向は強くなる。そこで、筆者らは、続け字に対応するため、図8に示すように、実際に筆記されたストローク（実ストローク）からだけでなく、ペンがアップしている状態をも考慮して、方向変化特徴を抽出することにした。

図8 仮想ストローク
Fig. 8. Imaginary strokes

図8に示すように、各ストロークの終点と次のストロークの始点を結んだ直線を仮想ストロークと定義する。図9

に示すように、実ストロークと仮想ストロークの接続点における方向変化を検出して方向変化特徴を抽出し、方向変化後の方向別の特徴空間にマッピングする。仮想ストロークを考慮する場合と考慮しない場合とでは、同じ特徴空間を用いているため、方向変化特徴の次元数の増減はない。

図 9 方向変化特徴（仮想ストローク）
Fig. 9. Direction-change features (Imaginary strokes)

仮想ストロークを考慮した場合の実ストロークと仮想ストロークの各接続点における方向変化特徴量 (Fdc') を式 (3) に示す。

$$Fdc' = \left\{ \frac{|D\theta|}{60} + 1 \right\} \times W(L_{imag}) \dots\dots\dots (3)$$

但し
Dθ: 方向変化角度
(-180 ≤ Dθ ≤ 180)
W(L_{imag}): 方向変化特徴の重み関数
L_{imag}: 仮想ストローク長

筆者らは、当初、ストローク間が短ければ短い程、接続され易いと予測した。そこで、式 (3) 中の重み関数を式 (4) で定義した。

$$W(L_{imag}) = \text{Min}\left(\frac{MaxLength}{L_{imag}} \times weight, 0.5\right) \dots\dots\dots (4)$$

但し
L_{imag}: 仮想ストローク長
MaxLength: 64√2
weight: 1/8

仮想ストロークを考慮して全ての方向変化点での方向変化特徴量を各特徴空間へマッピングして、図 10 に示す方向変化特徴パターンを得る。ペンダウン状態での方向変化特徴の時と同様に、仮想ストロークを考慮した時もサークル特徴を含んでいる。

図 10 方向変化特徴パターン（仮想ストローク）
Fig. 10. Direction-change feature pattern (Imaginary strokes)

〈2・6〉 ぼかし処理 16×16 メッシュの各特徴パターンを 24×24 メッシュの中央に配置し、それぞれの特徴パターンを $f(x,y,\nu)[x,y=1\sim24][\nu=1\sim4]$ (方向特徴), 5(領域特徴), 6~14(方向変化特徴) とする。各特徴パターン $f(x,y,\nu)$ にガウシアンフィルタをかけて 1 回だけボカしたパターン $f^1(x,y,\nu)$ を得る。

〈2・7〉 次元数削減 大分類を行うために $f^1(x,y,\nu)$ の次元数を 4×4 に落とした $g(i,j,\nu)$ を式 (5) により求める。

$$g(i,j,\nu) = \sum_{p,q=1}^4 f^1(4i+p, 4j+q, \nu) \dots\dots\dots (5)$$

上記の認識用特徴パターン f^1 と大分類用特徴パターン g を得る場合と同様の処理で、予め学習データの各文字に対してパターン f^1 、 g の平均値を求め、それぞれ、認識用辞書 $\tilde{f}_c^1(x,y,\nu)$ と大分類用辞書 $\tilde{g}_c(i,j,\nu)$ を作成しておく。

〈2・8〉 大分類 図 11 に示すように、筆記入力された特徴パターン $g(i,j,\nu)$ と大分類用辞書の各標準文字の特徴パターン $\tilde{g}_c(i,j,\nu)$ とを照合して類似度 r_{gc} を式 (6) で求め、認識候補を 100 位までに絞る。

図 11 大分類
Fig. 11. Classification

$$r_{gc} = \frac{\sum_{\nu=1}^{14} \sum_{i,j=1}^4 g(i,j,\nu) \cdot \tilde{g}_c(i,j,\nu)}{\sqrt{\sum_{\nu=1}^{14} \sum_{i,j=1}^4 g(i,j,\nu)^2} \sqrt{\sum_{\nu=1}^{14} \sum_{i,j=1}^4 \tilde{g}_c(i,j,\nu)^2}} \quad \dots\dots\dots (6)$$

〈2・9〉 認識処理 大分類で得られた認識候補に対して、筆記文字の特徴パターン $f^1(i,j,\nu)$ と認識用辞書の各標準文字の特徴パターン $\tilde{f}_c^1(i,j,\nu)$ を照合して類似度 r_{fc} を式 (7) により求め、最も類似度の高い文字を認識結果とする。

$$r_{fc} = \frac{\sum_{\nu=1}^{14} \sum_{i,j=1}^{16} f^1(i,j,\nu) \cdot \tilde{f}_c^1(i,j,\nu)}{\sqrt{\sum_{\nu=1}^{14} \sum_{i,j=1}^{16} f^1(i,j,\nu)^2} \sqrt{\sum_{\nu=1}^{14} \sum_{i,j=1}^{16} \tilde{f}_c^1(i,j,\nu)^2}} \quad \dots\dots\dots (7)$$

3. 認識実験

本認識手法による認識実験に、オンライン手書きデータベース (TUAT Nakagawa Lab. HANDS-Kuchibue.d-96-02) ^{(21) (22)} を用いた。この手書きデータベースは、筆記制限なく自由に筆記されたものであり、一人当たり 11,962 文字、81 人分の筆記データから成る。このデータベースには乱雑に筆記されたデータが多く、その例を図 12 に示す。偶数番号のセットを学習データ (認識辞書作成用) に、奇数番号のセットを未知データ (被認識用) に用いた。また、データベースの筆記文字データが 64×64 ドット内に収まるように、あらかじめ座標縮小変換を行って実験に用いた。

図 12 データベースの例
(HANDS-kuchibue.d-96-02)
Fig. 12. Example of database

〈3・1〉 従来手法との比較実験 (本手法 1, 2) 方向特徴だけ (筆記領域特徴を含む) を用いた認識率を表 1 に示す。また、方向特徴と方向変化の両方を用いた提案手法の内、ペンダウン状態に対してのみ方向変化特徴を抽出した手法 (以下、本手法 1) の認識率 (累積分類率) を表 2 に示す。ペンダウン状態とペンアップ状態の両方に対して、つまり仮想ストロークを考慮して方向変化特徴を抽出した手法 (以下、本手法 2) の認識率を表 3 に示す。これらの

表において、非漢字とは、データベース中の漢字を除いた全文字、つまり、ひらがな、カタカナ、英字、数字、記号を示す。

表 1 文字認識率 (方向特徴だけ) [従来手法]
Table 1. Recognition rates of the method using only directional features [traditional method]

累積分類率	漢字	非漢字	全文字
第1位	82.58%	73.71%	77.89%
第2位	89.60%	80.92%	85.01%
第3位	92.28%	85.25%	88.57%
第4位	93.67%	87.72%	90.52%
第5位	94.58%	89.30%	91.79%
第10位	96.68%	92.72%	94.59%
第20位	97.90%	94.99%	96.36%
第100位	99.02%	98.44%	98.71%

表 2 文字認識率 (方向特徴と方向変化特徴: ペンダウン状態だけ) [本手法 1]
Table 2. Recognition rates of the method using the directional features and direction-change features in only the pen-down state [our 1st method]

累積分類率	漢字	非漢字	全文字
第1位	84.71%	76.90%	80.59%
第2位	91.48%	83.72%	87.38%
第3位	93.92%	88.00%	90.79%
第4位	95.15%	90.27%	92.58%
第5位	95.95%	91.76%	93.73%
第10位	97.63%	94.71%	96.09%
第20位	98.62%	96.37%	97.43%
第100位	99.51%	98.95%	99.22%

表 3 文字認識率 (方向特徴と方向変化特徴: 仮想ストローク考慮) [本手法 2]
Table 3. Recognition rates of the method using the directional features and direction-change features considering imaginary strokes [our 2st method]

累積分類率	漢字	非漢字	全文字
第1位	87.97%	77.37%	82.37%
第2位	93.44%	84.06%	88.49%
第3位	95.34%	88.24%	91.59%
第4位	96.31%	90.47%	93.23%
第5位	96.90%	91.95%	94.28%
第10位	98.21%	94.87%	96.44%
第20位	98.94%	96.53%	97.67%
第100位	99.62%	99.00%	99.29%

これらの実験結果に示す様に、方向特徴だけによる従来手法と比較して、方向特徴と方向変化特徴の両方を用いた提案手法の方が高い認識率を得ている。更に、ペンアップ状態の仮想ストロークを考慮することにより、考慮しない場合と比較して認識率が向上していることが分かる。全字種の認識率において、本手法 1 は従来手法と比較して 2.7 % 向上しており、本手法 2 は本手法 1 と比較して 1.78 %、従来手法と比較して 4.48 % 向上している。

この実験結果において、本手法 1 での特徴量の次元数と本手法 2 での特徴量の次元数が同じにも関わらず、本手法

2の方が認識率が高いことは注目すべき点である。

尚、全体的に認識率が高くないのは、使用した手書きデータベースの文字品質が悪いためである。参考までに、丁寧に筆記されたデータセット（奇数番号中の3人目）に対する認識率は、漢字の場合に95.57%、非漢字の場合に91.33%、全字種の場合に93.33%であった。

提案手法（本手法1, 2）によって改善された例を図13に示す。文字「な」を筆記した例であり、通常丁寧に筆記した場合には最終ストロークを右下方向に筆記することを、水平右方向に筆記し終わっている。そのため、方向特徴だけを用いた従来手法では、誤って「奔」と認識されている。しかし、提案手法（本手法1, 2）では、図中の(A)の個所でのループ形状の検出によって正しく認識される。また、認識候補を見ると、提案手法では、下側の位置にループ形状のある文字が上位に上がっていることが分かる。この理由について詳しく以下に説明する。

筆記文字(入力データ)	手法	認識候補									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
(A) な	従来手法	奔	委	蚕	卒	奈	字	奉	奏	奏	奏
	本手法1	な	ほ	ほ	ば	奔	ま	委	ほ	蚕	は
	本手法2	な	ほ	ほ	ば	奔	ま	委	ほ	蚕	は

図13 認識結果例

Fig. 13. Example of the recognition result

図14に、上記筆記文字「な」の方向特徴パターン、認識辞書内の正解文字「な」、従来手法で誤認識された文字「奔」の方向特徴パターンを示す。この図に示すように、筆記文字「な」の方向特徴パターンは、認識辞書内の「な」「奔」のどちらの方向特徴パターンとも似ているが、「奔」の方に少しの差で近いため、誤って「奔」に誤認識されている。

図14 方向特徴例

Fig. 14. Example of directional features

図15に、上記筆記文字「な」、認識辞書内の「な」「奔」の方向変化特徴パターン（ペンダウン状態のみの方向変化特徴）を示す。筆記文字「な」に対しては、図中の特徴量(1)に示す方向変化特徴が得られており、認識辞書内の「な」も同様の特徴量（図中、特徴量(2)）を有している。しかし、認識辞書内の「奔」は直線ストロークだけで構成されているため、方向変化特徴は有していない（図中、特徴量(3)）。このため、提案手法では、正しく「な」と認識されている。

図15 方向変化特徴例

Fig. 15. Example of direction-change features

本手法1によって改善されたその他の例を図16に示す。これらの改善は、図中の(B)(C)(D)の個所でそれぞれループを検出していること、(E)(F)の個所で方向変化を検出していることに依る。

入力	従来手法 (方向性のみ)	認識候補				
		1	2	3	4	5
(B) な	本手法1 (ペンダウン状態)	ナ	な	ほ	ほ	了
	本手法2 (ペンダウン, ペンアップ状態)	ナ	は	な	ほ	了
(C) り		了	り	コ	3	
		な	ほ	了	3	
		な	ほ	3	了	
(D) ま		寺	荷	芽	弄	委
		寺	奇	荷	手	
		寺	荷	奇	手	
(E) 氷		人	犬	火	大	
		人	人	人	火	
		人	人	火	犬	
(F) 氷		水	氷	木	氷	ボ
		水	氷	木	氷	映
		水	氷	木	氷	永

図16 本手法1による改善例

Fig. 16. Examples of Improvements by our method 1

本手法1によって逆に認識を誤るケースもあった。その一例と、本手法2による改善例を図17に示す。

図17 本手法2による改善例

Fig. 17. Examples of Improvements by our method 2

表 4 方向変化特徴の重み関数W
Table 4. W functions for Direction-change features

No	関数	No	関数
0	$W = \frac{60}{L+1} \times \frac{1}{8}$ when $W > 0.5$: $W = 0.5$	5	$W = \frac{64 \times \sqrt{2} - (L+1)}{64 \times \sqrt{2}} \times \frac{1}{2}$
1	$W = \frac{60}{L+1} \times \frac{1}{8}$ when $W > 1.0$: $W = 1.0$	6	$W = \frac{64 \times \sqrt{2} - (L \times 2)}{64 \times \sqrt{2}}$ when $L < \frac{64 \times \sqrt{2}}{2}$ $W = 0$ when others
2	$W = 1$	7	$W = \frac{64 \times \sqrt{2} - (L \times 2)}{64 \times \sqrt{2}} \times \frac{1}{2}$ when $L < \frac{64 \times \sqrt{2}}{2}$ $W = 0$ when others
3	$W = \frac{64 \times \sqrt{2} - (L+1)}{64 \times \sqrt{2}}$	8	$W = 1$ when $L < 64 \times \sqrt{2} \times \frac{1}{3}$ $W = 0$ when others
4	$W = 1$ when $(L+1) \leq \frac{64 \times \sqrt{2}}{2}$ $W = 0$ when others	9	$W = 1$ when $L < 64 \times \sqrt{2} \times \frac{2}{3}$ $W = 0$ when others

図 17は、「文」の正規画数では2画目と3画目のストロークを続けて1画で筆記した例であり、方向特徴だけによる手法では正しく認識しているのにも係わらず、本手法1では、正解文字が第3位候補に下がり、誤認識している。この原因は、ペンダウン状態だけの方向変化特徴を抽出した場合、筆記文字の2画目のストロークで方向変化特徴を抽出しているが、認識辞書内の標準文字「文」の対応する個所（2画目のストロークの終点）では方向変化がないためである。この個所での方向変化特徴の有無の差によって類似度が下がり誤認識となっている。しかしながら、本手法2では、仮想ストロークを考慮しているため、筆記文字も認識辞書内の標準文字も両方共、上記個所において同程度の方向変化特徴を抽出するため、正しく認識されている。

〈3・2〉 本手法3（方向変化特徴の重み関数） 仮想ストロークを考慮した場合の方向変化特徴の重み関数 $W(L_{imag})$ を式(4)で示したように、筆者らは当初、ストローク間が短ければ短程、続けて筆記され易いと予測した。この予測に基づく式(4)が適切であるか否か、以下の実験で検証した。式(3)中の重み関数 $W(L_{imag})$ を表4に示すように変えて、それぞれ認識実験を行った。この表において、関数番号0は式(4)に対応する。まず、手書き文字データベースの奇数番号の先頭10人分を用いて、それぞれの重み関数における認識率を求めた。その結果を表5に示す。

驚いたことに、仮想ストロークの長さに係わらず重みを一定(=1)にした関数番号2において最も認識率が高くなっていることが分かった。この理由は、用いた手書きデータベースには、正規ではストローク間が非常に離れている個所でも続けて筆記しているケースの文字が非常に多かったためである。関数番号0では認識できなかったが関数番号2では正しく認識できた例を表6に示す。

本手法3 [重み関数 $W(L_{imag}) = 1$] における手書きデータベース41人分（未知データセット）に対する認識率を表7に示す。

表 5 重み関数W別文字認識率

Table 5. Recognition rates using each W function

関数	漢字	非漢字	全文字
Fnc.2	91.00	81.42	85.94
Fnc.4	90.86	81.25	85.78
Fnc.8	90.28	80.40	85.06
Fnc.9	90.21	79.99	84.81
Fnc.3	90.37	79.56	84.66
Fnc.6	89.53	78.25	83.57
Fnc.1	88.53	77.75	82.84
Fnc.0	87.30	77.26	81.89
Fnc.5	86.16	77.06	81.35
Fnc.7	85.44	76.83	80.89

[10人分の筆記データ] (認識率: %)

表 6 本手法3における文字認識結果例 [重み関数 $W(L_{imag}) = 1$]

Table 6. Examples of recognition results using our 3rd method [$W(L_{imag}) = 1$]

筆記文字	年	舷	定	か	き	さ
認識結果	年	舷	定	か	き	さ

表 7 本手法3の文字認識率 [$W(L_{imag}) = 1$]

Table 7. Recognition rates of our 3rd method

累積分類率	漢字	非漢字	全文字
第1位	91.41%	81.77%	86.32%
第2位	95.37%	87.62%	91.27%
第3位	96.75%	91.26%	93.85%
第4位	97.39%	93.18%	95.16%
第5位	97.84%	94.45%	96.05%
第10位	98.78%	96.75%	97.71%
第20位	99.30%	98.04%	98.63%
第100位	99.74%	99.53%	99.63%

〈3・3〉 本手法4（各特徴量の最適重み） 方向特徴、筆記領域特徴、及び方向変化特徴はそれぞれ種類の異なる特徴であるため、こららを同時に用いる場合、それぞれの

特徴を最適な重み（バランス）で用いることが重要になる。本手法1～3は、各特徴の重みをすべて1としたが、最適な重みを得るため、各重みを0.1ずつ変動させて認識実験した。まず、手書きデータベースの先頭10人分（奇数番号）を用いて、最も認識率が高くなる時の重みを求めた。その結果、方向特徴の重み＝1、筆記領域特徴の重み＝2.5、方向変化特徴の重み＝1（8方向変化特徴の重み＝1、サークル特徴の重み＝1）の時の認識率が最も高かった。この重みを（本手法4）用いて、41人分のデータ（奇数番号）で最終的な認識率を求めた。その結果を表8に示す。

筆記領域特徴の重みを高くすることにより認識率が向上したが、その反面、大分類率が下がる結果になった。その詳細を見ると、超類似形状の記号や数字（「'」「,」「・」「°」「。」」「○」「0」「1」「l」など）の第1位認識率が向上し、高画数の漢字の大分類率が低下していた。

表 8 本手法4の文字認識率（特徴量の重み調整）
Table 8. Recognition rates of our 4th method

累積分類率	漢字	非漢字	全文字
第1位	91.42%	82.42%	86.66%
第2位	95.14%	88.44%	91.60%
第3位	96.40%	92.08%	94.12%
第4位	96.94%	94.06%	95.42%
第5位	97.32%	95.22%	96.21%
第10位	97.86%	97.43%	97.63%
第20位	98.07%	98.67%	98.39%
第100位	98.12%	99.70%	98.96%

大分類率（100位累積認識率）が最も高かったのは、筆記領域特徴の重み＝1.5の時であり、41人分の手書きデータでの漢字、非漢字、全文字に対する大分類率はそれぞれ99.66%、99.79%、99.73%であった。この時の認識率はそれぞれ99.51%、82.02%、86.49%であり、筆記領域特徴の重み＝1.0の時と比較して、認識率が低下することなく特に非漢字の大分類率が向上している。後処理を含めた認識システムなどで大分類率が重要視される場合は、この重み（方向特徴の重み＝1、筆記領域特徴の重み＝1.5、方向変化特徴の重み＝1）が望ましい。

〈3・4〉 本手法1～4 手書きデータベース41人分（未知データ）に対する従来手法及び本手法1～4での文字認識率を表9に示す。

表 9 各手法の文字認識率
Table 9. Recognition rate of each method

認識手法	漢字	非漢字	全文字
従来手法	82.58%	73.71%	77.89%
本手法1	84.71%	76.90%	80.59%
本手法2	87.97%	77.37%	82.37%
本手法3	91.41%	81.77%	86.32%
本手法4	91.42%	82.42%	86.66%

以上の実験結果から、方向特徴だけでなく方向変化特徴を合わせて用いることにより、認識率が向上することが実

証できた。特に、仮想ストロークを考慮すること、仮想ストロークの長さに無関係にペンダウンとペンアップ状態のどちらも同じ重みの方向変化特徴を用いることが有効であることが判明した。また、方向特徴と方向変化特徴の重みは1：1が最適であることも分かった。

認識処理速度については、Pentium 133MHz CPU で、従来手法では0.9秒/字、本手法1～4ではいずれも2.4秒/字であった。

〈3・5〉 文字認識システム 本手法の文字認識をPC（CPU:PentiumII 300MHz, OS:UNIX）上に認識サーバーとして搭載した。ペン型のX端末試作機（LCD:10.4インチ:1024x768dots, タブレット:感圧方式）上の手書き入力FEPソフト（Pront End Processor）[図1]からネットワーク経由で認識処理を呼出す構成になっている。このシステムの場合の認識応答時間は約0.7秒/字であった。

4. おわりに

本論文では、崩し字など自由に筆記された低品質な文字を高精度に認識する新しいオンライン文字認識手法を提案し、その有効性を示した。提案手法は、オフライン特徴としてよく知られている方向特徴と、オンライン特徴として筆者らが新たに考案した方向変化特徴の両方を同時に用いる手法である。また、同一形状の文字で、位置、大きさの異なる文字を識別するため、筆記領域特徴を補助的に用いた。

オンライン手書き文字データベース（HANDS-kuchibue_d-96-02）による認識実験結果から、方向特徴だけを用いた従来手法と比較し、提案手法（以下、本手法）の方が高い認識率が得られることを実証した。未知データ41人分の全字種に対する認識率は、従来手法では77.89%であったのに対し、ペンダウン状態だけでの方向変化特徴を用いた本手法1では80.59%に向上した。また、ペンダウンとペンアップの両方状態の方向変化特徴を用いた場合、つまり仮想ストロークを考慮した本手法2では、82.37%であった。筆者らは、当初、正規の文字ではストローク間が短ければ短い程続けて筆記され易いと予測し、本手法2では仮想ストロークの長さに反比例した重みを付けて方向変化特徴を求めた。この予測が正しいか否かを検証するため、仮想ストロークの長さによる重み関数を変えて実験を行った結果、仮想ストロークの長さに無関係に常に重みを1とした時、最も良い認識率が得られた。この重みを1とした本手法3での認識率は、86.32%であり、本手法2と比較して3.95%も向上した。この理由は、自由に筆記した場合、ストローク間が非常に離れている個所にもかかわらず、続けて筆記されるケースが少なくなかったためである。方向特徴、領域特徴、方向変化特徴の重みを調整し、1：2.5：1の重みとした本手法4では、認識率が86.66%であった。最終的に、従来手法と比較して認識率が8.77%向上した。

方向特徴は、ビットマップデータから抽出するため、本質的に筆順、画数に全く依存しない特長があるが、字形の

変形に伴うストローク方向の不安定さに影響される。一方、字形が崩れても全体的なペンの動き、特に方向変化は安定しているものとして、筆者らは方向特徴に加え、方向変化特徴を用いた。また、方向変化特徴は、どのような方向変化がどの位置で起きたかを特徴としており、その方向変化の順序を特徴としていないため、あまり筆順変動の影響を受けにくい。その上、仮想ストロークを考慮して方向変化特徴を抽出しているため、続け字などによるストロークの結合に伴う画数変動に対しても安定的に特徴を抽出できる。提案手法によって方向特徴と方向変化特徴の両方の長所を活かすことができ、認識率が向上したものと考えられる。

今後は、より適切な仮想ストロークを用いた方向変化特徴の抽出法について追求し、認識率の向上を図ると共に、効率的な特徴量の次元圧縮による認識処理の高速化を行う。

謝 辞

本研究を行うにあたり、実験に協力して戴いた元岐阜大学の星野雄一氏（現在(株)CSK）、オンライン手書き文字データベースをご提供して戴いた東京農工大学のメンバーに感謝します。また、日頃お世話になり、ご意見を戴いた三洋電機(株)ハイパーメディア研究所の富田義数部長、堀井洋主管研究員、吉川隆敏室長、中村明主任研究員、およびご支援して戴いた三洋インフォメーションビジネス(株)の前社長亀田勇氏、武田昭二部長に感謝致します。

(平成 10 年 5 月 15 日受付)

文 献

- (1) M.Nakagawa: "Non-keyboard Input of Japanese Text On-line Recognition of Handwritten Characters as the Most Hopeful Approach", Journal of Information Processing, vol.13,no.1,pp.15-34(1990).
- (2) M.Nakagawa, T.Manabe, K.Aoki, Y.Ikeda, N.Takahashi: "On-line Handwritten Character Recognition as a Japanese Input Method", Proc. ICTP'83, pp.191-196(1983).
- (3) 秋山 勝彦, 中川 正樹: "ストロークのつながりに寛容なオンライン手書き文字認識", 画像の認識・理解シンポジウム (1994)
- (4) M.Okamoto, K.Yamamoto: "Theme on On-line Handwriting Character Recognition Method and String Separation Method using Language Processing", IWFHR-5, pp.165-170(1996).
- (5) M.Nakagawa, K.Akiyama, Le Van Tu, A.Homma and T.Higashiyama: "Robust and Highly Customizable Recognition of On-Line Handwritten Japanese Characters", 13th ICPR, vol.3, track C, pp.269-273(1996).
- (6) 真崎 晋哉, 小林 充, 宮本 修, 中川 洋一, 松本 隆: "オンライン手書き文字認識アルゴリズム RAV の筆順違い文字自動登録", 信学技報, PRMU96-210, pp.135-142(1997)
- (7) 伊藤 等, 中川 正樹: "Hidden Markov Model に基づくオンライン手書き文字認識", 信学技報, PRMU97-85, pp.95-100(1997)
- (8) 高橋 賢一朗, 安田 英史, 松本 隆: "Hidden Markov Model を用いたオンライン手書き文字認識", 信学技報, PRMU96-211, pp.143-150(1997)
- (9) K.Takahashi, H.Yasuda, T.Matsumoto: "A Fast HMM Algorithm for On-line Handwritten Character Recognition", 4th ICDAR, vol.1, pp.369-375(1997).
- (10) M.Hamanaka, K.Yamada and J.Tsukumo: "On-Line Character Recognition Experiments by an Off-Line Method Based on Normalization-cooperated Feature Extraction", Proc. 2nd Int. Conf. on Document Analysis and Recognition, pp.204-207(1993).
- (11) M.Hamanaka, K.Yamada and J.Tsukumo: "On-Line Japanese Character Recognition Based on Flexible Pattern Matching Method Using Normalization-Cooperative Feature Extraction", IEICE Trans.inf.&SYST., vol.E77-D, no.7, 825-831(1994).
- (12) 安田 道夫, 藤沢 浩道: "文字認識のための相関法の一改良", 信学論 (D), J62-D, no.3, pp.217-224(1979)
- (13) 斎藤 泰一, 山田 博三, 山本 和彦: "J I S 第 1 水準手書漢字データベース E T L 9 とその解析", 信学論 (D), J68-D, no.4, pp.757-764(1985)
- (14) 斎藤 泰一, 山田 博三, 山本 和彦: "手書漢字の方向パターン・マッチング法による解析", 信学論 (D), J65-D, pp.550-557(1982)
- (15) C.Tappert, Y.Suen and T.Wakahara: "The State of the Art in On-Line Handwriting Recognition", IEEE Transaction of Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.12, no.8, pp.787-808,(1990).
- (16) 若原 徹, 梅田 三千雄: "ストローク結合情報を用いたオンラインくずし字分類法", 信学技報, PRL83-30, pp.9-16(1983)
- (17) T.Wakahara, N.Nakajima, S.Miyahara and K.Odaka: "On-Line Cursive Kanji Character Recognition Using Stroke-Based Affine Transformation", 13th ICPR, vol.3, track C, pp.204-209(1996).
- (18) K.Yoshida and H.Saeo, "Online Handwritten Character Recognition for a Personal Computer System", IEEE trans., Consumer Electronics, vol.CE-28, no.3, pp.202-208(1982).
- (19) 山田 博三, 斎藤 泰一, 山本 和彦: "線密度イコライゼーション-相関法のための非線形正規化法-", 信学論 (D), J67-D, no.11, pp.1379-1383(1984-11)
- (20) H.Yamada, K.Yamamoto and T.Saito: "A nonlinear normalization method for handprinted Kanji character recognition-line density equalization", Pattern Recognition, vol.23, no.9, pp.1023-1029(1990).
- (21) 中川 正樹, 東山 孝生, 山中 由紀子, 澤田 伸一, レー・バン・トゥー, 秋山 勝彦: "文章形式字体制限なしオンライン手書き文字パターンの収集と利用", 信学技報, PRU95-110, pp.43-48(1995)
- (22) M.Nakagawa, T.Higashiyama, Y.Yamanaka, S.Sawada, L.Higashigawa, K. Akiyama: "On-line Handwritten Character Pattern Database Sampled in a Sequence of Sentences without Any Writing Instructions", 4th ICDAR, vol.1, pp.376-381(1997).
- (23) M.Okamoto, K.Yamamoto: "On-line Handwriting Character Recognition Method with Directional Features and Direction-Change Features", 4th ICDAR, vol.2, pp.926-930(1997).

岡 本 正 義 (正員) 1958 年 1 月 30 日生まれ。昭 55 同志社大・工・電気卒。同年三洋電機株式会社入社。手書き文字認識技術、ヒューマンインタフェースに関する研究に従事。現在岐阜大大学院・工・電子情報システム情報システム工学専攻社会人留学中。電子情報通信学会会員

山 本 和 彦 (正員) 1947 年 4 月 1 日生まれ。昭 44 電機大・工・電気通信卒。昭 46 同大大学院修士課程了。同年電子技術総合研究所入所。手書き文字認識の研究に従事。昭 54～55 米国メリーランド大学のコンピュータビジョン研究所で並列分散形処理による画像理解の研究。昭 61～平 7 電子技術総合研究所知能情報部画像研究室室長。平 5～平 7 筑波大大学院工学研究科併任教授。平 7 岐阜大・工・電子情報教授。現在同大・工・応用情報教授。パターン認識、人工知能、特に図形の柔軟な対応付けの研究に従事。工博、電子情報通信学会、情報処理学会、IEEE 等各会員。