手書き文字の直線性と曲線性に注目した筆者識別の試み

非会員 佐藤 剛 (アンリツ)
正 員 宮川道夫 (新潟大)
非会員 石渡正倫 (NTTデータ)

An Attempt of Individual Identification from Handwritten Characters
Based on the Linear- and Curvilinear-Features

Tsuyoshi Satoh, Non Member (Anritsu), Michio Miyakawa, Member (Niigata University) and
Masamichi Ishiwata, Non Member (NTT Data)

The importance of swift and correct identification of individuals is increasing as a key technology to gain access various kinds of information. Specific features appeared in handwritten characters can be used to discriminate a person from the others without invading privacy. This paper deals with the individual identification from handwritten characters in off-line systems. An effective method to extract the specific features appeared in the straight and/or the curved part of handwritten characters is described in this paper. Our feature extraction method is based on calculation of the length and inclination of straight-lines and parameters of the circular arcs that are found in the binarized and thinned lines of the characters. Since the distribution of those specific features depends on the writer, the distribution pattern can be used for the purpose of individual identification. The effectiveness of this method is examined experimentally. The result of our identification experiments enabled us to obtain an 88.4% identification average.

キーワード：手書き文字、筆者識別、オフライン、ストローク形状、類似性評価

1. はじめに

現代社会では、クレジットカードの利用や施設の入退室管理、さらに電子商取引等、非対面取引の増加に伴い、コンピュータを用いた迅速かつ正確な個人認識技術の確立が求められている。

個人を認識、識別する方法として、1)所有物による方法(磁気カード、ICカード等)、2)知識(記憶)による方法(パスワード)、3)身体的な特徴による方法(指紋、虹彩等)、4)行動的な特徴による方法(筆跡、声紋)などが挙げられる。1)、2)はともに簡易性に優れているが、盗難、偽造、忘失といった危険性があり、3)では心理的抵抗感が大きく、かなり高機能のハードウェアが必要になる問題点もある。本論文では、このような問題点の少ない筆跡からのオフライン個人識別手法について検討した。

筆跡の個人特徴を利用した筆者認識に関する研究^{(1),(2)}は、入力方式により、オンライン方式とオフライン方式の二種類に大別される。オンライン方式では文字を筆記する過程の情報、すなわち、筆順や筆記速度、加速度、筆圧、あるいはペンの角度など動的な情報を個人特徴として利用できる利点がある。これに対し、既に筆記された筆跡をビデオカメラなどで取り込み、処理を行うオフライン方式は動的情報が利用できないという制約はあるが、オンライン方式で用いるような特別な入力装置を必要とせず、事後認証も

可能である。また、オフライン方式の個人識別はオンライン方式に比べて利用できる情報量が少なく、より困難である。本研究では、この意味で、より一般性に富むとも言えるオフライン入力を仮定する。オフライン方式で入力された手書き文字からの個人識別が困難なのは、動的情報が利用できないことのほか、同一人物でも文字画像にばらつきがあるためである。

このようなオフライン筆者識別の分野において、相似パターンの統計量計測に基づく吉村らの報告^{(3),(4)}や、2次統計量の線分スペクトル分解を用いた尺長らの報告^{(5),(6)}がある。尺長らは文字画像中にある直線パターンや平行線成分に関する情報を特徴量として用い、実験的にその有効性を検証した。さらに吉村らは尺長らの特徴量に円弧パターンの統計量を加え、曲線性を考慮することでより高精度な筆者識別が可能であると報告している。

前述の報告^{(3)~(6)}では手書き文字の個人性という観点から文字パターンの形状情報の有効性が示されているが、我々は入力情報のうち、線幅、濃度など筆記具に影響されやすい要素を最小限に抑え、ストロークの基本形状に注目した手法も可能であると考えた。すなわち、入力画像に細線化等の処理を行うことによりストロークの基本的な形状を抽出し、これを利用した筆者識別法の開発が可能であると考えた。このような形状情報はあらゆる筆記データにおける基本的な特徴であり、線の太さや濃度といった情報を含ま

ないため、筆記具などの違いによる影響も受けにくい。
ストロークの基本的な形状に現われる個人特徴のうち、その直線性に注目した個人同定手法⁷⁾はハフ変換により得られる直線情報を利用する。直線から得られる特徴としては水平方向からのその傾き、線分長のほか、勿論、直線の存在する位置も用いられる。3種類の筆記データ、すなわち、

- (a)本人署名：筆者Aによる自己氏名の筆記
- (b)単純偽筆：筆者Aの筆跡を提示せず、Aの氏名を偽筆者が筆記
- (c)模倣偽筆：筆者Aの筆跡を提示し、偽筆者が模倣して筆記を用意する。(c)ではあらかじめ収集した筆者A本人の筆跡を提示し、それを見ながら良く真似るよう指示する。データ数は、
 - (a)本人署名：1人の筆者から70枚
 - (b)単純偽筆：50人の偽筆者から各1枚の計50枚
 - (c)模倣偽筆：50人の偽筆者から各1枚の計50枚

である。(a)の筆跡から10枚をランダムに選択、本人の筆跡データベースを作成し、相互相関をベースとする評価指標を用いて筆跡全体の照合実験を行った。照合の判定基準となる閾値の決定には、データベース作成に使用されたものを除く60枚の本人署名より、ランダムに選択した10枚を利用した。選択された各筆跡とデータベースとの相互相関の平均と標準偏差を算出し、平均値と標準偏差の差をもって閾値とした。⁷⁾実験の結果、(a)~(c)各50枚のテストデータに対し、本人拒否率は平均6.8%、他人受入率は(b)で0.0%、(c)で23.6%と、単純な特徴の割には良好な成績が得られている。ただし、これは筆跡中の直線部が多い漢字で構成される筆記データを使用した場合の結果であり、直線部の少ない平仮名のような字種では抽出される個人情報が増減するため、成績が低下する。従って字種によっては直線性に関する情報だけで個人識別を行うことは難しく、より高精度な識別能力が要求されるシステムでは他の筆者識別法と組み合わせることが求められる。この時、処理コストの増大に見合うだけの識別率向上を望むなら、互いに独立な情報をより効果的に組み合わせることが重要である。

本論文ではこの直線特徴からの個人識別手法を補完する方法として、筆跡中の曲線部に存在する個人特徴を利用した個人識別手法について検討した。また、上記の直線性に注目した個人特徴と、曲線特徴双方の特徴を利用して筆跡の類似性を評価する手法についても検討を行った。直線部、曲線部互いに独立な情報としての個人特徴を利用することにより、より精度の高い個人識別が可能になると考えられる。本研究では、筆記ストロークの基本的な形状に現れる個人の書き方特徴を筆者識別に利用した場合、どの程度の正確さが得られるかを明らかにすると共に、両特徴を組み合わせることで実際の筆者識別に利用する可能性の検討を研究の目的としている。

2. 筆者識別の原理

<2.1> 個人特徴の記述

本手法では直線特徴、曲線特徴とも、線の太さ、濃度、文字と文字との位置関係等に関する情報を用いず、ストローク形状に存在する個人特徴のみを利用する。本節では筆記ストローク中に存在する個人特徴の定義と抽出法について述べる。

<2.1.1> 前処理

入力画像は一般性に配慮して白黒濃淡画像とする。まず、2値化と細線化処理により同一筆者でもバラツキの大きい線の太さや濃度等の影響を排除し、ストローク情報を取り出す。原画像、拡大図及び細線化画像の一例を図1に示す。次に文字単位の筆者識別を行うため、筆跡画像より個々の文字を切り出す。文字単位で識別を行う理由は、個々の文

図1 入力画像例
Fig.1 An example of input images

図2 位置正規化
Fig.2 Position normalization

字の構造に依存しない個人の書き方特徴を抽出する際、文字間距離（文字バランス）などの情報を排除し、<2.1.2>、<2.1.3>に述べるストローク中の個人特徴を強調するためである。今回は筆記枠を指定して筆記データを収集したためセグメンテーションの自動化は行っておらず、入力画像の縦方向ヒストグラムを利用して分割を行った。文字ごとに分割された各文字画像は、図2に示すように、外接する矩形の縦方向、横方向の中央を基準として新たな座標へ移動するが、この時、拡大や縮小は行わない。

<2.1.2> 頻度分布の定義

(1) 直線性頻度分布

前述した通り筆跡の直線部より個人情報を抽出するには、ハフ変換により得られる3次元パラメータ(ρ , θ , 頻度値)の筆者依存性を利用する。ただし、 ρ は原点から直線へおろした垂線の長さ、 θ は垂線とx軸とのなす角である。ハフ曲線の描かれる平面上の各点には筆跡中に含まれる直線成分の位置、傾き、長さなど直線の状態に関する多くの情

報が含まれており、筆者固有の書き方特徴となっている。大部分の筆者は文字、特に漢字、片仮名などを傾けて書く傾向があり、我々の個人識別法はこの特徴に注目した手法である。

具体的処理には、まず画像中の黒画素 (X_i, Y_i) について次式(1)で表されるハフ変換を適用する。

$$\rho = X_i \cdot \cos \theta + Y_i \cdot \sin \theta \tag{1}$$

画像中の全黒画素について上式を適用すると、 $\rho - \theta$ 平面上には画素数と同数のハフ曲線が描かれる。ここで $\rho - \theta$ 平面上のハフ曲線分布を直線性頻度分布と呼び、またそのハフ曲線上の各点 (ρ_j, θ_j) を特徴点と呼ぶ。特徴点には画像中に存在する直線成分を成す黒画素数が保存されている。分

図3 直線特徴の抽出とその分布
Fig.3 Extraction and description of the linear feature

解能 θ_{dis} で θ をその最小値 θ_{min} から最大値 θ_{max} まで変えながら入力画像のハフ変換を行う。変換後の ρ の最大値を ρ_{max} 、最小値を ρ_{min} とすれば、次式から、ハフ曲線は D 個の点集合により記述される。

$$D = (\rho_{max} - \rho_{min}) \cdot \theta_{max} / \theta_{dis} \tag{2}$$

すなわち、直線成分に関する筆者の特徴は次元数 D の特徴ベクトルで表現される。処理コストを考慮しつつ θ の分解能を上げれば次元数が増し、より詳細な個人情報の抽出分類が可能である。

(2) 曲線性頻度分布
筆跡の曲線部に存在する個人情報として画像に適合する部分円弧のパラメータ、すなわち曲率円の中心座標 (x, y) とその頻度を用いる。これは、同種の文字においても筆者毎に“文字の丸さ”が異なっており、特に平仮名でこの個人差が顕著であるという観察結果を数値化する一つの尺度である。実際本研究により、当てはめられた様々な円の中心座標とその頻度がプロットされた頻度分布には、ストロークの全体的な曲率や位置などの情報が反映されており、その情報を曲線部に存在する個人の書き方の特徴として利用できることが確かめられた。

円を当てはめる実際の操作は、ストローク中の局所的に連結した画素の集合を処理単位として行われる。まず画像中の1点の黒画素 P_0 を選択し、隣接する画素を調べる。次いで隣接画素数が2個の場合のみ、隣接画素に連結した画素を最大 N 個まで8連結で追跡する。2個の隣接画素を始点とした追跡操作により検出される画素の集合をそれぞれ要

図4 曲線特徴の記述
Fig.4 Description of the curvilinear feature

素1、要素2と呼ぶ。次に P_0 と要素1の点 P_1 、要素2の点 P_2 の3点に円弧を当てはめる(図4)。要素1に含まれる各点を P_1 、また、要素2に含まれる各点を P_2 とし、この操作を繰り返す。このときの円の中心座標 (x_i, y_i) の頻度を、曲線性頻度分布としてプロットしていく。ただし、文字領域の大きさ(図4の文字「あ」のサイズは 50×73 pixel)に対し、特徴分布の領域の大きさは 150×150 pixel と平均6倍程度の領域を確保されており、円弧の中心座標はこの領域内におさまる値だけが特徴として評価される。実際の処理では画像中のすべての黒画素を P_0 として、 P_0, P_1, P_2 の3点を通る円弧を求めるが、3点が直線上に並ぶ場合や求めた中心が特徴分布領域にない場合には何もせず、次の3点の組合せを取り出し、同様な処理を繰り返す。このような処理により文字画像から曲線性頻度分布が求められる。

<2.1.3> 個人特徴の定義

2.1.2で述べた処理により、筆跡の直線性と曲線性に関する個人特徴を含む、直線特徴および曲線特徴の頻度分布が得られる。図5に曲線特徴としての円弧の頻度分布の一例を示す。おおまかな起伏として筆者の特徴を反映した頻度分布が得られている。同時に、起伏に沿った特徴点近傍では、細かい頻度値の変動が観測できる。このノイズの要因の一つは量子化誤差である。これは入力画像がドットマトリクスで構成される以上必然的に生じるが、この対策とし

図5 曲線特徴の分布の一例
Fig.5 An example of the curvilinear feature distribution

て一般化ハフ変換においてピーク形成精度の向上を行う手法⁽⁴⁾などが報告されている。しかし本研究においては頻度値のピーク形成精度より、頻度値の分布形状の方が個人情報として重要である。そこで、処理の簡略化のため、頻度分布に対して平滑化処理を施し、処理後に得られるおおまかな起伏を個人特徴として採用する。以下では、登録者pのk番目の筆跡中のn番目の文字より抽出された直線性に関する個人特徴を、

$$SF_{p,k,n}(\rho, \theta),$$

$$(\rho_{\min} \leq \rho \leq \rho_{\max}, \theta_{\min} \leq \theta \leq \theta_{\max})$$

同様に、曲線性に関する個人特徴を、

$$CF_{p,k,n}(x, y),$$

$$(x_{\min} \leq x \leq x_{\max}, y_{\min} \leq y \leq y_{\max})$$

と表記する。

<2.2> 識別方法

筆者の識別は、複数枚の参照用筆跡を利用した類似性評価に基づいて行われる。本節では、参照用の筆跡より登録者の平均的な特徴を記述したデータ(基準データ)を作成する方法と、類似性の評価方法について述べる。

<2.2.1> 基準データ

同一筆者においても筆跡には若干のばらつきがあるため、基準データの設定に際してはこの変動を考慮することが重要である。つまり、筆跡の変動を考慮に入れた平均的な特徴を特定個人の基準データとして記述する必要がある。本手法では以下の手順で、複数の参照用筆跡から基準データを作成する。

まず、各参照用筆跡から、2.1で述べた方法に従って直線性および曲線性に関する個人特徴、 $SF_{p,k,n}(\rho, \theta)$ 、 $CF_{p,k,n}(x, y)$ を抽出する。ここでpは登録者番号、kは参照用筆跡における筆跡番号、またnは筆跡中の文字番号を示す。

次に筆者pによるK個の文字についての、平均と分散を求める。直線特徴の分散値の分布を $V_SF_{p,n}(\rho, \theta)$ 、平均値の分布を $M_SF_{p,n}(\rho, \theta)$ 、同様に、曲線特徴の分散値の分布を $V_CF_{p,n}(x, y)$ 、平均値の分布を $M_CF_{p,n}(x, y)$ とすると、

$$M_SF_{p,n}(\rho, \theta) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K SF_{p,k,n}(\rho, \theta) \quad (3)$$

$$M_CF_{p,n}(x, y) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K CF_{p,k,n}(x, y) \quad (4)$$

$$V_SF_{p,n}(\rho, \theta) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left(SF_{p,k,n}(\rho, \theta) - M_SF_{p,n}(\rho, \theta) \right)^2 \quad (5)$$

$$V_CF_{p,n}(x, y) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left(CF_{p,k,n}(x, y) - M_CF_{p,n}(x, y) \right)^2 \quad (6)$$

図6 基準データについて
Fig.6 Individual standard data for comparison

となる。以上の操作により基準データを作成する。この基準データ作成法を図6に示す。

<2.2.2> 距離計算

筆者未知のテストデータと登録者ごとの基準データとの類似性評価の尺度として分散値で重み付けしたEuclid距離⁽⁶⁾を用い、次式により直線特徴についての距離 $SL_{p,n}$ と曲線特徴についての距離 $CL_{p,n}$ を算出する。

$$SL_{p,n} = \sum_{\rho} \sum_{\theta} \frac{\left\{ ST_n(\rho, \theta) - M_SF_{p,n}(\rho, \theta) \right\}^2}{V_SF_{p,n}(\rho, \theta)} \quad (7)$$

$$CL_{p,n} = \sum_x \sum_y \frac{\left\{ CT_n(x, y) - M_CF_{p,n}(x, y) \right\}^2}{V_CF_{p,n}(x, y)} \quad (8)$$

この評価方法では登録者が複数回筆記する時の、各特徴点における変動のし易さに応じて重み付けを変え、平均的な特徴間の距離を求める。ここで、評価対象となる直線特徴の次元数は、入力画像のサイズとハフ変換の分解能を考慮して 720×360 、また曲線特徴の次元数は 150×150 である。

<2.2.3> 総合評価

上記の処理により、直線特徴の距離 $SL_{p,n}$ と、曲線特徴の距離 $CL_{p,n}$ が求められる。これらの距離から筆跡間の総合的な類似性評価を行うが、 $SL_{p,n}$ と $CL_{p,n}$ の距離ではスケールが異なるため、距離指標統合のための工夫が必要となる。ここでは、次式の基準値により両距離を標準化する評価法⁽⁶⁾を用いた。すなわち、

$$L_{p,n} = \frac{SL_{p,n}}{SL_0} + \frac{CL_{p,n}}{CL_0} \quad (9)$$

として求められる $L_{p,n}$ によりテストデータと基準データとの類似性を評価する。ここで基準値としては、4.2の検討結果から最小値を採用した。すなわち SL_0 は $SL_{p,n}(p:1 \sim \text{登録者数})$ の最小値、同様に CL_0 は $CL_{p,n}$ の最小値である。式(9)により算出される距離は、直線、曲線特徴の双方において最小値を与える登録者の場合に最小値2となり、原理的には2以上の有限値を取る。

3. 識別実験

<3.1> 筆跡データ

図7 曲線特徴の個人差
Fig.7 Individual variation in curvilinear features

筆記用紙には筆記の極端な妨げとならない程度の大きさの筆跡枠を設け、枠内に筆記するよう指示した。書かれた文字は筆記用紙毎にスキャナで取り込まれるが、その解像度は170DPI (図1に示した「あ」で 50×73 pixel) である。入力画像から文字を切り出し、文字位置を正規化し 150×150 pixel の画像平面上に再配置する。

筆記データとしては、2種5文字からなる「情報工学科」と「あいうえお」の文字列を、1日5枚の上限を設けて7人の登録者より15枚ずつ収集した筆跡を用いた。

＜3.2＞ 個人特徴の抽出

直線特徴を抽出する際の分解能を $\theta_{dis}=0.5^\circ$ 、また、曲線特徴抽出の処理単位となる連結要素の最大追跡数を $N=8$ としてそれぞれの特徴を抽出した。また各特徴について行う平滑化処理には、4.1の検討結果からサイズ 5×5 の平均値フィルタを用いた。ここで、文字「あ」について曲線性に関する個人特徴を求めた例を図7に示す。図7(a)～(d)に示す個人特徴は異なる4名の筆者のそれである。大局的には似た形状であるが、同時に筆者による違いも明瞭である。

＜3.3＞ 実験方法

筆者識別実験では、グループ中にテストデータの筆者が確実に存在するという仮定のもと、各登録者についてあらかじめ準備した基準データを用い、テストデータの文字ごとに筆者を識別する。テストデータが入力されると、まず、細線化など前処理を行い、文字単位に分割された各入力画像から直線性ならびに曲線性に関する特徴抽出を行う。細線化にはHilditchのオペレータ⁶⁾を用いた。各登録者の基準データと抽出された直線および曲線特徴との距離を式(9)より求め、距離が最小となる基準データの登録者を筆者と判定する。

3.1で説明したように、各登録者による筆記データが15枚ずつ存在する。今回の識別実験では、この15枚の筆記データのうち9枚をランダムに選択して基準データを作成し、残りの6枚をすべて筆者未知のテストデータとして用いた。

基準データを作成する際に用いる9個の筆記データの選

表1 平均識別精度
Table 1 Averaged correctness of identification

文字 \ 実験番号	①	②	③	④	⑤	平均正答率(%)
情	85.71	95.24	90.48	88.10	85.71	89.05
報	80.95	80.95	83.33	80.95	83.33	81.90
工	76.19	78.57	80.95	73.81	83.33	78.57
学	95.24	92.86	85.71	95.24	90.48	91.91
科	76.19	90.48	85.71	85.71	80.95	83.81
あ	88.10	95.24	95.24	92.86	100.00	94.29
い	90.48	92.86	95.24	92.86	92.86	92.86
う	80.95	83.33	85.71	80.95	83.33	82.85
え	85.71	92.86	95.24	90.48	100.00	92.86
お	92.86	100.00	97.62	92.86	97.62	96.19
平均値	85.24	90.24	89.52	87.38	89.76	88.43

び方により、識別精度は多少変化する。5回にわたる識別実験の結果を表1に示す。7人の登録者の筆跡6枚ずつを識別対象としており、各識別実験におけるテストデータの数42個となっている。平均正答率88.43%という結果が得られたこと、また特に比較的曲線部の多いデータ「あいうえお」についても、漢字データと同様、あるいはより良好な結果が得られたことから、筆跡の直線性と曲線性に関する個人特徴を識別に用いた本手法の有効性が確認できた。

4. 検討

＜4.1＞ 平滑化処理

直線、曲線特徴を抽出する際、頻度分布に対して平滑化処理を行った。これは頻度分布に筆者の特徴がおおまかな起伏として現われるが、細かく不規則的に発生する起伏は量子化誤差などにより生じ、識別にとってはノイズにすぎないと考えたためである。

このようなノイズの成因の具体例を図8に示す。図8で

は、2 値化、および細線化処理後の画像パターンがP2で構成される場合と P2' で構成される場合の二つの場合を示している。つまり(P0,P1,P2)、(P0,P1,P2')の2 パターンから円中心座標を求めた場合、それぞれの中心座標が異なってい

Fig.8 The influence caused by quantization error

Fig.9 Smoothing and correct identification rates

る。この場合の P2と P2' のような違いは、入力画像がドットマトリクスで構成されるため一定の確率で必然的に生じるものであり、その対応策として平滑化処理を施した。

しかし、平滑化の程度を少しずつ強めてゆく、すなわちフィルタサイズを大きくしていくとある程度まではノイズ除去により識別精度が向上するが、一定以上のサイズでは個人特徴に関する情報も失われる可能性がある。そこでフィルタサイズを少しずつ変えて実際に筆者識別実験を行い、平滑化処理における最適フィルタサイズを決定した。平滑化には平均値フィルタを使用し、平滑化なしのサイズ1×1から2ずつフィルタサイズを拡大していき、全てのテスト文字の平均正答率、および1文字あたりの特徴抽出処理時間の変化をプロットしたのが図9である。予想通り、平滑化操作によって正答率は大きく向上するが、サイズ5×5のフィルタを頂点としてその効果は低下している。この検討結果を踏まえ、本研究ではサイズ5×5の平均値フィルタを用いてノイズ除去を行った。

<4.2> 総合評価方法

本手法では直線特徴の距離SLと曲線特徴の距離CL、2つの距離から総合的な距離を求め、テストデータと各登録者の基準データとの最終的な類似性評価を行う。しかしSLとCLではスケールが異なるため、両者を統合した新たな指標が必要となる。

そこで、式(9)のように基準値(SL0,CL0)により標準化したSLとCLの線形和で総合評価を行う方法について検討した。具体的には、まず各登録者について得られた距離より中央値、最小値、平均値を特徴別に求める。そして各値を基準

Table 2 Estimation method and correct identification rates

データ 特徴量	"情報工学科"	"あいうえお"	平均正答率[%]
Lcen,p	81.63	89.25	85.44
Lmin,p	83.88	90.27	87.08
Lave,p	81.63	89.32	85.48
直線特徴	75.96	65.96	70.96
曲線特徴	67.62	82.50	75.06

値(SL0,CL0)とした場合の総合評価法をそれぞれ Lcen,p、Lmin,p、Lave,p と定義し、識別精度の比較実験を行った。

これら3通りの総合評価法による識別結果評価法の有効性確認のため、従来我々が用いていた直線特徴に基づく評価法⁽⁷⁾、および本研究で開発した曲線特徴に基づく評価法をそれぞれ単独で適用した場合に得られた結果を表2に示す。総合評価法では、Lmin,pで最も良い結果が得られたため、文献(6)と同様に最小値で標準化した両距離の線形和である Lmin,p を総合評価指標とした。

直線性と曲線性の特徴を単独で評価した識別結果と比較し、直線部の多いデータ"情報工学科"、また曲線部の多いデータ"あいうえお"の双方で、総合評価指標を用いることにより識別精度は大きく向上していることが分かる。以上の結果から、筆跡の直線部および曲線部から個人の書き方の特徴を抽出する筆者識別法の有効性が確認できる。

<4.3> 処理コスト

本手法を用いた場合の処理コストについて検討する。識別に必要な処理時間と記憶容量はプログラム構造と計算機性能にも依存するが、参考までに実際に各データ算出に要した処理時間と記憶容量を表3に示す。計算機はFujitsu S-7/400U(CPU:UltraSPARC-II 300MHz)を用いた。なお、処理時間や記憶容量は文字、あるいは筆者により多少の違いがあるため平均値を記した。なお、特徴平面においては変化の少ない部分が多いため、同じ数値が連続する場合その連続数を格納する簡単な圧縮プログラムを使用した。圧縮率は曲線特徴、直線特徴、基準データに依存して変化するが、結果的には、概ね、65～90%程度となっている。

例えばN人の登録者が存在して5字からなる筆記データの各文字について識別を行う場合、表3より処理時間は、

$$T = 5 \times \{t_1 + t_2 + N \times t_c\} \tag{10}$$

記憶容量は、

表3 処理時間と必要記憶容量
Table 3 Processing time and required memory size

処理内容	処理時間 [sec]	メモリ容量 [KB]
曲線特徴の抽出	0.13 (t1)	63 (c1)
直線特徴の抽出	0.58 (t2)	195 (c2)
基準データ作成	1.50 (tb)	677 (cb)
類似度の計算	1.87 (tc)	

$$C = 5 \times \{c1 + c2 + N \times cb\}$$
 (11)

となり、処理コストは、約(9.4N+3.6)秒、約(3385N+1290)KBと概算できる。

現在、本手法のソフトウェアは計算速度よりもデバッグや変更が容易に実行できるようなプログラム構造となっており、かなり冗長性があることを考慮すれば、識別の正答率が表1のような値で許される用途に対しては、実用化が可能な範囲の処理コストであると考えられる。

5. おわりに

手書き文字中の直線部と曲線部に存在する個人特徴を、ハフ変換、および文字画像中の曲線部への円のあてはめにより求める手法について検討した。本手法の特徴として、細線化した入力画像から情報を抽出するため、線幅や濃度といった筆記具に依存する不安定な情報を排除でき、ストローク形状より個人特徴を抽出するために、処理コストを低減できることが挙げられる。直線、曲線、何れも単純な特徴量の割には共に70%以上の識別率が得られることを明らかにした。また、個人識別という目的に沿って両特徴を統合すると、簡単なアルゴリズムの割には筆者識別実験で平均約88.43%の正答率が得られ、本手法の有効性が確認できた。

本研究で提案した曲線性に注目した個人特徴には、

- 1)ストロークの曲率が小さい、すなわち当てはめる円の半径が大きいほど量子化誤差の影響が大きい
- 2)異なるストロークから同様の中心位置が求まった場合でも、その情報を区別することができない
- 3)入力画像に適合する円弧の中心座標が既定の範囲を超えた場合、曲線性に関する特徴の一部が欠落する問題が残されている。このうち、3)については、今回は文字画像のサイズ(図1の文字「あ」で50×73pixel)に対して倍程度の大きさをもつ領域(150×150pixel)を考慮することにより対応した。特徴の欠落を完全に防ぐことは不可能であるが、曲線特徴の記述に十分な領域を実験的に決定することである程度の対処は可能である。この問題は、上記1)、2)も含めて今後の課題である。

(平成11年5月17日受付、平成11年10月4日再受付)

文 献

(1) R.Plamondon and G.Lorette, "Automatic signature verification and writer identification-The state of the art," PR, Vol.22, No.2, pp.107-131,(1989).
(2) 吉村ミツ, 吉村 功, 「筆者認識技術の現段階と今後の動向」, 信学技報, Vol.96, No.141 (PRMU9637-48), pp.81-90,(1996).
(3) 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 (D-II), Vol. J72-D-II, No.12, pp.2051-2060, (1989-12).
(4) 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 (II), Vol. J74-D-II, No.2, pp. 230-238, (1991-2).
(5) 尺長 健, 金子 博, 淀川英司, 「2次統計量の線分スペクトル分解」, 信学論 (D), Vol. J67-D, No.4, pp. 488-495, (1984-4).
(6) 尺長 健, 金子 博, 淀川英司, 「2次統計量の線分スペクトル分解による手書き文字の筆者認識」, 信学論 (D), Vol. J67-D, No. 7, pp. 776-783, (1984-4).
(7) 石渡正倫, 宮川道夫, 「Hough変換による手書き文字の筆者同定」, 信学技報, IE95-111, (1995-12).
(8) C.J.Hilditch, "Linear skeleton from square cupboards", in Machine Intelligence, Vol. 6, Edinburgh Univ. Press, pp.403-420, (1969).
(9) 森本正志, 末永康仁, 「曲線こう配の誤差解析に基づく可変一般化ハフ変換」, 信学論 (D-II), Vol. J81-D-II, No.4, pp.593-601, (1998-4).
(10) 瀬戸洋一, 「バイオメトリクスを用いた本人認証技術」, 計測制御, Vol. 37, No.6, pp. 395-401, (1998-6).
(11) R.N.Nagel and A.Rosenfeld, "Computer detection of freehand forgeries," IEEE Trans. Comput., Vol. C-26, No. 9, pp.895-905, (1977-9).

佐藤 剛 (非会員) 平11新潟大大学院博士前期課程了。同年アンリツ(株)入社。在学中、パターン認識の研究に従事。

宮川 道夫 (正員) 昭40~43日立製作所勤務。昭52北大大学院(電子)・博士課程了。工博。同年電子技術総合研究所入所。電子計算機部、光技術部主任研究官を経て、平3新潟大学工学部教授。マイクロ波CTによる生体情報の可視化や電磁波被曝量の可視化、電磁環境設計、およびヒューマンインターフェース等の研究に従事。IEEE、日本ME学会、電気学会、情報処理学会、計測自動制御学会、日本ハイパーサーミア学会等の会員。平成7年3月~平成8年1月、ウルム大学バイオメディカル中央研究所客員研究員。

石渡 正倫 (非会員) 平6新潟大・工・情報卒。平8同大大学院修士過程了。同年(株)NTTデータ入社。在学中パターン認識等の研究に従事。