

大局的特徴と局所的特徴とを併用した オンライン筆者識別方式

2N-5

○小川 勇 川又 武典 南都 元 依田 文夫
三菱電機株式会社 情報技術総合研究所

1.はじめに

近年セキュリティに対する関心が高まっており、オンライン筆者識別技術が注目されている。このオンライン筆者識別技術は、従来筆圧やペンの握り圧等を利用する方式が多く報告されている¹⁾。しかし、これらの情報を得るためには専用の入力装置が必要になり、実用化の際に装置のコストが増すことが予想される。そこで我々は簡易なタブレット等の入力装置で実現可能な方式について検討を行った。具体的には、筆圧やペンの握り圧を使用せず、時系列の座標点情報を利用して署名全体の特徴（大局的特徴）と署名を構成する各ストロークの特徴（局所的特徴）とを抽出し、これらを併用して筆者識別を行う方式を提案する。

2.識別方式

本方式は特徴抽出部、照合部の2つの処理から構成されている。以下に各処理の詳細を述べる。

2.1.特徴抽出部

特徴抽出部では、ペンがタブレットに接触している時の時系列の座標点情報（筆跡データ）から大局的特徴と局所的特徴の抽出を行う。

2.1.1.大局的特徴

大局的特徴としては、1)実ストローク（ペンがタブレットに接触している時の軌跡）の方向成分の分布、2)仮想ストローク（実ストロークの終点から、次の実ストロークの始点を結んだ直線）の方向成分の分布、3)筆跡データを一筆書きとして捉えた時のフーリエ係数をそれぞれ特徴値として抽出する。

方向成分の分布は、 360° を8方向に量子化し、各方向に属するストロークの長さを集計した8次元の特徴として求める。量子化方向と方向成分の抽出例を図1に示す。図1(b)中の黒点は実ストロークを構成するサンプル点、実線の矢印は筆記された実ストロークの方向、点線の矢印は仮想ストロークの方向を表す。

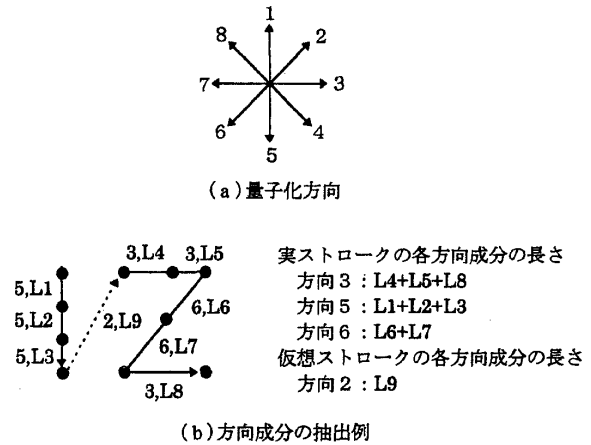


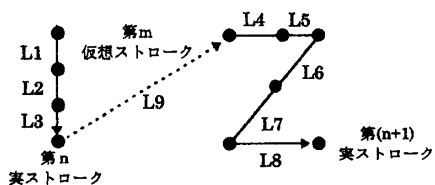
図1 量子化方向と方向成分の抽出例

一方、フーリエ係数は、一筆書きとして捉えた筆跡データを正規化した後、フーリエ変換して得られる128個の係数を特徴値として求める。

2.1.2.局所的特徴

局所的特徴としては、各ストローク毎に、1)実ストロークの長さ、2)仮想ストロークの長さ、3)実ストロークの筆記時間、4)実ストロークの平均筆速度、5)実ストロークの最大筆速度をそれぞれ特徴値として抽出する。局所的特徴の抽出例を図2に示す。筆記時間と筆記速度に関しては、サンプリング時間を基準時間として抽出する。したがって、筆記時間は入力された筆跡データを構成するサンプル点数によって表し、平均筆速度は特徴抽出の対象となるストロークの全長を筆記時間で除した値、即ち単位サンプリング時間あたりに筆記された長さで表現する。

On-line Handwriting Verification
 Based on Global Features and Detailed Features
 Isamu Ogawa, Takenori Kawamata,
 Hajime Nambu, Fumio Yoda
 Mitsubishi Electric,
 Information Technology R&D Center



	長さ	平均・速度	最大・速度
第n 実ストローク	L1+L2+ L3	3	(L1+L2+L3) /3	Max(L1, L2, L3)
第(n+1) 実ストローク	L4+L5+ L6+L7+ L8	5	(L4+L5+L6+ L7+L8)/5	Max(L4, L5, L6, L7, L8)
第m 仮想ストローク	L9	-	-	-

図2 局所的特徴の抽出例

2.2.照合部

照合部では、入力された筆跡データから抽出した入力特徴とあらかじめ登録された筆記者別の標準特徴との比較を行う。局所的特徴を比較するには実ストロークの数、すなわち画数が一致しなくてはならない。そこで最初に入力特徴と標準特徴との構成画数を比較し、両者の画数が異なる場合はストロークの幅・高さの情報を用いたDPマッチングによりストロークの対応付けを行う。これによりタブレットの特性などの影響による署名の画数変動を吸収することができる。

次に入力特徴と標準特徴との距離値を算出して拒絶の閾値と比較し、距離値が閾値を超える特徴が一つでも存在する場合は入力を拒絶する。なお、全ての特徴の比較において、距離値の算出には各特徴の登録時の分散に基づいた尺度を使用する。以下に距離値の算出式を示す。ここで Ave_i は標準特徴の要素 i の値、 $Input_i$ は入力特徴の要素 i の値、 N は特徴の次元数、 σ_i は登録時の標準偏差とする。また、閾値に関しては、基礎実験により筆跡の時間経過に伴う変動を求め、その変動を考慮した値を設定した。

$$Diff = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|Ave_i - Input_i|}{\sigma_i}$$

3.識別実験

本方式の性能を評価するために識別実験を行った。実験データとして、7名の筆記者が入力した本人署名（登録用5個、識別用50個）と、3名の筆記者が入力した7名分の偽筆署名を使用した。偽筆署名は、1)筆跡を見せないで筆記させる、2)筆跡を一度

見せた後に筆記させる、3)筆記中も筆跡を見せる、の3種類の条件で各30個（但し、7名中2名は各20個）用意した。筆記者別の識別結果を図3に示す。

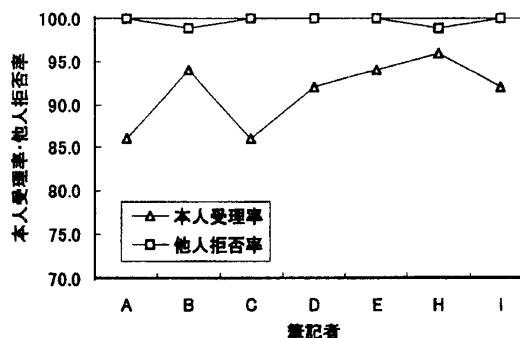


図3 筆者識別性能

図に示すように、他人拒否率は全て98%以上であり、本人受理率は全て85%以上であった。筆記者全体の平均では、他人拒否率が99.6%、本人受理率が91.4%となった。また、筆記条件別の他人拒否率は、最も厳しい上記3)の条件においても、筆記者全体の平均で99%以上になった。

本人受理できなかった署名に対してエラー解析を行った結果、標準特徴として単一のテンプレートしか用いていない本方式では、時間の経過に伴う本人署名の変動に十分追従できていないことがわかった。この対策としては、標準特徴のマルチテンプレート化が有効であると考えられる。

4.おわりに

本報告は、入力された座標点情報から署名の筆跡全体の特徴と、署名を構成する各ストロークの特徴を抽出して筆者識別を行う方式を提案し、実験によりその有効性を確認した。今後の課題として、登録時の分散が大きい筆記者に対する標準特徴のマルチテンプレート化、学習による本人署名の変動への追従などが挙げられる。

5.参考文献

- 1) 金, 渡辺, 川嶋, 青木: 非公開パラメータに基づくオンライン署名照合, 信学論(D-II), Vol. J75-D-II, NO.1, pp.121-127, 1992.