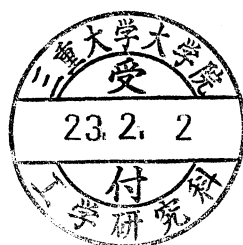


修士論文

DP マッチングを用いた手書き署名
照合の高精度化に関する研究



平成 22 年度修了
三重大学大学院工学研究科
博士前期課程 情報工学専攻

古市 唯

はじめに

近年の情報化社会の発展により多様化する犯罪を防ぐため、企業や個人でのセキュリティ対策が必須となっている。セキュリティには様々なものがあるが、その中でも本人かどうかを判断する個人認証が極めて重要であり、これにより多くの犯罪を防ぐ事が可能となる。

個人認証は大きく3つに分けられる。印鑑やカード、鍵などによる所有物認証、暗証番号やパスワードなどによる知識認証、指紋や虹彩、顔、手書き署名などによる生体認証である。この中で生体認証はバイオメトリクス (Biometrics) と呼ばれ、近年特に注目されている。所有物認証や知識認証は、偽造や盗難、紛失の危険性があり、パスワードや暗証番号は忘れてしまう可能性もある。それらに比べ、本人の身体的特徴や行動的特徴を利用したバイオメトリクスは記憶する必要がなく、盗難や偽造の心配が少ない。

本研究ではバイオメトリクスの一つであるオンライン署名照合について研究を行っている。オンライン署名照合は従来より社会的に受け入れられている認証方法であり、指紋などのバイオメトリクスに比べ利用者の受容性が高い。また身体特徴を用いる個人認証では登録データが盗まれればデータの変更は不可能であるが、手書きオンライン署名では登録データを変更することが可能である。このような特徴から、手書き署名による個人認証はバイオメトリクスの中でも重要な技術の一つである。

オンライン署名照合は、既に書かれた署名には利用できないが、筆速や筆圧など多くの情報が得られる。そして、ペンやタブレットなどの専用機器を必要とするが、近年は iPad などに代表されるコンピュータの標準入力装置の利用環境が整ってきていることから、実用化が進められている。しかし他の個人認証に比べ認識率において劣るため、さらなる精度向上を目指す必要がある。

そこで本研究では、限られたオンライン特徴を用いて DP マッチングによる署名照合の精度向上を目指す。DP マッチングによる照合として筆速データ、署名筆記時間、ペンの接触、非接触情報の利用について考察、検討を行い、濃度こう配特徴を用いた署名照合 [1] との比較をする。

また、DP マッチングを用いた手法と従来手法を SVM(Support Vector Machine) を用い

て、併用した場合の結果についても考察する。

DP マッチング手法の有効性を、タブレット PC により 2007, 2008 年に取得した 2232 個で実験を行い、評価する。実験には 31 人分の署名を用いる。登録データとして真筆署名を 186 枚、評価データとして真筆署名、偽筆署名それぞれ 1116 枚を使用して照合を行った。その結果、筆速データ、 x, y 座標データ、ペンアップデータ、筆記時間を組み合わせた場合に 91.75% の認識率が得られた。速度データ v_x, v_y を用いることによって座標値 x, y のみを用いる場合よりも照合率が 2.78% 向上した。また、2007 年のデータにおいて DP マッチング手法と濃度こう配手法の認識に失敗した結果を比較すると、重複が少ないことが分かった。この結果を踏まえて二つの手法を SVM によって組み合わせた結果、92.62% の認識率が得られ、DP マッチング手法単独の場合よりも 1.14% 向上した。

実験の結果、DP マッチングによる署名照合が有効な手法であることを示した。評価実験によって、筆速の利用、ペンアップデータの利用、筆記時間を利用することで署名照合の精度を向上させる有効な手法であることを示した。また二つの手法を組み合わせることで認識率が向上することが分かった。

今後の課題として、実環境下に対応出来るよう、さらなる署名照合精度の向上が必要である。また本手法と、濃度こう配特徴を用いた手法、文字数や画数の違いなどの個人の変動も考慮に入れ、SVM を用いることで、さらなる署名照合の精度向上が期待できる。

目次

はじめに	i
第 1 章 手書き署名照合	1
1.1 署名照合	2
1.2 本研究の目的	4
1.3 本論文の構成	4
第 2 章 照合の流れと提案手法	5
2.1 処理の流れ	5
2.2 時系列点座標データの取得	6
2.3 データの正規化	6
2.4 筆速データ, 加速度データの作成	7
2.5 DP マッチング	7
2.6 分類	8
2.7 濃度こう配特徴	9
第 3 章 実験	10
3.1 実験データ	10
3.2 認識率の定義	12
3.3 署名照合実験 1	14
3.4 署名照合実験 2	19
第 4 章 まとめと今後の課題	21
4.1 まとめ	21
4.2 今後の課題	21
付録 A 実験データとプログラム	22
付録 B プログラムソースリスト	25

付録 C	付録: 濃度こう配手法	26
C.1	画像生成	26
C.2	濃度こう配特徴	27
C.3	照合	28
付録 D	発表資料	31
付録 E	謝辞	32
参考文献		33

第 1 章

手書き署名照合

本人かどうか確認することは、クレジットカードの利用、特定場所の入退室など社会生活のいたるところで必要であり、個人情報の保護や犯罪防止のためにも、重要な問題である。本人認証手法として、以下のものがある。

- 本人が持つ知識による認証：パスワード，暗証番号
- 本人の所有物による認証：IC カード，印鑑
- 本人の身体的特徴や行動的特徴による認証：署名，指紋，音声

本人しか知り得ない，本人しか所有していないものによる認証は，他人に盗まれたり，失くしたりすることにより，他人に悪用される危険性がある。それらに比べ，本人の身体的特徴や行動的特徴を用いた認証（バイオメトリクス）は，盗難，紛失，忘れる等の心配が非常に小さい。つまり他人による代行が困難であることから，近年特に注目されている。

バイオメトリクス技術は，大きく身体的特徴と行動的特徴の二つに分類できる。前者は，指紋，掌形，顔，虹彩，静脈などであり，後者は声紋，署名などである。表 1.1 に主なバイオメトリクスとその特徴の比較を示す [2]。ここで，普遍性とは誰もが持っている特徴であること，唯一性とは本人以外は同じ特徴を持たないこと，永続性とは時間の経過とともに変化しないことである。また，拒否率とは本人を間違って否定する誤りであり，受入率とは他人を間違って受け入れる誤りである。

表を見ると，指紋を用いた認証が良いように思われるが，犯罪捜査などに利用されていることから，登録において心理的な抵抗感があると言える [3]。また入力装置が接触型であることから他人が接触したセンサに自分の指を置くことへの抵抗を感じるなど利用者の受容性という点で若干の問題がある。このように，バイオメトリクスにはそれぞれ一長一短があり，要求されるセキュリティレベルや利用方法に応じた選択が必要となる。本研究で取り上げる署名は，以下のような特徴がある。

表 1.1: バイオメトリクスの比較

情報	特徴量	普遍性	唯一性	永続性	コスト	拒否率 (%)	受入率 (%)	データ量 (Byte)
指紋	手指の指紋特等量	◎	◎	◎	◎	1.0	0.01	250
掌形	手の大きさ・長さ・比率	◎	○	○	△	0.1	0.1	10
顔	顔輪郭・目・鼻の形・配置	◎	△	△	○	5	5	2,000
虹彩	虹彩の模様	◎	◎	◎	◎	10	10^{-6}	200
静脈	手指の静脈特徴点	◎	○	○	△	1.0	0.01	500
声紋	話者の音声特徴	◎	△	△	◎	10	10	1,500
署名	字体・書き順・筆速	◎	△	△	○	5	5	1,000

- クレジットカード利用時など、従来より社会的に受け入れられている個人認証方法であり、他のバイオメトリクスに比べて利用者の受容性が高い。
- 行動的特徴による個人認証であるため、本人の意志確認を伴う。
- 永続性の高い身体的特徴の登録データとは違い、署名は万が一、流出や漏洩が生じても登録データそのものを変更することが可能である。
- 全く同じ署名を書くことはできないため、過去に書かれた署名と同じ署名は棄却すれば、署名データの盗難も防止できる
- 電子文書への貼り付けが可能である。

このような特徴を持つことから、署名による個人認証はバイオメトリクスの中でも重要な技術の一つである [4]。

1.1 署名照合

署名照合とは、ある人物が書いた署名が、本当にその人自身が書いたものであるかどうかを確認することである。裏を返せば、その筆記者を特定の人物として受け入れるか、あるいはそうでないとして拒否するかを判断することである。

1.1.1 オフライン情報とオンライン情報

署名照合方式には、オンライン署名照合とオフライン署名照合があり、それぞれの特徴は以下の通りである。

1. オンライン照合

- 照合に用いる特徴：筆跡・筆速・筆圧・筆順
- 専用機器が必要なため使用環境の制約を受ける

2. オフライン照合

- 照合に用いる特徴：筆跡
- 専用機器は不必要
- 過去の署名も照合できる

オフライン署名照合とは、すでに書かれた署名から得られる筆跡など形態情報を利用したものである。この利用法としては文字を特定しない筆者証明として古くから筆跡鑑定があり、脅迫状や遺言状などにおける特定筆者の証明を行う技術がある。

一方、オンライン署名照合とは、タブレットなどの専用機器より取得できる筆順、筆圧、筆速など署名をしているときの筆記運動情報を利用するものである。この場合、専用機器としてタブレットや電子ペンが必要になる。最近ではタブレット PC, iPad, 任天堂 DS のようなゲーム機など、ペン入力さまざまな場面で利用可能となってきた。また、オフライン情報よりも得られる情報が多く、筆速やペンの傾きなどは、他人が容易に真似ることが困難であると考えられる。

両者を比較すると、他人が真似ることが困難であると考えられる、筆記速度や筆圧、ペンの傾きなど動的情報を利用できることから、オンライン照合の方がオフライン照合よりも照合精度が高いといえる。オンライン情報の取得環境が整いつつあることと、得られる情報の多さより、本研究ではオンライン署名照合を研究対象とする。

1.1.2 従来研究

オンライン署名照合に関して、署名文化のある欧米で研究が盛んに行われている [5]。同様に、日本語署名を対象にした研究も数多く発表されている [6]。そのほとんどが、筆跡の動的情報であるペンの座標、筆速、筆圧、傾きなどの時系列データに対して動的計画法に基づくマッチングを行う手法 [7][8]、セグメントごとの曲率や向きなどの局所的特徴の時系列を隠れマルコフモデルにより照合を行う手法 [9] など、筆跡を時間関数と捉えて照合するものが主流である [4]。

最近では、ユーザ共通の Fusion モデルにより複数の距離を組み合わせて照合を行う手法 [10]、動的情報の時間変化を離散ウェーブレット変換によりサブバンド分解した信号を特徴とし、適応信号処理技術を応用し照合する方法 [11] が提案されている。

1.2 本研究の目的

1.1.1 でも述べた通り署名照合においてはオフライン照合よりもオンライン照合の方が有利である。そこで本研究では、オンライン情報から x, y 座標データ、ペンアップデータ、筆記時間のみを利用し、少ない情報量での DP マッチングによる署名照合の検証、改良を行う。また、オンライン特徴のみはでなく、オフライン特徴である筆跡の形を検証することも大前提であり、オンライン特徴とオフライン特徴を総合的に用いて真偽を判定するという観点も必要であると考え。そこで、DP マッチングを用いた手法と濃度こう配を用いた手法を SVM を用いて併用した場合にどのような結果になるのかを検証する。

これらの視点を踏まえて、本研究では、

1. オンライン特徴を重視する DP マッチング手法の検討と改良を行い、単体での精度の向上を目指す。
2. DP マッチング手法と文字認識やオフライン照合において広く利用されている濃度こう配特徴での手法を併用した場合の結果を検証する。

この二点で、署名照合精度を向上させる手法を提案する。

1.3 本論文の構成

第1章では本研究で用いる手書き署名についての背景と目的を述べる。第2章では処理の流れ、各処理の詳細について説明する。第3章では、実験とその結果・考察を示し、第4章では研究のまとめと今後の課題について述べる。

第 2 章

照合の流れと提案手法

本章では，本研究における照合の手順について述べる．署名照合の流れを以下に示す．

2.1 処理の流れ

照合は次の手順で行う．

1. 真筆・偽筆の署名を書いてもらい（偽筆の場合は真筆を真似ながら），点座標値を取得しファイルに出力する．
2. 取得した点座標値を元にデータの正規化を行う．
3. x, y 座標と時刻座標点を元に筆速データ，加速度データを求める．
4. あらかじめ登録されている登録データと評価データとの DP マッチングを行い，相違度を計算する．
5. 相違度の計算結果から真筆か偽筆かに分類する．

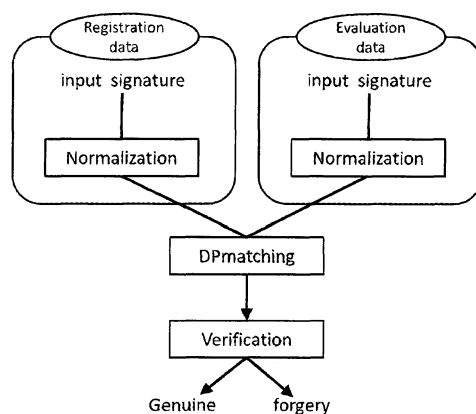


図 2.1: 署名照合の流れ

2.2 時系列点座標データの取得

タブレット PC を用いて 600×300 pixel の枠内に書かれた、署名の時系列点座標データには文字の位置である x, y 座標データ、ペンがタブレット PC に接触か非接触かを示すペンアップデータ、またその地点での時刻を表す時刻データの値が保存されている。

2.3 データの正規化

本人であっても署名の大きさや書き始めの位置は図 2.2 のように常に一定ではない。この差異を緩和するため、DP マッチングによる相違度を計算する前にサイズの正規化を行う。また、署名の大きさによる筆記時間のばらつきを抑えるために筆記時間の正規化も行う。これにより時刻データは速度分布を表していることになる。

1. 学習データ、評価データ共に文字外接枠での筆跡サイズの正規化を行う。
2. それぞれの重心点を算出し、重心点を原点とする座標値に置き換える。
3. 評価データの筆記終了時間を登録データの時間 (秒) に合わせる。



図 2.2: 署名のばらつき

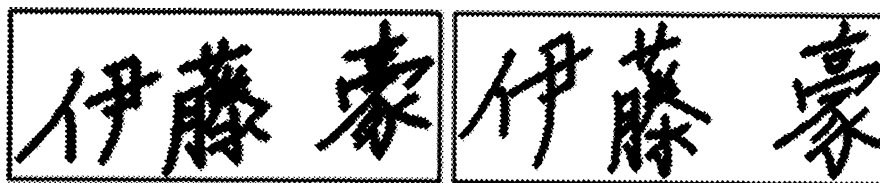


図 2.3: 正規化後

2.4 筆速データ，加速度データの作成

各点の筆速データ v は，次点までのタブレットセンサー上の距離と次点までにかかった時間 t (秒) との商により求められるが，点ごとの筆速が観測誤差により変動するため，前点，次点の筆速データの平滑化を行う．同様に加速度データも前点，次点の平滑化を行う．以下の式のようになる．

$$v_{xi} = \frac{\sqrt{(x_{i+1} - x_{i-1})^2}}{t_{i+1} - t_{i-1}}, \quad v_{yi} = \frac{\sqrt{(y_{i+1} - y_{i-1})^2}}{t_{i+1} - t_{i-1}} \quad (2.1)$$

$$a_{xi} = \frac{\sqrt{(v_{xi+1} - v_{xi-1})^2}}{t_{i+1} - t_{i-1}}, \quad a_{yi} = \frac{\sqrt{(v_{yi+1} - v_{yi-1})^2}}{t_{i+1} - t_{i-1}} \quad (2.2)$$

2.5 DP マッチング

DP マッチングとは動的計画法を用いたパターンマッチング手法であり，長さが異なる二つの系列データの類似性を比較する方法 [12] である．以下の漸化式で相違度 $g(i, j)$ を計算する．相違度が小さいほど二つのデータは類似していると言える．図 2.4 に 1 次元データに DP マッチングを適応した場合の例を示す．

$$g(0, 0) = d(0, 0) = (x_0 - x'_0)^2 + (y_0 - y'_0)^2 + \nu(v_{x0} - v'_{x0})^2 + \nu(v_{y0} - v'_{y0})^2 \\ + \xi(a_{x0} - a'_{x0})^2 + \xi(a_{y0} - a'_{y0})^2 + \mu(z_0 - z'_0)^2 + \lambda(t_0 - t'_0)^2 \quad (2.3)$$

$$g(i, j) = \min \begin{cases} g(i-1, j) + d(i, j) & i = 1 \sim n \\ g(i-1, j-1) + d(i, j) & j = 1 \sim m \\ g(i, j-1) + d(i, j) \end{cases} \quad (2.4)$$

$$d(i, j) = (x_i - x'_j)^2 + (y_i - y'_j)^2 + \nu(v_{xi} - v'_{xj})^2 + \nu(v_{yi} - v'_{yj})^2 \\ + \xi(a_{xi} - a'_{xj})^2 + \xi(a_{yi} - a'_{yj})^2 + \mu(z_i - z'_j)^2 + \lambda(t_i - t'_j)^2 \quad (2.5)$$

$x_i, y_i, v_{xi}, v_{yi}, a_{xi}, a_{yi}, z_i, t_i, (x'_j, y'_j, v'_{xi}, v'_{yi}, a'_{xi}, a'_{yi}, z'_j, t'_j)$ はそれぞれ評価用 (学習用) データの i または j 番目の $x, y, v_x, v_y, a_x, a_y, z, t$ 要素, ν, ξ, μ, λ は重み係数である.

また, z, z' はペンが非接触の場合に 0, 接触している場合に 1 をとる. t, t' は署名開始時点からの経過時間 (秒) である. ペンアップデータと時刻データ, 筆速データの差は x, y 座標の差と比べて非常に小さい, または大きいので ν 倍, ξ 倍, μ 倍, λ 倍をして有効になるよう値の調整をしている. この重み係数の値は事前の予備実験により複数のデータに適応し, 定量的に判断した結果, 平均して認識率が高かった値を全ての署名者データに対して一律に設定している.

x, y 座標, 筆速データ, 加速度データ, ペンアップデータ, 時刻データのどの要素を利用すべきかを次節の実験により検証する.

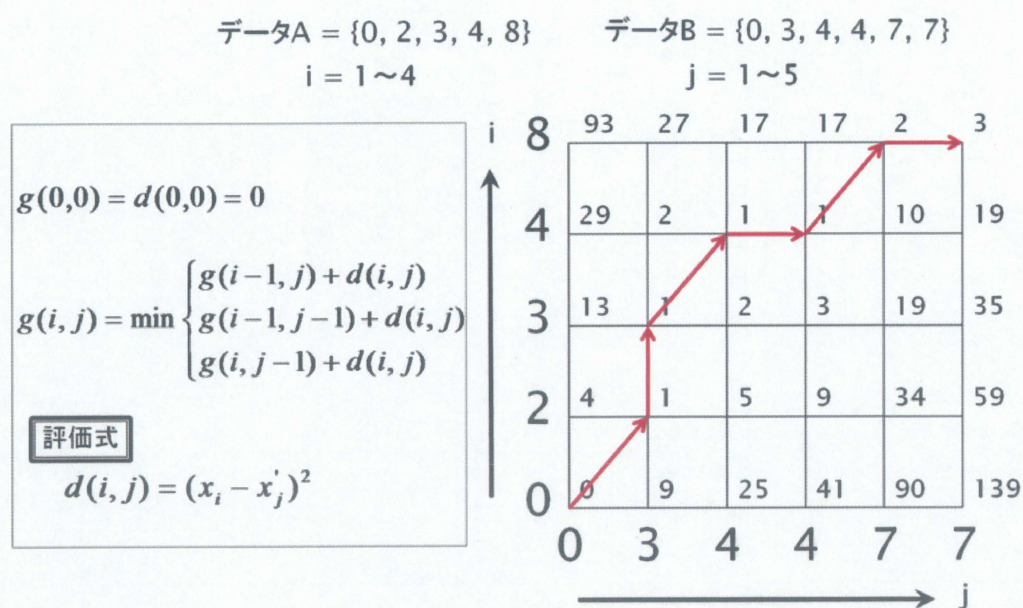


図 2.4: 1 次元データの場合の例

2.6 分類

相違度の計算結果より, 署名者各人に対して一定のしきい値を設定し, 真筆か偽筆に分類する. 本研究では評価データ 1 枚に対し登録データ 3 枚との相違度を計算し, その中で最小の相違度を用いて最近傍法による分類を行う. しきい値の決定法については次の方法をとる.

2.6.1 ミニマックス誤り確率

本人拒否率 (FRR) と他人受入率 (FAR) が等しくなるしきい値を求める.

2.7 濃度こう配特徴

濃度こう配特徴とは, 各画素における濃度こう配の方向別のヒストグラム特徴であり, 手書き数字認識や手書き漢字認識などの手書き文字認識分野において広く利用されている. 本研究で比較, 併用する濃度こう配手法については付録 C で詳しく紹介する.

第 3 章

実験

3.1 実験データ

本研究では、タブレット PC を用いて実験に使用する署名データを 2007 年度、2008 年度の研究室の研究生 31 人から集めた。筆記者には署名筆記前にペンタブレットの使用方法に慣れてもらい、自然な状態で筆記ができるように筆記者の名前を何度か練習してもらった後に、データを取得した。これは、ペンタブレットでの筆記に不慣れなために生じる署名情報の変動を小さくするためである。利用者自身が署名する際には、過去に登録した自筆の参照はしない。経年変化による署名のばらつきに対応するためである。一方偽筆者は、利用者が署名を登録するのと同時期に書いた本人署名を参考にして、偽筆を作成する。

取得した実験データの内訳を以下に示す。

署名データセット 1(2007 年)

- 真筆署名 : 684 個 (19 人分 × 36 個)
- 偽筆署名 : 684 個 (19 人分 × 36 個)

署名データセット 2(2008 年)

- 真筆署名 : 432 個 (12 人分 × 36 個)
- 偽筆署名 : 432 個 (12 人分 × 36 個)

真筆署名は、四日間に分けて取得した。一日目に連続で 6 個取得し。その後、時間を空けずに連続で 9 個署名してもらう。次に、二・三・四日目にはそれぞれ連続で 9 個の署名を取得することで、一人当たり 36 個の署名を集めた。この内一日目に連続して署名した 6 個を登録データとする。登録データはデータセットには含まれていない。

署名取得日の間隔は人毎にばらつきがあり，取得期間は最短で四日間，最長で二ヶ月である．偽筆署名は，1 個の対象署名に対して，偽筆者 4 人から連続で 9 個の署名を取得することで，36 個集めた．

3.2 認識率の定義

署名照合の誤り方には本人拒否率 (FAR : False Acceptance Rate) と他人受入率 (FRR : False Rejection Rate) の二種類が存在する。本人拒否率とは真筆署名に対して誤って偽筆と判定する割合であり、他人受入率とは偽筆署名に対して、誤って真筆と判定する割合である。本人拒否率と他人受入率は図 3.1 のような関係にあり、用途によってどちらを重視するかを決定する。そこで本研究では $FAR = FRR$ となるしきい値をとる場合の認識率を示す。認識率 R , FRR , FAR は表 3.1 を用いて次のように定義する。

$$\text{認識率 } R = \frac{a + d}{a + b + c + d} \times 100(\%)$$

$$\text{本人拒否率 } FAR = \frac{b}{a + b} \times 100(\%)$$

$$\text{他人受入率 } FRR = \frac{c}{c + d} \times 100(\%)$$

- a : 真筆に対して正しく真筆と判定した数
- b : 真筆に対して誤って偽筆と判定した数
- c : 偽筆に対して誤って真筆と判定した数
- d : 偽筆に対して正しく偽筆と判定した数

表 3.1: 判定数の内訳 (a, b, c, d はデータ数)

		システム	
		真	偽
人間	真	a	b
	偽	c	d

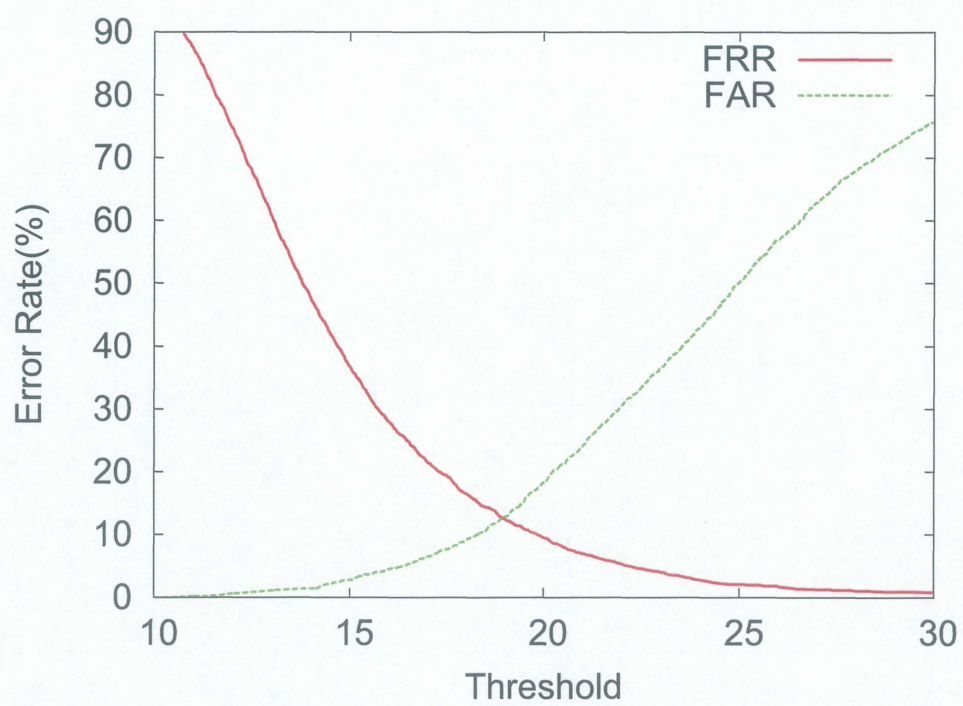


図 3.1: FAR と FRR の関係

3.3 署名照合実験 1

3.3.1 実験の目的

DP マッチングを用いた手書き署名の署名照合において, x, y 座標値, 筆速データ, 加速度データ, ペンのアップダウン, 時刻データの要素をどのように組み合わせた場合に認識率が向上するかを考察する.

3.3.2 実験の条件

表 3.2 のように評価式に用いる要素の組み合わせを変化させて署名照合を行い, 性能評価を行った. 評価データ 1 個に対し, 登録データ 3 枚をそれぞれ用いる. 重み係数の値は $\mu = 300$, $\lambda = 100$, $\nu = 0.05$ と設定した. これは予備実験を行った結果の平均して精度が高かった値である. しきい値は全筆記者共通の値とし, **FAR** と **FRR** が等しくなる値とした.

表 3.2: 要素の組み合わせ

座標 (x, y)	速度 (v_x, v_y)	加速度 (a_x, a_y)	ペン U/D(z)	時刻 (t)
○	-	-	-	-
○	-	-	○	-
○	-	-	-	○
○	-	-	○	○
○	○	-	-	-
○	○	-	○	-
○	○	-	-	○
○	○	-	○	○
○	○	○	-	-
○	○	○	○	-
○	○	○	-	○
○	○	○	○	○

3.3.3 実験結果

データセット 1, データセット 2 に対する照合実験の結果を表 3.3 と表 3.4 に, 両データを統合した結果を 3.5 に示す. また全くの同条件下で DP マッチング手法の最も精度の高かった組み合わせの結果と濃度こう配を用いた手法での結果との比較を 3.6 で示す. 最も認識率の高かった結果を太字で表している.

表 3.3: 署名データセット 1 に対する実験結果

座標 (x, y)	速度 (v_x, v_y)	加速度 (a_x, a_y)	ペン U/D(z)	時刻 (t)	認識率
○	-	-	-	-	89.47%
○	-	-	○	-	89.32%
○	-	-	-	○	90.13%
○	-	-	○	○	90.64%
○	○	-	-	-	90.18%
○	○	-	○	-	89.74%
○	○	-	-	○	91.08%
○	○	-	○	○	91.44%
○	○	○	-	-	88.08%
○	○	○	○	-	87.28%
○	○	○	-	○	90.57%
○	○	○	○	○	89.98%

表 3.4: 署名データセット 2 に対する実験結果

座標 (x, y)	速度 (v_x, v_y)	加速度 (a_x, a_y)	ペン U/D(z)	時刻 (t)	認識率
○	-	-	-	-	89.35%
○	-	-	○	-	89.12%
○	-	-	-	○	89.59%
○	-	-	○	○	89.65%
○	○	-	-	-	91.55%
○	○	-	○	-	92.93%
○	○	-	-	○	92.82%
○	○	-	○	○	93.51%
○	○	○	-	-	89.12%
○	○	○	○	-	90.74%
○	○	○	-	○	91.20%
○	○	○	○	○	92.01%

表 3.5: 署名データセット 1+2 に対する実験結果

座標 (x, y)	速度 (v_x, v_y)	加速度 (a_x, a_y)	ペン U/D(z)	時刻 (t)	認識率
○	-	-	-	-	88.97%
○	-	-	○	-	88.88%
○	-	-	-	○	90.09%
○	-	-	○	○	90.50%
○	○	-	-	-	89.42%
○	○	-	○	-	90.09%
○	○	-	-	○	91.57%
○	○	-	○	○	91.75%
○	○	○	-	-	87.46%
○	○	○	○	-	88.58%
○	○	○	-	○	89.78%
○	○	○	○	○	89.96%

表 3.6: DP マッチング, 濃度勾配特徴との比較

署名データセット 1	R	FAR	FRR
DP マッチング	91.44	8.48	8.63
濃度こう配特徴	89.76	10.23	10.23

署名データセット 2	R	FAR	FRR
DP マッチング	93.51	6.49	6.49
濃度こう配特徴	90.04	9.95	9.95

3.3.4 考察

実験結果よりデータセット 1, セット 2, セット 1+2 のすべての場合において x, y 座標, 筆速データ, ペンアップデータ, 時刻データを組み合わせたパターンが最も精度が高い. ペンアップデータは単独で組み合わせた場合, わずかに精度が下がることがあるが, 時刻データと同時に組み合わせることで x, y 座標のみの場合と比べ, 平均して 1.2%程度精度が向上する. また, 筆速データを組み合わせることで 0.5%程度精度が向上する. これはペンの上げ下げのタイミングや一画一文字に対してどの程度時間をかけるかなどの筆記者の特徴がより多く抽出できたためと考えられる. しかし, さらに加速度データを組み合わせた場合には認識率が下がる. これは加速度データが筆速データと大差がないことから組み合わせに追加してもあまり特徴が出なかったのではないかと考えられる. また 2 つの異なるデータで同じ結果が出たことから, 他のデータを用いても似た傾向がであると予想できる.

3.3.5 濃度こう配手法との比較

表 3.6 よりデータセット 1, データセット 2 とともに DP マッチング手法による結果が濃度こう配手法の結果を上回った. 両手法の照合失敗データの内訳を図 3.2 に示す.

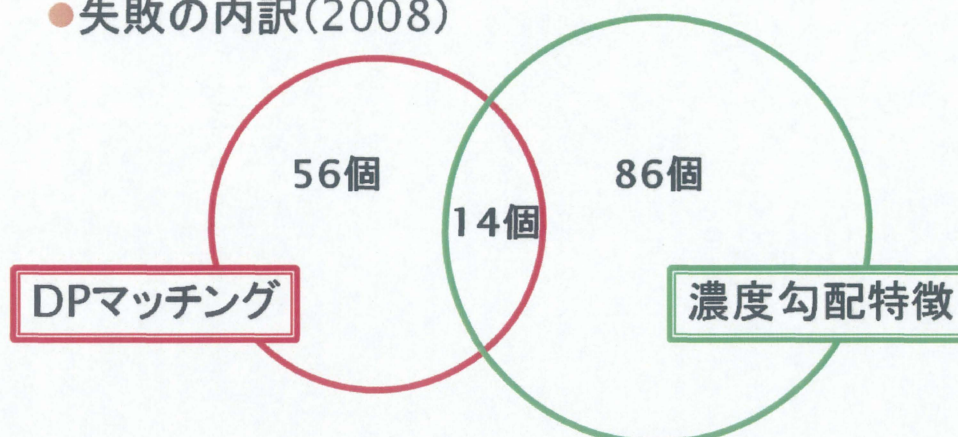
図 3.2 より, どちらのデータセットにおいても DP マッチング手法と濃度こう配手法で重複して失敗しているデータの数が多いことが分かる. DP マッチング手法ではオンライン特徴を重視し, 濃度こう配手法ではオフライン特徴を重視するのでこの様な結果が得られたのではないかと考えられる. この結果から両手法をうまく併用することができた場合のさらなる高精度化に期待ができる.

● 失敗の内訳(2007)



(a) データセット 1 の照合失敗内訳

● 失敗の内訳(2008)



(b) データセット 2 の照合失敗内訳

図 3.2: 照合に失敗したデータの内訳比較

3.4 署名照合実験 2

3.4.1 実験の目的

前節の結果を受けて、DP マッチングを用いた署名照合手法と濃度こう配手法を SVM を用いて併用した場合に認識率が向上するかを検証する。

3.4.2 実験の条件

データセットは署名照合実験 1 と同じ物を利用する。DP マッチング手法、濃度こう配手法については署名照合実験 1 と同条件でそれぞれのデータに対して相違度、評価値を算出し、SVM を用いて二分割交差検定により照合する。

表 3.7: DP マッチング手法、濃度こう配特徴手法を併用した時の認識率 (%)

署名データセット 1	DP マッチング	濃度こう配	併用 SVM
認識率	91.44	89.76	92.62

署名データセット 2	DP マッチング	濃度こう配	併用 SVM
認識率	93.51	90.04	93.74

3.4.3 実験結果

データセット 1, データセット 2 に対して DP マッチング手法のみの結果、濃度こう配手法のみの結果、SVM を用いて両手法を併用した場合の実験結果を表 3.7 に示す。最も認識率の高かった結果を太字で表している。

3.4.4 考察

表 3.7 よりデータセット 1, セット 2, いずれの場合も DP マッチング手法、濃度こう配手法を単独で用いるよりも SVM による両手法併用の場合に精度が向上した。DP マッチング手法と比べるとデータセット 1 では 1.2%程度、データセット 2 では 0.2%程度精度が向上した。このことにより両手法を SVM を用いて併用することは署名照合において有

効であると言える。また署名データを追加して学習量を増やすことでさらなる高精度化が望める。

第 4 章

まとめと今後の課題

4.1 まとめ

本研究では、DP マッチングを用いた手書き署名照合の有効性を検証した。また濃度こう配手法との併用についての検証も行った。

実験結果から x, y 座標値、筆速データ、ペンアップデータ、時刻データを用いることで認識率 91.75% が得られた。また濃度こう配手法と併用することで DP マッチング手法を単独で用いる場合よりも 1.14% の精度向上が確認できた。このことから DP マッチングを利用した手法、また濃度こう配手法との併用による照合が有効であることが分かった。

4.2 今後の課題

今後の課題として、より多くの実験データで同様に評価実験、比較を行って実験結果の信頼性を高めることや実環境下に対応出来るように、署名照合精度のさらなる向上が必要である。文字数や画数の違いによる変動を詳しく調査することでしきい値の設定方法や重み係数の値の設定を考慮することで、さらなる署名照合精度向上が可能であると考えられる。さらに、濃度こう配手法だけでなくその他の照合手法との併用することで多数決による分類を行うことで署名照合の精度向上を図ることが挙げられる。

付録 A

実験データとプログラム

研究に使用したプログラムやデータはすべて

～furuichi/study/

内のディレクトリ以下に年度別に格納されている。各ディレクトリについて以下に示す。
詳細は、各ディレクトリ内の *README* を参照のこと。

```
|-- 2007
|   | # 2007 年度の署名データ 19 人分
|   |--true
|   | # 真筆のテキストファイル用ディレクトリ
|   |--true_convert
|   | # 真筆のテキストファイル（データ正規化後）用ディレクトリ
|   |--false
|   | # 偽筆のテキストファイル用ディレクトリ
|   |--false_convert
|   | # 偽筆のテキストファイル（データ正規化後）用ディレクトリ
|   |--learn
|   | # 真筆（学習用）のテキストファイル用ディレクトリ
|   |--learn_convert
|   | # 真筆（学習用）のテキストファイル（データ正規化後）用ディレクトリ
|   |--[000-018]
|   | # 各々の署名者に関するテキストファイル用データディレクト
|   |--program
```

```
|      # 未整理のファイル・データ
|
|-- 2008
|   | # 2008 年度の署名データ 12 人分
|   |--true
|   | # 真筆のテキストファイル用ディレクトリ
|   |--true_convert
|   | # 真筆のテキストファイル (データ正規化後) 用ディレクトリ
|   |--false
|   | # 偽筆のテキストファイル用ディレクトリ
|   |--false_convvert
|   | # 偽筆のテキストファイル (データ正規化後) 用ディレクトリ
|   |--learn
|   | # 真筆 (学習用) のテキストファイル用ディレクトリ
|   |--learn_convert
|   | # 真筆 (学習用) のテキストファイル (データ正規化後) 用ディレクトリ
|   |--[000-011]
|   | # 各々の署名者に関するテキストファイル用データディレクト
|   |--program
|      # 未整理のファイル・データ
|
|-- 2009
|   | # 2009 年度の署名データ 29 人分
|   |--true
|   | # 真筆のテキストファイル用ディレクトリ
|   |--true_convert
|   | # 真筆のテキストファイル (データ正規化後) 用ディレクトリ
|   |--false
|   | # 偽筆のテキストファイル用ディレクトリ
|   |--false_convvert
|   | # 偽筆のテキストファイル (データ正規化後) 用ディレクトリ
|   |--learn
|   | # 真筆 (学習用) のテキストファイル用ディレクトリ
|   |--learn_convert
|   | # 真筆 (学習用) のテキストファイル (データ正規化後) 用ディレクトリ
```

```
|    |--[000-028]
|    | # 各々の署名者に関するテキストファイル用データディレクト
|    |--program
|    | # 未整理のファイル・データ
|
|-- 2009
|    | # 2009 年度の署名データ 30 人分
|    |--true
|    | # 真筆のテキストファイル用ディレクトリ
|    |--false
|    | # 偽筆のテキストファイル用ディレクトリ
|    |--Image
|    | # 復元した 2 値署名画像用ディレクトリ
```

付録 B

プログラムソースリスト

作成したプログラムを以下のディレクトリ

~furuichi/study/

に置く．すべてのプログラムファイル，コンパイル，実行形式，シェルスクリプトに関して詳細はディレクトリ内の *README* 参照のこと．

```
|--DPmatching
| # DP マッチングを行うプログラム.
|
|--result_out
| # 個々の結果をまとめてファイル出力するプログラム.
|
|--recognition
| # しきい値を決定し，最終的な認識率を算出するプログラム.
```

付録 C

付録: 濃度こう配手法

C.1 画像生成

時系列点座標と筆速データを用いて、筆速を反映した署名画像を生成する。

まず始めに、時系列データの正規化、平滑化を含む前処理を行う。入力される時系列データは、時間毎に取得した点座標、経過時間、筆速である。各点の筆速は、次点までのタブレットセンサー上の距離と次点までにかかった時間（秒）との商により求められる。しかしその距離は一ピクセルよりも細かい単位で取得するため、連続した同一座標点で、異なる筆速を持つデータが存在する。その場合、同一座標点の筆速を平均した結果をその点における筆速とする。また、点ごとの筆速が観測誤差により変動するため、次点の筆速との平均をとり、平滑化を行う。

次に、筆速により輝度値を変化させた署名画像の生成を行う。平滑化後の各点座標を結ぶ輪郭線抽出には、ブレンゼンハムの直線描写アルゴリズムを用いた。そして、各点での輝度値を、筆速の早い点ほど輝度値を高く、遅い点ほど輝度値を低くすることで、筆速を特徴にもつ署名画像を生成する。

筆速の最小値 v_{min} から最大値 v_{max} までを輝度値 0 から P_{max} で表す。各点での筆速を v_i とすると、その点の輝度値 P_i は次式で表せる。

$$P_i = \frac{v_i - v_{min}}{v_{max} - v_{min}} \times P_{max} \quad (C.1)$$

P_{max} を 250, v_{min} を 0, v_{max} を 50000 とする。これは事前実験により得られた最適値であり、筆速のおよそ最小値、最大値にあたる。

最後に、輪郭線では線が細いため、4 近傍膨張処理を 3 回行う。出力画像の真筆、偽筆の例を図 C.1 に示す。

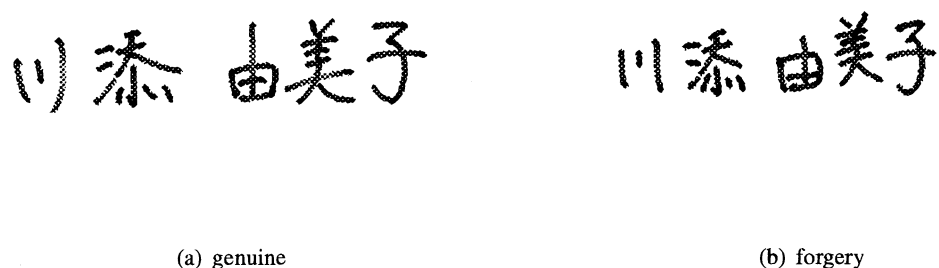


図 C.1: 生成した署名画像の一例

C.2 濃度こう配特徴

濃度こう配特徴を用いて特徴抽出を行う。その特徴は、各画素における濃度こう配の強度と方向である。濃度こう配法は、手書き数字認識や手書き漢字認識などの手書き文字認識分野において広く利用されている。これを応用して 576 次元の特徴ベクトルを抽出する。以下に、本研究の濃度こう配法による特徴抽出の流れを示す。

1. 入力画像（図 C.2）に前処理として、外接枠・重心合せによる位置・大きさの正規化を行う（図 C.3）。正規化サイズは 792×144 とする。
2. 正規化した画像に対して、全画素に 2×2 の平均値フィルタ処理を 5 回行うことで、実数値をとる濃淡画像を得る（図 C.4）。
3. 濃度値画像の濃度値の平均が 0、最大値が 1 となるように画像を正準化する（図 C.5）。
4. 正準化画像に対して Roberts フィルタを適用し、各画素ごとにこう配の向きと強度を算出する。こう配の強度 $f(x, y)$ 、向き $\theta(x, y)$ はそれぞれ以下の式で求められる。

$$f(x, y) = \sqrt{(\Delta u)^2 + (\Delta v)^2} \quad (\text{C.2})$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \frac{\Delta v}{\Delta u} \quad (\text{C.3})$$

$$\Delta u = g(x+1, y+1) - g(x, y) \quad (\text{C.4})$$

$$\Delta v = g(x+1, y) - g(x, y+1) \quad (\text{C.5})$$

ここで、 $g(x, y)$ は (x, y) における濃度値である。

5. 得られたこう配の方向を $\pi/32$ 刻みの 32 方向に量子化する。

6. 文字の外接枠を 17(横) × 7(縦) のブロックに分割し (図 C.7 参照), 各領域内で量子化した方向別にエッジ強度の値を加算して局所方向ヒストグラムを得る.
 7. ヒストグラムの 32 方向に量子化した向きに対し, ひとつおきに窓の中心を設定し [1 4 6 4 1] の重みを用いて加重平均することで, 向きを 16 方向に削減する.
 8. ヒストグラムのこう配強度に対して, 5 × 5 の領域で方向別にガウスフィルタを施し, 1 ブロックおきに量子化することで, 領域数を 9 × 4 に削減する.
- これらの処理により, $9 \times 4 \times 16 = 576$ 次元の局所方向ヒストグラムを得る.

抽出した濃度こう配特徴をカラー化した画像例を図 C.6 に示す. この図では, こう配の向き, 強度をそれぞれの色相, 明度によって表現している.

C.3 照合

入力された署名を特徴抽出した後, 得られた特徴ベクトルをもとに, マハラノビス距離を用いて, 判別値を算出する. 得られた判別値が, しきい値 T 以下であれば真筆, しきい値 T 以上であれば偽筆に分類する.

C.3.1 マハラノビス距離

次式で定義されるマハラノビス距離を正則化した判別関数を用いる.

$$g(\mathbf{X}) = (\mathbf{X} - \mathbf{M}_l)^T \Sigma_w^{-1} (\mathbf{X} - \mathbf{M}_l) \quad (\text{C.6})$$

式中の \mathbf{X} は入力された未知パターンの特徴ベクトル, \mathbf{M}_l はクラス l (筆記者) の平均ベクトル, Σ_w は級内共分散行列 (標本共分散行列の平均) である.

ここで用いられる学習パラメータ \mathbf{M}_l と Σ_w は, 利用者の特徴と個人内変動であり, 判別に大きな影響を与える.

C.3.2 正則化判別分析

級内共分散行列 Σ_w のランクは, (学習データ数 - クラス数) を超えない. したがって, 特徴ベクトルの次元数に対して学習データが少ないと, Σ_w が正則にならないので, 逆行列が存在しない. そこで, Σ_w を次式で求められる行列に置き換えて逆行列を求める.

$$(1 - \alpha)\Sigma_w + \alpha \frac{\text{trace}\{\Sigma_w\}}{n} \mathbf{I} \quad (\text{C.7})$$

式中の $\text{trace}\{\Sigma\}$ は行列 Σ の対角要素の和をとったもので, \mathbf{I} は単位行列である.

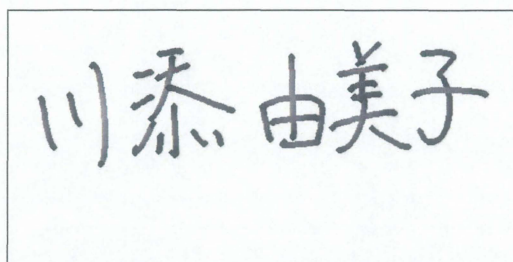


図 C.2: 入力画像

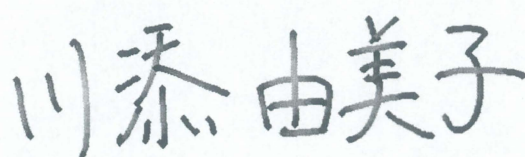


図 C.3: 正規化画像

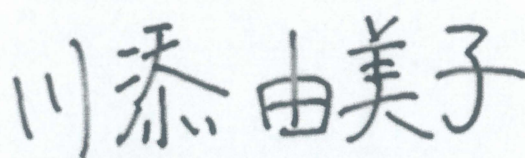


図 C.4: 濃淡画像

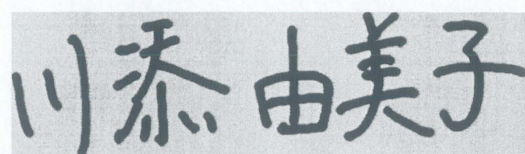


図 C.5: 正準化画像



magnitude of gradient



direction of gradient



図 C.6: こう配画像

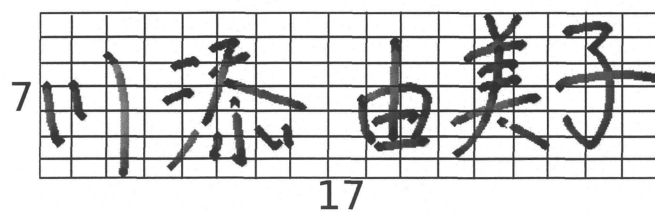


図 C.7: ブロック分割数

付録 D

発表資料

修論発表で用いたプレゼンテーション資料を本論文の末尾に掲載する。

付録 E

謝辞

本研究に関し、数多くの適切な助言、御指導を頂きました木村文隆教授、若林哲史准教授、大山航助教に深く感謝致します。また、日頃お世話をして頂いたヒューマンインターフェース研究室事務員田中みゆきさんに感謝致します。

いろいろと御指導頂きました研究室の先輩方、さらに、本研究において署名データ収集への協力して下さった同期のみなさん、楽しい学生生活を与えて下さったヒューマンインターフェース研究室の皆さんに深く感謝致します。

最後になりましたが、長きにわたる私の学生生活を支えてくれた両親、家族に今一度の感謝を表して、本論文の結びと致します。

参考文献

- [1] 川添 由美子, 大山 航, 若林 哲史, 木村 文隆: “濃度こう配特徴を用いたオンライン署名照合の高精度化”, 電学論C, Vol. 130, No. 12, pp.2142-2149, 2010
- [2] 瀬戸洋一. バイオメトリックセキュリティ認証技術の動向と展望 (<特集> バイオメトリック認証システム). IPSJ magazine, Vol.47, No.6, pp.571-576, 2006.
- [3] (社) 日本自動認識システム協会. よくわかるバイオメトリックスの基礎. オーム社, 2005.
- [4] 中村善一. 日本語筆跡に現れる個人性の抽出とオンライン筆者照合に関する研究. 奈良先端科学技術大学院大学博士論文, 2008.
- [5] R.Plamondon and G.Lorette. Automatic signature verification and writer identification-The state of the art. Pattern Recognition, Vol.22, No.2, pp.107-131, 1989.
- [6] 吉村ミツ, 吉村功. 筆者認識の現段階と今後の動向. 信学技報, PRMU96-48, pp.81-90, 1996.
- [7] P.Zhao, A.Higashi, and Y.Sato. On-Line Signature Verification by Adaptively Weighted DP Matching. IEICE Trans. Inf. & Syst., Vol. E79-D, No. 5, pp.535-541, 1996.
- [8] Y.Komiyama, T.Ohishi, and T.Matsumoto. A Pen Input On-Line Signature Verifier Integrating Position, Pressure and Inclination Trajectories. IEICE Trans. Inf. & Syst., Vol. E84-D, No. 7, pp.833-838, 2001.
- [9] J.Fierrez, J.Ortega-Garcia, D. Ramos and J.Gonzalez-Rodriguez. HMM-based on-line signature verification: Feature extraction and signature modeling. Pattern Recognition Letters, Vol.28, No.16, pp.2325-2334, 2007.
- [10] 村松大吾, 本郷保範, 松本隆. ユーザ共通 Fusion モデルを用いたオンライン署名認証. 信学論, Vol. J90-D, No.2, pp.450-459, 2007.
- [11] 中西功, 西口直登, 伊藤良生, 副井裕. DWT によるサブバンド分解と適応信号処理を用いたオンライン署名照合. 信学論, Vol. J87-A, No.6, pp.805-815, 2004.
- [12] 田村秀行 編著: コンピュータ画像処理, オーム社 (2005), pp.260-261


15th Feb, 2011

DPマッチングを用いた手書き署名照合の高精度化

Improvement of Signature Verification based on Dynamic Programming Matching

三重大学大学院 工学研究科 情報工学専攻
ヒューマン・インタフェース研究室

古市 唯



研究背景

署名照合とは個人認証技術の一つ。特に生体認証はセキュリティ対策において重要視されている。

「個人認証」

- ① 知識認証
例) パスワード・暗証番号
- ② 所有物認証
例) カード・印鑑
- ③ 生体認証(バイオメトリクス)
例) 指紋・顔・虹彩・署名

紛失 盗難

Human Interface Laboratory, Graduate School of Engineering, Mie University

研究背景

署名照合

社会的受容性が高い。

本人の意思確認が必要。

常に変化。
毎回同じ署名を書けない。

古市 唯

オンライン署名照合

ペンの座標位置

筆速

筆圧

Human Interface Laboratory, Graduate School of Engineering, Mie University

研究目的

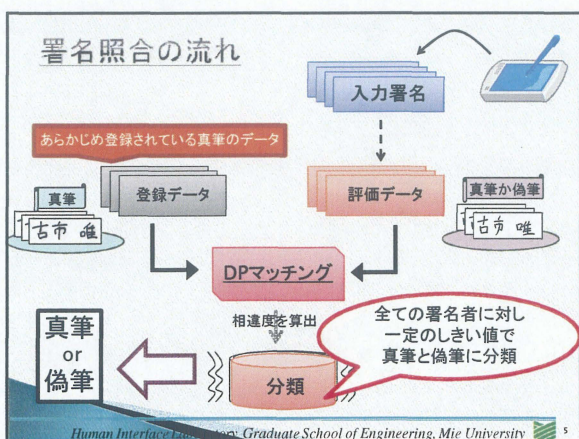
署名照合

- オフライン照合：署名画像
 - 濃度こう配特徴を用いる手法[1]
- オンライン照合：筆跡、筆速、筆順などの時系列データ
 - 濃度こう配特徴を用いる手法[1]、DPマッチングを用いる手法

本研究ではDPマッチングによる手法について検討、改良する。
複数の手法を併用して高精度化する場合も検討する。

[1] 川添 由美子, 大山 航, 若林 哲史, 木村 文隆, 濃度こう配特徴を用いたオンライン署名照合の高精度化, 電子情報通信学会論文誌C, Vol. 130, No. 12, pp.2142-2149 (Dec. 2010)

Human Interface Laboratory, Graduate School of Engineering, Mie University



データについて

時系列点座標データは右のように座標データ x, y , 時刻データ t , ペンU/Dデータ z が格納されている。

X	Y	time (t)	pen(z)
89	60	5.896375	1
88	65	5.900020	1
87	71	5.911525	1
86	75	5.915115	1
86	75	5.915115	0
120	35	6.341855	1

さらに右のデータを利用して以下のように速度データ v_x, v_y 加速度データ a_x, a_y を作成する。

$$v_x = \frac{dx}{dt} = \frac{x_{i+1} - x_{i-1}}{t_{i+1} - t_{i-1}}, \quad v_y = \frac{dy}{dt} = \frac{y_{i+1} - y_{i-1}}{t_{i+1} - t_{i-1}}$$

$$a_x = \frac{dv_x}{dt} = \frac{v_{xi+1} - v_{xi-1}}{t_{i+1} - t_{i-1}}, \quad a_y = \frac{dv_y}{dt} = \frac{v_{yi+1} - v_{yi-1}}{t_{i+1} - t_{i-1}}$$

Human Interface Laboratory, Graduate School of Engineering, Mie University

DPマッチング

動的計画法(Dynamic Programming)を用いたパターンマッチング手法、長さが異なる二つの系列データの類似性を比較する方法。以下の漸化式で相違度 $g(n,m)$ を計算する。

$$g(0,0) = d(0,0)$$

$$g(i,j) = \min \begin{cases} g(i-1,j) + d(i,j) & i=1 \sim n \\ g(i-1,j-1) + d(i,j) & j=1 \sim m \\ g(i,j-1) + d(i,j) \end{cases}$$

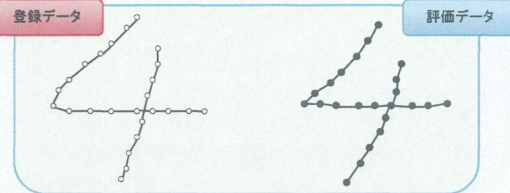
<評価式>

$$d(i,j) = (x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + \nu \{(v_{xi} - v_{xj})^2 + (v_{yi} - v_{yj})^2\} + \xi \{(a_{xi} - a_{xj})^2 + (a_{yi} - a_{yj})^2\} + \mu (z_i - z_j)^2 + \lambda (t_i - t_j)^2$$

重み係数を与える

Human Interface Laboratory, Graduate School of Engineering, Mie University 7

DPマッチングの例

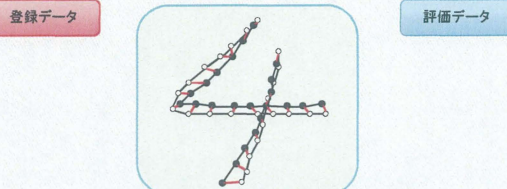


□ 1つのデータ点に対し、どの点を対応させるか

□ DPマッチングを行うことで最も無理のない対応の仕方を求めることが可能

Human Interface Laboratory, Graduate School of Engineering, Mie University 8

DPマッチングの例

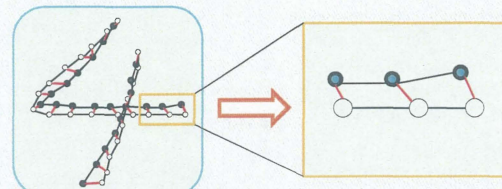


□ 1つのデータ点に対し、どの点を対応させるか

□ DPマッチングを行うことで最も無理のない対応の仕方を求めることが可能

Human Interface Laboratory, Graduate School of Engineering, Mie University 9

DPマッチングの例



□ 対応付ける際に評価式を適用する

$$d(i,j) = (x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + \nu \{(v_{xi} - v_{xj})^2 + (v_{yi} - v_{yj})^2\} + \xi \{(a_{xi} - a_{xj})^2 + (a_{yi} - a_{yj})^2\} + \mu (z_i - z_j)^2 + \lambda (t_i - t_j)^2$$

□ 重み係数 ν, ξ, μ, λ の値は予備実験により設定を行った

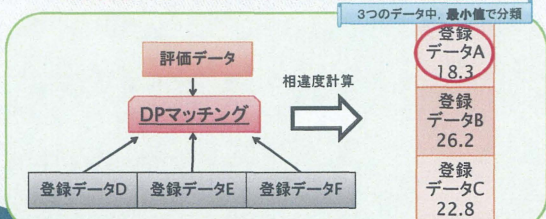
Human Interface Laboratory, Graduate School of Engineering, Mie University 10

分類

相違度の計算結果からすべての署名者に対して一定のしきい値を設定して、真筆か偽筆に分類する。

● ミニマックス誤り確率

本人拒否率と他人受け入れ率が等しくなるしきい値に決定する



Human Interface Laboratory, Graduate School of Engineering, Mie University 11

評価実験

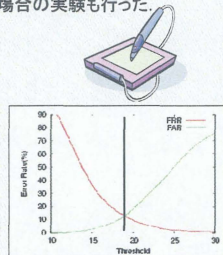
評価式に用いる要素 $(x, y), (v_x, v_y), (a_x, a_y), (z), (t)$ の組み合わせを変化させ、DPマッチングによる署名照合の評価実験を行った。また、濃度ご配特徴との比較、併用した場合の実験も行った。

□ 実験データの内訳 (31人分)
2007年 (19人), 2008年 (12人)

登録用データ 96枚 (真筆 31人 × 3枚)
評価用データ 2232枚
真筆 ... 31人 × 36枚 = 1116枚
偽筆 ... 31人 × 4人 × 9枚 = 1116枚

□ 認識率

$$= \frac{\text{真筆・偽筆を正しく判定した合计数}}{\text{全サンプル数}} \times 100$$



Human Interface Laboratory, Graduate School of Engineering, Mie University 12

実験結果

□評価式に用いる要素を変化させた結果

座標 (x,y)	速度 (v_x, v_y)	加速度 (a_x, a_y)	ペンU/D (z)	時刻 (t)	認識率
✓					88.97%
✓			✓		88.88%
✓				✓	90.09%
✓			✓	✓	90.05%
✓	✓				89.42%
✓	✓		✓		90.09%
✓	✓			✓	91.57%
✓	✓		✓	✓	91.75%
✓	✓	✓			88.76%
✓	✓	✓	✓		88.58%
✓	✓	✓		✓	89.78%
✓	✓	✓	✓	✓	90.17%

Human Interface Laboratory Graduate School of Engineering, Mie University 15

実験結果

□濃度こう配特徴を用いた手法との比較

2007年(19人分)	認識率	2008年(12人分)	認識率
DPマッチング	91.44%	DPマッチング	93.51%
濃度こう配特徴	89.76%	濃度こう配特徴	90.04%



✓両手法で誤判定をしたデータの数は少ない

Human Interface Laboratory Graduate School of Engineering, Mie University 16

実験結果

□DPマッチング手法と濃度こう配特徴手法を併用した結果

2007年(19人分)	認識率	2008年(12人分)	認識率
DPマッチング	91.44%	DPマッチング	93.51%
濃度こう配特徴	89.76%	濃度こう配特徴	90.04%
SVMで併用	92.62%	SVMで併用	93.74%

✓どちらのデータにおいてもそれぞれの手法を単独で利用するよりもSVMを用いて併用した場合に精度が向上した。

Human Interface Laboratory Graduate School of Engineering, Mie University 17

まとめ

DPマッチング手法を利用した署名照合手法の有効性を検討した。また、濃度こう配手法との併用についての検討も行った。

- x,y座標, 速度, ペンU/D, 時刻を組み合わせた場合に認識率**91.75%**が得られた。
- 濃度こう配手法と併用することでDPマッチング手法のみを用いる場合よりも認識率が0.63%向上した。

Human Interface Laboratory Graduate School of Engineering, Mie University 18

今後の課題

- 文字数や画数の違いによる変動を考慮に入れたしきい値の設定方法の考案。
- 濃度こう配手法との併用だけではなく複数の照合手法との併用による高精度化。
- DPマッチング手法のさらなる改良。

Human Interface Laboratory Graduate School of Engineering, Mie University 19

御清聴ありがとうございました。



DPマッチングを用いた手書き署名照合の高精度化
ヒューマン・インタフェース研究室
古市 唯

Human Interface Laboratory Graduate School of Engineering, Mie University 20