動的補正パラメータを用いたオンライン署名認証の前処理法*

田中 雅博[†]・石野 由美[‡]・嶋田 裕功[‡]・井上 卓[‡]

Matching Method as Pre-processing for Online Signature Verification Using Dynamical Tuning Parameters*

Masahiro TANAKA[†], Yumi ISHINO[‡], Hironori SHIMADA[‡] and Takashi INOUE[‡]

Along the development of computer networks, the necessity of authenticating a person by biometrics is increasing. In this paper, we propose a method for matching of two online signatures. For online signature verification problems, it is necessary to assume that only one or very small number of real signatures can be used because of the property of the problem. We apply DP (Dynamic Programming) matching, where one signature is to be scaled and shifted by time-variant model. We propose a method to apply DP matching and the parameter estimation scheme interchangeably. Experiments using real data validate this method.

1. 緒言

コンピュータに接続したタブレットと電子ペンから、ペン情報を直接コンピュータに取り込み、信号処理して署名の認証を行う方法はオンライン署名認証と呼ばれている。ここでいうオンラインは、データをペンから取得する部分に着目した命名である。本論文では、オンライン署名照合 [3–6] に関するマッチング手法を提案する。オンライン署名では、時系列データとして、ペン先の座標値、筆圧、ペンの傾きなどの情報を取得できるため、紙の上に書かれた署名をカメラで取得して画像処理するオフライン署名方式と比較すると、線の切り出しなどの画像処理が不要であり、また、筆順などの情報も何の困難もなく取得できるため、はるかに複雑な情報を用いた信号処理が可能である。

したがって、オンライン署名認証でよく用いられる方法は、署名全体の筆者の特徴である、平均筆圧や平均運筆速度、ペンの持ち方などの、オフライン署名では抽出の困難な隠れた情報によることが多い [5]。また、ペンが

タブレットに近いところで動いている場合にも位置データが取得できることから、筆記の前に空中に円を描くとか、署名の書き始めとは大きく異なるところでタブレットに触れるなど、オンライン署名認識に極めて有利になるような運筆をすることにより、認識率を高めることは可能である。しかし、そのような特殊な運筆は本人であっても忘れる可能性が高い。そこで、特別な運筆をしなくても筆者が通常行う署名の方法により、照合を行うことができればより望ましいことは明らかである。以上の理由から、本論文ではオンライン署名のために特殊な署名を用いることなく、自然なオンライン署名で認証するための方法を検討する。

署名の真贋を判定するための研究は、警察の鑑定を中心に行われており（例えば [7]）、筆跡全体の特徴のみならず、ストロークの一部として現れる部分的な特徴を無視することはできないと考えられている。しかし、署名はストロークごとに分かれていないものも多く（特にローマ字・アルファベットの場合）、実際我々も筆圧の変化などをもとにしてストロークの切り出しを試みたが、行書程度の漢字の署名であってもストロークは意外に安定せず困難であった（Plamondon and Srihari [5] にも同様の記述あり）。

そこで、本論文では、署名を部分に分けるのではなく、二つの署名全体を、緩やかに対応付けることを考える。この方法によれば、楷書体で書かれた署名はいうまでもなく、文字を区切らず連続して書かれた草書体、ローマ

* 原稿受付 2002 年 12 月 18 日

[†] 甲南大学 理工学部 Faculty of Science and Engineering, Konan University; 8-9-1 Okamoto, Higashinada ward, Kobe city, Hyogo 658-8501, JAPAN

[‡] グローリー工業 (株) 研究開発センター R&D Center, Glory Ltd.; 1-3-1, Shimoteno, Himeji city, Hyogo 670-8567, JAPAN

Key Words: online signature verification, DP matching, dynamical scaling, fixed-interval smoother.

字の署名や、文字の形を成さない図形のような署名でも処理できる。

署名や文字の位置あわせは、紙の上に書かれたものを画像として読み取り処理する、オフラインの署名認識や手書き文字認識においては特に重要性が高いため、従来何人かの研究者により研究されてきた。吉村ら[11]は、日本字署名に特化したオフライン照合法を提案している。日本字署名では文字単位に分かれることを利用し、周辺分布を用いてDPマッチングを行っている。横書きの署名を対象としているので、 x 軸方向への周辺分布を用いる。代表署名ではあらかじめ文字の区切りの位置を分析できるので、それを用い、入力署名の区切りの位置を端点処理により求める。文字ごとにDPマッチングを行い、二つの署名の対応関係を求めている。内田ら[8,9]は、オフライン文字認識における、画素ごとの対応付けをDPマッチングを用いて行っている。その際、隣接点を工夫することにより、より現実的な対応点が求められるようにしている。

本論文では、オンライン署名認識のための前処理としての、対応付け手法を提案する。オンライン署名ではデータは前後関係を明白に持つ時系列データである。したがって、音声認識同様、前後関係を保った対応付けをする必要がある。これには、音声認識のDPマッチングの考え方を用いることができる。ただし、複雑な署名ではDPマッチングだけでは必ずしも望ましい対応付けができない。そこで、テストデータを修正するための補正量を導入し、その値の推定に線形推定理論である、固定ラグスムーザを用いる方法を提案する。

2. マッチング手法

2.1 モデル

データの取得間隔はハードウェアに依存して異なるが、ここでは一定の間隔 τ ms で取り込めるものとし、離散時刻を l で表現する。マッチングに用いる2系列のデータを、 $\{p(l), l=1, \dots, P\}$ および $\{q(l), l=1, \dots, Q\}$ とし、 $p(l)$ を登録され保存されている本人データ、 $q(l)$ をその本人が書いたものであることを認証するための入力データであるものとする。本論文においては、マッチングには、 x, y 座標を用いるものとするので、 $p(l) \in \mathbf{R}^2$, $q(l) \in \mathbf{R}^2$ である。

このような、時系列データのマッチングのためのモデルとして、DPマッチングが音声認識を中心として広く使われてきた。また、マルコフ過程の状態遷移を仮定した、隠れマルコフモデル(HMMモデル)もよく使われている[10]。本論文では、マッチングのベースになる手法としてDPマッチングを採用する。DPマッチングを用いた認証であれば、基本的には登録データが一つあればよい。しかし、状態遷移確率をベースとするHMMモデルでは、モデル作成のために多数のデータが必要となり、署名認証という問題を考えたときに、極めて少数のデー

タで十分実行できるDPマッチングの方が好ましいと考えた。

二つの2次元ベクトル列 $\{p(i), i=1, \dots, p(P)\}$ および $\{q(j), j=1, \dots, q(Q)\}$ において、対応を記述するために長方形上の格子点 $\{(i, j); i=1, \dots, P; j=1, \dots, Q\}$ を考える。ここで用いるDPマッチング法は(1,1)から(P, Q)に至る経路選択問題であり、データが時系列であることを考えると、後戻りしない、すなわち、 (i, j) の前は $(i-1, j)$, $(i, j-1)$, $(i-1, j-1)$ のいずれかであると考えれば十分である。また、経路におけるコストは市街地距離1ユニットあたりのデータ差平均

$$F = \frac{D(P, Q)}{P+Q} \quad (1)$$

$$D(P, Q) = \min_{I, J} \sum_l d(p(I(l)), q(J(l)))w(l) \quad (2)$$

とする[2]。 l は経路によって最大値が異なる。 $p(I(l))$, $q(J(l))$ は l 番目の格子点における二つのデータであり、 $I(l)$, $p(l)$ はその際に使われるインデックスである。 $d(\cdot, \cdot)$ は二つのベクトル間の距離で、ここではユークリッド距離を用いる。 $w(l)$ は市街地距離

$$w(l) = (I(l) - I(l-1)) + (J(l) - J(l-1)) \quad (3)$$

とする。このとき、組 (i, j) に対して次の再帰的な形を得る[2]。

$$D(i, j) = \min \begin{cases} D(i-1, j) + d(i, j) \\ D(i-1, j-1) + 2d(i, j) \\ D(i, j-1) + d(i, j) \end{cases} \quad (4)$$

Fig. 1 は、二つの署名の間のDPマッチングの例である。これらは同じ人によって書かれたものである。また、Fig. 2 は「郎」の一部を拡大したものである。

Fig. 1 Two signatures and correspondence by DP matching

これらの図において、小さな円は観測点 $p(1), \dots, p(P)$, 小さな三角は別の観測点 $q(1), \dots, q(Q)$ を表現している。これらの記号は、時間の流れにしたがって線分で結ばれている。また、その中で筆圧が0の部分、つまり、ペンが浮いている点はデータから抜き、そのまま後ろの点を前詰めしている。二つの署名の間は、DPマッチングにより対応付けられた点どうしが結ばれている。

Fig. 2 Magnified image around the last character in Fig.1

この図を見ると、最初の「山」という文字についてはかなりよい対応が取れていることがわかる。しかし、他の文字については認識の前処理として有用であるほどの対応結果が得られていない。この図より、上記の方法による DP マッチングは署名認識において有用な結果を与えるほどロバストではないといえる。しかしながら、我々人間がこれらの署名を比較するときには難なく対応付けを行っていることから、本質的には対応付けは可能であると考え、本論文でも、これから先、こうした署名の間の差の違いを埋めるための工夫を行う。

2.2 動的なスケーリング

Fig. 3 は次のアフィン変換

$$x'(k) = ax(k) + b \quad (5)$$

$$y'(k) = ay(k) + c \quad (6)$$

をイメージ化したものである。ここで、点 P と点 Q は対応する点であり、 $\vec{OR} = a \cdot \vec{OP}$ および $\vec{OQ} = \vec{OR} + (b, c)$ である。他の点についても同じパラメータを適用する。

Fig. 3 Scaled and shifted characters with constant parameters

もし二つの署名の形が相似であればこのモデルで十分である。しかし、大抵の署名はそんなに形が一致するものではない。このことは、モデル (5)-(6) 式を使って最適なパラメータを計算しても Fig. 1 に示す程度にしかマッチしないことを見ても明らかである。

ここで、 a, b, c を拡張して、動的に変化させることを考えよう。すなわち

$$x'(k) = a(k)x(k) + b(k) \quad (7)$$

$$y'(k) = a(k)y(k) + c(k) \quad (8)$$

とする。ここでは、テストデータ $\tilde{q}$ を固定し、参照データ $p(k)$ を変換して用いるものとするため、 k はテストデータの離散時間を表し、 $x(k)$ と $y(k)$ は参照データ $p(k)$ の x 座標と y 座標を表し、 $x'(k)$ と $y'(k)$ は変換後の値を表す。

なお、このモデル (7)-(8) は、それぞれの k ごとに各パラメータが任意の値を取ることを許すので、冗長性がある。たとえば、 $a(k)=0$ としても、任意のデータに対して $b(k)=x(k)$, $c(k)=y(k)$ とすれば $x'(k)=x(k)$, $y'(k)=y(k)$ となるので、こうしたパラメータの値に自由度を大きく与えるとこのモデルは無意味なものになる。そこで、これらのパラメータの値が k に対してあまり敏感に変化しないように、何らかの拘束を与える必要がある。この点については、以下のパラメータのモデル化の部分で詳細に述べる。

ここで、 $\theta(k) = [a(k) \ b(k) \ c(k)]^T$ と、パラメータを一つのベクトル θ で表現することにする。ここに、 $k=1, \dots, Q$ である。このパラメータがゆっくりと変化することをモデル化するために次のモデルを導入する。

$$\theta(k+1) = \theta(k) + w(k) \quad (9)$$

ここで $w(k)$ は平均 0 の乱数で、共分散行列 $\Gamma = \text{diag}(q_1, q_2, q_3)$ とする。対角要素 q_1, q_2, q_3 が小さければ、 $\theta(k)$ の要素がゆっくりと変化することになる。

テストデータ $q(k)$ は変換せずに固定するので、変換される参照データがテストデータに近いことが期待される。このことを式で表現すると以下のように書ける。

$$z(k) = H(k)\theta(k) + v(k) \quad (10)$$

ここに

$$z(k) = \begin{bmatrix} x'(k) \\ y'(k) \end{bmatrix}$$

はテストデータであり、モデルデータは時変な係数行列

$$H(k) = \begin{bmatrix} x(k) & 1 & 0 \\ y(k) & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

の中に組み込まれる。また、 $v(k)$ は 2 次元のランダムデータで平均 0、共分散行列 R とし、 w とは互いに独立であると仮定する。このとき、線形推定理論により (9) 式と (10) 式より時変のパラメータベクトル $\theta(k)$ を推定することを考えよう。

データが逐次観測されるのに伴って逐次処理を行おうとすれば、カルマンフィルタを用いることが考えられる。しかし、ここでは、対応する点を見つけるための DP マッチングを併用するため、いずれにしてもデータをいったん溜め込んで後ろ向き処理することが必須のため、パラメータの推定計算だけをリアルタイムに進めることはできない。そのように、いったんすべてのデータを蓄えて

一気に処理するには、カルマンフィルタより精度の高い固定区間スモザを使うことが適当である。

2.3 パラメータ推定アルゴリズム

固定区間スモザは線形システムモデル (10), (11) において、状態変数ベクトル $\theta(k), k=1, \dots, Q$ を推定するための、カルマンフィルタと後ろ向きスモザアルゴリズムより構成されるアルゴリズムであり、以下のアルゴリズムで構成される [1]。

Kalman フィルタ

$$\hat{\theta}(k+1|k) = \hat{\theta}(k|k) \quad (12)$$

$$P(k+1|k) = P(k|k) + \Gamma \quad (13)$$

$$K(k+1) = P(k+1|k)H^T(k+1) \times [H(k+1)P(k+1|k)H^T(k+1) + R]^{-1} \quad (14)$$

$$\hat{\theta}(k+1|k+1) = \hat{\theta}(k+1|k) + K(k+1) \times [z(k+1) - H(k+1)\hat{\theta}(k+1|k)] \quad (15)$$

$$P(k+1|k+1) = P(k+1|k) - K(k+1)H(k+1)P(k+1|k) \times H(k+1)P(k+1|k) \quad (16)$$

初期条件:

$$\hat{\theta}(1|0) = \hat{\theta}_0 \quad (17)$$

$$P(1|0) = \Sigma_0 \quad (18)$$

固定区間スモザ

$$\hat{\theta}(k|Q) = \hat{\theta}(k|k) + L(k) [\hat{\theta}(k+1|Q) - \hat{\theta}(k+1|k)] \quad (19)$$

$$L(k) = P(k|k)P^{-1}(k+1|k) \quad (20)$$

$$P(k|Q) = P(k|k) + L(k) [P(k+1|Q) - P(k+1|k)] \times L^T(k) \quad (21)$$

ここで、一般に $\hat{\theta}(k|s)$ は $k=1$ から $k=s$ までの観測値に基づいて得られる $\theta(k)$ の推定値である。

2.4 提案アルゴリズム

以上述べた DP マッチングと時変パラメータの推定はお互いに他方が改善されれば少しずつよい結果を生む構造となっている。そこで、これらの二つのアルゴリズムを交互に実行する、繰り返しアルゴリズムを提案する。この提案アルゴリズムは、まず DP マッチングを行うことで、対応する点を便宜的に求め、それにより得られた対応する点どうしの変換パラメータを推定する。変換パラメータが得られたら、前よりは対応付けがよくなるため、それにより DP マッチングをするとよりよい対応付けが可能になる。以上の繰り返しにより、対応付けと変換パラメータの推定が行えると思われる。なお、スケールリングと移動の変換による変化を大きくすると、対

応関係が崩れ、逆に悪い対応付けとなる可能性があるため、データの変換をわずかつ行うよう、推定アルゴリズムの中でパラメータの分散を小さくする必要がある。

3. 実データによる実験

ここでは、実際に実験を行った結果を示す。データの取得は、WACOM 社の Intuos2, i-420 を用いて行った。署名を書くフォームとして、6cm×2cm の枠を印刷した用紙を準備し、それをタブレットの左上隅に置き、ボールペンの付いた電子ペンによりその中に描かれる署名を採取した。用紙は1署名に1枚ずつ用いた。採取ソフトは自作である。我々の装置で、10ms 間隔のデータが取得できた。

3.1 署名のマッチング

Fig. 4 は Fig. 1 に示した二つの署名において、提案したアルゴリズムにしたがって、DP マッチングとパラメータ推定を交互に繰り返すという手続きを9回繰り返したときのマッチング結果を示す。上段左から右へ1,2,3回目、中段左から4回目、5回目という順番に並んでいる。カルマンフィルタのパラメータは次のように設定した。

$$\Gamma = \text{diag} (10^{-8}, 10^{-6}, 10^{-6})$$

$$R = \text{diag} (100, 100)$$

$$\hat{\theta}(1|0) = [1 \ 0 \ 0]^T$$

$$P(1|0) = \text{diag} (10^6, 10^6, 10^6)$$

また、2回目以降の初期値は、前回の繰り返しで得られた最終値を与えた。すなわち

$$\hat{\theta}(1|0)^{(n+1)} = \hat{\theta}(1|0)^{(n)}$$

$$P(1|0)^{(n+1)} = P(1|0)^{(n)}$$

とした。ただし、上付きの (n) は繰り返し回数を表す。

Fig. 4 Matching result for a genuine signature at 9 iterations

Fig. 5 は、二つの署名の点の間の対応するものを結んだものである。縦と横がそれぞれの署名 $p(l), q(l)$ の時刻 l を表し、DP マッチングにより対応がついた点どうしを結んだものを、9 回の繰り返しについて示している。この図より、繰り返しが進むにつれて、次第に滑らかに対応がついていっている様子が読み取れる。

Fig. 5 Corresponding points

Fig. 6 は、9 回のマッチングと位置修正の過程で、もとの位置から移動した距離を x および y について描いたものである（曲線が x 、破線が y ）。横軸が観測点の番号であり、 $p(l)$ の l に該当する数値である。単調なシフトではなく、署名のひずみを反映して部分部分によって多少異なる移動量となっていることがわかる。

Fig. 6 Modified amount when the variances are very small

この実験において得られる結果はフィルタの設定値、特に Γ の影響を強く受けた。この中の要素の値が大きければ、署名の形が崩れ、いったん崩れてしまうと正しくマッチングすることはできなくなる様子がわかる。

その様子を、 $\Gamma = \text{diag}(10^{-10}, 1, 1)$ として実行したものを Fig. 7 に示す。この障害は次のように説明できる。システムノイズ $w(k)$ のある要素の分散が大きいとパラメータ θ のある要素は大きく変動する。これにより、時

間的に隣接する点の間で、変換パラメータの値が急に变化することを許してしまうため、結果的に元の署名の形を崩してしまうことになる。どれくらい分散を大きくするとこういう問題が起こるかということは微妙で、たとえば、 $\Gamma = \text{diag}(10^{-8}, 10^{-2}, 10^{-2})$ としたときにはそういう問題は起こらなかった。しかしながら、形が崩れてしまったかどうかということを事後に判断することは必ずしも容易ではないため、このパラメータは小さく留めておくことが望ましいと考えられる。

Fig. 8 は別の例を示している。元の署名の位置は大きくずれている。しかし、マッチングは正しく行われた。

Fig. 7 Matching result of a genuine signature after 16 iterations where the variances of transformation were large

Fig. 8 Matching result of a genuine signature

Figs. 9-10 は、偽物を使ったマッチング結果を示す。偽署名の場合の本アルゴリズム適用後の二つの署名間の距離は、真署名の場合 (Fig. 4) よりも若干大きい傾向はあるが、見た目には、二つの署名はここでもよくマッチする。すなわち、偽物かどうかを、この処理後の距離だけで判断することは困難であり、最初の予定どおり、この処理は前処理として位置づけ、この後に局所的な比較を用いて、偽署名検知処理を行う必要がある。

Fig. 9 Matching result of a forgery signature (1)

Fig. 10 Matching result of a forgery signature (2)

3.2 異なる字体のマッチング

以上のように、大抵の署名がうまくマッチングするというは、何でもマッチングするのではないのかという疑問を生む。試しに、Fig. 11は、「山田太郎」のところを、「田山郎太」と書いたものとマッチングさせている。その場合、ここに示すようにまったくマッチングしなかった。すなわち、明らかに大きく異なる字体はこの段階で検出可能である。

3.3 図形のマッチング

Fig. 12は、かなり異なる位置に、形もそれほど似せて書いていない二つの円のマッチング結果を示している。ここで、

$$\Gamma = \text{diag} (10^{-8}, 10^{-8}, 10^{-8})$$

とおいた。これより、ほぼ全域でまんべんなく対応ができてることがわかる。

Fig. 11 Matching result of different signatures

Fig. 12 Matching of two circles

3.4 署名識別への簡単な応用例

本論文の提案手法はここまで理論および実験を展開したマッチング部分である。しかし、この手法はそれを行った後に、署名の認識などに用いるためのものであるから、ここでは将来の展開の準備として簡単な応用例を示しておく。

本論文で提案したように、まず x, y 座標のみの情報を使って位置あわせと対応点の探索を行う。対応点が $(I(1), J(1)), \dots, (I(P+Q), J(P+Q))$ と得られたら、対応点における平均誤差

$$err = \left(\sum_l d(p(I(l)), q(J(l))) \right) / (P+Q) \quad (22)$$

を計算した。ただし、前処理として、テンプレートの署名の x 方向の長さを 1000 になるように正規化し、 y 方向には同じ倍率でスケールした。もう一方の署名も同じ倍率でスケールした。位置合わせは、最初にペンが着地する点を一致させるものとした。(22)式においては、 $p(\cdot)$ および $q(\cdot)$ はタブレットから取得できる全情

報, すなわち, x, y 座標, 筆圧, 方向, ペンの傾き角に速度を含めた 6 次元ベクトルであり, $d(\cdot, \cdot)$ は重みを改めて与えないユークリッド距離とした. ここで, 座標値は, 本論文で示した修正値を用いているため, 座標値の差は相対的にかなり小さく, 筆圧が大きな重みを持った結果となっている. なお, 速度は, 対応関係が得られたのちに, もとの署名におけるその点の前後の点からの速度を算出し用いた.

Table 1 において用いた署名は, 6cm×2cm の横長の枠を書いた紙をタブレットの定位置に置き, 集めたものである. 用いた署名は一気に集めず, 各人それぞれ約 1 ヶ月にわたる期間をかけて収集した. なお, 偽署名は真署名の書かれた用紙を見ることを許して描いたものである. また, 真署名の際のペンのスピードや力の入れ方などについては特別なことはせず, 偽署名者がその筆記動作を見ることを許している. 真署名者は右利きの女性で自分が通常使っている署名を用いている. 偽署名は 20 代から 60 代までの男女が含まれている. 表中の値は, 真署名と, 本人の署名 49 個, さらに, 9 名による 49 個ずつの偽署名を作成してもらい, 真署名者およびそれぞれの偽署名者の署名における err の最大, 最小, 平均値を示したものである. 固定区間スムーザと DP マッチングの繰り返しは, それぞれ 4 回とした. ここに表示されている数値は, 繰り返しの後の値である. また, “after/before” の値は, 4 回の繰り返しの後の誤差を繰り返す前の初回の DP マッチングによる誤差で割った値を, “ave” について計算したものである. これを見ると, 真署名では繰り返すと誤差が小さくなり, うまく重なっている様子がわかるが, 偽署名ではあまり位置あわせの効果は現れず, 逆に, 誤差が拡大しているものも多い.

真署名の max よりも偽署名の min の方が小さい値となっているケースもあり, この結果からは, 完全に真署名者の数値を偽署名者の数値から分離することはできていないが, 先に述べたように, これはマッチング後の六つの成分の誤差平均を単純に加え合わせたものであり, 多次元の識別器を構成することにより分離可能性が十分あるものと考えられる. したがって, このような手法を用いて署名を認証することの可能性がこの予備的実験より推測される.

4. 結言

本論文では, オンライン署名認証を, 点ごとのマッチングを行った後に特徴を比較して真偽を判定するという 2 段階の方法で行う際の, 点ごとのマッチングに関わる部分の手法の提案を行った. これを応用した認識手法の簡単な例を 3.4 節に示したが, 今後, 実用に向けた本格的な認識手法を研究していく予定である.

Table 1 Errors “err” between the template and test signatures

signer #	true	0	1	2	3
max	89212	345371	232469	235012	261719
min	26139	97616	64486	56100	80089
ave	48989	211232	123357	117684	155846
after/before	0.738	0.898	1.039	0.953	0.983

signer #	4	5	6	7	8
max	257676	314778	244136	117266	307320
min	74860	60884	69447	55173	108075
ave	128998	143938	139456	84881	183925
after/before	1.031	0.937	0.937	0.898	0.966

謝 辞

本研究の一部は, 甲南学園平生太郎基金科学研究奨励金の助成を受けた.

参 考 文 献

- [1] B. D. O. Anderson and J. B. Moore: *Optimal Filtering*, Prentice Hall (1979)
- [2] 今井: 音声信号処理, 森北出版 (1996)
- [3] L. L. Lee, T. Berger and E. Aviczer: Reliable on-line human signature verification systems; *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 18, pp. 643–647 (1996)
- [4] R. Plamondon (ed.): *Progress in Automatic Signature Verification*, World Scientific (1994)
- [5] R. Plamondon and S. N. Srihari: On-line and off-line handwriting recognition: A comprehensive survey; *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 22, pp. 63–84 (2000)
- [6] V. S. Nalwa: Automatic on-line signature verification; *Proceedings of the IEEE*, Vol. 85, pp. 215–239 (1997)
- [7] N. Takazawa: Handwriting identification; *Document Examination Section, National Research Institute of Police Science*, Vol. 51, pp. 1–11 (1998) (in Japanese)
- [8] 内田, 迫江: 動的計画法に基づく単調連続 2 次元ワーブ法の検討; 電子情報通信学会論文誌, Vol. J81-D-II, No. 6, pp. 1251–1258 (1998)
- [9] 内田, 迫江: 単調連続 2 次元ワーブ法によるオフライン手書き文字認識実験; 電子情報通信学会論文誌, Vol. J83-D-II, No. 4, pp. 1198–1200 (2000)
- [10] L. Yang, B. K. Widjaja and R. Prasad: Application of hidden Markov models for signature verification; *Pattern Recognition*, Vol. 95, pp. 161–170 (1995)
- [11] 吉村, 吉村: DP マッチング法の逐次適用による日本字署名のオフライン照合法; 電子情報通信学会論文誌, Vol. J81-D-II, No. 10, pp. 2259–2266 (1998)