相関と 2 次元動的計画法に基づく指紋照合

河 田 耕 三† 有 本 卓††

本論文では相関と 2 次元動的計画法（DP: Dynamic Programming）に基づく指紋照合方式を提案する．指紋照合では，いかに低品質かつ変形のある画像に対処するかが問題となる．提案手法は，画質補償された相関を用いることにより低品質な画像に対応し，独自の 2 次元 DP を導入することにより画像の変形に対応する．この 2 次元 DP は列方向の DP 内部に行方向の DP を組み込んだもので，変位の連続性を満たし，画素数に比例した計算量である．また，変位を座標の多項式に制限することで異なる指紋の場合の過度なマッチングを抑制し，その結果，照合性能を改善することができる．これらの効果を実験により確認した．

Fingerprint Recognition Based on Correlation and Two-dimensional Dynamic Programming

Kouzou Kawata† and Suguru Arimoto††

In this paper we propose a method of fingerprint recognition based on correlation and two-dimensional DP (Dynamic Programming). In this recognition it is a problem to verify personal identity by using low quality and deformed images. We solve the low quality problem by compensated correlation for quality and the deformation problem by a unique two-dimensional DP. The DP is composed of a column-wise DP which includes row-wise DPs. It satisfies the continuity property of displacements and the computational complexity is proportional to the number of pixels. Moreover we limit displacements to a polynomial of space coordinates, which consequently leads to that unreasonable matching of other fingerprints is suppressed.

1. はじめに

指紋照合は小型かつ簡易な本人確認の手段として活発な研究がなされており，すでにいくつかの実用システムが報告されている．本論文では，従来方法では対処が難しいと考えられる低品質かつ変形のある画像に対応可能な方法を提案する．指紋画像の入力系としては光学センサに指を接触させるものが一般的であるが，指が乾燥した場合は，指とセンサとの密着性が悪くなり，指紋の凸部がセンシングされにくくなる．また，生まれつきあるいは職業により指紋凹凸が少ない人に対してはその画像はノイズの多いものになる．指紋照合方式ではマニューシャと呼ばれる特徴点を検出し，特徴点レベルで照合を行う方法が主流である[1)~4)]が，このような低品質な画像の場合には特徴点を精度良く検出することが一般的には難しい．一方，低品質な画像に有効であるとされるスペクトルを用いる方法[5)~7)]では，縦あるいは横の 1 次元的な変形のみ吸収可能で 2 次元的な変形には対応できないし，スペクトルとして画像全体の情報を用いるために指の置き方により一部が欠けた場合への対処が難しい．そこで本論文では特徴点を検出しないで，画像レベルで照合する方法について検討した結果を報告する．

まず，画像に変形がなく剛体であると仮定した場合の照合方式としていくつかの方式があげられる．正規化相関係数および 2 値画像のパターンマッチングはその代表的なものである．しかし，両者ともに低画質の場合のロバスト性に問題がある．ノイズを含んだ画像に有効なものとしてはエッジに基づく一般化ハフ変換を用いる方式[8),9)]があるが，指紋画像では至るところエッジだらけであるから，照合のための有効な手段とはなりえないと考えられる．筆者らは特徴点，エッジ点，および 2 値画像と比較して最も画像情報を欠落することなく，原データのまま照合処理が可能な相関を用い，かつ指紋画像固有の性質を用いて低品質な画像に対してロバスト性を向上させる方法を提案する．

一方，画像の変位検出問題はステレオ画像での 3 次元計測や動画像での動き計測などでは必須であるばか

† グローリー工業株式会社技術研究所
Technology Research Laboratory, Glory Ltd.
†† 立命館大学ロボティクス学科
Department of Robotics, Ritsumeikan University

りでなく，最近では文字認識においてもその必要性が指摘されている[10)]．正しい変位は，人がものを見るときに画像全体としてつじつまの合うような変形を起こすものであると考えられるから，変位検出問題は一般的に大局的な最適化問題である．この問題に対して正則化のように局所的に最適解を求める方法を適用すると，線形近似，および初期値の設定方法を具体化することが本質的に必要となる．一方，大域的な組合せ問題として取り扱うと，一般に画素数に関して指数オーダの計算量が必要で，実用性に問題がある．DP は逐次決定過程として記述できる問題に適用できる効率的な方法で通信や音声認識などの 1 次元の信号処理問題においては頻繁に利用されている．DP を直接には 2 次元問題へ適用できないが，安定かつ効率的な解法への要請が高く，従来から DP の 2 次元への拡張が試みられている．

まず Moor[11)] に端を発して画像の始点から終点に至るパスをダイナミックに構成する方法が提案されている[12)] が，これらは 2 次元すべての情報を利用できていない．杉村らの方法[13)] は x 方向（行方向）DP を，その結果を利用しながら y 方向（列方向）に逐次処理を行うもので，画像全体での最適性が考慮されていない．また西村ら[14)] はあらかじめ独立して求めておいた x 方向 DP 結果を用いて y 方向 DP を行う方法を提案しているが，すべての変位の y 方向の連続性が満たされる保証はない．画像全体での最適性を考慮し，x および y 方向の連続性を満たす手法として，内田ら[15)] は各行の変形量を 1 つにまとめて y 方向に DP を実行する方法を提案し，計算量の削減のため枝刈り手法を用いた．筆者らは，さらに効率的な方法として，y 方向 DP 内部に x 方向 DP を組み込む方法を提案する．各 x 方向 DP は独立していないため x および y 方向の連続性を満たすことが可能であり，y 方向 DP で 2 次元画像全体の最適性を評価するものである．

また提案する 2 次元 DP を指紋照合へ適用する際，異なる指紋に対しても過度にマッチングして相関値が高くなることが憂慮されるが，検出された変位を座標の多項式に制限する手段をともなうことによって，マッチングを抑制し，その結果，照合性能が改善できることを実験により示す．

2. 指紋照合アルゴリズム

入力系を光学センサで構成した場合，一般に幾何学歪み（台形歪み）が生ずる[16)]．この歪みが既知ならば幾何学歪みを補正できるから，登録時はこの補正画像を記録する．照合時は入力された画像に対して同様に幾何学歪みを補正した後，平行移動と回転の座標変換パラメータを求め，位置合わせを行う（rigid matching）．座標変換パラメータの検出には精度と計算量の点で有利なマッチトフィルタ[17)] に基づく方式を用いる．しかし指は剛体ではなく，指をセンサに置くときに生ずる力の具合により指紋画像も歪んで変形する．後述する 2 段階位置合わせ法は変形の位置合わせに及ぼす影響を緩和するためのものである．その後，2 次元 DP（non-rigid matching）に基づく方法で変位を求め，変形がないように画像を再構成する．最後に，入力画像と登録画像を各々重なりのない正方領域のブロック k に分割し，最大相関係数

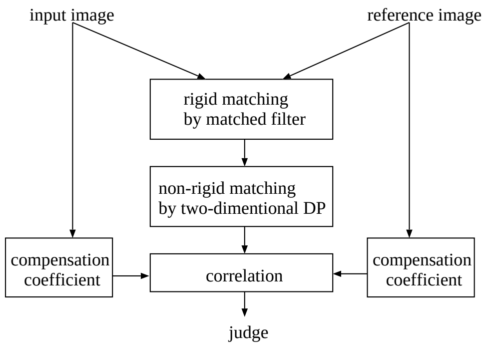


図 1 指紋照合アルゴリズム
Fig. 1 An algorithm of fingerprint recognition.

$$c_k = \max_{(m,n)} \frac{< f'_k(x-m, y-n), f_k(x,y) >}{|f'_k(x-m,y-n)||f_k(x,y)|}, \quad (-1 \le m, n \le 1)$$

を求め，その大小により本人/他人を判定する（**図 1**）．ここで f'_k，f_k は入力画像と登録画像に対して各々ブロック中心を原点として表現し，かつ，ブロック内の平均値を取り除いたもの，$< a, b >$ は a と b の内積，$|a|$ は a のノルムを示す．このとき，低品質な指紋画像では最大相関係数（以下，相関値という）が低下し，本人照合できない場合が起こりうる．このため画質を検出して相関値を補償することにより，低品質な場合でも照合性能の低下を抑えることが可能である．なお，ブロックサイズは照合性能を規準として，その最適サイズを実験的に求めた．

2.1 2 段階位置合わせ法

マッチトフィルタによる位置合わせは変形の影響を受けやすいが，本節ではそれを緩和する方法を提案する．人が指紋を見るときには，まず，渦や三角洲などの特異点に自ずと視線がいくと考えられる．このことから，まず，特異点を検出した後，特異点付近の指紋

情報を用いて照合するのが合理的である．しかし実際には凹凸の少ない指紋や乾燥時の指紋では，特異点は登録時とほぼ同じ位置に検出されるとは限らないという問題がある．そこで，特異点の検出は登録時のみとし，隆線方向画像を用いて概略の位置合わせを行った後，登録されている特異点位置情報に基づいて指紋画像で精細な位置合わせを行う方法について以下に述べる．

まず画像 $f(x,y)$ から勾配ベクトル $f_i(x,y)$, $(i=1,2)$ を求める．点 (x,y) の近傍 (x',y') の勾配ベクトルからなるモーメント行列

$$M_{ij}(x,y) = \sum_{(x',y')} f_i(x',y') f_j(x',y') \qquad (1)$$

の最大特異値に付随する固有ベクトルを示す角度を θ $(0 \leq \theta < \pi)$ とすると，隆線方向画像 $p(x,y)$ は複素数でその実部は $\cos 2\theta$，虚部は $\sin 2\theta$ である．隆線方向を単に $\theta = \arctan f_2/f_1$ としないのは方向検出の信頼性を向上させるためである．2 つの隆線方向画像 $p(x,y)$，$p'(x,y)$ から相互相関

$$q(m,n) = Re < p'(x-m, y-n), p(x,y) > \qquad (2)$$

を求め，その最大位置情報を用いて概略の位置合わせを得る（第 1 段階）．その後，登録時に検出された特異点に合わせて部分画像を切り出し，マッチトフィルタを用いて正確な位置合わせを行う（第 2 段階）．画像全体に変形があっても，特異点付近の部分画像だけを用いれば，位置合わせへの影響は緩和されると考えられる．なお，実験では同心半円パターンを渦テンプレートとして渦検出し，それを特異点とした．

2.2 最大相関係数の画質補償

単に画像の相関値を用いる方法では，低品質な画像の場合に同一指紋で相関値が低くなり照合受理できないという問題がある．筆者らは様々な画像データを収集，調査することによって，低品質な場合には異なる指紋の相関値も低下する傾向があることが分かってきた．そこで，もし人が感じるのと同じように指紋画像の品質を画質値として定量化することができるならば，それによって照合しきい値を可変させればよいと考えられる．同じことではあるが，しきい値は一定にしておき，画質値で相関値を補償することも考えられる．低品質な部分は大きな係数により元の相関値が低くても補償された相関値が高くなるようにするのである．すなはち，これは一種の重み付けである．一方，指紋の渦や三角洲およびマニューシャを含む部分では多様性があり，個人特徴がよく現れているので重みを大きくし，そうでない部分は重みを小さくすべきであると考えられる．

したがって，画像の品質とパターン多様性を上記の意味で矛盾なく定量化できればよいことになる．ここでは前述したモーメント行列に基づく隆線方向の信頼度 $r(x,y) = 1 - \beta_2/\beta_1$ を用いる．β_1，β_2 はモーメント行列の各々，最大特異値と最小特異値で $0 \leq r \leq 1$ である．$r=1$ は方向の信頼度が最大であることを示す．明瞭な凹凸のある指紋画像において渦や三角洲の部分では r が 0 に近く，特徴のない部分では r は 1 に近い．また，低品質な場合は隆線方向が正確に検出できないから r は小さい．したがって隆線方向信頼度（画質値）r は画像の品質とパターン多様性を矛盾なく一括して取り扱うことのできる量となっている．次に，信頼度が高いほど補償係数（重み）$w(x,y)$ が小さくなるように設定する．簡単のため 1 次関数

$$w = 1 - a(r-b),\ (a > 0) \qquad (3)$$

でモデル化し，最適パラメータ a，b を実験により求める．最後に重み付けされた相関値

$$v = \frac{1}{L} \sum_{k=1}^{L} c_k w_k^I w_k^R \qquad (4)$$

を求めて照合判定する．ここで，w_k^I，w_k^R はブロック k 内における各々，入力画像と登録画像の平均補償係数を示す．また，指紋領域であると見なされないブロックについては上式の範囲外とする．

3. 2 次元 DP マッチング

3.1 問題の定式化

画像座標を (i,j)，$i \in \{1,\cdots,M\}$，$j \in \{1,\cdots,N\}$ とし，2 つの離散画像を $f(i,j)$，$f'(i,j)$ とする．ここで f' は f を変位 $(u,v) = (u(i,j), v(i,j))$ だけ変形されたものとする．すなはち $f'(i+u, j+v) = f(i,j)$．簡略化のため 1 組の (u,v) を s で表し

$$S_{x,y} = \{s(i,j) | 1 \leq i \leq x, 1 \leq j \leq y\} \qquad (5)$$

とおく．問題は f と f' が提示されたときに最適な $S_{M,N}$ を求めることである．最適性の基準となる評価関数には画像データへの整合性と解の安定性とが組み込まれるのが自然である[10),15),18)]．そこで，変位 $S_{x,y}$ における評価関数を

$$G(S_{x,y}) = \sum_{i=1}^{x} \sum_{j=1}^{y} C_\lambda(i,j,u,v) \qquad (6)$$

とする．ただし，

$$C_\lambda(i,j,u,v) = C(i,j,u,v)\{1 - \lambda(i,j,u,v)\} \qquad (7)$$

で，C は f と f' との各々 (i,j)，$(i+u, j+v)$ 近傍の局所的な画像の相関係数で，ここでは近傍範囲を x,

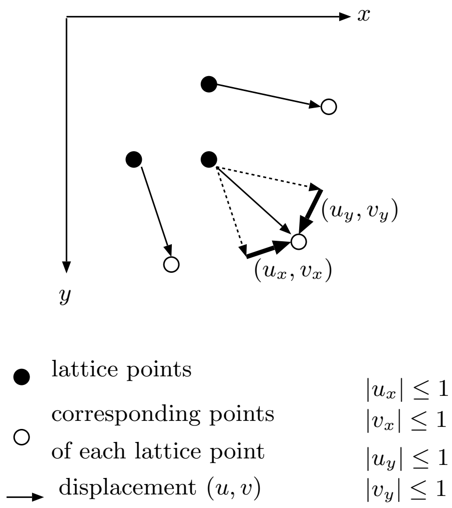


図 2 変位 u, v の連続性
Fig. 2 Continuity of displacement u, v.

y 方向ともに ±3 画素としている．λ は変位の差分

$$
\begin{aligned}
u_x(i,j) &= u(i,j) - u(i-1,j)\\
v_x(i,j) &= v(i,j) - v(i-1,j)\\
u_y(i,j) &= u(i,j) - u(i,j-1)\\
v_y(i,j) &= v(i,j) - v(i,j-1)
\end{aligned} \tag{8}
$$

の関数で DP マッチングの安定性を制御する．

対象が実物体である限り変位はまったくランダムでありえなく，さらに急激には変化しない（連続性条件）と仮定し，解空間を制限することにする．連続性条件の u, v を用いた表現は

$$|u_x| \le d,\ |v_x| \le d,\ |u_y| \le d,\ |v_y| \le d \tag{9}$$

で，隣り合う上下左右の画素の変位の変化分はたかだか d 画素であることを強要する．多くの場合 $d = 1$ で十分であり以下そのように設定する（**図 2**）．許容される変位の制限を $-W/2 \le u$, $v \le W/2$ とし，この問題を可能な $S_{M,N}$ について総当たり方法で行うと，計算量はほぼ $9^{MN}W^2$ のオーダで非現実的な量である．

3.2 列方向の DP

DP は最適性原理に基づいた，逐次決定過程の再帰的な最適方程式を用いて問題を解く方法である[19]．$s(i,j) = s_{i,j}$, $\boldsymbol{s}_j = \{s_{1,j}, \cdots, s_{M,j}\}$ とし，

$$G_y^0(\boldsymbol{s}_1) = \sum_{i=1}^{M} C_\lambda(i,1,u,v) \tag{10}$$

$$G_y(\boldsymbol{s}_{j-1}, \boldsymbol{s}_j) = \sum_{i=1}^{M} C_\lambda(i,j,u,v),\quad (2 \le j \le N) \tag{11}$$

とおくと，式 (6)〜(8) から

$$
\begin{aligned}
G(S_{M,N}) &= G(\boldsymbol{s}_1, \cdots, \boldsymbol{s}_N)\\
&= G_y^0(\boldsymbol{s}_1) + \sum_{j=2}^{M} G_y(\boldsymbol{s}_{j-1}, \boldsymbol{s}_j)
\end{aligned}
$$

と書ける．$j = 2$ のとき，$G(\boldsymbol{s}_1, \boldsymbol{s}_2) = G_y^0(\boldsymbol{s}_1) + G_y(\boldsymbol{s}_1, \boldsymbol{s}_2)$ において $\boldsymbol{s}_2$ の各々の値に対して $\boldsymbol{s}_1$ で最大化するように，

$$G_y^0(\boldsymbol{s}_2) = \max_{\boldsymbol{s}_1}\{G_y^0(\boldsymbol{s}_1) + G_y(\boldsymbol{s}_1, \boldsymbol{s}_2)\} \tag{12}$$

とすると，

$$
\begin{aligned}
&\max_{\boldsymbol{s}_1,\cdots,\boldsymbol{s}_N} G(\boldsymbol{s}_1, \cdots, \boldsymbol{s}_N)\\
&= \max_{\boldsymbol{s}_2,\cdots,\boldsymbol{s}_N}\{G_y^0(\boldsymbol{s}_2) + \sum_{j=3}^{M} G_y(\boldsymbol{s}_{j-1}, \boldsymbol{s}_j)\}
\end{aligned}
$$

となり，$\boldsymbol{s}_1$ を消去できる．$j = 3, \cdots, N$ について同様の操作を次々に実行することにより，$j = N$ の操作を終了した時点では

$$\max_{\boldsymbol{s}_1,\cdots,\boldsymbol{s}_N} G(\boldsymbol{s}_1, \cdots, \boldsymbol{s}_N) = \max_{\boldsymbol{s}_N} G_y^0(\boldsymbol{s}_N) \tag{13}$$

となっている．式 (12) の演算において $\boldsymbol{s}_1$ の動く空間の要素数は $9^{M-1}W^2$ で，連続性条件を満たす $\boldsymbol{s}_2$ は各 9^M 個あるから，N 段階の DP 全体では $9^{2M}W^2N$ オーダの計算量が必要である．

3.3 行方向の DP を組み込んだ列方向の DP

解の探索空間を制限し，計算量を削減する方法として，列方向の DP（y-DP）内部にも行方向の DP（x-DP）を組み込むことを提案する．

第 1 行目の場合，

$$
\begin{aligned}
&G_x^0(s_{1,1}) = C_\lambda(1,1,u,v)\\
&G_x(s_{i-1,1}, s_{i,1}) = C_\lambda(i,1,u,v),\ (2 \le i \le M)
\end{aligned}
$$

とおくと，式 (10) から

$$
\begin{aligned}
&G_y^0(\boldsymbol{s}_1)\\
&= G_y^0(s_{1,1}, \cdots, s_{M,1})\\
&= G_x^0(s_{1,1}) + \sum_{i=2}^{M} G_x(s_{i-1,1}, s_{i,1})
\end{aligned} \tag{14}
$$

と書ける．これは式 (12) と同じ形をしているから式 (12)〜(13) と同様の定式化により x-DP が適用できる．$i = M$ の x-DP 操作を終了した時点で各 $s_{M,1}$ の値に対して最適な $\{s_{1,1}, \cdots, s_{M-1,1}\}$ が求まっている．この系列を $\hat{\boldsymbol{s}}_1 = \{\hat{s}_{1,1}, \cdots, \hat{s}_{M,1}\}$ とすると，W^2 個の $\hat{\boldsymbol{s}}_1$ および，それに付随する $G_y^0(\hat{\boldsymbol{s}}_1)$ が得られる．

第 2 行目の場合，$G_y(\boldsymbol{s}_1, \boldsymbol{s}_2)$ は $\boldsymbol{s}_1$ を固定すると，$G_y(\boldsymbol{s}_2; \boldsymbol{s}_1)$ と表現できる．ここで，

$$
\begin{aligned}
&G_{xy}^0(s_{1,2}; s_{1,1}) = C_\lambda(1,2,u,v)\\
&G_{xy}(s_{i-1,2}, s_{i,2}; s_{i,1}) = C_\lambda(i,2,u,v),
\end{aligned}
$$

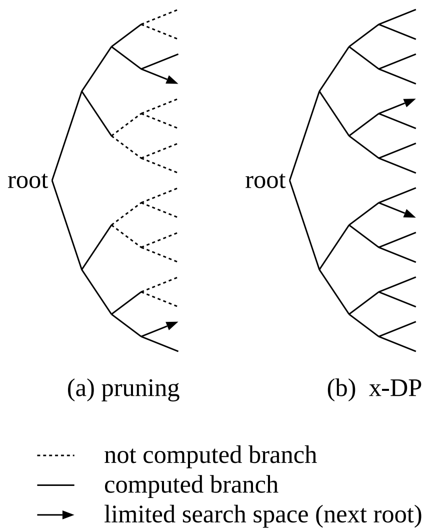


図 3　探索空間の制限
Fig. 3　Limitation of search space.

$$(2 \le i \le M) \qquad (15)$$

とおくと，式 (11) から

$$\begin{aligned} & G_y(\boldsymbol{s}_2; \boldsymbol{s}_1) \\ &= G_y(s_{1,2}, \cdots, s_{M,2}; \boldsymbol{s}_1) \\ &= G^0_{xy}(s_{1,2}; s_{1,1}) + \sum_{i=2}^{M} G_{xy}(s_{i-1,2}, s_{i,2}; s_{i,1}) \end{aligned}$$

と書ける．これも式 (12) と同じ形をしているから同様に x-DP が適用できる．このとき，連続性の条件式 (9) を満たす範囲で解を探索する．$i = M$ の DP 操作を終了した時点で各 $s_{M,2}$ の値に対して最適な $\{s_{1,2}, \cdots, s_{M-1,2}\}$ が求まっている．$\boldsymbol{s}_1$ を固定した，この条件付き系列を $(\hat{\boldsymbol{s}}_2; \boldsymbol{s}_1) = \{s_{1,2}, \cdots, s_{M,2}; \boldsymbol{s}_1\}$ とすると，y 方向の連続性より，1 つの $\boldsymbol{s}_1$ に対して 9 個の $(\hat{\boldsymbol{s}}_2; \boldsymbol{s}_1)$ および，それに付随する $G(\hat{\boldsymbol{s}}_2; \boldsymbol{s}_1) = G^0_y(\boldsymbol{s}_1) + G_y(\hat{\boldsymbol{s}}_1; \boldsymbol{s}_1)$ が得られる．第 1 行目の DP より W^2 個の $\hat{\boldsymbol{s}}_1$ が得られており，式 (12) において $\boldsymbol{s}_1$ の動く空間を $\hat{\boldsymbol{s}}_1$ の動く空間へ制限すれば，計 $9W^2$ 組の $(\hat{\boldsymbol{s}}_2; \hat{\boldsymbol{s}}_1)$ が得られることになる．これらのうちから各 $s_{M,2}$ の値に対して最適な系列を選び，それを $\hat{\boldsymbol{s}}_2 = \{\hat{s}_{1,2}, \cdots, \hat{s}_{M,2}\}$ とする．$j = 3, \cdots, N$ について同様の操作を次々に実行し，近似解 $\max_{\hat{\boldsymbol{s}}_1, \cdots, \hat{\boldsymbol{s}}_N} G(\hat{\boldsymbol{s}}_1, \cdots, \hat{\boldsymbol{s}}_N)$ を得る．

x-DP における条件付き系列の個数は W^2 個で，各 x-DP の演算においては行と列の連続性条件から各画素ごとで評価する個数は 9^2 であるから，画像全体での計算量は，9^2W^2MN のオーダとなる．文献 15) では y-DP の解の探索空間を制限する手法として枝狩り手法を用いた．提案手法との比較を 2 分木を用いて模式的に**図 3** に示す．図はある行において探索空間を 2 個に制限する場合を表現している．提案手法 (b) では x-DP で各行での部分最適化を評価したうえで探索空間を制限するのに対して，枝刈り法 (a) では計算されない部分があるため，部分最適解が得られる可能性が低い．もっとも，部分最適という意味では提案手法も枝刈りの一方法であるが，それが画素単位であるか行単位であるかの差は大きいと思われる．また，文献 13) の方法は原理的には図 3 (b) で解を一意に決定するものに等しいため，y 方向の DP を必要としない．したがって 2 次元画像全体での最適性が考慮されていない．

4. 実 験 結 果

社内の人，左右各々人差指，中指，薬指計 6 指に対して各 3 回の指紋データを収集した．150 人からデータセット A が得られ，2 週間後，116 人からデータセット B が得られた，A，B 共通して得られたのは 107 人であった．以下の実験において FAR（False Acceptance Rate）は A を用いて評価し，FRR（False Rejection Rate）は 2 週間の経時変化を考慮して A に対する B の評価を行った．

4.1　画質補償の効果

まず式 (3) の最適係数 a，b を求めるために，画質補償しない相関値を $v_0 = \frac{1}{L}\sum_{k=1}^{L} c_k$，各画像に対して隆線方向信頼度の平均値を $\bar{r}$ として求め，簡略化した相関値 $v' = v_0 \bar{w}^I \bar{w}^R$ を求める．ここで $\bar{w}^I$，$\bar{w}^R$ は $\bar{w} = 1 - a(\bar{r} - b)$ に基づいて計算される各々入力画像と登録画像の画質補償係数である．次に，補償された相関値が補償しないものに対して大きくは変わらないように，仮に $b = 0.7$ と設定し，FAR を変化させながら a に対する FRR のグラフを求めた．その結果を**図 4** に示す．$a = 0$ は画質補償しない場合に相当する．FAR $\approx$ 0.0001%は他人エラーはゼロであるが，809,100（$= 900 \times 899$）回の照合計算に対する評価精度を考慮した記述である．FRR は 107 人 642 指の A，B の組合せ 9 回計 5,778 回の照合計算を評価した．グラフより画質補償による大幅な性能の向上が確認でき，$a = 1$ 前後が最良であることが分かる．なお，比 $1 + ab : a$ を一定に保てば，異なる b に対しても，照合しきい値は変化するがこれとまったく同じ性能が得られる．以下では $a = 1$，$b = 0.7$ の設定で各実験を行った．

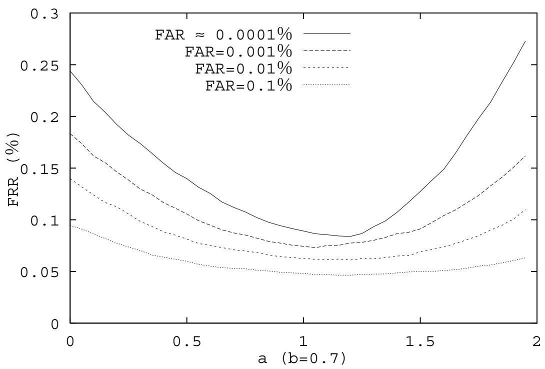


図 4 相関値の画質補償効果
Fig. 4 Effect of compensated correlation for quality.

4.2 2 次元 DP

4.2.1 関 数 λ

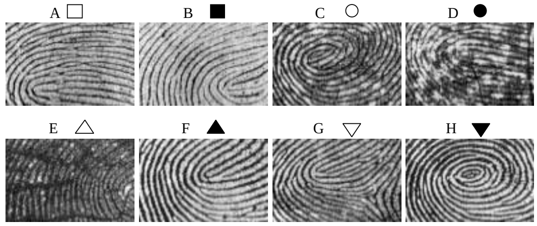
画像データの中には様々なノイズ分が含まれており，$\lambda = 0$ とすると 2 次元 DP はノイズに起因する局所データに振り回されて，解が安定しない．正則化法[18] における λ の役割は解の極値問題から導かれる方程式が正則（安定かつ一意な解を持つ）となるようにするもので，本質的にはここで用いる関数 λ は正則化法における λ と同じ目的である．正則化法では一般に $\lambda = \lambda_0(u_x^2 + v_x^2 + u_y^2 + v_y^2)$ を用いることが多い．ここでは各変位の差分 u_x，v_x，u_y，v_y は -1，0，1 のうちのどれかである．そこで，$\lambda = \lambda_0(|u_x| + |v_x| + |u_y| + |v_y|)$ として実験すると，x-DP において，本来 $|u_x| = |v_x| = 1$ となるべきものが解として得られにくいことが分かった．そこで，$\lambda = \lambda_0\{\max(|u_x|, |v_x|) + \max(|u_y|, |v_y|)\}$ と設定することにした．λ_0 は式 (7) より $C < 0$ の場合を考慮して $1-\lambda > 0$ を満たす必要がある．λ が大きすぎると本来の変位を検出できなくなる．λ は安定動作を可能とするためのものであり，予備実験から $\lambda_0 = 0.1$ と設定した．

4.2.2 変位検出性能

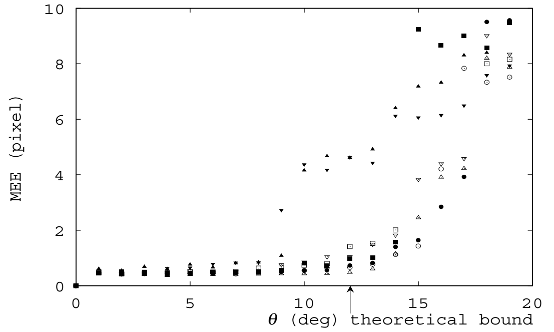
まず，2 次元 DP の基本性能を確認するために画像の回転と拡大縮小に対する変位検出実験を行った．この実験に用いた 8 個のテスト画像を**図 5** (a) に示す．画像サイズは 200×140 で同図では変位を求める画像の中央部（96×64）だけを表示している．評価は以下に示す MEE（Mean Euclidean Error）を用いた．

$$\mathrm{MEE} = \frac{1}{MN}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}\Delta s(i,j) \qquad (16)$$

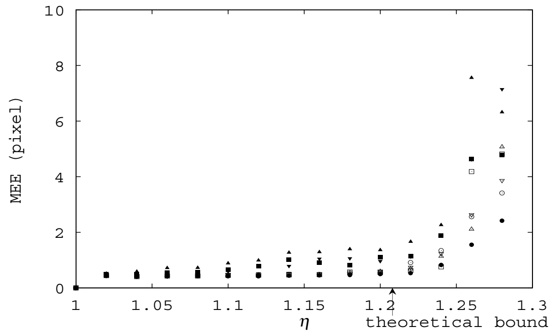
ここで Δs は変位 s の実際値と推定値とのユークリッド距離に基づく誤差である．有効な変位の範囲を W = 21 とし，変位を求める点について縦横各 1/4 に間引きして計算したところ（計算量は実質 M = 24，N = 16 に相当），PentiumIII-500 MHz で DP 計算に約 3 秒を要した．結果を図 5 に示す．図で理論限界は $W = 21$ $(W/2 = 10)$ に由来し，回転限界を $\theta = \arcsin\frac{10}{48} \approx 12$ (deg)，拡大限界を $\eta = 1 + \frac{10}{48} \approx 1.2$ として求めた．実験結果では拡大に対しては約 25%を，回転に対しては約 15 度を各々超えるとエラーが急増するが，これは局所相関 C 自体が影響を受けるためと考えられる．そこで局所相関 C の代わりに単に 1 画素の濃度値や回転不変 Zernike



(a) test images



(b) rotation



(c) scaling

図 5 回転/拡大に対する変位推定誤差
Fig. 5 Estimation error of deformations (rotation, scaling).

モーメント特徴[13)] に基づいて C を構成してみたが，ともに検出性能が大幅に低下した．このことは変動に強く，かつ局所パターンを十分に反映する局所特徴の選択が重要であることを示唆している．また，回転では特に画像 F，H に対して低性能であるが，これらの画像パターン自体が画像中心を原点とした半円状または円状となっているためと考えられる．

4.2.3　2 次元 DP の安定性

次に，2 次元 DP の安定性を評価する．まずランダム画像 r_1，r_2 を，そのパワースペクトルがカットオフ角周波数 $\pi/2$ の低域フィルタ特性になるように作成する．評価画像の 1 つ f は，その上部（y 座標の小さい部分）を r_2，下部を r_1 で構成し，他の 1 つ f' は r_1 を左または右に 5 度回転させた後，正規乱数を加えることにより作成した（**図 6** (a)）．図では前項と同様，変位を求める画像中央部（96×64）だけを表示している．ここで正規乱数は平均をゼロ，分散を画像 r_1 の分散の 2 倍とした．2 つの画像において，上部はまったく異なった画像となっているが，下部は回転とノイズによる歪みがあるだけで，したがって，解は，上部では不定（エラー大）であるが，下部では大域的な最適化によりエラーが小さくなるはずである．この画像対を 20 対作成し，平均検出エラーを求めた結果を図 6 (b) に示す．$(x+, y+)$ などは走査順序を含めた 2 次元 DP を示し，この場合は，x の正方向 DP を組み込んだ y の正方向 DP（前節で述べた順序）を意味している．この結果，$(x-, y-)$，$(y+, x+)$，$(y-, x-)$ の下部では上部の影響をほとんど受けることがないのに対して，$(x+, y+)$ では DP 初期段階である上部のエラーが下部に伝播することが分かり，提案方法は等方的ではない．しかし，$(x+, y+)$ で x，y ともに大きい座標位置ではエラーが小さくなっていることから処理が進むに従って初期のエラーは徐々に修正されて最適解に戻ることができ，大局的な安定性を有しているといえる．まったく異なった画像によるエラーの大きさは許容変位の設定値 W に，また，そのエラー伝播の減衰率は式 (9) の連続性の設定値 d に依存する．このような端部に整合性のない画像に対しては，2 次元 DP を 2 回行うことによって改善できる．すなわち，いったん最終座標での変位が求まったならば，その変位を初期値とした始点固定の 2 次元 DP を逆の順序で行うもので，その結果を図 6 (c) に示す．同図で $(x-, y-)(x+, y+)$ は $(x-, y-)$ の後に $(x+, y+)$ の処理を行うことを意味しており，単なる $(x+, y+)$ よりも改善されていることが分かる．

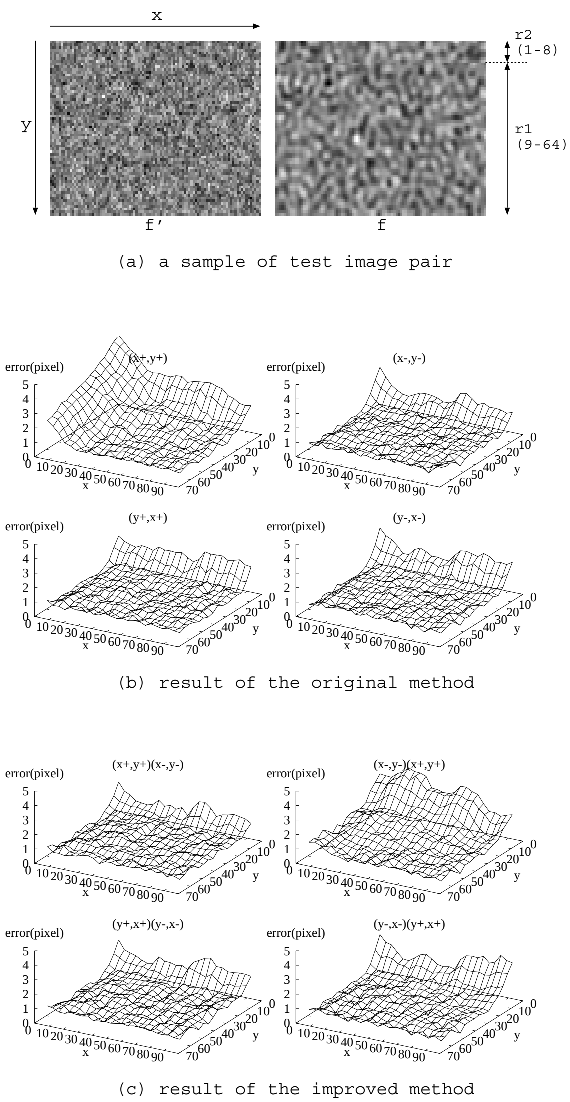


図 6　提案する 2 次元 DP の安定性
Fig. 6　Stability of the proposed 2-dimensional DP.

4.2.4　2 次元 DP の指紋照合への適用

2 次元 DP を適用し，変位が正確に検出できるならば，登録画像に対して変形がないように入力画像を再構成して照合できる．しかし，異なる指紋に対してはどうであろうか．よく似たパターンであれば無理矢理，対応付けされてしまうことが予備実験により分かっている．そこで同一指紋の場合と異なる指紋の場合では変形の仕方が異なり，異なる指紋の場合は不自然な変形であると考える．ここで自然な変形は全体に滑らかであり，その変位は空間座標に関する次のような n 次の多項式に制限される次式のモデルとする．

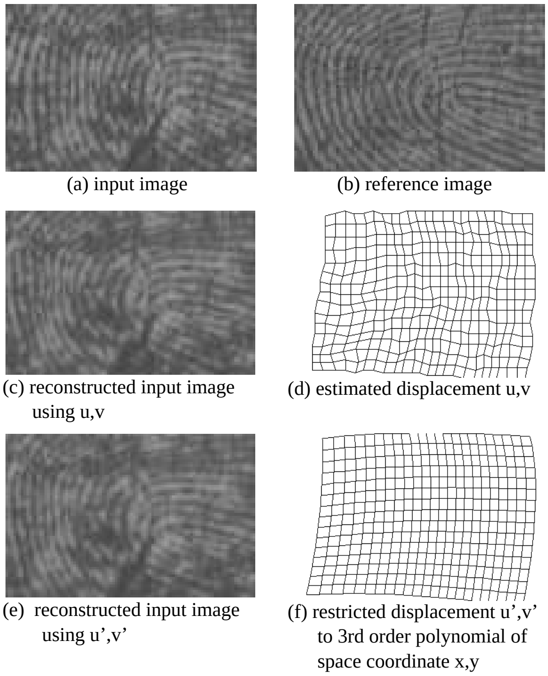


図 7 変位の検出と画像の再構成
Fig. 7 Detection of displacement and reconstruction of input image.

表 1 提案方式の性能
Table 1 Performance of proposed methods.

方式	FRR	しきい値
DP なし	8.8%	0.500
DP あり 多項式制限なし	5.4%	0.739
DP あり 多項式制限あり n = 1	6.3%	0.541
DP あり 多項式制限あり n = 2	3.5%	0.548
DP あり 多項式制限あり n = 3	3.4%	0.573
DP あり 多項式制限あり n = 4	3.4%	0.585

しきい値は FAR∼0.0001%における式 (4) の値

$$u(x,y) = \sum_{i,j:0\le i+j\le n} \alpha_{ij} x^i y^j$$
$$v(x,y) = \sum_{i,j:0\le i+j\le n} \beta_{ij} x^i y^j \qquad (17)$$

DP により推定された u，v から α_{ij}，β_{ij} を最小 2 乗近似し，制限された変位を用いて入力画像を再構成して照合判定する．

同一指紋の照合成功例を**図 7** に示す．本方式ではこのような低品質かつ変形のある画像に対しても照合可能である．**表 1** に式 (4) を用いた照合性能を示す．ここで FAR∼0.0001%は評価時間の短縮のため，DP なし方式で評価された 809,100 組でエラーを起こしやすい上位約 1%の画像対に対してエラーなしを意味するものである．DP なしの場合 FRR = 8.8%であったのに対し，多項式制限なし DP の場合 FRR = 5.4%とリジェクトが大幅に低減され，さらに，n = 3 または n = 4 次の多項式制限を用いて FRR = 3.4%と改善された．多項式制限なしは n = ∞ の多項式制限ありと等価であるが，この場合，しきい値が非常に高くなっており，これは異なる指紋でも DP により過度にマッチングされることを示している．なお，DP で用いた滑らかさの関数 λ はあくまでもノイズに起因する解の不安定性を回避するために導入したものであり，対象が指紋画像であろうがなかろうが関係ない．ここで用いた多項式制限による滑らかさ制限は，いわば指紋画像固有の統計をとり，その最適値（$n = 3, 4$）に基づいて照合を行うものであって，関数 λ とは本質的にその目的が異なる．

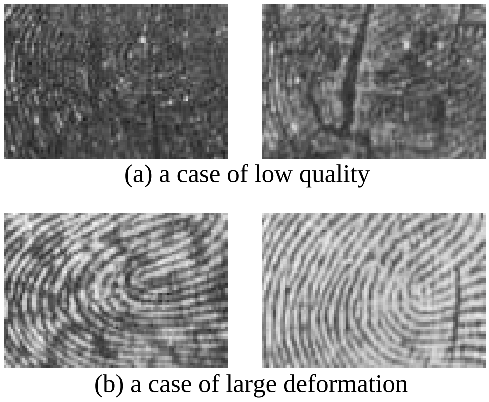


図 8 リジェクト例
Fig. 8 Examples of rejection.

FRR = 3.4%のリジェクト原因を調査すると，ほとんど指紋パターンがセンシングされず人の目にも確認できないほどのひどさであるか（**図 8** (a)），または極端に変形されて DP の変位検出限界を超えているか（図 8 (b)）であった．前者の対策としてはセンサレベルからの抜本的な改良を要するが，後者に関しては位置合わせにはほぼ成功しており，また人間には照合判定できるレベルのものであることより，さらなる変位検出性能の向上がアルゴリズムの課題として残されている．

5. ま と め

本論文では低品質かつ変形のある指紋画像の照合に関して，特徴点を検出しないで画像レベルで照合する方式についての検討結果を述べた．主な成果の 1 つは，低品質な画像の場合には異なる指紋でも相関値が低下することを利用し，相関値を画質補償することによって，異なる指紋のエラーを増やすことなく同一指紋の

リジェクトを低減できたことである．他の 1 つは 2 次元 DP と変位の多項式制限を併用することによって，同一指紋の相関値の低下と異なる指紋の相関値の上昇を同時に抑制できたことである．

謝辞 本研究を行うにあたり，データ収集にご協力いただいたグローリー工業の社員に深く感謝いたします．

参 考 文 献

1) 橋本 哲，畑 豊，三好義昭，大和一晴：指紋画像に対する指の表面状態の影響，テレビジョン学会誌，Vol.44, No.9, pp.1246–1252 (1990).
2) 大和一晴，浅田年英，畑 豊，上浦尚武：指紋照合装置の問題点とその改善，画像電子学会誌，Vol.24, No.4, pp.382–391 (1995).
3) 笹川耕一，磯貝文彦，池端重樹：低品質画像への対応能力を高めた個人確認用指紋照合装置，電子情報通信学会論文誌，Vol.J72-D-II, No.5, pp.707–714 (1989).
4) 浅井 紘，星野幸夫，木地和夫：マニューシャネットワーク特徴による自動指紋照合—照合過程，電子情報通信学会論文誌，Vol.J72-D-II, No.5, pp.733–740 (1989).
5) 中島 寛，小林孝次，青木孝文，川又政征，樋口龍雄：フーリエ変換の位相情報に着目した指紋照合アルゴリズム，電子情報通信学会情報・システムソサイエティ大会講演論文集，Vol.D-206 (1995).
6) 梅崎太造，竹内英世，藤吉弘亘：離散及び連続出力分布型 HMM による指紋照合法の比較，電気学会論文誌，Vol.C118, No.6, pp.955–960 (1998).
7) 松本憲幸，藤吉弘宣，梅崎太造，浜田敏男：FFT 及び LPC 分析に基づく指紋照合法の評価，電子情報通信学会技術研究報告，Vol.PRMU92-4 (1992).
8) 松山隆司，輿水大和：Hough 変換とパターンマッチング，情報処理，Vol.30, No.9, pp.1035–1046 (1989).
9) 斎藤文彦：一般化ハフ変換による半導体ウエハ識別番号認識，精密工学会誌，Vol.61, No.10, pp.1470–1474 (1995).
10) 水上嘉樹，古賀和利，鳥岡豊士：変位抽出を行う手書き文字認識システム，電子情報通信学会論文誌，Vol.J80-D-II, No.1, pp.63–72 (1997).
11) K. Moor, R.: A dynamic programing algorithm for the distance between two finite areas, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.PAMI-1, No.1, pp.86–88 (1979).
12) Wu, C.M., Owens, R.M. and Irwin, M.J.: Distortion processing in image matching problems, *Proc. ICASSP*, pp.2181–2184 (1990).
13) 杉村昌彦，飯国洋二，足立紀彦：ツエルニケモーメントを特徴量とする 2 次元動的計画法を用いたイメージマッチング，電子情報通信学会論文誌，Vol.J80-D-II, No.1, pp.101–108 (1997).
14) 西村拓一，岡 隆一：2 次元連続 DP による画像のスポッティング認識，電子情報通信学会技術研究報告，Vol.PRMU97-55 (1997).
15) 内田誠一，迫江博昭：動的計画法に基づく単調連続 2 次元ワープ法の検討，電子情報通信学会論文誌，Vol.J81-D-II, No.12, pp.1251–1258 (1998).
16) 清水明宏，長谷雅彦，石野喜信：プリズムを用いた指紋情報検出方法，電子通信学会総合全国大会講演論文集，Vol.1311 (1984).
17) Sheng Chen, Q., Defrise, M. and Deconinck, F.: Symmetric phase-only matched filtering of Fourier-Mellin transforms for image registration and recognition, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.PAMI-16, pp.1156–1168 (1994).
18) 坂上勝彦，横矢直和：弛緩法と正則化，情報処理，Vol.30, No.9, pp.1047–1057 (1989).
19) 大田友一，山田博三：動的計画法によるパターンマッチング，情報処理，Vol.30, No.9, pp.1058–1066 (1989).

(平成 12 年 9 月 1 日受付)
(平成 13 年 6 月 19 日採録)

河田 耕三（正会員）

1983 年大阪大学工学部電子工学科卒業．同年西芝電機（株）に入社し，電動機および発電機の制御に関する研究開発に従事．1990 年よりグローリー工業（株）に勤務して以来，文字および画像認識の研究開発に従事し，現在に至る．電子情報通信学会会員．工学博士．

有本 卓（正会員）

1959 年京都大学理学部数学科卒業．同年沖電気工業（株）入社．1962 年東京大学工学部，1967 年同講師，1968 年大阪大学基礎工学部助教授，1973 年同教授，1988 年東京大学工学部計数工学科教授を経て，1997 年立命館大学理工学部機械システム系ロボティクス学科教授，現在に至る．ロボティクス，マシーンインテリジェンス，情報理論の研究に従事．1974 年 IEEE 情報理論グループ最優秀論文賞．2000 年紫綬褒章．計測自動制御学会，電子情報通信学会，日本ロボット学会各会員．工学博士．IEEE フェロー．