

# 位相限定相関法と特徴ベースマッチングの組み合わせに基づく指紋照合アルゴリズムの検討

## A Study of a Fingerprint Matching Algorithm Based on the Combination of Phase-Only Correlation and Feature-Based Matching

森田歩\*, 伊藤康一†, 青木孝文\*, 樋口龍雄\*\*, 中島寛\*\*\*, 小林孝次\*\*\*

Ayumi Morita\*, Koichi Ito†, Takafumi Aoki\*, Tatsuo Higuchi\*\*, Hiroshi Nakajima\*\*\*,  
and Koji Kobayashi\*\*\*

\*東北大学大学院情報科学研究科, \*\*東北工業大学工学部, \*\*\*株式会社山武,  
†日本学術振興会特別研究員

\* Graduate School of Information Sciences, Tohoku University

\* Faculty of Engineering, Tohoku Institute of Technology

\*\* Yamatake Corporation

† Research Fellow of the Japan Society for the Promotion of Science

キーワード: バイオメトリクス (biometrics), 指紋照合 (fingerprint matching), 位相限定相関法 (phase-only correlation), 特徴ベースマッチング (feature-based matching)

連絡先: 〒980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-05 東北大学大学院情報科学研究科 青木研究室  
森田歩, Tel.: (022)217-7169, Fax.: (022)263-9308, E-mail: morita@aoki.ecei.tohoku.ac.jp

## 1. まえがき

ユビキタス情報化社会において, 従来の認証方法である鍵・ICカード・パスワードにかわって, 身体的特徴を用いた認証方法であるバイオメトリクス認証技術が注目されている. 従来の認証方法では, 本人の所有物や知識を使って認証するため, 「なくす」「忘れる」「盗まれる」といった危険性がある. 一方, バイオメトリクス認証技術は, 本人の行動や身体的特徴を用いるために記憶や所持などが不要であり, 従来の認証方法よりも信頼性が高い<sup>1)</sup>. バイオメトリクスには, 指紋・掌形・顔・虹彩・網膜・声紋・署名などがある. なかでも, 指

紋を使った認証がその利便性より, よく使用されている<sup>2)</sup>.

指紋照合の手法には, 大きく分けて2種類ある. 1つは, 指紋の流れである隆線が途切れる点(端点)や分岐する点(分岐点)の位置や角度などを使って照合する「特徴点ベースの照合手法」<sup>3, 4, 5)</sup>である. もう1つは, 2つの指紋画像の相関を使って照合する「相関ベースの照合手法」<sup>6, 7)</sup>である. 特徴点ベースの照合手法は, 指紋を採取する際に生じる歪みに対してロバストであるが, かすれなどで指紋の状態が悪く, 特徴点を正確に抽出することができない場合には照合精度が下がる問題が

ある．一方，相関ベースの照合手法は，画像全体を使うため，かすれなどで状態が悪くなった指紋画像に対してロバストであるが，指紋画像の歪みによって照合精度が下がる問題がある．

筆者らは，現在までに，相関ベースの照合手法である位相限定相関法 (Phase-Only Correlation: POC)<sup>8)</sup> を使った指紋照合アルゴリズムを提案し，かすれた指紋画像に対して特徴点ベースの照合手法よりも高精度に照合できることを確認している<sup>7)</sup>．しかし，歪んだ指紋画像が入力されると照合精度が下がってしまう問題があった．この問題に対し，本論文では，特徴点ベースの照合である特徴ベースマッチングとPOCを使った照合とを組み合わせることによって歪みに対してもロバストな指紋照合アルゴリズムを提案する．

## 2. 位相限定相関法

位相限定相関法 (Phase-Only Correlation: POC) は，通常の相関法に比べて高精度に画像照合を行うことができる相関法である<sup>8)</sup>．大きさ  $N_1 \times N_2$  の画像信号を  $f(n_1, n_2)$ ,  $g(n_1, n_2)$  とする．ただし，定式化の便宜上，離散空間のインデックスを  $n_1 = -M_1 \cdots M_1$  ( $M_1 > 0$ ) および  $n_2 = -M_2 \cdots M_2$  ( $M_2 > 0$ ) とし，画像の大きさを  $N_1 = 2M_1 + 1$  および  $N_2 = 2M_2 + 1$  とする．これらの画像信号の2次元離散フーリエ変換  $F(k_1, k_2)$ ,  $G(k_1, k_2)$  は次式となる．

$$\begin{aligned} F(k_1, k_2) &= \sum_{n_1, n_2} f(n_1, n_2) W_{N_1}^{k_1 n_1} W_{N_2}^{k_2 n_2} \\ &= A_F(k_1, k_2) e^{j\theta_F(k_1, k_2)} \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} G(k_1, k_2) &= \sum_{n_1, n_2} g(n_1, n_2) W_{N_1}^{k_1 n_1} W_{N_2}^{k_2 n_2} \\ &= A_G(k_1, k_2) e^{j\theta_G(k_1, k_2)} \end{aligned} \quad (2)$$

ただし， $W_{N_1} = e^{-j\frac{2\pi}{N_1}}$ ,  $W_{N_2} = e^{-j\frac{2\pi}{N_2}}$  であり， $\sum_{n_1, n_2}$  は  $\sum_{n_1=-M_1}^{M_1} \sum_{n_2=-M_2}^{M_2}$  を意味する．ここで， $A_F(k_1, k_2)$  および  $A_G(k_1, k_2)$  はそれぞれの画像信号の振幅成分， $e^{j\theta_F(k_1, k_2)}$  および  $e^{j\theta_G(k_1, k_2)}$  はそれ

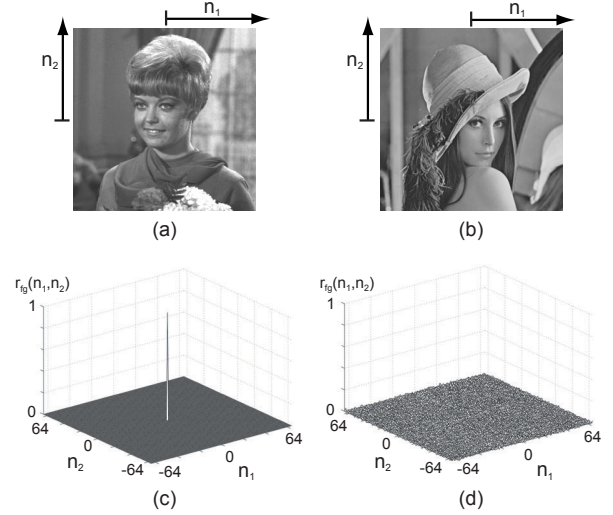


Fig. 1 POC を使った画像照合の例：(a) 画像  $f(n_1, n_2)$ , (b) 画像  $g(n_1, n_2)$ , (c) 全く同じ2枚の画像間の POC 関数 (使用した画像は  $f(n_1, n_2)$ ) , (d)  $f(n_1, n_2)$  と  $g(n_1, n_2)$  の POC 関数

ぞれの画像信号の位相成分である．一般性を失うことなく離散周波数のインデックスを  $k_1 = -M_1 \cdots M_1$ ,  $k_2 = -M_2 \cdots M_2$  とすることができる．ここで， $F(k_1, k_2)$  と  $G(k_1, k_2)$  の位相限定合成  $R_{FG}(k_1, k_2)$  を次のように定義する．

$$\begin{aligned} R_{FG}(k_1, k_2) &= \frac{F(k_1, k_2) \overline{G(k_1, k_2)}}{|F(k_1, k_2) \overline{G(k_1, k_2)}|} \\ &= e^{j\theta(k_1, k_2)} \end{aligned} \quad (3)$$

ここで， $\overline{G(k_1, k_2)}$  は  $G(k_1, k_2)$  の複素共役で， $\theta(k_1, k_2)$  は  $\theta_F(k_1, k_2) - \theta_G(k_1, k_2)$  である．POC 関数  $r_{fg}(n_1, n_2)$  は， $R_{FG}(k_1, k_2)$  の2次元離散フーリエ逆変換であり，次式で定義される．

$$\begin{aligned} r_{fg}(n_1, n_2) &= \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{k_1, k_2} R_{FG}(k_1, k_2) \\ &\quad \times W_{N_1}^{-k_1 n_1} W_{N_2}^{-k_2 n_2} \end{aligned} \quad (4)$$

図1に POC を使った画像照合の例を示す．図1(c)のように類似した2枚の画像間の POC 関数  $r_{fg}(n_1, n_2)$  はすどいピークを示す．一方，異なる2枚の画像間では，図1(d)のように全くピークが現れない．このように，POC 関数のピークの高さは，画像間の類似度を調べる指標となる．

これまでに筆者らが提案している指紋照合アルゴリズムでは、指紋照合に特化させたPOC関数である帯域制限位相限定相関 (Band-Limited Phase-Only Correlation: BLPOC) 関数を用いている<sup>7)</sup>。指紋画像の周波数特性を調べると、画像に含まれる重要な情報が低周波領域にある楕円上の周波数帯に含まれており、高周波領域にはノイズなどの意味のない情報が含まれている性質に気づく。BLPOCは、この性質を利用したもので、指紋画像の高周波成分を取り除き、画像の持っている有効な周波数成分のみを使用する方法である。BLPOC関数は次式で定義される。

$$r_{fg}^{K_1 K_2}(n_1, n_2) = \frac{1}{L_1 L_2} \sum_{k_1=-K_1}^{K_1} \sum_{k_2=-K_2}^{K_2} R_{FG}(k_1, k_2) \times W_{L_1}^{-k_1 n_1} W_{L_2}^{-k_2 n_2} \quad (5)$$

ここで、 $n_1 = -K_1 \cdots K_1$ 、 $n_2 = -K_2 \cdots K_2$ である。BLPOCは、制限する周波数帯域の大きさに依存せず、常に相関ピークの最大値が1に正規化される。BLPOCにおいて、有効な周波数帯域  $K_1$  と  $K_2$  は以下のように自動的に求める。まず、2次元離散フーリエ変換により指紋画像  $f(n_1, n_2)$  の振幅特性  $F(k_1, k_2)$  を計算する。次に、振幅特性  $F(k_1, k_2)$  の  $k_2$  軸方向の投影  $p_{k_2}(k_1)$  と  $k_1$  軸方向の投影  $p_{k_1}(k_2)$  を求める。その後、2つの投影  $p_{k_2}(k_1)$  および  $p_{k_1}(k_2)$  の平均値  $\mu_{p_{k_2}}$  および  $\mu_{p_{k_1}}$  をそれぞれ求める。最後に、パラメータ  $K_1$  と  $K_2$  を次式で定義する。

$$K_1 = \max(\{k_1 | p_{k_2}(k_1) \geq \mu_{p_{k_2}}, 0 \leq k_1 \leq M_1\}) \quad (6)$$

$$K_2 = \max(\{k_2 | p_{k_1}(k_2) \geq \mu_{p_{k_1}}, 0 \leq k_2 \leq M_2\}) \quad (7)$$

ここで、振幅特性は、すべての軸に対して偶対象であることに注意されたい。実際に、POC関数  $r_{fg}$  と BLPOC関数  $r_{fg}^{K_1 K_2}$  を使って本人同士と他人同士の指紋照合を行った例を図2, 3に示す。これより、POC関数よりもBLPOC関数を使った方がよりよい類似度の指標になっていることがわかる。

### 3. 特徴ベースマッチング

特徴ベースマッチングとは、2つの画像間で一致する特徴点を抽出し、その一致特徴点の近傍領域を使って照合を行う照合方法である。特徴ベースマッチングの全体の流れは、(1) 前処理、(2) コアの決定、(3) 一致特徴点の抽出、(4) 一致特徴点近傍領域 ( $r \times r$  画素) の切り出し、(5) 小領域ペアごとの類似度計算、(6) 求めた類似度を使った照合の6ステップからなる。各ステップの詳しい処理について説明する。

#### (1) 前処理

特徴ベースマッチングにおいて、指紋画像を鮮明にしたり、照合精度を向上させるために前処理を行う必要がある。前処理は、(a) 指紋の抽出 (図4(b))、(b) 領域単位の2値化、(c) 強調・平滑化 (図4(c))、(d) 角度マップの作成・平滑化 (図4(d))、(e) 角度マップを利用した2値化 (図4(e))、(f) 細線化 (図4(f))、(g) 特徴点抽出、(h) 疑似特徴点除去、(i) マスク作成、(j) loopの抽出と角度の決定である。それぞれの処理について説明する。

#### (a) 指紋の抽出

画像から指紋部分のみを抽出する。3×3の領域に対して画素の分散を求める。指紋が存在する部分は画素値の変化が大きいため、分散が高くなる。この分散画像をある閾値で2値化し、さらに、モルフォロジカルフィルタ (dilate (膨張), erode (縮退)) を適用することで、指紋部分を抽出するマスクを作成する。このマスクを原画像にかけることで指紋部分を抽出する (図4(b))。ここで、閾値は分散の平均値  $\times \tau$  とした。本論文では、 $\tau$  をデータベースごとに  $0.2 \leq \tau \leq 0.3$  の間で設定した。

#### (b) 領域単位の2値化

つぶれている隆線を強調するために、 $n \times n$  の領域において画素の平均値を求め、その値を閾値として画素を2値化する。本論文では  $n = 11$  とする。

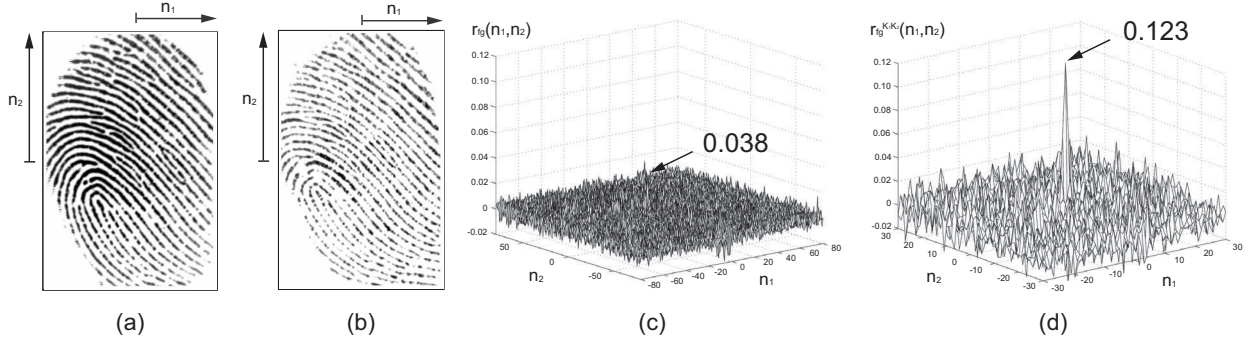


Fig. 2 POC 関数と BLPOC 関数を使った本人同士の指紋照合例：(a) 登録画像  $f(n_1, n_2)$  , (b) 同じ指紋から採取した入力画像  $g(n_1, n_2)$  , (c) POC 関数  $r_{fg}(n_1, n_2)$  , (d) BLPOC 関数  $r_{fg}^{K_1 K_2}(n_1, n_2)$  ( $K_1 = 36$  ,  $K_2 = 63$ )

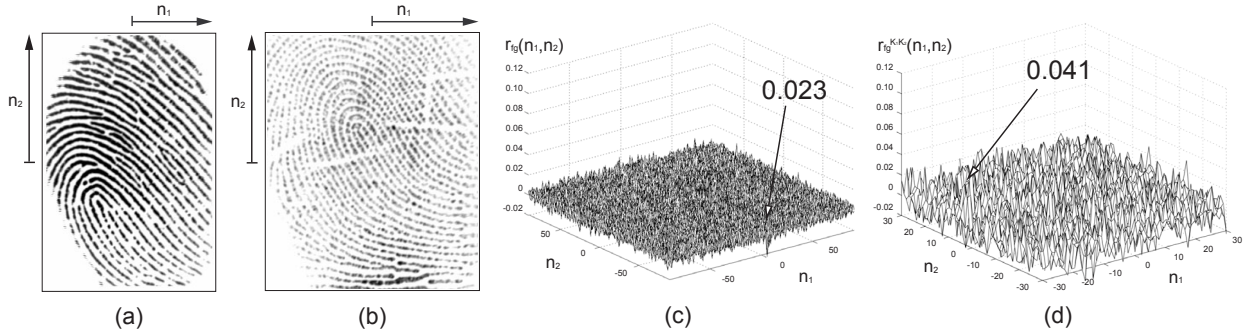


Fig. 3 POC 関数と BLPOC 関数を使った他人同士の指紋照合例：(a) 登録画像  $f(n_1, n_2)$  , (b) 異なる指紋から採取した入力画像  $g(n_1, n_2)$  , (c) POC 関数  $r_{fg}(n_1, n_2)$  , (d) BLPOC 関数  $r_{fg}^{K_1 K_2}(n_1, n_2)$  ( $K_1 = 39$  ,  $K_2 = 51$ )

### (c) 強調・平滑化

指紋画像の周波数成分を利用して画像を強調する<sup>9)</sup> . 大きさが  $N_1 \times N_2$  の指紋画像  $f(n_1, n_2)$  を 2次元離散フーリエ変換すると式 (1) となる . 振幅成分  $A_F(k_1, k_2)$  を  $\sigma$  乗して , 2次元離散フーリエ逆変換することで強調画像を得ることができる . 本論文では ,  $\sigma = 2.4$  とした . 実際には , この強調処理を  $h \times h$  の領域単位で行い , 中心の  $\frac{h}{2} \times \frac{h}{2}$  の領域を強調された画像とする . この方法では領域の境界が目立ってしまうので , 任意の大きさの領域で平滑化する . これらの処理を 2 回行う ( 図 4(c) ) . 本論文では 1 回目を  $h = 8$  , 2 回目を  $h = 32$  とした .

### (d) 角度マップの作成・平滑化

強調画像を使って角度マップ  $\tilde{\theta}(n_1, n_2)$  を作成する<sup>2)</sup> .  $3 \times 3$  の Sobel フィルタを用いて , 縦横方向の勾配 (Gradient)  $G_x(n_1, n_2)$  ,  $G_y(n_1, n_2)$  を求める . 画像の  $(n_1, n_2)$  の地点における画素の角度は次式で表される .

$$\tilde{\theta}(n_1, n_2) = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left( \frac{2G_{xy}}{G_{xx} - G_{yy}} \right) + \frac{\pi}{2} \quad (8)$$

ここで ,  $0 \leq \tilde{\theta}(n_1, n_2) \leq \pi$  であり ,  $G_{xy}$  ,  $G_{xx}$  ,  $G_{yy}$  は次式となる .

$$G_{xy} = \sum_{c_1=n_1-8}^{n_1+8} \sum_{c_2=n_2-8}^{n_2+8} G_x(c_1, c_2)G_y(c_1, c_2)$$

$$G_{xx} = \sum_{c_1=n_1-8}^{n_1+8} \sum_{c_2=n_2-8}^{n_2+8} G_x(c_1, c_2)^2$$

$$G_{yy} = \sum_{c_1=n_1-8}^{n_1+8} \sum_{c_2=n_2-8}^{n_2+8} G_y(c_1, c_2)^2$$

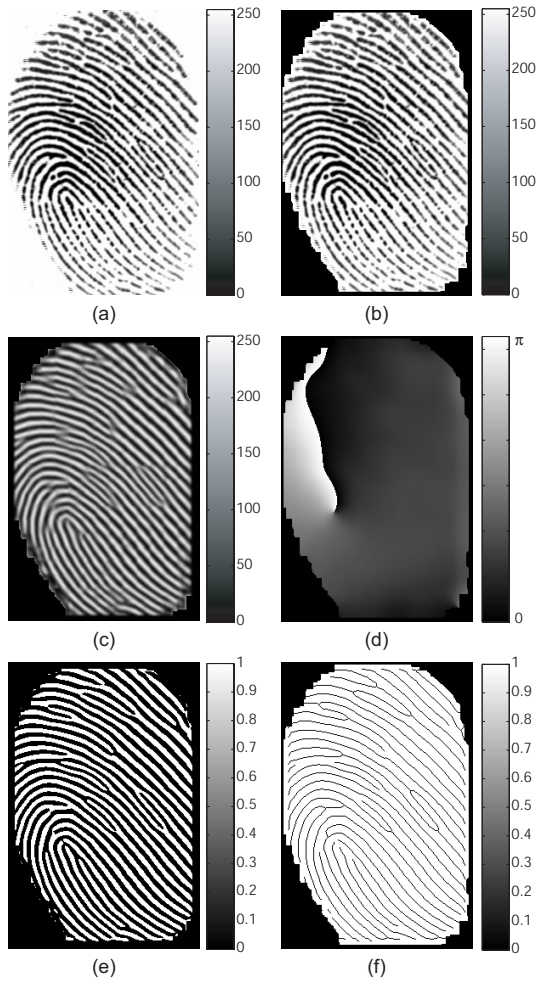


Fig. 4 前処理で得られる画像：(a) 原画像，(b) 指紋を抽出した画像，(c) 強調・平滑化した画像，(d) 角度マップ，(e) 角度マップを利用して2値化した画像，(f) 細線化した画像

得られた角度マップを平滑化して滑らかな角度マップとする（図4(d)）。

#### (e) 角度マップを利用した2値化

得られた角度マップを使って，再び画像を2値化する<sup>2)</sup>。注目する画素を中心とした  $l_1 \times l_2$  のマスクを作成する。ただし，マスクのサイズは隆線の太さに依存するものであり，本論文では  $9 \times 7$  とした。注目している画素の角度がマスクの行方向と一致するようにマスクを回転させる。次に，行方向の和を求め，中心画素が存在する行の和がそのマスク内の行方向の和の平均値より高ければ1，低ければ0として2値化する（図4(e)）。

#### (f) 細線化

特徴点抽出の前処理として，2値化画像を細線化する<sup>2)</sup>。  $3 \times 3$  の領域に対していくつかのパターンで画像を探索し，パターンに当てはまった場合は中心画素を0とする。この作業を0とする点が無くなるまで反復することにより細線化画像を得る（図4(f)）。

#### (g) 特徴点抽出

指紋の特徴点を抽出する<sup>2)</sup>。  $3 \times 3$  の特徴点抽出用マスクを細線化画像にかけることにより，端点と分岐点を抽出する。

#### (h) 疑似特徴点除去

抽出した特徴点には間違って抽出された疑似特徴点が存在するので，それらを除去する。分岐点から  $a_1$  画素以内にたどることができる分岐点が存在する場合，これらは疑似特徴点である。また，分岐点から  $a_2$  画素以内にたどることができる端点が存在する場合や，端点から  $a_3$  画素以内に端点が存在する場合もこれらは疑似特徴点である。それ以外にも，不確定な特徴点を消去するために，特徴点から  $a_4$  画素以内にある同種の特徴点や，指紋のマスクからの距離が  $a_5$  画素以内の特徴点を除去する。本論文では， $a_1 = 9, a_2 = 8, a_3 = 8, a_4 = 2, a_5 = 15$  とした。

#### (i) マスク作成

指紋と背景の境界には角度マップなどで誤った情報が入ってしまう。そこで，これらを取り除くマスクをモルフォロジカルフィルタ (dilate, erode) を使って作成する。

#### (j) loopの抽出と角度の決定

指紋のコアとなる特異点 (loop) を抽出する。loopは，ある方向から流れてきた隆線が  $360^\circ$  曲がって流れてきた方向に戻る地点である。loopを抽出するために Poincaré index を利用した手法を用いる<sup>10)</sup>。また，隆線が流れてくる方向をloopの角度とする。

## (2) コアの決定

前処理で，loop が複数抽出される場合がある．コアを基準として指紋画像間の位置と角度を合わせるため，基準とするコアを1つに決めなければならない．この場合は，複数抽出された loop のうち，登録画像と入力画像の角度差が最小となる loop ペアをコアとする．また，loop ペアが存在しない場合や，loop ペアの角度差が  $90^\circ$  以上の場合は，loop が正しく抽出されなかったものとする．この場合は，登録画像の中心を基準として，POC を使ってこれに対する入力画像の対応点を求め，これらをコアとする．それ以外の場合は，得られた loop ペアをコアとする．

## (3) 一致特徴点の抽出

コアを基準として画像間で一致する特徴点を抽出する．得られたコアの座標と角度は，完全に正確なものとはいえないため，画像間で一致する特徴点数が最大となるように調整する．まず，得られたコアの座標を縦・横方向に  $\pm s$  画素，角度を  $\pm t^\circ$  の範囲で変化させる．本論文では， $s = 10$ ， $t = 20$  とする．次に，画像間の位置と角度をコアを基準として合わせ，画像間で一致している特徴点の数を数える．ただし，以下の2つの条件を満たすものを画像間で一致した特徴点とする．1つ目は，画像間で特徴点の座標が  $\pm 5$  画素以内，かつ角度が  $\pm 10^\circ$  以内であることである．2つ目は，特徴点の種類（端点・分岐点）が一致していることである．最終的に，一致している特徴点の数が最大となったコアを正確なコアとし，その時に一致した特徴点を一致特徴点とする．実際に一致特徴点を抽出した例を図5に示す．

## (4) 一致特徴点近傍領域の切り出し

照合を行うために，一致特徴点近傍領域を切り出す．まず，コアを基準に画像間の位置と角度を合わせる．次に，一致特徴点を中心として  $r \times r$  画素の領域を2値化画像から切り出す．本論文では，



Fig. 5 一致特徴点の抽出：(a) 一致特徴点抽出前，(b) 一致特徴点抽出後（○：特徴点）

$r = 30$  とするが，画像の解像度に応じて変える必要がある．

## (5) 小領域ペアごとの類似度計算

切り出された小領域ペアごとに類似度の計算を行う．ここで，類似度の計算には SAD (Sum of Absolute Differences) を使う．SAD とは，2枚の画像を重ね合わせたときに1画素ごとの差分を取り，それらをすべて足し合わせたものを類似度とする方法である．同じ画像であるほど差分が小さくなるので，値が小さいほど類似度が高くなる．類似度の計算には2値化画像を用いる．原画像では，画像状態によっては濃淡の差が存在するので，正確に類似度を求めることができないからである．今回は，2値化画像から  $30 \times 30$  画素で切り出しているので，SAD で求めた類似度は  $[0, 900]$  の範囲になるが，直観的にわかりやすくするため，0 から1に向かって類似度が大きくなるように  $[0, 1]$  の

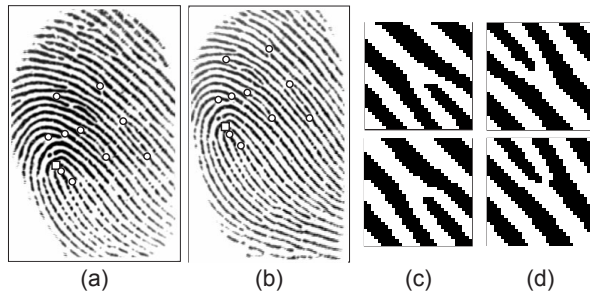


Fig. 6 特徴ベースマッチングによる本人同士の照合：(a) 登録画像，(b) 入力画像，(c) 類似度が最大の小領域ペア（類似度=0.911），(d) 類似度が最小の小領域ペア（類似度=0.688）（□：コア，○：特徴点）

範囲に類似度を正規化した．図 6は，実際に本人同士の照合を行った例である．

#### (6) 求めた類似度を使った照合

求めた類似度を使って照合を行う．登録画像と入力画像の一致特徴点のリストに座標が同じものが存在する場合がある．この場合，類似度が低い方を削除する．次に，一致特徴点が3個以上ならば，上位3点の平均類似度を求め，これをスコアとする．一致特徴点が2個以下の場合，実験的にほとんど他人同士であることを確認している．

## 4. 指紋照合アルゴリズム

本論文で提案する指紋照合アルゴリズムについて説明する．筆者らがこれまでに提案しているPOCを用いた指紋照合アルゴリズム<sup>7)</sup>の中間処理として，特徴ベースマッチングを使った照合を取り入れる．提案するアルゴリズムのフローチャートを図7に示す．各照合について説明する．

#### (a) 分類

処理時間の短縮として指紋の分類を行う．指紋は，一般的に1900年にHenryが提案したArch, Tented Arch, Left Loop, Right Loop, Whorlの5種類に分類される．ただし，WhorlはWhorlとTwin Loopの2種類に分類されることもある．本

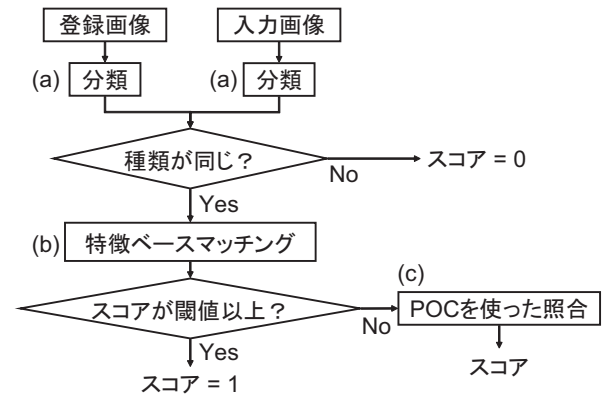


Fig. 7 提案する指紋照合アルゴリズムのフローチャート

論文では，Arch, Left Loop, Right Loop, それ以外であるOtherの4種類に大別した<sup>11)</sup>．なお，指紋の種類の上答率を考えた場合に，上答率が100%となるように，あいまいな種類であるLoop, Left Loop or Arch, Right Loop or Archの3種類を加えている．種類が一致した場合は(b)に移り，種類が一致しない場合はスコアを0として終了する．

#### (b) 特徴ベースマッチング

3. で述べた特徴ベースマッチングを使って照合スコアを求める．一致特徴点が3個以上あり，スコアが閾値以上ならば，スコアを1として終了する．スコアが閾値より小さいならば，(c)に移る．ここで，閾値は，他人同士のペアが必ず(c)に移るように設定している．ただし，一致特徴点の数が2個以下だった場合は，本人同士でも他人同士でもスコアを求めることなく(c)に移る．

#### (c) POCを使った照合

2. で述べたPOCを使って照合スコアを求める．まず，画像の位置合わせと共通領域の切り出しを行う．片方の画像を $-50^\circ$ から $50^\circ$ まで $1^\circ$ 刻みで回転させ，POCを使って類似度を調べる．類似度が最大となった回転画像を使って共通領域を切り出す．次に，共通領域に対してさらに回転補正を行う． $-2^\circ$ から $2^\circ$ まで $0.5^\circ$ 刻みで片方の画像を回転させ，BLPOCの最大ピークから2つの値を

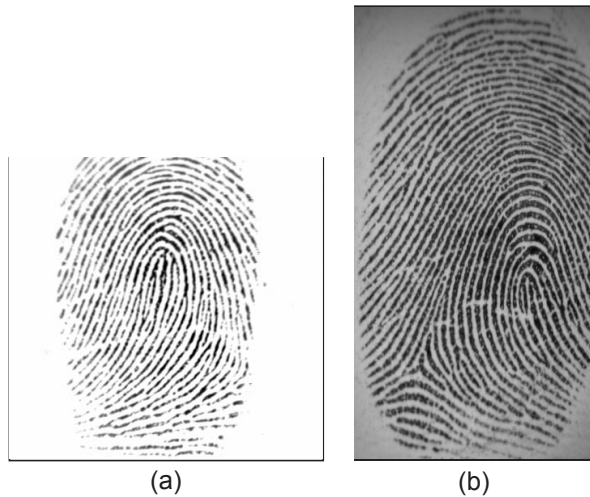


Fig. 8 FVC2002の指紋画像：(a) DB1，(b) DB2

足したものをスコアとし，得られたスコアの最大値を最終的な照合スコアとする．

## 5. 実験・考察

提案するアルゴリズムを実装し，いくつかのデータベースに対して実験を行った結果とその考察について述べる．

本論文では，FVC2002<sup>12)</sup>のデータベース (D-B) 1のSetAにある100人×8指，およびDB1，2のSetBにある10人×8指に対して実験を行った．DB1のセンサはIdentix社製Optical Sensor “Touch View II”で，画像サイズは388×374である．DB2のセンサはBiometrika社製Optical Sensor “FX2000”で，画像サイズは296×560である．DB1およびDB2の指紋画像を図8に示す．

実験は，指紋の分類を行ってからPOCのみを使って照合するアルゴリズム<sup>7)</sup>と提案するアルゴリズムを使って行った．まず，本人拒否率 (False Non-Match Rate: FNMR) を求める．同じ人の指紋画像においてすべての組み合わせ (SetA:  $(8 \times 7)/2 \times 100 = 2800$ 通り，SetB:  $(8 \times 7)/2 \times 10 = 280$ 通り) に対する照合実験を行った．次に，他人受入率 (False Match Rate: FMR) を求める．各指紋画

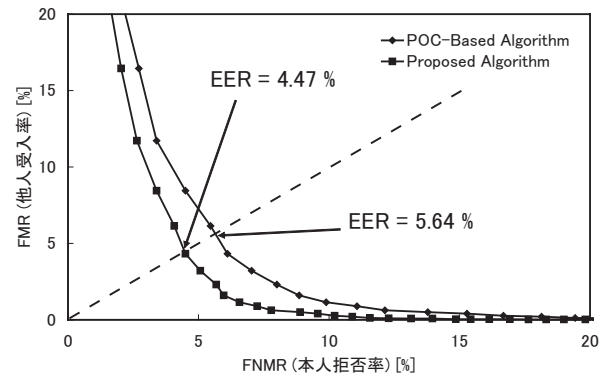


Fig. 9 ROC 曲線 (FVC2002 DB1 SetA)

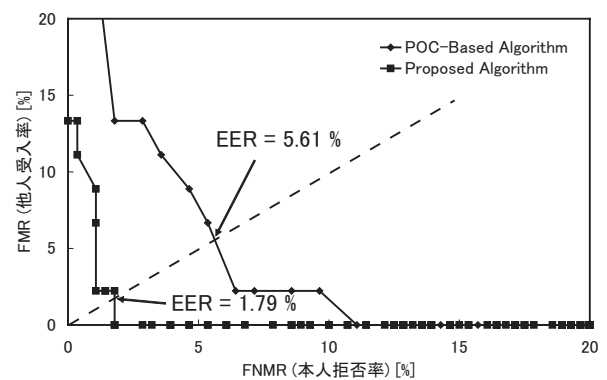


Fig. 10 ROC 曲線 (FVC2002 DB1 SetB)

像の1番目のみを使って異なった指紋画像ペアを作り，そのすべての組み合わせ (SetA:  $(100 \times 99)/2 = 4950$ 通り，SetB:  $(10 \times 9)/2 = 45$ 通り) に対する照合実験を行った．

まず，これらの結果をROC曲線 (Receiver Operating Characteristic Curve) を用いて評価した．これは，FNMRを横軸に，FMRを縦軸にとる曲線であり，一般的な照合装置の性能評価に用いられる．各DBのROC曲線を図9-11に示す．また，FMRが0の時のFNMRの値であるZeroFMR，FNMRとFMRが同じ値となるEER (Equal Error Rate) でも評価した．各DBごとの結果を表1に示す．これより，ZeroFMRおよびEERは，DB1 SetAにおいて18.39%，1.17%，DB1 SetBにおいて9.28%，3.82%，DB2 SetBにおいて2.14%，1.21%向上した．これらの結果より，提案アルゴリズムがPOC



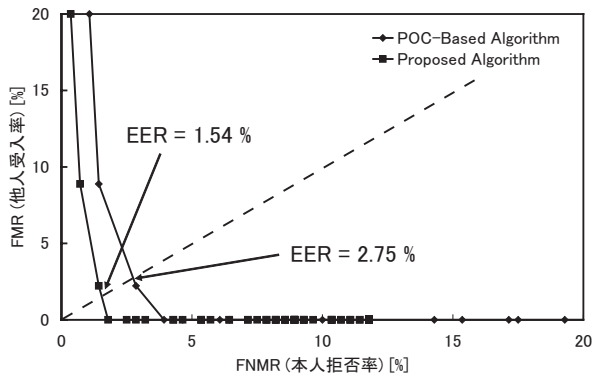


Fig. 11 ROC 曲線 (FVC2002 DB2 SetB)

Table 1 各データベースの性能評価 (単位: %)

		ZeroFMR	EER
DB1 SetA	POC-Based	38.50	5.64
	Proposed	20.11	4.47
DB1 SetB	POC-Based	11.07	5.61
	Proposed	1.79	1.79
DB2 SetB	POC-Based	3.93	2.75
	Proposed	1.79	1.54

を使った照合アルゴリズムより高精度に照合できることを確認した。

表2は、各DBにおいて、分類・特徴ベースマッチング・POCを使った照合のうち、どのステップで照合が終了しているかを調べた結果である。これより、本人同士の場合、60~80%は特徴ベースマッチングのステップで照合を終えている。他人同士の場合、20~30%は分類でのステップで照合を終えている。

POCを使った照合に特徴ベースマッチングを加えたことで、どれくらい精度が向上したかを調べる。POCのみで照合し、FMR=0を得るときの閾値で拒否される本人同士のペアの数を求める。そして、これらのペアが特徴ベースマッチングを加えることで正しく照合される割合を求めた。結果を表3に示す。これより、約50%以上が特徴ベースマッチングを加えることにより正しく照合されていることがわかった。

Table 2 各ステップで照合が終了する割合：(a) 分類，(b) 特徴ベースマッチング，(c) POCを使った照合

		DB1 SetA	DB1 SetB	DB2 SetB
本人同士	(a)	0 (0%)	0 (0%)	0 (0%)
	(b)	1781 (63.6%)	224 (80%)	247 (88.2%)
	(c)	1019 (36.4%)	56 (20%)	33 (11.8%)
他人同士	(a)	1020 (20.6%)	15 (33.3%)	8 (17.8%)
	(b)	0 (0%)	0 (0%)	0 (0%)
	(c)	3930 (79.4%)	30 (66.7%)	37 (82.2%)

Table 3 特徴ベースマッチングの効果：(a) POCのみで照合し、FMR=0の閾値で拒否される本人同士のペアの数，(b) (a)のペアの中で特徴ベースマッチングを加えることで正しく照合されるペアの数

		DB1 SetA	DB1 SetB	DB2 SetB
(a)		1078	31	11
(b)		515 (47.8%)	26 (83.9%)	6 (54.5%)

実際に提案アルゴリズムにおいて正しく照合されるようになった指紋画像ペアの例を図12に示す。これらのペアは、POCのみを使った場合は、歪みによって照合スコアが低く、他人と判定されてしまったが、提案アルゴリズムでは、本人と正しく判定されたペアである。

## 6. まとめ

本論文では、POCを使った照合に特徴ベースマッチングを使った照合を組み合わせた指紋照合アルゴリズムを提案した。提案したアルゴリズムを使うことによって歪んだ指紋画像に対しても精度よく照合できることを実験を通して示した。

## 参考文献

- 1) 瀬戸洋一, バイオメトリックセキュリティ入門, ソフト・リサーチ・センター, 2004.



Fig. 12 提案アルゴリズムによって正しく照合されるようになった指紋ペア：(a) DB1，(b) DB2

- 10) M. Kawagoe and A. Tojo, "Fingerprint pattern classification," *Pattern Recognition*, Vol. 17, No. 3, pp. 295–303, 1984.
  - 11) 伊藤康一, 森田歩, 早坂昭裕, 青木孝文, "特異点に基づくロバストな指紋分類アルゴリズム," 第17回回路とシステム軽井沢ワークショップ, pp. 165–170, April 2004.
  - 12) <http://bias.csr.unibo.it/fvc2002/>
- 2) D. Maltoni, D. Maio, A. K. Jain, and S. Prabhakar, *Handbook of Fingerprint Recognition*, Springer, 2003.
  - 3) A. K. Jain, L. Hong, S. Pankanti, and R. Bolle, "An identity-authentication system using fingerprints," *Proc. IEEE*, Vol. 85, No. 9, pp. 1365–1388, September 1997.
  - 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 — 特徴抽出過程 —," 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol. J72-D-II, No. 5, pp. 724–732, May 1989.
  - 5) 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 D-II, Vol. J72-D-II, No. 5, pp. 733–740, May 1989.
  - 6) H. Nakajima, K. Kobayashi, M. Kawamata, T. Aoki, and T. Higuchi, "Pattern collation apparatus based on spatial frequency characteristics (USP 5915034)," *US Patent*, May 1995.
  - 7) K. Ito, H. Nakajima, K. Kobayashi, T. Aoki, and T. Higuchi, "A fingerprint matching algorithm using phase-only correlation," *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol. E87-A, No. 3, pp. 682–691, March 2004.
  - 8) K. Takita, T. Aoki, Y. Sasaki, T. Higuchi, and K. Kobayashi, "High-accuracy subpixel image registration based on phase-only correlation," *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol. E86-A, No. 8, pp. 1925–1934, August 2003.
  - 9) A. J. Willis and L. Myers, "A cost-effective fingerprint recognition system for use with low-quality prints and damaged fingerprints," *Pattern Recognition*, Vol. 34, No. 2, pp. 255–270, February 2001.