

# 位相限定相関法と特徴点照合を組み合わせた 指紋照合アルゴリズム

## A Fingerprint Matching Algorithm Combining Phase-Only Correlation and Minutiae Matching

森田 歩<sup>†</sup> 伊藤 康一<sup>†</sup> 青木 孝文<sup>†</sup> 中島 寛<sup>††</sup> 小林 孝次<sup>††</sup> 樋口 龍雄<sup>†††</sup>

Ayumi MORITA<sup>†</sup> Koichi ITO<sup>†</sup> Takafumi AOKI<sup>†</sup>

Hiroshi NAKAJIMA<sup>††</sup> Koji KOBAYASHI<sup>††</sup> Tatsuo HIGUCHI<sup>†††</sup>

<sup>†</sup>東北大学大学院情報科学研究科 <sup>††</sup>株式会社山武 <sup>†††</sup>東北工業大学工学部

<sup>†</sup>Graduate School of Information Sciences, Tohoku University

<sup>††</sup>Yamatake Corporation <sup>†††</sup>Faculty of Engineering, Tohoku Institute of Technology  
morita@aoki.ecei.tohoku.ac.jp

### あらまし

本論文は、位相限定相関法 (Phase-Only Correlation: POC) と特徴点照合を組み合わせた指紋照合アルゴリズムを提案する。これまでに、筆者らは、POC を用いた指紋照合アルゴリズムを開発し、手荒れやアレルギーなどが原因で状態が悪い指紋に対して、高性能に照合できることを確認している。本論文では、照合性能を向上させるために、POC を用いた照合と複数の特徴点を用いた照合を組み合わせた照合アルゴリズムを提案する。さまざまな状態の指紋画像が含まれている指紋画像データベースを使った性能評価の結果、提案アルゴリズムが優れた照合性能を有していることを示す。

### Abstract

This paper proposes an efficient fingerprint matching algorithm combining phase-based image matching and minutiae-based matching. In our previous work, we have already proposed an efficient fingerprint matching algorithm using phase-based image matching for low-quality fingerprint images. This paper presents an idea of improving the performance of phase-based fingerprint matching by combining it with minutiae-based matching. Experimental evaluations demonstrate efficient matching performance of the proposed algorithm compared with a typical minutiae-based algorithm and the conventional phase-based algorithm.

### 1 まえがき

ユビキタス情報社会を迎え、鍵・IC カード・パスワードを使った従来の認証方式にかわって、行動的・身体的

特徴を使った認証方式であるバイオメトリクス認証が注目されている [1]。従来の認証方式は、本人の所有物や知識を使って認証を行うため、「なくす」、「忘れる」、「盗まれる」という危険性がある。一方、バイオメトリクス認証は、本人の行動的・身体的特徴を用いるため、記憶や所持などが不要であり、さらに、従来の認証方式よりも高い信頼性を持つ。バイオメトリクス認証に用いられる特徴は、指紋・掌形・顔・虹彩・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 [2]。

指紋照合は、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「特徴点を用いた照合」 [2]–[4] である。もう 1 つは、2 つの指紋画像の相関を求めて照合する「相関を用いた照合」 [2], [5], [6] である。特徴点を用いた照合は、指紋の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と性能が下がる。一方、相関を用いた照合は、画像全体を使うため、かすれなどで状態が悪い指紋画像に対してロバストであるが、指紋の歪みによって性能が下がる。

筆者らは、現在までに、相関を用いた照合の 1 つとして、位相限定相関法 (Phase-Only Correlation: POC) [7] を用い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、特徴点を用いた照合よりも高性能であることを確認している [6]。本論文では、性能を向上させるために、POC を用いた照合と複数の特徴点を用いた照合を組み合わせた指紋照合アルゴリズムを提案する。また、FVC (Fingerprint Verification Competition)

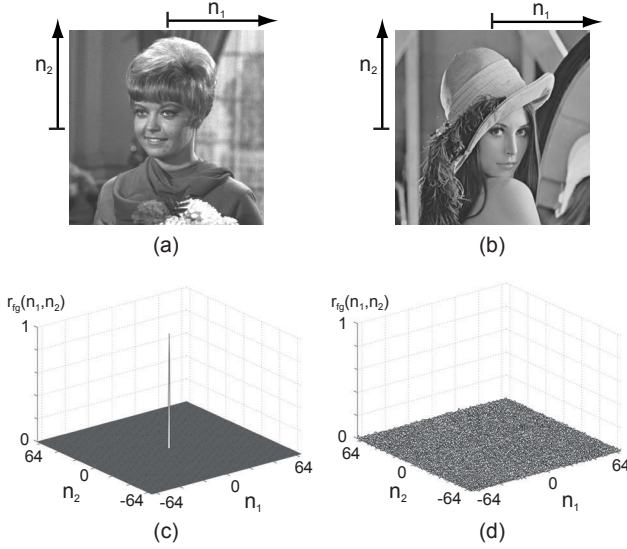


図 1: POC を用いた画像照合の例 : (a) 画像  $f(n_1, n_2)$ , (b) 画像  $g(n_1, n_2)$ , (c) 全く同じ 2 枚の画像間の POC 関数 (使用した画像は  $f(n_1, n_2)$ ) , (d)  $f(n_1, n_2)$  と  $g(n_1, n_2)$  の POC 関数

2002 [8] で用いられた指紋画像データベースを使った性能評価の結果, 提案アルゴリズムが優れた照合性能を有することを示す.

## 2 位相限定相関法を用いた指紋照合

画像の位相情報を使った照合手法である位相限定相関法 (Phase-Only Correlation: POC) [7] について述べる. 大きさ  $N_1 \times N_2$  画素の画像を  $f(n_1, n_2)$  および  $g(n_1, n_2)$  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. これらの画像の 2 次元離散フーリエ変換をそれぞれ  $F(k_1, k_2)$  および  $G(k_1, k_2)$  としたとき, POC 関数  $r_{fg}(n_1, n_2)$  は次のように定義される.

$$r_{fg}(n_1, n_2) = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{k_1, k_2} \frac{F(k_1, k_2) \overline{G(k_1, k_2)}}{|F(k_1, k_2) \overline{G(k_1, k_2)}|} \times W_{N_1}^{-k_1 n_1} W_{N_2}^{-k_2 n_2} \quad (1)$$

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,  $\sum_{k_1, k_2}$  は  $\sum_{k_1=-M_1}^{M_1} \sum_{k_2=-M_2}^{M_2}$  を,  $\overline{G(k_1, k_2)}$  は  $G(k_1, k_2)$  の複素共役を意味する.

図 1 に POC を用い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  $r_{fg}(n_1, n_2)$  は鋭いピークを示す. 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.

POC を用いた指紋照合アルゴリズムでは, 指紋照合に特化した POC 関数である帯域制限位相限定相関 (Band-Limited Phase-Only Correlation: BLPOC) 関数を用いる [6]. 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状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ことがわかる. 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照合である. BLPOC 関数は次式で定義される.

$$r_{fg}^{K_1 K_2}(n_1, n_2) = \frac{1}{L_1 L_2} \sum_{k_1, k_2} \frac{F(k_1, k_2) \overline{G(k_1, k_2)}}{|F(k_1, k_2) \overline{G(k_1, k_2)}|} \times W_{L_1}^{-k_1 n_1} W_{L_2}^{-k_2 n_2} \quad (2)$$

ここで,  $L_1 = 2K_1 + 1$ ,  $L_2 = 2K_2 + 1$ ,  $n_1 = -K_1 \cdots K_1$ ,  $n_2 = -K_2 \cdots K_2$  であり,  $\sum_{k_1, k_2}$  は  $\sum_{k_1=-K_1}^{K_1} \sum_{k_2=-K_2}^{K_2}$  を意味する. BLPOC では, 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. 有効な周波数成分は, 指紋画像の解像度によって変化するため, 使用するデータベースごとに設定する必要がある. また, 適切な周波数帯域に設定しなければ, 照合性能が大幅に低下する. 本論文では, 実験より  $K_1 = 0.48M_1$ ,  $K_2 = 0.48M_2$  とした. 実際に, POC 関数  $r_{fg}$  と BLPOC 関数  $r_{fg}^{K_1 K_2}$  を用いて本人同士の指紋照合を行った例を図 2 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.

POC を用いた指紋照合アルゴリズムについて述べる. まず, 登録画像を  $-50^\circ$  から  $50^\circ$  まで  $1^\circ$  刻みで回転させ, BLPOC を使って類似度 (相関ピーク値) 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抽出する. 照合性能を向上させるために,  $-2^\circ$  から  $2^\circ$  まで  $0.5^\circ$  刻みの範囲で共通領域間の回転補正を行う. そして, BLPOC 関数を計算し, 照合スコアを求める. このとき, 画像間の位置と角度が合っているので, BLPOC 関数のピークは原点付近に現れる. また, 指紋の歪みの影響で BLPOC 関数のピークが複数に分裂する場合がある. そこで, 本論文では, 原点を中心とする  $5 \times 5$  画素のブロック内の最大ピークから 7 個の和をスコアとする.

## 3 特徴点を用いた照合

POC を用いた照合と組み合わせる特徴点を用いた照合について述べる.

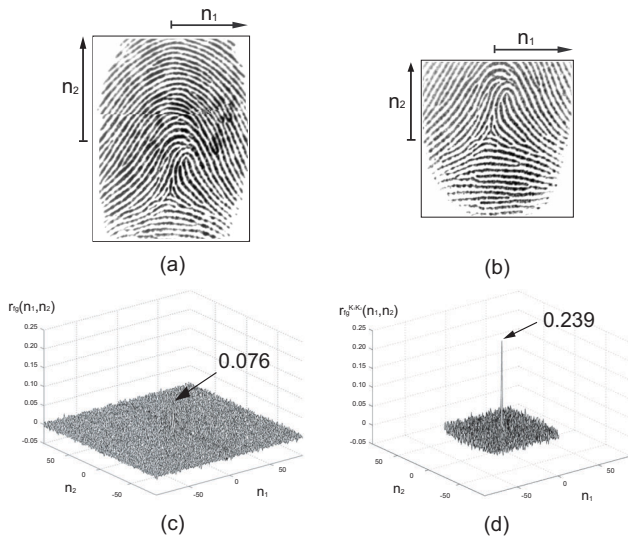


図 2: POC 関数と BLPOC 関数を用いた本人同士の指紋照合例: (a) 登録画像  $f(n_1, n_2)$ , (b) 同じ指紋から採取した入力画像  $g(n_1, n_2)$ , (c) POC 関数  $r_{fg}(n_1, n_2)$ , (d) BLPOC 関数  $r_{fg}^{K_1 K_2}(n_1, n_2)$

特徴点を用いた照合では、まず、特徴点を抽出する必要がある。特徴点の抽出は、(i) 指紋領域の抽出、(ii) Gabor フィルタを使った強調 [2]、(iii) 2 値化と細線化 [2]、(iv) 特徴点の抽出 [2]、(v) 疑似特徴点の除去 [9] の 5 ステップからなる。抽出された特徴点は、位置と角度の情報を持っている。

本論文では、特徴点を用いた照合として、(1) Structure Matching [3]、(2) String Matching [4]、(3) POC を用いたブロックマッチングの 3 つの照合方法を用いる。それぞれの照合方法について以下に述べる。

### (1) Structure Matching

Structure Matching は、特徴点の局所的な構造と全体的な構造を利用して照合する手法である [3]。これは、特徴点の局所的な構造を使って位置と角度を合わせ、それから全体的な構造を使って照合する手法である。局所的な構造は、ある 1 つの特徴点に近接する 2 つの特徴点との距離や相対角度などで表される。これを用いて画像間の全特徴点ペアの類似度を求め、位置と角度を合わせるために基準となる基準特徴点ペアを決定する。決定した基準特徴点ペアを基準として画像間の位置と角度を合わせる。全体的な構造は、基準特徴点から各特徴点までの距離や相対角度で表される。画像間にある特徴点の全体的な構造を比較し、距離や相対角度の差が小さい特徴点ペアを一致特徴点ペアとし、ペア数に基づいて照合スコアを求める。2 つの指紋画像から一致特徴点ペアを抽出した例を図 3 に示す。

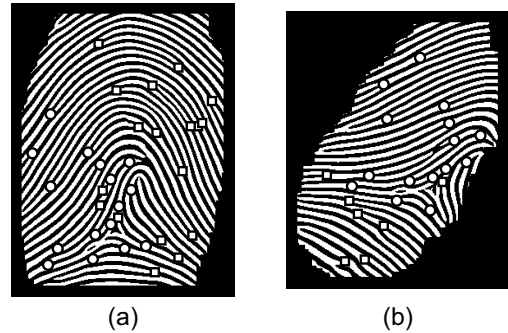


図 3: 一致特徴点ペア: (a) 登録画像 (2 値化画像), (b) 入力画像 (2 値化画像) (○: 一致特徴点, □: 抽出された特徴点)

### (2) String Matching

String Matching は、すべての特徴点の情報を 1 列の string で表し、string 間の edit distance に基づいて得られた一致特徴点ペアの数より照合スコアを求める手法である [4]。この手法は、位置合わせステージと照合ステージの 2 つで構成される。位置合わせステージでは、画像間の隆線を重ね合わせることで、基準特徴点ペアを求め、基準特徴点ペアの情報から画像間の位置と角度を求める。求めた位置と角度にしたがって、入力画像の特徴点と登録画像の特徴点の位置と角度を合わせる。照合ステージでは、まず、登録画像の特徴点の情報と入力画像の特徴点の情報をそれぞれの基準特徴点を中心として極座標変換する。中心からの角度が小さい順に特徴点の情報を並べ替えて連結し、1 列の string とする。登録画像と入力画像の string から動的計画法を使って edit distance を求める。edit distance が最小となるときに画像間で重なっている特徴点ペアを一致特徴点ペアとする。そして、一致特徴点ペアの数に基づいて照合スコアを求める。

### (3) POC を用いたブロックマッチング

歪みに対して照合性能を向上させるために、一致特徴点ペアの近傍ブロックを BLPOC で照合する手法を提案する。まず、(1) や (2) の手法を使って一致特徴点ペアを抽出する。次に、一致特徴点を中心とする  $r \times r$  画素のブロックを 2 値化画像から抽出する。本論文では  $r = 31$  とするが、画像の解像度に応じてブロックの大きさを変える必要がある。画像間の歪みの影響を減らすために、特徴点の角度を使って、ブロック間の角度を補正する。画像間に対応するブロック間の BLPOC 関数を計算し、原点を中心とする  $3 \times 3$  画素のブロック内の最大ピーク値を類似度とする。照合スコアは、ブロック間の類似度が大きい順に 3 つ選び、それらの類似度の平均値とする。ただし、画像間の一致特徴点ペアが 2

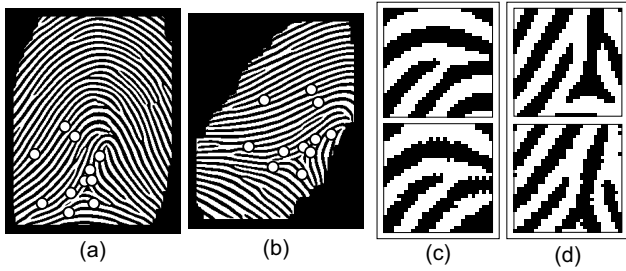


図 4: POC を用いたブロックマッチングによる本人同士の照合 (スコア = 0.45): (a) 登録画像 (2 値化画像), (b) 入力画像 (2 値化画像), (c) 類似度が最大の一致特徴点近傍ブロック (類似度 = 0.47), (d) 類似度が最小の一致特徴点近傍ブロック (類似度 = 0.13) (○: 特徴点)

組以下の場合には、ほとんど他人同士であることを実験的に確認しているため、照合スコアは 0 とする。POC を用いたブロックマッチングで本人同士の照合を行った例を図 4 に示す。

#### 4 照合アルゴリズムの組み合わせ

POC を用いた照合アルゴリズムと特徴点を用いた照合アルゴリズムの照合スコアの組み合わせについて述べる。

本論文で提案する照合アルゴリズムは、POC を用いた照合アルゴリズムと特徴点を用いた照合アルゴリズムを使って入力画像と登録画像を照合し、得られた照合スコアを組み合わせることで最終的なスコアを求めるアルゴリズムである。最適な組み合わせを調べるために、実験では、(a) 平均、(b) 最小値、(c) 最大値、(d) 重みつき和、(e) Matcher Weighting (MW) の 5 種類を用いた。以下では、それぞれの組み合わせについて説明する。ただし、照合手法を  $p$  ( $p = 1, 2, \dots, P$ )、各照合手法で得られた照合スコアを  $s_p$  とする。

##### (a) 平均

すべての照合手法で得られた照合スコアの平均値を最終的なスコア  $S_{mean}$  とする。

$$S_{mean} = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P s_p \quad (3)$$

##### (b) 最小値

各照合手法で得られた照合スコアの最小値を最終的なスコア  $S_{min}$  とする。

$$S_{min} = \min(s_1, s_2, \dots, s_P) \quad (4)$$

##### (c) 最大値

各照合手法で得られた照合スコアの最大値を最終的なスコア  $S_{max}$  とする。

$$S_{max} = \max(s_1, s_2, \dots, s_P) \quad (5)$$

##### (d) 重みつき和

各照合手法で得られた照合スコアに重みをつけ、それらの和を最終的なスコア  $S_{weight}$  とする。重み  $w_p$  ( $p = 1, 2, \dots, P$ ) は、それぞれ 0 ~ 1 の範囲で 0.05 ごとに变化させる。ただし、 $w_1 + w_2 + \dots + w_P = 1$  とする。

$$S_{weight} = \sum_{p=1}^P w_p s_p \quad (6)$$

##### (e) Matcher Weighting (MW)

各照合手法の EER (Equal Error Rate) を重みに用いる [10]。EER とは、認証システムの性能を評価する指標である。照合手法  $p$  の EER を  $e_p$  ( $p = 1, 2, \dots, P$ ) とすると、それぞれの照合手法に対する重み  $w_{e_p}$  は、以下の式で求められる。

$$w_{e_p} = \frac{\left(1 / \sum_{m=1}^P \frac{1}{e_m}\right)}{e_p} \quad (7)$$

ただし、 $0 \leq w_{e_p} \leq 1$ 、 $\sum_{p=1}^P w_{e_p} = 1$  である。最終的なスコア  $S_{MW}$  は次式で計算される。

$$S_{MW} = \sum_{p=1}^P w_{e_p} s_p \quad (8)$$

## 5 実験・考察

さまざまな状態の指紋画像が含まれている指紋画像データベースを使って提案アルゴリズムの性能を評価した実験について述べる。

本論文では、状態の悪い指紋画像や歪んだ指紋画像を多く含んでいる FVC (Fingerprint Verification Competition) 2002 [8] のデータベース 1 の Set A にある 100 人 × 8 指を使って実験した。センサは Identix 社製 Optical Sensor “Touch View II” で、画像サイズは 388 × 374 画素、解像度は 500 dpi である。

まず、本人を間違えて他人として拒否してしまう割合である本人拒否率 (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 ((8 × 7) / 2 × 100 = 2800 通り) に対して照合実験を行った。次に、他人を間違えて本人として受け入れてしまう割合である他人受入率 (False Match Rate: FMR) を求める。各指紋画像の 1 番目のみを使った異なる指紋画像ペアのすべての組み合わせ ((100 × 99) / 2 = 4950 通り) に対して照合実験を行った。

実験は、(A) POC を用いた照合、(B) Structure Matching、(C) String Matching、(D) POC を用いた

表 2: 複数の照合手法を組み合わせた場合の EER (単位: %)

照合手法	(a)	(b)	(c)	(d)		(e)
	EER	EER	EER	EER	重み	EER
(A), (B)	1.27	4.40	1.76	1.19	0.60(A)+0.40(B)	1.21
(A), (C)	1.05	2.62	1.23	1.03	0.60(A)+0.40(B)	1.05
(A), (D)	2.10	4.97	1.91	1.17	0.75(A)+0.25(D)	1.36
(B), (C)	2.35	3.90	2.40	2.15	0.30(B)+0.70(C)	2.19
(B), (D)	4.39	4.46	4.98	4.16	0.85(B)+0.15(C)	4.42
(C), (D)	3.25	4.46	3.60	2.31	0.70(C)+0.30(D)	2.61
(A), (B), (C)	0.79	3.82	1.21	0.73	0.45(A)+0.25(B)+0.30(C)	0.84
(A), (B), (D)	2.00	4.34	1.86	0.84	0.65(A)+0.15(B)+0.20(D)	1.07
(A), (C), (D)	1.29	4.54	1.64	0.80	0.60(A)+0.25(C)+0.15(D)	0.98
(B), (C), (D)	3.11	4.55	3.55	2.10	0.25(B)+0.65(C)+0.10(D)	2.38
(A), (B), (C), (D)	1.27	4.49	1.66	0.61	0.50(A)+0.20(B)+0.05(C)+0.25(D)	0.92
(A), (B), (C)×(D)	0.86	3.97	1.73	0.68	0.30(A)+0.15(B)+0.55((C)×(D))	0.78
(A), (B)×(C), (D)	1.84	3.44	1.91	0.65	0.20(A)+0.75((B)×(C))+0.05(D)	1.04
(A), (B)×(D), (C)	0.77	4.33	1.23	<u>0.57</u>	0.30(A)+0.20((B)×(D))+0.50(D)	0.83
(A), (B)×(C)×(D)	1.72	3.39	2.84	0.66	0.05(A)+0.95((B)×(C)×(D))	1.78

表 1: 各照合手法の EER (単位: %)

	(A)	(B)	(C)	(D)
EER	2.86	4.82	2.74	5.11

ブロックマッチングをそれぞれ単独で行う場合とそれら  
を組み合わせた場合とで行った。ただし、処理時間を短  
縮するために、すべて照合処理の前に入力画像の種類を  
調べ、登録画像と種類が同じならば照合した [11]。組み  
合わせる照合手法は、[(A), (B)], [(A), (C)], [(A), (D)],  
[(B), (C)], [(B), (D)], [(C), (D)], [(A), (B), (C)], [(A),  
(B), (D)], [(A), (C), (D)], [(B), (C), (D)], [(A), (B),  
(C), (D)], [(A), (B), (C)×(D)], [(A), (B)×(C), (D)],  
[(A), (B)×(D), (C)], [(A), (B)×(C)×(D)] の 15 通りと  
した。ただし、(C)×(D) などは、(C) と (D) の照合ス  
コアをかけあわせることを意味する。

一般的に、照合アルゴリズムの性能は、ROC (Re-  
ceiver Operating Characteristic) 曲線を用いて評価す  
る。ROC 曲線は、本人と他人を決定する閾値を変化させ  
たときの FNMR に対する FMR をプロットした曲線であり、  
照合装置の性能評価や閾値の決定に用いられる。この曲  
線が原点に近いほど性能が高いと言える。また、FNMR と  
FMR が同じ値となる EER (Equal Error Rate) も性能評価  
の指標として使われる。EER が小さくなるほど性能が高  
い。それぞれの照合手法単体の EER を表 1 に、複数の照  
合手法を組み合わせた場

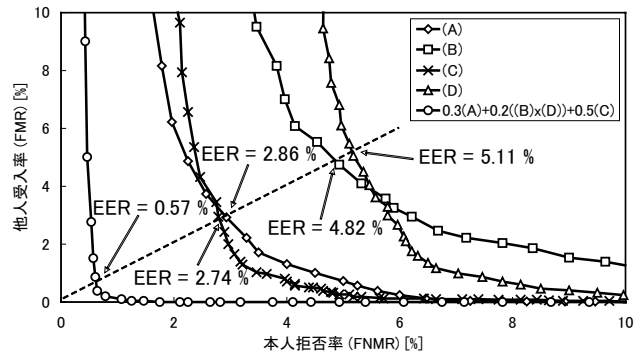


図 5: ROC 曲線

合の EER を表 2 に示す。これより、最も性能が高くなる  
組み合わせは、[(A), (B)×(D), (C)] の照合スコアを  
(c) 重みつき和で組み合わせた場合である。組み合わせ  
た場合と (A), (B), (C), (D) それぞれの ROC 曲線を図  
5 に示す。

性能が最も高くなった照合手法の組み合わせについ  
て考察する。図 6, 7, 8 は、(A) と (B)×(D) のスコア  
分布、(A) と (C) のスコア分布、(B)×(D) と (C) の  
スコア分布である。図 6, 7 より、POC を用いた照合  
アルゴリズム (A) と特徴点を用いた照合アルゴリズム  
(B)–(D) の照合スコアには全く相関が見られない。こ  
れより、POC を用いた照合手法と特徴点を用いた照合  
手法では異なる照合指標を用いていると考えられる。一  
方、図 8 より、特徴点を用いた照合アルゴリズムの照



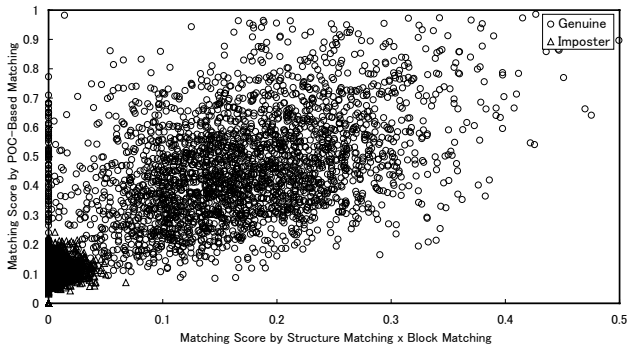


図 6: (A) と (B)×(D) のスコア分布

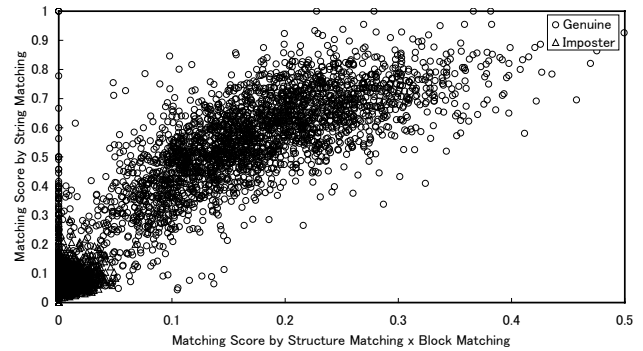


図 8: (B)×(D) と (C) のスコア分布

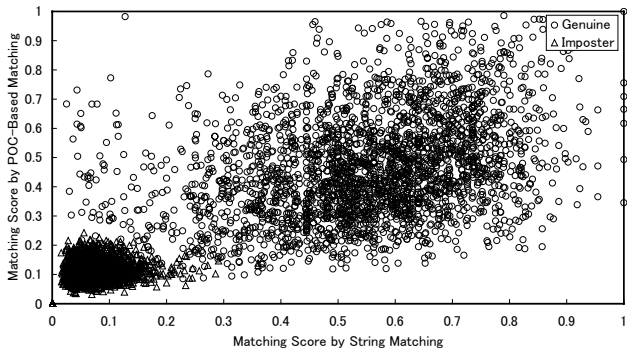


図 7: (A) と (C) のスコア分布

合スコアにはある程度の相関が見られる。これより、特徴点を用いた照合手法同士は、同じような照合指標を用いていると考えられる。以上より、POCを用いた照合アルゴリズムと特徴点を用いた照合アルゴリズムのように異なる照合指標を用いているアルゴリズムを組み合わせることで、照合性能を向上できる。

## 6 むすび

本論文では、位相限定相関法 (Phase-Only Correlation: POC) を用いた指紋照合アルゴリズムと複数の特徴点を用いた照合アルゴリズム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は、POCを用いた照合アルゴリズムや特徴点を用いた照合アルゴリズムよりも高性能であることを実験を通して示した。

今後は、さまざまなデータベースを使って提案アルゴリズムの性能を評価する予定である。また、指紋画像の画質に応じて照合アルゴリズムの組み合わせを適応的に変化させるアルゴリズムを検討する。

## 参考文献

[1] J. Wayman, A. Jain, D. Maltoni, and D. Maio, *Biometric Systems*, Springer, 2005.  
 [2] D. Maltoni, D. Maio, A.K. Jain, and S. Prabhakar,

*Handbook of Fingerprint Recognition*, Springer, 2003.

- [3] X. Jiang and W.Y. Yau, “Fingerprint minutiae matching based on the local and global structures,” *Proc. International Conference on Pattern Recognition.*, vol.2, pp.1038–1041, Sept. 2000.  
 [4] 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, Sept. 1997.  
 [5] 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.  
 [6] 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.  
 [7] 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, Aug. 2003.  
 [8] <http://bias.csr.unibo.it/fvc2002/>  
 [9] M. Tico and P. Kuosmanen, “An algorithm for fingerprint image postprocessing,” *Proc. Thirty-fourth asilomar conference on signals, systems and computers*, vol.2, pp.1735–1739, Nov. 2000.  
 [10] M. Indovina, U. Uludag, R. Snelick, A. Mink, and A. Jain, “Multimodal biometric authentication methods: a cots approach,” *Proc. Workshop on Multimodal User Authentication*, pp.99–106, Dec. 2003.  
 [11] 伊藤康一, 森田歩, 早坂昭裕, and 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.