

# 位相限定相関法を用いた掌紋認証アルゴリズムとその高性能化

## A Palmprint Recognition Algorithm Using Phase-Only Correlation and Its Performance Improvement

伊藤康一<sup>†</sup> 飯塚智<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>

<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

Koichi ITO<sup>†</sup> Satoshi IITSUKA<sup>†</sup> Takafumi AOKI<sup>†</sup> Hiroshi NAKAJIMA<sup>‡</sup>

Koji KOBAYASHI<sup>‡</sup> Tatsuo HIGUCHI<sup>§</sup>

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

<sup>‡</sup> Yamatake Corporation

<sup>§</sup> Faculty of Engineering, Tohoku Institute of Technology

### 1 はじめに

ネットワークを介したさまざまなシステムにおいて、それらのサービスを受けようとしている人物が誰であるかを確認するために、信頼性が高く、利便性に優れた個人認証システムが必要である。現在までに一般的に用いられている個人認証システムは、パスワード、PIN (Personal Identification Number)、鍵などのように記憶や所持を必要とするものである。そのため、「忘れる」、「盗まれる」、「なくす」という危険性がある。これらの問題に対し、記憶や所持が不要で、さらに時間がたっても変化することのない究極的な認証方法として、個人の身体的・行動的特徴をそのまま認証情報として利用するバイオメトリクス認証技術が注目されている [1]。個人認証システムにおいて利用される身体的・行動的特徴には、指紋・虹彩・顔・掌紋・筆跡などがある。これらの中で、掌紋を用いた認証システムは、新しいバイオメトリクス認証として注目されている [2]。

掌紋は、手のひらにあるパターンであり、隆線や特異点、特徴点、テクスチャなど多くの特徴がある。掌紋は、手のひらの大きな領域であるため、これらの特徴を安定して抽出することができる。また、指紋認証と同程度の識別性能を持っているだけでなく、カメラ等を使って非接触・非拘束で撮影することができる。これらの特徴は、バイオメトリクス認証に用いる身体的な特徴として個人の識別性、認証システムの利便性において非常に有用である。

これまでに提案されている掌紋認証アルゴリズムには、掌紋画像から得られた特徴を利用したもの [2, 3, 4, 5] や、筆者らが提案している位相限定相関法 (Phase-Only Correlation: POC) を用いたもの [6, 7] がある。しかし、これらの認証アルゴリズムでは、線形な画像変形までしか考慮していないため、掌紋画像が非線形な画像変形をしていた場合に、認証性能が低下する問題がある。

これに対して、本論文では、これまでに筆者らが提案している位相限定相関法を用いた掌紋認証アルゴリズムを非線形な画像変形にも対応することで、認証性能を向上させる。具体的には、掌紋画像間の局所画像ブロックを高精度に対応付けることで画像間の非線形な変形に対応する。また、局所画像ブロック間から計算された POC 関数群から平均 POC 関数を求めることで、Peak-to-Nose Ratio (PNR) を改善するとともに、認証性能を向上させる。PolyU Palmprint Database [8] を用いた性能評価実験を通して、提案アルゴリズムは、特徴を用いた認証アルゴリズムや従来の POC を用いた認証アルゴリズムよりも高性能であることを示す。

### 2 位相限定相関法

本論文で提案する掌紋認証アルゴリズムの基本となる位相限定相関法 (Phase-Only Correlation: POC) の定義と、位相限定相関法を用いた高精度画像マッチングについて述べる。

## 2.1 位相限定相関関数

大きさ  $N_1 \times N_2$  画素の画像を  $f(n_1, n_2)$  と  $g(n_1, n_2)$  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  $n_1 = -M_1, \dots, M_1$  ( $M_1 > 0$ ) および  $n_2 = -M_2, \dots, M_2$  ( $M_2 > 0$ ) とし、画像の大きさを  $N_1 = 2M_1 + 1$  画素および  $N_2 = 2M_2 + 1$  画素とする。なお、ここでは説明を簡単にするために離散空間のインデックスを正負対称にとり、2次元画像信号の大きさ  $N_1$  と  $N_2$  を奇数にしているが、これは必須ではない。通常よく用いられるように非負のインデックスを用い、 $N_1$  と  $N_2$  を任意の正の整数に設定するように一般化することが可能である。

画像  $f(n_1, n_2)$  と  $g(n_1, n_2)$  の2次元離散フーリエ変換(2次元DFT)をそれぞれ  $F(k_1, k_2)$  および  $G(k_1, k_2)$  として次式で与える。

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

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

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  $A_G(k_1, k_2)$  はそれぞれの画像の振幅成分、 $\theta_F(k_1, k_2)$  および  $\theta_G(k_1, k_2)$  はそれぞれの画像の位相成分である。一般性を失うことなく離散周波数のインデックスを  $k_1 = -M_1, \dots, M_1$ 、 $k_2 = -M_2, \dots, M_2$  とすることができる。 $F(k_1, k_2)$  と  $G(k_1, k_2)$  の正規化相互パワースペクトル  $R_{FG}(k_1, k_2)$  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  $G(k_1, k_2)$  の複素共役である。また、 $\theta(k_1, k_2)$  は、 $\theta_F(k_1, k_2) - \theta_G(k_1, k_2)$  で与えられる。POC関数  $r_{fg}(n_1, n_2)$  は、 $R_{FG}(k_1, k_2)$  の2次元逆離散フーリエ変換(2次元IDFT)として、次のように表される。

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

ここで、 $\sum_{k_1, k_2}$  は  $\sum_{k_1=-M_1}^{M_1} \sum_{k_2=-M_2}^{M_2}$  を意味する。類似した2枚の画像間のPOC関数  $r_{fg}(n_1, n_2)$  はするどいピークを示す。一方、異なる2枚の画像間では、全くピークが現れない。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。この特長以外にも、POC関数は、画像間の位置ずれ(平行移動)や明るさの変化、加算ノイズに対してロバストである[9]。

## 2.2 位相限定相関法を用いた高精度画像マッチング

以下では、本論文で使用する位相限定相関法を用いた高精度画像マッチングの概要について述べる。

### (A) サブピクセルレベルの平行移動量推定

位相限定相関法を用いて高精度に平行移動量を推定するためには、(i) 離散データで得られたPOC関数への相関ピークモデルのフィッティング、(ii) 画像端での信号の不連続性を解消するための窓関数の適用、(iii) エイリアシングやノイズの影響を抑制するためのスペクトル重み付けが重要となる[10]。これらの高精度化手法を用いることで、 $100 \times 100$  画素の場合にRMS(Root Mean Square)誤差が0.01画素で平行移動量を推定することが可能である。

### (B) 帯域制限位相限定相関関数による類似度評価

信頼性の低い高周波成分の影響を排除しつつ、画像の識別性能を向上させるために、帯域制限位相限定相関(Band-Limited Phase-Only Correlation: BLPOC)関数が提案されている[9]。BLPOC関数は、 $R_{FG}(k_1, k_2)$  の2次元IDFTのサイズ自体を画像テクスチャの有効帯域に制限することで相関ピークのエネルギーを集中させ、画像の識別性能を向上させる。BLPOC関数は、次式で定義される。

$$\begin{aligned} r_{fg}^{K_1 K_2}(n_1, n_2) &= \frac{1}{L_1 L_2} \sum_{l_1, l_2} R_{FG}(l_1, l_2) \\ &\quad \times W_{L_1}^{-l_1 n_1} W_{L_2}^{-l_2 n_2} \end{aligned} \quad (5)$$

ここで、 $\sum_{l_1, l_2}$  は  $\sum_{l_1=-K_1}^{K_1} \sum_{l_2=-K_2}^{K_2}$  を表し、 $K_1$  と  $K_2$  ( $0 < K_1 \leq M_1, 0 < K_2 \leq M_2$ ) は2次元IDFTの有効帯域を表し、 $L_1 = 2K_1 + 1$  および  $L_2 = 2K_2 + 1$  である。BLPOC関数は、低画質な画像の照合が可能であり、生体テクスチャ画像の照合に有効である。また、BLPOC関数は、2D IDFTのサイズがPOC関数よりも小さくなるため計算量が少なくなるにもかかわらず、平行移動量の推定精度がほとんど変わ

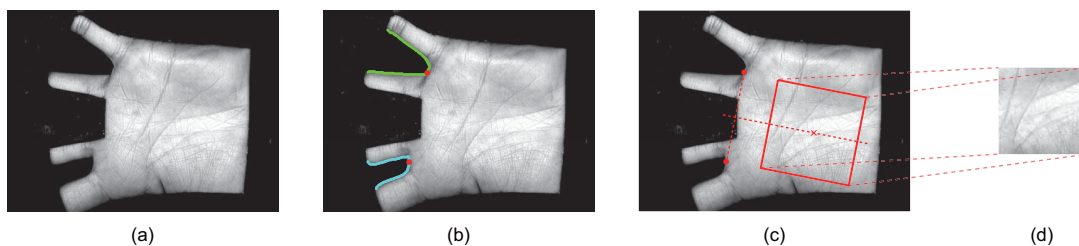


図 1: 前処理：(a) 手のひら画像，(b) 人差指と中指，薬指と小指の間のくぼみを検出した結果，(c) 手のひら画像から掌紋領域を求めた結果，(d) 抽出した掌紋領域

らないことが確認されている．そこで，本論文では，平行移動量推定においても BLPOC 関数を用いる．

### (C) サブピクセル対応点探索

(A) で述べた平行移動量推定手法を局所的な画像ブロックのマッチングに適用し，画像ピラミッドによる粗密探索と組み合わせることにより，2つの画像の対応点をサブピクセル精度で検出することができる [11, 12]．精度評価実験により， $32 \times 32$  画素の画像ブロックに対して，0.05 画素の精度で対応点間の移動量を求めることが可能であることを確認している．本論文では，掌紋画像間のひずみを検出するために本手法を用いる．本手法の詳細については，文献 [11, 12] を参考にされたい．

## 3 掌紋認証アルゴリズム

本論文で提案する掌紋認証アルゴリズムについて述べる．提案する認証アルゴリズムは，(i) 前処理 および (ii) 照合の 2 ステップからなる．以下では，それぞれのステップの処理について説明する．

### (i) 前処理

前処理では，入力画像の中から照合に使用する領域を抽出する．同じ人の手のひら画像が入力されたときに同じ領域を安定に抽出するために，指と指の間にあるくぼみを基準として掌紋領域を抽出する手法を用いる [4]．

1. 掌紋画像 (図 1 (a)) に低域通過フィルタを適用して画像を滑らかにする．適当な閾値で画像を 2 値化する．
2. 境界追跡アルゴリズム [13] を用いて 2 値化画像の輪郭に対するチェーンコード (chain code) を求める．チェーンコードを用いて指と指の間にあるくぼみ (人差指と中指および薬指と小指

の間) を検出する (図 1 (b) の赤丸) ．

3. 検出した 2 つのくぼみの中の線分の垂直 2 等分線を求め，ある一定距離にある点を手のひらの重心とする (図 1 (c) の  $\times$  印) ．
4. 重心を中心とする掌紋領域を抽出する (図 1 (d)) ．このとき，矩形領域の上辺と下辺が垂直 2 等分線と水平になるように抽出することで，手のひらの傾きに対してロバストに抽出することができる．本論文では，掌紋領域の大きさを  $128 \times 128$  画素とした．

### (ii) 照合

照合では，前処理で抽出した掌紋領域に対して，非線形な画像変形を考慮して照合する．ここで，2つの掌紋領域をそれぞれ  $f(n_1, n_2)$  および  $g(n_1, n_2)$  とする (図 2 (a)) ．画像の局所的なブロックにおいて非線形な画像変形は，平行移動に近似することができる．そこで， $f(n_1, n_2)$  と  $g(n_1, n_2)$  の間の局所ブロックを対応付けることで，非線形な画像変形を考慮した照合を行う．

1.  $f(n_1, n_2)$  上に 8 画素おきに整列した基準点を設定する． $f(n_1, n_2)$  上の基準点に対応する  $g(n_1, n_2)$  上の対応点を 2.2 の (C) で述べたサブピクセル対応点探索を用いて求める (図 2 (b)) ．ここで，対応点探索の際のブロックサイズは  $32 \times 32$  画素とする．
2.  $f(n_1, n_2)$  上の基準点，および  $g(n_1, n_2)$  上の対応点の周りの局所ブロック  $f_i(n_1, n_2)$  および  $g_i(n_1, n_2)$  ( $i = 1, \dots, N_{block}$ ) をそれぞれ抽出する．ここで， $N_{block}$  は得られたブロックの数である．ブロック間の BLPOC 関数  $r_{f_i g_i}^{K_1 K_2}(n_1, n_2)$  を求める．

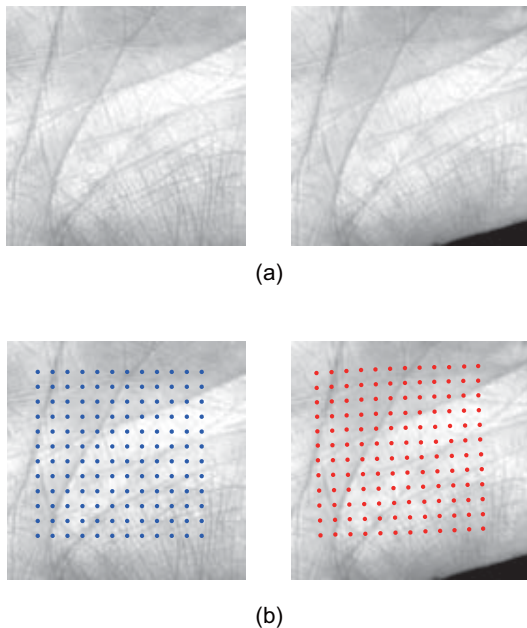


図 2: 対応点探索 : (a) 掌紋領域  $f(n_1, n_2)$  および  $g(n_1, n_2)$ , (b)  $f(n_1, n_2)$  上の基準点と得られた  $g(n_1, n_2)$  上の対応点

3. 得られた BLPOC 関数群の平均を次式のように求める.

$$r_{ave}(n_1, n_2) = \sum_{i=1}^{N_{block}} r_{f_i, g_i}^{K_1 K_2}(n_1, n_2) / N_{block} \quad (6)$$

図 3 のように, BLPOC 関数群を平均化することで Peak-to-Noise Ratio (PNR) を改善することができる [14]. 照合スコアは,  $r_{ave}(n_1, n_2)$  の最大ピークの値とする.

本論文において, 照合に用いる BLPOC のパラメータは,  $K_1/M_1 = K_2/M_2 = 0.5$  とする.

#### 4 実験と考察

ここでは, 香港理工大学が一般に公開している掌紋画像データベースである PolyU Palmprint Database [8] を用いた性能評価実験について述べる. このデータベースには, 100 人の被験者から異なるタイミングで採取した 6 枚の掌紋画像 ( $384 \times 284$  画素) 計 600 枚が格納されている. この掌紋画像は, 手の位置を固定するための固定具を有する掌紋認証装置を

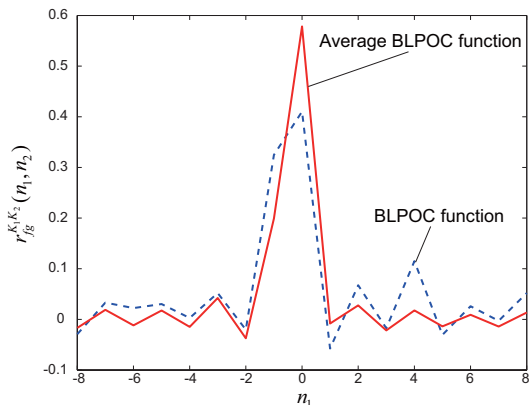


図 3: 平均 BLPOC 関数

用いて撮影されている. そのため, 画像間には, 微小な位置ずれ, 回転, 手のひらのひずみが生じていると考えられる. 図 4 に, データベースに格納されている掌紋画像の例を示す.

バイOMETRICS 認証システムの性能は, ROC (Receiver Operating Characteristic) 曲線を用いて評価される [15]. ROC 曲線は, 本人と他人を識別する照合スコアの閾値を変化させて, 本人拒否率 (False Non-Match Rate: FNMR) に対する他人受入率 (False Match Rate: FMR) をプロットすることで描かれる. まず, FNMR を求めるために, 同じ人の掌紋画像におけるすべての組み合わせである  ${}^6C_2 \times 100 = 1,500$  ペアについて実験する. 続いて, FMR を求めるために, 各人の 1 番目の掌紋画像を使ったすべての組み合わせ  ${}_{100}C_2 = 4,950$  ペアについて実験する. また, 性能評価の指標として,  $\text{FNMR} = \text{FMR}$  で定義される EER (Equal Error Rate) も用いる.

本実験では, (A) 掌紋画像の特徴を用いた照合アルゴリズム [4], (B) 位相限定相関法を用いたアルゴリズム [6, 7], (C) 非線形な画像変形を考慮しないアルゴリズム, (D) 提案アルゴリズムの 4 つを比較する. ここで, (C) と (D) の違いは, 3 (ii) 照合の 1 ステップ目にある対応点探索を行わず,  $f(n_1, n_2)$  上の基準点と同じ位置から  $g_i(n_1, n_2)$  を抽出した点である. また, (A) では, 特徴間の距離 (非類似度) として照合スコアが得られるため, 他のアルゴリズムと同様に類似度となるように正規化する.

表 1 は, それぞれのアルゴリズムに関する EER

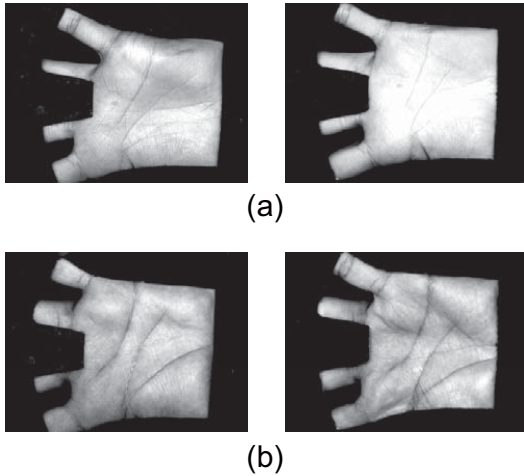


図 4: 性能評価実験で使ったデータベースに含まれている画像の例：(a) 明るさが大きく異なるペア、(b) 画像間に非線形な変形が含まれるペア

と計算時間である。計算時間は、Pentium4 3.2GHz 上の MATLAB 7.2.0 で調べた結果である。これより、提案アルゴリズムは、非線形な画像変形に対応するために (B) と (C) よりも計算に必要とする時間が多いが、大幅に認証性能が向上していることがわかる。

図 5~8 は、各アルゴリズムにおける照合スコア (Threshold) に対する FMR と FNMR である。アルゴリズム (A)~(C) は FMR と FNMR が交わっているのに対し、アルゴリズム (D) は交わらない。これは、本人ペアの最小スコアが他人ペアの最大スコアよりも十分に大きいことを示す。そのため、本人ペアの最小スコアと他人ペアの最大スコアの間に関値を設定することで、完全に本人と他人を認証できる。

以上より、手のひらを撮影する時に含まれる非線形な変形を考慮した提案アルゴリズムを用いることで、従来の認証アルゴリズムよりも大幅に認証性能を向上させることができる。

## 5 まとめ

本論文では、位相限定相関法を用いた掌紋認証アルゴリズムとその高性能化について述べた。画像間の非線形な変形を考慮するために、局所ブロック間の平行移動を補正してブロックマッチングを行うことで、大幅に認証性能が向上することを確認した。今

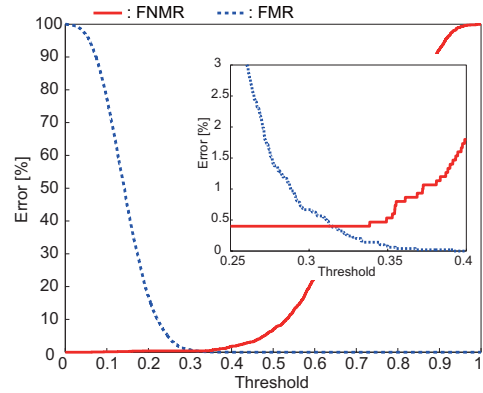


図 5: アルゴリズム (A) の FMR と FNMR

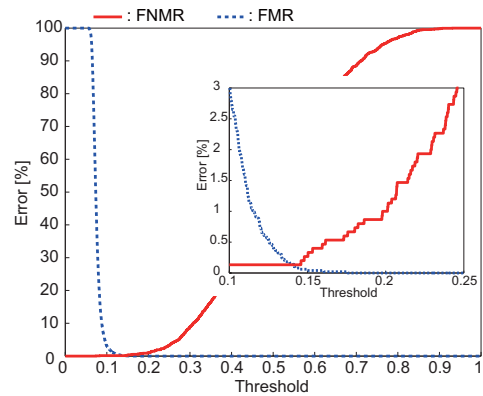


図 6: アルゴリズム (B) の FMR と FNMR

表 1: EER と計算時間

| Algorithm | EER[%] | Time [sec.] |
|-----------|--------|-------------|
| (A)       | 0.3919 | 1.2391      |
| (B)       | 0.1273 | 0.5095      |
| (C)       | 0.7939 | 0.4992      |
| (D)       | 0.0000 | 0.9216      |

後は、提案アルゴリズムの実用化に向けて組込みシステムなどへの実装を検討する。

## 参考文献

- [1] A. Jain, A. Ross, and S. Prabhakar, "An introduction to biometric recognition," IEEE Trans. Cir-

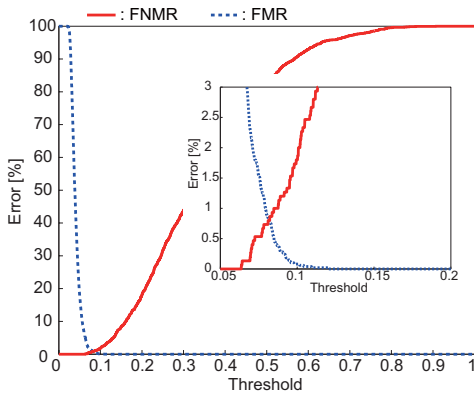


図 7: アルゴリズム (C) の FMR と FNMR

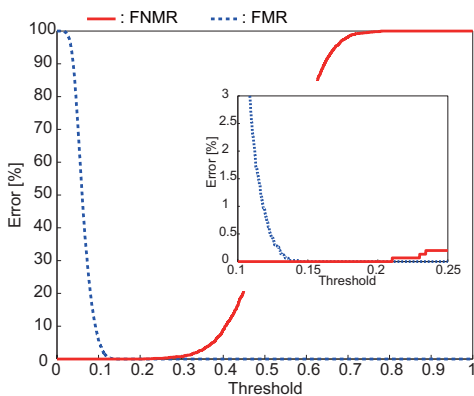


図 8: アルゴリズム (D) の FMR と FNMR

cuits Syst.Video Technol., vol.14, no.1, pp.4–20, Jan. 2004.

- [2] D. Zhang, *Palmprint Authentication*, Kluwer Academic Publication, 2004.
- [3] N. Duta, A. Jain, and K. Mardia, “Matching of palmprints,” *Pattern Recognition Letters*, vol.23, no.4, pp.477–485, 2002.
- [4] D. Zhang, W.K. Kong, J. You, and M. Wong, “Online palmprint identification,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol.25, no.9, pp.1041–1050, Sept. 2003.
- [5] A. Kong, D. Zhang, and M. Kamel, “Palmprint identification using feature-level fusion,” *Pattern Recognition*, vol.39, no.3, pp.478–487, 2006.
- [6] K. Ito, T. Aoki, H. Nakajima, K. Kobayashi, and T. Higuchi, “A palmprint recognition algorithm us-

ing phase-based image matching,” *Proc. the 2006 IEEE Int. Conf. Image Processing*, pp.2669–2672, Oct. 2006.

- [7] K. Ito, T. Aoki, H. Nakajima, K. Kobayashi, and T. Higuchi, “A palmprint recognition algorithm using phase-only correlation,” *IEICE Trans. Fundamentals*, vol.E91-A, no.4, April 2008. (to be published).
- [8] PolyU Palmprint Database, <http://www4.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/>
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] K. Takita, M.A. Muquit, T. Aoki, and T. Higuchi, “A sub-pixel correspondence search technique for computer vision applications,” *IEICE Trans. Fundamentals*, vol.E87-A, no.8, pp.1913–1923, Aug. 2004.
- [12] M.A. Muquit, T. Shibahara, and T. Aoki, “A high-accuracy passive 3d measurement system using phase-based image matching,” *IEICE Trans. Fundamentals*, vol.E89-A, no.3, pp.686–697, March 2006.
- [13] R.C. Gonzalez, R.E. Woods, and S.L. Eddins, *Digital Image Processing Using Matlab*, Prentice Hall, 2003.
- [14] T. Shibahara, T. Aoki, H. Nakajima, and K. Kobayashi, “A sub-pixel stereo correspondence technique based on 1D phase-only correlation,” *Proc. the 2007 IEEE Int. Conf. Image Processing*, pp.V–221–V–224, Sept. 2007.
- [15] J. Wayman, A. Jain, D. Maltoni, and D. Maio, *Biometric Systems*, Springer, 2005.