

位相情報を用いた主成分分析による掌紋認証アルゴリズム

飯塚 智[†] 宮澤 一之[†] 伊藤 康一[†] 青木 孝文[†] 小林 孝次^{††}
中島 寛^{††}

[†] 東北大学大学院情報科学研究科 〒980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-05

^{††} 株式会社山武

E-mail: †iitsuka@aoki.ecei.tohoku.ac.jp

あらまし 画像を2次元離散フーリエ変換 (Discrete Fourier Transform: DFT) して得られる位相情報は、画像マッチングにおいて重要な役割を持つ。これまでに筆者らは、画像の位相情報のみを用いた画像マッチング手法である位相限定相関法 (Phase-Only Correlation: POC) に関する研究開発を展開し、バイオメトリクス認証などさまざまな分野においてその有効性を確認してきた。しかし、バイオメトリクス認証において、大規模なデータベースから POC を用いて入力データを識別する場合、多用される DFT に起因する計算コストが問題となる。この問題に対し、本論文では掌紋認証をとりあげ、画像の位相情報に対する主成分分析に基づく認証アルゴリズムを提案する。提案手法により、POC を用いた掌紋認証アルゴリズムに比べて性能を低下させることなく、DFT による計算コストを大幅に削減できることを実験を通して示す。
キーワード 掌紋認証, バイオメトリクス, 主成分分析, 位相限定相関法

A Palmprint Recognition Algorithm Using Principal Component Analysis Based on Phase Information

Satoshi IITSUKA[†], Kazuyuki MIYAZAWA[†], Koichi ITO[†], Takafumi AOKI[†],

Koji KOBAYASHI^{††}, and Hiroshi NAKAJIMA^{††}

[†] Graduate School of Information Sciences, Tohoku University, 6-6-05, Aramaki Aza Aoba, Sendai-shi 980-8579, Japan

^{††} Yamatake Corporation

E-mail: †iitsuka@aoki.ecei.tohoku.ac.jp

Abstract Phase information in 2D Discrete Fourier Transforms (DFTs) of images has significant role in image matching. So far, we have proposed image matching technique called Phase-Only Correlation (POC) which uses only phase information of images, and have shown its effectiveness in various applications such as biometrics authentication. However, in biometrics authentication, high computational cost due to numerous calculations of 2D DFTs can be a drawback of POC-based method when we identify input data from huge database. Addressing the problem, we take palmprint recognition as an example, and propose a recognition algorithm which performs principal component analysis on the phase information of the palmprint images. Through a set of experiments, we demonstrate that the proposed method can significantly reduce computational cost without sacrificing recognition performance compared with the conventional POC-based algorithm.

Key words palmprint recognition, biometrics, principal component analysis, phase-only correlation

1. はじめに

ユビキタス情報社会において、セキュリティは、最も重要なキーワードの1つであり、信頼性が高く、利便性に優れた個人認証システムが必要とされている。その1つとして、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を集めている [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、掌紋による個人認証は、新しいバイオメトリクス認証として注目を浴びている [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、指紋と比べて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。これらの特長は、個人の識別性および認証システムの利便性において有用である。

バイオメトリクス認証において、対象を選ばず高い認証性能を有するアルゴリズムとして位相限定相関法 (Phase-Only Correlation: POC) を用いたものがある [3], [4]。位相限定相関法は、画像の位相情報に着目した画像マッチング手法であり [5], [6]、現在までに、位相限定相関法を用いた掌紋認証アルゴリズムが提案されている [7], [8]。位相限定相関法を用いた掌紋認証アルゴリズムは、認証性能は高いが、画像の2次元離散フーリエ変換 (Discrete Fourier Transform: DFT) を多用するため、大規模なデータベースを対象とする場合は計算コストの高さが問題となる。

こういった問題に対し、本論文では、位相情報を用いた主成分分析による掌紋認証アルゴリズムを提案する。提案手法では、画像の位相情報に対してそのまま主成分分析を適用する [9], [10] のではなく、手のひら画像の持つ重要な周波数帯のみに対して主成分分析を施すことで、ノイズなどにロバストな照合を実現する。具体的には、まず、手のひら画像の位相情報を帯域制限することで照合に不要な高周波成分を取り除く。そして、同一の手のひらから得られる複数の手のひら画像の位相情報を平均化することで、帯域を制限するだけでは除去しきれない不要な周波数成分を抑制する。提案手法により、現在までに提案されている POC に基づく掌紋認証アルゴリズムと同等の性能を保持しつつ、2次元 DFT による計算コストを大幅に削減可能であることを実験を通して示す。

2. 登録処理

本論文で提案するアルゴリズムは、図1に示すように

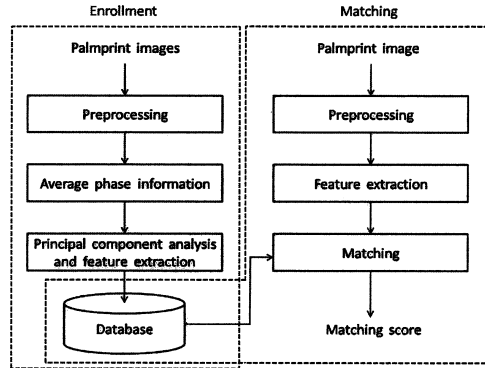


図1 提案アルゴリズムの処理の流れ

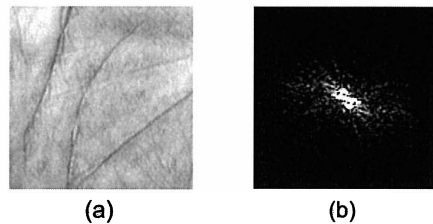


図2 掌紋画像の振幅特性：(a) 掌紋画像，(b) 振幅特性（中心に近いほど周波数が低い）

登録処理と照合処理から構成される。ここでは、登録処理について述べる。提案アルゴリズムの登録処理は、(i) 前処理、(ii) 位相情報の平均化、(iii) 主成分分析および特徴量抽出の3つのステップからなる。なお、データベースに登録する人数は P 人とし、1人につき l 枚の手のひら画像を登録時に撮影するものとする。

2.1 前処理

前処理は、以下の3つのステップから構成される。(1) 登録時に撮影された手のひら画像から掌紋領域を抽出する。同一の手のひらから異なるタイミングで得られる画像に対して同じ領域を安定して抽出するために、指と指の間にあるくぼみを基準として利用する手法を用いる [11]。(2) 掌紋領域を画像ブロックに分割する。掌紋画像のひずみを局所的な画像ブロックの平行移動として近似することで、ひずんだ画像でも高精度に照合することが可能である。(3) データベースに登録した人ごとに任意の1枚の掌紋画像を基準として、それぞれの画像ブロックごとに本人間で位相限定相関法を用いて平行移動量を推定し、平行移動を補正するために、登録時に撮影された画像から再度画像ブロックの切り出しを行う。そして、それぞれの画像ブロックごとに位相情報を求め、帯域を制限する。図2に示すように、掌紋画像のエネルギーは低周波

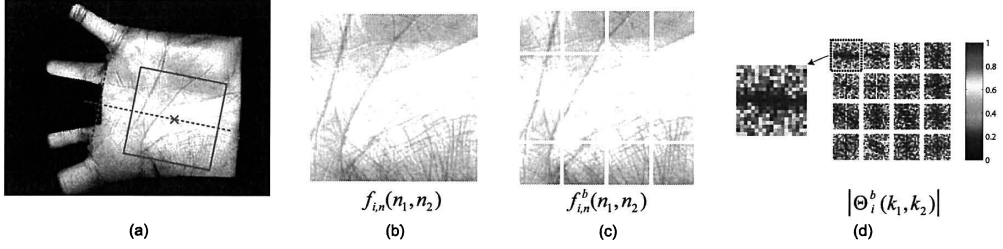


図3 登録処理：(a) 入力画像と登録に使用する掌紋領域（四角で囲った領域），(b) 抽出した掌紋領域，(c) 分割された画像ブロック（ 32×32 画素で分割した場合），(d) 平均化された位相情報

成分に集中しており，高周波成分はS/Nが低いために認証性能を低下させる原因となる．帯域制限を行うことによって，照合に不要な高周波成分を取り除くことができる．以下に，前処理の詳細な手順をまとめる．

(1) 境界追跡アルゴリズムを用いて指と指の間にあるくぼみを検出する（図3 (a) の赤丸）．検出した2つのくぼみを利用して手のひらの重心を決定し（図3 (a) の×印），重心を中心とする掌紋領域 $f_{i,n}(n_1, n_2)$ ($i = 1, \dots, P, n = 1, \dots, l$) を抽出する（図3 (b)）．ここで， i はデータベースに登録した人， n は1人につき登録時に撮影した画像の枚数を表す． n_1 および n_2 は離散空間のインデックスである．本論文では，掌紋領域の大きさを 128×128 画素とした．

(2) $f_{i,n}(n_1, n_2)$ を $B_1 \times B_2$ 画素の画像ブロックに分割する．得られた画像ブロックを $f_{i,n}^b(n_1, n_2)$ ($b = 1, \dots, N_{blocks}$) とする．ここで，定式化の便宜上， $n_1 = -M_1, \dots, M_1$ ($M_1 > 0$)， $n_2 = -M_2, \dots, M_2$ ($M_2 > 0$) とする．つまり， $B_1 = 2M_1 + 1$ ， $B_2 = 2M_2 + 1$ である． N_{blocks} は分割した画像ブロックの数である．本論文では， $B_1 = B_2 = 32$ ， $N_{blocks} = 16$ とした（図3 (c)）．

(3) 位相限定相関法を用いて画像ブロックごとに平行移動量を推定し，平行移動を補正するために，再度画像ブロックの切り出しを行う．そして，それぞれの画像ブロックの位相情報を求め，帯域を矩形形状に制限する． $f_{i,n}^b(n_1, n_2)$ を2次元DFTし，水平方向に K_1/M_1 ，垂直方向に K_2/M_2 に帯域制限したものを $F_{i,n}^b(k_1, k_2)$ として次式で与える．

$$\begin{aligned} F_{i,n}^b(k_1, k_2) &= \sum_{n_1, n_2} f_{i,n}^b(n_1, n_2) W_{B_1}^{k_1 n_1} W_{B_2}^{k_2 n_2} \\ &= A_{F_{i,n}^b}(k_1, k_2) e^{j\theta_{F_{i,n}^b}(k_1, k_2)} \end{aligned} \quad (1)$$

ここで， $k_1 = -K_1, \dots, K_1$ ($0 < K_1 \leq M_1$)， $k_2 = -K_2, \dots, K_2$ ($0 < K_2 \leq M_2$)， $W_{B_1} = e^{-j\frac{2\pi}{B_1}}$ ， $W_{B_2} = e^{-j\frac{2\pi}{B_2}}$ 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． $A_{F_{i,n}^b}(k_1, k_2)$ は画像の振幅成分， $\theta_{F_{i,n}^b}(k_1, k_2)$ は画像の位相成分である．また， $L_1 = 2K_1 + 1$ ， $L_2 = 2K_2 + 1$ である．

2.2 位相情報の平均化

式(1)により，直流成分を中心として矩形形状に帯域を制限しているが，掌紋画像の照合に有用な周波数領域は矩形領域と完全に一致するわけではない．つまり，矩形形状に帯域を制限しても，その領域内の比較的高い周波数成分にはランダムなノイズが含まれている可能性がある．理想的には，ランダムなノイズの平均は0になるため，次式で示すように，本人間で位相情報の平均化を行うことによって，そのようなノイズの抑制が可能である．

$$\Theta_i^b(k_1, k_2) = \frac{1}{l} \sum_{n=1}^l e^{j\theta_{F_{i,n}^b}(k_1, k_2)} \quad (2)$$

ここで， $\Theta_i^b(k_1, k_2)$ は平均化された位相情報である．（図3 (d) は， $l = 5$ ， $L_1 = L_2 = 19$ とした場合）

2.3 主成分分析および特徴量抽出

位相情報に対して主成分分析を適用し，次元圧縮することで照合時の2次元DFTによる計算コストを削減する．以下に，主成分分析および特徴量抽出について詳細な手順をまとめる．

(1) 次式で示すように平均位相 $\psi^b(k_1, k_2)$ を求め，データベースに登録した人ごとに平均化された位相情報 $\Theta_i^b(k_1, k_2)$ から平均位相 $\psi^b(k_1, k_2)$ を引いたものを $\Phi_i^b(k_1, k_2)$ とする．

$$\psi^b(k_1, k_2) = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P \Theta_i^b(k_1, k_2) \quad (3)$$

$$\Phi_i^b(k_1, k_2) = \Theta_i^b(k_1, k_2) - \psi^b(k_1, k_2) \quad (4)$$

(2) 共分散行列 C^b を求めるために，2次元信号 $\Phi_i^b(k_1, k_2)$ を1次元信号 $\Gamma_i^b(k)$ に変換する．共分散行列 C^b は次式で定義される．

$$C^b = \sum_{i=1}^P \Gamma_i^b(\Gamma_i^b)^T \quad (5)$$

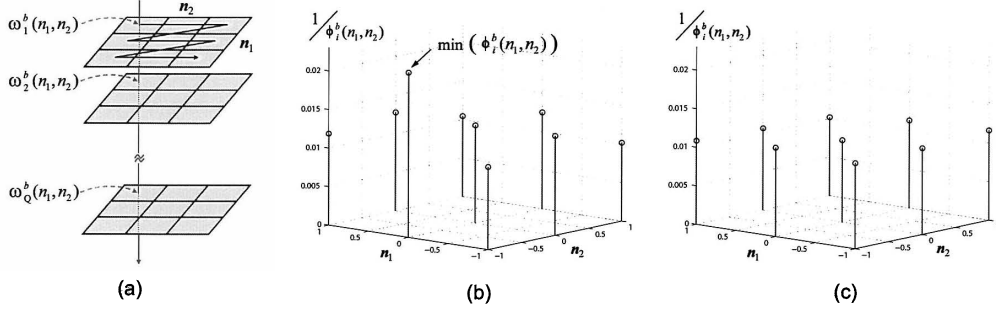


図4 照合処理：(a) 探索領域（3×3画素の領域を探索した場合），(b) 本人同士の特微量のなす角度，(c) 他人同士の特微量のなす角度

共分散行列の大きさは $L_1 L_2 \times L_1 L_2$ である。一般に、共分散行列のサイズは非常に大きいため、その固有値 ($\lambda_1^b > \lambda_2^b > \dots > \lambda_{L_1 L_2}^b$) と、それに対応する固有ベクトル ($\mathbf{u}_1^b, \mathbf{u}_2^b, \dots, \mathbf{u}_{L_1 L_2}^b$) を求めることは困難である。そこで、特異値分解の性質を利用して、上位 P 個の固有値と、それに対応する固有ベクトルを求める。さらに、次元圧縮のために上位 Q 個の固有値 ($\lambda_1^b > \lambda_2^b > \dots > \lambda_Q^b > \dots > \lambda_P^b > \dots > \lambda_{L_1 L_2}^b$) と、それに対応する固有ベクトル ($\mathbf{u}_1^b, \mathbf{u}_2^b, \dots, \mathbf{u}_Q^b, \dots, \mathbf{u}_P^b, \dots, \mathbf{u}_{L_1 L_2}^b$) を選ぶ。

(3) データベースに登録した人の特微量 Ω_i^b を次式に示すように定義する。

$$\Omega_i^b = [\omega_{i,1}^b, \omega_{i,2}^b, \dots, \omega_{i,Q}^b]^T \quad (6)$$

$$\omega_{i,j}^b = \frac{\langle \mathbf{u}_j^b, \mathbf{\Gamma}_i^b \rangle}{L_1 L_2} \quad (7)$$

ここで、 $\langle \mathbf{u}_j^b, \mathbf{\Gamma}_i^b \rangle$ は \mathbf{u}_j^b と $\mathbf{\Gamma}_i^b$ の内積であり、 $\overline{\mathbf{u}_j^b}$ は \mathbf{u}_j^b の複素共役である。また、 j は次元数を表すインデックスであり、 $j = 1, \dots, Q$ である。データベースに登録する情報は、平均位相 ψ^b 、固有ベクトル \mathbf{u}_j^b 、および特微量 Ω_i^b である。

3. 照合処理

ここでは、照合処理について述べる。照合処理は、(i) 前処理、(ii) 特微量抽出、(iii) 照合スコア算出の3つのステップからなる。前処理では、登録処理の前処理と同様に手のひら画像から掌紋領域を抽出し、画像ブロックに分割する。さらに、それぞれの画像ブロックの位相情報を求め、帯域制限を行う。特微量抽出では、画像ブロックの平行移動を考慮するために相関関数を定義する。画像ブロックの平行移動を考慮することで掌紋画像のひずみに対応することができる。照合スコアは、データベースに登録した人の特微量と入力された画像の特微量のなす角度を求め、画像ブロックごとのなす角度の最小値を平均化したものである。

3.1 前処理

以下に照合時の前処理の詳細な手順を述べる。

(1) 入力画像から登録の前処理と同様に掌紋領域 $g(n_1, n_2)$ を抽出する。

(2) $g(n_1, n_2)$ を $B_1 \times B_2$ 画素のブロックに分割する。得られた画像ブロックを $g^b(n_1, n_2)$ ($b = 1, \dots, N_{blocks}$) とする。

(3) それぞれの画像ブロックの位相情報 $\theta_{G^b}(k_1, k_2)$ を求め、登録処理の前処理と同様に帯域を制限する。 $g^b(n_1, n_2)$ を2次元離散フーリエ変換し、帯域を制限したものを $G^b(k_1, k_2)$ として次式で与える。

$$\begin{aligned} G^b(k_1, k_2) &= \sum_{n_1, n_2} g^b(n_1, n_2) W_{B_1}^{k_1 n_1} W_{B_2}^{k_2 n_2} \\ &= A_{G^b}(k_1, k_2) e^{j\theta_{G^b}(k_1, k_2)} \end{aligned} \quad (8)$$

ここで、 $A_{G^b}(k_1, k_2)$ は画像の振幅成分、 $\theta_{G^b}(k_1, k_2)$ は画像の位相成分である。

3.2 特微量抽出

特微量抽出では、画像ブロックの平行移動を考慮するために相関関数を定義し、その関数に基づいて入力画像の特微量を抽出する。以下で特微量抽出の詳細な手順について説明する。

(1) 位相情報 $e^{j\theta_{G^b}(k_1, k_2)}$ から平均位相 $\psi^b(k_1, k_2)$ を引いたものを $\Phi^b(k_1, k_2)$ とする。

$$\Phi^b(k_1, k_2) = e^{j\theta_{G^b}(k_1, k_2)} - \psi^b(k_1, k_2) \quad (9)$$

(2) 画像ブロックの平行移動を考慮するため、2次元逆DFTにより相関関数 $\omega_j^b(n_1, n_2)$ を次式で定義する。

$$\begin{aligned} \omega_j^b(n_1, n_2) &= \frac{1}{L_1 L_2} \sum_{k_1, k_2} \overline{u_j^b(k_1, k_2)} \Phi^b(k_1, k_2) \\ &\quad \times W_{L_1}^{-k_1 n_1} W_{L_2}^{-k_2 n_2} \end{aligned} \quad (10)$$

ここで、 $u_j^b(k_1, k_2)$ は \mathbf{u}_j^b を2次元信号に変換したものを表す。また、 $n_1 = -K_1, \dots, K_1$, $n_2 = -K_2, \dots, K_2$ である。

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. 一般的な主成分分析による手法では, 式 (10) における原点の値のみしか考慮していないため, 平行移動に対応できないが, 式 (10) のような相関関数を考慮することで平行移動に対応することができる.

(3) 大きさ $S_1 \times S_2$ の探索領域において, 入力画像の特徴量 Ω_{n_1, n_2}^b を以下のように定義する.

$$\Omega_{n_1, n_2}^b = \left[\omega_1^b(n_1, n_2), \omega_2^b(n_1, n_2), \dots, \omega_Q^b(n_1, n_2) \right]^T \quad (11)$$

ここで, $n_1 = -T_1, \dots, T_1$, $n_2 = -T_2, \dots, T_2$, $S_1 = 2T_1 + 1$, $S_2 = 2T_2 + 1$ である. (図 4 (a) は, $S_1 = S_2 = 3$ としたときの探索領域を表す)

3.3 照合スコア算出

データベースに登録した人の特徴量と入力された画像の特徴量のなす角度を求め, 画像ブロックごとのなす角度の最小値を平均化したものを照合スコアとして算出する. ノイズなどの影響により入力画像の特徴量のノルムは, データベースに登録した人の特徴量のノルムと比較して増減する可能性がある. したがって, そのような影響に対してロバストに照合を行うために, 特徴量のなす角度 $\phi_i^b(n_1, n_2)$ を利用する. 画像ブロックごとのなす角度の最小値を求め, それらを平均化したものを照合スコアとして算出する.

$$\phi_i^b(n_1, n_2) = \arccos \left(\frac{(\Omega_i^b, \Omega_{n_1, n_2}^b)}{\|\Omega_i^b\| \|\Omega_{n_1, n_2}^b\|} \right) \quad (12)$$

$$\text{Matching score} = \frac{1}{N_{\text{blocks}}} \sum_{b=1}^{N_{\text{blocks}}} \min_{n_1, n_2} \left(\phi_i^b(n_1, n_2) \right) \quad (13)$$

図 4 (b) と (c) は, $S_1 = S_2 = 3$ としたときの, ある画像ブロックにおける本人同士および他人同士の特徴量のなす角度を表す. 本人同士の照合において, 平行移動量に対応する位置のなす角度が最も小さくなっていることがわかる.

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手のひら画像データベースである PolyU Palmprint Database [12] 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, 386 人の被験者から異なるタイミング (1st time および 2nd time) で採取した約 20 枚の手のひら画像 (384 × 284 画素) 計 7,752 枚が格納されている. この手のひら画像は, 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用いて撮影されている. 画像間には, 微小な平行移動, 回転, ひずみが生じている. 図 5 に, データベースに格納されている手のひら画像の例を示す. 本

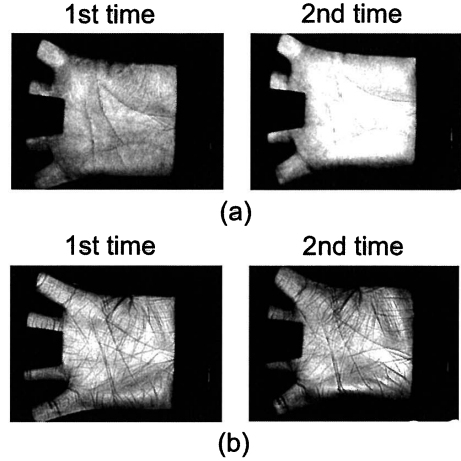


図 5 データベースに格納されている画像の例: (a) 明るさの異なる画像ペア, (b) ひずんだ画像ペア

論文では, このデータベースから 300 人分の手のひら画像 (300 人 × 10 枚) 計 3,000 枚を選びだし, 性能評価実験を行う. このとき, 1 人につき 1st time から 5 枚, 2nd time から 5 枚の手のひら画像を選び出す. 登録処理における位相情報の平均化には, 1st time の 5 枚を用いる. 照合時の入力画像には, 2nd time の 5 枚を使用する.

バイオメトリクス認証システムの性能指標の一つとして, 本人拒否率 (False Non-Matching Rate: FNMR) と他人受入率 (False Matching Rate: FMR) が等しくなるときのエラー率である EER (Equal Error Rate) がよく用いられる. まず, FNMR を求めるために, 本人同士におけるすべての組み合わせ $5 \times 300 = 1,500$ ペアについて照合スコアを求める. 続いて, FMR を求めるために, 他人同士におけるすべての組み合わせ $5 \times (300 - 1) \times 300 = 448,500$ ペアについて照合スコアを求める. そして, EER により認証性能を評価する.

本論文では, (A) ito らのアルゴリズム [8], (B) 提案アルゴリズムの 2 つのアルゴリズムを実装し, それぞれの性能を評価する. ito らのアルゴリズムは, 提案アルゴリズムと同様に入力画像から掌紋領域を抽出し, 画像ブロックに分割する. そして, 位相限定相関法により平行移動量を推定し, 平行移動を補正するために, 入力画像から画像ブロックを再度切り出す. さらに, 切り出した後の画像ブロックと登録された位相情報から位相限定相関関数を計算して照合を行う. 提案アルゴリズムでは, 有効な周波数帯域を 60% に制限し, 次元数 Q (式 (6)) および探索領域 $S_1 \times S_2$ を変化させたときの性能を調べる. 評価指標は, (i) 認証性能, (ii) 2 次元 DFT による計算コストの 2 つである. 実験結果を表 1 および 2 に示す.

表1 アルゴリズム (B) の EER[%]

		次元数 Q					
		50	100	150	200	250	300
探索領域 $S_1 \times S_2$ [pixel]	1×1	3.981	4.793	5.182	5.450	5.556	5.463
	3×3	3.336	3.063	3.543	3.315	3.277	3.299
	7×7	0.799	0.663	0.725	0.704	0.680	0.730
	11×11	0.329	0.331	0.263	0.265	0.265	0.259
	15×15	0.398	0.131	0.133	0.097	0.133	0.104
	19×19	0.628	0.131	0.087	0.065	0.066	0.067

表2 アルゴリズム (B) の 2次元 DFT による計算コスト

次元数 Q	50	100	150	200	250	300
2次元 DFT [回数]	816	1,616	2,416	3,216	4,016	4,816

アルゴリズム (A) の認証性能は, EER で 0.013% であり, 2次元 DFT の回数は, 9,916 回であった. 一方, アルゴリズム (B) は, 表 1 に示すように, 次元数と探索領域の設定により EER が変化する. EER が最小になるのは, 探索領域を 19×19 画素とし, 次元数を 200 次元としたときであり, 0.065% である. 表 2 に示すように, そのときの 2次元 DFT の回数は 3,216 回である. 提案アルゴリズムは, 位相限定相関法に基づくアルゴリズム (A) と比較して, 認証性能の低下を防ぎつつ, 2次元離散フーリエによる計算コストの大幅な削減が可能である.

提案アルゴリズムにおいて, 帯域制限を行わず, 探索領域を 32×32 画素とし, 次元数を 200 次元に設定したときの EER は, 0.212% となった. このことから, 不要な周波数帯域の影響を低減することで, 認証性能が向上することがわかる.

5. むすび

本論文では, 位相情報を用いた主成分分析による掌紋認証アルゴリズムを提案した. 提案手法は, 位相情報の帯域制限および平均化により, ノイズなどの影響に対してロバストな照合が可能である. 性能評価実験を通して, 主成分分析により次元を圧縮することで, 認証性能の低下を防ぎつつ, 2次元 DFT の計算コストを削減可能であることを示した. 今後は, 掌紋以外の身体的特徴への応用や, リアルタイム 1:N 認証システムの構築などを検討する予定である.

文 献

- [1] A. Jain, A. Ross, and S. Pankanti, "Biometrics: A tool for information security," *IEEE Trans. Information Forensics and Security*, vol.1, no.2, pp.125–143, June 2006.
- [2] D. Zhang, *Palmprint Authentication*, Kluwer Academic Publication, 2004.
- [3] K. Ito, A. Morita, T. Aoki, T. Higuchi, H. Nakajima, and K. Kobayashi, "A fingerprint recognition algorithm combining phase-based image matching and

- feature-based matching," *Lecture Notes in Computer Science (ICB2006)*, vol.3832, pp.316–325, Dec. 2005.
- [4] K. Miyazawa, K. Ito, T. Aoki, K. Kobayashi, and H. Nakajima, "A phase-based iris recognition algorithm," *Lecture Notes in Computer Science (ICB2006)*, vol.3832, pp.356–365, Dec. 2005.
- [5] 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.
- [6] 青木孝文, 伊藤康一, 柴原琢磨, 長嶋聖, "位相限定相関法に基づく高精度マシビジョン -ピクセル分解能の壁を越える画像センシング技術を目指して-, " *IEICE Fundamentals Review*, vol.1, no.1, pp.30–40, July 2007.
- [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.
- [8] 伊藤康一, 飯塚智, 青木孝文, "位相情報を用いた掌紋認証アルゴリズムの検討," *SCIS2008*, 3B4-6, Jan. 2008.
- [9] M. Savvides, B. Kumar, and P. Khosla, "Eigenphases vs. Eigenfaces," *International Conference on Pattern Recognition*, vol.3, pp.810–813, Aug. 2004.
- [10] M. Savvides, B. Kumar, and K. P.K., "'Corefaces'-Robust Shift Invariant PCA based Correlation Filter for Illumination Tolerant Face Recognition," *Computer Vision and Pattern Recognition*, vol.2, pp.834–841, 2004.
- [11] 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.
- [12] PolyU Palmprint Database, <http://www4.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/>