

位相情報を用いた掌紋認証アルゴリズムとその性能評価

飯塚 智[†] 伊藤 康一[†] 青木 孝文[†]

[†] 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

E-mail: †{iitsuka,ito}@aoki.ecei.tohoku.ac.jp

あらまし 手のひらは、手の中にある大きな領域であり、指先と同じように隆線や谷線のパターンにより形成されている。手のひらのパターンである掌紋は、指紋に比べて大きな領域であることや、隆線、特徴点、テクスチャなどのたくさんの情報を持っていることより、指紋よりも識別性の高い生体特徴として期待されている。本論文では、位相情報を用いた掌紋認証アルゴリズムを提案する。提案アルゴリズムは、(i) 量子化した位相情報を登録データとすることで登録データ量を削減するとともに、(ii) 掌紋画像を局所的な画像ブロックに分割して平行移動を補正してから照合することでひずんだ画像を照合することができる。大規模な掌紋画像データベースを用いた性能評価実験を通して、提案するアルゴリズムがこれまでに提案されているアルゴリズムよりも高性能であることを示す。

キーワード 掌紋認証, バイオメトリクス, 位相情報, 位相限定相関法

A Palmprint Recognition Algorithm Using Phase Information and Its Performance Evaluation

Satoshi IITSUKA[†], Koichi ITO[†], and Takafumi AOKI[†]

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

E-mail: †{iitsuka,ito}@aoki.ecei.tohoku.ac.jp

Abstract A palm, a large inner surface of a hand, contains patterns of ridges and valleys much like a fingertip. The palmprint is expected to be more distinctive than the fingerprint, since the area of the palm is much larger than that of the finger and the palm has additional distinctive features such as principle lines, ridges, minutia points and texture. This paper proposes a palmprint recognition algorithm using two-dimensional (2D) phase information. The proposed algorithm (i) reduces the registered data size by registering quantized phase information and (ii) deals with nonlinear distortion between palmprint images by local block matching. Experimental evaluation using palmprint image databases clearly demonstrates efficient matching performance of the proposed algorithm compared with the conventional palmprint recognition algorithms.

Key words palmprint recognition, biometrics, phase information, 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。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はなく、カメラなどを使って非接触・非拘束で撮影することができる。これらの特徴は、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。

現在までに、特徴ベースの認証アルゴリズム [2]~[5] や、画像ベースの認証アルゴリズム [6] が提案されている。Duta らが提案しているアルゴリズム [3] は、指紋認証でよく使われているように、掌紋画像から抽出した特徴点（マニユージャ）の位置関係に基づいて照合する。撮影の状態によっては、特徴点を安定に抽出することができない問題がある。Zhang らが提案しているアルゴリズム [4], [5] は、虹彩認証でよく使われているように、Gabor フィルタを用いて掌紋画像をコード化し、コード間のハミング距離により照合する。コード化の際に、多数のパラメータ（たとえば、Gabor フィルタの位置や角度、周波数、フィルタのサイズなど）を適切に設定しなければ、大幅に性能が低下する問題がある。Ito らが提案しているアルゴリズム [6] は、画像の位相情報を用いた照手法である位相限定相関法 (Phase-Only Correlation: POC) を用いている。煩雑なパラメータの最適化が必要なく、特徴ベースのアルゴリズムより高性能であるが、データベースに画像をそのまま保存する必要があるため登録するデータの容量が膨大になることや、非線形に変形している画像（ひずみのある画像）に対応していないことが問題である。

これに対し、本論文では、位相情報を用いた掌紋認証アルゴリズムを提案する。具体的には、(i) 量子化した画像の位相情報を登録データとすることで、データ容量を削減し、(ii) 画像をブロックに分割し、ブロック間の平行移動を補正してから照合することで画像のひずみに対応する認証アルゴリズムを提案する。一般に公開され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を通して、提案手法は、従来法よりも高性能であることを示す。

2. 位相限定相関法

ここでは、提案する認証アルゴリズムの基本技術である位相限定相関法 (Phase-Only Correlation: POC) の定義について述べる。大きさ $N_1 \times N_2$ 画素の画像を $f(n_1, n_2)$ 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。これらの画像の 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、 $e^{j\theta_F(k_1, k_2)}$ および $e^{j\theta_G(k_1, k_2)}$ 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。 $F(k_1, k_2)$ 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 次元離散フーリエ逆変換 (2 次元 IDFT) として次のように表される。

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

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。この特徴以外にも、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。文献 [9] において、これらの特徴がバイオメトリクス認証において非常に有効であることが示されている。

本論文では、Ito らによって提案されているバイオメトリクス認証のための POC である帯域制限位相限定相関法 (Band-Limited Phase-Only Correlation: BLPOC) を用いる [9]。掌紋画像の周波数特性を調べると、画像に含まれている重要な情報は低周波領域に含まれていて、ノイズなどの意味のない情報は高周波領域に含まれている。BLPOC は、この性質を利用したもので、掌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画像マッチング手法である。BLPOC 関数は次式で定義される。

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

ここで、 $n_1 = -K_1, \dots, K_1$, $n_2 = -K_2, \dots, K_2$, $L_1 = 2K_1 + 1$, $L_2 = 2K_2 + 1$ 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。

3. 登録処理

本論文で提案するアルゴリズムは、図 1 に示すように登録処理と照合処理の 2 つから構成される。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) 前処理と (ii) 特徴抽出の 2 ステップで構成される。前処理は、入力された手のひら画像 (掌紋画像) の中から、一定の位置にある掌紋領域を抽出する処理である。特徴抽出は、得られた掌紋領域を局所的な画像

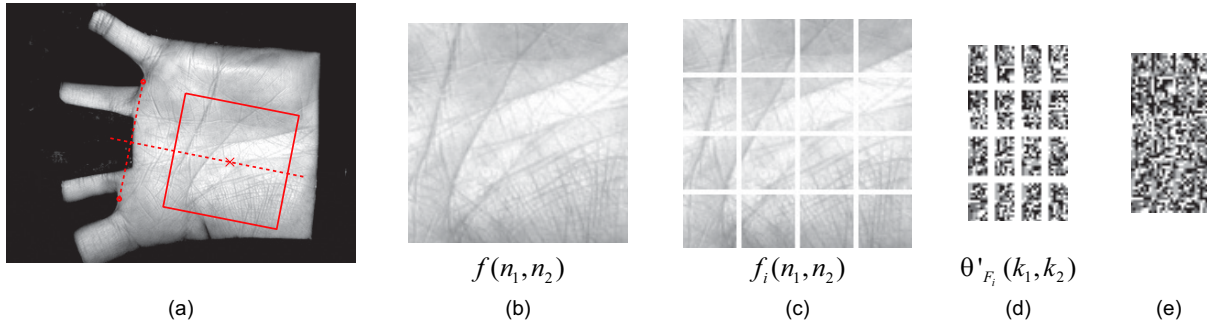


図2 登録処理：(a) 入力画像と登録に使用する掌紋領域（四角で囲った領域），(b) 抽出した掌紋領域，(c) 分割された画像ブロック（ 32×32 画素で分割した場合），(d) それぞれの画像ブロックの位相情報，(e) 登録データ

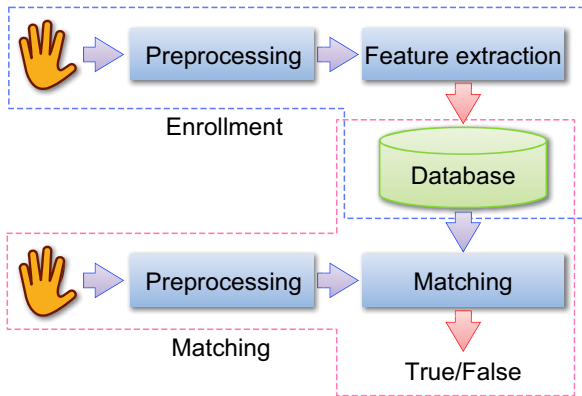


図1 提案アルゴリズムの処理の流れ

ブロックに分割し，その位相情報を特徴として抽出する処理である．以下にそれぞれの処理について詳しく説明する．

3.1 前処理

前処理では，入力画像の中から登録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利用する手法を用いる [4]．以下に，掌紋領域の抽出手順をまとめる．

(1) 低域通過フィルタを使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2 (a) の赤丸）．

(3) 検出した2つのくぼみの間の線分の垂直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2 (a) の×印）．

(4) 重心を中心とする掌紋領域 $f(n_1, n_2)$ を抽出する（図2 (b)）．本論文では，掌紋領域の大きさを 128×128 画素とした．□

3.2 特徴抽出

ひずんだ掌紋画像を正確に照合するために，提案アルゴリズムでは， $f(n_1, n_2)$ を局所的な画像ブロックに分割し，それぞれの画像ブロックの位相情報を登録データとする．さらに，位相情報を量子化することで登録データ量を削減する．以下に，特徴抽出の手順をまとめる．

(1) $f(n_1, n_2)$ を $B \times B$ 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 $f_i(n_1, n_2)$ ($i = 1, \dots, N_{block}$) とする．ここで， N_{block} は分割した画像ブロックの数とする．画像ブロック間で重なるように抽出してもよい．本論文では， $B = 32$ ， $N_{block} = 16$ とした（図2 (c)）．

(2) 次式により，それぞれの画像ブロックの位相情報 $\theta_{F_i}(k_1, k_2)$ を求める．

$$F_i(k_1, k_2) = \sum_{n_1, n_2} f_i(n_1, n_2) W_{N_1}^{k_1 n_1} W_{N_2}^{k_2 n_2} = A_{F_i}(k_1, k_2) e^{j\theta_{F_i}(k_1, k_2)} \quad (6)$$

(3) 周波数領域では，振幅および位相ともに点対称な情報として得られるため，片側のみを保存すればよい．位相情報は， $-\pi$ から π までの値をとるが，この値を量子化しても照合にあまり影響を受けないことが報告されている [10]．また，高周波領域に含まれる情報は，S/N が低いため照合に有用ではない．そこで， $\theta_{F_i}(k_1, k_2)$ の片側，かつ低域から縦軸方向に $B \times K_1/M_1$ ，横軸方向に $B \times K_2/M_2$ までの位相情報を量子化した $\theta'_{F_i}(k_1, k_2)$ を登録データとして使用する（図2 (d) は，位相情報を2 bit（4方向）に量子化し， $K_1/M_1 = K_2/M_2 = 0.5$ とした場合）．登録データは，図2 (e) のように，全ブロックを統合したものとする．□

4. 照合処理

照合処理は，(i) 前処理と (ii) 照合の2ステップで構成される．前処理は，登録の前処理と同様に手のひらから一定サイズの掌紋領域を抽出する処理である．照合は，抽出した掌紋領域とデータベースに登録されている位相情報を照合する処理である．以下にそれぞれの処理について詳しく説明する．

4.1 前処理

入力画像に対して，登録の前処理と同様の処理を実行し，手のひら画像から一定サイズの領域 $g(n_1, n_2)$ を抽出する（図3 (a)）．ここで， $g(n_1, n_2)$ は， $f(n_1, n_2)$ よりも大きく抽出する必要がある．POC 関数を用いた平行移動量推定は，画像サイズが $B \times B$ 画素の場合，水平方向および垂直方向ともに $-B/2 \sim B/2$ 画素の範囲の平行移動量を推定することができる．照合ではブロック間の平行移動を補正することでひずみに

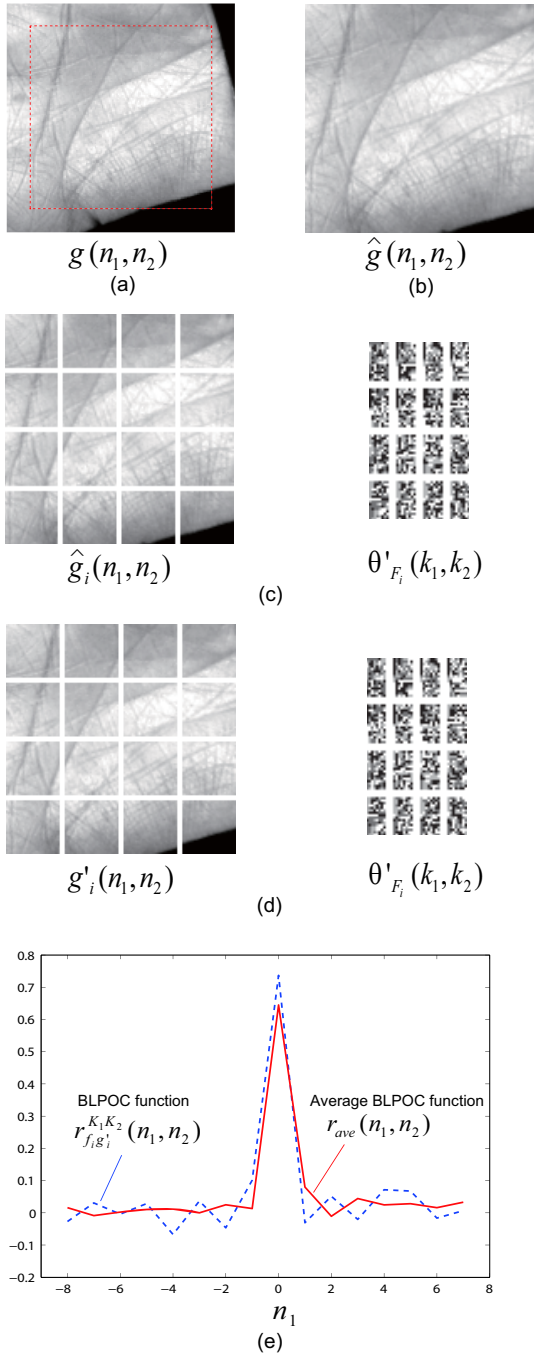


図3 照合処理：(a) 入力画像に前処理を施した画像，(b) 位置合わせに利用する掌紋領域画像，(c) 入力画像から得られた画像ブロック $\hat{g}_i(n_1, n_2)$ と登録データ，(d) 位置合わせ後の画像ブロック $g'_i(n_1, n_2)$ と登録データ，(e) 1 ブロックの BLPOC 関数 $r_{f_i g'_i}^{K_1 K_2}(n_1, n_2)$ と平均 BLPOC 関数 $r_{ave}(n_1, n_2)$ ($n_2 = 0$ の断面をプロットしている)

対応するため， $f(n_1, n_2)$ と同じ大きさで $g(n_1, n_2)$ を抽出すると，平行移動を補正したときに画像領域からはみでてしまう可能性がある．そこで， $g(n_1, n_2)$ の大きさは， $f(n_1, n_2)$ の大きさを $N_1 \times N_2$ 画素とした場合， $(N_1 + B/2 \times 2) \times (N_2 + B/2 \times 2)$ 画素とする． $f(n_1, n_2)$ と同じ位置にある $g(n_1, n_2)$ の領域を掌紋領域 $\hat{g}(n_1, n_2)$ とする (図 3 (b))．ここで， $f(n_1, n_2)$ と $\hat{g}(n_1, n_2)$ の画像サイズは同じである．本論文では， $B = 32$ としたので， $g(n_1, n_2)$ の大きさを 160×160 画素とした．

4.2 照 合

照合では，登録と同様に $\hat{g}(n_1, n_2)$ を $B \times B$ 画素の画像ブロックに分割し，それぞれの画像ブロックと同じ位置に登録されている位相情報とを照合する．画像間に生じている非線形なひずみは，局所領域において，平行移動に近似できる．そこで，照合する前に画像ブロック間の平行移動を合わせることで，画像のひずみに対応した照合を行う．

- (1) $\hat{g}(n_1, n_2)$ を $B \times B$ 画素の局所的な画像ブロックに分割し，各画像ブロックを $\hat{g}_i(n_1, n_2)$ ($i = 1, \dots, N_{block}$) とする．
- (2) $\hat{g}_i(n_1, n_2)$ と $\theta_{F_i}(k_1, k_2)$ の BLPOC 関数 $r_{f_i \hat{g}_i}^{K_1 K_2}(n_1, n_2)$ を求め，最大ピークの位置から画像ブロック間の移動量 (δ_1, δ_2) を求める (図 3 (c))．
- (3) $g(n_1, n_2)$ に対して， (δ_1, δ_2) だけ位置ずれさせた位置から再度画像ブロックを抽出し， $g'_i(n_1, n_2)$ とする．

$$g'_i(n_1, n_2) = g(n_1 - \delta_1, n_2 - \delta_2) \quad (7)$$

- (4) $g'_i(n_1, n_2)$ と $\theta_{F_i}(k_1, k_2)$ の BLPOC 関数 $r_{f_i g'_i}^{K_1 K_2}(n_1, n_2)$ を求める (図 3 (d))．認証性能を向上させるために，得られた BLPOC 関数群の平均を次式のように求める．

$$r_{ave}(n_1, n_2) = \sum_{i=1}^{N_{block}} r_{f_i g'_i}^{K_1 K_2}(n_1, n_2) / N_{block} \quad (8)$$

図 3 (e) 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 [11]．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．

5. 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 1st-Version (以下，1st-Version と記述) と PolyU Palmprint Database 2nd-Version (以下，2nd-Version と記述) [8] を用いた性能評価実験について述べる．

1st-Version 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 (384×284 画素) 計 600 枚が格納されている．2nd-Version には，386 人の被験者から異なるタイミングで採取した約 20 枚の掌紋画像 (384×284 画素) 計 7,752 枚が格納されている．これらのデータベースの掌紋画像は，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用いて撮影されている．画像間には，微小な位置ずれ，回転，ひずみが生じている．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．

一般に，バイオメトリクス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 [12]．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-Matching Rate: FNMR) に対する他人受け入れ率 (False Matching 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

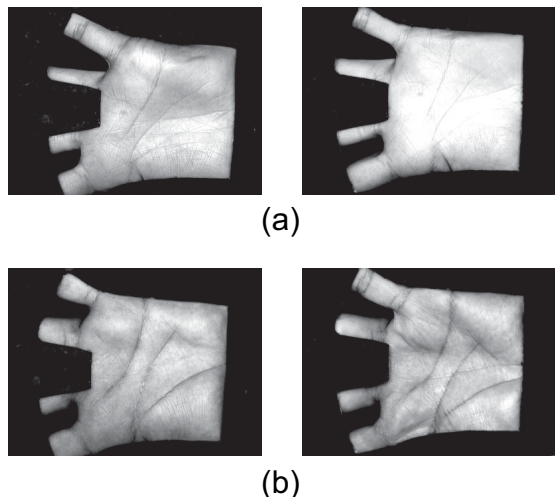


図4 データベースに格納されている画像の例：(a) 明るさの異なる画像ペア、(b) ひずんだ画像ペア

(1st-Version では ${}_{600}C_2 \times 100 = 1,500$ ペア, 2nd-Version では 74,068 ペア) について照合実験を行う. 続いて, FMR を求めるために, 各人の掌紋画像を使ったすべての組み合わせ (1st-Version では ${}_{600}C_2 - 1500 = 178,200$ ペア, 2nd-Version では ${}_{7752}C_2 - 74068 = 29,968,808$ ペア) について照合実験を行う. また, 性能評価の指標として, FNMR = FMR で定義される EER (Equal Error Rate) も用いられる. 本論文では, EER を用いて認証性能を評価する.

まず, 1st-Version を用いて, (A) Zhang らのアルゴリズム [4], (B) Ito らのアルゴリズム [6], [7], (C) 提案アルゴリズムの 3 つのアルゴリズムを実装し, それぞれの性能を比較する. 提案アルゴリズム (C) では, 位相情報の量子化レベルを 2 bit から 8 bit まで変化させた場合の性能を調べる. 比較する性能は, (i) 登録データの容量, (ii) 処理時間, (iii) 認証性能の 3 つである. 1st-Version を用いた実験結果を表 1 および 2 に示す.

(i) 登録データの容量

アルゴリズム (A) の場合, Gabor フィルタにより得られた実部の特徴と虚部の特徴を登録データとする. 各画素の特徴は 1 bit で表現されるため, 登録データの容量は, 128×128 画素 \times 2 枚 \times 1 bit = 32,768 bit = 4,096 byte となる. アルゴリズム (B) の場合は, 画像をそのまま保存する必要がある. ただし, パラメータの最適化実験により, 画像サイズを 60% としたときの認証性能が高いため, ここでは, 画像を 60% に縮小したものを登録したとする. 登録データの容量は, 77×77 画素 \times 8 bit = 47,432 bit = 5,929 byte となる. アルゴリズム (C) の場合, 位相情報の対称性などを利用することで大幅に容量を削減することができる. それぞれのパラメータに対する登録データの容量を表 2 に示す. たとえば, 位相情報の対称性を考慮して 2 bit (4 方向の位相) を登録したとすると, 登録データの容量は, 143 画素 \times 16 個 \times 2 bit = 4,576 bit = 572 byte となる. 以上より, アルゴリズム (A) および (B) に比べて, 提案アルゴリズムの登録処理により得られる登録データの

表 1 1st-Version を用いたアルゴリズム (A) および (B) の実験結果

	EER [%]	容量 [byte]	処理時間 [sec.]
(A)	2.147	4,096	0.40
(B)	0.200	5,929	0.15

表 2 1st-Version を用いたアルゴリズム (C) の実験結果

量子化レベル [bit]	EER [%]	容量 [byte]
2	0.132	572
3	0.003	858
4	0.012	1,144
5	0.009	1,430
6	0.010	1,716
7	0.009	2,002
8	0.010	2,288

処理時間 [sec.]	0.30
-------------	------

容量は, 十分に小さくすることが可能である.

(ii) 処理時間

処理時間は, Intel Core 2 Duo E6850 (3.00 GHz \times 2) 上の MATLAB 7.2.0 で評価した. 1 回の照合に要する時間は, アルゴリズム (A) の場合に 0.40 秒, アルゴリズム (B) の場合に 0.15 秒である. アルゴリズム (C) の場合, パラメータの設定にかかわらず前処理に 0.29 秒, 照合に 0.012 秒かかるので, 1 回の照合には 0.30 秒かかる. 次に, 1 対 n の照合に対する処理時間を評価する. たとえば, データベースに 100 人分のデータが登録されていたときにアルゴリズム (C) を用いて 1 対 100 の照合を行うと, 前処理に 0.29 秒, 照合に 0.012 秒 \times 100 人 = 1.2 秒かかるので, 合計の処理時間は 1.49 秒となる. アルゴリズム (A) もほぼ同じ処理時間となる. 一方, アルゴリズム (B) は 100 ペアすべてにおいて 0.15 秒かかるため, 1 対 100 の照合では 15 秒かかる. 以上より, 提案アルゴリズムは従来法と比べて十分に高速である.

(iii) 認証性能

1st-Version で実験した時のアルゴリズム (A) および (B) の認証性能は, EER でそれぞれ 2.145% および 0.200% となる. 一方, アルゴリズム (C) は, 表 2 のように, 量子化レベルの設定により EER が変化する. もっとも実用的な設定にした場合 (登録データの容量が少なく, かつ処理時間も早い場合), EER は 0.132% であり, アルゴリズム (A) と (B) よりも優れた認証性能を有する.

次に, 大規模な掌紋画像データベースである 2nd-Version を用いて, 文献 [4] と提案アルゴリズム (C) の性能を比較する. 提案アルゴリズム (C) に対しては, 1st-Version を用いた実験と同様に位相情報の量子化レベルを 2 bit から 8 bit まで変化させた場合の性能を調べる. 表 3 に 2nd-Version を用いたときのアルゴリズム (C) の実験結果を示す. 文献 [4] では, 2nd-Version を用いて, すべての画像ペアに対する性能評価実験が行われている. 実験結果より, 文献 [4] で提案されている Zhang らの認証アルゴリズム性能は, EER で 0.6% である. 一方で, アルゴリズム (C) の場合, いずれの量子化レベルに設定したとして

表 3 2nd-Version を用いたアルゴリズム (C) の実験結果

量子化レベル [bit]	EER [%]
2	0.364
3	0.252
4	0.227
5	0.234
6	0.235
7	0.227
8	0.224

も、EER が 0.6% よりも小さくなるため、従来法よりも優れた認証性能を有している。

以上より、本論文で提案する掌紋認証アルゴリズムは、登録データの容量が少なく、処理時間も比較的高速であり、認証性能も十分に高いことより、バイオメトリクス認証システムとして実用的である。

6. む す び

本論文では、位相情報を用いた掌紋認証アルゴリズムを提案した。提案アルゴリズムを用いることで、量子化した位相情報を登録データとすることで登録データ量を削減するとともに、掌紋画像を局所的な画像ブロックに分割して平行移動を補正してから照合することでひずんだ画像を照合することができる。性能評価実験により、提案手法は、従来手法である特徴を用いた手法および位相限定相関法を用いた手法よりも高い認証性能を有することを示した。今後は、提案した掌紋認証アルゴリズムを用いた認証システムを開発するとともに、掌紋と静脈を合わせた単一の認証システムによるマルチモーダルバイオメトリクス認証システム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] 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, March 2006.
- [6] K. Ito, T. Aoki, H. Nakajima, K. Kobayashi, and T. Higuchi, "A palmprint recognition algorithm using 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. Miyazawa, K. Ito, T. Aoki, K. Kobayashi, and H. Naka-

- jima, "An implementation-oriented iris recognition algorithm using phase-based image matching," *Proc. 2006 Int. Symp. Intelligent Signal Processing and Communication Systems*, pp.231–234, Dec. 2006.
- [11] 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.
- [12] J. Wayman, A. Jain, D. Maltoni, and D. Maio, *Biometric Systems*, Springer, 2005.