

携帯電話向け非接触掌紋認証アルゴリズム*

青山章一郎^{†a)} 伊藤 康一[†] 青木 孝文[†] 太田 陽基^{††}

A Contactless Palmprint Authentication Algorithm for Mobile Phones*

Shoichiro AOYAMA^{†a)}, Koichi ITO[†], Takafumi AOKI[†], and Haruki OTA^{††}

あらまし 近年、携帯電話の普及・高性能化に伴い、オンラインショッピングや電子マネーなどの決済にも携帯電話が用いられるようになってきた。携帯電話の盗難や紛失により、悪意のある第三者によって携帯電話が不正利用されたり、個人情報漏えいしたりすることを防ぐために、携帯電話におけるセキュリティ技術の重要性が増してきている。本論文では、受容性・利便性の高さから、掌紋を用いたバイオメトリクス認証に着目する。携帯電話を用いた非接触型の掌紋認証では、様々な環境下で撮影を行うことによる背景や明るさの変化、指の開閉などにより取得した掌紋領域に加わる非線形なひずみなどが問題となる。本論文で提案するアルゴリズムでは、位相限定相関法に基づく局所画像ブロックマッチングを用いることで、画像間に生じているひずみに対応し、非接触で撮影された画像でも正確に認証する。一般に公開されている接触・非接触掌紋画像データベース及び携帯電話に付属するカメラで撮影した画像を用いて性能評価実験を行い、提案アルゴリズムの有用性を実証する。また、提案アルゴリズムを携帯電話のユーザ認証機能として実装し、提案アルゴリズムの実用性を評価する。

キーワード 掌紋認証, ユーザ認証, 携帯電話, バイオメトリクス, 位相限定相関法

1. ま え が き

近年、携帯電話の急速な普及・高性能化・高機能化に伴って、多くの人が常に携帯電話を持ち歩くだけでなく、オンラインショッピングや電子マネーの決済にも使用するようになってきた。日常生活において、個人情報などの重要な情報が携帯電話を介してやりとりされたり、携帯電話の中に保管されたりすることが多くなっている。携帯電話の盗難や紛失により、悪意のある第三者によって、携帯電話が不正に利用されたり、個人情報漏えいしたりする可能性があるため、様々なセキュリティ機能が携帯電話に搭載されている。特に、携帯電話のロックを解除するために所有者を確認したり、サービスを受けるためにユーザを確認したりする個人認証の機能が重要である。一般的に利用されている個人認証機能として、パスワードや PIN

(Personal Identification Number) などがある。しかし、これらは、忘れてしまったり、第三者に知られてしまうとなりすましがされてしまうおそれがある。

パスワードなどに代わる安全性の高い個人認証として、個人の生体特徴を用いて認証を行うバイオメトリクス認証が注目されている。忘れる心配がない、盗まれる心配がない、なりすましがされにくいという特長から、これまでに、指紋や顔などを使った認証機能を搭載した携帯電話が開発されている。指紋は、様々な生体特徴の中でも、識別性能の高い特徴として知られている。しかし、携帯電話に指紋認証機能を搭載するためには、携帯電話本体に指紋センサを取り付ける必要があるだけでなく、正確な特徴点抽出のために計算量の多い前処理を実装しなければならない。一方で、顔は、携帯電話に搭載されているカメラ機能を使って簡単に撮影することができるため、指紋と違ってセンサを取り付ける必要がない。しかし、顔の向き、表情変化など様々な環境変化に対応しなければ、十分な性能が得られない問題がある。そこで、本論文では、指紋のように高い識別性能を有しつつ、更に、顔のように標準で搭載されているカメラで取得できる生体特徴として、掌紋(手のひらのテクスチャパターン)に注目する。

[†] 東北大学大学院情報科学研究科, 仙台市
Graduate School of Information Sciences, Tohoku University, 6-6-05 Aramaki Aza Aoba, Aoba-ku, Sendai-shi, 980-8579 Japan

^{††} (株) KDDI 研究所, ふじみ野市
KDDI R&D Laboratories, Inc., 2-1-15 Ohara, Fujimino-shi, 356-8502 Japan

a) E-mail: aoyama@aoki.ecei.tohoku.ac.jp

* 本論文は信号処理研究専門委員会推薦論文である。

掌紋は、手のひらにある紋様（テクスチャパターン）であり、主線や隆線、特異点、細かいテクスチャなど多くの特徴からなる^(注1)。手のひらは、指先に比べて大きな領域であり、多くの特徴を安定して抽出することができることから、掌紋は、指紋と同程度以上の識別性を有する生体特徴として期待されている [1]。また、手のひらは、携帯電話に付属のカメラを用いることで、非接触・非拘束で撮影することが可能である。以上より、掌紋は、これまでに使われていた顔や指紋などの生体特徴と比較して、受容性と識別性が高く、携帯電話向けのバイオメトリクス認証として適している。

掌紋認証は、カメラなどで撮影した手のひら画像から認証に使用する掌紋領域を抽出し、掌紋領域間の類似度を評価することで行われる。これまでに提案されている掌紋認証アルゴリズムは、手を固定して手のひらを撮影する接触型がほとんどである [2]。接触型の場合は、例えば、背景を単色にしたり、一定の照明を使用したりすることで、撮影環境を限定して手のひらを撮影できる。そのため、撮影された画像の色情報に対して簡単なしきい値処理を施すことで手のひらを抽出することが可能である。手のひらを正確に抽出することができれば、文献 [3] のように、指のくぼみを基準として、照合に用いる掌紋領域を抽出することができる。掌紋領域間には、手のひらの固定位置の違いなどによる微小な画像変形が含まれるが、あまり大きくない。そのため、Gabor フィルタによる符号化を用いた PalmCode [3] のように平行移動のみを考慮した認証アルゴリズムを用いたとしても、100%に近い認証率が得られる。

一方で、携帯電話に付属するカメラで手のひらを撮影した場合は、撮影環境が一定ではないため、簡単なしきい値処理で手のひらを正確に抽出することが困難である。更に、手のひら、及び掌紋領域を抽出できたとしても、手のひらが固定されていないため、指の動きやカメラと手のひらの位置関係によって、掌紋領域間に大きな画像変形が加わることがある。そのため、PalmCode のように平行移動のみしか考慮していない手法では、大幅に性能が低下することがある。以上のように、携帯電話向けの非接触掌紋認証を実現するためには、様々な環境でも安定して手のひらを抽出すること、及び掌紋領域間の画像変形を考慮して照合することが必須となる。また、十分な計算リソースを有する汎用プロセッサと異なり、携帯電話は、限られた計算リソースしか有しないため、なるべく計算量の少な

い処理でアルゴリズムを構成する必要がある。

これに対して、本論文では、(i) 領域成長法 [4] を基本とした前処理、及び (ii) 局所ブロック画像の対応付けに基づく照合処理を組み合わせた携帯電話向け非接触掌紋認証アルゴリズムを提案する。

前処理では、まず、本論文で提案する領域成長法を基本とした手のひら抽出手法を用いて撮影した画像から手のひらを抽出する。提案手法を用いることで、単純なしきい値処理と同程度の計算コストであるにもかかわらず、肌色情報を用いた手法 [5] よりも安定して手のひらを抽出することが可能である。次に、Yörük らの手法 [6] を用いて、手のひらから掌紋領域の抽出に必要なキーポイント（指と指の間のくぼみ）を検出する。ただし、手のひら抽出の結果によっては、誤ったキーポイントが複数含まれる場合があるため、Yörük らの手法のみでは、正確にキーポイントを検出することができない。そこで、本論文では、キーポイントを正確に検出するために、人差指-中指、中指-薬指、薬指-小指のくぼみの位置関係を利用する手法を提案する。最後に、検出したキーポイントを基準として、接触型の掌紋認証アルゴリズムと同様に、Zhang らの手法 [3] を用いることで掌紋領域を抽出する。

照合では、局所ブロック画像を用いて画像間を対応付けし、画像間のひずみをアフィン変形に近似して補正することで、大きな変形に対してもロバストな照合を行う。提案する照合アルゴリズムでは、画像間の対応付け、及び照合スコアの算出において、バイオメトリクス認証で有効性が実証されている位相限定相関法 (Phase-Only Correlation: POC) [7]~[10] を用いる。

性能評価実験では、公開されている掌紋画像データベース及び携帯電話のカメラで撮影した掌紋画像を用いて、本論文で提案する掌紋認証アルゴリズムの有効性を実証する。まず、携帯電話に付属するカメラで撮影した手のひら画像を用いて、掌紋領域を抽出する前処理の性能を評価する。ここでは、肌色情報を用いた掌紋領域抽出手法と比較して、提案手法の方が安定していることを示す。次に、香港理工大学が公開している接触型掌紋画像データベース PolyU Palmprint Database 2nd-Version [11]、インド工科大学デリー校が公開している非接触型掌紋画像データベース IIT

(注1)：一般的に、掌紋は、手のひらに見られる細かな線状の紋理であり、手相を示すような太い線状のくぼみは含めないと定義される。本論文では、文献 [1] と同様に、手のひらに含まれるテクスチャパターンのことを掌紋と呼ぶ。

Delhi Palmprint Database [12], 及び携帯電話のカメラで撮影した掌紋画像データベースを用いて、それぞれの撮影環境に対する照合性能を評価する。ここでは、これまでに提案されている掌紋認証アルゴリズムである Fusion Code [13], Competitive Code [14], Ordinal Code [15], BLPOC [16] と、提案アルゴリズムとの照合性能を比較する。また、提案アルゴリズムを Android スマートフォンのユーザ認証アプリとして実装し、処理速度の評価を通して、その有効性を実証する。

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照合処理で用いる位相限定相関法 (Phase-Only Correlation: POC) の概要について述べる。具体的には、位相限定相関関数の定義及び高精度画像マッチングで必須となる位相限定相関法の高精度化手法について概説する [8]~[10]。

2.1 位相限定相関関数の定義

位相限定相関法は、画像を離散フーリエ変換して得られる位相情報のみから相関関数を計算し、相関ピークの位置及び高さを用いて画像マッチングを行う手法である。以下では、2枚の画像から計算される位相限定相関関数について述べる。

$N_1 \times N_2$ 画素の2枚の画像を $f(n_1, n_2)$ 及び $g(n_1, n_2)$ とする。ここで、定式化の便宜上、 $n_1 = -M_1, \dots, M_1$ 及び $n_2 = -M_2, \dots, M_2$ とする。ただし、 M_1 及び M_2 は正の整数である。なお、ここで離散空間のインデックスを正負対称に、かつ画像サイズ N_1 及び N_2 を共に奇数としているが、これらは必須ではない。画像 $f(n_1, n_2)$ 及び $g(n_1, n_2)$ の二次元離散フーリエ変換 (2D DFT) をそれぞれ $F(k_1, k_2)$ 及び $G(k_1, k_2)$ 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、 $A_F(k_1, k_2)$ 及び $A_G(k_1, k_2)$ はそれぞれの画像の

振幅成分、 $\theta_F(k_1, k_2)$ 及び $\theta_G(k_1, k_2)$ はそれぞれの画像の位相成分である。このとき、 $F(k_1, k_2)$ と $G(k_1, k_2)$ の正規化相互パワースペクトル $R_{FG}(k_1, k_2)$ は次式で定義される。

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

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、 $R_{FG}(k_1, k_2)$ の二次元離散フーリエ逆変換 (2D IDFT) として次のように定義される。

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

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 $r_{fg}(n_1, n_2)$ は鋭いピークを示す。一方、異なる2枚の画像間では、全くピークが現れない。また、POC 関数のピークの座標は画像間の平行移動量を表し、高さは画像間の類似度の指標となる。

2.2 位相限定相関法を用いた高精度画像マッチング

位相限定相関法に基づく画像マッチングでは、POC 関数をそのまま用いるのではなく、文献 [10] で述べられているような高精度化手法が必須となる。以下では、それらの高精度化手法のうち、特にバイオメトリクス認証で有効であり、本論文で提案する照合処理で用いる (A) サブピクセルレベルの平行移動量推定、(B) 帯域制限位相限定相関法による類似度評価、(C) サブピクセル対応点探索の三つの手法について概説する。

(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 [8]。これらの高精度化手法を用いることで、 100×100 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法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 2D 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。

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

ここで、 \sum_{l_1, l_2} は $\sum_{l_1=-K_1}^{K_1} \sum_{l_2=-K_2}^{K_2}$ を意味する。また、 K_1 及び K_2 ($0 < K_1 \leq M_1, 0 < K_2 \leq M_2$) は 2D IDFT の有効帯域を表し、 $L_1 = 2K_1 + 1$ 及び $L_2 = 2K_2 + 1$ である。BLPOC 関数は、低画質な画像の照合が可能であり、バイオメトリクス認証における生体テクスチャの照合に有効である。BLPOC 関数は、2D IDFT のサイズが POC 関数より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らないことが確認されている。BLPOC 関数のピーク座標 (\hat{d}_1, \hat{d}_2) と、ピクセルレベルの移動量 (d_1, d_2) とは、次式の関係で表される。

$$(\hat{d}_1, \hat{d}_2) = \left(d_1 \times \frac{K_1}{M_1}, d_2 \times \frac{K_2}{M_2} \right)$$

$K_i/M_i \leq 1$ ($i = 1, 2$) であるため、BLPOC 関数のピーク座標 (\hat{d}_1, \hat{d}_2) は、小数となる。そのため、(A) と同様に、サブピクセルレベルで相関ピークの位置を推定する必要があることに注意されたい。

(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枚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 [17], [18]。精度評価実験により、 32×32 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。本手法の詳細については、文献 [17], [18] を参考にされたい。

バイオメトリクス認証で用いる生体特徴のテクスチャパターンは、取得するたびに変形している。特に、非接触で取得した場合は、向きなどの違いによって、画像間に大きな画像変形が生じる。非接触型の掌紋認

証においても、手の向きの違い、指の位置の違い、手のひらの開き具合の違いなどによって、画像間に非線形な変形が生じる。そこで、POC に基づくサブピクセル対応点探索を用いて、画像間の対応関係を調べ、非線形な変形を考慮して掌紋画像を照合する。なお、本論文では、計算量を削減するために、サブピクセル対応点探索でも BLPOC を用いる。

3. 非接触掌紋認証アルゴリズム

本論文で提案する携帯電話向け非接触掌紋認証アルゴリズムについて述べる。図 1 に提案するアルゴリズムの処理の流れを示す。手のひらを撮影した画像から、手のひらの中央にある掌紋領域を抽出する。この処理が登録ステップ (Enrollment step) 及び照合ステップ (Matching step) の双方で使用される前処理 (Preprocessing) である。登録ステップでは抽出した掌紋領域をデータベースに格納し、照合ステップでは抽出した掌紋領域とデータベースに格納されている掌紋領域とを照合 (Matching) する。本論文では、十分な計算リソースを有する汎用プロセッサではなく、携帯電話のように限られた計算リソースしか有しない組み込みプロセッサ上で動作する認証アルゴリズムの開発を目的としている。そのため、なるべく計算量の少ない処理でアルゴリズムを構成する。

提案アルゴリズムでは、携帯電話に付属のカメラで自分の手のひらを撮影することを想定し、以下を前提とする。

- 左手を横向きに撮影する
- 画像中心に手のひらを配置する

実際には、ユーザが上記の前提を満たすように、図 2 に示すユーザインタフェースを用いる。また、本論文

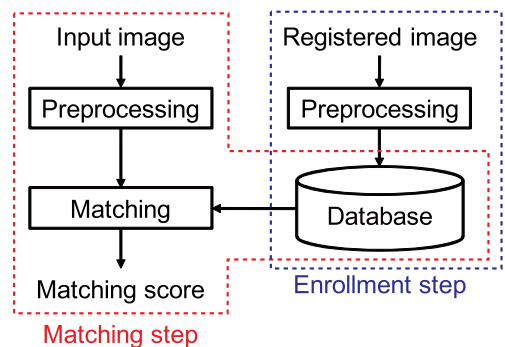


図 1 提案アルゴリズムの処理の流れ
Fig. 1 Flow diagram of the proposed algorithm.



図2 手のひらを撮影するためのユーザインタフェース
Fig. 2 User interface for capturing palm images.

では、計算時間と認証性能とのトレードオフを考慮して、撮影される画像のサイズを決定する。画像の解像度を高くすることで認証性能が向上する一方で、処理時間が大幅に増加してしまう。文献[3]において、掌紋認証では、75 dpi 程度の解像度で高い認証性能が得られることが実証されている。そこで、本論文では、ユーザインタフェースに従って手のひらを撮影した場合に 75 dpi 程度の解像度となるように、手のひら画像のサイズを 640×480 画素とする。

以下では、提案アルゴリズムの前処理及び照合の詳細について述べる。

3.1 前処理

前処理は、携帯電話などに付属するカメラで手のひらを撮影した画像から照合に用いる掌紋領域を抽出する処理である。

画像中から手のひらのみを抽出する最も簡単な手法として、肌色検出がある [5]。ある程度、制約された環境であれば、高速に手のひらを抽出することができるが、色情報は環境変化に敏感であるため、肌色検出のみで安定して手のひらを抽出することは難しい。特に、本論文で想定しているように、携帯電話に付属しているカメラで手のひらを非接触で撮影した場合は、環境が大きく変わることが多い。これに対して、本論文では、画像中心に手のひらがあることを利用して、画像中心から領域成長により手のひらを抽出する。

提案アルゴリズムにおける前処理は、(i) 画像の切り出しと縮小、(ii) 2 値化処理、(iii) 距離グラフの作成、(iv) キーポイントの検出、(v) 掌紋領域抽出の五つのステップで構成される。図 3 に前処理の様子を示す。以下では、各ステップで行われる処理について説明する。

(i) 画像の切り出しと縮小

掌紋領域を抽出するためには、指と指の間にある

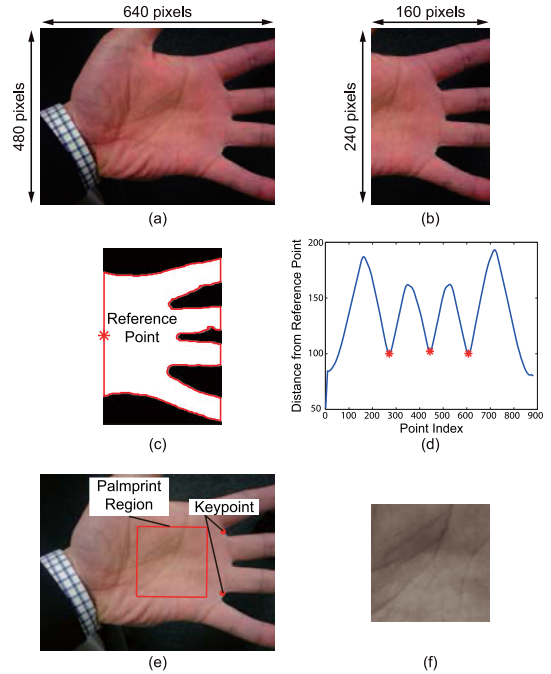


図3 前処理：(a) カメラで撮影した手のひら画像、(b) キーポイント検出に用いる画像、(c) 2 値化画像と輪郭、(d) 参照点からの距離、(e) キーポイントと掌紋領域、(f) 掌紋領域画像

Fig. 3 Example of preprocessing: (a) palm image captured by mobile phone camera, (b) image used to detect keypoints, (c) binarized image and extracted contour, (d) radial distance function, (e) detected keypoints and palmprint region and (f) extracted palmprint region.

キーポイント（人差指-中指のくぼみと薬指-小指のくぼみ）を正確に検出する必要がある [3]。手のひら全体が写っている画像に対して、掌紋領域の抽出に必要な情報は、画像の右半分のみが存在している。そこで、図 3 (a) のように撮影された手のひら画像の右半分のみを切り出してキーポイント検出に用いる。更に、図 3 (b) のように、計算時間を短縮するために画像サイズを 2 分の 1 (160×240 画素) に縮小する。

(ii) 2 値化処理

(i) の処理で得られた画像に対して、手のひら領域が 1、背景領域が 0 となるように 2 値化し、手のひらと背景を分離させる。明るさの変動に対してロバストにするために、RGB 表色系ではなく、HSV 表色系に輝度値を変換してから画像を 2 値化する。まず、H チャネルに対してしきい値を設定し、2 値化した場合について考える。H チャネルは、色の様相の違いを表して

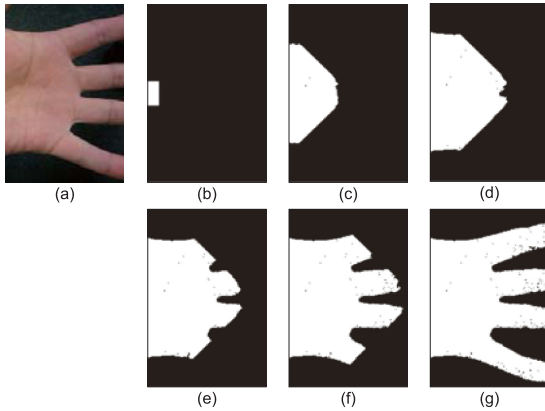


図4 領域成長を用いた手のひらの検出：(a) 原画像、(b) 基準となる肌色領域、(c)～(g) 領域成長の様子

Fig. 4 Example of binarization using region growing: (a) input image for binarization, (b) initial region extraction using skin-color thresholding, and (c)–(g) binarization using region growing to segment a hand.

いるので、明るさの変化にあまり依存しない特長がある。撮影環境がよければ、Hチャンネルのみで十分に肌色領域を検出することが可能である。しかし、画像中に、手のひら以外にも色相が赤に近い領域がある場合は、それらも手のひらとして検出してしまふ。特に、人の手にはほとんど存在しないような彩度の高い領域まで肌色領域として認識してしまうことが問題となる。そこで、HチャンネルだけでなくSチャンネルの情報も使って、あらかじめ肌色情報のマップを作成する。本論文では、屋内の様々な環境で撮影した373枚の手のひら画像を用いて手のひらを抽出するためのH-Sマップを作成する（これらの画像は、性能評価実験で用いる画像に含まれない）。なお、ここでは、373枚の手のひら画像を使用しているが、画像枚数を増やしても肌色情報のH-Sマップが変化しないくらいの画像枚数を用いれば十分である。作成したH-Sマップを用いて画像全体を2値化してしまうと、静的な肌色検出になってしまうため、背景や照明といった環境の変化に対してロバストに手のひらを抽出することができない。そこで、図4(b)のように画像の左端中央の小領域に対して肌色検出を行い、その領域で肌色とみなされた画素を初期点として領域成長法[4]を用いて2値化する。

領域成長法は、基準となる画素を初期点として領域を成長させてセグメンテーションを行う手法である。具体的には、ある注目画素に対して、その近傍画素が注目画素と同じ特徴をもつかを判別し、同じ領域であ

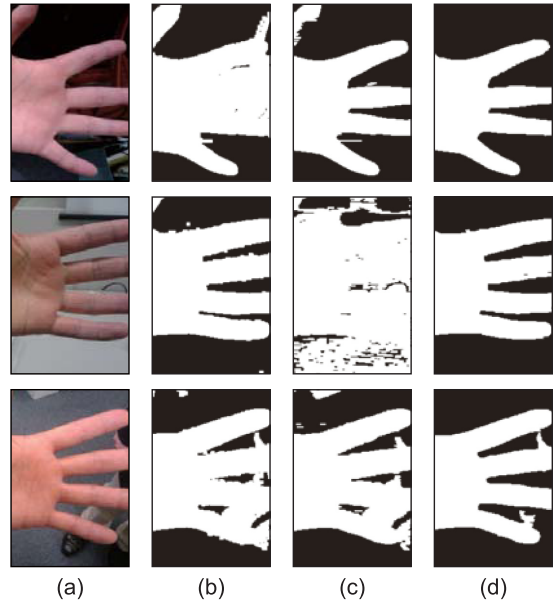


図5 各手法による2値化の比較：(a) 原画像、(b) Hチャンネルのみで2値化した場合、(c) H及びSチャンネルで2値化した場合、(d) 領域成長法を用いた場合

Fig. 5 Comparison of binarization methods: (a) original image, (b) skin-color thresholding with H channel, (c) skin-color thresholding with H and S channels and (d) the proposed region growing method.

ればそれらを統合する。統合判断には、注目画素と近傍4画素とのH及びSの差分の絶対値が共にしきい値以下であるかを用いる。本論文では、H及びSのしきい値を、各画素の値がそれぞれ0から1の間に正規化されているとして、それぞれ0.02及び0.06とする。更に、統合された画素に対して同様の処理を行う。注目領域の成長が終了したら、その領域に属していない一つの画素から再び領域成長処理を行う。この処理を、全ての画素がいずれかの領域に属するまで繰り返す。一般的な領域成長法では、画像を多数の領域に分割するが、本処理では「手のひら」と「背景」の二つの領域に分割できればよい。図4(c)～(g)に領域成長の様子を示す。

図5に、Hチャンネルのみを用いた2値化、HとSチャンネルを用いた2値化、提案する領域成長法を用いた2値化の結果を示す。単純な色情報によるしきい値処理を用いるのではなく、領域成長法を用いることで、正確に手のひらを抽出することが可能である。また、領域成長法は、画像の中心部分で肌色が検出されれば、

肌色領域とする色情報を動的に決定することができるため、環境変化に対してロバストである。更に、全ての画素を走査する必要がないため、計算コストも抑えることができる。

(iii) 距離グラフの作成

(ii) で抽出した手のひら (2 値化画像) からキーポイントを検出するために必要となる距離グラフ [6] を求める。まず、2 値化した画像からチェーンコード生成を用いて、手のひらの輪郭の座標を求める。次に、図 3(c) のように、画像の左端中央に設定した参照点と輪郭上の各点との距離を計算する。横軸を輪郭のインデックス、縦軸を基準点から輪郭までの距離とすることで、図 3(d) のような距離グラフを作成することができる。

(iv) キーポイントの検出

作成した距離グラフから、掌紋領域抽出で必要となるキーポイント (人差指-中指, 中指-薬指, 薬指-小指のくぼみ) を検出する。一般的に、人差指-中指及び薬指-小指のくぼみをキーポイントとして抽出すれば掌紋領域を抽出することができるが、キーポイントの検出を安定化するために、提案アルゴリズムでは、中指-薬指のくぼみもキーポイントとして検出する。距離グラフの谷が指と指の間のくぼみであるので、グラフ上の谷を検出することで、掌紋領域を抽出するために必要なキーポイントを検出することができる。しかし、撮影環境によっては、図 6(b) のように手のひらを正確に抽出することができない場合もある。距離グラフを求め、グラフの谷からキーポイント候補を検出すると、図 6(d) のように正しいキーポイントと誤ったキーポイントが含まれていることが分かる。このような場合でも、正しいキーポイントを検出するために、人差指-中指, 中指-薬指, 薬指-小指のくぼみの位置関係を利用する。

キーポイント候補から任意の 3 点を選び、画像上の座標 (図 6(d)) で三角形を作る。図 7 に示すように、点 1 を人差指-中指, 点 2 を中指-薬指, 点 3 を薬指-小指のくぼみになると仮定する。そして、点 1 と点 2 を結ぶベクトルを v_{12} , 点 1 と点 3 を結ぶベクトルを v_{13} , 点 2 と点 3 を結ぶベクトルを v_{23} , v_{12} が垂直方向からなす角を θ_1 , v_{13} が垂直方向からなす角を θ_2 とおく。このとき、どの三角形を形成する 3 点が正しいキーポイントであるかを決定するために、以下の 2 段階の判定を行う。まず、人の手の形状から、 v_{12} と v_{13} がなす角はかなり小さい値となる。また、手を

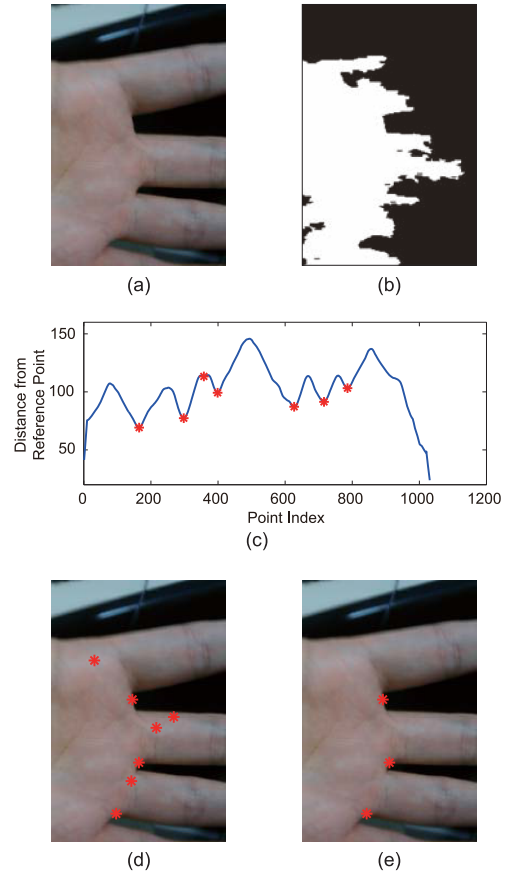


図 6 掌紋領域を抽出するために必要となるキーポイントの検出: (a) 原画像, (b) 2 値化画像, (c) 距離グラフと谷, (d) 原画像上での谷ポイント, (e) 検出されたキーポイント

Fig. 6 Keypoint detection: (a) input image, (b) binarized image, (c) radial distance function and detected minima, (d) detected minima on input image and (e) correct keypoints on input image.

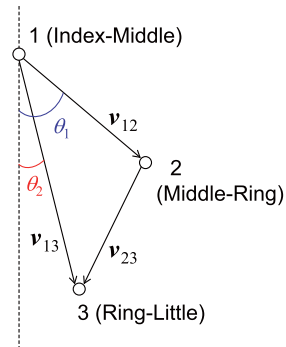


図 7 三つの谷を頂点とする三角形
Fig. 7 Triangle constructed by 3 valley points.

横向きに撮影した場合、 v_{13} はほぼ垂直となる．これより，以下の条件を満たさない三角形は候補から除外する．

$$-5^\circ \leq (\theta_1 - \theta_2) \leq 30^\circ \quad (6)$$

$$|\theta_2| \leq 45^\circ \quad (7)$$

次に，人の手は，一般的に中指と薬指の太さが大きく変わらないため，正しい3点からなる三角形は，二等辺三角形に近いと考えられる．そこで，相対的な辺の長さの比が最小となる，すなわち，次式が最小となる三角形の各頂点を指の間のくぼみとする．

$$\frac{\text{abs}(\|v_{12}\| - \|v_{23}\|)}{\|v_{12}\|} \quad (8)$$

ここで， $\text{abs}(x)$ は， x の絶対値である．以上より，候補の中に正しいキーポイントが含まれていれば，図 6(e) のように検出することができる．

(v) 掌紋領域の抽出

キーポイントが検出できれば，文献 [3] と同じ手順で掌紋領域を抽出することができる．人差指-中指及び薬指-小指のくぼみにあるキーポイント同士を結ぶ線分の垂直二等分線を求め，ある一定の距離にある点を手のひらの重心とする．そして，重心を中心として矩形領域を掌紋領域として定義する (図 3(e))．定義された領域を 160×160 画素に正規化し，グレースケール化することで，照合に用いる掌紋領域画像とする．キーポイントを基準として掌紋領域を決定することにより，掌紋領域画像間の回転，拡大縮小，平行移動をある程度正規化することができる．

3.2 照 合

照合は，前処理で得られた掌紋領域間の照合スコアを計算する処理である．

前処理で得られた掌紋領域は，回転，拡大縮小，平行移動がある程度正規化されているが，非接触で撮影された手のひら画像の場合は，指の開き方やカメラと手のひらの相対的な位置関係によって，掌紋領域全体の位置ずれや局所的な変形が残っている．これまでに提案されている照合アルゴリズムは，手のひらを装置に接触・固定して画像を撮影することを前提としているため，非接触で撮影することによって生じるひずみに対応することができない．例えば，図 8 は，指を閉じて撮影した場合と，開いて撮影した場合の例である．図 8(c) 及び (d) は，登録画像から抽出した掌紋領域上に基準点を格子状に配置し，POC に基づくサブピ

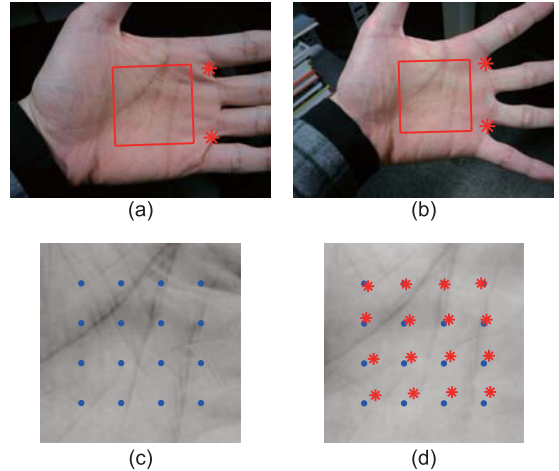


図 8 画像間にひずみが生じている手のひら画像の例：(a) 指を閉じて撮影した画像，(b) 指を開いて撮影した画像，(c) (a) から抽出した掌紋領域画像と基準点，(d) (b) から抽出した掌紋領域画像と対応点 (● が基準点，* が対応点)

Fig. 8 Example of palmprint images having non-linear distortion: (a) and (b) captured images and (c) and (d) extracted palmprint regions, where ● and * indicate reference points and corresponding points, respectively.

クセル対応点探索を用いて，入力画像から抽出した掌紋領域上の対応点を求めた結果である．この結果より，ほぼ正確にキーポイント検出ができていても，抽出した掌紋領域画像間には，回転，拡大縮小，平行移動などの違いが見られる．そこで，提案アルゴリズムでは，(i) アフィン変形による画像全体の幾何補正を行ってから，(ii) 局所的な画像変形を考慮して照合スコアの算出を行う．以下では，各ステップで行われる処理について説明する．

(i) アフィン変形による画像全体の幾何補正

掌紋領域間の対応関係を調べ，アフィン変形によって画像全体の大きな変形を補正する．まず，画像間の対応関係は，2.2 (C) で述べた POC に基づく対応点探索を用いて調べる．登録画像の掌紋領域 $f(n_1, n_2)$ 上に 16 点の基準点を配置し (図 9(a))，入力画像の掌紋領域 $g(n_1, n_2)$ 上での対応点 (図 9(b)) を求める．ここで，対応点探索に用いる局所画像ブロックのサイズを 32×32 画素，画像ピラミッドの階層数を 2，BLPOC 関数のパラメータを $K_1/M_1 = K_2/M_2 = 0.5$ とする．次に，得られた対応点ペアの中で，BLPOC 関数の相関ピークがしきい値以上のペアを用いて画像間のアフィン変形のパラメータを推定する．ここで，相関

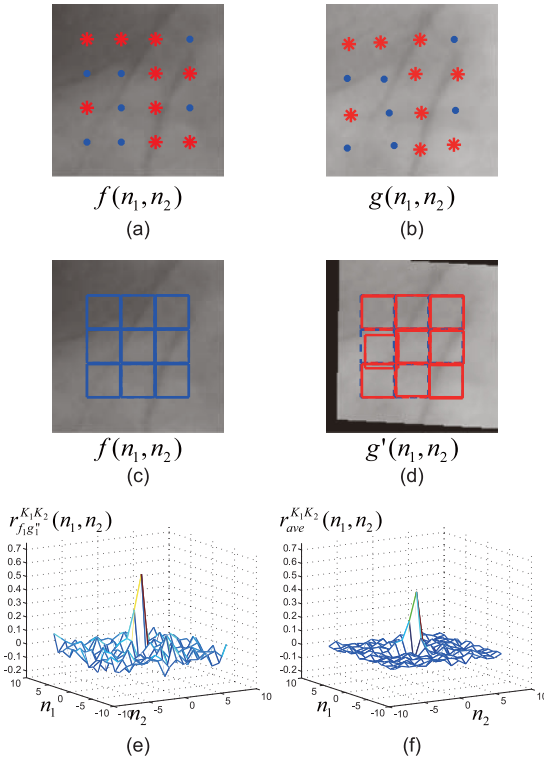


図9 掌紋領域の照合の例：(a) 登録画像の掌紋領域と変形パラメータ推定のための基準点（* は信頼度の高い対応点ペア）、(b) 入力画像の掌紋領域と対応点（* は信頼度の高い対応点ペア）、(c) 登録画像の掌紋領域と照合スコア計算時に切り出す画像ブロック、(d) ひずみ補正後の入力画像の掌紋領域と照合スコア時に切り出す画像ブロック、(e) 一つの局所画像ブロックペアから計算される BLPOC 関数、(f) 平均 BLPOC 関数

Fig. 9 Example of palmprint matching: (a) palmprint region of the registered image and the reference points, (b) palmprint region of the input image and the corresponding points, where * indicates the reliable corresponding point pairs, (c) palmprint region of the registered image and the local image blocks for matching score calculation, (d) palmprint region of the input image and the local image blocks for matching score calculation, (e) BLPOC function calculated from one image block pair and (f) average BLPOC function.

ピークに対するしきい値を 0.4 とする。このしきい値は、実験的に求めているが、0.3 ~ 0.5 であれば、ほぼ同じ結果になることを実験により確認している。求めたアフィン変形を用いて入力画像 $g(n_1, n_2)$ を変形し、大局的な変形を補正する。補正した掌紋領域を $g'(n_1, n_2)$ とする。

一般的に、三次元空間の移動は、二次元画像上で射影変形によって表すことができる。射影変形パラメータを推定するためには、少なくとも 4 点以上の二次元座標が必要となる。必ずしも全ての基準点に対して、正確な対応点が得られるとは限らないため、本論文では、推定に必要な座標の点数が 3 点以上であるアフィン変形で大局的な画像変形を近似する。

(ii) 局所的な画像変形を考慮した照合スコアの算出
画像間の大局的な変形は補正されるが、局所的な変形（ひずみ）は残ったままである。例えば、局所的な変形は、指の広げ方の違いなどによって手のひらがひずむことで生じる。正確に認証するためには、局所的な変形を考慮して照合スコアを算出する必要がある。局所画像ブロックでは、このような局所的な画像変形を平行移動に近似することができる。そこで、提案アルゴリズムでは、局所画像ブロックの平行移動を考慮して照合スコアを計算する。

まず、登録画像及び補正後の入力画像の掌紋領域 $f(n_1, n_2)$ 及び $g'(n_1, n_2)$ の中心にある 96×96 画素の領域を、 32×32 画素の 9 個の局所画像ブロック $f_i(n_1, n_2)$ 及び $g'_i(n_1, n_2)$ ($i = 1, \dots, 9$) に分割する (図 9(c))。次に、各局所画像ブロック間の BLPOC 関数 $r_{f_i g'_i}^{K_1 K_2}(n_1, n_2)$ を計算し、平行移動量を推定する。入力画像の掌紋領域において、推定した平行移動量だけずらした位置から局所画像ブロックを再度切り出し、 $g''_i(n_1, n_2)$ とする。そして、各局所画像ブロック間の BLPOC 関数 $r_{f_i g''_i}^{K_1 K_2}(n_1, n_2)$ を計算する。それぞれの局所画像ブロックペアから計算された BLPOC 関数群を平均し、平均 BLPOC 関数 $r_{ave}^{K_1 K_2}(n_1, n_2)$ を求め (図 9(f))、その最大ピークの値を照合スコアとする。ここで、平行移動量推定及び照合スコア算出に用いる BLPOC 関数のパラメータは、ともに $K_1/M_1 = K_2/M_2 = 0.5$ とする。局所画像ブロック間の平行移動を補正してから BLPOC 関数を計算することで、相関ピークを座標原点にすることができる。更に、複数の BLPOC 関数を平均することにより、Peak-to-Signal Ratio を改善することができ、類似度評価の性能を向上することができる。

4. 実験と考察

提案アルゴリズムとこれまでに提案されているアルゴリズムの性能評価実験について述べる。まず、携帯電話に付属するカメラで撮影した画像を用いて、提案アルゴリズムの前処理の性能を評価する。次に、公開

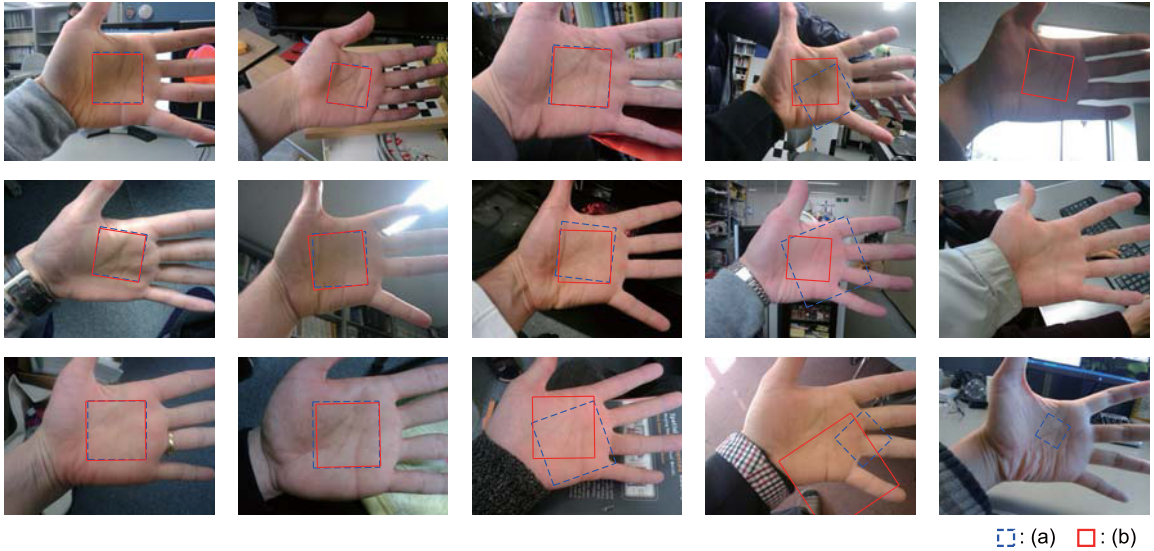


図 10 実験に用いた画像と掌紋領域抽出結果の例：(a) 肌色情報で抽出した結果，(b) 領域成長法を用いて抽出した結果（提案手法）

Fig. 10 Examples of extracted palmprint regions: (a) the preprocessing algorithm with only skin-color thresholding and (b) the preprocessing algorithm with region growing.

されている評価用の掌紋画像データベース及び携帯電話に付属するカメラで撮影した画像からなる掌紋画像データベースを用いて、照合の性能を評価する。

4.1 前処理の性能評価

携帯電話に付属のカメラで撮影した手のひら画像から掌紋領域を抽出する前処理の性能評価実験について述べる。

本論文では、HTC 社製 Android DevPhone2 (CPU : Qualcomm MSM7201A (528 MHz), RAM: 192 MB, OS: Android 1.6r1, Camera: 3.2M resolution with autofocus) を用いて非接触掌紋画像データベース (DevPhone データベース) を作成した。画像は、屋内で撮影した。そのときに、被験者には、左手を横向きに撮影することと、画像の中央部に手のひらが収まるように撮影することのみを伝えた。30人の被験者に対して、数日の間をあけて10回ずつ撮影した。作成したデータベースには、600枚 (= 30人 × 2回 × 10枚) の手のひら画像が格納されている。基本的に自由に撮影したため、撮影された画像には、背景が蛍光灯やディスプレイだったり、肌色に近い物体が背景にあったりする。

提案アルゴリズムの有効性を評価するために、(a) あらかじめ求めた H-S チャネルの肌色マップを用いて手のひらを抽出する手法と (b) 領域成長法を用いた手

表 1 前処理の精度

Table 1 Accuracy of preprocessing.

手法	抽出枚数	成功枚数	安定性
(a)	556 (92.7%)	483 (80.5%)	86.9%
(b)	559 (93.2%)	520 (86.7%)	93.0%

法（提案アルゴリズムの前処理）を比較する。本論文では、前処理の性能評価基準として、

- 抽出枚数：掌紋領域が抽出された画像の枚数
- 成功枚数：正しく掌紋領域が抽出できていると目視で判断した画像の枚数
- 安定性：抽出枚数に対する成功枚数の割合

の三つを用いる。

図 10 に実験に用いた画像と掌紋領域の抽出結果の例を、表 1 に性能評価の結果を示す。図 10 より、DevPhone データベースには、様々な環境で手のひらが撮影されていることが分かる。破線で示した枠が手法 (a) で、実線で示した枠が手法 (b) で掌紋領域を抽出した結果である。表 1 より、手法 (b) の方が抽出成功率及び安定性が高いことから、提案手法の方が正確に掌紋領域を抽出することができていることが分かる。

提案手法における失敗の主な要因として、次の二つが考えられる。一つは、手のひらとほぼ同じ色をした物体が背景に写っていることである。特に、指の間の

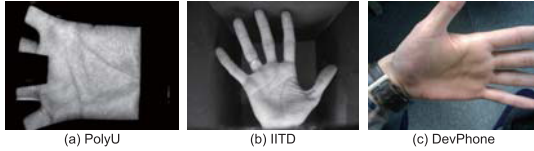


図 11 実験に用いた掌紋画像データベースの画像の例：
(a) PolyU, (b) IITD, (c) DevPhone

Fig. 11 Examples of image in each database used in the experiment: (a) PolyU, (b) IITD and (c) DevPhone.

領域に、肌色に近い色の物体（他人の肌や段ボールなど）があると、指と指がくっついたように 2 値化されてしまい、正確に掌紋領域を抽出することができない。このような画像に対しては、掌紋領域の抽出に色以外の情報を用いる必要があると考えられる。もう一つの要因は、カメラ独自の色補正機能である。本実験で撮影に用いたカメラは、常にホワイトバランスが自動で調整されてしまう。そのため、画像によっては、例えば、図 10 右下の画像のように、手のひら領域が青白くなってしまう。この場合は、領域成長のための初期点が抽出できず、手のひらが写っていないと判断してしまったり、領域成長が途中で止まってしまう。このような画像に対しては、前処理において色を補正したり、領域成長の初期点の探索方法を変更したりすることが必要となる。ただし、これらは、静止画として撮影した場合に問題となることであり、動画として手のひらを撮影し、最適なフレームを使って掌紋領域を抽出することで、対応することが可能である。

4.2 照合の性能評価

一般に公開されている掌紋画像データベース及び DevPhone データベースを用いて、これまでに提案されている掌紋認証アルゴリズムと提案するアルゴリズムの照合性能を評価する。

本実験では、公開されている掌紋画像データベースとして、香港理工大学が公開している接触型掌紋画像データベース PolyU Palmprint Database 2nd-Version (PolyU) [11]、インド工科大学デリー校が公開している非接触型掌紋画像データベース IIT Delhi Palmprint Database (IITD) [12] を用いる。また、DevPhone のうち、正確に掌紋領域が抽出された画像 520 枚からなる掌紋画像データベースを用いる。図 11 にそれぞれのデータベースに格納されている画像の例を、表 2 にそれぞれのデータベースの概要を示す。

以下では、各データベースの特徴について概説する。

表 2 各データベースの概要
Table 2 Summary of each database.

データベース	手のひら数	画像枚数	照合ペア数	
			本人	他人
PolyU	386	7,752	74,068	29,968,808
IITD	470	2,786	7,072	3,872,433
DevPhone	30	520	4,346	130,594

PolyU は、掌紋認証アルゴリズムの性能評価によく用いられているデータベースである。図 11 (a) が PolyU の画像の例であり、指と指の間を固定具に合わせ、手のひらを固定した状態で画像を撮影している。明るさの変化や指の位置の変化により生じたひずみが含まれているが、大局的には、ほぼ動いていない。提案アルゴリズムの前処理を用いて掌紋領域を抽出する。IITD は、非接触掌紋認証アルゴリズムの性能評価に用いられている。図 11 (b) が IITD の画像の例であり、箱の中に手を入れ、背景に何も無い条件のもとで画像を撮影している。手が傾いていたり、指の開き具合が異なったりしているが、背景に何も写っていないため、簡単に手のひらのみを抽出することができる。IITD には、掌紋領域を抽出した後の画像も含まれているため、本実験では、抽出された掌紋領域 (150 × 150 画素) を用いる。IITD を用いることで、変形が大きい場合の画像に対する照合性能を評価することができる。DevPhone は、IITD よりも画像変形が大きく、照明変動も大きい画像が数多く含まれている。

本実験では、これまでに提案されている (A) Fusion Code [13], (B) Competitive Code [14], (C) Ordinal Code [15], (D) BLPOC [16] の四つのアルゴリズムと、(E) 提案アルゴリズムの照合性能を比較する。ここで、(D) BLPOC は、(E) において幾何補正を行わず、画像ブロックの数を 16 としたものに相当する。

本実験では、1 対 1 の認証 (verification) の実験を行い、横軸に他人受入れ率 (False Accept Rate: FAR) を、縦軸に本人拒否率 (False Reject Rate: FRR) をプロットする Receiver Operating Characteristic (ROC) 曲線、及び FRR と FAR が等しくなる EER (Equal Error Rate) を用いて性能を評価する。図 12 に各データベースに対する ROC 曲線を、表 3 に各データベースに対する EER を示す。画像間の変形が小さい接触型の PolyU では、これまでに提案されているアルゴリズム (B)~(D) 及び提案アルゴリズム (E) において、EER が 1% 以下であり、高い認証性能が得られている。一方で、非接触型の IITD 及び DevPhone

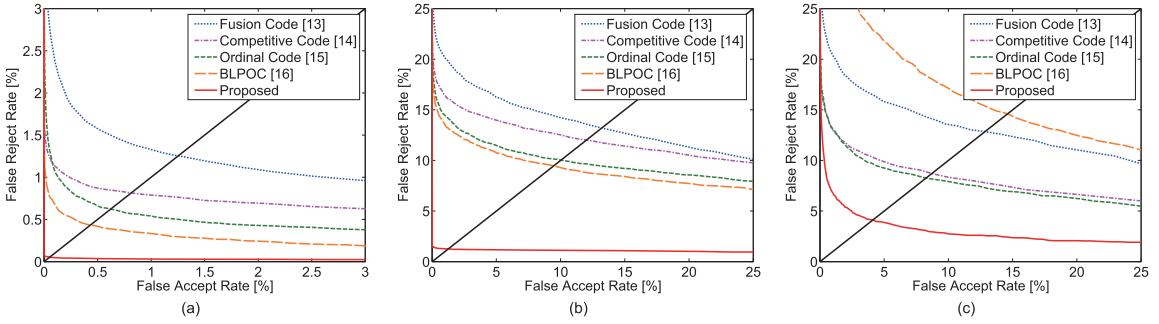


図 12 各データベースに対する ROC 曲線：(a) PolyU, (b) IITD, (c) DevPhone
Fig. 12 ROC curve for each database: (a) PolyU, (b) IITD and (c) DevPhone.

表 3 各データベースに対する EER[%]
Table 3 EERs for each database [%].

アルゴリズム	PolyU	IITD	DevPhone
(A)	1.242	13.028	12.375
(B)	0.805	11.801	8.405
(C)	0.622	9.906	8.169
(D)	0.425	9.435	14.496
(E)	0.051	1.247	4.072

では、画像間の変形が大きいため、画像間の変形を微小な平行移動のみと仮定している (A)~(C) や、局所画像ブロック間の微小な平行移動で近似している (D) は、EER が高い値を示している。これに対して、提案アルゴリズム (E) は、画像間の大きな変形及び局所的な変形の双方を考慮しているため、他のアルゴリズムと比べて EER が極めて小さく、認証性能が高い。以上より、提案アルゴリズムは、非接触で撮影された画像に対しても性能が高いことが分かる。

5. 携帯電話への実装

これまでに述べた提案アルゴリズムを、実際に携帯電話の認証機能として実装し、使い勝手や速度を検証する。

本論文では、HTC 社製 Nexus One (CPU: Qualcomm Snapdragon QSD8250 (1GHz), RAM: 512MB, OS: Android 2.3.4, Camera: 5M resolution with autofocus) に提案アルゴリズムを Android アプリとして実装する。図 13(a) に使用している様子を示す。実装した掌紋認証アプリは、登録アプリと照合アプリに分かれている。まず、登録アプリを起動して、ユーザの掌紋領域を携帯電話のメモリに登録する。次に、照合アプリを起動して、手のひらを撮影し、メモリに登録されている掌紋領域と照合する。照合ス

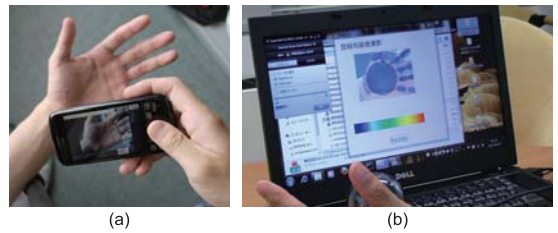


図 13 提案アルゴリズムの実装：(a) 携帯電話（スマートフォン）の Android アプリ、(b) web カメラで撮影した手のひら画像をリアルタイムで認証する PC のソフト

Fig. 13 Software implementation of the proposed algorithm: (a) mobile phone and (b) PC with a web camera.

コアに対してしきい値を設定することができ、セキュリティレベルに応じて FAR を低くしたり、FRR を低くしたりすることができる。計算時間は、前処理が約 0.6 秒、照合処理が約 0.4 秒であった。実装の最適化を行うことで、更に高速化することもできるが、手のひらを撮影してからほぼ待たずに照合される。

また、提案アルゴリズムを PC に実装し、リアルタイムで動作することを確認している。図 13(b) に使用している様子を示す。この場合は、130 万画素程度の web カメラを使って、手のひらを動画像として撮影し、各フレームに対して照合する。携帯電話と異なり、十分な計算リソースがあるので、カメラのフレームレート内で照合することができる。画面に表示されている枠に手のひらを入れた瞬間に照合される。

以上のように、提案アルゴリズムは、携帯電話のような組み込みプロセッサ上でも十分に動作するくらい軽量であり、かつ、従来のアルゴリズムよりも正確に掌紋を認証することができる。

6. む す び

本論文では、携帯電話向け掌紋認証アルゴリズムを提案した。提案アルゴリズムは、非接触で撮影された手のひら画像から正確に掌紋領域を抽出し、画像間に含まれているひずみを考慮して照合することができる。一般に公開されている掌紋画像データベース及び携帯電話に付属するカメラを使って作成した掌紋画像データベースを用いた性能評価実験を通して、これまでに提案されている掌紋認証アルゴリズムよりも提案アルゴリズムが正確に認証できることを実証した。また、携帯電話のユーザ認証アプリとして実装し、一般的な屋内環境下において実用的な時間で正しく認証されることを確認した。今後は、前処理である掌紋領域抽出を更に安定化したり、携帯電話の機種ごとの違い（カメラの色補正や画像のひずみ方など）に対応できるようにアルゴリズムを改善したりする予定である。更に、リモート認証システムのプロトコルに組み込み、様々なサービスの個人認証機能としての有効性を評価する予定である。

謝辞 本論文の性能評価実験では、香港理工大学及びインド工科大学デリー校が公開している掌紋画像データベースを使用している。また、携帯電話及びPCのユーザ認証アプリは、トライポッドワークス（株）の渋谷義博氏、梶原道人氏らの協力の下で開発を行ったものである。

文 献

- [1] D. Zhang, *Palmprint Authentication*, Kluwer Academic Publication, 2004.
- [2] A. Kong, D. Zhang, and M. Kamel, "A survey of palmprint recognition," *Pattern Recognit.*, vol.42, no.7, pp.1408–1418, Jan. 2009.
- [3] D. Zhang, W.K. Kong, J. You, and M. Wong, "Online palmprint identification," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol.25, no.9, pp.1041–1050, Sept. 2003.
- [4] R.C. Gonzalez and R.E. Woods, *Digital Image Processing*, Pearson Education, 1992.
- [5] G.K.O. Michael, T. Connie, and B.J.T. Andrew, "Touch-less palm print biometrics: Novel design and implementation," *Image Vis. Comput.*, vol.26, pp.1551–1560, July 2008.
- [6] E. Yörük, E. Konukoğlu, B. Sankur, and J. Darbon, "Shape-based hand recognition," *IEEE Trans. Image Process.*, vol.15, no.7, pp.1803–1815, July 2006.
- [7] C.D. Kuglin and D.C. Hines, "The phase correlation image alignment method," *Proc. Int'l Conf. Cybernetics and Society*, pp.163–165, 1975.
- [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, Aug. 2003.
- [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] 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," *信学 FR 誌*, vol.1, no.1, pp.30–40, Jan. 2007.
- [11] "PolyU palmprint database," <http://www4.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/>
- [12] "IIT Delhi touchless palmprint database," <http://www4.comp.polyu.edu.hk/~csajaykr/IITD/Database.Palm.htm>
- [13] A. Kong, D. Zhang, and M. Kamel, "Palmprint identification using feature-level fusion," *Pattern Recognit.*, vol.39, no.3, pp.478–487, March 2006.
- [14] A. Kong and D. Zhang, "Competitive coding scheme for palmprint verification," *Proc. Int'l Conf. Pattern Recognition*, vol.1, pp.520–523, Dec. 2004.
- [15] Z. Sun, T. Tan, Y. Wang, and S.Z. Li, "Ordinal palmprint representation for personal identification," *Proc. IEEE Computer Society Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, vol.1, pp.279–284, June 2005.
- [16] S. Iitsuka, K. Ito, and T. Aoki, "A practical palmprint recognition algorithm using phase information," *Proc. Int'l Conf. Pattern Recognition*, no.WeBCT9.18, pp.1–4, Dec. 2008.
- [17] 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.
- [18] 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.

(平成 24 年 3 月 15 日受付, 8 月 4 日再受付)



青山章一郎

2010 東北大・工・情報卒。2012 同大大学院情報科学研究科修士課程了。現在、同大学院博士課程在学中。画像処理に関する研究に従事。



伊藤 康一 (正員)

2000 東北大・工・電子卒。2005 同大大学院情報科学研究科博士課程了。同年同大学院情報科学研究科助手。2007 同助教。2004～2005 日本学術振興会特別研究員。現在に至る。画像処理及びバイオメトリクスに関する研究に従事。IEEE, 情報処理学会各会員。博士 (情報科学)。



青木 孝文 (正員)

1988 東北大・工・電子卒。1992 同大大学院工学研究科博士課程了。同年同大学・工・助手。1994 同大大学院情報科学研究科助手。1996 同助教。2002 同教授。現在に至る。超高速デジタル計算の理論、画像センシング、映像信号処理、バイオメトリクス、VLSI 設計技術、分子コンピューティングに関する研究に従事。英国電気学会フレミング賞及びマウントパッテン賞ほかを受賞。IEEE, 計測自動制御学会, 情報処理学会各会員。博士 (工学)。



太田 陽基 (正員)

2000 東工大・工・情報卒。2002 同大大学院理工学研究科修士課程了。同年 KDDI (株) に入社。現在、(株) KDDI 研究所研究主査。暗号プロトコル、バイオメトリクス、情報セキュリティなどの研究に従事。2006 情報処理学会コンピュータセキュリティ研究会 CSS2006 優秀論文賞、2008 本会学術奨励賞各受賞。情報処理学会会員。