

指関節紋画像の変形にロバストな指関節紋認証アルゴリズム

青山章一郎^{†a)} 伊藤 康一[†] 青木 孝文[†]

A Finger-Knuckle-Print Recognition Algorithm Robust against Deformation of Finger-Knuckle-Print Images

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

あらまし 指関節紋は、指の第2関節の外側のパターンであり、手を閉じた状態（何かを握った状態）でも認証可能なシステムへの応用が期待される。これまでにさまざまな指関節紋認証アルゴリズムが提案されているが、指の曲げ方の変化により生じる非線形なひずみを考慮していない場合がほとんどである。このような変形に対してもロバストに認証を行うために、本論文では、位相限定相関法 (Phase-Only Correlation: POC) に基づく指関節紋認証アルゴリズムを提案する。提案アルゴリズムでは、POC に基づく対応点探索と帯域制限位相限定相関法 (Band-Limited POC: BLPOC) に基づく局所画像ブロックマッチングとを組み合わせることで、指関節紋画像の大域的及び局所的な変形を補正し、照合を行うことが可能である。公開指関節紋画像データベース PolyU FKP Database を用いた性能評価実験を通して、提案アルゴリズムが従来提案されているアルゴリズムと比較して、高い性能を有していることを実証する。

キーワード 指関節認証, バイオメトリクス, 位相限定相関法, 局所画像ブロックマッチング

1. ま え が き

現代社会では、電子商取引や入退室管理などのような場面において信頼性・利便性の高い個人認証技術が求められている。このような技術として、個人の身体的・行動的特徴を用いて認証を行うバイオメトリクス認証がある [1]。バイオメトリクス認証は、パスワードのように記憶する必要がなく、鍵や ID カードのように所持する必要がないことから注目を集めている。認証に用いられる生体特徴には、指紋、顔、虹彩、声紋、筆跡などがある。これらの中で、特に人の手には、指紋 [2]、掌紋 [3]~[5]、掌形 [6]、指関節紋 (Finger-Knuckle-Print: FKP) [7]~[17]、あるいはこれらの組み合わせ [18], [19] など、多くの特徴が存在している。この中で、本論文では、新しい生体特徴である指関節紋に着目する。

指関節紋は、第2指関節の外側のパターンであり、

隆線やテクスチャなどの特徴を有していることから、信頼性の高い個人認証が可能であると考えられている。また、指紋・掌紋とは異なり手の外側の特徴であることから、手を閉じた状態（何かを握った状態）でも簡単に情報が取得できる。例えば、ドアにカメラを設置し、ドアレバーを握ると同時に画像を取得し、認証を行うような認証システムへの応用が可能である。センサに触れたり、意図的にカメラに向ける必要がないため、受容性の高いシステムとして期待される。

表 1 に示すように、これまでに、さまざまな指関節紋認証アルゴリズムが提案されている。指関節を用いた個人認証は、Woodard らにより初めて提案された [7]。Woodard らは、3次元スキャナを用いて指の3次元的な曲率に基づく認証アルゴリズムを提案した。しかし、3次元スキャナのサイズや重さ、コスト、処理時間などの観点から、実用的ではなかった。これに対し、コンパクトかつ信頼性の高い認証システムが構築可能であることから、2次元の指関節紋画像を用いた手法が盛んに研究されている。Ferrer らは、隆線の特徴を抽出し、隠れマルコフモデル (Hidden Markov Model: HMM) やサポートベクターマシン (Support Vector Machine: SVM) で類似度

[†] 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

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

表 1 これまでに提案されている指関節紋認証アルゴリズムの概要
Table 1 Summary of conventional FKP recognition algorithms.

Author	Trait	Feature	Similarity
Woodard et al. [7]	3D knuckle	surface curvature	NCC
Ferrer et al. [8]	FKP	ridge	HMM or SVM
Kumar et al. [11]	FKP	localized Radon transform	distance
Kumar et al. [12]	FKP	texture	PCA, ICA and LDA
Xiong et al. [14]	FKP	local Gabor binary patterns	distance
Morales et al. [15]	FKP	Gabor filter and SIFT	distance
Zhang et al. [9]	FKP	competitive code	distance
Zhang et al. [10]	FKP	BLPOC	correlation
Zhang et al. [13]	FKP	improved competitive code and magnitude code	distance
Zhang et al. [16]	FKP	competitive code and BLPOC	distance
Zhang et al. [17]	FKP	phase congruency and BLPOC	distance
Michael et al. [18]	palmprint and FKP	directional code	distance
Zhu et al. [19]	finger geometry, palmprint and FKP	gradient	correlation

の評価を行うアルゴリズムを提案した[8]。Kumarらは、局所的なラドン変換を用いた KnuckleCode と呼ばれる符号化に基づくアルゴリズムや、主成分分析 (Principal Component Analysis: PCA), 独立成分分析 (Independent Component Analysis: ICA), 線形判別分析 (Linear Discriminant Analysis: LDA) に基づくアルゴリズムを提案した[11], [12]。Xiongらは、Gabor ウェーブレットと顔認証において有効性が確認されている Local Binary Patterns (LBP) を組み合わせた Local Gabor Binary Patterns (LGBP) に基づくアルゴリズムを提案している[14]。Moralesらは、指関節紋画像の強調に Gabor フィルタを用い、類似度の評価に SIFT に基づく画像マッチングを適用する Orientation Enhanced SIFT (OE-SIFT) を提案した[15]。Zhangらは、Gabor フィルタを用いて符号化を行う Competitive Code や帯域制限位相限定相関法 (Band-Limited Phase-Only Correlation: BLPOC) に基づくアルゴリズム, Improved Competitive Code と Magnitude Code の組み合わせに基づくアルゴリズム, Competitive Code と BLPOC の組み合わせに基づくアルゴリズム, Phase Congruency と BLPOC に基づくアルゴリズムなどを提案している[9], [10], [13], [16], [17]。更に, Michaelらは掌紋と指関節紋の組み合わせ, Zhuらは掌紋, 指の形状, 指関節紋の組み合わせに基づくマルチモーダル認証アルゴリズムを提案している[18], [19]。しかし, これらのアルゴリズムでは, 指関節紋画像間の剛体変形しか考慮していないため, 指の動きによって生じる非線形なひずみにより, 性能が低下してしまう問題がある。

この問題に対して, 本論文では, 位相限定相関法

(Phase-Only Correlation: POC) に基づく局所画像ブロックマッチングを用いた指関節紋認証アルゴリズムを提案する。POCは, 画像を2次元離散フーリエ変換することで得られる位相情報を用いた画像マッチング手法である[20], [21]。画像間の類似度評価に特化したPOCであるBLPOC[22]は, さまざまな生体特徴に対してその有効性が確認されている[10], [23], [24]。POCに基づく多くのバイオメトリクス認証アルゴリズムでは, 画像全体から得られる位相情報を用いるため, 非線形なひずみにロバストな認証を行うことが困難である。これに対し, 提案アルゴリズムでは, POCに基づく対応点探索を用いた大域的な位置合わせと, BLPOCに基づく局所画像ブロックマッチングを組み合わせることで, 指関節紋画像に見られる変形に対してもロバストな認証を行うことが可能である。PolyU FKP Database [25]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指関節紋認証アルゴリズムと比較して, 提案アルゴリズムが高い認証性能を有していることを実証する。

2. 位相限定相関法

本節では, 提案アルゴリズムの基本となる画像マッチング手法である位相限定相関法の概要について述べる。まず, 位相限定相関関数 (POC 関数) の定義を述べ, その後, 本論文で提案する指関節紋認証アルゴリズムで必須となる POC の高精度化手法について概説する[20]~[22]。

2.1 位相限定相関関数の定義

$N_1 \times N_2$ 画素の二つの画像を $f(n_1, n_2)$ 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 は正の整数であり、 $N_1 = 2M_1 + 1$ 及び $N_2 = 2M_2 + 1$ である。

画像 $f(n_1, n_2)$ 及び $g(n_1, n_2)$ の 2 次元離散フーリエ変換 (2D DFT) をそれぞれ $F(k_1, k_2)$ 及び $G(k_1, k_2)$ とする。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。

$$R_{FG}(k_1, k_2) = \frac{F(k_1, k_2)\overline{G(k_1, k_2)}}{|F(k_1, k_2)\overline{G(k_1, k_2)}|} \quad (1)$$

ここで、 $\overline{G(k_1, k_2)}$ は $G(k_1, k_2)$ の複素共役である。

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 (2D IDFT) として次のように定義される。

$$r_{fg}(n_1, n_2) = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{k_1, k_2} R_{FG}(k_1, k_2) W_{N_1}^{-k_1 n_1} W_{N_2}^{-k_2 n_2} \quad (2)$$

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。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 [21] 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、提案アルゴリズムで必須となる (i) サブピクセルレベルの平行移動量推定、(ii) サブピクセル対応点探索、(iii) 帯域制限位相限定相関法による類似度評価の三つの手法について概説する。

(i) 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、(1) 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、(2) 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、(3) 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 [20]。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。

(ii) サブピクセル対応点探索

(i) 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、二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 [26], [27]。精度評価実験により、 32×32 画素の画像ブロックを用いたときに、0.05 画素の精度で画像間の対応付けを行う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 [26], [27] を参考にされたい。

(iii) 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、BLPOC 関数が提案されている [22]。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。

$$r_{fg}^{K_1 K_2}(n_1, n_2) = \frac{1}{L_1 L_2} \sum_{l_1, l_2} R_{FG}(l_1, l_2) W_{L_1}^{-l_1 n_1} W_{L_2}^{-l_2 n_2} \quad (3)$$

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。

3. 位相限定相関法に基づく指関節紋認証アルゴリズム

本節では、位相限定相関法に基づく指関節紋認証アルゴリズムについて述べる。具体的には、(A) 帯域制限位相限定相関法 (BLPOC) に基づくアルゴリズム [10]、(B) 対応点探索に基づくアルゴリズム [28]、(C) 本論文で提案する指関節紋認証アルゴリズムの詳細について述べる。なお、アルゴリズム (A) 及び (B) は、現在までに提案されている POC を用いた指関節紋認証アルゴリズムである。

3.1 帯域制限位相限定相関法を用いた指関節紋認証アルゴリズム [10]

文献 [10] では、BLPOC を用いて、指関節紋画像全体の位置合わせと類似度の評価を行うアルゴリズムを提案している。

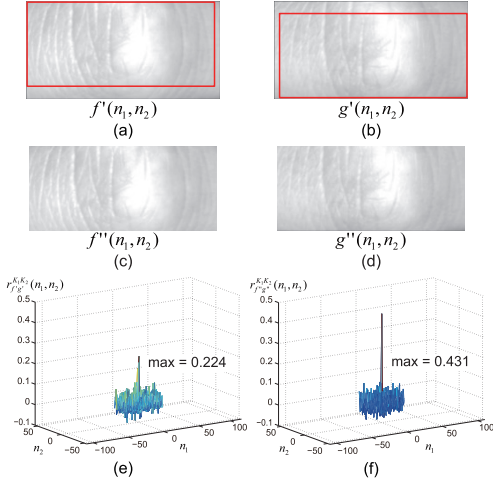


図 1 BLPOC を用いた指関節紋認証の例：(a) 登録画像，(b) 入力画像 ((a), (b) において枠で囲われた領域が共通領域である)，(c) 登録画像の共通領域，(d) 入力画像の共通領域，(e) (a) と (b) から計算された BLPOC 関数，(f) (c) と (d) から計算された BLPOC 関数

Fig. 1 Example of FKP recognition using BLPOC: (a) registered image, (b) input image, where boxes on (a) and (b) indicate common regions of each image, (c) common region of the registered image, (d) common region of the input image, (e) BLPOC function between FKP images (a) and (b), and (f) BLPOC function between common regions (c) and (d).

まず、登録画像と入力画像の間の BLPOC 関数を計算し、画像間の平行移動量を推定する。そして、推定された平行移動量から、登録画像と入力画像の共通領域を求める。例えば、図 1 (a), (b) が登録画像及び入力画像の原画像で、図 1 (c), (d) がその共通領域である。もし、原画像と共通領域の面積の比がしきい値 th_{area} 以上であれば共通領域から、 th_{area} 未満であれば原画像から再度 BLPOC 関数を計算し、そのピーク値を照合スコアとする。図 1 (e), (f) に示すように、共通領域のみから BLPOC 関数を計算することで、相関ピークにエネルギーを集中することが可能である。

このアルゴリズムでは、指関節紋画像間の変形を平行移動で表される大域的な変形としている。そのため、指の動きにより生じる平行移動以外の大域的な変形あるいは局所的な変形により、認証性能が低下してしまう問題がある。

3.2 対応点探索を用いた指関節紋認証アルゴリズム [28]

文献 [28] では、POC に基づく対応点探索を用いて、

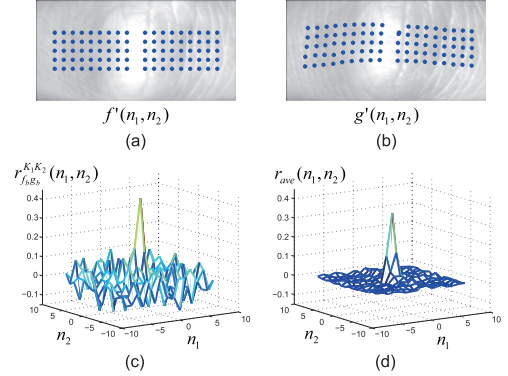


図 2 対応点探索を用いた指関節紋認証の例：(a) 登録画像と基準点，(b) 入力画像と対応点，(c) 1 対応ペアの近傍画像ブロックから計算された BLPOC 関数，(d) 平均 BLPOC 関数

Fig. 2 Example of FKP recognition using phase-based correspondence matching: (a) reference points on the registered image, (b) corresponding points on the input image, (c) BLPOC function between a local image block pair, and (d) average BLPOC function.

画像間の局所的な位置合わせを行い、バイオメトリクス認証の性能を向上させるアルゴリズムを提案し、掌紋認証において有効性を確認している。

まず、図 2 (a) に示すように登録画像上に 90 個の基準点を配置し、2.2 で述べた対応点探索を用いることで、入力画像上の対応点を求める (図 2 (b))。ここで、基準点は、指関節の左半分と右半分のそれぞれに 45 点ずつ配置する。左半分については、左上の点の座標を (21, 36) とし、右半分については、左上の点の座標を (121, 36) とする。また、基準点は、10 画素間隔で配置する。次に、各対応点ペアを中心として $W \times W$ 画素の画像ブロックを切り出し、BLPOC 関数を計算する (図 2 (c))。最後に、全ての BLPOC 関数を平均し、そのピーク値を照合スコアとする (図 2 (d))。図 2 (c), (d) からわかるように、BLPOC 関数を平均することで、ピーク対ノイズ比 (Peak-to-Noise Ratio: PNR) を向上させることが可能である。

このアルゴリズムは、指関節紋画像の非線形なひずみに対してもロバストな認証が可能である。しかし、関節付近のテクスチャパターンの少ない領域や、指の動きが大きき場合には、対応点探索の精度が低下してしまい、それぞれの対応ペアから得られる BLPOC のピークが低減してしまう問題がある。

3.3 提案アルゴリズム

指関節紋画像の変形を、3.1 では画像全体の平行移

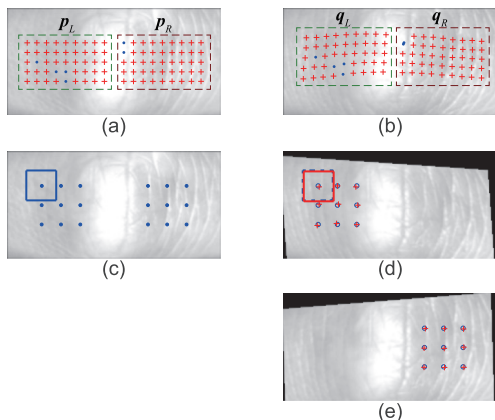


図 3 提案アルゴリズムによる指関節紋認証の例：(a) 登録画像と幾何補正用に配置した基準点，(b) 入力画像と対応点 ((a), (b) において “+” で示された点が，相関ピークがしきい値 th_{peak} 以上の対応ペアである)，(c) 照合スコア算出時に登録画像から切り出す画像ブロックの中心と切り出した画像ブロックの例，(d) A_L を用いて幾何補正を行った入力画像と照合スコア算出時に切り出す画像ブロックの中心座標，(e) A_R を用いて幾何補正を行った入力画像と照合スコア算出時に切り出す画像ブロックの中心座標 ((d), (e) において “o” 及び “+” で示された点が，それぞれ局所的な位置合わせ前及び後の画像ブロックの中心座標を示す)

Fig. 3 Example of the proposed algorithm: (a) reference points on the registered image for global registration, (b) corresponding points on input image, where “+” in (a) and (b) indicates the reliable corresponding pairs whose similarities are above threshold th_{peak} , (c) reference points on the registered image for local registration and an example of a local image block, (d) the centers of local image blocks on the left half of the input image after global registration with A_L , and (e) the centers of local image blocks on the right half of the input image after global registration with A_R , where “o” and “+” in (d) and (e) indicate the centers of each local image block before and after registration, respectively.

動で，**3.2** では局所的な平行移動としている。しかし，撮影デバイスと指の位置関係や指の曲げ方などにより指関節紋画像に生じる画像変形は，必ずしも平行移動のみで近似できるとは限らない。そこで，本論文で提案する指関節紋認証アルゴリズムでは，大域的な幾何補正と局所画像ブロックマッチングを組み合わせることで，指関節紋画像の変形に対してロバストな認証を行う。

まず，登録画像上に 90 個の基準点を配置し，入力画像上の対応点を探索する (図 3(a), (b))。ここで，

基準点は，**3.2** と同様に配置する。得られた対応関係からわかるように，大域的な変形は，指関節の左側と右側で大きく異なる。そこで，本論文では，得られた対応ペアの中で POC 関数のピークがしきい値 th_{peak} 以上のものだけを用いて，指関節紋画像の左半分と右半分のそれぞれに対してアフィン変換のパラメータを推定し，登録画像と入力画像の間の幾何補正を行う。登録画像の左半分に配置された基準点とその対応点をそれぞれ p_L 及び q_L とし，右半分に配置された基準点とその対応点をそれぞれ p_R 及び q_R とする。左半分及び右半分の変換行列を A_L 及び A_R としたとき，それぞれの対応ペアの関係は，次式で与えられる。

$$\bar{p}_L = A_L \bar{q}_L, \quad (4)$$

$$\bar{p}_R = A_R \bar{q}_R \quad (5)$$

ここで， \bar{z} は， z の同次座標系を表しており，また，

$$A_L = \begin{bmatrix} a_{11}^L & a_{12}^L & a_{13}^L \\ a_{21}^L & a_{22}^L & a_{23}^L \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (6)$$

$$A_R = \begin{bmatrix} a_{11}^R & a_{12}^R & a_{13}^R \\ a_{21}^R & a_{22}^R & a_{23}^R \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

である。式 (4), (5) を最小 2 乗法で解くことにより，変換パラメータ A_L 及び A_R を推定する。図 3(d), (e) が，それぞれの変換パラメータを用いて幾何補正を行った入力画像である。

次に，非線形なひずみを考慮して照合スコアを算出する。ここでは，非線形なひずみを局所的な平行移動で近似できると仮定し，BLPOC に基づく局所ブロックマッチングを行う。まず，図 3(c) に示すように，登録画像から 18 個の画像ブロックを切り出す。この中で，左半分から切り出した 9 個の画像ブロックは図 3(d) との，右半分から切り出した 9 個の画像ブロックは図 3(e) との照合に用いる。次に，図 3(d) の登録画像と同じ位置から 9 個の画像ブロックを切り出し，登録画像から切り出した各画像ブロックとの間の BLPOC 関数を計算し，平行移動量を推定する。そして，推定した平行移動量を考慮して図 3(d) から画像ブロックを再度切り出し，登録画像の画像ブロックとの間の BLPOC 関数を計算する。図 3(e) についても同様に，各画像ブロックペアから BLPOC 関数を計算する。最後に，得られた 18 個の BLPOC 関数を平均

し、そのピーク値を照合スコアとする。BLPOC 関数を平均することで、**3.2** の手法と同様に、PNR を向上させることが可能である。

4. 実験と考察

本論文で提案する指関節紋認証アルゴリズムの性能評価実験について述べる。本論文では、公開指関節紋画像データベースである PolyU FKP Database [25] を用いる。PolyU FKP Database には、165 人の左右の人差指と中指からそれぞれ 6 枚ずつ 2 回撮影された原画像 (384×288 画素) と、文献 [13] で提案されたアルゴリズムにより抽出された関心領域 (Region Of Interest: ROI) 画像 (220×110 画素) がそれぞれ 7,920 枚ずつ格納されている。図 4 に PolyU FKP Database に格納されている ROI 画像の例を示す。この図に示すように、本データベースには、照明条件の異なっていたり、非線形なひずみが生じていたりする指関節紋画像が格納されている。本実験では、それぞれの指を異なる人物のものとし ($165 \times 4 = 660$ 人)、各指について 1 回目に撮影された 6 枚を登録画像、2 回目に撮影された 6 枚を入力画像とすることで、本人同士が 23,760 ペア、他人同士が 15,657,840 ペアの照合を行う。以下では、まず、(A) **3.1** で述べた BLPOC を用いたアルゴリズム [10]、(B) **3.2** で述べた対応点探索を用いたアルゴリズム [28]、(C) **3.3** で述べた提案アルゴリズムのパラメータの最適化について述べる。次に、これまでに提案されている指関節紋認証アルゴリズムとアルゴリズム (A) ~ (C) の認証性能を比較する。また、画像変形に対するアルゴリズム (A) ~ (C) のロバスト性を評価する。最後に、提案アルゴリズムの計算時間について考察する。

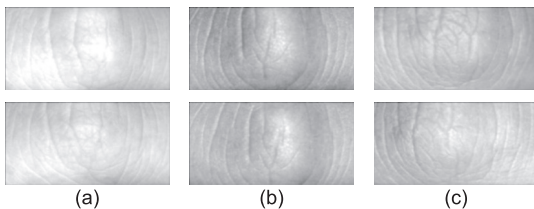


図 4 PolyU FKP Database に格納されている画像の例: (a) 照明条件が異なる例, (b), (c) 非線形なひずみが生じている例

Fig. 4 Examples of FKP ROI images in the PolyU FKP Database: FKP image pairs with different lighting condition (a) and nonlinear deformation (b) and (c).

4.1 パラメータの最適化

アルゴリズム (A) ~ (C) で設定する必要があるパラメータの最適化について述べる。

まず、アルゴリズム (A) では、BLPOC の有効帯域幅と平行移動を補正する前と補正した後の面積比に対するしきい値を決定する必要がある。本論文では、文献 [16] より $K_1/M_1 = 0.25, K_2/M_2 = 0.2$ とした。この値は、Zhang らによって、PolyU FKP Database に最適化された値である。また、本手法では、ROI 画像間で極端に大きい位置ずれが存在することを仮定していない。そのため、面積比に対するしきい値を $th_{area} = 0.5$ とした。

次に、アルゴリズム (B) では、対応点探索のパラメータと照合スコア算出における BLPOC 関数のパラメータを決める必要がある。対応点探索における画像ピラミッドの階層数は、ROI 画像の大きさ (220×110 画素) より、3 とした。対応点探索における画像ブロックのサイズ W_c は、実験的に 32 あるいは 48 画素が適切であることを確認している。 $W_c = 32, 48$ の場合について全ての本人ペア (23,760 ペア) の照合スコアを算出し、低い方から 100 番目の照合スコアが高くなる方の W_c を用いる。本論文では、 $W_c = 48$ とする。なお、本論文で 100 番目の照合スコアを基準としたのは、照合スコアの低い方から順番に比較すると、100 番目で大きな差が現れはじめたからである。BLPOC 関数の計算には、文献 [28] と同じパラメータである $W = 32, K_1/M_1 = K_2/M_2 = 0.5$ を用いた。

最後に、アルゴリズム (C) では、対応点探索のパラメータ、相関ピークに対するしきい値、照合スコア算出における BLPOC 関数のパラメータを決める必要がある。対応点探索における画像ピラミッドの階層数は、ROI 画像の大きさより、3 とした。対応点探索における画像ブロックのサイズ W_c 及び相関ピークに対するしきい値 th_{peak} は、 $W_c = 32, 48$ のそれぞれの場合について、 $th_{peak} = 0.20, 0.21, 0.22, \dots, 0.50$ (0.01 刻み) としたときの全ての本人ペアの照合スコアを算出し、低い方から 100 番目の照合スコアが最も高くなる組み合わせを用いる。アルゴリズム (C) でも、アルゴリズム (B) と同様に、照合スコアが低い方から 100 番目から性能に大きな差が現れはじめる。本論文では、 $W_c = 48, th_{peak} = 0.29$ とする。BLPOC 関数の計算には、アルゴリズム (B) と同様、 $W = 32, K_1/M_1 = K_2/M_2 = 0.5$ を用いた。

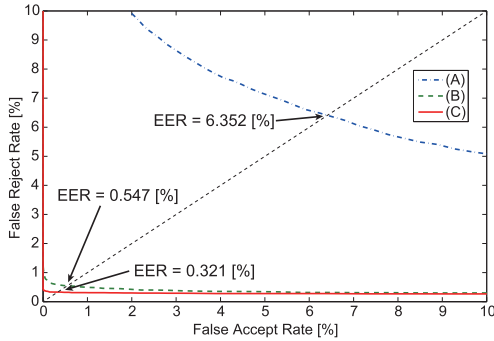


図5 アルゴリズム (A), (B), (C) の ROC 曲線

Fig. 5 ROC curves and EERs of the algorithms (A), (B) and (C).

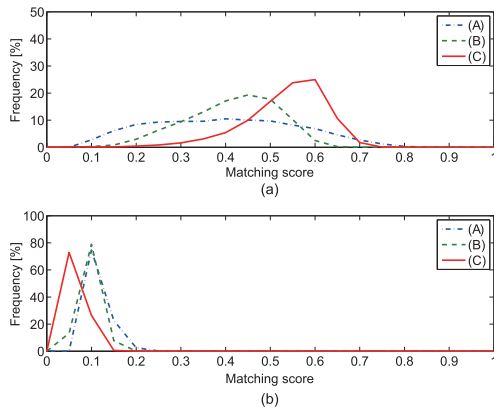
図6 アルゴリズム (A), (B), (C) の照合スコアの分布：
(a) 本人ペア, (b) 他人ペア

Fig. 6 Matching score distribution for algorithms (A), (B) and (C): (a) distribution of genuine pairs and (b) distribution of imposter pairs.

4.2 認証性能の比較

本論文では、Receiver Operating Characteristic (ROC) 曲線を用いて、1対1認証 (Verification) における認証アルゴリズムの性能を評価する。図5にアルゴリズム (A) ~ (C) の ROC 曲線と、他人受入率 (False Accept Rate: FAR) と本人拒否率 (False Reject Rate: FRR) が等しくなるときの誤り率である Equal Error Rate (EER) を示す。また、図6は、各アルゴリズムの、本人ペア及び他人ペアにおける照合スコアの分布を示す。画像間の変形を大域的な平行移動のみと仮定しているアルゴリズム (A) と比較して、局所画像ブロックマッチングを用いるアルゴリズム (B) 及び (C) では、EER が非常に低い。アルゴリズム (B) と (C) を比較すると、アルゴリズム (C) の

表2 各アルゴリズムにおける EER 及び d'
Table 2 EERs and d' of the FKP recognition algorithms.

Algorithm	EER [%]	d'
OE-SIFT [15]	0.850	—
CompCode [16]	1.658	4.2989
ImCompCode & MagCode [16]	1.475	4.3224
BLPOC [16]	1.676	2.4745
LGIC [16]	0.402	4.5356
LGIC ₂ [17]	0.358	4.7001
(A) BLPOC	6.352	2.4529
(B) Correspondence matching	0.547	4.3905
(C) Proposed	0.321	6.9424

方が、本人ペアの照合スコアが高く、他人ペアの照合スコアが低い。このことから、画像の大域的及び局所的な変形を考慮して認証を行うアルゴリズム (C) の方が、指関節紋認証に適している。

表2に、現在までに報告されている指関節紋認証アルゴリズム OE-SIFT [15], CompCode [9], ImCompCode & MagCode [13], BLPOC [10], Local Global Information Combination (LGIC) [16], LGIC₂ [17] と、本論文で述べたアルゴリズム (A) ~ (C) の EER 及び d' の値を示す。 d' は、本人ペアに対する照合スコアの分布と他人ペアに対する照合スコアの分布がどれだけ分離されているかを表す指標であり、次式で定義されている。

$$d' = \frac{\sqrt{2} |\mu_{\text{genuine}} - \mu_{\text{imposter}}|}{\sqrt{\sigma_{\text{genuine}}^2 + \sigma_{\text{imposter}}^2}} \quad (8)$$

ここで、 μ_{genuine} 及び μ_{imposter} は、それぞれ本人ペア及び他人ペアの照合スコアの平均値であり、 σ_{genuine} 及び σ_{imposter} は、本人ペア及び他人ペアの照合スコアの標準偏差である。現在までに提案されているアルゴリズムの EER と d' は、それぞれ表2の中で引用している文献において、同様の実験を行ったときの結果である。ここで、文献[16]とアルゴリズム (A) の EER が大きく異なっているが、これは、実装の違いによって生じた差である。文献[16]では C# を用いて実装しているのに対して、本論文では、MATLAB を用いて実装している。アルゴリズムは同じであるが、使用しているライブラリの違いによって、算出される照合スコアに差が生じたと考えられる。また、文献[16]の中で、面積比に対するしきい値などのパラメータが具体的に与えられていないため、完全に同じ処理を実装することができない。一方で、 d' がほぼ等しいので、両者の照合スコアの分布には、大きな差がないことがわかる。

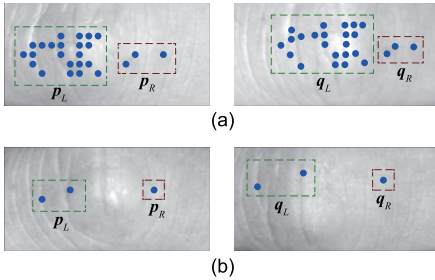


図7 提案アルゴリズムで誤照合となる例（●は、相関ピークがしきい値以上となる点を示す）：(a) 右半分の対応点ペアが少ないために誤った補正を行う例、(b) 対応点ペアの数が少ないため変換パラメータが推定できない例

Fig. 7 Example of miss matching in the proposed algorithm (● on the image indicates the reliable corresponding point): (a) the case of wrong A_R estimation due to few corresponding point pairs and (b) the case that parameters cannot be estimated due to insufficient corresponding point pairs.

表2より、提案アルゴリズムは、現在までに報告されているアルゴリズムの中で最も性能が高いLGIC₂よりもEERが約0.04%低い。これは、FAR（他人ペアの照合）であれば、提案アルゴリズムを用いることで、LGIC₂で誤って本人ペアと判定してしまう約5,800の他人ペアを正しく他人ペアとして判定できることを示す。また、提案アルゴリズムとその他のアルゴリズムの間には、 d' に2以上の差がある。これは、提案アルゴリズムの方が本人ペアと他人ペアを区別しやすいことを示す。以上より、提案アルゴリズムは、現在までに提案されているアルゴリズムと比較して、高い認証性能を有している。

図7に、提案手法（アルゴリズム(C)）における本人ペアの誤照合の例を示す。図7(a)は、指関節の右領域において対応点ペア p_R, q_R の組が3組しかなく、更に3点の位置関係が直線に近い場合、変換パラメータを正確に推定することができない。一方、図7(b)は、対応ペア p_L, q_L 及び p_R, q_R の組がそれぞれ3組未満なため、そもそも変換パラメータを推定することができない。いずれの場合も、画像間の変形が大きいため、信頼性の高い対応ペアが得られないことが誤照合となった原因である。そのため、提案アルゴリズムの性能を向上させるために、対応点探索の性能を向上させることが今後の課題である。

4.3 画像変形に対するロバスト性の評価

PolyU FKP Databaseでは、指を固定して画像を

取得しているため、指の置き方の違いによって生じる画像間の変形が比較的小さい。今後、指関節紋を応用した認証システムを構築する場合は、利便性を向上させるために、指の置き方が大きく変わる状況で画像が取得されることを考慮する必要がある。取得した画像から抽出したROI画像には、PolyU FKP Databaseに格納されているROI画像よりも大きな画像変形が加わることが予想される。そのため、指の置き方の違いによって生じる大きな画像変形に認証アルゴリズムが対応しているかが実用化に向けた課題の一つとして挙げられる。そこで、大きな画像変形に対する認証アルゴリズムのロバスト性を評価するために、回転角度や拡大縮小率の変動を加えたROI画像データベースを作成し、そのデータベースを用いて認証性能を評価する。

データベースの具体的な作成手順は、以下のとおりである。まず、新しく作成するROI画像の中心を決定する。本論文では、PolyU FKP Databaseに格納されているROI画像と可能な限り同じ座標を中心とするために、原画像とROI画像に対してSum of Absolute Differences (SAD)を計算し、画像間の相違度が最小となる点を画像中心とした。以降の処理で基準とするROIは、この点を中心とした 220×110 画素の領域である。図8(a)に、原画像と検出した画像中心を、図8(b)にPolyU FKP Databaseに格納されているROI画像の例を示す。画像に回転を加える場合は、図8(c)に示すように、ROIを ϕ [deg]だけ回転させる。ただし、 ϕ は、 $-\phi_{\max} \leq \phi \leq \phi_{\max}$ を満たし、かつ、この範囲で各画像に対してランダムに変化させる。画像に拡大縮小を加える場合は、図8(e)に示すように、ROIの大きさを $1 + \kappa$ 倍にする。ただし、 κ も ϕ と同様 $-\kappa_{\max} \leq \kappa \leq \kappa_{\max}$ を満たし、かつ、この範囲で各画像に対してランダムに変化させる。最後に、変形させた画像を 220×110 画素に正規化する。

表3に、 ϕ_{\max} または κ_{\max} を変動させたときのアルゴリズム(A)～(C)のEERを示す。全てのアルゴリズムにおいて、画像変形の度合いが大きくなるほどEERが高くなっている。特に、アルゴリズム(A)は、その傾向が顕著に見られる。一方、アルゴリズム(B)と(C)を比較すると、画像変形を大きくしていった場合に、アルゴリズム(C)の方がEERの増加が緩やかである。アルゴリズム(C)は、アルゴリズム(B)で考慮していないアフィン変換で表される画像変形を補正してから照合を行っているためである。また、いずれ

表 3 画像変形を加えた ROI 画像を用いたときの各アルゴリズムの EER [%]
Table 3 EERs [%] of each algorithm for the deformed ROI image databases.

Algorithm	w/o deformation	ϕ_{\max}			κ_{\max}	
		1	3	5	0.05	0.10
(A) BLPOC	5.824	6.298	9.166	15.563	8.391	15.868
(B) Correspondence matching	0.507	0.586	0.882	2.016	0.646	1.505
(C) Proposed	0.277	0.357	0.435	0.911	0.393	1.001

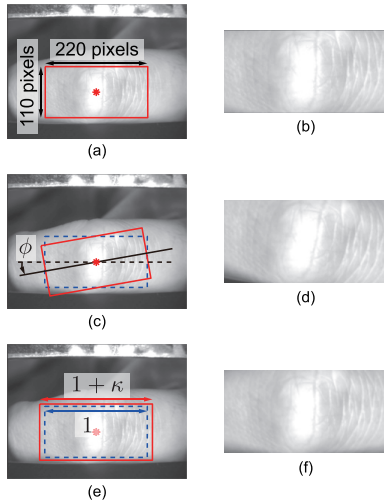


図 8 画像変形を加えた指関節紋画像データベースの例:(a) PolyU FKP Database に格納されている原画像 (* が ROI の中心を表す), (b) PolyU FKP Database に格納されている ROI 画像, (c) 原画像と回転させた ROI, (d) (c) から切り出された ROI 画像, (e) 原画像と拡大縮小させた ROI ((c), (e) において, 破線で示した領域が変動がない場合の ROI, 実線で示した領域が変動を加えたときの ROI である.), (f) (e) から切り出された ROI 画像

Fig. 8 Example of deformed ROI image databases: (a) original image, where * indicates the center point of ROI, (b) ROI image of (a) included in the PolyU FKP Database, (c) rotated ROI on original image, (d) ROI image extracted from (c), (e) expanded (reduced) ROI on original image, and (f) ROI image extracted from (e).

の場合でも, アルゴリズム (C) は, EER が約 1% である. 以上より, アルゴリズム (C) は, アルゴリズム (A) 及び (B) と比較して, 画像変形に対してロバストであり, 実用的な認証アルゴリズムである.

4.4 計算時間の評価

ここでは, 提案アルゴリズムの計算時間について考察する.

まず, 3. で説明した三つのアルゴリズム (アルゴリズム (A) ~ (C)) の計算時間を評価する. 本論文では, それぞれのアルゴリズムを MATLAB 7.14.0 で実装し,

表 4 アルゴリズム (A), (B), (C) の計算時間

Table 4 Computation time of the FKP recognition algorithms (A), (B) and (C).

Algorithm	Time [msec.]	
	w/o MEX	w/ MEX
(A) BLPOC	8.3	—
(B) Correspondence matching	303.6	72.2
(C) Proposed	311.5	73.8

Intel Core2 Extreme X9650 (3.00GHz) を搭載したコンピュータを用いて, シングルスレッドで 1 ペアの認証を行ったときの計算時間を計測する. アルゴリズム (B) 及び (C) は, POC に基づく対応点探索において, 小さい画像ブロックに対するマッチングを繰り返し行っているため, MATLAB 実装に向いていない. そこで, 対応点探索を C 言語で実装し, MATLAB で呼び出せる MEX ファイルにした場合も計算時間を計測する. なお, アルゴリズム (A) は, BLPOC 関数を 2 回計算するだけであり, C 言語で実装したとしても, 計算時間が変わらないことを実験的に確認している. 表 4 に計測された計算時間を示す. アルゴリズム (A) は, アルゴリズム (B) 及び (C) と比較して処理が高速である. 一方で, アルゴリズム (B) 及び (C) は, MATLAB のみ実装した場合に計算時間が約 0.3 秒である. 対応点探索の部分のみを C 言語で実装することで, 計算時間を 1/4 以下に短縮することが可能である. 更に, 対応点探索の GPU 実装 [29] が提案されており, これを利用することで計算時間を大幅に削減することが可能である.

次に, POC に基づく対応点探索のパラメータを変化させたときの計算時間及び認証性能を評価する. POC に基づく対応点探索を用いているアルゴリズム (B) 及び (C) は, 対応点探索のパラメータが計算時間と性能に影響する可能性がある. 基準点の数を減らしたり, ピクセル精度で平行移動量を推定することで, 計算時間が短くなる一方で, 性能が下がる可能性がある. そこで, (α) 基準点数及び (β) マッチング精度を変化させたときの計算時間及び EER を評価することで, これらの影響を調べる. (α) は, 10 画素間隔で配置され

表 5 対応点探索のパラメータを変化させたときの計算時間 [msec.] と EER [%]

Table 5 Computation time [msec.] and EERs [%] when changing the parameters of POC-based correspondence matching.

Parameter		Algorithm (B)		Algorithm (C)	
# of ref. points	Accuracy	Time	EER	Time	EER
90	sub-pixel	303.6	0.547	311.5	0.321
30	sub-pixel	121.4	0.631	140.0	0.434
90	pixel	154.1	0.478	152.6	0.353
30	pixel	69.8	0.563	83.3	0.486

た 90 点で対応点探索を行った場合と、図 2 (a) 及び図 3 (a) における基準点の間隔を 10 画素から 20 画素にし、30 点の基準点に対する対応点探索を行った場合の 2 通りについて評価する。(β) は、画像ピラミッドの最下層における平行移動量推定をサブピクセル精度で行った場合とピクセル精度で行った場合の 2 通りについて評価する。また、(α) 及び (β) の組み合わせについても評価する。

表 5 は、対応点探索のパラメータを変化させたときの計算時間及び EER である。ここで、本実験では、MATLAB で実装して評価していることに注意されたい。対応点探索における画像ピラミッドの階層数、画像ブロックのサイズ W_c などは、4.1 と同様の手順により求める。基準点数を減らすと、アルゴリズム (B) と (C) の認証性能がともに低下する。得られる対応ペアの数が少なくなり、誤対応ペアの影響が大きくなりやすいことや、図 7 のような誤照合が起こりやすくなるのが原因として考えられる。一方で、マッチング精度は、基準点の数ほど影響がないことがわかる。アルゴリズム (B) は、サブピクセル精度の平行移動量推定を用いた方が EER が高い。これは、サブピクセル精度の平行移動量推定の誤差が大きい場合に、切り出す画像ブロックの位置がずれてしまい、平均 BLPOC 関数のピーク値が低減してしまうことが原因として考えられる。アルゴリズム (C) では、ピクセル精度の平行移動量推定を用いた方が EER が高い。一般的に、ピクセル精度で算出した POC 関数のピーク値は、サブピクセル精度で算出した POC 関数のピーク値よりも低くなる。そのため、正しい対応点ペアと誤った対応点ペアのピーク値の区別が困難になったと考えられる。計算時間は、基準点を減らし、ピクセル精度で推定することで、大幅に短縮することが可能である。以上より、計算時間を短縮させつつ、認証精度を下げないようなバイオメトリクス専用の対応点探索を検討することが今後の課題である。

5. む す び

本論文では、帯域制限位相限定相関法を基本とし、指関節紋の大域的及び局所的な変形を考慮して照合スコアを算出する指関節紋認証アルゴリズムを提案した。PolyU FKP Database を用いた性能評価実験により、提案アルゴリズムが、現在までに提案されている指関節紋認証アルゴリズムと比較して、高い性能を有していることを示した。また、指関節紋画像間の変形が大きくなって、提案アルゴリズムが、ロバストな認証を行えることを示した。今後は、アルゴリズムの高性能化を図るとともに、ドアレバーに付属するような実践的な指関節紋認証システムの開発などを検討している。

謝辞 本論文の性能評価実験では、香港理工大學が公開している指関節紋画像データベースを使用している。

文 献

- [1] A.K. Jain, P. Flynn, and A.A. Ross, Handbook of Biometrics, Springer, 2008.
- [2] D. Maltoni, D. Maio, A.K. Jain, and S. Prabhakar, Handbook of Fingerprint Recognition, Springer, 2003.
- [3] D. Zhang, Palmprint Authentication, Kluwer Academic Publication, 2004.
- [4] A. Kong, D. Zhang, and M. Kamel, "A survey of palmprint recognition," Pattern Recognition, vol.42, no.7, pp.1408–1418, Jan. 2009.
- [5] D. Zhang, W. Zuo, and F. Yue, "A comparative study of palmprint recognition algorithms," ACM Computing Surveys, vol.44, no.1, pp.2:1–2:37, Jan. 2012.
- [6] N. Duta, "A survey of biometric technology based on hand shape," Pattern Recognition, vol.42, pp.2797–2806, Nov. 2009.
- [7] D.L. Woodard and P.J. Flynn, "Finger surface as a biometric identifier," Computer Vision and Image Understanding, vol.100, pp.357–384, Dec. 2005.
- [8] M.A. Ferrer, C.M. Travieso, and J.B. Alonso, "Using hand knuckle texture for biometric identifications," IEEE Aerosp. Electron. Syst. Mag., vol.21, no.6, pp.23–27, June 2006.
- [9] L. Zhang, L. Zhang, and D. Zhang, "Finger-knuckleprint: A new biometric identifier," Proc. Int'l Conf. Image Processing, pp.1981–1984, Nov. 2009.
- [10] L. Zhang, L. Zhang, and D. Zhang, "Finger-knuckleprint verification based on band-limited phase-only correlation," Lecture Notes in Computer Science (CAIP2009), vol.5702, pp.141–148, Sept. 2009.
- [11] A. Kumar and Y. Zhou, "Human identification using knucklecodes," Proc. Int'l Conf. Biometrics: Theory, Applications and Systems, pp.1–6, Sept. 2009.
- [12] A. Kumar and Ch. Ravikanth, "Personal authentica-

- tion using finger knuckle surface,” IEEE Trans. Information Forensics and Security, vol.4, no.1, pp.98–110, March 2009.
- [13] L. Zhang, L. Zhang, D. Zhang, and H. Zhu, “Online finger-knuckle-print verification for personal authentication,” Pattern Recognition, vol.43, pp.2560–2571, July 2010.
- [14] M. Xiong, W. Yang, and C. Sun, “Finger-knuckle-print recognition using LGBP,” Proc. Int’l Conf. Advances in Neural Networks, vol.Part II, pp.270–277, 2011.
- [15] A. Morales, C.M. Travieso, M.A. Ferrer, and J.B. Alonso, “Improved finger-knuckle-print authentication based on orientation enhancement,” IEEE Electronics Letters, vol.47, no.6, pp.380–381, March 2011.
- [16] L. Zhang, L. Zhang, D. Zhang, and H. Zhu, “Ensemble of local and global information for finger-knuckle-print recognition,” Pattern Recognition, vol.44, pp.1990–1998, Sept. 2011.
- [17] L. Zhang, L. Zhang, D. Zhang, and Z. Guo, “Phase congruency induced local features for finger-knuckle-print recognition,” Pattern Recognition, vol.45, pp.2522–2531, July 2012.
- [18] G.K.O. Michael, T. Connie, and A.T.B. Jin, “An innovative contactless palm print and knuckle print recognition system,” Pattern Recognition Letters, vol.31, pp.1708–1719, Sept. 2010.
- [19] L. Zhu and S. Zhang, “Multimodal biometric identification system based on finger geometry, knuckle print and palm print,” Pattern Recognition Letters, vol.31, pp.1641–1649, Sept. 2010.
- [20] 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.
- [21] 青木孝文, 伊藤康一, 柴原琢磨, 長嶋 聖, “位相限定相關法に基づく高精度マシンビジョン—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, Jan. 2007.
- [22] 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.
- [23] K. Ito, A. Nikaïdo, T. Aoki, E. Kosuge, R. Kawamata, and I. Kashima, “A dental radiograph recognition system using phase-only correlation for human identification,” IEICE Trans. Fundamentals, vol.E91-A, no.1, pp.298–305, Jan. 2008.
- [24] K. Miyazawa, K. Ito, T. Aoki, K. Kobayashi, and H. Nakajima, “An effective approach for iris recognition using phase-based image matching,” IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol.30, no.10, pp.1741–1756, Oct. 2008.
- [25] “PolyU FKP database,” <http://www4.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/FKP.htm>
- [26] 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.
- [27] 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.
- [28] K. Ito, S. Iitsuka, and T. Aoki, “A palmprint recognition algorithm using phase-based correspondence matching,” Proc. Int’l Conf. Image Processing, pp.1977–1980, Nov. 2009.
- [29] M. Miura, K. Fudano, K. Ito, T. Aoki, H. Takizawa, and H. Kobayashi, “GPU implementation of phase-based stereo correspondence and its application,” Proc. Int’l Conf. Image Processing, pp.1697–1700, Sept. 2012.

(平成 25 年 3 月 13 日受付, 7 月 15 日再受付)



青山章一郎

2010 東北大・工・情報・卒。2012 同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 同大学院工学研究科博士課程了。同年同大学・工・助手, 1994 同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バ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)。