

バイOMETRICS認証のための特徴点の対応関係に基づく スコア計算手法の検討

伊藤 康一[†] 青山章一郎[†] 青木 孝文[†]

[†] 東北大学 大学院情報科学研究科

〒 980-8579 仙台市青葉区新巻字青葉 6-6-05

E-mail: †ito@aoki.ecei.tohoku.ac.jp

あらまし コンピュータビジョンの分野では、画像から抽出した特徴量に基づいて画像間を対応付ける手法が数多く提案されている。バイOMETRICSの分野でも、それらの有効性が実証されている。画像対応付けに基づく手法の場合は、特徴点の数に対する対応点の数の割合を照合スコアとする場合がほとんどである。その他にも、特徴点間の対応関係に基づいて変形モデルに当てはめて画像の幾何補正を行うこともできる。それから、照合スコアを算出することで、画像の変形にロバストな照合を行うことができる。これに対して、本稿では、特徴点間の対応関係から、直接、照合スコアを算出する手法を提案する。照合スコアの算出において、画像変形に対応するために生体特徴に応じて適切な変形モデルを用意する必要がない。また、対応関係に基づいて算出された照合スコアは、対応点の数の割合に基づく照合スコアと相補的な関係にあるため、組み合わせることで性能を向上することが可能である。本稿では、掌紋認証を例とした性能評価実験を通して、提案手法の有効性を示す。

キーワード 対応点探索, 照合スコア, SIFT, POC, バイOMETRICS

A Study of a Score Calculation Method Using Correspondence of Feature Points for Biometric Authentication

Koichi ITO[†], Shoichiro AOYAMA[†], and Takafumi AOKI[†]

[†] Graduate School of Information Sciences, Tohoku University,

6-6-05, Aramaki Aza Aoba, Sendai-shi, 9808579, Japan.

E-mail: †ito@aoki.ecei.tohoku.ac.jp

Abstract In the field of computer vision, a lot of feature-based correspondence matching methods have been proposed. These methods are also effective for biometric recognition. In general, in the case of feature-based matching methods, the matching score is defined as a ratio between the number of feature points and corresponding points. These methods are also used to correct image deformation by fitting an image transformation model to images according to the correspondence between images. Then, the matching score is calculated from the corrected images so as to take into consideration image deformation. On the other hand, this paper proposes a score calculation method which directly calculates a matching score from the correspondence obtained by the feature-based matching method. The proposed method does not need any deformation model defined for each biometric trait to handle image deformation. The combination of the matching scores calculated by the proposed method and the conventional method improves the performance of biometric recognition algorithms, since these scores play a complementary role in decision. Through a set of experiments using a palmprint image database, we demonstrate that the proposed method exhibits efficient performance for biometric recognition.

Key words correspondence matching, matching score, SIFT, POC, biometrics

1. はじめに

近年、コンピュータビジョンの分野 [1] では、画像対応付けに基づく手法が数多く提案されている。特に、Scale Invariant Feature Transform (SIFT) [2] が提案されて以来、画像から特徴点を検出し、特徴点の周辺情報から特徴量を記述し、特徴量間を照合することによって対応付ける手法が一般的に使われている。バイオメトリクスの分野 [3] においても、SIFT のような画像対応付けに基づく手法が生体特徴の照合に用いられている。バイオメトリクスで用いられる画像は、生体であるがために、撮影のタイミングの違いで、異なる非線形な変形（ひずみ）が含まれている。そのため、画像の局所的な変形にロバストでなければならないため、画像対応付けに基づく手法がよく用いられている。たとえば、指紋認証 [4]、顔認証 [5], [6]、掌紋認証 [7]、指関節紋認証 [8] において SIFT を使った照合アルゴリズムが提案されている。バイオメトリクスにおいては、一般的に、検出された特徴点の数に対する対応点の数の割合が照合スコアとして用いられている。

筆者らは、同様に、位相限定相関法 (Phase-Only Correlation; POC) に基づく画像対応付け [9] をバイオメトリクスに適用している。POC は、画像を離散フーリエ変換 (Discrete Fourier Transform: DFT) して得られる位相情報を用いて画像間の平行移動量と類似性を評価することができる。POC に基づく画像対応付けでは、局所画像ブロックのマッチングと階層探索を組み合わせることで、サブピクセル精度での対応付けを可能としている。これまでに、顔認証 [10]、虹彩認証 [11]、掌紋認証 [12], [13]、指関節紋認証 [14] ~ [16] において、POC に基づく画像対応付けの有効性を示している。また、最近では、バイオメトリクスのための汎用的な特徴量として、局所位相特徴 (Local PHase: LPH) [17] を提案し、さまざまな生体特徴において有効性を確認している。POC に基づく対応付けにおいても、基準点の数に対する対応点の数の割合が照合スコアとして用いられている。

画像対応付けにより得られた対応点の数から照合スコアを算出するだけでなく、対応関係に基づいて画像間のひずみを補正することもできる。対応関係に基づいて生体特徴に応じた変形モデルに当てはめることで、画像の幾何補正を照合の前処理として行う。画像間の変形が補正することができれば、従来の照合処理を適用することが可能となる。

以上のように、これまでは、画像対応付けにより画像変形にロバストな対応付けができたと仮定して対応点数に基づいた照合スコアを算出したり、対応関係に基づいて画像間の変形を補正したりしていた。対応点数は、信頼性の高い対応点に基づいているため、そのまま照合スコアにすることもできるが、対応点の位置を無視してしまっている。そこで、本稿では、対応点の数と位置を考慮した新しい照合スコアを定義する。具体的には、同じ変形を持った対応点の位置関係の分布が、ある地点に集中することを利用して、ガウス分布を当てはめ、分布の集中度をガウス分布のピーク値として求め、それを照合スコアとする。これにより、画像変形を考慮しつつ、対応関係から照合ス

コアを求めることが可能となる。

本稿では、掌紋認証 [18] を例として、提案手法の有効性を評価する。実験では、非接触で撮影された掌紋画像が格納されている CASIA Palmprint Image Database [19] を用いる。また、対応点の数に基づいた照合スコアと提案手法で算出した照合スコアを組み合わせること [20] による性能向上についても検討する。

2. 対応付けに基づく照合アルゴリズム

バイオメトリクスにおいて利用されている画像対応付け手法として、本稿では、SIFT および POC に基づく手法に着目する。両手法ともに画像間の対応点の位置をサブピクセル精度で求められるので、本稿で検討している手法を適用することが可能である。以下では、それぞれの手法に基づく照合アルゴリズムについて概説する。

2.1 SIFT に基づく照合アルゴリズム

SIFT [2] は、まず、DoG (Difference of Gaussians) を画像に適用し、その結果の極値を求めることで、拡大縮小に不変な特徴点を検出する。次に、輝度勾配のヒストグラムを用いることで特徴点近傍の回転を求める。そして、特徴点の周辺を 4×4 のブロックに分割し、ブロックごとに 8 方向の勾配ヒストグラムを求め、128 次元の特徴ベクトルとする。登録画像の特徴ベクトルと入力画像の特徴ベクトルの距離に基づいて対応点を求める。本稿では、オリジナルの実装と同様に、最も距離の近い特徴ベクトルとの距離が閾値以上であるかを調べ、閾値以上であれば、対応点とする。対応点の数に基づいた照合スコアは、次式で求める。

$$S_{\text{SIFT}} = \frac{(\# \text{ of corresponding points})^2}{N_{\text{input}} N_{\text{registered}}} \quad (1)$$

ここで、# of corresponding points は対応点の数、 N_{input} は入力画像の特徴点の数、 $N_{\text{registered}}$ は登録画像の特徴点の数である。

図 1 に、SIFT を用いて対応付けを行った例を示す。図 1 (a) は、登録画像と入力画像のそれぞれから検出された特徴点である。図 1 (b) は、SIFT 特徴量に基づく照合によって得られた対応点である。なお、図 1 では、可能な限り多くの対応点を得るために、特徴ベクトルの距離に対する閾値を低めに設定している。

2.2 POC に基づく照合アルゴリズム

POC は、位相情報に基づいて画像間の平行移動量および類似度を求めることができる [21]。POC を局所画像ブロックマッチングに用いるとともに、画像ピラミッドを用いた粗密戦略と組み合わせることで、画像間を密に対応付けることができる [9]。バイオメトリクスの分野では、POC 関数ではなく、類似度評価に特化した BLPOC 関数 [22] が用いられる。BLPOC では、信頼性の低い高周波成分の影響を排除することで、POC よりも画像の識別性能を向上させている。本稿では、POC に基づく照合アルゴリズムとして、文献 [10], [13] で用いられている対応付けに基づくアルゴリズムを利用する。まず、一方の画像上に基準点を配置する。任意の位置に基準点を設定することがで

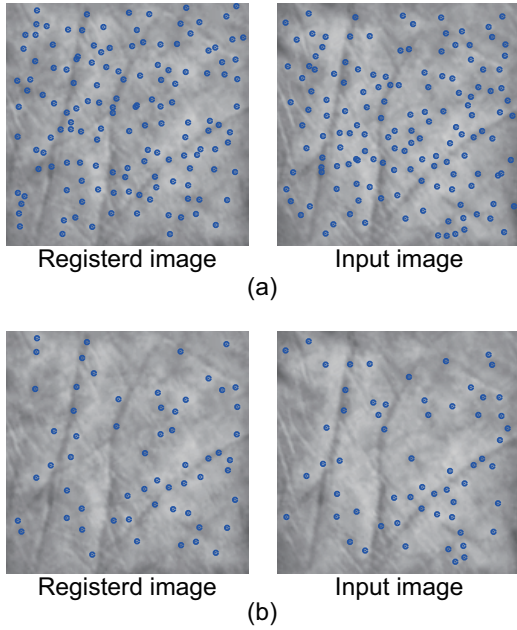


図 1 SIFT を用いて対応付けを行った例：(a) 登録画像および入力画像から検出された特徴点，(b) SIFT マッチングで求められた対応点

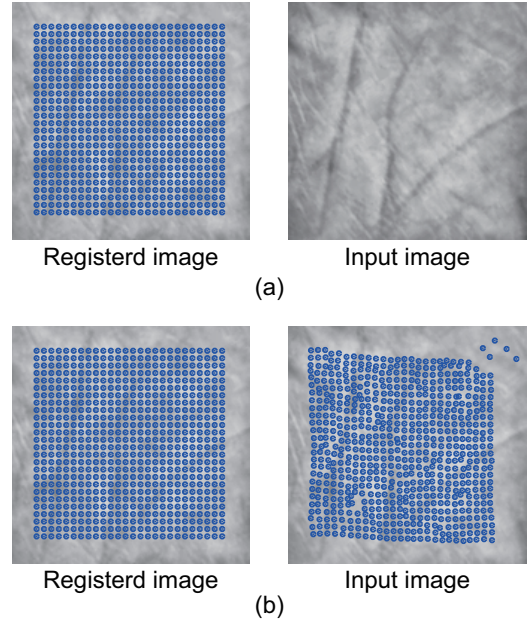


図 2 POC を用いた対応付けを行った例：(a) 登録画像および入力画像（登録画像上に基準点を格子状に配置），(b) POC マッチングで求められた対応点

きるが，本稿では，単純に格子状に配置することにする．次に，基準点に対応するもう一方の画像上の点を POC に基づく画像対応付けにより求める．対応点に基づいた照合スコアは，次式で求める．

$$S_{\text{POC}} = \frac{\# \text{ of corresponding points}}{N_{\text{ref}}} \quad (2)$$

ここで，# of corresponding points は対応点の数， N_{ref} は基準点の数である．

図 2 に，POC を用いて対応付けを行った例を示す．図 2 (a) は，登録画像，基準点，入力画像である．図 2 (b) は，POC に基づく画像対応付けによって得られた対応点である．密には位置された基準点に対する対応点が正確に求められているため，対応点の位置から画像間のひずみが読み取れる．

3. スコア算出手法

2. 節で述べたように，画像対応付けに基づく照合アルゴリズムでは，対応点の数に応じて照合スコアを算出している．そのため，対応付けの結果から誤対応点を除去することで，照合スコアの信頼性を向上させる必要がある．たとえば，RANdom SAmple Consensus (RANSAC) [23] を使って画像間のモデルに当てはまらない点を誤対応として除去する必要がある．POC のように，局所画像ブロック間の類似性を評価することができれば，閾値以下の点を誤対応として除去することもできる．一方で，照合スコアは，対応点の数に基づいているため，対応点の位置情報を無視して算出されている．画像対応付けでは，対応付けられた点の数が画像間の類似性を表しているが，一方で対応点の位置も画像間の類似性を表している．そこで，対応点間の位置関係から新しい照合スコアを定義する．

画像対応付けを行った後の登録画像上の特徴点を p ，入力画

像上の特徴点を q とする．対応点の数を N とし，それぞれの特徴点の座標を $p_i = (x_i^p, y_i^p)$ および $q_i = (x_i^q, y_i^q)$ ($i = 1 \sim N$) とする．このとき，対応点間の座標の相対的な位置関係を次式で求めることができる．

$$dx_i = x_i^p - x_i^q \quad (3)$$

$$dy_i = y_i^p - y_i^q \quad (4)$$

図 3 (c) および図 4 (c) に SIFT および POC で対応付けた後に，対応点間の相対的な位置関係を求めて，グラフにプロットした例を示す．本人ペアの場合は，原点付近に集まっている．一方で，他人ペアの場合は，広く分散している．そこで， (dx, dy) の分布に対して，何らかのモデルを当てはめることで，分布の集中度を求め，照合スコアとする．本稿では，混合ガウスモデル (Gaussian Mixture Model: GMM) [24] を分布に当てはめる．GMM は，ガウス分布の重ね合わせで表される混合モデルである．一般に，Expectation-Maximization (EM) アルゴリズム [25] を用いて最尤推定を行うことで，GMM を分布に当てはめる．

図 3 (d) および図 4 (d) に GMM を当てはめた結果を示す．GMM を当てはめることで，各ガウス分布の平均，分散，および，混合係数を得る．ここで，混合係数は，点群に当てはめた各ガウス分布の重要度を表している．そこで，当てはめられたガウス分布のうち，もっとも混合係数が高くなったガウス分布を選択し，そのガウス分布の高さを照合スコアとする．具体的には，照合スコア s を次式により求める．

$$s = \frac{1}{2\pi\sqrt{\Sigma_x\Sigma_y}} \quad (5)$$

ここで， Σ_x と Σ_y は，混合係数が高くなったガウス分布の x 軸方向および y 軸方向の共分散を示す．図 3 (d) の場合，本

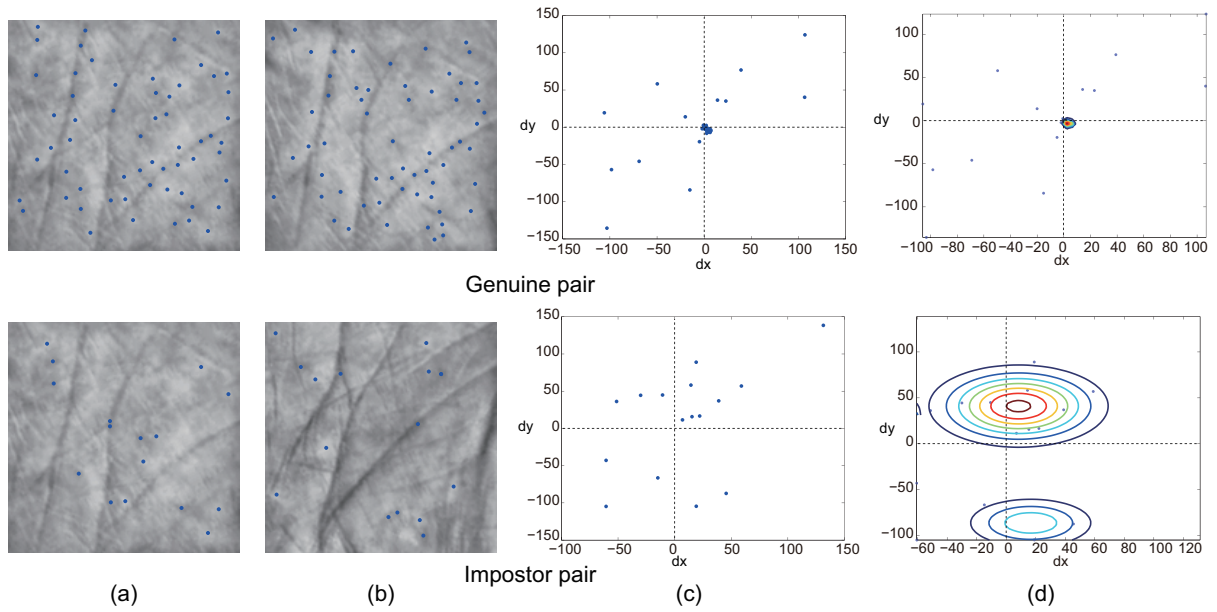


図 3 SIFT を用いて対応付けを行い, GMM を対応点の分布に当てはめた例: (a) 登録画像, (b) 入力画像, (c) 対応点間の座標の相対的な位置関係, (d) GMM を当てはめた結果 (上段: 本人ペア ($S=0.1280$), 下段: 他人ペア ($S=0.0099$))

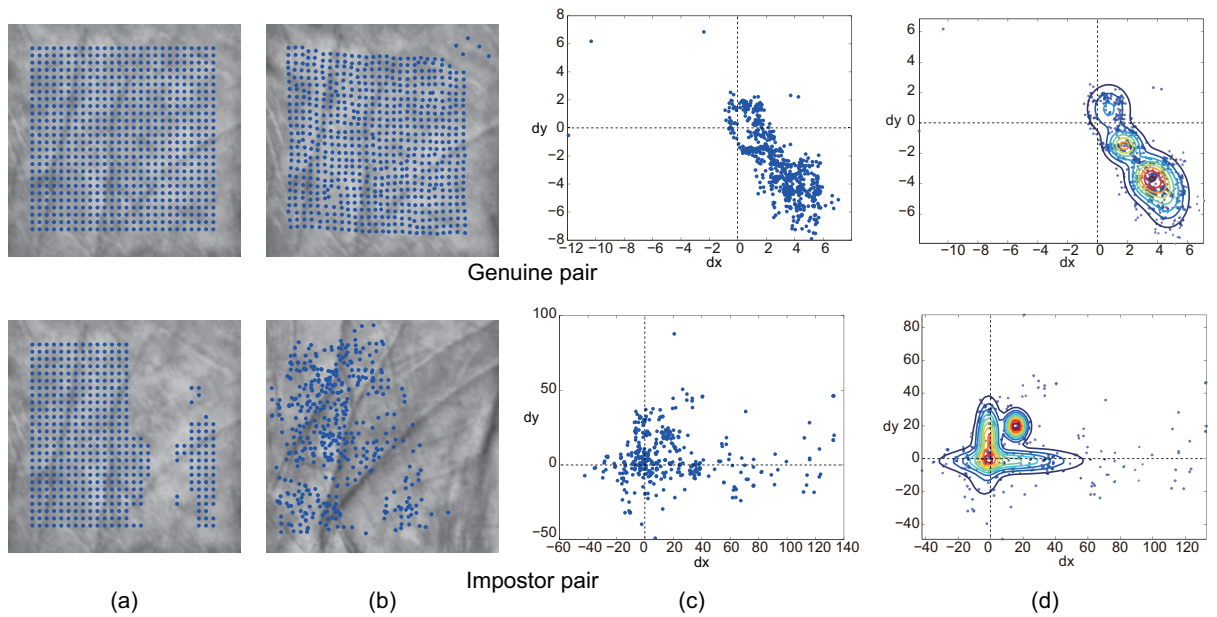


図 4 POC を用いて対応付けを行い, GMM を対応点の分布に当てはめた例: (a) 登録画像, (b) 入力画像, (c) 対応点間の座標の相対的な位置関係, (d) GMM を当てはめた結果 (上段: 本人ペア ($S=0.2124$), 下段: 他人ペア ($S=0.0016$))

人ペアの照合スコアは 0.1280 であるのに対して, 他人ペアの照合スコアは 0.0099 である. 図 4 (d) の場合, 本人ペアの照合スコアは 0.2124 であるのに対して, 他人ペアの照合スコアは 0.0016 である.

4. 実験と考察

本稿では, 掌紋認証を例として, 提案手法の有効性を評価する. 実験では, 非接触で撮影された手のひら画像が格納されている CASIA Palmprint Image Database [19] を用いる. CASIA には, 301 人の被験者の左右の手のひらから撮影された掌紋画

像 5,239 枚が格納されている. 本稿では, 同一人物の左右の手のひらを別人のものであるとし, 602 人分の手のひらとする. 本人ペアは 20,584 ペア, 他人ペアは 13,700,357 ペアである. 図 5 (a) に示すように, 背景に何も無い条件の下で, 非拘束・非接触で画像を撮影している. そのため, 手が傾いていたり, 指の開き具合が異なったりしているため, 画像間の変形が比較的に大きい. 手のひら画像から照合に使用する掌紋領域 (図 5 (b)) を Zhang らの手法 [26] を用いて抽出する. 掌紋領域画像は, 160×160 画素とする.

SIFT は, VLFeat [27] に実装されている `v1_sift` を利用す

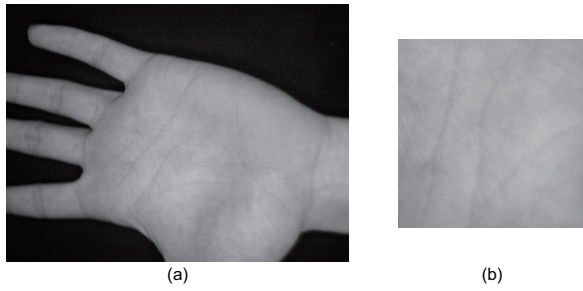


図 5 CASIA Palmprint Image Database に格納されている非接触で撮影された手のひら画像 (a) と Zhang らの手法 [26] により抽出した掌紋領域 (b)

る．パラメータは，PeakThresh = 0.1, edgethresh = 10 とする．SIFT 特徴のマッチングには vl_ubcmatch を用い，閾値を 1.3 とする．POC は，文献 [9] のアルゴリズムを MATLAB で実装して利用する．パラメータは，画像ブロックサイズを $w_1 = w_2 = 32$ ，階層数を 3 とする．また，基準点を 5 画素おきに配置する．

図 6 に，対応点数に基づいて求めた照合スコア S_{num} と対応点の位置から求めた照合スコア S_{pos} の分布を示す．図 6 (a) が SIFT を用いた場合で，図 6 (b) が POC を用いた場合である．いずれの場合も S_{num} と S_{pos} にあまり相関がないことを示している．これより，それぞれの照合スコアを組み合わせることで，相補的な役割により，認証性能が向上する可能性がある．そこで，次式のように S_{num} と S_{pos} の重み付け平均による組み合わせを検討する．

$$S_{comb} = \frac{wS_{num} + (1-w)S_{pos}}{2} \quad (6)$$

ここで， w は重みである．図 7 に重み w を変化させて Equal Error Rate (EER) を求めた結果を示す．

表 1 に， S_{num} と S_{pos} のそれぞれを用いた場合と組み合わせた場合の EER を示す．SIFT の場合は， S_{num} の方が S_{pos} よりも EER が低くなった．スコアを組み合わせることで，性能が向上している．POC の場合も， S_{num} の方が S_{pos} よりも EER が低くなった．こちらもスコアを組み合わせることで，性能が向上している．以上より，対応点の位置に基づいて算出した照合スコアは，対応点の数に基づいて算出した照合スコアよりも性能が低い，互いに相補的な関係にあるため，組み合わせることで性能が向上することがわかった．本稿で提案する対応点の配置に基づいた照合スコアは，対応点が得られた後にわずかな処理時間で計算することが可能である．そのため，従来の照合アルゴリズムの処理に加えるだけで，性能向上が見込める．

5. まとめ・今後の課題

本稿では，画像対応付けで得られた対応点の関係から，直接，照合スコアを算出する手法を提案した．提案手法は，対応点の相対的な位置関係の分布に GMM を当てはめ，もっとも混合係数の高いガウス分布に基づいて照合スコアを求める．提案手法により算出された照合スコアは，従来の対応点数に基づいた

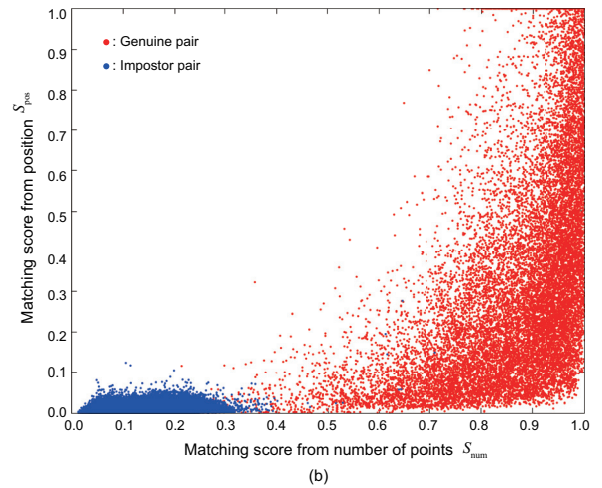
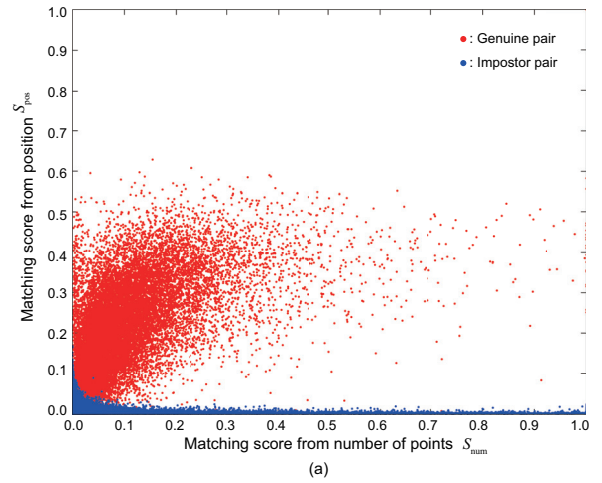


図 6 本人ペアと他人ペアの照合スコアの分布：横軸は対応点数から求めた照合スコアで，縦軸は対応点の位置から求めた照合スコアを示す (a) SIFT, (b) POC

表 1 EER

	SIFT	POC
# of points	2.1500%	0.1917%
Proposed	2.7499%	0.9088%
Combined	1.0914%	0.1772%
	($w=0.78$)	($w=0.25$)

照合スコアよりも性能が低い，相補的な関係にあるため，組み合わせることで性能を向上することが可能である．今後は，GMM 以外のモデルに基づいて照合スコアを定義することや，掌紋以外の生体特徴に対する有効性を実証する予定である．

文 献

- [1] R. Szeliski, Computer Vision: Algorithms and Applications, Springer, 2010.
- [2] D. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," Int'l J. Computer Vision, vol.60, no.2, pp.91–110, Jan. 2004.
- [3] A.K. Jain, P. Flynn, and A.A. Ross, Handbook of Biometrics, Springer, 2008.
- [4] U. Park, S. Pankanti, and A.K. Jain, "Fingerprint verification using SIFT features," Proc. SPIE Defence and Security Symposium, vol.6944, March 2008.
- [5] M. Bicego, A. Lagorio, E. Grosso, and M. Tistarelli, "On the use of SIFT features for face authentication," Proc.

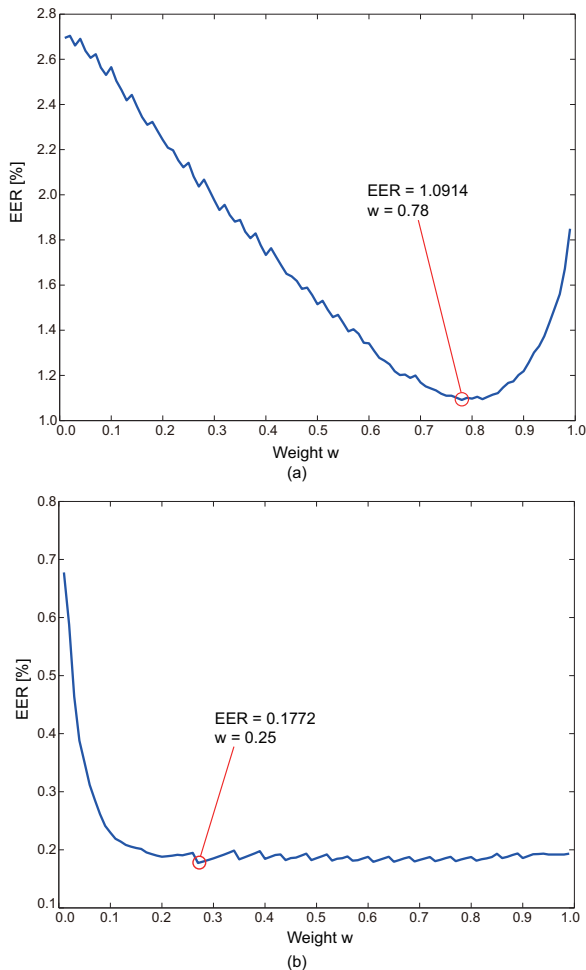


図 7 重み w を変化させたときの EER : (a) SIFT , (b) POC

IEEE Computer Society Conf. Computer Vision and Pattern Recognition Workshop, p.35, June 2006.

[6] J. Luo, Y. Ma, E. Takikawa, S. Lao, and M. Kawade, "Person-specific SIFT features for face recognition," Proc. Int'l Conf. Acoustics, Speech and Signal Processing, vol.2, pp.II-593-II-596, April 2007.

[7] J. Chen and Y.-S. Moon, "Using SIFT features in palmprint authentication," Proc. Int'l Conf. Pattern Recognition, pp.1-4, Dec. 2008.

[8] G.S. Badrinath, A. Nigam, and P. Gupta, "An efficient finger-knuckle-print based recognition system fusing SIFT and SURF matching scores," Proc. Int'l Conf. Information and communications security, pp.374-387, Nov. 2011.

[9] 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.

[10] K. Ito, T. Aoki, T. Hosoi, and K. Kobayashi, "Face recognition using phase-based correspondence matching," Proc. IEEE Conf. Automatic Face and Gesture Recognition, pp.173-178, March 2011.

[11] 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.

[12] 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.

[13] K. Ito, S. Iitsuka, and T. Aoki, "A palmprint recogni-

tion algorithm using phase-based correspondence matching," Proc. Int'l Conf. Image Processing, pp.1977-1980, Nov. 2009.

[14] S. Aoyama, K. Ito, and T. Aoki, "A multi-finger knuckle recognition system for door handle," Proc. IEEE Sixth Int'l Conf. Biometrics: Theory, Applications and Systems, no.O-18, Sept. 2013.

[15] S. Aoyama, K. Ito, and T. Aoki, "A finger-knuckle-print recognition algorithm using phase-based local block matching," Information Sciences, vol.268, pp.53-64, June 2014.

[16] D. Kusanagi, S. Aoyama, K. Ito, and T. Aoki, "Multi-finger knuckle recognition from video sequence: Extracting accurate multiple finger knuckle regions," Proc. Int'l Joint Conf. Biometrics, Sept. 2014. (to be published).

[17] S. Aoyama, K. Ito, and T. Aoki, "Similarity measure using local phase features and its application to biometric recognition," Proc. IEEE Computer Society Conf. Computer Vision and Pattern Recognition Workshop, pp.180-187, June 2013.

[18] D. Zhang, Palmprint Authentication, Kluwer Academic Publication, 2004.

[19] "CASIA palmprint database," <http://www.cbsr.ia.ac.cn/english/PalmprintDatabases.asp>.

[20] A.A. Ross, K. Nandakumar, and A.K. Jain, Handbook of Multibiometrics, Springer, 2006.

[21] 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.

[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] M.A. Fischler and R.C. Bolles, "Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography," Comm. ACM, vol.24, no.6, pp.381-395, 1981.

[24] G.J. McLachlan and D. Peel, Finite Mixture Models, Wiley, 2000.

[25] A.P. Dempster, N.M. Laird, and D.B. Rubin, "Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm," J. Royal Statistical Society, Series B (Methodological), vol.39, no.1, pp.1-38, 1977.

[26] 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.

[27] A. Vedaldi and B. Fulkerson, "VLFeat: An open and portable library of computer vision algorithms," <http://www.vlfeat.org/>, 2008.