

局所位相特徴を用いた目の画像の照合に関する検討 A Study on Matching Ocular Images Using Local Phase Features

青山 章一郎*
Shoichiro Aoyama

草薙 大地†
Daichi Kusanagi

伊藤 康一*
Koichi Ito

青木 孝文*
Takafumi Aoki

あらまし 歩いている人を正確に認証するために、近年では、顔や虹彩に代わって、目の周囲にある領域が生体特徴として使われている。顔のみを使った場合は環境変化に性能が左右されやすく、虹彩のみを使った場合は撮影が難しいためである。これまでに、顔画像から目の周囲の領域を抽出するアルゴリズムが数多く提案されているが、目の画像を照合するためのアルゴリズムは、あまり提案されていない。これに対して、本稿では、汎用的な画像特徴である局所位相特徴を用いた照合アルゴリズムを提案する。目の周囲の画像は、表情変化などにより目が動いてしまうことで、画像間に変形が生じてしまう。そのため、局所位相特徴のように変形に対してロバストな特徴を用いたアルゴリズムが必須である。一般に公開されている顔画像データベースから目の周囲の画像を抽出してデータベースを作成し、従来手法と性能を比較することで、提案アルゴリズムが目の周囲の画像を正確に照合できることを示す。

キーワード 目の周囲, バイオメトリクス, 局所位相特徴, 位相限定相関法

1 まえがき

出入国管理や入退室管理などにおいては、利便性および受容性を向上させるために、歩行者に制約を課さずに認証することが求められている [1]。歩行者をカメラで撮影することで全身を撮影することができるが、正確に個人認証を行うためには、識別性能が高い生体特徴を利用しなければならない。カメラで撮影した画像から取得できる生体特徴として、顔や虹彩などがある。顔認証は、数多くの研究がなされており、ここ数年で大幅に認証性能が向上している [2]。一方で、表情変化や照明変動などの要因に対応する必要があるため、煩雑な前処理や照合処理を用いなければ正確な認証を行うことができない。虹彩認証は、生体認証の中でも最も性能が高い [3]。ただし、視線の向き、目の開閉、髪の毛やまつげなどによるオクルージョンの問題により、正確に認証できない場合がある。これに対して、近年は、目の周囲の画像を使って個人認証を行う Ocular Image Recognition が注目されている。

目の周囲の画像には、目の中の構造（白目、瞳孔、虹

彩など）、肌、まぶた、まつげなどの多くの特徴が含まれている [4]。これらの特徴により、高精度な認証が可能となる。一方で、目の開き具合の違いや表情変化に伴った目の動きによって生じる変形に対応しなければならない。現在までに、Optimal Trade-off Synthetic Discriminant Function (OTSDF) correlation filter を用いた手法 [5]、Ordinal Code を用いた手法 [6]、Modified Scale Invariant Feature Transform (m-SIFT) を用いた手法 [7] が提案されている。これらの手法は、目の画像以外ですでに有効性が実証されており、汎用性を有している。汎用的な手法を用いることで、顔画像から抽出できる顔、目の周囲、虹彩などを統一的な照合指標に基づいて組み合わせることが可能となる。一方で、これらの手法は、以下のような問題点がある。OTSDF [5] は、局所画像ブロックの平行移動を考慮しているが、大きな移動にまでは対応していない。Ordinal Code [6] は、バイナリ特徴の微小な平行移動のみしか考慮していない。m-SIFT を用いた手法 [7] は、画像変形にロバストであるが、十分な数の対応点が得られない問題がある。

これに対して、本稿では、汎用的な画像特徴である局所位相特徴 (Local Phase Features) [8] を用いた照合アルゴリズムを提案する。局所位相特徴は、局所画像ブロックを離散フーリエ変換して得られる位相情報である。位相限定相関法 (Phase-Only Correlation: POC) [9] を用いることで、位相情報から画像間の平行移動量および類

* 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, Graduate School of Information Sciences, Tohoku University, 6-6-05, Aramaki Aza Aoba, Aoba-ku, Sendai-shi, 980-8579, Japan (aoyama@aoki.ecei.tohoku.ac.jp)

† 東北大学 工学部情報知能システム総合学科, 〒 980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-05, Department of Information and Intelligent Systems, School of Engineering, Tohoku University, 6-6-05, Aramaki Aza Aoba, Aoba-ku, Sendai-shi, 980-8579, Japan

似度を求めることができる．また，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，画像間に生じている非線形な変形にも対応することが可能である．実験では，CASIA Iris Image Database V4.0 [10] に含まれている CASIA-Iris-Distance を用いる．汎用的な特徴である m-SIFT および Local Binary Patterns (LBPs) [11] との性能比較を行うことで，提案手法の有効性を実証する．

2 局所位相特徴

目の画像の照合に用いる局所位相特徴について述べる．まず，位相情報に基づく画像マッチング手法である位相限定相関法 [12, 13] について概説する．次に，局所位相特徴と粗密戦略を組み合わせたバイオメトリクスのための照合アルゴリズムについて述べる．

2.1 位相限定相関法

大きさ $N_1 \times N_2$ 画素の 2 つの画像を $f(n_1, n_2)$ および $g(n_1, n_2)$ とする．ここで，定式化の便宜上， $n_1 = -M_1, \dots, M_1$ および $n_2 = -M_2, \dots, M_2$ とする．ただし， M_1 および 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 2 次元信号の大きさ N_1 および N_2 をともに奇数としているが，これらは必須ではない．画像 $f(n_1, n_2)$ および $g(n_1, n_2)$ の 2 次元離散フーリエ変換 (2D DFT) をそれぞれ $F(k_1, k_2)$ および $G(k_1, k_2)$ として，次式で与える．

$$\begin{aligned} F(k_1, k_2) &= \sum_{n_1, n_2} f(n_1, n_2) W_{N_1}^{k_1 n_1} W_{N_2}^{k_2 n_2} \\ &= A_F(k_1, k_2) e^{j\theta_F(k_1, k_2)} \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} G(k_1, k_2) &= \sum_{n_1, n_2} g(n_1, n_2) W_{N_1}^{k_1 n_1} W_{N_2}^{k_2 n_2} \\ &= A_G(k_1, k_2) e^{j\theta_G(k_1, k_2)} \end{aligned} \quad (2)$$

ここで， \sum_{n_1, n_2} は $\sum_{n_1=-M_1}^{M_1} \sum_{n_2=-M_2}^{M_2}$ であり， $k_1 = -M_1, \dots, M_1$ ， $k_2 = -M_2, \dots, M_2$ ， $W_{N_1} = e^{-j\frac{2\pi}{N_1}}$ ， $W_{N_2} = e^{-j\frac{2\pi}{N_2}}$ である．また， $A_F(k_1, k_2)$ および $A_G(k_1, k_2)$ はそれぞれの画像の振幅成分， $\theta_F(k_1, k_2)$ および $\theta_G(k_1, k_2)$ 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．

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

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 (2D IDFT) として次式で表される．

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

ここで， \sum_{k_1, k_2} は $\sum_{k_1=-M_1}^{M_1} \sum_{k_2=-M_2}^{M_2}$ である．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．以上のように，2 つの画像間の POC 関数を求めることで画像マッチングを行うことができる．

バイオメトリクスの分野では，上述した POC 関数ではなく，類似度評価に特化した BLPOC 関数 [13] が用いられている．BLPOC は，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ている．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 $r_{fg}^{K_1 K_2}(n_1, n_2)$ 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 $\sum_{l_1=-K_1}^{K_1} \sum_{l_2=-K_2}^{K_2}$ である．また， K_1 および 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， $L_1 = 2K_1 + 1$ および $L_2 = 2K_2 + 1$ である．BLPOC 関数の相関ピークの最大値は， L_1 および L_2 によらず，常に 1 となる．BLPOC 関数は，低画質な画像の照合が可能であり，特にバイオメトリクスのような生体テクスチャの照合に有効である．また，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関わらず，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 [13]．

2.2 バイオメトリクスのための局所位相特徴

画像を用いたバイオメトリクス認証では，画像間のさまざまな変形に対応しなければ，正確な認証ができない場合が多い．そのため，画像間に生じている大域的および局所的な変形に対応するような特徴でなければならない．画像間の非線形な変形は，局所領域において平行移動に近似できる．また，画像間の大きな変形は，多重解像度の画像ピラミッドを用いて粗密戦略によるマッチングにより対応することができる．以上より，多重解像度の画像ピラミッドの各階層で抽出した局所画像ブロックを DFT して得られる位相情報を局所位相特徴とする．図 1 に照合アルゴリズムの概要を示す．3 階層の画像ピラミッドを生成し，各階層で BLPOC に基づくブロックマッチングを行う．局所画像ブロックマッチングの精度

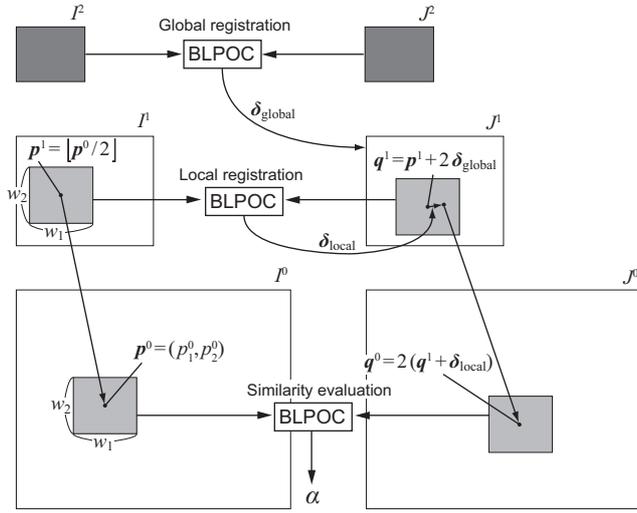


図 1: 局所位相特徴と粗密戦略を組み合わせた生体特徴の照合アルゴリズム

を向上させるために、最上層では、画像全体でマッチングを行い、画像間の大局的な平行移動を補正する。中間層では、画像ブロックごとに局所的な平行移動を補正する。最下層では、BLPOC を用いて局所画像ブロック間の類似度を求める。

以下では、局所位相特徴に基づく照合アルゴリズムについて述べる。

2.2.1 特徴抽出

特徴抽出は、(i) 基準点の配置、(ii) 階層画像の生成、(iii) 位相特徴の抽出の 3 ステップで構成される。図 2 に、局所位相特徴の抽出処理の例を示す。

(i) 基準点の配置

基準点は、登録画像（基準画像）から位相特徴を抽出する画像ブロックの中心座標である。図 2 では基準点を等間隔に配置しているが、生体特徴に応じて任意の位置に配置することができる。基準点を $p = (p_1, p_2) (= p^0)$ 、および、登録画像を $I (= I^0)$ とする。

(ii) 階層画像の生成

第 l 階層の画像 $I^l(n_1, n_2)$ を次式に基づいて作成する。

$$I^l(n_1, n_2) = \frac{1}{4} \sum_{i_1=0}^1 \sum_{i_2=0}^1 I^{l-1}(2n_1 + i_1, 2n_2 + i_2) \quad (6)$$

本稿では、3 階層の画像ピラミッドを用いるので、 $l = \{1, 2\}$ である。また、 $I^1(n_1, n_2)$ において p^0 に相当する点 $p^1 = (p_1^1, p_2^1)$ を次式で求める。

$$p^1 = \left[\frac{1}{2} p^0 \right] = \left(\left[\frac{1}{2} p_1^0 \right], \left[\frac{1}{2} p_2^0 \right] \right) \quad (7)$$

(iii) 位相特徴の抽出

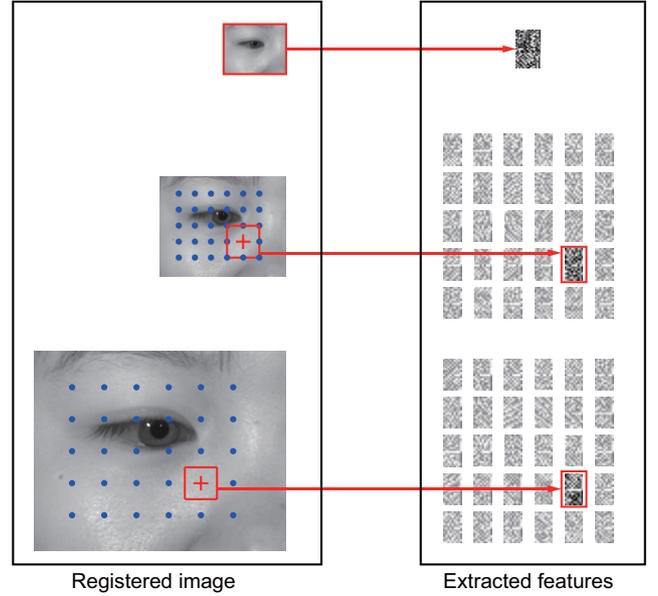


図 2: 局所位相特徴の抽出処理

最上層では、 I^2 の 2D DFT を計算し、位相成分を求める。中間層および最下層では、 I^1 および I^0 から、それぞれ p^1 および p^0 を中心として $w_1 \times w_2$ 画素の局所画像ブロックを切り出す。そして、抽出した画像ブロックの 2D DFT を計算し、位相成分を求める。なお、BLPOC 関数の計算で一定の帯域の位相情報しか用いないこと、周波数領域のスペクトルは対称に位置していることを利用して、図 2 に示すように、一定の領域の位相情報のみを登録データとして保持する。さらにデータ容量を削減するために、位相情報を量子化することもできる。量子化の詳細については、文献 [8] を参考にされたい。中間層および最下層では、全ての基準点に対して同様の処理により局所位相特徴を抽出する。

2.2.2 照合

照合は、(i) 階層画像の生成、(ii) 画像全体の位置合わせ、(iii) 局所的な位置合わせ、(iv) 類似度の評価、および、(v) 照合スコア算出の 5 ステップで構成される。図 3 に、図 2 で抽出された階層位相特徴と、入力画像との照合の例を示す。

(i) 階層画像の生成

特徴抽出と同様に、入力画像 $J (= J^0)$ の第 l 層の画像 $J^l(n_1, n_2)$ を、次式により作成する。

$$J^l(n_1, n_2) = \frac{1}{4} \sum_{i_1=0}^1 \sum_{i_2=0}^1 J^{l-1}(2n_1 + i_1, 2n_2 + i_2) \quad (8)$$

(ii) 画像全体の位置合わせ

最上層では、BLPOC を用いて I^2 と J^2 の平行移動量を推定する。推定した画像全体の平行移動量を δ_{global} とする。

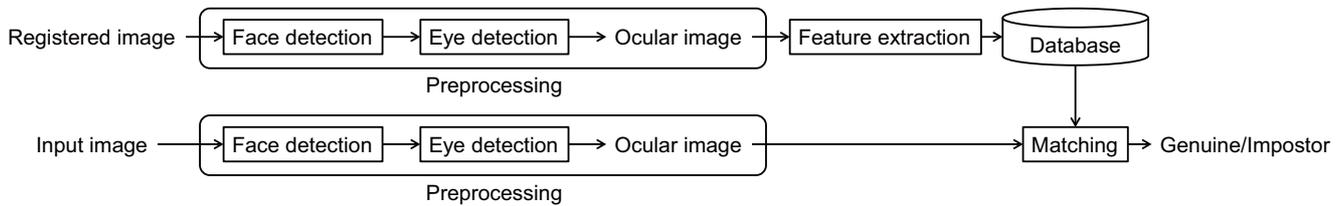


図 4: Ocular Recognition の処理フロー

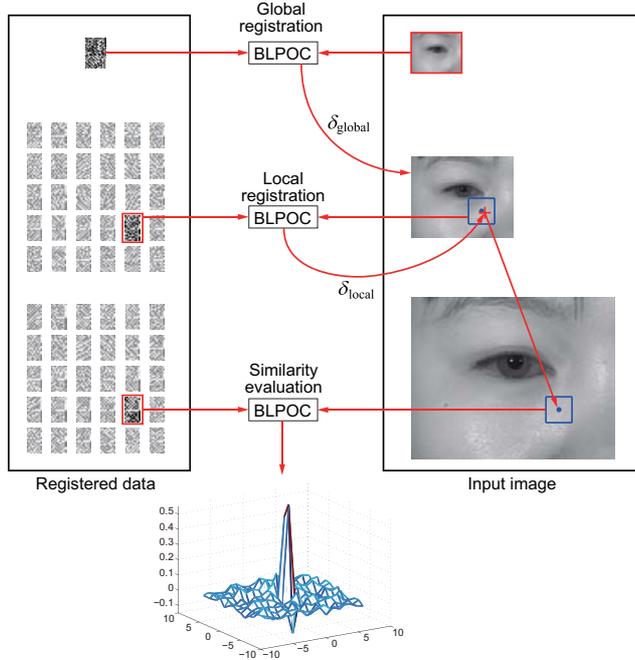


図 3: 局所位相特徴の照合処理

(iii) 局所的な位置合わせ

中間層では、 I^1 と J^1 の局所的な平行移動量を推定する。まず、 J^1 から $q^1 = p^1 + 2\delta_{global}$ を中心として $w_1 \times w_2$ 画素の画像ブロックを抽出する。そして、BLPOC を用いて、 I^1 および J^1 の画像ブロック間の平行移動量 δ_{local} を推定する。

(iv) 類似度の評価

最下層では、画像ブロック間の類似度の評価を行う。まず、 J^0 から $q^0 = 2(q^1 + \delta_{local})$ を中心として $w_1 \times w_2$ 画素の画像ブロックを抽出する。そして、 I^0 および J^0 の画像ブロック間で BLPOC 関数を計算し、相関ピーク値 α を求める。

(v) 照合スコアの算出

本稿では、 I と J との間の照合スコア S を次式で定義する。

$$S = \frac{N_{threshold}}{N_{ref}} \quad (9)$$

ここで、 $N_{threshold}$ は、相関ピーク値 α が閾値 th 以上となる点の個数である。



図 5: 顔画像からの目の周囲の画像の抽出例：目領域の中心を調べ、それを基準として矩形領域を抽出し、照合に用いる目の画像とする。

3 照合アルゴリズム

局所位相特徴を用いた目の周囲画像の照合アルゴリズムについて述べる。本稿で提案するアルゴリズムは、図 4 に示すような処理で構成される。具体的には、(i) 前処理（顔検出および目検出）、(ii) 特徴抽出処理、(iii) 照合処理である。以下では、それぞれの処理について説明する。

3.1 前処理

前処理は、顔検出および目検出で構成される。撮影させた画像には、顔や目以外にも体や背景などさまざまなものが写っていることが多い。そこで、AdaBoost に基づく顔検出手法 [14] を用いて画像から顔領域を抽出する。次に、抽出した顔領域から同様の手法を用いて目領域を抽出する。そして、目の領域の中心を基準として目の周囲の画像 (Ocular Image) を抽出する。図 5 に、目の周囲の画像を抽出した例を示す。

3.2 特徴抽出処理

特徴抽出は、2.2.1 節で述べた手順で処理が行われる。

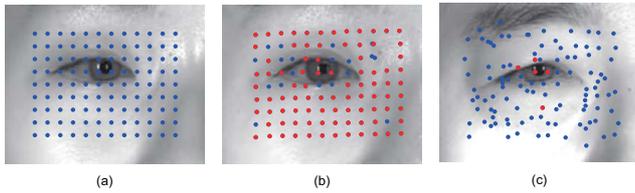


図 6: 提案照合アルゴリズムを用いて照合した結果の例: (a) 登録画像と基準点, (b) 同一人物の入力画像と対応点, (c) 異なる人物の入力画像と対応点 (赤点は類似度が閾値を超えた対応点を示す)

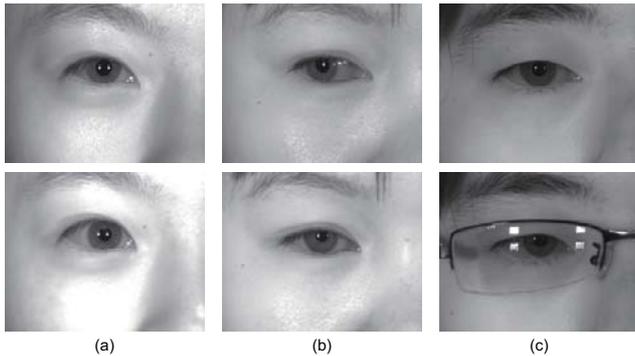


図 7: CASIA Iris Image Database V4.0 の CASIA Iris Distance に含まれている画像の例: (a) 目の開き具合と照明が異なる画像ペア, (b) 視線が異なる画像ペア, (c) 眼鏡の有無が異なる画像ペア

3.3 照合処理

まず, 入力画像に対しても, 3.1 節で述べた前処理を行い, 目の周囲の画像を抽出する. 次に, データベースに登録されている局所位相特徴と入力画像とを 2.2.2 節で述べた手順で照合する.

図 6 に上述したアルゴリズムで照合した例を示す. 図 6 (a) に示すように, 登録画像上に基準点を配置し, 局所位相特徴を用いて入力画像と照合する. 図 6 (b) は同一人物の入力画像との照合結果であり, 図 6 (c) は異なる人物の入力画像との照合結果である. 図中の赤色の点は類似度が閾値以上の対応点を, 青色の点はその他の対応点 (誤対応点) を示す. 同一人物間では閾値を超えた点が多く, 一方で異なる人物間では閾値を超えた点がほとんどないことがわかる. 以上より, 提案する照合アルゴリズムを用いることで, 目の周囲の画像間に生じている変形を考慮して正確に照合できる.

4 実験と考察

一般に公開されている画像データベースを用いて提案する照合アルゴリズムの性能を評価する.

本稿では, CASIA Iris Image Database V4.0 [10] に

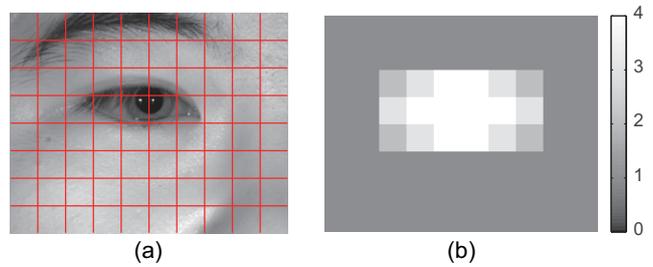


図 8: LBP の抽出に用いた画像ブロック (a) と, 各画像ブロックに対する重み (b)

含まれている CASIA-Iris-Distance を用いる. CASIA-Iris-Distance は, カメラから約 3m 離れた人物を近赤外線照明を照射して画像を撮影する. データベースには, 142 人から撮影した 2,567 枚の画像が格納されている. 画像サイズは $2,352 \times 1,728$ 画素であり, 口から目の上までが含まれている. そのため, 本実験では, 顔検出を行っていない. また, 本稿では, 照合アルゴリズムの性能評価を目的としているため, 目の中心を手動で指定して照合の対象となる Ocular Image を抽出する. なお, 計算時間を短縮するために, 原画像を $1/4$ に縮小してから 250×200 画素の領域を抽出し, Ocular Image とする.

局所位相特徴と同様に汎用的な特徴である Local Binary Patterns (LBPs) [11] および m-SIFT [7] と性能を比較する. LBP は, 注目画像の近傍画素との差を求め, その大小により符号化する手法である. 本稿では, 文献 [11] と同様に差を求める画素を円状に配置する. LBP 画像を求めた後に, ブロック単位でヒストグラムを計算し, ヒストグラム間のハミング距離で照合する. また, 本稿で使用する画像データベースに最適化して得られた図 8 (b) に示す重みをハミング距離の計算に用いる. なお, 本稿では, web ページで公開されている MATLAB スクリプト¹を用いる. m-SIFT は, コンピュータビジョンの分野で用いられている SIFT [15] をバイオメトリクス用に改良したものである. 具体的には, (i) Ocular Image の高さが 480 画素になるように原画像を縮小すること, (ii) Adaptive Local Histogram Equalization を用いてコントラストを強調すること, (iii) 画像間で検出されるキーポイントがほぼ同じ領域に抽出されるという制約をマッチングに加えることである. また, 本稿でも文献 [7] と同様に VLFeat library² を用いて実装する. 図 9 に, m-SIFT で照合した例を示す. なお, 局所位相特徴のパラメータは, ウィンドサイズを 48×48 画素, 制限帯域幅を 50%, 基準点の数を 108, 閾値を 0.4 とする.

本稿では, Receiver Operating Characteristic (ROC) 曲線を用いて, 1 対 1 認証 (Verification) における認証

¹ <http://www.cse.oulu.fi/CMV/Downloads/LBPSoftware>

² <http://www.vlfeat.org/>

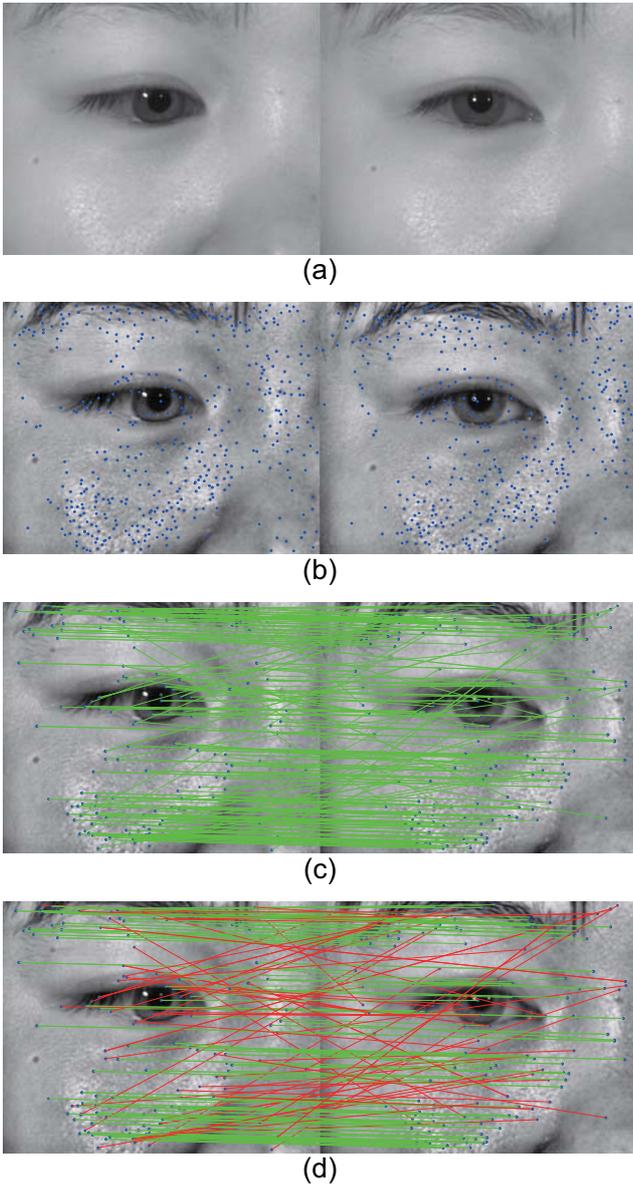


図 9: m-SIFT を用いた照合例: (a) 登録画像と入力画像, (b) 検出された特徴点, (c) 特徴マッチングの結果, (d) 誤対応除去後の結果 (赤線は除去した対応関係を示す)

アルゴリズムの性能を評価する。データベースの画像から作られるすべての本人ペア 22,397 通り, および, 他人ペア 3,271,064 通りについて照合スコアを求め, ROC 曲線で評価する。また, 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) も用いて評価する。

図 10 に ROC 曲線を, 表 1 に EER を示す。LBP は, 重み付けの有無にかかわらず性能が悪い。LBP は, m-SIFT や局所位相特徴と比べて, 画像変形にロバストではないため, 十分な性能が得られなかったと考えられる。m-SIFT は, 600×480 画素のときに EER が低く,

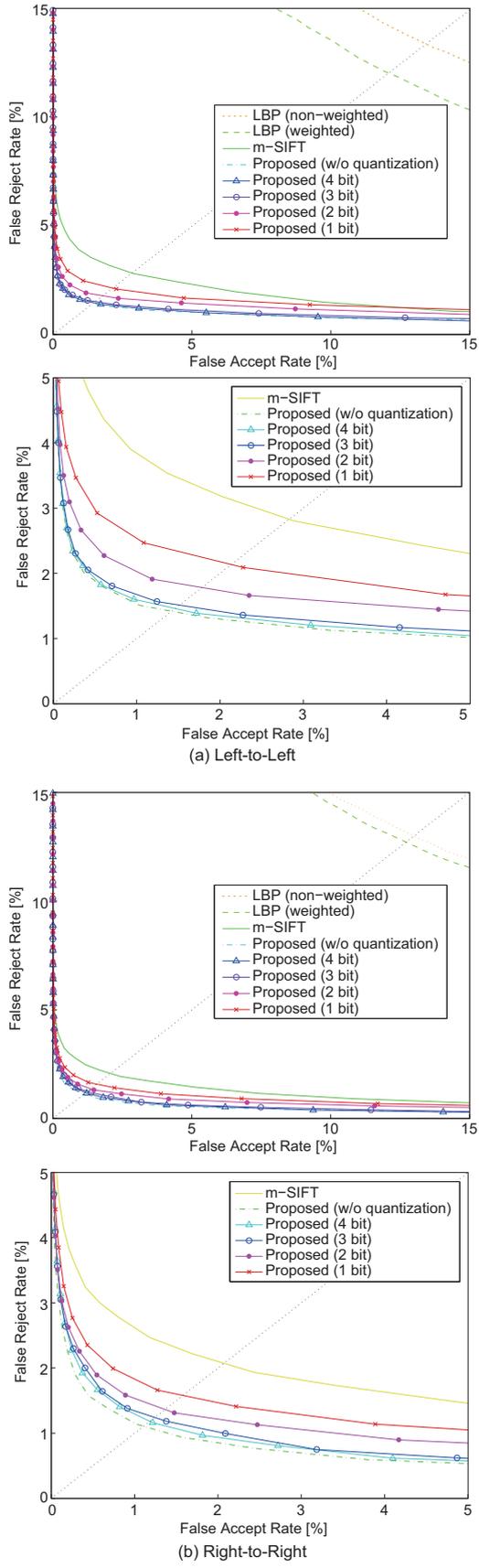


図 10: ROC 曲線: (a) 左目, (b) 右目 (下段は, 上段の一部を拡大表示した ROC 曲線である)

表 1: EER [%]

| | Left-to-Left | Right-to-Right |
|--------------------|--------------|----------------|
| LBP (non-weighted) | 13.3469 | 12.9684 |
| LBP (weighted) | 12.0199 | 12.6784 |
| m-SIFT (600×480) | 2.6014 | 1.9556 |
| m-SIFT (250×200) | 9.5908 | 8.2815 |
| Proposed w/o | 1.2723 | 1.0804 |
| 4 bit | 1.2854 | 1.1140 |
| 3 bit | 1.4052 | 1.1462 |
| 2 bit | 1.5483 | 1.2382 |
| 1 bit | 1.7767 | 1.4675 |

他の手法と同様に 250×200 画素のときに EER が高い。これは、画像の解像度が高い方が多くのキーポイントが検出されることと、識別能力の高い特徴量を記述できることのためである。提案手法は、位相情報を量子化したとしても、すべてにおいて従来手法よりも EER が低い。これは、提案手法が画像間の変形にロバストであることと、位相情報による照合の識別性能が高いことのためである。

5 まとめ

本稿では、局所位相特徴を用いた目の画像の照合アルゴリズムを提案した。局所位相特徴は、すでにさまざまな生体特徴の照合で有効性が実証されている。CASIA Iris Image Database V4.0 を用いた性能評価実験を通して、局所位相特徴は、目の画像の照合においても従来手法よりも有効であることを実証した。環境の変化の大きい Ocular Image のデータベースとして、NIST Face and Ocular Challenge Series (FOCS) データベース³がある。今後は、FOCS データベースにおいて提案手法の有効性を実証する。また、局所位相特徴を用いることで、複数の生体特徴を同時に照合することが可能である。たとえば、上半身を撮影した画像から、顔、目の画像、虹彩を抽出し、それらを組み合わせて認証に使うことが考えられる。その他にも、監視カメラで撮影した動画像を用いた性能評価実験を行うことを検討している。

参考文献

- [1] K. Ricanek, M. Savvides, D.L. Woodard, and G. Dozier, “Unconstrained biometric identification: Emerging technologies,” *Computer*, vol.2, no.43, pp.56–62, Feb. 2010.
- [2] S.Z. Li and A.K. Jain, *Handbook of Face Recognition*, Springer, 2011.

- [3] M.J. Burge and K. Bowyer, *Handbook of Iris Recognition*, Springer, 2013.
- [4] V.P. Pauca, M. Forkin, X. Xu, R. Plemmons, and A.A. Ross, “Challenging ocular image recognition,” *Proc. SPIE 8029, Sensing Technologies for Global Health, Military Medicine, Disaster Response, and Environmental Monitoring; and Biometric Technology for Human Identification VIII*, 80291V, May 2011.
- [5] V.N. Boddeti, J.M. Smereka, and B.V.K.V. Kumar, “A comparative evaluation of iris and ocular recognition methods on challenging ocular images,” *Proc. Int’l Joint Conf. Biometrics*, pp.1–8, Oct. 2011.
- [6] L. Xiao, Z. Sun, and T. Tan, “Fusion of iris and periocular biometrics for cross-sensor identification,” *LNCS (Proc. 7th Chinese Conf. Biometric Recognition)*, vol.7701, pp.202–209, Dec. 2012.
- [7] A. Ross, R. Jillela, J.M. Smereka, V.N. Boddeti, B.V.K.V. Kumar, R. Barnard, X. Hu, P. Pauca, and R. Plemmons, “Matching highly non-ideal ocular images: An information fusion approach,” *Proc. Int’l Conf. Biometrics*, pp.446–453, April 2012.
- [8] S. Aoyama, K. Ito, and T. Aoki, “Similarity measure using local phase feature and its application to biometric recognition,” *Proc. IEEE Computer Society Conf. Computer Vision and Pattern Recognition Workshop*, pp.180–187, June 2013.
- [9] 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, Jan. 2007.
- [10] “CASIA Iris Image Database V4.0,” <http://www.idealtest.org/dbDetailForUser.do?id=4>.
- [11] T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikäinen, “Face description with local binary patterns: Application to face recognition,” *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.28, no.12, pp.2037–2041, Dec. 2006.
- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] P. Viola and M.J. Jones, “Robust real-time face detection,” *Int’l J. Computer Vision*, vol.57, no.2, pp.137–154, May 2004.
- [15] D. Lowe, “Distinctive image features from scale-invariant keypoints,” *Int’l J. Computer Vision*, vol.60, no.2, pp.91–110, Jan. 2004.

³ <http://www.nist.gov/itl/iad/ig/focs.cfm>