

## 位相限定相関法を用いた顔認証アルゴリズムの検討

早坂 昭裕<sup>†</sup> 伊藤 康一<sup>†</sup> 青木 孝文<sup>†</sup> 中島 寛<sup>††</sup> 小林 孝次<sup>††</sup>

† 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

†† 株式会社山武 〒 251-8522 藤沢市川名 1-12-2

E-mail: †hayasaka@aoki.ecei.tohoku.ac.jp

あらまし 本論文では、位相限定相関法 (Phase-Only Correlation: POC) を利用した顔認証アルゴリズムを検討する。顔認証は、カメラとの距離や表情変化など、撮影時の状態により認証性能が大きく低下してしまうことが問題となる。特に、表情変化は、2次元画像を利用した顔認証および3次元構造を利用した顔認証の双方で認証性能を低下させるひとつの要因となる。この問題に対して、本論文では、位相限定相関法を利用することで表情変化などの影響にロバストな顔認証アルゴリズムを検討する。本手法では、(i) 顔画像の回転と拡大縮小を正規化するための前処理と、(ii) 位相限定相関法を用いた高精度な対応点探索手法を利用して照合スコアを求める照合処理により表情変化などの変動に対応する。そして、さまざまな状態の顔画像が含まれた AR Face Database を利用した実験を通して、検討したアルゴリズムの有効性を示す。

キーワード バイオメトリクス、顔認証、表情変化、位相限定相関法

## A Study of a Face Recognition Algorithm Using Phase-Only Correlation

Akihiro HAYASAKA<sup>†</sup>, Koichi ITO<sup>†</sup>, Takafumi AOKI<sup>†</sup>, Hiroshi NAKAJIMA<sup>††</sup>, and Koji KOBAYASHI<sup>††</sup>

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

†† Yamatake Corporation 1-12-2, Kawana, Fujisawa-shi 251-8522, Japan  
E-mail: †hayasaka@aoki.ecei.tohoku.ac.jp

**Abstract** This paper proposes a 2D face recognition algorithm using Phase-Only Correlation (POC). A major problem in face recognition is that the recognition performance is significantly influenced by the facial expression changes. The facial expression changes decrease the recognition performance in the both cases of using 2D facial images and 3D face data. Addressing this problem, we propose a 2D face recognition algorithm using Phase-Only Correlation for face images with expression change. Our proposed algorithm consists of two steps: (i) normalize rotation and scaling using feature points on face images and (ii) calculate the matching scores using the POC-based sub-pixel correspondence search. Experimental evaluation using the AR Face Database demonstrates efficient recognition performance of the proposed algorithm.

**Key words** biometrics, face recognition, facial expression, phase-only correlation

### 1. はじめに

近年、アクセスコントロールや入出国管理などの極めて重要な個人認証から、携帯電話やコンピュータへのログインのような利便性を向上させる個人認証まで、鍵・ICカード・パスワードなどを利用した従来の認証に代わる技術として、人間の身体的・行動的特徴を使ったバイオメトリクス認証が広く注目されている[1]。鍵やパスワードを利用した従来の認証は、本

人の記憶や所持が必要であるため、「なくす」、「忘れる」、「盗まれる」といった危険性が伴う。一方で、生体的な特徴を利用したバイオメトリクス認証は、記憶や所持を意識する必要がなく、信頼性・安全性が非常に高い。バイオメトリクス認証に用いられる主な特徴には、指紋・顔・虹彩・筆跡などがある。そのなかで、利便性と受容性の高さから、顔を利用した認証技術が注目され、これまで多くの成果が報告されている[2]。

今まで一般的に研究されている顔認証技術の多くは、顔の

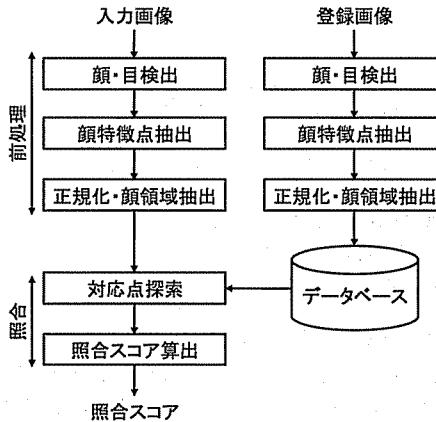


図 1 アルゴリズムの処理の流れ

2 次元画像を利用する手法である[2]。近年では、顔の3次元構造を用いた顔認証に関する研究も盛んに行われている[3], [4]。顔認証では、顔画像を撮影するときの環境および状態の変化により大きく認証性能が左右されることが問題となる。たとえば、撮影のたびに明るさが異なったり、顔の位置が異なったり、表情が異なったりすると、同じ人物の顔であったとしても別人と誤認識される可能性が高くなってしまう。特に表情変化は、2次元画像上のテクスチャだけでなく顔表面の3次元構造も変動するため、2次元画像を用いた手法・3次元構造を用いた手法の双方で認証性能を低下させる原因となりうる。そのため、表情変化にロバストな認証アルゴリズムが求められている。

これまでに、Appearance Model を利用して2次元画像の表情変化を正規化し認証するアルゴリズムが報告されている[2]。Appearance Modelとして、Cootes らの提案した Active Appearance Model (AAM)[5] や Wiskott らが提案した Elastic Bunch Graph Matching[6] がよく利用されている。一方、表情変化により変形する3次元構造を補正するために、TPS (Thin-Plate Spline) を用いた変形モデルを利用する認証アルゴリズムが Lu らにより提案されている[7]。また、表情変化にロバストな鼻周辺の3次元構造を利用する認証アルゴリズムが Chang ら[8] および Faltemier ら[9] により報告されている。

これらに対して、本論文では、モデルフィッティングのための繰り返し計算や学習を必要としないアルゴリズムの実現を目指し、高精度に画像間の対応を求めることができる位相限定相関法 (Phase-Only Correlation: POC) を用いた表情変化にロバストな2次元顔認証アルゴリズムを検討する。位相限定相関法は、画像の2次元離散フーリエ変換 (2D Discrete Fourier Transform: 2D DFT) により得られる画像の位相情報を利用した画像マッチング手法である[10], [11]。位相限定相関法を用いた高精度な画像の対応付けアルゴリズムは、Takita らにより提案され、ステレオビジョンなどに応用されている[11], [12]。本論文で検討したアルゴリズムでは、まず、画像中から顔領域を検出し、顔の特徴点を抽出する。抽出した特徴点を基準として、画像の回転および拡大縮小を正規化する。そして、正

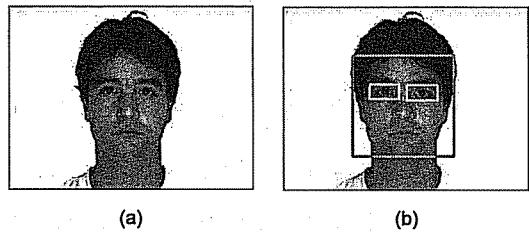


図 2 顔領域および目領域の検出：(a) 原画像, (b) 検出結果

規化した画像に対して、位相限定相関法を用いて2つの画像の対応点を求め、その対応関係をもとに認証を行う。また、表情変化などの変動を含む顔画像データベースとして AR Face Database[13] を利用した認証実験を行い、表情などの変化がある顔画像であっても本論文で検討したアルゴリズムにより効果的な認証が可能であることを示す。

## 2. 前処理

本論文で検討したアルゴリズムは、(i) 顔画像の回転と拡大縮小を正規化するための前処理と、(ii) 位相限定相関法を用いて画像間の対応を求める、照合スコアを算出する照合処理から構成される(図 1)。本節では、前処理について述べる。前処理は、(i) 顔・目の検出、(ii) 顔特徴点の抽出、(iii) 正規化・照合領域の決定の3ステップで行われる。以下では、それぞれの処理について説明する。

### 2.1 顔・目検出

顔の特徴点を正確に抽出するために、あらかじめ顔および目の領域をある程度絞りこむ必要がある。そこで、本論文では、Viola らにより提案されている AdaBoost アルゴリズムを利用した顔検出手法[14]を利用する。AdaBoost は、逐次的に例題の重みを変化させながら異なる識別器を生成し、それらを組み合わせることでより精度の高い識別器を構成するブースティングを呼ばれる学習アルゴリズムの1つである。色情報を利用した手法や単純なテンプレートマッチングによる検出手法などと比べて、AdaBoost を利用した顔検出手法は、検出精度と処理速度の点で優れた手法であるといわれている[2]。まず、AdaBoost を利用した顔検出手法により画像中から顔領域を検出する。そして、検出した顔領域の上半分の領域に対して、目検出手用の識別器を用いた AdaBoost による同様の検出手法を行い、目領域を検出する。上記の処理により検出した顔領域および目領域の例を図 2 に示す。

### 2.2 顔特徴点抽出

顔および目領域を検出したあとは、顔特徴点の抽出を行う。しかしながら、顔のテクスチャ情報をもとに正確かつ安定に特徴点を抽出できる場所はそれほど多くない。目や口は特徴的なテクスチャであるため、特徴点を抽出することは可能であるが、頬のようなテクスチャのない部分から特徴点を抽出することは非常に困難である。これに対して、基準となる数点の特徴点の位置関係を正確に求めることができれば、人体計測学に基づく顔モデルから機械的に各部位の位置をおおよそ推定可能である

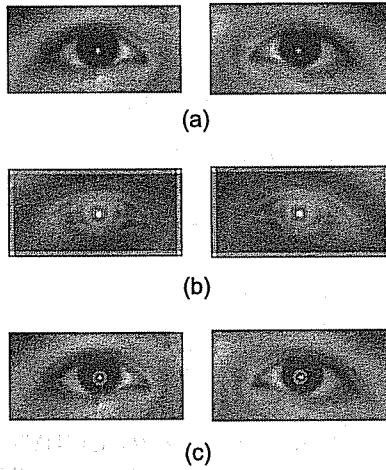


図 3 目の中心点の検出

ことが Sohail らにより報告されている [15]。そこで、本論文では、左右の目それぞれの中心点を基準とすることにより、顔モデルを利用して顔の中に特徴点を設定する。

まず、2.1で抽出した目領域から両目それぞれの中心点を求める。検討したアルゴリズムでは、目の中心点として、瞳孔を中心付近に写っている光の反射像を利用する。この光の反射像は、瞳孔の中心付近に表れている場合が多いため、輝度値の低い領域の中に高い輝度値の微小な点があるように写る(図 3 (a))。そのため、注目するピクセルとその周囲のピクセルの輝度値の差を算出するフィルタを設計し、それを目領域画像に疊み込むことで、全ピクセルについて周囲のピクセルとの輝度値の差を算出する(図 3 (b))。そして、算出した輝度値の差がもっとも大きくなる点を探査することで、瞳孔に写った光の反射像を検出し、その点を目の中心点として設定する(図 3 (c))。

以上の処理により両目の中心点が検出したあと、両目それぞれの中心点間の距離を基準として、他の顔特徴点(図 4 を参照)の位置を以下の手順で求める。

**Step 1:** 検出した両目の中心点をそれぞれ  $P_1$  および  $P_2$  とし、 $P_1$  と  $P_2$  の中点を両目の中間点  $P_3$  とする。また、 $P_1$  と  $P_2$  の間の距離を  $D_1$  とする。

**Step 2:**  $P_1$  と  $P_2$  を結ぶ線分の垂直二等分線を  $L$  とし、 $L$  上で  $P_3$  からの距離が  $D_2$  となる点を眉間の点  $P_4$  とする。同様に、 $L$  上で  $P_3$  からの距離が  $D_3$  および  $D_4$  となる点をそれぞれ鼻先の点  $P_5$ 、口の中央点  $P_6$  とする。ここで、 $D_2$ 、 $D_3$ 、 $D_4$  は、それぞれ

$$D_2 = 0.33 \times D_1, \quad D_3 = 0.60 \times D_1, \quad D_4 = 1.10 \times D_1$$

とする。なお、 $P_4$  は  $P_3$  よりも上側に、 $P_5$  および  $P_6$  は  $P_3$  よりも下側になるようとする。

**Step 3:**  $P_6$  を基準としてウインドウを開き、そのウインドウに対して輝度補正・二値化・モルフォロジカルフィルタを適用し、面積が最大となった領域の左右両端の点を検出することにより、口の両端点を検出する。

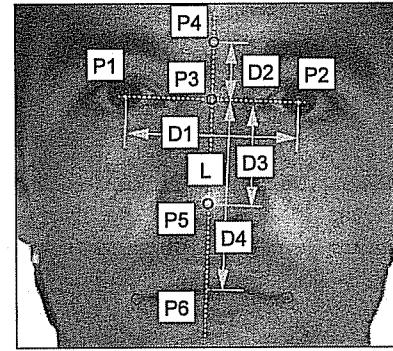


図 4 人体計測学に基づく顔モデルから得られる顔特徴点

以上の処理により、左右の目の中心点を基準として顔の主要な 8 個の特徴点を抽出する。

### 2.3 正規化・照合領域決定

顔画像は、撮影時の姿勢やカメラとの距離などによって、撮影のたびに回転(首の傾き)や拡大縮小が異なる。正確な照合のために、顔の特徴点を利用して顔画像の回転および拡大縮小を正規化する。

まず、画像の回転を以下の手順で正規化する。

**Step 1:** 抽出した特徴点に基づいて  $P_1$  と  $P_2$  を結ぶ直線  $L'$ 、および  $P_4$  と  $P_6$  を結ぶ直線  $L$  を導出する。

**Step 2:** 導出した直線  $L$  および  $L'$  がそれぞれ画像座標の  $y$  軸、 $x$  軸と平行になるように画像の回転角度  $\phi$  を算出する。

**Step 3:** 算出した回転角度  $\phi$  に基づき、回転中心を  $P_5$  として画像を回転させて回転を正規化する。

続いて、画像の拡大縮小を以下の手順で正規化する。

**Step 1:** 左右の目の中心点  $P_1$  と  $P_2$  を結ぶ線分の長さを参照画像と入力画像の両方について算出し、それぞれ  $D_{1,ref}$ 、 $D_{1,input}$  とする。

**Step 2:** 拡大縮小率  $S$  を  $D_{1,ref}/D_{1,input}$  とし、入力画像を拡大または縮小させる。

ここで、 $D_{1,ref}$  を固定値として与えることにより、常に一定の大きさに正規化することができる。本論文では、 $D_{1,ref}$  を 110 [pixel] に設定した。以上までの手順で回転および拡大縮小を正規化した画像を図 5 に示す。上述した回転および拡大縮小の正規化は、実際は別々に行うのではなく、入力画像が与えられたときに同時にを行う。

最後に、照合処理のために再度正確な顔領域(照合領域)を求める。前述の処理で、AdaBoost を利用した顔検出手法により顔のおおよその位置は検出できているが、それは必ずしも精密な顔領域ではないので、同一人物の顔画像であっても画像によって検出された位置や大きさにばらつきがある場合がある。そこで、本論文では、抽出した顔の特徴点を利用して、顔領域を精密に決定する。抽出した 8 個の特徴点は、目や鼻、口など顔の主要な部分の位置を表す基準点として考えることができる。そのため、得られたすべての特徴点を含むような領域を選択すれば、顔の主要な部分を含む正確な照合領域を得ることができると考えられる。本論文では、得られた顔特徴点をすべて

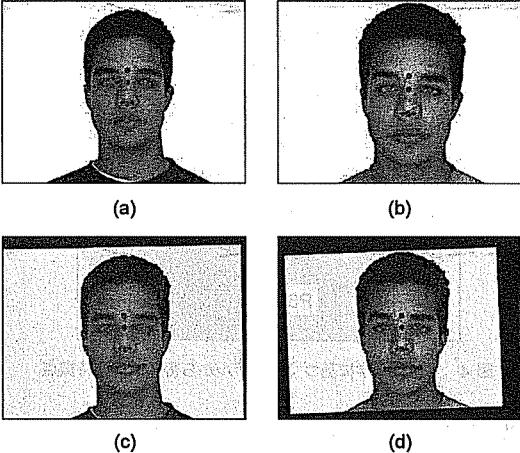


図 5 回転および拡大縮小の正規化：(a) 参照画像, (b) 入力画像, (c) 正規化後の参照画像, (d) 正規化後の入力画像

含む正円を最小二乗法により導出し, その得られた正円に外接する正方形領域を実験的に照合領域として設定した. これにより, 顔の主要な部分を包含する精密な顔領域を照合領域として決定することができる.

### 3. 照合処理

本節では, 回転および拡大縮小を正規化した画像を照合する処理について述べる. 本論文では, 顔の表情変化を吸収しつつ, モデルフィッティングや学習などの処理が必要ない照合を行うために, Takita らが提案している位相限定相関法に基づく対応点探索 [12] を利用する. 表情変化は, 顔表面のテクスチャの変形により生じるひずみと考えられる. 表情変化による顔画像のひずみは, 非常に複雑な変形であるが, 局所領域では平行移動に近似することができると考えられる. 位相限定相関法に基づく対応点探索は, 局所的な画像ブロック間の平行移動を高精度で求めることで, 画像間の高精度な対応付けを行う. そのため, 表情が変化したとしても, 高精度に対応づけることが可能である.

以下では, まず, 位相限定相関法の基本原理および対応点探索について概説し, 次に照合アルゴリズムについて述べる.

#### 3.1 位相限定相関法

画像サイズ  $N_1 \times N_2$  ピクセルの 2 つの画像ブロックを  $f(n_1, n_2)$ ,  $g(n_1, n_2)$  とする. 定式化の便宜上, 離散空間のインデックスを  $n_1 = -M_1, \dots, M_1$ ,  $n_2 = -M_2, \dots, M_2$  とし, 画像サイズを  $N_1 = 2M_1 + 1$  ピクセル,  $N_2 = 2M_2 + 1$  ピクセルとする. なお, ここでは説明を簡単にするために離散空間のインデックスを正負対称にとり, かつ 2 次元画像信号の大きさ  $N_1$ ,  $N_2$  を奇数としているが, これは必須ではない. すなわち, 通常よく用いられるように非負のインデックスを用い,  $N_1$ ,  $N_2$  を任意の正の整数に設定するように一般化することが可能である.

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  $F(k_1, k_2)$ ,  $G(k_1, k_2)$  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,  $k_1 = -M_1, \dots, M_1$ ,  $k_2 = -M_2, \dots, M_2$ ,  $W_{N_1} = e^{-j\frac{2\pi}{N_1}}$ ,  $W_{N_2} = e^{-j\frac{2\pi}{N_2}}$  であり,  $\sum_{n_1 n_2}$  は,  $\sum_{n_1=-M_1}^{M_1} \sum_{n_2=-M_2}^{M_2}$  である.  $A_F(k_1, k_2)$ ,  $A_G(k_1, k_2)$  は振幅スペクトルであり,  $\theta_F(k_1, k_2)$ ,  $\theta_G(k_1, k_2)$  は位相スペクトルである. 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を次式で与える.

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

ここで  $\overline{G(k_1, k_2)}$  は  $G(k_1, k_2)$  の複素共役を示す. また,  $\theta(k_1, k_2) = \theta_F(k_1, k_2) - \theta_G(k_1, k_2)$  である.

POC 関数  $r(n_1, n_2)$  は  $R(k_1, k_2)$  の 2 次元逆離散フーリエ変換 (2D IDFT) であり, 次式で定義する.

$$r(n_1, n_2) = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{k_1 k_2} R(k_1, k_2) W_{N_1}^{-k_1 n_1} W_{N_2}^{-k_2 n_2} \quad (4)$$

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. POC 関数は, デルタ関数に近いきわめて鋭いピークを有する. この相関ピークの座標を求めることで, ピクセル精度の位置ずれを検出することができる. また, 相関ピークの高さを求めることで, 画像間の類似度を評価することができる. この特長以外にも, 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ことが Ito らによって報告されている [16].

次に, 画像  $g(n_1, n_2)$  が  $f(n_1, n_2)$  を  $(\delta_1, \delta_2)$  だけ微小に平行移動させた画像である場合を考える. ここで,  $\delta_1$  および  $\delta_2$  は, それぞれ  $n_1$  および  $n_2$  方向のサブピクセルレベルの移動量を表している. このとき,  $f(n_1, n_2)$  と  $g(n_1, n_2)$  の POC 関数は次式で与えられる.

$$r(n_1, n_2) \approx \frac{\alpha}{N_1 N_2} \frac{\sin\{\pi(n_1 + \delta_1)\}}{\sin\{\frac{\pi}{N_1}(n_1 + \delta_1)\}} \frac{\sin\{\pi(n_2 + \delta_2)\}}{\sin\{\frac{\pi}{N_2}(n_2 + \delta_2)\}} \quad (5)$$

ここで,  $\alpha = 1$  である. 上式は, 画像が  $(\delta_1, \delta_2)$  だけ微小に平行移動した場合の POC 関数の一般形を表している.  $\alpha$  は, 相関ピークの高さを表すために導入されたパラメータである. 画像に対して無相関なノイズが加わると  $\alpha$  の値が減少するため, 実際には  $\alpha \leq 1$  となる. POC 関数を用いてサブピクセルの高

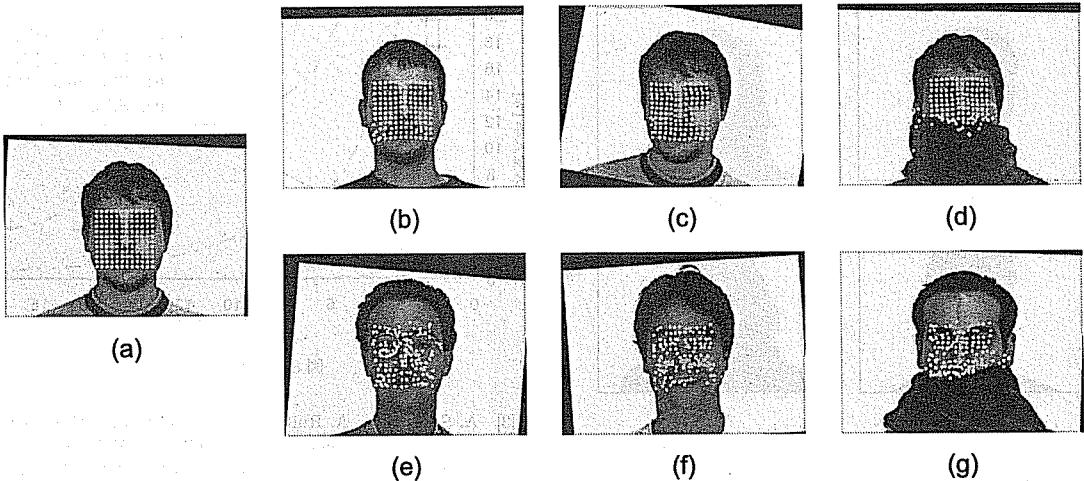


図 6 位相限定相関法を用いた対応点探索結果:(a) 参照画像, (b) 入力画像(本人・無表情), (c) 入力画像(本人・異なる表情), (d) 入力画像(本人・顔の一部が隠された状態), (e),(f),(g) 入力画像(他人)

精度な平行移動量を推定するためには, Takita らにより提案されている (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を用いる [12].

### 3.2 位相限定相関法に基づく対応点探索

位相限定相関法に基づく対応点探索は, 高精度に画像間の対応点を推定するために, (i) 位相限定相関法を用いた平行移動量推定手法による局所ブロック画像のブロックマッチングと (ii) 画像ピラミッドによる粗密探索を用いている. Takita らの精度評価実験によると,  $32 \times 32$  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 [12]. 本手法の詳細については, 文献[12]を参考にされたい.

### 3.3 表情変化にロバストな照合

上述した位相限定相関法に基づく対応点探索手法を利用した表情変化にロバストな照合について述べる. まず, 正規化された登録画像の顔領域の中に基準点を配置し, 基準点に対する入力画像の対応点を求める. ここで, 基準点は 16 画素おきに配置し, 階層探索の階層数を 4 とし, ブロックマッチングのブロックサイズを  $32 \times 32$  とする. 登録画像に対して, 本人と他人のさまざまな状態の顔画像を入力し, 対応点探索を行った結果を図 6 に示す. 図 6 (a) が参照画像であり, (b)~(d) がそれぞれ無表情, 表情変化および一部が遮蔽された本人の画像, (e)~(g) が他人の画像である. 図 6 から, 同一人物である場合は, 表情変化があったとしても正確に対応点が求まっていることが確認できる. また, 一部が遮蔽された画像においても, 遮蔽されていない部分の対応は正確に求められているのがわかる. 一方, 他人の場合は, 探索した対応点が乱れた位置に分布しており, 対応付けに失敗していることが確認できる.

統いて, 得られた対応点群から照合スコアを算出する. 本論文では, 照合スコアとして以下の 4 通りを検討する.

- (A) ブロックマッチングの結果より得られる POC 関数のピーク値を平均した値(ピーク値平均)
- (B) 対応点の信頼性を POC 関数のピーク値で判定することで得られる高信頼な対応点の数(高信頼点数)
- (C) 得られた対応点に応じて局所画像ブロックを再度切り出し, それぞれの画像ブロック間の POC 関数を求め, それらの POC 関数群を平均化して得た平均 POC 関数の最大ピーク値(平均 POC ピーク)
- (D) 得られた対応点に応じて局所画像ブロックを再度切り出し, それぞれの画像ブロック間の BLPOC (Band-Limited Phase-Only Correlation) 関数 [16] を求め, それらの BLPOC 関数群を平均化して得た平均 BLPOC 関数の最大ピーク値(平均 BLPOC ピーク)

最終的に, 算出した照合スコアに応じて本人であるか他人であるかを判定する.

## 4. 実験・考察

本論文では, AR Face Database [13] を利用して性能評価実験を行う. データベースの画像のうち, 1 名につき無表情・笑顔・怒り・遮蔽ありの画像をそれぞれ 2 枚ずつ計 8 枚選び, それを 85 名分抽出した計 680 枚の画像セットを利用して実験を行った. このとき, 本人同士の照合回数は  ${}_8C_2 \times 85 = 2,380$  回, 他人同士の照合回数は  ${}_85C_2 \times 4 \times 4 = 57,120$  回となる. 図 7 に実験で利用したデータベースの画像例を示す.

認証精度の評価として, 今回はバイオメトリクス認証の性能評価手法として一般的な ROC (Receiver Operating Characteristic) 曲線を用いる. ROC 曲線とは, 横軸に本人拒否率 (False Rejection Rate: FRR), 縦軸に他人受入率 (False Acceptance Rate: FAR) をとった曲線であり, この曲線が原点に近くなければなるほど認証性能が高いことを示す. また, 本人拒否率と他人受入率が等しくなったときの値を EER (Equal Error Rate)

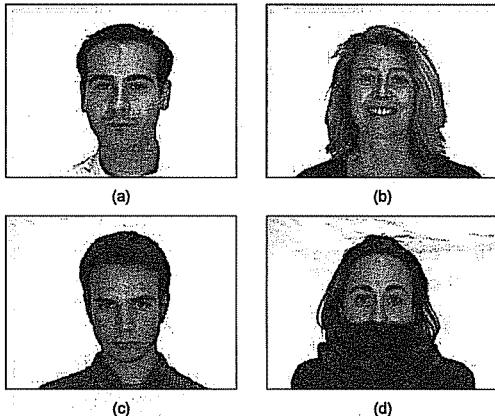


図 7 データベースの画像例：(a) 無表情の画像, (b) 笑顔の画像, (c) 怒りの画像, (d) マフラーで口元が隠れた画像

といい、性能評価の指標としてよく用いられる。EER が小さいほど認証性能が高いということを表している。

本実験では、3.3 で述べた 4 通りの方法で算出した照合スコアにより、それぞれの場合の認証精度の比較を行う。図 8 に得られた ROC 曲線および EER を示す。図 8 から、EER はそれぞれ (A) POC 関数のピーク値を平均した値を利用した場合が 1.963 %, (B) POC 関数のピーク値が高い高信頼な対応点の数を利用した場合が 2.933 %, (C) 各対応点の POC 関数群を平均化して得られた平均 POC 関数の最大ピーク値を利用した場合が 10.337 %, (D) 各対応点の BLPOC 関数群を平均化して得られた平均 BLPOC 関数の最大ピーク値を利用した場合が 6.459 % となった。この結果から、本実験で検討した 4 通りのスコア算出方法のうち、(A) POC 関数のピーク値を平均した値を利用した場合がもっとも精度よく認証を行うことができるという結果が得られた。(A) のスコア算出方法の場合、表情変化だけでなく顔の一部が遮蔽している場合であっても、比較的精度よく照合ができるといふことがわかる。以上のように、本論文で検討したアルゴリズムにより、事前学習やモデルフィッティングなどの繰り返し計算を必要とせずに効果的な認証が実現できることを確認できた。

## 5. まとめ

本論文では、位相限定相関法を利用することで表情変化などの影響にロバストな顔認証アルゴリズムの検討を行った。検討したアルゴリズムは、(i) 顔画像の回転と拡大縮小を正規化するための前処理と、(ii) 位相限定相関法を用いた高精度な対応点探索を利用して照合スコアを求める照合処理により表情変化などの変動に対応した。AR Face Database を利用した認証実験を通して、表情変化などの変動がある顔画像であっても検討したアルゴリズムにより効果的な認証が実現できることを示した。

## 文献

- [1] A. K. Jain, P. Flynn and A. A. Ross: "Handbook of Biometrics", Springer (2007).
- [2] S. Z. Li and A. K. Jain: "Handbook of Face Recognition", Springer (2005).

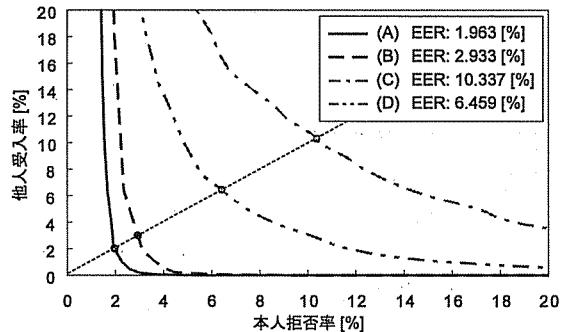


図 8 ROC 曲線

- [3] A. Scheenstra, A. Ruifrok and R. Veltkamp: "A survey of 3D face recognition methods", Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication (AVBPA 2005), **3546**, pp. 891–899 (2005).
- [4] K. W. Bowyer, K. Chang and P. Flynn: "A survey of 3D and multi-modal 3D+2D face recognition", Notre Dame Department of Computer Science and Engineering Technical Report (2004).
- [5] T. F. Cootes, G. J. Edwards and C. J. Taylor: "Active appearance models", Proc. Europ. Conf. Computer Vision, **2**, pp. 484–498 (1998).
- [6] L. Wiskott, J.-M. Fellous, N. Krüger and C. von der Malsburg: "Face recognition by elastic bunch graph matching", IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., **19**, 7, pp. 775–779 (1997).
- [7] X. Lu and A. K. Jain: "Deformation modeling for robust 3D face matching", IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. (2008).
- [8] K. I. Chang, K. W. Bowyer and P. J. Flynn: "Multiple nose region matching for 3D face recognition under varying facial expression", IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., **28**, 10, pp. 1695–1700 (2006).
- [9] T. C. Faltemier, K. W. Bowyer and P. J. Flynn: "A region ensemble for 3-D face recognition", IEEE Trans. Information Forensics and Security, **3**, 1, pp. 62–73 (2008).
- [10] C. D. Kuglin and D. C. Hines: "The phase correlation image alignment method", Proc. Int. Conf. on Cybernetics and Society, pp. 163–165 (1975).
- [11] K. Takita, T. Aoki, Y. Sasaki, T. Higuchi and K. Kobayashi: "High-accuracy subpixel image registration based on phase-only correlation", IEICE Trans. on Fundamentals, **E86-A**, 8, pp. 1925–1934 (2003).
- [12] K. Takita, M. A. Muquit, T. Aoki and T. Higuchi: "A subpixel correspondence search technique for computer vision applications", IEICE Trans. on Fundamentals, **E87-A**, 8, pp. 1913–1923 (2004).
- [13] A. M. Martinez and R. Benavente: "The AR face database", Computer Vision Center Technical Report, 24 (1998).
- [14] P. Viola and M. Jones: "Robust real time object detection", Proc. of 2nd Int. Workshop on Statistical and Computational Theories of Vision – Modeling, Learning, Computing and Sampling, pp. 1–25 (2001).
- [15] A. S. M. Sohail and P. Bhattacharya: "Detection of facial feature points using anthropometric face model", Proc. of the IEEE Int. Conf. on Signal-Image Technology & Internet-Based Systems, pp. 656–665 (2006).
- [16] K. Ito, H. Nakajima, K. Kobayashi, T. Aoki and T. Higuchi: "A fingerprint matching algorithm using phase-only correlation", IEICE Trans. Fundamentals, **E87-A**, 3, pp. 682–691 (2004).