

固有残差画像のテクスチャ解析による顔の個人特徴の表現

大西哲朗[†] 鷲見和彦[†]
平山高嗣[†] 松山隆司[†]

計算機で顔の個人特徴を表現する処理において、最も基本的な従来手法である固有空間法は、直交基底パターンの線形結合である固有射影によって顔の大局的な特徴を近似するというものである。この手法は、照明や姿勢などの微小な変化、すなわち個人内変動の影響を棄却できる半面、個人に特有な特徴を十分に表現し難いという問題があった。そこで、元画像と固有射影との残差である固有残差に、個人に特有な特徴と個人内変動の2成分が含まれるとの観点から、個人特徴として有意な成分を強調する手法を提案した。実験により提案手法の有効性を確認した。

Representation of Facial Features by Analyzing Eigen Residue Image

TETSURO ONISHI,[†] KAZUHIKO SUMI,[†] TAKATSUGU HIRAYAMA[†]
and TAKASHI MATSUYAMA[†]

In this paper, we present a novel method to represent facial features by analyzing the eigen residue image, which is extracted by subtracting the eigen projection image from a row image. Conventional eigenspace methods represent facial features based on the eigen projection image, which is constructed by a linear combination of the orthogonal basis patterns. Eigenspace method is effective in facial recognition because it can represent basic facial features and can dismiss the components of slight intrapersonal variations (e.g., illumination, facial pose and facial expression) as the eigen residue. This method has the problem that it has not enough ability to represent unique facial features (e.g., an eyelid with a fold, a mole and a wrinkle). These features are also dismissed as the eigen residue. So we focus on unique facial features in the eigen residue image. We propose to restrain the components of intrapersonal variations and emphasize unique facial features. The experimental results show that the eigen residue contains facial features which stand comparison with conventional eigen projection and that the proposal method works well as a model for representation of facial features.

1. はじめに

1.1 研究背景

我々は人の顔を見て、その人が誰であるのかを判断することができる。その他にも顔の視覚的情報は多種多様で、性別、年齢などはもちろん、生活状況、社会的属性などの人物の外面的属性が判別可能な場合もあり、またその人の内面的状態を推定することも可能な場合がある。人は通常顔を露出していることが多く、普段から顔の視覚的情報を得やすい。それゆえ、顔の視覚的情報を計算機でとらえてその人の情報を得ることは社会との親和性が良いと考えられ、セキュリティやインターフェースなどの分野への応用が期待されている¹⁾²⁾。

顔画像の一般的な特性として、同一人物であってもパターンは変化するが、非同一人物であってもパターンからほぼ同じような造作を持っているため、ある程度高い類似度が得られる、ということが挙げられる。そのため、顔画像を目や鼻、口などの濃淡パターンが互いに重なるようにして分析すると、顔画像パターンはいくつかの基底パターンの線形結合で近似できることが知られている。この線形空間内には、目や鼻、口の造作の差異のような個人間の差と、照明変動や顔の姿勢、表情の変動、自己や他の物体による隠蔽、経年変化などの個人内の見えの変化が混在して含まれる。後者の個人内変動がある程度の範囲内に収まっていれば、この線形空間内に適切な判別関数を導入することによって、個人を識別することが可能である。このような手法は部分空間法と呼ばれ、判別関数として主成分分析、判別分析、独立成分分析などを適用した様々な応用手法が考案された。たとえば部分空間法の中で最も基本

[†] 京都大学大学院情報学研究所
Graduate School of Informatics, Kyoto University

的な固有空間法は、多数の顔画像を主成分分析して次元圧縮を行い、低次元数の基底パターンの線形結合で表される固有射影によって顔を表現する手法である³⁾。固有空間法は、顔画像に含まれる統計的な特徴をよく表すことができ、また微小な個人内変動の成分をノイズとみなして、元画像とその部分空間への射影との残差である固有残差⁴⁾に棄却するために、識別性能が高いという特徴を持つ。

しかし、実際の顔の個人特徴とは、必ずしもパターンの線形結合で表現できる統計的な情報だけではない。例えばしわやほくろなどは、人間の顔にある程度は存在するものの、その位置や信号としての強度などは一定であるわけではない。そのため従来の固有空間法では、顔画像に存在するその個人だけに特有な特徴を、個人内変動の成分と共にノイズとして固有残差に棄却する。だが、個人だけに特有な特徴はまさに個人識別において有益な情報であり、積極的に扱うべき情報であると考察される。もし従来手法ではノイズとして固有残差に棄却されてきた個人特有な特徴を、残差から抽出し計算機で扱うことが可能になれば、個人認証の精度の向上などが期待できる。そこで本論文では、固有残差の解析による新たな個人特徴の表現手法を提案する。

1.2 関連研究

固有空間法の関連研究のほとんどは、顔画像の持つ統計的な特徴を固有射影として表現し顔画像認識に用いたものであり、個人に特有な特徴を積極的に用いようとした事例は数少ない。尺長らは、固有射影は標準的な顔の情報を表し、固有残差には固有空間で表現できない顕著な個性が表現されているとして、二つの要素を併用した個人認識手法を提案した⁴⁾。この手法は固有残差をさらに主成分分析して主要な特徴を表現しようと試みている点で、大変興味深い。しかし、もともと統計的に表現できなかった固有残差成分に主成分分析という統計的手法を適用した点と、個人特徴の成分と個人内変動の成分が混ざり合った固有残差をそのまま個人特徴として使った点に疑問が残る。

1.3 研究目的

以上を整理すると、固有残差から個人特徴を抽出するためには、以下の問題点を考慮する必要がある。

- 固有残差は個人特有な特徴だけではなく、個人内変動の成分も含むものであり、この2成分を分離する必要があること。
- 固有残差は統計的手法で十分に表現できない情報であることを考慮し、個性を抽出する新たな手法を考案する必要があること。

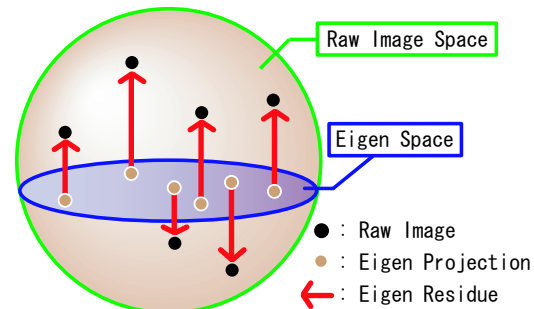


図1 固有残差と固有射影の関係。

これら観点から、本研究の目的は、

- (1) 固有残差を画像として表現したとき、個人特徴の成分、及び個人内変動の成分が本質的にどのような特性を持つのかを解析する。
- (2) 特徴解析により得た知識に基づき、固有残差画像に含まれる個人内変動の成分を抑制しつつ、固有空間法のような線形変換では扱い難い個人特有な特徴を強調して表現する手法を提案する。
- (3) 提案手法の有効性を実験で検証する。

ということである。評価実験として、実際に顔画像データベースを用いて、提案手法がどの程度個人を識別するモデルであるのかを評価する。

2. 固有残差画像の特徴解析

2.1 固有残差画像の獲得

固有空間法では、まず顔画像のパターン群を主成分分析して固有空間を得る。それぞれの顔画像パターン x は、元の画像空間から固有空間への変換行列 A によって固有射影 x^* と固有残差 $x^\#$ に分解される。

$$x^* = A^T x \quad (1)$$

$$x^\# = x - x^* \quad (2)$$

そして、固有射影の固有空間上での距離分布に基づき、個人識別を行う(図1参照)。ここで前述のとおり、実際に顔に存在する個人特徴は、必ずしも誰にでも同じ位置に同じ濃淡値を持って存在するわけではないため、厳密なレベルで固有射影で表現することは困難である。従って、その個人にだけ顕著に現れる個人特有な特徴、及び撮影環境によって変動しうる微小な個人内変動の成分を、固有残差として除去してしまう。

以下、図2のような流れで固有残差を画像として獲得することを考える。まず、固有残差において造作の濃淡パターンの差異に注目するためには、顔や顔造作の位置のずれを正規化する必要がある。この処理は、固有射影による復元の精度向上、すなわちより個性を反映した固有残差画像を獲得できるという点でも、重要な

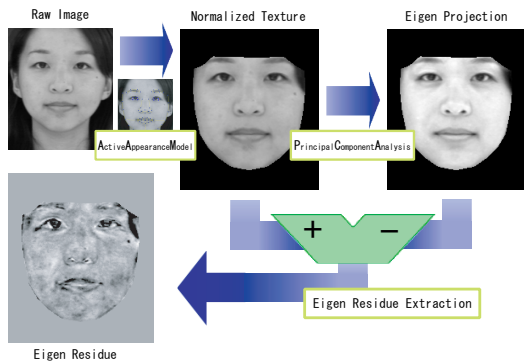


図 2 固有残差の獲得の流れ。

処理であると言える。そこで本研究では、AAM(Active Appearance Model) という手法を用いて顔画像の幾何的な形状を正規化した⁵⁾。AAM は動的形状記述アルゴリズムのひとつであり、輪郭で表現される顔部位の形状と輪郭の内部のテクスチャを同時にモデル化する統計的モデルである。

AAM では、顔画像上の造作に対応する輪郭上の数点を顔部位の形状を代表する特徴点として選び、それらの位置座標の集合として表現される形状ベクトルを得る。各顔画像の形状ベクトルを多数の顔の平均の形状ベクトルに重なるよう、元の顔画像 x をモーフィングすることにより、幾何形状を正規化した濃淡ベクトル x' を得る。

さらに、 x' を主成分分析し、生成された固有空間に対して x' を投影することにより、固有射影画像 x^* を得る。ここから、次のようにして固有残差画像 $x^\#$ を獲得する。

$$x^\#(u, v) = x'(u, v) - x^*(u, v) \quad (3)$$

ここで、 (u, v) は座標である。

2.2 固有残差画像が含む情報の解析

すでに述べたように、固有残差は大別して 2 つの成分、すなわち個人特有な特徴、及び個人内変動の成分が含まれると推測される。ここで、それぞれの成分が本質的にどのような情報であり、固有残差画像として表現した時にどのように発現するかを考察する。

個人特有な特徴については以下のように解析される。

顔の主要な部位に現れる成分： 顔の画像において、その人の個性が最も多く表現されるのは、顔の主要な部位付近の濃淡パターンである。この情報の多くは固有空間への固有射影で表現されていると予測できるが、目の二重など誰にでも一様に存在しないような個人特有の特徴は、固有残差に含まれると考察される。

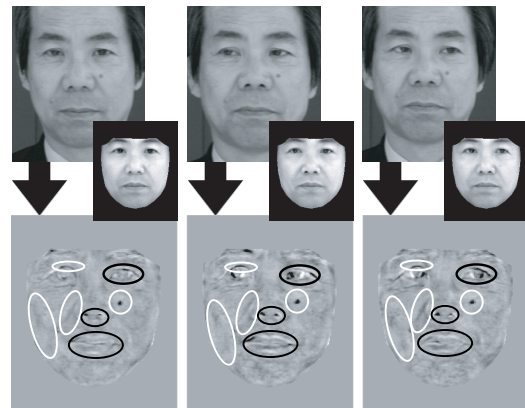


図 3 固有残差画像の含む情報。上から順に、元画像、固有射影画像、固有残差画像である。白線部位の信号は、固有射影画像には確認できないが、いずれの固有残差画像でも確認できる。すなわち、個人特有の特徴である。一方、黒線部位の信号は、顔の表情や姿勢などにより大きく変化して発現している。

ランダムな位置に現れる成分： ほくろやシミ、しわなどは、個人独特に発現する非統計的な性質を持つ情報であり、特に固有空間で表現しにくい顕著な特徴である。また、頬骨の筋なども同様の性質を持つと言える。これらの情報は固有残差を用いてこそ表現できるものであると考察される。

これら個人特有な特徴は、固有残差画像の輝度分布において、局所的な部位に濃淡変化として発現する成分であると考察される。

一方、照明、顔の姿勢、表情の変動などの個人内変動に起因する成分については、以下のように解析される。

陰影： 照明の変動と顔の 3 次元形状とが相互作用を及ぼし、顔表面全体に渡り輝度分布に偏りを発生させることに起因した成分である。顔の主要な部位以外では光軸方向に対して顔の法線方向の変化が緩やかであるため、輝度変化が滑らかで、広範囲に渡り発現する成分になると考察される。また、逆に顔の主要な部位付近では局所的に著しく変化する成分として発現すると考察される。

アスペクト： 表情や顔の姿勢の変動と顔の 3 次元形状とが相互作用を及ぼし、顔の見かけが変化し濃淡分布に偏りが発生することに起因した成分である。目の窪みや鼻孔などの部位、表情変化による変化が著しい目、口などの顔の主要造作に著しく発現すると考察される。アスペクトは個人内変動と個人特有な特徴の両方を含む成分であると考えられる。そのため、個人特徴として有意な成分のみの分離強調が困難である。

固有残差画像には、以上 4 つの特性を持った要素が

混合していると考察される(図3参照)。ここで、顔の主要な部位における固有残差信号は、個人特有な特徴と個人内変動の成分が混合して発現していると考えられる。また、顔の主要な部位以外における固有残差信号については、次のようなことが言える。

- (1) 個人特有な特徴は、空間領域では画像の局所的な部位に発現する成分である。これは、周波数領域では高周波数に相当する領域に含まれると推測される。
- (2) 個人内変動の成分は、空間領域では輝度変化が滑らかで広範囲に渡り発現する成分である。これは、周波数領域では低周波数に相当する領域に含まれると推測される。

3. 固有残差画像による個人特徴の表現

3.1 提案手法の概要

2.2節の考察より、固有残差画像に存在する個人特有な特徴を強調して抽出するためには、どのようなテクスチャ解析を行えば良いかを考察する。

まず、固有残差画像における個人内変動の成分の影響を抑制する必要がある。顔の主要な部位における個人内変動の成分については、個人特有な特徴の成分と混合して発現する。そのため各影響を分離することは非常に困難であるので、本稿では扱わない。従って、次のような処理を施す。

- (i) 顔の主要な部位、すなわち目、鼻孔、口の輪郭付近に、一定のマスク処理を施し、個人特徴を抽出する上で処理対象から除外する。

一方、顔の主要な部位以外では、個人特有な特徴と個人内変動の成分が異なるテクスチャ特徴を持って発現する。また、個人内変動の成分が固有残差画像の輝度値を広範囲に渡り大きく変化させる可能性が高いことを考慮する必要がある。そのため、固有残差画像における個人特徴は、信号の輝度値よりも、信号の形状、存在位置の同一性に安定して表れると考察される。そこで、個人特有な特徴成分のパターンのみを強調抽出する処理を施すことが必要である。以上のことを勘案して、次のような特徴評価を行う。

- (ii) (i)で除外した部位以外の領域で局所的に発現する輝度変化に注目し、輝度値そのものではなく、空間領域における信号の位置や形状を個人特徴のパターンとして強調抽出する。

次に、顔の姿勢、表情の変化のような個人内変動や、顔の幾何形状の正規化の誤差により、微小に濃淡パターンが位置ずれを起こしている可能性を考慮すべきである。さらに、位置ずれの量は顔画像の各部位によって

差異があると推測される。以上のことを考慮し、次のようにして画像照合を行うことが望ましい。

- (iii) 固有残差画像を、位置ずれの影響を吸収できる小さい部分画像に分割した上で、それぞれの部分画像で独立な位置ずれ量を考慮した画像照合を行う。

ここで、2.2節の考察より、(ii),(iii)に関して、個人特有な特徴と個人内変動の成分を分離することで個人特徴を強調抽出する特徴解析手法としては、空間領域及び周波数領域での2通りの手法が考えられる。次節では、それぞれの手法の詳細について述べる。

3.2 固有残差画像からの個人特徴の強調抽出

空間領域での特徴解析手法としては、局所的な部位における輝度変化をとらえるため、固有残差画像の画素値の空間微分を特徴として強調抽出する方法が考えられる。この場合、その特徴の位置や形状の同一性を元に画像照合をすればよいと考察される。

一方、周波数領域での特徴解析手法としては、個人特有な特徴と個人内変動の成分では発現する周波数領域が異なると推測されることを利用し、2つの成分を分離する方法が考えられる。空間領域での位置や形状は周波数領域における波の位相に相当するため、この場合、各周波数について位相の同期性を元に画像照合をすればよいと考えられる。

3.2.1 空間領域におけるテクスチャ解析:増分符号 関連法

空間領域での特徴解析手法として、画素値の空間微分を特徴量として符号化する増分符号を固有残差画像の画像照合に用いる手法を検証した。増分符号は隣接する画素間の画素値の明度増減に着目して画像を2値符号化する符号化法である。また増分符号関連(ISC:Increment Sign Correlation)は、画像を増分符号化して符号の相関値を求め、画像の照合を行う統計モデルである⁶⁾。増分符号は、符号反転を引き起こさない大きさの雑音や照明変動の影響を受けないという特徴を持つ。そのため、照明や姿勢、表情の変動など、広範囲に滑らかに発現する個人内変動の成分を抑制した個人特徴の強調が可能であると考察される。ここで、増分符号関連では、照合画像にひずみが存在する場合、符号の位置が変化するために照合におけるロバスト性が低下する。従って、そのロバスト性を低下させないような応用手法を取る必要がある。

3.2.2 増分符号関連法の応用手法

固有残差画像 $x^{\#}$ に対し、次のような増分符号化処理

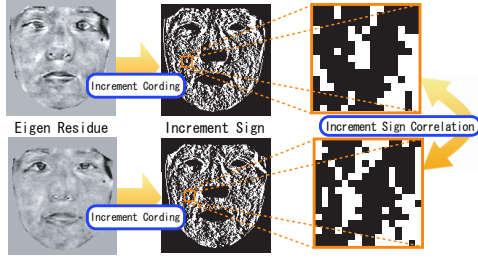


図 4 固有残差画像に増分符号相関法を応用する流れ.

$$IS(u, v) = \begin{cases} 1 & (if \ x^\sharp(u+1, v) > x^\sharp(u, v)) \\ 0 & (otherwise) \end{cases} \quad (4)$$

を行い、2 値の増分符号画像 IS(Increment Sign) を得る。これは固有残差成分の水平方向の輝度変化を特徴量として表したものである。画像特徴を照合する増分符号 IS_i, IS_j に対し、

$$F(IS_i, IS_j) = \sum \overline{IS_i(u, v) \oplus IS_j(u, v)} \quad (5)$$

という処理、すなわち対応する画素同士の排他的論理和の否定演算を行い、「1」ビットの総和として相関値を求める。

増分符号相関を固有残差画像の画像照合に用いるアルゴリズムについて述べる。撮影条件の差異によって発生するひずみの影響を吸収するために、固有残差画像を大きさ $N \times N$ の部分画像窓に分割する。このとき、2 枚の入力画像の類似度が高ければ、窓の近傍 r 画素以内の探索範囲内に相関値のピークが存在するはずである。従って、探索範囲内のピーク値を部分画像における相関値とし、その総和を画像全体での相関値とする。さらに、固有残差画像内の水平方向と垂直方向の特徴成分を強調するため、水平方向及び垂直方向の 2 種類の増分符号を用いて増分符号相関を計算し、これらの相関値の和を最終的な相関値とする (図 4 参照)。

3.2.3 周波数領域におけるテクスチャ解析:位相限定相関法

周波数領域での特徴解析手法として、画像信号の局所的 2 次元離散フーリエ変換 (以下、2 次元 DFT と呼称する) の位相限定相関 (POC:Phase-Only Correlation) を固有残差画像の画像照合に用いる手法を検証した⁷⁾。位相限定相関は、画像信号を周波数解析した上で、入力信号の位相差を計算し、位相差を 2 次元逆離散フーリエ変換 (以下、2 次元 IDFT と呼称する) して位相限定相関を得て、入力信号の類似性と位置のずれを評価するモデルである。位相限定相関では、周波数領域における全周波数帯域の位相の同期性解析を行

う。個人特有な特徴と個人内変動の成分では発現する周波数帯域が異なると推測されるため、それぞれの成分を分離した個人特徴の強調抽出が可能であると考察される。

3.2.4 位相限定相関法の応用手法

大きさ $N_1 \times N_2$ の 2 つの画像信号を $f(n_1, n_2), g(n_1, n_2)$ とする。これらの画像信号の 2 次元 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。

$$F(k_1, k_2) = \sum_{n_1=0}^{N_1-1} \sum_{n_2=0}^{N_2-1} f(n_1, n_2) W_{N_1}^{k_1 n_1} W_{N_2}^{k_2 n_2} = |F(k_1, k_2)| e^{j\theta_F(k_1, k_2)} \quad (6)$$

$$G(k_1, k_2) = \sum_{n_1=0}^{N_1-1} \sum_{n_2=0}^{N_2-1} g(n_1, n_2) W_{N_1}^{k_1 n_1} W_{N_2}^{k_2 n_2} = |G(k_1, k_2)| e^{j\theta_G(k_1, k_2)} \quad (7)$$

ただし、 $k_1 = 0, \dots, N_1 - 1, k_2 = 0, \dots, N_2 - 1, W_{N_1} = e^{-j\frac{2\pi}{N_1}}, W_{N_2} = e^{-j\frac{2\pi}{N_2}}$ である。ここで、 $e^{j\theta_F(k_1, k_2)}, e^{j\theta_G(k_1, k_2)}$ は、それぞれ画像信号 $f(n_1, n_2)$ 及び $g(n_1, n_2)$ の位相成分である。このとき、位相差成分 $\hat{R}(k_1, k_2)$ は、次のように定義される。

$$\hat{R}(k_1, k_2) = \frac{F(k_1, k_2) \overline{G(k_1, k_2)}}{|F(k_1, k_2) G(k_1, k_2)|} = e^{j\theta(k_1, k_2)} \quad (8)$$

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、 $\theta(k_1, k_2) = \theta_F(k_1, k_2) - \theta_G(k_1, k_2)$ である。位相限定相関関数 (以下、位相限定相関関数と呼称する) $\hat{r}(n_1, n_2)$ は、 $\hat{R}(k_1, k_2)$ の 2 次元 IDFT として、次式で定義される。

$$\hat{r}(n_1, n_2) = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{k_1=0}^{N_1-1} \sum_{k_2=0}^{N_2-1} \hat{R}(k_1, k_2) W_{N_1}^{k_1 n_1} W_{N_2}^{k_2 n_2} \quad (9)$$

ここで、2 次元画像 $s(n_1, n_2)$ を考える。いま、 δ_1, δ_2 を、それぞれ n_1, n_2 方向に関する微小移動量を表す実数とする。このとき、連続空間で $s(n_1, n_2)$ を δ_1 及び δ_2 だけ微小シフトした画像 $s'(n_1, n_2)$ は、

$$s'(n_1, n_2) = s(n_1 - \delta_1, n_2 - \delta_2) \quad (10)$$

と表される。この関係を周波数領域で考えたとき、すなわち $s'(n_1, n_2)$ の 2 次元 DFT を $S'(k_1, k_2)$ 、 $s(n_1, n_2)$ の 2 次元 DFT を $S(k_1, k_2)$ とすると、

$$S'(k_1, k_2) = S(k_1, k_2) e^{jk_1 \delta_1} e^{jk_2 \delta_2} \quad (11)$$

と表せる。従って、 $s'(n_1, n_2)$ と $s(n_1, n_2)$ の位相差成分 $\hat{R}(k_1, k_2)$ 、位相限定相関関数 $\hat{r}(n_1, n_2)$ は、それぞ

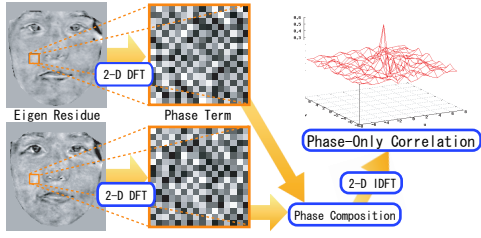


図 5 固有残差画像に位相限定相関法を応用する流れ。

れ次のように表される。

$$\hat{R}(k_1, k_2) = e^{jk_1\delta_1} e^{jk_2\delta_2} \quad (12)$$

$$\hat{r}(n_1, n_2) = \delta(\delta_1, \delta_2) \quad (13)$$

ここで、 $\delta(k_1, k_2)$ は単位インパルスである。上式は、同一の画像について互いに微小な位置ずれ δ_1 及び δ_2 を持つ時の位相限定相関関数において、相関ピーク座標が 2 枚の画像間の移動量に対応していることを示している。そのため、2 枚の入力画像について、類似度が高く位置ずれが少なければ、位相限定相関関数の中心座標付近に高いピークが発現するという事を利用した画像照合が可能である。ただし、実際の画像照合の場合は、入力となる 2 枚の画像が理想的に同一の画像をシフトしたものにはならず、種々の外的要因による変化が加わるために、位相限定相関関数のピーク値が 1 以下に収まる事が実験で確かめられている。また、 $-\pi \leq \theta(k_1, k_2) \leq \pi$ であることから、座標位置ずれの移動量は

$$-\frac{N_1}{2} \leq \delta_1 \leq \frac{N_1}{2} \quad (14)$$

$$-\frac{N_2}{2} \leq \delta_2 \leq \frac{N_2}{2} \quad (15)$$

の範囲に限られることになる。

位相限定相関を固有残差画像の画像照合に用いるアルゴリズムについて述べる。2 枚の固有残差画像から大きさ $N \times N$ なる部分画像を切り出し、対応する位置について、上式に従い位相限定相関を計算する。このとき、2 次元 DFT は画像が画像端で循環することを仮定しているため、画像端に本来存在しないはずの不連続性が現れる。この影響を低減するために、部分画像に対して窓関数を乗じる。本研究では次式で定義される 2 次元ハニング窓を用いる。

$$w(n_1, n_2) = \frac{1 + \cos(\frac{\pi n_1}{N_1})}{2} \frac{1 + \cos(\frac{\pi n_2}{N_2})}{2} \quad (16)$$

それぞれの部分画像について、位相限定相関のピーク座標が中心座標から r 画素以内の距離に位置する時、そのピーク値を部分画像における相関値とし、さらにその総和を画像全体での相関値とする (図 5 参照)。

ここで、2.2 節の考察に基づき、高周波成分に個人特徴が含まれているかを検証するため、位相限定相関をさらに次の 2 通りの手法で検証する。

- (a) 通常どおり位相限定相関を計算する。
- (b) 部分画像窓を DFT したものについて、中心座標から s 画素以内の距離の成分を高周波数成分とする。高周波数成分と低周波数成分のパワー項の平均値の比が p より大きければその窓を位相限定相関の照合対象とする方法を取る。すなわち、高周波数成分に重みを置いて照合する。

4. 評価実験

3 章で述べた手法により、実際に顔画像から固有残差画像を獲得し、個人特有な特徴を強調抽出して個人特徴の同一性を識別する手法の有効性について評価を行う。

4.1 固有残差画像の獲得

実験で用いた顔画像データは、HOIP 顔画像データベースに含まれる画像である。この顔画像データベースから、メガネ、濃い鬚などによる極端な隠蔽が無い 250 人分の正面画像を実験評価の対象とした。顔画像から顔の部分のみを解像度 172×202 で切り出し、顔パターン上の同一の特徴を同一のベクトル成分に対応させるために、AAM を用いて顔の幾何的な形状を正規化した。この時 AAM のモデルで用いる特徴点として、眉、まぶた、瞳、眉間、鼻、小鼻、鼻孔、唇、頬、顎の輪郭上に、これらの輪郭を代表する点として合計 76 点を設けた。次にこの特徴点を基準として、顔の表面を全部覆うよう、顔画像を三角パッチによって重複しないよう分割した。この三角パッチを基準として、元の画像を固有の形状ベクトルから平均の形状ベクトルの座標へモーフィングした。

このようにして得られた画像の 250 人分 250 枚の画像を用いて、主成分分析を行い、固有空間を作成した。さらに、固有射影が顔画像の持つ統計的な特徴を十分に精度良く表現する必要があることから、固有射影画像を作成するには累積寄与率が 90% となるような次元まで固有ベクトルを用いて、元の画像を復元した。ここから、式 3 に従い、固有残差画像を求めた。

4.2 個人識別実験

4.2.1 照合実験

3.2 節で示したアルゴリズムに基づき、増分符号相関法及び位相限定相関法を用いて、固有残差画像の画像照合実験を行った。ただし、両手法の共通パラメタとして、部分画像の大きさ $N \times N$ を 16 画素平方、探索範囲 r を 3 画素以内とした。さらに、位相限定相関

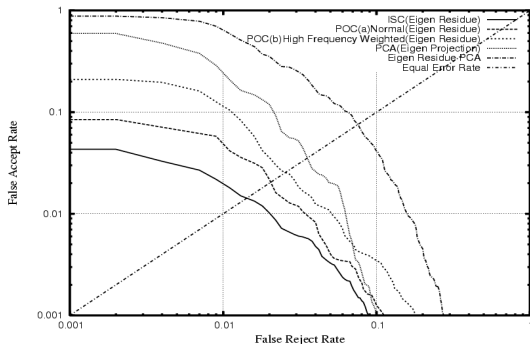


図 6 ROC 曲線

表 1 各手法の識別精度

method	Recognition Rate (%)
ISC	98.7
POC(a)	98.0
POC(b)	97.6
PCA(Eigen Projection)	96.4
Eigen Residue PCA	92.4

法の (b) の手法について、高周波成分の範囲 s を中心より $N/2 = 8$ 画素以内とし、高周波数成分と低周波数成分のパワー項の平均値の比 p の閾値を、低周波数成分平均の 0.6 倍とした。

また、比較のために、従来手法の固有空間法に基づき、固有射影の固有空間上での分布に基づく画像照合実験を行った。なお、固有射影は累積寄与率が 90% となるような次元数の固有ベクトルを用いて作成した。さらに、尺長らの提唱した手法、すなわち固有残差を主成分分析し、固有残差の固有空間上での分布に基づく画像照合実験も合わせて行った。この場合も、固有残差の固有射影は累積寄与率が 90% となるような次元数の固有ベクトルを用いて作成した。

これらの識別精度は、FAR(False Accept Rate) と FRR(False Reject Rate) に基づき ROC 曲線进行评估することにより、両手法の精度を検証した。実験結果として、それぞれの手法の ROC 曲線を図 6 に示す。また、EER(Equal Error Rate) における識別精度を表 1 に示す。

4.2.2 実験結果の考察

はじめに、固有残差から個人特徴を強調抽出する手法の有効性について考察する。提案手法及び尺長らの手法、すなわち固有残差画像のみを用いた手法の識別精度がいずれも 90% 以上であることから、固有残差には確かに個人特有な特徴が含まれていることが確認できる。とりわけ、固有残差画像の増分符号相関及び

位相限定相関を用いて個人特徴を表現する手法は、従来手法の固有空間法に比べ識別精度が高い。ここから、個人特徴としての情報は固有射影よりも固有残差の方が多く含み、固有残差画像の増分符号相関及び位相限定相関を個人らしさの尺度とすることによって、個人特徴をより良く強調した表現が可能であると考察される。

次に、固有残差画像の特徴解析手法の違いによる識別精度の差について考察する。まず、尺長らの手法は、いずれの提案手法及び従来手法よりも識別精度が低い。ここで、固有残差をさらに主成分分析することは、固有空間法で高次の基底パターンを求めるとほぼ等価であると考察される。すなわち、尺長らの手法は元画像の高次の基底パターンのみについて画像照合を行うことに相当する。従って、固有残差にこそ存在する個人特有な特徴を強調抽出する手法としては不十分であり、従来手法に比べても識別精度が低くなるのだと考察される。

さらに、個人特有な特徴と個人内変動を分離する提案手法について検証する。位相限定相関法における手法として、高周波数成分に重みを置いて解析する手法 (b) は、全周波数成分について解析する手法 (a) に比べ識別精度が低いという結果になった。この結果から、固有残差の個人特徴は高周波数成分に限らず、低周波成分にも存在すると言える。すなわち、2.2 節の解析より、個人内変動の成分中にもある程度の個人特有な特徴が含まれていると考察される。そして、とりわけ増分符号相関法は位相限定相関法に比べても識別精度が高いという結果になった。つまり、増分符号相関は位相限定相関に比べ、個人内変動に対して特にロバストであり、個人特徴の良い表現手法であると考察される。

以上の考察から、固有残差画像に含まれる個人特有な特徴を 3.1 節で提案したような要件を満たすテクスチャ解析処理を施すことにより表現する手法は、顔画像の識別に有効であると考察される。また、固有射影にも個人特徴は含まれるので、提案手法と固有空間法とを組み合わせ、相互に補助的役割として用いることでより精度の高いシステムが構築できる可能性があると考えられる。

5. 結 論

本論文では、固有残差を画像として表現し、そのテクスチャ特徴を解析して顔の個人特徴を表現する手法を提案した。固有残差に含まれる情報とは何であるか、またその中でも個人特徴として有意な情報がどのよう

なテクスチャ特徴を持ち、どのように抽出するのが適切であるかを明らかにした。その考察を元に、顔の幾何形状を AAM を用いて正規化し、固有残差画像に対して個人特有な特徴と個人内変動の成分の分離に適したテクスチャ解析を行い、個人特徴を強調して表現する手法を提案した。

従来手法では、固有空間法を用いる上で固有射影のみが個人の特徴として捉えられていた。しかし実際の顔画像データベースを用いた実験により、従来雑音として除去されていた固有残差にも、個人に特有な特徴を表現する情報が含まれていることを確認した。また、固有残差画像における信号の位置や形状の同一性に注目したテクスチャ解析に基づく個人識別手法の有効性を示した。

本研究では固有残差画像のテクスチャ解析手法の一例として位相限定相関及び増分符号相関法を採用したが、今後新たなテクスチャ解析手法を提案することによって、個人の特徴をより良くとらえ表現できる可能性があると考えられる。以下にその検討項目を列挙し、今後の課題とする。

幾何形状情報の積極利用: 提案手法では、AAM を用いて顔の幾何形状を正規化し、その結果得られた顔の濃淡ベクトルのみを元に固有残差を獲得し、個人特徴を表現した。一方で、2.2 節の議論に従えば、AAM で獲得された各個人の形状ベクトルについても固有残差があり、個人の特徴を表現する成分であると推測される。しかし、AAM では顔の主要な造作の輪郭形状を特徴点という離散的なもので捉えるため、個人特有の輪郭の曲線などを詳細に表現できない。その結果、形状の固有残差は、顔の主要な造作付近の濃淡の固有残差となって発現すると考察される。さらに、この部位にはアスペクト成分も混在するので、今後これらの成分から個人特徴として有意な成分を分離する手法を模索する必要がある。

テクスチャ解析手法の改善: 提案手法は垂直及び水平方向の個人特徴だけを強調表現するものである。しかし実際の個人特徴とは、方向を限定されて発現するものではないことは明白である。多方向の特徴を解析するためには、空間領域における改善手法としては、増分符号の作成時に多方向の輝度変化を視野に入れる手法が考えられる。また周波数領域における改善手法としては、固有残差画像に Gabor フィルタ処理を施し、多方向周波数解析を行う手法が考えられる。

個人特徴のローカライズ: 個人特徴がどの部位に特

に強く出るか、どの部位における個人特徴を重視するのが適切かというように、個人特徴のローカライズを考慮した照合を行える可能性がある。そのためには、それぞれの顔画像について、どの部分画像において相関、無相関が発生するのかを解析し、どのような成分が個人特徴となっているのかを分析する必要がある。

個人認識ツールとしての実装: 固有残差画像のテクスチャ特徴によって個人特徴を表現する手法を個人認識のツールとして用いるために、従来手法の固有空間法とどのように組み合わせれば総合的に個人性を表現できるのか、などについて今後の検討が必要である。

謝辞 この研究の一部は 21 世紀 COE プログラム「知的社会基盤構築のための情報学拠点形成」によるものである。また、その遂行に当たって科学研究費補助金 17500107 の支援を受けた。

参 考 文 献

- 1) 赤松茂: コンピュータによる顔の認識, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J80-A, No. 8, pp. 1215-1230 (1997).
- 2) 岩井儀雄, 勞世紅, 山口修, 平山高嗣: 画像処理による顔検出と顔認識, *CVIM2005*, Vol. 2005, No. 38, pp. 343-368 (2005).
- 3) M. Turk and A. Pentland: Eigenfaces for recognition, *J. Cognitive Neurosci*, Vol. 3, No. 1, pp. 71-86 (1991).
- 4) 坂上文彦, 尺長健: 並列部分射影と固有顔の直交分解を組み合わせた顔画像認識, *MIRU2004*, Vol. 1, pp. 709-714 (2004).
- 5) T.F. Cootes, G.J. Edwards and C.J. Taylor: Active Appearance Model, *Proc. European Conference on Computer Vision*, Vol. 2, pp. 484-498 (1998).
- 6) 村瀬一朗, 金子俊一, 五十嵐悟: 増分符号相関によるロバスト画像照合, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J83-D-II, No. 5, pp. 1323-1331 (2000).
- 7) K. Takita, T. Aoki, Y. Sasaki, T. Higuchi and K. Kobayashi: High-accuracy subpixel image registration based on phase-only correlation, *IEICE Transactions. Fundamentals*, Vol. E86-A, No. 8, pp. 1925-1934 (2003).