

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、広く用いられる固有空間法は、直交基底パターンの線形結合によって顔の大局的な特徴を表現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軽減できる半面、個人に特有な特徴であっても、それが偶発的であれば棄却されるという問題があった。そこで、元画像と固有空間への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増分符号やフーリエ変換の位相成分によって強調する手法を提案した。そして、固有空間法との比較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 eigenspace projection image from a raw image. Conventional 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 eigenspace 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

顔画像認識は、ヒューマンインタフェースやセキュリティの重要な技術要素となるばかりでなく、パターン認識の対象としても興味深い問題として、多くの取り組みが行われてきた^{1),2)}。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、顔画像をモデル化し、計算機による識別を実現しようという試みは、社会との親和性が良いと考えられ、実用上も科学的にも高い価値がある。

顔画像認識は、一般的な特性として、同一人物の顔

画像の目や鼻、口などの顔部品が互いに重なるように幾何的に正規化すれば、パターンの類似性がきわめて高くなるという問題のやさしさを持つ。その一方で、同一人物の顔画像であっても、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要因によってパターンの見掛けが大きく変化するという難しさも持っている。これまでの研究の多くは、顔画像のパターン類似性を生かし、目や鼻、口の造作の差異のような個人間の微細な差を識別する最適な識別器を設計するものであった。

たとえば、固有空間法³⁾では、多人数の顔画像を主成分分析して生成した固有空間上に、個別の顔画像を投影する。主成分分析を行うことで、個人間の差のうち共通に現れる強度の大きな主成分を抽出し、偶発的に現れる成分や強度が小さな成分は個人内変動の成分、つまり、個人識別に寄与しないノイズ成分と見なして、棄却する。このようにして、固有空間法においては、

[†] 京都大学大学院情報学研究所
Graduate School of Informatics, Kyoto University
現在、三菱電機株式会社先端技術総合研究所
Presently with Advanced Technology R&D Center,
Mitsubishi Electric Corporation

顔画像の個人性は低次元の基底パターンの線形結合、あるいは、その結合係数によって表現されている。

しかし、実際の顔の個人特徴とは、必ずしも基底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。たとえばしわやほくろなどは、多数の人の顔に存在するが、その位置、形状、強度は偶発的であり、低次元の基底パターンの線形結合で表現することが困難である。そのため、従来の固有空間法では、ある程度の個性は表現が可能であるが、偶発的に現れる個人特徴や信号として強度が小さい個人特徴は、ノイズとして棄却される。

そこで、本論文では、固有残差と呼ぶ、顔画像パターンから固有空間への射影成分を取り除いた成分にも、個人特有な成分が含まれることを示し、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

顔画像認識においては、顔画像全体から生成される固有空間だけでは、顔の個人特徴が十分に表現できないという問題点が指摘されており、それを解決するために固有空間法を拡張する多くの研究が行われてきた^{1),2)}。その1つとして、本論文では、顔全体の固有空間への射影に対する個々の顔画像との差分である固有残差に個性が含まれると考える。一方で、別の視点から個人性をとらえようと試みた関連研究として、福井らは各クラス間のパターン差分に注目した一般化差分部分空間に基づく制約相互部分空間法を提案した⁵⁾。これは、2つの部分空間のなす正準角により幾何学的に定義される差分空間を基に、部分空間どうしの差を個人差と解釈するもので、同一人物内で発生するパターン変動を考慮して、個人性にかかわるパターン差を効率良く抽出しようとするものである。また、飯島はクラスの平均パターンとその類似クラスの部分空間への射影とを比較することで、類似したクラス間の差分を強調してパターンを識別する混合類似度法を提案した⁶⁾。さらに、Shakunagaらは固有空間への射影と固有残差の2つの要素を併用した個人識別手法を提案した⁴⁾。この手法は従来ノイズとして棄てられていた固有残差に着目した点において本研究と共通点がある。この手法は個人ごとに複数枚からなる画像群を想定しており、固有残差を計算後、個人ごとの部分空間を生成し部分空間法による個人認識を行うものである。

これらの手法の根幹となる部分空間法は、各クラスごとに複数枚からなる画像群を主成分分析して得られる部分空間によって、クラス内の変動をモデル化してクラス間の識別性能を高めようとする手法である。しかし、部分空間を生成してノイズ成分を棄却するためには、多数の撮影条件下の画像が必要であるという問題がある。

一方、Moghaddamらは、固有残差に相当する固有空間の高次元基底パターンを画像識別において重視する手法を提案した⁷⁾。この手法は、固有空間の低次元の基底パターンについてはそれぞれの固有値で重み付けを行い、高次元の基底パターンについては高次元の固有値の平均値により重み付けを行ったうえで各パターンの類似度を計算するものであり、高次元の主成分を有効利用できる。しかし、低次元の固有値に比べて高次元の固有値は非常に小さいため、この手法では高次元基底パターンで構成される固有空間に特に含まれる個人特有な成分を十分に強調表現しているとは考えられない。

1.3 固有残差による個人特徴表現の提案

以上に述べたように、従来の顔画像認識においては、顔画像上の顔部位の微妙な形の差や微細なテクスチャの違いなどの個人特有な成分を表現できないため、それらを有効に活用できておらず、顔画像の特徴表現にはまだ向上の余地があると考えられる。そこで、本論文では、そのような個人特有な成分を表現するために、固有残差を用いる。固有残差に含まれる個人内変動の成分を抑制して、固有空間法のような統計的手法では扱い難い個人特有な成分を強調して表現する手法を提案する。

具体的には、増分符号化⁸⁾などの局所的に発現する特徴を抽出する手法を適用し、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有な成分のパターンとして強調抽出する。さらに、固有残差画像に対して大きな個人内変動を生じさせる顔器官の内部テクスチャをマスクする処理を行う。

以降、2章では固有残差画像の含む情報の特徴を解析する。固有残差を画像として表現したとき、個人特有な成分と個人内変動の成分が本質的にどのような特徴を持つのかを明らかにする。そしてその知見に基づき、3章では、固有残差信号の位置や形状を個人特有な成分として強調抽出し、個人内変動が発生しやすい位置をマスクすることでその影響を抑制するという、一連のテクスチャ解析手法について述べる。4章では提案手法の有効性を実験により検証する。5章は結論である。

文献 4) において、Shakunagaらは元画像とその固有空間への射影との残差をさらに主成分分析した空間を固有残差と定義したが、本論文では、元画像とその固有空間への射影との残差そのものを固有残差と定義する。

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、 n 個の顔画像のパターン群を主成分分析して固有空間を得る。顔画像空間を l 次元とすると、それぞれの顔画像パターン x は、固有値が大きい順に固有ベクトルを m 列並べた $l \times m$ の行列 E により、固有空間への射影 x^* と固有残差 $x^\#$ に分解される。

$$x^* = EE^T(x - \bar{x}) \tag{1}$$

$$x^\# = x - x^* - \bar{x} \tag{2}$$

ただし、 $m \leq n$ である。また、 \bar{x} は顔画像パターンの平均である。固有空間法では、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）。

固有空間法の多くの実装では、両目の中心や口の中心など少数の点が顔画像間で重なるようにして、顔画像を幾何的に正規化していた。固有空間上での距離を求めるだけであれば、これでもある程度良い性能が得られている⁹⁾。一方、我々が行った予備実験により、固有残差には、目や鼻、口など、コントラストの強い輪郭を持つ顔部位や周囲と独立に変化する顔部位の輪郭位置が画像間で精度良く重なっていないときに、輪郭パターンが強い信号となって現れることを確認した。これらの高コントラストな顔部品の輪郭によって発生する強い残差成分を抑制するために、顔の位置のずれを精密に正規化する必要がある。そこで本研究では、AAM (Active Appearance Model)¹⁰⁾ を利用し、顔画像の幾何的な形状を正規化した（図 2 参照）。

AAM は、高いコントラストを持つ顔部品の輪郭上に置かれた制御点の座標によって表現される顔形状と、顔形状が平均顔形状になるように幾何的に変形された形状正規化顔画像の濃淡パターンとで、顔画像を表現するモデルである。形状とテクスチャはそれぞれ個別に主成分分析され、固有空間上に顔画像が射影される。

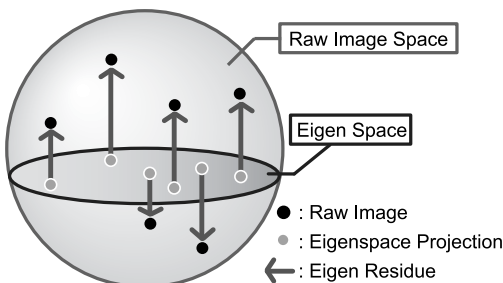


図 1 固有残差と固有空間，および射影の関係

Fig. 1 Relation between eigen residue and eigenspace projection.

従来の固有空間法では、顔形状の差を画素ごとの輝度の違いとしてテクスチャ固有空間に写像していたが、形状とテクスチャを分解することでテクスチャ固有空間の識別性能を向上させることができる。

本研究では、固有残差に表情変化や姿勢変化による高コントラスト顔部品の輪郭成分が混入することを防止するために、元の顔画像 x に AAM を適用し、図 2 に示すように平均顔形状に正規化されたテクスチャ x' を主成分分析する。生成された固有空間に対して x' を投影することにより、射影 x^* を得る。そして次式から、テクスチャ x' の固有残差画像 $x^\#$ を獲得する。

$$x^\# = x' - x^* - \bar{x} \tag{3}$$

以下、本論文では、AAM によって表現されるテクスチャの固有残差画像を、単に固有残差画像と表記する。

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、照明や表情、姿勢の変動量がある程度の範囲内に抑えられた正面顔画像を解析するうえでは、固有残差には大別して 2 つの成分、すなわち個人特有な成分、および微小な個人内変動の成分が含まれる。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ときにどのように発現するのかを考察する（図 3 参照）。

個人特有な成分： まぶたの二重や頬骨の筋など、誰にでも一様に存在しないような特徴や、ほくろ、シミ、しわなど局所的にランダムな位置に現れる特徴は、個人独特に発現する非統計的な性質を持つ情報であり、また信号としての強度も通常小さいので、固有残差に含まれる。これらの特徴は、図 3 において、白線部位で示される。図 3 より、同じ場所に現れる個人特有な成分も、輝度が異なって現れる。また、これらの個人特有な成分は、被験者本人には意識されない程度の微小な表情や

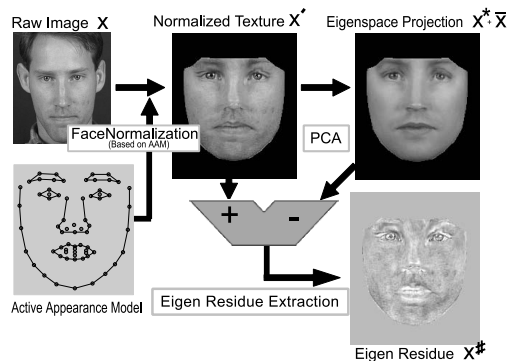


図 2 固有残差の獲得

Fig. 2 Eigen residue acquisition.

姿勢の変化や、顔の幾何的形狀の正規化時の誤差によって、その位置が顔画像中で相対的に移動してひずみを発生させる性質を持つ。

個人内変動の成分： 大別すると、陰影による成分とアスペクトによる成分に分類される。陰影とは、照明の方向と顔の姿勢変動とが相互作用を及ぼし、顔表面全体にわたり現れる輝度分布の偏りの成分である。高コントラストな顔部品以外では、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、輝度は広範囲で滑らかに変化する。逆に、高コントラストな顔部品付近では局所的に著しく変化する。一方、アスペクトとは、表情や顔の姿勢の変動による、顔の見かけの変化を表す成分である。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顔部位に多く発現する。高コントラストな顔部品付近の陰影とアスペクトの変化は、図3において黒線部位で示される。

以上の考察をまとめると、固有残差画像には次のような特性がある。まず、陰影やアスペクトの影響により見え方が変化しやすい高コントラストな顔器官における固有残差は、個人特有な成分と個人内変動の成分が分離困難な形で混合して発現する。一方、高コントラストな顔器官以外における固有残差については、

- (1) 個人特有な成分は、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。
- (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わたり発現する成分である。これ

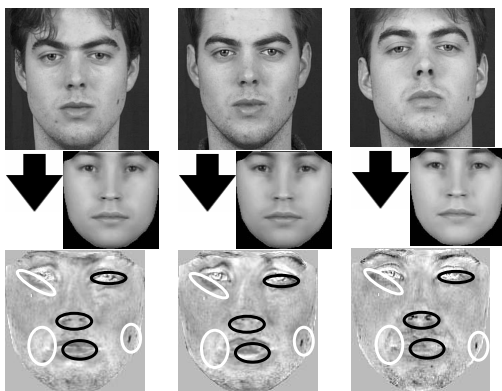


図3 固有残差画像が含む情報。上から順に、元画像，固有空間への射影画像，固有残差画像である。白線部位の信号は、射影画像には確認できないが、いずれの固有残差画像でも確認できる。すなわち、個人特有な成分である。一方、黒線部位の信号は、顔の表情や姿勢などにより大きく変化して発現している

Fig. 3 Example of eigen residue image.

White: Similar point between images.

Black: Different point between images.

は、周波数領域では低周波数に相当する領域に含まれる。

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

本研究では、

- 顔画像の一部が隠蔽されるような大きな姿勢変化
- ひげ、眼鏡など、顔画像の一部を覆う隠蔽物
- 顔画像上に投射される強い影や強い鏡面反射などの照明にかかわる変化

はないという仮定を置く。これは、濃いひげや眼鏡などの外乱の要素に対する個人特徴の不変性よりも、顔が持つ本質的な個人特徴に注目して、それを強調抽出することを目的としているためである。それらの外乱の要素は、別途アルゴリズムによって補償すべき課題とする。また、AAMによる顔の幾何的形狀の自動抽出および自動正規化が精度良く動くためにも、この条件が必要である。このような仮定の下で、2.2節に基づき、固有残差画像における個人内変動の成分の影響を抑制して個人特有な成分を強調抽出するためには、どのようなテクスチャ解析を行えばよいかを考察する。

まず、陰影やアスペクトの影響により見え方が変化しやすい顔器官における個人内変動の成分は、個人特有な成分と分離困難な形で混合して発現するため、本論文では扱わない。したがって、次のような処理を施す。

- (i) 図4のように、陰影やアスペクトの影響により見え方の変化しやすい顔器官である目、鼻孔、口の輪郭付近に、それらの器官を取り囲む特徴点を選び、その点間を結ぶ辺によって囲まれる領域をマスク領域と定義する。それらの領域内部の輝度を無視するフィルタ処理を施して、個人特有な成分を抽出するうえで処理対象から除外する。

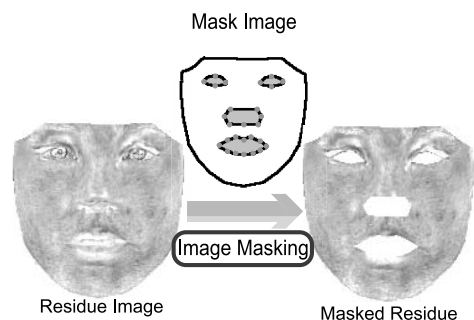


図4 マスク領域

Fig. 4 Masked region.

一方、それらの顔器官以外では、固有残差画像における個人特有な成分は個人内変動の成分とはテクスチャ特徴が異なり、空間領域において画像の局所的な部位に発現する成分である。さらに、個人内変動の成分が固有残差画像の輝度値を広範囲にわた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有な成分は、信号の輝度値よりも、信号の形状、存在位置によって安定して表現されると考察される。以上のことを勘案して、個人特有な成分のみを強調抽出するために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有な成分のパターンとして強調抽出する。

ここで (ii) に関して、2.2 節の考察より、個人特有な成分を強調抽出する特徴解析手法としては、空間領域および周波数領域での 2 通りの手法が考えられる。次節以降では、各手法による個人特徴の表現方法の詳細について述べる。また、各手法の有効性を個人識別の精度で評価することを考え、各手法による個人特徴の照合手法についても述べる。

3.2 空間領域における固有残差画像の解析：増分符号相関法

3.2.1 増分符号による個人特徴の表現

空間領域での特徴解析手法としては、画素値の空間微分を特徴量とすることで局所的な輝度変化をとらえて符号化する増分符号⁸⁾を用いる手法を提案する。

増分符号は、一定距離離れた参照画素間の画素値の明度増減に基づき、画像を 2 値符号化したものである。画像信号 f に対し、次のような増分符号化処理

$$\mathbf{IS}_f(u, v) = \begin{cases} 1 & \left(\begin{array}{l} \text{if } f(u + d_u, v + d_v) \\ > f(u, v) \end{array} \right) \\ 0 & \text{(otherwise)} \end{cases} \quad (4)$$

を行い、2 値の増分符号画像 \mathbf{IS}_f を得る。ここで、 (u, v) は画像座標である。 \mathbf{IS}_f は、座標 (u, v) における画素値と $(u + d_u, v + d_v)$ における画素値との間の輝度変化を特徴量として表したものである。ただし、 d_u, d_v は、それぞれ水平方向と垂直方向の参照距離を示す。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、固有残差画像中で広範囲に滑らかに発現する個人内変動の成分を抑制して、個人特有な成分を強調することが可能である。

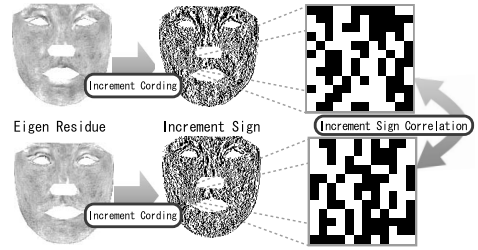


図 5 固有残差画像への増分符号相関の応用
Fig. 5 Application of ISC to eigen residue.

増分符号によって表現された個人特徴の類似度は、増分符号相関 (ISC: Increment Sign Correlation) によって求められる。画像特徴を照合する増分符号 \mathbf{IS}_f 、 \mathbf{IS}_g に対し、次式の関数 \mathcal{F} による処理

$$\mathcal{F}(\mathbf{IS}_f, \mathbf{IS}_g) = \sum \overline{\mathbf{IS}_f(u, v) \oplus \mathbf{IS}_g(u, v)} \quad (5)$$

に従って、対応する画素どうし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増分符号相関を求める (図 5 参照)。

3.2.2 増分符号相関を応用した照合

増分符号相関では、固有残差画像のように撮影条件の差異によってひずみが発生する画像を照合する場合、符号の位置が変化するために相関値が低下する。その影響を低減させるために、以下のように、撮影条件による画像の微小量変形を考慮した局所マッチングの統合を行う。まず、固有残差画像を式 (4) により増分符号化した後、大きさ $N \times N$ の部分画像窓に分割する。そして、窓の近傍 r 画素以内の探索範囲内における相関値の最大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。つまり、固有残差画像 $\mathbf{x}_i^\#$ 、 $\mathbf{x}_j^\#$ の増分符号 $\mathbf{IS}_{\mathbf{x}_i^\#}$ 、 $\mathbf{IS}_{\mathbf{x}_j^\#}$ の画像全体での相関値は、次式の関数 ISC により、

$$ISC(\mathbf{IS}_{\mathbf{x}_i^\#}, \mathbf{IS}_{\mathbf{x}_j^\#}) = \sum \max_{d_{ij} < r} \left[\mathcal{F} \left(\mathbf{IS}_{\mathbf{x}_i^\#}, \mathcal{M} \left(\mathbf{IS}_{\mathbf{x}_j^\#}, \mathbf{IS}_{\mathbf{x}_i^\#}, d_{ij} \right) \right) \right] \quad (6)$$

として計算される。ただし、 $\mathbf{IS}_{\mathbf{x}_i^\#}$ 、 $\mathbf{IS}_{\mathbf{x}_j^\#}$ のそれぞれの部分画像窓を $\mathbf{IS}_{\mathbf{x}_i^\#}^{\#}$ 、 $\mathbf{IS}_{\mathbf{x}_j^\#}^{\#}$ とする。また、関数 $\mathcal{M}(\mathbf{IS}_{\mathbf{x}_j^\#}^{\#}, \mathbf{IS}_{\mathbf{x}_i^\#}^{\#}, d_{ij})$ は、増分符号 $\mathbf{IS}_{\mathbf{x}_j^\#}^{\#}$ の位置が、増分符号 $\mathbf{IS}_{\mathbf{x}_i^\#}^{\#}$ から d_{ij} の距離にあることを示す。このとき、マスク領域を含む部分画像は、マスク領域以外の画素について対応する画素どうしの相関値を計算する。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考慮し、水平方向の増分符号では式 (4)

の d_v を 0 に、垂直方向の増分符号では式 (4) の d_u を 0 にする．これらの 2 種類の増分符号を用いた増分符号相関の和を最終的な相関値とする．

3.3 周波数領域における固有残差画像の解析：位相限定相関法

3.3.1 位相による個人特徴の表現

周波数領域での特徴解析手法としては、2.2 節の考察より、個人特有な成分と個人内変動の成分では発現する周波数領域が異なることを利用し、2 つの成分を分離する方法が考えられる．また、周波数領域における波の位相は空間領域での位置や形状に相当する．以上より、高周波領域における波の位相が個人特徴を表現することになる．そこで、画像信号を局所的 2 次元離散フーリエ変換（以下、2 次元 DFT と呼称する）し、画像の各周波数の波の位相を特徴量として抽出して、固有残差画像の個人特徴表現に用いる手法を提案する．

フーリエ変換の位相項によって表現された個人特徴の類似度は、位相限定相関（POC: Phase-Only Correlation）によって求められる．位相限定相関は、入力画像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¹¹⁾．

位相限定相関では、周波数領域において、画像サイズに対応した全周波数帯域の振幅を無視し、位相成分だけの相関により、パターンの類似性を評価する．

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 $F(k_1, k_2)$, $G(k_1, k_2)$ とすると、これらの位相差成分 $P_{fg}(k_1, k_2)$ は、次のように定義される．

$$P_{fg}(k_1, k_2) = \frac{F(k_1, k_2)\overline{G(k_1, k_2)}}{|F(k_1, k_2)\overline{G(k_1, k_2)}|} = e^{j\theta(k_1, k_2)} \quad (7)$$

ただし、 $k_1 = 0, \dots, N_1 - 1$, $k_2 = 0, \dots, N_2 - 1$ であり、 $\overline{G(k_1, k_2)}$ は $G(k_1, k_2)$ の複素共役である．また、 $e^{j\theta_F(k_1, k_2)}$, $e^{j\theta_G(k_1, k_2)}$ を、それぞれ画像信号 $f(n_1, n_2)$ および $g(n_1, n_2)$ の位相成分であるとする． $\theta(k_1, k_2) = \theta_F(k_1, k_2) - \theta_G(k_1, k_2)$ である．

画像信号 f と g の位相限定相関関数 $p_{fg}(n_1, n_2)$ は、 $P_{fg}(k_1, k_2)$ の 2 次元 IDFT として定義される．位相限定相関関数には、2 つの入力画像信号について、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最大値が発現するという特性があり、このことを利用した画像照合が可能である（図 6

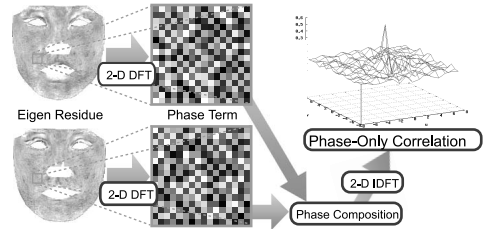


図 6 固有残差画像への位相限定相関の応用
Fig. 6 Application of POC to eigen residue.

参照)．

3.3.2 位相限定相関を応用した照合

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 $x_i^\#$, $x_j^\#$ から、大きさ $N \times N$ の部分画像 $x_{iw}^\#$, $x_{jw}^\#$ を切り出し、式 (7) に従い、位相差成分 $P_{x_{iw}^\# x_{jw}^\#}$ を計算する．次に、 $P_{x_{iw}^\# x_{jw}^\#}$ の IDFT として位相限定相関関数 $p_{x_{iw}^\# x_{jw}^\#}$ を求める．そして、 $p_{x_{iw}^\# x_{jw}^\#}$ の中心座標から最大値の座標までの距離を d_p としたとき、次式の関数 $G(p_{x_{iw}^\# x_{jw}^\#})$ による処理

$$G(p_{x_{iw}^\# x_{jw}^\#}) = \begin{cases} \max_{\substack{0 \leq n_1 \leq N \\ 0 \leq n_2 \leq N}} [p_{x_{iw}^\# x_{jw}^\#}(n_1, n_2)] & (\text{if } d_p < r) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (8)$$

に従って、対応する部分画像における相関値を計算する．ただし、

$$d_p = \sqrt{\left(n_1 - \frac{N}{2}\right)^2 + \left(n_2 - \frac{N}{2}\right)^2} \quad (9)$$

である．関数 $G(p_{x_{iw}^\# x_{jw}^\#})$ は、 $p_{x_{iw}^\# x_{jw}^\#}$ の中心座標から r 画素以内の距離に $p_{x_{iw}^\# x_{jw}^\#}$ の最大値の座標が位置するとき、その最大値を部分画像における相関値として返す．また、 r 画素以内の距離に $p_{x_{iw}^\# x_{jw}^\#}$ の最大値の座標が位置しなければ、照合画像の類似性が低いものと見なし、0 を部分画像における相関値として返す．関数 $G(p_{x_{iw}^\# x_{jw}^\#})$ により計算される各部分画像における相関値の総和を、画像全体での相関値とする．つまり、固有残差画像 $x_i^\#$, $x_j^\#$ の画像全体での相関値は、次式の関数 POC により、

$$POC(x_i^\#, x_j^\#) = \sum_w G(p_{x_{iw}^\# x_{jw}^\#}) \quad (10)$$

として計算される．このとき、マスク領域を含む部分画像は、相関値を加算する対象としない．

ここで、2 次元 DFT は周期的信号を仮定しているため、画像端での信号差を吸収する窓関数を用いて画像端での信号を 0 にする必要がある．本研究では、固

有残差画像の部分画像に対して 2 次元ハニング窓関数を乗じることで、画像端での画素値を 0 に減衰させた。すなわち、固有残差画像 $x^{\#}$ の各部分画像 $x_w^{\#}$ について、

$$\hat{x}_w^{\#}(n_1, n_2) = h(n_1, n_2)x_w^{\#}(n_1, n_2) \quad (11)$$

で求められる画像信号 $\hat{x}_w^{\#}$ を位相限定相関の処理対象とする。ただし h はハニング窓関数であり、

$$h(n_1, n_2) = \frac{1 - \cos(\frac{\pi n_1}{N_1})}{2} \frac{1 - \cos(\frac{\pi n_2}{N_2})}{2} \quad (12)$$

として定義される。

4. 評価実験

3 章で述べた手法により、固有残差画像を解析することで個人特有な成分を強調抽出して表現する手法の有効性について、実際に顔画像データベースを用いた個人識別実験により評価を行う。

4.1 実験条件

実験では、XM2VTS 顔画像データベース¹²⁾に含まれる顔画像を用いた。XM2VTS は姿勢、表情、照明などの個人内変動がある程度の範囲に制限されている。ここから、メガネ、濃いひげなどによる極端な隠蔽がない 107 人分の正面画像を選び、実験評価の対象とした。これらの全人物の画像を固有空間の生成の登録人物にすることで、固有空間法の枠組内で十分に個人特徴を表現できるはずである。本実験では、そのような場合でも、固有残差でこそ表現できる個人特有な成分が残存し、それが個性を表現するうえで重要であることを示す。XM2VTS には 1 人の被験者につき 8 枚の正面画像が存在するが、本実験では 107 枚 (= 107 人 × 1 枚) の画像を固有空間を構成するための登録用画像に、残り 749 枚 (= 107 人 × 7 枚) を評価用画像にした。つまり、画像照合の試行回数は合計 80,143 (= 107 × 749) 回である。

各画像から顔の部分のみを解像度 172 × 202 で切り出し、AAM を用いて顔の幾何的な形状を正規化した。このとき、AAM 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 68 点を設けた (図 2 参照)。次に、この特徴点を基準として、顔の表面を全部覆うように、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、AAM のテクスチャ画像を得た。

そして、登録用画像に主成分分析を適用し、固有空

間を生成した。このとき、固有空間の次元数と各手法の識別率の関連性を調べるため、固有空間への射影を生成する際の固有空間の次元数を 1 から 100 まで 11 ステップで変化させた。射影と元の画像から、式 (3) に従い固有残差画像を求めた。

評価では、FAR (他人受誤り率: False Accept Rate) と FRR (本人排除誤り率: False Reject Rate) に基づき識別精度を検証した。

4.2 個人識別実験

3 章で提案したアルゴリズムに基づき、増分符号相関 (以下 ISC と呼称) および位相限定相関 (以下 POC と呼称) を応用した固有残差画像の照合実験を行った。両手法の共通パラメータとして、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。ISC のパラメータとして、水平方向の増分符号に対しては、式 (4) の d_u, d_v をそれぞれ 1, 0 とした。また、垂直方向の増分符号に対しては、 d_u, d_v をそれぞれ 0, 1 とした。これは、増分符号として最も一般的に用いられる隣接画素を符号化時の参照画素とするものを採用したためである。

位相限定相関法については、2.2 節の考察に基づき、個人特有な成分と個人内変動の成分では発現する周波数領域が異なることを検証するため、部分画像の大きさを 32 画素平方にした場合 (以下 POC (32) と呼称) についても実験を行った。POC (32) は、部分画像の大きさを 16 画素平方にした場合 (以下 POC (16) と呼称) に比べて、より低周波成分を個人特徴として加味した照合結果になると考えられる。

また、固有残差に個人特徴が含まれるかどうかを検証するために、従来手法の固有空間法に基づき、固有空間への射影に正規化相互相関を適用した画像照合実験を行った (以下 PCA と呼称)。さらに、固有残差を解析する提案手法の有効性を検証するため、固有残差画像間の距離によって識別する手法として、固有残差画像に対し正規化相互相関を適用した画像照合実験を行った (以下 RNCC: Residue Normalized Cross-Correlation と呼称)。

実験結果として、固有空間の次元数に対する各手法の識別精度を図 7 に示す。ただし識別精度 IR (Identification Rate) は、 $FAR = FRR$ となる EER (Equal

1, 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100 次元の 11 ステップ。

一般的な固有空間法は、射影ベクトルのベクトル間距離を用いて画像照合を行うが、本実験では、固有残差と固有空間への射影に対し同一の特徴量評価手法を適用するために、正規化相互相関を適用した。

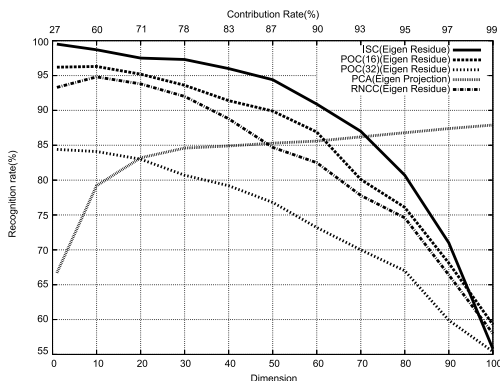


図 7 固有空間の次元数に対する識別率の変化

Fig. 7 Change of identification rate.

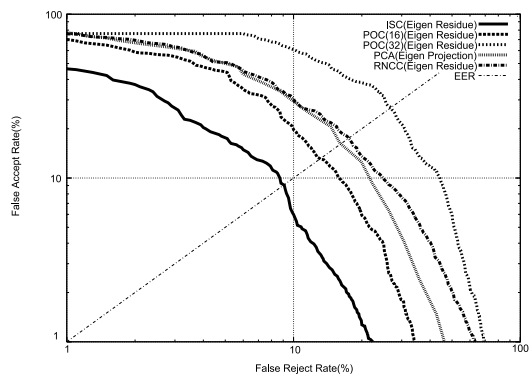


図 8 60次元におけるROC曲線

Fig. 8 ROC (60 dimensions eigen space).

Error Rate) を用いて,

$$IR = 100 - EER(\%) \quad (13)$$

として算出した。図 7 における横軸は固有空間の次元数であり、ISC、POC、RNCC は、その次元数に対応する固有空間への射影の残差を用いたときの識別精度を表す。なお、固有空間の次元数に対応する累積寄与率を図 7 上部に併記した。

4.3 考 察

4.3.1 固有空間次元数と識別精度の関連性

図 7 より、PCA が固有空間の次元数が増加するに従って識別精度を向上させるのに対し、固有残差を用いた各手法は識別精度を減少させる傾向にあることが分かる。これは、固有空間の次元数が増加すれば、残差の成分そのものが減少する、すなわち固有残差から個人特徴の情報が次第に減少することから、この結果は妥当であると考えられる。

また、固有空間の次元数を変化させたときに、PCA では識別精度の変位が小さいのに対し、同次元数だけ変化させたときの ISC、POC、RNCC の各手法は識別精度の変位が大きい。この傾向は、次元数を高めるほど大きくなる。これは、PCA のように固有空間への射影を用いる手法では、高次の基底パターンが構成する固有空間に特に含まれる個人特有な成分をうまく表現することができず、一方で ISC、POC、RNCC など固有残差を用いる手法は、PCA では棄却される成分を個人特有な成分としてうまく表現することが可能であるためと考察される。

4.3.2 固有残差を用いた特徴表現手法の有効性評価

RNCC と PCA は、それぞれ固有残差と固有空間への射影とに含まれる個人特徴を同じ正規化相互相関によって同様に表現した成分である。したがって RNCC と PCA の識別精度が等しくなる次元数は、固有残差と固有空間への射影とが持つ個人特徴としての情報量

表 1 60次元における各手法の識別精度

Table 1 Identification rate (60 dimensions eigen space).

method	Identification Rate (%)
ISC	90.9
POC(16)	86.9
POC(32)	73.2
PCA	85.6
RNCC	82.5

が等しくなる点であると考えられる。その次元数を基準とすることで、固有空間法に対する固有残差の解析手法の有効性を評価することができる。図 7 より、本実験ではその次元数は 50 次元となった。この次元数において、固有残差画像を用いた特徴表現手法である ISC と POC(16) は PCA よりも識別精度が高い。このことから、固有残差を ISC と POC(16) によって解析して表現することで、固有残差に含まれるノイズを抑制し、固有空間法よりも良く個人特徴を強調することが可能であると考察される。

ここで、本論文では、50 次元よりもさらに高次元の 60 次元についても検討する。60 次元における ROC 曲線を図 8 に、またこのときの各手法の識別精度を表 1 に示す。60 次元では PCA の識別精度が RNCC の識別精度を上回っているため、固有残差よりも固有空間への射影に含まれる特徴量が多くなるといえる。また、60 次元は累積寄与率が 90.9% であるため、固有空間法での個人特徴の表現としては十分なものであるともいえる。表 1 および図 8 より、60 次元において、ISC と POC(16) は、識別精度がいずれも 85% 以上であり、PCA および RNCC のいずれに比べても識別精度が高いことが分かる。ここから、固有空間法の枠組内で十分に個人特徴を表現した場合でも、固有残差でしか表現することが難しく、かつ個性の表現として重要な個人特徴が存在することが分かる。さらに、累

積寄与率の観点から考察すると、60次元において、固有残差によって表現される残り9.1%の成分に固有空間への射影と同程度以上の個人特徴の情報が含まれていると考えられる。

4.3.3 固有残差の解析手法による識別精度差の考察

表1、図8より、RNCCはISC、POC(16)よりも識別精度が低いことが分かる。これは、最近傍法を固有残差画像に適用しただけでは、固有残差画像に含まれる照明や表情、姿勢の変動などに起因する個人内変動の成分からの影響を大きく受けてしまうためであると考えられる。

次に、それらの個人内変動の成分を抑制して個人特徴を強調する各提案手法について検証する。POCにおける手法として、POC(16)はPOC(32)に比べ識別精度が高いという結果になった。前述のように、この2つの手法の差は、POC(16)がPOC(32)に比べてより高周波数成分に注目した個人特徴表現になっているということである。この結果は、固有残差の個人特徴は、高周波数成分により多く含まれているという2.2節の考察を裏付けるものとなっていると考えられる。そして、それらPOCに比べてISCの識別精度が高いという結果になった。ここから、ISCはPOCに比べ照明変動などの個人内変動に対して特にロバストであり、また個人特有な成分を表現するうえでより良い手法であると考察される。

以上の考察から、固有残差画像のテクスチャ解析処理により個人特有な成分を表現する手法は、高い精度での個人識別が実現可能であると評価されるので、提案手法の有効性が示された。

5. 結 論

本論文では、顔画像からテクスチャ成分を取り出し、その固有残差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。その考察をもとに、顔の幾何形状を正規化し、固有残差画像に対して個人特有な成分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、個人特有な成分を強調表現する手法を提案した。

従来の固有空間法では、固有空間への射影のみが個人特徴を表現するとされていた。しかし、実験により、従来ノイズとして除去されていた固有残差にも、個人特有な成分を表現する情報が含まれていることを確認した。また、固有残差画像において、局所的に発現す

る信号の位置や形状をとらえるテクスチャ解析処理によって個人特有な成分を強調表現する手法の有効性を示した。

今後、固有残差画像の新たな特徴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。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、顔の幾何形状を正規化して得た顔の濃淡ベクトルをもとに固有残差を獲得し、個人特徴を表現した。一方で、AAMで獲得された各個人の形状ベクトルにも個人特有な成分があると考えられるため、その情報を有効に利用する手法を検討する必要がある。

眼鏡や濃いひげなど、顔画像の隠蔽物への対応：今回は顔が持つ本質的な個人特徴を強調抽出することを特に目的としたため、眼鏡や濃いひげなどの外乱的要素に対するロバスト性については未検討である。現状のアルゴリズムでは、それらの要素が個人特有な成分となってしまう恐れがある。今後、その影響を低減させるアルゴリズムを考案する必要がある。また、今回採用したAAMは、これらの外乱的要素に対して、顔の幾何的形状の自動抽出精度を低下させる。今後は顔画像に含まれる外乱的要素に対して安定に自動処理できる手法が必要であると考えられる。

個人特徴のローカライズ：提案手法では、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、どの領域において相関、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。

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、その遂行にあたって科学研究費補助金17500107の支援を受けた。

参 考 文 献

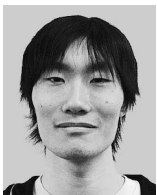
- 1) 赤松 茂：コンピュータによる顔の認識，信学論A，Vol.J80-A，No.8，pp.1215-1230 (1997)。
- 2) 岩井儀雄，勞 世紅，山口 修，平山高嗣：画像処理による顔検出と顔認識，情報処理学会研究報告CVIM，Vol.2005，No.38，pp.343-368 (2005)。
- 3) Turk, M. and Pentland, A.: Eigenfaces for recognition, *Journal of Cognitive Neurosci.*, Vol.3, No.1, pp.71-86 (1991)。

- 4) Shakunaga, T. and Shigenari, K.: Decomposed Eigenface for Face Recognition under Various Lighting Conditions, *Proc. IEEE conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol.1, pp.864-871 (2001).
- 5) 福井和広, 山口 修: 一般化差分部分空間に基づく制約相互部分空間法, *信学論 D-II*, Vol.J87-D-II, No.8, pp.1622-1631 (2004).
- 6) 飯島泰蔵: パターン認識理論, 森北出版 (1989).
- 7) Moghaddam, B. and Pentland, A.: Probabilistic Visual Learning for Object Representation, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.19, No.7, pp.696-710 (1997).
- 8) 三田雄志, 金子敏充, 堀 修: 個体差のある対象の画像照合に適した確率的増分符号相関, *信学論 D-II*, Vol.J88-D-II, No.8, pp.1614-1623 (2005).
- 9) Pentland, A. and Moghaddam, B.: View-based and modular eigenspaces for face recognition, *Proc. IEEE conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.84-91 (1994).
- 10) Cootes, T.F., Edwards, G.J. and Taylor, C.J.: Active Appearance Model, *Proc. European Conf. on Computer Vision*, Vol.2, pp.484-498 (1998).
- 11) Takita, K., Aoki, T., Sasaki, Y., Higuchi, T. and Kobayashi, K.: High-accuracy subpixel image registration based on phase-only correlation, *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol.E86-A, No.8, pp.1925-1934 (2003).
- 12) Messer, K., Matas, J., Kittler, J., Luettin, J. and Maitre, G.: XM2VTSDB: The Extended M2VTS Database, *Proc. Int. Conf. on Audio- and Video-Based- Person Authentication*, pp.72-77 (1999).

(平成 18 年 9 月 8 日受付)

(平成 19 年 3 月 20 日採録)

(担当編集委員 三田 雄志)



大西 哲朗

2006 年京都大学工学部電気電子工学科卒業。現在は京都大学大学院情報学研究科修士課程。最近は人間の意志伝達場面における「場の空気」の推定に興味を持つ。



鷲見 和彦 (正会員)

1982 年京都大学工学部電気電子工学科卒業。1984 年同大学院工学研究科修士課程修了。同年三菱電気(株)入社、現在先端技術総合研究所にて画像認識・センサ情報処理の研究開発に従事。その間、1989 年メリーランド大学客員研究員、2003 年から 2005 年京都大学大学院情報学研究科研究員 (COE) 客員教授。



平山 高嗣

2000 年金沢大学工学部電気情報工学科卒業。2002 年大阪大学大学院基礎工学研究科修士課程修了。2005 年同大学院博士課程修了。2005 年より京都大学大学院情報学研究科特任助手。博士(工学)。顔画像認識、ヒューマンコンピュータインタラクションの研究に従事。



松山 隆司 (フェロー)

1976 年京都大学大学院修士課程修了。京都大学助手、東北大学助教授、岡山大学教授を経て 1995 年より京都大学大学院電子通信工学専攻教授。現在、同大学院情報学研究科知能情報学専攻教授。2002 年学術情報メディアセンター長、京都大学評議員、2004 年情報環境機構長。工学博士。画像理解、分散協調視覚、3 次元ビデオの研究に従事。最近は「人間と共生する情報システム」の実現に興味を持っている。1980 年情報処理学会創立 20 周年記念論文賞、1990 年人工知能学会論文賞、1993 年情報処理学会論文賞、1994 年電子情報通信学会論文賞、1995 年第 5 回国際コンピュータビジョン会議 Marr Prize、1999 年電子情報通信学会論文賞、2000 年画像センシングシンポジウム優秀論文賞。2004 年、2005 年 FIT 優秀論文賞。IAPR、電子情報通信学会フェロー。日本学術会議連携会員。