印象情報付き PCA による日本人とタイ人間の人種的顔特徴の抽出

Use of PCA with Information on Impressions to Extract of Racial Facial Feature Between Images of Japanese and Thai Faces

正会員 秋 葉 将 和^{†,††}, チャロトーン リュウチャワリット^{†††},
正会員 菅 野 恒 雄[†], 正会員 長 尾 智 晴^{††}

Masakazu Akiba^{†,††}, Chalothorn Liewchavalit^{†††}, Tsuneo Kanno[†] and Tomoharu Nagao^{††}

Abstract We used facial images of racially close group such as Japanese and Thais to study which features affect the viewer's impression of ethnicity. Principle component analysis (PCA) was done to extract the racial features of the sample group. The facial features were separated into information on texture and shape, and the PCA was applied to each. We compared the basic with the weighted PCA with the score related to impression of race. The racial impression score was provided by a psychological experiment. A weighted PCA with information of the user's impression extracted racial facial features from an image that had fewer cues to ethnicity because of changed facial direction and reduced lighting. The extracted features of texture and shape could be used for the racial impression conversion of facial images. We suggest that the identification of features typical of a given race relies on detailed texture rather than shape.

キーワード：顔，人種，印象，特徴抽出，PCA，タイ人，日本人

1. ま え が き

我々はこれまで，同じアジア人であり，人種的に近い日本人とタイ人の顔画像を用いて，人種および性別認知の特徴を心理実験によって検討してきた¹⁾²⁾．具体的には，色や髪形の情報を除いた顔画像から被験者がどの程度の確率で人種を識別し，これが被験者および顔画像の人種や性別によって差があるのか，顔画像から人種や性別を認識する際にどの部分に注目し，どの部分が印象を決める要因になるのか，などの点について着目し検証を行ってきた．これらの研究で，人種識別能力は学習によって向上すること，目と眉が日本人とタイ人を識別する重要な手掛かりとなっていることなどが明らかになった．しかし，顔の人種的印象を決定づける各部位の詳細な特徴については検討に至って

いなかった．

一方，顔画像の認識手法の一つとして，多数の顔パターンの集合に対して，統計的特徴抽出法として知られた PCA を適用する手法がある．Turk らは PCA によって得られた固有ベクトルから固有顔と呼ばれる正規直交基底を求め，ここから識別のための特徴ベクトルを求める手法で，高い個人認識率を得た³⁾．この手法は顔画像認識や顔特徴抽出等に広く利用されている．

近年，人間が顔から受ける様々な印象と顔の物理的特徴との因果関係を探る研究や，顔印象操作などの工学的な応用も含めた多くの研究が行われている．向田らは，みかけの年齢に影響を及ぼす顔形状特徴を PCA によって抽出している⁴⁾．深田らは顔の形状情報について SVM と PCA を組合せた解析を行い，年代ごとの魅力顔の特徴について解析・印象操作を行う手法について報告している⁵⁾．小林らは顔画像の形状情報とテキスト情報に PCA を適用し，この結果に線形判別分析を施し年齢・性差などの印象変換ベクトルを生成する手法を提案している⁶⁾．

顔画像から人種を自動推定する研究も行われているが，モンゴロイド，コーカソイド，ネグロイドの3大人種による分類であり，遺伝的に近い人種による分類は行われていない⁷⁾．顔画像から人種を推定する技術は，顔を認知し案内板に表示する言語を自動的に切り換えるシステムなどへの応用も考えられる．また，人間が感じる顔印象と顔特徴

2010 年 10 月 15 日受付，2011 年 1 月 24 日再受付，2011 年 3 月 3 日採録

[†] 職業能力開発総合大学校 情報システム工学科

(〒 252-5196 神奈川県相模原市緑区橋本台 4-1-1, TEL 042-763-9005)

^{††} 横浜国立大学 大学院 環境情報学府

(〒 240-8501 神奈川県横浜市保土ヶ谷区常盤台 79-7, TEL 045-339-4136)

^{†††} タイ労働省技能開発局

(Mitmaitree Road, Din Daeng, Bangkok, 10400, Thailand)

[†] Information Systems Engineering Department, Polytechnic University

(4-1-1, Hasimotodai, Sagamiharasi, 252-5196, Japan)

^{††} Graduate School of Environment and Information Sciences, Yokohama National University

(79-7, Tokiwadai, Hodogaya-ku, Yokohama, 240-8501, Japan)

^{†††} Department of Skill Development, Ministry of Labour, Thailand

(Mitmaitree Road, Din Daeng, Bangkok, 10400, Thailand)

との因果関係を分析することは、印象語をキーワードとした顔画像検索システムへの応用などに示唆を与えることになる。

本研究では、同じアジア人であり人種的に近い日本人とタイ人の顔画像を用いて、日本人とタイ人の人種的印象に影響を及ぼす顔特徴の違いを PCA によって抽出・分析した。具体的には、顔特徴をテクスチャ情報と形状情報に分離し、それぞれについて心理実験による人種印象評価と関連する特徴を PCA によって抽出・分析した。PCA による特徴抽出では、従来法と向田らが提案した属性値付加 PCA による手法を比較検討した。向田らは、顔の形状情報にみかけの年齢情報を付加して属性値付加 PCA を行ったが、従来法との比較や得られた主成分に関する詳細な検討、テクスチャに対する適用は行われていない。本研究では、形状情報およびテクスチャ情報それぞれについて属性値付加 PCA を行い、人種印象に影響を及ぼす顔特徴について検討した。さらに、抽出された特徴を用いて人種印象変換操作を行った。

従来の PCA による顔特徴抽出において、顔特徴として得られた主成分には各部位の形状や配置の違い、皮膚のひだ、体毛の濃さなどのほかに、照明による影響や顔向きの微妙な違いによる特徴も混在していた。本研究で行った形状情報とテクスチャ情報を分離した属性値付加 PCA によって、照明や顔向きによる影響を軽減し、人種印象に関わる顔特徴成分に特化した主成分を抽出できた。

2. 日本人とタイ人の顔特徴

本報告では、「日本人」を「日本列島に居住した集団を祖先に持ち、遺伝子組成の基層を共有する集団」と定義し、このような意味で「日本人」という言葉を用いる。日本人の起源に関しては様々な議論があるが、縄文系と渡来系の二重構造説がよく知られている⁸⁾。縄文系集団は東南アジアを源流とする南方モンゴロイドの特徴を多く有し、渡来系集団は北東アジアから渡来し、寒冷地適応した北方モンゴロイドの特徴を有していたといわれる。そのため、現代日本人の顔は、縄文人タイプと渡来人タイプおよびその中間タイプがあり、全体としては渡来系（北東アジア系）の影響が強いといわれている⁹⁾。北東アジア系の顔の特徴としては、平たい顔、張り出した頬骨、明るい皮膚色、薄いひげ、蒙古ひだおよび一重まぶたなどがあげられる。

一方、東南アジア地域には国家を形成するいくつかの大民族のほか、多数の少数民族が分布している。これらの民族は、ほとんどすべて人種的にはモンゴロイド大人種の南方群に属する。タイ国は総人口の約 85% をタイ族が占め、その他中国系、マレー系、インド系、カンボネシア系を中心に様々な民族で構成されている¹⁰⁾。民族間の混血は進んでおり、とりわけ都市において中国系住民との混血が多い。東南アジア系の顔の特徴としては、黄褐色ないし褐色の皮膚色、丸顔だがやや彫りが深く、平たい鼻と大きな鼻孔、二重まぶたなどがあげられる¹¹⁾。

3. PCA による顔特徴抽出

3.1 顔画像のベクトル表現

顔は共通の構造を持つが、複雑で微妙な形状の違いがある。顔画像集合から正確な特徴抽出を行うためには、顔の形状を表す特徴点を設定し、これらの特徴点を基準として、異なる顔画像間での画素の対応付けを行う必要がある。本研究では、特徴点座標値から構成される形状情報と、画素の対応が付くように同一形状に正規化されたテクスチャ情報を用いて、顔特徴の抽出・分析を行う。

形状ベクトルは、顔特徴点の xy 座標値を 1 列に並べたベクトルとして定義され、顔の各部位の配置やおおまかな輪郭を表す。平均形状は顔画像集合の特徴点座標値を算術平均することによって得られる。テクスチャベクトルは、各顔画像を平均形状へワーピング（画像変形）して得られる画像の濃淡値から成るベクトルとして定義される。以降、これを正規化テクスチャと呼ぶ。正規化テクスチャは、2 次元の形状情報では正規化しきれない顔の凹凸による濃淡値の差や、眉などの体毛の濃さ、皮膚のひだ、目・鼻・口などの各部位が持つ微細な違いを表す。

3.2 PCA(Principal Component Analysis)

PCA(主成分分析)は多変量データを縮約し、より低次元の変量によって元のデータの特性を表現するための多変量解析手法である。本研究では、この PCA の手法を顔形状ベクトルと正規化テクスチャそれぞれに適用し、顔の特徴を検討する。

PCA による次元圧縮は次のように定式化できる。 N 枚の顔画像のうち i 番目の顔画像の形状ベクトル（または正規化テクスチャ）を $\mathbf{x}_i$ とする。 M 次元ベクトル $\mathbf{x}_i$ の要素 $p_i^m (m = 1, \dots, M)$ は、形状ベクトルにおいては顔形状特徴点の xy 座標値であり、正規化テクスチャにおいては顔画像テクスチャの濃淡値である。平均ベクトル $\bar{\mathbf{x}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_i$ を求め、共分散行列 $\mathbf{R}$ を式 (2) によって求める。

$$\mathbf{x}_i = [p_i^1, p_i^2, p_i^3, \dots, p_i^{M-1}, p_i^M]^T \quad (1)$$

$$(i = 1, \dots, N)$$

$$\mathbf{R} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})^T \quad (2)$$

行列 $\mathbf{R}$ について式 (3)(4) を満足する固有ベクトル $\mathbf{u}_k$ とそれに対応する固有値 λ_k を求める。

$$\mathbf{R}\mathbf{u}_k = \lambda_k \mathbf{u}_k \quad (\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_{N-1}) \quad (3)$$

$$\mathbf{u}_k^T \mathbf{u}_k = 1 \quad (4)$$

$$(k = 1, \dots, N-1)$$

本研究では、形状ベクトル集合から求められる $\mathbf{u}_k$ を第 k 主成分固有形状、正規化テクスチャ集合から求められる $\mathbf{u}_k$ を第 k 主成分固有テクスチャと呼ぶことにする。この固有ベクトル $\mathbf{u}_k$ は標本集合の正規直交基底となっており、任意

の標本ベクトル $\mathbf{x}_i$ は $\mathbf{u}_k$ の線形結合として式 (5) で近似できる。

$$\mathbf{x}_i \approx \sum_{k=1}^L (y_k^{(i)} \mathbf{u}_k) + \bar{\mathbf{x}} \quad (5)$$

$$(1 \leq L \leq N-1)$$

このとき、 $\mathbf{x}_i$ の第 k 主成分に対する主成分スコア $y_k^{(i)}$ は式 (6) で表せる。

$$y_k^{(i)} = \mathbf{u}_k^T (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}) \quad (6)$$

$$(k = 1, \dots, L; i = 1, \dots, N)$$

式 (6) によって求められる $y_k^{(i)}$ を成分とする L 次元ベクトル Y_i が、任意の標本ベクトル $\mathbf{x}_i$ の L 次元に圧縮された特徴ベクトルとなる。

$$Y_i = (y_1^{(i)}, \dots, y_L^{(i)}) \quad (7)$$

また、第 k 主成分の固有値 λ_k と主成分スコアの標準偏差 σ_k の関係は式 (8) で表せる。

$$\sigma_k^2 = \lambda_k \quad (8)$$

3.3 主成分特徴の検討

本研究では、形状ベクトルと正規化テクスチャそれぞれについて、得られた固有ベクトルから第 k 主成分の特徴を検討する。第 k 主成分固有ベクトルの正方向または負方向の変化を強調した顔特徴ベクトルを式 (9)(10) によって求める。 q は強調の程度を表す重み係数である。 $\mathbf{g}_k^{(+)}$ と $\mathbf{g}_k^{(-)}$ を顔パターンとして視覚化し、各主成分の特徴を比較検討する。

$$\mathbf{g}_k^{(+)} = \bar{\mathbf{x}} + q\sigma_k \mathbf{u}_k \quad (9)$$

$$\mathbf{g}_k^{(-)} = \bar{\mathbf{x}} - q\sigma_k \mathbf{u}_k \quad (10)$$

3.4 属性値付加 PCA

向田らは、顔特徴点の xy 座標値を要素とする形状ベクトルにみかけの年齢属性の情報を付加し PCA を行った。この実験で、向田らは年齢認知に影響を及ぼす顔形状特徴を第 1 主成分として抽出できたことを報告している⁴⁾。この手法は、顔を表す M 次元の観測ベクトル $\mathbf{x}_i$ に、性別や年齢などの属性を表す情報 a_i を加えた $M+1$ 次元ベクトル $\mathbf{x}'_i$ を顔特徴ベクトルとして用いる。

$$\mathbf{x}'_i = [p_i^1, p_i^2, p_i^3, \dots, p_i^{M-1}, p_i^M, a_i \times \omega]^T \quad (11)$$

式 (11) において、 ω は属性値 a_i に与える重み係数である。重み ω を与えることで、属性値 a_i の分散を大きく設定することができる。PCA は分散最大となる軸を第 1 主成分とすることから、重み ω を十分に大きく設定することによって、属性値 a_i に関連する特徴を第 1 主成分として抽出することができる。

本研究では、顔の人種を評価する心理実験を行い、これによって得られた人種評価得点を属性値情報 a_i として付加する。 $M+1$ 次元ベクトルの集合 $\mathbf{x}'_i (i = 1, \dots, N)$ から共

分散行列 $\mathbf{R}'$ を求め、式 (3)(4) と同様に固有ベクトル $\mathbf{u}'_k$ とそれに対応する固有値 λ'_k を求める。重み ω を非常に大きくしていくことによって、第 1 主成分は人種評価得点の影響を大きく受けた軸となり、第 1 主成分の寄与率、および、第 1 主成分スコアと人種評価得点との相関も高くなる。ただし、固有ベクトル $\mathbf{u}'_k$ は、 $M+1$ 次元のベクトルであり、属性値要素を含んでいる。固有ベクトルから顔特徴を分析する場合は、属性値要素は不要であるため、 $\mathbf{u}'_k$ から $M+1$ 次元目の要素を除去した後、ノルム 1 に正規化した $\mathbf{v}_k$ を用いることとする。このように人種評価得点を付加して求められた $M+1$ 次元の第 1 主成分固有ベクトル $\mathbf{u}'_1$ の M 次元空間への射影 $\mathbf{v}_1$ は、人種的顔印象特徴を捉えた軸となっていることが予想される。本研究では、 $\mathbf{v}_1$ が人種的顔印象特徴をどの程度表現できているかを評価する指標として、式 (12) によって主成分スコアを再計算し、 $z_1^{(i)}$ の標準偏差、および、 $z_1^{(i)}$ と a_i との相関を求める。式 (12) において k は主成分番号、 i は顔画像番号である。標準偏差が大きいほどより多くの情報量を含んでおり、相関係数の絶対値が大きいほど人種評価との関連が強いといえる。

$$z_k^{(i)} = \mathbf{v}_k^T (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}) \quad (12)$$

$$(k = 1, \dots, N-1; i = 1, \dots, N)$$

向田らは、顔の形状情報にみかけの年齢情報を付加して属性値付加 PCA を行った。しかし、得られた主成分に関する詳細な検討やテクスチャに対する適用は行っていない。本研究では、形状ベクトルおよび正規化テクスチャそれぞれについて属性値付加 PCA を行い、人種の印象に影響を及ぼす顔特徴について検討する。

3.5 印象変換

本研究では、属性値付加 PCA の第 1 主成分から得られるベクトル $\mathbf{v}_1$ を用いて、顔画像の人種印象変換操作を行う。式 (13) によって人種印象変換ベクトル $\mathbf{f}$ を求める。 h は変換の程度を表す重み係数であり、 σ_{z1} は式 (12) によって求められる $z_1^{(i)}$ の標準偏差である。

$$\mathbf{f} = h\sigma_{z1} \mathbf{v}_1 \quad (13)$$

印象変換は、任意の顔画像の顔パターンベクトル $\mathbf{x}_i$ に人種印象変換ベクトル $\mathbf{f}$ を加算または減算することによって行う (式 (14))。

$$\mathbf{s}_i = \mathbf{x}_i \pm \mathbf{f} \quad (14)$$

正規化テクスチャによる印象変換では元画像の正規化テクスチャ $\mathbf{x}_i$ に対して式 (14) を適用し、印象変換テクスチャ $\mathbf{s}_i$ を求める。この $\mathbf{s}_i$ を元画像の形状へ画像変形し印象変換画像とする。形状ベクトルによる印象変換では、元画像の形状ベクトル $\mathbf{x}_i$ に対して式 (14) を適用し、印象変換形状 $\mathbf{s}_i$ を求める。元画像を $\mathbf{s}_i$ の形状へ画像変形し印象変換画像とする。また、正規化テクスチャと形状ベクトルの双方を用いた印象変換は、印象変換テクスチャを印象変換形状へ画

図1 画像ごとの平均人種評価得点の分布
Distribution of racial score of each face.

像変形することによって行う。

4. 実験用顔画像

日本人男女とタイ人男女の顔画像を各50枚ずつ計200枚用意した。このうち日本人顔画像は、財団法人ソフトピアジャパンの顔画像データベースに含まれる正面顔25枚と我々が独自に収集した75枚の画像であり、タイ人顔画像は全て独自に収集した画像であった。顔画像の収集は、撮影および実験使用許諾を得たうえで、正面からデジタルカメラで撮影することによって行った。顔画像の人物はいずれも10代後半から20代半ばまでの年齢であって、眼鏡を着用している、髭が目立つ、前髪が眉にかかるなどの画像は含まれていない。

実験用顔画像としては、これらの正面顔画像の位置・大きさと濃度を正規化して用いた。位置・大きさの正規化は、両目の位置および間隔が同じとなるよう補正を行った。画像濃度は皮膚色の影響をなくすため、256階調グレースケールに変換後、皮膚色のグレースケールが同程度になるようヒストグラム処理によって正規化した。

我々はこれまでの研究において、これら日本人とタイ人の顔画像を用いて人種および性別認知の特徴を心理実験によって検討し、この人種認知実験の結果から、各顔画像の人種評価得点を算出している⁹⁾。人種認知実験によって得られた平均人種評価得点の分布を図1に示す。平均評価得点は-2～+2の範囲で正方向に大きいほど日本人らしく、負の方向に大きいほど東南アジア人らしい顔画像と評価されたことを意味する。

5. 人種的顔印象特徴抽出実験

5.1 顔特徴ベクトルの定義

本実験では、エージェント生成ツール FaceFit Ver.2 を用いて、実験用顔画像の特徴点137点を目視で設定した。形状ベクトルは、特徴点の xy 座標値を1列に並べた274次元

図2 顔特徴ベクトル生成の流れ
Flow of face feature vector generation.

ベクトルとして定義した。平均形状は全200枚の顔画像集合の特徴点座標値を算術平均することによって求めた。正規化テクスチャは、各顔画像を平均形状へワーピング（画像変形）して得られる 262×300 画素の濃淡値から成る78600次元ベクトルとして定義した。図2に顔特徴ベクトル生成の流れを示す。図2(I)は実験顔画像の例であり、(II)は画像(I)の形状特徴点、(III)は平均形状の特徴点、(IV)は画像(I)を平均形状へワーピングした正規化テクスチャ画像である。

5.2 付加属性値の重み係数の検討

3.4節で述べた属性値付加PCAを行う場合、式(11)の重み ω を適当な値に決定する必要がある。向田らは重み ω をある程度大きな値に設定すればよいと提案している⁴⁾。本実験では、男性および女性顔画像集合それぞれについて ω の値を変化させ属性値付加PCAを行い、式(12)によって $z_1^{(i)}$ を求め、これと付加属性値である人種評価得点 a_i との相関を求めた。人種評価得点は-2～+2の値をとるが、属性値として付加する場合は、他要素と単位スケールを合わせるために、最小値・最大値にて正規化して用いた。図3に正規化テクスチャ、図4に形状ベクトルについての実験結果を示す。重み ω を大きくしていくと、 $z_1^{(i)}$ と人種評価得点 a_i の相関係数の絶対値は徐々に大きくなるが、一定値以上には上がらない。そのため、重み ω の値はこの相関係数値が充分収束する値として、正規化テクスチャにおいて $\omega = 300$ 、形状ベクトルにおいて $\omega = 10$ とした。

図3から正規化テクスチャ特徴においては女性の方が人種評価得点との相関が高く、図4から形状特徴においては、男性の方が人種評価得点との相関が高いことがわかる。また、正規化テクスチャ特徴と形状特徴では、正規化テクスチャ特徴の方が人種評価得点との相関が高い。女性においてはテクスチャ特徴がより重要な人種印象特徴となっており、男性では人種印象における形状特徴の重要性が女性と比較して相対的に高いと考えられる。

5.3 テクスチャ特徴の抽出

本実験では、男性顔画像（日本人、タイ人各50枚計100枚）と女性顔画像（日本人、タイ人各50枚計100枚）を分けて、それぞれの正規化テクスチャ集合に対して従来法

図3 属性値付加 PCA における第1主成分スコア $z_1^{(i)}$ と人種評価得点との相関 (正規化テクスチャ)

Correlation coefficient of the 1st principal component scores (eq.12: $z_1^{(i)}$) and racial scores. (Normalized texture).

図4 属性値付加 PCA における第1主成分スコア $z_1^{(i)}$ と人種評価得点との相関 (形状ベクトル)

Correlation coefficient of the 1st principal component scores (eq.12: $z_1^{(i)}$) and racial scores. (Shape vector).

の PCA および属性値付加 PCA を適用し、3.3 節で述べた手法によって各主成分の特徴を検討した。以降、女性顔画像集合からの特徴抽出を例に結果と考察を述べる。

5.3.1 PCA によるテクスチャ特徴抽出

図5は女性顔画像の正規化テクスチャ集合に対して、従来法の PCA を適用して得られた固有テクスチャおよび特徴強調画像である。PC No(1~4)は主成分番号を示し、PV%は寄与率、 σ_k は主成分スコアの標準偏差である。(a)は各主成分における固有テクスチャであり、(b)は式(9)、(c)は式(10)において $q = 4.0$ として求められた各主成分における特徴強調画像、(d)は(b)(c)の差分画像である。(d)の差分画像は、(b)(c)画像間で濃度差が大きいほど明度が高くなる。

式(9)(10)においては、 q の値を小さくしすぎると平均の顔パターンに近づき、各主成分で抽出された特徴を検討しづらい。 q の値を大きくしすぎると、形状ベクトルに適用した際に顔として不自然な形状となる。そのため、 $q = 4.0$ は、 q の値を0.5刻みで変化させ生成した顔パターンを目視で判断する予備実験の結果から、特徴強調画像間の差を

図5 正規化テクスチャ(女性)の特徴
Feature of normalized texture. (female).

はっきりと認識でき、かつ、形状ベクトルに適用した際に不自然な顔形状とならない値として採用した。以降、本研究ではこの $q = 4.0$ を用いて実験を行った。

本実験ではこれら図5中の(a)~(d)の画像から各主成分において抽出された特徴を検討した。

第1主成分の特徴 図5の第1主成分差分画像(d)において顔左右対称部分の明度が高いこと、顔中央部に明度の低い縦のラインがみられることから、特徴強調画像(b)(c)間では顔中央部を境界として左右の明度差が大きいことがわかる。また、画像(b)(c)において陰影の付き方が左右逆であることを主観的に判断できる。これらの点から、第1主成分は左右照明の違いによる陰影の特徴を多く抽出していると考えられる。

第2主成分の特徴 図5の第2主成分差分画像(d)において顔中央付近と顔輪郭部分に明度が高い箇所が分かれていること、画像(b)(c)の陰影の特徴などから、正面または後方からの照明の違いによる陰影の特徴を多く抽出していると考えられる。そのほか、上瞼(一重、二重)、鼻孔の大きさなどの特徴がみられた。

第3主成分の特徴 図5の第3主成分差分画像(d)において顔上部と顔下部に明度が高い箇所が分かれていること、画像(b)(c)の陰影の特徴などから、上下照明の違いによる陰影の特徴を多く抽出していると考えられる。そのほか、第3主成分は眉の濃さ、上瞼(一重、二重)、目輪郭および目周辺の濃度、鼻尖の形などの特徴がみられた。

第4主成分の特徴 第4主成分は眉の濃さ、目、鼻輪郭の濃度に特徴があった。

以上のように上位主成分には主に照明による顔の陰影の特徴が抽出されたほか、137点の特徴点情報だけでは正規化しきれない各部位の細かな形状や濃度の違いが現れた。このような上位主成分の特徴は、男性顔画像集合に適用した場合も同様であった。

人種評価との関連 第3主成分において主成分スコアと人種評価得点との相関係数値が $-0.53(p < 0.01)$ となり中程度の負の相関がみられ、第4主成分においては相関係数値 $0.29(p < 0.01)$ の弱い正の相関がみられた。第3主成分は人種的顔印象をある程度抽出した基底テクスチャとなっていると考えられる。

5.3.2 属性値付加 PCA によるテクスチャ特徴抽出

図6は女性顔画像の正規化テクスチャ集合に対して、属性値付加 PCA を適用して得られた固有テクスチャおよび特徴強調画像である。PC No(1~4)は主成分番号を示し、PV%は寄与率、 σ_k (上段)は主成分スコアの標準偏差である。 σ_{zk} (下段)は属性値要素を除去して再計算した主成分スコア $z_k^{(i)}$ (式(12))の標準偏差である。(a)は各主成分における固有テクスチャであり、3.4節で述べた M 次元ベクトル v_k を画像化したものである。(b),(c)はこの v_k を用いて $q = 4.0$ として求められた各主成分における特徴強調画像、(d)は(b)(c)の差分画像である。

図6において第1主成分の寄与率は90%以上となった。これは付加属性値に重みを掛け、非常に大きな分散を持つ要素を意図的に作り出しているためである。第1主成分はこの付加属性値の影響を大きく受けた軸となっており、この第1主成分固有ベクトルから属性値要素を除去した射影ベクトル v_1 は、元の顔空間上で人種印象を捉えた軸となっていると考えられる。

第1主成分の特徴と人種評価との関連 $z_1^{(i)}$ と人種評価得点 a_i との相関係数絶対値は $0.61(p < 0.01)$ 、 $z_1^{(i)}$ の標準偏差は1319.5となった。これらの値は、5.3.1節において人種特徴成分として求められた第3主成分(図5)と比較して大きな値となっており、より人種的印象を捉えた主成分を抽出できたと考えられる。図5の第3主成分は人種の特徴と上下照明による影響が混在している。しかし、図6の第1主成分は目眉部分に特徴差が集中し、上下照明の影響は第4主成分として分離している。人種認知と顔特徴を探る心理実験においても、目眉の特徴が人種印象に最も影響を与えることが示唆されている⁹⁾。図6の第1主成分(b)(c)は上瞼(一重、二重)、目頭(蒙古ひだ)、眉下の陰影(彫の深さ)、眉の濃さなどの人種顔印象の違いをよく表現していると考えられる。男性顔画像集合に適用した場合も同様に、第1主成分には目眉部分の特徴が集約され、人種評価得点との相関も従来法のPCAと比較して大きくなった。

第2, 3主成分の特徴 図6の第2および第3主成分は、図5の第1および第2主成分とほぼ同様の特徴となった。

正規化テクスチャは顔形状としてはほぼ一定であるが、細部の形状の違い、皮膚のひだ、体毛の濃さ、彫の深さによる陰影の特徴などの他に、照明の違いによる特徴も表現している。従来法のPCAではこれらが混在した特徴として主成分が抽出されたが、属性値付加PCAによって、人種印

図6 属性値付加PCAによって抽出された正規化テクスチャ(女性)の特徴

Feature of normalized texture extracted by weighted PCA. (female).

象に影響を及ぼす特徴に特化した主成分を第1主成分として抽出できたと考える。

5.4 形状特徴の抽出

本実験では、男性顔画像(日本人、タイ人各50枚計100枚)と女性顔画像(日本人、タイ人各50枚計100枚)を分けて、それぞれの形状ベクトル集合に対して従来法のPCAおよび属性値付加PCAを適用した。以降、女性顔画像集合からの特徴抽出を例に結果と考察を述べる。

5.4.1 PCAによる形状特徴抽出

図7は女性顔画像の形状ベクトル集合に対して、従来法のPCAを適用して得られた固有形状および特徴強調形状である。PC No(1~4)は主成分番号を示し、PV%は寄与率、 σ_k は主成分スコアの標準偏差である。(a)は各主成分における固有形状であり、平均特徴点座標を起点として固有ベクトルの方向と大きさを矢印で示した。各主成分における特徴強調形状(b)(c)は、それぞれ式(9)(10)において $q = 4.0$ として求められた特徴点座標値を直線で繋ぎ、線画として示した。本実験では、これら(a)~(c)の画像から各主成分において抽出された特徴を検討した。

第1主成分の特徴 図7の第1主成分(a)(b)(c)の画像から、顔輪郭と鼻背の長さ、口の上下位置、鼻や眉の形などの特徴がみられた。

第2主成分の特徴 図7の第2主成分(a)(b)(c)の画像から、顔輪郭と顎の横幅、鼻尖の形、眉および唇の形(上方凸湾、下方凸湾)などの特徴がみられた。第2主成分は顔の上下向きによる影響も考えられる。

第3, 4主成分の特徴 図7の第3, 4主成分(a)(b)(c)の画像から、顔の左右向きによる鼻・口の位置・形状の違い、顔幅や唇の厚さなどの特徴がみられた。

以上のように、上位主成分には主に顔幅・顔高および顔向きの影響が大きく現れた。このような上位主成分の特徴

図7 形状ベクトル (女性) の特徴
Feature of shape vector. (female).

図8 形状ベクトル (女性) における第5主成分の特徴
Feature of the 5th principal component. (Shape vector of female).

図9 形状ベクトル (女性) における第15主成分の特徴
Feature of the 15th principal component. (Shape vector of female).

は、男性顔画像集合に適用した場合も同様であった。

人種評価との関連 上位主成分には、主に、顔幅・顔高および顔向きの影響が大きく現れたが、主成分スコアと人種評価得点との間に有意な相関は認められなかった(1%水準)。ただし、第5主成分(PV=4.5%, $\sigma_5=18.6$)において人種評価得点との相関係数値が $-0.35(p < 0.01)$ 、第15主成分(PV=0.8%, $\sigma_{15}=8.0$)において人種評価得点との相関係数値が $0.31(p < 0.01)$ となった。図8, 9に第5および第15主成分固有形状(a)と特徴強調形状(b)(c)を示す。第5主成分は眉の上下の位置(目と眉の距離)、眉の形に特徴があり、第15主成分は目の大きさ、鼻幅、唇の厚さに特徴がみられた。これらの主成分は人種的顔特徴を多少含んでいるものと考えられる。

5.4.2 属性値付加PCAによる形状特徴抽出

図10は、女性顔画像の形状ベクトル集合に対して、属

図10 属性値付加PCAによって抽出された形状ベクトル (女性) の特徴
Feature of shape vector extracted by weighted PCA. (female).

性値付加PCAを適用して得られた固有形状および特徴強調形状である。PC No(1~4)は主成分番号を示し、PV%は寄与率、 σ_k (上段)は主成分スコアの標準偏差である。 σ_{zk} (下段)は属性値要素を除去して再計算した主成分スコア $z_k^{(i)}$ (式(12))の標準偏差である。(a)は各主成分における固有形状であり、3.4節で述べた M 次元ベクトル v_k を平均特徴点座標を起点とした矢印で示した。(b),(c)はこの v_k を用いて $q=4.0$ として求められた各主成分における特徴強調形状である。

第1主成分の特徴と人種評価との関連 $z_1^{(i)}$ と人種評価得点 a_i との相関係数絶対値は $0.41(p < 0.01)$ 、 $z_1^{(i)}$ の標準偏差は40.5となった。これらの値は、5.4.1節において人種特徴成分として求められた第5, 15主成分(図8, 9)と比較して大きな値となっており、より人種的印象を捉えた主成分を抽出できたと考えられる。図8は、人種的顔特徴以外に顔の向きの影響が混在した特徴となっている。しかし、属性値付加PCAによって求められた図10の第1主成分は、顔向きの影響がなく、(b)の画像は南方モンゴロイド的な丸顔で平たい鼻などの特徴がみられ、(c)の画像は北方モンゴロイド的なやや平坦な顔の特徴がみられた。男性顔画像集合に適用した場合も第1主成分に同様の特徴がみられ、人種評価得点との相関も従来法のPCAと比較して大きくなった。

第2~4主成分の特徴 図10の第2~4主成分は、図7の第1~3主成分とほぼ同様の特徴となった。

6. 印象変換実験

本実験では、属性値付加PCAによって得られた特徴ベクトル v_1 の有効性を検証するため、3.5節で述べた手法を用いて人種印象変換操作を行った。男性顔画像(日本人, タ

図 11 男性平均顔を元画像とした人種印象変換
Racial impression conversion images of faces using extracted features.
(male).

図 12 女性平均顔を元画像とした人種印象変換
Racial impression conversion images of faces using extracted features.
(female).

イ人各 50 枚計 100 枚)と女性顔画像(日本人, タイ人各 50 枚計 100 枚)を用いて男性平均顔と女性平均顔を作成し, 印象変換の元画像とした。図 11 は男性平均顔を, 図 12 は女性平均顔を元画像とした印象変換結果である。(a) は形状ベクトル, (b) は正規化テクスチャ, (c) は正規化テクスチャと形状ベクトルの双方を用いた印象変換であり, 式 (13) の変換重み係数 h を $-2.0 \sim +2.0$ の範囲で変化させた。

6.1 人種印象評定実験

本実験では, 印象変換操作の有効性を検証するため, 得られた印象変換画像に対する人種印象評定実験を行った。

6.1.1 方法

(1) 実験刺激

刺激顔画像としては, 図 11, 12 に示した画像を含む, 男性平均顔および女性平均顔を元画像として変換重み係数 h を $-2.0 \sim +2.0$ の範囲で 0.5 刻みで変化させた印象変換画像 50 枚を用いた。

(2) 被験者

被験者は 25 名の日本人大学生であった。

(3) 手続き

実験プログラムは, ディスプレイに刺激顔画像を提示し,

図 13 人種評定平均と変換重み係数値の関係(男性平均顔に対する印象変換)

Relation between rating average and conversion weight value. (male).

図 14 人種評定平均と変換重み係数値の関係(女性平均顔に対する印象変換)

Relation between rating average and conversion weight value. (female).

被験者に顔画像の人種を判断させ, 「東南アジア系 (1 点)」 「どちらかというと東南アジア系 (2 点)」 「どちらともいいがたい (3 点)」 「どちらかというと日本人 (4 点)」 「日本人 (5 点)」 の 5 段階評定をラジオボタンによって選択させた。確認ボタンクリック後に次の刺激顔画像を提示し, 同様の課題を刺激顔画像の枚数分繰り返させた。提示する刺激顔画像の順番はランダムであり, 制限時間は設けなかった。

6.1.2 結果と考察

図 13, 14 は, 被験者 25 名による印象変換画像に対する人種評定平均である。図 13 は男性平均顔を, 図 14 は女性平均顔を元画像とした印象変換画像に対する評定結果であり, 変換重み係数負方向をタイ人方向, 正方向を日本人方向への印象変換として示した。3 種類の印象変換方法(形状変換, テクスチャ変換, 形状・テクスチャ変換)ごとに各印象変換画像の人種評定平均について分散分析を行った結果, いずれの場合も変換重み係数値の違いによる有意差がみられた ($p < .001$)。Ryan 法を用いた多重比較によれば, 図 14 の形状変換の場合を除いて, 変換重み係数 -0.5 と $+0.5$ の印象変換画像間で人種評定平均に大小関係があり (5%水準), 人種判断が変化した。

以上の結果から, 「テクスチャ変換」および「形状・テクスチャ変換」に関しては, 男女平均顔ともに人種的印象の変化が見られ, 属性値付加 PCA によって得られた特徴は人種認知に有効な特徴であることが示唆された。しかし, 女性

平均顔の形状変換に関しては、人種印象に及ぼす影響が他の場合と比較して小さかった。男性平均顔に関しては形状変換のみでも人種印象の変化がみられた。この結果は、5.2節で述べたように、形状特徴においては男性の方が人種評価得点との相関が高かったこと(図4)と矛盾しない結果であったと考える。

7. む す び

本研究では、同じアジア人であり人種的に近い日本人とタイ人の顔画像を用いて、日本人とタイ人の人種的印象に影響を及ぼす顔特徴の違いをPCAによって抽出・分析した。顔特徴をテクスチャ情報と形状情報に分離し、それぞれについて心理実験による人種印象評価と関連する特徴をPCAによって抽出・分析した。PCAによる特徴抽出は、従来法と向田らが提案した属性値付加PCAによる手法を比較検討した。

従来法のPCAをテクスチャ情報と形状情報に適用した実験において、主成分スコアと人種評価得点との相関係数値から人種印象評価と関連する主成分を選択し、強調顔画像を用いて抽出された特徴を分析した。この実験で抽出された顔特徴は、テクスチャ情報においては照明の影響、形状情報においては顔向きなどの情報が混在していたが、人種印象特徴をある程度表現している主成分が抽出できた。

顔特徴ベクトルに「重み付けをした人種評価得点」を付加してPCAを行った実験において、重みをある程度大きな値に設定することによって、人種顔印象特徴を第1主成分として抽出することができた。この実験で、第1主成分スコアの標準偏差および人種評価得点との相関が、従来法のPCAで抽出された人種特徴成分より大きくなり、従来法のPCAと比較して、より人種印象に特化した顔特徴を抽出できたと考える。

属性値付加PCAによるテクスチャ情報からの特徴抽出では、照明の違いによる影響が軽減され目眉部分に集約された人種顔印象特徴を第1主成分として抽出できた。

属性値付加PCAによる形状情報からの特徴抽出では、顔向きの違いによる影響が軽減され、従来法のPCAでは複数の主成分に分散していた人種顔印象特徴が第1主成分に集約された。

さらに、これらの得られた特徴成分を用いて、人種印象変換操作を行った。この結果、人種的印象の変化が見られ、属性値付加PCAから得られた特徴は、人種認知に有効な特徴であることが示唆された。

従来のPCAによる顔特徴抽出において、顔特徴として得られた主成分には各部位の形状や配置の違い、皮膚のひだ、体毛の濃さなどのほかに、照明による影響や顔向きの微妙な違いによる特徴も混在していた。本研究で行った形状情報とテクスチャ情報を分離した属性値付加PCAによって、照明や顔向きによる影響を軽減し、所望の顔特徴成分に特化した主成分を抽出できたと考える。本手法は、人種

印象に限らず性別や年齢、その他の高次印象に影響を及ぼす顔特徴を抽出する手段として有効であると考えられる。顔印象に影響を及ぼす顔特徴を抽出することは、目撃情報などの印象語をキーワードとした顔画像検索システムへの応用などに示唆を与えることにもなる。

今後は人種のカテゴリを増やし、より一般的な視点での分析が必要であろう。さらに、性別や年齢、魅力、その他の高次印象など様々な顔印象への適用や、人種自動推定などの応用を目指したい。

〔文 献〕

- 1) 秋葉 将和, チャロトーン リュウチャワリット, 菅野 恒雄, 長尾 智晴: “日本人とタイ人の顔の人種・性別認知に関する検討”, 映像学誌, **64**, 4, pp.611-621 (2010)
- 2) Chalothorn Liewchavalit, Masakazu Akiba, Tsuneo Kanno and Tomoharu Nagao: “Extracted Facial Feature of Racial Closely Related Faces”, Proc. of 2010 The 2nd International Conference on Digital Image Processing (ICDIP 2010), February 26-28, Singapore (2010)
- 3) M.Turk and A.Pentland: “Eigenfaces for recognition”, Journal of Cognitive Neuroscience, **3**, 1, pp.71-86 (1991)
- 4) 向田 茂, 安藤 広志, 木下 敬介, 蒲池 みゆき, 千原 國宏: “顔画像生成のための統計的な年齢特徴抽出”, 日本顔学会誌, **2**, 1, pp.15-24 (2002)
- 5) 深田 陽子, 山口 泰: “年齢相応な顔の魅力操作法”, 信学論, **J92-D**, 8, pp.1166-1175 (2009)
- 6) 小林 敏和, 大岡 正孝, 大竹 俊輔, 赤松 茂: “形状, テクスチャ空間における線形判別関数を用いた顔画像の印象変換: 年齢・性差に関する印象変換の評価”, 信学技報 IE, **103**, 644, pp.7-12 (2004)
- 7) 瀧川 えりな, 細井 聖, 川出 雅人: “顔画像による人種推定技術”, 信学技報, PRMU, **103**, 452, pp.19-24 (2003)
- 8) HANIHARA K.: “Dual structure model for the population history of the Japanese population”, Japan Review, **2**, pp.1-33 (1991)
- 9) 埴原 和郎: “日本人の顔 小顔・美人顔は進化なのか”, 講談社 (1999)
- 10) 在京タイ王国大使館: “タイ王国について: <http://www.thaembassy.jp/rte1/content/view/80/116/>”, (2006)
- 11) 大林 太良 (編集): “民族の世界史 6 東南アジアの民族と歴史”, 山川出版 (1984)

あきば まさかず
秋葉 将和 1998 年, 職業能力開発総合大学校 情報工学科卒業。2000 年, 同大学校研究課程工学研究科修了。同年, 雇用能力開発機構勤務。2007 年~現在, 職業能力開発総合大学校 情報システム工学科講師。2011 年, 横浜国立大学大学院環境情報学府博士後期課程修了。主にパターン認識, ヒューマンインフォメーションに関する研究に従事。博士(工学)。正会員。

チャロトーン リュウチャワリット
2006 年, 職業能力開発総合大学校 情報システム工学科卒業。同年, タイ労働省技能開発局勤務。2010, 職業能力開発総合大学校研究課程工学研究科修了。主に、顔とヒューマンコミュニケーションに関する研究に従事。

かんの つねお
菅野 恒雄 1975 年, 職業訓練大学(現在, 職業能力開発総合大学校)電子科卒業。同年, 同大学校勤務。現在, 情報システム工学科教授。主にパターン認識, 画像処理, ヒューマンコミュニケーションに関する研究に従事。工博。正会員。

ながお ともはる
長尾 智晴 1985 年, 東京工業大学大学院博士後期課程中退。同年, 同大学工学部付属画像情報工学研究院施設助手。1995 年, 同大学工学部付属画像情報工学研究院施設助教授。2001 年, 横浜国立大学大学院環境情報研究院教授。工博。正会員。