

顔画像のモーフィングモデルの印象変換への 応用：和風顔 v.s. 洋風顔

大岡, 正孝 / AKAMATSU, Shigeru / KOBAYASHI, Toshikazu /
OZU, Masataka / JIKIHARA, Naoko / 赤松, 茂 / 小林, 敏和
/ 直原, 尚子

(出版者 / Publisher)

電子情報通信学会

(雑誌名 / Journal or Publication Title)

電子情報通信学会技術研究報告. HIP, ヒューマン情報処理 / 電子情報通信学会
技術研究報告. HIP, ヒューマン情報処理

(巻 / Volume)

104

(号 / Number)

747

(開始ページ / Start Page)

43

(終了ページ / End Page)

48

(発行年 / Year)

2005-03-18

顔画像のモーフィングモデルの印象変換への応用 —和風顔 v.s. 洋風顔—

直原 尚子[†] 大冨 正孝[‡] 小林 敏和[†] 赤松 茂^{†,‡}

[†]法政大学 工学部 システム制御工学科

[‡]法政大学大学院 工学研究科 システム工学専攻

〒184-8584 東京都小金井市梶野町 3-7-2

E-mail: {01d5099, akamatsu}@k.hosei.ac.jp

あらまし 本論文では、日本人/西洋人という異なる属性を持つ顔画像を用いて、顔を和風化/洋風化する印象変換を行った。顔画像を形状、テクスチャ情報に分けることで多次元ベクトルとして表し、それぞれに主成分分析を行い、顔の多様性を少数のパラメータを記述した。2つの相反する印象を与えるクラスに分類した学習サンプルに対し、パラメータ空間上でこれらを最適に分離する射影軸を Fisher の線形判別法によって求め、この軸が与える方向を「印象変換ベクトル」として定義した。入力画像に対して、求めた印象変換ベクトルの方向に任意の重みを付加し、変位させ、次元数を復元することによって、印象を変化させたイメージを可視化した。主観評価実験から、和風化/洋風化の印象変換の有効性を確認した。また、学習サンプルの選び方による印象変換の効果への影響も検討した。

キーワード 主成分分析, Fisher の線形判別法, 印象変換ベクトル, 主観評価

An application of morphable face image model to impression transformation —Japanese looking face v.s. Westerner looking face—

Naoko JIKIHARA[†] Masataka OHZU[‡] Toshikazu KOBAYASHI[†] Shigeru AKAMATU^{†,‡}

[†]Department of Systems Control Engineering, Faculty of Engineering, Hosei University

[‡]Department of System Control of Engineering, Graduate School of Engineering, Hosei University

3-7-2, Kajino-cho, Koganei-shi, Tokyo, 184-8584 Japan

E-mail: {01d5099, akamatsu}@k.hosei.ac.jp

Abstract This paper describes experimental results of transforming racial impression of the face by using a pair-wise training sets of face images with a different attribute of Japanese/Western. Face images are represented as high-dimensional vectors by separating the shape and texture information, and variations in the appearance of face images are coded by applying principal component analysis to a set of various face images. An impression transfer vector is defined by the Fisher's linear discriminant obtained from a number of training images previously categorized into two opposing classes. The projection of the input image on the transfer vector is shifted by an arbitrary magnitude along the transfer vector. And the transformed impression is made to visible. By subjective evaluation, effectiveness of the image manipulation method for impression transformation was evaluated. In addition, we examined the influence of the difference of training images on the performance of impression transformation.

Keyword Principal component analysis, Fisher's linear discriminant analysis, Impression transfer vector, Subjective evaluation

1. はじめに

人間は顔という視覚パターンを通じてその人物の性別や年齢を判断するだけでなく、社会的帰属、性格、魅力といった様々な印象を読み取っている[1]。これらの印象が顔のもつ物理的な特徴と一定の関係をもつことを示唆する主観評価実験の結果も報告されてい

る[2][3]。顔の視覚パターンの物理的な多様性を表すパラメータと、その顔から人間に認知される印象との関係を数学モデルで定式化できれば、その工学的な応用として、顔の印象を操作・変換したイメージを画像として可視化したり、顔画像からその人物の性別や年齢といった属性や印象を推定したりするといったような、

顔が伝える感性情報を認識・生成するコンピュータの実現が期待される[4]. また, より好みの印象を与える顔画像に操作したり, 任意の顔から個人の属性を推測したりすることへの応用も可能である.

本論文では, 和風/洋風といった, 人種に関する異なる印象と顔画像の容貌の多様性を表すパラメータとの関係をモデル化すること, さらに, 与えられた顔画像の和風化/洋風化のような印象変換への応用可能性を探ることを目指す.

顔画像変換に関する同様の趣旨の研究として, 顔が与える年齢の印象を操作したイメージ生成に関しては相当数の先行研究が知られている. これらの研究は2つに大別される. (1) 加齢による顔形状の変化に関する解剖学等の知見による知識を用いるもの[5][6], (2) 事例として用意された顔画像サンプル集合の中で, 年齢差や老若等の印象に寄与している特徴を学習によって抽出し, それらを操作することでイメージ変換を行うもの[7][8][9][10]の2つである. 本研究のアプローチは後者にあたるが, 顔パターンを形状とテクスチャにそれぞれ分離して表現する点では上記の研究と共通である. また, 得られた形状情報からテクスチャベクトルを表現するために, 各パターンの形状を平均形状に標準化する手段として顔画像のモーフィングシステムを用いていること[7][8][10], 学習サンプルに含まれる多様な顔画像から得られた形状およびテクスチャ情報の多次元ベクトルに対して, 主成分分析を行ってそれらの多様性を少数のパラメータで表現していること[9][10], などの共通点が見られる.

しかし, 本研究の特徴的な点は, 形状とテクスチャを分離して表現したパラメータ空間で2つの相反する印象を与えるグループ, ここでは和風顔/洋風顔の2種に対して Fisher の線形判別法[11]を適用しているところにある. パラメータ空間上の Fisher の射影軸の方向が指す単位ベクトルによって「印象変換ベクトル」を定義した. これは顔の容貌をより好みの印象に変換するイメージ操作のために導入したものである.

本研究は, 我々のグループが先に性差や年齢に関する印象変換に導入した上記のアプローチ[12]の成果をふまえて, 和風顔/洋風顔という人種に関する印象変換を取り上げる.

本論文の構成を以下に示す. まず 2.では, 顔パターンの物理的な特徴表現法として, 形状とテクスチャを分離することにより顔パターンを近似的に多次元ベクトルとして表す方法を示す. 3.では, 多様な印象を与える顔を集めたサンプル集合について, 各パターンの形状とテクスチャを表す多次元ベクトルに対して主成分分析を行い[13][14], 顔パターンの物理的特徴の多様性を少数のパラメータで記述する過程を示す. 次に 4.では, 入力画像に対応する低次元パラメータ空間に

ついて, Fisher の線形判別法により求まる射影軸から印象変換ベクトルを求め, その方向に変位させる手法について述べる. そして 5.では, 以上の手法によって, 入力顔画像の人種に関する印象(和風 v.s. 洋風)についてイメージ変換を行った結果と, その妥当性に関する主観評定実験の結果について述べる. また, 学習サンプルに用いる顔画像サンプルの違いによる印象変換への影響についても報告する. 最後に 6.では, 本論文で提案した印象変換の成果と, より有効的な印象変換の検討について記した.

2. 顔画像のベクトル表現

顔は共通の構造を持ちつつ, その複雑で微妙な形状の違いで各人の個性を表現しているため, 顔を記述する特徴は量的に膨大なものとならざるをえず, 多変量解析法による次元圧縮は不可欠である[15]. そのためには顔パターンの特徴を, ベクトル空間を満足する多次元ベクトルとして定義しなければならない. そして, 個々の顔について指定された特徴点を正確かつ安定に抽出し, さらに, これらの特徴点を基準として, 異なる顔の間で画素の対応関係を求めて, その濃淡値をサンプリングして同一規格のベクトルとして表現することが必要となる. そこで本研究では, 顔画像合成ソフトウェア FUTON システム[16]における顔の特徴点の位置座標抽出機能とモーフィング機能を使用した.

形状ベクトルは, 正規化された入力画像に対し, FUTON システムによって目視で得られた 91 個の特徴点の XY 座標値を一行に並べた 182 次元ベクトルで定義される. 平均形状は全ての顔画像の各特徴点の平均より得られる.

テクスチャベクトルの抽出には, まず正規化された画像を FUTON システムのモーフィング機能により平均形状にマッピングし, shape-free 画像に変換する. その後, 顔の中心領域を 128×128 画素として切り出し, カラー画像からモノクロ濃淡画像へと変換し, その画素の濃淡値から成る $16,384$ 次元ベクトルをテクスチャベクトルとした[12].

3. 顔の多様性を表す低次元パラメータ空間

3.1. 主成分分析の適用

属性が多岐にわたる多数の顔画像を対象に, 顔パターンの形状ベクトルとテクスチャベクトルをそれぞれ独立に主成分分析を適用し, 顔の多様性を少数のパラメータで表現した[14][15].

N 次元ベクトル $\mathbf{X}_m (m=1, 2, \dots, M)$ は M 個のパターンの形状ベクトルないしはテクスチャベクトルを表すものとする. 各々の \mathbf{X}_m は, パラメータ空間上に k 次元ベクトル \mathbf{f}_m として次元圧縮される. \mathbf{f}_{mk} と表される \mathbf{f}_m の第 k 成分は(1)式のように k 番目の正規直交

基底 \mathbf{U}_k に $\mathbf{X}_m - \boldsymbol{\mu}$ を射影することによって得られる.

$$f_{m,k} = \mathbf{U}_k' \cdot (\mathbf{X}_m - \boldsymbol{\mu}) \quad (k=1,2,\dots,K \leq M) \quad (1)$$

ここで、 $\boldsymbol{\mu}$ はサンプル集合についての形状ベクトルないしはテクスチャベクトルの平均ベクトルを表すものとする. なお、 $\mathbf{U}_k (k=1,2,\dots,K)$ は、顔パターンの多様性をより良く反映させるために、固有値の大きさの順に K 個の固有ベクトルを選択したものである.

3.2. パラメータ空間における顔の多様性の生成

形状ベクトルとテクスチャベクトルのそれぞれを主成分分析して得られた正規直交基底 $\mathbf{U}_k (k=1,2,\dots,K)$ について(2)式に示すような線形結合を求め、このときの重み係数 $f_k (k=1,2,\dots,K)$ を任意に変化させることによって得られる形状ベクトルとテクスチャベクトルとを組み合わせることによって、多様な容貌をもつ顔パターンが生成される.

$$\hat{\mathbf{X}} = \boldsymbol{\mu} + \sum_{k=1}^K f_k \cdot \mathbf{U}_k \quad (2)$$

4. 印象変換ベクトルによる印象変換

Fisher の線形判別法は、予め 2 つのクラス分け情報が与えられたサンプル集合を用いて、元の特徴ベクトルを、この 2 クラスを判別するのにもっとも適した射影軸へ変換する線形写像を求める手法である. 本論文では、この方法を相反する印象を与える 2 つの学習サンプルに適用し、2 クラスを最適に分離する射影軸の方向を示す単位ベクトルを“印象変換ベクトル”と名付け、印象変換に利用している. 任意の画像に対し、はじめに、主成分分析によって得られたパラメータ空間にその形状とテクスチャを表す特徴ベクトルをそれぞれ写像し、次に、写像した点を印象変換ベクトルが指す方向に変位させ、形状とテクスチャについてパラメータ空間で変位された点から逆に写像し、その 2 つを合成することで印象変換後の画像を生成する. この手法による印象変換の有効性を実験によって検証する.

4.1. 印象変換ベクトルを求める処理手順

はじめに、与えられた顔パターン $\mathbf{X}_m (m=1,2,\dots,M)$ に対してイメージ変換処理の題材となる一対の形容詞 (本研究では、和風/洋風) で表現される印象の軸を選ぶ. この軸上で互いに反対方向に位置する印象を与える顔パターンの 2 つのグループをクラス 1, クラス 2 とする.

入力する顔パターン \mathbf{X}_m は、(1)式により上位固有値の正規直交基底 \mathbf{U}_1 から順に累積寄与率が適当と思われる K 個までを用いて、 K 次元に次元圧縮した特徴ベクトル \mathbf{f}_m で表されるものとする. サンプル集合

$\mathbf{X}_m (m=1,2,\dots,M)$ のうち、クラス 1 に属する M_1 個の入力パターンを $F^{(1)} = \{\mathbf{f}_1^{(1)}, \mathbf{f}_2^{(1)}, \dots, \mathbf{f}_{M_1}^{(1)}\}$, クラス 2 に属する M_2 個の入力パターンを $F^{(2)} = \{\mathbf{f}_1^{(2)}, \mathbf{f}_2^{(2)}, \dots, \mathbf{f}_{M_2}^{(2)}\}$ とする.

任意の入力パターンから得られる K 次元の特徴ベクトル \mathbf{f} をこの 2 つのクラスに分類するために最適な射影軸に射影する Fisher の線形判別関数(3)式を求めることにする.

$$y = \mathbf{e}'\mathbf{f} \quad (3)$$

このとき、 \mathbf{e} は射影軸の方向を表す単位ベクトルであって、これは K 次元に次元圧縮されたパラメータ空間において、2 つのクラスとして与えられた印象の違いを 1 次近似として表現するものと考えられる. そこで、パラメータ空間上に表された任意の顔パターンの形状ならびにテクスチャ情報をこのベクトル \mathbf{e} が示す方向に変位させることによって、当該パターンが与える印象を 2 つのクラスとして設定された、相反する印象のいずれかに変換できるものと期待される.

4.2. イメージ生成システム

任意の入力パターンから得られる K 次元の特徴ベクトル \mathbf{f} を、印象変換ベクトル \mathbf{e} を用いて重み付けをした分だけ変位させた顔画像を求める.

$$\hat{\mathbf{f}}_c = \mathbf{f} + q_c \delta \cdot \mathbf{e} \quad (4)$$

ここで、 δ は K 次元パラメータ空間上のクラス 1 とクラス 2 の平均ベクトル間の距離を定数で割って求まる重み係数であり、 q_c は先に求めた δ を基準にして定める印象変換ベクトルに対する重み係数である.

イメージ変換後の顔画像 $\hat{\mathbf{X}}_c$ の記述には、重み付けした分だけ変位させた特徴ベクトル $\hat{\mathbf{f}}_c = (\hat{f}_{1,c}, \dots, \hat{f}_{k,c}, \dots, \hat{f}_{K,c})$ と正規直交基底 \mathbf{U}_k を用いて、その線形結合により次のように表現する.

$$\hat{\mathbf{X}}_c = \boldsymbol{\mu} + \sum_{k=1}^K \hat{f}_{k,c} \cdot \mathbf{U}_k + \Delta \mathbf{X} \quad (5)$$

ここで、 $\boldsymbol{\mu}$ は主成分分析の学習サンプルとして用意した M 個の顔画像 $\mathbf{X}_m (m=1,2,\dots,M)$ の平均ベクトルとし、 $\Delta \mathbf{X}$ は、元画像 \mathbf{X} と(7)式によって得られる係数 f_k と正規直交基底 $\mathbf{U}_k (k=1,2,\dots,K)$ の線形結合によって得られる復元顔画像 $\hat{\mathbf{X}}$ との誤差を表す.

$$\Delta \mathbf{X} = \mathbf{X} - \hat{\mathbf{X}} = \mathbf{X} - \left(\boldsymbol{\mu} + \sum_{k=1}^K f_k \cdot \mathbf{U}_k \right) \quad (6)$$

$$f_k = \mathbf{U}_k' \cdot (\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}) \quad (k=1,2,\dots,K) \quad (7)$$

印象変換のためのイメージ操作の過程を図 1 に示す.

5. 実験結果

5.1. 使用した顔画像

実験で使用する多様な顔のサンプル集合として、HOIP 顔画像データベースより日本人男性 60 名各 2 パターンの 120 枚、Oulu 大学顔画像データベースより西洋人男性 60 名各 2 パターンの 120 枚、計 240 枚を利用した。表情はすべて真顔で、撮影方向は正面である。以下、男性データベース（男性 DB）とする。

また別の顔サンプル集合として、HOIP 顔画像データベースより日本人女性 60 名各 2 パターンの 120 枚、Oulu 大学顔画像データベースより西洋人女性 24 名各 5 パターンの 120 枚、計 240 枚を利用した。画像を選出する際に顔の主要な造作が髪に隠されているなど、不都合なものは除いているため、西洋人女性に関しては使用できる人数が少なくなっている。表情はすべて真顔で、撮影方向を正面とした。以下、女性データベース（女性 DB）とする。

使用した顔画像について、Oulu 大学顔画像データベースは若年層の人物が多く含まれていたため、日本人の顔画像もそれに合わせた。本研究では 2 つのデータベースを使用しており、撮影条件が異なる。そのため背景は白く塗りつぶして統一し、モノクロ濃淡画像に変換後、濃淡値の正規化を行った。

5.2. 正規直交規定の評価

形状ベクトルとテクスチャベクトルを独立に主成分分析して得られた正規直交基底について、それぞれの主成分によって学習サンプル $\mathbf{X}_m (m=1, 2, \dots, M)$ の多様な変化がどのように表されているか可視化を試みた。固有ベクトル \mathbf{U}_k に対応する第 k 主成分に対して(8)式に示すような段階的な重み係数 $p_c (c=1, 2, \dots)$ を付加し、得られた形状ベクトルまたはテクスチャベクトルを可視化し、それぞれが表す顔パターンを比較する。

$$\hat{\mathbf{X}}_{k,c} = \boldsymbol{\mu} + P_c \boldsymbol{\sigma} \cdot \mathbf{U}_k \quad (8)$$

ここで、 $\boldsymbol{\mu}$ は M 個の顔画像 $\mathbf{X}_m (m=1, 2, \dots, M)$ の平均ベクトル、そして $\boldsymbol{\sigma}$ は(1)式によって得られた $f_{m,k} (m=1, 2, \dots, M)$ の標準偏差で(9)式のように表される。

$$\boldsymbol{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{M-1} \sum_{m=1}^M f_{m,k}^2} \quad (9)$$

第 1 主成分が表す形状とテクスチャの変化を図 2 に示した。左側 2 列は(8)式より得られた形状ベクトルと平均テクスチャを合成した顔画像で、右側 2 列は(8)式より得られたテクスチャベクトルと平均形状を合成した顔画像である。対象にしているのは共に日本人・西洋人であるが、男女の DB の違いにより、特にテクスチャに大きな差が見られる。

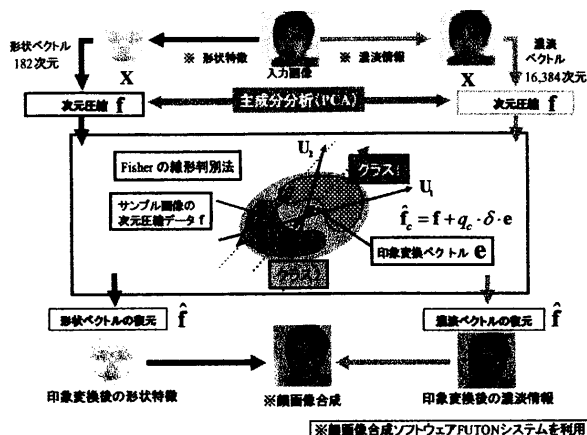


図 1 画像入力から印象変換までの処理過程

5.3. 印象変換ベクトルによるイメージ変換

5.3.1. 男性 DB を使用した印象変換

Fisher の線形判別法により印象変換ベクトルを求めるために、5.1.の男性 DB の 240 枚の顔画像の中から、クラス 1 の学習サンプルとして日本人 100 枚、クラス 2 の学習サンプルとして西洋人 100 枚を使用した。形状ベクトルとテクスチャベクトルのパラメータ空間について、入力画像に対応する点を定数倍の重み係数 q_c を掛けた印象変換ベクトルによって変位させ、得られた形状ベクトルとテクスチャベクトルを FUTON システムによって結合し顔画像を生成した。男性 DB の中で 2 つのクラスの学習サンプルに含まれなかった未知の顔を印象変換した例を図 3 に示す。

		第 1 主成分			
		形状		テクスチャ	
		男性 DB	女性 DB	男性 DB	女性 DB
重み係数	-2σ				
	-1σ				
	0				
	+1σ				
	+2σ				

図 2 パラメータ空間が表す顔の変化

5.3.2. 女性 DB を使用した印象変換

5.3.1.と同様の方法で、女性 DB の中からクラス 1 の学習サンプルとして日本人 100 名、クラス 2 の学習サンプルとして西洋人 100 名を使用して、印象を変換したイメージ生成を行った。女性 DB の中で上記の学習サンプルに含まれなかった未知の顔の印象変換を行った例を図 4 に示す。

5.4. 変換イメージの主観評定実験結果

5.3.で生成した顔画像について、元画像と一定の重み係数 q_c を掛けて印象変換した顔画像を比較し、被験者が感じる印象変化の度合いを評価した。ここで一定の重み係数とは、こちらが意図した印象の変化が十分にしている係数であり ± 4 とした。日本人 20 名の被験者に対し、データベースの都合上、学習サンプルの顔画像 40 パターンを用いて以下に示す 2 種類の主観評定実験を行った。どちらの実験にも同じ画像を使用した。

まず、図 4 で示した西洋人女性を和風化した印象変換において、和風顔になったという印象の他に、高齢になったように見えるなど、全く別の印象をもつ顔画像に変化したようにも感じられたことから、日本人顔になった/西洋人顔になった/若くなった/高齢になった/男性的になった/女性的になった、という 6 種類の印象を用いて評定実験を行った。

次に、男性 DB と女性 DB のどちらを使用した方がより意図した印象変換が行えたのかを確かめるため、とても日本人らしくなった/少し日本人らしくなった/

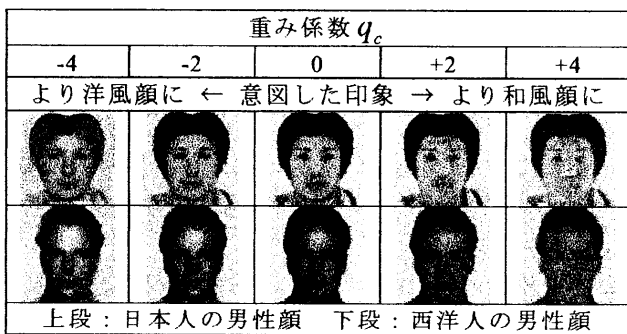


図 3 男性 DB を使用した印象変換

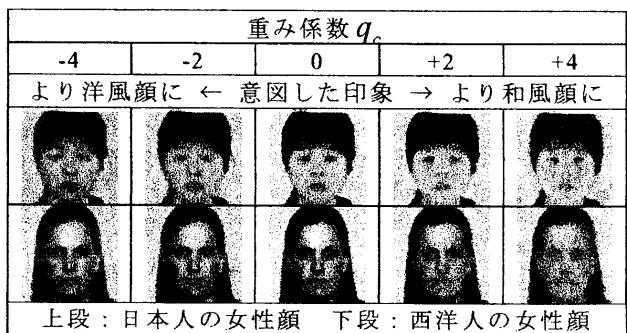


図 4 女性 DB を使用した印象変換

どちらともいえない/少し西洋人らしくなった/とても西洋人らしくなった、という 5 段階評価を行った。

5.4.1. 異人種風への変換によって生じる多様な印象の評定

日本人を洋風顔、西洋人を和風顔に印象変換した画像に対して、被験者が感じた 6 種類の印象への割合を図 5 に示す。日本人男性については、6 割近く西洋人顔になったという回答が得られたのに対し、日本人女性では性別への変換とした回答が多かった。西洋人については男女の変化はあまりなく、高齢になったように感じる割合が高いことがわかった。

5.4.2. 男女の顔における異人種風への印象変換の効果の比較

男性 DB、ならびに女性 DB をそれぞれ学習サンプルとして用いて異人種風（日本人は洋風；西洋人は和風）に印象変換した画像に対して、その印象の変化が被験者にどのように認知されたかの割合を図 6 に示す。日本人に関しては、男性顔の場合が女性顔よりも 10% 近く良好な結果が得られた。また、5.4.1.同様、西洋人では男女の差がなく、半数しか正しく認知されなかった。

5.5. 男性システムの有効性評価

5.4.2.では、任意に選出した画像を対象にしていたため、評価の結果に対する信憑性は高いとは言えない。

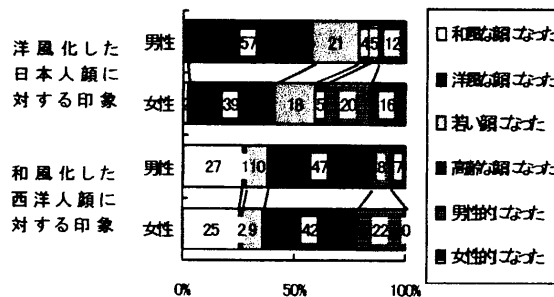


図 5 異人種風への変換によって生じる印象

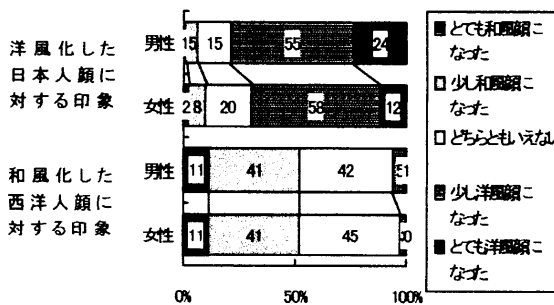


図 6 異人種風への印象変換の効果の男女比較

表1 男性システムの有効性評価

印象変換の対象画像	男性システムを用いた方が印象変換が効果的と判定された割合
日本人男性	83.7%
日本人女性	91.1%
西洋人男性	85.8%
西洋人女性	42.1%

そこで、男性 DB を学習サンプルとして使用したシステムの方が意図する印象への変換をより良く行えることを実証するため、和風顔および洋風顔への印象変換を行う男性 DB・女性 DB を利用した 2 つのシステムについて、男性の未知サンプル 40 枚を女性システムに、女性の未知サンプル 40 枚を男性システムに適用して印象変換画像を作成し、同一人物の顔画像の比較による主観評定実験を行った。被験者が、男性システムで生成した画像の方が意図した印象に変換されていると回答した割合を表 1 に示す。

6. むすび

本論文では、形状ベクトルとテクスチャベクトルをそれぞれ独立に主成分分析することで、顔の多様性を少数のパラメータで表現し、この次元圧縮されたパラメータ空間上に和風顔と洋風顔という印象を一对の形容詞で表現できる 2 つの顔画像サンプル集合間の変換方向を表す印象変換ベクトルを求め、任意の入力画像の印象を変化させたイメージを生成した。日本人の洋風化に比べて、西洋人を和風顔に変化させた方がその認知度は低い、全体として有効性は良好であった。

さらに、表 1 に示したように、図 6 の主観評定実験を踏まえて行った未知サンプルを使用して求めた実験結果から、日本人/西洋人の顔画像のより有効的な和風化および洋風化を行うためには、男性顔の DB によって学習を行った男性システムを採用した方がよいことが確認された。また、図 5 の主観評価実験より、和風化・洋風化という人種に関する印象変換を施した顔画像であるにもかかわらず、男女や老若といった別の印象に捉えられたという大変興味深い結果も得られた。ここでも日本人男性を洋風化した顔画像に対して最も正しく認知されている。これら 2 つの主観評定実験で示唆される、人種間での印象変換に関しては、図 2 の第 1 主成分のテクスチャによる違いに見られることから明らかであるように、男性のみの顔画像を学習サンプルとして使用した方がより意図した印象をもつ顔画像を生成することができるものと考えられる。

7. 謝辞

本研究の一部は、独立行政法人 日本学術振興会の科研費 (15300076) の助成を得た。記して謝意を表す。また、HOIP 顔画像データベースの使用を許可して頂いた財団法人ソフトピアジャパンに感謝する。なお、

本研究で使用した FUTON システムは第 4 筆者らが (株)エイティアル人間情報通信研究所において顔認知の心理実験の視覚刺激作成ツールとして開発した顔画像合成ソフトウェアである。

文 献

- [1] V. Bruce, 顔の認知と情報処理, 吉川左紀子 (訳), サイエンス社, 1990.
- [2] 山口真美, 加藤隆, 赤松茂, “顔の感性情報と物理的特徴との関連について-年齢/性の情報を中心に-,” 信学論, Vol.79-A, No.2, pp. 279-287, Feb. 1996.
- [3] D.I.Perrett, K.J.Lee, I.Penton-Voak, D.Rowland, S.Yoshikawa, D.M.Burt, S.P.Henzi, D.Castles, and S.Akamatsu, "Effects of sexual dimorphism on facial attractiveness," Nature, vol.394, no.6696, pp.884-887, Aug. 1998.
- [4] S.Hashimoto, "KANSEI as the Third Target of Information Processing and Related Topics in Japan," Proc.KANSEI - The Technology of Emotion, AIMI International Workshop, pp.101-104, Oct. 1997.
- [5] V.Bruce, M.Burton, T.Doyle, and N.Dench, "Further Experiments on the Perception of Growth in Three Dimensions," Perception and Psychophysics, vol.46, no.6, pp.528-536, 1989.
- [6] 中川雅通, 宋續敏彦, 角義恭, 前原文雄, 千原國宏, “骨格モデルを用いた顔画像の年齢変化シミュレーション,” 信学論, Vol.80-A, No.8, pp.1312-1315, Aug. 1997.
- [7] D.Rowland, and D.I.Perrett, “Manipulating Facial Appearance through Shape and Color,” IEEE Computer Graphics and Applications, vol.15, no.5, pp.70-76, Sept. 1995.
- [8] 磯野勝宣, 橋本隆之, 堀雅和, “統計情報を用いた多様な顔画像の生成-年齢変化についての一検討-,” 情処 CVIM 研資, 2003-CVIM-139, pp.101-106, July 2003.
- [9] A.Lanitis, C.Taylor, and T.Cootes, “Toward Automatic Simulation of Aging Effects on Face Images,” IEEE Trans. PAMI, vol.24, no.4, April. 2002.
- [10] 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, Vol.2, No.1, pp.15-23, 2002
- [11] 石井健一郎, 上田修功, 前田英作, 村瀬洋, わかりやすいパターン認識, オーム社, 1998.
- [12] 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,” 信学技報, ITS2003-89, pp.7-12, Feb. 2004.
- [13] T. Vetter and N. Troje, “A separated linear shape and texture space for modeling two-dimensional images of human faces,” Max-Planck-Institut für biologische Kybernetik, Technical Report, No.15, 1995.
- [14] 永田明德, 岡崎透, 崔昌石, 原島博, “主成分分析による顔画像の基底生成と空間記述,” 信学論, Vol.J79-D-II, No.7, pp.1230-1235, July 1996.
- [15] D.Beymer, and T.Poggio, “Image Representations for Visual Learning,” Science, Vol.272, pp.1905-1909, 28 June 1996.
- [16] 向田茂, 蒲池みゆき, 尾田正臣, 加藤隆, 吉川左紀子, 赤松茂, 千原國宏, “操作性を考慮した顔画像合成システム: FUTON-顔認知研究のツールとしての評価-,” 信学論, Vol.J85-A, No.10, pp.1126-1137, Oct. 2002.