

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

AKAMATSU, Shigeru / OTAKE, Syunsuke / 大竹, 俊輔 / OZU, Masataka / 大図, 正孝 / 小林, 敏和 / KOBAYASHI, Toshikazu / 赤松, 茂

(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. IE, 画像工学 / 電子情報通信学会技術研究報告. IE, 画像工学

(巻 / Volume)

103

(号 / Number)

644

(開始ページ / Start Page)

7

(終了ページ / End Page)

12

(発行年 / Year)

2004-01-28

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 —

小林 敏和[†] 大図 正孝^{††} 大竹 俊輔^{††} 赤松 茂^{†, ††}

[†] 法政大学大学院工学研究科システム工学専攻

^{††} 法政大学工学部システム制御工学科

〒184-8584 東京都小金井市梶野町 3-7-2

E-mail: [†] {i02r6112, akamatsu}@k.hosei.ac.jp

あらまし 本論文では、より好みの印象を与えるために顔の印象を変換する手法を提案し、その応用可能性を検討する。顔画像は最初に形状、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され、この多次元ベクトルに対して主成分分析を行い、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した。予め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もっとも良く分離する射影軸をFisherの線形判別法によって求め、この軸方向を与える「印象変換ベクトル」を定義した。入力画像に対して、低次元のパラメータ空間に写像した点を、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、そこから逆写像することによって、印象の変化したイメージを可視化する手法を提案した。そして印象変換の主観評定実験から顔画像操作に対するこの手法の有効性が確認された。

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, 主観評定, 印象の分析

Impression transformation of a face based on discriminant analysis on separately coded representations of facial shape and texture — Evaluation of the impression transformation about age or gender —

Toshikazu KOBAYASHI[†] Masataka OZU^{††} Syunsuke OTAKE^{††} and Shigeru AKAMATSU^{†, ††}

[†] Department of System Engineering, Graduate School of Engineering, Hosei University

^{††} Department of Systems Control Engineering, Faculty of Engineering, Hosei University

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

E-mail: [†] {i02r6112, akamatsu}@k.hosei.ac.jp

Abstract This paper describes an attempt to develop a real-life application for transforming the appearance of a person's face to give a more favorable impression. Face images are first 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 for a given impression dimension. An image manipulation method for transforming impressions is proposed which shifts the projection of the input image in the parameter space by an arbitrary magnitude of the impression transfer vector. Experimental results for impression transformations showed that the method proposed for face image manipulation is an effective one.

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

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定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。さらに、パラメータとして表現された物理的特徴を用いることで、魅力といったような顔の統合印象の複合的要因も分析できるかもしれない。

本論文では、年齢や性差の印象と、異なる属性を持つ顔画像の容貌の多様性を表すパラメータの関係をモデル化すること、さらに、与えられた顔画像の老若や男らしさ・女らしさのような、より好みの印象を与える顔画像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。本研究は後者にあたるが、顔パターンを形状とテクスチャ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]、多数の人物の顔のサンプル集合から比較的若い人と高齢な人のグループを選び、両者の特徴分布の統計量に着目していること[7][8][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つの相反する印象のグループ、例えば老若など、に対してFisherの線形判別法を適用しているところにある。「印象変換ベクトル」[11]は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定義する。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使われる。

顔の物理的特徴と印象の要因に関する先行研究について、男性顔の形状とテクスチャを女性の平均顔に近づけると魅力が上がるといったような興味深い知見が得られている[3]。しかし、種々の印象に対しての印象変換に関する研究はほとんど行われていない。本研究では、年齢に関する印象変換と同様に性差に関する印象変換も行う。

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[14][15]、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より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、入力画像に対して年齢の印象(老 v.s. 若)ならびに性差の印象(男らしい v.s. 女らしい)についてイメージ変換を行った場合の結果、ならびに、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に関する手法の検討と今後の応用について記した。

2. 顔画像のベクトル表現

顔としては共通の構造を持つが、その複雑で微妙な形状の違いで各人の個性を表現した場合、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[12]。そのためには顔パターンの多次元特徴をベクトル空間として定義すること、それぞれの顔について指定された特徴点を正確かつ安定に抽出すること、さらには、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。そのため、本研究では顔画像合成ソフトウェアFUTONシステム[13]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[11]。

3. 顔の多様性を表す低次元パラメータ空間

3.1. 学習サンプルへの主成分分析の適用

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. $f_{m,k}$ 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.

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

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, 固有値の大ききの順に 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 $\hat{f}_k (k=1,2,\dots,K)$ 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.

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

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 (例えば, 若い/年老いた) 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, 印象変換に利用することにした. 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る. 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.

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

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.

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

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 \mathbf{e} 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 $\hat{\mathbf{f}}_c$ 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.

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

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

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. 学習サンプルに使用した画像

実験で使用する多様な顔のサンプル集合として、10代から60代の幅広い年齢層の顔300名分からのHOIP顔画像データベースの中から、顔の主要な造作が髪に隠されているなどの理由で不都合なものを除く、男女276名分の顔画像を利用した。表情は全て真顔で、撮影方向を正面としたものである。以下、人物データベース(人物DB)とする。

また別の顔サンプル集合として表情を多く含んだデータベース、男女20人の様々な表情顔画像380枚も用意した。表情は、喜び(口をあける)、喜び(口を閉じる)、恐れ、驚き、軽蔑、軽蔑、真顔、怒り(口を開ける)、怒り(口を閉じる)、悲しみの1人10表情、各表情2枚ずつを使用した(ただし真顔については1人1枚ずつ)。撮影方向はすべて正面とした。以下、表情データベース(表情DB)とする。

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 $X_m (m=1,2,\dots,M)$ 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 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。

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

ここで、 μ は M 個の顔画像 $X_m (m=1,2,\dots,M)$ の平均ベクトル、そして σ 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。

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

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。左側の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)

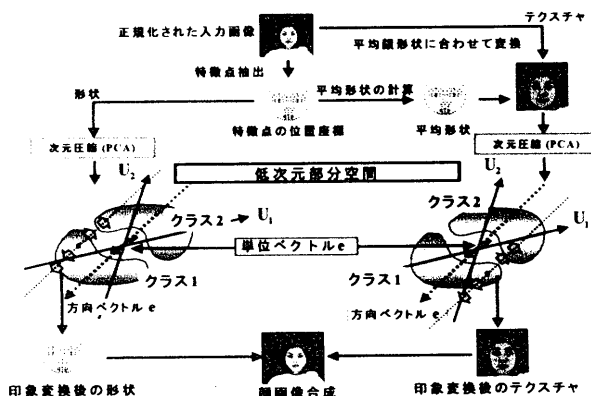


図1 画像入力から印象変換までの処理過程

		第1主成分			
		形状		テクスチャ	
		人物DB	表情DB	人物DB	表情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

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。データベースの違いにより、主成分が表す特徴の変化の違いが見られる。

5.3. 線形判別関数の2クラス分類能力

印象変換を行う際の入力パターンの記述には、形状ベクトル、テクスチャベクトルのそれぞれについて、上位固有値の正規直交基底 U_i 50個を用いて50次元のパラメータ空間への次元圧縮を行ったものを用いる。その低次元パラメータ空間に関して、年齢や性差によって顔画像を分類するために用いたFisherの線形判別法の分類能力を調べるため、2つの相反する印象をもつ学習サンプルがどれだけ2クラスに分類できているかを分析した。実験結果を表1に示した。人物DBに関して年齢と性差、表情DBに対して性差に関して分類した場合、形状とテクスチャをそれぞれ50次元で表されたパラメータ空間上でほぼ別々に分けられている。

5.4. 印象変換ベクトルによるイメージ変換

5.4.1. 年齢に関する印象変換

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.の人物DBの男女276名の顔画像の中から、クラス1の学習サンプルとして若年齢の100名、クラス2の学習サンプルとして高年齢の100名を使用した。形状ベクトルとテクスチャベクトルのパラメー

表1 2つのクラスの線形判別結果

		正分類率	
		形状	テクスチャ
年齢 (人物DB)	クラス1(若)	94%	94%
	クラス2(老)	96%	96%
性差 (人物DB)	クラス1(男性)	97%	98%
	クラス2(女性)	99%	98%
性差 (表情DB)	クラス1(男性)	99%	100%
	クラス2(女性)	100%	100%

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として生成した。人物 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と、異なる表情の未知の顔とをそれぞれ印象変換した例を図 3 に示す。

5.4.2. 性差に関する印象変換

5.4.1. と同様の方法で性差の印象を変換したイメージ生成を行った。人物 DB の中からクラス 1 の学習サンプルとして男性 100 名、クラス 2 の学習サンプルとして女性 100 名を使用した。性差について、人物 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と、異なる表情の未知の顔に対して、印象変換を行った例を図 4 に示す。

5.5. 変換イメージの主観評定実験結果

5.4. 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 5 段階 (例: とても若くなった / 少し若くなった / どちらともいえない / 少し高齢になった / とても高齢になった) で評価する評定実験を行った。ここで一定の重み係数 q_c とは、事前のアンケート調査による予備実験において、こちらが意図した印象が十分に出ている重み係数である。年齢の場合は ± 6 、性差の場合は ± 4 である。44 名の被験者に対して主観評定実験を行った。

5.5.1. 年齢に関する評定

年齢に関する印象の変化が被験者に正しく認知された割合を表 2 に示す。より若々しく見せる、より高齢に見せる、のいずれの印象変換処理においても、学

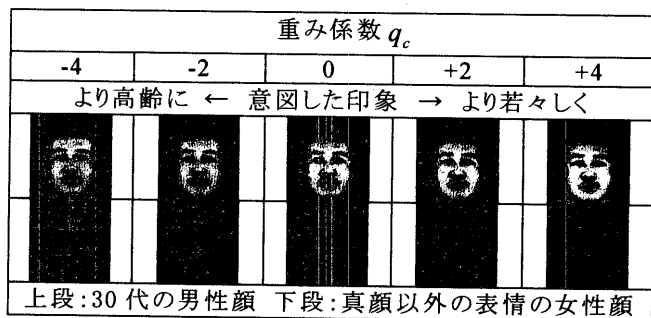


図 3 年齢に関する印象変換

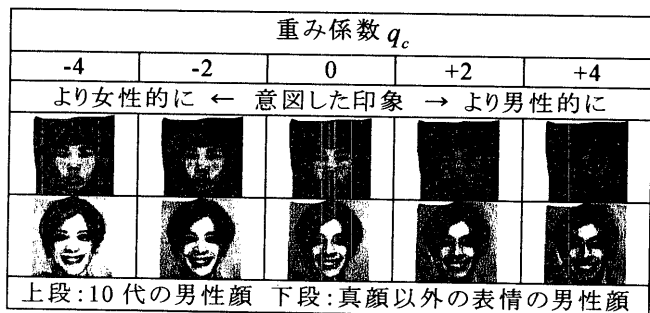


図 4 性差に関する印象変換

習サンプルに比べると未知サンプルでは被験者に認知される印象変換の効果は低下したが、若年化よりも高齢化の印象変換の方が未知の顔に対する適応性が高いことがわかった。また真顔以外の表情をした顔画像に対しても、印象変換処理の効果に関しては同様な傾向が確認されている。

5.5.2. 性差に関する評定

性差に関する印象の変換が被験者に正しく認知された割合を表 3 に示す。全般的に、より男性的に変換した場合の方が、より女性的に変換した場合よりも、被験者に認知される印象変換の効果は高かった。一般に未知サンプルでは学習サンプルに比べて印象変換の効果は低下することが予想されたが、より男性的に変換した場合においては、被験者によって認知される印象変換の効果は学習サンプルに対する以上の好成績が得られた。真顔以外の表情の顔画像に対しても、男性的に変換した場合 77.3%、女性的に変換した場合 78.4% の割合で印象変換の効果が被験者によって正しく認知された。

5.6. 学習サンプルの違いによる印象変換への影響

5.4.2 の性差に関する印象変換について、学習サンプルとして人物 DB を用いた場合と表情 DB を用いた場合とを比較した。表情 DB の中からクラス 1 の学習サンプルとして男性 100 名、クラス 2 の学習サンプルとして女性 100 名を使用した。異なる表情の未知人物の顔画像をより女性的に変換した場合についての学習サンプルに応じた評定結果の違いを図 5 に示した。

主観評定実験からも人物 DB を利用した場合の方が意図した印象変換を被験者がより確実に認知しているという結果を得た。真顔以外の表情の顔画像を男性的に変換した場合、また、真顔の未知サンプルを男女変換した場合でも、同様に人物 DB の有効性を示す結果が得られた。

表 2 年齢に関する印象変換の有効性評価

	学習 サンプル	未知 サンプル	印象別 総合評価
より若々しく	72.7%	53.4%	56.6%
より高齢に	86.4%	81.8%	82.6%
DB 別総合評価	79.5%	67.6%	

*表中の割合は「とても」「少し」と感じた人の合計割合

表 3 性差に関する印象変換の有効性評価

	学習 サンプル	未知 サンプル	印象別 総合評価
より男性的に	65.9%	69.7%	69.1%
より女性的に	70.5%	48.8%	52.1%
DB 別総合評価	68.2%	59.1%	

*表中の割合は「とても」「少し」と感じた人の合計割合

真顔以外の未知顔をより女性的に変換した場合の印象評定
 内側: 人物DB(真顔のみ)によるパラメータ空間利用
 外側: 表情DB(10表情)によるパラメータ空間利用

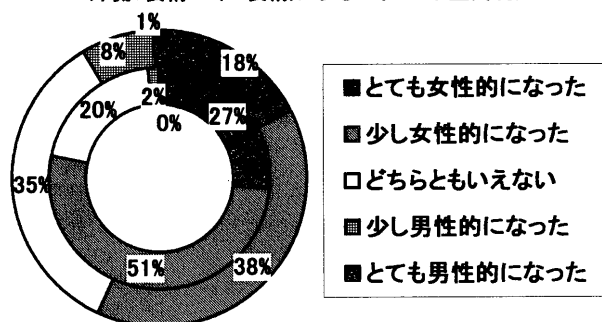


図 5 学習サンプルの違いによる印象変換の比較

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によって、顔の多様性を少数のパラメータで表現した。この次元圧縮されたパラメータ空間上で、属性や印象を一对の形容詞で表現される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て、任意の入力画像の印象を変化させたイメージを生成する方法を提案し、その有効性について良好な見通しを得た。

実験において、撮影方向が正面で表情が真顔のみの人物DBと多くの表情を含む表情DBからそれぞれ求めた印象変換ベクトルを用いて印象変換への影響を検討した。図3や図4に示した印象変換結果や主観評定実験の結果より、提案した印象変換ベクトルは、学習サンプルのみならず、真顔または異なる表情の未知の顔画像に対しても有効であることが確認された。

また表情の変化した顔画像に対する印象変換においては、表情の多様性を含む表情DBから求めた印象変換ベクトルの有効性を検討した。図5の主観評定結果より、真顔、異なった表情の顔画像にかかわらず、性差の印象変換が効果的であったのは、学習サンプルとして多くの男性、女性の真顔を含んだ人物DBから求めた印象変換ベクトルを用いた場合であった。このことより、表情DBから求まるパラメータ空間の各主成分は主として表情の変化を表しており、性差の印象変換にはあまり役に立たないことが示唆された。

今後の実験として、主成分分析より得られたパラメータ空間から、こちらが意図する印象変換に関わる主成分だけを用いて本手法の有効性を検討する。また3D顔画像への応用も検討している。

7. 謝辞

本研究の一部は、文部科学省の科研費(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いただいた財団法人

ソフトピアジャパンに感謝します。なお、本研究で使用したFUTONシステムならびに表情データベースは第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遂行のために開発した顔画像合成ソフトウェアおよび画像データベースである。

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 et al., "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] 高橋正臣, 遠藤彩子, 赤松茂, “形状とテクスチャを分離した顔パターンの多様性の表現-印象を変化させるイメージ生成への応用-,” 信学技報, IE2002-209, Feb. 2003
- [12] D.Beymer, and T.Poggio, “Image Representations for Visual Learning,” *Science*, Vol. 272, pp.1905-1909, 28 June 1996
- [13] 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.185-A, No.10, pp.1126-1137, Oct. 2002
- [14] 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
- [15] 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.179-D-II, No.7, pp.1230-1235, July 1996