

顔の3次元モデルに対する印象操作の効果：
性差の印象についての2次元画像との比較

櫻井, 輝子 / 稲葉, 光治 / INABA, Mitsuharu / AKAMATSU,
Shigeru / SAKURAI, Teruko / OHZU, Masataka / OKADA, Yuhya
/ 赤松, 茂 / 岡田, 裕也 / 大関, 正孝

(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

(号 / Number)

610

(開始ページ / Start Page)

139

(終了ページ / End Page)

144

(発行年 / Year)

2006-02-13

顔の3次元モデルに対する印象操作の効果 - 性差の印象についての2次元画像との比較 -

岡田 裕也 *1 大図 正孝 *1 櫻井 輝子 *2 稲葉 光治 *2 赤松 茂 *1,*2

*1 法政大学大学院 工学研究科 システム工学専攻

*2 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: {i05r6112, akamatsu}@k.hosei.ac.jp

あらまし 本論文では、顔の3次元モデルに対して意図した印象の変化を生成させる試みについて述べる。顔の3次元形状とテクスチャは、レンジファインダで取得した距離画像から自動的に取得される多次元ベクトルによって表され、顔の多様性は主成分分析を適用することによって少数のパラメータで表現することができる。印象変換ベクトルを得るために、パラメータと与えられた印象に沿った顔の属性の間の関係を解析する。ここで、我々は、印象変換のために3次元顔画像を操作する方法として、この印象変換ベクトルを使用する方法を提案する。性差の印象に関する実験結果より、2次元顔画像情報のみを使用した以前のアプローチに比べ、顔の3次元情報の操作を行うことの優位性を確認した。

キーワード 3次元計測, レンジファインダ, 顔の3次元モデル, 主成分分析, 印象, 顔画像生成

Effect of Automatic Impression Transformation of Faces in 3D Shape and Texture - A Perceptual Comparison on Gender Impressions with Processing on 2D Image -

Yuhya OKADA *1 Masataka OHZU *1 Teruko SAKURAI *2 Mitsuharu INABA *2

Shigeru AKAMATSU *1, *2

*1 Department of Systems Control Engineering, Graduate School of Engineering, Hosei University

*2 Department of Systems Control Engineering, Faculty of Engineering, Hosei University

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

E-mail: † {i05r6112, akamatsu}@k.hosei.ac.jp

Abstract This paper describes an attempt to transform a 3D model of a person's face to produce an intended change of impression. 3D shape and surface texture of faces are represented by high-dimensional vectors automatically extracted from the 3D data captured by a range finder, and variations among a set of faces are coded by applying principal component analysis. The relationship between the coded representation and the attribute of faces along a given impression dimension is analyzed to obtain an impression transfer vector. Here, we propose a method using this impression transfer vector to manipulate 3D faces in order to transform impressions. Experimental results on transformation of gender impressions confirmed the superiority of manipulating the 3D information of faces over a previous approach using only 2D face information.

Keyword 3D Measurement, Range Finder, 3D Face Model, Principal Component Analysis, Impression, Facial Image Synthesis

1. はじめに

人間同士の対面コミュニケーションにおいて、顔が言葉によらない情報の伝達媒体として重要な役割を果たしていることはいまさら言うまでもない。人は相手の顔から、その人物が誰であるかという個人識別情報だけでなく、性別や年齢といった生物学的な意味での属性から、社会的帰属、性格、魅力といった広義の人物の属性に至るまでの様々な印象を得ている^[1]。

また、心理学的実験より得られた主観的な評価の結果は、顔が人に与える印象が顔パターンの物理的特徴と一定の関係をもっていることを示唆している^{[2][3]}。

このように人間が顔から認知するさまざまな印象と、個々の顔がもつ物理的な存在としての特徴を規定するパラメータとの関係がモデル化されれば、その工学的な応用としては、任意の人物の顔について人に与える印象を特定のイメージに操作・変換したり、また

逆に与えられた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ように、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現実のものとして期待できるようになる。

これまでも、人工的に顔画像から受ける印象を変化させる、イメージ生成の試みは行われてきた^{[4][5][6]}。これら従来研究の多くは、2次元パターンとしての顔画像を処理の対象としているものである。しかし、顔はそもそも3次元の構造をもった物体であるから、何らかの3次元的な特徴もその印象に寄与していると考えるのが自然である。したがって、顔のもつ3次元形状の内、どのようなパラメータが顔から人間が認知しうる様々な印象に大きく影響しているのかを明らかにすることが望まれる。

これまでに筆者らは、2次元画像として与えられた顔パターンを対象として、主成分分析を用いて次元圧縮された特徴によって2クラスを分類するFisherの線形判別関数を求めることにより、2つの対比的なカテゴリ間で顔パターンの印象を変換する手法を提案した。そしてこのようにして定義される印象変換ベクトルを用いて老若男女の印象変換を行った結果について、主観評価実験によってその有効性を示してきた^[6]。本研究では、この印象変換の手法を顔の3次元モデルを対象とするように拡張した結果について、男女の性差に関する印象操作を例として、従来のように2次元顔画像を対象として印象の操作を行った場合との間で、その有効性を比較した。

2. 顔の印象操作のための処理手順

2.1. 顔情報を表す多次元ベクトルの主成分分析

属性が多岐にわたる多数の顔を対象に、顔パターンの形状とテクスチャをベクトル表現した多次元ベクトルについて、それぞれ独立に主成分分析を適用することで、顔の多様性を少数のパラメータで表現することができる^[7]。

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、固有値の大きさの順に K 個の固有ベクトルを選択したものである。

2.2. 印象変換ベクトルを求める処理手順

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つの顔のサンプル集合に適用し、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、相反する印象間の変換に利用する。

はじめに、顔のサンプル集合に内在し、1対の形容詞(本研究では、男性的 vs 女性的)で表現されるような、相反する印象をクラス1、クラス2とする。任意の顔の形状あるいはテクスチャを表す多次元ベクトル \mathbf{X}_m は、正規直交基底 \mathbf{U}_1 を固有値の大きさの順に適切な累積寄与率を与える上位 K 個までを用いて、(1)式に従って 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 個について次元圧縮したベクトル集合を $F^{(1)} = \{\mathbf{f}_1^{(1)}, \mathbf{f}_2^{(1)}, \dots, \mathbf{f}_{M_1}^{(1)}\}$ 、クラス2に属する M_2 個について次元圧縮したベクトル集合を $F^{(2)} = \{\mathbf{f}_1^{(2)}, \mathbf{f}_2^{(2)}, \dots, \mathbf{f}_{M_2}^{(2)}\}$ 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(2)式を求めることにする。

$$\mathbf{y} = \mathbf{e}^t \mathbf{f} \quad (2)$$

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、次元圧縮されたパラメータ空間上に対応付けら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近づけるように変換できるものと期待される。

2.3. 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。

$$\hat{\mathbf{f}}_c = \mathbf{f} + q_c \boldsymbol{\delta} \cdot \mathbf{e} \quad (3)$$

ここで、 $\boldsymbol{\delta}$ 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める重み係数であり、 q_c は先に求めた $\boldsymbol{\delta}$ 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 $\hat{\mathbf{f}}_c = (\hat{\mathbf{f}}_{1,c}, \dots, \hat{\mathbf{f}}_{k,c}, \dots, \hat{\mathbf{f}}_{K,c})$ 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。

$$\hat{\mathbf{X}}_c = \boldsymbol{\mu} + \sum_{k=1}^K \hat{f}_{k,c} \cdot \mathbf{U}_k + \Delta \mathbf{X} \quad (4)$$

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(1)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。

$$\Delta \mathbf{X} = \mathbf{X} - \hat{\mathbf{X}} = \mathbf{X} - \left(\boldsymbol{\mu} + \sum_{k=1}^K f_k \cdot \mathbf{U}_k \right) \quad (5)$$

$$f_k = \mathbf{U}'_k \cdot (\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}) \quad (k=1, 2, \dots, K) \quad (6)$$

3. 顔の3次元形状の多次元ベクトル化

イメージ生成システムを3次元モデルの印象変換に拡張するためには、顔の3次元形状と表面のテクスチャを多次元ベクトルとして表現する必要がある。

3.1. 顔の3次元形状データの取得と姿勢の正規化

人物の顔の3次元計測には、非接触型レンジファインダ (NEC 製 Danae-R) を用いた。顔の形状データは、顔表面における各サンプリング点の計測原点からの相対位置情報 (XYZ 座標値) と色情報 (RGB 値) からなる点群データとして出力される。顔の3次元モデルに髪、首、肩の一部などが含まれることを避けるため、そのような領域はすべて削除した。

3次元形状データの計測において、顔の位置や方向を一定に保つことは困難であり、これらの変動が3次元形状のベクトル表現や主成分分析の結果に影響を与えることを避けるため、顔の3次元データの正規化を行う。

3次元モデルの位置合わせ手法としてよく知られているアプローチの一つに、ICP アルゴリズムがある^[8]。しかし本研究では、顔画像上に抽出した特徴点を基準にしたアフィン変換に基づく正規化手法を採用した。

正規化を行うための基準となる特徴点としては、左右目尻 ($\mathbf{P}_R, \mathbf{P}_L$)、口の両端 ($\mathbf{M}_R, \mathbf{M}_L$) の4点に、それらから求まる左右目尻の中点 (\mathbf{P}_M)、口の両端の中点 (\mathbf{M}_M) を加えた6点とした。

$\mathbf{P}_R, \mathbf{P}_L, \mathbf{M}_M$ の3点からなる三角形の法線ベクトル \vec{n} を顔の正面方向とみなし、レンジファインダの設置位置によって定まる観察者中心の xyz 直交座標系 (x 軸

は水平方向、y 軸は鉛直方向、z 軸はレンジファインダの光軸方向にとる) において、法線ベクトル \vec{n} は z 軸と、ベクトル $\overrightarrow{\mathbf{P}_R \mathbf{P}_L}$ は x 軸と一致するように、座標変換を行うことにする。

3.2. 顔の3次元形状の再サンプリング処理

上記の顔の3次元姿勢の正規化によって、顔の向きや方向は一致するが、顔表面上の n 番目の測定点は、ある顔では目尻に対応し、別の顔では瞳の中心に対応するなどのように、測定点同士の意味的な対応が取れていない。顔という対象について、主成分分析のような多変量解析による分析を可能とするベクトル表現を得るための主要な課題は、個々の顔同士の対応付けである。異なった形状同士を自動的に対応付けるアプローチには、オプティカルフローや前述の ICP アルゴリズムを用いる方法など多数提案されている。しかし、本研究では、このような2つの表面同士の厳密な対応付けを行わず、図1に示すような基準となる特徴点によって定められる顔の小領域ごとに、顔面を予め定められた分割数で等間隔に一定の順序でサンプリングを行うことにより、異なる顔の間でも擬似的に対応のとれた測定点が得られた。そして任意の顔は、これらの測定点をもつ座標値、あるいは、RGB で表された表面の色情報を成分とする多次元ベクトルとして表現された。

顔の形状は正面方向に平坦ではなく、目や鼻、頬では曲率の変化が大きいため、直交座標系よりも極座標系のもとでピッチを一定にしながら再サンプリングを行ったほうが、曲率によるサンプリングの誤差が小さいと考えられる。そこで r を原点からの距離、 θ を xz 平面内での y 軸のまわりの角度、 ϕ を xz 平面からの垂直方向になす角度とする極座標系 (r, θ, ϕ) において、 θ, ϕ について一定間隔で再サンプリングする処理を行った。なお、再サンプリング点は一般にレンジファインダによる計測時のサンプリング点とは一致しないため、元データの点群のうち再サンプリング点の θ, ϕ に対する4近傍の測定点 (オリジナル点) を抽出し、各点における r の値の平均を求め、これを再サンプリング点の r の値とした。

図1に示された特徴点から、再サンプリングを行う範囲を θ 方向には点1から点7まで、 ϕ 方向には点8から点11までとした。そして、再サンプリングを行う小領域分割境界線は、いずれかの特徴点を通るものとし、 θ 方向には点1, 点2, 点3, 点4, 点5, 点6, 点7を通る境界線で6分割し、 ϕ 方向には点8, 点9, 点2, 点4, 点10, 点11を通る境界線で5分割することにした。

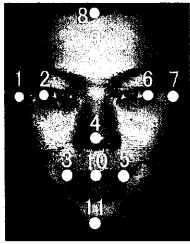


図1.再サンプリングを行う
顔面の小領域を定義する特徴点

表 1.特徴ベクトルの安定性

特徴点抽出	γ
自動抽出	0.42
目視による抽出	0.34

各小領域内の再サンプリングの位置は、 θ 方向には 75 点、 ϕ 方向には 90 点、計 6750 点からなるように設定した。その結果得られる多次元ベクトルは、各点の 3 次元位置座標、あるいは抽出された点における RGB カラー値のいずれかを示す $6750 \times 30 \times 3$ 個の成分からなる。

3.3. 特徴点抽出の自動化

3 次元空間における顔の正規化の基準点に使われる 6 点は、以下の方法で自動的に抽出された。

まず、3 次元モデルより得られるカラー画像に対して、前処理として輝度ヒストグラムの平滑化を行った後、HSI 表色系に変換する。次に、目と口の候補領域に対して色相と輝度の閾値を設定することで、 P_R, P_L, M_R, M_L の 4 点を抽出した。そして、他の 2 点、 P_M, M_M は 4 点の単純な平均から求めた。

また、再サンプリングの領域分割に用いる 11 個の特徴点は、以下の方法で自動的に抽出された。

まず、点 2、点 3、点 5、点 6 は P_R, P_L, M_R, M_L と同じ点である。点 10 は点 3、点 5 の中点とした。点 4 は点 10 を通る yz 平面上で z 座標の値が最大の点とした。点 9 は点 2、点 6 の中点と点 8 との中点とした。また、顔画像の z 方向の厚みを求め、その値の $1/3$ の距離だけ鼻の頂点から顔の内部に位置する z 軸に垂直な平面を考え、その平面と、点 2、点 6 を通って高さを一定にして顔表面上に引かれた曲線と交わる点を、点 1、点 7 とした。

これらの特徴点自動抽出により、顔の 3 次元モデルの自動的な多次元ベクトル化を実現した。

4. 実験結果

4.1. 自動的な特徴点抽出の安定性

特徴点の自動抽出で行われる再サンプリングが、同一人物の顔の多次元ベクトル化の際の誤差を増加させるかどうかを調べるため、以下の実験を行った。

まず、男女 2 名ずつの計 4 名を 5 回ずつ撮影し、各々のデータに対して 3 次元モデル `rapidform2004` を使って目視で特徴点を抽出し、再サンプリングを行う。

また、同様に各々のデータを 3 章で提案した手法を用いて自動的な特徴点の抽出を行い、再サンプリングを行う。 $\mathbf{X}_{i,k}$ は、目視、または自動で特徴点を抽出された k 人目の i 番目の顔の形状ベクトルを表す。また、(7)式に示す γ は、クラス間の平均距離に対するクラス内のばらつきを表しており、 γ の値が小さいほど、同じ人物クラスから抽出される特徴は安定していることになる。

$$\gamma = \frac{1}{4C_2} \sum_{i \neq j} \frac{\sigma_i + \sigma_j}{2 \cdot d_{ij}}, \quad (7)$$

$$d_{i,j} = \|\mathbf{m}_i - \mathbf{m}_j\|, \quad \mathbf{m}_i = \frac{1}{5} \sum_k \mathbf{X}_{i,k}, \quad \sigma_i = \frac{1}{5} \sum_k \|\mathbf{X}_{i,k} - \mathbf{m}_i\|, \quad (8)$$

なお、 $\|\mathbf{a} - \mathbf{b}\|$ は、 \mathbf{a} と \mathbf{b} の間のユークリッド距離を意味する。

表 1 は、目視と自動の 2 つの状態の間の γ 値の比較を示す。自動抽出された特徴点に基づく再サンプリングによって得られる形状特徴は、目視によって得られた特徴点から得られる形状特徴に比べて安定性の面では劣ることがわかる。したがって、特徴点自動抽出の精度改善には引き続き取り組む必要がある。しかし、現状の特徴点自動抽出処理のもとで得られる形状特徴は、そのクラス内の平均的なばらつきがクラス間平均距離の半分未満に抑えられているので、本研究では自動抽出された形状特徴を用いて 3 次元顔モデルの構築を進めることにした。

4.2. 多次元ベクトルに表される顔情報の多様性

我々は合計 60 人 (20 歳前後の男性 30 人と女性 30 人) の 3 次元顔画像を集め、そこから、それぞれ顔の 3 次元モデルの形状、またはテクスチャ情報を持つ多次元ベクトルを得た。 k 番目の固有ベクトル \mathbf{U}_k が多次元ベクトル $\mathbf{X}_m (m=1,2,\dots,M=60)$ で表現された顔の 3 次元形状、またはテクスチャのどのような変化を担っているかを可視化するために、 \mathbf{U}_k に対して (9) 式に示すように係数 $P_c (c=1,2,\dots)$ によって段階的な重み付けした結果を顔画像として生成し、その変化を観察する。

$$\hat{\mathbf{X}}_{k,c} = \boldsymbol{\mu} + p_c \cdot \sigma \cdot \mathbf{U}_k \quad (9)$$

$\boldsymbol{\mu}$ は $\mathbf{X}_m (m=1,2,\dots,M)$ の平均であり、 σ は各基底に対する重み係数の大きさを規格化するために、基底への射影値の標準偏差とした。

第 1 主成分について、係数 p_c を -2 から $+2$ に変化した時の顔の 3 次元モデルの変化を図 2 に示す。

形状の第 1 主成分は、主に顔の全体的な大きさの変化、テクスチャの第 1 主成分は主に顔色の濃さを表現していることがわかる。

		重み係数 P_c		
		-2	0	+2
第1主成分	形状			
	テクスチャ			

図2. 第1主成分が表す顔の3次元モデルの変化

4.3. 印象変換ベクトルによる性差の印象変換

本実験において我々は2次元画像に対する印象操作の手法を3次元顔モデルの形状とテクスチャそれぞれに適用し、両者を合成することによって性差に関する印象変換を試みた。

まず、60人(男性30人と女性30人)の対象から得られた形状ベクトルに対し、主成分分析を適用することで、形状ベクトル \mathbf{X}_m の次元数を $N = 607,500$ から $K = 20$ まで削減した。その際の累積寄与率は 97.7% であった。フィッシャーの線形判別法で印象変換ベクトルを得るために、クラス1、クラス2の学習サンプルとして、男性30人と女性30人の全ての3次元データを使用した。

入力データの元の3次元形状 \mathbf{X} を表す特徴ベクトル \mathbf{f} は、(3)式で示されるようにある量の重み $q_c \cdot \delta$ がかけられた印象変換ベクトル \mathbf{e} によって変換された。

図3は、未知サンプルに対して性差に関する印象変換を行った結果の例を示す。比較のために、3次元顔モデルでは、正面顔の他に30度傾けた顔画像も示す。

5. 性差の印象変換に対する評価

ある新規人物の顔について、その元画像と、4.3に記した方法で一定の重み q_c を用いて印象変換を試みた結果の画像と比較し、被験者が感じる印象変換の度合いを評価した。ここで q_c の値としては、生成画像に対して何らかの見かけの変化が認められる値として、 ± 4 とした。

印象変換評価の対象としては、男女各1名ずつ計2名の顔について、1)正面方向を向いた2次元顔画像、2)3次元顔モデルを正面ならびに左右10度ずつ ± 30 度まで7段階に向きを変えて得られた顔画像、計8パターンについて、前述の方法で男性化および女性化の印象変換操作を行って得られた、計32パターンの顔画像について、元画像と比べての印象の変化を被験者に主観評定してもらう方法を採用した。

被験者は日本人の男性20名と女性20名の計40名、主観評定の内容は、印象変換後の顔画像と元画像を比べて、①とても女性らしくなった/②少し女性らしくなった/③どちらともいえない/④少し男性らしくなった/⑤とても男性らしくなった、の5段階のいずれかを選ばせることにした。

印象変換結果に対する主観評定の結果、各評価段階の回答が占めていた割合を図4、図5に示す。

図4は正面顔に対する男性化ならびに女性化の印象変換操作が性差の印象に及ぼす影響を、3次元顔モデルと2次元顔画像との間で比較した結果である。

また、図5は、男性の顔モデルに対する男性化ならびに女性化の印象変換操作が性差の印象に及ぼす影響を、提示する顔の向きに応じて比較した結果である。

対象	姿勢	男性			女性		
		女性らしく ←	元画像	→ 男性らしく	女性らしく ←	元画像	→ 男性らしく
3次元顔モデル	正面						
	斜め(30度)						
2次元顔画像	正面						

図3. 男女の顔に対する性差の印象変換の結果(3次元顔モデル vs 2次元顔画像)

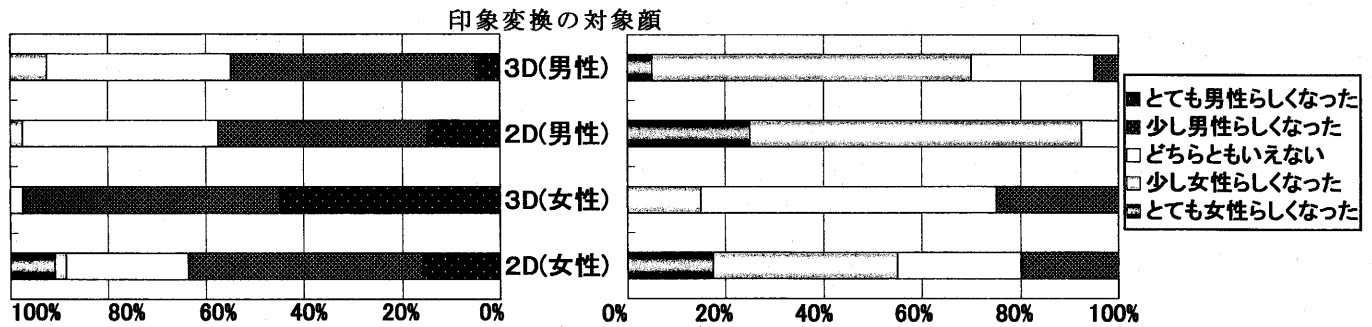


図 4. 正面顔に性差に関する印象変換を行った結果の印象評価 (左図: 男性化 右図: 女性化)

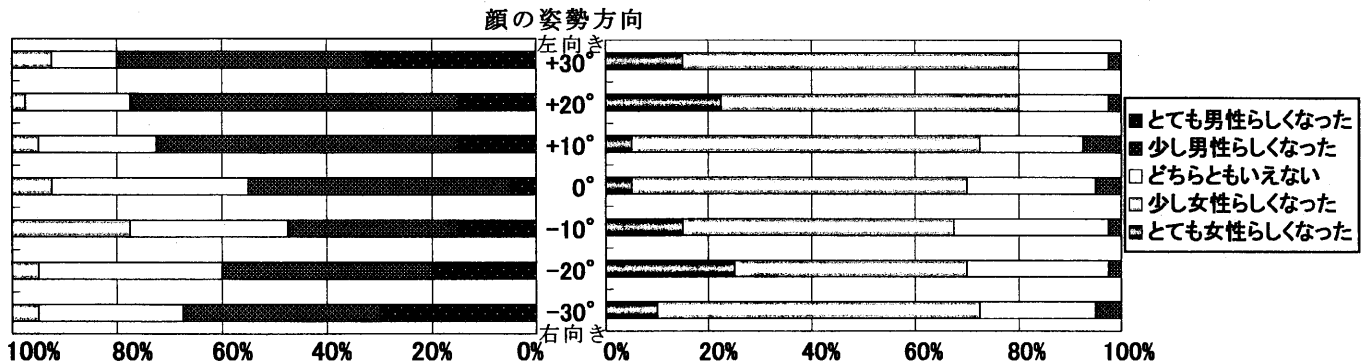


図 5. 男性顔に性差に関する印象変換を行った時の、顔の姿勢に応じた印象評価 (左図: 男性化 右図: 女性化)

6. 考察

図 4 が示すように、正面顔を観察した場合に、3次元顔モデルに対する印象変換が2次元顔画像に対する操作よりも優れた印象変換効果が得られたのは、女性の顔を男性化した場合に限定されていた。これは今回の評価実験で対象にした人物の顔に特有な現象である可能性もあり、また2次元顔画像が頭髮部を含むのに3次元顔モデルは含まないという実験条件の違いの影響も考えられるので、今後、実験条件をさらに統制し、評価対象の顔や被験者を増やすことで、より精度の高い検証を行っていきたい。また、図 5 が示すように、3次元顔モデルに対する印象操作は、正面顔として提示された場合よりも斜め顔として提示された場合(とりわけ左方向に向けた場合)の方が印象変換の効果が大きいという結果が得られている。これは、未知人物の顔の再認は速度と精度の両面において正面顔よりも斜め顔の場合に促進されるという実験心理学的な知見^[1]とも一致しており、興味深い。

7. 謝辞

本研究の一部は、日本学術振興会の科研費(基盤研究(B)15300076)の助成を得た。記して謝意を表す。

参考文献

[1] V. Bruce, Recognizing Faces, Lawrence Erlbaum Assoc., London, 1988.
 [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] 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.
 [5] A. Lanitis et al., “Toward Automatic Simulation of Aging Effects on Face Images,” IEEE Trans. PAMI, vol. 24, no. 4, April 2002.
 [6] T.Kobayashi, M.Ohzu, S.Ohtake, and S.Akamatsu, “Impressi on Transformation of a Face Based on Discriminant Analysis on Separately Coded Representation of Facial Shape and Texture,” proc.Int'l Conf. Automatic Face and Gesture Recognition(FG2004), pp.711-716, May 2004
 [7] T. Vetter and N. Troje, “A separated linear shape and texture space for modeling two-dimensional images of human faces,” Max-Planck-Institute fur biologische Kybernetik, TR, No. 15, 1995.
 [8] P.J. Besl and N.D. McKay, “A Method for Registration of 3-D Shapes,” IEEE Trans. PAMI, vol. 14, no. 2, pp. 239-256, Feb. 1992.
 [9] D. Beymer and T. Poggio, “Image Representation for Visual Learning,” Science, Vol. 272, pp. 1905-1909, 28 June 1996.
 [10] V. Blanz and T. Vetter, “Face Recognition Based on Fitting a 3D Morphable Model,” IEEE Trans. PAMI, vol. 25, no. 9, Sept. 2003.
 [11] R. Szeliski and S. Lavallee, “Matching 3D Anatomical Surfaces with Non-Rigid Deformations using Octree-Splines,” IEEE Workshop on Biomedical Image Analysis, pp. 144-153, June 1994