

### ICPアルゴリズムによる顔の3次元モーフィングモデルの自動生成とその応用

赤松, 茂 / AKAMATSU, Shigeru / TAKESHITA, Naoki / OKADA, Yuhya / 岡田, 裕也 / 竹下, 直樹

---

(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)

106

(号 / Number)

537

(開始ページ / Start Page)

23

(終了ページ / End Page)

28

(発行年 / Year)

2007-02-16

## ICP アルゴリズムによる顔の 3 次元モーフィングモデルの 自動生成とその応用

岡田 裕也 \*1 竹下 直樹 \*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: yuya.okada.em@gs-eng.hosei.ac.jp, akamatsu@hosei.ac.jp

あらまし 顔の 3 次元的な姿の多様性を少数のパラメータで表現する 3 次元モーフィングモデルは、顔を 3 次元計測して得られるデータに主成分分析を適用することによって得られる。その構築を自動化するための重要な課題は、個々の顔を 3 次元計測して得られる距離画像間での位置合わせと双方の対応関係を検出することによって、顔の持つ形状を多次元ベクトルとして表現することである。本論文では、ICP (Iterative Closest Point) アルゴリズムを用いて顔の多次元ベクトル化を実現する手法を提案する。そして本手法の有効性を、カラー情報を用いた特徴点間の対応付けによって多次元ベクトルを求める従来法と比較して、得られた多次元ベクトルを用いた個人識別実験の結果によって検証する。また、3 次元モーフィングモデルの応用の一例として、顔が与える性差に関する印象を操作した結果を示す。

キーワード 3 次元計測, 顔の 3 次元モデル, ICP アルゴリズム, 主成分分析, 印象, 顔画像生成

## Automatic Generation of Morphable 3D Face Model Using ICP Algorithm and Its Applications

Yuhya OKADA \*1 Naoki TAKESHITA \*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: † yuya.okada.em@gs-eng.hosei.ac.jp, akamatsu@hosei.ac.jp

**Abstract** Morphable 3D Face model describes the variation of appearances of human faces in terms of a smaller number of parameters is obtained by applying the principal component analysis to a set of high dimensional vectors representing 3D shape and texture of the faces. The key issue in obtaining the vector representation of 3D faces is registration of range images of different faces captured by a range finder. In this paper, we propose a new method that automatically represents 3D shape of the face in a form of high dimensional vector by using ICP algorithm. Results of personal identification experiment confirmed superiority of the proposed method to the previous approach based on extraction of landmark feature points by means of color information. Finally, an application of the morphable 3D Face model is demonstrated in impression transformation of 3D face data.

**Keyword** 3D Measurement, 3D Face Model, ICP Algorithm, 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<sup>[1]</sup>。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<sup>[2][3]</sup>。

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。

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幾つか行われてきた<sup>[4][5][6]</sup>。

このうち筆者らは、2次元画像として与えられた多数の顔パターンを対象として主成分分析を行ない、次元圧縮されたパラメータのパターンの多様性を表現するモーフィングモデルを構築し、このパラメータを特徴として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印象変換ベクトル法を提案してきた<sup>[6]</sup>。

このように従来研究の多くは、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った。しかし、顔はそもそも3次元的構造をもった物体であるから、顔のもつ3次元形状のどのような特徴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によって、より効果的な印象の生成が可能になるとと思われる。そこで、筆者らは、顔の形態的な多様性を表すモーフィングモデルを2次元画像から求めるのではなく、非接触型のレンジファインダを用いて得られる距離画像から求める3次元モーフィングモデルに拡張する試みに取り組んだ。

また、3次元モーフィングモデルを構築において重要な問題は、異なる顔について得られた距離画像間の位置合わせと3次元形状の違いをベクトルとして表すための対応付け問題の解決である。筆者らはまず、顔画像の持つカラー情報を利用して、3次元モーフィングモデルを自動生成する手法について提案し<sup>[7]</sup>、その応用の一例として、印象変換ベクトル法を顔の3次元モデルを対象とするように拡張した場合について、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の有効性の比較を行った。しかし、カラー情報は撮影条件に左右されやすく、安定性に問題があった。

そこで本研究では、ICP (Iterative Closest Point) アルゴリズム<sup>[8]</sup>を用いることで、距離画像から3次元形状を表す多次元ベクトルを自動的に取得する手法を提案する。そして、カラー情報を利用して従来手法で求めた多次元ベクトルとの間で個人識別の精度を実験によって比較することで、提案手法の有効性について検討する。

## 2. 顔の3次元モーフィングモデル

### 2.1. 顔の3次元形状データの取得

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 Danac-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。

### 2.2. 基準特徴点に基づく顔の3次元姿勢の正規化

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。

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 ( $P_R, P_L$ )、口の両端 ( $M_R, M_L$ ) の4点に、それらから求まる左右目尻の中点 ( $P_M$ )、口の両端の中点 ( $M_M$ ) を加えた6点とした。

$P_R, P_L, M_M$  の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  $\overline{P_R P_L}$  は X 軸と一致するように、座標変換した。

### 2.3. 顔の3次元形状の再サンプリング処理

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、異なる顔面を構成する特徴点間の対応付けである<sup>[9]</sup>。本研究では、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を得た。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、 $r$  を原点からの距離、 $\theta$  を XY 平面内の Y 軸のまわりの角度、 $\varphi$  を XZ 平面からの垂直方向になす角度とする極座標系 ( $r, \theta, \varphi$ ) において、 $\theta, \varphi$  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  $\theta, \varphi$  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  $\theta$  方向には点 1 から点 7 まで,  $\varphi$  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,  $\theta$  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,  $\varphi$  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。

各小領域内の再サンプリングの位置は,  $\theta$  方向には 60 点,  $\varphi$  方向には 50 点, 計 3000 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  $3000 \times 30 \times 3$  個の成分からなる。前者を 3 次元顔の形状ベクトル, 後者を 3 次元顔のテクスチャベクトルと呼ぶ。

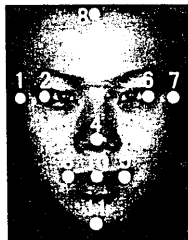


図 1. 顔面の小領域を定義する特徴点

## 2.4. 主成分分析による顔の 3 次元モーフィングモデル

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<sup>[10]</sup>。

$N$  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。

## 3. 3 次元モーフィングモデルの自動生成の試み

### 3.1. カラー情報を利用した特徴点抽出の自動化<sup>[7]</sup>

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, 目と口の候補領域に対してそれぞれ閾値を設定し, 2 値化処理を行い,  $P_R, P_L, M_R, M_L$  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。

### 3.2. ICP アルゴリズムと滑降シンプレックス法

Iterative Closest Point (ICP) アルゴリズムとは, データ形状がモデル形状に大まかに位置合わせされていることを初期状態として仮定し, データ形状の各点から最も近いモデル形状上の点への対応付けと, その対応に基づく変換の推定を, 交互に繰り返すことにより, 対応付けと位置合わせを同時に解くアルゴリズムである。対応付けと位置合わせそれぞれが誤差関数を減少させるので, 極小解に単調に収束することが保障されている。

本研究では, 最適化の手法として非線形最小二乗法の一つである滑降シンプレックス法を使用した。滑降シンプレックス法とは, 設計変数を  $N$  個とすると,  $N+1$  のサンプル点を初期点として,  $N$  次元の  $N+1$  個の端点を持つ多面体を構成する。そして, 最悪点を反射, 膨張, 収縮という操作によって, 順次更新することを繰り返し, 最適値を算出する。

滑降シンプレックス法における基本操作では, シンプレックス (幾何学的な図形) の各頂点を構成する探索点  $\chi_i$  の他に,

1. 目的関数値  $f(\chi)$  が最大の点  $\chi_h$
2. 目的関数値  $f(\chi)$  が 2 番目に大きい点  $\chi_s$
3. 目的関数値  $f(\chi)$  が最小の点  $\chi_l$
4.  $i=h$  なる点を除いた全ての重心  $\chi_g$

が必要となり、これらの探索点が増えた分だけ考慮に入れ、あとは以下に示す通常の操作を繰り返し適用する。

- 1) 反射：重心  $\chi_g$  を中心に  $\chi_h$  の対称位置にある  $\chi_r$  を生成。

$$\chi_r = (1+\alpha)\chi_g - \alpha\chi_h \quad (\alpha > 0) \quad (2)$$

- 2) 拡大：重心  $\chi_g$  から  $\chi_r$  方向に沿って  $\chi_r$  を  $\gamma$  倍延長して  $\chi_e$  を生成。

$$\chi_e = \gamma\chi_r + (1-\gamma)\chi_g \quad (\gamma > 1) \quad (3)$$

- 3) 縮小：重心  $\chi_g$  から  $\chi_h$  方向に沿って  $\beta$  倍の点  $\chi_c$  を生成。

$$\chi_c = \beta\chi_h + (1-\beta)\chi_g \quad (0 < \beta < 1) \quad (4)$$

- 4) 収縮：シンプレックス全体を  $\chi_l$  の方向へ半分に縮小する。

$$\chi_i = 0.5(\chi_l + \chi_i) \quad (i=1,2,\dots,n+1) \quad (5)$$

$\alpha$  は反射係数、 $\gamma$  は拡大係数、 $\beta$  は縮小係数であり、 $\alpha=1, \beta=0.5, \gamma=2$  が経験的に良いと言われている。

### 3.3. ICP アルゴリズムによる対応点抽出とその多次元ベクトル表現

モデル形状とするテンプレート顔画像としては、前述した主成分分析を行う際に求めた 60 人の平均顔を使用する。

まず、テンプレートの鼻頂点位置に入力顔画像の鼻頂点位置を合わせることににより、大まかな位置合わせを行う。入力顔画像の鼻頂点位置を求める際には、候補点の 4 近傍点を求め、すべての点の Z 座標の誤差が閾値以内のときのみ候補点とすることにより、ノイズに対するロバスト性を高めた。

次に、テンプレートの 3 次元形状データを表す点群を  $S$ 、点群  $S$  に対応する入力顔画像の 3 次元形状データを表す点群を  $T$ 、点群  $S$  と点群  $T$  間の平均ユークリッド距離を誤差評価関数  $E$  とし、ICP アルゴリズムによる位置合わせを以下の通りを行う。

誤差評価関数を次式に示す。

$$E = \frac{1}{N} \sum_i^N \|s_i - t_i\|^2 \quad (s_i \in S, t_i \in T) \quad (6)$$

- 1) 点群  $S$  に対応する点群  $T$  を求める。
- 2) 滑降シンプレックス法を使用し、誤差評価関数  $E$  の値を最小化する回転パラメータ  $R$  を推定する。
- 3) 上記(2)で得られた  $R$  を用いて  $T$  を座標変換する
- 4)  $E$  の値が閾値以下になるまで、上記(1)~(3)を繰り返す

以上に示した ICP アルゴリズムの処理において、点群  $S$  と点群  $T$  間の対応点の取り方は、ユークリッド距離の最も近い点とし、処理の高速化のため、少ない数の対応点 (437 点) を使用して処理を行った。また、事前に鼻の頂点位置による大まかな位置合わせを行っているため、最小化のためのパラメータの数を削減し、処理の高速化と安定性を向上させることが出来た。

ICP アルゴリズムによって姿勢の正規化が完了した入力顔画像に対し、点群  $S$  の全ての点との対応点  $T$  を節 2.3 で示した再サンプリング処理の際と同じ順番で抽出し、出力することにより、従来のデータと対応の取れた 3 次元形状ベクトルを取得した。

### 3.4. 識別実験を用いた多次元ベクトル抽出の安定性に関する評価

節 3.1, 3.3 で示した手法により得られた顔の 3 次元形状ベクトル抽出の安定性の評価のため、以下の実験を行った。

本研究において、顔の 3 次元形状を表す多次元ベクトルは 270,000 次元という膨大なデータ量となる。そこで、節 2.2 で示した主成分分析を適用することによって符号化を行い、次元数  $N$  の顔画像データを  $K$  個の成分からなるベクトルに次元圧縮する。この  $K$  次元特徴ベクトルを用いて識別実験を行った。

本実験では、特徴ベクトルの次元数  $K$  は上位 20 次元とし、40 人(男性 20 人、女性 20 人)のデータを各 2 パターン、合計 80 パターンのデータを使用し、leave-one-out 法を用いて学習・識別を行った。

leave-one-out 法とは、 $l$  個の学習データのうち 1 個を取り除いてテストデータとし、残り  $l-1$  個を使って学習することをすべてのデータについて  $l$  回繰り返し、モデルの識別能力を計測する手法である。

ICP アルゴリズムによって自動的に取得された多次元ベクトルを使用した場合と、カラー情報を用いて自動的に取得した多次元ベクトルを使用した場合それぞれについて識別実験を行った。上位 10 位までの累積識別率を図 2 に示す。

1 位識別率は、ICP アルゴリズムを使用した場合で、65.00%。カラー情報を使用した場合で 56.25% となった。また、上位 10 位までいずれにおいても ICP アルゴリズムを用いたほうが高い識別率となり、このことは ICP アルゴリズムを用いた手法がカラー情報を用いた場合に比べ、同一人物の顔の多次元ベクトル化の際の誤差が小さく、安定していることを示している。

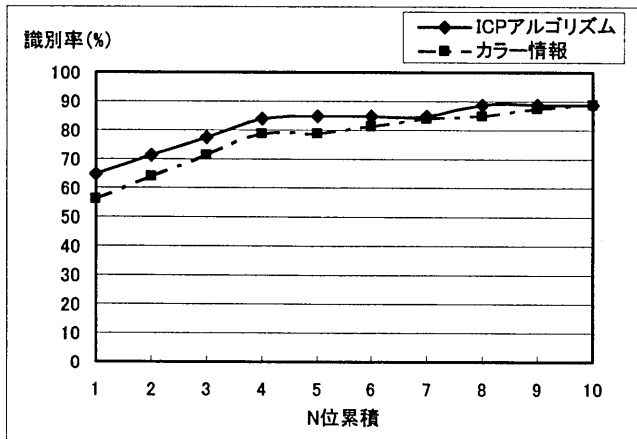


図2. 上位10位までの累積識別率

#### 4. 3次元モーフィングモデルの応用

##### — 顔の印象変換 —

3次元モーフィングモデルの応用の一例としては、第一に姿勢変動や照明条件などの観察条件の変動に強い顔画像認証があげられる<sup>[11][12]</sup>.

これに対して、ここでは、我々が2次元画像に対して行ってきた印象変換手法を3次元顔に拡張した試みについて紹介する。

##### 4.1. 印象変換ベクトルを求める処理手順<sup>[6]</sup>

Fisherの線形判別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。

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当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(7)式を求めることにする。

$$y = \mathbf{e}'\mathbf{f} \quad (7)$$

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。

##### 4.2. 印象変換ベクトルによる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。

$$\hat{\mathbf{f}}_c = \mathbf{f} + q_c \delta \cdot \mathbf{e} \quad (8)$$

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

$$\hat{\mathbf{X}}_c = \boldsymbol{\mu} + \sum_{k=1}^K \hat{f}_{k,c} \cdot \mathbf{U}_k + \Delta \mathbf{X} \quad (9)$$

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。

##### 4.3. 性差の印象変換における実験的検証

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多次元ベクトルに対し、主成分分析を適用することで、 $\mathbf{X}_m$  の次元数を  $N=270,000$  から  $K=20$  まで削減した。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、(8)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、正面顔の他に30度傾けた顔画像も示す。

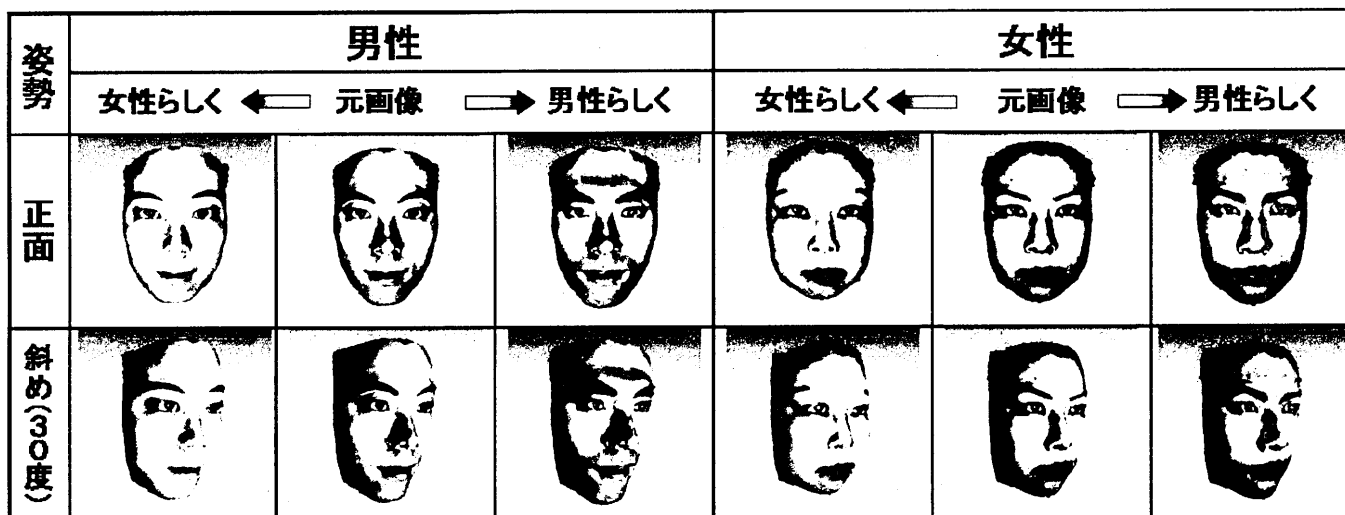


図 3. 男女の顔に対する性差の印象変換の結果

### 5. むすび

本論文では、ICP アルゴリズムを使用した顔の 3 次元モデルの自動的な多次元ベクトル化の手法を提案した。そして、識別実験より、本手法がカラー情報を利用した従来手法による多次元ベクトル化の場合と比較し、優位性を持っていることを確認した。

また、今回 3 次元モーフィングモデルの応用の一例として、顔画像の性差に関する印象変換について示したが、現在、筆者らは、2 次元顔画像に対して品性に関する印象変換処理についても研究を進めている<sup>[13]</sup>。この成果を 3 次元に拡張する研究も計画しており、結果が出次第報告したい。

### 6. 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)18300076)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, “Impression 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] 岡田裕也, 大岡正孝, 櫻井輝子, 稲葉光治, “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 -,” 信学技報, IE2005-278, pp. 139-144, Feb. 2005.

[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] 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.

[10] D. Beymer and T. Poggio, “Image Representation for Visual Learning,” Science, Vol. 272, pp. 1905-1909, 28 June 1996.

[11] Theodore Papatheodorou, Daniel Rueckert, “Evaluation of 3D face recognition using registration and PCA,” AVBPA, vol. 3546, pp. 997-1009, 2005.

[12] V. Blanz and T. Vetter, “Face Recognition Based on Fitting a 3D Morphable Model,” IEEE Trans. PAMI, vol. 25, no. 9, Sept. 2003.

[13] T. Sakurai, T. Akita, Y. Okada, H. Ishi, Y. Sakuta, J. Gyoba and S. Akamatsu, “Automatic Face Image Generation System for Higher-order Impression Transformation,” Proc. IWAIT2007(CD-ROM), Jan. 2007.