

## 顔画像のシルエット情報に基づく3次元顔形状復元

野澤 直樹<sup>†</sup> 桑原 大樹<sup>†</sup> 森島 繁生<sup>‡</sup>早稲田大学<sup>†</sup> 早稲田大学理工学術院理工学総合研究所<sup>‡</sup>

## 1. はじめに

3次元の顔形状を一枚の画像から復元する試みが近年多くなされている。例えば、エンターテインメントの分野では撮影された人物の顔を持つキャラクターをゲーム上に登場させたり、犯罪捜査では3次元復元された人物の顔モデルを指名手配犯の追跡に役立てようとしていたりしている。

3次元復元を行う際、顔形状を変形させるために主成分分析 (PCA) によって作成された顔変形モデルを顔特徴点に合わせてフィッティングする手法が数多く提案されている。しかし、その手法の多くは精度を求めめるために入力を正面顔に限定している場合が多い[1]。その中で、Blanzら[2]は、斜めを向いた入力顔画像にも対応した3次元復元に成功している。しかし、Blanzら[2]の手法は得られた顔特徴点の位置とそれに対応する3D Morphable Modelの頂点の関係を、顔向きごとに事前に決定しておく必要がある。輪郭の場合、顔向きによっては見えなくなる場合があるため、目や口の特徴点とは異なる事前準備が必要となり、これに多くの労力を必要とする。

そこで本研究では、顔特徴点の情報に加え斜めを向いた際に生じる頬部分のシルエット情報を新たな制約とし、シルエット部分と顔変形モデルの対応関係が未知である場合での3次元の顔形状復元を行う。

## 2. 事前処理

顔画像に対してフィッティングを行う顔変形モデルを事前に構築する。この顔変形モデルは前島ら[1]と同様のものである。構築には3次元の顔のレンジスキャンデータを3次元メッシュモデルにしたものを用意し、それに対して主成分分析を行ったものを用いる。また、データベースの顔形状の分布を元に、顔変形モデルのオーバーフィッティングを防ぐ制約を考える。

## 2.1 顔変形モデルの構築

まず、顔の3次元レンジスキャンデータを頂点数  $N$  の頂点座標群に変換した  $M$  人のデータベースを用意する。次に、個人の頂点データを

“3D Facial Shape Reconstruction from Silhouette”

Naoki Nozawa<sup>†</sup> Daiki Kuwahara<sup>†</sup>

Shigeo Morishima<sup>‡</sup>

Waseda University<sup>†</sup>

Waseda Research Institute for Science and Engineering<sup>‡</sup>

$\mathbf{x}_j = (x_1, y_1, z_1, \dots, x_N, y_N, z_N)^T$  となるように格納する。この  $\mathbf{x}$  に対し、PCA を行う事により、平均形状ベクトル  $\mathbf{m}$ , 主成分ベクトル  $\mathbf{b}_i \in \{\mathbf{b}_1, \dots, \mathbf{b}_{M-1}\}$ , そしてそれぞれのモデルパラメータ  $\mathbf{p} = \{\mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_{M-1}\}$  を用いて3次元の頂点座標ベクトルは

$$\mathbf{M}(\mathbf{p}) = \mathbf{m} + \sum_{i=1}^N p_i \mathbf{b}_i \quad (1)$$

と表現することができる。しかし、高次の主成分にはレンジスキャンの撮影ノイズに起因する成分が入りやすく、また全ベクトルを用いると変形の自由度が高いために顔らしい形状を保持しない結果が出力される。そのため、 $N \rightarrow D$  ( $D < N$ ) と次元圧縮を行うことでその問題を解決する。

## 2.2 顔形状分布に基づく制約

モデルパラメータ  $\mathbf{p}$  の値を変化させ、顔変形モデルを画像にフィッティングする。この際、 $\mathbf{p}$  の値の変化に制約を加えない場合、オーバーフィッティングを生じ顔らしい形状から逸脱してしまう可能性がある。そこで、顔形状の分布を関数化することで、変化する際の制約を  $\mathbf{p}$  に加える。本研究では EM アルゴリズムにて学習された混合ガウス分布で関数化を行った。この顔らしさ制約についての詳細は3章に記述する。

## 3. 顔変形モデルのフィッティング

入力に対してフィッティングを行うために、 $\mathbf{p}$  に対して非線形最適化問題を解く。この最適化には BFGS 法による繰り返し計算を用い、徐々に入力の顔画像に最適な顔形状に近づくように  $\mathbf{p}$  を更新していく。本研究では最適化のために特徴点項  $E_p$ , シルエット項  $E_c$ , 顔らしさの項  $E_l$  の3つを導入し、

$$E(\mathbf{p}) = \alpha E_p(\mathbf{p}) + \beta E_c(\mathbf{p}) - \gamma E_l(\mathbf{p}) \quad (2)$$

のエネルギー関数を用いる。 $\alpha, \beta, \gamma$  は各エネルギー項の重みである。これにより、顔らしい形状を保持しつつ入力の顔画像に顔変形モデルの形をフィッティングすることができる。

特徴点項は、入力顔画像から得られた特徴点とその特徴点に対応する顔変形モデルの頂点の、平面における距離とし、

$$E_p(\mathbf{p}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^D \|W_i \{A\mathbf{M}_i(\mathbf{p}) - \mathbf{z}_i\}\|^2 \quad (3)$$

で表される。ここで  $A$  はモデルビュー変換と投影

変換の積で表される  $4 \times 4$  の行列を表し,  $\mathbf{M}_i$  と  $\mathbf{z}_i$  はそれぞれ顔変形モデル  $i$  番目の頂点の座標と, それに対応する特徴点の入力画像における座標を同次座標系に変換したものである. 特徴点と顔変形モデルの頂点の対応が存在しない場合と, 二次元平面以外でのエネルギーの影響をなくするための項であり, 対応が存在する場合は  $\mathbf{W}_i = \text{diag}(1, 1, 0, 0)$  であり, 存在しない場合は  $\mathbf{W}_i = \text{diag}(0, 0, 0, 0)$  である.

シルエット項に関しても特徴点項と同様にシルエットとモデルの頂点の距離をエネルギーの大きさとする. しかし, 顔の形状が左右対称から大きく外れてしまった場合, 顔らしい形状とはいえない. それを防ぐために, 対応点として選択された点と左右対称に位置する頂点にも頂点誤差としての情報を与える. よってシルエット項は

$$E_c(\mathbf{p}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^D \{ \|\mathbf{W}_i \{ \mathbf{A} \mathbf{M}_i(\mathbf{p}) - \mathbf{s}_i \}\|^2 + \|\mathbf{W}_i \{ \mathbf{A}' \mathbf{M}'_i(\mathbf{p}) - \mathbf{s}'_i \}\|^2 \} \quad (4)$$

と表される. ここで  $\mathbf{A}'$  は  $\mathbf{A}$  のモデルビュー変換において yaw の回転角度に  $-1$  をかけたものを指し,  $\mathbf{M}'_i(\mathbf{p})$  は  $\mathbf{M}_i(\mathbf{p})$  に対応するモデルの頂点に対して左右対称に位置する頂点の同時座標, そして  $\mathbf{s}'_i$  は入力画像を左右反転した時に  $\mathbf{s}_i$  と左右対称に位置する座標である. ここで, シルエット項は入力画像のシルエットに対応する顔変形モデルの頂点が不明である. そこで本研究では, BFGS 法の計算の繰り返しの度にシルエットに対応する顔変形モデルの頂点を探索する. 探索する点は, 顔変形モデルを入力顔画像と同じ顔向きだけ回転させた時の, 顔変形モデル上でシルエットとして見える頬部分の頂点である.

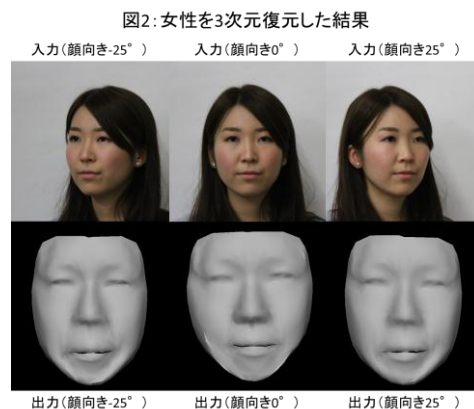
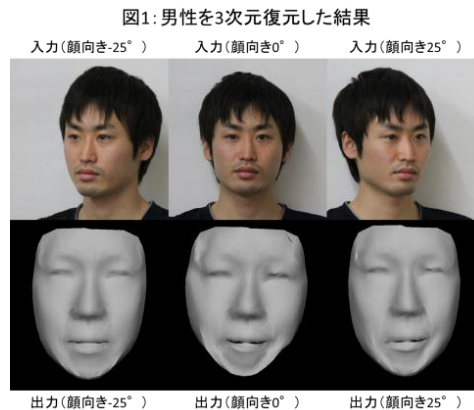
顔らしさの項はエネルギーの次元を揃えるために, 混合ガウス分布に対して対数をとったものを使用する. よって, 顔らしさの項は

$$E_l(\mathbf{p}) = \sum_{k=1}^K \ln(P(k) \Psi_k(\mathbf{p} | \mu_k, \Sigma_k)) \quad (5)$$

である.  $P(k)$  は混合係数,  $\Psi$ ,  $\mu_k$ ,  $\Sigma_k$  はそれぞれガウス分布とそれに対応する平均と分散である.

#### 4. 結果と考察

入力に対してフィッティングを行った結果を図 1, 2 に示す. 正面顔の入力には前島ら[1]のアルゴリズムを適用した.



回転方向の違いで復元した 3 次元顔形状に違いが見られた. この原因は, PCA によって表現される顔が左右対称でないことが考えられる. また, 入力に対して得られた特徴点の配置が顔の右半分と左半分で異なること, 顔向きの角度が厳密ではなかったことなども挙げられる.

#### 5. まとめと今後の課題

本手法により, 斜め向きの顔画像に対して頬部分の対応関係が不明な状態での 3 次元復元を行うことができた. しかし, 本研究では roll, pitch の方向は考慮していない. その為, 本アルゴリズムをその方向に適用した場合の考察と対処が求められる.

謝辞 本研究は, 文部科学省の平成 26 年度社会システム改革と研究開発の一体的推進による「安心・安全な社会のための犯罪・テロ対策技術等を実用化するプログラム」の一環として実施されました.

#### 参考文献

- [1] 前島 謙宣, 森島 繁生 “顔変形モデルと顔形状分布制約に基づく単一画像からの 3 次元顔モデル高速生成” (MIRU2010)
- [2] V.Blanz, A.Mehl, T.Vetter, H.Seidel “A Statistical Method for Robust 3D Surface Reconstruction from Sparse Data” (3DPVT2004)