

# 頬のシルエット情報を活用した単一斜め向き顔画像に対する 顔形状 3次元復元手法

野澤直樹<sup>†1</sup> 森島繁生<sup>†2</sup>

犯罪捜査において、監視カメラから得られる顔の情報は非常に大きな役割を持っている。しかし、監視カメラから得られる顔画像のほとんどが斜め方向を向いてしまっているため、人物の追跡や特定に支障をきたしているといえる。そこで、画像上でこれら斜めを向いた顔画像から正面顔を作成する手法が提案されているが、顔の歪みや本人との低い類似性などの問題があり、形状を考慮する必要性が浮上している。本研究では、犯罪捜査を支援するために、斜めを向いた顔画像から3次元形状復元を行う手法を提案する。

## 1. はじめに

近年、人の3次元顔形状を活用する分野が増えてきている。例えば犯罪捜査の分野では、人の3次元顔形状を用いて顔の認識精度の向上を図り、人物の特定や追跡に活用している。エンターテインメントの分野では、実在する人物をゲーム内に登場させることにより、よりリアリティのある空間をゲーム上に作り出している。しかし、このような3次元モデルを作成するには高価な計測機器やアーティストによる手作業が必要であるという問題があった。

そこで、人物の顔画像一枚から3次元形状を復元する手法が提案されている。Blanzら[1]は3D Morphable Modelという3次元顔形状モデルを用意し、選択された特徴点に合わせてこのモデルを変形させることで3次元復元を行っている。しかし、彼らは特徴点を手動で取っている。また、モデル上の頂点と特徴点の輪郭部での対応関係は顔向きに依存するため、入力画像ごとにこの対応関係を求め直す必要がある。Kemelmacherら[2]はShape from Shadingによる顔の陰(シェイド)情報からの3次元復元に成功している。この手法は細部の形状も反映することができるが、復元される形状の精度が画像の解像度に依存するため、監視カメラのような低解像度の画像に適用することは難しい。

本研究では監視カメラの犯罪捜査支援を目的とし、モデル上の頂点と特徴点の対応関係が不明な、斜めを向いた顔画像一枚からの3次元復元を行う。

## 2. 研究手法

本手法はオンライン処理とオフライン処理の2つから成る。オフライン処理では事前準備として、フィッティングを行うための顔変形モデルを作成する。この顔変形モデルは前島ら[3]のものと同様のものである。オンライン処理では、入力顔画像に対して特徴点検出と顔変形モデルのフィッティングを行う。特徴点検出にはIrieら[4]の手法を用いた。またこの際、顔が正面を向いた状態での特徴点と顔変

形モデルの頂点の対応テーブルを事前に求めておく。

### 2.1 顔変形モデルの構築

フィッティングを行うための顔変形モデルを構築する。まず分析を行うためのM人の3次元顔形状レンジスキャンデータを用意する。これらの3次元の点群に対して、顔の各パーツの意味付けを行うためにそれぞれN頂点のメッシュモデルへと変換し、個人の3次元形状を式(1)で表現する。

$$\mathbf{x} = (x_1, y_1, z_1, \dots, x_N, y_N, z_N)^T \quad (1)$$

この $\mathbf{x}$ に対して主成分分析を行うことにより、3次元顔形状は式(2)で表現される。 $\mathbf{m} = (\bar{x}_1, \bar{y}_1, \bar{z}_1, \dots, \bar{x}_N, \bar{y}_N, \bar{z}_N)^T$ はデータの平均顔形状ベクトル、 $\mathbf{b}_i \in \{\mathbf{b}_1, \dots, \mathbf{b}_{M-1}\}$ は主成分ベクトル、 $\mathbf{p} = \{p_1, \dots, p_{M-1}\}$ は各人のモデルパラメータである。

$$\mathbf{x}(\mathbf{p}) = \mathbf{m} + \sum_{i=1}^{M-1} p_i \mathbf{b}_i \quad (2)$$

しかし、高次の主成分には撮影ノイズに起因する主成分が入りやすく、全主成分を用いてしまうと顔らしい形状から逸脱した結果が出力されてしまう。そこで、この問題を解決するために $M-1 \rightarrow D$  ( $D < M-1$ )と次元圧縮を行う。

### 2.2 顔変形モデルのフィッティング

入力画像に顔変形モデルをフィッティングするために、エネルギー関数を定義し非線形最適化問題を解く。エネルギー関数には内部特徴点項 $E_p$ 、シルエット項 $E_s$ 、顔らしさ項 $E_l$ の3項を導入しエネルギーの最小化を行う。よってエネルギー関数は式(3)で記述される。最小化には $\mathbf{p} = \{0, \dots, 0\}$ を初期値としたBFGS法による反復計算を用いる。 $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\gamma$ は各エネルギー項の重みである。

$$E(\mathbf{p}) = \alpha E_p(\mathbf{p}) + \beta E_s(\mathbf{p}) - \gamma E_l(\mathbf{p}) \quad (3)$$

#### 2.2.1 内部特徴点項

内部特徴点項は、輪郭部以外で検出される特徴点とそれに対応する顔変形モデルの頂点との2次元平面上での距離で定義される。ここでは対応テーブルは正面向きの顔のものを用いる。よって内部特徴点項は式(4)で表される。

$$E_p(\mathbf{p}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^D \|W_i \{A \mathbf{M}_i(\mathbf{p}) - \mathbf{z}_i\}\|^2 \quad (4)$$

ここで $A$ はアフィン変換を表す $4 \times 4$ の行列である。 $\mathbf{M}_i$ は顔変形モデル $i$ 番目の頂点の座標を同次座標系に変換した

<sup>†1</sup> 早稲田大学

Waseda University

<sup>†2</sup> 早稲田大学理工学術院総合研究所

Waseda Research Institute for Science and Engineering

ものを表し、 $\mathbf{z}_i$ はその頂点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。また、 $\mathbf{W}_i$ は顔変形モデルの頂点と輪郭部以外の特徴点との対応が存在する場合には $\mathbf{W}_i = \text{diag}(1,1,0,0)$ とし、対応が存在しない場合には $\mathbf{W}_i = \text{diag}(0,0,0,0)$ とする。

### 2.2.2 シルエット項

シルエット項は、輪郭部での特徴点と顔変形モデルの頂点との2次元平面上での距離で定義される。しかし、正面顔での対応テーブルをそのまま用いることはできないため、最適化の際の反復計算の度に対応する頂点を探索する。まず顔変形モデルを入力顔画像に合うようにアフィン変換する。次に、特徴点のy座標の値を含んでいるポリゴンを探る。そして、それらのポリゴンを構成する頂点の中で縁に最も近いものを見つけ、それを対応する頂点とする。

しかし、この探索方法では片側のシルエット情報しか得られず、顔内で情報の偏りが生じる。そのため、このまま復元を行ってしまうと左右対称性から逸脱した結果が出力される恐れがある。そこで、入力画像を左右反転させたものに対して同様の処理を行うことで擬似的に反対側のシルエット情報を作成し、この問題を解決する。よってシルエット項は式で表される。

$$E_s(\mathbf{p}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^D \{ \|\mathbf{W}_i\{\mathbf{A}\mathbf{M}_i(\mathbf{p}) - \mathbf{s}_i\}\|^2 + \|\mathbf{W}_i\{\mathbf{A}'\mathbf{M}'_i(\mathbf{p}) - \mathbf{s}'_i\}\|^2 \} \quad (5)$$

ここで $\mathbf{A}'$ は $\mathbf{A}$ の変換において yaw の回転角度に $-1$ をかけたものを指す。 $\mathbf{M}'_i$ は $\mathbf{M}_i$ に対応するモデルの頂点と左右対称に位置する頂点の座標である。そして $\mathbf{s}'_i$ は入力画像を左右反転した時に $\mathbf{s}_i$ が移動する座標を表すものである。

### 2.2.3 顔らしさ項

顔らしさ項により $\mathbf{p}$ の変化に制約を与える。制約を与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た結果が出力される可能性がある。そこで、EMアルゴリズムにて学習された混合ガウス分布を用いて顔形状の分布を関数化し、これを制約とする。ただし、他の項と次元を揃えるために対数をとる。よって顔らしさ項は1次元の顔形状ベクトル $\mathbf{x}$ を用いて式(6)にて表される。

$$E_l(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^K \ln(P_i \Psi_i(\mathbf{x} | \boldsymbol{\mu}_i, \boldsymbol{\Sigma}_i)) \quad (6)$$

$P(k)$ は混合係数、 $\Psi$ 、 $\boldsymbol{\mu}$ 、 $\boldsymbol{\Sigma}$ はそれぞれガウス分布とそれに対応する平均ベクトルと分散共分散行列である。ここで、変数を揃えるために、式(6)を式(7)の様に変換する。

$$E_l(\mathbf{p}) = \sum_{i=1}^K \frac{-P_i}{2(2\pi)^{\frac{1}{2}} |\boldsymbol{\Sigma}_i|^{-\frac{1}{2}}} \mathbf{p}^T (\boldsymbol{\Sigma}_i)^{-1} \mathbf{p} \quad (7)$$

## 3. 研究結果

入力顔画像に対してフィッティングを行った結果を図1に示す。今回比較として、正面を向いた顔画像に対しては前島らのアルゴリズムを適用したものを用意した。

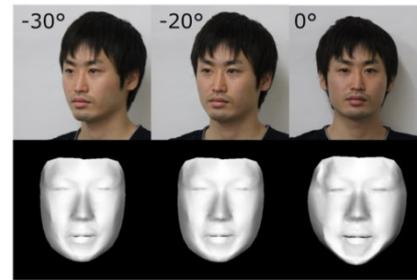


図1 対応点の探索方法

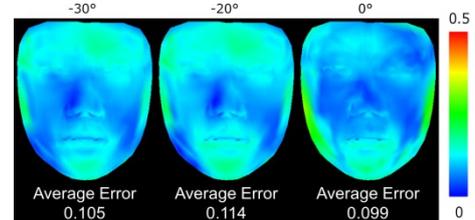


図2 復元誤差

また、本手法によって復元された顔形状の精度を検証するため、被験者の3次元形状との誤差検証を行った。今回、被験者のレンジスキャンデータを取得し、顔変形モデル作成時と同様の方法でメッシュフィッティングを行うことで正解形状を作成した。また、復元結果と正解形状の座標系を一致させるため、Axis Aligned Bounding Boxによるスケール合わせと位置合わせを行った。ここでは、Axis Aligned Bounding Boxの対角線の長さを2に正規化し、その中心を座標系の原点とした。懸賞によって得られた誤差マップを図2に示す。検証の結果、正面向きの顔画像と同程度の誤差で復元に成功していることが分かった。

## 4. まとめと今後の課題

本手法により、シルエット部の対応関係が不明な状態での1枚の斜め向きの顔画像に対する3次元復元に成功した。今回顔向きは既知であるものとしたが、写真撮影時に顔向きを取得できる環境は限られる。そのため、特徴点情報から顔向きを推定する手法を今後導入する必要がある。また、yaw以外の角度方向にも回転させた顔画像についても復元を行い、誤差を検証する必要がある。

**謝辞** 本研究はJSPS 科研費 26280062の助成を受けたものです。

### 参考文献

- 1) Blanz, V. et al.: A Statistical Method for Robust 3D Surface Reconstruction from Sparse Data, 2nd International Symposium on 3D Data Processing, Visualization and Transmission, pp.293-300 (2004).
- 2) Kemelmacher S, I.: 3D Face Reconstruction from a Single Image Using a Single Reference Face Shape, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.33, Issue.2, pp.394-405(2010).
- 3) 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顔画像からの3次元顔モデル高速自動生成, 画像の認識・理解シンポジウム, 北海道(2010).
- 4) Irie, A. et al.: Improvements to facial contour detection by hierarchical fitting and regression, First Asian Conference on Pattern Recognition, pp.273-277 (2011).