

## 顔認識のための3次元形状復元に基づく任意視点顔画像生成

菅谷 佳子<sup>†1</sup> 安藤 慎吾<sup>†1</sup>  
鈴木 章<sup>†1</sup> 小池 秀樹<sup>†1</sup>

単眼カメラで姿勢変動にロバストな顔認識を行うためには、任意視点の顔画像を認識辞書として登録する手法が有効である。本稿では、連続的に撮影された複数視点の顔画像から顔の3次元形状復元を行い、任意視点の顔画像を生成する手法を提案する。本手法では、多視点画像からの顔の特徴点追跡に Active Appearance Model を使用し、因子分解法を用いて3次元形状復元することでユーザーごとの3次元顔モデルを生成する。得られた3次元顔モデルから任意視点画像を生成するため、大きな向き変動のある顔画像も生成することが可能である。本稿では、生成した任意視点顔画像と様々な方向から実際に撮影された顔画像とで評価実験を行い、本手法の有効性を示す。

### 3D Reconstruction-based Multiple View Face Image Generation for Face Recognition

YOSHIKO SUGAYA,<sup>†1</sup> SHINGO ANDO,<sup>†1</sup> AKIRA SUZUKI<sup>†1</sup>  
and HIDEKI KOIKE<sup>†1</sup>

Registrating multiple view face images is an effective way of improving the robustness of face recognition against pose variations. This paper proposes a method that generates multiple view face images based on 3D face reconstruction from one image sequence. The proposed method constructs a 3D face model from the Active Appearance Model in the facial feature tracking stage and the factorization method for 3D shape reconstruction. The constructed 3D face model allows many face images with large pose variation to be generated easily. Experiments using the generated face images and real images show the effectiveness of the proposed method.

Key words: 3D Face Reconstruction, Multiple view image generation, Active Appearance Model

#### 1. はじめに

近年、セキュリティ対策や犯罪抑止効果促進のために監視カメラが様々な所に設置され、入退室管理などの用途に頻繁に使用されている。さらに監視カメラ映像を用いて顔認識し、映像中の人物の行動履歴のような有益情報を得ようとする試みも行われている。しかし監視カメラ映像中の人物の顔は様々な方向を向いているため、姿勢変動に対してロバストな顔認識技術が要求される。

姿勢変動によらない顔認識手法としては、大きく分類すると顔の3次元形状データを利用する方法と2次元の画像情報だけで識別する方法の2つに分けられる。

まず顔の3次元形状データを用いた顔認識では、1枚の静止画像よりも豊富な情報が利用できるため、2次元の画像情報だけの顔認識技術よりも精度が向上し<sup>1)</sup>、大きな姿勢変動にも十分対応することが可能で

ある。一般に、顔の3次元形状データの取得には、レンジファインダーや多視点カメラなどの計測機器が必要である。しかし監視カメラ映像での顔認識を想定した場合、顔の登録時および照合時に、特別な機器を使用できる環境を作り出すことは困難である。

一方、3次元形状情報を使用せずに画像情報だけから姿勢変動に対応する顔認識手法も盛んに研究されている。Blanz<sup>2)</sup>やChaiら<sup>3)</sup>、Liuら<sup>4)</sup>は正面向きではない顔画像が入力された場合、入力顔画像を正面向きに正規化することで、正面顔を対象としている顔の識別器でも姿勢変動によらない顔認識を実現している。これらは正面顔画像を生成する上で、顔の傾きにより欠けて見えない部分の情報はパラメータ推定やアフィン変換を用いて補間している。そのため姿勢変動が大きくなるにつれ、補間される部分も多くなるので、生成された正面顔と登録したユーザーの正面顔との差も大きくなり、認識精度に大きく影響してしまう。

さらに複数枚の異なる向きの顔画像を辞書として登録しておく方法も、姿勢変動に対応するための手段として提案されている<sup>5)</sup>。複数視点からの顔画像を辞

<sup>†1</sup> NTT サイバースペース研究所  
NTT Cyber Space Laboratories

書として登録する場合には、複数カメラを同期させて撮影するか、1台のカメラまたは人物の姿勢を変えながら撮影する必要がある。この場合、必要とする設備が実利用に向かない、またはユーザーへの負担が大きいといった問題がある。そこで複数視点からの撮影の代わりに、任意視点画像を生成するアプローチもある。Gaoら<sup>6)</sup>は1枚の正面顔画像から、Active Shape Model(以下、ASM)とActive Appearance Model(以下、AAM)を用いて顔の向きと形状を抽出し、ワーピングを用いて任意視点の顔画像を生成する手法を提案している。この手法では登録時に、正面顔の撮影のみすればよく、人物への負担をかけずに正面向き以外の画像を生成できる。だが2次元のASMでは対応できる顔の向きに限界があるため、天井に設置された監視カメラ映像のような顔が大きく下向きになった場合の画像などには適応が難しい。

本研究では、複数視点の顔画像を辞書として登録することで姿勢変動にロバストな顔認識を行うことを想定している。そこで上記の問題を踏まえて、複数枚の画像から登録辞書用の画像を生成することを考える。

本稿では、単眼カメラで連続的に撮影された複数姿勢の顔画像から顔の3次元形状を復元し、顔認識の登録辞書用の任意視点顔画像を生成する手法を提案する。まず固定された単眼カメラ1台でユーザーが首を左右に動かすという簡単な動きを撮影し、その映像から正面顔を含む複数視点の顔画像を得る。得られた画像列に因子分解法を適応することで顔の3次元形状復元を行う。3次元形状復元の後、得られた顔の3次元形状情報に正面顔画像のテクスチャを貼り付けることで、ユーザーごとの3次元顔モデルを作成し、任意視点画像を生成する。

本手法では、撮影時、ユーザーは顔を動かすだけなので、大きな負担をかけずにすむという利点を持つ。また単眼カメラ画像列を使用して3次元形状復元しているため、特別な設備機器を使用せずに顔の3次元形状情報を取得できる。加えて、正面顔のテクスチャを使用することにより、不足しているテクスチャの推定や補間をする必要がなくなる。さらに3次元形状情報を用いることができるため、大きく顔の向きが変動した場合の顔画像も生成することが可能となる。

以下、第2章では任意視点顔画像生成の提案手法を述べる。第3章では検証実験および性能評価について示し、第4章にて結論を述べる。

## 2. 提案手法

### 2.1 処理の概要

提案する任意視点顔画像生成の処理フローを図1に示す。

一連の処理の流れとしては、まずユーザーが単眼カメラに向かって顔を左右に動かしているシーンを撮影

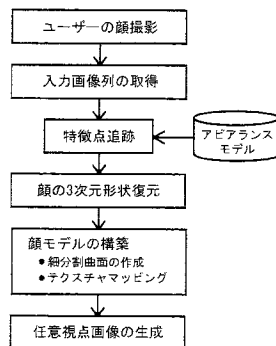


図1 任意視点顔画像生成の処理フロー

し、その映像中から正面顔を含む数枚の画像を選び入力画像とする。次に、あらかじめ顔の左右の向き変動に対応したアピアランスモデルを作成しておき、これを使用して顔の特徴点追跡を行う。その後、この特徴点追跡結果に因子分解法を適用することで顔の3次元形状復元を行う。復元された3次元形状情報から作成したモデルに細分割曲面を作成することで、丸みのある顔形状を作り、ユーザーの正面顔画像のテクスチャを貼り付け、ユーザーの3次元顔モデルとする。最後に、作成した顔の3次元モデルを回転させながら任意視点の顔画像を生成する。

### 2.2 映像撮影および入力画像取得

想定しているユーザーの顔画像登録時の撮影環境を図2に示す。まずユーザーが図2にあるように、固定された単眼カメラに向かい、顔を右から左へ(または左から右へ)首をゆっくりと回しているシーンを撮影する。撮影された映像から、正面顔画像を1枚選ぶ。その正面顔画像を起点に数フレーム前後の顔画像を数枚ずつ選び出し、これらを時系列に並べることで任意視点画像生成処理の入力画像列とする。図3に入力画像列の例を示す。

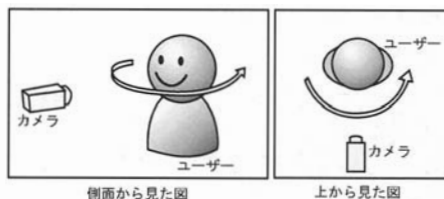


図2 登録時の撮影環境



図3 入力画像列の例

### 2.3 特徴点追跡

特徴点の抽出、及び追跡には AAM<sup>8)9)</sup> を用いる。AAM は形状と見えの相関を考慮した統計的なモデルを作成し、そのモデルと新しい画像をうまくマッチングさせる手法であり、顔や臓器といった変形を伴う対象のマッチングに対して有効であることが知られている。

AAM では特徴点を配置した学習画像データセットを使用し、顔の形状とテクスチャをパラメータを持つアピアランスモデルを作成する。まず 1 枚の学習画像内の特徴点の座標を並べたベクトルを形状ベクトル  $\mathbf{x}$  とし、全学習画像の形状ベクトルの平均  $\bar{\mathbf{x}}$  を求める。これを mean shape と呼ぶ。次に各学習画像において形状を mean shape  $\bar{\mathbf{x}}$  で正規化し、正規化された形状内の輝度値を並べ、テクスチャベクトル  $\mathbf{g}$  を得る。形状ベクトルと同様に、全学習画像のテクスチャベクトルの平均を求め、これを mean texture  $\bar{\mathbf{g}}$  とする。

学習画像における形状ベクトル  $\mathbf{x}$ 、テクスチャベクトル  $\mathbf{g}$  をそれぞれ主成分分析すると、次式のように近似できる。

$$\mathbf{x} = \bar{\mathbf{x}} + P_s \mathbf{b}_s, \quad \mathbf{g} = \bar{\mathbf{g}} + P_g \mathbf{b}_g \quad (1)$$

ここで  $P_s, P_g$  は主成分を列ベクトルとして並べた列直交行列であり、 $\mathbf{b}_s, \mathbf{b}_g$  はそれぞれ形状、テクスチャのパラメータである。

さらに形状と見えには相関があるので、それぞれのパラメータ  $\mathbf{b}_s, \mathbf{b}_g$  を以下のように連結させたベクトル  $\mathbf{b}$  を定義する。

$$\mathbf{b} = \begin{bmatrix} W_s \mathbf{b}_s \\ \mathbf{b}_g \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W_s P_s^T (\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}) \\ P_g^T (\mathbf{g} - \bar{\mathbf{g}}) \end{bmatrix} \quad (2)$$

ここで  $W_s$  は  $\mathbf{b}_s, \mathbf{b}_g$  の単位の違いを直す重みの対角行列である。この  $\mathbf{b}$  も同様に、主成分分析により以下の形に近似できる。

$$\mathbf{b} = Q \mathbf{c} \quad (3)$$

ここで  $Q$  は固有ベクトルであり、 $\mathbf{c}$  は形状とテクスチャの両方をコントロールするアピアランスパラメータである。このアピアランスパラメータを用いて、(1) 式を以下のように書き直すことができる。

$$\mathbf{x} = \bar{\mathbf{x}} + P_s W_s Q_s \mathbf{c}, \quad \mathbf{g} = \bar{\mathbf{g}} + P_g Q_g \mathbf{c} \quad (4)$$

但し

$$Q = \begin{bmatrix} Q_s \\ Q_g \end{bmatrix}$$

このようにアピアランスパラメータ  $\mathbf{c}$  を用いてモデルを表現することで、形状だけでなくテクスチャをも考慮することができる。そのため、例えば髭のような大きな見えの変化にも、髭のある人物の画像を学習すれば、未知画像とのマッチングの際に対応できるようになる。本研究では顔の向きが左右様々に異なる画像を用いるため、左右方向の顔の向き変動に対する耐性

のあるモデルを作成する必要がある。そこで学習画像データには正面顔だけでなく向き変動がある画像を入れる。図 4 に学習画像の例を示す。図 4(a), (b) ともに対応する位置に特徴点を配置してあり、これらの特徴点は顔が左右 30° 向きの場合でも、隠れない部分である。

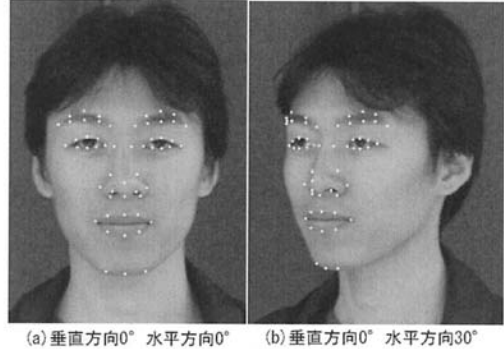


図 4 AAM の学習画像の例

アピアランスモデルと未知画像とのマッチングの際には、アピアランスパラメータに加え、未知画像内における顔の位置やスケール、回転も考慮する必要がある。そこで、これら全ての情報を 1 つのパラメータとして扱う。そしてマッチングを、未知画像内の顔画像とアピアランスモデルから合成された顔画像とのイメージ残差を最小化させる最適化問題に帰着させる。しかし最適化問題に帰着させたため、初期値依存性が強く局所解に陥りやすいという問題が生じる。本手法では、この問題に対処するため、入力未知画像に対して、事前に顔検出を行い、顔の重心位置とスケールを初期値として与えるものとした。

特徴点追跡は 2.2 で取得した入力画像列それぞれにおいてマッチングを行い、得られたパラメータから形状ベクトル  $\mathbf{x}$  を算出する。この形状ベクトルを時系列に並べることで特徴点の追跡結果とする。

### 2.4 顔の 3 次元形状復元

一般に単眼カメラで撮影された動画から物体形状とカメラ運動を復元する問題は Structure from Motion (SFM) として知られている。本研究では、この SFM 問題の解法の一つである因子分解法<sup>10)</sup> を使用する。因子分解法は実際のカメラモデルである透視射影をアフィン射影に近似し、SFM 問題を線形最適化問題に帰着させたため、数値計算上安定した解を得ることができるという特徴を持っている。ここではカメラモデルの近似に paraperspective モデル<sup>11)</sup> を用いるものとした。以下で、paraperspective モデルの因子分解法を概説する。

まず 2.3 により、 $F$  枚の時系列画像列から、 $P$  個の特徴点の追跡結果が得られているものとする。特徴点

p の f フレーム目の画像上の座標を  $(u_{fp}, v_{fp})$  とし、次式のような計測行列  $W$  を定義する。

$$W = \begin{bmatrix} u_{11} \cdots u_{1P} \\ \vdots \\ u_{F1} \cdots u_{FP} \\ v_{11} \cdots v_{1P} \\ \vdots \\ v_{F1} \cdots v_{FP} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \bar{u}_1 \\ \vdots \\ \bar{u}_F \\ \bar{v}_1 \\ \vdots \\ \bar{v}_F \end{bmatrix} [1 \cdots 1] \quad (5)$$

ここで  $\bar{u}_f, \bar{v}_f$  はそれぞれ、f フレーム目の特徴点座標の平均値である。

$$\bar{u}_f = \frac{1}{P} \sum_{p=0}^P u_{fp}, \quad \bar{v}_f = \frac{1}{P} \sum_{p=0}^P v_{fp} \quad (6)$$

つまり計測行列  $W$  は

$$\hat{u}_{fp} = u_{fp} - \bar{u}_f, \quad \hat{v}_{fp} = v_{fp} - \bar{v}_f \quad (7)$$

で表される特徴点の重心に対する相対位置を要素に持つ  $2F \times P$  の行列である。

今、ワールド座標系における特徴点 p の 3 次元座標を  $\mathbf{s}_p$  とし、f フレーム目におけるカメラ中心の座標を  $\mathbf{t}_f$ 、カメラの基底ベクトルを  $\mathbf{i}_f, \mathbf{j}_f, \mathbf{k}_f$  で表す。但し、 $\mathbf{k}_f$  は光軸方向であり、 $\mathbf{k}_f = \mathbf{i}_f \times \mathbf{j}_f$  である。ここで、簡単のためワールド座標の中心を対象物の中心にとり、焦点距離を 1 とすると、paraperspective モデルでの特徴点 p の座標  $(u_{fp}, v_{fp})$  は次式で与えられる。

$$u_{fp} = \mathbf{m}_f^T \mathbf{s}_p + x_f, \quad v_{fp} = \mathbf{n}_f^T \mathbf{s}_p + y_f \quad (8)$$

但し

$$z_f = -\mathbf{t}_f \mathbf{k}_f, \quad x_f = \frac{-\mathbf{i}_f \mathbf{t}_f}{z_f}, \quad y_f = \frac{-\mathbf{j}_f \mathbf{t}_f}{z_f}$$

$$\mathbf{m}_f = \frac{\mathbf{i}_f - x_f \mathbf{k}_f}{z_f}, \quad \mathbf{n}_f = \frac{\mathbf{j}_f - y_f \mathbf{k}_f}{z_f}$$

ここで、 $z_f$  はカメラ中心から対象物体重心までの奥行きであり、 $x_f, y_f$  は画像面上での物体重心の座標値である。

ワールド座標の原点を対象物の中心とすると、 $\sum_{p=0}^P \mathbf{s}_p = 0$  であるため、(6) 式と (8) 式より特徴点の平均座標  $\bar{u}_f, \bar{v}_f$  は、それぞれ  $x_f, y_f$  と等しくなる。

$$\bar{u}_f = \frac{1}{P} \sum_{p=0}^P u_{fp}$$

$$= \frac{1}{P} \sum_{p=0}^P (\mathbf{m}_f^T \mathbf{s}_p + x_f) = x_f \quad (9)$$

$$\bar{v}_f = \frac{1}{P} \sum_{p=0}^P v_{fp}$$

$$= \frac{1}{P} \sum_{p=0}^P (\mathbf{n}_f^T \mathbf{s}_p + y_f) = y_f \quad (10)$$

従って、計測行列  $W$  の要素  $\hat{u}_{fp}, \hat{v}_{fp}$  はそれぞれ、以下のように書き直すことができる。

$$\hat{u}_{fp} = u_{fp} - x_f = \mathbf{m}_p^T \mathbf{s}_p$$

$$\hat{v}_{fp} = v_{fp} - y_f = \mathbf{n}_p^T \mathbf{s}_p$$

これより、計測行列  $W$  は次式のように、カメラ運動を表す運動行列  $M (2F \times 3)$  と立体形状を表す形状行列  $S (3 \times P)$  の 2 つの行列の積の形に分解することができる。

$$W = \begin{bmatrix} \mathbf{m}_1^T \\ \vdots \\ \mathbf{m}_F^T \\ \mathbf{n}_1^T \\ \vdots \\ \mathbf{n}_F^T \end{bmatrix} [ \mathbf{s}_1 \cdots \mathbf{s}_P ] = MS \quad (11)$$

## 2.5 顔モデル構築と画像生成

3 次元復元した特徴点を結んで作ったモデルでは、鼻の先端が極端にとがってしまったり、頬の丸みを表現したりすることができない。これは 2.4 で得られる顔の特徴点の数が、アピアランスモデル作成の際に使用した学習画像の特徴点数と同じで非常に少数であることに起因する。しかしながら、人の顔は特徴点として取れる部分が少なく、復元結果から作成したモデルが顔の丸みを表現できるほど多数の特徴点をつけた学習画像を作ることは難しい。そこで少数の特徴点で復元されたモデルのメッシュを分割し、細分割曲面を作成することで、顔の表面や鼻や頬などに丸みをつける。

図 5 に復元された特徴点から作成したモデルと細分割曲面で作成したモデルを示す。ユーザーごとの顔モデルは、この細分割曲面のモデルに正面顔画像のテクスチャを張ることで作成される。生成したユーザーの顔モデルの例を図 6 に示す。最後に、この顔モデルを任意の方向に回転させることにより、任意視点顔画像を生成する。

## 3. 実 験

### 3.1 実験条件

実験には HOIP 顔画像データベース<sup>12)</sup> を用いた。このデータベースは 15 歳から 64 歳までの男女各 150 人、計 300 人のデータであり、顔の向きは被験者 1 人に対し、水平方向に 5° 間隔、垂直方法に 15° 間隔で全周を撮影したものである。今回はアピアランスモデル作成の学習画像、および任意視点画像生成の入力画像に HOIP データベースを使用した。

アピアランスモデル作成の際には、この HOIP データベースを 10 代から 60 代までの 10 歳刻みの層に区切り、各年齢層において眼鏡をかけていない 5 人 (男女含む)、計 30 人分を使用するものとした。また各人の顔向きは正面から左右 30° まで 10° おきの 7 方向

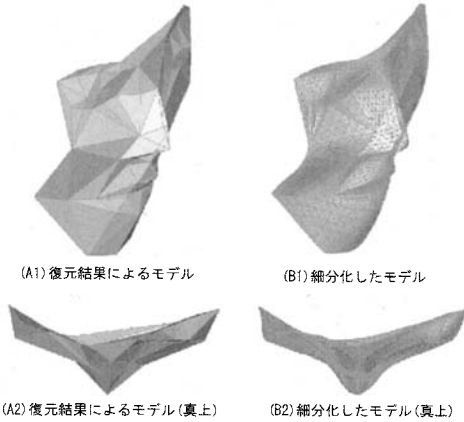


図 5 復元された 3 次元形状モデルと細分割曲面で作成したモデル

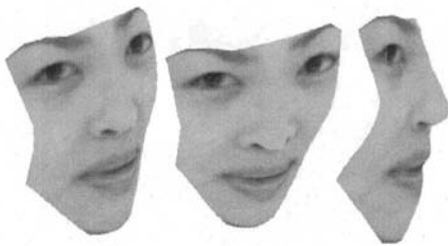


図 6 ユーザーごとの顔モデル

を用いる。つまり学習画像データセットは 7 方向 30 人分、計 210 枚の画像から構成される。また各学習画像には手動で 69 点の特徴点を配置した。

任意視点画像生成の入力画像には、アピアランスモデル作成の際に使用しなかった人物を選び、顔向きは正面から左右方向に 30° まで 5° おきに变化する 13 枚の画像列を使用するものとした。検証実験の際には 5 人分のデータを使用し、任意視点の顔画像を生成した。

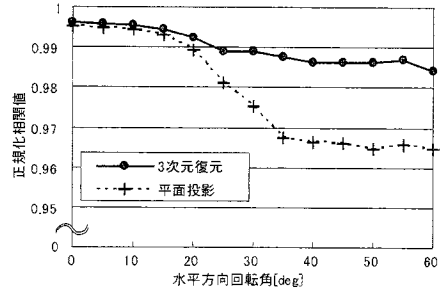
顔モデル構築の際の曲面細分化には Loop の細分割曲面<sup>13)</sup>を使用し、最終的に頂点数 2239、面数 4392 の形状モデルが生成された。ここでは生成した顔画像に対し、HOIP データベースの画像を正解として評価を行うため、HOIP データベース撮影時のカメラパラメータを使用し、顔モデルの大きさを正規化を行った。

生成する画像は HOIP データベースの画像と同じく、垂直方向に 0°、15°、30° の 3 種類のカメラで、顔向きを正面から右方向に 60° まで 5° 刻みの 13 方向に変化させた、計 39 方向からのものとした。

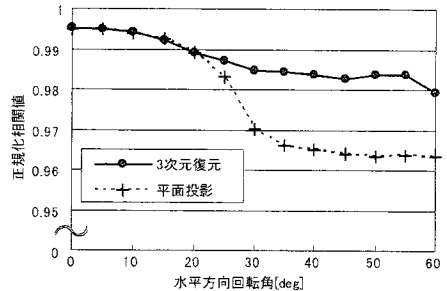
### 3.2 評価

生成した画像に対し、同じ視点から撮影された HOIP データベースの画像を正解画像として正規化相関を取ることにより評価を行った。また比較対象として、正

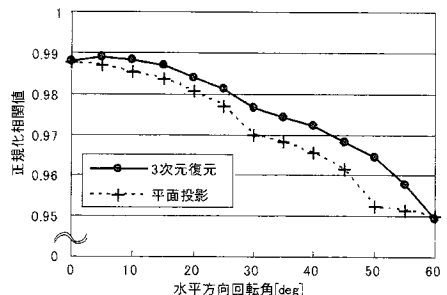
面顔画像を平面に貼り付け、視点を変えて生成した画像も同様の正規化相関を算出した。この操作を 5 人分のデータに対して行い、その平均値を評価に用いるものとした。図 7 に垂直方向ごとの正規化相関の推移を示す。また生成した 39 方向の顔画像と正解画像を図 8 に示す。



(a) 垂直方向 0[deg]



(b) 垂直方向 15[deg]



(c) 垂直方向 30[deg]

図 7 垂直方向ごとの正規化相関の推移

図 8 より、主観的に見て正解画像に近い画像が生成されていることがわかる。また図 7 より、垂直方向が 0° または 15° で、水平方向に 30° 以上変化させた時、平面に投影して生成した画像は大きく正規化相関の値が下がるのに対し、本手法により生成された画像の正規化相関の値は比較的下がり幅が小さい。一方、垂直方向が 30° の場合は、提案手法の方が平面に投影した

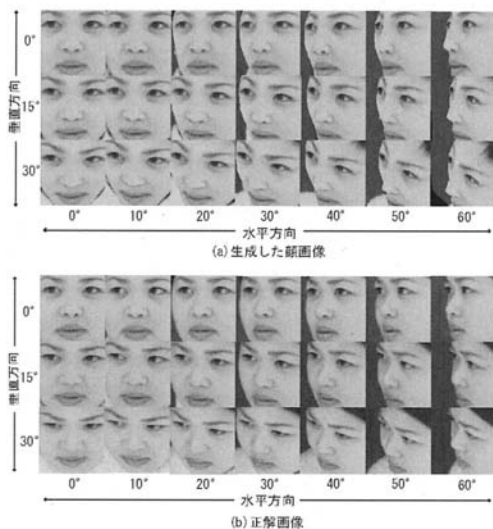


図 8 生成した顔画像と正解画像の例

画像よりも正規化相関は高いものの、垂直方向が  $0^\circ$ 、 $15^\circ$  の場合と比べ、水平方向が  $30^\circ$  以上になると、角度が大きくなるにつれ、正規化相関が大きく低下している。これは本手法で生成した顔モデルは顎から眉までの情報しか無いのに対し、垂直方向  $30^\circ$ 、水平方向  $30^\circ$  以降になると、額や髪の毛といったモデル化していない部分が正解画像内に現れるためであると考えられる。

#### 4. 結 論

本稿では、単眼カメラで撮影された画像列から顔の 3 次元形状復元によりユーザーごとの顔モデルを構築し、任意視点顔画像を生成する手法を提案した。実際に複数視点から同期撮影された画像と生成画像の正規化相関と、平面に投影して生成した画像との正規化相関を比較した結果、顔向きが垂直方向に  $0^\circ$  から  $15^\circ$ 、水平方向に  $30^\circ$  以上の場合でも高い値を保てることを示した。本手法は顔の向きが左右方向、垂直方向の両方に大きく変化した場合の画像も生成できるという利点を持つため、姿勢変動にロバストな顔認識のための登録辞書作成への利用が期待できる。

今後の課題として、垂直方向  $30^\circ$ 、水平方向  $30^\circ$  以上の画像も精度良く生成するための広範囲の顔のモデル化、および生成画像を顔認識の辞書として用いた場合の認識率の評価が挙げられる。

#### 参 考 文 献

1) P. J. Phillips, W. T. Scruggs, A. J. O' Toole, P. J. Flynn, K. W. Bowyer, C. L. Schott, and M. Sharpe: "FRVT 2006 and ICE 2006 Large-Scale Results." NISTIR 7408, March (2007)

2) V. Blanz: "Face recognition based on a 3d morphable model" Proceedings of the 7th International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 617-624 (2006)

3) X. Chai, S. Shan, and W. Gao: "Pose normalization for robust face recognition based on statistical warping" Proceedings of the Pacific-Rim Conference on Multimedia (2003)

4) X. Liu and T. Chen: "Pose-robust face recognition using geometry assisted probabilistic modeling" Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol.1, pp. 502-509 (2005)

5) R. Gross, I. Matthews, and S. Baker: "Fisher Light-Fields for Face Recognition Across Pose and Illumination" Proceedings of the German Symposium on Pattern Recognition (DAGM), p.481-489, (2002)

6) W. Gao, S. Shan, X. Chai, and X. Fu: "Virtual face image generation for illumination and pose in sensitive face recognition" Proceedings of the 2003 International Conference on Multimedia and Expo, Vol.3, pp. 149-152 (2003)

7) L. Wiskott, J. Fellous, N. Kruger, C. Malsburg: "Face recognition by elastic bunch graph matching" IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.19, No.7, pp.775-779 (1997)

8) T. F. Cootes, G. J. Edwards and C. J. Taylor: "Active appearance models" Proceedings of the 5th European Conference on Computer Vision, Vol. 2, pp. 484-498 (1998)

9) T. F. Cootes and C. J. Taylor: "Statistical models of appearance for computer vision" Technical report, Wolfson Image Analysis Unit, University of Manchester (1999)

10) C. Tomasi and T. Kanade: "Shape and motion from image streams - a factorization method" International Journal of Computer Vision, 9(2), pp. 137-154 (1992)

11) C.J. Poelman and T. Kanade: "A Paraperpective Factorization Method for Shape and Recovery" Proceedings of the 3rd European Conference on Computer Vision, pp. 97-108 (1994)

12) ソフトピアジャパン顔画像データベース  
<http://www.softopia.or.jp/rd/facedb/top.html>  
 使用した顔画像データは、財団法人ソフトピアジャパンから使用許諾を受けたものであり、権利者に無断で複写、利用、配布等を行うことは禁じられています。

13) C. Loop: "Smooth Subdivision Surfaces Based on Triangles" master's thesis. Dept. of Math., Univ. of Utah (1987)