論　文

複数の顔画像の組合せによる任意方向・任意表情の顔画像の生成

向川　康博[†]　　中村　裕一[††]　　大田　友一[††]

Synthesis of Facial Views with Arbitrary Poses and Expressions using Multiple Facial Images

Yasuhiro MUKAIGAWA[†], Yuichi NAKAMURA[††], and Yuichi OHTA[††]

あらまし　本稿では，あらかじめ用意された複数の顔画像を適切に組み合わせることで，任意方向から見た任意表情の顔画像を生成する手法について提案する．頭部の３次元形状や，表情変化のための精密なモデルを用意する必要はない．顔表面上に配置した特徴点の，任意方向・任意表情の場合の２次元座標は，少数の基底ベクトルの線形結合で表現できる．さらに，特徴点を頂点とする三角形パッチに，複数の顔画像から得られるテクスチャを重み付け平均してマッピングする．さまざまな表情を持つ顔画像を用意し，実際の表情変化を素材として用いることで，自然な表情の見え方を生成できた．

キーワード　顔画像，画像生成，表情生成

1. はじめに

人間の顔画像は，特定個人の特徴だけでなく，表情表現など多くの情報を含んでいる．そのため，高度なマンマシンインターフェースの実現に向けて顔画像を生成する研究が行われている．任意方向から見た任意表情の顔画像を生成する技術は，例えばＴＶ会議システム，服飾シミュレーション，仮想俳優など，さまざまなアプリケーションに用いることができる．

しかし，顔は人間にとって最も親しみのある対象の一つであるため，ＣＧによって合成された顔画像では，不自然さを感じてしまうことが多く，人間の顔は，ＣＧによる画像生成の中でも，最も難しい題材の一つであると言える．そのため，実際の人物の顔画像をもとにして，より自然な顔画像を生成する方法について研究が進められている．

顔画像の生成では，顔のさまざまな見え方に対処する必要があるが，その中でも特に，方向による見え方の変化と，表情による見え方の変化は重要である．これらの見え方の変化を再現するためには，頭部の３次元形状モデルを利用し，表情変化に合わせてこのモデルを変形させる手法が一般的である [1]．

３次元形状の獲得のためには，レンジファインダ等を利用して計測する方法 [2] や，複数の画像を用いて structure-from-motion の原理 [3] により復元する方法 [4] などが知られている．前者は正確な形状が安定して得られるが，レーザ光等を利用した特殊な計測装置が必要となる．それに対し，後者はカメラによって入力された画像のみを入力とするが，安定した形状の復元には問題が多い．

また，さまざまな表情を生成するには，表情を FACS (Facial Action Coding System)[5] によって記述し，AU (Action Unit) ごとにあらかじめ用意された変形を加えて画像を生成する方法が知られている [6]．しかし，無表情の顔を変形させて，笑った時に生じる顔のしわといった微妙な変化を再現するのは難しい．

３次元形状や表情のモデル化を行わずに，入力された顔画像の顔の向きや表情を変化させた画像を生成する手法として，Poggio らは linear classes [7] と parallel deformation [8] の二つの手法を提案し，比較している [9]．linear classes は，対象となる人物の顔画像を，顔の向きが同一の複数の他人の顔の線形結合で近似し，その線形結合の係数が顔の向きに依らず一定であることを利用して，入力画像に対して顔の向きを変化させた画像を生成する手法である．この手法で

[†] 筑波大学 工学研究科，つくば市
Doctoral Program in Engineering, University of Tsukuba, Tennodai 1-1-1, Tsukuba-shi, 305 Japan
[††] 筑波大学 電子・情報工学系，つくば市
Institute of Information Sciences and Electronics, University of Tsukuba, Tennodai 1-1-1, Tsukuba-shi, 305 Japan

は，1枚の入力画像からさまざまな向きの顔画像を生成できるという利点があるが，入力画像の人物の個性を再現するためには，膨大な数の他人の顔画像を用意する必要があり，また，ほくろやあざなどの個人特徴までは再現できないという問題もある．

一方，parallel deformation は，入力画像に対して顔の向きや表情を変化させた画像を生成する手法であり，2方向から撮影された2種類の表情の合計4枚の顔画像を用いて，顔の向きや表情の内挿画像を生成する．しかし，生成できる顔の向きは，2種類の方向の内挿だけであり，任意方向の見え方は再現できない．また，この原理の応用として，入力された1枚の顔画像から方向や表情を変化させた画像を生成する手法も提案されているが，入力画像とは異なる人物の顔の幾何学的形状や表情変化に基づいて画像を変形させるため，入力画像の人物の個性を正確には再現できない．

それに対し，我々は，入力画像上の2次元座標の線形結合により任意方向の見え方の2次元座標が表現できるとする Ullman 等が示した原理 [10] を画像生成に応用し，3次元形状を陽に復元することなく，2枚の入力画像の組合せによって直接的に任意方向の見え方画像を生成できることを示した [11]．つまりシステムの最終目的が顔画像の生成の場合には，頭部の3次元形状の復元や表情のモデル化は必ずしも必要ではなく，複数の顔画像を組み合わせることで，入力画像の人物の個性を保持した別の見え方を画像として生成することができれば十分であるとの考え方である．

さらに，2次元の画像から得られる情報をそのままの形で活用し，自然な顔画像が生成できるという本手法の利点は，方向による見え方の変化だけでなく，表情変化にも適用可能であり，顔の方向の変化と表情の変化を同じ枠組みで扱うことができる．

本稿では，複数の画像を組み合わせることで，任意方向・任意表情の見え方を直接的に生成する手法について述べる．

2. 特徴点座標の算出

2.1 顔の向きによる見え方の変化 [11]

撮影方向が未知の異なる方向から撮影された，同一表情の2枚の顔画像 B_1, B_2 が与えられ，顔表面上に配置された n 個の特徴点の画像間での対応付けがとれている場合を考える．画像 B_1, B_2 上での k 番目の特徴点の2次元座標をそれぞれ (x_k^1, y_k^1),(x_k^2, y_k^2) とする．また，これらの特徴点は，3次元空間中の点 (X_k, Y_k, Z_k) を回転させて2次元に射影したものであるとする．これらの特徴点の座標を一定の順で並べたベクトルと行列を以下のように定義する．

$$\boldsymbol{x}^1 = [x_1^1, x_2^1, \cdots, x_n^1] \tag{1}$$

$$\boldsymbol{y}^1 = [y_1^1, y_2^1, \cdots, y_n^1] \tag{2}$$

$$\boldsymbol{x}^2 = [x_1^2, x_2^2, \cdots, x_n^2] \tag{3}$$

$$\boldsymbol{y}^2 = [y_1^2, y_2^2, \cdots, y_n^2] \tag{4}$$

$$\boldsymbol{P} = \begin{bmatrix} X_1 & X_2 & \cdots & X_n \\ Y_1 & Y_2 & \cdots & Y_n \\ Z_1 & Z_2 & \cdots & Z_n \end{bmatrix} \tag{5}$$

ここで，説明を簡略化するために平行移動成分は取り除いてあるものとし，正射影モデルを仮定する．各画像上での特徴点座標ベクトルは次式のように，特徴点を3次元空間中で回転させて2次元に射影する 2×3 の変換行列と，特徴点の3次元座標との積で表される．

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{x}^1 \\ \boldsymbol{y}^1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{r}_x^1 \\ \boldsymbol{r}_y^1 \end{bmatrix} \boldsymbol{P} \tag{6}$$

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{x}^2 \\ \boldsymbol{y}^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{r}_x^2 \\ \boldsymbol{r}_y^2 \end{bmatrix} \boldsymbol{P} \tag{7}$$

ここで，入力画像とは別の方向からの見え方 $\hat{B}$ における特徴点の2次元座標を一定の順に並べたベクトルを $\hat{\boldsymbol{x}}, \hat{\boldsymbol{y}}$ とする．また，$\hat{B}$ に対応する座標変換行列の第1行，第2行ベクトルを $\hat{\boldsymbol{r}}_x, \hat{\boldsymbol{r}}_y$ とする．ベクトル $\hat{\boldsymbol{r}}_x$ は3次のベクトルであるので，$\boldsymbol{r}_x^1, \boldsymbol{r}_x^2, \boldsymbol{r}_y^1$ が互いに1次独立であれば，

$$\hat{\boldsymbol{r}}_x = a_{x1}\boldsymbol{r}_x^1 + a_{x2}\boldsymbol{r}_x^2 + a_{x3}\boldsymbol{r}_y^1 \tag{8}$$

を満たす係数 $a_{x1\sim3}$ が一意に決まる．このことは，$\hat{B}$ におけるすべての x 座標が，次式のように B_1, B_2 における2次元座標の線形結合で表現可能であることを意味する．y 座標についても同様である．

$$\hat{\boldsymbol{x}} = a_{x1}\boldsymbol{x}^1 + a_{x2}\boldsymbol{x}^2 + a_{x3}\boldsymbol{y}^1 \tag{9}$$

但し，2枚の入力画像 B_1, B_2 の撮影方向によっては，線形結合の基底ベクトルが1次従属になる場合がある．そこで，四つのベクトル $\boldsymbol{x}^1, \boldsymbol{y}^1, \boldsymbol{x}^2, \boldsymbol{y}^2$ の主成分分析を行い，第1 ~ 3主成分 $\boldsymbol{p}_1, \boldsymbol{p}_2, \boldsymbol{p}_3$ を線形結合の基底ベクトルに利用することで，式 (10)(11) の

ように x, y 座標は正規直交ベクトルの線形結合で安定に表現できる．また，入力画像が 3 枚以上利用できる場合には，同様にそれぞれの入力画像での x, y 座標ベクトルをすべて主成分分析することにより，より安定な基底ベクトルが得られる．

$$\hat{\boldsymbol{x}} = a_{x1}\boldsymbol{p}_1 + a_{x2}\boldsymbol{p}_2 + a_{x3}\boldsymbol{p}_3 \quad (10)$$

$$\hat{\boldsymbol{y}} = a_{y1}\boldsymbol{p}_1 + a_{y2}\boldsymbol{p}_2 + a_{y3}\boldsymbol{p}_3 \quad (11)$$

生成したい顔の方向を指定し，その方向に対応する線形結合の係数を決定する方法として，本研究ではサンプル画像を利用する方法と，角度で指定する方法の二つを用いている．

サンプル画像は，生成したい顔画像の方向を示す他人の顔画像であり，この画像と同じ方向の顔画像を生成する．サンプル画像上では，3 次元空間中で同一平面上に載らない最低 4 点の代表的な特徴点が抽出されていれば十分である．サンプル画像上の特徴点と，生成画像上での対応する特徴点を一致させるような線形結合の係数を，最小自乗法によって求める．サンプル画像上の特徴点としては，表情変化によって大きく移動しない点を選ぶ必要があるが，個人性による多少の位置変動によって係数が大きく影響されることはない．

また，生成したい顔画像の方向を角度で指定する場合には，3 次元座標が既知の最低 4 点の代表的な特徴点を利用する．これらの点を生成したい方向に投影することにより，特徴点の 2 次元座標を求める．求められた座標から，サンプル画像を使用する場合と同様にして，線形結合の係数を決定する．

以上のようにして，代表的な特徴点の座標から線形結合の係数を決定し，任意方向の顔画像上における，すべての特徴点の 2 次元座標が求められる．

2.2 表情による見え方の変化

同一方向で表情の異なる m 枚の顔画像 $B_j (1 \leqq j \leqq m)$ が与えられ，これらをもとに任意表情を持った顔画像を生成することを考える．もし，これらの入力画像がさまざまな表情パターンを十分に含んでいれば，任意表情における特徴点座標は，複数の入力画像上の特徴点座標の内挿・外挿で近似できると考えられる．

前節と同様に，入力画像 B_j での特徴点の x, y 座標を一定の順に並べたベクトルをそれぞれ $\boldsymbol{x}_j$, $\boldsymbol{y}_j$ とする．任意の表情を持った見え方 $\hat{B}$ における特徴点座標のベクトル $\hat{\boldsymbol{x}}$, $\hat{\boldsymbol{y}}$ は次式のように m 組のベクトルの線形結合で近似できるとすれば，これらの線形結合

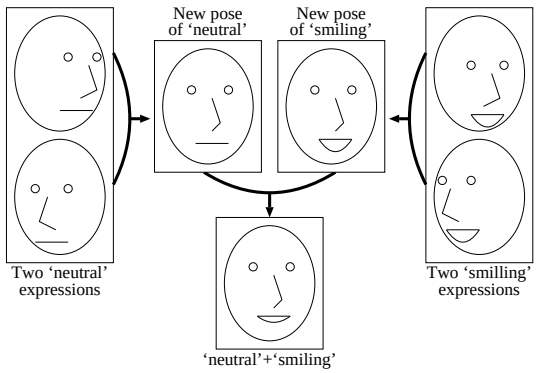


図 1 顔の向きと表情変化の統合
Fig. 1 Integration of pose and expression generation

の係数 $b_1 \sim b_m$ を適切に決めることで，任意表情の顔画像上の特徴点の 2 次元座標が求められる．

$$\hat{\boldsymbol{x}} = \sum_{j=1}^{m} b_j \boldsymbol{x}_j \quad (12)$$

$$\hat{\boldsymbol{y}} = \sum_{j=1}^{m} b_j \boldsymbol{y}_j \quad (13)$$

このように，生成する画像の表情を，入力画像の表情の内挿で指定するという方法は，表情に関するヒューリスティックな知識を用いないという点で，また言語や FACS による表情の指定よりも視覚的にわかり易いという点で，有効であると考えられる．

この方法では，生成できる表情の多様さは，入力として用いる画像にどれだけ多くの基底となりうる表情が含まれているかに依存する．これは，多くの種類の表情を持った入力画像を用いれば，生成できる表情の種類や自然さが向上するということでもある．

2.3 顔の向きと表情変化の統合

顔の向きと表情による特徴点座標の変化は，両者とも基底となるベクトルの線形結合で表現されるため，容易に統合できる．

いくつかの表情を含み，それぞれの表情ごとに最低 2 方向から撮影された入力画像が与えられている場合に，これらの組合せによって，任意方向から見た任意表情の顔画像の特徴点座標を算出する方法について考える．図 1 に示すように，まず，2.1 節の手法により，それぞれの表情について指定された方向から見た場合の座標を算出する．次に，2.2 節の手法により，指定された表情における座標を算出する．

すなわち，j 番目の表情における，式 (10)(11) の係数と基底ベクトルをそれぞれ a^j_{xi}, a^j_{yi}, $\boldsymbol{p}^j_i$ $(i = 1, 2, 3)$ とすれば，式 (14)(15) に示すように，統合後においても，基底となるベクトルの線形結合で表現できる．

$$\hat{\boldsymbol{x}} = \sum_{j=1}^{m} b_j (\sum_{i=1}^{3} a^j_{xi} \boldsymbol{p}^j_i) = \sum_{j=1}^{m} \sum_{i=1}^{3} b_j a^j_{xi} \boldsymbol{p}^j_i \quad (14)$$

$$\hat{\boldsymbol{y}} = \sum_{j=1}^{m} b_j (\sum_{i=1}^{3} a^j_{yi} \boldsymbol{p}^j_i) = \sum_{j=1}^{m} \sum_{i=1}^{3} b_j a^j_{yi} \boldsymbol{p}^j_i \quad (15)$$

3. テクスチャの生成

顔表面上の特徴点の 2 次元座標を算出する方法については前節で述べた．次に，顔画像を生成するために，特徴点の間を埋める面をテクスチャマッピングにより生成する手法について述べる．

3.1 テクスチャの重み付き平均

マッピングするテクスチャとして，仮に正面向きの顔画像のみをテクスチャとして用いた場合，生成する顔の向きが正面向きから離れるに従って，テクスチャのゆがみが大きくなる．この原因は，顔表面を多面体で近似したことによるずれや，頭部側面などの正面向きではほとんど見えていない領域を無理に引き延ばしたことなどが考えられる．しかし，生成する画像と顔の方向が似ている見え方を入力画像から選択してテクスチャとして用いれば，テクスチャの変形が少ない分だけ，これらのゆがみの問題が軽減でき，より自然な顔画像を生成することができる．

また，表情変化を持った顔画像を生成する場合にも同様のことが言える．さまざまな表情を持った顔画像のテクスチャを生成するには，無表情の顔を無理に変形するよりも，もともと表情を持った画像を用いる方が，より自然な表情のテクスチャが得られる．特に，表情によって生じる顔のしわなどは，単に無表情のテクスチャを伸縮するだけでは再現できない．

本研究では，生成するテクスチャは複数の入力画像から得られるテクスチャの重み付け平均を用いる．生成する画像と似た方向・表情の入力画像に対する重みを大きく設定する．これにより，入力画像の持つテクスチャ情報を最大限に活用できる．

本手法では，入力画像と同じ方向・表情の顔画像を生成するときには，入力画像と全く同じ画像が得られるという利点がある．また，表情の内挿においても，眼や口などの形状だけでなく，テクスチャ自体も中間の見え方が生成され，比較的粗いパッチを利用した場合でも視覚的に満足な画像が得られる．

3.2 重みの設定

3.2.1 顔の向きによる重み

特徴点の 2 次元座標がわかっているだけで，顔画像の撮影方向は未知であるが，因子分解法 [4] によって，大まかな撮影方向を推定できる．まず，顔画像から鼻の頂点や眼の両端など表情にあまり依存しない数点の特徴点を選択する．入力画像 2 枚 (以上) とサンプル画像 1 枚の計 3 枚 (以上) の画像上でのこれらの特徴点座標を用いて因子分解法を行い，各画像の相対的な撮影方向を推定する(注 1)．各入力画像に対する重みは，生成したい画像の顔の方向との角度差の 2 乗に反比例するように設定する．

3.2.2 表情による重み

表情に関する重みについては，式 (12)(13) の係数 b_j と同じ比率とし，総和が 1 になるように正規化する．特徴点座標と同時にテクスチャも内挿するという点では，原理的にモーフィングと同じである．

3.3 2 次元のテクスチャマッピング

テクスチャマッピングは，特徴点を頂点とする三角形パッチごとに行う．各パッチごとに複数の入力画像から三角形領域内のテクスチャを切り出し，生成する画像での特徴点座標に従ってアフィン変換を行い，重み付け平均をとった後，マッピングする．但し，特徴点は 2 次元であるため，パッチモデルも 2 次元となり，パッチ間の前後関係はわからない．そのため，各三角形パッチの頂点の記述順から表裏の判定を行い，裏向きのパッチにはテクスチャを描画しない．人間の頭部のような凸多面体に近い形状では，この程度の表裏判定だけで実用上十分である．

4. 実 験 結 果

4.1 顔表面上の特徴点とパッチモデル

顔画像上に 86 点の特徴点を配置する．特徴点は，眼や口などの顔部品の端点に加え，表情変化による移動量が多い場所に配置した．これらの特徴点の対応付けは，現時点では顔表面にマーキングをつけ，手入力により与えている．また，図 2 に示すような，特徴点を頂点とする 158 面の 2 次元の三角形パッチモデルを作成した．

(注 1): 因子分解法によって撮影方向と同時に大まかな頭部の 3 次元形状も推定できるが，用いる画像には複数の表情が含まれる場合や，異なる人物の顔画像が含まれる場合があり，推定結果は必ずしも安定ではない．そのため，推定された頭部の 3 次元形状は利用せず，撮影方向のみをテクスチャの重みを決めるために利用している．

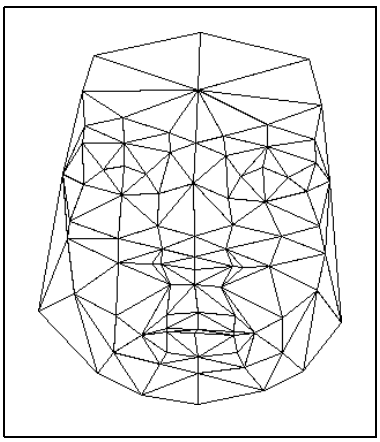


図 2　2 次元の三角形パッチモデル
Fig. 2　2D triangular patch model

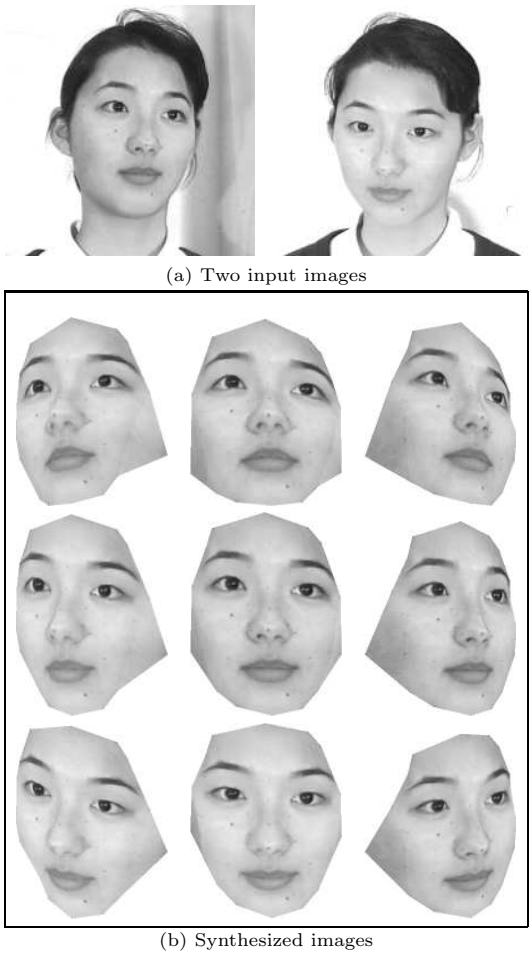
4.2 画 像 生 成

まず，図 3(a) に示す 2 枚の顔画像を入力とし，生成する顔の方向を角度で指定する実験を行った．3 次元座標が既知の代表的な特徴点として，眼の端・鼻頂点・耳つけ根の 5 点を用いた．正面顔から左右に $-30°$, $0°$, $30°$，上下に $-20°$, $0°$, $20°$ 回転させた場合の生成画像を, 図 3(b) に示す．画像の単なる 2 次元の中割り [12] では，このような 3 次元的な回転を含む見え方の変化を正確に表すことはできないが，本手法では正しく画像が生成されていることがわかる．

次に，生成画像と実画像を対比するために，同一人物のサンプル画像を利用して顔画像を生成する実験を行った．図 3(a) に示す 2 枚の顔画像を入力とし，図 4(a) に示すような，入力画像と同一人物の正面向きの顔画像をサンプル画像として用意した．サンプル画像では，眼の端・鼻頂点・耳つけ根の 5 点の特徴点のみが抽出されており，サンプル画像と同じ方向の見え方を，入力画像から生成した．生成された顔領域をサンプル画像上に上書きした結果を図 4(b) に示す(注 2)．サンプル画像と生成画像を比較すると，眼などに微妙な違いが見られるが，ほとんど区別のつかない自然な顔画像が生成できていることがわかる．

次に，「無表情」と「怒り」の 2 枚の画像を用いて，表情の内挿画像を生成した結果を図 5 に示す．2 枚の入力画像に対応する線形結合の係数を，等間隔に線形に内挿し，内挿画像の特徴点座標を算出した．テクスチャの重み付け平均の有効性を確認するため，図 5 の内挿画像では上から順に，「無表情」の画像のみを用いる場合，「怒り」の画像のみを用いる場合，双方のテクスチャの重み付け平均を用いる場合の結果を示す．一方の表情のテクスチャのみを用いた場合，変形の度合が大きくなるにつれて，不自然さが増加する．それに対し，テクスチャの重み付け平均を用いた場合には，両端の見え方，内挿の見え方とも，自然な表情が得られている．

さらに，顔の方向変化と表情変化を統合し，いくつかの方向と表情を持った入力画像を用いて顔画像を生成する実験を行った．3 種類の表情を異なる 2 方向か

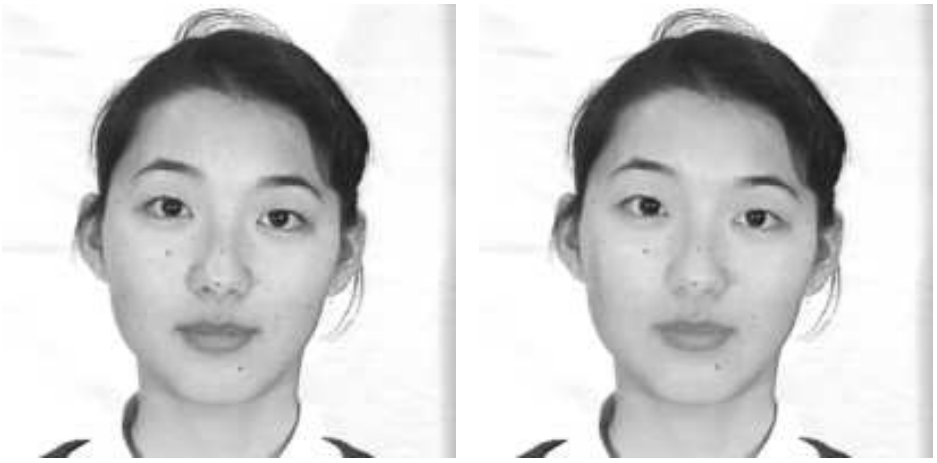


(a) Two input images

(b) Synthesized images

図 3　2 枚の顔画像から生成された任意方向の顔画像
Fig. 3　Synthesized images of various poses using two input images

(注 2): 上書きされた画像では，髪の毛・顔の輪郭部・背景などはサンプル画像が，顔領域は生成画像が使われている．なお，上書きの際には，生成画像とサンプル画像が滑らかにつながるように，接合部で平滑化を行っている．



(a) Sample image　　(b) Synthesized image

図 4　サンプル画像と生成画像
Fig. 4　Sample image and synthesized image

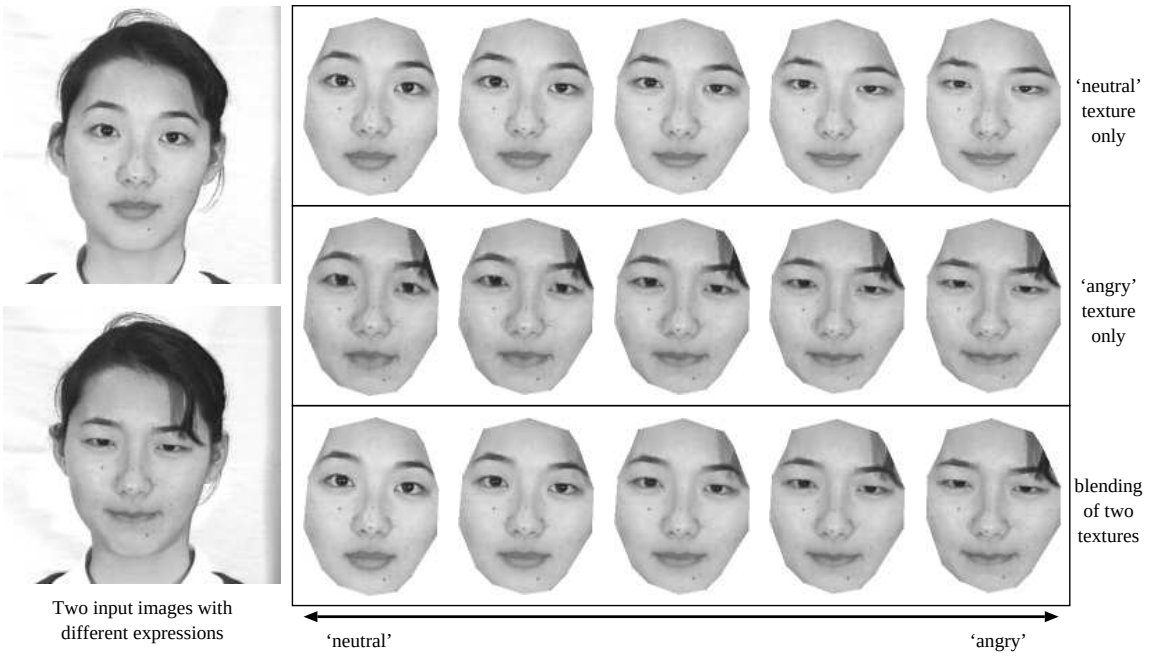
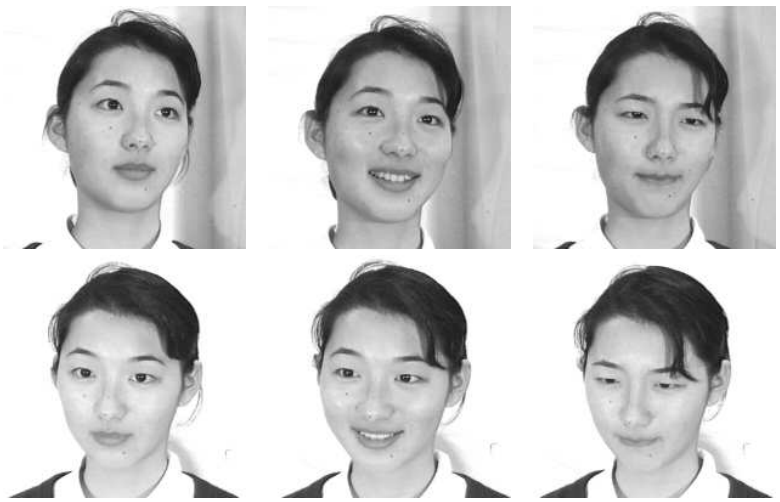


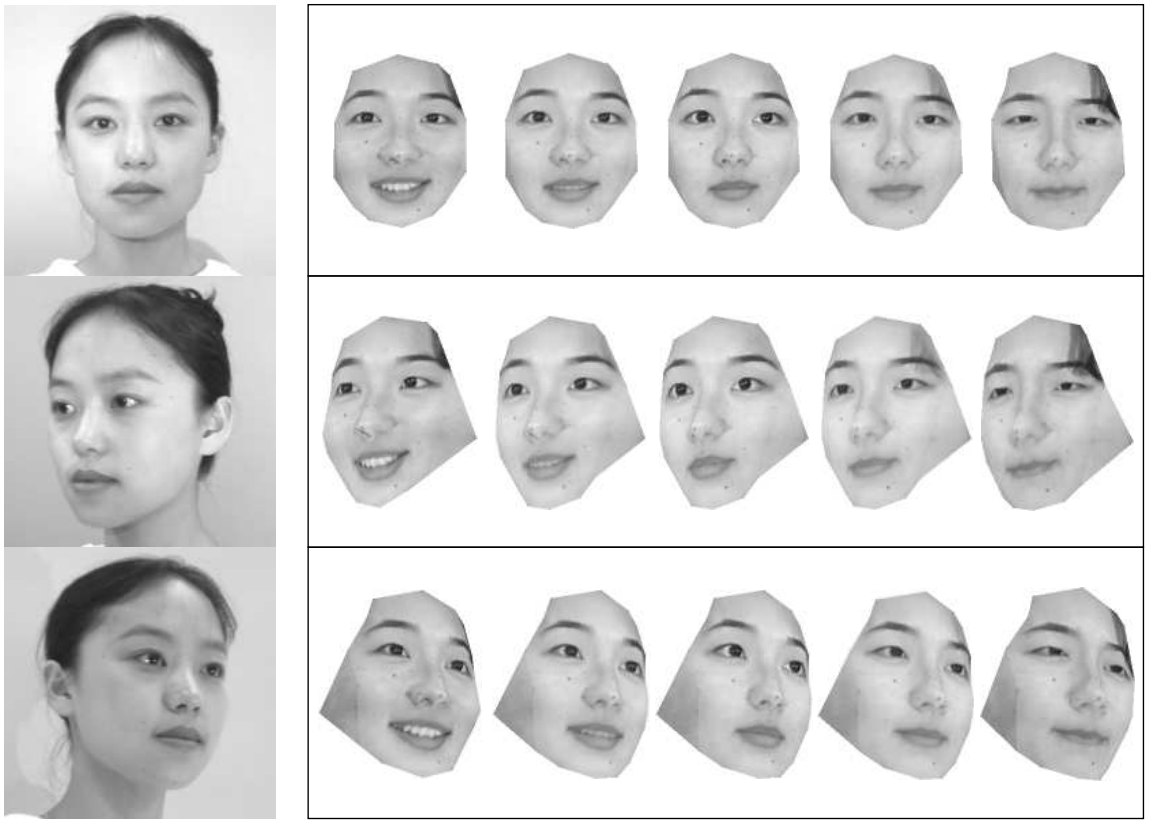
図 5　表情の内挿
Fig. 5　Intermediate views between two expressions

ら撮影した入力画像を図 6 に示す．図 7(a) は生成したい画像の顔の向きを示すサンプル画像であり，入力画像の人物とは別人である．サンプル画像からは，個性や表情変化に影響を受けにくい，眼の端・鼻頂点・耳つけ根・あごの先の 6 点の 2 次元座標を抽出した．なお，片方の耳の付け根が隠れている場合は，残りの 5 点だけで線形結合の係数を求めている．図 7(b) は，(笑い，無表情，怒り) に対する重みをそれぞれ順に $(1,0,0)$, $(\frac{1}{2},\frac{1}{2},0)$, $(0,1,0)$, $(0,\frac{1}{2},\frac{1}{2})$, $(0,0,1)$ に設定して，生成された表情である．入力画像の表情の中間



(a) neutral (b) smiling (c) angry

図 6　3 種類の表情を含む入力画像
Fig. 6　Input images with three expressions



(a) Pose samples (b) Synthesized images

図 7　さまざまな方向と表情の顔画像の合成結果
Fig. 7　Synthesized images with various poses and expressions

の表情という，新たな向きと表情を持つ見え方が生成できた．

この実験例では，各表情の入力画像は同じ方向であるが，同一表情について異なる2方向の入力さえ与えられれば良く，それぞれ任意方向で撮影方向も未知で良い．

5. ま と め

頭部の3次元形状の復元や，表情の精密なモデル化を行うことなく，任意方向・任意表情の顔画像を生成する方法について提案した．特徴点座標の線形結合と，テクスチャの重み付け平均によって，方向による見え方の変化と，表情による見え方の変化を，同じ枠組みで統一的に扱うことが可能であることが確かめられた．また，2次元の入力画像から得られる情報をそのままの形で活用することで，自然な表情を持った顔画像を生成できることを実験により確認した．

現時点では「無表情」「笑い」「怒り」のみを用いており，生成できる表情が限定されるが，入力画像に基本6表情を用いることで，任意の表情変化を実現すること，および，発話による表情変化を組み込むことが今後の課題である．

文 献

[1] 小松 功児，“顔画像からの顔の3次元形状の推定とその表情の変更，” 信学論 (D-II)，vol.J73-D-II，no.5，pp.707–716，1990.

[2] 末永 康仁，渡部 保日児，“3D形状と輝度(色)の同時計測が可能なスキャナとその顔画像入力への応用，” 情処研報，CV 67-5，pp.1–8，1990.

[3] S.Ullman, “The interpretations of visual motion,” MIT Press, Cambridge, MA, 1979.

[4] Carlo Tomasi, Takeo Kanade, “The factorization method for the recovery of shape and motion from image streams”, In Proceedings of Image Understanding Workshop, pp. 459–472, 1992.

[5] P.Ekman, W.W.Friesen (工藤 訳)，『表情分析入門』，誠信書房，1987.

[6] 崔 昌石，原島 博，武部 幹，“分析合成符号化における表情の記述と合成について，” 信学技報，IE 88-84，1988.

[7] T.Vetter and T.Poggio, “Linear object classes and image synthesis from a single exmaple image,” A.I.Memo No.1531, Artificial Intelligence Laboratory, Massachusetts Institute of Technology, 1995.

[8] D.Beymer, A.Shashua, and T.Poggio, “Example based image analysis and synthesis,” A.I.Memo No.1431, Artificial Intelligence Laboratory, Massachusetts Institute of Technology, 1993.

[9] D.Beymer, T.Poggio, “Face recognition from one example view,” A.I.Memo No.1536, Artificial Intelligence Laboratory, Massachusetts Institute of Technology, 1996.

[10] S.Ullman, R.Basri, “Recognition by linear combinations of models”, IEEE Trans. PAMI, vol.13, no.10, pp. 992–1006, 1991.

[11] 向川康博，中村裕一，大田友一，“2枚の顔写真を用いた任意方向の顔画像の生成，” 情処学論，vol.37，no.4，pp. 635–644，1996.

[12] R.Skerjanc, and J.Liu, “Computation of intermediate views for 3DTV,” Proc. 5th Workshop 1992 on Theoretical Foundations of Computer Vision, pp. 190–201, 1992.

(平成8年10月21日受付，9年1月17日再受付)

向川 康博 (学生員)

平成4年筑波大学第3学群情報学類卒業．平成9年同大大学院博士課程修了．工学博士．コンピュータビジョンの研究に従事．情報処理学会会員．

中村 裕一 (正員)

昭和60年京都大学工学部電気工学第二学科卒業．平成2年同大大学院博士課程了．同年京都大学工学部助手．平成5年筑波大学電子・情報工学系講師．工学博士．画像理解，自然言語とパターン情報の統合に関する研究に従事．人工知能学会，情報処理学会各会員．

大田 友一 (正員)

昭和47年京都大学工学部電子工学科卒業．昭和52年同大大学院博士課程修了．同年学振奨励研究員．昭和53年京都大学情報工学科助手．昭和56年筑波大学電子・情報工学系講師．昭和57～58年カーネギーメロン大学計算機科学科客員研究員．昭和62年筑波大学電子・情報工学系助教授．平成4年同教授．工学博士．画像メディア，コンピュータビジョンの研究に従事．人工知能学会，情報処理学会，映像情報メディア学会，ACM，IEEE各会員．