

## 表情模倣における表情合成手法の比較

## Comparison of Facial Expression Synthesis Methods on Facial Expression Mimicking

錦内優輝<sup>†</sup>  
Yuki NISHIKIUCHI

桂田浩一<sup>†</sup>  
Kouichi KATSURADA

入部百合絵<sup>†</sup>  
Yurie IRIBE

and 新田恒雄<sup>†</sup>  
Tsuneo NITTA

<sup>†</sup> 豊橋技術科学大学  
Toyohashi University of Technology

We have developed a facial expression mimicking system that copies a facial expression of a person on the image of another. We employed Active Appearance Model (AAM) as a facial image model because it contains both facial shape and texture information, and enables to mimick detailed facial parts such as skin roughness and furrowing. Although AAM is a good model for producing mimicked facial images in many cases, there are some cases where it produces improbable facial images because it does not take smoothness of the image into consideration. To overcome this problem, we propose a technique that uses texture gradient when producing a facial image using AAM. The experimental results show that AAM with texture gradient produces more realistic facial images than the one using texture only.

## 1. はじめに

映画やテレビゲームにおけるキャラクター造形や自然に対話できる知的エージェントの構築などに用いるために、ユーザの表情を別の人物に転写する表情模倣の研究が行われている。これまでの研究では、顔の特徴点(目・眉・口など)を検出し、検出した部位に応じてロボットの顔やエージェントの顔モデルを変形させる方法[Breazal 05][Ghys 08],あるいは顔部位のエッジを検出し、検出した部位の形状に応じて顔モデルの表情を変化させる方法[Terzopoulos 90]などが検討されている。しかしこれらの手法では、顔画像から顔部位の形状しか抽出していないため、表情の変化による眉間や頬のしわといった顔表面の変化を模倣することができない。

そこで、Active Appearance Models (AAM)[Cootes 98]を用いた表情模倣[Fukui 10][Hunty 10]が検討されている。AAMとは、形状と輝度を複合的に操作できるパラメータ群からなる顔モデルであり、様々な表情画像を合成できる。AAMの利用により顔の詳細を含めたより詳細な表情模倣が可能になったが、時には顔が崩れた表情画像を合成してしまうケースがある。AAMを用いた表情模倣の精度を向上させるためには、未知画像に近似した画像を合成するAAM探索の改良が必要である。

AAM探索の精度を向上させるために、輝度ではなく輝度勾配や局所特徴を用いたAAM[Cootes 01][Scott 03]が研究されている。[Cootes 01]では輝度モデルの代わりに、輝度勾配から求めたエッジ特徴からエッジ特徴モデルを構築し、[Scott 03]ではエッジと隅部の局所特徴から局所特徴モデルを構築している。これらは特徴点抽出においては成功したが、輝度モデルをモデル構築に利用しないため、元の輝度の復元が困難である。そこで本稿では、顔らしさを維持した表情画像を合成するために、探索においてのみ輝度勾配を利用する手法を検討し、従来手法と比較する。

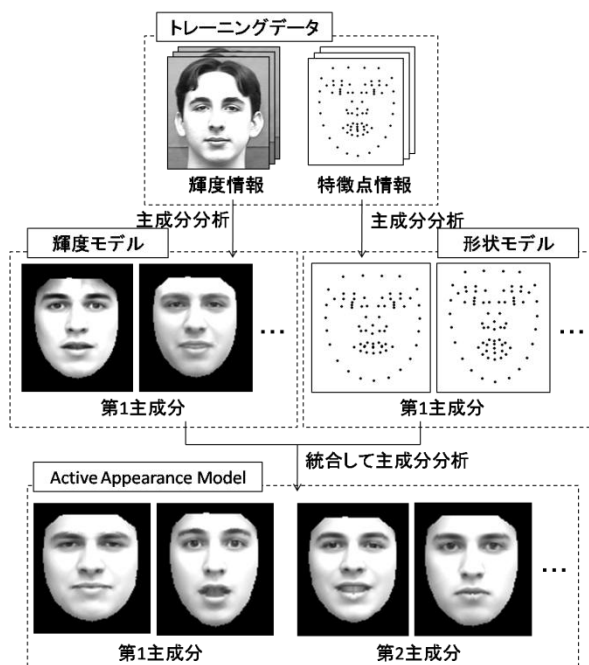


図1 AAMの構築手順

## 2. AAM

## 2.1 AAMの構築

AAMは、画像の特徴点情報と輝度情報をそれぞれ主成分分析して得た形状モデル、輝度モデルをさらに主成分分析して得られる顔画像合成モデルである。図1にAAMを構築する手順を示す。

まず、AAMを構築するためのトレーニングデータとして、特徴点を付与した顔画像を用意する。この特徴点ベクトル群から形状モデルを構築する。特徴点ベクトル群を正規化するために、プロクラステス分析[Ross 07]を用いて画像ごとに異なる顔の位置、大きさ、角度を正規化する。正規化に用いるパラメータを姿勢パラメータと呼び、以下のように現す。

$$t = (s_x, s_y, c_x, c_y)^T$$

$c_x, c_y$ は元の重心の位置,  $s_x, s_y$ は正規化に利用した大きさと角度を合わせたものである。正規化した特徴点ベクトル群から共分散行列を算出し, これを主成分分析すると, あるトレーニングデータの正規化された特徴点ベクトル $\mathbf{x}$ は,

$$\mathbf{x} \cong \bar{\mathbf{x}} + \mathbf{P}_s \mathbf{b}_s$$

となる。ここで,  $\bar{\mathbf{x}}$ は平均特徴点ベクトルで,  $\mathbf{P}_s = (\phi_1 | \phi_2 | \dots | \phi_t)$ は主成分分析で得られた固有ベクトル,  $t$ は採用した主成分数,  $\mathbf{b}_s$ は主成分得点ベクトルである。一般的に, 採用する主成分数 $t$ は累積寄与率より決定される。 $\mathbf{b}_s$ は変化させることで様々な形状を表現できるため, 形状パラメータと呼ぶ。例えば, 第1主成分を変化させると顔の大きさや顔の傾き, 第2主成分を変化させると口の開閉が変化する。

次に, 輝度モデルを構築する。トレーニングデータごとに形状が異なるため, affine 変換により同一の形状に幾何補正しておく。この正規化された形状の内部をラスタースキャンすることで, 顔領域の輝度ベクトルを取得する。輝度ベクトルの輝度分布はトレーニングデータの照明状況により異なるため, 輝度ベクトルの平均 $\alpha$ と分散 $\beta$ を用いてこれを正規化する。正規化に利用したパラメータを輝度正規化パラメータ $\mathbf{u}$ として以下のように表す。

$$\mathbf{u} = (\alpha - 1, \beta)$$

正規化した輝度ベクトル群から共分散行列を算出し, これを主成分分析すると, あるトレーニングデータの正規化された輝度ベクトル $\mathbf{g}$ は,

$$\mathbf{g} \cong \bar{\mathbf{g}} + \mathbf{P}_g \mathbf{b}_g$$

となる。 $\bar{\mathbf{g}}$ は平均輝度ベクトル,  $\mathbf{P}_g = (\phi_1 | \phi_2 | \dots | \phi_t)$ は主成分分析で得られた固有ベクトル,  $\mathbf{b}_g$ は主成分得点ベクトルである。 $\mathbf{b}_g$ は変化させることで様々な輝度を表現することができるため, 輝度パラメータと呼ぶ。例えば, 第1主成分を変化させると照明の方向, 第2主成分を変化させると目尻の輝度が変化する。

最後に, 形状モデルと輝度モデルを組み合わせて appearance パラメータを求める。まず, 形状パラメータ $\mathbf{b}_s$ と輝度パラメータ $\mathbf{b}_g$ を組合せ,

$$\mathbf{b} = \begin{pmatrix} \mathbf{W}_s \mathbf{b}_s \\ \mathbf{b}_g \end{pmatrix}$$

とする。 $\mathbf{W}_s$ は形状と輝度の単位の差を正規化する重みであり, 形状パラメータおよび輝度パラメータをそれぞれ変化させた時に生じる輝度の変化の比を用いた。各トレーニングデータについて $\mathbf{b}$ を算出し, これらを主成分分析すると

$$\mathbf{b} = \mathbf{P}_c \mathbf{c}$$

となる。 $\mathbf{P}_c$ は主成分分析により得られた固有ベクトルで,  $\mathbf{c}$ は主成分得点ベクトルである。 $\mathbf{c}$ を変化させることで形状と輝度を複合的に操作することができるため, appearance パラメータと呼ばれる。

## 2.2 AAM 探索

未知の画像が与えられたとき, その顔画像を表す appearance パラメータが得られるとその顔画像の特徴点を求めることができる。そこで, 顔画像の特徴点を求めるために未知顔画像と近似した顔画像を合成する appearance パラメータを探索する処理が

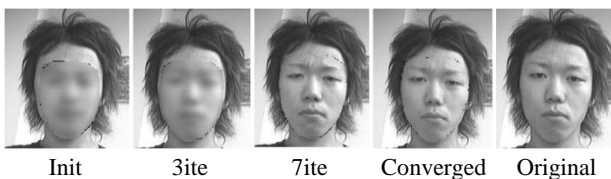


図2 AAM 探索における合成画像の過程

行われる。ここでは, 最も基本的な探索アルゴリズムについて述べる。顔画像を合成するには, appearance パラメータ $\mathbf{c}$ に加えて, 姿勢パラメータ $\mathbf{t}$ , 輝度正規化パラメータ $\mathbf{u}$ が必要である。これらを結合させた AAM パラメータ $\mathbf{p} = (\mathbf{c}^T | \mathbf{t}^T | \mathbf{u}^T)$ を探索し, 近似画像の合成を行う。最適な AAM パラメータ $\mathbf{p}$ は, 最急降下法を用いて誤差関数を最小化することで探索される。誤差関数 $\mathbf{r}(\mathbf{p})$ は未知画像の輝度 $\mathbf{g}_s$ , 合成画像の輝度 $\mathbf{g}_m$ を用いて

$$\mathbf{r}(\mathbf{p}) = \mathbf{g}_s - \mathbf{g}_m$$

と表される。この誤差ベクトル $\mathbf{r}$ の大きさ $E = |\mathbf{r}|^2$ を最小化する AAM パラメータ $\mathbf{p}$ を求める。最適な AAM パラメータ $\mathbf{p}$ を探索する際には, 以下の $\delta\mathbf{p}$ を用いて $\mathbf{p}$ が更新される。

$$\delta\mathbf{p} = -\mathbf{R}\mathbf{r}(\mathbf{p})$$

$$\mathbf{R} = (\mathbf{J}^T \mathbf{J})^{-1} \mathbf{J}^T$$

$$\mathbf{J} = \frac{\delta\mathbf{r}}{\delta\mathbf{p}}$$

ここで,  $\mathbf{J}$ は AAM パラメータ $\mathbf{p}$ を微小距離だけ動かしたときの誤差ベクトル $\mathbf{r}$ の差分から構成される微分行列である。一般的に, 最急降下法ではパラメータを更新すると微分行列を再計算する必要がある。しかし, 一般的に処理の高速化のため, あらかじめ微分行列を計算し, 最適化の際に再計算しない方法が用いられる。

AAM パラメータ $\mathbf{p}$ の探索アルゴリズムを次に示す。

1. AAM パラメータ $\mathbf{p}_i (i = 1, 2, \dots, T)$ を乱数で初期化する。
2. 誤差ベクトル $\mathbf{r}_i(\mathbf{p}_i) = \mathbf{g}_s - \mathbf{g}_m$ を計算し, 現在の誤差 $E_i$ を算出する。
3. パラメータの更新方向 $\delta\mathbf{p}_i$ を計算する
4.  $k = 1$ としてパラメータを更新する。 $\mathbf{p}_{i+1} = \mathbf{p}_i + k\delta\mathbf{p}_i$
5. 新しいパラメータ $\mathbf{p}_{i+1}$ に対して誤差ベクトル $\mathbf{r}_{i+1}$ を計算する。
6.  $|\mathbf{r}_i| < E$ ならばパラメータを更新して 2 へ, そうでなければ $k = 0.5, k = 0.25$ のように更新幅を変更していく。
7. 誤差が一定以下になるか, 収束するまで 2~6 を繰り返す。

上記アルゴリズムを用いた AAM 探索の収束までの様子を図 2 に示す。なお, 最初のステップでは局所解に陥ることを防ぐため, ガウシアンフィルタによる平滑化処理を用いて合成画像をぼかしている。

## 3. 輝度勾配を用いた AAM

### 3.1 輝度誤差と主観評価

一般的に AAM 探索は特徴点の抽出を目的としているが, 本稿では表情模倣を行うために AAM の顔画像合成を利用する。従って, 本研究では人間の顔に近い顔画像を合成できることが重要となる。しかし, 従来の AAM 探索では顔が崩れた画像が合成され, 良好に表情模倣できない場合があった。これは, 図 3 に示すように, AAM 探索で用いている輝度の誤差が必ずしも主



図3 輝度誤差と主観評価

観評価と一致しないためである。ここで、図 3 の輝度誤差は原画像と近似画像の輝度の平均二乗誤差、主観評価は原画像に対する近似画像の模倣精度を 5 段階評価 (1:低⇔5:高)させたときの平均値である。

そこで、合成画像の顔らしさを維持するために、輝度だけではなく、注目画素の周辺画素を考慮する輝度勾配を用いた AAM 探索を検討する。

### 3.2 輝度勾配の利用

輝度勾配とは、画素  $g(x, y)$  における任意の方向の輝度の微分値である。本稿では、4 方向の輝度勾配について微分フィルタを用いて計算した。輝度勾配  $\Delta_j g(x, y)$  はそれぞれ次式で表される。

$$\begin{aligned}\Delta_1 g(x, y) &= g(x, y - 1) - g(x, y + 1) \\ \Delta_2 g(x, y) &= g(x - 1, y) - g(x + 1, y) \\ \Delta_3 g(x, y) &= g(x - 1, y - 1) - g(x + 1, y + 1) \\ \Delta_4 g(x, y) &= g(x + 1, y - 1) - g(x - 1, y + 1)\end{aligned}$$

対象画素の周辺画素の差分平均を取るなど、輝度勾配の算出方法は他にもあるが、今回は最も簡単な上記の算出方法を採用した。

### 3.3 AAM 探索における微分行列の変更

提案手法では、従来の誤差ベクトルおよび微分行列に輝度勾配の情報を取り入れる。輝度勾配の誤差ベクトル  $\Delta_j \mathbf{r}(\mathbf{p})$  および微分行列  $\Delta_j \mathbf{J}$  は次式の通りである。

$$\begin{aligned}\Delta_j \mathbf{r}(\mathbf{p}) &= \Delta_j \mathbf{g}_s - \Delta_j \mathbf{g}_m \\ \Delta_j \mathbf{J} &= \frac{\delta \Delta_j \mathbf{r}}{\delta \mathbf{p}}\end{aligned}$$

これら輝度勾配と輝度を組み合わせ、新しい誤差ベクトル  $\mathbf{r}' \in \mathbb{R}^{M(n+1)}$  および微分行列  $\mathbf{J}' \in \mathbb{R}^{N(n+1)}$  を得る。

$$\begin{aligned}\mathbf{r}' &= \left( (1-w)\mathbf{r}^T \left| \frac{w}{n} \Delta_1 \mathbf{r}^T \right| \frac{w}{n} \Delta_2 \mathbf{r}^T \right| \dots \left| \frac{w}{n} \Delta_n \mathbf{r}^T \right) \\ \mathbf{J}' &= \left( (1-w)\mathbf{J}^T \left| \frac{w}{n} \Delta_1 \mathbf{J}^T \right| \frac{w}{n} \Delta_2 \mathbf{J}^T \right| \dots \left| \frac{w}{n} \Delta_n \mathbf{J}^T \right)\end{aligned}$$

ここで、 $M$  は合成画像の輝度の次元数、 $N$  は従来の微分行列の次元数、 $n$  は輝度勾配の方向数である。探索アルゴリズムは前述した従来のアルゴリズムと同じであるが、微分行列および誤差ベクトルは輝度勾配を取り入れたものとなる。また、輝度および輝度勾配の誤差ベクトル、微分行列に重み  $w$  を付け、任意に操作できるようにした。

## 4. 実験

輝度勾配を用いた AAM 探索の評価を行った。用いた画像はソフトピアジャパン顔画像データベース<sup>\*1</sup>の顔画像 300 枚と研

表 1 AAM 探索(1), (2)における主観評価

	AAM 探索(1)	AAM 探索(2)
平均評点	1.79	1.84
標準偏差	0.72	1.29

\*1 ソフトピアジャパン顔画像データベース  
<http://www.softpia.or.jp/rd/facedb.html>



図 4 AAM 探索(1), (2)による合成画像 1



図 5 AAM 探索(1), (2)による合成画像 2

究室の男性 11 人の表情画像 330 枚で、 $600 \times 480$  のグレースケール画像である。AAM 構築における主成分分析では、累積寄与率 0.99 を超える主成分数に設定した。輝度勾配を用いた AAM 探索においては、予備実験より、輝度と輝度勾配のバランスが最も良い重み  $w = 0.2$  を採用した。

### 4.1 輝度勾配を用いた AAM 探索

本実験では、(1)輝度のみを用いた従来の AAM 探索、(2)輝度勾配を併用した AAM 探索について、近似画像の精度をアンケートで比較した。アンケートは 9 人に対して行い、無作為に選出した研究室の男性の画像を未知画像とした、AAM 探索(1), (2)による合成画像 30 枚について 5 段階 (1:低⇔5:高)で評価させた。その結果を表 1 に示す。

表 1 より、AAM 探索(1)に比べ、AAM 探索(2)の主観評価が高いことがわかる。図 4 および図 5 に各画像に対する AAM 探索(1), (2)の合成画像を示す。図 4, 図 5 共に AAM 探索(1)では原画像の特徴を捉えきれないが、AAM 探索(2)では目の周辺が改善されている。これらは、注目画素の周囲を考慮する輝度勾配を用いることで、顔の特徴を捉えることができ、顔全体の輝度が滑らかに変化しているためだと考えられる。

### 4.2 輝度を用いた AAM 再探索

輝度勾配を AAM 探索で用いることにより、合成顔画像の主観評価を向上させることができた。しかし、中には輝度勾配を取り入れることで AAM 探索(1)よりも AAM 探索(2)の合成画像の精度が低下するケースもあった。これは、原画像と合成画像で輝度が大きく異なり、かつ輝度勾配に近い顔部位 (例えば眉毛と目など) が両画像で重なる場合に起こる。このような場合、AAM パラメータを微分行列に従い動かすと、輝度勾配の誤差が大きくなるため、AAM パラメータが局所解に陥り、探索が終了してしまうからである。

この問題を解決するために、AAM 探索(2)で収束した AAM パラメータを初期値とし、輝度のみを用いた従来手法の AAM 探索を改めて行う方法を検討する。こうすることで、輝度勾配の

表 2 AAM 探索(2), (3)の主観評価

	AAM 探索(2)	AAM 探索(3)
平均評点	1.84	1.99
標準偏差	1.29	1.32



図 6 AAM 探索(2), (3)による合成画像

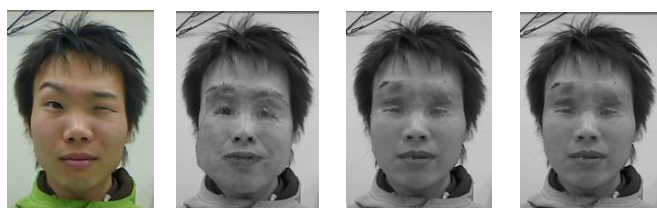


図 7 AAM 探索(1), (2)および(3)による合成画像:失敗例

影響を受けて局所解に陥ってしまった AAM パラメータが、再探索される。また、AAM 探索(2)で良好な近似画像を合成したデータに関しては、近似解が初期値として与えられるため、さらに合成画像の精度向上が期待できる。

以下では、(3)収束した AAM パラメータを初期値とし、輝度のみを用いた AAM 探索と、先に述べた AAM 探索(2)について、近似画像の精度をアンケートにより比較した。アンケートは 9 人に対して行い、無作為に選出した研究室の男性の画像を未知画像とした、AAM 探索(2), (3)による合成画像 30 枚について 5 段階(1:低⇔5:高)で評価させた。その結果を表 2 に示す。

表 2 より、AAM 探索(2)に比べて AAM 探索(3)の主観評価が向上したことが分かる。図 6 に AAM 探索(2), AAM 探索(3)の合成画像を示す。AAM 探索(3)により、主観評価による評点が高くなった。この他にも、AAM 探索(1)に比べて AAM 探索(2)で悪化したデータに関しては、AAM 探索(3)により AAM 探索(1)と同等の精度を得られた。これは、AAM 探索(2)において輝度勾配の影響を受けて局所解に陥っていたが、AAM 探索(3)において輝度のみを扱うことで輝度勾配の影響を防いだからである。しかし、図 7 に示すように、AAM 探索(2), (3)を用いても満足できる合成画像が得られないケースもあった。AAM 探索(1)に比べて、口の周辺に関しては AAM 探索(2), (3)により改善されているが、目の周辺に関しては著しい改善が見られず、主観評価も低い。一方、図 4 では AAM 探索(1)に比べて AAM 探索(2)の合成顔画像が目の周辺において改善され、主観評価も向上した。つまり、主観評価は目の周辺の合成精度への依存性が高いと考えられ、目の周辺に重み付けをするなど、AAM 探索における誤差の評価法の改善が必要といえる。

## 5. まとめ

本稿では、輝度だけでなく輝度勾配を考慮した AAM 探索を検討し、従来手法と比較した。輝度のみを用いる従来の AAM 探索よりも、輝度勾配を用いた AAM 探索で合成した顔画像の評価が上回る結果となった。ただし、輝度勾配を用いた AAM 探索では、従来手法よりも合成画像の精度が悪化してしまうケースがあった。この問題を解決するために、輝度勾配を用いた AAM 探索により得られる AAM パラメータを初期値とし、輝度のみを用いた従来の AAM 再探索を行った。この AAM 再探索によって更に評価の高い顔画像を合成できた。しかし、輝度および輝度勾配を用いた AAM 探索では、満足できる主観評価が得られないケースもあった。これは、合成精度が改善される顔部位に影響され、特に目の周辺の精度を改善すると主観評価の向上に繋がっていると考えられる。そのため、目の周辺に重みを付けなど、目の周辺の合成精度の改善が必要となる。今後、この問題に対処していきたい。

## 参考文献

- [Breazeal 05] C. Breazeal, D. Buchsbaum, J. Ray, and B. Blumberg: Learning From and About Others: Towards Using Imitation to Bootstrap the Social Competence of Robots, *Article Life*, vol. 11, 2005
- [Fukui 10] R. Fukui, K. Katsurada, Y. Iribe, and T. Nitta: Facial Expression Mimicking System, *Proceedings of International Conference on Pattern Recognition 2010*, pp.3776-3779, 2010.
- [Cootes 98] T. F. Cootes, G. J. Edwards, and C. J. Taylor: Active Appearance Models, *European Conference on Computer Vision 1998*, vol. 2, pp. 484-498, 1998.
- [Cootes 01] T. F. Cootes, C. J. Taylor: On Representing Edge Structure for Model Matching, *Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition 2001*, vol. 1, pp. 1114-1119, 2001.
- [Ghys 08] C. Ghys, M. Taron, N. Paragios, B. Bascle, and N. Komodakis: Expression Mimicking: from 2D Monocular Sequences to 3D Animations, *Advances in Visual Computing: Third International Symposium, ISVC 2007, Proceedings*, pp. 621-630, 2008
- [Hunty 10] M. de la Hunty, A. Asthana, and R. Goecke: Linear Facial Expression Transfer With Active Appearance Models, *International Conference on Pattern Recognition 2010*, pp. 3789-3792
- [Ross 07] A. Ross: Procrustes Analysis, Technical Report, Department of Computer Science and Engineering, University of South Carolina, SC 29208, 2007.
- [Scott 03] I. M. Scott, T. F. Cootes, and C. J. Taylor: Improving Appearance Model Matching Using Local Image Structure, *Proceedings of Information Processing in Medical Imaging*, pp. 258-269, 2003
- [Terzopoulos 90] D. Terzopoulos and K. Waters: Physically-Based Facial Modeling, Analysis, and Animation, *Journal of Visualization and Computer Animation*, vol. 1, no. 2, pp. 73-80, 1990