

推薦論文

# 老化時の皺の個人性を考慮した経年変化顔画像合成

サフキン パーベル<sup>1</sup> 加藤 卓哉<sup>1</sup> 福里 司<sup>1</sup> 森島 繁生<sup>2</sup>

受付日 2015年11月9日, 採録日 2016年4月5日

**概要:** 人物の顔には老化にともない, しみやくすみ, 皺やたるみが発生し, 顔の印象が大きく変化する. このことから, 経年変化顔生成技術は長期的な犯罪捜査や行方不明者の捜索に必要となる. 既存研究の1つは, 年代別顔画像データベースを用いて入力顔画像を小片画像単位で再構成することで, 写実的な経年変化顔画像を合成する手法を提案している. しかし, この手法を含め, 従来の経年変化顔画像生成手法には, 老化時の人物の個人性を表す重要な要素である人物固有の皺の発生位置や形状を考慮できないという問題があった. そこで本稿では, この問題を解決する新たな経年変化顔画像合成手法を提案する. 具体的には, 若年での表情変化によってできる皺が老化時の皺発生の原因となるという医学的知見に基づき, 表情変化時の顔画像で発生している皺を無表情顔画像へ転写することによって, 老化時の皺の発生位置と形状を推定する. その後, 年代別顔画像データベースを用いて皺の発生位置と形状が推定された結果を小片画像単位で再構成することで経年変化顔画像を合成する. 提案手法は皺の位置や形状の個人性を反映し, また主観評価実験の結果から, その有用性を示した.

**キーワード:** 顔老化, 表情, しわ, 個人性, テクスチャ合成

## Aged Wrinkles Individuality Considering Aging Simulation

PAVEL A. SAVKIN<sup>1</sup> TAKUYA KATO<sup>1</sup> TSUKASA FUKUSATO<sup>1</sup> SHIGEO MORISHIMA<sup>2</sup>

Received: November 9, 2015, Accepted: April 5, 2016

**Abstract:** An appearance of a human face changes with aging: sagging, spots, somberness, and wrinkles would be observed. Considering these changes, aging simulation techniques that estimate an aged facial image is required for a long-term criminal or missing person investigation. One of the latest works proposed a photorealistic aging simulation method using a patch-based facial image reconstruction. However, including this method, the latest works had a problem that they cannot represent an individuality of wrinkles which is one of the most important features that represent the human individuality. The individuality of wrinkles is defined by the shape and the position. In this paper, we introduce a novel aging simulation method with patch-based facial image reconstruction, which could overcome problem mentioned above. To preserve a wrinkles individuality, wrinkles which is in an expressive facial image is synthesized to an input image based on a medical knowledge. Our method represents the individuality of wrinkles, and subjective evaluation results describe that our method generates more accurate results when compared our work and the previous work with the ground truth.

**Keywords:** facial aging, expression, wrinkles, individuality, texture synthesis

### 1. はじめに

顔の特徴は人物の個人性を強く反映する重要な要素であ

り, 空港の入国審査等の防護設備での本人確認においてしばしば利用されている. 顔の個人性においては顔のパーツだけでなく, 顔表面の肌の特徴も重要である [1].

また, これらの特徴は年齢を重ねるに従い表情筋の運動や生活習慣に依存して変化する. 加齢にともない, 人物の

<sup>1</sup> 早稲田大学  
Waseda University, Shinjuku, Tokyo 169-8555, Japan

<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,  
Shinjuku, Tokyo 169-8555, Japan

本論文の内容は2015年2月の第158回グラフィクスとCAD研究発表会にて報告され, 同研究会主査により情報処理学会論文誌ジャーナルへの掲載が推薦された論文である.

顔にはしみやくすみ、皺の発生にともなう顔表面の変化や、たるみによる顔形状の変化が見られるようになる。そのため、同一人物であっても顔の印象は離れた年齢間で大きく異なる。なかでも、皺の発生は対象人物の顔の印象を大きく変化させる。皺の発生要因には表情筋の繰り返し運動と老化にともなう肌の弾力低下という内的要因や、喫煙の有無、直射日光の照射時間といった外的要因が存在する [2], [3], [4]。その結果、人物の顔には小皺等の形状の小さな皺と、法令線や額の皺、目元の皺等の形状の大きな皺が複数発生する。特に、皺の発生には人物固有の表情筋の運動が起因するため、皺は老化にともなう顔の印象の変化に大きく関係するとともに、人物の老化後の個人性を強く反映する要素となる。

こうした背景から、長期にわたる犯罪者や行方不明者の捜索において、事件当時の写真から加齢時のリアルな対象人物の顔を推定することができれば、事件解決の手がかりとなることが予想される。経年変化顔画像を医学的な知識を持ったアーティストの手作業によって作成する方法も存在するが [5]、1枚の顔画像を生成するには高度な技術を要し、多数存在する犯罪者や行方不明者各個人のリアルな経年変化顔画像を生成することは困難である。そのため、対象人物の顔画像から経年変化顔を生成する研究が多数行われてきた。しかし、若年の顔画像には老化時の人物固有の皺の発生を予測する手がかりが少ない。そのため、従来手法では依然として皺の発生位置や形状の個人性（以下、皺の個人性）を考慮できていなかった。

そこで本稿では、老化にともない生じる皺が若年での表情変化時に生じる皺（以下、表情皺）に起因するという医学的知見 [2] に基づき、表情変化時の顔画像（以下、表情付き顔画像）を用いて皺の個人性を考慮した経年変化顔画像合成手法を提案する。はじめに、無表情顔画像と表情付き顔画像を用い、表情付き顔画像の表情皺を無表情顔画像に転写する。これにより、老化時の皺の発生位置と形状が求まった顔画像（以下、表情皺転写結果）を得る。その後、目標年代の顔画像データベースを用いて小片画像（以下、パッチ）単位で表情皺転写結果を再構成することで年代らしい皺やしみ、くすみ等の特徴を表現する。最後に、再構成結果を無表情顔画像に合成することにより、表情皺から考慮される皺の個人性を反映した経年変化顔画像を得る。

## 2. 関連研究

経年変化顔生成には様々な手法があるなか [6]、主として線形結合モデルが用いられている。Patterson ら [7] は、20代から30代の人物の顔画像に対して Active Appearance Model (AAM) [8] のパラメータを取得し、年齢との関係の定式化を行った。Park ら [9] は、各年齢の特徴を表すパラメータを学習し、学習結果と顔の AAM を用いて人物の経年変化顔画像を生成した。Suo ら [10] は、顔のパーツ

ごとに AAM を構成し、年代間の顔の各パーツの関係を確率的に記述することで経年変化顔画像を生成した。一方、Scherbaum ら [11] は Morphable Model [12] を用いて顔のパラメータと年代の関係を Non-linear Support Vector Regression により求める手法を考案した。また、平均顔を用いた手法として、Kemelmacher-Shlizerman ら [13] の手法があげられる。彼らは、年齢別にインターネットから収集した顔画像を用いて、各年代の平均顔画像を生成した。その後、入力顔画像の肌の色や照明環境を考慮して目標年代の平均顔画像の特徴を付与することで、幅広い年齢の経年変化顔画像の生成を実現した。これらの手法は、顔形状の変化等の年齢の一般的な特徴の表現を可能にしている。一方、線形結合モデルを用いて統計的に年齢変化の傾向を求めるこれらの手法では、目や鼻、口等の人物の顔の個人性を表現する部位を保持する制約の設定が困難である。また、これらの研究は老化時の顔表面の質感の個人性表現を主眼に置いていないため、入力人物の皺の個人性の考慮ができないという課題がある。

テクスチャ合成ベースの経年変化顔画像生成の研究として Maejima ら [14] の手法があげられる。この手法は、入力顔画像に実測データの統計に基づいた皺モデルを付加した後、年代別データベースを用いて Visio-ization 法 [15] によりパッチ単位で再構成を行い、再構成結果を元の入力顔画像へ転写することで年代特徴を合成した。年代特徴合成の際、入力顔画像の目や鼻、口等の領域への合成をあらかじめ除外することで、大まかな顔の個人性を保持した経年変化顔画像生成を実現した。しかし、この手法で使用した統計に基づいた皺モデルは各年代に1種類しか存在せず、対象年代が同じ場合、入力人物にかかわらず合成される皺が同じになってしまう。そのため、得られる結果は人物の皺の個人性を考慮できない。

以上の従来研究には共通して、皺の個人性を考慮できないという課題がある。しかし、先述のように皺は老化後の人物の個人性を表す重要な要素である。本研究では犯罪捜査支援を目的としており、老化後の個人特定のためには皺の個人性の考慮も必要となる。また、人物の大まかな顔の個人性の保持も重要であるため、その保持が容易であるテクスチャ合成ベースの経年変化顔画像生成手法が本研究において有用であると考えられる。

そこで本稿ではテクスチャ合成手法である Visio-ization 法を用いて、皺の個人性を考慮した経年変化顔画像合成手法を提案する。本手法では、無表情顔画像に加えて表情付き顔画像を入力とすることで皺の発生位置と形状の推定を行う。また、年代別データベースによる再構成において用いるパッチのサイズを領域ごとに変えることで、皺のような局所的な領域と頬のような顔全体の領域ごとの年代特徴の表現を両立させつつ、Maejima らと同様の手法によって顔の大まかな個人性を保持した合成を行う（詳細は5章に

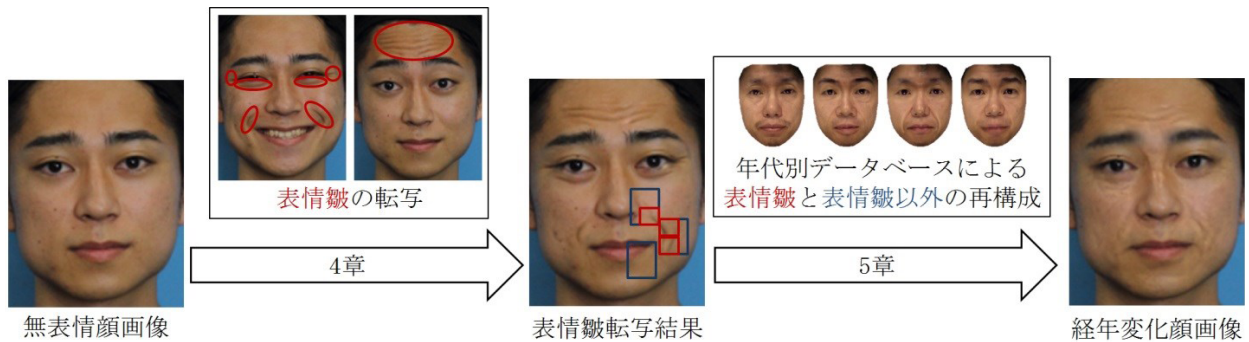


図 1 本手法の流れ

Fig. 1 Our workflow.

記載). 本手法の流れを図 1 に示す. 提案手法は, 以下の点で従来手法と異なる.

- (1) 老化にともない生じる皺が表情皺に起因するという医学的知見 [2] に基づき, 統計に基づく皺モデルではなく表情付き顔画像の表情皺を転写することで, 皺の個人性を考慮した.
- (2) パッチ単位の再構成を一定のパッチサイズで行うのではなく, 表情皺の領域と表情皺以外の領域の分割を行い, それぞれ異なるパッチサイズで行うことで, 転写された皺の位置や形状の再現と頬のような顔全体での年代特徴の表現の両立を可能にした.

### 3. 入力とデータベースの準備

本章では, 経年変化顔画像合成の際に必要な入力顔画像と年代別データベースについて述べる. 3.1 節では, 皺の個人性を考慮するために必要となる入力顔画像について説明する. また, 3.2 節では年代別データベースを構築する際の手順について説明する.

#### 3.1 入力の準備

人物の加齢にともない発生する皺は, 顔に年齢らしさの特徴を付加し, 老化後の人物の顔の印象を決める重要な要素である. 皺の発生要因には様々なものが存在するが [2], [3], [4], Piérard ら [2] は皺の発生要因を老化にともなう皮膚の萎縮, 日光照射による弾性線維破壊, 表情変化による皮下結合組織の剛性低下, 重力の付加による皮膚の弾力低下の 4 つに分類した. 特に彼らは, 表情変化に起因する老化時の皺は, 表情筋によって同じ位置で皮膚が繰り返して収縮され, 皮下結合組織内の剛性構造が破壊されることにより発生することを述べた. ここで, 表情筋の分布や構造は人物によって大きく異なるため, 表情皺の位置や形状も人物によって異なってくる. 以上から, 表情皺は人物固有の皺の発生位置や形状を求める手がかりとして有効であるといえる.

そこで本研究では, 人物の無表情顔画像と表情皺の発生している表情付き顔画像を入力顔画像とすることで, 表情

変化に起因する人物固有の皺の発生位置や形状を考慮する. この際, 入力となる無表情顔画像および表情付き顔画像はおおよそ正面を向いており, 手や髪等による顔の隠ぺいがないものとする. また, 表情付き顔画像に発生している表情皺の位置および形状は表情の種類に依存しないため, 任意の表情付き顔画像を用いる.

#### 3.2 データベースの準備

次に年代別データベースの構築について説明する. Visualization 法 [15] によって入力顔画像をパッチ単位で再構成する際, 経年変化後の肌の特徴や皺を表現するためには目標となる年代の顔画像データベースが必要となる. ここで, 再構成の際に顔が破綻してしまうという問題をさけるため, 目鼻口等の各パーツの位置を統一する必要がある.

そこで本研究では, Maejima ら [14] と同様に顔画像を一定の顔形状に正規化し, 顔の各パーツの位置が統一された年代別データベースを構築する. まず, 同一環境下で撮影された正面顔画像を用意する. 次に, 撮影された顔画像に対して顔の特徴点を取得する. 平均的な顔形状のモデル (以下, 平均顔モデル) を用意し, Noh らの手法 [16] の Radial Basis Functions により平均顔モデルの対応する頂点を顔画像の特徴点に一致させるように平均顔モデルの形状を変形する. その後, 変形前の平均顔モデルの頂点座標と変形された顔モデルの二次元頂点座標をテクスチャ座標として, 入力顔画像のテクスチャを変形前の平均顔モデルへマッピングすることで, 平均顔形状に正規化された顔画像を得る. 最後に, 顔形状が正規化された顔画像を男女別, 年代別に分類することで, 年代別データベースが構築される.

また, 本研究では Kawai らの手法 [17] を用いてデータベース画像群の色味を入力人物の無表情顔画像の色味に統一させたものを用いた. 具体的には, 平均顔形状に正規化された入力人物の無表情顔画像を用意し, パッチに分割する. その後, 年代別データベースのすべての顔画像について, パッチ内の色の平均値を顔形状が正規化された無表情顔画像の対応するパッチの色の平均値に合わせる. 最後



図 2 入力顔画像と表情皺転写について

Fig. 2 Input facial images and expressive wrinkles transfer.

に、隣接するパッチ間で色味を補間することで、無表情顔画像の色味に統一された年代別データベースを得る。

#### 4. 無表情顔画像への表情皺の転写

本章では、無表情顔画像 (図 2(a)) と表情付き顔画像を用意し (図 2(b)), 表情付き顔画像の表情皺を手がかりとして老化時の皺の発生位置と形状が求まった顔画像を生成する方法について述べる。顔画像の生成は、表情付き顔画像の形状正規化, 表情皺の検出, 無表情顔画像への表情皺の転写の 3 段階に分けて行う。

##### 4.1 無表情顔画像への形状正規化

老化時の皺の発生位置と形状が求まった顔画像の生成には、3.1 節で述べたように表情付き顔画像の表情皺を考慮することが有効であるといえる。そこで本稿では、表情皺を無表情顔画像へ転写することで老化時の皺の発生位置と形状を求める手法を提案する。しかし、表情付き顔画像の表情皺を直接無表情顔画像へ転写した場合、表情変化時の顔形状の変形情報を考慮していないため、無表情時の皺の発生位置と形状を正しく合成することができない。そこで、表情付き顔画像の顔形状と無表情顔画像の顔形状の対応をとる必要がある。

手順を具体的に説明する。まず、無表情顔画像と表情付き顔画像の顔の特徴点をそれぞれ取得する。次に、二次元顔モデルを用意し、得られた特徴点情報から Noh ら [16] の Radial Basis Functions を用いて二次元顔モデルの形状を無表情顔画像、表情付き顔画像の各形状にフィッティングする。これにより、フィッティングされた 2 つの二次元顔モデルの頂点間の対応関係を取得する。次に、表情付き顔画像の顔形状にフィッティングされた二次元顔モデルの形状を無表情顔画像の顔形状にフィッティングされたものの形状に合うように変形し、表情付き顔画像のテクスチャをマッピングすることで、無表情顔画像と表情付き顔画像間で形状の対応がとられた画像を得る。得られる正規化画像 (以下、表情正規化顔画像) を図 2(c) に示す。

##### 4.2 表情皺検出

次に、表情正規化顔画像内の表情皺を無表情顔画像へ転写するために、表情正規化顔画像の表情皺を向田らの手

法 [18] を応用して検出する。まず、表情正規化顔画像に適応型二値化処理を適用する。適応型二値化処理とは対象となる画素近傍のグレースケール画素値の分布に対して閾値処理を適用する手法である。次に、二値化画像において、八方向近傍に連続した画素に同じラベル番号を付与するラベリング処理を行い、各ラベル領域のバウンディングボックス (矩形領域) を取得する。本稿では矩形領域をプロップと定義する。その後、目鼻口や顔の輪郭等の明らかに大きなプロップや、皺ではない明らかに小さなプロップを除去する。目鼻口や顔の輪郭に関しては、4.1 節で取得した無表情顔画像の特徴点情報を用いて除去を行った。小さなプロップに関しては、プロップ内の画素数が  $S$  未満であるようなプロップを除去した。現在の実装では、顔領域が約  $1,000 \times 1,000$  画素である画像に対して、 $S = 1.5e + 02$  として除去を行った。そして、プロップがどの程度正方形に近いかと、プロップ内の画素がどの程度プロップを埋めているかの 2 つの指標により皺を検出する。具体的には以下の評価関数 (1) を用いる。

$$\Phi = \alpha * \left\{ 1 - \left| \frac{4}{\pi} \left( \tan^{-1} \frac{h}{w} - \frac{\pi}{4} \right) \right| \right\} + (1 - \alpha) * \frac{s}{wh} \quad (1)$$

$\alpha$  は 0 から 1 までの重み係数であり、 $w$ ,  $h$  はそれぞれプロップの幅, 高さを表し、 $s$  はプロップ内の画素数を表す。式 (1) の第 1 項は、幅と高さから水平線に対するプロップの対角線の角度に関する項である。この角度が 45 度に近いほどプロップは正方形の形状に近くなり、第 1 項の値は大きくなる。式 (1) の第 2 項はプロップ内の画素の密度を表し、密度が高いほど値が大きくなる。ここで、皺と判定されるプロップは 2 通り存在する。1 つ目はプロップが正方形に近く、密度が低い場合である。2 つ目はプロップが正方形から遠い場合である。今回は各プロップで算出した式 (1) の評価値に閾値処理を適用し、皺を検出する。現在の実装では、予備実験の結果  $\alpha = 0.5$ ,  $\Phi < 0.8$  とした。この結果、目付近の領域近傍では横長のプロップ、口付近の領域近傍では縦長のプロップが皺として検出される。しかし、これらの処理は、目付近の領域近傍で検出される縦長のプロップや、口付近の領域近傍で検出される横長のプロップといった皺ではないようなプロップを除去できない。

そこで本研究では、向田らの手法で皺領域の候補を検出

した後、顔領域ごとに皺の形状の妥当性を用いたプロップの除去を行う処理を加えることで、より正確な表情皺検出を行った。具体的には、4.1節で取得された顔の特徴点情報から目と口の領域を指定し、目の領域近傍および上部は縦長のプロップを、口の領域近傍および下部は横長のプロップを、プロップの縦と横の比率を基準として除去した。本稿では、予備実験の結果、目の領域近傍および上部では  $h/w > 1.5$ 、口の領域近傍および下部では  $w/h > 1.5$  となるプロップを除去した。最終的な検出結果を図 2(d) に示す。

#### 4.3 無表情顔画像への表情皺転写

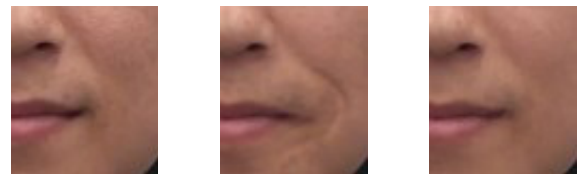
表情正規化顔画像内の表情皺を無表情顔画像へ転写し、老化時の皺の発生位置と形状が求まった顔画像を生成する。ただし、表情皺領域を直接合成した場合、境界線が発生し、年代別データベースを用いて顔画像を再構成した際、不自然な結果が得られてしまう。そこで、表情正規化顔画像内の表情皺を無表情顔画像内で転写する方法として、Pérezらの Poisson Image Editing [19] を用いる。この手法は、転写元画像の輝度勾配情報を転写することにより、転写先の色味を考慮した自然な合成を行うものである。RGB 各チャンネルの画素値（以下、RGB 輝度値）を  $f$ 、転写先の画像の RGB 輝度値を  $f^*$  とし、転写する領域を示す画像（以下、マスク画像）で指定される領域内部の RGB 輝度勾配を  $v$  とすると、式 (2) を用いて転写結果を得る。

$$\operatorname{argmin} \int_{\Omega} |\Delta f - \nabla \cdot v|^2 d\Omega \text{ with } f|_{\partial\Omega} = f^*|_{\partial\Omega} \quad (2)$$

$\Omega$  はマスク画像で示される領域を表す。今回の場合、転写先は無表情顔画像、転写元画像は表情正規化顔画像、マスク領域は図 2(d) に示したような表情正規化顔画像内の表情皺のある領域を指す。しかし、表情皺のある領域を示すマスク画像として表情皺検出結果を直接用いた場合、マスク領域の境界で表情皺が平滑化されてしまい、表情皺の太さや長さを正確に転写することができない。そこで、表情皺転写の際の式 (2) でのマスク領域は表情皺検出結果に膨張フィルタをかけて領域を広げたものを用いた。得られる転写結果を図 2(e) に示す。ここで、入力人物の無表情顔画像ですでに皺が発生している場合は、表情皺検出結果のうち無表情顔画像で皺の発生していない領域のみを手動で指定して表情皺転写を行った。

### 5. 転写結果再構成による経年変化顔画像合成

本章では、4章で得られた表情皺転写結果を用いて経年変化顔画像を合成する方法について述べる。経年変化顔画像合成は、Visio-lization 法 [15] による年代別データベースを用いた表情皺転写結果の再構成、無表情顔画像への再構成結果の合成の 2 段階に分けて行う。



入力顔画像 (一部) 再構成結果 (一部) 再構成結果 (一部)  
パッチサイズ:大 パッチサイズ:小

図 3 パッチサイズ変更にもなう再構成結果の変化  
Fig. 3 Appearance changes by different patch size.

#### 5.1 パッチサイズ変更にもなう再構成結果の変化

年代別データベースを用いて顔画像を再構成する際、再構成結果の特徴はパッチサイズにより変化する。その違いを図 3 の一部拡大した画像で示す。このとき、Visio-lization 法と同様に RGB ユークリッド距離が最小となるようなパッチをデータベース画像群から選択した。ただし、年代別データベースは Kawai らの手法 [17] により入力顔画像の色味に合わせたものを用いた。また、選択されるパッチの質感の違いを明確にするため、パッチ間の重複および重複区間でのパッチ間の連続性の考慮は行わなかった。図 3 から、パッチサイズが大きいほど再構成結果は皺やくすみ等の目標年代の特徴を反映することが分かる。またパッチサイズが小さいほど、再構成結果は入力顔画像の現在の特徴を保持することが分かる。そこで本手法では、表情皺の位置や形状を再現するために、表情皺の領域では小さなパッチで再構成を行う。また、表情皺以外の領域では顔全体に目標年代の特徴を付加するために、大きなパッチで再構成を行う。

#### 5.2 年代別データベースを用いた再構成

表情皺転写結果を年代別データベースによりパッチ単位で再構成し、目標年代の特徴を表現する。まず、表情皺転写結果の顔形状を年代別データベース構築の際に用いた平均顔モデルの形状に合うように正規化する。この際、転写された表情皺が顔の特徴点検出に影響を与えないようにするため、形状正規化には無表情顔画像の顔特徴点情報を用いる。その後、正規化された表情皺転写結果を大きいパッチ（以下、大パッチ）で分割する。ここで、大パッチ内に表情皺が存在しない場合は、大パッチを表情皺以外のパッチとして再構成を行う。大パッチ内に表情皺がある場合、表情皺の領域は小さいパッチ（以下、小パッチ）で再構成を行い、大パッチ内の残された領域は、それ全体を表情皺以外のパッチとして再構成を行う。表情皺パッチ、表情皺以外のパッチを指す領域の例を図 4 に示す。このとき、表情皺の領域と表情皺以外の領域は、表情皺検出結果（図 2(d)）を用いて指定した。入力人物の無表情顔画像ですでに皺が発生している場合は、表情皺転写で用いた皺検出結果に加え、無表情顔画像の皺を検出した結果も領域指

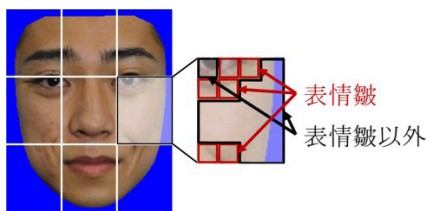


図 4 表情皺パッチとそれ以外のパッチの指定例

Fig. 4 Expressive wrinkles and other region assignment.

定に用いた. Maejima ら [14] と異なり, しみやくすみの詳細な特徴を表現するためにパッチどうしの重複は行わなかった. 加えて, 対象パッチの RGB 輝度値のみに依存した適切なパッチが選ばれるようにするため, Maejima らのパッチ間の連続性を考慮する制約は用いなかった. 次に表情皺パッチ, 表情皺以外のパッチ再構成の際の類似尺度について説明する. 表情皺パッチは, 以下の評価尺度で再構成を行う. 平均顔形状に正規化された表情皺転写結果を  $I$ , 年代別データベース内の目標年代の顔画像群のうち,  $n$  番目の顔画像を  $D^n$  とする. このとき, RGB ユークリッド距離を用いて定義される以下のエネルギー関数が最小となるようなパッチを選択する.

$$E_{wrinkle}(n) = \sum_{(x,y) \in P} \|I_{patch}(x,y) - D^n_{patch}(x,y)\|_2^2 \quad (3)$$

$I_{patch}(x,y)$ ,  $D^n_{patch}(x,y)$  は各パッチ内のある画素  $(x,y)$  の RGB 輝度値ベクトル  $(R,G,B)$  を表し,  $P$  は表情皺パッチ内部の領域全体を表す. この式により, 入力人物の色味を考慮したパッチが選択される. ここで, 表情皺の位置や形状を正確に再現するために, 表情皺パッチの再構成には対応する位置のパッチに加え, 同心円上に一定の範囲までパッチの探索を行った.

表情皺以外のパッチの再構成については, 以下のエネルギー関数が最小となるようなパッチを選択する.

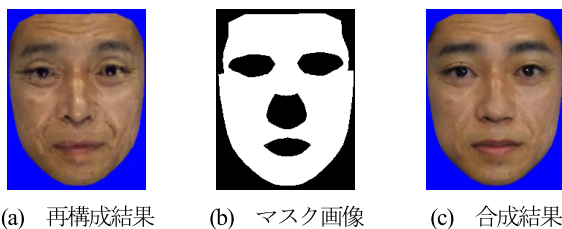
$$E_{other} = \beta * E_{RGB} + (1 - \beta) * E_{HOG} \quad (4)$$

$\beta$  は 0 から 1 の重み係数である. また  $E_{RGB}$ ,  $E_{HOG}$  はそれぞれ式 (5), (6) で表される.

$$E_{RGB}(n) = \sum_{(x,y) \in P^*} \|I_{patch}(x,y) - D^n_{patch}(x,y)\|_2^2 \quad (5)$$

$$E_{HOG}(n) = \|HOG(I|P^*) - HOG(D^n|P^*)\|_2^2 \quad (6)$$

$P^*$  は表情皺以外のパッチ内部の領域全体を表す. 式 (5) は式 (3) と同様に RGB ユークリッド距離を, 式 (6) は Histograms of Oriented Gradients (HOG 特徴量) [20] により, 勾配方向のヒストグラムの距離を評価尺度として用いている. 上記の式により, 入力人物の色味を考慮した再構成が行われる. さらに, HOG 特徴量を用いることで, しみやくすみ, 肌に光沢があるようなパッチの選択を可能に



(a) 再構成結果 (b) マスク画像 (c) 合成結果

図 5 再構成と年代特徴の合成について

Fig. 5 Patch-based reconstruction and synthesized result.

し, 目標年代の特徴をより強く反映することができる. 今回は, 予備実験の結果,  $\beta = 0.5$  として再構成を行った. 得られる再構成結果を図 5(a) に示す.

### 5.3 無表情顔画像への再構成結果の合成

再構成結果にはパッチ間の境界線が発生し, 経年変化顔画像として不自然な結果になる. また, 再構成結果では入力人物の目鼻口の個性が考慮されていない. そこで Maejima ら [14] と同様に, 目鼻口の顔パーツを保持しつつ再構成結果を無表情顔画像へ転写して年代特徴を合成することにより, 顔の大まかな個性が保持された自然な経年変化顔画像を生成する. ここで, 5.2 節で得られる再構成結果の顔形状は無表情顔画像と異なる. そのため, まず平均顔形状に正規化された無表情顔画像への再構成結果の合成を考える. このとき, 入力人物の色味を保持するため Tanaka らの手法 [21] を用いて再構成結果の合成を行う.

求めたい画素の RGB 輝度値を  $g$ , 顔形状が正規化された無表情顔画像の画素の RGB 輝度値を  $g^*$ , 転写する再構成結果の画素の RGB 輝度値を  $h$  とすると,  $g$  は以下の式により求められる.

$$\operatorname{argmin}_T \int_T (|\Delta g - \nabla \cdot \mathbf{v}|^2 + \varepsilon |g - r|^2) dT \quad (7)$$

ここで,  $T$  は画像領域全体を表し,  $r$  は保持したい色味 (指定する画像の RGB 輝度分布) である.  $\varepsilon$  は重み係数であり, 今回は予備実験の結果,  $\varepsilon = 5.0e - 03$  とした.  $\mathbf{v}$  はマスク  $\Psi$  により

$$\mathbf{v} = \begin{cases} \nabla h & \text{if } g_p \ni \Psi \\ \nabla g & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

として求まる RGB 輝度勾配である.  $g_q$  は注目画素  $q$  における RGB 輝度値を表し, マスク  $\Psi$  は入力人物の目鼻口以外の顔領域全体を表す (図 5(b)). 目鼻口の領域は, あらかじめ平均顔モデル上で指定したものをを用いた. このとき,  $\Psi$  の内外ともに  $r = g^*$ , 本手法の場合,  $r$  に平均顔形状に正規化された入力人物の無表情顔画像の RGB 輝度分布を指定することにより, 入力人物の色味を保持した転写結果を得る. ここで, 再構成結果の RGB 輝度勾配に関しては, パッチ間のつなぎ目では隣接するパッチの勾配の平均値を用いた. 得られる合成結果を図 5(c) に示す.

最後に, 得られた結果の顔形状を元の無表情顔画像の形

状に合わせ、背景を埋め込むことで経年変化顔画像を得る。

## 6. 実験結果と評価

### 6.1 実験結果

図 6 に 20 代男性の無表情顔画像と笑顔、驚きの表情付き顔画像を入力としたときの 50 代から 70 代までの本手法の適用結果と Maejima らの手法による適用結果、および 20 代男性の表情皺に印を付けた顔画像を示す。また、図 7 に 20 代男性の無表情顔画像と笑顔の表情付き顔画像を入力としたときの 50 代での本手法の適用結果と Maejima らの手法による適用結果、および入力人物が実際に目標年代 (図 7 の場合、50 代) まで老化したときの顔画像 (以下、正解顔画像) を示す。このとき、表情皺が顔の右側だけに存在する表情付き顔画像を用いたため、無表情顔画像の右側だけに表情皺が転写された結果で経年変化顔画像合成を行った。さらに、図 8 に 20 代女性が入力の際の結果を示す。今回は入力する表情付き顔画像の一例として図 6 には

笑顔および驚きの表情、図 7, 8 には笑顔の表情のみを用いた。ここで、平均顔形状に正規化された顔画像の解像度は  $300 \times 300$  画素で統一した。また、Maejima らの手法においてはパッチサイズを  $40 \times 40$  画素とし、パッチの重複を 20 画素とした。本手法では大パッチのサイズは  $75 \times 75$  画素、小パッチのサイズは  $5 \times 5$  画素とし、表情皺パッチ

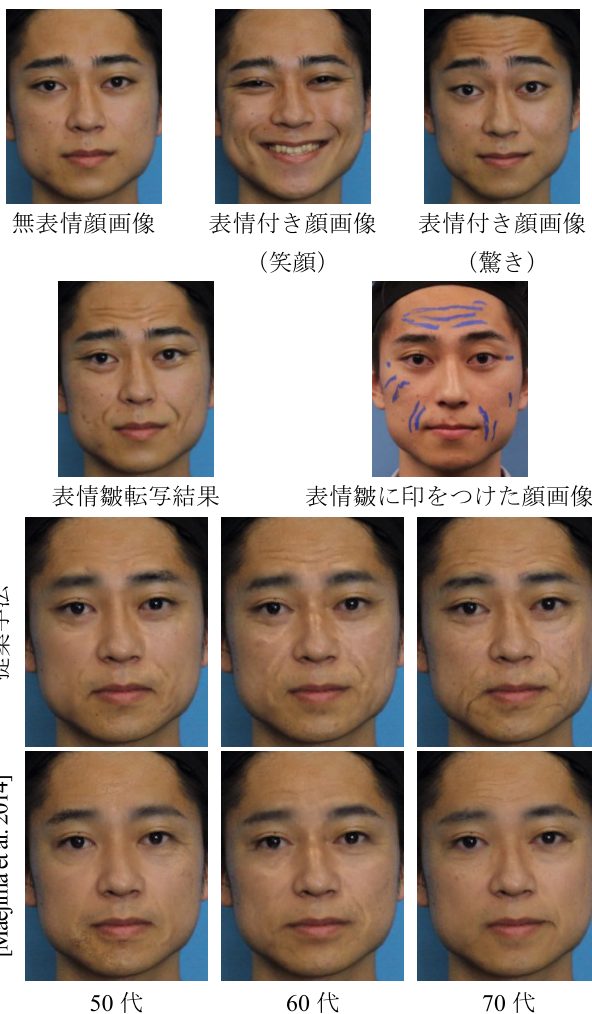


図 6 20 代男性入力時の提案手法と従来手法 [Maejima et al. 2014] の比較

Fig. 6 21-30 years old male input results of our method and previous work [Maejima et al. 2014].



図 7 20 代男性入力時の 50 代での生成結果  
Fig. 7 21-30 years old male input results at 51-60.

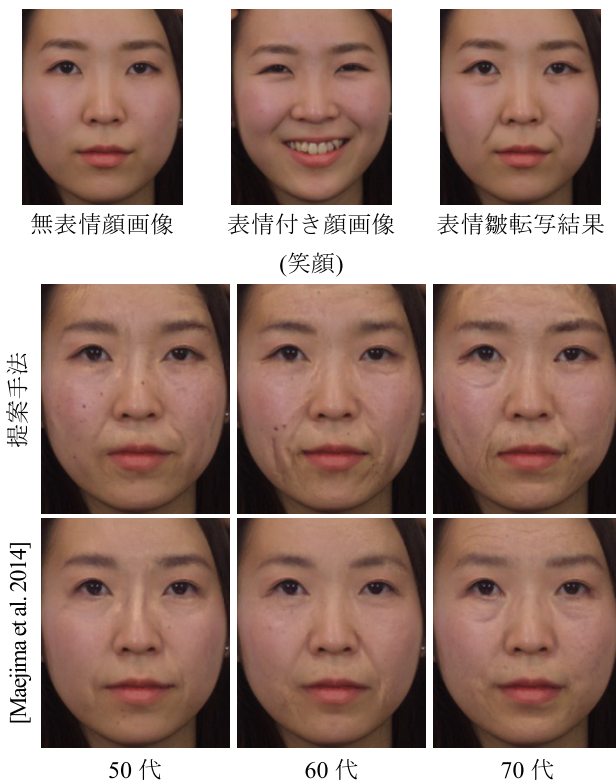


図 8 20 代女性入力時の提案手法と従来手法 [Maejima et al. 2014] の比較

Fig. 8 21-30 years old female input results of our method and previous work [Maejima et al. 2014].

表 1 本手法で用いたデータベースの年代別 (枚)  
Table 1 The number of pictures of the database.

	男性	女性	小計
20代	14	27	41
30代	22	31	53
40代	36	71	107
50代	7	9	16
60代	10	10	20
70代	9	5	14
合計	98	153	251

再構成の際の小パッチの探索範囲は 80 画素先までとした。いずれの手法においても、これらのパラメータは経験的に決定した。また、今回用いたデータベースの年代別の枚数について表 1 に示す。

図 6 の各年代で表情皺に印を付けた顔画像を従来手法、提案手法の各年代での生成結果と比較すると、本手法は額や法令線、目元の皺が表情皺に印を付けた顔画像の位置や形状に近くなっていることが分かる。また、図 7 で正解顔画像を従来手法、提案手法と比較すると、画像右側の法令線や目元の皺に着目したとき、提案手法は法令線と目元の皺が正解顔画像のものに近くなっていることが分かる。ここで Piérard ら [2] の記述より、これらの提案手法適用結果は皺の個性を反映していることが分かる。また、図 8 の適用結果を比べると、表情皺転写を行っていない領域で提案手法のほうが Maejima らの手法よりも皺やしみ、くすみが顕著に現れており、より目標年代らしい顔の質感を表現していることが分かる。これは、パッチ間の重複を行わず、連続性を考慮しなかったことでパッチの重複区間で画像がぼけなくなり、皺やしみ、くすみのないパッチが選択されたときの影響が周辺に伝搬することがなくなったことが要因であると考えられる。

## 6.2 主観評価実験

### 6.2.1 実験手順

本手法の有効性を検証するため、経年変化顔画像合成結果について以下のような主観評価実験を行った。まず、正解顔画像のある 20 代の男女 15 人 (男性 11 人、女性 4 人) の無表情顔画像と表情付き顔画像、老化後の顔画像をインターネットから検索し、老化後の顔画像を正解顔画像として、その年代を目標年代とした本手法と Maejima らの手法 (以下、従来手法) での適用結果をそれぞれ取得した。15 人の人物の正解顔画像の年代は 50 代が 2 人、60 代が 9 人、70 代が 4 人であった。このとき、対象人物の 20 代での表情付き顔画像の解像度の関係で皺検出が困難である場合は、表情皺転写時に皺領域を指定するマスク画像は手動で位置と形状を指定したものをを用いた。また、15 人の対象人物の選択基準として、正解顔画像において皺の発生や肌

人物10(男性)



図 9 主観評価実験の提示方法

Fig. 9 Displaying manner of the subjective evaluation.

表 2 主観評価実験における評価項目

Table 2 Evaluation items in the subjective evaluation.

評価値	合成の自然さ	正解顔画像との比較評価
1	自然でない	A が近い
2	どちらかと言えば自然でない	どちらかと言えば A が近い
3	どちらとも言えない	どちらとも言えない
4	どちらかと言えば自然	どちらかと言えば B が近い
5	自然である	B が近い

の質感の変化が顕著に確認できる画像が入手可能であるような人物を用いた。主観評価実験の提示方法は図 9 に示すように、正解顔画像の両隣に提案手法、従来手法を左右ランダムに顔画像 A、顔画像 B として配置し、若年時の無表情顔画像も提示した状態で男女 32 人 (男性 21 人、女性 11 人) を被験者として回答させた。この際、老け顔や童顔等の人物の見目の特徴にかかわらず、対象人物の老化の仕方を基準に評価してもらうため、若年時の無表情顔画像および正解顔画像には実際の年代を記載した。また、目標年代が正解顔画像の年代と同じであることを強調するため、A、B の生成結果には目標年代を記載した。具体的な評価項目は、顔画像 A、B の合成の自然さをそれぞれ 5 段階で評価する項目、顔画像 A、B が何年代に見えるかを 10 代単位でそれぞれ 20 代から 70 代の範囲で評価する項目、そして顔画像 A と B を正解顔画像と比較して、どちらがより正解顔画像に近いかを「皺の年代らしさ」、「皺の個人らしさ」、「皺以外の肌の質感の年代らしさ」の観点から 5 段階でそれぞれ評価する合計 7 つの項目を設けて実験を行った。合成の自然さ、正解顔画像との比較の際の 5 段階評価項目の詳細を表 2 に示す。ここで、皺の年代らしさとは、皺の質感が正解顔画像にどのくらい近いのか、皺の個人らしさとは、皺の位置や形状が正解顔画像にどのくらい近いのか、肌の質感の年代らしさとはしみやくすみといった皺以外の質感が正解顔画像にどのくらい近いのかをそれぞれ表す。

### 6.2.2 評価結果

図 10 に正解顔画像と提案手法、従来手法を比較したとき、皺の年代らしさ、皺の個人らしさ、肌の質感の年代らしさの項目においてどちらの手法が正解顔画像に近いかについて、従来手法に近いときの評価値を 1、どちらでもないときを 3、提案手法に近いときの評価値を 5 としたとき



表 3 合成の自然さと年代誤差における統計量算出結果

Table 3 Statistics according synthesis quality and age error.

	年代誤差		合成の自然さ	
	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差
提案手法	13.4	7.60	3.41	1.22
[Maejima et al. 2014]	25.4	7.23	3.93	1.06

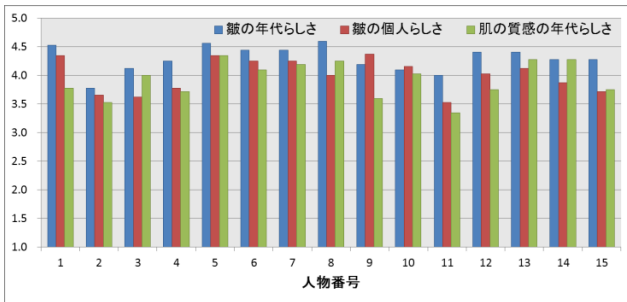


図 10 皺と肌の質感に関する評価結果

Fig. 10 Evaluation regarding wrinkles and skin texture.

の各対象人物での被験者 32 人分の評価値を平均した値（以下、スコア）を表すグラフを示す。表 3 に提案手法、従来手法の適用結果がそれぞれ何年代に見えるかの項目について、各対象人物における被験者の回答した年代を正解顔画像の年代（以下、正解年代）から差し引いた値（以下、年代誤差）を全対象人物において被験者 32 人で平均した値とそのときの標準偏差を示す。また、表 3 に提案手法、従来手法それぞれでの合成の自然さについて同様に計算した平均値とその標準偏差を示す。

### 6.2.3 考察

皺の年代らしさ、皺の個人らしさ、肌の質感の年代らしさの項目についての考察を行う。この評価では、スコアが 3.0 を超えた場合に提案手法が従来手法に比べ個人らしさ、あるいは年代らしさを表現しているといえる。図 10 を見ると、どの対象人物においてもスコアが 3.0 を超えていることが分かる。また、皺の年代らしさにおけるスコアの平均値と標準偏差はそれぞれ 4.29 と 0.836、皺の個人らしさでは 4.00 と 0.978、肌の質感の年代らしさでは 3.93 と 0.975 であった。このことから、値にばらつきはあるものの、提案手法は従来手法に比べ、これらの 3 つの項目すべてにおいてより皺の個人性や年代らしさ、肌の質感の年代らしさを反映した経年変化顔画像を生成していることが分かる。

経年変化顔画像の生成において、生成結果が正解顔画像の印象に近いかどうかを判断する必要があり、その指標として生成結果が何年代に見えるかという評価項目を設けた。本研究で行った主観評価実験は各画像に年代を記載することで老け顔や童顔によらない人物固有の老化基準での回答をさせているため、年代誤差は経年変化顔画像の妥当性を評価するうえで有用な指標であるといえる。表 3 の平均値、標準偏差から、年代誤差において提案手法は Maejima

らの手法に比べ、正解年代に近い生成結果を得ている。すなわち、提案手法は従来手法に比べ、より目標年代らしい印象の経年変化顔画像を生成していることが分かる。

生成結果の合成の自然さに関して、表 3 から提案手法、従来手法ともに平均値が 3.0 以上であることが確認できるが、従来手法が提案手法に比べ自然な結果を生成していることが分かる。この原因として、提案手法で合成する皺の質感が顔全体で統一されていなかったため、不自然な印象の結果が生成されたことが考えられる。

### 6.3 本手法の問題点

図 6, 8 の本手法適用結果において年代間の皺に注目すると、表情皺転写により指定した皺の特徴に大きな変化がみられないことが分かる。この原因として、年代間の皺の質感の変化を考慮しなかったことが考えられる。これは、年代間の皺の質感に関する変化の傾向を統計的に求めて、皺の濃さ、長さ等を各年代の経年変化顔画像において考慮することで解決できると考えられる。年代間の皺の連続性については、図 8 の 60 代と 70 代の本手法適用結果に注目すると、60 代で発生していた皺が 70 代でなくなり、別の位置に異なる形状の皺が発生しており、老化の過程として不連続な皺が得られるといった不自然な結果になっていることが確認できる。そこで今後は、Suo ら [10] のように前の年代の特徴を残しつつ、年代間の遷移を考慮した皺の付加を行う必要があると考えられる。より正解顔画像の見た目の年代に近い印象の経年変化顔画像を生成するためには、老け顔や童顔等といった入力人物の見た目の特徴の考慮が必要になる。その際、人物の生活環境によって老化時に生じる皺の種類が異なってくることも考えられる。そこで今後は、入力人物の見た目の特徴に対応した年代別データベースを構築し、入力人物によって使い分けことや、生活環境と発生する皺の種類の関係性を解明し、入力人物に最適な表情付き顔画像を選択する手法を検討する予定である。6.2.3 項で述べたように本手法適用結果の合成の自然さが失われている点については、図 8 の 60 代での本手法適用結果のような、異なる質感の皺が複数の箇所が発生していることが原因であると考えられる。これは、顔全体の質感の一貫性も考慮した評価尺度による皺やしみ、くすみ等の特徴の付加を行うことで、合成の自然さが向上すると考えられる。また、今回用いた皺検出手法は、表情付き顔画像の解像度が低い場合等においては、表情皺が誤検出される

ことがある。口元付近で発生する形状が十分に大きく、縦長であるようなえくぼも除外することが困難である。そのため、一部の結果においては転写する表情皺の位置と形状を手動で指定した。そこで今後は、機械学習等を用いて解像度や照明環境、陰影に依存しない表情皺検出手法を提案していく予定である。その他の課題として、各顔領域での表情筋の動き方の解析によるより正確な無表情顔画像への表情正規化手法の提案や、顔向きおよび顔の隠ぺいに対応した手法、照明環境や陰影に依存しないテクスチャベース合成手法の提案、Kemelmacher-Shlizermanら[13]の手法適用による顔のたるみ表現も考慮した経年変化顔画像合成を行う予定である。

## 7. まとめと今後の展望

本研究は、老化にともなう皺の発生が表情皺に起因するという医学的知見[2]に基づき、表情付き顔画像の表情皺を無表情顔画像へ転写した。加えて、年代別データベースを用いたパッチ単位での再構成の際、表情皺の再構成と表情皺以外の再構成に関して異なるサイズのパッチを設けた。これにより、皺の個人性を考慮するとともに、再構成の際、付加された皺の位置や形状の再現と顔全体の年代特徴の表現を両立させる経年変化顔画像合成手法を提案した。また、主観評価実験により、従来手法と比較して皺の個人性保持や、生成結果の年代の見え方、皺と肌の年代らしさに関する質感の近さの観点で本手法が有効であることを示した。

本研究には広い拡張性がある。近年、皺を含めた三次元顔形状復元[22]や、表情アニメーションの作成手法[23]が提案されるなど、二次元の顔動画像を用いた研究が幅広く行われている。こうした研究は、二次元動画像から正確な情報を取得することに主眼を置いたものであり、老化後の顔のような、対象人物の動画像に存在しない特徴を表現することはできない。本研究は、このような手法に対して人物の老化後の皺の個人性を考慮した経年変化顔画像を提供することができる。それにより、今までは不可能であった経年変化後の三次元顔形状復元やリアルな表情アニメーションの作成を可能とする。これにより、本稿で目的として掲げた犯罪捜査だけでなく、エンタテインメント分野や医療分野等、幅広い分野に応用可能なシステムの実現を目指したい。

**謝辞** 本研究は、JST CREST「コンテンツ共生社会のための類似度を可視化する情報環境の実現」プロジェクトの一環として実施されました。

## 参考文献

- [1] Thorat, S.B., Nayak, S.K. and Dandale, J.P.: Facial Recognition Technology: An analysis with scope in India, *IEEE Publication format, IJCSIS*, Vol.8, No.1 (2010).
- [2] Piérard, G.E., Isabelle, U. and Claudine, P.-E.: From skin microrelief to wrinkles, *Journal of Cosmetic Dermatology*, Vol.2, No.1, pp.21-28 (2003).
- [3] Virginia, L.E., Deborah, G., Rei, M., Dennis, B., Joseph, S. and Karla, K.: Facial wrinkling in men and women, by smoking status, *American Journal of Public Health*, Vol.85, No.1, pp.78-82 (1995).
- [4] Contet-Audoumeau, J.L., Jeanmaire, C. and Pauly, G.: A histological study of human wrinkle structures: Comparison between sun-exposed areas of the face, with or without wrinkles, and sun-protected areas, *British Journal of Dermatology*, Vol.140, No.6, pp.1038-1047 (1999).
- [5] Age progression, forensic and medical artist, available from (<https://aurioleprince.wordpress.com/>)
- [6] Fu, Y., Guo, G. and Huang, T.S.: Age Synthesis and Estimation via Faces: A Survey, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.32, No.11, pp.1955-1976 (2010).
- [7] Patterson, E., Ricanek, K., Albert, M. and Boone, E.: Automatic representation of adult aging in facial images, *Proc. IASTED Int'l Conf. Visualization, Imaging, and Image Processing*, pp.171-176 (2006).
- [8] Cootes, T.F., Edwards, G.J. and Taylor, C.J.: Active appearance models, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.23, No.6, pp.681-685 (2001).
- [9] Park, U., Tong, Y. and Jain, A.K.: Age Invariant Face Recognition, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.32, No.5, pp.947-954 (2010).
- [10] Suo, J., Zhu, S.-C., Shan, S. and Chen, X.: A compositional and dynamic model for face aging, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.32, No.3, pp.385-401 (2010).
- [11] Scherbaum, K., Sunkel, M., Seidel, H.-P. and Blanz, V.: Prediction of Individual Non-Linear Aging Trajectories of Faces, *Computer Graphics Forum*, Vol.26, No.3, pp.285-294 (2007).
- [12] Blanz, V. and Vetter, T.: A morphable model for the synthesis of 3D faces, *SIGGRAPH '99 Proc. 26th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*, pp.187-194 (1999).
- [13] Kemelmacher-Shlizerman, I., Suwajanakorn, S. and Seitz, S.M.: Illumination-Aware Age Progression, *2014 IEEE Conference on CVPR*, pp.3334-3341 (2014).
- [14] Maejima, A., Mizokawa, A., Kuwahara, D. and Morishima, S.: Facial Aging Simulation by Patch-Based Texture Synthesis with Statistical Wrinkle Aging Pattern Model, *MEIS*, pp.161-170, Springer (2014).
- [15] Mohammed, U., Prince, S.J.D. and Kautz, J.: Visualization: generating novel facial images, *Proc. ACM TOG SIGGRAPH 2009*, Vol.28, No.3, Article No.57 (2009).
- [16] Noh, J.-Y., Fidele, D. and Neumann, U.: Animated deformations with radial basis functions, *Proc. ACM Symposium on VRST'00*, pp.166-174 (2000).
- [17] Kawai, M. and Morishima, S.: FOCUSING PATCH: Automatic Photorealistic Deblurring for Facial Images by Patch-Based Color Transfer, *MMM*, Vol.8935, pp.155-166 (2015).
- [18] 向田 茂, 安藤広志: しみ・しわ情報を用いた顔画像の年齢操作(顔とジェスチャの認識), 電子情報通信学会技術研究報告, HIP, ヒューマン情報処理, Vol.103, No.455, pp.85-90 (2003).
- [19] Pérez, P., Gangnet, M. and Blake, A.: Poisson image editing, *ACM TOG*, Vol.22, No.3, pp.313-318 (2003).
- [20] Dalal, N. and Triggs, B.: Histograms of oriented gradients for human detection, *IEEE Computer Society Conference on CVPR 2005*, Vol.1, pp.886-893 (2005).
- [21] Tanaka, M., Kamio, R. and Okutomi, M.: Seamless

image cloning by a closed form solution of a modified poisson problem, *SIGGRAPH Asia 2012 Posters*, p.15, ACM (2012).

- [22] Cao, C., Bradley, D., Zhou, K. and Beeler, T.: Real-time high-fidelity facial performance capture, *ACM TOG - Proc. ACM SIGGRAPH 2015*, Vol.34, No.4, Article No.46 (2015),
- [23] Cao, C., Hou, Q. and Zhou, K.: Displaced dynamic expression regression for real-time facial tracking and animation, *ACM TOG - Proc. ACM SIGGRAPH 2014*, Vol.33, No.4, Article No.43 (2014).

### 推薦文

本研究では経年変化顔画像合成において個人性を持つ皺を発生させる手法を提案している。皺は個人を表現するために重要な情報であり、特に年齢の印象を左右する要素であるが、従来は皺の合成は手動の入力に頼るものしかなかった。提案手法は、表情変化で生じる皺によって経年変化による皺が発生するという医学的知見に基づき、個人特徴を反映した皺の表現を可能にした。経年変化顔画像の合成は、セキュリティ認証や犯罪捜査への応用が期待されている。皺の表現によってより写実的な顔画像合成を実現する本研究は、顔画像を扱う多くの研究に貢献するものと考えられる。

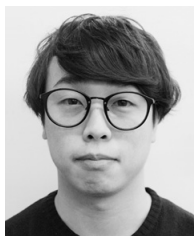
(グラフィックスと CAD 研究会主査 柿本正憲)



サフキン パーベル (学生会員)

1992 年生。2015 年早稲田大学先進理工学部応用物理学卒業。2015 年度より同大学院修士課程に在籍。2014 年度よりコンピュータグラフィックス、動画像処理に関する研究に従事、現在に至る。2015～現在 FOVE 株式

会社 Intern. ACM 会員。



加藤 卓哉 (学生会員)

1992 年生。2014 年早稲田大学先進理工学部応用物理学卒業。2016 年度同大学院修士課程修了。同年より同大学院博士後期課程に在学。2014 年より博士課程教育リーディングプログラム「実体情報学博士プログラム」に在籍。2016 年より日本学術振興会特別研究員 (DC1)。コン

ピュータグラフィックス、動画像処理に関する研究に従事、現在に至る。ACM 会員。



福里 司 (学生会員)

1990 年生。2012 年早稲田大学先進理工学部応用物理学卒業。2014 年同大学院修士課程修了。同年より同大学院博士後期課程に在学。日本学術振興会特別研究員 (DC2)。2014 年 IPA 未踏クリエイター。2015～2016 年米 Adobe

Research Intern. 2014 年画像電子学会西田賞受賞。コンピュータグラフィックスと動画像処理に関する研究に従事。ACM 会員。



森島 繁生 (正会員)

1959 年生。1987 年東京大学大学院工学系研究科博士課程修了。工学博士。同年成蹊大学工学部専任講師、1988 年同助教授、2001 年同電子工学科教授。2004 年から早稲田大学理工学部応用物理学教授、現在に至る。新潟大学

非常勤講師を併任。1991 年電子情報通信学会業績賞、2010 年電気通信財団テレコムシステム技術賞受賞。画像電子学会副会長、芸術科学会理事、日本顔学会理事、日本音響学会、映像情報メディア学会、電子情報通信学会、日本心理学会、IEEE、ACM 各会員。