

人物の皺の発生位置と形状を反映した経年変化顔画像合成

サフキン パーベル^{†1} 桑原大樹^{†1} 川井正英^{†1} 加藤卓哉^{†1} 森島繁生^{†2}

長期的な犯罪捜査において、対象となる人物の過去・未来の顔を推定する経年変化顔合成技術が求められている。しかし、従来手法では経年変化後の印象の決定において重要となる、皺の個性が表現できていない。皺の個性は皺の位置や形状によって決まる。そこで本稿では、加齢による皺が表情皺の形状や位置に起因するという知見に基づき、皺の個性を反映した経年変化顔合成手法を提案する。初めに、表情変化時の顔画像を入力として、その表情皺から入力人物の皺の形状及び発生位置を推定する。推定された結果を基に、年代別の顔画像データベースで入力人物の顔を再構成することで目標年代の印象を付加した経年変化顔画像を合成する。これにより、皺の個性を反映する経年変化顔合成を可能にした。

1. はじめに

顔の特徴は、人物の個性を強く反映する重要な要素である。そのため、セキュリティ上での認証や入国審査等の様々な場面において、しばしば人物の顔の特徴が本人を証明する根拠として用いられている。

ここで、顔の特徴は誕生から老年期まで不変ではなく、人物の加齢に伴い変化する。具体的には、加齢に伴いしみやくすみ、皺の発生に伴う顔表面の変化や、たるみによる顔形状の変化が見られるようになる。さらにしみやくすみ、皺の発生する位置や形状は個人間で異なり、中でも皺の印象は人物の個性を強く反映して変化する。そのため、顔の印象は人物間で異なって変化する上に、同一人物の年齢間でも大きく異なる。このことは、例えば長期間に渡る行方不明者や犯罪者の捜索において、事件当時の写真を基に行方不明者や犯人を発見することが困難である原因の一つとなる。こうした現状から、医学的な知見に基づいてこのような経年変化顔を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[1]、高度な技術が要求されるため、多数存在する犯罪者や行方不明者ひとりひとりのリアルな経年変化顔の作成が困難である。そのため、対象となる人物の現在の顔からリアルな過去・未来の顔を合成する研究が多数行われてきた。

経年変化顔画像合成を目的とした研究では、様々な手法が提案されている。代表的な手法として、多人数の顔画像を用いて線形結合により目標年代の顔を合成する Active Appearance Model(AAM)[2]を用いたものや、パッチと呼ばれる小片画像で顔画像を再構成することにより合成する Visio-lization 法[3]を用いたものがある。これらの手法はし

みやくすみ、皺といった表現を可能にしている。しかし、経年変化後の人物の個性を保持する上で重要な要素となる、皺の位置や形状などの皺の個性を考慮できていない。

そこで本稿では、経年変化に伴い発生する皺が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[4]に基づき、表情変化時の顔画像（以下、表情変化顔画像）の表情皺を用いて皺の個性を反映した経年変化顔画像合成手法を提案する。具体的には、表情変化顔画像と無表情顔画像を用意し、表情変化顔画像の形状を無表情顔画像に合うように正規化する。次に、正規化された顔画像内の表情皺を無表情顔画像に転写することで人物の皺の個性を反映した画像（以下、表情皺転写結果）を生成する。最後に、年代別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し、再構成結果を無表情顔画像へ転写して目標年代の特徴を付加することで、人物の皺の個性を反映した経年変化顔画像を合成することを可能にする。

2. 関連研究

経年変化顔合成には様々な手法があり[5]、それらは顔画像の線形結合を用いるものと、Visio-lization 法を用いたものに大きく分けられる。Patterson ら[6]は、20代から30代の人物の顔画像に対して AAM パラメータを取得し、年齢変化との関係を定式化することにより経年変化顔画像の合成を可能にした。Park ら[7]は、各年齢の特徴を表すパラメータを学習し、そのパラメータの操作と AAM により人物の経年変化後の顔を合成した。また、Scherbaum ら[8]は 3D Morphable Model での顔のパラメータと年齢の関係を Non-linear Support Vector Regression により求めることで経年変化顔を合成した。これらの手法は、線形結合を用いることにより顔全体の経年変化を可能にした。しかし、線形結合を用いるこれらの手法にはしみやくすみ、皺といった特徴の対応が個人間で取れず、結果としてしみやくすみと

^{†1} 早稲田大学
Waseda University

^{†2} 早稲田大学理工学術院総合研究所
Waseda Research Institute for Science and Engineering

いった肌の特徴や皺がぼけた印象になる問題があった。

Suo ら[9]は、顔のパーツごとに構成された AAM を用いて、人物の経年変化顔を確率的に合成する手法を採用することで、従来手法に比べしみやくすみ、皺といった特徴のより詳細な表現を可能にした。しかし、この手法はある年代とその直前の年代での関係のみを記述するため、入力人物と目標年代の差が大きくなるほど、目標年代での入力人物の個人性が薄れる問題があった。

Maejima ら[8]は、Visio-ization 法[2]を用いて入力人物の顔画像を年代別データベースによりパッチ単位で再構成し、その際実データの統計に基づいた皺モデルを付加することにより経年変化顔画像を合成する手法を提案した。この手法は、しみやくすみ、皺といった特徴を詳細に表現し、目鼻口などの個人性の強い顔のパーツを変化させずに合成することにより年代間での大まかな顔の印象の保持に成功した。しかし、実データの統計に基づいて作成された皺モデルは各年代に 1 種類しかないため合成される皺の特徴が一様になり、入力人物の皺の個人性を考慮できないという問題があった。また、大きなパッチサイズでの再構成は平均的な年代の特徴を、小さなパッチサイズでの再構成は入力人物の現在の特徴を強く反映するのに対し、Maejima らは再構成を一定のパッチサイズで行った。そのため、皺の位置や形状の再現と顔全体の平均的な年代特徴の表現が両立できない問題があった。

これらの問題を解決するため、本稿では Visio-ization 法をベースに、皺の個人性を考慮し、皺の位置や形状の再現と顔全体の平均的な年代特徴の表現が両立可能な経年変化顔画像合成手法を提案する。提案手法は、以下の点で従来手法とは異なる。

- (1) 経年変化に伴い発生する皺が表情皺に起因するという医学的知見[4]に基づき、実データの統計に基づく皺モデルではなく表情変化顔画像の表情皺を無表情顔画像へ転写する。これにより、従来手法で考慮されなかった皺の個人性を考慮した。
- (2) 年代別データベースを用いた再構成を一定のパッチサイズで行うのではなく、表情皺のある領域とない領域に表情皺転写結果を分割し、それぞれ異なるパッチサイズで行う。具体的には、表情皺のある領域で小さなサイズのパッチを、表情皺のない領域では大きなサイズのパッチを用いて再構成を行う。これにより従来手法で出来なかった、皺の位置や形状の再現と顔全体の平均的な年代特徴の表現の両立を可能にした。

本手法の流れを図 1 に示す。

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必要となる入力顔画像と年代別データベースの準備について述べる。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

人物の加齢に伴い発生する皺は、顔に年齢らしさの特徴を付加し、人物の顔の個人性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[9,10,11]、中でも Viaud ら[11]は経年変化に伴う皺の発生要因として表情皺が関係することを述べた。表情皺に起因する経年変化後の皺は、表情変化の際の皮膚の収縮が繰り返されることで皮下層の結合繊維が薄くなり、加齢に伴い皮膚の弾力性が失われることで発生する。すなわち、経年変化に伴う皺の生じる原因は表情筋の運動である。ここで、人物の顔の表情筋は年齢間で変化しないことから、表情皺に起因する経年変化に伴い生じる皺の位置及び形状も年齢間で不変であるといえる。

そこで本手法ではこれらの事実を踏まえて、無表情顔画像に加え表情変化顔画像を入力顔画像として用意することで、皺の個人性を考慮する手法を提案する。

3.2 データベースの事前構築

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になる。このとき、再構成の際に顔が破綻してしまう問題をさけるため、目鼻口などの各顔のパーツの位置が保持されている必要である。

よって本稿では、Maejima ら[8]と同様にして顔画像を一定の顔形状に正規化することで、各顔のパーツの位置を保持する年代別データベースを構築する。具体的には、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特徴点を取得する。本手法では、Zhang らの手法[12]により 89 点の特徴点を取得した。得られた特徴点情報を基に、顔画像を平均的な顔形状のモデル（以下、平均顔モデル）の形状に合うように変形する。平均顔モデルへの変形は、本手法では Noh ら[13]の Radial Basis Functions を用いて行った。その後、変形された顔モデルの 2 次元頂点座標をテクスチャ座標として平均顔モデルへテクスチャマッピングすることで、平均顔モデルに正規化された顔画像を得る。この工程を、男女別に全ての年代について行うことで、年代別データベースを構築する。

4. 皺の個人性を考慮した顔画像の生成

本章では、無表情顔画像と表情変化顔画像を用意し、表情変化顔画像で生じている表情皺を手がかりとして、皺の個人性を考慮した顔画像を生成する方法について述べる。画像の生成は、表情変化顔画像の無表情顔画像への形状正規化、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。

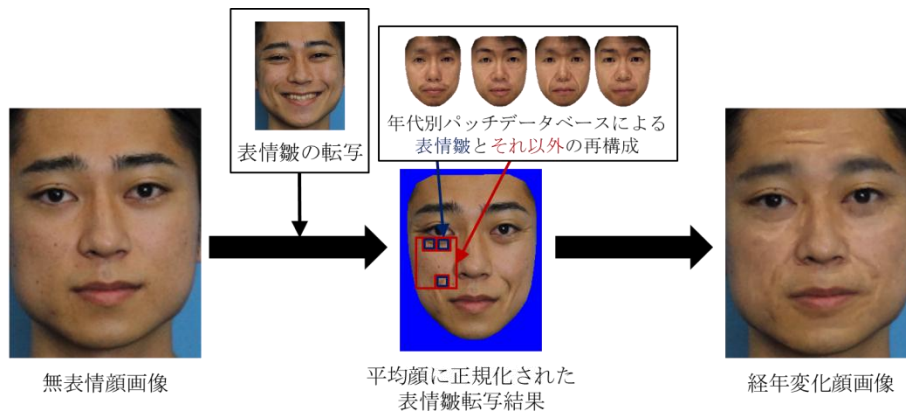


図 1.本手法の流れ

4.1 無表情顔画像への形状正規化

皺の個人性を考慮した顔画像を生成するためには、表情変化顔画像の表情皺から無表情顔画像での表情皺の位置と形状を求める必要がある。しかし、表情変化顔画像の表情皺の位置や形状を直接無表情顔画像へ転写した場合、そのままでは無表情時に対する表情変化時の顔形状の変形を考慮できない。そのため、無表情時での表情皺の正確な位置や形状を求めることが出来ない。この問題を解決するためには、表情変化顔と無表情顔との間の顔形状の変形を考慮する必要がある。

そこで本研究では、以下のような手順で無表情顔画像での表情皺の位置と形状を求める手法を提案する。まず、無表情顔画像と表情変化顔画像をそれぞれ用意する(図2, 図3)。この2つの画像において、それぞれ顔の特徴点を取得する。本手法では、Irieらの手法[14]を用いて89点の特徴点を取得した。次に、2次元顔モデルを用意し、得られた特徴点情報を基にNohら[13]のRadial Basis Functionsを用いて2次元顔モデルの形状を無表情顔画像、表情変化顔画像のそれぞれに合うようにフィッティングする。これにより、無表情顔と表情変化顔の形状にそれぞれフィッティングされた2次元顔モデルを得る。このとき、無表情顔と表情変化顔にそれぞれフィッティングされた2次元顔モデルの間ではすべての頂点において対応が取られる。そこで、表情変化顔にフィッティングされた2次元顔モデルの形状を無表情顔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、表情変化顔画像のテクスチャをマッピングすることで、無表情顔の形状に正規化された表情変化顔画像(以下、表情変化正規化顔画像)を得る(図4)。

4.2 表情皺検出

表情変化正規化顔画像では、無表情時に対する表情変化時の顔形状の変形が考慮され、結果として無表情顔画像での表情皺の位置と形状が求められた。次に、表情変化正規化顔画像内で経年変化時に影響を及ぼす表情皺を無表情顔画像へ転写することで、皺の個人性を考慮した画像を生成

する。

本研究では、表情変化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、はじめに向田らの手法[15]を応用することで表情変化正規化顔画像の表情皺を検出する。

まず、表情変化正規化顔画像に適応型2値化を適用する。ここで、適応型2値化とは対象となる画素近傍の輝度値の分布に対して閾値処理を適用することで、画像全体の2値化を行う手法である。次に、適応型2値化により得られる画像において、ある画素がそれ自身を中心として8近傍で連続する場合、その連続する範囲を矩形領域として扱い、ラベルを付ける。このラベル付けされた矩形領域をブロップと呼ぶ。次に、このブロップひとつひとつに対して、ブロップの大きさ、形状に基づき、目鼻口や顔の輪郭などの明らかに大きなブロップや、皺ではない明らかに小さなブロップを除去する。その後、残されたブロップがどの程度正方形に近いのかと、ブロップ内の画素がどの程度ブロップを埋めているのかの2つの指標を用いて皺を検出する。ブロップの正方形らしさを表す項と、密度を示す項で構成される次の式(1)の評価関数を用いる。

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

ここで α は0から1までの係数であり、 w, h はそれぞれブロップの幅、高さを表し、 s はブ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ブロップの対角線の角度を求めており、この角度が45度に近いほどその領域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項はブ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。皺と判定されるブロップは2通り存在する。1つ目はブロップが正方形に近く、密度が低い場合である。2つ目はブロップが正方形から遠い場合である。このことを考慮してそれぞれのブロップで求まる式(1)の評価値に閾値処理を適用することで、皺が検出される。このとき、経験的に $\Phi < 0.8$ として閾値処理を適用した。これにより、目のある領域近傍では横長のブロップが、口の

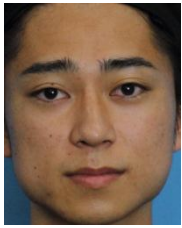


図 2.無表情顔画像



図 3.表情変化顔画像
(笑顔時)



図 4.表情変化
正規化顔画像



図 5.表情皺検出結果



図 6.表情皺転写結果

ある領域近傍では縦長のブロップが皺として検出された。しかし、これらの処理だけでは例えば目のある領域近傍で検出される縦長のブロップや、口のある領域近傍で検出される横長のブロップといった不自然なブロップを除去できない。

そこで本研究では、向田らの手法で皺を検出したのち、顔領域による皺の形状の妥当性を考慮してブロップを除去する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、Irie らの手法[14]で検出された特徴点情報を基に目と口の領域を指定し、目のある領域近傍では縦長のブロップを、口のある領域近傍では横長のブロップを、ブロップの縦と横の比率を基準として除去した。このとき、目のある領域近傍では $h/w > 1.5$ となるブロップを、口のある領域近傍では $w/h > 1.5$ となるブロップを除去した。これにより求められた表情皺検出結果を図 5 に示す。

ここで、Viaud[11]らは人物の加齢に伴う皺は 30 歳前後から発生しはじめるとしている。そこで本手法では、30 代以降の人物が入力された場合は表情変化顔画像の表情皺に加え、無表情顔画像で発生している皺も検出し、再構成の際に表情皺のある領域として扱った。

4.3 無表情顔画像への表情皺転写

図 4 で求められた表情皺検出結果を用いて、無表情顔画像に表情皺を転写する。このとき、年代別データベースを用いて顔画像を再構成する際に不適切なパッチが選ばれないようにするため、表情変化正規化顔画像内の表情皺は無表情顔画像内で自然になるように転写される必要がある。

そこで本研究では、Perez らの Poisson Image Editing[16]を用いて無表情顔画像への表情皺転写を行う。この手法は、転写元画像の輝度勾配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。求めたい画素の輝度値を f 、転写先の画像の輝度値を f^* とし、転写する領域を示す画像（以下、マスク画像）により指定される領域内部の輝度勾配を v とすると、式(2)を用いて転写結果を得る。

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

このとき、 Ω 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、転写元画像は表情変化正規化顔画像、マスク領域は図 5 に示したような表情変化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が正確に転写されない。そこで、表情皺の太さや長さを正確に転写するため、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。得られる表情皺転写結果を図 6 に示す。

5. 転写結果再構成による経年変化顔画像合成

本章では、表情皺転写結果を年代別データベースにより再構成し、さらに無表情顔画像に転写することで経年変化顔画像を合成する方法について述べる。この際、表情皺のある領域とそれ以外の領域でそれぞれ異なるサイズのパッチ及び異なる評価尺度を設けて再構成を行う。それにより、皺の個人性を反映し、皺の位置や形状の再現と顔全体の平均的な年代特徴の表現を両立する経年変化顔画像の合成を可能にする。

5.1 年代別データベースを用いた再構成

年代別データベースを用いて表情皺転写結果をパッチ単位で再構成し、目標年代の特徴を付加した再構成結果を作成する。ここで、パッチサイズにより再構成結果は変化する。その違いを図 7 に示す。このとき、Visio-lization 法[2]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選択した。加えて、年代別データベースは入力人物に合わせて色味を正規化したものを用いた（色味の正規化の詳細は 6.2 節で説明する）。また、Visio-lization 法とは異なり、パッチ間の重複は行わなかった。図 7 から、パッチサイズが大きいほど、再構成結果は皺やしみ、くすみや肌の光沢などの目標年代の平均的な年代特徴を強く反映することがわかる。またパッチが小さいほど、再構成結果は肌の微細な特徴などの入力人物の現在の特徴を強く反映することがわかる。

本研究では、表情皺のある領域では入力人物の皺の個人性として皺の位置と形状を再現したいため、小さなパッチで再構成を行う。ここで、30 代以降の人物を入力とする際は、4.2 節で検出した無表情顔画像で発生している皺も表

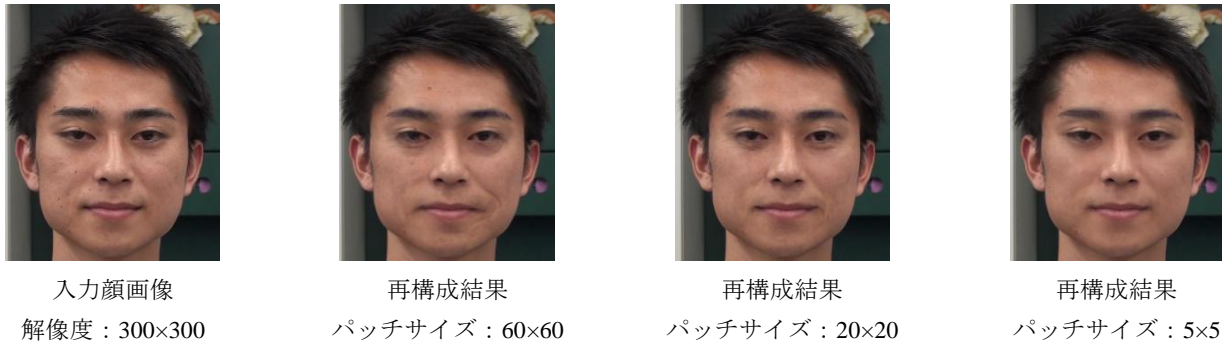


図7.パッチサイズの変更に伴う再構成結果の変化

情皺のある領域として扱い、小さなパッチで再構成する。また、表情皺以外の領域では顔全体に平均的な年代特徴を付加したいため、大きなパッチで再構成を行う。

再構成の手順を具体的に説明する。まず、表情皺転写結果を3章と同様の方法で平均顔モデルの形状に合うように正規化する。その後、平均顔モデルに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。次に、大パッチ内部を更に小さなパッチ（以下、小パッチ）を用いて、表情皺のある場所をラスタ順に探索する。表情皺の場所は4.2節で求めた表情皺検出結果で指定される。これにより、図8のように表情皺のあるパッチは小パッチで、表情皺以外のパッチは大パッチ、または大パッチから小パッチを除いたような形状のパッチでそれぞれ指定される。ここで、しみやくすみなどの詳細な特徴を表現するためパッチ同士の重複は行わなかった。また、小パッチで再構成される皺は連続なものになるため、Maejimaらが用いていた連続性を考慮する手法は用いなかった。

表情皺のあるパッチは、次のような評価尺度で再構成を行う。平均顔モデル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。

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

このとき、 $I_{patch}(x,y)$ 、 $D^n_{patch}(x,y)$ はそれぞれパッチ内の1画素のRGB輝度値ベクトルを表し、 P は表情皺のある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、表情皺のあるパッチの再構成には対応する位置のパッチに加え、上下左右20画素先まで探索したものも用いた。

表情皺以外のパッチの再構成を行う。このとき、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。

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

ここで β は0から1までの係数である。また、 E_{RGB} 、 E_{HOG} はそれぞれ式5、6で表される。

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

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

ここで、 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評価尺度として用いており、式(6)はHistograms of Oriented Gradients (HOG) [17]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。これにより、入力人物の色味を考慮した再構成が行われる。更に、HOG特徴量で色味と直接関係のない勾配をみることにより、肌に光沢があるようなパッチの選択を可能にし、目標年代の平均的な特徴をより強く反映することができるようになった。このとき、経験的に $\beta = 0.5$ として再構成を行った。

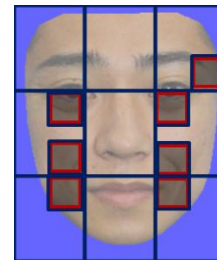


図8.表情皺のあるパッチとそれ以外のパッチの指定について

5.2 年代別データベースの入力人物への色味正規化

RGB ユークリッド距離を評価尺度として顔画像をパッチ単位で再構成した場合、年代別データベースと再構成対象の顔画像の色味が異なると、パッチの肌の微細な類似性が考慮されず、大まかな色味の類似性だけでパッチが選ばれてしまうおそれがある。

そこで本研究では、Kawaiらの手法[18]を用いて年代別データベースの色味を入力人物の色味に正規化することで、パッチ内の微細な肌の類似性を考慮した再構成を可能にする。具体的には、平均顔モデルに正規化された無表情顔画像をパッチに分割する。次に、年代別データベースの全て

の顔画像についてパッチ内の色の平均値を、平均顔モデルに正規化された無表情顔画像内の対応するパッチの色の平均値にあわせる。最後に、隣接するパッチ間で色味を補間することで、入力人物の色味に正規化された年代別データベースを得る。

5.3 無表情顔画像への再構成結果の転写

再構成結果を人物の無表情顔画像へ転写して年代特徴を付加することにより、経年変化顔画像を合成する。はじめに 5.1 節での再構成結果を、平均顔モデルに正規化された無表情顔画像へ転写する。その後、転写結果の形状を無表情顔画像に合うように戻すことで経年変化顔画像を生成する。

5.1 節で得られる再構成結果を平均顔モデルに正規化された無表情顔画像へ転写する。この時、入力人物の色味を極力保持するため、Maejima ら[8]と同様に Tanaka らの手法[19]を応用したものを用いて再構成結果の転写を行う。求めたい画素の輝度値を g 、無表情顔画像の画素の輝度値を g^* 、転写する再構成結果の画素の輝度値を h とすると、 g は以下の式により求められる。

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

ここで、 T は画像領域全体を表し、 r は保持したい色味である。また、 \mathbf{v} はマスク Ψ により

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

として求まる輝度勾配である。 g_q は注目画素 q における輝度値を表し、マスク Ψ は入力人物の目鼻口以外の顔領域全体を表す。このとき、 Ψ の内外ともに $r = g^*$ とすることにより、入力人物の色味を保持した転写結果を得る。ここで、再構成結果の輝度勾配に関しては、パッチ間の繋ぎ目が転写されないよう、繋ぎ目では隣接するパッチの勾配の平均値を求めたものを用いた。

最後に、得られた転写結果の形状を元の無表情顔画像に合わせ、背景を無表情顔画像内のもので埋め込むことで、最終的な経年変化顔画像を得る。

6. 結果

本手法の有効性を示すため、Maejima らの手法[8]との比較を行った。このとき、年代別データベースとして、20代から70代までの男女合計252人の顔画像を用意して実験を行った。ここで、平均顔モデルに正規化された顔画像の解像度は 300×300 で統一した。また、Maejima らの手法においてはパッチサイズを 40×40 とし、パッチの重複を20画素とした。本手法では大きなパッチのサイズは 30×30 、小さなパッチのサイズは 5×5 とした。いずれも、最も結果が

良かった時のパッチサイズを採用した。

図9に20代男性と20代女性の無表情顔画像と笑顔画像をそれぞれ入力とした時の本手法の適用結果と Maejima らの手法による適用結果を示す。また、図10には50代男性無表情顔画像と驚きの際の表情変化顔画像を入力とした時の本手法の適用結果と Maejima らの手法による適用結果を示す。

従来手法との比較から、本手法は法令線や目元、額の皺が、表情皺の形状のものに近くなっていることがわかる。ここで 3.1 節の事実を踏まえると、本手法は皺の個人性を反映していることがわかる。また、各年代の皺の位置や形状及び顔全体の印象に着目すると、本手法は皺の位置と形状を再現すると同時に、顔全体の平均的な年代特徴を表現していることがわかる。しかし、図10の20代での本手法適用結果をみると、皺が発生しており20代の印象が薄れてしまっていることがわかる。これは、各年代の皺の濃さや太さといった特徴を考慮せず表情皺を再構成したことが原因としてあげられる。

7. まとめと今後の課題

本稿では、皺の発生が表情皺に起因するという医学的知見[13]に基づき、表情変化顔画像の表情皺を無表情顔画像に転写した。また、年代別データベースを用いて再構成する際に表情皺のある領域は小さなパッチで、それ以外の領域では大きなパッチで再構成を行った。これにより、人物の皺の個人性を考慮するとともに、皺の位置や形状の再現と顔全体の平均的な年代特徴の表現を両立する経年変化顔画像合成手法を提案した。また、本手法の適用結果を従来手法と比較し、本手法の有効性を示した。今後の課題としては、提案手法では一部の年代の印象が薄れてしまうことがあったため、これを改善する手法の提案が挙げられる。また、表情変化顔画像の形状を無表情顔画像に合うように正規化する際、顔の領域ごとの表情筋の動きやすさ考慮して、より正確な無表情顔画像への正規化を行う必要がある。これに加え、Kawahara らの手法[20]で提案されている目標年代に合わせた顔のたるみを表現する手法を導入することにより、本手法の適用結果の改善が可能であるといえる。

謝辞 本研究は、文部科学省の平成26年度社会システム改革と研究開発の一体的推進による「安全・安心な社会のための犯罪・テロ対策技術等を実用化するプログラム」の一環として実施されました。



無表情顔画像 (20代男性)



笑顔画像



表情皺転写結果



20代

30代

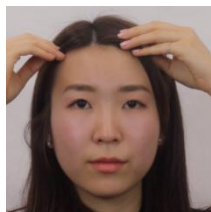
40代

50代

60代

70代

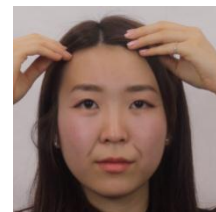
提案手法 (上) と従来手法[Maejima et al. 2014] (下) (赤色枠内は本人の実際の画像)



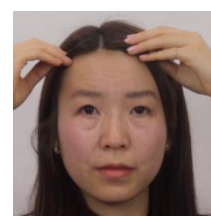
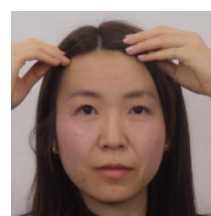
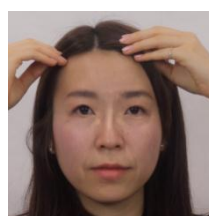
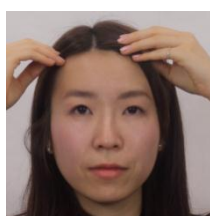
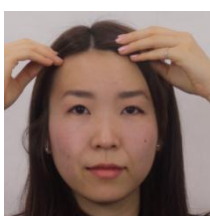
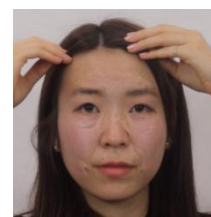
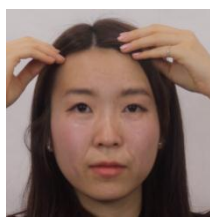
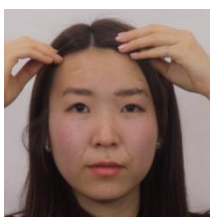
無表情顔画像 (20代女性)



笑顔画像



表情皺転写結果



20代

30代

40代

50代

60代

70代

提案手法 (上) と従来手法[Maejima et al. 2014] (下) (赤色枠内は本人の実際の画像)

図9.提案手法と従来手法との比較



図 10.30 代以降の人物を入力とした時の提案手法と従来手法との比較

参考文献

- 1) Cootes T. F., Edwards G. J. and Taylor C. J.: Active appearance models, *IEEE Transactions on PAMI*, Vol. 23, No. 6, pp.681-685 (2001).
- 2) Mohammed U., Prince S. J. D., and Kautz J.: Visio-ization: generating novel facial images, *ACM SIGGRAPH 2009, Papers*, No. 57 (2009).
- 3) Fu Y., Guo G., and Huang T. S.: Age Synthesis and Estimation via Faces: A Survey, *IEEE Transactions on PAMI*, Vol.32, No.11, pp. 1955-1976 (2010).
- 4) Patterson E., Ricanek K., Albert M., and Boone E.: Automatic Representation of Adult Aging in Facial Images, *Proc. IASTED Int'1 Conf. Visualization, Imaging, and Image Processing*, pp. 171-176 (2006).
- 5) Park U., Tong Y., and Jain A. K.: Age Invariant Face Recognition, *IEEE Transactions on PAMI*, Vol. 32, No.5, pp. 947-954 (2010).
- 6) Suo J. Zhu S.-C., Shan S. and Chen X.: A compositional and dynamic model for face aging, *IEEE Transactions on PAMI*, Vol. 32, No.3, pp. 385-401 (2010).
- 7) 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).
- 8) Maejima A., Mizokawa A., Kuwahara D., and Morishima S.: Facial Aging Simulation by Patch-Based Texture Synthesis with Statistical Wrinkle Aging Pattern Model, *MEIS Springer*, pp. 161-170 (2014).
- 9) 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. 78-81, January (1995).
- 10) J.L. Contet-Audonneau, C. Jeanmaire, and G. Pauly.: A histological study of human wrinkle structures: comparison between sun-exposed areas of the face, with or without wrinkles, and sun-protected areas, British Association of Dermatologists, *British Journal of Dermatology*, Vol. 140, pp. 1038-1047 (1999).
- 11) Viaud M.-L., Yahia H.: Facial animation with wrinkles, Research Report, RR-1753, inria-00076993 (1992)..
- 12) Zhang L., Tsukiji S., Ai H., and Lao S.: A Fast and Robust Automatic Face Alignment System, *IEEE Int. Conf. on ICCV 2005, Demo Program* (2005).
- 13) Noh J.-Y., Fidaleo D. and Neumann U.: Animated deformations with radial basis functions, In Proc. of ACM symposium on VRST'00 pp. 166-174 (2000).
- 14) Irie A., Takagiwa M., Moriyama K. and Yamashita T.: Improvements to facial contour detection by hierarchical fitting and regression, *Pattern Recognition, ACPR, 2011 First Asian Conference on, IEEE*, pp. 273-277 (2011).
- 15) 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 103(455), pp. 85-90 (2003).
- 16) Pérez P., Gangnet M. and Blake A.: Poisson image editing, *ACM TOG*, Vol.22, No. 3, pp. 313-318 (2003).
- 17) Dalal N. and Triggs B.: Histograms of oriented gradients for human detection, *CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on*, Vol. 1, *IEEE*, pp.886-893 (2005).
- 18) Kawai M. and Morishima S.: FOCUSING PATCH: Automatic Photorealistic Deblurring for Facial Images by Patch-Based Color Transfer, *MMM, Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 8935, pp. 155-166 (2015).
- 19) Tanaka M., Kamio R. and Okutomi M.: Seamless image cloning by a closed form solution of a modified poisson problem, *SIGGRAPH Asia 2012 Posters, ACM*, p. 15 (2012).
- 20) Kuwahara D., Maejima A. and Morishima S.: Facial Aging Simulator by Data-Driven Component-Based Texture Cloning, *MMM, Lecture Notes in Computer Science*, Vol.8936, pp.295-298 (2015).