

表情変化を考慮した経年変化顔動画合成

山本 晋太郎^{1,a)} サフキン パーベル¹ 加藤 卓哉¹ 山口 周悟¹ 森島 繁生^{2,b)}

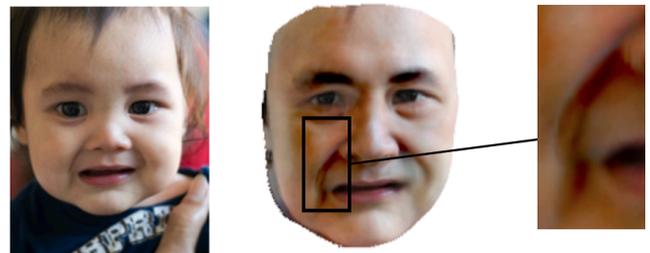
概要: 動画中の人物に対して、顔の印象を決定する要素の一つである年齢を変化させる手法を提案する。従来手法では、データベースとして静止画を用いており、年齢による表情変化の違いを考慮することができない。そこで提案手法では、データベースとして動画を使用し、入力動画と類似する表情を用いてテクスチャ合成を行うことにより、年齢変化時の表情変化を表現する。また、目標年代の皺の深さの変化をモデル化することにより、対象人物の表情皺を残しつつ、皺の濃さを変化させることが可能になった。

1. はじめに

Pinscreen や Faceshift などのように、人間の顔の容姿や表情を変化させる技術は数多く存在する。老化のような、顔の見た目の変化は、人物の印象決定に多くの影響をもたらす。動画コンテンツにおいて極めて重要な要素であると言える。実際、映画においては登場人物の年齢変化を表現するために、CG 技術や特殊メイクが広く用いられている。

コンピュータビジョンの分野において、主に行方不明者の捜索を目的として、入力顔画像から老化時の顔を予測する手法は数多く存在する [1][2][3]。このような技術は、行方不明者の捜索だけでなく、映画のようなエンターテイメントへの応用が可能であると考えられる。しかしながら、年齢による表情変化の違いが考慮されていないため、既存手法を動画へと適用することはできない。例えば、若い人物の顔には笑顔のように、表情が変わった時のみ皺が出現するが、老化時には無表情の時にも皺が現れている。したがって、無表情と笑顔の時では異なる変化を施す必要がある。図 1 に、Kemelmacher-Shlizerman ら [1] の手法による、笑顔の入力画像に対する生成結果を示す。図 1 に示すように、入力画像に表情皺が存在しているため、表情皺が同じ領域に 2 つ発生してしまっている。このように、既存研究では表情の違いを考慮していないため、表情変化を含んだ動画への適用は不可能である。

動画を対象とした経年変化顔を合成する方法として、顔の表情転写手法 [4][5][6] と組み合わせることが考えられる。



入力 出力
図 1 Kemelmacher-Shlizerman ら [1] の生成結果

Thies ら [4] は、RGB の色情報から三次元顔形状を推定することで、ソース動画の表情をターゲット動画へ転写する手法を提案した。しかし、復元された三次元顔形状からは皺などの密な情報は失われてしまうため、老化時の特徴を適切に表現することができない。そこで本研究では、Kemelmacher-Shlizerman ら [5] や Garrido ら [6] の考えを利用する。彼らは、ソース動画の各表情に対して対象となる人物の類似表情を探すことにより、表情転写を実現した。その際、ソース動画とは別人の動画を出力するが、経年変化顔の合成においては、対象となる人物と生成結果が同一人物に見える必要がある。

本稿では、年齢間の表情変化の違いを反映した経年変化顔の動画合成を行う。既存研究 [5][6] を参考に、目標年代の人物の動画から類似表情を用いて老化時の特徴を表現する。具体的な手順は以下のとおりである。

- 1) データベース中の目標年代の人物の動画を伸縮することで、入力動画との表情の対応付けを行う。
- 2) 入力動画の各フレームを、伸縮した動画の対応表情を用いて再構築する。
- 3) データベースから皺の濃さの変化をモデル化することで、対象人物の表情皺の濃さを変化させ、表情皺の再構築

¹ 早稲田大学
Waseda University
² 早稲田大学理工学術院総合研究所/JST ACCEL
Waseda Reserach Institute for Science and Engineering/JST ACCEL
a) s.yamamoto@fuji.waseda.jp
b) shigeo@waseda.jp

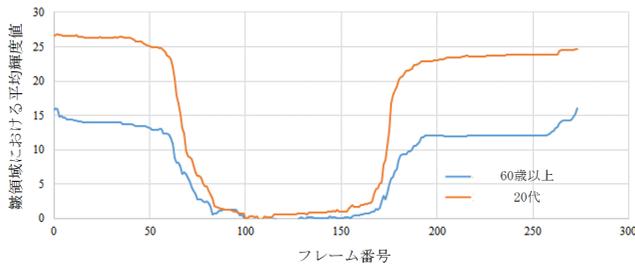


図 2 皺領域における画素値の時間変化

を行う。

本研究の新規性をまとめると、以下の通りである。

- 提案手法により、動画間の表情の対応付けに基づいたテクスチャ合成が可能。
- 提案手法により、表情皺の個性を維持しつつ、目標年代の表情皺の濃さの変化の表現が可能。

提案手法により、入力動画とデータベースの表情変化の順が統一されている状況において、表情変化を考慮した経年変化顔のテクスチャ合成が可能になった。

2. 皺の動的変化

皺の発生は、老化に伴い顔に生じる代表的な変化の一つである。その発生原因として、表情筋の繰り返し運動が挙げられる [7]。表情変化に伴い、同じ位置で皮膚の収縮が繰り返され、皮下結合組織内の剛性構造が破壊される。その結果、老化時には表情皺の発生位置に皺が発生する。したがって、若い人物は表情が変化したときのみ表情皺が出現し、老化時には無表情の時に出現している皺が、表情変化に伴って変形する。

図 2 に、表情皺の発生位置における平均輝度値の時間変化を示す。ここで、各動画は無表情、笑顔、無表情の順に変化し、笑顔のフレームが 0 となるようにした。なお、動画の数は 20 代の人物が 13 人、60 歳以上の人物が 5 人であり、それぞれの平均を示した。図 2 に示すように、初期フレーム (無表情) に注目すると、60 歳以上の方が笑顔の時の差が小さくなっている。これは、老化時には無表情の時に既に現れている皺が、濃さのみ表情変化に伴い変化しているからであると言える。皺の量に関しても同様のことが言え、老化時の方が無表情時の皺が多く、表情変化に伴う皺の増加率は若い時の方が大きくなる。したがって、表情変化に伴う皺の変化は、年齢によって大きく異なる。

このような情報は、データベースとして静止画を用いている既存研究 [1][2][3] では表現することができない。そこで、本研究では、動画データベースを用いることで表情変化を考慮した経年変化顔合成を行う。

3. 提案手法

本章では、提案手法の概要を述べる。図 3 に、提案手法

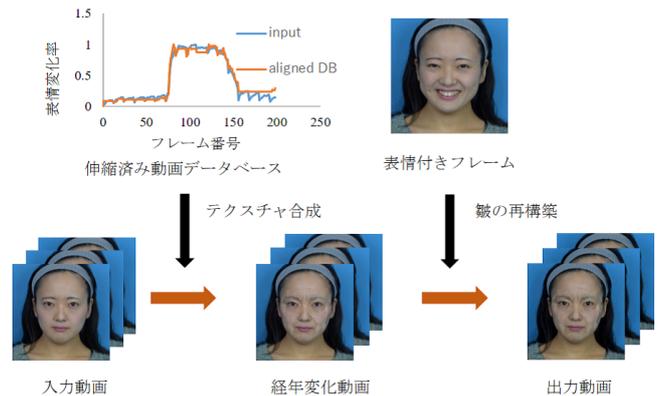


図 3 提案手法の流れ

の流れを示す。まず初めに、データベース中の目標年代の人物の動画を、入力動画の表情変化と一致するように伸縮を行う。その後、伸縮によって対応付けられた、目標年代の人物の類似表情を用いることで、年齢変化後のテクスチャを合成する。最後に、目標年代の人物の動画から、皺の濃さの変化を抽出することにより、対象人物の皺の濃さを目標年代の人物と一致するように変化させ、皺の再構築を行う。

本手法では、入力動画として年齢を変化させたい人物の動画を与える。それに対して、データベースとして、目標とする年代の人物の、入力動画と同じ順で表情が変化する動画を用いる。例えば、入力動画が無表情、笑顔、無表情の順で変化する場合、データベースの各動画も同じ順で表情が変化する。

3.1 動画データベースの伸縮と変形

入力動画に対して、フレーム単位で表情が一致するデータベースを用意するのは困難である。そこで、動画中に含まれている表情のみ一致していると仮定し、動画を伸縮することでフレーム単位での表情の対応付けを行う。

3.1.1 動画データベースの伸縮

表情を表す特徴量として、Kemelmacher-Shlizerman ら [5] 同様、目及び口領域の LBP 特徴量を用いる。LBP 特徴量は、周辺画素との画素値の大小関係をヒストグラム化したもので、顔認識などで広く用いられている [8]。通常の LBP 特徴量は 256 次元であるが、既存研究 [5][6] 同様、59 次元に圧縮した uniform pattern [9] を用いる。なお、入力動画及びデータベース中の動画の各フレーム中での顔の位置を正規化し、特徴量の抽出を行う。正規化の方法としては、まず初めに動画中の各フレームに対して、Kazemi ら [10] の手法により、顔特徴点群を 68 点取得する。その際、時間的な連続性が考慮されていないため、ピラテラルフィルタによる平滑化を行った。取得した顔特徴点群のうち、両目頭及びその間の特徴点 3 点の位置が、入力動画の初期フレームのものと一致するように、アフィン変換を施す。こ

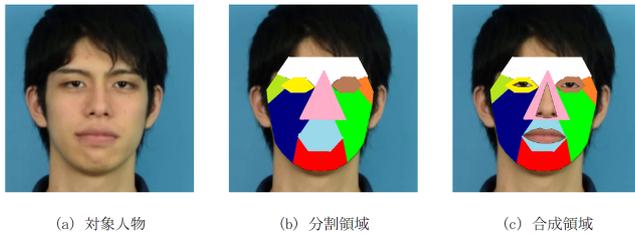


図 4 顔の領域分割

れにより、動画中の顔の位置及び向きが統一される。

表情変化に伴う目や口の開閉度合いなどは、個人によって異なる。そこで、Garrido らの顔のトラッキング手法 [11] で提案されている、表情変化率を用いる。初期フレームの時間を t_0 と置くと、時間 t における表情変化率 $C(t)$ は以下のように定義される。

$$C(t) = \sum_{i=1}^3 w_i d_{\chi^2}(\mathbf{L}_i(t), \mathbf{L}_i(t_0)) \quad (1)$$

ここで、 $\mathbf{L}_i(t)$ は、 i 番目の領域における LBP 特徴量、 d_{χ^2} はカイ二乗距離、 w_i は各領域に対する重みである。データベース中の各動画の表情変化率が、入力動画の表情変化率と一致するように動的時間伸縮法 [12] により伸縮を行う。

3.1.2 顔形状の変形

続いて、動画データベース中の人物の顔形状を、対象人物と一致させる。顔形状の変形には、Noh らの手法 (RBF 補間)[13] を用いる。今回は、時間 t における伸縮済み動画の顔特徴点群が、時間 t における入力動画の顔特徴点群と一致するように変形する。その際のカーネル関数としては、Multi Quadric($\phi(x) = \sqrt{x^2 + \beta^2}$) を用いた。

3.2 経年変化顔合成

本研究では、サフキンら [2] 同様、対象人物のテクスチャを目標年代の人物のテクスチャによって再構築することにより、年齢変化時の顔を合成する。その際、表情変化を考慮するために、入力動画の各フレームに対して類似する表情を用いてテクスチャ合成を行う。

3.2.1 人物選択

既存手法 [2] では、顔をパッチと呼ばれる正方領域に分割している。しかし、顔の内部構造は個人によって異なるため、表情変化に伴う顔の動きには個人差が生じる。例えば、笑顔の時の合成結果では皺の形状が自然な場合でも、無表情の際には皺の動きが個人によって異なるために、皺が不連続になってしまうことが考えられる。そこで、本研究では Larrabee ら [14] の提案する顔の分割方法を用いる。この分割方法は、目や口などのパーツの見え方や、顔の内部構造に基づいた分割方法である。図 4 に、分割結果を示す。

続いて、各領域に対して、合成に用いるデータベース中の人物選択を行う。選択の際、無表情のフレームでは皺の有無が年齢によって異なるため、表情変化時のフレーム、

例えば笑顔を用いる ($t = t_{exp}$ と表記する)。ここで、人物選択のための評価関数 E を、以下のように定義する。

$$E(n) = \alpha d_{Lab}(\mathbf{T}(t_{exp}), \mathbf{S}_n(t_{exp})) + \beta d_{HOG}(\mathbf{T}(t_{exp}), \mathbf{S}_n(t_{exp})) + \gamma d_{wrinkles}(\mathbf{T}(t_{exp}), \mathbf{S}_n(t_{exp})) \quad (2)$$

なお、 T は入力動画、 S_n はデータベース中の動画であり、 $n \in \{1, \dots, N\}$ (N はデータベースの動画数) である。式 (2) において、第一項は CIE-Lab 色空間における画素値のユークリッド距離、第二項は HOG 特徴量 [15] のユークリッド距離、第三項は皺形状の類似度 [16] である。なお、各項は注目領域内のみに対して計算し、式 (2) が最小となる人物を選択結果とする。

3.2.2 テクスチャ合成

各領域に対して選択された人物を用いて、老化時のテクスチャ合成を行う。合成の際には、入力動画の各フレームに対して、対応する表情を用いて合成を行う。具体的には、動画伸縮により入力動画とデータベース中の動画の表情変化が一致しているため、時間 t のフレームの合成には、時間 t における選択人物の動画のフレームを用いる。

テクスチャ合成には、Tanaka ら [17] の手法 (modified poisson) を用いる。Modified poisson では、ターゲット画像 f 、出力画像 f^* 、ソース画像 g にしたとき、以下の最小化問題を考える。

$$\arg \min_{f^*} \iint \{ \|\Delta f^* - \text{div } \mathbf{v}\|^2 + \varepsilon \|f^* - f\|^2 \} dS \quad (3)$$

$$\mathbf{v}(x, y) = \begin{cases} \text{grad } g & ((x, y) \in I) \\ \text{grad } f & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (4)$$

ここで、 I をマスク画像に指定された合成領域とする。式 (3) において、第一項は勾配成分を意味し、マスク領域内ではソース画像の勾配を転写し、領域外ではターゲット画像の勾配を維持する。第二項は色味成分を意味し、本研究ではターゲット画像の色味保持を行う。また、 ε は、色味成分の保持に対する重みを決定する定数である。なお、合成の際の色空間として、CIE-Lab 色空間を用いた。

また、経年変化顔の合成では、対象となる人物の同一人物性の保持が必要がある。しかし、式 (3) の色味成分項だけでは、同一人物性の保持には不十分である。そこで、本研究では既存研究 [2] 同様、目、鼻及び口を合成領域から除外する。具体的に除外される領域は、図 4 (c) に示す。

3.3 皺の再構築

表情変化に伴う顔の運動は、各領域で独立しておらず、他の領域の動きに連動して変化が起こる。したがって、前節で合成した経年変化顔は、対象人物の表情変化と皺の動

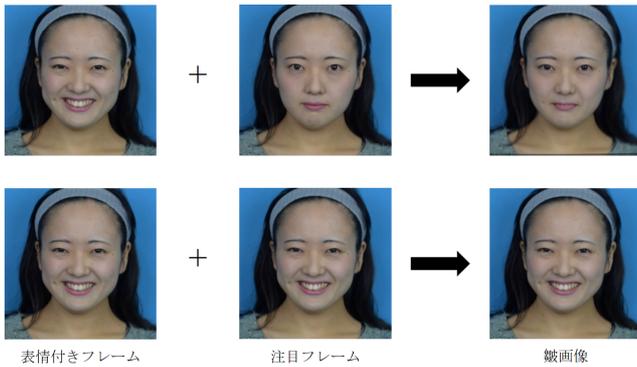


図5 アルファブレンディングによる皺画像の生成

きが一致しないことがある。そこで、対象人物の表情皺を用いて皺領域のみ再構築を行う。

3.3.1 アルファブレンディングによる濃さの操作

図2に示すように、老化時に出現した皺は、表情変化によって濃さが変化する。したがって、対象人物の表情皺をそのまま合成すると、表情変化に伴う濃さの変化を表現することができない。そこで、アルファブレンディングによって皺の濃さを変化させる。

対象人物の表情皺として、時間 t_{exp} のフレームを用いる。時間 t に対する皺画像 $W(t)$ を、以下のように求める。

$$W(t) = \alpha(t)T(t) + (1 - \alpha(t))T(t_{exp}) \quad (5)$$

ここで、 $\alpha(t)$ はブレンド率である。なお、 $T(t_{exp})$ は、RBF補間 [13] によって、顔形状が時間 t と一致するよう変形を施した。表情付きのフレームとして笑顔を用いた際の、アルファブレンディングの例を図5に示す。図5に示すように、笑顔と無表情のアルファブレンディングでは、皺の濃さが弱まる。一方で、笑顔同士でのアルファブレンディングでは、皺の濃さが維持される。

3.3.2 ブレンド率の推定

式(5)におけるブレンド率 $\alpha(t)$ の推定に、皺領域の輝度変化を計算する。表情変化時のフレーム t_{exp} との、皺領域における平均輝度変化 $D(t)$ を以下のように求める。

$$D(t) = \frac{1}{N} \sum_{(x,y) \in I} (T(x,y,t) - T(x,y,t_{exp})) \quad (6)$$

ここで、 I は皺領域、 N は、向田らの手法 [18] により検出された皺領域に含まれるピクセル数である。ブレンド率 $\alpha(t)$ は、出力動画の平均輝度変化 D_{out} が、目標年代の平均輝度変化 D_{tar} に一致するように決定する。 D_{out} は、式(5)を用いると以下のように表される。

$$D_{out}(t) = \frac{1}{N_{out}} \sum_{(x,y) \in I_{out}} (\alpha(t)T(x,y,t) - \alpha(t)T(x,y,t_{exp})) \quad (7)$$

ここで、 $D_{out} = D_{tar}$ とすると、入力動画の平均輝度変化 D_{in} を用いて、ブレンド率 $\alpha(t)$ は以下のように求められる。

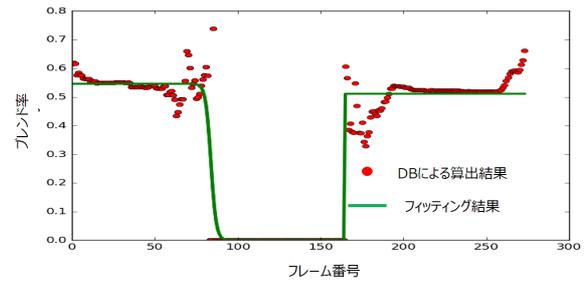


図6 ブレンド率の推定

表1 動画データベース内訳

年齢	男性	女性
20歳未満	13	18
20代	9	13
30代	10	12
40代	15	13
50代	6	8
60歳以上	4	5
合計	57	69

$$\alpha(t) = \frac{D_{tar}(t)}{D_{in}(t) + \varepsilon} \quad (8)$$

なお、 ε は、0で割ることを防ぐための非常に小さい定数である。

式(8)により求めたブレンド率は、時間的な連続性を考慮していないため、不自然な皺の変化が生じてしまう。そこで、本研究ではシグモイド関数 ($s(t) = a(1 + \exp(-b(t-t_0)))^{-1}$) を用いて近似を行った。定数 a, b 及び t_0 は、非線形最小二乗法により求めた。シグモイド関数を用いた理由としては、皺の濃さが変化するのには表情変化時のみであること、また、微分可能な関数であることから最小化問題を容易に解くことができるためである。なお、シグモイド関数は表情の遷移の数だけ決定した。例えば、無表情、笑顔、無表情の順に変化する場合は、無表情から笑顔に1つ、笑顔から無表情に対して1つといったようにパラメータを決定した。曲線近似の結果の例を図6に示す。

3.3.3 皺の合成

以上により求められた皺を、3.2により得られた動画に転写する。合成方法としては、Poisson Image Editing [19] を用いる。その際のマスク画像は、向田ら [18] の手法により作成した。なお、式(2)の皺形状の項により対象人物の表情皺と皺形状が似ている人物が選択されるため、データベース中の人物の表情皺を残すことなく合成が可能となる。

4. 実験

4.1 データベース

データベースとして、UvA-Nemo Smile Database [20] を用いた。データベース中の各動画は、無表情、笑顔、無表情という順に表情が変化する。なお、本手法で用いている



(a) 入力:20代女性 出力:60歳以上女性



(b) 入力:20代男性 出力:50代男性

図 7 生成結果

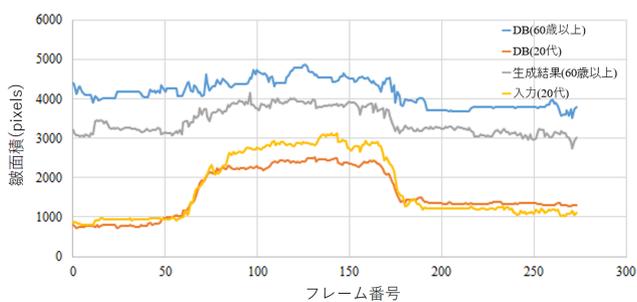


図 8 皺面積の時間変化

顔特徴点群 [10] は、三次元的な情報を含まないため、顔向きが正面の動画のみ用いた。また、眼鏡や髭などにより遮蔽の生じている動画については、遮蔽されている領域の合成には用いなかった。今回は、年齢のクラスとして 20 歳未満, 20 代, 30 代, 40 代, 50 代, 60 歳以上の 6 つに分割し、性別の違いを考慮するために、性別毎にクラス分けを行った。表 1 に、使用した動画の内訳を示す。

4.2 生成結果

入力動画として、20 代の人物の動画を用いて経年変化顔

の合成を行った。図 7 に生成結果の例を示す。図 7 (a) のように、目標年代として 60 歳以上を設定した際の生成結果は、無表情の時の皺が変形するという老化時の特徴を表現できている。一方で、図 7 (b) のように、目標年代として 50 代を設定した際の生成結果は、無表情の時に皺がはっきりと出現していない。その原因として、データベース中の 50 代の人物は、無表情の時に皺がはっきり出ている人物とそうでない人物が含まれている。そのため、式 6 の計算結果の平均を計算すると、双方が打ち消しあっているからであると考えられる。

皺の量の増減を表現できているかを確認するため、各動画の皺の量の時間変化を算出した。ここで、皺面積を向田ら [18] の手法により検出された皺領域の、ピクセル数により定義する。20 代の女性 5 人分の動画に対する、目標年代を 60 歳以上とした際の皺面積の時間変化を図 8 に示す。なお、各動画は 3.1 節の方法により、表情変化を統一している。図 8 を見ると、生成結果の皺面積は入力動画と比べて増加している。また、表情変化時の増加率は年齢変化前よりも小さくなっており、目標年代の変化に近づいている。一方で、データベースの 60 歳以上の人物の変化と比較す

ると、皺面積が小さくなっていることが分かる。その原因として、式(3)の色味保持項により、勾配成分である皺が損なわれているからであると考えられる。

5. まとめと今後の課題

本稿では、入力動画とデータベース中の動画の表情の対応付けに基づいた経年変化顔の動画合成手法を提案した。入力動画の各フレームに対して、類似表情を用いることにより、表情変化を考慮した経年変化顔を合成することが可能になった。また、皺の濃さの変化をモデル化し、アルファブレンディングにより対象人物の表情皺の濃さを変化させ、皺の再構築を行った。これにより、対象人物とデータベース上の人物の表情変化に伴う皺の動きの不一致をなくすことが可能になった。

一方で、本手法で変化するのはテクスチャのみであるため、たるみなどの顔形状の変化が表現することができない。顔形状を含めた経年変化顔の合成手法として、Kemelmacher-Shlizermanら[1]の平均顔を用いた手法が挙げられる。しかし、本研究では動画を対象としているため、形状を変化させる際に時間的な連続性を考慮に入れなければならないという問題がある。そこで、対象人物の表情変化を維持した、顔形状変形手法を提案する予定である。

また、modified poisson[17]により、対象人物の色味を保持する一方で転写したい年齢情報まで損なわれてしまうことが起きる。解決策としては、Wangら[3]のように、年齢を遷移的に変化させる方法が考えられる。これにより、保持される色味は対象人物の年齢ではなく、目標年齢に近い年齢のものになるため、年齢情報が損なわれにくくなる。一方で、合成を繰り返す過程で対象人物の個性が損なわれて、生成結果が対象人物と別人になってしまう可能性が考えられる。したがって、対象人物の同一人物性を維持しつつ、年齢を遷移的に変化させていく手法を検討したい。

謝辞 本研究の一部は、JST CREST 及び JST ACCEL の支援を受けた。

参考文献

- [1] Kemelmacher-Shlizerman, I., Suwajanakorn, S. and Seitz, S. M.: Illumination-aware age progression, *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 3334–3341 (2014).
- [2] サフキンパーベル, 加藤卓哉, 福里司, 森島繁生: 老化時の皺の個性を考慮した経年変化顔画像合成, 情報処理学会論文誌, Vol. 57, No. 7, pp. 1627–1637 (2016).
- [3] Wang, W., Cui, Z., Yan, Y., Feng, J., Yan, S., Shu, X. and Sebe, N.: Recurrent Face Aging, *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 1 (2016).
- [4] Thies, J., Zollhöfer, M., Stamminger, M., Theobalt, C. and Nießner, M.: Face2face: Real-time face capture and reenactment of RGB videos, *Proceedings of the IEEE*

- Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 1 (2016).
- [5] Kemelmacher-Shlizerman, I., Sankar, A., Shechtman, E. and Seitz, S. M.: Being John Malkovich, *European Conference on Computer Vision*, Springer, pp. 341–353 (2010).
- [6] Garrido, P., Valgaerts, L., Rehmsen, O., Thormahlen, T., Perez, P. and Theobalt, C.: Automatic face reenactment, *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 4217–4224 (2014).
- [7] Piérard, G. E., Uhoda, I. and Piérard-Franchimont, C.: From skin microrelief to wrinkles. An area ripe for investigation, *Journal of cosmetic dermatology*, Vol. 2, No. 1, pp. 21–28 (2003).
- [8] Ahonen, T., Hadid, A. and Pietikainen, M.: Face description with local binary patterns: Application to face recognition, *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, Vol. 28, No. 12, pp. 2037–2041 (2006).
- [9] Ojala, T., Pietikainen, M. and Maenpää, T.: Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns, *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, Vol. 24, No. 7, pp. 971–987 (2002).
- [10] Kazemi, V. and Sullivan, J.: One millisecond face alignment with an ensemble of regression trees, *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1867–1874 (2014).
- [11] Garrido, P., Valgaerts, L., Wu, C. and Theobalt, C.: Reconstructing detailed dynamic face geometry from monocular video., *ACM Trans. Graph.*, Vol. 32, No. 6, pp. 158–1 (2013).
- [12] Müller, M.: Dynamic time warping, *Information retrieval for music and motion*, pp. 69–84 (2007).
- [13] Noh, J.-y., Fidaleo, D. and Neumann, U.: Animated deformations with radial basis functions, *Proceedings of the ACM symposium on Virtual reality software and technology*, ACM, pp. 166–174 (2000).
- [14] Larrabee, W. F., Makielski, K. and Henderson, J.: *Surgical Anatomy of the Face*, LWW, second edition (2003).
- [15] Dalal, N. and Triggs, B.: Histograms of oriented gradients for human detection, *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 1, pp. 886–893 (2005).
- [16] Mizokawa, A., Nakai, H., Maejima, A. and Morishima, S.: Photorealistic aged face image synthesis by wrinkles manipulation, *ACM SIGGRAPH 2013 Posters*, ACM, p. 64 (2013).
- [17] 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).
- [18] 向田茂, 安藤広志: しみ・しわに着目した顔画像の年齢操作, 映像情報メディア学会誌, Vol. 59, No. 5, pp. 761–768 (2005).
- [19] Pérez, P., Gangnet, M. and Blake, A.: Poisson image editing, *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, Vol. 22, No. 3, ACM, pp. 313–318 (2003).
- [20] Dibeklioglu, H., Salah, A. A. and Gevers, T.: Are you really smiling at me? Spontaneous versus posed enjoyment smiles, *European Conference on Computer Vision*, Springer, pp. 525–538 (2012).