

年齢別パッチを用いた画像再構成による経年変化顔画像合成

前島 謙宣^{1, a)} 溝川 あい¹ 松田 龍英¹ 森島 繁生¹

概要：安全安心な社会実現を目的とした犯罪捜査支援システム構築のため、顔写真から対象者の過去・未来の顔を合成可能な経年変化顔合成技術が求められている。本稿では、同一環境で撮影された顔画像のデータベースから構成される年齢別の小片画像群を用いて顔を再構成することで、経年変化顔画像を合成する手法を提案する。提案手法は、入力顔の再構成を通じて従来手法では困難であったしみやくすみといった細かな肌の特徴を表現し、さらに皺の統計モデルを用いて再構成の結果を変調することで経年変化をシミュレーションすることが可能である。提案手法の有効性を検証するため、年齢推定と個人識別に関する主観評価実験を行い、提案手法が、元の人物の印象を持つ目標年齢らしい経年顔画像を合成可能であることを示す。

1. はじめに

犯罪の高度化、テロの増加を背景に、安全安心な社会の実現を目的とした、犯罪捜査支援システムの構築が望まれている。中でも、対象者の過去・未来の顔を合成可能な経年変化顔合成技術は、足取り調査や行方不明人捜索といった捜査活動を支援することが可能なためその実現が期待されている。本研究は、そのような経年変化顔合成技術の実現を目的としている。

経年による顔の変化は、頭蓋の成長による形状変化と、加齢に伴う筋肉・および軟部組織の弱体化によるしわの発生、コラーゲンの喪失に伴う痩せ、生活習慣に起因するしみの発生を含んだ肌の質感変化とに分けることができる。前者は、頭蓋が成長する誕生から成人期まで、後者は主として成人期からそれ以降においてその変化が顕著である [1]。本研究は、犯罪捜査支援のための経年変化顔合成を目的としている。このため本稿では、成人期からそれ以降において支配的な肌の質感変化の表現に焦点を当てることにする。

経年による肌の質感変化を表現するためには、まず長期間に渡り数年間隔で撮影された同一個人の顔画像（例えば、MORPH データベース [7]）を利用してその傾向を分析し、分析結果に基づいて合成方法を考える必要がある。しかしながら、収録されている顔画像を観察すると、同一個人の各年齢における画像間の顔の姿勢・表情・撮影環境の違いに起因する色味・解像度・チャンネル数（カラー・モノクロ）が異なることが分かる。これらの要因全てを補正し、

経年変化に依って変わる成分のみを抽出することは非常に困難であり、また直接に画像合成に利用した場合、結果の画像の品質は低下することが予想される。

経年変化顔画像合成手法は既にいくつか存在するが、その多くは、顔のパラメータ表現に Active Appearance Model のような線形結合モデルを利用している。しかしながら、しみや皺といった特徴は、個人間で必ずしも存在するとは限らないため、画素間のアラインメントを取ることが難しく、結果としてしみや皺がぼけた印象の顔画像が合成されるという問題がある。

そこで本稿では、同一環境で撮影された顔画像のデータベースから構成される年齢別の小片画像群（以降、パッチと呼ぶ）を用いた顔の再構成を通じて、経年変化顔画像を合成する手法を提案する。提案手法は、入力顔の再構成を通じて従来手法では困難であったしみやくすみといった肌の特徴を表現し、さらに皺の統計モデルを用いて再構成の結果を変調することで経年変化をシミュレーションすることが可能である。提案手法の有効性を検証するため、年代推定と個人識別に関する主観評価実験を行い、提案手法が、目標とする年代の特徴を反映しつつ元の人物の印象が保たれた経年顔画像を合成可能であることを示す。

2. 関連研究

経年変化顔合成手法は、既にいくつか提案されている [1]。Park らは、各年齢における個人の顔を AAM で表現し、年齢変化と関係のあるパラメータを操作することで経年顔画像を合成する手法を提案している [6]。また、Patterson, および Geng らは、個人のすべての年齢における AAM パラ

¹ 早稲田大学
Waseda University, Shinjuku, Tokyo 169-8555, Japan
^{a)} a.maejima@kurenai.waseda.jp

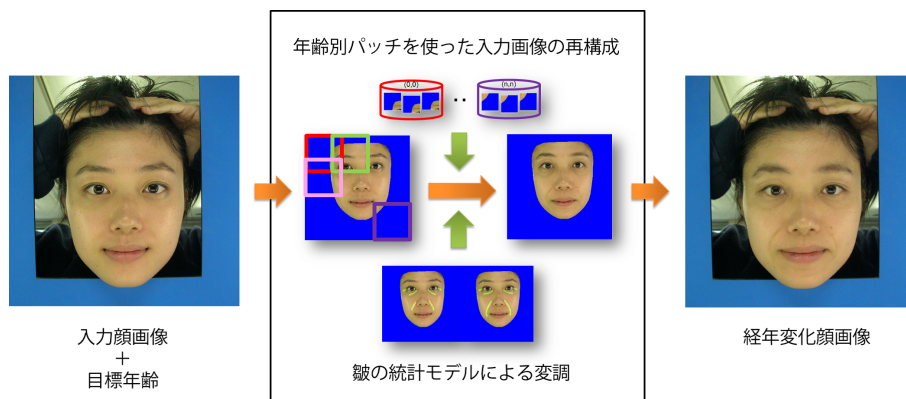


図 1 提案手法の全体像

メータをまとめてエイジングパターンを記述し、パターンの線形結合モデルにより経年変化顔画像を合成する手法を提案している [2], [5]. また, Suo らは, 顔全体を一つの AAM で表すのではなく, 領域ごとに階層化された AAM で顔を表現し, データベース中の個人のエイジングパターンを制約条件を満たすように接続することで, 経年変化顔を合成する手法を提案している [8]. また一方で, Scherbaum らは, 3D Morphable Model により顔を表現し, Morphable Model のパラメータと年齢間の関係を Non-linear Support Vector Regression により学習し, 個々の経年変化によるパラメータ軌跡を計算することで経年変化後のモデルを合成する手法を提案している [9].

これらの手法に共通する問題は, 顔の全体の表現と加齢によって生ずるしみやくすみといった微妙な変化の表現に, 同じ線形結合モデルを用いている点にある. 皺を含めたこれらの特徴は, 個人間で必ずしも存在するとは限らないため, 画素間でのアラインメントがほぼ不可能であるといえる.

この問題を解決するために本研究では, Tazoe らと同じく Visio-ization 法 [3] に基づき, 顔をある年齢の顔画像群から構成されるパッチを用いて再構成することで, 入力顔画像に年齢特徴を付加するアプローチをとる [11]. ただし, 提案手法は以下の点において従来手法とは異なる.

- (1) 画像間の色味の違いに対応するため, パッチ選択時の基準として入力画像とパッチ間の勾配方向ヒストグラムの距離を導入し, エネルギー関数を再定義した.
- (2) 画像再構成の際にポアソン方程式に基づくシームレスクローニング [10] を導入した. これにより従来手法において見られた, ブロック状のノイズを軽減し, さらに (1) と同じく色味の違いに対応した画像合成を可能にした.
- (3) 皺の変化パターンを統計モデルにより表現し, 画像再構成の結果を変調する仕組みを導入した. これにより, 経年による皺の変化をシミュレーション可能にした. なお, この統計的皺モデルは, 画像合成には直接

利用しないため, 例えば, MORPH [7] のような, 撮影環境は異なるが同一人物の経年顔画像が収録されているデータベースを学習に利用することが出来る.

3. 提案手法の全体像

提案手法の全体像を図 1 に示す. まず事前準備として収集した多人数の顔画像から, 年齢毎に分けられたパッチのデータベースを構築しておく. 提案手法は, 入力顔画像と目標年齢が与えられたとき, 以下の流れで経年変化顔を合成することができる. まず, 入力顔をデータベース中の平均顔モデルの形状に正規化した顔画像を生成する. 次に, 生成された顔画像を, 目標年齢のパッチデータベースを利用して再構成する. このとき, 経年による皺の変化を表現するために, 統計的皺モデルによる顔画像の変調が行われる. その後, 再構成された顔画像の年齢特徴を反映したい部位の勾配情報を, シームレスクローニングにより正規化顔画像に転写する. 最後に, 結果の顔画像の形状を元の形状に戻し, 入力画像の背景とブレンドすることにより, 目標年齢の経年変化顔画像が生成される.

4. 年齢別パッチデータベースの構築

年齢別パッチデータベースは, 以下の手順で構築される. まず, 顔画像を年齢ごとに分類する. 次に, 分類された画像について, 平均顔モデルの形状に統一された顔画像を生成する (生成方法の詳細は 5.1 節で説明する). それから画像を, 任意の大きさの正方形のパッチに分割する. 分割はラスタ順で, 後にパッチ間の連続性を考慮できるように, パッチ間に一定幅の重複領域を持たせて行う. このとき, 切り出し元の場所を記憶しておくためのインデックスをパッチにラベル付けする (図 2). 各画像から切り出されたパッチをインデックスごとにまとめて保存しておくことで, 画像再構成の際に顔としての整合性を保持することができる. 以上の作業を男女別に全ての年齢について行うことで年齢別パッチデータベースが構築される.

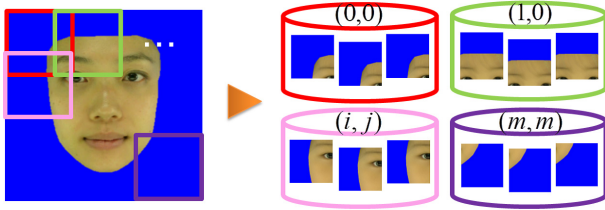


図 2 パッチ生成の様子

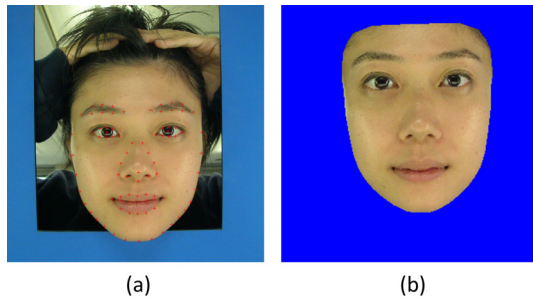


図 3 入力画像 (a) と正規化顔画像 (b) . クロスマークは特徴点検出結果を表す .

5. 経年変化顔合成

5.1 正規化顔画像の生成

入力顔画像に対して, Zhang らの方法 [12] により 89 点の特徴点を検出し (図 3.(a)), 平均顔モデルの対応する頂点が特徴点に合うように, Radial Basis Functions[4] により平均顔モデルを変形する. 次に, 平均顔モデルの頂点座標と, 変形された顔モデルの頂点の 2 次元座標をテクスチャ座標として, 平均顔モデルに入力顔画像をテクスチャマッピングしレンダリングする. これにより平均顔モデルの形状に正規化された入力顔の画像を生成することができる. 本研究では, これを正規化顔画像と呼ぶ. 生成された正規化顔画像の例を図 3.(b) に示す. ここで生成された正規化顔画像を, 年齢別パッチを用いて再構成することにより, 入力顔画像の年齢を目標とする年齢の顔に変換する. 次節でその詳細について述べる.

5.2 年齢別パッチを用いた正規化顔画像の再構成

目標とする年齢のパッチデータベースを用いて, 正規化顔画像を再構成することにより, 個人性を保持しつつ, その年齢特有の特徴を反映した顔画像を合成する.

今, 正規化顔画像を I , 目標とする年齢のパッチ群を P とする. このとき, 画像の再構成は, ラスタ順に並んだインデックス (i, j) 毎に以下のエネルギー関数 E が最小となるパッチをパッチデータベースから探索し, 選択されたパッチをタイリングすることにより行われる.

$$E(i, j, n) = \alpha * E_L(i, j, n) + (1 - \alpha) * E_G(i, j, n) \quad (1)$$

ここで, n はインデックス (i, j) に含まれるパッチの番号を表す. また, E_L は隣接するパッチ同士の類似度を測る局所制約, E_G はパッチと正規化顔画像のパッチに対応する部分の類似度を測る大域制約を表す. α は, 局所制約と大域制約のトレードオフを決定する重み定数であり, α を大きくすればするほど, 全てのインデックスにおいてある一人の人物のパッチが選択される可能性が高まり, したがって正規化顔画像に対する近似の精度は低下する. 逆に α を小さくすると, パッチ間の連続性が失われ, 顔全体としての整合性が保てなくなる.

E_L は, 現在注目しているインデックスに応じて, 左側のみ ($i = 0$), 上側のみ ($j = 0$), 左側と上側 ($i, j > 0$) の 3 パターンに場合分けしてエネルギー関数が定義される.

$$E_L(i, j, n) = \begin{cases} E_l(i, j, n) & (i = 0) \\ E_t(i, j, n) & (j = 0) \\ E_l(i, j, n) + E_t(i, j, n) & (i, j > 0) \end{cases} \quad (2)$$

E_l, E_t は, パッチ間の重複領域に含まれる画素の RGB 距離の和であり, それぞれ式 (3), (4) のように表される.

$$E_l(i, j, n) = \sum_{x, y \in \Omega_{i, j}} \|P_{i, j}^n(x, y) - P_{i-1, j}(x, y)\|^2 \quad (3)$$

$$E_t(i, j, n) = \sum_{x, y \in \Omega_{i, j}} \|P_{i, j}^n(x, y) - P_{i, j-1}(x, y)\|^2 \quad (4)$$

大域制約 E_G は, パッチ間の色と形状を評価し, 正規化顔画像とパッチ間の RGB 距離 E_c , 勾配方向ヒストグラム距離 E_h の重み付き線形和として, 式 (5) で表される.

$$E_G(i, j, n) = \beta * E_h(i, j, n) + (1 - \beta) * E_c(i, j, n) \quad (5)$$

ここで β は, 形状と色のどちらを優先するかを決定する重み定数であり, 入力顔画像とパッチの撮影環境の違いや, 皺のような顕著な勾配の特徴を加味したい場合に大きくする必要がある. また, E_c, E_h はそれぞれ (6), (7) 式で表される.

$$E_c(i, j, n) = \sum_{x, y \in \Omega_{i, j}} \|I(x, y) - P_{i, j}^n(x, y)\|^2 \quad (6)$$

$$E_h(i, j, n) = \|\text{HoG}(I|_{\Omega_{i, j}}) - \text{HoG}(P^n|_{\Omega_{i, j}})\|^2 \quad (7)$$

ここで, $\Omega_{i, j}$ は, インデックス (i, j) におけるパッチに含まれる領域を表す. また, $\text{HoG}(\cdot)$ は, 入力の勾配方向ヒストグラムを計算する演算子を意味する. すべてのインデックス (i, j) に対して, 式 (1) のエネルギーを最小とするパッチを選択し, 選択されたパッチをラスタ順にタイリングすることで再構成が完了する. 図 4 に, 正規化顔画像 (a) と (a) をパッチにより再構成した画像 (b) を示す.

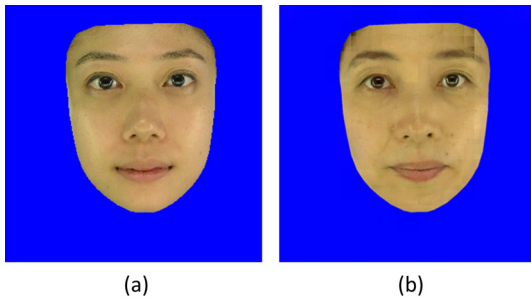


図 4 正規化顔画像 (a) と年齢別パッチによる画像再構成結果 (b) .

5.3 入力顔への勾配情報の転写

5.1 節で説明したように、画像再構成は、各インデックスにおいて選択されたパッチをラスト順にタイリングすることで行われる。Tazoe ら [11] は、パッチ間の重複領域の画素の輝度値を、重複するパッチ間の輝度値の平均値により決定していた。このため、図 4.(b) に示すように、パッチの境界においてつなぎ目が顕著となり、合成結果にブロック状のノイズが現れるという問題があった。また、入力顔画像とパッチのデータベースとの間の色味の違いに対する対応も不十分であった。

この問題を解決するため、本研究では、Visio-lization 法 [3] に基づき、タイリングを勾配領域で行い、重複領域におけるパッチの勾配の平均値を計算し、計算された勾配画像をソースとしたシームレスクローニング [10] を適用することにより、入力顔の色味を極力保持しつつ、パッチで再構成された勾配情報、すなわち年齢特徴を入力画像に転写する。

今、求めたい画素の輝度値を f 、正規化顔画像の輝度値を f^* 、パッチにより再構成された画像の輝度勾配を v とすると、入力画像へのシームレスクローニングの問題は、式 (8) のように表される (図 5)。

$$\min_f \left(\int_T \|\operatorname{div} v - \Delta f\|_2^2 dt + \epsilon \int_T \|f^* - f\|_2^2 \right) \quad (8)$$

ここで、 T は画像全体の領域を表す。また、 ϵ は、求められる輝度値と入力画像の輝度値の差に対する重みであり、この重みが小さくなるほど転写元、すなわち再構成画像の輝度値の影響を受けるようになる。本研究では入力画像の色味を極力保持したいため、Tanaka らの方法 [10] とは異なり、転写対象の領域内でもソース画像の元の輝度値 f^* を保持させるようにしている。式 (8) を離散化し、注目画素 p における輝度値 f_p に関する偏微分を 0 とすると下式を得ることができる。

$$(\epsilon + |N_p|^2) f_p - |N_p| \sum_{q \in N_p} f_q = \epsilon f_p^* - |N_p| \sum_{q \in N_p} v_{pq} \quad (9)$$

ここで、 N_p は、画素 p に隣接する画素の集合を表し、

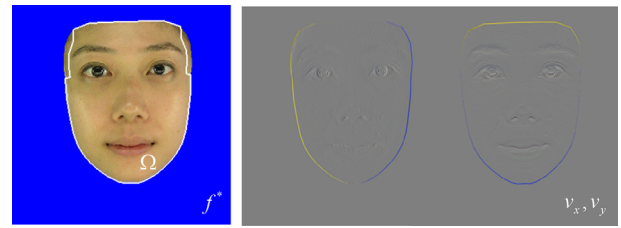


図 5 本研究におけるシームレスクローニングの問題設定

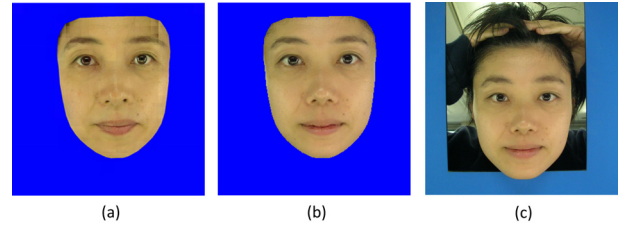


図 6 年齢別パッチによる画像再構成結果 (a)、シームレスクローニング適用結果 (b)、経年顔画像 (c)

$|N_p|$ はその数を表す。式 (9) を領域内に存在するすべての画素について考え、連立一次方程式を解くことで、各画素の最終的な輝度値 f を求めることができる。ここで、 v_{pq} は、以下のとおりである。

$$v_{pq} = \begin{cases} g_p - g_q & \text{if } p \in \Omega \\ f_p^* - f_q^* & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

ここで、 g_p, g_q はパッチにより再構成された画像の勾配を、 Ω は、勾配を転写したい、すなわち年齢特徴を付加したい領域を表す。以上により、パッチ間の境界を生むことなく、かつパッチ間の色味の差の影響のない画像の再構成が可能となる (図 6.(a), (b))。ここで得られた画像を、入力画像に整合されたメッシュモデルにテクスチャマッピングしてレンダリングした後、顔以外の背景とブレンドすることにより、最終的な経年顔画像を得ることができる (図 6.(c))。

5.4 統計的皺モデルによる勾配情報の変調

提案手法は、画像再構成に用いるパッチを目標年齢のパッチに限定することにより、その年齢特有の特徴を表現することができる。しかしながら、各要素の直接的な予測を行っている訳ではないため、例えば、年齢に起因して生ずる皺の有無は、あくまで入力顔画像の輝度分布に依ってのみ決定されるという問題がある。そこで本研究では、年齢による皺の変化を予測し、パッチ選択の際の手がかりとして利用できるような、実データの統計に基づく皺モデルを導入する (以降、統計的皺モデルと呼ぶ)。統計的皺モデルは、以下の手順でモデル化される。

(1) データベースに含まれる画像中の左右ほうれい線、左

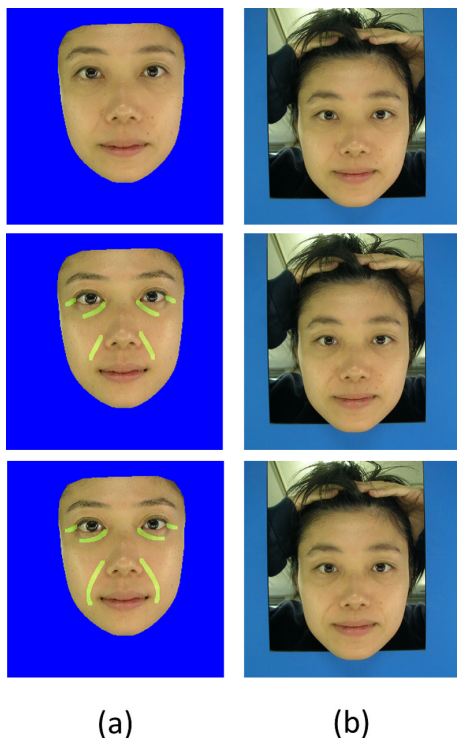


図 7 皺モデルによる画像の変調 (a), 合成結果 (b)

右の目窟, 左右目尻, 額の計 7 領域の皺に対して手作業によりマーキングする。

- (2) マークされた線に対してパラメトリック曲線による近似を行い, 得られた曲線のパラメータと皺の濃さにより皺をパラメータ化する。より具体的には, ファーガソン曲線を用い, 曲線の始点と終点, およびそれぞれの点における速度と, 曲線付近の輝度値の分布から決定される濃さをパラメータとし, すべての領域について得られたパラメータをまとめてベクトル化する。これを個人の顔に対する皺モデルとする。
- (3) 年齢毎に個人の皺モデルを集め, モデルの集合に対して主成分分析を行う。得られた平均ベクトルと固有ベクトルをまとめて統計的皺モデルとする。固有ベクトルに対する係数を変更することで, 図 7.(a) に示すように皺の形を変更することができる。

これにより表現された皺に相当する部分の輝度値を, 正規化顔画像に加えることで変調し, パッチ選択を行わせることで, 間接的に皺の形状変化をシミュレーションすることが出来る。合成結果を図 7.(b) に示す。

6. 評価実験

提案手法の有効性を検証するために, 合成画像に対する年代推定・個人認識実験を行った。20 代の男女 15 人 (男性 13 人, 女性 2 人) の顔画像から, それぞれ 20 代, 30 代, 40 代の顔画像を生成し, 生成された顔画像と元画像をランダムに被験者に提示した後, それぞれの顔の年代 (10 代,

表 1 年代推定結果 (各セルは提示画像に対する回答の割合を示す)

回答/提示	元画像 (20 代)	20 代	30 代	40 代
10 代	7	19	7	0
20 代	57	46	38	4
30 代	28	26	43	16
40 代	7	9	11	44
50 代	1	0	1	34

20 代, 30 代, 40 代, 50 代) と, 個人を認識できたかどうかを表す 5 段階の確信度 (5: 本人と言い切れる, 1: 誰だか全く分からない) を回答させた。実験の被験者は, 20 代の男性 15 人, 女性 2 人の計 17 人であった。被験者に提示した顔画像の一例を図 8 に示す。なお本実験では, 画像サイズを 300×300 ピクセル, パッチサイズを 30×30 ピクセル, パッチ間の重複を 12 ピクセル, 画像生成の際のパラメータをそれぞれ, $\alpha = 0.2$, $\beta = 0.7$, $\epsilon = 0.1$ とした。

6.1 考察: 年代推定

年代推定の結果を表 1 に示す。表中, 各セルは提示した画像に対する回答の割合を表しており, 提示・回答とも年代の同じセルが正答率, それ以外のセルが誤り率に対応している。表 1 を見ると, 元画像に対する正答率が 57%, 合成画像に対する正答率が 43~46% であることから, 提案手法により生成された画像は, 目標とする年齢の特徴を概ね表現できているということが伺える。しかしながら, 40 代の合成画像の場合, 実験サンプルに存在しない 50 代と誤って回答した割合が 34% に上り, 目標年代よりも老けて知覚される場合があるということが分かった。また, 30 代においては 20 代とあまり見分けが付かないという結果が得られた。これらの問題を解決するためには, より多くの人物の顔画像を収集し, 年齢別パッチのデータベースを構築する必要がある。

6.2 考察: 個人認識

個人認識の結果を表 2 に示す。各セルは, 被験者の個人認識に対する確信度の平均値を表している。表から, 元画像と比較して, 年代が離れた合成画像ほど認識に対する確信度が低下する傾向にあることが伺える。しかしながら減少の幅は少なく, また図 8 から, 提案手法は個人性を保った状態で経年変化顔画像を合成できていることが分かる。なお, 本実験では画像の提示順を完全にランダムとしたため, 個人の元画像が合成画像よりも先に提示される保証はなく, また, 合成対象である顔以外の要素を排除して顔を被験者に提示していたため, 元画像と合成画像とのマッチングが通常よりも難しい状況にあったといえる。元画像と合成画像提示した上で, 両者のマッチングにより個人認識性能を評価した場合には, 全体的な確信度は向上するものと考えられる。

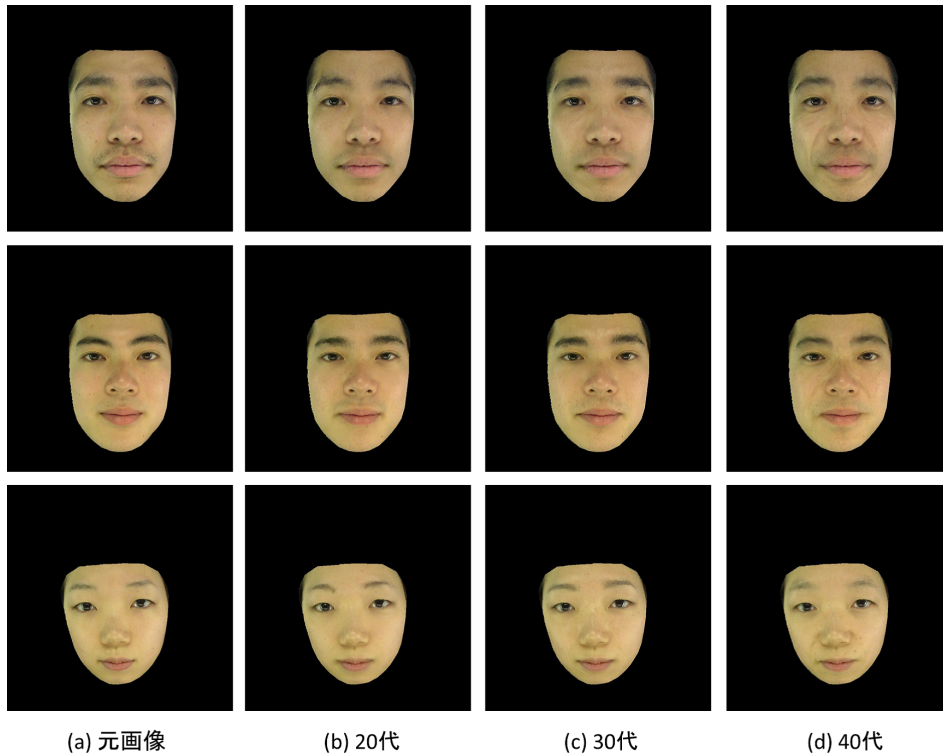


図 8 主観評価実験における提示サンプルの例 . (a) 顔以外の要素を排除した元画像 . (b) ~ (d) は提案手法により合成された 20 代 , 30 代 , 40 代の顔画像

表 2 個人識別結果

回答/提示	元画像	20代	30代	40代
確信度	4.4	4.0	3.9	3.7

7. おわりに

本研究では、年齢別パッチを用いた画像再構成に基づく経年変化顔合成手法を提案した。提案手法は、従来手法では表現が困難な細かいしみ、くすみや皺といった経年による特徴を表現することができ、結果として、目標とする年齢らしい個人の経年顔画像を合成することが可能となった。

今後の課題には、大きな姿勢・入力画像・パッチ間の大きな色味の変動への対処、より多くの同一人物のデータを用いた統計的皺モデルの構築、公開データベース (例えば、[7]) を用いたシステムの性能評価と他の従来手法との性能比較が挙げられる。

謝辞 本研究は、文部科学省の科学技術戦略推進費による「安全・安心な社会のための犯罪・テロ対策技術用を実用化するプログラム」の一環として実施したものである。

参考文献

[1] Fu Y., Guo G., and Huang T. S.: Age Synthesis and Estimation via Faces: A Survey, IEEE Trans. on PAMI, Vol. 32, No. 11, pp. 1955-1976 (2010).
 [2] Geng X., Zhou Z-H., and Smith-Miles K.: Automatic

Age Estimation Based on Facial Aging Patterns, IEEE Trans. on PAMI, Vol. 29, No. 12, pp. 2234-2240 (2007).
 [3] Mohammed U., Prince S. J. D., and Kautz J.: Visio-ization: generating novel facial images, ACM SIGGRAPH 2009, Papers, No. 57 (2009).
 [4] 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).
 [5] Park U., Tong Y., and Jain A. K.: Age Invariant Face Recognition, IEEE Trans. on PAMI, Vol. 32, No. 5, pp. 947-954 (2010).
 [6] Patterson E. and Ricanek K.: Automatic Representation of Adult Aging in Facial Images, Proc. of the 6th IASTED Int. Conf. on VIIP 2006, pp. 171-176 (2006)
 [7] Ricanek Jr K., and Tesafaye T.: MORPH: A Longitudinal Image Database of Normal Adult Age-Progression, IEEE 7th Int. Conf. on FG 2006, pp 341-345 (2006)
 [8] Suo J., Chen X., Shan S., Gao W., and Dai Q.: A Concatenational Graph Evolution Aging Model, IEEE Trans. on PAMI, Vol. 34, No. 11, pp. 2083-2093 (2012).
 [9] Scherbaum K., Sunkel M., Seidel H.-P., and Blanz V.: Prediction of Individual Non-Linear Aging Trajectories of Faces, In Computer Graphics Forum, Vol. 26, No. 3 (2007)
 [10] Tanaka M., Kamio R. and Okutomi M.: Seamless Image Cloning by a Closed Form Solution of a Modified Poisson Problem, ACM SIGGRAPHASIA2012, Posters, 15 (2012)
 [11] Tazoe Y., Gohara H., Maejima A., Morishima S.: Facial Aging Simulator Considering Geometry and Patch-Tiled Texture, ACM SIGGRAPH 2012, Posters, 46 (2012).
 [12] Zhang L., Tsukiji S., Ai H., Lao S.: A Fast and Robust Automatic Face Alignment System, IEEE Int. Conf. on ICCV 2005, Demo Program (2005).