

事例に基づく顔画像合成における顕  
著な視覚的個人特徴に関する研究

山梨大学大学院  
医学工学総合教育部  
博士課程学位論文

2015年3月

楊 薇

# 目次

1.	はじめに.....	1
2.	個人特徴に最適なヘアスタイルの推奨及び最適ヘアスタイル画像の合成.....	4
2.1	関連研究.....	5
2.2	システムフレームワーク.....	6
2.3	顔特徴の設計と抽出.....	8
2.4	ヘアスタイル抽出.....	11
2.4.1	個人特徴の強調.....	11
2.5	髪領域の抽出.....	13
2.6	合成.....	15
2.6.1	ズレの調整.....	15
2.6.2	穴埋め処理.....	16
2.7	データベース構築.....	19
2.7.1	男性向けデータベースの構築.....	20
2.7.2	ヘアスタイル画像の顔特徴量の修正.....	20
2.8	結果.....	23
2.9	実験.....	24
2.9.1	一般向けデータベースでの自己評価実験 (V6).....	24
2.9.2	一般向けデータベースでの他者評価実験 (V6).....	26
2.9.3	男性向けデータベースでの他者評価実験 (V6).....	26
2.9.4	順位づけの妥当性の検証 (V6).....	27
2.9.5	ヘアスタイリストによる他者評価実験 (V6).....	28
2.9.6	画像合成についての評価実験 (V6).....	29
2.9.7	個人特徴の強調及び黄金比の導入に関する評価実験 (V10, V12).....	29
2.9.8	絶対評価実験.....	32
2.9.9	システムの再現性に関する評価実験.....	33
2.10	今後の課題.....	38
3	似顔絵の自動生成.....	39
3.1	関連研究.....	39
3.2	システムフレームワーク.....	40
3.3	特徴量の抽出.....	41
3.3.1	見た目の顔形状特徴ベクトル.....	41
3.3.2	髪領域と特徴ベクトル.....	42
3.4	類似パーツの検索.....	45
3.5	特徴ベクトルの誇張.....	46
3.6	パーツ画像の配置.....	48
3.7	合成結果.....	49
3.8	評価実験.....	50
3.8.1	合成結果についての考察.....	50
3.8.2	被験者評価実験と結果.....	51
3.9	今後の課題.....	53
4	まとめ.....	54
	謝辞.....	55
	参考文献.....	56

# 1. はじめに

人に良い印象を与えるためには、個人の特徴に合った化粧やヘアスタイル、服装で臨む。一方で、ソーシャルネットワークサービス上などでは、個人特徴そのものである顔写真ではなく、個人特徴を選択的に抽出・強調した似顔絵が利用されることが多い。現実世界でもインターネット世界でも、個人特徴は重要であると考えられており、特に顔に関する関心は高い。

本研究では、個人特徴に合ったヘアスタイルの選択と、個人特徴を抽出・強調する似顔絵の合成に関する新しい技術を提案する。個人特徴が何によって表現されるか、また、生成された画像が個人特徴に合っているかは人間の感性に関わるものであり、これらを直接的にモデル化することは難しい。また、ヘアスタイルが似合うかどうか、似顔絵が似ているかどうかを利用者に対話的に判断させるためには、利用者が直感的に判断できるように合成画像の形で提示する必要がある。本研究では、Example-Based 手法によって間接的に人間の感性をモデル化する、また、顔画像合成技術によって結果を視覚的に提示できるようにし、利用者が直感的に結果を判断できるようにした。

似顔絵生成の関連研究として、Chen ら [H. Chen, 2004] の顔写真からのスケッチ自動生成に関する研究がある。Chen らは、アーティストが描いたスケッチとスケッチの元となる顔写真をあらかじめ学習データとして用意する。顔写真とスケッチは目や鼻などの各パーツに分割しておく。入力として顔写真が与えられると、パーツごとに対してテクスチャと形状の二つのレベルにわけ、学習データから特徴が似ているものと対応するスケッチのパーツを貼り合わせ、スケッチを合成する。合成の際には顔全体の構造を表す特徴ベクトルを計算し、各パーツの大きさや位置の調整を行った。この研究では、目や鼻の特徴を直接モデル化するのではなく、顔と対応するスケッチの関係を学習し、与えられる目や鼻に対応するスケッチを貼り合わせることで、間接的に人間の感性モデルに従った合成結果を得た。このような方法は例に基づいた (Example-based) 手法と呼ばれ、ノンパラメトリックサンプリングに基づくベイズ推論の枠組みで扱うことができ、近年注目されてきている。

一方、ヘアスタイルは外見を決める重要な特徴の一つである。図 1.1 に示すように、ヘアスタイルの違いにより、人に与える印象は変化する。多くの人にとって、自分に似合うヘアスタイルを見つけることは大きな関心事である。新しいヘアスタイルを試すために髪を切ってしまうと、すぐには元に戻らない。ヘアスタイリストのインタビューからは、顧客の個人特徴に合わせてヘアスタイルをデザインすることが重要であるとの知見が得られた。画像合成によるシミュレーションは、髪を切ることなく新しいヘアスタイルを試すことができるので、自分に似合うヘアスタイルを見つけるのに有用である。あらかじめ用意されたヘアスタイル画像を利用者の顔写真に合成するシステムが複数開発され、一部は無償でサービスが提供されているが、これらのシステムでは、ユーザが自分に似合うヘアスタイルをたくさんのヘアスタイルから一枚ずつ合成しなければならない。また、合成のために顔の輪郭上の点を手動で調整する必要があり、利用者にとって大きな負担となる。



図 1.1 同じ顔に違うヘアスタイルによるそれぞれのイメージ

個人特徴に最適なヘアスタイルの推奨及び最適なヘアスタイル画像の合成に関する研究では、ヘアスタイリストがデザインしたヘアスタイルの写真を成功例としてデータベース

を構築する。ヘアスタイルに関連する顔特徴ベクトルを設計し、個人の特徴に最適なヘアスタイルの探索及びヘアスタイル画像の合成技術を提案・実装した。顔に関する美的な知識とヘアスタイルリストの意見を参考にし、顔特徴ベクトルの設計を行った。また、直観的に判断できる形で提示するために、マッティング手法（髪の毛の画像と入力写真の顔が自然に融合できるため）と TPS (Thin Plate Spline による画像変形) 手法を用いた、ヘアスタイル画像合成技術を提案し、ヘアスタイルがユーザの顔写真に馴染んで見えるような合成結果の生成を可能にした。さらに、利用者や場面によって似合うヘアスタイルが異なることも考えられる。例えば、事務職の就職面接に派手なヘアスタイルで臨めば、面接官に軽率なイメージを与えてしまう。このことから、場合によって適切なヘアスタイルを選択することが非常に重要であるということがわかる。被験者評価実験の結果により、提案手法の有効性を検証することができた。また、利用者に応じた成功例のデータベースを作成しこれを利用することで、一般用のデータベースより良い結果を得られ、場合によって適切なヘアスタイルを選択できることも検証できた。

似顔絵は効果的なコミュニケーションのためのメディアとして様々な場面で利用されている。人物の特徴を捉えることで、ひと目でその人であることがわかるように描かれる、デフォルメされた絵であり、芸術性を帯びた肖像画から、風刺やパロディの要素を持ったイラストレーション・漫画など、様々な種類が存在する。古くは浮世絵の役者絵として描かれていたものであるが、近年では、他人へのプレゼントなどとして描かれるほか、犯罪捜査の資料として使用されたり、政治や世情などに対する風刺のため風刺画として使用されたりする。似顔絵は個人の特徴に合わせて生成される必要が有るが、すべての人が自分で似顔絵を描けるわけではない。そのため、個人での似顔絵の使用を考える場合、誰でも手軽に似顔絵を手に入れることができる、使い手になるべく負担をかけない生成システムがあることが望ましい。コンピュータによる似顔絵自動生成に関する研究はこれまで数多く報告されている。しかし、人間が似顔絵を描く場合は通常見た目の特徴を描き、描き手のスタイルは局所的な形状やテクスチャよりも個々のパーツ全体の描き方に現れているため、固有空間やテクスチャ転写を利用する既存手法では書き手のスタイルを十分反映しきれない場合がある。

提案する似顔絵の自動生成システムは、学習用データベース構築と似顔絵生成の二つの部分で構成される。学習データベース構築においては、顔写真と似顔絵のペアを入力として、顔写真から ASM (Active Shape Model [T.F. Cootes C. T., 1995]) を利用して抽出した顔の幾何形状情報及び独自に開発した方法で抽出した髪領域から各パーツの見た目の特徴ベクトルを算出し、対応する似顔絵パーツと結びつける。似顔絵を生成する時は、まず、入力写真に対してデータベース構築時と同様の方法で各パーツの特徴ベクトルを計算する。次にこれらの特徴ベクトルに対して誇張処理を施し、誇張された特徴ベクトルを用いて最も類似するパーツを事例データベースから検索する。最後に、得られたパーツを適切に配置し、最終的な似顔絵を得る。被験者評価実験の結果により、顔の特徴的なパーツの誇張効果が得られ、提案手法の有効性を検証することができた。

ヘアスタイルや似顔絵と個人の好みを感性語により分類し、一致するかどうかを判定する方法はこれまでも提案されているが、顔の特徴に関する客観的なデータに基づきながら、感性的な尺度である「似合う」かどうかと「似ている」かどうかを自動判定する技術は本研究により初めて実現される。また、本研究で確立したフレームワークはヘアスタイルのみならず、ファッションのコーディネイトやそのほかの感性・スキルの学習にも利用することができ、「知」と「巧」のモデリングと継承における人工知能及び画像合成と画像処理技術の応用の新しい可能性を示すと考えられる。提案システムは全自動で似合うヘアスタイルを提示できるため、カメラつき携帯電話、を利用したサービスの創出にも寄与すると

思われる。本研究のアプローチを応用すれば、インターネットの利用により人々の生活の質をさらに向上させることが可能となる。

## 2. 個人特徴に最適なヘアスタイルの推奨及び最適ヘアスタイル画像の合成

人間の思惟は様々であり、あるものについて考えるとき、人によって観点がそれぞれ異なると考えられる。ただ、美的なものに対しては、多くの場合に、原因を言葉で表現することはできないものの、美しいかどうかについて判断できる。昔から、黄金比を持つものは美的であるとされている。たとえば、人の上半身と下半身は1:1.618であれば、黄金比をもつ美しい体型だといえる。また、時代が流れるとともに、美的なものについての認識も変化している。たとえば化粧、ヘアスタイル、服装などは、基礎的な美の知識を踏まえた上で、毎年流行するスタイルが変化している。一方、化粧、ヘアスタイル、服装などのファッションにおいて、顔に対する注目度が極めて高い。化粧は顔に色を追加し、視差を利用して、顔の視覚的なイメージを変える。ヘアスタイルも顔に合わせてデザインし、顔が美しく見えるようにする。

人によって、個人特徴が違うことで、個人の特徴に合わせてヘアスタイルのデザインできれば、顔の魅力度が上昇できると考えられる。多くの人にとって、自分に似合うヘアスタイルを見つけることは大きな関心事である。例えば、事務職の就職面接に派手なヘアスタイルで臨めば、面接官に軽卒なイメージを与えてしまう。このことから、場合によって適切なヘアスタイルを選択することが非常に重要であるということがわかる。一方で、新しいヘアスタイルを試すために髪を切ってしまうと、すぐには元に戻らない。画像処理によるシミュレーションは、髪を切ることなく新しいヘアスタイルを試すことができるので、自分に似合うヘアスタイルを見つけるのに有用である。画像処理分野ではヘアスタイルに関する研究を2.1節で詳しく述べる。

また、生活上でヘアスタイルのデザインで簡単に自分の特徴を把握し、作り出すことが難しいである。ここで、成功した作品を模倣し、自分の特徴に合わせてデザインすれば、自分に最適なものといえる。本研究はヘアスタイリストがデザインしたヘアスタイルの写真を成功例としてデータベースに扱い、ヘアスタイルに関連する顔特徴ベクトルを設計し、個人の特徴を強調できるような最適なヘアスタイルの探索及び合成を行った。詳細内容は2.2~2.8節で述べる。生成した結果について主観的と客観的な評価実験を行い、一般人とヘアスタイリストの評価結果により本システムの有効性を検証できた。また、システムの再現性の問題について、改良方法を提案し、実験の結果により提案手法の有効性も検証できた。2.9節に詳しく説明する。

## 2.1 関連研究

あらかじめ用意されたヘアスタイル画像を利用者の顔写真に合成させるシステム [Virual Hairstudio, 2014] [Beauty Wizard, 2014] が複数開発され、一部は無償でサービスが提供されている。これらのシステムでは、ユーザが自分に似合うヘアスタイルをたくさんの中から一枚ずつ合成しなければならない。また、合成のために顔の輪郭上の点を手動で調整する必要があり、利用者にとって大きな負担となる。3DCG キャラクタに対する三次元ヘアスタイルモデリングに関する研究 [Z. Xu, 2001] [Y. Yu, 2001] [S. Pairs, 2008] [L. Wang, 2009] も多くなされている。しかし、これらの研究を現実の利用者に対して適用することは難しい。

利用者に似合うヘアスタイルの自動探索の試みとして、今井ら [今井 康博, 2005] の顔の印象分類に基づくヘアスタイルの探索がある。今井らは、顔の物理的特徴に基づいて個人の顔の印象を定量的に評価し、似合うヘアスタイルの傾向を調べた。顔とヘアスタイルの印象を warm, cool, soft, hard に分類し、顔とヘアスタイルが同じ分類がされるときに、被験者は似合うと判断することを確かめた。たとえば、顔の印象が warm であると判定された場合、warm のヘアスタイルが最もよく似合うことがわかった。顔の印象についての判別は目の丸みや口唇の厚みなど 15 個の特徴で行い、ヘアスタイルについては 4 つの印象分類を代表するようなヘアスタイルを手動で選択した。この研究では、特徴ベクトルによる顔の印象分類法について示されたものの、4 種類のヘアスタイルのうちいずれが似合うか調べるができなかった。もっとも似合うヘアスタイルを探索するまでは至らなかった。

似合うヘアスタイルを探索するためには、人間の感性の数理的なモデル化が必要となる。ヘアスタイルの特徴やその特徴に合った顔特徴の直接的なモデル化に成功した研究は、著者らの知る限り存在しない。テクスチャ合成 [A. Efros, 1999] や写真からの絵画画像生成 [A. Hertzmann, 2001] [C. Chang, 2010] にも応用例がある。

ヘアスタイルを直接的にモデル化するのではなく、Liu ら [L. Liu, 2013] は顔特徴、ヘアスタイルの特徴と化粧の関係性を学習し、間接モデルを作成した。顔の形状情報の取得に関しては ASM [T. F. Cootes C. T., 1995] を利用して、顔のすべての制御点からなる特徴量に PCA (主成分分析) を行った。Liu らは、顔の形状情報、顔の色情報、服の色情報とヘアスタイルと化粧の関係性を学習し、ユーザに最も似合うヘアスタイルと化粧をユーザの入力写真に合成を行った。しかし、個人の見た目の特徴について表現ができなかった。本研究では、Liu らと同じく顔特徴に合わせて間接にモデル化するが、すべての制御点を利用することなく、簡単な見た目の顔特徴を利用して、個人特徴を強調できるように最も似合うヘアスタイルを探索し、入力画像に合成する。

一方、顔の黄金比に関して、Pallett ら [P. M. Pallett, 2010] は両目間の距離と顔幅の比が 46%、目と口の距離と顔の長さの比 36% である顔は黄金比を持つ顔であり、また、黄金比を持つ顔ほぼ平均顔であることを 4 つの被験者評価実験で検証した。顔を黄金比に近づくように見せられるようなヘアスタイルの探索を行うことにより、全体の魅力値が上昇し、ユーザの満足度が高められると考えられる。また、ヘアスタイルの合成段階で、顔の黄金比とヘアスタイルの関係性を学習することにより、合成結果を改良することが考えられる。

## 2.2 システムフレームワーク

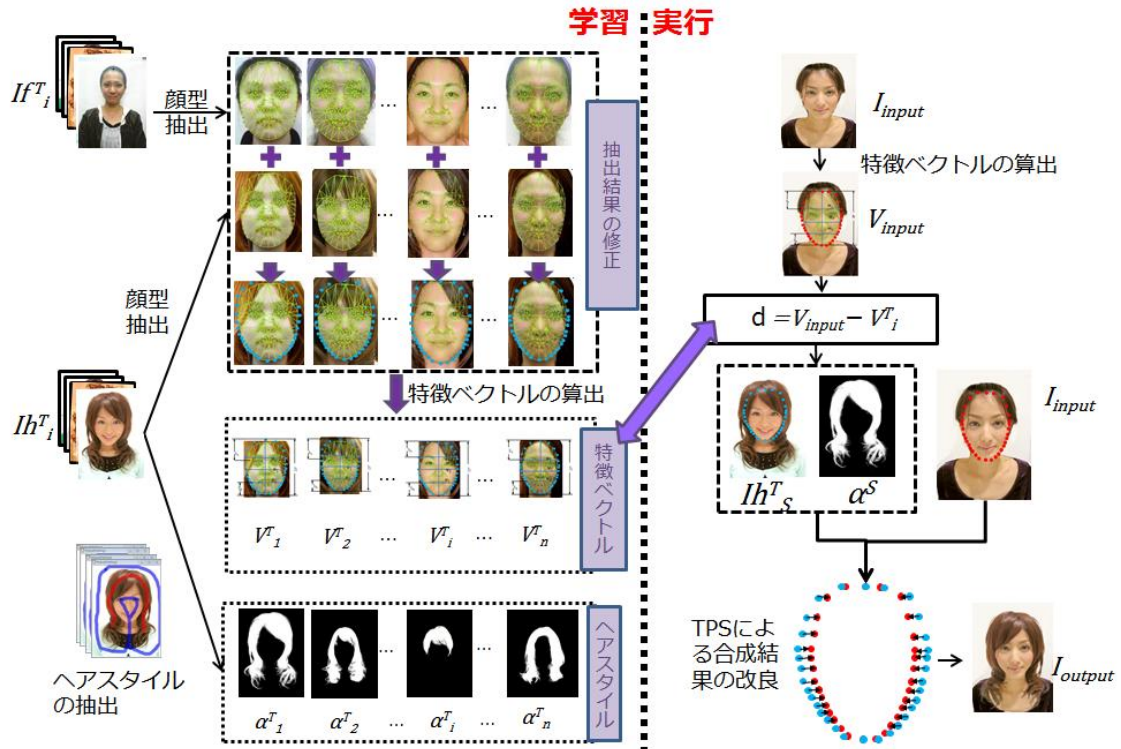


図 2.2.1 システムフレームワーク

ユーザの作業する負担を減少するために、本研究では、入力された顔写真に最も似合うヘアスタイルを自動的に探索できるようにすることを目指す。これは、プロのヘアスタイリストが作ったヘアスタイルの成功事例から、似合うヘアスタイルと顔特徴との関係を学習することで実現する。また、人間は五感により外部情報を取得しているが、視覚、聴覚、触覚、味覚、嗅覚のそれぞれが情報の判断に占める割合は等しいわけではなく、ある調査によれば視覚が 87%を占めているという。ヘアスタイルが似合うかどうかの判断について、直観で判断可能な状態で提示されることが重要であると言える。最適なヘアスタイルの探索結果は入力された顔写真に合成することで利用者に直感的な形で提示できるようにする。

自動的に似合うヘアスタイルを探索できるようにすることで、携帯端末を用いたサービスも可能になる。例えば、美容室に行く前に自分に似合うヘアスタイルを見つけるような利用が考えられる。試行錯誤や手動調整が必要であった従来のヘアスタイルシミュレーションシステムよりも、一般の利用者が利用できる形でサービスを提供することができるようになる。

システムの概要を図 2.2.1 に示す。システムは大きく分けて学習と実行の 2 つに分かれる。学習では、ヘアスタイルカタログに掲載されているヘアスタイルを成功例とみなし、顔特徴とその顔に合ったヘアスタイルとをデータベース化する。顔特徴抽出は 2.3 で述べ、ヘアスタイルの抽出は 2.4 で述べる。出力画像合成では、入力される利用者の顔画像に対し、データベース構築のときと同様の方法で顔特徴抽出を行う。平均顔と比較し、個人顔特徴の強調を行い、顔特徴空間で距離の近い画像をデータベース上のサンプルから探索し、それと対になるヘアスタイルを似合うヘアスタイルとして出力する。出力は入力顔画像に



ヘアスタイルを合成する形で提示する。画像の合成方法については、2.6で述べる。

さらに、利用者や利用場面の違いにより似合うヘアスタイルが異なる問題について、データベースを構築するためのデータを選択することで解決することを試みる。この一例について、2.7で説明する。

## 2.3 顔特徴の設計と抽出

個人の顔を特徴づけるものは多くあるが、その中でも似合うヘアスタイルの決定に関わるものを特定する必要がある。そこで、予備調査としてヘアスタイリストへの聞き取りを実施した。この結果、顔型がもっとも大きく関わるとの知見を得た。

人間の顔は、図 2.3.1 に示すような 4 種類(卵型, 丸型, 逆三角, およびホームベース型)に大きく分類することができるといわれている。ヘアスタイルと顔を合わせて卵型にみえるようなものが、似合うヘアスタイルとなるとされている [Co., 2007]。図 2.3.2 に示す丸型の顔の例では、トップにボリュームを持たせたり、前髪を横に流したりすることによって、顔型が縦長く見える効果が得られる。逆にヘアスタイル自体も丸みを帯びたものにするると、丸型の顔が強調されてしまい、似合わないと感じる。

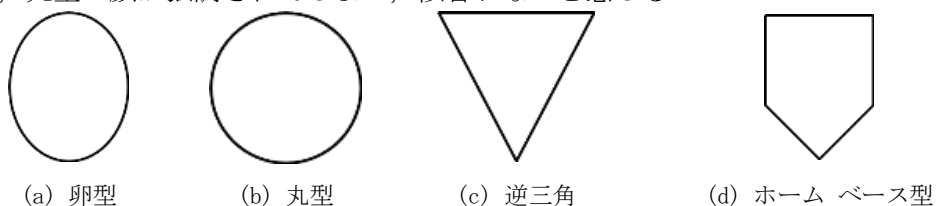


図 2.3.1 人間の顔型の分類

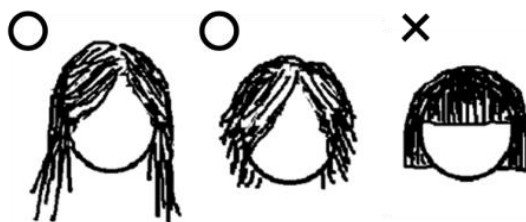


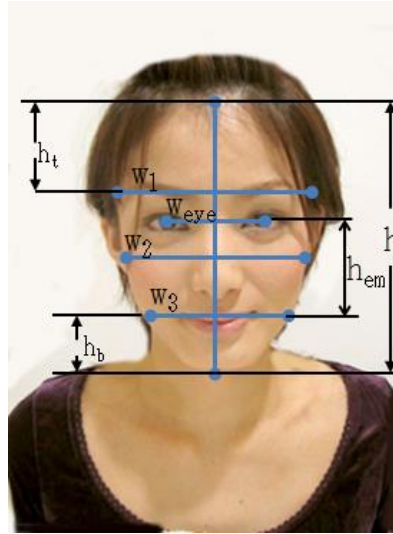
図 2.3.2 丸型に似合うヘアスタイルと似合わないヘアスタイル

この知見に基づいて、顔特徴を表す特徴ベクトルを設計する。図 2.3.1 に示した顔型を表現するために、また、顔の黄金比に関する考慮も含め、顔画像から図 2.3.3(a) に示す以下の 8 つの量を求める。

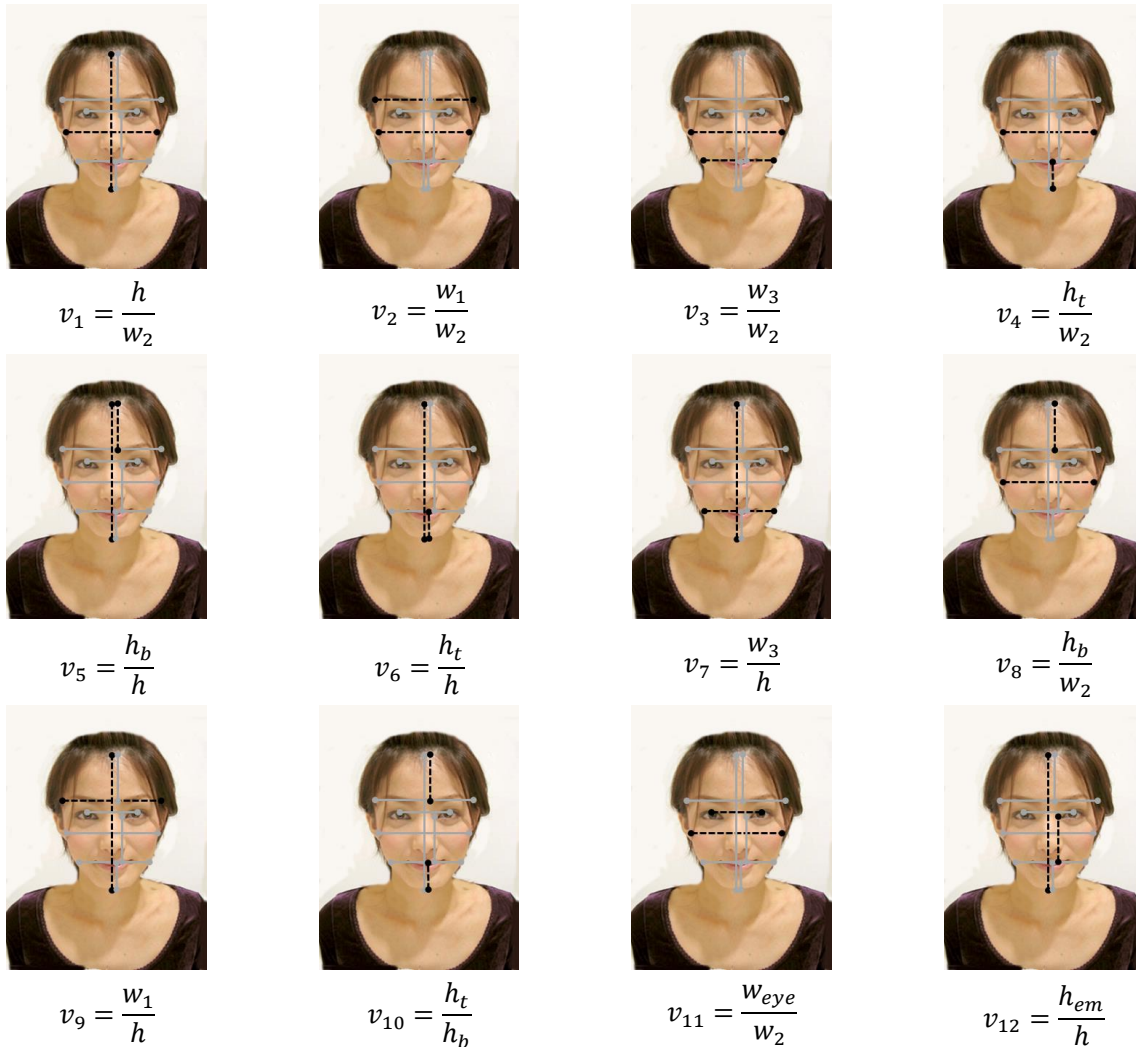
$h$	:	顔の長さ
$w_1$	:	眉の高さでの顔の幅
$w_2$	:	顔の中心での顔の幅
$w_3$	:	口の高さでの顔の幅
$h_t$	:	額の長さ
$h_b$	:	顎の長さ
$w_{eye}$	:	両目間の距離
$h_{em}$	:	目と口の距離

これらの量を用いて、図 2.3.3(b) に示す 12 次元の顔特徴ベクトル  $V(v_1, v_2, \dots, v_{12})$  を定義する。顔特徴ベクトルの各次元は、上述の 8 つの量の比で構成されている。 $v_1$  は  $h$  と  $w_2$  の比であり、 $v_1$  の値が 1 に近ければ、顔型は卵型ではないことが分かる。 $v_3, v_4, v_6$  は額の幅や角度、顎の長さを表すベクトルであり、顔型がホームベースか逆三角形なのかを知ることができる。 $v_5$  は前髪に関連する特徴ベクトルとなる。 $v_{10}$  は額と顎の長さの比であ

り，相対の特徴を表す． $v_{11}$ と $v_{12}$ は黄金比に関する特徴量である．



(a) 顔画像から得られる8つの量



(b) 各特徴ベクトルの定義

図 2.3.3 顔特徴ベクトルの設計

図 2.3.3(a)に示す特徴ベクトル 8 つの次元の値を顔画像から求めるために、写真から顔を検出し、各特徴量を計算するための画像上の座標値を求めると必要がある。この問題を解決するために、コンピュータビジョン分野でよく知られている顔追跡手法 ASM(Active Shape Model) [T.F. Cootes C. T., 1995]を利用する。ASM はテクスチャを持つメッシュの変形によって、顔のような変形を伴う物体の追跡を実現する手法である。ASM を利用するために、まず、図 2.3.4 に示すように学習用の顔画像に対して、顔に三角形メッシュを手動で割り当て、それぞれの三角形がどのような形状およびテクスチャを持つかを調べておく。そして、これを複数枚の顔画像に対して行い、平均メッシュを求めておく。

新たな入力顔画像が与えられたときには、平均メッシュをフィッティングすることで、それぞれのメッシュに相当する部分が入力顔画像のどこにあたるかを求めることができる。メッシュを構成するそれぞれの頂点は制御点と呼ばれるが、図 2.3.3(a)に示す 8 つの量を求めるためには、ある制御点の入力顔画像上での座標値を求めればよいことになる。本研究で用いる ASM 平均メッシュはあらかじめ手動で作成し、どの制御点が顔特徴ベクトルを求めるのに必要なのかもあらかじめ与えておいた。本研究で作成した平均メッシュで顔写真にフィッティングした結果は図 2.3.4 に示す。

以上により、図 2.2.1 に示すようにヘアカタログのヘアスタイル画像  $Ih^f(i=1, \dots, n)$  から顔特徴ベクトル  $V_i(i=1, \dots, n)$  を、入力顔画像  $I^n$  から顔特徴ベクトル  $V^n$  を求めることができる。しかし、ヘアスタイル画像について顔が髪の毛を隠れている場合に顔特徴ベクトルを正確に求められない問題が生じる。この問題の解決方法は 2.7.2 節で詳しく説明する。



図 2.3.4 ASM(Active Shape Model)の作成例 [T.F. Cootes C. T., 1995]

## 2.4 ヘアスタイル抽出

データベース中のヘアスタイルは成功しているヘアスタイルであるため、データベース中の顔と同じ顔であれば、対応するヘアスタイルは最適なヘアスタイルであるといえる。しかし、データベースから完全に同様な顔を探ることができなく、本研究では、データベースから一番似ている顔を探し、対応するヘアスタイルをユーザに推薦する。顔が似ているかどうかの判断について、顔写真の顔特徴ベクトルにより、2枚の顔の距離（似ている程度）を求めている。入力顔画像の顔特徴ベクトル  $V^{in}$  とデータベース中の顔特徴ベクトル  $V_i^T$  の距離  $d(V^{in}, V_i^T)$  (式(2.4.1)) は、各次元の大きさの重み付き二乗和を求めることによって計算する。

$$d(V^{in}, V_i^T) = \sum_{i=1}^{12} k_i (v_i - v_i^{input})^2. \quad (2.4.1)$$

重み付けの係数  $k_i$  ( $i=1, \dots, 12$ )により、それぞれの特徴ベクトルの重要度を調整することができる。顔特徴ベクトルの距離が定義できれば、入力顔画像に対してもっとも近いデータベース上の画像  $S$  を探索することができる。また、似合うヘアスタイルは唯一ではないと考えられるため、距離の近い  $m$  個のサンプルを探することもできる。

一方、人間の顔がそれぞれ異なる特徴があることが考えられる。「ヘアスタイルを設計するときに個人の特徴を合わせて設計すれば、成功したヘアスタイルといえる」とヘアリストの意見に基づき、本研究ではさらに個人の特徴を式(2.4.1)に反映させることを試みた。

### 2.4.1 個人特徴の強調

個人の顔特徴は人によって違う。本研究で設計した顔の輪郭形状に関する各特徴量と対応する平均顔の特徴量の比較を図 2.4.1 に示す。図の横軸は4種類の顔型に顔の形状に関連する各特徴量 ( $v_1, v_2, v_3, v_7, v_9$ ) であり、縦軸は対応する平均顔の特徴量との差である。各特徴量の値は対応する平均顔の特徴量の値により正規化されている。図の中に赤い横線は平均顔のそれぞれの特徴量の値である。全体から見るとホームベース型と逆三角型が平均顔との差が大きいことが分かる。卵型がほぼ平均顔の値と近いことが分かった。また、 $v_7$  は顔の縦横比であり、丸型の方が平均顔との差が一番大きいことにより、丸顔の特徴が表現できていると考えられる。 $v_7$  は顎の幅と顔の長さの比であり、4種類の顔型とも平均顔との差が大きいことが分かった。特に逆三角型のほうが一番特徴であることが分かった。

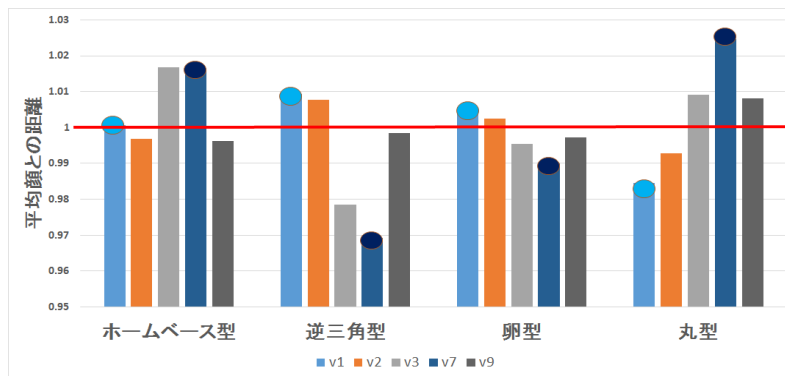


図 2.4.1 顔の形状に関連する各特徴量と対応する平均顔の特徴量の比較

したがって、本研究では、平均顔と比較することにより、各次元の特徴量が平均顔との差を計算し、対応する次元の分散を考慮し、個人特徴を算出する。

$$k_i = \frac{(v_i^{input} - v_i^{ave})^2}{\sigma_i^2}. \quad (2.4.2)$$

式(2.4.2)に示すように、各次元の特徴量が平均顔との差を求め、データベース内にあるすべての顔のそれぞれの特徴量の分散計算により正規化を行い、強調度数  $k_i$  (式(2.4.1)中の係数  $k_i$ ) を計算する。

## 2.5 髪領域の抽出

探索されたヘアスタイルが利用者に似合うものになっているかどうかを利用者自身が判断できるように、入力顔画像に対する自然なヘアスタイルの合成を行う。そのためにはまず、データベース上の画像からヘアスタイル領域を抽出しておく必要がある。

2枚の画像の合成には、2値マスク画像が広く一般に利用される。図2.5.1(a)に例を示す。マスク画像の各画素は0と1の2値を取る。ヘアスタイル領域には1、それ以外の部分には0を割り当てる。入力顔画像と合成するときには、1の領域はデータベース中の画像の画素値を、0の領域には入力画像の画素値を用いる。しかし、2値であるマスク画像を用いた合成結果では、0と1の境界付近で不自然な結果となる。図2.5.1(a)の例では、赤丸で囲んだ生え際で画像を貼り合わせたことがわかるような境界を生じてしまっている。

本研究では、2値マスク画像の代わりに図2.5.1(c)に示すような $\alpha$ マットを利用する。 $\alpha$ マットでは、前景を1、背景を0とし、これらが混ざりあった画素にはその割合に応じて0から1までの値を定義する。 $\alpha$ マットを利用した合成では、図2.5.1(d)に示すように境界付近でも良好な結果を得ることができる。



(a) 2値マスク画像による合成



図2.5.1 マッティングによる合成結果の比較

1 枚の画像から  $\alpha$  マットを推定する技術はマッピングとよばれ、近年、多くの手法が提案されてきている。本研究ではその中でも、良好な結果を得ることができるロバストマッピングを採用する。ロバストマッピングでは、図 3.5.1(b) に示すように画像の一部に前景領域(赤で表示)と背景領域(青で表示)の一部を教示することで、残りの画素の  $\alpha$  の値を推定し、画像全体の  $\alpha$  マットを生成することができる。

また、髪の毛の顔の境界領域だけではなく、照明環境により生じた陰影の問題もマッピング手法の利用により、統制結果の改良ができた。



## 2.6 合成

直観的な印象をユーザに与えるため、顔画像合成技術が必要である。また、データベース上の画像に対して $\alpha$ マットを求めるために、データベース登録時に上述の $\alpha$ マット生成の手順を加えるものとする。つまり、ヘアスタイルの顔画像  $Ih^T_i (i=1, \dots, n)$  に対して、前景領域および背景領域の教示を与え、 $\alpha$ マット  $\alpha^T_i (i=1, \dots, n)$  を求めておく。もっとも入力顔画像に近いデータベース画像の $\alpha$ マット  $\alpha^S$  は、以下の式で求めることができる。

$$\alpha^S = \{\alpha_i^T \mid \operatorname{argmin} d(V^{in}, V_i^T)\}. \quad (2.6.1)$$

入力顔画像  $I^n$ 、 $\alpha$ マット  $\alpha^S$ 、および、入力顔画像にもっとも近いデータベース中の画像  $S$  の座標位置  $p$  での画素値をそれぞれ  $I_p^{in}$ 、 $\alpha^S$ 、 $I_p^{out}$ 、とすると、出力画像  $I^{out}$  の座標位置  $p$  での画素値を  $S_p$  は以下の式で求められる。

$$I_p^{out} = (1 - \alpha_p^S) S_p + \alpha I_p^{in}. \quad (2.6.2)$$

入力顔画像  $I^n$  にデータベース画像  $S$  を合成するために、位置合わせとスケール変換を行う必要がある。図 2.6.1 に示すように、 $I^n$  の  $h$  と  $w_2$ 、および、 $S$  の  $h$  と  $w_2$  の長さを合わせることでスケール変換を行う。



図 2.6.1 スケール変換

### 2.6.1 ズレの調整

スケール変換を行っただけでは、図 2.6.2(a) に示すように中央位置がずれている場合に対応ができない。中央位置がずれたままで合成を行うと、図 2.6.2(b) のような顔とヘアスタイルがずれた結果となる。これを解決するため、図 2.6.2(c) に示すように  $I^n$  および  $S$  の  $w_1$ 、 $w_2$ 、 $w_3$  を顔の長さ  $h$  を求める直線で分断して、それぞれ長さ  $w_1^f$ 、 $w_1^b$ 、 $w_2^f$ 、 $w_2^b$ 、 $w_3^f$ 、 $w_3^b$  とする。これらの長さから、図 2.6.2(c) に示す  $h$  を求める直線の移動量  $D$  を計算する。

$$D = \frac{1}{2} \times \frac{1}{3} \times \left( (w_1^L - w_1^R) + (w_2^L - w_2^R) + (w_3^L - w_3^R) \right). \quad (2.6.3)$$

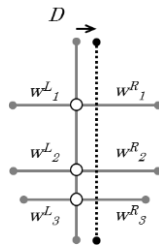
$h$ を求める直線を  $D$ だけ移動することによって、図 2.6.2(d)に示すように位置ずれのない合成結果を得ることができる。



(a) 中央位置のずれ



(b) 位置ずれのあるまま合成した結果



(c) 移動量  $D$  の算出



(d) 位置ずれのない合成結果

図 2.6.2 位置ずれを調整した画像合成

なお、画像を合成するとき、入力顔画像に利用者の髪が写っていると、データベース上のヘアスタイルと共に利用者の髪が写ってしまい、違和感のある画像が出力される。このことは、利用者に対して髪の毛を後ろに束ねるなどして入力顔画像を撮影することを制約として課す必要がある。

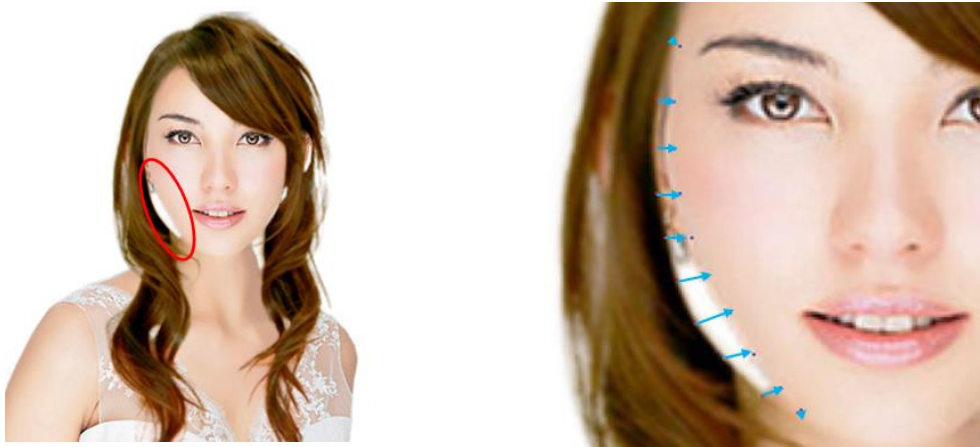
データベースに登録する画像は手動で水平になるように回転し、利用者の入力顔画像については水平を保って撮影されているとみなして、回転は行わないものとした。利用者の入力顔画像についても、ASM のメッシュフィッティングによって水平からのずれを計算することが原理的には可能であるが、メッシュのフィッティングがうまくいかないことがあり、かえって不自然な合成結果を生じさせることがあるため、このような処理を行っている。自動での回転補正については、今後さらに検討する必要がある。

データベース画像に登録するときには、メッシュフィッティングの結果を修正することで、合成結果に違和感が生じることを避けた。入力顔画像では、利用者に対して髪の毛を後ろに束ねるよう指示することなどによって、ASM のメッシュフィッティングが成功しやすいようにすることができる一方で、データベース画像では、髪が顔を覆うものを避けられず、メッシュフィッティングに失敗することがあるためである。

## 2.6.2 穴埋め処理

似合うヘアスタイルを探索するとき、データベースから最も似ている顔を探索しているが、入力画像の顔と完全に同じ顔ではない。図 2.6.3(a)に示すように、ズレの調整をしても、合成する髪の毛と入力画像の顔の間に穴が空いてしまっている場合がある。このような場合では、穴埋め処理（髪の毛が顔につけるように処理する）が必要である。本研究

では、TPS(Thin Plate Spline)手法 [Bookstein, 1979]を利用している。



(a) 問題ある合成結果

(b) 穴埋め処理

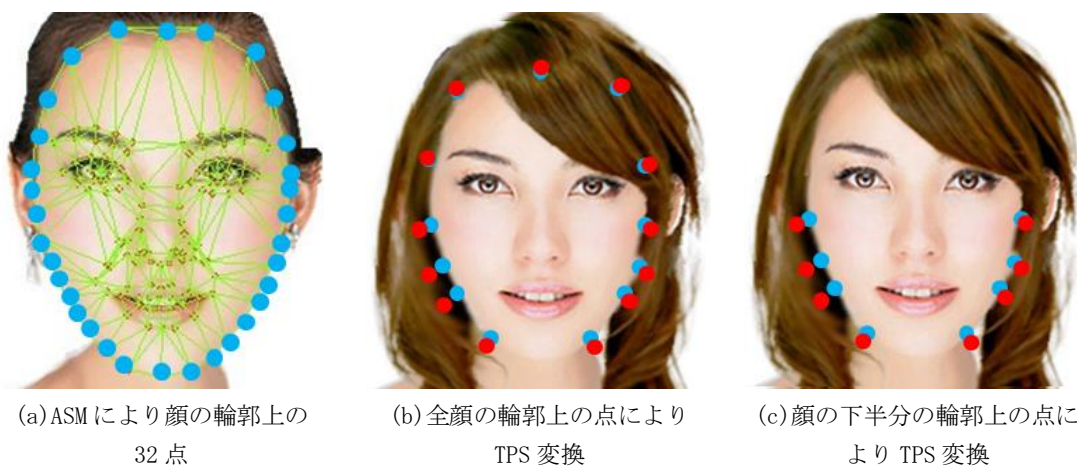
図 2.6.3 穴埋め処理必要例

TPS 処理は、移動制御点と目標制御点に基づく変形処理で、全体のイメージが崩れないようにするため、制御点と周りの画素の距離により変化量を計算する。

本研究では、入力画像の顔フィッティングの結果を利用し、図 2.6.4(a)に示すように、顔の輪郭上の 32 個の制御点を目標制御点とする。移動制御点はヘアスタイル画像の顔輪郭上の 32 個の制御点とする。本研究で用いる実装マシンは、OS: Windows 7 64bit, CPU: Inter Core i7-3520M 2.90GHz, RAM: 16.0GB である。輪郭上 32 個の制御点をすべて利用すると処理時間が長すぎるため、図 2.6.4(b) (c)に示すように、顔の輪郭上の制御点を 13 個と顔の下半分にある 8 個の制御点に変更した。実際の処理時間は表 2.6.1 に示す。

表 2.6.1 TPS の処理時間

13 個の制御点		8 個の制御点	
画像サイズ	処理時間	画像サイズ	処理時間
963×1278	77s	963×1278	65s
678×900	32s	678×900	27s
339×450	6s	339×450	5s



(a) ASM により顔の輪郭上の  
32 点

(b) 全顔の輪郭上の点により  
TPS 変換

(c) 顔の下半分の輪郭上の点に  
より TPS 変換

図 2.6.4 TPS 変換の制御点の設計

TPS 変換処理では、髪の毛の画像だけではなく、 $\alpha$ マスクも同じように変換を行う。前

髪があるヘアスタイルであれば、顔の上半分には TPS 変換処理は必要ないと考えられる。前髪がないヘアスタイルであれば、ユーザの補助で、上半分の TPS 変換追加処理ができる。また、良い合成結果の保証と時間の節約のため、先に TPS 変換の必要性を判断する。図 2.6.5 に示すように、青い点は入力画像の顔輪郭上の制御点で、赤い点はヘアスタイル画像の顔輪郭上の制御点である。図 2.6.5(a)に示すように、青い点が赤い点より内部にあれば、穴が空いている状態と識別し、TPS 変換処理を行う必要があると判断する。逆に、図 2.6.5(b)に示すように、青い点が赤い点より外部にあれば、穴が空いてない状態と識別し、TPS 変換処理を行う必要はないと判断する。青い点の一部が赤い点より内部に、一部が外部にあるときには、内部にある点だけ TPS 変換処理を行う。

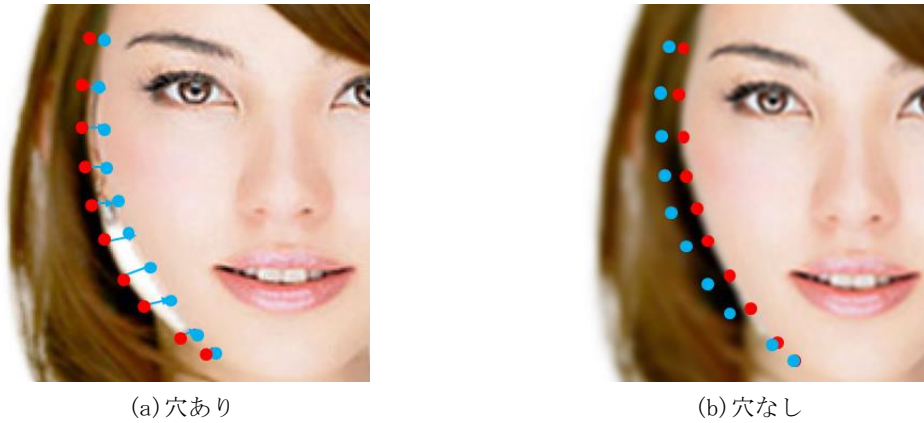


図 2.6.5 TPS 変換の必要性の判断

TPS 変換による合成結果では、図 2.6.6(a)に示すように、髪の毛と顔の境界線がギザギザになってしまい、とても不自然に感じられる。この点を改良するために、図 2.6.6(b)に示すように、TPS 変換を必要とする制御点の外接矩形領域において平滑化処理を行う。平滑化した結果について、簡単な評価実験を行った。大学生 5 名に両方の結果について、自然に見える方を選択するよう依頼したところ、5 人全員が平滑化した結果のほうが自然であると評価した。

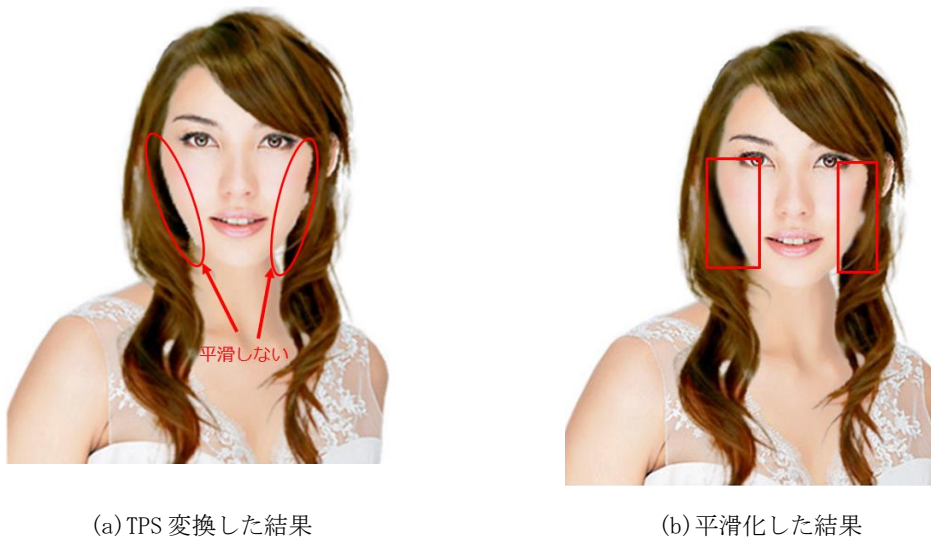


図 2.6.6 TPS 変換結果の改良



## 2.7 データベース構築

本研究では、ヘアスタイリストが作ったヘアスタイル画像をデータベースに登録することでシステムを構築する。登録するヘアスタイルは利用者や利用場面に応じて変更することができる。

我々はまず、髪の毛の量と髪質、髪の毛の長さを属性値として与え、それぞれに対するデータベースを構築した。これは似合うと判断されたヘアスタイルでも、利用者の持つ髪の毛の量、髪質および髪の毛の長さによって実現できないヘアスタイルが提示されないようにするものである。髪の毛の量、髪質および髪の毛の長さをそれぞれ以下の3段階に分けてデータベースを構築した。

- ・ 髪の毛の量： 多い, 普通, 少ない
- ・ 髪質 : かたい, 普通, やわらかい
- ・ 髪の毛の長さ： ロング, ミディアム, ショート

これらの属性値は一般的なヘアカタログで利用者への情報として記載されるものであり、ヘアカタログにこれらの情報の記載があれば、これをそのまま属性値として与えることができる。画像から自動で判別することができればより多くの画像をデータベースに登録することができるが、撮影環境の違いや解像度の違いなどによって困難であった。本研究では、ヘアカタログに情報があるものについてはそのまま属性値として利用し、情報がないものについてはデータベース作成時に手動で属性値を与えた。

図 2.7.1 は髪の毛の量が普通、髪質が普通、髪の毛の長さはミディアムのときに得られるデータベースの例である。

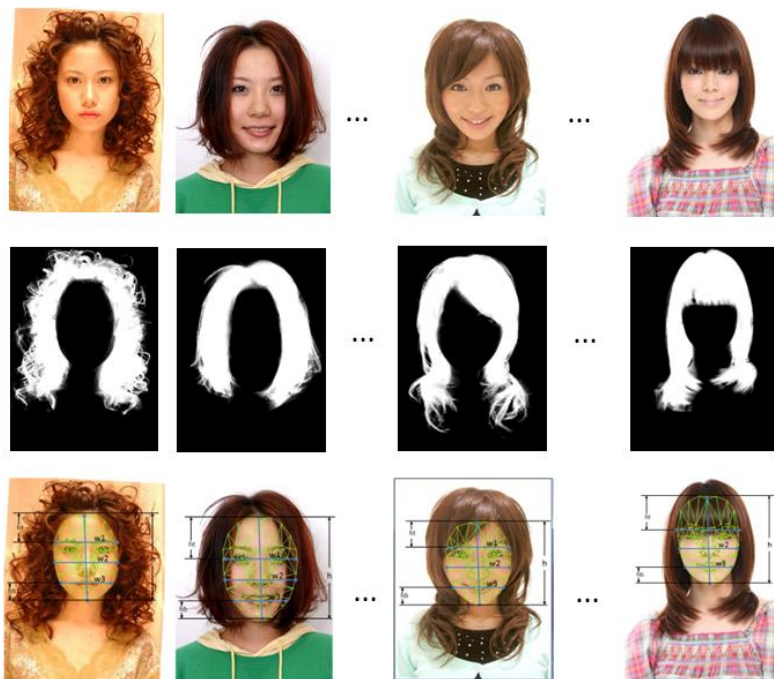


図 2.7.1 属性値を基に構築したデータベース例

我々はさらに、性差による好みの違いがあることを想定して、男性に好まれやすいヘアスタイルのみを集めたデータベースを構築した。これを以降、**男性向けデータベース**と記述し、この選別を行わなかったものを**一般向けデータベース**と記述するものとする。具体的な男性向けデータベースの構築方法は 2.7.1 節で述べる。このように利用者や利用場面

によってサンプルを変更することで、利用者や利用場面の数理モデルを直接的に記述することなく対応することができる。これは例に基づいた手法の大きな利点である。

一方、ヘアスタイル画像について、顔特徴を抽出するとき、顔が髪の毛で隠れることにより、正確な顔特徴を抽出することができなくなった。この問題を解決するにあたっては、顔に髪の毛がかかっていない顔写真 ( $I^f_i$ ) と同じ顔に対するヘアスタイル写真 ( $I^h_i$ ) をセットとしたものが必要とされる。 $I^f_i$ により  $I^h_i$ の顔特徴量の修正を行った。具体的な修正方法は2.7.2節で述べる。

### 2.7.1 男性向けデータベースの構築

一般向けデータベースはプロのヘアスタイリストが作った84枚のヘアスタイル画像によって構築した。男性向けデータベースでは、まずインターネット上のヘアスタイル画像283枚を集めた。属性値は手動で与えた。男性に好まれやすいヘアスタイルを選ぶために、15名の男性被験者にそれぞれのヘアスタイルについて好みであるかどうかを答えてもらった。このとき、顔によってヘアスタイルの好みが左右されないように、顔にぼかしを加えた画像を提示した。顔型はヘアスタイルが似合うかどうかの判断に必要であると考え、顔の輪郭にはぼかしを加えなかった。図2.7.1は実験に用いた回答画面の例である。15名の被験者のうち、半数以上に好まれた画像は160枚であった。



図2.7.1 男性に好まれやすいヘアスタイルの選出実験で用いた回答画面例

### 2.7.2 ヘアスタイル画像の顔特徴量の修正

ヘアスタイル画像の顔が髪の毛に隠れている場合には、図2.7.2 (b) に示すように、ASMによるフィッティングの結果が良くないことがある。この問題を解決するために、ヘアスタイル画像に対応する顔だけの画像が必要とされる。図2.7.2に示すように、(a)と(b)は異なる2枚の画像であるが、同じ人の顔であるため、2枚の画像間の相対関係を利用し、ヘアスタイル画像の特徴量を修正することができると考えられる。具体的な修正する手順が以下ようになる。

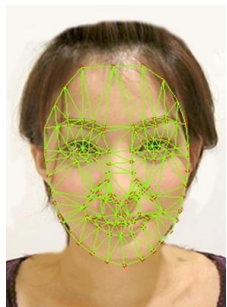
ステップ1: 2枚の画像は2回に分けて撮影した写真であるため、撮影角度を完全に一致させることが保証できない。髪の毛で隠れてしまうことや、表情の変化と射影変換の影響を考慮して、図2.7.2(a)に示すように、手動的に6つの点を画面上でクリックする。

ステップ 2 : 図 2.7.2(c)に示すように、両方の画像の両目間の距離と目から鼻までの距離に基づきヘアスタイル画像のスケール変換を行う。

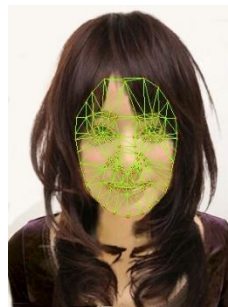
ステップ 3 : 図 2.7.2(d)に示すように、ヘアスタイル画像の顔輪郭上の点  $P'_{14}$  を  $P_0$ ,  $P_{14}$  と  $P'_0$  から求められる。

ステップ 4 : ヘアスタイル画像の顔輪郭上のすべての点について計算する。

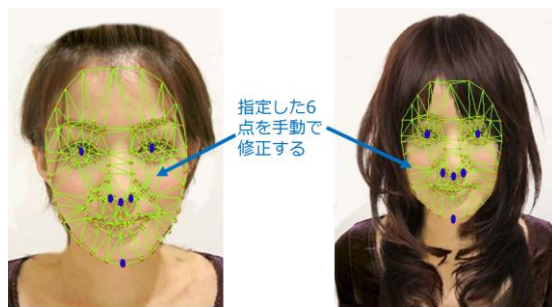
ステップ 5 : 計算された点の座標値によりヘアスタイル画像の顔特徴量を修正し、データベースに保存する。



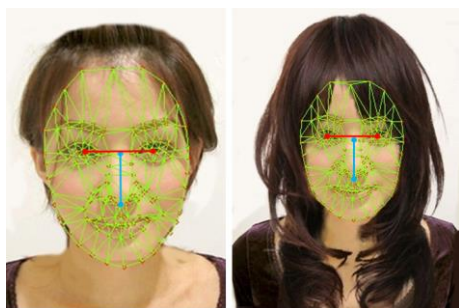
(a) 顔だけの画像での  
フィッティング結果



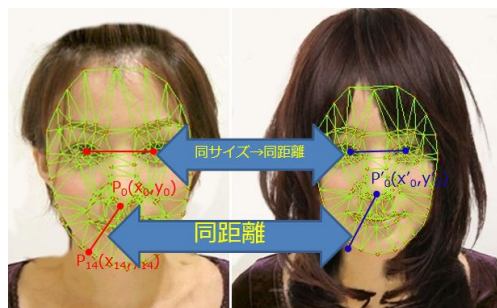
(b) ヘアスタイル画像での  
フィッティング結果



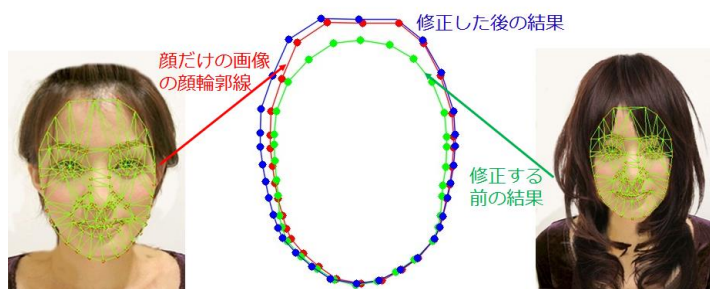
(c) 手動で座標点の修正



(d) スケール変換基準



(e) ヘアスタイル画像の顔輪郭上の点の計算



(f) 修正した結果図

図 2.7.2 ヘアスタイル画像の顔特徴量の修正

データを修正することにより、最適なヘアスタイルを探索するときの正確さが向上すると考えられる。しかし、照明環境がフィッティング結果に大きく影響するため、顔のパーツのような詳細な部位のフィッティングがうまくいかないことが多いと考えられる。また、フィッティング結果は表情の変化にも影響されることが予想される。



## 2.8 結果

図 2.8.1 は提案手法による結果の例である。データベースには一般向けデータベースを利用した。それぞれ左の入力顔画像に対して、ロング、ミディアム、ショートの中でもっとも似合うとされるヘアスタイルを合成した結果が右の画像である。それぞれの画像で顔と髪型の関係を確認できる程度には、違和感なくヘアスタイルを合成できていることがわかる。2.9 で被験者実験による合成結果に関する評価実験について述べる。



図 2.8.1 似合うヘアスタイルの合成結果例

## 2.9 実験

提案手法が似合うヘアスタイルの探索を実現できているかを確かめる被験者実験を行った。利用者本人が判断する似合うヘアスタイルと、利用者以外が判断する似合うヘアスタイルには違いがあることが予想されたため、自己評価と他者評価の評価実験を行った。自己評価の実験では利用者自身を被験者として、提示されたヘアスタイルについて評価を行った。他者評価の実験では利用者以外の被験者によって、提示されるヘアスタイルの評価を行った。また、実験用のデータは顔の特徴ベクトル  $V6=(v_1, v_2, v_3, v_4, v_5, v_6)$ ,  $V10=(v_1, v_2, \dots, v_{10})$ ,  $V12=(v_1, v_2, \dots, v_{12})$  の3種類で最適なヘアスタイルを探索し、合成した結果である。

なお今回の実験では、髪の色による影響を無視するために、カラー画像をグレースケール画像に変換して実験を行った。髪の色も似合うかどうかの判断に重要な影響を与えると考えられるが、個人の好みによるものが大きいこと、提案手法ではもっとも似合う髪の色に関する考慮がないことから、髪の色については無視して実験を行った。この点については、今後の課題としたい。また、画像合成の段階で生じた違和感が評価に影響することを避けるため、手動でメッシュフィッティングの結果を修正したものを作成し実験に使用した。

### 2.9.1 一般向けデータベースでの自己評価実験 (V6)

この実験では「利用者自身に似合うと思うヘアスタイル」と「提案システムから提示されるヘアスタイル」が一致しているかどうかを調べることを目的とする。被験者は女子大学生10名とした。10枚を1セットとする画像集を3セット用意する。それぞれの画像集には本研究で似合うと判断したヘアスタイルの画像2枚と無作為に選んだヘアスタイル画像8枚が含まれている。被験者は各画像集から自分に似合うと思う画像を上位3枚選択する。図2.9.1に示すように、被験者は自分に1番目、2番目、3番目に似合うと思うヘアスタイルの画像の番号を順に選択する。10名の被験者が3セットの画像集に対して回答を行ったので、総試行回数は30回となる。



1番 4 2番 2 3番 7

図 2.9.1 評価用画像セット

以下の3つのケースについて、回答に有意な偏りがあるかを調べた。

ケース 1: 被験者が1番に選んだヘアスタイルは、提案手法が似合うと判断するヘアスタイルである。

ケース 2: 被験者が1番と2番に選んだヘアスタイルのうち、少なくとも1枚は提案手法が似合うと判断するヘアスタイルである。

ケース 3: 被験者が1番、2番と3番に選んだヘアスタイルのうち、少なくとも1枚は提案手法が似合うと判断したヘアスタイルである。

画像集に含まれる10枚のすべての画像が選ばれる確率は同じであることを帰無仮説として、2項検定を行った。結果を表2.9.1に示す。

表 2.9.1 一般向けデータベースの自己評価実験の結果  
(\*\* : 1%有意, \* : 5%有意)

	選択された回数 (10名×3セット)	選択された割合
ケース 1	4	0.134
ケース 2	16	0.533*
ケース 3	26	0.867**

30回の試行に対して、ケース1は4回、ケース2は16回、ケース3は26回満たされた。ケース2は5%有意で、ケース3は1%有意で帰無仮説を棄却することができた。つまり、被験者は2枚か3枚を選ぶときに、少なくとも1枚は提案するシステムが似合うと判断するヘアスタイルを選ぶことがわかった。この結果から、提案するシステムがもっとも似合うとまではいえないまでも、よく似合うヘアスタイルを探索することができているといえる。

### 2.9.2 一般向けデータベースでの他者評価実験 (V6)

この実験では「被験者以外の利用者が似合うと思うヘアスタイル」と「提案システムから提示されるヘアスタイル」が一致しているかどうかを調べた。被験者を13名の大学生(男性6名, 女性7名)とし, 10枚の画像を1セットとする画像集12セットを用意した。総試行回数は156回である。男女を区別しない実験結果を表2.9.2に示す。

表 2.9.2 一般向けデータベースでの他者評価実験の結果  
(\*\* : 1%有意)

	選択された回数 (13名×12セット)	選択された割合
ケース1	34	0.218
ケース2	80	0.513**
ケース3	102	0.654**

156回の試行で, ケース1は34回, ケース2は80回, ケース3は102回満たされた。ケース2とケース3は1%有意で帰無仮説を棄却することができた。

しかし, 13名の被験者の中で男性と女性の評価結果(表2.9.3, および表2.9.4)を分けてみると, 男性の評価結果は全てで有意差がなく, 女性の評価結果では全て有意であることがわかった。このことから, 女性のヘアスタイルを判断するとき, 男性と女性で似合うかどうかの判断が異なることがわかった。

表 2.9.3 一般向けデータベースでの他者評価実験の結果  
(男性被験者のみ)

	選択された回数 (6名×12セット)	選択された割合
ケース1	12	0.167
ケース2	30	0.417
ケース3	40	0.556

表 2.9.4 一般向けデータベースでの他者評価実験の結果  
(女性被験者のみ, \*\* : 1%有意)

	選択された回数 (7名×12セット)	選択された割合
ケース1	32	0.381**
ケース2	50	0.595**
ケース3	62	0.738**

### 2.9.3 男性向けデータベースでの他者評価実験 (V6)

男性に好まれるヘアスタイルのみでデータベースを構築した場合に, 一般向けデータベ

ースと比べてよい結果が得られるかを調べた。被験者は男子大学生 19 名と 20 代男性会社員 6 名、計 25 名とした。2.9.2 の実験と同様に、10 枚の画像を含む画像集 12 セットを用意した。各画像集には提案システムが似合うと判断したヘアスタイル画像が 2 枚含まれている。被験者は各画像集から似合うと思う画像を上位 3 枚まで選択する。総試行回数は 300 回である。実験結果を表 2.9.5 に示す。

表 2.9.5 男性向けデータベースでの他者評価実験の結果  
(\*\*：1%有意)

	選択された回数 (25 名×12 セット)	選択された割合
ケース 1	104	0.347**
ケース 2	154	0.514**
ケース 3	210	0.701**

男性向けデータベースの評価では、ケース 1 から 3 まですべてで 1%有意で帰無仮説を棄却することができた。このことにより、利用者に応じたデータベースを構築することにより、より似合うヘアスタイルを探索できることが確かめられた。

#### 2.9.4 順位づけの妥当性の検証 (V6)

提案手法では顔特徴ベクトル間の距離によって、似合うヘアスタイルを選択している。この距離が似合うヘアスタイルをよく表現できているかを検証するために、順位相関を調べた。

実験では、利用者以外の被験者 6 名(いずれも大学生、男性 3 名、女性 3 名)に、一般向けデータベースから得られる上位 20 枚の似合うヘアスタイル画像を提示した。被験者には 20 枚の画像を似合うと思う順に選択してもらった。図 3.9.2 に評価に用いた画像を示す。実験により求められたスピアマンの順位相関係数  $\rho$  を求め、自由度 18 の t 検定によって評価を行った。結果を表 2.9.6 に示す。

表 2.9.6 順位づけに対する順位相関係数  
(\*\*：1%有意，\*：5%有意，+：10%有意)

被験者	男性			女性		
	1	2	3	4	5	6
$\rho$	0.40 <sup>+</sup>	0.46 <sup>*</sup>	0.26 <sup>+</sup>	0.61 <sup>**</sup>	0.46 <sup>*</sup>	0.37 <sup>*</sup>

被験者 6 人の結果からは、1 名で 1%、3 名で 5%、2 名で 10%の有意水準で有意に相関が高いことが確かめられた。男女で比べると、女性でやや順位相関が高かった。この結果から、もっとも似合うヘアスタイルだけでなく、提案手法が与える距離が似合うヘアスタイルをよく表現できているといえる。

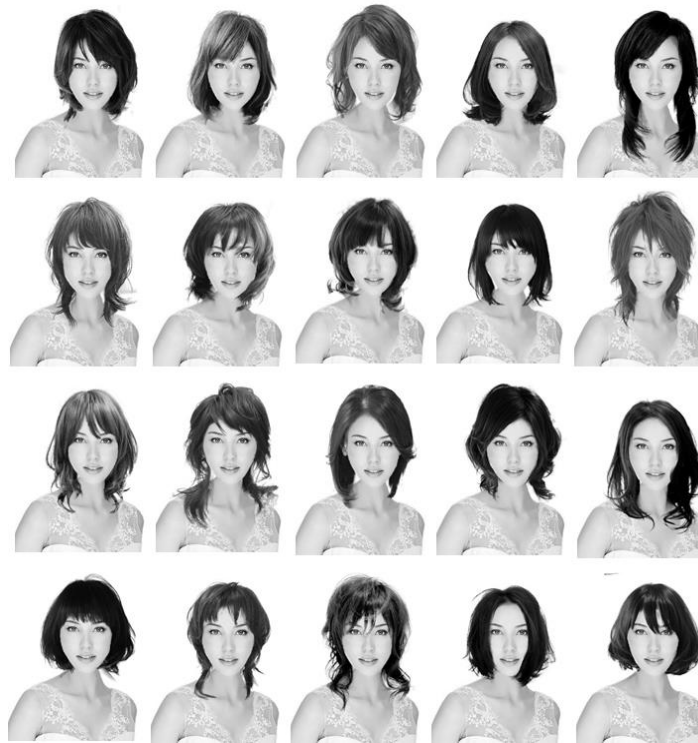


図 2.9.2 順位づけの妥当性検証のための提示画像

### 2.9.5 ヘアスタイリストによる他者評価実験 (V6)

さらに、ヘアスタイリストによる評価実験を行った。被験者は美容師 4 名（男性 2 名，女性 2 名）とした。4.2.2 の実験と同じ画像集 12 セットを提示し，各画像集から似合うと思う画像を上位 3 枚まで選択してもらった。総試行回数は 48 回である。実験結果を表 2.9.7 に示す。

表 2.9.7 ヘアスタイリストによる他者評価実験の結果  
(\*: 5%有意)

	選択された回数 (4 名×12 セット)	選択された割合
ケース 1	13	0.271
ケース 2	22	0.458
ケース 3	31	0.646*

実験結果では，ケース 3 についてのみ 5%有意で帰無仮説を棄却することができた。この結果は一般人による結果よりも悪くなったものの，本提案手法で選んだヘアスタイルが被験者に選ばれやすい結果は得られた。

被験者のうち 1 名からは「髪型を細分化してパーツごとに似合うものを選びたい」というコメントを得た。このコメントから，ヘアスタイリストは，顔と髪型の全体のバランスのほかに，顔と髪型の各部位ごとのバランスを見ていることがわかる。本提案手法では，

全体のバランスのみによって似合うかどうかを判断しており、このことが、ヘアスタイリストの結果を一般人の結果よりも悪くしているのではないかと考察する。

### 2.9.6 画像合成についての評価実験 (V6)

提案手法がより違和感なく画像を合成できたかどうかを調べるため、画像合成結果についての評価実験を行った。被験者は大学生 10 名とした。2 値マスクによる合成した画像を 5 枚、 $\alpha$ マスクによって合成した画像を 5 枚、合成していない撮影したままの写真を 5 枚、計 15 枚を用意した。これらの画像に写った髪型および顔はそれぞれ異なる。15 枚の画像をランダムで並び替え、被験者が「1. とても違和感を感じる」、「2. 違和感を感じる」、「3. どちらでもない」、「4. 違和感を感じない」、「5. まったく違和感が感じない」の 5 段階で評価を行ってもらった。実験結果を表 2.9.8 に示す。表中の値は、各種類の 5 枚の画像に対する 10 名の評価値の平均値である。

表 2.9.8 : 画像合成についての評価実験結果

	非合成画像	$\alpha$ マスクによる合成画像	2 値マスクによる合成画像
平均値	4.70	2.96	1.38

t 検定によって、各項目間の平均値に差があるかを調べたところ、非合成画像と  $\alpha$ マスクによる合成画像、 $\alpha$ マスクによる合成画像と 2 値マスクによる合成画像、非合成画像と 2 値マスクによる合成画像のそれぞれ間に 1% 有意で差があることがわかった。この結果により、提案した  $\alpha$ マスクによる画像合成結果は、撮影したままの非合成画像よりも違和感があるものの、2 値マスクによる合成画像よりも違和感がないといえる。

### 2.9.7 個人特徴の強調及び黄金比の導入に関する評価実験 (V10, V12)

この実験は個人特徴の強調および黄金比の導入した合成結果について提案システムの有効性を検証するための実験である。本実験で利用した画像データセットは 4 種類 (1 : V10, 誇張なし ; 2 : V10, 誇張あり ; 3 : V12, 誇張なし ; 4 : V12, 誇張あり) である。

#### ① システムの有効性

被験者を 20 名の大学生 (男性 10 名, 女性 10 名) とし、10 枚の画像を 1 セットとするそれぞれの実験用データベースからの画像集 48 セット (12 セット  $\times$  4 種類) を用意した。総試行回数はそれぞれの画像データ種類で 240 回である。また同様にヘアスタイリスト 10 名 (男性 7 名, 女性 3 名) を被験者とした実験も行った。総試行回数はそれぞれの画像データセットで 120 回である。

一般人の結果では、240 回の試行で、ケース 1 が満たされたのは 53, 56, 57, 60 回であった。個人特徴を誇張し、黄金比の特徴量も含めて合成した結果の方が 5% 有意である結果になった。ケース 2 とケース 3 では 5% 有意である結果なり、誇張した黄金比の特徴量を含めた合成結果の方が選ばれる確率は比較的高いことが分かった。一方、ヘアスタイリストの評価結果では、総試行回数は 120 回で、ケース 1 が満たされたのは 15, 21, 16, 25 回であった。すべて有意ではない結果である。一般人の結果より悪いが、個人特徴を誇張し、黄金比の特徴量を含めた合成結果の方が良いと分かった。ヘアスタイリストは、2.9.5 の実験と同様に顔のパーツごとに似合うものを選ぶという観点を持っている。一般の人と違い、専門家はそれに関する知識と経験を踏まえて判断しているため、顔のパーツについての注目度が高いことが分かった。



表 2.9.9 個人特徴の誇張及び黄金比の導入しシステムの有効性に関する評価実験の結果

(\* : 5%有意)

被験者	case	輪郭特徴(V10)				輪郭特徴+黄金比特徴(V12)			
		強調なし		強調あり		強調なし		強調あり	
		実験結果	確率	実験結果	確率	実験結果	確率	実験結果	確率
一般人 (20人)	1	53	0.221	56	0.233	57	0.238	60	0.250*
	2	110	0.458*	113	0.471*	112	0.467*	120	0.500*
	3	154	0.642*	160	0.667*	153	0.638*	165	0.688*
美容師 (10人)	1	15	0.125	21	0.175	16	0.133	25	0.208
	2	44	0.367	50	0.417	49	0.408	56	0.467*
	3	65	0.542	79	0.658*	67	0.558	75	0.625*

## ② 順位付けの妥当性

2.9.4の実験と同じように個人特徴を強調し、黄金比の特徴ベクトルを導入し、最適なヘアスタイルをよく表現できるかを検証するために、順位相関を調べた。

この実験の被験者は女子大学生12名である。図2.9.5(a)(b)(c)はそれぞれの評価用画像データセットを示す。一般向けデータベースから得られる上位20枚の似合うヘアスタイル画像を提示した。各被験者には20枚の画像24セット(6セット×4種類)に似合うと思う順に選択してもらった。画像データセットの提示順番はランダムで決めている。

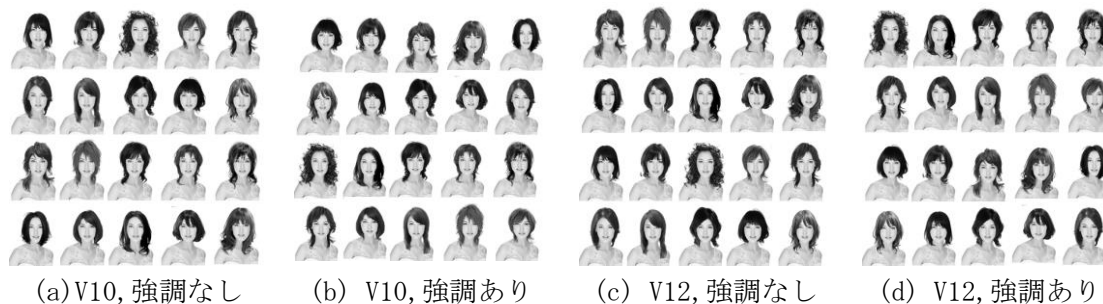


図 2.9.3 順位づけの妥当性検証のための提示画像セット

実験により求められたスピアマンの順位相関係数  $\rho$  を求め、自由度 18 の t 検定によって評価を行った。結果を表 2.9.10 に示す。



表 2.9.10 順位づけに対する順位相関係数

(\*\*： 1%有意, \*： 5%有意, +： 10%有意)

種類	画像 セット	被験者 1	被験者 2	被験者 3	被験者 4	被験者 5	被験者 6	被験者 7	被験者 8	被験者 9	被験者 10	被験者 11	被験者 12
V10, 誇張 なし	1	0.35	0.26	0.49+	0.30	0.17	0.18	0.21	0.06	0.05	0.35	0.07	0.34
	2	0.21	0.11	0.30	0.17	0.19	0.29	0.03	0.40+	0.39	0.29	0.16	0.12
	3	0.14	0.27	0.52**	0.47*	0.12	0.05	0.43*	0.26	0.26	0.20	0.33	0.17
	4	0.35	0.21	0.14	0.12	0.79**	0.34	0.39	0.04	0.39	0.03	0.32	0.53**
	5	0.31	0.60**	0.35	0.36	0.42*	0.36	0.39	0.43*	0.53**	0.00	0.14	0.32
	6	0.01	0.10	0.18	0.23	0.49*	0.58**	0.29	0.45*	0.37	0.23	0.43*	0.27
V10 誇張あり	1	0.39	0.26	0.33	0.22	0.19	0.20	0.19	0.07	0.32	0.43*	0.00	0.35
	2	0.20	0.13	0.50**	0.15	0.19	0.30	0.33	0.30	0.39	0.29	0.39	0.12
	3	0.01	0.22	0.80**	0.50**	0.12	0.06	0.63**	0.26	0.26	0.30	0.33	0.17
	4	0.30	0.30	0.13	0.14	0.79**	0.33	0.20	0.06	0.39	0.03	0.19	0.63**
	5	0.33	0.56**	0.24	0.40*	0.53**	0.31	0.40*	0.25	0.53**	0.11	0.22	0.36
	6	0.08	0.12	0.46*	0.34	0.53**	0.53**	0.33	0.60**	0.53**	0.33	0.35	0.33
V12 誇張なし	1	0.33	0.35	0.32	0.30	0.23	0.33	0.19	0.25	0.00	0.53**	0.33	0.35
	2	0.11	0.11	0.35	0.15	0.15	0.15	0.33	0.35	0.32	0.33	0.25	0.14
	3	0.05	0.34	0.35	0.65**	0.35	0.25	0.63**	0.46*	0.01	0.33	0.33	0.35
	4	0.33	0.36	0.35	0.11	0.25	0.64**	0.20	0.22	0.33	0.62**	0.15	0.46*
	5	0.53**	0.24	0.25	0.35	0.36	0.44*	0.40*	0.35	0.63**	0.22	0.35	0.35
	6	0.03	0.11	0.67**	0.57**	0.65**	0.24	0.33	0.46*	0.64**	0.66**	0.46*	0.46*
V12 誇張あり	1	0.63**	0.36	0.33	0.33	0.30	0.33	0.30	0.10	0.33	0.32	0.00	0.35
	2	0.30	0.31	0.35	0.25	0.25	0.26	0.10	0.33	0.22	0.35	0.35	0.35
	3	0.10	0.35	0.22	0.36	0.15	0.36	0.63**	0.25	0.35	0.36	0.36	0.24
	4	0.33	0.66**	0.33	0.36	0.35	0.36	0.20	0.36	0.46*	0.30	0.47*	0.36
	5	0.50**	0.35	0.25	0.37	0.24	0.46*	0.50**	0.46*	0.50**	0.10	0.24	0.74**
	6	0.06	0.35	0.36	0.47*	0.36	0.74**	0.33	0.77**	0.50**	0.35	0.35	0.35

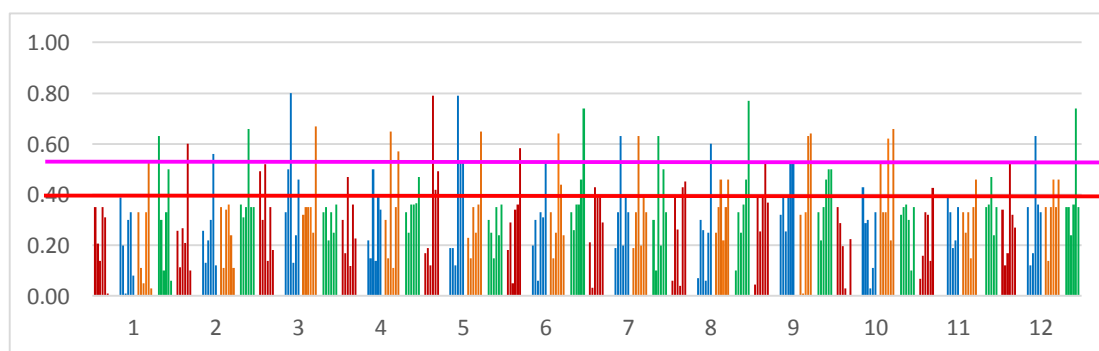
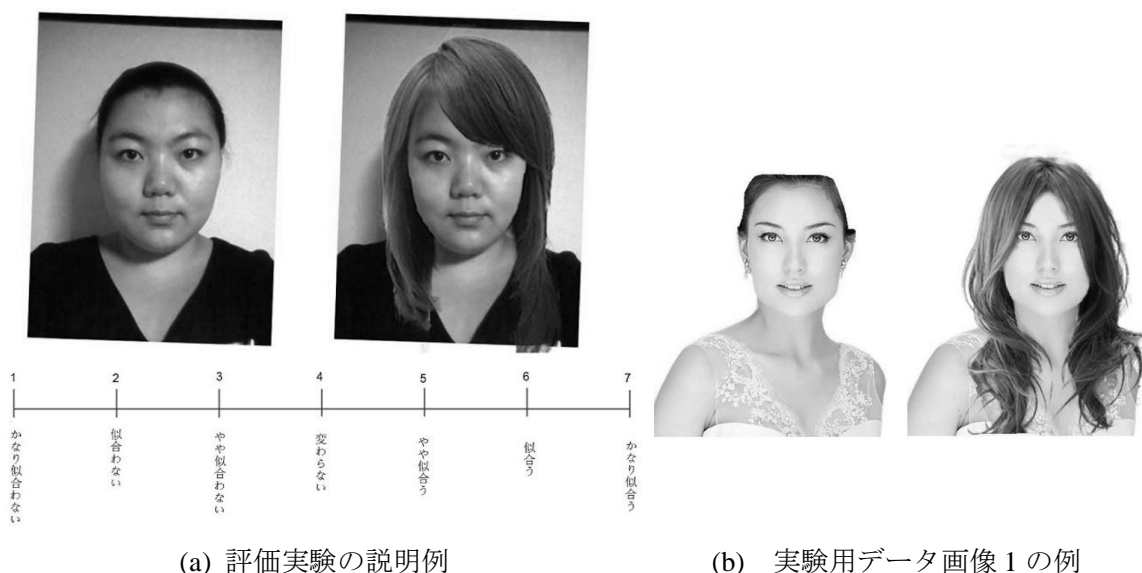


図 2.9.4 順位相関係数

図 2.9.4 に示すように、赤い横線は順位相関係数  $0.4 < \rho < 0.5$  であれば、5% 有意であり、 $\rho > 0.5$  であれば、1% 有意である結果を得られた。4 種類の結果 (V10 誇張なし, V10 誇張あり, V12 誇張なし, V12 誇張あり) に対し、それぞれ赤縦棒、青い縦棒、オレンジ縦棒、緑の縦棒で表す。顔の黄金比と個人特徴の考慮した特徴を用いた結果のほうの相関が高いことが確かめられた。個人特徴を強調し黄金比を含めた特徴ベクトルで最も良い結果が得られた。

## 2.9.8 絶対評価実験

本研究で生成したヘアスタイル結果に対して、ユーザが満足できたかどうかについて、絶対評価実験を行った。図 2.9.5 は評価実験の様子を示す。左側の画像が入力写真であり、右のほうが本システムで合成したヘアスタイル画像である。被験者は女子大学生 12 人で合成したヘアスタイル画像に対して、入力写真の顔に似合うかどうかについて 7 段階で評価を行った。



(a) 評価実験の説明例

(b) 実験用データ画像 1 の例

図 2.9.5 絶対評価実験の様子

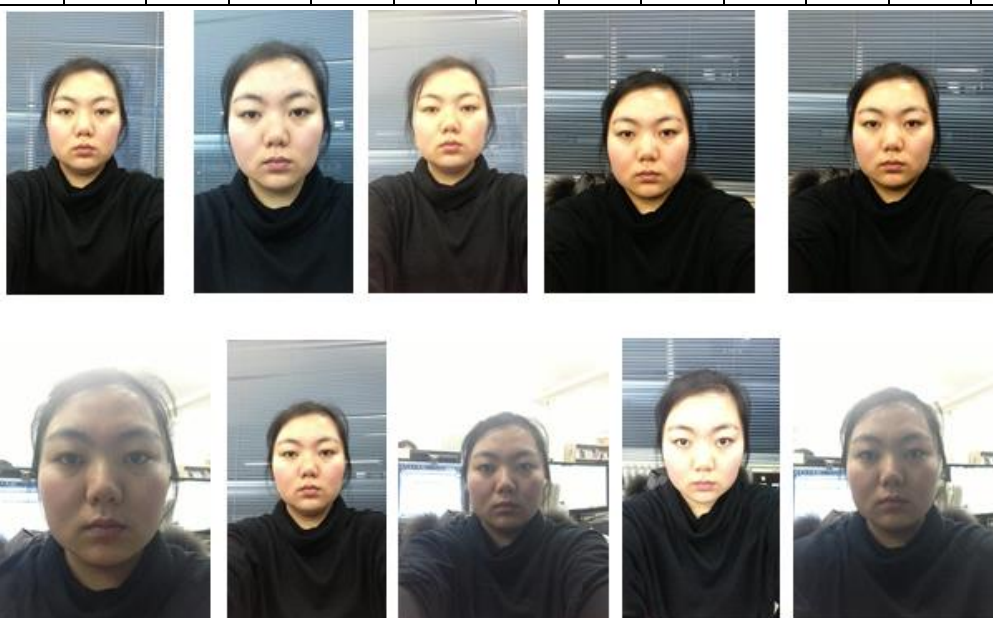
実験データは図 2.9.5 のような 16 セットの画像である。表 2.9.11 は実験結果を示す。実験用の画像は 4 種類の顔の輪郭を選択して、実験を行った。実験結果から見ると、いい結果が得られなかったが、被験者の主観好みが影響に強いと考えられる。たとえば、図 2.9.5(b) に示すように、被験者が「このスタイルの前髪で、目に覆うので、逆に目の魅力を見えなくなってしまう、左側の入力写真と比べて、元気ではないと感じる。」という意見があった。このことにより顔部品の特徴も考慮する必要があることが考えられる。また、「入力写真の顔の年齢層とヘアスタイルの年齢層の対応も一つ重要なポイントである」という意見を得られた。

### 2.9.9 システムの再現性に関する評価実験

図 2.9.6 に示すように、同じ人の顔でも、写真を撮るときの角度の違いによって、システムから推薦するヘアスタイルが変化する。

表 2.9.11 絶対評価実験の結果

被験者	画像 1	画像 2	画像 3	画像 4	画像 5	画像 6	画像 7	画像 8	画像 9	画像 10	画像 11	画像 12	画像 13	画像 14	画像 15	画像 16
1	3	7	7	3	3	6	1	1	4	2	2	5	2	2	3	2
2	3	4	3	5	6	4	6	6	5	4	5	5	2	4	3	5
3	2	2	4	5	6	4	7	4	3	7	6	4	3	4	3	6
4	6	1	3	4	5	1	5	5	4	7	6	3	2	4	2	6
5	3	3	5	3	5	5	6	6	3	6	6	5	3	5	6	6
6	7	1	5	2	3	3	4	6	4	5	5	6	5	5	3	6
7	1	5	3	5	6	2	7	6	6	6	6	6	5	2	2	5
8	3	5	6	4	5	3	7	5	5	7	3	2	5	4	2	5
9	6	4	2	5	4	5	4	6	2	6	7	6	6	4	5	6
10	2	4	1	2	1	2	6	2	6	1	7	6	1	6	1	7
11	4	3	3	6	3	5	7	6	5	7	5	6	6	7	4	6
12	6	5	3	2	6	6	4	3	6	2	3	7	6	6	4	6
評価 平均値	3.83	3.67	3.75	3.83	4.42	3.83	5.33	4.67	4.42	5.00	5.08	5.08	3.83	4.42	3.17	5.50

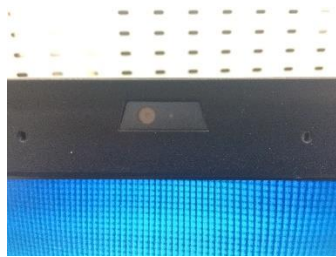


(a) 無作為で撮った 10 枚の顔写真



(b)ヘアスタイルを合成した画像  
 図 2.9.6 システムの再現性に関する問題

この問題に対して、写真を撮る距離や角度の違いにより、結果が不安定になると考えられる。本研究では、3本の補助線を設計し、この問題をある程度を抑えられるかについて、実験を行った。今後の応用を考え、本実験での撮影用マシンとして、図 2.9.7 に示すパソコン用の Web カメラとスマートフォンのカメラを利用した。



(a)パソコンの web カメラ



(b) iPhone5s のカメラ

図 2.9.7 実験で利用したカメラ

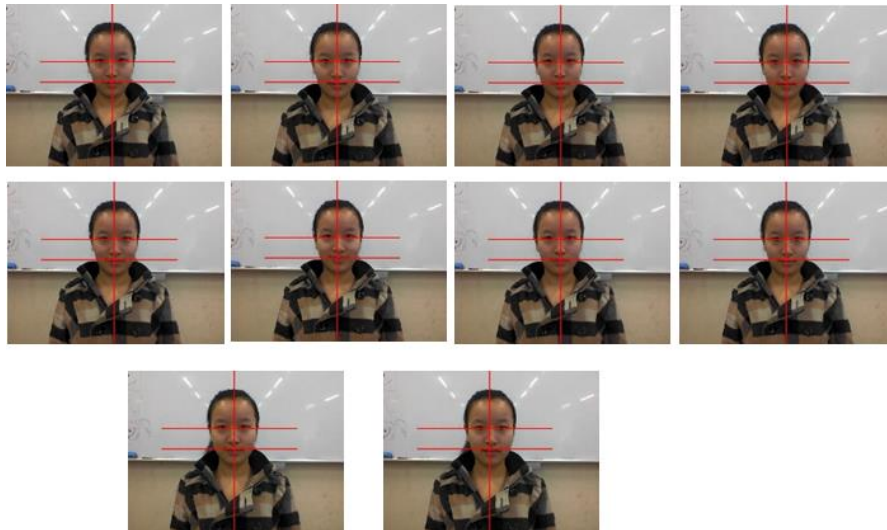
結果が不安定になる問題に対して、角度の回転が本当に原因となっているか確かめるため、以下の3つの実験を行った。

- ① カメラの位置を固定し、図 2.9.8(a)に示すように、被験者は画面上に提示した3本の補助線に合わせて、上から下まで10角度に回転し写真を撮影する。
- ② 図 2.9.8(b)は、画面上に提示した3本の補助線に合わせて、被験者が自由に10回撮影した顔写真である。
- ③ 図 2.9.8(c)に示すように、被験者は自分で iPhone を持ち、図 2.9.7(b)に示した3本の輪ゴムに合わせて、回転角度の宣言をせず、自由に10枚の顔写真を撮った。(今回利用したスマートフォンは iPhone であるため、プログラムを書き込むことができません、

補助線を表示する代わりに iPhone 本体に輪ゴムを 3 本巻いた)  
①②③の被験者はそれぞれ 7 名, 10 名, 10 名である.



(a) 回転角度の宣言によりパソコンの web カメラで撮った 10 枚の顔写真



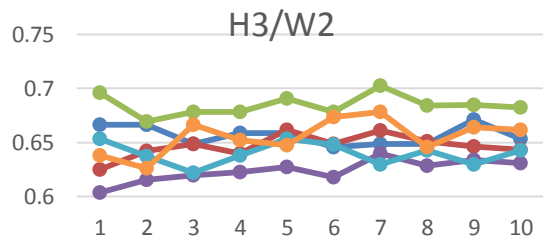
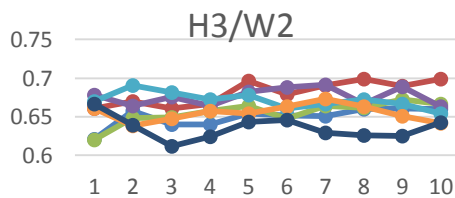
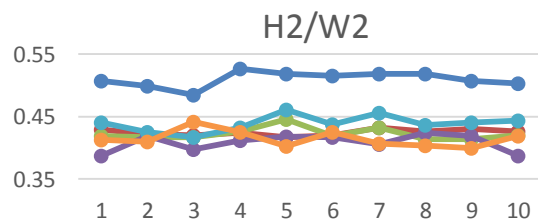
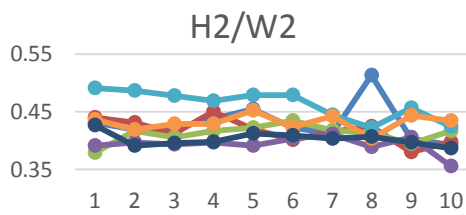
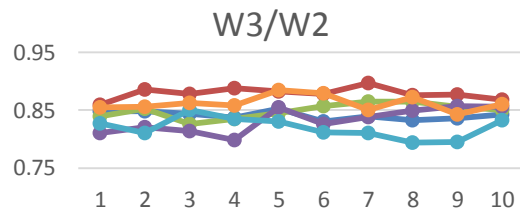
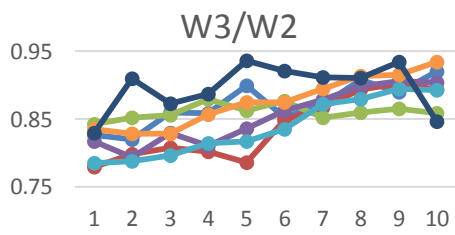
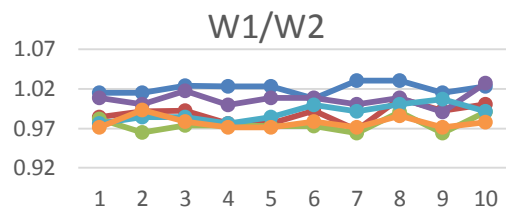
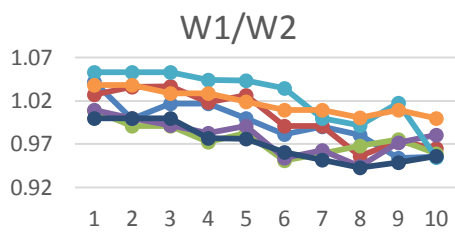
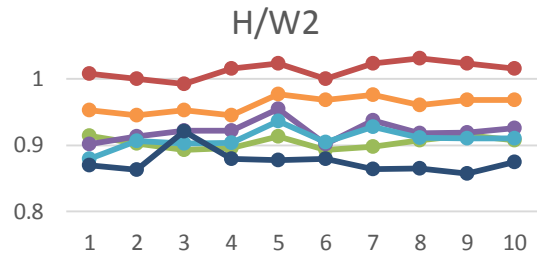
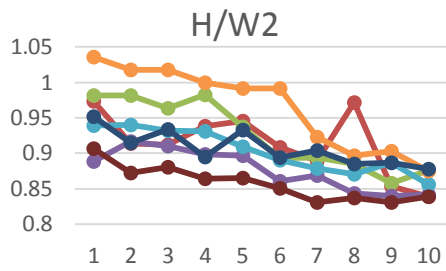
(b) 回転角度の宣言なしで自由にパソコンの web カメラで取った 10 枚の顔写真

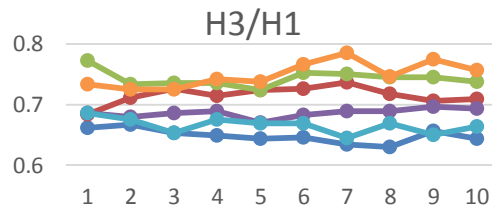
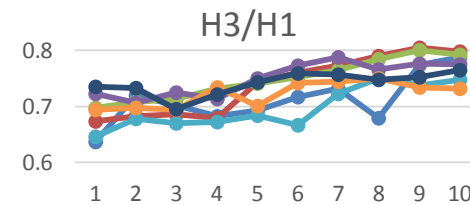
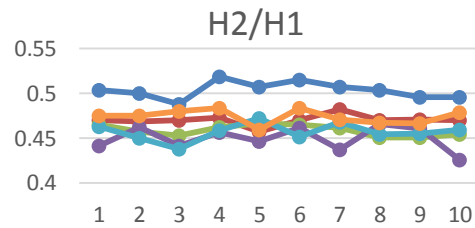
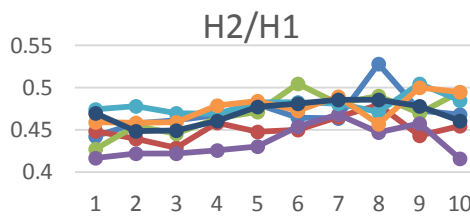
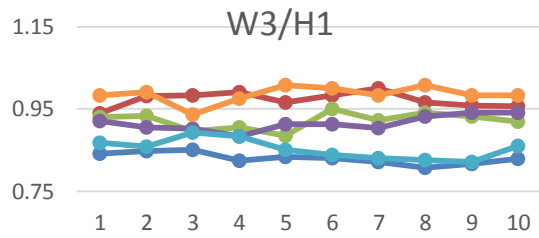
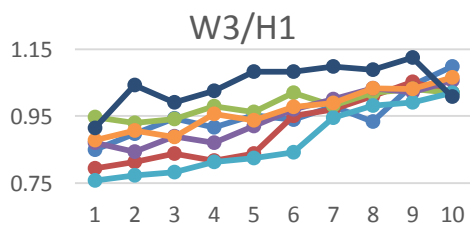
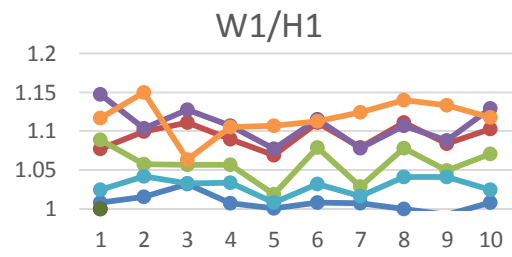
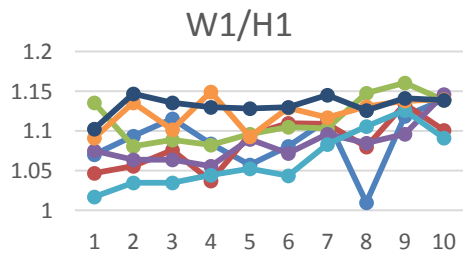
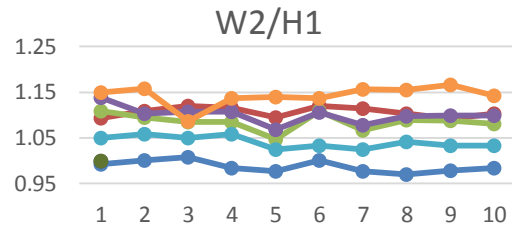
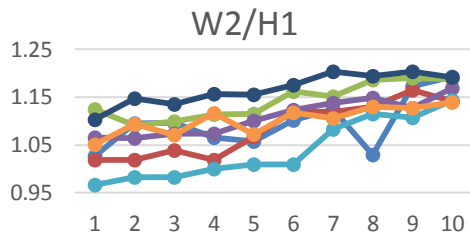


(c) 回転角度の宣言なしで自由にスマートフォンのカメラで取った 10 枚の顔写真

図 2.9.8 再現性の実験で利用した顔写真







(a) 実験①の分析結果

(b) 実験②の分析結果

図 2.9.9 各次元の特徴量の実験結果分析

実験結果から、実験①では顔の上下の回転により、縦方向の特徴量(H/W2, W3/H1)は変化



が実験②より激しくなっている。図 2.9.9 に各次元の特徴量の分散図を示す。図中の赤いグラフはデータベース中のすべての顔に対するそれぞれの特徴量の分散を示す。緑のグラフは実験①で得た各次元の特徴量の分散である。オレンジのグラフと青いグラフはそれぞれ実験②と実験③で得た各次元の特徴量の分散である。この図から、撮影角度を上下に変えた同一人物の顔特徴量の分散は、データベース中にある異なる人の顔特徴量の分散よりも各次元において大きいことが分かる。このことにより、システムの再現性が低くなる原因と考えられる。また、3本の補助線を用いることで、被験者が通常状態（自由に写真を撮る）と同様に写真を撮った際にも、ほとんどの場合において顔特徴量の分散をデータベース中の顔特徴量の分散より小さくできることが分かり、問題を一定程度に抑えたことが証明された。

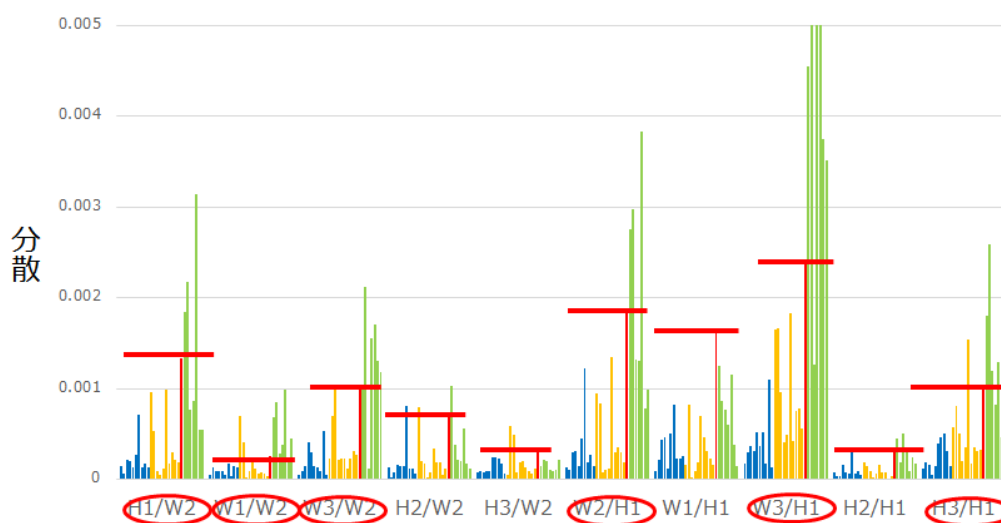


図 2.9.10 各次元の特徴量の分散図

## 2.10 今後の課題

本研究では、ユーザに最も似合うヘアスタイルを自動的に探索し合成する手法を提案した。ヘアカタログから得られる成功例に基づいて似合うヘアスタイルのデータベースを構築し、顔型を基に似合うヘアスタイルを探索した。この結果が被験者に似合うか似合わないかの判断とよく一致することを確認した。また、探索した結果は入力顔画像に対して $\alpha$ マットを用いた合成を行った。さらに、評価実験を通して男性が好むヘアスタイルのみでデータベースを構築することで、男性に対して良好な結果が得られることを確認した。また、ヘアスタイリストの評価実験から、顔と髪型の各部位ごとのバランスも専門家が似合うかどうかを判断するための基準となっていることがわかった。部位ごとのバランスに基づいた特徴ベクトルの設計をすることで、システムの性能をさらに高められると考えられる。

今後の課題として、顔型以外の基準による似合うヘアスタイルの探索を挙げる。本研究では顔型の一部の特徴のみに焦点を当てて似合うヘアスタイルの探索を行ったが、顔の各部位の形状や髪の色も似合うかどうかの判断に影響を与えているものと考えられる。主成分分析や、機械学習の手法を用いて、もっとも適切な顔特徴ベクトルを設計することが必要である。

さらに、外見を決める上で服装も重要な要因の一つである。本研究で提案したノンパラメトリックサンプリングによる人間感性の間接的なモデル化は、服装の決定にも応用できるものと考えられる。

### 3 似顔絵の自動生成

顔は美的なものとしてだけではなく、近年、重要な個人情報としても使われている。現実世界では、特に顔認識の技術が広い範囲で利用されている。たとえば、出入国審査の際には、顔と指紋の識別登録によって、本人確認がなされている。一方、仮想世界では、多くのユーザが自分の顔の代わりに似顔絵を用いている。中でもソーシャルネットにおいては、知人に自分であることを認識してもらうため、自身の特徴を顕著に示した似顔絵をアイコンに用いるユーザが増加している。しかし、誰もが簡単に顔特徴を再現した似顔絵を描けるわけではない。したがって、よりよく個人特徴を表現できる似顔絵の自動生成技術が要求される。本研究では、個人の顔特徴の誇張による似顔絵自動生成の手法を提案する。

#### 3.1 関連研究

コンピュータによる似顔絵自動生成に関する研究はこれまで数多く報告されている [金子正秀, 2008]。これらの既存研究は特定の規則に従った誇張によって似顔絵を生成するルールベースの手法 [徐光哲, 金子正秀, 樽松明, 2001] [Z. Mo, 2004] と、実際に似顔絵画家が描いた絵を学習に使用する事例ベースの手法 [L. Liang, 2002] [花岡悟一郎, 1997] に大別することができる。

ルールベース手法の多くは個人の特徴を分析し、平均モデルを変形させることで誇張した表現を得る。Mo らは、それぞれの特徴について、平均顔からの差分に加え、特徴自身の分散も考慮して誇張量を決定する手法を提案している [Z. Mo, 2004]。平均からの差分のみを考慮する場合は、その特徴の差分が、他の特徴の差分と比べてどの程度特徴的であるか、という比較が行われていないため、最適な似顔絵を生成できない場合がある。例えば、口と目の 2 つの横幅について考えてみる。両者の平均からの差分が共に 2cm であったとする。一般的に口の個人差は目の個人差より大きい値となるため、口の 2cm よりも、目の 2cm のほうが特徴的である。平均値からの差分が大きい特徴を特に誇張することで個人の特徴をより正確にとらえることができる。本研究においても同様の手法を用いて特徴ベクトルの各次元の誇張率を決定している。

ルールベース手法において異なる描き手のスタイルを反映するためには、基本的にスタイルごとにパラメータ抽出や作成ルールの変更が必要である。それに対して、事例ベース手法は十分な数の顔写真と対応する似顔絵のペアからなる訓練データを必要とする反面、事例を差し替えるだけで異なる描き手のスタイルを表現できるというメリットがある。一方、誇張される特徴の選別については、Chen らは、事例ベース手法では似顔絵を点列で構成される形状と陰影を表すテクスチャの二つのモデルに分離し、プロが描いた似顔絵の事例ベースからそれぞれを学習し合成することで入力顔写真を似顔絵に変換する [L. Liang, 2002]。

一方、ルールベースと事例ベースのいずれの手法においても、よりよい似顔絵を生成するためには、特徴ベクトルの設計がきわめて重要である。Chen らの事例ベース手法 [H. Chen, 2004] も含めて、既存の似顔絵生成技術のほとんどは主成分分析を使った固有空間を利用している。しかし、人間が似顔絵を描く場合は通常見た目の特徴を描き、描き手のスタイルは局所的な形状やテクスチャよりも個々のパーツ全体の描き方に現れているため、固有空間やテクスチャ転写を利用する手法では描き手のスタイルを十分反映しきれない場合がある。本研究は Chen らの研究と同様の事例ベースアプローチをとるが、パーツごとに学習を行い、見た目の特徴の誇張を可能とする。

### 3.2 システムフレームワーク

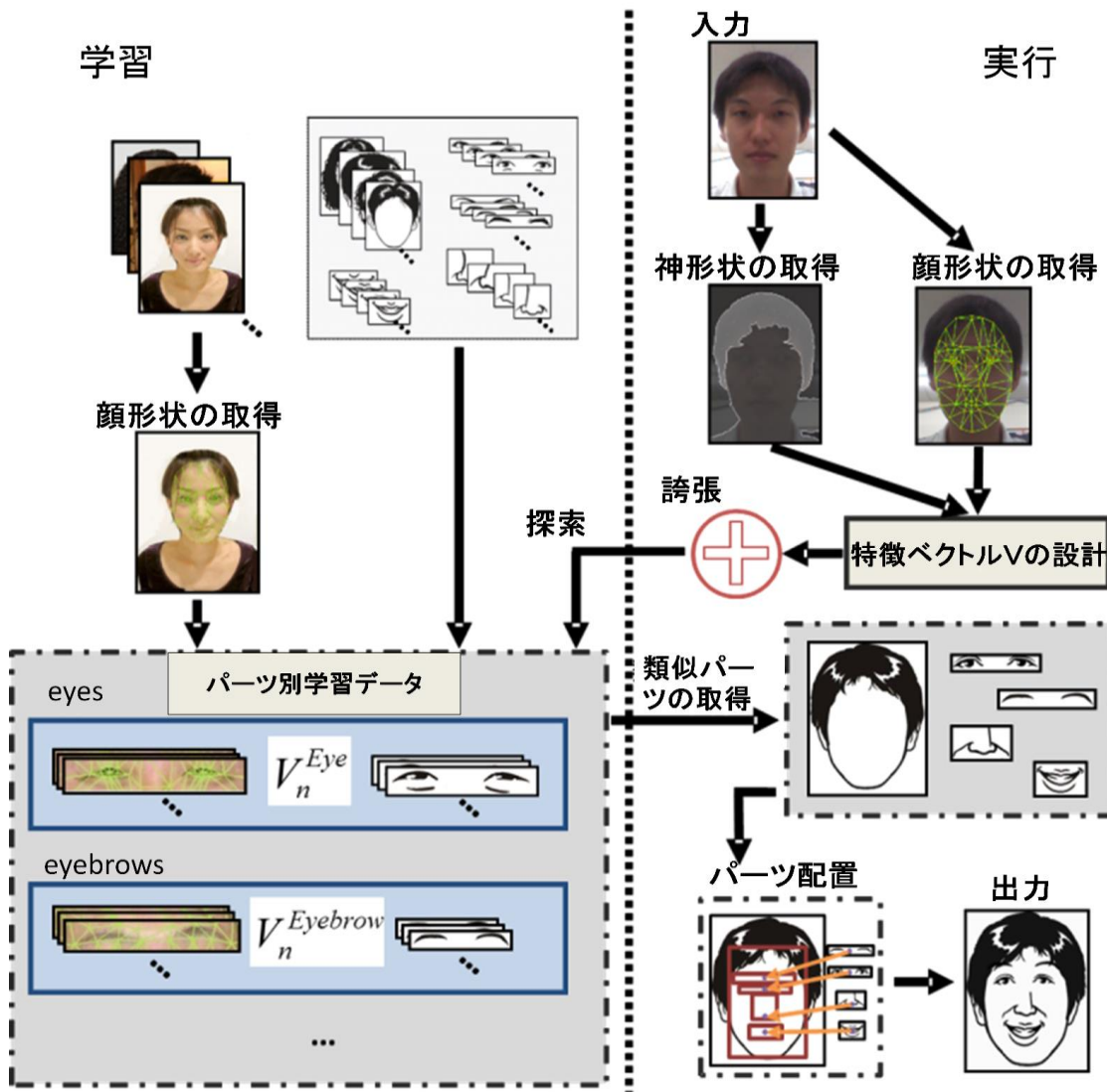


図 3.2.1 システムフレームワーク

図 3.2.1 に提案手法の概要を示す。当手法は学習用データベース構築と似顔絵生成の二つの部分で構成される。学習データベース構築においては、顔写真と似顔絵のペアを入力として、顔写真から ASM を利用して検出した顔の幾何形状情報及び独自に開発した方法で抽出した髪領域から各パーツの見た目の特徴ベクトルを算出し、対応する似顔絵パーツと結びつける。似顔絵生成を行う時は、まず、入力写真に対してデータベース構築時と同様の方法で各パーツの特徴ベクトルを計算する。次にこれらの特徴ベクトルに対して誇張処理を施し、誇張された特徴ベクトルを用いて最も類似するパーツを事例データベースから検索する。最後に、得られたパーツを適切に配置し、最終的な似顔絵を得る。

### 3.3 特徴量の抽出

男女の顔特徴が違うことを考慮し、ASM での検出精度を高めるため、新たに男女それぞれの ASM 平均モデルを作成した。本システムで使用した ASM モデルの制御点は図 3.3.1 に示す通りである。

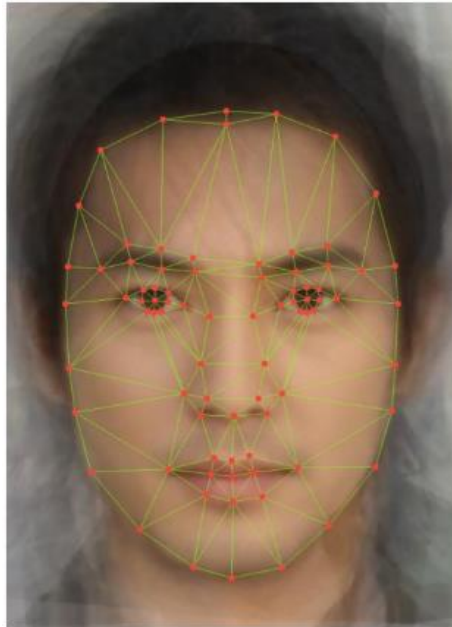


図 3.3.1: 本システムで使用する ASM モデルの制御点

#### 3.3.1 見た目の顔形状特徴ベクトル

人間は正確な形状情報よりも、大きい、細い、垂れ下がっているといった特徴的な情報を利用して顔の認識を行う。本研究において眉、目、鼻、口、髪の5つのパーツについてプロの似顔絵画家のアドバイスを参考に設計した見た目の特徴ベクトルを図 3.3.2 に示す。それぞれのパーツの特徴ベクトルは異なる次元数を持ち、各次元の座標は0~1の間の実数に正規化されている。

眉毛については、視覚的に影響を与える特徴として、太さと角度が挙げられる。眉毛の太さは通常眉頭から眉尻にかけて徐々に変化するため、眉頭側と眉尻側の2箇所において垂直方向の厚みで表現する。また角度は眉頭に対する眉尻の高さの変化によって表現できるため、眉尻側に2点を取り、それぞれと眉頭とを結ぶ直線の角度を用いる。目の主な見た目の特徴としては、細い目や大きな目などの目の形状と、吊り目や垂れ目などの目の角度が挙げられる。形状特徴は目の縦横比で表現し、目の角度は目頭と目尻を結ぶ直線の角度で表現する。鼻については、横幅と高さの比を用いて形状を表現し、顔の横幅と鼻の横幅の比で大きさを表現する。これに加え、鼻の下部の広がり方も人により違いがあると考えられるため、図に示すように、上部から下部への角度2種類を特徴に加えている。口は横幅と高さの比を用いて形状を表現し、顔の横幅と口の横幅の比で大きさを表現する。

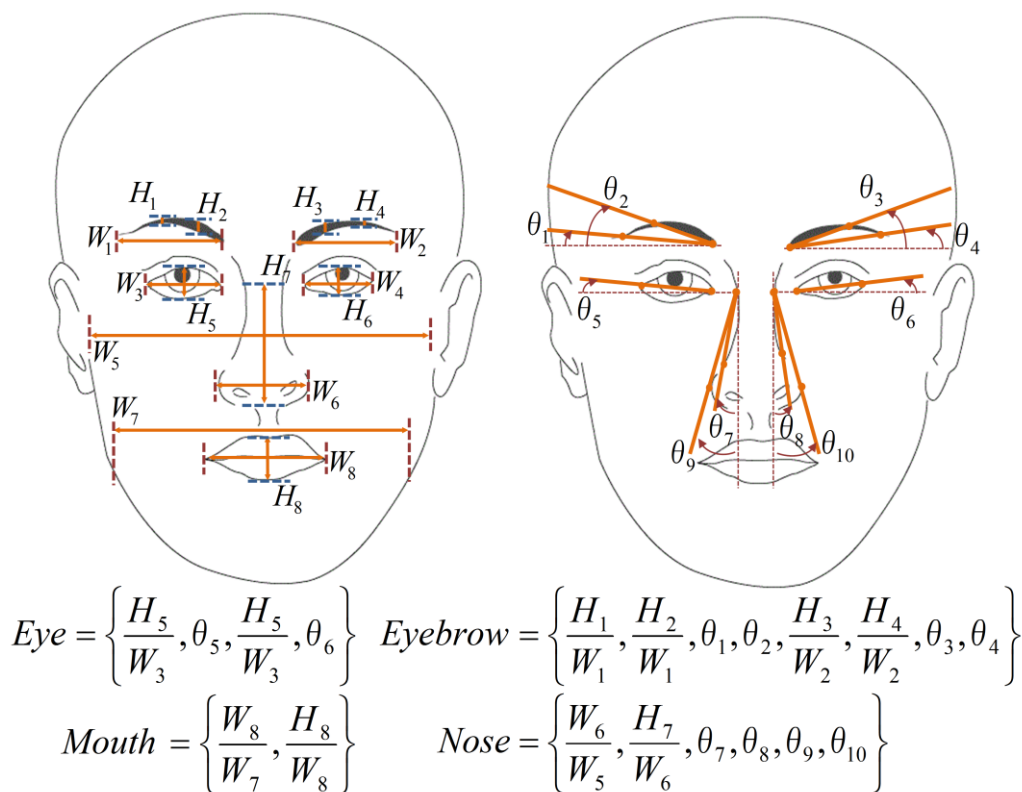


図 3.3.2 顔の形状に関する特徴ベクトル

### 3.3.2 髪領域と特徴ベクトル

髪の特徴ベクトルを求めるためにはまず髪の領域を検出する必要がある。髪型は人によって異なるため、顔の形状検出に使われる ASM のような一般的な髪型の検出法は開発されていない。本研究では、独自の髪領域抽出法を実装した。まず、OpenCV 上に実装されている分水嶺アルゴリズムを使用して領域分割を行う。分水嶺アルゴリズムでは、画像上に複数のマーカを設定し、それらを勾配にそって広げていき、勾配の高い部分にできる境界を元に領域の分割を行う。画像は、あらかじめ設定したマーカの数の領域に分割される。

本システムでは、肌の領域、髪の領域、その他の領域を表す 3 種類のマーカを自動で設定する。自動設定は ASM 制御点を使用し、以下の手順で行う。

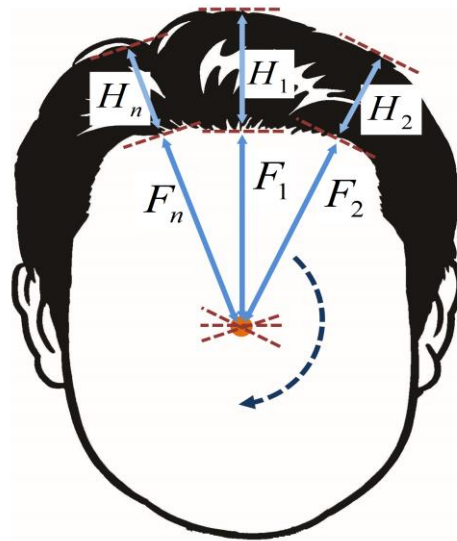
- 肌領域マーカの設定

はじめに、確実に肌色である鼻の先や頬などに位置する ASM 制御点から、肌の色を取得する。次に、鼻の先、頬、顔の輪郭の少し内側など、肌である可能性の高い点の色を調べ、肌色であればマーカを置いていく。

- 髪領域マーカの設定

少なくとも頭の上部には高確率で髪領域が存在することが明らかであることをふまえ、ASM 制御点のうち、頭の上部に位置する点を使用して、髪領域を示すマーカを設置していく。しかし、額の広さは人によって異なり、この制御点が必ずしも髪の部分に位置しているとは限らない。髪領域内に位置する点を確実に取得できるように、前のステップで取得した肌の色と制御点の色を比較し、その点が肌色である場合は、髪の部分に到達するまで点を少しずつ移動させていく。





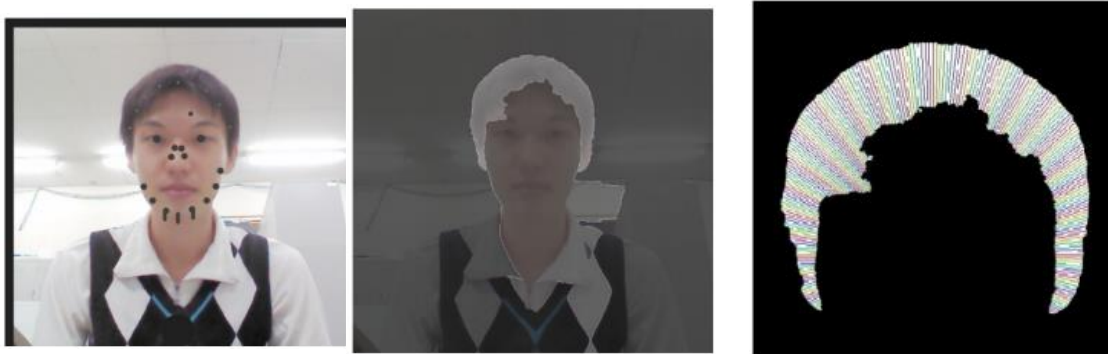
$$Hair = \left\{ \frac{H_1}{F_1}, \frac{H_2}{F_2}, \dots, \frac{H_n}{F_n} \right\}$$

図 3.3.3 髪の毛の特徴ベクトル

● その他領域のマーカの設定

まず，入力画像において人間は画像の中央付近に写っており，画像の端には背景が写っていることを仮定する．この仮定より，画像の上端，左端，右端全体にその他の領域を示すマーカを設定する．下端については，髪領域が下端まで届くことがあるため，全体にマーカの設置は行わない．しかし，髪は基本的に顔や首または胸により左右に分かれているため，下端のうち顔の中心から下ろした線と交わる部分についてはその他の領域である可能性が高いため，その部分にマーカを設置する．

以上の手順によって領域分割を行った例を図 3.3.4 に示す．図 3.3.4(a) は，マーカの自動設定の結果である．図において，髪の上に置かれた薄い灰色の円が髪領域を示すマーカ，顔の上に置かれた濃い灰色の円が肌領域を示すマーカ，画像の上と左端，そして中央下部に置かれた黒い領域がその他の領域を示すマーカである．



(a) マーカ設定結果

(b) 領域分割の結果

(c) 髪型の特徴ベクトル

図 3.3.4: 髪領域取得と放射状に分割する例



図 3.3.4(b) は、分水嶺アルゴリズムによる領域分割の結果である。顔の上部の、明るい色で示されている部分が、検出された髪の毛の領域である。大まかな髪の毛の形状が取得できていることが分かる。

取得した髪の毛の領域から、髪の毛の見た目の特徴を捉える特徴ベクトルを計算する。一般に使用されている髪型の大まかな分類として、ショート、セミショート、セミロング、ロングのように、長さによるものがある。言い換えると、顔の周りのどのあたりまで髪の毛があるか、ということが重要な特徴の一つである。

また、長さのほかに、ボリュームも髪型を特徴づける重要な要素である。本研究では長さおよびボリュームの両方を表せる特徴ベクトルとして、顔の重心から一定の角度おきに放射線状に直線を引き、それぞれの直線と髪の毛領域の境界との二つの交点間の距離を使用する(図 3.3.4(c))。図 3.3.5 に示すように、実際には二つの交点間の距離  $H_i$  と内側の交点から重心までの距離  $F_i$  との比例を用いる。 $H_i=0$  の場合は顔の周りに髪の毛が存在しないことを表し、 $H_i>0$  の場合は、髪の毛のボリュームを表す。したがって、ボリュームと長さを統一的に扱うことができる。

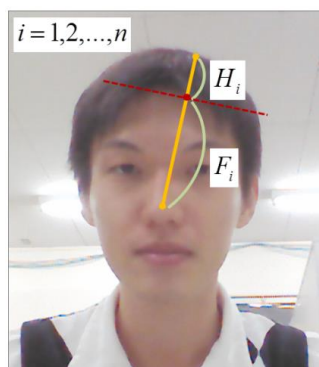


図 3.3.5: 髪型の特徴ベクトル

角度  $2\pi/n$  ずつ直線を引いた場合に得られる髪の毛の特徴ベクトルは  $n$  次元をもつ。

### 3.4 類似パーツの検索

以上で定義した特徴ベクトルを用いてパーツ同士の類似度を計算し、類似するパーツの検索を行う。この時、長さの比や角度のように、次元の異なる特徴量を同時に比較する必要があるため、各特徴ベクトルについて、事前に特徴軸の正規化を行う。

ベクトル同士の距離の計算にL2 ノルムを使用する。L2 ノルムが最も小さいものを類似するパーツとして取得する。比較するベクトルをそれぞれ $\mathbf{V}^{in} = (v_1^{in}, v_2^{in}, \dots, v_n^{in})$ ,  $\mathbf{V}^{db} = (v_1^{db}, v_2^{db}, \dots, v_n^{db})$ としたとき、顔パーツの類似度は式 (3.4.1) で表される。

$$\sum_{i=1}^n (v_i^{in} - v_i^{db})^2. \quad (3.4.1)$$

髪の毛の有無は視覚的に大きな影響を与えるため、特徴ベクトルのL2 ノルムに加え、その方向における髪の毛の有無の違いを表す項も類似度計算に加える。検索に使用する髪の毛の類似度は式 (4.4.22) で表される。

$$\sum_{i=1}^n (v_i^{in} - v_i^{db})^2 + r \sum_{i=1}^n (\delta(v_i^{in}) - \delta(v_i^{db}))^2 \quad (3.4.2)$$

$$\text{但し } \delta(v) = \begin{cases} 0 (v = 0) \\ 1 (v \neq 0) \end{cases}$$

式 (3.4.2) において、第二項の  $r$  は、髪の毛の有無の違いの重みを調整する係数である。

以上の計算式より、入力写真から得た特徴とデータベース内の特徴との類似度を算出し、最も類似するものを似顔絵のパーツとして使用する。

### 3.5 特徴ベクトルの誇張

パーツごとの書き手のスタイルをできるだけ保存するために、本研究ではパーツの見た目の特徴ベクトルに誇張を施し、誇張したベクトルを用いて事例データベースから類似するパーツの似顔絵を取得することにより、誇張表現を実現する。図 3.5.1 に示すように、まず、入力写真の各パーツについて、その特徴ベクトルとデータベース内にある当該パーツの特徴ベクトルの平均との差分ベクトルを計算する。そして必要とする誇張の度合いに合わせて特徴ベクトルをその差分ベクトル方向に沿って平行移動し、得られた特徴ベクトルを検索に用いる。

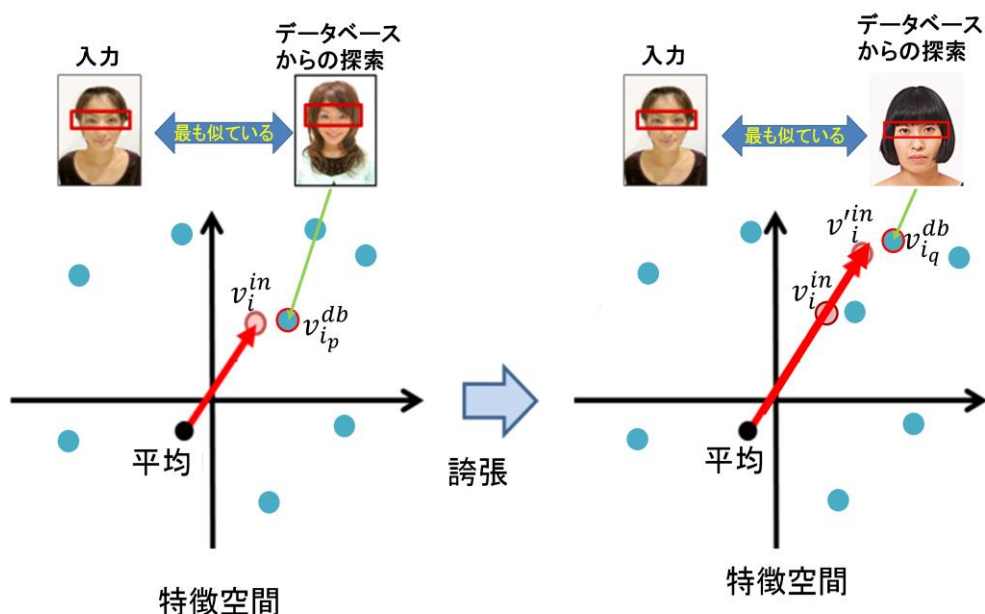


図 3.5.1 特徴ベクトルの誇張

特徴ベクトルの各次元について、平均からの差分値が大きければ大きいほど対応する特徴がより顕著であると考えられるが、その関係は当該次元の座標値の分散にも依存する。本研究ではデータベースにある事例データの分散を用いて各次元の差分値を正規化することで、より目立つ特徴を誇張できるような差分ベクトルを算出する。

誇張後の特徴ベクトルを  $V'$  とした時、その各次元の座標値  $v_i'$  は、以下の式で計算される。

$$v_i' = v_i^{in} + k \left( \frac{v_i^{in} - m_i}{\sigma_i} \right) \quad (3.5.1)$$

但し

$V^{in} = \{v_1^{in}, v_2^{in}, \dots, v_n^{in}\}$  : 入力画像の特徴ベクトル

$M = \{m_1, m_2, \dots, m_n\}$  : 事例データの平均

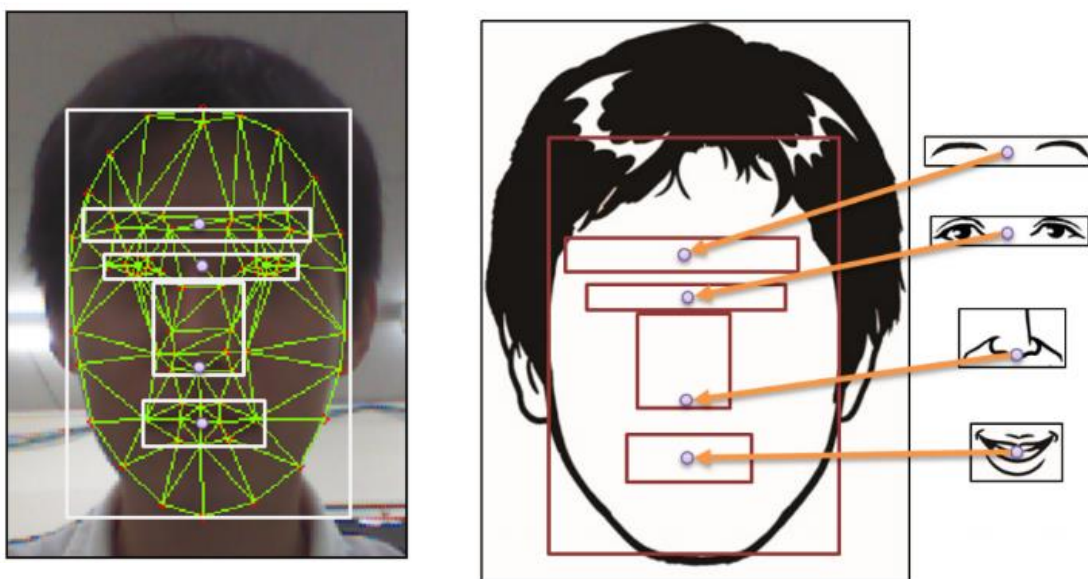
$\{\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n\}$  : 事例データの標準偏差

また、式(3.5.1)中の  $k$  は、全体の誇張率を決定する係数である。 $k$  を正に設定すると、その人の特徴が誇張して表現され、負に設定すると、その人の特徴を平均に近づけることができる。

### 3.6 パーツ画像の配置

全ての類似パーツの似顔絵を事例データベースから取得した後、それらを適切に配置し、最終的な出力を生成する。入力写真におけるパーツ間の相対的な位置情報は、取得した ASM 制御点の情報から計算することができるため、これを使用して似顔絵パーツの配置を行う。

ASM 制御点からの配置の取得は以下の手順で行われる。まず、各パーツを構成する制御点の外接矩形を取得する。次に、輪郭の外接矩形に対する各パーツの外接矩形の位置を計算することで、各パーツが顔の中のどこに位置するかの情報を得る。



(a) 入力写真からの相対位置の取得

(b) 取得した位置に従った配置

図 3.6.1: パーツ画像の配置の例

入力写真から位置情報を取得した後、輪郭の似顔絵から顔の範囲を示す矩形を取得する。位置情報に基づき各パーツの似顔絵画像を配置することで、似顔絵を完成させる。

図 3.6.1 に、パーツの配置の様子を示す。図 3.6.1(a) は、入力写真の ASM 制御点から各パーツの外接矩形とその座標を取得する様子である。基本的には矩形の中心座標を使用するが、鼻については、鼻自体の下端の位置の座標を使用する。図 3.6.1 (b) は、取得した位置情報に従い、似顔絵のパーツを配置する様子である。取得した座標と、パーツ内の対応する座標を合わせることで、パーツの配置を行う。

### 3.7 合成結果

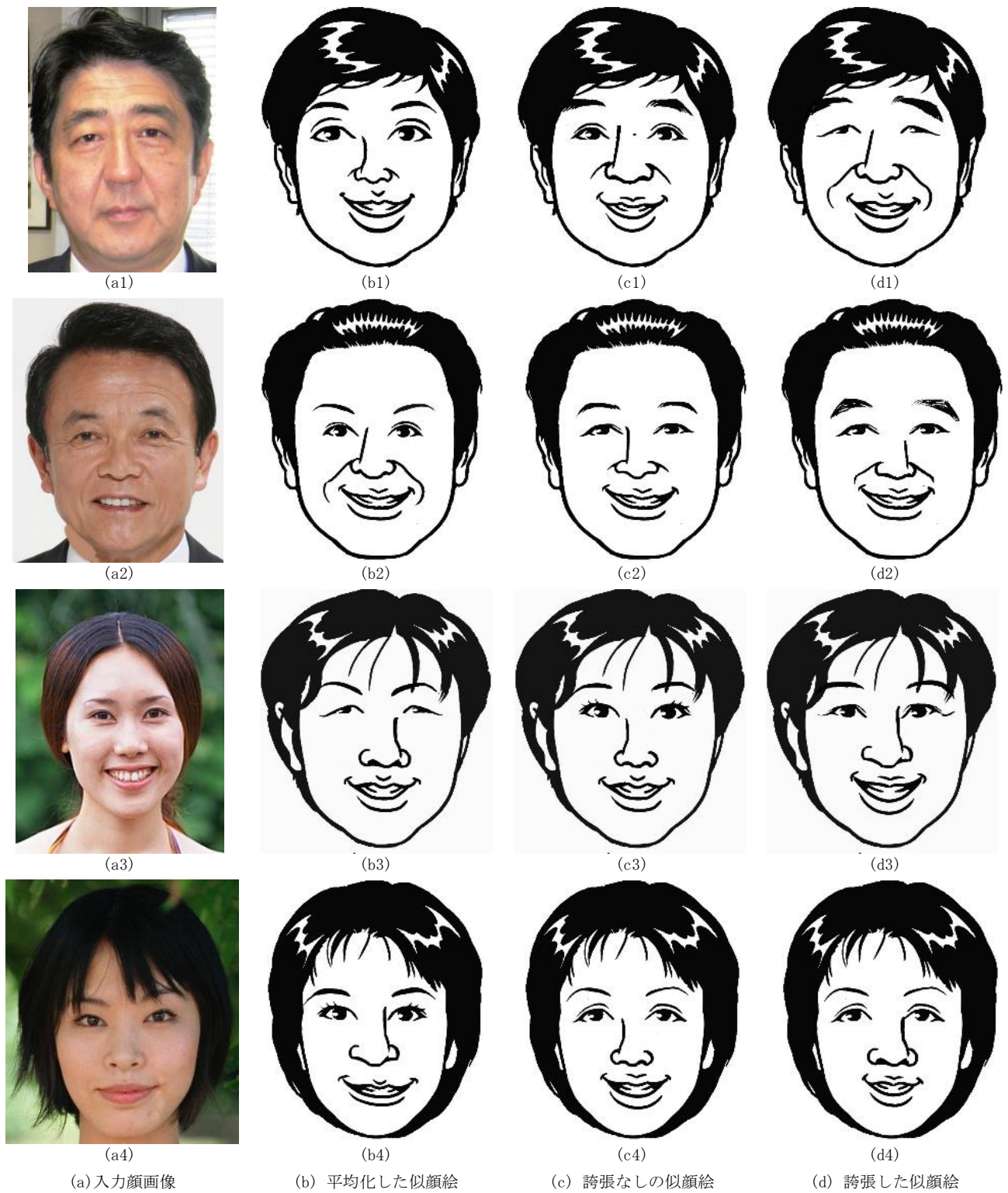


図 3.7.1 結果



## 3.8 評価実験

### 3.8.1 合成結果についての考察

商業用似顔絵製作会社から提供された男性 21 名、女性 10 名の写真と似顔絵のペアの事例データを用いて、実験を行った。図 3.8.1 に、安倍首相の写真を入力とした時の生成結果を示す。図 3.8.1(c) は誇張が施されていないときの出力である。髪に注目すると、全体としてやや似顔絵のほうはボリュームが多い髪型となっているが、髪の長さについては、両者とも耳のあたりまでとなっており、おおまかな髪の形状は取得できていると考えられる。顔のパーツについて注目してみると、眉毛については、写真における全体的にやや太めで垂れ下がり気味の形状が、似顔絵にも反映されていると言える。目については、入力写真よりも絵のほうはやや水平でぱっちりとしたものが選択されているが、大きく異なる絵が選択されているわけではない。鼻については、下部に向かってゆるやかに広がっている点は近いといえるが、似顔絵の方が全体的に横幅が広い。また、ほうれい線の方向が異なるが、これは、顔の皺などを取得する方法が現時点では実装されていないためである。口については、選ばれたパーツのほうはややサイズが大きいといえる。比較のため、特徴を誇張した似顔絵(図 3.8.1(d))に加え、特徴を平均化(式(3)の  $k$  を負の値とする)した結果(図 3.8.1(b))も示す。事例平均と比較して、やや垂れ下がる細めの目が特徴的であるため、誇張表現ではその特徴がさらに強調され、一方平均化に近づけた画像でやや水平でぱっちりとした目となっていることが見てとれる。また口も誇張表現のほうではより小さく、平均化のほうではより大きく表現されている。

図 3.8.2 に麻生副首相の写真を入力としたときの結果を示す。図 3.8.2(d) が誇張した結果であり、眉毛と鼻に変化がある。眉毛については、もともと水平に近い傾きだったものが、誇張されることによって眉尻がやや垂れ下がり気味の眉毛に変化している。鼻に

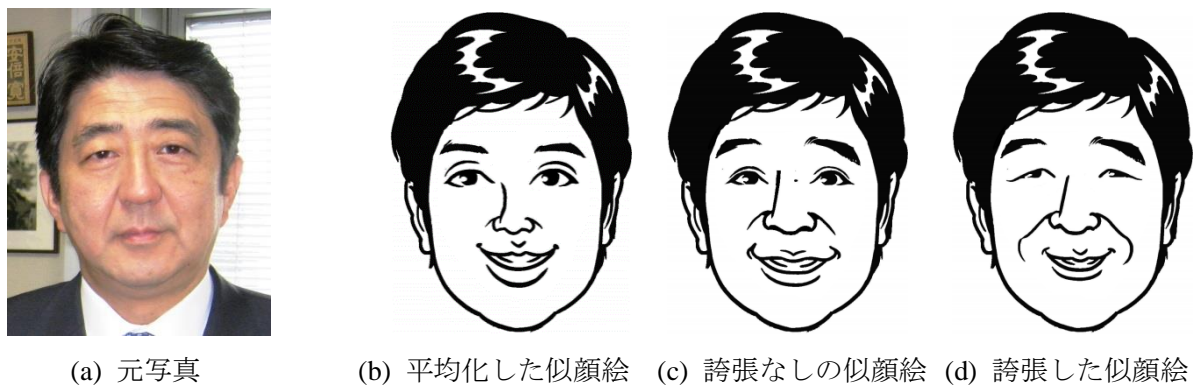


図 3.8.1 提案手法による似顔絵生成結果の例 1

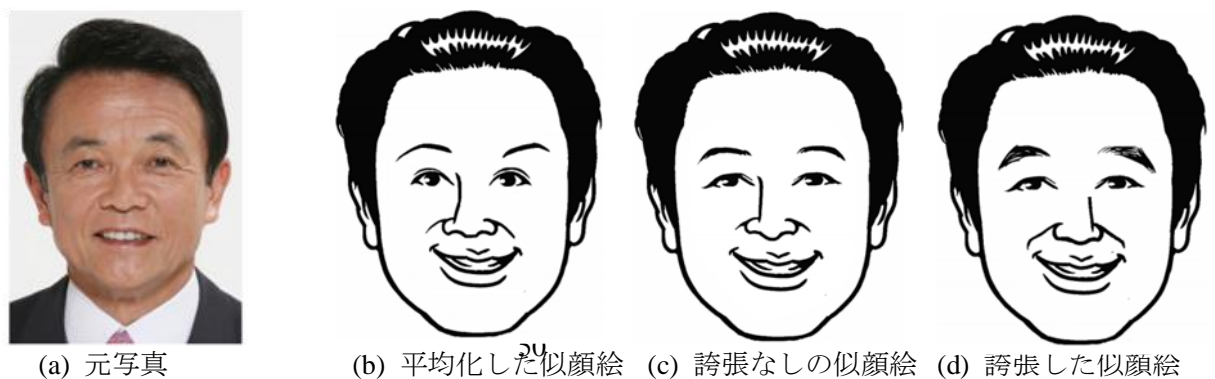


図 3.8.2 提案手法による似顔絵生成結果の例 2

については、選択されたパーツは変化しているものの、その形状に大きな違いは無いと言える。平均化した結果については、眉毛、目、鼻が変化している。眉毛については、平均モデルに近づくにつれて、眉毛が釣り上がる方向に変化していることがわかる。目については、細長かった目が、ややぱっちりとした目に変化していることがわかる。鼻については、鼻の上部から下部への広がり、平均モデルに近づくほどゆるやかになることが分かる。

以上の結果より、麻生副首相のケースについても、特に目や眉毛について、誇張した表現が実現されていると考えられる。ただし、今回事例として使用したすべての似顔絵は笑顔であったため、安倍首相の場合、写真とは異なり、笑っているときの似顔絵が得られている。笑わないときに特徴が似ていても、笑うと異なるケースもあるため、今後これに配慮してデータベースを構築する必要がある。また、現在の実装ではパーツとしてほうれい線を扱っていないが、実験で使用した事例データでは鼻の画像にほうれい線も含まれているため、結果として本人の特徴と合わないほうれい線が描かれている似顔絵が得られている。ほうれい線は年齢などを反映する重要な特徴であるため、今後独立したパーツとして扱えるように実装を改善する予定である。

### 3.8.2 被験者評価実験と結果

提案手法の有効性を確かめるために、被験者実験を行った。一枚の顔写真に対して3枚の似顔絵画像（平均化した似顔絵、誇張なしの似顔絵、誇張した似顔絵）を生成する。図3.7.1に実験に使用した5名の顔写真とそれぞれの3枚の似顔絵画像を示す。どの似顔絵画像がより元の写真に似ているか、サーストンの一対比較法を用いて実験を行った。被験者には図3.8.3に示すような3枚の画像を並べた刺激を提示する。真ん中は元の顔写真、左右は生成された3枚の似顔絵画像からランダムに選択した2枚の似顔絵画像である。1枚の写真に付き、このような刺激画像は3枚 ( ${}_3C_2$ ) 生成される。被験者には左右どちらがより真中の写真に似ているかを答えてもらう。



図 3.8.3 被験者実験の様子

被験者は大学生15名とした。15名の被験者が5セットの画像に対して回答を行ったので、総試行回数は225回 ( $15 \times 5 \times 3$ ) 回となる。一対比較による評価結果を表3.8.1に示す。たとえば、「誇張なしの似顔絵」と「平均化した似顔絵」と比較するとき、「誇張なしの似顔絵」のほうが元写真と似ていると判断される回数は51回である、というように、表にある数値は列の似顔絵が行の似顔絵に比べて、よりもとの写真に似ていると判断された回数を表している。図3.8.4はサーストン法を用いて分析した結果の尺度図である。右へ行くほど勝率が高く、左へ行くほど勝率が低いことを表す。順位だけでなく、距離感を

持って勝率の差も見られることがサーストン法のメリットである。図 3.8.4 に示すように、勝率が最も高い（一番似ている）のは、誇張した似顔絵であることが分かる。

表 3.8.1 評価実験の結果

回数	平均化した似顔絵	誇張なしの似顔絵	誇張した似顔絵
平均化した似顔絵	0	51	48
誇張なしの似顔絵	24	0	41
誇張した似顔絵	27	34	0

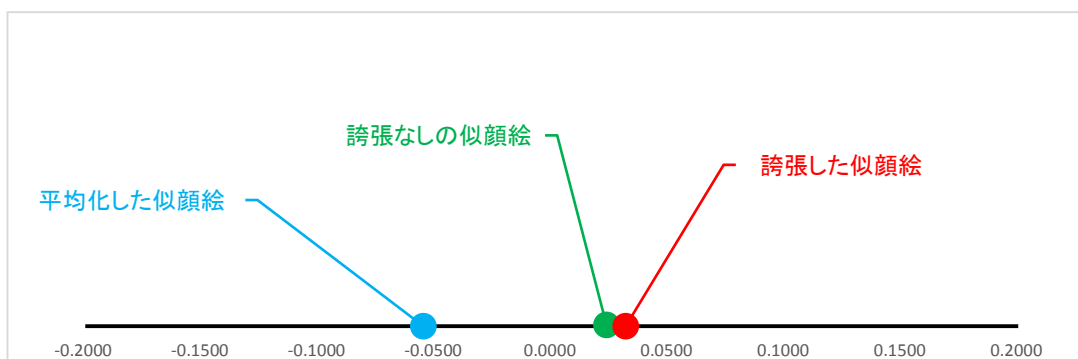


図 3.8.4 すべての顔に対するサーストン法での総合分析結果

### 3.9 今後の課題

今回の実験では事例データが限られていたが、共同研究を進めている企業にはすでに数万個の事例データの蓄積があり、今後は事例データを増やし、主観的な評価実験などを通して特徴ベクトルの設計と抽出、及び画像合成アルゴリズムの改善を行っていく予定である。現在は顔のパーツすべてに関して誇張を行っているが、このことによって個人の特徴が強調できなくなる可能性が生じると考えられる。各パーツの誇張度数のバランスを考慮し、最も特徴的であるパーツの誇張を行うようにすることで、最適な似顔絵が自動で生成されるようシステムを改良する予定である。

また、顔写真と対応する似顔絵画家が描いた似顔絵画像のセットの入手は困難であると予想されるため、似顔絵画像だけ利用し、最適な似顔絵を自動生成するシステムも提案できると考えられる。

## 4 まとめ

本研究では、事例に基づく顔画像合成における最適なヘアスタイルと似顔絵に関する視覚的個人特徴について研究を行った。まず、ユーザに最も似合うヘアスタイルを自動的に探索し合成する手法を提案した。ヘアカタログから得られる成功例に基づいて似合うヘアスタイルのデータベースを構築し、顔型を基に似合うヘアスタイルを探索した。さらに、この結果が被験者に似合うか似合わないかの判断とよく一致することを確かめた。また、探索した結果は入力顔画像に対して Robust Matting 手法を用いた合成を行い、自然な合成結果に改良できた。加えて、評価実験を通して男性が好むヘアスタイルのみでデータベースを構築することで、男性に対して良好な結果が得られることを確かめた。このことから、用途に対応したデータベースの構築によりユーザの要求に対応する結果が生成できる。個人特徴を誇張し、黄金比の特徴ベクトルを導入することにより、好評度が高くなったことが分かった。また、ヘアスタイルの評価実験から、顔と髪型の各部位ごとのバランスも専門家が似合うかどうかを判断するための基準となっていることがわかった。部位ごとのバランスに基づいた特徴ベクトルの設計をすることで、システムの性能をさらに高められると考えられる。

今後の課題として、顔型以外の基準による似合うヘアスタイルの探索を挙げる。本研究では顔型の一部の特徴のみに焦点を当てて似合うヘアスタイルの探索を行ったが、顔の各部位の形状や髪の色も似合うかどうかの判断に影響を与えているものと考えられる。顔パーツの特徴ベクトルを追加し、もっとユーザに適切なヘアスタイルをアドバイスすることが期待できると考えられる。

さらに、外見を決める上で服装も重要な要因の一つである。本研究で提案したノンパラメトリックサンプリングによる人間感性の間接的なモデル化は、服装の決定にも応用できるものと考えられる。

一方、最も似ている似顔絵の自動生成に関して、提案手法では描き手が捉えている顔の見た目の特徴をそのまま利用することと似顔絵画像をパーツごとに使用することにより、ありのままの描き手のスタイルの反映を容易にすることを目指す。限られた事例データを用いた実験結果では、顔の特徴的なパーツの誇張効果が得られることが示された。

今後の課題として、顔画像合成に関して、顔部品の配置の誇張を考えられ、個人特徴がよりよく表現できるように改善できると考えられる。また、肌色も一つの個人特徴要素と考えられ、現在のデータベースはすべて白黒の似顔絵データ画像であるが、今後、カラーの似顔絵画像データも増やし、カラーの似顔絵自動生成も期待できる。

## 謝辞

本研究を進めるにあたり終始あたたかいご指導と激励を賜りました方々に心から感謝の意を表します。

山梨大学 茅 暁陽教授は、筆者が学部生時の副担任であり、研究室に配属されて以後、本研究の構想からデータ分析、論文作成に至るまで、9年間終始一貫して暖かいご指導とご鞭撻をいただきました。また、生活方面でもいろいろな支援をいただきました。心から深く感謝いたします。

山梨大学 豊浦 正広助教には、筆者が学部四年生から6年間に、研究に取り組む姿勢や研究の方向性等について様々なご指導、ご助言をいただきました。また、発表資料の作成における多大なご協力をいただきました。深く感謝いたします。

山梨大学 郷 健太郎教授、福本 文代教授、服部 元信准教授、木下 雄一朗准教授には研究あるいは授業科目に関して多大なるご指導をいただきました。深く感謝いたします。

研究発表や研究会等の場においては、早稲田大学 森島 繁生教授、慶応義塾大学 藤代 一成教授には、貴重なご意見をいただきました。心からお礼申し上げます。

山梨大学 岩沼 宏治教授は大学学部学生時代の担任先生とし、ご指導をいただいております。日頃より教育及び留学生生活における多大なご協力とご支援をいただきました。深く感謝いたします。

美容室「VISION」の美容師の方々には被験者実験のご協力をいただきました。特に大塚 優輝ヘアスタイリストには研究に関する多くの意見をいただきました。深く感謝いたします。

山梨大学 国際交流センター 奥村 圭子先生、江崎 哲也先生、伊藤 孝恵先生には留學生活の支援及び日本語の指導をいただきました。深く感謝いたします。

山梨大学 茅・豊浦研究室の方々と国際交流センターのサポートには、日本文化の体験及び研究内容に関する相談をいただきました。心から深く感謝いたします。

本研究の一部は、科学研究費補助金(基盤研究(B) No. 21300033)の援助を受けている。

本研究の一部は、コスメトロジー研究振興財団の研究助成事業の支援を受けている。

最後に、これまで私をあたたく応援してくれた両親と祖母、私を明るく励まし続けてくれた兄弟に心から感謝します。



## 参考文献

- Beauty Wizard: <http://beauty-wizard.jp.uptodown.com/>
- A. EfrosK. LeungT. (1999). Texture synthesis by nonparametric sampling. International Conference on Computer Version, pp. 20-27.
- A. HertzmannE. Hacobs, N. Oliver, B. Curless, and D. H. SalesinC. (2001). Image analogies. ACM SIGGRAPH, pp.327-340.
- BooksteinF.L. (1979). Shape Models II: The Thin Plate Spline. The Palaeontological Association.
- C.ChangY.Chen, and S.WangY.Peng,. (2010). Artistic painting style transformation using example-based sampling method. Journal of information science and engineering, vol.26, no.4, pp.1443-1458.
- Co. SHUFUNOTOMO. (2007). Best Hairstyle by Face Shape.
- H. ChenLiu, C. Rose, Y.Q. Xu, H.Y. Shum, D. SalesinZ.Q. (2004). Example-Based composite sketching of human portraits. International symposium on Non-photorealistic animation and rendering, pp.7-9.
- L. LiangChen, Y. Xu, and H. Shum,H. (2002). Example-Based Caricature Generation with Exaggeration. Pacific Graphics.
- L. LiuXu, J.L. Xing, S. Liu, X. Zhou, S.C. YanH. (2013). "Wow! You Are So Beautiful Today!". Proceedings of the 21st ADM international conference on Multimedia.
- L. WangYu, K. Zhou, and B. Guo,Y. (2009). Example based hair geometry synthesis. ACM Transactions on Graphics (SIGGRAPH), vol.28, no3, Article 56.
- P.M. PallettLink, K. LeeS. (2010). New "Golden" Ratios for Facial Beauty. Vision Research 50, 149-154.
- S. PairsChang, W. Jarosz, O. Kozhushnyan, W. Matusik, W. Zwicker, and F. DurandW. (2008). Hair Photobooth: Geometric and photometric acquisition of real hairstyles. ACM Transactions on Graphics (SIGGRAPH), Vol 27, No.3, Article 30.
- T.F. CootesTaylor, D.H. Cooper and J. GrahamC. J. (1995). Active shape models - their training and application. Computer Vision and Image Understanding, vol.61, no.1, pp.38-59.
- T.F. CootesTaylor, D.H. Cooper, J. GrahamC. J. (1995). Active Shape Models - Their Training and Application. Computer Vision and Image Understanding, Vol.61, No.1, pp.38-59.
- Virual Hairstudio. (2014年11月). 参照先: <http://www.virtual-hairstudio.com/en/>
- Y. Yu. (2001). Modeling realistic virtual hairstyles. Pacific Conference on Comp, Graphics and Applications, PP.295-304.
- Z. MoLewis, U. Neumann,J.P. (2004). Improved Automatic Caricature by Feature Normalization and Exaggeration. ACM Siggraph Sketches, PP.57.
- Z. XuX.D. Yang. (2001). V-hairstudio: Anteractive tool for hair design. IEEE Computer Graphics and Applications, Vol.21, No.3, PP.36-43.
- 花岡悟一郎原島博金子正秀,. (1997). 描き手の画調に基づく似顔絵の自動生成. 電子情報通信学会論文誌(D-II), , J80-D-II, 8, pp. 2110-2118,.
- 金子正秀. (2008). コンピュータ似顔絵. 映像情報メディア学会誌, vol.62. no.12, pp.1938-1943.

- 今井 康博小沢 慎治. (2005). 似合うヘアスタイル探しのための顔の印象分類. 情報処理研究会, pp. 1-5.
- 徐光哲, 金子正秀, 樽松明. (2001). 固有空間を利用した計算機による似顔絵の生成. 電子情報通信学会論文誌, D-II, vol. J84-D-II, no. 7, pp. 1279-1288.