

幾何的特徴量を用いたデジタル化粧の個人選好性評価 Evaluation of Personal Preference for Digital Makeup Using Geometric Features

宮田真里* 久保 友香* 山崎 俊彦* 相澤 清晴* 稲垣 涼子†
Mari Miyata Yuka Kubo Toshihiko Yamasaki Kiyoharu Aizawa Ryoko Inagaki

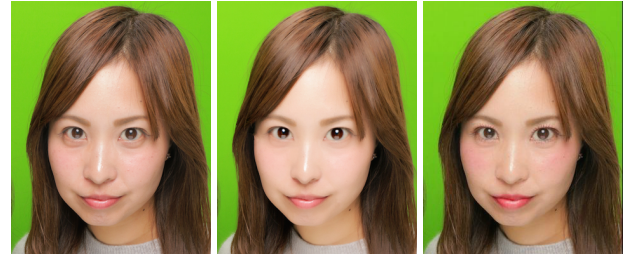
1. まえがき

Facebook, Twitter, Instagram などの SNS の普及に伴い、顔写真を外部へ公開する機会が増加したことから、デジタルデータ上で顔の美化や顔への化粧効果付与を行なう、デジタル化粧が一般化している。デジタル化粧では、図 1 に示すように、現実的な制約なく顔のパーツの形状・色・配置・テクスチャの変更や化粧効果の付与を行なうことで、より魅力的な顔画像を作成することが可能である。しかしながら、デジタル化粧では化粧の色味やパーツの移動位置等と選択肢が多いため、自由な操作が行える一方で、好ましい顔画像を経験や手本等なしに作成することが困難である。このため、これまでのデジタル化粧は、高度な知識や経験の元に、Adobe Photoshop 等の画像処理ソフトウェアを用いて手動で行なうのが一般的であった。一方、近年では、TAAZ¹ 等の Web サービスや、メーカーによるプリントシール機器^{2,3}, SNOW⁴, BeautyPlus, MakeupPlus⁵ 等のスマートフォンのデジタル化粧アプリによって、デジタル化粧を行なうのが一般的になっている。

これらのサービスは、独自のデジタル化粧パターンを提示、推薦するという特徴を持つ。ユーザーは自由に内容を選択することも可能でありながら、固定のパターンとその適用程度を選択するのみでデジタル化粧を行なうことも可能であり、これまでと比較して非常に手軽なデジタル化粧が実現されているといえる。以上のように、デジタル化粧を行なう際には、個人が作りたい顔のある程度具体化して、デジタル化粧の手がかりとして提示することが求められているといえる。

これに対して、デジタル化粧に関する先行研究では、複数の評価者間での統一的な美を基準とした顔パーツの拡大・移動の推薦や、美しいとされる人物の化粧顔の画像を用いた最適な化粧効果のモデル化および化粧効果推薦を実現する研究が存在する [6, 9, 3]。ただし、先行研究では一般的に、他者から見た美しさや他者が美しいと思う人物、化粧等、他者やその集団における魅力や美の基準が、デジタル化粧に対する評価の基準となっている。このため、他者からみて良好なデジタル化粧はある程度実現できているといえる。ただしその一方で、各個人のデジタル化粧への評価については言及しておらず、各個人にとって良好なデジタル化粧が実現できているかは明らかとなっていない。

そこで本研究では、個人の選好性に適応したデジタル化粧システムの実現を目指すとともに、システムの



(a) 化粧前 (b) 移動・変形 (c) 仮想化粧

図 1: デジタル化粧の例

中心となる、デジタル化粧に対する個人選好性の所在を明らかにすることを目的とする。とくに本稿では、プリントシール機のデータを用いたデジタル化粧の定量評価と、デジタル化粧前後の画像からの個人選好性の評価を行なう。

2. 関連研究

デジタル化粧に関する研究は、大きく分けて、顔のパーツを変形・移動する手法と、アイシャドウやチークなどの化粧効果を付与する手法、の 2 つに分類される。

顔のパーツを変形・移動する手法では、一般的に、他者から見た美しさや魅力度、他者が見て美しいと思う人物を基準として、顔画像をより美しくもしくはより魅力的になるように操作する。具体的には、顔画像と、各画像に対して人が付けた魅力度や美しさの評価値を材料とし、評価値を向上させるような回帰問題や、類似した評価値の高い人物に寄せるクラスタリング問題として解く場合が多い。Leyvand ら [11] は、入力顔画像に対する魅力の評価値を基準として、評価値が向上するようにパーツの位置を操作する手法を提案している。ただし、魅力の評価値は Eisenthal らによって提案された評価器 [4] によって取得している。Melacci ら [15] と Sun ら [16] はいずれも、美しい人物の顔画像を基準として、入力画像を類似した顔画像へと近付ける手法を提案している。

化粧効果を付与する手法には、肌質を美化する手法 [10, 5, 12] やプロのメイクアップアーティストによる化粧顔画像をサンプルとして化粧顔を生成する手法 [17, 7] が存在する。Liu ら [13] は、化粧の転写のみの手法とは異なり、プロによるヘアメイクと化粧を施された美しい女性の顔画像を基準として、顔のパーツごとに化粧推薦を行うシステム、Beauty e-Experts を提案している。また近年では、Deep Learning を用いて化粧推薦を行なう手法 [14, 1] が登場している。

*東京大学

†フリー株式会社

¹taaz.com

²furyu.jp

³makesoft.co.jp

⁴campmobile.com

⁵global.meitu.com

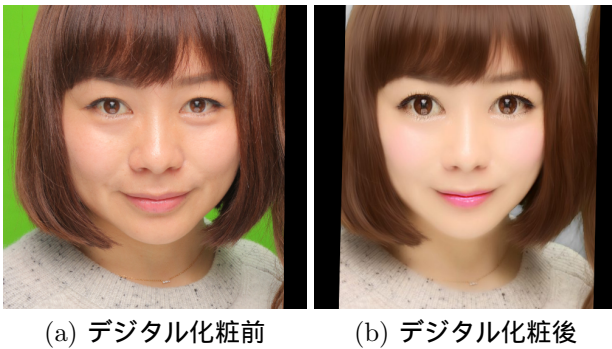


図 2: プリントシール機によるデジタル化粧

表 1: デジタル化粧に対する盛りスコア

評価	値
全く盛れていない (bad)	-3
盛れていない (not good)	-2
少し盛れていない (not bad)	-1
盛れている (Very good)	0
少し盛りすぎている (not bad)	1
盛りすぎている (not good)	2
過剰に盛りすぎている (bad)	3

3. 使用データについて

今回使用するデータは、フリー株式会社において機器開発を目的として収集されたものである。データセットには、(i) 6 機種種のプリントシール機によるデジタル化粧前後の女性 17 名の顔画像 (計 204 枚)、(ii) 16 名の評価者によるデジタル化粧後の各画像 (以下、デジタル化粧画像) に対する絶対評価値、相対評価値 (各 1,632 件) が含まれている。図 2 にデジタル化粧前後の顔画像の例を示す。本章では、デジタル化粧画像と主観評価値についてそれぞれ説明を行なう。

3.1. デジタル化粧画像

本研究で用いるデジタル化粧画像はすべて、フリー株式会社によって開発されたプリントシール機を用いて取得したものである。機器開発を目的としたロケーションテストにおいて、フリー株式会社に所属する年代や勤続年数の異なる 17 名の女性が参加し、それぞれ 2 人 1 組のペアでプリントシール機 6 機種種の撮影を行った。撮影条件は、(i) 顔は正面に向ける、(ii) 表情はニュートラルなものとする、の 2 つとした。撮影はプリントシール機の各機種種毎に行っているため、デジタル化粧画像間での撮影時刻は同一でない。

デジタル化粧前後の画像はそれぞれ、プリントシール機によって撮影された原画像と、携帯電話で閲覧する目的で出力されたデジタル化粧画像である。デジタル化粧前後の画像の解像度は異なっており、画像比較の際には用途に合わせて位置や解像度などを合わせる必要がある。

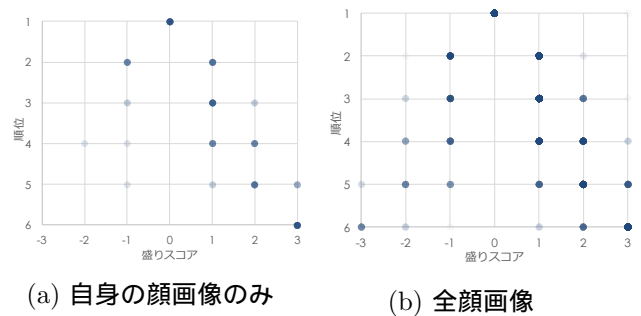


図 3: 盛りスコアと順位の関係性

3.2. 主観評価値: 盛りスコアと順位

本研究で用いるデジタル化粧画像はすべて、フリー株式会社によって開発されたプリントシール機を用いて取得したものである。デジタル化粧画像撮影と同一のロケーションテストにおいて、撮影時に被写体となった 16 名の女性を評価者として、デジタル化粧画像に対する評価実験を行った。評価値としては、デジタル化粧画像に対する絶対評価値 (以下、盛りスコア) と相対評価値 (以下、順位) を定め、評価実験の際には (i) 各被写体を対象として評価者が画像を並べて順位 (1~6 位) を付ける、(ii) 1 位の画像との比較により、2~6 位の画像に対して盛りスコアを付ける、という手順で評価を実施した。

ここで、デジタル化粧画像に対する盛りスコアとは、若年層における「盛りの文化」[18] を明示化するという目的で定められた独自の評価値である。具体的には、表 1 に示すように、その画像が盛れているかどうかを「全く盛れていない」から「盛りすぎている」までの 7 段階で定めている。一般にデジタル化粧画像は、顔の変形度合いが小さくほぼ原画像に近いような「盛れていない」状態でも、顔を变形しすぎていて原画像とかけ離れすぎている「盛りすぎている」状態でも好まれないことから、本評価値においては「盛れている」(0) という評価を最高評価と定めている。また、デジタル化粧画像に対する順位とは、同一人物の 6 機種種のデジタル化粧画像 (6 枚) に対して、どの写真がより好ましいかという度合いを示す 1~6 位までの順位である。絶対評価値および相対評価値は、被験者により自他問わず全ての画像に対して付けられている。

盛りスコアと順位の関係性を図 3 に示す。図 3(a) は各評価者が自身の顔画像に対して付けた評価値 (16 件) を、図 3(b) は全評価者が自他含めた全ての顔画像に対して付けた評価値 (1,632 件) を示したものであり、色が濃いほど頻度が高いことを示す。図 3 より、順位が下がるほど、盛りスコアは「盛れている」という評価から離れていくということがわかる。これは上述したように、デジタル化粧においては「盛れていない」状態も「盛りすぎている」状態も好まれないということが確認できる一例である。

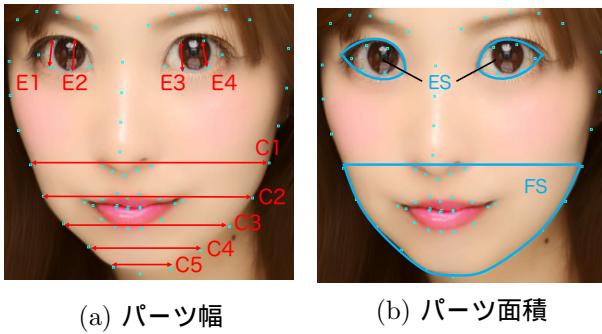


図 4: 幾何的特徴量

4. デジタル化粧画像の幾何的特徴量抽出

デジタル化粧の定量評価を行なうため、デジタル化粧前後の顔画像から特徴量を抽出をする。本稿では、まず顔画像の見た目から分かる特徴を用いることを考えて、目鼻口等のパーツ位置や面積、パーツの縦横比等の幾何的特徴量を算出することとする。このため、本研究では 1) 顔器官検出結果に基づく顔画像の位置合わせ、2) 位置合わせ後の顔画像から特徴量抽出、を順に行い、その上で抽出された特徴量について解析を行う。

4.1. 顔画像の位置合わせ

デジタル化粧前後の顔画像の比較を行なうため、顔画像におけるランドマークの位置情報を元に位置合わせを行う。ランドマーク検出の際には、機械学習ライブラリ dlib[8] を用いた。dlib では、既存のモデルを用いて 68 点のランドマークを検出することが可能で、顔器官検出が困難であるプリントシール機画像に対しても比較的高精度に顔器官検出を行なうことができる。ここで本稿では、ランドマーク検出が誤差なく行われた、被写体 10 名分の画像のみを以後の分析に用いるものとする。顔画像の位置合わせでは、同一解像度 (500×500 画素) への変換と左目端、右目端のランドマークを画像内の固定位置に投影するアフィン変換を施すこととする。

4.2. 特徴量抽出

本研究では、まず顔画像の見た目から分かる要素を特徴量とすることを考え、デジタル化粧前後の両画像について検出されたランドマークをもとに目鼻口等のパーツの面積、パーツの幅を特徴量として算出することとした。ここで本稿では、全てのパーツ幅、面積を利用するのではなく、専門家の意見と、評価実験の被験者に対するアンケート結果を参考に、下顎の輪郭及び目の 2 部位に対するパーツ幅 (図 4(a)) やパーツ面積 (図 4(b)) を幾何的特徴量として用いることとする。

ただし実際の特徴量としては、どのような操作が個人の嗜好性を左右するかを明らかにするため、デジタル化粧後の顔画像における特徴量と、デジタル化粧前後の顔画像の比較による特徴量の両方を抽出することとした。具体的には、顔画像のパーツ幅、顔画像のパー

表 2: 各被写体に対する盛りスコアの分布 (一部)

被写体	-3	-2	-1	0	1	2	3	標準偏差
A	0	1	4	9	2	0	0	0.75
B	0	1	5	9	1	0	0	0.70
C	0	0	1	12	3	0	0	0.48
D	0	3	4	2	5	2	0	1.34
E	0	0	4	11	1	0	0	0.53
F	0	1	7	5	3	0	0	0.86
G	0	0	3	13	0	0	0	0.39
H	0	0	1	15	0	0	0	0.24

表 3: 各評価者による盛りスコアの分布 (一部)

評価者	-3	-2	-1	0	1	2	3	標準偏差
a	0	0	6	10	1	0	0	0.57
b	0	0	6	7	4	0	0	0.76
c	0	0	0	13	4	0	0	0.42
d	0	0	3	8	4	2	0	0.89
e	0	0	10	6	1	0	0	0.61
f	0	4	5	7	1	0	0	0.89
g	0	0	1	10	5	1	0	0.68
h	0	0	1	14	2	0	0	0.42

ツ面積について、デジタル化粧後の実際の画素数と、デジタル化粧前後での画素数の変化倍率を算出した。

5. 事前分析

本章では、個人嗜好性の傾向を把握する実際の解析の前に、盛りスコアや順位、特徴量について知見を得るために行った、データの事前分析の結果を示す。便宜上、17 名の被写体は A~Q、16 名の評価者は a~p で表記することとし、同じアルファベットは同一人物の画像を表す。

5.1. 盛りスコアに関する整理

本研究で用いている盛りスコアは独自の評価値であり、どのような振る舞いをするのかが明らかとなっていない。そこで本稿では盛りスコアに関するデータ整理を行った。

同一機種 (機種 2) によって撮影された同一顔画像に対して全評価者が付けた盛りスコアを集計した結果を、表 2 に示す。表 2 より、同一顔画像に対する評価であっても、評価者によって異なる盛りスコアを付けており、またその分布も被写体によって異なっていることが分かる。また表 3 には、各評価者が同一機種 (機種 2) の画像群に対して付けた盛りスコアを集計した結果を示す。表 3 より、同一機種の画像であっても評価者により異なる盛りスコアを付けており、また分布も異なっていることが分かる。

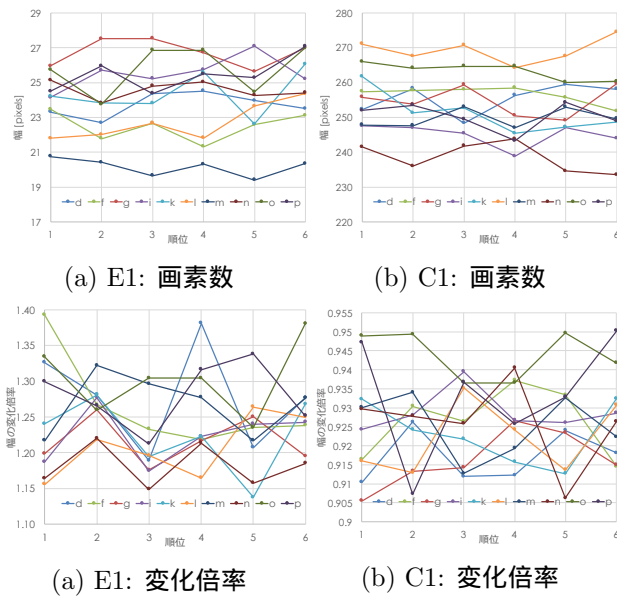


図 5: パーツ幅と順位の関係

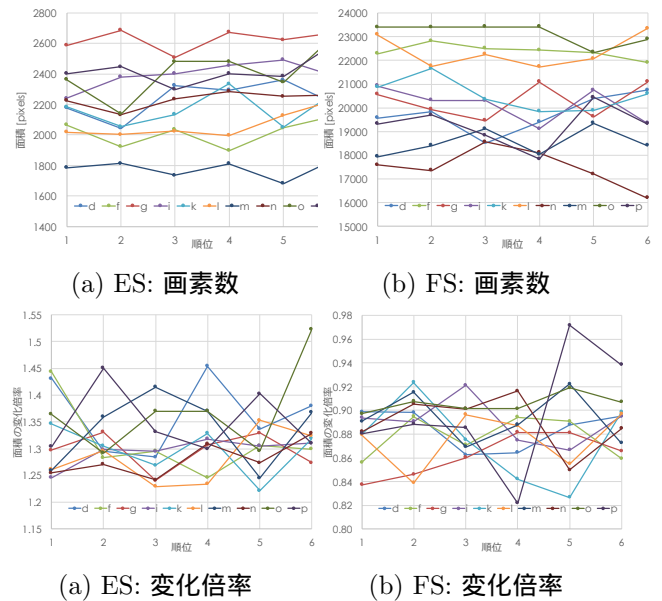


図 6: パーツ面積と順位の関係

5.2. 幾何特徴量と評価値の関係性に関する分析

事前の分析として、評価者 10 名が自身の顔画像 6 種に対して付けた評価値と各顔画像の特徴量の関係性について分析を行った。前章でも述べたように、本稿で用いる幾何的特徴量は、パーツ幅、パーツ面積のデジタル化粧後の実際の画素数と、デジタル化粧前後での画素数の変化倍率の、計 4 種類である。ここでの評価者 10 名は、ランダム検出が問題なく行われた被写体 (d, f, g, i, k, l, m, n, o, p) を指す。

各評価者における順位とパーツ幅の関係を図 5 に示す。図 5(a), (c) は左目の縦幅 (E1) について、図 5(b), (d) は顔の横幅 (C1) についての結果である。ただし、図 5(a), (b) は画素数、図 5(c), (d) は変化倍率を用いた結果である。いずれの結果においても、両結果から、左目の縦幅については、いずれの評価者においてもパーツ幅と順位の関係に線形性がないことが確認できる。このことから、デジタル化粧においては必ずしも一定の操作を加えることが好ましいわけではないという可能性が確認できる。例えば、目が大きければ必ず好ましい、という単純な選好性は存在しにくいといえる。

また、順位と各パーツ面積の関係を図 6 に示す。面積についても、パーツ幅と同様に目、顔のいずれについても順位と線形関係にない。

盛りスコアについても同様に、特徴量との関係性について分析を行った。盛りスコアについても各特徴量との間に単純な線形性は確認できず、順位相関による相関も見られなかった。よって、本研究において用いる特徴量により個人選好性を探る場合には、単純な線形性を探るのではなく、SVM 等を用いたより高度な分析が必要といえる。

6. デジタル化粧画像の分析

個人選好性の傾向を把握するために、幾何的特徴量と順位を用いて SVM モデルによる分類を行った。

分類における材料としては、顔画像 60 枚 (被写体 10 名 \times 6 種) の特徴量と、評価者 16 名により評価された順位を用いることとした。ただし、各特徴量は最大値 1、最小値 -1 となるように正規化している。また、SVM モデル構築の際には、LIBSVM[2] を用いた。構築した SVM モデルは全てラジアル基底関数カーネルを用いており、カーネルのパラメータ (c, γ) はグリッドサーチによってそれぞれ取得した。また、本稿では複数の SVM による One-Versus-One 法によって分類を行った。

本稿では、事前に行った実験において、特徴量による完全な順位 (1 位 ~ 6 位) への分類は困難であったことから、Top-3 と Bottom-3 への分類が可能かどうかについてそれぞれ分析を行った。また各モデルの評価の際には、Leave-One-Out 法を用いた。便宜上、前章と同様に 16 名の評価者は a ~ p のアルファベットで表記することとする。

6.1. 幾何的特徴量による分類

特徴量の有効性を確認するために、各画像が Top-3 に属するか Bottom-3 に属するかをラベルとして、評価者毎に SVM モデルを構築した。前章の事前分析とは異なり、自身の顔画像も含めた 17 名の被写体の顔画像と評価値を用いている。また、本稿では幾何的特徴量として、図 4 に示したパーツ幅、パーツ面積のデジタル化粧後の実際の画素数と、デジタル化粧前後での画素数の変化倍率の、計 4 種類を用いる。分類性能の評価としては、Accuracy (正確度) を用いた。

各モデルにおける分類精度の平均値を表 4 に示す。表 4 より、デジタル化粧前後の変化倍率を用いる方が、実際の画素数を用いるよりも分類精度が高いことが分

表 4: Top-3 と Bottom-3 の分類精度

特徴量	画素数	変化倍率
パーツ幅	0.63	0.74
パーツ面積	0.52	0.57

かる。また、パーツ幅を用いる方がパーツ面積を用いるよりも分類精度が高いことが分かる。これより、今回はパーツ幅のデジタル化粧前後の変化倍率を用いることでより良い分類精度が得られることが分かった。そこで以下の節ではパーツ幅の変化倍率を用いた分類モデルのみに言及することとする。

6.2. パーツ幅の変化倍率による分類

今回は評価者 16 人それぞれについて SVM モデル学習を行ったものの、特定の評価者間で混合行列および Accuracy が同一となった。そこで、本節では、同一の精度が得られたモデルについてはまとめて結果を示すこととする。ただし、各 SVM モデルは同一の分類結果が得られていても必ずしも同一のモデルではないことに注意する。また、各正解ラベルのデータの分類の正誤に有意差があることを確認するために、二項検定を行った結果も合わせて示す。さらにカイ二乗検定により、有意水準 5% を満たすモデルには*を、有意水準 10% を満たすモデルには**を付けている。

分類結果

各 SVM モデルにおける精度と分類結果を表 5(次項)に示す。表 5 より、全てのモデルにおいてチャンスレート (0.5) を上回る分類精度を得られていることが分かる。また、Accuracy が 0.650 以上の SVM モデルでは有意水準 5% は必ず満たしており、Accuracy が 0.717 以上の SVM モデルでは有意水準 1% を満たすことが分かる。つまり、評価者 c, f, g, j に対する SVM モデル以外では、その分類性能は担保できるといえる。パーツ幅の変化倍率によって順位分類 (Top-3/Bottom-3) が一定以上の精度で行えていることから、今回のように比較的簡単に求められる幾何特徴量からでも個人の選好性が評価できる可能性があると考えられる。

各特徴量に対する重み

個人の選好性評価に向けて、顔画像の順位分類において寄与率の高い特徴量を明らかにすることを考えた。具体的には、各特徴量 (E1-E4, C1-C5) の重要性を明らかにするために、上記の SVM モデルと同一設定下で線形カーネルを用いた SVM モデルを新たに構築し、各特徴量に対する重みを算出した。

重みの絶対値が大きかった特徴量 Top-5 を表 6 に示す。ただし、同一の順位となった評価者の結果は合わせて示した。表 6 より、評価者によって重要度の高いパーツが異なることが分かる。実際にどのような操作を各パーツに施すのが好ましいかを推測するために、今後さらに分析を行なう必要があるといえる。

表 6: 特徴量 Top-5

評価者	1 位	2 位	3 位	4 位	5 位
a, e, h, n, o, p	C3	E2	C5	C2	C1
b	C1	E4	C3	C2	C4
c, j	E4	E2	C2	E3	C3
d	E4	C3	C2	E3	C5
f, g	C5	C3	C1	E2	E4
i, k, l	E1	C2	C5	E2	E3
m	E4	C3	E2	C2	C5

7. まとめと今後の課題

本稿では、個人の選好性に基づくデジタル化粧システムの実現を目指し、まずはデジタル化粧に対する個人選好性の所在を明らかにするためにデータ整理や分析を行った。SVM モデルを用いた分類では、本研究において用いた幾何特徴量によって Top-3, Bottom-3 への分類が平均 74% の精度で実現可能であることが分かった。これにより、今までは明らかとなっていなかったデジタル化粧に対する個人選好性が、単純な幾何的特徴量のみからでも分析できる可能性があるということが明らかになった。

今回の分析に用いたデータセットは、画像枚数、被験者ともに数が少なく、分析対象として扱いにくいという問題点がある。このため、今後の分析、実験に際して新たなデータセットの構築を行う予定である。また、今回の分析では幾何的特徴量のみ焦点を当てていた。そこで今後は、画像の色情報を始めとした他の特徴量も用いながら、順位や盛りスコア等の評価値をより詳細に表現できる特徴量を検討していきたい。合わせて、デジタル化粧における個人選好性の存在は存在するのか、という疑問を明らかにするために、顔画像データを用いた新たな実験の設計を行う予定である。

参考文献

- [1] T. Alashkar, S. Jiang, S. Wang, and Y. Fu. Examples-Rules Guided Deep Neural Network for Makeup Recommendation. *Conference on Artificial Intelligence*, pages 941–947, 2017.
- [2] C.-C. Chang and C.-J. Lin. LIBSVM: A library for support vector machines. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2(3):27:1–27:27, 2011.
- [3] M. Ciuc, P. Bigioi, and R. W. Emerson. Digital Beauty. *IEEE Consumer Electronics Magazine*, 3(4):55–62, 2014.
- [4] Y. Eisenthal, G. Dror, and E. Ruppim. Facial attractiveness: beauty and the machine. *Neural computation*, 18(1):119–142, 2006.
- [5] C. Florea, A. Capătă, M. Ciuc, and P. Corcoran. Facial enhancement and beautification for hd video cameras. *Proceedings of International*

表 5: 分類結果と混合行列

評価者	Accuracy	正解データ	Top-3	Bottom-3
c,j (n.s.)	0.566	Top-3	19	11
		Bottom-3	15	15
f,g (n.s.)	0.617	Top-3	18	12
		Bottom-3	11	19
i,k,l*	0.650	Top-3	18	12
		Bottom-3	9	21
d**	0.717	Top-3	22	8
		Bottom-3	9	21
a**	0.750	Top-3	21	9
		Bottom-3	6	24
m**	0.750	Top-3	23	7
		Bottom-3	8	22
b,e,h,n,o,p**	0.883	Top-3	25	5
		Bottom-3	2	28

*: $p < 0.05$, **: $p < 0.01$, n.s.: 有意差なし (カイ二乗検定)

Conference on Consumer Electronics, pages 741–742, 2011.

- [6] H. Gunes. A survey of perception and computation of human beauty. *Proceedings of ACM Workshop on Human Gesture and Behavior Understanding*, pages 19–24, 2011.
- [7] D. Guo and T. Sim. Digital face makeup by example. *Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 73–79, 2009.
- [8] D. E. King. Dlib-ml: A machine learning toolkit. *Journal of Machine Learning Research*, 10:1755–1758, 2009.
- [9] A. Laurentini and A. Bottino. Computer analysis of face beauty: A survey. *Computer Vision and Image Understanding*, 125:184–199, 2014.
- [10] C. Lee, M. Schramm, M. Boutin, and J. P. Allebach. An algorithm for automatic skin smoothing in digital portraits. *Proceedings of International Conference on Image Processing*, pages 3149–3152, 2009.
- [11] T. Leyvand, D. Cohen-Or, G. Dror, and D. Lischinski. Data-driven enhancement of facial attractiveness. *ACM Transactions on Graphics*, 27(3):1, 2008.
- [12] L. Liang, L. Jin, and X. Li. Facial skin beautification using adaptive region-aware masks. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 44(12):2600–2612, 2014.
- [13] L. Liu, H. Xu, J. Xing, S. Liu, X. Zhou, and S. Yan. "Wow! you are so beautiful today!". *ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications*, 11(20), 2013.
- [14] S. Liu, X. Ou, R. Qian, W. Wei, and X. Cao. Makeup like a superstar: Deep localized makeup transfer network. *IJCAI International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pages 2568–2575, 2016.
- [15] S. Melacci, L. Sarti, M. Maggini, and M. Gori. A template-based approach to automatic face enhancement. *Pattern Analysis and Applications*, 13(3):289–300, 2010.
- [16] M. Sun, D. Zhang, and J. Yang. Face attractiveness improvement using beauty prototypes and decision. *Proceeding of Asian Conference on Pattern Recognition*, pages 283–287, 2011.
- [17] W.-S. Tong, C.-K. Tang, M. S. Brown, and Y.-Q. Xu. Example-Based Cosmetic Transfer. *Proceedings of Pacific Conference on Computer Graphics and Applications*, pages 211–218, 2007.
- [18] 久保友香, 稲垣涼子, 新本祐一, and 相澤清晴. 女性が目指す「盛れてる」顔と「目の大きさ」の関係. 日本顔学会大会, 2016.