

GANでのメイク顔画像生成による ユニバーサルメイクアップの研究

伊藤 海玖^{1,a)} 山口 高康^{1,2,b)}

概要: メイクアップは個人で技術を習得しなければならず、明確な評価基準もないことから苦手意識を持っている人が多い。メイクの仕上がりに関して客観的な評価を得る手段としては、身近な人に聞くというのが一般的であるが、メイクの仕上がりはその人の外見に直結するものであるため、率直に批評することはアドバイスをする側ももらう側も相当な心理的負担を強いる。特に視覚障害者においては、自身のメイクの仕上がりを確認することが難しく、大きな不安を抱えている。そこで、本研究ではユーザーのメイクアップをAIに客観的に評価させることで、メイクアップに苦手意識のある人達の不安を軽減するシステムを提案する。提案システムは個人に合ったメイクアップ画像、化粧品、メイクアップ方法を提示する。提案システムの評価実験を行なった結果、AIを用いたアドバイスの適切さについて、健常者と視覚障害者の両方から肯定的な評価を得ることができた。

キーワード: ユニバーサルデザイン, メイクアップ, GAN

Makeup Support System for People with Low Vision by Generating Makeup Faces Using GAN

MIKU ITO^{1,a)} TAKAYASU YAMAGUCHI^{1,2,b)}

Abstract: Many people lack confidence in their makeup. It is difficult to assign a score to makeup, and makeup that suits each individual is socially expected to be practiced and mastered by the individual. Asking others about the quality of their makeup is a form of critiquing their appearance, and it places a considerable psychological burden on both the person giving the advice and the person receiving it. People who have difficulty seeing, in particular, have great anxiety because it is difficult to check the results of their own makeup. We propose a system to alleviate the anxiety of people uncomfortable with makeup by using artificial intelligence to automate makeup evaluation. The proposed system suggests preferable makeup-style-images, cosmetics, and makeup methods suited to each individual. When an evaluation experiment was conducted with both healthy and low vision subjects, they rated the makeup advice proposed by the system as preferable.

Keywords: Universal design, makeup, GAN

1. はじめに

現代社会においてメイクアップは、自己を表現する手段として多くの人々に用いられている。加えて、メイクアップは日常的に行われる行為であり、自ら技術を習得してい

くことが前提となっている。

しかし、技術の習得には個人差があるとともに、メイクの仕上がりに関しては定量的な評価基準がない。20代から50代の女性800人を対象に実施されたアンケート^{*1}では、メイクが好きかという質問に対して肯定的な回答をした人が全体の48.1%となっており、半数に満たなかった。加え

¹ 秋田県立大学 システム科学技術研究科 経営システム工学専攻

² 情報処理学会

^{a)} miku.ito@cps.akita-pu.ac.jp

^{b)} takayasu@akita-pu.ac.jp

^{*1} 株式会社アスマーク, "メイクに関するアンケート調査," 2014年4月.

て、月に1回以上メイクをすると回答した696人が自身のメイクの腕前を100点満点で評価した際には、全体の平均が51点とやや厳しい結果となった。最も多かった回答は50点以上60点未満で全体の23.0%を占めており、90点以上と回答した人は全体の1.8%しかいなかったため、メイクの腕前に自信を持っている女性がとても少ないことがわかる。また、メイクの上達に必要なと感じることについては、69.1%の人が自分の顔の特徴や自分に似合う色を知ることと回答しており、自分に似合うメイクを知ることが多くの人にとって課題になっていることがうかがえる。

さらに、ハンディキャップのある人にとっては、現状で多く利用されているメイクツールの利用が困難である場合も多い。身体的なハンディキャップは身体障害福祉法において、「視覚障害」「聴覚・平衡機能障害」「音声・言語・しゃく機能障害」「肢体不自由」「内臓機能などの疾患による内部障害」の5つに分類されている。この中で本研究では、メイクアップが視覚的表現であるという特性から、その仕上がりに関して視覚からの判断が困難である視覚障害者に注目する。

視覚障害者の支援を目的としたメイクアップ手法にはブラインドメイクがある[1]。この手法は鏡を見ず、手の感覚だけで自らの顔に化粧を施せるようにするものであるため、対象になるのは全盲のように鏡でメイクの仕上がりを確認するのが困難な人に限られる。しかし、障害の程度や種類は人それぞれであり、視覚障害者であっても鏡の使用が可能な人もいる。そのため、このような人たちは現状の視覚障害者向けメイク支援ツールに使いづらさを感じている可能性がある。

以上のことから、障害の有無やその程度に関わらずメイクの仕上がりに自信が持てないという人は多い。そのため、特定のハンディキャップを持った人だけでなく、メイクアップをする、より多くの人にとって使いやすいユニバーサルな支援ツールを生み出すことで、現状の支援ツールではカバーしきれない多様な悩みを解決することを目指す。

メイクの仕上がりに関して客観的な評価を得る手段としては、身近な人に聞くというのが最も一般的である。しかし、多くの場合メイクは外出前の身支度の段階で行うものであり、人に意見を求めることは難しい。加えて、メイクの仕上げはその人の外見に直結するものであるため、率直に批評することはアドバイスをする側ともらう側の双方に相当な心理的負担をかけてしまう。これらのことから、支援ツールは個人で完結し、外出前の忙しい時間帯でも手軽に利用できることが望ましい。

そこで本研究では、メイクの仕上がりを客観的に評価することで、年齢や性別、身体的・心理的ハンディキャップの有無に関わらずより多くの人々がメイクアップを楽しめるようにすることを目的とする。具体的には、ユーザーのメ

イク前の顔画像と理想の顔画像から、目標とするメイク後の顔画像を人工知能(AI)によって生成し、すっぴん状態やユーザーが実際に行ったメイク後の状態との差分を踏まえてメイクアップに関するアドバイスを提示する。

自分で行ったメイクの仕上がりに関して客観的な評価が示されることで、視覚的ハンディキャップを持つ人は視覚情報に加えて視覚以外の情報からも自分のメイクの出来を確認でき、より効率的にメイクアップの技術を習得することができる。また、ハンディキャップを持たない人においても、変な仕上がりになっていないだろうかという不安を軽減することができる。

メイクアップを構成する要素には、色、形状、質感の3つがあるが、本研究ではこれらの要素のうち、色に着目する。その理由は、メイクアップにおける色選びでは細かなニュアンスの違いを見分ける必要があり、色覚異常のような視覚的ハンディキャップを持つ人のみならず健常者にとってもメイクアップの難易度を上げる要素の一つとなっているからである。本研究では、Generative Adversarial Networks (GAN)を用いてユーザーの顔に適切な色のメイクアップを施し、それを目標としてアドバイスを提示する手法を提案する。

2. 先行研究

2.1 メイクアップ支援

2.1.1 視覚障害者のメイクアップ支援

自らの化粧の仕上がりを適切に判断することが難しい視覚障害者のメイクアップについて、その支援を目的とした先行研究について述べる。

視覚障害は障害の程度と種類により、次のように分類される。程度による分類には全盲とロービジョンの2つがあり、一般的に視機能をほぼ使えない状態を全盲、視覚障害はあるものの視覚情報のある程度使える状態のことをロービジョンという。障害の種類による分類には視力障害、視野障害、色覚障害、光覚障害の4つがある。視力障害は、視力が低下している状態をいい、視覚的な情報を全く得られない又はほとんど得られない人と、文字の拡大や視覚補助具等を使用し保有する視力を活用できる人に大きく分類される[2]。視野障害は、見える範囲が狭くなったり一部が欠けたりする状態のことをいう[3]。色覚障害は、色を感じる眼の機能が障害により分かりづらい状態のことをいう[2]。光覚障害は、光を感じその強さを区別する機能が障害により調整できなくなる状態をいう[2]。なお、ほとんどの視覚障害者はこれら4つの障害を複合的に持っており、単一の障害のみを発症していることは少ない。そのため、ここではメイクアップの工程において直接的な問題が生じると考えられる視力障害と色覚障害について扱う。

視覚障害者のメイクアップにおける支援の研究には、理

想となるメイクアップ後の顔画像と実際にユーザーが行ったメイクアップの顔画像の差分から間違いを検出するもの [4] や、唇の範囲を自動的に推定してリップメイクのはみ出しを検出するもの [5] がある。化粧品の選定段階における支援の研究としては、化粧品の色から想起されるイメージを言葉で表現し音声で伝えるもの [6] がある。これらの研究を上記の視覚障害者の分類に当てはめると、いずれも全盲の人を対象とした支援であり、ロービジョンの人が使用するには必ずしも適切とは言えない。ロービジョンの中でも色覚異常を持つ人を対象とした支援では、その人が見えづらい色を見えやすい色に変換するという研究 [7][8] があるが、メイクアップにおいて個々の色はそれぞれが別々の意味を持っているため、他の色に変換されてしまうのは望ましくない。このように、全盲の人だけでなくロービジョンも含めたすべての視覚障害者を対象としたメイクアップ支援に関する先行研究は見当たらない。

2.1.2 視覚障害者以外のメイクアップ支援

視覚障害者に限らず、メイクアップ支援全般に範囲を広げると、ファンデーション、チーク、口紅の3つの要素における色の濃さの許容範囲をアンケートにより調査したものの [9] や、ファンデーションの塗りムラ防止を目的としたもの [10] があるが、どちらも支援の範囲が限定的で、それだけでメイクの仕上がりを保証するものではない。

全顔を対象とした研究では、ユーザーの化粧前の画像にメイクアップ処理を施して実際のメイクアップと比較することでアドバイスを提示するもの [11] や、好みの顔画像に近づけるための化粧品の組み合わせを提示するもの [12] がある。いずれも、ユーザーの顔画像に対してメイクアップシミュレーションを行っているが、[11] は顔画像から抽出した特徴点を基準として予め設定された規則に従ってメイクアップ処理を行い、[12] は好みの顔画像から抽出した色をユーザーの顔画像で再現できるように転写してシミュレーション画像を作成している。しかし、これらの手法ではユーザー自身の顔の形状や肌の色が考慮されておらず、シミュレーション結果が不自然なものになってしまう可能性がある。そこで本研究では、より自然なシミュレーションを行うために、AIによる画像生成に着目する。

2.2 画像生成

2.2.1 GANによる画像生成

近年、AIによる画像生成の分野では、Generative adversarial networks (GAN)[13]の研究が盛んに行われている。典型的なGANモデルは、識別器と生成器の2つのモジュールから構成される。識別器は本物のサンプルと偽物のサンプルを区別するように学習を行い、生成器は本物のサンプルと区別がつかない偽物のサンプルを生成するように学習する。この識別器と生成器が互いに競合することでより質の

高いサンプルを生成できるようになる。具体的には、画像生成、画像変換、超解像イメージング、顔画像合成のように、さまざまなものへの応用が試みられている。

画像生成に関するものには [14][15][16][17] の研究がある。[14] はテキスト表現から高解像度の写実的画像を生成するもので、第一段階ではテキスト表現から解像度の低い画像を出力、第二段階では第一段階での出力画像と元のテキスト表現から高解像度の画像を出力するというように画像生成の工程を段階的に詳細化している。[15] は構造的な制約を持つ教師なし学習である Deep convolutional generative adversarial networks (DCGAN) を提案している。[16] は識別器をエネルギー関数として捉え、データが多様な領域には低いエネルギーを、それ以外の領域には高いエネルギーを割り当てる Energy-based generative adversarial network (EBGAN) を提案している。[17] は GAN の新しい学習方法について提案している。これは、生成器と識別器の両方を段階的に成長させるというもので、低い解像度から始めて、学習が進むにつれてより細かい部分をモデル化する新しい層を追加していくものである。

画像変換に関するものには [18][19][20] がある。[18] は画像のペアを学習データとしてその対応関係を学習することで画像から画像への変換問題を扱っている。[19] はドメイン間の関係性の自律的な学習を目的とした DiscoGAN (generative adversarial networks that learns to discover relations between different domains) を提案しており、2つのラベル無し画像の集合を用いた教師なし学習を行う。[20] はペアとなる学習データがない場合に、ソース領域からターゲット領域への画像の変換を学習するアプローチを提案しており、ペアの学習データが利用できない場合の問題を解決している。

超解像イメージングに関する研究には [21] があり、Super-resolution generative adversarial network (SRGAN) というより解像度の高い画像生成モデルを提案している。

顔画像合成に関する研究には [22][23][24][25] がある。[22] は顔画像の視覚的属性の伝達には同一人物の属性値が異なる顔画像が必要という問題を解決するため、伝達関数を教師なしで学習する手法を提案している。[23] は参照属性を用いて入力画像と同一または類似のアイデンティティを保持する顔画像を生成する Deep convolutional network model for identity-aware transfer (DIAT) を提案している。[25] は与えられた画像から任意の年齢属性を持つ顔画像を生成するモデルを提案している。このとき、潜在ベクトルは個人化された顔の特徴、すなわち個性を保持したまま年齢条件だけを上下させている。

Pose and expression robust Spatial-aware GAN (PSGAN) は、目標とする画像からメイクのエッセンスを抽出して任意の画像にメイクを施す [26]。PSGAN は3つのステップ

からなり．第1ステップは Makeup Distill Network というニューラルネットワークによって，目標とする画像からメイクのエッセンスを抽出する．第2ステップは Attentive Makeup Morphing というモジュールで，任意の元画像に第1ステップで抽出したメイクのエッセンスをコンピュータグラフィックス処理するかを指定する．第3ステップは Makeup Apply Network というニューラルネットワークによって，元画像にメイクを適用した画像を生成する．

2.2.2 GAN による画像間翻訳

最近の研究では，画像間の翻訳においてもさまざまな結果が得られている [18][19][27]．たとえば，pix2pix[18] は Conditional generative adversarial nets (cGANs)[28] を用いて教師あり学習で画像間翻訳を行なっている．これは，敵対的損失と L1 損失を組み合わせたものであり，ペアのデータサンプルを必要とする．データペアの取得の問題を軽減するために，ペアのない画像間変換フレームワーク [19][27][20] が提案されている．Unsupervised image-to-image translation (UNIT)[27] は，Variational autoencoders (VAE)[29] と，2つの生成器が重みを共有する GAN フレームワーク Coupled generative adversarial networks (CoGAN)[30] を組み合わせ，クロスドメインにおける画像の結合分布を学習する．CycleGAN (cycle-consistent adversarial network) [20] と DiscoGAN[19] は，サイクルの一貫性損失を利用することにより，入力画像と翻訳画像の間の主要な属性を保持する．しかし，これらのアプローチは，2つの異なる領域間の関係を一度に学習することしかできず，複数の領域を扱う際のスケールラビリティに限界がある．

これに対し [31] は 1つのモデルで複数ドメインの画像間変換を行うことができる StarGAN を提案している．StarGAN は，1つのネットワーク内でドメインの異なる複数のデータセットを同時に学習することが可能である．これにより，既存のモデルと比較して翻訳画像の品質に優れ，入力画像を任意のターゲットドメインに柔軟に翻訳するという新しい機能も備えている．SterGAN を用いたメイクアップに関する研究として [32] がある．この研究は，国籍ごとにラベル付けされた同一人物の化粧前後の顔画像がペアになったデータセットを用いることで，入力した顔画像に対して特定の国の雰囲気化粧を付加する変換を学習している．しかし，化粧前後の顔画像のデータセットを用意できる状況は限られる．

3. 提案システム

3.1 ユースケース

メイクアップをするシーンとしては，外出前の慌ただしい時間帯が一般的であることから，自分1人で完結し特別な器具を必要としないことが望ましい．また，1章で述べたように，メイクの良し悪しには明確な評価基準がないの

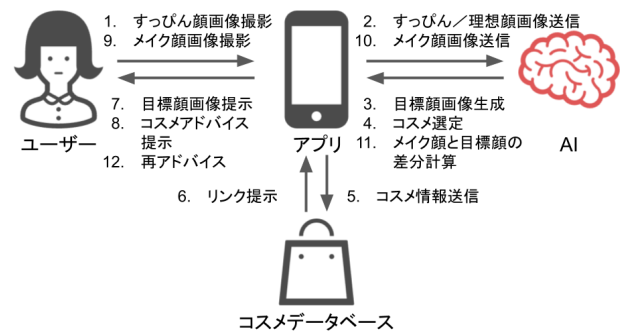


図1 ユースケース図

で，特定のハンディキャップを持たない人でも自信を持って苦手意識を持っている人も多い．さらに，2章で述べたように，視覚障害者を対象にしたメイクアップ支援は，全盲の人に向けたものが多く，ロービジョンの人はカバーしきれていない．すなわち，ハンディキャップの有無に関わらず，メイクアップに対する支援が必要であり，特に仕上がりに対する不安感は多くの人に共通する悩みであると考えられる．

そこで本研究では，AIがスマートフォン向けのアプリケーション上でユーザーに似合うメイクをシミュレーションしてメイクの方法をアドバイスすると共に，メイクの仕上がりを客観的に評価して改善に向けたアドバイスをするシステムを提案する．提案システムによれば，ユーザーは図1のフローに従って，自分で行ったメイクの仕上がりに対して客観的なアドバイスをもらうことができる．まず，ユーザーは自身のスマートフォンでメイクアップ前の顔画像（すっぴん顔画像）を撮影する（図中の1番）．このすっぴん顔画像とともに，ユーザーが任意に選択した理想顔画像をAIに送信する（図中の2番）．AIは目標となるメイクアップ後の顔画像（目標顔画像）を生成するとともに，目標顔画像のメイクアップを実現するのに必要な化粧品の選定を行う（図中の3番と4番）．次に，選定された化粧品の情報をオンラインストアから取得し（図中の5番と6番）目標顔画像とともにユーザーに提示する（図中の7番と8番）．これを見ながらユーザーは実際にメイクアップを行い，再度自分の顔を撮影する（図中の9番）．AIはこの画像と目標顔画像の差を計算することによりユーザーへ再度アドバイスを（図中の11番と12番）．以降は，9番から12番の工程を繰り返すことで目標顔画像に近いメイクアップができるようになる．

一般的にメイクアップの技術は，自分でメイクアップを行ってその仕上がりを確認するという2つの工程を繰り返すことで上達していく．一方で，視覚的ハンディキャップを持つ人たちは自身のメイクの仕上がりを視覚的に判断することが難しく，上記の方法で技術を習得することは困難である．そこで，提案システムで客観的評価をフィードバック

クすることで健常者と同じようにメイクアップ技術の向上を図れるようにする。特定のハンディキャップを持たない人にとっても、自分のメイクの仕上がりに変なところはないだろうかという不安が払拭されるので、自分のメイクに自信を持てるようになる。

3.2 要件

図1のユースケースを実現するためには3つの機能が必要である。1つ目は目標顔画像をユーザーに提示する機能(図中の7番)、2つ目は目標顔画像に近づくために必要な化粧品とアドバイスを提示する機能(図中の8番)、3つ目はユーザーが実際に行ったメイクを受けて再度アドバイスを提示する機能(図中の12番)である。これら3つの機能を実現させるには、以下の要件を満たす必要がある。

目標顔画像の提示には、ユーザーのすっぴん顔画像から目標顔画像を生成する必要がある。この目標顔画像の生成にはPSGANを用いる。

コスメとアドバイスの提示には、目標顔画像から化粧の色を抽出することで化粧品を選定(図中の4番)し、コスメデータベースへその情報を送信、およびリンクを取得(図中の5番と6番)することが必要になる。

アドバイスの再提示には、ユーザーが実際にメイクを行った後の顔画像と目標顔画像の差分を計算(図中の11番)し、どのようにメイクを修正すれば差分がゼロに近づくのかをユーザーに示す必要がある。

4. 評価実験

4.1 実験の概要

健常者とロービジョンの被験者それぞれ1名ずつに提案システムを実際に使用してもらい、アンケートによる評価を実施した。アンケートでは、AIが提案したシミュレーションの適切さ、コスメ選定機能の有用性、アドバイス機能の有用性の3つの評価項目について尋ねた。

4.2 シミュレーションの適切さの評価

シミュレーションの適切さについては、シミュレーション結果のメイクが日常的に行うものとして自然かどうかと、シミュレーション結果のメイクを自分でも試してみたいと思うかの2つの質問を設けた。自然さでは、不自然を1、自然を5とする5段階評価を行なった。アンケートの結果、健常者は3、ロービジョンの被験者は4という評価であった。自分でも試してみたいかの質問では、したくないを1、してみたいを5としたところ、健常者とロービジョンの被験者ともに4という評価であった。シミュレーション結果に対する感想としては、目標が画像で示されるのでメイク後のイメージをつかみやすいというものや、自分だけでは勇気の出ない大胆なメイクを自分の顔で試せるので新しい

メイクに挑戦するきっかけになるというものがあった。

表1 提案システムに対する被験者の評価

アンケート項目		健常者	ロービジョン
シミュレーションの適切さ	自然か	3	4
	試してみたいか	4	4
コスメ選定機能の有用性	適切か	3	2
	役に立つか	5	5
アドバイス機能の有用性	適切か	3	2
	役に立つか	5	5

4.3 コスメ選定機能の有用性の評価

コスメ選定機能の有用性では、提案システムから提示されたコスメがシミュレーション結果を再現するのに適切かと、コスメ選定機能が被験者にとって役に立つかを尋ねた。適切さについては、不適切を1、適切を5としたところ、健常者は3、ロービジョンの被験者は2と、やや厳しい評価となった。コスメ選定機能の適切さに対する感想としては、多種多様なコスメをおすすめして欲しいというものがあった。役に立つかについては、役に立たないを1、役に立つを5としたところ、両者ともに5という評価であった。これらのことから、システムのコスメ選定機能の性能は現時点で不十分なものの、コスメ選定機能自体は役に立つと受け止められていることがわかった。

4.4 アドバイス機能の有用性の評価

アドバイス機能の有用性では、提案システムから提示されたアドバイスがシミュレーション結果を再現するのに適切かと、アドバイス機能が被験者にとって役に立つかを尋ねた。適切さについては、不適切を1、適切を5としたところ、健常者は3、ロービジョンの被験者は2と、やや厳しい評価となった。アドバイス機能の適切さに対する感想としては、コスメを塗る範囲やグラデーションの入れ方などのアドバイスをもらいたいというものがああり、より詳細なアドバイスが求められていることがわかった。役に立つかについては、役に立たないを1、役に立つを5としたところ、両者ともに5という評価であった。このことから、コスメ選定機能と同様に、提案システムのアドバイス機能の性能は現時点で不十分なものの、アドバイス機能自体は役に立つと受け止められていることがわかった。

5. 考察

5.1 シミュレーションに対する満足度向上

評価実験の結果、AIによるシミュレーションはメイクアップとしてある程度成立しており、ユーザーの好みも反映できているということがわかった。提案手法におけるシミュレーションはメイクアップの完成度が高いとはいえないが、メイク後の姿をイメージするための助けになる

と考えられる。

5.2 コスメ選定機能の精度向上

評価実験の結果、コスメ選定の精度はあまり高くないということがわかった。要因としてはコスメデータベースの貧弱さが挙げられる。今回の実験では、コスメデータベースにアイシャドウ、チーク、リップをそれぞれ3つずつ合計9つしか用意できなかったため、適切なコスメ選定ができなかったのだろうと考える。今後は、より多くのコスメをコスメデータベースに用意して改善していく。

5.3 アドバイス機能の精度向上

評価実験の結果、アドバイス機能の精度もあまり高くないことがわかった。現在の提案システムでは、シミュレーション結果に近づけるように、目、頬、唇のそれぞれの部位に対して1つのコスメ、すなわち単一の色を指定して塗るようにアドバイスしている。しかし、実際のメイクアップでは、1つの部位に複数の色の組み合わせを使用することもある。特にアイシャドウではその傾向が強く、3色程度の組み合わせも望まれる。複数色を組み合わせるアドバイスの実現は今後の課題である。

6. おわりに

本研究では、AIがユーザーのメイクアップを客観的に評価することで、メイクの仕上がりに対する不安感を軽減させるシステムを提案した。評価実験の結果、シミュレーションの適切さについては健常者とロービジョンの被験者の両方から肯定的な意見を得ることができた。

一方で、コスメデータベースの貧弱さとアドバイス機能の単調さという課題が明らかになった。そのため、コスメデータベースの内容を充実させることと、複数色を組み合わせるアドバイス機能の実現が今後の課題である。これらの点を改善し、ハンデキャップの有無やメイクの習熟度によらず、誰もがメイクアップによってなりたい自分に近づけるようにする。

参考文献

- [1] 一般社団法人日本ケアメイク協会. LIVE COLORFULL. <https://caremake.jp/>.
- [2] 広島市健康福祉局障害福祉部障害福祉課. 広島市障害者支援情報提供サイト. <http://shougaihiroshimacity.jp/contents/hp0002/index.php?No=1&CNo=2>.
- [3] 社会福祉法人名古屋市総合リハビリテーション事業団. 視覚障害とは. <https://www.nagoya-rehab.or.jp/rehabilitation/vision-support/colam.html>.
- [4] Tomoyuki Hatakeyama, Dinh Tuan Tran, and Joo-Ho Lee. Improvement of the Method for Detecting Makeup Mistake Areas and Proposal of a Feedback Method for the Visually Impaired People. *AROB 27th 2022*, 2021.
- [5] 石切山順一, 鈴木健嗣. 口紅塗布唇の状態提示に基づく視覚障害者のための化粧支援インタフェース. ヒューマ

- ンインタフェース学会論文誌, Vol. 22, No. 3, pp. 317–328, 2020.
- [6] 蔵屋直身, 小町祐史. 視覚障害者のための化粧支援インタフェース - リップメイクおよびアイメイクの支援. 第74回全国大会講演論文集, Vol. 2012, No. 1, pp. 497–498, 2012.
- [7] 荒木智行, 田中幹也, 鈴木貴. 色覚異常者支援のためのモバイル端末の開発(2). 第29回ファジィシステムシンポジウム, pp. 270–271, 2013.
- [8] 近藤祐矢, 大園忠親, 新谷虎松. 色覚異常者支援のためのAR技術を利用した物体色識別補助システムの試作. 第17回情報科学技術フォーラム, pp. 373–374, 2018.
- [9] 好川亜希子, 若田忠之, 齋藤美穂. 化粧における色の濃さの許容範囲に関する検討. 日本色彩学会誌, Vol. 39, No. 5, pp. 151–154, 2015.
- [10] 梶田美帆, 中村聡史. ファンデーションの塗りムラをなくすための基礎調査. *DEIM Forum*, 2021.
- [11] 高木佐恵子, 波川千晶, 吉本富士市. メイクアップ技能上達のためのアドバイスシステム. 芸術科学会論文誌, Vol. 2, No. 4, pp. 156–164, 2003.
- [12] 神武里奈, 星野准一. 好みの顔画像の色に基づくメイクアップ支援システム. 日本感性工学会論文誌, Vol. 16, No. 3, pp. 299–306, 2017.
- [13] Ian Goodfellow, Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu, David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Courville, and Yoshua Bengio. Generative adversarial nets. In Z. Ghahramani, M. Welling, C. Cortes, N. Lawrence, and K.Q. Weinberger, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol. 27. Curran Associates, Inc., 2014.
- [14] Xun Huang, Yixuan Li, Omid Poursaeed, John Hopcroft1, and Serge Belongie1. Stacked Generative Adversarial Networks. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2017.
- [15] Alec Radford, Luke Metz, and Soumith Chintala. Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks. *arXiv preprint arXiv:1511.06434*, 2015.
- [16] Junbo Zhao, Michael Mathieu, and Yann LeCun. Energy-based generative adversarial network. *5th International Conference on Learning Representations (ICLR)*, 2017.
- [17] Tero Karras, Timo Aila, Samuli Laine, and Jaakko Lehtinen. Progressive growing of gans for improved quality, stability, and variation. *arXiv preprint arXiv:1710.10196*, 2017.
- [18] Phillip Isola, Jun-Yan Zhu, Tinghui Zhou, and Alexei A. Efros. Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks. *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 1125–1134, 2017.
- [19] Taeksoo Kim, Moonsu Cha, Hyunsoo Kim, Jung Kwon Lee, and Jiwon Kim. Learning to discover cross-domain relations with generative adversarial networks. *34th International Conference on Machine Learning (ICML)*, pp. 1857–1865, 2017.
- [20] Jun-Yan Zhu, Taesung Park, Phillip Isola, and Alexei A. Efros. Unpaired Image-to-Image Translation using Cycle-Consistent Adversarial Networks. *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2017.
- [21] Christian Ledig, Lucas Theis, Ferenc Huszar, Jose Caballero, Andrew Cunningham, Alejandro Acosta, Andrew Aitken, Alykhan Tejani, Johannes Totz, Zehan Wang, and Wenzhe Shi. Photo-Realistic Single Image Super-Resolution Using a Generative Adversarial Network. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2017.
- [22] Taeksoo Kim, Byoungjip Kim, Moonsu Cha, and Jiwon Kim. Unsupervised Visual Attribute Transfer with Reconfigurable Generative Adversarial Networks. *arXiv preprint*

- arXiv:1707.09798*, 2017.
- [23] Mu Li, Wangmeng Zuo, and David Zhang. Deep Identity-Aware Transfer of Facial Attributes. *arXiv preprint arXiv:1610.05586*, 2016.
 - [24] Wei Shen and Rujie Liu. Learning Residual Images for Face Attribute Manipulation. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2017.
 - [25] Zhifei Zhang, Yang Song, and Hairong Qi. Age Progression/Regression by Conditional Adversarial Autoencoder. *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2017.
 - [26] Wentao Jiang, Si Liu, Chen Gao, Jie Cao, Ran He, Jiashi Feng, and Shuicheng Yan. PSGAN: Pose and Expression Robust Spatial-Aware GAN for Customizable Makeup Transfer. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 5194–5202, 2020.
 - [27] Ming-Yu Liu, Thomas Breuel, and Jan Kautz. Unsupervised Image-to-Image Translation Networks. *arXiv preprint arXiv:1703.00848*, 2017.
 - [28] Mehdi Mirza and Simon Osindero. Conditional Generative Adversarial Nets. *arXiv preprint arXiv:1411.1784*, 2014.
 - [29] Diederik P. Kingma and Max Welling. Auto-Encoding Variational Bayes. *International Conference on Learning Representations (ICLR)*, Vol. 2, , 2014.
 - [30] Ming-Yu Liu and Oncel Tuzel. Coupled Generative Adversarial Networks. *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)*, pp. 469–477, 2016.
 - [31] Yunjey Choi, Minje Choi, Munyoung Kim, Jung-Woo Ha, Sunghun Kim, and Jaegul Choo. StarGAN: Unified Generative Adversarial Networks for Multi-Domain Image-to-Image Translation. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 8789–8797, 2018.
 - [32] 五味京祐, 柳井啓司. Conditional GAN による化粧顔画像変換. *DEIM Forum*, Vol. F8, No. 2, 2019.