

化粧工程の分解に基づく顔画像の化粧スタイル転写

若生 翼[†] 高橋 遼[‡] 栗山 繁[§]
 豊橋技術科学大学[†] 豊橋技術科学大学[‡] 豊橋技術科学大学[§]

研究背景と目的

未経験者が化粧を始める際には、本や動画などで使用されている色やストロークを参考にす
 るが、骨格や顔パーツの位置、および肌の色によ
 って効果が異なるので、自分に合う色やスト
 ロークを試行錯誤により選択する必要がある。

近年、深層学習の分野で盛んに提案されてい
 る顔画像のスタイル転写手法 [1, 2] は、転写先を
 素顔の画像、転写元のスタイル標本を化粧後の
 画像に設定することにより、顔の化粧のシミュ
 レーションに利活用できる。しかしながら、画
 像のスタイル転写の結果のみでは化粧後の外観
 の効果の確認しかできず、化粧の方法、すなわ
 ち各工程に関する情報は得られない。また、化
 粧工程に関する情報を用いない画像変換では、
 口紅が唇の途中までしか塗られなかったり、左
 右のアイメイクの濃さが異なる等、化粧として
 の一般的な定石を無視した不自然な結果が生成
 されてしまう。

そこで本研究では、化粧工程をモデルとする
 微分可能なレンダラーを導入して化粧を施し
 た顔画像を生成し、各化粧工程で用いられる諸
 変数を化粧前後の顔画像から最適化する。そし
 て、この化粧工程を別の顔に適用して化粧ス
 タイルを転写することにより、他人のメイクを自
 分に施した際の効果を即座に可視化する機構を
 構築する。

提案手法

本研究では化粧手法を部分的な色変換として
 与え、化粧前後の画像の差分値に一致するよう
 な色変換の形状と色を決定する変数の値を、誤
 差逆伝播を介して最適化する。ここで、化粧前
 の画像に対して i 番目の化粧工程を施した後の
 画像を \mathbf{X}_i 、最終的な化粧後の画像を \mathbf{Y} 、およ
 び i 番目の化粧工程により化粧画像を出力する
 レンダリング関数を F_i とし、以下の更新式：

$$\hat{\theta}_{i+1} = \operatorname{argmin}_{\theta} \|F_{i+1}(\mathbf{X}_i, \theta) - \mathbf{Y}\|_2, \quad (1)$$

$$\mathbf{X}_{i+1} = F_{i+1}(\mathbf{X}_i, \hat{\theta}_{i+1}), \quad (2)$$

を繰り返すことで化粧工程の変数 $\theta_{i=0,1,\dots} \in \mathbb{R}^n$
 の最適値 $\hat{\theta}_i$ を求める。この最適値 $\hat{\theta}_i$ を別の顔
 画像に適用することで化粧転写を行う。

実験

本研究では化粧前後の画像から化粧工程を分
 解し、その分解した化粧工程を用いて化粧転写
 を行う。提案手法では、同一人物の顔面に対す
 る化粧前後の画像が必要であるため素顔の画像
 に対し仮想化粧を行うことでデータセットを作
 成した。化粧工程の分解では、素顔画像に対し
 微分可能な化粧工程を適用し、その出力と化粧
 画像の差が小さくなるように誤差逆伝播によっ
 てパラメータを更新する。このようにして得た
 パラメータを別の顔画像に適用することで化粧
 転写を行った。化粧転写した結果を図 1 に示
 す。CPM と PSGAN では生成後の顔色が 1 列目
 では照明の影響を受けており、3 列目では元の
 肌の影響を受けている。それに対し、提案手法
 では照明と元の肌の影響を受けていないことが
 確認できる。これは、提案手法では肌と照明の
 条件が同じ参照画像の化粧前後から化粧工程を

Makeup style transfer of face images based on
 decomposition of makeup process

[†] Tsubasa Wakaiki, Toyohashi University of Tech-
 nology

[‡] Haruka Takahashi, Toyohashi University of Tech-
 nology

[§] Shigeru Kuriyama, Toyohashi University of Tech-
 nology



図1 化粧転写の比較. PSGAN と CPM では参照画像と対象画像からスタイル転写によって化粧画像を生成し, 提案手法では参照画像とその素顔画像から得られた化粧工程を対象画像に適用することで化粧画像を生成している. ただし, 正解画像は参照画像に施した仮想化粧を対象画像に適用したものである.

表1 最類似として選択された割合による化粧転写の定性評価

手法	PSGAN	CPM	提案手法
全体	0.109	0.124	0.767
化粧経験者	0.080	0.137	0.783
化粧未経験者	0.117	0.120	0.763

最適化しているので影響を受けないと考えられる。また、2列目の PSGAN と CPM ではアイシャドウとチークが十分に再現されていない。これは、参照画像から化粧箇所が十分に分離されていないことが原因と考えられる。一方、工程の分解に基づく提案手法では、化粧箇所が分離できている。また、PSGAN, CPM, および提案手法の画像をランダムな順序で 30 枚提示し、正解画像と最も化粧としての印象が近い画像を選択させた。表 1 に、各手法に対して最も類似していると選ばれた画像の割合を示す。表 1 の結果から定性的に既存の研究よりも化粧転写の精度が高いことが分かる。

まとめと今後の課題

本研究では、化粧前後の画像を用い化粧工程を分解することで柔軟かつ精確な化粧スタイルの転写を実現した。また、定性的評価の結果提案手法が最も元の化粧の特徴を捉えていることが示唆された。今後の課題として、化粧後の画像からパラメータを推定することで化粧前の対象画像が無くても化粧工程を分解できるようにすることが考えられる。

参考文献

- [1] Wentao Jiang, Si Liu, Chen Gao, Jie Cao, Ran He, Jiashi Feng, and Shuicheng Yan. Ps-gan: Pose and expression robust spatial-aware gan for customizable makeup transfer. In *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, June 2020.
- [2] Thao Nguyen, Anh Tran, and Minh Hoai. Lipstick ain't enough: Beyond color matching for in-the-wild makeup transfer. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2021.