

卒業論文概要書

Summary of Bachelor's Thesis

Date of submission: 02/01/2022

学科名 Department	情報通信	氏名 Name	玄蕃 美咲	指導 教員 Advisor	渡辺 裕 印 Seal
研究指導名 Research guidance	オーディオビジュアル 情報処理研究	学籍番号 Student ID number	CD 1w182125-5		
研究題目 Title	頭部の方向に依存しない髪型変換手法の検討 A Study of a Hair Transformation Method Independent of Head Orientation				

1. まえがき

近年、機械学習を用いたユーザー体験向上のニーズが高まっており、理容分野も例外ではない。一例として、Generative Adversarial Networks(GAN)[1]を用いた髪型変換の検討が挙げられる。しかし、従来手法では髪型の変換が頭部の方向に依存しているため、再現できる髪型の幅が狭まってしまうという課題がある。

そこで、本研究では、変換できる髪型の幅を広げることを目的とし、StyleMixingを用いた頭部回転によって、顔の向きに依存しない髪型変換手法を提案する。

2. 関連技術

2.1 StyleGAN2

画像を学習し、その特徴を元に実物のようなフェイク画像を生成できる画像処理技術をGANという。StyleGAN2[2]はその一種であり、大きく2つの特徴を持つ。アップサンプリングによる高解像度な画像の生成と潜在変数 w による簡単なスタイルの制御である。

2.2 StyleMixing

StyleMixingとは、StyleGAN2の特徴である潜在変数 w によるスタイル制御を応用したものである。2枚の画像間で一部の潜在変数を入れ替えることによって、生成される画像に互いのスタイルを再現することができる技術である。以下図1にStyleMixingの概要を示す。

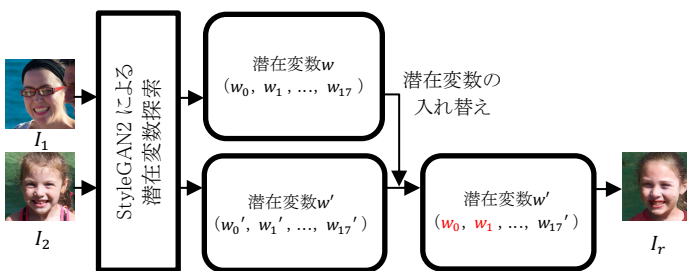


図1 StyleMixingの概要

2.3 LOHO

LOHO[3]とは、StyleGAN2およびGraphonomy[4]のアーキテクチャを採用した髪型変換手法の一種である。3枚の画像を入力し、それぞれの顔、髪型、髪色を再現した出力画像を生成する。顔と髪型を合わせた画像を再構成する際に、StyleGAN2の潜在空間で行うため、より自然で高画質な生成画像が得られる。

3. 提案手法

本研究では、LOHOとStyleMixingの技術を合わせた顔の向きに依存しない髪型変換手法を提案する。LOHOでは、顔と髪型を再現する2枚の画像について、頭部の方向を算出し、近いもののみで実験を行っていた。そのため、再現できる髪型の幅が狭く、頭部の方向が等しくない場合には生成画像のクオリティが低くなってしまっていると考えられる。このことから、本研究では頭部の方向を回転させて方向を揃えるステップを追加することを提案する。

具体的な手法として、顔、髪型を再現したい2枚の画像に対し、LOHOに入力する前にStyleMixingを行う。StyleMixingとは、2枚の画像について一方の画像のスタイルをもう一方の画像に再現するものである。ここで、スタイルとは顔の表情やメガネの有無などを表し、本研究では「顔の向き」のスタイルを再現するために用いる。大量の画像を学習させる必要なく、2枚の画像を入力するだけで簡単に頭部の方向変換を行えるという点と、潜在空間でスタイルを操作するためより自然な画像が出力されるという点から、StyleMixingが有効であると考えた。以下に処理手順を示す。

まず、任意の画像2枚について、顔を検出し、画像を切り出す。ここで、顔を再現する画像を I_1 、髪型を再現する画像を I_2 とする。次に、StyleMixingを用いて I_2 の頭部の方向を I_1 に揃える。先述の通り、これは顔の向きを制御する潜在変数を入れ替えることで可能である。最後に、 I_1 と I_2 に対応するマスク画像 I_{m1} と I_{m2} を作成し、4枚の画像をLOHOに入力する。以上の手順より、提案手法の出力結果 I_r が得られる。

4. 実験

4.1 データセット

本研究では、NVIDIA によって公開されている Flickr-Faces-HQ (FFHQ) データセットを用いた。1024×1024 の高品質 PNG 画像 70000 枚で構成されており、年齢や民族、アクセサリなど様々な特徴をもつ画像を含んでいる。70000 枚の中から 2 枚 1 組としてランダムに画像を選択し、提案手法の検証を行った。また、ネットワークは NVIDIA が提供している StyleGAN2 の FFHQ データセット学習済みモデルを用いた。

4.2 StyleMixing によるスタイル変換

FFHQ からランダムに選択した 2 枚 1 組の画像について、頭部の方向を揃えるために StyleMixing を行なった。結果を以下図 2 に示す。 I_1 , I_2 , I_2' はそれぞれ顔を再現する画像、髪型を再現する画像、StyleMixing による生成画像とする。



図 2 StyleMixing の出力結果

図 2 より、 I_2 の頭部の方向を I_1 の頭部の方向に変換することがうまく行えていることが確認できる。

4.3 提案手法の検証結果

FFHQ から選択された画像と StyleMixing から生成された画像を LOHO の入力とし、提案手法の検証を行なった。提案手法の出力結果 (I_r) を LOHO の出力結果 (I_L) と合わせて以下図 3 に示す。



図 3 提案手法の出力結果

図 3 より、上段の I_L と I_r を比較してみると、 I_L は左右のバランスが悪い一方、 I_r では改善されていることがわかる。また、下段の I_L と I_r を比較してみると、 I_L は顔の合成がうまく行えていない一方で、 I_r は繋ぎ目が滑らかになっていることがわかる。以上より、提案手法の出力結果は従来手法に

比べて、顔と髪型の合成がより自然であることがわかる。

4.4 評価実験

提案手法の結果について、生成画像の自然さを評価するための主観評価実験を行った。FFHQ データセットよりランダムに選択された 20 組 40 枚の画像に対し、LOHO と提案手法を用いて出力された各 10 枚ずつの生成画像を評価に用いた。また、アンケートは 60 名を対象に実施した。質問は画像を見て「髪の毛と顔の合成が自然かどうか」というものであり、5 段階 (5: とても自然, 4: 少し自然, 3: どちらとも言えない, 2: 違和感が強い, 1: とても違和感が強い) で評価した。アンケート結果の平均値を以下表 1 に示す。

表 1 評価実験の結果

LOHO	提案手法
1.948	3.053

表 1 より、提案手法の生成結果がより自然であるという結果が得られた。

5. まとめ

本研究では、髪型変換の幅を広げるため、入力画像の頭部の方向に依存しない髪型変換手法実験を提案した。その中で、顔の向きを揃えるための手法として StyleMixing を用いた。StyleMixing は、入力画像を生成するための潜在変数を探索することによって、Style の変換が可能である。簡単にスタイル変換を行うことができる一方で、髪型の再現度のばらつきや頭部の回転の不自然さが見られる。これは生成画像のクオリティに直結するため、より良い頭部回転の技術を検討する必要があると考える。

6. 参考文献

- [1] I. J. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. WardeFarley, S. Ozair, A. Courville, Y. Bengio, “Generative Adversarial Networks”, arXiv: 1406.2661, Jun. 2014.
- [2] T. Karras, S. Laine, M. Aittala, J. Hellsten, J. Lehtinen, T. Aila, “Analyzing and Improving the Image Quality of StyleGAN”, arXiv: 1912.04958, Dec 3. 2019
- [3] Saha, Rohit, Duke, Brendan, Shkurti, Florian, Taylor, Graham, Aarabi, Parham, “LOHO: Latent Optimization of Hairstyles via Orthogonalization”, pp. 1984-1993, CVPR, Jun. 2021
- [4] K. Gong, Y. Gao, X. Liang, X. Shen, M. Wang, L. Lin, “Graphonomy: Universal Human Parsing via Graph Transfer Learning”, pp. 7450-7459, CVPR, Jun. 2019

2021 年度 卒業論文

頭部の方向に依存しない髪型変換手法の検討

A Study of a Hair Transformation Method Independent of
Head Orientation

提出日 2022 年 2 月 1 日

指導教員 渡辺 裕 教授

早稲田大学 基幹理工学部 情報通信学科

1w182125-5

玄蕃 美咲

目次

第1章 序論.....	1
1.1 研究背景.....	1
1.2 関連研究と問題点, および研究目的.....	1
1.3 本論文の構成.....	1
第2章 関連技術.....	2
2.1 まえがき.....	2
2.2 GAN.....	2
2.2.1 STYLEGAN.....	2
2.2.2 STYLEGAN2.....	3
2.2.3 STYLEMIXING.....	3
2.3 LOHO.....	4
2.4 むすび.....	5
第3章 提案手法.....	6
3.1 まえがき.....	6
3.2 提案手法の構造.....	6

3.3 提案手法の処理手順	7
3.4 むすび	7
第4章 実験	8
4.1 まえがき	8
4.2 データセット	8
4.3 STYLEMIXING によるスタイル変換	9
4.4 提案手法の検証結果	9
4.5 評価実験	10
4.6 考察	10
4.7 むすび	10
第5章 結論と今後の課題	11
5.1 結論	11
5.2 今後の課題	11
謝辞	12
参考文献	13
図一覧	14
表一覧	15

第1章 序論

1.1 研究背景

近年、服を着替えなくても瞬時に洋服を着た姿を試すことができるスマートミラーのような試みや、自宅に居ながら自分に適切な洋服サイズを選べるサービスが広まっている。この洋服でのユーザー体験を向上するニーズが他の分野においても高まっており、理容分野においても髪形変換したときの顔の見栄えを理髪せずに試したいというニーズがある。2019年にサービスを開始し、2021年3月時点で全国の美容室70店舗200台以上への導入実績がある美容室向けのスマートミラー「MirrirRoid」[1]はその一つである。しかし、このように髪形変換をするための技術が必要とされている一方で、髪形変換に特化した研究は多くないことが現状である。

1.2 関連研究と問題点、および研究目的

髪型変換は、顔を再現する画像と髪型を再現する画像の合成によって実現される。このとき、いかに自然に合成を行うことができるか、という点が重要になる。ディープラーニングの一種であるGAN(Generative Adversarial Network, 邦訳:敵対的生成ネットワーク)[2]は画像から特徴を学習し、特徴をもとに実物のようなフェイク画像を生成する、画像処理の分野で最も活用されている技術である。近年、GANが髪型変換にも応用されている例が増えてきている。関連研究であるLOHO[3]もその一つである。LOHOは、3枚の画像を入力とし、それぞれの顔、髪型、髪色を再現した出力画像を生成する手法であるが、顔と髪型を再現するそれぞれの画像において、頭部の方向が異なると生成結果のクオリティが低くなってしまいう課題点がある。

本論文では、入力画像の頭部の方向が異なっている場合でも生成画像のクオリティを上げて髪型変換の幅を広げることを目的とする。

1.3 本論文の構成

本論文の構成を以下に示す。

第1章は本章であり、本研究の背景、目的について述べる。

第2章では、本研究の関連技術についての説明を述べる。

第3章では、本研究で提案する手法について述べる。

第4章では、第3章で述べた手法に対する評価実験の結果について述べる。

第5章では本研究の結論と今後の課題を述べる。

第2章 関連技術

2.1 まえがき

本章では、本研究に関連する用語について説明する。ディープラーニングの技術である GAN, StyleGAN[4], StyleGAN2[5]および StyleMixing, さらに、関連研究である LOHO について述べる。

2.2 GAN

GAN は画像データ生成モデルの一種であり, Generator と Discriminator から構成される。Generator は生成データの特徴であるノイズ z を元に偽の画像を生成する。また, Discriminator は入力されたサンプルが本物か偽物かを数値の出力によって判定する。この二つのモデルを互いに競わせることで出力画像がリアルなものに近づいていく。正解のデータを与えることなく特徴を学習するため、「教師なし学習」として知られている。

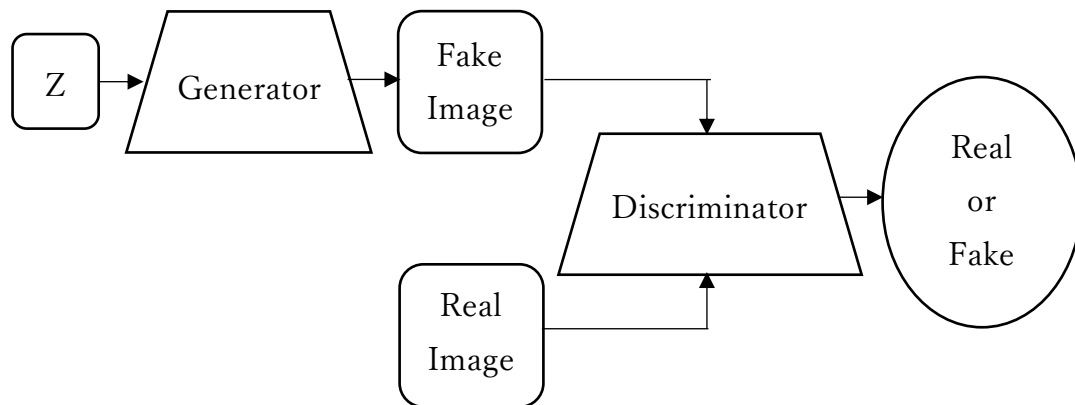


図 2.1 GAN の基本構造

2.2.1 StyleGAN

StyleGAN は GAN の一種であり, 生成画像の属性の制御を行える生成モデルである。以下にネットワークの構造を示す。StyleGAN は二つの大きな特徴を持つ。一つ目は Progressive Growing を用いた高解像度な画像の生成である。4×4 サイズの画像からアップサンプリングを繰り返し, 最終的に 1024×1024 の画像を生成する。二つ目は Mapping network を用いた属性のベクトル化である。ノイズ z を潜在空間 W にマッピングし, 先述したアップサンプリングの際に潜在変数 w を参照する。これによって生成画像に属性(笑顔, メガネ等)を再現することが可能である。以上の二点より, StyleGAN ではよりリアルで自由度の高い画像生成が可能である。

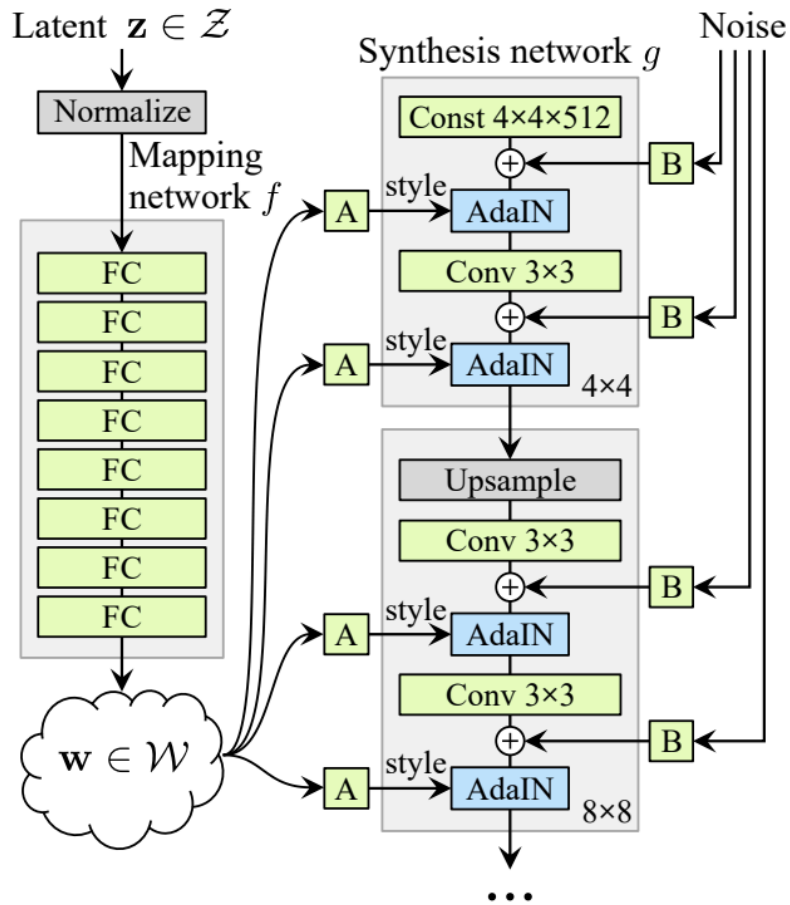


図 2. 2 StyleGAN の構造

2. 2. 2 StyleGAN2

前節で述べた StyleGAN について、正規化方法や Generator の見直しによる生成画像の改善を行なったものが StyleGAN2 である。StyleGAN では生成画像のノイズや、顔の一部(目や歯)の向きが顔の動きに伴わないといった課題があった。その課題に対し、三つの観点で改善が行われた結果、生成画像のクオリティと、生成画像に対する評価スコアが著しく向上した。

2. 2. 3 StyleMixing

StyleGAN の特徴である潜在変数 w を入れ替えることで、画像間でスタイルを再現する技術を StyleMixing と呼ぶ。以下図 2. 3 にその仕組みを示す。

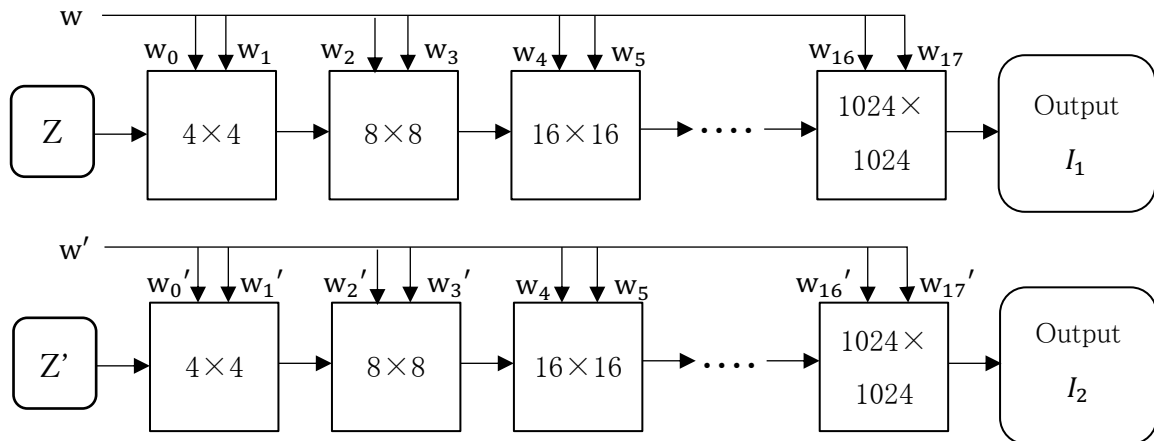


図 2. 3 StyleMixing の仕組み

潜在変数 w はより低解像度るとき、顔の向きや髪型のように大局的な部分を再現し、より高解像度るとき、目の形や口の形のような局所的な部分を再現する. 図 2. 3 では、ノイズ z' によって再現される画像の潜在変数 w'_4, w'_5 をノイズ z によって再現される画像の潜在変数 w_4, w_5 と入れ替えた. この時、 w_4, w_5 が口の再現を行う部分であるとする、 I_1 の口の形が I_2 の口にも再現される. 以上が StyleMixing の仕組みである.

2. 3 LOHO

LOHO とは、StyleGAN2 および Graphonomy[6]のアーキテクチャを採用した髪型変換手法の一種である. 3 枚の画像を入力とし、それぞれの顔、髪型、髪色を再現した出力画像を生成する. 特徴として、画像を事前学習された GAN のモデルの潜在空間に埋め込む GAN Inversion という技術を用いている. 潜在空間内で様々な操作を行うことができるため、簡単で高品質な画像の生成が可能になる. 以下図 2. 4 にその構造を示す. ここで、 I_{G1} は画像再構成の元となる標準画像、 I_1, I_2, I_3 はそれぞれ顔、髪型、髪色を再現する画像、 I_{G2}, I_{G3} はそれぞれ再構成後の出力画像である.

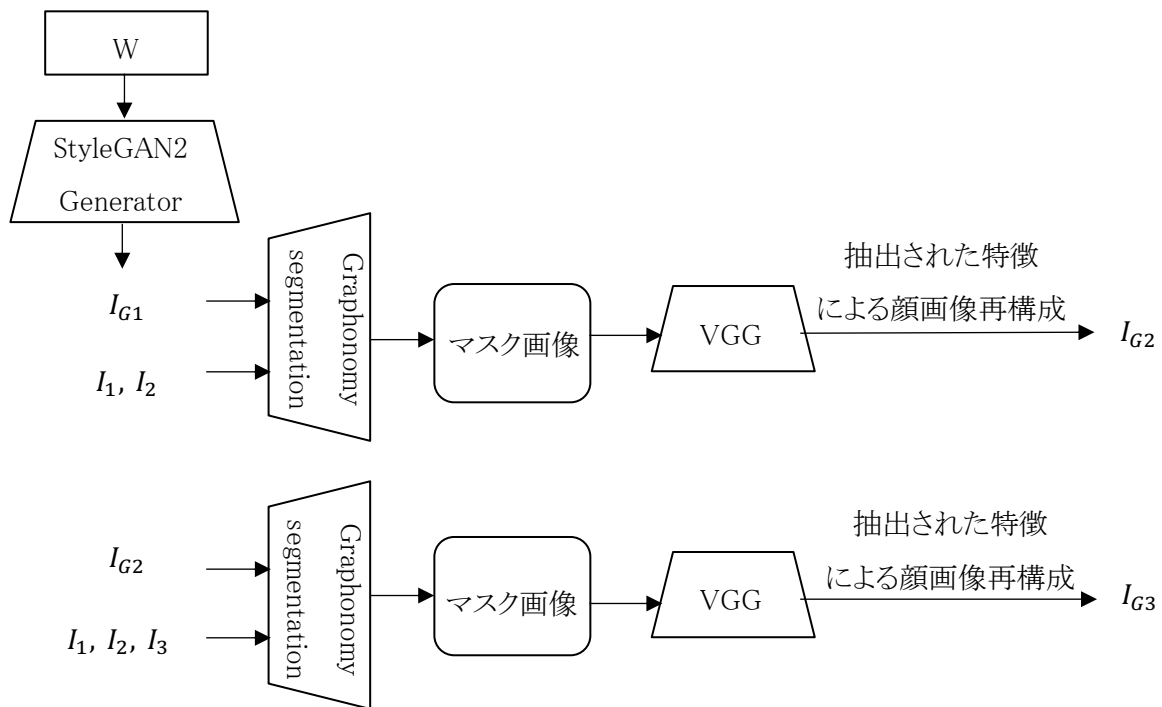


図 2. 4 LOHO の構造

マスク画像抽出のための Graphonomy Segmentation は Graph Convolutional Network(GCN)[7]ベースの人物に特化したセマンティクスセグメンテーションである。LOHO では髪の毛の部分と顔の部分のセグメンテーションに用いられている。また、特徴抽出には 16 層の畳み込みニューラルネットワークである VGG[8]を用いている。

2. 4 むすび

本章では、本研究で用いる関連研究のについて述べた。第2節では GAN の概説とその応用の StyleGAN および StyleGAN2 の説明、第3節では LOHO についてそれぞれ構造図とともに示した。

第3章 提案手法

3.1 まえがき

本章では、本研究で提案する手法の構造および処理手順について述べる。

3.2 提案手法の構造

本研究では、LOHO と StyleMixing の技術を合わせた顔の向きに依存しない髪型変換手法を提案する。従来手法では、顔と髪型を再現する2枚の画像について、頭部の方向を算出し、近いもののみで実験を行っていた。そのため、再現できる髪型の幅が狭く、頭部の方向が等しくない場合には生成画像のクオリティが低くなってしまうと考えられる。このことから、本研究では頭部の方向を回転させて方向を揃えるステップを追加することを提案する。

具体的には、顔、髪型を再現したい2枚の画像に対し、LOHOに入力する前に StyleMixing を行う。StyleMixing とは、2枚の画像について一方の画像のスタイルをもう一方の画像に再現するものである。ここで、スタイルとは顔の表情やメガネの有無などを表し、本研究では「顔の向き」のスタイルを再現するために用いる。大量の画像を学習させる必要なく、2枚の画像を入力するだけで簡単に頭部の方向変換を行えるという点と、潜在空間でスタイルを操作するためより自然な画像が出力されるという点から、StyleMixing が有効であると考えた。以下図 3. 1, 3. 2 に提案手法の構造を示す。ここで、顔を再現する画像を I_1 、髪型を再現する画像を I_2 とし、 I_1 と I_2 に対応するマスク画像 I_{m1}, I_{m2} とする。

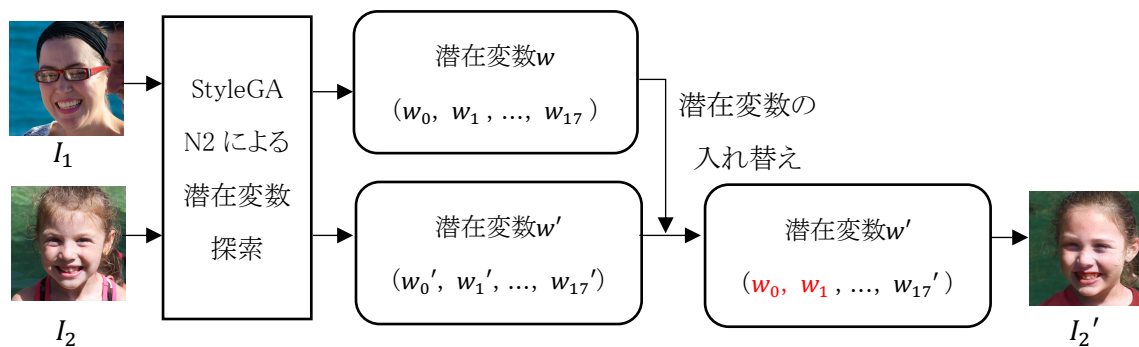


図 3. 1 提案手法の構造 (StyleMixing)

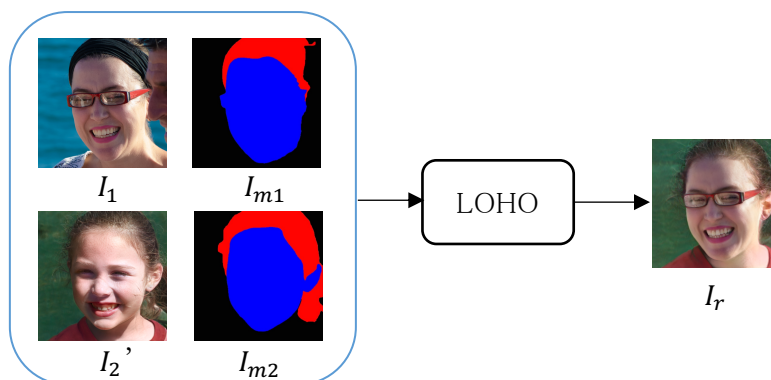


図 3.2 提案手法の構造(LOHO)

3.3 提案手法の処理手順

本論文で提案する LOHO と StyleMixing を用いた髪型変換手法について、以下図 3.3 に処理手順の流れを記す. まず、任意の画像 2 枚について、顔を検出し、画像を切り出す. ここで、顔を再現する画像を I_1 、髪型を再現する画像を I_2 とする. 次に、StyleMixing を用いて I_2 の頭部の方向を I_1 に揃える. 先述の通り、これは顔の向きを制御する潜在変数を入れ替えることで可能である. 最後に、 I_1 と I_2 に対応するマスク画像 I_{m1} と I_{m2} を作成し、4 枚の画像を LOHO に入力する. 以上の手順より、提案手法の出力結果 I_r が得られる.

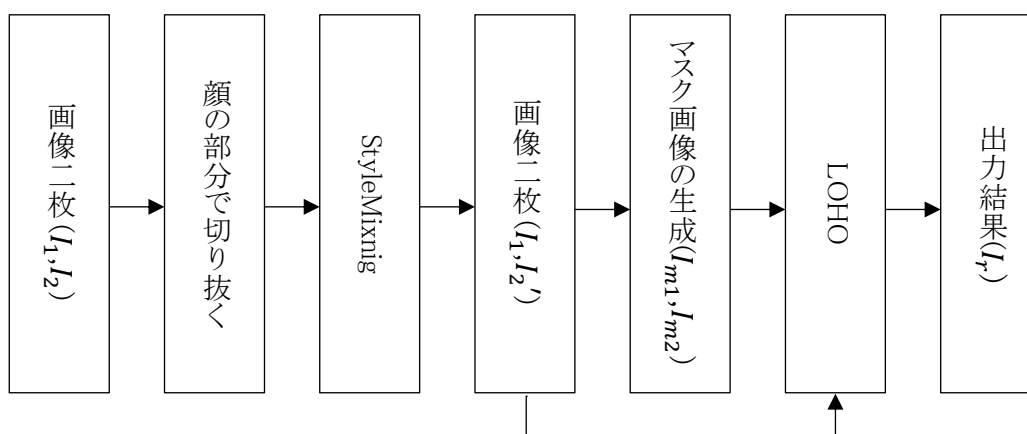


図 3.3 提案手法の処理手順

3.4 むすび

本章では、本研究で提案する LOHO に StyleMixing を追加した髪型変換手法について、構造の説明とともに述べた. 本提案では、LOHO と StyleMixing を利用することで髪型変換に適用可能な方式の構造と処理手順を示した.

第4章 実験

4.1 まえがき

本章では、提案した手法に用いたデータセット，並びに提案手法の検証結果とその評価，考察について述べる。

4.2 データセット

本研究では、NVIDIA によって公開されている Flickr-Faces-HQ (FFHQ) データセットを用いた。FFHQ データセットは 1024×1024 の高品質 PNG 画像 70000 枚で構成されており、年齢や民族、アクセサリなど様々な特徴をもつ画像を含んでいる。70000 枚の中から 2 枚1組として 20 組の画像をランダムに選択し、提案手法の検証を行った。検証方法として、提案手法と LOHO にそれぞれ 10 組の画像を入力し、比較実験を行なった。また、ネットワークについては NVIDIA が提供している StyleGAN の FFHQ データセット学習済みモデル[9]を用いた。



図 4.1 FFHQ データセット

4.3 StyleMixing によるスタイル変換

提案手法では、はじめに StyleMixing によるスタイル変換を行なった。顔の向きスタイル変換を行なった結果を以下図 4.2 に示す。







I_1	I_2	StyleMixing による出力結果 I_2'
		
		

図 4.2 StyleMixing の出力結果

4.4 提案手法の検証結果

StyleMixing によって生成された画像を用いて提案手法の検証を行った。出力された結果を LOHO による出力結果と合わせて以下図 4.3 に示す。

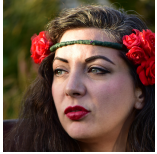















I_1	I_2	LOHO による出力結果	提案手法による出力結果 I_r
			
			
			
			

図 4.3 提案手法の出力結果

4.5 評価実験

提案手法の結果について、生成画像の自然さを評価するための主観評価実験を行った。評価に使用した画像は、FFHQ データセットよりランダムに選択された 20 組 40 枚の画像に対し、LOHO と提案手法を用いて出力された各 10 枚ずつの生成画像である。10 代から 50 代の性別を問わない 60 名に対しアンケートを実施した。画像を見て、「髪の毛と顔の合成が自然かどうか」という問いに対して 5 段階(5:とても自然, 4:少し自然, 3:どちらとも言えない, 2:違和感が強い, 1:とても違和感が強い)で評価した。評価の平均値を以下表 4.1 に示す。

表 4.1 評価実験の結果

LOHO	提案手法
1.948	3.053

4.6 考察

まず、提案手法による出力結果、評価実験から従来手法に比べて不自然さが改善されていることがわかる。髪型変換手法の生成画像の幅を広げるという目的に対して、顔の向きを揃えるという手段は妥当だったと言える。しかし、StyleMixing による頭部の回転は髪型の再現度のばらつきや頭部の回転の不自然さが見られる。StyleMixing を行う際の探索回数を増やすことによって髪型の再現度を上げることや、Novel View Synthesis のような 1 枚の画像から他の視点の画像を出力する技術を用いることがさらなる髪型変換のクオリティ向上に有効であると考えられる。このことから、今後の課題として StyleMixing に代わる頭部回転の技術を検討することが重要である。

4.7 むすび

本章では、第2節で提案した手法に用いたデータセット、並びに第3節で提案手法を検証するための結果を述べた。また、第4節では結果を受けた評価、その考察を第5節で述べた。顔の向きを生成画像に反映する本提案方式の方が従来方式のLOHOよりも高いスコアを示すことが、評価実験の結果より示された。

第5章 結論と今後の課題

5.1 結論

本論文では、髪型変換手法の生成画像の幅をより広くするために、LOHO と StyleMixing を組み合わせた手法を提案した。顔を再現する画像と髪型を再現する画像の顔の向きが異なる時、従来手法に比べてより自然な出力結果が得られた。また、これは主観評価実験によって確かめることができた。

5.2 今後の課題

本研究では、髪型変換の幅を広げるため、入力画像の頭部の方向に依存しない髪型変換手法実験を提案した。その中で、顔の向きを揃えるための手法として StyleMixing を用いた。StyleMixing は、入力画像を生成するための潜在変数を探索することによって、Style の変換が可能である。簡単にスタイル変換を行うことができる一方で、髪型の再現度のばらつきや頭部の回転の不自然さが見られる。これは生成画像のクオリティに直結するため、より良い頭部回転の技術を検証する必要があると考える。

また、従来手法と提案手法共に実行結果を得るまでに 10 分ほどではあるが時間がかかってしまうという課題がある。より処理を軽くするための手法を模索することも必要である。

謝辞

本研究の実験環境を整えてくださり、研究の方向性や方法について丁寧かつ熱心なご指導をくださった渡辺裕教授と早稲田大学情報通信研究センター招聘研究員の原潤一博士に深く感謝申し上げます。

また、日頃から研究の準備や寄り添ったアドバイスを下さった研究室の方々、本研究に関わって下さった全ての皆様に感謝申し上げます。

最後に、常に寄り添い、ここまで支えてくれた家族に感謝いたします。

参考文献

- [1] 「鏡×IoTのスマートミラー「ミラーロイド」が美容師の教育用コンテンツを追加リリース」
株式会社ミラーロイド, 2021年3月,
<https://prtimes.jp/main/html/rd/p/000000004.000043277.html> (2022年1月28日閲覧)
- [2] I. J. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. WardeFarley, S. Ozair, A. Courville, Y. Bengio, “Generative Adversarial Networks”, arXiv: 1406.2661, June 2014
- [3] Saha, Rohit, Duke, Brendan, Shkurti, Florian, Taylor, Graham, Aarabi, Parham, “LOHO: Latent Optimization of Hairstyles via Orthogonalization”, pp. 1984–1993, CVPR, June 2021
- [4] T. Karras, S. Laine, T. Aila, “A Style-Based Generator Architecture for Generative Adversarial Networks”, pp. 4401–4410, CVPR, June 2021
- [5] T. Karras, S. Laine, M. Aittala, J. Hellsten, J. Lehtinen, T. Aila, “Analyzing and Improving the Image Quality of StyleGAN”, arXiv: 1912.04958, Dec. 2019
- [6] K. Gong, Y. Gao, X. Liang, X. Shen, M. Wang, L. Lin, “Graphonomy: Universal Human Parsing via Graph Transfer Learning”, pp. 7450–7459, CVPR, June 2019
- [7] Franco Scarselli, Marco Gori, Ah Chung Tsoi Markus Hagenbuchner, G. Monfardini, “The Graph Neural Network Model”, IEEE Transactions on Neural Networks, vol.20 (1), pp. 61–80, Feb. 2019
- [8] K. Simonyan, A. Zisserman, “Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition”, arXiv: 1409.1556, Sep. 2014.
- [9] T. Karras, J. Hellsten, “stylegan2-ffhq-config-f.pkl”, NVIDIA, Dec. 2019,
<https://nvlabs-fi-cdn.nvidia.com/stylegan2/networks/stylegan2-ffhq-config-f.pkl> (2021年1月現在)

図一覧

図 2. 1 GAN の基本構造	2
図 2. 2 StyleGAN の構造	3
図 2. 3 StyleMixing の仕組み.....	4
図 2. 4 LOHO の構造	5
図 3. 1 提案手法の構造 (StyleMixing).....	6
図 3. 2 提案手法の構造 (LOHO).....	7
図 3. 3 提案手法の処理手順	7
図 4. 1 FFHQ データセット.....	8
図 4. 2 StyleMixing の出力結果.....	9
図 4. 3 提案手法の出力結果	9

表一覽

表 4.1 評価実験の結果.....	10
--------------------	----