

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	菅原慎也	指導 教員 Advisor	渡辺 裕 
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	1W182167-1 ^{CD}		
研究題目 Title	指定領域の切り出しを利用した CycleGAN による顔イラストの生成手法の研究 A Study of Face Illustration Generation Method Using CycleGAN with Specified Area Cropping				

1. まえがき

特定の人物の顔を示すイラストは、SNS ではアカウントのアイコンやヘッダー画像として、漫画やアニメといった創作分野では、新しいキャラクターの創出のために利用される。ディープラーニングでの顔画像生成においては、形状の歪みや意図せぬ描画を防ぐために同じ様相のデータらを学習時に用いるのが一般的であり[1]、正面以外を向いた顔画像のイラスト生成には、ターゲットデータに正面以外を向いた顔イラストを使用する。しかしデータの準備が困難な場合もあり、ターゲットデータとして正面を向いた顔イラストのみの使用を検討する必要がある。そこで本研究では、顔が正面を向いた画像をターゲットデータに用いる際に、正面以外も向いた顔画像らの特徴を保持したイラストを生成することを目指す。特に個人の特徴として、写真の瞳の向きを正しく反映することに研究の主眼を置いた。

2. CycleGAN

CycleGAN とは、二つの Generator と二つの Discriminator から成る生成モデルである[2]。2 組のデータセット間で訓練用のペア画像を必要とせず、スタイル変換することが出来る。CycleGAN の Generator は、複数の畳み込み層から成り、入力画像は畳み込みによって一度小さくなった後アップサンプリングされ、入力画像と同じサイズで出力される。前段の畳み込み層で特徴が抽出されない場合、その後の生成結果にも特徴が反映されない。

3. 提案手法

3.1 全体の構成

本研究で提案する手法の全体構成を図 1 に示す。本研究では、左目と右目、顔全体について、別々に学習した計三つの CycleGAN を使用する。まず入力した顔画像に対し、顔のランドマークを出力するライブラリ Dlib を用いて、両目を切り出す。次にそれらを左目と右目の学習をした CycleGAN に入力し、目の生成イラストを出力する。一方、顔全体を学習した CycleGAN には入力画像を与え、顔イラストを出力する。この出力された顔イラストに目だけを生成したイラストを合成することにより、顔イラストを生成する。

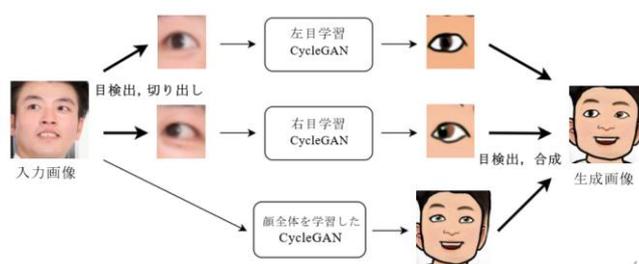


図 1 提案手法の全体構成

(画像は[3]から引用、著作権フリー)

3.2 左目、右目用 CycleGAN の学習

CycleGAN の Generator では畳み込みにより画像が小さくなるため、目のように顔画像に占める割合の小さい部分は特徴を捉えたイラスト化が困難である。そこで本研究では、目の部分を顔画像から切り出し、サイズを大きくしたものをデータセットに用いて目の生成に特化した CycleGAN を学習する。

3.3 両目イラストの合成の流れ

目について学習した CycleGAN から生成された目イラストと顔全体を学習した CycleGAN から生成された顔イラストの合成手順を図 2 に示す. (1) 生成した顔イラストに対し Dlib を用いて目とその中心を検出する. (2) 検出された目に、周辺の色を重ねる. (3) 目イラストのエッジを検出し、長方形をフィッティングして中心を検出する. (4) 長方形内の閉領域を黒で埋め、白黒反転しマスク画像を生成する. (5) 検出した二つの中心を一致させ、マスク画像と目イラストを重ねて顔イラストに合成する.

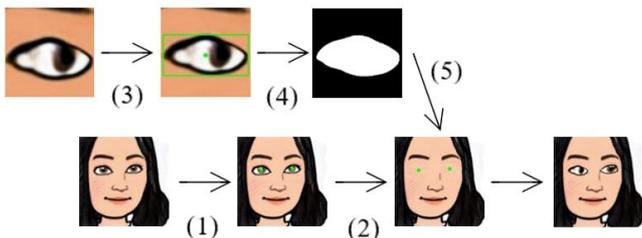


図 2 両目イラストの合成

4. 実験

本研究では、元データに顔画像データセット CelebA[4]から 9,000 枚の正面以外も向いた顔画像を用いた. またターゲットデータに Kaggle で公開されている Bitmoji Faces[5]から 1000 枚の正面を向いた画像を用いて、CycleGAN との比較実験を行った. 提案手法と CycleGAN による生成結果を図 3 に示し、品質の悪い生成結果を図 4 に示す.

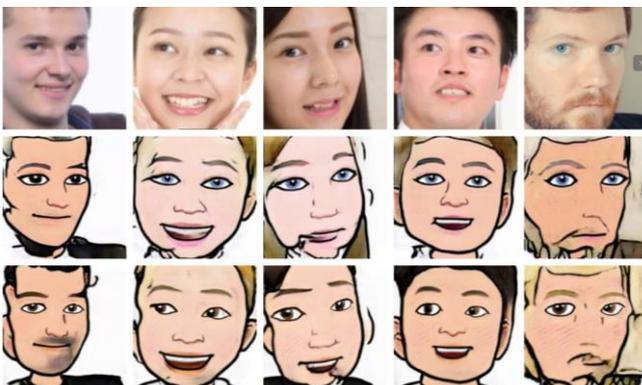


図 3 CycleGAN(中段)と提案手法(下段)の生成結果
(画像は[3]から引用、著作権フリー)



図 4 提案手法による品質の悪い生成結果

提案手法と CycleGAN の生成結果をそれぞれ 36 組用意し、20 名の被験者に対して主観評価実験を行った. どちらの生成結果が、より元の顔画像の瞳の向きを反映できているかを 3 段階 (CycleGAN, 同じくらい, 提案手法) で評価した. その結果を表 1 に示す. 表の数値は反映できていると答えた割合である.

表 1 瞳の向きの評価

CycleGAN	同じくらい	提案手法
0.024	0.132	0.844

表 1 より、提案手法によって CycleGAN よりも瞳の向きを反映した顔イラストが生成できている.

5. まとめ

本研究では顔が正面を向いたイラストをターゲットデータとして、目の切り出しを利用した CycleGAN による真正面以外を向く顔画像のイラスト生成を行った. その結果、CycleGAN よりも瞳の向きについて整合性が向上し、より個人の特徴を保持した顔イラストが生成された. しかし、眼球の形や目の周りに違和感がある結果も見られ、イラストの人間らしさについては課題が残る.

参考文献

[1] H. Su, J. Niu, X. Liu, Q. Li, J. Cui, J. Wan, "MangaGAN: Unpaired Photo-to-Manga Translation Based on The Methodology of Manga Drawing", Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, Vol.35(3), pp.2611-2619, May 2021.
 [2] J.-Y. Zhu, T. Park, P. Isola, and A.A. Efros. "Unpaired Image-to-Image Translation using Cycle-Consistent Adversarial Networks", ICCV, Oct. 2017.
 [3] 写真 AC, photoAC 写真のフリー素材サイト, <https://www.photo-ac.com> (2021 年 1 月現在).
 [4] Z. Liu, P. Luo, X. Wang, X. Tang, "Deep Learning Face Attributes in the Wild", ICCV, Dec. 2015
 [5] M. Mozafari, "Bitmoji Faces", Kaggle, Aug. 2020, <https://www.kaggle.com/mostafamozafari/bitmoji-faces> (2021 年 1 月現在).

2021 年度 卒業論文

指定領域の切り出しを利用した
CycleGAN による顔イラストの生成手法の研究
A Study of Face Illustration Generation Method
Using CycleGAN with Specified Area Cropping

指導教員 渡辺 裕 教授

提出日 2022 年 2 月 1 日

早稲田大学 基幹理工学部 情報通信学科

1W182167-1

菅原 慎也

目次

第1章 序論	1
1.1 研究の背景	1
1.2 研究の目的	1
1.3 関連研究	1
1.4 本論文の構成	2
第2章 関連技術	3
2.1 まえがき	3
2.2 GAN	3
2.3 CycleGAN	3
2.3.1 CycleGAN の構造	3
2.3.2 Cycle consistency loss	4
2.3.3 CycleGAN の Generator の構造	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	6
3.2.1 全体の構成	6
3.2.2 左目, 右目用 CycleGAN の学習	7
3.2.3 両目イラストの合成の流れ	7
3.3 むすび	8
第4章 実験結果と考察	9
4.1 まえがき	9
4.2 データセット	9
4.3 提案手法と CycleGAN の実験結果	10
4.4 評価	10
4.5 考察	11
4.6 むすび	11
第5章 結論と今後の課題	12
5.1 結論	12
5.2 今後の課題	12
謝辞	13
参考文献	14

圖一覽.....	15
表一覽.....	16

第1章 序論

1.1 研究の背景

顔の特徴をデフォルメしたような特定の人物の顔を示すイラストは、顔写真からくる堅苦しさや、写真による本人の特定といった問題を防ぐために、インターネット上の様々な場面で必要とされている。例えば LINE や Twitter などの SNS では、アカウントのアイコンやヘッダー画像として多用されている。また漫画やアニメといった創作分野でも、新しいキャラクターの創出のために利用されている。このように顔のイラスト画像は利用シーンが多いため、個人の顔画像から特定の漫画風の顔イラストを生成する Manga GAN[1]や、ディズニー風のイラストを生成するサービス Toonify yourself[2]など、顔画像に関する様々な研究が行われてきた。近年、人物の顔画像から顔イラストを生成するニーズは高まっている。

1.2 研究の目的

本研究の目的は、顔が正面を向いたイラストをターゲットデータに用いる際の、個人の特徴を保持した顔イラストの生成手法を研究することである。特に個人の特徴として、写真の瞳の向きを正しく反映することに研究の主眼を置いた。ディープラーニングでの画像生成において学習を行う際は、形状の歪みや意図せぬ描画を防ぐために同じ様相のデータらを用いるのが一般的である。正面を向いた顔画像のイラスト生成を学習させるには、正面を向いた顔イラストが必要であり、実際 High-Quality Facial Photo-Sketch Synthesis Using Multi-Adversarial Networks[3]や MangaGAN などで研究が行われている。一方、正面以外を向いた顔画像のイラスト生成の場合は、ターゲットデータとして正面以外を向いた顔イラストが用いられる。しかし顔イラストデータの準備が困難な場合もあり、ターゲットデータとして正面を向いた顔イラストの使用を検討する必要があるが、そのような研究は数少ない。そこで本研究では、顔が正面を向いた画像をターゲットデータに用いる際に、正面以外も向いた顔画像らの特徴を保持したイラストを生成することを目指す。

1.3 関連研究

顔画像を用いて顔イラストを生成する研究として、2021年に Hao Su らによって提案された MangaGAN: Unpaired Photo-to-Manga Translation Based on The Methodology of Manga Drawing が挙げられる。この研究では学習データの顔画像と顔イラストに対して、目、鼻、口、輪郭のランドマーク情報を取得し、GAN の学習に組み込むことで品質の高い顔イラストの生成に成功している。この研究では各パーツの位置やサイズがずれるという顔イラスト生成における課題解決がされているが、正面を向いた顔画像と正面を向いた顔イラストが学習対象となっているため、正面以外も向いた顔画像と正面を向いた顔イラストを用い

た研究を行う必要がある。

1.4 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，関連研究について述べる。

第2章では，本研究で用いる技術について述べる．本研究では CycleGAN をベースとした生成手法を提案するため，CycleGAN の学習や Generator の構造について記述する。

第3章では，顔イラスト生成の提案手法について述べる．本研究では左目，右目を顔全体と分けて学習を行い，それぞれのイラストを生成した後合成する手法を提案する。

第4章では，実験結果及び考察について述べる．提案手法と CycleGAN の生成結果を主観評価実験によって比較する。

第5章では，本研究の結論と今後の課題について述べる．提案手法による生成結果には人間らしさに課題が残るため，その改善策を提示する。

第 2 章 関連技術

2.1 まえがき

本章では，本研究で用いる技術 GAN, CycleGAN について述べる．

2.2 GAN

Generative Adversarial Networks(GAN) [4]とは，2014 年に I. Goodfellow らによって提案された生成モデルである．その構造を図 2.1 に示す．Generator には，ランダムノイズ z が入力として与えられ，そのノイズから本物のデータに近いものを出力する．Discriminator には，本物のデータと Generator から出力された偽物のデータが与えられ，その真偽を識別する．この二つのネットワークを敵対的に学習させることで，Generator は本物のデータにふさわしい偽物のデータを生成できるようになる．

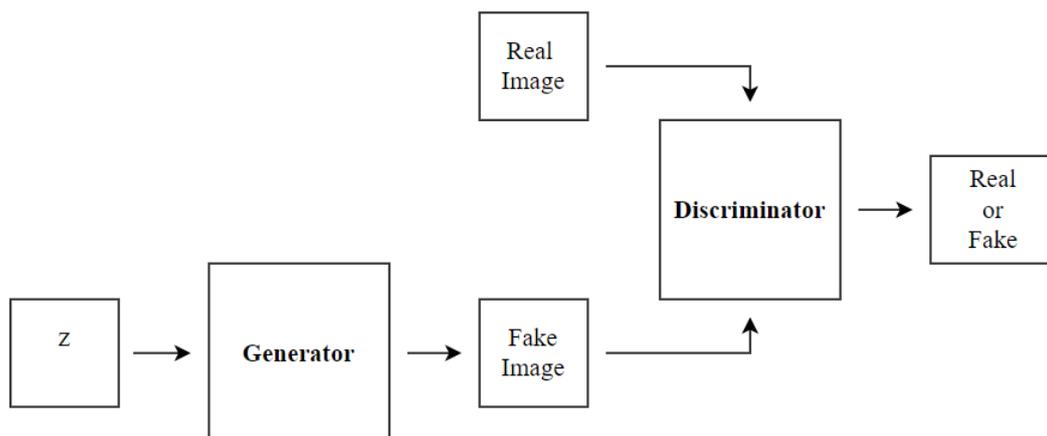


図 2.1 GAN の構造

2.3 CycleGAN

2.3.1 CycleGAN の構造

CycleGAN[5]とは，2017 年に J.-Y. Zhu らによって提案された生成モデルである．二つのデータセットにおいて訓練用のペア画像を必要とせず，スタイル変換することが出来る．その構造を図 2.2 に示す．CycleGAN は 2 組の GAN からなる．Generator G はデータセット X 内のデータ x から，データセット Y に近いデータ $G(x)$ を生成し，Discriminator D_X はそれが本物か識別する．他方，Generator F はデータセット Y 内のデータ y から，データセット X に近いデータ $F(y)$ を生成し，Discriminator D_Y はそれが本物か識別する．このように 2 組の GAN が，二つのドメイン間で同時に学習を進める．ただし，二つのデータセットはペアになっておらず， $G(x)$, $F(y)$ に対応する正解データがなく， $G(x)$, $F(y)$ が元のデータセット X , Y

の内容を維持する保証はない．そのため cycle consistency loss が導入されている．

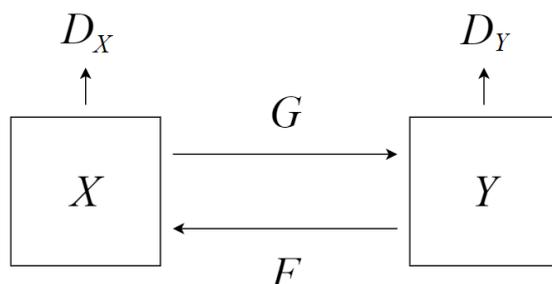


図 2.2 CycleGAN の構造

2.3.2 Cycle consistency loss

Cycle consistency loss とは，CycleGAN において二つの GAN が元のデータの内容を維持するために与えられた損失関数である．Cycle consistency loss の概念図を図 2.3 に示す．まず，データセット X に属するデータ x から Generator G によって，データセット Y に近いデータ $G(x)$ が生成される．次に，生成された $G(x)$ から Generator F によって，データセット X に近いデータ $F(G(x))$ が生成される．Generator G と Generator F が元のデータの内容を維持できた場合には， $F(G(x))$ は元のデータ x に近いものになる．Cycle consistency loss は， $F(G(x))$ と x との L1 ノルムを計算した損失関数である．この値が小さくなるように学習は進められる．データセット Y に属するデータ y から二つの Generator を通じて生成されたデータ $G(F(y))$ についても同様に学習を進める．

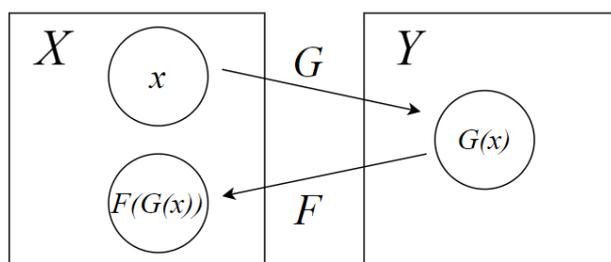


図 2.3 Cycle consistency loss の概念図

2.3.3 CycleGAN の Generator の構造

CycleGAN の Generator の構造を図 2.4 に示す．各層に添えているのは，入力画像のサイズが $i \times i$ である場合における各層の入力サイズを表す．畳み込み層はフィルターを複数持ち，各画像に対し畳み込み演算を行うことで特徴を抽出する．Residual Block とは，ResNet[6] に用いられており，畳み込み層に skip connection を組み合わせた構造である．skip connection により手前の層の入力を後ろの層に足し合わせることで，学習の最適化を図っている．図

2.4 に示すように、CycleGAN の Generator に入力された画像は畳み込みによって一度小さくなったのち、アップサンプリングされ入力画像と同じサイズで出力される。

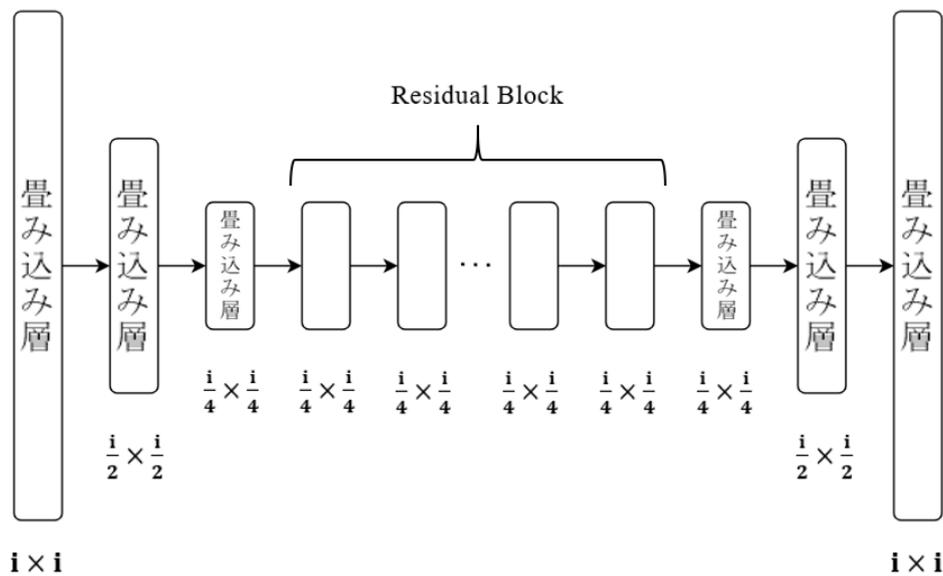


図 2.4 CycleGAN の Generator の構造

2.4 むすび

本章では、本研究で用いるディープラーニングの技術 GAN, CycleGAN について述べた。

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概要について述べる。本研究では、左目と右目のそれぞれの特徴を学習した CycleGAN の生成イラストと、顔全体の特徴を学習した CycleGAN の生成イラストを合成した顔イラストの生成手法を提案する。左目、右目について学習する CycleGAN には、顔画像の左目と右目を切り出した後サイズを大きくして与えることで、CycleGAN の Generator における畳み込みの影響を受けにくくする。

3.2 提案手法

3.2.1 全体の構成

本研究で提案する手法の全体構成を図 3.1 に示す。左目、右目、顔全体について別々に学習した計三つの CycleGAN を使用する。まず入力した顔画像に対し、顔のランドマークを検出するライブラリ Dlib を用いて、両目をそれぞれ検出し切り出す。次にそれらを左目右目、それぞれの学習をした CycleGAN に入力して、目の生成イラストを得る。一方、顔全体を学習した CycleGAN には入力画像をそのまま与え、顔イラストを出力する。この出力された顔イラストに Dlib を用いて両目を検出し、目だけを生成したイラストを合成することにより、顔イラストを生成する。

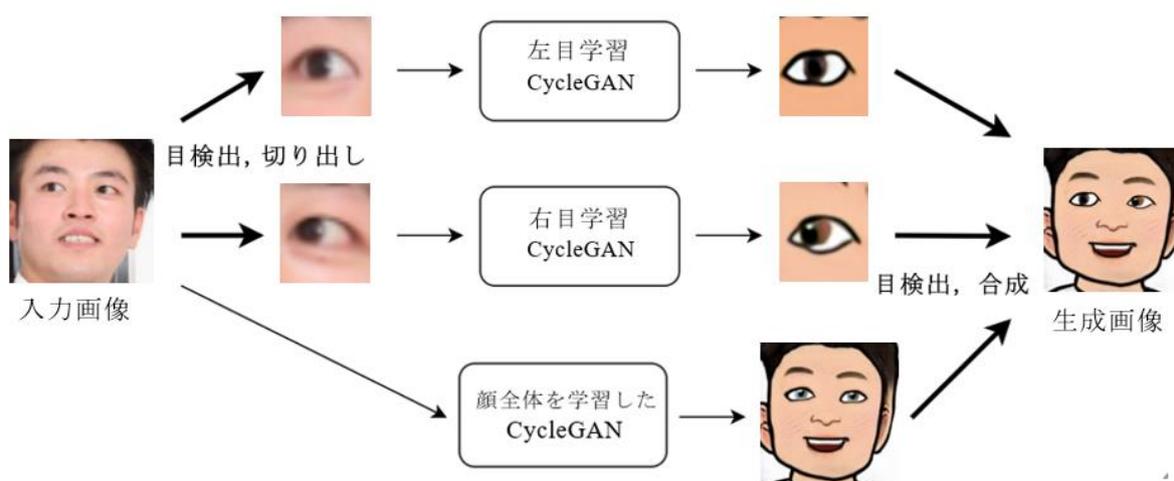


図 3.1 提案手法の全体構成
(画像は[7]から引用，著作権フリー)

3.2.2 左目，右目用 CycleGAN の学習

CycleGAN の Generator 内の過程では畳み込みにより画像が小さくなるため，前段の畳み込み層のフィルターによって特徴が抽出されない場合は，生成結果にも特徴が反映されない．その様子を図 3.2 に示す．そのため，全体画像と一部を切り出した画像の両方のサイズが同じだった場合，一部を切り出したほうが，よりその特徴を捉えることが出来ると考えられる．データセットにおいて顔全体に対する瞳の占める割合は小さいため，畳み込みにより特徴を捉えにくい．そこで本研究では，図 3.3 に示すように目の部分を顔画像から切り出し，サイズを大きくしたものをデータセットに用いて目の生成に特化した CycleGAN を学習する．



図 3.2 CycleGAN による顔イラスト生成例
(画像は[7]から引用，著作権フリー)

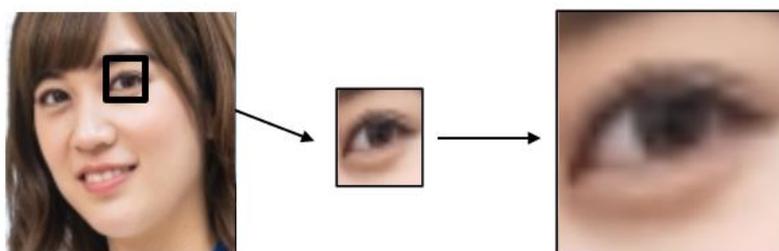


図 3.3 提案手法における目画像の扱い方
(画像は[7]から引用，著作権フリー)

3.2.3 両目イラストの合成の流れ

目について学習した CycleGAN から生成された目イラストと顔全体を学習した CycleGAN から生成された顔イラストの合成手順を図 3.4 に示し，以下に工程を記述する．(1) 生成した顔イラストに対し Dlib を用いて目とその中心を検出する．(2) 検出された目に，周辺の色を重ねる．(3) 目イラストのエッジを検出し，長方形をフィッティングして中心を検出する．(4) 長方形内の閉領域を黒で埋め，白黒反転しマスク画像を生成する．(5) 検出した二つの中心を一致させ，マスク画像と目イラストを重ねて顔イラストに合成する．

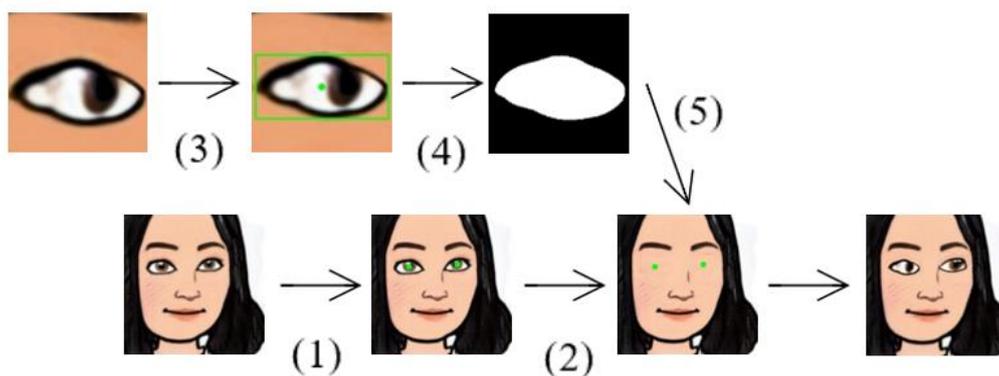


図 3.4 両目イラストの合成

3.3 むすび

本章では、本研究で提案する三つの CycleGAN を用いた構成について述べた。提案手法では、左目と右目のそれぞれの特徴を学習した CycleGAN の生成イラストと、顔全体の特徴を学習した CycleGAN の生成イラストを合成することで顔イラストを生成する。

第4章 実験結果と考察

4.1 まえがき

本章では、提案手法による実験結果とその評価及び考察について述べる。生成結果を比較するために、提案手法と CycleGAN の学習を行った。評価はそれぞれの生成結果を用いて、瞳の向きの反映具合に関する主観評価実験を行った。それらの結果と、品質の悪い生成画像をもとに考察を行う。

4.2 データセット

提案手法による顔イラスト生成には、顔画像と顔イラスト、二つのデータセットが必要である。

顔画像データセット

本研究では、CelebA[8]から 9,000 枚の画像を人間の顔画像データセットとして用いた。このデータセットには、真正面以外を向いた顔が含まれている。顔領域を切り出し、画像サイズは 256×256 [pixel]とした。

顔イラストデータセット

本研究では、Kaggle で公開されている Bitmoji の顔画像データセット Bitmoji Faces[9]から真正面を向いた顔イラスト 1000 枚を選び、顔イラストデータセットとして用いた。顔領域を切り出し、画像サイズは 256×256 [pixel]とした。

左目、右目用 CycleGAN の学習には、上記のデータセットから目を切り出し、 256×256 [pixel]にリサイズしたものをデータセットとして用いた。

4.3 提案手法と CycleGAN の実験結果

生成結果を比較するために、提案手法と CycleGAN の比較実験を行った。提案手法と CycleGAN により生成した画像を図 4.1 に示す。また提案手法による生成結果のなかで、品質の悪い画像を図 4.2 に示す。

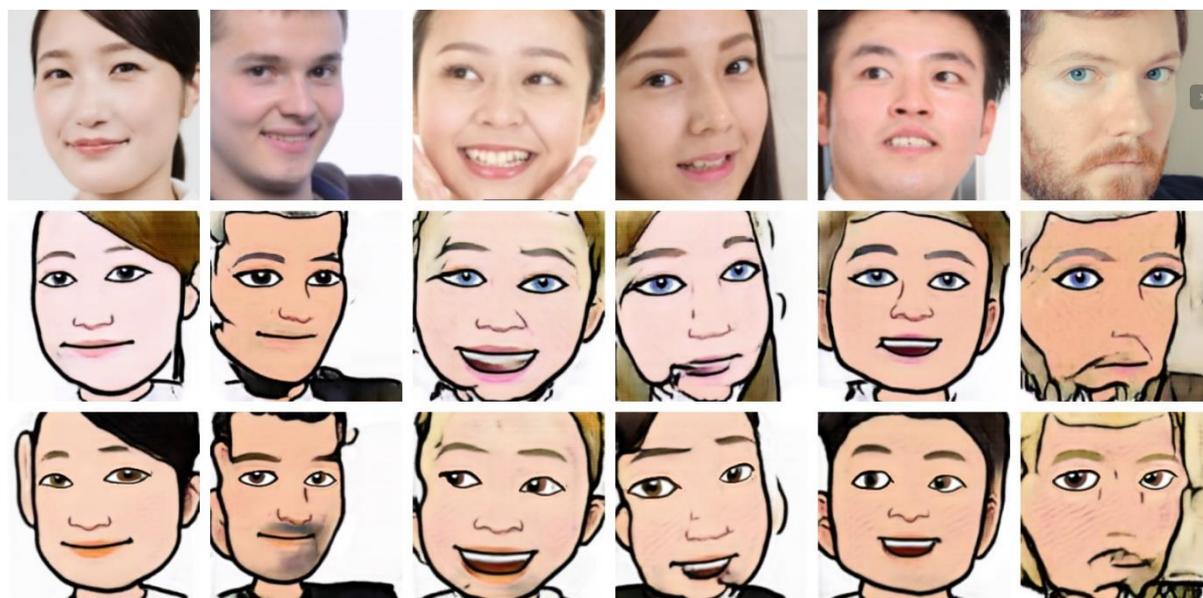


図 4.1 CycleGAN(中段)と提案手法(下段)の生成結果
(画像は[7]から引用，著作権フリー)

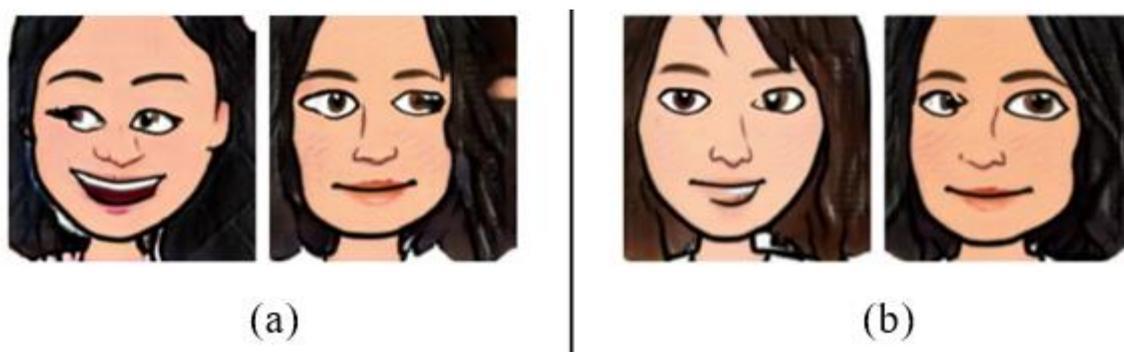


図 4.2 提案手法による品質の悪い生成結果

4.4 評価

提案手法による生成結果の瞳の向きの反映具合を評価するために、提案手法と CycleGAN から生成したイラストをそれぞれ 36 組用意し、20 名の被験者に対して主観評価実験を行った。瞳の向きについてどちらが元の顔画像を反映できているかを、3 段階 (CycleGAN, 同じくらい, 提案手法) で評価した。その結果を表 4.1 に示す。表の数値は

反映できていると答えた割合である。

表 4.1 瞳の向きの評価結果

CycleGAN	同じくらい	提案手法
0.024	0.132	0.844

4.5 考察

生成結果の瞳の向きに関する考察を述べ、その後品質の悪い画像について言及する。提案手法によって、図 4.1 のように元の顔画像の瞳の向きを反映したイラストが生成できた。また表 4.1 の結果から CycleGAN による生成に比べて、提案手法のほうがより瞳の向きを保持した生成が行えることがわかる。よって任意領域を切り出して学習させることの有効性が確認できた。しかし、図 4.2 (a)を見ると、瞳の向きは反映されているものの、瞳の形が人間本来の形ではないことが分かる。これは、学習の際に元目の画像に写りこんだメイクや髪を目と認識したからだと考えられる。対象を切り出して学習に用いる方法では、元画像との整合性を維持することもあるが、かえって強く生成に悪影響を与えることもあるといえる。

次に、品質の悪い画像について言及する。図 4.2 より、人間らしさが保たれていない結果が複数見られる。1 点目は図 4.2 (a)のように、瞳の形に違和感がみられることである。これは目を切り出して学習したことが原因である。目画像に写りこんだノイズの影響を小さくするために、目の縁を検出し輪郭線を付与するといった学習データの加工が有効であると考えられる。2 点目は図 4.2 (b)のように、目の周辺に不自然な箇所があることである。これは、目イラストの合成時に望ましいマスク画像が作られなかったからだと考えられる。また提案手法では、目イラストの合成において顔イラストの両目を周辺の色で埋めるため、その部分に不自然さが残る結果も確認された。このように提案手法では、生成結果の人間らしさに課題が残る結果となった。

4.6 むすび

本章では、提案した手法の実験結果と評価、及び考察について述べた。比較実験から、提案手法では瞳の向きを反映した顔イラストを生成することが出来ると確認された。しかし、生成結果の人間らしさには課題が残った。

第 5 章 結論と今後の課題

5.1 結論

本研究では顔が正面を向いたイラストをターゲットデータに使用し、目の切り出しを利用した、CycleGAN による真正面以外を向く顔画像の顔イラスト生成を行った。その結果、CycleGAN の生成結果と比べて瞳の向きについて整合性が向上し、より個人の特徴を保持した顔イラストが生成された。しかし、イラストの人間らしさについては、眼球の形や目の周りの違和感といった課題が残る結果となった。

5.2 今後の課題

今後の課題としては、生成イラストの人間らしさの向上について 2 点挙げられる。1 点目は、瞳の形に違和感のあるイラストが生成されることである。瞳の形に違和感のあるイラストを生成しないためには、切り出した画像を学習させる際、目全体の構造を情報としてネットワークの学習に与えることが考えられる。その手法として MIND[10]の利用が挙げられる。MIND とは画像の構造を抽出した特徴量であり、Unpaired Brain MR-to-CT Synthesis using a Structure-Constrained CycleGAN[11]では、CycleGAN での画像変換に MIND を利用することで、MR 画像と CT 画像といった構造の異なる二つの画像の変換精度を向上させている。よってこれを活用し、目の画像の特徴を抽出し学習に用いて、画像に写りこんだ目以外のものが与える影響を抑えることを検討する必要がある。2 点目は、目の周りに不自然さが見られることである。提案手法では、目のイラストの形が崩れている場合はマスク画像が正しく生成されず生成結果の品質が悪くなる。そのため、より自然な合成手法を検討する必要がある。

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相談に乗ってくださった研究室の方々や，アンケートに協力してくださった方々，本研究に関わっていただいた皆様に御礼申し上げます。

最後に，早稲田大学に通わせてくれた両親に心より感謝いたします。

参考文献

- [1] H. Su, J. Niu, X. Liu, Q. Li, J. Cui, J. Wan, “MangaGAN: Unpaired Photo-to-Manga Translation Based on The Methodology of Manga Drawing”, Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, Vol.35(3), pp.2611-2619, May 2021.
- [2] J. Pinkney, D. Adler, “Toonify!”, <https://toonify.photos> (2021 年 1 月現在).
- [3] L. Wang, V. Sindagi, V. Patel, “High-Quality Facial Photo-Sketch Synthesis Using Multi-Adversarial Networks”, IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition, May 2018.
- [4] I. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville, and Y. Bengio. “Generative Adversarial Networks”, Neural Information Processing Systems (NIPS), Dec. 2014.
- [5] J.-Y. Zhu, T. Park, P. Isola, and A.A. Efros. “Unpaired Image-to-Image Translation using Cycle-Consistent Adversarial Networks”, International Conference on Computer Vision (ICCV), Oct. 2017.
- [6] K. He, X. Zhang, S. Ren, J. Sun, “Deep Residual Learning for Image Recognition”, Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.770-778, June 2016.
- [7] 写真 AC, photoAC 写真のフリー素材サイト, <https://www.photo-ac.com>(2021 年 1 月現在).
- [8] Z. Liu, P. Luo, X. Wang, X. Tang, “Deep Learning Face Attributes in the Wild”, International Conference on Computer Vision (ICCV), Dec. 2015.
- [9] M. Mozafari, “Bitmoji Faces”, Kaggle, Aug. 2020, <https://www.kaggle.com/mostafamozafari/bitmoji-faces> (2021 年 1 月現在).
- [10] M.P. Heinrich, M. Jenkinson, M. Bhushan, T. Matin, F.V. Gleeson, S.M. Brady, J.A. Schnabel, “MIND: Modality independent neighbourhood descriptor for multi-modal deformable registration”, Medical Image Analysis, Vol.16(7), pp.1423-1435, Oct. 2012.
- [11] H. Yang, J. Sun, A. Carass, C. Zhao, J. Lee, Z. Xu, and J. Prince, “Unpaired Brain MR-to-CT Synthesis using a Structure-Constrained CycleGAN”, IEEE Transactions on Medical Imaging Vol.39(12), pp.4249-4261, Dec. 2020.

図一覧

図 2.1	GAN の構造	3
図 2.2	CycleGAN の構造	4
図 2.3	Cycle consistency loss の概念図	4
図 2.4	CycleGAN の Generator の構造	5
図 3.1	提案手法の全体構成	6
図 3.2	CycleGAN による顔イラスト生成例	7
図 3.3	提案手法における目画像の扱い方	7
図 3.4	両目イラストの合成	8
図 4.1	CycleGAN(中段)と提案手法(下段)の生成結果	10
図 4.2	提案手法による品質の悪い生成結果	10

表一覧

表 4.1 瞳の向きの評価結果	11
-----------------------	----