

# 卒業論文概要書

Summary of Bachelor's Thesis

Date of submission: 02/02/2020

学科名 Department	情報通信	氏名 Name	岡村美穂	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	1w172070-7 <sup>CD</sup>		
研究題目 Title	敵対的生成ネットワークを用いた衣服画像生成 Clothes Image Generation Using Generative Adversarial Networks				

## 1. まえがき

深層学習の分野において、仮装試着や好みに合わせた服装の提案などの研究は盛んに行われている。しかし、洋服のデザイン性、新規性について研究しているものはあまり存在していない。ディープラーニングでは短い時間で大量の画像を生成できる。そのため新しい洋服のデザインを生成する事ができれば、デザイナーの助けになると考えられる。また思いもよらない新たなファッションや流行を生み出す可能性も存在する。

そこで、デザイナーの支援になる実用的な洋服のデザインを生み出すため、Generative Adversarial Networks (GAN)[1]を用いた画像生成を提案する。また、新規性のあるデザインの洋服を提案するために、既存の洋服のデザインの他に自然界のモチーフを使用することを提案する。

## 2. GAN

GANは、DiscriminatorとGeneratorから構成されている。Discriminatorは入力されたサンプルが本物である確率を推定する。Generatorは潜在変数 $z$ を入力として偽物のサンプルを出力する。DiscriminatorとGeneratorを競わせるように学習させることで、出力されるサンプルが本物に近づいていく。従来のディープラーニングではデータのラベリングが必須であったが、GANではその必要がなく、教師なしでの学習が可能である。

## 3. CycleGAN

CycleGAN[2]は、二つの変換器を用いるGANの手法の一種である。DiscriminatorでAとA', BとB'の類似度を判定し、互いの類似度が収束するまで学習を

繰り返す。

## 4. WGAN-gp

GANの損失関数として使っているJensen-Shannon divergenceには、勾配消失が起こりやすい、モード崩壊が起こるといった問題点がある。これらを解決するためにWasserstein距離を用いて本物データと生成データの確率分布の差を測り、それを最小化していくのがWGAN[3]である。また、損失関数の連続性を保つために勾配の制約(gradient penalty)を加えたのがWGAN-gpである[4]。

## 5. 提案手法

手法1としてCycleGANでドレスと花の相互変換を行う。

手法2ではCycleGANにWGAN-gpを組み合わせる。先にWGAN-gpで洋服の形状に注目して画像生成し、そのあとに学習したCycleGANで洋服の模様を変換する。

## 6. 実験結果

データセットとしてドレスの画像32644枚と花の画像8189枚を使用した。

手法1としてCycleGANにおいてドレスと花の相互変換を行った結果を図1に示す。

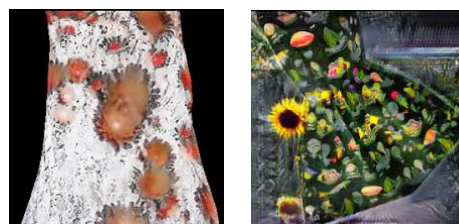


図1 手法1の結果例

図1より、模様の変換はうまく行われているが、形状の変換がうまく行われていないことが確認できる。

そこで、手法2として WGAN-gp と CycleGAN を組み合わせた。WGAN-gp を用いて洋服の形状に注目した画像生成結果を図2に示す。



図2 WGAN-gp による画像生成結果例

生成したドレス画像をもう一度 CycleGAN に入れて模様の変換を行った。生成した画像から背景を切り取った結果を図3に示す。



図3 手法2の結果例

図3より、WGAN-gp で生成した洋服の形状を保持しながら、花の模様を持った洋服の画像を生成できていることが確認できる。

生成画像を NIMA[5]を用いて評価した。NIMA は画像を技術面と審美面で 1~10 のスコアをつけて評価する評価手法である。評価結果を表1に示す。

表1 NIMA における生成画像の評価

モデル	NIMA
データセット	5.441
手法1	4.721
手法2	4.966

表1より、手法1よりも手法2の方が美しい画像が生成できたとと言える。

## 7. まとめ

本研究では、CycleGAN と WGAN-gp を組み合わせて使用し、自然界のモチーフを取り入れた洋服の新

規のデザインの画像生成および評価を行った。花を生かした模様の新しいデザインの洋服画像を生成することができ、画像の美しさについても評価を得ることができた。ただし、生成した洋服画像の実用性、多様性についてはさらなる検討、改善が必要であると考えられる。

## 参考文献

- [1] I. J. Goodfellow, J. Pouget –Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville, Y. Bengio, “Generative Adversarial Networks”, Neural Information Processing Systems(NIPS), 2014.
- [2] J. Y. Zhu, T. Park, P. Isola, A. A. Efros, “Unpaired Image-to-Image Translation using Cycle-Consistent Adversarial Networks”, ICCV, 2017.
- [3] M. Arjovsky, S. Chintala, L. Bottou, “Wasserstein GAN”, arXiv:1701.07875, 2017.
- [4] I. Gulrajani, F. Ahmed, M. Arjovsky, V. Dumoulin, A. Courville, ”Improved Training of Wasserstein GANs”, arXiv:1704.00028, 2017.
- [5] H. Talebi, P. Milanfar, “NIMA: Neural Image Assessment”, arXiv:1709.05424, 2017.

2020 年度 卒業論文

敵対的生成ネットワークを用いた衣服画像生成

Clothes Image Generation Using Generative  
Adversarial Networks

提出日 2021 年 2 月 2 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

1w172070-7

岡村 美穂

## 目次

第1章 序論 .....	1
1.1 研究背景 .....	1
1.2 本研究の目的 .....	1
1.3 本論文の構成 .....	1
第2章 関連用語 .....	2
2.1 まえがき .....	2
2.2 GAN .....	2
2.3 CycleGAN .....	2
2.4 WGAN-gp .....	3
2.5 NIMA .....	3
2.6 むすび .....	3
第3章 提案手法 .....	4
3.1 まえがき .....	4
3.2 提案手法の構造 .....	4
3.2.1 手法1 .....	4
3.2.2 手法2 .....	4
3.3 むすび .....	5
第4章 実験 .....	6
4.1 まえがき .....	6
4.2 データセット .....	6
4.2.1 DeepFashion2.....	6
4.2.2 102 Category Flower Dataset.....	6
4.2.3 データセットのセグメンテーション.....	6
4.3 手法1.....	6
4.3.1 手法1の結果.....	6
4.3.2 手法1の考察.....	7
4.4 手法2.....	7
4.4.1 手法2の結果.....	7
4.4.2 手法2の考察.....	8
4.5 NIMAによる評価.....	8
4.4.1 評価実験の結果.....	8
4.4.2 評価実験の考察.....	9

4.6 むすび .....	9
第5章 結論と今後の課題 .....	10
5.1 結論 .....	10
5.2 今後の課題 .....	10
謝辞 .....	11
参考文献 .....	12
図一覧 .....	13
表一覧 .....	14

# 第1章 序論

## 1.1 研究背景

深層学習の分野において、仮装試着や好みに合わせた服装の提案などは研究が盛んである。しかし、洋服のデザイン性、新規性について研究しているものはあまり存在していない。ディープラーニングでは短い時間で大量の画像を生成できる。そのため新しい洋服のデザインを生成する事ができれば、デザイナーの助けになると考えられる。また思いもよらない新たなファッションや流行を生み出す可能性も存在する。そこで、デザイナーの支援になる実用的かつ新規性のあるデザインの洋服を Generative Adversarial Networks (GAN) [1]を用いた画像生成を提案する。また、新規性のあるデザインの洋服を提案するために、既存の洋服のデザインの他に自然界のモチーフを使用することを提案する。

## 1.2 本研究の目的

世の中には多種多様の洋服が溢れており、デザイナーは新しく、美しい洋服をデザインする必要がある。デザイナーを支援する洋服の新規デザイン提案のために、新規性、多様性および美しさの観点からより良い画像を生成す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、本研究で用いる用語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 関連用語

### 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, CycleGAN[2], Wasserstein GAN-gp (WGAN-gp) [3] および評価手法である Neural Image Assessment [4] について述べる。

### 2.2 GAN

GAN は, Discriminator と Generator から構成されている。Discriminator は入力されたサンプルが本物である確率を推定する。Generator は潜在変数  $z$  を入力として偽物のサンプルを出力する。Discriminator と Generator を競わせるように学習させることで, 出力されるサンプルが本物に近づいていく。従来のディープラーニングではデータのラベリングが必須であったが, GAN ではその必要がなく, 教師なしでの学習が可能である。

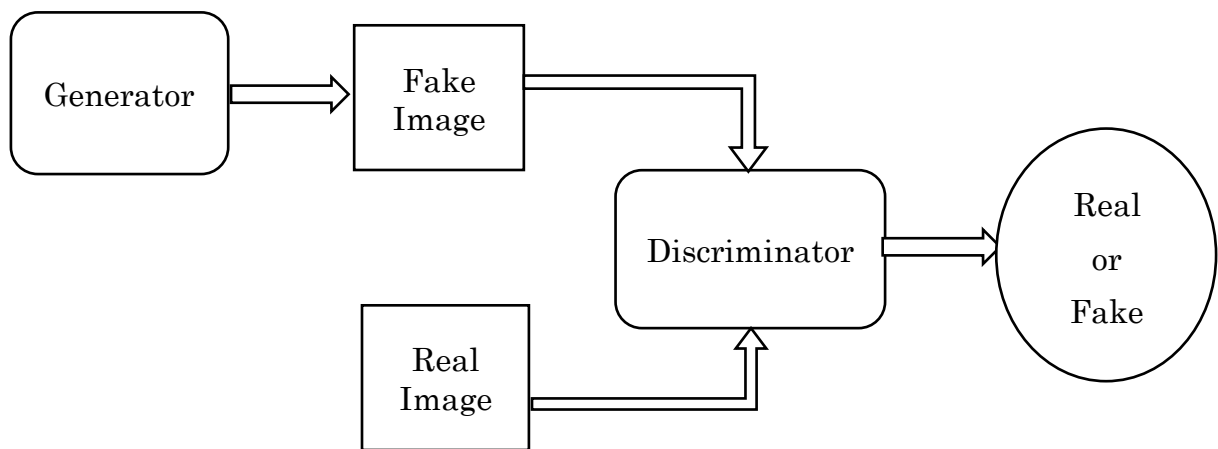


図 2.1 GAN の基本構造

### 2.3 CycleGAN

CycleGAN は, 二つの変換器を用いる GAN の手法の一種である。Discriminator で  $A$  と  $A'$ ,  $B$  と  $B'$  の類似度を判定し, 互いの類似度が収束するまで学習を繰り返す。

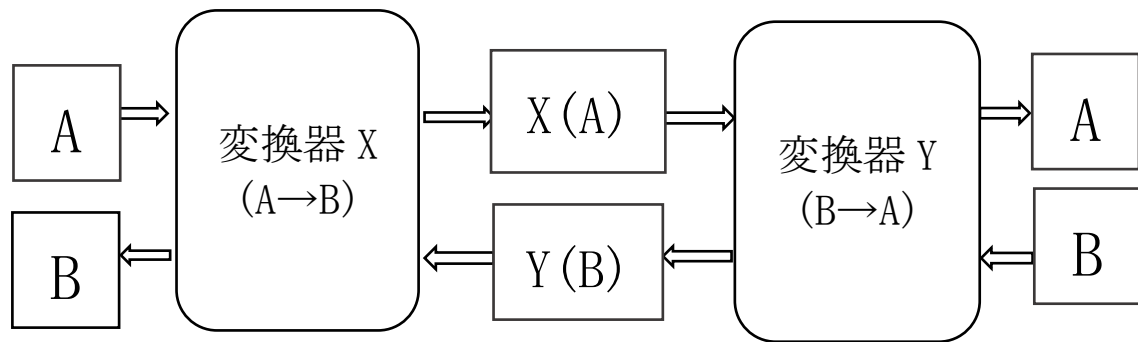


図 2.2 CycleGAN の基本構造

Discriminator で  $A$  と  $A'$  ,  $B$  と  $B'$  の類似度を判定する. 互いの類似度が収束するまで学習を繰り返すことにより変換器の精度を高め,  $A$  から  $B$  ,  $B$  から  $A$  への変換を可能にする.

#### 2.4 WGAN-gp

GAN の損失関数として使っている Jensen-Shannon divergence には, 勾配消失が起こりやすい, モード崩壊が起こるといった問題点がある. これらを解決するために Wasserstein 距離を用いて本物データと生成データの確率分布の差を測り, それを最小化していくのが WGAN[4]である. また, 損失関数の連続性を保つために勾配の制約 (gradient penalty) を加えたのが WGAN-gp である[3].

#### 2.5 NIMA

NIMA[5]は評価手法の一種である. 画像を技術面と審美面で 1~10 のスコアをつけて評価する. 審美面に関しては, 画像を低/高スコアに分類したり, 平均スコアに回帰したりする代わりに, 任意の画像の評価の分布を生成する. 審美面に関しては, NIMA ベクトルスコアの様々な関数を使用して, 写真を美的にランク付けする. これらの値は, 人間の評価者によって与えられた平均スコアとほぼ一致する.

#### 2.6 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である GAN, CycleGAN, WGAN-gp および NIMA について説明した.



## 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について述べる。

### 3.2 提案手法の構造

#### 3.2.1 手法 1

図 3.1 に本研究で提案する手法 1 の構造を示す。洋服の画像を花の画像を CycleGAN で学習させることで、花の Texture や Shape を取り入れた新しい洋服をデザインする。

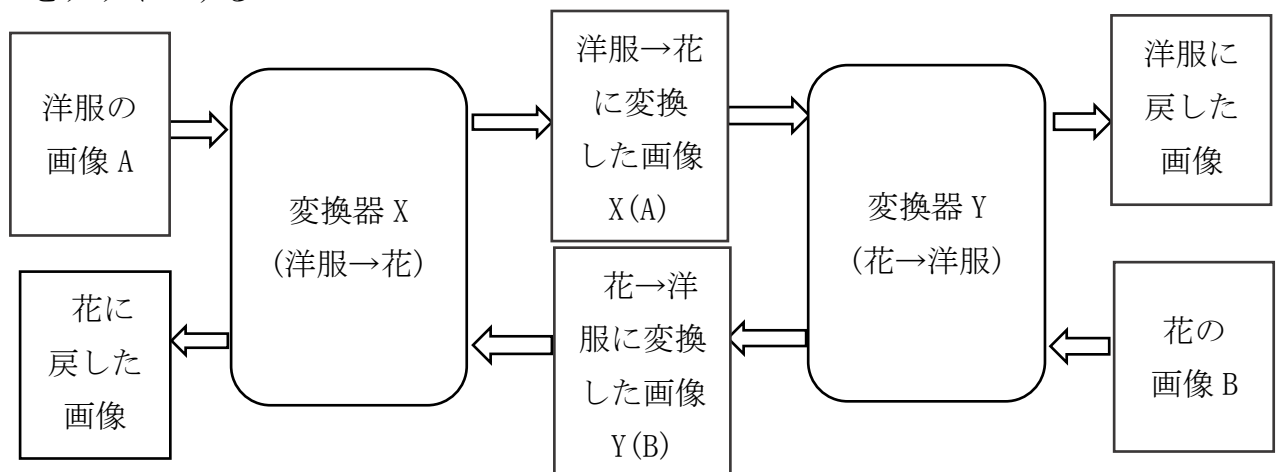


図 3.1 手法 1 の構造

#### 3.2.2 手法 2

手法 2 では CycleGAN に WGAN-gp を組み合わせる。図 3.2 に本研究で提案する手法 2 の構造を示す。先に WGAN-gp で洋服の形状に注目して画像生成し、そのあとに CycleGAN で洋服の模様を変換する。

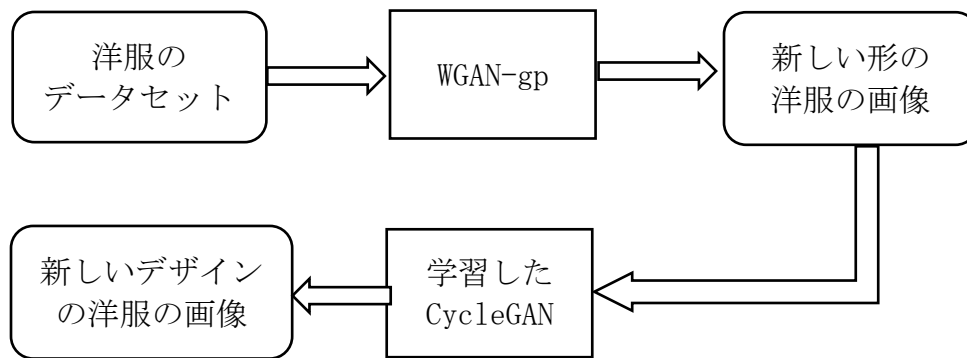


図 3.2 手法 2 の構造

### 3.3 むすび

本章では、本研究の提案手法の構造について述べた。

## 第4章 実験

### 4.1 まえがき

本章では、本研究で提案する手法について述べる。

### 4.2 データセット

#### 4.2.1 DeepFashion2

DeepFashion2[6]は電子商取引サイトと消費者の両方から 13 の人気のある衣料品カテゴリの多様な画像が含まれている。画像内の各アイテムには、スケール、オクルージョン、ズームイン、視点、カテゴリ、スタイル、バウンディングボックス、密集したランドマーク、ピクセルごとのマスクがラベル付けされている。本研究では、このうち情報源が EC サイトのドレスの画像 32644 枚を使用した。

#### 4.2.2 102 Category Flower Dataset

102 Category Flower Dataset[7]には主に英国で一般的に見られる 102 のカテゴリの花が含まれている。画像には、スケール、ポーズ、光のバリエーションがある。さらに形状と色の特徴を備えたアイソマップを使用して視覚化される。本研究は全 8189 枚全てを使用した。

#### 4.2.3 データセットのセグメンテーション

DeepFashion2 のデータセットに含まれるセグメンテーション領域の座標から、対象のアイテム領域のみを切り出し、それ以外を黒く塗りつぶした。

### 4.3 手法 1

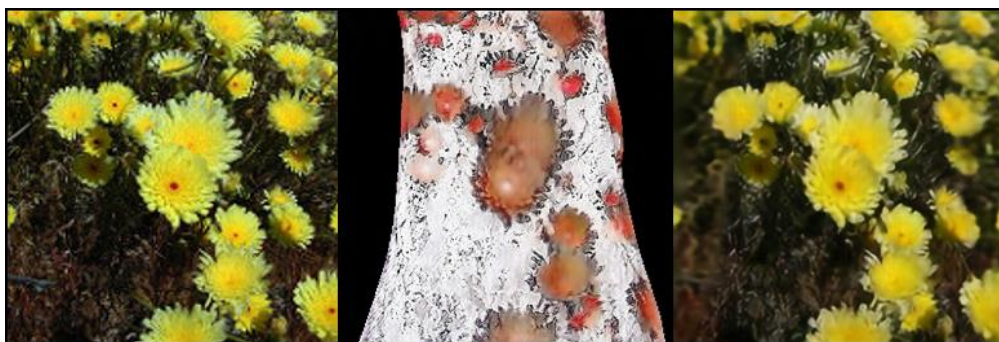
#### 4.3.1 手法 1 の結果

CycleGAN にドレスと花のデータセットを使用し学習させた。学習させた CycleGAN を用いてドレスを花のように変換させた画像の例を図 4.1 に、花をドレスのように変換させた画像の例を図 4.2 に示す。



Original(A)    Transformed(AX)    Reconstructed(A')

図 4.1 ドレスから花への変換画像例



Original(B)    Transformed(BY)    Reconstructed(B')

図 4.2 花からドレスへの変換画像例

#### 4.3.2 手法1の考察

ドレスから花への変換画像例を見ると、模様の変換は上手くいっているが、形状の変換が上手くいっていない事が確認できる。また花からドレスへの変換画像例を見ても、人が着れるドレスの形に切り出せていない事が確認できる。これは、形のあるドレスとはっきりとした形の持たない花とで画像の変換を行っているからだと考えられる。

形状の変換について改良するために、WGAN-gp を用いて先にドレスの形状を変換してから、CycleGANにより模様の変換を行う手法2の実験を行なった。

#### 4.4 手法2

##### 4.4.1 手法2の結果

まず手法2においてWGAN-gpによりドレスの形状を変換させた。はじめに64

×64, モノクロ画像で出力したが荒かったため, パラメータを変更し, 画質を上げてカラーで出力させた. 生成した画像例を図 4.3 に示す.



図 4.3 WGAN-gp により生成したドレス画像例

次に, WGAN-gp で生成した画像を学習した CycleGAN に入れ, 結果を出力させた. 生成した画像例を図 4.4 に示す.



図 4.4 WGAN-gp と CycleGAN により生成したドレス画像例

ドレス部分だけでなく背景部分も模様が生まれたため, ドレスのマスク部分だけを切り取った画像を図 4.5 に示す.

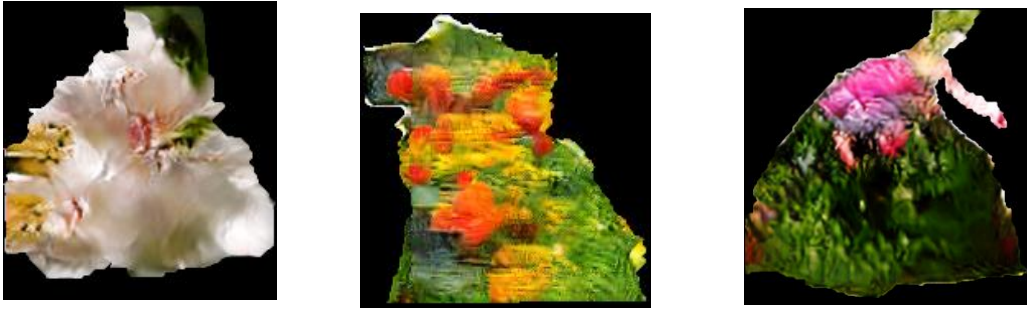


図 4.5 マスクを切り取ったドレス画像例

#### 4.4.2 手法 2 の考察

手法 2 では、手法 1 よりもより繊細な輪郭と、高画質なデザインを持ったドレス画像を生成する事ができた。

### 4.5 NIMA による評価

#### 4.5.1 評価実験の結果

元のデータセットのドレス画像、手法 1 で CycleGAN のみで生成したドレス画像、手法 2 で WGAN-gp と CycleGAN を組み合わせて生成したドレス画像について NIMA で 1~10 段階の評価を行った。結果を表 4.1 に示す。

表 4.1 NIMA におけるデータセット、手法 1、手法 2 の評価結果(100 枚)

モデル	NIMA
データセット	5.441
手法 1	4.721
手法 2	4.966

#### 4.5.2 評価実験の考察

NIMA で画像を技術面・審美面で評価したところ、元のデータセットの値が最も高かったものの、手法 1 より手法 2 の方が値が高くなり、より美しいドレス画像が生成できたと言える。

### 4.6 むすび

本章では、本研究で提案した手法に基づく実験とその評価の概要、結果および考察について述べた。

## 第5章 結論と今後の課題

### 5.1 結論

本研究では，CycleGAN と WGAN-gp を組み合わせて使用し，自然界のモチーフを取り入れた洋服の新規のデザインの画像生成および評価を行った．データセットには DeepFashion2, 102 Category Flower Dataset を用いた．CycleGAN のみを用いた場合や，WGAN-gp のみを用いた場合よりも，CycleGAN と WGAN-gp を組み合わせた場合の方が NIMA においてより良い数値が出た．

### 5.2 今後の課題

本研究では，花をモチーフとして利用することにより新たなデザインの洋服を生成した．模様については花を生かした新しいデザインを提案できたが，形状についてのデザイン性，評価についてはまだ改善が必要である

## 謝辞

本研究の実験環境を整えてくださり、研究の方向性について丁寧かつ熱心なご指導をいただいた渡辺裕教授に深く感謝申し上げます。

また、日頃からご意見やアドバイスを頂戴した研究室の皆様に御礼申し上げます。

最後に、私をここまで育てた家族に感謝致します。



## 参考文献

- [1] I. J. Goodfellow, J. Pouget -Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville, Y. Bengio, “Generative Adversarial Networks” , Neural Information Processing Systems(NIPS), 2014.
- [2] J. Y. Zhu, T. Park, P. Isola, A. A. Efros, “Unpaired Image-to-Image Translation using Cycle-Consistent Adversarial Networks” , ICCV, 2017.
- [3] I. Gulrajani, F. Ahmed, M. Arjovsky, V. Dumoulin, A. Courville, ” Improved Training of Wasserstein GANs” , arXiv:1704.00028, 2017.
- [4] M. Arjovsky, S. Chintala, L. Bottou, “Wasserstein GAN” , arXiv:1701.07875, 2017.
- [5] Hossein Talebi, Peyman Milanfar, “NIMA: Neural Image Assessment” , arXiv:1709.05424, 2017.
- [6] Y. Ge, R. Zhang, L. Wu, X. Wang, X. Tang, and P. Luo, “DeepFashion2: A Versatile Benchmark for Detection, Pose Estimation, Segmentation and Re-Identification of Clothing Images” , arXiv:1901.07973, 2019.
- [7] M. E. Nilsback, A. Zisserman, 102 Category Flower Dataset, 2008.

## 図一覧

図 2.1	GAN の基本構造.....	2
図 2.2	CycleGAN の基本構造.....	3
図 3.1	手法 1 の構造 .....	4
図 3.2	手法 2 の構造 .....	5
図 4.1	ドレスから花への変換画像例 .....	7
図 4.2	花からドレスへの変換画像例 .....	7
図 4.3	WGAN-gp により生成したドレス画像例.....	8
図 4.4	WGAN-gp と CycleGAN により生成したドレス画像例.....	8
図 4.5	マスクを切り取ったドレス画像例 .....	9

## 表一覧

表 4.1	NIMA におけるデータセット, 手法 1, 手法 2 の評価結果(100 枚) . . . . .	9
-------	--	---