

卒業論文概要書

Summary of Bachelor's Thesis

Date of submission: 02/02/2021

学科名 Department	情報通信	氏名 Name	岡本啓汰	指導員 Advisor	渡辺 裕 (印)
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	1w153034-5		
研究題目 Title	指定領域に対して可変解像度なアニメ作風画像変換 Variable-Resolution Animation-Style Image Conversion for A Specific Area				

1. まえがき

近年、世間でのアニメ、漫画への関心は高まり、新たな作品はプロ、アマチュア問わず多く作り出されている。一方、画像変換の分野でもアニメ、漫画を題材にした研究は多く、画像をアニメ風に画像変換する技術も発表されている。本研究では画像の作風変換を行う際、実際に絵を描くような高度な抽象化を実現することを目指す。アニメ作風変換のできる Generation Adversarial Networks for Photo Cartoonization (CartoonGAN^[1]) で指定した部分の抽象化レベルを変更する手法を提案する。

2. 関連研究

CartoonGAN は現実世界の画像をアニメ・漫画作風に変換できる GAN であり、実際に存在するクリエイターの作風に似た画像が生成できる。CartoonGAN は既存の画像変換手法と比べ、アニメ・漫画作風の変換に特化しており、その独特な特徴を表現するためにコンテンツ損失 (Content loss) と敵対的損失 (adversarial loss) を採用している。しかし、1つの画像に対し一定の変換を行うため、人物画像などで変換する際はイラストを評価する視点で重要な顔の表情がうまく描写できない問題がある。

3. 提案手法

提案手法の図示を図1に示す。入力画像で顔検出を行い、検出部分を顔画像として切り取り保存する。全体画像と切り出した顔画像を CartoonGAN で画像変換する。その後、変換した画像を変換前の画像サイズに戻し、変換した全体画像を顔検出で得た顔画像の分布を用いて顔部分を切り出す。変換した顔画像をグレースケールにし、全体から切り出した顔画像と透過合成する。最後に、合成した顔画像と変換した全体画像を合成する。また、処理対象画像は Pixabay [2] で提供されている著作権フリー画像を使用している。

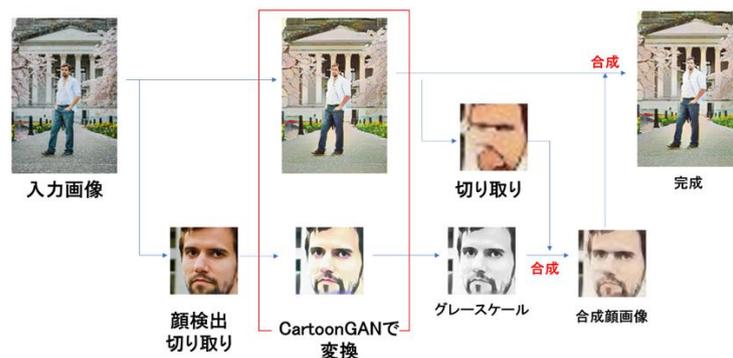


図1 提案手法

4. 実験

作成した画像を用いて提案手法の有効性を確認した. CartoonGAN のみで変換した画像を 4 という評価に固定し, 提案手法による処理画像を 7 段階で評価する実験を 12 名に行った. 画像は CartoonGAN のみ, 顔加工なし, 提案手法の異なる合成率 (2:8, 5:5, 8:2) の画像 3 枚の計 5 枚のセットを 10 種類用意した. (合成率は全体からの切り取り画像 : グレースケール画像の比率で表している.) 評価実験の結果を表 1 に示す. 表 1 より, 提案手法は評価値が 4 を上回ることから, CartoonGAN による作成画像より, 良い評価が得られることがわかる.

表 1 評価実験の結果

	加工なし	提案手法 (2:8)	提案手法 (5 : 5)	提案手法 (8 : 2)
画像 1	2.50	2.50	3.58	4.17
画像 2	2.08	2.42	3.58	4.33
画像 3	2.93	2.83	3.75	4.33
画像 4	2.83	3.17	4.17	4.25
画像 5	2.58	2.25	2.75	4.08
画像 6	2.83	2.67	3.83	4.5
画像 7	2.75	2.10	3.42	4.17
画像 8	3.58	2.83	4.17	4.58
画像 9	1.67	2.00	2.92	3.58
画像 10	3.08	3.00	4.67	3.25
平均	2.78	2.58	3.68	4.12

*評価スコアが 4 を超えたものに色付けしている

5. まとめ

評価実験より, 提案手法でわずかに改良できたことが分かった. 8:2 のスコアが高かったことを考慮すると全体画像と顔画像を合成する際, 顔画像をどれだけ全体画像と近い色に加工できるかが評価の向上につながると考えられる.

参考文献

[1] Yang Chen, Yu-Kun Lai, Yong-Jin Liu*, CartoonGAN: Generative Adversarial Networks for Photo Cartoonization, https://openaccess.thecvf.com/content_cvpr_2018/papers/Chen_CartoonGAN_Generative_Adversarial_CVPR_2018_paper.pdf, (2021 年 1 月 30 日アクセス)

[2] Pixabay, <https://pixabay.com/images/id-2212129/>, (2021 年 1 月 30 日アクセス)

2020年度 卒業論文

指定領域に対して可変解像度なアニメ作風画像変換
Variable-Resolution Animation-Style Image Conversion
for A Specific Area

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

1W153034

岡本啓汰

目次

第1章 序章	1
1.1 研究背景	1
1.2 研究の目的	1
1.3 論文の構成	1
第2章 関連技術	2
2.1 まえがき	2
2.2 CartoonGAN	2
2.2.1 CartoonGAN の概要	2
2.2.2 コンテンツ損失	2
2.2.3 敵対的損失	2
2.2.4 問題点	3
2.3 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	4
3.3 むすび	5
第4章 実験結果	6
4.1 まえがき	6
4.2 作成画像	6
4.3 評価結果	7
4.4 むすび	7
第5章 結論	8
5.1 結論	8
5.2 今後の課題	8
謝辞	9
参考文献	10

第1章 序論

1.1 研究背景

近年、世間でのアニメ、漫画への関心は高まり、新たな作品はプロ、アマチュア問わず多く作り出されている。一方、画像変換の分野でもアニメ、漫画を題材にした研究は多く、Toonify yourself^[1]のような実在の人物をアニメ風に画像変換する技術も発表されている。画像変換により、イラストで描いたような抽象的な表現が再現できれば、アニメ・漫画制作の手助けやより手軽な作品作りを楽しめると考える。

1.2 研究の目的

本研究では画像の作風変換を行う際、実際に絵を描くような高度な抽象化を実現することを目指す。アニメ作風変換のできる Generation Adversarial Networks for Photo Cartoonization (CartoonGAN^[2]) で指定した部分の抽象化レベルを変更する手法を提案する。

1.3 論文の構成

以下に本論文の構成を示す。

第1章は本章であり、本研究の背景と目的について述べている。

第2章では本研究で用いる漫画風画像変換を行うための CartoonGAN に関して述べる。

第3章では本研究で行う画像変換の改良手法の提案を述べる。

第4章では本研究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に関して述べる。

第 2 章 関連研究

2.1 まえがき

本章では本研究で利用するアニメ作風画像変換を行うための Generative Adversarial Networks (GAN) である CartoonGAN の特徴に関して述べる.

2.2 CartoonGAN

2.2.1 CartoonGAN の概要

CartoonGAN は現実世界の画像をアニメ・漫画作風に変換できる GAN であり, 実際に存在するクリエイターの作風に似た画像が生成できる. CartoonGAN は既存の画像変換手法と比べ, アニメ・漫画作風の変換に特化しており, その独特な特徴を表現するために 2 つの損失関数を提案している.

2.2.2 コンテンツ損失

コンテンツ損失 (Content loss) とは写真と漫画の間のスタイル変換に対応するため, VGGnet の高レベルな特徴マップの疎な正規化で定式化したものである. このロスにより写真中のコンテンツが, 変換後も保持される. 本来, 変換後の画像がコンテンツをある程度保持していても特徴マップに違いが現れてしまう. それにより, 画像中の局所的な領域が現れる. この局所的な違いを扱うには「L1 スパース正則化」が適している. なので, VGGnet の特徴マップの差の L1 スパース正則化でロスを定義している.

2.2.3 敵対的損失

敵対的損失 (adversarial loss) は鮮明なエッジの維持が目標とされているロスである. 写真のエッジの有無を見分けるためのロスを定義している. 以下に示した画像は他の画像変換手法と比べたもので, エッジが鮮明に描かれていることが分かる.

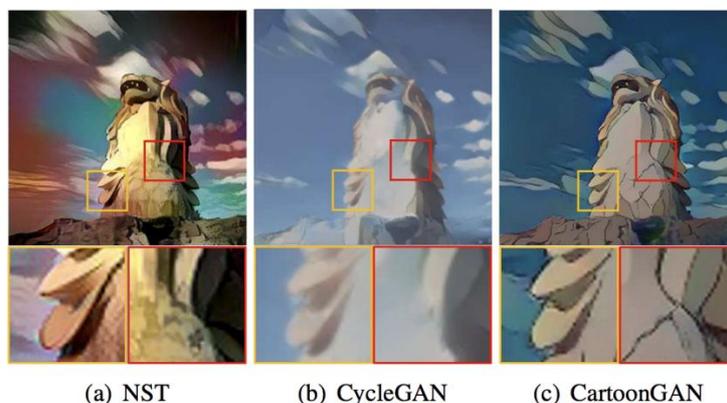


図 2 変換画像のエッジの比較^[3]

2.2.4 問題点

図4は図3に示す入力画像に対して、実際にCartoonGANを用いて画像の作風変換した結果の画像である。図4からわかる通り、顔の表情がうまく描写されていない事が分かる。イラストを実際に書く際は書き込みをする箇所と簡略化する箇所をうまくかき分けることで抽象化を行っている。変換する際この書き分けが実現されることが理想である。

(図3はPixabay^[4]で提供されている著作権フリー画像)



図3 入力した人物画像

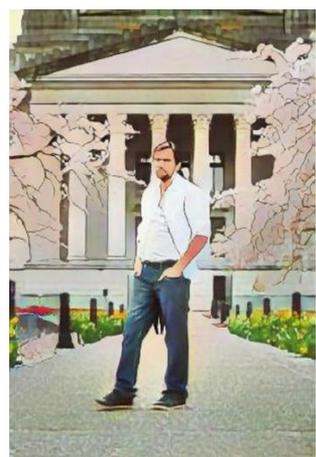


図4 変換した人物画像

2.3 むすび

本章では本研究で利用するCartoonGANに関して概要と問題点について述べた。

第3章 提案手法

3.1 まえがき

本章では前章で述べた CartoonGAN を用いて, 高度な抽象化を実現するための手法を提案する.

3.2 提案手法

本研究では顔部分の描写を鮮明にすることを目標に新たな手法を提案する. 図5に示すように全体画像で変換した場合と顔画像のみを切り出して変換した場合では結果が変わることが分かる. このことを利用し以下のような手法を提案する. また, 画像の種類により変換時の色が異なるので表情の描写のみ参考にするためにグレースケール化を行っている.

- (1) 変換対象を用意する
- (2) 顔検出を行い, 検出部分を顔画像として切り取り保存する
- (3) 全体画像と切り出した顔画像を CartoonGAN で画像変換する
- (4) 変換した画像を変換前の画像サイズに戻す
- (5) 変換した全体画像を顔検出で得た顔画像の分布を用いて顔部分を切り出す
- (6) 変換した顔画像をグレースケールにする
- (7) 全体から切り出した顔画像とグレースケール画像を透過合成する
- (8) 合成した顔画像と変換した全体画像を合成する

以上の処理のブロック図を図6に示す.

(図5の入力画像は Pixabay^{[5][6][7][8][9]}で提供されている著作権フリー画像)



図5 顔の画像変換結果の比較

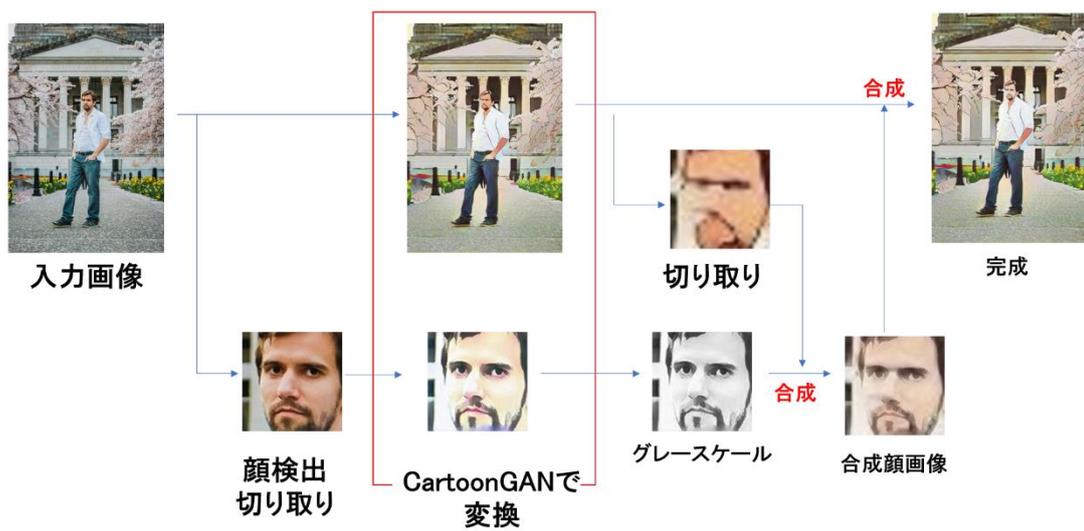


図6 提案手法のブロック図

3.3 むすび

本章では CartoonGAN の作成画像を改良するための提案手法を述べた。

第4章 実験結果

4.1 まえがき

本章では提案手法をもとに作成した画像の紹介とそれらの画像の評価実験の結果を述べる。

4.2 作成画像

提案手法に沿って画像を作成した結果を以下に示す。比較として提案手法を適応する前の画像と顔画像の加工を行わず合成した画像を並べて示す。

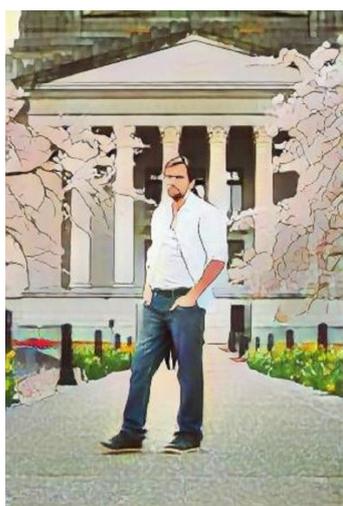


図 7.1 CartoonGAN のみ

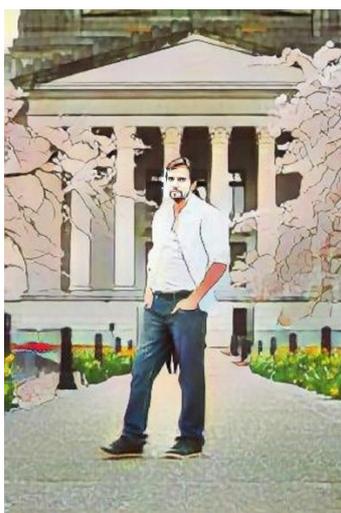


図 7.2 顔加工なし

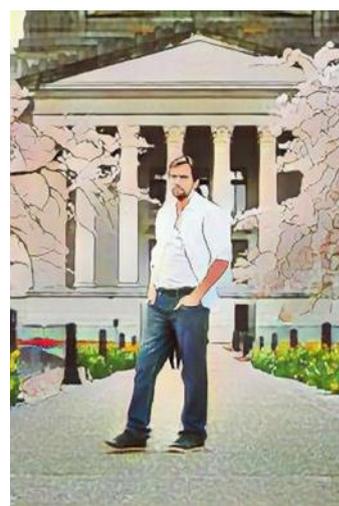


図 7.3 提案手法

4.3 評価結果

提案手法の有効性を調べるため評価実験を 12 名に対して行った. 評価実験は CartoonGAN のみで変換した画像に対する評価値を 7 段階で数値 4 に固定し, 提案手法の結果画像を 7 段階で評価するという方法で行った. 画像は CartoonGAN のみ, 顔加工なし, 提案手法の異なる合成率 (2:8, 5:5, 8:2) の画像 3 枚の計 5 枚のセットを 10 種類用意した. (合成率は全体からの切り取り画像: グレースケール画像の比率で表している.) 画像 1-10 の獲得スコアを表 1 に示す. 表 1 より, 提案手法は評価値が 4 を上回ることから, CartoonGAN による作成画像より, 良い評価が得られることがわかる.

表 1 評価実験の結果

	加工なし	提案手法 (2:8)	提案手法 (5:5)	提案手法 (8:2)
画像 1	2.50	2.50	3.58	4.17
画像 2	2.08	2.42	3.58	4.33
画像 3	2.93	2.83	3.75	4.33
画像 4	2.83	3.17	4.17	4.25
画像 5	2.58	2.25	2.75	4.08
画像 6	2.83	2.67	3.83	4.5
画像 7	2.75	2.10	3.42	4.17
画像 8	3.58	2.83	4.17	4.58
画像 9	1.67	2.00	2.92	3.58
画像 10	3.08	3.00	4.67	3.25
平均	2.78	2.58	3.68	4.12

*評価スコアが 4 を超えたものに色付けしている

4.4 むすび

本章では実際に作成した画像の紹介とそれらを用いた評価実験の結果を述べた. 評価実験から提案手法により, わずかだが改善できたことが分かった.

第 5 章 結論

5.1 結論

本論文では CartoonGAN の問題点を改善するために, 指定した箇所を鮮明にする手法を提案した. 評価実験の結果から提案した手法は CartoonGAN の作成画像を多少改善できることが分かった. しかし, 画像によっては評価が下がる場合があることが分かった. また, 合成率 8:2 で作成した画像の多くがわずかだがスコア 4 より高い数値になっていることを考慮すると全体画像と顔画像の合成の違和感が評価に影響しているのではないかと考えられる. 図 5 でも示したように写真の一部をピックアップして変換した場合, 目に見えて変換結果が変わっていることを踏まえるところから評価スコアを改善するためには画像の加工をどれだけ全体画像の色に合わせられるかが重要であると考えられる.

5.2 今後の課題

顔画像を全体画像の肌の色に加工し自然な画像に合成する方法を見つけることが今後の課題である. 今回の提案手法では顔検出を用いて抽象化倍率を変える箇所を指定したが, 処理で使うのは指定画像の分布している数値なので, 使用者が任意の場所を指定するという仕様にするによりうまく抽象化した画像が作成できるのではないかと考えられる.

謝辞

最後に, 適切な指導を賜った渡辺教授に感謝いたします. また, 論文作成時に助言をいただいた早稲田大学 GAN ゼミの皆さま, 評価実験アンケートに答えてくださった方々にも感謝の意を表します.

参考文献

- [1] Toonify Yourself, <https://toonify.photos/original>(2021年1月30日アクセス)
- [2] Yang Chen, Yu-Kun Lai, Yong-Jin Liu*, CartoonGAN: Generative Adversarial Networks for Photo Cartoonization, https://openaccess.thecvf.com/content_cvpr_2018/papers/Chen_CartoonGAN_Generative_Adversarial_CVPR_2018_paper.pdf(2021年1月30日アクセス)
- [3] CartoonGAN: Generative Adversarial Networks for Photo Cartoonization を読んだ, <https://qiita.com/d-ogawa/items/e0840874446ae711656f>, (2021年1月30日アクセス)
- [4] Pixabay, <https://pixabay.com/images/id-2212129/>(2021年1月30日アクセス)
- [5] Pixabay, <https://pixabay.com/images/id-1793416/>(2021年1月30日アクセス)
- [6] Pixabay, <https://pixabay.com/images/id-5380651/>(2021年1月30日アクセス)
- [7] Pixabay, <https://pixabay.com/images/id-5839368/>(2021年1月30日アクセス)
- [8] Pixabay, <https://pixabay.com/images/id-866662/>(2021年1月30日アクセス)
- [9] Pixabay, <https://pixabay.com/images/id-2733039/>(2021年1月30日アクセス)