

GAN と CNN を用いた絵画のカラー化

colorization using GAN and CNN

佐藤 和那嘉[†]
Wanaka Sato

新家 歩[‡]
Ayumu Shinya

ターウォンマツ ラック[†]
Ruck Thawonmas

原田 智広[†]
Tomohiro Harada

1. はじめに

昨年発表された, CycleGAN と呼ばれる深層学習が注目を浴びている. CycleGAN は GAN の 1 つとして提案された. 本論文では濃淡画像の自動カラー化という分野での CycleGAN の応用を行う. GAN による画像の生成の質は高く, 自動カラー化の分野でも質の高さが期待できる. 画像の生成の観点から CycleGAN をカラー化に応用し, より良いカラー画像を生成する.

2. 関連研究

2.1 GAN(Generative Adversarial Network)

GAN(Generative Adversarial Network) とは, 深層学習の手法の 1 つである. GAN は訓練データを学習し, それらに似たデータを生成するモデルの一種である. GAN には generator と discriminator という 2 つのネットワークがあり, それぞれが独立した学習を行う. generator は訓練データによく似たデータを生成することを目的としている. 一方, discriminator はデータが訓練データのものか, generator により生成されたものかを誤ることなく判別することを目的としている. 最終的に generator は discriminator でも判別することの出来ないようなデータを生成するようになり, discriminator は生成データと訓練データの区別がつかなくなるため, 正答率が 50% となる.

2.2 CycleGAN(Cycle Generative Adversarial Network)

CycleGAN(Cycle Generative Adversarial Network) とは, GAN の応用法の 1 つである. CycleGAN は図 1 のように 2 つのドメイン間での画像変換に使用される. CycleGAN は通常の変換を行った画像に対し, 逆方向への変換を行えば元の画像に戻るという仮説の基提案された手法であり, 通常の変換に加えて, 逆方向への変換を行い, 学習の精度を高める. CycleGAN には 4 つの独立したネットワークが学習を行う. 通常の変換を行う generator と逆方向への変換を行う generator, 変換前の判別を行う

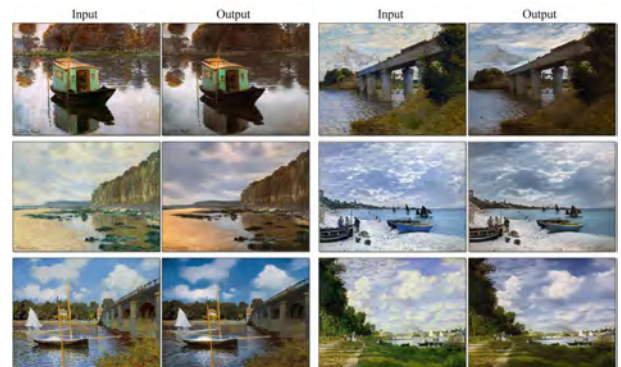


図 1: CycleGAN の例. 入力側のドメインから出力側のドメインへの画像を行う. 図は自然画像と絵画画像間での変換を行っている例.



図 2: CycleGAN による自動カラー化の実行結果. 左が濃淡画像で, 右側がカラー化の結果である.

discriminator と変換後の判別を行う discriminator の 4 つである.

3. 提案

本章では, CycleGAN を用いた濃淡画像の自動カラー化, 及びカラー化に適した濃淡画像の生成提案を行う.

3.1 CycleGAN による自動カラー化

濃淡画像の訓練セットとカラー画像の訓練セットを CycleGAN で学習する. 本論文では浮世絵の濃淡画像とカラー画像を用いて学習している. 図 2 が自動カラー化の実行結果である. これより CycleGAN を用いた濃淡画像の自動カラー化が可能であると言える.

3.2 カラー化に適した濃淡画像の生成

3.1 の手法でも濃淡画像のカラー化は可能であるが, より精度の高いカラー画像を生成するため, ここで新たな処理を加えることを提案する.

[†] 立命館大学情報理工学部, Ritsumeikan University of Information Science and Engineering

[‡] 立命館大学大学院情報理工学研究科, Graduate School of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University

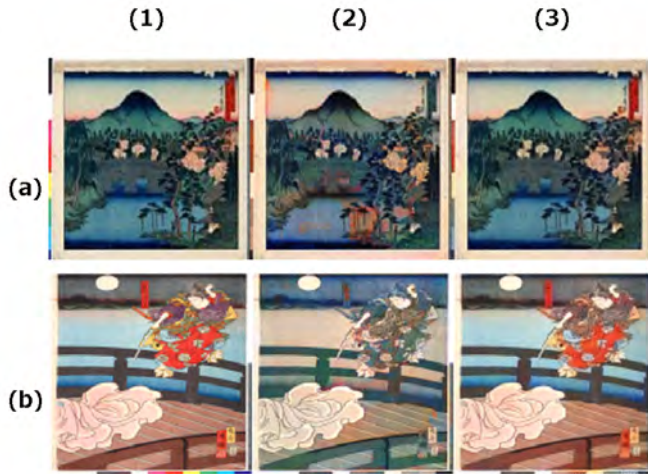


図 3: (1) オリジナルのカラー画像,(2)CycleGAN による自動カラー化の出力結果,(3)CycleGAN により濃淡化された画像を CycleGAN によってカラー化した出力結果

3.1の手法を実行すると,逆方向への変換により,カラー画像を濃淡画像に変換したものが生成される.そしてその濃淡画像を CycleGAN でカラー化した画像を図 3 の (3) に示す.図 3 より CycleGAN で生成された濃淡画像がオリジナルのカラーにより近くなっている.これは CycleGAN がドメイン間での変換を行う手法であるため,CycleGAN で生成された濃淡画像のほうが通常の濃淡画像よりカラー化に適しているからである.

これを基に,CycleGAN を用いて通常の濃淡画像と CycleGAN で生成された濃淡画像間での変換を学習することにより,通常の濃淡画像を CycleGAN によるカラー化に適した濃淡画像に変換する手法を提案する.

4. 実験

CycleGAN による浮世絵画像の自動カラー化と,CycleGAN によるカラー化に適した濃淡画像のカラー化を行う.本論文では訓練セットに Wikiart の浮世絵データセットとそれを濃淡化させたものを使用した.またテストセットには立命館大学 ARC 所蔵浮世絵検索閲覧システムの浮世絵を濃淡化した画像を使用した.濃淡化には式 (1) を使用した.式 (1) は RGB 値からそのピクセルの輝度 Y を求める式である.

$$Y = 0.299 * R + 0.587 * G + 0.114 * B \quad (1)$$

5. 結果

図 4 より,CycleGAN による出力結果がカラー化が出来ていることがわかる.CycleGAN に適した濃淡画像のカラー化の出力結果についても同様にカラー化が出来ていることがわかる.また CycleGAN による自動カラー化

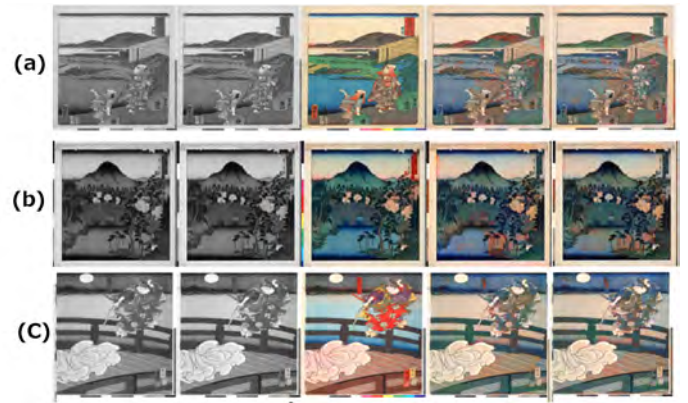


図 4: 実験結果.左から使用した濃淡画像,CycleGAN によるカラー化に適した濃淡画像,オリジナルのカラー画像,CycleGAN による自動カラー化の出力結果,CycleGAN によるカラー化に適した濃淡画像のカラー化の出力結果

の結果と CycleGAN に適した濃淡画像のカラー化の結果の間に差があることも確認できる.しかし,CycleGAN によるカラー化に適した濃淡画像でもオリジナルに近いカラー化はできていない.これは図 4 から分かるように,通常の濃淡画像と CycleGAN で生成された濃淡画像の間の差が少ないためであると考えられる.

6. 今後の課題

CycleGAN による通常の濃淡画像から CycleGAN によるカラー化に適した濃淡画像への変換は良い結果を得られなかった.よって別の手法による変換の必要がある.そこで通常の濃淡画像と CycleGAN で生成された濃淡画像の輝度値を分析し,この 2 つの画像間の関係性を表す変数を模索する.これにより CycleGAN によるカラー化に適した濃淡画像の生成が可能となれば,より精度の高いカラー化が実現できる.

参考文献

- [1] I.Goodfellow, J.Pouget-Abadie, M.Mirza, B.Xu, D.Wardefarley, S.Ozair, A.Courville, and Y.Bengio, "Generative adversarial nets". In NIPS, 2014.
- [2] Jun-YanZhu, TaesungPark, PhillipIsola, and AlexeiA.Efros, "Unpairedimage-to-imagetranslation usingcycle-consistent adversarial networks". CoRR, abs/1703.10593, 2017.