

卒業論文概要書

Summary of Bachelor's Thesis

Date of submission: 02/02/2021

学科名 Department	情報理工	氏名 Name	有本麻梨香	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	1W172021-8 ^{CD}		
研究題目 Title	欠損部のエッジの連続性を考慮した画像修復手法の検討 A Study on Image Inpainting Method Considering Edge Connectivity of Defects				

1. まえがき

スマートフォンの普及により人々が手軽に写真を撮影するようになった近年、画像修復へのニーズが高まっている。画像修復とは画像の欠落した領域を自動修復する技術である。この技術を用いることで、破損、汚損等によって一部が欠損した写真を復元したり、写真に写り込んでしまった不必要な物体や人を除去したりすることが可能となる。

従来画像修復手法として Free-Form Image Inpainting with Gated Convolution[1] や EdgeConnect[2]の研究が挙げられるが、これらの手法では修復領域の線が歪んだり、不自然な色合いとなったりする課題が存在する。そこで本研究では、従来手法で見られた修復領域の線の歪みや不自然な色合いの改善する新しい画像修復手法を提案する。

2. 従来画像修復手法

Free-Form Image Inpainting with Gated Convolution (以下 Gated Conv.) とは、Gated Convolution および SN-PatchGAN のアーキテクチャの採用により、自由形式の領域における画像修復を実現した画像修復手法である。GAN の生成器に Gated Convolution を中心とした CNN、識別器に SN-PatchGAN を採用している。通常の RGB 画像、マスク画像を入力して行う画像修復に加えて、RGB 画像、マスク画像とともにユーザーがスケッチしたガイド画像をスケッチチャンネルに入力することで、ガイドの線に沿って画像修復をすることが可能である。

EdgeConnect とは、エッジマップを利用した画像修復手法である。エッジマップの修復を行う GAN と画像全体の修復を行う GAN で構成される。はじめに RGB 画像のエッジマップを生成し、欠損部のエッジを修復する。次に修復されたエッジに沿って画像修復を行う。

3. 提案手法

従来手法の修復領域における線の歪みを改善するために、エッジを抽出して修正するエッジ生成部と、修正されたエッジに沿って修復を行う画像修復部を用いた画像修復手法を提案する。画像修復部は Gated Conv. のみで構成される。エッジ生成部では EdgeConnect によって修復された RGB 画像を DexiNed[3]によってエッジ検出し、色反転をしてエッジマップを生成する。提案手法の構造を図 1、エッジ生成部の構造を図 2 に示す。

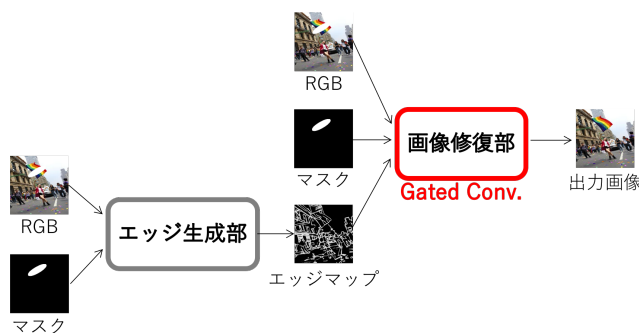


図 1 提案手法の構造

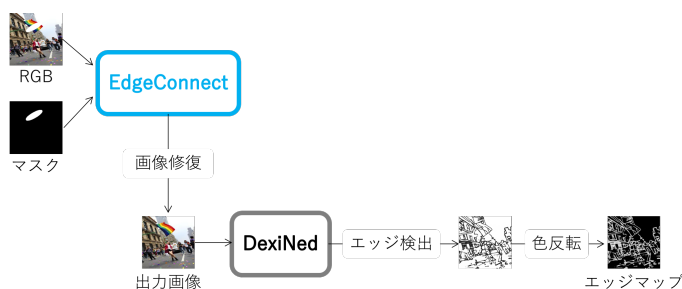


図 2 エッジ生成部の構造

4. 実験

Places365[4]から 1,434,892 枚を使用して Gated Conv.の学習を行った。また Gated Conv.のスケッチチャンネルを有効にするために、エッジ検出手法である Canny フィルタ[5]を用いて学習データのエッジマップ生成を行い、Gated Conv.の学習に用いた。

Places365 より 15 枚の画像をランダムに選択し、提案手法によるエッジマップ生成および画像修復を行った。実験結果を図 3 に示す。



図 3 エッジマップ生成結果および画像修復結果

図 3 上段および中段は提案手法の成功例である。従来手法の Gated Conv.や EdgeConnect に比べて視覚的に自然な形で修復を行うことに成功した。それに対して、図 3 の下段は提案手法の失敗例である。修復部の色のぼやけが目立ち、従来手法と比べて優れた結果を得られなかった。15 枚のオリジナル画像と修復結果の PSNR と SSIM[6]の平均値を算出したところ、従来手法の方が提案手法より高い結果となった。

欠損部の色の境界が曖昧でグラデーションとなっている画像やエッジが単純な画像では、エッジマップをガイドとして入れなくても自然な形の画像修復が容易であるため、提案手法より自然な色合いで修復できる従来手法が優れた結果を得るが、欠損部の色の境界がはっきりとしている画像やエッジが複雑である画像はエッジマップをガイドとして画像修復を行う提案手法の方が優れた結果を得られると考えられる。そこで、欠損部の色の境界がはっきりとしている画像やエッジが複雑である画像を 4 枚選択し、オリジナル画像と修復結果の PSNR と SSIM の平均

値を算出し、評価を行った。表 1 に 4 枚の PSNR 平均値および SSIM 平均値を示す。

表 1 従来手法と提案手法の評価結果 (4 枚)

	Gated Conv.	EdgeConnect	提案手法
PSNR	37.1764	37.8552	38.2318
SSIM	0.9924	0.9943	0.9945

表 1 より、提案手法の PSNR 値および SSIM 値は従来手法よりも高い結果となった。したがって、欠損部の色の境界がはっきりとしている画像やエッジが複雑である画像の修復では、従来手法より提案手法の方が優れた結果を得ることが確認できた。

5. むすび

本研究では、従来の画像修復手法である Gated Conv.と EdgeConnect を用いて、新しい画像修復手法を提案した。実験では Gated Conv.の学習を行い、提案手法による画像修復を実行した。Places365 より 15 枚をランダムに選択し、従来手法と提案手法の画像修復結果を PSNR および SSIM によって比較した結果、提案手法は従来手法に比べて各値が低い結果となった。そこで、欠損部の色の境界がはっきりとしている画像やエッジが複雑である画像を 4 枚選択して PSNR 平均値および SSIM 平均値を求めた結果、提案手法は従来手法に比べて優れた結果を得ることに成功した。

参考文献

- [1] J. Yu, Z. Lin, J. Yang, X. Shen, X. Lu, and T. S. Huang, "Free-Form Image Inpainting With Gated Convolution", 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), pp. 4470–4479, Oct, 2019.
- [2] K. Nazeri, E. Ng, T. Joseph, F. Qureshi, and M. Ebrahimi, "EdgeConnect: Structure Guided Image Inpainting using Edge Prediction", 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshop (ICCVW), pp. 3265–3274, Oct, 2019.
- [3] X. Soria, E. Riba, and A. Sappa, "Dense Extreme Inception Network: Towards a Robust CNN Model for Edge Detection", 2020 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV), pp. 1912–1921, Mar, 2020.
- [4] B. Zhou, A. Lapedriza, A. Khosla, A. Oliva, and A. Torralba, "Places: A 10 Million Image Database for Scene Recognition", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 40, no. 6, pp. 1452–1464, Jun, 2018.
- [5] John Canny, "A Computational Approach to Edge Detection", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. PAMI-8, no. 6, pp. 679–698, Nov, 1986.
- [6] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity", IEEE Transactions on Image Processing, vol. 13, no. 4, pp. 600–612, Apr, 2004.

2020 年度 卒業論文

欠損部のエッジの連続性を考慮した
画像修復手法の検討

A Study on Image Inpainting Method
Considering Edge Connectivity of Defects

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 情報理工学科
1W172021-8

有本 麻梨香

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	従来の画像修復手法	2
2.1	まえがき	2
2.2	Free-Form Image Inpainting with Gated Convolution の概要	2
2.2.1	Gated Convolution	3
2.2.2	SN-PatchGAN	3
2.3	EdgeConnect の概要	3
2.4	むすび	4
第3章	提案手法	5
3.1	まえがき	5
3.2	提案手法	5
3.2.1	基本構造	5
3.2.2	エッジマップ生成部	6
3.2.3	画像修復部	6
3.3	評価方法	6
3.4	むすび	6
第4章	提案手法	8
4.1	まえがき	8
4.2	Gated Conv. の学習	8
4.3	画像修復実験 1-1	8
4.3.1	EdgeConnect 単体によるエッジマップ生成	8
4.3.2	Edgemap1-1 を用いた画像修復	8
4.3.3	評価および考察	9
4.4	画像修復実験 1-2	11
4.4.1	Edgemap1-1 の手書き修正によるエッジマップ生成	11
4.4.2	Edgemap1-2 を用いた画像修復	11
4.4.3	評価および考察	12
4.5	画像修復実験 2	14
4.5.1	EdgeConnect および DexiNed を用いたエッジマップ生成	14
4.5.2	Edgemap2 を用いた画像修復	14
4.5.3	評価および考察	15
4.5.3.1	ランダムに選択した画像の修復結果	15
4.5.3.2	欠損部のエッジが複雑である画像単体の修復結果	17
4.6	むすび	17

第 5 章	結論と今後の課題	18
5.1	結論	18
5.2	今後の課題	18
謝辞	19
参考文献	20
図一覧	21
表一覧	22

第1章 序論

1.1 研究背景

スマートフォンの普及により人々が手軽に写真を撮影するようになった近年、画像修復へのニーズが高まっている。画像修復とは画像の欠落した領域を自動修復する技術である。この技術を用いることで、破損、汚損等によって一部が欠損した写真を復元したり、写真に写り込んでしまった不必要な物体や人を除去したりすることが可能となる。

1.2 関連研究と問題点、および研究目的

一般的に画像修復手法は、拡散ベース、パッチベース、学習ベースの三つに分けられる。まず拡散ベースの手法では、周辺ピクセルの加重平均をとることによって欠損領域を修復するため、大きな範囲を再構成しづらいという欠点がある。次にパッチベースの手法では、欠損領域の周辺と類似している領域を画像全体から探し、見つかった領域を欠損領域にコピーすることで画像修復を行う。この手法は欠損領域と類似している領域が欠損領域外に存在することが前提となっており、類似している領域がそもそも欠損領域外に存在しなかったり、出現頻度が低かったりする場合は修復が困難である。最後に学習ベースの手法では、Generative Adversarial Networks(GAN)を用いて得られた学習データから、欠損領域を修復する。拡散ベースやパッチベースとは異なり、学習ベースの手法は欠損領域外の情報を用いて画像修復を行うわけではないため、大きな範囲の再構成や画像内で出現頻度が低い領域の再構成がしやすい特徴がある。従来の学習ベースの手法としてFree-Form Image Inpainting with Gated Convolution[1]やEdgeConnect[2]の研究が挙げられるが、これらの手法では修復領域の線が歪んだり、不自然な色合いとなったりする課題が存在する。

そこで本論文では、学習ベースによる新しい画像修復手法を提案する。提案手法では従来手法で見られた修復領域の線の歪みや不自然な色合いの改善を図る。

1.3 本論文の構成

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、関連研究と問題点、および研究目的について述べる。

第2章は本研究で用いる従来の画像修復手法について述べる。

第3章は本研究の提案手法について述べる。

第4章は本研究で行った実験の概要、結果および考察について述べる。

第5章は結論と今後の課題について述べる。

第 2 章 従来の画像修復手法

2.1 まえがき

本章では、本研究で用いる画像修復手法である Free-Form Image Inpainting with Gated Convolution および EdgeConnect について述べる。Free-Form Image Inpainting with Gated Convolution は Gated Convolution を中心とした CNN を生成器、SN-PatchGAN を識別器とすることで画像修復を行う手法である。Free-Form Image Inpainting with Gated Convolution の基本構造、Gated Convolution の概要、および SN-PatchGAN の概要について述べる。EdgeConnect は欠損部のエッジ修復を行う Edge Generator および画像修復を行う Image Completion Network の二つの GAN で構成される画像修復手法である。EdgeConnect の基本構造について述べる。

2.2 Free-Form Image Inpainting with Gated Convolution の概要

Free-Form Image Inpainting with Gated Convolution とは、Gated Convolution および SN-PatchGAN のアーキテクチャの採用により、自由形式の領域における画像修復を実現した画像修復手法である。GAN の生成器に Gated Convolution を中心とした CNN、識別器に SN-PatchGAN を採用している。

また通常の RGB 画像、マスク画像を入力して行う画像修復に加えて、RGB 画像、マスク画像とともにユーザーがスケッチしたガイド画像をスケッチチャンネルに入力することで、ガイドの線に沿って画像修復をすることが可能である。

図 2.1 に Free-Form Image Inpainting with Gated Convolution の基本構造を示す。

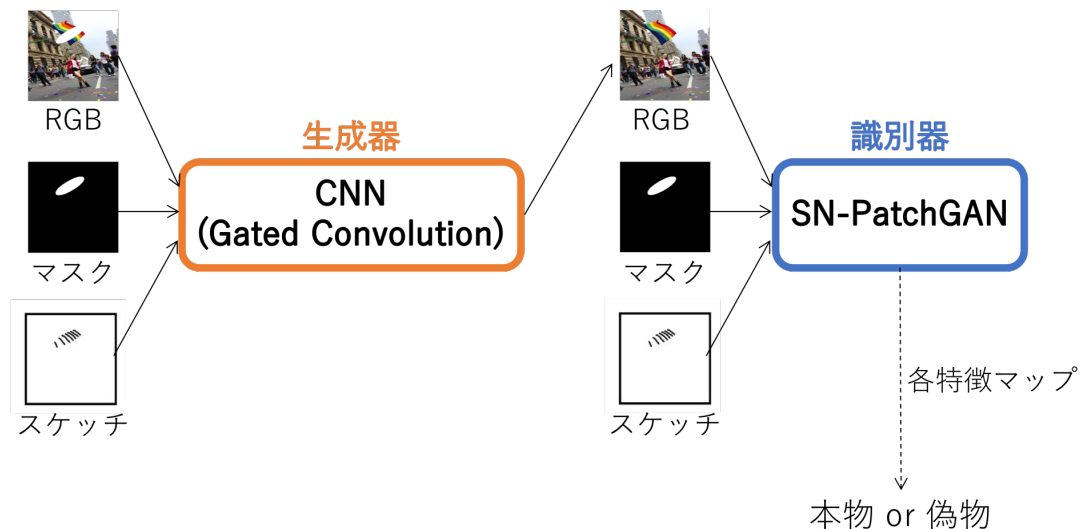


図 2.1 Free-Form Image Inpainting with Gated Convolution の基本構造

2.2.1 Gated Convolution

Gated Convolution とは、ユーザーのスケッチによって修復領域を決定するような自由形式の画像修復タスクを実現するために提案された畳み込み手法である。

従来の画像修復手法では、修復領域・非修復領域に関わらず全てのピクセルを畳み込んでしまっていたために、修復後に色違いやぼやけ、境界での不自然な切れ目が発生してしまう問題があった。そこで修復領域をマスクし、非修復領域のピクセルのみに依存して畳み込みを行うことで、修復後に発生する色違いやぼやけ、境界での不自然な切れ目を改善する Partial Convolution[3]が提案された。しかしながら、ユーザーのスケッチによって修復領域を決定づけるような自由形式の画像修復タスクにおいては、Partial Convolution による畳み込みを重ねて使用すると深層部で全ピクセルが非修復領域と見なされ、ネットワークが学習できない問題が発生する。

この問題を解決するために、Gated Convolution では動的に特徴量を選択して畳み込みを行う。Partial Convolution が静的にマスクをアップデートして畳み込みを行うのに対し、Gated Convolution はデータからの学習を通して動的に変化しながら畳み込みを行うため、深層部でもマスクの情報を失うことなく学習することが可能となる。

2.2.2 SN-PatchGAN

SN-PatchGAN は、カーネルサイズが5、ストライド幅が2の六つの畳み込み層から構成され、畳み込み層から出力された各特徴マップに対して本物か偽物かの判定を行うGANである。各畳み込み層ではGANを安定化する手法である spectral normalization[4]が用いられている。

矩形領域の画像修復を前提としていた従来のGANとは異なり、自由形式の画像修復ネットワークの識別器に適したGANである。学習が安定しており、処理が高速である。

2.3 EdgeConnect の概要

EdgeConnect とは、エッジマップを用いた画像修復手法である。エッジマップは各ピクセルがエッジ部か否かを示す。

EdgeConnect は Edge Generator および Image Completion Network の二つのGANから構成される。Edge Generator はグレースケール画像、エッジマップ、マスク画像を入力とし、生成器 G1 によって再構成されたエッジマップを出力とする。Image Completion Network は RGB 画像、生成器 G1 で再構成されたエッジマップを入力とし、生成器 G2 によって再構成された RGB 画像を出力とする。生成器 G1 と生成器 G2 は識別器 D1、識別器 D2 を用いてそれぞれ別々に学習を行った後に、識別器 D1 を抜いて生成器 G1 と生成器 G2 を End-to-End で学習する。

図 2.2 に EdgeConnect の基本構造を示す。

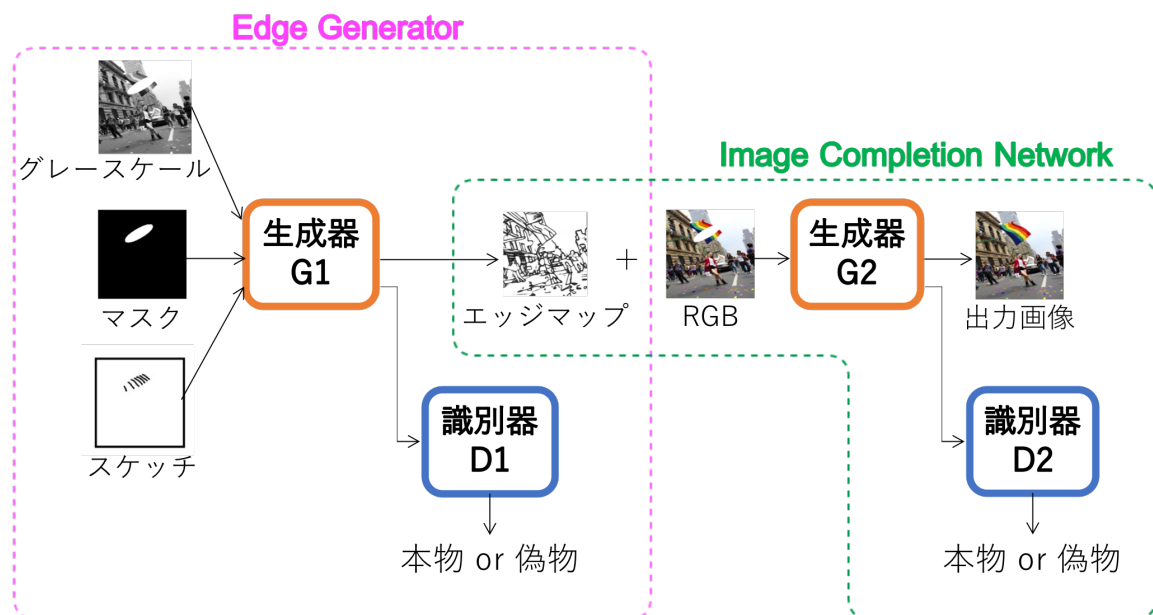


図 2.2 EdgeConnect の基本構造

2.4 むすび

本章では、本研究で用いる画像修復手法である Free-Form Image Inpainting with Gated Convolution および EdgeConnect について述べた。Free-Form Image Inpainting with Gated Convolution の基本構造に加え、Free-Form Image Inpainting with Gated Convolution を構成する Gated Convolution および SN-PatchGAN について説明した。また、EdgeConnect の基本構造について述べた。

第 3 章 提案手法

3.1 まえがき

本章では，Free-Form Image Inpainting with Gated Convolution(以下 Gated Conv.)と EdgeConnect を組み合わせることで，従来よりも自然な形に画像修復を行う手法を提案する．提案手法はエッジ生成部と画像修復部によって構成されており，欠損部のエッジ修正を行ったうえで画像修復を行うことで，従来手法よりもエッジ連続性を考慮した画像修復が可能となる．提案手法全体の構造，エッジ生成部の構造および画像修復部の構造について述べる．また，修復結果の評価方法について述べる．

3.2 提案手法

3.2.2 基本構造

図 3.1 に本研究で提案する画像修復手法の構造を示す．

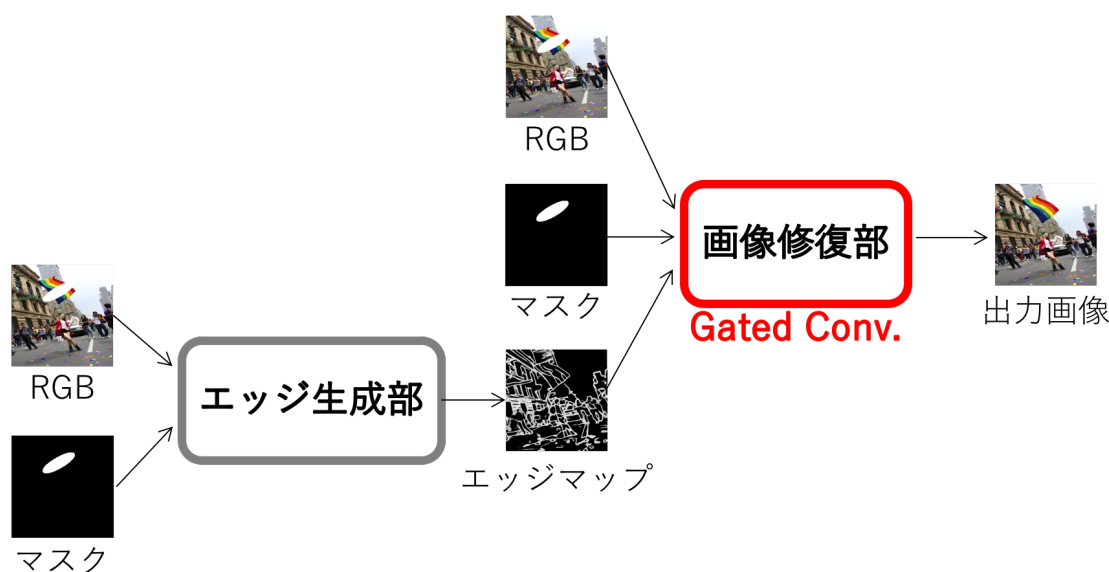


図 3.1 提案手法の構造

提案手法はエッジマップの生成，画像修復の 2 手順から構成される．まず，RGB 画像およびマスク画像をエッジ生成部に入力する．エッジ生成部では RGB 画像のエッジマップを生成し，欠損領域のエッジを修復したエッジマップを出力する．次に，画像修復部である Gated Conv. に RGB 画像，マスク画像，エッジ生成部で出力したエッジマップを入力し，画像修復を行った結果を出力する．

3.2.2 エッジマップ生成部

図 3.2 に提案手法のエッジ生成部の構造を示す。エッジ生成部では EdgeConnect によって修復された RGB 画像を DexiNed[5]によってエッジ検出し、色反転をしてエッジマップを生成する。

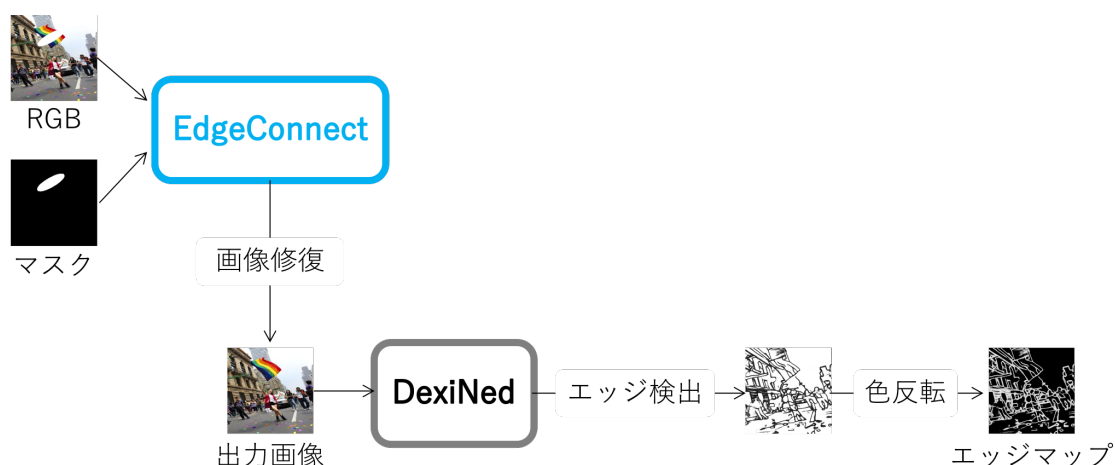


図 3.2 エッジ生成部の構造

3.2.3 画像修復部

画像修復部は Gated Conv.のみで構成される。エッジマップをスケッチチャンネルに入力することで、エッジマップの線に沿って RGB 画像の画像修復を行う。そして出力された画像を提案手法の最終的な画像修復結果とする。

3.3 評価方法

PSNR, SSIM[6]によって提案手法の評価を行う。PSNR および SSIM はどちらも画像類似度指標であり、SSIM は PSNR より人間の感覚に近い類似度を測定することが可能である。オリジナル画像と提案手法の修復結果の類似度を測定し、オリジナル画像と従来手法の修復結果の類似度と比較する。PSNR と SSIM は値が高いほど類似度が高いことを示す。風景シーンの画像データセット、Places365[7]を用いて、各手法の PSNR および SSIM の平均値を算出する。

提案手法は Gated Conv.の学習済みモデルによるテスト結果、EdgeConnect の学習済みモデルによるテスト結果との比較によって評価を行う。二つのモデルはどちらも Places365 より約 800 万枚を使用して学習が行われている。また、Gated Conv.への入力は RGB 画像とマスク画像のみであり、ガイドとなる画像を入力せずに画像修復を行った結果を用いた。

3.4 むすび

本章では、本研究で提案する画像修復手法の構造について述べた。また提案手法を構成するエッジ生成部、画像修復部の各構造について説明した。エッジ生成部でのエッジ修復を画像修復前に行うことで、エッジ連続性を考慮した画像修復を可能とした。さら

に修復結果の評価方法として PSNR および SSIM を採用した。PSNR および SSIM の概要，評価実験に用いるデータセット，提案手法の比較に用いる従来手法のモデルについて述べた。

第 4 章 実験

4.1 まえがき

本章では，本研究で提案した手法に基づく実験の概要，結果および考察について述べる．まず，提案手法の画像修復部を構成する Gated Conv. の学習を行う．次に画像修復前のエッジ修復が画像修復結果の品質に影響を与えるか否かを調べるために，予備実験として画像修復実験 1-1 と画像修復実験 1-2 を行う．画像修復実験 1-1 では EdgeConnect のみを用いて生成したエッジマップを利用して画像修復を行い，修復結果の評価および考察を行う．画像修復実験 1-2 では画像修復実験 1-1 で生成したエッジマップに手書きで修正を加えたエッジマップを利用して画像修復を行い，修復結果の評価および考察を行う．最後に，EdgeConnect および DexiNed によって生成したエッジマップを用いる提案手法によって画像修復実験 2 を行い，修復結果の評価および考察をする．

4.2 Gated Conv. の学習

画像修復を行うにあたって Places365 から 1,434,892 枚を使用して Gated Conv. の学習を行った．また Gated Conv. のスケッチチャンネルを有効にするために，エッジ検出手法である Canny フィルタ[8]を用いて学習データのエッジマップ生成を行い，Gated Conv. の学習に用いた．

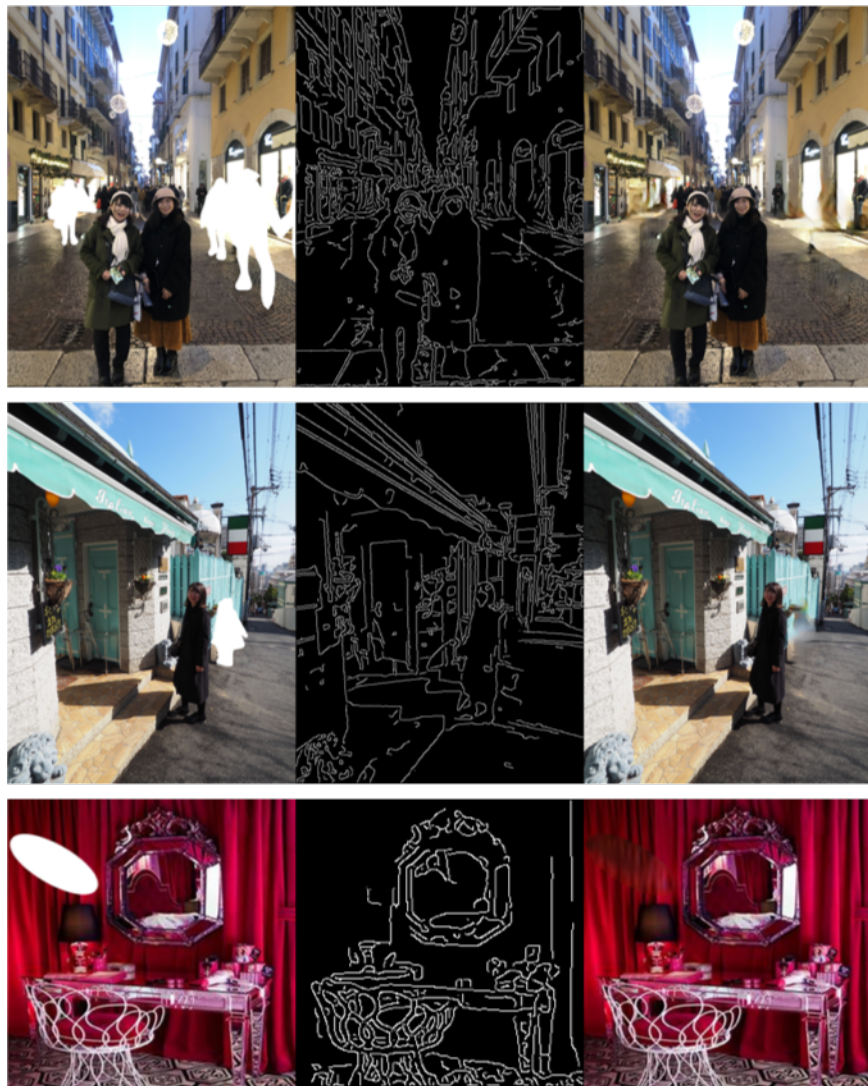
4.3 画像修復実験 1-1

4.3.1 EdgeConnect 単体によるエッジマップ生成

まず，EdgeConnect 単体によるエッジマップの生成を行った．以下，EdgeConnect 単体で生成されたエッジマップを Edgemap1-1 とする．

4.3.2 Edgemap1-1 を用いた画像修復

Gated Conv. に RGB 画像，マスク画像，Edgemap1-1 を入力し，画像修復結果を出力した．以下，この出力結果を Output1-1 とする．図 4.1 に Edgemap1-1 および Output1-1 の生成結果を示す．



Input Edgemap 1 - 1 Output 1 - 1

図 4.1 Edgemap1-1 および Output1-1 の生成結果

4.3.3 評価および考察

3.3 節に述べた評価方法により，従来手法の画像修復結果と Output1-1 の比較を行った．図 4.2 に各手法の画像修復結果の比較，表 4.1 に 15 枚の PSNR 平均値および SSIM 平均値を示す．

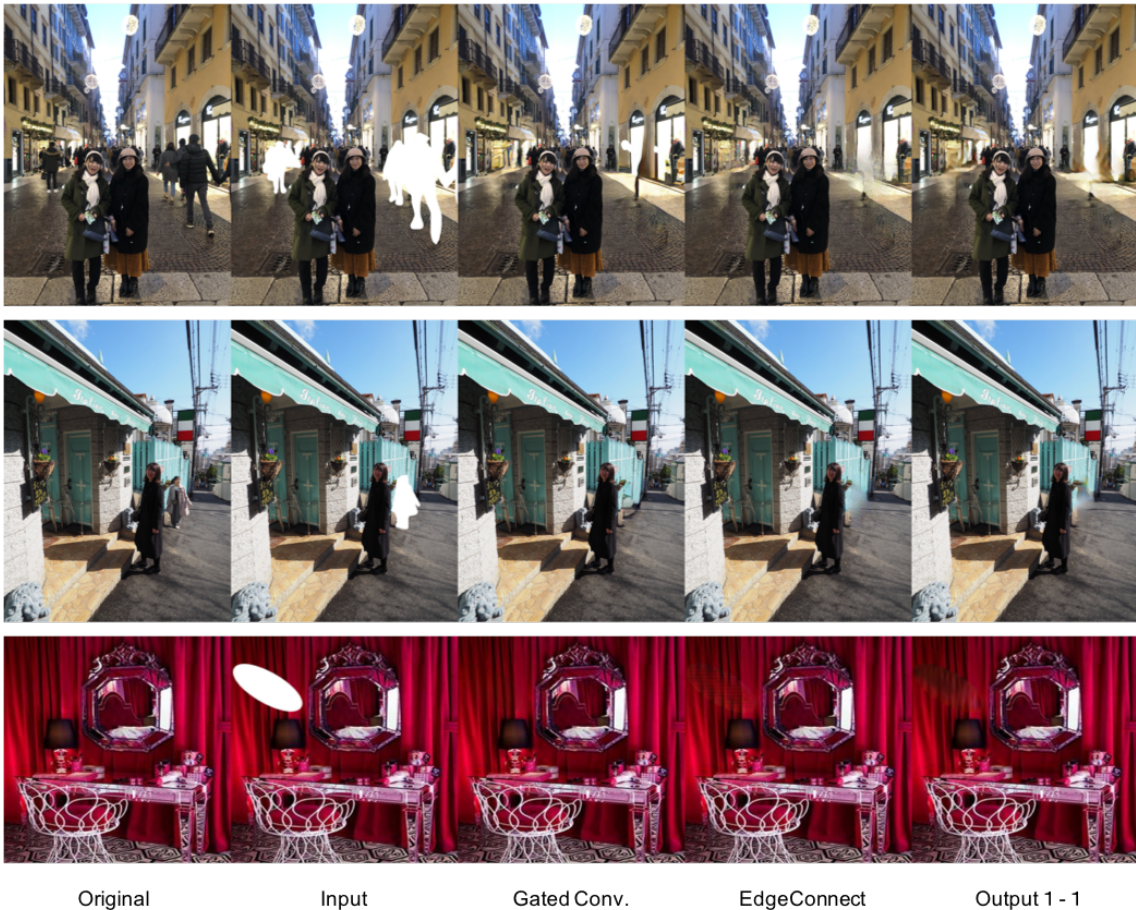


図 4.2 従来手法の画像修復結果と Output1-1

表 4.1 従来手法と Output1-1 の PSNR 値および SSIM 値 (15 枚)

	Gated Conv.	EdgeConnect	Output1-1
PSNR	33.8142	33.7958	32.7771
SSIM	0.9813	0.9821	0.9786

図 4.1, 表 4.2 より従来手法の修復結果と Output1-1 を比較すると, Output1-1 は従来手法と比べて精度が低い結果となった. これは EdgeConnect 単体で生成された Edgemap1-1 に誤った線や欠損している線が多く存在し, 画像修復時のガイドとして用いるには精度が不十分であるためだと考える.

そこで, エッジマップの誤った線や欠損している線がなくなれば, 画像修復時のガイドがより正確となり, 画像修復結果が向上すると仮説を立てる. エッジマップの品質が画像修復結果に影響を及ぼすかを確かめるために, 次の画像修復実験 1-2 を行った.

4.4 画像修復実験 1-2

4.4.1 Edgemap1-1 の手書き修正によるエッジマップ生成

次に, Edgemap1-1 の線を手書きで加えたり除去したりすることで, エッジマップの修正を行う. 以下, Edgemap1-1 を手書きで修正した結果を Edgemap1-2 とする. 図 4.3 に Edgemap1-1 の手書き修正のステップおよび Edgemap1-2 の生成結果を示す. 赤線は新しく加えた線, 青線は除去した線を示す.

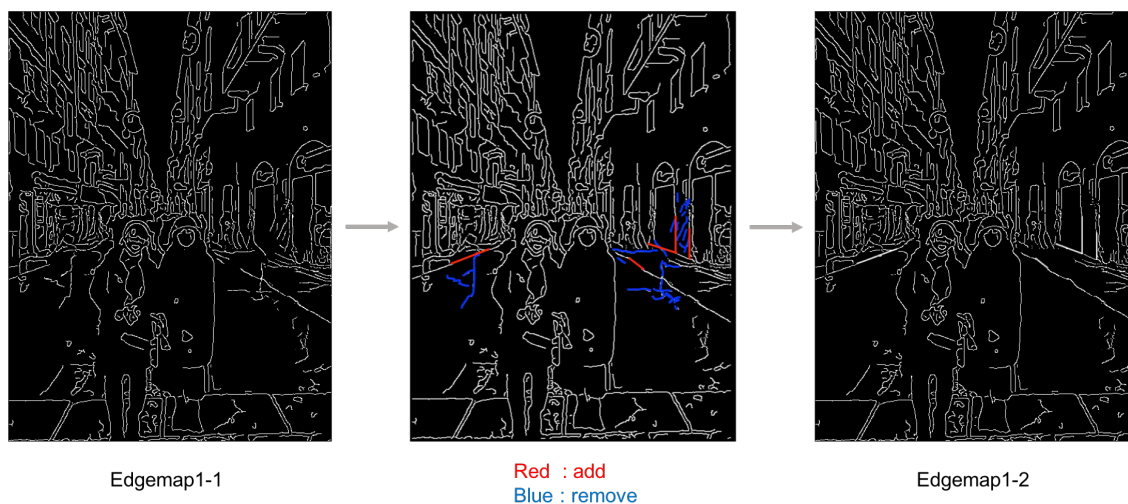


図 4.3 手書き修正のステップおよび Edgemap1-2 の生成結果

4.4.2 Edgemap1-2 を用いた画像修復

Gated Conv. に RGB 画像, マスク画像, Edgemap1-2 を入力し, 画像修復を行って結果を出力した. 以下, この出力結果を Output1-2 とする. 図 4.4 に Output1-2 の生成結果を示す.

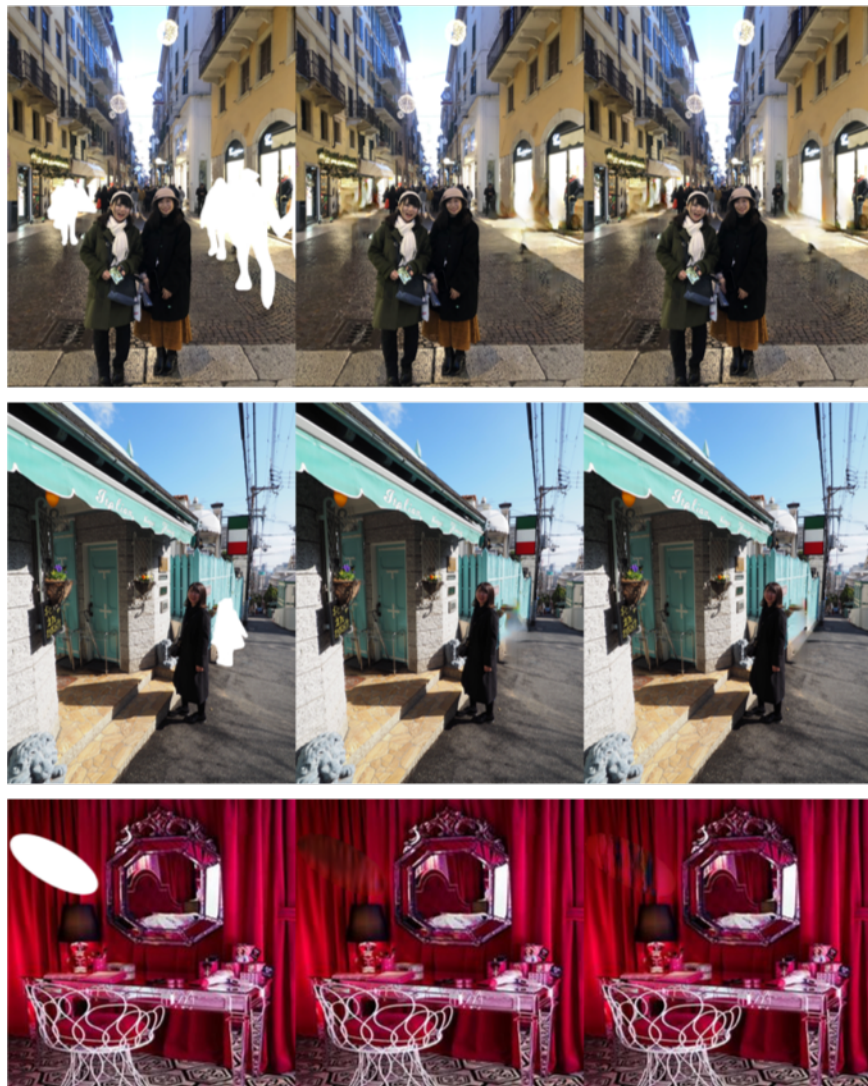


Input Edgemap 1-2 Output 1-2

図 4.4 Edgemap1-2 および Output1-2 の生成結果

4.4.3 評価および考察

3.3 節に述べた評価方法により, Output1-1 と Output1-2 の比較を行った. 図 4.5 に Output1-1 と Output1-2 の比較, 表 4.2 に 5 枚の PSNR 平均値および SSIM 平均値を示す.



Input

Output 1-1

Output 1-2

図 4.5 Output1-1 および Output1-2

表 4.2 Output1-1 と Output1-2 の PSNR 値および SSIM 値 (5 枚)

	Output1-1	Output1-2
PSNR	32.0740	33.7803
SSIM	0.9709	0.9798

図 4.5 および表 4.2 より, エッジマップをより正確なものにすることによって画像修復結果も向上することが確認できた. そこで次の画像修復実験 2 でより高品質なエッジマップの自動生成および画像修復を図る.

4.5 画像修復実験 2

4.5.1 EdgeConnect および DexiNed を用いたエッジマップ生成

3.2.2 節で述べたエッジ生成手法に基づいて、EdgeConnect および DexiNed を用いたエッジマップ生成を行った。以下、生成されたエッジマップを Edgemap2 とする。

4.5.2 Edgemap2 を用いた画像修復

Gated Conv.に RGB 画像，マスク画像，Edgemap2 を入力し，画像修復を行って結果を出力した。以下，この出力結果を Output2 とする。図 4.6 に Edgemap2 および Output2 の生成結果を示す。



Input

Edgemap2

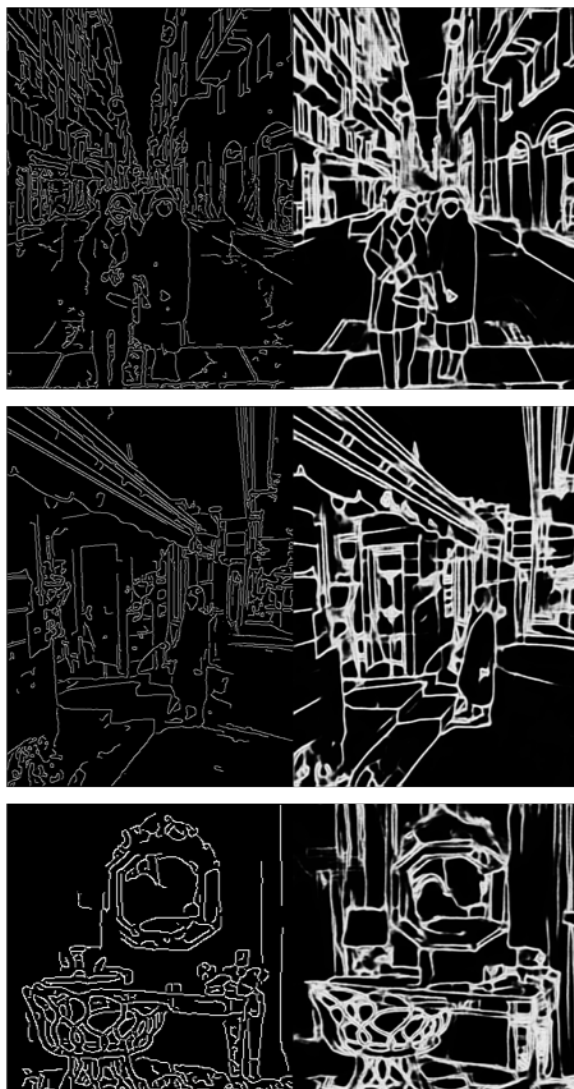
Output2

図 4.6 Edgemap2 および Output2 の生成結果

4.5.3 評価および考察

3.3 節に述べた評価方法により, 従来手法の画像修復結果と Output2 の比較を行った. 図 4.7 に Edgemap1-1 と Edgemap2 の比較, 図 4.8 に各手法の画像修復結果の比較, 表 4.3 に 15 枚の PSNR 平均値および SSIM 平均値を示す.

4.5.3.1 ランダムに選択した画像の修復結果



Edgemap 1-1

Edgemap2

図 4.7 Edgemap1-1 および Edgemap2

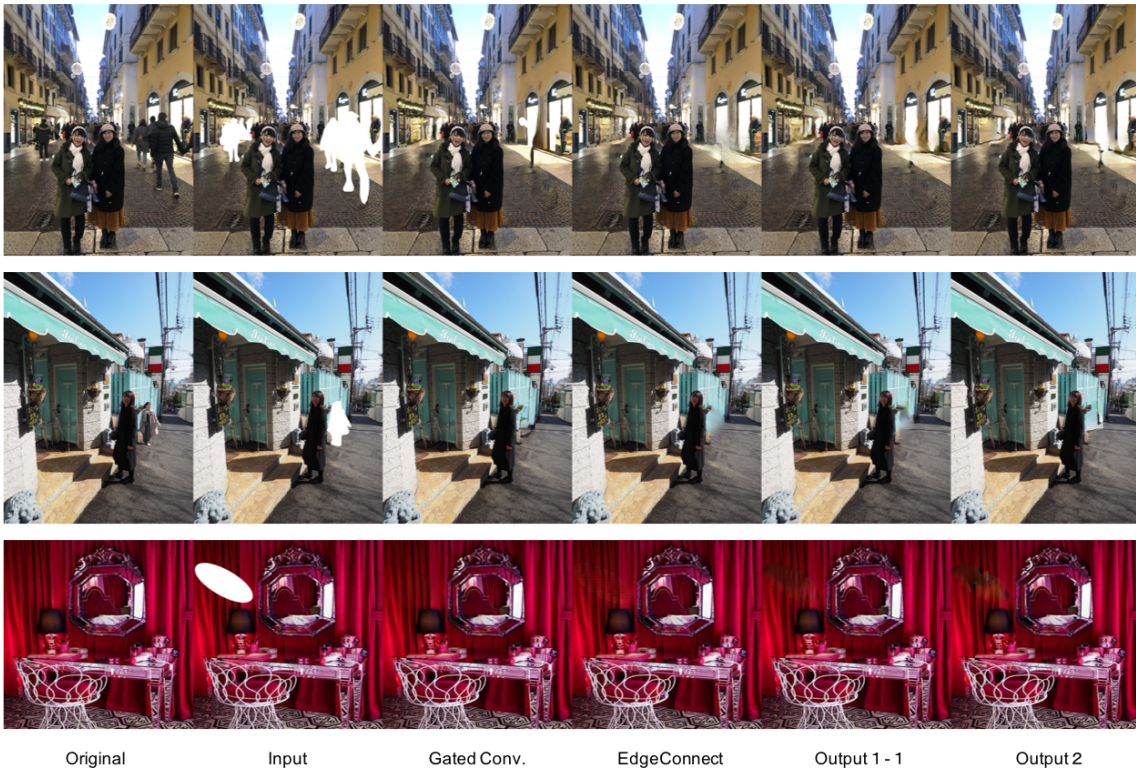


図 4.8 従来手法の画像修復結果と Output2

表 4.3 従来手法と Output2 の PSNR 値および SSIM 値 (15 枚)

	Gated Conv.	EdgeConnect	Output1-1	Output2
PSNR	33.8142	33.7958	32.7771	33.2393
SSIM	0.9813	0.9821	0.9786	0.9812

図 4.7 より, Edgemap2 は Edgemap1-1 より誤っているエッジや欠損しているエッジが少なく, より正確なエッジマップとなっていることがわかる. またエッジマップの精度向上によって, 画像修復結果である Output2 が Output1-1 より PSNR 値および SSIM 値が高い結果となったことが表 3 より確認できる. したがって, 画像修復実験 1-1 より画像修復実験 2 の方が高品質な画像修復結果を得ることができた.

図 4.8 の上段および中段は提案手法の成功例である. 従来手法の Gated Conv. や EdgeConnect に比べて視覚的に自然な形で修復を行うことに成功した. それに対して, 図 4.8 の下段は提案手法の失敗例である. 修復部の色のぼやけが目立ち, 従来手法と比べて優れた結果を得られなかった. このように, ランダムに選択した画像の修復結果は成功したものと失敗したものが混ざる結果となった.

表 3 より従来手法と Output2 を比較すると, Output2 は従来手法と比べて PSNR および SSIM が低いことが確認できる. これは, 3.3 節で述べたように従来手法の Gated Conv. や EdgeConnect は約 800 万枚の画像を使って学習を行ったのに対し, 提案手法に用いた Gated Conv. は約 140 万枚という少ない画像数で学習を行ったことが原因であると考えられる. 3.2.3 節で述べたように, 画像修復部は Gated Conv. のみで構成されており, 従来手法の Gated Conv. と異なる点はスケッチチャンネルの有無および学習に用いた画像

数のみである。そのため、提案手法の学習に用いる画像数を増やすことで、修復部の色のぼやけを改善して PSNR および SSIM を高めることができると考える。

4.5.3.2 欠損部のエッジが複雑である画像単体の修復結果

欠損部の色の境界が曖昧でグラデーションとなっている画像やエッジが単純な画像では、エッジマップをガイドとして入れなくても自然な形の画像修復が容易であるため、提案手法より自然な色合いで修復できる従来手法が優れた結果を得た。それに対して、欠損部の色の境界がはっきりとしている画像やエッジが複雑である画像はエッジマップをガイドとして画像修復を行う提案手法の方が優れた結果を得られると考えられる。

そこで、欠損部の色の境界がはっきりとしている画像やエッジが複雑である画像を4枚選択し、3.3節に述べた評価方法により従来手法の画像修復結果と Output2 の比較を行った。表 4.4 に4枚の PSNR 平均値および SSIM 平均値を示す。

表 4.4 従来手法と Output2 の PSNR 値および SSIM 値 (4枚)

	Gated Conv.	EdgeConnect	Output1-1	Output2
PSNR	37.1764	37.8552	37.1801	38.2318
SSIM	0.9924	0.9943	0.9943	0.9945

表 4.4 より、Output2 の PSNR 値および SSIM 値は従来手法よりも高い結果となった。したがって、欠損部の色の境界がはっきりとしている画像やエッジが複雑である画像の修復では、従来手法より提案手法の方が優れた結果を得ることができたと考えられる。

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の概要、結果および考察について述べた。画像修復実験 1-1 では、EdgeConnect 単体によって生成したエッジマップを利用した画像修復結果が、従来手法の修復結果より低品質であることを示した。画像修復実験 1-2 では、画像修復実験 1-1 で生成したエッジマップに手書きで修正を加えたエッジマップを利用して画像修復を行い、画像修復実験 1-1 と修復結果の比較を行った。エッジマップの品質が向上することによって、画像修復結果も向上することが確認できた。画像修復実験 2 では EdgeConnect および DexiNed によって生成したエッジマップを用いる提案手法での画像修復結果を示した。ランダムに選択した画像の修復結果では従来手法の修復結果より低品質となったが、欠損部の色の境界がはっきりとしている画像やエッジが複雑である画像の修復結果では従来手法よりも提案手法の方が優れていることを示した。

第5章 結論と今後の課題

5.1 結論

本研究では、従来の画像修復手法を組み合わせ、新しい画像修復手法を提案し、修復結果を評価した。提案手法では、EdgeConnect と DexiNed を用いてエッジマップ生成を行い、Gated Conv. に生成したエッジマップをガイドとして入力した。実験では Places365 の Train images より約 140 万枚を使用して Gated Conv. の学習を行い、提案手法による画像修復を実行した。従来手法の画像修復結果と提案手法の画像修復結果の PSNR 平均値および SSIM 平均値を求めた結果、提案手法は従来手法に比べて各値が低い結果となった。そこで、欠損部の色の境界がはっきりとしている画像やエッジが複雑である画像を選択して PSNR 平均値および SSIM 平均値を求めた結果、提案手法は従来手法に比べて優れた結果を得ることに成功した。

5.2 今後の課題

本研究の提案手法では、エッジマップ生成時に欠損部のエッジを完全に修復できず、欠損している線や誤った線を含む問題がある。したがって、エッジ生成部の構造を見直し、より正確にエッジマップの生成を行えるように修正していく必要がある。

謝辞

本論文の作成にあたり、熱心なご指導をいただいた渡辺裕教授に心より感謝いたします。

また、実験方法に関して助言をくださった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感謝いたします。

日頃から貴重な意見をくださり、研究室における温かい環境を提供してくださった渡辺研究室の皆様に感謝いたします。

最後に、私をここまで育ててくださり、常に心を支えてくださり、生活を支えてくださっている家族に感謝いたします。

参考文献

- [1] J. Yu, Z. Lin, J. Yang, X. Shen, X. Lu, and T. S. Huang, “Free-Form Image Inpainting With Gated Convolution”, 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), pp. 4470–4479, Oct, 2019.
- [2] K. Nazeri, E. Ng, T. Joseph, F. Qureshi, and M. Ebrahimi, “EdgeConnect: Structure Guided Image Inpainting using Edge Prediction”, 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshop (ICCVW), pp. 3265–3274, Oct, 2019.
- [3] G. Liu, F. A. Reda, K. J. Shih, T.-C. Wang, A. Tao, and B. Catanzaro, “Image inpainting for irregular holes using partial convolutions”, European Conference on Computer Vision (ECCV), pp. 85–100, Sep, 2018.
- [4] T. Miyato, T. Kataoka, M. Koyama, and Y. Yoshida, “Spectral Normalization for Generative Adversarial Networks”, ICLR 2018 Conference Blind Submission, Feb, 2018.
- [5] X. Soria, E. Riba, and A. Sappa, “Dense Extreme Inception Network: Towards a Robust CNN Model for Edge Detection”, 2020 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV), pp. 1912–1921, Mar, 2020.
- [6] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, “Image quality assessment: from error visibility to structural similarity”, IEEE Transactions on Image Processing, vol. 13, no. 4, pp. 600-612, Apr, 2004.
- [7] B. Zhou, A. Lapedriza, A. Khosla, A. Oliva, and A. Torralba, “Places: A 10 Million Image Database for Scene Recognition”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 40, no. 6, pp. 1452-1464, Jun, 2018.
- [8] John Canny, “A Computational Approach to Edge Detection”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. PAMI-8, no. 6, pp. 679-698, Nov, 1986.

図一覧

図 2.1	Free-Form Image Inpainting with Gated Convolution の基本構造	2
図 2.2	EdgeConnect の基本構造	4
図 3.1	提案手法の構造	5
図 3.2	エッジ生成部の構造	6
図 4.1	Edgemap1-1 および Output1-1 の生成結果	9
図 4.2	従来手法の画像修復結果と Output1-1	10
図 4.3	手書き修正のステップおよび Edgemap1-2 の生成結果	11
図 4.4	Edgemap1-2 および Output1-2 の生成結果	12
図 4.5	Output1-1 および Output1-1	13
図 4.6	Edgemap2 および Output2 の生成結果	14
図 4.7	Edgemap1-1 および Edgemap2	15
図 4.8	従来手法の画像修復結果と Output1-1	16

表一覧

表 4.1	従来手法と Output1-1 の PSNR 値および SSIM 値 (15 枚)	10
表 4.2	Output1-1 と Output1-2 の PSNR 値および SSIM 値 (5 枚)	13
表 4.3	従来手法と Output2 の PSNR 値および SSIM 値 (15 枚)	16
表 4.4	従来手法と Output2 の PSNR 値および SSIM 値 (4 枚)	17