

2023/02/16(木) 卒業論文発表
会

SRGANに基づいた敵対的学習からの ノイズ除去能力の検証

宮崎大学 工学部情報システム工学科

67190524 矢部優奈

指導教員 椋木雅之

研究背景

画像データを取り扱う機会が増加している
ノイズのある画像から
ノイズのない画像を生成する手法の需要



ノイズのある画像

画像からのノイズ除去



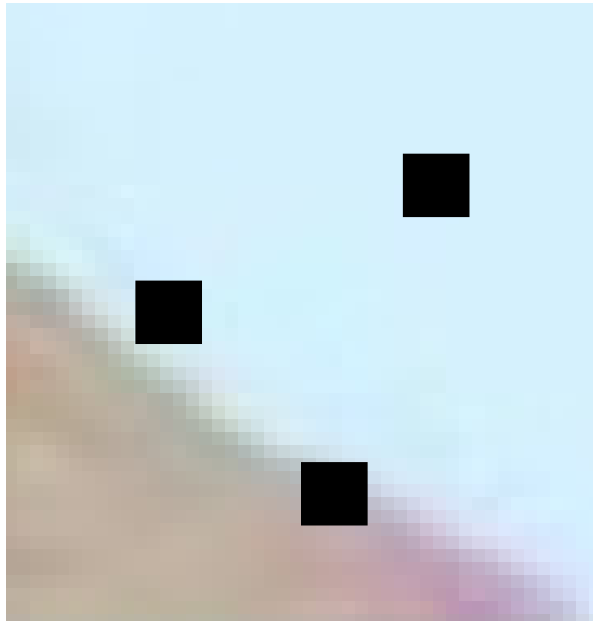
ノイズのない画像

研究目的

超解像の技術（SRGAN）をもとに、画像からのノイズ除去は可能か調査

- SRGANをもとにノイズ除去画像生成のための学習
- 様々なノイズ画像を与え、生成されたノイズ除去画像の評価

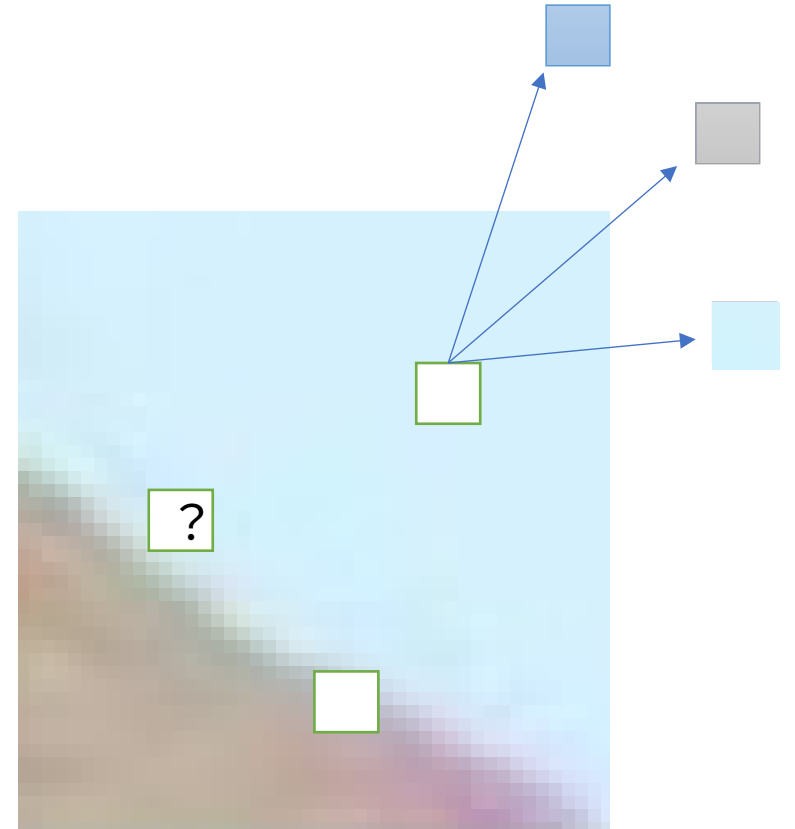
ノイズ除去



ノイズのある画像



ノイズ除去



ノイズ部分の画素値は未知

→無数の画素値の候補の中から解を推定する
不良設定問題

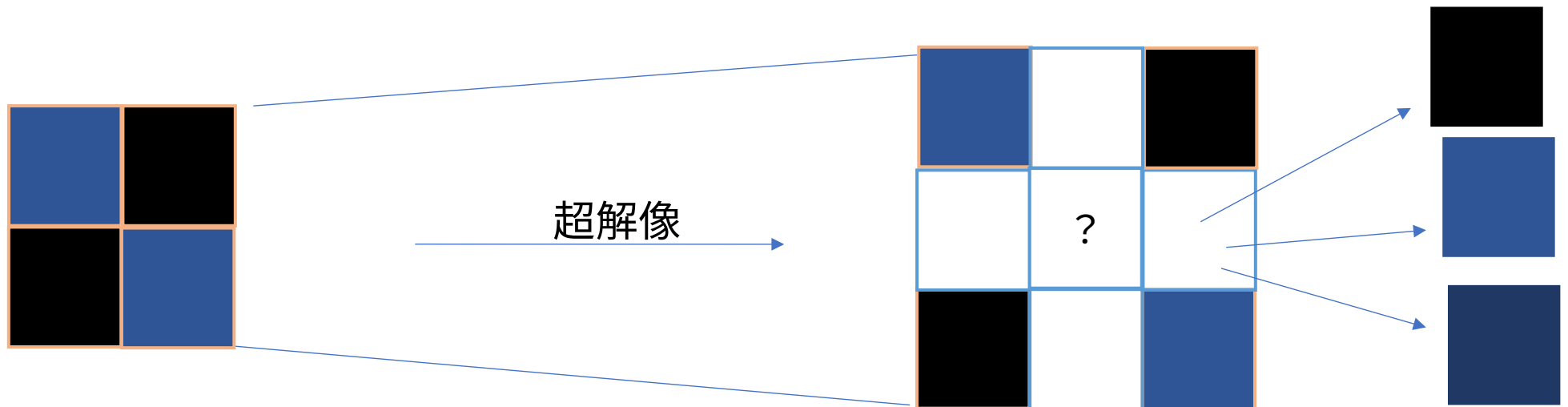
超解像 (Super Resolution) とは

低解像度データから高解像度データを生成する技術

低解像度画像をもとに高解像度画像を推定する不良設定問題

超解像の手法の一つ

SRGAN(Super Resolution Generative Adversarial Networks)



SRGAN

- 敵対的学習を用いた超解像の手法の一つ
- GeneratorとDiscriminatorから構成

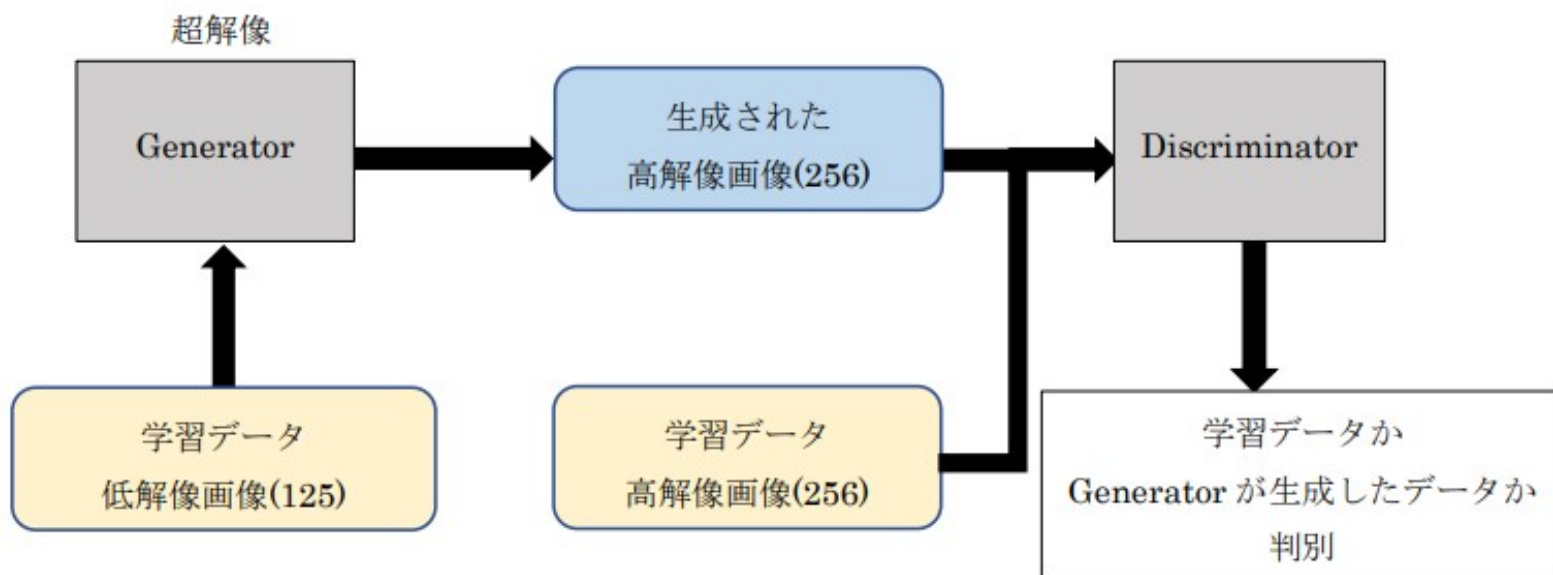


図 SRGANのネットワーク構造
()内は画像サイズの一辺



図 SRGANと従来手法の超解像画像[3]

SRGAN

- 敵
- Ge

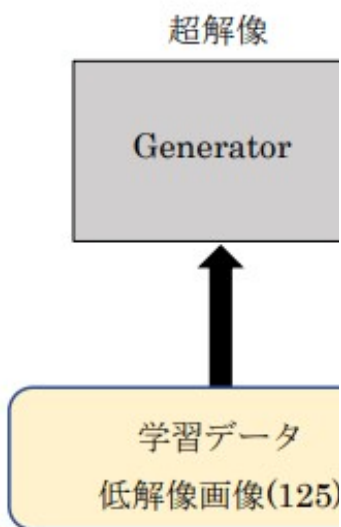


図 SRGAN と従来手法の超解像画像

ノイズ除去に向けた変更点

- Generatorの変更
- 学習データの画素値の正規化

Generatorの変更点

- SRGANのPixel Shufflerを除去
→これにより入力画像と出力画像の解像度が同じに

Pixel shufflerとは？

- 逆畳み込みの代わりにSRGANなどの超解像において解像度を上げる

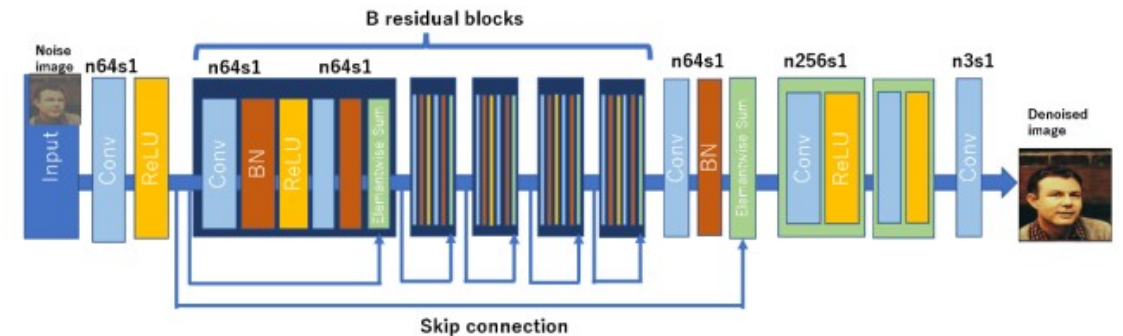
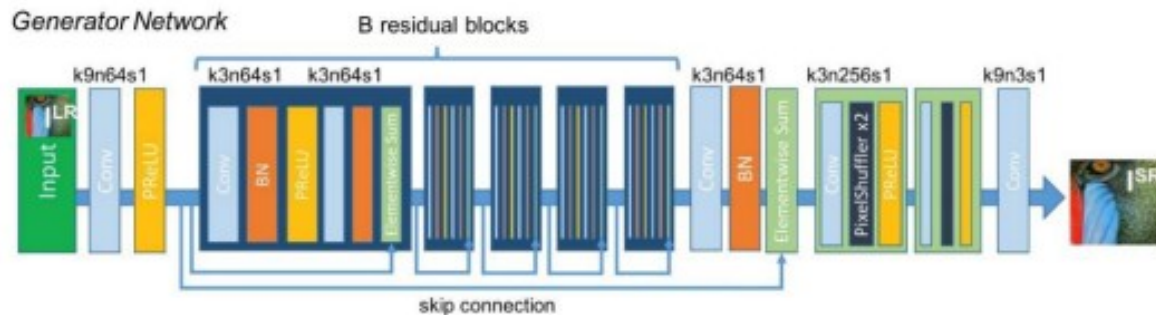
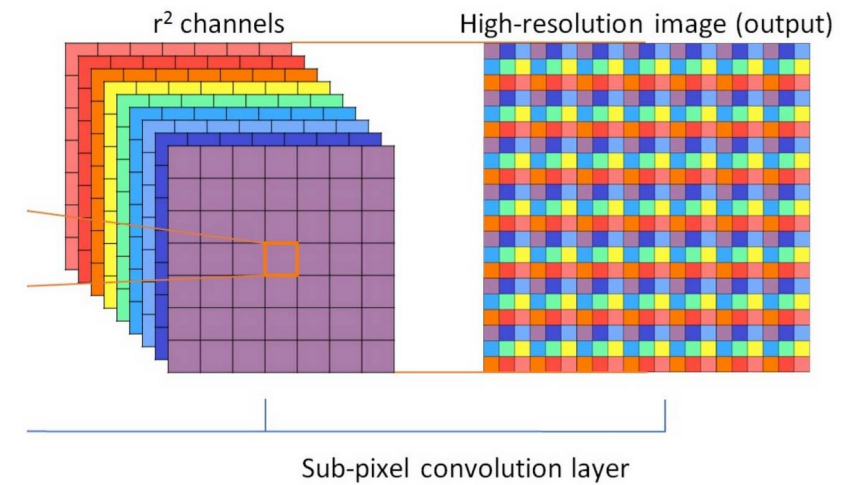


図 提案手法の Generator

学習データの画素値の正規化

生成された画像と元画像の彩度の違う画像が生成された
→学習の際に画像のデータセットの違いに由来するもの



元画像



補正前



補正後

平均・分散の補正の効果

実験

- SRGANを用いたノイズ除去の有効性について検証

実験では

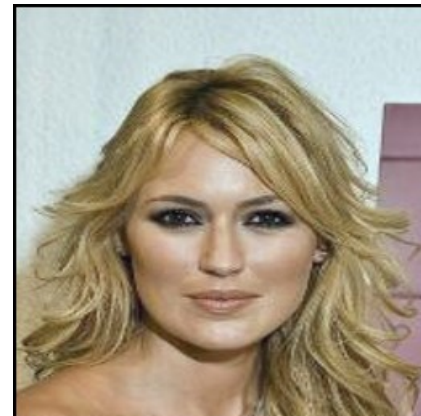
- 画像の拡大によるノイズ
- インパルスノイズ
- ガウシアンノイズ

の3種類のノイズを使用

ノイズを学習画像に加えたノイズ画像を復元できているか実験

実験設定

- 実験データはCelebAを使用
- 502枚の画像、バッチサイズ 2、epoch数200
- 評価に使用したデータは、学習の最後に出力されたものから12枚の平均
- 5つの画像品質評価指標を用いる



実験1 拡大によるノイズ画像の復元



元画像



ノイズ画像



ノイズ除去画像

実験1 拡大によるノイズ画像の復元



元画像



ノイズ画像



ノイズ除去画像

実験結果

表 1 : 画像拡大によるノイズ画像とノイズ除去後の画像に対する定量評価 (12 枚平均)

| | ノイズ除去前 | ノイズ除去後 |
|--------------------|---------------------|----------------------|
| MSE ↓ | 69.61495884 | 430.4116997 |
| PSNR ↑ | 30.20821791 | 22.16417047 |
| SSIM ↑ | 0.8938378601 | 0.8160060595 |
| GMSD ↓ | 0.07791627819 | 0.07045733962 |
| Perceptual Index ↓ | 7.609141667 | 5.220491667 |

ノイズ除去前の方が優れた結果となった

実験2 インパルスノイズ除去の検証



元画像



ノイズ画像



ノイズ除去画像

実験2 インパルスノイズ除去の検証



元画像



ノイズ画像



ノイズ除去画像

実験結果

表 2: ごま塩ノイズ画像とノイズ除去後の画像に対する定量評価 (12 枚平均)

| | ノイズ除去前 | ノイズ除去後 |
|--------------------|--------------|----------------------|
| MSE ↓ | 685.2363798 | 670.3114794 |
| PSNR ↑ | 19.87264412 | 20.21245139 |
| SSIM ↑ | 0.4448959278 | 0.842578498 |
| GMSD ↓ | 0.2133628508 | 0.06927462612 |
| Perceptual Index ↓ | 15.23950833 | 3.543283333 |

ノイズ除去後の方が優れた結果となった

実験3 ガウシアンノイズ除去の検証



元画像



ノイズ画像

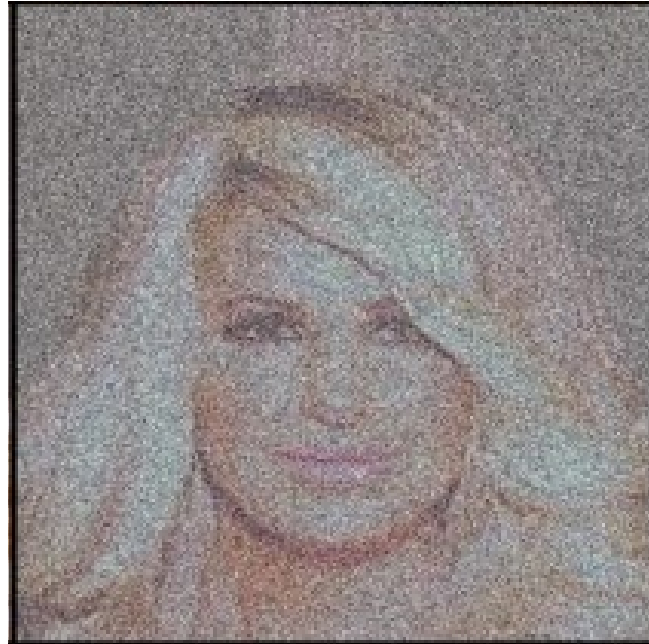


ノイズ除去画像

実験3 ガウシアンノイズ除去の検証



元画像



ノイズ画像



ノイズ除去画像

実験結果

表 3 : ガウシアンノイズ画像とノイズ除去後の画像に対する定量評価 (12 枚平均)

| | ノイズ除去前 | ノイズ除去後 |
|--------------------|--------------|----------------------|
| MSE ↓ | 2699.818602 | 347.341167 |
| PSNR ↑ | 14.01129642 | 22.95230195 |
| SSIM ↑ | 0.184836697 | 0.8452572904 |
| GMSD ↓ | 0.1880677283 | 0.08583008405 |
| Perceptual Index ↓ | 10.30899091 | 4.166854545 |

ノイズ除去後の方が優れた結果となった

実験を通しての考察

- 定性評価 敵対的学習を用いたノイズ除去画像の生成は可能
- 定量評価 ノイズの種類によって評価が異なる
 - ○ガウシアンノイズ、インパルスノイズ
 - △画像の拡大によるノイズ
- 画像の画素値の正規化が不十分

まとめ

- 敵対的学習 (SRGAN) を用いて、ノイズ除去が可能
- 提案手法は画像の拡大によるノイズにはあまり有効ではなかったが、インパルスノイズ、ガウシアンノイズに対しては効果的
- 画像の評価指標には特徴があり、同じ画像でも指標によっては値の優劣が生じる

今後の課題

- 使用する学習データによって平均分散が異なるため、これを考慮して学習する必要がある
- 他のノイズモデルに対する実験
- 他のノイズ除去モデルとの比較

画像の評価指標について

- MSE
 - 原画像と処理画像との差の2乗誤差
 - 小さいほど原画像に近い
- PSNR(Peak SNR)
 - 画像内の同位置の画素同士の値の差のみを参照
 - 値が大きいほど、現画像に近く良い画質
- SSIM(Structual SIMilarity)
 - 二つの画像の間の「輝度」「コントラスト」「構造」の3つの要素を比較し、周囲のピクセルとの相関を取り込んだ指標
 - 値が小さいほど良い
- GMSD (勾配マグニチュード類似性偏差)
 - 参照画像と歪んだ画像の間のピクセル単位の勾配の大きさの類似性 (GMS) を、新しいプーリング戦略 (GMSマップの標準偏差) と組み合わせる
 - 小さいほど良い
- PI(perceptual index)
 - PIRM2018の画像品質を競うコンペで採用された指標、Ma、NIQEを用いている
 - 小さいほど良い

LR Image



30.47/0.8356

SRResNet



32.11/0.8715

SRGAN



27.13/0.7575

HR Image (GT)



PSNR/SSIM