

## SRCNN による MRI 画像の高解像度化に関する研究

1180359 仁井田輝 【高度プログラミング研究室】

## 1 はじめに

近年、映像機器の解像度の向上により、「超解像」という技術が注目されている。超解像とは、低解像度画像から高解像度画像を再構成する技術である。昨今、畳み込みニューラルネットワークを用いた超解像「SRCNN(Super-Resolution Using Deep Convolutional Neural Networks)」が提案され、従来の超解像技術を超える成果を出した [1]。SRCNN は自然や生き物などの一般の画像に対して性能は良いが、多量のノイズを含む MRI 画像にも有効であるのかは検証されていない。

本研究では、SRCNN を機械学習ライブラリ「Tensorflow」を用いて、Tensorflow 版 SRCNN を実装する。そして、MRI 画像に対し Tensorflow 版 SRCNN による超解像処理を行い、その有用性を検証した。

## 2 SRCNN の概要

SRCNN は、畳み込みニューラルネットワークを用いた超解像である。この手法は、Bicubic 法によって縮小した後再び拡大した低解像度画像を入力とし、3 層の畳み込み層を通して高周波成分を推定する。入力に低解像度画像、原画像を教師データとして扱い、パラメータ(重み・バイアス)のトレーニングを行う。基本となる CNN モデル図を図 1 に示す [1]。

## 3 実験内容

評価実験では、まず MRI 画像を原画像(高解像度画像)とし、この原画像に対して Bicubic 法によりダウンサンプリングを行い、さらにノイズを付加した画像を低解像度画像とする。低解像度画像は、ノイズ強度が異なる 4 種類のノイズパターンが付加されて生成される。ノイズパターンは、平均が 0 固定で標準偏差が 3, 15, 30, 50 の gauss 型ノイズである。このノイズ強度が異なる 4 枚の低解像度画像に対してそれぞれ超解像処理を行うことで、超解像画像を生成する。これらの画像を比較することにより、超解像処理により得られる画像の正確性を評価する。評価方法には、人間が画像を見

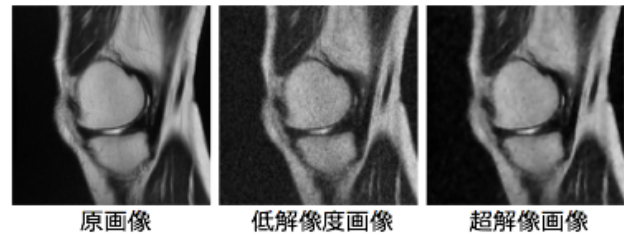


図 2 標準偏差 50 のノイズの場合の実験結果

て判断を行う主観評価と原画像と処理画像とを数値で比較し評価する客観評価を行う。客観評価では、画像の劣化度合いを調べるためによく用いられる PSNR(Peak signal-to-noise ratio) と原画像と処理画像とが近似しているか調べるための平均二乗誤差 (Mean Square Error) を用いて評価を行う。

## 4 実験結果

主観評価では、多くのノイズは除去されているが強度が上がるにつれて画像の荒さが目立つように見えた。客観評価では、PSNR 値は全ての場合において低解像度画像よりも超解像画像が上回っていた。ただし、ノイズ強度が上がるにつれて PSNR 値も低下した。また、最もノイズ強度が低い場合の低解像度画像に対して超解像画像は、原画像との誤差が 34% 減少し、MSE の値は全てのノイズパターンの場合において最小であった。その他 3 種類のノイズパターンの場合では、平均 88% の誤差が減少し、それぞれの MSE の値はノイズ強度が上がるにつれて増加した。実験結果の一部、平均 0, 標準偏差 50 のノイズを付加した場合の結果を図 2 に示す。

## 5 まとめ

本研究では、多量のノイズを含む MRI 画像に SRCNN による超解像処理を行った。その結果、多量のノイズを含む画像に対しても超解像処理の効果が高いことがわかった。しかし、ノイズ強度が上がると影響を受け、超解像画像の画質が低下してしまい同様の結果を得ることができない。そのため、ノイズ強度と画質のトレードオフを考慮し超解像画像の視認性の検討を行う必要がある。

## 参考文献

- [1] Chao Dong, et al., "Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Network," European Conference on Computer Vision, 2014.

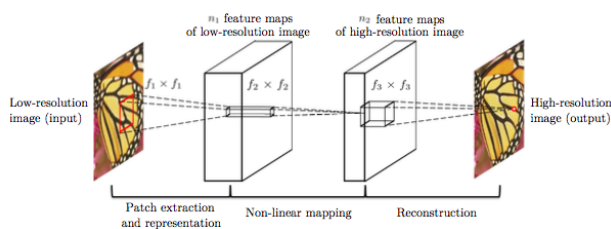


図 1 CNN モデル [1]