

周波数解析に基づく CNN の適応的選択によるリモートセンシング画像の超解像手法 Super-resolution method of remote sensing image by adaptive selection of CNN based on frequency analysis

寺崎 聡一郎[†] 黒木 修隆[†] 沼 昌宏[†]
Soichiro Terasaki Nobutaka Kuroki Masahiro Numa

1. はじめに

高所から地表を撮影した画像、いわゆるリモートセンシング画像を防災や農業に活用する動きが広まっている。リモートセンシング画像は縮尺の高いものから低いものまで非常に幅が広いので、利用者は目的に応じて縮尺の選択および解像度変換を行う必要がある。

一方、画像処理の分野では解像度変換技術として畳み込みニューラルネットワーク (CNN) を用いた超解像が注目されている。しかし、従来の超解像は一般的なデジタルカメラで撮影されるような自然画像に対して最適化されることが多く、そのままリモートセンシング画像に適用すると地形や縮尺によって性能が変化するという問題がある。そこで、本稿ではリモートセンシング画像に特化した高品質な解像度変換を目的とし、周波数解析に基づく CNN の適応的選択手法を導入した超解像を提案する。

2. CNN による超解像手法

CNN ベースの代表的な超解像手法である SRCNN [1] の構造を図 1 に示す。SRCNN は入力として補間法で拡大された画像を用いる。第 1 層でその特徴を抽出し、第 2 層で高解像度画像の特徴を推定し、最後に第 3 層で超解像画像を出力する。このように、SRCNN は補間法による仮拡大画像に後処理を加えることで、より高精細な画像を生成しているといえる。これを図 2 の周波数領域で説明すると、SRCNN はナイキスト周波数を超える高周波成分を推定する CNN といえる。

従来の CNN はこの推定部分が平均的な自然画像に対して最適化されていることが多い。しかし、CNN を衛星画像に応用する場合、扱う画像の地形的特徴によって精度が変わることが確認されている [2]。よって、より高精度な超解像を実現するためには、それぞれの地形に特化した

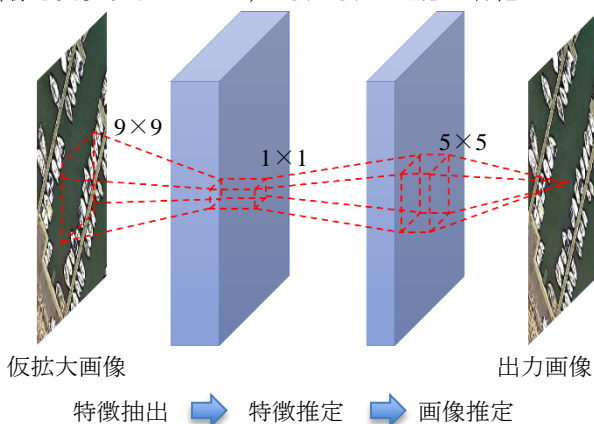


図 1 SRCNN の構造

CNN を準備するだけでなく、それらを適応的に選択するアプローチも必要になると考えられる。

3. 提案手法

図 2 において周波数が 0 から $M/4$ までの信号電力を P_{Low} 、 $M/4$ から $M/2$ までの信号電力を P_{High} と定義する。ここで、 $M/2$ を超える高周波成分の多さは P_{Low} および P_{High} と相関関係があると予想される。そこで、すべての画像を単一の CNN で処理せず、次の式

$$R = \frac{P_{High}}{P_{High} + P_{Low}} \quad (1)$$

に応じて複数の CNN を使い分ける手法を構築する。

提案手法の概要を図 3 に示す。画像の周波数成分を分析するために、 $M \times M$ の正方形の画像を 2 次元離散フーリエ変換 (2DFT) によってパワースペクトル画像に変換する。次に、式 (1) に基づいて R を算出する。閾値 T_h を用い、 $R > T_h$ となる画像を「高周波画像」、 $R \leq T_h$ となる画像を「低周波画像」として定義し、CNN の学習および推論を適応的に行う。図 3 の SRCNN (High) と SRCNN (Low) は、それぞれ高周波画像で学習した SRCNN と低周波画像で学習した SRCNN を表している。

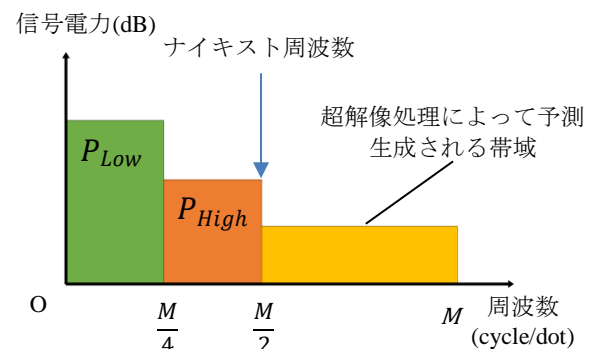


図 2 提案手法における周波数帯域の定義

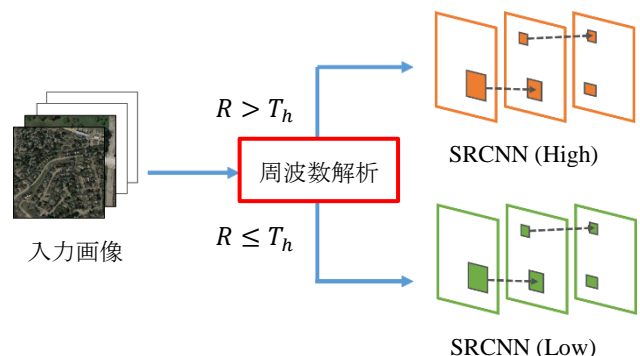


図 3 提案手法の概要

[†] 神戸大学大学院工学研究科,
Graduate School of Engineering, Kobe University

表 1 SRCNN の畳み込み層のパラメータ

SRCNN	第 1 層	第 2 層	第 3 層
特徴マップ数	64	32	1
フィルタサイズ	9×9	1×1	5×5

表 2 閾値処理によるデータセットの分割結果

種類	高周波画像	低周波画像
枚数 [枚]	2243	2257

表 3 各手法における PSNR [dB]

評価手法	Bicubic 法	SRCNN	提案手法
高周波画像	28.27	28.20	28.52
低周波画像	34.24	34.20	34.42
平均	31.31	31.21	31.48

4. 評価実験

4.1 実験内容

評価用画像を Bicubic 法で 2 分の 1 倍に縮小した後、Bicubic 法、SRCNN および提案手法を用いて 2 倍拡大する実験を行った。本実験で用いた SRCNN の畳み込み層の構造を表 1 に示す。SRCNN の設計は深層学習のフレームワークである Keras [3] を用いて行った。実験には、リモートセンシング画像のデータセットである NWPU-RESISC45 [4] を用いた。画像サイズは 256×256Pixel、画像の空間解像度は 30~0.2 m である。NWPU-RESISC45 は都市や山地など 45 種類の地域に分類されており、各地域 700 枚の画像で構成されている。本実験では地域ごとにランダムに 600 枚を学習用画像、100 枚を評価用画像とし、データセット全体で 27,000 枚を学習用画像、4,500 枚を評価用画像とした。提案手法における閾値は、全ての学習用画像から算出した比率 R の中央値である $Th = 0.451$ を用いた。また、評価指標は輝度成分の Peak Signal to Noise Ratio (PSNR) および主観的評価とし、原画像と処理後の画像を比較した。

4.2 PSNR による評価

周波数解析による評価用画像の分割枚数を表 2、各手法での評価結果を表 3 に示す。表 3 より、Bicubic 法と比べ、SRCNN の PSNR が高周波画像の場合 0.07 dB、低周波画像の場合 0.04 dB 低下している。一方で、Bicubic 法と比べ、提案手法の PSNR は高周波画像の場合 0.25 dB、低周波画像の場合 0.18 dB 向上している。このように、単独の SRCNN にすべての衛星画像を学習させると精度が低下するのに対して、2 つの CNN を適応的に切り替えることで精度が改善していることがわかる。

4.3 主観的評価

図 4 に処理結果の一例を示す。Overpass_467 の周波数解析結果は $R = 0.453$ であるため、提案手法では SRCNN (high) によって処理がなされた。3 つの手法を比較すると、SRCNN はエッジのジャギーが目立つことがわか

る。それに対して、SRCNN (high) ではエッジ付近が最も綺麗に拡大できていることがわかる。

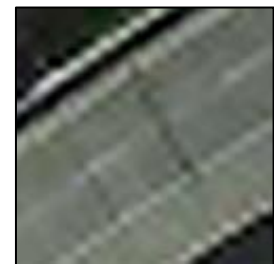
5. まとめ

本稿では、リモートセンシング画像の超解像のさらなる高品質化を目的とし、周波数解析に基づく SRCNN の適応的選択手法について提案した。本手法の評価のため画像の 2 倍拡大を行った結果、PSNR 値で Bicubic 法と比べ平均 0.17 dB、単独の SRCNN と比べ平均 0.27 dB の画質改善が見られた。

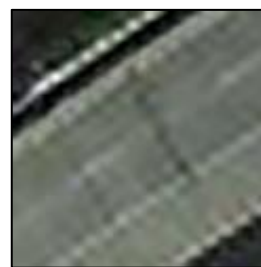
なお、本稿では 2 つの SRCNN を切り替える手法を提案したが、他の優れたネットワークとの組み合わせも可能である。一方、改善すべき点として複数の CNN を導入することによる処理時間の増大が挙げられる。これらを踏まえ、今後はネットワークの組み合わせの検討と処理時間削減に対するアプローチを行う予定である。

Overpass_467 ($R = 0.453$)

原画像



Bicubic 法 27.34 [dB]



SRCNN / 26.73 [dB]

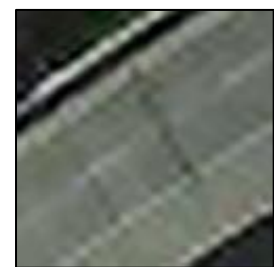
SRCNN (High) / **27.87** [dB]

図 4 処理結果の一例

参考文献

- [1] C. Dong, C. C. Loy, K. He, and X. Tang, "Image super-resolution using deep convolutional neural networks," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 38(2):295–307, 2016.
- [2] 川嶋一誠, 中村良介, "深層学習を用いた衛星画像の超解像手法", 日本リモートセンシング学会誌, 38 巻, 2 号, pp.131-136, 2018.
- [3] Keras: Deep Learning library for theano and tensorflow, <https://github.com/fchollet/keras>, 2015.
- [4] G. Cheng, J. Han, X. Lu, "Remote Sensing Image Scene Classification: Benchmark and State of the Art," *Processing of the IEEE*, 105(10):1865-1883, 2017.