

高精度地図作成に向けた深層学習を用いた衛星画像の単眼超解像

東北大学工学部	学生会員	○小野 祐輝
東北大学大学院工学研究科	学生会員	遠藤 幸夫
東北大学災害科学国際研究所	非 会 員	モヤ ルイス
東北大学災害科学国際研究所	正 会 員	マス エリック
東北大学災害科学国際研究所	正 会 員	越村 俊一

1. はじめに

自動運転車では、複数のリアルタイムセンサを用いて周辺環境を把握し、安全な走行を可能なものになっているが、自動運転走行の基盤情報として、高精度地図 (High Definition Map)が必要不可欠である。高精度地図とは、道路表示、車線、道路幅などの道路情報を持ったデジタル地図のことで、カメラやLIDAR (Laser Imaging Detection and Ranging)などのセンサを搭載した計測車両を走行させて道路情報を収集することで作成されている。しかし、この手法では網羅的に道路を探索するために道路情報の収集に時間がかかり、現時点で高精度地図がカバーしているのは、世界の道路ネットワークの1%に満たない。

そこで、衛星画像を解析して道路情報を抽出する手法が提案されたが (Zang *et al.*, 2017), 衛星画像の解像度の低さが課題であった。

本研究では上記の課題に対して、衛星画像の高解像度化を目的として、Convolutional Neural Network (以下、CNNとする)を用いた衛星画像の単眼超解像を行い、衛星画像を用いた高精度地図作成への有用性を検討した。

2. CNNによる単眼超解像

(1) SRCNN

深層学習を用いた単眼超解像は、SRCNN (Dong *et al.*, 2015)で初めて発表されて以降、盛んに研究されている。SRCNNはCNNを用いて低解像度の画像と高解像度の画像の関係性を学習することにより、低解像度の画像から高解像度の画像を得るアプローチである。

SRCNNは図-1のように3層のCNNで構成される。最初の層では各画素の輝度値が入力として与えられ、これに 9×9 pixelのCNNをかけることで周辺画素の特徴を抽出する。第二層では、得られた画像特徴量から 5×5 pixelのCNN

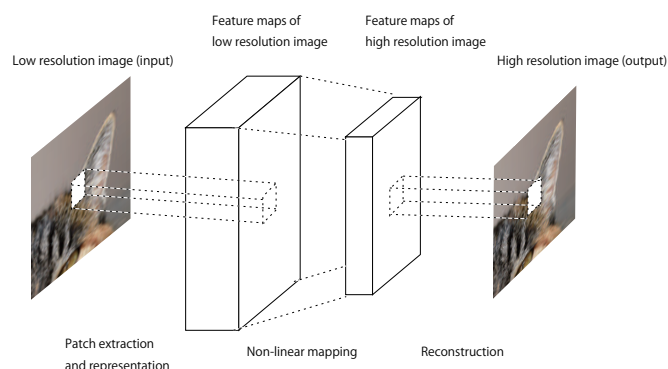


図-1 SRCNN

を用いて画像復元のための特徴量に変換し、最終層で画像を復元して高解像度画像を得る。

(2) パラメータ

今回のCNNモデルのパラメータを表-1に示す。今回は、活性化関数にReLU (Nair *et al.*, 2010)を、最適化にはADAM (Kingma *et al.*, 2015)を使用した。

3. 使用データ

(1) 教師データ

学習には、図-2に示す解像度30cmの衛星画像 ($12,000 \times 8,486$ pixel)を用いた。これを 400×400 pixelの小領域に分割し、学習用に2000枚、評価用に100枚サンプリングした。オリジナルの学習用画像を高解像度画像、オリジナルの画像を1/4倍にダウンスケールした後にBicubic法で元のサイズに戻したものを低解像度画像とし、教師データセットとした。

表-1 パラメータ

バッチサイズ	32
エポック数	20
画像枚数	2000



図-2 教師データセット



図-3 入力画像

4. 結果と考察

上述の教師データで学習されたCNNに対し、評価用画像を用いて超解像を行った。正解画像に対する超解像画像の一致度を示す指標としてPSNR（Peak Signal-to-Noise Ratio）と、SSIM（Structural Similarity）を用いて評価した結果を表-2に示す。出力画像は入力画像に比べて、PSNRとSSIMが共に向上していることがわかる。次に、図-4に出力結果の画像を示す。地物の形状が、入力画像よりもシャープに表現できていることが確認できる。

表-2 評価値

PSNR	入力画像	27.45
	出力画像	28.86
SSIM	入力画像	0.8849
	出力画像	0.9499



図-4 出力結果

5. おわりに

本研究では、衛星画像の解像度の向上を目的として、CNNを用いた単眼超解像を行った。検証の結果、解像度30cmの高解像度画像を教師データに用いることで、衛星画像の高解像度化が可能となった。

参 考 文 献

- Dong, C., Loy, C., He, K., Tang, X., Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **38**, pp.295–307., 2015.
- Zang, A., Li, Z., Xu, R. Doria, D., Lane boundary extraction from satellite imagery, *Proceedings of the 1st ACM SIGSPATIAL Workshop on High-Precision Maps and Intelligent Applications for Autonomous Vehicles, AutonomousGIS 2017, November 7-10, 2017*.
- Nair, V., Hinton, G. E., Rectified Linear Units Improve Restricted Boltzmann Machines, *Proceedings of the 27th International Conference on Machine Learning, Haifa, Israel, 2010. Copyright, 2010*.
- Kingma, D. P., Ba, J. L., Xu, ADAM: A METHOD FOR STOCHASTIC OPTIMIZATION, *PICLR 2015*, 2015.