

超解像技術による傾斜方位と傾斜量を用いたDEMの高分解能化

升本 眞二*・水落 啓太*・野々垣 進**・根本 達也*

Improving Spatial Resolution of DEM using Slope and Aspect by Super-Resolution Technology

Shinji Masumoto*, Keita Mizuochi*, Susumu Nonogaki** and Tatsuya Nemoto*

* 大阪市立大学大学院理学研究科 Graduate School of Science, Osaka City University, 3-3-138 Sugimoto, Sumiyoshi-ku, Osaka 558-8585, Japan. E-mail: masumoto@osaka-cu.ac.jp

** 国立研究開発法人産業技術総合研究所 Geological Survey of Japan, National Institute of Advanced Industrial Science and Technology, Central 7, 1-1-1 Higashi, Tsukuba, Ibaraki 305-8567, Japan.

キーワード：数値標高モデル, 超解像, 深層学習, 傾斜量, 傾斜方位

Key words : DEM, Super-resolution, Deep learning, Slope, Aspect

1. はじめに

DEM(数値標高モデル)は高分解能なものほど高精度の解析が可能で、高分解能化のための高密度測量や補間方法の開発などが行われている。近年、深層学習による超解像技術の応用として、DEMの高分解能化が試みられている。例えば、陸域でのChen *et al.* (2016)やXu *et al.* (2019)、海域での伊藤(2019)や日高ほか(2021)などがある。本研究では、超解像技術にSRCNN(Super-Resolution Convolutional Neural Network, Dong *et al.* (2014))を用いて、DEMの分解能を5mから1mへと高分解能化する手法を開発した。

2. 高分解能化の手法とデータ

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手法である。SRCNNは特徴抽出(カーネルサイズ9×9, フィルター数64), 非線形マッピング(1×1, 32), 再構築(5×5, 1)の役割をもつ3層の畳込み層で構成される(第1図)。SRCNNのフレームワークにはTensorFlow, コアライブラリにはKeras, プログラム開発にはPythonを用いた。高分解能化には、DEMを直接用いるのではなく、DEMから傾斜方位と傾斜量を求めてHSVの色空間モデルに変換し、高分解能化して、DEMを再計算する間接的な方法を用いた。データには兵庫県が公開している分解能1mのDEM(兵庫県, 2020)を200×200mの範囲に分割したものと、間引いて5mの分解能にしたものを学習用に9000セット、評価用に1000セットを作成して用いた。

学習の準備として、5m分解能のDEMをBicubic法により1m間隔に補間したDEMを用意した。これと元の1m分解能の2種類のDEMの傾斜方位と傾斜量を求め、傾斜方位をH(色相)、傾斜量をV(明度)に割当て、S(彩度)を固定してHSV色空間データを作成し、RGBの3chに仮想的に変換してSRCNNの学習に用いた。これらは画像に変換すると各chが256階調に整数化されて情報が落ちるため、0.0から1.0までの実数で内部処理した。モデルの学習後に評価用の5m分解能のDEMを同様に交換して入力し、結果として得られた高分解能のHSVデータから傾斜方位と

傾斜量を求め、各座標での地点データとした。これに5mメッシュのDEMの標高値を変換した地点データを加えて、面推定プログラムBS-Horizon(野々垣ほか, 2008)のVB版であるTerramod-BS(坂本ほか, 2012)で1mのDEMを推定した。また、比較のために面推定法を使わずに傾斜方位や傾斜量と標高から直接DEMを計算する方法(第2図(e), 第3図(e))やDEMの標高を直接SRCNNにより高分解能化する方法(第2図(d), 第3図(d))なども行った。

3. 結果

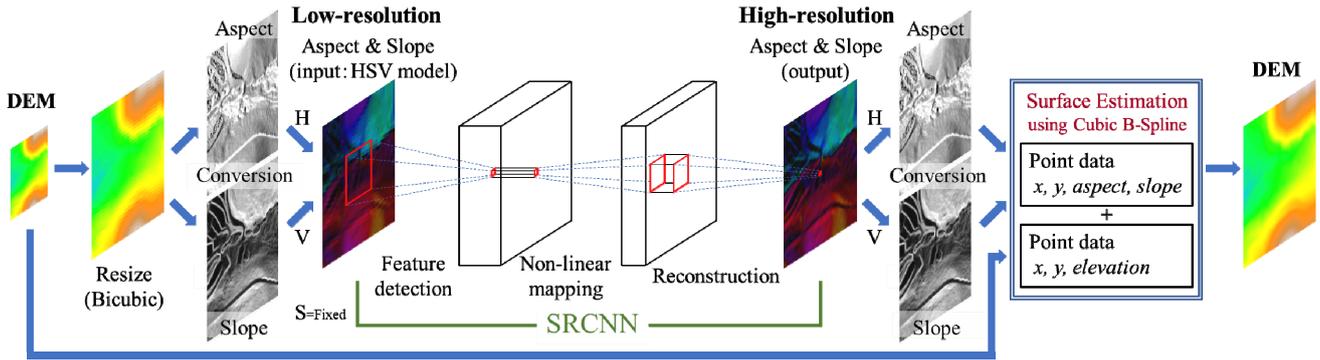
高分解能化の結果の例を第2図に示す。第2図(g)から(i)は、傾斜方位と傾斜量を表すHSVデータを画像化したものである。第1表にRMSE(Root Mean Square Error)とPSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio)の例を示す。DEMを直接的に高分解能化した結果は誤差が大きいが、それ以外はあまり変わらず、傾斜方位と傾斜量に変換し補間した方が精度は少し良いことがわかった。第3図に3次元可視化例を示す。傾斜方位と傾斜量に変換した方が他の結果より、崖などの地形的特徴が良く再現できていることがわかる。なお、高分解能化した傾斜方位と傾斜量から標高を直接計算した結果では、部分的に連続性の悪い所があることがわかった。

4. おわりに

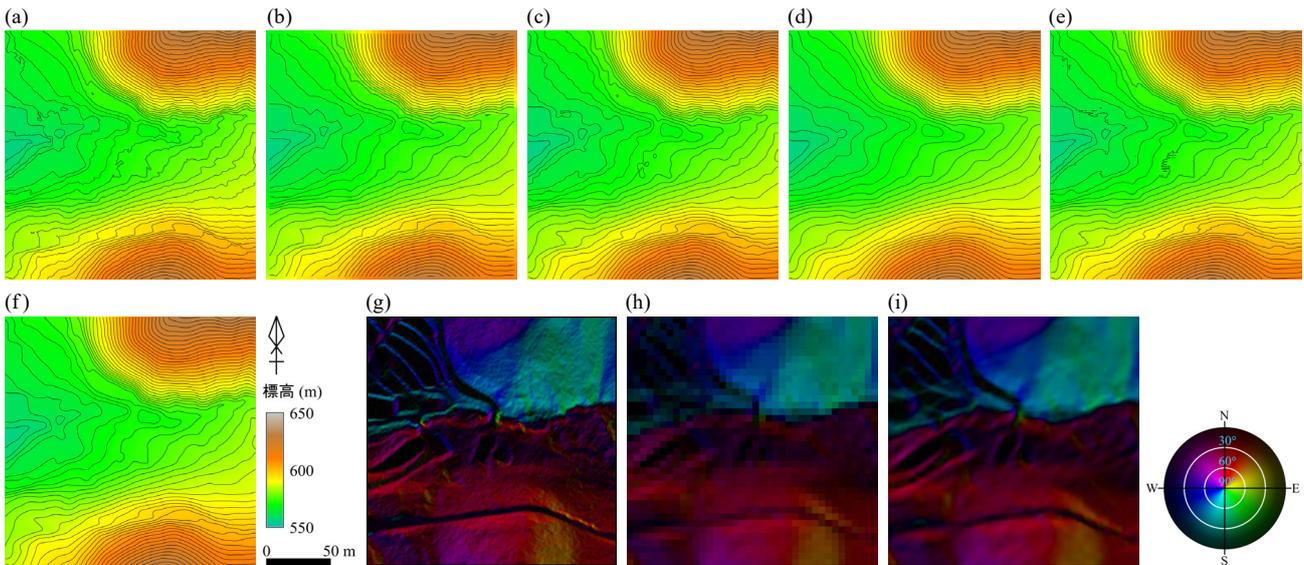
これらの結果からは、地形の標高が滑らかに連続して変化することを前提とする補間と、標高の急な変化等の特徴として表すことを前提とする超解像による高分解能化との根本的な違いが表れたものと考えられる。今後、日高ほか(2021)などにあるような多様な方法での検討が必要である。本研究はJSPS科研費21K11905の助成を受けたものである。

第1表 高分解能化の評価例

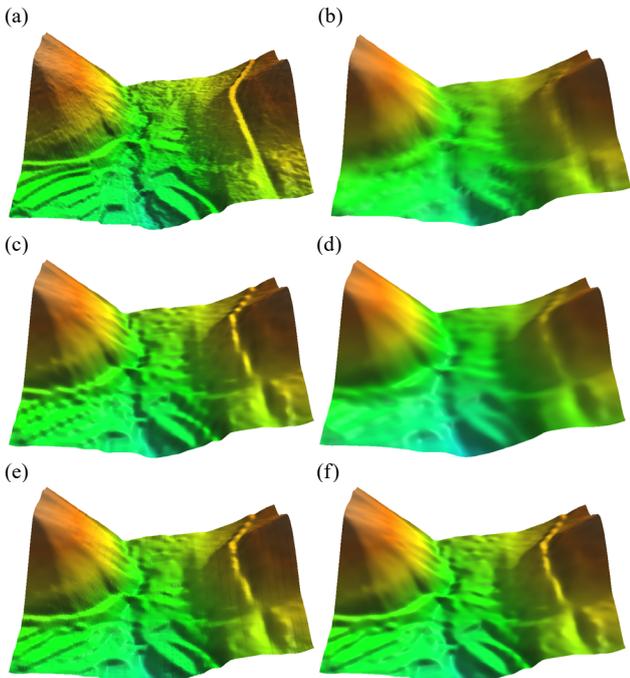
	補間			SRCNN		
	Bilinear	Bicubic	BS-Horizon	標高	傾斜方位・量と標高	傾斜方位・量と標高からTerramod-BS
RMSE(m)	0.252	0.283	0.248	0.451	0.250	0.239
PSNR(dB)	77.99	77.00	78.13	72.94	78.08	78.47



第1図 傾斜方位と傾斜量をHSV変換して用いたSRCNNによるDEMの高分解能化の流れ



第2図 高分解能化の例(等高線間隔は2m). (a) 分解能1mのDEM, (b) 5mのDEM, (c) Bicubic補間, (d) 高分解能化結果(標高), (e) 高分解能化結果(傾斜方位・量と標高から計算), (f) 高分解能化結果(傾斜方位・量と標高から面推定), (g) 分解能1mのHSV画像, (h) 5mのHSV画像, (i) 高分解能化の結果のHSV画像.



第3図 結果の3次元表示例. (a) 分解能1mのDEM, (b) 5mのDEM, (c) Bicubic補間, (d) 高分解能化結果(標高), (e) 高分解能化結果(傾斜方位・量と標高から計算), (f) 高分解能化結果(傾斜方位・量と標高から面推定).

文 献

Chen, Z., Wang, X., Xu, Z. and Wenguang, H. (2016) Convolutional neural network based DEM super resolution. *ISPRS International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, vol. XLI-B3, pp. 247-250.

Dong, C., Loy, C. C., He, K. and Tang, X. (2014) Learning a deep convolutional network for image super-resolution. In: Fleet, D., Pajdla, T., Schiele, B. and Tuytelaars, T.(eds) *Computer Vision – ECCV 2014. ECCV 2014. Lecture Notes in Computer Science*, Springer, Cham, vol. 8692, pp. 184-199.

日高弥子・松岡大祐・桑谷立・金子純二・笠谷貴史・木戸ゆかり・石川洋一・木川栄一(2021)深層学習による海底地形図超解像の手法比較と検証. *情報地質*, vol. 32, no. 1, pp. 3-13.

兵庫県 (2020) 兵庫県 全域 DEM (2010 年度~2018 年度). <https://www.geospatial.jp/ckan/dataset/2010-2018-hyogo-geo-dem> (2021 年 5 月 11 日)

伊藤喜代志(2019)機械学習による超解像技術を活用した詳細な深海海底地形図の作成. *水産工学*, vol. 56, no. 1, pp. 47-50.

野々垣進・升本眞二・塩野清治(2008)3次B-スプラインを用いた地層境界面の推定. *情報地質*, vol. 19, no. 2, pp. 61-77.

坂本正徳・野々垣進・升本眞二(2012) Terramod-BS : BS-Horizon を組み込んだ地層境界面推定・表示 Visual Basic プログラム. *情報地質*, vol. 23, no. 4, pp. 169-178.

Xu, Z., Chen, Z. and Yi, W.(2019) Deep gradient prior network for DEM super-resolution: Transfer learning from image to DEM. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, vol. 150, pp. 80-90.