

傾斜方位一傾斜量合成図を用いた数値標高モデルの超解像

升本 眞二*・水落 啓太**・野々垣 進***・根本 達也****

Super-Resolution of Digital Elevation Model using Aspect-Slope Image

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

* 大阪市立大学名誉教授 Professor Emeritus of Osaka City University, 3-3-138 Sugimoto, Sumiyoshi-ku, Osaka 558-8585, Japan. E-mail: masumoto@omu.ac.jp

** 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.

*** 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.

**** 大阪公立大学大学院理学研究科 Graduate School of Science, Osaka Metropolitan University, 3-3-138 Sugimoto, Sumiyoshi-ku, Osaka 558-8585, Japan.

キーワード : 数値標高モデル, 超解像, 傾斜量, 傾斜方位, 深層学習

Key words : Digital Elevation Model, Super-resolution, Slope, Aspect, Deep learning

1. はじめに

近年, 地球科学分野の基本情報である数値標高モデル (Digital Elevation Model : DEM) の深層学習による超解像技術を用いた高分解能化が試みられている (Chen *et al.*, 2016 ; 日高ほか, 2021 など)。升本ほか(2021)は, DEM から求めた傾斜方位と傾斜量を HSV 合成画像した画像に超解像 SRCNN (Dong *et al.*, 2014) を適応し, 面推定プログラムを用いて, DEM の分解能を 5 m から 1 m へと高分解能化する方法を開発した。また, この方法が超解像を DEM へ適応するより, 良い結果が得られることを示した。本研究では, この応用として, CAE (Convolutional Auto Encoder ; Mao *et al.* 2016 など) を用いた結果について述べる。

2. 高分解能化手法と利用データ

CAE はエンコーダ (圧縮する符号器関数) とデコーダ (復元する再構成器関数) からなる。本研究では 6 層のエンコーダと 6 層のデコーダ, および画像のボケを防ぐ 3 つのスキップ接続でモデルを構成した。なお, 開発環境には TensorFlow, Keras, および Python を用いた。

データや超解像の流れは, 升本ほか(2021)と基本的に同じであるが簡単に述べる。データには 1 m メッシュの「兵庫県_全域 DEM (2010 年度~2018 年度) (兵庫県, 2020)」の兵庫県中部の 20×20 km の範囲の DEM を 200×200 m に分割した分解能 1 m の高分解能 DEM と, 分解能 5 m に間引いた低分解能 DEM とのセットを 10000 セット作成して用いた。学習用に 7200 セット, 検証用に 1800 セット, 残りを評価用とした。DEM の高分解能化の流れを第 1 図に示す。

学習モデルの構築は, つぎの 3 つのステップで行う。

1. 分解能 1 m の DEM と分解能 5 m の DEM をリサイズ (Bicubic 法) して 1 m にした DEM から, それぞれ傾斜方位と傾斜量を求める。
2. 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 色空間モデルを作成し, RGB に変換して傾斜方位一傾斜量合成図を作成する。

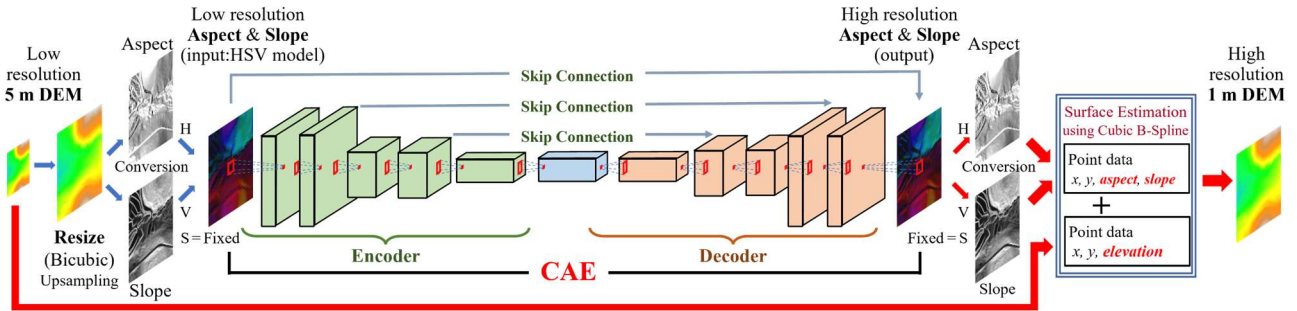
3. これらを用いて CAE で学習し, 学習モデルを構築する。学習は損失関数 (平均二乗誤差) や PSNR (ピーク信号対雑音比) などで最適化した。

高分解能 DEM の推定は, つぎの 4 つのステップで行う。

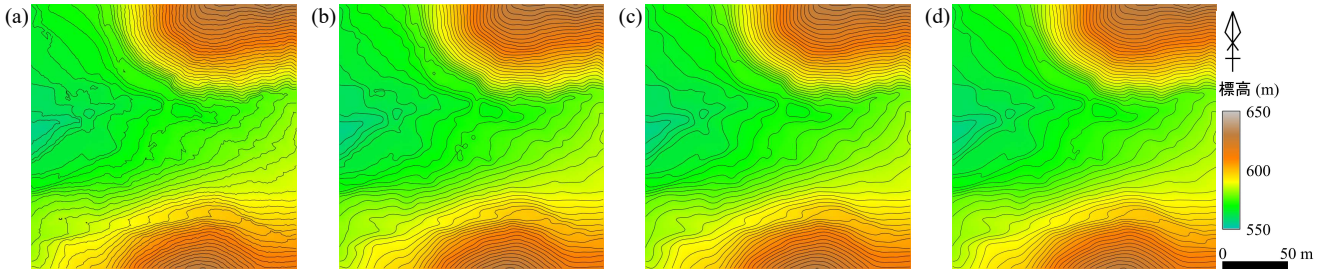
1. 学習モデルに分解能 5 m の DEM を傾斜方位一傾斜量合成図に変換して入力し, 高分解能化した分解能 1 m の傾斜方位一傾斜量合成図を得る。
2. 傾斜方位一傾斜量合成図から各座標での傾斜方位と傾斜量を求め, 地点データを作成する。
3. 5m 分解能の DEM の標高値から各座標での地点データを作成する。
4. 2 種類の地点データから, BS-Horizon (野々垣ほか, 2008) の Visual Basic 版である Terramod-BS (坂本ほか, 2012) を用いて 1 m の DEM を推定する。

3. 結果

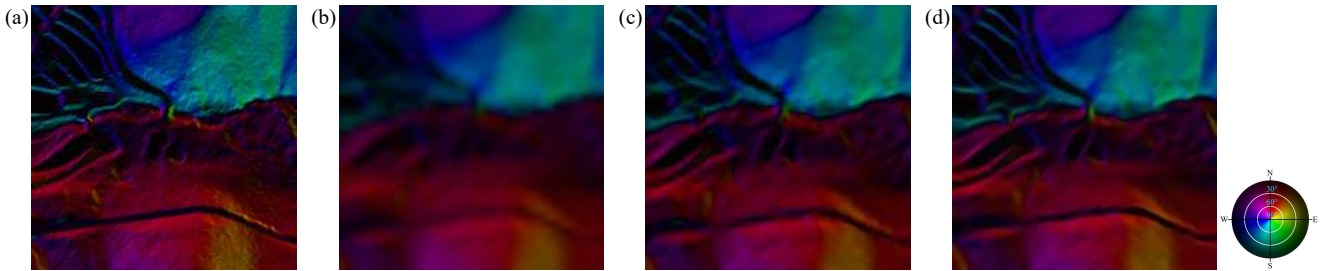
高分解能化のデータと結果の例の等高線図を第 2 図に示す。第 2 図 (a) は原データの分解能 1 m の DEM, (b) は分解能 5 m の DEM を分解能 1 m に合わせるために Bicubic 補間した DEM, (c) は SRCNN による高分解能化の結果, (d) は CAE による結果である。超解像に用いた傾斜方位一傾斜量合成図を第 3 図に示す。第 3 図 (a) は原データ, (b) は Bicubic 補間, (c) は SRCNN による結果, (d) は CAE による結果である。これらの結果を, GRASS を用いて 3 次元表示した例を第 4 図に示す。また, 第 1 表に補間を含めた高分解能化の評価結果を示す。これらの結果から, 両者とも崖などの地形的特徴は良く再現できており, CAE の方が, 道路や田などの平面的な連続性が高く, 段差も明瞭であることがわかる。また, 誤差は補間と超解像では, SRCNN で標高を高分解能化した結果を除くと, 大きな差ではないが, 全体的に超解像の結果が良く, CAE がより良いことがわかる。



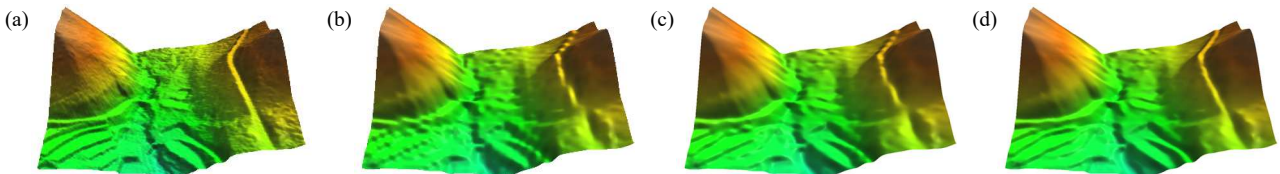
第1図 傾斜方位-傾斜量合成図を用いた CAE による DEM の高分解能化の流れ



第2図 高分解能化の例(等高線間隔は2m). (a)分解能1m, (b)Bicubic補間, (c)SRCNNの結果, (d)CAEの結果.



第3図 傾斜方位-傾斜量合成図の例. (a)分解能1m, (b)Bicubic補間, (c)SRCNNの結果, (d)CAEの結果.



第4図 3次元表示の例. (a)分解能1m, (b)Bicubic補間, (c)SRCNNの結果, (d)CAEの結果.

第1表 高分解能化の評価

		補間			超解像		
		Bilinear	Bicubic	BS-Horizon	SRCNN		CAE
					標高	傾斜方位-量	傾斜方位-量
差 (m)	max	1.98	1.87	1.82	1.80	1.86	1.66
	min	-1.96	-1.84	-1.80	-2.27	-1.62	-1.77
RMSE(m)		0.283	0.252	0.248	0.451	0.239	0.219
PSNR(dB)		77.00	77.99	0.25	0.451	0.239	0.219
SSIM		0.904	0.910	0.911	0.887	0.922	0.931

4. おわりに

傾斜方位-傾斜量合成図を超解像に用いることで、地形の平坦な部分や急な変化などの特徴を表す高分解能化を行えることがわかった。今後、SRGANなどの方法での検討も必要である。本研究はJSPS 科研費 19K04004, 21K11905 の助成を受けたものである。

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. 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> (2022 年 5 月 19 日)
 Mao, X., Shen, C. and Yang, Y. (2016) Image restoration using very deep convolutional encoder-decoder networks with symmetric skip connections. *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)* 29, pp. 2802-2810.
 升本真二・水落啓太・野々垣進・根本達也(2021)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. 第 32 回日本情報地質学会講演要旨集, pp. 21-22.
 野々垣進・升本真二・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・升本真二(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.