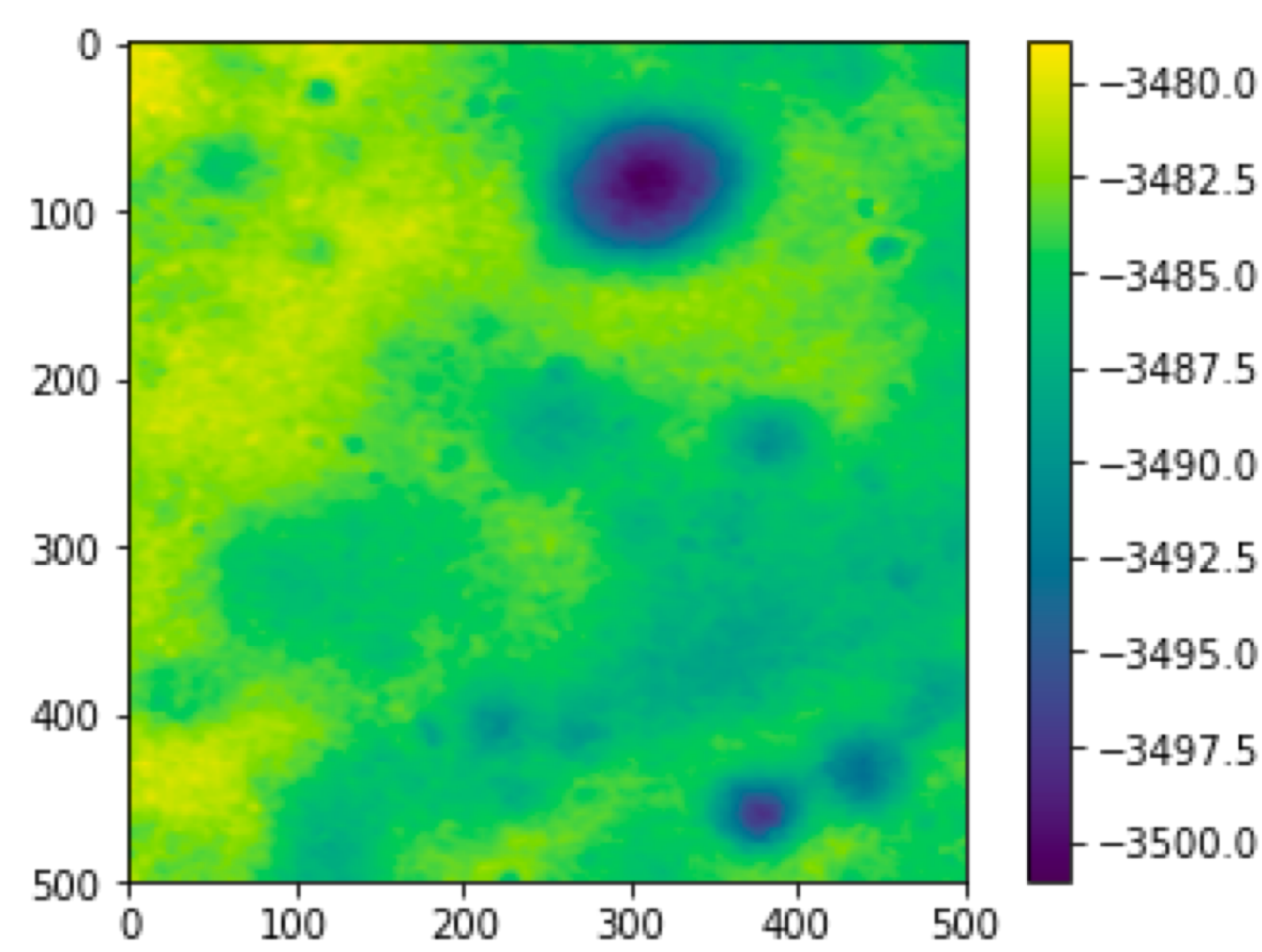


深層学習を用いた月面の高解像度DEMの生成

小野寺 康祐¹ 井上 博夏² 山本 光生² 山本 幸生² 大嶽 久志² 荒木 徹也³ 廣田 雅春⁴ 石川 博³

1首都大学東京システムデザイン学部 2宇宙航空研究開発機構宇宙科学研究所 3首都大学東京システムデザイン研究科 4岡山理科大学総合情報学部

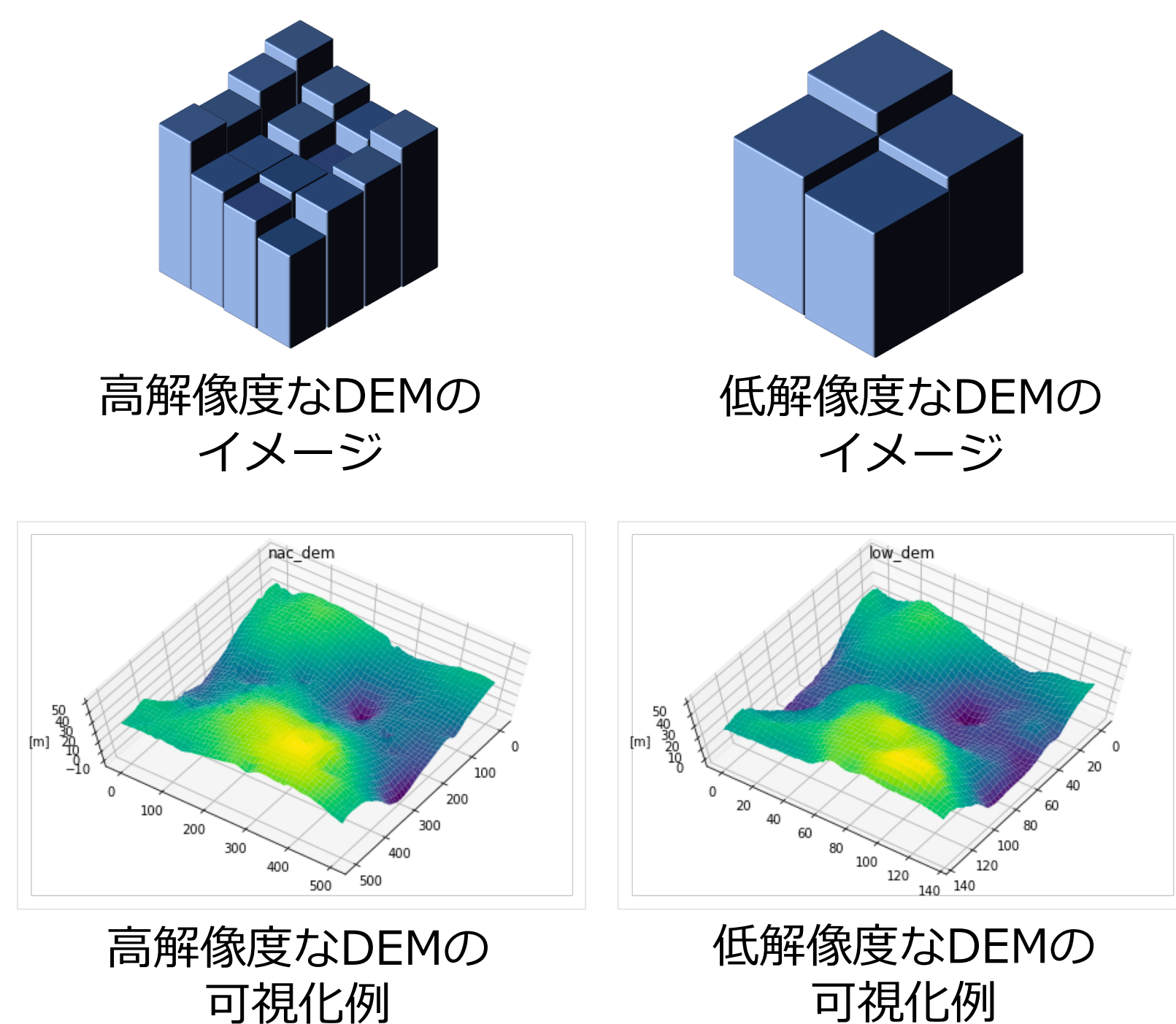
研究背景・目的



DEMは座標を表すピクセルごとに標高値を持つデータ

月面探査機の着陸地点や走行経路の候補の生成には**数値標高モデル(DEM)**を用いる。

ピクセルの大きさが小さく、密度が大きい高解像度なDEMでなければ詳細な地形を把握することができない。



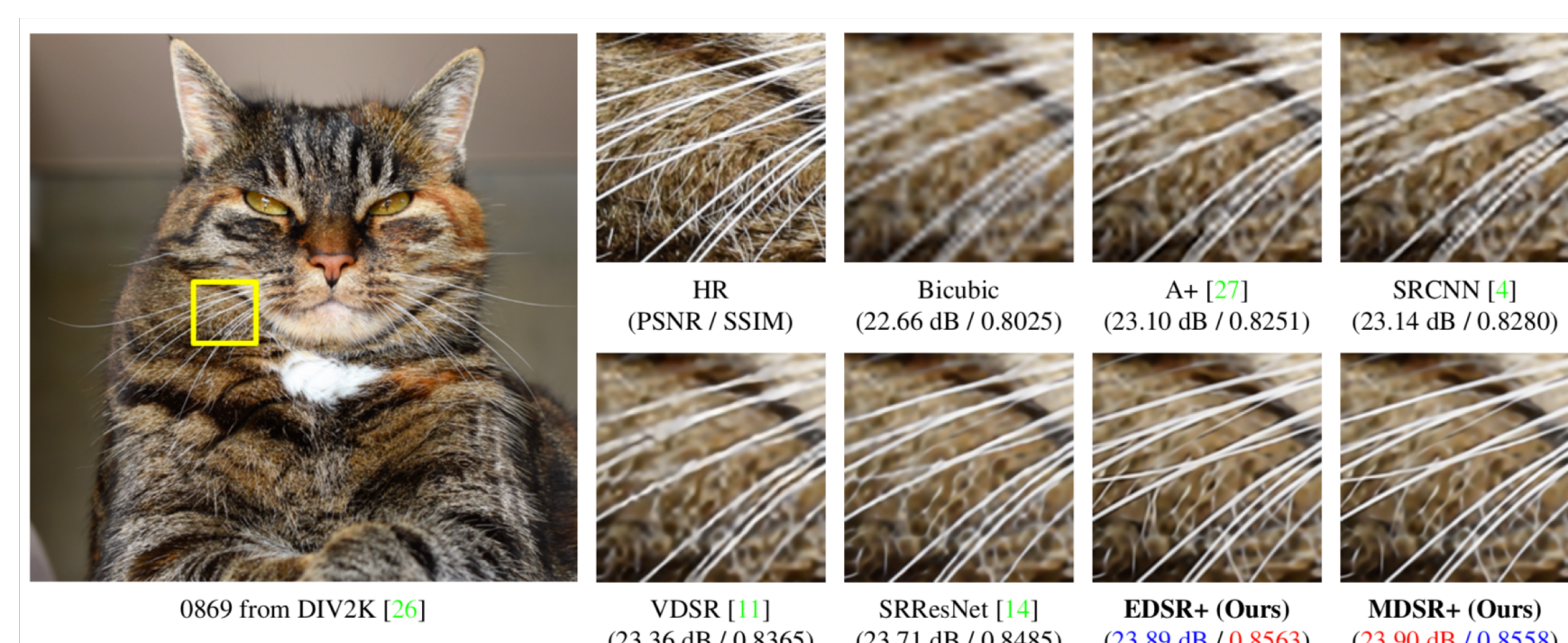
しかし...

通常の(低解像度の)DEMは機器による測定によって作成するが、月面の高解像度のDEMは**人手で作成**する必要がある。

深層学習の技術を用いて、人手を介さずに高解像度の月面DEMを生成する手法を提案することが目的

手法

類似した目的を持つ研究に、低解像度の画像から解像度の高い画像を生成する「超解像」の研究が存在する。



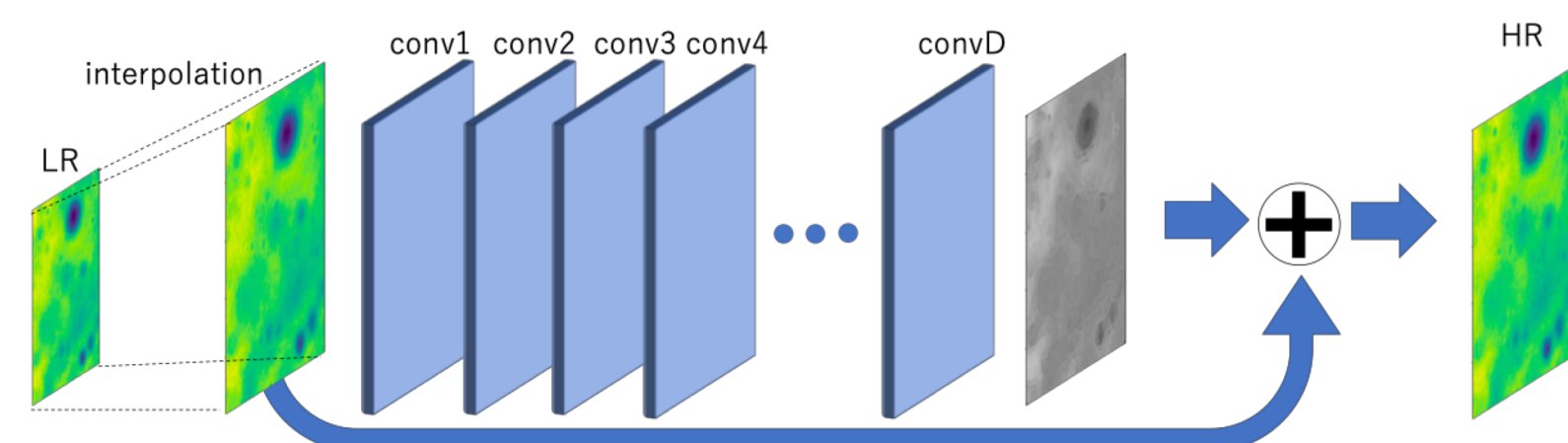
Lim, Bee, et al. "Enhanced deep residual networks for single image super-resolution." The IEEE conference on computer vision and pattern recognition (CVPR) workshops. Vol. 1. No. 2. 2017.

近年では、**畳み込みニューラルネットワーク(CNN)**を利用した手法が提案されており、高い性能を実現している。

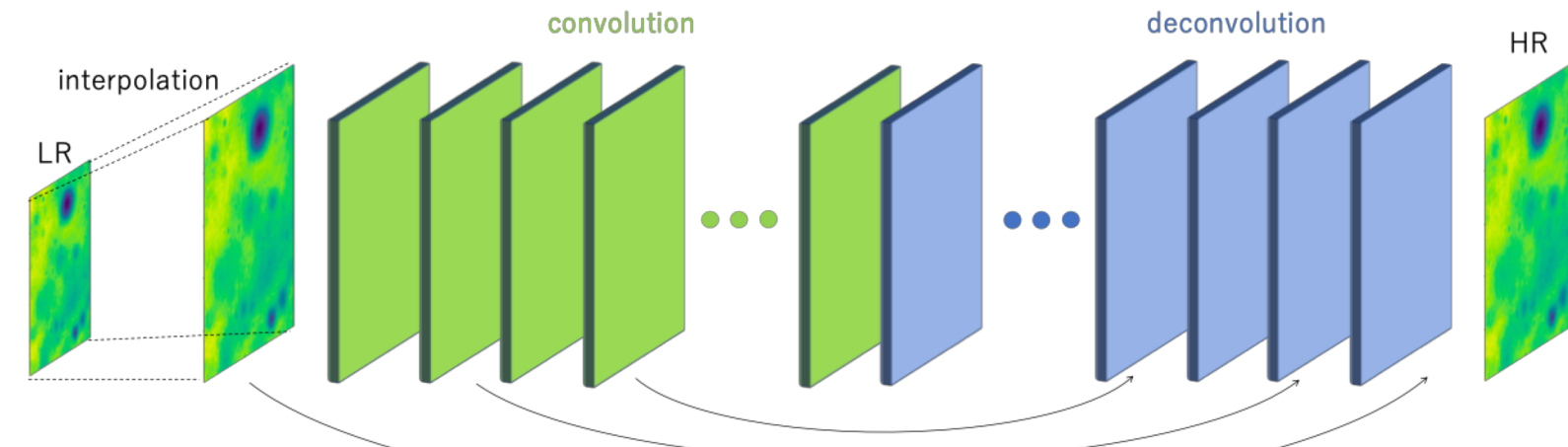
本研究では画像と同様にピクセルごとにデータを持つDEMに対しても超解像の手法が適用できると考え、**CNNによる画像の超解像を参考にした手法を検証**する。

前処理として補間手法によって高解像度DEMと同等の密度になるよう低解像度DEMを補間する。

補間したDEMを入力データ、高解像度DEMを目標データとしてCNNによるモデルを学習させ、新たに入力された低解像度DEMの解像度を上げるネットワークを作成する。



参考手法 : Kim, Jiwon, Jung Kwon Lee, and Kyoung Mu Lee. "Accurate image super-resolution using very deep convolutional networks." Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016. (VDSR)



参考手法 : Mao, Xiaojiao, Chunhua Shen, and Yu-Bin Yang. "Image restoration using very deep convolutional encoder-decoder networks with symmetric skip connections." Advances in neural information processing systems. 2016. (RED)

実験

DEMに対して一般的に適用される補間手法などと比較を行う。

同じ座標の低解像度のDEMと高解像度のDEMのペアを用意し、低解像度のDEMに対して各手法を適用して得られた結果と高解像度のDEMの誤差を評価する。

評価指標は古館らの研究[1]で用いられている最大誤差と平均誤差を用いる。

使用するデータは、低解像度DEMとしてDARTS at ISAS/JAXA[2]で公開されているSLDEM2013を使用し、高解像度DEMとしてLRO NAC DEM[3]を使用する。

それぞれの解像度は約7.4m/pix, 約2m/pixであり、学習データとして16,000ペア、テストデータとして4,000ペアを用意した。

[1] 古館守通, 渡辺孝志, 阿部英志, and 横山隆三. 数値標高モデルの生成に用いる補間手法の性能評価. GIS-理論と応用, 8(1):29-38, 2000.
[2] <http://darts.jaxa.jp>
[3] Robinson, M. S. M. S., Brylow, S. M. S. M., Tschimmel, M., Humm, D., Lawrence, S. J. S. J., Thomas, P. C. P. C., ... Hiesinger, H. (2010). Lunar Reconnaissance Orbiter Camera (LRO) Instrument Overview. Space Science Reviews, 150(1), 81-124.

実験結果

青：一般的な補間手法
橙：CNNを用いた手法

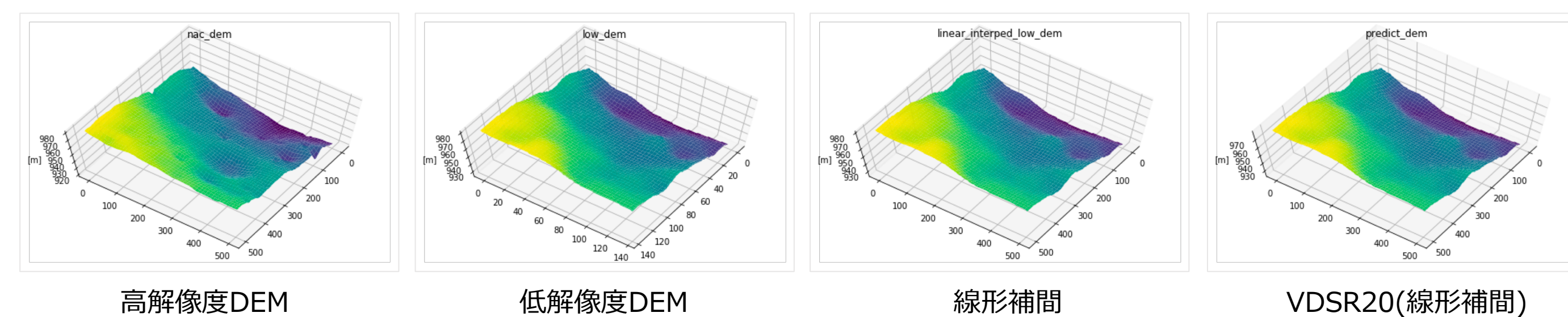
平均平均誤差：各DEMのペアにおける誤差の平均値の平均
平均最大誤差：各DEMのペアにおける誤差の最大値の平均

	平均平均誤差 [m]	平均最大誤差 [m]	平均処理時間 [ms]
スプライン補間	5.144	17.407	174.883
Akima補間	5.142	17.367	149.134
最近傍補間	5.157	17.809	237.694
線形補間	5.140	17.311	102.967
VDSR20 (最近傍補間)	5.050	17.467	308.062
VDSR20 (線形補間)	5.039	16.962	186.022
RED6-6 (最近傍補間)	5.059	17.566	260.908
RED6-6 (線形補間)	5.039	16.994	130.341

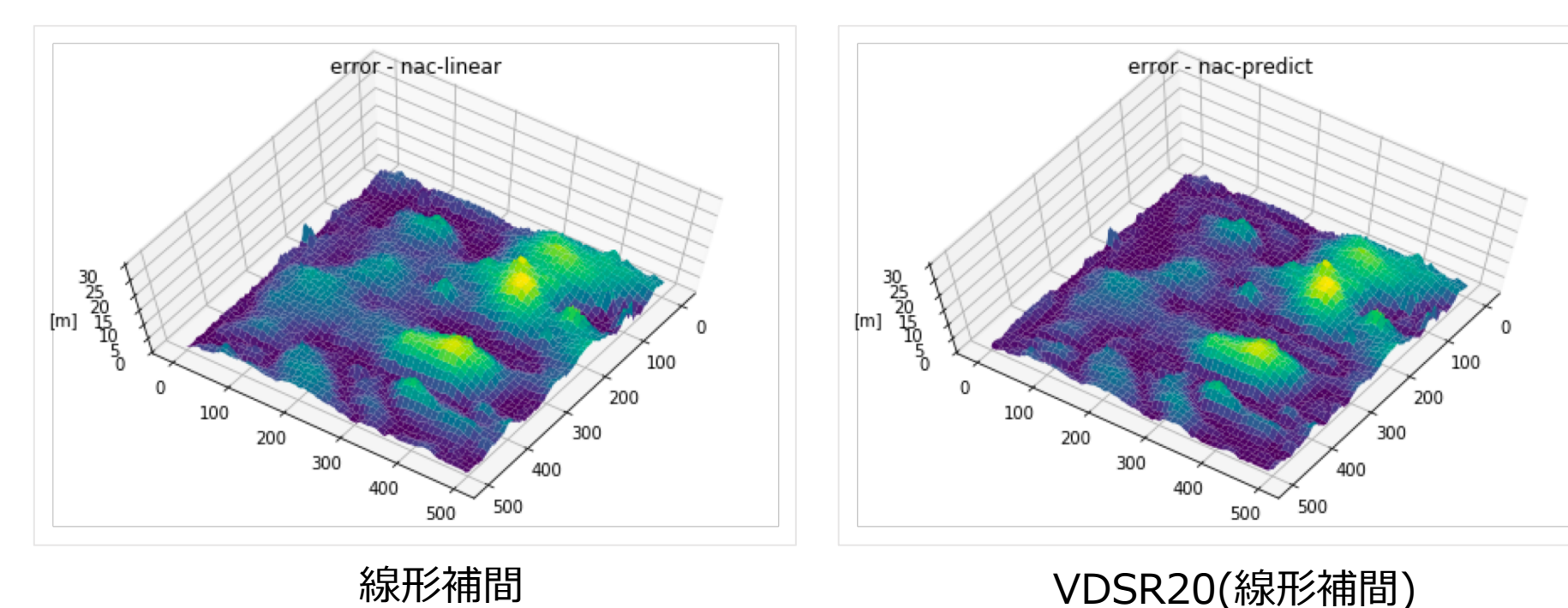
平均平均誤差、平均最大誤差の両方において、CNNを用いた手法が最も誤差が小さかった。

CNNによる手法は処理に補間手法を用いているため、その分処理にかかる時間は長くなる。

小さなクレーターなどの標高の変化が急な地形を推定することは難しい。



DEMの例



誤差の可視化

まとめ

一般的な補間手法よりCNNを用いた手法の方が良い性能を得られたが、小さなクレーターなどの標高の変化が急な地形を推定することは難しい。

今後の展望

月面の画像を用いることで、現状では推定が難しい標高の変化が急な地形の推定を可能にする。