

月面の高解像度画像と低解像度DEMを用いた 深層学習による高解像度DEMの生成の検討

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⁵

1. 首都大学東京 システムデザイン研究科
2. 宇宙航空研究開発機構
3. 群馬大学
4. 岡山理科大学
5. 首都大学東京

目次

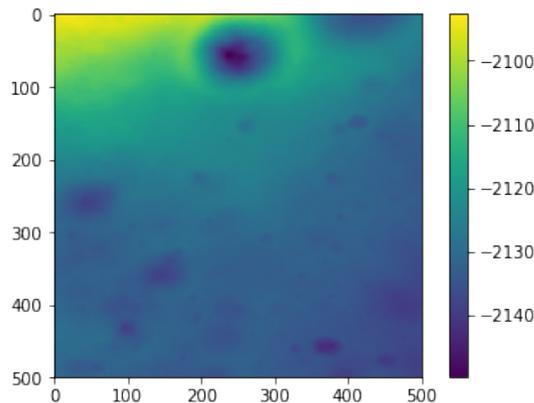
1. 研究背景と目的
2. これまで行ってきた実験
3. 月面画像を用いた手法
4. 実験
5. まとめ

研究背景

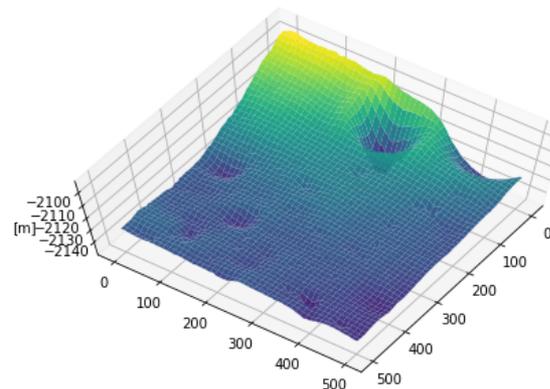
月面探査機の**着陸地点**や**走行経路の検討**には
月面の**数値標高モデル(DEM)**が用いられる

DEM(Digital Elevation Model)

→ 座標を表す**ピクセルごと**に**標高値**を持つデータ



DEMの可視化例(2D)

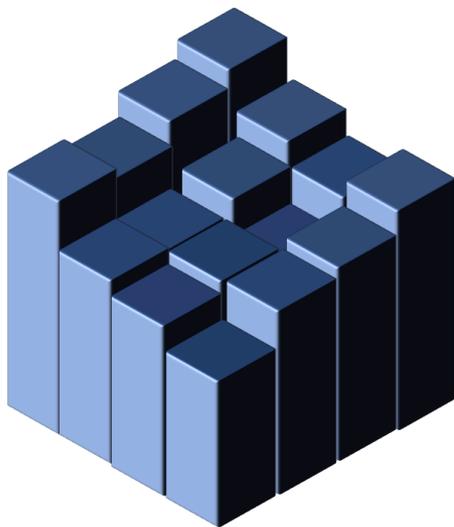


DEMの可視化例(3D)

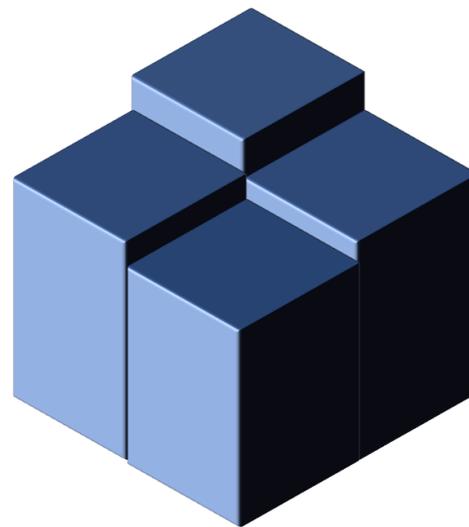
研究背景

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

高解像度：ピクセルの大きさが小さく範囲あたりのデータ密度が高い



高解像度なDEMの
イメージ



低解像度なDEMの
イメージ

月面の高解像度DEMを用いる際の問題点

- 高解像度のDEMは**月面の一部のものしか公開されていない**
- 高解像度のDEMは**人手を要する手法を用いて作成する必要があり、高いコストがかかる**

研究の目的

**深層学習の技術を用いて人手を介さない
方法で月面の高解像度のDEMを生成**

目次

1. 研究背景と目的
2. これまで行ってきた手法と結果
3. 月面画像を用いた手法
4. 実験
5. まとめ

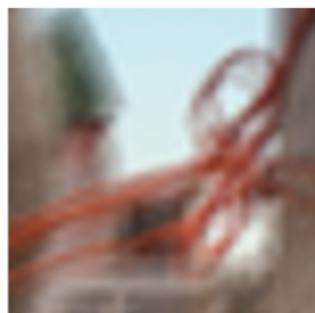
畳み込みニューラルネットワーク

畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network; CNN)

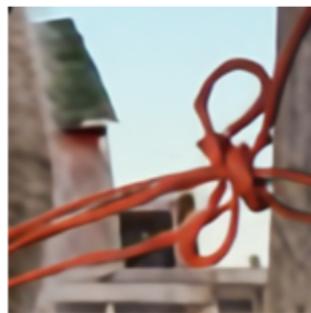
- 主に画像認識などに用いられるニューラルネットワークの一種
- 入力に対してフィルタ処理を行い特徴マップを得る
 - 一般的なフィルタ処理：平滑化, エッジ検出など
 - ⇒ あらかじめ重みを設計したフィルタによる処理
- CNNではフィルタの重みを訓練データから自動で学習することが可能

画像の超解像

- 入力された低解像度の画像から高解像度の画像を生成
- 近年ではCNNによる手法によって高い性能を実現



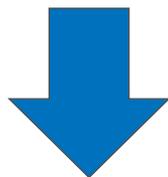
Bicubic
(22.20 dB / 0.7979)



EDSR (Ours)
(29.05 dB / 0.9257)

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.

DEMは画像と同様にピクセルごとに値を持つデータ
であるのでCNNを適用可能



CNNを用いた画像の超解像手法を応用し、
解像度の低さが原因で失われた地形を推定可能か検証

手法

新たに入力された低解像度DEMの解像度を向上させるようなネットワークを作成

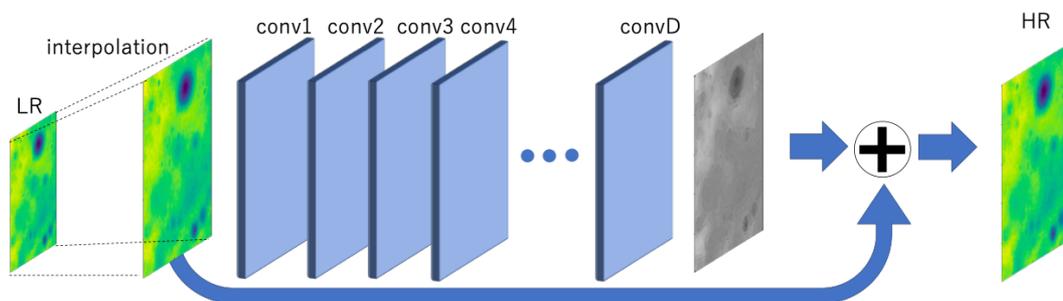
1. 同じ座標の低解像度DEMと高解像度DEMを用意
2. 低解像度DEMを高解像度DEMと同等の密度になるように補間
3. 補間したDEMを入力データ，高解像度DEMを目標データとしてCNNによるモデルを学習



使用モデル1 - VDSR

□ Accurate Image Super-Resolution Using Very Deep Convolutional Networks

- Kim, Jiwon, Jung Kwon Lee, and Kyoung Mu Lee
- CVPR 2016

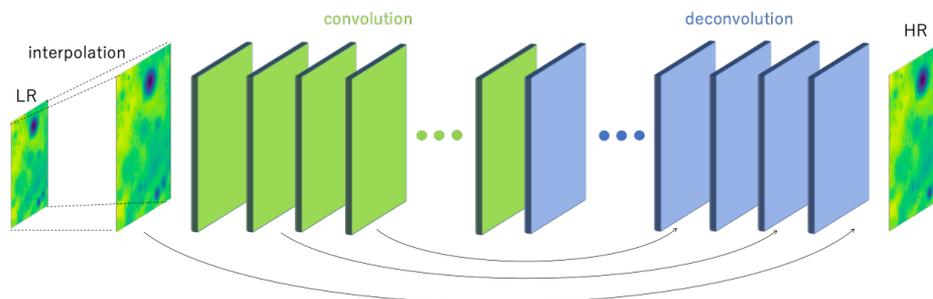


モデルの構造図

- 既存のモデルと比較して、深い層のネットワークを用いることで高い性能を実現した超解像モデル
- 最終層で入力を足し合わせる
 - 入力に対しての差のみを学習させることにより早い収束を実現

使用モデル2 - RED

- Image restoration using very deep convolutional encoder-decoder networks with symmetric skip connections
 - Mao, Xiaojiao, Chunhua Shen, and Yu-Bin Yang
 - NIPS'16



モデルの構造図

- 対称的な畳み込み層部と逆畳み込み層部からなる，超解像やノイズ除去を含む画像復元を実現するモデル
- 2層ごとに畳み込み層と逆畳み込み層を接続（加算）
 - 畳み込みによって失われる元データに近い情報を保持

評価方法

比較対象

地球のDEMに対して一般的に適用される補間手法と比較し評価

- スプライン補間
- Akima補間
- 最近傍補間
- 線形補間

評価指標

既存の研究でDEMの補間の性能評価に用いられている**平均誤差**と**最大誤差**を評価指標として使用

参考文献

古舘守通, 渡辺孝志, 阿部英志, 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, Vol. 8, No. 1, pp. 29–38, 2000.

データセット

- 低解像度DEM : SLDEM2013¹
 - 解像度 : 約 7.4 m/pix

- 高解像度DEM : LRO NAC DEM²
 - 解像度 : 約 2 m/pix

- サイズ : 500×500 pix

- データ数
 - トレーニングデータ : 16,000件
 - バリデーションデータ : 4,000件
 - テストデータ : 4,000件

[1]坪内彩音, 篠田玲奈, 郭哲也, 後藤祐紀, 春山純一, 三宅瓦. Selene (かぐや) 搭載地形カメラステレオペアデータから得られた数値地形モデル (dtm) ならびに数値標高モデル (dem) プロダクトの標高値の検証報告.宇宙科学情報解析論文誌, Vol. 8, pp. 1-10 (2019.3), 2016.

[2] ROBINSON, M. S., et al. Lunar reconnaissance orbiter camera (LROC) instrument overview. Space science reviews, 2010, 150.1-4: 81-124.

実験結果

青：一般的な補間手法 赤：CNNを用いた手法

	平均平均誤差 [m]	平均最大誤差 [m]		平均平均誤差 [m]	平均最大誤差 [m]
スプライン補間	5.1436	17.4075	VDSR(最近傍)	5.0498	17.4673
Akima補間	5.1422	17.3667	VDSR(線形補間)	5.0392	16.9617
最近傍補間	5.1572	17.8092	RED(スプライン)	5.0431	17.0997
線形補間	5.1396	17.3109	RED(Akima)	5.0554	17.1397
VDSR(スプライン)	5.0426	17.0763	RED(最近傍)	5.0591	17.5657
VDSR(Akima)	5.0413	17.0447	RED(線形)	5.0387	16.9942

小数点以下第5位で四捨五入

- CNNを用いた手法の括弧による表記は低解像度DEMの補間に用いた補間手法
- 平均平均誤差：
各DEMのペアにおけるピクセルごとの誤差の平均値をデータセット全体で平均
- 平均最大誤差：
各DEMのペアにおけるピクセルごとの誤差の最大値をデータセット全体で平均

実験結果

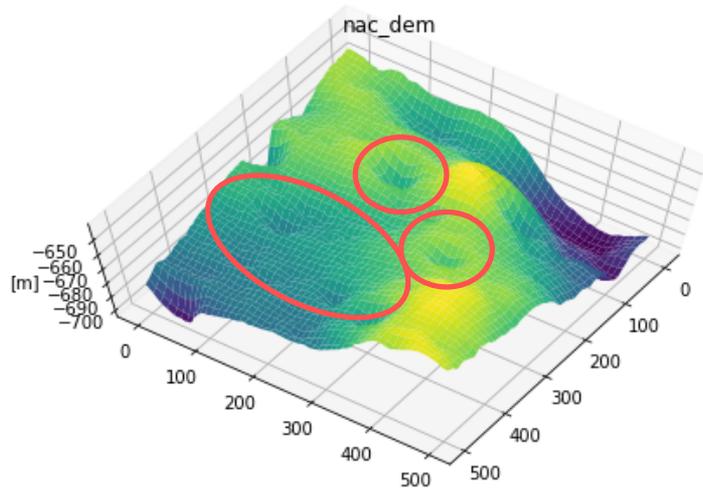
青：一般的な補間手法 赤：CNNを用いた手法

	平均平均誤差 [m]	平均最大誤差 [m]		平均平均誤差 [m]	平均最大誤差 [m]
スプライン補間	5.1436	17.4075	VDSR(最近傍)	5.0498	17.4673
Akima補間	5.1422	17.3667	VDSR(線形補間)	5.0392	16.9617
最近傍補間	5.1572	17.8092	RED(スプライン)	5.0431	17.0997
線形補間	5.1396	17.3109	RED(Akima)	5.0554	17.1397
VDSR(スプライン)	5.0426	17.0763	RED(最近傍)	5.0591	17.5657
VDSR(Akima)	5.0413	17.0447	RED(線形)	5.0387	16.9942

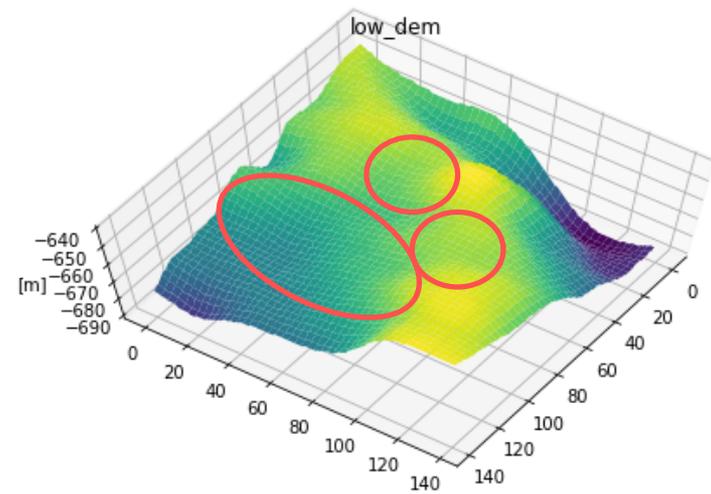
小数点以下第5位で四捨五入

- 一般的な補間手法では線形補間が最も良い性能
- 平均誤差，最大誤差の両方において，CNNを用いた手法の誤差が最小

高解像度DEMと低解像度DEMの例



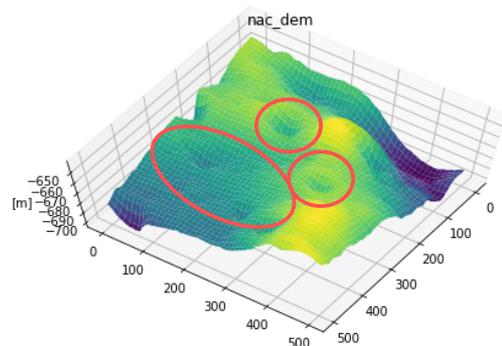
高解像度DEM



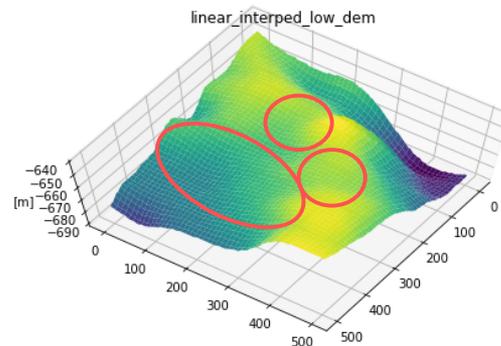
低解像度DEM

高解像度DEMに対して低解像度DEMでは
標高の変化が急な地形の情報が失われている

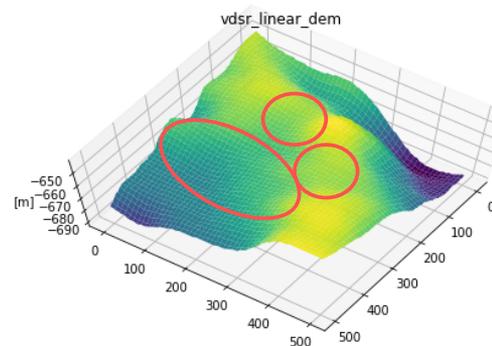
生成されたDEMの例



高解像度DEM



線形補間



VDSR(線形間補間)

一般的な補間手法，CNNによる手法のどちらにおいても
標高の変化が急な地形の推定はできていなかった

実験結果のまとめ

- CNNによる手法は補間手法より正確な標高値を推定可能
- 標高の変化が急な地形の推定はできなかった

原因考察

- データセットにおいて小さな凹凸が失われているパターンのデータの不足
- 低解像度DEMと高解像度DEMの地形の差から学習するだけでは情報が不足

DEMと比較して高解像度なデータが多く存在する
月面画像を用いることで解決を試みる

目次

1. 研究背景と目的
2. これまで行ってきた実験
3. 月面画像を用いた手法
4. 実験
5. まとめ

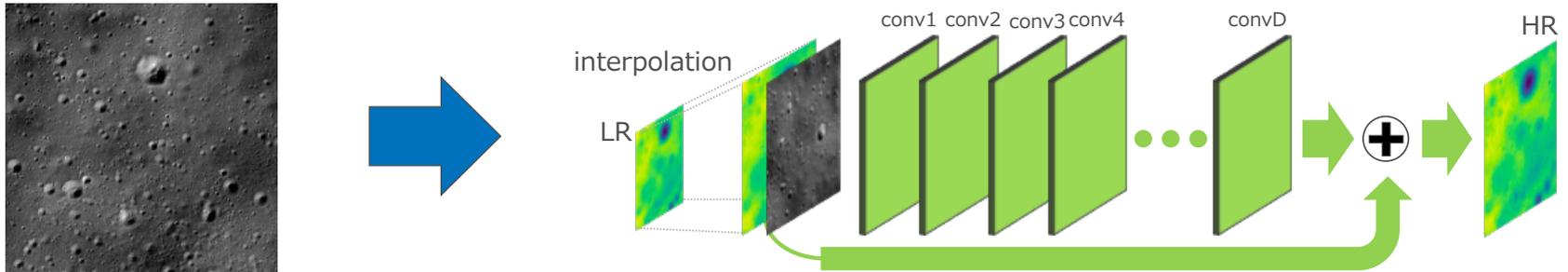
月面画像を用いた手法

二つのアプローチで実験

1. 入力データとして月面画像を追加
2. 月面画像から地形の凹凸を推定

入力に月面画像を追加

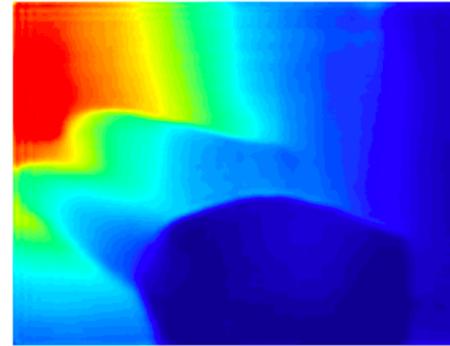
- 今までのモデルの入力にさらに月面画像を追加
 - 低解像度DEMとあわせて二つのデータを入力



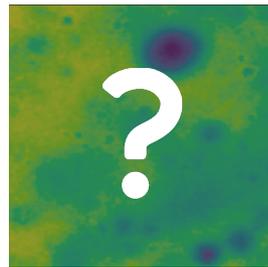
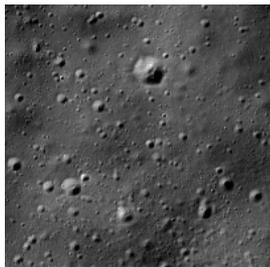
地形推定のための情報の増加が目的

月面画像から地形の凹凸を推定

1枚の画像からそのシーンの奥行きを推定することを目的とした深度推定と呼ばれる研究が存在



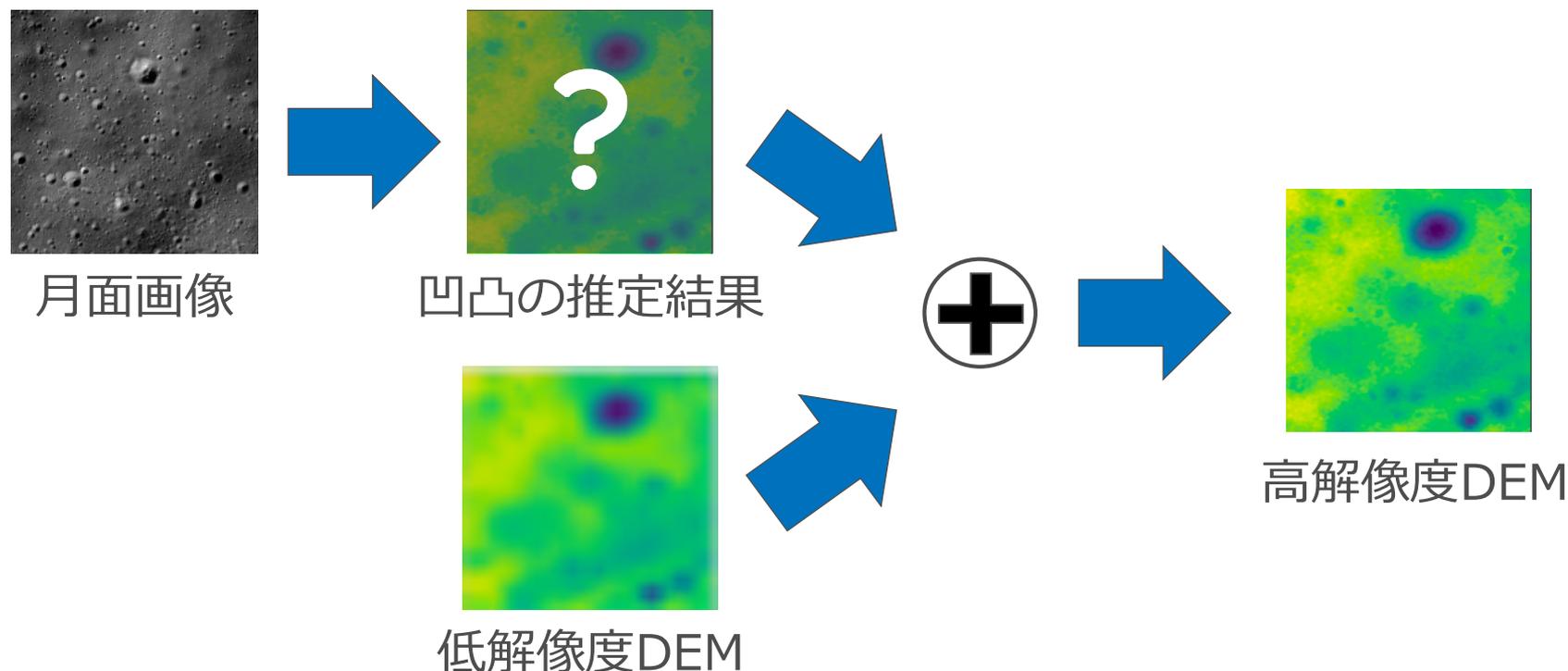
LAINA, Iro, et al. Deeper depth prediction with fully convolutional residual networks. In: 3D Vision (3DV), 2016 Fourth International Conference on. IEEE, 2016. p. 239-248.



深度推定の手法を参考に、
月面画像から地形の凹凸を推定

月面画像から地形の凹凸を推定

- 画像から推定できるのは相対的な地形の凹凸であり、絶対的な標高値の推定は困難
- 推定結果を低解像度のDEM組み合わせるなど、何らかの方法で標高値を持つDEMとすることが必要



目次

1. 研究背景と目的
2. これまで行ってきた実験
3. 月面画像を用いた手法
4. 実験
5. まとめ

データセット

- 低解像度DEM : SLDEM2013¹
 - 解像度 : 約 7.4 m/pix
- 高解像度DEM : LRO NAC DEM²
 - 解像度 : 約 2 m/pix
- 月面画像 (nac image)
 - 解像度 : 約 0.4~5 m/pix
- サイズ : 500×500 pix
- データ数
 - トレーニングデータ : 6,400件
 - バリデーションデータ : 1,600件
 - テストデータ : 2,000件

[1]坪内彩音, 篠田玲奈, 郭哲也, 後藤祐紀, 春山純一, 三宅亙. Selene (かぐや) 搭載地形カメラステレオペアデータから得られた数値地形モデル (dtm) ならびに数値標高モデル (dem) プロダクトの標高値の検証報告.宇宙科学情報解析論文誌, Vol. 8, pp. 1-10 (2019.3), 2016.

[2] ROBINSON, M. S., et al. Lunar reconnaissance orbiter camera (LROC) instrument overview. Space science reviews, 2010, 150.1-4: 81-124.

入力に月面画像を追加 - モデル

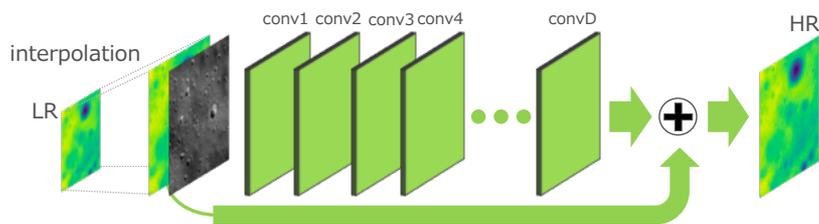
□ VDSRをベースとした二種類のモデル構造を使用

□ モデル1

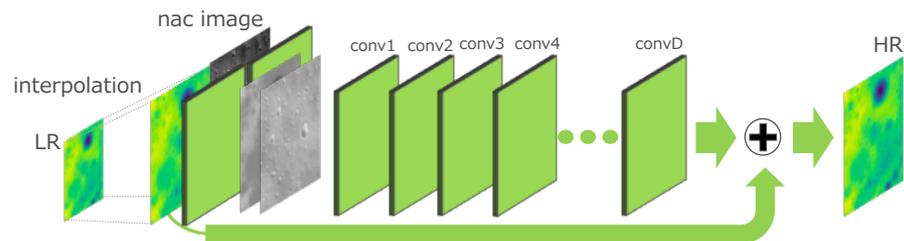
- 低解像度DEMと月面画像を連結し，2チャンネルの入力とするモデル

□ モデル2

- 低解像度DEMと月面画像をそれぞれ畳み込んでから連結するモデル



モデル1の構造図



モデル2の構造図

入力に月面画像を追加 – 実験内容

- それぞれのモデル構造においてパラメータを変更したものを2種ずつ用意し, 計4モデルで実験

- 評価に用いる比較対象
 - 線形補間
 - VDSR (月面画像なし)

- 評価指標
 - 平均誤差, 最大誤差

入力に月面画像を追加 – 実験結果

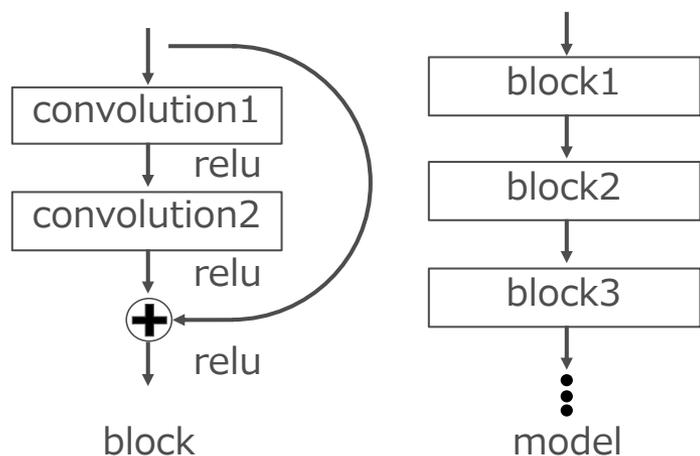
モデル・手法	平均平均誤差 [m]	平均最大誤差 [m]
線形補間	4.348	15.897
VDSR (画像なし)	4.291	15.573
モデル1-1	4.290	15.582
モデル1-2	4.294	15.567
モデル2-1	4.292	15.564
モデル2-2	4.293	15.556

- 月面画像を使用したモデルは片方の指標に限るとVDSRよりも性能が良い場合が存在
- VDSR (月面画像なし) と大きな差は出なかった
 - 従来の超解像モデルに画像を追加するだけでは性能に大きな影響を与えない

月面画像から地形の凹凸を推定 - モデル

□ ResNet¹の構造を参考にしたモデルを使用

□ ResNetは深度推定を目的としたモデルではないが、ResNetの構造を参考にした深度推定モデル²が存在



モデルのイメージ図

□ 出力時に入力を足し合わせることで各層において入力との差分を学習するblock (図左) で構成

□ 今回は15個のblockで構成したモデルを使用

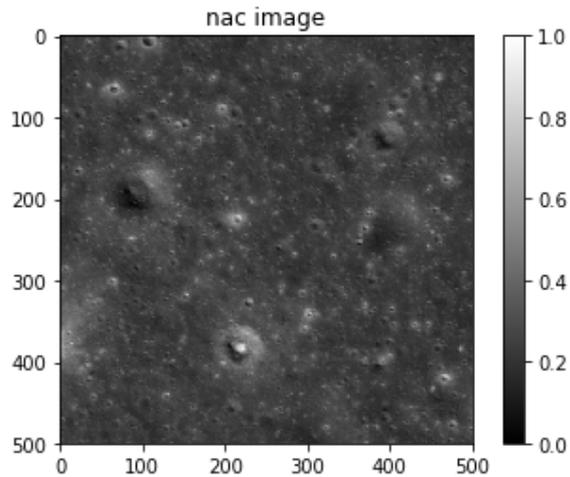
[1] He, Kaiming, et al. "Deep residual learning for image recognition." Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016.

[2] Laina, Iro, et al. "Deeper depth prediction with fully convolutional residual networks." 2016 Fourth international conference on 3D vision (3DV). IEEE, 2016.

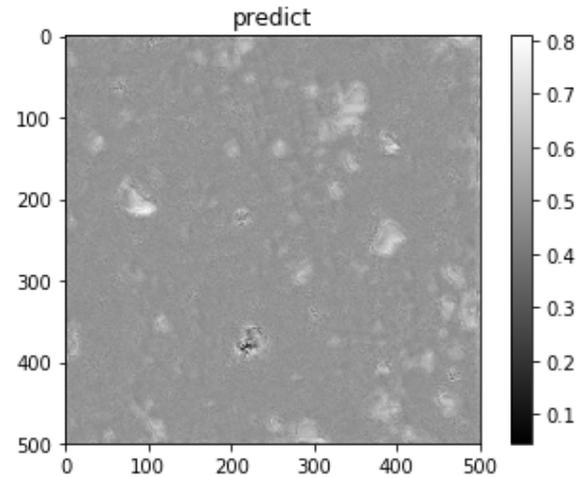
月面画像から地形の凹凸を推定 - 実験内容

- 月面画像を入力データ, 高解像度DEMを正解データとしてモデルを学習
 - 月面画像から地形の凹凸を推定できるか実験
- 今回は標高値をもつDEMを推定して誤差を計測するのではなく, 可視化して地形を推定できているかを確認

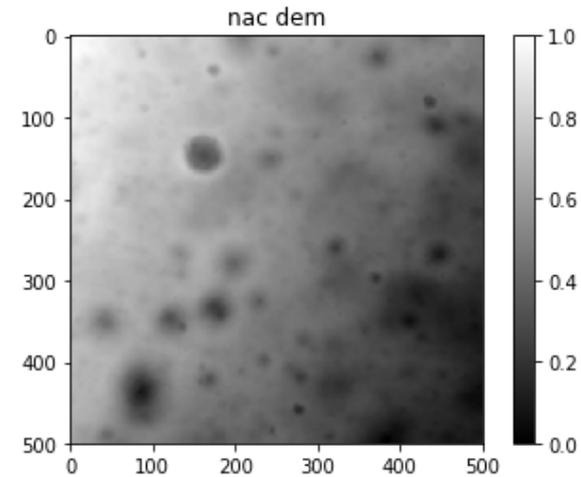
月面画像から地形の凹凸を推定 - 実験結果



月面画像

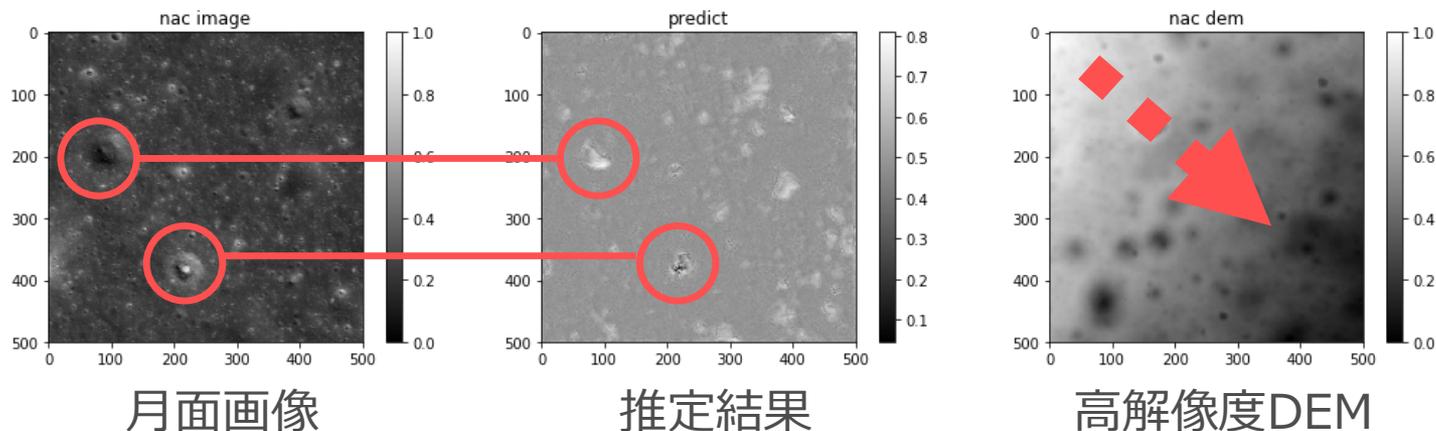


推定結果



高解像度DEM

月面画像から地形の凹凸を推定 – 実験結果



- クレーターなどの地形は凹凸として推定されている
- クレータを凸な地形として推定する問題が存在
- 大局的な標高の変化は推定できていない
 - 特に地形の凹凸の推定を目的としているため、ここでは大きな問題ではない

実験から得られた結果と今後の課題

- 従来の超解像モデルに単純に画像を追加するだけでは性能に大きな影響を与えない
 - モデルの構造や手法を抜本的に変更する必要がある
- データセットの改善（月面画像）
 - 特に地形の凹凸の推定の改善が目的
 - 月面画像とDEMにおける位置合わせの高精度化
 - 日照状況の違いによる影響の確認と対策
- 月面画像から推定した地形の凹凸の利用方法の考案
 - 現状ではこの手法単体で標高値を推定することは難しい
 - 低解像度DEMや他の手法と組み合わせるなどして、標高値を持つDEMを生成

目次

1. 研究背景と目的
2. これまで行ってきた実験
3. 月面画像を用いた手法
4. 実験
5. まとめ

まとめ

- 画像の超解像を参考にした手法における問題を解決するために、月面の画像を用いた手法を二つのアプローチで検討
- 入力に月面画像を追加
 - 単純に入力として画像を追加するだけでは性能に大きな影響を与えない
 - 手法やモデルの抜本的な変更が必要
- 月面画像から地形の凹凸を推定
 - クレーターなどの地形は凹凸として推定された
 - クレーターを凸な地形として推定してしまう問題が存在
 - データセットの改善によって性能向上を期待
 - 推定結果の利用方法を考案する必要がある