

かぐやDEMを用いた、 機械学習による中央丘クレーター識別

原 聡志¹ 山本 幸生² 荒木 徹也³ 廣田 雅治⁴ 石川 博⁵

1. 首都大学東京 システムデザイン学部 学部4年
2. 宇宙航空開発機構宇宙科学研究所
3. 首都大学東京 システムデザイン学部 特任助教
4. 岡山理科大学 総合情報学部 講師
5. 首都大学東京 システムデザイン学部 教授

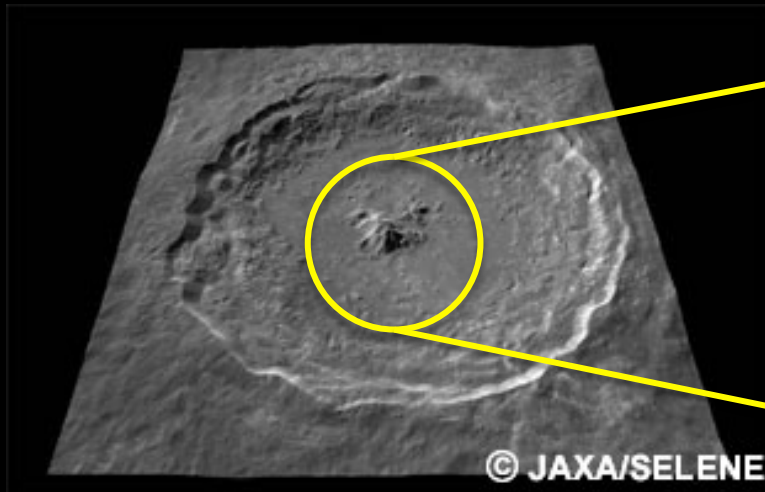
目次

- 背景, 研究目的
- 提案手法
- 実験結果
- まとめ, 今後の課題

背景，研究目的

中央丘とは

中央丘 ... クレーター中央部に見られる**丘状の凸部**
クレーター生成時の衝突が大規模だった場合に、
リバウンドにより地下の物質が盛り上がり生成される
➡ 比較的大型なクレーターに見られることが多い



なぜ中央丘?

中央丘では月の内部物質が表面に露出している

➡ 探査地点として重要

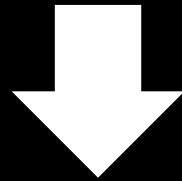
中央丘の分析によって、
クレーター生成メカニズムや地殻変動の過程が
明らかになる可能性が高い

しかし...

現状中央丘探査のされている クレーターは少ない

- そもそもどのクレーターに中央丘があるのか
網羅されたデータが無い
- 中央丘クレーターの識別は科学者による画像の
目視等, 人力での識別が大半

クレーターを網羅的に探索，全ての
中央丘クレーターを抽出するのは
人力では高コスト



自動抽出手法の開発が求められる

本研究の目的

中央丘クレーターの自動抽出

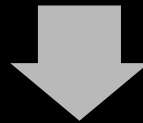
地質，宇宙分野への専門性を必要としない
方法を検討

最終的には，中央丘クレーターカタログの
作成が目標

提案手法

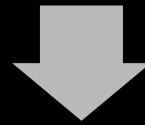
探索手順

月面上のクレーターの抽出



抽出したクレーターより、
中央丘クレーターを自動識別

月面上のクレーターの抽出



抽出したクレーターより、
中央丘クレーターを自動識別

クレーター抽出

クレーターの抽出にはRPSD法を使用

RPSD 法 ...

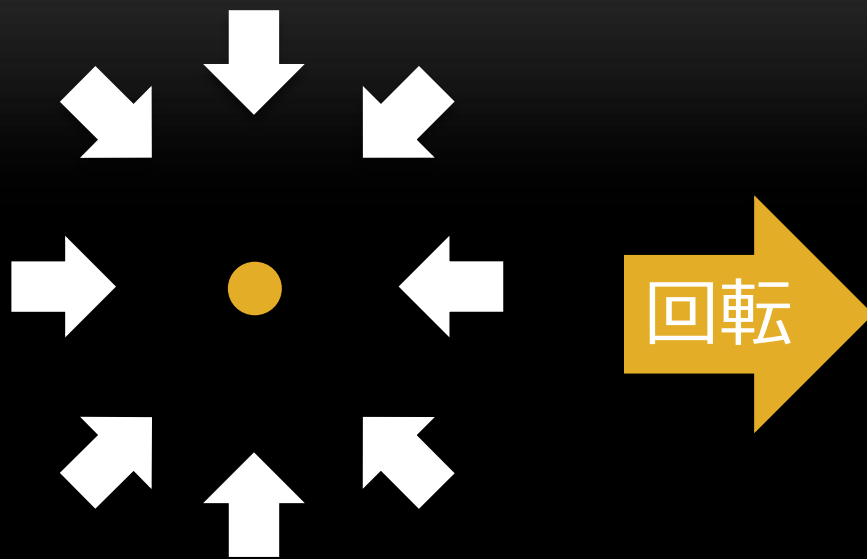
(Rotational Pixel Swapping for DTM, 回転ピクセルスワッピング)

画像(もしくはDEM)をある点で回転させた際の
回転対称性に着目し, 円状の構造物(月面DEMに
おいてはクレーター)を識別する手法

参考: 山本 聡 他 (2015)

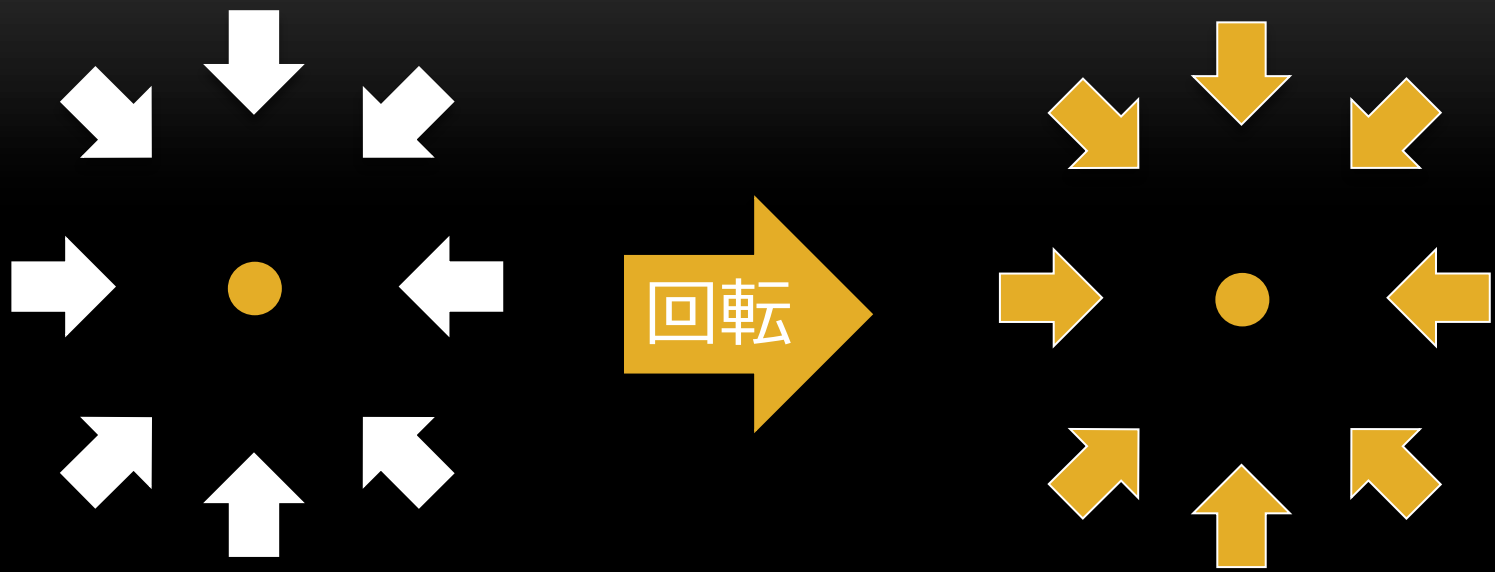
「回転ピクセルスワッピング法を使ったクレーター年代学」, 『日本惑星科学会誌』 Vol.24, No.1 . 12

RPSD法イメージ



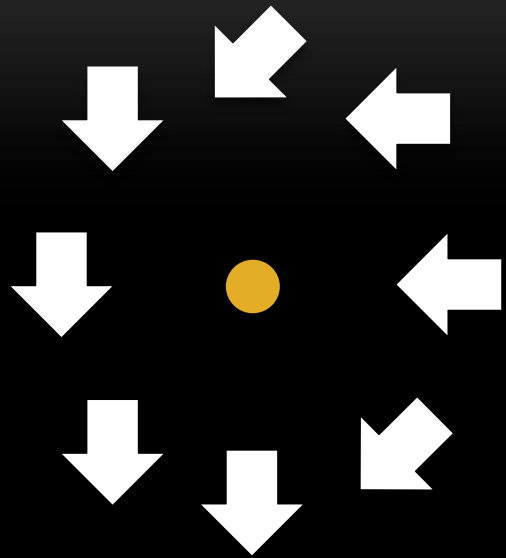
ある一点を回転軸
として着目

RPSD法イメージ

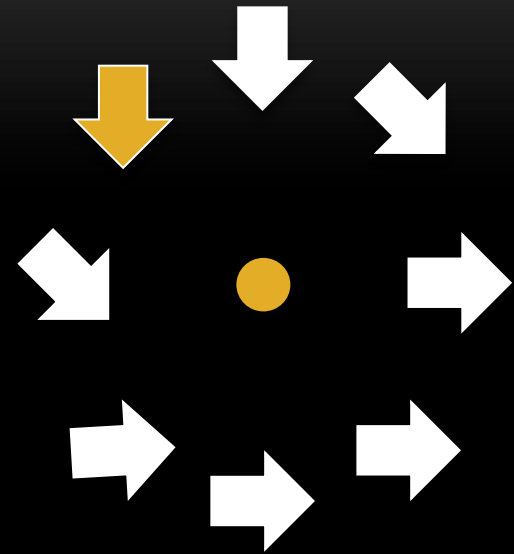


ある一点を回転軸
として着目

同じような傾斜に見える
→ 回転対称性 有



ある一点を回転軸
として着目



同じような傾斜に見えない
→ 回転対称性 **無**

抽出対象

- 抽出対象クレーター直径...約4km~128km, 北緯60°~南緯60°, 東経180°~西経180°
- 上記に加え, USGSのクレーターリストに記載の直径100km超のクレーターを抽出
- RPSD法運用の際のパラメータは元論文より変更し, 高再現率・低適合率化
 - ➡ この後の機械学習による識別によって, 非クレーターの識別と除去が行えると考えられる為

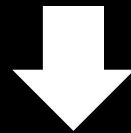
月面上のクレーターの抽出



抽出したクレーターより、
中央丘クレーターを自動識別

自動識別手法

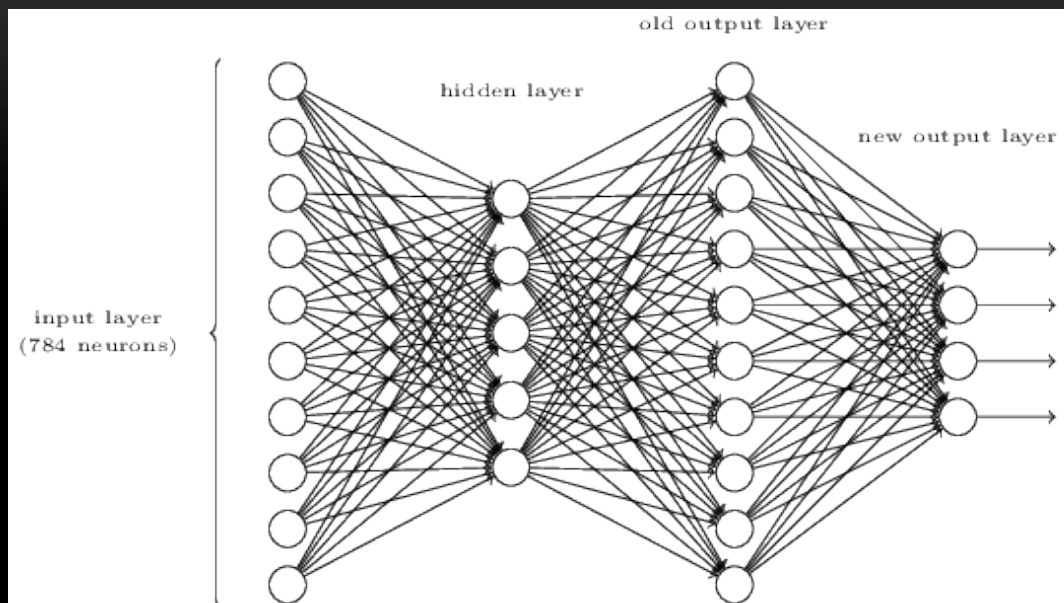
DEMは1ピクセル毎に標高数値を格納する
二次元データ



1チャンネル(ex: グレースケール)の
画像データとして処理可能

画像処理, 識別と言えば
畳み込みニューラルネットワーク
(CNN, Convolutional Neural Network)

(Deep) Neural Network



全体の出力の計算は、「入りにWeightを乗算し、出力ノード毎に総和をとり、Biasを加算し出力」という処理を各層毎で順方向に進めていく

学習においては、出力・正解間の誤差の最小化問題として、誤差関数を逆順方向に各層のWeight及びBiasで微分、更新していく

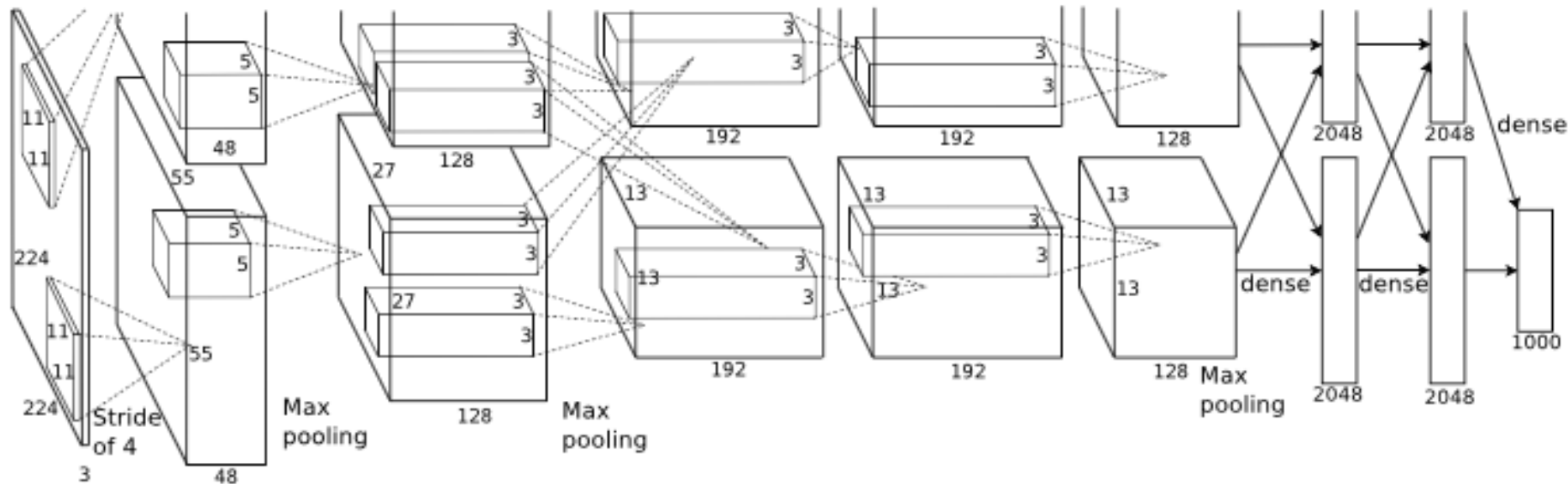
畳み込みフィルタ

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

画像をフィルタ(二次元行列, カーネル)で畳み込むことにより, 画像から特徴量のみを抽出

ex: エッジ抽出, 輪郭抽出

CNN (Convolutional Neural Network)



畳み込み層で画像から特徴量を自動抽出し、
全結合層で分類

畳み込み層のカーネルも学習によって自動変動

画像: Alex Krizhensky 他 (2017)

ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networksより

手法まとめ

RPSD法でDEMからクレーター画像を抽出

目視で非クレーター, 非中央丘クレーター,
中央丘クレーターの三種にラベル付け

CNNで学習モデル作成, 分類

※中央丘クレーターのみ数が少なく分布が不均一
になってしまうため, オーバーサンプリング

実験結果

	非クレーター (データ数: 966)	非中央丘 (データ数: 439)	中央丘 (データ数: 272)
識別数 (非クレーター)	859	111	13
識別数(非中央丘)	32	133	32
識別数(中央丘)	75	195	227

クレーター全体の識別性能は、
 再現率**82.6%**、適合率**83.3%**と高性能
 DEMを元にしたクレーター識別において、
 CNNの有効性は高い

	非クレーター (データ数: 966)	非中央丘 (データ数: 439)	中央丘 (データ数: 272)
識別数 (非クレーター)	859	111	13
識別数(非中央丘)	32	133	32
識別数(中央丘)	75	195	227

中央丘クレーターの識別性能は、
再現率**83.5%**、適合率**45.7%**と低性能

	非クレーター (データ数: 966)	非中央丘 (データ数: 439)	中央丘 (データ数: 272)
識別数 (非クレーター)	859	111	13
識別数(非中央丘)	32	133	32
識別数(中央丘)	75	195	227

中央丘クレーターの識別性能は、

再現率**83.5%**、適合率**45.7%**と低性能

特に、非中央丘クレーターを中央丘クレーターと誤識別するパターンが多数 ➡ 教師データに問題?

まとめ

- 中央丘クレーターの自動抽出の為の手法を提案
- CNNによる識別はクレーターの識別においては高い精度を示したものの、中央丘クレーターの抽出精度は改善の必要あり

今後の課題

- クレーター抽出範囲の全球への拡大
 - ➡ 極付近の歪みへの対応
- 中央丘クレーターの教師データ修正
- 教師データの正規化及びオーバーサンプリングに頼らない中央丘クレーター不足の解決
 - ➡ 半教師あり学習の採用
- 中央丘クレーター以外の月面構造物の識別検証