

深層学習を用いた中央丘クレーター 自動抽出

原 聡志¹ 井上 博夏² 山本 光生² 山本 幸生² 大竹 真紀子²
大竹 久志² 荒木 徹也³ 廣田 雅治⁴ 石川 博⁵

1. 首都大学東京 システムデザイン研究科 修士1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

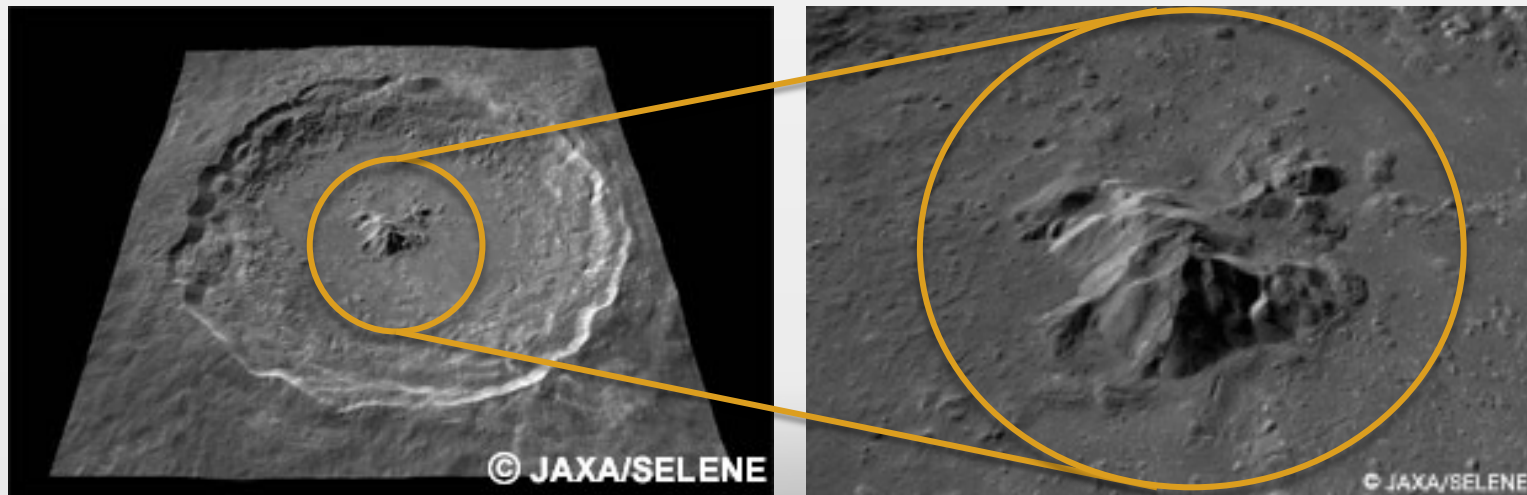
背景，研究目的

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**

中央丘では月の内部物質が表面に露出している

➡ 探査地点として有益



中央丘探索の課題

現状，中央丘探索のされている
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

本研究の目的

中央丘クレーターの目録作成

人手での月面全探索は高コスト

➡ 情報分野からのアプローチによって
自動探索・抽出を試みる

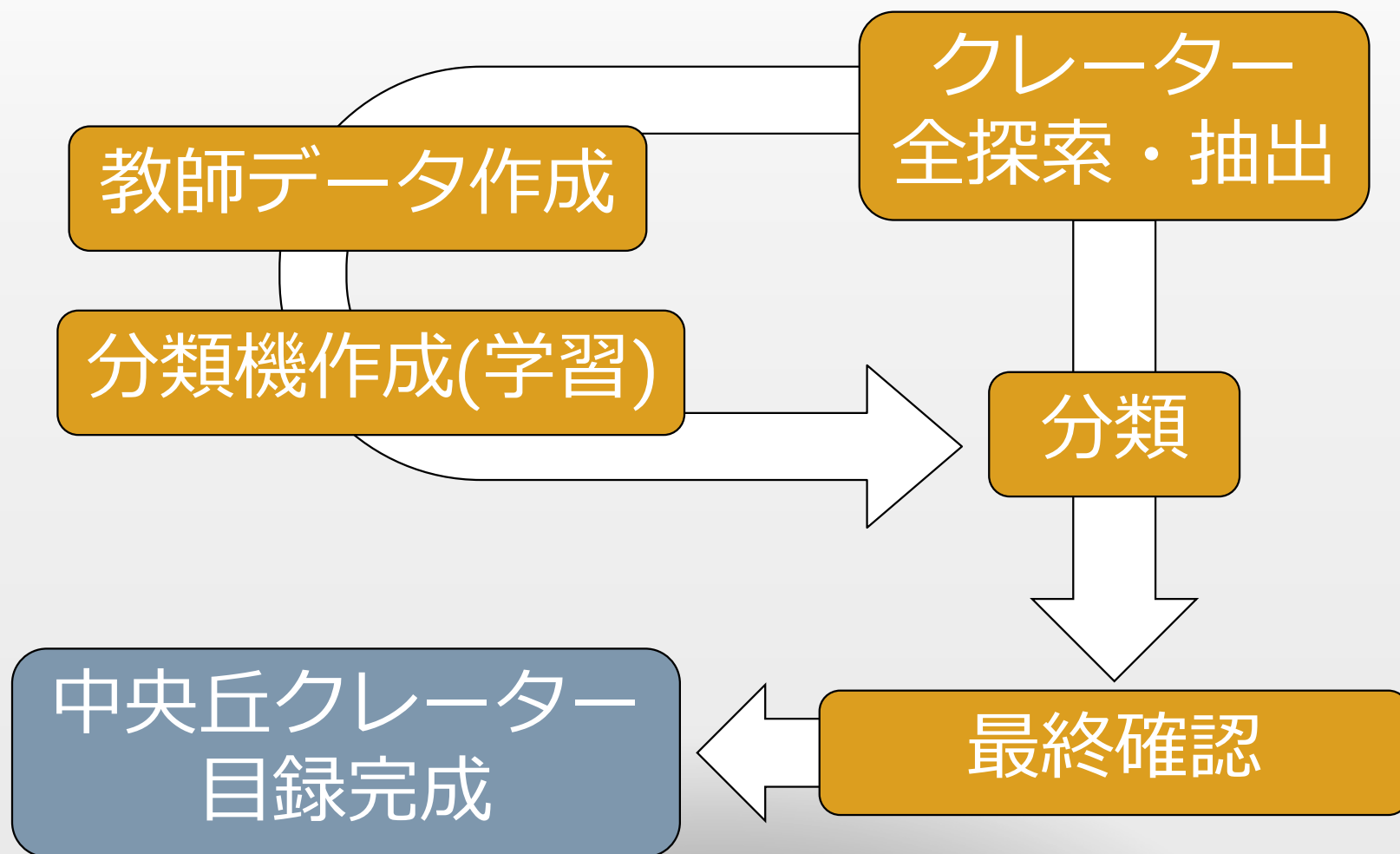
提案手法

基本方針

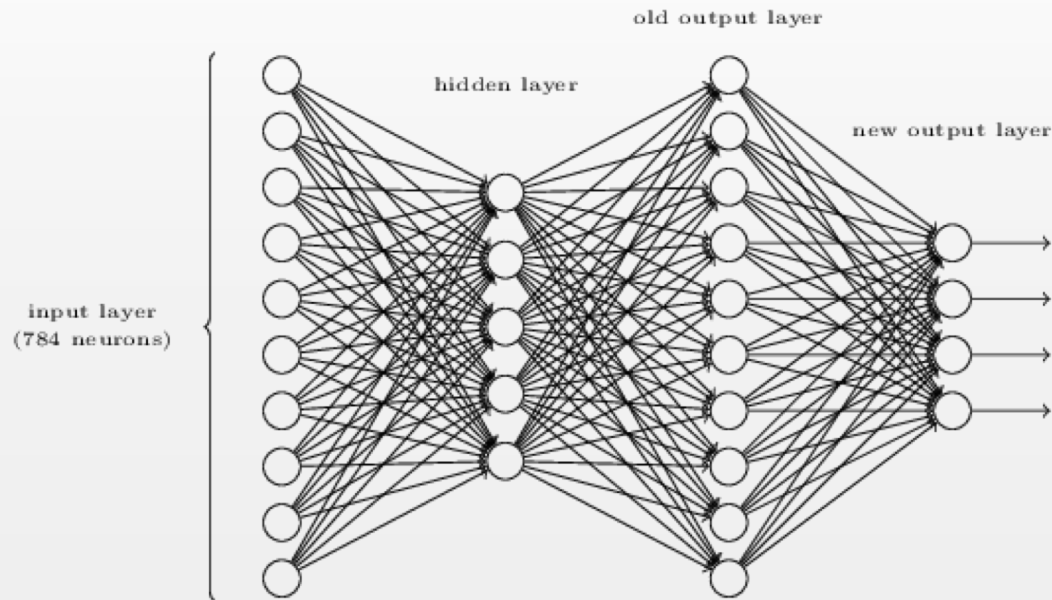
月面DEM(Digital Elevation Model)
データが1チャンネル画像と同様に
処理できることに着目

画像処理における機械学習手法として
最有力である、**深層学習**および
その関連手法を使用

研究の流れ



深層学習概略

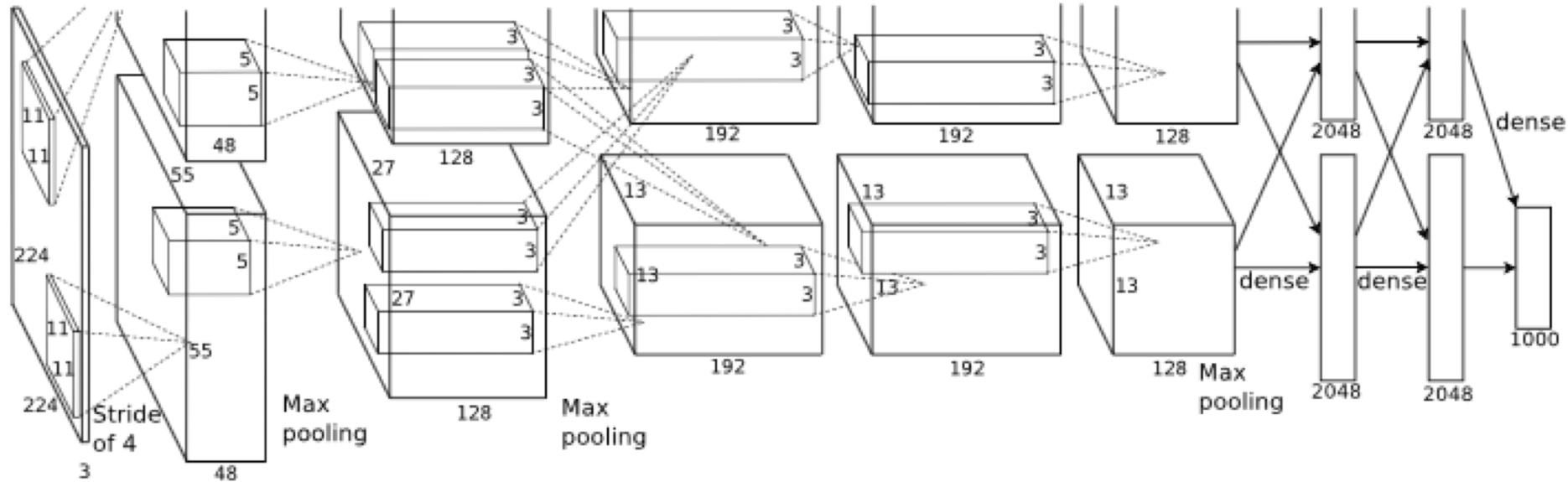


入力に対して結果を出力する**推論**，その推論を正確に行うための**学習**の2ステップがある

本研究で用いる手法は，学習に際し正しい入出力のセット，つまり教師データ群を利用する**教師あり学習**

画像: Michael Nielsen (2017) / Neural Networks and Deep Learning より

畳み込みニューラルネットワーク(CNN)



深層学習の中でも、画像処理に特化したもの
通常の深層学習と同様の推論部の前に、畳み込み
フィルタによる特徴量抽出層を設置する

画像: Alex Krizhensky 他 (2017)

クレーター全探索・抽出

<教師データ作成>

既に精度検証がなされている,
既存のクレーター抽出手法を使用

<目録作成のための全探索>

深層学習による物体検出手法を使用
より高速な抽出を行うことで,
目録の網羅性の向上を図る

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

This document is provided by JAXA.

教師データ作成

教師データ作成は、
クレーター抽出 ➡ ラベル付与 の二段階

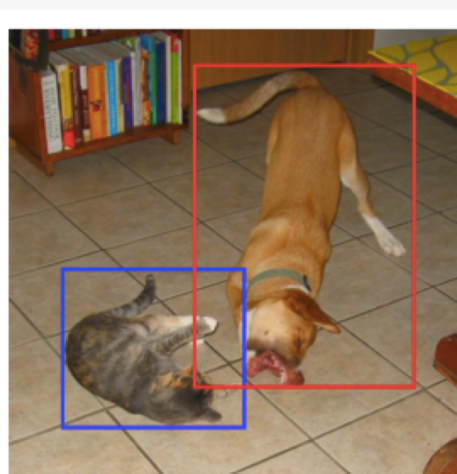
クレーター抽出にはRPSD法
(クレーター抽出専用の非機械学習手法)を使用

ラベル付与の際は、
中央丘クレーター・非中央丘クレーター・非クレーター
の3ラベルに分類

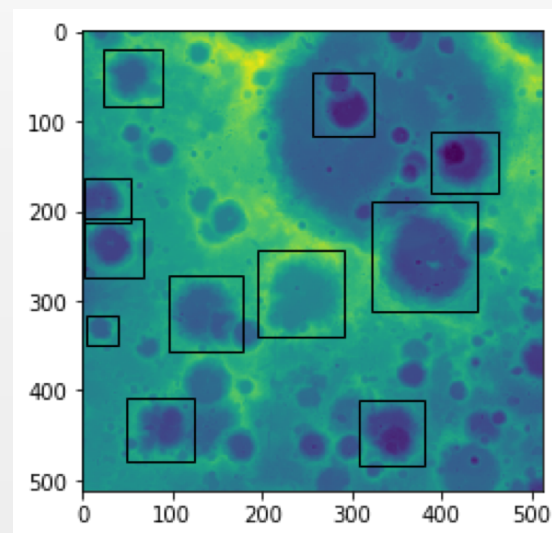
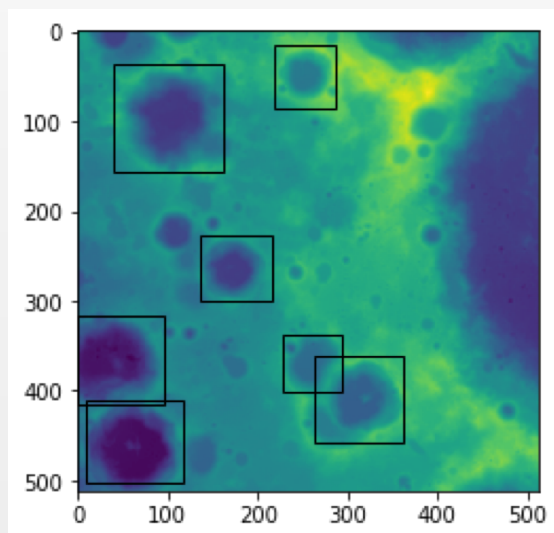
参考: 山本 聡 他 (2015)

「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 .

深層学習による物体検出



(a) Image with GT boxes



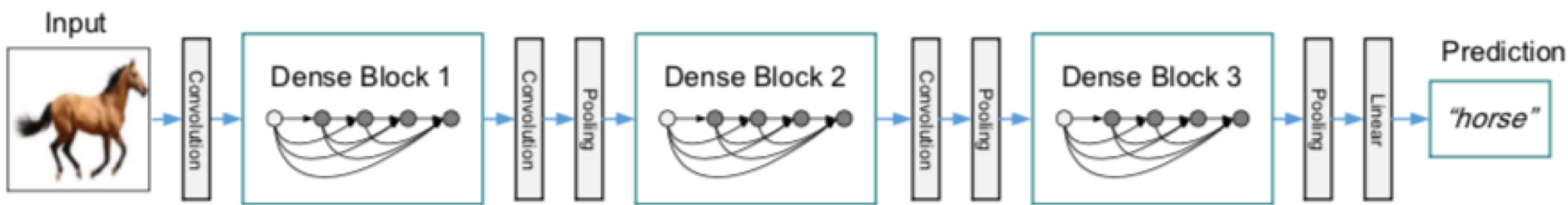
CNNを物体検出向けに改良した
SSD(Single Shot Detector)を利用

入力画像から，物体の位置・大きさ・ラベルを出力する

画像: Wei Liu 他 (2016)

SSD: Single Shot MultiBox Detector より

深層学習による画像分類

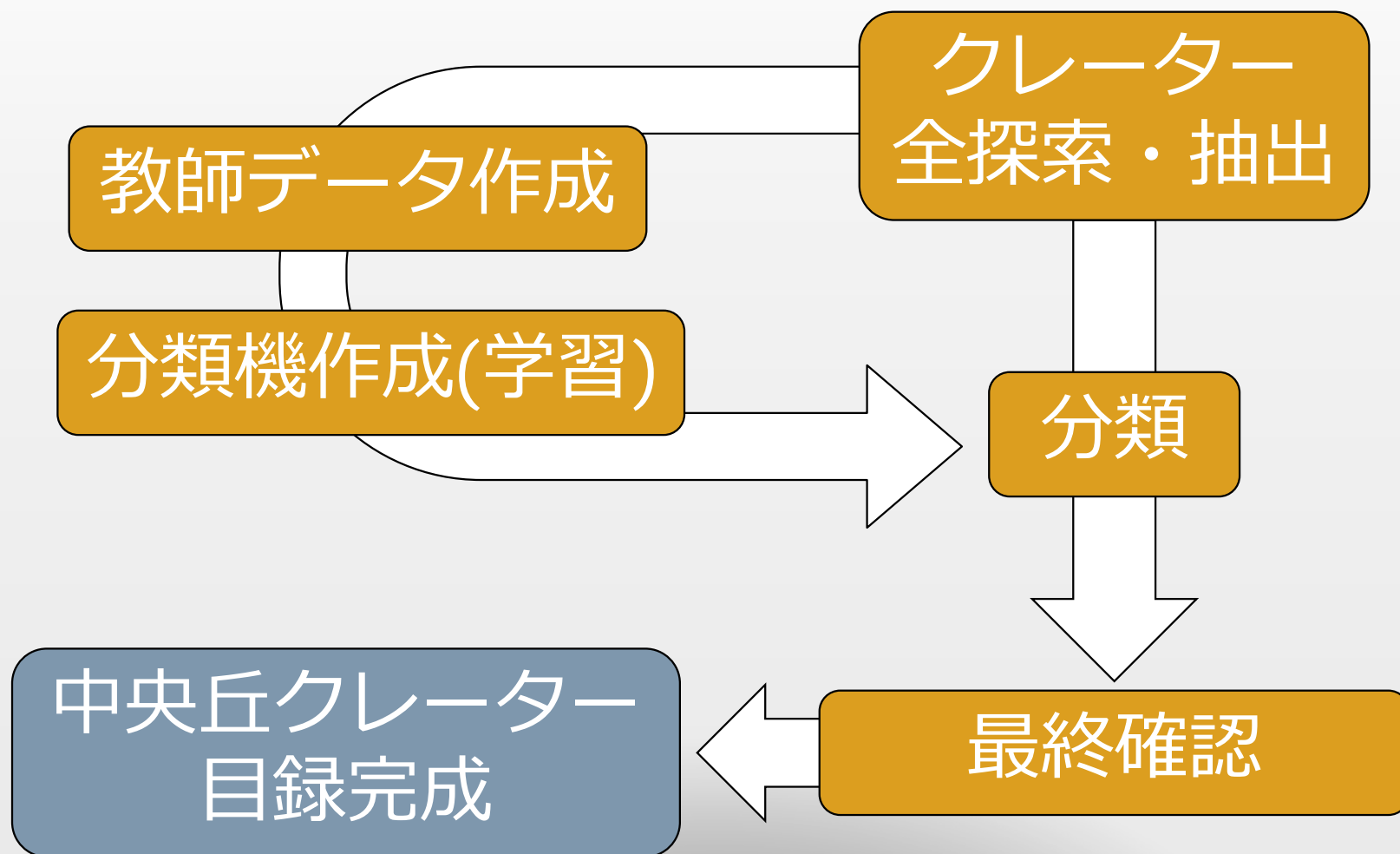


CNNの派生形, **DenseNet**を使用
入力画像からラベルを出力する

画像: Gao Huang 他 (2016)

Densely Connected Convolutional Networks より

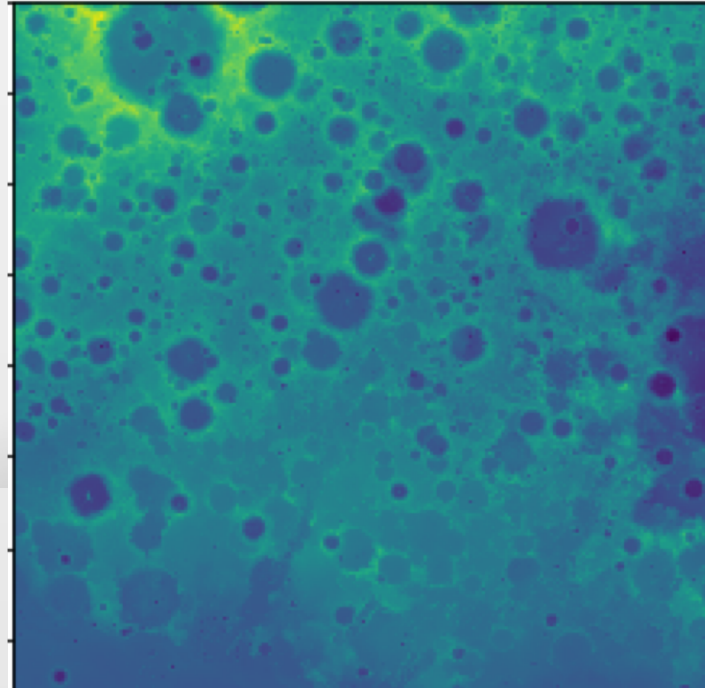
研究の流れ



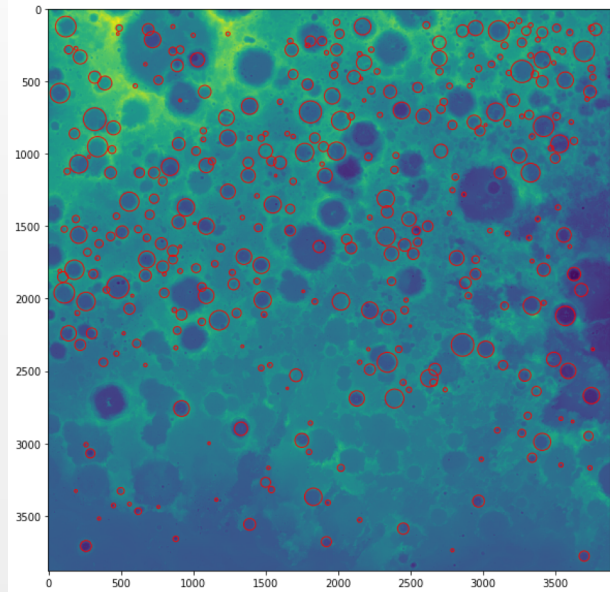
実験結果

RPSD法, SSD 比較検証

- CPU: intel Xeon E5-1620 v4 4core/8thred 3.5GHz
- GPU: NVIDIA GeForce 1080Ti
- 対象領域: 北緯60度以北 (31040 * 31040 ピクセル)
 - RPSD法では1/8に縮小, SSDでは49分割

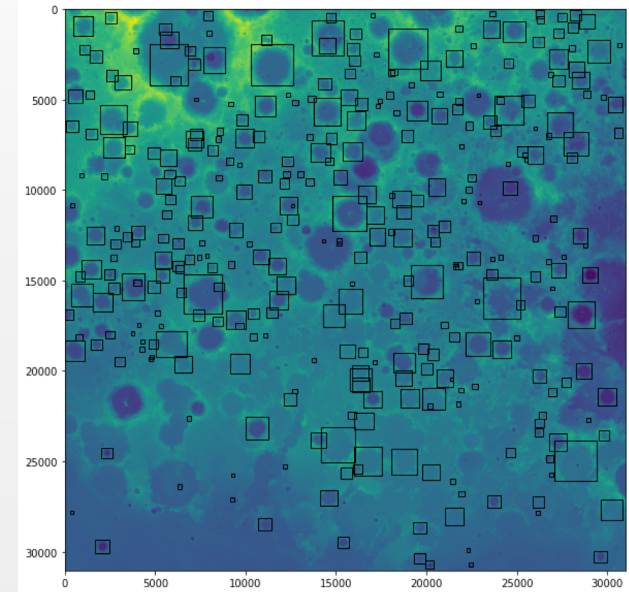


RPSD法



- 計算時間: 412.3秒
- 検出数: 353
- うちクレーター数: 308
- 精度(適合率): 87.3%

SSD



- 計算時間: 3.301秒
- 検出数: 339
- うちクレーター数: 317
- 精度(適合率): 93.5%

参考: 元論文でのRPSD法の計算時間は $4096 * 4096$ ピクセルに対し約330秒

クレーター分類精度検証

- 教師データ数: 7200枚 (2400枚 / ラベル)
 - 元データ300 * 3 枚を回転, 反転によってデータ数を8倍に拡張
 - うち300枚 (100枚 / ラベル)を評価用, 残りを学習用を使用

	中央丘有り	中央丘なし	クレーター ではない	テストデータ 全体
正解率	93.2% (recall)	85.6% (recall)	95.7% (recall)	93.3% (precision)

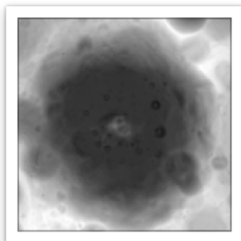
* recall ... 正解ラベルがXのデータの中で, 分類器にXと分類されたものの割合

* precision ... Xと分類されたデータの中で, 正解ラベルがXであるものの割合 20

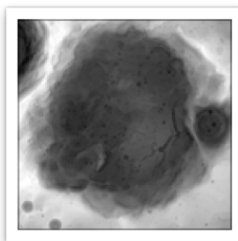
	中央丘有り	中央丘なし	クレーター ではない	テストデータ 全体
正解率	93.2% (recall)	85.6% (recall)	95.7% (recall)	93.3% (precision)

- 全体正解率90%越えと高性能
- 本題の中央丘に関しても同様に高精度，実用に耐えうる
- 「クレーターではない」と識別されるものが多い傾向に
 - 特別な特徴がないものはクレーターではないと分類され，何かしらの特徴を有するものがその特徴に応じて「中央丘あり / なしクレーター」と分類されていると推測

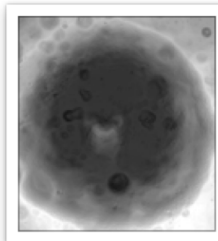
分類結果



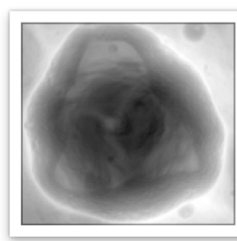
N07.1928334236_E168.835030
7941_R040.03..._c0.99970.png



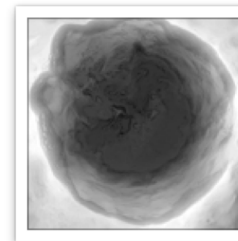
N07.2144618630_E283.933194
4287_R075.943..._c0.99959.png



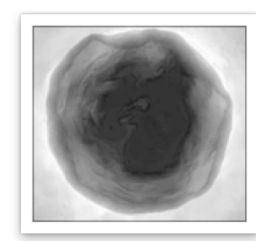
N07.2369736433_E125.659947
4885_R038.62..._c0.99998.png



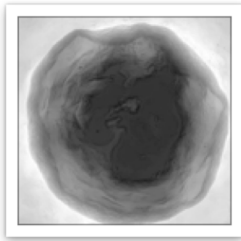
N07.7209050208_E001.379871
0704_R023.64..._m_c0.99971.png



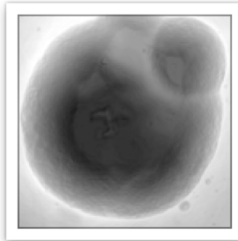
N08.0783306435_E282.40616
06824_R041.4..._c1.00000.png



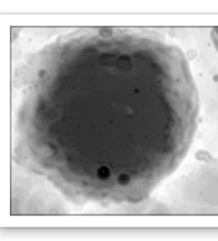
N08.1041203439_E322.122628
3163_R032.287..._c0.99999.png



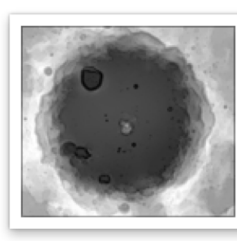
N08.1341575384_E322.121644
5911_R030.804..._c0.99999.png



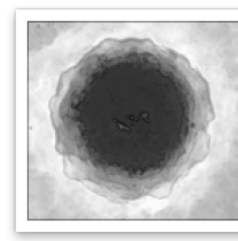
N08.3434229605_E171.258891
9261_R021.325..._c0.99919.png



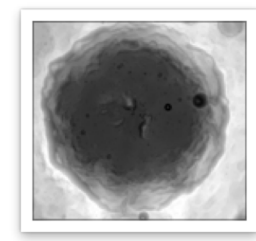
N08.4843969345_E089.54429
50726_R080.71..._c0.99866.png



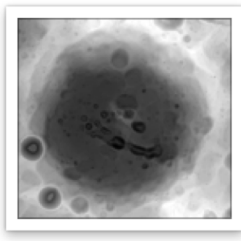
N08.7931823730_E084.075023
5319_R155.773..._c0.99998.png



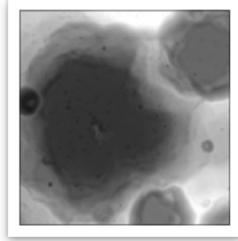
N09.6030771732_E340.68963
28926_R114.30..._c0.99804.png



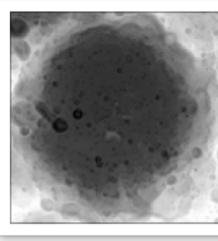
N09.7021517158_E113.044639
8258_R092.46..._c0.99999.png



N10.0703206658_E164.127029
4040_R100.84..._c0.99985.png



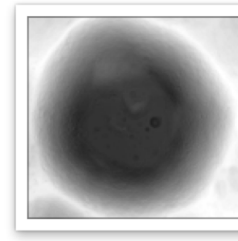
N10.2958858013_E097.164649
9634_R065.96..._c0.64374.png



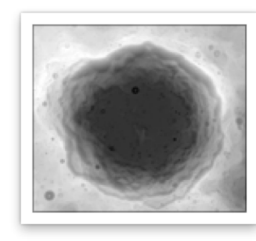
N10.3255748749_E122.066775
7839_R106.170..._c0.99994.png



N10.3329202533_E267.680997
1433_R010.393..._c0.73063.png



N10.4559686780_E156.677749
8621_R023.39..._c0.99958.png



N10.4810744524_E214.731245
0409_R080.13..._m_c0.91934.png

総数約40,000件のうち，約600件を中央丘クレーターと分類

目視による最終確認を経て，目録作成見込み

まとめ, 今後の課題

まとめ

- 月全球のDEMデータを利用し，中央丘クレーターの探索を行った
- クレーター抽出において，SSDによる高速な検出手法を試用
- クレーターの分類にDenseNetを使用，90%越えの精度を記録
- 600件ほど中央丘クレーターと思しきもののリストアップに成功，中央丘クレーターカタログの仮案作成への見通しが立った

今後の課題

- SSDによるクレーター抽出の精度検証
- 分類モデルの変数最適化
 - 今回抽出された中央丘クレーターを精査し、
確実に中央丘クレーターであるものを評価用教師データに加える事で、「中央丘クレーター分類に強い」形に学習
- 分類モデルの可視化
 - (Guided) Grad-CAM等のCNN可視化手法により、
分類器が中央丘という特徴を捉えられているか、
どう捉えているかを検証