



SLIM

Smart Lander for Investigating Moon



月面への高精度着陸を目指す SLIMプロジェクトについて (JAXA宇宙科学研究所との共同研究)

明治大学 理工学部 電気電子生命学科 (電気電子工学専攻)
専任教授 鎌田 弘之



本発表のアウトライン

- SLIMプロジェクトについて
 - 探査機の高精度飛行位置推定の概要
 - 目標位置にピンポイント着陸を目指す
- 画像照合航法による飛行位置の高精度推定について
 - 探査機上でのクレータ検出法に基づく方法
 - 地上でのバックアップ処理
- 電気電子生命学科でも**情報工学**系の勉強・研究はできますので

自己紹介

略歴

- 1959/12生まれ
- 1982/3：明治大学工学部電子通信工学科卒
- 1987/3：明治大学大学院工学研究科電気工学専攻博士後期課程修了(工学博士)
- 1987/10：明治大学工学部専任助手
- 1990/10：明治大学工学部専任講師
- 1995/3：明治大学理工学部専任助教授
- 2000/10～：明治大学理工学部専任教授

主な学内委員関係

- 2004/5～2007/3：明治大学情報科学センター副所長(生田担当)
- 2007/4～2009/3：明治大学理工学部教務主任
- 2012/5～2020/3：明治大学情報基盤本部長
- 2018/4～2021/4：明治大学副学長(情報教育担当)

- 所属学科：電気電子生命学科 電気電子工学専攻
- 担当科目：情報処理実習1、情報処理2、コンピュータアーキテクチャ、電気電子生命実験2、電子計算機特論B(院)
- 所属学会：IEEE、電子情報通信学会、電気学会、情報処理学会他
- 専門：非線形デジタル信号処理：画像処理、カオス暗号・解析、機械学習・応用、その他

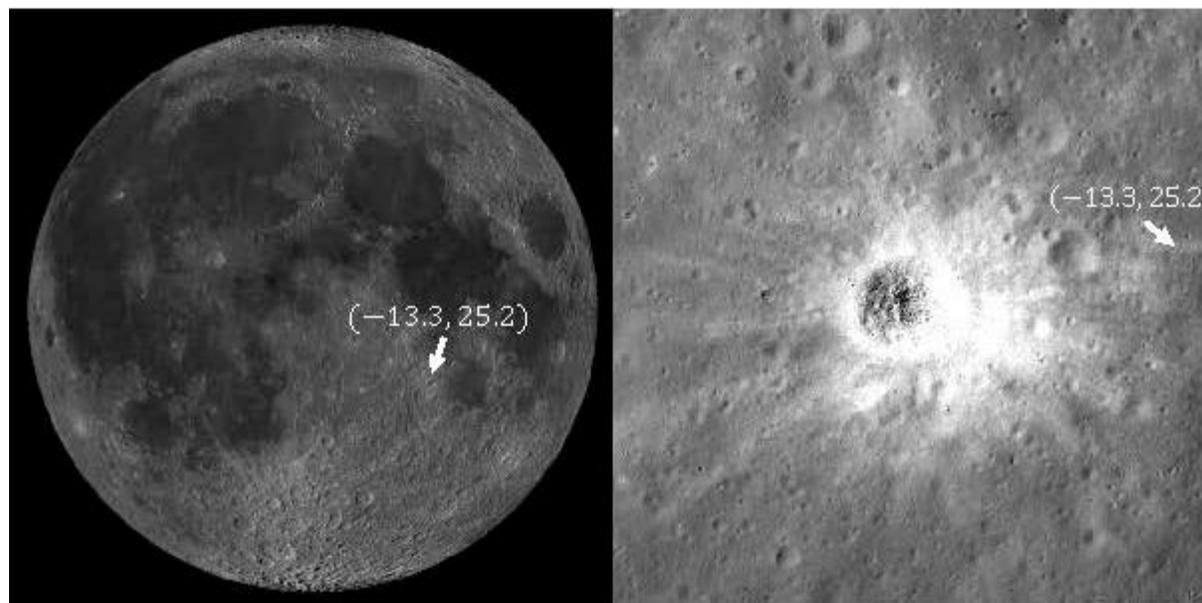
学外委員等

- 2001/5～2007/5：電子情報通信学会デジタル信号処理研究専門委員
- 2003/5～2007/5：電子情報通信学会編集委員(英文基礎境界)
- 2007/6～：電子情報通信学会常任査読委員
- 2003/5～2008/4：サイエンティフィックシステム研究会幹事会幹事
- 2010/4～2012/3：宇宙航空研究開発機構 宇宙科学研究所 客員教授
- 2015/9～： " " 大学共同利用システム研究員
- 2016/5～2018/5：大学ICT推進協議会 副会長
(2014/5～2018/5：同理事)

SLIM (Smart Lander for Investigating Moon) プロジェクトについて



- 目指すのは、**神酒の海**にある比較的新しいクレータ (**SHIOLI**)
 - 月内部のマントルが露出し固まったカンラン石がある可能性が高い
 - 月の成り立ち、それに基づいた地球との関係についての科学的な調査



- 調査のためにも、**SHIOLI**の近くに着陸する必要がある。

目標位置に対して誤差100m以内のピンポイント着陸を目指す！

出典<https://www.isas.jaxa.jp/topics/002261.html>

もうじき打ち上げ！

- H-IIAロケット47号機により、X線分光撮像衛星（XRISM）と一緒に、小型月着陸実証機（SLIM）が打ち上げられます

<https://www.mhi.com/jp/news/230711.html>

2023 土曜日
8.26

Scheduled Launch Time: 午前09時34分57秒 (日本標準時)

種子島宇宙センター
大型ロケット発射場

打ち上げ準備期間: 2023年8月27日(日)～9月15日(金)

月面へ。

SLIM
Smart Lander for Investigating Moon
【小型月着陸実証機】

銀河の謎へ。

XRISM
X-Ray Imaging and Spectroscopy Mission
【X線分光撮像衛星】

Launch Schedule of the H-IIA Launch Vehicle No. 47

Scheduled Launch Date: 26.8.2023(Sat.)

Scheduled Launch Time: 09:34:57 a.m. (Japan Standard Time, JST)

Revised Launch Period: 27.8.2023(Sun.) - 15.9.2023(Fri.)

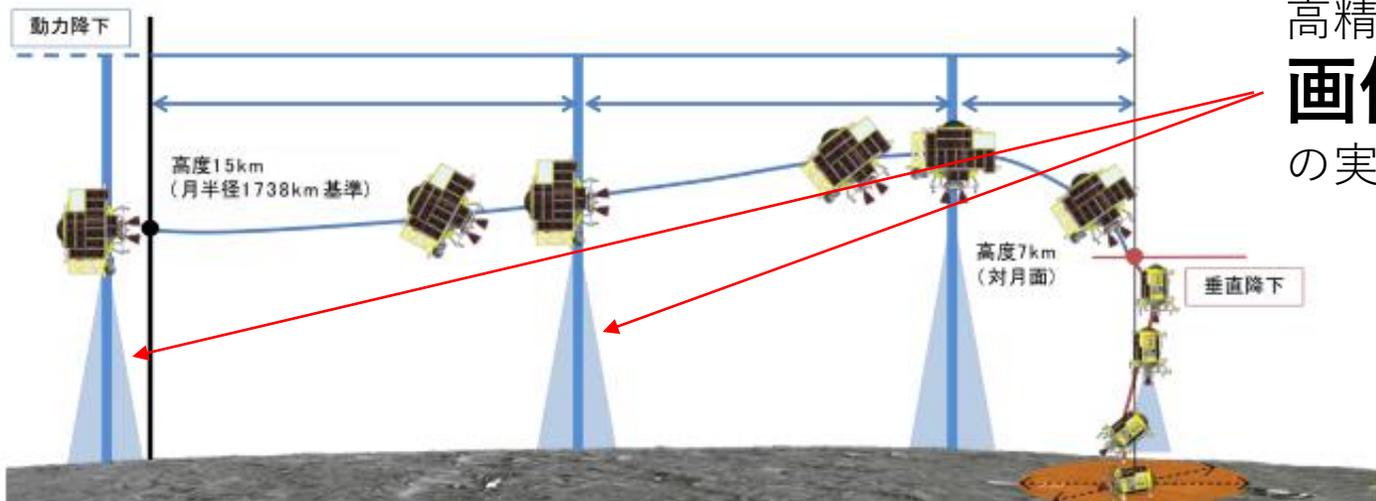
*The launch time is subject to change depending on the weather conditions.

Launch Site: JAXA Tanegashima Space Center, Japan

MITSUBISHI HEAVY INDUSTRIES
MHI LAUNCH SERVICES

誤差 100m 以内の着陸って？

- 無人探査機ではどの国も、ここまでの高精度着陸は**やったことがない！**
- クレータの近くなので、着陸地点は**平坦な場所ではない！**
 - 着陸直前に、着陸位置の平坦度検出・障害物検知も行う。
 - 横倒しになって着陸
- 月は**重力天体**（重力が強い）
 - 重力にしたがって降りる速度が速いので、地球から遠隔操作したのでは間に合わない
- **自律的**かつ高精度で飛行位置を推定してエンジン制御する必要がある
 - 地球のようにGPS衛星はない

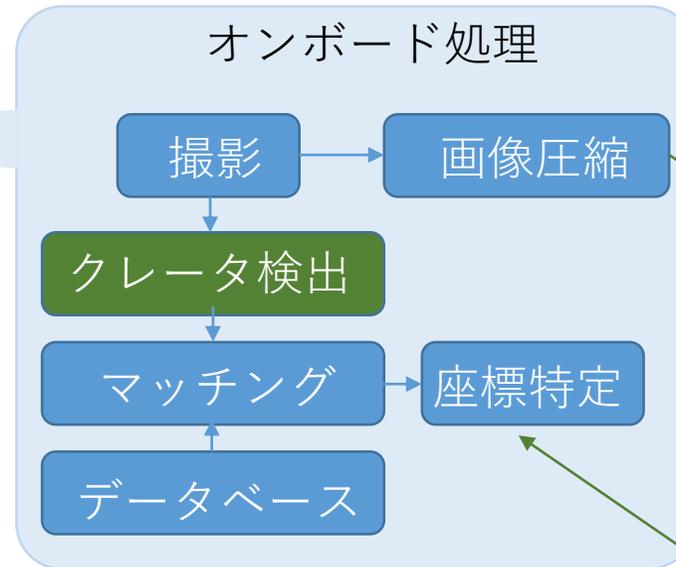
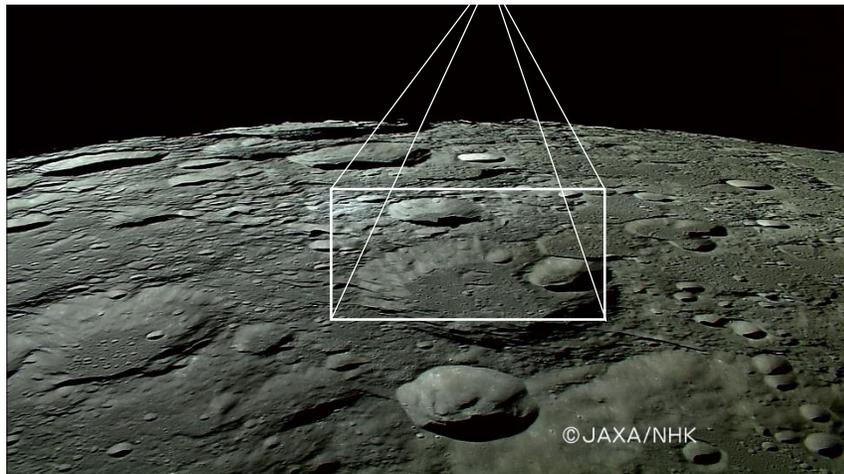
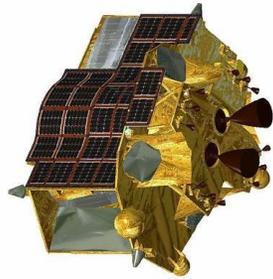


高精度な
画像照合航法
の実現を目指す

出典 <https://fanfun.jaxa.jp/countdown/xrism-slim/>
<https://www.isas.jaxa.jp/home/slim/SLIM/technology.html>

SLIM(Smart Lander for Investigating Moon) における探査機の画像照合航法

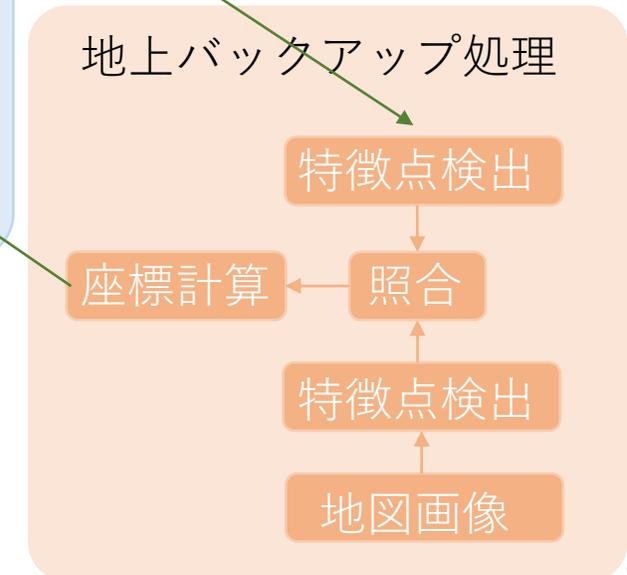
目標地点にピンポイント着陸を目指す！



- オンボード処理の要件
- ・低演算リソース環境に適したアルゴリズム
 - ・実時間処理
 - ・GNC以上の位置精度検出

地上系処理の要件

- ・演算リソース制限なし
- ・転送画像は8kBytesの高圧縮画像
- ・GNC以上の位置精度検出



GNC(Guidance Navigation Control) :
探査機がもともと持っている慣性航法用飛行位置センサー。
(加速度センサー、ジャイロセンサーなど)

宇宙で利用できるコンピュータって

- 宇宙は、温度環境が厳しいし、放射線が降り注ぐのでエラーが起きやすい
 - 正常に動作させるには、スマートフォンにも利用されているコンピュータよりも処理が遅い宇宙用FPGAを利用せざるを得ない
 - FPGA (Field Programable Gate Array) : プログラミングによってデジタル回路を設計・実現できるIC。これを使って画像処理回路を構築する
 - 画像処理には様々な制約を受ける
 - **固定小数点演算**により実数計算を行う
 - 乗算は加算を組み合わせて実現
 - パイプライン処理により画像処理の並列化
 - 配列変数は1次元のみ
 - C言語で回路設計 (C++不可)
 - 限られた内部メモリー、、、等々
 - こういった条件で、**画像処理**を可能な限り**高速**で行う必要があった。。。

普通の実数計算例 (FPGAではやりにくい)
 $1.25 + 4.125 = 5.375$

固定小数点演算 (整数計算) による実数計算例
 $1.25 \times 1024 + 4.125 \times 1024$
 $1280 + 4224 = 5504 (= 5.375 \times 1024)$

クレータ検出アルゴリズムの選定

- 撮影される月面画像は**未知画像**
 - 輝度、コントラスト等、撮影された画質が不明
- 物体検出には、良好な**汎化性能**が必要
 - 汎化性能：学習したことの無い画像から物体検出ができる能力
 - 機械学習、深層学習による物体検出アルゴリズムは、ある程度の汎化性能が期待できる。
 - 必要な演算リソース（記憶容量、演算精度）は比較的高く、消費電力も高
 - 検出に失敗した時、
 - 学習による物体検出の場合：多数の新規画像をもとに再学習（または転移学習）
 - 演算精度・演算時間ともに要する。オンボードでは不可。
 - 再学習しても未知画像を検出できるか否かは確認が必要。
 - 失敗時への対応をもとに、ディープラーニング利用は断念！

想定している月面画像の外乱

平均輝度が乱れた場合



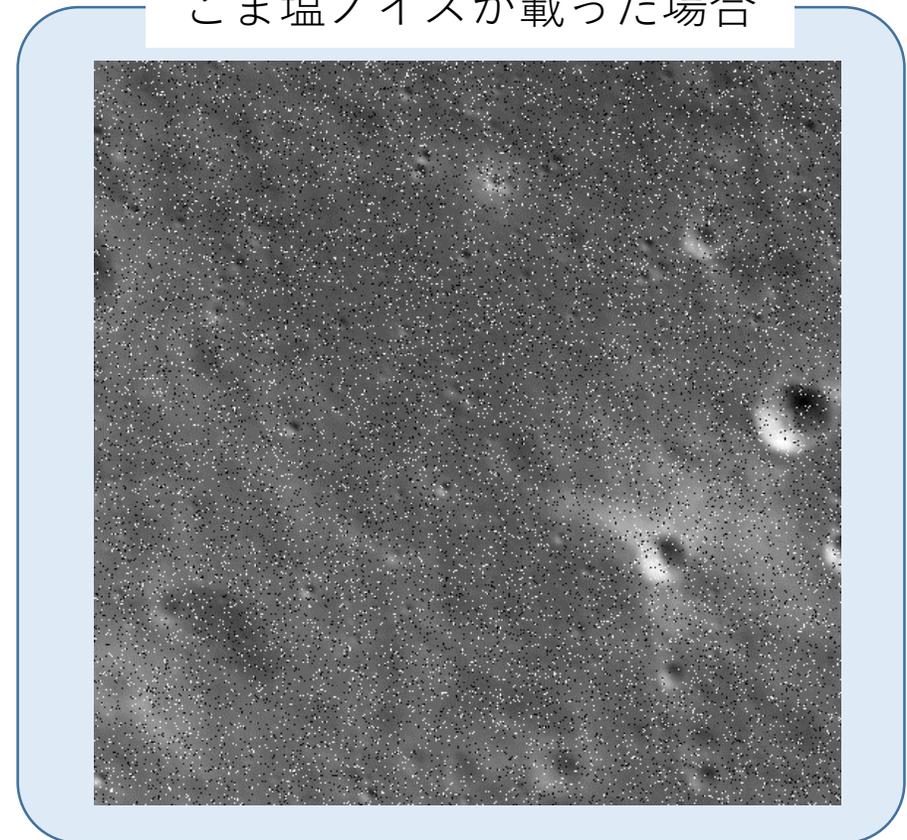
コントラストが乱れた場合



このほか、ボケ、ゆらぎ、画像ぶれ、レンズによる歪曲収差、周辺減光などの外乱が載ることを想定。

これらの外乱が複合的に撮影画像にのっても、確実にクレータを検出する必要あり。。。。（たいへん！）

ごま塩ノイズが載った場合

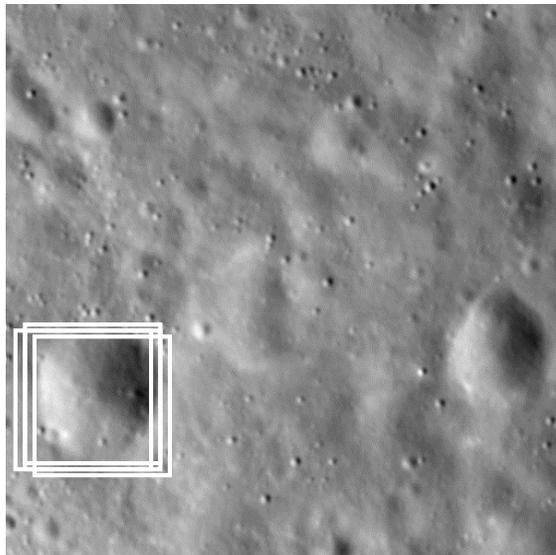


クレータ検出アルゴリズムの選定

- 撮影される月面画像は**未知画像**
 - 輝度、コントラスト等、撮影された画質が不明
- 物体検出には、良好な**汎化性能**が必要
 - 汎化性能：学習したことの無い画像から物体検出ができる能力
 - 機械学習、深層学習による物体検出アルゴリズムは、ある程度の汎化性能が期待できる。
 - 必要な演算リソース（記憶容量、演算精度）は比較的高く、消費電力も高
 - 検出に失敗した時、
 - 学習による物体検出の場合：多数の新規画像をもとに再学習（または転移学習）
 - 演算精度・演算時間ともに要する。オンボードでは不可。
 - 再学習しても未知画像を検出できるか否かは確認が必要。
 - 失敗時への対応をもとに、ディープラーニング利用は断念！

ディープラーニング等の機械学習 でクレータ検出した場合

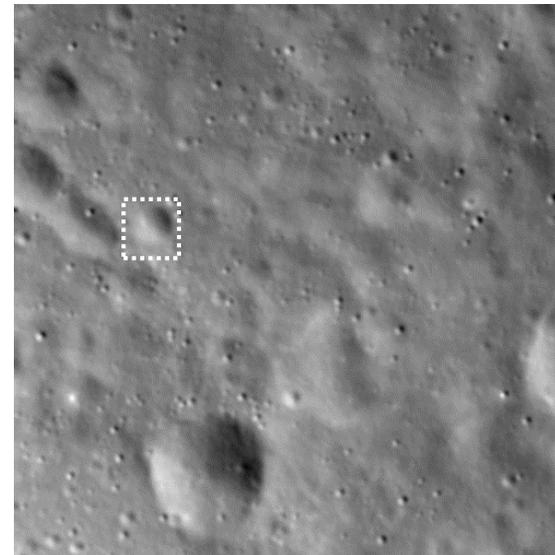
- クレータ検出の研究を始めたころは、デジカメやスマホの顔認識で用いられている手法を試している
 - Haar-Like特徴 + Adaboost等による機械学習でクレータ検出
 - ディープラーニングによるクレータ検出も卒研でやっている
 - ある程度うまくいって論文も書いている。。けど限界あり



問題例 1

動画を分析した時、
検出されるクレータ枠がぶれる、揺れる。

(位置精度の高度化に問題あり)



問題例 2

動画を分析した時、
検出されるクレータ枠が**出たり消えたり**する。

(微妙な画質変化についていけなかった)

クレータ検出アルゴリズムの選定

- 撮影される月面画像は**未知画像**
 - 輝度、コントラスト等、撮影された画質が不明
- 物体検出には、良好な**汎化性能**が必要
 - 汎化性能：学習したことの無い画像から物体検出ができる能力
 - 機械学習、深層学習による物体検出アルゴリズムは、ある程度の汎化性能が期待できる。
 - 必要な演算リソース（記憶容量、演算精度）は比較的高く、消費電力も高
 - 検出に失敗した時、
 - 学習による物体検出の場合：多数の新規画像をもとに**再学習（または転移学習）**
 - 演算精度・演算時間ともに要する。オンボードでは難しい、、、
 - 再学習しても未知画像を分析できるか否かは確認が必要。
 - 失敗時への対応をもとに、今回はディープラーニング利用は断念！
 - 次期探査機開発に向けて検討中。

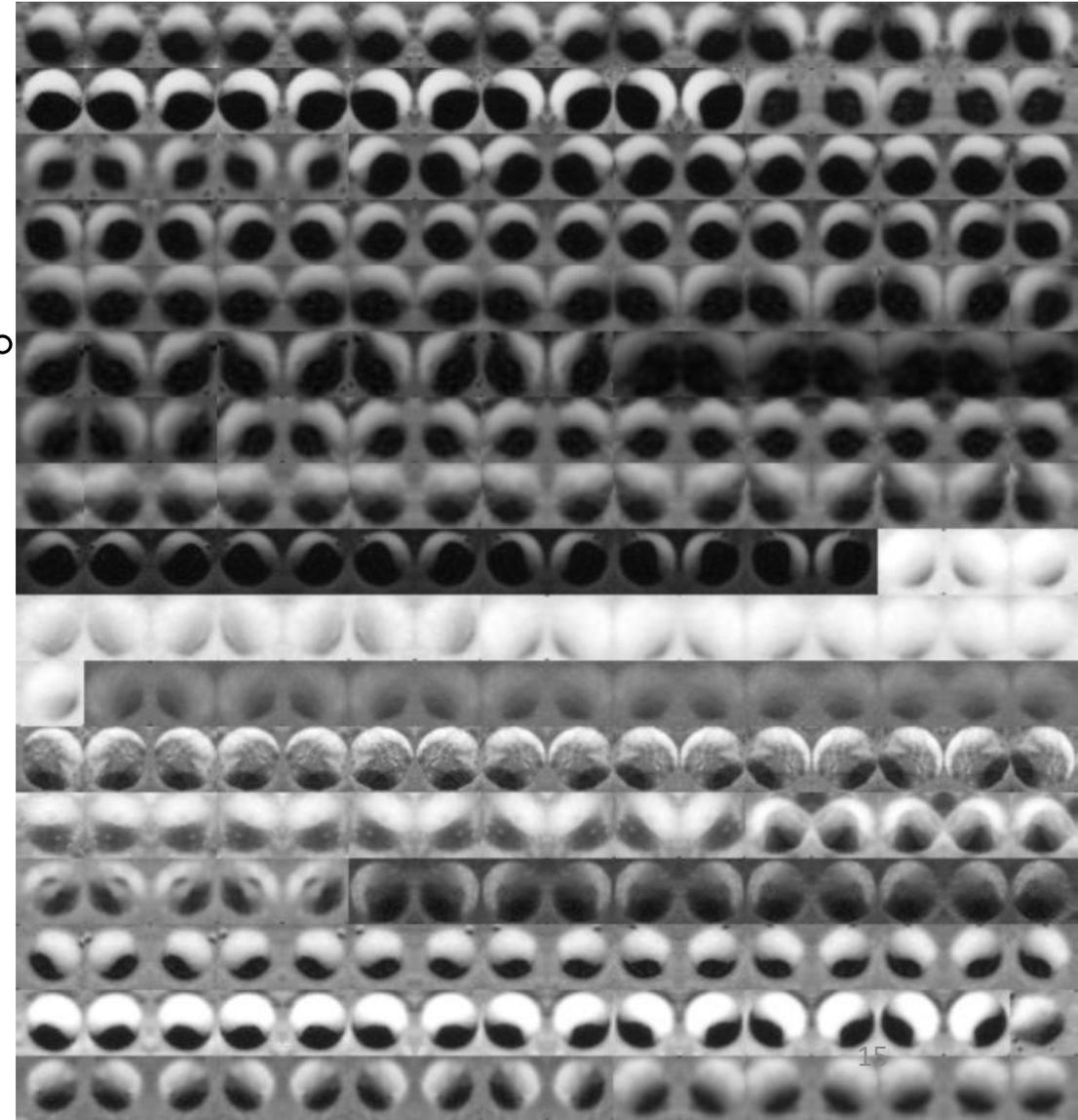
主成分分析（機械学習の一種）を利用した クレータ検出

- 多数のクレータ画像をもとに、その主成分を計算（地上で事前に処理）。
 - **主成分**：対象画像を再構成するために最も有効な**画像の成分**。
- クレータ検出は、最も画像再現への寄与率が高い主成分画像**1枚**を利用し、分析対象画像との**相関値計算**を行う。
 - **相関値**：主成分画像と撮影画像の一部がどれくらい似ているか数字にしたもの
 - 相関値が極大値を示す場所がクレータ中心。
 - 相関値計算は積和演算
 - **FPGA**による固定小数点演算でも精度の維持が可能。
 - 演算時間にかかるコストは、この処理が最も高い。
- 検出に失敗した時、
 - 相関値計算後のパラメータ変更のみで、検出状況をコントロールできる。
 - 閾値等の変更処理で、検出クレータの個数やクレータサイズに目安を付けることができる。
 - 事前に、光学系システムに対して明確に条件付けを行って、成功率を高める。

主成分分析を利用した物体検出

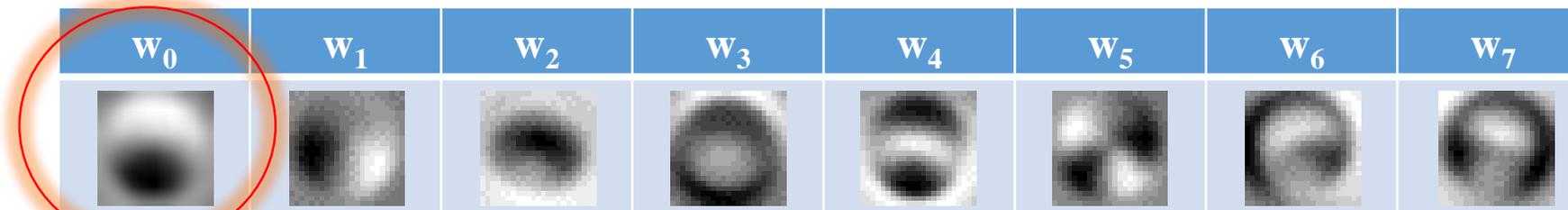
地上での処理

- Apollo, かぐや, LROの撮影画像から様々な大きさのクレータを切り出す。
 - 画像サイズを統一
 - 上部が明、下部が暗となるように統一
 - 切り出したクレータに対し、左右45度（5度刻み）に回転したクレータ画像を追加
 - 左右を反転した画像を追加
- 合計約30,000枚のクレータ画像から主成分を計算。



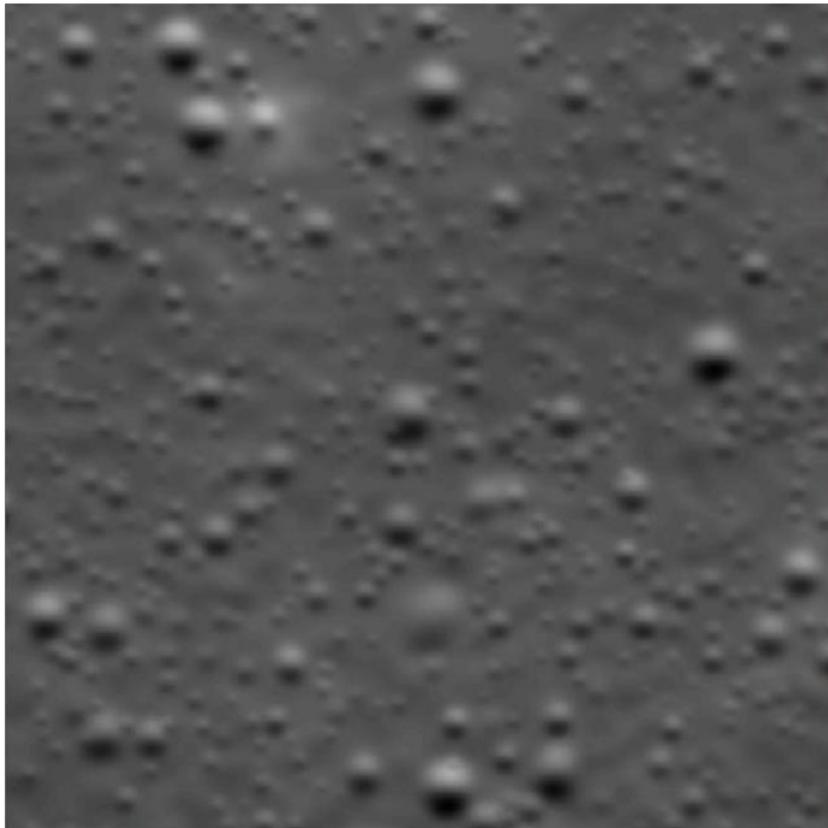
主成分の計算

- 白黒画像($N \times N$ ピクセルサイズ) を1次元ベクトル \mathbf{x}_i に変換
 - ベクトルの次元数 $M=N \times N$
 - ベクトル \mathbf{x}_i は、輝度平均が0になるように直流成分を除去
 - この作業が、輝度に依存しない物体検出に重要。
- 画像群をもとに共分散行列 \mathbf{S} を計算。(P=約30,000)
 - $\mathbf{S}=\mathbf{X} \cdot \mathbf{X}^T$, $\mathbf{X}=[\mathbf{x}_0, \mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_{P-1}]$
 - 共分散行列 \mathbf{S} の固有ベクトルが主成分。
 - Lagrange関数を利用した拘束条件付き最適化問題に帰着。
 - 固有値が、元画像の復元に寄与する大きさを表す。
 - 最大固有値 λ_0 に対応する固有ベクトル \mathbf{w}_0 のみを利用する(\mathbf{w}_0 の寄与率=0.57=57%)。



主成分と撮影画像の相関値計算

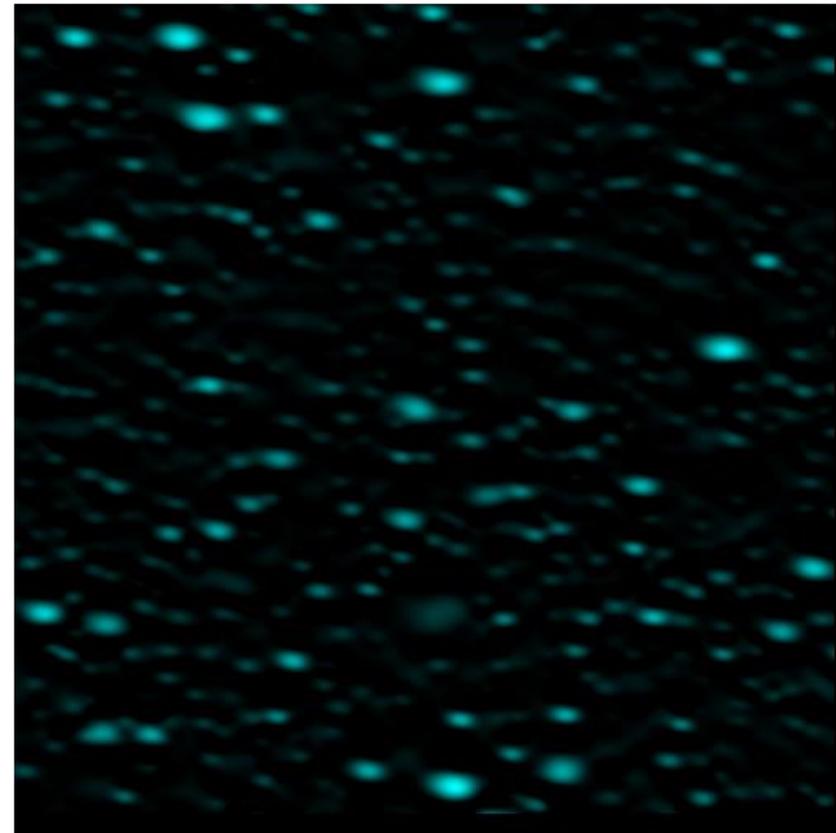
撮影画像例（合成画像）



第1主成分

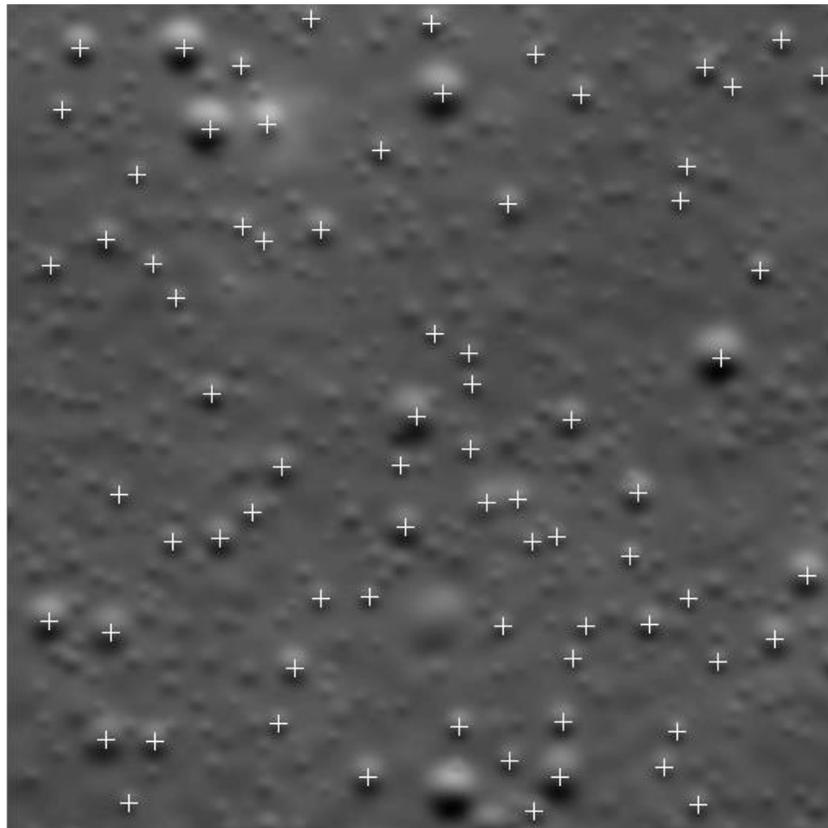


相関値（明るいところが類似度高）



主成分と撮影画像の相関値計算

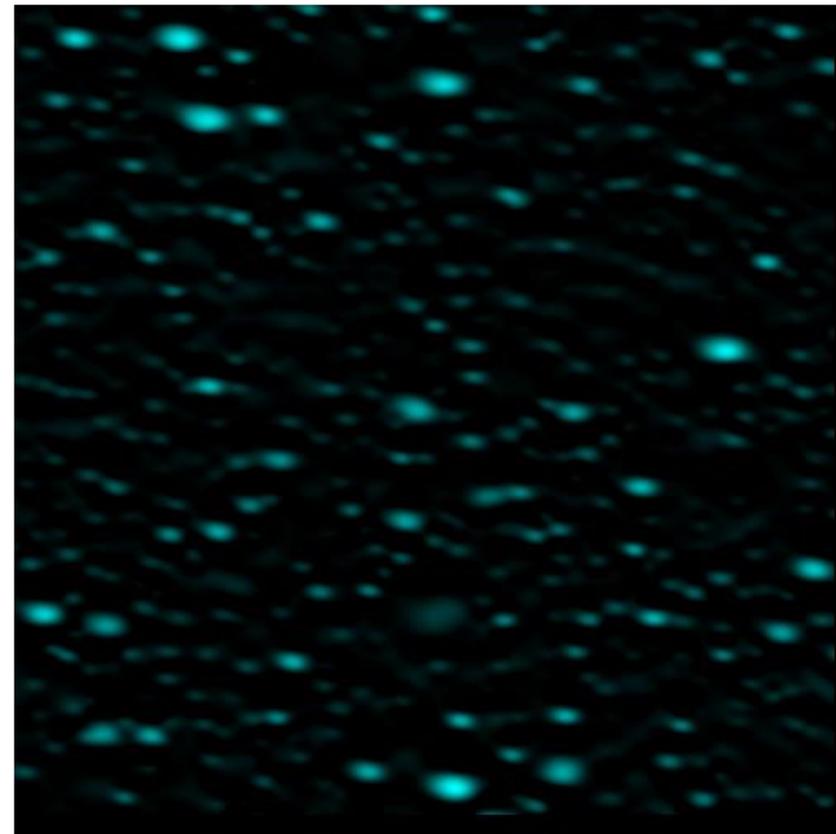
撮影画像に相関値ピーク位置を重ねた図



第1主成分



相関値 (明るいところが類似度高)



主成分 \mathbf{w}_0 を用いた撮影画像との相関値計算

- 主成分 : $\mathbf{w}_0 = w_0^{(i,j)} : i, j = 0, 1, \dots, N-1$
- 撮影画像 : $img(x, y) = cnt \cdot org(x, y) + brt \quad x, y = 0, 1, \dots, L-1$

- $org(x, y)$ は輝度平均0の画像とする。
- cnt によりコントラストを変更する。
- brt により平均輝度を変更する。

相関値 :
$$y_0^{(X,Y)} = \sum_{y=0}^{N-1} \sum_{x=0}^{N-1} (cnt \cdot org(X+x, Y+y) + brt) w_0^{(x,y)}$$

平均輝度を0にした画像をもとに主成分を計算したため、

$$\sum_{y=0}^{N-1} \sum_{x=0}^{N-1} w_0^{(x,y)} = 0$$

相関値は、画像のコントラストで増減する。

相関値の極大値を検出することで、大小変化を回避。

$$= cnt \sum_{y=0}^{N-1} \sum_{x=0}^{N-1} org(X+x, Y+y) w_0^{(x,y)} + brt \sum_{y=0}^{N-1} \sum_{x=0}^{N-1} w_0^{(x,y)}$$

$$= cnt \sum_{y=0}^{N-1} \sum_{x=0}^{N-1} org(X+x, Y+y) w_0^{(x,y)}$$

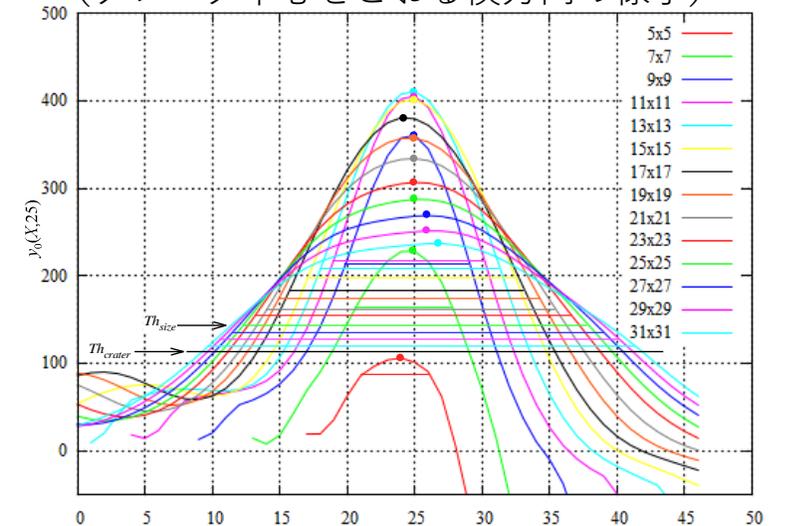
相関値は、画像の平均輝度に依存しない。

輝度値が頭うちになるほど極端な場合は、影響あり。

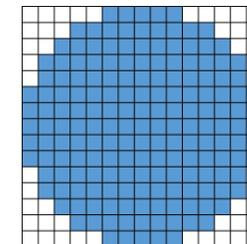
主成分の特性評価

- 相関値の極大値位置がクレータ中心座標
 - 一定サイズの主成分を利用して相関値を計算
 - 検出目標となるクレータサイズに合った主成分を用意する。
 - ある程度の範囲の大きさのクレータが検出可能。
 - 相関値に閾値を設けることで、検出できるクレータサイズの範囲を制限できる。
- 相関値変化がクレータの周辺地形に依存しないようにするため、円形主成分を利用する。
 - 主成分と撮影画像との積和演算回数の削減。

相関値変化(円形主成分)
(クレータ中心をとる横方向の様子)



15 × 15ピクセルサイズの主成分を利用

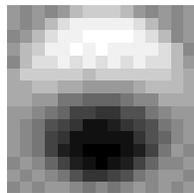


クレータサイズの計測

- クレータエッジを検出する主成分を用意。
 - 推定されたクレータ中心から、上部方向と下部方向に移動しながら相関値を計算し、相関値ピークを検出することで、サイズ推定する。



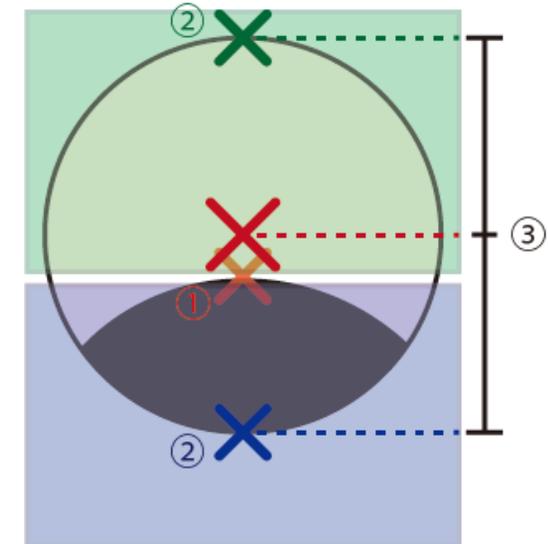
クレータ上端検出用主成分(11×5ピクセル)



クレータ本体検出用主成分(9×9)



クレータ下端検出用主成分(11×5ピクセル)



検出されたクレータの上端、下端座標をもとに、クレータ中心座標を補正

主成分を用いたクレータ検出 のためのパラメータ設定

PCAによるクレータ検出

クレータ本体検出用主成分の内部パラメータ
 相関値の小数点位置 主成分の総数
 主成分サイズ 中心座標補正值 値表示

クレータエッジ検出用主成分の内部パラメータ
 回転前
 主成分サイズ × 主成分の総数
 中心座標補正值 ×
 回転後
 主成分サイズ × 主成分の総数
 中心座標補正值 × 値表示

分析状況
 クレータ検出時の相関値: 最大 最小
 検出クレータの総数 検出数

検出実行 キャンセル

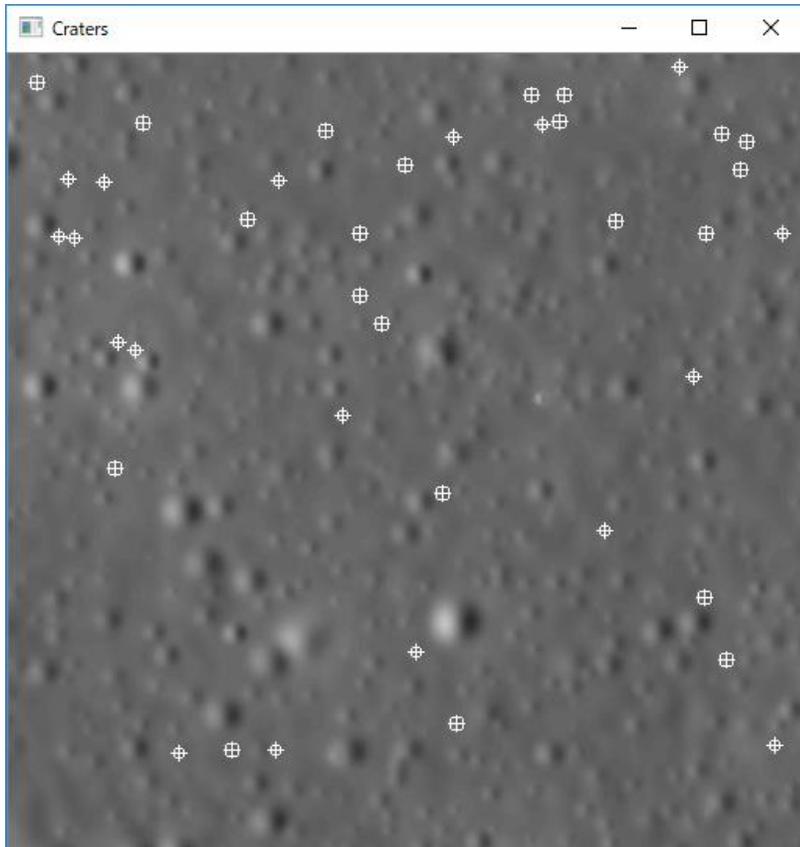
変更可能パラメータ
 クレータ本体検出用主成分の設定
 主成分の型 15x15 9x9+7x7
 相関値の閾値
 近接クレータ削除の距離
 クレータエッジ検出用主成分の設定
 相関値の閾値
 全体の設定
 回転角[度] 適用
 検出クレータのサイズ: 最小 最大
 選別度(低:0,1,2,3;高)
 検出クレータ数
 ソーティングの基準相関値

設定初期化 設定読込 設定保存

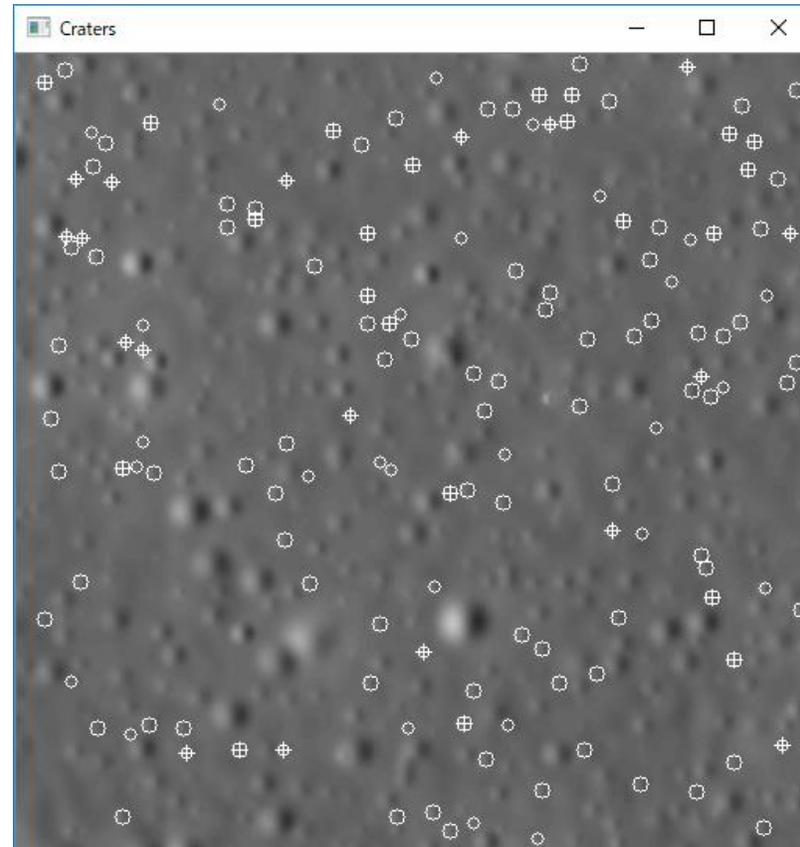
- クレータ本体検出
 - 主成分サイズ
 - 相関値の閾値
- クレータサイズ検出
 - 相関値の閾値
- クレータの回転角
- 検出クレータサイズの範囲
- 検出クレータ数

デモ画像

- 検出数=40個に指定



- 検出数=200個に指定



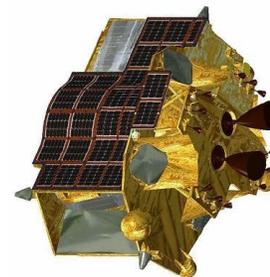
- クレータ本体検出
 - 9x9+7x7サイズ
 - 閾値=20
- クレータサイズ検出
 - 閾値=10
- 回転角=-90度
- 検出クレータサイズ
 - 直径7~10px

(右図では、相関値の大きい最初の40個に+マークが追加)

クレータ検出プログラムの実用化

- パラメータ調整で、検出したいクレータの個数、大きさ等を調整可能
 - プログラムの検出性能は、画像の平均輝度に依存しない
 - コントラストがある程度あれば、絶対にクレータ検出できる
 - ここから先は、探査機の光学系装備の設計で調整
- 研究室で作成したプログラムが、宇宙用FPGAで実現・実用化される
 - 撮影からクレータ検出まで実用上問題ない時間で処理可能
 - 本研究室の学生・大学院生が貢献した

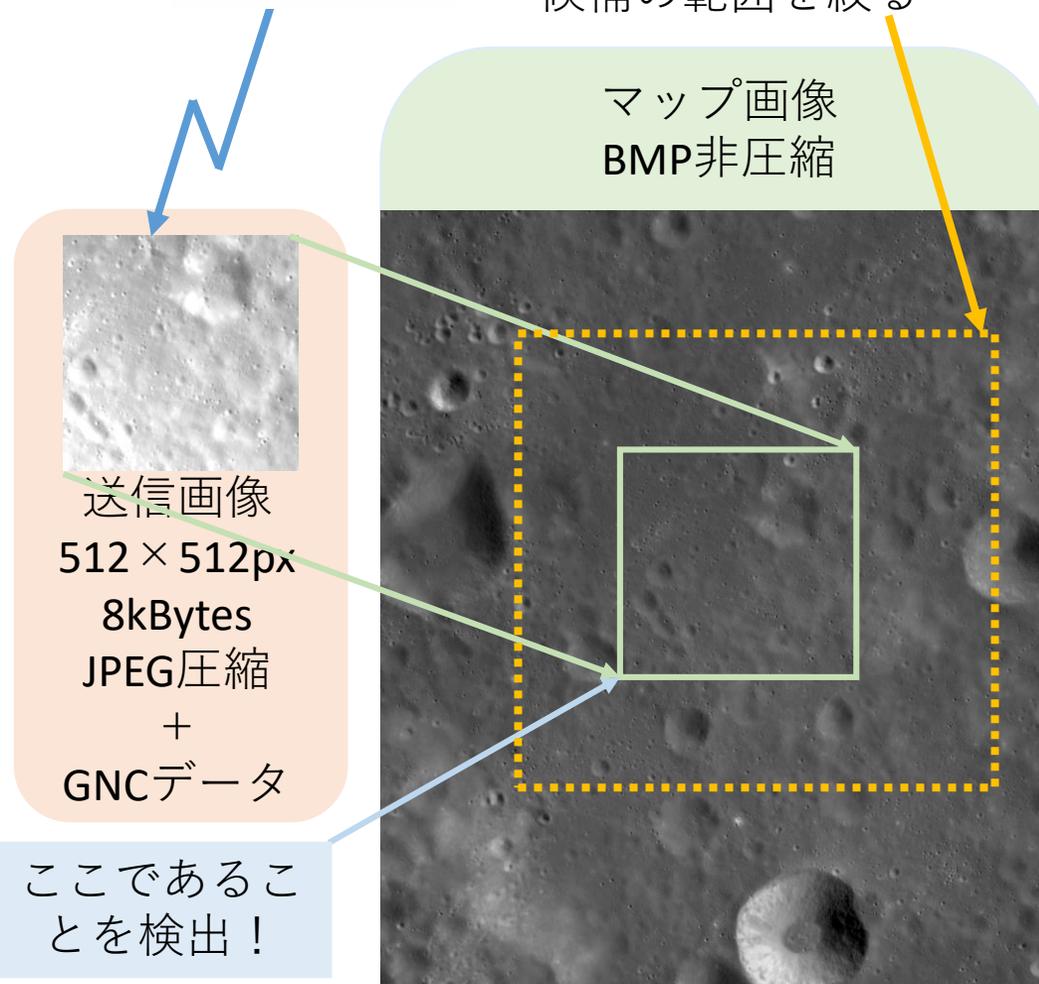
地上バックアップ処理 (特徴点検出法を利用した画像照合)



- 探査機上での位置検出に失敗した時の、地上でのバックアップ処理
 - 探査機から送信されてくる画像と、マップ画像とのマッチング
 - 探査機の姿勢、高度誤差により、画像の回転、拡大縮小にも対応
 - GNCデータを暫定位置として利用。
 - 右図の破線領域が探索範囲
 - 将来のオンボード処理の候補
- 懸念事項
 - 512×512ピクセルサイズの白黒画像が8kbytesのJPEGに圧縮される。
 - この画像では、クレータ検出は無理。
 - 位相限定相関法でも推定誤差大。

GNCデータにより
候補の範囲を絞る

マップ画像
BMP非圧縮



圧縮状況 (ゴマ塩ノイズが重畳した場合)

BMP画像 (512x512px, 263kBytes, 非圧縮)

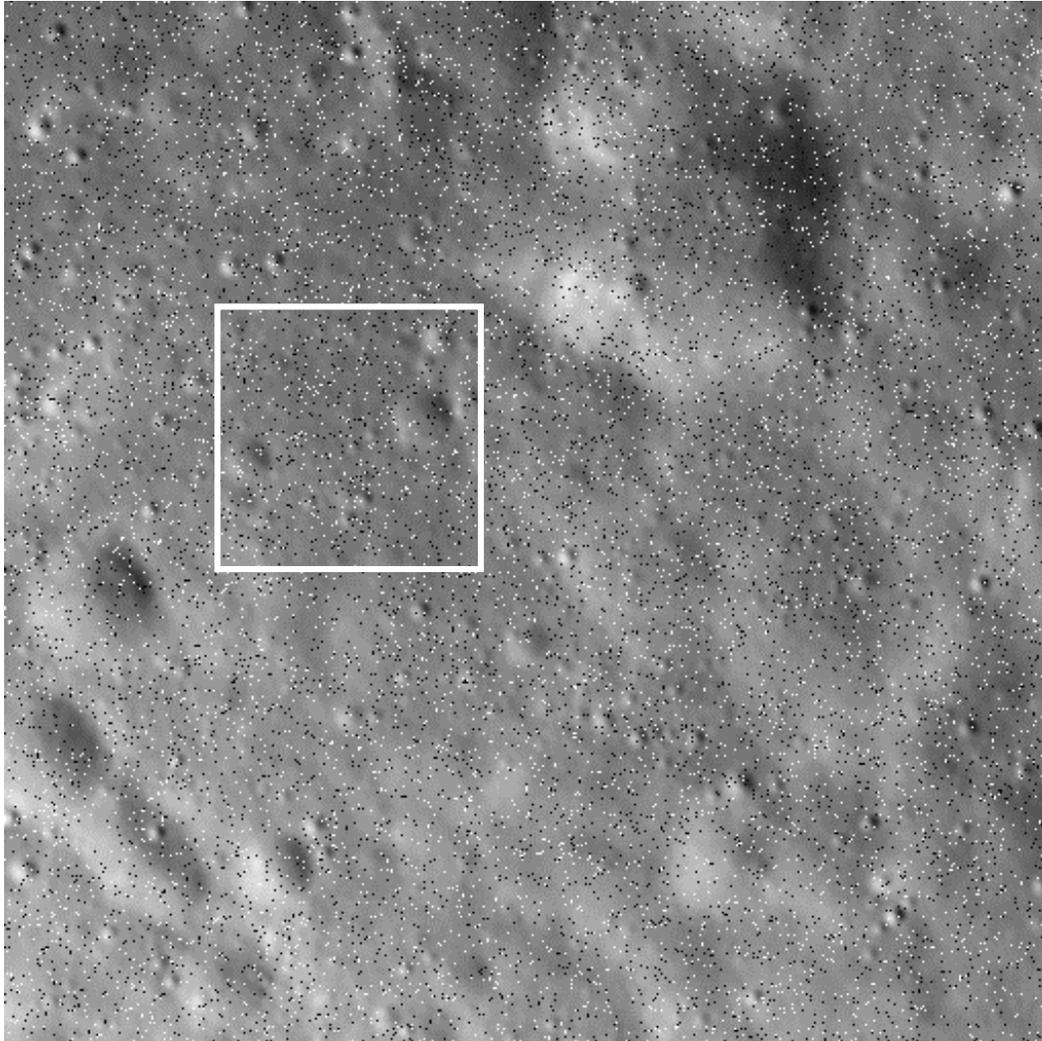


JPEG画像 (512x512px, 8kBytes, 圧縮)

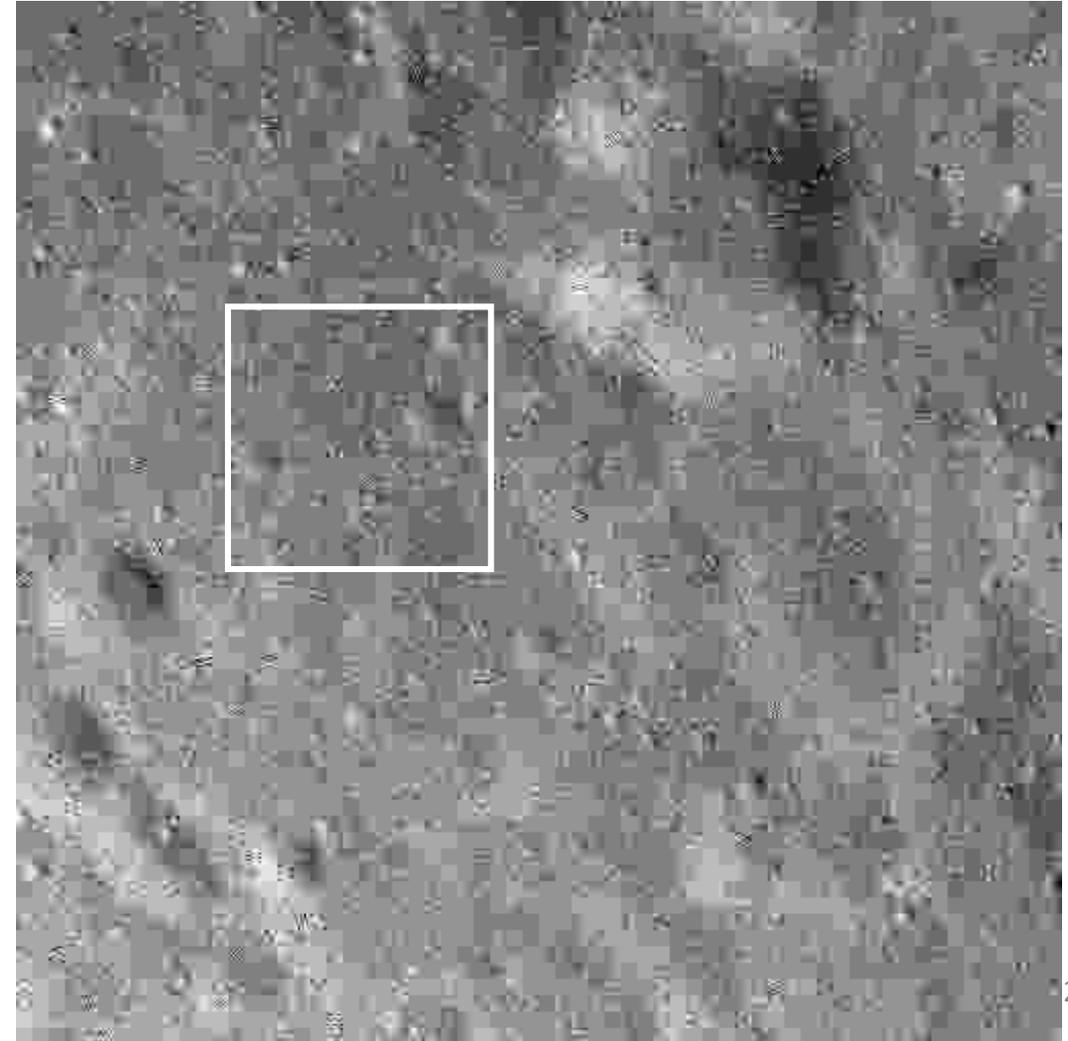


圧縮状況 (ゴマ塩ノイズが重畳した場合)

BMP画像 (512x512px, 263kBytes, 非圧縮)

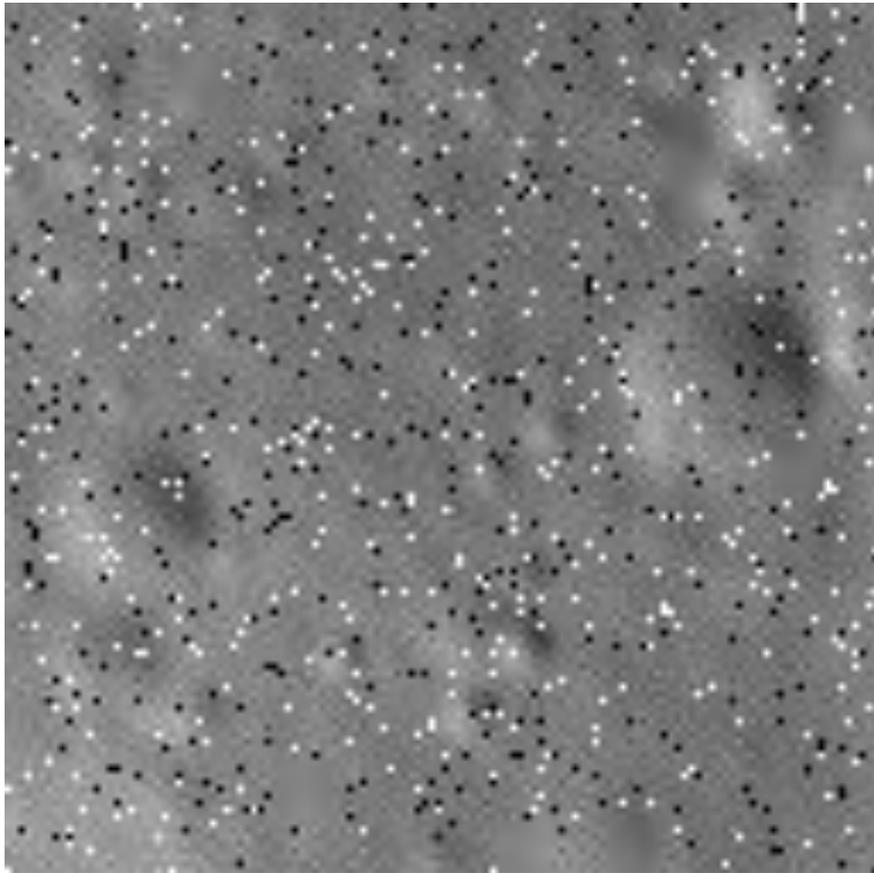


JPEG画像 (512x512px, 8kBytes, 圧縮)

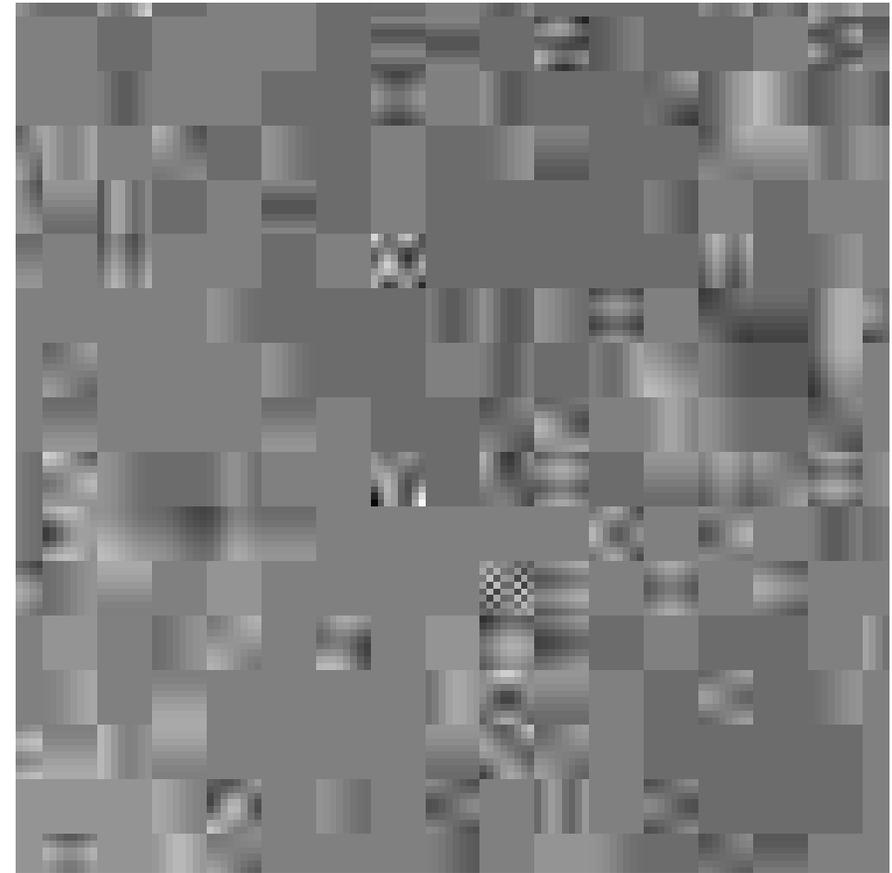


圧縮状況（ゴマ塩ノイズが重畳した場合）

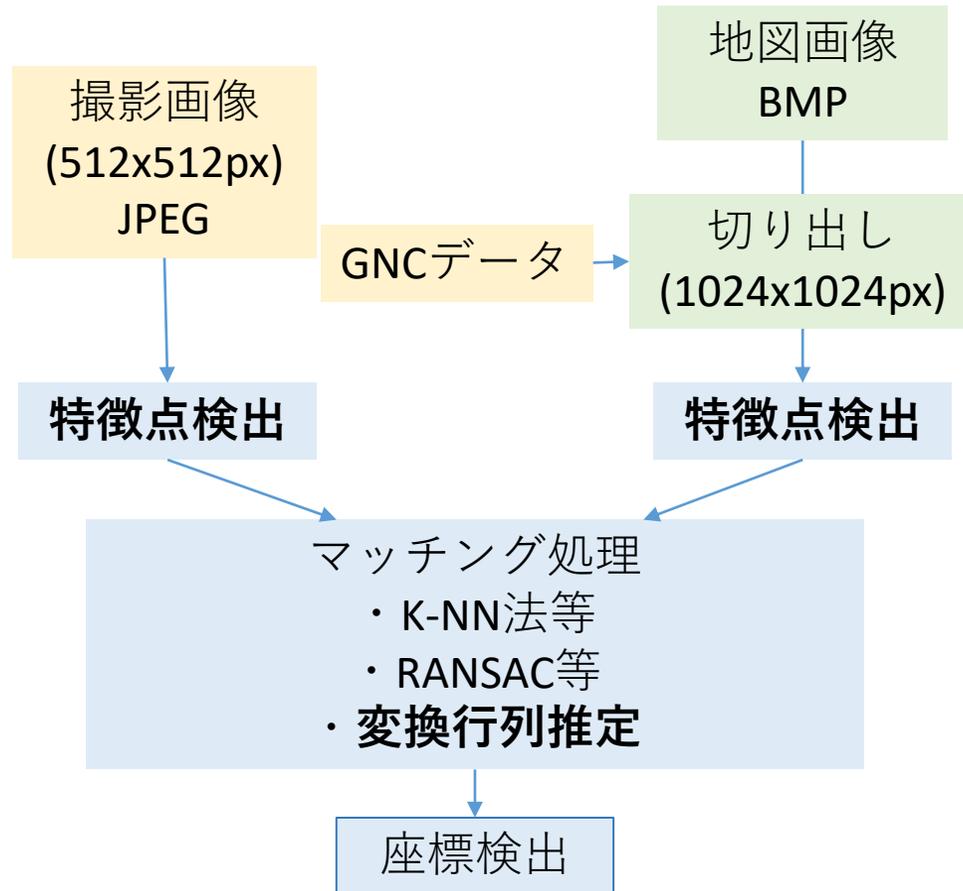
BMP画像（128x128px, 非圧縮）



JPEG画像（128x128px, 圧縮）



特徴点マッチングに基づく 位置検出シミュレーション



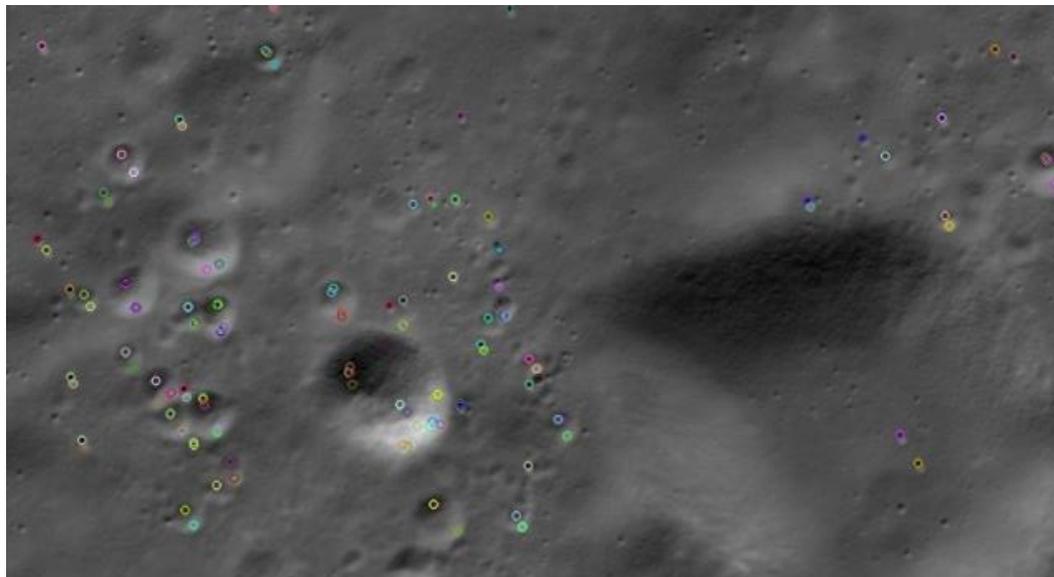
- 特徴点検出の選択肢
 - AKAZE特徴量
- 変換行列推定の選択肢
 - 相似変換 (探査機が真下を撮影していれば対応)
 - 撮影画像の移動、ヨ一角回転、拡大縮小に対応
 - 射影変換 (探査機がどこを向いてても対応)
 - 撮影画像の移動、拡大縮小、ヨ一角・ロー角・ピッチ角回転に対応
- シミュレーションでは、
 - 真値座標に対して3px以内を正検出
 - 各種外乱を加えた合成画像をそれぞれ1000枚ずつ用意。
 - ノミナル、明度、コントラストボケ、ゆらぎ、ノイズ、歪曲収差、画像ブレ、周辺減光。

特徴点検出と、地図とのマッチング

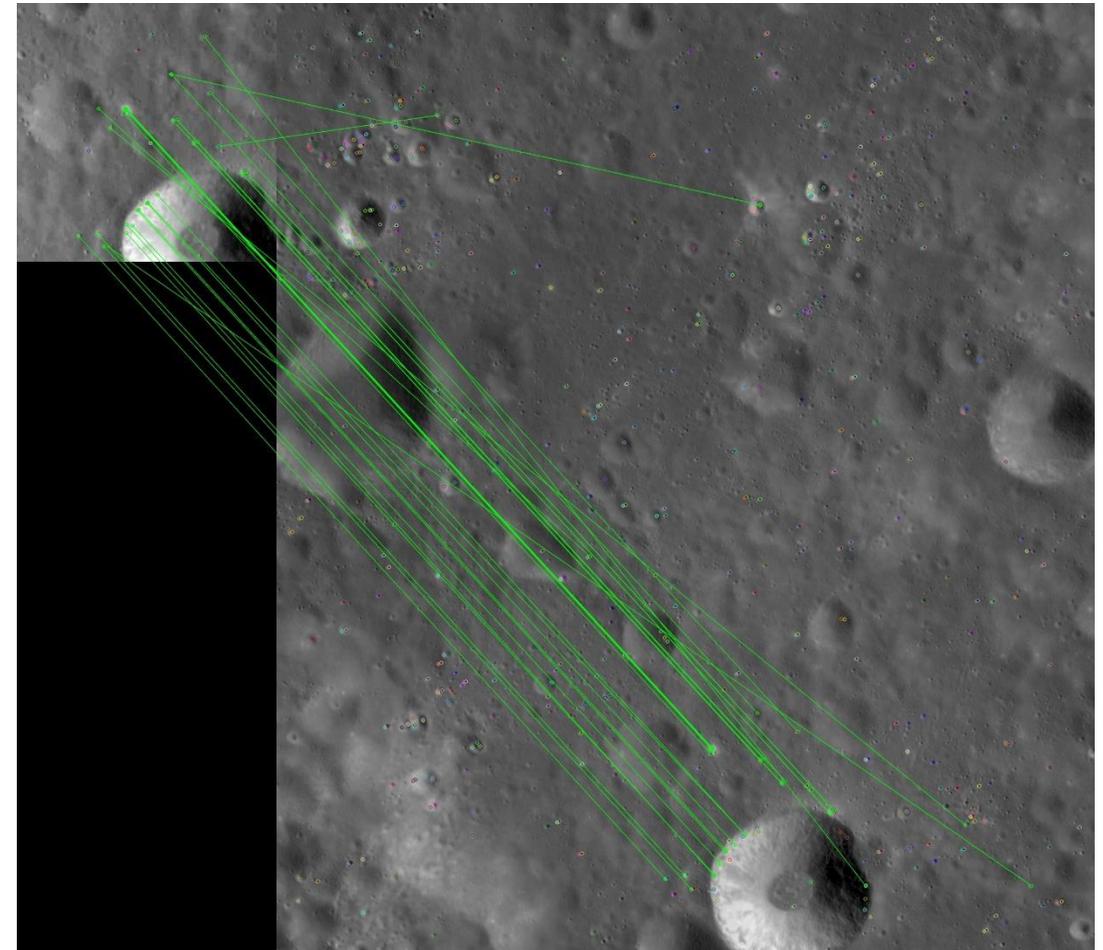
撮影画像

地図画像

- AKAZE特徴量による
月面の特徴点検出例



クレータだけではなく、様々な地形変化部分をとらえている。
クレータの少ない地点への高精度着陸が可能。



外乱付与画像の合成要領

	画像の特徴	概要	画像枚数
(0)	ノミナル	位置・姿勢の制御誤差・航法誤差をノミナルの 3σ で与える	1000枚
(1)	明度異常	画像明度に増減を加える	1000枚
(2)	コントラスト異常	画像コントラストに増減を加える	1000枚
(3)	ボケ	画像にガウシアンフィルタによるボケを加える	1000枚
(4)	ゆらぎ	各画素に輝度の揺らぎを与える(ガウシアン)	1000枚
(5)	ノイズ	放射線ノイズを想定したごま塩ノイズを与える	1000枚
(6)	歪曲収差	レンズひずみを想定した歪曲収差を与える	1000枚
(7)	画像ぶれ	高速移動に伴うブレを模擬して加える	1000枚
(8)	周辺減光	口径食による周辺減光をコサイン四乗則で模擬して与える。	1000枚

画像はJAXA/ISAS提供

シミュレーション結果

2018年学会発表済み

SURF,AKAZEによる特徴点検出と外乱画像の位置照合結果(相似変換)

Jpegテストパターン		ノミナル	明度	コントラスト	ぼけ	ゆらぎ	ノイズ	歪曲収差	画像ぶれ	周辺減光
		(0)	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
推定結果 (SURF)	推定成功	992	957	703	896	856	522	987	995	991
	dx,dy>3[px]	8	19	130	96	125	268	13	5	9
	マッチング未了	0	24	167	8	19	210	0	0	0

Jpegテストパターン		ノミナル	明度	コントラスト	ぼけ	ゆらぎ	ノイズ	歪曲収差	画像ぶれ	周辺減光
		(0)	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
推定結果 (AKAZE)	推定成功	1000	992	974	1000	999	928	1000	1000	1000
	dx,dy>3[px]	0	6	16	0	1	66	0	0	0
	マッチング未了	0	2	10	0	0	6	0	0	0

外乱画像は各1000枚。表中の数値は画像枚数。
 画像照合の誤差が3[px]（ピクセル。画素3点）以内であれば100m以内の推定誤差になる。

シミュレーション結果

本研究室独自の結果で、学会未発表

AKAZEによる特徴点検出と外乱画像の位置照合結果(2023/8現在)

Jpegテストパターン		ノミナル	明度	コントラスト	ぼけ	ゆらぎ	ノイズ	歪曲収差	画像ぶれ	周辺減光
		(0)	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
推定結果 (相似変換)	推定成功	1000	996	997	1000	1000	992	1000	1000	1000
	dx,dy>3[px]	0	4	3	0	0	8	0	0	0
	マッチング未了	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Jpegテストパターン		ノミナル	明度	コントラスト	ぼけ	ゆらぎ	ノイズ	歪曲収差	画像ぶれ	周辺減光
		(0)	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
推定結果 (射影変換)	推定成功	1000	976	984	1000	1000	951	1000	1000	1000
	dx,dy>3[px]	0	22	16	0	0	49	0	0	0
	マッチング未了	0	0	0	0	0	0	0	0	0

外乱画像は各1000枚。表中の数値は画像枚数。
 画像照合の誤差が3[px]（ピクセル。画素3点）以内であれば100m以内の推定誤差になる。

まとめ

- **オンボードでのクレータ検出**
 - クレータ検出条件を明確にした
 - クレータ検出が不調になった時にも調整可能
 - 光学系に求められる条件を明確にした
 - **本研究室で開発したプログラムが、ほぼそのまま宇宙用FPGAで実行される**
- 特徴点検出による低解像度外乱画像に基づく位置検出
 - 将来、探査機上でこの方法による画像照合ができれば、クレータが少ない位置へのピンポイント着陸も可能
- 現在、深層学習や強化学習を応用した新手法を開発中

電気電子生命学科では、

・ **情報工学系**の研究を行っている教員が多数います

・ **鎌田弘之 専任教授**

・ 画像処理、深層・強化学習、カオス暗号等

・ **網嶋武 専任准教授**

・ 画像処理、リモートセンシング、人工衛星等

・ **保坂忠明 専任准教授**

・ 機械学習全般、データサイエンス、画像処理等

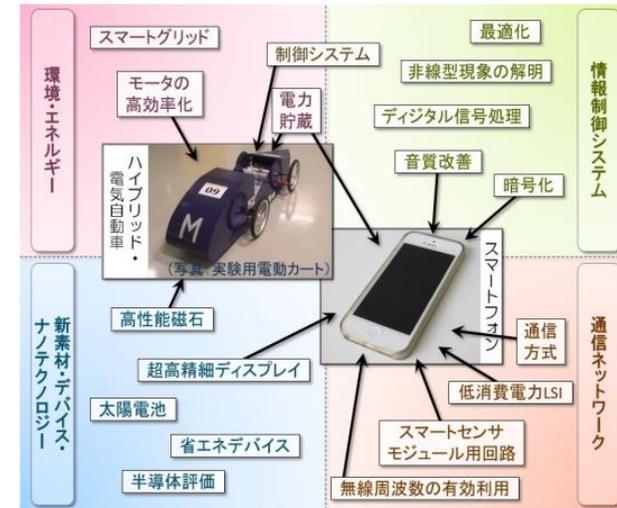
・ **村上隆啓 専任准教授(2024/4~)**

・ 音声・音響信号処理、ノイズキャンセリング等

・ **伊吹竜也 専任准教授(2024/4~)**

・ ドローン制御、モバイルロボット等

電気電子工学専攻



生命理工学専攻



Bluetooth、ウェアラブル端末、光通信、アナログ・デジタル電子回路、太陽光発電素子、ナノプロセス技術、発光デバイス、有機薄膜素子、蓄電デバイス、エネルギー変換、超電導、風力発電、電力ネットワーク、電気自動車、再生可能エネルギー等々。。。