

楕円モデルのハフ変換による数値地形図上のクレータ認識手法の開発

原田 直人¹，平田 成¹，出村 裕英¹，浅田 智朗¹

(要旨) 本論文では「かぐや」月数値地形図における大容量データ解析を見込んだ、クレータ認識手法とその準備状況について述べる。この手法で採用した個々の処理手法の原理は画像処理分野で既に広く使われているものではあるが、それらを組み合わせる事で楕円モデルのハフ変換に最適化したクレータ認識手法を確立した。クレータ検出結果を利用する観点で火星数値地形図を用いた予備的検証を行った結果は、この手法と従来研究の検出精度はほぼ同等であり、クレータサイズ頻度分布の形も保存しているため、手動カウンティングを代替できる見通しをつけることができた。

1. はじめに

2007年9月14日に月周回衛星「かぐや」(SELENE)は打ち上げられ、本稿執筆時点では既に月周回軌道に入り、観測運用に向けて準備が進められている。本稿では、「かぐや」に搭載されている地形カメラ(Terrain Camera, TC)が取得するデータの解析のために準備されている研究について、その現状を紹介する。

TCはその名の通り、月の地形データを取得する。本研究の目的は、月の主要な地形要素の一つである、クレータを自動的に認識するアルゴリズムの検討と、これを実装したツールの開発である。TCの主なデータプロダクトには、水平分解能10mの数値地形図(Digital Terrain Model, DTM)があり、本研究ではこれを入力とする。クレータを楕円の凹地形として認識し、その諸元(中心位置、長軸径、短軸径、長軸の方位、深さなど)を出力する。

クレータの自動認識の需要は大きい。例えば、クレータを網羅的にカウンティングした結果得られるサイズ頻度分布はクレータ年代学の基礎データである。また、クレータ諸元のサイズ依存性も統計的に求められるので、大量の処理が必要である[1]。このような大量の解析を手作業で行う場合、仮に何らかのソフトウェアの支援があったとしても、多大な時間を要する。さらに、手作業では、結果が作業者の熟練度に左右され

る問題がある[2]。このため、クレータ地形認識の自動化・省力化を図る必要性が説かれてきた。

クレータ認識の自動化は、世界的にも多数研究されており、写真やDTMからの認識を目標としている。写真からクレータを認識する方法には、ハフ変換[4]やファジーハフ変換[6]、テンプレートマッチング[7]、ラーニングアルゴリズム[8]といったものが代表として挙げられる。DTMを使用した方法には、ハフ変換[3,5]がある。しかし、それらの手法では、かぐやからもたらされる写真やDTMを解析するのに幾つかの問題点がある。例えば、テンプレートマッチングではあらかじめ全ての場合を尽くしたテンプレートを準備しておく必要がある。また、ラーニングアルゴリズムは教師付分類の一種と考えればこれも外部パラメータを必要とすることになる。このことからこれら2つの手法は大容量の解析に向いていない。さらに、過去に研究されてきたハフ変換を使用した手順[4]も前処理段階などで入力画像に依存したパラメータ調整が必要とされていたため、自動化されたデータ解析には至っていなかった。また、過去に研究された手法[3-5,7,8]は結果の評価方法が惑星科学分野における実際の利用形態に即していなかったため、その有効性が十分検証されていなかった。沢辺ら[6]のファジーハフ変換を採用したアルゴリズムはパラメータの調整や利用形態に即した検証の問題を解決した。しかし、沢辺らの手法は写真を対象にしたアルゴリズムなので、かぐやのデ

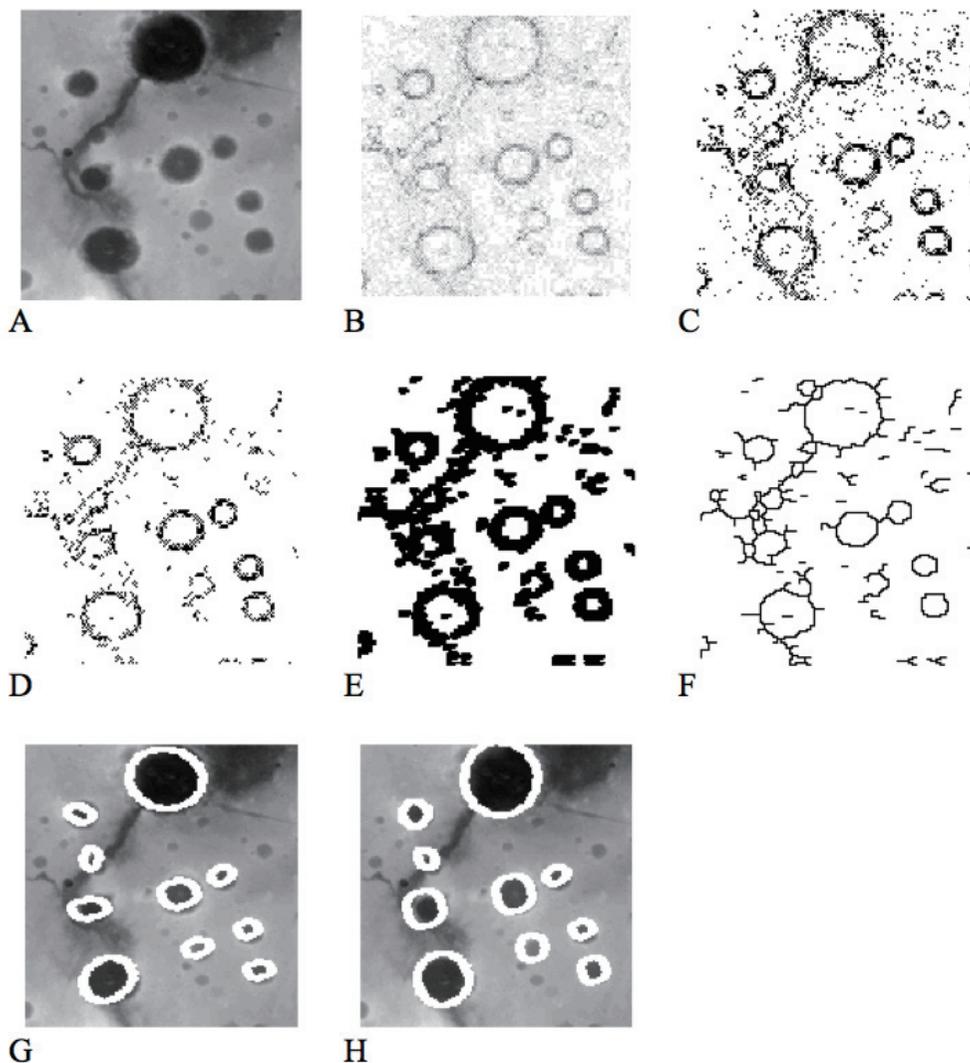


図1: 処理手順 (A)入力データ Holdenクレータおよびその周辺部のMOLA DTM (150×156ピクセル). (B)Haarウェーブレット変換後. (C)二値化後. (D)メディアンフィルタ後. (E)ダイレーション処理後. (F)細線化後. (G)クレータ認識結果. (H)クレータの再フィッティング後の結果.

ータから作成されるDTMに適応できるか分からない。よって、かぐやのデータから作成されるDTMを解析する新しいアルゴリズムが必要となっている。

我々は、DTMからクレータを認識する新しい手法の開発を行った。クレータ認識の部分には楕円モデルのハフ変換を採用した。楕円モデルのハフ変換は、ハフ変換を楕円でも認識できるように拡張した手法であり、クレータリムが欠損している場合でも高精度の認識が可能であるというハフ変換の利点も備えている。よって、我々が解析しようとしているデータの処理に

非常に適している。また、我々は楕円モデルのハフ変換に適応した新しい前処理の手順も作成した。そして、この手法の認識精度を手動認識による結果と比較し、サイズ頻度分布へ与える影響などの観点からも評価した。

2. テストデータ

テストデータとしてMOLA (Mars Orbiter Laser Altimeter) DTMを使用した。このデータは火星のデ

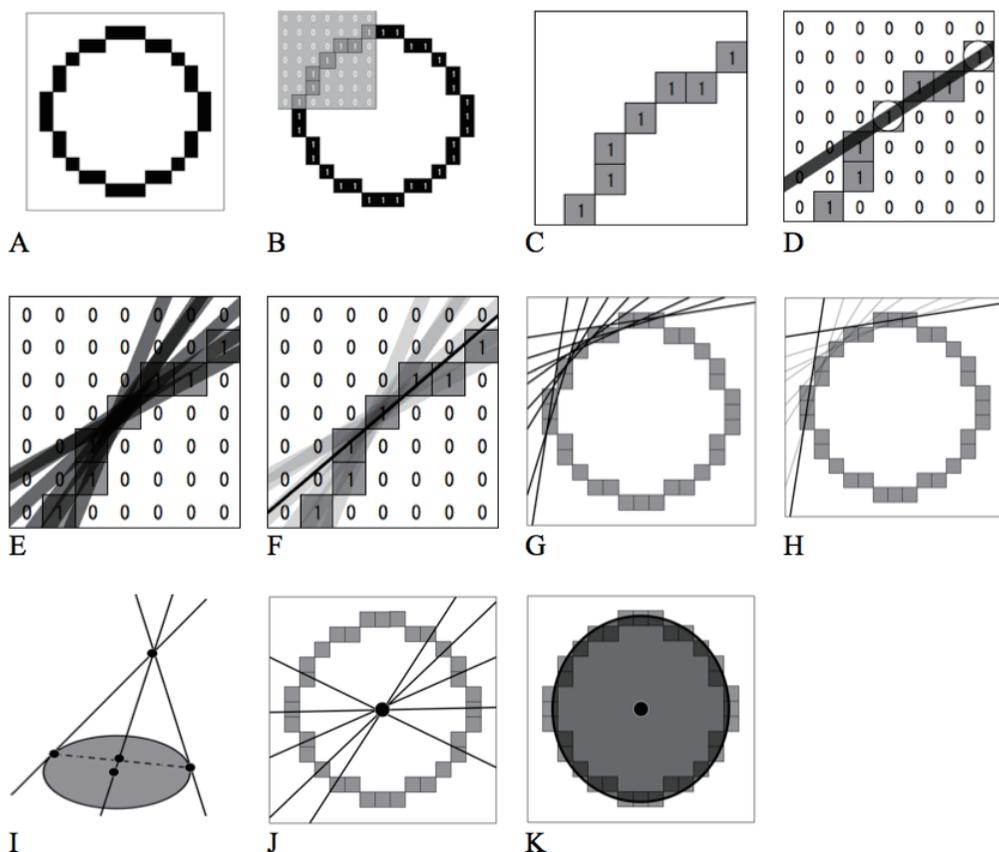


図2：楕円モデルのハフ変換の手順。(A) エッジ抽出画像。(B) エッジ点の周り3ピクセルを取り出す。(C) 取り出した画像。(D) 取り出した中のエッジから1点選び、中心のエッジ点と選んだ1点を結ぶ直線の切片と傾きを計算し、ハフ空間へ投票する。(E) 取り出した画像内の全エッジで全通り行う。(F) ハフ空間上で、最も投票数が多いものを、その取り出した画像の接線とする。(G) 画像全体に対してGを行う。(H) 接線の中から2本選ぶ。(I) 楕円の性質(2本の接線の交点とその2点の接点を結ぶ線の中点を結ぶと、円の中心を通る)。(J) 楕円の性質を利用し、中心を通る線を書く。これを全ての接線の組み合わせで行う。中心を通る線が一定以上集まっている場所が存在すれば、それを楕円の中心とする(K) 楕円の中心とその中心に投票した全てのエッジで楕円の長軸径、短軸径、長軸の傾きを計算する。計算したパラメータを新しいハフ空間に投票する。一番投票数が集まったパラメータをそのクレータのパラメータとして出力する。

ータであるが、現在手に入るものとしては、最も解像度のよいDTMの一つであり、クレータ地形がよく表現されている。

3. 手法

このクレータ認識手法は大きく分けて3つの段階で構成されている。(1)クレータリムの抽出。このステップでは標高値が急激に変化するクレータのリムをエッジとして抽出する処理を行う。(2)クレータ認識。ここでは楕円モデルのハフ変換を使用し楕円のエッジをクレータとして認識する処理を行う。(3)再フィッティング。この最後のステップは、(2)で認識されたクレータを

クレータのリム抽出画像と一致させるため再フィッティング処理を行う。

3.1 クレータのリム抽出

本論文ではクレータのリム抽出処理に以下の5段階のステップをふんだ。(1)エッジ検出、(2)二値化、(3)ノイズ除去、(4)エッジ連結、(5)細線化。

3.1.1 エッジ検出

エッジ検出はHaarウェーブレット変換のハイパスフィルタを採用した。Haarウェーブレット変換のハイパスフィルタは、細かい地形や複雑な地形でも検出する事ができ、クレータを認識しやすいエッジ検出画

像を得ることが可能である(図1B)。

3.1.2 二値化

Haarウェーブレット変換後の画像を二値化することでエッジを取り出した。二値化のための閾値を決定する方法には様々なものがあるが、既存の方法では必要なエッジだけを取り出す事はできなかった。このため、以下に述べる新しい方法を開発した。(1) 画像のヒストグラムを求める、(2) ヒストグラムの各ビンの値に、前後6つのビンの値を加える、(3) ビンを大きい方から検査し、値が全画素数の1%以下となる画素値を求め、そこを閾値とする、(4) 閾値以下の画素値を持つ画素をエッジとして取り出す。この手法を用いることで、よい二値化結果を得ることができた(図1C)。ただし、(2)における加算ピン数や、(3)における閾値の基準とする画素数は、MOLA-DTMに最適化されている。実際にTCによる月のDTMを解析する際には、撮像条件等に応じた最適値をそれぞれ求めてから処理を行う予定である。

3.1.3 ノイズ除去

二値化された画像には細かなエッジが混ざっている。そこでメディアンフィルタをかけることで認識に必要なエッジを除去した。フィルタサイズは 3×3 である。(図1D)

3.1.4 エッジ連結

エッジの膨張処理を行い、エッジを連結させた。この処理の目的は近くに存在するエッジ同士を一つの塊として認識させることで、エッジの欠損部分を補いクレータ認識の精度を上げる事である(図1E)。この処理で採用したフィルタサイズは 5×5 である。つまり、エッジ間に欠損があっても、4ピクセル以内の間隙であれば埋めることが可能である。

3.1.5 細線化

連結処理を行ったエッジを1ピクセルの線にするために細線化した。この処理の目的は2つある。一つ目は、線の太さに違いがあると楕円モデルのハフ変換の投票処理にばらつきがでてしまい、公平な投票が行われない。そこで細線化することで、投票はエッジ数だけに依存し、線の太さに依存しない投票がされる。2

つ目は、エッジの数を減らし投票処理にかかる時間を削減することである。細線化処理にはHilditch [8]の細線化法を使用した(図1F)。

3.2 クレータ認識

クレータ認識には楕円モデルのハフ変換を使用した認識手法を採用した[9,10]。

3.2.1 楕円モデルのハフ変換

ハフ変換とは画像上にあるエッジ点から直線を計算し、その直線のパラメータをハフ空間上に投票することで、その画像上にある直線を識別する方法である。楕円モデルのハフ変換とは、ハフ変換を楕円でも認識できるようにしたものである。

3.2.2 楕円モデルのハフ変換の手順

楕円モデルのハフ変換を使用しクレータを認識する手順は以下になる。(1) クレータのリムを抽出した画像の一部を取り出す(図2B,2C)。(2) (1)で取り出した中のエッジから2点選び、2点を結ぶ直線の切片と傾きを計算し、ハフ空間へ投票する(図2D)。これを取り出した画像内の全エッジ点で全通り行う(図2E)。(3) ハフ空間上で、最も投票数が多いものを、その取り出した画像の接線とする(図2F)。(1)-(3)を繰り返す、画像全体に対して行う(図2G)。(4) 接線の中から2本選び、楕円の性質(2本の接線の交点とその2点の接点を結ぶ線の中点を結ぶと、円の中心を通る(図2H))を利用して、中心を通る線を書く。これを全ての接線の組み合わせで行う(図2I)。(5) 中心を通る線が一定以上集まっている場所が存在すれば、それを楕円の中心とする(図2J)。(6) 楕円の中心とその中心に投票した全てのエッジで楕円の長軸径、短軸径、長軸の傾きを計算する。(7) 計算したパラメータを新しいハフ空間に投票する。(8) 一番投票数が集まったパラメータをそのクレータのパラメータとして出力する(図1G,2K)。

3.2.3 段階的な楕円認識

3.2.2項で示した楕円認識手順の(5)の段階での楕円中心の投票による決定において、大きな楕円ほど多数の接線を持ち得るため、中心への投票数も多くなる。このため、楕円認識の得票数の閾値を一定とすると、大きな楕円だけが選択的に認識されてしまうことにな

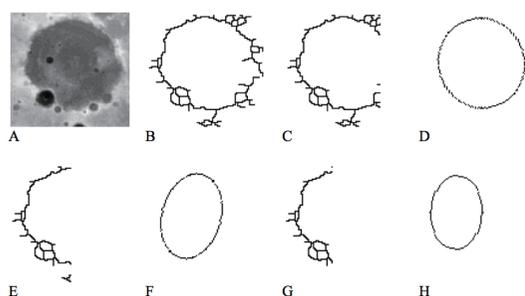


図3：楕円モデルのハフ変換による楕円認識の欠損耐性(100×100ピクセル)。(A)入力データ。(B)クレータリムのエッジ抽出結果。(C)欠損率20%のエッジデータ。(D)(C)のクレータ認識結果(長軸径78pixel, 短軸径74pixel)。(E)欠損率50%のエッジデータ。(F)(E)のクレータ認識結果(長軸径72pixel, 短軸径50pixel)。(G)欠損率60%のエッジデータ。(H)(G)のクレータ認識結果(長軸径68pixel, 短軸径48pixel)。

る。そのような状況に陥るのを防ぐため、あらかじめ認識対象とする楕円の径を一定範囲に制限して、小さな楕円から段階的に認識させることで、認識率を向上させ、誤認識と認識もれを減らす事が可能となる。

3.2.4 欠損耐性

3.2.4.1 欠損耐性の検証方法

楕円モデルのハフ変換を使用したアルゴリズムはある程度の欠損があるエッジでも楕円を認識することができる。そこで、本手法による楕円認識の欠損耐性を調べるために、本来のエッジを一部消去したデータを入力とした試験をおこなった。クレーター一つ分のエッジを含む二値化済みのDTMを100×100ピクセルのサイズで切り出した。そして、エッジの一部を段階的に消去し、どのように認識されるか試した。

消去の仕方は、一部分が完全に欠損している場合を再現した。エッジが飛び飛びに欠損している場合は、前処理の段階で補間されたり、楕円モデルのハフ変換の投票ではエッジの連続性に関係なく投票されたりするので、このアルゴリズムでは影響は少ない。しかし、エッジの一部が完全に損失した場合は、損失した部分を補えないので、楕円の識別が困難になる。よって今回は、最悪なケースを想定しエッジが完全に欠損する場合を再現する事とした。図3ではこのうち、欠損率20%、50%、60%の例を示す。

3.2.4.2 検証結果

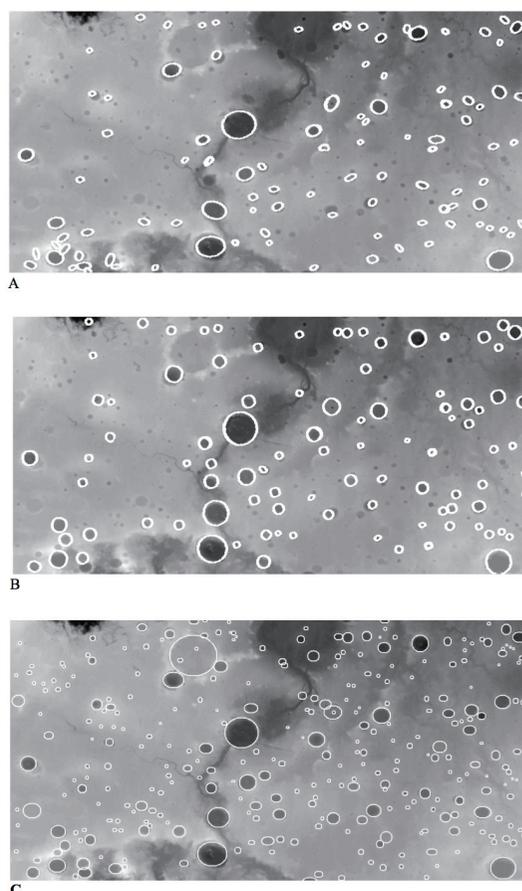


図4：アーチャイルクレータ周辺部(1000×500ピクセル)に対する自動認識結果(再フィッティング前: A, 再フィッティング後: B)。(C) 同じ地域についての手動認識による結果。

検証の結果、エッジの欠損率が0%～20%のときは、エッジ抽出画像とほぼ一致した楕円を認識できた。しかし欠損率が20%を超えると一致した楕円を当てはめることが困難になる。そして欠損率が50%以上になるとほとんど楕円を当てはめる事はできなかった。この原因として、欠損部分が大きくなると楕円の長軸の推定ができなくなるため、欠損部分の補完が不可能になっている事が分かった。

3.3 クレータの再フィッティング

このアルゴリズムの特性として短軸が短く認識される傾向がある(図1G)。その問題を修正するためにクレータの再フィッティングを行った。(1)最初に決められた中心と長軸径、長軸の傾きを固定したままで短軸径を1pixel長くする。(2)エッジ抽出画像と短軸径を変更

した楕円との一致度を計算する。(3) (1)と(2)の作業を短軸径が長軸径と同じ長さになるまで繰り返す。(4)最も一致度が高かった短軸径をその楕円の短軸径として採用する(図1H)。

4. クレータ自動認識の精度検証

4.1 比較対照データ

このアルゴリズムによるクレータの自動認識の精度を検証するため、同じDTMデータに対して目視による手作業のクレータカウンティングを行った。自動認識による結果を図4A(再フィッティング前)および図4B(再フィッティング後)に、また、手動による結果を図3Cにそれぞれ示した。以後はこれらを基に議論する。

4.2 検出限界

図5に、自動・手動別のサイズ(長軸径)ごとのクレータ検出数を示す。これより、このアルゴリズムによるクレータ自動認識の下限は直径10ピクセル程度であることがわかる。

下限を決める要因として考えられる要素として、第一に挙げられるのは、小さいクレータの場合、エッジからの投票数が圧倒的に少なくなり、偶然による投票とクレータ本来の投票との識別が難しくなることがある。また、ダイレーション処理などにより、小さい地形は他の地形と接合されてしまう可能性もある。

4.3 検出率

このアルゴリズムによって検出されたクレータの総数は102個、うち、長軸径10ピクセル以上の個数は101個であった。一方、手動による検出個数は309個のうち、前節で行った検出限界の長軸径10ピクセル以上の個数は114個であった。従って長軸径が10ピクセル以上のクレータについて検出もれは13個。検出率は89% (検出もれ率11%)であった。また、クレータ以外の地形を誤検出した例が4個あったため、誤検出率は4%である。

4.4 クレータサイズ頻度分布による検証

自動認識の結果を、クレータ年代学で一般に用いる

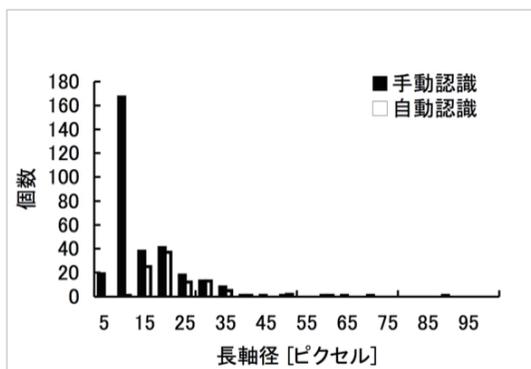
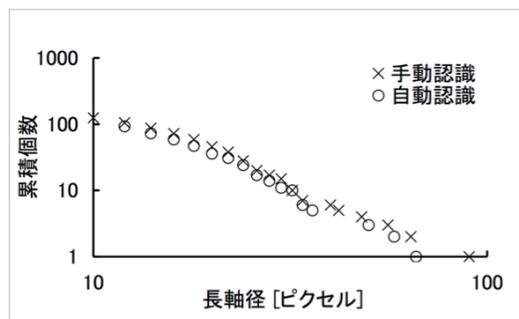
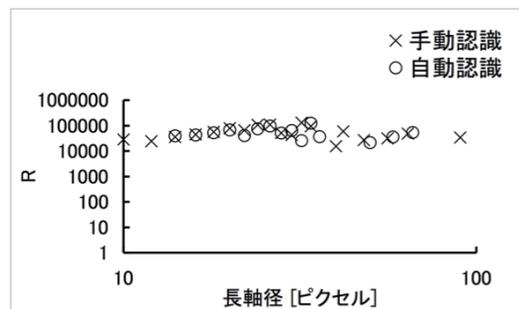


図5: 自動認識および手動認識による検出クレータ長軸径のヒストグラム



A



B

図6: 自動認識および手動認識の結果から作成したクレータサイズ頻度分布 (CSFD) プロット (A), およびRプロット (B).

サイズ-累積頻度分布 (CSFD) プロットおよびRプロットにまとめたものを図6に示す。いずれにプロット形式においても、自動認識の結果と手動認識の結果はグラフ形状が長軸径範囲全てにわたって、よい一致を示している。自動認識による結果が、手動による結果に対してやや下にプロットされており、クレータ年代が若く評価される可能性がある。しかし、年代が既知

の領域で検出もれを確認することで、年代値の較正ができるだろう。この結果から、本アルゴリズムによるクレータ自動認識の出力がクレータ年代学に適応可能であるといえる。

4.5 評価

本アルゴリズムによるクレータの検出限界である直径10pixelという値に関しては、過去の例でDTMを対象にした手法[3,5]と同等の結果である。また、検出率89%も他の手法と比較してほぼ同等かそれ以上の結果を示している。ただし、本研究を含めて、各手法における検出率の算出にあたっては、対象とするクレータのサイズ範囲、基準とするクレータリストなどが統一されていない状態であり、検出率の値の単純な比較は難しいより正確な評価をするためにはMOLAのクレータデータベース[11]と比較する必要がある。今後かぐやデータと平行して検証する予定である。サイズ-累積頻度分布プロットの形状は、手動による検出結果と、本アルゴリズムによる検出結果とでほとんど一致しており、十分クレータ年代学に使用できることが分かった。

本手法の前処理部分は別として、クレータ認識過程ではテンプレートマッチングのような認識する地形に依存した外部入力が必要としない。よって、テンプレートマッチングよりは大容量データの解析に向いているといえる。

この手法で認識することができなかつた直径10pixel以下のクレータについて、写真からの認識を行った沢辺ら[6]は、直径が2pixel以上のクレータについて認識可能であるという結果を示している。また、写真を対象とした他の手法[7,8]でも5pixelの認識限界を示している。よって、直径10pixel以下のクレータ認識結果が必要な場合は、写真からの認識と組み合わせることが現実的な対応である。

4.6 解析時間

今回使用した計算機は、PowerMac G5(CPU: PowerPC G5 2.5 GHz×2, RAM: DDR 8GB)である。入力DTMのサイズが300×250 pixelの時、平均的な解析時間は約170秒であった。従って、解析速度は440pixel/secとなる。かぐやによって得られる解像度10m/pixelの月全球地形モデルの全ピクセル数は、概

算で380Gpixelとなるので、これを今回と同じ計算機一台で解析した場合、処理時間は約27年と見積もることができる。計算機の処理能力の向上や、複数機で同時に処理を進めることを考えれば、現実的な期間内に解析を終えることが可能である。

5. まとめ

本研究では、DTMを対象とした、楕円モデルのハフ変換を用いたクレータ地形の自動認識アルゴリズムを開発した。MOLA DTMによる予備的検証では、不完全なエッジからでもクレータを認識することが可能であることが確認されたほか、手動認識結果を正解とした場合の検出率89%を示した。この手法を実装したツールでは、クレータの位置の他、長軸、短軸径や長軸の向きなどのパラメータ取得も行うことができる。本手法は、対象地形およびその大きさ毎のパラメータ決定は不要であるが、撮像条件などに依存した画質ならびに影領域に強く影響されるパラメータは求めておかないといけない。具体的には、二値化アルゴリズムの箇所が該当しているが、それ以外の先見のパラメータの決定は不要であり、「かぐや」大容量データの解析を一括して行うのに有利である。また、このツールはかぐやプロジェクトメンバー内での利用に限らず、惑星科学コミュニティに向けて公開することも検討中である。

謝 辞

本稿を丁寧に査読され、有益なコメントを頂けた高知大本田理恵氏に感謝申し上げます。惑星科学分野と画像処理技術分野の境界領域成果として、綺麗にまとめることができました。本手法の開発は、会津大学コンピュータ理工学部マルチメディアシステム学講座による継続的な研究によって進められたもので、卒業生である松本直也氏と狩野智皓氏が試行錯誤した、楕円モデルのハフ変換とエッジ検出の一部も使われております。あらためて、この二人に対してもここに感謝の意を記します。

引用文献

- [1] Pike, R. J., 1974, in Impact and Explosion Cratering, 489.
- [2] Sawabe, Y et al. 2004, 遊星人, 13, 87.
- [3] Bue, B. et al., 2007, Lunar and Planetary Science XXXVIII, Abstract #1178.
- [4] Bruzzone, L. et al., 2004, Proceedings of ESA-EUSC 2004, 13.
- [5] Michael, G. G., 2003, Planetary and Space Science, 51, 563.
- [6] Sawabe, Y. et al., 2006, Advances in Space Research, 37, 21.
- [7] Bandeira, L. P. C. et al., 2006, First International Conference on Impact Cratering in the Solar System. 17.
- [8] Honda, R. et al., 2002, Progress of Discovery Science, Springer Verlag, 395.
- [9] Hilditch C. J. et al., 1969, Machine Intelligence 4, Eginburgh Univ. Press, p.403
- [10] Matsumoto, N. et al., 2005, Lunar and Planetary Science XXXVI, Abstract #1995.
- [11] Salamuniccar, G. and Loncaric, S., G., 2006, 36th COSPAR, Abstract# #450