

画像列を用いた小惑星形状・探査機相対運動の逐次推定

Succesive estimation of the asteroid shape and probe motion using sequential images

鈴木 透馬 ^{*1} 矢入 健久 ^{*1} 武石 直也 ^{*1} 津田 雄一 ^{*2} 尾川 順子 ^{*2}
Toma Suzuki Takehisa Yairi Naoya Takeishi Yuichi Tsuda Naoko Ogawa

^{*1}東京大学
The University of Tokyo ^{*2}宇宙航空研究開発機構
Japan Aerospace Exploration Agency(JAXA)

In order for a probe to safely land on an asteroid, it is necessary to select the landing point and navigate the probe based on information of the asteroid shape and the probe motion. The procedures for extracting such information from images taken by the probe is called global mapping. In the Hayabusa project of JAXA, the global mapping was conducted with much manual manipulation. As the manual global mapping is too costly, automating the procedures is strongly desired in the future projects. In this paper, we propose a new approach for the automation of global mapping by using the technique of image recognition and robotics. Throughout the experiment using the dataset provided by JAXA, we checked the validity of the method which we proposed.

1. はじめに

太陽系には小惑星と呼ばれる小さな天体が無数に存在している。小惑星は太陽系初期の情報を持っている「始原天体」とされ、太陽系の誕生や進化、そして我々生命がどのようにして生まれてきたのかを知る大事な手がかりの一つとされている。

小惑星探査ミッションでは探査機を精密に誘導したり、安全に小惑星に着陸させるために小惑星の詳細な形状と運動を把握するグローバルマッピングと呼ばれる作業が不可欠である。しかし、それらの情報はミッション開始段階では未知なことがほとんどであり、宇宙航空研究開発機構による「はやぶさ」、「はやぶさ2」プロジェクトでは探査機が小惑星付近に到着してから人間が手動で小惑星画像を解析し Ground Control Point と呼ばれる地点を多数設定することで小惑星の形状や探査機の姿勢の推定を行った [Shirakawa 06]。この作業は多大な人的資源及び時間を消費するものであるため、この作業の自動化は今後的小惑星探査ミッションを円滑に行う一助となり得ると考える。

本研究ではグローバルマッピングの自動化に関する新たなアプローチを提案することを目的としている。提案手法では探査機の位置姿勢及び小惑星の相対運動パラメタについては Extend Kalman Filter(EKF) を用いて確率的に推定し、小惑星形状を Point Cloud を用いて確定的に表現し、小惑星形状による制約を用いて Adaptive Moment Estimation(Adam) による逐次最適化を行うことで過去に提案された手法と比較して精度を多少落としながらも高速に大規模な点群を推定する。提案手法の有効性を示すために小惑星探査機「はやぶさ2」が撮影した小惑星「リュウグウ」の複数の画像列を用いて実験を行った。実験の結果、本手法のアプローチが有効であることを確認した。

2. 問題設定

2.1 グローバルマッピングの流れ

グローバルマッピング全体の大まかな流れとしては以下のようになる。

連絡先: 鈴木透馬, 東京大学 知能工学研究室, toma-aerospace@g.ecc.u-tokyo.ac.jp

1. 小惑星全体を俯瞰出来るような位置に探査機を誘導し、画像を多数枚撮影することで小惑星全体が含まれるような画像列を得る。
2. 画像に対して何らかの特徴量を考えることで、画像間の点と点の対応付を考える。
3. カメラの観測モデルや小惑星及び探査機のダイナミクスについて検討することで、小惑星の形状及び探査機の相対運動を推定する。

本論文では 1 の工程は満足されているとし、2, 3 の工程について検討する。2 の工程については高速かつ高精度な Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) 特徴量 [Lowe 04] を考えることで行う。グローバルマッピング作業全体を効率化するためには 3 の工程の効率化が特に重要である。小惑星形状及び探査機相対位置が未知である場合、両者はカメラを介した非線形な観測を通して相互に依存するため、全体を最適化することは大規模な非線形最適化問題となっている。

2.2 本研究における問題設定

上記を踏まえ、本研究では以下の入出力を行うアルゴリズムの作成を問題とする。

表 1: 提案アルゴリズムの入出力関係

Input:	一定間隔で撮影された小惑星の画像列
Output:	各時刻の探査機の相対位置姿勢、小惑星形状、小惑星のスピンドル、小惑星の相対角速度

なお、小惑星形状についてはポイントクラウドを用いて表現する。

さらに、本研究では推定対象に関する制約条件として以下の 3 点を設けるものとする。

1. 探査機は小惑星赤道上空一定高度を小惑星に対して一定の姿勢を保ち周回するように制御されている。
2. 小惑星は球形に近い形状である。

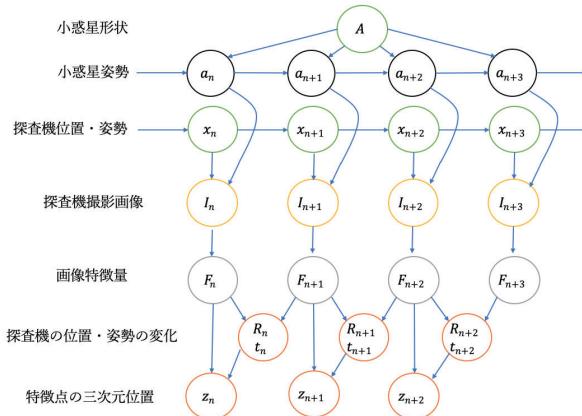


図 1: 本問題のモデル

3. 小惑星は非タンブリングである。

仮定 1 については探査機が小惑星全体を初期観測する際に全域を最も効率良く観測することが出来る条件であり、妥当な仮定であると考えられる。仮定 2 については実際に存在する小惑星の中でもそのような条件を満たすものは数多く存在し、ここではそのような制約を置いても大きな問題にはならないと考える。仮定 3 については本手法は画像列のみを入力とする推定を考えているが、仮定 1 の制約を満たして撮影された画像列のみからでは小惑星がタンブリングしているかを判断することは難しく、本研究では小惑星がシングルスピンであるという仮定を置くこととする。

3. 提案手法

本研究では従来手法に比べ高速かつ一定の精度を保ち推定を行うアルゴリズムとして「Adaptive Moment Estimation(Adam)[Kingma 14]による小惑星形状の局所最適化と Extended Kalman Filter(EKF) による推定を用いた小惑星形状及び探査機の相対運動の逐次推定」を提案する。

3.1 提案手法の流れ

提案手法全体の流れは以下の通りである。

1. Adam による観測の最適化。
2. EKF による小惑星形状パラメタを除く状態変数の推定。
3. 三次元形状の再復元。
4. 剛体制約による形状の最適化。
5. 1 から 4 を時系列入力に対して繰り返し適用する。

以下では、手順 1 から 4 についての概要を述べる。なお、世界座標系は初期時刻におけるカメラ座標系と一致させた。すなわち、初期時刻の観測の画像座標系の x 軸、 y 軸を世界座標系の x 軸、 y 軸とし、その時のカメラの光軸方向に z 軸を取るような系を考えるものとした。今回の問題においては小惑星は世界座標系の一点に固定されており、探査機が世界座標系において小惑星周囲を円運動するようなモデルを考えることになる。

3.2 各ステップの概要

3.2.1 Adam による観測の最適化

まず、時系列に沿って画像が入力されるごとに SIFT 特徴量を用いた画像特徴点のマッチングを行う。観測モデルにピンホールカメラを採用することでエピポーラ幾何を利用してカメラの位置関係及び各カメラ座標系における画像特徴点の三次元位置が復元される。しかし、この観測には SIFT 特徴量の誤マッチング等に起因する誤差が含まれていると考えられるので以下の方法によって観測値を補正する。

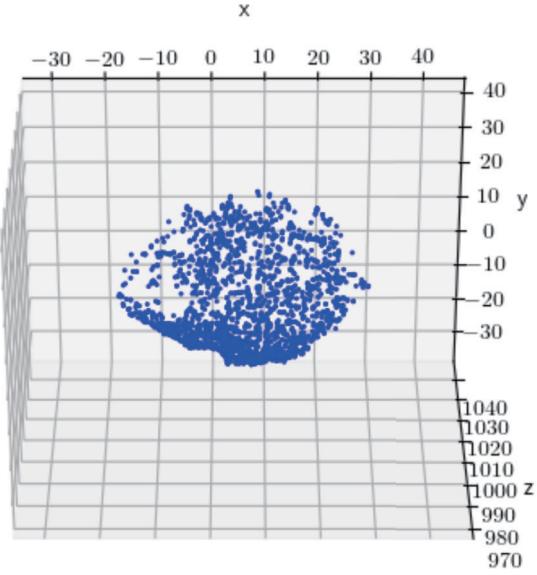


図 2: 連続する観測から復元された小惑星の部分形状

観測について i 番目の観測と $i+1$ 番目の観測による復元(復元 i)と、 $i+1$ 番目の観測と $i+2$ 番目の観測による復元(復元 $i+1$)を考える。それぞれの三次元復元についてスケールは任意であるから、復元 i と復元 $i+1$ スケール比を表す変数を s_i とする。また、世界座標系におけるある点 z の i 番目のカメラ座標系における表示を z_i と書くことにし、観測より得られる 2 つのカメラ座標系の変換を R_i, t_i とすると理想的には次の関係式が成立する。

$$s_i z_{i+1} = R_i^T (z_i - t_i) \quad (1)$$

そこで、連続する観測の両方で検出された点全体について以下の誤差関数を最小化する観測値 R_i, t_i 及び s_i を考えることで観測値を補正する。このように最適化する対象を各座標系の変換のみに絞り、各復元内の点の相対関係は固定することで計算量を削減している。

$$I_1 = \frac{1}{2} \sum \|s_i z_{i+1} - R_i^T (z_i - t_i)\|_2^2 \quad (2)$$

最適化には Adam を用いる。

上記のようにして補正された値を探査機の変位及び小惑星形状の観測値とする。また、仮定 2 より補正された点群がある球面付近に位置していると考え以下の誤差関数を最小とする座標を考えることで小惑星の重心 c_i を観測するものとする。

$$I_{center} = \frac{1}{N} \sum (r_{ave} - |Z_i - c_i|)^2 \quad (3)$$

$$r_{ave} = \frac{1}{N} \sum |Z_i - c_i| \quad (4)$$

小惑星の相対角速度 ω_i については探査機が各時刻において局所的に小惑星重心に対して円運動していると考えることで以下の式より観測するものとする。

$$\mathbf{v}_i = \mathbf{t}_i - \mathbf{c}_i \quad (5)$$

$$\omega_i = \frac{\mathbf{v}_i \cdot \mathbf{t}_i}{|\mathbf{v}_i||\mathbf{t}_i|} \quad (6)$$

なお (2), (3), (4) における総和は連続する観測の両方で検出された点に関する総和を意味し, N はそのような点の個数である。

3.2.2 EKF による小惑星形状パラメタを除く状態変数の推定

ここでは拡張カルマンフィルタを用いて状態量の更新を行う。

観測方程式としては上述の式を用いることとする。姿勢表現に関しては簡単のため R をオイラー各表現 α , β , γ (順に y , x , z 軸周りの回転) に分解して考える。本問題では問題設定で述べた制約条件より探査機の取りうる姿勢は大まかに限定されているのでオイラー角による表現を用いても姿勢表現に問題はない。

状態遷移方程式としては、同様に制約条件より探査機は各時刻で小惑星重心に対して等速円運動しようとするとモデル化出来るため、次のものを用いる。状態の表現は全て世界座標系における表現である。 r は各時刻における円軌道の半径の推定値, Δy は探査機が軌道面から遠ざからないための位置に関する制御を仮想的にモデル化したものである。

$$x_{i+1} = x_i - r_i \sin \omega_i + w_{x,i} \quad (7)$$

$$y_{i+1} = y_i + \Delta y_i + w_{y,i} \quad (8)$$

$$z_{i+1} = z_i - r_i(1 - \cos \omega_i) + w_{z,i} \quad (9)$$

$$\mathbf{c}_{i+1} = \mathbf{c}_i \quad (10)$$

$$\alpha_{i+1} = \alpha_i + \omega_i + w_{\alpha,i} \quad (11)$$

$$\beta_{i+1} = \beta_i + w_{\beta,i} \quad (12)$$

$$\gamma_{i+1} = \gamma_i + w_{\gamma,i} \quad (13)$$

$$\omega_{i+1} = \omega_i \quad (14)$$

w は状態遷移ノイズを表す。

上記の状態遷移モデルは本来の物理モデルを正確に反映しているものであるとは言えないが、今回は等時間間隔で撮影される画像の観測と探査機は小惑星赤道面を小惑星重心を中心とする等速円運動をするように制御されるという事前情報だけが得られ、太陽系における探査機の位置やその他センサの情報は観測として得られないと仮定しているため、実際に起こるダイナミクスを単純かつ矛盾無く反映するような上記のモデルを採用した。

上記のモデルによる拡張カルマンフィルタにより観測値をフィルタリングすることで、その時刻の状態の推定値を得る。

3.3 三次元形状の再復元

カルマンフィルタによって推定された探査機の変位を用いて i 番目のカメラ座標系から見たカメラ行列 P_{i+1} を復元し、それを用いて再び時刻 i のカメラ座標系における三次元形状を再復元する。復元されたカメラ行列は始めに観測されたカメラ行列よりも尤もらしいものとなっていると考えられる。

世界座標系と i 番目のカメラ座標系への変換は推定されているため、その変換を用いて再復元された形状を世界座標系での表示に変換することが出来る。各時刻における形状の世界座標

系表現を順次足し合わせていくことで、小惑星の形状がポイントクラウドとして復元されていく。

しかし、本手法では時刻 i と時刻 $i+1$ の関係性のみを議論して推定を行っているので、このままでは復元して重ね合わせた小惑星形状等に誤差が蓄積していくと考えられる。よって、手順 4 では復元した形状について順次スマージングを行うことでその問題を解決する。

3.4 剛体制約による形状の最適化

ここでは小惑星のある点とある点の相対的位置関係は時不变である、すなわち小惑星は剛体であるという制約を用いて誤差を減少させる。観測の最適化と EKF による推定による推定が誤差無く行われていた場合、世界座標系から観測 i におけるカメラ座標系への変換を $R_{w,i}$, $t_{w,i}$ とすると以下の等式が成立する。

$$R_{w,i+1}z_{i+1} + t_{w,i+1} = R_{w,i}z_i + t_{w,i} \quad (15)$$

しかし、実際には残留誤差のためにこの等式は成立しない。そこで、EKF により推定された R_i , t_i 及び s_i に対して微小な変化を許し以下の誤差関数を考える。

$$I_2 = \frac{1}{2} \sum w \|s_i z_{i+1} - R_i^T(z_i - t_i)\|_2 \quad (16)$$

w は復元された三次元点の位置に関する尤度であり、本手法ではカメラによる写像の歪みを考慮して画像上に投影された小惑星上で中心に近い点は大きい尤度を与え、外側の点には低い尤度を与えるようにした。最適化は Adam を用いて行い、求めたパラメタを EKF の推定に伝播させて補正することで誤差の蓄積を防ぐ。

4. 実験及び評価

実験に用いる画像列としては「はやぶさ 2」が実際に小惑星「リュウグウ」の赤道上空を周回しながら撮影した 2 種類の画像列 (2018 年 6 月 30 日撮影分, 同年 7 月 10 日撮影分) を用いた。なお、推定の際の全体のスケールに関しては、初期時刻の観測における小惑星表面から測った探査機の高度が 1000 になるようにスケールを正規化した。

推定の際のハイパーパラメタ等は以下の通りである。

表 2: ハイパーパラメタ等

名称	意味	値
f	焦点距離	9348.1[px]
c	光軸中心	512[px]
r_{th}	SIFT マッチングのための距離比	0.4
$v_{x,i}, v_{y,i}, v_{z,i}$	位置の観測に関するノイズの分散	5.0
$v_{\alpha,i}, v_{\beta,i}, v_{\gamma,i}$	姿勢の観測に関するノイズの分散	0.5[deg]
$v_{cx,i}, v_{cy,i}, v_{cz,i}$	小惑星重心の観測に関するノイズの分散	10.0
$v_{\omega,i}$	相対角速度の観測に関するノイズの分散	0.3[deg]
$w_{x,i}, w_{y,i}, w_{z,i}$	位置の状態遷移に関するノイズの分散	2.0
$w_{\alpha,i}, w_{\beta,i}, w_{\gamma,i}$	姿勢の状態遷移に関するノイズの分散	0.1[deg]
$ \Delta y_i $	y 軸方向の微小な制御	0.5

どちらの画像列についてもほぼ同じ結果が得られたため本稿には 2018 年 6 月 30 日撮影分の画像列で撮影した結果を付する。

4.1 実験結果

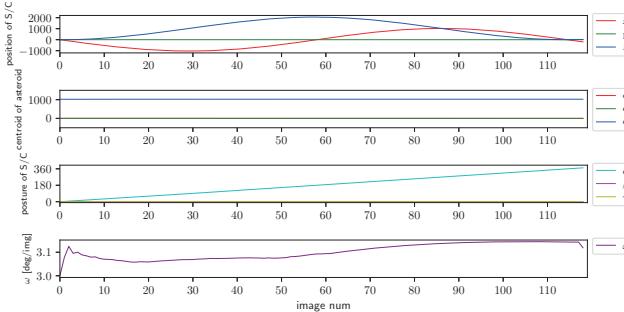


図 3: 各パラメタの推定結果

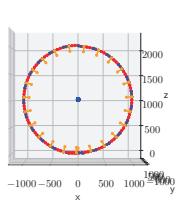


図 4: 全体の俯瞰図 1 図 5: 全体の俯瞰図 2

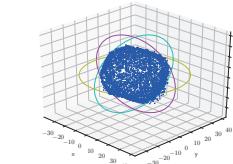
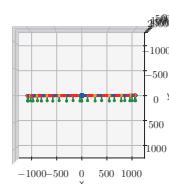


図 6: 小惑星形状 1

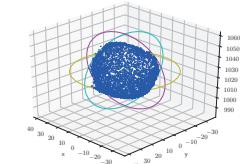


図 7: 小惑星形状 2

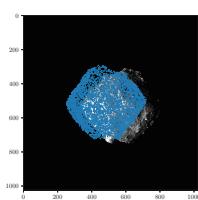
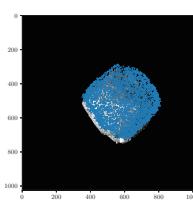


図 8: 再投影結果 (30 ステップ目) 図 9: 再投影結果 (60 ステップ目)



得られたポイントクラウドを構成する点の数は計 118778 個であり、ここでは図が煩雑になるのを避けるため適当に 5000 個を選び表示させている。

4.2 評価

各種の値について今回のデータセットより期待されている値を概ね満足な精度で推定出来ているように思われる。小惑星の

形状については正解データが無いため定量的な比較は出来ないものの、使用したデータセットから想像されるような形状を推定出来ており、本手法を用いることで小惑星形状及び探査機の相対運動が推定出来ていることが確認された。また、推定結果を用いて形状を画像上に再投影することで視覚的に推定誤差を大まかに計り知ることが可能である。再投影した画像を確認してみると、図 9 のように再投影が大体一致しているものもあれば、図 8 のように再投影が大きくずれているものもあり、精度の改善の余地があることが分かった。

5. 結論と今後の展望

5.1 本研究のまとめ

本研究では、ある条件下で運動する探査機が撮影した画像列に基づき、小惑星の形状及び探査機の相対運動を推定する新たな手法の構築を目的としていたが、それに関してはある程度達成された。

5.2 今後の展望

今回の研究でさらに検討すべき点は以下の 2 点が主に考えられる。

1. 最適化アルゴリズムの精査.
2. 誤差関数の精査.

1 について、本手法では最適化のアルゴリズムとして十分に高速かつ安定的に良好な解を得られることが多かった Adam を選択したが最適化のアルゴリズムは他にも多く存在するので、それらについても検討してみるべきである。最適化の速度や大域的最適解への収束性を向上させることはオンライン推定に実用的な段階への大きな一歩になると思われる。

2 について、本手法では最適化の際の指標として空間内の点のユークリッド距離を考えたが精推定法である Bundle Adjustment[Triggs 00] のように再投影誤差についての評価を誤差関数として用いることで精度が向上するのではないかと考えられる。

参考文献

[Shirakawa 06] K. Shirakawa et al. Accurate landmark tracking for navigating Hayabusa prior to final descent. In Advances in the Astronautical Sciences, volume 124, pages 1817–1826, 2006.

[Lowe 04] David G. Lowe. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. International Journal of Computer Vision, Vol. 60, No. 2, pp. 91–110, Nov 2004.

[Kingma 14] Diederik P Kingma and Jimmy Ba. Adam: A method for stochastic optimization. arXiv preprint arXiv:1412.6980, 2014.

[Triggs 00] Bill Triggs, Philip F. McLauchlan, Richard I. Hartley, and Andrew W. Fitzgibbon. Bundle adjustment — a modern synthesis. In Bill Triggs, Andrew Zisserman, and Richard Szeliski, editors, Vision Algorithms: Theory and Practice, Springer, Berlin, 2000, pp. 298–375.