

博士論文

遠方小天体探査のための 自然地形および人工ランドマークを活用した天体相対航法

総合研究大学院大学 物理科学研究科 宇宙科学専攻

20181151 大平元希

主任指導教員 吉川真 准教授

令和5年3月15日

要旨

本論文では、遠方小天体を含めた様々な小天体探査へ適用可能な、自然地形と人工ランドマークを活用した天体相対航法手法を提案する。

小惑星などの小天体の探査には大きな意義があり、様々なミッションが計画されている。今後はより遠方の小天体への着陸探査が求められる。特に小天体への着陸では、探査機の小天体相対位置推定が重要である。小天体を対象とした位置推定には特有の課題がある。1つ目はピンポイント着陸に必要な高精度推定である。2つ目は様々な小天体環境に適用可能なロバスト性である。小天体表面の詳細な地形環境を地球から観測することは困難であり、不確かさに適応可能な手法が求められる。3つ目は探査機上での自律的なリアルタイム処理である。特に地球から遠く離れている小天体では、地球との通信を介して探査機を制御する際の運用の時定数が、小天体近傍における探査機の運動の時定数に対して許容できない程度に大きくなる。したがって、探査機上でのリアルタイムな高速処理が求められる。4つ目はリソース制約下への適用性である。放射線耐性や電力制約の影響で、地球用と比較して性能が劣る宇宙用計算機の下で、これらの課題に対処する必要がある。これらの課題は、小惑星帯以遠の遠方小天体探査においてより顕著になる。このような背景もあり、小惑星帯以遠の遠方小天体へのピンポイント直接着陸を実現した例は未だにない。

このような中、様々な研究が行われてきた。小惑星探査機はやぶさ2やOSIRIS-RExの手法は、計画位置上の参照地形情報と実際の地形情報を比較することで位置を推定する地形相対航法に基づいている。はやぶさ2の場合、計画位置から投影された小天体点群モデルおよび岩などの自然ランドマークを、実際の撮影画像とオペレータが地上で比較する。この手法はリアルタイム処理が必要な遠方小天体には適用できない。OSIRIS-RExの場合、レンダリングによって生成された自然ランドマーク周辺の参照画像と実際の撮影画像を、テンプレートマッチングを用いて探査機上で自動比較する。しかし、一般的なレンダリングとテンプレートマッチングには膨大な計算量を要するため、より重力が大きく、高速処理が求められる遠方小天体には適さない。また、はやぶさ2では、再帰性反射を用いた人工的なターゲットマーカを用いた航法も実証された。はやぶさ2ではターゲットマーカを1つしか使用しないため、画像から検出された2次元マーカ位置と、高精細地形モデルとレーザ高度計による高度計測を組み合わせることで、表面地形環境に対してロバストな3次元位置推定を実現していた。しかし、重力が大きく、高精細地形モデルを作成するための十分な事前観測が困難な遠方小天体にはこの方法は適さない。

そこで本論文では、遠方小天体を含めた様々な天体へ適用可能な、自由度の高い、高精度・高速位置推定を提案し、従来手法では困難であった小天体へのピンポイント着陸を可能にする。

2章では、ベクトル符号相関法を用いた地形相対航法に基づいた位置推定手法を提案する。まず、遠方小天体探査に要求される高速処理のために、FPGAでの高速並列処理が可能な、離散化輝度勾配を用いたベクトル符号相関法をテンプレートマッチングの相関値計算に活用した。さらに、ベクトル符号相関法を天体相対航法へ適用するために、高度ごとに様々な手法と組み合わせた。高高度では、簡易的なリアルタイムレンダリングで形状モデルから参照画像を生成し、天体の外形も含めたマッチングによって実際の画像と比較することで、探査機3次元位置を推定する。外形が見えなくなる低高度では、オフラインレンダリングで生成した参照画像と実際の画像を、複数の微小領域画像のマッチングで比較する。さらに、レンダリング時の参照画像・形状モデル間の複数微小領域の2次元・3次元対応関係を探査機に事前に登録しておくことで、リアルタイムにカメラの投影モデルを推定し、2次元平面上の変換に制約されない高精度な探査機3次元位置を実現している。このように、高度ごとにベクトル符号相関法と様々な手法を組み合わせることで、遠方小天体における厳しいリソース制約下でもFPGAで高速高精度位置推定が可能な手法を実現した。これは従来手法では困難である。

3章では、はやぶさ2とリュウグウに基づいたシミュレーションによって、提案手法の位置推定精度と処理時間を評価した。この結果、数ピクセル以下の位置推定精度・数秒程度の処理時間を実現した。この精度は、

はやぶさ2で使用されている手法と同程度以上の精度である。さらに、はやぶさ2のフライトデータを用いて高高度での提案手法を評価することで、実ミッション環境へ適用可能であることを明らかにした。

しかし、自然地形を活用した地形相対航法ベースの提案手法は、低高度において高精細形状モデルを必要とする。高分解能カメラ・LIDAR搭載が難しく、比較的重力が大きい場合は、低高度での観測による高精細形状モデルの作成が困難である。そこで、疎な点群情報として観測可能である人工ランドマークに着目した。まず4章では、はやぶさ2のターゲットマーカの問題点を解消するために、再帰性反射による2次元マーカ位置検出に加え、電波送受信による探査機・マーカ間の距離測定機能を搭載したマーカを提案した。電波の活用によって、マーカ3次元観測と符号化通信による識別が可能となる。まず、マーカの小天体上での位置（マーカ地図）が推定されていると仮定し、複数マーカの2次元位置や測距を用いたリアルタイム探査機位置推定手法を提案した。しかし、マーカ数が増加するほど、事前のマーカ地図推定が困難となる。そこで、複数マーカの2次元位置と測距を組み合わせた、マーカ地図と探査機位置のリアルタイム同時推定手法を提案した。この手法では、測距値とマーカ2次元位置の対応関係が未知であるという本研究特有の課題に対し、尤度とダイナミクスに基づいた独自の観測量対応関係推定手法をFastSLAMに組み込むことで、リアルタイム3次元高精度位置推定を実現した。形状モデルやマーカ地図などの事前情報を必要としないため、遠方小天体探査との相性もよい。

そして、はやぶさ2とリュウグウに基づいた位置推定シミュレーションで提案手法を評価することで、マーカ観測の外れ値やダイナミクスモデルの誤差に対してロバストな、初期位置推定誤差程度の位置推定精度・数秒程度の処理時間を実現した。

本論文で提案した手法は、遠方小天体を中心に様々な小天体へ適用可能である。自然地形を活用した手法は、形状モデル作成が可能な微小重力天体に特に適している。重力が大きい場合でも、豊富な燃料や高分解能カメラ・LIDARを搭載可能な場合は適用可能である。また、使用可能な高度が形状モデル解像度で制限される。一方で、人工ランドマークを活用した手法は、マーカを事前に配置するための燃料的な余裕があれば、幅広い小天体へ適用可能である。しかし、マーカの投下地点や数によって、提案手法を使用可能な軌道と着陸地点が制限される。このように、本論文で提案した手法は、様々な地球小天体間距離・重力・地形環境・探査機特性に適用可能であり、これまでは困難であった遠方小天体を含めた様々な小天体への高自由度ピンポイント着陸を実現することで、新たな工学的・理学的成果の創出に貢献することができる。

目次

第 1 章	序論	1
1.1	宇宙探査と航法誘導制御	1
1.2	航法技術の概要	2
1.3	小天体近傍航法の課題と要求	8
1.4	小天体探査を中心としたこれまでの航法技術の例	10
1.5	本研究の目的と位置づけ・本論文の構成	17
第 2 章	自然地形とベクトル符号相関法を用いたリアルタイム自己位置推定の提案	19
2.1	本論文における座標系の定義	20
2.2	本論文における計算機環境の想定	23
2.3	正規化相互相関法とベクトル符号相関法	23
2.4	高高度での位置推定手法	26
2.5	低高度での位置推定手法 1: 画像座標系での 2 次元射影変換行列による位置推定	31
2.6	低高度での位置推定手法 2: 形状モデルから画像座標系への透視投影変換行列による位置推定	38
2.7	FPGA への実装	45
第 3 章	自然地形とベクトル符号相関法を用いたリアルタイム自己位置推定の評価	48
3.1	位置推定シミュレーションによる提案手法の評価	48
3.2	はやぶさ 2 のフライトデータを用いたリアルタイム位置推定	67
第 4 章	人工ランドマークを用いたリアルタイム位置推定の提案	73
4.1	探査機のダイナミクスモデルと 2 次元マーカ位置の観測モデル	75
4.2	複数の 2 次元マーカ位置と透視投影変換推定を用いたリアルタイム自己位置推定	79
4.3	電波を用いたアクティブ人工マーカの提案	84
4.4	複数アクティブマーカと測距を用いたオフラインマーカ地図推定とリアルタイム自己位置推定	87
4.5	2 次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定	94
第 5 章	人工ランドマークを用いたリアルタイム位置推定の評価	108
5.1	位置推定精度および処理時間の評価方法	108
5.2	複数の 2 次元マーカ位置と透視投影変換推定を用いたリアルタイム自己位置推定の評価	113
5.3	複数アクティブマーカと測距を用いたオフラインマーカ地図推定とリアルタイム自己位置推定の評価	117
5.4	2 次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定の評価	128
5.5	2 次元マーカ位置と測距とマーカ地図を用いたリアルタイム自己位置推定の評価	139
第 6 章	結論	145
6.1	本研究の成果	145
6.2	自然地形と人工ランドマークを活用した提案手法の比較	146
6.3	今後の課題	147
参考文献		148

表目次

1.1	近年の宇宙機向けの地形相対航法に関する研究	17
2.1	輝度勾配の離散化	25
2.2	実装対象の FPGA	45
2.3	FPGA 実装の際の開発環境	46
3.1	はやぶさ 2 の訓練データを用いたシミュレーションにおける FPGA および CPU の動作条件	50
3.2	高高度における位置推定シミュレーションの条件	51
3.3	高高度における各位置推定手法の推定精度の比較	55
3.4	高高度における各位置推定手法の処理時間の比較	56
3.5	FPGA 実装時のリソース使用率	56
3.6	低高度における位置推定シミュレーションの条件	61
3.7	低高度における各位置推定手法の推定精度の比較	63
3.8	低高度における各位置推定手法の処理時間の比較	64
3.9	リアルタイム位置推定実験における FPGA および CPU の動作条件	68
3.10	リアルタイム位置推定実験の条件	69
3.11	はやぶさ 2 のフライトデータを用いた処理時間評価	72
5.1	人工マーカを用いた提案手法のシミュレーションにおける CPU の動作条件	109
5.2	人工マーカを用いた各提案手法に共通な位置推定シミュレーションの条件	112
5.3	複数の 2 次元マーカ位置と透視投影変換推定を用いた位置推定シミュレーション条件	113
5.4	複数の 2 次元マーカ位置と透視投影変換推定を用いた位置推定の推定精度	116
5.5	複数の 2 次元マーカ位置と透視投影変換推定を用いた位置推定の処理時間	117
5.6	複数アクティブマーカと測距を用いたオフラインマーカ地図推定を用いたシミュレーション 条件	118
5.7	複数アクティブマーカと測距を用いたオフラインマーカ地図推定の推定精度	124
5.8	複数アクティブマーカと測距を用いたリアルタイム自己位置推定シミュレーション条件	124
5.9	複数アクティブマーカと測距を用いたリアルタイム自己位置推定の推定精度	127
5.10	複数アクティブマーカと測距を用いたリアルタイム自己位置推定の処理時間	127
5.11	2 次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定シミュレ ーション条件	129
5.12	2 次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定の推定精度	133
5.13	2 次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定の処理時間	133
5.14	2 次元マーカ位置と測距とマーカ地図を用いたリアルタイム探査機位置推定シミュレーシ ョン条件	139
5.15	2 次元マーカ位置と測距とマーカ地図を用いたリアルタイム探査機位置推定の推定精度	143
5.16	2 次元マーカ位置と測距とマーカ地図を用いたリアルタイム探査機位置推定の処理時間	144

目次

1.1	小惑星探査機はやぶさ 2 ©JAXA	2
1.2	OSIRIS-REx ©NASA	2
1.3	小型月着陸実証機 SLIM ©JAXA	2
1.4	第 2 回目のはやぶさ 2 着陸地点周辺のリュウグウ表面 ©JAXA, 東京大, 高知大, 立教大, 名古屋大, 千葉工大, 明治大, 会津大, 産総研	8
1.5	はやぶさ着陸地点周辺のイトカワ表面 ©JAXA	9
1.6	はやぶさ 2 の降下シーケンス ©JAXA, 東京大, 高知大, 立教大, 名古屋大, 千葉工大, 明治大, 会津大, 産総研	11
1.7	GCP-NAV の概要 [1]	12
1.8	はやぶさで使用されたターゲットマーカ [2]	13
1.9	ターゲットマーカの検出 [3]	13
1.10	図心航法の概要	14
1.11	NFT の概要 [4]	15
1.12	Hera ミッションにおける特徴点追跡 [5]	16
1.13	SLIM におけるクレータ抽出 [6]	17
1.14	SLIM におけるクレータマッチング [6]	17
1.15	既存手法と提案手法の分類	18
2.1	本研究における各座標系の関係性	21
2.2	輝度近似平面	24
2.3	FPGA とベクトル符号相関法	26
2.4	高高度での位置推定手法	27
2.5	低高度での位置推定手法 1(画像座標系での 2 次元射影変換行列による位置推定)	31
2.6	RANSAC の処理の流れ	36
2.7	低高度での位置推定手法 2(形状モデルから画像座標系への透視投影変換行列による位置推定)	38
2.8	低高度での位置推定手法 1 の推定の流れ	43
2.9	低高度での位置推定手法 2 の推定の流れ	43
2.10	高位合成ツールを用いた FPGA への実装プロセス	46
3.1	高高度でのはやぶさ 2 の訓練データを用いた位置推定誤差評価	49
3.2	低高度でのはやぶさ 2 の訓練データを用いた位置推定誤差評価	49
3.3	高高度での提案手法とはやぶさ 2 における GCP-NAV の推定位置結果	52
3.4	高高度での提案手法とはやぶさ 2 における GCP-NAV の推定誤差結果	52
3.5	高高度での提案手法と図心航法の推定位置結果	53
3.6	高高度での提案手法と図心航法の推定誤差結果	53
3.7	高高度での提案手法と NCC を用いたテンプレートマッチングの推定位置結果	54
3.8	高高度での提案手法と NCC を用いたテンプレートマッチングの推定誤差結果	54
3.9	高高度での提案手法のテンプレートマッチング結果	55
3.10	高度に対する各推定手法の処理時間の比較	56
3.11	高高度での提案手法の形状モデルポリゴン数に対する推定精度変化	59

3.12	形状モデルポリゴン数に対する平均ポリゴンサイズ変化および処理時間変化	59
3.13	低高度での提案手法とはやぶさ2におけるGCP-NAVの推定位置結果	62
3.14	低高度での提案手法とはやぶさ2におけるGCP-NAVの推定誤差結果	62
3.15	低高度での提案手法のRANSACの結果と再射影・再投影の様子	63
3.16	低高度での提案手法の太陽角変化に対する推定精度変化	66
3.17	低高度での提案手法の太陽角変化に対するマッチング結果変化	66
3.18	はやぶさ2のフライトデータを用いたリアルタイム位置推定方法 [1]	68
3.19	はやぶさ2のフライトデータを用いた位置推定精度評価	70
3.20	リアルタイム位置推定実験での提案手法とはやぶさ2におけるGCP-NAVの推定位置結果 . .	71
3.21	リアルタイム位置推定実験での提案手法のテンプレートマッチング結果	71
4.1	2次元と3次元間の点パターンマッチング	80
4.2	ダイナミクス活用によるリアルタイムマーカ対応関係推定	80
4.3	ToF測距の原理	85
4.4	複数アクティブマーカと測距を用いた航法と着陸戦略の概要	88
4.5	人工マーカと測距を用いたオフラインマーカ地図推定の処理フロー	89
4.6	2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定を用いた着陸戦略の概要	97
4.7	2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定の処理フロー	99
5.1	人工マーカを用いた位置推定シミュレーションにおけるホバリング軌道の一例	111
5.2	人工マーカを用いた位置推定シミュレーションにおける着陸降下軌道の一例	111
5.3	複数の2次元マーカ位置と透視投影変換推定を用いた位置推定の推定位置結果 (青線が推定軌道, 赤線が真軌道)	114
5.4	複数の2次元マーカ位置と透視投影変換推定を用いた位置推定の推定誤差結果	114
5.5	複数の2次元マーカ位置と透視投影変換推定を用いた位置推定におけるマーカ観測履歴 . . .	115
5.6	複数の2次元マーカ位置と透視投影変換推定を用いた位置推定におけるマーカ観測画像 . . .	116
5.7	複数アクティブマーカと測距を用いたオフラインマーカ地図推定を用いたシミュレーションにおけるホバリング軌道	118
5.8	ホバリング軌道における探査機・アクティブマーカ間の距離履歴-1	119
5.9	ホバリング軌道における探査機・アクティブマーカ間の距離履歴-2	119
5.10	ホバリング軌道における探査機・アクティブマーカ間の距離履歴-3	120
5.11	ホバリング軌道における探査機・アクティブマーカ間の距離履歴-4	120
5.12	ホバリング軌道における探査機・アクティブマーカ間の距離履歴-5	121
5.13	提案手法による距離履歴のマッチング結果-1	121
5.14	提案手法による距離履歴のマッチング結果-2	122
5.15	提案手法による距離履歴のマッチング結果-3	122
5.16	提案手法による距離履歴のマッチング結果-4	123
5.17	提案手法による距離履歴のマッチング結果-5	123
5.18	着陸降下軌道における探査機・アクティブマーカ間の距離履歴-1	125
5.19	着陸降下軌道における探査機・アクティブマーカ間の距離履歴-2	125
5.20	複数アクティブマーカと測距を用いたリアルタイム自己位置推定の推定位置結果 (青線が推定軌道, 赤線が真軌道)	126
5.21	複数アクティブマーカと測距を用いたリアルタイム自己位置推定の推定誤差結果	126
5.22	複数アクティブマーカと測距を用いたリアルタイム自己位置推定におけるマーカ観測履歴 . .	127
5.23	2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定シミュレーションにおける着陸降下軌道	128
5.24	2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定の推定位置結果 (青線が推定軌道, 赤線が真軌道)	129

5.25	2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定の探査機位置推定誤差結果	130
5.26	2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定のマーカ位置推定誤差結果 (x)	130
5.27	2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定のマーカ位置推定誤差結果 (y)	131
5.28	2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定のマーカ位置推定誤差結果 (z)	131
5.29	2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定におけるマーカ観測履歴	132
5.30	2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定における観測量対応関係推定の成功率	132
5.31	2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定における処理時間履歴	133
5.32	マーカ地図と探査機位置のリアルタイム同時推定におけるダイナミクスノイズ変化に対する探査機推定位置の初期誤差平均からの変化	135
5.33	マーカ地図と探査機位置のリアルタイム同時推定におけるダイナミクスノイズ変化に対するマーカ推定位置の初期誤差平均からの変化	135
5.34	マーカ地図と探査機位置のリアルタイム同時推定におけるダイナミクスノイズ変化に対する探査機推定位置の初期誤差標準偏差からの変化	136
5.35	マーカ地図と探査機位置のリアルタイム同時推定におけるダイナミクスノイズ変化に対するマーカ推定位置の初期誤差標準偏差からの変化	136
5.36	マーカ地図と探査機位置のリアルタイム同時推定における自転角速度ノイズ変化に対する探査機推定位置の初期誤差平均からの変化	137
5.37	マーカ地図と探査機位置のリアルタイム同時推定における自転角速度ノイズ変化に対するマーカ推定位置の初期誤差平均からの変化	137
5.38	マーカ地図と探査機位置のリアルタイム同時推定における自転角速度ノイズ変化に対する探査機推定位置の初期誤差標準偏差からの変化	138
5.39	マーカ地図と探査機位置のリアルタイム同時推定における自転角速度ノイズ変化に対するマーカ推定位置の初期誤差標準偏差からの変化	138
5.40	2次元マーカ位置と測距とマーカ地図を用いたリアルタイム探査機位置推定シミュレーションにおける着陸降下軌道	139
5.41	2次元マーカ位置と測距とマーカ地図を用いたリアルタイム探査機位置推定の推定位置結果 (青線が推定軌道, 赤線が真軌道)	140
5.42	2次元マーカ位置と測距とマーカ地図を用いたリアルタイム探査機位置推定の探査機位置推定誤差結果	141
5.43	2次元マーカ位置と測距とマーカ地図を用いたリアルタイム探査機位置推定におけるマーカ観測履歴	141
5.44	2次元マーカ位置と測距とマーカ地図を用いたリアルタイム探査機位置推定における観測量対応関係推定の成功率	142
5.45	2次元マーカ位置と測距とマーカ地図を用いたリアルタイム探査機位置推定における処理時間履歴	142
5.46	2次元マーカ位置と測距とマーカ地図を用いたリアルタイム探査機位置推定におけるパティクル履歴	143

命名法

x, y, z	位置ベクトルの要素, m
\mathbf{x}	探査機位置ベクトル, m
Σ	座標系
$\mathbf{X}, \mathbf{Y}, \mathbf{Z}$	基底ベクトル
\mathbf{C}	方向余弦行列 (DCM)
q	探査機のクォータニオン
\mathbf{p}	形状モデル上の位置ベクトル, m
S	スケール定数
\mathbf{D}	座標変換行列
f	カメラの焦点距離, pixel, 微小窓内輝度勾配の絶対値の総和
c	カメラの主点, pixel
N, n	数
F	カメラの画角, rad
θ	角度, rad
k	カメラの歪みパラメータ
l	画像の輝度値
NCC	正規化相互相関値
VCC	ベクトル符号相関値
g	画像の輝度勾配
E, e	二乗和誤差
d	画像のベクトル符号列
\mathbf{n}	法線ベクトル
s	拡大縮小倍率
W	微小窓サイズ, pixel
H	射影変換パラメータ
\mathbf{H}	射影変換パラメータベクトル, 観測モデルのヤコビアン
\mathbf{X}	射影変換データベクトル, 透視投影変換データベクトル
\mathbf{B}	射影変換データ行列, 透視投影変換データ行列
$\hat{\mathbf{H}}$	射影変換パラメータベクトルの最小二乗推定ベクトル
β	RANSAC における母集団の中のインライアの比率
η	RANSAC における適切なサンプルを抽出する確率
\mathbf{P}	透視投影変換行列, 透視投影変換行列の部分ベクトル
\mathbf{K}	カメラの内部パラメータ行列, カルマンゲイン
\mathbf{R}	回転行列
\mathbf{T}	並進ベクトル
P	透視投影変換行列の要素
R	回転行列の要素
T	並進ベクトルの要素
\mathbf{v}	透視投影変換のパラメータベクトル, 探査機速度ベクトル, m/s
$\hat{\mathbf{v}}$	透視投影変換のパラメータベクトルの最小二乗解
\mathbf{U}, \mathbf{V}	直交行列
Σ	特異値行列, 共分散行列
σ	特異値, 標準偏差
L	コスト関数
t	時間, s
Δt	時間変化, s

命名法

r	距離, m
$\dot{x}, \dot{y}, \dot{z}$	速度ベクトルの要素, m/s
μ	重力定数, m^3/s^2
A	ダイナミクス行列
u	制御入力ベクトル, m/s, m/s^2
a	太陽光圧, m/s, m/s^2
a	太陽光圧ベクトルの要素, m/s, m/s^2
ϵ	ノイズベクトル
ϵ	ノイズ
Ω	目標天体の軌道角速度, rad/s
M	状態遷移の時間変化空間における共分散行列
G	ダイナミクスモデルのヤコビアン
R	状態遷移の状態空間における共分散行列
s	ノイズ比率
Δv	速度増分ベクトル, m/s
Δv	速度増分ベクトルの要素, m/s
m	マーカ位置ベクトル, m
h, h	観測モデル
Q	観測の共分散行列
Δx	微小位置変化ベクトル, m
$\Delta x, \Delta y, \Delta z$	微小位置変化ベクトルの要素, m
Δr	微小距離変化ベクトルの要素, m
Δr	微小距離変化ベクトル, m
$\widehat{\Delta x}$	最適な微小位置変化ベクトル, m
z, z	観測量
p	確率密度関数
p	パーティクル情報
w	パーティクルの重み
m	マーカ地図
μ	平均ベクトル
α	マーカ存在指標カウンタ
π	尤度

右下添え字と左上添え字用

I	慣性座標系
HP	HP 座標系
Hill	Hill 座標系
M	目標天体固定座標系
B	探査機固定座標系
C_0	目標天体重心を原点とするカメラ座標系
C	探査機位置を原点とするカメラ座標系
i	画像座標系

命名法

右上添え字

h	同次座標系
[i]	形状モデル構成点用インデックス
'	変換
[k]	マーカ用インデックス
[j]	パーティクル用インデックス

右下添え字用

t	時間用インデックス
x, y, z	位置要素
sc	探査機
target	目標天体
earth	地球
pix	ピクセル
c	撮影画像
t	テンプレート画像
a	近似平面
th	しきい値
n	計画値 (リファレンス)
sun	太陽
amb	環境光
diff	拡散光
e	推定値
d	変化量
RANSAC	RANSAC
sample	サンプリング
opt	最適解
2D	2次元マーカ
3D	3次元マーカ
m	マーカ
sys	システム
g	重力
a	太陽光圧 (SRP)
Ω	目標天体の軌道角速度
vn	速度増分ノルム
vd	速度増分漏れ込み
cam	カメラ
rang	測距 (レンジング)
init	初期条件
max	最大値
p	パーティクル

第 1 章

序論

1.1 宇宙探査と航法誘導制御

近年、小天体探査が世界中で注目を集めている。2003年に打ち上げられた宇宙航空研究開発機構 (JAXA) の小惑星探査機はやぶさは、小惑星イトカワへのタッチダウンでサンプルを採取し、2010年に地球へのサンプルリターンを世界で初めて実現した [7]。2019年には、その後継機である小惑星探査機はやぶさ2(図 1.1) が、小惑星リュウグウへの2度のピンポイント着陸を実施し、地球へのサンプルリターンを再び成功させた [8] [9]。また、ミネルバや MASCOT と呼ばれる小型ローバを小惑星表面に投下し、小天体表面の詳細な探査を実施した。また、アメリカ航空宇宙局 (NASA) の OSIRIS-REx (Origins, Spectral Interpretation, Resource Identification, Security, Regolith Explorer) (図 1.2) は、2020年に小惑星ベヌスへの着陸とサンプル採取に成功し、地球へサンプルリターンを予定している [10] [11]。さらに、NASA の探査機 DART (Double Asteroid Redirection Test) は、バイナリ小惑星であるディディモス・ディモルフォスに宇宙機を衝突させて軌道を変更する技術を実証した。この技術は、地球近傍小天体の地球衝突を回避する技術への応用が期待されている [12]。DART は NASA や欧州宇宙機関 (ESA) などの国際協力ミッション AIDA (Asteroid Impact and Deflection Assessment) の一部である。ESA 側は、AIDA ミッションの一環として Hera を計画しており、2027年にバイナリ小惑星であるディディモス・ディモルフォスを観測する予定である [13]。一方で、小惑星探査以外にも、彗星への探査も活発化している。ESA のロゼッタミッションは、2014年に、チュリュモフ・ゲラシメンコ彗星 (67P/Churyumov-Gerasimenko) の核の探査を着陸機で実施した。この着陸機の探査は、着陸機でピンポイント着陸のための制御を行わず、探査機の自然運動に基づいて着陸機を放出することで実現された [14]。さらに、NASA の CAESAR (Comet Astrobiology Exploration Sample Return) ミッションは、この彗星からの地球へのサンプルリターンを計画している [15]。また、近年は月や火星への探査においてもピンポイント着陸の要求が高まっており、月への高精度なピンポイント着陸を目指す小型月着陸実証機 SLIM (Smart Lander for Investigating Moon) などが計画されている (図 1.3) [16]。

このような小天体探査を通じて、太陽系形成過程や生命の材料物質などの様々な謎が解明されることが期待されており、小天体を直接または間接的に着陸して探査することには、大きな科学的意義がある。このようなこれまでの着陸ミッションでは、地球から火星の間に存在する小天体などの比較的地球に近い天体を目標とするミッションが多く、小惑星帯以遠 (約 3AU, 4億5000万 km 以

遠)の遠方の小天体へのピンポイント直接着陸を実現した例は未だない。しかし、3AU以遠には、木星トロヤ群小惑星やケンタウルス族小惑星、エッジワース・カイパーベルト天体など、様々な科学的意義のある小天体が存在している。今後計画されている遠方小天体探査においても、NASAのLucyのようにフライバイ観測が中心である[17]。しかしながら、より効率的に要求される科学的成果を得るためには、理学的・工学的要求に基づいて遠方小天体へピンポイントに着陸することが求められる。このような天体への着陸あるいは接近においては、探査機の位置や速度などの状態量を推定し(航法)、目標へ向かって制御する、航法誘導制御技術が重要である。本研究では、特に小天体近傍における探査機の天体相対位置推定に焦点を当て、小天体近傍環境の特徴を活用した手法を提案する。

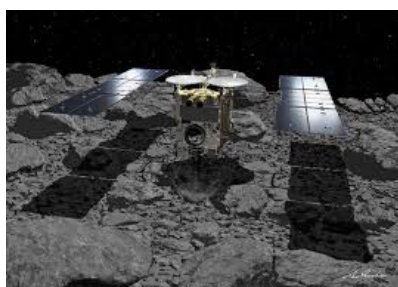


図 1.1: 小惑星探査機はやぶさ2
©JAXA



図 1.2: OSIRIS-REx
©NASA

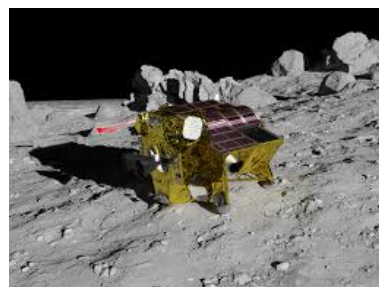


図 1.3: 小型月着陸実証機 SLIM
©JAXA

1.2 航法技術の概要

航法技術は、小天体探査だけでなく、地球用のロボットなどを対象として様々な研究が実施されてきた。ここでは、小天体探査に限らずに、一般的な航法技術について述べる。

1.2.1 ダイナミクスと状態遷移の不確かさ

探査機や地球上のロボットなどの運動は、時間と状態の関係を記述した動的特性(ダイナミクス)で表現することができる。このダイナミクスをモデリングし、前時刻の状態量をダイナミクスモデルと制御入力に基づいて遷移させることで、ロボットの運動を予測することができる。しかし、完全なダイナミクスモデルを構築することは困難であり、必ず以下のような不確かさが含まれる。不確かさを考慮して状態量推定を実施する際には、ロボットの状態量は確率密度関数で表現される。

- ノイズ(雑音)

どのようなロボットの状態遷移にもノイズが含まれている。これは偶然誤差の一種である。一般的に状態遷移のノイズは、真値を平均値とし、一定の分散を持つ正規分布に従うと仮定される。この分散は、ダイナミクスモデリングの正確性や制御の特性などに依存する。地上のロボットでは、小石などをロボットが踏んで、ランダムに状態量にノイズが発生するような現象なども考えられる。

- バイアス
バイアスは、主に制御指令値と実際の制御入力値の間に加わる一定の誤差である。制御用アクチュエータや制御指令計算方法の特性や動作環境によってバイアスが生じることがある。バイアスは系統誤差の一種である。キャリブレーションによってある程度補正することができる。
- スタック
ロボットが一定の位置・姿勢に一定時間拘束される現象である。これは、障害物などによって生じる。
- 誘拐
ロボットが突然異なる状態量へと誘拐される現象である。これは、計算機や通信機器の一次的なフリーズなどによって生じる。

本研究で仮定する状態遷移の特性や不確かさについては後述する。

1.2.2 センサ

航法技術において、第1に重要な要素がセンサである。ダイナミクスを用いた状態遷移に加え、ロボットの内部や外部環境の情報を取得することができるセンサが状態量推定に活用される。センサは内界センサと外界センサに分類される。内界センサは、ロボットの内部状態を観測するセンサである。代表例である慣性航法装置 (Inertial Measurement Unit, IMU) は、地球上で動作するロボットや月や火星への着陸などの様々な分野で用いられてきた。この装置では、ロボットの加速度や角速度などを、加速度計やジャイロセンサなどによって測定する。これらの測定値を積分することで、速度・位置・角度などの状態量を推定することができる。これらのセンサは比較的安価であり、幅広く使用されている。しかしながら、このような積分的な手法では、探査機の移動等に伴って生じるノイズやバイアス誤差を取り除くことができず、時々刻々誤差が拡大してしまう問題点がある。IMUのこれらの欠点を改良する様々な研究も行われている [18]。

外界センサは、ロボットの外部の状態を観測することができる。例えば、カメラやレーザなどの光学センサや、磁気や電磁波などの電磁波センサなどがある。これらの外界センサを用いることで、外部の地形情報のような、内界センサでは得られない情報を得ることができる。例えば、カメラを用いることで、小天体などの自然地形や物体などの情報を、離散的な2次元位置と色情報である輝度から構成される画像として得ることができる。カメラは比較的安価であり、実装が容易である。しかし、単眼カメラの場合は、奥行情報が失われ、2次元の縮退した情報しか得ることができない。このようなカメラの欠点を補うために、ステレオカメラによって奥行情報を推定したり、後述するアルゴリズムのように、複数の時刻や位置における観測情報を統合する手法などが活用される [19]。2台のカメラを用いるステレオカメラによる奥行き推定では、カメラ間の基線長をある程度確保することが求められる。一方、電波や光を使った測距技術では、LIDAR (Laser Imaging Detection and Ranging) のように、対象物までの距離や角度を計測することができる。測距を2次元のあるいは3次元的に行うことで、対象物の2次元位置や3次元位置を直接点群情報として取得することができる。特にLIDARは、照明条件の影響を受けずらい高精度な3次元情報を得ることができるが、高

価であり、高度な計算機や効率的な航法アルゴリズムを必要とする。また、対象物との距離が遠い場合には、点群が疎になってしまう。これらの外界センサと内界センサを組み合わせることで、高精度な航法を実現することもできる [20][18].

1.2.3 観測の不確かさ

また、センサから得られる観測量にも必ず不確かさが存在する。観測の不確か性の要因として、主に以下の4つが挙げられる。

- ノイズ (雑音)
どのようなセンサの観測値もノイズが含まれている。これは偶然誤差の一種である。一般的に、センサのノイズは、真値を平均値とし、一定の分散を持つ正規分布に従うと仮定される。この分散は、センサの種類や特性、動作環境などに依存する。
- バイアス
バイアスは、センサの観測値に常に加わる一定の誤差である。センサの特性や動作環境、センサ内部の観測値計算アルゴリズムによっては、センサの観測値にバイアスが生じることがある。バイアスは系統誤差の一種である。キャリブレーションによってある程度補正することができる。
- ファントム (見間違い)
存在しないはずのランドマークを観測したり、でたらめな観測量を出力することである。ファントムは、過失誤差の一種である。
- 見落とし (欠損)
観測されるべき情報が観測されないことである。
- オクルージョン
見落としではないが、真値とは大きく異なる観測値を出力することである。例えば、ロボットと観測対象の間に障害物がある場合などが考えられる。これは、偶然誤差の一種である。

本研究で仮定するセンサの特性や不確かさについては後述する。航法アルゴリズムでは、センサによる観測量や探査機のダイナミクスモデルなどを活用し、これらの不確かさを考慮した状態量推定を行うことで、探査機の状態量を高精度に推定する。代表的な手法として、カルマンフィルタ、パーティクルフィルタ、情報フィルタ、最適化に基づいたバッチフィルタなどがある。

1.2.4 航法アルゴリズム

航法技術において、第2に重要な要素が航法アルゴリズムである。航法アルゴリズムは、センサで得られた情報からロボットの自己位置などの状態量を推定する手法である。ここでは、センサの観測量とダイナミクスモデルを統合することで状態量を推定するフィルタリング手法と、観測量を用いて状態量を直接推定する、ダイナミクスを必要としない手法について説明する。

フィルタリング手法の代表例であるカルマンフィルタはベイズ推定の実装例の一つであり、ダイナミクスモデルと制御入力から予測される現時刻の状態量を、観測モデルと観測量を用いて補正することで、様々な不確かさに対してロバストな高精度かつリアルタイムな状態量推定を可能にする [21]. 一般的に、ダイナミクスを状態空間モデルでモデリングする際には、モデル化による誤差が発生する。また、観測値についても、上述した不確かさなどが観測値に影響する。カルマンフィルタでは、これらの不確かさを互いに相関のない正規分布である白色雑音として仮定することで、状態量推定の平均二乗誤差を最小にする推定値を決定することができる。この時に、ダイナミクスモデルと観測モデルがそれぞれの入力に対して線形であることを仮定することで、前時刻の状態量や観測値の正規分布の平均と分散のみを用いて、現時刻の状態量の確率分布を計算することができる。非線形カルマンフィルタ (Extended Kalman Filter, EKF) では、ダイナミクスや観測モデルが非線形な場合でも、テイラー展開によって線形化することで、非線形なシステムへの適用を可能にしている [22]. しかしながら、非線形カルマンフィルタは、状態量分布が正規分布で表現できない時に適用することが困難である。このような問題では、パーティクルフィルタがよく使用される。パーティクルフィルタでは、状態量確率分布を複数のパーティクルの密度で近似する [23]. 各時刻の各パーティクルの状態量は、ダイナミクスモデルと制御入力に基づいて前時刻から遷移される。そして、遷移された状態量から予測される観測量予測値と誤差分散に基づいた分布などから、各パーティクル状態量の確からしさを表現する尤度 (パーティクルの重み) を計算することで、観測情報を反映した状態量の確率分布を表現する。また、これらのフィルタリング手法においては、ランドマークなどの観測対象が状態空間においてどこに位置するかの情報 (観測対象の地図) を事前に把握しておく必要がある。

観測量を用いて状態量を直接推定する、ダイナミクスを必要としない手法の代表例として、地形相対航法 (Terrain Relative Navigation, TRN) と追従航法が挙げられる。TRN では、事前に作成されたランドマークなどの地図情報とセンサによる観測を活用することで、計画位置と実際の位置などの状態量の相対関係を推定する。TRN は、センサからの地形情報の抽出と、抽出された地形情報の地図との照合による状態量推定の 2 つのステップから構成される。カメラを活用する場合の地形情報として、局所特徴量がよく活用される。局所特徴量は、注目点周辺の局所的な輝度情報を用い、多次元ベクトルである特徴記述子として表現される。代表的な局所特徴は、Shi と Tomasi らによる、画像中のコーナー検出法である [24]. しかし、コーナーの大きさは画像の拡大縮小によって変化するため、拡大縮小された画像に対して同一サイズの走査窓で同一のコーナーを検出することが困難である。そこで、Lowe は、回転、拡大縮小、照明の変化に対してロバストな局所特徴量算出法として、SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) を提案した [25]. SIFT では、DoG (Difference of two Gaussian) 処理によって、画像中のエッジやブロブ (周囲と輝度が局所的に異なる箇所) とそのスケールを特徴点として抽出する。そして、特徴点の勾配方向と強度を用いて、128 次元の特徴ベクトルとして記述することで、回転、拡大縮小、照明の変化に対してロバストな特徴抽出を実現している。さらに、SuperPoint などの、畳み込みニューラルネットワークを用いた特徴量抽出など、様々な特徴抽出手法が提案されている [26]. これらの深層学習ベースの特徴点抽出では、事前に膨大な画像データを用いてモデルの重みパラメータを学習させる必要がある。屋内/屋外などの照明環境などによって最適な重みが異なるため、実際にロボット等を利用するケースに近い学習用の画像を取得する必要がある。また、大規模なニューラルネットワークモデルをリアルタイムに実行するには、GPU が必要不可欠である。このような局所的な特徴量以外にも、画像全体や一定領域の輝度情報を用いて特徴を記述する手法も提案されている。

画像ベースの地形情報の照合では、特徴記述子のベクトル空間での最近傍点をユークリッド距離

などを用いて総当たりに探索する総当たり法や、k近傍法が代表的である [27]. これらの手法では膨大な次元における距離計算が必要なため、リアルタイム処理には高速な CPU や GPU が必要である. この他にも、グラフニューラルネットワークを用いた、SuperGlue などの特徴点マッチング手法も研究されている [28]. この手法では、Attention 機構を含むグラフニューラルネットワークを導入することで、特徴量の色特性だけでなく、画像間の幾何学的な変化や 3D 空間上の規則性に関する情報も踏まえたマッチングを実現している. SuperPoint と同様に、リアルタイムに SuperGlue を実行するには GPU が必要不可欠である. また、抽出された特徴記述子の位置に着目し、複数の特徴点の位置関係 (点パターン) を画像間で探索することで幾何学的関係を決定する手法も数多く提案されている. このような手法は点パターンマッチングと呼ばれ、特徴点から構成される三角形や線分パターンを探索する手法などが代表的である [6]. 点情報で比較する点パターンマッチングに対して、特徴点周辺などの一定領域の画像の輝度の比較によって、画像間の最も相関の高い部分を探索するテンプレートマッチングを用いた幾何学関係推定も提案されている [29]. TRN ではこれらの地形照手法によって、計画位置などから生成された参照地形情報と、実際のカメラなどによって観測された地形情報との間の幾何学的な相対関係を推定することで、計画位置と実際の位置などの状態量の相対関係を推定することができる. 2次元の幾何学的対応関係を用いた手法としては、アフィン変換やホモグラフィ変換の推定が代表的である [30]. LIDAR 等を用いた 3次元の照合の場合は、実際の地形の 3次元位置関係が保存された情報を取得できる. このような特徴を活用し、3次元点群を剛体として扱うことで、繰り返し計算によって点群間の対応関係を決定し、3次元相対位置変化を推定するスキャンマッチングなどが提案されている [31].

TRN では地図の生成も重要な要素である. 特徴ベースの地図としては、周辺環境の局所特徴量の位置のみを集合として表現する特徴地図が挙げられる. LIDAR などを用いた手法の場合は、周辺環境を離散的に 3次元位置集合としてサンプリングした点群モデルが使用される. また、点群と面などの位相情報から構成されるモデルは、画像ベースの参照情報生成によく使用される. 3次元空間を格子状に区切り、格子内の点の存在確率で地図を表現する場合もあり、このような確率的な地図を用いることで、確率的な経路計画が可能である. このような地図の生成においても、様々な研究が行われている. 代表的な手法は、移動するカメラから得られる複数枚の画像から環境や物体の形状を復元する SfM (Structure from Motion) である. SfM では、特徴量マッチングなどによる各画像間のカメラの位置・姿勢関係の推定と、地図を構成する各点の 3次元位置推定から構成される [32]. 各点の 3次元位置推定では、各時刻のカメラの位置・姿勢と 2次元の点集合を用い、カメラによる 3次元から 2次元への投影モデルを非線形最適化問題を解くことで推定する. このような地図から参照地形情報を生成する際は、画像ベースのテンプレートマッチングなどを使用する場合、3次元環境モデルとコンピュータグラフィックスレンダリングを用いて参照画像を生成する事が多い. 一方、LIDAR の場合は、地形情報を 3次元点群として直接取得することができるため、3次元点群として構成された地図と直接照合することができる.

地図を前提とした TRN に対して、追従航法は地図を必要とせずに、初期の実際の状態量からの相対変化を逐次的に推定していく手法である. 代表例であるオプティカルフローでは、撮影した画像間の特徴点の速度ベクトルを推定する [33]. 初期位置からの相対位置を推定することができる. 異なる時刻に取得した観測情報を比較するため、地図からの計画情報の生成は不要である. TRN は各推定点において、地図情報に基づいた参照情報との比較によって状態量を推定するため、状態量推定の不確かさは、地図の不確かさとその推定点における観測の不確かさに依存する. 一方で一般的な追従航法の場合、各推定点における観測と状態量推定の不確かさが、状態量推定において時々刻々蓄積されていく.

既知の地図を活用する TRN や、地図を使用せずに相対状態量を逐次的に推定する追従航法に対して、SLAM(Simultaneous Localization and Mapping)では、観測・ダイナミクス・制御を組み合わせることで、ロボットの初期位置からの軌跡(自己位置)と環境地図を同時に推定する。SLAMは、完全SLAMとオンラインSLAMに分類される。完全SLAMでは、全ての時刻における観測と制御とダイナミクスに基づいて、状態量の軌跡と環境地図の事後確率を推定する。完全SLAMの代表的な実装例がGraphSLAMである。GraphSLAMでは、各時刻における探査機の状態をノードで表現し、各ノード間を制御・ダイナミクスと観測情報で拘束するグラフを構築する。この拘束の下で最適なロボットの状態量の軌跡と地図を推定する最小二乗問題を、最適化ベースの繰り返し計算で解く[34]。代表例として、ORB-SLAM, LIO-SAMなどがある[35][36]。オンラインSLAMでは、各時刻ごとに観測と制御とダイナミクスに基づいて、時刻 t の状態量と地図の事後確率を逐次的に推定する。観測や制御の過去の情報は、各時刻において推定に組み込まれ、その後破棄される。オンラインSLAMの代表的な実装例が、カルマンフィルタで状態量と地図を逐次的に推定するEKF-SLAMや、パーティクルフィルタとカルマンフィルタに基づいたFastSLAMである[37][38][39]。FastSLAMでは、探査機の状態量の確率密度を複数のパーティクルで近似し、各パーティクル状態量を真値とみなして、パーティクルごとに観測に基づいて地図をEKFで独立に推定する。これらの完全SLAMとオンラインSLAMを組み合わせた手法も研究されている。また、カメラをセンサとして使用しているものはCamera-SLAMと呼ばれ、LIDARをセンサとして使用しているものはLIDAR-SLAMと呼ばれる。様々なセンサの情報を統合することで高精度な推定を実現する研究も行われている。また、近年は、CNNによる画像深度推定を用いたCNN-SLAMや、単眼カメラでend-to-endでの推定を実現するDeeVO等も提案されている[40][41]。

現在はGraphベースの完全SLAMが主流である。しかしながら、最適化ベースの完全SLAMは必要なデータ量や計算量が膨大であり、リアルタイム計算には潤沢なメモリや高性能なCPU・GPUを必要とする事が多い。一方で、オンラインSLAMは、最適化計算がなく、メモリ使用量が時間とともに増加しないため、計算リソースが乏しい環境でもリアルタイム推定が可能である。ただ、状態量や地図の次元が高い場合や、広いスケールの環境地図を対象とする場合は、ランドマークやパーティクルの数が膨大になるため、オンラインSLAMの計算量が膨大になり、リアルタイム推定が困難になる。また、推定精度向上の観点では、ロボットが時間を空けて同じ場所に戻った場合に、ランドマークなどの観測から認識し、地図が一致するようにそれまでの軌跡を修正する必要がある。これはループ閉じこみと呼ばれる。EKF-SLAMやGraphSLAMでは、ループ閉じこみが明示的に定式化に含まれている。FastSLAMの場合は、直接的なループ閉じこみは表現できないが、パーティクルの分布として反映される。また、GraphSLAMでは、初期のロボットの状態量が非常に小さい不確かさで既知である必要がある。これは、初期状態が未知であれば、グラフの状態空間での平行移動を許すことになり、最適化が不安定になるためである。一方で、パーティクルベースのFastSLAMの場合、ロボットの初期状態量にある程度不確かさが含まれていても、その誤差を保ったままリアルタイムに逐次的な推定を行うことができる。

1.2.5 観測対象

航法技術では、外界センサの観測対象も重要な要素である。主に自然地形と人工マーカの2種類に分類される。カメラやLIDARなどでは、自然地形や物体の位置に関する情報を取得することができる。このようなセンサによる観測情報は、上述のような状態量推定に活用される。しかし、自然地形から有用な特徴的な情報を抽出することが困難な場合は、画像上で認識・識別が可能な人工

的なランドマークであるマーカが用いられる。このような人工マーカとしては、光を入射方向に反射する再帰性反射を活用したマーカや、白黒の対称パターンを配置したマーカなどがある。さらに、AR マーカのような特定な形状を持つマーカを用いることで、マーカの位置・姿勢を推定することができる。これらの情報は探査機の状態量推定に活用される。人工マーカの最大の利点は、航法に非協力的な環境に協力的な人工ランドマークを配置することができる点であり、不確かな環境における航法の信頼性を大きく向上させることができる。

1.3 小天体近傍航法の課題と要求

このように、地上向けのロボットやモビリティの自動運転分野を中心に、これまでに様々な航法技術が研究されてきた。しかし、小天体近傍を対象とした航法技術には、以下のように特有な様々な課題と要求が存在する。

1. 高精度な航法

これまでの月や火星への着陸では、大きな岩などが存在しない、着陸できる地点への誘導が主流であった。月や火星では、探査機に危険を及ぼすようなサイズの岩が存在しない領域が多く存在する。しかしながら、はやぶさ2の目標天体であるリュウグウのように、表面に岩が多数分布しており、そもそも着陸可能な地点が限られている場合もある(図1.4)。あるいは、より効率よく所望の科学的成果を得るために、着陸したい地点が限られている場合もある。現在は、はやぶさ2やOSIRIS-RExのように、着陸したい地点へのピンポイント着陸が主流となりつつある。このような場合、現在の探査機の状態量を高精度に推定し、目標の着陸地点へ高精度に誘導することが求められる。



図 1.4: 第 2 回目のはやぶさ 2 着陸地点周辺のリュウグウ表面 ©JAXA, 東京大, 高知大, 立教大, 名古屋大, 千葉工大, 明治大, 会津大, 産総研

2. 探査機上でのリアルタイム航法

地上局との通信を介した探査を実施する場合、地上局と探査機との通信の際に通信伝搬遅延が生じる。例えば、探査機が撮影した小惑星の画像を地上局で受け取り、その画像を元に状態量を推定し、制御入力を探査機に送信する場合、
(撮影画像の地球への送信時間) + (指示決定に要する時間) + (探査機への指示の送信時間)
の時間差が発生してしまう。地球上では、電波の送信時間を感じることはない。しかし、例え

ば、はやぶさ2の着陸時にはリュウグウは地球から2AU程度の距離にあり、地球からの電波を受け取るまでに20分程度の時間を要する。一方、木星トロヤ群小惑星などは地球から4~6AUもの距離に位置しており、通信伝搬遅延はさらに大きくなる。このような遠方小天体探査の際に、地上を介した航法誘導制御を行うと、運用の時定数(航法誘導制御ループが1周する時間)が大きくなる。したがって、探査機のフィードバック制御の観点から、地球との通信を介する航法技術のみで探査機を制御することは困難である。また、小天体表面付近では、より高頻度な航法が求められる。したがって、探査機上での自律的なリアルタイム航法が必要となる。

また、探査機が目標天体へ接近降下する際のダイナミクスの時定数は、天体の重力の大きさに依存する。リュウグウやベンヌのような微小重力天体の場合、重力定数が非常に小さいため、運用の時定数が比較的大きくても制御可能である。しかし、太陽系内で既に発見されている小天体の質量(重力定数)は、太陽から遠ざかるほど大きくなる。探査天体を決定する際は、地球から観測可能な既に発見されている天体から選定することが一般的であるため、木星トロヤ群小惑星などの遠方小天体を対象とする際には、リュウグウ等と比較して重力定数は基本的に大きくなる。

このように、遠方小天体探査の場合は、運用の時定数が大きくなるとともに、ダイナミクスの時定数が小さくなる。したがって、遠方小天体探査の場合は、探査機上での自律的なリアルタイム処理に加え、より高速なリアルタイム処理が重要である。この問題は、燃料消費が限られており、十分に減速しながら降下できないような探査機の場合により顕著になる。

3. 様々な小天体環境に適用可能なロバスト性

月や火星などの場合、これまでに様々な探査が行われており、天体の形状や地形などの特徴が詳細にわかっている。一方、リュウグウやOSIRIS-RExの目標天体であるベンヌなどは初めての探査であり、月などと比較して非常に小さいため、地球からの観測で事前に小天体環境の特徴を把握することは困難である。リュウグウの場合は、当初の想定よりも表面に岩が多く分布していることが到着後に明らかになった。リュウグウの場合と異なり、表面に岩があまりない平坦な天体である場合も考えられる。小惑星イトカワの場合、タッチダウン地点の周辺は、リュウグウなどと比較して岩の少ない平坦な表面であった(図1.5)。また、イトカワのように細長い独特な形状の天体も存在する。さらに、地球から比較的遠い遠方天体の場合、地球近傍の小天体と比較して探査例が少ないため、小天体の特性を予測することはより困難となる。したがって、どのような小天体環境でも適用できる航法が求められる。

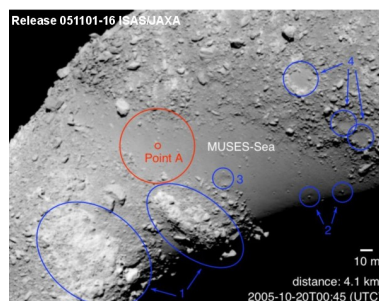


図 1.5: はやぶさ着陸地点周辺のイトカワ表面 ©JAXA

4. 信頼性の高い航法

高額なコストを要する宇宙探査は失敗が許されないプロジェクトである。したがって、探査機システムには絶対的な信頼性が求められる。これは、はやぶさやはやぶさ2において、地上の処理を介した自律的でない手法が未だに使用されている1つの理由である。上記のような、高精度な航法や、どのような小天体環境にも適用可能なロバスト性の高い航法を実現することで、信頼性を向上させる必要がある。

5. リソース制約下へ適用可能なアルゴリズム

このように、小天体近傍航法には様々な要求がある。一方で、宇宙用として使用される計算機のCPUなどは、地上用のものと比較してクロック周波数・メモリ容量などの処理能力が劣ることが多い。これは、放射線耐性を考慮し、宇宙用ICの集積度に制約があるためである。また、太陽・目標天体・探査機の位置関係や熱的制約の影響で、消費電力が限られることも原因である。搭載可能な質量制約も影響する。同様な理由で、GPUの搭載も困難な場合が多い。また、画像処理などの特定の処理のみを実行する部分では、CPUのような汎用計算機ではなく、専用の論理回路をプログラミング可能なFPGA(Field Programmable Gate Array)に実装することで消費電力・発熱・メモリ使用量などを低減する事が多い。さらに、このような制約は、地球や太陽から遠方の天体になるほど厳しくなる。このようなリソース制約下で、上述の様々な要求を達成する必要がある。

1.4 小天体探査を中心としたこれまでの航法技術の例

上述した様々な課題がある中、これまで研究されてきた小天体近傍を中心とした航法手法の代表例を紹介する。探査機の状態量としては、位置・姿勢・速度などがあげられるが、本研究では主に探査機の位置推定アルゴリズムについて述べる。これは、多くの探査機に搭載されているスタートラッカと呼ばれるセンサを用いることで、高精度・高速な姿勢推定が可能なためである。また、速度は、センサの観測量から直接高精度に推定することが難しいため、位置推定の結果の時間変化量から推定することが多い。

1.4.1 はやぶさ2における航法技術

はやぶさ2は小惑星へ接近後、基本的にはホームポジション(小惑星重心から高度20kmの待機地点)で待機し、着陸などのミッションの際にはさらに降下接近する。はやぶさ2の航法には、探査機の高度に応じて異なる手法が用いられている(図1.6)[1]。

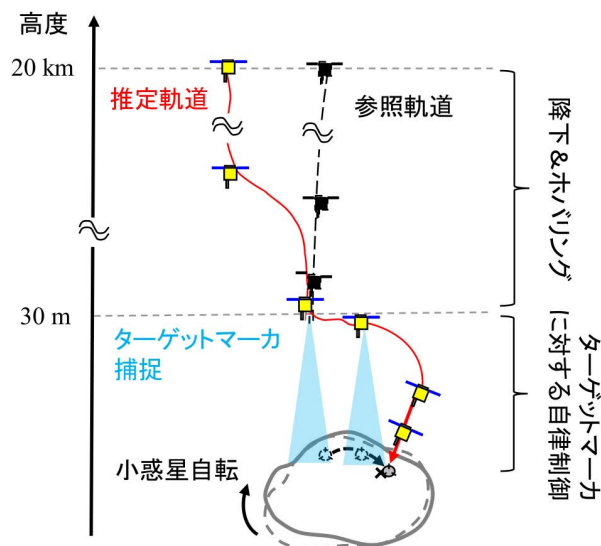


図 1.6: はやぶさ 2 の降下シーケンス ©JAXA, 東京大, 高知大, 立教大, 名古屋大, 千葉工大, 明治大, 会津大, 産総研

ホームポジションから地表高度 30m 付近までは、地上との通信を介した GCP-NAV (Ground Control Point Navigation) が使用される [1][42][43]。GCP とは、岩やクレータ、天体の輪郭などの特徴的な場所を、小惑星上でほぼ等間隔に抽出したものである。特徴点あるいはランドマークとも呼ばれる。この手法では、事前情報として、小惑星の点群モデル、特徴点データベース、探査機の計画位置と姿勢、小惑星と地球のエフェメリスなどが必要となる。エフェメリスとは、ダイナミクスと数値積分によって予測された、慣性座標系における天体の過去から未来を含む位置・速度の時系列情報である。基本的には、この手法は TRN の 1 種であり、計画位置上の地形情報 (この場合、小惑星点群および特徴点の画像平面での投影点) と、実際の撮影画像を比較することで、計画位置からの移動量を推定する。この手法の特徴は、状態量推定のために地球との通信を使用する点と、マッチング (比較) 処理をオペレータが全て手動で行う点である。したがって、比較的信頼性の高い結果を得ることができるが、探査機上でのリアルタイム高速処理が必要な場合には適用することができない。

図 1.7 は、はやぶさ 2 の運用における GCP-NAV の概略図である。青い点群は計画位置から見た点群を示しており、緑の点は計画位置から見た GCP を表している。これらは計画位置から見た投影点を表している。この計画位置から、オペレータが位置を徐々にスライドさせると、コンピュータがその位置に応じた投影点を再計算する。オペレータが、これらの投影点と撮影画像が最も一致する位置を探し出すことで、探査機の実位置を推定する。また、地球上で状態量を推定するため、推定量は伝搬遅延時間分前の状態量を表している。さらに、実際に探査機に制御入力が増えらるのは、推定時から伝搬遅延時間分後である。このため、実際の運用では、既知の小惑星モデルなどから探査機のダイナミクスを考慮し、カルマンフィルタを用いて制御量を決定している。また、この手法は高度の推定に LIDAR を用いている [1]。この LIDAR の計測値と、形状モデルから得られる小惑星半径情報を参考に、オペレータは位置を推定している。このように、画像処理ベースの航法技術と LIDAR、さらに探査機のダイナミクスを組み合わせることで、高精度な推定を実現している。

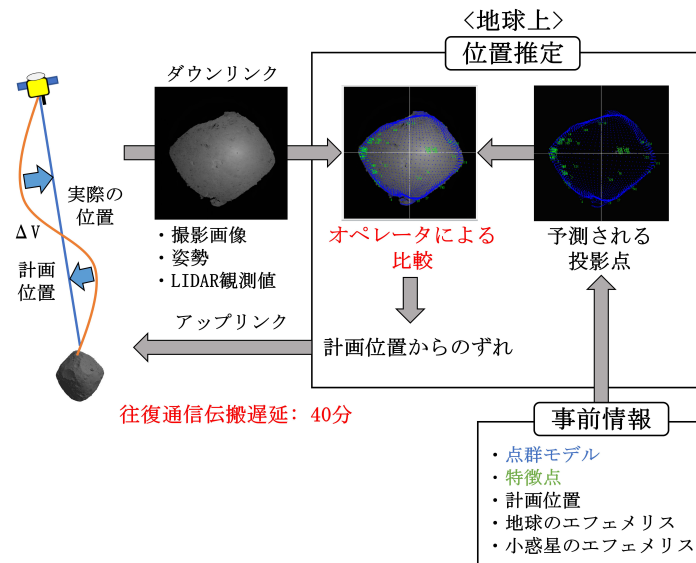


図 1.7: GCP-NAV の概要 [1]

一方、地表高度 30m 以下では、より高頻度かつリアルタイムな制御が必要なため、地球との通信を介した手法では制御が困難である。したがって、完全に自律的な制御が行われている (図 1.6)[1]。はやぶさやはやぶさ 2 では、ターゲットマーカと呼ばれる人工的なマーカを用いた自律航法が実証された。ターゲットマーカは、直径約 10cm の球体が再帰性反射シートで覆われた構造になっており、入射方向に光を反射する性質を持つ (図 1.8)。そのため、フラッシュランプを用いて画像を撮影することで、図 1.9 中の黒丸のように、ターゲットマーカの探査機との 2 次元相対位置が画像上で検出できる。この検出手法では、計算コストの高い画像処理は必要としない。さらに、はやぶさ 2 の場合、レーザレンジファインダ (LRF) を用いて地表面の 4 点と探査機間の距離を測定し、高精細地形モデルと照合することで高度を推定している。したがって、投下したターゲットマーカと着陸地点の位置関係がわかれば、目標着陸地点への誘導が可能になる。はやぶさ 2 では、着陸前の運用でターゲットマーカを表面へ投下し、目標着陸地点との位置関係を推定し、着陸降下中にはこの情報を元に着陸地点への誘導を実現した。その結果、はやぶさ 2 は数 10cm の着陸精度を達成した。この人工マーカを用いた航法の最大の特徴は、GCP-NAV のような自然地形を活用した航法に比べ、顕著な特徴の有無などの小天体表面環境に対するロバスト性が優れている点であり、信頼性を大きく向上させる。さらに、探査機をマーカ近傍に正確に誘導することができる。

しかし、ターゲットマーカの場合、カメラの画角やフラッシュランプの指向性によって降下軌道が制限される。さらに、はやぶさ 2 では各着陸地点に 1 つのマーカしか使用されなかったため、マーカ近傍にしか探査機を誘導することができない。実際にはやぶさ 2 では、マーカ投下後に着陸戦略の見直しを余儀なくされた [44]。また、高度 30m の着陸地点付近でターゲットマーカを捕捉するために、10m 程度の位置推定精度が要求された。また、画像ベースのマーカでは、縮退した 2 次元情報しか得られない。はやぶさ 2 のように、LRF と高精細形状モデルで高度を推定することも可能だが、重力が大きく、高精細形状モデル作成のための十分な事前観測が困難な遠方小天体には適さないと考えられる。したがって、遠方小天体へのピンポイント高自由度着陸のためには、マーカの数と観測量の次元の少なさがボトルネックになっている。さらに、ターゲットマーカは、反射光が白色光であり、マーカが球体であるため、マーカを画像中で識別することが困難である。したがって、

複数のマーカを活用する場合には、マーカ識別手法が必要となる。

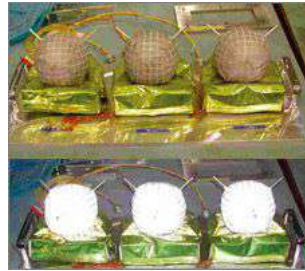


図 1.8: はやぶさで使用されたターゲットマーカ [2]

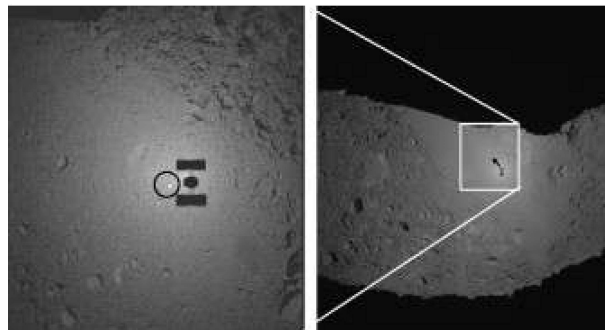


図 1.9: ターゲットマーカの検出 [3].

また、位置推定手法として、図心航法 (Centroid-based navigation) もはやぶさ2で使用されているが、実際の制御量の決定には使用されていない(図 1.10)。この手法は、小惑星の図心をもとに探査機の位置を推定する手法であり、図心追跡や AIT(Asteroid Image Tracking) とも呼ばれている。はやぶさ2でも利用されているが、実際の制御入力の決定には前述の GCP-NAV とターゲットマーカを用いた航法が利用されている。図心航法の手順は、以下の通り、画像撮影、二値化、図心計算の3つである。

1. 小惑星の画像を撮影する。
2. 撮影画像を黒と白に二値化する。
3. 二値化した白い部分の図心を求め、小惑星の重心と仮定し、画像中心からの水平相対位置を推定する。また、白い部分の面積を初期面積と比較することで、高度を推定する。

図心航法は非常に単純なアルゴリズムであり、探査機への実装も容易である。しかし、小惑星の輪郭が見えなくなる低高度では使用できない。また、イトカワなどの、角度によって見え方が全く異なる天体を対象とする場合、自転による推定誤差が生じる。また、満ち欠けによるオフセット誤差なども生じやすく、実際の運用への適用のためには様々な工夫が必要である。

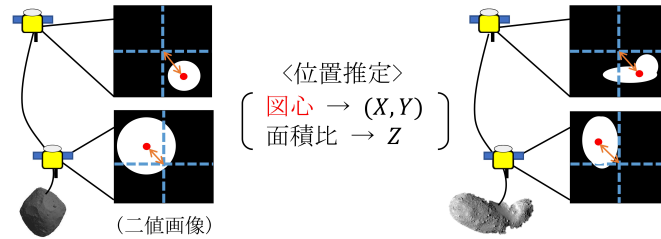


図 1.10: 図心航法の概要

1.4.2 OSIRIS-REx における NFT(Natural Feature Tracking)

OSIRIS-REx の航法誘導制御では、主に LIDAR ベースの航法技術が使用される [10]。これは、小天体表面全体に渡るレーザスキャン技術によって、小天体の 3D マップを高速に作成できることを活用したものである [45] [46]。

さらに、この LIDAR ベースの航法技術に加え、信頼性の懸念から、NFT(Natural Feature Tracking) と呼ばれる自律画像航法がバックアップとして採用されている [4] [11]。事前情報として、小天体表面のランドマーク周辺の小天体の DEM(Digital Elevation Model)、探査機の計画位置と姿勢、小天体の自転情報、太陽方向などが必要となる。また、DEM には表面のアルベド(反射率)を付与している。位置推定の原理は基本的には GCP-NAV と類似しており、TRN の 1 種である。しかし、はやぶさ 2 と異なり、処理は全て探査機上で自律的に行われる。

図 1.11 に NFT の概略図を示す。この手法では、これらの事前情報を用いて、特徴点付近の予測される画像を、コンピュータグラフィックスレンダリングを用いて探査機上で生成する。この画像生成時には、影を付加するシャドウイングも実施している。この参照画像と実際の撮影画像を、テンプレートマッチングを用いて比較する。テンプレートマッチングにおける相関値計算手法として、画像の輝度値で比較する、正規化相互相関(Normalized Cross Correlation, NCC)を採用している。そして、このマッチング結果を元に、探査機の位置・姿勢を推定する。しかし、NCC を使用したテンプレートマッチングとレンダリング処理は非常に計算量の多い処理である。したがって、この手法はオンボード処理を実現しているが、消費電力やクロックなどの制約がより厳しく、比較的重力の大きい遠方小天体へ適用できるような高速処理であるかどうかは不確かである。また、このマッチングでは影のリアリティさがマッチング成功確率に大きく影響する。したがって、この手法の推定精度は、DEM の高精細さ、照明条件の適切さ、他の特徴点と間違えないような特徴点が存在するかにかかっている。そのため、NFT を実際のミッションで行うためには、低高度での観測やリハーサル降下、特徴点データベースの構築などの入念な事前準備が必要である。OSIRIS-REx の着陸運用において、この手法の有効性が実証されている [47]。

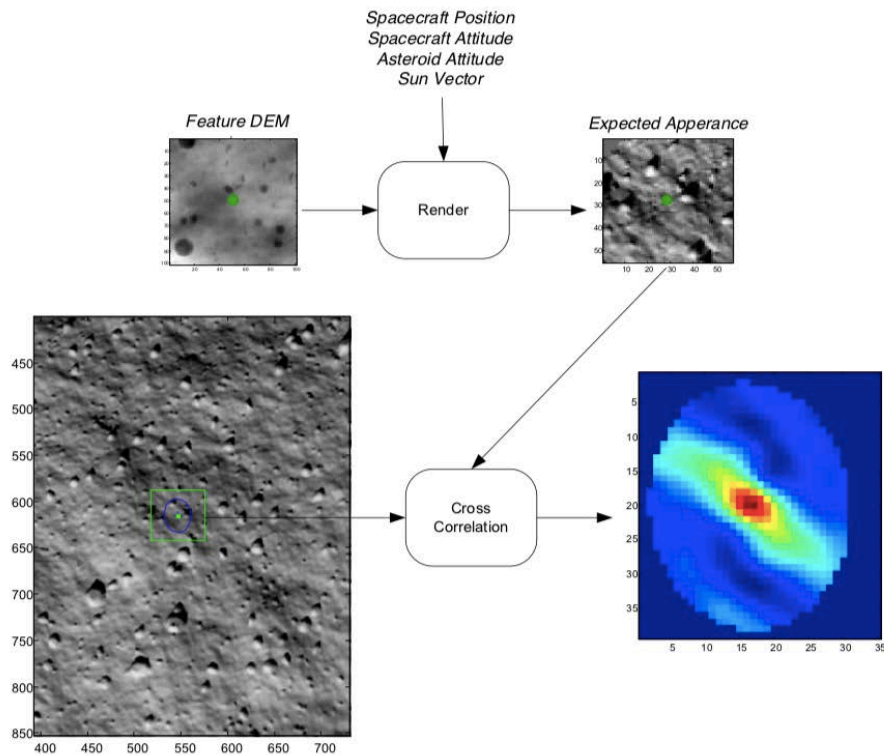


図 1.11: NFT の概要 [4]

1.4.3 Hera ミッションにおける航法技術

Hera ミッションは、上述した AIDA ミッションの一部である。このミッションでは、2つの自律画像航法を用いる [5]。天体の外形が見える高高度では、はやぶさ 2 でも使用されている図心航法を使用する。一方、天体の外形が見えない低高度では、特徴点追跡を用いる。この手法は追従航法の 1 種であり、撮影時刻の異なる実際の画像間で特徴点を追跡する。したがって、形状モデルや特徴点データベースなどから参照画像を生成する必要がなく、計算量や事前準備が少なくてよいという観点で優れている。しかし、最終誤差が初期推定誤差に依存する点が課題である。また、顕著な特徴点の抽出が困難な平坦な天体表面には適用できないため、小天体表面環境が事前にある程度予測可能である必要がある。特徴点の移動量の推定には、Lucas Kanade 法を用いたオプティカルフローを使用している [33]。オプティカルフローは、画像間における特徴点の速度ベクトルを求める手法である。Lucas Kanade 法では、注目点の周辺も注目点と同じような動きをしていると仮定することで、速度ベクトルを最小二乗法を用いて決定する。図 1.12 は、バイナリ小惑星を構成するそれぞれの仮想小惑星モデルでの特徴点追跡結果を示している。画像中の線は、それぞれの特徴点の前フレームからの移動量を示している。

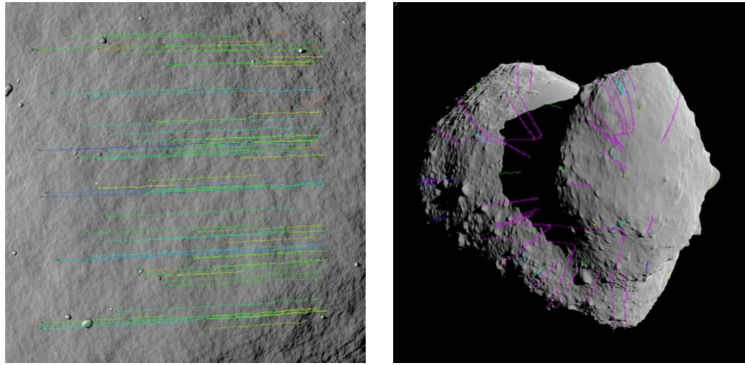


図 1.12: Hera ミッションにおける特徴点追跡 [5]

1.4.4 SLIM におけるクレータマッチング

小型月着陸実証機 SLIM(Smart Lander for Investigating Moon) は、着陸したい地点へのピンポイント着陸技術の実証を目指している。月は重力が小天体と比較して非常に大きいため、月へのピンポイント着陸では探査機上でのリアルタイム航法が必要不可欠である。SLIM の場合、航法処理を FPGA(Field-Programmable Gate Array) へ実装することで、高速なリアルタイム処理を実現している [6]。FPGA とは、ユーザがプログラミング可能な集積回路である。各ピクセルでの処理がその他の処理結果に依存しないような、画像処理の並列化に適している。

SLIM の航法技術は、クレータ抽出とクレータマッチングの 2 ステップから構成される (図 1.13, 1.14)[6]。この手法も TRN の 1 種であるが、画像マッチングとは異なり、クレータの点パターンを用いたマッチングを用いている。撮影画像および参照画像からクレータを抽出し、それらの点パターンの関係を表す幾何変換を推定している。SLIM の場合は、点パターンの重ね合わせに必要な最小要素である線分情報で比較しているため、画像ベースの手法と比較して高速である。しかし、そもそもクレータが抽出できないような表面が平坦な天体には適用できない。本来、着陸したい箇所は平坦な箇所であり、着陸したい箇所に近づくほど位置推定が困難になるというジレンマも存在する。また、TRN では、参照画像や予測される点パターンの生成が必要である。このためにはクレータの位置情報などの地図が必要となる。OSIRIS-REx の場合、小惑星が微小重力であるため、このような地図 (DEM) を生成するための十分な事前観測を実施することができる。一方、月着陸の場合、ダイナミクス時定数の観点から、着陸前にそのような運用を実施することはできない。しかし、月探査はこれまで何度も行われており、すでに着陸点周辺の高精度なクレータ地図が作成されている。このように、月探査特有の利点を活かすことで、重力天体への着陸の困難さを克服している。

これまでに紹介した先行研究の中でも、特に地形相対航法 (TRN) に関して、以下の表 1.1 にまとめる。このように、これまでに様々な小天体相対航法に関する研究が行われてきた。しかしながら、高精度、リアルタイム性 (高速性)、ロバスト性、リソース制約下への適用性などの小天体相対航法への要求を全て満たす手法は実現されていない。これらの小天体相対航法特有の難しさは、地球から 3AU(4 億 5000 万 km) 以遠のメインベルト・木星トロヤ群・カイパーベルト天体などの遠方小天体を探査する時により顕著になる。このような背景もあり、未だに 3AU 以遠の遠方小天体へのピンポイント着陸を実現した例は未だない。また、より自由度の高い小天体探査を実現する上で、航法技術が 1 つのボトルネックになっていると考えられる。

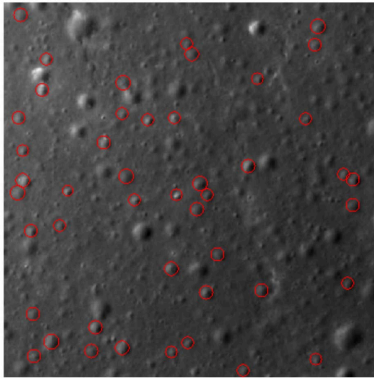


図 1.13: SLIM におけるクレータ抽出 [6]

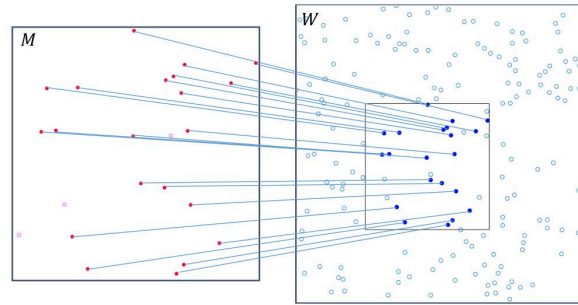


図 1.14: SLIM におけるクレータマッチング [6]

表 1.1: 近年の宇宙機向けの地形相対航法に関する研究

	処理形式	事前情報	マッチング対象	マッチング方法
GCP-NAV (はやぶさ 2)	手動処理	点群モデル 特徴点情報など	点群, 特徴点	手動比較
NFT (OSIRIS-REx)	自律処理	DEM 特徴点情報など	画像 (特徴点付近)	テンプレートマッチング
クレータマッチング (SLIM)	自律処理	DEM など	点パターン	点パターンマッチング

1.5 本研究の目的と位置づけ・本論文の構成

そこで本研究では、上記の小天体相対航法特有の要求がより顕著となる遠方小天体探査を主に対象とし、探査機の新たな小天体相対航法手法を提案する。また、航法の中の主要技術である位置推定に着目する。これまでに紹介した既存の小天体向け航法手法を、地球からの距離と自然地形環境へのロバスト性という軸で図 1.15 で分類する。特徴点追跡や図心航法は、主に地球近傍天体で活用されてきたが、より小天体環境が不確かである遠方小天体へのピンポイント着陸へ適用することは困難である。GCP-NAV や NFT は、地球近傍小天体を対象に提案されたが、主にリアルタイム性や高速性の観点で、より重力の大きい遠方小天体への適用は困難であると考えられる。一方、より小天体表面環境の不確かさに対するロバスト性の高い人工ランドマークを用いた手法に関しては、はやぶさ 2 のターゲットマーカ航法が存在するが、マーカの数と観測量の次元の少なさが遠方小天体探査へ適用する上でのボトルネックとなっている。そこで本研究では、自然地形と人工ランドマークそれぞれにおいて、主に遠方小天体へのピンポイント着陸を実現する上でボトルネックとなって

いる既存手法の問題点を解消した手法を提案する。本研究の目的は、遠方小天体を中心とした様々な天体へ適用可能な、自由度の高い、高精度・高速位置推定手法を提案することである。そして、これまでの自然地形ベースの航法やはやぶさ2におけるターゲットマーカ航法では不可能であった、遠方小天体などへのピンポイント着陸を可能にすることで、様々な科学的成果の創出へ貢献する。

そこでまず2章では、TRN(地形相対航法)の考え方をベースに、テンプレートマッチングを用いた地形相対航法に基づいた位置推定手法を提案する。まず、重力が比較的大きい遠方小天体の探査に要求される高速処理のために、FPGAでの高速並列処理が可能な、離散化輝度勾配を用いたベクトル符号相関法をテンプレートマッチングの相関値計算に活用する。さらに、ベクトル符号相関法を天体相対航法へ適用するために、高度ごとにベクトル符号相関法と様々な手法を組み合わせた手法を3種類提案する。

3章では、はやぶさ2の訓練用データを用いて、はやぶさ2とリュウグウの特性に基づいた位置推定シミュレーションを行うことで、2章で提案した手法の位置推定精度と処理時間を評価する。これに加え、はやぶさ2の実際のフライトデータを用いて評価することで、実ミッション環境への提案手法の適用性を議論する。

次に4章では、重力が比較的大きい小天体の探査のような、高精細形状モデル作成が難しいミッションにも適用可能な位置推定手法を実現するため、人工ランドマーク(人工マーカ)を用いた新たな位置推定手法を提案する。まず、再帰性反射を用いたターゲットマーカを複数個活用することで、より高精度かつリアルタイムな探査機位置推定手法を提案する。そして、電波による探査機・マーカ間測距とマーカ識別などが可能な新たな人工マーカシステム(人工ランドマーク)を提案する。このマーカシステムに基づき、複数マーカの測距を用いたオフラインマーカ位置推定(マーカ地図作成)手法と事前推定されたマーカ地図を用いたリアルタイム探査機位置推定手法を提案する。さらに、画像ベースと電波ベースのマーカ観測を組み合わせることで、FastSLAMをベースとしたマーカ地図と探査機位置のリアルタイム同時推定手法を提案する。

5章では、はやぶさ2とリュウグウの特性に基づいた、人工ランドマーク(マーカ)を活用した手法の位置推定シミュレーションを行うことで、提案手法の位置推定精度と処理時間を評価する。

最後に、第6章で結論をまとめる。

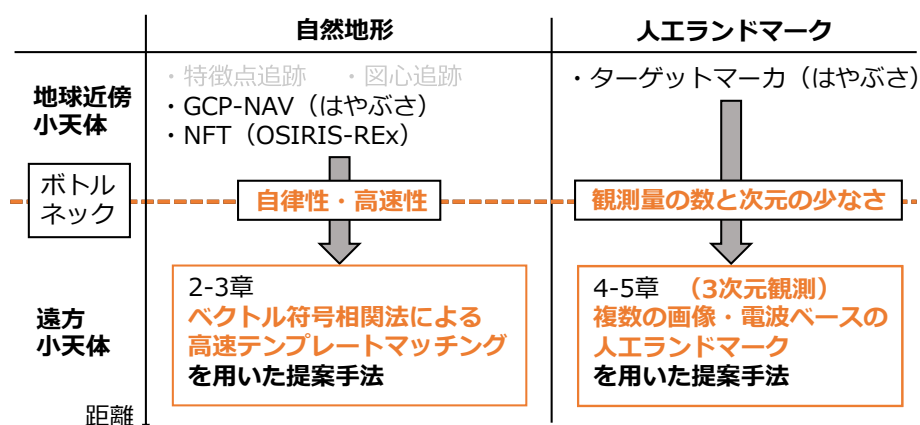


図 1.15: 既存手法と提案手法の分類

第 2 章

自然地形とベクトル符号相関法を用いた リアルタイム自己位置推定の提案

本研究では、1章で述べた通り、遠方小天体を中心とした様々な天体へ適用可能な、自由度の高い、高精度・高速位置推定手法を提案する。そこでまず2章では、様々な特性や環境の小天体へ適用するために、小天体表面の特徴点データベースや、クレータ・岩・エッジなどの顕著な自然ランドマークの有無に依存しない、小天体表面の一定領域の濃淡模様を活用したテンプレートマッチングベースの手法を検討する。また、比較的重力が大きい遠方小天体へ適用するために、テンプレートマッチングの相関値計算手法として、FPGAでの高速並列処理が可能なベクトル符号相関法を適用する。さらに、ベクトル符号相関法を天体相対航法へ適用するために、高度ごとにベクトル符号相関法と様々な手法を組み合わせた手法を3種類提案する。

本章ではまず、本論文全章で共通で使用する座標系を定義する。そして、本研究のキーテクノロジーであるベクトル符号相関法を用いたテンプレートマッチングについて述べた後に、それぞれの高度での位置推定手法の概要を述べる。なお、本研究では、小天体の外形が画像中で完全に見えている高度を高高度、外形の一部または全部が見えない高度を低高度として定義している。高高度では、目標天体の外形(輪郭)が画像中で見えているため、外形も含めたマッチングを提案する。一方、低高度では、さらに2通りの手法を提案する。低高度では目標天体の外形が画像中でほとんど見えなくなる。また、微小な位置変化でも見かけが大きく異なってしまう。そこで、まず、複数の微小画像でのマッチングを行う。その後、1つ目の手法では、参照・撮影画像間の画像座標系での2次元射影変換行列を推定することで、実空間での位置を推定する。2つ目の手法では、撮影画像座標系での微小領域の2次元位置と形状モデル上での微小領域の3次元位置の対応関係から、カメラの透視投影変換(3次元から2次元への投影変換)行列を推定することで、2次元平面に制約されずに高精度に3次元位置を推定する。また、これらの要素技術である、レンダリング、2次元射影変換行列の推定、画像座標系での移動量の実空間への変換、透視投影変換行列の推定などについても述べる。さらに、提案手法の探査機への実装および高速化のために、提案手法のFPGAへの実装について述べる。

2.1 本論文における座標系の定義

本研究では、探査機とマーカ位置 (4 章以降で使用) を表現するために、以下のように定義される座標系を使用する (図 2.1)。これらは本論文中の全章で共通の定義である。

1. 慣性座標系 Σ_I

本研究では、慣性座標系として J2000 黄道座標系を使用する。この座標系は、平均黄道と J2000.0 (2000 年 1 月 1 日 12 時) の春分点を基準としている。原点は、目標天体の重心である。

2. ホームポジション (HP) 座標系 Σ_{HP}

はやぶさ 2 プロジェクトで探査機位置を表現するために使用される座標系である [1]。原点は目標天体の重心である。目標天体から見た地球の方向を ${}^{HP}\mathbf{Z}$ と定義する。 ${}^{HP}\mathbf{X}$ は、 ${}^{HP}\mathbf{Z}$ 軸と太陽ベクトルからなる平面内で、 ${}^{HP}\mathbf{Z}$ と垂直になるように太陽側に定義される。また、 ${}^{HP}\mathbf{Y}$ は ${}^{HP}\mathbf{Z} \times {}^{HP}\mathbf{X}$ として定義される。本研究では、3 章でははやぶさ 2 の運用訓練データや実運用データを使用する際にこの座標系を使用する。

3. Hill 座標系 Σ_{Hill}

この座標系は、衛星軌道上の目標天体付近を運動する探査機の相対運動を記述する Hill 方程式で使用される。原点は目標天体の重心である。目標天体の軌道中心から軌道直径の外側の方向へ ${}^{Hill}\mathbf{Z}$ を定義する。 ${}^{Hill}\mathbf{Y}$ は目標天体の軌道運動方向に、 ${}^{Hill}\mathbf{X}$ は ${}^{Hill}\mathbf{Z}$ ${}^{Hill}\mathbf{Y}$ 面に垂直で右手座標系を構成するように定義される。目標天体の軌道運動は、本研究では太陽に対する公転軌道に相当する。本研究では、4 章でダイナミクスを活用した航法を提案する際に使用している。

4. 目標天体固定座標系 Σ_M

この座標系は、目標天体の自転に同期して自転軸周りを回転する。原点は目標天体の重心である。目標天体の形状モデルやマーカの位置を表現するために使用する。

5. 探査機固定座標系 Σ_B

この座標系は、探査機の姿勢に同期して回転する。原点は目標天体の重心である。

6. 目標天体重心を原点とするカメラ座標系 Σ_{C_0}

カメラの光軸ベクトル ${}^{C_0}\mathbf{Z}$ とカメラの下向きベクトル ${}^{C_0}\mathbf{Y}$ によって定義される。 ${}^{C_0}\mathbf{X}$ は右手座標系を構成するように定義される。原点は目標天体の重心である。

7. 目標天体重心を原点とする同次カメラ座標系 $\Sigma_{C_{0h}}$

目標天体重心を原点とするカメラ座標系にスカラー成分を追加した同次座標系である。

8. 探査機位置を原点とするカメラ座標系 Σ_C

この座標系は、 Σ_{C_0} を探査機位置へ並進させることで定義される。原点は探査機位置である。

9. 画像座標系 Σ_i

画像中の位置を表現するための2次元の離散的な座標系である。この座標系における位置は画像内の1画素に相当する。

10. 同次画像座標系 Σ_{ih}

画像座標系にスカラー成分を追加した同次座標系である。

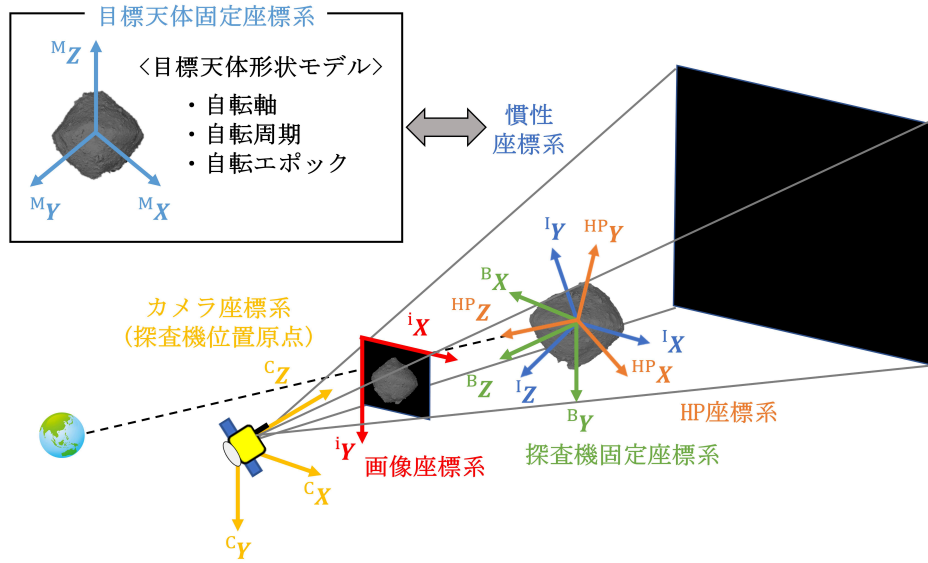


図 2.1: 本研究における各座標系の関係性

各座標系間の関係は主に方向余弦行列 (Direction Cosine Matrix, DCM) で定義される。HP 座標系から慣性座標系への $D_{HP,t}^I$ は、以下のように、目標天体のエフェメリスを利用することで定義される。

$${}^I C_{HP,t} = \begin{pmatrix} {}^{HP} X_t \\ {}^{HP} Y_t \\ {}^{HP} Z_t \end{pmatrix} \quad (2.1)$$

ここで、その時刻での目標天体のエフェメリス上の位置 $\mathbf{x}_{target,t}$ と、地球のエフェメリス上の位置 $\mathbf{x}_{earth,t}$ を用いて、

$${}^{HP} Z_t = \frac{\mathbf{x}_{earth,t} - \mathbf{x}_{target,t}}{\|\mathbf{x}_{earth,t} - \mathbf{x}_{target,t}\|} \quad (2.2)$$

$${}^{HP} Y_t = \frac{{}^{HP} Z_t \times \mathbf{x}_{target,t}}{\|{}^{HP} Z_t \times \mathbf{x}_{target,t}\|} \quad (2.3)$$

$${}^{HP} X_t = \frac{{}^{HP} Y_t - {}^{HP} Z_t}{\|{}^{HP} Y_t - {}^{HP} Z_t\|} \quad (2.4)$$

である。

また、慣性座標系から HP 座標系への方向余弦行列 (${}^{\text{HP}}\mathbf{C}_{\text{I},t}$) は、

$${}^{\text{HP}}\mathbf{C}_{\text{I},t} = {}^{\text{I}}\mathbf{C}_{\text{HP},t}^{-1} \quad (2.5)$$

同様に、Hill 座標系と慣性座標系間の方向余弦行列 (${}^{\text{I}}\mathbf{C}_{\text{Hill},t}$, ${}^{\text{Hill}}\mathbf{C}_{\text{I},t}$) も、目標天体のエフェメリスに記載されている軌道速度ベクトルを利用することで定義される。目標天体固定座標系と慣性座標系間の DCM (${}^{\text{I}}\mathbf{C}_{\text{M},t}$ と ${}^{\text{M}}\mathbf{C}_{\text{I},t}$) は、自転周期や自転軸、自転エポック、自転エポックでの慣性座標系と目標天体固定座標系の対応関係 (DCM) より定まる。慣性座標系から探査機固定座標系への DCM (${}^{\text{B}}\mathbf{C}_{\text{I},t}$) は、探査機の姿勢がクォータニオン ($q_{t,1}, q_{t,2}, q_{t,3}, q_{t,4}$) として与えられるとすると、

$${}^{\text{B}}\mathbf{C}_{\text{I},t} = \begin{pmatrix} q_{t,1}^2 - q_{t,2}^2 - q_{t,3}^2 + q_{t,4}^2 & 2(q_{t,1}q_{t,2} + q_{t,3}q_{t,4}) & 2(q_{t,1}q_{t,3} - q_{t,2}q_{t,4}) \\ 2(q_{t,1}q_{t,2} - q_{t,3}q_{t,4}) & -q_{t,1}^2 + q_{t,2}^2 - q_{t,3}^2 + q_{t,4}^2 & 2(q_{t,2}q_{t,3} + q_{t,1}q_{t,4}) \\ 2(q_{t,1}q_{t,3} + q_{t,2}q_{t,4}) & 2(q_{t,2}q_{t,3} - q_{t,1}q_{t,4}) & -q_{t,1}^2 - q_{t,2}^2 + q_{t,3}^2 + q_{t,4}^2 \end{pmatrix} \quad (2.6)$$

である。

また、探査機固定座標系から慣性座標系への DCM (${}^{\text{I}}\mathbf{C}_{\text{B},t}$) は、

$${}^{\text{I}}\mathbf{C}_{\text{B},t} = {}^{\text{B}}\mathbf{C}_{\text{I},t}^{-1} \quad (2.7)$$

である。

探査機固定座標系と目標天体重心を原点とするカメラ座標系間の方向余弦行列 (${}^{\text{C}_0}\mathbf{C}_{\text{B}}$ と ${}^{\text{B}}\mathbf{C}_{\text{C}_0}$) は、探査機上のカメラの位置によって定義される。一般的にはミッションによって不変である。次に、目標天体重心を原点とするカメラ座標系、探査機位置を原点とするカメラ座標系、画像座標系間の関係は以下のように定義される。例えば、時刻 t において、目標天体重心を原点とするカメラ座標系における目標天体の形状モデル上の構成点 $[i]$ の位置を、同次座標系で ${}^{\text{C}_{0\text{h}}}\mathbf{p}_t^{[i]} = ({}^{\text{C}_0}x_t^{[i]} \ {}^{\text{C}_0}y_t^{[i]} \ {}^{\text{C}_0}z_t^{[i]} \ 1)^{\text{T}}$ と表す。よって、ある時刻 t におけるモデル構成点 $[i]$ の画像座標系での位置 ${}^{\text{i}}\mathbf{p}_t^{[i]} = ({}^{\text{i}}x_t^{[i]} \ {}^{\text{i}}y_t^{[i]})^{\text{T}}$ を拡張した、同次画像座標系での位置 ${}^{\text{i}_\text{h}}\mathbf{p}_t^{[i]} = ({}^{\text{i}}x_t^{[i]} \ {}^{\text{i}}y_t^{[i]} \ 1)^{\text{T}}$ は、

$${}^{\text{i}_\text{h}}\mathbf{p}_t^{[i]} = {}^{\text{i}}\mathbf{D}_{\text{C}}^{\text{C}} \mathbf{D}_{\text{C}_{0\text{h}},t} \ {}^{\text{C}_{0\text{h}}}\mathbf{p}_t^{[i]} \quad (2.8)$$

で表される。

S はスケール定数である。ここで、ある時刻 t における探査機位置 ${}^{\text{C}_{0\text{h}}}\mathbf{X}_t = ({}^{\text{C}_0}x_t \ {}^{\text{C}_0}y_t \ {}^{\text{C}_0}z_t)^{\text{T}}$ を用いて、カメラ同次座標系 (目標天体の重心が原点) からカメラ座標系 (探査機位置原点) への変換行列 (${}^{\text{C}}\mathbf{D}_{\text{C}_{0\text{h}},t}$) は、

$${}^{\text{C}}\mathbf{D}_{\text{C}_{0\text{h}},t} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & -{}^{\text{C}_0}x_t \\ 0 & 1 & 0 & -{}^{\text{C}_0}y_t \\ 0 & 0 & 1 & -{}^{\text{C}_0}z_t \end{pmatrix} \quad (2.9)$$

で表される。

また、カメラ座標系 (探査機位置原点) から画像座標系への変換行列 (iD_C) は、カメラの焦点距離 f [pixel]、および主点 c_x, c_y [pixel] を用いて、

$${}^iD_C = \begin{pmatrix} f & 0 & c_x \\ 0 & f & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (2.10)$$

である。

なお、カメラの焦点距離 f [pixel] は、画像の解像度 $N_{\text{pix}} \cdot N_{\text{pix}}$ [pixel]、画角 F [rad] を用いて、

$$f = \frac{N}{2 \tan(\frac{F}{2})} \quad (2.11)$$

である。

ただし、カメラのレンズ歪みを考慮する場合、カメラ座標系 (探査機位置原点) における主点方向ベクトルと注目点方向ベクトルのなす角 θ 、歪みパラメータ k_0, k_1, k_2, k_3 を用いて、

$$f = k_0 + k_1 \tan \theta + k_2 \tan^2 \theta + k_3 \tan^3 \theta \quad (2.12)$$

である。

また、慣性座標系と Hill 座標系間の DCM (${}^I C_{\text{Hill},t}, {}^{\text{Hill}} C_{I,t}$) は、エフェメリスに記載されている目標天体位置と速度ベクトルから計算される。

2.2 本論文における計算機環境の想定

前述した通り、小天体探査におけるリソース制約は非常に厳しく、CPU のクロック周波数は数 10MHz~数 100MHz 程度、FPGA のクロック周波数は数 10MHz 程度が一般的である。GPU の搭載は困難な場合が多い。また、画像処理などの特定の処理のみを実行する部分では、CPU のような汎用計算機ではなく、専用の論理回路をプログラミング可能な FPGA に実装することで消費電力・発熱・メモリ使用量などを低減する事が多い。一般的に FPGA は、計算が互いに依存しないような画像処理などの並列計算の実装や、OR・AND などの単純な論理演算で構成される処理の実装に適している。一方で、繰り返し計算や、浮動小数点演算などの多数の論理素子を使用する処理は適していない。そのため、用途に応じて、CPU と FPGA が併用される事が多い。本論文でも、CPU と FPGA を併用した計算機環境を想定し、提案する処理の特性に応じて、CPU と FPGA のどちらに処理を割り当てるかを決定する。

2.3 正規化相互相関法とベクトル符号相関法

テンプレートマッチングとは、ある画像と画像の最も相関の高い部分を探索するアルゴリズムである。ある探索対象を、被探索対象画像中から探索する際によく使用される。相関値計算手法とし

ては、OSIRIS-RExにも採用されている正規化相互相関法 (Normalized Cross Correlation, NCC) が最も一般的である。NCCの場合、画像の輝度値 l が相関値計算に使用される。多くの場合、輝度値は 0~255(8ビット) で表される。

被探索画像 (撮影画像, 画像サイズ: $N_c \cdot N_c$) の中からテンプレート画像 (参照画像, 画像サイズ: $N_t \cdot N_t$, $N_t < N_c$) を探し出す時の、各ピクセル (x, y) における相関値 $NCC(x, y)$ は、被探索画像の輝度値 l_c およびテンプレート画像の輝度値 l_t を用いて、以下の通り輝度値データ列の内積として定義される。この NCC が 1 に近い箇所ほど、2つの画像の相関が高い箇所である。

$$NCC(x, y) = \frac{\sum_{u=0}^{N_t-1} \sum_{v=0}^{N_t-1} [l_c(x+u, y+v)l_t(u, v)]}{\sqrt{\sum_{u=0}^{N_t-1} \sum_{v=0}^{N_t-1} [l_t(u, v)]^2} \sqrt{\sum_{u=0}^{N_t-1} \sum_{v=0}^{N_t-1} [l_c(x+u, y+v)]^2}} \quad (2.13)$$

なお、 x, y, u, v は離散化された画像座標系におけるピクセルの位置を表すため、整数値である。NCCの場合、浮動小数点演算や乗算を含むので、高速処理には大規模な回路が必要である。

一方、ベクトル符号相関法 (Vector Code Correlation, VCC) の場合、画像の離散化された輝度勾配が相関値計算に使用される。まず、画像中の各ピクセルにおける輝度勾配を定義するため、注目ピクセル (x, y) 近傍における輝度変化を平面に近似する (図 2.2)。

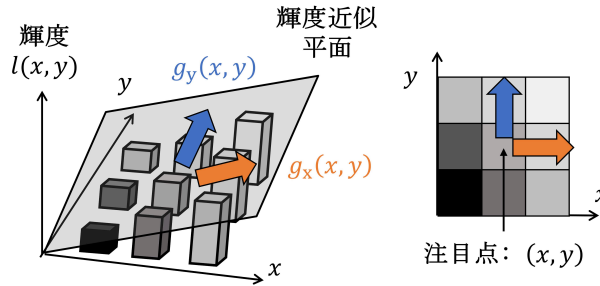


図 2.2: 輝度近似平面

x 方向の勾配が g_x , y 方向の勾配が g_y で定義される近似平面において、座標 $(x+u, y+v)$ での輝度は、

$$l_a(x+u, y+v) = g_x u + g_y v + c \quad (2.14)$$

で表される。

ここで、 c は、 (x, y) における輝度値である。よって、 $(x+u, y+v)$ における輝度の真値と近似平面の誤差は、

$$e = l(x+u, y+v) - l_a(x+u, y+v) = l(x+u, y+v) - (g_x u + g_y v + c) \quad (2.15)$$

である。

ここで、近似平面を、注目ピクセルの8近傍で近似すると仮定すると、この誤差の二乗和 E は、

$$\begin{aligned}
E &= \sum_u \sum_v e^2 \\
&= \sum_u \sum_v [l(x+u, y+v)]^2 + g_x^2 \sum_u \sum_v u^2 + g_y^2 \sum_u \sum_v v^2 + c^2 \sum_u \sum_v 1 \\
&\quad + 2g_x g_y \sum_u \sum_v uv + 2g_x c \sum_u \sum_v u + 2g_y c \sum_u \sum_v v - 2g_x \sum_u \sum_v ul(x+u, y+v) \\
&\quad - 2g_y \sum_u \sum_v vl(x+u, y+v) - 2c \sum_u \sum_v l(x+u, y+v)
\end{aligned} \tag{2.16}$$

である。

ここで、

$$u = \{-1, 0, 1\}, v = \{-1, 0, 1\}$$

である。

この誤差の二乗和 E は、

$$\frac{\partial E}{\partial g_x} = \frac{\partial E}{\partial g_y} = \frac{\partial E}{\partial c} = 0 \tag{2.17}$$

の時、最小値となる。

したがって、各ピクセル (x, y) における x 方向の輝度勾配 $g_x(x, y)$ および y 方向の輝度勾配 $g_y(x, y)$ は、それぞれ以下の通り計算される。

$$g_x(x, y) = \frac{1}{6} \sum_u \sum_v [ul(x+u, y+v)] \tag{2.18}$$

$$g_y(x, y) = \frac{1}{6} \sum_u \sum_v [vl(x+u, y+v)] \tag{2.19}$$

さらに、事前に設定された離散化閾値 g_{th} を用いることで、輝度勾配は3パターン(2ビット)に離散化される(表 2.1)。なお、表中の b は2進数を表している。

表 2.1: 輝度勾配の離散化

条件	離散値	定義
$g > g_{th}$	10b	増加
$g_{th} \geq g \geq -g_{th}$	00b	維持
$g < -g_{th}$	01b	減少

各ピクセルにおける x, y 方向の離散化輝度勾配は、シフト演算により4ビットの1つの変数 d に置き換えられる。そして、このベクトル符号化処理の後、相関値が計算される。撮影画像(画像サイ

ズ: $N_c \cdot N_c$)の中からテンプレート画像(参照画像, 画像サイズ: $N_t \cdot N_t$, $N_t < N_c$)を探し出す時の, 各ピクセルにおける相違度 $VCC(x, y)$ は, 被探索画像のベクトル符号列 d_c およびテンプレート画像のベクトル符号列 d_t を用いて, 以下の通り XOR 演算を用いて定義される. この VCC が最小となる座標値が, 2つの画像の相関が最も高いところである.

$$VCC(x, y) = \sum_{u=0}^{N_t-1} \sum_{v=0}^{N_t-1} [d_c(x+u, y+v) \oplus d_t(u, v)] \quad (2.20)$$

このように, 離散化された輝度勾配を用いることで, 1ピクセルあたりのデータ量を8ビットから4ビットに削減することができる. さらに, この離散化により, 相関値が XOR 演算(ビット演算)で算出可能になる. FPGAへ画像処理を実装する際には, 論理回路を設計する形で実装を行う. したがって, XOR 演算による相関値算出は, 回路設計を容易にするだけでなく, 並列化によるFPGA上での高速処理も可能にする(図2.3). また, データ量自体は削減されるが, 輝度勾配を使用するため, 輪郭などの特徴量はそこまで失われぬ. VCCは XOR 演算を中心とした小規模な回路で実装可能なため, NCCよりも並列化実装に適しており, クロック周波数・集積度・回路規模などのリソースが限られている場合でもより高速な処理が可能である.

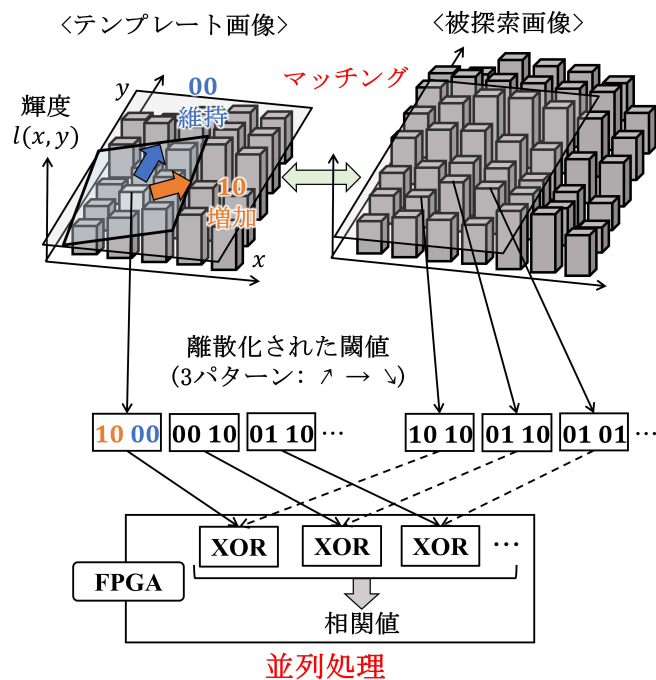


図 2.3: FPGA とベクトル符号相関法

2.4 高高度での位置推定手法

図 2.4 に, 高高度での提案手法の概要を示す. 提案手法は主に, 3ステップから構成される. まず, レンダリングにより, 計画位置上での参照画像を生成する. その後, 撮影画像と参照画像の水平

移動量 [pixel] を、ベクトル符号相関法を用いたテンプレートマッチングで計算する。また、画像の拡大縮小を行いながらマッチングを行い、最大相関値を逐次探索することで、拡大縮小倍率も得ることができる。これらの画像座標系での移動量を、変換行列を用いて実空間に変換することで、探査機の実際の位置を推定することができる。以下で、それぞれの処理の詳細を述べる。

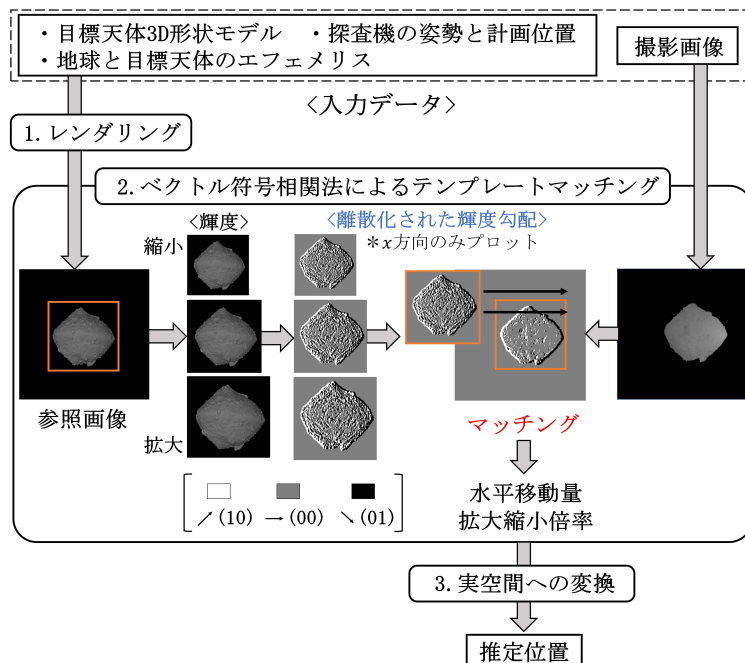


図 2.4: 高高度での位置推定手法

2.4.1 レンダリングによる参照画像生成

レンダリングによる参照画像生成には、事前情報として、目標天体の 3D 形状モデル、探査機の計画位置と姿勢、地球と目標天体のエフェメリスが必要となる。高高度での位置推定では、レンダリング処理を地上で事前に行う場合、または探査機上でリアルタイムに行う場合の 2 通りを検討している。地上で事前に行う場合、計画姿勢を使用して参照画像を生成し、着陸運用前に一連の参照画像を探査機に登録する。一方、探査機上で行う場合、スタートラッカなどの姿勢センサにより、高精度かつリアルタイムで実際の姿勢情報を得ることができるため、この姿勢情報を用いて参照画像を生成することができる。したがって、計画姿勢と実際の姿勢に大きな誤差がある場合でも、リアルタイムな姿勢観測量を用いることでより高精度な位置推定を実現することができる。次章で示す通り、レンダリング処理も含めてリアルタイムでの実行が可能である。また、計算量の削減のために、OSIRIS-REx のように形状モデルのポリゴン 1 つ 1 つに反射率を付与することはしていない。高高度では小天体の外形も含めたマッチングを行うため、反射率を付与しなくても高精度な位置推定が可能である。

時刻 t において、目標天体モデルを構成する点 $[i]$ の画像同次座標系での位置 ${}^i\mathbf{p}_t^{[i]} = (x_t^{[i]} \ y_t^{[i]} \ 1)^T$

は、目標天体固定座標系での位置 ${}^M\mathbf{p}_t^{[i]} = ({}^Mx_t^{[i]} \ {}^My_t^{[i]} \ {}^Mz_t^{[i]})^T$ を用いて、

$$S^{\text{in}}\mathbf{p}_t^{[i]} = {}^iD_C^C D_{C_{\text{Oh},t}} C_{\text{Oh},t}^{\text{Coh}} \mathbf{p}_t^{[i]} \quad (2.21)$$

$${}^{C_0}\mathbf{p}_t^{[i]} = {}^{C_0}C_B^B C_{I,t}^I C_{M,t}^M \mathbf{p}_t^{[i]} \quad (2.22)$$

で計算される。

ここで、 ${}^C D_{C_{\text{Oh},t}}^C$ は、探査機の計画位置 (${}^{\text{HP}}\mathbf{x}_{n,t} = ({}^{\text{HP}}x_{n,t} \ {}^{\text{HP}}y_{n,t} \ {}^{\text{HP}}z_{n,t})^T$) を用いたカメラ同次座標系 (目標天体の重心が原点) からカメラ座標系 (探査機位置原点) への変換行列である。このようにして、形状モデルの構成点が画像平面上へと投影される。実際には、形状モデルは、点群および位相情報 (ポリゴンである三角形を構成する 3 点の組み合わせ情報) で構成される。各点が画像平面上へと投影された後、各ポリゴンの法線ベクトル ${}^M\mathbf{n}_t^{[i]}$ 、太陽方向ベクトル ${}^M\mathbf{x}_{\text{sun},t}$ 、光源 (太陽) の輝度値 l_{sun} 、環境光の輝度値 l_{amb} 、拡散反射率 β_{diff} 、環境光反射率 β_{amb} を用いて、各座標での輝度は以下の通り計算される。

$$l(i x_t^{[i]}, i y_t^{[i]}) = \beta_{\text{diff}} l_{\text{sun}} \frac{|{}^M\mathbf{n}_t^{[i]} ({}^Mx_t^{[i]}, {}^My_t^{[i]}) \cdot {}^M\mathbf{x}_{\text{sun},t}|}{\|{}^M\mathbf{n}_t^{[i]} ({}^Mx_t^{[i]}, {}^My_t^{[i]})\| \|{}^M\mathbf{x}_{\text{sun},t}\|} + \beta_{\text{amb}} l_{\text{amb}} \quad (2.23)$$

本研究では、鏡面反射や透過は考慮せず、簡易的なレンダリングのみを行う。また、影の効果を加えるためのシャドウイング処理は実装していない。

2.4.2 ベクトル符号相関法を用いたテンプレートマッチング

まず、参照画像からテンプレート画像をトリミングする。本研究では、有効画素 (輝度値が 1 以上の画素) の最大・最小座標を用いてトリミングを行うことで、画像中の小天体領域を抽出する。その後、撮影画像とテンプレート画像をベクトル符号に変換し、テンプレートマッチングを用いて比較することで、水平移動量 [pixel]、拡大縮小倍率を算出する。最適拡大縮小倍率は、1 ピクセル刻みの拡大縮小による逐次探索により探索する。画像の拡大縮小時の補間手法として、高高度ではニアレストネイバ法を使用した。ニアレストネイバ法は、拡大縮小などの変換後の座標の輝度値を、最も近い座標値の輝度値で補間する。一般的に、ニアレストネイバ法はエッジ (輪郭) を保存したまま補間することができる。高高度では輪郭も含めたマッチングを行うため、この手法を採用した。

また、より高速な処理を実現するために、低解像度 (元画像の 1/2 の解像度) でのマッチングと元画像と同一の解像度でのマッチングの 2 ステップに分割した。低解像度でのマッチングでは、マッチング範囲を、想定される軌道誤差をピクセル値に変換した範囲に制限した。また、高解像度でのマッチングでは、マッチング範囲を、低解像度マッチングでの最大相関値座標の周辺とした。このような処理を行うことで、マッチング全体の計算量を削減した。

離散化の際の閾値は、マッチング成功率に大きな影響を与える。閾値の設定は、どこまで表面の起伏を捉えるかと同義であるので、閾値の設定方法がマッチング成功率に直結する。参照画像生成の際に簡易的なレンダリング処理を用いる場合、実際の画像の天体表面のテクスチャと異なる可能性がある。本研究では、閾値の設定方法として、固定値を採用している。撮影画像の表面のテクスチャと参照画像のテクスチャの違いによって、閾値を設定する。閾値を比較的高く設定すると、表面の一致度よりも輪郭の一致度がマッチング結果において支配的となる。これらのパラメータは、

小天体の事前観測や形状モデル作成が終わった後に、その小天体の特性に応じて設定する。

2.4.3 実空間への座標変換

画像座標系での水平移動量、拡大縮小倍率の推定後、これらを実空間へ変換することで位置推定を行う。推定位置 ${}^{\text{HP}}\mathbf{x}_{e,t} = ({}^{\text{HP}}x_{e,t}, {}^{\text{HP}}y_{e,t}, {}^{\text{HP}}z_{e,t})^{\text{T}}$ は、水平移動量 $({}^i x_{d,t}, {}^i y_{d,t})[\text{pixel}]$ および拡大縮小倍率 $s_{d,t}$ 、計画位置 (目標天体の重心が原点) ${}^{\text{C}_0}z_n$ 、画像の解像度 $N_{\text{pix}} \cdot N_{\text{pix}}[\text{pixel}]$ を用いて、以下のように表される。

$${}^{\text{HP}}\mathbf{x}_{e,t} = {}^{\text{HP}}\mathbf{C}_{1,t} {}^{\text{I}}\mathbf{C}_{\text{B},t} {}^{\text{B}}\mathbf{C}_{\text{C}_0} {}^{\text{C}_0}\mathbf{x}_{d,t} + {}^{\text{HP}}\mathbf{x}_{n,t} \quad (2.24)$$

ここで、 ${}^{\text{C}_0}\mathbf{x}_{d,t} = ({}^{\text{C}_0}x_{d,t}, {}^{\text{C}_0}y_{d,t}, {}^{\text{C}_0}z_{d,t})$ は、

$${}^{\text{C}_0}z_{d,t} = \left(\frac{1}{s_{d,t}} - 1\right) {}^{\text{C}_0}z_{n,t} \quad (2.25)$$

$$\begin{pmatrix} {}^{\text{C}_0}x_{d,t} \\ {}^{\text{C}_0}y_{d,t} \end{pmatrix} \simeq \frac{{}^{\text{C}_0}z_{n,t}}{s_{d,t} N_{\text{pix}}} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} {}^i x_{d,t} \\ {}^i y_{d,t} \end{pmatrix} \quad (2.26)$$

である。

2.4.4 高高度での提案手法の特徴と位置づけ

高高度における提案手法は、OSIRIS-REx の NFT などと同様に、地形相対航法をベースとした手法である。地形情報として小天体表面の濃淡模様を活用するため、エッジなどの特徴点や、クレータや岩などの顕著な自然ランドマークの存在に依存せずに高精度推定が可能である。また、相関値計算法として、FPGA での高速処理が可能な輝度勾配を用いたベクトル符号相関法を活用しているため、リアルタイムな高速処理が可能である。さらに、高高度における提案手法では、小天体の外形も含めたマッチングを行う。また、ベクトル符号の離散化の閾値を調整することで、小天体表面の濃淡模様よりも外形の一致度を支配的とするマッチングが可能である。したがって、高精細な形状モデル作成や高度なレンダリング処理を必要としない。この特徴は、形状モデル作成のための目標天体の入念な事前観測が困難である、比較的重力の大きい遠方小天体への適用が可能である。さらに、外形の一致度を支配的とするマッチングが可能であるため、画像データの部分欠損や、計画と実際の照明環境変化によって陰影の位置や領域に違いが生じる場合に対してもロバストである。

高高度における提案手法を従来手法と比較する。1章で述べた通り、地形相対航法や特徴追跡でよく使用される SIFT や深層学習ベースの局所特徴抽出・マッチング手法でリアルタイム処理を実現するには、高速な CPU や GPU が必要不可欠であった。したがって、これらの手法は、消費電力や熱的な制約でクロック周波数が制限される小天体探査へ適していない。一方で、ベクトル符号相関法を用いた提案手法は FPGA との相性がよいため、専用の回路を FPGA に実装することで、小天体探査における低消費電力・低クロック周波数下でも効率的な高速処理が可能である。特にリソース制約が厳しい遠方小天体の環境下では、提案手法は従来の局所特徴抽出・マッチング手法に対して優位である。また、従来の局所特徴抽出手法は、コーナーやエッジやプロブを検出していた。こ

のような手法は、連続的でなだらかな濃淡変化しかない表面の場合に適用できない。一方で、ベクトル符号相関法を用いた提案手法では、離散化の閾値を調整することで、このような表面でもマッチングが可能であり、より小天体表面地形環境に対してロバストである。また、深層学習ベースの手法では、着陸時の照明条件に近い膨大な画像データを用いてモデルの重みを学習させる必要がある。小天体の表面の特性は到着までわからないため、このような環境下では、表面の濃淡変化（輝度勾配）を用いて比較する提案手法の方が適している。

さらに、小天体向けの既存の航法手法と比較する。提案手法は特徴点情報を使用しないため、比較的平坦な表面の天体などにも適用できると考えられる。これは、Hera で使用されるオプティカルフローやSLIMのようなクレータマッチングに対する大きなメリットである。また、提案手法は地形相対航法をベースとしているため、誤差の蓄積がなく、高精度な推定が可能である。これは、特徴点追跡や図心追跡などの異なる時刻間の対応関係を推定する手法に対するメリットである。はやぶさ2のGCP-NAVと比較すると、リアルタイム処理を実現している点や、ランドマークデータベースを必要としないため、遠方小天体を含めたより幅広い天体へ適用可能な点で優れている。また、FPGAを用いることで、OSIRIS-RExのNFTと比較してより高速なマッチングが可能である。さらに、外形も含めたマッチングであるため、高精細な形状モデルも必要としない。遠方小天体になるほど、CPUのクロック周波数に対する制約は厳しくなり、探査する小天体の重力も大きくなると考えられるため、提案手法のNFTに対する優位性はより高くなる。ターゲットマーカなどの人工ランドマークを用いた手法と比較すると、信頼性の観点では提案手法は劣る。しかし、人工ランドマークを配置する必要がないという点がメリットである。このようなメリットに対して、提案手法独自のデメリットも考えられる。まず、FPGAと専用回路を必要とする点である。探査機の質量制約などでこのような専用ハードウェアを用意することが困難な場合は、CPUなどの汎用計算機に適している他の手法の方が優位である。また、着陸前の事前観測による形状モデル作成が困難な場合は提案手法を適用することができないため、重力天体への適用は困難である。

2.5 低高度での位置推定手法 1:

画像座標系での 2 次元射影変換行列による位置推定

図 2.5 に、低高度での提案手法 1 の概略図を示す。高高度と同様に、主に 3 ステップから構成される。まず、計画位置上での参照画像を用意する。この参照画像をどのようにして用意するかは、次節で述べる。低高度では、天体の外形が完全には見えないため、複数の微小画像でマッチングを行う。そこで、参照画像から複数の画像をトリミングする必要がある。ここでは、参照画像を微小幅の窓で走査し、その微小窓内の輝度勾配の総和が大きい順に複数画像を選び出す。このステップでは、比較的輝度変化が大きく、マッチング成功率が高いと想定される箇所を選び出している。その後、選択された複数の微小画像を撮影画像の中から探索する。ここでも、ベクトル符号相関法を用いたテンプレートマッチングを使用する。このマッチングによって、撮影画像内および参照画像内の複数の微小画像の対応関係が定まる。その後、これらの対応関係より、撮影画像と参照画像間の最適な 2 次元射影変換行列を RANSAC(Random sample consensus) を用いて推定する。これらの一連の処理によって、2 画像間の水平移動量 [pixel] および拡大縮小倍率を得ることができる。これらの画像座標系での移動量を変換行列を用いて実空間に変換することで位置を推定することができる。以下で、それぞれの処理の詳細を述べる。

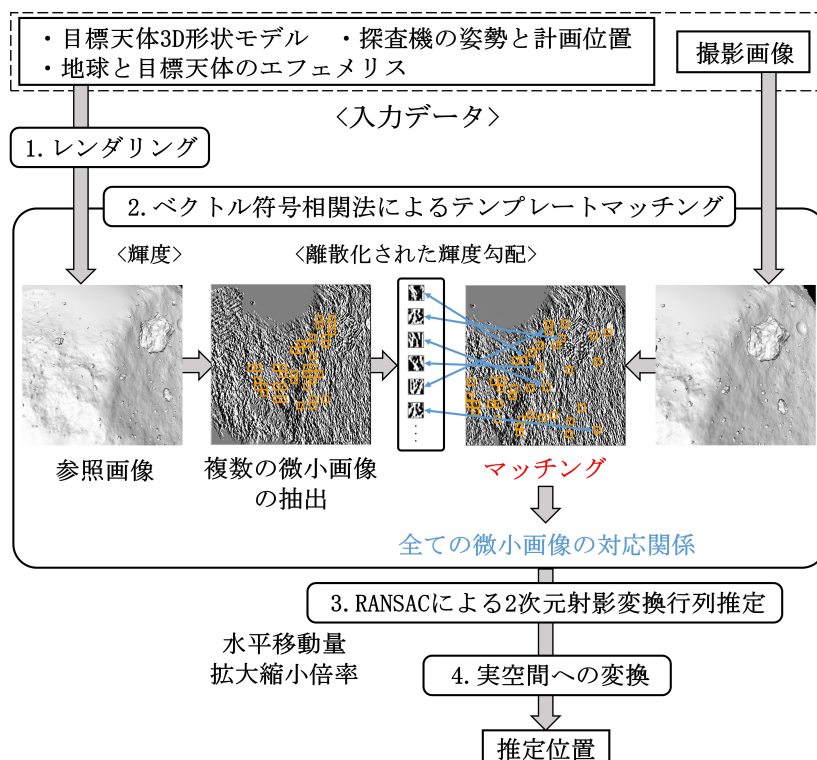


図 2.5: 低高度での位置推定手法 1(画像座標系での 2 次元射影変換行列による位置推定)

2.5.1 参照画像の用意

参照画像生成は、この手法の重要な処理の1つである。高高度でのマッチングでは、上述したように、天体の外形も含めたマッチングを行う。後で詳しく述べるが、輪郭の一致度がマッチング結果において支配的であるので、高度なレンダリング処理は不要である。一方、低高度では表面の地形情報のみでマッチングを行うため、高解像度の形状モデルや高度なレンダリング処理が必要となる。なぜなら、参照画像の高精細さがマッチング精度に直結するためである。したがって、低高度になればなるほど、高精細な形状モデルが必要となる。小天体をターゲットにする場合、探査機のコンフィギュレーションによって、そのようなモデルが作成できるかが異なる。例えば、OSIRIS-RExの場合、反射率を付与した高精細なDEMを作成することが可能である。これは、搭載燃料の豊富さや、搭載光学カメラやLIDARが高分解能であることが主な要因である。また、はやぶさ2の場合は、入念なりハーサルを行うことで、着陸地点付近の高精細なモデルを作成した。しかし、搭載燃料が少ない探査機や、光学カメラの性能が不十分な場合、そのような高精細なモデルの作成は困難である。本研究では、着陸地点近傍のみ、高精細なモデルが得られていると仮定する。これは、着陸地点付近まで降下りハーサルを行うことで可能となる。あるいは、高分解能のカメラやLIDARを搭載していれば、そこまで降下しなくても着陸地点付近の画像を容易に得ることが可能である。しかし、高精細なモデルが得られたとしても、低高度での高度なレンダリング処理には処理時間を要する。そこで、本研究では、本番降下前の段階で、オンボード処理あるいは地上での処理によって、高精細な参照画像が生成されているものとする。なお、リアルタイムでの画像生成は困難であるので、計画姿勢を用いてレンダリングを行う。

また、詳細は後に述べるが、レンダリング処理の際に、画像座標系での形状モデル構成点座標とカメラ座標系(探査機位置原点)での形状モデル構成点の z 座標(深度情報)の対応表を作成する。この情報は、2つの画像間の2次元での変化量を、実空間の座標系(3次元)へ変換する際に活用する。

2.5.2 複数の微小画像の抽出

微小幅の窓で走査し、その微小窓内の輝度勾配の絶対値の総和が大きい順に複数画像を選び出す。 (x, y) での微小窓内の輝度勾配の絶対値の総和 $f(x, y)$ は、輝度勾配 g_x, g_y 、微小窓サイズ W [pixel]を用いて、

$$f(x, y) = \sum_u \sum_v [|g_x(x+u, y+v)| + |g_y(x+u, y+v)|] \quad (2.27)$$

である。

ここで、 u, v は以下を満たす整数値である。

$$-\frac{W}{2} \leq u \leq \frac{W}{2}, -\frac{W}{2} \leq v \leq \frac{W}{2}$$

2.5.3 ベクトル符号相関法を用いたテンプレートマッチング

微小画像 (テンプレート画像) と撮影画像をベクトル符号に変換し、微小画像を拡大縮小しながら、テンプレートマッチングを用いて比較する。そして、水平移動量 [pixel], 拡大縮小倍率を算出する。なお、最終的な高度推定には、後の射影変換行列の推定時の拡大縮小倍率を使用する。したがって、ここで算出した拡大縮小倍率は位置推定には使用しない。これは、サイズの小さい画像による探索の場合、拡大縮小に対する感度が低いためである。それでも、拡大縮小を行いながらマッチングを行うのは、計画位置と実際の位置における高度が大きく異なる際にも正しい相関箇所を見つけるためである。画像の拡大縮小時の補間手法として、本研究ではバイリニア法を使用した。バイリニア法は、変換後のある座標の輝度値を、近傍 4 点を用いて補間する。ニアレストネイバ法よりもなめらかな補間が可能である。低高度では、表面地形の模様でのマッチングが支配的となるので、バイリニア法を採用した。また、高高度と同様に、2 段階の解像度でのマッチングを使用し、探索範囲の制限を設けた。

2.5.4 RANSAC による 2 次元射影変換行列の推定

上記までの処理で、参照画像中および撮影画像中の微小画像の正しい対応関係が定まった。ここでは、それらの対応関係を用いて、画像座標系での水平移動量・拡大縮小倍率を推定する。マッチングに使用したのは微小画像であるが、微小画像の中心座標に注目すれば、点パターンの対応関係と同じである。そこで、点パターンの対応関係から位置の対応関係を算出する手法を参考にする。これは、特徴点マッチングでよく用いられる手法である。一般に、複数点の対応関係がわかれば、それらの点パターン (画像) 間の変換行列は一意に定まる。本研究では、複数点の対応関係を安定して得ることができると考え、射影変換を採用する [30]。射影変換とは、直線性を保つ変換であり、台形への変換も可能である。4 点の対応関係でパラメータが一意に定まる。点 $({}^i x_1, {}^i y_1)$ の、点 $({}^i x'_1, {}^i y'_1)$ への射影変換は、同次座標系で以下のように定義される。本来は射影変換は非線形な変換だが、このように同次座標系を用いることで、線形方程式として扱うことができる。なお、 S はスケール定数である。

$$\begin{pmatrix} {}^i x'_1 \\ {}^i y'_1 \\ 1 \end{pmatrix} = \frac{1}{S} \begin{pmatrix} H_{11} & H_{12} & H_{13} \\ H_{21} & H_{22} & H_{23} \\ H_{31} & H_{32} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} {}^i x_1 \\ {}^i y_1 \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2.28)$$

また、4 点あれば対応関係は一意に定まるが、4 点以上の対応関係があれば、線形最小二乗法を用いた高精度な推定が可能となる。以下で、点パターンの対応関係から平行移動量・拡大縮小倍率を算出する方法の詳細を述べる。まず、射影変換の式を書き換えると、

$${}^i x'_1 = \frac{H_{11} {}^i x_1 + H_{12} {}^i y_1 + H_{13}}{H_{31} {}^i x_1 + H_{32} {}^i y_1 + 1}, {}^i y'_1 = \frac{H_{21} {}^i x_1 + H_{22} {}^i y_1 + H_{23}}{H_{31} {}^i x_1 + H_{32} {}^i y_1 + 1} \quad (2.29)$$

となる.

ここで, n 点の対応関係が既知であるとする, 上式は,

$$\begin{pmatrix} {}^i x'_1 \\ {}^i y'_1 \\ {}^i x'_2 \\ {}^i y'_2 \\ \vdots \\ {}^i x'_n \\ {}^i y'_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} {}^i x_1 & {}^i y_1 & 1 & 0 & 0 & 0 & -{}^i x'_1 {}^i x_1 & -{}^i x'_1 {}^i y_1 \\ 0 & 0 & 0 & {}^i x_1 & {}^i y_1 & 1 & -{}^i y'_1 {}^i x_1 & -{}^i y'_1 {}^i y_1 \\ {}^i x_2 & {}^i y_2 & 1 & 0 & 0 & 0 & -{}^i x'_2 {}^i x_2 & -{}^i x'_2 {}^i y_2 \\ 0 & 0 & 0 & {}^i x_2 & {}^i y_2 & 1 & -{}^i y'_2 {}^i x_2 & -{}^i y'_2 {}^i y_2 \\ & & & & \vdots & & & \end{pmatrix} \begin{pmatrix} H_{11} \\ H_{12} \\ H_{13} \\ H_{21} \\ H_{22} \\ H_{23} \\ H_{31} \\ H_{32} \end{pmatrix} \quad (2.30)$$

$$\mathbf{X} = \mathbf{B}\mathbf{H} \quad (2.31)$$

のようにまとめられる.

ここで \mathbf{B} は, $n \cdot n$ の行列である. 変換行列のパラメータの推定値を \mathbf{H} とすると, 二乗和誤差は,

$$e(\mathbf{H}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{B}\mathbf{H} - \mathbf{X}\|^2 \quad (2.32)$$

となる.

この二乗和誤差は,

$$\mathbf{H} = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{X} \quad (2.33)$$

の時, 最小となる.

よって, 変換行列パラメータの最小二乗推定値は,

$$\hat{\mathbf{H}} = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{X} \quad (2.34)$$

である.

この最小二乗推定値より, 以下の通り, 時刻 t における水平移動量 $({}^i x_{d,t}, {}^i y_{d,t})$ ・ 拡大縮小倍率 $s_{d,t}$ が算出される.

$${}^i x_{d,t} = \hat{H}_{13}, {}^i y_{d,t} = \hat{H}_{23} \quad (2.35)$$

$$s_{d,t} = \frac{1}{2} \left(\frac{\hat{H}_{11}}{\cos(\tan^{-1} \frac{\hat{H}_{12}}{\hat{H}_{11}})} + \frac{\hat{H}_{22}}{\cos(\tan^{-1} \frac{\hat{H}_{21}}{\hat{H}_{22}})} \right) \quad (2.36)$$

このように, 最小二乗法を用いて, 全ての対応関係からパラメータを推定することで, 高精度な推定が可能である. しかし, マッチングの成功率は, 参照画像生成時と撮影画像撮影時の照明条件の違い, 位置と姿勢のずれ量などに大きく依存する. このようなマッチングによる外れ値が複数ある場合, 最小二乗法による推定では大きな誤差が生じてしまう. そこで, 本研究では, 外れ値に対し

てロバストな推定法である, RANSAC(Random sample consensus) を使用する. RANSAC のアルゴリズムを以下に示す (図 2.6)[48].

1. ランダムサンプリング

まず, モデルのパラメータ推定のために最低限必要な対応関係のみを, ランダムに母集団から抽出する. 2次元の射影変換パラメータ推定の場合, 2つの画像内の4点の対応関係をランダムに取り出す.

2. 仮モデルの生成

1で抽出した対応関係のみを用いて, モデルのパラメータを推定する.

3. データセットの検証

2で推定した仮モデルを用いて, 母集団のデータセット全てをモデルに当てはめ, 閾値を用いてデータセットを検証する. 本研究の場合, 1で抽出したサンプル以外の全てのデータセットを, 2で生成した仮モデルで射影変換し, その再射影誤差が閾値以下のものを取り出す. なお, 再射影誤差を, 参照画像内の点を射影した点と, 撮影画像内の対応点との距離 [pixel] として定義している. 本研究では, 閾値は約 5[pixel] に設定している.

4. モデルの生成と更新

3で抽出した対応関係がモデル推定に必要な点数より多い場合, 最小二乗法によりモデルのパラメータを推定する. この時, 生成したモデルで全ての点の再射影誤差の総和を計算し, その誤差がこれまでで最も小さければ, 3で抽出されたデータセットおよびモデルを, インライア(外れ値でないもの) および最適モデルとして保存しておく.

5. 繰り返し

上記の1~4のステップを繰り返す. 最も適切なサンプルをランダムに抽出するために必要な繰り返し回数 N_{RANSAC} は, 母集団の中のインライアの比率 β , サンプリング数 N_{sample} , 適切なサンプルを抽出する確率(ユーザが設定) η を用いて, 以下の通り定義される.

$$N_{\text{RANSAC}} \geq \frac{\log(1 - \eta)}{\log(1 - \beta^{N_{\text{sample}}})} \quad (2.37)$$

なお, 本研究では, $\beta = 0.6$, $N_{\text{sample}} = 4$, $\eta = 0.99$ と設定している.

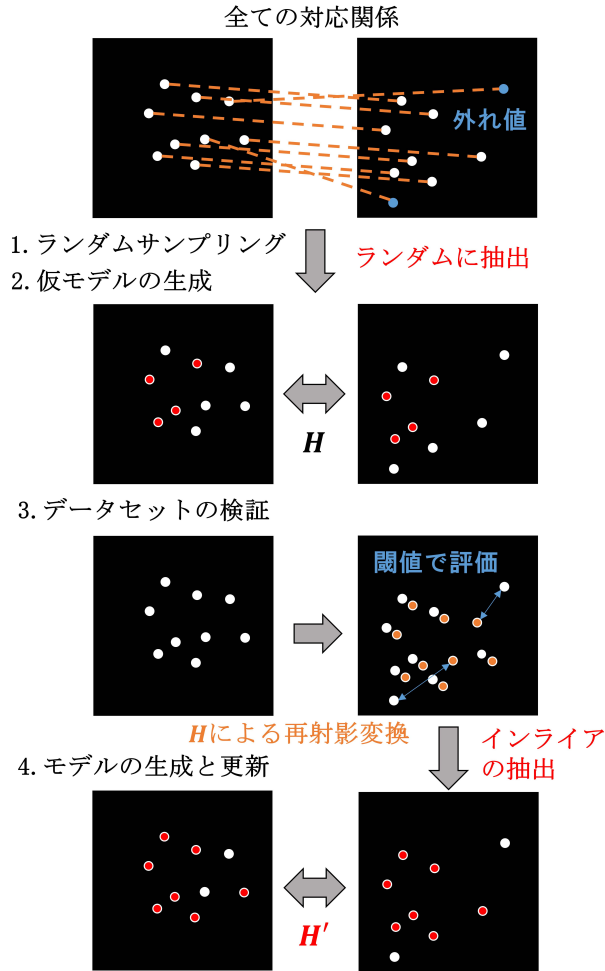


図 2.6: RANSAC の処理の流れ

2.5.5 実空間への座標変換

画像座標系での水平移動量，拡大縮小倍率の推定後，これらを実空間へ変換することで位置推定を行う．本研究では，探査機の実空間での位置を表す座標系として，高高度と同様に，ホームポジション (HP) 座標系を使用する．推定位置 ${}^{\text{HP}}\mathbf{x}_{e,t} = ({}^{\text{HP}}x_{e,t}, {}^{\text{HP}}y_{e,t}, {}^{\text{HP}}z_{e,t})^{\text{T}}$ は，水平移動量 $({}^i x_{d,t}, {}^i y_{d,t})$ ，拡大縮小倍率 $s_{d,t}$ ，平均深度 C_z を用いて，以下のように表される．平均深度は，参照画像生成時に作成した画像座標系と深度 ($C_z^{[i]}$) の対応表をもとに，インライア座標に対応する深度を平均することで算出される．

$${}^{\text{HP}}\mathbf{x}_{e,t} = {}^{\text{HP}}C_{1,t} {}^I C_{B,t} {}^B C_{C_0} C_0 \mathbf{x}_{d,t} + {}^{\text{HP}}\mathbf{x}_{n,t} \quad (2.38)$$

ここで， $C_0 \mathbf{x}_{d,t} = (C_0 x_{d,t}, C_0 y_{d,t}, C_0 z_{d,t})$ は，カメラの解像度 ($N \cdot N$) を用いて，

$$C_0 z_{d,t} = \left(\frac{1}{s_{d,t}} - 1 \right) C_0 z_{n,t} \quad (2.39)$$

$$\begin{pmatrix} c_0 x_{d,t} \\ c_0 y_{d,t} \end{pmatrix} \simeq \frac{c_{\bar{z}}}{s_{d,t} \mathbb{N}} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i x_{d,t} \\ i y_{d,t} \end{pmatrix} \quad (2.40)$$

である.

2.6 低高度での位置推定手法 2:

形状モデルから画像座標系への透視投影変換行列による位置推定

図 2.7 に、低高度での提案手法 2 の概略図を示す。低高度での提案手法 1 と同様に、主に 3 ステップから構成される。まず、計画位置上での参照画像を用意する。このレンダリングの際に、カメラ座標系(目標天体の重心が原点)での位置(形状モデル上での位置情報)と画像座標系での位置の対応表を作成しておく。その後、参照画像から、比較的輝度変化が大きい箇所を選び出し、選択された複数の微小画像を撮影画像の中から、ベクトル符号相関法を用いたテンプレートマッチングで探索する。このマッチングによって、撮影画像内および参照画像内の複数の微小画像の対応関係が定まる。これらの処理によって、それぞれの微小画像中心座標の、撮影画像中の位置(画像座標系)・参照画像中の位置(画像座標系)・形状モデル上での位置(目標天体の重心が原点のカメラ座標系)の対応関係が定まる。この中の、撮影画像中での位置と形状モデル上での位置の対応関係を使用することで、実際の位置における、形状モデルから画像座標系へのカメラの透視投影変換行列を推定することができる。これは、PNP 問題(Perspective-n-Point Problem)として知られている。この推定には、非線形最小二乗法による RANSAC を使用する。これらの一連の処理によって、探査機の実際の位置と、計画位置からの姿勢変動量を推定することができる。以下で、それぞれの処理の詳細を述べる。なお、低高度での提案手法 1 と同じ処理である、複数の微小画像の選択、ベクトル符号相関法を用いたテンプレートマッチングに関しては省略する。

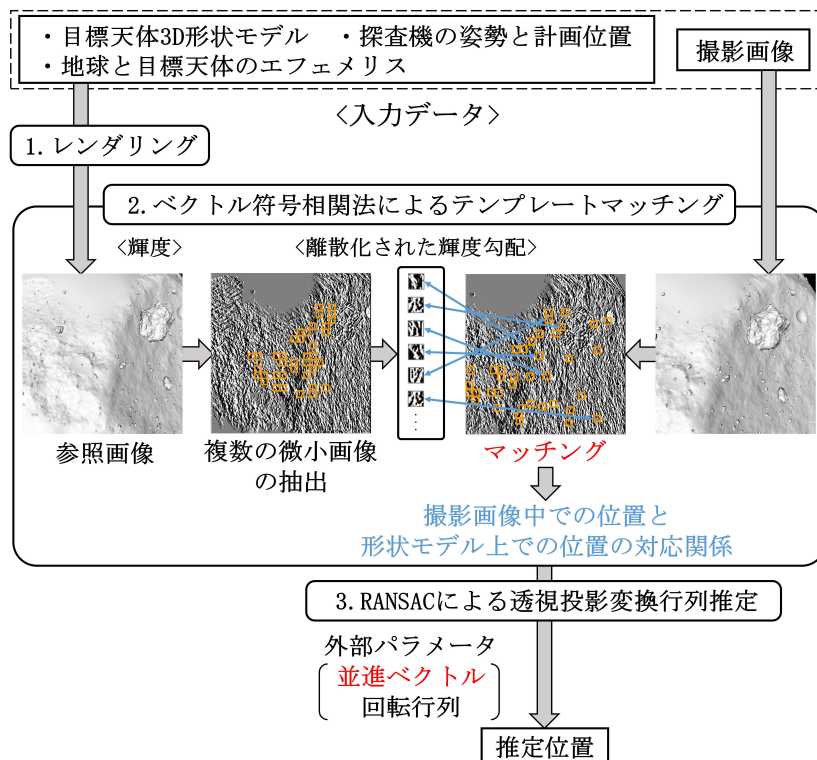


図 2.7: 低高度での位置推定手法 2(形状モデルから画像座標系への透視投影変換行列による位置推定)

2.6.1 参照画像の用意

この処理は、低高度での提案手法 1 のレンダリング処理と概ね同様である。提案手法 1 では、レンダリングの際に、画像座標系とカメラ座標系 (探査機位置原点) での z 座標 (深度情報) の対応表を作成した。しかし、本提案手法では、画像座標系での位置とカメラ座標系 (目標天体の重心が原点) での 3 次元位置 (形状モデル上での位置情報) の対応表を作成しておく。

2.6.2 複数の微小画像の抽出とベクトル符号相関法を用いたテンプレートマッチング

この処理は、低高度での提案手法 1 と同様である。微小画像を抽出し、ベクトル符号相関法を用いたテンプレートマッチングで比較することで、微小画像中心座標の撮影画像中の位置 (画像座標系) と参照画像中の位置 (画像座標系) の対応関係が定まる。

2.6.3 RANSAC による透視投影変換行列の推定

上記までの処理で、それぞれの微小画像中心座標の撮影画像中の位置 (画像座標系) ・参照画像中の位置 (画像座標系) ・形状モデル上での位置 (目標天体の重心が原点のカメラ座標系) の対応関係が定まった。ここでは、撮影画像中での位置と形状モデル上での位置の対応関係を使用することで、実際の位置における、形状モデルから画像座標系への透視投影変換行列を推定する。これは、レンダリングの際に使用した透視投影変換行列を逆に推定する問題であり、PNP 問題の一般的な解法を参考にした [49]。

小天体形状モデルの構成点 1 のワールド座標系での位置 ${}^{C_0}p^{[1]} = ({}^{C_0}x^{[1]} \ {}^{C_0}y^{[1]} \ {}^{C_0}z^{[1]} \ 1)^T$ を、画像同次座標系での位置 ${}^i p^{[1]} = ({}^i x^{[1]} \ {}^i y^{[1]} \ 1)^T$ へ投影する透視投影変換は、同次座標系で以下のように定義される。本研究では、ワールド座標系を、目標天体の重心が原点のカメラ同次座標系と仮定している。本来は透視投影変換は非線形な変換だが、このように同次座標系を用いることで、線形方程式として扱うことができる。なお、 $S^{[1]}$ はスケール定数である。ここでは、時刻の添え字は省略している。

$$S^{[1]} \begin{pmatrix} {}^i x^{[1]} \\ {}^i y^{[1]} \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} P_{11} & P_{12} & P_{13} & P_{14} \\ P_{21} & P_{22} & P_{23} & P_{24} \\ P_{31} & P_{32} & P_{33} & P_{34} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} {}^{C_0}x^{[1]} \\ {}^{C_0}y^{[1]} \\ {}^{C_0}z^{[1]} \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2.41)$$

$$= \begin{pmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R_{11} & R_{12} & R_{13} & T_1 \\ R_{21} & R_{22} & R_{23} & T_2 \\ R_{31} & R_{32} & R_{33} & T_3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} {}^{C_0}x^{[1]} \\ {}^{C_0}y^{[1]} \\ {}^{C_0}z^{[1]} \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$S^{[1]i} p^{[1]} = K[R \ T] {}^{C_0}p^{[1]} \quad (2.42)$$

この透視投影変換行列は，ワールド座標系を探査機位置原点のカメラ座標系へと変換する外部パラメータ行列 $\mathbf{P} = [\mathbf{R} \ \mathbf{T}]$ ，探査機位置原点のカメラ座標系を画像座標系へ変換する内部パラメータ行列 \mathbf{K} から構成される．外部パラメータは，ワールド座標系からカメラ座標系（探査機位置原点）への回転行列 \mathbf{R} および並進ベクトル \mathbf{T} で構成される．本研究では，ワールド座標系を，目標天体の重心が原点のカメラ同次座標系としているため，並進ベクトルと計画姿勢からの姿勢変動量のみが推定量である．したがって，高精度な推定が期待される．また，本研究では，カメラの焦点距離や主点などの内部パラメータは既知であると仮定し，外部パラメータのみの推定を行う．レンズの歪みなどは考慮していない．よって内部パラメータ逆行列を，式 2.41 にかけて，

$$\mathbf{S}^{[1]} \begin{pmatrix} i_x^{[1]'} \\ i_y^{[1]'} \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} P'_{11} & P'_{12} & P'_{13} & P'_{14} \\ P'_{21} & P'_{22} & P'_{23} & P'_{24} \\ P'_{31} & P'_{32} & P'_{33} & P'_{34} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} c_{0x}^{[1]} \\ c_{0y}^{[1]} \\ c_{0z}^{[1]} \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R_{11} & R_{12} & R_{13} & T_1 \\ R_{21} & R_{22} & R_{23} & T_2 \\ R_{31} & R_{32} & R_{33} & T_3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} c_{0x}^{[1]} \\ c_{0y}^{[1]} \\ c_{0z}^{[1]} \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2.43)$$

$$\mathbf{S}^{[1] \text{ih}} \mathbf{p}^{[1]'} = \mathbf{P}'^{\text{Coh}} \mathbf{p}^{[1]} \quad (2.44)$$

となる．
ただし，

$$\begin{pmatrix} i_x^{[1]'} \\ i_y^{[1]'} \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} i_x^{[1]} \\ i_y^{[1]} \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2.45)$$

である．

この透視投影変換の式を書き換えると，

$$\begin{pmatrix} c_{0x}^{[1]} & c_{0y}^{[1]} & c_{0z}^{[1]} & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -i_x^{[1]'} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & c_{0x}^{[1]} & c_{0y}^{[1]} & c_{0z}^{[1]} & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -i_y^{[1]'} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & c_{0x}^{[1]} & c_{0y}^{[1]} & c_{0z}^{[1]} & 1 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} P'_{11} \\ P'_{12} \\ P'_{13} \\ P'_{14} \\ P'_{21} \\ P'_{22} \\ P'_{23} \\ P'_{24} \\ P'_{31} \\ P'_{32} \\ P'_{33} \\ P'_{34} \\ \mathbf{S}^{[1]} \end{pmatrix} = \mathbf{0} \quad (2.46)$$

となる.

ここで, n 点の対応関係が既知であるとする. 上式は, $C_{\text{oh}}\mathbf{p}^{[i]} = (C_0x^{[i]} \ C_0y^{[i]} \ C_0z^{[i]} \ 1)$, $\mathbf{P}'_1 = (P'_{11} \ P'_{12} \ P'_{13} \ P'_{14})^T$, $\mathbf{P}'_2 = (P'_{21} \ P'_{22} \ P'_{23} \ P'_{24})^T$, $\mathbf{P}'_3 = (P'_{31} \ P'_{32} \ P'_{33} \ P'_{34})^T$ とすると,

$$\begin{pmatrix} C_{\text{oh}}\mathbf{p}^{[1]} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & -i_x^{[1]'} & 0 & 0 \\ \mathbf{0} & C_{\text{oh}}\mathbf{p}^{[1]} & \mathbf{0} & -i_y^{[1]'} & 0 & 0 \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & C_{\text{oh}}\mathbf{p}^{[1]} & -1 & 0 & 0 \\ C_{\text{oh}}\mathbf{p}^{[2]} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & 0 & -i_x^{[2]'} & 0 \\ \mathbf{0} & C_{\text{oh}}\mathbf{p}^{[2]} & \mathbf{0} & 0 & -i_x^{[2]'} & 0 \quad \dots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & C_{\text{oh}}\mathbf{p}^{[2]} & 0 & -1 & 0 \\ C_{\text{oh}}\mathbf{p}^{[3]} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & 0 & 0 & -i_x^{[3]'} \\ \mathbf{0} & C_{\text{oh}}\mathbf{p}^{[3]} & \mathbf{0} & 0 & 0 & -i_x^{[3]'} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & C_{\text{oh}}\mathbf{p}^{[3]} & 0 & 0 & -1 \\ & & & \vdots & & \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{P}'_1 \\ \mathbf{P}'_2 \\ \mathbf{P}'_3 \\ S^{[1]} \\ S^{[2]} \\ S^{[3]} \\ \vdots \end{pmatrix} = \mathbf{0} \quad (2.47)$$

$$\mathbf{B}\mathbf{v} = \mathbf{0} \quad (2.48)$$

のようにまとめられる.

ここで \mathbf{B} は, $3n \cdot (12 + n)$ の行列である. したがって, $3n \geq (12 + n)$ の時 (6 点以上), この方程式を線形的に解くことができる. $\|\mathbf{v}\| = 1$ という制約条件のもとで, $\|\mathbf{B}\mathbf{v}\|^2$ を最小にする最小二乗問題を, 特異値分解を用いて解く.

\mathbf{B} を特異値分解すると,

$$\mathbf{B} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^T \quad (2.49)$$

となる.

\mathbf{U} , \mathbf{V}^T は直交行列である. $\mathbf{\Sigma}$ は対角行列であり,

$$\mathbf{\Sigma} = \begin{pmatrix} \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_{N_\sigma}) & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} \quad (2.50)$$

である.

なお, $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \sigma_{N_\sigma} > 0$ である.

この最小特異値 σ_{N_σ} に対応する特異ベクトルが, この最小二乗問題の解 $\hat{\mathbf{v}}$ である. この $\hat{\mathbf{v}}$ の中から, 透視投影変換パラメータに対応する要素を抜き出し, 回転行列を構成するベクトルのノルムが 1 になるようにスケールリングすることで, 外部パラメータ行列が求まる.

このようにして, 線形的に透視投影変換行列のパラメータは推定可能である. しかし, 画像座標系に投影する際の整数化による誤差, マッチングの誤差などの影響により, 上記のように線形的に解を算出するだけでは高精度な推定が困難である. そこで, 本研究では, 上記の解 $\hat{\mathbf{v}}$ を初期条件として非線形最適化を行うことで, 高精度にパラメータを推定する. 非線形最適化には, Levenberg-Marquardt 法 (LM 法) を使用する [50]. 本研究では, 推定外部パラメータによる再投影誤差が最小化するよう

に、非線形最適化の目的関数を以下の通り設定する.

$$\mathbf{P}'_{\text{opt}} = \arg \min_{\mathbf{P}'} \sum_{[i]=1}^n \|\mathbf{p}_e^{[i]} - \mathbf{p}_c^{[i]}\| \quad (2.51)$$

$$S^{[i]\text{th}} \mathbf{p}_e^{[i]} = \mathbf{K} \mathbf{P}'^{C_{\text{Oh}}} \mathbf{p}^{[i]} \quad (2.52)$$

ここで、 $\mathbf{p}_e^{[i]}$ は、推定探査機位置からのマーカの再投影点である。 $\mathbf{p}_c^{[i]}$ は、撮影画像中の画像座標系における対応点座標である。探査機推定位置は、 \mathbf{P}'_{opt} の並進ベクトルに -1 をかけたものに相当する。さらに、対応関係に外れ値が含まれている場合を考慮し、前節で述べた RANSAC を使用する。

2.6.4 HP 座標系への座標変換

上記までの過程で推定されたカメラ座標系 (目標天体の重心が原点) での探査機位置を、HP 座標系へ変換する。

$${}^{\text{HP}} \mathbf{r}_{e,t} = -{}^{\text{HP}} \mathbf{C}_{I,t} {}^{\text{I}} \mathbf{C}_{B,t} {}^{\text{B}} \mathbf{C}_{C_0} \mathbf{T}_{\text{opt},t} \quad (2.53)$$

2.6.5 低高度における提案手法の比較

低高度での提案手法 1 および 2 の、画像座標系での対応関係から実際の位置を推定する流れを、図 2.8, 2.9 に整理する。提案手法 1 では、2 次元の画像間の变化量を推定し、3 次元へと変換していた。その際、複数の微小領域の平均深度を用い、その変換は一様な平面上 (カメラからの深度が全て一定の面) で行われていると仮定していた。しかし、提案手法 2 では、実際の位置における 3 次元から 2 次元への透視投影変換行列を直接推定することで、2 次元平面に制約されないより高精度な推定を可能にする。一般的な画像ベースのマッチングや TRN では、2 次元に縮退された画像情報で相対関係を推定するため、3 次元位置推定の観点では誤差が生じてしまう。しかし、提案手法では、レンダリング時に画像座標系での 2 次元位置とカメラ座標系での 3 次元位置の対応表を作成しておくことで、テンプレートマッチングで対応関係を推定しているにもかかわらず、探査機 3 次元位置の高精度推定を実現している。また、本研究では、位置推定に着目しているが、計画姿勢からの姿勢変動量も推定可能であることも大きな特徴である。ただし、非線形最適化が必要であるため、低高度における提案手法 1 と比較して計算量は多いと考えられる。

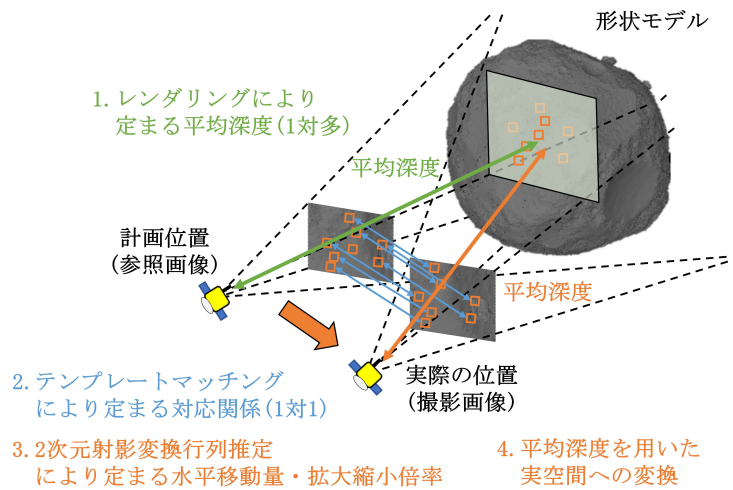


図 2.8: 低高度での位置推定手法 1 の推定の流れ

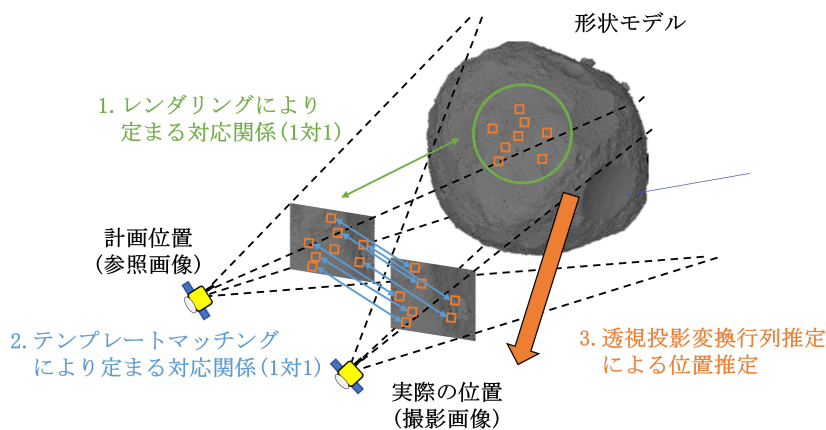


図 2.9: 低高度での位置推定手法 2 の推定の流れ

2.6.6 低高度での提案手法の特徴と位置づけ

低高度における提案手法も高高度と同様に地形相対航法をベースとした手法である。地形情報として小天体表面の濃淡模様を活用するため、特徴点や顕著な自然ランドマークの存在に依存せずに高精度推定が可能である。また、FPGAでのリアルタイムな高速処理が可能である。さらに、低高度における提案手法では、複数の微小領域画像でマッチングを行うことで、外形が見えない領域でも高精度な推定が可能である。特に低高度における提案手法 2 では、レンダリング時に微小領域の画像座標系での 2 次元位置とカメラ座標系での 3 次元位置の対応表を作成しておくことで、テンプレートマッチングで対応関係を推定しているにもかかわらず、2 次元平面に制約されない 3 次元位置の高精度推定を実現している。また、計画姿勢からの姿勢変動量も推定可能であることも大きな特徴である。さらに、画像データの部分欠損や、計画と実際の照明環境変化によって陰影の位置や

領域に違いがある場合でも、一部の微小領域でマッチングが成功すれば位置推定は可能であるため、照明環境変化や画像欠損に対してもロバストである。また、提案手法では、複数の微小画像の抽出の際に、輝度勾配変化の大きい領域を抽出している。この方法は、特徴点抽出に類似していると考えられることもできる。しかし、この手法ではある一定の大きさの領域を選び出すという点が特徴的である。さらに、ベクトル符号相関法でマッチングを行うため、エッジなどが抽出困難ななだらかな濃淡変化を持つ表面であっても推定が可能であると考えられる。また、低高度における提案手法は、降下リハーサルなどにより、着陸地点近傍のみ高精細な形状モデルが得られていると仮定しており、事前準備がある程度可能である小天体探査特有の強みを活用している点が特徴的である。

低高度における提案手法を従来手法と比較する。ベクトル符号相関法を用いた提案手法は FPGA との相性がよいため、専用の回路を FPGA に実装することで、小天体探査における低消費電力・低クロック周波数下でも効率的な高速処理が可能である。特にリソース制約が厳しい遠方小天体の環境下では、提案手法は従来の SIFT や深層学習を用いた局所特徴抽出・マッチング手法に対して優位である。また、提案手法は表面の濃淡変化をマッチングに用いるため、エッジなどの検出が困難な場合など、より幅広い小天体表面地形環境に適用可能である。また、深層学習ベースの手法では、着陸時の照明条件に近い膨大な画像データを用いてモデルの重みを学習させる必要があるため、表面特性は到着までわからない小天体環境下では、表面の濃淡変化（輝度勾配）を用いて比較する提案手法の方が適している。

さらに、小天体向けの既存の航法手法と比較する。提案手法は特徴点情報を使用しないため、比較的平坦な表面の天体などにも適用できると考えられる。これは、Hera で使用されるオプティカルフローや SLIM のようなクレタマッチングに対する大きなメリットである。また、提案手法は誤差の蓄積がなく、高精度な推定が可能である。これは、特徴点追跡や図心追跡などの異なる時刻間の対応関係を推定する手法に対するメリットである。はやぶさ 2 の GCP-NAV と比較すると、リアルタイム処理を実現している点や、ランドマークデータベースを必要としないため、遠方小天体を含めたより幅広い天体へ適用可能な点で優れている。また、FPGA を用いることで、OSIRIS-REx の NFT と比較してより高速なマッチングが可能である。遠方小天体になるほど、CPU のクロック周波数に対する制約は厳しくなり、探査する小天体の重力も大きくなると考えられるため、提案手法の NFT に対する優位性はより高くなる。ターゲットマーカなどの人工ランドマークを用いた手法と比較すると、信頼性の観点では提案手法は劣る。しかし、人工ランドマークを配置する必要がないという点がメリットである。小天体表面の濃淡変化が比較的顕著であるラブルパイル天体などにおいては、提案手法の方が適していると考えられる。このようなメリットに対して、提案手法独自のデメリットも考えられる。まず、FPGA と専用回路を必要とする点である。探査機の質量制約などでこのような専用ハードウェアを用意することが困難な場合は、CPU などの汎用計算機に適している他の手法の方が優位である。また、着陸前の事前観測による形状モデル作成が困難な場合は提案手法を適用することができないため、重力天体への適用は困難である。

2 章での提案手法の総合的な新規性は、高度ごとにベクトル符号相関法と様々な手法を組み合わせることで、ベクトル符号相関法を初めて小天体相対航法へ適用し、遠方小天体へのピンポイント着陸を実現可能な高速高精度位置推定を実現している点である。

2.7 FPGA への実装

本研究では、提案手法におけるテンプレートマッチングの実装用のデバイスとして FPGA を選定した。前述したが、FPGA とは、ユーザがプログラミング可能な集積回路である。画像処理などの特定の処理のみを実行する部分では、CPU のような汎用計算機ではなく、専用の論理回路をプログラミング可能な FPGA に実装することで消費電力・発熱・メモリ使用量などを低減する事が多い。一般的に FPGA は、計算が互いに依存しないような画像処理などの並列計算の実装や、OR・AND などの単純な論理演算で構成される処理の実装に適している。一方で、繰り返し計算や、浮動小数点演算などの多数の論理素子を使用する処理は適していない。本研究における提案手法は全て、主に 3 ステップ (レンダリング、ベクトル符号相関法を用いたテンプレートマッチング、マッチング結果を用いた実空間での位置推定) から構成される。全ての提案手法において、最も処理時間を要すると考えられる処理がテンプレートマッチングである。次章で詳細を述べるが、高高度でのレンダリング処理では高精細な形状モデルは不要なので、レンダリングにそこまで処理時間はかからない。低高度での提案手法は姿勢変化も推定可能なため、計画姿勢を用いた場合でも高精度な推定が期待できる。したがって、レンダリング処理にリアルタイム性は必要なく、レンダリング処理を降下前に行うことができる。また、マッチング結果をもとにした実空間での位置推定には、マッチングと比較してそこまで処理時間を要さないと考えられる。非線形最適化などの処理は繰り返し計算や小数演算を多く含むため、CPU 処理の方が適している。そこで、本研究では、テンプレートマッチングのみを FPGA へ実装し、その他の処理は CPU で行われるものと仮定した。ここでは、選定した FPGA ボードの詳細、その FPGA への提案手法の実装、そして、その FPGA ボードを用いた検証方法について述べる。

2.7.1 FPGA ボードの選定

現在のところ、宇宙用 FPGA として実績のあるデバイスは非常に少ない。その代表例であるのが、SLIM の画像航法実装用デバイスとしても採用されている Microsemi 社の RTG4 である。本研究では、RTG4 への実装の前段階として、RTG4 と同等の性能 (論理回路規模、メモリなど) を有する Altera 社の CycloneV FPGA (表 2.2) を搭載した、評価ボード Arrow SoCKit (terasic 社) を採用した。この FPGA は、デュアルコアの ARM プロセッサを搭載している。このように、ハードウェア (FPGA) とソフトウェア (CPU) の両面で提案手法の推定精度・処理時間を評価できることが、このボードの特徴である。また、1GB の DDR3 メモリを外部に搭載しており、参照画像データなどを格納しておくことができる。

表 2.2: 実装対象の FPGA

デバイス	Cyclone V SoC 5CSXFC6D6F31 Device
LE (Logic Element)	110 kLEs
内蔵メモリ	5140 kbits

2.7.2 FPGA への実装プロセス

一般的には、FPGA へアルゴリズムを実装する際には、VHDL や VerilogHDL などのハードウェア言語で回路を記述する必要がある。しかし、ハードウェア言語による開発では、動作クロック単位の処理記述や、信号到達のタイミングの考慮など、ハードウェア特有の課題を意識して開発しなければいけない。そこで、本研究では、ハードウェアへの実装をより効率よく行うために、高位合成ツールを使用した。このツールを使用すれば、ユーザは高級プログラミング言語である C 言語などで回路の構成を抽象的に記述するだけでよく、高位合成ツールが自動的にハードウェア言語で記述された回路を生成する。その後、RTL(Register Transfer Level) シミュレーション、ゲートレベルシミュレーションなどを行い、FPGA へ回路を実装する。本研究では、高位合成ツールとして、ソリトンシステムズの eXCite を使用した。図 2.10 に、高位合成ツールを使用した FPGA への実装プロセスを示す。また、表 2.3 に開発環境を示す。

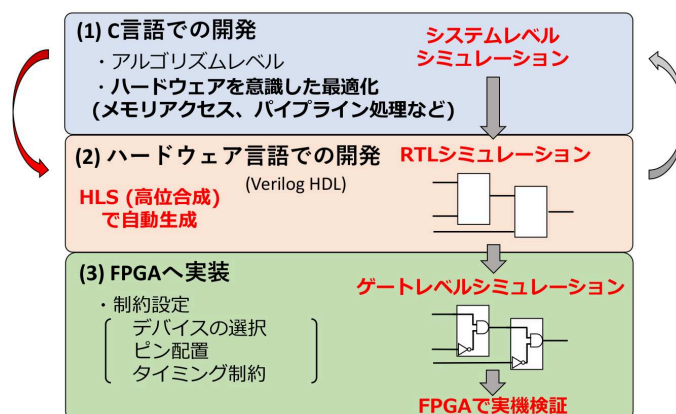


図 2.10: 高位合成ツールを用いた FPGA への実装プロセス

表 2.3: FPGA 実装の際の開発環境

C 設計	gcc 7.4.0
高位合成	ソリトンシステムズ eXCite5.2s
RTL シミュレータ	Mentor Graphics ModelSim INTEL FPGA STARTER EDITION 10.5b
論理合成・配置配線	Intel Quartus Prime 18.0 Standard Edition

2.7.3 FPGA への実装時の最適化

FPGA へ提案手法を実装する際に重要な点が高速化である。FPGA 特有の処理方式として、パイプライン処理や並列処理が挙げられる。特に、高速化のためには、これらの処理が非常に重要である。本研究では、符号化処理では、並列化によって、1 画素あたりの近似平面の輝度勾配計算を 2 サイクルで計算可能にした。また、相関値計算時は、8 画素分を 1 サイクルで処理している。このよう

に，本研究では，これらの処理を FPGA のリソースが許す限り取り入れた．また，SLIM などに搭載されている，現在の宇宙用 FPGA の動作周波数としては，数 10～100MHz 程度が一般的である．そこで，本研究ではおよそ 50MHz で FPGA 内回路を動作させている．

第 3 章

自然地形とベクトル符号相関法を用いた リアルタイム自己位置推定の評価

本章では、はやぶさ 2 の訓練用データと実際のフライトデータを用い、2 章で提案した手法の位置推定精度と処理時間を評価する。

3.1 位置推定シミュレーションによる

提案手法の評価

まず、はやぶさ 2 の訓練用データを用い、提案手法の位置推定精度と処理時間を評価した。今回は、 $HP_z \geq 1[\text{km}]$ を高高度、 $HP_z < 1[\text{km}]$ を低高度と定義した。高高度では、第 1 章で述べた、はやぶさ 2 で使用されている GCP-NAV や図心航法などと比較することで、提案手法を評価した。また、提案手法の VCC の代わりに NCC を相関値計算法とした手法を実装し、比較評価した。また、低高度では、2 章で述べた 2 種類の提案手法を比較評価することで、それらの手法のメリット・デメリットについて述べる。

3.1.1 位置推定精度および処理時間の評価方法

ここでは、はやぶさ 2 の訓練データを用いた際の、位置推定精度および処理時間の評価方法について述べる。はやぶさ 2 の運用訓練は、はやぶさ 2 のクリティカル運用 (着陸運用や MASCOT の投下運用など) を確実に成功させるために行われた。これらは、探査機の降下を擬似的にシミュレーションしており、ほぼ一定周期で、探査機状態量の推定・制御が行われている。本研究では、推定ポイントごとに、探査機の計算位置、実際の位置、姿勢、撮影画像などを含めた一連のデータを使用し、位置推定シミュレーションを行った。また、一部のシミュレーションでは、高度なレンダリング処理で生成された写実的な画像を、撮影画像として擬似的に使用している。

推定誤差評価方法

訓練データの場合，探査機の実際の位置（真値）がわかっているため，位置推定手法の推定精度評価が容易である．図 3.1, 3.2 に，はやぶさ 2 の訓練データを用いた際の，各位置推定手法の位置推定精度評価方法を示す．各手法による推定位置を実際の位置と比較して，推定誤差を算出する．

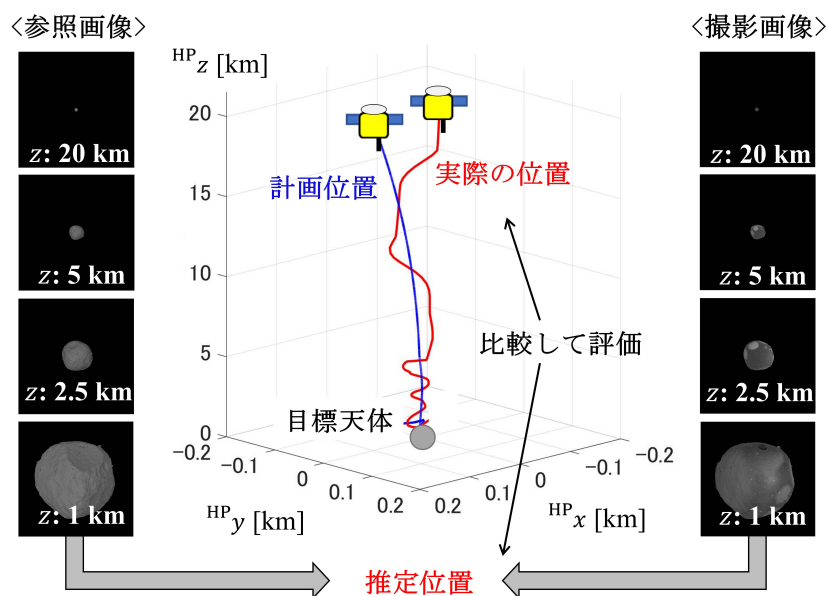


図 3.1: 高高度でのはやぶさ 2 の訓練データを用いた位置推定誤差評価

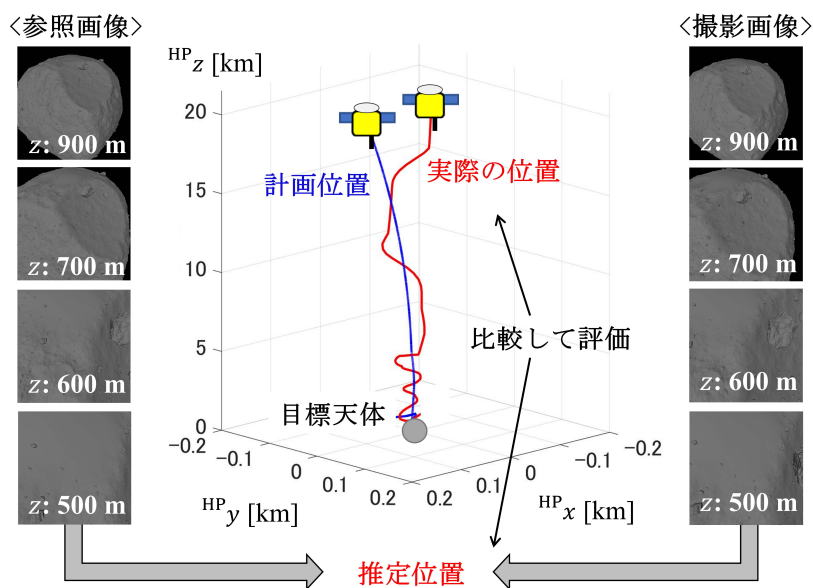


図 3.2: 低高度でのはやぶさ 2 の訓練データを用いた位置推定誤差評価

処理時間評価方法

各推定手法の位置あたりの平均処理時間によって、高速性を比較する。詳細な処理時間の結果については後述するが、提案手法の場合、ベクトル符号相関法を用いたテンプレートマッチングの処理時間が支配的である。そこで、NCC との比較の際には、その処理時間を総処理ピクセル数で割った、ピクセルあたりの平均処理時間を、画像解像度に依存しない評価値の目安として使用した。また、FPGA へ実装する際、約 50MHz の動作クロック周波数に設定している。ソフトウェア処理時は、表 3.1 に示しているように、約 900MHz の CPU で実行している。ソフトウェア処理とハードウェア処理の定量的な評価を行う場合、CPU と FPGA のクロック周波数を合わせる必要がある。しかし、CPU は 1 つのタスクを集中して処理しているわけではない。また、メモリの性能にも処理時間は依存する。そこで、本研究では、CPU と FPGA のクロック周波数を合わせていない。また、CPU での処理時間結果は、約 900MHz で動作させた処理時間をそのまま示す。しかし、実際の宇宙用計算機を使用する場合、それらの処理時間よりも数倍の時間を要すると考えられる。

表 3.1: はやぶさ 2 の訓練データを用いたシミュレーションにおける FPGA および CPU の動作条件

	ハードウェア処理 (FPGA)	ソフトウェア処理 (CPU)
デバイス	Cyclone V SoC 5CSXFC6D6F31 Device	Intel Core i7-7700 CPU (8 コア)
クロック周波数	約 50 MHz	約 900 MHz
RAM	5140 kB (FPGA 内蔵) DDR3 SDRAM 1 GB (外部メモリ)	DDR4 SDRAM 8 GB

3.1.2 高高度における位置推定精度および処理時間の結果

位置推定精度および処理時間の他の手法との比較結果

ここでは、高高度における提案手法と、はやぶさ 2 で使用されている GCP-NAV、図心航法、そして、NCC を用いたテンプレートマッチングの比較結果について述べる。表 3.2 に、位置推定シミュレーションの条件を示す。なお、高高度では、カメラのレンズ歪みを考慮している。

表 3.2: 高高度における位置推定シミュレーションの条件

画像	<ul style="list-style-type: none"> ・枚数: 約 120 枚 ・解像度: 512 · 512 pixel ・画角: 65.24° ・主点: (256,256) pixel ・歪みパラメータ: $k_0 = 770.5, k_1 = 30.913, k_2 = -237.003, k_3 = 134.187$
目標天体 3D 形状モデル	<ul style="list-style-type: none"> ・ポリゴン数: 5,450,420 (平均ポリゴンサイズ: 1.04 m) ・直径: 約 800m ・自転周期: 7.32 時間
最適拡大縮小倍率探索	<ul style="list-style-type: none"> ・探索手法: 逐次探索 ・探索範囲: 0.95-1.05 ・探索幅: 1 ピクセルサイズ ・補間手法: ニアレストネイバ法
ベクトル符号相関法	<ul style="list-style-type: none"> ・離散化閾値: 15(固定値)
テンプレートマッチング	<ul style="list-style-type: none"> ・マッチング範囲: トリミング中心 ± 200 m(高解像度ステップ) 高解像度での最大相関値座標 ± 4 pixel(低解像度ステップ)

はやぶさ 2 における GCP-NAV との比較結果を、図 3.3(位置推定結果)、図 3.4(位置推定誤差) に示す。図心航法との比較結果を、図 3.5(位置推定結果)、図 3.6(位置推定誤差) に示す。NCC を用いたテンプレートマッチングとの比較結果を、図 3.7(位置推定結果)、図 3.8(位置推定誤差) に示す。図 3.4, 3.6, 3.8 中の破線は、HP 座標系における 1 ピクセル (画像の分解能) の大きさを示している。本研究におけるテンプレートマッチングの限界精度はおおよそ 1 ピクセルであり、位置推定精度の目安となる。

また、図 3.9 に、高高度における提案手法の、マッチング結果を視覚的に示す。ベクトル符号化された画像は、 x 方向の輝度勾配のみプロットしている。なお、ベクトル符号は、減少・維持・増加を、それぞれ黒色・灰色・白色で示している。また、ベクトル符号化された撮影画像内の白枠は、ベクトル符号相関法を用いたテンプレートマッチングにより、最も相関が高いと判断された領域である。

表 3.3 に、各手法の絶対推定誤差をピクセル単位に換算した結果をまとめる。平均絶対誤差と、絶対誤差の標準偏差を示している。さらに、各手法の高度に対する処理時間変化を図 3.10 に示す。また、それぞれの手法の位置あたりの平均処理時間を、表 3.4 に示す。テンプレートマッチングの場合、ピクセルあたりの平均処理時間も示している。また、GCP-NAV は伝搬遅延を位置推定時間を含むため、表から除外している。なお、これらの平均処理時間は、約 1000 回のシミュレーションの平均値を示している。

ベクトル符号相関法を用いたテンプレートマッチングを FPGA へ実装した際の、リソース使用率を表 3.5 に示す。

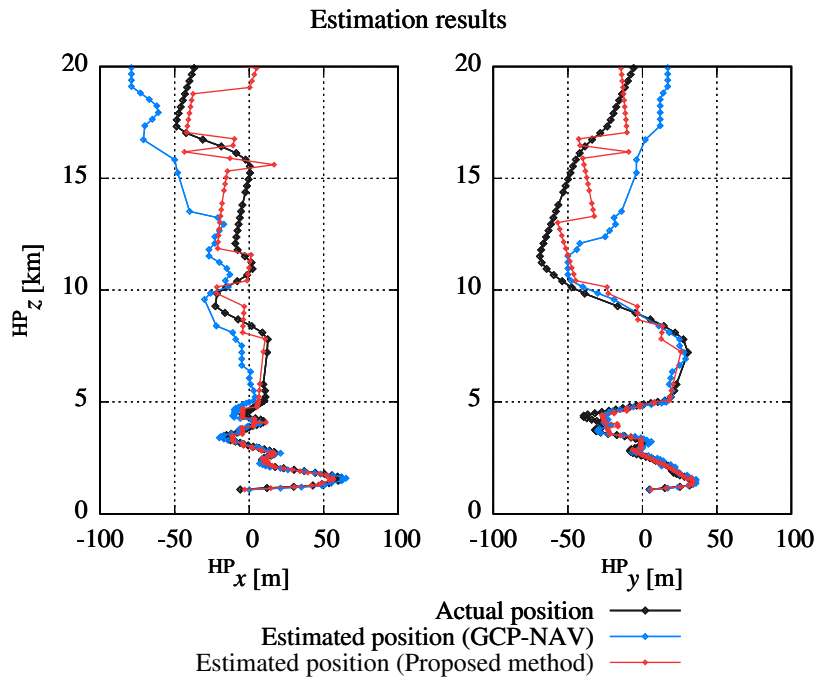


図 3.3: 高高度での提案手法とはやぶさ 2 における GCP-NAV の推定位置結果

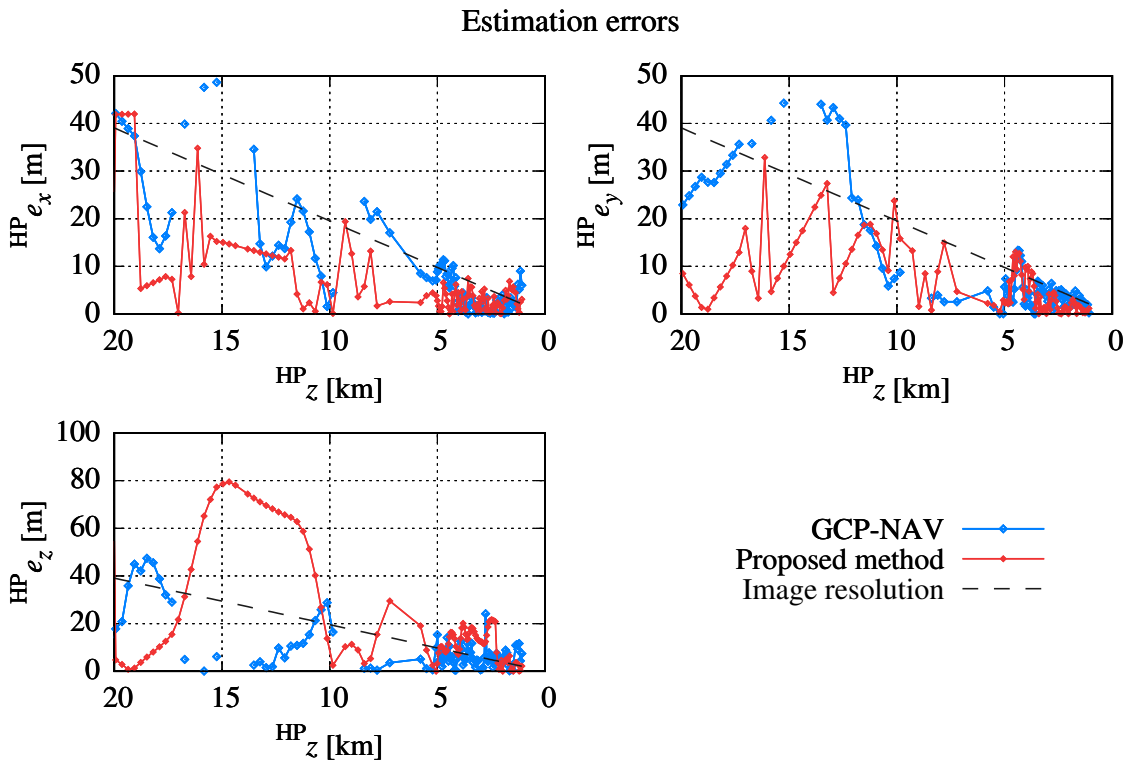


図 3.4: 高高度での提案手法とはやぶさ 2 における GCP-NAV の推定誤差結果

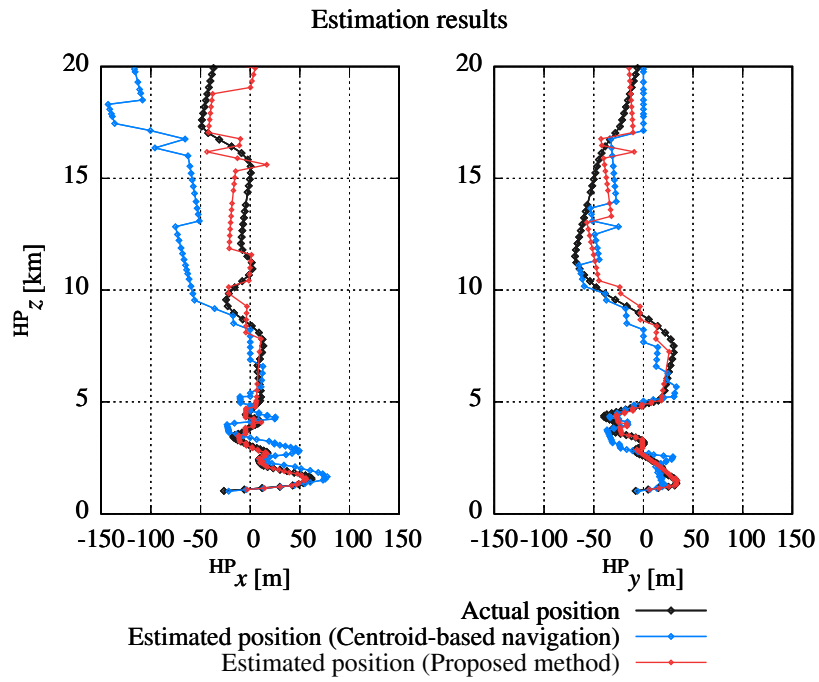


図 3.5: 高高度での提案手法と図心航法の推定位置結果

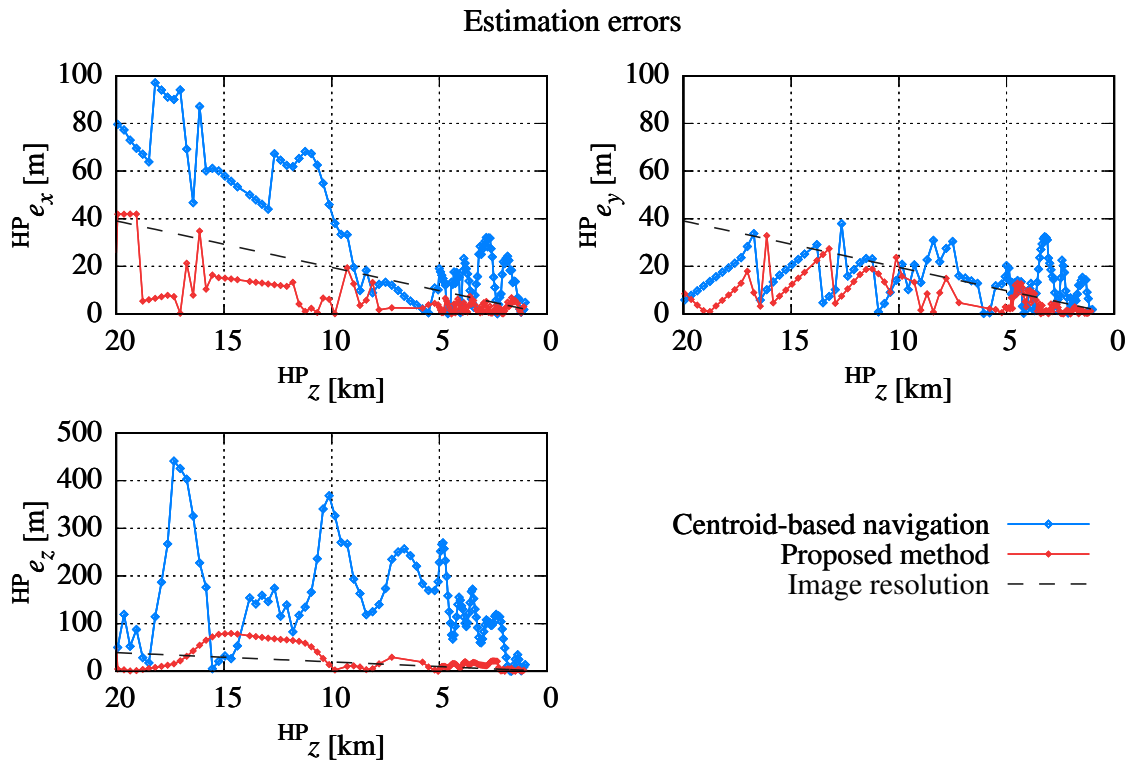


図 3.6: 高高度での提案手法と図心航法の推定誤差結果

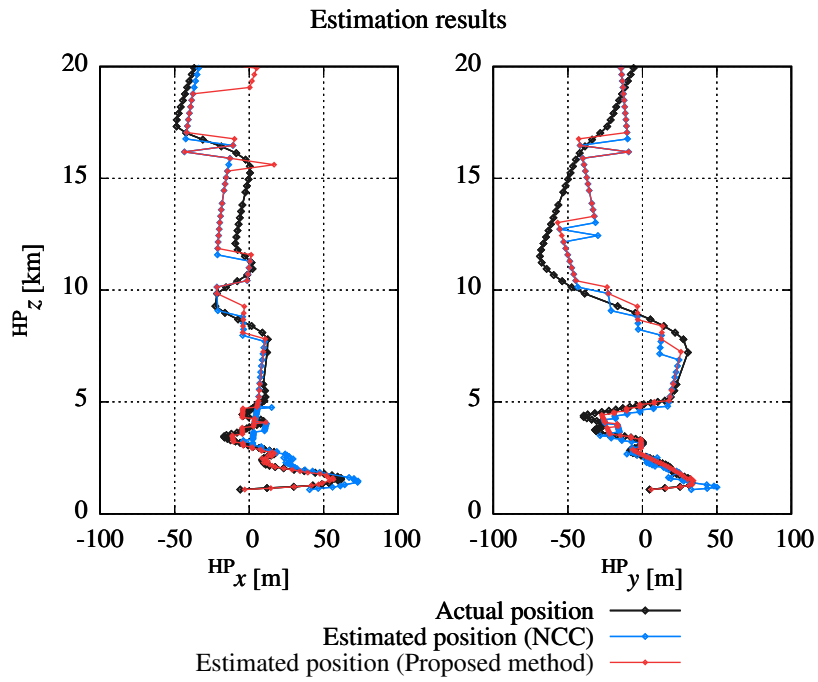


図 3.7: 高高度での提案手法と NCC を用いたテンプレートマッチングの推定位置結果

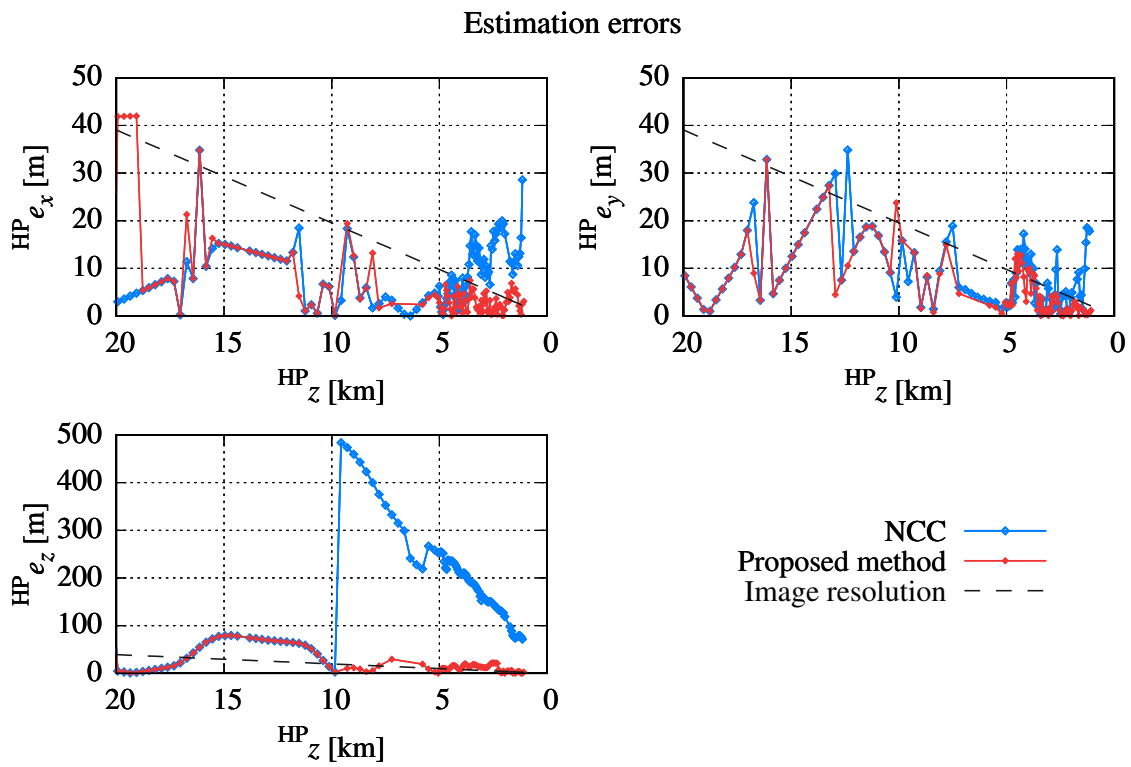


図 3.8: 高高度での提案手法と NCC を用いたテンプレートマッチングの推定誤差結果

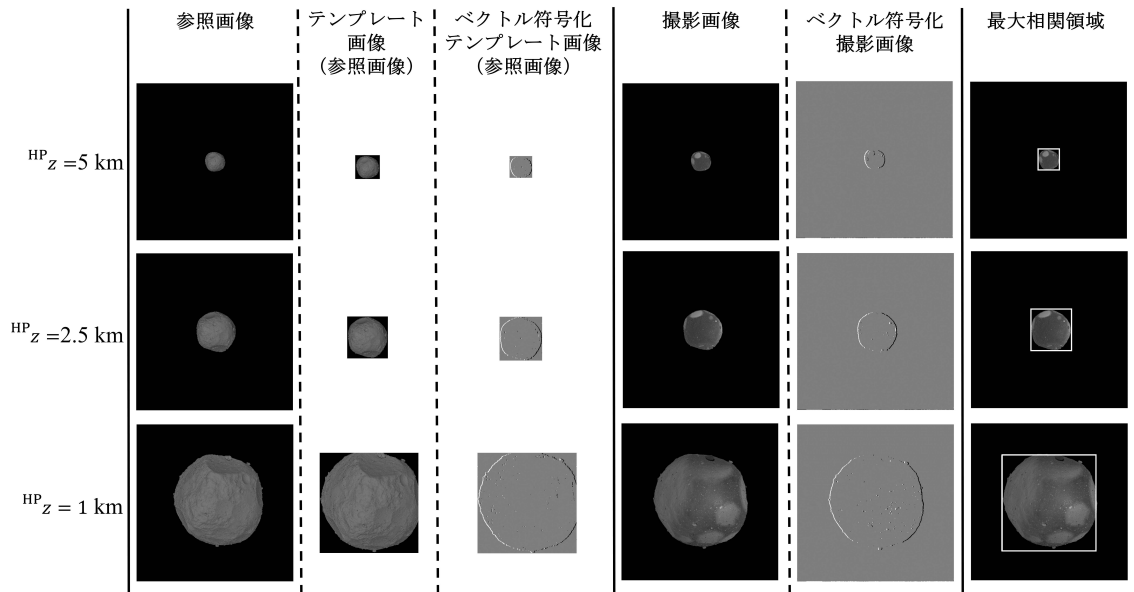


図 3.9: 高高度での提案手法のテンプレートマッチング結果

表 3.3: 高高度における各位置推定手法の推定精度の比較

	平均絶対誤差			標準偏差 (1σ)			3σ		
	x	y	z	x	y	z	x	y	z
	pixel	pixel	pixel	pixel	pixel	pixel	pixel	pixel	pixel
GCP-NAV(CPU)	0.72	0.73	1.04	0.64	0.43	1.07	1.92	1.29	3.21
図心航法 (CPU)	2.96	1.61	12.7	4.64	1.45	7.80	13.9	4.35	23.4
NCC(CPU)	1.40	0.96	19.3	1.84	1.36	12.0	5.52	4.08	36.0
提案手法 (CPU, FPGA)	0.50	0.50	1.63	0.44	0.39	1.14	1.32	1.17	3.42

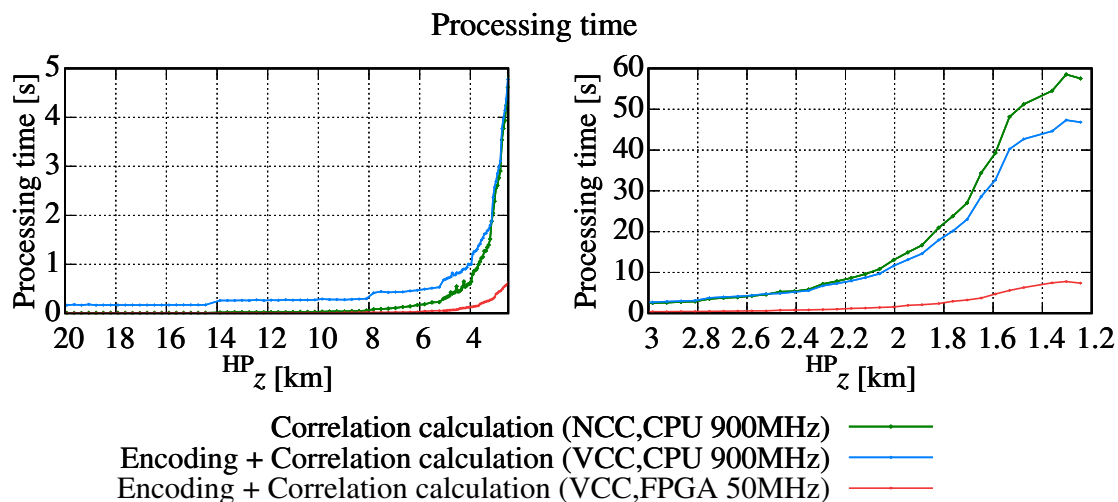


図 3.10: 高度に対する各推定手法の処理時間の比較

表 3.4: 高高度における各位置推定手法の処理時間の比較

手法	処理概要	位置あたりの平均処理時間	ピクセルあたりの平均処理時間
図心航法 (CPU, 900MHz)	図心計算	0.1630 [s]	
	実空間への変換	0.0043 [ms]	
NCC (CPU, 900MHz)	レンダリング	5.9366 [s]	
	画像トリミング	0.0020 [s]	
	画像拡大縮小	0.0082 [s]	
	相関値計算	6.0689 [s]	0.0256 [ms]
	実空間への変換	0.004 [ms]	
提案手法 (CPU, 900MHz)	レンダリング	5.9366 [s]	
	画像トリミング	0.0020 [s]	
	画像拡大縮小	0.0082 [s]	
	ベクトル符号化	0.4989 [s]	
	相関値計算	4.8821 [s]	0.0233 [ms]
	実空間への変換	0.0043 [ms]	0.0171 [ms]
提案手法 (FPGA, 50MHz)	ベクトル符号化 と相関値計算	0.7382 [s]	0.0026 [ms]

表 3.5: FPGA 実装時のリソース使用率

項目	使用率
LE(Logic Element)	49 %
内蔵メモリ	48 %

まず、図 3.4, 3.6, 3.8 より明らかなように、どの手法も低高度になるほど、推定誤差が少なくなる傾向がある。これは、低高度になるほど、実空間における 1 ピクセルのサイズが小さくなるためである。

提案手法とはやぶさ 2 で使用されている GCP-NAV を比較すると、 x および y 方向において、提案手法と GCP-NAV の推定誤差はほとんど同じであり、1 ピクセル程度の推定精度を実現している。しかし、 z 方向では、提案手法の推定誤差は GCP-NAV よりも大きい。これは、提案手法が画像の拡大縮小で高度を推定しているのに対し、GCP-NAV は、LIDAR による観測値を推定に使用しているためである。しかしながら、LIDAR の搭載コストは高価である。したがって、画像の拡大縮小のみである程度の精度で高度を推定できることは、提案手法の大きなメリットである。また、熟練度を積んだ地上のオペレータによる推定と同程度の推定が自律でできる点は、GCP-NAV に対する強みである。

提案手法と図心航法を比較すると、提案手法の方が非常に精度良く推定ができていることがわかる。特に、高高度にて、真値が画像中心より比較的大きく離れている x 方向では、図心航法の場合は大きな誤差が生じている。この誤差は、主に、自転による画像中での形状変化が原因だと考えられる。なお、このシミュレーションにおける図心航法では、画像中心を HP 座標系における ${}^{\text{HP}}x = 0$, ${}^{\text{HP}}y = 0$ と等価であると仮定している。また、初期高度として真値を与えているが、実際には誤差が生じるため、さらなる推定精度の悪化も考えられる。実際のミッションで図心航法を使用するには、様々な工夫が必要である。

提案手法と NCC を用いたテンプレートマッチングを比較すると、高度 10km 以上では、どちらの手法も同程度の推定精度である。しかし、高度 10km 以下では、特に z 方向において、NCC の推定誤差が非常に大きくなっている。これに伴い、 x , y 方向の誤差も増加している。これは、今回のシミュレーション条件が原因だと考えられる。今回は、高度なレンダリング処理でなくても、提案手法であれば高精度な推定が可能であることを示すため、参照画像生成時には、影などを考慮していない簡易なレンダリング処理を行っている。したがって、図 3.1 から明らかなように、実際の画像では探査機の影などが見えているのに対し、参照画像では見えていない。また、参照画像と撮影画像のテクスチャ (表面の模様) が異なっている (図 3.1)。このようなレンダリング処理の違いが、NCC の大きな推定誤差を生じさせたと考えられる。VCC を用いた提案手法では、符号化の際の閾値を適切に設定することで、外形の一致度がマッチング結果において支配的になるため、高精度な推定が可能である。このような、レンダリングによる画像と実際の画像の性質が異なることは、実環境でも起こりうる。このように様々な環境下へ適用できる点は、提案手法の大きなメリットである。また、表面の特徴量が非常に少ないような天体へも適用可能である。

図 3.10 の高度ごとの処理時間を見ると、CPU 上での処理でも、NCC と比較して VCC の方が高速に相関値を計算できることがわかる。しかし、VCC の場合、相関値計算の前に、ベクトル符号化の処理が必要である。したがって、 ${}^{\text{HP}}z$ が 3km 以上の比較的高度が大きいところでは、符号化と相関値計算の処理時間を合わせると、NCC の場合よりも処理時間が大きくなってしまう。一方、 ${}^{\text{HP}}z$ が 3km 以下の場合、図 3.10 のように、NCC の場合よりも高速に処理が可能である。これは、高度が低くなるほど有効画素数が大きくなり、マッチングの計算コストが著しく増大するためである。そもそも VCC の場合、相関値が XOR 演算で算出できるため、NCC よりも FPGA へ実装する際の高速化が容易であるという利点もある。VCC を用いたテンプレートマッチングを FPGA へ実装することで、図 3.10 のように、さらなる高速位置推定を実現している。なお、図中の CPU 処理の場合の結果は、900MHz 動作時の結果であるため、FPGA の結果と単純比較はできない。数 10MHz で CPU を動作させた場合、この結果よりもさらに 1 桁以上遅くなると考えられる。また、提案手法

のテンプレートマッチング処理を FPGA へ実装した場合も、CPU 処理の時と同様の推定結果であることを確認している。

また、表 3.4 より、平均処理時間で比較すると、図心航法は非常に単純な処理であるため、処理時間も非常に短い。提案手法の場合、レンダリングの処理が非常に遅いが、レンダリング処理を事前に行う場合はそこまで問題ではない。しかし、今回のように、実際の姿勢を用いて参照画像を作成する場合は、リアルタイムなレンダリングが必要である。この点に関しては、ポリゴン数の少ない形状モデルを使用すれば、高速かつ高精度で推定が可能なことを後述する。レンダリングを除くと、提案手法の全体の処理時間において支配的であるのは、テンプレートマッチング処理である。テンプレートマッチング処理は、FPGA に実装した場合、平均位置推定時間で 0.7 秒程度の高速処理を実現している。このように、提案手法は、高速かつ高精度なオンボード位置推定が可能である。

FPGA 実装時のリソース使用率に関しては、表 3.5 より、LE およびメモリいずれも 50 % 以下であることが確認できる。これより、FPGA の機能の大部分を画像航法用として使用する場合であれば、実ミッションで適用可能なリソース使用率であると考えられる。また、このリソース使用率は、処理速度と回路規模とのバランスで決まるため、ミッション要求に応じて調整可能である。

形状モデルのポリゴン数に対する位置推定精度および処理時間変化

提案手法において、どれだけ高精細な形状モデルが必要なかは事前観測量に直結する。また、高高度において、レンダリング処理を探査機上で行う場合、形状モデルのポリゴン数は処理時間に直結する。この事前観測量や処理時間は、様々な天体（重力の大きい天体など）への適用性や、様々な探査機への適用性という観点で非常に重要である。そこで、本研究では、形状モデルのポリゴン数に対する推定精度変化を評価する。

位置推定シミュレーションの条件は、表 3.2 と概ね同様であり、形状モデルのポリゴン数のみを 5450420～166 と変化させた。なお、形状モデルのポリゴン数の削減には、Quadric Edge Collapse 法を用いた。この手法は、モデルの外形をある程度保ちつつポリゴン数を削減することができる。

図 3.11 に、形状モデルポリゴン数に対する推定精度変化を示す。各ポリゴン数の形状モデルを用いて位置推定を行った際の、ピクセル単位に換算した絶対推定誤差の平均と標準偏差を示している。図 3.12 に、各形状モデルのポリゴン数と、それらのポリゴンを構成する辺の平均サイズの関係を示す。同時に、高度 (^{HP}z) に対する実空間での 1 ピクセルサイズを示している。また、形状モデルポリゴン数に対する処理時間変化を示す。各ポリゴン数の形状モデルを用いて位置推定を行った際の、レンダリングの平均処理時間 (1 画像あたり) と形状モデルの平均読み込み時間を示している。なお、これらの平均時間は、約 500 回のシミュレーション平均値を示しており、標準偏差が平均値のおよそ 10 % 程度であることを確認している。

Absolute estimation errors

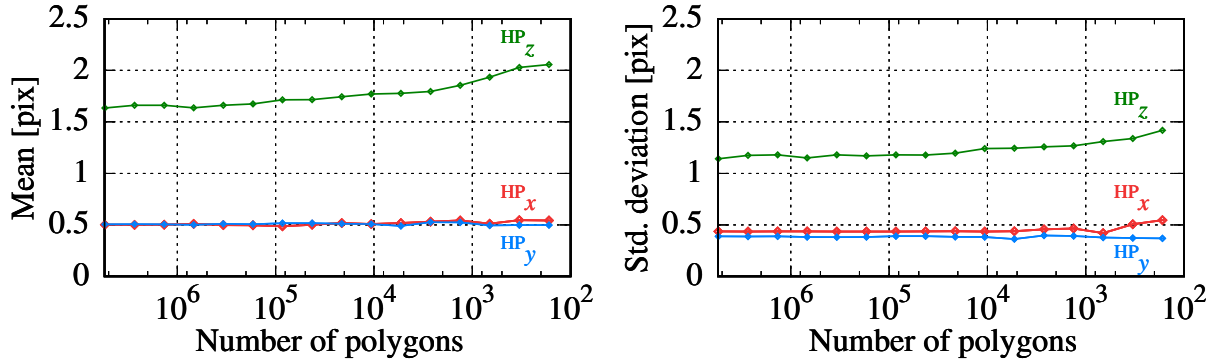


図 3.11: 高高度での提案手法の形状モデルポリゴン数に対する推定精度変化

Polygon size and Processing time

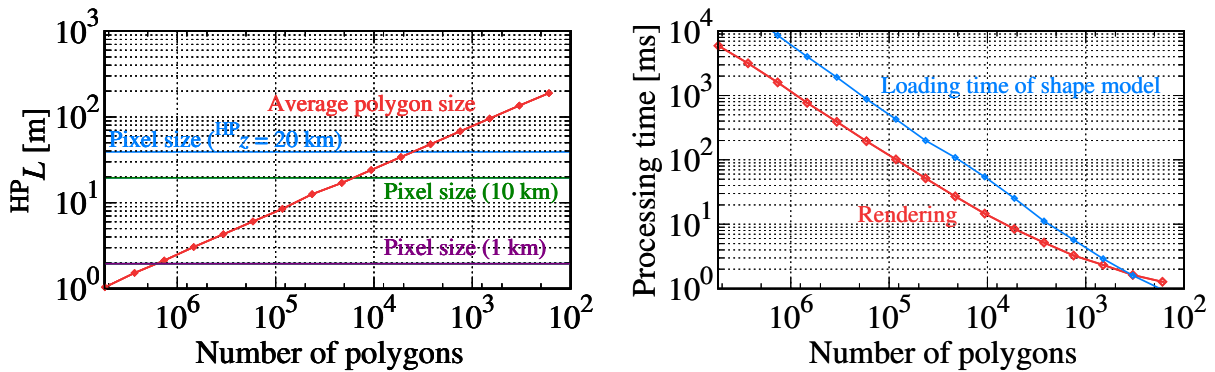


図 3.12: 形状モデルポリゴン数に対する平均ポリゴンサイズ変化および処理時間変化

図 3.11 より、形状モデルのポリゴン数を削減しても、 x 、 y 方向において、あまり推定精度に影響がないことが確認できる。しかし、 z 方向では、徐々に推定精度が悪化していることが確認できる。また、これ以上ポリゴン数を削減すると、著しくマッチング性能が低下し、平均推定誤差は、数ピクセル～数 10 ピクセル程度になってしまう。したがって、今回のシミュレーション条件では、数 100 ポリゴン程度が限界であると考えられる。図 3.12 を見ると、1 ピクセルサイズとポリゴンサイズの関係性が推定精度に与える影響はあまりないと考えられる。これは、高高度における提案手法は天体の外形も含めたマッチングをしているため、外形の一致度がマッチング結果において支配的であるためである。今回使用したポリゴン数削減手法は、外形が変化しにくいポリゴン数削減法である。また、レンダリングの際には、天体表面よりも、輪郭付近の方にポリゴンが密集する。したがって、ある程度ポリゴンを削減しても、マッチングが可能だと考えられる。また、マッチング結果において、表面の一致度が支配的になるか、外形の一致度が支配的になるかは、符号化の際の閾値によっても変化する。この閾値を適切に設定することで、荒い形状モデルでも高精度な推定が可能なのは、本研究の大きな強みである。

また、図 3.12 より、形状モデルのポリゴン数を削減すると、レンダリング時の処理時間は大きく

減少する。また、形状モデルの読み込みにかかる時間も減少する。このように、低解像度の形状モデルを使用すれば、前節で課題であったレンダリングも含めた高速処理が可能である。したがって、実際の姿勢を用いたリアルタイムでのレンダリング処理、位置推定処理が実現できる。これらの点は、特に、メモリ、CPUなどの計算資源が限られた遠方小天体探査とは相性がいい。

3.1.3 低高度における位置推定精度および処理時間の比較結果

低高度では、画像座標系での2次元射影変換行列による位置推定(低高度での提案手法1)、形状モデルから画像座標系への透視投影変換行列による位置推定(低高度での提案手法2)の2種類の手法を提案した。ここでは、それぞれの低高度における提案手法の比較結果について述べる。表3.6に、位置推定シミュレーションの条件を示す。低高度では、カメラのレンズ歪みを考慮していない。

表 3.6: 低高度における位置推定シミュレーションの条件

画像	<ul style="list-style-type: none"> ・枚数: 約 40 枚 ・解像度: 512 · 512 pixel ・画角: 65.24° ・主点: (256,256) pixel
目標天体 3D 形状モデル	<ul style="list-style-type: none"> ・ポリゴン数: 5,450,420 (平均ポリゴンサイズ: 1.04 m) ・直径: 約 800m ・自転周期: 7.32 時間
複数の微小画像の選択	<ul style="list-style-type: none"> ・画像数: 約 40 枚 ・解像度: 20 · 20
最適拡大縮小倍率探索	<ul style="list-style-type: none"> ・探索手法: 逐次探索 ・探索範囲: 0.9-1.1 ・探索幅: 1 ピクセルサイズ ・補間手法: バイリニア法
ベクトル符号相関法	<ul style="list-style-type: none"> ・離散化閾値: 1(固定値)
テンプレートマッチング	<ul style="list-style-type: none"> ・マッチング範囲: トリミング中心 ± 200 m(高解像度ステップ) 高解像度での最大相関値座標 ± 4 pix(低解像度ステップ)
RANSAC	<ul style="list-style-type: none"> < 提案手法 1 > <ul style="list-style-type: none"> ・再射影誤差閾値: 5 pixel ・$\beta = 0.6$, $N_{\text{sample}} = 4$, $\eta = 0.99$ < 提案手法 2 > <ul style="list-style-type: none"> ・再投影誤差閾値: 5 pixel ・$\beta = 0.6$, $N_{\text{sample}} = 6$, $\eta = 0.99$

はやぶさ 2 における GCP-NAV と、低高度での提案手法 1 および 2 の比較結果を、図 3.13(位置推定結果)、図 3.14(位置推定誤差) に示す。図中の破線は、HP 座標系における 1 ピクセル(画像の分解能)の大きさを示している。なお、はやぶさ 2 の GCP - NAV のデータは、低高度になるほど推定頻度が少なくなっている。そこで、低高度では、提案手法の推定精度の参考として、GCP-NAV とカルマンフィルタによる、ダイナミクスを考慮した推定量を示している。表 3.7 に、各手法の絶対推定誤差をピクセル単位の換算した結果をまとめる。また、それぞれの手法の各処理時間を、表 3.8 に示す。なお、これらの平均処理時間は、約 1000 回のシミュレーションの平均値を示している。また、図 3.15 に、提案手法 1 および 2 の、RANSAC により識別されたインライアとアウトライア(外れ値)、それぞれの手法で推定されたパラメータによる再射影・再投影の様子を示している。再射影・再投影に関しては、オレンジ(撮影画像内の対応点)と水色(再射影・投影点)の画像の重なり具合が、推定されたパラメータの確からしさを視覚的に示している。

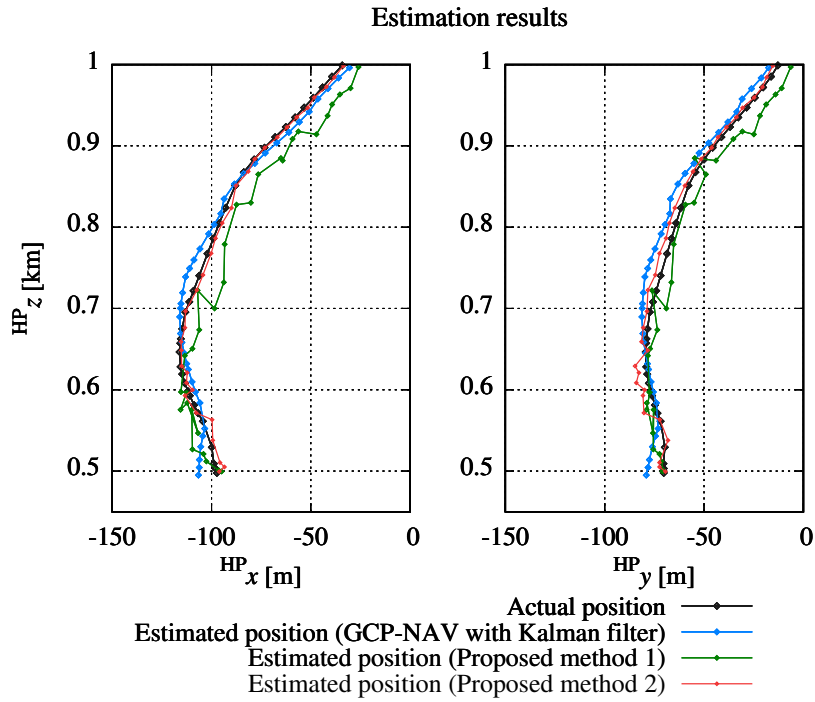


図 3.13: 低高度での提案手法とはやぶさ 2 における GCP-NAV の推定位置結果

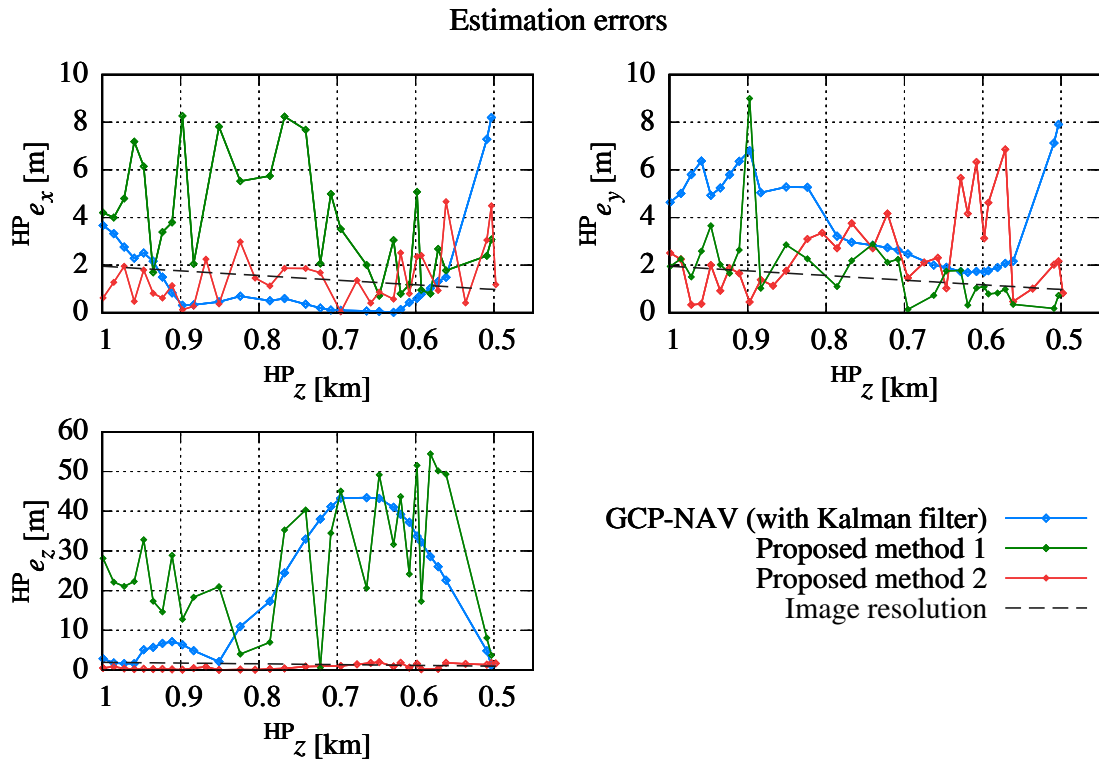


図 3.14: 低高度での提案手法とはやぶさ 2 における GCP-NAV の推定誤差結果

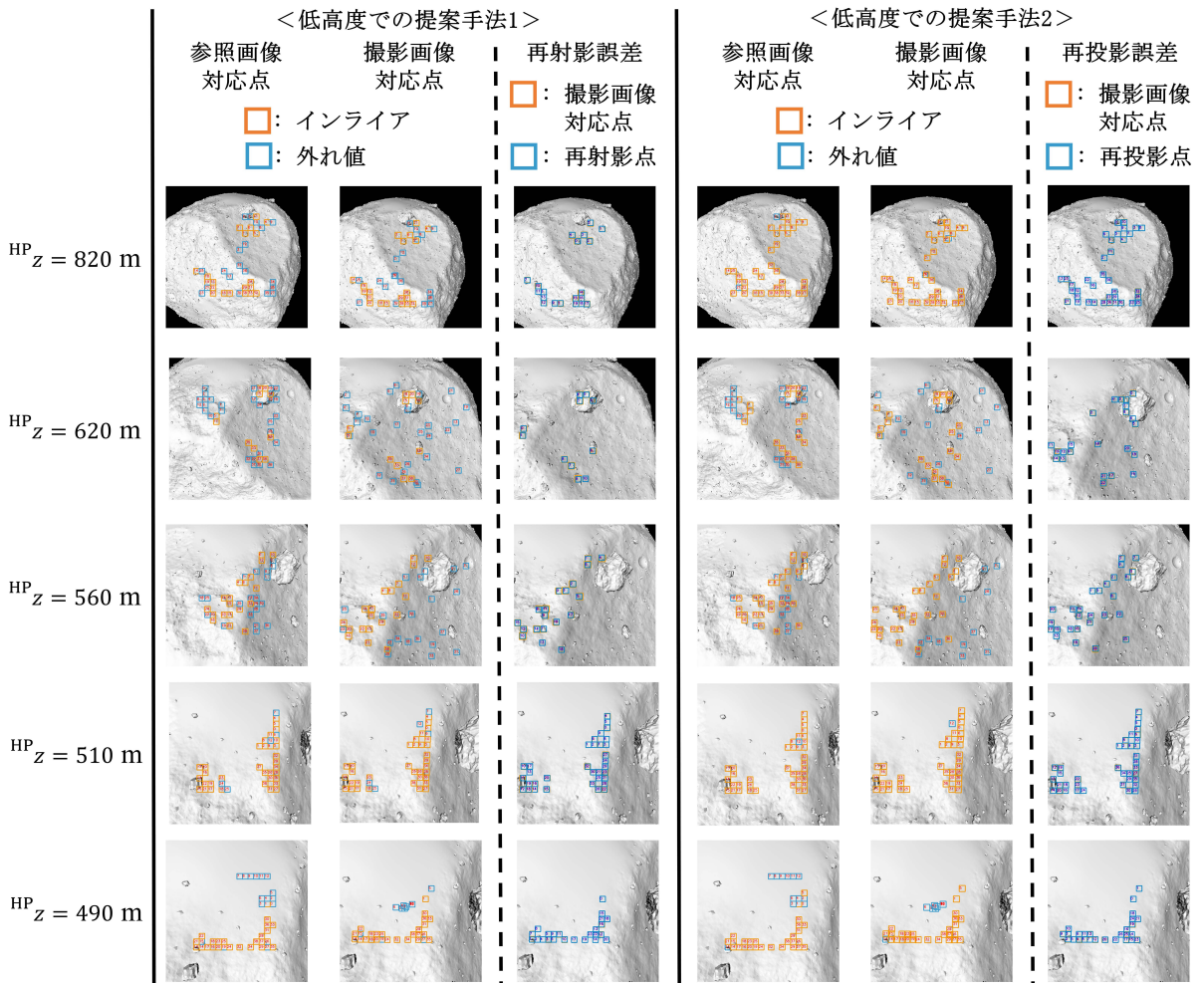


図 3.15: 低高度での提案手法の RANSAC の結果と再射影・再投影の様子

表 3.7: 低高度における各位置推定手法の推定精度の比較

	平均絶対誤差			標準偏差 (1σ)			3σ		
	x	y	z	x	y	z	x	y	z
	pixel	pixel	pixel	pixel	pixel	pixel	pixel	pixel	pixel
GCP-NAV+EKF(CPU)	1.39	2.90	14.3	2.34	1.81	12.9	7.02	5.43	38.7
提案手法 1(CPU, FPGA)	2.52	1.18	19.4	1.40	0.88	13.8	4.20	2.64	41.4
提案手法 2(CPU, FPGA)	1.12	1.79	0.64	1.06	1.45	0.60	3.18	4.35	1.80

表 3.8: 低高度における各位置推定手法の処理時間の比較

	処理概要	位置あたりの平均処理時間
提案手法 1 (CPU, 900MHz)	レンダリング	9.3641 [s]
	画像トリミング箇所の抽出・トリミング	0.1605 [s]
	画像拡大縮小	0.0087 [s]
	ベクトル符号化	4.2304 [s]
	相関値計算	33.9405 [s]
	(画像座標系と深度の対応表の読み込み)	1.3912 [s]
	RANSAC による 2 次元射影変換行列の推定	0.0015 [s]
提案手法 2 (CPU, 900MHz)	レンダリング	9.3641 [s]
	画像トリミング箇所の抽出・トリミング	0.1605 [s]
	画像拡大縮小	0.0087 [s]
	ベクトル符号化	4.2304 [s]
	相関値計算	33.9405 [s]
	(画像座標系と形状モデルの対応表の読み込み)	3.3667 [s]
	RANSAC による透視投影変換行列の推定	0.1301 [s]
提案手法 1 および 2 (FPGA, 50MHz)	ベクトル符号化と相関値計算	2.3527 [s]

まず、低高度での 2 つの提案手法を比較する。提案手法 1(画像座標系での 2 次元射影変換行列による位置推定) の場合、高度が低くなるほど、特に x 方向の推定精度が明らかに向上している。この主な要因は、画像座標系からカメラ座標系へ変換する際に、複数の微小領域の平均深度を使用しているためである。実際は、全ての注目点において深度が違う。しかし、提案手法 1 では、2 次元での対応点の射影変換行列を推定し、その変換は一様な面上(カメラからの深度が全て一定の面)で行われていると仮定することで、実空間での位置を推定している。このため、高度が比較的高い時は、抽出した微小領域が、天体表面の広範囲に分布するため、近似誤差が大きくなってしまう。一方、500m 付近の低高度になるほど、画像内での天体表面の深度のばらつきは少なくなる。そのため、推定精度も良くなる。したがって、この手法は、比較的大きな天体や、搭載光学カメラの画角が小さいときなどと相性が良いと考えられる。また、 z 方向の推定では、 x 、 y 方向と比較すると推定精度が悪い。特に、高度 800~600m 付近において、誤差が非常に大きくなっている。これは、図 3.15 から明らかなように、RANSAC によってインライアと識別された対応関係が少ないことが一因であると考えられる。また、この z 方向の誤差推移は、GCP-NAV でも同じような傾向が見られる。どちらの手法も画像平面上での変化量推定から位置を推定しているため、 z 方向の誤差が大きくなってしまふと考えられる。また、提案手法 1 は、形状モデルより得られる平均深度情報を推定に用いている。一方、GCP-NAV は LIDAR の観測値を使用しているが、HP 座標系の高度推定では、形状モデルから高度のオフセット値を決めている。したがって、どちらの手法も、探査機の実際の位置と計画位置の位置関係、目標天体の形状(デコボコさなど)によっては、今回のような大きな誤差が生じる可能性がある。

提案手法 2(形状モデルから画像座標系への透視投影変換行列による位置推定) の場合、どの高度でも、誤差が数ピクセル程度の高精度推定ができている。本研究におけるマッチングの限界性能は

1ピクセル程度である。しかし、この提案手法では、マッチングの誤差に加え、画像座標系とカメラ座標系(目標天体の重心が原点)での位置(形状モデル上での位置情報)の対応表を作成する際の、整数化による誤差なども生じる。このような誤差を考慮すると、本提案手法は高精度な推定が実現できていると考えられる。また、他の手法と比較して特筆すべき点は、 z 方向の推定において、非常に高精度な推定が可能な点である。提案手法2は、画像座標系と形状モデルの対応表を活用するため、天体の地形(デコボコさなど)や自転に起因するような誤差が生じにくい。また、2次元と3次元での対応関係から直接位置を推定しているため、 z 方向への誤差が生じにくいと考えられる。図3.15からも明らかなように、提案手法2は、提案手法1と比較して、より多くの対応関係をインライアと識別している。これは、透視投影変換により推定されたモデルが、多くの対応関係に精度よく当てはまるからである。このように、ある程度の事前観測があれば作成可能な形状モデルを活用することで、高精度な推定を実現している。また、この提案手法はLIDARの観測値を使用していない。これも、GCP-NAVなどに対する大きなメリットである。

また、表3.8より、処理時間の観点で比較すると、低高度での提案手法は、高高度での提案手法よりも処理時間が長くなっている。本研究では、参照画像から抽出する微小画像を、画像数: 40枚、解像度: $20 \cdot 20$ と設定している。この結果、高高度と比較して、平均的により多くのピクセルにて処理を行うため、処理時間が長くなっている。これは、ミッションに要求される推定精度や処理時間によって調整することが可能である。また、低高度での提案手法1と2を比較すると、実空間での位置推定(射影変換の推定、透視投影変換の推定)処理は、提案手法1の方が高速である。これは、提案手法2の方が、パラメータ推定に最低限必要な対応関係が多いためである。また、非線形最適化を用いていることも要因である。これは、提案手法1の2に対するメリットである。提案手法2の場合でも、FPGAでのテンプレートマッチング処理時間、CPUでの透視投影変換行列推定の処理時間を合わせても高速(5秒以下)である。また、低高度での提案手法は、高高度での提案手法と異なり、計画姿勢で参照画像を生成する場合でも、対応関係が正しく見つかりさえすれば高精度な推定が可能である。したがって、降下前に行うレンダリング処理と、リアルタイムに行うテンプレートマッチング・実空間での位置推定処理を完全に切り離すことができる。このように、必要な処理のみをリアルタイムで行うことで、より高速な推定を可能にしている。これは、レンダリング処理をリアルタイムで行うOSIRIS-RExとは異なるアプローチである。

また、低高度での提案手法は、どちらも形状モデルから得られる対応表を使用しているが、表3.8より、これらのデータの読み込みに時間を要することがわかる。地上では、それほど大きなデータ量ではなくても、宇宙での計算リソースが少ない環境では、問題となりうる。したがって、あらかじめデータの読み込みを行っておくなど、工夫が必要である。しかし、高精細な形状モデルそのものを探査機上のメモリに保存しておく必要がない点は、OSIRIS-RExなどの手法に対する大きな利点である。したがって、計算資源が限られている探査機にも搭載可能であると考えられる。

さらに、提案手法は、特徴点ではなく、ある一定の大きさの領域でマッチングを行っている。このようにすることで、図3.15からも明らかなように、人間が見ると特徴量がそこまで多くなさそうな領域でも、対応関係を正しく見つけられていることが確認できる。したがって、提案手法は、岩などのランドマークが少ない平坦な表面でも適用できると考えられる。これは、SLIMのクレータマッチングや、Heraミッションにおける特徴点追跡に対する大きな利点である。また、このような人間が特徴点を抽出できないような領域しかない場合、はやぶさ2におけるGCP-NAVのような、人間が特徴点をあらかじめ設定する手法は使用できない。このような観点からも、提案手法は優れていると考えられる。

太陽角変化に対する位置推定精度変化

特に低高度における提案手法では、計画と実際の照明環境の違いが推定精度に影響する。低高度ではレンダリングをオフラインで実施するため、太陽角が計画と実際に異なるケースも想定される。そこで、高度 550m において、実際の撮像時の太陽角を計画から 1 度ずつ変化させたときの推定精度変化を図 3.16 に、マッチング結果を図 3.17 に示す。図 3.17 の青枠は全てのマッチング結果、オレンジは推定に使用されたマッチング結果を示している。

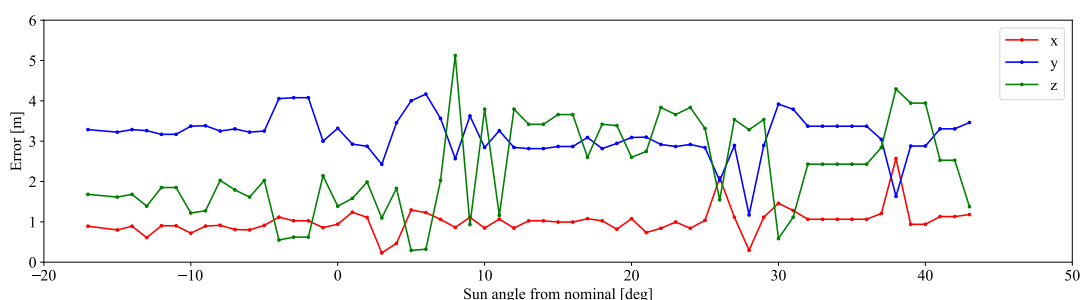


図 3.16: 低高度での提案手法の太陽角変化に対する推定精度変化

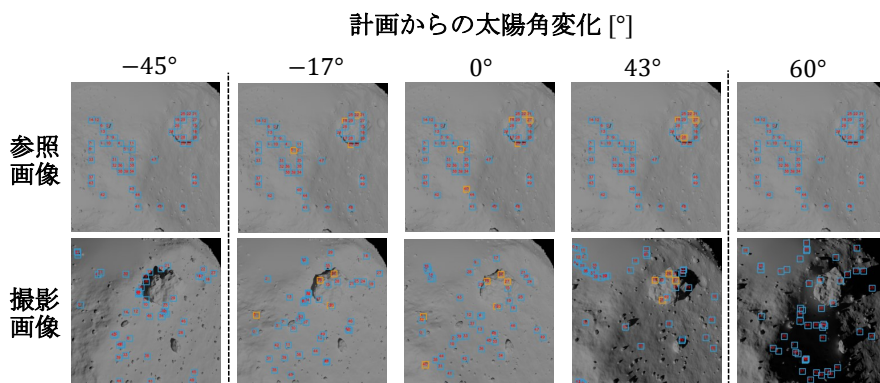


図 3.17: 低高度での提案手法の太陽角変化に対するマッチング結果変化

このように、-17 度から +43 度の範囲内においては、複数微小領域のマッチングから尤もらしい結果を提案手法で自動で抽出することで、数m精度の推定が可能であることが確認できる。一方で、-45 度や 60 度では、0 度の時と比べて画像内で影が支配的になっており、推定のために必要な対応関係を決定できていない。しかし、計画と実際のケースで数 10 度も太陽角が変わることは実際にはないと考えられるため、現実的に起こりうる照明環境変化内では提案手法によって高精度な推定が可能である。

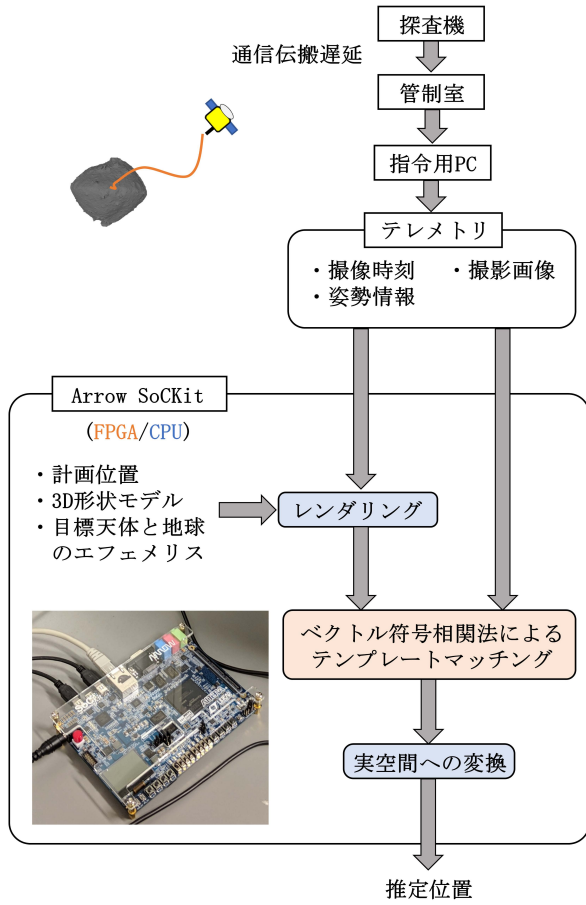
3.2 はやぶさ 2 のフライトデータを用いたリアルタイム位置推定

本章では、実際のはやぶさ 2 のフライトデータを用い、提案手法の位置推定精度を評価する。2018 年 10 月 23 日～25 日のはやぶさ 2 の降下リハーサル (TD1-R3) 運用の時に、リアルタイムで位置推定実験を行った。なお、今回は、 $HP_z \geq 1[\text{km}]$ の高高度でのみシミュレーションを行った。そして、はやぶさ 2 の位置推定手法である GCP-NAV と比較することで、提案手法の実ミッションへの適用性を評価した。

3.2.1 リアルタイム位置推定実験の方法

ここでは、リアルタイムでの位置推定実験の方法について述べる。図 3.18 に、提案手法を用いたリアルタイム位置推定実験の概要と、はやぶさ 2 における GCP-NAV の概要を示す。青色で示している箇所が CPU 処理、赤色で示している箇所が FPGA 処理、緑色で示している箇所がオペレータによる手動処理を示している。今回は、地上での実験であるため、探査機からテレメトリが送信され次第、位置推定を行う。まず、事前観測で作成済みのリュウグウの形状モデル、計画位置、リュウグウと地球のエフェメリス、探査機から送信されてきた姿勢情報などから、リアルタイムに参照画像を生成する。なお、CPU 処理によるレンダリングによって生成している。その後、生成された参照画像、探査機から送信されてきた実際の撮影画像を用い、高高度での提案手法により位置を推定する。テンプレートマッチングの処理は FPGA で行っている。また、3 章のシミュレーションと異なり、CPU 処理の場合、PC ではなく Cyclone V 内の CPU で処理を行っている。表 3.9 に FPGA および CPU の動作条件を、表 3.10 に位置推定実験の条件を示す。

〈提案手法を用いたリアルタイム位置推定実験〉



〈はやぶさ2におけるGCP-NAV〉

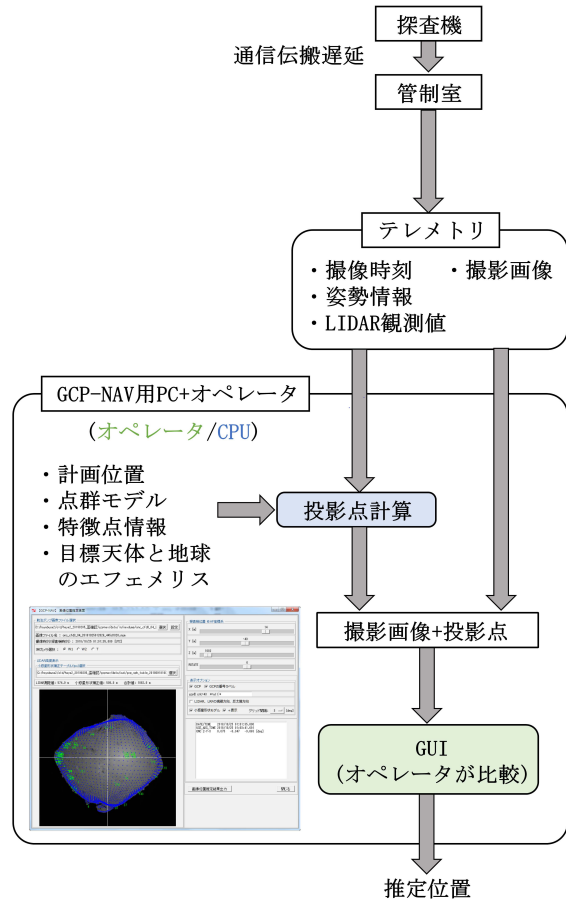


図 3.18: はやぶさ 2 のフライトデータを用いたリアルタイム位置推定方法 [1]

表 3.9: リアルタイム位置推定実験における FPGA および CPU の動作条件

	ハードウェア処理 (FPGA)	ソフトウェア処理 (CPU)
デバイス	Cyclone V SoC 5CSXFC6D6F31	ARM Cortex-A9 MPCore Processor (2 コア)
クロック周波数	約 50 MHz	約 800 MHz
RAM	5140 kB (FPGA 内蔵) DDR3 SDRAM 1 GB	512 kB shared L2 cache 64 kB scratch RAM DDR3 SDRAM 1 GB

表 3.10: リアルタイム位置推定実験の条件

画像	<ul style="list-style-type: none"> ・枚数: 約 120 枚 (2018.10.23~25 のはやぶさ 2TD1-R3 運用) ・解像度: 512 · 512 pixel ・画角: 65.24° ・主点: (256,256) pixel ・歪みパラメータ: $k_0 = 786.336, k_1 = -1.512, k_2 = -164.400, k_3 = 85.812$
目標天体 3D 形状モデル	<ul style="list-style-type: none"> ・ポリゴン数: 3,145,728 (平均ポリゴンサイズ: 1.51 m) ・直径: 約 900m ・自転周期: 7.63 時間
最適拡大縮小倍率探索	<ul style="list-style-type: none"> ・探索手法: 逐次探索 ・探索範囲: 0.95-1.05 ・探索幅: 1 ピクセルサイズ ・補間手法: ニアレストネイバ法
ベクトル符号相関法	<ul style="list-style-type: none"> ・離散化閾値: 15(固定値)
テンプレートマッチング	<ul style="list-style-type: none"> ・マッチング範囲: トリミング中心 ± 200 m(高解像度ステップ) 高解像度での最大相関値座標 ± 4 pixel(低解像度ステップ)

3.2.2 位置推定精度の評価方法

ここでは、はやぶさ 2 のフライトデータを用いた際の、位置推定精度の評価方法について述べる。はやぶさ 2 のフライトデータは、探査機の計算位置、姿勢、撮影画像などを含めた一連のデータで構成される。しかし、フライトデータの場合、実際の位置 (真値) が不明であるので、今回は GCP - NAV の結果と比較評価する (図 3.19)。

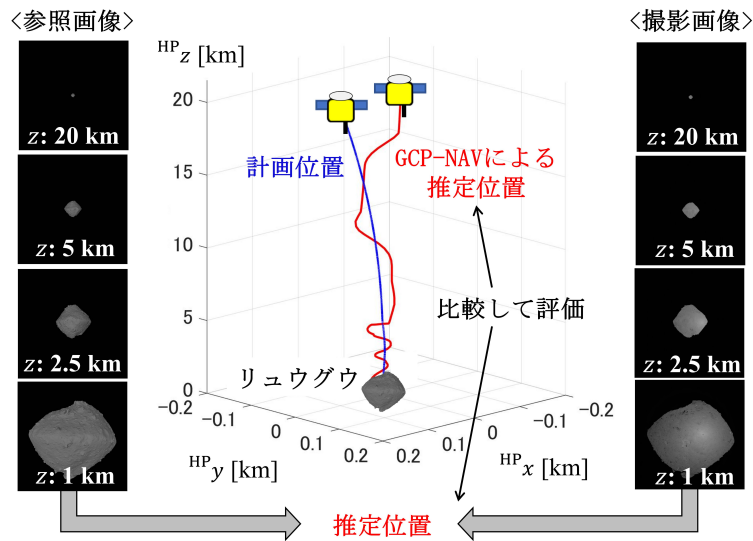


図 3.19: はやぶさ 2 のフライトデータを用いた位置推定精度評価

3.2.3 リアルタイム位置推定実験の結果

はやぶさ 2 における GCP-NAV との比較結果を、図 3.20 に示す。図中の灰色の領域は、GCP-NAV の推定結果 ± 1 ピクセルの領域を示している。また、図 3.21 に、高高度における提案手法の、マッチング結果を視覚的に示す。ベクトル符号化された画像は、 x 方向の輝度勾配のみプロットしている。なお、ベクトル符号は、減少・維持・増加を、それぞれ黒色・灰色・白色で示している。また、ベクトル符号化された撮影画像内の白枠は、ベクトル符号相関法を用いたテンプレートマッチングにより、最も相関が高いと判断された領域である。

それぞれの手法の位置あたりの平均処理時間を、表 3.11 に示す。テンプレートマッチングの場合、ピクセルあたりの平均処理時間も示している。また、GCP-NAV は伝搬遅延を位置推定時間を含むため、表から除外している。なお、これらの平均処理時間は、約 1000 回のシミュレーションの平均値を示している。

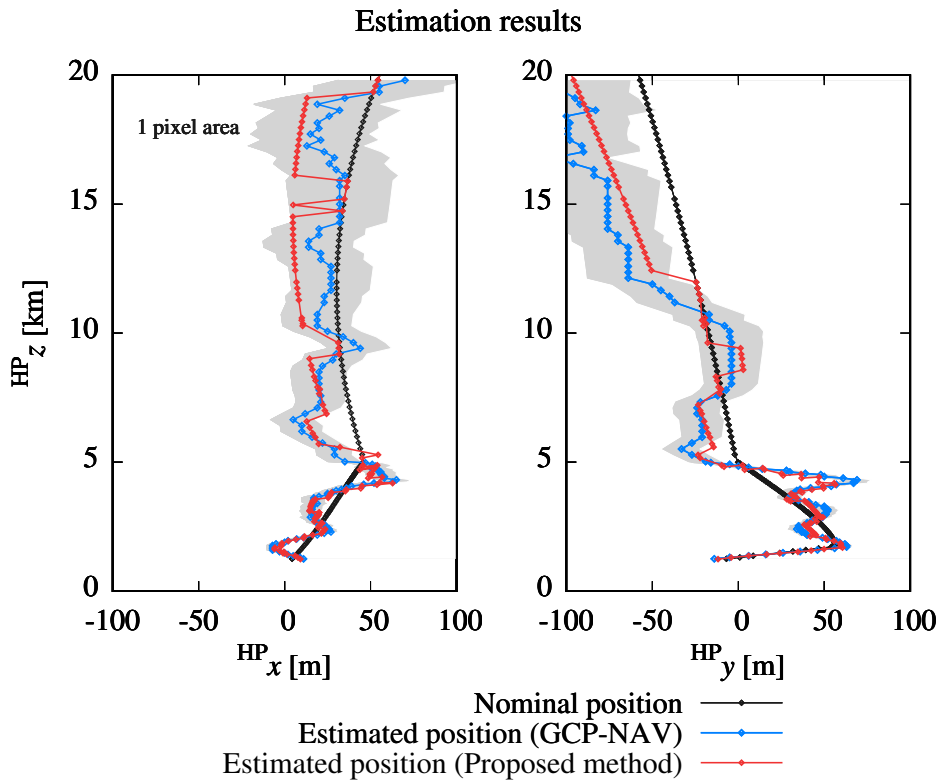


図 3.20: リアルタイム位置推定実験での提案手法とはやぶさ 2 における GCP-NAV の推定位置結果

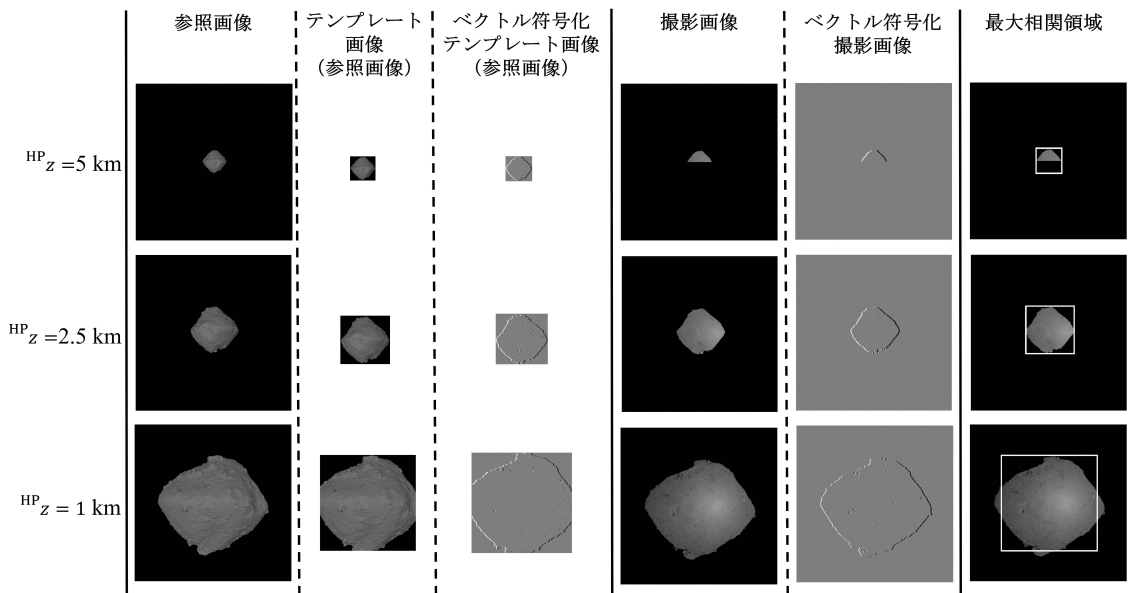


図 3.21: リアルタイム位置推定実験での提案手法のテンプレートマッチング結果

図 3.20 より明らかなように、高高度での提案手法による推定位置は、概ね GCP-NAV の結果と

表 3.11: はやぶさ 2 のフライトデータを用いた処理時間評価

手法	処理概要	位置あたりの平均処理時間
提案手法 (CPU, 800MHz)	レンダリング	4.7018 [s]
	画像トリミング	0.0065 [s]
	画像拡大縮小	0.0456 [s]
	実空間への変換	0.0591 [ms]
提案手法 (FPGA, 50MHz)	ベクトル符号化と相関値計算	0.9015 [s]

類似している。真値がわからないため推定誤差は算出できない。しかし、提案手法の推定位置は、GCP-NAV の推定位置 ± 1 ピクセル以内の範囲内にほとんど入っている。したがって、フライトデータの場合でも、提案手法は十分高精度な推定ができていると考えられる。図 3.21 を見ると、ベクトル符号相関法を用いたテンプレートマッチングにより、正しく対応関係を見つけられていることが確認できる。特に、 $HP_z=5\text{km}$ では、撮影画像に欠損が生じているのにも関わらず、正しい対応関係を見つけることができている。これは、提案手法が相関値の相対比較によって、最も相関が高い箇所を決定しているためである。同様の理由で、計画と実際の小天体・探査機・太陽の位置関係の違いによって生じる、撮影画像・参照画像間の影の位置の違いなどにも強いと考えられる。このような状況は実ミッション特有であり、提案手法がそのような場合にも対応可能なことが確認できた。これは、信頼性の観点から見ても、大きな強みである。

また、提案手法の一連の処理は全て自律化されており、リアルタイムで行うことが可能である。表 3.11 より、提案手法の全ての平均処理時間を合計しても、5 秒程度である。実際の宇宙用 CPU を使用する場合は、クロック周波数がさらに低くなるため、処理速度は大幅に増加すると考えられる。しかし、前章で示したように、ポリゴン数の少ない形状モデルを使用すれば、推定精度をある程度保ったまま、処理時間の削減することができる。これは、オペレータが手動で位置を推定している、はやぶさ 2 における GCP-NAV に対する大きな利点である。はやぶさ 2 における GCP-NAV の場合、およそ 10 分程度の処理時間を要する。また、高高度における提案手法は、オンボードの ARM CPU の場合でも十分高速に処理が可能である。したがって、提案手法は非常にシンプルかつ高精度に推定が可能な手法である。実際の宇宙用 CPU とは性能の差はあるものの、限られたリソースの環境下でも適用可能な手法であると考えられる。このように、高高度での提案手法は、推定精度および処理時間の観点において、実ミッション環境へ適用可能であると考えられる。

第 4 章

人工ランドマークを用いた リアルタイム位置推定の提案

2 章における提案手法の問題点と本章のアプローチ

2 章では、TRN(地形相対航法) の考え方をベースに、FPGA での高速処理が可能なベクトル符号相関法と形状モデルによるレンダリング・透視投影変換推定などを組み合わせた探査機自己位置推定手法を複数提案した。しかし、3 章のシミュレーションで示したように、低高度における提案手法によって高精度位置推定を実現するためには、点群・位相・反射率情報から構成される高精細な目標天体形状モデルが必要不可欠である。このような高精細モデルの作成には、低高度での観測か、高高度での高分解能カメラ・LIDAR による観測が必要である。低高度観測のための燃料に余裕がある探査機や、高性能な観測機器を搭載可能な探査機であれば、目標着陸地点付近の高精細モデルを生成することは可能であり、2 章で提案した手法は効果的である。しかしながら、比較的重力が大きい遠方小天体や、燃料や観測機器性能に制約があるような場合は、低高度における提案手法の活用は困難である。

また、2 章で提案した手法は、特徴点ではなく、天体表面の濃淡模様を画像で比較することで、顕著な特徴点の抽出が困難な平坦な表面など、様々な環境下で適用可能である。しかし、濃淡模様がない完全に平坦な表面への適用は困難である。着陸点付近の広範囲が完全に平坦な安全領域であれば、ピンポイント着陸の必要性は低くなるが、将来的には地下探査のように、着陸地点周辺が完全に平坦な場合でもピンポイント着陸が要求される場合があると想定される。また、探査機が目標着陸地点まで接近する際に、完全に平坦な領域を通過する場合も考えられる。このようなケースでは、2 章で提案した手法は精度・信頼性・ロバスト性の観点で不十分である。

上記の 2 つの問題点の要因は、自然地形というパッシブな非協力物体を活用して位置を推定するためである。これらの問題点を解決するために、本章では、協力物体である人工マークを用いた手法を複数提案する。2 章で提案したように、高精度推定が可能な TRN(地形相対航法) において画像情報を活用しようとする、参照(計画)画像の生成に高密度点群と位相・反射率情報から構成される高精細形状モデルを必要とする。一方で、LIDAR ベースの TRN 手法では、膨大な量の点群の 3 次元マッチング処理が必要となり、計算コストと金銭コストの観点から、様々な小天体探査への

適用性が低くなる。そこで本研究では、協力的な点ランドマークである人工マーカを活用することで、地図情報を数個～100個程度の3次元位置集合に落とし込むことができる。したがって、観測機器の性能・燃料・計算機性能・金銭コストなどの制約が厳しいミッションへの適用性という観点で、自然地形を用いた画像やLIDARベースの手法に対して優位性が高い。さらに、協力的な点ランドマークである人工マーカを活用することで、完全に平坦な表面を含めた、様々な小天体表面環境への適用が可能である。

はやぶさ2のターゲットマーカ航法の問題点と本章のアプローチ

人工マーカを用いた小天体向けの航法技術では、1章で示したように、はやぶさとはやぶさ2において画像ベースのターゲットマーカを用いた航法が実証されている。本章では、既の実証済であるターゲットマーカをベースに、より発展させたマーカシステムや航法手法を複数提案する。はやぶさ2におけるターゲットマーカを用いた航法では、マーカの数と観測量の次元の少なさが遠方小天体探査へ適用する上でのボトルネックとなっていた。ターゲットマーカの場合、カメラの画角やフラッシュランプの指向性によって降下軌道が制限される。また、はやぶさ2では各着陸地点に1つのマーカしか使用されなかったため、目標マーカ近傍にしか探査機を誘導することができない。実際にはやぶさ2では、マーカ投下後に着陸戦略の見直しを余儀なくされた[44]。高度30mの着陸地点付近でターゲットマーカを捕捉するために、10m程度の位置推定精度が要求された。さらに、はやぶさ2の画像ベースのマーカでは、縮退した2次元情報しか得られないため、1つのターゲットマーカだけでは高精度な3次元位置推定が困難である。はやぶさ2のように、LRFと高精細形状モデルで高度を推定することも可能だが、重力が大きく、高精細形状モデル作成のための十分な事前観測が困難な遠方小天体には適さないと考えられる。また、はやぶさ2で使用されているマーカでは、反射光が白色光であり、マーカが球体であるため、マーカを画像中で識別することが困難である。したがって、複数のマーカを同時に活用しようとする、マーカ識別のための新たな手法が必要となる。

そこで、4.2節では、はやぶさで実証された再帰性反射を用いたターゲットマーカを小天体表面の広範囲にばらまくことで、マーカを認識可能な軌道領域および探査機を誘導可能な表面領域を拡大する。さらに、複数マーカの2次元位置情報を活用した、リアルタイムかつ高精度な探査機の3次元自己位置推定手法を提案する。この手法では、2章で提案した、透視投影変換行列の推定による位置推定手法を応用し、画像中のマーカ2次元位置とマーカ地図(目標天体固定座標系でのマーカ3次元位置集合)から探査機3次元位置を推定する。さらに、再帰性反射を用いたマーカ識別のために、RANSACとダイナミクスを活用したマーカ対応関係推定を提案する。

次に、4.3節では、より簡易的なマーカ識別を可能にするために、電波ベースのアクティブな新たな人工マーカの使用を提案する。超広帯域(Ultra-WideBand, UWB)通信を用いた、探査機・マーカ間の2way測距とマーカ識別機能のマーカへの搭載を仮定する。

そして、4.4節では、このアクティブマーカシステムのマーカ識別と測距情報取得を最大限に活用した、オフラインマーカ位置推定(マーカ地図作成)手法とリアルタイム探査機位置推定手法を提案する。

4.5節では、再帰性反射機能によるマーカ2次元位置検出と探査機・マーカ間の2way測距を組み合わせた探査機位置推定手法を提案する。さらに、マーカ地図が事前に推定できない場合も想定し、FastSLAMをベースとした、マーカ地図と探査機位置のリアルタイム同時推定手法を提案する。こ

の手法は、着陸前にマーカ地図や点群・形状モデルを作成するための十分な観測時間と燃料を確保できないミッションにおいて有用である。

4.1 探査機のダイナミクスモデルと2次元マーカ位置の観測モデル

4.1.1 探査機のダイナミクスモデル

本研究では、探査機のダイナミクスモデルとして、ヒル方程式に基づいた二体問題に太陽光圧 (Solar Radiation Pressure, SRP) を加えたモデルを使用する。探査機の運動方程式は、時刻 $t-1$ での探査機状態量 $({}^{\text{Hill}}\mathbf{x}_{t-1}^T \quad {}^{\text{Hill}}\mathbf{v}_{t-1}^T)^T = ({}^{\text{Hill}}x_{t-1} \quad {}^{\text{Hill}}y_{t-1} \quad {}^{\text{Hill}}z_{t-1} \quad {}^{\text{Hill}}\dot{x}_{t-1} \quad {}^{\text{Hill}}\dot{y}_{t-1} \quad {}^{\text{Hill}}\dot{z}_{t-1})^T$, 制御入力 ${}^{\text{Hill}}\mathbf{u}_{t-1}$, 太陽光圧ベクトル ${}^{\text{Hill}}\mathbf{a}_{\text{SRP}}$, システムノイズ ${}^{\text{Hill}}\boldsymbol{\epsilon}_{\text{sys},t-1}$, 目標天体の重力定数 μ , 目標天体の軌道角速度 Ω を用いて、以下のように表される。

$$\begin{pmatrix} {}^{\text{Hill}}\dot{x}_{t-1} \\ {}^{\text{Hill}}\dot{v}_{t-1} \end{pmatrix} = \mathbf{A}_{t-1} \begin{pmatrix} {}^{\text{Hill}}\mathbf{x}_{t-1} \\ {}^{\text{Hill}}\mathbf{v}_{t-1} \end{pmatrix} + {}^{\text{Hill}}\mathbf{u}_{t-1} + {}^{\text{Hill}}\mathbf{a}_{\text{SRP}} + {}^{\text{Hill}}\boldsymbol{\epsilon}_{\text{sys},t-1} \quad (4.1)$$

$$\mathbf{A}_{t-1} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ -\Omega^2 - \frac{\mu}{r^3} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{\mu}{r^3} & 0 & 0 & 0 & 2\Omega \\ 0 & 0 & 3\Omega^2 - \frac{\mu}{r^3} & 0 & -2\Omega & 0 \end{pmatrix} \quad (4.2)$$

$$r = \sqrt{{}^{\text{Hill}}x_{t-1}^2 + {}^{\text{Hill}}y_{t-1}^2 + {}^{\text{Hill}}z_{t-1}^2} \quad (4.3)$$

この式を数値積分することで、時刻 t における位置ベクトルと速度ベクトル $({}^{\text{Hill}}\mathbf{x}_t, {}^{\text{Hill}}\mathbf{v}_t)$ を計算することができる。本研究では、数値積分手法として4次のルンゲクッタ法を使用している。小天体重心が原点であるカメラ座標系での探査機位置は、

$${}^{\text{C}_0}\mathbf{x}_t = {}^{\text{C}_0}\mathbf{C}_B {}^{\text{B}}\mathbf{C}_{1,t} {}^{\text{I}}\mathbf{C}_{\text{Hill},t} {}^{\text{Hill}}\mathbf{x}_t \quad (4.4)$$

で表される。

本研究では、制御のためのアクチュエータとして、インパルス的な化学推進を使用する。目標軌道と推定探査機位置の差分に基づき、PD制御則で探査機の速度増分を決定する。時刻 $t-1$ で印加される速度増分は、制御入力としてではなく、探査機の時刻 $t-1$ での速度ベクトルに直接加わる。ただし、速度増分指令値のノルムと各軸への漏れ込みノイズがランダムノイズとして印加時に加わる。スラストの時間遅れは本研究では考慮していない。

実際の探査機の運動は、このモデルに不確かさを含む。速度増分が印加されない時のシステムノイズは、重力・太陽光圧・軌道角速度のモデリングの不正確さに起因すると仮定する。それぞれのノイズは、真値を平均とし、それぞれの大きさに依存する分散を持つ正規分布に従うと仮定している。

SRP ベクトルが^{Hill} $\mathbf{a}_{\text{SRP}} = (a_1 \ a_2 \ a_3 \ a_4 \ a_5 \ a_6)^T$ とすると、重力の大きさに対するノイズ比 s_g , SRP の大きさに対するノイズ比 s_a , 軌道角速度の大きさに対するノイズ比 s_Ω を用いて、共分散行列 \mathbf{M}_{t-1} は次のように定義される.

$$\mathbf{M}_{t-1} = \mathbf{S}_{t-1} \mathbf{S}_{t-1}^T \quad (4.5)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{S}_{t-1} = & \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{s_g \mu}{r^3} \text{Hill} x_{t-1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{s_g \mu}{r^3} \text{Hill} y_{t-1} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{s_g \mu}{r^3} \text{Hill} z_{t-1} \end{pmatrix} \\ + & \begin{pmatrix} s_a a_1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & s_a a_2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & s_a a_3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & s_a a_4 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & s_a a_5 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & s_a a_6 \end{pmatrix} \\ + & \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & (s_\Omega \Omega)^2 \text{Hill} x_{t-1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 2s_\Omega \Omega \text{Hill} \dot{z}_{t-1} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 3(s_\Omega \Omega)^2 \text{Hill} z_{t-1} + 2s_\Omega \Omega \text{Hill} \dot{y}_{t-1} \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (4.6)$$

また、速度増分ノイズは、指令値のノルムと各軸への漏れ込みノイズがそれぞれ正規分布に従うと仮定している. したがって、速度増分ベクトルが^{Hill} $\Delta \mathbf{v}_{t-1} = (0 \ 0 \ 0 \ \Delta v_1 \ \Delta v_2 \ \Delta v_3)^T$ とすると、速度増分印加時は、想定される各軸のノルム誤差比 s_{vn} と漏れ込み誤差比 s_{vd} で定義される以下の行列を \mathbf{M}_{t-1} に加える.

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & (s_{vn} \Delta v_1)^2 & (s_{vd} \Delta v_1)^2 + (s_{vd} \Delta v_2)^2 & (s_{vd} \Delta v_1)^2 + (s_{vd} \Delta v_3)^2 \\ 0 & 0 & 0 & (s_{vd} \Delta v_2)^2 + (s_{vd} \Delta v_1)^2 & (s_{vn} \Delta v_2)^2 & (s_{vd} \Delta v_2)^2 + (s_{vd} \Delta v_3)^2 \\ 0 & 0 & 0 & (s_{vd} \Delta v_3)^2 + (s_{vd} \Delta v_1)^2 & (s_{vd} \Delta v_3)^2 + (s_{vd} \Delta v_2)^2 & (s_{vn} \Delta v_3)^2 \end{pmatrix} \quad (4.7)$$

\mathbf{M}_{t-1} は、 $t-1$ における状態量の時間微分空間における共分散行列である。後述する提案手法では、現時刻 t での状態量空間における共分散行列 ${}^{C_0}\mathbf{R}_t$ を必要とする。本研究では、ダイナミクス行列と基礎行列（遷移行列）を用いて、 ${}^{C_0}\mathbf{R}_t$ を近似的に表現する。ダイナミクス行列 \mathbf{A}_{t-1} を探査機状態量に対して線形化したヤコビアン \mathbf{G}_{t-1} 、 \mathbf{M}_{t-1} 、時間変化 Δt を用いて、

$${}^{C_0}\mathbf{R}_t = {}^{C_0}\mathbf{C}_{\text{Hill},t} {}^{\text{Hill}}\mathbf{R}'_t {}^{C_0}\mathbf{C}_{\text{Hill},t}^{\text{T}} \quad (4.8)$$

$${}^{\text{Hill}}\mathbf{R}_t = (\mathbf{I} + \mathbf{G}_{t-1}\Delta t)\mathbf{M}_{t-1}(\mathbf{I} + \mathbf{G}_{t-1}\Delta t)^{\text{T}} \quad (4.9)$$

で表される。 ${}^{\text{Hill}}\mathbf{R}'_t$ は、その位置に対応する ${}^{\text{Hill}}\mathbf{R}_t$ の部分行列である。

また、本研究では、上述の状態遷移におけるランダムノイズ以外に、以下のような不確かさが考えられる。

- バイアス
スラストや制御指令計算方法の特性や動作環境によってバイアスが生じることがあるが、本研究ではこれらは事前のキャリブレーションにより正確に補正されていると想定し、考慮しない。
- スタック
障害物などによって、探査機が一定の位置・姿勢に一定時間拘束される現象である。この現象が宇宙空間で生じる確率は稀であると考えられるため、本研究では考慮しない。しかし、提案する航法アルゴリズムはダイナミクスのみ依存しない観測量を活用した手法であるため、スタックが発生する環境下へも適用可能である。
- 誘拐
計算機や通信機器の一次的なフリーズなどによって、探査機が突然異なる状態量へと誘拐される現象である。本研究におけるシミュレーションでは考慮していないが、提案する航法アルゴリズムはスタックと同様の理由で誘拐に対しても安定性を保つ。

4.1.2 2次元マーカ位置の観測モデル

再帰性反射機能を搭載した人工マーカのカメラによる観測モデルは式 2.8 と同様である。ここでは、同次座標系ではなく、入力変数であるマーカ 3次元位置・探査機位置と出力であるマーカ 2次元位置の関係を非線形観測モデル \mathbf{h}_{cam} で表す。探査機位置 ${}^{C_0}\mathbf{x}_t = ({}^{C_0}x_t \ {}^{C_0}y_t \ {}^{C_0}z_t)^{\text{T}}$ 、マーカ [k] の 3次元位置 (地図) ${}^{C_0}\mathbf{m}_t^{[k]} = ({}^{C_0}x_t^{[k]} \ {}^{C_0}y_t^{[k]} \ {}^{C_0}z_t^{[k]})^{\text{T}}$ 、観測ノイズ ϵ_{cam} 、カメラの焦点距離 f_x 、 f_y 、主点 c_x 、 c_y を用いて、マーカ [k] の 2次元位置 ${}^i\mathbf{m}_t^{[k]}$ は以下で表される。

$${}^i\mathbf{m}_t^{[k]} = \mathbf{h}_{\text{cam}}({}^{C_0}\mathbf{x}_t, {}^{C_0}\mathbf{m}_t^{[k]}) + \epsilon_{\text{cam}} \quad (4.10)$$

$$\mathbf{h}_{\text{cam}}(C_0 \mathbf{x}_t, C_0 \mathbf{m}_t^{[k]}) = \begin{pmatrix} f_x \frac{C_0 x_t^{[k]} - C_0 x_t}{C_0 z_t^{[k]} - C_0 z_t} + C_x \\ f_y \frac{C_0 y_t^{[k]} - C_0 y_t}{C_0 z_t^{[k]} - C_0 z_t} + C_y \end{pmatrix} \quad (4.11)$$

なお，マーカ 3 次元位置が既知であると仮定する場合，上式中の変数は探査機位置のみになり，以下で表される．

$${}^i \mathbf{m}_t^{[k]} = \mathbf{h}_{\text{cam}}(C_0 \mathbf{x}_t) + \boldsymbol{\epsilon}_{\text{cam}} \quad (4.12)$$

この観測モデルではレンズの歪みを考慮していないが，キャリブレーションにより歪みモデルを推定することができる．そのため，歪み補正されたマーカ 2 次元位置を得ることができる．また，本研究では，カメラモデルのキャリブレーションの不確かさと画像中のマーカ位置検出による不確かさの影響で，マーカ 2 次元位置の検出にはノイズが発生する．このノイズは，真値を平均とし，共分散行列 $\mathbf{Q}_{\text{cam},t}$ に基づいた正規分布に従うと仮定する．また，本研究ではマーカ地図は目標天体固定座標系で管理されると想定している．マーカ位置は，目標天体固定座標系では時間に対して不変である．マーカ地図は，目標天体の自転情報と探査機の姿勢が既知である場合には，目標天体重心を原点とするカメラ座標系では以下のように表される．

$$C_0 \mathbf{m}_t^{[k]} = C_0 \mathbf{C}_B^B \mathbf{C}_{L,t}^I \mathbf{C}_{M,t}^M \mathbf{m}^{[k]}. \quad (4.13)$$

また，本研究では，上述の観測におけるランダムノイズ以外に，以下のような不確かさが考えられる．

- バイアス

センサの特性や動作環境，センサ内部の観測値計算アルゴリズムによって，センサの観測値に常に加わる一定の誤差である．本研究で提案するアルゴリズムではバイアスの影響を自動で取り除くことは困難である．したがって，事前のキャリブレーションによってある程度補正されている必要がある．

- ファントム (見間違い)

存在しないはずのランドマークを観測したり，でたらめな観測量を出力することである．小天体表面に光を強く反射するような物体がある時に，マーカと誤認識する場合などが考えられる．また，マーカ 2 次元位置検出アルゴリズムの不具合によって，でたらめな結果を出力する場合なども考えられる．

- 見落とし (欠損)

観測されるべき情報が観測されないことである．マーカ 2 次元位置検出の過程で，反射光の強度が不足していたり，マーカとカメラの視線間に存在する物体によって光が遮断される場合などに生じる．

- オクルージョン

見落としではないが，真値とは大きく異なる観測値を出力することである．この現象は一般的には障害物によって生じる．今回のマーカ 2 次元位置検出の場合は，マーカそのものが観測されなくなる．したがって，これは見落としと同様の現象とみなせる．

また、はやぶさ2のターゲットマーカの場合、フラッシュランプを用いて光を照射し、その反射光をカメラで観測することで、マーカ2次元位置を検出した。したがって、ターゲットマーカを検出可能な範囲は、フラッシュランプの指向性と強度、再帰性反射剤の反射方向・反射強度で制限される。はやぶさ2に搭載されていたフラッシュランプの場合は、距離30m、角度30°以内が検出範囲であった。一方で、はやぶさ2では、太陽を背にして降下する際に、フラッシュランプを使用しなくても太陽光による反射でマーカを検出可能なことも明らかとなった。一般的な小天体探査ミッションでは、着陸中は太陽光による発電を活用するために、日照条件下で降下することが多い。今後は日陰条件下での着陸ミッションも増加すると考えられるが、フラッシュランプの指向性を広げることで、日陰条件下でもマーカを検出可能な範囲を広げることができる。そこで本研究では、マーカ観測可能範囲をはやぶさ2のように厳しく設定していない。

4.2 複数の2次元マーカ位置と透視投影変換推定を用いたリアルタイム自己位置推定

ここでは、再帰性反射機能を搭載した複数の人工マーカが、小天体表面の広範囲に事前にばらまかれていると仮定する。はやぶさ2で実証された画像中の2次元マーカ位置検出手法と前節の観測モデルに基づき、探査機はマーカ2次元位置をリアルタイムに検出することができる。しかし、はやぶさ2と同様に、マーカ検出段階ではマーカの識別はできないとする。また、本節では、目標天体固定座標系におけるマーカ3次元位置(マーカ地図)が事前に推定されているものと仮定する。実際に、はやぶさ2でも着陸前の観測データを用いることで、マーカ位置は事前に推定されている。また、後述するマーカ地図推定手法に基づいて推定することも可能である。さらに、前節の探査機のダイナミクスモデル、カメラの内部パラメータ、目標天体の自転情報、探査機の姿勢は既知であるとする。ダイナミクスや小天体の自転情報は、はやぶさ2のように、事前観測により推定することが可能である。姿勢は、前述したように、スタートラッカなどの姿勢センサによりリアルタイムに推定することが可能である。これらの条件に基づき、複数マーカの2次元位置情報を活用したリアルタイムかつ高精度な探査機の3次元自己位置推定手法を提案する。

図4.1と図4.2に提案手法の処理フローを示す。まず、画像から検出したマーカの2次元位置をもとに、 N_{2D} 個の2次元マーカ位置から構成される、1つの2次元点パターンを定義する。これに対し、 N_{3D} 個の3次元マーカ位置から構成されるマーカ地図から、 N_{2D} 個のマーカを抽出する順列を生成し、複数の3次元点パターンとして定義する。後述する2次元と3次元間の点パターンマッチングでは、1つの2次元点パターンに対応する最適な3次元点パターンを推定すると同時に、カメラの透視投影変換行列を推定することで、探査機3次元位置を高精度に推定する。さらに、ダイナミクスモデルに基づいた前時刻からの探査機位置遷移を活用し、2次元と3次元の点パターン間の対応関係推定を簡略化することでリアルタイム処理を可能にする。

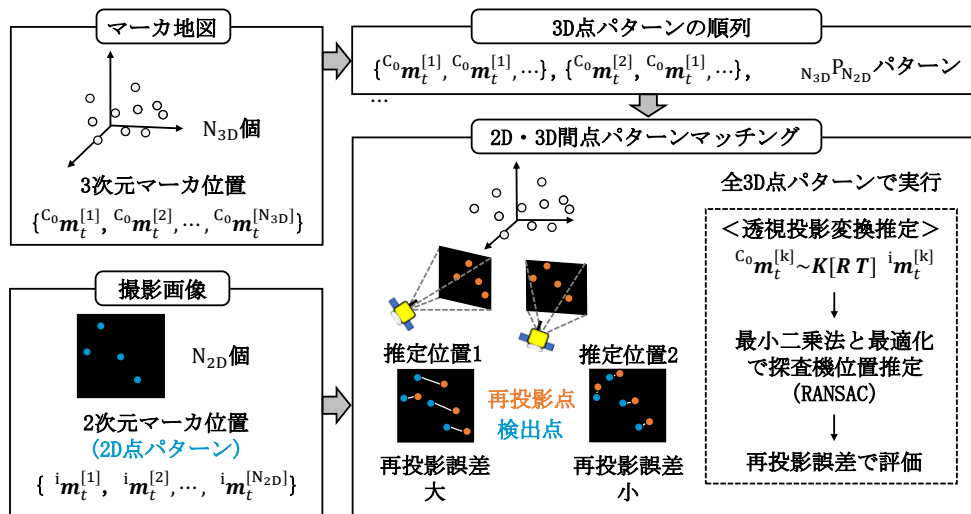


図 4.1: 2次元と3次元間の点パターンマッチング

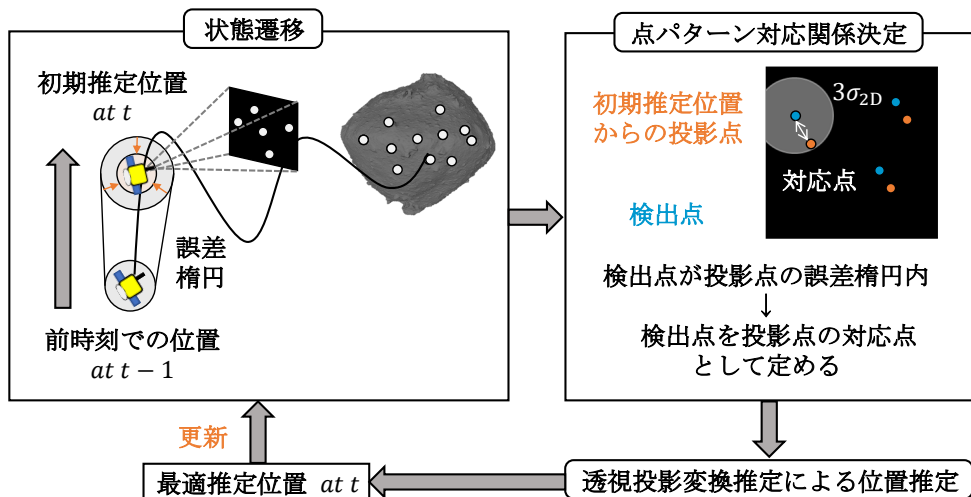


図 4.2: ダイナミクス活用によるリアルタイムマーカ対応関係推定

4.2.1 2次元と3次元間の点パターンマッチング

2次元と3次元間の点パターンマッチングの詳細を述べる。2次元と3次元間の点パターンマッチングでは、3次元から2次元へのカメラの透視投影変換行列を推定することで探査機3次元位置を推定する。これをすべての3次元パターンに対して行い、推定探査機位置からのマーカ2次元位置再投影誤差で評価することで、2次元点パターンに対応する最適な3次元点パターンと、3次元探査機位置を推定することができる。

まず、3次元と2次元の点パターンの対応関係が一意に定まるとして定式化する。実際には、順列として生成された複数の3次元点パターンから1つの点パターンを抽出する。目標天体固定座標系

における3次元点パターンを $\{M\mathbf{m}_t^{[1]}, M\mathbf{m}_t^{[2]}, \dots, M\mathbf{m}_t^{[k]}, \dots, M\mathbf{m}_t^{[N_{2D}]}\}$ とする。なお、3次元点パターンを構成する要素は、マーカ [k] の3次元位置 $M\mathbf{m}_t^{[k]} = (M_x^{[k]} M_y^{[k]} M_z^{[k]})^T$ である。よって、目標天体重心を原点とするカメラ座標系における [k] 番目の3次元マーカ位置ベクトルは、

$${}^{C_0}\mathbf{m}_t^{[k]} = {}^{C_0}\mathbf{C}_B {}^B\mathbf{C}_{I,t} {}^I\mathbf{C}_{M,t} M\mathbf{m}^{[k]} \quad (4.14)$$

で表される。

一方、画像から検出された、画像座標系における2次元点パターンを $\{i\mathbf{m}_t^{[1]}, i\mathbf{m}_t^{[2]}, \dots, i\mathbf{m}_t^{[k]}, \dots, i\mathbf{m}_t^{[N_{2D}]}\}$ とする。なお、2次元点パターンを構成する要素は、マーカ [k] の2次元位置 $i\mathbf{m}_t^{[k]} = (i_x^{[k]} i_y^{[k]})^T$ である。これらの3次元と2次元の点パターンの関係は、カメラの透視投影変換で表される。本研究では姿勢は既知であると仮定しており、姿勢変化分はすでに ${}^B\mathbf{C}_{I,t}$ に組み込まれている。したがって、探査機位置 ${}^{C_0}\mathbf{x}_t = ({}^{C_0}x_t \ {}^{C_0}y_t \ {}^{C_0}z_t)^T$ 、1つの2次元・3次元点間の透視投影変換は、

$$S^{[k]} \begin{pmatrix} i_x^{[k]} \\ i_y^{[k]} \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & -{}^{C_0}x_t \\ 0 & 1 & 0 & -{}^{C_0}y_t \\ 0 & 0 & 1 & -{}^{C_0}z_t \end{pmatrix} \begin{pmatrix} {}^{C_0}x^{[k]} \\ {}^{C_0}y^{[k]} \\ {}^{C_0}z^{[k]} \\ 1 \end{pmatrix} \quad (4.15)$$

である。

また、カメラの内部パラメータは既知であるので、内部パラメータ逆行列をかけると、

$$S^{[k]} \begin{pmatrix} i_x^{[k]'} \\ i_y^{[k]'} \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & -{}^{C_0}x_t \\ 0 & 1 & 0 & -{}^{C_0}y_t \\ 0 & 0 & 1 & -{}^{C_0}z_t \end{pmatrix} \begin{pmatrix} {}^{C_0}x^{[k]} \\ {}^{C_0}y^{[k]} \\ {}^{C_0}z^{[k]} \\ 1 \end{pmatrix} \quad (4.16)$$

となる。

この透視投影変換の式を、探査機位置とスケール定数をパラメータベクトルとして書き換えると、

$$\begin{pmatrix} {}^{C_0}x^{[k]} \\ {}^{C_0}y^{[k]} \\ {}^{C_0}z^{[k]} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & i_x^{[k]'} \\ 0 & 1 & 0 & i_y^{[k]'} \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} {}^{C_0}x_t \\ {}^{C_0}y_t \\ {}^{C_0}z_t \\ S^{[k]} \end{pmatrix} \quad (4.17)$$

となる。

したがって、2次元・3次元点パターン間の透視投影変換は、

$$\begin{pmatrix} C_0 x^{[1]} \\ C_0 y^{[1]} \\ C_0 z^{[1]} \\ C_0 x^{[2]} \\ C_0 y^{[2]} \\ C_0 z^{[2]} \\ \vdots \\ C_0 x^{[N_{2D}]} \\ C_0 y^{[N_{2D}]} \\ C_0 z^{[N_{2D}]} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & i_x^{[1]'} & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & i_y^{[1]'} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & i_x^{[2]'} & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & i_y^{[2]'} & \dots \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ \vdots & & & \vdots & & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & i_x^{[N_{2D}]'} \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & i_y^{[N_{2D}]'} \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} C_0 x_t \\ C_0 y_t \\ C_0 z_t \\ S^{[1]} \\ S^{[2]} \\ \vdots \\ S^{[N_{2D}]} \end{pmatrix} \quad (4.18)$$

となり、

$$\mathbf{X} = \mathbf{B}\mathbf{v} \quad (4.19)$$

のようにまとめられる。

ここで \mathbf{B} は、 $3N_{2D} \cdot (3 + N_{2D})$ の行列である。したがって、 $3N_{2D} \geq (3 + N_{2D})$ の時 (2点以上)、この方程式を線形的に解くことができる。よって、パラメータベクトル \mathbf{v} の最小二乗推定値は、

$$\hat{\mathbf{v}} = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{X} \quad (4.20)$$

である。

パラメータベクトルに探査機の推定位置が含まれている。以上の処理を、順列として生成された全ての3次元点パターンと1つの2次元点パターン間で行う。各3次元点パターンにおける推定値の評価に再投影誤差を用いる。再投影点は、4.15式の探査機位置を推定位置に置き換え、画像座標系におけるマーカ2次元位置を計算することで求められる。この再投影点と実際の2次元マーカ位置間の距離を再投影誤差として定義する。 N_{2D} 個のマーカの再投影誤差の総和が最も小さい時、3次元と2次元の点パターン間の対応関係および探査機位置を最適な推定結果とする。このように、複数マーカの2次元位置情報を活用し、カメラの透視投影変換を最小二乗法で推定することで、2次元に縮退されたマーカ位置情報から探査機3次元位置を高精度に推定することができる。さらに、より高精度な推定を行うために、最小二乗法によって求められた探査機推定位置を初期位置とする勾配降下法によって、再投影誤差を最小にするように最適化する。勾配降下法における目的関数は、

$$\hat{\mathbf{v}}_{\text{opt}} = \arg \min_{\mathbf{v}} \sum_{[k]=1}^n \|i\mathbf{m}_{e,t}^{[k]} - i\mathbf{m}_{c,t}^{[k]}\| \quad (4.21)$$

で表される。ここで、 $i\mathbf{m}_{e,t}^{[k]}$ は、推定探査機位置からのマーカの再投影点である。 $i\mathbf{m}_{c,t}^{[k]}$ は、撮影画像中の画像座標系における対応点座標である。

実際には、マーカの検出位置誤差や検出ミス、見間違いなどが発生する可能性があり、これらは大きな推定誤差の原因となりうる。そこで、本提案手法では、2章で活用した、外れ値に対してロバストな推定法である RANSAC を用いる。今回の場合は、モデル推定に必要な最低点数は2点のマーカの対応関係である。

マッチングのプロセスを再整理する。カメラで検出された1つの2次元点パターンに対し、3次元マーカ位置から構成される順列を生成し、複数の3次元点パターンとして定義する。それぞれの3次元点パターンと1つの2次元点パターン間において RANSAC を実施する。RANSAC では、最小二乗法と最適化による探査機位置推定モデルに基づき、各3次元点パターン順列と1つの2次元点パターン間における最適なインライアと探査機位置を選択する。最後に、全ての順列における RANSAC 結果から、再投影誤差が最小となるインライアと探査機位置を選択する。

4.2.2 ダイナミクス活用によるリアルタイムマーカ対応関係推定

しかし、マーカの数が多くなるほど、2次元と3次元間の点パターンマッチングにおける計算回数は膨大になる。そこで、本研究では、前述した探査機のダイナミクスモデルに基づき、前時刻における探査機推定位置を遷移し、初期予測位置を算出する。そして、初期予測位置から、マーカ地図上の3次元マーカ位置を2次元に投影する。この投影点を中心とした、共分散行列 $\mathbf{P}_t^{[k]}$ で定義される 3σ の誤差楕円内に、実際の画像から検出した2次元マーカ位置が存在していれば、そのマーカの実際の2次元位置はマーカ地図上の投影元の3次元位置と対応するとみなす。なお、マーカ投影位置の共分散行列 $\mathbf{P}_t^{[k]}$ は、観測量(マーカ2次元位置)の共分散行列 $\mathbf{Q}_{\text{cam},t}^{[k]}$ 、ダイナミクスに基づいた状態遷移による共分散行列 \mathbf{R}_t 、観測方程式を探査機位置周辺で探査機位置に対して線形化したヤコビアン $\mathbf{H}_{x_t}^{[k]}$ を用いて、以下のように定義される。

$$\mathbf{P}_t^{[k]} = \mathbf{Q}_{\text{cam},t}^{[k]} + \mathbf{H}_{x_t}^{[k]}\mathbf{C}_0\mathbf{R}_t\mathbf{H}_{x_t}^{[k]T} \quad (4.22)$$

この誤差楕円にも含まれない2次元マーカ位置はノイズとみなし、棄却する。また、 3σ の誤差楕円内に、複数個のマーカ2次元位置が含まれていた場合、どちらの情報も棄却する。これによって、マーカの対応関係の取り違えを防ぐことができる。マーカの取り違えによって生じる探査機位置誤差は、状態遷移によって蓄積され、各推定点における探査機位置推定に大きな誤差を生じさせる。特にマーカ分布が密な時に生じやすいが、本研究ではこのような処理によって対処している。

この処理によって定まった対応関係が2点以上であれば、RANSACによる透視投影変換推定を行う。そして、RANSACによる推定探査機位置からの再投影誤差がある一定値を満足する場合は、その対応関係と探査推定位置を採用する。一方で、満足しない場合は、2次元と3次元間の点パターンマッチングによって対応関係と探査機位置を推定し直す。このように、探査機のダイナミクスを考慮することで、リアルタイム処理を実現する。

ダイナミクスによる状態遷移は各推定点において、マーカの対応関係決定に使用されるだけであり、探査機位置の推定結果に直接的には影響を与えない。また、推定探査機位置に基づいて次の時刻では状態遷移を行うため、状態遷移による誤差が蓄積されることもない。したがって、リアルタイム性と高精度を両立させた推定が可能である。

4.2.3 複数の2次元マーカ位置と透視投影変換推定を用いた位置推定の特徴と位置づけ

提案手法は、はやぶさ2で実証された再帰性反射に基づいたターゲットマーカを用いた航法をより発展させた手法である。提案手法では、マーカを小天体表面の広範囲にばらまくことで、マーカを認識可能な軌道領域および探査機を誘導可能な表面領域の拡大を可能にする。そして、複数マーカの2次元位置情報による透視投影変換行列の推定を活用することで、2次元に縮退されたマーカ位置情報から探査機3次元位置を直接的に高精度に推定している点が大きな特徴である。さらに、RANSACやダイナミクスによる最適な対応関係決定アルゴリズムを提案することで、識別が難しい再帰性反射を用いたマーカであっても、リアルタイム性と高精度を両立させた、様々な不確かさに対してロバストな位置推定を実現している。このような提案手法の特徴は、はやぶさ2のターゲットマーカ航法の問題点であった、観測の数と次元の少なさや、着陸の自由度の低さ、マーカ識別ができない点を解消している。既の実証されているターゲットマーカ技術に基づき、はやぶさ2のターゲットマーカ航法の問題点を全て解決しているという観点において、提案手法は実用性の高い非常に有用な手法であると考えられる。

また、小天体向けの既存手法と比較する。提案手法は再帰性反射ベースの人工ランドマークを活用しているため、NFTやオプティカルフロー、クレータマッチングなどの自然地形を用いた航法手法と比較して、小天体表面地形環境に対してロバストである。顕著な特徴点が抽出困難な表面にも適用可能である。また、画像ベースの地形相対航法の大きな問題点である、高精度な形状モデルや高度なレンダリング処理も必要ないため、よりリアルタイム性の高い点も強みである。また、LIDARベースの地形相対航法は膨大な量の点群の3次元マッチング処理を必要とするが、提案手法では人工マーカを活用することで、地図情報を数個~10数個程度の位置集合に落とし込むことができる。したがって、観測機器性能・燃料・計算機性能・金銭コストなどの制約が厳しいミッションへの適用性という観点で、自然地形を用いた画像やLIDARベースの手法に対して優位性が高い。マーカを事前にばらまき、マーカ地図を作成する燃料的な余裕さえあれば、比較的重力の大きい遠方小天体へも適用可能である。

4.3 電波を用いたアクティブ人工マーカの提案

前節で提案した手法では、はやぶさ2のマーカの問題点であったマーカ識別が困難であるという点に対して、RANSACやダイナミクスを用いたアルゴリズムでアプローチしている。しかし、ダイナミクスモデルの不確かさが大きな場合には、ダイナミクスに基づいたマーカ対応関係決定は効果的に作用せず、結果として計算量がリアルタイム性を損なう程に増大してしまう。また、マーカ分布が密な場合や、状態遷移において誘拐現象が発生した場合にも、ダイナミクスに基づいたマーカ対応関係決定が難しくなる可能性がある。

そこで、より簡易的なマーカ識別を可能にするために、超広帯域(Ultra-WideBand, UWB)通信などを用いた探査機・マーカ間の2way測距と符号化通信によるマーカ識別機能を搭載した、アクティブな新たな人工マーカを提案する。測距機能をマーカに付与することで、観測量の次元を増やすことも可能である。

4.3.1 ToF による測距

電波を用いたマーカは、画像ベースのマーカと比較して、観測可能な範囲が比較的広く、軌道の制約が少ないと考えられる。本研究では電波の送受信機能を搭載したアクティブマーカを想定しており、電波発生装置、アンテナ、信号処理装置、バッテリーなどの電源、フレキシブルな薄膜太陽電池などで構成される。電波送受信機能を用いることで、2way 測距 (Time of Flight, ToF 測距) を行うことができるようになる。ToF 測距では、図 4.3 のように、探査機・マーカ間の電波の往復伝搬時間を計測することで、探査機・マーカ間の距離を算出することができる。

ToF 測距では、GPS のようなマーカ間の高精度な時刻同期が不要であり、コンパクトかつ安価なマーカで電波送受信を実現できる。さらに、符号化通信によって、電波にマーカ固有の ID 情報を付与することができ、探査機側でのマーカの識別が可能となる。これは、マーカ側からの協力的な情報送信を導入したアクティブマーカの大きな特徴であり、より高速な航法アルゴリズムによる高精度位置推定を可能にする。



図 4.3: ToF 測距の原理

4.3.2 UWB 通信と小天体近傍環境への適用性

本研究では、電波による通信方式として超広帯域 (Ultra-WideBand, UWB) 通信に着目している [51]。UWB 通信は、約 1GHz の周波数帯と約 1ns の超短いインパルス波が特徴である。この高い時間分解能によって、UWB を用いることで、数センチメートルという高精度で 1 秒間に約 500 回の高速度測距を実現できる。また、UWB 通信はマルチパス環境に強いことも大きな特徴であり、屋内の測距用に適している。小天体近傍環境の場合、探査機とマーカ間の見通し性は屋内と比較してよいと考えられるため、より安定した測距性能を得ることができると考えられる。さらに、UWB による測距システムは省スペース・低消費電力で実装できるため、小天体探査用の小型アクティブ人工マーカに適している。例えば、地上用の UWB 測距装置は数 cm 程度のサイズで実現されている。

また、UWB の通信可能範囲はその送信電力やアンテナの指向性などに依存する。地上用の UWB 測距装置の通信可能範囲は数 m から数 100m 程度である。本研究では、小天体表面と探査機間距離が数 100m 以下の低高度での使用を想定しているため、地上向け UWB 測距装置を改良することで、小天体近傍環境での使用可能であると考えられる。しかし、UWB 通信を小天体近傍環境で活用するための大きな課題は消費電力である。長期間の航法においてマーカを活用するためには、マーカに搭載されるバッテリーは太陽光発電によって充電可能な物や、事前充電で十分駆動時間を確保できるような大容量の物である必要がある。あるいは、日照条件下のみでの駆動に限定することも考えられる。地上向け UWB 測距装置の消費電力は、数 w 程度が一般的である。一方で、小天体表面で駆動するはやぶさ 2 のミネルバなどのローバは 20F 程度のコンデンサバッテリーを搭載しているが、数 w 程度の電力を消費する UWB 通信の場合は不十分である。したがって、軽量性のある程度維持したまま、より大容量のバッテリーを搭載することが必要である。これに加え、UWB 通信の消費電力を低減することも必要である。例えば、電波の受信方向を検知し、放射角度の狭い電波を受信方向へ送ることで、送信電力を低減することができる。観測周期を長くすることも平均的な消費電力を低減する方法の一つである。このように、UWB 通信を小天体近傍環境で活用するためには、現状の地上向け UWB 技術を改良する必要がある。しかしながら、上記のような改良の実現は困難ではなく、近い将来に実現可能であると考えられる。そこで、本研究では、地上向け UWB 測距装置の測距精度・高速性・観測可能範囲に基づいたマーカを仮定した航法アルゴリズムを提案する。

4.3.3 UWB 測距の観測モデル

電波によるマーカ探査機・マーカ間の測距は、以下の観測モデルで表される。探査機位置 ${}^{C_0}\mathbf{x}_t = ({}^{C_0}x_t \ {}^{C_0}y_t \ {}^{C_0}z_t)^T$ 、マーカ [k] のマーカ地図上の 3 次元位置 ${}^{C_0}\mathbf{m}_t^{[k]} = ({}^{C_0}x_t^{[k]} \ {}^{C_0}y_t^{[k]} \ {}^{C_0}z_t^{[k]})^T$ 、距離観測ノイズ ϵ_{rang} を用いて探査機・マーカ間の距離 $r_t^{[k]}$ は以下のように表される。

$$r_t^{[k]} = h_{\text{rang}}({}^{C_0}\mathbf{x}_t, {}^{C_0}\mathbf{m}_t^{[k]}) + \epsilon_{\text{rang}} \quad (4.23)$$

$$h_{\text{rang}}({}^{C_0}\mathbf{x}_t, {}^{C_0}\mathbf{m}_t^{[k]}) = \|({}^{C_0}\mathbf{m}_t^{[k]} - {}^{C_0}\mathbf{x}_t)\| \quad (4.24)$$

測距観測におけるランダムノイズは、平均を真値とし、共分散行列 $Q_{\text{rang},t}$ に基づいた正規分布に従うと仮定している。また、本研究では、上述の観測におけるランダムノイズ以外に、以下のような不確かさが考えられる。しかし、2way 測距の場合は、符号化通信や往復通信が成立することで測距値を出力することから、オクルージョンやファントムなどの不確かさに強いという特性を持つ。一方で、欠損はパッシブな再帰性反射マーカよりも生じやすい。

- バイアス

センサの特性や動作環境、センサ内部の観測値計算アルゴリズムによって、センサの観測値に常に加わる一定の誤差である。本研究では、測距値のバイアスは仮定しないが、提案手法ではバイアスを除去した推定は困難である。したがって、測距装置内部の測距計算アルゴリズムにおいて、信頼性の高いキャリブレーションがされていることが前提となる。

- ファントム (見間違い)

存在しないはずのランドマークを観測したり、でたらめな観測量を出力することである。測距

装置がマーカや環境に依存しないでたらめな測距値を出力することに相当する。

- 見落とし (欠損)

観測されるべき情報が観測されないことである。測距の場合は、往復測距の不確立や通信の不安定性が原因で、観測されるべきマーカの測距値が欠損することである。特に見落としは、地上用の 2way 通信を用いた測距においても頻繁に発生する。

- オクルージョン

見落としではないが、真値とは大きく異なる観測値を出力することである。オクルージョンは、障害物による電波の反射によって、真の測距値よりも小さい測距値が観測されることで生じる。

本研究では地上の UWB 測距装置に基づいた観測可能範囲を設定している。後述のシミュレーションでも示すが、探査機・マーカ間距離が 500m 以内であること、探査機・マーカ間の視線角が 60° 以内であること、探査機・マーカがそれぞれから見通し関係にあることを観測可能な条件としている。これらは、必ずしも技術的に可能な条件ではないかもしれないが、これらの制約がより厳しくなっても、マーカ数を増加させたり、マーカを計画軌道から観測可能な範囲の周辺に集中的に配置することで、本研究における提案アルゴリズムは適用可能である。したがって、後述するシミュレーションでは、観測可能範囲制約による精度への影響は検証しない。

4.4 複数アクティブマーカと測距を用いたオフラインマーカ地図推定とリアルタイム自己位置推定

リアルタイム自己位置推定

前節で提案した電波ベースのアクティブマーカシステムに基づいた新たな航法手法を提案する。ここではまず、2次元位置を用いず、測距情報のみを用いた手法を提案する。4.2 節では、あらかじめ目標天体固定座標系におけるマーカ位置 (マーカ地図) が推定されていることを前提として、探査機の自己位置推定手法を提案した。この事前推定は、マーカを観測し、画像やドップラーなどの様々な情報に基づいて、最小二乗法を用いて行われる。しかしながら、マーカ数が膨大になると、このマーカ地図作成の負荷は増大する。特に、再帰性反射を用いた画像ベースのマーカの場合は検出時の識別が困難であるため、大量な観測データのマーカの識別を正確に行う必要がある。しかし、符号化通信によってマーカの識別が可能であるアクティブマーカであれば、マーカ地図作成を簡略化することができ、この負担を低減することができる。そこで、4.4.1 節では、測距値と小天体の点群モデルを活用したオフラインでのマーカ地図作成手法を提案する。点群モデルは、点群と位相情報から構成される形状モデルと比較して疎な点群情報で構成されるため、モデルの生成も比較的容易である。さらに、4.4.2 節では、オフラインで事前推定されたマーカ地図に基づき、複数マーカの測距観測値のみで探査機自己位置をリアルタイムに推定する手法を提案する。図 4.4 はこれらの提案手法の処理フローと着陸戦略を示している。これまでと同様に、人工マーカは事前に目標天体表面の広範囲にばらまかれているとする。提案手法は、オフラインでのマーカ地図作成とリアルタイムでの探査機自己位置から構成される。

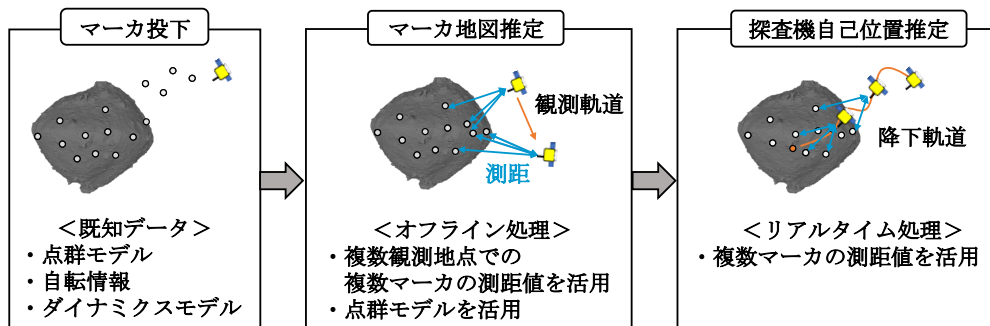


図 4.4: 複数アクティブマーカと測距を用いた航法と着陸戦略の概要

4.4.1 人工マーカと測距を用いたオフラインマーカ地図推定

ここでは、アクティブマーカによる測距情報と目標天体の点群モデルを活用することで、マーカ地図をオフラインで高精度に推定する。しかしながら、アクティブマーカから得られる観測量は、マーカ位置情報が1次元に縮退された探査機間・マーカ間の距離情報のみである。この距離はマーカ位置だけでなく探査機位置にも依存するため、複数時刻の情報を統合したとしても、距離情報のみでこれらを同時に推定することは困難である。そこで本研究では、2章で提案したような画像航法や、ドップラー、IMUなどの様々な情報をオフラインで統合することで探査機位置履歴は数m精度で推定可能であると仮定する。実際のはやぶさ2などのミッションでも探査機位置は時間をかけることでオフラインで高精度に推定可能であり、小天体の形状モデルなどの作成時にも活用されている。ここでは、この仮定に基づき、マーカが識別可能であるアクティブマーカの特性を活かしたマーカ地図推定方法を提案する。マーカ観測のための軌道としては、ホバリング軌道や自由降下軌道などを想定している。

図 4.5 に、人工マーカと測距を用いたオフラインマーカ地図推定の処理概要を示す。提案手法は、仮想測距履歴計算、仮想測距履歴と測距履歴のマッチング、マーカ位置の最適化の3ステップから構成される。まず、長期間の観測で得られた実際の測距履歴と、点群モデル構成点と探査機位置履歴から計算される仮想距離履歴を比較することで、点群モデル上でのマーカの対応点を決定する。その後、マーカの対応点を初期位置として、マーカ位置の最適化を行う。

距離履歴の定義

提案手法は、実際に観測された距離履歴、探査機位置履歴、目標天体の点群モデルを入力として使用する。各マーカ $[k]$ の実際の距離履歴は、測距時間 t でインデックスされた距離測定値からなるベクトルとして、以下のように定義される。

$$\mathbf{r}^{[k]} = (r_1^{[k]} \ r_2^{[k]} \ \dots \ r_t^{[k]} \ \dots \ r_{N_t}^{[k]})^T \tag{4.25}$$

距離履歴ベクトルの次元 N_t は、測距回数である。もし、ある時点で測距が成功しなかった場合、距離履歴ベクトルの対応する要素は空となる。

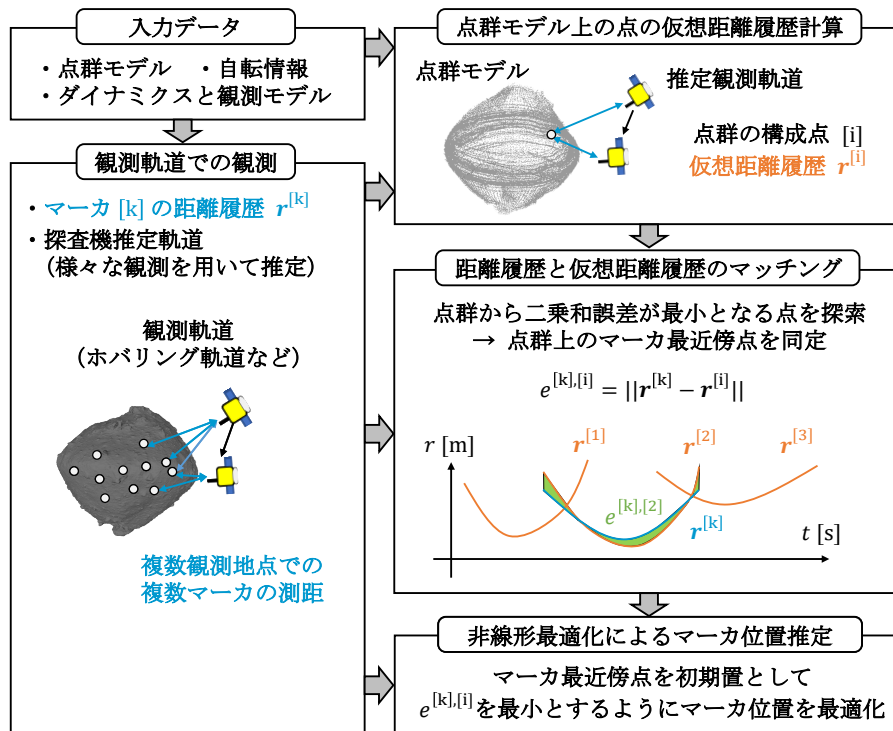


図 4.5: 人工マーカと測距を用いたオフラインマーカ地図推定の処理フロー

仮想距離履歴計算

次に、目標天体の点群モデルを構成する点ごとに仮想距離履歴を計算する。仮想距離履歴は、各観測地点における仮想距離から構成されるベクトルである。各時刻における仮想距離は、各時刻における点群モデル上の点と探査機位置の距離として算出される。点群モデルの構成点 [i] の仮想距離履歴は、目標天体固定座標系での探査機位置履歴 ${}^M\mathbf{x} = ({}^M\mathbf{x}_1 \ {}^M\mathbf{x}_2 \ \dots \ {}^M\mathbf{x}_{N_t})^T$ 、点群モデルの構成点

[i] の目標天体固定座標系での位置 ${}^M\mathbf{p}^{[i]} = ({}^Mx^{[i]} \ {}^My^{[i]} \ {}^Mz^{[i]})^T$ を用いて、以下のように定義される。

$$\begin{aligned} \mathbf{r}^{[i]} &= \begin{pmatrix} r_1^{[i]} \\ r_2^{[i]} \\ \vdots \\ r_t^{[i]} \\ \vdots \\ r_{N_t}^{[i]} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \|{}^M\mathbf{p}^{[i]} - {}^M\mathbf{x}_1\| \\ \|{}^M\mathbf{p}^{[i]} - {}^M\mathbf{x}_2\| \\ \vdots \\ \|{}^M\mathbf{p}^{[i]} - {}^M\mathbf{x}_t\| \\ \vdots \\ \|{}^M\mathbf{p}^{[i]} - {}^M\mathbf{x}_{N_t}\| \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \sqrt{({}^Mx^{[i]} - {}^Mx_1)^2 + ({}^My^{[i]} - {}^My_1)^2 + ({}^Mz^{[i]} - {}^Mz_1)^2} \\ \sqrt{({}^Mx^{[i]} - {}^Mx_2)^2 + ({}^My^{[i]} - {}^My_2)^2 + ({}^Mz^{[i]} - {}^Mz_2)^2} \\ \vdots \\ \sqrt{({}^Mx^{[i]} - {}^Mx_t)^2 + ({}^My^{[i]} - {}^My_t)^2 + ({}^Mz^{[i]} - {}^Mz_t)^2} \\ \vdots \\ \sqrt{({}^Mx^{[i]} - {}^Mx_{N_t})^2 + ({}^My^{[i]} - {}^My_{N_t})^2 + ({}^Mz^{[i]} - {}^Mz_{N_t})^2} \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (4.26)$$

仮想距離履歴と実際の距離履歴のマッチング

観測された実際のマーカの距離履歴と点群モデル構成点の仮想距離履歴を比較し、マーカの点群モデル上での対応点 (最近傍点) を推定する。本研究では、マーカを投下した際に、マーカの目標天体固定座標系でのおおよその位置は把握することが可能である。したがって、マーカの対応点探索の際に探索範囲を絞ることができる。まず、この限られた探索範囲内の点群構成点全ての仮想距離履歴と、各マーカの実際の距離履歴の二乗和誤差を計算する。マーカ 1 個あたりの二乗和誤差数は、探索範囲内の点群モデルの点の数と同じである。マーカ [k] の実際の距離履歴 $\mathbf{r}^{[k]}$ と点群モデル構成点 [i] の仮想距離履歴 $\mathbf{r}^{[i]}$ 間の二乗和誤差は以下のように定義される。

$$e^{[k],[i]} = \|\mathbf{r}^{[k]} - \mathbf{r}^{[i]}\|^2 \quad (4.27)$$

この二乗和誤差が最小となる点群モデルの構成点を探索することで、点群モデルにおける各マーカの対応点 (最近傍点) を決定することができる。このマッチング処理には探査機位置推定の不確かさと測距の不確かさが影響するが、二乗和誤差を用いることで、ランダムノイズの影響をある程度除去することができる。また、探査機位置推定の分散が観測時刻によって変化する場合は、重み付き最小二乗和誤差を探索することで、探査機位置推定の不確かさの影響を最小化することが可能である。

本研究では、ランダムノイズの影響で、実際の測距値は、真値を平均とし分散を持つ正規分布に従うと仮定している。また、探査機位置の標準偏差がわかっていると仮定する。このようなランダムノイズ以外にも、見落としやファントム、オクルージョンなどの不確かさが観測には含まれる。このような不確かさは、ランダムノイズよりも著しくマッチングに悪影響を与える。そこでこのような外れ値を除去するために、時刻 t における測距値と時刻 t 前後の測距値を用いて計算される移動平均測距値との差が $3\sigma_{\text{rang}}$ 以上のものは測距履歴から除外する。このノイズ除去用標準偏差 σ_{rang} は、測距の分散と探査機位置の分散の和や、観測軌道の種類に基づき設定する。これらの処理はオフラ

インで実行されるため、手動で除外することも可能である。この手法は、測距スピードや観測周期が速いほど有効であり、UWBによる高速測距との相性も良い。本研究では、測距値のバイアスは仮定しないが、提案手法ではバイアスを除去した推定は困難である。したがって、測距装置内部の測距計算アルゴリズムにおいて、信頼性の高いキャリブレーションがされていることが前提となる。

マーカ位置の非線形最適化

さらに、提案手法では、非線形最適化によって各マーカの最適な3次元位置を推定する。このステップでは、マッチングによって推定された点群モデル上の対応点をマーカ位置の初期条件として用いる。また、実際のマーカの距離履歴と推定マーカ位置における仮想距離履歴間の二乗和誤差を評価関数として用いる。仮想距離履歴は、最適化の各計算ステップにおけるマーカの推定位置を用いて更新される。本研究では、非線形最適化手法として勾配降下法を用いている。非線形最適化を取り入れることで、点群モデルの3次元解像度を超える精度でマーカの位置を推定することができる。一方、非線形最適化法では、高精度な推定を行うためには適切な初期条件が必要となる。そこで提案手法では、点群モデル構成点の仮想距離履歴と実際の距離履歴のマッチングを最初に行い、その結果を初期条件として用いることで、非線形最適化による高精度な推定を実現している。マッチングで比較的最適解に近い初期条件が得られるため、高度な最適化手法も必要ない。このような提案手法の特徴は、小天体探査の特徴である点群モデルを活用することで実現している。

4.4.2 人工マーカと測距を用いたリアルタイム自己位置推定

オフラインで事前推定されたマーカ地図に基づき、複数マーカの測距観測値のみで探査機自己位置をリアルタイム推定する手法を提案する。まず、マーカ $[k]$ の時刻 t における測距方程式は、Hill 座標系における探査機位置 ${}^{\text{Hill}}\mathbf{x}_t = ({}^{\text{Hill}}x_t \ {}^{\text{Hill}}y_t \ {}^{\text{Hill}}z_t)^T$ 、Hill 座標系におけるマーカ位置 ${}^{\text{Hill}}\mathbf{m}_t^{[k]} = ({}^{\text{Hill}}x_t^{[k]} \ {}^{\text{Hill}}y_t^{[k]} \ {}^{\text{Hill}}z_t^{[k]})^T$ を用いて、

$$\begin{aligned} r^{[k]} &= \|{}^{\text{Hill}}\mathbf{m}_t^{[k]} - {}^{\text{Hill}}\mathbf{x}_t\| \\ &= \sqrt{({}^{\text{Hill}}x_t^{[k]} - {}^{\text{Hill}}x_t)^2 + ({}^{\text{Hill}}y_t^{[k]} - {}^{\text{Hill}}y_t)^2 + ({}^{\text{Hill}}z_t^{[k]} - {}^{\text{Hill}}z_t)^2} \end{aligned} \quad (4.28)$$

で表される。

これは非線形方程式であり、本研究では Gauss-Newton 法を使用することで、最適な探査機位置を推定する。まず、探査機の初期位置を ${}^{\text{Hill}}\mathbf{x}_{\text{init},t} = ({}^{\text{Hill}}x_{\text{init},t} \ {}^{\text{Hill}}y_{\text{init},t} \ {}^{\text{Hill}}z_{\text{init},t})^T$ とし、この初期位置周りで線形化すると、

$${}^{\text{Hill}}\mathbf{x}_t = {}^{\text{Hill}}\mathbf{x}_{\text{init},t} + {}^{\text{Hill}}\Delta\mathbf{x}_t \quad (4.29)$$

$${}^{\text{Hill}}\Delta\mathbf{x}_t = ({}^{\text{Hill}}\Delta x_t \ {}^{\text{Hill}}\Delta y_t \ {}^{\text{Hill}}\Delta z_t)^T \quad (4.30)$$

となる。

さらに、距離の微小変化は、

$$\Delta r_t^{[k]} = \frac{\partial r_t^{[k]}}{\partial {}^{\text{Hill}}x_t} {}^{\text{Hill}}\Delta x_t + \frac{\partial r_t^{[k]}}{\partial {}^{\text{Hill}}y_t} {}^{\text{Hill}}\Delta y_t + \frac{\partial r_t^{[k]}}{\partial {}^{\text{Hill}}z_t} {}^{\text{Hill}}\Delta z_t \quad (4.31)$$

で表される。

ここで、 N_m 個のマーカーの距離測定値が得られたとすると、微小距離変化ベクトルは以下のように定義される。

$$\begin{pmatrix} \Delta r_t^{[1]} \\ \Delta r_t^{[2]} \\ \vdots \\ \Delta r_t^{[k]} \\ \vdots \\ \Delta r_t^{[N_m]} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{\partial r_t^{[1]}}{\partial \text{Hill} x_t} & \frac{\partial r_t^{[1]}}{\partial \text{Hill} y_t} & \frac{\partial r_t^{[1]}}{\partial \text{Hill} z_t} \\ \frac{\partial r_t^{[2]}}{\partial \text{Hill} x_t} & \frac{\partial r_t^{[2]}}{\partial \text{Hill} y_t} & \frac{\partial r_t^{[2]}}{\partial \text{Hill} z_t} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial r_t^{[k]}}{\partial \text{Hill} x_t} & \frac{\partial r_t^{[k]}}{\partial \text{Hill} y_t} & \frac{\partial r_t^{[k]}}{\partial \text{Hill} z_t} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial r_t^{[N_m]}}{\partial \text{Hill} x_t} & \frac{\partial r_t^{[N_m]}}{\partial \text{Hill} y_t} & \frac{\partial r_t^{[N_m]}}{\partial \text{Hill} z_t} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta \text{Hill} x_t \\ \Delta \text{Hill} y_t \\ \Delta \text{Hill} z_t \end{pmatrix} \quad (4.32)$$

$$\Delta \mathbf{r}_t = \mathbf{H}_t^{\text{Hill}} \Delta \mathbf{x}_t \quad (4.33)$$

したがって、3点以上のマーカーの距離値が観測されれば、最小二乗法を用いて、探査機位置の変化量の最小二乗解 $\widehat{\text{Hill} \Delta \mathbf{x}_t}$ が以下のように定義される。

$$\widehat{\text{Hill} \Delta \mathbf{x}_t} = (\mathbf{H}_t^{\text{T}} \mathbf{H}_t)^{-1} \mathbf{H}_t^{\text{T}} \Delta \mathbf{r}_t \quad (4.34)$$

ここで、 $\Delta r_t^{[k]}$ は、各マーカーの実際の測距値と、各ステップにおける推定探査機位置 $\text{Hill} \mathbf{x}_{e,t}$ とマーカー地図から計算される距離の差である。よって、最適化の各繰り返しステップにおいて、探査機の初期位置が以下のように更新される。なお、初期の探査機推定位置 $\text{Hill} \mathbf{x}_{e,t}$ は、初期位置 $\text{Hill} \mathbf{x}_{\text{init},t}$ である。

$$\text{Hill} \mathbf{x}_{e,t} \leftarrow \text{Hill} \mathbf{x}_{e,t} - \widehat{\text{Hill} \Delta \mathbf{x}_t} \quad (4.35)$$

この探査機位置の変化量が収束条件を満たした時、その時点における探査機初期位置が最適な推定位置となる。この最適化手法では、適切な初期位置を設定することで、数回の繰り返し計算で探査機位置変化量は十分小さい値へと収束し、最適な探査機位置をリアルタイムに推定することができる。本研究では、前時刻での探査機推定位置をダイナミクスに基づいて遷移させることで、探査機の初期位置 $\text{Hill} \mathbf{x}_{\text{init},t}$ を計算する。この処理を組み込むことにより、オンボードでのリアルタイム処理に適した計算量の少ない最適化手法でも、最適な探査機位置を高精度に推定することができる。また、最小二乗法で計算した共分散行列の各要素が一定の値より大きい場合、提案手法は推定結果を失敗として扱い、状態遷移による初期位置を推定位置として出力する。

実際の観測では、見落とし、ファントム、オクルージョンなどの測距の外れ値は大きな推定誤差の原因となる。そこで、本提案手法でも、外れ値に対してロバストな推定法である RANSAC を用いる。今回の場合は、モデル推定に必要な最低点数は3点のマーカーの対応関係である。RANSACの各繰り返しステップにおいて、Gauss-Newton法による最適化によって探査機位置とインライアを推定する。各ステップにおける評価指標として、共分散行列の各要素の和を使用する。この値が最小となるような探査機位置とインライアを採用する。各ステップにおける繰り返し計算は非常に少ないため、RANSACを使用してもリアルタイム性を維持したまま、外れ値に対してロバストな推定が可能である。

4.4.3 複数アクティブマーカと測距を用いたオフラインマーカ地図推定とリアルタイム自己位置推定の特徴と位置づけ

オフラインマーカ地図推定では、小天体の点群モデルを用いたマーカの対応点(初期条件)推定と、非線形最適化によるマーカ位置の最適化を組み合わせることで、点群モデルの解像度を超える高精度3次元マーカ位置推定を実現している。小天体探査の特徴である点群モデルを地図推定に活用している点の特徴である。また、この手法は、点群モデルの解像度が比較的低い場合でもマーカ位置の高精度推定が可能であると考えられる。これは燃料制約などが厳しい探査では有用である。さらに、マーカ識別が可能である点と UWB の高速測距のメリットを活かすことで、見落とし・オクルージョン・ファントムなどの不確かさに対してもロバストなマーカ地図推定を実現している。このようにマーカ地図の作成が容易な点は、電波ベースのアクティブマーカが画像ベースのマーカに対して優れている点であると考えられる。また、小天体の形状モデルなどの地図を作成する手法は数多く提案されているが、提案手法は UWB 測距や小天体の特性を最大限活用した手法であり、UWB 測距ベースのマーカの地図作成においては有用な手法であると考えられる。

測距を活用したリアルタイム探査機自己位置推定では、ダイナミクス・複数マーカの測距値と、マーカ識別が可能であるという特徴を活用し、外れ値に対してロバストなリアルタイム高精度位置推定手法を実現した。アルゴリズムは非常にシンプルであるが、小天体探査への実用性が高い有用な手法である。また、4.2 節で提案した画像ベースのマーカを用いた探査機位置推定手法と異なり、提案手法ではマーカの識別を航法アルゴリズムで行う必要がないため、マーカの数が増えたり、マーカ分布が密であったとしてもリアルタイムな高速推定が可能であると考えられる。これはアクティブマーカに基づいた本提案手法が画像ベースのマーカを用いた手法に対して優れている点である。このような提案手法の特徴は、はやぶさ 2 のターゲットマーカ航法の問題点であった、着陸の自由度の低さ、3次元位置推定が不完全な点、マーカ識別ができない点を克服している。

また、小天体向けの既存手法と比較する。提案手法は電波ベースの人工ランドマークを活用しているため、自然地形を用いた航法手法と比較して、小天体表面地形環境に対してロバストである。顕著な特徴量が抽出困難な表面にも適用可能である。また、高精度な形状モデルや高度なレンダリング処理も必要ないため、よりリアルタイム性の高い点も強みである。さらに、再帰性反射マーカも含めた画像ベースの手法と比較して、照明条件に推定精度が影響されないため、日陰条件下でも高精度位置推定が可能である。また、LIDAR ベースの地形相対航法は膨大な量の点群の3次元マッチング処理を必要とするが、提案手法では 2way 測距を用いた人工マーカを活用することで、地図情報を数個~10 数個程度の位置集合に落とし込むことができる。したがって、観測機器性能・燃料・計算機性能・金銭コストなどの制約が厳しいミッションへの適用性という観点で、自然地形を用いた画像や LIDAR ベースの手法に対して優位性が高い。一カを事前にばらまき、マーカ地図を作成する燃料的な余裕さえあれば、比較的重力の大きい遠方小天体へも適用可能である。

4.5 2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム

4.5.1 ム同時推定

4.2と4.4では、着陸前にオフラインでマーカ地図を推定し、着陸時にはその地図に基づいてリアルタイムに探査機位置を推定していた。しかし、マーカ数が増加するほど、マーカ地図作成に必要な観測が増加する。目標着陸地点周辺のみならず複数のマーカをばらまく場合や、小天体の回転に追従するような軌道で着陸する場合は、降下軌道から観測されるマーカは多くないため、マーカ地図の作成は比較的容易である。しかし、はやぶさ2のような、小天体の回転に同期せずに、Hill座標系やHP座標系での制御に基づいて探査機が降下する場合、降下軌道から観測される領域は小天体表面の広範囲に及ぶ。このような場合、重力が比較的大きい場合や燃料制約が厳しいようなミッションでは、全てのマーカの地図を作成することは困難である。また、次章のシミュレーションで示すように、これらの手法の場合は、探査機位置の推定精度がマーカ地図の精度に大きく依存する。そこで、探査機位置とマーカ位置をリアルタイムに同時推定する手法を提案する。

4.23や4.10から明らかなように、探査機位置とマーカ位置は観測方程式を通して結びついており、どちらかが既知でなければ基本的にはもう片方を同定することはできない。1章で紹介したSLAMでは、主に2つのアプローチでこの問題を解決している。オンラインSLAMの代表例であるFastSLAMでは、複数のパーティクルによって探査機位置の確率密度関数を近似し、各パーティクルの位置を真値とみなすことで、パーティクルごとのマーカ位置を推定する。このパーティクルの信頼度を観測量などを用いて計算することで、尤もらしい探査機位置とマーカ位置のリアルタイム推定を可能にしている。一方で、最適化ベースのGraphSLAMでは、全ての時刻の観測結果を用い、観測結果によって定義される拘束条件の下、探査機軌道(位置)を最適化する。そして、最適化された探査機位置を真値とみなすことで、マーカ位置を推定する。いずれの手法においても、高精度に探査機位置とマーカ位置を同時推定するためには十分な次元の観測量が必要である。

本論文では、4.2で再帰性反射を用いた画像ベースのマーカを活用し、4.4では電波による測距を用いたアクティブマーカを活用した。そこで、本節では、これらの2つの観測量を組み合わせることで、十分な観測量の次元を確保し、探査機位置とマーカ位置を同時推定を実現する。画像上の2次元位置(方向)と探査機・マーカ間距離を組み合わせることによって、マーカの実際の3次元位置に直接結びついた3次元観測量を得ることができる。これによって、はやぶさ2のターゲットマーカ航法の問題点であった、不完全な3次元推定である点を解決する。さらに、事前の小天体形状モデルやマーカ地図を必要としない手法によって、様々な小天体探査へ適用することが可能となる。

4.5.1 再帰性反射による2次元マーカ位置検出と電波による測距を組み合わせた観測

ここでは、再帰性反射による2次元マーカ位置検出と電波による探査機・マーカ間距離測定を組み合わせた観測モデルについて述べる。後述する推定アルゴリズム上では、1つのマーカに関するこれらの2つの観測量が揃って初めて推定に活用されることになる。画像ベースと電波ベースの観測方程式は以下のようにそれぞれ定義される。

$${}^i m_t^{[k_{\text{cam}}]} = h_{\text{cam}}(C_0 x_t, C_0 m_t^{[k_{\text{cam}}]}) + \epsilon_{\text{cam}} \quad (4.36)$$

$$r_t^{[k]} = h_{\text{rang}}(C_0 \mathbf{x}_t, C_0 \mathbf{m}_t^{[k]}) + \epsilon_{\text{rang}} \quad (4.37)$$

測距情報は符号化通信により識別することができるため、マーカ地図上の ID[k] と対応付けることができる。一方で、距離と 2 次元マーカ位置の対応関係を識別することができないため、画像ベースの観測方程式では、ID を [k_{cam}] としている。対応関係が定まると、上式は以下の 1 つの観測方程式にまとめることができる。

$$\mathbf{z}_t^{[k]} = (i \mathbf{m}_t^{[k]T} \ r_t^{[k]})^T = \mathbf{h}(C_0 \mathbf{x}_t, C_0 \mathbf{m}_t^{[k]}) + \epsilon_{\text{obs}}. \quad (4.38)$$

ここで、 $\mathbf{z}_t^{[k]}$ は、時刻 t におけるマーカ [k] に関する観測量を表すベクトルであり、 ϵ_{obs} は観測ノイズを表す。同様に、時刻 t におけるマーカ ID[k] の観測共分散行列は以下のように定義される。

$$\mathbf{Q}_t = \begin{pmatrix} \mathbf{Q}_{\text{cam},t} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & Q_{\text{rang},t} \end{pmatrix} \quad (4.39)$$

このような画像と電波を統合したマーカの観測においては、前述した各観測特有の不確かさの他にも、複合システム特有の不確かさが考えられる。1 つ目は、距離や 2 次元位置情報のどちらかの欠損やあるいは両方の欠損である。カメラと測距では観測可能な範囲が異なるため、このような現象が発生する。また、パッシブな画像ベースのマーカよりもアクティブな双方向通信の方が観測の安定性は低いため、測距値のみが欠損する場合が考えられる。2 つ目は、どちらかの観測あるいは両方でファントムが発生することである。測距と 2 次元位置検出のシステムは独立であるため、このような現象は起こりえる。一方で、電波ベースの観測は、複数回の測距による距離のばらつきが十分小さい場合にのみ、平均距離を出力するような処理を実装することが可能である。そのため、電波ベースの観測に関しては、見落としやファントムに対して比較的ロバストである。後述する測距と 2 次元位置検出の対応関係推定手法では、この特徴を活用する。

このマーカシステムの利点は、1 次元測距とカメラによる 2 次元位置検出という安価かつ低計算コストで観測可能なセンサを組み合わせることで、欠点を補い合い、マーカの 3 次元位置観測を実現している点である。また、LIDAR で取得するような大規模で密な 3 次元点群と異なり、数個～10 数個程度のマーカ 3 次元位置集合を取得するため、リソース制約下への適用性が高い。

しかしながら、このようなマーカシステムの実現には課題も存在する。組み合わせることによって生じる最も大きな課題は、電力確保のための太陽電池・アンテナ・再帰性反射シートをどのようにマーカに配置・実装するかである。同時に電波と画像の観測量を得るためには、探査機から見通すことができるマーカの面にこれらのコンポーネントが全て配置されている必要がある。そのため、例えば、画像中の 2 次元位置検出では、マーカの重心を必ずしも検出できない可能性がある。そこで、本研究におけるシミュレーションでは、2 次元位置検出や測距の分散を比較的大きく設定することで、このような環境下でも提案手法が適用可能なことを示す。また、実際にこのような複合的なマーカシステムを実現するには、さらなるハードウェア的な検討が不可欠である。

4.5.2 2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定のアルゴリズム

このようなマーカシステムに基づいた、提案手法のベースとなる SLAM 手法として、本研究では FastSLAM に着目した。FastSLAM は、パーティクルフィルタとカルマンフィルタに基づいたオンライン SLAM である。FastSLAM では、探査機の状態量の確率密度を複数のパーティクルで近似し、各パーティクル状態量を真値とみなして、パーティクルごとに観測に基づいて地図を EKF で独立に推定する。FastSLAM に着目した理由として、4つの理由が挙げられる。

1つ目は、本研究におけるマーカシステムの観測特性に FastSLAM が適している点である。本研究のマーカシステムは、符号化通信により距離情報を識別することができるが、距離と2次元マーカ位置の対応関係を識別することができない。この特性は本研究のマーカシステム特有のものである。しかしながら、探査機位置・マーカ位置・観測値には不確実性があるため、この観測量間の対応関係を一意に決定することはできない。そのため、確率的な手法で対応関係を推定することが必要となる。GraphSLAM の場合、各時刻間で共通の対応関係を用いて探査機軌道を最適化するため、高精度な対応関係決定が要求される。一方、パーティクルベースの FastSLAM は、各時刻の各パーティクルが独立した対応関係を保持できるため、対応の不安定さに強い。また、本節で想定するマーカの場合、逐次的にマーカ位置を推定するための十分な次元の観測量を得ることが可能である。

2つ目は、FastSLAM を用いた手法は、最適化や反復計算を伴わない逐次処理であり、メモリ使用量が経時的に増加しないためである。この特性はリソース制約が厳しい小天体探査に適している。また、FastSLAM を用いた手法では各パーティクル処理の並列化も容易である。さらに、実際のミッションにおいて、各観測周期で観測されるマーカは数個～10 数個程度と想定される。この程度の観測規模であれば、FastSLAM の処理は高速で実行可能である。しかしながら、FastSLAM の問題点は、必要なパーティクル数が状態量の次元の増加に対して指数的に増加することである。そのため、本研究では、速度の誤差分散を非常に小さい値で設定している。また、探査機の小天体近傍の自由運動はリアルタイム計算で比較的少ない誤差で予想可能なものである。地上のロボットのように、ダイナミクスに基づいた運動を障害する障害物もほとんどないとみなせる。したがって、リアルタイム計算が可能な程度のパーティクルで探査機位置の確率分布を近似することができる。制御によって発生する不確かさに関しても、観測量に基づいて状態を遷移させることで、リアルタイム性を損なわない程度のパーティクル数で探査機位置を近似可能である。

3つ目は、探査機初期位置にある程度不確かさが含まれていても、推定が可能な点である。GraphSLAM では、グラフを状態空間で拘束するために、初期のロボットの状態量が既知である必要がある。一方で、パーティクルベースの FastSLAM の場合、ロボットの初期状態量にある程度不確かさが含まれていても、パーティクルによって不確かさを表現することができる。マーカを用いた提案手法は、マーカ観測が可能となる小天体表面付近の高度でしか使用できない。したがって、それ以上の高高度では、2章で提案したような高高度向けのベクトル符号相関法を用いた位置推定手法などで位置を推定する必要がある。この推定には必ず誤差が生じる。よって、マーカと SLAM に基づいて位置推定を始める時には、初期位置に誤差が含まれている。FastSLAM の場合はこの初期位置での誤差をシステムに組み込むことが可能である。

4つ目は、目標天体の自転の影響で、時間変化に対する探査機の相対位置変化を観測量のみで推定することができないためである。地上向けロボットでよく使用されている完全 SLAM ベースの

手法では、時間変化に対するロボットの相対位置変化を、LIDAR による 3 次元点群の変化からスキャンマッチングなどで推定することが多い。カメラベースの手法であれば、特徴点マッチングなどが活用される。これは、観測対象が剛体かつ静止していれば、ロボットに固定された座標系における点群位置の時間変化がロボットの位置・姿勢の時間変化のみに依存するからである。したがって、その時刻での地図やダイナミクスの不確かさに依存しない、ロボットの相対状態量変化推定が可能である。この相対状態量変化と観測による拘束条件を用いた最適化によって、完全 SLAM ではロボット軌道を推定する。しかしながら、小天体探査におけるマーカ観測の場合は、小天体の自転とともに慣性座標系におけるマーカ位置が変動する。したがって、探査機に固定された座標系におけるマーカ位置の時間変化は、探査機位置・姿勢の時間変化と自転による時間変化に依存する。さらに、この自転による変動量は、小天体上のマーカの位置によって異なる。したがって、マーカ位置が既知でなければ、探査機状態量の時間に対する相対変化を観測量のみで推定することはできず、マーカ地図情報が必要となる。このような小天体環境へスキャンマッチングのような手法を適用すると、観測の不確かさと地図の不確かさが探査機の相対位置変化の推定に影響を与える。一般的にスキャンマッチングや特徴点マッチングは、探査機の状態量を一意に定める決定論的な手法である。したがって、小天体環境とマーカを用いた提案手法においては、確率論とベイズ推定に基づいた FastSLAM ベースの手法が適していると考えられる。

以上の理由から、本研究のマーカシステムと小体近傍環境に最適な FastSLAM に基づいた、新たなマーカ位置と探査機位置のリアルタイム同時推定手法を提案する。提案手法を用いた場合の、着陸戦略のイメージを図 4.6 に示す。本研究では、事前にマーカが小天体表面の広範囲にばらまかれていると仮定する。また、目標天体の自転情報、探査機のダイナミクスモデルと観測モデルが既知であると仮定する。さらに、スタートラッカなどの姿勢センサで、探査機の姿勢はリアルタイムに知ることができると仮定する。提案手法では、これらの情報に基づき、着陸降下軌道においてマーカ位置と探査機位置をリアルタイムに同時に推定する。この探査機の 3 次元位置情報に基づき探査機は誘導制御される。例えば、目標着陸地点の 3 次元位置がわかっており、その周辺と計画軌道から観測可能なマーカが存在すれば、マーカに関する情報が未知であっても目標着陸地点へと探査機を誘導することが可能となる。

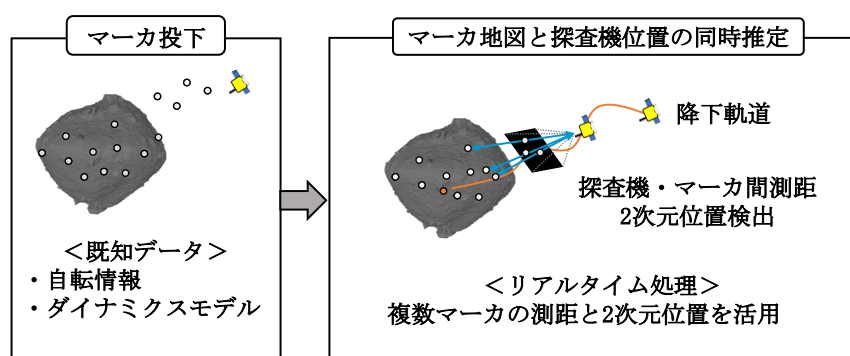


図 4.6: 2 次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定を用いた着陸戦略の概要

推定手法の処理フローを図 4.7 に示す。提案手法は、観測量の対応関係推定、パーティクルを用いた探査機状態遷移、パーティクルの重み計算、EKF を用いたマーカ地図推定、パーティクルのリサンプリングから構成される。これらの処理を推定周期ごとに時々刻々繰り返していく。前述のよ

うに、本手法で想定するマーカシステムでは距離と2次元位置の対応関係推定が未知である。これは本研究特有の問題である。そこで、尤度とダイナミクスに基づいた独自の観測量対応関係推定をFastSLAMに組み込んだ手法を提案する。本節ではまず、観測量の対応関係が推定されているとして、パーティクルを用いた探査機状態遷移～パーティクルのリサンプリングの詳細について述べる。その後、これらを実行する上で必要である、観測量の対応関係推定について詳細を述べる。

提案手法では、探査機位置を不確かさを含んだ確率密度関数で表現する。各時刻の探査機状態量の確率密度は、状態空間の複数のパーティクルで近似される。パーティクルの密度が状態量の確率密度を表す。各パーティクルは、以下のように、カメラ座標系における探査機位置 ${}^{C_0}\mathbf{x}_t^{[j]}$ 、探査機速度 ${}^{C_0}\mathbf{v}_t^{[j]}$ 、パーティクルの重み $w_t^{[j]}$ 、マーカ地図 ${}^M\hat{\mathbf{m}}_t^{[j]}$ から構成される。

$$\mathbf{p}_t = \{ {}^{C_0}\mathbf{x}_t^{[j]}, {}^{C_0}\mathbf{v}_t^{[j]}, w_t^{[j]}, {}^M\hat{\mathbf{m}}_t^{[j]} \mid [j] = 1, 2, \dots, N_p \}, \quad (4.40)$$

ここで、 N_p は時刻 t におけるパーティクル数である。各パーティクルの重みは、観測結果を反映した探査機の事後状態量確率密度分布に基づくパーティクルの尤度を表す。パーティクルの再サンプリング時に、各パーティクルの重みに基づいてパーティクルが再選択される。なお、パーティクルの状態遷移やリサンプリングは探査機位置のみで実施しており、計算量削減のために速度は除外している。各パーティクルのマーカ地図 ${}^M\hat{\mathbf{m}}_t^{[j]}$ は、目標天体重心を原点とするカメラ座標系におけるマーカ位置 ${}^M\hat{\mathbf{m}}_t^{[j],[k]}$ とその共分散行列 ${}^M\Sigma_t^{[j],[k]}$ 、マーカの存在指標カウンタ $\alpha^{[j],[k]}$ から以下のように構成される。マーカの存在指標カウンタの詳細は後述する。

$${}^M\hat{\mathbf{m}}_t^{[j]} = \{ {}^M\hat{\mathbf{m}}_t^{[j],[k]}, {}^M\Sigma_t^{[j],[k]}, \alpha^{[j],[k]} \mid [k] = 1, 2, \dots, N_m \}, \quad (4.41)$$

ここで、 N_m は t においてマーカ地図に登録されているマーカの数である。これはパーティクルによって異なる。なお、探査機の初期状態量は、共分散行列に基づく精度で知ることができると仮定している。

パーティクルを用いた探査機状態遷移

このプロセスでは、パーティクルフィルタとベイズ推定・EKFの考え方を統合している。ダイナミクス、制御、観測量を用いて、前時刻における各パーティクルの状態をEKFに基づいて現在の状態へ更新する。ここでは、2次元マーカ位置と探査機・マーカ間距離の対応関係が推定済であると考え、観測モデルは式4.38で表現される。時刻 t における状態遷移後のパーティクル $[j]$ の状態量 ${}^{C_0}\mathbf{x}_t^{[j]}$ は、前時刻でのパーティクルの状態量 ${}^{C_0}\mathbf{x}_{t-1}^{[j]}$ 、前時刻でのパーティクル $[j]$ のマーカ地図 ${}^{C_0}\hat{\mathbf{m}}_{t-1}^{[j]}$ 、マーカ観測 \mathbf{z}_t 、制御 \mathbf{u}_t を用いて以下のように更新される。

$${}^{C_0}\mathbf{x}_t^{[j]} \sim p({}^{C_0}\mathbf{x}_t^{[j]} \mid {}^{C_0}\mathbf{x}_{t-1}^{[j]}, {}^{C_0}\hat{\mathbf{m}}_{t-1}^{[j]}, \mathbf{z}_t, \mathbf{u}_t) \quad (4.42)$$

この確率密度関数 p は、以下のように正規分布として定義される。

$$p({}^{C_0}\mathbf{x}_t^{[j]} \mid {}^{C_0}\mathbf{x}_{t-1}^{[j]}, {}^{C_0}\hat{\mathbf{m}}_{t-1}^{[j]}, \mathbf{z}_t, \mathbf{u}_t) = \mathcal{N}({}^{C_0}\mathbf{x}_t^{[j]} \mid {}^{C_0}\boldsymbol{\mu}_{\mathbf{x}_t}^{[j]}, {}^{C_0}\boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{x}_t}^{[j]}) \quad (4.43)$$

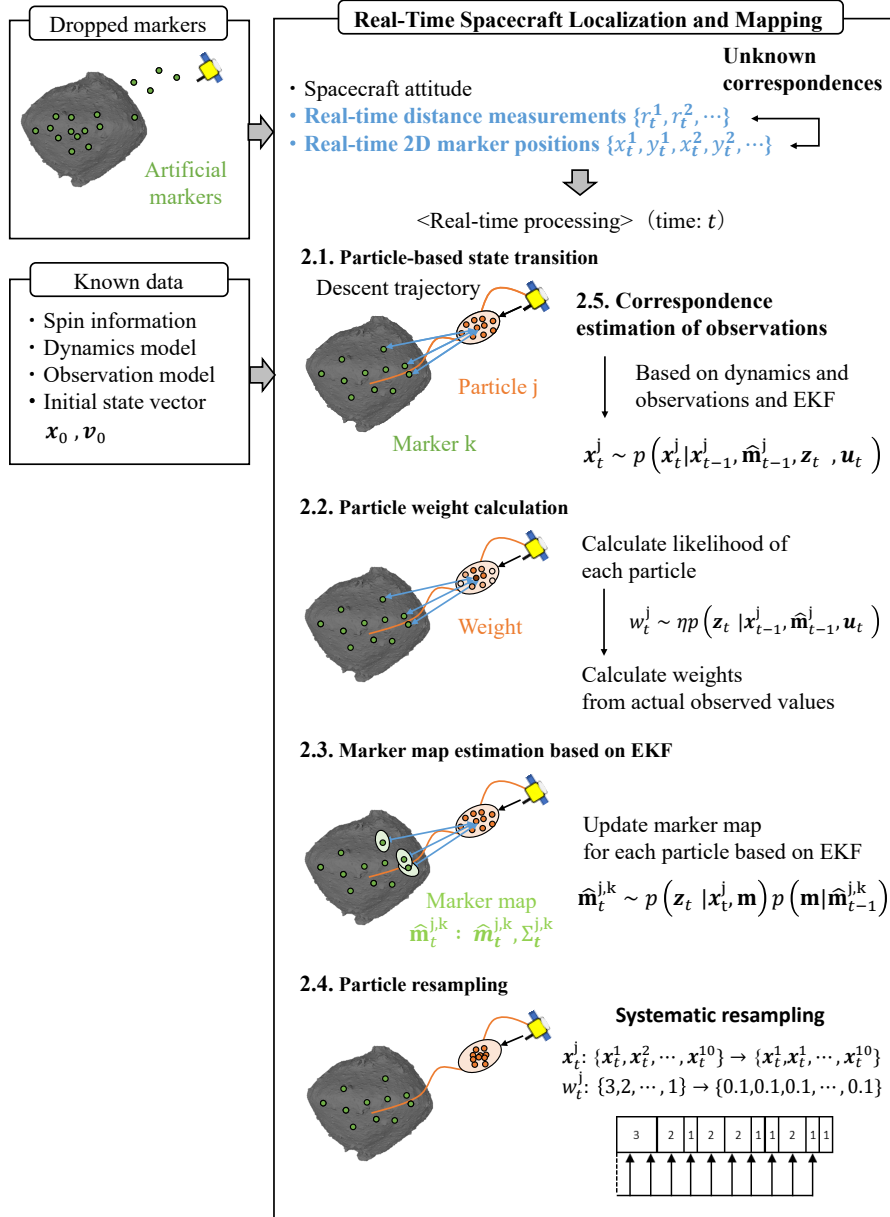


図 4.7: 2次元マーカー位置と測距を用いたマーカー地図と自己位置のリアルタイム同時推定の処理フロー

この平均 ${}^{C_0} \mu_{x_t}^{[j]}$ と共分散行列 ${}^{C_0} \Sigma_{x_t}^{[j]}$ は、EKFに基づいて、以下のように計算される。以下は、既に前時刻までにマーカー地図に登録されているマーカー $[k]$ の観測量 $z_t^{[k]}$ を用いた際の計算式である。複数のマーカーの観測値が得られた場合は、 ${}^{C_0} \hat{x}_t^{[j]}$ を ${}^{C_0} \mu_t^{[j]}$ で、 ${}^{C_0} R_t^{[j]}$ を ${}^{C_0} \Sigma_t^{[j]}$ で置き換え、式 4.44 から式 4.48 をマーカーの数だけ繰り返す。マーカーの観測量が取得できなかった場合は、ダイナミクスによる状態遷移の結果のみが採用される。

$${}^{C_0} \mu_{x_t}^{[j]} = {}^{C_0} \hat{x}_t^{[j]} + K_t^{[j],[k]} (z_t^{[k]} - \hat{z}_t^{[j],[k]}) \quad (4.44)$$

$${}^{C_0}\Sigma_{\hat{\mathbf{x}}_t}^{[j]} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_t^{[j],[k]} \mathbf{H}_{\hat{\mathbf{x}}_t}^{[j],[k]}) {}^{C_0}\mathbf{R}_t^{[j]} \quad (4.45)$$

$$\hat{\mathbf{z}}_t^{[j],[k]} = \mathbf{h}({}^{C_0}\hat{\mathbf{x}}_t^{[j]}, {}^{C_0}\hat{\mathbf{m}}_{t-1}^{[j],[k]}) \quad (4.46)$$

$$\mathbf{K}_t^{[j],[k]} = {}^{C_0}\mathbf{R}_t^{[j]} \mathbf{H}_{\hat{\mathbf{x}}_t}^{[j],[k]T} (\mathbf{Q}_{\hat{\mathbf{z}}_t}^{[j],[k]} + \mathbf{H}_{\hat{\mathbf{x}}_t}^{[j],[k]} {}^{C_0}\mathbf{R}_t^{[j]} \mathbf{H}_{\hat{\mathbf{x}}_t}^{[j],[k]T})^{-1} \quad (4.47)$$

$$\mathbf{Q}_{\hat{\mathbf{z}}_t}^{[j],[k]} = \mathbf{H}_m^{[j],[k]} \Sigma_{t-1}^{[j],[k]} \mathbf{H}_m^{[j],[k]T} + \mathbf{Q}_t \quad (4.48)$$

${}^{C_0}\hat{\mathbf{x}}_t^{[j]}$ は、時刻 t における観測情報反映前のパーティクル $[j]$ の事前状態量であり、ダイナミクスに基づいた状態遷移モデル (式 4.1) と数値積分で計算される。 $\mathbf{H}_{\hat{\mathbf{x}}_t}^{[j],[k]}$ は、パーティクルの事前状態量 ${}^{C_0}\hat{\mathbf{x}}_t^{[j]}$ と前時刻でのマーカ位置 ${}^{C_0}\hat{\mathbf{m}}_{t-1}^{[j],[k]}$ 周りでパーティクル状態量に関して線形化された観測モデルのヤコビアンである。同様に、 $\mathbf{H}_m^{[j],[k]}$ は、パーティクルの事前状態量 ${}^{C_0}\hat{\mathbf{x}}_t^{[j]}$ と前時刻でのマーカ位置 ${}^{C_0}\hat{\mathbf{m}}_{t-1}^{[j],[k]}$ 周りで、マーカ位置に関して線形化された観測モデルのヤコビアンである。 ${}^{C_0}\hat{\mathbf{m}}_{t-1}^{[j],[k]}$ と $\Sigma_{t-1}^{[j],[k]}$ は、前時刻におけるマーカ位置と共分散行列である。 ${}^{C_0}\mathbf{R}_t^{[j]}$ は、式 4.8 で計算される時刻 t での位置空間における共分散行列を、目標天体重心を原点とするカメラ座標系へ変換したものである。

本研究では、速度を観測できるセンサの使用を想定していない。したがって、速度として表される制御入力の誤差はパーティクル位置推定によらず蓄積していき、結果的に位置の遷移に誤差を生じさせる。しかし、上記のようにマーカの観測結果によって状態遷移を修正することができる。時刻 t でスラストによって速度増分が印加された場合は、時刻 t のパーティクルの速度ベクトルに指令値が反映され、 $t+1$ の状態遷移の共分散行列に予測誤差が反映される。さらに、観測に基づいた状態遷移を実施することで、スラスト誤差を考慮したパーティクル状態遷移が可能である。

パーティクルの重み計算

観測値を用いた尤度関数により、各パーティクルの重みを計算する。正規化定数 η を用いて、尤度関数は以下のように正規分布で表される。

$$\begin{aligned} w_t^{[j]} &= \eta p(\mathbf{z}_t | {}^{C_0}\hat{\mathbf{x}}_{t-1}^{[j]}, {}^{C_0}\hat{\mathbf{m}}_{t-1}^{[j]}, \mathbf{u}_t) \\ &= \eta \prod_{[k]=0}^{N_m} \mathcal{N}(\mathbf{z}_t^{[k]} | \hat{\mathbf{z}}_t^{[j],[k]}, \mathbf{H}_{\hat{\mathbf{x}}_t}^{[j],[k]} {}^{C_0}\mathbf{R}_t^{[j]} \mathbf{H}_{\hat{\mathbf{x}}_t}^{[j],[k]T} + \mathbf{Q}_{\hat{\mathbf{z}}_t}^{[j],[k]}) \end{aligned} \quad (4.49)$$

$\mathbf{Q}_{\hat{\mathbf{z}}_t}^{[j],[k]}$ は、パーティクルの状態遷移で定義したものと同一である。この尤度関数に、実際に観測された観測量 $\mathbf{z}_t^{[k]}$ を代入することで、各パーティクルの重みが計算される。

EKF を用いたマーカ地図推定

初めてマーカが観測された時は、逆観測モデルに基づいてマーカ地図を初期化する。

$${}^{C_0}\hat{\mathbf{m}}_t^{[j],[k]} = \mathbf{h}^{-1}(\mathbf{z}_t^k, {}^{C_0}\hat{\mathbf{x}}_t^{[j]}) \quad (4.50)$$

$$C_0 \Sigma_t^{[j],[k]} = (\mathbf{H}_m^{[j],[k]T} \mathbf{Q}_t \mathbf{H}_m^{[j],[k]})^{-1} \quad (4.51)$$

$$\alpha_t^{[j],[k]} = \alpha_{\text{init}} \quad (4.52)$$

$\mathbf{H}_m^{[j],[k]}$ は、パーティクルの事後状態量 $C_0 \mathbf{x}_t^{[j]}$ とマーカ初期位置 $C_0 \hat{\mathbf{m}}_t^{[j],[k]}$ 周りで、マーカ位置に関して線形化された観測モデルのヤコビアンである。この初期化には誤差が含まれるが、推定位置は観測に基づいて時々刻々更新される。このように1度の観測情報のみでマーカ位置を初期化できる点は、カメラによるマーカ2次元位置と電波による測距を組み合わせることで実現できる利点である。 $\alpha^{[j],[k]}$ は、マーカの存在指標カウンタである。このカウンタは異なる時間での尤度履歴を取り込むためのものであり、後述する観測量の対応関係の推定で活用される。カウンタが0以下になったマーカの情報は地図から削除される。

2回目以降のマーカ観測時は、前時刻でのマーカ地図を観測に基づいて修正する事後確率のモデルは次式で表される。

$$C_0 \hat{\mathbf{m}}_t^{[j],[k]} \sim p(\mathbf{z}_t | C_0 \mathbf{x}_t^{[j]}, C_0 \mathbf{m}_t^{[j],[k]}) p(C_0 \mathbf{m}_t^{[j],[k]} | C_0 \hat{\mathbf{m}}_{t-1}^{[j]}) \quad (4.53)$$

このベイズ推定をEKFを用いて実装すると、以下のようにマーカ位置と共分散が更新される。

$$C_0 \hat{\mathbf{m}}_t^{[j],[k]} = C_0 \hat{\mathbf{m}}_{t-1}^{[j],[k]} + \mathbf{K}_t^{[j],[k]} (\mathbf{z}_t^{[k]} - \mathbf{h}(C_0 \hat{\mathbf{m}}_{t-1}^{[j],[k]}, C_0 \mathbf{x}_t^{[j]})) \quad (4.54)$$

$$C_0 \Sigma_t^{[j],[k]} = (I - \mathbf{K}_t^{[j],[k]} \mathbf{H}_m^{[j],[k]T}) C_0 \Sigma_{t-1}^{[j],[k]} \quad (4.55)$$

$$\mathbf{K}_t^{[j],[k]} = C_0 \Sigma_{t-1}^{[j],[k]} \mathbf{H}_m^{[j],[k]T} (\mathbf{Q}_{z_t}^{[j],[k]})^{-1} \quad (4.56)$$

$$\mathbf{Q}_{z_t}^{[j],[k]} = \mathbf{H}_m^{[j],[k]} \Sigma_{t-1}^{[j],[k]} \mathbf{H}_m^{[j],[k]T} + \mathbf{Q}_t \quad (4.57)$$

$\mathbf{H}_m^{[j],[k]}$ は、パーティクルの事後状態量 $C_0 \mathbf{x}_t^{[j]}$ と前時刻でのマーカ位置 $C_0 \hat{\mathbf{m}}_t^{[j],[k]}$ 周りで、マーカ位置に関して線形化された観測モデルのヤコビアンである。

また、カメラ座標系やHill座標系におけるマーカ位置は自転により時間とともに変動する。本研究では、その自転情報は既知であるとして、自転によるマーカ位置変動を各推定時刻において補正している。

パーティクルのリサンプリング

このリサンプリングでは、パーティクルの重みに基づいて、パーティクルを選び直すことで、観測情報を反映した探査機状態量確率密度分布をパーティクルで近似する。パーティクルの重みを引き継ぐ場合、尤度が小さいパーティクルの重みが極端に小さくなり、パーティクルの分布が偏ってしまう。これを防ぐために、パーティクルの重みは同じ値にセットされる。本研究では、パーティクルの過度な偏りを防ぐことができる系統サンプリングを使用している。系統サンプリングとは、パーティクルの重みを累積分布関数に変換し、その累積分布関数の値を一様分布からサンプリングすることで、パーティクルを選び直す手法である。また、提案手法はパーティクルごとに異なるマーカ地図と観測量の対応関係を保持するため、各パーティクルにおいて有効な観測量の数が異なることがある。この観測量の数の差は重みの差をもたらすため、観測量の数ごとにパーティクルを分類し、

それぞれで系統サンプリングを実行している。

観測量対応関係の推定

本研究では、マーカの2次元位置と測距の対応関係が未知であるため、観測の度にこれらを推定する必要がある。さらに、ここでは、4.5.1節で述べたマーカ観測における不確かさを考慮したうえで対応関係決定のアルゴリズムを構築しなければならない。一方で、電波ベースのマーカの利点も最大限活用する。電波による測距では、複数回の2way測距による距離のばらつきが十分小さい場合にのみ、平均距離を出力する処理を実装することが可能である。したがって、ファントムや観測の欠損(見落とし)やオクルージョンなどの不確かさに対して、電波ベースの観測は比較的ロバストである。このような処理を実装できるのは、符号化通信によって各マーカの測距情報を識別できるためである。観測量対応関係推定アルゴリズムでは、これらの処理や特性によって測距観測におけるランダムノイズ以外の不確かさは排除されていると仮定する。一方で、画像ベースの2次元マーカ位置の識別はできないため、このような外れ値除去処理は実装できない。これらの条件に基づいて、最尤推定に基づく観測量の対応関係推定手法を以下のように提案する。これは本研究独自のアルゴリズムである。

観測量対応関係推定手法では、尤度でダイナミクスに対するマーカ対応関係の確からしさを判定し、過去の時刻における尤度情報を保持することで、逐次的なリアルタイム観測量対応関係処理を実現する。この手法では、1つのマーカIDに対して複数のマーカ位置・共分散行列を保持することができる。これらのマーカ地図の確からしさは、マーカ存在指標カウンタ $\alpha^{[j],[k]}$ で表す。マーカ存在指標カウンタは各観測の度に尤度によって更新されるため、観測にそぐわない誤った地図は徐々に削除されていく。また、ある時点での対応関係推定が誤っていても、パーティクルごとに異なる対応関係を保持できる。リアルタイム処理のSLAMにおいて、このような異なる時刻間での情報を取り入れることで、画像ベースの観測の不確かさに対するロバストな対応関係決定が可能となる。

まず、測距値が得られたとき、時刻 t において観測された測距IDがパーティクルのマーカ地図上に登録されていない場合、新たに登録するマーカIDの候補とする。一方で、観測されたIDが既に地図上に登録されている場合は、観測された測距ID $[k]$ と同じIDを持つ地図上のマーカ位置を用いて、測距に基づく尤度が以下のように計算される。ここでは、1つの測距ID $[k]$ に対して、複数のマーカ位置と共分散行列が登録されている場合がある。このような場合は、地図上でのIDを $[k], [k_{\text{child}}]$ と表現する。

$$\begin{aligned}\pi_{\text{rang},t}^{[j],[k],[k_{\text{child}}]} &= p(r_t^{[k]} | C_0 \hat{\mathbf{x}}_t^{[j]}, C_0 \hat{\mathbf{m}}_{t-1}^{[j],[k],[k_{\text{child}}]}, \mathbf{u}_t) \\ &= \mathcal{N}(r_t^{[k]} | \hat{r}_t^{[j],[k],[k_{\text{child}}]}, Q_{\text{rang},\mathbf{x}_t,\mathbf{m}}^{[j],[k],[k_{\text{child}}]})\end{aligned}\quad (4.58)$$

$$\hat{r}_t^{[j],[k],[k_{\text{child}}]} = h_{\text{rang}}(C_0 \hat{\mathbf{x}}_t^{[j]}, C_0 \hat{\mathbf{m}}_{t-1}^{[j],[k],[k_{\text{child}}]})\quad (4.59)$$

$$Q_{\text{rang},\mathbf{x}_t,\mathbf{m}}^{[j],[k],[k_{\text{child}}]} = \mathbf{H}_{\text{rang},\mathbf{x}_t}^{[j],[k],[k_{\text{child}}]} C_0 \mathbf{R}_t^{[j]} \mathbf{H}_{\text{rang},\mathbf{x}_t}^{[j],[k],[k_{\text{child}}]\text{T}} + \mathbf{H}_{\text{rang},\mathbf{m}}^{[j],[k],[k_{\text{child}}]} \sum_{t-1}^{[j],[k],[k_{\text{child}}]} \mathbf{H}_{\text{rang},\mathbf{m}}^{[j],[k],[k_{\text{child}}]\text{T}} + Q_{\text{rang},t}\quad (4.60)$$

ここで、 $C_0 \hat{\mathbf{x}}_t^{[j]}$ は、ダイナミクスと数値積分に基づいたパーティクルの事前状態量である。 $\mathbf{H}_{\text{rang},\mathbf{x}_t}^{[j],[k],[k_{\text{child}}]}$ は、パーティクルの事前状態量(位置)と前時刻でのマーカ位置 $C_0 \hat{\mathbf{m}}_t^{[j],[k],[k_{\text{child}}]}$ 周りで、パーティクル位置に関して線形化された距離観測モデル(式4.37)のヤコビアンである。

$\mathbf{H}_{\text{rang},\mathbf{m}}^{[j],[k],[k_{\text{child}}]}$ は、パーティクルの事前状態量 (位置) と前時刻でのマーカ位置周りで、マーカ位置に関して線形化された距離観測モデルのヤコビアンである。マーカ位置と共分散行列が ID に対して 1 つのみ登録されている場合は、以下のように $[k_{\text{child}}]$ を省略して表現する。

$$\begin{aligned}\pi_{\text{rang},t}^{[j],[k]} &= p(r_t^{[k]} | C_0 \hat{\mathbf{x}}_t^{[j]}, C_0 \hat{\mathbf{m}}_{t-1}^{[j],[k]}, \mathbf{u}_t) \\ &= \mathcal{N}(r_t^{[k]} | \hat{r}_t^{[j],[k]}, Q_{\text{rang},\mathbf{x}_t,\mathbf{m}}^{[j],[k]})\end{aligned}\quad (4.61)$$

$$\hat{r}_t^{[j],[k]} = h_{\text{rang}}(C_0 \hat{\mathbf{x}}_t^{[j]}, C_0 \hat{\mathbf{m}}_{t-1}^{[j],[k]}) \quad (4.62)$$

$$Q_{\text{rang},\mathbf{x}_t,\mathbf{m}}^{[j],[k]} = \mathbf{H}_{\text{rang},\mathbf{x}_t}^{[j],[k]} C_0 \mathbf{R}_t^{[j]} \mathbf{H}_{\text{rang},\mathbf{x}_t}^{[j],[k]T} + \mathbf{H}_{\text{rang},\mathbf{m}}^{[j],[k]} \Sigma_{t-1}^{[j],[k]} \mathbf{H}_{\text{rang},\mathbf{m}}^{[j],[k]T} + Q_{\text{rang},t} \quad (4.63)$$

これらの式で計算される尤度 $\pi_{\text{rang},t}^{[j],[k],[k_{\text{child}}]}$ がある閾値 $\pi_{\text{rang},\text{th},t}^{[j],[k],[k_{\text{child}}]}$ を超え、閾値を超える地図上のマーカがその 1 つだけである場合、測距 ID $[k]$ と地図上のマーカ位置 $[k], [k_{\text{child}}]$ が対応すると判断する。この時、 $[k], [k_{\text{child}}]$ 以外の ID $[k]$ に属する地図上のマーカの存在指標カウンタを全て 1 減少させる。閾値を超える地図上のマーカが 2 個以上である場合、地図上のどのマーカ位置が測距値に対応するか判断できないため、その測距値は棄却される。この時、閾値を超えたマーカの存在指標カウンタは維持される。閾値を超える地図上のマーカが 1 つもない場合は、提案手法はこの測距結果を棄却し、ID $[k]$ に属する地図上の全てのマーカの存在指標カウンタを 1 減少させる。閾値は確率密度関数の値で指定する。例えば、上式で計算される正規分布の $3\sqrt{Q_{\text{rang},\mathbf{x}_t,\mathbf{m}}^{[j],[k]}}$ 以内に測距値が含まれている場合に測距結果を地図上の ID と同一と判断したい場合は、 $3\sqrt{Q_{\text{rang},\mathbf{x}_t,\mathbf{m}}^{[j],[k]}}$ に相当する確率密度関数値を閾値とすればよい。この処理によって、既に測距 ID が地図に登録されている場合であれば、測距に含まれるファントムやオクルージョンなどを除外することができる。また、もしマーカを初めて観測した時に測距値にファントムなどの不確かさが含まれていた場合は、間違ったマーカ位置が地図に登録されることになるが、それ以降の観測結果によって上記の尤度が低く計算されるため、結果的にそのような地図はマーカ存在指標カウンタが 0 になり削除される。

次に、登録済の地図上のマーカとの対応関係が定まった全ての測距値に関して、全ての 2 次元マーカ位置とペアを生成する。ここでの全ての測距値と全ての 2 次元マーカ位置の関係として、測距値と 2 次元位置の正しいペアが存在し、測距値や 2 次元位置にランダムノイズが含まれている場合、測距値と 2 次元位置の正しいペアが存在し、2 次元位置にファントムやオクルージョンが含まれている場合、2 次元位置のみ欠損している場合、2 次元位置に対応する測距値が測距値欠損によって存在しない場合がある。ここで抽出したいものは、測距値と 2 次元位置の正しいペアが存在し、2 次元位置にランダムノイズが含まれている場合のみである。まず、これらのペアそれぞれについて、画像ベースの尤度を計算する。測距 ID $[k]$ の測距観測と、 $[k_{\text{cam}}]$ の 2 次元マーカ位置観測のペアにおける、画像ベースの尤度 $\pi_{\text{cam},t}^{[j],[k],[k_{\text{cam}}]}$ は、

$$\begin{aligned}\pi_{\text{cam},t}^{[j],[k],[k_{\text{cam}}]} &= p(i\mathbf{m}_t^{[k_{\text{cam}}]} | C_0 \hat{\mathbf{x}}_t^{[j]}, C_0 \hat{\mathbf{m}}_{t-1}^{[j],[k]}, \mathbf{u}_t) \\ &= \mathcal{N}(i\mathbf{m}_t^{[k_{\text{cam}}]} | i\hat{\mathbf{m}}_t^{[k]}, Q_{\text{cam},\mathbf{x}_t,\mathbf{m}}^{[j],[k]})\end{aligned}\quad (4.64)$$

$$i\hat{\mathbf{m}}_t^{[k]} = \mathbf{h}_{\text{cam}}(C_0 \hat{\mathbf{x}}_t^{[j]}, C_0 \hat{\mathbf{m}}_{t-1}^{[j],[k]}) \quad (4.65)$$

$$\mathbf{Q}_{\text{cam}, \mathbf{x}_t, m}^{[j], [k]} = \mathbf{H}_{\text{cam}, \mathbf{x}_t}^{[j], [k]} \mathbf{C}_0 \mathbf{R}_t^{[j]} \mathbf{H}_{\text{cam}, \mathbf{x}_t}^{[j], [k]T} + \mathbf{H}_{\text{cam}, m}^{[j], [k]} \Sigma_{t-1}^{[j], [k]} \mathbf{H}_{\text{cam}, m}^{[j], [k]T} + \mathbf{Q}_{\text{cam}, t} \quad (4.66)$$

である。

ここで、 $\mathbf{H}_{\text{cam}, \mathbf{x}_t}^{[j], [k]}$ は、パーティクルの事前状態量 (位置) と前時刻でのマーカ 3 次元位置 $\mathbf{C}_0 \hat{\mathbf{m}}_t^{[j], [k]}$ 周りで、パーティクル位置に関して線形化された 2 次元位置観測モデル (式 4.36) のヤコビアンである。 $\mathbf{H}_{\text{cam}, m}^{[j], [k]}$ は、パーティクルの事前状態量 (位置) と前時刻でのマーカ 3 次元位置周りで、マーカ位置に関して線形化された 2 次元位置観測モデルのヤコビアンである。したがって、測距 ID[k] の測距観測に対する全てのペアの中で、最大尤度である 2 次元位置観測量の $\text{ID}[\text{k}_{\text{cam}}]_{\text{max}}$ は、

$$[\text{k}_{\text{cam}}]_{\text{max}} = \arg \max_{[\text{k}_{\text{cam}}]} \pi_{\text{cam}, t}^{[j], [k], [\text{k}_{\text{cam}}]} \quad (4.67)$$

で表される。

さらに、この最大尤度が閾値 $\pi_{\text{cam}, \text{th}, t}^{[j], [k]}$ を唯一超える場合、その測距 ID に対応する 2 次元位置として定める。2 個以上閾値を超える場合は、測距値を棄却する。閾値をすべての 2 次元位置による尤度が下回った場合、その測距値を棄却し、測距値に対応するマーカ地図上のマーカ存在指標カウンタ ($\alpha^{[j], [k]}$ または $\alpha^{[j], [k], [\text{k}_{\text{chita}}]}$) を 1 減少させる。この処理によって、2 次元位置の欠損・ファントム・オクルージョンや、2 次元位置に対応する測距値が測距値欠損によって存在しない場合に対応することができる。この閾値は、測距ベースの尤度と同様の方法で決定できる。測距 ID に対応する 2 次元位置が一つに定まった時、そのマーカ存在指標カウンタが一定の閾値以上 α_{th} であれば、すでに地図に登録されている測距 ID を持つマーカの観測量が以下のように統合される。

$$\mathbf{z}_t^{[k]} = ({}^i \mathbf{m}_t^{[\text{k}_{\text{cam}}]_{\text{max}}T} \ r_t^{[k]})^T \quad (4.68)$$

この時、この統合された観測量は、前述の通り、パーティクルを用いた探査機状態遷移、パーティクルの重み計算、EKF を用いたマーカ地図推定で活用される。

次に、まだ地図に登録されていない測距 ID を持つ残りの観測された測距値に対して、地図に登録済みのマーカ位置を用いた尤度を式 4.61 で計算する。いずれかの登録済みマーカに対する尤度が閾値 $\pi_{\text{rang}, \text{th}, t}^{[j], [k], [\text{k}_{\text{chita}}]}$ を超えた場合、その測距 ID を候補から除外し、測距値を棄却する。この処理によって、密集したマーカ分布などで対応関係決定が難しい場合に、対応関係が曖昧な観測値を棄却することができる。

上記の全ての処理の後に残った測距 ID が、新しく地図に登録される測距 ID 候補である。この候補に対して、測距値と残った 2 次元位置観測量とのペアを生成する。ここでの全ての測距値と全ての 2 次元マーカ位置の関係として、新しく地図に登録されるべき測距値と 2 次元位置の正しい (複数の) ペアが存在し、測距値や 2 次元位置にランダムノイズが含まれている場合、新しく地図に登録されるべき測距値と 2 次元位置の正しい (複数の) ペアが存在し、測距値や 2 次元位置にファントムやオクルージョンが含まれている場合、2 次元位置のみ欠損している場合、2 次元位置に対応する測距値が測距値欠損によって存在しない場合がある。測距 ID[k] と 2 次元マーカ位置観測 ID が $[\text{k}_{\text{cam}}]$ である観測ペアは以下のように表現される。

$$\mathbf{z}_t^{[k], [\text{k}_{\text{cam}}]} = ({}^i \mathbf{m}_t^{[\text{k}_{\text{cam}}]T} \ r_t^{[k]})^T \quad (4.69)$$

このそれぞれのペアに対して、EKF を用いたマーカ位置推定で示したように、観測量 $z_t^{[k],[k_{cam}]}$ 、パーティクルの観測反映前の状態量 $C_0 \hat{x}_t^{[j]}$ 、観測方程式の逆関数を用いて、式 4.50 と 4.51 でマーカ位置と共分散行列を初期化する。この段階では、ペア間の尤度は比較できないため、すべてのペアに対するマーカ位置と共分散行列を地図で保持しておく。この時、測距 ID[k] に対して新たに地図上に生成したマーカの ID は [k], [k_{child}] とし、存在指標カウンタ $\alpha_t^{[j],[k],[k_{child}]}$ を初期化する。

以上が観測量対応関係推定アルゴリズムである。1つのマーカ ID に対して複数のマーカ位置・共分散行列が登録されている場合、複数回の観測情報と矛盾するマーカ位置と共分散行列がマーカ存在指標カウンタを減少させることで削除される。例えば、ある時刻で新しい ID を持つ 2 つの測距値と 2 つの 2 次元位置が観測されたとする。マーカ分布が密でなければ、地図上に 4 つの新たなマーカ位置が生成される。この中で 2 つが誤りである。次の観測時刻では、まず、測距ベースの尤度による測距 ID と地図上のマーカ ID の対応関係推定が実行される。この時、2 つのマーカの測距値の前時刻からの変動傾向の差が大きい場合であれば、測距値ベースの尤度で地図との対応関係を定める際にそれぞれ正しいマーカ位置が選択される。一方、間違ったマーカ位置に関するカウンタは減少する。2 つのマーカの測距値の前時刻からの変動傾向の差が小さい場合では、正しいマーカ位置と間違ったマーカ位置の判断ができないため、カウンタは維持され、マーカ位置も削除されない。その後、尤度による対応関係推定に十分なほどの観測量の変動が生じたときに、間違ったマーカ位置は地図から削除される。

マーカの存在指標カウンタは、地図上の各マーカ位置の信頼度や確からしさに対応する。このカウンタは、マーカが観測され、位置が更新される度に上限値内で増加される。一方、一時的な観測量におけるファントムやオクルージョンが発生するとカウンタは減少するが、その後に正常にマーカが観測されることでカウンタは再び増加する。マーカが観測されない場合や、測距ベースの尤度によってマーカ地図との対応関係を一意に定められない時は、カウンタは維持される。もし観測量対応関係推定によって誤ったマーカ位置が地図に登録された場合は、ある時刻から継続的にカウンタが減少し、最終的には地図から削除される。このように、提案手法ではマーカ存在指標カウンタを導入することで、複数の時刻の尤度情報を組み込むことを可能としており、観測量の対応関係推定を実現している。

測距ベースや観測ベースの尤度は、観測量の分散だけでなく、状態遷移やマーカ位置の分散に基づいている。この尤度の分散が小さいほど、確実性の高い観測量対応関係推定を実現することができる。UWB を用いた高精度測距や画像ベースのマーカ 2 次元位置検出は、比較的観測分散を小さく設定できる。しかし、状態遷移の分散が大きい場合は、対応関係推定において状態遷移の分散が支配的になってしまう。したがって、より確実性の高い対応関係推定には状態遷移の分散が小さいことが重要である。

また、提案手法の特徴は最適化を行わないリアルタイム処理であるため、推定周期を短くすることができる。そのため、実用上は、新たに観測されるマーカは基本的には 1 つずつであると考えられる。したがって、新しく登録されるマーカ ID の候補と 2 次元位置観測量との組み合わせはそこまで膨大にならず、ID が重複した地図の生成も少ないと考えられる。次章のシミュレーションでは、10 個程度のマーカが同時に初めて観測されるケースでシミュレーションしているが、このような場合でも対応関係推定と位置推定が可能である。

4.5.3 マーカ地図と 2 次元マーカ位置と測距を用いたリアルタイム自己位置推定

2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定手法は、マーカ地図を未知であるとして提案した。この手法では、小天体に固定された観測対象の既知の位置情報がないため、探査機位置を大域的に推定することはできない。したがって、2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定手法では、初期位置誤差を維持したまま位置推定を行うことはできるが、誤差を収束させることは困難である。しかし、実際的小天体探査では、マーカ地図の一部あるいは全てが既知である場合も想定される。このような場合は、上述したアルゴリズムにおいて、マーカ位置分散を十分小さい値に設定し、既知のマーカのみ地図更新を行わないようにすることでそのまま位置推定が可能である。また、初期探査機位置から、初期位置分散に基づいてパーティクルをばらまくことで、既知の地図に基づいた相対尤度比較が可能のため、大域的な位置推定が可能となる。次章のシミュレーションでは、マーカ地図が未知である場合の結果と共にマーカ地図が既知である場合の結果も示す。

4.5.4 2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定の

特徴と位置づけ

2次元マーカ位置検出と測距を組み合わせたマーカシステムと小天体近傍環境に基づいた、最適なマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定手法を提案した。特に、距離と2次元位置の対応関係が未知である本研究で想定するマーカシステムに特有の問題に対して、尤度とダイナミクスに基づいた観測量対応関係推定手法を提案することで、リアルタイムかつ高精度な探査機位置とマーカ位置の同時推定を実現した。提案手法は以下の特徴を持つ。

1つ目の特徴は、探査機とマーカの3次元位置のリアルタイムかつ高精度な同時推定である。電波と画像ベースの観測を観測量対応関係推定アルゴリズムを用いて組み合わせることで、十分な観測量の次元を確保し、マーカの3次元観測量を得ることができる。したがって、比較的少ないマーカでも、高精度な探査機とマーカの3次元位置の同時推定が可能である。このように、新たなマーカシステムと、マーカシステムに基づいたアルゴリズムを新たに提案することで、はやぶさ2のターゲットマーカ航法の問題点であった、不完全な3次元推定である点を解決している。

2つ目の特徴は、様々な小天体表面環境、計算機リソース制約、金銭コスト制約、燃料制約、探査時間制約などの、様々な制約や環境下への適用が可能である点である。まず、提案手法は小天体表面へ配置した協力的な人工ランドマークを活用するため、小天体表面環境に対してロバストである。これは自然地形を用いた従来手法に対する大きなメリットである。さらに、提案手法は小天体の形状モデルやマーカ地図などの事前情報を必要としないため、燃料制約や探査時間制約が厳しい小天体探査ミッションにも適用可能である。これは、2章で提案した手法や本章で提案した画像ベースのマーカや電波ベースのマーカを用いた探査機自己位置手法に対する大きな優位性である。さらに、独自の観測量対応関係推定を提案することで、1次元測距とカメラによる2次元位置検出という安価かつ低計算コストで実装可能なセンサを組み合わせることが可能となり、LIDARなどと比較して低コストでの3次元観測と位置推定を実現している。LIDARで取得するような大規模で密な3次元点群と異なり、数個~10数個程度のマーカ3次元位置集合を活用するため、計算機性能が限られる小天体探査への適用性も高い。計画軌道から観測可能な範囲にマーカを集中的に配置すれば、マー

カ搭載数も少なくなるため、これらのメリットはより顕著となる。以上のような提案手法の特徴は、比較的重力が高い遠方小天体探査において特に強みとなる。

提案手法のこれらの特徴を活用することで、目標着陸地点の3次元位置がわかっており、その周辺と計画軌道から観測可能なマーカが存在すれば、マーカに関する情報が未知であっても目標着陸地点へと探査機を誘導することが可能となる。したがって、これまでの自然地形ベースの航法や、はやぶさ2におけるターゲットマーカを用いた航法では不可能であった領域への誘導が可能になり、様々な科学的成果の創出が期待できる。小天体近傍環境で実際にどの程度の推定精度・処理速度が可能であるかは、次章のシミュレーションで示す。

第 5 章

人工ランドマークを用いた

リアルタイム位置推定の評価

本章では、主にはやぶさ 2 とリュウグウに基づいた位置推定シミュレーションによって、4 章で提案した人工マークを用いた提案手法の小天体環境における位置推定精度と処理時間を評価する。さらに、提案手法が様々な天体や環境下へ適用できるかどうかを評価するため、各提案手法ごとに様々なシミュレーション条件で評価する。

5.1 位置推定精度および処理時間の評価方法

ここでは、位置推定精度および処理時間の評価方法について述べる。本章の目的は位置推定精度の評価であるが、4 章で提案した手法には探査機のダイナミクスや制御が密接に関わっているため、探査機のダイナミクスや制御を考慮したシミュレーションを行う必要がある。本章では、4 章で記述したダイナミクスモデルに基づき、目標軌道に沿うように PD 制御系を実装することで、小天体近傍の探査機の運動をシミュレーションしている。本章におけるシミュレーション条件は、主にはやぶさ 2 とリュウグウのコンフィグレーションに基づいている。

自己位置推定手法の評価では、推定周期ごとに、生成された真の探査機位置とそれぞれの提案手法によって推定された推定位置を比較することで、位置推定精度を算出している。マーク地図推定の場合は、シミュレーションで生成された真のマーク位置と比較することで、マーク位置推定の精度を算出している。

さらに、各提案手法の平均処理時間によって、リアルタイム性・高速性を比較する。3 章におけるベクトル符号相関法を用いた提案手法の評価では、FPGA に提案手法を実装することで評価を行った。これは、ベクトル符号相関法が FPGA による並列処理との親和性が高い手法であったためである。しかしながら、本章での評価対象である航法アルゴリズムは浮動小数点演算が中心であり、FPGA による並列処理との親和性が高くない。そこで、表 5.1 に示しているように、約 2.4GHz のクロック周波数の CPU で実行している。また、CPU での処理時間結果は、約 2.4GHz で動作させた処理時間をそのまま示す。しかし、実際の宇宙用計算機を使用する場合、それらの処理時間よりも数倍以上の時間を要すると考えられる。

表 5.1: 人工マーカを用いた提案手法のシミュレーションにおける CPU の動作条件

ソフトウェア処理 (CPU)	
デバイス	Intel Core i9-10885H CPU (8 コア)
クロック周波数	約 2.4 GHz
RAM	DDR4 SDRAM 32 GB

5.1.1 位置推定シミュレーション条件

表 5.2 に、人工マーカを用いた各提案手法に共通な位置推定シミュレーション条件を示す。ここでは、はやぶさ 2 とリュウグウのコンフィグレーションに基づいて、目標天体や探査機のコンフィグレーションを設定している。人工マーカの観測可能範囲の観点から、本章における提案手法は低高度での使用を想定している。したがって、地表に近い低高度領域である $700 \geq H_{ill} \geq 400\text{m}$ の範囲でシミュレーションを行なっている。シミュレーションに用いた真軌道の一例を図 5.1 と図 5.2 に示す。提案手法に応じて複数種類の軌道を使用している。オフラインでのマーカ地図推定のシミュレーションでは、探査機がある一定の位置を維持するように制御されたホバリング軌道を使用している。一方で、マーカ地図を用いたリアルタイム自己位置推定と、マーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定では、目標軌道を維持するように制御された降下軌道を使用している。この目標軌道は、Hill 座標系における Z 軸に沿うように初期速度を維持したまま降下する軌道である。また、どちらの軌道においても、各時刻で使用されるダイナミクスモデルのパラメータに正規分布に従うランダムノイズを加えている。図 5.1 と図 5.2 に示した軌道は、表に示した軌道初期条件とダイナミクスや制御の不確かさに基づいた降下軌道の一例である。初期条件が同じでも不確かさの影響で軌道は変化する。

人工マーカは、オフラインマーカ地図推定の評価では、100 個を小天体全球にランダムに配置している。各推定点において探査機から観測されるマーカは、数個～10 数個程度である。一方、着陸降下軌道における、マーカ地図を用いたリアルタイム自己位置推定と、マーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定では、計画軌道から観測可能な範囲内に 10 数個のマーカをランダムに配置している。本研究で提案したアルゴリズムは観測可能なマーカ数が多いほど処理が複雑になり、処理時間が長くなる。観測可能なマーカ数が多い場合にも、本研究で提案したアルゴリズムがリアルタイム処理が可能かどうかをシミュレーションで確認するためにこのようにマーカを多く配置している。実際の運用でも、探査機の初期位置から目標着陸地点までの計画軌道に基づいて、軌道上から観測可能な範囲にマーカを集中的に配置すると想定される。

人工マーカの観測条件は、はやぶさ 2 で使用されていた再帰性反射を用いたターゲットマーカと、4 章で述べた地上用の UWB 測距装置の特性に基づいて設定している。マーカ 2 次元位置検出に関しては、フラッシュランプだけでなく、太陽光を用いて検出可能であると仮定する。太陽光を用いた場合は、はやぶさ 2 の場合は高度 20km 程度からでも検出が可能であった。本シミュレーションでは、電波と条件を合わせるために、検出可能なマーカ・探査機間距離を 500m に設定している。また、カメラは、はやぶさ 2 で使用されていたカメラと同じ条件にしている。レンズの歪みは今回のシミュレーションでは考慮していないが、魚眼カメラのような広角のカメラでなければ、キャリブレーションによって基本的には歪みを除去することが可能である。この歪み補正では、特に画像の

端の領域で誤差が生じる可能性があるが、本シミュレーションではマーカ 2 次元位置検出のランダムノイズを比較的大きくすることで、この影響を考慮している。電波の指向性に関しては、アンテナによって大きく異なる。地上用の UWB 測距装置では、 30° 程度に指向性を絞ったものもあれば、ほとんど 360° 方向に電波を照射するものもある。本研究では、カメラの画角に統一するために、指向性を 60° に設定している。

航法アルゴリズムにおける探査機初期位置には誤差を加えている。2 章で提案した高高度における提案手法および低高度における提案手法 2 の平均誤差の標準偏差が 1.6pixel 以下であったことを踏まえると、これらの手法を使用した場合の 700m において想定される位置推定誤差の標準偏差は 2.2m 程度である。本研究では、この誤差に形状モデルなどの不確かさを考慮し、初期位置に 5m の誤差を加えている。マーカ位置と探査機位置の同時推定手法では、100 回のモンテカルロシミュレーションで評価している。このモンテカルロシミュレーションでは、初期推定探査機位置を平均とし、5m の初期誤差分散を持つ正規分布に基づいて、ランダムに実際の初期探査機位置を発生させている。

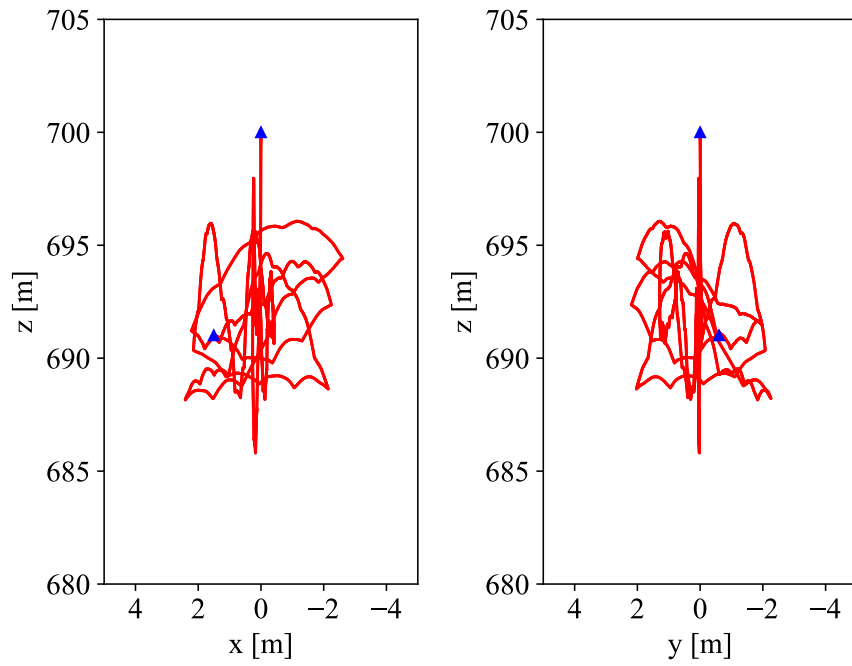


図 5.1: 人工マーカを用いた位置推定シミュレーションにおけるホバリング軌道の一例

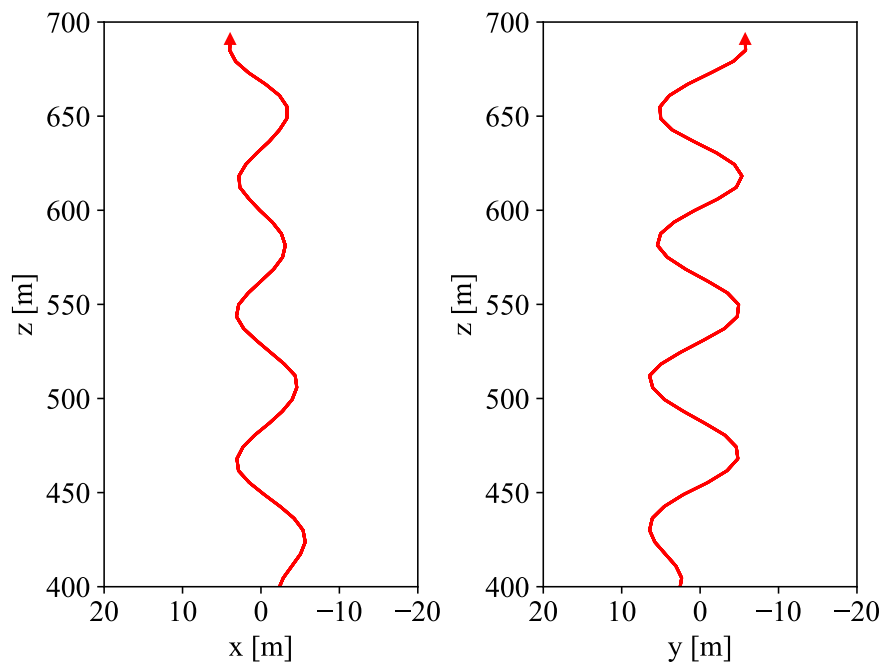


図 5.2: 人工マーカを用いた位置推定シミュレーションにおける着陸降下軌道の一例

表 5.2: 人工マーカを用いた各提案手法に共通な位置推定シミュレーションの条件

目標天体と探査機	<ul style="list-style-type: none"> ・直径: 約 800 m ・自転周期: 7.5 時間 ・軌道角速度: 1.5×10^{-7} rad/s ・目標天体質量: 4.5×10^{11} kg ・探査機質量: 600 kg ・太陽光圧: $(0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1.5)^T$
軌道	<ul style="list-style-type: none"> ・初期状態量 (ホバリング軌道): $(0 \ 0 \ 700)^T$ m, $(0.001 \ -0.001 \ 0.001)^T$ cm/s ・初期状態量 (着陸降下軌道): $(5 \ -5 \ 690)^T$ m, $(0.1 \ -0.1 \ -10)^T$ cm/s ・数値積分の時間ステップ: 0.01 s ・重力ノイズ (標準偏差): 5 % ・SRP ノイズ (標準偏差): 5 % ・軌道角速度ノイズ (標準偏差): 5 %
制御	<ul style="list-style-type: none"> ・目標状態量 (ホバリング軌道): $(0 \ 0 \ 700)^T$ m, $(0.001 \ -0.001 \ 0.001)^T$ cm/s ・目標状態量 (着陸降下軌道): $(0 \ 0)^T$ m, $(0.1 \ -0.1 \ 10)^T$ cm/s, *高度制御無し ・制御方式: PD 制御 ・制御周期: 600 s (ホバリング軌道), 60 s (着陸降下軌道), ・アクチュエータ: 化学推進 (各軸に 2 個ずつ配置) ・スラスト比推力: 260 s ・スラスト最小噴射時間: 0.01 s ・ノルムノイズ (標準偏差): 5 % ・各軸への漏れ込みノイズ (標準偏差): 1 %
観測	<ul style="list-style-type: none"> ・マーカ数: 100 (ホバリング軌道), 20 (降下着陸軌道) ・観測周期: 30 s (ホバリング軌道), 15 s (降下着陸軌道) ・見落とし (欠損) 確率: 5 % (測距), 2.5 % (画像) ・ファントム発生確率: 1 % (測距), 2.5 % (画像) ・オクルージョン発生確率: 1 % (測距), 2.5 % (画像) ・観測可能範囲 (画像): 500 m, 画角 (60 °), 探査機と見通し関係 (LOS) ・2次元マーカ位置ノイズ (標準偏差): $(2 \ 2)^T$ pixel ・解像度: 512 · 512 pixel ・焦点距離: 443.4 pixel (歪みなし) ・主点: (256, 256) pixel ・観測可能範囲 (電波): 500 m, 60 °, 探査機と見通し関係 (LOS) ・距離ノイズ (標準偏差): 30 cm
航法 (共通の条件)	<ul style="list-style-type: none"> ・初期位置誤差: $(5 \ 5 \ 5)^T$ m ・推定周期: 観測と同じ ・数値積分の時間ステップ: 1 s

5.2 複数の2次元マーカ位置と透視投影変換推定を用いたリアルタイム自己位置推定の評価

まず、複数の2次元マーカ位置と透視投影変換推定を用いた位置推定手法のシミュレーション結果を示す。表 5.3 に、複数の2次元マーカ位置と透視投影変換推定を用いた位置推定の評価に固有なシミュレーション条件を示す。

表 5.3: 複数の2次元マーカ位置と透視投影変換推定を用いた位置推定シミュレーション条件

航法	<ul style="list-style-type: none">・ RANSAC の繰り返し回数: 10・ RANSAC における再射影誤差閾値: 30 pixel・ ダイナミクスによる対応関係推定を採用する再投影誤差の閾値: 30 pixel・ 勾配降下法の収束条件: 0.005 m・ 勾配降下法の学習率: 0.0001 m・ マーカ地図 (位置) の誤差 (標準偏差): 3 m
----	---

複数の2次元マーカ位置と透視投影変換推定を用いた位置推定手法によって位置を推定した結果を図 5.3 に示す。さらに、図 5.4 に、探査機の高度 (Hill 座標系における z) に対する各推定点ごとの提案手法の推定誤差絶対値を示す。図 5.5 には、探査機が観測したマーカ数 (欠損とオクルージョンは含まない)、ファントム数、提案手法によって位置推定に採用されたマーカ数を示す。図 5.6 は、特定の高度におけるこれらのマーカの関係性を視覚的に示している。観測画像における水色の点が欠損とオクルージョン (実際には観測されていない)、緑色の点がファントム、オレンジ色の点がランダムノイズのみが加わった正常な観測を示す。再投影画像では、水色の点が実際の検出点、オレンジ色の点が推定探査機位置からの再投影点を示しており、これらが近いほど推定が正確であることを示している。なお、アルゴリズム内では、マーカ2次元位置の集合として扱われており、画像として処理されているわけではない。さらに、表 5.4 に位置推定誤差の平均値と標準偏差を、表 5.5 に平均処理時間を示す。

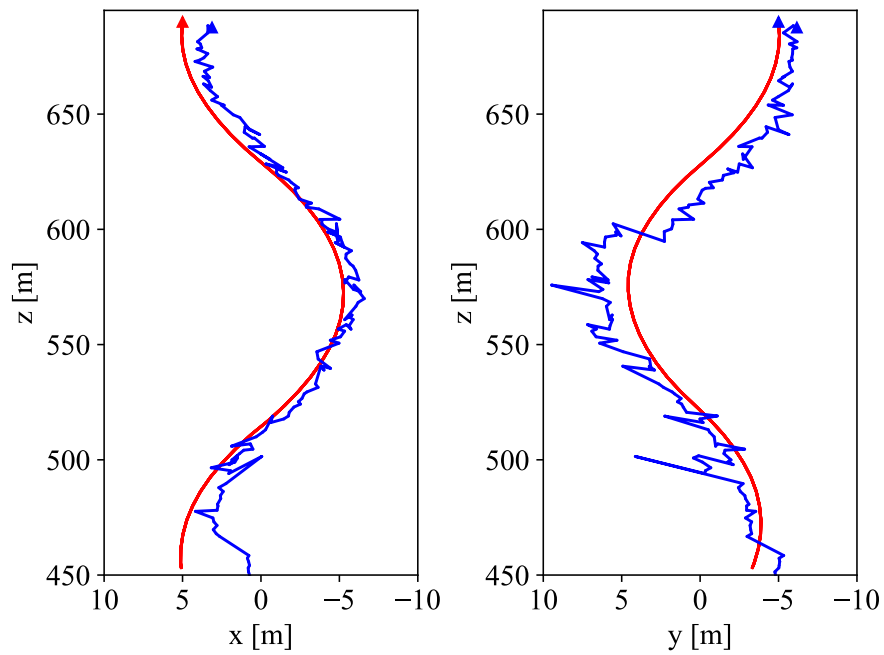


図 5.3: 複数の 2 次元マーカ位置と透視投影変換推定を用いた位置推定の推定位置結果 (青線が推定軌道, 赤線が真軌道)

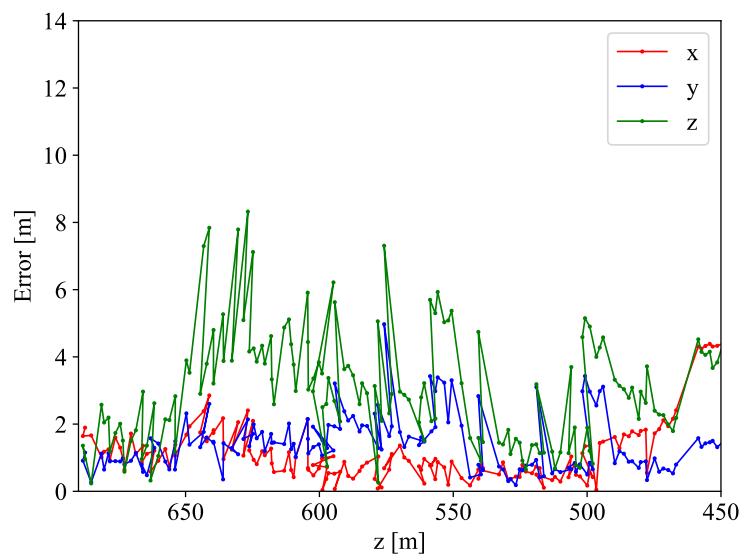


図 5.4: 複数の 2 次元マーカ位置と透視投影変換推定を用いた位置推定の推定誤差結果

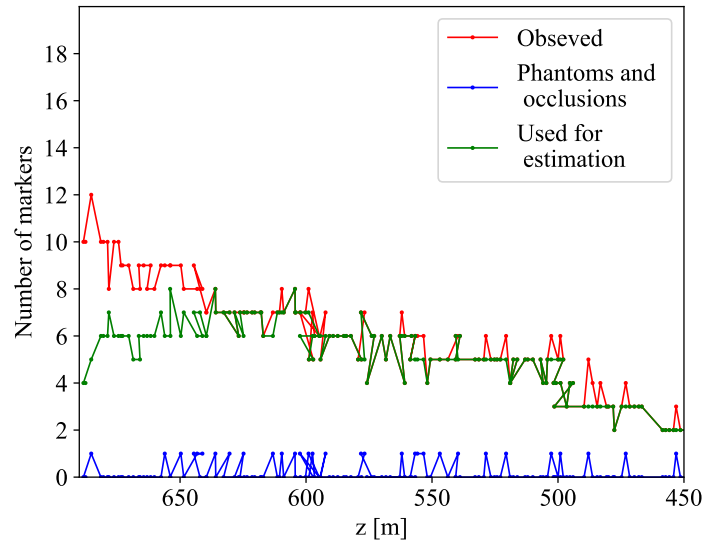


図 5.5: 複数の 2 次元マーカ位置と透視投影変換推定を用いた位置推定におけるマーカ観測履歴

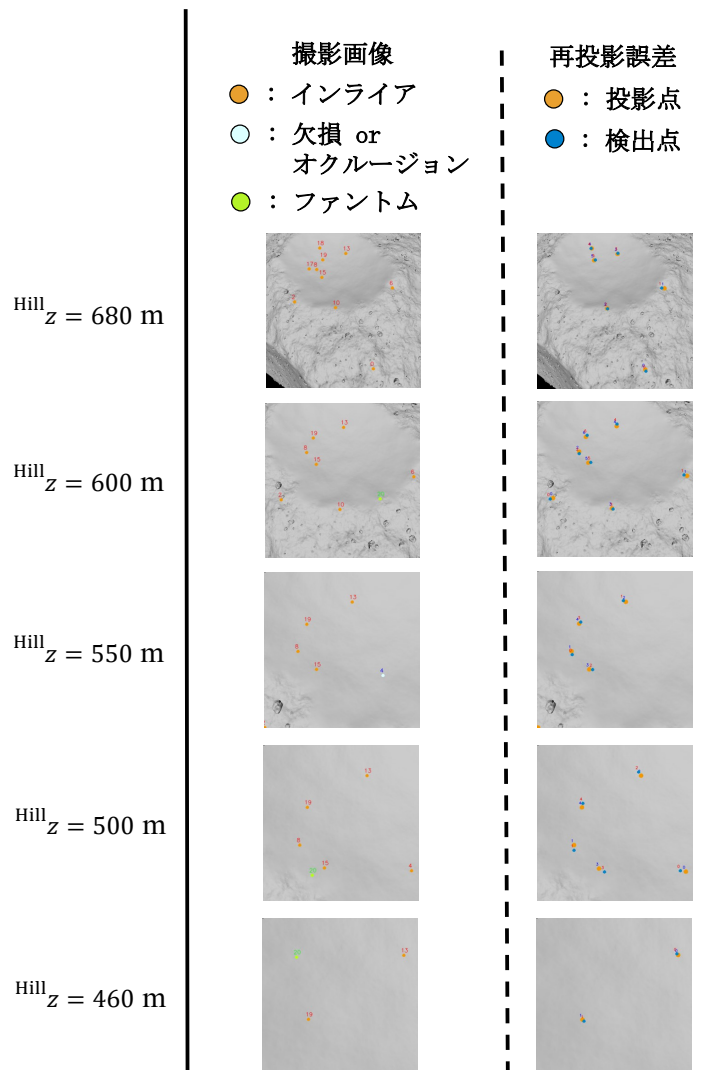


図 5.6: 複数の 2 次元マーカ位置と透視投影変換推定を用いた位置推定におけるマーカ観測画像

表 5.4: 複数の 2 次元マーカ位置と透視投影変換推定を用いた位置推定の推定精度

	平均誤差			標準偏差 (1σ)			3σ		
	x	y	z	x	y	z	x	y	z
	m	m	m	m	m	m	m	m	m
提案手法	-1.15	0.33	-0.28	0.95	1.70	3.62	2.85	5.10	10.86

これらの結果より、提案手法によって、リアルタイムに数 m 程度の高精度が可能になったことが明らかとなった。今回のシミュレーション条件では、マーカ位置に標準偏差が 3m のランダムなノイズを加えているが、提案手法による推定探査機位置の標準偏差は、 x と y 方向においてこの不確かさを上回る精度で推定ができています。これは、提案手法が最小二乗法によって位置を推定しているため、

表 5.5: 複数の 2 次元マーカ位置と透視投影変換推定を用いた位置推定の処理時間

手法	位置あたりの平均処理時間
提案手法 (CPU, 2.4GHz)	10.01 ms

マーカ位置や観測値に多少誤差が加わっていても、比較的高精度な推定が可能なのである。一方で、 z 方向に関しては、推定精度が低いことが確認できる。これは、観測したマーカが存在する小天体表面が平坦であり、各マーカの高度がほぼ同じであるためであると考えられる。提案手法で高度を高精度に推定するためには、マーカの高度に差が出るような小天体表面やマーカ配置が理想的である。例えば、 $z = 680 - 650\text{m}$ あたりでは、画像が示す通りマーカの高度にばらつきがあるため、 z 方向の高精度な推定が可能である。これに対して、 x, y 方向は、マーカの分布にばらつきがあるため、安定して高精度な推定が可能である。

マーカ数の履歴に着目すると、ファントムが発生した時には、アルゴリズム側で正確に排除できていることが確認できる。このように、ダイナミクスに基づいたマーカ対応関係の決定であっても、外れ値に対してロバストな推定が実現できている。これは観測画像履歴からも明らかである。再投影誤差に関しては、マーカ地図や観測量にランダムノイズを加えているため完全には一致しないが、再投影点と検出点が近いことを視覚的に確認することができる。

また、今回のシミュレーション条件では全ての推定点において、ダイナミクスによるマーカ対応関係決定が成功したため、平均処理速度は非常に高速である。数 10-数 100MHz 程度の実際の宇宙用 CPU の場合でも、1 秒以下のリアルタイム推定が可能であると考えられる。しかし、密なマーカ分布であったり、探査機の誘拐現象が発生すると、ダイナミクスによる対応関係決定は失敗する。この場合は、RANSAC と 3D・2D の点パターンマッチング処理に数 10 秒オーダーの処理時間を要する。

5.3 複数アクティブマーカと測距を用いたオフラインマーカ地図推定とリアルタイム自己位置推定の評価

5.3.1 複数アクティブマーカと測距を用いたオフラインマーカ地図推定の評価

5.3.1 複数アクティブマーカと測距を用いたオフラインマーカ地図推定の評価

次に、複数アクティブマーカと測距を用いたオフラインマーカ地図推定手法のシミュレーション結果を示す。図 5.7 に、シミュレーションで用いたホバリング軌道を示す。また、表 5.6 に、複数アクティブマーカと測距を用いたオフラインマーカ地図推定の評価に固有なシミュレーション条件を示す。

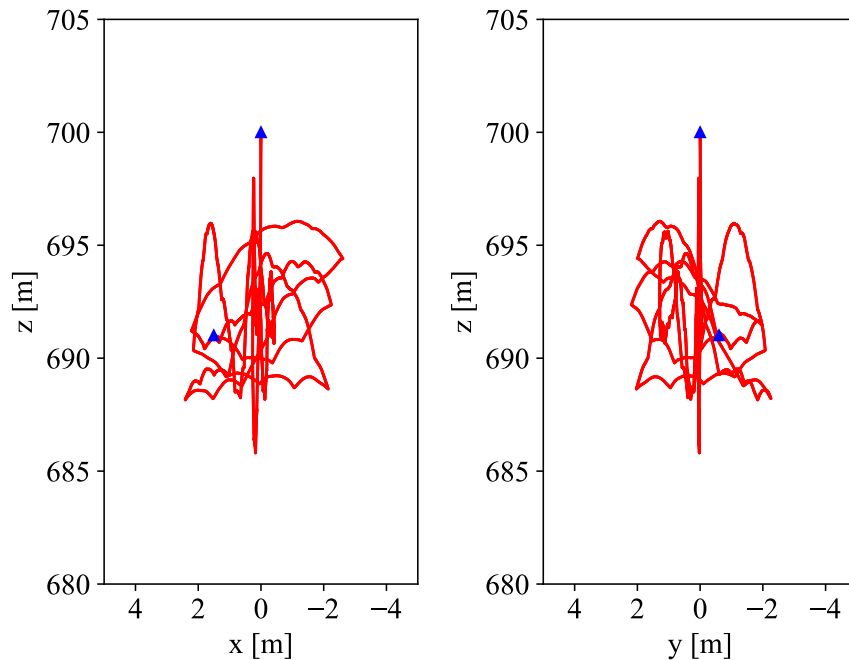


図 5.7: 複数アクティブマーカと測距を用いたオフラインマーカ地図推定を用いたシミュレーションにおけるホバリング軌道

表 5.6: 複数アクティブマーカと測距を用いたオフラインマーカ地図推定を用いたシミュレーション条件

観測	・ 観測時間: 7.5 時間 (自転 1 周期分)
航法	・ ノイズ除去の基準標準偏差: 0.3 m ・ 勾配降下法の収束条件: 0.3 m ・ 勾配降下法の学習率: 0.3 m ・ 点群モデルの解像度: 緯度経度それぞれ 1° ・ 探査機位置の誤差 (標準偏差): 3 m

図 5.7 の軌道において、観測したマーカの距離履歴を図 5.8~5.12 に示す。図では、通信可能な条件を満たしたマーカを観測した結果をプロットしている。それぞれの線の数字はマーカの ID を示している。ホバリング軌道を用いることで、探査機は様々なマーカを長時間観測することが可能である。一方、目標天体の表面全体にマーカが散在しているため、観測できないマーカもある。測距履歴は基本的に凹形状であるが、見落とし (欠損)・ファントム・オクルージョンなどの外れ値が一定確率で含まれていることが図から確認できる。複数アクティブマーカと測距を用いたオフラインマーカ地図推定による、距離履歴のマッチング結果を図 5.13~5.17 に示す。観測されたマーカの距離履歴と、提案手法によって最近傍点であると定められた点群モデル構成点における仮想距離履歴を示している。それぞれの線の数字は、マーカ ID と対応する最近傍点の点群モデル上での ID を示している。この距離履歴は、提案手法のノイズ除去処理によりインライアとみなされ、推定に使用された測距値のみをプロットしている。さらに、表 5.7 にマーカ位置推定誤差の平均値と標準偏差を示す。なお、マーカ地図推定はオフラインで実施されるため、処理時間は評価していない。

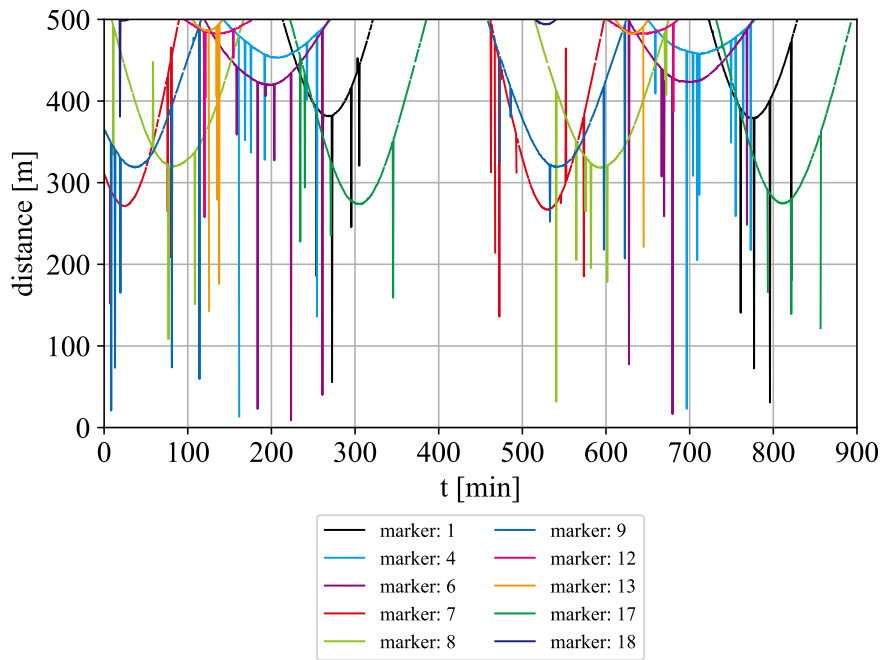


図 5.8: ホバリング軌道における探査機・アクティブマーカ間の距離履歴-1

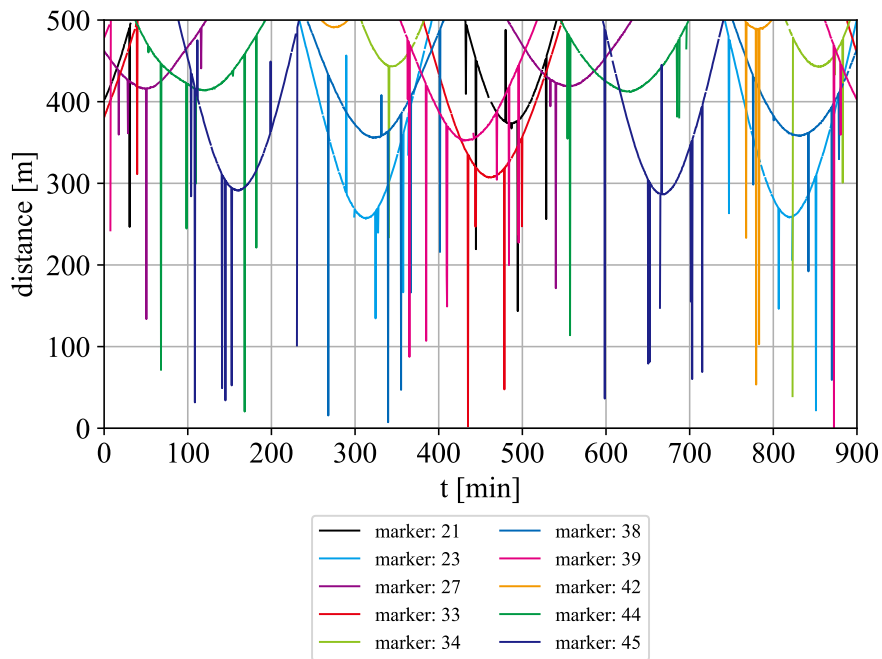


図 5.9: ホバリング軌道における探査機・アクティブマーカ間の距離履歴-2

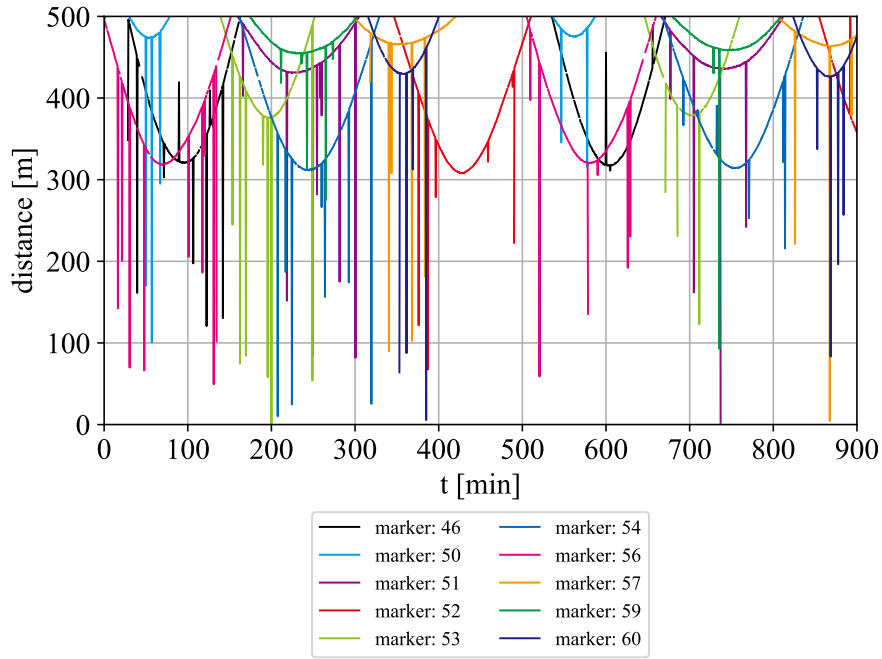


図 5.10: ホバリング軌道における探査機・アクティブマーカ間の距離履歴-3

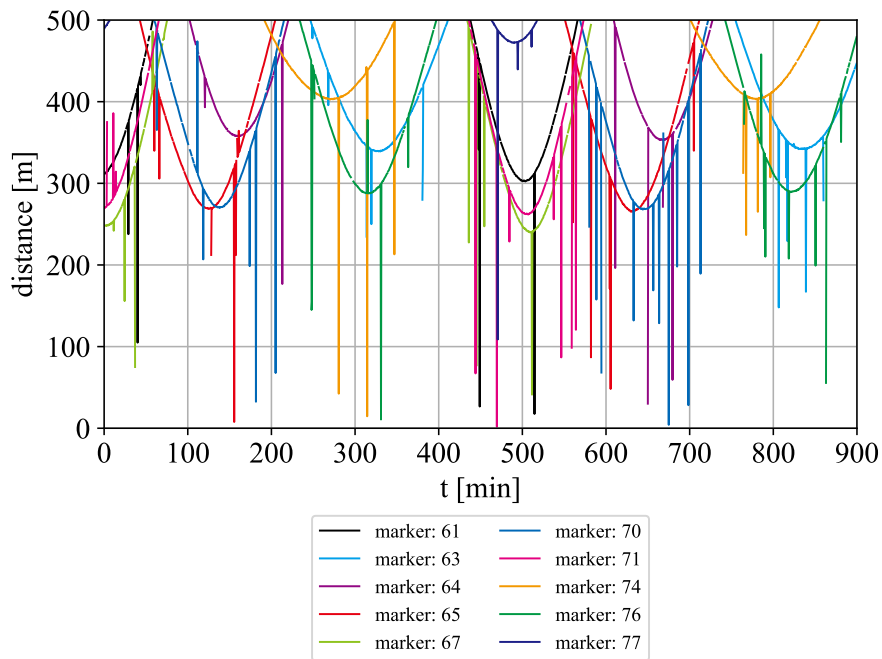


図 5.11: ホバリング軌道における探査機・アクティブマーカ間の距離履歴-4

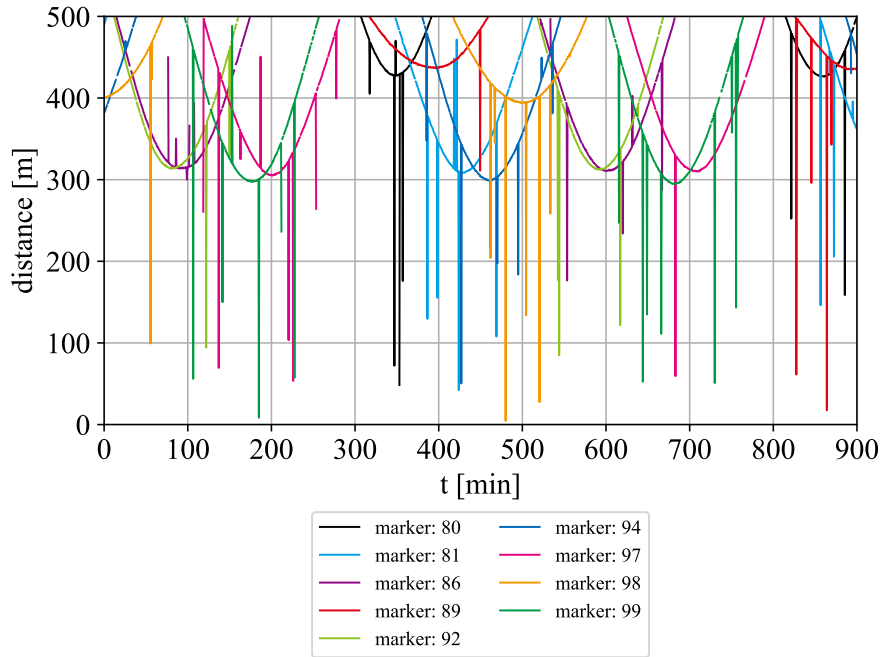


図 5.12: ホバリング軌道における探査機・アクティブマーカ間の距離履歴-5

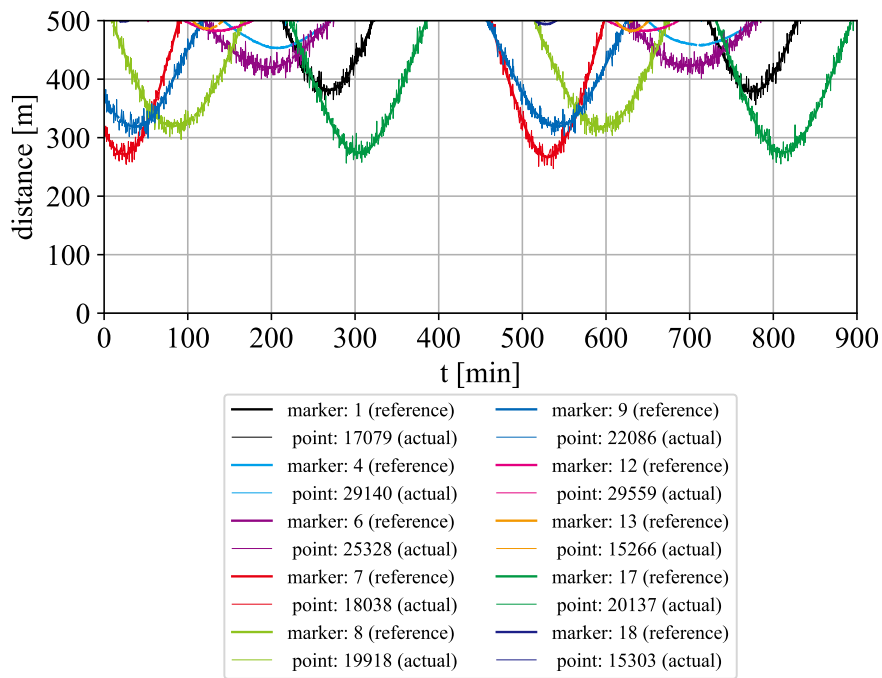


図 5.13: 提案手法による距離履歴のマッチング結果-1

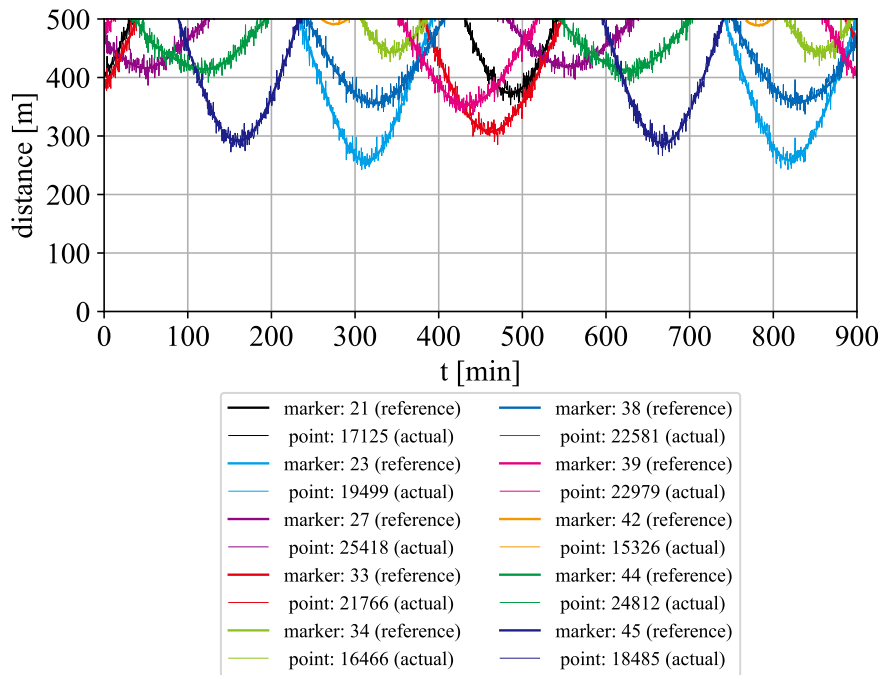


図 5.14: 提案手法による距離履歴のマッチング結果-2

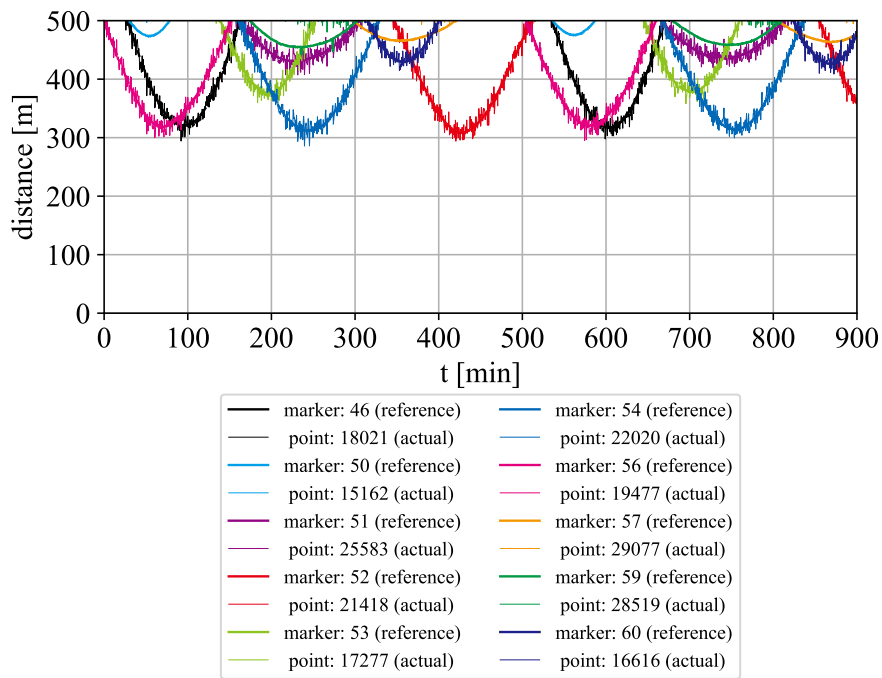


図 5.15: 提案手法による距離履歴のマッチング結果-3

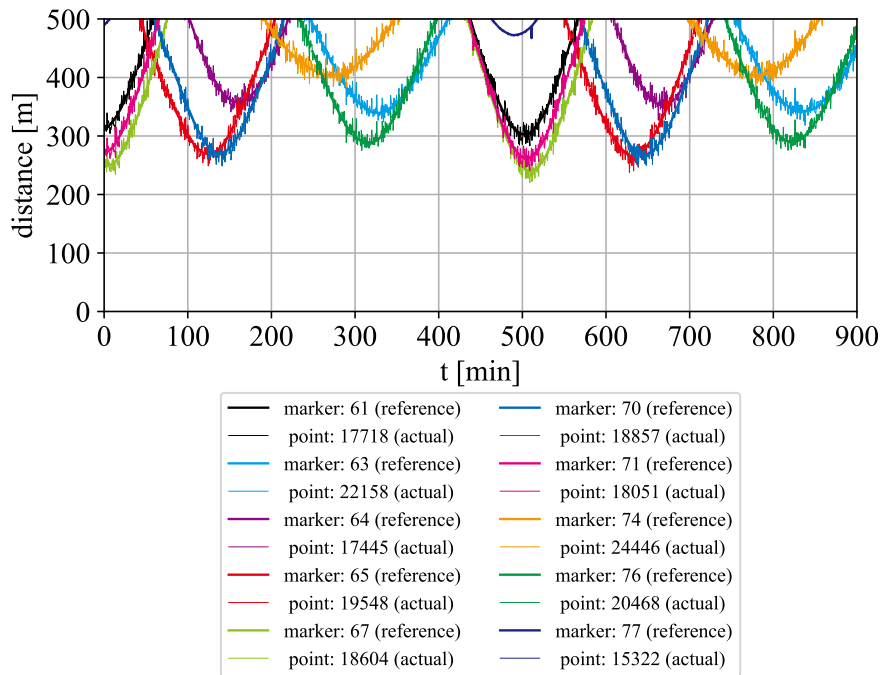


図 5.16: 提案手法による距離履歴のマッチング結果-4

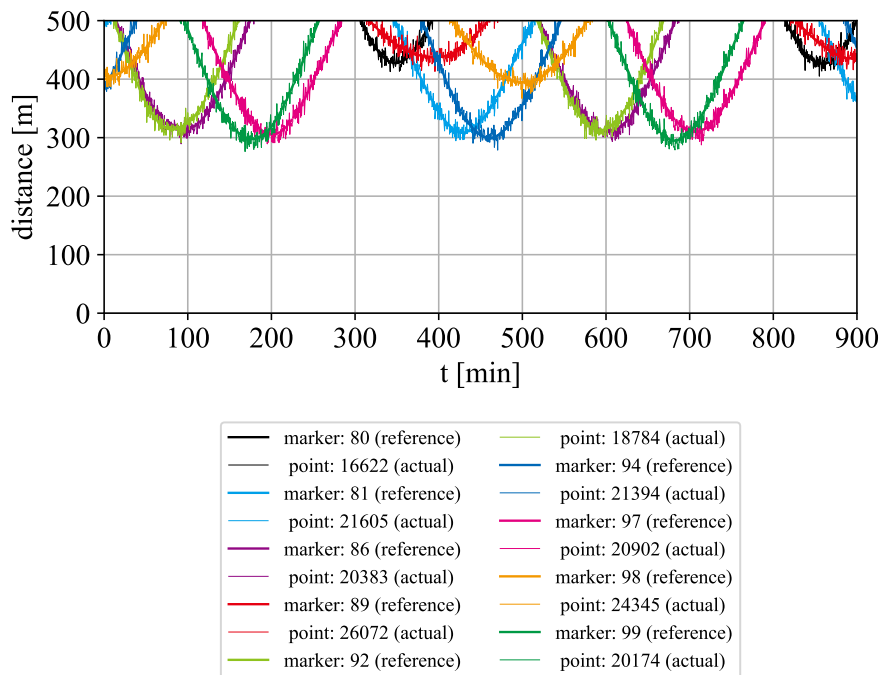


図 5.17: 提案手法による距離履歴のマッチング結果-5

距離履歴のマッチング結果の図 5.13～5.17 から明らかなように、探査機の位置履歴には不確かさがあるため、仮想距離履歴は実際の距離履歴に対してノコギリ形状になっている。しかし、提案手

表 5.7: 複数アクティブマーカと測距を用いたオフラインマーカ地図推定の推定精度

	平均誤差			標準偏差 (1σ)			3σ		
	x	y	z	x	y	z	x	y	z
	m	m	m	m	m	m	m	m	m
提案手法	0.31	0.09	0.99	1.54	1.69	3.39	4.62	5.07	10.17

法では最小二乗誤差に基づき、点群モデルの構成点からマーカ最近傍点を正確に探索することが可能であることが確認できる。さらに提案手法では、観測の欠損・ファントム・オクルージョンなどの不確かさをノイズ除去処理で排除できていることが確認でき、不確かさの影響を最低限に抑えたロバストな高精度マッピングが可能である。

また、今回のシミュレーション条件では、探査機位置に標準偏差が 3m のランダムなノイズを加えているが、提案手法によるマーカ位置推定誤差の標準偏差は x と y 方向において 3m を上回る精度で推定ができています。これは、提案手法が最小二乗誤差によってマーカ位置を推定しているため、探査機位置や観測値に多少誤差が加わっていても、比較的高精度な推定が可能であるためです。一方で、 z 方向に関しては推定精度が低いことが確認できます。これは、ホバリング軌道で観測しているため、時間に対する測距値の z 方向成分の変動が、 x と y 方向と比較して少ないためであると考えられる。

5.3.2 複数アクティブマーカと測距を用いたリアルタイム自己位置推定の評価

次に、複数アクティブマーカと測距を用いたリアルタイム自己位置推定手法のシミュレーション結果を示す。表 5.8 に、複数アクティブマーカと測距を用いたリアルタイム自己位置推定の評価に固有なシミュレーション条件を示す。

表 5.8: 複数アクティブマーカと測距を用いたリアルタイム自己位置推定シミュレーション条件

航法	<ul style="list-style-type: none"> ・ RANSAC の繰り返し回数: 40 ・ RANSAC における距離誤差閾値: 1.0 m ・ 収束条件: $(0.0005 \ 0.0005 \ 0.0005)^T$ m ・ 位置推定を失敗とみなす共分散行列要素の閾値: 5 m ・ マーカ地図 (位置) の誤差 (標準偏差): 3 m
----	---

観測したマーカの距離履歴を図 5.18~5.19 に示す。図では、通信可能な条件を満たしたマーカを観測した結果をプロットしている。それぞれの線の数字はマーカの ID を示している。見落とし (欠損)・ファントム・オクルージョンなどの外れ値が一定確率で含まれていることが図から確認できる。図 5.20 と図 5.21 に、探査機の高度 (Hill 座標系における z) に対する各推定点ごとの提案手法の推定位置と誤差絶対値を示す。図 5.22 には、探査機が観測したマーカ数 (欠損は含まない)、ファントムとオクルージョンの影響を受けたマーカ数、RANSAC によって位置推定に使用されたマーカ数を示す。さらに、表 5.9 に位置推定誤差の平均値と標準偏差を、表 5.10 に平均処理時間を示す。

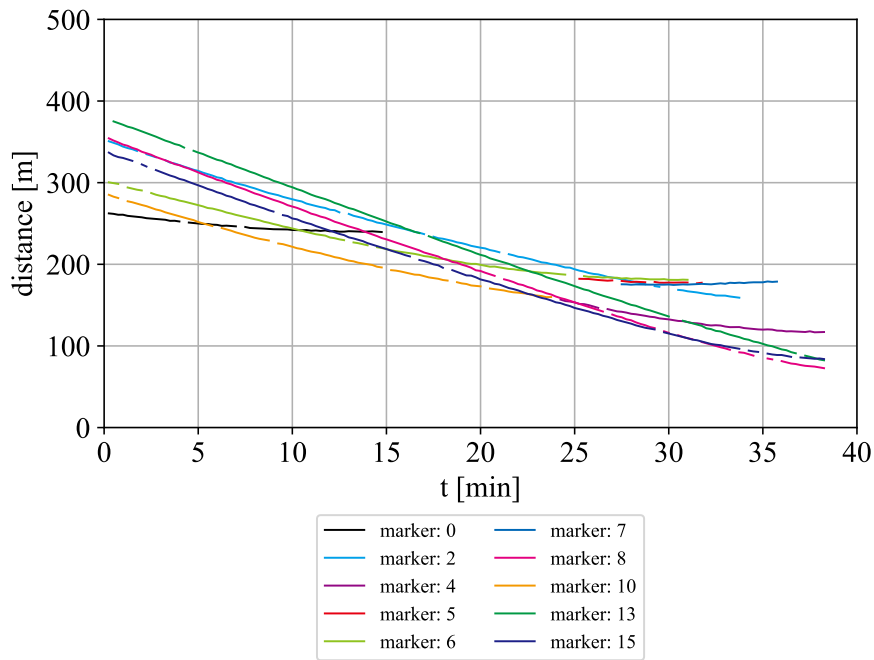


図 5.18: 着陸降下軌道における探査機・アクティブマーカ間の距離履歴-1

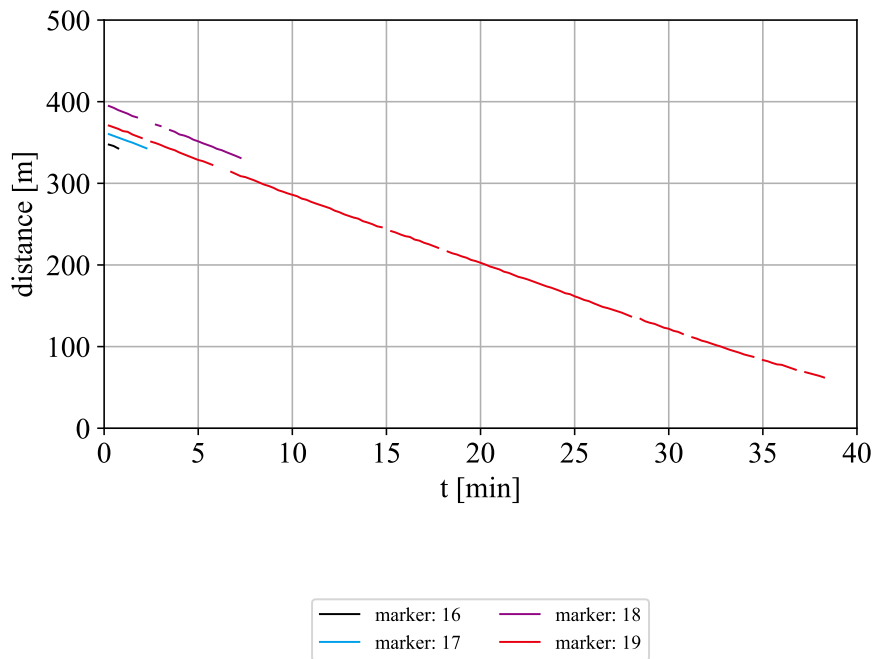


図 5.19: 着陸降下軌道における探査機・アクティブマーカ間の距離履歴-2

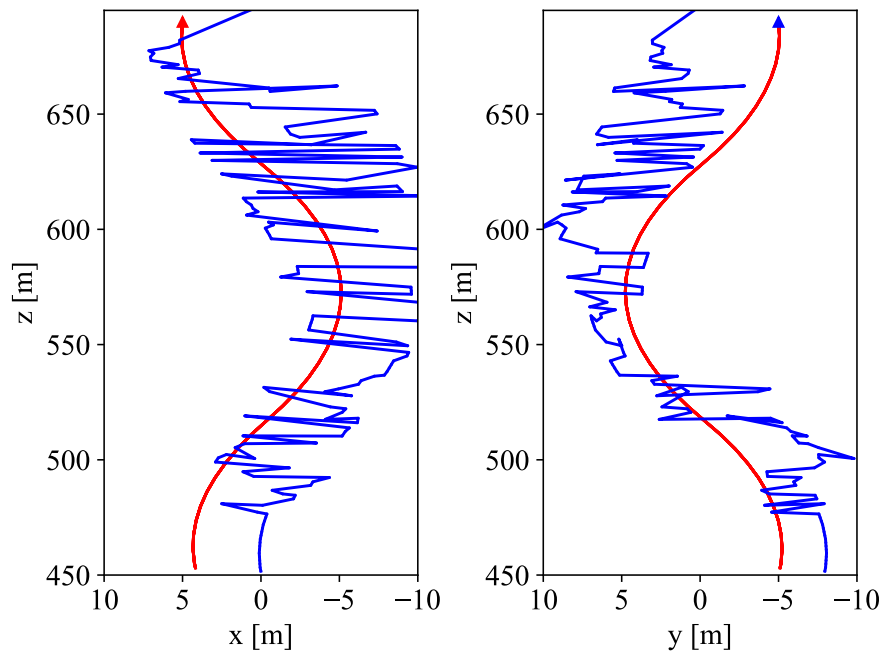


図 5.20: 複数アクティブマーカと測距を用いたリアルタイム自己位置推定の推定位置結果 (青線が推定軌道, 赤線が真軌道)

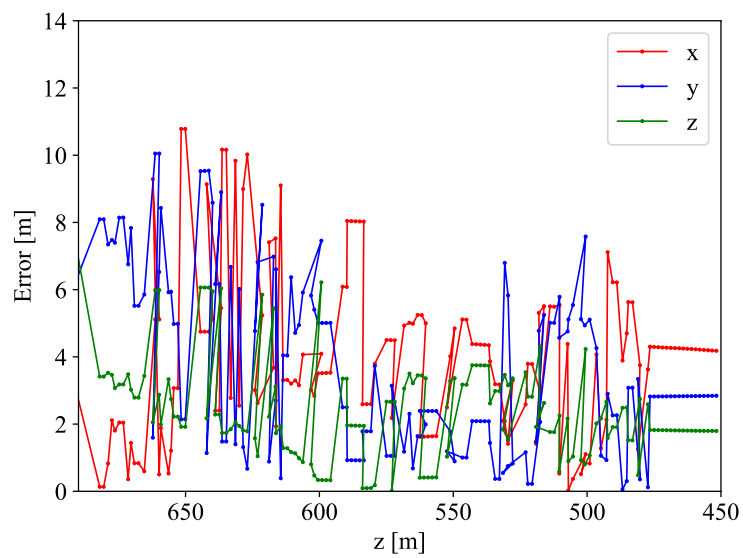


図 5.21: 複数アクティブマーカと測距を用いたリアルタイム自己位置推定の推定誤差結果

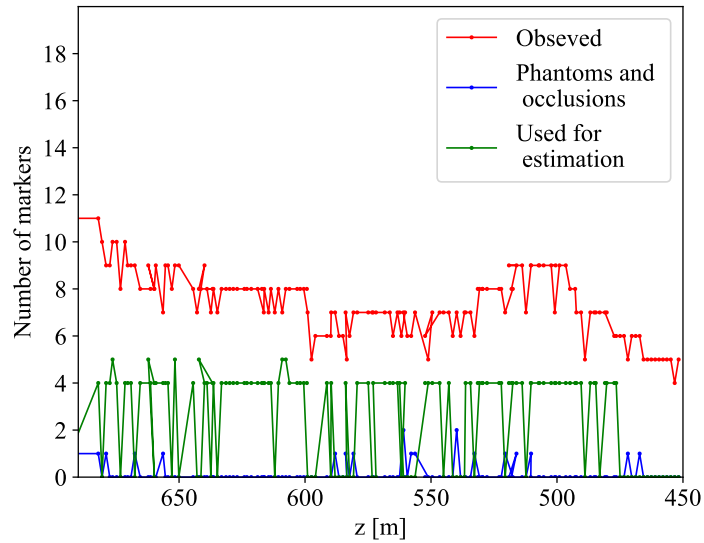


図 5.22: 複数アクティブマーカと測距を用いたリアルタイム自己位置推定におけるマーカ観測履歴

表 5.9: 複数アクティブマーカと測距を用いたリアルタイム自己位置推定の推定精度

	平均誤差			標準偏差 (1σ)			3σ		
	x	y	z	x	y	z	x	y	z
	m	m	m	m	m	m	m	m	m
提案手法	2.62	-1.57	2.08	3.85	4.25	2.11	8.55	12.75	6.33

表 5.10: 複数アクティブマーカと測距を用いたリアルタイム自己位置推定の処理時間

手法	位置あたりの平均処理時間
提案手法	34 ms
(CPU, 2.4GHz)	

これらの結果より、ランダムノイズ・観測欠損・ファントム・オクルージョンなどの不確かさがある場合でも、全ての高度において数 m 程度の高精度で探査機位置を推定できることが確認できる。今回のシミュレーション条件では、マーカ位置に標準偏差が 3m のランダムなノイズを加えているが、提案手法による推定探査機位置はこの誤差に近い精度で推定ができています。これは、提案手法が RANSAC で推定に最適なマーカの組み合わせを選択することで、ファントムなどのでたらめな観測や誤差の大きいマーカ地図を排除することができるからである。信頼性やロバスト性が求められる小天体探査においては、非常に有用な特徴である。しかしながら、画像ベースのマーカを用いた探査機位置推定手法と比較すると、推定精度が低いことが確認できる。これは、画像と比較して観測量の次元が 1 次元低いためである。特に、電波の奥行き方向に近い z 方向よりも、 x と y 方向の誤差が大きくなっていることが確認できる。また、比較的高度が高い領域では、各マーカの測距値に差がつきにくいいため、比較的誤差が大きくなっている。

また、今回のシミュレーション条件では、クロック周波数 2.4GHz の CPU を用いた場合、位置あたりの処理時間は 50ms 以下であることが確認された。したがって、クロック周波数が数 10-数 100MHz の宇宙用計算機でも、1 秒以下のリアルタイム処理が可能であると考えられる。このように、電波によるマーカ識別の特性を活用することで、RANSAC による外れ値にロバストな高精度推定とリアルタイムな高速処理の両立が可能になっている。また、画像ベースのマーカを用いた提案手法のようにアルゴリズム側でマーカの識別をする必要がないため、探査機の誘拐現象などが生じても、電波ベースのマーカを用いた本提案手法であれば処理時間が増加することなく対応することができる。

5.4 2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定の評価

次に、2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定手法のシミュレーション結果を示す。図 5.23 に、シミュレーションで用いた降下軌道の一例を示す。また、表 5.11 に、2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定の評価に固有なシミュレーション条件を示す。

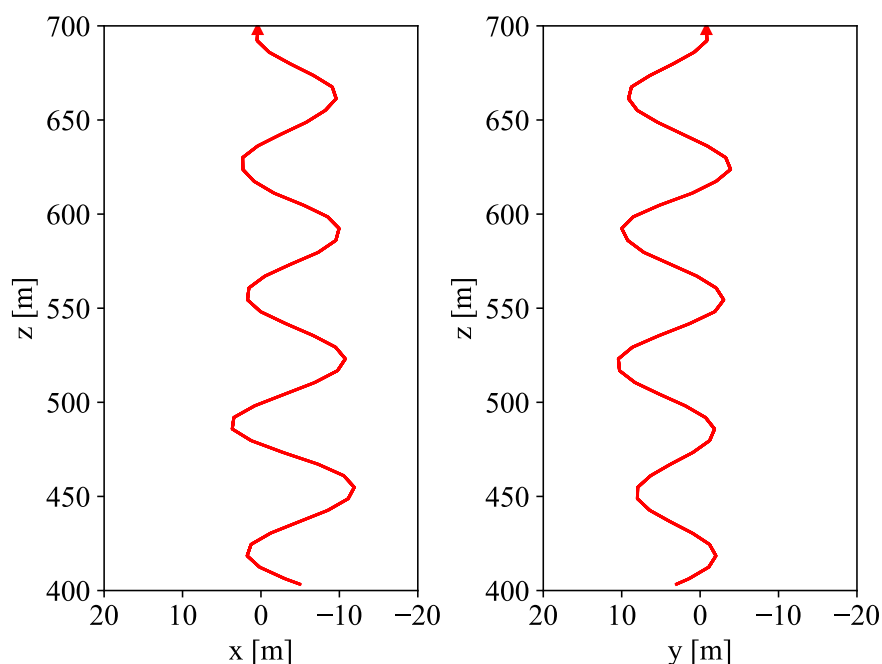


図 5.23: 2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定シミュレーションにおける着陸降下軌道

2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定手法によって位置を推定した探査機軌道の例を図 5.24 に示す。探査機の高度 (Hill 座標系における z) に対する各推定点ごとの探査機位置誤差の絶対値を図 5.25 に、マーカ位置誤差の絶対値を図 5.26~5.28 に示す。

表 5.11: 2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定シミュレーション条件

航法	・パーティクル数: 100
	・初期探査機位置の誤差 (標準偏差): 5 m

マーカ位置推定における各行の数字は観測されたマーカの ID を示す。観測可能な条件を満たし、観測量対応関係が推定され、マーカ位置が推定されたもののみをプロットしている。また、これらの結果は、各時刻において最も尤度が高い最尤パーティクルの探査機位置とマーカ位置結果から算出している。図 5.29 には、探査機が観測したマーカ数 (欠損は含まない、2次元位置と測距値が揃った数)、ファントムとオクルージョンの影響を受けたマーカ数、位置推定に使用されたマーカ数を示す。図 5.30 には、提案手法の観測量対応関係推定の成功率の履歴を示す。青色の線は全てのパーティクルの成功率の平均値を、赤い線は各高度における最尤パーティクルの成功率を示している。図 5.31 には、高度ごとの処理時間履歴を示す。さらに、表 5.12 に、100 回のモンテカルロシミュレーションにおける位置推定絶対誤差の平均値と標準偏差を、表 5.13 に平均処理時間を示す。

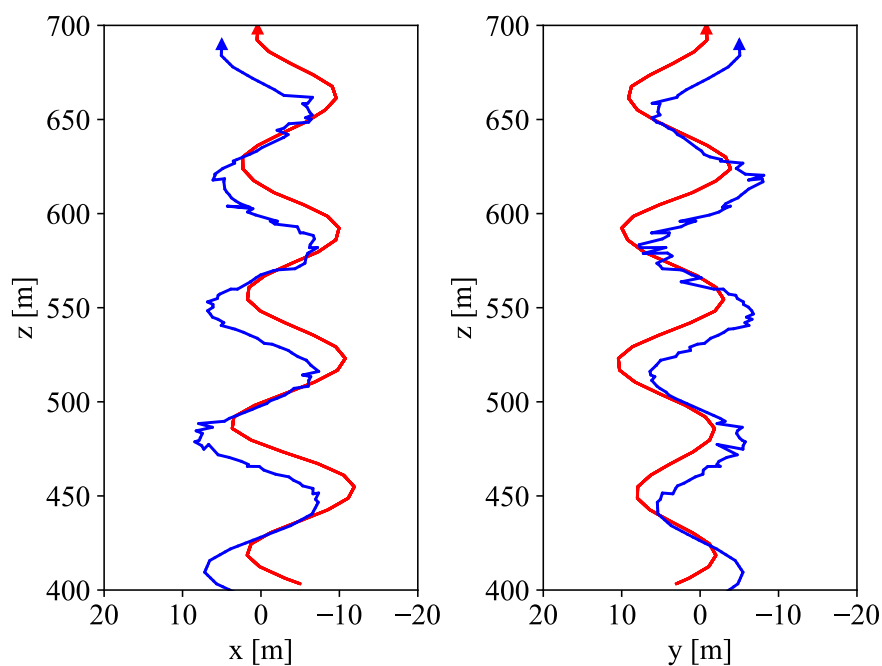


図 5.24: 2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定の推定位置結果 (青線が推定軌道, 赤線が真軌道)

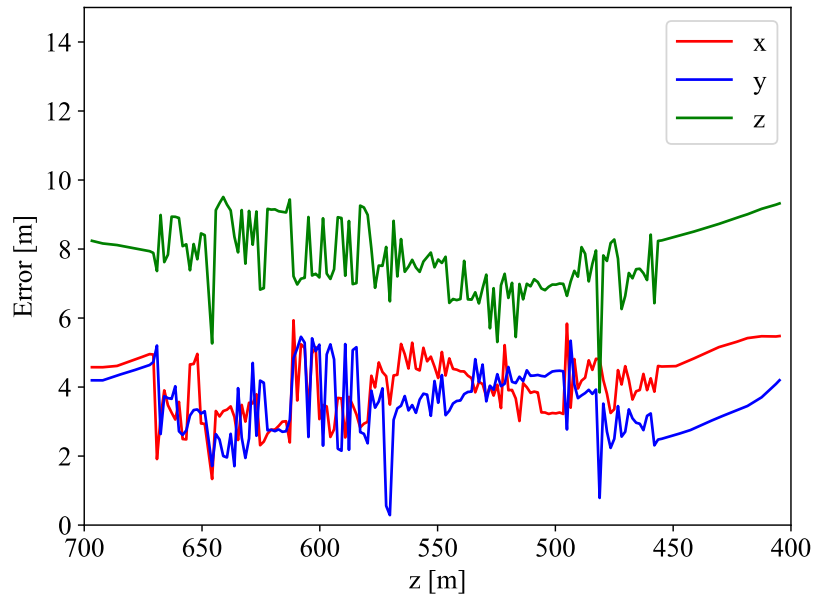


図 5.25: 2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定の探査機位置推定誤差結果

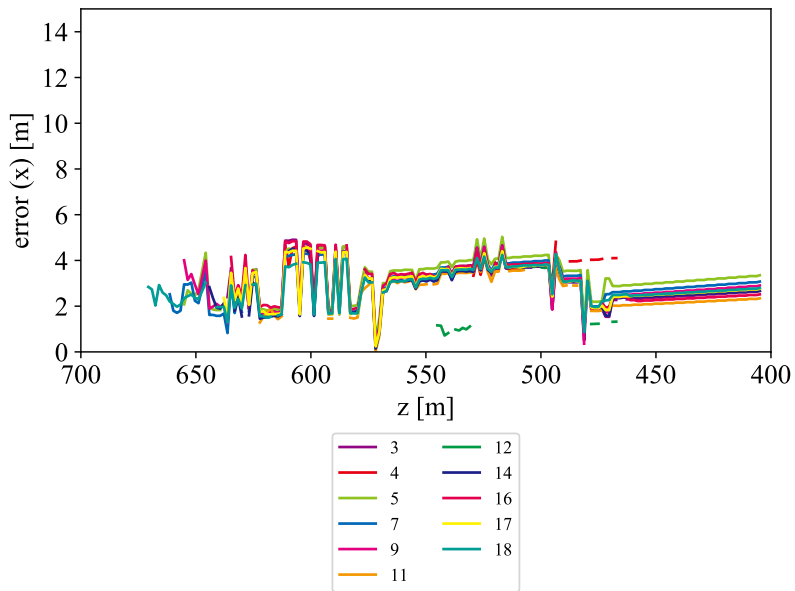


図 5.26: 2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定のマーカ位置推定誤差結果 (x)

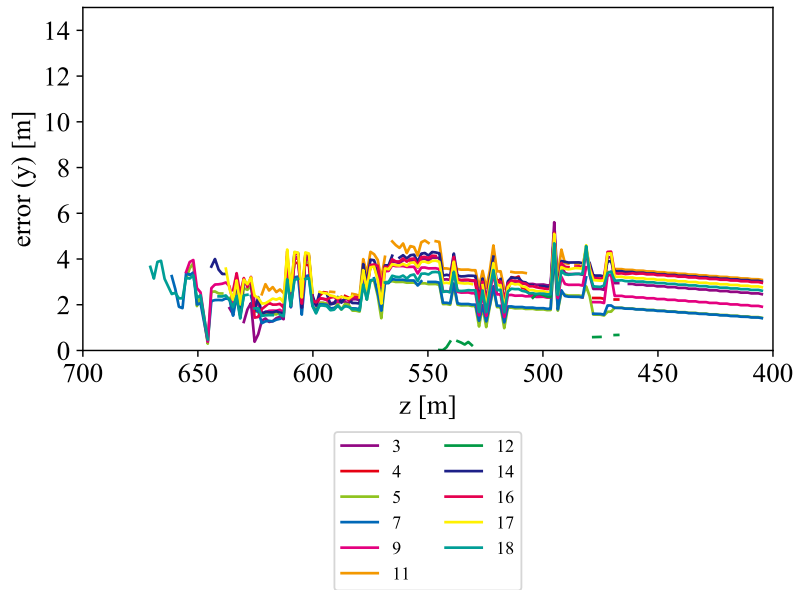


図 5.27: 2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定のマーカ位置推定誤差結果 (y)

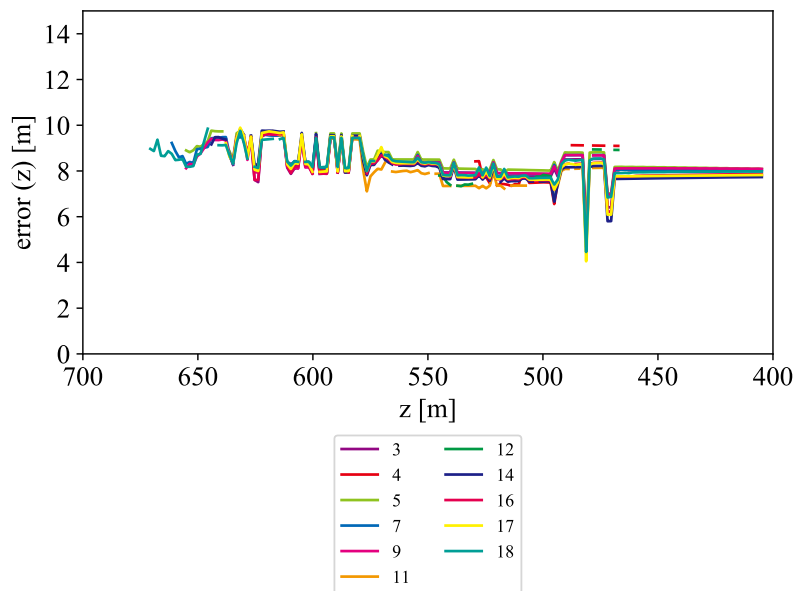


図 5.28: 2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定のマーカ位置推定誤差結果 (z)

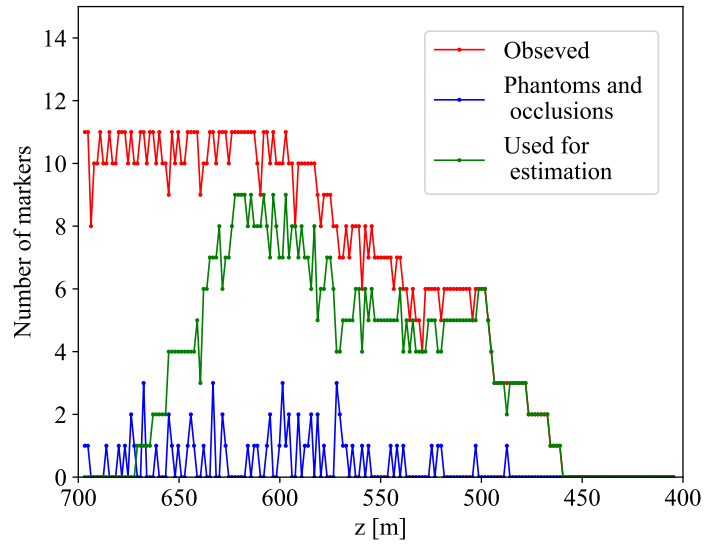


図 5.29: 2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定におけるマーカ観測履歴

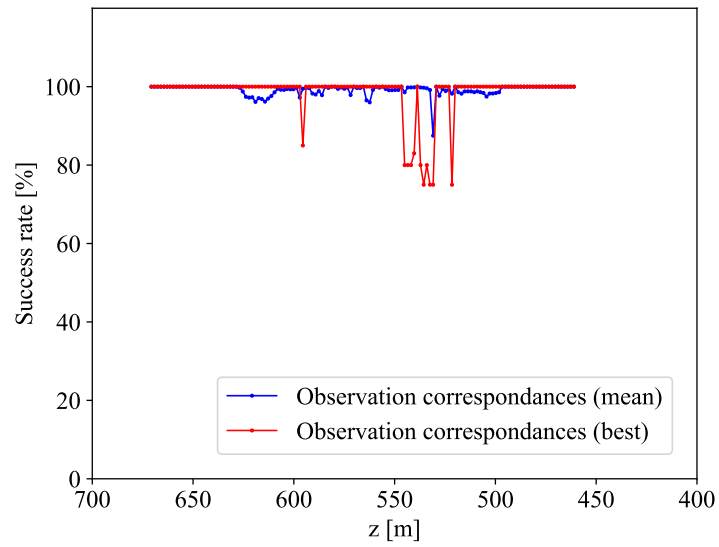


図 5.30: 2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定における観測量対応関係推定の成功率

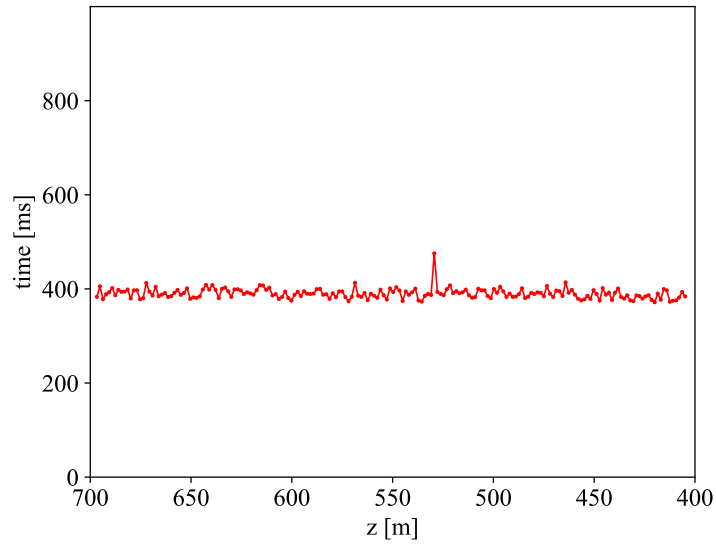


図 5.31: 2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定における処理時間履歴

表 5.12: 2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定の推定精度

	平均誤差			標準偏差 (1σ)			3σ		
	x	y	z	x	y	z	x	y	z
	m	m	m	m	m	m	m	m	m
提案手法 (探査機位置推定)	-0.55	-0.27	-0.21	4.94	4.51	4.19	14.82	14.53	12.57
提案手法 (マーカ位置推定)	0.25	0.59	-0.24	4.97	5.12	4.87	14.91	15.36	14.61

表 5.13: 2次元マーカ位置と測距を用いたマーカ地図と自己位置のリアルタイム同時推定の処理時間

手法	位置あたりの平均処理時間
提案手法 (CPU, 2.4GHz)	391 ms

これらの結果より、ランダムノイズ・観測欠損・ファントム・オクルージョンなどの不確かさがある場合でも、探査機位置推定精度は x , y , z 方向いずれも数 m 程度である。今回のシミュレーション条件では、探査機初期位置の推定誤差標準偏差が 5m であるが、表 5.12 の通り、提案手法はこの初期誤差に近い精度で探査機位置とマーカ位置を推定できている。本シミュレーションにおけるダイナミクスモデルには誤差が含まれているが、パーティクルフィルタベースの提案手法の場合は誤差が時々刻々蓄積しないことが確認できる。したがって、リュウグウの物理的特性と今回のシミュレーションでの降下軌道の場合は、明示的なループとじ込みは不要であると考えられる。これは、

高度 700m から表面に着陸するまでの間に、マーカを時間を置いて観測することがないためである。しかしながら、450m 以下ではマーカを観測できていないため、探査機位置誤差が拡大していく傾向が確認できる。これはダイナミクスモデルの誤差やパーティクルの速度ベクトルにおける誤差を観測量で修正できなくなるためである。したがって、着陸まで初期誤差を維持するためには、着陸直前までマーカを観測する必要がある。マーカ位置推定誤差に関しては、探査機位置誤差と同じ傾向で推移していることが確認できる。これは、パーティクル位置を真とみなしてマーカ位置を推定しているためである。また、観測量対応関係推定の成功率に関しては、最尤パーティクルにおける成功率が平均値を概ね上回っていることが確認できる。このことから、パーティクルごとに多様な観測量対応関係を保持することができており、その中でも成功率が高い結果を重みの比較によって選択できていることを示している。さらに、マーカ観測履歴から、ファントム・オクルージョンなどの観測の外れ値が多く発生している箇所では、推定に使用されるマーカ数も減少しており、観測量対応関係推定によって適切な観測量が選択されていると考えられる。また、対応関係推定成功率が 100 でない箇所でも、探査機位置の推定誤差は大きくならない。これは、EKF で探査機位置を更新するためである。

クロック周波数 2.4GHz の CPU を用いた本シミュレーション条件では、1 位置あたりの処理時間は 400ms 程度であった。したがって、クロック周波数が数 10～数 100MHz 程度の宇宙用計算機でも、数秒～数 10 秒程度のリアルタイム処理が可能だと考えられる。また、処理時間の観測履歴から、マーカの観測数が高度に応じて変動しているのにもかかわらず処理時間に大きな変動がないことが確認できる。これは、高高度ではマーカ地図における子マップの数が多いため、対応関係推定の処理時間が支配的であるのに対し、低高度になるほど子マップが削除されていき、対応関係推定の代わりにパーティクル位置とマーカ地図更新の処理時間が支配的になるためである。結果として、高度によってそこまで処理時間に差が出ない結果が得られたと考えられる。

次に、ダイナミクスノイズ (重力, SRP, 軌道角速度) の標準偏差を 5% から 40% まで変化させた時の、100 回のモンテカルロシミュレーションの結果を示す。探査機推定位置の初期誤差平均からの変化量を図 5.32 に、マーカ推定位置の初期誤差平均からの変化量を図 5.33 に、探査機推定位置の初期誤差標準偏差からの変化量を図 5.34 に、マーカ推定位置の初期誤差標準偏差からの変化量を図 5.35 に示す。

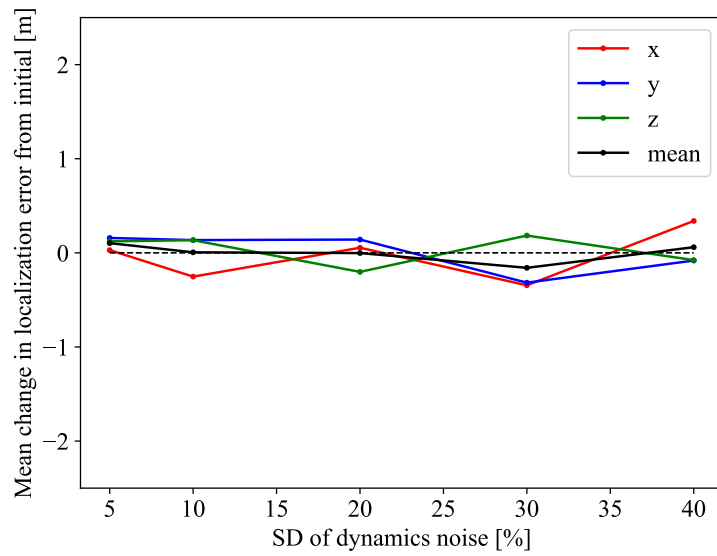


図 5.32: マーカ地図と探査機位置のリアルタイム同時推定におけるダイナミクスノイズ変化に対する探査機推定位置の初期誤差平均からの変化

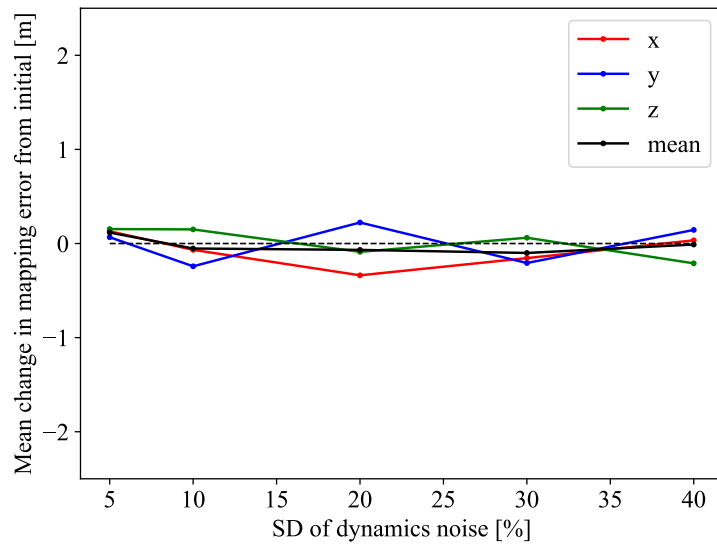


図 5.33: マーカ地図と探査機位置のリアルタイム同時推定におけるダイナミクスノイズ変化に対するマーカ推定位置の初期誤差平均からの変化

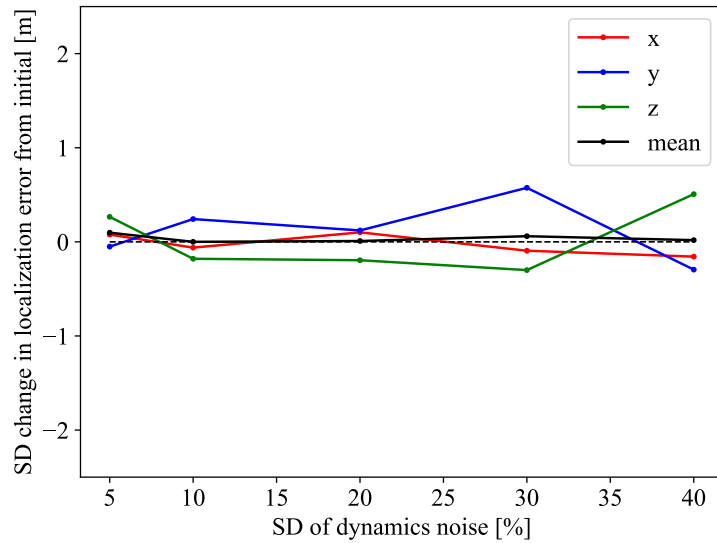


図 5.34: マーカ地図と探査機位置のリアルタイム同時推定におけるダイナミクスノイズ変化に対する探査機推定位置の初期誤差標準偏差からの変化

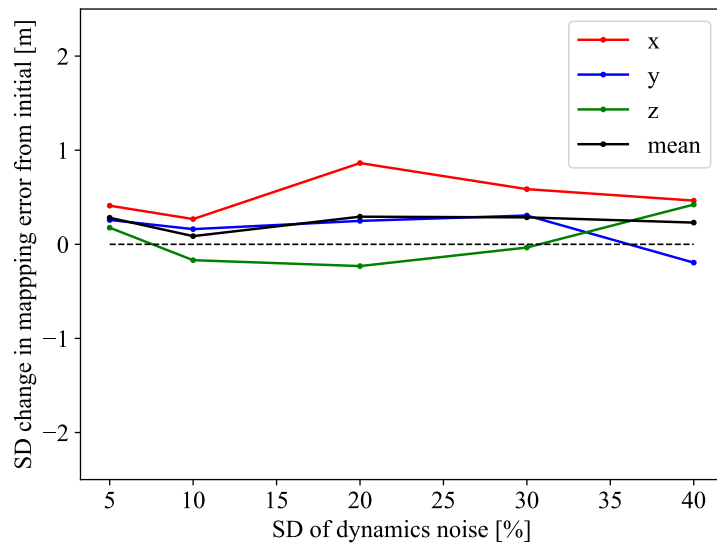


図 5.35: マーカ地図と探査機位置のリアルタイム同時推定におけるダイナミクスノイズ変化に対するマーカ推定位置の初期誤差標準偏差からの変化

いずれのグラフでも変化幅は 1m 以下に収まっており、ダイナミクスノイズの増加に対する平均と標準偏差の増加傾向も見られない。これは提案手法の高速処理によってマーカ観測周期を短くできるため、観測量でダイナミクス誤差を十分修正可能であるためと考えられる。したがって、摂動等を考慮しない簡易的なダイナミクスモデルを用いるような場合でも、推定誤差が発散せずに、高精度な推定が可能であると考えられる。

また、自転角速度ノイズの標準偏差を 0 % から 40 % まで変化させた時の、100 回のモンテカル

ロシミュレーションの結果を示す。探査機推定位置の初期誤差平均からの変化量を図 5.36 に、マーカー推定位置の初期誤差平均からの変化量を図 5.37 に、探査機推定位置の初期誤差標準偏差からの変化量を図 5.38 に、マーカー推定位置の初期誤差標準偏差からの変化量図 5.39 に示す。

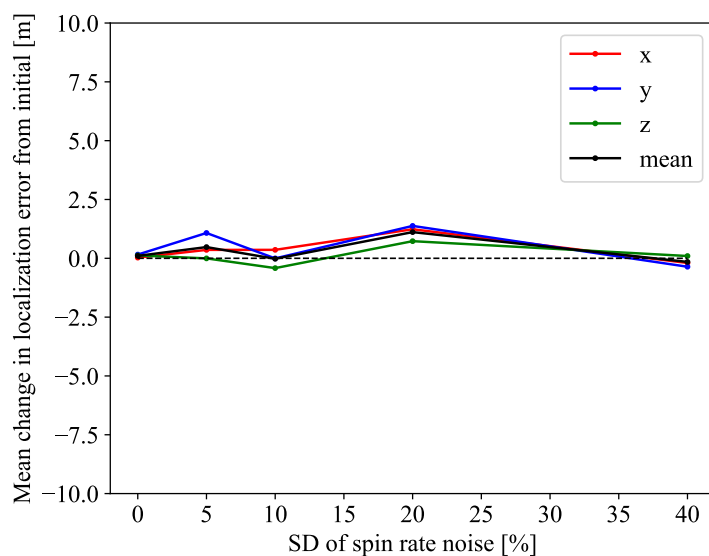


図 5.36: マーカー地図と探査機位置のリアルタイム同時推定における自転角速度ノイズ変化に対する探査機推定位置の初期誤差平均からの変化

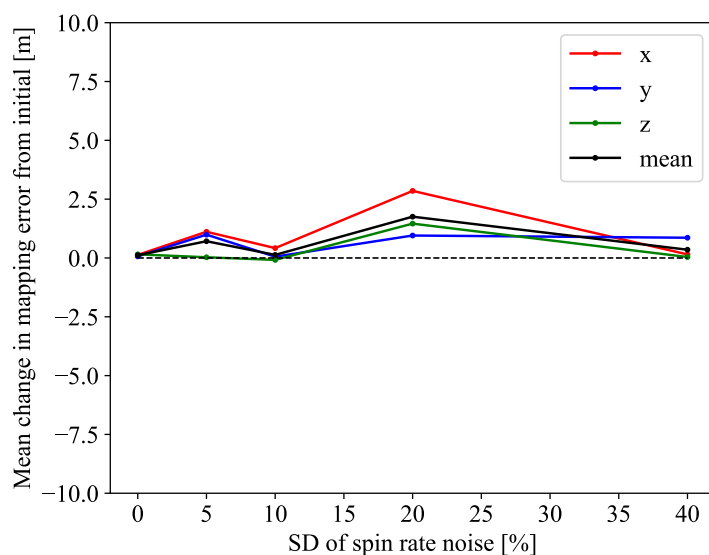


図 5.37: マーカー地図と探査機位置のリアルタイム同時推定における自転角速度ノイズ変化に対するマーカー推定位置の初期誤差平均からの変化

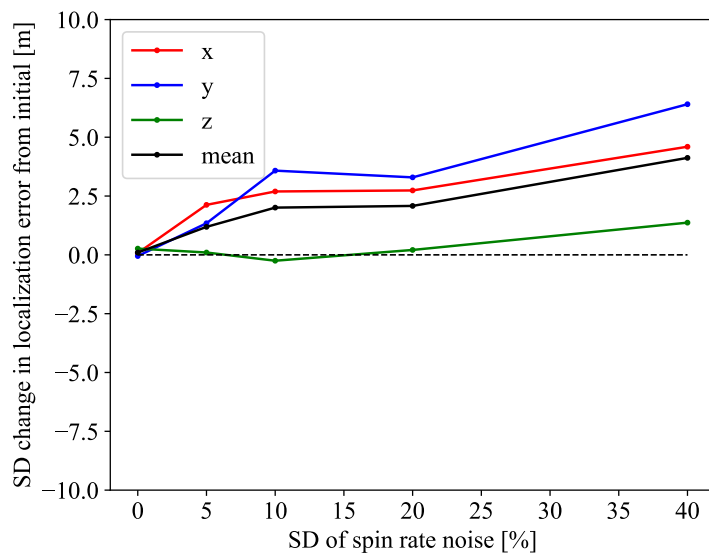


図 5.38: マーカ地図と探査機位置のリアルタイム同時推定における自転角速度ノイズ変化に対する探査機推定位置の初期誤差標準偏差からの変化

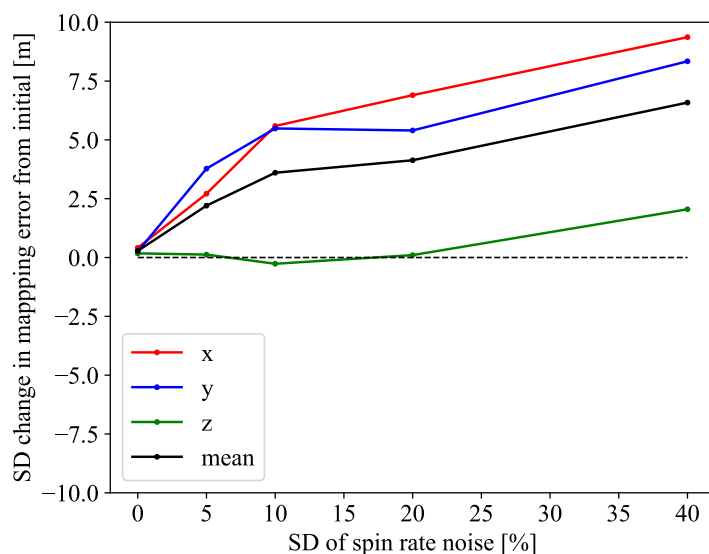


図 5.39: マーカ地図と探査機位置のリアルタイム同時推定における自転角速度ノイズ変化に対するマーカ推定位置の初期誤差標準偏差からの変化

これらのグラフより、角速度ノイズの増加に対して、探査機位置とマーカ位置の標準偏差の増加していることが確認できる。これは、提案手法が自転角速度の誤差をアルゴリズムで考慮しておらず、自転によるマーカ位置変化を追従できなくなるためであると考えられる。したがって、提案手法で高精度位置推定とピンポイント着陸を実現するためには、比較的正確な自転情報が必要である。

5.5 2次元マーカ位置と測距とマーカ地図を用いたリアルタイム自己位置

推定の評価

次に、同じ提案手法でマーカ地図を既知とした場合の、2次元マーカ位置と測距とマーカ地図を用いたリアルタイム探査機位置推定のシミュレーション結果を示す。図 5.40 に、シミュレーションで用いた降下軌道の一例を示す。また、表 5.14 に、固有なシミュレーション条件を示す。

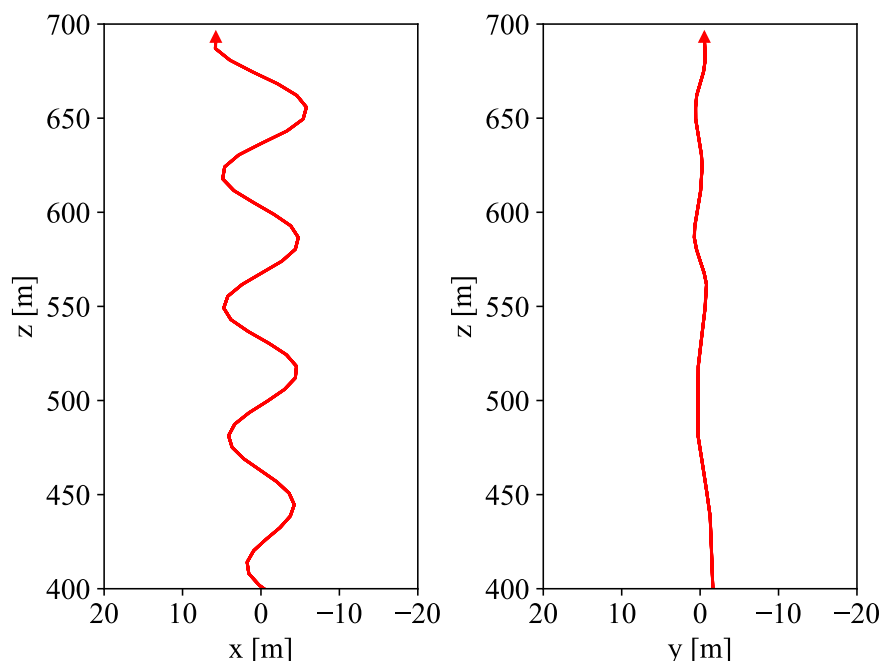


図 5.40: 2次元マーカ位置と測距とマーカ地図を用いたリアルタイム探査機位置推定シミュレーションにおける着陸降下軌道

表 5.14: 2次元マーカ位置と測距とマーカ地図を用いたリアルタイム探査機位置推定シミュレーション条件

航法	・パーティクル数: 100 ・初期探査機位置の誤差 (標準偏差): 5 m ・マーカ地図 (位置) の誤差 (標準偏差): 3 m
----	---

2次元マーカ位置と測距とマーカ地図を用いたリアルタイム探査機位置推定によって位置を推定した探査機軌道を図 5.41 に示す。探査機の高度 (Hill 座標系における z) に対する各推定点ごとの探査機位置誤差の絶対値を図 5.42 に示す。また、これらの結果は、各時刻において最も尤度が高い最尤パーティクルの探査機位置とマーカ位置結果から算出している。図 5.43 に、探査機が観測したマーカ数 (欠損は含まない、2次元位置と測距値が揃った数)、ファントムとオクルージョンの影響

を受けたマーカ数，位置推定に使用されたマーカ数を示す．図 5.44 に，提案手法の観測量対応関係推定の成功率の履歴を示す．青色の線は全てのパーティクルの成功率の平均値を，赤い線は各高度における最尤パーティクルの成功率を示している．図 5.45 に，高度ごとの処理時間履歴を示す．図 5.46 に，パーティクルの位置履歴を示す．なお，この図中の座標系は小天体重心を原点とするカメラ座標系である．また，各パーティクルの色は重みを表しており，緑色がその時刻における真位置，黒色が真軌道を表している．さらに，表 5.15 に，100 回のモンテカルロシミュレーションにおける位置推定絶対誤差の平均値と標準偏差を，表 5.16 に平均処理時間を示す．

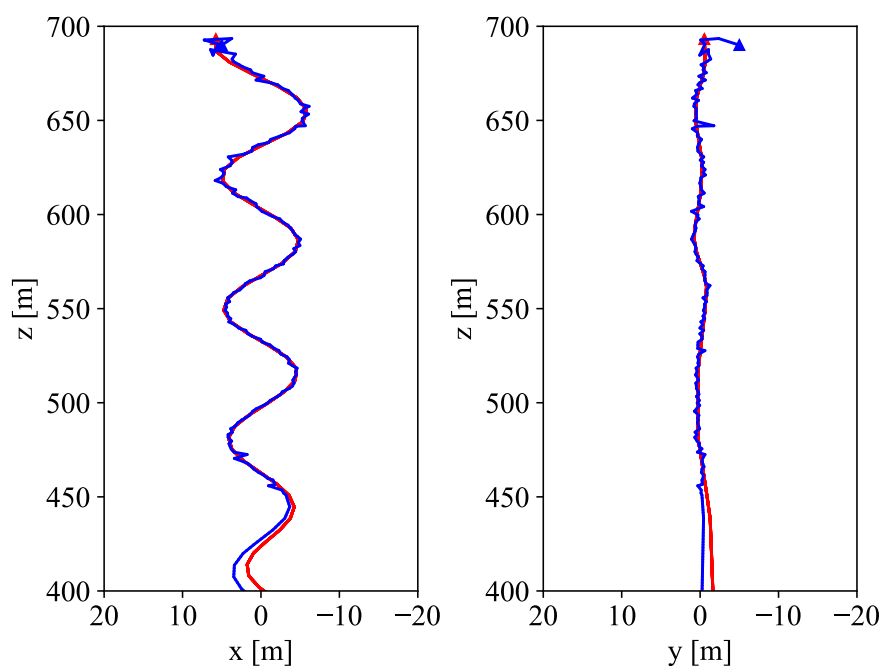


図 5.41: 2次元マーカ位置と測距とマーカ地図を用いたリアルタイム探査機位置推定の推定位置結果 (青線が推定軌道，赤線が真軌道)

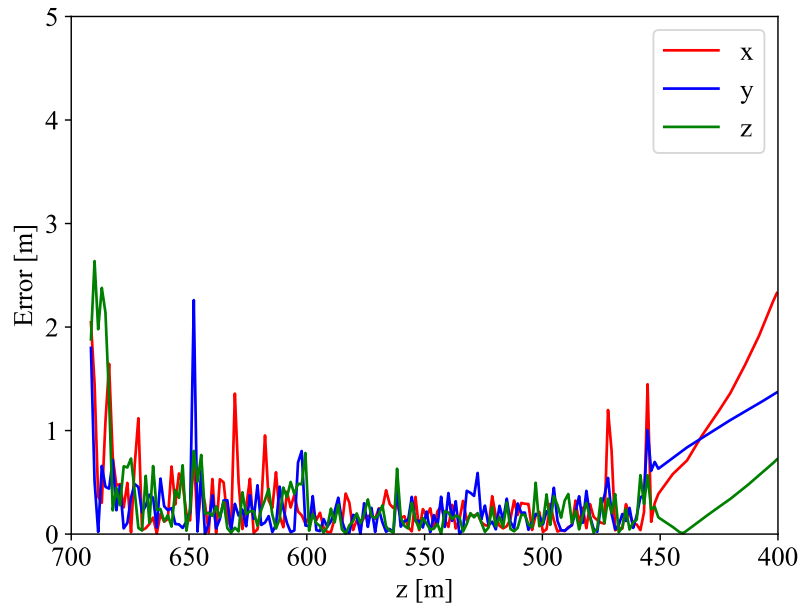


図 5.42: 2次元マーカ位置と測距とマーカ地図を用いたリアルタイム探査機位置推定の探査機位置推定誤差結果

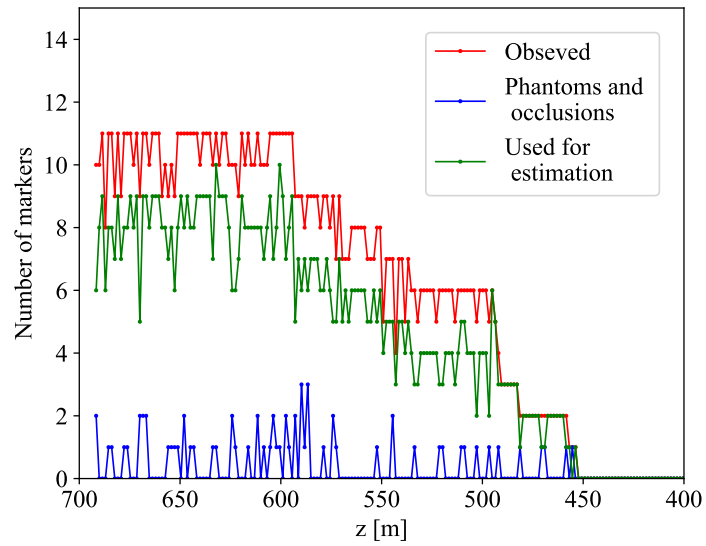


図 5.43: 2次元マーカ位置と測距とマーカ地図を用いたリアルタイム探査機位置推定におけるマーカ観測履歴

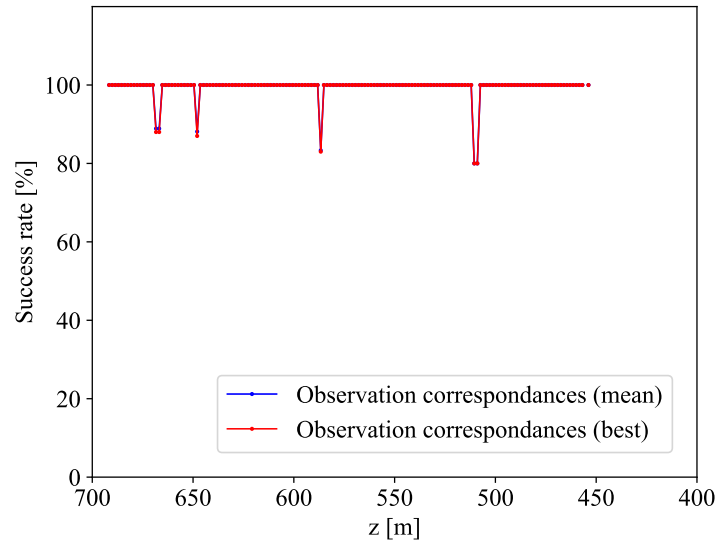


図 5.44: 2次元マーカ位置と測距とマーカ地図を用いたリアルタイム探査機位置推定における観測量対応関係推定の成功率

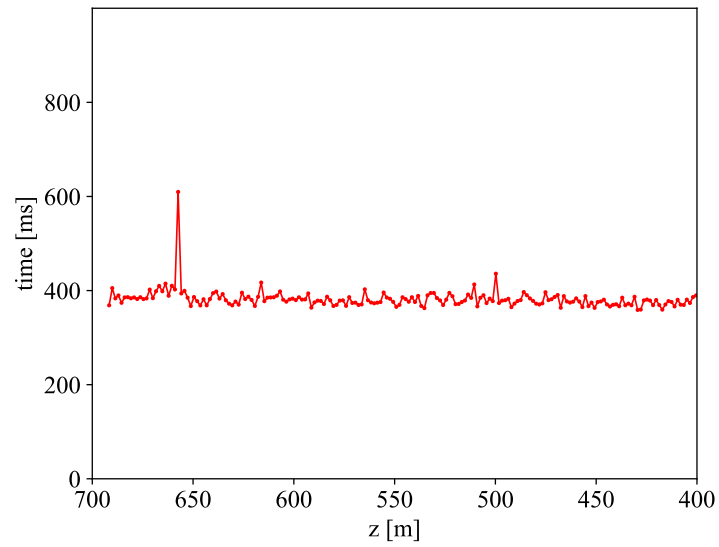


図 5.45: 2次元マーカ位置と測距とマーカ地図を用いたリアルタイム探査機位置推定における処理時間履歴

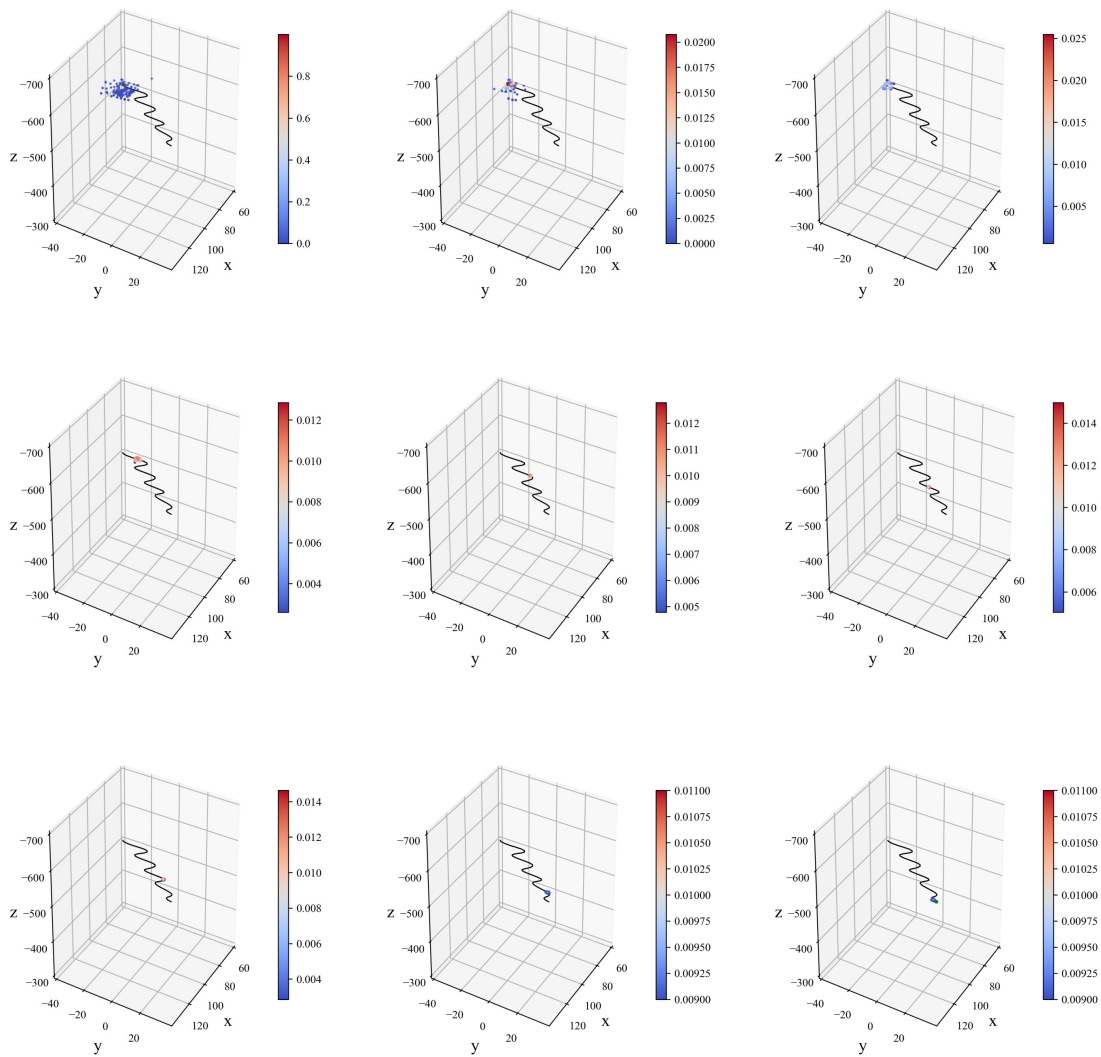


図 5.46: 2次元マーカー位置と測距とマーカー地図を用いたリアルタイム探査機位置推定におけるパーティクル履歴

表 5.15: 2次元マーカー位置と測距とマーカー地図を用いたリアルタイム探査機位置推定の推定精度

	平均誤差			標準偏差 (1σ)			3σ		
	x	y	z	x	y	z	x	y	z
	m	m	m	m	m	m	m	m	m
提案手法 (探査機位置推定)	0.50	0.17	-0.46	0.86	0.76	0.84	2.58	2.28	2.52

これらの結果より、ランダムノイズ・観測欠損・ファントム・オクルージョンなどの不確かさがある場合でも、探査機位置推定精度は x , y , z 方向いずれも数 m 程度である。今回のシミュレーショ

表 5.16: 2次元マーカ位置と測距とマーカ地図を用いたリアルタイム探査機位置推定の処理時間

手法	位置あたりの平均処理時間
提案手法 (CPU, 2.4GHz)	384 ms

ン条件では、探査機初期位置の推定誤差標準偏差が5mであるが、表5.12の通り、提案手法はこの初期誤差を大きく超える精度で探査機位置を推定できており、大域的な探査機位置を実現することができている。図5.46の通り、初期のパーティクルの分布の中心は真位置に対して明らかにずれているが、既知のマーカ地図を用いた尤度比較によって、真位置付近に徐々にパーティクルがリサンプリングされて集まっていく様子を確認できる。また、本シミュレーションにおけるダイナミクスモデルには誤差が含まれているが、誤差が時々刻々蓄積しないことが確認できる。しかしながら、地図の推定も行う場合と同様に、450m以下ではマーカを観測できていないため、探査機位置誤差が拡大していく傾向が確認できる。これはダイナミクスモデルの誤差やパーティクルの速度ベクトルにおける誤差を観測量で修正できなくなるためである。したがって、着陸まで位置推定誤差を維持するためには、着陸直前までマーカを観測する必要がある。また、観測量対応関係推定の成功率に関してはほとんどが100であり、非常に高い成功率を実現している。さらに、マーカ観測履歴から、ファントム・オクルージョンなどの観測の外れ値が多く発生している箇所では、推定に使用されるマーカ数も減少しており、観測量対応関係推定によって適切な観測量が選択されていると考えられる。また、対応関係推定成功率が100でない箇所でも、探査機位置の推定誤差は大きくない。これは、EKFで探査機位置を更新するためである。

また、2次元位置のみを用いた場合の結果である表5.4や、測距のみを用いた結果である表5.9と比較しても、より高精度な推定が実現できていることが確認できる。これは測距と2次元位置という観測量を組み合わせることで、観測量の次元が増えたからである。

クロック周波数2.4GHzのCPUを用いた本シミュレーション条件では、1位置あたりの処理時間は400ms程度であった。したがって、クロック周波数が数10～数100MHz程度の宇宙用計算機でも、数秒～数10秒程度のリアルタイム処理が可能だと考えられる。また、処理時間の観測履歴から、マーカ地図の推定も行う場合と比較してあまり処理時間に差がないことが確認できる。これは、高高度においてマーカ地図に関連する処理がなくなる一方で、観測量を用いたパーティクル状態の更新が多くなるためであると考えられる。

第 6 章

結論

最後に、本研究における主な成果をまとめるとともに、今後の課題を示す。本研究では、遠方小天体を中心とした様々な天体へ適用可能な、自由度の高い、高精度・高速位置推定手法を提案することを目標とし、小天体表面の自然地形の活用と人工ランドマークの活用という 2 つのアプローチで、複数の探査機位置推定手法を提案した。本論文における成果を以下にまとめる。

6.1 本研究の成果

- 2 章では、ベクトル符号相関法を用いた地形相対航法に基づいた位置推定手法を提案した。まず、遠方小天体探査に要求される高速処理のために、FPGA での高速並列処理が可能な、離散化輝度勾配を用いたベクトル符号相関法をテンプレートマッチングの相関値計算に活用した。さらに、ベクトル符号相関法を天体相対航法へ適用するために、高度ごとに様々な手法と組み合わせた。高高度では、簡易的なリアルタイムレンダリングで形状モデルから参照画像を生成し、天体の外形も含めたマッチングによって実際の画像と比較することで、探査機 3 次元位置を推定する。外形が見えなくなる低高度では、オフラインレンダリングで生成した参照画像と実際の画像を、複数の微小領域画像のマッチングで比較する。さらに、レンダリング時の参照画像・形状モデル間の複数微小領域の 2 次元・3 次元対応関係を探査機に事前に登録しておくことで、リアルタイムにカメラの投影モデルを推定し、2 次元平面上の変換に制約されない高精度な探査機 3 次元位置を実現している。
- 3 章では、自然地形とベクトル符号相関法を用いた提案手法を評価するために、汎用 FPGA に提案手法を実装し、はやぶさ 2 の訓練データを用いて位置推定精度・処理時間を評価した。高高度では、1 ピクセル以下の位置推定精度、数秒程度の処理時間を実現した。低高度では、数ピクセル程度 (数 m 程度) の位置推定精度、数秒程度の処理時間を実現した。これらの推定精度は、はやぶさ 2 ミッションで実際に使用されている GCP-NAV などの手法と同程度、あるいはそれ以上の性能である。また、計算機のクロック周波数が数 10MHz~数 100MHz 程度に制限される遠方小天体探査の場合でも、高速処理が可能であると考えられる。さらに、高高度での提案手法をはやぶさ 2 のフライトデータを用いて評価した結果、推定精度および処理時間の観点において、高高度での提案手法は実ミッション環境へ適用可能であることが明らかとなった。これらの自然地形とベクトル符号相関法を用いた提案手法の新規性・独自性は、ベク

トル符号相関法と外形を含めたテンプレートマッチング・複数微小領域のテンプレートマッチング・透視投影変換行列推定などを高度ごとに組み合わせることで、特に遠方小天体探査における厳しいリソース制約下でも、FPGAでのリアルタイム高速高精度位置推定が可能な手法を実現したことである。これは従来の局所特徴抽出・マッチング手法や NFT・GCP-NAVなどの小天体相対航法手法では困難であり、提案手法は遠方小天体へのピンポイント着陸を実現する上でキーテクノロジーになりうる。

- しかし、これらの自然地形をベースとした小天体表面の濃淡模様を活用した手法は、特に低高度において高精細な形状モデルを必要とする。高分解能カメラ・LIDAR 搭載が難しく、比較的重力が大きい場合は、低高度での観測による高精細形状モデルの作成が困難である。これらは、自然地形というパッシブな非協力物体を活用し、地形相対航法に基づいた手法であることに起因する。そこで4章では、協力物体であり、疎な点群情報として観測可能である人工ランドマークに着目した。まず、はやぶさ2で実証された再帰性反射を用いたターゲットマーカを複数活用し、ダイナミクスを用いたマーカ識別とカメラの透視投影変換行列推定によって、複数マーカの2次元位置から高精度かつリアルタイムに探査機3次元位置を推定する手法を提案した。次に、電波による探査機・マーカ間測距とマーカ識別が可能なアクティブな人工マーカシステムを提案し、複数マーカの測距を活用したオフラインマーカ地図推定手法とマーカ地図を用いたリアルタイム探査機位置推定手法を提案した。さらに、これらの画像ベースと電波ベースのマーカ観測量を組み合わせることで、FastSLAMをベースとしたマーカ地図と探査機位置のリアルタイム同時推定手法を提案した。この提案手法の独自性・新規性は、1次元測距とカメラによる2次元位置検出という低コストで実装可能なセンサを組み合わせたマーカシステムに対し、尤度とダイナミクスに基づいた独自の観測量対応関係推定アルゴリズムをFastSLAMに組み込むことで、LIDARなどと比較して低コストでのリアルタイム3次元観測・3次元高精度位置推定を実現した点である。
- そして5章では、主にははやぶさ2とリュウグウに基づいた位置推定シミュレーションによって、人工マーカを用いた提案手法の小天体環境における位置推定精度と処理時間を評価した。この結果、いずれの手法においても、外れ値に対してロバストな数 m 精度の探査機位置推定が可能であることが明らかとなった。また、宇宙用 CPU の場合でも数秒～数10秒程度の高速なリアルタイム処理が実現できると考えられる。人工ランドマークを用いた提案手法は、自然地形ベースの提案手法やはやぶさ2のターゲットマーカ航法の課題であった高精細形状モデルが不要であり、重力が大きく、小天体環境の不確実性・観測機器の性能制約・計算機リソース制約・燃料制約などが顕著である遠方小天体を中心とした様々な小天体への適用性が高いと考えられる。

6.2 自然地形と人工ランドマークを活用した提案手法の比較

最後に、本論文で提案した自然地形を活用した提案手法と人工ランドマークを活用した提案手法を比較する。いずれの手法も、特に遠方小天体を対象とした天体相対航法に要求される、高精度、リアルタイム性、ロバスト性、リソース制約下への適用性、着陸の自由度などの小天体相対航法への要求を満たしており、遠方小天体を中心に様々な小天体へ適用可能である。これに加え、それぞれの手法に固有の特徴がある。自然地形を活用した手法は、形状モデル作成が可能な微小重力天体に特に適している。重力が大きい場合でも、豊富な燃料や高分解能カメラ・LIDAR を搭載可能な場合

は適用可能である。また、使用可能な高度が形状モデル解像度で制限される。一方で、人工ランドマークを活用した手法は、マーカを事前に配置するための燃料的な余裕があれば、幅広い小天体へ適用可能である。しかし、マーカの投下地点や数によって、提案手法を使用可能な軌道と着陸地点が制限される。このように、本論文で提案した手法は、様々な地球小天体間距離・重力・地形環境・探査機特性に適用可能であり、これまでは困難であった遠方小天体を含めた様々な小天体への高自由度ピンポイント着陸を実現することで、新たな工学的・理学的成果の創出に貢献することができる。

6.3 今後の課題

- 本論文の3章では、はやぶさ2の実運用データを活用し、高高度での提案手法が実ミッション環境へ適用可能なことを確認した。さらに今後は、低高度での2つの提案手法や人工ランドマークを用いた手法の実ミッション環境への適用性を評価する必要がある。
- ベクトル符号相関法を用いた提案手法に関しては、宇宙での使用実績のある Microsemi 社の RTG4 で評価する必要がある。また、人工ランドマークを用いた提案手法に関しては、宇宙用 CPU で評価する必要がある。
- 本論文ではアクティブマーカの実装案として UWB 通信に着目したが、UWB 通信がアクティブマーカとして最適かどうか、他の通信技術とより詳細に比較検討する必要がある。また、再帰性反射機能と電波送受信機能の両方を搭載した人工マーカを設計し、ハードウェアとソフトウェアを統合して検証する必要がある。
- 理論的な観点だけでなく、より幅広い小天体環境を模擬したシミュレーションによって、様々な小天体へ適用可能なことを示す必要がある。

以上が、現時点での今後の課題である。

参考文献

- [1] Fuyuto Terui, Yuichi Tsuda, Junko Ogawa, and Yuya Mimasu. Autonomy for Guidance, Navigation and Control of Hayabusa 2. *Transactions of the Japanese Society for Artificial Intelligence*, Vol. 29, No. 4, pp. 327–334, 2014.
- [2] T Hashimoto, T Kubota, S Sawai, J Kawaguchi, and M Uo. Final autonomous descent based on target marker tracking. In *AIAA/AAS Astrodynamics Specialist Conference and Exhibit*, p. 6538, 2006.
- [3] Jun'ichiro Kawaguchi, Akira Fujiwara, Tono Uesugi. Hayabusa—Its technology and science accomplishment summary and Hayabusa-2. *Acta Astronautica*, Vol. 62, No. 10-11, pp. 639–647, 2008.
- [4] David A Lorenz, Ryan Olds, Alexander May, Courtney Mario, Mark E Perry, Eric E Palmer, and Michael Daly. Lessons learned from OSIRIS-REx autonomous navigation using natural feature tracking. In *2017 IEEE Aerospace Conference*, pp. 1–12. IEEE, 2017.
- [5] A Pellacani, M Graziano, M Fittock, J Gil, and I Carnelli. HERA vision based GNC and autonomy. In *Proceedings of the 8th European Conference For Aeronautics And Space Sciences (EUCASS)*, Madrid, Spain, 2019.
- [6] Kazuki Kariya, Takayuki Ishida, Shujiro Sawai, and Seisuke Fukuda. Position and Displacement Estimation Using Crater-based Line Segments for Pinpoint Lunar Landing. *Transactions of the Japanese Society for Aeronautical and Space Sciences*, Vol. 14, pp. 7–14, 2017.
- [7] Jun'ichiro Kawaguchi, Akira Fujiwara, Tono Uesugi. Hayabusa—Its technology and science accomplishment summary and Hayabusa-2. *Acta Astronautica*, Vol. 62, No. 10, pp. 639–647, 2008.
- [8] Seiichiro Watanabe, Yuichi Tsuda, Makoto Yoshikawa, Satoshi Tanaka, Takanao Saiki, and Satoru Nakazawa. Hayabusa2 Mission Overview. *Space Science Reviews*, Vol. 208, No. 1-4, pp. 3–16, 2017.
- [9] Yuichi Tsuda, Takanao Saiki, Fuyuto Terui, Satoru Nakazawa, Makoto Yoshikawa, Seiichiro Watanabe, and Hayabusa2 Project Team. Hayabusa2 mission status: Landing, roving and cratering on asteroid Ryugu. *Acta Astronautica*, Vol. 171, pp. 42–54, 2020.
- [10] Kevin Berry, Brian Sutter, Alex May, Ken Williams, Brent W Barbee, Mark Beckman, and Bobby Williams. OSIRIS-REx Touch-And-Go (TAG) Mission Design and Analysis. In *Proceedings of the 36th Annual AAS Guidance and Control Conference*, Breckenridge, CO, USA, 2013.

- [11] DS Lauretta, SS Balram-Knutson, E Beshore, WV Boynton, C Drouetd' Aubigny, DN DellaGiustina, HL Enos, DR Golish, CW Hergenrother, ES Howell ほか. OSIRIS-REx: sample return from asteroid (101955) Bennu. *Space Science Reviews*, Vol. 212, No. 1, pp. 925–984, 2017.
- [12] Andrew S Rivkin, Nancy L Chabot, Angela M Stickle, Cristina A Thomas, Derek C Richardson, Olivier Barnouin, Eugene G Fahnestock, Carolyn M Ernst, Andrew F Cheng, Steven Chesley, et al. The double asteroid redirection test (DART): planetary defense investigations and requirements. *The Planetary Science Journal*, Vol. 2, No. 5, p. 173, 2021.
- [13] Patrick Michel, Michael Küppers, Adriano Campo Bagatin, Benoit Carry, Sébastien Charnoz, Julia De Leon, Alan Fitzsimmons, Paulo Gordo, Simon F Green, Alain Hérique, et al. The ESA Hera mission: detailed characterization of the DART impact outcome and of the binary asteroid (65803) Didymos. *The Planetary Science Journal*, Vol. 3, No. 7, p. 160, 2022.
- [14] Karl-Heinz Glassmeier, Hermann Boehnhardt, Detlef Koschny, Ekkehard Kührt, and Ingo Richter. The Rosetta Mission: Flying Towards the Origin of the Solar System. *Space Science Reviews*, Vol. 128, No. 1-4, pp. 1–21, 2007.
- [15] Alexander Hayes. The Comet Astrobiology Exploration Sample Return. *44th COSPAR Scientific Assembly. Held 16-24 July*, Vol. 44, p. 208, 2022.
- [16] Junichi Haruyama, Shujiro Sawai, Takahide Mizuno, Tetsuo Yoshimitsu, Seisuke Fukuda, and Ichiro Nakatani. Exploration of lunar holes, possible skylights of underlying lava tubes, by smart lander for investigating moon (slim). *Transactions of The Japan Society for Aeronautical and Space Sciences, Aerospace Technology Japan*, Vol. 10, No. ists28, pp. Pk.7–Pk.10, 2012.
- [17] Dale Stanbridge, Ken Williams, Bobby Williams, Coralie Jackman, Hal Weaver, Kevin Berry, Brian Sutter, and Jacob Englander. Lucy: navigating a Jupiter Trojan tour. In *AIAA/AAS Astrodynamics Specialist Meeting*, No. AAS 17-632, 2017.
- [18] Xiuqiang Jiang, Shuang Li, and Xiangyu Huang. Radio/FADS/IMU integrated navigation for Mars entry. *Advances in Space Research*, Vol. 61, No. 5, pp. 1342–1358, 2018.
- [19] K Terada, D Yoshida, S Oe, and J Yamaguchi. A counting method of the number of passing people using a stereo camera. In *IECON'99. Conference Proceedings. 25th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (Cat. No. 99CH37029)*, Vol. 3, pp. 1318–1323. IEEE, 1999.
- [20] Dayi Wang, Xiangyu Huang, and Yifeng Guan. GNC system scheme for lunar soft landing spacecraft. *Advances in Space Research*, Vol. 42, No. 2, pp. 379–385, 2008.
- [21] Greg Welch, Gary Bishop, et al. An introduction to the Kalman filter. 1995.
- [22] Maria Isabel Ribeiro. Kalman and extended kalman filters: Concept, derivation and properties. *Institute for Systems and Robotics*, Vol. 43, p. 46, 2004.
- [23] Frank Dellaert, Dieter Fox, Wolfram Burgard, and Sebastian Thrun. Monte carlo localization for mobile robots. In *Proceedings 1999 IEEE international conference on robotics and automation (Cat. No. 99CH36288C)*, Vol. 2, pp. 1322–1328. IEEE, 1999.
- [24] Jianbo Shi, et al. Good Features to Track. In *1994 Proceedings of IEEE conference on*

- computer vision and pattern recognition*, pp. 593–600, Seattle, WA, USA, 1994. IEEE.
- [25] David G Lowe. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints. *International journal of computer vision*, Vol. 60, No. 2, pp. 91–110, 2004.
 - [26] Daniel DeTone, Tomasz Malisiewicz, and Andrew Rabinovich. Superpoint: Self-supervised interest point detection and description. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition workshops*, pp. 224–236, 2018.
 - [27] Gongde Guo, Hui Wang, David Bell, Yaxin Bi, and Kieran Greer. KNN model-based approach in classification. In *OTM Confederated International Conferences” On the Move to Meaningful Internet Systems”*, pp. 986–996. Springer, 2003.
 - [28] Paul-Edouard Sarlin, Daniel DeTone, Tomasz Malisiewicz, and Andrew Rabinovich. Superglue: Learning feature matching with graph neural networks. In *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 4938–4947, 2020.
 - [29] Roberto Brunelli. *Template matching techniques in computer vision: theory and practice*. John Wiley & Sons, 2009.
 - [30] Etienne Vincent and Robert Laganière. Detecting Planar Homographies in an Image Pair. In *ISPA 2001. Proceedings of the 2nd International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis. In conjunction with 23rd International Conference on Information Technology Interfaces (IEEE Cat.)*, pp. 182–187, Pula, Croatia, 2001. IEEE.
 - [31] Edwin B Olson. Real-time correlative scan matching. In *2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 4387–4393. IEEE, 2009.
 - [32] M.J. Westoby, J. Brasington, N.F. Glasser, M.J. Hambrey, and J.M. Reynolds. ‘Structure-from-Motion’ photogrammetry: A low-cost, effective tool for geoscience applications. *Geomorphology*, Vol. 179, pp. 300–314, 2012.
 - [33] Bruce D Lucas, Takeo Kanade, et al. An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision. In *Proceedings of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 674–679, 1981.
 - [34] Sebastian Thrun and Michael Montemerlo. The graph SLAM algorithm with applications to large-scale mapping of urban structures. *The International Journal of Robotics Research*, Vol. 25, No. 5-6, pp. 403–429, 2006.
 - [35] Raul Mur-Artal, Jose Maria Martinez Montiel, and Juan D Tardos. ORB-SLAM: a versatile and accurate monocular SLAM system. *IEEE transactions on robotics*, Vol. 31, No. 5, pp. 1147–1163, 2015.
 - [36] Tixiao Shan, Brendan Englot, Drew Meyers, Wei Wang, Carlo Ratti, and Daniela Rus. Lio-sam: Tightly-coupled lidar inertial odometry via smoothing and mapping. In *2020 IEEE/RSJ international conference on intelligent robots and systems (IROS)*, pp. 5135–5142. IEEE, 2020.
 - [37] Tim Bailey, Juan Nieto, Jose Guivant, Michael Stevens, and Eduardo Nebot. Consistency of the EKF-SLAM algorithm. In *2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 3562–3568. IEEE, 2006.
 - [38] Michael Montemerlo, Sebastian Thrun, Daphne Koller, Ben Wegbreit, et al. FastSLAM: A factored solution to the simultaneous localization and mapping problem. *Aaai/iaai*, Vol. 593598, , 2002.

- [39] Michael Montemerlo, Sebastian Thrun, Daphne Koller, Ben Wegbreit, et al. FastSLAM 2.0: An improved particle filtering algorithm for simultaneous localization and mapping that provably converges. In *IJCAI*, Vol. 3, pp. 1151–1156, 2003.
- [40] Keisuke Tateno, Federico Tombari, Iro Laina, and Nassir Navab. Cnn-slam: Real-time dense monocular slam with learned depth prediction. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 6243–6252, 2017.
- [41] Sen Wang, Ronald Clark, Hongkai Wen, and Niki Trigoni. Deepvo: Towards end-to-end visual odometry with deep recurrent convolutional neural networks. In *2017 IEEE international conference on robotics and automation (ICRA)*, pp. 2043–2050. IEEE, 2017.
- [42] Masashi Uo, Ken’ichi Shirakawa, Tatsuaki Hashimoto, Takashi Kubota, Jun’ichi-roKawaguchi. Hayabusa Touching-Down to Itokawa - Autonomous Guidance and Navigation. *The journal of space technology and science*, Vol. 22, No. 1, pp. 1.32–1.41, 2006.
- [43] Takashi Kubota, Tatsuaki Hasimoto, Jun’ichiro Kawaguchi, Ken’ichi Shirakawa, Hideo Morita, and Masashi Uo. Vision based Navigation by Landmark for Robotic Explorer. In *Proceedings of the 2008 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*, pp. 1170–1175, Bangkok, Thailand, 2009.
- [44] Shota Kikuchi, Sei-ichiro Watanabe, Takanao Saiki, Hikaru Yabuta, Seiji Sugita, Tomokatsu Morota, Naru Hirata, Naoyuki Hirata, Tatsuhiro Michikami, Chikatoshi Honda, et al. Hayabusa2 landing site selection: surface topography of ryugu and touchdown safety. *Space Science Reviews*, Vol. 216, No. 7, pp. 1–67, 2020.
- [45] MG Daly, OS Barnouin, C Dickinson, J Seabrook, CL Johnson, G Cunningham, T Haltigin, D Gaudreau, C Brunet, I Aslam, et al. The OSIRIS-REx laser altimeter (OLA) investigation and instrument. *Space Science Reviews*, Vol. 212, No. 1, pp. 899–924, 2017.
- [46] OS Barnouin, MG Daly, EE Palmer, CL Johnson, RW Gaskell, M Al Asad, EB Bierhaus, KL Craft, CM Ernst, RC Espiritu, et al. Digital terrain mapping by the OSIRIS-REx mission. *Planetary and Space Science*, Vol. 180, p. 104764, 2020.
- [47] CD Norman, CJ Miller, RD Olds, CE Mario, EE Palmer, OS Barnouin, MG Daly, JR Weirich, JA Seabrook, CA Bennett, et al. Autonomous Navigation Performance Using Natural Feature Tracking during the OSIRIS-REx Touch-and-Go Sample Collection Event. *The Planetary Science Journal*, Vol. 3, No. 5, p. 101, 2022.
- [48] Rahul Raguram, Ondrej Chum, Marc Pollefeys, Jiri Matas, and Jan-Michael Frahm. USAC: A universal framework for random sample consensus. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, Vol. 35, No. 8, pp. 2022–2038, 2012.
- [49] Johannes Wetzel. Image based 6-dof camera pose estimation with weighted ransac 3d. In *German Conference on Pattern Recognition*, pp. 249–254. Springer, 2013.
- [50] Jorge J Moré. The Levenberg-Marquardt algorithm: implementation and theory. In *Numerical analysis*, pp. 105–116. Springer, 1978.
- [51] Ian Oppermann, Matti Hämäläinen, and Jari Iinatti. *UWB: theory and applications*. John Wiley & Sons, 2004.

謝辞

本研究を進める上で、これまで多くの方から多大なるご協力をいただきました。この場をお借りして、みなさまへの感謝の意を述べさせていただきます。

はじめに、これまでの博士課程の5年間、ご指導頂いた津田雄一教授と吉川真准教授に深く感謝致します。はやぶさ2プロジェクトなどでご多忙の中、昼夜を問わずご指導いただきました。研究に関するアドバイスだけでなく、研究への取り組み方、社会常識など、多くのことを学びました。また国内外の様々な学会にも参加する機会を頂きました。非常に貴重な機会を多く頂いたことに御礼申し上げます。

JAXA の川口淳一郎教授、森治教授、佐伯孝尚教授には、研究・進路・私生活など、様々なことで大変お世話になりました。プロジェクトなどでご指導いただいたことは、これからも忘れないように精進いたします。

JAXA の福田盛介教授・竹内央教授、創価大の伊与田健敏准教授には、航法・画像処理・FPGA に関するたくさんのご助言を頂きました。先生方の知識量の豊富さには、強い憧れをいただきました。また、共同で研究を進める過程では、研究へ取り組み方を学びました。

JAXA 職員の大木優介さん、菊地翔太さん、三柵裕也さん、武井悠人さん、高橋忠輝さん、大野剛さんには、はやぶさ2プロジェクトに関わらせていただく際に、大変お世話になりました。はやぶさ2プロジェクトで活躍されるみなさんの姿は、私自身の研究の大きなモチベーションになりました。

ソリトンシステムズの梶原邦弘さん、岩佐修さんには、FPGA や高位合成に関するたくさんのご助言を頂きました。本研究には欠かせない様々な知識を得ることができました。感謝申し上げます。

東工大の中条俊大助教授には、実験においてたくさんのご助言を頂きました。自身のプロジェクトで大変お忙しいにも関わらず、研究のことだけでなく、将来のことなど、様々な相談に乗って頂きました。大変お世話になりました。

ソーラー電力セイル・HELIOS のプロジェクト研究員である、松下将典さん、杉原アルフレッド清志さんには、ソーラー電力セイルや HELIOS 関連の検討・実験・開発で大変お世話になりました。また、学会発表の練習など、様々なことを指導していただきました。お二方のお陰で、楽しくプロジェクトに取り組むことができました。

研究室秘書の本間幸子さん、深沢美和さん、岡部和子さんには、学会の手配など研究室生活の様々な場面で助けて頂きました。大石真実さん、谷口直子さんには、ソーラー電力セイル関連の発注をはじめ、様々なことでお世話になりました。研究に集中することができたのも、皆様のお陰であると切に感じております。感謝申し上げます。

総研大の学生担当の深山直子さん、小平将裕さんには、事務関連で大変お世話になり、多大なご迷惑をおかけいたしました。感謝申し上げます。

博士課程の先輩である高尾勇輝さん、狩谷和季さん、柏岡秀哉さん、久保勇貴くん、Ryotaro Sakamotoさん、Roger Gutierrez Ramonさん、石田寛和さんには、研究やプロジェクトだけでなく、学会発表の練習、英語の指導など、あらゆる場面でたくさんのご指導を頂きました。特に高尾勇輝さん、柏岡秀哉さんとは、研究分野も近く、大変熱心にご指導して頂きました。研究とプロジェクトの両面で多大なる力添えをして頂き、心より感謝申し上げます。先輩方の研究に対する姿勢や後輩への面倒見のよさなど、研究内容だけでなく、人としてもたくさん学ぶことができたと思っています。

総研大の同期の坂岡恵美さんには、講義や学位申請、メンタル面など、様々な場面で助けてもらいました。無事に一緒に学位を取ることができて本当に嬉しいです。お世話になりました。

研究室の同期の名田悠一郎くん、宮本悠矢くん、池田峻太くん、茂木倫紗さん、君島雄大さん、近澤拓哉くん、田仲悠くん、藤原航太郎くん、岡本丈くん、Tiago Padovan, Eslami Hesamoddin, エミルとは、毎日のように些細なことで言い争いをしましたが、修士での2年間と博士後期課程での3年間で楽しい時間を過ごすことができました。大変お世話になりました。

後輩の楠本哲也くん、藤田雅大くん、山川真似子さん、君島雄大くん、高橋秀幸くん、杉浦圭介くん、池田宏太朗くん、君島雄大くん、町井佳菜子さん、Roger Bertan, Dan Padilha, 山田修平くん、藤田彩花さん、竝木芳さん、西村尚くん、保田舜くん、中川雄登くんには、研究や実験の手伝いなど、様々な場面で助けてもらいました。特に君島雄大くんには、研究に関するアドバイスを数多く頂きました。真面目な後輩達のおかげで、充実した時間を過ごすことができました。感謝しています。

最後に、これまでの人生を支えてくれた家族と君島雄大くんに、心より感謝いたします。これからもよろしく願いいたします。

この5年を振り返って見ると、決して楽しい事ばかりではなく、辛い事もたくさんありました。そんな中で、無事にこの日を迎えることができたのも、偏に皆様の支えあってこそだと感じております。ここでの日々を支えに、これからも邁進して参ります。ありがとうございました。

令和5年3月15日 大平 元希