

図書館情報メディア研究科修士論文

小惑星探査ローバ群の相対距離推定における
計算手法の提案

2021年3月

201921632

齋藤 秀

小惑星探査ローバ群の相対距離推定における 計算手法の提案

Calculation Method for Relative Distance Estimation in Asteroid Exploration Using Plural Small Rovers

学籍番号：201921632

氏名：齋藤 秀

Saito Shu

近年、宇宙関連の研究開発において、小惑星探査に関する研究が活発に行われている。小惑星には太陽系ができた初期状態が残っているといわれており、生命の起源や宇宙の構成、太陽系の起源等を目的として小惑星探査が行われる。小惑星探査の手法として小型ローバを用いるものが数多く提案されている。ローバは惑星上を移動し観測する車両を指しており、小惑星という特殊な環境下において動作するために様々なローバが開発されている。その中の一つに複数小型ローバによる小惑星探査が提案されている。アンテナを搭載した小型ローバを複数使用し、互いに通信し合うことでメッシュ型ネットワークを形成することにより堅牢な探査システムを形成する。

この探査システムの機能の一つに相対距離推定がある。ローバ間で通信する際に得られる通信強度 (Received Signal Strength Indicator:RSSI) を利用して、ローバ間の相対距離を推定する。RSSI と通信距離の関係は数理モデル化されておりローバ間の相対座標を変数とした連立方程式で表すことができ、RSSI から相対座標を算出することができる。ただし、この連立方程式は非線形で変数が多く局所解が多いので最適化アルゴリズムを利用して近似解を求める。先行研究において、等間隔に並び傾き無い状態のローバ群の相対距離を誤差 0.2% で高精度な推定ができているが、ランダムな配置で傾きの有る状態であるとまだ高精度な推定ができていない。そこで本研究では実際の使用状況に近いランダムな配置で傾きの有るようなローバ群の配置における高精度な相対距離推定をする手法を提案する。複数台のローバ群をグループ分けすることにより、方程式を単純化する手法と、計算に考慮するアンテナ数を増やし変数の制約を増やす手法を提案し高精度な相対距離推定を行えるようにした。

提案手法の検証およびローバの傾きが推定精度にどの程度影響が出るのかを実験を行い確認した。その結果、提案手法によりランダムな配置で傾きの有るローバ群の相対距離推定で精度向上することが確認できた。

研究指導教員：三河 正彦

副研究指導教員：藤澤 誠

小惑星探査ローバ群の相対距離推定における
計算手法の提案

筑波大学
図書館情報メディア研究科
2021年3月
齋藤 秀

目次

第 1 章	序章	1
1.1	本研究の背景	1
1.1.1	小惑星探査	1
1.1.2	はやぶさ・はやぶさ 2	2
1.1.3	ローバの自己位置推定	3
1.2	本研究の目的と提案	5
1.3	本論文の構成	5
第 2 章	関連研究	6
2.1	RSSI を利用した距離推定	6
2.2	小惑星探査用複数小型ローバの RSSI による距離推定	7
第 3 章	小惑星探査システムの小型ローバ	8
3.1	ローバ	8
3.2	アンテナ	9
3.2.1	アンテナ特性	9
3.3	RSSI と相対座標の関係	11
第 4 章	最適化アルゴリズムによる距離推定	13
4.1	進化計算アルゴリズム	13
4.1.1	Genetic Algorithm(GA)	14
4.1.2	Particle Swarm Optimization(PSO)	16
4.1.3	Gray Wolf Optimization(GWO)	17
4.1.4	Artificial Bee Colony Algorithm(ABC)	18
第 5 章	提案手法	20
5.1	グループ分け	20
5.2	アンテナ数	21
第 6 章	実験	22
	推定方法	22
	ローバの座標	22
	ローバのランダム位置	22
	計算環境	23
6.1	実験 1	24
6.1.1	目的	24
6.1.2	実験条件・環境	24
	アルゴリズムとパラメータ	24
	ローバの配置	25

6.1.3	結果と考察	25
6.2	実験2	27
6.2.1	目的	27
6.2.2	実験条件・環境	27
	アルゴリズムとパラメータ	27
	ローバの配置	27
6.2.3	結果と考察	28
6.3	実験3	32
6.3.1	目的	32
6.3.2	実験条件・環境	32
	アルゴリズムとパラメータ	32
	ローバ群の配置	32
6.3.3	結果と考察	33
6.4	実験4	36
6.4.1	目的	36
6.4.2	実験条件・環境	36
	グループ分け	36
	アルゴリズムとパラメータ	36
	ローバの配置	37
6.4.3	結果と考察	37
6.5	実験5	42
6.5.1	目的	42
6.5.2	実験条件・環境	42
	アルゴリズムとパラメータ	42
	ローバ群の配置	42
6.5.3	結果と考察	43
6.6	考察	45
第7章	まとめ	47
7.1	本研究の成果	47
7.2	今後の展望	47
	参考文献	49

目 次

1.1	はやぶさ 2[1]	3
1.2	MINERVA2[1]	3
3.1	ローバ	8
3.2	ローバ試作機	8
3.3	アンテナ	9
3.4	水平角による RSSI の変化 [15]	10
3.5	AM-205 水平角特性	10
3.6	AM-205 偏波角特性	10
3.7	AM-205 仰俯角特性	10
3.8	アンテナ a_i とアンテナ b_j	11
4.1	進化計算アルゴリズムのフロー	14
4.2	Genetic Algorithm の処理フロー	15
4.3	Gray Wolf Optimization の処理フロー	17
4.4	Artificial Bee Colony Algorithm の処理フロー	18
5.1	グループ分け	20
5.2	アンテナ 2 つを使用する場合	21
5.3	アンテナ 4 つを使用する場合	21
6.1	ローバの回転座標系	22
6.2	ローバランダム位置・姿勢	23
6.3	3 台のローバ群/ランダム位置・姿勢	25
6.4	9 台ローバ群/傾き無し・有り	27
6.5	9 台ローバ群/ランダム位置・姿勢	28
6.6	3 台ローバ群/傾き 0~20[deg]	32
6.7	9 台ローバ群/ yaw 方向のみ回転有り	33
6.8	9 台ローバ群/ランダム位置・姿勢	37
6.9	9 台ローバ群/ランダム位置・姿勢	42

表 目 次

6.1	ローバランダム位置・姿勢の条件	23
6.2	ローバランダム位置・姿勢	23
6.3	計算環境	23
6.4	3台のローバ群/ランダム位置・姿勢	25
6.5	アルゴリズムの比較 (Error の小さい順)	25
6.6	アルゴリズムの比較	26
6.7	9台ローバ群/傾き無し・有り	27
6.8	9台ローバ群/ランダム位置・姿勢	28
6.9	GWO、ABC、PSOによる推定	28
6.10	GWOによる推定	29
6.11	ABCによる推定	30
6.12	PSOによる推定	31
6.13	3台ローバ群/傾き 0~20[deg]	32
6.14	9台ローバ群/yaw方向のみ回転有り	33
6.15	角度変化による推定精度への影響	33
6.16	角度変化による推定精度への影響	34
6.17	9台ローバ群/yaw方向の回転のみ	35
6.18	9台ローバ群/ランダム位置・姿勢	37
6.19	グループ分けによる推定	38
6.20	GWOを用いグループ分けした場合	39
6.21	ABCを用いグループ分けした場合	40
6.22	PSOを用いグループ分けした場合	41
6.23	9台ローバ群/ランダム位置・姿勢	42
6.24	アンテナ数を4つにした場合の推定	43
6.25	アンテナ数を4つにした場合の推定	44
6.26	グループ分けとアンテナ4つによる推定	45

第1章 序章

1.1 本研究の背景

本研究は複数小型ローバからなる探査システムのための進化計算アルゴリズムによるローバ間相対距離推定というテーマになっているが、研究背景として、複数小型ローバによる小惑星探査システムがある。この探査手法のシステムのメイン機能となるローバ間の相対距離推定に焦点を当てたのが本研究である。以下では小惑星探査、はやぶさ・はやぶさ2、ローバの自己位置推定についてそれぞれ本研究の背景となっている点に関して述べる。

1.1.1 小惑星探査

小惑星とは太陽系において水星、金星、地球、土星等の惑星、冥王星等の準惑星に分類されない太陽の周りを回る小天体を指す。一部に地球の公転軌道の内側に入ってくるものや、土星よりも遠くに行くものも存在するが、主に火星と木星の間で太陽を巡り、地球や月と比べてかなり小さい天体である。小惑星のほとんどが、直径数十 m から数十 km ほどの大きさに収まる。数としては、2009 年時点で軌道が分かっているものだけで 40 万個以上ある。こうした小惑星を探査する目的は、生命の起源や宇宙の構成、太陽系の起源等を解明するところにある。小惑星には 46 億年前の太陽系ができた初期の状態が残っていると考えられている。惑星等大きい天体においては、形成初期の構成物質が高温で融けて変成しており、表面付近には初期状態の物質は残っていないが、小惑星では、太陽系ができた初期の物質が残っていると考えられており、地質調査等を行うことで、地球の水や生命を構成する有機物の発生起源に関する研究の発展に繋がる。このように惑星形成や、物質の発生起源の研究の布石として、1990 年頃から積極的に小惑星探査が進められている。1990 年代以前までは、望遠鏡でもはっきりとした姿を確認することはできず、軌道の確定や光度の測定程度までで小惑星の研究は留まっていた。1989 年に打ち上げられた木星探査機ガリレオにより、小惑星ガリレオ、イダが撮影され、初めて鮮明な姿が確認された。また、ガリレオはイダの衛星ダクティルも発見している。その後 1996 年には地球近傍小惑星エロスを探査することを目的として、NASA により NEAR シューメーカーが打ち上げされた。探査機はエロスの周回軌道に入り 16 万枚以上の地表面の画像の撮影に成功した。また、実験的にエロスへの軟着陸も行い成功させた。そして、2003 年には日本の JAXA により、小惑星イトカワに向けてはやぶさが打ち上げられた。イトカワに到達したのち、微粒子を持ち帰り打ち上げから 7 年後の 2010 年に地球に帰還した。この探査により世界で初めて小惑星からの試料採取に成功した。その後、欧州宇宙機関 (ESA) が 2004 年にロゼッタ、NASA が 2007 年にドーンを打ち上げ小惑星の近接探査が行われた。そのほかにも彗星探査機等により比較的遠距離からの小惑星の撮影がいくつか行われている。また、2014 年には JAXA よりはやぶさ 2 が打ち上げられ、小惑星リュウグウからサンプルを採取し 2020 年に地球に帰還した。

上にあげた小惑星探査を、小惑星に対するアプローチ方法により 4 つに分けると以下のようになる。

- フライバイ

小惑星付近を通り過ぎる際に写真撮影等の探査をする方法。通り過ぎるだけなので長時間の観測は難しい。

- 周回観測

天体の周りを回って観測する方法。周回するためフライバイに比べ得られる情報が多いが、表面から距離があるため地表の探査には不十分である。また、惑星を周回する宇宙探査機を特にオービターと呼ぶ。

- 着陸

天体の地表に着陸し、地表面で探査を行う。機器を地球から持ち込み探査をすることができるが、探査機に搭載できる重量の制限があり、到着までに時間がかかると分析機器の技術が陳腐化する欠点がある。

- サンプルリターン

天体に着陸したのち、地表面の物質を採取し地球に持ち帰る方法。サンプルを持ち帰ることができれば、地球で探査機に搭載できないような分析装置を使用したり、後々開発される技術を使用することもできる。天体から地球に帰還する必要があるため、4手法で一番技術的に難しい。

これらの小惑星探査の4手法ではサンプルリターンが最も技術的に難しい。そんな中、JAXAが開発し2003年に打ち上げた無人小惑星探査機はやぶさは、小惑星イトカワからサンプルを採集し2010年に地球へ帰還し世界で初めてサンプルリターンに成功している。またははやぶさ帰還後に再びJAXAに計画され、2014年に小惑星リュウグウに向け打ち上げられたはやぶさ2も、2020年に無事帰還し小惑星のサンプルを地球に持ち帰ることに成功している。また、アメリカのNASAが2016年に打ち上げたオサイリス・レックスもサンプルリターンを目的とした小惑星探査機で、2020年に小惑星ベヌス表面から試料を採取し2023年に地球に帰還予定となっている。さらに中国においても2022年に探査機打ち上げ予定のサンプルリターンを目的とした小惑星探査計画が進行中である。このように近年活発に探査計画が行われているように、サンプルリターンは小惑星探査における最も重要なミッションの1つである。

1.1.2 はやぶさ・はやぶさ2

現在までに数多く行われてきた小惑星探査の中でも、日本のJAXAにより打ち上げられたはやぶさ・はやぶさ2について述べる。はやぶさは小惑星イトカワ、はやぶさ2は小惑星リュウグウに向けて打ち上げられ、それぞれ小惑星を周遊し、外観画像の撮影やレーダーなどにより科学観測を行い、探査機本体が自動制御により小惑星上に降り立ち、地表面から試料を持ち帰るといったサンプルリターンが主なミッションになっていた。それと同時に、探査機本体による観測、サンプル採取以外にもいくつかのミッションがあった。その中の1つに小惑星上を直接探査するための小型ローバを小惑星に持ち込むというものがあった。小惑星上で動作することが想定された小型ローバは必要な要件がかなり多く設計が難しい。まず探査母船に搭載し小惑星まで持ち込むために重量の制約が厳しく、初代はやぶさにおいては1kg以下という制約があった。また移動機構についても地球上で用いられるようなものを基本的にそのまま使用することはできない。惑星の重力はニュートンの重力理論により質量から決まるが、小惑星は地球と比べると小さく質量も小さいため、重力がとても小

さい。そのような微小重力下では惑星地表面との摩擦が働かず、車輪のような移動機構は使用できない。そんな中、はやぶさはミネルバ (the Micro/Nano Experimental Robot Vehicle for Asteroid:MINERVA) と名付けられた小惑星探査小型ローバを搭載していた。ミネルバは質量が約 600g ほどでコンピュータ、アクチュエータ、太陽電池、通信アンテナ、カメラ、温度センサー等を搭載したものであった。内部にあるモーターが駆動しその反力でホップするという方式であった。しかし、ミネルバははやぶさ本体から小惑星に向けて分離する際に、はやぶさが上昇中であったため、イトカワに着陸することができず探査を実行することはできなかった。ただ、分離後のミネルバ自体の機能は正常で、探査機の撮影や探査機との通信を可能な限り行った。

その後のはやぶさ後継機となるはやぶさ2においても、再びミネルバIIという形で小型小惑星探査ローバが搭載された。ミネルバ-IIは2機構成のミネルバ-II1と、ミネルバ-II2の合計3機となっている。はやぶさの探査によりイトカワのように小さな小惑星においても、全体が均一な地表面になっておらず、場所によって地質が変わってくるため、探査機が降り立った1か所のみでの調査だけでなく、移動機構を兼ね備えたローバで、ある程度の範囲を調査する必要があることが再確認された。ミネルバ-II1においても、初代機と同じようにモーターの回転トルクを利用したホッピング移動機構が搭載され、広範囲の探査ができることを期待された。実際にミネルバ-II1は無事にリュウグウに到達し、着陸に成功した後、少なくとも1台が小惑星上をジャンプし移動したことが確認された。最終的に、ミネルバ-II1は小惑星上において着陸、移動、写真撮影に世界で初めて成功した。ミネルバ-II2は5大学が共同で開発が進められていたが、打ち上げ前から不具合が続いており、当初の実験予定から小惑星上空から落下する際の重力場の測定データを得る実験に切り替えた。結果的にリュウグウの周りを1周しながら落下していく間の重力場のデータを得られたため、実験成功に至っている。

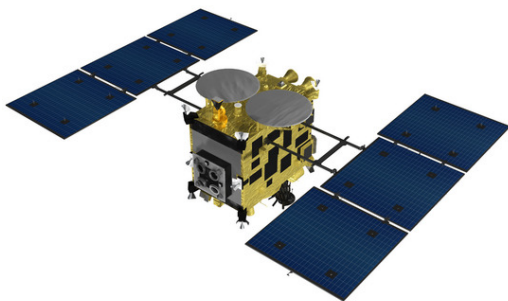


図 1.1: はやぶさ 2[1]

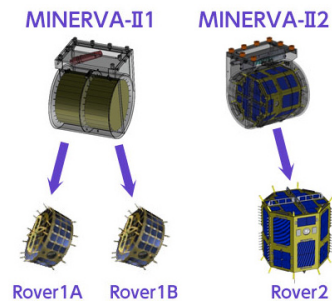


図 1.2: MINERVA2[1]

1.1.3 ローバの自己位置推定

小型ローバであるミネルバ-IIにより行う小惑星探査にはいくつかの目的があった。1つはイトカワが直径 330m、リュウグウが直径 700m 程度で、小惑星上における重力加速度が極めて小さいため、それに対応する移動機構として、ホップしながら小惑星上を移動するローバの移動メカニズムを実証することである。他に、ローバの小惑星上における自己位置推定も技術的な課題として挙げられている。本研究ではこのローバの自己位置推定についてフォーカスしている。小惑星探査ローバにおける自己位置推定に関する研究はいくつか

行われている。2011年にYanらはビジュアルオドメトリを利用した手法[2]を提案している。地球上での移動ロボットや火星探査ローバがリアルタイムで利用しているものを小惑星探査ローバにも適用したもので、ローバに複数の単眼カメラを搭載し、得た複数の小惑星表面の画像から単一の軌跡を再構成する手法である。また、Chiodiniらも画像を利用した手法[6]を提案しており、画像から自動地図生成技術である Simultaneous Localization and Mapping(SLAM) を利用し小惑星の地図を生成することで位置推定をしている。探査母船から小惑星全周の画像をあらゆる角度から撮影し SLAM で小惑星を 3D マッピングしたものと、小型ローバに搭載したカメラで撮影した広角画像から自己位置を推定する。他には電波通信を利用した自己位置推定手法も提案されており、Kanataら探査ローバと探査母船間での電波通信の遅延を用いた手法[3][4]を提案している。探査母船は小惑星の上空を周回しており、周回するごとに探査ローバとの通信遅延を観測することでローバの位置を同定する。この手法においては、ローバが静止しているときとホッピング移動しているときのそれぞれにおける推定手法を提案している。さらにIshidaらはローバと複数の着陸母船で通信する際に得られる角度データから自己位置を推定する手法[5]を提案した。Angle of arrival(AoA)と呼ばれる電波通信の角度情報を用い複数台の角度関係から幾何的に位置を同定する手法が採用されている。

このように、様々な小惑星探査ローバにおける自己位置推定の手法が過去に提案されている中で、Mikawaにより無線ネットワーク網を構築する複数小型ローバ群による小惑星探査システムにおけるローバ間相対距離推定[15][16]が自己位置推定手法として提案されている。この探査手法は複数台のローバで一つのシステムとして使用されるもので、それぞれのローバがアンテナを搭載しており、お互いに通信を取り合うことでセンサネットワークを構成する小惑星探査システムである。複数台のローバでメッシュ型のネットワークを形成することにより、広範囲を一度に効率よく調査できるのに加え、通信経路に冗長性を持たせることができるために、一部のローバにトラブルや故障が起きた場合でも、他のローバ同士で通信が可能で探査を続けることができる。また、小惑星の微小重力下における移動手段としてホッピング移動機構が想定されており、着地時の姿勢制御が困難なことから、どの向きでも均一な通信が可能のように、アンテナを各面に装備し通信状態の良いアンテナを動的に選択できるような方式が用いられている。なお、小型ローバで観測したデータは中継用に別のローバを用意しはやぶさに送った後、地球上に持ち帰り解析することが想定されている。この探査システムにおける小型ローバの自己位置推定の手法は、ローバ間で通信する際に得られる受信信号強度(Received Signal Strength Indicator: RSSI)から相対距離を推定する手法をとっている。各ローバ間におけるRSSIから相対距離をそれぞれ求めることにより、ネットワーク探査システム全体の位置関係を推定する。この探査手法で求められた相対的な距離及び座標は、ローバが搭載するセンサから得られる情報と組み合わせることで、場所ごとの地質情報を取得することができ、小惑星の組成調査等の解析などへの活用が考えられている。この研究では、RSSIと相対距離の関係式を立式し、Genetic Algorithm(GA)を用いて解くことで相対距離を算出している[15]。さらに、この探査システムにおけるローバ間の相対距離推定に着目しGAの代わりに、生物の群れの集団行動や採餌行動等をアルゴリズムに利用した群知能を利用した手法[12]も提案されている。上にあげた2つの先行研究においては、推定するローバの配置として、等間隔に基盤の目状に並べ傾きがある場合、無い場合の2種類が想定されている。しかし、ローバの配置が実際に運用する際の条件に近い、ローバの配置が不規則で傾きもある際の相対距離推定が検証されていない。同じ距離のローバであっても相対的な角度によりRSSIの値が変わってくるため、新たな計算方法や工夫を考える必要がある。

1.2 本研究の目的と提案

先行研究を踏まえ本研究では、複数小型ローバによるメッシュ型ネットワーク小惑星探査における、RSSIを用いたローバ群の相対距離推定の中で、ランダムな位置・姿勢のローバ群における高精度な距離推定を目的として、新たな推定手法を提案する。手法としては、複数あるローバをグループ分けし、各グループごとに推定する手法、観測値を利用するアンテナの数を増やす手法の2種類の手法を提案する。グループ分けをすることで複雑な1つの問題を分割することができ、計算に考慮するアンテナを増やすと、制約条件を増やし最適解を求めやすくなることが考えられる。この計算手法によって、ローバがランダムな位置・姿勢のある状態でも効果的に距離を推定できるのではないかと考えた。

1.3 本論文の構成

本論文の構成は第2章以降以下のようになっている。第2章ではRSSIによる距離推定の関連研究について述べる。第3章では本研究で距離推定を行うローバの仕様について説明する。第4章では距離推定に使用するアルゴリズムについて説明する。第5章では本研究で提案手法として挙げる計算手法について述べる。第6章では本研究の提案手法の有効性を確認するために行った5つの実験について結果と考察を述べる。第7章では全体のまとめと今後の課題について述べる。

第2章 関連研究

2.1 RSSIを利用した距離推定

RSSIを用いたノードロボット位置推定手法は効率的なネットワーク形成の為の手段として注目され、近年では災害などの緊急時に臨時的な通信を可能にする点に着目した研究が行われている。

Hattoriらは、12台のロボット群で無線メッシュネットワークを形成する際の展開方法 [7] を提案する中で、ロボットをバランスよく散らばらせるために、特別な位置情報センサーを搭載することなく距離を測る手段としてRSSIが用いられた。互いのRSSIの変動を観測し距離を測ることで、決められた範囲において各ロボットが互いに均等な距離を保つ位置に配置される。この研究ではRSSIはロボット間の正確な距離や位置を把握することは目的とされていないが、遠いか近いかの判断として有効に用いられている。

また、Bohdanowiczらは、飛行ロボットをナビゲーションする際の位置推定にRSSIを使用している [10]。RSSIを使用する際の問題としてノイズが多い環境に不適というデメリットを解決するため、RSSIを断続的にサンプリングし指数移動平均をとる工夫をすることでノイズの影響を低減して位置推定に利用している。目的地と飛行ロボットで常に通信しており、RSSIの値の低下を検出すると目的地から遠ざかっていると判断し、新たな移動方向を決定する。そのため、この研究においても、RSSIは正確な距離を求めるのに使用しているわけではないが、変化量から遠ざかっているか近づいているのかの判断に上手く用いられている。

Meguerdichianらの研究 [8] では、あらかじめ位置が分かっているノード基準点を複数配置し、他の移動するノードは3つ以上の基準点とのRSSIを用いて位置を推定する手法マルチラレーションが紹介されている。この手法は誤差5%未満での推定が可能であるが、本研究の目的である宇宙探査という目的と照らし合わせると、小惑星上への基準点の設置及び基準点の座標取得という条件が必要になってくるところで状況が異なる。また、ノードの位置推定に3つ以上の基準点を必要とするため、隣接するノードが3つ未満の場合位置を特定できないとしている。

Svečkoらが提案した手法 [9] では、パーティクルフィルタを利用してRSSIから距離を推定する。送信機と受信機を1つずつ用意し、2つの距離を推定する実験を行っている。受信機はアンテナを円形に12個並べたものと、一列に8個並べたものを用意し、アンテナの配置による推定精度の違いを検証した。障害物のない屋内で2mから40mまでの様々距離で推定実験をした結果、最良の結果は円型配置の6mで誤差0.09mというように結論付けられている。

Mahapatraらは、無線センサネットワークにおいてRSSIによる各センサノード間の距離を推定した [11]。この研究においては、5台のセンサネットワーク用端末IRIS Moteを使用し、ネットワークを構築しRSSIと機器同士の相対距離の計算モデルを生成し、実際のRSSIから距離を推定する手法を提案した。観測されたRSSIは周囲の環境等による影響でノイズが乗っているため、ガウシアンフィルタによりノイズ除去した状態でRSSIを相対距離の関係を表す数値モデルにRSSIを代入し、距離を求めている。

2.2 小惑星探査用複数小型ローバの RSSI による距離推定

通信する機器同士の RSSI から距離推定をするような研究がいくつか行われている中で、複数のローバやロボットにより形成された一つのネットワークシステムにおいて、全体の位置関係を考慮したうえで相対距離を推定する研究として、Mikawa により小惑星探査ローバ群における RSSI を用いたローバ間相対距離推定手法 [15][16] が提案された。この探査システムにおける RSSI を用いた小型ローバの自己位置推定は、ローバ 2 つの間の単なる距離だけではなくシステム全体で、全組み合わせのローバ間の RSSI のから距離を一気に推定することで、一点を基準とした全体の相対的な座標を求めることができる。ただ、このシステムにおいて相対距離の推定をする際、各 1 つのローバにつき位置 (x, y, z) と姿勢 ($roll, pitch, yaw$) の 6 つの変数を求める必要があり、システムに存在するすべてのローバの位置と姿勢の関係性から方程式を立式すると、ローバが n 台の時、変数は $5n$ 個になる。そのため、全探索するには計算時間が膨大になることに加え、非線形でなおかつ局所解が大量に存在することから、最適化アルゴリズムを用いた数値解法が適していると考えられる。この探査システムを提案した当初は Genetic Algorithm(GA) を用いて求めている [15]。

さらに、この探査システムにおけるローバ間の相対距離推定に着目し、GA の代わりに群知能を利用した手法 [12] も提案されている。群知能とは生物の群れの集団行動や採餌行動等をアルゴリズムに利用したものである。先行研究ではオオカミの群れでの狩りを元にしたアルゴリズム (Gray Wolf Optimization:GWO) とミツバチの採餌活動をもとにしたアルゴリズム (Artificial Bee Colony Algorithm:ABC) を主に使用し、検討した。9 個のローバを等間隔に基盤の目状に並べ、傾きがある場合と無い場合の 2 つの場合で推定を行い、条件によるところもあるが、当初の GA よりも高い精度で相対距離推定が可能なることを明らかにしている。また、より推定精度を上げるための前処理も検討している。その前処理は推定する際に、ローバの傾きを 0 として総反復回数的前半分を計算するものである。しかし、最適化アルゴリズムとして利用した群知能において、局所解に陥ることを避けるため初期値は一様にランダムで決定することが多い。そのため、決まった値を初期値として利用するのは効果が薄い可能性が高い。

このように複数小型ローバ小惑星探査システムの RSSI による相対距離推定手法について、主に有効な最適化アルゴリズムの検討がされている。傾きの無いローバ群については高精度な推定ができているが、傾きの有るローバに対する推定に関しては精度が高いとは言えず、改善の余地がある。また、ローバが等間隔に配置された中での推定のみ行われているが、実際の小惑星探査におけるローバの使用状況を考えると等間隔に並ばず、傾きもある状態が予想される。そのため、ランダムな位置・姿勢のローバを想定し距離推定の検討を行う必要がある。

第3章 小惑星探査システムの小型ローバ

本研究では先行研究 [15][16] で提案された小惑星探査ローバ群のネットワーク探査システムと同じ仕様で使用する。以下にローバとアンテナの仕様を示す。

3.1 ローバ

ローバは図のようになる。1辺30mmの立方体となっており、各面にアンテナが2つずつ付いた構造になっている。すべてのアンテナは常に通信をしているが、安定した観測値を使用するために、静止した際に上面にあるアンテナのRSSIを利用することが望ましい。しかし、使用が想定された小惑星上ではホッピング機構を用いて移動するため、必ず決まった面が上にくるように姿勢を制御するのが難しい。そのため、立方体のどの面が上面に来ても通信できるアンテナが存在するように、各面に2つずつアンテナを装備している。このローバを複数個使用し各ローバ間のアンテナ同士で通信する。尚、ローバのどの面が上に向いているかの認識に関しては、先行研究において各アンテナにおけるRSSIの値から決定木で求める手法が提案されており、シミュレーション上で98%の精度で上面を認識できている。また、ローバにはKurisuにより提案された磁石同士が磁力により張り付く際の衝撃を利用したホッピング移動機構 [17] を内蔵することも想定されていた。

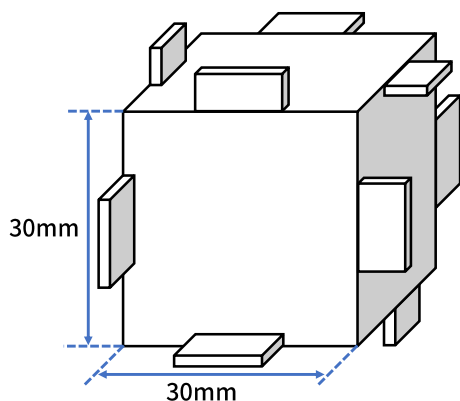


図 3.1: ローバ

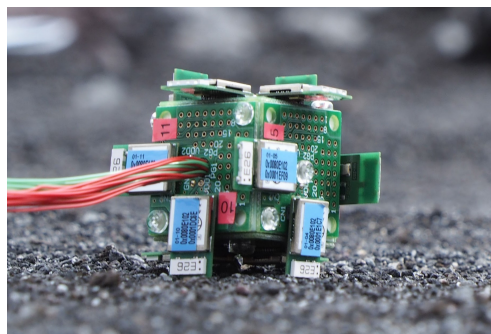


図 3.2: ローバ試作機

3.2 アンテナ

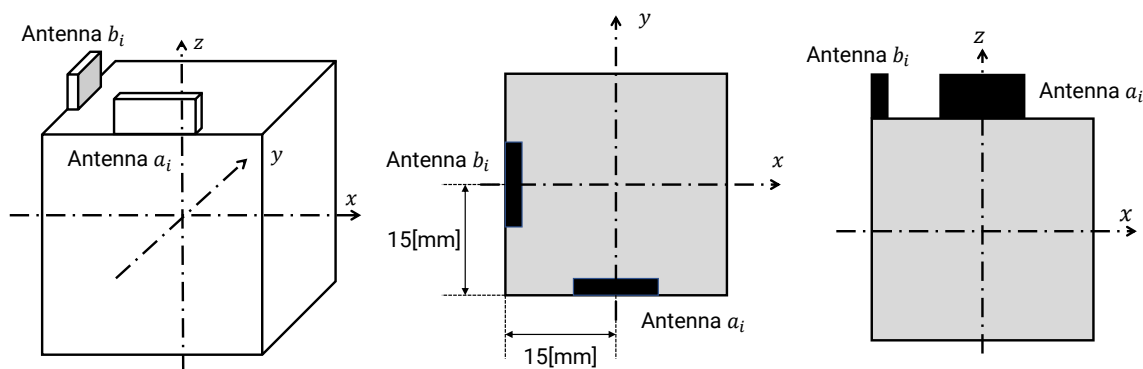


図 3.3: アンテナ

ローバに搭載するアンテナとして (株) エアマイクロ社の ZigBee モジュール AM-205 を使用している。ZigBee は Wi-Fi と同じ 2.4GHz 帯等を使用する無線規格で、無線通信としては低速、近距離用ではあるものの、乾電池で長期間駆動させることが可能なほど低消費電力であり、ローバのような小型機器へ搭載することに向いている。また、複数台でネットワークを構成することが可能で、電波が届かない端末同士でも、他の端末を中継させることにより通信ができるという特徴がある。本研究では、このアンテナ同士で通信する際に得られる通信強度を距離推定に使用する。RSSI とは 2 つのアンテナ間で通信しているときに受信する側での電波の強さを測定したもので、アンテナ間の距離と角度が影響する。単位は dBm で基本的には距離的に近いほど 0[dBm] に近く強い電波を受信できていることを表し、強いほど大きく、弱いほど小さくなる。

3.2.1 アンテナ特性

距離推定にアンテナ間の RSSI を使用するが、RSSI の値は受信する際の角度による影響を受ける。その影響度合いとなるアンテナ特性は式 (3.1)、(3.2)、及び図 3.5、3.6、3.7 のように数理モデル化されている。水平角特性は先行研究における予備実験から得られたデータから立式されている。図 3.4 はその際に得られた RSSI の実測値をグラフに表したもので、アンテナ間の距離が 5[m] と 10[m] の場合でそれぞれ水平方向にだけ角度を与えるように、 z 軸を中心に回転させたときの RSSI の変化を表している。1 周期 π [rad] の間隔で値の変化を繰り返す、およそ 5[dBm] の振幅で変化していることがわかる。上下方向の仰俯角は汎用的なアンテナ特性の式を利用している。

$$r_h(\varphi) = 2.5(\cos(2\varphi) - 1) \quad (3.1)$$

$$r_v(\theta) = 25 \left(\frac{\cos(0.5\pi \cos(0.5\pi - |\theta|))}{\sin(0.5\pi - |\theta|)} - 1 \right) \quad (3.2)$$

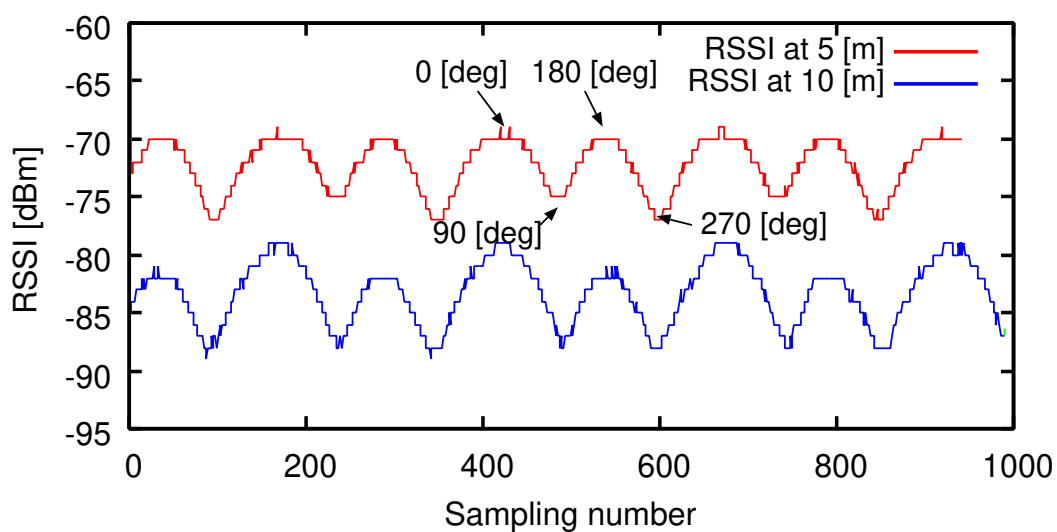


図 3.4: 水平角による RSSI の変化 [15]

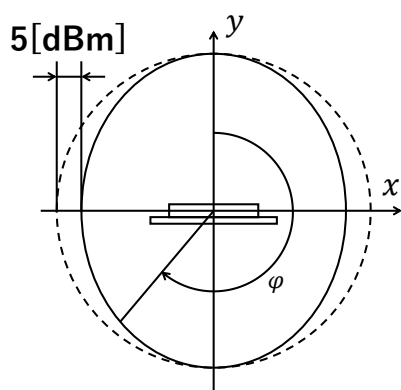


図 3.5: AM-205 水平角特性

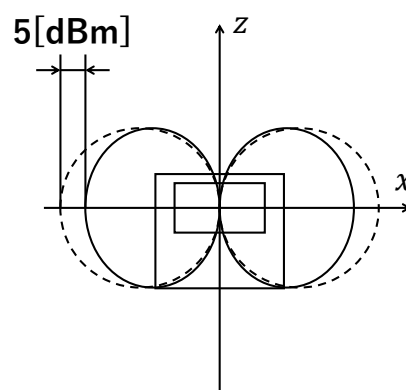


図 3.6: AM-205 偏波角特性

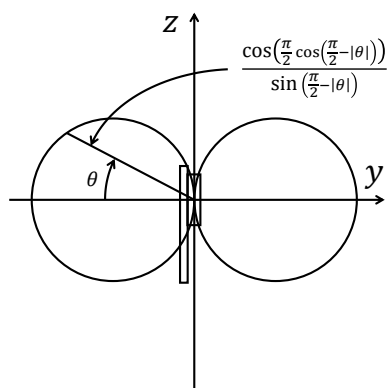


図 3.7: AM-205 仰俯角特性

3.3 RSSIと相対座標の関係

アンテナ同士の通信から得られる通信強度であるRSSIとローバ間の相対距離の関係について述べる。RSSIは他のローバからパケットを受信するときに、同時に取得することができる。各ローバは定期的にビーコンを送信して、他のローバとの間で自分の作業状態を確立する。RSSIはローバ(アンテナ)間の相対的な距離と姿勢により変化する。前述のアンテナ特性を数理モデル化することにより、RSSIとローバ(アンテナ)間の相対距離・姿勢の関係を数式で表現することができる。

本研究において求めたいのはローバ間の相対距離ではあるが、RSSIの数理モデルに用いられる座標情報はアンテナの相対座標になる。そのためまず、ローバとアンテナの座標関係について述べる必要がある。基準となるワールド座標系を定め、ローバとアンテナがそれぞれ座標系を持っているとし、ワールド座標系におけるローバの座標を ${}^w\mathbf{P}_r$ 、回転行列を ${}^w\mathbf{R}_r$ とする。また、ローバ座標系におけるアンテナの座標を ${}^r\mathbf{P}_a$ 、回転行列を ${}^r\mathbf{R}_a$ とする。

このとき、ワールド座標系におけるアンテナの座標 ${}^w\mathbf{P}_a$ と回転行列 ${}^w\mathbf{R}_a$ は以下のようになる。

$${}^w\mathbf{P}_a = {}^w\mathbf{P}_r + {}^w\mathbf{R}_r {}^r\mathbf{P}_a \quad (3.3)$$

$${}^w\mathbf{R}_a = {}^w\mathbf{R}_r {}^r\mathbf{R}_a \quad (3.4)$$

そして2つのアンテナの相対座標 ${}^{a_1}\mathbf{P}_{a_2}$ は次のようになる。

$${}^{a_1}\mathbf{P}_{a_2} = {}^w\mathbf{R}_{a_1}^T ({}^w\mathbf{P}_{a_2} - {}^w\mathbf{P}_{a_1}) \quad (3.5)$$

以上のようにしてアンテナ間の相対座標は、ワールド座標系におけるローバの座標とローバ座標系におけるアンテナの座標で導くことができる。

以上の関係を踏まえ、以下では例として図3.8のような、ローバ*i*のアンテナ a_i とローバ*j*のアンテナ b_j のRSSI(r_{a_i, b_j})と相対的距離・姿勢の関係を考える。

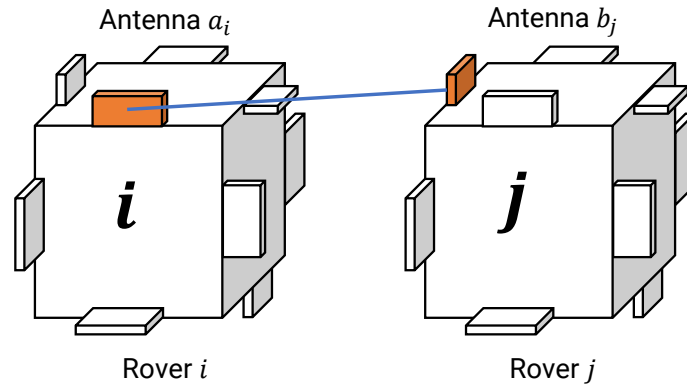


図 3.8: アンテナ a_i とアンテナ b_j

まず、アンテナ a_i とアンテナ b_j の相対座標は以下のように表す。

$$\begin{cases} {}^{a_i}\mathbf{P}_{b_j} = ({}^{a_i}x_{b_j} & {}^{a_i}y_{b_j} & {}^{a_i}z_{b_j})^T \\ {}^{b_j}\mathbf{P}_{a_i} = ({}^{b_j}x_{a_i} & {}^{b_j}y_{a_i} & {}^{b_j}z_{a_i})^T \end{cases} \quad (3.6)$$

このとき、姿勢 (水平角 φ 、仰角 θ) は $\mathbf{P} = (x \ y \ z)^T$ を用いて表すと以下ようになる。

$$\begin{cases} a_i \varphi_{b_j} = \arctan\left(\frac{a_i y_{b_j}}{a_i x_{b_j}}\right), & a_i \theta_{b_j} = \arctan\left(\frac{a_i z_{b_j}}{\sqrt{a_i x_{b_j}^2 + a_i y_{b_j}^2}}\right) \\ b_j \varphi_{a_i} = \arctan\left(\frac{b_j y_{a_i}}{b_j x_{a_i}}\right), & b_j \theta_{a_i} = \arctan\left(\frac{b_j z_{a_i}}{\sqrt{b_j x_{a_i}^2 + b_j y_{a_i}^2}}\right) \end{cases} \quad (3.7)$$

式 (3.6) と (3.7) とアンテナ特性より、アンテナ a_i とアンテナ b_j 間の RSSI($r_{a_i-b_j}$) は以下のようになる。

$$\begin{aligned} & r_{a_i-b_j}(a_i x_{b_j}, a_i y_{b_j}, a_i z_{b_j}, a_i \varphi_{b_j}, b_j \varphi_{a_i}, a_i \theta_{b_j}, b_j \theta_{a_i}) \\ & = r_d(a_i x_{b_j}, a_i y_{b_j}, a_i z_{b_j}) + r_h(a_i \varphi_{b_j}) + r_h(b_j \varphi_{a_i}) + r_v(a_i \theta_{b_j}) + r_v(b_j \theta_{a_i}) \end{aligned} \quad (3.8)$$

このとき、

$$r_d(x, y, z) = -14.69 \log(\sqrt{x^2 + y^2 + z^2} + 0.31) - 49.17 \quad (3.9)$$

$$r_h(\varphi) = 2.5(\cos(2\varphi) - 1) \quad (3.10)$$

$$r_v(\theta) = 25 \left(\frac{\cos(0.5\pi \cos(0.5\pi - |\theta|))}{\sin(0.5\pi - |\theta|)} - 1 \right) \quad (3.11)$$

このようにして、ローバ間の相対座標と RSSI の間に数理モデルが成り立つ。

第4章 最適化アルゴリズムによる距離推定

式 (3.6)~(3.11) より、ローバ間の相対座標から RSSI を算出可能である。このことからローバの相対座標を仮定したときの推定 RSSI を算出することができるため、この推定 RSSI と実測 RSSI の差が最小 (0) になるときの相対座標 x, y, z を数値解法で求めることで、ローバ間の相対座標を推定することができる。つまり、最小値を求める最適化問題にし、解を求める。実測 RSSI を $r = (r_{a_0-a_1}, r_{a_0-b_1}, r_{b_0-a_1}, r_{b_0-b_1}, \dots, r_{a_i-a_j}, \dots)$ 、推定 RSSI を $\hat{r} = (\hat{r}_{a_0-a_1}, \hat{r}_{a_0-b_1}, \hat{r}_{b_0-a_1}, \hat{r}_{b_0-b_1}, \dots, \hat{r}_{a_i-a_j}, \dots)$ とし、探査ネットワークシステムは n 個のローバで構成され、各ローバのアンテナは上面の a, b の 2 つずつだけを計算に考慮すると、式 (4.1) のように RSSI の誤差 $f(r)$ を表す。

$$f(r) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n \left\{ \left(\frac{r_{a_i-a_j} - \hat{r}_{a_i-a_j}}{r_{a_i-a_j}} \right)^2 + \left(\frac{r_{a_i-b_j} - \hat{r}_{a_i-b_j}}{r_{a_i-b_j}} \right)^2 + \left(\frac{r_{b_i-a_j} - \hat{r}_{b_i-a_j}}{r_{b_i-a_j}} \right)^2 + \left(\frac{r_{b_i-b_j} - \hat{r}_{b_i-b_j}}{r_{b_i-b_j}} \right)^2 \right\} \quad (4.1)$$

推定するうえでこの誤差は評価値として用いられ、ローバの推定位置がどの程度真値から遠いかの指標になる。なお、この RSSI の誤差の算出方法に関して、先行研究においては絶対誤差を使用していたが、本研究では上記のように相対誤差を使用する。

4.1 進化計算アルゴリズム

上で述べたように $f(r) = 0$ として解を求めることができれば、正しい相対座標及び距離を求めることができる。しかし、探査システムにおいて使用するローバは 9 個以上が想定されており、式 (4.1) は変数が最低でも 48 個以上となり、全探索等で解くには規模が大きすぎるため、計算時間を考えると現実的でない。また、局所解が多く汎用性の高い方法で近似解を求めるのが適切であると考えられる。そのため、最適化アルゴリズムの中でも特定の計算問題に依存しないメタヒューリスティクスに分類される進化計算アルゴリズムを使用し、近似解を求め相対距離を推定する。汎用的であるという特徴があるため、進化計算アルゴリズムは特定の環境における解法として用いられるアルゴリズムより解の精度が低いことが多い。これは汎用的にどのような問題にも対応するような実装をするため、問題特有の事前知識を利用することができないからである。進化計算アルゴリズムは生物の進化や採餌行動、集団行動、生物以外にも重力や仮想的な粒子の動きに着想を得た最適化アルゴリズムであり、確率的に計算が進むため、局所解の多い場合等で実行可能な時間内で近似解を求めることができる。そのため局所解が多い本研究における推定問題に適しているといえる。

アルゴリズムの流れをは図 4.1 に示す。本研究においてはパラメータとして個体数と世代数、反復回数を設定し、個体数は 1 世代あたりの解候補の数を表し、世代数は解の更新回数、反復回数は解の算出回数を表す。基本的な流れとしては、まず初期解をランダム一様に個体数分生成し、初期解をもとに解の更新を世代数として決めた回数だけ周回する。その後最後の更新で算出された解が、一連の流れにおける最適解となる。そして、その一連の

流れを反復回数分繰り返し、最適解を反復回数分算出した中で最も評価値が高いものを最終的な近似解とする。

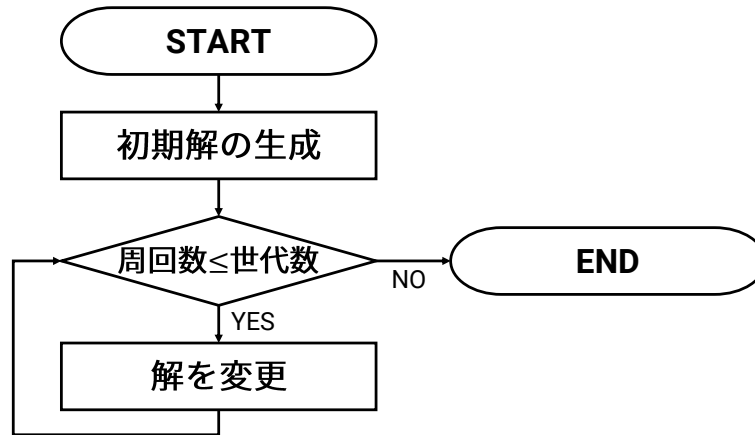


図 4.1: 進化計算アルゴリズムのフロー

本研究では、推定座標を生成、推定 RSSI を算出、 $f(r)$ を算出し評価という 3 つを繰り返し近似解を求める。生成した推定座標はアンテナの数理モデルの式に代入し推定 RSSI を算出する。そして式 (4.1) に実測 RSSI と推定 RSSI を代入し誤差を算出する。さらに、最小誤差だった解を参考にし、次の推定座標を生成するというように繰り返していく。そのようにして最終的に誤差がより小さくなる解となるローバの相対座標を求める。推定座標を生成、更新する手段として進化計算アルゴリズムを使用していく。

本研究では進化計算アルゴリズムの中でも特に群知能に分類されるアルゴリズムを使用する。群知能は生物の群れの動きを模したアルゴリズムである。生物一匹一匹の各個体がシンプルなルールに基づき行動することにより、群れとして集散的な高度な動きが発生する仕組みを利用し、最適化を行う。以下では進化計算アルゴリズムの中でも先行研究 [12][15][16] で用いられた Genetic Algorithm と、3 つの群知能について説明する。3 つの群知能は本研究の比較実験において 11 種の群知能の中から選定し、特に詳しく使用したものである。

4.1.1 Genetic Algorithm(GA)

先行研究 [15][16] では Genetic Algorithm が用いられている。GA は 1975 年に Holland により提案され、進化計算アルゴリズムの中で最も一般的なアルゴリズムである。生物の進化をモデルとしており、交配による親から子への遺伝、突然変異等の仕組みがアルゴリズムに組み込まれている。解候補を遺伝子とみなして、生物が進化するにつれ起こる遺伝子の変化を解候補に適用し、最適解を求める。GA の計算過程を図 4.2 に示す。

初期個体生成

アルゴリズムのサイクルにおいて一番最初に出す解を生成する。ここであまりにも適応度の高い個体(解候補)を出してしまうと、その個体のみから次世代の個体が生成され、似たような解が多く生成されてしまう。つまり、他の系統の解が初期解の適応度を超えることができず、局所解に陥りやすくなってしまふ。そのため初期個体は一様にランダムに生成する場合が多い。

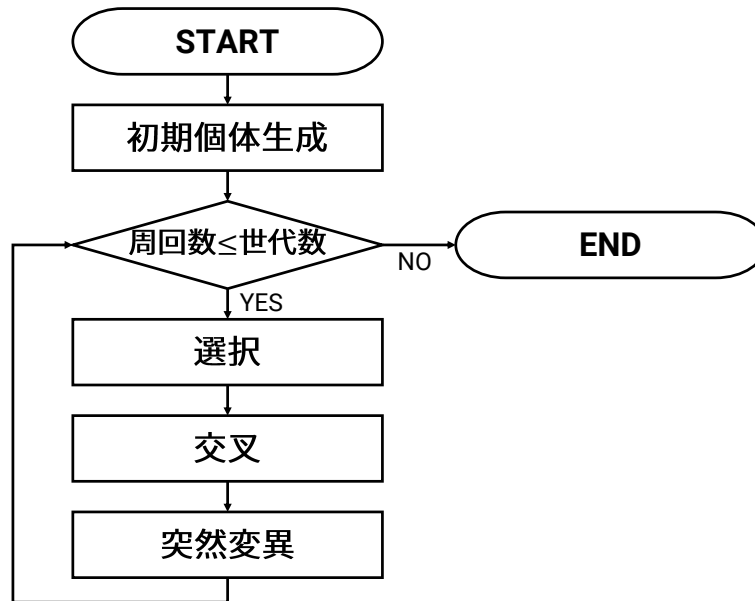


図 4.2: Genetic Algorithm の処理フロー

評価

評価関数を用いて個体の評価値を出し、適応度を測る。周回数があらかじめ決めた世代数に達することをアルゴリズムの終了条件とする。

選択

生物の進化における自然淘汰をモデル化しており、環境において適応度が高い優秀な個体を選択し多く残す。ここで選ばれた個体が親となり、子孫となる次の世代の個体が生成される。GAにおける選択方法は様々あり、適応度により重み有の確率的選択するルーレット選択や、適応度によりランク付けをしランクごとにあらかじめ決めた確率で選択をするランキング選択、個体群から事前に決めた個体数を取り出しその中で適応度の高い個体を選択するトーナメント選択等がある。

交叉

交叉は生物が交配し子孫を残す事象をモデル化したものである。個体同士の一部を入れ替えることにより新たな個体を生成する。交叉方法はいくつか存在し、個体のデータ配列において一点(交叉点)を決め区切り他個体と後ろ同士を入れ替える一点交叉や、交差点を複数決め複数組入れ替える他点交叉、個体のデータ配列の要素ごとに独立して確率的に変更する一様交叉などがあり、それぞれの交叉方法により得手不得手の問題がある。

突然変異

生物における遺伝子の突然変異をモデル化したものである。個体のデータの一部を変化させることにより、局所解に陥るのを防ぐことができる。数字をランダムに置き換える等の手法で突然変異を発生させる。突然変異の発生確率は高すぎると解の収束が遅くなったり、低すぎると局所解から抜けづらくなるため、程よい発生確率に設定する必要がある。

GAについて流れとともに説明したが選択、交叉、突然変異に関しては図 4.1 における"解

の更新に当てはまる。基本的にほとんどの進化計算アルゴリズムは解の更新手法に特徴があり、その他の操作に関してはほとんど共通している。

4.1.2 Particle Swarm Optimization(PSO)

Particle Swarm Optimization は、魚や鳥、昆虫などの大群の動きを模したアルゴリズムである [19]。群れの中の一匹が餌を見つけたり危険を察知したときに行う方向転換に倣って、群れのどこにいる他の個体も同じ方向に動く習性がアルゴリズムに利用されている。実装段階における考え方としては、多次元空間における位置と速度をもつ粒子群から考えられており、それぞれの粒子が一点の最良点を探して飛び回る。粒子はお互いに影響し合い、最良点に近い粒子があると、周りの粒子もその動きに倣った動き方をする。粒子の位置の評価値は評価関数により計算され、評価値の高い粒子の位置情報は周り及び全体の粒子で共有され、次の単位時間における、各々の粒子の動きの計算に利用される。アルゴリズムの流れとしては基本的に図 4.1 と同じで、解の更新は下の式 (4.2)、(4.3) に従って行われる。反復回数 $t+1$ における粒子 i の位置と速度が以下のように定義される。

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (4.2)$$

$$v_i(t+1) = wv_i(t) + c_1r_1(\hat{x}_i(t) - x_i(t)) + c_2r_2(\hat{x}_g - x_i(t)) \quad (4.3)$$

$x_i(t+1)$ 、 $v_i(t+1)$ は反復回数 t における粒子の位置と速度、 $\hat{x}_i(t)$ は反復回数 t までの粒子 i の最適解 (personal best)、 \hat{x}_g は反復回数 t までの粒子群全体の最適解 (global best)、 w は前回の粒子速度の影響度合いを表す重みで、基本的に最適な値は 1 より少し小さいくらいになる。 c_1 、 c_2 は係数、 r_1 、 r_2 は乱数である。全粒子の位置が式 (4.2)、(4.3) によって計算される。位置を計算する式 (4.2) では、一つ前の単位時間における位置に速度を足し合わせることで算出する。速度を算出する式 (4.3) では、ローカルな最適解である $\hat{x}_i(t)$ と現在地の差、全体の最適解である $\hat{x}_g(t)$ と現在地の差の 2 つの差を乱数と係数をかけて足し合わせた式になっている。粒子全体の最適解及び近場の最適解がそれぞれの粒子に影響を与える形になっている。

4.1.3 Gray Wolf Optimization(GWO)

Gray Wolf Optimization は Mirjalili により 2014 年に提案された、オオカミが狩りをする際の動き方をもとに作られたアルゴリズムである [18]。オオカミは基本的に群れで狩りを行う。群れ全体の動きに大きな影響のあるリーダー三匹が存在し、彼らを中心に獲物を囲い徐々に追い詰めていき、最後に一斉に攻撃をする。アルゴリズムでは獲物の位置が求める解、オオカミの位置が解候補として計算し、獲物とオオカミの距離が評価値となる。アルゴリズムの流れを以下の図 4.3 に示す。

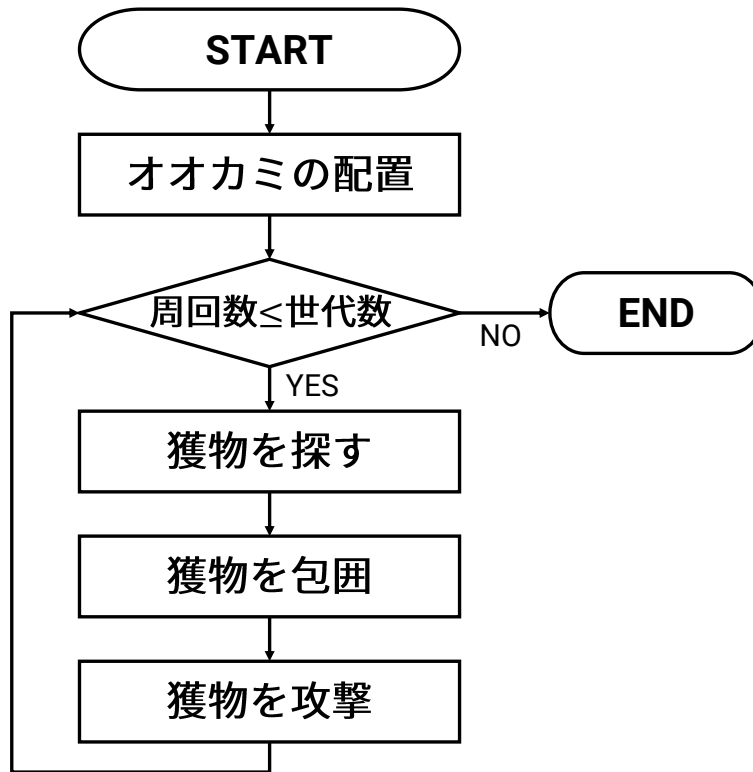


図 4.3: Gray Wolf Optimization の処理フロー

オオカミの配置

全範囲に一様乱数でオオカミ (解候補) 配置する。

評価

オオカミと獲物の距離 (評価値) を計算する。周回数があらかじめ決めた世代数に達することをアルゴリズムの終了条件とする。

獲物を探す

前オオカミの中で一番獲物に近い (評価値の良い) 3 匹をリーダーとする。3 匹の中で一番評価値の良いものがその時点での見つけれられている最適解である。

獲物を包囲

選んだ 3 匹のリーダーの位置をもとに、獲物を中心にオオカミで円形に囲うようにして、リーダー以外のオオカミを移動する。

獲物を攻撃

獲物が存在するであろう形成した囲いの内側に向かってオオカミが移動する。攻撃した獲物が局所解である可能性を考え、攻撃したのちに一定の確率でオオカミの位置が発散するようになっている。

4.1.4 Artificial Bee Colony Algorithm(ABC)

ミツバチの群れによるシステマチックな採餌行動がもととなっている Artificial Bee Colony Algorithm は Tereshko らのモデルに基づいて、多変数関数や多峰性関数の最適化向けに、D. Karaboga によって 2005 年に提案された [20]。PSO に比べて高次元な関数に対して有効性を備えており、近年様々な改良手法が提案されるなど、注目度の高い優秀な進化計算アルゴリズムである。アルゴリズムにおいて蜜源の位置を解候補、その蜜源における蜜量を評価値として最適化を行う。また、雇用ハチ、見物ハチ、偵察ハチの 3 種類のハチが存在し、それぞれ役割を持ち最適解へと導く。雇用ハチは、1 匹が一つの蜜源を担当し、蜜源周辺における適応度を調べる。蜜源周辺において最適解がない場合、偵察ハチに変化する。見物ハチは雇用ハチによる蜜源の質の情報をもとに良質な蜜源を選び、その周辺を探索する。偵察ハチはランダムに新たな蜜源を探索する。

アルゴリズムの流れを図 4.4 に示す。

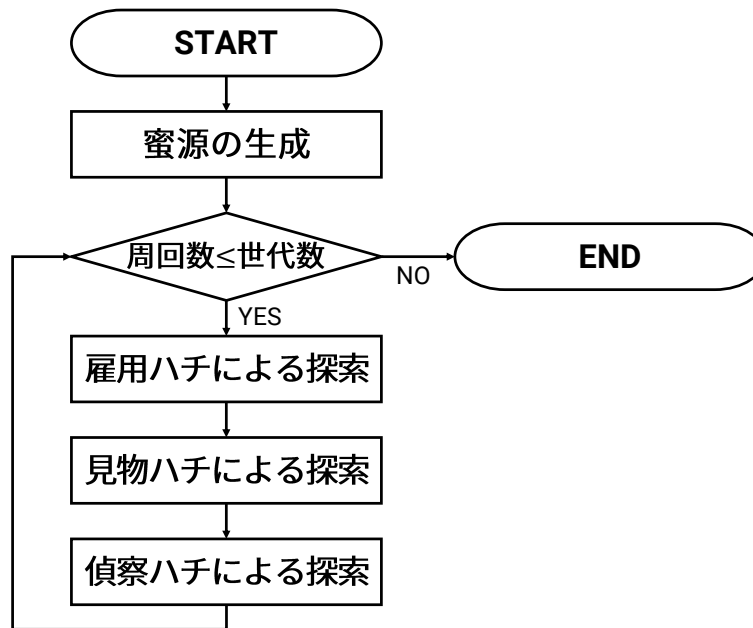


図 4.4: Artificial Bee Colony Algorithm の処理フロー

蜜源の生成

蜜源 (解候補) の場所を変数の範囲内で一様にランダムで決める。

評価

蜜源の質を測る。つまり、目的関数に解候補を代入し評価値を算出する。周回数があらかじめ決めた世代数に達することをアルゴリズムの終了条件とする。

雇用ハチによる探索

各雇用ハチはそれぞれが担当する蜜源 (解候補) をもとに新たな蜜源を探索し質を調査する。新たな質の良い蜜源を見つけたらそこに移る。また、新たな蜜源を見つけられた回数はカウントされ、その数により見物ハチによる探索で利用される確率を求める。発見回数が多いほど確率は高くなる。

見物ハチによる探索

見物ハチは雇用ハチが新たな蜜源を見つけた回数から算出された確率をもとに、ルーレット選択で蜜源を選択する。その後、選択した蜜源において雇用ハチと同じ手順で周辺の新たな蜜源を探索する。

偵察ハチによる探索

蜜源において、周辺に新たな蜜源を見つけられない確率が規定に到達すると、その蜜源における探索を終了する。その蜜源を担当していた雇用ハチは偵察ハチとなり新たな蜜源をランダムに決定する。

第5章 提案手法

本研究では先行研究までに検討されたアルゴリズムを使用し、より高い精度で推定できるような推定手法を検討する。また、先行研究において検討されなかったローバがランダムな配置になる場合の推定を行う。

先行研究において探査システムに使用するローバの数は9つ以上が想定されているため、本研究にて行う提案及び実験では基本的に9つのローバで一つのネットワークを構成するものとして進める。

その環境において、本研究では次に示す2つの手法を提案する。

5.1 グループ分け

1つはグループ分けして推定する手法である。9つのローバの相対距離を求めるために、例えば3つずつのグループごとに分けて距離を推定する方法である。グループの分け方としては3分割するのでは無く、9つから3つを選ぶ全組み合わせで推定する。そのためローバの全組み合わせを考えると ${}_9C_3 = 84$ 組に分けて距離を推定する。このグループ分けを行う意義としては、問題を単純化するところにある。ローバの距離推定をする際、4章で述べたように評価関数を立式し、解を求めることで推定距離を算出するが、例えば9つのローバで立式する場合と3つのローバで立式する場合を比較すると、変数の数が48個から12個に減り最適化問題としての難易度が下がる。ただしデメリットもあり、一つの式に含まれる変数が減る、つまりローバの数が減ると、ローバ同士の相対的な関係性も式から抜けることになるので、堅牢な解を求めづらくなる。そのため、単純にローバ群を細分化して関数をより簡単にするだけではなく、いかにローバの相対的な座標関係を保つかが大事になる。

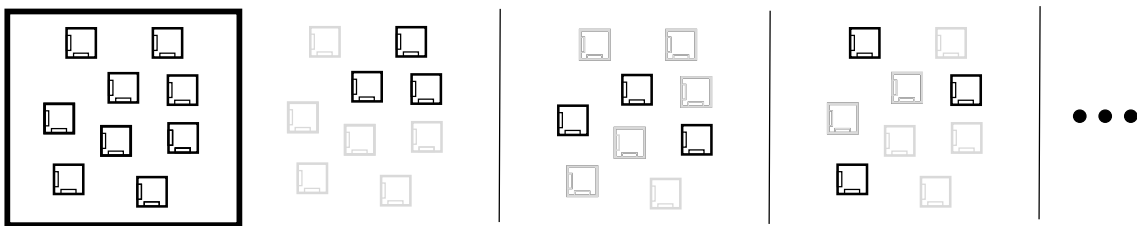


図 5.1: グループ分け

5.2 アンテナ数

評価関数 (4.1) に利用するアンテナの数を4つにし推定する手法である。先行研究までにおいては、計算式に考慮するアンテナは図5.2のように上面についている2つのみであった。この手法においては図5.3のように4つのアンテナを考慮する。計算式に考慮するアンテナの数を増やしても、ローバの座標からアンテナの座標を算出できることから、変数が増えることにはならない。単純にローバ間の関係を示す項を増やすことができる。しかしアンテナ特性を考えると、アンテナの真上の方向はアンテナ受信強度的にかなり小さい値になるため距離推定に利用するのが難しくなるため、アンテナ数を増やす上で考慮する必要がある。

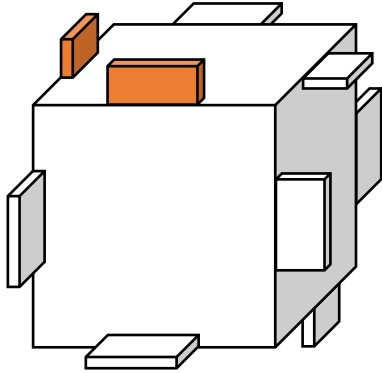


図 5.2: アンテナ 2つを使用する場合

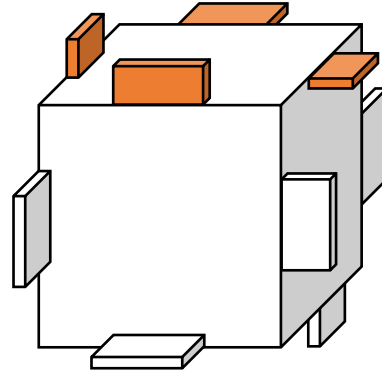


図 5.3: アンテナ 4つを使用する場合

第6章 実験

本章では提案手法の実装を行い、4つの実験を通してその効果を評価する。実験1ではアルゴリズムの比較をし、実験2では実験1で選定したアルゴリズムをそのまま推定に利用し性能を評価する。実験3ではローバの傾きの影響を確認する。実験4と実験5では提案手法で推定し評価する。4つの実験において共通事項である推定方法、ローバの座標、計算環境については以下に示す。

推定方法

提案手法による距離推定を含め、本研究における実験は全て、ローバを仮想上に配置したシミュレーション上で行う。そのため、本来は観測されたRSSIから相対距離を推定するところを、最初に配置したローバの座標からRSSIを算出し、それをもとに相対距離を推定する。

すべての推定実験において推定精度の評価は推定距離の誤差を用いて行う。実測距離を d 、推定距離を \hat{d} としたとき、誤差は $|(d - \hat{d})/d|$ として算出し、各ローバ間の誤差の平均をとることでシステム全体における推定精度を評価する。

ローバの座標

ローバの初期配置は位置情報の x, y, z と、姿勢情報の $roll, pitch, yaw$ の6変数を与える。姿勢情報は図6.1で示すようにローバ上面中心を原点とした座標軸における回転方向とする。

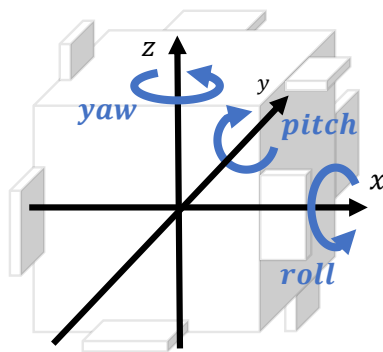


図 6.1: ローバの回転座標系

ローバのランダム位置

本研究で推定するランダムな配置に関しては、表 6.1 の条件において乱数で決定した図 6.2 の配置を使用した。本研究で使用する数理モデルは起伏の無いフラットな平地を前提と

したものであるため、 $z = 0$ としている。

表 6.1: ローバランダム位置・姿勢の条件

x	$-7500mm < x < 7500mm$
y	$-7500mm < y < 7500mm$
z	$z = 0$
$roll$	$-\frac{\pi}{8} < roll < \frac{\pi}{8}$
$pitch$	$-\frac{\pi}{8} < pitch < \frac{\pi}{8}$
yaw	$-\pi < yaw < \pi$

表 6.2: ローバランダム位置・姿勢

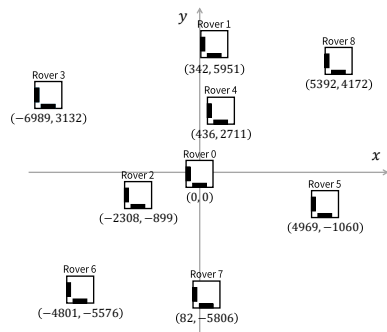


図 6.2: ローバランダム位置・姿勢

Rover	x	y	z	$roll$	$pitch$	yaw
0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
1	342.0	5951.0	0.0	-2.6	18.7	-148.4
2	-2380.0	-899.0	0.0	-9.5	16.6	-137.1
3	-6989.0	3132.0	0.0	19.2	2.5	10.7
4	436.0	2711.0	0.0	5.8	-16.7	16.9
5	4969.0	-1060.0	0.0	4.3	8.0	-18.5
6	-4801.0	-5576.0	0.0	3.7	-9.5	145.8
7	82.0	-5806.0	0.0	-1.9	-16.9	66.5
8	5392.0	4172.0	0.0	-19.9	-6.9	-125.8

* 位置：[mm] 姿勢：[deg]

計算環境

実験に用いた計算機は表 6.3 に示す構成になっている。

表 6.3: 計算環境

CPU	Corei7 8700
メモリ	16GB
OS	Ubuntu 18.04
言語	Python 3.6

6.1 実験 1

6.1.1 目的

11 種類の群知能のアルゴリズムを用いて、実際のローバ間の相対距離を推定し精度を評価する。ランダム位置・姿勢のローバ群における高精度な推定を本研究の目的としているため実験 1 においてもランダム位置・姿勢における推定精度を評価する。また、群知能の比較に関しては先行研究 [12] においても行われているが、比較評価用の問題としてベンチマーク関数を使用しており、ローバ群の問題を解いていないため本研究において改めて行う。

6.1.2 実験条件・環境

アルゴリズムとパラメータ

比較したアルゴリズムは以下の 11 種である。いずれも実装する際には Python ライブラリの SwarmPackagePy[29] を利用した。また、パラメータはいずれのアルゴリズムも個体数 100、世代数 500、反復回数 100 に設定した。

- Artificial Bee Colony Algorithm(ABC)[20]
- Bat Algorithm(BA)[23]
- Bacterial Foraging Optimization(BFO)[26]
- Cat Swarm Optimization(CA)[21]
- Chicken Swarm Optimization(CHSO)[22]
- Cuckoo Search Optimization(CSO)[25]
- Firefly algorithm(FA)[27]
- Gravitational Search Algorithm(GSA)[24]
- Grey Wolf Optimizer(GWO)[18]
- Particle Swarm Optimization(PSO)[19]
- Whale Swarm Algorithm(WSA)[28]

ローバの配置

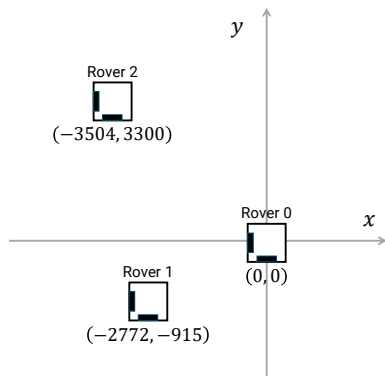


表 6.4: 3 台のローバ群/ランダム位置・姿勢

Rover	x	y	z	$roll$	$pitch$	yaw
0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
1	-2772.0	-915.0	0.0	-0.9	19.5	-146.5
2	-3504.0	3300.0	0.0	-19.9	12.6	-76.4

* 位置：[mm] 姿勢：[deg]

図 6.3: 3 台のローバ群/ランダム位置・姿勢

6.1.3 結果と考察

誤差の小さい順に並べたものを表 6.5 に示す。各アルゴリズムの詳細な結果は表 6.6 に示す。結果を見ると、GWO、ABC、PSO が約 20 % の精度で推定を行うことができ他のアルゴリズムに比べ精度が高くなっている。先行研究 [12] での比較時には GWO と ABC が選出されており PSO は選ばれていない。先行研究と本研究とで結果が変わった理由としては、先行研究においては比較する際に推定した問題は、ローバの問題ではなく最適化アルゴリズムの性能を評価するのに一般的に用いられるベンチマーク関数を解き評価していたところにある。一般的にメタヒューリスティックに分類される進化計算アルゴリズムは汎用性が高いため、ベンチマーク関数による評価を他の問題を解く際の参考にしても問題はない。しかし、アルゴリズムごとに特徴があるため、本研究のローバの相対距離推定に関しては違った結果になったと考えられる。

表 6.5: アルゴリズムの比較 (Error の小さい順)

Algorithm	Error[%]	Time[s]
Artificial Bee Colony Algorithm(ABC)	19.76	378
Bat Algorithm(BA)	20.34	1119
Bacterial Foraging Optimization(BFO)	21.61	378
Cat Swarm Optimization(CA)	29.48	74458
Chicken Swarm Optimization(CHSO)	39.05	1853
Cuckoo Search Optimization(CSO)	39.51	381
Firefly algorithm(FA)	50.19	1322
Gravitational Search Algorithm(GSA)	65.22	807
Grey Wolf Optimizer(GWO)	76.26	10276
Particle Swarm Optimization(PSO)	83.05	37568
Whale Swarm Algorithm(WSA)	87.99	1107

表 6.6: アルゴリズムの比較

GWO				ABC			
	True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]		True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]
d_{01}	2919.1	2903.2	0.55	d_{01}	2919.1	4206.4	44.10
d_{02}	4813.3	4988.2	3.63	d_{02}	4813.3	4124.1	14.32
d_{12}	4278.1	6635.1	55.09	d_{12}	4278.1	4389.6	2.61
Average error			19.76	Average error			20.34

CA				BA			
	True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]		True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]
d_{01}	2919.1	5410.8	85.36	d_{01}	2919.1	8738.3	199.35
d_{02}	4813.3	4555.0	5.37	d_{02}	4813.3	4962.8	3.11
d_{12}	4278.1	5467.7	27.81	d_{12}	4278.1	6910.4	61.53
Average error			39.51	Average error			87.99

PSO				CSO			
	True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]		True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]
d_{01}	2919.1	4297.2	47.21	d_{01}	2919.1	3914.8	34.11
d_{02}	4813.3	4354.0	9.54	d_{02}	4813.3	5386.0	11.90
d_{12}	4278.1	4623.7	8.08	d_{12}	4278.1	7322.0	71.15
Average error			21.61	Average error			39.05

CHSO				BFO			
	True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]		True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]
d_{01}	2919.1	8012.6	174.49	d_{01}	2919.1	9016.5	208.88
d_{02}	4813.3	4665.7	3.07	d_{02}	4813.3	4871.9	1.22
d_{12}	4278.1	5051.9	18.09	d_{12}	4278.1	5077.6	18.69
Average error			65.22	Average error			76.26

FA				GSA			
	True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]		True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]
d_{01}	2919.1	8584.0	194.06	d_{01}	2919.1	5983.0	104.96
d_{02}	4813.3	3948.8	17.96	d_{02}	4813.3	5002.6	3.93
d_{12}	4278.1	5865.9	37.12	d_{12}	4278.1	6060.8	41.67
Average error			83.05	Average error			50.19

WSA			
	True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]
d_{01}	2919.1	5098.9	74.67
d_{02}	4813.3	4749.0	1.34
d_{12}	4278.1	3746.3	12.43
Average error			29.48

6.2 実験2

6.2.1 目的

実験1において高精度であったGWO、ABC、PSOを、実際に想定された使用条件である9台のローバの環境で、推定精度を確かめる。計算手法に手を加えず、アルゴリズムそのものの性能を評価する。

6.2.2 実験条件・環境

アルゴリズムとパラメータ

実験1において選出したGWO、ABC、PSOを用いる。パラメータはいずれも個体値100、世代数500、反復回数100で設定した。

ローバの配置

先行研究[12]でも推定を行っていた図6.4と表6.7の3000[mm]の等間隔配置において傾きが有るものと無いものの2種、図6.5と表6.8のランダム位置・姿勢を1種である。

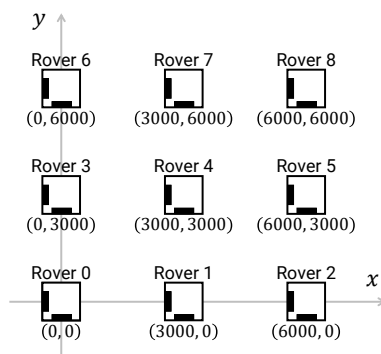


図 6.4: 9台ローバ群/傾き無し・有り

表 6.7: 9台ローバ群/傾き無し・有り

Rover	x	y	z	$roll$	$pitch$	yaw	$roll$	$pitch$	yaw
0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
1	342.0	5951.0	0.0	0.0	0.0	0.0	-10.0	-10.0	-10.0
2	-2380.0	-899.0	0.0	0.0	0.0	0.0	10.0	10.0	10.0
3	-6989.0	3132.0	0.0	0.0	0.0	0.0	20.0	20.0	20.0
4	436.0	2711.0	0.0	0.0	0.0	0.0	15.0	15.0	15.0
5	4969.0	-1060.0	0.0	0.0	0.0	0.0	-5.0	-5.0	-5.0
6	-4801.0	-5576.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
7	82.0	-5806.0	0.0	0.0	0.0	0.0	22.5	22.5	22.5
8	5392.0	4172.0	0.0	0.0	0.0	0.0	5.0	5.0	5.0

* 位置：[mm] 姿勢：[deg]

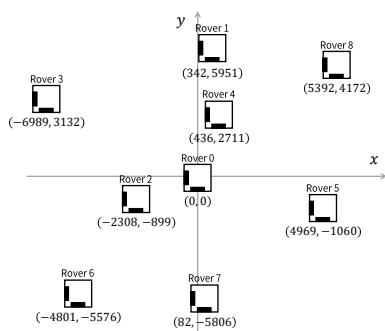


図 6.5: 9 台ローバ群/ランダム位置・姿勢

表 6.8: 9 台ローバ群/ランダム位置・姿勢

Rover	x	y	z	$roll$	$pitch$	yaw
0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
1	342.0	5951.0	0.0	-2.6	18.7	-148.4
2	-2380.0	-899.0	0.0	-9.5	16.6	-137.1
3	-6989.0	3132.0	0.0	19.2	2.5	10.7
4	436.0	2711.0	0.0	5.8	-16.7	16.9
5	4969.0	-1060.0	0.0	4.3	8.0	-18.5
6	-4801.0	-5576.0	0.0	3.7	-9.5	145.8
7	82.0	-5806.0	0.0	-1.9	-16.9	66.5
8	5392.0	4172.0	0.0	-19.9	-6.9	-125.8

* 位置：[mm] 姿勢：[deg]

6.2.3 結果と考察

推定結果は表 6.9 のようになる。各アルゴリズムの推定結果の詳細は表 6.10、6.11、6.12 に示す。GWO による等間隔・傾き無しローバ群の距離推定が誤差 0.23% となっており、高精度な近似ができていけるといえる。しかし、傾きが有る場合、ランダム位置・姿勢になると 20% を超え ABC よりも精度が低い。実際の使用状況に近いのは等間隔・傾き有り、ランダム位置・姿勢のローバの配置になってくるため、計算手法の工夫が必要である。ABC に関しては GWO、PSO と比べ、ローバ群の配置の違いによるばらつきが少なく、安定した推定をすることができる。またアルゴリズムにかかわらず全体的な傾向として、等間隔配置で傾きがつくだけで精度が悪くなり、等間隔・傾き有りとランダム位置・姿勢ではあまり推定精度が変わらないことから、位置よりも傾きが推定精度にかかわっており、位置の整列度合いは精度に大きな影響を与えないことが確認できた。また、実験 2 におけるランダム位置・姿勢のローバ群の推定精度が、実験 4、5 の提案手法の有効性を評価する基準となる。

表 6.9: GWO、ABC、PSO による推定

Algorithm	等間隔 傾き無し	等間隔 傾き有り	ランダム 配置姿勢
GWO	0.23	27.43	24.91
ABC	15.14	19.78	14.66
PSO	35.97	51.93	36.13

単位：[%]

表 6.10: GWO による推定

等間隔・傾き無し				等間隔・傾き有り				ランダム配置・姿勢			
	True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]		True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]		True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]
d_{01}	3000.0	3004.2	0.14	d_{01}	3000.0	3469.0	15.63	d_{01}	5960.8	7701.2	29.20
d_{02}	6000.0	5989.9	0.17	d_{02}	6000.0	7231.3	20.52	d_{02}	2544.1	3252.7	27.85
d_{03}	3000.0	3000.2	0.01	d_{03}	3000.0	4285.6	42.85	d_{03}	7658.7	9907.5	29.36
d_{04}	4242.6	4245.5	0.07	d_{04}	4242.6	4543.8	7.10	d_{04}	2745.8	3574.0	30.16
d_{05}	6708.2	6712.6	0.06	d_{05}	6708.2	7204.7	7.40	d_{05}	5080.8	5379.0	5.87
d_{06}	6000.0	5998.2	0.03	d_{06}	6000.0	6928.2	15.47	d_{06}	7358.1	8990.9	22.19
d_{07}	6708.2	6709.4	0.02	d_{07}	6708.2	6988.0	4.17	d_{07}	5806.6	7395.9	27.37
d_{08}	8485.3	8491.8	0.08	d_{08}	8485.3	8746.7	3.08	d_{08}	6817.6	8878.2	30.23
d_{12}	3000.0	2986.7	0.44	d_{12}	3000.0	3766.6	25.55	d_{12}	7371.0	9590.5	30.11
d_{13}	4242.6	4245.9	0.08	d_{13}	4242.6	6741.2	58.89	d_{13}	7854.3	9743.2	24.05
d_{14}	3000.0	2995.1	0.16	d_{14}	3000.0	3596.2	19.87	d_{14}	3241.4	4127.2	27.33
d_{15}	4242.6	4239.4	0.08	d_{15}	4242.6	4341.4	2.33	d_{15}	8400.2	9398.9	11.89
d_{16}	6708.2	6691.6	0.25	d_{16}	6708.2	8137.6	21.31	d_{16}	12622.3	15887.1	25.87
d_{17}	6000.0	5992.7	0.12	d_{17}	6000.0	7705.8	28.43	d_{17}	11759.9	15097.0	28.38
d_{18}	6708.2	6707.8	0.01	d_{18}	6708.2	6857.2	2.22	d_{18}	5354.2	7750.4	44.75
d_{23}	6708.2	6691.2	0.25	d_{23}	6708.2	10194.6	51.97	d_{23}	6123.1	8222.9	34.29
d_{24}	4242.6	4213.6	0.68	d_{24}	4242.6	5801.1	36.73	d_{24}	4578.4	5796.6	26.61
d_{25}	3000.0	2973.2	0.89	d_{25}	3000.0	3447.7	14.92	d_{25}	7350.8	8420.4	14.55
d_{26}	8485.3	8437.3	0.57	d_{26}	8485.3	10806.2	27.35	d_{26}	5266.5	6306.4	19.75
d_{27}	6708.2	6673.7	0.51	d_{27}	6708.2	10082.8	50.31	d_{27}	5490.0	6634.3	20.84
d_{28}	6000.0	5977.0	0.38	d_{28}	6000.0	6756.1	12.60	d_{28}	9280.0	12103.8	30.43
d_{34}	3000.0	3009.0	0.30	d_{34}	3000.0	5016.9	67.23	d_{34}	7436.9	9049.6	21.69
d_{35}	6000.0	6010.3	0.17	d_{35}	6000.0	8687.7	44.80	d_{35}	12671.5	14978.8	18.21
d_{36}	3000.0	2998.1	0.06	d_{36}	3000.0	3420.9	14.03	d_{36}	8978.7	11958.9	33.19
d_{37}	4242.6	4249.5	0.16	d_{37}	4242.6	4089.0	3.62	d_{37}	11396.8	14586.2	27.99
d_{38}	6708.2	6719.0	0.16	d_{38}	6708.2	8582.3	27.94	d_{38}	12424.6	16357.9	31.66
d_{45}	3000.0	3001.2	0.04	d_{45}	3000.0	3678.9	22.63	d_{45}	5896.5	6462.2	9.59
d_{46}	4242.6	4224.5	0.43	d_{46}	4242.6	5005.3	17.98	d_{46}	9803.1	12070.5	23.13
d_{47}	3000.0	2997.6	0.08	d_{47}	3000.0	4358.6	45.29	d_{47}	8524.4	10969.8	28.69
d_{48}	4242.6	4246.3	0.09	d_{48}	4242.6	4230.4	0.29	d_{48}	5166.9	7441.8	44.03
d_{56}	6708.2	6687.6	0.31	d_{56}	6708.2	8293.6	23.63	d_{56}	10763.2	12896.5	19.82
d_{57}	4242.6	4240.1	0.06	d_{57}	4242.6	7397.3	74.36	d_{57}	6812.3	9145.0	34.24
d_{58}	3000.0	3004.7	0.16	d_{58}	3000.0	3311.1	10.37	d_{58}	5249.1	5422.3	3.30
d_{67}	3000.0	2979.5	0.68	d_{67}	3000.0	1285.7	57.14	d_{67}	4888.4	5257.4	7.55
d_{68}	6000.0	5977.4	0.38	d_{68}	6000.0	6893.3	14.89	d_{68}	14103.9	17615.1	24.90
d_{78}	3000.0	2998.0	0.07	d_{78}	3000.0	5835.1	94.50	d_{78}	11302.9	14443.5	27.79
Average error			0.23	Average error			27.43	Average error			24.91

表 6.11: ABC による推定

等間隔・傾き無し				等間隔・傾き有り				ランダム配置・姿勢			
	True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]		True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]		True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]
d_{01}	3000.0	2202.5	26.58	d_{01}	3000.0	2417.5	19.42	d_{01}	5960.8	5797.0	2.75
d_{02}	6000.0	4838.1	19.36	d_{02}	6000.0	5560.8	7.32	d_{02}	2544.1	1625.4	36.11
d_{03}	3000.0	2697.9	10.07	d_{03}	3000.0	3932.7	31.09	d_{03}	7658.7	6888.4	10.06
d_{04}	4242.6	3485.1	17.86	d_{04}	4242.6	3884.3	8.45	d_{04}	2745.8	2841.5	3.48
d_{05}	6708.2	5544.2	17.35	d_{05}	6708.2	6112.8	8.88	d_{05}	5080.8	5003.9	1.51
d_{06}	6000.0	4934.4	17.76	d_{06}	6000.0	4878.6	18.69	d_{06}	7358.1	7461.0	1.40
d_{07}	6708.2	5664.7	15.56	d_{07}	6708.2	6455.0	3.77	d_{07}	5806.6	6588.9	13.47
d_{08}	8485.3	6368.1	24.95	d_{08}	8485.3	7664.3	9.68	d_{08}	6817.6	7918.6	16.15
d_{12}	3000.0	2649.0	11.70	d_{12}	3000.0	3192.7	6.42	d_{12}	7371.0	6939.6	5.85
d_{13}	4242.6	3869.5	8.79	d_{13}	4242.6	5966.4	40.63	d_{13}	7854.3	8560.5	8.99
d_{14}	3000.0	2939.8	2.01	d_{14}	3000.0	3442.1	14.74	d_{14}	3241.4	3249.9	0.26
d_{15}	4242.6	3812.3	10.14	d_{15}	4242.6	4391.3	3.50	d_{15}	8400.2	6797.4	19.08
d_{16}	6708.2	5743.4	14.38	d_{16}	6708.2	6684.8	0.35	d_{16}	12622.3	13235.7	4.86
d_{17}	6000.0	5309.3	11.51	d_{17}	6000.0	6945.9	15.77	d_{17}	11759.9	12242.7	4.11
d_{18}	6708.2	5429.3	19.06	d_{18}	6708.2	6733.8	0.38	d_{18}	5354.2	5759.1	7.56
d_{23}	6708.2	6002.4	10.52	d_{23}	6708.2	8838.2	31.75	d_{23}	6123.1	8133.6	32.84
d_{24}	4242.6	3995.6	5.82	d_{24}	4242.6	4954.1	16.77	d_{24}	4578.4	3906.9	14.67
d_{25}	3000.0	2638.6	12.05	d_{25}	3000.0	3507.3	16.91	d_{25}	7350.8	4321.0	41.22
d_{26}	8485.3	7392.6	12.88	d_{26}	8485.3	9435.0	11.19	d_{26}	5266.5	6440.4	22.29
d_{27}	6708.2	5879.1	12.36	d_{27}	6708.2	8564.6	27.67	d_{27}	5490.0	6116.6	11.41
d_{28}	6000.0	5171.5	13.81	d_{28}	6000.0	6570.6	9.51	d_{28}	9280.0	8040.2	13.36
d_{34}	3000.0	2596.4	13.45	d_{34}	3000.0	4901.1	63.37	d_{34}	7436.9	7907.8	6.33
d_{35}	6000.0	5432.2	9.46	d_{35}	6000.0	7970.8	32.85	d_{35}	12671.5	11726.5	7.46
d_{36}	3000.0	2263.1	24.56	d_{36}	3000.0	1312.4	56.25	d_{36}	8978.7	11169.5	24.40
d_{37}	4242.6	3760.6	11.36	d_{37}	4242.6	4782.7	12.73	d_{37}	11396.8	8494.5	25.47
d_{38}	6708.2	5039.5	24.88	d_{38}	6708.2	7989.6	19.10	d_{38}	12424.6	13474.3	8.45
d_{45}	3000.0	2896.4	3.45	d_{45}	3000.0	3105.5	3.52	d_{45}	5896.5	4528.4	23.20
d_{46}	4242.6	3472.5	18.15	d_{46}	4242.6	5034.4	18.66	d_{46}	9803.1	10100.5	3.03
d_{47}	3000.0	2465.6	17.81	d_{47}	3000.0	3677.6	22.59	d_{47}	8524.4	9394.8	10.21
d_{48}	4242.6	2886.2	31.97	d_{48}	4242.6	3820.8	9.94	d_{48}	5166.9	5686.9	10.07
d_{56}	6708.2	6022.5	10.22	d_{56}	6708.2	8126.8	21.15	d_{56}	10763.2	9409.7	12.58
d_{57}	4242.6	3756.9	11.45	d_{57}	4242.6	5915.1	39.42	d_{57}	6812.3	10057.5	47.64
d_{58}	3000.0	2720.6	9.31	d_{58}	3000.0	3117.0	3.90	d_{58}	5249.1	4559.9	13.13
d_{67}	3000.0	2899.5	3.35	d_{67}	3000.0	4032.0	34.40	d_{67}	4888.4	3051.6	37.58
d_{68}	6000.0	4639.8	22.67	d_{68}	6000.0	7733.4	28.89	d_{68}	14103.9	13754.2	2.48
d_{78}	3000.0	1852.0	38.27	d_{78}	3000.0	4272.8	42.43	d_{78}	11302.9	14045.5	24.26
Average error			15.14	Average error			19.78	Average error			14.66

表 6.12: PSO による推定

等間隔・傾き無し				等間隔・傾き有り				ランダム配置・姿勢			
	True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]		True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]		True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]
d_{01}	3000.0	1644.6	45.18	d_{01}	3000.0	5994.3	99.81	d_{01}	5960.8	1264.6	78.78
d_{02}	6000.0	3939.6	34.34	d_{02}	6000.0	10198.5	69.97	d_{02}	2544.1	2289.6	10.01
d_{03}	3000.0	2107.6	29.75	d_{03}	3000.0	4597.6	53.25	d_{03}	7658.7	10065.3	31.42
d_{04}	4242.6	3981.2	6.16	d_{04}	4242.6	6470.6	52.51	d_{04}	2745.8	3975.3	44.77
d_{05}	6708.2	6906.3	2.95	d_{05}	6708.2	10694.0	59.42	d_{05}	5080.8	4594.6	9.57
d_{06}	6000.0	3249.0	45.85	d_{06}	6000.0	6840.5	14.01	d_{06}	7358.1	5705.7	22.46
d_{07}	6708.2	4296.7	35.95	d_{07}	6708.2	10610.4	58.17	d_{07}	5806.6	6557.8	12.94
d_{08}	8485.3	8814.6	3.88	d_{08}	8485.3	8976.7	5.79	d_{08}	6817.6	10267.6	50.61
d_{12}	3000.0	2388.2	20.39	d_{12}	3000.0	4496.8	49.89	d_{12}	7371.0	3341.7	54.66
d_{13}	4242.6	3340.7	21.26	d_{13}	4242.6	6958.0	64.00	d_{13}	7854.3	10443.9	32.97
d_{14}	3000.0	2582.5	13.92	d_{14}	3000.0	4564.6	52.15	d_{14}	3241.4	2870.3	11.45
d_{15}	4242.6	5318.7	25.36	d_{15}	4242.6	7367.2	73.65	d_{15}	8400.2	4311.0	48.68
d_{16}	6708.2	3703.2	44.80	d_{16}	6708.2	9596.4	43.06	d_{16}	12622.3	5634.3	55.36
d_{17}	6000.0	2653.5	55.77	d_{17}	6000.0	5217.0	13.05	d_{17}	11759.9	7611.2	35.28
d_{18}	6708.2	7212.0	7.51	d_{18}	6708.2	5585.0	16.74	d_{18}	5354.2	9471.6	76.90
d_{23}	6708.2	5698.6	15.05	d_{23}	6708.2	9767.5	45.60	d_{23}	6123.1	8344.2	36.27
d_{24}	4242.6	685.5	83.84	d_{24}	4242.6	6235.5	46.97	d_{24}	4578.4	6168.0	34.72
d_{25}	3000.0	3238.5	7.95	d_{25}	3000.0	5911.5	97.05	d_{25}	7350.8	4747.7	35.41
d_{26}	8485.3	4655.2	45.14	d_{26}	8485.3	12042.8	41.93	d_{26}	5266.5	5120.3	2.77
d_{27}	6708.2	1045.2	84.42	d_{27}	6708.2	2159.2	67.81	d_{27}	5490.0	4356.7	20.64
d_{28}	6000.0	5238.1	12.70	d_{28}	6000.0	4937.8	17.70	d_{28}	9280.0	10847.6	16.89
d_{34}	3000.0	5863.9	95.46	d_{34}	3000.0	4155.3	38.51	d_{34}	7436.9	12643.7	70.01
d_{35}	6000.0	8531.2	42.19	d_{35}	6000.0	7720.5	28.67	d_{35}	12671.5	7510.4	40.73
d_{36}	3000.0	4562.9	52.10	d_{36}	3000.0	2755.9	8.14	d_{36}	8978.7	5648.5	37.09
d_{37}	4242.6	5792.5	36.53	d_{37}	4242.6	9500.9	123.94	d_{37}	11396.8	7488.4	34.29
d_{38}	6708.2	10279.0	53.23	d_{38}	6708.2	6463.8	3.64	d_{38}	12424.6	10475.7	15.69
d_{45}	3000.0	3534.1	17.80	d_{45}	3000.0	4370.3	45.68	d_{45}	5896.5	5542.2	6.01
d_{46}	4242.6	4280.0	0.88	d_{46}	4242.6	6077.5	43.25	d_{46}	9803.1	7260.5	25.94
d_{47}	3000.0	1718.6	42.71	d_{47}	3000.0	5513.7	83.79	d_{47}	8524.4	10475.6	22.89
d_{48}	4242.6	5581.7	31.56	d_{48}	4242.6	2770.4	34.70	d_{48}	5166.9	9010.3	74.39
d_{56}	6708.2	7813.4	16.48	d_{56}	6708.2	8806.5	31.28	d_{56}	10763.2	1921.9	82.14
d_{57}	4242.6	2924.5	31.07	d_{57}	4242.6	4443.8	4.74	d_{57}	6812.3	8130.1	19.34
d_{58}	3000.0	2081.6	30.61	d_{58}	3000.0	1845.4	38.49	d_{58}	5249.1	6202.7	18.17
d_{67}	3000.0	5414.8	80.49	d_{67}	3000.0	11478.4	282.61	d_{67}	4888.4	7531.6	54.07
d_{68}	6000.0	9846.8	64.11	d_{68}	6000.0	8017.0	33.62	d_{68}	14103.9	6470.8	54.12
d_{78}	3000.0	4731.5	57.72	d_{78}	3000.0	3781.5	26.05	d_{78}	11302.9	13947.4	23.40
Average error			35.98	Average error			51.93	Average error			36.13

6.3 実験3

6.3.1 目的

ローバの傾きが推定に与える影響を確認する。上下方向の回転になる $roll, pitch$ と水平方向の回転になる yaw をそれぞれ変化させて推定を行い、上下方向と水平方向の傾きが与える距離推定への影響を確認する。

6.3.2 実験条件・環境

アルゴリズムとパラメータ

実験2において傾きが無い場合と有る場合で1番差の大きいGWOを使用し実験する。パラメータは個体数100、世代数500、反復回数100の設定で実験を行った。

ローバ群の配置

3台のローバ群と9台のローバ群の2つの配置で実験を行った。

3台のローバのうち Rover1 と Rover2 に対し、 $roll, pitch$ を $0\sim 20[\text{deg}]$ で $5[\text{deg}]$ ずつ変化させたもの5セットと、 yaw を $0\sim 20[\text{deg}]$ で $5[\text{deg}]$ ずつ変化させたもの5セットで、計10セットのローバ群を推定した。

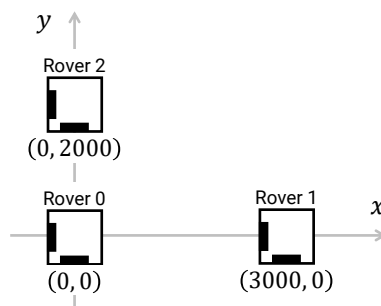


図 6.6: 3台ローバ群/傾き $0\sim 20[\text{deg}]$

表 6.13: 3台ローバ群/傾き $0\sim 20[\text{deg}]$

Rover	x	y	z	$roll$	$pitch$	yaw	$roll$	$pitch$	yaw
0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
1	3000.0	0.0	0.0	$0.0\sim 20.0$	$0.0\sim 20.0$	0.0	0.0	0.0	$0.0\sim 20.0$
2	0.0	2000.0	0.0	$0.0\sim 20.0$	$0.0\sim 20.0$	0.0	0.0	0.0	$0.0\sim 20.0$

* 位置: [mm] 姿勢: [deg]

9台のローバ群は図6.7と表6.14の配置で距離推定を行った。この配置は実験2で使用した図6.5において $roll, pitch$ を0に変更したものである。 $roll, pitch$ を0にするとローバの上下方向に作用する回転成分が0となり、 z 軸を中心とした yaw 成分の水平方向の回転のみとなる。

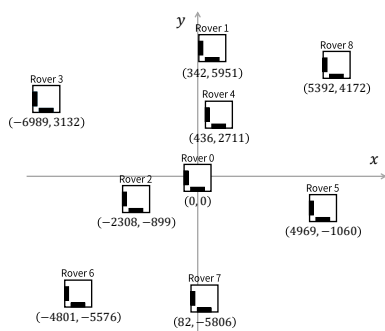


図 6.7: 9 台ローバ群/*yaw* 方向のみ回転有り

表 6.14: 9 台ローバ群/*yaw* 方向のみ回転有り

Rover	<i>x</i>	<i>y</i>	<i>z</i>	<i>roll</i>	<i>pitch</i>	<i>yaw</i>
0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
1	342.0	5951.0	0.0	0.0	0.0	-148.4
2	-2380.0	-899.0	0.0	0.0	0.0	-137.1
3	-6989.0	3132.0	0.0	0.0	0.0	10.7
4	436.0	2711.0	0.0	0.0	0.0	16.9
5	4969.0	-1060.0	0.0	0.0	0.0	-18.5
6	-4801.0	-5576.0	0.0	0.0	0.0	145.8
7	82.0	-5806.0	0.0	0.0	0.0	66.5
8	5392.0	4172.0	0.0	0.0	0.0	-125.8

* 位置：[mm] 姿勢：[deg]

6.3.3 結果と考察

3 台のローバ群を推定した結果を表 6.15 に示す。また、詳細の結果を表 6.16 に示す。*roll*、*pitch* の上下方向へ傾きを加えていくと、推定誤差が広がっていく一方、*yaw* の水平方向の傾き (回転) は精度への影響は少ないことが確認できる。

また、表 6.17 に示す、9 台のローバ群の推定結果について考察すると、3 台のローバ群の推定結果からもわかるように *yaw* の回転は影響が少ないといえる。実験 2 における GW0 の推定 (表 6.10) とこの推定で比較すると、実験 2 の GW0 のランダム位置・姿勢における推定では誤差が 24.91[%] と *roll*、*pitch* を 0 にしたのみの実験 3 の結果より約 22[pt] 誤差が大きくなっている。ランダムな姿勢ではあるが各ローバの傾きは *roll* が平均約 7.4[deg]、*pitch* が平均約 10.6[deg] で、平坦でない小惑星上での運用を考えると決してあり得ない角度ではない。しかし、10[deg] 程度で実験 3 において推定誤差が 15% ほど出たため、計算手法に改善の余地があるといえる。

表 6.15: 角度変化による推定精度への影響

X	roll: x°	roll: 0°
	pitch: x°	pitch: 0°
	yaw: 0°	yaw: x°
0	0.01	0.01
5	2.05	1.74
10	15.97	0.25
15	19.34	0.52
20	19.86	0.01

単位：[%]

表 6.16: 角度変化による推定精度への影響

roll: 0° pitch: 0° yaw: 0°			
	True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]
d_{01}	3000.0	2999.9	0.01
d_{02}	2000.0	2000.0	0.00
d_{12}	3605.6	3605.4	0.01
Average error			0.01

roll: 0° pitch: 0° yaw: 0°			
	True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]
d_{01}	3000.0	2999.9	0.01
d_{02}	2000.0	2000.0	0.00
d_{12}	3605.6	3605.4	0.01
Average error			0.01

roll: 5° pitch: 5° yaw: 0°			
	True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]
d_{01}	3000.0	3056.6	1.89
d_{02}	2000.0	2045.1	2.26
d_{12}	3605.6	3677.7	2.00
Average error			2.05

roll: 0° pitch: 0° yaw: 5°			
	True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]
d_{01}	3000.0	2933.2	2.23
d_{02}	2000.0	1983.7	0.81
d_{12}	3605.6	3527.4	2.17
Average error			1.74

roll: 10° pitch: 10° yaw: 0°			
	True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]
d_{01}	3000.0	2564.5	14.52
d_{02}	2000.0	1615.9	19.21
d_{12}	3605.6	3093.7	14.20
Average error			15.97

roll: 0° pitch: 0° yaw: 10°			
	True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]
d_{01}	3000.0	3007.5	0.25
d_{02}	2000.0	1990.6	0.47
d_{12}	3605.6	3606.5	0.03
Average error			0.25

roll: 15° pitch: 15° yaw: 0°			
	True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]
d_{01}	3000.0	3571.8	19.06
d_{02}	2000.0	2394.2	19.71
d_{12}	3605.6	4299.6	19.25
Average error			19.34

roll: 0° pitch: 0° yaw: 15°			
	True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]
d_{01}	3000.0	2990.5	0.32
d_{02}	2000.0	1984.4	0.78
d_{12}	3605.6	3589.0	0.46
Average error			0.52

roll: 20° pitch: 20° yaw: 0°			
	True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]
d_{01}	3000.0	3987.3	32.91
d_{02}	2000.0	1917.6	4.12
d_{12}	3605.6	4418.5	22.55
Average error			19.86

roll: 0° pitch: 0° yaw: 20°			
	True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]
d_{01}	3000.0	3000.0	0.00
d_{02}	2000.0	1999.8	0.01
d_{12}	3605.6	3606.5	0.03
Average error			0.01

表 6.17: 9 台ローバ群/*yaw* 方向の回転のみ

	True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]
d_{01}	5960.8	6222.9	4.40
d_{02}	2544.1	2595.3	2.01
d_{03}	7658.7	7820.6	2.11
d_{04}	2745.8	2958.4	7.74
d_{05}	5080.8	4923.9	3.09
d_{06}	7358.1	7235.5	1.67
d_{07}	5806.6	5550.6	4.41
d_{08}	6817.6	6977.2	2.34
d_{12}	7371.0	7394.4	0.32
d_{13}	7854.3	7354.3	6.37
d_{14}	3241.4	3264.6	0.72
d_{15}	8400.2	7925.4	5.65
d_{16}	12622.3	12585.8	0.29
d_{17}	11759.9	11773.5	0.12
d_{18}	5354.2	5248.7	1.97
d_{23}	6123.1	6246.5	2.02
d_{24}	4578.4	4455.9	2.68
d_{25}	7350.8	7449.5	1.34
d_{26}	5266.5	5212.6	1.02
d_{27}	5490.0	5421.8	1.24
d_{28}	9280.0	9364.1	0.91
d_{34}	7436.9	6935.5	6.74
d_{35}	12671.5	12380.2	2.30
d_{36}	8978.7	9328.0	3.89
d_{37}	11396.8	11533.5	1.20
d_{38}	12424.6	12008.7	3.35
d_{45}	5896.5	5740.2	2.65
d_{46}	9803.1	9648.0	1.58
d_{47}	8524.4	8509.0	0.18
d_{48}	5166.9	5385.8	4.24
d_{56}	10763.2	11137.9	3.48
d_{57}	6812.3	7419.9	8.92
d_{58}	5249.1	4798.5	8.58
d_{67}	4888.4	4821.5	1.37
d_{68}	14103.9	14200.2	0.68
d_{78}	11302.9	11521.1	1.93
Average error			2.87

6.4 実験4

6.4.1 目的

ランダム位置・姿勢のローバ群に対して、本研究の提案手法であるグループ分けによる推定を行い評価する。実験1で選出したGWO、ABC、PSOを用いて、実験2での推定結果に対しどの程度精度を高めることができたかどうかを評価する。

6.4.2 実験条件・環境

グループ分け

1つのアルゴリズムにつき3台/1グループ、4台/1グループ、5台/1グループの3つの分け方で推定を行う。

アルゴリズムとパラメータ

実験1で選出したGWO、ABC、PSOを使用する。パラメータは以下に示す。

- 3台/1グループの場合 1グループに対し個体数100、世代数500、反復回数14
- 4台/1グループの場合 1グループに対し個体数100、世代数500、反復回数5
- 5台/1グループの場合 1グループに対し個体数100、世代数500、反復回数3

グループ分けをする際、9台を分割するのではなく組み合わせで考えるため、3台/1グループで分ける場合は ${}^9C_3 = 84$ 組を推定することになる。また、全84組において、任意の2台のローバが同じグループになる回数は、2台を除いた7台から1台を選ぶ組み合わせに等しく ${}^7C_1 = 7$ 回になる。そのためアルゴリズムのパラメータは各グループごとに個体数100、世代数500、反復回数 $14(7 \times 14 = 98)$ とする。こうすることで、9台全体において個体値100、世代数500、反復回数100で推定するときと、各ローバ間を推定する回数がほぼ等しくなる。そのため、パラメータはグループごとに、個体数100、世代数500、反復回数は3台/1グループの場合は $14({}^7C_1 \times 14 = 98)$ 、4台の場合は $5({}^7C_2 \times 5 = 105)$ 、5台の場合は $3({}^7C_3 \times 3 = 105)$ とした。

ローバの配置

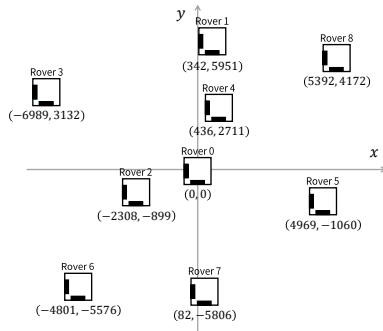


図 6.8: 9 台ローバ群/ランダム位置・姿勢

表 6.18: 9 台ローバ群/ランダム位置・姿勢

Rover	x	y	z	$roll$	$pitch$	yaw
0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
1	342.0	5951.0	0.0	-2.6	18.7	-148.4
2	-2380.0	-899.0	0.0	-9.5	16.6	-137.1
3	-6989.0	3132.0	0.0	19.2	2.5	10.7
4	436.0	2711.0	0.0	5.8	-16.7	16.9
5	4969.0	-1060.0	0.0	4.3	8.0	-18.5
6	-4801.0	-5576.0	0.0	3.7	-9.5	145.8
7	82.0	-5806.0	0.0	-1.9	-16.9	66.5
8	5392.0	4172.0	0.0	-19.9	-6.9	-125.8

* 位置：[mm] 姿勢：[deg]

6.4.3 結果と考察

表 6.19 に実験 4 の結果を示す。また、実験 4 の詳細を 6.20、6.21、6.22 に示す。実験 4 の結果を実験 2 の結果と比較すると、GWO と PSO に関しては数ポイントほど改善したが、ABC に関してはグループ分けしたことにより推定誤差が大きくなった。GWO は 3 台/1 グループの場合、精度はあまり変わらないが、4、5 台/1 グループの場合、それぞれ実験 2 と比べ約 6[pt] と約 4[pt] 誤差が小さくなっている。PSO に関しては 3 台/1 グループの場合が一番精度が高く実験 2 と比べ約 9 ポイント誤差が小さくなっている。

グループ分けをすることのメリットとしては、解く問題の規模を小さくすることで収束スピードを速めることができることである。逆にデメリットとしては、グループ内での相対位置をもとに推定することから厳密解を求めにくくなることにある。グループの規模を小さくすると、メリットとデメリット両者ともその傾向が強まり、逆に大きくすると両者とも弱まる。最適なグループの規模は使うアルゴリズムの性能によって変わり、最適解を出すのにちょうどよいバランスを考える必要がある。その中で実験 4 の推定結果を踏まえると、GWO は 4 台/1 グループの結果が 1 番誤差が小さくなっていることから、グループ分け無しで 9 台を一度に推定するのは評価関数 (4.1) に含む変数が多すぎるが 3 台だと少なすぎると考えられる。ABC はグループ分けをしても誤差が小さくならないことから、9 台でも評価関数 (4.1) の変数が多すぎない、もしくは変数の数は関係ないと考えられる。PSO に関しては 3 台/1 グループの推定精度が最良値となっており、評価関数 (4.1) の変数が少なければ少ないほど解を導きやすい。

表 6.19: グループ分けによる推定

Algorithm	3台 /1グループ	4台 /1グループ	5台 /1グループ	実験2
GWO	24.01	18.70	21.14	24.91
ABC	18.07	17.63	25.84	14.66
PSO	27.45	31.09	32.07	36.13

単位：[%]

表 6.20: GWO を用いグループ分けした場合

3台/1グループ				4台/1グループ				5台/1グループ			
	True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]		True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]		True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]
d_{01}	5960.8	6593.0	10.61	d_{01}	5960.8	6885.3	15.51	d_{01}	5960.8	6885.4	15.51
d_{02}	2544.1	2841.9	11.71	d_{02}	2544.1	2321.8	8.74	d_{02}	2544.1	2314.1	9.04
d_{03}	7658.7	8815.4	15.10	d_{03}	7658.7	8173.2	6.72	d_{03}	7658.7	8553.9	11.69
d_{04}	2745.8	2843.1	3.54	d_{04}	2745.8	3060.5	11.46	d_{04}	2745.8	3136.6	14.23
d_{05}	5080.8	5347.8	5.26	d_{05}	5080.8	5390.9	6.10	d_{05}	5080.8	5328.0	4.87
d_{06}	7358.1	7478.1	1.63	d_{06}	7358.1	7394.9	0.50	d_{06}	7358.1	7964.9	8.25
d_{07}	5806.6	6697.3	15.34	d_{07}	5806.6	6969.9	20.04	d_{07}	5806.6	6970.0	20.04
d_{08}	6817.6	7585.5	11.26	d_{08}	6817.6	7307.1	7.18	d_{08}	6817.6	8362.7	22.66
d_{12}	7371.0	12585.6	70.74	d_{12}	7371.0	8067.6	9.45	d_{12}	7371.0	8315.9	12.82
d_{13}	7854.3	10372.0	32.06	d_{13}	7854.3	10395.1	32.35	d_{13}	7854.3	9823.2	25.07
d_{14}	3241.4	3809.2	17.52	d_{14}	3241.4	3958.1	22.11	d_{14}	3241.4	3771.6	16.36
d_{15}	8400.2	8977.0	6.87	d_{15}	8400.2	8719.3	3.80	d_{15}	8400.2	8732.2	3.95
d_{16}	12622.3	16371.7	29.70	d_{16}	12622.3	15954.6	26.40	d_{16}	12622.3	17681.9	40.08
d_{17}	11759.9	16198.3	37.74	d_{17}	11759.9	12328.1	4.83	d_{17}	11759.9	12415.7	5.58
d_{18}	5354.2	8405.6	56.99	d_{18}	5354.2	8604.2	60.70	d_{18}	5354.2	8353.8	56.02
d_{23}	6123.1	8106.2	32.39	d_{23}	6123.1	8129.6	32.77	d_{23}	6123.1	7982.7	30.37
d_{24}	4578.4	7585.1	65.67	d_{24}	4578.4	5944.7	29.84	d_{24}	4578.4	7598.8	65.97
d_{25}	7350.8	7665.6	4.28	d_{25}	7350.8	8045.7	9.45	d_{25}	7350.8	5857.2	20.32
d_{26}	5266.5	7045.1	33.77	d_{26}	5266.5	5533.7	5.07	d_{26}	5266.5	6206.3	17.85
d_{27}	5490.0	6934.1	26.30	d_{27}	5490.0	6663.8	21.38	d_{27}	5490.0	6668.9	21.47
d_{28}	9280.0	12841.5	38.38	d_{28}	9280.0	10073.2	8.55	d_{28}	9280.0	12871.1	38.70
d_{34}	7436.9	9098.7	22.35	d_{34}	7436.9	9410.4	26.54	d_{34}	7436.9	8790.9	18.21
d_{35}	12671.5	12299.3	2.94	d_{35}	12671.5	15043.2	18.72	d_{35}	12671.5	14739.3	16.32
d_{36}	8978.7	12470.1	38.89	d_{36}	8978.7	13248.6	47.56	d_{36}	8978.7	11862.6	32.12
d_{37}	11396.8	15791.5	38.56	d_{37}	11396.8	15707.9	37.83	d_{37}	11396.8	14179.5	24.42
d_{38}	12424.6	17329.7	39.48	d_{38}	12424.6	13370.4	7.61	d_{38}	12424.6	16712.0	34.51
d_{45}	5896.5	7060.0	19.73	d_{45}	5896.5	6798.4	15.30	d_{45}	5896.5	5714.0	3.09
d_{46}	9803.1	12389.9	26.39	d_{46}	9803.1	12682.2	29.37	d_{46}	9803.1	10968.6	11.89
d_{47}	8524.4	11354.3	33.20	d_{47}	8524.4	11120.6	30.46	d_{47}	8524.4	9823.4	15.24
d_{48}	5166.9	8071.8	56.22	d_{48}	5166.9	6737.2	30.39	d_{48}	5166.9	8126.7	57.29
d_{56}	10763.2	11423.2	6.13	d_{56}	10763.2	11832.4	9.93	d_{56}	10763.2	12163.1	13.01
d_{57}	6812.3	7754.9	13.84	d_{57}	6812.3	8136.5	19.44	d_{57}	6812.3	8773.1	28.78
d_{58}	5249.1	5523.7	5.23	d_{58}	5249.1	5220.6	0.54	d_{58}	5249.1	5420.5	3.27
d_{67}	4888.4	5594.2	14.44	d_{67}	4888.4	5757.2	17.77	d_{67}	4888.4	5446.4	11.41
d_{68}	14103.9	15711.5	11.40	d_{68}	14103.9	14941.6	5.94	d_{68}	14103.9	13097.2	7.14
d_{78}	11302.9	10322.7	8.67	d_{78}	11302.9	15029.8	32.97	d_{78}	11302.9	13970.3	23.60
Average error			24.01	Average error			18.70	Average error			21.14

表 6.21: ABC を用いグループ分けした場合

3台/1グループ				4台/1グループ				5台/1グループ			
	True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]		True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]		True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]
d_{01}	5960.8	4013.4	32.67	d_{01}	5960.8	5373.0	9.86	d_{01}	5960.8	4713.1	20.93
d_{02}	2544.1	2774.6	9.06	d_{02}	2544.1	1778.7	30.09	d_{02}	2544.1	1486.6	41.57
d_{03}	7658.7	8824.0	15.22	d_{03}	7658.7	7399.4	3.39	d_{03}	7658.7	4770.4	37.71
d_{04}	2745.8	2869.0	4.48	d_{04}	2745.8	2546.8	7.25	d_{04}	2745.8	2814.1	2.49
d_{05}	5080.8	4732.9	6.85	d_{05}	5080.8	3771.3	25.77	d_{05}	5080.8	2796.9	44.95
d_{06}	7358.1	5482.8	25.49	d_{06}	7358.1	6687.9	9.11	d_{06}	7358.1	3713.0	49.54
d_{07}	5806.6	3794.6	34.65	d_{07}	5806.6	6216.3	7.06	d_{07}	5806.6	6627.0	14.13
d_{08}	6817.6	7414.2	8.75	d_{08}	6817.6	5916.5	13.22	d_{08}	6817.6	5867.2	13.94
d_{12}	7371.0	5940.3	19.41	d_{12}	7371.0	5627.0	23.66	d_{12}	7371.0	3819.2	48.19
d_{13}	7854.3	9094.2	15.79	d_{13}	7854.3	7422.7	5.50	d_{13}	7854.3	8355.2	6.38
d_{14}	3241.4	2709.0	16.43	d_{14}	3241.4	2938.1	9.36	d_{14}	3241.4	4077.4	25.79
d_{15}	8400.2	7474.1	11.02	d_{15}	8400.2	8062.4	4.02	d_{15}	8400.2	5554.2	33.88
d_{16}	12622.3	13535.0	7.23	d_{16}	12622.3	9632.2	23.69	d_{16}	12622.3	9407.6	25.47
d_{17}	11759.9	14307.7	21.67	d_{17}	11759.9	15065.6	28.11	d_{17}	11759.9	13121.8	11.58
d_{18}	5354.2	8288.1	54.80	d_{18}	5354.2	6220.2	16.17	d_{18}	5354.2	3863.8	27.84
d_{23}	6123.1	5356.2	12.52	d_{23}	6123.1	7106.1	16.06	d_{23}	6123.1	7020.2	14.65
d_{24}	4578.4	7186.3	56.96	d_{24}	4578.4	7332.8	60.16	d_{24}	4578.4	4722.7	3.15
d_{25}	7350.8	5766.1	21.56	d_{25}	7350.8	5969.9	18.79	d_{25}	7350.8	7030.3	4.36
d_{26}	5266.5	5770.1	9.56	d_{26}	5266.5	3218.0	38.90	d_{26}	5266.5	2187.1	58.47
d_{27}	5490.0	6111.4	11.32	d_{27}	5490.0	4667.5	14.98	d_{27}	5490.0	2871.8	47.69
d_{28}	9280.0	10088.3	8.71	d_{28}	9280.0	10192.4	9.83	d_{28}	9280.0	2227.7	75.99
d_{34}	7436.9	8327.0	11.97	d_{34}	7436.9	8824.6	18.66	d_{34}	7436.9	8247.8	10.90
d_{35}	12671.5	14029.4	10.72	d_{35}	12671.5	12600.2	0.56	d_{35}	12671.5	9641.8	23.91
d_{36}	8978.7	8106.7	9.71	d_{36}	8978.7	10966.4	22.14	d_{36}	8978.7	5550.5	38.18
d_{37}	11396.8	13748.1	20.63	d_{37}	11396.8	9081.2	20.32	d_{37}	11396.8	8856.7	22.29
d_{38}	12424.6	10170.0	18.15	d_{38}	12424.6	9953.8	19.89	d_{38}	12424.6	10095.9	18.74
d_{45}	5896.5	4933.7	16.33	d_{45}	5896.5	8157.7	38.35	d_{45}	5896.5	5102.9	13.46
d_{46}	9803.1	10140.5	3.44	d_{46}	9803.1	9123.2	6.94	d_{46}	9803.1	10209.8	4.15
d_{47}	8524.4	9212.9	8.08	d_{47}	8524.4	8435.0	1.05	d_{47}	8524.4	8071.3	5.32
d_{48}	5166.9	8021.7	55.25	d_{48}	5166.9	5619.6	8.76	d_{48}	5166.9	5193.9	0.52
d_{56}	10763.2	11397.9	5.90	d_{56}	10763.2	9572.3	11.06	d_{56}	10763.2	6476.5	39.83
d_{57}	6812.3	4630.1	32.03	d_{57}	6812.3	5559.3	18.39	d_{57}	6812.3	6686.9	1.84
d_{58}	5249.1	4105.9	21.78	d_{58}	5249.1	2183.6	58.40	d_{58}	5249.1	2217.2	57.76
d_{67}	4888.4	4342.0	11.18	d_{67}	4888.4	3761.5	23.05	d_{67}	4888.4	2308.3	52.78
d_{68}	14103.9	11273.4	20.07	d_{68}	14103.9	14624.8	3.69	d_{68}	14103.9	9923.3	29.64
d_{78}	11302.9	11176.6	1.12	d_{78}	11302.9	12269.2	8.55	d_{78}	11302.9	11539.1	2.09
Average error			18.07	Average error			17.63	Average error			25.84

表 6.22: PSO を用いグループ分けした場合

3台/1グループ				4台/1グループ				5台/1グループ			
	True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]		True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]		True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]
d_{01}	5960.8	6881.3	15.44	d_{01}	5960.8	2349.5	60.58	d_{01}	5960.8	7043.2	18.16
d_{02}	2544.1	1882.2	26.02	d_{02}	2544.1	1846.2	27.43	d_{02}	2544.1	1325.9	47.88
d_{03}	7658.7	7881.4	2.91	d_{03}	7658.7	5530.6	27.79	d_{03}	7658.7	8268.3	7.96
d_{04}	2745.8	3162.1	15.16	d_{04}	2745.8	982.1	64.23	d_{04}	2745.8	766.7	72.08
d_{05}	5080.8	2704.1	46.78	d_{05}	5080.8	1857.9	63.43	d_{05}	5080.8	1422.8	72.00
d_{06}	7358.1	7099.5	3.51	d_{06}	7358.1	7032.8	4.42	d_{06}	7358.1	7544.8	2.54
d_{07}	5806.6	4290.1	26.12	d_{07}	5806.6	3394.5	41.54	d_{07}	5806.6	5202.2	10.41
d_{08}	6817.6	4699.3	31.07	d_{08}	6817.6	4074.8	40.23	d_{08}	6817.6	7983.5	17.10
d_{12}	7371.0	8386.9	13.78	d_{12}	7371.0	332.4	95.49	d_{12}	7371.0	8544.7	15.92
d_{13}	7854.3	5583.8	28.91	d_{13}	7854.3	4275.3	45.57	d_{13}	7854.3	6395.5	18.57
d_{14}	3241.4	2432.2	24.96	d_{14}	3241.4	3328.6	2.69	d_{14}	3241.4	2321.4	28.38
d_{15}	8400.2	5737.9	31.69	d_{15}	8400.2	8078.6	3.83	d_{15}	8400.2	4791.3	42.96
d_{16}	12622.3	5855.2	53.61	d_{16}	12622.3	7696.7	39.02	d_{16}	12622.3	6857.2	45.67
d_{17}	11759.9	12861.8	9.37	d_{17}	11759.9	11566.2	1.65	d_{17}	11759.9	2322.4	80.25
d_{18}	5354.2	2884.0	46.14	d_{18}	5354.2	6533.8	22.03	d_{18}	5354.2	1670.7	68.80
d_{23}	6123.1	8144.9	33.02	d_{23}	6123.1	7051.6	15.16	d_{23}	6123.1	7968.2	30.14
d_{24}	4578.4	7632.3	66.70	d_{24}	4578.4	5948.6	29.93	d_{24}	4578.4	7651.2	67.12
d_{25}	7350.8	3803.7	48.25	d_{25}	7350.8	5084.8	30.83	d_{25}	7350.8	5373.3	26.90
d_{26}	5266.5	5489.5	4.24	d_{26}	5266.5	5553.0	5.44	d_{26}	5266.5	1153.2	78.10
d_{27}	5490.0	2096.7	61.81	d_{27}	5490.0	4440.9	19.11	d_{27}	5490.0	5394.3	1.74
d_{28}	9280.0	8670.3	6.57	d_{28}	9280.0	11513.4	24.07	d_{28}	9280.0	5909.7	36.32
d_{34}	7436.9	6934.7	6.75	d_{34}	7436.9	5449.3	26.73	d_{34}	7436.9	6676.4	10.23
d_{35}	12671.5	14059.5	10.95	d_{35}	12671.5	7095.5	44.00	d_{35}	12671.5	3965.9	68.70
d_{36}	8978.7	8634.4	3.83	d_{36}	8978.7	10243.3	14.08	d_{36}	8978.7	10479.9	16.72
d_{37}	11396.8	6624.6	41.87	d_{37}	11396.8	6305.2	44.68	d_{37}	11396.8	13558.2	18.97
d_{38}	12424.6	7657.7	38.37	d_{38}	12424.6	10221.5	17.73	d_{38}	12424.6	12204.2	1.77
d_{45}	5896.5	8682.0	47.24	d_{45}	5896.5	1461.6	75.21	d_{45}	5896.5	5663.6	3.95
d_{46}	9803.1	9811.4	0.09	d_{46}	9803.1	12386.7	26.35	d_{46}	9803.1	12271.8	25.18
d_{47}	8524.4	9709.7	13.91	d_{47}	8524.4	9284.5	8.92	d_{47}	8524.4	11937.5	40.04
d_{48}	5166.9	8447.2	63.49	d_{48}	5166.9	6385.4	23.58	d_{48}	5166.9	4942.7	4.34
d_{56}	10763.2	9285.7	13.73	d_{56}	10763.2	12411.6	15.32	d_{56}	10763.2	8070.7	25.02
d_{57}	6812.3	8560.2	25.66	d_{57}	6812.3	1767.1	74.06	d_{57}	6812.3	1822.3	73.25
d_{58}	5249.1	7319.5	39.44	d_{58}	5249.1	3205.7	38.93	d_{58}	5249.1	4518.4	13.92
d_{67}	4888.4	4148.2	15.14	d_{67}	4888.4	5950.7	21.73	d_{67}	4888.4	4436.0	9.25
d_{68}	14103.9	9718.4	31.09	d_{68}	14103.9	15645.6	10.93	d_{68}	14103.9	11396.3	19.20
d_{78}	11302.9	6698.4	40.74	d_{78}	11302.9	12723.0	12.56	d_{78}	11302.9	15253.6	34.95
Average error			27.45	Average error			31.09	Average error			32.07

6.5 実験5

6.5.1 目的

ローバ1台につき4つのアンテナのRSSIの値を利用する提案手法により推定を行う。実験1で選出したGWO、ABC、PSOを用いて、実験2での推定結果に対しどの程度精度を高めることができたかを評価する。

6.5.2 実験条件・環境

アルゴリズムとパラメータ

実験1で選出したGWO、ABC、PSOを使用する。パラメータは個体数100、世代数500、反復回数100に設定する。

ローバ群の配置

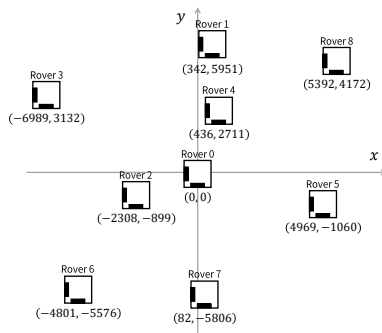


図 6.9: 9 台ローバ群/ランダム位置・姿勢

表 6.23: 9 台ローバ群/ランダム位置・姿勢

Rover	x	y	z	$roll$	$pitch$	yaw
0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
1	342.0	5951.0	0.0	-2.6	18.7	-148.4
2	-2380.0	-899.0	0.0	-9.5	16.6	-137.1
3	-6989.0	3132.0	0.0	19.2	2.5	10.7
4	436.0	2711.0	0.0	5.8	-16.7	16.9
5	4969.0	-1060.0	0.0	4.3	8.0	-18.5
6	-4801.0	-5576.0	0.0	3.7	-9.5	145.8
7	82.0	-5806.0	0.0	-1.9	-16.9	66.5
8	5392.0	4172.0	0.0	-19.9	-6.9	-125.8

* 位置：[mm] 姿勢：[deg]

6.5.3 結果と考察

実験5の結果を表6.24に示す。また、各アルゴリズムの結果の詳細を表6.25に示す。実験2の結果と比較し、GWOとABCは誤差が小さくなりPSOは誤差が大きくなった。計算に利用するアンテナを4つにすることのメリットは計算上の制約を増やすところにある。評価関数(4.1)を立式するとき使用する変数はローバ自体の座標情報であるため変数が増えるわけではない。そのため、アンテナ2つのみの距離推定である程度求めることができる場合、計算に考慮するアンテナを増やすことで誤差を小さくすることができる。実験4でPSOに関してはグループ分けをして問題の規模を小さくした方が誤差が小さくなっていることから、アンテナ2つの時点で9台のローバ群の相対座標を適切に近似できていないと判断できる。そのため、PSOにおいて実験5のように計算に利用するアンテナを4つし、計算の制約を増やすような工夫をしても効果がないといえる。

表 6.24: アンテナ数を4つにした場合の推定

Algorithm	実験4 (アンテナ4つ)	実験2 (アンテナ2つ)
GWO	14.66	24.91
ABC	9.36	14.66
PSO	57.22	36.13

単位：[%]

表 6.25: アンテナ数を4つにした場合の推定

GWO				ABC				PSO			
	True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]		True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]		True value [mm]	Estimated value [mm]	Error [%]
d_{01}	5960.8	6579.1	10.37	d_{01}	5960.8	6007.2	0.78	d_{01}	5960.8	10025.0	68.18
d_{02}	2544.1	2368.8	6.89	d_{02}	2544.1	2603.2	2.32	d_{02}	2544.1	1664.3	34.58
d_{03}	7658.7	8978.3	17.23	d_{03}	7658.7	6115.1	20.15	d_{03}	7658.7	2612.3	65.89
d_{04}	2745.8	3260.6	18.75	d_{04}	2745.8	2382.7	13.22	d_{04}	2745.8	10139.2	269.26
d_{05}	5080.8	5765.9	13.48	d_{05}	5080.8	4407.2	13.26	d_{05}	5080.8	7325.2	44.17
d_{06}	7358.1	8000.6	8.73	d_{06}	7358.1	6846.0	6.96	d_{06}	7358.1	7110.9	3.36
d_{07}	5806.6	6725.9	15.83	d_{07}	5806.6	6024.6	3.76	d_{07}	5806.6	11047.0	90.25
d_{08}	6817.6	8380.1	22.92	d_{08}	6817.6	6220.3	8.76	d_{08}	6817.6	6092.3	10.64
d_{12}	7371.0	6991.8	5.14	d_{12}	7371.0	7569.4	2.69	d_{12}	7371.0	10878.0	47.58
d_{13}	7854.3	8265.0	5.23	d_{13}	7854.3	6720.0	14.44	d_{13}	7854.3	11595.6	47.63
d_{14}	3241.4	3365.7	3.84	d_{14}	3241.4	3755.3	15.86	d_{14}	3241.4	1804.9	44.32
d_{15}	8400.2	8748.2	4.14	d_{15}	8400.2	8296.2	1.24	d_{15}	8400.2	11276.5	34.24
d_{16}	12622.3	13647.5	8.12	d_{16}	12622.3	12239.0	3.04	d_{16}	12622.3	16087.1	27.45
d_{17}	11759.9	13305.0	13.14	d_{17}	11759.9	11999.7	2.04	d_{17}	11759.9	20330.5	72.88
d_{18}	5354.2	7110.3	32.80	d_{18}	5354.2	4421.5	17.42	d_{18}	5354.2	5229.9	2.32
d_{23}	6123.1	6977.2	13.95	d_{23}	6123.1	4911.1	19.79	d_{23}	6123.1	3634.1	40.65
d_{24}	4578.4	4255.5	7.05	d_{24}	4578.4	4407.2	3.74	d_{24}	4578.4	11203.7	144.71
d_{25}	7350.8	8134.7	10.67	d_{25}	7350.8	6575.5	10.55	d_{25}	7350.8	8922.7	21.38
d_{26}	5266.5	6676.7	26.78	d_{26}	5266.5	4685.8	11.03	d_{26}	5266.5	5606.4	6.45
d_{27}	5490.0	7131.6	29.90	d_{27}	5490.0	5506.3	0.30	d_{27}	5490.0	11254.4	105.00
d_{28}	9280.0	10412.7	12.21	d_{28}	9280.0	8696.7	6.29	d_{28}	9280.0	6504.5	29.91
d_{34}	7436.9	8375.9	12.63	d_{34}	7436.9	5891.9	20.77	d_{34}	7436.9	11484.4	54.42
d_{35}	12671.5	14325.4	13.05	d_{35}	12671.5	10473.1	17.35	d_{35}	12671.5	5881.8	53.58
d_{36}	8978.7	10561.0	17.62	d_{36}	8978.7	8191.8	8.76	d_{36}	8978.7	7763.8	13.53
d_{37}	11396.8	13515.6	18.59	d_{37}	11396.8	10346.6	9.22	d_{37}	11396.8	8898.4	21.92
d_{38}	12424.6	14813.1	19.22	d_{38}	12424.6	9965.6	19.79	d_{38}	12424.6	8388.9	32.48
d_{45}	5896.5	6270.7	6.35	d_{45}	5896.5	5257.2	10.84	d_{45}	5896.5	10354.8	75.61
d_{46}	9803.1	10847.3	10.65	d_{46}	9803.1	9004.7	8.14	d_{46}	9803.1	16622.2	69.56
d_{47}	8524.4	9970.3	16.96	d_{47}	8524.4	8370.5	1.81	d_{47}	8524.4	19961.4	134.17
d_{48}	5166.9	6667.2	29.04	d_{48}	5166.9	4464.8	13.59	d_{48}	5166.9	5863.0	13.47
d_{56}	10763.2	12579.1	16.87	d_{56}	10763.2	9366.0	12.98	d_{56}	10763.2	13594.2	26.30
d_{57}	6812.3	8859.1	30.05	d_{57}	6812.3	6283.3	7.76	d_{57}	6812.3	10998.1	61.44
d_{58}	5249.1	4912.4	6.41	d_{58}	5249.1	5753.9	9.62	d_{58}	5249.1	10372.6	97.61
d_{67}	4888.4	5340.8	9.25	d_{67}	4888.4	4340.8	11.20	d_{67}	4888.4	10984.4	124.70
d_{68}	14103.9	16260.5	15.29	d_{68}	14103.9	13042.4	7.53	d_{68}	14103.9	11352.1	19.51
d_{78}	11302.9	13409.7	18.64	d_{78}	11302.9	11315.3	0.11	d_{78}	11302.9	17029.2	50.66
Average error			14.66	Average error			9.36	Average error			57.22

6.6 考察

5つの実験を通して2つの提案手法の有効性を確認した。表 6.26 は実験 2 及び提案手法を利用した実験 4 と実験 5 におけるランダム位置・姿勢の 9 台のローバ群を距離推定した結果を示しており、それぞれのアルゴリズムにおいて最小誤差となったところに青く色付けしてある。ランダム位置・姿勢のローバ群において距離推定を行う際のアルゴリズム毎の最小誤差は、GWO はアンテナを 4 つにする手法で 14.66% と実験 2 に対し 10.25[pt] 減少、ABC はアンテナを 4 つにする手法で 9.36% と実験 2 に対し 5.30[pt] 減少、GWO は 3 台/1 グループにグループ分けする手法で 27.45% と実験 2 に対し 8.68[pt] 減少し、それぞれ推定精度が向上した。本研究で行った全実験の中において最も高精度に推定したのは、アルゴリズム ABC を用い、RSSI を利用するアンテナを 4 つにする条件における推定誤差 9.36% となった。GWO と ABC は、RSSI を利用するアンテナを 4 つにする手法、PSO はグループ分けによる手法が最も高精度になるという結果から、今回提案した 2 手法はどのアルゴリズムに適用しても同じように高精度な推定が可能になるわけではないことがわかる。アルゴリズムそのものの特徴及び性能により細かく適する手法が変わってくる。実験 1 において選出した 3 つアルゴリズム GWO、ABC、PSO それぞれについて実験全体を通じた考察を行う。

表 6.26: グループ分けとアンテナ 4 つによる推定

Algorithm	3台 /1グループ	4台 /1グループ	5台 /1グループ	アンテナ4つ	実験2
GWO	24.01	18.70	21.14	14.66	24.91
ABC	18.07	17.63	25.84	9.36	14.66
PSO	27.45	31.09	32.07	57.22	36.13

単位：[%]

GWO に関しては、実験 2 の結果である表 6.9 が示すように、 x, y 座標の配置よりも姿勢がどれだけ傾いているかが推定精度に大きく影響が出る。また実験 3 の結果である表 6.15 よりローバの上下方向 (*roll*、*pitch* 方向) の傾きが大きいほど推定誤差が大きくなるのがわかる。そのためどれだけ傾きの影響を小さくすることができるかが推定精度にかかわる。その中で実験 4 において行ったグループ分けは傾きの影響を減らすのに有効であったことから、実験 2 の推定誤差 24.91% に対し、4 台/1 グループの場合 18.70% となり誤差が小さくなったと考えられる。グループ分けをすることにより、ネットワークにおいて外れ値となっているローバを除外し距離推定を行うことができる。グループ内における推定ではグループ内の相対距離を推定するため、相対的に上下方向の姿勢変化の少ない組合せを作ることができた場合に高い精度で推定することができる。また GWO はアンテナを 4 つにする手法においても精度向上している。グループ分けは外れ値のローバを除外することで推定精度を向上させたが、実験 5 の手法は逆に評価関数 (4.1) の項を増やす、つまり 2 つのローバ間の関係式を増やすことでより正確に変数の値を求める手法である。少なくともアルゴリズムがこの問題に対し適切に近似を行うことができているならば、関係式が増えることにより推定精度を向上させることができる。結果的には推定誤差 14.66% となり、グループ分けよりも精度を向上させている。

ABC は実験 2 における結果 (表 6.15) の 3 つの場合を比較すると、GWO とは違い、傾き

の有無が精度に影響していないことがわかる。そのため、傾きの影響を減らすことが精度を上げる手法にはならず、いかにして評価関数 (4.1) の変数を正確に求めるかによって精度が変わる。したがって、外れ値となるローバを取り除き傾きの影響を減らす実験4のグループ分けをした場合の推定精度は、実験2と比較しいずれも改善しなかったと考えられる。その反面、実験5のアンテナ4つの手法に関してはABCにおいても実験2の推定誤差14.66%から9.36%に減少させることができている。

PSOは実験2の結果(表6.15)より、ABCと同じように傾きの有無は精度に影響していないことがわかる。ランダム位置・姿勢のローバ群の推定に関しては、実験2の推定誤差36.13%に対し、グループ分けは推定誤差27.45%と精度を向上させたが、アンテナ4つを利用する手法は推定誤差57.22%と精度が悪くなっている。また、実験1において3台のランダム位置・姿勢なローバ群に対して推定誤差21.61%で距離推定を行えている。この3つの結果からPSOは推定するローバ群の規模により推定精度が変わっているのではないかと考えられる。実験4のグループ分けの手法において、1グループの台数が少ないほど推定誤差が小さくなっていることから、他2つのアルゴリズムに比べ、よりローバ群の台数が推定精度に関わることがわかる。特にアンテナ4つの手法に関しては、実験2の9台のローバ群でアンテナ2つの場合で既に問題の規模が大きかったにもかかわらず、アンテナを4つにしたことにより評価関数(4.1)の項が増え、複雑性が増してしまい推定誤差が大きくなった。

実験を通して本研究の提案手法を試した結果としては推定精度が上がるものとなったが、各アルゴリズムにより適切な手法が違ってくるのが分かったため、更なるアルゴリズム自体の分析が必要となる。これ以上の推定精度を求めるのであれば、使用するアルゴリズムの特徴を捉え、それぞれに合った計算手法を提案していく必要がある。

第7章 まとめ

7.1 本研究の成果

本論文では小惑星探査ローバ群の相対距離推定において、精度向上のための新たな計算手法を提案した。1つはローバ群から立式される問題を簡単化するためにグループ分けを行い計算する手法と、もう1つは計算に利用するアンテナを4つにする手法である。計算に使うアルゴリズムは先行研究で提案されているものを利用しつつ、提案手法を適用し距離推定の精度を効果的に向上することができた。実験を通しアルゴリズムの特徴や、ローバ自身の角度による推定精度への影響等を理解しながら、本研究における2つの提案手法が適切であるかどうかを考察することができたと考えている。

7.2 今後の展望

本研究で使用したアルゴリズムは先行研究においても検討されていた群知能であったが、他のアルゴリズムも検討する必要がある。本研究で提案した手法は既に使用されているアルゴリズムを用いて、さらに推定精度を向上させるための工夫であったが、最終的な推定結果を見るとアルゴリズム自体の性能に大きく左右されている。そのため、まずはなるべく優秀なアルゴリズムを使用することが精度向上に繋がる。

また、ローバの置かれた地形を考慮した推定に関しても今後考える必要のある点である。先行研究 [16] において検討されていたが、通信するローバ間に山や谷などの起伏があることにより RSSI の値に影響が出るため、RSSI と相対座標の関係式はそれを考慮した数理モデルで立式する必要があり、必ずしも本研究の提案手法がそのまま適用できるとは限らず、別途検証するべき要素である。

さらに、実機を用いて計測した RSSI による距離推定の検証も今後の課題として挙げられる。本研究において行った距離推定はすべてシミュレーション上のものであり、推定する際の基にする RSSI は数理モデルを用いて座標から計算したものである。そのため、実際の RSSI と全く同じ値を得られるわけではなく、実際起こりえる観測誤差であったりノイズといったものを本研究では一切考慮していない。実機を用いた RSSI から距離推定を行う関連研究 [10] においては、観測した RSSI をガウシアンフィルタなどを利用しスムージングしノイズを除去したうえで距離推定を行っている。このように実際の RSSI を使うことになった場合、推定以前の段階で処理を考える必要があるので今後ローバ間の相対距離推定において考える必要のある要素である。

謝辞

本研究を進めるにあたり、多くの場面でたくさんのご指導を頂いた指導教員の三河正彦准教授に感謝申し上げます。研究について研究に対する姿勢、進め方を示していただき、大変勉強になりました。また、ゼミで多くの指摘を頂いた藤澤誠准教授に感謝申し上げます。そして、三河研究室と藤澤研究室の皆様感謝いたします。

参考文献

- [1] "<https://spaceinfo.jaxa.jp/ja/asteroids.html>," Accessed 2021-01-03.
- [2] S. E. W. Yan, T. Yoshimitsu, and T. Kubota, "Visual odometry for a hopping rover on an asteroid surface using multiple monocular cameras", *Advanced robotics : the international journal of the Robotics Society of Japan*, vol. 25, no. 6, pp. 893–921, 2011.
- [3] S. Kanata, H. Nakanishi, T. Sawaragi, T. Yoshimitsu, and I. Nakatani, "Radio wave based localization of a rover for a small planetary body," in *The 27th IASTED International Conference on Modeling, Identification and Control*, 2008.
- [4] S. Kanata, Y. Uezono, and T. Shimomura, "Localization of Hopping Rover Using Round-Trip Propagation Delay with Multiple Motion Models," *Transactions of Japan Society for Aeronautical and Space Sciences, Aerospace Technology Japan*, Vol. 59, No. 3, pp. 170–176, 2016.
- [5] T. Ishida, H. Inoue, W. Mogi, M. Takahashi, M. Ono and S. Adachi, "Long-range navigation for resource-constrained planetary rovers using angle of arrival," *Bulletin of the JSME Mechanical Engineering Journal* Vol.2, No.6, 2015.
- [6] S. Chiodini, R. G. Reid, B. Hockman, I. A. D. Nesnas, S. Debei and M. Pavone, "Robust visual localization for hopping rovers on small bodies," *2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 897-903, 2018.
- [7] K. Hattori, N. Tatebe, T. Kagawa, T. Owada, L. Shan, K. Temma, K. Hamaguti, K. Takadama, "Deployment of wireless mesh network using RSSI based swarm robots," *Artif Life Robotics*, 2016.
- [8] S. Meguerdichian, S. Slijepcevic, V. Karayan, M. Potkonjak, "Localized Algorithms In Wireless Ad Hoc Networks:Location Discovery And Sensor Exposure," *Proceedings of the 2nd ACM international symposium on mobile ad hoc networking and computing*, 2001.
- [9] J. Svečko, M. Malajner, D. Gleich, "Distance estimation using RSSI and particle filter," *ISA Transactions* 55, 2014.
- [10] F. Bohdanowicz, H. Frey, R. Funke, D. Mosen, F. Neumann, and I. Stojmenović. "RSSI-based localization of a wireless sensor node with a flying robot," In *Proceedings of the 30th Annual ACM Symposium on Applied Computing (SAC '15)*. Association for Computing Machinery, pp708–715, 2015.
- [11] R. K. Mahapatra and N. S. V. Shet, "Experimental analysis of RSSI-based distance estimation for wireless sensor networks," *2016 IEEE Distributed Computing, VLSI*,

- Electrical Circuits and Robotics (DISCOVER), Mangalore, 2016, pp. 211-215, doi: 10.1109/DISCOVER.2016.7806221.
- [12] 田中祥太, "進化計算アルゴリズムによる小惑星探査ローバ群の相対距離推定の精度向上," 筑波大学情報学群情報メディア創成学類 卒業論文, 2019.
- [13] M. Mikawa, "Attitude Estimation for Small Asteroid Exploration Rovers Equipped with Plural Antennae," The 13th International Symposium on Artificial Intelligence, Robotics and Automation in Space (i-SAIRAS 2016), 2016.
- [14] M. Mikawa, "Robust Wireless Communication for Small Exploration Rovers Equipped with Multiple Antennas by Estimating Attitudes of Rovers in Several Experimental Environments," Journal of Robotics and Mechatronics, Vol.29, No.5, pp. 864-876, 2017.
- [15] M. Mikawa, "Asteroid wide-area exploration system using plural small rovers and relative distance estimation," 2013 6th International Conference on Recent Advances in Space Technologies (RAST), Istanbul, 2013, pp. 949-954, doi: 10.1109/RAST.2013.6581351.
- [16] M. Mikawa, "Asteroid exploration using plural small rovers and relative distance estimation on undulating terrain," in 12th International Symposium on Artificial Intelligence, Robotics and Automation in Space (i-SAIRAS 2014), 2014.
- [17] M. Kurisu, "Novel Hopping Mechanism using Permanent Magnets for Tiny Asteroid Exploration Rover," Proc. 11th Int. Sympo. on Artificial Intelligence, Robotics and Automation in Space(USB), 6a-2, 2012.
- [18] S. Mirjalili, S.M. Mirjalili, A. Lewis, "Grey wolf optimizer," Adv Eng Softw, 2014, pp. 46-61.
- [19] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization," Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks, Perth, WA, Australia, 1995, pp. 1942-1948 vol.4, doi: 10.1109/ICNN.1995.488968.
- [20] D. Karaboga, B. Basturk, "A powerful and Efficient Algorithm for Numerical Function Optimization: Artificial Bee Colony (ABC) Algorithm, Journal of Global Optimization," Volume:39, Issue:3,pp:459-171, November 2007,ISSN:0925-5001 , doi: 10.1007/s10898-007-9149-x.
- [21] S. C. Chu and P. W. Tsai, "Computational intelligence based on the behavior of cats," International Journal of Innovative Computing, Information and Control, vol. 3, no. 1, pp. 163-173, 2007.
- [22] Meng X., Liu Y., Gao X., Zhang H. "A new bio-inspired: Chicken Swarm Optimizer," Advances in Swarm Intelligence, Springer International Publishing, 2014, pp. 86-94.
- [23] Yang X-S. "A new metaheuristic bat-inspired algorithm. In: Nature inspired cooperative strategies for optimization (NICSO 2010)," ed.: Springer; 2010. p. 65-74.
- [24] E. Rashedi, H. Nezamabadi-pour, S. Saryazdi. "GSA: A Gravitational Search Algorithm," Information Sciences, Volume 179, Issue 13, 2009, pp. 2232-2248, ISSN 0020-0255.

- [25] X.-S. Yang, S. Deb, "Cuckoo search via Lévy flights," World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing (NaBIC), IEEE Publications, 2009, pp. 210–214.
- [26] K. M. Passino, "Biomimicry of bacterial foraging for distributed optimization and control," in IEEE Control Systems Magazine, vol. 22, no. 3, pp. 52-67, June 2002, doi: 10.1109/MCS.2002.1004010.
- [27] X.S. Yang, "Firefly algorithms for multimodal optimization, in: Stochastic Algorithms: Foundations and Applications," Springer, 2009, pp. 169–178.
- [28] S. Mirjalili, A. Lewis, "The whale optimization algorithm," Advances in Engineering Software, 2016, pp. 51-67.
- [29] "<https://github.com/SISDevelop/SwarmPackagePy>," Accessed 2021-01-03.