

不整地移動ロボットの広域マップ生成における位置合わせ 性能評価手法及び三次元地形モデルの検討に関する研究

Study on Registration Performance Evaluation and 3D Terrain Model
for Map Generation on Field Mobile Robot

電気電子情報通信工学専攻 武内 直己
Naoki TAKEUCHI

1 はじめに

近年、地質調査、資源探査等の目的のため惑星等の遠隔地で活動する移動ロボットローバが注目されている。ローバのミッションとしてサンプル採取・地質調査・水探査などが挙げられる。このようなミッションを遂行するためには目的地到達が必須となる。そこでローバは、ステレオカメラなどを用いて周辺環境の地形データ (Local Map) を逐次計測し、地形評価、経路計画の処理を行い、上記の活動を実現する。このような活動過程では、その時々々の Local Map が、蓄積されていく。そこで、蓄積された Local Map を統合し、広域マップ (Global Map) を生成することで、一度走行した環境は、既知環境として認識される。これにより、再び同一環境で活動する際の環境計測時間の短縮、また地形評価、経路計画の効率化、最適化が期待でき、また、操縦者側へロボットの自己位置と環境情報の提示をすることや科学観測データとしての価値も有し、ローバの活動において非常に重要な技術である [1]。そのため、ローバの活動において広域マップ生成の成功は必須である。しかし、ローバが活動する惑星上という未知自然環境は多種多様であるため、広域マップ生成アルゴリズムが確実に動作する保証がない、また、活動領域が宇宙という遠隔地であるためローバに一度搭載したら、すぐに取り替えるということは不可能である。本研究では、広域マップ生成の評価手法を検討し、シミュレーション用の地形モデルの検討を行なう。

2 評価システムの構築

広域マップ生成を行なっている研究が多数報告されている [2]。しかし、広域マップ生成を評価する方法として JPL では、火星の地形データをもとにシミュレーションを行ったり、惑星上と似たような場所の地形データを用いることで評価を行なっている。しかし、これらは一例であり、特に宇宙という未知環境化ではこれだけの評価では不十分である。十分な評価を行なうためには以下の項目を検討する必要があると考えられる。

- 障害物形状
- 障害物の配置・大きさ
- 自己位置同定
- 車輪による滑り

しかし、これらのこと全てを考慮するのは難しい。そこで、乱数を用いたシミュレーション手法であるモンテカルロ法を用いて全ての場合について網羅する。そこで、障害物の大きさ・配置、自己位置同定、車輪による滑り等をランダムに決定する。

2.1 評価システムの構築

配置や大きさも、あらゆる状況の地形について考慮することが望ましいが、全ての配置や大きさを任意に決定していくことは難しい。そこで、アポロ計画時のサーベイヤー 7 号の着陸地点岩石分布モデルを参照し、配置・大きさを決定する。Fig.1 に 7 号が取得したデータを示すが、これは 100×100 [m] の地形データ中に得られた岩の大きさと数の関係であり、データの面積と個数から配置を配置・大きさをランダムに決定する。また、7 号の着陸点を選定した理由として、7 号の着陸点は、数倍の岩石が存在するなど、取得されたデータにおいて最も過酷な環境であるとされるため、走行システムの有効性評価に相当であると判断し採用した。

2.2 仮想走行環境の生成

上述した、ルナーソースブックにあるサーベイヤー 7 号の着陸点周辺の月面岩石分布モデルを基に地形データの生成を行う。ランダム性を含む地形データを 1 つ 1 つ評価することは困難であるため以下の条件の下、乱数を用いた統計的評価手法であるモンテカルロ法により地形データを生成する。これにより、実環境に存在する多くの地

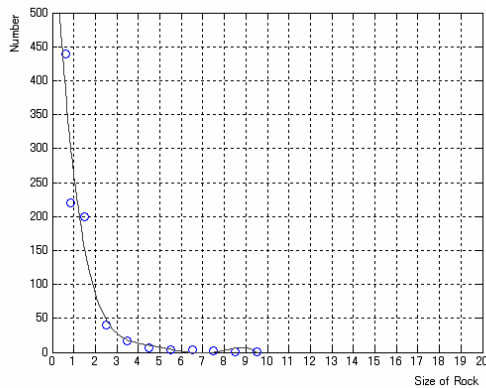


Fig 1: Rock density

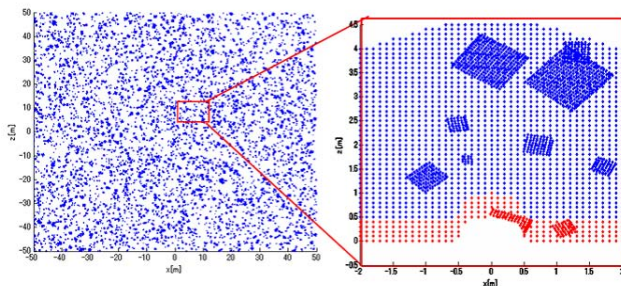


Fig 2: Virtual Lunar Surface by Monte Carlo Sim.

形データから評価が可能となる。

< 地形生成の条件 >

- 岩の大きさ, 高さ, 個数はモデル区間でランダム
- 岩の発生位置は 100[m] × 100[m] の範囲でランダム
- 計測地点は 100[m] × 100[m] の地形の中からランダム

また, 取得データは, ローバが計測するのと同範囲のデータ, 重複率は 70[%], 重なり方はローバが直進した時のものとする。

2.3 仮想走行環の境問題点

構築したシステムでは形状に対する評価が行なえていない。実際の自然環境の地形を考えると、障害物はフラクタルな形状にするのが望ましいが計算効率や分配のことを考えると難しい。そこでまず、簡易的な形状を考え、形状が複雑化するにつれ位置合わせ精度に与える影響を検討する。

そこで、次章で障害物の形状を検討し、位置合わせ精度の確認を行なう。

3 位置合わせ実験

3.1 障害物形状の検討

シミュレーション用に障害物をモデル化した際に、形状の違いによって位置合わせ精度に違いが出てきてしまうのは問題である。例えば、地形モデルが円形に近い場合は位置合わせ精度が難しく、三角柱のような形状をした場合が位置合わせが容易だとしたとき、三角柱の形状ばかりを用いた評価をしても、評価指標があまく、実際の地形形状で全く位置合わせが行えない可能性がある。つまり、モデル別で位置合わせ精度に違いが無ければ、形状を考慮する必要が無いが、違いがあった場合は一番位置合わせ精度の厳しいモデルで評価を行なうのが妥当であると考え。そこで、形状を N 角形・N 角柱から円・円柱とし、特徴量を複雑化から簡略化することで位置合わせ精度の確認を行なう。以上のことを考慮し地形データの作成を行う。

3.2 評価方法

3.2.1 初期位置誤差

走行過程での位置合わせに想定される様々な初期位置誤差を用いて評価しなければならない。全ての初期位置誤差を 1 つ 1 つ 評価するのは困難であるため、地形データと同様に以下の条件の下、モンテカルロ法により初期位置を決定する。これにより指定範囲内の様々な位置誤差の評価が可能となる。

< 初期位置誤差の決定条件 >

- 姿勢誤差... $\pm 30[\text{度}]$ の範囲の yaw 角の回転誤差 (10[度] 刻み)
- 位置誤差... x, z 軸それぞれ -50[m] から 50[m] の範囲の並進誤差 (ランダム)

3.2.2 評価

生成した複数の地形データ (サンプル数:50[個]) を使用し、位置合わせ完了状態から初期位置誤差 (サンプル数:50[点]) を与え、合計 2500 パターンの提案手法による位置合わせシミュレーションを行う。そして各結果の最終的な位置合わせ誤差を用いて性質を評価する。ここで、一般的に用いられている広域マップは 10cm 間隔の格子状で作られているため、最終的な位置合わせ成功条件を 5cm 以内とする。

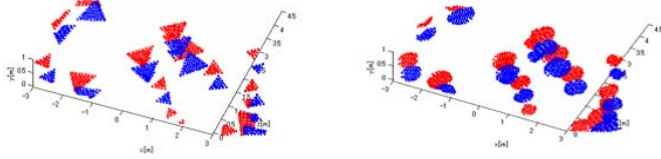


Fig 3: 2D model

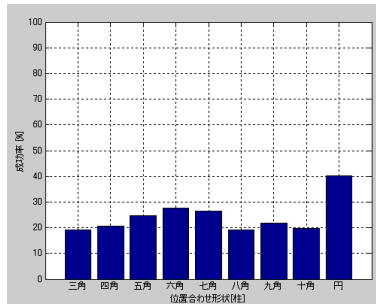


Fig 4: Convergence rate

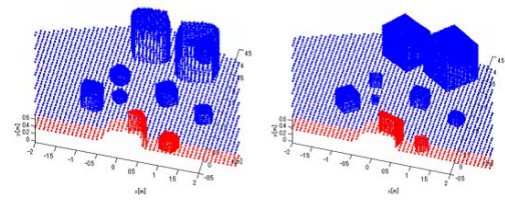


Fig 5: 3D model

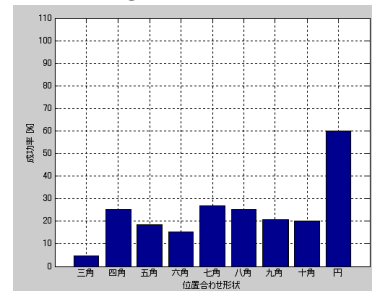


Fig 6: Convergence rate

3.3 位置合わせ

3.3.1 二次元形状

二次元形状での位置合わせ性能評価を行う。二次元形状で位置合わせを行なうことで、形状の違いだけで位置合わせの難しさを直感的に理解できると考えられる。Fig.3 にそのモデルを図示し、また、その時の収束率を Fig.4 に示す。

角(複雑度)が増すたびに位置合わせ精度が向上するか、悪化するかを予想していたが、予想に反し、各形状に対してそれほど大きな差は出なかった。今回のシミュレーション回数が2500セットと回数が少なく、妥当性が低いと考えられるが、しかし、今回の結果を考察すると、円形が他の形状よりも精度が高いことがわかる。つまり、シミュレーション回数を重ねると、円形になるにつれて位置合わせが容易になるのではないかと考える。

3.3.2 三次元形状

次に、三次元形状での位置合わせ性能評価を行なった。三次元形状と二次元形状の違いを把握することで、位置合わせと評価手法として用いる地形はどちらが適切なのかを認識する。Fig.5 に3次元モデルを図示する。また、Fig.6 に各地形形状の収束率を示す。この実験でも円柱に対する位置合わせ精度は高いが他の形状に対する違いがあまり見られなかった。しかし、三角柱の位置合わせ結果が低いことから、二次元のときと同様、形状の角が増すたびに位置合わせ精度が容易になるのではないかと

考えられる。

以上の結果を考慮し、位置合わせの性能評価を行なう。

4 モデル形状の違いによる性能評価

位置合わせを行なうモデルの違いによる位置合わせ精度の違いをモンテカルロ法を用いて確認する。位置合わせに用いるモデルは三次元の円柱と三角柱を用いる。これは先の実験において、最も精度が高かったモデルと低かったモデルであり、それらを使用しモデルの妥当性の検証を行なう。

4.1 位置合わせ方法

4.1.1 反復重複部推定

位置合わせアルゴリズムとして反復重複部推定手法を用いる [3]。この手法は本研究室が提案してきたアルゴリズムであり、この手法により位置合わせ精度が向上される。そこで、反復型重複部推定を用いた位置合わせ手法の基本的な考え方を Fig.7 に示す。

この手法は、計測領域の異なる2つのデータを位置合わせする際、計測領域の違いを無視し、地形データの形状比較により位置合わせを行う (Fig.7-Step1)。このとき、各地形データ中の計測領域の異なる部分が影響するために、位置合わせ結果に誤差が生じる。しかし形状に基づく位置合わせにより、類似した地形、すなわち、重複部分は、比較的近い範囲に存在し、重ねられた領域内に多く含まれると予測できる。そこで非重複部を各地形データから削除することで、真の重複部を多くデータ内に残す (Fig.7-Step2)。そしてさらに位置合わせ手法を適

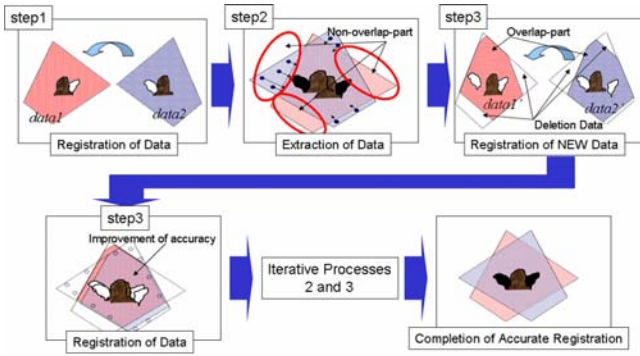


Fig 7: Overlap Estimation

用し位置合わせを行う (Fig.7-Step3) . この際、位置合わせ誤差の原因となる誤対応部分 (非重複部) を減少させたデータどうして位置合わせを実施するため精度が向上する (Fig.7-Step4). 再び Step2, 3, 4 を実施し、繰り返すことで重複部を推定していき、精度向上が実現される.

4.1.2 位置合わせアルゴリズム

ICP アルゴリズムは、2 つの形状データにおいて、最近傍点を対応点とし、この対応点間の距離 (式 (1) に示す評価関数) を最小にするような変換行列 (位置合わせベクトル $\vec{q} = [\vec{q}_R \mid \vec{q}_T]^t$) を求めてデータを変換する. この操作を交互に繰り返すことにより、対応点付けと位置合わせを同時に解くことが可能となるアルゴリズムである .

$$f(\vec{q}) = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|\vec{x}_i - \text{bmR}(\vec{q}_R) \vec{p}_i - \vec{q}_T\|^2 \quad (1)$$

4.1.3 kdtree

本研究の位置合わせ手法は全ての対応点に対して位置合わせを行なうため莫大な計算コストが考えられる. そこで kdrr アルゴリズムを導入することで探索時間の効率化を図る. KDtree(k-dimensional tree) は、k 次元のユークリッド空間にある点を分類する空間分割データ構造であり、多次元探索鍵を使った探索などの用途に使われるデータ構造である. この手法を用いることで探索範囲の低減され、対応点探索の計算コストが効率化される.

よって、今後の位置合わせ手法として KD tree を導入する.

以下が、位置合わせアルゴリズムの一連の流れである.

- 2 つのデータから対応点を検索

- ICP アルゴリズムにより位置合わせ
- KDtree により対応点探索時間削減
- 反復重複部により比重腹部をカット

以上のステップを繰り返し、位置合わせを行なう.

4.2 性能評価

上述したアルゴリズムを用いて、三角柱と円柱の位置合わせ精度実験を行なった. 計測地点をランダムに 100 点、初期位置誤差を 1 つの計測地点に $\pm 70\text{cm}$ の範囲内でランダムに 50 点与え、評価を行なった. その評価結果を Table.1 に示す. 結果より形状のモデルにより位置合わせ精度に大きな違いが出てくる事が確認できる.

Table 1: Convergence Rate

| | 成功数 | シミュレーション回数 | 収束率 [%] |
|-----|------|------------|---------|
| 円柱 | 520 | 5000 | 10.4 |
| 三角柱 | 2668 | 5000 | 53.3 |

5 まとめと今後の課題

モンテカルロシミュレーションにより地形の形状による位置合わせ精度の違いについて検討を行なった. 結果から形状により精度に違いが現れることが確認できた. しかし、シミュレーション回数が妥当な回数行なえておらず、更なる検証が必要である. また、今回は簡略化したモデルで検証を行なったが、複雑化したときとの違いを確認し、精度の違いを確認する必要がある.

参考文献

- [1] S.Se, H.Ng, P.Jasiobedzki and T.Moyung: "Vision based modeling and localization for planetary exploration rovers," *Int.Astronautical Congress (IAC)*, Vancouver, Canada, Oct 2004
- [2] Ko Nishino, Katsushi Ikeuchi: "Robust Simultaneous Registration of Multiple Range Images," *The 5th Asian Conference on Computer Vision*, 23-25, January, 2002
- [3] 長谷川, 國井: "反復型重複部推定を用いた環境マップ位置合わせ手法の精度評価及び精度向上", ロボティクメカトロニクス講演会 2006.