

## SLAM を用いたマルチエージェントシステムによる惑星探査 Multi-Agent System with SLAM for Planetary Exploration

○澁谷浩平<sup>1</sup>, 内山賢治<sup>2</sup>○Kohei Shibuya<sup>1</sup>, Kenji Uchiyama<sup>2</sup>

Abstract : We present multi-agent system (MAS) for a planetary exploration using simultaneously localization and mapping method (SLAM), which is the efficient method for achieving difficult tasks cooperatively with each other. The MAS acts for human to deal with hazardous works and hard missions. In numerical simulations, multi rovers that follow guidance commands generated by a potential function arrive at a destination while avoiding to collide with obstacles and each other. Numerical results show validity of the proposed method.

### 1. 諸言

今後の宇宙開発では、有人による船外活動の増加や惑星探査もより盛んになると考えられる。しかし、そこには予期せぬ事態によって生じる危険や障害が多く伴うことが予想される。

このような問題に対して様々なアプローチが考えられるが、本研究では、複数の惑星探査機からなるマルチエージェントシステムを構築し、様々なミッションに対応可能な手法を提案する。本稿では、SLAM を用いて惑星探査ミッションにおける自己位置推定と地図構築を行い、目的地に誘導することに焦点を当て、そこに生じる問題を取り扱う。最後に、複数機による協調性とミッション達成の効率化を数値シミュレーションにより検証する。

### 2. 手法

#### 2. 1. マルチエージェント

自ら考え行動し、人間に変わって複雑な作業などを行うものを「エージェント」と呼ぶ。また、そのようなエージェントが多数共存する環境をマルチエージェントという。そして、単体のエージェントでは対処困難な複雑な問題を、複数のエージェントが協調して解決しようとするシステムがマルチエージェントシステムである<sup>[1]</sup>。

#### 2. 2. SLAM

SLAM は、GPS のようなグローバルな位置情報を得ることができない遠い惑星のような環境で、ロボットが正確な自己位置推定と地図構築を行うための手法として近年注目を浴びている。

SLAM は上記 2 つのことを各種センサから取得した情報から、互いに確率的にフィードバックし合うこと

により、高精度な自己位置推定と地図構築を行うための手法である。

本実験では、Extended Kalman Filter(以下 EKF)を用いた SLAM を適用し、位置推定と地図構築を行う。カルマン・フィルターは、時系列に対する最適な逐次推定法の一つである<sup>[2]</sup>。

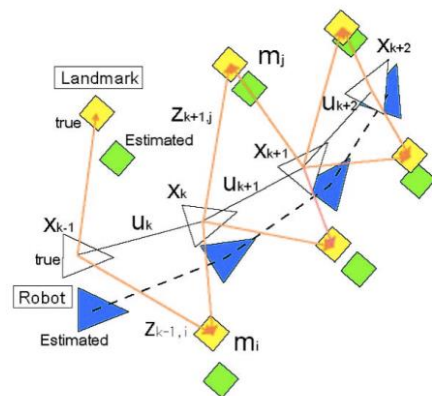


Figure 1. Structure of SLAM

Fig.1 に SLAM の機構を示す。

$\mathbf{x}_k$ : 時刻  $k$  のロボットの位置と方角を示す状態ベクトル

$\mathbf{U}_k$ : 状態  $\mathbf{x}_k$  へ遷移するために時間  $k-1$  でローバに与える制御ベクトル

$\mathbf{M}$ : 目印の位置ベクトル

$\mathbf{Z}$ : ランドマークの推定位置

#### 2. 3. ポテンシャル関数誘導法

本研究では、誘導則に仮想的なポテンシャル場の勾配を用いて機体を誘導するポテンシャル関数誘導法を適用する。この手法は、障害物に高ポテンシャル場を、目的地に低ポテンシャル場を設定することで、障害物を回避しながら目的地へ誘導を行う。機体、障害物、

目的地の位置情報に依存し、事前に経路設計を行う必要のないことによって計算量を抑えられる利点がある。

ポテンシャル場は誘導ポテンシャル $U^A$ と反発ポテンシャル $U_j^R$ の和として表される。誘導ポテンシャル関数 $U^A$ 、反発ポテンシャル $U_j^R$ は次式で表される。

$$U^A(\mathbf{x}) = C_a \sqrt{x^2 + y^2} + L_a \quad (1)$$

$$U_j^R(\mathbf{x}_j) = C_r \sum_{j,j \neq 1} \exp\left(-\frac{|\mathbf{x}_j|}{L_r}\right) \quad (2)$$

ただし添字 $j$ は $j$ 番目の障害物を表す数字とし、誘導ポテンシャルの勾配の大きさを $C_a$ 、平衡点付近の勾配の変化率を $L_a$ 、反発ポテンシャルの勾配の大きさを $C_r$ 、反発ポテンシャルの影響範囲を $L_r$ と定義する。また、 $\mathbf{x}$ は位置ベクトルを表し、 $\mathbf{x}_j = |\mathbf{x} - \mathbf{x}_j|$ は機体と障害物間の相対距離とする。

ローバの誘導則には、ポテンシャル関数から導かれる速度場を利用する。 $x$ 、 $y$ 方向の速度の指令値はそれぞれ次の通りである。

$$V_x = -\frac{\partial U^A(\mathbf{x})}{\partial x} - \frac{\partial U_j^R(\mathbf{x}_j)}{\partial x} \quad (3)$$

$$V_y = -\frac{\partial U^A(\mathbf{y})}{\partial y} - \frac{\partial U_j^R(\mathbf{y}_j)}{\partial y} \quad (4)$$

以上の式より、速度 $V_d$ と指令方位角 $\psi_d$ は以下のように表される<sup>[3]</sup>。

$$V_d = \sqrt{V_x^2 + V_y^2} \quad (5)$$

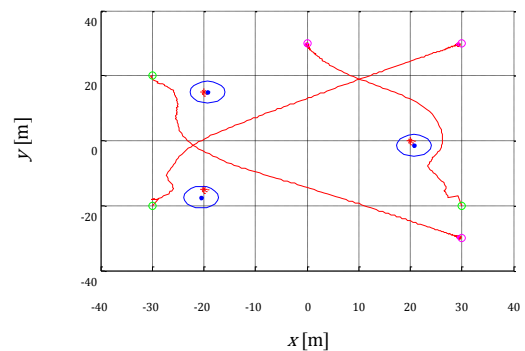
$$\psi_d = \tan^{-1}\left(\frac{V_y}{V_x}\right) \quad (6)$$

### 3. 数値シミュレーション結果

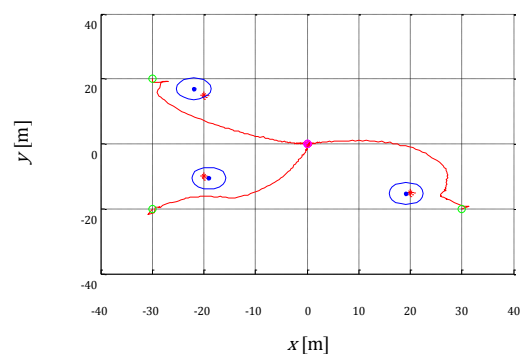
三体のローバを予め把握している目的地に誘導するシミュレーションを行った。緑色の円はローバのスタート位置、桃色の円は目的地、赤色の星が障害物、青色の点はランドマーク、青色の境界領域はランドマーク位置の分散をそれぞれ表す。本数値シミュレーションでは、一回目のセンサリングで障害物や他のローバ、目的地を認識できるものとする。

Fig.2(a)では、目的地を異なる点に設定し3機のローバの誘導制御を行った。また、Fig.2(b)ではグラフの原点に目的地を設定し、3機のローバが原点に集合する数値シミュレーションを行った。

Fig.2(a)及び Fig.2(b)より、EKF-SLAMにより自己位置と障害物を認識し、障害物を回避しながら目的地に到達していることが分かる。障害物の回避と目的地へ



(a) Dispersed destination



(b) Collected destination

Figure 2. Landmark position and trajectory of rovers

の到達が達成されていることから、EKF-SLAMとポテンシャル関数誘導法が有効に機能していることが確認できる。

### 4. 結言

数値シミュレーション上で提案した手法を適用し、複数のローバが協調しながら目的地に到達することでその有効性を検証した。

今後は、座標が不明でおおよその方向のみが判明している目的地とセンサリング範囲の限定を前提とし、限られた情報をもとに互いに協調することで目的地を目指すマルチエージェントの実験を行う。

### 参考文献

- [1]George A.Bekey, 松田晃一, 細部博史, “自律ロボット概論”, 株式会社毎日コミュニケーションズ, pp.337, 2007.
- [2]松原望, “入門ベイズ統計—意思決定の理論と発展”, 東京図書株式会社, pp.117, 2008.
- [3]蓑谷千風彦, “数理統計ハンドブック”, 医学評論社, pp.882, 2009.