

7R-4

複数の自律移動ロボットによる
地図生成システム MARSHA の設計と実装*石岡 宏治 開 一夫 安西 祐一郎†
慶應義塾大学‡

1 はじめに

自律移動ロボットが外界と相互作用してゆく上で、外界に対応した地図をいかに表現し、獲得するかという問題が重要となる。地図の表現方法に関する従来の研究には、格子状に区切った環境に物体の存在確率を割り当てる Occupancy grid[1, 2]、環境上のランドマークをグラフとして表現する Log-net[3]、あるいはロボットの経路をベクトルとして記したテンプレートの集合として環境を表現する NaTs[4] など様々なものがある。これらは、地図を作成するロボットとそれを利用するロボットは同一の個体であることを前提としている。

これに対し、複数のロボットが混在し相互に通信できる場合、あるロボットによって生成された地図は、他のロボットでも有効に利用できることが望まれる。しかし、センサの種類の違い、内界センサの誤差といった個体差により、各ロボットの特性が全く等しいとは仮定できない。

本研究では、複数の自律移動ロボットから得られる局所的環境情報を統合する際に、個々のロボット間の特性に関する関係式を求めることにより、ロボット固有の誤差に依存しない地図を生成するシステム MARSHA (Map Acquiring System for Heterogeneous Agents) を設計・実装した。

2 地図の表現と獲得方法

本研究では、地図の表現方法として、Occupancy grid を使う。この方法では、ロボットがスキャンして得られる距離情報から、各格子に対して、物体が存在する確率 p_o 、存在しない確率 p_e を別々に求めた後、 p_e で p_o を正規化し、地図上に値を割り付ける。この手続きを環境中の複数の点で行なうことでソナー・センサの角度・距離における誤差を減少させてゆく。

Occupancy grid のような格子状の地図表現では、地図生成時にソナー・センサの測定範囲内に入ったところは物体の存在確率を知り得るので、地図生成後のロボットの経路が地図生成時の経路となることはない。しかし、Log-net では地図生成時の経路上にランドマークを作り、生成後はロボットがそのランドマークをたどるので、地図生成時に経路が決定してしまう。

本研究では、ロボットのより柔軟なプランニングに耐えうるような地図表現を目指すという意味で、格子状の地図表現の一つである Occupancy grid を採用した。

本システム MARSHA は、 n 台のロボットが地図生成の対象となる環境内を直線移動し、障害物に遮られた時点で停

止し、ソナー・センサで全方向の距離情報を獲得するという動作を繰り返す。この距離情報を獲得する地点を scanning point、この点で得た距離情報から生成した局所的な地図をローカルマップ、また、 n 台のロボットのローカルマップを合成した大域的地図をグローバルマップと呼ぶ。ローカルマップを合成するとき、ロボットの個体差が問題となる。以下で、その個体差を自動的に校正する方法を述べる。

3 ロボットの個体差の記述

ここでは、ロボット固有のパラメータ α 、 β および a を導入する。 α 、 β はロボットの滑り、 a はロボットが直線移動するときの直線からのずれの軌道を円で近似したときの曲率半径を表す。また、異なるロボットにより獲得されたローカルマップ間でマッチングとすることで、それらの α 、 β の間の関係を求めるアルゴリズムを示す。 a については本システムにより動的に決定できないので、予め与えるものとする。

3.1 内界センサ誤差の記述

ロボット p の初期座標 $P_0^p = (x_0^p, y_0^p)$ 、初期方向 θ_0^p は既知とする。 k 番目の scanning point に対して、ステッピング・モータに与えるパルス数のみから計算した座標 P_k^p 、方向転換 ϕ_k^p 、方向転換後の方向 θ_k^p 、 $k-1$ 番目の scanning point から k 番目までの直線移動距離 d_k^p と、回転・直線運動の滑り誤差を補正した P_k^p 、 ϕ_k^p 、 θ_k^p 、 d_k^p の二種類の記述を与える。また、直線移動 d_k^p 、 P_k^p における方向転換のためのパルス数をそれぞれ n_k^p 、 m_k^p とする。

ここで、ロボット p の車輪・接地面間の滑り率 α^p 、回転滑り率 β^p は一定とする。 P_k^p において m_k^p パルス分方向転換をし、そこから P_{k+1}^p まで n_{k+1}^p パルス分直進するとする。この時、パルス数のみから計算した P_k^p と P_{k+1}^p 間の距離 d_{k+1}^p 、 P_k^p における回転角度 ϕ_k^p を補正すると以下ようになる。

$$d_{k+1}^p = \alpha^p \cdot n_{k+1}^p \cdot d_k^p \quad (1)$$

$$\phi_k^p = \beta^p \cdot m_k^p \cdot \phi_k^p \quad (2)$$

さらに、ロボット p が n^p パルス分直進した時の直線からのずれ $L^p(n^p)$ 、向いている方向のずれ $K^p(n^p)$ を、

$$L^p(n^p) = \alpha^p \pm \sqrt{(\alpha^p)^2 - y^2} \quad (3)$$

$$K^p(n^p) = \pm \tan^{-1} \left(\frac{y}{\sqrt{(\alpha^p)^2 - y^2}} \right) \quad (4)$$

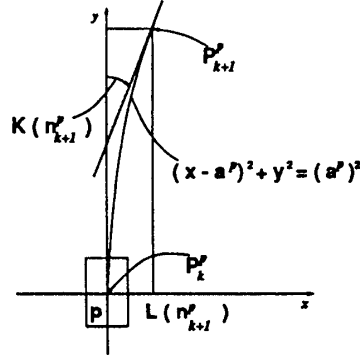
$$y = n^p \cdot \tau^p \quad (5)$$

とする。ただし、ロボット p の車輪の1パルス分の回転距離を τ^p とし、これは既知であるとする。図1に $L^p(n^p)$ および $K^p(n^p)$ を示す。

*Marsha : Design and Implementation of Map Acquiring System for Multiple Autonomous Mobile Robots

†Kouji ISHIOKA Kazuo HIRAKI Yuichiro ANZAI

‡Keio University

図1: ロボット p の曲り特性

3.2 内界センサの累積誤差

ロボット p が P_k^p において m_k^p パルス分の方角転換をし、その後 P_{k+1}^p まで n_{k+1}^p パルス分の直線運動をとする。この動作を始める前の座標を $P_k^p = (x_k^p, y_k^p)$ 、方向を θ_k^p とすると、動作後の方向 θ_{k+1}^p 、座標 P_{k+1}^p はそれぞれ (2)、(4) 式、(1)、(3) 式から、

$$\theta_{k+1}^p(m_k^p, n_{k+1}^p) = \phi_k^p + K^p(n_{k+1}^p) + \theta_k^p \quad (6)$$

$$P_{k+1}^p = \begin{pmatrix} x_k^p + d_{k+1}^p \cdot \cos(\theta_k^p + \phi_k^p) \\ + L^p(n_{k+1}^p) \cdot \sin(\theta_k^p + \phi_k^p) \\ y_k^p + d_{k+1}^p \cdot \sin(\theta_k^p + \phi_k^p) \\ + L^p(n_{k+1}^p) \cdot \cos(\theta_k^p + \phi_k^p) \end{pmatrix} \quad (7)$$

ロボット p の初期状態 $P_0^p = (x_0^p, y_0^p)$ 、 θ_0^p 、および、各 scanning point における m^p と n^p が既知とすると、 θ_{k+1}^p 、 P_{k+1}^p は (6)、(7) 式から以下のように表現される。

$$\theta_{k+1}^p(m_k^p, n_{k+1}^p) = \sum_{i=0}^k \{ \phi_i^p + K^p(n_{i+1}^p) + \theta_i^p \} \quad (8)$$

$$P_{k+1}^p = \begin{pmatrix} x_0^p + \sum_{i=0}^k \{ d_{i+1}^p \cdot \cos(\theta_i^p + \phi_i^p) \\ + L^p(n_{i+1}^p) \cdot \sin(\theta_i^p + \phi_i^p) \} \\ y_0^p + \sum_{i=0}^k \{ d_{i+1}^p \cdot \sin(\theta_i^p + \phi_i^p) \\ + L^p(n_{i+1}^p) \cdot \cos(\theta_i^p + \phi_i^p) \} \end{pmatrix} \quad (9)$$

式 (1)~(9) から、ロボットの座標、および向いている方向を逐一もとめてゆく。

3.3 パラメータ間の関係を求めるアルゴリズム

地図生成に参加しているロボットは全て、各 scanning point においてソナー・センサから得た距離情報からローカルマップを生成する。ここで、ロボット p 、 q が P_i^p 、 P_j^q においてローカルマップ M_i^p 、 M_j^q を生成し、ロボット p 、 q の scanning point P_i^p 、 P_j^q が、それぞれ相手のロボットのローカルマップ M_j^q 、 M_i^p に含まれるとき、 M_i^p と M_j^q 間で角度・中心点間距離を変化させながらマッチングを行なう。マッチングができ

たら P_i^p 、 P_j^q のそれぞれ相手のローカルマップ M_j^q 、 M_i^p 上での座標 $j_q P_i^p$ 、 $i_p P_j^q$ を求め、これら 4 点において、次式で表される M_i^p 、 M_j^q 間の写像関係 S_{pq} を求める。

$$(P_i^p, i_p P_j^q) = S_{pq} (j_q P_i^p, P_j^q) \quad (10)$$

この S_{pq} により、ロボット p 、 q 間におけるパラメータ α 、 β の関係が表現される。この関係を用いて相手のロボットが獲得した環境情報を変換すれば、自分の持つ環境情報と同等に扱うことができる。実際は、予め決めておいた一台のロボットを基準にグローバルマップを生成し、他のロボットは自分と基準ロボットとの関係を通してそれを参照する。

3.4 実行結果

図2に、2台のロボット p 、 q により生成した、ロボット p を基準とした地図を示す。地図は物体の存在を確率として示してある。

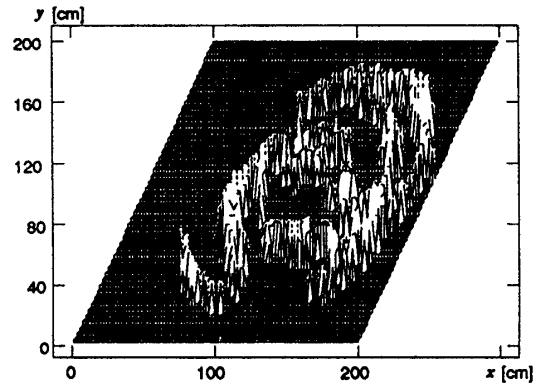


図2: 獲得した地図

4 まとめと展望

本論文では、複数の自律移動ロボットから得られる局所的環境情報から、個体差に依存しない地図を生成するシステム MARSHA について述べた。ここで取り上げた問題はマルチ・エージェントによる外界モデルの獲得に関する一般的問題といえる。

現在、MARSHA は、滑り率等のパラメータを各ロボットに固有かつ一定であると仮定しているが、実際こうしたパラメータは環境の変化に依存しており、今後、環境の変化をいかに認識するかが課題となる。

参考文献

- [1] A. Elfes, IEEE COMPUTER, June 1989, pp.46-57.
- [2] A. Elfes, IEEE Journal of Robotics and Automation, VOL. RA-3, NO.3, JUNE 1987, pp.249-265.
- [3] P.K. Malkin and S. Addanki, AAAI-90, 1990, pp.1045-1050.
- [4] D.P. Miller and M.G. Slack, AAAI-91, 1991, pp.750-755.