

相互の観測を用いたSLAM

SLAM by using Other Robot's Information

西村 能輝 堀 浩一
Yoshiteru Nishimura Koichi Hori

東京大学大学院工学系研究科航空宇宙工学専攻
Dept. of Aeronautics and Astronautics, The Univ. of Tokyo

This paper proposes a method for SLAM(Simultaneous Localization And Mapping) with multiple mobile robots. Robots estimate their location by obserbing landmarks. We expect the method improves the performance of SLAM by regarding the robot as a landmark.

1. 研究背景

近年ロボット技術は応用分野を拡大しつつあり、従来の工場内環境などではなく、人間の生活環境内での活動を行う自律移動ロボットの開発が活発になっている。ロボットの活動領域が広がっていくとすると、今後同じ作業環境に複数のロボットが存在するようになることも考えられる。そのような場合には、ロボットは個々に行動するだけではなく、ロボット同士が互いに協調して作業が行われる事も期待される。

自律移動ロボットが何らかの作業を行う場合、行動計画等を行うために、対象とする作業環境についての環境のモデルとして地図が必要となる。ところが、未知環境での作業を行うことが求められる場合については事前にその環境モデルを持たせることは困難であり、自律化のための障害となっている。自律移動ロボットが自己位置推定と地図作成を同時に行っていくことはSLAM(Simultaneous Localization and Mapping)と呼ばれるが、自己位置の推定には地図が必要であり、正しい地図の作成には正しい自己位置が必要だということが問題となる。

また、従来の研究では単独のロボットを対象とすることが多く、複数のロボットがコミュニケーションをとったり、他のロボットの獲得した地図を別のロボットが利用する研究は少ない。だが、低いセンサやアクチュエータの性能しか持たないロボットであっても、複数のロボットが互いの観測データを利用しあうことで、そのセンサ等の性能を補うことのできる可能性が期待できる。

2. 目的

本研究で提案する手法では、複数のロボットが互いを観測した結果を利用することで高性能な観測装置等を用いずに、ロボットが単独で行うよりも精度よい観測をし、素早く精度の高い地図作製を目指した。

3. 手法

3.1 条件設定

カメラ外界をセンサとして用いることとする。また、ロボットの移動の確率モデルやカメラの観測モデルはあらかじめ与えてあるものとし、ロボットはランドマークの識別ができるとする。

ロボットはカメラ画像からランドマークを見つけ出しそれを元に自己位置推定を行う。地図はランドマークの2次元での

連絡先: 西村 能輝, 東京大学先端科学技術研究センター 4号館, nishimura@ai.rcast.u-tokyo.ac.jp

位置情報が記されているランドマーク地図を使用するものとする。

自己位置推定には粒子フィルタを用いる。

3.2 観測モデル

ロボットはカメラによる観測から、ランドマークの見える方向を取得する。この際の方向の観測誤差は正規分布に従っているものと考えられる。

見える方向の観測誤差の分布は物体の見かけの大きさ、つまり画面上での大きさによるとされる。つまり、見かけの大きさが大きいほど中心を正確に求めることが難しくなる、ということである。

この場合の正規分布の標準偏差は距離に反比例していると考えられるので、物体 i の観測誤差 δ_i の分布を与える正規分布の確率密度関数 f の式は次のようになる。

$$f(\delta_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp - \frac{(\delta_i - \mu)^2}{2\sigma_i^2}$$

ただし、

$$\sigma_i = \frac{\sigma_0}{\rho_i}$$

σ_0 : 観測誤差の標準偏差の基準値 (距離 1 での値)

ρ_i : 対象物体までの距離

である。

n 個のランドマークがそれぞれ θ_i の向きに観測されたとすると、パーティクルフィルタにおける各粒子のそれぞれのランドマークの向きを ϕ_i として

$$f(\{\theta_i\}|\{\phi_i\}) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp - \frac{(\theta_i - \phi_i - \mu)^2}{2\sigma_i^2}$$

これがそれぞれの粒子の尤度となる。

3.3 ロボット同士の観測の利用

できるだけ通信量を減らし、また処理はできるだけ個々に任せられる様になら、ロボット同士が互いの観測データを利用しあうことで、個別に観測を行った場合よりも精度よい観測を行うことを考える。

本研究では他のロボットをランドマークと見なすことで自己位置推定の精度向上を行う。具体的な手順は次の通りである。

- (1) ランドマークのみから自己位置推定を行う (figure1)。
- (2) 自己位置推定の結果を他のロボットに送信する。
- (3) 位置を送信してきたロボットをランドマークと見なすことで自己位置推定を行う (figure2)。

ただし、実際には他のロボットをランドマークと見なす際は、各粒子のランドマークについて求めた尤度に他のロボットそれ

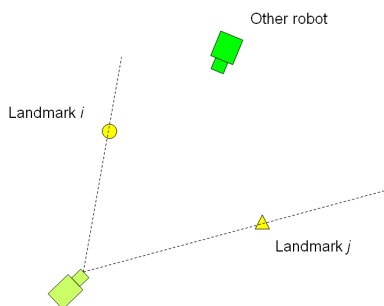


Figure 1: ランドマークから自己位置推定

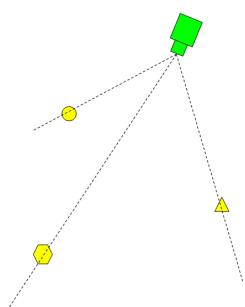


Figure 2: 他のロボットをランドマークと見なし再評価

それをランドマークと見なした際の尤度を掛けたものとなるので、ランドマークについての計算をやり直す必要はない。

この手法の利点は、

- (1) 新たに発生する通信が (x, y, θ) のデータをロボットの台数分だけなので、新たに発生する通信量を少なくできる。
- (2) ランドマーク数がただかロボットの台数分増えるだけと見なせるので、計算量の増加を抑えられる。
- (3) 個々のロボットに処理を任せられ、全体を統括する計算機を必要としない。

点である。

4. シミュレーション

4.1 環境の設定

ロボットは全てのランドマークの識別が可能であるとし、また、全方位が見えているものとした。自己の状態推定には粒子フィルタを用いた。

4.2 自己の状態の推定

地図を与えた時に、ロボットが1台と10台の場合で、自己位置推定誤差、角度推定誤差等のデータをシミュレーションから得た (Figure3)。

どの値も $\frac{1}{3}$ から $\frac{1}{2}$ 程度となっていて精度の向上が行われている。

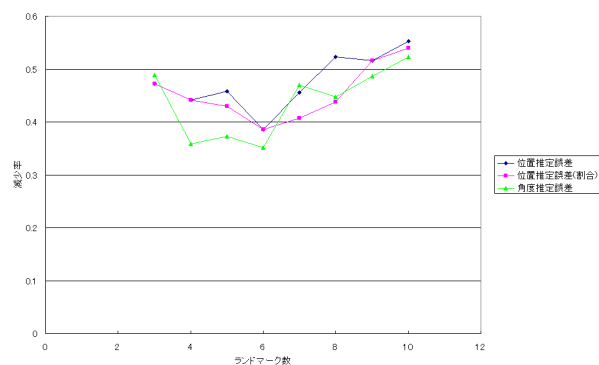


Figure 3: 減少率 (ロボット10台での誤差/ロボット1台での誤差)

4.3 ランドマークの位置推定

ロボットの台数によるランドマークの推定位置のについて調べるために一定の経路上でロボットを移動させ、場所の分かっていないランドマークの位置の推定を行わせた。ランドマークは9点与え中央のもの位置を求めた。

ロボットの台数が1台と5台の時のランドマークの位置推定誤差のグラフを Figure4 と Figure5 に示す。

誤差の変化がある程度落ち着くまでのステップ数はロボットの台数を考慮に入れた場合には同程度となっていて、推定の精度は台数が多いほうがよい結果が得られている。

5. まとめ

提案手法では、単独のロボットが時間を掛けて観測するよりも地図作製を精度よく行えそうだという結果が得られた。必要

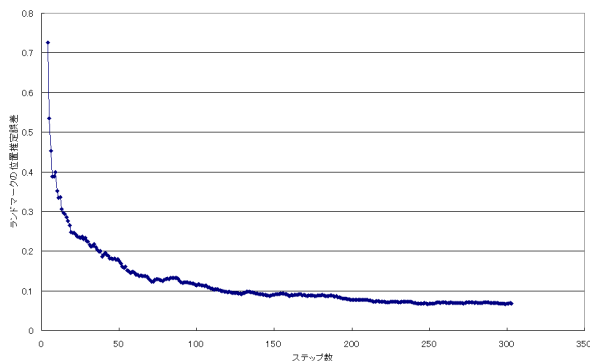


Figure 4: ステップ数-ランダムマークの位置推定誤差、1台

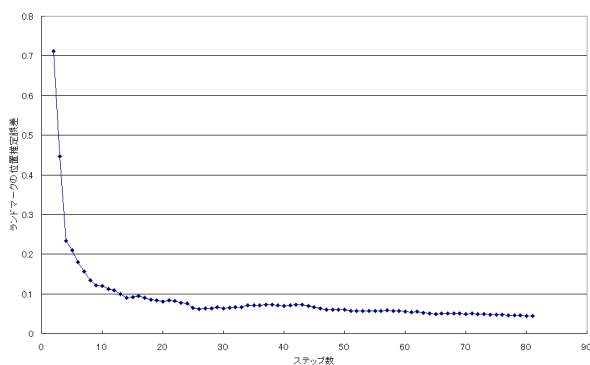


Figure 5: ステップ数-ランダムマークの位置推定誤差、5台

なステップ数はロボットの台数を考えると大きな差はなかったが、精度は上げられる。よって、環境中を少しずつ探索範囲を広げながら繰り返し移動することで正確な地図を作製していくことができるだろう。

References

- [1] Michael Montemerlo, Sebastian Thrun, Daphne Koller and Ben Wegbreit: "FastSLAM: A Factored Solution to the Simultaneous Localization and Mapping Problem", Proceedings of the AAAI National Conference on Artificial Intelligence, 2002.
- [2] David G. Lowe: Object Recognition from Local Scale-Invariant Features, Proc. of the International Conference on Computer Vision, Corfu, Sept. 1999
- [3] Niklas Karlsson, Enrico Di Bernardo, Jim Ostrowski, Luis Goncalves, Paolo Pirjanian, Mario E. Munich: The vSLAM Algorithm for Robust Localization and Mapping, ICRA, 2005
- [4] 西塚要, 町田和雄: 多様体学習を用いた移動ロボットの地図作成法・自己位置推定法の研究
- [5] Ben Krose, Roland Bunschoten, Stephan Ten Hagen, Bas Terwun, Nikos Vlassis: "Household Robots Look and Learn", IEEE Robotics & Automation Magazine, Dec., 2004
- [6] Takehisa Yairi, Koichi Hori, Kosuke HIRAMA: Qualitative Map Learning Based on Covisibility of Objects, IEEE Transaction on Systems vol. 35 no. 4
- [7] Takushi Sogo, Hiroshi Ishiguro, Toru Ishida: Acquisition and Propagation of Spatial Constraints Based on Qualitative Information, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence vol. 23 no. 3
- [8] 広瀬茂男, 倉爪亮, 長田茂美: 群ロボットによる協調ポジショニング法, 日本ロボット学会誌, 1995
- [9] 細井一弘, 新田亮, 屋比久保史, 杉本雅則: 人間とインタラクションを行う飛行船型ロボット, 自律飛行船制御技術研究交流会, 2005
- [10] Ioannis M. Rekleitis: A Particle Filter Tutorial for Mobile Robot Localization, TR-CIM-04-02
- [11] 樋口知之: 粒子フィルタ, 電子情報通信学会誌, Vol.88 No.12 pp.989-994
- [12] Sanjeev Arulampalam, Simon Maskell, Neil Gordon, Tim Clapp: A Tutorial on Particle Filters for On-line Non-linear/Non-Gaussian Bayesian Tracking.
- [13] 藤木俊顕, 原文雄: 群ロボットシステムにおける通信ネットワーク形成に関する研究