

# 相互の観測を用いた自己位置推定

## Localization 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 localization with multiple mobile robots. Robots estimate their location by observing other robots. We expect our method improves the performance of localization by regarding other robots.

### 1. はじめに

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なく、ロボット同士が互いに協調して作業が行われる事が望まれる場合がある。

ロボットが自律的に行動するためには環境のモデルとその中で自己の状態を把握する必要がある。現在、ロボット個々の性能が向上する一方、性能は悪いが小型のロボットも増えてきている。小型のロボットではセンサなどが十分に積めなくなり、正確に状態を把握することができない状況が考えられる。小型のものは群で動かすことを想定しているものも多く、そういった状況ではセンサで他のロボットを観測が行えるだろう。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

自律移動ロボットについては盛んに研究が行われてきた。多数のセンサのデータを必要としたり、レーザーレンジファインダのような精密なセンサを用いて対象までの十分正確な距離データを得ることのできるなどの条件を満たしていればリアルタイムに精密に自己の状態を把握し、かつ、環境の観測を行うことができるようになってきている。

複数のロボットが協調することで位置推定をする研究もいくつか行われている。例えば、環境を整備しておき、他のロボットからの観測により自己とランドマークがどういった位置関係にあるかを利用するもの [10]、レーザーレンジファインダを用い、他のロボットに対し三角測量を繰り返すもの [9] などがあ

る。本稿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く自己の状態を推定することを目指す。自己の状態の推定の精度が上がれば、ロボットの観測の精度も上がるだろう。

### 3. 手法

#### 3.1 条件設定

本稿で対称とする環境は次のようなものを想定する。複数のロボットが同一環境中に存在し、2次元平面上を移動する。ロボットの移動の確率モデルや観測モデルはあらかじめ得られているものとする。ロボットはセンサからランドマーク、仲間のロボット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。また、センサとしてカメラを用いる。

#### 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  $\delta_i$  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、

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

$\sigma_0$ : 観測誤差の標準偏差の基準値 (距離 1 での値)

$\rho_i$ : 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  $\theta_i$  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  $\phi_i$  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 手法

##### 3.3.1 ロボット系全体の最尤推定

ロボット同士の観測を利用することで状態推定の精度を高める。Figure 1 の様にランドマークのみから状態を推定するのではなく、Figure 2 の様に他のロボットを観測した結果を用いる。

具体的な手順は以下の通りである。尤度関数の最大化には Nelder-Mead 法 [14] を用いる。

- (1) ランドマークと他のロボットの見える向きを観測する。
- (2) ロボット群全体の観測値(他のロボット、ランドマークの見た方向)を集める。
- (3) ロボット群全体の観測値を用いて全ロボットの状態を変数として最尤推定を行う。

Nelder-Mead法を用いる理由は尤度関数の微分作業が不要となるためである。観測可能範囲にあるロボットやランドマークの数等が変化すると尤度関数も変化する。そのため、微分作業が必要な関数最小化手法では計算のたびに尤度関数を微分しなくてはならず、実装が難しくなる。

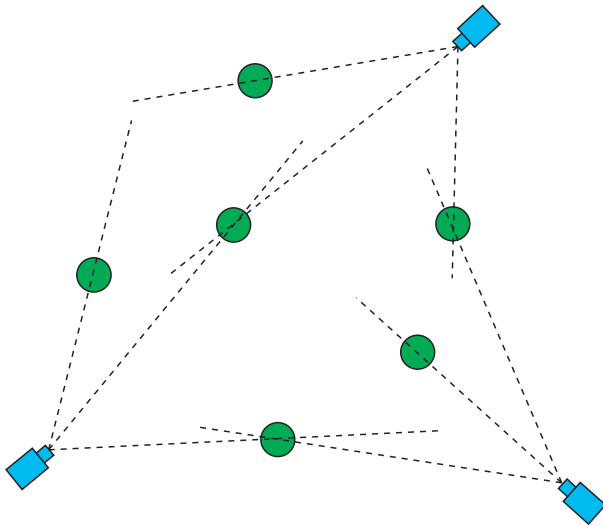


Figure 1: ランドマークのみで自己位置推定

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。

次の手順により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。具体的な手順は以下の通りである。自己位置推定にはパーティクルフィルタを用いる。

- (1) ランドマークのみから自己位置推定を行う (Figure 3)。
- (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 (Figure 4)。

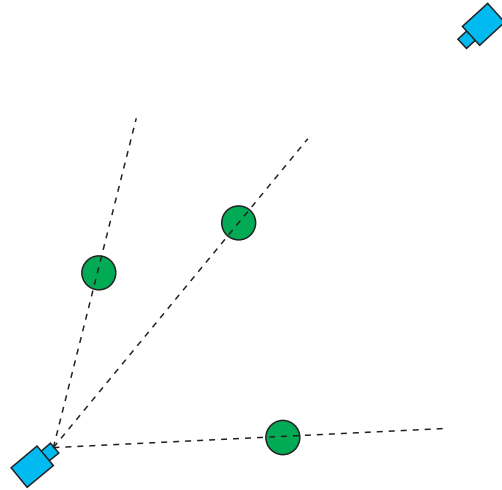


Figure 3: ランドマークから自己位置推定

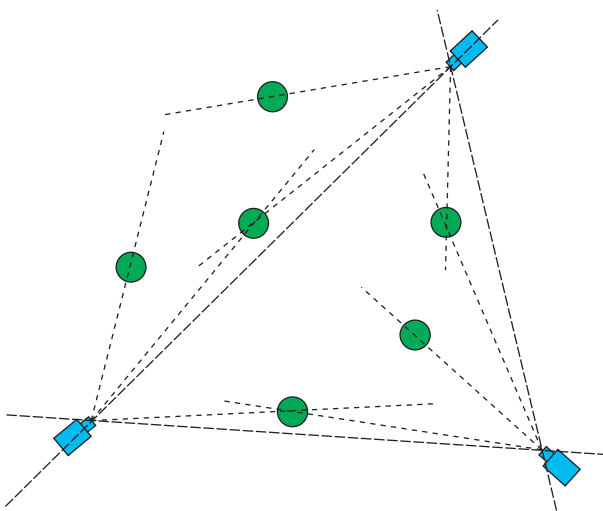


Figure 2: ロボット同士の観測結果を使うことでロボット系全体を最尤推定

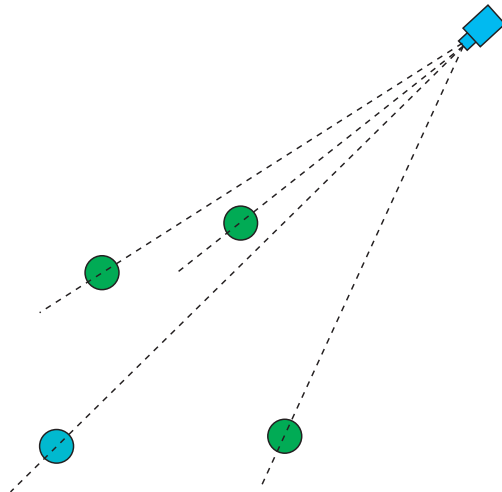


Figure 4: 他のロボットをランドマークと見なし再評価

### 3.3.2 他のロボットをランドマークと見なす

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しながら、ロボット同士が互いの観測データを利用

この手法の利点は、

- (1) 新たに発生する通信が2次元平面上での位置と向き  $(x, y, \theta)$  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

という点である。

### 3.3.3 Unscented Kalman Filter

ロボットの系全体を最尤推定をする手法は、各ステップごとに観測結果を用い、系の状態を最尤推定する。そのため、ロボットの移動モデルが活用されないが、Figure2の様に他のロボットを観測した結果と共にロボットの移動モデルを利用して系の状態を推定したい。設定した条件では、非線形モデルを扱うため Kalman Filter(KF)[1] は、用いることができない。また、非線形モデルで利用されることが多い Extended Kalman Filter(EKF) は、非線形モデルを線形に近似するため精度が必ずしも高くならず、また、前述の通り関数の形が変化するためヤコビアン導出の必要性は実装を難しくする。そこで Unscented Kalman Filter(UKF)[2] を用いることとする。つまり、ランドマークと他のロボットを観測した結果をまとめ、全てのロボットの状態を合わせたものを変数として UKF の更新を行う。

## 4. シミュレーション

### 4.1 自己の状態の推定

地図を与え、ロボット系全体の最尤推定と他のロボットをランドマークと見なす手法で、自己位置推定を行った。ロボットが5台の場合で同時に観測されるランドマークの数を変化させて自己位置推定誤差のデータをとったものが Figure 5 である。(1) が他のロボットをランドマークと見なす手法で (2) が系全体を最尤推定する手法の結果である。

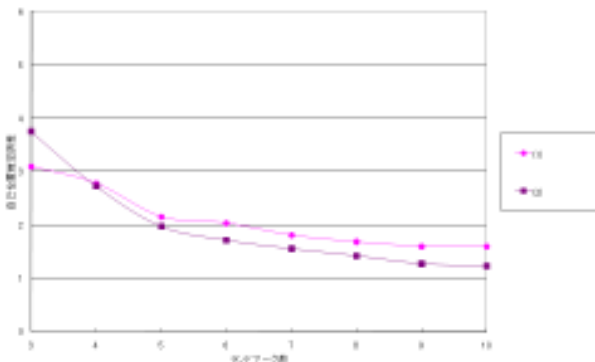


Figure 5: ロボット 5 台でランドマーク数を変化させた場合

ロボットが1台と10台の場合で自己位置推定誤差のデータの比をとったものが Figure 6 である。(1) が他のロボットをランドマークと見なす手法で (2) が系全体を最尤推定する手法の結果である。

他のロボットをランドマークと見なす手法では誤差も  $\frac{1}{3}$  から  $\frac{1}{5}$  程度となっている。系全体を最尤推定する手法では  $\frac{1}{10}$  から  $\frac{1}{3}$  程度となっている。全体的に精度は良くなっているが、系全体を最尤推定する手法の特に同時に観測されるランドマーク数が少ない場合に性能の向上が顕著である。この差は、他のロボットをランドマークと見なす手法では地図上の位置に誤差

のあるランドマークが他のロボットの台数分増えることと同じなのに対し、全体を最尤推定する手法では、他のロボットの視線を通じて誤差はあるがランドマークの数がロボットの台数倍になることと同じであることの差が出ているのだと考えられる。

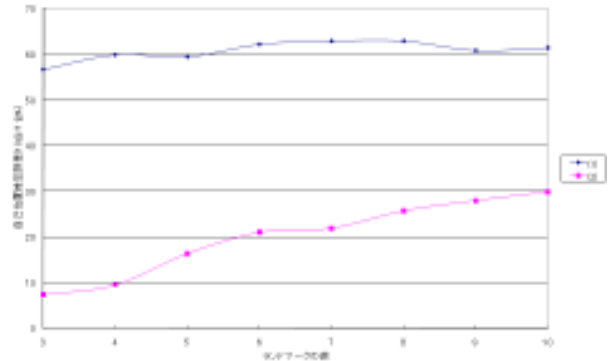


Figure 6: 減少率 (ロボット 10 台での誤差/ロボット 1 台での誤差)

## 5. まとめ

他のロボットを観測した結果を利用し、自己の状態の推定の精度を高めることを目的とし、他のロボットをランドマークと見なす手法とロボットの系全体を最尤推定する手法のシミュレーションを行い、比較した。それにより、ロボットが単独で観測するよりも自己の状態の推定を精度よく行えようだという結果が得られた。ロボット同士の観測のみでの UKF など誤差が次第に累積していく手法では、既知のランドマークを用いることで誤差の累積をリセットしたい。他のロボットを観測した結果を利用することで、小さな誤差で推定を行えるの誤差のリセットをよりうまく行える。他のロボットをランドマークと見なす手法とロボットの系全体を最尤推定する手法では、ロボットの系全体を最尤推定する手法の方がロボットの台数がある程度以上の場合には平均では良い結果が得られる。今後は UKF だけでなくロボットが時刻情報を送信しあうことで GPS の様に働き自己の状態を推定する手法を用いることも考えている。

## References

- [1] Greg Welch , Gary Bishop:An Introduction to the Kalman Filter, University of North Carolina at Chapel Hill, Chapel Hill, NC, 1995.
- [2] Simon J. Julier : A New Extension of the Kalman Filter to Nonlinear Systems, Proc. AeroSense: 11th Int. Symp. Aerospace/Defense Sensing, Simulation and Controls, 1997, pp. 182-193.
- [3] 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.

- [4] David G. Lowe: Object Recognition from Local Scale-Invariant Features, Proc. of the International Conference on Computer Vision, Corfu, Sept. 1999
- [5] Niklas Karlsson, Enrico Di Bernardo, Jim Ostrowski, Luis Goncalves, Paolo Pirjanian, Mario E. Munich: The vSLAM Algorithm for Robust Localization and Mapping, ICRA, 2005
- [6] 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, 2005
- [7] Takehisa Yairi, Koichi Hori, Kosuke Hirama: Qualitative Map Learning Based on Covisibility of Objects, IEEE Transaction on Systems vol. 35 no. 4, 2005
- [8] 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, 2001
- [9] 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
- [10] 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
- [11] Ioannis M. Rekleitis: A Particle Filter Tutorial for Mobile Robot Localization, TR-CIM-04-02, 2004
- [12] 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, 2005
- [13] Sanjeev Arulampalam, Simon Maskell, Neil Gordon, Tim Clapp: A Tutorial on Particle Filters for On-line Non-linear/Non-Gaussian Bayesian Tracking, IEEE Trans. on Signal Processing, 50(2):174.189, February 2002.
- [14] J.A. Nelder and R. Mead, "A Simplex Method for Function Minimization" Computer Journal, 1965, vol 7, pp 308-313