

Particle Swarm Optimizationを用いた移動体の自己位置推定に関する研究

伊藤 稔¹

要旨：自律型移動ロボットにおける研究分野において、近年、大きな注目を集めている問題にSLAM(Simultaneous Localization and Mapping)がある。SLAMはロボットの自己位置とその周辺地図を同時に推定する問題である。本研究では、進化型計算手法の1つであるPSO(Particle Swarm Optimization)をSLAMに応用する。そして、レンジセンサによる実データを用いた基礎的な数値実験を行い、アルゴリズムの有効性を実験的に示す。

キーワード：粒子群最適化、進化型計算手法、自己位置と地図の同時推定

1 はじめに

実環境における自律型移動ロボットの実現には、周辺環境の認識とロボット自身の位置・姿勢を認識する必要がある。これら認識する1つの手段として環境地図がある。しかしながら、事前に環境地図を作成するには多くの労力を必要とする。また、自律型移動ロボットの実現の観点から、完全既知の環境での運用ではなく、未知環境での運用が想定される。このようなことから、自律型移動ロボットの自己位置推定と環境地図の作成を同時に行うSLAM(Simultaneous Localization and Mapping)に関する研究が盛んに行われている[1, 2, 3]。

本研究では、レンジセンサより得られた2次元距離データの位置合わせにPSO(Particle Swarm Optimization)[4]を応用し、移動するセンサの自己位置推定を行う。2次元距離データを用いた自己位置推定においては、過去の観測データと現在の観測データを重ね合わせて位置推定を行うスキャンマッチング[5]と呼ばれる手法がよく用いられている。スキャンマッチングに関しては、特徴と特徴を重ね合わせる手法や、点と特徴を重ね合わせる手法、点と点を重ね合わせる手法など多くの研究が行われている。本研究では、点と点を重ね合わせる手法において、うまく重なり合う回転行列と平行移動ベクトルの探索にPSOを応用する。数値実験では、レンジセンサを台車に設置し建物内を移動し取得した実データを用い、アルゴリズムの有効性を実験的に示す。

本論文の構成は、第2章において、PSOのアルゴリズムについて簡単に説明し、つづいて、レンジセンサからの2次元距離データの位置合わせアルゴリズムについて説明する。第3章では、実データを用いた数値実験の結果を示す。そして、第4章で研究成果のとり

まとめを行う。

2 PSOを用いたSLAMアルゴリズム

2.1 Particle Swarm Optimization

Particle Swarm Optimization(PSO)はSwarm Intelligenceの1分野で1995年にJ.KennedyとR.Eberhartにより提案された確率的な最適化手法の1つである[4]。PSOは鳥や魚など群行動する生物の振る舞いを工学的最適化に応用した手法である。PSOは遺伝的アルゴリズムなどと同様に確率的な多点探索手法であり進化的計算手法にも分類される。PSOは数多くの数値実験の結果から、連続型の多峰性関数の大域的最適解を実用的な時間で解くことが可能なことが示されている。

PSOのアルゴリズムは改良手法を含め様々な手法が提案されている。本研究では、Clercらにより開発されたConstriction Factor Approach(CFA)[6]を用いる。CFAでは、時刻 t において、 n 次元の探索空間と N 個の粒子により構成される群を仮定すると、 i 番目の粒子は n 次元の位置ベクトル $\mathbf{X}_i(t)$ で表現される。PSOによる解探索は、各個体が持つ自分自身の最良解の位置ベクトル $\mathbf{P}_b(t)$ 、群で共有している最良解の位置ベクトル $\mathbf{P}_g(t)$ 、および各個体の速度ベクトル $\mathbf{V}_i(t)$ の3つのベクトルの線形結合として、新しい探索点 $\mathbf{X}_i(t+1)$ が生成される。以下に新しい探索点の生成式を示す。

$$\mathbf{V}_i(t+1) = K[\mathbf{V}_i(t) + c_1r_1\{\mathbf{P}_b(t) - \mathbf{X}_i(t)\} + c_2r_2\{\mathbf{P}_g(t) - \mathbf{X}_i(t)\}] \quad (1)$$

$$K = \frac{2}{|2 - \phi - \sqrt{\phi^2 - 4\phi}|}, \quad \phi = c_1 + c_2, \phi > 4 \quad (2)$$

$$\mathbf{X}_i(t+1) = \mathbf{X}_i(t) + \mathbf{V}_i(t+1) \quad (3)$$

¹舞鶴工業高等専門学校 電子制御工学科 助教

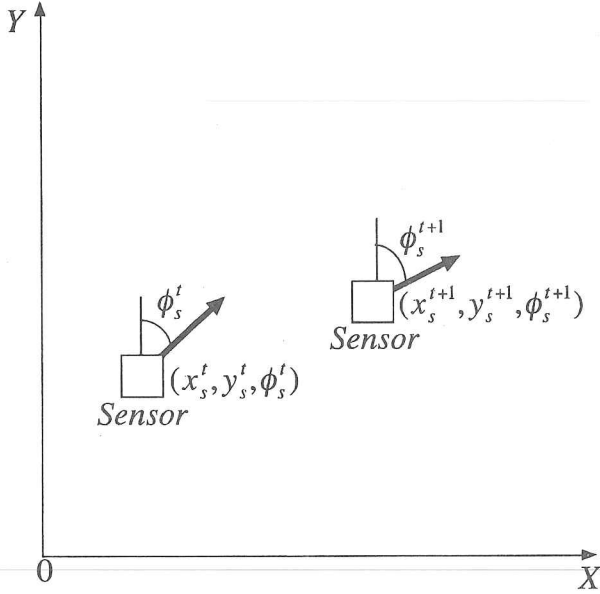


Fig 1: The definition of the moving sensor position (x^t, y^t) and orientation ϕ^t in global coordinate system.

ここで、 c_1 と c_2 は各項に対する重み係数で正の値である。 r_1 と r_2 は $[0, 1]$ の一様乱数を表している。

2.2 2次元距離データを用いた自己位置推定

Fig 1 に世界座標系でのセンサの位置 (x_s, y_s) と姿勢 ϕ_s の定義を示す。観測される2次元距離データ S は異なる角度に照射された N 本のレーザ光により取得され、各データは次のように示される。

$$S^t = \{(\alpha_i, r_i^t), i = 1, \dots, N\}, \quad (4)$$

式中の α_i はレーザ光の照射角度であり、 r_i は各照射角度における物体までの距離である。

観測時刻 t において、センサの姿勢 $P^t = (x^t, y^t, \phi^t)$ で観測データ $S^t = (\alpha_i, r_i^t)$ を観測した時、各距離データ r_i^t の世界座標への対応は次式で表される。

$$G^t = \begin{pmatrix} x_i^t \\ y_i^t \end{pmatrix} = M_{Rot}^t L^t + M_{Tra}^t \quad (5)$$

式中の G^t は世界座標系での座標、 M_{Rot}^t は回転行列、 M_{Tra}^t は平行移動ベクトルである。

$$M_{Rot}^t = \begin{pmatrix} \cos(\phi^t) & -\sin(\phi^t) \\ \sin(\phi^t) & \cos(\phi^t) \end{pmatrix} \quad (6)$$

$$L^t = \begin{pmatrix} r_i^t \cos(\alpha_i) \\ r_i^t \sin(\alpha_i) \end{pmatrix} \quad (7)$$

$$M_{Tra}^t = \begin{pmatrix} x^t \\ y^t \end{pmatrix} \quad (8)$$

観測時刻 $t+1$ において、センサの姿勢 P^{t+1} において観測データ $S^{t+1} = (\alpha_i, r_i^{t+1})$ を観測した時の各距離データ r_i^{t+1} の世界座標への対応は次式で表される。

$$G^{t+1} = M_{Rot}^{t+1} L^{t+1} + M_{Tra}^{t+1} \quad (9)$$

$$M_{Rot}^{t+1} = \begin{pmatrix} \cos(\phi^t + \Delta\phi) & -\sin(\phi^t + \Delta\phi) \\ \sin(\phi^t + \Delta\phi) & \cos(\phi^t + \Delta\phi) \end{pmatrix} \quad (10)$$

$$M_{Tra}^{t+1} = \begin{pmatrix} x^t + \Delta x \\ y^t + \Delta y \end{pmatrix} \quad (11)$$

式中の $(\Delta x, \Delta y, \Delta\phi)$ はセンサ姿勢の変化量である。

位置合わせのアルゴリズムは J. Selkainaho[3] の重ね合わせアルゴリズムをベースとし、センサ姿勢 P^{t+1} と P^t 間において、次の関係式を満たす観測データの変化量 $(\Delta x, \Delta y, \Delta\phi)$ を探索する。

$$\begin{pmatrix} x^{t+1} \\ y^{t+1} \\ \phi^{t+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x^t \\ y^t \\ \phi^t \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ \Delta\phi \end{pmatrix} \quad (12)$$

本研究では、位置合わせ問題を次式に示す最大化問題として定義する。

$$N(\Delta x, \Delta y, \Delta\phi) = \sum_{k=1}^N n_k \quad (13)$$

式中の n_k は2つの観測データ間で同じ座標の観測点のペア数を表しており次式で定義される。

$$n_k = \begin{cases} 1, & \text{if } \exists j((x_k^{t+1} - x_j^t)^2 + (y_k^{t+1} - y_j^t)^2 < d_k^2) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

この式では、時刻 t と $t=1$ 間での観測点を比較し距離を計算し d_k より小さい場合に1、それ以外の場合を0としている。つまり、変化量 $(\Delta x, \Delta y, \Delta\phi)$ が正確な値ほど、データの重なりが大きくなる。式中の d_k は次式で与えられる対応点の評価基準である。

$$d_k = 0.6\Delta a + 0.6\Delta b r_k \quad (15)$$

式中の Δa は位置探索解像度、 Δb は姿勢探索解像度である。各探索解像度パラメータはそれぞれ $\Delta a = 10$ 、 $\Delta b = \pi/360$ である。最適な変化量 $(\Delta x, \Delta y, \Delta\phi)$ が決定すると、新しいセンサの姿勢 $(x^{t+1}, y^{t+1}, \phi^{t+1})$ は式(12)により更新される。

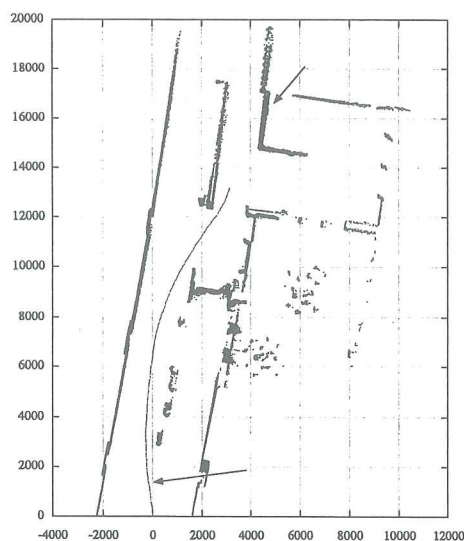


Fig 2: Result of localization and automatically map building.

3 数値実験

本研究では、センサ姿勢の変化量 ($\Delta x, \Delta y, \Delta \phi$) を PSO を用いて探索する。各変化量を PSO の各位置ベクトルの成分としてコード化する。つまり、位置 (x, y) と姿勢 ϕ の変化量なので探索次元数は 3 次元となる。PSO の粒子数は 400 個、探索世代数は 50 世代とする。PSO のパラメータ c_1 と c_2 はそれぞれ 2.05 に設定する。2次元距離データはあらかじめレーザレンジセンサにより取得したデータを用いる。位置ベクトルの初期値は $(\Delta x, \Delta y)$ については ± 100 , $\Delta \phi$ は $\pm \pi/360$ の範囲内でランダムに生成する。速度ベクトルの初期値は位置ベクトルと同じ範囲内でランダムに生成する。Fig 2 に実験結果の一部を示す。

本実験で用いたデータは、建物内を滑らかなカーブを描きながら移動し取得したデータである。数値実験の結果より、廊下の形状が認識できる程度に観測データを重ねあわせ周辺環境の推定ができています。また、その時のセンサの移動した軌跡も同時に推定することができています。PSO は、これまでの多くの研究において高い収束性を持つことが示されており、多くの問題に応用されている。本研究の実験結果も、センサ姿勢の変化量 ($\Delta x, \Delta y, \Delta \phi$) を PSO により効果的に探索できていることを示している。また、パーティクルフィルタを用いた我々の研究 [2] での結果と比較しても同程度の精度で自己位置推定を行うことができています。

4 おわりに

本研究では、SLAM アルゴリズムに PSO を用いた手法について検討を行った。実データを用いたいくつかの数値実験を行い検討アルゴリズムの有効性を実験的に確認した。最後に、本研究で用いた 2次元距離データを提供していただいた甲南大学田中雅博教授に感謝いたします。

参考文献

- [1] S.Thrun, W.Burgard, D.Fox, Probabilistic robotics, Intelligent robotics and autonomous agents, MIT Press, 2005
- [2] M.Ito, M.Tanaka, Localization of a Moving Sensor by Particle Filters, International Journal of Innovative Computing, Information and Control, Vol. 4, No. 1, pp. 175-184, 2008
- [3] J. Selkainaho, Adaptive Autonomous Navigation of Mobile Robots in Unknown Environments, PhD thesis, Helsinki University of Technology, Finland, 2002
- [4] J.Kennedy, R.Eberhart, Particle swarm optimization, Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, pp. 1942-1948, 1995
- [5] F. Lu and E. Milios, Robot Pose Estimation in Unknown Environments by Matching 2D Range Scans, Journal of Intelligent and Robotic Systems, Vol. 20, pp. 249-275, 1997
- [6] M.Clerc and J.Kennedy: The Particle Swarm : Explosion, Stability, and Convergence in a Multi-Dimensional Complex Space, IEEE Trans. Evolutionary Computation, Vol.6, No.1, pp. 58-73, 2002

Localization of a Moving Sensor by Particle Swarm Optimization

Minoru ITO

ABSTRACT: Evolutionary computing techniques are applied to the localization problem of a mobile robot. In this research, we apply particle swarm optimization (PSO) to the localization problem of a moving sensor. We also show some preliminary results using raw data and discuss the availability of our localization algorithm for the future applications.

Key Words: *Particle Swarm Optimization, Evolutionary Computing, Simultaneous Localization and Mapping*
