

軌道アトラクタを用いた屋外環境における自己位置推定に関する研究 A Research on Localization in Outdoor Environment using Trajectory Attractors

山根 健[†] 阿久津 光範[†] 金 致中[†]
Ken Yamane Mitsunori Akutsu Zhizhong Jin

1. はじめに

超高齢・超少子社会における労働力として自律移動ロボットの活用が期待されている。その要素技術である自己位置推定は重要な技術の一つである。これに関して、事前に環境地図を作成し、マッピングによりグローバル座標を得るような自己位置推定方法が提案されてきた。これは確率ロボティクス[1]として発展し、実用レベルまで達している。しかし、詳細で地理的に整合性が取れた環境地図を必要とするため地図作成コストが高いなどの問題がある。

そこで本研究では、環境地図を用いない自己位置推定方法を提案する。図 1 に模式的に示すように経路をリカレントニューラルネットの状態空間に軌道アトラクタ[2]として埋め込み、ニューラルネット (以下、NN) が作る力学系の自律ダイナミクスに基づいて処理する。システムの具体的な構築方法について検討し、実データを用いて検証した。

2. 自己位置推定方法

2.1 軌道アトラクタを用いた自己位置推定

リカレント NN の一種である非単調 NN[2] (図 1(b)) を用いて自己位置を推定する。今、図 1(a)に示すように、ロボットが初期位置 S_0 から位置 $S_1 \sim S_3$ を順に通る、目的地 T_1 に到達したとする。このとき、図 1(c)に示すように、非単調 NN が作り出す大自由度力学系の状態空間において、ネットワークの状態 x が初期状態 S_0 から、別の状態 $S_1 \rightarrow S_2 \rightarrow S_3$ を順に経由して、最終的に T_1 へ遷移したとする。状態遷移がロボットの移動と同期して起これば、ロボットの現在位置を推定しているとみなすことができる。同様に、初期状態 S_0 から最終的に T_2 へ遷移したならば、現在位置は T_2 であると推定したとする。ただし、 S や T は n 次元 2 値パターンであり、グローバル座標を表すものではない。

このような状態遷移を実現するために、ロボットの走行経路に対応させて、力学系の状態空間に軌道アトラクタ[2]を埋め込む。軌道アトラクタを用いる利点は様々あるが、軌道アトラクタの周囲にはそれに引き込む強い流れが作られる。これによりセンサノイズが多く存在する場合でもネットワークの状態 x を学習により形成した軌道アトラクタに引き込むことで頑健に情報処理できると期待される。

提案方法に基づいて自己位置を推定するためには、非単調 NN が作り出す力学系を実環境に接地させる方法が重要になる。本研究では、選択的不感化法[2, 3]を用いてセンサ情報を力学系へ修飾させる方法を採用する。

軌道アトラクタの形成では、ロボットの移動と共に変化する時々刻々のセンサ情報を力学系に修飾させた上で、走行経路に対応する軌道アトラクタを形成すればよい。なお、

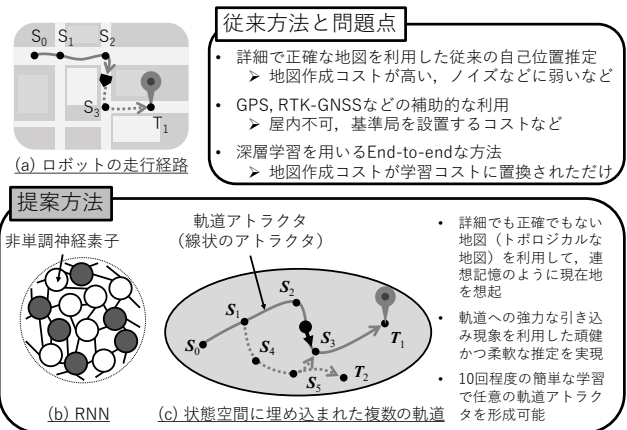


図 1 提案する自己位置推定

以降ではセンサ情報をコード化して得られる n 次元 2 値パターンをセンサ情報 C と表す。例えば、時々刻々と変化するセンサ情報 C を修飾させて、状態 $S_0 \rightarrow S_1 \rightarrow S_2 \rightarrow T_1$ へ軌道アトラクタを 1 本形成すればよい。同様に、別の経路を学習するためには、時々刻々と別の変化をするセンサ情報 C を修飾させて対応する軌道アトラクタを形成する。

選択的不感化法により力学系のダイナミクスを様々に変化させることができ、センサ情報 C に応じて同じ状態 S から異なる状態へ遷移することができる。つまり、ロボットの走行経路が分岐する場合でも取得されるセンサ情報 C が異なれば正しい自己位置を推定できると期待される。

軌道アトラクタを用いた情報処理において、実データを扱う研究は少なく (例えば文献[4])、さらに実時間で動作するものを対象とした研究はない。そのため、システムを構築する際に多くの課題が残されている。例えば、同じような形状特徴が続く場所において実ロボットの現在位置 S と推定結果 S の差が拡大し、実際の位置と同期せずに未来の位置を次々と連想して、分岐点付近で停滞して実際の位置変化を待つような現象が見られた。これに対して、学習においてずれを抑制する仕組みを入れるなどの工夫をした。

2.2 情報のコード化方法

提案方法では、情報のコード化方法が重要であり、工夫をすることで利点を最大限生かすことができる。ここではパターンの相関が情報の本質であることを考慮して、以下の簡単な方法を採用した。

状態 S については、走行距離に基づいて図 2 に示す類似度構造をもたせる。隣接するなど距離が近い位置を表すパターン間 (図 2 の実線など) には 0.8~0.9 の相関をもたせ、一定の距離以上で相関がほぼ 0.0 となるように設定する。

なお、 S_{40} や S_{78} は分岐点に対応するコードパターンである。

一方、センサ情報 C の生成には、地磁気センサ、エンコーダ、3D LiDAR から表 1 に示す 13 変数を用いる。なお、短い時間であればセンサ情報が大きく変化することがない

[†] 帝京大学理工学部情報電子工学科 Department of Information and Electronic Engineering, Faculty of Science and Engineering, Teikyo University

表 1 センサ情報とその正規化範囲

番号	センサ情報	正規化範囲
1	方位	$-\pi \sim \pi$ [rad]
2	並進速度	$0 \sim 1.1$ [m/s]
3	回転速度	$-0.25\pi \sim 0.25\pi$ [rad/s]
4~12	3D LiDAR情報	$0 \sim 30$ [m]
13	磁場の強さ (Z軸)	$-2 \times 10^{-5} \sim 3 \times 10^{-5}$ [T]

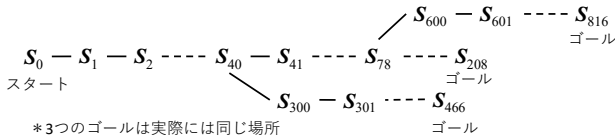


図 2 位置を表すコードパターンの類似度構造

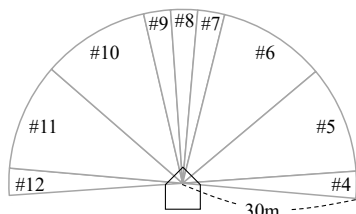


図 3 3D LiDAR 情報の分割方法

と仮定して、異なるサンプリングレート・タイミングで得られるセンサ情報ある時間幅でまとめた上で間引いて利用する。また、LiDAR の点群については高さ 0.3~2.0m のデータのみを取り出し、ロボットの走行面に射影した上で、図 3 に示す不均等に 9 分割された各エリアの最小距離を代表値として用いる。それぞれの値は正規化され、値に応じたコードパターンに割り当てる。これらのコードパターンは S と同じように相関をもっている。これら 13 変数に対応するパターンを全て結合することで C を生成する。

3. 実験

提案方法の有効性を調べるために実験を行った。屋外環境に設定したコースを図 4 に示す。3 つのコースでは、経路の一部に重なりがあり、途中で分岐してゴールの手前で再び合流する。各コースを 1 回ずつ走行したデータを訓練データとして 10 回の繰り返し学習を行った。また、各コースを 5 回ずつ走行した未学習のテストデータを用意した。

実験の結果、コース 1, 2 においてはすべて正しく推定ができた。また、コース 3 についても 5 つの中で 4 つのデータに対しては正しく推定できた。学習データの走行軌道から大きく外れない限り安定して推定できることがわかった。

詳細を図 5 に示す。図 5(a)は、コース 1 における推定過程である。ネットワークの状態 x と位置を表すコードパターン S との方向余弦を計算し、走行距離と共に変化する様子を示している。初期状態 S_0 から分岐点に対応する S_{40} などを經由して状態遷移している。同様に、図 5(b)は、コース 2 における推定過程である。これらから、複数の軌道を乗り継いで自己位置推定できることがわかった。また、少し外れた軌道でも推定できるなどの頑健性、実際の位置に少し先んじた状態遷移など幾つか特徴が明らかになった。

4. おわりに

本研究では、軌道アトラクタを用いた自己位置推定方法を

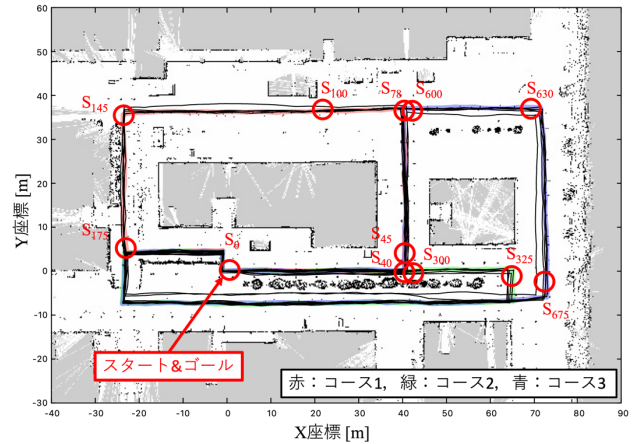


図 4 実験コースと訓練・テストデータ

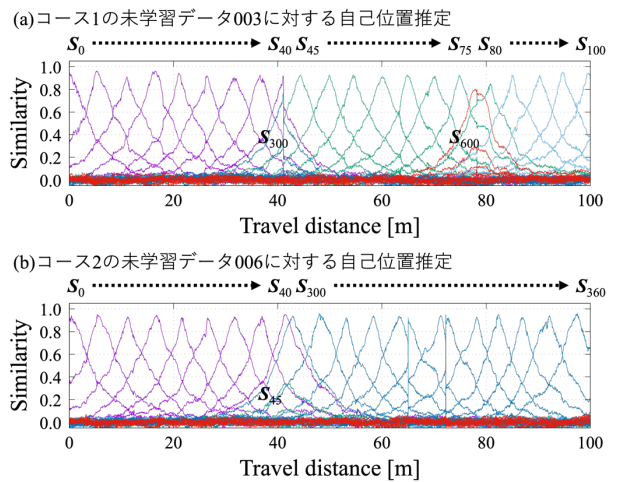


図 5 自己位置推定の結果

提案し、実環境において検証実験を行った。その結果、一部の経路に重なりがあるコースにおいても位置を正しく推定できることがわかった。この結果から、事前に詳細で整合性が取れた環境地図が得られない場合でも自己位置推定できる可能性があると考えられる。これを発展させれば、ロボットの自律走行においてマッピングによりグローバル座標を得ることは必ずしも必要ないのではないかという問いに答える一つのアプローチになり得ると期待される。

今後の課題として、情報のコード化方法を検討すると共に、自己位置推定の結果を利用してナビゲーションを行う方法についても検討する。

謝辞

本研究は、科研費・基盤研究 (C) (22K12208)、および帝京大学研究奨励助成金 (2100003) の助成を受けた。

参考文献

- [1] Thrun et al., "Probabilistic Robotics", The MIT Press (2005).
- [2] 森田ら, "非単調神経素子の選択的不感化を用いた文脈依存的連想モデル", 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.J85-D2, No.10, pp.1602-1612 (2002).
- [3] 森田ら, "選択的不感化法を適用した層状ニューラルネットの情報統合能力", 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.J87-D2, No.12, pp.2242-2252 (2004).
- [4] 山根健, "分散表現と神経力学系のダイナミクスに基づく手の行動推定", 人工知能学会論文誌, Vol.32, No.1, p.A-G43_1-12 (2017).