

機械学習に基づくロボットの経路計画

金田 康志[†] 木南 貴志[†] 山内 悠嗣[†]
[†] 中部大学

1. はじめに

自律型移動ロボットに必要な技術として経路計画がある。経路計画は、事前に作成した環境地図を用いて、現在位置から目標位置まで障害物に衝突することなくロボットが最短で移動できる経路を計画する技術である。現在までにRapidly-Exploring Random Trees(RRT)[1]やRRTを拡張した手法であるRapidly-Exploring Random Trees star(RRT*)[2]等が提案されているが、サンプリングベースの手法は乱数を用いてノードをサンプリングするため、最終的に出力される経路以外の経路も計画する問題を抱えているため、多くの無駄な計算を含む。

そこで、本研究では機械学習を用いて最終的に出力する経路を構成するノードを集中的にサンプリングすることで、余分な計算を削減することを目的とする。

2. 提案手法

提案手法の流れを図1に示す。提案手法は機械学習により学習したサンプリング器を用いて経路を計画する。画像として表現される環境地図をサンプリング器に入力して、経路を構成するノードの座標を出力する。得られたノードの座標を線分で繋いで環境地図に加え、繰り返しサンプリング器に入力することで経路を計画する。

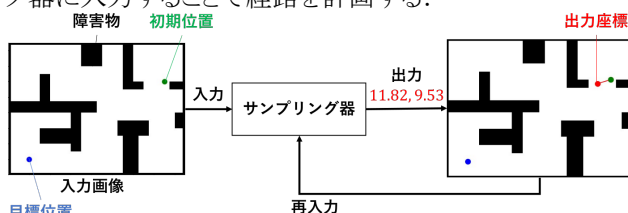


図1. 提案手法の流れ

サンプリング器はAlexNet[3]をベースに作成したネットワークで構成され、5つの畳み込み層、3つの全結合層、そして出力層はx座標及びy座標を出力する。ネットワークの学習に必要な学習データとして、最適経路を計画可能なRRT*の経路を環境地図に加えた画像及び経路を構成するノードの座標ベクトルを用いる。

3. 評価実験

提案手法と従来法であるRRT*[2]の経路を比較する。初期位置と目標位置が異なる3シーケンスを用意し、各シーケンスにおける経路の計画に要した時間と経路の距離とノードのサンプリング回数を比較する。乱数による結果のばらつきを抑制するため、同条件で実験を5回実行する。実験により得られた各手法における平均時間、平均距離とノードの平均サンプリング回数を表1に示す。

表1. 各経路計画の時間と距離とサンプリング回数の比較

シーケンス	時間[sec]		距離[m]		サンプリング回数[回]	
	RRT*	提案手法	RRT*	提案手法	RRT*	提案手法
1	16.21	1.23	17.23	17.72	1736	6
2	9.80	2.30	19.73	20.52	1106	18
3	13.67	1.69	13.11	14.03	1206	8

表1より、提案手法は最終的な経路の距離を従来法と同等程度に抑えながら、経路計画に要する時間とサンプリング回数を大幅に削減できていることがわかる。図2に経路計画結果の例を示す。緑色の円は初期位置、青色の円は目標位置、赤色の線は初期位置から目標位置までの最適な経路、黒色領域は障害物、緑色の線は経路の候補、赤色の円はサンプリングしたノードである。RRT*の結果(図2(a))は、最終的な経路以外の経路を計画しているが、提案手法の結果(図2(b))は不要な経路は計画していないことがわかる。

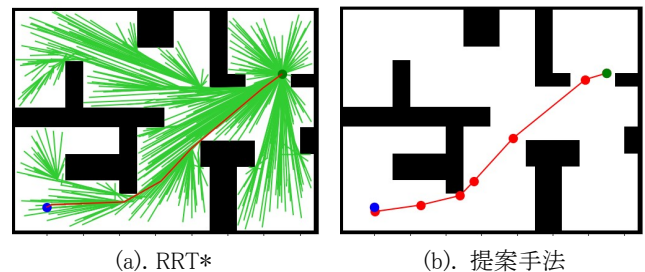


図2. 経路計画結果の例

4. おわりに

本研究では、機械学習に基づくロボットの経路計画を提案した。機械学習を導入することでRRT*の経路計画に要する計算時間を大幅に削減することができた。今後は、提案手法を拡張し、ロボットの動作計画問題に応用する予定である。

参考文献

- [1] Steven M. Lavalle, *et al.*: Rapidly-Exploring Random Trees: A New Tool for Path Planning, IJRR, 1998.
- [2] S.Karaman, *et al.*: Sampling-based Algorithms for Optimal Motion Planning, IJRR, 2011.
- [3] Krizhevsky, Alex, *et al.*: ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks, IJRR, 2012.