

強化学習に基づく自律移動ロボット ナビゲーション用シミュレータの設計

田中 碧^{1,a)} 加藤 由花¹

概要: 人・ロボット共存環境で動作する自律移動ロボットへの期待が高まっている。これらのロボットでは、安全かつ効率的な経路計画が重要な研究課題となっており、我々もこれまで、歩行者が存在する動的環境を対象に、強化学習を用いたナビゲーション手法の研究開発を進めてきた。ロボットを対象とした強化学習モデルの訓練には、高性能なシミュレータが用いられるのが一般的である。しかし、複雑な構造を持つリアルなシミュレータの開発は難しく、簡易なシミュレータで効率的に学習を進める手法の開発が望まれる。本稿では、強化学習に基づく自律移動ロボットナビゲーションを対象に、簡易なレイアウト環境を大量に用意することで、高精度な学習を実現するシミュレータを設計する。ここでは、歩行者モデルをシミュレータに組み込むことで、人と共存する環境に対応する。本稿では、シミュレータの設計結果を示す。

キーワード: 自律移動ロボット, 強化学習, データセット, シミュレーション, 歩行者移動モデル

1. はじめに

近年、サービスロボットなど、人・ロボット共存環境で動作する自律移動ロボットへの期待が高まっている。これらのロボットでは、安全かつ効率的な経路計画が重要な研究課題となっており、近年では特に、強化学習等、機械学習に基づく手法が多く提案されている。我々もこれまで、歩行者が存在する動的環境を対象に、強化学習を用いた自律移動ロボットのナビゲーション手法の研究開発を進めてきた¹。具体的には、センサーデータと歩行者の未来の予測位置を状態として用いた深層強化学習により、局所的動作計画を行う手法を提案している。

ここで、ロボットを対象とした強化学習モデルの訓練は、主に学習時間の制約から、実ロボットを用いた実世界での学習が困難である場合が多く、高性能なシミュレータが用いられるのが一般的である。実際、Sim-to-Realと呼ばれる一連の研究が存在し、一例として自動運転のための強化学習用シミュレータに関する研究²などがある。しかし、複雑な構造を持つリアルなシミュレータの開発は難しく、簡易なシミュレータで効率的に学習を進める手法の開発が望まれる。文献³では、レイアウト（壁やドアの配置を線画で描いたもの）のようなシンプルなシミュレーション環境を用いた学習において、ある程度のナビゲーションが可

能であることが示されている。しかし、学習環境と推論環境のレイアウトが大きく異なる場合には、ナビゲーションの精度が低くなるという問題も指摘されている。また、学習に用いるデータセット（環境）のサイズと多様性も学習の精度に影響する。

このような背景から、本稿では、文献⁴で提案する経路計画手法を対象に、簡易なレイアウト環境を大量に用意することで、高精度な学習を可能にするシミュレータを提案する。

2. 経路計画手法

まず、本稿で対象とする経路計画手法について説明する。これは、歩行者が存在する屋内環境における自律移動ロボットのナビゲーション手法であり、大域的経路計画によって得られた経路への追従と、障害物回避を行う局所的動作計画を組み合わせることで、ロボットのゴールまでのナビゲーションを実現する。手法の全体像を図¹に示す。

このうち、局所的経路計画には、センサーデータと歩行者の未来の予測位置を用いた深層強化学習により生成したモデルを利用する。そのために、時系列ローカルマップという概念を導入し、これを学習済モデルに入力することで、各ステップにおけるロボットの行動を決定する。時系列ローカルマップは、時刻 t までに観測された歩行者軌跡データを用いて未来の歩行者経路を予測し、時刻 t におけるセンサーデータから作成したローカル占有マップにゴー

¹ 東京女子大学 大学院理学研究科
Suginami, Tokyo 167-8585, Japan

^{a)} d21m205@cis.twcu.ac.jp

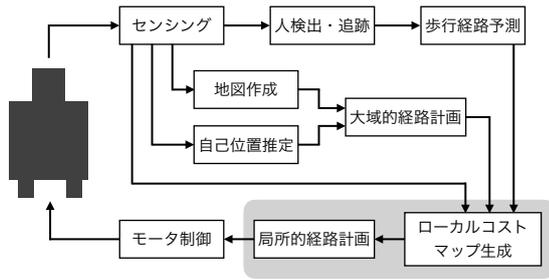


図 1 経路計画手法の全体像？.

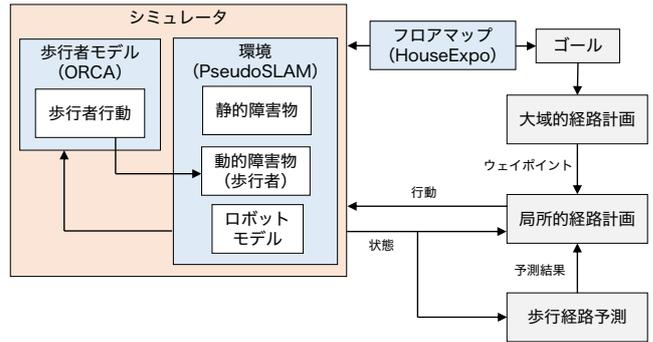


図 3 シミュレータの構成.

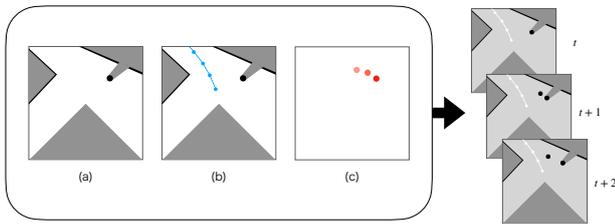


図 2 時系列ローカルマップのイメージ？.

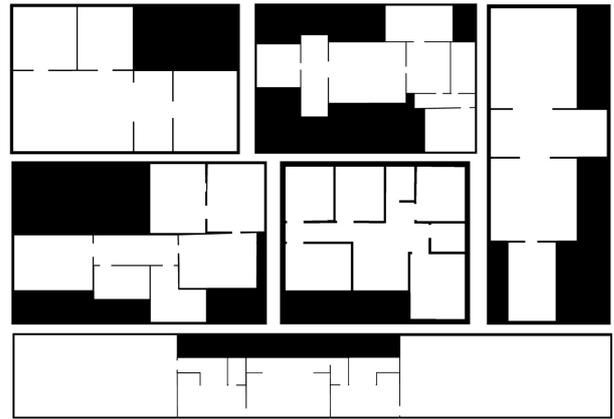


図 4 HouseExpo のフロアプランの例？.

ルまでの経路および歩行者予測位置の情報を統合して作成する。時系列ローカルマップのイメージを図 2 に示す。なお、未来の歩行者経路については、文献 2 に示した手法を用いて予測する。

本稿では、これらの機能を前提に、以下の指針に従い、シミュレータを設計する：(i) 強化学習により局所的経路計画モデルを生成できること、(ii) エージェントとしてのロボットと環境としてのマップを設定できること、(iii) 大域的経路計画が可能であること、(iv) 動的障害物として移動する歩行者を設定できること。

3. シミュレータの設計

前章の指針に従い、シミュレータの設計を行った。シミュレータの構成を図 3 に示す。ここでは、シミュレータの出力である「状態」を、局所的経路計画および歩行経路予測モジュールに入力することで、前章の指針 (i) を満たす。また、フロアマップを外部から与えることにより、様々な環境でのシミュレーションを実現し、指針 (ii) を満たす。さらに、マップ上でゴールを指定することにより、指針 (iii) を満たす。そして、歩行者モデルをシミュレータに組み込むことにより、指針 (iv) を満たす。

それぞれのモジュールについては、既存手法を組み合わせる。具体的には、外部から与えるマップとして、大量のフロアマップからなるデータセットである HouseExpo 2 を用いる。シミュレーション環境としては、

HouseExpo の利用を前提とした簡易シミュレーションプラットフォームである PseudoSLAM 2 を用いる。これは、OpenAI Gym 互換のインタフェース 2 を持つ、未知の 2D 環境でナビゲーション（および SLAM）を実現するシミュレータである。歩行者移動モデルとしては Optimal Reciprocal Collision Avoidance (ORCA) 2 を用いる。以下、それぞれの要素技術について概要を説明する。

3.1 HouseExpo

HouseExpo 2 は、SUNCG データセット 2 をベースに構築された大規模な屋内レイアウトデータセットである。252,550 の部屋を含む 35,126 の 2D フロアプランの設計図から構成されており、サンプルの多様性に長けている点に特徴がある。フロアプランの例を図 4 に示す。

元となる SUNCG データセットは 3D 屋内データセットであり、HouseExpo はこれを 2D 表現することにより、簡易なシミュレーションを可能にしている。このデータ変換は以下の手順により自動で行われる：(i) SUNCG データセットから三次元構造モデルを抽出する；(ii) 壁面境界図とドア部境界図を求め、それらの差分からドア位置および外部境界線を求める；(iii) 外部境界線の外側を塗り潰す；(iv) ドア位置を開放部とする；(v) 余分な外枠を切り取り、微調整を行って完成。

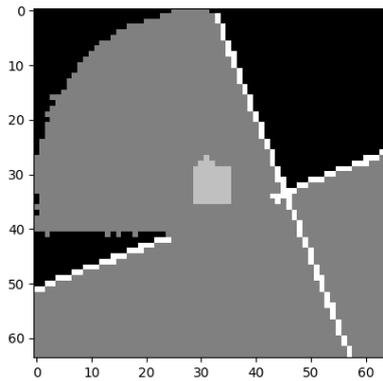


図 5 PseudoSLAM による地図作成の例.

3.2 PsuedoSLAM

PseudoSLAM は, HouseExpo の利用を前提とした簡易シミュレーションプラットフォームであり, HouseExpo により占有格子地図がすでに与えられていることを利用し, センサーデータを用いずに地図作成とナビゲーションを行う手法である. 静的障害物の追加も可能である. PseudoSLAM による地図作成プロセスの例を 図 ?? に示す.

3.3 ORCA

ORCA ? は群衆シミュレーション等において, 歩行者の動きを生成するために用いられることが多い歩行者移動モデルである. ここでは, 複数の独立したエージェントが同一環境内を移動するとき, 相互にコミュニケーションすることなしに, 互いに衝突を回避するスムーズな経路が生成される. これは, 歩行者が存在する環境のシミュレーションに適した特性である.

4. おわりに

本稿では, 文献 ? で提案する経路計画手法を対象に, 簡易な環境でありながら安全かつ効率的な経路計画モデルの学習が可能である, 強化学習用のシミュレータを設計した. 今後, 設計したシミュレータを実装し, その有効性を検証する予定である.

謝辞 本研究の一部は, JSPS 科研費 20K11776, 20K12011 の助成を受けたものである.