

Neural Radiance Fields を用いた 実機不要な自律移動学習手法の提案

A Proposal for an Autonomous Navigation Learning Method via Neural Radiance Fields that Does Not Require Actual Robot

○ 青木 惇季 ((株)リコー, 九州大学) 佐々木 史紘 ((株)リコー)
正 松本 耕平 (九州大学) 正 山科 亮太 ((株)リコー)
正 倉爪 亮 (九州大学)

Junki AOKI, Ricoh Co., Ltd., and Kyushu University
Fumihito SASAKI, Ricoh Co., Ltd.
Kohei MATSUMOTO, Kyushu University
Ryota YAMASHINA, Ricoh Co., Ltd.
Ryo KURAZUME, Kyushu University

This paper investigates using Neural Radiance Fields (NeRF) to enable autonomous navigation simulations without the need for actual robots. NeRF's strength lies in its ability to render photorealistic images, promising a solution to the long-standing challenge of the domain gap between simulation and real-world environments. We present findings that validate the effectiveness of a NeRF-simulated environment for training a reinforcement learning policy. Once trained in the NeRF environment, this policy can navigate an actual robot in the real world.

Key Words: Visual Navigation, 3D Reconstruction

1. 緒言

ロボットの自律移動や自動運転車における行動ポリシー獲得において、3Dモデルを基盤としたシミュレーション環境の利用が一般的である。典型的な自律移動シミュレーション環境は、3Dモデリングソフトウェアによる手動での構築、または3Dスキャナー等の特殊装置を使用したセンシングにより構築される。これには、現実環境を忠実に再現するための照明設定、天候や時間の変化、動的な物体の挙動を含む多様な要素への対応が必要である。しかしながら、現実とシミュレーション間の視覚的なギャップは依然として問題となっており、シミュレーション環境を現実に近い状態にするための画像生成モデルの利用が研究されている[1]。ロボットや自動運転車の学習にシミュレーション環境を利用することは、3Dモデリングや画像データ収集といった準備にコストがかかる。

近年では、Neural Radiance Fields (NeRF) [2]が注目を集めている。これは、画像データからニューラルネットワークを介してカメラのポーズと放射輝度場を最適化する技術であり、フォトリアリスティックな3Dレンダリングを可能にする。スマートフォン等の一般的なカメラデバイスで撮影した画像で学習可能なため、3Dモデリングに匹敵する作業が容易になる。さらに、NeRFを用いて天候や時間の変化[3]、動的な物体の挙動[4]を含めたシミュレーションが可能になってきており、従来手動で設定されていたパラメータをニューラルネットワークで表現することが可能になった。このため、NeRFをシミュレーション環境として活用することは、3D環境構築のコスト削減に貢献する。さらにフォトリアリスティックなレンダリング結果が得られることにより、シミュレーション画像と現実画像の視覚的なギャップを小さくできるため、ロボットを実際の環境に持ち込まずに自律移動の学習を可能にするフレームワークを実現できると考えた。

本稿ではNeRFを活用した実機を用いない自律移動ロボットの学習フレームワークを構築し、このフレームワーク中で学習されたポリシーを実機ロボットに適用し、画像ベースの自律移動が可能であることを検証する。

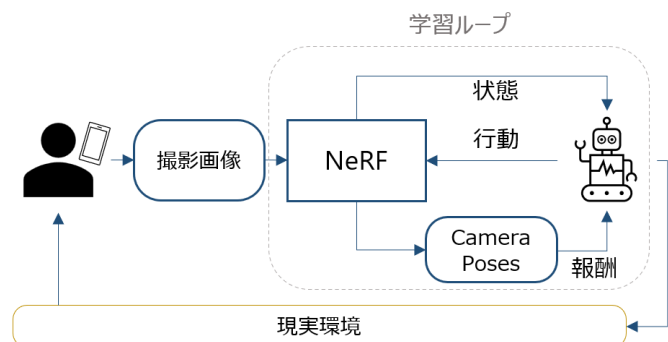


Fig. 1 The Overview of Proposed Method

2. 提案手法概要

Fig. 1は、提案手法の全体概要を示している。本手法では、ロボットに自律移動をさせたい特定の環境を、人間がスマートフォン等のカメラデバイスを使用して撮影する。撮影したデータはNeRFに入力され、放射輝度場が最適化されることで自由視点からのレンダリング画像を生成可能にする。この最適化された放射輝度場を用いて、観測画像を模倣する環境を構築する。放射輝度場の最適化の過程で推定されるカメラ軌跡を基にして、エージェントがこのカメラポーズに従って学習する枠組みを、強化学習により構築する。

強化学習のフレームワーク内で、エージェントは放射輝度場からレンダリングされた画像を状態情報として受け取り、それに基づいて行動を決定する。エージェントのカメラポーズが期待される軌跡に近いほど高い報酬を獲得できる。放射輝度場内で学習された強化学習ポリシーは、現実環境でカメラにより観測された画像に基づき、適切な行動を出力する。この行動は、連続する2つのカメラポーズ間の移動量として定義され、この移動量は下位レベルのコントローラに目的姿勢として伝達され、実機ロボットの自律移動を実現する。

注意点として、放射輝度場と現実環境間の距離スケールの調整が必要である。単眼カメラ画像からの姿勢推定はスケール

ル不定性を持つため、生成された放射輝度場と現実環境の行動（移動量）は直接一致しない可能性がある。この問題を解決するため、2点のキーフレーム画像を定め、これらの間の距離を予め計算しておく。実際のロボットの自律移動においては、ポリシーから出力された行動にこのスケールを適用することで、現実環境での適切な行動を導出する。

3. 自律移動実験

3.1 セットアップ

現実環境で撮影された画像を基に NeRF を用いてシミュレーション環境を構築し、該当環境で学習された強化学習ポリシーを実機ロボットの自律移動に適用する実験を実施した。

実験環境は、2か所のコーナーを含む廊下で、iPhone SE3 を使用して地上約 120 cm の高さからルート沿いに動画を撮影した。撮影データは NeRF に入力され、カメラの姿勢推定結果を基に期待される姿勢を定義し、学習エージェントがこの姿勢に沿って報酬を獲得するよう設計された報酬関数を用いて行動の最適化を行った。NeRF をベースとした技術群の中でも、ポーズと放射輝度場を同時に最適化する LocalRF [5]を用いた。

NeRF による空間の姿勢表現は 6次元であるが、本実験では差動二輪ロボットを用いるため、最適化されるべき行動は前進方向と左右方向の 2次元に限定され、その他の姿勢情報は期待される姿勢から取得された。NeRF への入力画像は 1920x1080 の解像度で、強化学習プロセスでは 96x54 の解像度でレンダリングされた画像を状態表現として使用した。また、学習用カメラと自律移動用カメラが異なるため、デバイス間の色の差異を吸収する目的で、画像の色相・明度・彩度をランダムに調整した。Soft Actor-Critic [6]を基にして強化学習アルゴリズムが実装された。

移動ロボットはリコー製のクローラ式差動二輪ロボットを使用し、観測画像の取得には RealSense D435i を撮影時と同様に地上から 120cm の高さに取り付けた。D435i から得られた画像は iPhone の画角に合わせて水平 60° にクロップされ、96x54 にリサイズされポリシーへの入力とされた。ポリシーからの出力は移動量として下位のコントローラに渡され、オドメトリ座標系で指定された動的目標位置を追従するための制御指令（速度・角速度）が発行された。

実験環境で 2か所のコーナーを曲がり、ゴール領域に到達できれば成功と判定して停止する。また、走行の途中で壁や柱との距離が 10cm 程度になり、衝突すると実験者が判断した場合はその時点で停止する。停止地点までの距離をスタート/ゴール間の全体距離で割った値を進捗率とした。

3.2 結果

自律移動を 3回試行した結果、平均進捗率は 88%であった。うち 1回の試行が成功で、残りの 2回ではロボットが 2つのコーナーを曲がり切れずに停止された。

Fig. 2 では成功した試行の様子が示されている。実験結果から、ロボットは適切なタイミングで曲がり角を曲がり、直進部分では方向の微調整をしながら進行することができたことが確認された。失敗した 2回の試行では、Fig. 2 の右端側に示されている第 2 コーナーを曲がり切れずに直進した。

失敗の推定原因の 1つは、第 2 コーナー地点での NeRF の再構成精度が悪いことであると考えられる。比較的画像の特徴が少ない環境で、かつ yaw 方向の旋回を多く含むパスは途中で姿勢推定結果が途切れやすい。姿勢推定精度が悪い箇所付近は、それに従ってレンダリング品質が落ちる。そのため、学習時に現実空間の映像を十分に再現できていなかったことが失敗原因として考えられる。



Fig. 2 Results of navigation with the actual robot. The timing of each image does not necessarily coincide.

実機を用いずシミュレーション環境上でポリシーの学習ができ、ロボットにとっての未知環境で画像ベースの自律移動が実現可能なことが示されたものの、さらに成功率を上げる余地は残されている。

4. 結論

本研究では、NeRF を用いた自律移動シミュレーション環境を構築し、この環境内で自律移動のプランニングポリシーを学習することにより、移動ロボットが自律移動できることを実証した。今回の実験環境は、外光の影響を受けにくく、時間帯による変化が少ない条件下であった。しかし、実用には、前述のような時間帯による光環境の変化や人の往来など、より複雑な環境条件を考慮する必要がある。今後はこれらの環境変化を NeRF 環境内で対応できるよう改善を進める。

謝辞

本研究の一部は、JSPS 科研費 JP21K18701 と JP20H00230 の助成を受けたものである。また本研究は、九州大学と株式会社リコーの共同研究により実施された。

参考文献

- [1] K. Rao, C. Harris, A. Irpan, S. Levine, J. Ibarz, and M. Khansari, "R1-cyclegan: Reinforcement learning aware simulation-to-real," in Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 2020.
- [2] Ben Mildenhall, Pratul P. Srinivasan, Matthew Tancik, Jonathan T. Barron, Ravi Ramamoorthi, Ren Ng, NeRF: Representing Scenes as Neural Radiance Fields for View Synthesis, The European Conference on Computer Vision (ECCV), 2020.
- [3] R. Martin-Brualla, N. Radwan, M. S. M. Sajjadi, J. T. Barron, A. Dosovitskiy, and D. Duckworth, "Nerf in the wild: Neural radiance fields for unconstrained photo collections," in Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 2021, pp. 7210–7219.
- [4] Z. Li, S. Niklaus, N. Snavely, and O. Wang, "Neural scene flow fields for space-time view synthesis of dynamic scenes," in 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2021, pp. 6494–6504.
- [5] A. Meuleman, Y.-L. Liu, C. Gao, J.-B. Huang, C. Kim, M. H. Kim, and J. Kopf, "Progressively optimized local radiance fields for robust view synthesis," in Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 2023, pp. 16 539–16 548.
- [6] T. Haarnoja, A. Zhou, K. Hartikainen, G. Tucker, S. Ha, J. Tan, V. Kumar, H. Zhu, A. Gupta, P. Abbeel, and S. Levine, "Soft actor-critic algorithms and applications," 2019.