

視覚と行動の end-to-end 学習による経路追従行動の模倣 データセットを収集してオフラインで訓練する手法の検討

A proposal for imitation method of path-tracking behavior by end-to-end
learning of vision and action
-Validation of a method to collect and train dataset offline-

学 高橋祐樹 (千葉工大) 白須和暉 (千葉工大) 学 藤原 柁 (千葉工大)
正 上田隆一 (千葉工大) 正 林原靖男 (千葉工大)

Yuuki TAKAHASHI, Chiba Institute of Technology, s19c1068aq@s.chibakoudai.jp

Kazuki SHIRASU, Masaki FUJIWARA,

Ryuichi UEDA and Yasuo HYASHIBARA, Chiba Institute of Technology

In this paper, we propose a method of training a robot by collecting data on and near a target path, based on a conventional method of imitation learning. In the proposed method, the robot is placed on and around the target path and data is collected. Then, the robot is trained off-line using the collected data. After learning, the robot runs according to the output of the trainer using camera images as input. This is performed on a simulator, and the effectiveness of the proposed method is verified through experiments. As a result, it is confirmed that the proposed method can run around the path.

Key Words: End-to-End Learning, Navigation, Offline

1 緒言

本研究グループでは、end-to-end 学習により、視覚に基づく経路追従行動をオンラインで生成する手法の提案を行い、その有効性を実験により検証してきた [1][2]。視覚を入力として、end-to-end 学習により経路追従行動を模倣する手法はいくつか提案されている。例えば、Bojarski らは、人が操作するステアリングの角度を end-to-end 学習することで経路追従する手法を提案した [3]。Jing Bi らは、歩行者が多い環境における経路追従行動の模倣に取り組んでいる [4]。それに対して、本研究グループでは、図 1 に示すように、測域センサなどを入力として自己位置推定を行い生成した行動を、カメラ画像を入力とする行動に模倣する手法を提案している。他の手法が人の操作模倣しているのに対して、提案手法は自動制御器の出力を模倣する点に特徴がある。

しかし、提案手法 (以後、オンライン手法と呼ぶ) では、データ収集及び学習を行うために、ロボットを経路に沿って走行させ続けることが必要である。そのため、経路追従の成功率を上げるためにはロボットを長時間走行させることが必要で、それが問題となっていた。

本稿では、事前に収集した画像と行動を用いて、経路追従行動をオフラインで学習する手法 (以後、オフライン手法と呼ぶ) に関して検討する。これにより、オンライン手法で問題となっていた学習時間の短縮を目指す。なお、オフラインで模倣学習することは、他の研究でも行われていることであるが、そのデータを自動で収集することに本手法の特徴がある。また、本稿では、実ロボットでのデータ収集を念頭において、どの程度の経路周辺の視覚情報が必要であるかを、シミュレータを用いた実験により明らかにすることも目的とする。これにより、実ロボットを用いた学習に要する時間を短縮することを意図している。

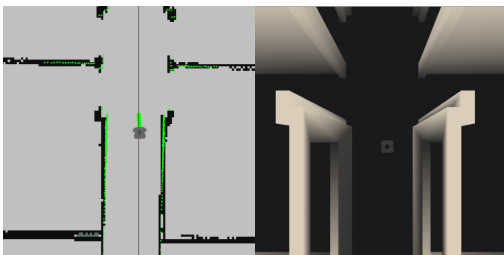


Fig.1: Moving with map-based navigation

2 オンライン手法

従来から提案するオンライン手法に関して述べる。オンライン手法では、地図を用いたルールベース制御器の出力を模倣して、経路追従行動を獲得する。図 2, 3 にシステムの概要を示すが、手法は学習とテストの 2 つのフェーズで構成される。学習フェーズでは、測域センサとオドメトリを入力として、ROS の navigation[5] により、目標角速度を求めて、ロボットを経路追従させる。同時に 64×48 にリサイズした 3 つのカメラ画像 (RGB 画像) を入力、目標角速度を出力とするデータを、データセットに加える。そのデータをランダムにピックアップしてリアルタイムに学習する。左右のカメラ画像に対する目標角速度には、それぞれ経路に戻るようなオフセットを加える。訓練後は、図 3 のようにカメラ画像を入力とした学習器の出力を目標角速度としてロボットを制御する。テストフェーズでは 3 台のカメラのうち、中央のカメラのみ使用する。なお、目標の並進速度は $0.2[m/s]$ で一定の速度をロボットに与える。

オンライン手法のネットワークの構造を図 4 に示す。入力層 1、畳み込み層 3、全結合層 2、出力層 1 の全 7 層から構成される。

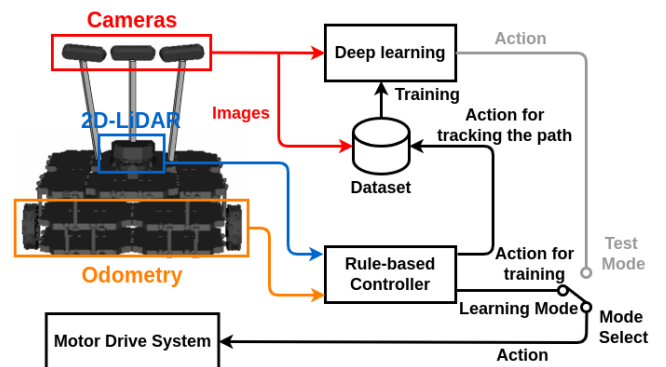


Fig.2: Learning phase

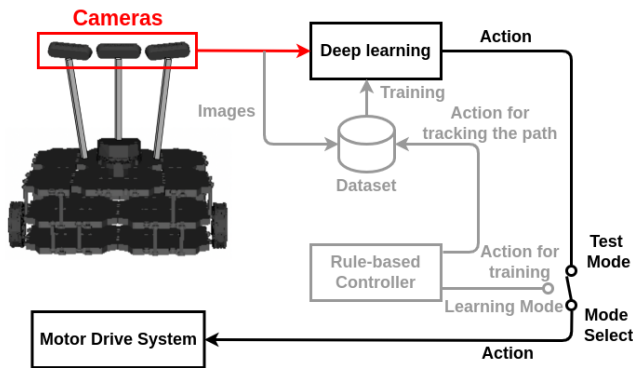


Fig.3: Test phase

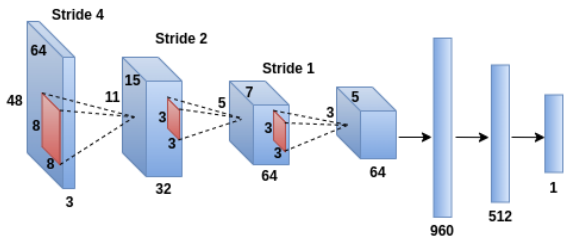


Fig.4: Structure of network

3 オフライン手法

本研究で検証するオフライン手法に関して述べる。オンライン手法と比べて、オフライン手法は画像と角速度のデータを事前に収集して、オフラインで学習するところが異なる。図5にシミュレータを用いたデータの収集方法を示す。目標経路(赤線)から一定距離の位置にロボットを配置して、さらに目標経路の方向を基準にして、ヨー方向に一定量回転させる。その状態で中央のカメラの画像と、目標角速度を収集してデータセットに加える。本手法でデータを収集するためには、非常に多くのロボットの置き直しをしなければならないため、実ロボットにそのまま応用するのは難しい手法といえる。ただし、1台のロボットに複数のカメラを搭載して、複数の視点の画像を得ることで同様にデータを収集できるため、実ロボットへの応用は可能であると考えられる。このように収集したデータセットを用いてオフラインで学習を行う。

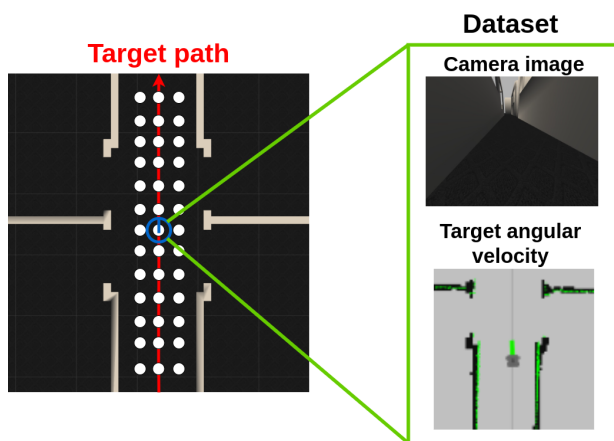


Fig.5: Method of collecting data around the target path

4 シミュレータを用いた実験

オフライン手法で経路追従できるかを実験により検証する。また、どの程度の画像情報と目標角速度のデータがあれば、経路追従できるかを明らかにする。

4.1 実験装置

シミュレータには Gazebo[6], 環境には Willow Garage[7] を用いて、図6に示す赤線を目標経路として実験を行う。また、ロボットモデルには Turtlebot3 Waffle Pi[8] にカメラを1つ搭載したモデルを用いた。これらを実験に用いたソフトウェアに関しては以下で公開している。

https://github.com/YuukiTakahashi4690/nav_cloning

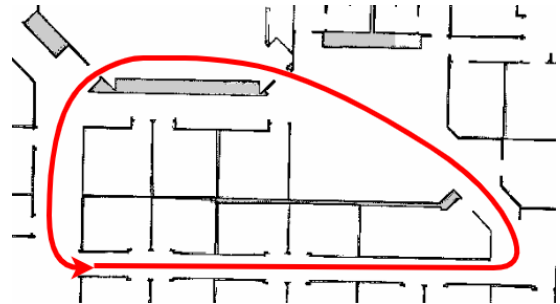


Fig.6: Course to collect data

4.2 実験方法

以下に実験方法を示す。

(1) データ収集フェーズ

図7にデータの収集方法を示す。目標経路上と目標経路から $\pm 0.1[m]$, $\pm 0.2[m]$, $\pm 0.3[m]$ 離れた位置にロボットを配置する。そして、その位置ごとに目標経路の方向を基準として、ヨー方向に ± 5 度回転させて、カメラ画像と目標角速度を収集する。実験では、ヨー方向に回転させる場合とさせない場合の全8種類の組み合わせを行い、それぞれでどのように結果が変わるか検証した。

(2) 学習フェーズ

オンライン手法では、オンラインで学習を行うため、ナビゲーションなどにもコンピュータのリソースが必要であるため、バッチ数8のミニバッチ学習を採用していた。しかし、本手法はオフラインで学習を行うため、バッチ学習を採用している。学習ステップ数に関しては、4000stepとした。なお、4000stepはオンライン手法において、シミュレータでの実験に用いてきたステップ数である。

(3) テストフェーズ

学習済みモデルを用いてロボットを走行させて図6に示した目標経路を追従できるかを検証する。経路を1周できた場合を成功とし、壁に衝突したり、目標経路から10[m]以上離れたりした場合を失敗とした。

上記の(2)学習フェーズと(3)テストフェーズを30回行い、経路追従の成功率を得る。

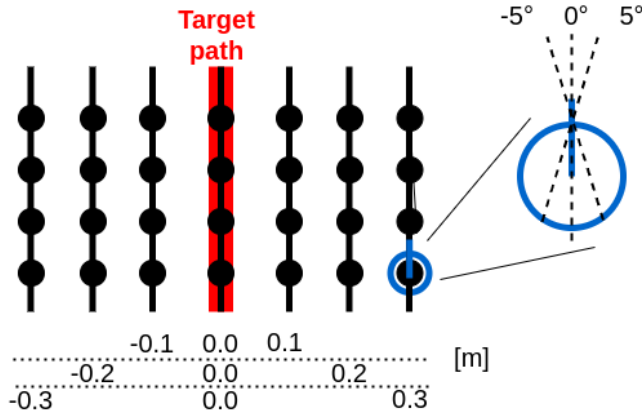


Fig.7: Method of collecting data around the target route

4.3 実験結果と考察

実験結果を表 1 に示す。目標経路上と目標経路から ± 0.2 [m] 離れた位置で、ロボットの進行方向を基準に、ヨー方向に $\pm 5^\circ$ 回転させる組み合わせが最も成功率が高かった。また、経路追従の成功率を高めるために使用する視覚情報の広さについては、狭すぎても広すぎても成功率は上がらないことが結果から確認できる。

学習時間に関しては、オンライン手法が学習に 40 分程度必要であったのに対して、最も成功率が高い組み合わせの学習時間は 4 分程度であった。従って、学習時間を 1/10 程度に短縮できることを確認した。ここで、学習時の loss の一例を図 8 に示す。図から学習が収束している様子が見られる。

結果として目標経路から 0.2[m] 離れた位置の周辺のデータを学習に用いることが、経路追従する上で有効であることがある程度確認できた。また、ヨー方向に一定量回転させることで、成功率が高まることも確認できた。

Table 1: Number of successes in the experiments

	0[m]	0[m], ± 0.1 [m]	0[m], ± 0.2 [m]	0[m], ± 0.3 [m]
0[deg], ± 5 [deg]	1/30	28/30	30/30	27/30
0[deg]	0/30	14/30	23/30	20/30

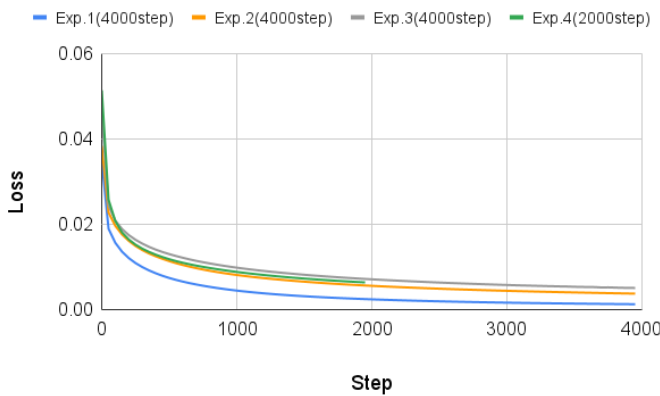


Fig.8: Loss value in the experiments

5 結言

本稿では、事前に収集した画像と行動を用いて、end-to-end 学習により経路追従行動をオフラインで模倣学習する手法に関して検討した。実験により、オンライン手法で問題となっていた学習時間を大幅に短縮できることを確認した。また、実ロボットでのデータ収集を念頭において、必要となる経路周辺の視覚情報と目標角速度の組み合わせも、ある程度明らかにした。

参考文献

- [1] 岡田 真也, 清岡 優祐, 上田 隆一, 林原 靖男: “視覚と行動の end-to-end 学習により経路追従行動をオンラインで模倣する手法の提案”, 計測自動制御学会 SI 部門講演会 SICE-SI2021 予稿集, pp.1147-1152, 2020.
- [2] 岡田 真也, 清岡 優祐, 春山 健太, 上田 隆一, 林原 靖男: “視覚と行動の end-to-end 学習により経路追従行動をオンラインで模倣する手法の提案- 経路追従行動の修正のためにデータセットを動的に追加する手法の検討”, 計測自動制御学会 SI 部門講演会 SICE-SI2021 予稿集, pp.1066-1070, 2021.
- [3] Bojarski, Mariusz, et al.: “End to End Learning for Self-Driving Cars.”, arXiv: 1604.07316, 2016
- [4] Jing Bi, Tianyou Xiao, Qiuyue Sun, Chenliang Xu. “Navigation by Imitation in a Pedestrian-Rich Environment”, arXiv:1811.00506, 2018
- [5] ros-planning, navigation リポジトリ
<https://github.com/ros-planning/navigation>
(最終閲覧日 2023 年 3 月 11 日)
- [6] gazebo リポジトリ
<http://gazebo.org/>
(最終閲覧日 2023 年 3 月 11 日)
- [7] Koenig, Nathan, and Andrew Howard. “design and use paradigms for gazebo, an open-source multi-robot simulator.”. 2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS) (IEEE Cat. No. 04CH37566). Vol. 3. IEEE, pp.2149-2154, 2004.
(最終閲覧日 2023 年 3 月 11 日)
- [8] Turtlebot3-robotis emanual.robotis.
<https://emanual.robotis.com/docs/>.
(最終閲覧日 2023 年 3 月 11 日)