

視覚と行動の end-to-end 学習による経路追従行動の模倣 —オフラインでデータセットを収集して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

近年、自律移動ロボットの研究が盛んに行われている。その中で視覚を入力とした end-to-end 学習により経路追従を模倣する手法はいくつかある。例えば、Bojarski ら [1] は人が操作するステアリングの角度を end-to-end 学習することで自律走行する手法を提案した。Jing Bi ら [4] はカメラ画像と人がコントローラで操作した入力を模倣学習することで、経路追従と歩行者追従において有効であることを示した。しかし、人の操作を模倣する場合、データセットの収集に労力がかかる。また、人は完全に経路に沿って走行することは困難であるなどの問題点が挙げられる。そこで、岡田ら [2][3] は、図 1 のような測域センサなどの幾何学的なデータを入力として生成された行動を、カメラ画像を入力とする行動に模倣することで経路追従行動を獲得した。しかし、岡田らの手法 (以下「従来手法」と称する) では、データ収集及び学習を行う際にロボットを走らせるため、時間が必要となる。そこで、本研究では従来手法を基にロボットを走らせることなく、目標経路上及びその周辺のデータを一度に収集してオフラインで訓練する手法を提案する。さらに訓練後に、カメラ画像を入力とした学習器の出力で自律走行させることで手法の有効性を検証することを目的とする。

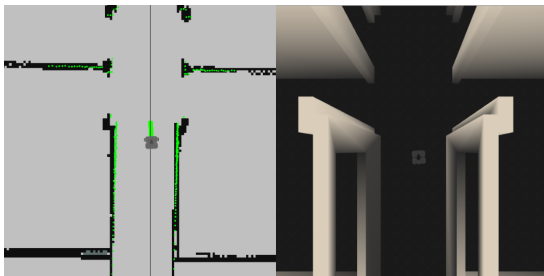


Fig.1: Moving with map-based navigation

2 従来手法

従来手法に関して述べる。従来手法では、地図を用いたルールベース制御器の出力を模倣し、経路追従行動を獲得する。図 2 に示すシステムでは、学習時に測域センサとオドメトリを入力とした navigation[5] の出力である角速度 (以下「目標角速度」と称す

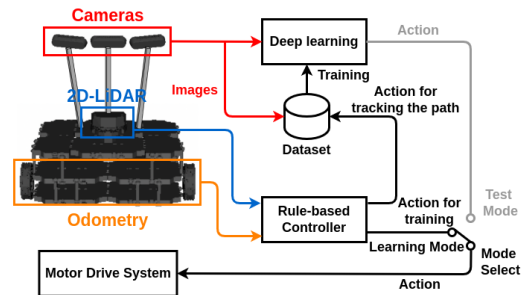


Fig.2: Learning phase

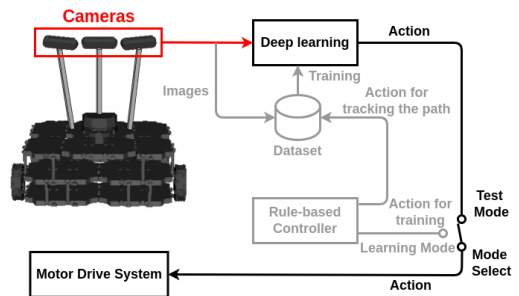


Fig.3: Test phase

る) を学習器とモータ駆動系に与える。学習器には、カメラ画像を 64×48 にリサイズした 3 つのカメラ画像を入力し、目標角速度を出力して end-to-end 学習する。左右のカメラ画像に対する角速度には、それぞれ経路に戻るようなオフセットを加える。学習後は、図 3 のようにカメラ画像を入力とした学習器の出力により走行する。また、従来手法で用いたネットワークの構造を図 4 に示す。構造は入力層 1、畳み込み層 3、全結合層 2、出力層 1 の全 7 層から構成されている。また、オンラインで学習が行えるように、ネットワークは畳み込みニューラルネットワーク (CNN) を元にしている。

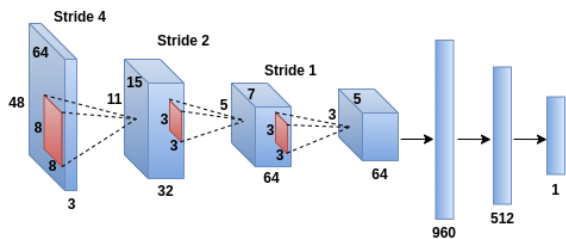


Fig.4: Structure of network

3 提案手法

本研究で提案する手法を述べる。従来手法に対して、提案手法は一度にデータを収集して、オフラインで訓練することが異なる。図5にデータの収集方法を示す。赤線の目標経路から平行に離れた座標にロボットを配置する。そして、その座標ごとに 64×48 のカメラ画像 (RGB 画像) と目標角速度を図のように収集する。ロボットの進行方向に対する並進速度は 0m/s であるが、データセットには目標角速度がロボットに与えられる。このように、ロボットを走行させることなく、目標経路上及びその周辺に配置することで、一度に大量のデータを収集することができる。その後、収集したデータを用いてオフラインで学習を行う。

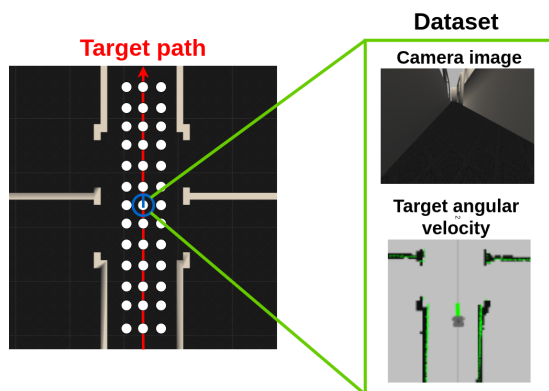


Fig.5: Method of collecting data around the target path

4 シミュレータを用いた実験

4.1 実験装置

シミュレータには Gazebo[6] の Willow Garage[7] を用いて、図6に示すコースで行う。また、ロボットモデルにはカメラを3つ搭載した Turtlebot3 Waffle Pi[8] を用いた。

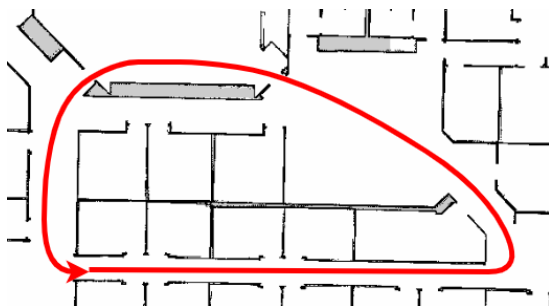


Fig.6: Course to collect data

4.2 実験方法

1. データ収集フェーズ 図7にデータの収集方法を示す。実験1では、赤線の目標経路から平行に ± 0.05 , $\pm 0.1\text{m}$, 実験2と実験3では、目標経路から平行に ± 0.1 , $\pm 0.2\text{m}$ 離れた座標にロボットを配置する。ただし、実験1から実験3のロボットの進行方向の配置間隔は 0.1m とする。そして、そ

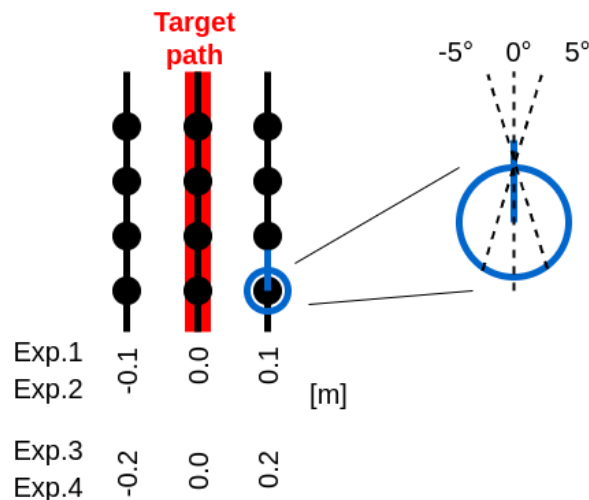


Fig.7: Method of collecting data around the target route

の座標ごとに経路に沿った向きを基準として ± 5 度傾けて、カメラ画像と目標角速度を収集する。

2. 訓練フェーズ 実験1と実験2は4000step, 実験3は2000step 学習した。なお、4000step は従来手法において、シミュレータの実験に用いられてきたステップ数である。

3. テストフェーズ 図6に示したコースで10個の学習済みモデルを用いて走行させる。経路を3周できた場合を成功とし、壁に衝突したり、目標経路から 10m 以上離れたりした場合を失敗とした。また、並進速度は 0.2m/s で一定の速度をロボットに与える。

4.3 実験結果

実験結果を表1に示す。実験1は成功回数10/10, 実験2は成功回数9/10, 実験3は成功回数10/10, 実験4は成功回数8/10であった。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確認できる。因みに、従来手法が訓練に最低40分程度必要であったのに対して、実験1と実験3は訓練時間が4分程度であるため、大幅に時間を短縮できることを確認した。

Table 1: Number of successes in the experiment

Experiments	Number of successes
Exp.1(4000step)	10/10
Exp.2(2000step)	9/10
Exp.3(4000step)	10/10
Exp.4(2000step)	8/10

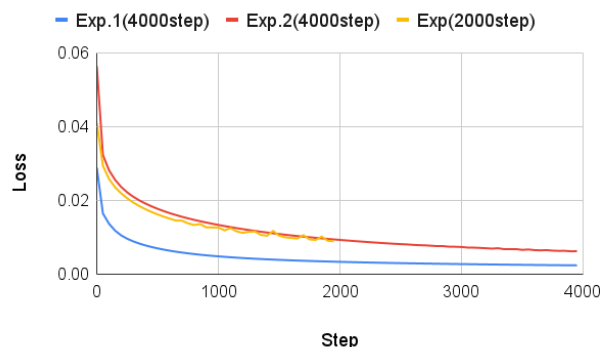


Fig.8: Loss value in the experiments

5 結言

本稿では、従来手法を基にロボットを走行させることなく目標経路及びその周辺のデータを一度に収集して、オフラインで訓練する手法を提案した。実験では、経路から離れた状態も訓練データ加えることで成功回数が増えることを確認し、提案手法の有効性を示した。また、従来手法と比べて半分のステップ数でも成功回数が5/5であり、訓練時間を大幅に短縮できることを確認した。

参考文献

- [1] Bojarski, Mariusz, et al.: “End to End Learning for Self-Driving Cars.”, arXiv: 1604.07316, 2016
- [2] 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.
- [3] 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.
- [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 2 月 17 日)
- [6] gazebo リポジトリ
<http://gazebo.org/>
(最終閲覧日 2023 年 2 月 17 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 2 月 17 日)
- [8] Turtlebot3-robotis emmanual.robotis.
<https://emmanual.robotis.com/docs/>.
(最終閲覧日 2023 年 2 月 17 日)