# 視覚と行動の end-to-end 学習による経路追従行動の模倣 ー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ー

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 髙橋祐樹 (千葉工大) 白須和暉 (千葉工大) 学 藤原柾 (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おり, その中 で視覚を入力とした end-to-end 学習により自律走行を獲得した 例もある. 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. 岡田ら [2][3] は, 図1のような測域センサやオドメトリなど を入力とする地図を用いたルールベース制御器の出力を模倣する ことで経路追従行動を獲得した. また, 清岡ら [4] により, 経路か ら離れた状態も訓練データに加えた方が、経路から離れても再び 経路に戻る可能性が高いことが示されている. しかし, 岡田らと 清岡らの手法 (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.

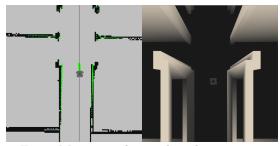


Fig.1: Moving with map-based navigation

## 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

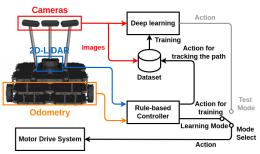


Fig.2: Learning phase

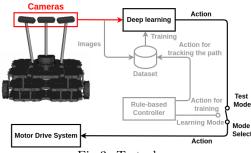


Fig.3: Test phase

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.

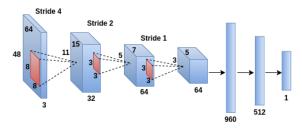


Fig.4: Structure of network

#### 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  $64 \times 48$  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.

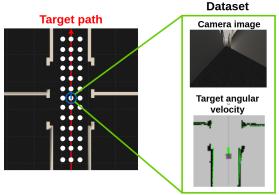
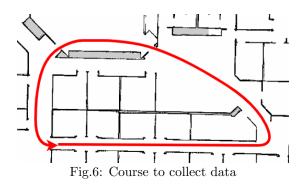


Fig.5: Method of collecting data around the target path

## 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 Turtlebo3 Waffle Pi[8] を用いた.



# 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 $\pm$  0.05,  $\pm$  0.1[m], 実験 2 と実験 3 では, 目標経路から平行に $\pm$  0.1,  $\pm$  0.2[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 0.1[m] とする. そして, そ

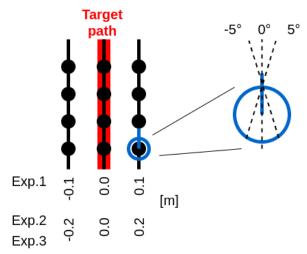


Fig.7: Method of collecting data around the target route

の座標ごとに経路に沿った向きを基準として $\pm 5$  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 10[m] 以上離れたりした場合を失敗とした. また、並進速度は 0.2[m/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 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 100 の一例を図 100 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 100 分程度必要であったのに対して,実験 10 と実験 13 は訓練時間が 104 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

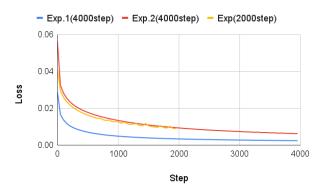


Fig.8: Loss value in the experiments

#### 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

- Bojarsi, 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 眞也, 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] 清岡 優祐, 岡田 眞也, 岩井 一輝, 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"-データセットと生成された経路追従行動の解析", 計測自動制御学会 SI 部門講演会 SICE-SI2021 予稿集, pp.1072-1075, 2021.
- [5] ros-planning, navigation リポジトリ https://github.com/ros-planning/navigation (最終閲覧日 2023 年 2 月 12 日)
- [6] gazebo リポジトリ http://gazebosim.org/ (最終閲覧日 2023 年 2 月 12 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 12 日)
- [8] Turtlebot3-robotis emanual.robotis. https://emanual.robotis.com/docs/. (最終閲覧日 2023 年 2 月 12 日)