

修 士 論 文

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)

Imitation of path-tracking behavior by end-to-end learning of vision and action
(Investigation of a method to collect datasets and train them offline)

2025 年 1 月 31 日 提出

指導教員 林原 靖男 教授

千葉工業大学 先進工学研究科 未来ロボティクス専攻

23S1022 高橋祐樹

概要

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 (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証)

本論文では、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模倣学習する手法を提案する。また、実ロボットに提案手法を適用することを念頭においているため、実環境を想定した実験において有効であるかも検証する。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模倣する手法を提案し、その有効性を実験により検証してきた。従来手法では、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った。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。本論文では、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に関して検討する。これにより、従来手法で問題となっていた学習時間の短縮を目指す。シミュレーションを用いた実験により、提案手法の有効性を検証した。結果として、学習時間を大幅に短縮することができ、提案手法が有効であることを確認した。また、実環境を想定した実験においても、提案手法の有効性を検証した。

キーワード: end-to-end 学習, ナビゲーション, オフライン

abstract

A proposal for an online 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)

In this paper, we propose an off-line imitation learning method for path-following behavior using pre-collected images and actions. Since we intend to apply the proposed method to a real robot, we also verify the effectiveness of the method in experiments under realistic conditions. We have proposed an online imitation method of vision-based path-following behavior by end-to-end learning, and have verified the effectiveness of the proposed method through experiments. Conventional methods require the robot to keep running along the path in order to collect data and perform learning. Therefore, the robot needs to run for a long time to improve the success rate of path following, which has been a problem. In this paper, we discuss a method for learning path-following behaviors off-line using pre-collected images and behaviors. We aim to reduce the learning time, which has been a problem with conventional methods. We have verified the effectiveness of the proposed method through experiments using simulations. As a result, we confirmed that the proposed method is effective in significantly reducing the learning time. The effectiveness of the proposed method is also verified by experiments under realistic conditions.

Translated with DeepL.com (free version)

keywords: End-to-end learning, Navigation, Offline

目次

图目次

表目次

第 1 章

序論

1.1 背景

近年, 配膳ロボットや警備案内ロボットなどの需要が高まり, 自律的に移動できることが求められている. これらのロボットは LiDAR, ホイールオドメトリ, IMU などの様々なセンサから得られるデータに基づいて作成された占有格子地図を用いてナビゲーションを行う.

また, 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模倣する手法を提案し, その有効性を実験により検証してきた. 岡田らが提案した手法(以後, オンライン手法と呼ぶ)では Fig. ??に示すような LiDAR やホイールオドメトリなどを入力として生成したナビゲーションの行動を, カメラ画像を入力とする行動に模倣する [?][?]. これにより, 地図を用いたナビゲーションと視覚に基づく経路追従行動の 2 つのナビゲーション手段が得られるため, 状況に応じて高い信頼性が見込まれる方を選択することで, 経路追従を継続できる可能性が高まる.

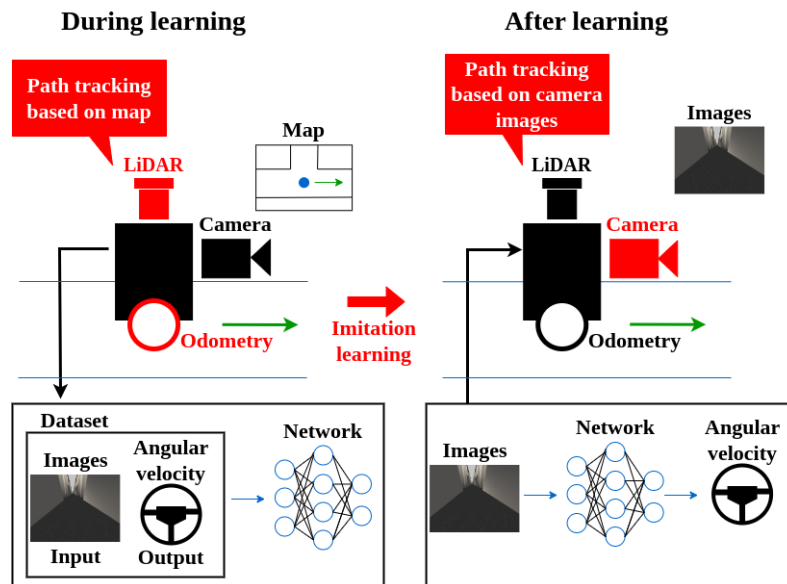


Fig. 1.1: Path-tracking by end-to-end imitation learning

1.2 関連研究

視覚を入力として, end-to-end 学習により経路追従を模倣する手法をいくつか紹介する.

Bojarski らは人が操作した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. Fig. ??に示すように学習器に, 3 つのカメラ (左・中央・右) の画像と対応するステアリングの角度を入力する. 学習後は出力されたステアリングの角度のみで自律走行することが確認された [?].

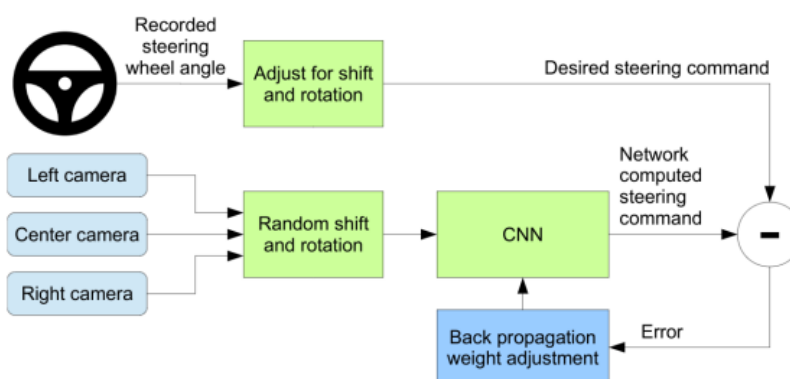


Fig. 1.2: Training the neural network from [?]

また, Jing Bi らは, 歩行者の多い環境における経路追従行動の模倣に取り組んだ. 具体的には, Fig. ??に示すようなフレームワークを用いて, Fig. ??のような歩行者のいる状況に合わせて, 人が操作しながらデータ収集を行う. ステージ 1 では「どの状況にいるのか」を判断する. ステージ 2 では分類結果に基づいて「具体的にどう動くか」を決定する. 経路から外れたり, 人と衝突したりなどのエラーに遭遇しそうな場合には人が介入を行う. そして, 介入の前後を含めてポリシーを更新する. これにより, 歩行者がいる場合でも経路追従できることが確認された [?].

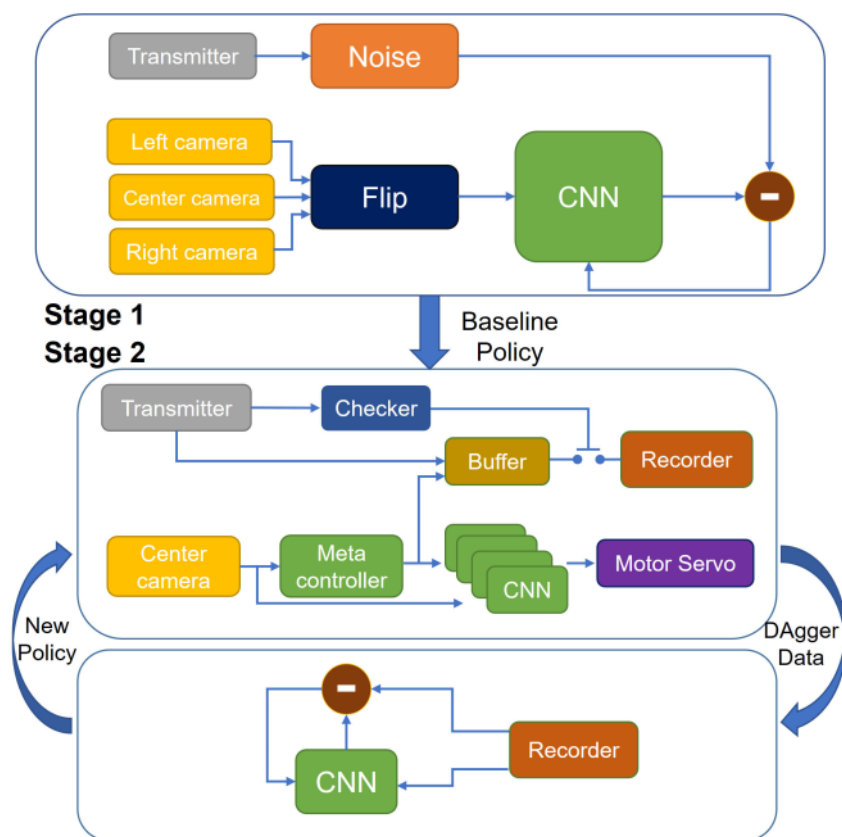


Fig. 1.3: Framework overview from [?]



Fig. 1.4: Robot navigation in a pedestrian environment from [?]

これらの手法が人の手動操作を模倣しているのに対して、オンライン手法は自動運転を模倣する点が異なる。しかし、オンライン手法では、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ロボットを長時間走行させ続ける必要があり、それが問題となっていた。

1.3 目的

本論文では、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）を提案する。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、そのデータセットを自動で収集する点が本手法の特徴である。また、実ロボットにオフライン手法を適用することを念頭において、経路周辺の視覚情報がどれだけ必要であるかを、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。

1.4 論文構成

本論文の構成は以下に述べる通りである。第 1 章では、研究を行う背景や目的を述べた。第 2 章では、研究に関連する要素技術、第 3 章では、従来手法について説明する。第 4 章では、提案手法について説明し、第 5 章と第 6 章では、実験について説明する。そして、第 7 章では、本研究の結論を述べる。

第 2 章

要素技術

2.1 地図を用いたルールベース制御器によるナビゲーション

教師信号としている地図を用いたルールベース制御器によるナビゲーションについて説明する。このナビゲーションには、ROS のパッケージである `navigation`[?] を使用している。移動ロボットは、Fig. ??のように LiDAR のスキャンデータやオドメトリを入力として自己位置推定と経路計画を行い、これらに基づいて自律走行をする。また、自己位置推定には、`amcl`(Adaptive Monte Carlo Localization)、経路計画とモータ指令には `move_base`[?] を使用している。

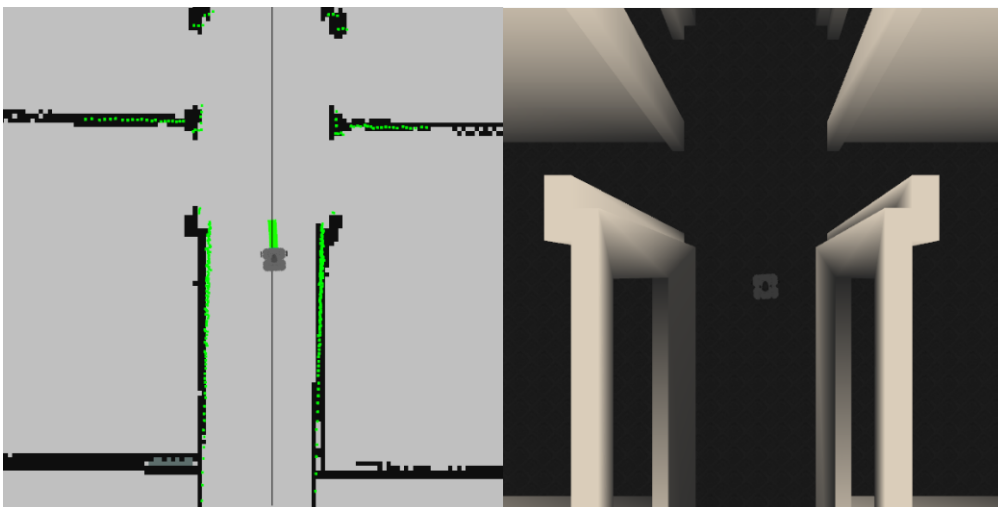


Fig. 2.1: Map based navigation using navigation package

2.2 ディープラーニング

ディープラーニングとは、人間の神経細胞を模したネットワーク構造のことである。主に、入力層と出力層、その間に中間層（隠れ層）という構成である。中間層を多層化することで、複雑な入力情報を処理し、パターンを認識することや、ルールを読み解くことができる。近年では、画像や物体認識、自然言語処理などで活用されている。Fig. ??に構造の一例を示す。

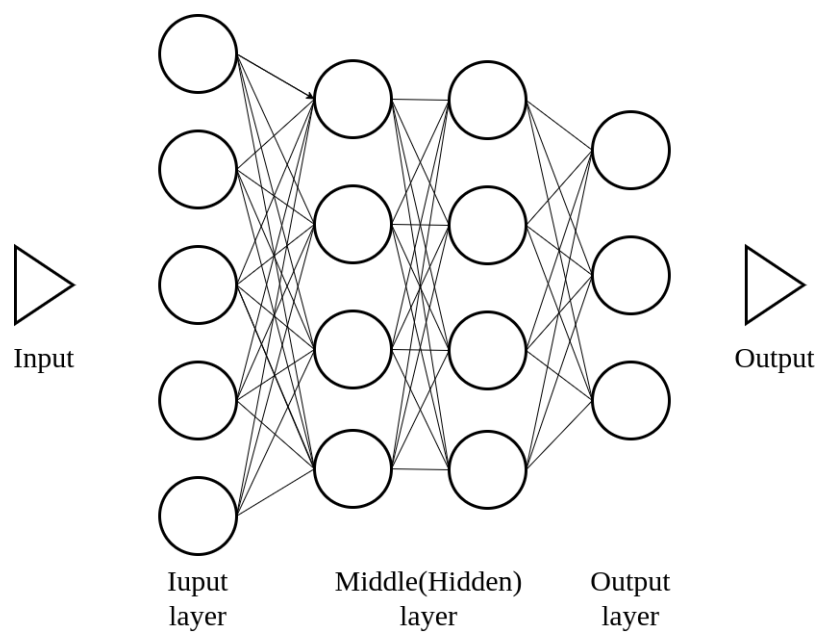


Fig. 2.2: Structure of deep learning

2.3 end-to-end 学習

end-to-end 学習とは, 入力から出力までの流れを一括に学習することができる手法である. 例として, 画像中からの文字認識を行う処理を挙げる. 一般的な処理では, Fig. ??のように画像から文字検出を行い, その後に文字分割, 最終的に文字認識をする. しかし, end-to-end 学習では, Fig. ??に示すような入力から出力までの流れを一括して学習することができる.

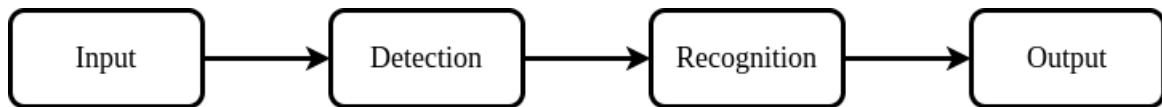


Fig. 2.3: Structure of general learning

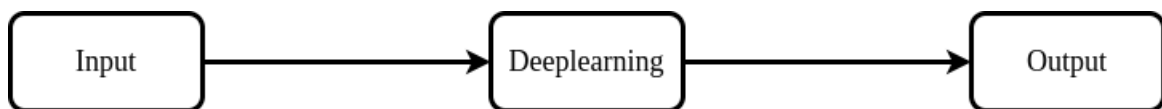


Fig. 2.4: Structure of end-to-end learning

2.4 データセット

データセットとは、学習に使用する学習（訓練）データの集合のことである。例として、Fig. ??に示すような 0 から 9 の手書きで書かれた数字の画像セットである MNIST が挙げられる。機械学習や画像認識において多く利用されており、訓練画像 6000 枚とテスト画像 1000 枚で構成されている。



Fig. 2.5: MNIST dataset from [?]

2.5 オフライン学習

オフライン学習とは、あらかじめ用意したデータセットを使用して学習を行うことである。これに対して、先行研究用で用いたオンライン学習とは、タスクを行いながらデータ収集をし、そのデータを使用して学習することを指す。

2.6 バッチ学習

バッチ学習とは、訓練データを一括で処理する学習方法である。特徴として、一度に大量のデータを扱うことができるため学習の進行が安定しやすく、訓練データに異常データが混じっていても受ける影響が小さくて済むなどが挙げられる。また、バッチ学習ではバッチサイズがデータ数となることが多い。

第 3 章

従来手法（オンライン手法）

3.1 オンライン手法の概要

従来から提案してきた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。Fig. ??にシステム概要を示す。学習時は、LiDAR とオドメトリを入力として、ROS の navigation[7] 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ためのオフセットを加える。これらは経路から外れた場合に、経路に戻る行動が選択されるように加えている。

一定ステップ数の学習を行った後、学習したモデルで経路追従できるか確認する。Fig. ??にシステム概要を示す。中央のカメラ画像を深層学習器に入力して、出力された目標角速度を用いてロボットを制御する。なお、目標の並進速度は $0.2[\text{m/s}]$ で一定とする。

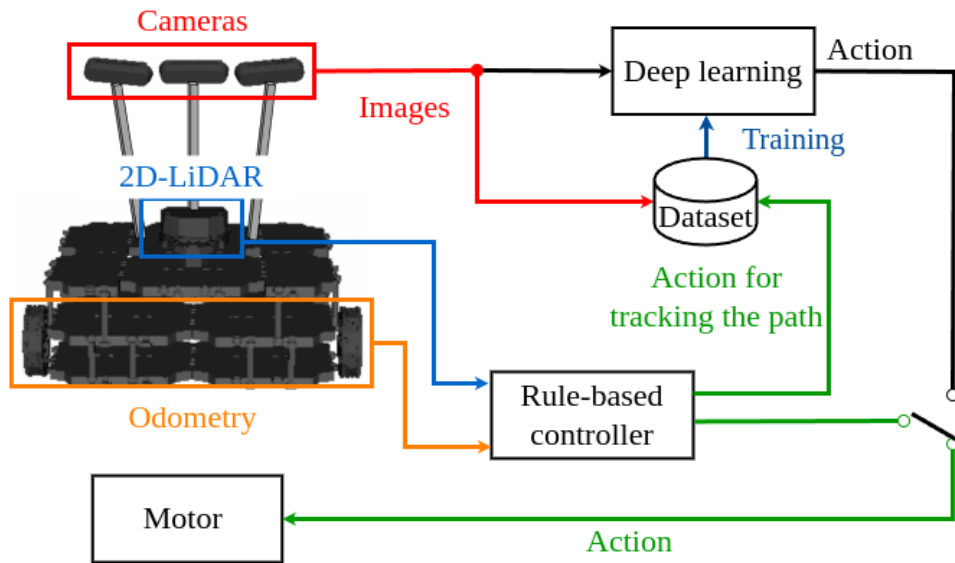


Fig. 3.1: System configuration during network training

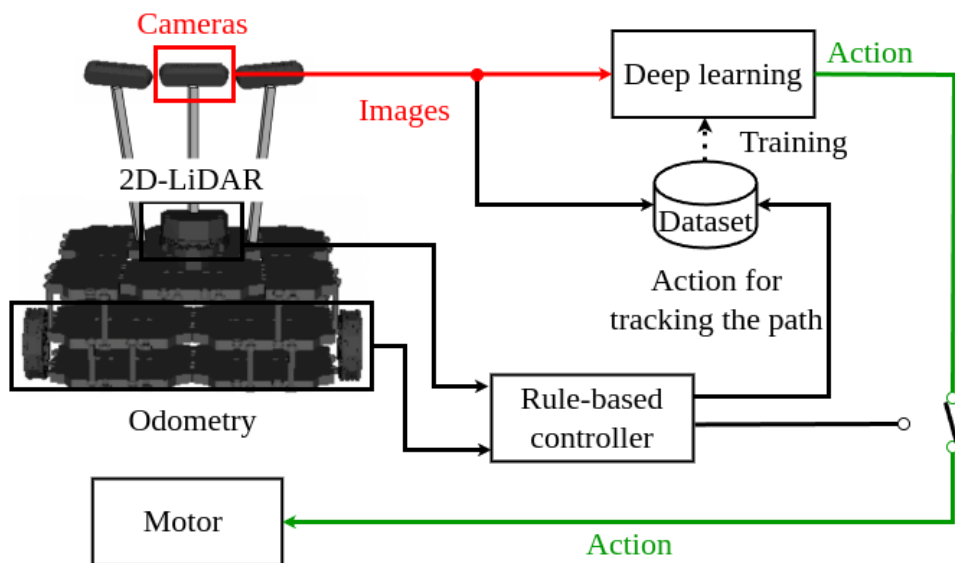


Fig. 3.2: System configuration after network training

3.2 ネットワークの構造

Fig. ??に従来手法で用いたネットワークの構造を示す。構造は、入力層 1, 畳み込み層 3, 全結合層 2, 出力層 1 の計 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) を基にしている。

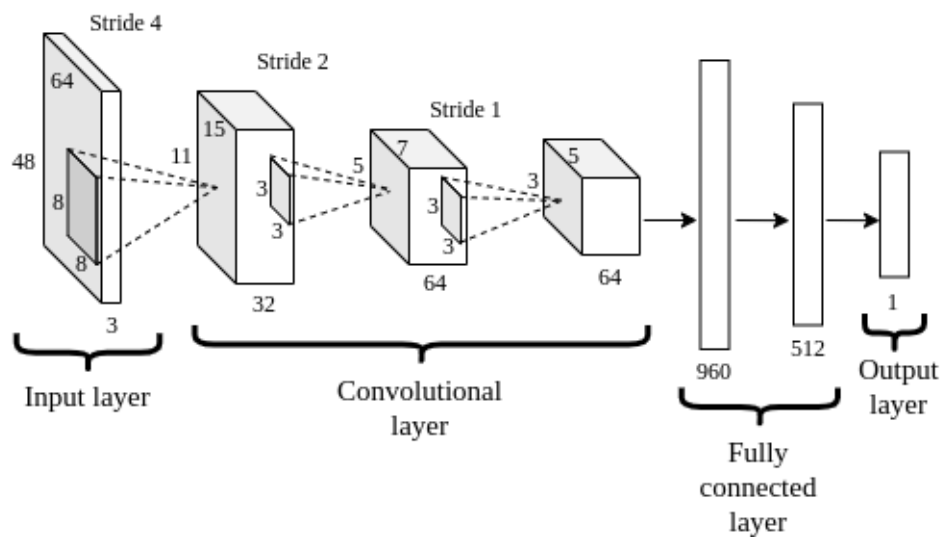


Fig. 3.3: Structure of network

第 4 章

提案手法（オフライン手法）

4.1 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目標角速度のデータを事前に収集して、学習するところが異なる。Fig. ??にシミュレータを用いて収集するデータを示す。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として、ヨー方向に一定量回転する。その時の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。ちなみに、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。これを、実ロボットに応用する際には、1 台のロボットに複数のカメラを搭載して、経路から一定距離離れた画像を収集する。そうすることで、置き直ししなくても経路を走行すればデータを集められる。そのため、実ロボットへの応用も可能であると考える。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する。なお、リアルタイム性に配慮して、オンライン手法ではバッチサイズ 8 のミニバッチ学習を行っていたが、オフライン学習ではリアルタイム性は必要ないため、バッチ学習を行う。

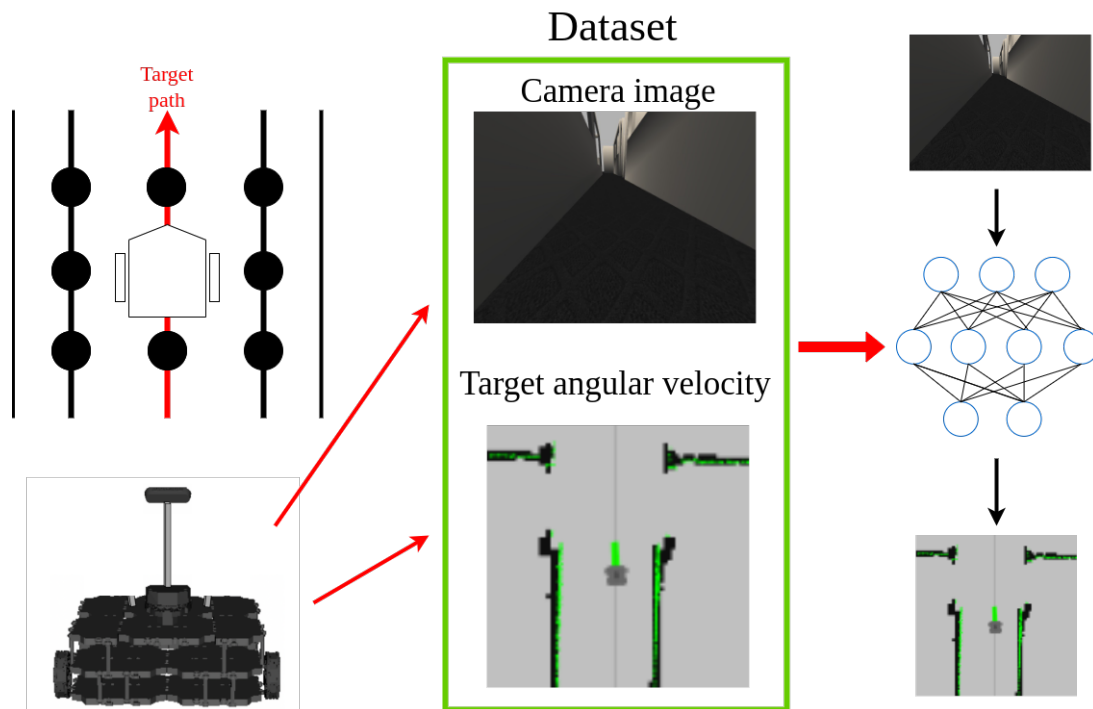


Fig. 4.1: Data collected by the simulator in the learning phase

4.2 実験概要

本章では、提案手法の有効性を検証する。そのためにシミュレータを用いた実験を行う。実験はロボットの位置と向きを組み合わせた全 8 パターンで検証する。それぞれの組み合わせでデータを収集して学習し、成功率を比較する。

4.3 実験装置

実験環境は、Fig. ??に示す Gazebo[?] の Willow Garage[?] を使用して、Fig. ??に示す赤線を目標経路として実験する。ロボットモデルには Fig. ??に示すようなカメラを 1 つ搭載した Turtlebot3[?] を用いた。

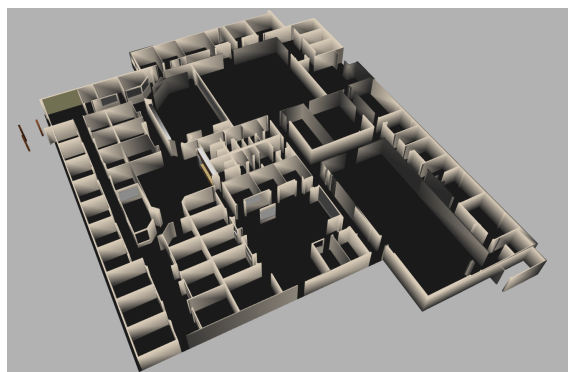


Fig. 4.2: Experimental environment in simulator

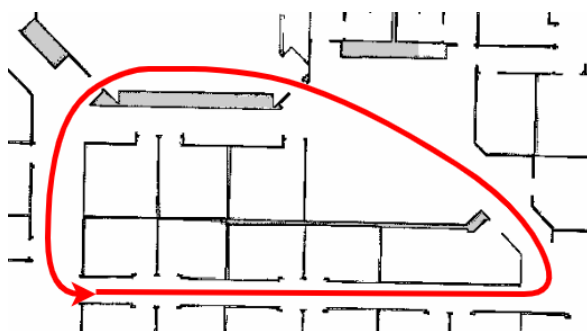


Fig. 4.3: Course to collect data



Fig. 4.4: Turtlebot3 waffle with a camera

4.4 実験方法

1) データ収集

データの収集方法について述べる. Fig. ??にデータの収集方法を示す. 図のようにロボットを目標経路上と目標経路から $\pm 0.1[\text{m}]$, $\pm 0.2[\text{m}]$, $\pm 0.3[\text{m}]$ の位置に配置する. 位置に関する実験条件は, 以下の4種類となる.

- (a) 目標経路上のみ
- (b) 目標経路上と目標経路から $\pm 0.1[\text{m}]$ の位置
- (c) 目標経路上と目標経路から $\pm 0.2[\text{m}]$ の位置
- (d) 目標経路上と目標経路から $\pm 0.3[\text{m}]$ の位置

また, 各位置において, 目標経路の向きを基準として, ロボットをヨー方向に $0[\text{deg}]$ と $\pm 5[\text{deg}]$ 回転させる. 角度に関する実験条件は, 以下の2種類となる.

- (e) 目標経路の向きと $\pm 5[\text{deg}]$ 回転させた向き
- (f) 目標経路の向きのみ

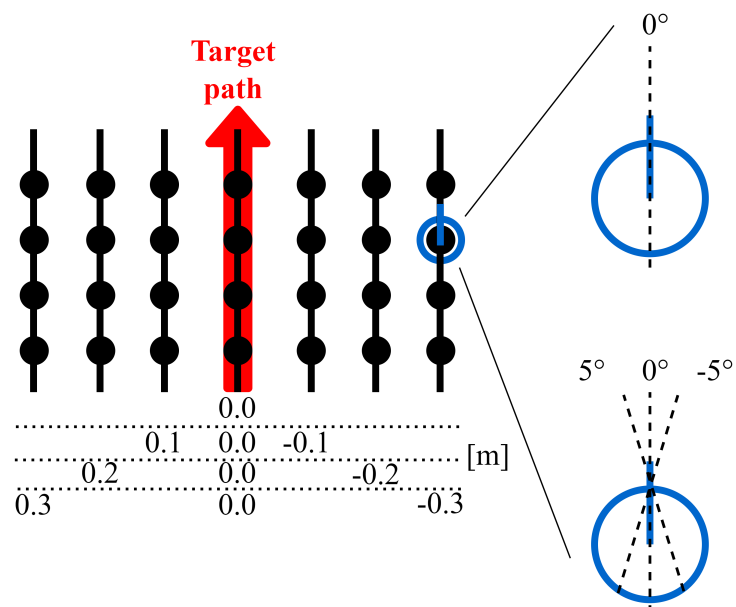


Fig. 4.5: Location and orientation of the robot in the experiments

2) 訓練

収集したデータを用いて、バッチ学習を 4000step 行う。なお、オンライン手法では同様の条件で 8000step 行っていた。オフライン手法では、後に述べるように 4000step で loss がほぼ収束するため、4000step を採用した。

3) テスト

学習したモデルを用いてロボットを走行させ、Fig. ??に示した目標経路を追従できるかを検証する。ロボットの並進速度 0.2m/s とし、経路を 1 周できた場合を成功とし、壁に激突した場合を失敗とした。上記の 2) 学習と 3) テストを 30 回行い、経路追従の成功回数を求めた。

4.5 実験結果と考察

実験結果を表??に示す。列は位置の 4 条件 (a) (d) を並べたものであり、行は方向の 2 条件 (e), (f) を並べたものである。分母の 30 は実験回数を示しており、分子の数は成功回数を示している。結果的に、目標経路上及び $\pm 0.2\text{[m]}$ の位置、 0[deg] 及び $\pm 5\text{[deg]}$ の向きに、ロボットを配置する条件で 100 % (30 回中 30 回) 成功している。これは、オンライン手法において最も高い成功率 100 % [?] と同じである。オンライン手法が 40 分程度必要なのに対して、オフライン手法での学習時間は 4 分程度であったことから、学習に要する時間を 1/10 に短縮できることを確認できた。ただし、オフライン手法での学習時間 4 分には、実験方法で述べたデータ収集は含まれていない。

Table 4.1: Number of successes in the batch learning

	0[m]	$0, \pm 0.1\text{[m]}$	$0, \pm 0.2\text{[m]}$	$0, \pm 0.3\text{[m]}$
$0, \pm 5\text{[deg]}$	1/30	28/30	30/30	27/30
0[deg]	0/30	14/30	23/30	20/30

ここで、Fig. ??に、この実験条件で学習したときの loss グラフを示す。図から 4000step で loss がほぼ収束している様子が見られる。

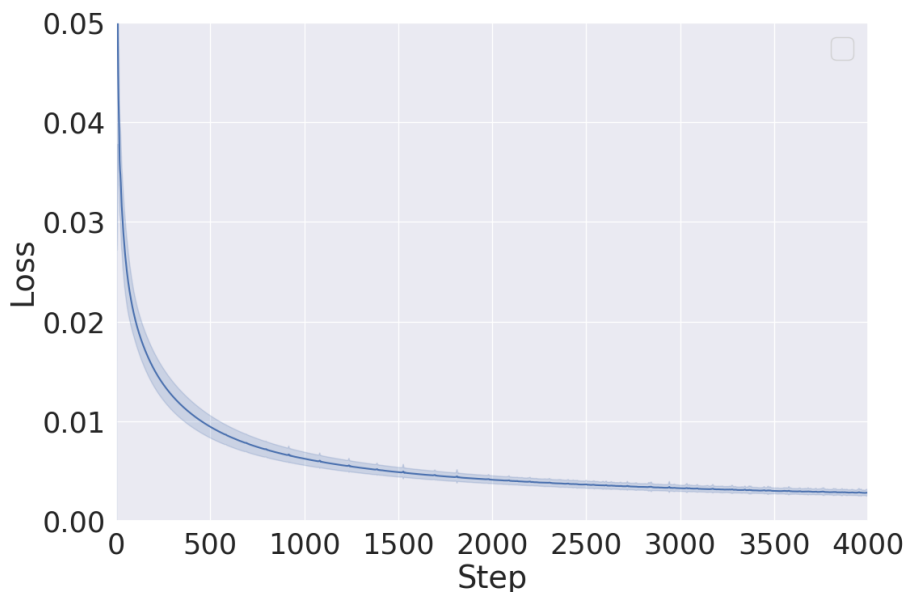


Fig. 4.6: Loss value in the experiment

また, ??の他の結果を見ると, 30 回成功した実験条件 (位置 0[m], ± 0.2 [m], 向き 0[m], ± 5 [deg]) から離れるほど成功率が低くなっている. 特にカメラの方向が 0[deg] のみ場合は顕著に成功率が低くなっている. また, 目標経路上の画像しか使用しない条件 (位置 0[m]) では, ほとんど成功していない. それ以外の実験条件でも, カメラ間の距離により成功率が変化する様子が見られているが, この原因の究明は今後の課題としたい.

4.6 まとめ

本章では, 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. シミュレータを用いた実験により, 以下のことを確認した.

- 目標経路上及び ± 0.2 [m] の位置, 0[deg] 及び ± 5 [deg] の向きの視覚情報があれば経路追従できることを確認
- オンライン手法で問題となっていた学習に要する時間を 1/10 に短縮できることを確認

第 5 章

実環境を想定した実験

5.1 実験概要

前章では、オフライン手法により end-to-end 学習器を用いて、視覚による経路追従行動を模倣できることを確認した。前章の実験はシミュレータ上での検証であったが、これを実ロボットに適用する場合、まず画角の広いカメラを 3 つ用意する。次に、カメラをロボットの中央及び $\pm 0.2[\text{m}]$ に配置して、経路に沿って走行する。方向に関しては、画角の広いカメラで得られた画像から、目標経路の方向及び $\pm 5[\text{deg}]$ 回転させた時に得られる画像を切り抜いて、データセットに加える。各画像に対する目標角速度は、中央のカメラ画像とペアになる角速度にオフセットを加えて得ることができる。これにより、オンライン手法では目標経路を複数回周回しなければならなかったものが、1 周すればよいことになる。

そこで、この手法が有効であるかをシミュレータ上の実験により検証することを本実験の目的とする。

5.2 実験装置

手法の有効性を検証するために、シミュレータを用いた実験を行う。実験環境は 5.2 章と同様とし、ロボットモデルには Fig. ?? に示すようなカメラを 3 つ搭載した Turtlebot3[?] を用いた。



Fig. 5.1: Turtlebot3 waffle with 3 cameras

5.3 実験方法

本章では, 上記でも述べた条件で実験を行い手法の有効性を検証する.

1) データ収集

まず, 学習に使用する角速度について述べる. 角速度は, 収集した角速度に各位置と向きを考慮して, オフセットを加える. オフセットの値は??に示す. なお, オフセットの値は前章の実験を基に決定した.

次に, カメラ画像に関して述べる. ロボットの進行方向と垂直な方向に, 中央のカメラの位置を基準として, $\pm 0.2[\text{m}]$ の位置にカメラを増やし, それぞれの画角を 120 度から 130 度に広げる. 画像サイズは 640×480 から 694×520 に変更する. また, Fig. ??のように画像の中央及び左右にそれぞれ 640×480 で画像を切り抜いて 64×48 にリサイズする.

Table 5.1: Offsets at each position and orientation

	0[m]	0.2[m]	-0.2[m]
0[deg]	0	-0.2	0.2
5[deg]	-0.01	-0.25	-0.125
-5[deg]	0.01	0.125	0.25

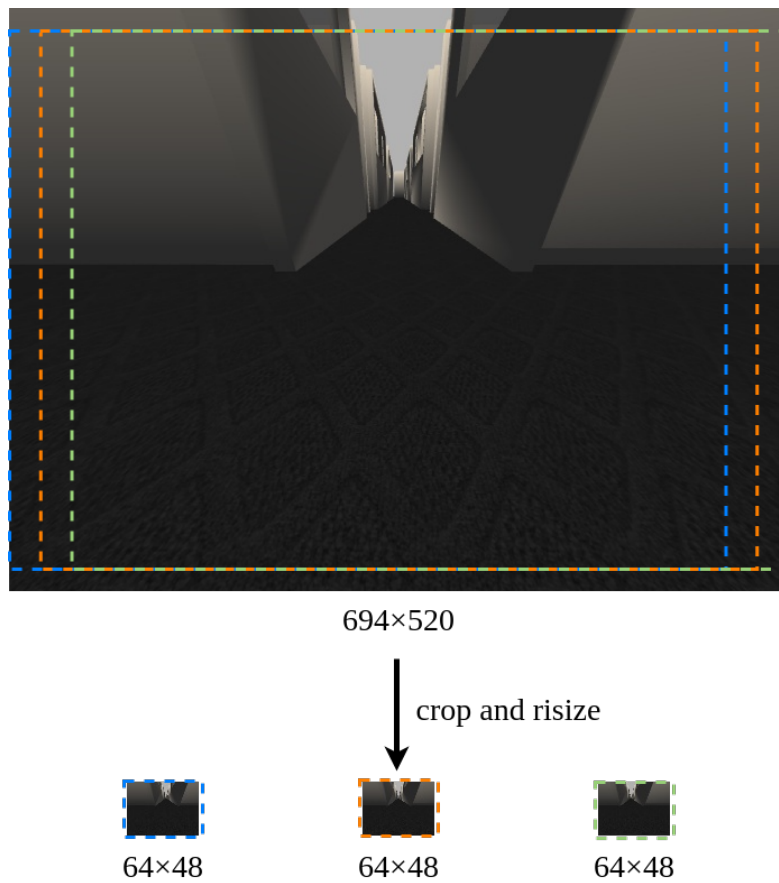


Fig. 5.2: Crop and resize images

2) 訓練

収集したデータを用いて, バッチ学習を 4000step 行う.

3) テスト

学習したモデルを用いてロボットを走行させ, Fig. ??に示した目標経路を追従できるかを検証する. ロボットの並進速度 0.2m/s とし, 経路を 1 周できた場合を成功とし, 壁に激突した場合を失敗とした. 上記の 2) 学習と 3) テストを 30 回行い, 経路追従の成功回数を求めた.

5.4 実験結果と考察

実験結果を??に示す. 分母の 30 は実験回数を示しており, 分子の数は成功回数を示している. 結果的に成功回数は 30 回中 0 回となった. テスト時の走行軌跡の一例を Fig. ??に示す. 図を見てわかるように, 直進時に左右の壁に衝突して失敗している. また, 目標経路から外れた際に, 復帰するような行動も見られなかった. Fig. ??に, この実験条件で学習したときの loss のグラフを示す. 図から早い段階で収束してしまい, その後は loss が全く減少していないことがわかる. このことから, 過学習を起こしているのではないかと考える. よって, 教師データとして使用している目標角速度とカメラ画像のどちらか, あるいは両方に原因があるため, 経路追従を継続できないのではないかと考える.

Table 5.2: Number of successes in the experiments of simulator

Number of successes	0/30
---------------------	------

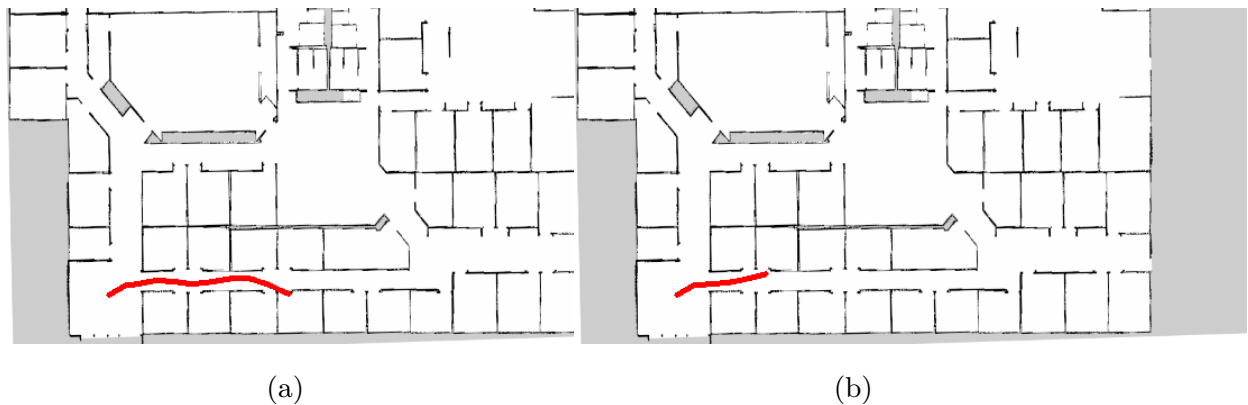


Fig. 5.3: Example of failed path-tracking

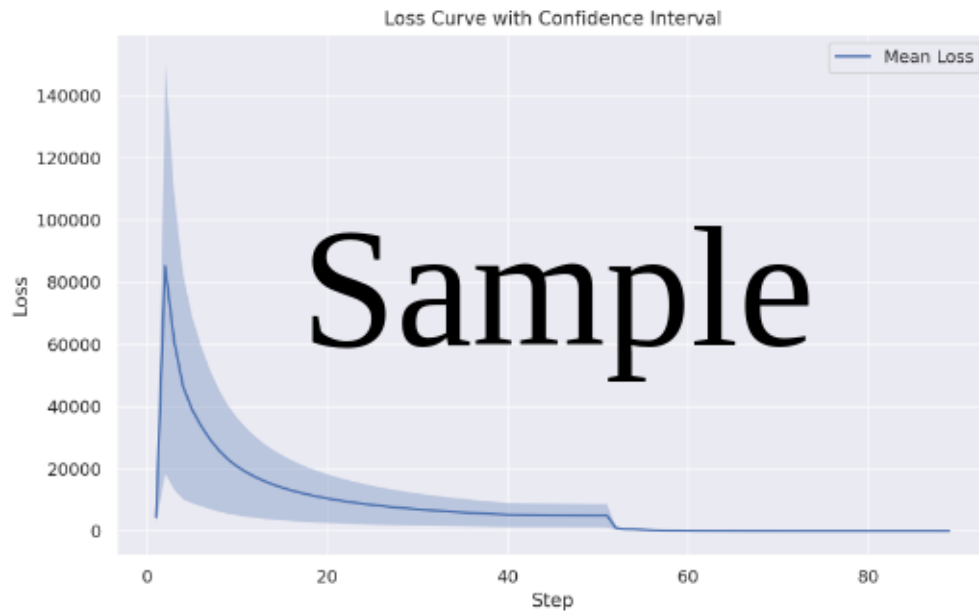


Fig. 5.4: Loss value in the experiment

5.5 まとめ

本章では、実環境を想定した実験により、経路追従行動をオフラインで模倣学習する手法を検討した。シミュレータを用いた実験により、以下のことを確認した。

- 切り抜いた画像とオフセットを加えた目標角速度を用いた学習では、経路追従を継続できないことを確認
- 目標経路から外れた際に、復帰するような行動が見られないことを確認

第 6 章

原因の調査

6.1 実験概要

本章では、前章の実験で使用した教師データに問題があるか調査するために、2 種類の実験を行う。1 つ目は教師データを入れ替えた実験、2 つ目はカメラを 9 個にした実験である。これらの実験により、目標角速度とカメラ画像のどちらに問題があるか判明するのではないかと考える。

6.2 実験方法

まず初めに、教師データを入れ替えた実験に関して説明する。Fig. ??のように、5 章で最も成功率の高かった実験（以後、実験 1 と呼ぶ）で使用した教師データと、前章の実験（以後、実験 2 と呼ぶ）で使用した教師データを入れ替えて学習を行う。

次に、カメラを 9 個にした実験について説明する。カメラの取り付け位置は、前章の 3 つのカメラそれぞれを基準として、ヨー方向に $\pm 5[\text{deg}]$ 回転させたカメラを追加する。このロボットを使用して、走行させながらデータ収集を行う。目標角速度に関しては、前章のオフセットを用いる。

原因の調査を行うために、シミュレータを用いた実験を行う。実験環境、実験装置は前章と同様のシミュレータ環境を用いる。また、学習器の訓練条件、学習したモデルを用いたテストなどの条件は前章と同様とする。実験 1 の目標角速度と実験 2 のカメラ画像の組み合わせを実験 3、実験 1 のカメラ画像と実験 2 の目標角速度の組み合わせを実験 4、カメラを 9 個にした実験を

実験 5 とする.

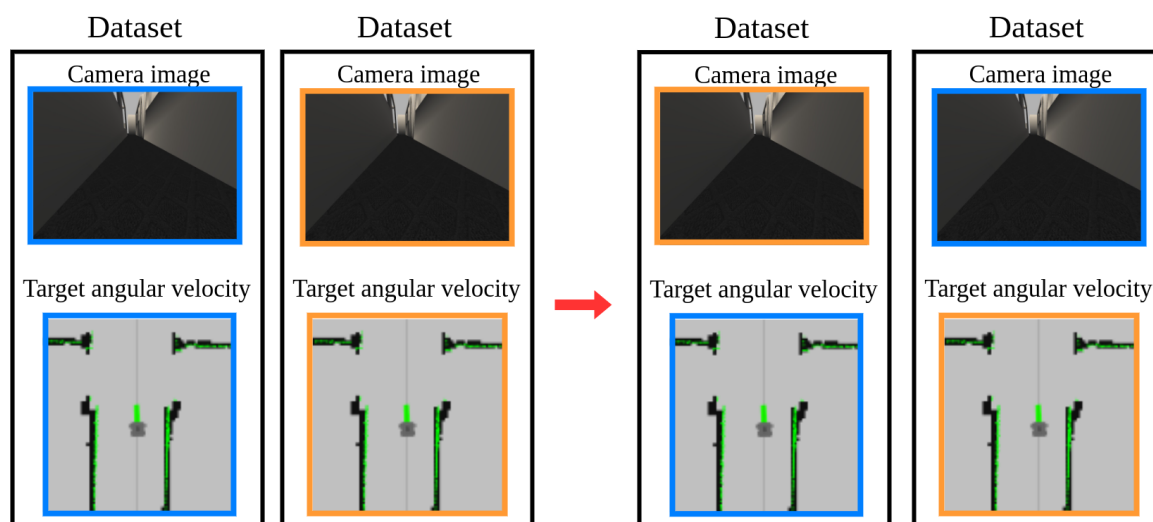


Fig. 6.1: Exchange of supervisory data

6.2.1 実験結果と考察

実験結果を??に示す。分母の 30 は実験回数を示しており、分子の数は成功回数を示している。結果的に、実験 3、実験 4、実験 5 の成功回数はいずれも 30 回中 0 回となった。失敗した箇所も、概ね実験 2 と同様に、直進時に目標経路から外れて、壁に衝突して失敗した。Fig. ??, Fig. ??, Fig. ??, に、実験 3、実験 4、実験 5 それぞれの条件で学習した際の loss のグラフを示す。loss の値からも正しく学習できないと考えられる。

これらのことから、カメラ画像から左右に切り抜く方法では、ロボットをヨー方向に $\pm 5[\text{deg}]$ 回転させた際の画像を再現できていないと考えられる。また、目標角速度に関しても、実験 1 ではそれぞれの位置と向きでルールベース制御器の出力を取得していた。しかし、実験 2 ではロボットを走行させながら収集した角速度に、オフセットを加えることで、各位置と向きを考慮した目標角速度を生成している。この方法では、経路追従を継続するのに必要な目標角速度を再現できていないと考えられる。オフセットの値に関しても、値が大きいあるいは小さいために、目標経路から外れたり、復帰することができていないと考えられる。目標経路及び ± 0.2 の位置、 $0[\text{deg}]$ 及び $\pm 5[\text{deg}]$ の向きに、ロボットを配置した際に得られるカメラ画像と目標角速度を、どのように再現するかは今後の課題としたい。

Table 6.1: Number of successes in the experiments of simulator

Experiments	Number of successes
Exp. 3	0/30
Exp. 4	0/30
Exp. 5	0/30

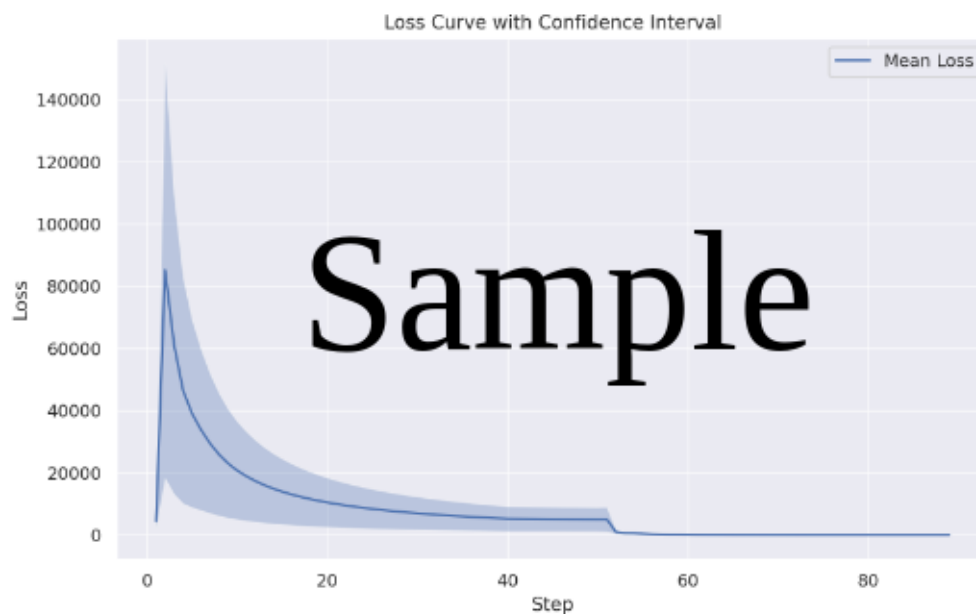


Fig. 6.2: Loss value in the experiment3

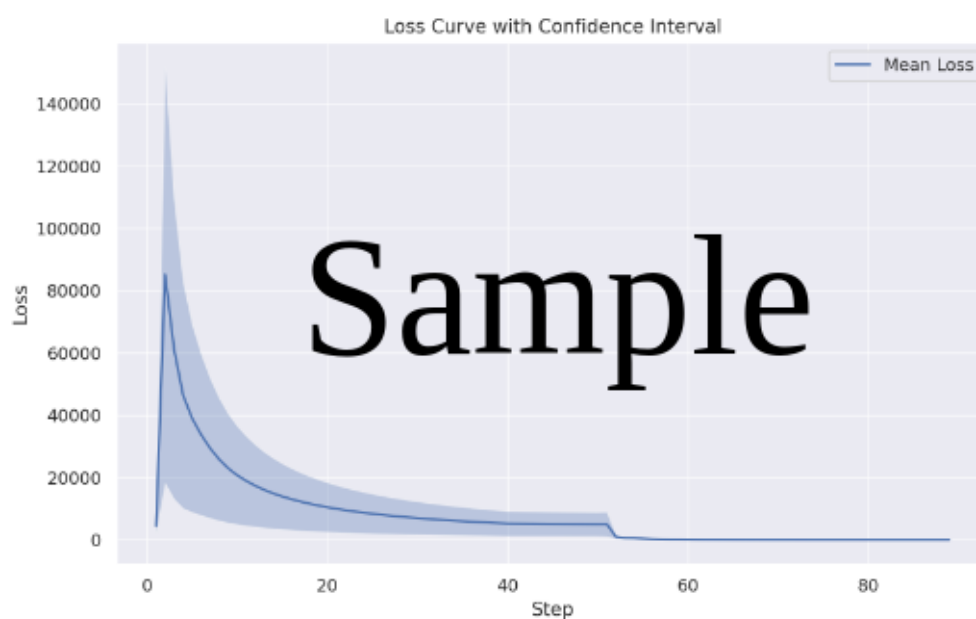


Fig. 6.3: Loss value in the experiment4

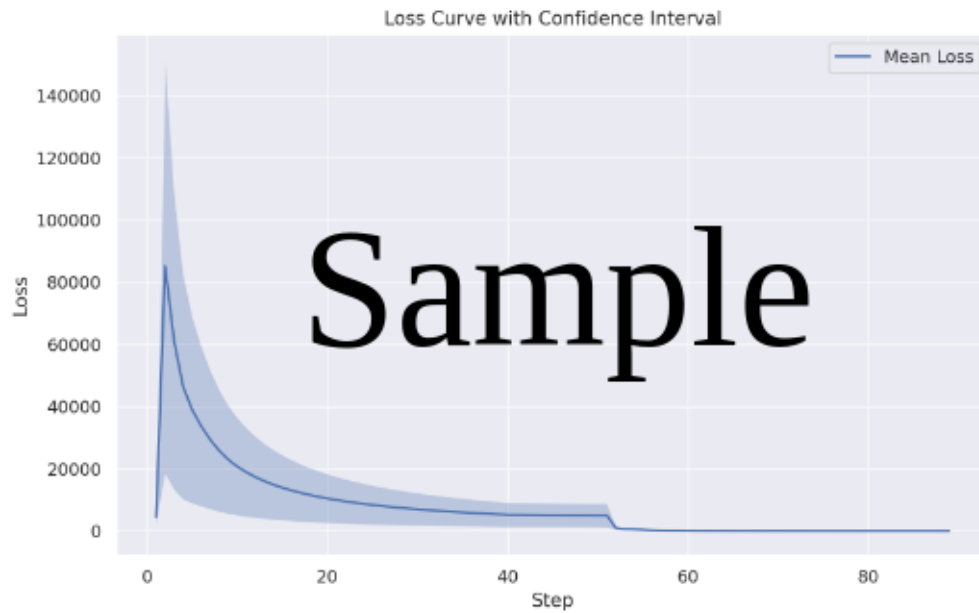


Fig. 6.4: Loss value in the experiment5

6.3 まとめ

本章では、前章の実験で使用した教師データに問題があるか調査を行った。シミュレータを用いた実験により、以下のことを確認した。

- 3つのカメラから得られる画像を切り抜く手法では、ロボットをヨー方向に $\pm 5[\text{deg}]$ 回転させた際の画像を再現できていなく、画像に問題があることを確認
- ロボットを走行させた際に得られる目標角速度に、オフセットを加えた値に問題があることを確認
- オフセットの値が大きいあるいは小さいために、目標経路から外れたり、復帰することができていないと考えられる。

第 7 章

結言

本論文では, 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. 目標経路上及び $\pm 0.2[\text{m}]$ の位置, ロボットをヨー方向に $0[\text{deg}]$ 及び $\pm 0.5[\text{deg}]$ 回転させた際の視覚情報と目標角速度があれば, 経路追従を継続できることを確認した. 実環境を想定した実験では, 切り抜き画像とオフセットを加えた目標角速度を用いて学習する手法を検討した. 結果として, 経路追従を継続できないことを確認した. そこで, 画像と目標に問題があるかを教師データを入れ替えた実験と, カメラを 9 個にした実験で調査した. 調査の結果, 画像と目標角速度の両方に問題があることが判明した.