

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

- トポロジカルマップとシナリオに基づく経路選択機能の追加と検討 -

春山健太（千葉工大）、藤原恆（千葉工大）馬場琉生（千葉工大）

石黒巧（千葉工大）上田隆一（千葉工大）林原靖男（千葉工大）

A proposal for an online imitation method of path-tracking behavior by end-to-end learning of vision and action - Adding the function of path selection based on a topological map and scenario -

Kenta HARUYAMA (CIT) , Masaki FUJIWARA (CIT) , Ryusei BABA (CIT) ,

Takumi ISHIGURO (CIT) , Ryuichi UEDA (CIT) , Yasuo HAYASHIBARA (CIT)

Abstract: This manuscript describes a method for preparing a manuscript for the annual conference of the SICE SI division.

1. 緒言

本研究グループでは、end-to-end 学習により、カメラ画像を入力として、経路を追従する行動をオンラインで模倣する手法を提案してきた。^{[1][2][3] [4][5] [6][7]} では、これに経路を選択する機能を追加と、データ収集法の変更により学習時間の短縮を行っている。この手法の有効性はシミュレータや実ロボットを用いた実験により検証している。

これまでに提案した手法では、Fig.1 に示すような地図に基づく経路追従行動を模倣することで、カメラ画像を入力とする経路追従行動を生成する。分岐路などで目標とする進行方向の情報（以後、目標方向と呼ぶ）に応じて、経路を選択して走行する。

この手法により、地図に基づく経路追従とカメラ画像を入力とする経路追従の 2 つのナビゲーション手段が得られる。この 2 つの手段を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。

^[6] や ^[7] では、カメラ画像から目標方向を生成する方法を議論の対象としていない。そのため、学習後のカメラ画像を入力とする経路追従においても、目標方向の生成を、学習時と同様に地図に基づいた制御器から行っていた。この制御器への依存の解決を目的として、^{[6][7]} で述べた条件」と「行動」の単語による経路の表現（シナリオと呼ぶ）に基づいたナビゲーション^[8] との統合を行う。これにより、目標方向の生成、経路追従をカメラ画像のみで行い、設定された経路に従って自律移動することが期待される。

本稿では、カメラ画像を入力とする経路追従に対して、カメラ画像から目標方向を生成し、経路の指示を行うナビゲーションの追加について議論する。また、

実ロボットを用いた実験を通して、追加したシステムが適切に動作するか検証する。

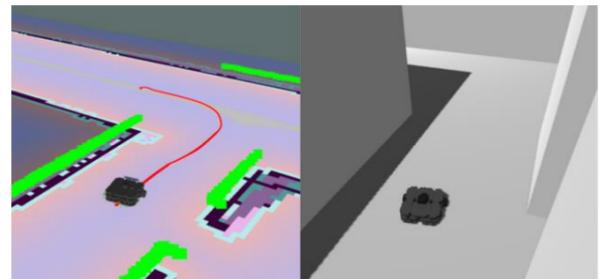


Fig.1 Imitation learning of path-tracking

2. カメラ画像を入力とする経路追従

この手法では、カメラ画像とシナリオに基づいて、目的地まで自律移動する。ここではまず初めに全体の流れについて述べた後、それぞれの詳細を述べる。手法のシステム概要を Fig.2 に示す。

システムは、RGB カメラをセンサ入力とし、
1) カメラ画像を入力とする通路分類器
2) シナリオに基づいたナビゲーション
3) 経路選択機能を持つ学習器
の 3 つのモジュールで構成されている。

2) に対してシナリオを入力し、経路の設定を行う。カメラから得た画像データを 1) の通路分類器に入力する。2) は通路分類器が出力する通路の特徴を基に、目標方向を生成する。3) は 2) から生成された目標方向とカメラから得た画像データを基に、ヨー方向の角

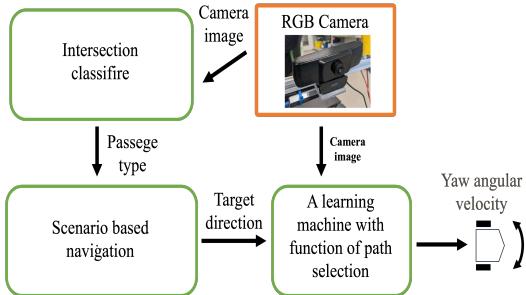


Fig.2 Methods system overview

速度を出力する。ロボットは 3) から出力された角速度を基に経路を追従する。

2.1 経路選択機能を持つ学習器

学習器のシステムを Fig.3 に示す。学習時は、2D-LiDAR やオドメトリ、占有格子地図に基づく、地図ベースの制御器 (ROS Navigation Stack^[9]) によって、設定した経路を走行する。その際、入力をカメラ画像、目標方向、地図ベースの制御器が outputするヨー方向の角速度を目標出力として、データセットに加える。さらに、設定したバッチサイズ分の教師データをデータセットから抽出し、オンラインで模倣学習を行う。この 1 連の流れを 1 ステップとする。データセットの収集には、^[7] で提案された、データセットの不均衡の改善、学習時における積極的な蛇行といった最も成功率の高い手法を用いる。

学習後、訓練した学習器に対してカメラ画像と目標方向を入力し、出力されるヨー方向の角速度、設定した並進速度によりロボットを制御する。本稿では、並進速度を 0.2m/s に設定する。^{[6][7]} では学習後も、地図ベースの制御器から生成される目標方向を用いていた。本稿では、次の小節で述べるシナリオに基づくナビゲーションから生成する。なお学習器のネットワークは^{[6][7]} と同様の構成を用いる。

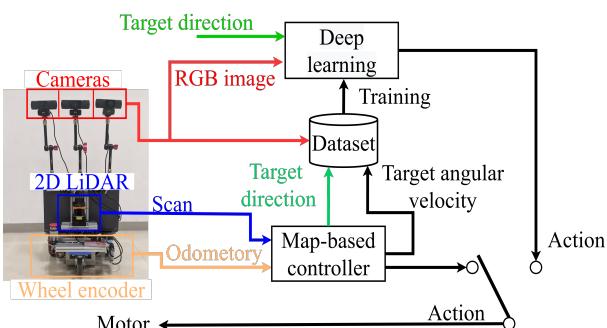


Fig.3 Imitation learning system with target direction

2.2 シナリオに基づいたナビゲーション

目的地までの経路の設定および、目標方向の生成を行うシナリオに基づいたナビゲーションについて述べる。このナビゲーションは^[8] で提案された人の道案内情報を収集・分析し、そのデータを基にトポジカルマップの形式とシナリオ（経路の表現）を用いてロボットをナビゲーションする手法をベースに構成する。

目標方向は^[8] で開発された 1) シナリオからロボットの制御用の手順を生成する機能を拡張して生成する。

「3 つ目の三叉路まで直進、右折、突き当たりまで直進、停止」というシナリオの例を基に 1) の機能と目標方向の生成について述べる。この機能では、シナリオを句点ごとに分解後、「条件」と「行動」を示す言葉を抽出し、以下の項目に分けて登録する。

1) 通路の特徴

2) 順番

3) 方向

4) 行動

シナリオの例は句点ごとに 3 つ目の三叉路まで直進/右折/ 突き当たりまで直進/ 停止/ と区切られる。1 つ目の区切りでは 1) 通路の特徴：三叉路

2) 順番：3

4) 行動：直進

2 つ目の区切りでは

4) 行動：右折

が登録される。この一連の作業を末尾の区切りである「停止」が登録されるまで行う。ここで登録される「行動」を Table 1 に示すワンホットベクトルで表現し、目標方向として、前述の学習器へ与える。

Table 1 Target direction and data for imitation learning

Target direction	Data
Go straight	[1, 0, 0]
Turn left	[0, 1, 0]
Turn right	[0, 0, 1]
stop	[0, 0, 0]

島田らは 1) の機能の他に 2) 通路の特徴を検出する機能 3) 経路に沿って通路を走行する 2 つの機能を開発している。しかし、^{[8][10]} の手法では 2) と 3) に LiDAR や全天球カメラのセンサ入力を必要としている。そのため、本稿では 2) の通路の特徴検出を、次の小節で述べるカメラ画像による手法、3) に関しては前述した経路選択機能をもつ学習器へ変更している。

2.3 カメラ画像を用いた通路分類

カメラ画像と機械学習を用いた通路分類器について述べる。通路分類器の概要を Fig.4 に示す。通路分類器はシーケンスの画像データを入力とし、通路の特徴の分類を出力する。通路の特徴の分類は^[8] に倣い、Fig.5 に示した 8 つとする。

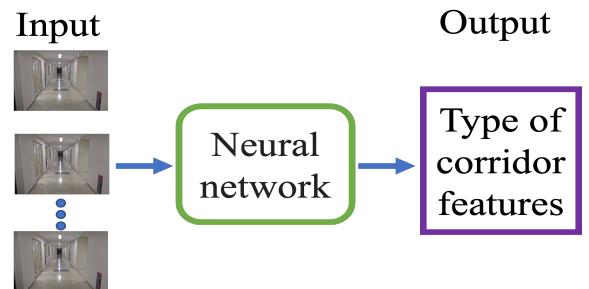


Fig.4 Types of corridor features classifier overview

通路分類器のネットワークアーキテクチャは Dhaivat らが提案する CNN と LSTM を組み合わせた LRCN^[11] を参考として構築した。なお本稿では、CNN アーキテ

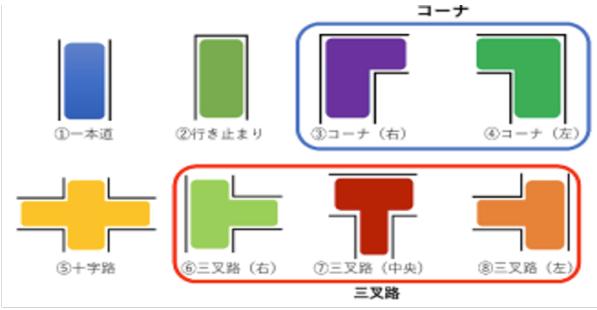


Fig.5 Types of corridor features^[8]

クチャを MobileNetV3-Large^[12] , シーケンスデータのフレーム数は 16 入力画像サイズを 64x48 出力 8 へ変更している。

学習するデータセット内で、各クラスのデータ数が大きく異なる不均衡データは、分類に大きな影響を与える^[13]とされている。そのため、本稿では学習する際に、データセット内のクラス間のデータ数によって重み付けを行うコストアプローチ^[14]を導入している。

3. 実験

経路選択機能をもつ学習器に対して、シナリオに基づいたナビゲーションから生成した目標方向を与える。これにより、カメラ画像に基づいて指示された経路に従い、目的地へ到達可能であるか検証する実験を行う。

3.1 実験装置

実験には Fig.6 で示す本学で開発している ORNE-gamma をベースに、カメラを 3 つ搭載したロボットを使用する。

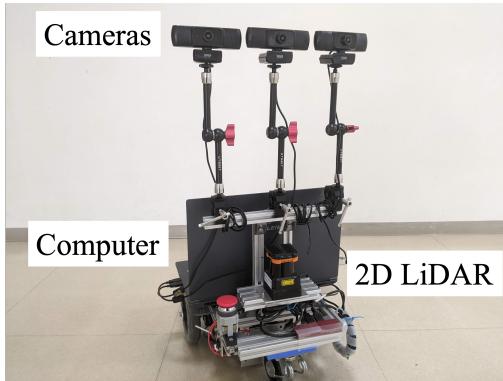


Fig.6 Experimental setup

3.2 実験方法

実験環境として Fig.7 で示した千葉工業大学津田沼キャンパス 2 号館 3 階の廊下を用いる。[藤原] と比較すると、突き当り、2 つのこと行動がとれる分岐路 C, D が追加されている。経路は [藤原] で用いた a から f の経路へ Fig.8 で示した g から n を加えた、a から n を順番に走行する。

まず初めに通路分類器の訓練を行う。前述の経路を地図ベースの制御器の出力を用いて、3 周し、データセットを収集する。その際、データセットへのデータの追加は 0.125 秒周期で行う。1, 2 周目のデータを訓練データとし、3 周目のデータをテストデータとする。それぞれのデータセットを構成するシーケンス画像の個数は訓練データは 5781 個、テストデータは 2902

個である。訓練はバッチサイズは 32 として、30 epoch 行った。訓練の結果、テストデータに対する Accuracy は 0.98 となった。

次に経路選択機能を持つ学習器の訓練を行う。通路分類器の訓練と同様の経路を、オンラインで模倣学習しながら 1 周走行する。その際のステップ数は ~ である。データセットへのデータの追加は 0.25 秒周期で行う。

実験では島田らが用いた 50 例のシナリオの中から、Fig.7 に示したエリアを対象とした 7 例を抽出して用いる。その際、1. 地図ベースの制御器で通行が困難な場所が含まれるもの。2. その場で「右を向く」といった学習器の出力を用いた走行では達成が困難なものを除外している。

抽出した 7 例のうちの 1 例のシナリオ、また訓練した通路分類器と経路選択機能を持つ学習器をシステムにセットする。その後、シナリオのスタート地点へシナリオに基づいた向きでロボットを配置し、実験を開始する。なお、経路から外れるといった要因で走行が困難になった場合でも即時失敗とせず、失敗箇所を記録しながら、人間が介入し、実験を継続する。Fig.9 に実験で用いたシナリオの 1 例を示す。今回は、実験環境を 2 号館 3 階の一部のエリアに限定しているが、今後はフロア全体へ拡張する予定である。

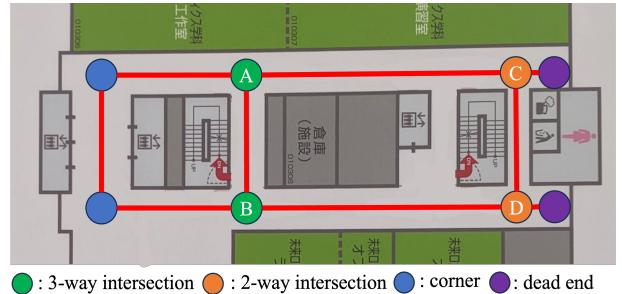


Fig.7 Experimental environment

3.3 実験結果

実験結果を Table 2 に示す。表はそれぞれ実験に用いたシナリオの番号、学習器の出力が要因による介入の回数、通路分類の間違いを原因とする介入の回数である。結果として、抽出した 7 例のうち、7 例すべての例で人間の介入なしで、ロボットが指定された経路を追従して目的地へ到達した。以上の結果から、経路選択機能を持つ学習器に対して、シナリオに基づくナビゲーションとカメラ画像による通路分類を追加したシステムが、適切に動作することを確認した。

4. 結言

本稿では、経路選択機能を持つ学習器を用いた走行に対して、カメラ画像からの目標方向の生成を目的として、シナリオを用いたナビゲーションと通路分類器の追加を行った。実験から、シナリオとカメラ画像を用いて目標方向の生成を行い、学習器がカメラ画像と生成された目標方向を用いて、指定された経路に沿って目的地へ到達可能などを確認した。今後は、実験環境をより広い屋内、または屋外へと拡大する予定である。

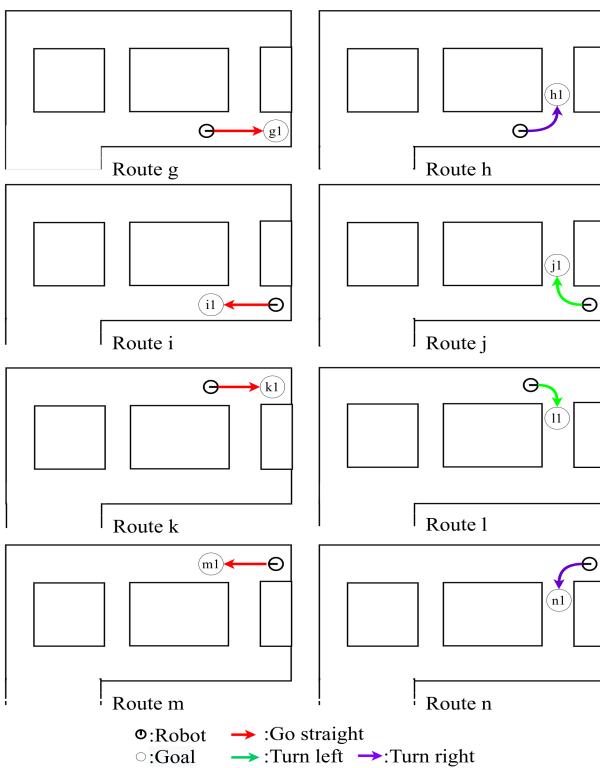
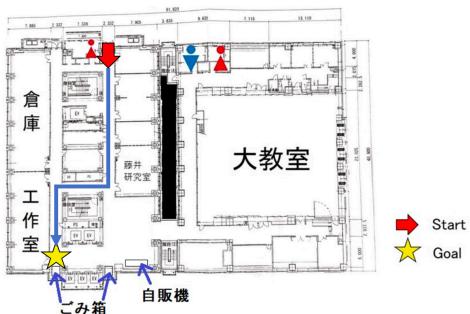


Fig.8 Route for the added experiment



3つ目の三叉路まで直進、右折、突き当りまで直進、左折、
左手に通路が見えるまで直進、停止

Fig.9 Example of the scenario

Table 2 The number of assistances in the experiment

Scenario number used in the experiment	Number of assistances for deviating from the path	Number of assistances due to corridor classification failures
1	0	0
5	0	0
20	0	0
21	0	0
22	0	0
24	0	0
50	0	0