

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 柁 (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), Baba RYUSEI (CIT),

Takumi ISIGURO (CIT), Ueda RYUICHI (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][kiyooka2021][takahasi2023][3]} [岡田][岡田][清岡][高橋][今井]. ^{[4][5]} では, これに経路を選択する機能を追加と, データ収集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して, ~のようなカメラ画像を入力とする経路追従行動を生成する. 分岐路などでは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. ^[4] や ^[5] 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, 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を解決を目的として, ^{[4][5]} で述べたシナリオに基づいたナビゲーション ^[6] 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, 追加した要素の有

効性を確認する.

Fig.1 Methods proposed by this research group

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「条件」と「行動」の単語による経路の表現 (以後, シナリオと呼ぶ) 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.

Fig.2 Methods proposed by this research group

システムは, センサ入力は RGB カメラとし,
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、経路を設定を行う。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出力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、設定したパ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するには、[藤原]で提案された、データセットに加える不均衡の改善、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 に固定する。^{[4][5]}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。本項では、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^{[4][5]}と同様の構成を用いる。

Fig.3 Methods proposed by this research group

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^[6]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ロ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^[6]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。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/ 停止と句点ごとに区切られる。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。この一連の作業を最後の「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、~で述べた学習器へ与える。

Table 1 Target direction

目標方向	ベクトル
直進	[1, 0, 0]
左折	[0, 1, 0]
右折	[0, 0, 1]
停止	[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、^{[6][7]}の手法では2)と3)にLiDARや全地球カメラのセンサ入力を必要としている。そのため、本項では、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~で述べ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て、通路分類を行う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、出力を通路の特徴の分類としている。通路の特徴の分類は^[6]に倣い、Fig.5 に示した8つとする。

Fig.4 Methods proposed by this research group

Fig.5 Methods proposed by this research group

具体的な通路分類器のネットワーク構造を示す。このアーキテクチャ構造はDhaivatらが提案するCNNとLSTMを組み合わせたLRCN^[8]を参考としている。CNNには実行速度の観点からMobileNetV3-Large^[9]を用いる。またフレーム数は16入力画像サイズを64x48出力8としている。

学習するデータセット内で、クラス間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^[10]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^[11]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あたえる。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。

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 cit3f

Fig.6 gamma

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、C と D が 2 つのこと行動がとれる分岐路を追加している。経路は [藤原] で用いた af へ Fig.8 で示した gn を加えた、an の順で走行するまず最初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。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。訓練データは～、テストデータは～である訓練はバッチサイズは 32 として、30epoch 行った。訓練結果のテストデータに対する Accuracy は 0.98 である。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、図中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、のように 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。～のように 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

Fig.8 newroute

Fig.9 scenario24

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．

Table 2 実験結果

シナリオ No.	介入回数（学習器）	介入回数（通路分類）
1	0	0
5	0	0
20	0	0
21	0	0
22	0	0
24	0	0
50	0	0

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であることを確認した．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．

参考文献

- [1] 岡田眞也，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-SI2020 予稿集, pp. 1147–1152, (2020).
- [2] 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).
- [3] 今井悠月，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 -経路への復帰行動の解析と復帰行動を強化する教師データ収集法の検討-”, (2023).
- [4] 春山健太，藤原柁，清岡優祐，岡田眞也，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 -経路選択機能の追加-”. 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'22 予稿集, (2022).
- [5] 藤原柁，春山健太，馬場琉生，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 -実環境における経路選択機能の検証と学習時間の短縮化の検討-”. 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'23 予稿集, (2023).
- [6] 島田滉己，上田隆一，林原靖男: “トポロジカルマップを用いたシナリオによるナビゲーションの提案 -シナリオに基づく実ロボットのナビゲーション-”. 計測自動制御学会 SI 部門講演会 SICE2020 予稿集, (2020).
- [7] 春山健太，藤原柁，清岡優祐，岡田眞也，上田隆一，林原靖男: “トポロジカルマップを用いたシナリオによるナビゲーション -全天球カメラを用いた通路分類手法の提案-”. 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'22 予稿集, (2022).
- [8] Dhaivat Bhatt et al.: “Have i reached the intersection: A deep learning-based approach for intersection detection from monocular cameras”. *2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. 2017, pp. 4495–4500. doi: 10.1109/IROS.2017.8206317.
- [9] Andrew Howard et al.: *Searching for MobileNetV3*. (2019). arXiv: 1905.02244 [cs.CV].
- [10] Harsurinder Kaur, Huseen Singh Pannu, and Avleen Kaur Malhi: “A Systematic Review on Imbalanced Data Challenges in Machine Learning: Applications and Solutions”. *ACM Comput. Surv.* 52.4, (Aug. 2019). issn: 0360-0300. doi: 10.1145/3343440. url: <https://doi.org/10.1145/3343440>.
- [11] Jie Xu et al.: “Fault Diagnosis on Imbalanced Data Using an Adaptive Cost-sensitive Multiscale Attention Network”. *2021 International Conference on Intelligent Technology and Embedded Systems (ICITES)*. 2021, pp. 77–82. doi: 10.1109/ICITES53477.2021.9637101.