

卒 業 論 文

タイトル

title

2024 年 12 月 23 日 提出

指導教員 林原 靖男 教授

千葉工業大学 先進工学部 未来ロボティクス学科

21C1011 石黒 巧



# 概要

タイトル

キーワード:

abstract

title

keywords:

# 目次

第 1 章	序論	1
1.1	背景 . . . . .	1
1.2	目的 . . . . .	2
1.3	論文構成 . . . . .	2
第 2 章	先行研究	4
2.1	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	4
2.2	トポロジカルマップとシナリオ . . . . .	5
2.2.1	トポロジカルマップ . . . . .	5
2.2.2	シナリオ . . . . .	5
2.3	視覚に基づいて目的地まで自律移動するシステム . . . . .	5
2.3.1	経路追従モジュール . . . . .	5
2.3.2	シナリオモジュール . . . . .	6
2.3.3	通路分類モジュール . . . . .	6
第 3 章	機能の改善	7
3.0.1	ネットワークの変更 . . . . .	7
3.0.2	オフライン学習 . . . . .	7
3.1	経路追従モジュール . . . . .	7
3.2	通路分類モジュール . . . . .	7
第 4 章	新たなシナリオが走行できるか検証	8
4.1	実験装置 . . . . .	8

目次	vi
4.2 実験方法 . . . . .	8
4.2.1 実験環境 . . . . .	8
4.2.2 シナリオの選定 . . . . .	9
4.2.3 経路追従モジュールの訓練 . . . . .	9
4.2.4 通路分類モジュールの訓練 . . . . .	9
4.3 実験結果 . . . . .	9
第 5 章 おわりに	10
5.1 結論 . . . . .	10
参考文献	11
付録	12
謝辞	13

# 目次

1.1	Example . . . . .	2
-----	-------------------	---

# 表目次



# 第 1 章

## 序論

### 1.1 背景

移動ロボットにおけるナビゲーションとは，目的地までロボットを誘導する制御技術として広く利用されており，物流や，農業，製造業などで活用されている．一般的には，LiDAR や IMU，ホイールエンコーダなどのセンサから得られるデータを用いてオドメトリを計算し，占有格子地図などのメトリックマップに基づいて自己位置推定，経路計画，制御を行うことでロボットを目的地まで誘導する．一方，カメラ画像と深層学習に基づくナビゲーション技術の研究も進んでいる．

本研究室の岡田らは，従来のナビゲーション行動を視覚を入力として模倣することで，視覚に基づいたナビゲーション手法を提案した．この手法では，センサとメトリックマップを入力としたルールベース制御器によって生成された角速度とカメラ画像をペアにしてデータセットに加えて学習し，学習後はカメラ画像のみを用いて経路追従行動できることが確認されている．

また，春山らはカメラ画像とシナリオに基づいて，任意の目的地まで自律移動するシステムを提案している．ここでのシナリオとは島田らが提案した，「条件」と「行動」に関する単語を組み合わせて構成されている．この手法では，岡田らの視覚に基づいたナビゲーションに加え，カメラ画像から分岐路を認識，シナリオによって目標方向を決定し，経路を選択する機能を追加している．



Fig. 1.1 Example

## 1.2 目的

本論文では，島田らが作成したシナリオにおいて春山らの実験では検証されていないシナリオでも，目的地までカメラ画像のみを入力として自律移動できるかを，実ロボットを用いた実験により確認する．

## 1.3 論文構成

メトリックマップに基づくナビゲーションについて説明する。ナビゲーションを実現するためには、LiDAR やオドメトリなどのセンサとメトリックマップを活用し、自己位置推定や経路計画を行うことで、ロボットが目的地まで自律的に移動する仕組みが必要となる。まず、自己位置推定では、ロボットが地図上のどこに位置しているかを特定する。これには、LiDAR やオドメトリデータなどのセンサ情報を利用し、AMCL ( Adaptive Monte Carlo Localization ) などのアルゴリズムを活用する。自己位置推定が成功することで、ロボットの現在位置が正確に把握される。次に、自己位置から目的地までの最適な経路を計画する。計画された経路に基づき、ロボットの動作をリアルタイムで制御し、障害物や環境の変化にも対応する必要がある。このようにして、メトリックマップに基づくプランニングと動的環境への対応を統合し、ロボットの自律移動を実現する。メトリックマップに基づくナビゲーションの利点として、事前に取得した環境情報を有効活用できる点が挙げられる。しかし、事前に取得した環境情報と現在の環境情報が大きく異なる場合、自律移動が失敗する可能性がある点が課題となる。

## 第 2 章

# 先行研究

本論文の議論のベースとなる，岡田らの従来手法と島田らが提案したトポロジカルマップの形式，単語の組み合わせによる経路の表現であるシナリオについて述べたのち，春山らの視覚に基づいて目的地まで自律移動するシステムについて述べる．

### 2.1 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

岡田らの手法では，メトリックマップに基づく経路追従行動を視覚を入力とした行動へ模倣するために，end-to-end 学習を用いた手法を提案している．ロボットは経路を自律移動すると同時に学習を行う．

訓練時には，ROS の navigation パッケージを使用して，設定した経路を追従する．その際，ロボットに取り付けたカメラから取得した RGB 画像とルールベース制御器が出力するヨー方向の角速度をペアにして，0.2 秒の周期でデータセットに追加する．次に，このデータセットからバッチサイズ 8 で教師データを抽出し，end-to-end 学習を行う．このデータ収集から学習までの一連の流れを 1 ステップと定義している．収集には 3 台のカメラを使用することで，データの多様性を高めるとともに過学習を防ぐ効果を狙っている．左右のカメラ画像に対するヨー方向の角速度には経路復帰を補助するためのオフセット ( $\pm 0.2\text{rad/s}$ ) を加える．

学習器の訓練後は，中央のカメラから得た RGB 画像を入力とし，出力されるヨー方向の角速度を用いて経路を追従する．学習時，学習後ともに並進速度は  $0.2\text{m/s}$  に固定し，カメラ画

像は  $64 \times 48$  にリサイズする．この手法により，学習した経路を，画像のみを入力とした学習器の出力で自律移動できることが確認されている．

## 2.2 トポロジカルマップとシナリオ

### 2.2.1 トポロジカルマップ

### 2.2.2 シナリオ

## 2.3 視覚に基づいて目的地まで自律移動するシステム

春山らは，カメラ画像とトポロジカルマップから作成されるシナリオに基づいて，目的地まで自律移動するシステムを構築している．提案されたシステムは，

- 1) カメラ画像と目標方向を与えることで，経路を追従するモジュール (以後，経路追従モジュールと呼ぶ)
  - 2) シナリオを分解し，「条件」と「行動」を抽出するモジュール (以後，シナリオモジュールと呼ぶ)
  - 3) カメラ画像から通路の特徴を分類するモジュール (以後，通路分類モジュールと呼ぶ)
- の3つのモジュールで構成されており，それぞれについて述べる．

### 2.3.1 経路追従モジュール

このモジュールは，岡田らの手法から目標方向のデータを加えることで，分岐路で経路を選択し，移動する機能を追加したものである．ここで目標方向とは，目標とする進行方向（「直進」や「右折」）を表す．学習時は，カメラ画像とルールベース制御器が出力するヨー方向の角速度，目標方向を 0.2 秒周期でデータセットに加える．データセットから抽出するバッチサイズや，カメラ画像の解像度は岡田ら手法と同様である．データセットの収集には藤原らが提案した，データセットに加えるデータの不均衡を改善する手法，学習時に積極的な蛇行する手法を採用する．

### 2.3.2 シナリオモジュール

### 2.3.3 通路分類モジュール

このモジュールでは、ニューラルネットワークを用いることで、カメラ画像を入力として、通路の特徴を分類する。データセットの収集をするために、ロボットをルールベース制御器に基づいて走行させる。その際に、フレーム数 16、画像サイズ  $64 \times 48$  の連続したカメラ画像と通路の分類ラベルを 1 組として、0.125 秒周期でデータセットに加える。通路の分類ラベルのアノテーションはルールベース制御器から出力されるラベルによって自動的に行う。データセット内の不均衡を改善するために、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を導入している。

実ロボットを用いた実験により、ロボットを目的地まで到達可能か検証されている。実験では島田ら用いた 50 例のシナリオの中から、7 例が用いられており、そのすべてでロボットが目的地へ到達できることが確認されている。

## 第 3 章

# 機能の改善

### 3.0.1 ネットワークの変更

春山らの先行研究では、～～に示すネットワークを使用していた．一方で felipe らの先行研究によると、～～に示す、出力層がコマンドによって分岐する形式のネットワークがより経路追従の成功率が向上すると報告している．そのため、今回の研究では felipe らによって提案されたネットワークを採用した．

### 3.0.2 オフライン学習

春山らの先行研究では学習機の訓練の手法はオンライン学習を用いていた．オンライン学習の欠点として、学習するデータに偏りが発生してしまう．一般的に学習の初期に取得したデータは学習される回数が多くなり、学習の後半に取得したデータは学習のされる回数は減少する．このため、経路追従できない箇所が発生してしまう可能性がある．今回の実験では、この欠点を補うために、オフライン学習を併用して行う．オフライン学習とは一般的に用いられる学習方法で、予め収集したデータを使用して学習する手法を指す．データを予め収集することにより、すべてのデータを均等に学習することができる．

## 3.1 経路追従モジュール

## 3.2 通路分類モジュール

## 第 4 章

# 新たなシナリオが走行できるか検証

実ロボットを用いて、構築したシステムにより、ロボットが目的地へ到達可能であるか検証する。

### 4.1 実験装置

実験には 図 4.1 に示す icart-mini をベースに開発したロボットを用いる。センサとして、単眼のウェブカメラ（サンワサプライ株式会社 CMS-V43BK）を 3 つ、2D-LiDAR（北陽電機 UTM-30LX）を 1 つ、左右のモータにそれぞれパルス付きエンコーダを搭載している。制御用の PC には GALLERIA GCR2070RGF-QC-G を使用している。メトリックマップに基づくルールベース制御器には、本学で ROS Navigation stack をもとに開発した orne navigation[25] を使用する。

### 4.2 実験方法

#### 4.2.1 実験環境

実験環境として 図 4.2 に示す千葉工業大学 2 号館 3 階を用いる。

図 4.2 を追加する

また、経路追従モジュールと通路分類モジュールの学習データを収集するために、図 4.2 に示すルートを走行する。



### 4.2.2 シナリオの選定

実験では島田ら用いた 50 例の中から，22 例を選定した．選定するにあたって，以下の条件を設定した．

- 1) ロボットが移動困難な ~ ~ ~ に示すルートが含まれないこと．
- 2) 経路追従モジュールができない，その場での旋回が含まれていないこと．
- 3) 通路の分類が困難な ~ ~ ~ に示すルートが含まれないこと．

### 4.2.3 経路追従モジュールの訓練

実験環境で明示したルートをオンライン学習させながら 1 週走行する．走行後は epoch 数 20 でオフライン学習を行う．

### 4.2.4 通路分類モジュールの訓練

実験環境で明示したルートを ROS の navigation パッケージを使用して，経路を 1 周する．その際，3 つのカメラからそれぞれ画像データを収集しながら走行する．学習時のパラメータとして，バッチサイズ 32，epoch 数 30 とし，コストアプローチに用いた重みは ~ ~ ~ に示す．

## 4.3 実験結果

## 第 5 章

# おわりに

### 5.1 結論

## 参考文献

- [1] The robocup japanese regional committee — ロボカップとは. <https://www.robocup.or.jp/robocup/>. (Accessed on 12/29/2022).

## 付録

# 謝辞

本研究を進めるにあたり，1年に渡り，熱心にご指導を頂いた林原靖男教授に深く感謝いたします．