

# 卒業論文

## 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

- 全天球カメラ画像に基づく通路認識手法の  
提案 -

Proposal of Navigation by Scenarios Using  
Topological Map

- Proposal of passage recognition method  
based on spherical camera images - 指導教員 林原

靖男 教授

2022年1月4日

千葉工業大学 先進工学部 未来ロボティクス学科

18C1095 原桃子

# 目次

第 1 章 序論	8
1.1 背景 . . . . .	8
1.2 目的 . . . . .	10
1.3 関連研究 . . . . .	11
1.4 本論文の構成 . . . . .	11
第 2 章 要素技術	12
2.1 トポロジカルマップ . . . . .	12
2.2 シナリオ . . . . .	13
2.3 Neural Network . . . . .	15
2.4 Convolutional Neural Network(CNN) . . . . .	16
2.5 You Only Look Once(YOLO) . . . . .	17
第 3 章 提案手法	18
3.1 提案手法の概要 . . . . .	18
3.2 画像の前処理 . . . . .	20
3.3 学習用データの作成 . . . . .	21
3.4 学習の結果 . . . . .	22
第 4 章 実験	23
4.1 実験目的 . . . . .	23

4.2	実験の概要	23
4.3	実験装置	24
4.4	実環境での全天球カメラ画像を用いた通路分類の検証	26
第 5 章　まとめ		27
謝辞		27

# 図目次

1.1	Example of spherical camera image of equirectangular projection . . . . .	10
2.1	Example of metric and topological map . . . . .	13
2.2	An example of human directions . . . . .	14
2.3	Neural network architecture . . . . .	15
2.4	Architecture of CNN from[9] . . . . .	16
2.5	The YOLO Detection System.(出典:[3]) . . . . .	17
3.1	Type of passage . . . . .	19
3.2	Flow of passage recognition method . . . . .	19
3.3	Preprocessing of spherical camera images . . . . .	20
3.4	An example of a dataset. . . . .	21
4.1	Experiment environment . . . . .	24
4.2	ORNE- . . . . .	25

# 表目次

3.1	Class name to be labeled . . . . .	21
3.2	. . . . .	22
4.1	Specification of PC . . . . .	25
4.2	Specification of ORNE- . . . . .	25

## 要約

### 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

#### - 全天球カメラ画像に基づく通路分類手法の提案 -

人の移動する能力をロボットの自律移動に応用する手法として、先行研究によりトポロジカルマップとシナリオを用いたナビゲーション手法が提案された。人は道案内により移動する際、三叉路や突き当たりなどの通路の特徴を重視していることから、この手法ではナビゲーションを行なながら通路の特徴を分類し、ナビゲーションに利用する。しかし、この手法の問題点としてナビゲーションで必要となる通路の分類に失敗することにより、目的地までたどり着くことができずにナビゲーションに失敗するということがあった。通路の分類は、Chen らが提案する LiDAR を用いた通路検出手法(Toe-Finding Algolithm)[?]を参考にしており、LiDAR の周囲に壁などの遮蔽物がなく、開けている方向があればその方向に通路があると検出する。そのため、開いているドアや隙間などを通路と誤検出してしまった。そこで、本研究では通路を分類する手法として、全天球カメラ画像を用いた手法を検討する。具体的には、YOLO を用いて全天球カメラ画像から通路を検出し、画像中の通路の位置座標に基づき、三叉路や突き当たりなどの通路の分類を行う。本手法で全天球カメラを用いた理由は、全天球カメラはカメラの周囲 360 度の画像データを一度の撮影により取得することができるため、複数台のカメラを使わずに通路分類に必要となるデータを取得することができるからである。初めに、通路の画像を集めたデータセットを用いて学習モデルを作成する。次に、YOLO により検出した画像中の通路の位置座標に基づき、通路の特徴を分類するシステムを作成した。最後に、提案した手法を用いて実環境において通路の分類ができるかどうかを検証する。

キーワード：トポロジカルマップ，機械学習，道案内

# Abstract

# 第1章

## 序論

### 1.1 背景

近年，商業施設での清掃作業や屋外での宅配など，屋内外を問わず多くの場所で自律移動ロボットが活用されている。それらのロボットを安全かつ正確に運用するためには，自己位置推定をはじめとする様々な機能を持たせる必要がある。現在，商業施設などで用いられている自律移動ロボットは，あらかじめセンサにより取得した環境の詳細なデータを持つメトリックマップと呼ばれる地図を用いて，自己位置推定を行なっている。しかし，詳細な地図を用いた自己位置推定は，事前に取得した地図に存在しないものが環境中に置かれると自己位置推定に致命的な支障をきたすという問題がある。

一方，人はそのような詳細な地図がなくても，「次の交差点で右」のような言葉の情報に基づき目的地まで移動することができる。そこで，そのような人の移動する能力をロボットの自律移動に応用する手法が研究されている。例えば，島田らは人の道案内に注目し，人の道案内のようにロボットを目的地まで移動させるナビゲーションの手法を提案した [1][2]。この研究では，人が道案内により移動する際，三叉路や突き当たりなどの通路の特徴（形状）を重視しているということをアンケートにより収集し，ナビゲーションに用いるトポジカルマップと呼ばれる地図と，シナリオと呼ばれる道案内を言葉に表現したもの的形式を決め，実ロボットでの実験により提案したナビゲーション手法の有効性を検証した。検証の結果，通路の特徴の分類が正しく行われた場合は提案したナビゲーション手法により目的地に到達できるが，通路の特徴の分類に失敗した場合はロボットが経路から外れ，ナビゲーションに失敗してしまうということが報告されている。また，この手法では通路の分類はChenらが提案する LiDAR を用いた通路検出手法（Toe-Finding Algolithm）[?] を参考にしており，LiDAR の周囲に壁などの遮蔽物がなく，開けている方向があればその方向に通路があると検出する。先行研究の通路分類に失敗したのは，開いているドアや隙間にシステムが反応し，その方向に通路が

あると誤検出したことが原因であると述べられている。そこで、通路の特徴分類にカメラ画像を用いることで通路の誤検出を解消し、ナビゲーション途中に経路から外れるという問題を解決できるのではないかと考えた。

## 1.2 目的

本研究は、全天球カメラ画像に基づく通路の分類手法を提案する。そして、実験環境となる通路に全天球カメラを搭載したロボットを移動させ、そこで取得した画像データを用いて通路の分類ができるかを実験し、提案した手法の有効性を検証する。本手法で全天球カメラを用いた理由は、全天球カメラはカメラの周囲 360 度の画像データを一度の撮影により取得することができるため、複数台のカメラを使わずに通路分類に必要となるデータを取得することができるからである。

また、本研究では Fig. 1.1 に示すような、全天球カメラの標準的なフォーマットである正距円筒図法という形式で画像を扱う。このような画像データを物体検出アルゴリズムの YOLO の入力とし、Fig に示すような画像中の通路の情報を取得し、この情報を通路の分類に用いる。



Fig. 1.1: Example of spherical camera image of equirectangular projection

### 1.3 関連研究

### 1.4 本論文の構成

本論文ではまず、第1章で研究背景、目的、関連研究について述べた。第2章では、本研究で用いる要素技術について述べる。また、第3章では提案した手法について述べ、第4章では提案した手法の有効性の検証を行う。また、第5章では4章で行なった実験の結果をまとめ、考察を行う。最後に、第6章で本研究のまとめを行う。

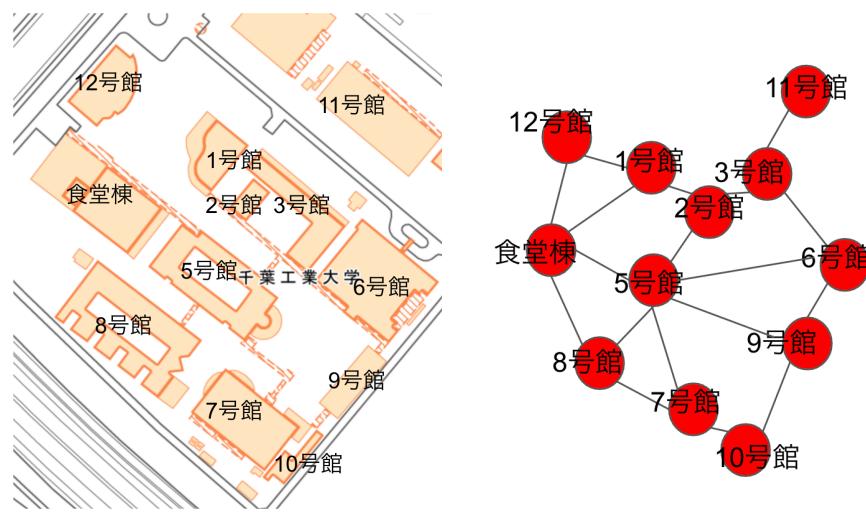
## 第2章

# 要素技術

### 2.1 トポロジカルマップ

私たちの身の回りには様々な種類の地図があり、活用されている。例えば、Fig. 2.1(a) に表すメトリックマップと呼ばれる地図は、普段人が目的地まで移動する際に用いられる。しかし、本研究で用いているトポロジカルマップは Fig. 2.1(b) のような形をしている。メトリックマップがやや複雑な形をしているのに対し、トポロジカルマップはより簡潔に、環境を抽象的に表現することができる。

トポロジカルマップは、大きく分けてノードとエッジの 2 つの要素により構成されている。Fig. 2.1(b) では、赤い丸の図形で表現されているのがノードである。ノードには、地図の作成者が好きな情報を入れることができる。もう 1 つの要素であるエッジは、それぞれのノード同士を接続するのに用いられる。ノード同士に関係性がある場合、ノードとノードはエッジにより接続される。



(a) Map representing Chiba Institute of Technology Shin-Narashino Campus with metric map  
 (出典：国土地理院より)  
 (b) Map representing Chiba Institute of Technology Shin-Narashino Campus with topological map  
 一部を加工して作成 [8]

**Fig. 2.1:** Example of metric and topological map

## 2.2 シナリオ

シナリオとは、人間の道案内を文章で表現したものである。例えば、Fig. 2.2 に表すような道案内の場合は、シナリオは「次の角まで直進。右折。突き当たりまで直進。停止。」のようになる。また、シナリオは「次の角まで」や「突き当たりまで」のような条件と「直進」「右折」のような行動の組み合わせにより作成され、行動の後には「.」をつけて区切る必要がある。

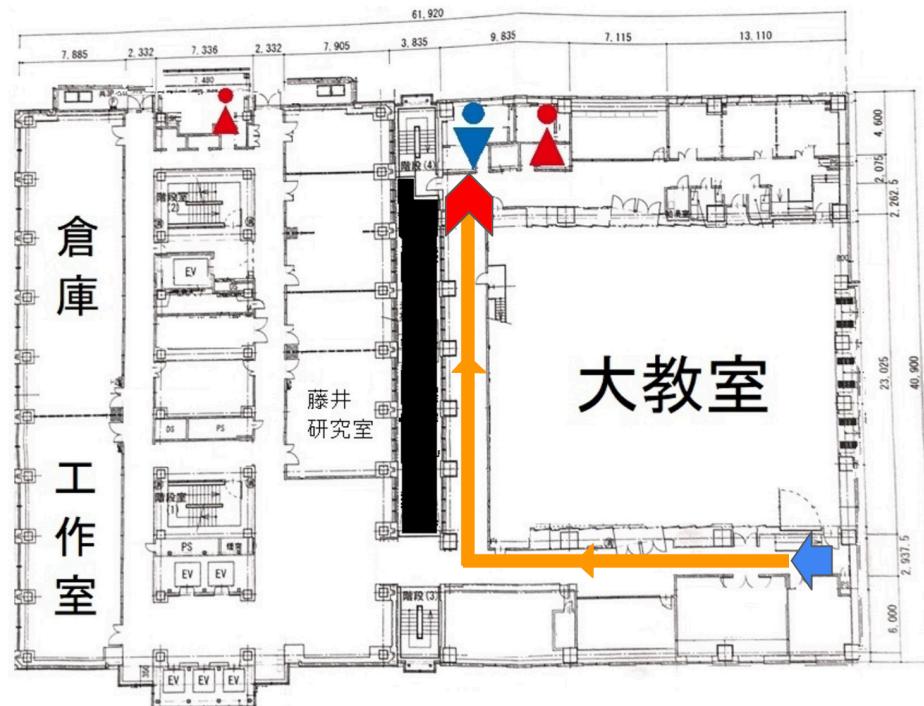


Fig. 2.2: An example of human directions

## 2.3 Neural Network

ニューラルネットワークとは、人間の脳内の神経細胞（ニューロン）のネットワーク構造を模して作られた数式的なモデルである。ネットワークは、Fig. 2.3 に示すように入力層、出力層、1つ以上の隠れ層（中間層）により構成されており、円で表されているものはニューロンと呼ぶ。また、線により結ばれているニューロンとニューロンの間には重みを持っており、重みは接続されているニューロン間のつながりの強さを表現している。ニューラルネットワークを用いることにより、複雑な回帰問題や分類問題などを解くことができる。

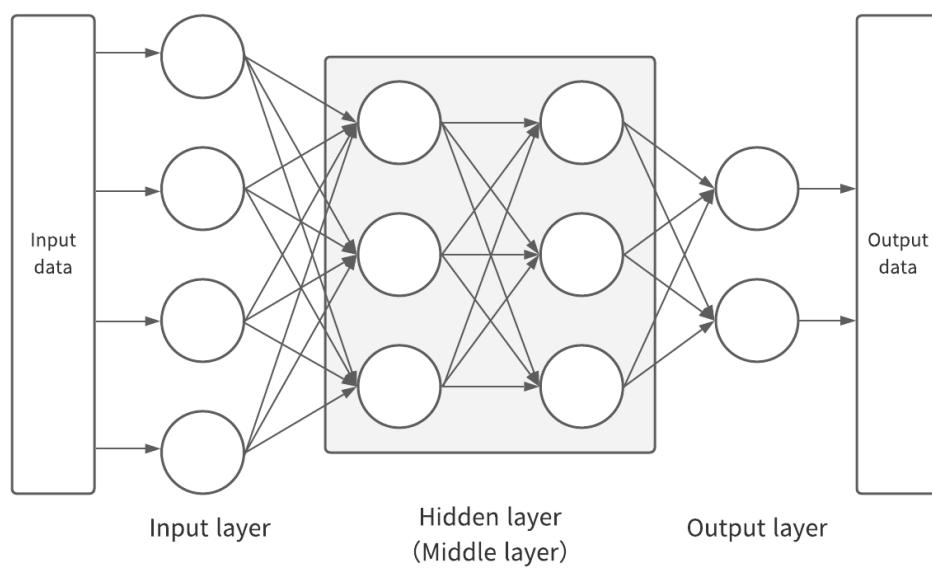


Fig. 2.3: Neural network architecture

## 2.4 Convolutional Neural Network(CNN)

CNNはディープラーニングに手法の1つであり、ニューラルネットワークを元に作られている。ニューラルネットワークは入力層、中間層、出力層により構成されているが、CNNはニューラルネットワークの中間層に畳み込み層、プーリング層を組み込んだネットワークである。CNNにより画像認識をする場合の各層の役割を以下に記す。

- ・畳み込み層：入力した画像データにフィルタをかけ、特徴マップを出力することで特徴抽出を行う
- ・プーリング層：特徴マップをいくつかの領域に分割し、各領域で最大値または平均化を行うことで重要な情報を残しながら画像を縮小する。

CNNは機械学習分野において主に画像・動画認識の分野で高い性能を発揮する。LeCunら[9]はCNNを用いて手書きの画像データから数字を識別できることを示し、その時のネットワークを Fig. 2.4 に表す。

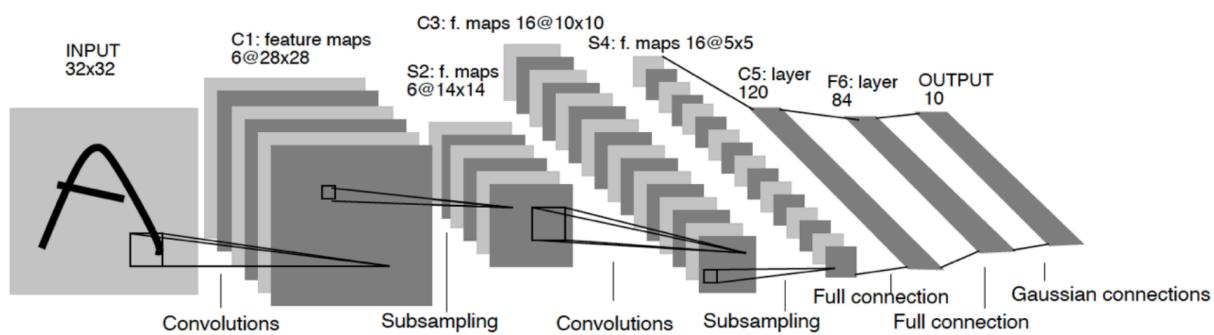


Fig. 2.4: Architecture of CNN from[9]

## 2.5 You Only Look Once(YOLO)

本研究で用いる YOLO[3][4][5][6] は、リアルタイム物体検出アルゴリズムである。YOLO は、画像の RGB データの配列を CNN に入力し、画像中のどの範囲に物体が存在しているのかを表すバウンディングボックスの情報と、ボックス内の物体がどのクラスに属しているのかを確率とともに表すクラス確率の情報を出力する。Fig. 2.5 は、YOLO を用いて画像中の物体を検出している様子である。

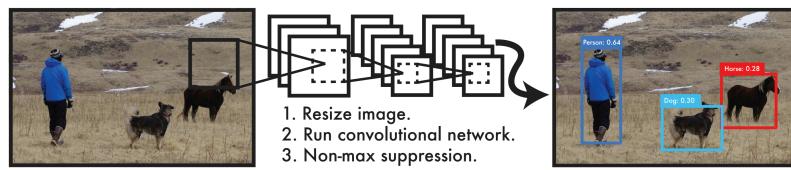


Fig. 2.5: The YOLO Detection System.(出典:[3])

左の画像データを入力した結果、画像からは 3 つの物体が検出されている。また、それぞれの物体が Person 0.64 , Dog 0.30 , Hose 0.28 の確率で予測されていることが確認できる。

## 第3章

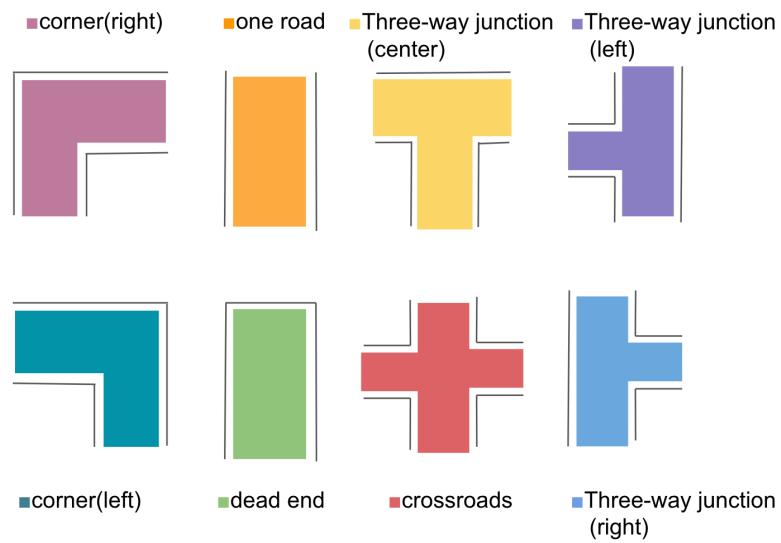
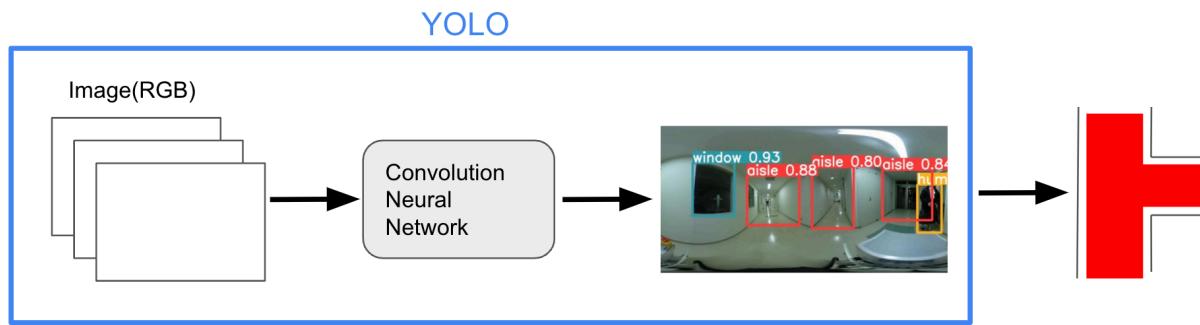
# 提案手法

### 3.1 提案手法の概要

本研究は，全天球カメラから取得した画像に基づき，通路認識を行う手法の検証を行う．ここでいう通路認識とは，画像中に通路があるかどうかを認識するだけでなく，画像中に通路がある場合，その通路がどのタイプに属するのかといった，通路の特徴を抽出することである．また，本研究で扱う通路のタイプは以下の8種類である．それぞれの図を Fig. 3.1 に示す．

- ①一本道 (straight)
- ②行き止まり (dead end)
- ③右のみ曲がれる角 (right)
- ④左のみ曲がれる角 (left)
- ⑤十字路 (cross)
- ⑥右に曲がれる三叉路 (3-way junction\_right)
- ⑦左に曲がれる三叉路 (3-way junction\_left)
- ⑧突き当たりの三叉路 (3-way junction\_center)

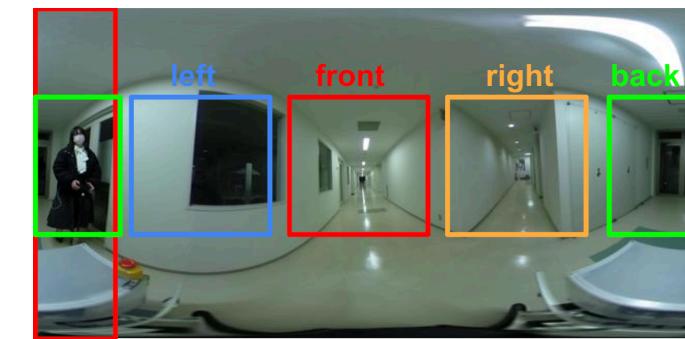
本手法の通路認識の流れを Fig. 3.2 に示す．まず，全天球カメラにより取得したRGBの画像配列データを YOLO の入力とし，出力されたバウンディングボックスとクラス確率の情報をもとに画像中に通路があるかどうかを検出する．画像中に通路が検出された場合，通路の座標位置に基づき，通路のタイプを決定する．

**Fig. 3.1:** Type of passage**Fig. 3.2:** Flow of passage recognition method

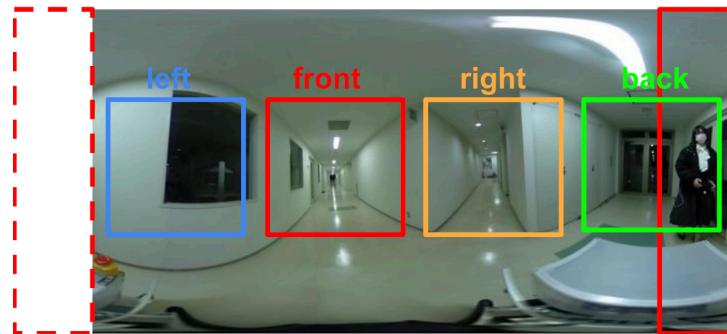
この例では、YOLO の出力した画像から通路が 3 つ検出されている。  
 また、通路はロボットに対して前方、後方、右手側に検出されているため、  
 通路のタイプは⑥右に曲がれる三叉路であるということがわかる。

### 3.2 画像の前処理

全天球カメラで取得した画像は通常、Fig. 3.3(a) に示すようにカメラの正面が画像の中心となり、後方の物体は画像の左端と右端で見切れてしまう。本手法では前後左右の通路を扱うため、見切れている状態は通路の認識精度に影響を与える恐れがある。そこで、YOLO に入力する前の段階で Fig. 3.3(b) に示すような画像の前処理を行う。画像の前処理としては以下のことを行う。  
・画像のピクセル数を減らすため、 $960 \times 1920$  から  $320 \times 640$  の大きさにリサイズする  
・カメラの前後左右全ての通路が画像内に収まるように、画像の左端  $1/8$  を切り取り右端にスライドさせる



(a) no processing image



(b) preprocessing image

Fig. 3.3: Preprocessing of spherical camera images

### 3.3 学習用データの作成

学習モデル作成のため，自作のデータセットにより学習を行う．学習に用いるデータは津田沼キャンパス2号館3階により収集し，作成したデータセットの一部を Fig. 3.4 に示す．データセットのラベル数は11クラスで設定し，クラス名を Table 3.1 に示す．

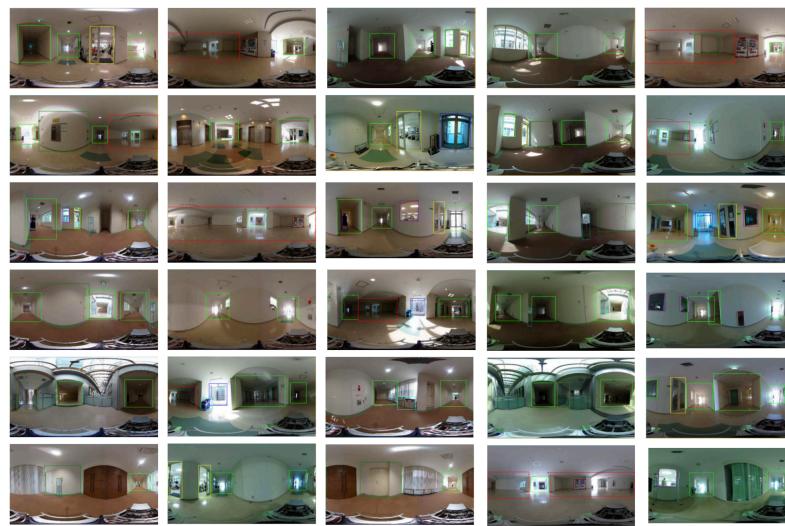


Fig. 3.4: An example of a dataset.

Table 3.1: Class name to be labeled

name of the class
aisle
end
door_end
human
door
step
square
vending_machine
trash_can
signboard
window

### 3.4 学習の結果

作成したデータセットを用いて YOLOv5 により学習を行う。トレーニングに用いたネットワークを Fig. ?? に示す。また、学習に用いるデータセットの構成を Fig. 3.2 に示す。

Table 3.2

training	3540
test	126
validation	14
epoch	300
batch	8

## 第4章

# 実験

### 4.1 実験目的

本研究で提案した全天球カメラ画像に基づく通路分類手法の有効性を実環境での実験により検証する。

### 4.2 実験の概要

提案した通路分類手法の有効性を実環境での実験により検証する。

実験環境は Fig. 4.1 に示す千葉工業大学津田沼キャンパス 2 号館 3 階の廊下とした。

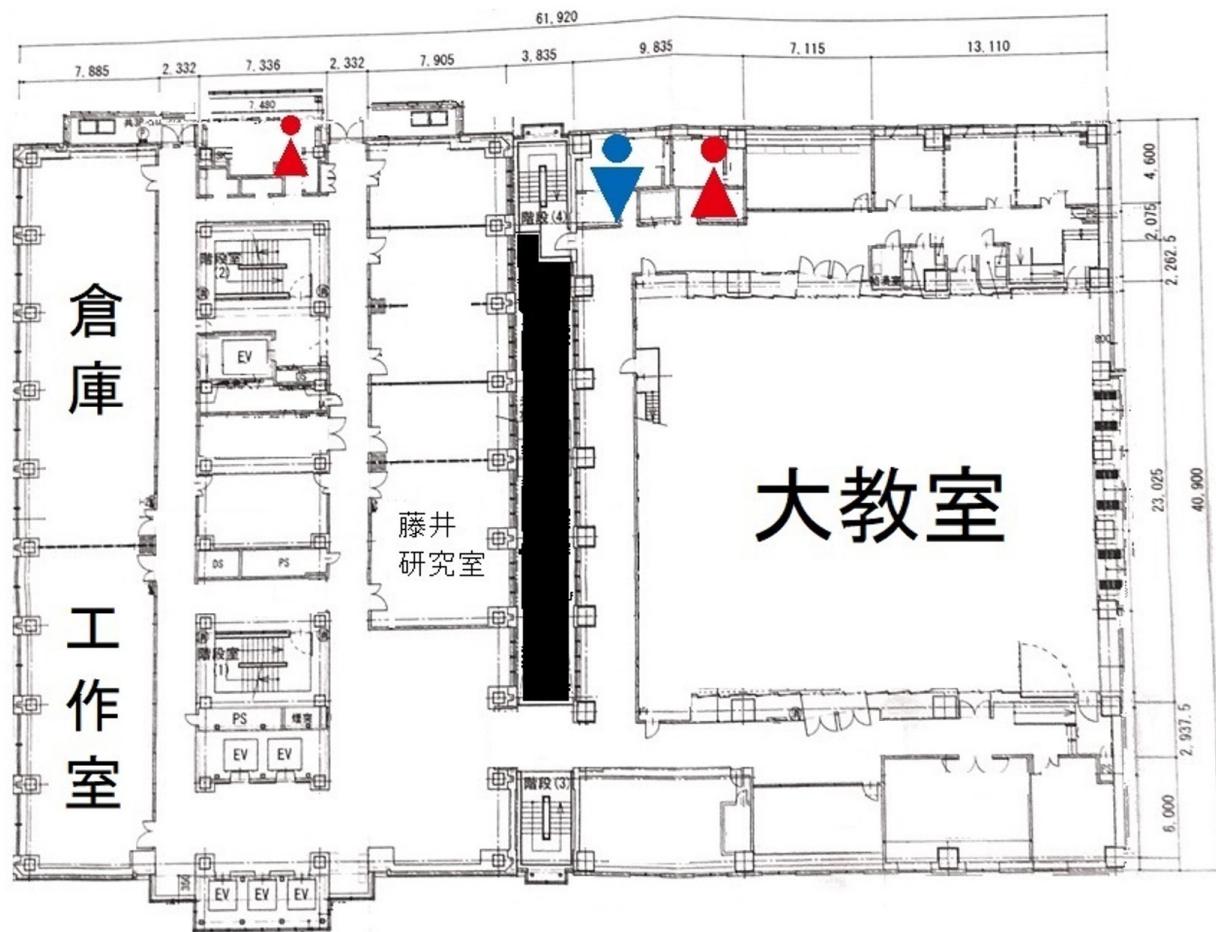


Fig. 4.1: Experiment environment

### 4.3 実験装置

実験には本研究室で開発をしている ORNE- を用いた。また、機体とその構成、使用した PC のスペックをそれぞれ Fig. 4.2 , Table ?? , Table 4.1 に示す。



Fig. 4.2: ORNE-

Table 4.1: Specification of PC

CPU	Core i7-9750H(Intel)
RAM	16GB
GPU	RTX 2070 Max-Q

Table 4.2: Specification of ORNE-

item	ORNE-
Depth[mm]	710
Wide[mm]	560
Height[mm]	810
Weight[kg]	20
Wheel diameter [mm]	304
Battery	LONG WP12-12 × 2
Motor	Oriental motor TF-M30-24-3500-G15L/R

## 4.4 実環境での全天球カメラ画像を用いた通路分類の検証

### 4.4.1 実験方法

ロボットに全天球カメラを搭載して、カメラにより取得した画像データを用いて、提案手法により通路の特徴分類を行う。Fig に示す実験環境の箇所に実ロボットを置き、各地点で得られた全天球カメラ画像から提案した手法により通路の分類を行う。また、先行研究で述べられた通り、人が道案内により移動する際には、向いている方向の情報も必要としているため、同一箇所においてもロボットの向いている方向により分類される通路の特徴が変化する場合、ロボットの向きを変え、各向きを向いた状態を1例とし、正しく通路分類が行えるかどうか検証する。本実験の環境では、同一箇所においてもロボットの向きで通路の特徴が異なる箇所が箇所存在したため、全例の通路分類ができるかを検証する。ロボットの移動にはジョイスティックコントローラーを使用する。実験の条件として、突き当たりと通路の判定する境界は、5 m 先が行き止まりかどうかにより判断を行うこととする。

### 4.4.2 結果と考察

実験の結果。例中 例で正しく通路の特徴を分類することができた。正しく分類ができた例の一部を Fig に示す。また、分類に失敗してしまった例の一部を Fig ~ に示す。今回、分類に失敗した原因として、ということが考えられる。

## 第5章

### まとめ

#### 謝辞

本研究を進めるにあたり、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。また、島田先輩には研究を引き継がせていただき、多くの知識や経験をもとに研究のサポートをしていただきました。また、高橋先輩にも多くのサポートをいただきました。日常の議論を通じて多くの知識や示唆を頂いたロボット設計制御研究室の皆様に謝意を表します。

## 参考文献

- [1] 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 一人が道案内に用いる情報の取得と評価ー”, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会’20 予稿集 , 2P1-K02 ( 2020 )
- [2] 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 ーシナリオに基づく実ロボットのナビゲーションー”, 1H2-04 , SI2020 ( 2020 )
- [3] Redmon, Joseph, et al. "You only look once: Unified, real-time object detection." Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016.
- [4] Redmon, Joseph, and Ali Farhadi. "YOLO9000: better, faster, stronger." Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017.
- [5] Redmon, Joseph, and Ali Farhadi. "Yolov3: An incremental improvement." arXiv preprint arXiv:1804.02767 (2018).
- [6] Bochkovskiy, Alexey, Chien-Yao Wang, and Hong-Yuan Mark Liao. "Yolov4: Optimal speed and accuracy of object detection." arXiv preprint arXiv:2004.10934 (2020).
- [7] 澤橋遼太 , 細田佑樹 , 町中希彰 , 山崎亮太 , 定國裕大 , 草刈亮輔 , 黒田洋司 (2018)Edge-Node-Graph 及び分岐点検出に基づく道なり走行ナビゲーションシステムの開発 第 23 回ロボティクスシンポジア No.18-3 , pp.67-72
- [8] 国土地理院 : 基盤地図情報ダウンロードサービス,
- [9] LeCun , Yann , et al . "Gradient-based learning applied to document recognition ." Proceedings of the IEEE 86 . 11 (1998): 2278-2324 .