

セマンティックマップに基づくロボットの 大域的自己位置と進行方向の推定

劉 志和† 村田 祐樹† 渥美 雅保†

創価大学大学院工学研究科情報システム工学専攻†

1. はじめに

ロボットが自律移動を行うためには、自己位置の推定と同時に目的地に向かうための進行方向の推定が必要である。自己位置の認識では、人とロボットの共通認識のために、周辺領域のセマンティックマップを使うことが提案されている[1]。セマンティックマップとは、ロボットに人間と同じように空間の意味理解をさせるための地図表現である。本研究では、セマンティックマップを用いて、ロボットの的大域的自己位置に加えて、進行方向を推定するために、事前に学習したPSPNet[2]に基づくマルチタスクニューラルネットワークを提案する。そして、大域的自己位置と進行方向の推定実験を通してセマンティックマップに基づくそれらの推定精度を評価する。

2. 既存研究

Zheng ら[3]はレーダーセンサーの入力から部屋の種類を分類し、未知の空間に対してロボットを用いてセマンティックマッピングを行う手法を提案した。Lu Gan ら[4]はセマンティックセグメンテーションをもとにナビゲーションとセマンティックマッピングを同時に行う手法を提案した。本研究では、セマンティックセグメンテーションを行うPSPNet[2]に、新たに空間カテゴリ推定とランドマーク推定のモジュールを追加したセマンティックマッピングモデルに基づき、大域的自己位置と自律移動のための進行方向を同時に推定する。

3. 提案手法

3.1 全体構成

図1に学習用モデルの全体図を示す。本モデルは主にセマンティック特徴抽出部、大域自己位置推定部、及び進行方向推定部の3つの部分から構成される。セマンティック特徴抽出部は全方位画像に対して、共通特徴の抽出、セマンティックセグメントの空間分布、空間カテゴリの確率分布を出力する3つのモジュールからなるニューラルネットワークである。

3.2 大域的自己位置の推定モデル

大域的自己位置推定を行うには、空間の種類やその空間に存在しているランドマーク、物体の配

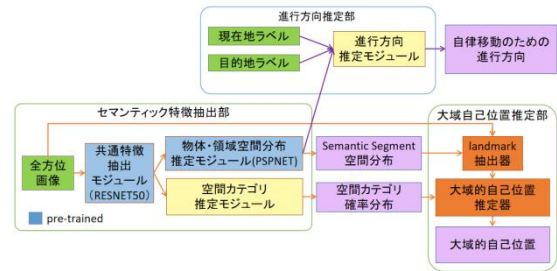


図1. 提案モデル

置などの情報が必要である。本研究では、セマンティックセグメント空間分布に基づき、ランドマークの検出を行う。そして、ランドマーク領域内の文字を認識する。空間カテゴリ推定結果と、認識した文字とその空間に存在し得る文字列のデータベースとのマッチングをもとに、一つ前の大域的自己位置も参照して現在の的大域的自己位置の推定を行う。

3.3 進行方向の推定モデル

図2に「進行方向推定モジュール」の構成を示す。ロボットが自律移動を行うには、扉と床などの物体の配置情報と、現在地と目的地の認識が必要である。本研究では、物体・領域空間分布推定モジュールの出力と現在地ラベルと目的地ラベルをもとに自律移動の進行方向を推定する。現在地ラベルには、実際にロボットを動かす際は的大域的自己位置推定部の推定結果を入力する。

4. 実験

4.1 実験枠組み

本研究では大域的自己位置推定と進行方向推定の2つの実験を行った。大域的自己位置推定実験では既定のルート上の連続した全方位画像データを利用し、空間カテゴリ分類、ランドマーク検出、文字認識、及び大域的自己位置推定の四種類の精度を評価した。進行方向推定の実験では、分岐点の最大が4方向であるため、90°未満の誤差で進行方向を推定すべきである。また、前と後ろを含むために6方向の分類問題として扱う。

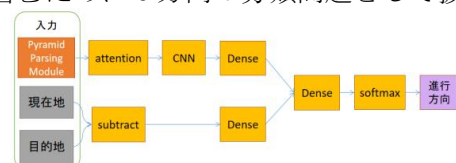


図2. 進行方向推定モジュール

表 1. 各データセットの構成

	全方位画像の枚数	ラベルの種類
空間カテゴリ 推定モジュール	1400	0: 研究室 1: 廊下 2: エレベータ 3: 連絡通路 4: PC教室 5: 座学教室 6: ロビー
進行方向 推定モジュール	2245	0: 左後ろ 1: 左前 2: 前 3: 右前 4: 右後ろ 5: 後ろ

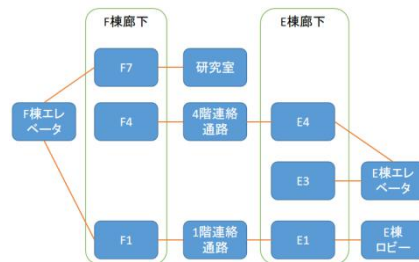


図 3. 移動経路マップ

表 2. 進行方向推定の混同行列

		目的地へ向かう方向					
		左後ろ	左前	前	右前	右後ろ	後ろ
モデルが出力した方向	左後ろ	26	1	1	11	1	2
	左前	4	31	0	3	1	2
	前	0	6	20	6	7	2
	右前	0	2	0	25	12	2
	右後ろ	2	12	1	4	20	0
	後ろ	4	6	0	2	10	19

4.2 データセット

本実験に際して、空間カテゴリと進行方向の2つの推定モジュールの学習のために全方位画像とそれら画像に対応するラベルから構成される2種類のデータセットを作成した。表1にそれぞれのデータセットの構成を示す。データは訓練用、検証用、テスト用それぞれ80%、10%、10%の割合となるように分割された。大域的自己位置推定のテストのために本校理工学部棟内でロボットが自律移動を行うことを想定して、図3の移動経路マップを作成した。その移動経路に対して1メートルごとに画像を撮影し、つなげた画像をテストデータとして作成した。

4.3 大域的自己位置推定実験

4.3.1 空間カテゴリ分類

学習用データセットを用いて学習を行った結果、検証用データに対しては90.0%の精度、テスト用データに対しては98.7%の精度となった。

4.3.2 ランドマークの検出及び文字認識

本実験においては、ランドマークの誤検出はなかったが、検出できていない箇所があり、再現率が75.9%となった。そしてランドマークを検出できた86ヶ所の内、1ヶ所に文字認識の間違いが存在した。それらの原因の大半はランドマークと全方位カメラの距離が適切でないことよって起こっている。これらの結果からカメラとランドマークが適切な距離であれば、正しく検出と認識ができていけると言える。

4.3.2 大域的自己位置推定

図3に示す経路に沿って、ロボットが自律移動をすることを想定し、順路と逆順でそれぞれ実験を行った。その結果の精度はそれぞれ96.5%と96.1%であった。

4.4 自律移動の進行方向の推定実験

表2に進行方向推定の混同行列を示す。進行方向推定の精度は検証データで74.4%、テストデータで57.5%となった。セマンティックセグメント分割の特徴を用いることで、十字路や特徴的な物体が多い空間での進行方向推定精度は高い値を示した。しかし、分岐のない廊下では現在地に

対して目的地が前後のどちらかを推定できないケースがみられた。これは、目的地の方向とその逆の方向でセマンティックマップの特徴に差がないことが原因としてあげられる。これに対し、さらに元の画像特徴を入力に加えて学習させることで、目的地方向の特徴的な表現を獲得できれば、精度が上がると期待できる。また、曲がり角は、正解データが直進と右左折の境界にあたるため、精度が低下した。解決策として、曲がり角のデータを増やすことで、推定精度の向上が期待できる。

6. まとめ

本研究では、セマンティックマップを用いて大域的自己位置と進行方向を推定するマルチタスクニューラルネットワークを提案した。二つの実験を通して、セマンティックマップが大域的自己位置推定と進行方向の推定に役立つことを示した。本手法では、移動物体が近づいてきたりすることに対して対応できない。そのため、今後の課題として、移動物体の存在下での自己位置、及び進行方向の推定手法の構築があげられる。

参考文献

[1]Kostavelis, Semantic mapping for mobile robotics tasks: A survey
 [2] Zao, H:Pyramid Scene Parsing Network, 2016.
 [3]劉 志和:セマンティックセグメンテーションに基づく空間カテゴリと案内標識の認識による大域的自己位置推定, 2021.
 [4]Lu Gan:Autonomous Navigation and 3D Semantic Mapping on Bipedal Robot Cassie Blue, 2019
 [5]Dhiego Bersan, Semantic Map Augmentation for Robot Navigation: A Learning Approach based on Visual and Depth Data, 2018
 [6]Kaiyu Zheng, From Pixels to Buildings: End-to-end Probabilistic Deep Networks for Large-scale Semantic Mapping, 2018