

# 神経回路モデルを用いた移動ロボットにおける空間のラベル付けの学習

## Learning of Labeling on Space for Mobile Robots by a Neural Network Model

1W130047-7 伊藤 彩貴 指導教員 尾形 哲也 教授

ITO Saki

Prof. OGATA Tetsuya

概要: 昨今,ロボットが人と関わる機会が増えてきている. ロボットが人と言語でコミュニケーションを取る際, 人間の言語の意味は文脈に依存することを鑑みなければならない. 移動ロボットの空間認識にもそれは当てはまる. この際の課題として, (1)様々な形の分布の形に対応したラベリング, (2)空間の形状変化に対応したラベリング, (3)移動してきた経路を考慮したラベリング, この3つのラベリングをできるようにすることが考えられる. 本研究では, 神経回路モデルを用いることにより, 移動ロボットが空間認識をする際, 上述の3つの課題を含んだ環境でも正しいラベルを出力可能なモデルを構築することを提案する. 実際に3つの課題を含んだ環境をシミュレーター上に作り, 評価実験を行った. 学習後のモデルは与えられた環境内で正しくラベリングを行うことができた.

キーワード: 神経回路モデル, 人間ロボットインタラクション, ラベリング, 移動ロボット

Keywords: Neural Network Model, Human-robot Interaction, Labeling, Mobile robot

### 1. はじめに

近年, 人間の生活環境で働くロボットは, 大きな注目を集めている. その際, ロボットとのコミュニケーションには言語を使用することが効果的であり, 必要だと考えられる. 例えば, 移動ロボットと言語で, 場所に関するコミュニケーションをとるためには, 文脈や状況によって変化する空間に対する言語の意味を移動ロボットが理解する必要がある. 言語と実世界における意味の対応は, このよう的一对一対応ではなく多対多対応となるが, その際に発生する問題は記号接地問題[1]と呼ばれる.

移動ロボットにおける記号接地問題に取り組んでいる先行研究として, 谷口らの研究[2]がある. この研究は, 場所の名前と対応する分布を獲得することを目的としている. この研究には, (1)分布の形の仮定, (2)地図と座標の利用, (3)文脈情報の非考慮という特徴がある. だがこれらにはそれぞれ問題点がある.

まず(1)分布の形の仮定に関しては, 単語に対応する分布としてガウス分布を仮定しているため, ガウス分布の形状以外は表すことができない, という問題がある. (2)地図と座標の利用に関しては, 座標を用いて単語と分布の関係を学習しているため, 物の位置や部屋の形状が変わった時に対処できないという問題がある. (3)文脈情報の非考慮に関しては, 移動してきた経路を考慮して同じ場所でも違うラベルを振る, ということができないという問題がある.

そこで, 本研究ではこれら3つを課題とし, それに対処できる, 移動ロボットのための空間認識モデルの構築を目標とする.

### 2. 神経回路モデルによるラベリング

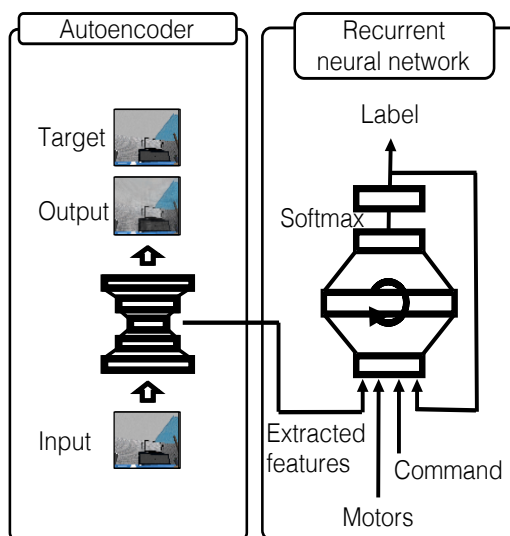


図1 提案モデル

上述の課題を解決するため, 本研究では図1の神経回路モデル, Autoencoder[3]とRecurrent neural network (RNN)[4]を組み合わせたものを提案する. Autoencoderは画像の特徴量を抽出するために使用する. RNNはAutoencoderで取り出した画像特徴量, モーター情報(角速度, 両車輪の回転速度), コマンド(直進, 回転)RNN自身が出力した, 前時刻のラベルの情報を入力として, 現在時刻のラベルを出力する. RNNは再帰結合を持つ神経回路

モデルなので、前時刻の情報を現在時刻においても利用することが出来る。そのため、現在時刻の内部状態は過去の履歴を反映したものとなる。

今回のモデルでは、ラベルに対応する分布を仮定するわけではないので(1)様々な分布の形への対応ができ、また入力値に座標は含まれず、座標とラベルの関係を学習するわけではないので、(2)部屋の形状変化への対応が出来る。また、RNNを使用することにより、全ての時刻の画像情報、センサ情報、モーターコマンドを総合して、(3)移動してきた経路を考慮した上で現在時刻のラベリングが出来る。

### 3. 評価実験

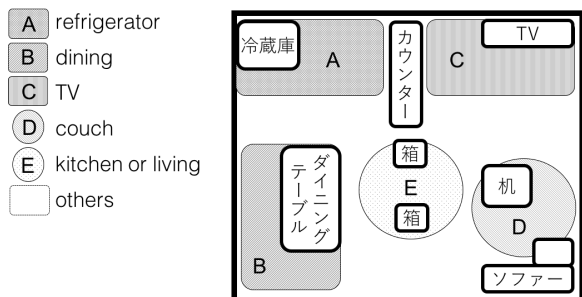


図 2 実験環境

今回提案モデルの評価を行うに辺り、図 2 の環境をシミュレーター上で設定した。この環境は、上述した 3 つの課題を含む環境となっている。まず(1)様々な分布の形を用意した。例えば、B エリアの分布の形は L 字型になっている。

また(2)部屋の形状を変えた 5 つの部屋を用意した。具体的には、部屋の大きさを縦方向に変えられるようにして、縦方向に+60cm した部屋、+20cm した部屋、-20cm した部屋、-60cm した部屋、加えて元の部屋の 5 つである。今回は元の大きさの部屋をテストデータとして、その他の部屋を訓練データとして使用した。なお、その部屋の大きさの変化に合わせて A の分布の形と位置、C、E の分布とカウンターの位置が変化するようにした。

加えて、(3) E のエリアは移動ロボットが来た経路によってラベルが変わるように設定した。具体的には右から来た場合は kitchen、左から来た場合は living とラベルを振るようにした。

### 4. 実験結果

先ほど提示した各部屋で 10000 ステップの学習を行い、提案モデルの評価を行った。図 3 は縦軸が正しいラベル、横軸が出力されたラベルを示している。左が訓練データとして使用した、部屋を縦方向に 60cm 大きくした部屋の分類結果、右がテストデータとして使用した、元の大きさの部屋の分類結果である。訓練データについては 90 パーセント以上、テストデータでも 88 パーセントの正答率が出た。

まず、L 字型の分布で設定した dining のラベルを正しく振れていることから、1 つ目の課題であった、(1) L 字型を含めた異なる形の分布に正しくラベルを振ることが出来たことが分かる。また、部屋の形状を変化させる際に分布が移動していた、refrigerator、TV、kitchen、living のラベルが正しく振られていることから、2 つ目の課題であった(2)部屋の形状変化に対応した正しいラベルを振れたことが分かる。加えて、kitchen、living を混同することなく正しいラベルを振れていることから、3 つ目の課題、(3)移動してきた経路を考慮して同じ場所でも違うラベルを振ることが出来たことが分かる。

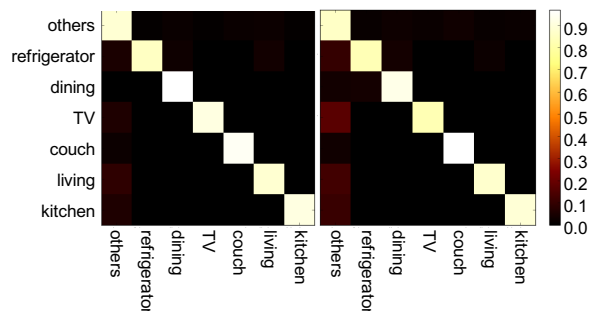


図 3 評価実験の結果

(左 : +60cm の部屋、訓練データ、  
右 : 元の大きさの部屋、テストデータ)

### 5. おわりに

本研究では、移動ロボットのための空間認識モデルの構築に取り組んだ。最初に述べた 3 つの課題、(1)様々な分布の形へのラベリング (2)部屋の形状変化に対応したラベリング(3)移動経路の考慮をしたラベリング、この 3 つの課題に対応したラベリングが可能な空間認識モデルの構築が出来た。

また、今後の展望としては同じ Autoencoder と RNN を用いたモデルを使用し、言語指示からロボットのモーター制御が出来る、コマンドを出力するモデルを作る予定である。

### 参考文献

- [1]Harnad, Stevan. "The symbol grounding problem." *Physica D: Nonlinear Phenomena* 42.1-3 (1990): 335-346.
- [2]谷口 彰, 吉崎 陽紀, 稲邑 哲也, & 谷口 忠大. (2014). 自己位置と場所概念の同時推定に関する研究. *システム制御情報学会論文誌*, 27(4), 166-177.
- [3] Hinton, G. E., & Salakhutdinov, R. R. (2006). Reducing the dimensionality of data with neural networks. *science*, 313(5786), 504-507.
- [4] Elman, J. L. (1990). Finding structure in time. *Cognitive science*, 14(2), 179-211.