

# RNNによるロボットの自律移動のための

## 補助タスクとしてのセンサー情報の予測学習

### Learning to Predict Sensor Information as the auxiliary task for Autonomous Robot Navigation by RNN

1W143134-3 村澤 聡 指導教員 尾形 哲也 教授

MURASAWA Satohi

Prof. OGATA Tetsuya

概要： 人間の生活環境で自律移動を行うロボットは、深層学習の手法により、人間による設計を必要とせずに画像やその他のデータから特徴量を抽出し、入力として扱うことができるようになった。深層学習を用いた自律移動の研究の中には、学習器が有用な表現を獲得するのを促すために補助タスクを設定しているものがある。本研究では、補助タスクとしての予測学習に焦点を置く。従来研究において、補助タスクは時刻  $t$  の情報から時刻  $t+1$  の情報を予測するものであった、この予測スケールが最も妥当なものなのかという課題がある。本研究では、ニューラルネットワークを用い、時刻  $t$  のセンサー情報から時刻  $t+1$  の移動コマンドを生成するモデルに時刻  $t+n$  のセンサー情報を予測する補助タスクを設定する。この  $n$  の値を変え、適切な予測スケールを検証する。実際に検証するための環境をシミュレータ上に作り、評価実験を行った。学習後のモデルは予測スケールにより異なる性能を示し、これにより適切な予測スケールを設定する必要性が示唆された。

キーワード： ニューラルネットワーク、自律移動、補助タスク、移動ロボット、予測学習

Keywords: neural network, autonomous navigation, auxiliary task, mobile robot, predictive learning

## 1. はじめに

近年、人間の生活環境で自律移動を行うロボットは、深層学習の手法により、人間による設計を必要とせずに画像から特徴量を抽出し、入力として扱うことができるようになった。深層学習を用いた自律移動の研究 [1]は増え、それらの研究ではロボットに有用な表現の獲得を促す補助タスクを設定しているものがある。補助タスクは、その内容が最適であるかどうかは十分検証されていない。

補助タスクを設定した自律移動の先行研究として、Hermannの研究 [2]がある。この研究は、言語で指示したオブジェクトへの自律移動を目的としている。この研究には、時刻  $t$  に生成された行動と入力された画像より時刻  $t+1$  の画像情報を予測する補助タスクが設定されている。この予測はより良い学習結果をもたらしたが、この+1というスケールの予測が適切であるのかという課題がある。

そこで、本研究では予測の補助タスクに焦点を当てる。現在時刻の情報から数時刻先を予測する補助タスクを設定し、その予測スケールを適宜変更することで、適切な予測スケールの検討を行うことを目的とする。

## 2. 提案モデルと補助タスクの設定

上述の課題を検証するため、本研究では図1のニューラルネットワーク、Vision encoder、Vision decoderとRecurrent neural network (RNN) [2]を組み合わせたものを提案する。Vision encoderは画像の特徴

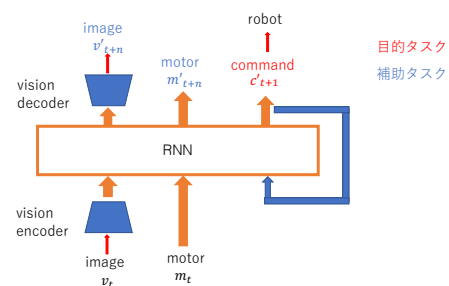


図 1 提案モデル

量を抽出するため、Vision decoderは特徴量から画像を復元するために使用する。RNNは目的タスクとして時刻  $t$  におけるVision encoderで取り出した画像特徴量、モーター情報(ロボット本体の角速度、両車輪の角速度)、RNN自身が出力した、時刻  $t$  のコマンド(直進、回転)の情報を入力として、時刻  $t+1$  のコマンドを生成する。また補助タスクとして時刻  $t+n$  の画像特徴量、モーター情報を生成する。RNNは再帰結合を持つため、時刻  $t$  の内部状態は過去の履歴を反映したものとなる。そのため、時刻 1 から  $t$  までの情報を時刻  $t$  において参照することが出来る。

今回のモデルでは、画像特徴量とモーター情報の予測スケールを 1, 3, 5, 7, 10 に変更して学習を行うことで、予測スケールの違いがコマンドの生成にどのような影響を与えるかを評価する。

### 3. 実験



図 2 実験環境

今回適切な予測スケールの検証のため、図 2 のテレビとソファを設置した部屋を 5 つ、シミュレータ上で設定した。目的地をテレビとソファからなる区画とした。データの取得にはシミュレータの自動で目的地まで移動するナビゲーション機能を用いた。各部屋 25 点の異なる始点から合計 125 本のテレビまでの移動過程の画像とモーター情報、教師データとしてのコマンドを収集した。

### 4. 実験結果

上述の各部屋で取得したデータをもとに学習を行い、提案モデルの評価を行った。学習済みの提案モデルを用いて、各部屋で自律移動を実行した。ロボットがテレビを視界に捉えた場合を成功とし、自律移動の実行を繰り返した。補助タスク無しが 23%，delay1 が 16%，delay3 が 28%，delay5 が 41%，delay7 が 28%，delay10 が 23% という成功率となった。図 3 は設定した予測スケール

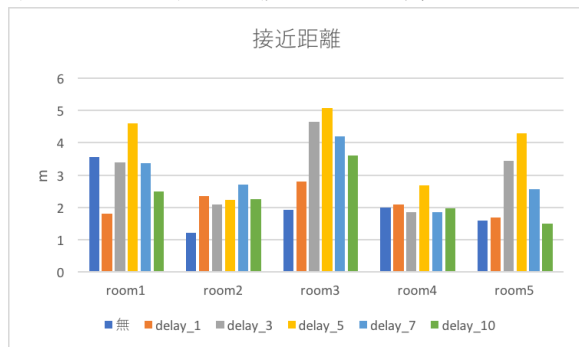


図 3 予測スケールと接近距離の平均

$n(1, 3, 5, 7, 10)$  とテレビへ接近した距離の対応表である。  $n=5$  の時が最も高い接近距離を示している。接近距離と成功率において、本実験の予測において適したスケールは  $n=5$  であることがわかる。また、図 4 の分散  $n=5$  の際に安定して接近していることがわかった。

以上のことから、学習後のモデルは予測スケールにより異なる性能を示し、これにより適切な予測スケールを設定する必要性が示唆された。

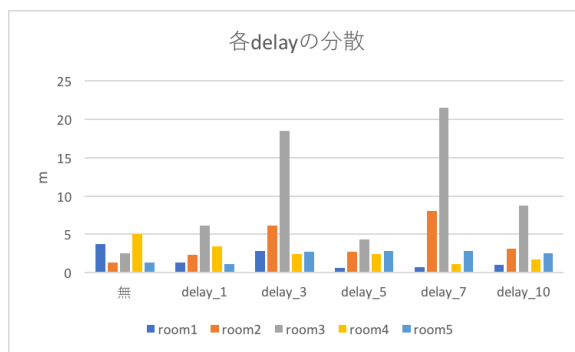


図 3 予測スケールと接近距離の分散

### 5. おわりに

本研究では、ロボットの自律移動における予測補助タスクの予測スケールの検討に取り組んだ。予測スケールを変えたことで性能が変化し、補助タスクの予測スケールの変更は有効であることがわかった。

また、今後の展望としては、各予測スケールのネットワークを並列に置き、必要に応じて、各ネットワークを使い分ける Mixture of Experts [4]モデルを作成する予定である。また、言語指示からロボットのモーター制御が出来るモデルを作る予定である。

### 参考文献

- [1] Mark, P. (2017). "From perception to decision: A data-driven approach to end-to-end motion planning for autonomous ground robots" Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation, 8, 1527-1533
- [2] Hermann, K M (2017) "Grounded Language Learning in Simulated 3D World." arXiv preprint arXiv:1706.06551,1-22.
- [3] Elman, J. L. (1990). "Finding structure in time." *Cognitive science*, 14(2), 179-211.
- [4] Jordan M, Robert I J. (1994) "A Hierarchical mixtures of experts and the EM algorithm" *Neural computation*, 6, 181-214