

四足歩行機能を内蔵した車両型ロボットの自律移動

柴田 泰雅[†]長尾 確[‡]名古屋大学 大学院情報学研究科^{†‡}

1. はじめに

少子高齢化に伴い日本における生産年齢人口は減少を続け介護や農業などにおける労働力不足は深刻な社会問題になりつつある。

労働力不足への一つのアプローチとしてロボティクス分野においては自律ロボットなどによる労働の代替が提案されてきた。例として運送業界における自動搬送ロボットや病院などの点検ロボットなどが挙げられる。そのような自律移動ロボットを考える中で重要となってくるのが移動効率と移動の自由度である。

一般に車両型のロボットは移動効率が良い一方で、段差など環境に依存するため移動が制限されてしまう。また、移動の自由度が高いロボットとして四脚ロボットがあるが車両型と比べると移動効率は悪い。

そのため、本研究では2種類のロボットの欠点を補完するロボットの自律移動を目的とし、図1に示すような、環境に応じて車両型から四足歩行に変形するロボットの自律移動をシミュレーションを通して学習する。

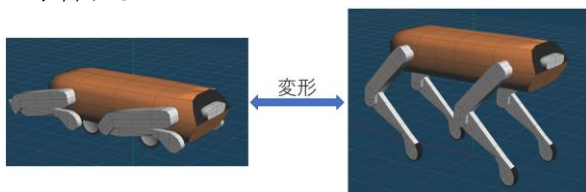


図1. 本研究で提案するロボット

2. 階層的強化学習と変形

2.1 四足歩行と車両型の分離

自律ロボットを学習させるにあたって関節を動かし歩容を生成する四足歩行ロボットと車輪を回転させ動作を生成する車両型ロボットでは全く異なる機構であるため、これらの動作の学習を単一の強化学習モデルを用いて行う場合、学習に膨大なリソースが求められる。

したがって、車両型と四足歩行型のロボットそれぞれで学習モデルを用意しハードウェアの変形に伴いモデルを変更することで一つの複雑なタスクを四足歩行と車両型の二つに分割しタスクの切り替えを行う。

2.2 階層的強化学習

本研究においては、段差乗り越えや障害物回避など環境認識を動作生成と共に行う必要がある、その

ためそれぞれのロボット学習モデルで環境認識と動作生成を含んだタスクを学習する必要がある。

Deepali らは四足歩行ロボットの障害物回避タスクに対し階層的強化学習を用いて環境認識と動作生成のタスクに分けて学習を行った[1]。図2に示すように二つのレイヤに分割し、高レイヤでは環境からの入力を基に低レイヤへの入力と次のステップまでの遅延時間を出力し可変周期で実行される。低レイヤではロボットの動作に関する情報を入力として動作を生成し一定周期で動作する。

このような構成にすることで環境認識と動作生成を分割してとらえることが可能となり、学習にかかる時間が削減されることが実験より確認された。

そして、階層化によるメリットとして、異なる環境において学習した低レイヤを新たな環境で学習を行う際に転移させることで学習が速く行われることが確認されている。これより、本研究においては四足歩行と車両型の2種類の行動を同一の環境で学習させる。本研究では、一方のロボットで学習済みの高レイヤをもう一方のロボットに対して転移させることが可能であると推測する。

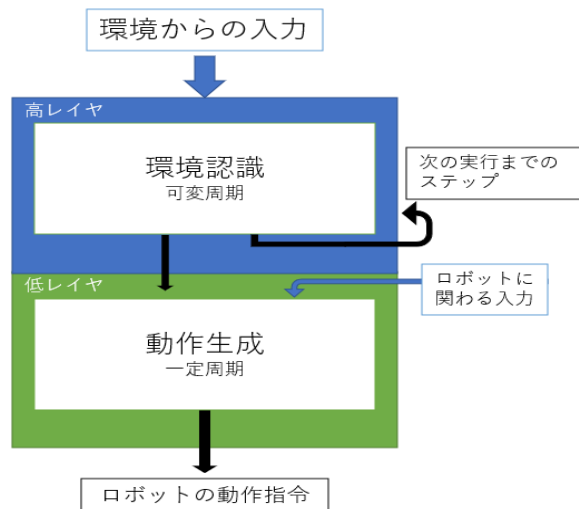


図2. 階層的強化学習

2.3 提案手法

前項の推測から本研究における変形に対してのアプローチとして図3に示すように階層的強化学習を用いて環境認識を行う高レイヤを維持したまま低レイヤのみをハードウェアの変形に伴い変更させる。

これにより、個別にモデルを用意した場合それぞれを一から学習させる必要があるが、この手法では高レイヤが共通のものとなるため別個の場合に比べ

Autonomous Movement of Vehicle-type Robot with Built-in Quadruped Walking Function

[†] SHIBATA, Taiga (shibata@nagao.nuie.nagoya-u.ac.jp)

[‡] NAGAO, Katashi (nagao@i.nagoya-u.ac.jp)

^{†‡} Graduate School of informatics, Nagoya University

学習に必要なリソースも少なくなると考えられる。

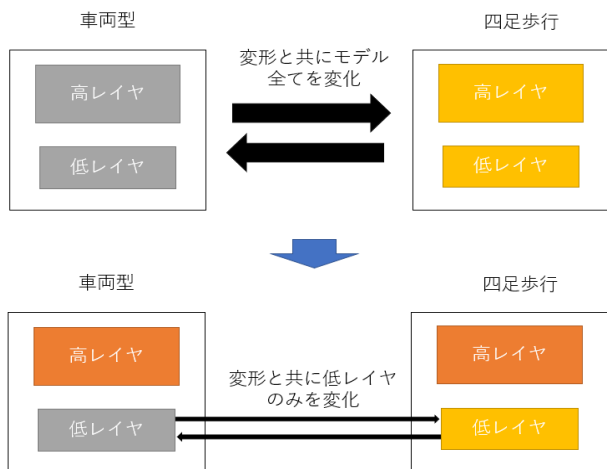


図 3. 提案手法

3. 強化学習環境

本研究では物理シミュレータ Pybullet を用いてシミュレーション環境を構築し実験を行った。

3.1 四足歩行ロボットの構成

本研究の四足歩行ロボットではアクチュエータとしてサーボモータを使用し角度制御により合計 12 の関節の制御を行う。また姿勢制御のため IMU を用いてロール角とピッチ角またそれぞれの角速度を入力する。段差乗り越えのため足裏には接触センサを設置しサーボモータの角度も入力として用いた。

環境認識に関しては障害物との距離や段差の発見のためデプスカメラを用いて深度画像を入力とする、この時、ゴールまでの向きなどの情報も高レイヤに入力する。

3.2 車両型ロボットの構成

車両型ロボットの入力として高レイヤは共通であるため四足歩行ロボットと同じ深度画像を用いる。また、低レイヤでは IMU とオドメトリを用いて車両の速度と角速度を入力し、モータに対して速度と角速度指令を出力する。

3.3 階層的強化学習の構成

本研究で用いた階層的強化学習のネットワーク構成について述べる。

高レイヤに関しては、深度画像を CNN に入力し特徴量を抽出した後全結合層に接続する。また、この全結合層にゴールへの向きなどの情報もタスクに応じて入力を行う。それらの情報から低レイヤに対して低次元のベクトルと次の実行までの遅延時間を出力する。

また、四足歩行の低レイヤにおいて Atil らのルールベースの Trajectory generator (以降、TG と呼ぶ) とニューラルネットを組み合わせた PMTG (Policy Modulating Trajectory Generator) を用いて学習を行うことで学習の高速化を図る[2]。

PMTG では TG は事前に定義された周期的な歩容生成器であり、図 4 に示すようにモータの角度を出力する。そしてニューラルネットでは IMU などのセンサ情報と高レイヤからの入力および TG の現在の周期から TG のパラメータとモータの角度を出力する。そして、TG とニューラルネットの二つのモータ角度を合成することで低レイヤの出力とする。

車両型の低レイヤでは FCN によりセンサ情報と高レイヤからの入力を基に速度と角速度を生成する。

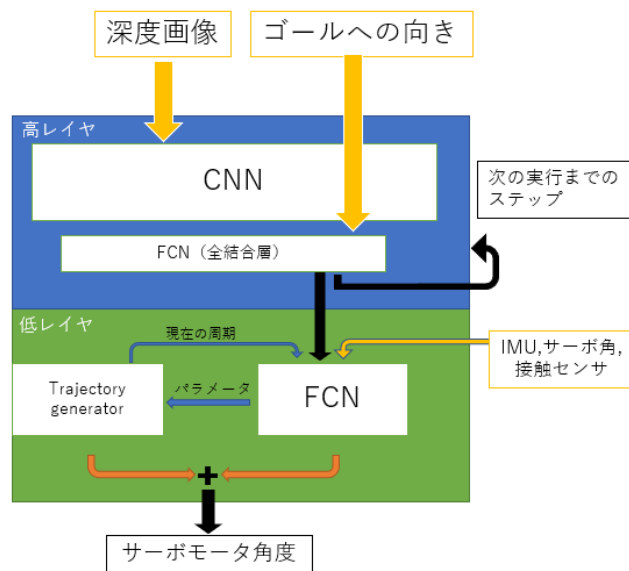


図 4. 四足歩行における階層的強化学習

4. 実験

高レイヤの転移が、異なる低レイヤ間で可能であることの検証を行うために、前節で説明した強化学習環境で先に 3 次元的移動のある四足歩行型ロボットの移動を学習させた後、高レイヤを車両型の学習モデルに転移させる実験を行う。

5. おわりに

本研究では、四足歩行機能を内蔵した車両型ロボットにおける自律移動のための階層的強化学習における高レイヤの転移手法を提案した。今後、シミュレータ環境において実験を行い、その有効性を検証する予定である。

参考文献

[1] J. Deepali, A. Iscen, and K. Caluwaerts. "From pixels to legs: Hierarchical learning of quadruped locomotion." arXiv:2011.11722, 2020.
 [2] I. Atil, K. Caluwaerts, J. Tan, T. Zhang, E. Coumans, V. Sindhwani, and V. Vanhoucke. "Policies modulating trajectory generators." In Proc. of Conference on Robot Learning, pp.916-926, 2018.