

画像を用いたディープラーニングを利用した 柔軟関節ロボットのダイナミックな動作学習

WU YUHENG† 高橋城志†‡ 山田浩貴† 金杞泰† 尾形哲也† 菅野重樹†

† 早稲田大学理工学術院

‡ 日本学術振興会特別研究員 DC2

1 はじめに

環境変化への受動的な適応, 及び, 慣性を利用したダイナミックな動作の実現から, 柔軟関節ロボットへの注目が集まっている. しかし, 多自由度の柔軟関節ロボットはモデルが複雑であるため, 制御は困難である.

従来研究では, 動作プリミティブ[1]により方法がある. 人間が事前設計した動作パターンを利用することで, ロボットはタスク動作の生成が可能である. しかし, タスクに応じた動作パターンを事前に設計する必要があった. また, 動作プリミティブで生成されるのは, エンドエフェクタの軌道なので, 各関節の制御量を算出するために, ロボットの身体モデルである順逆モデルを与える必要があった.

我々は, ディープラーニングを利用することで身体モデルを獲得し, 環境との接触を考慮した複雑なタスク動作学習を実現した. これにより, 学習の効率化, 及び, 汎化性能を獲得した[2]. しかし, この研究ではエンドエフェクタ位置座標を用いて動作学習を行っているため, ロボット自身と環境の関係性が分からない. そのため, 環境の変化に対応した動作生成が困難であった.

本研究では, 生画像を用いたディープラーニングによる動作学習を行うことで, エンドエフェクタ軌道だけではなく, ロボットの動作状態と環境変化の情報も取得することで, 汎化性能を向上させる手法を提案する.

2 画像を用いた動作学習

本研究で提案する学習手法を図1に示す. 学習手法は2つのステップから構成されている. タスク動作を行い, 生画像と運動情報を取得する.

(a) Convolutional Neural Network (CNN) を用いて取得した高次元の生画像を低次元に圧縮し, 特徴量を抽出する. (b) 運動情報と画像特徴量を教師データとして Multiple Timescales Recurrent Neural Network (MTRNN) で

学習する. これにより, ロボットは環境情報と自身の動作の関係性を学習する.

2.1 CNN を利用した画像特徴量抽出

CNN は画像の局所的な特徴抽出を担う畳み込み層と, 局所ごとに特徴をまとめ繰り返した構造を有している. 入力画像に対して, 重みフィルタでスキャンさせ, 繰り返し畳み込みを行うことで特徴マップを得る. 入力と出力が同じになる CNN[3] を学習することにより, 高次元の画像データを低次元に圧縮し, 画像の特徴量の抽出が可能である.

2.2 MTRNN を利用した動作学習

MTRNN は現在の状態を入力として次状態を出力する予測器であり, 異なる時定数のコンテキストを持つ[4]. C_f は動作のプリミティブ, C_s は動作のプリミティブの時系列を学習することで, 動作のダイナミクスを獲得することができる. したがって, 様々な動作プリミティブの学習・連想が可能である.

C_s には, 時間変化の少ない環境変化を獲得し, コンテキストの初期値である $C_s(0)$ を学習する. 環境に適した $C_s(0)$ を探索することで, タスクの初期状態を取得する. 未学習のタスクの場合は, 画像を用いて $C_s(0)$ を探索することで, 未学習の環境変化を取得出来る. そのため, ロボットは画像から得られる環境変化に対応し, 動作生成することが出来る.

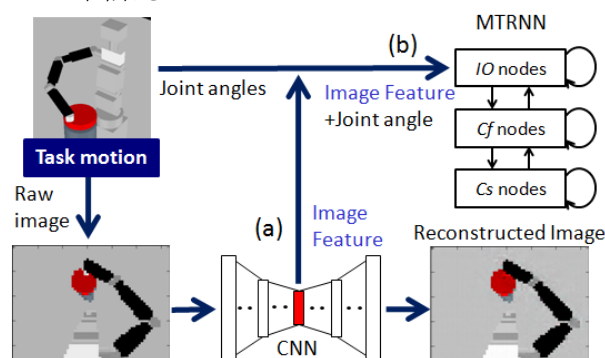


図1: 画像を用いた動作学習システム

3 ロボットシミュレータによる評価実験

3.1 実験設定

アクトロイド[5]を参考にしたロボットモデル

Dynamic Motion Learning through Deep Learning using Image for Flexible-Joints Robot

† 「Waseda Univ.」 ‡ 「JSPS Research Fellow」

Wu Yuheng†, Kuniyuki Takahashi†‡, Hiroki Yamada†, Kitae Kim†, Tetsuya Ogata†, Shigeki Sugano†

をロボットシミュレータ OpenHRP3 で作成し, 実験を行った. 右腕 7 自由度を使用して, 3 箇所(図 2 の 1, 3, 5) に置かれたクランクを回す. クランクの半径は 0.1[m]であり, 学習位置はそれぞれ 0.05[m]離れている.

各学習位置に対して 30 秒間に 600 ステップの動作を行い, クランクを 5 回転させる. シミュレータのカメラを用いて RGB 画像を取得した. 画像にはクランクとロボットの腕全体が含まれる. 64x48x3 (合計 9216) 次元の画像を, CNN により 15 次元に圧縮した(図 1-a). 各関節角度 7 次元と画像特徴量 15 次元を MTRNN の入出力として学習する(図 1-b).

評価実験として, 学習位置と 2 箇所の未学習位置(位置 2, 4)における動作生成で本システムの汎化性能を評価する. 比較実験として, 画像特徴量 15 次元の代わりにエンドエフェクタ位置 3 次元のデータを MTRNN で学習を行い, 本手法と比較する.

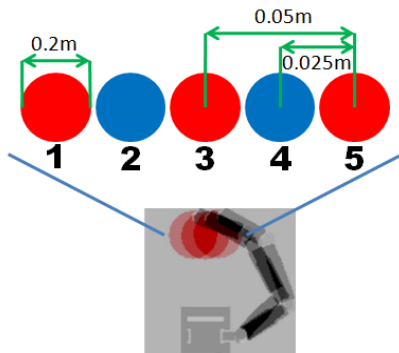


図 2: クランク位置
(赤: 学習位置, 青: 未学習位置)

3.2 実験結果

5 つの異なる初期重みを持つ MTRNN を学習し, 動作生成した結果を表 1 に示す. クランクを 5 回転できたネットワークを成功とした. 画像特徴量を用いた場合は学習位置と未学習位置においてクランクを回すことが確認できた. 一方, エンドエフェクタ用いた場合は, 未学習位置に対して成功率が非常に低かった. 画像特徴量を用いた方が, 動作学習は汎化性能が向上することを確認した.

$C_s(0)$ の値を各クランク位置にプロットした結果の 1 例を図 3 に示す. 赤い点は学習済位置を示し, 青い点は未学習位置を示す. 学習位置と未学習位置のプロットがクランクの位置関係の順番で直線に並んでいること. この結果から, $C_s(0)$ にはクランクの位置情報が獲得されており, 高い汎化性能が獲得できたとと言える.

これらにより, 画像を用いた動作学習を行うことで, 環境情報を取得し, 汎化性能が向上することを確認した.

表 1: 動作生成の成功率
(IF: 画像特徴量, EF: エンドエフェクタ)

教師データ	学習位置			未学習位置	
	1	3	5	2	4
IF	100%	100%	100%	100%	60%
EF	80%	100%	80%	20%	0%

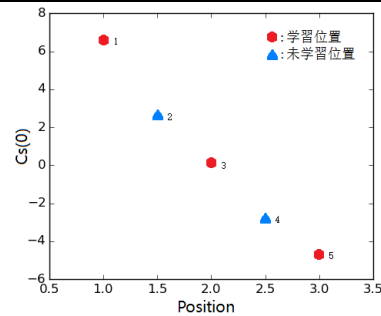


図 3: C_s 値の分散図

4 まとめと今後の展望

本研究では画像を用いたディープラーニングを利用した柔軟関節ロボットのダイナミックな動作学習を提案した. ロボットは複数の位置でクランク回しを行った経験を学習し, 学習位置と未学習位置で動作生成した. その結果, ロボットは環境情報を取得し, 環境変化に対応した動作生成を確認した.

今後の展望として, 実ロボットを用いた環境変化への対応の検証を行う.

5 謝辞

本研究成果の一部は, JSPS 科研費 15J12683, 文部科学省博士課程教育リーディングプログラム「実体情報学博士プログラム」, 文部科学省科研費基盤研究(S) (No. 25220005), 文部科学省科研費基盤研究(A) (No. 15H01710), 新学術領域研究「構成論的発達科学」(No. 24119003) の支援を受けたものです. ここに謝意を表します.

参考文献

[1] J. Nakanishi, et al.: "Learning Movement Primitives for Imitation Learning in Humanoid Robots" Robotics Research. The Eleventh International Symposium. Springer Berlin Heidelberg, 2005. p. 561-572.
 [2] K. Takahashi, et al.: "Effective Motion Learning for a Flexible-Joint Robot using Motor Babbling", Intelligent Robots and Systems (IROS), 2015 IEEE/RSJ International Conference on. IEEE, 2015. p. 2723-2728.
 [3] M. Jonathan, et al.: "Stacked Convolutional Auto-Encoders for Hierarchical Feature Extraction", International Conference on Artificial Neural Networks. Springer Berlin Heidelberg, 2011. p. 52-59.
 [4] Y. Yamashita, J. Tani: "Emergence of Functional Hierarchy in a Multiple Timescales Recurrent Neural Network Model: A Humanoid Robot Experiment", PLoS Comput Biol, 2008, 4.11: e1000220.
 [5] Kokoro: アクトロイド,
http://www.kokoro-dreams.co.jp/rt_tokutyu/actroid.html