

# 深層学習を用いた多自由度ロボットの動作の 組合せと片付けタスク実行

Put-In-Box task generated from multiple discrete tasks by  
humanoid robot using deep learning

1w130140-7 加瀬 敬唯  
KASE Kei

指導教員 尾形 哲也  
OGATA Tetsuya

概要：本研究では、深層学習を用いて多自由度ロボットの片付けタスクを複数の動作を切り替えながら生成する。タスク動作生成において、生成動作の多様化のために別々の動作を組み合わせることは重要である。従来手法では、動作の移行時に外部から意図的に入力を与えている研究が多く、画像などのセンサ情報からの直接的な切り替えを考慮していない。提案手法ではタスクを箱を開ける、物を箱に入れる、箱を閉じるの三つのフェーズに分割し、各動作を自己符号化器により抽出した画像特徴量とともに再起型神経回路モデルを用いて学習させた。その結果、学習器はタスク動作を一連で学習することなく、オンラインで取り込んだ画像情報から動作の移行が可能となった。

キーワード： 深層学習, 多自由度ロボット, 動作切り替え

Keywords: deep learning, humanoid robot, switching tasks

## 1 はじめに

近年、ロボットの導入は増加しており、様々な環境下での活躍が期待されている。しかし、従来のモデル構築で生成するロボット動作は工場等の安定した環境での作業を想定しており、逐次変化する不安定な実環境での作業には向いていない。また、今後の産業用ロボットは人間との共同作業も求められると言われており、従来の手法で対応するのは難しい。さらに、サービスロボットなどは多種多様な行動を環境に応じて切り替えながら行うことが必要であり、人間との共同作業も行うことが求められる。

従来研究の多くでは、深層学習器を用いた動作生成モデルが提案されている。Noda等の研究では、生画像と動作を複合させて学習させる神経回路モデルを提案している [2]。この研究は Nao という小型ロボットを利用しており、ボールの上げ下げ等の動きを含む単調な複数の動作生成を一つのモデルで行っているが、動作の切り替えは行っていない。Levine等の研究では、PR2 というヒューマノイドロボットを利用して生画像から適切なモータ制御を行う強化学習を提案している [1]。この研究ではハンガー掛けや蓋閉め等の複雑な動作を生成することが可能だが、一つのモデルにつき一つの動作しか学習出来ないため、複数動作の切り替えは出来ない。

本研究では、再起型神経回路モデルを用いた画像と動作の統合学習を行い、産業用ヒューマノイドロボットを用いて複数の複雑な動作を画像情報に応じて切り替えさせることを目的とする。

## 2 動作生成モデル

本研究では、Suzuki等のモデルのように自己符号化器と再起型神経回路モデルを組み合わせることで画像と動作の統合情報を予測してロボットに動作生成させ、切り替えを行うために再起型神経回路モデルに制限をかけて学習させた [3]。

自己符号化器は教師なし学習器の一種である [4]。また、入力と出力の恒等写像であり、中間層の次元数は入出力の次元数より低いことから、砂時計型の深層学習

器とも言われる。この学習器は画像等の高次元の情報  
を低次元までに圧縮することが可能である。

再起型神経回路モデルは前の状態を用いて次の状態を生成するため、時系列データを予測するときに使用されることが多い。本研究では再起型神経回路モデルの一種である Multiple Time-scale Recurrent Neural Network(MTRNN)を用いる [5]。

使用するモデルを図1で示す。自己符号化器 (a) を用いてカメラから取得した画像を圧縮して画像特徴量を得る。この画像特徴量とロボットの関節角度を統合して、MTRNN(b) で次の状態を予測する。これにより、画像と関節角度の関係性を学習することが可能となり、環境に応じた動作を生成することが出来る。本研究で使用する MTRNN は短期の情報を多く含む中間層 (Cf) と長期の情報を多く含む中間層 (Cs) の二種類を有している。Cf ノードには各動作の細かい情報を埋め込み、Cs ノードでは動作の全体像の情報が埋め込む。従って、複数動作を学習した MTRNN の場合、Cs 値によって特定の動作を生成する事が可能となる。

本研究の目的である動作の切り替えを実現するために、全動作の初期 Cs 値と最終 Cs 値を同一なるように式 (1) のように制限をかけて学習させた。

$$Loss = \frac{1}{T} \sum_{t=0}^T (\hat{y}_t - y_t)^2 + \epsilon (c_i(T) - c_i(0))^2 \quad (i \in I_S) \quad (1)$$

式 (1) は誤差を表しており毎ステップの出力  $y$  と教師データ  $\hat{y}$  の二乗誤差の合計と初期 Cs 値である  $c_i(0)$  と最終 Cs 値  $c_i(T)$  の二乗誤差の合計である。  $\epsilon$  は Cs 値の誤差の値を変動することができ、誤差の収束を速度を調整する役割をもっている。誤差の合計を逆伝搬を繰り返すことにより、初期と最終 Cs 値は近い値になる。これにより、全動作の初期のモデル内部表現は同一であり、画像情報により内部表現を変更させて各動作に切り替えを行う。動作の終わりには Cs 値は元に戻り、次の動作に備えることが出来る。

## 3 実験設定

本手法の有効性を検証するために、6自由度のアー  
ムを持つ産業用ヒューマノイドロボット「Nextage」に

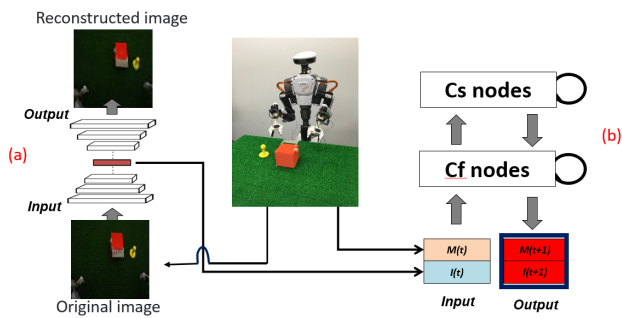


図 1: モデルの概要図

物体を箱に入れることを目的とした片付け動作を生成させた。片付けタスクは右手で箱を開ける (open), 右手で物体を掴んで箱に入れる (pick), 左手で箱を閉じる (close) の 3 フェーズに分割して別々に学習させる。また、画像により動作の切り替えを行うため、全フェーズの初めと終わりのロボットの状態は同一になるよう設計した。物体は 6 種類の位置に配置して、各位置に対して 2 回データを取得し、計 36 個のデータを取得した。画像はロボット頭部のカメラを利用して 64x64 ピクセルの色画像を取得しており、各フェーズの動作は図 2 に示す。

画像特徴量は自己符号化器を使用して 12288 次元の画像を 20 次元まで圧縮する。画像情報と Nextage の両アームと両グリッパーを合わせた 34 次元のデータを MTRNN で学習させた。

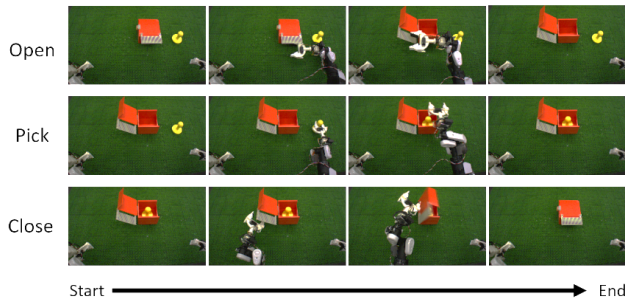


図 2: 動作の遷移

## 4 実験結果と考察

オンライン動作生成を行った時の関節角度を図 3 に示す。ロボットは箱開け (open), 物体入れ (pick), 箱閉め (close) を物体と箱の状態により動作を切り替え、片付けタスクを実行した事が確認出来た。さらに、ロボットが箱を開けた後、人が物体を入れた場合、ロボットは箱を閉める動作を生成することが確認出来た。また、動作の遷移を確認するために Cs 値を解析した結果、全動作の初めと最後の Cs 値は近い値をとっており、動作が進むことによって分岐した。従って、画像によって動作の切り替えが行われていることが確認

できた。さらに、未学習の物体位置に対しても動作することから深層学習器の汎化性能も確認出来た。

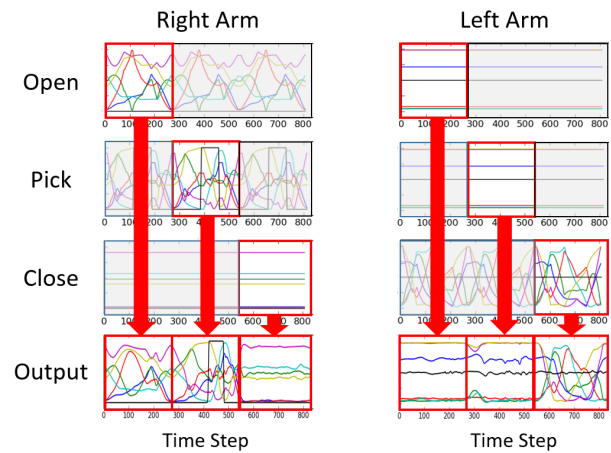


図 3: 関節角度

## 5 まとめ

本研究では環境に応じて動作を変更することが目的である。そのため、二種類の深層学習器を利用して Nextage に複数の動作を学習させた。その結果、Nextage は複数の動作を生成することができ、画像情報から動作を切り替えを行い、片付けタスクを実行した。

## 参考文献

- [1] Levine, Sergey et al., "End-to-End Training of Deep Visuomotor Policies," arXiv preprint arXiv:1504.00702 (2015).
- [2] K. Noda et al., "Multimodal Integration Learning of Robot Behavior using Deep Neural Networks, Robotics and Autonomous Systems", Vol. 62, No. 6, 2014, pp. 721-736.
- [3] 鈴木 彼方 他, "WOZ 法を用いた動作教示を利用した RNN によるオンライン動作生成," 第 17 回計測自動制御学会システム・インテグレーション部門講演会
- [4] G.E. Hinton et al., "Reducing the dimensionality of data with neural networks", Science 313 (5786) (2006) 504-507.
- [5] Y. Yamashita, J. Tani, "Emergence of Functional Hierarchy in a Multiple Timescale Neural Network Model: A Humanoid Robot Experiment" PLoS Comput Biol 4(11): e1000220. doi:10.1371/journal.pcbi.1000220 (2008).