

# 深層学習を用いた多自由度ロボットによる柔軟物の折り畳み動作生成

鈴木 彼方<sup>†</sup>高橋 城志<sup>†‡</sup>Gordon Cheng<sup>††</sup>尾形 哲也<sup>†</sup><sup>†</sup>早稲田大学理工学術院<sup>††</sup>ミュンヘン工科大学<sup>‡</sup>日本学術振興会特別研究員

## 1 はじめに

近年ロボットは様々なタスク動作を行うことが可能となっており、多様な環境下における動作生成が期待される。しかし実環境下においてロボットによる物体操作タスクを考えると、時間変化におけるロボットおよび対象物の状態遷移の可能性は無数に存在し、外部環境を考慮しながら動作を行うことは不可欠である。

従来研究では、深層学習器と Feed Forward 制御を用いて、物体の情報を考慮した動作を生成する手法等が提案されている [1]。しかしながら従来手法の多くは物体をすでに把持した状態から学習を始めており、把持位置の予測は含まれていない。実環境下のロボットの動作生成には物体の把持位置が多大な影響を与えるため、ロボットの身体モデルと対象物体との関係性を考慮した、適切な動作を予測することが重要である。ロボットのセンサから得られる複数の高次元のデータをマルチモーダルに学習させた手法では、高次元データの予測や復元が可能となっている [2]。しかし、提案モデルの小さいアーキテクチャへの適用にとどまっている。

本研究では、複数の深層学習器を用いた学習モデルを多自由度ヒューマノイドロボットに適用する。オンラインで環境情報を取り込みながら動作生成を行うことで、実際の動作環境下における物体操作タスクを実現させる。また適切な把持位置を選択できているかを検証するにあたって、動作によってその状態が変化しやすい柔軟物を扱う。

## 2 オンライン動作生成モデル

本研究では、以下に示す複数の深層学習器を組み合わせたモデルを用いてロボットの動作生成を行う。深層学習器とは深い階層の Neural Network のことで、複数の高次元データを直接的に扱うことが可能である。また実環境下のノイズに対応するため、ロボットはオンラインで画像情報を取り込み、対称物の現在状態に対応した動作を生成する。

### 2.1 複数の深層学習器によるマルチモーダル学習

本研究で用いられるモデルは図 1 で示す 2 つのモジュールから構築されている。1 つ目は砂時計型の深層学習器である Autoencoder-(a) を用いる [3]。入力と出力の恒等写像により、高次元のデータを低次元に圧縮し、かつ自動的に特徴量の抽出される。また中間層から元

の画像を復元することも可能であり、画像特徴量が表現できているかを示している。2 つ目に入力データを時系列データとする Time Delay Neural Network(TDNN)-(b) を用いる [4]。複数の時系列データを学習・汎化することで、次の状態を予測することが可能となる。上記の 2 つのモジュールを使用し実環境下におけるロボットの動作生成を実現する。ロボットには動作生成中、現在の画像データと関節角度が与えられ、取得された画像からロボットと対象物体との視覚的な関係性を特徴量として抽出する。TDNN は画像特徴量とロボットのセンサ情報とともに学習することで、ロボットの動作とそれに伴う環境変化の関係性を学習することが可能である。またこれにより現在のセンサ情報から次状態の画像を予測することも可能となる。

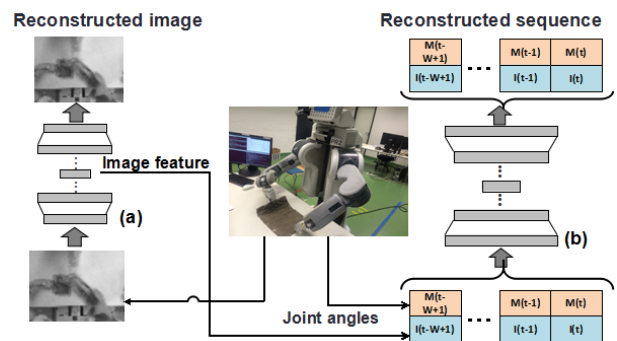


図 1: マルチモーダルモデルの概要図

### 2.2 ダイレクトティーチングによる教師データ作成

実環境下におけるロボットの動作学習の課題の一つに適切な教示データの作成があげられる。これは人間とロボットの身体パラメータの違いから、完全に同じ動作を行うことは難しいためである。したがって、人間がロボット視点で操作し、動作を直接的に教示することで、ロボットの身体パラメータに適切かつ複雑な動作を学習することが重要である。本研究では操作者からの取得画像を見ながら、直接動作を教示する。

## 3 ヒューマノイドロボットによる実験

### 3.1 実験設定

本手法の有効性を検証するために、タオル折り畳み動作生成を行った。実験は 7 自由度のアームを持ったヒューマノイドロボット PR2 を用いて行われた [5]。ロボットはテーブル上にある 27 × 19cm のタオルを操作対象にし、左腕はタオルの端を常に抑えた状態である。教師データ・テストデータのタオル位置を図 2 に示す。教師データとして、机上の四隅と中心 (図 2, Position 1

Motion Generation of Flexible Object Folding Task applied on Humanoid Robot Using Deep Learning  
Kanata Suzuki(Waseda Univ.), Kuniyuki Takahashi(Waseda Univ.), Gordon Cheng(Technical Univ. Munich), Tetsuya Ogata(Waseda Univ.)

～5)に位置したタオルを折りたたむ合計5つのデータセットを作成した．また学習に用いる教師データはタオル位置を変えたものを39～45秒で5セット作成し，それぞれにノイズを加えて各50セット作成した．評価実験においては，教師データのタオル位置の中間(図2, Position6～9)に配置したタオルを折り畳む．

深層学習器の入力として，画像データはロボット上部のKinectから取得される32x24ピクセルのグレースケール画像を用いる．取得画像からAutoencoderを用いて抽出される30次元の画像特徴量，関節角度7次元とハンド1次元を合わせてTDNNの入力とした．また動作生成時には中心位置(図2, Position5)の教師データ30Step分の情報をあらかじめ与え，オンラインで取り込む画像情報から動作生成可能かを検証する．

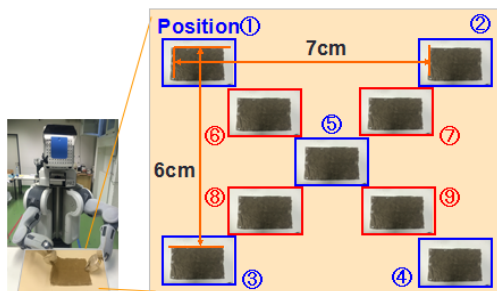


図2: 各データセットの物体位置

### 3.2 実験結果と考察

未学習位置(Position6～9)における動作生成時の，2次元平面上の手先位置座標の遷移を図3に示す．図中の黒点は把持時の座標をそれぞれ示している．事前に動作初めの30StepにPosition5のデータを入力した後，画像情報を取り込み，未学習位置に対応する動作に枝分かれしていることがわかる．また把持時の目標との座標誤差は約0.5[cm]以内にそれぞれ収まっており，それぞれの位置に対応して動作生成が可能となった．

ロボットの関節角度とともに出力される画像特徴量から復元した予測画像の遷移と動作生成後の最終状態を図4に示す．左上図は動作初めの予測画像を示している．左下図はロボットがタオルを把持時の予測画像である．初期のタオル予想位置は中心位置(Position5)のものだが，時間変化に伴って実際のタオル位置に変化している．これによりロボットのセンサ情報とともに環境情報の予測も適切に対応していることが確認された．右図において教師データとテストデータの最終状態を比較すると，多少のズレはあるが，対応した動作に伴ってタオルが折りたたみされていることがわかる．

## 4 まとめと今後の展望

本研究では複数の深層学習器を用いたロボットのオンライン動作生成について述べた．実環境下での物体操作タスクを行う際，物体とロボットのセンサ情報との関連性を考慮しながら動作を生成することが重要である．評価実験として，柔軟物の折り畳み動作の生成

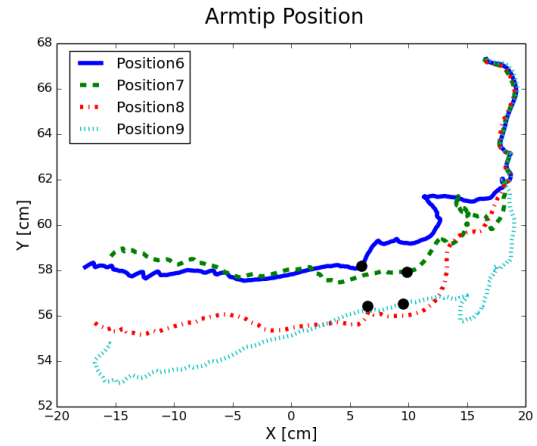


図3: 手先位置座標の遷移

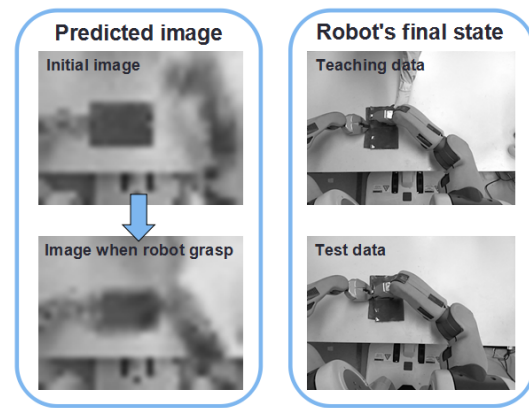


図4: 予測画像の遷移と最終状態

を行った．その結果，未知の物体位置に対して，その位置に対応しながら動作生成が可能となることが確認された．今後の展望として，適用範囲，動作成功率の議論及び両腕で行うタスク動作の拡張を行う．

### 謝辞

本研究は，文科省科研費基盤研究(A)(No.15H01710)，JSPS 科研費 15J12683，文科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」，文科省「スーパーグローバル大学創成支援」の下で行われました．ここに謝意を表します．

### 参考文献

- [1] Levine, Sergey et al., “End-to-End Training of Deep Visuomotor Policies,” arXiv preprint arXiv:1504.00702 (2015).
- [2] Kuniaki 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] G.E. Hinton et al., “Reducing the dimensionality of data with neural networks”, Science 313 (5786) (2006) 504-507.
- [4] K. Lang et al., “A time-delay neural network architecture for isolated word recognition,” Neural Netw. 3 (1990) 23-43.
- [5] PR2, “PR2 Overview, Willow Garage,” 2015年12月20日, <https://www.willowgarage.com/pages/pr2/overview>.