

# 再帰型神経回路モデルを用いた柔軟物の動的マニピュレーションの学習

Learning Dynamic Manipulation of Flexible Objects by Recurrent Neural Network

1W130555-1 森下 真  
MORISHITA Makoto

指導教員 尾形 哲也 教授  
Prof. OGATA Tetsuya

概要: ロボットが人間社会で活躍するためには、様々な物体を操作できることが望ましい。硬い物体のマニピュレーションに関する研究は多くなされているが、柔軟物の動的マニピュレーションに対する研究は比較的少ない。その理由として、柔軟物はマニピュレーション中に自身の形状が変化し、力学モデルの作り込みが難しいという背景がある。本研究では、人工ニューラルネットワークによる学習を行うことで、柔軟物の動的なマニピュレーションを実現させることを目的とする。本研究においては、人工ニューラルネットワークの一種である再帰型神経回路モデルを用いて、教師あり学習を行うことで柔軟物の動的マニピュレーションタスクを学習することに成功した。また、比較のために再帰結合を持たない順伝播型神経回路モデルにおいても同じタスクの学習実験を行ったところ、学習誤差が収束しなかった。従って本研究で扱った柔軟物のマニピュレーションタスクの学習には、ダイナミクスの学習が可能な再帰型神経回路モデルが必要であることが分かった。

キーワード: 教師あり学習, 再帰型神経回路モデル, マニピュレーション, 柔軟物.

Keywords: Supervised Learning, Recurrent Neural Network, Manipulation, Flexible objects.

## 1. はじめに

ロボットが人間社会で活躍するためには、様々な物体を操作できることが望ましい。物体を操作する運動の総称をマニピュレーションと呼ぶ。例えば物体を持ち上げて運ぶ運動がそれにあたる。従来の研究では硬い物体を扱っていることが多いが、ロボットを実世界で動かすにあたって、紐や布といった柔軟物を扱うことも必要である。

柔軟物のマニピュレーションに関する研究はいくつかあるが、これらの先行研究には問題点が2つある。まず、静的にマニピュレーションをすると、実機で動作を生成する際に作業時間が長くなり、柔軟物の予想外の形状変化に対応できない。この問題に対して、有隅ら、山川らは柔軟物の力学モデルを構築し、これを利用して動的にマニピュレーションをする方法を提案している[1][2]。またもう一つの問題点として、力学モデルの作り込みを行う際に、柔軟物の形状変化を表す方程式を解析的に解けない場合があることが挙げられる。これを避けるために、Ashvinらは人工ニューラルネットワークを用いて動作を学習する方法を提案している[3]。

本研究ではこの2つの問題を同時に解決するため、柔軟物の動的マニピュレーションを人工ニューラルネットワークを用いて学習することを

目的とする。ここでは、柔軟物として紐を扱い、再帰型神経回路モデル (Recurrent Neural Network, RNN) による教師あり学習を行った。

## 2. 本研究における提案手法

本研究では、タスクの学習に RNN による教師あり学習を用いる。RNN とは、図 1 に示すような構造を持つ神経回路モデルであり、中間層にある再帰結合により、過去の状態を現在の出力に影響させることができるのが特徴である。

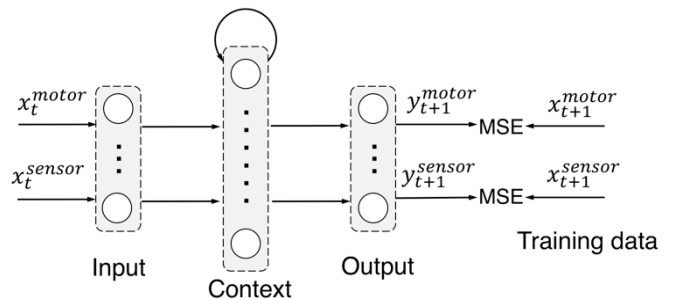


図 1 RNN による教師あり学習モデル

また、教師あり学習とは、上のような神経回路モデルの出力に対し、教示データとの誤差を小さくするように神経回路のパラメーターを変化させ、学習を行うことである。

## 3. 実験

### 3. 1. タスクデザイン

本研究では、紐の動的マニピュレーションとし

て、魚釣りゲームを模したタスクを学習させた。

青いマグネットをエサ、赤い物体を魚に見立てる。タスクの内容は(1)スタートポジションをとる、(2)エサを魚に近づける、(3)魚をマグネットでとる、(4)緑色のゴールまで魚を運ぶ、の4つの手順からなる。

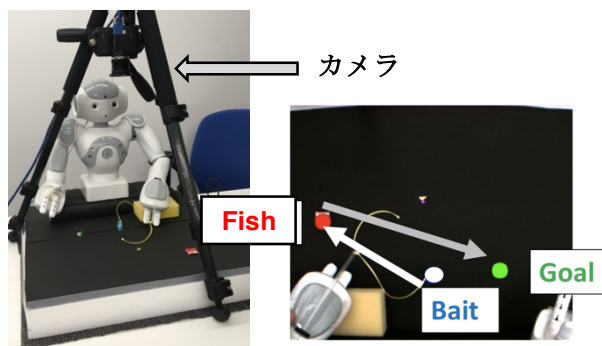


図 2 実験環境 (左) とカメラからの画像 (右)

RNN の入力時系列には、ダイレクトティーチングにより取得したロボットの左腕関節角度 5 次元、青、赤、緑のピクセル上の  $xy$  座標 6 次元の、合計 11 次元分のデータを記録する。記録した時系列を用いて RNN が次時刻の入力を出力するように学習を行う。さらに RNN による学習の比較対象として、中間層に再帰結合を持たない順伝播型神経回路モデル (Feedforward Neural Network, FNN) を用意し、同様に教師あり学習を行う。

### 3. 2. 実験結果

学習済みの RNN と FNN を用いてロボットで実際にタスクを実行した。その際のエサの軌道を図 3 に示す。

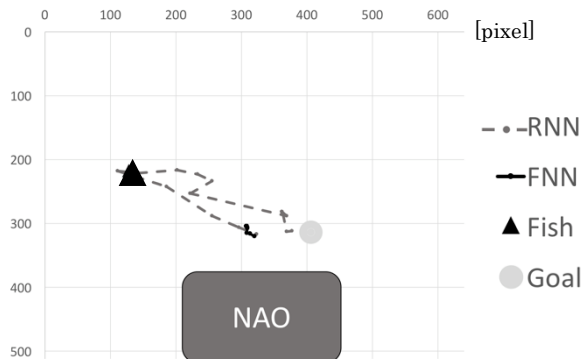


図 3 タスク実行時のエサの軌道

FNN ではロボットの腕が振動してしまい、うま

く動作を生成できなかった。それに対して RNN ではタスクを実行できた。

さらに、RNN に関して、魚の位置をランダムに変えた条件下でタスクを 50 回行い、タスクの成功数を数えたところ、44 回成功しており、平均して 88% タスクを実行できていることがわかった。以上の結果から、RNN では本タスクを学習でき、FNN では学習できなかったといえる。また、RNN に対して教示データ以外の状況に対する汎化性能を調べたところ、内挿にあたる動作を生成できていることがわかった。

### 4. まとめ

本研究は柔軟物の動的マニピュレーションをニューラルネットワークによりロボットが学習することを目的とした。ニューラルネットワークに RNN と FNN を用いたが、実験の結果、FNN では目標とするタスクを学習できず、RNN では内挿に対する汎化性能を伴う形で学習することができた。

今後はさらに難しいタスクを学習できるかどうか確かめる必要がある。教師あり学習だけでなく教師なし学習も組み合わせてオンラインで学習し、外挿に対するタスクの成功率をあげることを試みるべきである。

### 参考文献

- [1] 有隅仁, 横井一仁, 神徳徹雄, 小森谷清. キャスティングマニピュレーションに関する研究 第 2 報スイング動作の制御実験とグリッパの投射動作. 日本機械学会論文集 C 編, Vol. 65, No. 639, pp. 4356-4363, 1999.
- [2] 山川雄司, 並木明夫, 石川正俊. 高速ロボットアームを用いた柔軟紐の動的マニピュレーション. 日本ロボット学会誌, Vol. 31, No. 6, pp. 628-638, 2013.
- [3] Ashvin Nair, Pulkit Agrawal, Dian Chen, Phillip Isola, Pieter Abbeel, Jitendra Malik, and Sergey Levine. Combining self-supervised learning and imitation for vision-based rope manipulation. In The Thirtieth Annual Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS2016), 2016.
- [4] 稲邑哲也, 柴田智広. 動作パターンとシンボルを相互変換する原始シンボル空間における動作パターンの内挿・外挿. 日本ロボット学会誌, Vol. 28, No. 4, pp. 512-521, 2010.