モータ関節角と電流値を用いた再帰型神経回路モデルによるペグ挿入動作生成
Generation of Peg Insert Motions by a Recurrent Neural Network Using Motor Joint Angles and Current Values

1W153049-8 倉田 拓実　　指導教員 尾形 哲也 教授
KURATA Takumi　　Prof. OGATA Tetsuya

概要： 本研究は、ロボットアームのモータから計測した関節角と電流値のみを用いて、穴の近傍から棒状のペグを挿入する動作生成手法を提案する。従来ではペグ挿入作業において穴の近傍からペグを挿入するときに高価なトルクセンサが使用されているが、本研究で提案する手法ではこのトルクセンサを使用せず、ロボットアームを構成するモータの関節角と電流値のみを使用し神経回路モデルを学習させることで、ペグ挿入動作が生成されることを確認した。学習モデルは遠隔教示システムを用いて作成した関節角と電流値で構成される時系列データによって統合学習された再帰型神経回路モデルであり、ある時刻の次の動作を位置とそのばらつきによって予測する。学習後に各時刻におけるモータの関節角及び電流値を用いてモデルによるフィードバック制御を行うことで複数の初期位置から柔軟なペグ挿入が実現可能であることを確認した。

キーワード: ロボット、ニューラルネットワーク、動作生成、ペグインホール
Keywords: robot, neural network, motion generation, peg-in-hole

1. はじめに

ペグ挿入とは、棒状のペグを同じ形の穴へ挿入する作業である。ロボットの組み立て動作を構成する作業のうち単純な作業の一つで、多くの研究にて手法の性能評価に使用されている。このペグ挿入作業において、穴の近傍からペグを挿入するときにペグの力覚を検出するためトルクセンサが使用されるが、このトルクセンサは非常に高価である。そこで、本研究ではトルクセンサを使用せずモータの関節角と電流値のみを用いて再帰型神経回路モデルの学習を行い、力覚に基づいた穴近傍からのペグ挿入動作を生成する手法を提案する。

2. 力覚を用いた先行研究

力覚を用いて数理モデルを設計し穴の近傍からペグ挿入動作を生成する手法[1]、トルクセンサによって検出した力覚を用いて学習モデルによって試行錯誤的にペグ挿入動作を生成する手法[2]が挙げられる。

数理モデルによるペグ挿入動作生成手法では、挿入するペグの位置、角度を人の手によって設計された数理モデルによってシミュレータ内で制御した。実機ロボットアームで同様の動作生成を行う際にはトルクセンサが必要であるのみならず、人の手によって数理モデルを設計するにあたって多大な労力が必要となる。

学習モデルによるペグ動作生成手法では、再帰型神経回路モデルの一つである LSTM(Long Short Term Memory)を用いて強化学習を行うことでペグ挿入動作を生成した。ロボットアームの制御にトルクセンサが使用されており、また強化学習による動作の習得時にかかる負荷によってロボットアームを構成するモータが破損してしまう恐れがある。ロボットアームの破損を防ぐために、モータを破損する恐れが少ない方法による動作の習得が望まれる。

3. 提案手法

本研究では、モータから計測した関節角と電流値のみを用いて、穴の近傍から棒状のペグを挿入する動作生成手法を提案する。提案手法は、関節角、電流値が計測可能なモータによって構成される二機のロボットアームからなる動作環境(図 1)と、ロボットアームが受け取る関節角、電流値の入力し次のステップにおける関節角と電流値の位置とばらつきを推定する S-CTRNN[3](図 2)からなる。二機のロボットアームによって作成された時系列データを用いて教師あり学習によって動作を習得する。

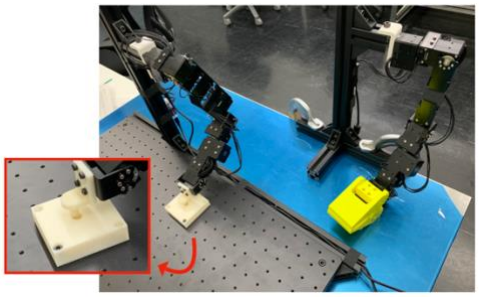

図 1　動作環境

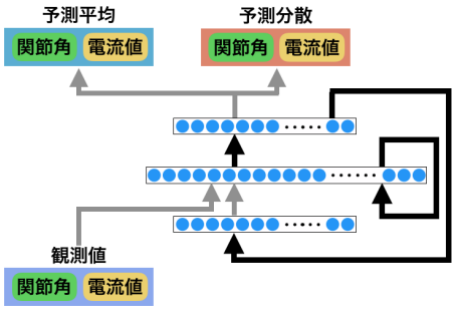

図2　S-CTRNN

教示データは、図 1 の 2 機のロボットアームを使用し、マスタースレーブシステムによって遠隔操作を行い生成する。教示データは穴から約 4mm 離れた位置の中でランダムに選択した初期位置から穴へ挿入する動作で、各時刻にモータから観測した関節角と電流値が含まれる。これらの教示データを入力データとして

S-CTRNN を適用し確率分布を予測させることで、ばらつきを持った関節角と電流値による時系列データの確率的遷移を確率分布として学習させる。

4. 実験

提案する動作生成手法の有効性を示す実験を行う。今回は提案手法である関節角と電流値を入出力に持つモデル A と、比較対象となる関節角のみを入出力に持つモデル B を同一の教示データによって学習を行い、モデルがペグ挿入操作を習得できたか比較を行う。これよって電流値による力覚を動作生成に有効であることを確かめる。教示データはランダムに選ばれた穴の中心から約 4mm の位置を初期位置とし、この初期位置から穴へ向かってペグを移動させることで穴に挿入される動作を使用した。

教示データによる学習後、モデル A、モデル B のそれぞれを複数の初期位置から動作生成させ、8 箇所の初期位置からペグが穴に挿入される回数を比較する。図 3 に示す通り、初期位置の番号付けを行う。

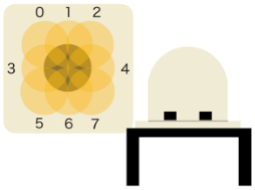

図 3 初期位置の番号

5. 結果と考察

モデル A、モデル B を 8 箇所の初期位置から予測を行い、ペグ動作生成を行なった。関節角と電流値を入出力に持つモデル A では、8 箇所のうち 7 箇所でペグが挿入された。関節角のみを入出力に持つモデル B では、8 箇所のうち 2 箇所でペグが挿入された。モデル B と比較したとき、モデル A の挿入成功回数が多く、モータの関節角と電流値による学習が有効であることが確認できた。

6. まとめ

本研究では、穴近傍からのペグ挿入動作生成に必要な力覚を検出するために、従来使用されてきたトルクセンサを使用せず、モータから計測した関節角と電流値のみを用いてペグ挿入動作を生成する手法を提案した。その有効性を示すため比較実験を行い、関節角のみでなく電流値を確認した。

参考文献

[1] David Hernandez, et. al. “A force control for a peg-hole system in assembly technology, ” CIIMA 2015.

[2] Tadanobu Inoue, et. al. “Deep Reinforcement Learning for High Precision Assembly Tasks,” IEEE/RSJ IROS 2017.

[3] Shingo Murata, et. al. “Learning to Reproduce Fluctuating Time Series by Inferring Their Time-Dependent Stochastic Properties: Application in Robot Learning Via Tutoring,” IEEE Transactions on Autonomous Mental Development Volume 5, Issue 4, 2013