

異なる時間スケール情報を扱う神経回路モデルを用いた 複雑形状表面に対する擦り動作生成

Generation of Rubbing Motion on Complex Surface using Neural Network that Handles Multiple Timescale Information

5119E010-0 倉田 拓実
KURATA Takumi

指導教員 尾形 哲也 教授
Prof. OGATA Tetsuya

概要： 深層学習を用いたロボットアームの動作生成は幅広い環境に対応するためにより多くのモダリティを活用する研究が進められており、特に環境との接触状態が重要であるタスクに対しては力覚情報が使用されている。しかし力覚情報を用いた従来のロボット動作生成手法では動作対象に制限を加えている場合や、動作生成手法の開発に多大な労力を要する場合が多い。本研究では、より多様な動作環境に対応可能な再帰型神経回路モデルによるロボットアームの動作生成手法を提案する。内部状態を関節角と電流値に対応して分割しそれぞれに異なる時間スケールを付与し動作教示を行うことで、教示時に使用したフラットな表面のみでなく、未知の複雑表面形状に対する擦り動作が容易に実現可能であることを確認した。

キーワード： 再帰型神経回路モデル, 接触動作, ロボット動作生成

Keywords: Recurrent Neural Network, Contact-rich Task, Robot Motion Generation

1. はじめに

人間の生活環境のような幅広い環境条件に対応可能な動作生成手法として深層学習を用いたロボットの動作生成に関する研究が進められており、特に近年ではより多様な環境に対応するために画像や力など考慮するモダリティが増加している。汚れの拭き取りや野菜の皮剥きなど、日常生活でも多く見られる擦り動作では特に接触状態が重要となるため力情報を考慮する必要がある。ロボットアームを用いて擦り動作を実現する手法として主に学習モデルによる手法[1]と数理モデルによる手法[2]が挙げられる。学習モデルによる手法では、ロボットアームの関節角、力覚、カメラ画像を用いて学習した神経回路モデルを用いて様々な位置の汚れ除去を実現しているが、除去対象の表面はフラットな環境に制限している。また、数理モデルによる手法では、位置指令型のインピーダンス制御によって人参の皮剥きを行ったものの、開発には環境ごとに制御パラメータを調整する必要があり多大な労力を要する。そこで本研究では、より容易に開発することが可能であり、未知の環境にも対応できる擦り動作生成手法の提案を目的とする。

2. 提案手法

本研究では、分割された内部状態を持つ再帰型神経回路モデルによる擦り動作生成手法を提案する。その概要図を図 1 に示す。神経回路モデルによるロボットアームの動作生成は、人の動作データを学習することで同様の動作を生成するため、比較的容易に動作生成手法の開発が可能である。また、学習する再帰型神経回路モデルに入力する関節角と電流値のそれぞれで分割された異なる時定数を持つ内部状態プロセスを設ける。Chibらの研究[3]では、環境との接触有無を考慮する動作下では位置と力に関する神経プロセスが互いに活用されるが、その動作について習熟すると互いの神経プロセスの独立性が強くなることが確認されている。擦り動作実行中における関節角と電流値に含まれる情報が異なる時間スケールを持つことを考慮し、それぞれに異なる時定数を付与し更新量を調整する。また、環境との接触状態を元にした動作を生成するために次時刻における関節角予測には電流値内部状態から得られた特徴を使用し、タスクに依存する長期的な動作情報を記憶し生成動作に活用するために長期内部状態を設けた。

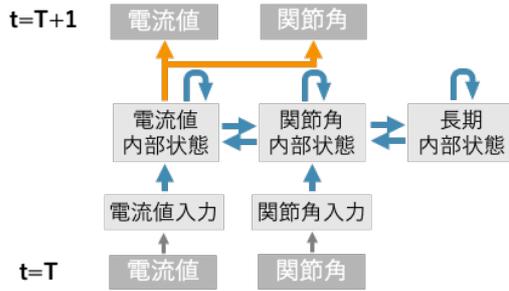


図 1 提案手法の概要図

3. 実験方法

実験では、タスクに関する関節角と電流値の動作データを作成し再帰型神経回路モデルの学習を行い、生成された動作が未知の環境に対してどの程度対応可能かを調べる。学習に使用する動作データは、斜めに固定した棒状物体の表面を上方から下方へ擦る動作を使用する。棒状物体はいずれとも表面形状がフラットなものを用いて 40 度、50 度、60 度の 3 つの傾斜角度パターンを作成し、それぞれに対し 5 つの擦り動作パターンを学習に使用した。提案手法の有効性を検証するために、(i) 関節角と電流値の内部状態を分割しないモデル、(ii) 関節角予測を関節角内部状態の特徴を使用するモデル、(iii) 長期内部状態を持たないモデルの 3 モデルを使用する。提案手法を含めた全 4 モデルを用いて波状表面を持つ棒状物体に対する擦り動作生成を行い、その時の物体表面に塗布されたマーカー跡の除去領域数と、棒状物体に与えられた力の大きさを比較し、未知の環境に対応した擦り動作が生成できるかを確かめた。

4. 実験結果

提案手法及びモデル(i), (ii), (iii)を用いて波状表面物体に対し擦り動作生成を行った。4 モデルそれぞれを用いて動作を 10 回行いその動作前後のマーカー跡除去領域数を表1に、動作生成中に棒状物体にかけられた力の推移を図2に示す。表1より、4 モデルのうち提案手法が安定して最も多くのマーカー跡領域を除去できることがわかる。図2より、モデル(i), (ii), (iii)が接触中均一でない力をかけている点に対して、提案手法は物体との力が一定になるように動作を生成している様子がわかる。

表 1 各モデルの平均マーカー除去領域数

モデル	除去領域数
提案手法	623.8 ± 37.7 pixel
モデル(i)	452.2 ± 28.0 pixel
モデル(ii)	491.1 ± 78.4 pixel
モデル(iii)	597.0 ± 33.3 pixel

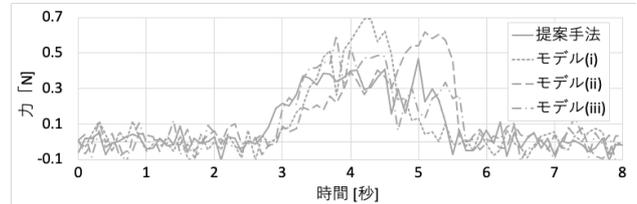


図 2 棒状物体に加えられた力の推移

5. 考察

波状表面物体に対してマーカー除去動作を生成し、その際の長期内部状態の推移を主成分分析を用いて 3 次元空間で確認したところ、接触序盤ではフラットな表面を 60 度に設置した場合の推移を追従し、途中から分離して終盤では 50 度に設置した場合のものに接近した。未知の環境に対しても、既知の生成動作を柔軟に切り替えることで未知の環境に対応していることがわかる。

6. まとめ

本研究では日常的なタスクのうち環境との接触状態が重要なものとして擦り動作を取り上げ、関節角及び電流値それぞれに対して異なる時定数と分割された内部状態を持つ再帰型神経回路モデルによる擦り動作生成手法を提案した。モデルの学習に使用しなかった未知の波状表面を持つ物体に対するマーカー跡の除去動作を用いて従来手法と比較し、提案手法がいずれの従来手法よりも安定して複雑な表面に対応している様子を確認した。

参考文献

- [1] 笹川歩, 藤本和樹, 境野翔, 辻俊明, “画像認識と位置・力情報を用いた模倣学習,” 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会講演論文集, 2019.
- [2] 渡辺義明, 長濱虎太郎, 山崎公俊, 岡田慧, 稲葉雅幸, “表皮視覚認識と凹凸形状へのなじみ動作に基づく野菜皮剥き行動のヒューマノイドによる実現,” 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会講演論文集, 2010.
- [3] V. S. Chib, M. A. Krutky, K. M. Lynch, and F. A. Mussa-Ivaldi, “The Separate Neural Control of Hand Movements and Contact Forces,” The Journal of Neuroscience, 29(12):3939-3947, 2009.