

神経力学モデルと身体バブリングに基づく道具身体化と動作生成

チャンドラ ハディ† 高橋 城志‡ 村田 真悟‡ 有江 浩明†† 山口 雄紀††
尾形 哲也†† 菅野 重樹‡

† 早稲田大学創造理工学部総合機械工学科 ‡ 早稲田大学大学院創造理工学研究科総合機械工学専攻
†† 早稲田大学大学院基幹理工学部表現工学科 ††† 京都大学大学院情報学研究科知能情報学専攻

1 はじめに

人間の認知機構をモデル化することで、人間によるパラメータ設定を必要としない道具身体化モデルを提案する。近い将来ロボットは道具を利用することで多様な環境に対応することが期待される。ロボットの道具使用を可能とするためには人間の発達過程に基づいてモデルを構築することが有力な手段の1つである。近年、神経心理学の分野で道具身体化が着目されている。道具身体化とは、人間が道具を使用しているときに道具を自分の身体の延長として認識する現象である [1]。ロボット分野における道具身体化に関連する従来研究の多くは動作や道具特徴量を事前設計する必要があった [7][4]。これらは、少ない動作パターンや新奇的な道具を扱えないという課題がある。他の研究では道具機能の全探索を行ったが、これには莫大な時間が必要となる [3]。

本研究はこれらの課題に対して3つのアプローチにより、事前設計や全探索を必要としないロボットの道具使用モデルを実現させた。最初は、人間の幼児に見られる身体バブリングを参考にし、ヒューマノイドロボットモデルでランダムな動作を行う。この動作から得られた感覚運動データから、人間の認知機構を参考にした神経回路モデルに道具の特徴量を学習させる。最後に、初期状態から予測された最終状態のエラーの最小化を行うことで適切な動作を生成する。

2 道具身体化のための神経回路モデル

本研究で提案された道具身体化モデルは、図1で示した3つのモジュールから構築されている。1つ目は自己身体モジュールとして、本研究は谷らによって提案された神経回路モデル multiple time-scales neural network(MTRNN)を用いる [6]。2つ目はMTRNNの学習に必要な画像特徴量を抽出するためのモジュール self organized map(SOM)を用いる [5]。3つ目は、画像特徴量から道具の特徴量を学習するためのモジュール parametric bias(PB)である。この3つのモジュールを使用し道具身体化を3つのフェーズに分けて実現させる。

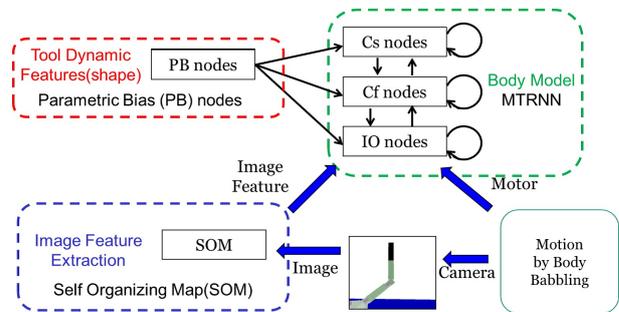


図1: 道具身体化モデルの概要図

2.1 身体バブリングによる自己身体モデルの学習

MTRNNの教師データを生成するために、ヒューマノイドロボットモデルで身体バブリングを行う。身体バブリングには多くの動作が必要とされるため、シミュレータによる実験を行う。身体モデルとして、人間の関節角度の可動域を取り入れた。これにより、学習される身体情報に偏りが生じ、生成される動作に選好性が生じると考えた。身体バブリング中に関節角度と画像データを獲得する。獲得された画像から特徴量をSOMに通して自己組織的に生成する。この感覚運動データから、MTRNNで自己の身体モデルを学習する。

MTRNNには時系列データの学習・汎化が可能であり、時定数が小さい順番でinput-output(IO)層, fast context(Cf)層, slow context(Cs)層からという3つの層から構築されている。運動感覚データでMTRNNを学習させる時、Csの初期値, Cs(0)空間が生成される。この空間の中の値を使うことで学習した動作を再現することが可能である。

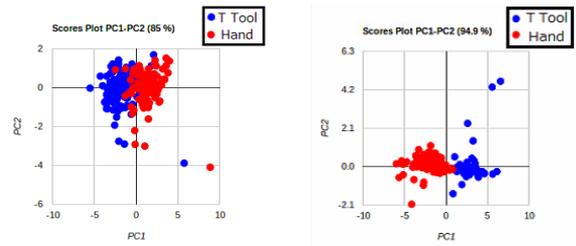
2.2 道具特徴量の学習

道具を把持した状態で身体バブリングを行い、再びデータを獲得する。身体モデルを学習したMTRNNに道具の特徴量を表現するPBを付与し、PBのみを学習することで身体モデルを新しく作る必要がなくなる。PB層の時定数は無限大に設定されており、学習後のPB値は1つの時系列につきPBの初期値から変わらない。よって学習後は、PB値を変更するだけで道具に対応した動作を生成することが可能になる。これにより、道具身体化を実現させる。

Motion Generation with Tool-body Assimilation Model Based on Motion Babbling and Neuro-dynamical System
Hadi Tjandra(Waseda Univ.), Kuniyuki Takahashi(Waseda Univ.), Shingo Murata(Waseda Univ.), Hiroaki Arie(Waseda Univ.), Yuki Yamaguchi(Kyoto Univ), Tetsuya Ogata(Waseda Univ), Shigeki Sugano(Waseda Univ.)

2.3 目標画像からの動作生成

目標状態となる画像をロボットに見せ、その画像を MTRNN 認識させる。具体的には、MTRNN の連想する画像と目標画像の差異の最小化を目指し、ロボットが学習した身体モデルの動作を表現する Cs(0) を更新する。認識によって得られた初期値を用いることで、最終的に目標に近い状態になるような動作生成が可能となる。



[1] 学習後 [2] 目標画像認識後

図 2: PB の主成分分析

3 ロボットシミュレータによる実験

3.1 実験設定

実験はロボットシミュレータである OpenHRP3 上のロボットモデルによって行われた。モデルの構造は、7 自由度のアームを持ったヒューマノイドロボット ACTROID の構造を参考にし作成された [2]。

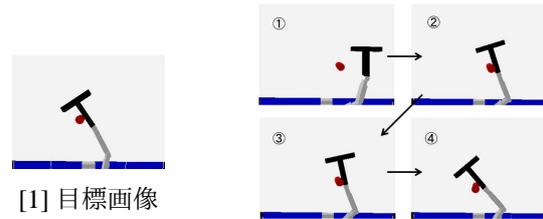
ロボットモデルが操作対象である赤い円柱が置かれてあるテーブルの上にランダム動作を行った。この動作は、右腕が素手のままと T 字道具を使用した状態で行われた。本手法の有効性を検証するために、ロボットモデルのアームの 7 自由度の内 3 自由度のみ使用し簡略化した 2 次元平面上の動作に限定した。身体バブリングは、初期姿勢からランダムに生成された 2 つの姿勢を 6 秒で経由する動作をそれぞれ 75 セット行った。アームの初期位置として物体に対して左右の位置とした。この際、30 ステップの画像・関節角度データを記録した。画像データはロボットの視覚センサから 32x24 ピクセルのグレースケール画像を用いた。この画像データから SOM を用いて抽出される 25 次元の特徴量と関節角度 3 次元を MTRNN の入力とした。

3.2 実験結果と考察

身体バブリングによって、MTRNN に学習可能な教師データを生成することに成功した。さらに、学習後と目標状態の認識後 PB に主成分分析を行ったものを図 2 に示す。両図では素手と T 字の PB がそれぞれクラスタリングされ、T 字と素手の状態を別な状態として扱うことが分り、学習と認識が成功したことが分かった。最後に、目標状態を MTRNN に入力した際、図 3 のように最終状態がその目標状態になるような動作を生成に成功した。これにより、道具特徴量が学習できていることが確認できた。

4 まとめと今後の展望

本研究では神経回路モデルを用いた道具身体化モデルによる道具使用について述べた。事前の設計を行わないために、動作として、人間の身体を模倣したモデルで身体バブリングを行った。感覚運動統合には MTRNN により学習した。道具の特徴量の学習では MTRNN に付加した PB により、道具と素手での特徴量のクラスタを自己組織化された。そして、目標画像を与えた際、



[1] 目標画像

[2] 生成された動作

図 3: 動作生成の例

最終状態が目標画像に近い動作を生成した。今後の展望として、T 字以外の形をした道具に対するモデルの汎化能力の検証を行う。

謝辞

本研究は、さきがけ領域研究「情報環境と人」、科研費新学術領域研究「構成論的発達科学」(24119003) の助成を受けたものです。本研究成果の一部は、科学研究費補助金基盤研究 (S)25220005 の助成を受けたものです。本研究成果の一部は、早稲田大学理工研プロジェクト研究「自然と共生する知能情報機械系に関する基盤研究」の一環として行われたものです。ここに謝意を表します。

参考文献

- [1] 入来篤史, “道具を使うサル,” 医学書院, 2004
- [2] ココロ, “ロボット特注製作: アクトロイド,” 2014 年 1 月 10 日, http://www.kokoro-dreams.co.jp/rt_tokutyu/actroid.html
- [3] 高橋城志, et al., “全探索と人間のアフォーダンスとの定量的差異の検証,” 日本赤ちゃん学会第 13 回学術集会, P-43, 福岡, 2013
- [4] C. Nabeshima et al., “Towards a model for tool-body assimilation and adaptive tool-use,” IEEE International Conference on Development and Learning - ICDL, 2007
- [5] T. Kohonen, “Self-Organization and Associative Memory,” 2nd Ed, New York, Springer, 1988.
- [6] Y. Yamashita and J. Tani, “Emergence of Functional Hierarchy in a Multiple Timescales Recurrent Neural Network Model: A Humanoid Robot Experiment,” PLoS Computational Biology, Vol. 4, No. 11, 2008
- [7] Y. Yamaguchi et al., “Tool-Body Assimilation Model using Neuro-Dynamical System for Acquiring Representation of Tool Function,” Proceedings of IROS-2012 Workshop on Cognitive Neuroscience Robotics, PM2-3, 6 pages, 2012