

再帰型神経回路モデルを用いた 模倣インタラクションにおける観察視点と行動マッピングの獲得

Acquisition of Viewpoints and Action Mappings by Recurrent Neural Networks for Imitative Interaction

5115EE01-7 中條 亨一
NAKAJO Ryoichi

指導教員 尾形 哲也 教授
Prof. OGATA Tetsuya

概要: 模倣学習において呈示される行為は、教示者が左右に移動した場合にも正確に認識し再現されることが求められる。従来の模倣研究の多くでは、教示者との位置関係は事前に記述される関係であり、経験を通じて位置関係を自動的に獲得することについてはほとんど検討されていない。そこで本研究では、ロボットが教示者との位置関係を感覚運動情報の経験を学習することから獲得するシステムの提案を目的とする。ここでは、視覚特徴量を抽出する神経回路モデルと感覚運動情報の時系列を統合学習する再帰型神経回路モデルをロボットに実装し、模倣インタラクション中の視覚特徴量と関節角度の時系列の学習を行なった。学習の結果、ロボットは教示者との位置関係によらず呈示された動作を自身の運動にマッピングし、模倣動作を実行可能であることが確認された。

キーワード: 模倣, インタラクション, ニューラルネットワーク

Keywords: Imitation, Interaction, Neural Networks

1 はじめに

ロボットが将来、人間の生活環境で活動するためには、実環境下で新たな動作を学習する能力が不可欠である。人間の行動学習に注目すると、人は他者の行為を模倣することで、新たな行動を獲得している。そのため、模倣能力を獲得することによりロボットは、新たな行動を試行錯誤することなく、教示者による実演から動作を学習する *Programming by Demonstration* [1] が実現できるようになると考えられる。

模倣学習において、教示者の行為を正面からの観察だけでなく、多様な向きから観察した場合にもその行為を模倣できることが求められる。従来、ロボットを用いた模倣研究の多くは、教示者とロボットの位置関係を設計者によって事前設計されるものであった [2, 3]。しかし、実環境下での模倣において、座標変換を常に事前設計しておくことは困難である。教示者との多様な位置関係や動作を事前知識なしに自動的に獲得、推定できることが望ましい。

また、従来研究において、画像から得る特徴量は実験者が対象の色や形を事前設計するものであった [4]。この手法では、対象の色や形のわずかな違いによって特徴量に変化するため、環境に対する頑健性が低いと考えられる。本来、視覚から得られる情報もロボットが自動的に獲得できることが求められる。

上記の問題点に対して本研究では、ロボットが教示者との位置関係を感覚運動情報の経験を学習することで獲得できる学習システムを提案することを目的とする。ここではまず、ロボットが視覚情報から得る特徴量を自動的に獲得する手法として、多層ニューラルネットワークを用い

る。続けて、視覚情報から圧縮した特徴量とロボットの関節角度時系列を再帰型神経回路モデル (Recurrent Neural Network, RNN) によって統合学習する。

2 模倣タスクの学習モデル

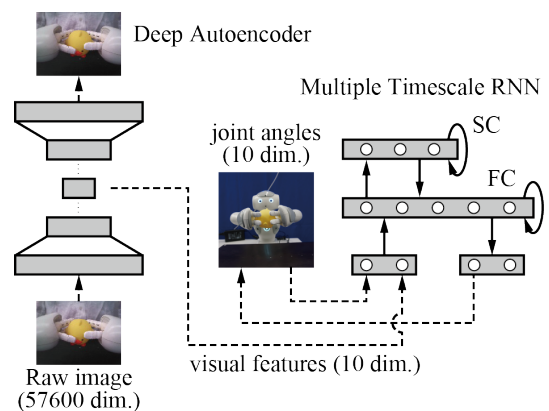


図1 模倣インタラクションの学習システム。

本研究で用いる模倣インタラクションの学習システムの概要を図1に示す。本システムでは、画像情報を次元圧縮するために多層ニューラルネットワークを用いる。さらに、次元圧縮された画像特徴量と関節角度の時系列をRNNによって統合学習する。画像特徴を次元圧縮するニューラルネットワークは、入出力の次元に対して中間層のニューロン数が少なくなるような砂時計型を設計する。そして、入出力が同一となるような恒等写像の学習から、ネットワークのパラメータを更新する。これにより、中央の中間層のニューロンに元の画像情報を次元圧縮した特徴量を得ることができる。画像特徴量と関節角度の時

系列を学習する RNN として、中間層に応答速度の異なるニューロン群を階層的に重ねる Multiple Timescale RNN (MTRNN) [5] を用いる。MTRNN では中間層のニューロンの応答速度の大小によって機能的な階層性が発現する。本研究では、2つの異なる応答速度を持つニューロン群 (FC 層, SC 層) からなる MTRNN を用いる。これにより、自他の行動の区別や位置関係、動作や操作物体の違いが2つの階層に分離することが期待される。

3 模倣インタラクション実験

3.1 タスクデザイン

本研究では物体操作を扱う模倣インタラクションを想定する。インタラクションの流れは、(1) 教示者が物体を操作する、(2) 教示者が物体をロボットに渡す、(3) ロボットが教示者に呈示された運動を実行する、(4) 教示者が物体をロボットから受け取る、を繰り返し行なうものである。インタラクション中、ロボットには複数の操作物体や運動および教示者との位置関係が組み合わせて与えられる。そのためロボットは、(a) 視覚情報から操作物体の特徴量を抜き出す、(b) 物体の受け渡しにより動作主を切り替える、(c) 操作物体や教示者との位置関係によらず、模倣動作を再現する、の3点を学習を通じて獲得することが求められる。

3.2 教示データ

模倣インタラクションを学習するにあたり、MTRNN によって学習する時系列データはロボットの両腕関節 8 次元、首関節 2 次元、画像特徴量 10 次元から構成する。ここで画像特徴量 10 次元は 2 節で示した多層ニューラルネットワークの学習を通じて、事前に抽出するものとする。さらに、入力時系列は操作物体、動作、教示者との位置関係の組み合わせから 20 種類のパターンを持つ。

3.3 実験結果

20 種類の時系列パターンから 10 種類を選択し、MTRNN の学習を実施した。学習後、未学習パターンを含む時系列の入力からロボットの動作生成を行なわせたところ、学習済みの操作物体、動作、教示者との位置関係を組み合わせることで、未学習でも呈示された動作を再現することに成功した。続けて、模倣インタラクション中、教示者とロボットの位置関係や操作物体、動作の違いがどのように表現されているか解析するため、図 2 に示すように教示者の動作終了時点の FC 層とロボットの動作開始時点の SC 層の内部状態を主成分分析で可視化した。図 2 の結果から、教示者の動作終了時点では位置関係が FC

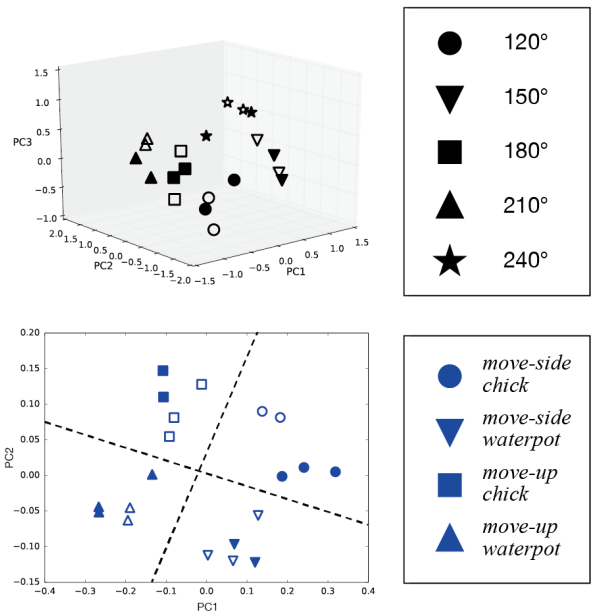


図 2 (上) 教示者の動作終了時における FC 層, (下) ロボットの動作開始時における SC 層における内部表現。白抜きは未学習パターンに対する内部状態を示す。

層の内部状態に分離される一方で、ロボットは動作開始時点で動作と操作物体の違いのみを SC 層の内部状態で分離していることが確認された。未学習パターンについてもロボットの動作開始時点で動作と操作物体の区別が行なわれていることから、ロボットは教示者との位置関係によらず、自身の動作を生成できるものであると推測される。

4 まとめ

本研究では、ロボットが教示者との位置関係を自身の感覚運動情報の学習から自動的に獲得する学習システムを提案した。今後の研究計画として、教示者との位置関係だけでなく、教示者の体の向きに違いに対して模倣タスクが遂行されるとき認識過程の解析を検討している。また、本学習システムと mirror neuron system との関係についても議論したい。

参考文献

- [1] Aude Billard and Roland Siegwart. Robot learning from demonstration. *Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 47, No. 2-3, pp. 65–67, 2004.
- [2] Manuel Lopes, Francisco Melo, Luis Montesano, and José Santos-Victor. Abstraction levels for robotic imitation: Overview and computational approaches. *Studies in Computational Intelligence*, Vol. 264, pp. 313–355, 2010.
- [3] Hyuk Oh, Rodolphe J. Gentili, James A. Reggia, and Jose L. Contreras-Vidal. Modeling of visuospatial perspectives processing and modulation of the fronto-parietal network activity during action imitation. In *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE EMBS 2012*, pp. 2551–2554, 2012.
- [4] Ryoichi Nakajo, Shingo Murata, Hiroaki Arie, and Tetsuya Ogata. Acquisition of viewpoint representation in imitative learning from own sensory-motor experiences. In *Proceedings of the Fifth Joint IEEE International Conference on ICDL-EpiRob 2015*, pp. 326–331, 2015.
- [5] Yuichi Yamashita and Jun Tani. Emergence of functional hierarchy in a multiple timescale neural network model: A humanoid robot experiment. *PLoS Computational Biology*, Vol. 4, No. 11, 2008.