

深層学習による道具選択を考慮したロボット道具使用モデル

Tool-use Model Considering Selecting Tool by Deep Learning

斎藤 菜美子^{*1}

Namiko Saito

金 紀泰^{*1}

Kitae Kim

グエン バ ダイ^{*1}

Ba Dai Nguyen

村田 真悟^{*1}

Shingo Murata

尾形 哲也^{*2}

Tetsuya Ogata

菅野 重樹^{*1}

Shigeki Sugano

^{*1}早稲田大学 創造理工学部 総合機械工学科

Department of Modern Mechanical Engineering, School of Creative Science and Engineering, Waseda University

^{*2}早稲田大学 基幹理工学部 表現工学科

Department of Intermedia Art and Science, School of Fundamental Science and Engineering, Waseda University

We propose a tool-use model that makes robots choose and use tools to carry out tasks. In these days, researches on the tool-use by robots have been done aiming at robots that are useful in daily life. However, conventional researches have two problems, (1) experimenters need to label tools or environment, (2) it is impossible to perform a series of operation from tool selection to task execution. In this research, we propose a model which does not require labeling, and can use tools in consideration of selection. In order to construct a model which can solve the two problems, we let a robot select a tool, hold it and perform the task, and have a series of experiences. Then, train the sensory-motor data that acquired during the experience and task command with deep learning. At last, to evaluate the model, we confirmed ability of motion generation in the untrained situation.

1. はじめに

ロボットが人間社会で活躍するためには、多様なタスクをこなせなければならない。人間は身体の限界を超えた様々なタスクを行うため、適切な道具を選択し使用している。同様にロボットも道具を使用できれば、生活空間で役立つことが予想されるため、ロボットによる道具使用の研究が行われてきた。しかし従来研究は、操作対象物体や道具、動作を事前にラベリングしている [Stoytchev 05], または道具の把持と選択を考慮していない [Nishide 12][Mar 15] もであり、(1) ラベル付けしていない物体や道具の使用と動作の実行に限界がある、(2) 道具選択からタスク遂行にかけての一連の操作が困難である、という二つの問題がある。本研究ではこれらの問題を解決するため、ラベル付けを必要としない、道具の選択を考慮した道具使用モデルの提案をする。

モデル実現のため、ロボットに道具を選択し、把持しタスクを遂行させる一連の経験をさせ、その間の運動情報と感覚情報を取得する。また、目標タスクをロボットに指定するタスクコマンドを用意する。運動情報、感覚情報、タスクコマンドをディープニューラルネットワークに入力し、この3つの関係性を学習させることにより、(1) と (2) の問題を解決する。そして、未学習の道具選択状況をロボットに提示し、入力された感覚情報とタスクコマンドから適切な動作生成が可能であるか確認する。

2. 提案手法

2.1 道具選択と道具使用経験によるデータ取得

道具の選択が求められる状況は大きく分けて二つある。一つ目は、機能が異なる複数の道具の中から、遂行するタスクに適した機能を持つ道具を選択する場合である。二つ目は、同じ機能を持つ異なる大きさの道具の中から、適切な大きさの道具を選択する場合である。そのため、この二つの場合を考慮可

能な実験設定をする必要がある。まず、道具の機能について、棒型と熊手型という機能の異なる道具を用意することで、二つ目の選択状況の経験を可能とする。続いて道具の大きさについて、棒型、熊手型共に複数の長さの道具を用意し、操作対象物体についても道具の長さに合わせて複数の位置に配置することで、二つ目の選択状況の経験を可能とする。なお、棒型道具は物体を横方向へスライドさせる機能、熊手型道具は手前へ物体を引き寄せる機能を持つものとする。そして、ロボットに道具選択から把持、道具を用いた物体の移動まで一連のタスクを経験させる。その間、運動情報であるロボットアームの関節角度と把持グリッパーを開く角度及び、感覚情報であるロボットの視野画像を取得する。そして、遂行する目標のタスクに合わせてタスクコマンドを設定する。運動情報、感覚情報、タスクコマンドの三者の関係を、ロボットに経験させ、学習させることにより、状況を考慮した適切な道具選択と動作生成を可能にさせる。

2.2 道具選択を考慮した道具使用モデルの学習

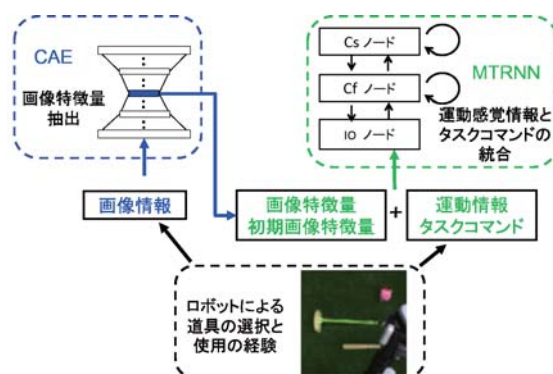


図 1: 道具使用モデル

本研究の提案モデルは図 1 に示すように、画像特徴量を抽出する Convolutional Auto-Encode (CAE) [Masci 11] と運動感覚情報を統合学習する Multiple Timescale Recurrent Neural

Network (MTRNN) [Yamashita 08] から構成される。

道具使用経験の際、取得する画像は次元が大きく計算コストが高い。そのため、次元削減及び画像情報の特徴を抽出することができる CAE を利用する。CAE は砂時計型の構造を持っており、入力データがニューロン数の最も少ない中間層を経由した後、再び元の次元数に出力され、この出力が入力データを復元するよう学習される。これにより、中間層ニューロンから画像の特徴量を低次元で取り出すことができ、物体と道具にラベル付けを行う必要が無くなる。続いて、画像特徴量と経験時に取得した運動情報、タスクコマンドを MTRNN により統合学習する。MTRNN は現在の状態から次の状態を予測可能な学習器である RNN の一種であり、IO 層と、ニューロンの発火速度の異なる Cf 層、Cs 層から構成される。この構造を持つことで、データの急激な変化と時系列の順序が学習でき、データのダイナミクスを学習することができる。なお、画像特徴量に関しては、現在の情報だけでなく初期の画像情報についても毎回入力する。これにより、物体や道具がアームの影になり見えない時でも、用いている道具や物体の情報を常に入力することができるようになる。MTRNN により、身体情報、視覚情報、タスクコマンドの関係性が学習でき、目標のタスクに適した道具選択が可能となる。

3. 評価実験

3.1 実験設定

ヒューマノイドロボット NEXTAGE を用い、道具選択と動作生成の実験を行う。道具は熊手型と棒型それぞれ 2 種類の長さの計 4 種を用意し、一試行でそのうち 2 つの道具を使用する。熊手型は物体を引き寄せる、棒型は物体を横にスライドさせるタスクに用いられる。2 つの道具はロボットの目の前に置かれた台の上に配置し、初期位置は、大きく離れた (15cm) 2 か所の基準位置から、上下にも 1.5cm ずつ平行移動させた計 6 か所を設定する。このとき、配置する 2 つの道具のうち、選択しない方は基準位置に置く。この組み合わせにより、動作を $72(4(\text{道具数}) \times 3(\text{選択しない方の道具の組み合わせ数}) \times 2(\text{基準位置の数}) \times 3(\text{平行移動する位置の数}))$ セット設定する。なお、物体の位置に関しては、選択する道具の長さに合わせて、近い位置と遠い位置 2 か所を設定した。72 セットのうち 48 セットを用いてモデルの学習を行い、24 セットを用いてモデルの汎化性能を確認する。最後に、オンラインで取り込んだ画像から動作生成を行い、未学習位置及び未学習道具への道具選択と動作生成能力を評価する。

3.2 実験結果

MTRNN に画像特徴量、タスクコマンドを入力し、ロボットアームの関節角度とグリッパーの開閉角度を予測させることで、モデルの汎化性能を評価した。評価に使用するデータは (1) 配置する道具の組み合わせが未経験のデータが 12 セット、(2) 未学習位置にある道具を選択するデータが 12 セットである。目標関節角度を生成し実際に動作させた結果、(1) のデータは 83.3%、(2) のデータでは 33.3% の精度でタスク遂行に成功し、物体を目標通り移動させることができた。失敗したデータに関しても、物体の移動はかなわなかったものの、目標角度と似たデータが生成でき、運動自体は正しいものが行えたと言える。この結果から、モデルは未学習データに対して汎化性能を持つことが確認できた。続いて、未学習の道具と位置に関してオンライン動作生成を行った結果、道具の選択及び目標角度の生成に成功し、目標のタスクを遂行できた。動作生成結果の例を図 2 に示す (動作は図の左から右の順で行われる)。この

結果から、このモデルにより、ロボットは動作と物体、道具のラベル付け無しに道具の選択及び動作生成が可能であることが確認された。



図 2: 未学習の状況における動作生成結果

4. まとめ

本研究では、道具の選択を考慮した道具使用モデルを提案した。異なる機能を有する道具間、同じ機能を有する大きさの異なる道具間において、状況に応じた適切な道具選択が考慮可能なタスクを設定し、ロボットに経験させ、その間の運動感覚情報とタスクコマンドを学習させた。評価実験として、未学習道具と、経験した道具の未学習位置の感覚情報を入力し、動作生成をさせた。その結果、モデルの汎化性能により、未学習の状況でも道具の選択と動作生成が可能であることを確認した。

5. 謝辞

本研究成果の一部は、文部科学省科研費基盤研究 (S) (No. 25220005), JST, CREST (No: JPMJCR15E3) 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

- [Stoytchev 05] A.Stoytchev: Behavior-grounded representation of tool affordances, International Conference on Robot and Automation - ICRA, pp.3060-3065, 2005.
- [Nishide 12] S.Nishide, J.Tani, T.Takahashi, H.G.Okuno, T.Ogata: Tool-body Assimilation of Humanoid Robot Using a Neurodynamical System, IEEE Transactions on Autonomous Mental Development, vol.4, no.2, pp.139-149, 2012.
- [Mar 15] T.Mar, V.Tikhanoff, G.Metta and L.Natale: Self-supervised learning of grasp dependent tool affordances on the iCub Humanoid robot, in IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.3200-3206, 2015.
- [Masci 11] J. Masci, U.Meier, D.Ciresan, and J. Schmidhuber: Stacked Convolutional Auto-Encoders for Hierarchical Feature Extraction, LNCS 6791, pp.52-59, 2011.
- [Yamashita 08] Y. Yamashita and J. Tani: Emergence of Functional Hierarchy in a Multiple Timescale Recurrent Neural Network: A Humanoid Robot Experiment, PLoS Computational Biology, Vol. 4, No.11, 2008.