

神経回路モデルを用いた 道具身体化モデルによる道具機能表現の獲得

山口 雄紀[†] 信田 春満[‡] 西出 俊[‡] 奥乃 博[‡] 尾形 哲也[‡]

[†] 京都大学 工学部情報学科

[‡] 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

本研究では、ロボットの多様な道具使用を実現することを目標とする。従来の道具使用に関する研究では、道具の認識と利用動作の生成を切り分けて考えていた。しかし、実世界の道具は様々な特徴を持っており、その使用法も多様なので、道具の認識と利用を切り分けた結果、問題が複雑になっていた。認識と利用を1つの枠組で取り扱う道具学習、つまりロボットの身体性を考慮した学習が重要であることが近年の研究で示唆されている。

人は道具を使うとき、道具が身体の一部であるかのように感じる。この現象は道具身体化と呼ばれる。道具身体化は神経レベルの処理としても行われていることが道具使用の訓練をされたサルを解析した実験から分かっている[1]。また、人は学習が進むと道具の機能をその形状から推定できることが臨床実験から分かっている[2]。

本研究では、道具身体化モデルを構築し、既知道具・未知道具の認識・操作を行うことで検証した。具体的には、Multiple Timescales Recurrent Neural Network(MTRNN)をロボットの自己モデルとして一旦学習し、道具を持ったときに自己の身体を拡張させるためのパラメータとなるニューロン群を付加することにより、自己組織的に道具機能を獲得させる。さらにここで獲得された道具の機能と道具形状を階層型ニューラルネットを用いて関連付けることにより、道具の形状からその機能を推定・使用できるようにする。実験により、既知道具だけでなく未知の道具についてもロボットが把持道具をその形状から認識し、提示された動作の再現が行えることを示す。

2. 道具身体化モデル

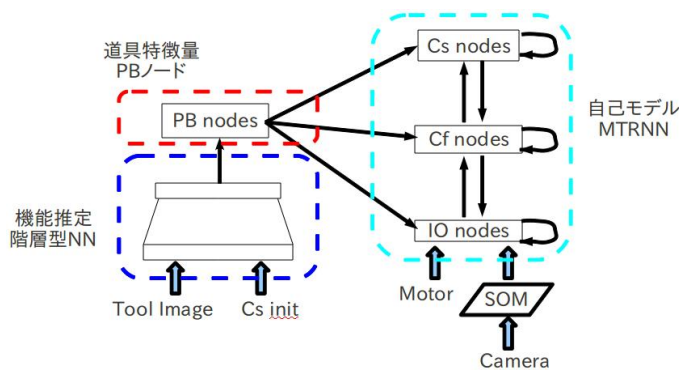


図 1: 道具身体化モデル

モデルの概要図を図 1 に示す。

2.1 MTRNN を用いた自己モデル

本研究では、ロボットの自己モデルとして谷ら [3] によって提唱された MTRNN を用いる。MTRNN は複数の

非線形時系列パターンを学習・汎化できる学習・予測器であり、入出力層 (IO)、Fast-Context 層 (Cf)、Slow-Context 層 (Cs) と呼ばれる時定数の異なるニューロン群からなる。各層の時定数は IO, Cf, Cs の順で大きくなる。ロボットが素手で様々な動作をして MTRNN を学習することにより、Cs 初期値空間に動作特徴が現れる。

2.2 パラメータニューロンによる身体拡張

MTRNN からなる自己モデルの各ニューロン群に各シーケンス中は値の変化しないパラメータバイアスノード (PB) を繋ぐ。道具を持った状態で様々な動作を行って学習を行うことにより、PB 空間には道具の機能表現が自己組織的に獲得される。

2.3 階層型 NN による機能と形状の関連付け

PB 空間に得られた道具の機能をその道具の形状と動作から連想するための機構を用意する。具体的には、道具使用学習によって得られた各道具と動作に対する PB 値を出力とし、道具の形状と動作特徴量を表す Cs 初期値を入力とする階層型ニューラルネットを学習することにより、道具の形状からその機能を推定できるようになる。

3. 道具身体化プロセス

道具身体化が起こるとき、人は既に獲得済みの自己の動作モデルを流用することにより、道具を持った自分の動作を効率的に予測することができる。

そこで、本研究ではまず自己の動作モデルを獲得した後、自己は固定したままそれに付加する形で道具を持った時の変化を学習することが重要であると考え、以下のプロセスはその考えに基づいたものであり、最初から道具学習と動作学習を一緒に行おうとすると道具特徴の獲得が難しいことを後に示す。本手法の道具身体化プロセスは以下の 6 つのフェーズからなる。フェーズ 1-3 が学習フェーズ、4-6 が認識・生成フェーズとなる。

1. 自己モデルの学習 ロボットは事前に設計した動作を素手で行い、データを取得する。取得されたデータを用いて MTRNN を 8000 回学習させる。学習には BPTT を用い、各ニューロン間の結合重みと各動作に対応する Cs 初期値を求める。
2. 道具の機能学習 ロボットは様々な道具を持ってフェーズ 1 で学習した動作を行い、データを取得する。取得されたデータを用いて MTRNN 本体の重みは固定し、各ニューロンと PB ノードとの間の結合重みと PB 値を 8000 回学習させる。このとき Cs 初期値にはフェーズ 1 で得られた各動作に対応する値を用いる。
3. 形状と機能の学習 フェーズ 3 で得られた PB 値を出力とし、それに対応する道具の静画像と動作を表す Cs 初期値を入力とするように階層型ニューラルネットを 100000 回学習することにより、道具の形状と機能と動作を関連付ける。

Tool-Body Assimilation Model using Neuro Dynamical System Acquiring the Representation of Tool Function: Yuki Yamaguchi (Kyoto Univ.), Harumitsu Nobuta (Kyoto Univ.), Shun Nishide (Kyoto Univ.), Hiroshi G. Okuno (Kyoto Univ.), and Tetsuya Ogata (Kyoto Univ.)

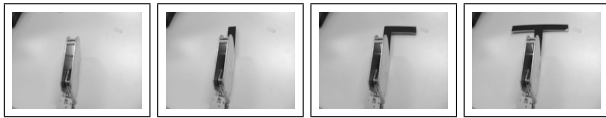


図 2: 道具の静画像 左から素手、I 字、L 字、T 字

4. 把持道具の機能推定 ロボットは自分の手を見る。把持道具の形状から各動作を行ったときにどのような機能が現れるかを予測する。具体的には、道具の静画像と各動作を表す Cs 初期値を入力として階層型ニューラルネットの出力する PB 値を求める。
5. 動作シミュレーション フェーズ 4 で得られた PB 値と Cs 初期値を MTRNN に入力することでモータ値と視覚の変化を各動作について予測する。
6. タスクに最適な動作の選択 人間に提示されたタスクを達成するのに最適な動作をフェーズ 4 でシミュレーションされた視覚予測の中から選択する。

4. 評価実験

4.1 実験条件

各ニューロン群のサイズは入出力層が 32, Cf が 60, Cs が 10, PB が 5 とした。階層型ニューラルネットは入力層、中間層、出力層からなり、入力層が 778, 中間層が 100, 出力層が 5 とした。

テストベッドはヒューマノイドロボット ACTROID を用いた。操作対象となる物体は白い円柱の上面を赤く塗ったもの、用いる道具は I 字型、L 字型、T 字型の棒状物体である L 字型の棒を未知道具とし、学習時には使用しない。

取得データはモータデータと画像データである。モータデータは ACTROID の左腕の関節角 (7 次元) を用いた。画像データは ACTROID に搭載されたカメラの画像を縮小した 32×24 のグレースケール画像を用いた。この画像データを Self-Organizing Map(SOM) を用いて 25 次元の画像特徴量として用いた。モータデータと画像データを正規化して得られる 32 次元ベクトルを MTRNN への入力とする。また、道具の形状を調べるための画像として図 2 の画像を使用した。用いた動作は、ロボットの手先を初期位置 状態 1 状態 2 と動かす。各状態は手先の位置 { 対象物体の左手前、左奥、右手前、右奥 } と手先の向き { 正面、右斜め } で決定される。学習には 30 通りの動作を用いた。

同条件の元で動作と道具の学習を段階的に行う本研究のモデルと両者を同時に学習するモデルを比較する。

4.2 実験結果と考察

既知道具では提示した動作の生成に成功した。未知道具である L 字型の棒を持った手の画像と引き寄せタスクを提示したときにモデルが生成したモータ値 (7 次元) で実際に ACTROID を動作させたところ、引き寄せタスクに成功した。その様子を図 3 に示す。

また、図 4 に道具学習の結果得られた PB 値の分布を示す。図から本モデルの PB 値は道具ごとにクラスタリングされていることが分かる。一方、道具と動作を同時学習した場合は分布が散らばっており、道具特徴を獲得しているとは言えない。

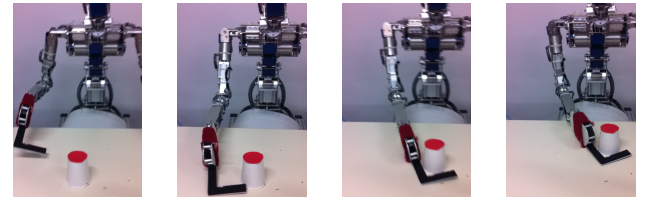
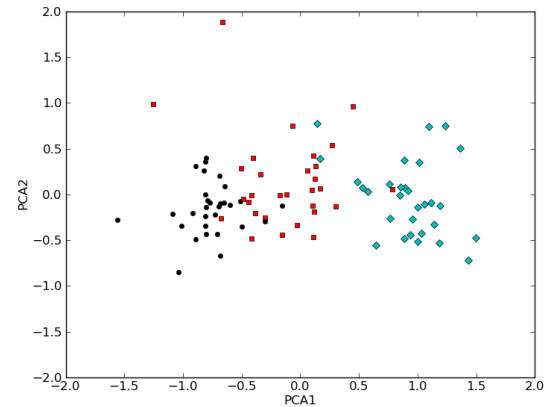
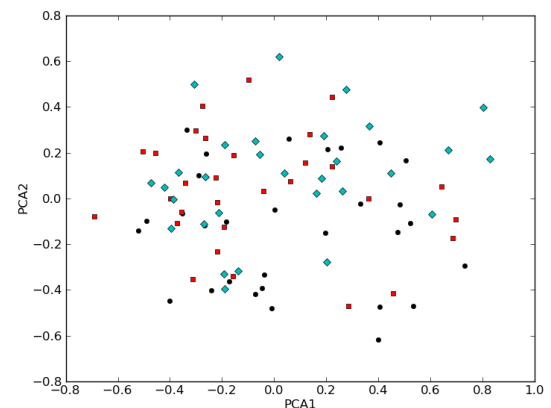


図 3: 未知道具による引き寄せ操作



本モデル (学習時)



同時学習するモデル (学習時)

図 4: PB 空間の分布

5. おわりに

本稿では、道具身体化モデルを構築し、実ロボット上に実装して実験によりモデルの検証を行った。実験の結果、道具の形状からその機能を推定し、提示されたタスクが再現可能であることを確認した。また、未知の道具を把持した場合でも、引き寄せタスクの再現に成功した。

本実験では、学習に使用する動作は事前に設計されたものを使用していた。しかし、本来はロボットが自由に体を動かす中で重要な動作パターンを自律的に獲得していくことが望まれる。今後は、ロボットの自律的な自己モデルの学習法を模索すると共に道具の種類やタスクの種類を増やすことにより、モデルの検証を行う予定である。

参考文献

- [1] 入来篤史, 道具を使うサル, 医学書院, 2004
- [2] C. F. Michaels, Z. Weier, and S. J. Harrison, "Using vision and dynamic touch to perceive the affordances of tools," *Perception*, Vol. 36, pp. 750-772, 2007.
- [3] Y. Yamashita and J. Tani, Emergence of Functional Hierarchy in a Multiple Timescale Neural Network Model: a Humanoid Robot Experiment, *PLoS Comput. Biol.*, vol. 4, no. 11, 2008