

RNNPB を用いて獲得した擬似シンボルによる 人間とロボットの協調の実現

松本祥平[†]

駒谷和範[†]

尾形哲也[†]

谷淳[‡]

奥乃博[†]

[†] 京都大学大学院情報学研究科

[‡] 理化学研究所脳科学総合研究センター

1 はじめに

知能ロボットにとってシンボルを扱うことは必要不可欠である。経験をシンボルとして抽象化することで、効率的な情報伝達、重要な情報を抽出した記憶管理、汎化による未知の状況への対応が行える。

しかし、いきなり自然言語をロボットに扱わせようとすると、記号接地問題に直面してしまう。そこで、本研究ではロボットが自らの学習機能によって獲得する環境・タスクの表現(擬似シンボル)を人間とロボットのインタラクションに用いる。

擬似シンボルの獲得にはプリミティブという概念を利用する。プリミティブとは、運動の際に感覚器から得られる連続的なデータフローをいくつかの構成単位に分節化したものである。例えば、中村ら [3] は隠れマルコフモデルを用いて各運動パターンを原始シンボルとして表現している。しかし原始シンボルは事前に全て設計されており、未知プリミティブが存在すると考えられる実世界には対応できない。川人ら [1] は MOSAIC と呼ばれる、複数の学習予測器を利用したシステムを提案している。各モジュールが独立しているため、安定した動作が生成できるが、観測したシーケンスデータの線形重ね合せ以上のパターンを生成することはできない。

本研究では、谷 [2] によって提唱された RNNPB (Recurrent Neural Network with Parametric Bias) を用いてプリミティブに基づく sensory-motor flow の分節化を行う。

RNNPB によって獲得された擬似シンボルの汎化性能や環境の表現のされ方を検証するために、ロボットの腕を卓上に設定された 3 つの領域間で移動させるというタスクを設定し、擬似シンボルの獲得を行った。

2 擬似シンボルの獲得と動作生成

2.1 RNNPB による擬似シンボルの獲得

sensory-motor flow をプリミティブに基づいて分節化することで擬似シンボルの獲得を行う。プリミティブとは sensory-motor flow を予測器に学習させ、予測の不安定点で分節化したものである。

本研究では予測器として、再帰結合を持つ Recurrent Neural Network の入力層に PB (Parametric Bias) を追加した RNNPB を用いる。RNNPB の構造を図 1 に示す。

RNNPB の学習は Back Propagation Through Time 法によって得られるエラーを用いて重みと PB 値を同時に修正することで行う。学習の結果得られた PB 値で、与えられた sensory-motor flow をプリミティブに基づいて分節化するこ

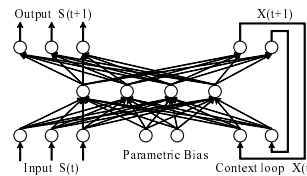


図 1: RNNPB の構造

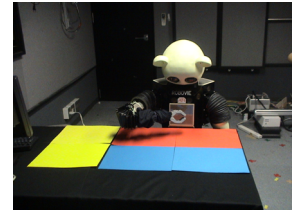


図 2: 実験風景

とができる。本研究では、この PB 値に閾値処理を行いビット表現としたものを擬似シンボルとして利用する。

2.2 PB 値の指定による動作生成

RNNPB は、PB 値を指定することで、獲得した擬似シンボルに対応する動作を生成することもできる。

RNNPB の入力層にロボットの現在のデータを、PB 層に生成したい擬似シンボルに対応する PB 値を入力することで、出力層から次ステップのロボットの関節角度と環境の予測が得られる。この関節角度からモータの動作命令を作ること、動作生成を行う。

3 擬似シンボル獲得実験

3.1 実験条件

実験には ATR で開発された人型ロボット Robovie-II (以下 Robovie) を使用した。今回用いた機能は、頭部に内蔵された CCD カメラと 3 自由度を持つ頭部、4 自由度を持つ右腕である。実験風景を図 2 に示す。

卓上には 3 つの領域があり、ロボットから見て左手前の領域を A 領域、左奥の領域を B 領域、右の領域を C 領域とする。A 領域を赤、B 領域を青、C 領域を黄に設定して学習を行った。

図 2 に示す環境において、Robovie に A 領域 (赤)、B 領域 (青)、A 領域 (赤)、B 領域 (青)、C 領域 (黄) というパターンと C 領域 (黄)、B 領域 (青)、C 領域 (黄)、B 領域 (青)、A 領域 (赤) とパターンの 2 つのパターンで右腕を移動させる。この移動は、あらかじめ定めた腕の軌道を再生するプログラムによって行う。また、このプログラムは、右腕を移動させる間、右手がカメラ画像内に収まるように首の pitch 軸と yaw 軸を制御する。

その際に、RNNPB の学習データとしてカメラ画像中の赤、青、黄色の領域の割合、右肩の角度、右肘の角度、首の pitch 軸の角度、首の yaw 軸の角度を 0.2 秒間隔で記録する。

“Realization of Human Robot Collaboration based on Quasi-symbols acquired by RNNPB” Shohei Matsumoto, Kazunori Komatani, Tetsuya Ogata, Jun Tani, Hiroshi G. Okuno

3.2 結果と考察

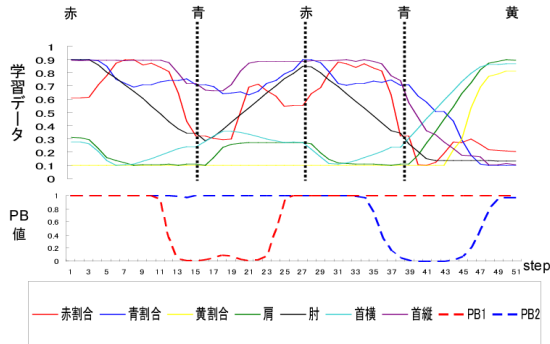


図 3: 学習データの PB 値による分節化

分節結果

入力層 7 ニューロン、PB 層 2 ニューロン、中間層 15 ニューロン、文脈層 7 ニューロンの RNNPB で 40 万回重みと PB 値の修正を繰り返した。その結果、A 領域 (赤)、B 領域 (青)、A 領域 (赤)、B 領域 (青)、C 領域 (黄) と移動したデータに対して得られた PB 値を学習データと共に図 3 に示す。

1 回の領域間の腕の移動に対して 1 つの PB 表現が与えられており、A 領域 (赤) から B 領域 (青) に移動するという同じ動作に対しては PB1 が 1、PB2 が 1 という同じ PB 表現になっていることがわかる。C 領域 (黄)、B 領域 (青)、C 領域 (黄)、B 領域 (青)、A 領域 (赤) と移動したデータに対しても同傾向の PB 値が得られた。

こうして得られた PB 値を 0.5 を閾値として二値化し、ビット表現にすることで 4 つの擬似シンボルが得られる。プリミティブの生成

学習時と同じ腕の初期位置で、各擬似シンボルに対応する PB 値を指定して動作生成を行うと、学習時と同様の動作を生成することを確認した。よって、獲得した擬似シンボルは動作の生成においてもプリミティブを表現したものであると言える。

未経験動作の生成

学習時と異なる腕の初期位置での動作生成も行った。腕の初期位置を A 領域 (赤) として、擬似シンボル 2 を指定して動作を生成した Robovie の手先の軌道が図 4 の点線である。実線で学習時の手先の軌道、点線の長方形で A 領域、B 領域、C 領域の範囲が示されている。RNNPB の汎化能力に

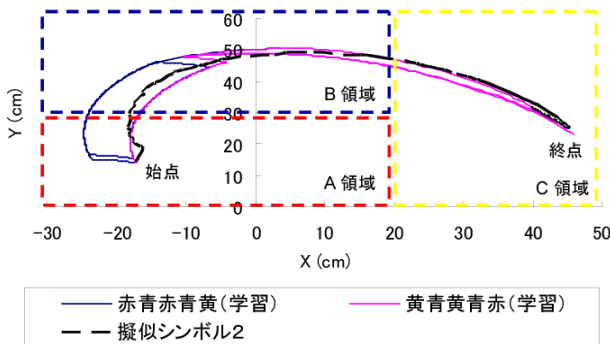


図 4: 擬似シンボル 2 で生成された動作の手先軌道

域、C 領域の範囲が示されている。RNNPB の汎化能力に

より、A 領域 (赤) から C 領域 (黄) に移動するという、学習時に経験していない動作を生成できていることがわかる。同様に、腕が黄領域にある時に擬似シンボル 3 を指定して動作を生成すると、C 領域 (黄) から A 領域 (赤) に移動するという、これもまた学習時に経験していない動作を生成できた。未知環境下での動作生成

擬似シンボルの未知環境に対する汎化能力を確認するために、A 領域を赤、B 領域を黄、C 領域を青に設定して動作生成を行った。学習時と同じ腕の初期位置で各擬似シンボルを用いて動作生成を行った結果を表 1 に示す。学習時の環境下

表 1: 擬似シンボルの動作生成結果

	学習時の環境下	未知環境下
擬似シンボル 1	C(黄) から B(青)	C(青) から動かず
擬似シンボル 2	B(青) から C(黄)	B(黄) から C(青)
擬似シンボル 3	B(青) から A(赤)	B(黄) から動かず
擬似シンボル 4	A(赤) から B(青)	A(赤) から C(青)

で動作生成した結果と比較すると、擬似シンボル 1 は未知環境下でも腕の移動先の対象 (色領域) が青になるという性質を保存した動作を生成できている。同様に、擬似シンボル 2 は B 領域から C 領域に移動するという空間的な性質を保存した動作生成を、擬似シンボル 4 は腕の移動先の対象が青になるという性質を保存した動作を可能にしている。

考察

擬似シンボルによる動作生成の結果、学習時には経験していない動作や、未知環境下において動作対象や空間的な特徴を保存した動作を行なえた。これは、擬似シンボルが単に学習の際の軌道を表現したのではなく、学習データの抽象的な情報 (対象や空間) を表現したものであることを示唆する。

4 おわりに

新たな人間とロボットの協調として、ロボットが自らの経験から自己組織的に獲得する擬似シンボルを用いることを提案し、卓上領域間腕移動タスクにおいて擬似シンボルの獲得実験を行った。

そして、擬似シンボルがプリミティブの生成が可能なこと、未経験の動作の生成が可能なこと、3 つの擬似シンボルについては未知環境下においても学習時の動作の性質を保存した動作生成が可能であることを確認した。

今後は擬似シンボルの汎化のメカニズムに関する検討、擬似シンボルのコミュニケーションにおける有用性の評価を行う予定である。

謝辞

本研究の一部は日本学術振興会科学研究費補助金、21 世紀 COE プログラム、大川研究助成、理研の支援を受けた。

参考文献

- [1] Masahiko Haruno, Daniel M. Wolpert, and Mitsuo Kawato. "mosaic model for sensorimotor learning and control". *Neural Computation*, pp. 2201-2220, 2001.
- [2] Jun Tani and Masato Ito. "self-organization of behavioral primitives as multiple attractor dynamics: A robot experiment". *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part A: Systems and Humans*, Vol. 33, No. 4, pp. 481-488, 2003.
- [3] 稲邑哲也, 中村仁彦. "ミメシス理論に基づく見まね学習とシンボル発達統合モデル". (解説) *日本神経回路学会誌*, Vol. 12, pp. 74-80, 2005.