

アクティブセンシングを用いた ロボットによる模倣動作の自律的獲得

横矢 龍之介[†]駒谷 和範[‡]尾形 哲也[‡]谷 淳^{*}奥乃 博[‡][†] 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 ^{*} 理化学研究所脳科学総合研究センター

1. はじめに

近年、ヒューマノイドロボットの性能向上に伴い、ロボットへの教示手法として模倣が注目されている。しかし、多くの自由度を有するヒューマノイドにあらゆる動作を明示的にプログラムすることは非常に困難である [1]。また現状のロボットは脆く、あらゆる動作を一から学習させることも現実的に不可能である。そのためロボットによる模倣の実現は、教示者の負担や、ロボットの学習負荷の軽減につながる事が期待される。

稲呂 [3] は、動作プリミティブを出力とする隠れマルコフモデルを原始シンボルとして扱い、それらの組み合わせから新規動作の認識/生成を行う手法を提案した。しかし、多くの従来研究同様、動作プリミティブはあらかじめ決められたものであり、それらがプリミティブとして妥当なものであるかどうかは検証されていない。また、実ロボットへの実装を考えると、確率論的アプローチは動作を網羅的に学習する必要がある。そのため、耐久性の低い現状のロボットへの適用は困難である。

本稿では、卓上物体の移動をタスクとし、能動知覚によって生じる物体ダイナミクスに着目した模倣動作生成手法を提案する。汎化能力を有するパラメータ付再帰神経回路モデル (RNNPB) を学習に用いることで、動作と物体ダイナミクスを関連付ける。提案システムを ATR 製の Robovie-IIIs に実装し、模倣実験を行う。実験により、学習済の動作が観察された物体ダイナミクスのみから連想可能であることを確認する。また、学習を行っていない未知の物体操作について模倣動作の生成を試みる。

2. 学習モデル

2.1 Recurrent Neural Network with Parametric Bias

我々は、谷ら [2] によって提唱された図 1 のような Parametric Bias を持つ RNN を学習に用いる。RNNPB は再帰結合を持つことで、非線形な時系列パターンを学習することができる。さらに、パラメータ値の変更によって 1 つの RNNPB に複数のパターンを埋めこむことが容易になり、そのパターンに対応した値を入力することで、希望のパターンを出力させることができる。また、学習に時間がかかる反面、出力計算は短時間で終了するため、実時間制御を行うロボットに適していることや、少量の学習データから汎化できるといった利点がある。

2.2 パラメータの学習方法

パラメータの内部値はニューロンの重み・閾値と同様に、時刻 t 毎に出力誤差から学習信号 δ_t を求め、それらを後ろ向きに伝播させることによって計算される。また、通常のニューロン同様、シグモイド関数を通して出力される (式 (1))。本稿では、パラメータを全ステップ共通にするという制約を加えるため、パラメータの修正量は単純に式 (2) によって求められる。 ε は学習定数である。このようにして学習されたパラメータ値は、それぞれのパ

ターンのダイナミクスを保持し、それらを自己組織化させることができる [2]。

$$p_i = \text{sigmoid}(\rho_i) \quad (1)$$

$$\Delta \rho_i = \varepsilon \cdot \sum_t \delta_{i,t} \quad (2)$$

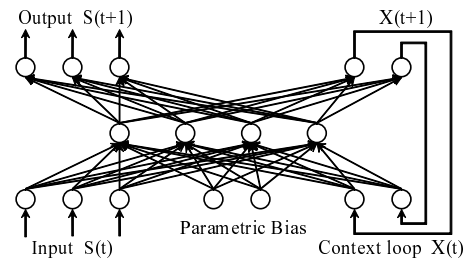


図 1: Recurrent Neural Network with Parametric Bias

3. 模倣動作生成システム

3.1 ヒューマノイドロボット Robovie-IIIs

本研究のテストベッドとして、ATR 製の Robovie に改造を加えた Robovie-IIIs を用いる。頭部にモーター 3 自由度、腕部にモーター 4 自由度がある。センサーとして、頭部にカメラを搭載している。

3.2 システム構成

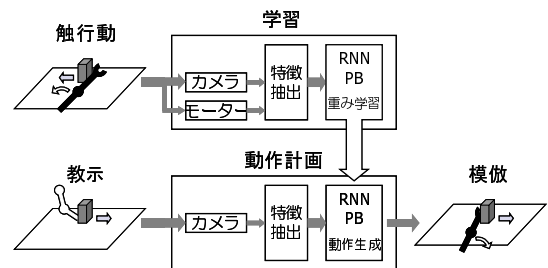


図 2: システム概観

本稿では物体ダイナミクスに着目することで模倣動作を生成する手法を提案する。システムの概観を図 2 に示す。特徴抽出部では、画像データから、物体と机の色の差を利用して物体の青色・赤色部重心位置 (x, y 2 次元 $\times 2$) を推定する。物体の重心位置は、カメラ画像での座標系を用いる。また、カメラが物体重心を追うよう首モーターを制御する。入力データとしては、上記のカメラデータ及びモーターデータ (首・腕 ポテンショメータ値 5 次元) を、各データの最小値・最大値により正規化した値を用いる。これらの各特徴量を同期させ、RNNPB への入力信号として 20 ステップ (400ms/step) の 9 次元ベクトルを得る。提案手法は学習・観察・動作生成の 3 フェーズからなり、概要は以下の通りである。

1. 学習 (物体認識)

ロボット自ら能動的に物体操作を行うことで得られたデータにより、RNNPB の重みを学習させる。ここで、自己の動作と物体ダイナミクスを結び付ける。

2. 観察 (動作計画)

教示者による物体操作をロボットが観察する。この際、教示者の動きではなく、物体のダイナミクスのみに着目する。得られたデータにより、重みを固定した RNNPB を用いて PB 値のみを計算する。

3. 動作生成 (模倣)

最後に、観察時に得られた PB 値を学習済の RNNPB に入力することで動作生成を行う。動作生成時には、リアルタイムにモーター及び物体情報をフィードバックする。

4. 模倣動作生成実験

4.1 実験目的

物体ダイナミクスのみから動作が連想されるかどうかを確認する。また、ロボットにとって未知である物体操作の模倣が可能であるかを確認する。

4.2 実験タスク

卓上物体の移動をタスクとする。操作対象とする物体は、上部を青色・赤色の二色に分けた箱型物体である。ロボットによる操作は、自身の左腕を用いて行う(図3参照)。表1の学習操作1~6を学習時に用いる。また、表1の観察操作1~3を観察時に用いる。なお、表1の観察操作3「右回転させながら左から右へ移動させる」操作が、ロボットにとって未知の物体操作となっている。

表 1: 物体操作

	移動方向	移動距離
学習操作 1	左→右	小
2	左→右	中
3	左→右	大
4	右回転	小
5	右回転	中
6	右回転	大
観察操作 1	左→右	大
2	右回転	大
3*	右回転+左→右	大+大

*: 未知操作

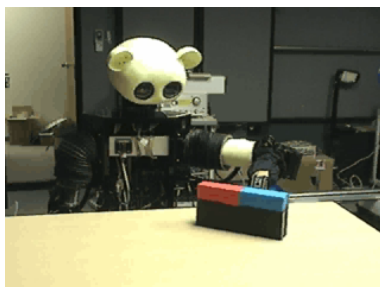


図 3: 実験風景

4.3 実験方法

まず、表1の学習操作1~6の6パターンについて、意図する物体操作となるようプログラムしたモーションをロボットが生成し、データを取得する。取得されたデータから RNNPB (入出力層数: 9, 中間層数: 15, コンテキスト層数: 10, パラメータ層数: 2) を構成する。次に、人間が行う表1の観察操作1~3をロボットが観察し、構成済の RNNPB から PB 値を認識する。最後に、得られた PB 値を RNNPB に入力することで動作生成を行う。

4.4 実験結果・考察

学習・観察の結果得られた2次元 PB 空間を図4に示す。また、学習時及び動作生成時におけるロボットの手の軌道を図5に示す。ただし図5は、手先軌道を机に対して真上から見たものである。

図4より、学習の結果得られた PB 値は、物体操作及び移動距離に応じて組織化されていることが確認できる。また、観察の結果得られた PB 値のうち、観察操作1・2(学習済)については学習時の同操作に対する PB 値付近にプロットされており、観察操作3(未知)については中間的な位置にプロットされている。図5より、生成されたモーションによって物体操作がおよそ再現されていることが確認できる。

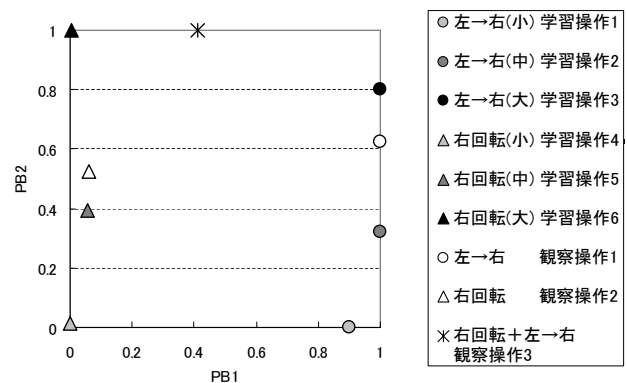


図 4: PB 空間

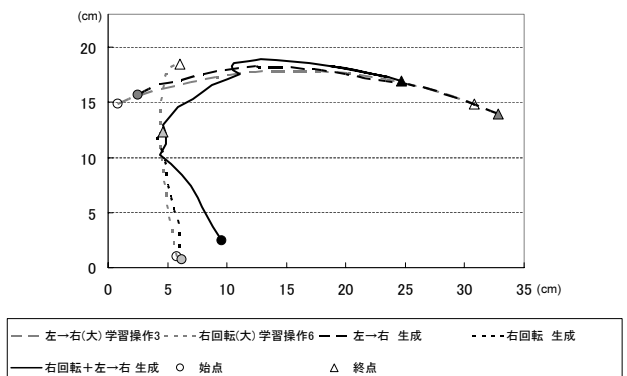


図 5: 手先軌道

5. おわりに

本稿では、能動知覚によって生じる物体ダイナミクスに着目したロボットの模倣動作生成手法を提案した。また、学習済の物体操作のみならず、未知の物体操作についても動作生成が可能であることを確認した。

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] Stefan Schaal. Is imitation learning the route to humanoid robots? In *Trends in Cognitive Sciences*, Vol.3, No.6, pp. 233-242, 1999.
- [2] Jun Tani and Masato Ito. Self-organization of behavioral primitives as multiple attractor dynamics: A robot experiment. In *IEEE Trans. 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, 戸嶋巖樹, 江崎英明. ミメシス理論に基づく見まね学習とシンボル創発の統合モデル. 日本ロボット学会誌, Vol.22, No.2, pp. 256-263, 2004.