

RNNによるロボットの物体操作のための 物体ダイナミクスの抽出

大庭 隼人[†] 大谷 拓[†] 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研究が盛んに行なわれ、道具を扱うことができるロボットが多数開発されている。しかし、いずれのロボットも専用の道具を必要とし特定の作業しか行なうことができず、自律ダイナミクスを持ったロボットが動的イベントを表現し、学習を通じて環境を認識して動作を生成することは、未だ実用的な段階にあるとは言えない。

物体を操作する上で、まず物体を適切に認識する必要がある。野田ら [1] は、円柱形の物体をロボットの手で握り、多センサーを用いることで認識を行なっている。しかし、この手法を始め多くの物体認識研究では、静的な特徴だけを用いているため、色や大きさ、重さの類似した物体を識別することは困難である。動的な特徴を用いた例として、Aresino ら [2] は、反復動作を行なう物体のリズム構造に着目し、視覚情報のみによる識別が困難な物体を聴覚情報と結びつけることによって識別可能にした。ただし、この研究では人が物体を反復運動させているため、ロボットが自律的に物体を操作する方法を獲得することはできない。

我々は、物体ダイナミクスを利用したアクティブ・センシング法を提案する。本手法は、ロボット自身で物体を操作した際の情報を Recurrent Neural Network with Parametric Bias(以下 RNNPB)に学習させることで、認識に動的な特徴を利用すると共に物体の運動を事前に予測することを可能にする。これにより既知物体の操作精度向上と、未知物体を類似した既知物体の知識を用いて操作可能になることが期待される。

本稿では、ロボット自身のハンドを利用して机上の物体を移動させるタスクを行い、生じる音、軌跡の変化、触行動に伴う圧力変化、を各種センサーから得る。それらを RNNPB で学習させる実験を行ない、抽出した物体ダイナミクスを2次元空間上にマッピングすることで、単純な特徴量でも認識が可能であることを確認する。また、未知物体のクラスタリングを行なうことでその汎化能力について考察する。

2. 学習モデル

2.1 Recurrent Neural Network with Parametric Bias

我々は、谷ら [3] 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。

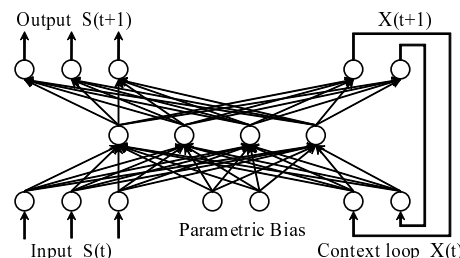


図1: Recurrent Neural Network with Parametric Bias

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))。本研究では、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 [3]。

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

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

3. 物体ダイナミクス抽出システム

3.1 Robovie

本研究のテストベッドとして ATR 製の ROBOVIE に改造を加えた。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。センサーは、頭部にマイクとカメラがあり、また、頭部と腕部の皮膚センサーで圧力の変化を測定できる。

3.2 システム構成

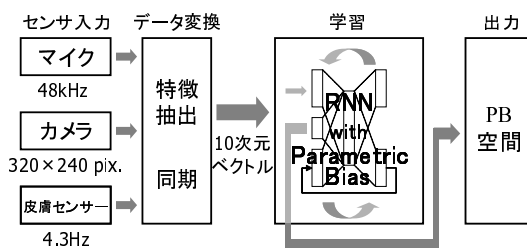


図2: システム概観

システムの概観を図2に示す。アクティブ・センシング時のマイク、カメラ、皮膚センサーの情報を特徴抽出部で1特徴系列に変換し、それらを RNNPB を用いて学習させてパラメータの値を収束させる。これを複数の物体で実行して Parametric Bias 空間 (PB 空間) を得る。

データ変換部では、音響信号からメルフィルタバンク5次元を抽出し、画像データから、物体と机の色の差を

利用して物体の重心位置 (X,Y2 次元)、色 (R,B2 次元) 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。皮膚センサーは腕部の圧力の変化値 1 次元を利用する。これらの各特徴量を同期させ、RNN への入力信号として 15~40 ステップの 10 次元ベクトルを得る。

学習に用いる RNNPB のサイズは表 1 の通りである。

表 1: 学習モデルサイズ

ニューロン数	入力層	10
	出力層	10
	中間層	20
	コンテキスト層	10
	パラメータ層	2

4. 触行動によるアクティブ・センシング

4.1 実験対象



図 3: 認識対象

実験対象とする物体は図 3 に示す、ボール、グラス、たわし、プラスチック容器 (空の状態と水の入った状態の 2 つ)、ペンたて、貯金箱、花たわしの 8 物体である。色や大きさの類似した物体を多く用意し、音の鳴りやすさ、転がりやすさ、重さなどを異らせた。

4.2 実験タスク

図 4 に示すように、机の上に置かれたそれぞれの物体をロボット自身のハンドで移動させるタスクを行い、生じる音、軌跡の変化、触行動に伴う圧力変化、といった時系列パターンを収集する。物体はロボットの腕の軌道の上に配置し、腕と連動して首を動かすことで物体を追跡する。



図 4: 実験風景

4.3 実験 1 (物体ダイナミクスに基づくクラスタリング)

実験目的 色や大きさは類似しているがダイナミクスの異なる物体を異なるクラスタに分類できるか確認する。

実験方法 8 物体を 5 データずつ、計 40 データを RNNPB によって 10 万回の学習を行ない、学習後の PB 空間を図示する。

実験結果 得られた PB 空間を図 5 に示す。

4.4 実験 2 (未知物体のクラスタリング)

実験目的 既知物体の学習結果をもとに未知物体をそれぞれのクラスタに分類できるか確認する。

実験方法 以下のように物体を学習用の既知物体と評価用の未知物体に分ける。

- **既知物体** ボール、グラス、たわし、容器 (空)
- **未知物体** ペンたて、貯金箱、花たわし、容器 (水入り)

既知物体をそれぞれ 5 データずつ、計 20 データを RNNPB によって 10 万回の学習を行なう。得られた RNNPB の重みをそのままにし、既知物体と未知物体の計 40 データについてパラメータ値のみを 1000 回の学習によって収束させる。

実験結果 得られた PB 空間を図 6 に示す。

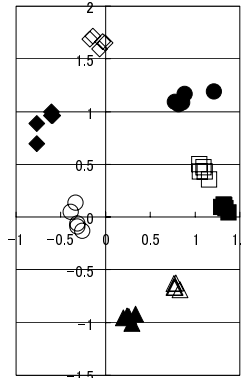


図 5: 8 物体学習時の PB 空間

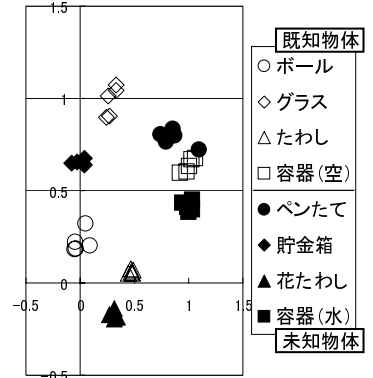


図 6: 4 物体学習時の PB 空間

4.5 考察

図 5 から以下のことが確認される

1. 各物体のクラスタが形成
2. 図左上側に転がりやすい物体、図上側に音の鳴りやすい物体、図右上側に青い物体が集中

この結果から、物体の特徴がパラメータの値によって表現されていることが分かる。

図 6 から以下のことが確認される

1. 既知物体だけでなく未知物体のクラスタも形成
2. 図 5 と類似した配置

特に 2. については、既知物体によって学習した PB 空間内に、未知物体と類似したパターンが生成されていたことを意味し、実験 1 で学習された RNNPB に近い識別性能を有していると言える。以上より RNNPB の高い汎化能力が確認され、本手法の有効性が示せた。

5. おわりに

本報告では、ロボットの能動的動作によって引き出された物体ダイナミクスを利用したアクティブ・センシング法を提案した。また、RNNPB による学習を行なった結果、物体ごとのクラスタの形成を確認し、未知物体を用いた実験により汎化性能の高さを確認した。

今後は、特徴抽出法を改善し、動作プランニングへの応用を行ないたい。

謝辞 本研究の一部は、科研費、21 世紀 COE、SCAT 研究助成、大川情報通信基金、理研の支援を受けた。

参考文献

- [1] K.Noda, M.Suzuki, N.Tsutiya, Y.Suga, T.Ogata, and S.Sugano. Robust modeling of dynamic environment based on robot embodiment. In *Proc. of IEEE (ICRA,03)*, 3565-3570, 2003.
- [2] A.Aresino and P.Fitzpatrick. Exploiting cross-modal rhythm for robot perception of objects. In *2nd International Conference on Computational Intelligence, Robotics, and Autonomous Systems*, 2003.
- [3] J.Tani, M.Ito. Self-Organization of Behavioral Primitives as Multiple Attractor Dynamics A Robot Experiment. In *IEEE Trans SMC Part A: Systems and Humans*, Vol.33, No.4, 481-488, 2003.