

日用品を扱う物体操作の模倣学習による動作の言語化

Imitation Learning for Handling Objects in Three-Dimensional Space

杉浦 孔明*¹ 岩橋 直人*¹ 柏岡 秀紀*¹ 中村 哲*¹
 Komei Sugiura Naoto Iwahashi Hideki Kashioka Satoshi Nakamura

*¹(独) 情報通信研究機構

National Institute of Information and Communications Technology

This paper presents a novel method for learning object manipulation such as rotating an object or placing one object on another. In this method, motions are learned using reference-point-dependent probabilistic models, which can be used for the generation and recognition of motions. The method estimates (1) the reference point, (2) the *intrinsic coordinate system* type, which is the type of coordinate system intrinsic to a motion, and (3) the probabilistic model parameters of the motion that is considered in the intrinsic coordinate system. Motion trajectories are modeled by a hidden Markov model (HMM), and an HMM-based method using static and dynamic features is used for trajectory generation. In the experiments, users demonstrated the manipulation of objects so that the motion could be learned. Furthermore, the results showed that appropriate motions were generated even if the object placement was changed.

1. はじめに

生活支援ロボットにとって、日用品をハンドリングする機能は必要不可欠であるが、各種の日用品や棚に対応する動作を事前にプログラムするコストは非常に大きい。加えて、事前にプログラムされた動作がユーザにとってイメージしにくいものであった場合、安心して動作指示できないという問題もある。

本研究は、これらの問題を解決するため、動作をユーザから学習し生成する模倣学習機構の構築を目的とする。用途の例としては、「食器棚からコップを取り出す」動作をユーザの教示から学習し、他の状況において「グラスを取り出す」等の動作を生成させるような状況を想定している。このような学習手法を構築することで、プログラミングスキルが必要とされないユーザフレンドリな動作教示方法を実現できる。

ただし、日用品をハンドリングする動作の学習は簡単ではない。これは同じ「取り出す」動作であっても、オブジェクトの配置の違いによって軌道が全く異なるためである。この問題に取り組んだ先行研究では、操作軌道を2つのオブジェクト間の相対軌道として表現し、確率モデル等を用いて軌道を学習させるものが多い(例えば [Ogawara 02])。一方我々は、動作の基準となる参照点の推定を行ない、参照点に依存した動作を、軌道に関する運動情報(座標、速度、加速度)の確率モデルとして学習する手法を提案している [Sugiura 07]。[Sugiura 07] では、カメラ画像を入力として2次元の移動を対象としていたためオクルージョンの問題を孕んでいたが、本研究ではこの手法を拡張し3次元空間での日用品のハンドリングを学習する枠組みを提案する。

2. 参照点に依存した動作の学習

2.1 参照点に依存した動作

空間的移動の概念には、参照点に依存しているものがある。「AにBをのせる」動作や「Aを回す」動作がこれにあたる。いま、参照点に依存する動作の概念を、模倣学習の枠組みによりロボットに学習させる問題を考える。このとき、動かされる

オブジェクトをトラジェクタ、トラジェクタの基準になるオブジェクトをランドマークと呼ぶことにする [Langacker 87]。上記の2種類の動作のように、ランドマークを必要とする動作と必要としない動作を同じ枠組みで学習させることは簡単ではない。このような情報は、通常訓練データ中に明示されていない場合が多いためである。

この問題に対し、我々は(1)参照点、(2)動作固有の座標系タイプ(以下、固有座標系)、(3)固有座標系における制御パラメータ、の3つを推定することで参照点に依存した動作の学習を可能にした [Sugiura 07]。以下では、本論文で提案する拡張手法について述べる。

2.2 確率モデルを用いた動作の学習

移動するオブジェクトが一つで複数の静止オブジェクトが存在する動画像が L 個与えられたとする。 l 番目の動画像から、移動する物体(トラジェクタ)の重心軌道 \mathcal{Y}_l と、参照点の候補の集合 R_l を抽出し、観測情報 \mathcal{V}_l とする。つまり、

$$\mathcal{V}_l = (\mathcal{Y}_l, R_l), \quad (1)$$

$$\mathcal{Y}_l = \{y_l(t) | t = 0, 1, \dots, T_l\}, \quad (2)$$

$$R_l = \{O_l, x_l(0), x_{\text{center}}\} \triangleq \{x^r | r = 1, 2, \dots, |R_l|\} \quad (3)$$

ここに、 $y_l(t)$ はトラジェクタの位置、速度、加速度のベクトル、すなわち $y_l(t) = [x_l(t)^\top, \dot{x}_l(t)^\top, \ddot{x}_l(t)^\top]^\top$ であり、 T_l 、 O_l はそれぞれ軌道の継続長および静止物体の重心位置の集合である。また、 $|\cdot|$ は集合の要素の数を表すとする。 x_{center} はテーブルに固定された基準座標系(重力方向を z 軸とする世界座標系)を表す。

ここで固有座標系 k と、参照点 x^r によって決定される座標系 $C_k(x^r)$ 上での軌道を $C_k(x^r)\mathcal{Y}_l$ と表記することにする。固有座標系は動作概念と1対1対応であるが、参照点は各学習データ \mathcal{V}_l に対して選択される。ただし、固有座標系は K 種類あり、これらは設計者により与えられる。

固有座標系は以下の C_1 から C_4 のいずれかとする。 C_3, C_4 では参照点が唯一に定まるので、参照点の探索を行なわない。

C_1 : トラジェクタからランドマークに向かう方向を x 軸とし、ランドマークを原点とする。 z 軸は重力方向とする。動作

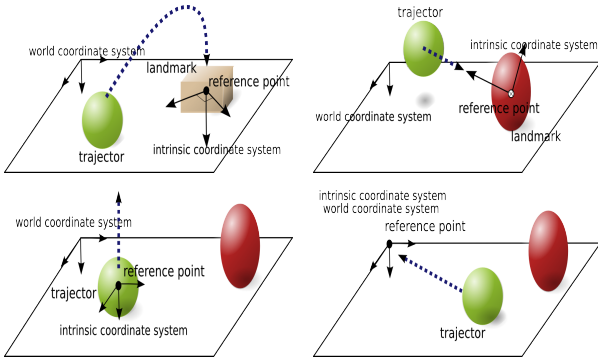


図 1: 左:実験に用いた環境およびオブジェクト. 右:ユーザによる動作教示の例(「入れる」を表す動作).

の例としては、「のせる」などの動作が挙げられる.

- C₂: ランドマークを参照点とし, $x_l(0)$ に向かう軸を x 軸とする直交座標系. 動作の例としては, 「近づける」などの動作が挙げられる.
- C₃: $x_l(0)$ を原点とする世界座標系を平行移動した座標系. 動作の例としては, 「あげる」などの動作が挙げられる.
- C₄: 世界座標系に等しい. 固有座標系に関係ない動作, 例えばアルファベットを描くなどが C₄ に分類される.

この設定のもと, 参照点インデックス列 $r = \{r_l | l = 1, 2, \dots, L\}$ ・固有座標系タイプ k ・軌道に関する確率モデルのパラメータ λ を尤度最大化基準により探索する.

$$(\hat{r}, \hat{k}, \hat{\lambda}) = \operatorname{argmax}_{r, k, \lambda} \sum_{l=1}^L \log P(\mathcal{Y}_l | r_l, k, \lambda), \quad (4)$$

確率モデルとして隠れマルコフモデル (HMM) を用いた場合の上式の解の詳細については, [Sugiura 07] を参照されたい.

生成に HMM を用いる場合, 上記の手法により動作 v_i について HMM を学習した後, 以下の式から最尤の系列を生成する.

$$\hat{\gamma} = \operatorname{argmax}_{\gamma} P(\mathcal{Y} | x^{\text{traj}}, q, r, k_i, \lambda_i, R) \quad (5)$$

ただし, λ_i, k_i は学習した動作の HMM パラメータおよび固有座標系タイプを表し, q は非観測の状態遷移系列を表す. 上式は, [Tokuda 95] によって高速に解くことができる.

3. 実験

3.1 設定

図 2 左図に実験に用いた環境およびオブジェクト (箱, ボウル, 鉢, 容器 (小)) を示す. オブジェクトの位置・姿勢の計測には, Polhemus 社製ワイヤレス位置計測システム (Liberty Latus) を用いる. 各オブジェクトにはマーカ (74x40x22mm) を取り付け, マーカの 3 次元位置および姿勢を 188Hz で取得した. この 6 次元時系列を 33Hz にダウンサンプルし, オブジェクトの軌道情報とした. 物体数の制限として, 移動するオブジェクト数は 1, 同時に机上にある物体数は 3 までとした.

以下の 8 種類の動作について, 各 15 個の訓練データを用意した. これらの訓練データは, ユーザにオブジェクトを操作させることにより得た.

「入れる」, 「上げる」, 「近づける」, 「離す」, 「回す」, 「のせる」, 「下げる」, 「飛び越えさせる」



図 2: 左:実験に用いた環境およびオブジェクト. 右:ユーザによる動作教示の例(「入れる」を表す動作).

3.2 結果

図 3 に訓練データの例を示す. 図中の座標系はテーブルに固定された座標系を示す. 軌道の特徴を可視化するために, 適宜座標系を回転して表示してある.

定性的な結果として, 図 4 に学習後のモデルを用いて生成させた軌道の例を示す. 図より, 学習サンプルにない配置においても適した軌道が生成されていることがわかる.

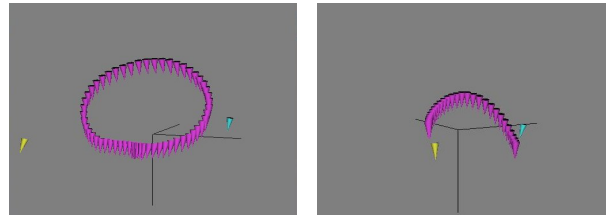


図 3: 訓練集合. 左:「回す」右:「のせる」

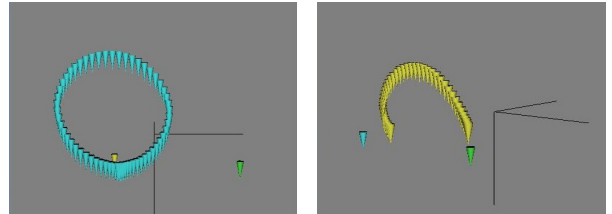


図 4: 動作生成結果. 左:「回す」右:「のせる」

4. おわりに

本論文では, 「入れる」「のせる」「回す」など日用品をハンドリングする動作を, 参照点に依存した確率モデルを用いて学習する手法について述べた. 本手法の応用としては, 作業者の動作の理解のための動作認識などが挙げられる.

謝辞

システム統合を支援して頂いた今木理英氏に感謝の意を表す.

参考文献

- [Langacker 87] Langacker, R. W.: *Foundations of Cognitive Grammar: Theoretical Prerequisites*, Stanford Univ Pr (1987)
- [Ogawara 02] Ogawara, K., Takamatsu, J., Kimura, H., and Ikeuchi, K.: Modeling manipulation interactions by hidden Markov models, in *Proceedings of the 2002 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1096–1101 (2002)
- [Sugiura 07] Sugiura, K. and Iwahashi, N.: Learning object-manipulation verbs for human-robot communication, in *Proceedings of the 2007 workshop on Multimodal interfaces in semantic interaction*, pp. 32–38 (2007)
- [Tokuda 95] Tokuda, K., Kobayashi, T., and Imai, S.: Speech parameter generation from HMM using dynamic features, in *Proceedings of International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, pp. 660–663 (1995)