

# 物体操作タスクにおける HMM を用いた障害物回避動作の生成

山内祐輝 (奈良先端科学技術大学院大学), 杉浦孔明, 岩橋直人 (情報通信研究機構),  
Sakti Sakriani, 戸田智基, 中村哲 (奈良先端科学技術大学院大学)

## Motion Generation and Obstacle Avoidance Using HMMs in Object Manipulation Tasks

Yuki Yamauchi (NAIST), Komei Sugiura, Naoto Iwahashi (NICT), Sakriani Sakti,  
Tomoki Toda, and Satoshi Nakamura (NAIST)

**Abstract:** It is desirable for a domestic service robot to generate natural trajectories when it is commanded to manipulate objects such as "Put the box here." Although natural trajectories can be generated by imitation learning methods, however most of them do not consider object collision. In this paper, we present a motion generation method based on hidden Markov model (HMM) and Rapidly-exploring Random Trees (RRT). Experimental results showed that our method generated natural, collision-free trajectories.

### 1. はじめに

生活支援ロボットにとって、日用品等のオブジェクトを操作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、模倣学習の枠組みにより動作を学習する手法の構築を目的とする。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。

物体操作に模倣学習を適用する手法として、先行研究では、隠れマルコフモデル (HMM) を利用して連続的な軌道を生成する手法がある [1]。この手法では、物体操作において自然な軌道の生成は可能であるが、障害物を回避できないという問題がある。一方、経路計画法の分野では、Rapidly-exploring Random Trees (RRT) により、障害物回避軌道を生成する研究が広く行われている (例えば, [3])。

本論文では、HMM を導入した RRT を用いて軌道を生成する手法について提案する。これにより、障害物を回避しつつ自然な軌道を生成することができる。本論文では、人間が実行した軌道に近い軌道を「自然な」軌道と定義する。提案手法の独自性は以下の2点である。

- RRT のノード生成に対する HMM の位置パラメータの利用
- RRT のノードの連結基準に対する HMM の速度パラメータの利用



Fig.1 左：実験環境，右：カメラ画像の例と動画から抽出された動作の軌道

### 2. タスク

#### 2.1 参照点に依存した動作

本研究では、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について考える。参照点に依存する動作とは、「A を B に載せる」動作や「A を回す」動作などがある。このときの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となるオブジェクトをランドマークと呼ぶことにする [2]。動作には上記の2種類のようなランドマークを必要とする動作と必要としない動作がある。このような動作の情報には、通常訓練データ中に明示されていないため、同じ枠組みで学習させることは簡単ではない。

#### 2.2 ハードウェア

実験環境を Fig. 1 の左図に示す。ロボットシステムは、7 自由度のロボットアーム (三菱重工製 PA-10)、4 自由度のロボットハンド (Barrett Technology 製 BarrettHand)、カメラ (Microsoft 製 Kinect)、視線表出ユニット (Directed Perception 製 PTU-46-70 にロボットヘッドを取付) からなる。

オブジェクトの画像特徴量および 2 次元座標 (カメラ座標系) は、固定したカメラを用いて得る。オブジェ

クトの抽出およびトラッキングは、色およびカメラから得られる距離に基づくヒューリスティックな手法により行う。カメラのフレームレートは 30[frame/sec] で、解像度は 320 × 240 とした。Fig. 1 の右図にカメラ画像の例と抽出された動作の軌道を示す。

### 3. 参照点に依存した HMM による動作生成

本節では、既存手法 [1] における動作生成の概要について述べる。

HMM は事前に学習されているものとする。その学習された HMM から軌道を生成することを考える。状態系列  $\bar{q}$  と HMM パラメータ  ${}^W\lambda$  が与えられたうえで、生成軌道の確率を最大化する最適軌道  ${}^W\hat{\Xi}$  を得ることを考える。世界座標系  $W$  における最適軌道  ${}^W\hat{\Xi}$  は以下により与えられる。

$${}^W\hat{\Xi} = \underset{W\Xi}{\operatorname{argmax}} P(W\Xi | \bar{q}, {}^W\lambda) \quad (1)$$

$$= \underset{W\Xi}{\operatorname{argmax}} P(W\Xi | \bar{q}, {}^C\lambda, \mathbf{x}^{\text{traj}}, \mathbf{x}^r) \quad (2)$$

ここで、固有座標系を  $C$ 、トラジェクタ初期位置を  $\mathbf{x}^{\text{traj}}$ 、参照点を  $\mathbf{x}^r$  とする。固有座標系については [1] を参照されたい。

HMM パラメータ  $\lambda$  は固有座標系上で学習されているため、軌道生成時には座標変換を行う必要がある。まず、状態  $s$  における位置、速度、加速度の平均ベクトル  ${}^C\mu^{(k)}(s)$  と共分散行列  ${}^C\Sigma^{(k)}(s)$  に関して、 $C$  から  $W$  への座標変換を行う。位置に関する平均ベクトル  ${}^C\mu^{(0)}(s)$  は、以下の同次変換行列により変換される。

$$\begin{bmatrix} {}^W\mu^{(0)}(s) \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R & \mathbf{x}^{\text{traj}} \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} {}^C\mu^{(0)}(s) - {}^C\mu^{(0)}(1) \\ 1 \end{bmatrix} \quad (s = 1, 2, \dots, N)$$

ここで、 $R$  は回転行列を表す。同様に、 $R$  を用いて位置以外の平均ベクトルと共分散ベクトルを変換する。

$${}^W\mu^{(k)}(s) = R {}^C\mu^{(k)}(s) \quad (k = 1, 2) \quad (3)$$

$${}^W\Sigma^{(k)}(s) = R {}^C\Sigma^{(k)}(s) R^T \quad (k = 0, 1, 2) \quad (4)$$

最後に、トラジェクタ初期位置  $\mathbf{x}^{\text{traj}}$  を起点とする軌道を生成するために、正の数  $\varepsilon \ll 1$  を、第 1 状態の位置の分散に設定する。

$${}^W\Sigma^{(0)}(1) = \varepsilon I \quad (5)$$

以上より、 ${}^C\lambda$  から  ${}^W\lambda$  が得られる。

### 4. 障害物回避軌道の生成

本節では、HMM を用いた RRT について述べる。提案手法の目的は、障害物を回避しつつ自然な軌道の生

成することである。具体的には、まず、既存手法により物体操作の軌道を生成する。その生成された軌道の障害物との衝突部分に対して、提案手法を用いて軌道を再探索し障害物回避軌道を生成する。以下では、START は障害物と衝突する直前の点とし、GOAL は障害物との衝突が終了した直後の点とする。

以下では、4.1 節で提案手法の基盤となる RRT の概要について、4.2 節で提案手法について述べる。

#### 4.1 Rapidly-exploring Random Trees (RRT)

RRT は、一般的な経路計画法の一つである。前処理を必要とせず、高次元空間でも高速な探索が可能という利点がある。そのため、実時間での経路計画や軌道生成などに使用されている。

RRT の基本的なアルゴリズムを以下に示す。

1. START 地点を初期状態  $q_{\text{init}}$  とし、木  $T$  を初期化
2. 次のアルゴリズム 3 から 6 を  $K$  回繰り返す
3. 画像上の 1 点  $q_{\text{rand}}$  を以下に従って生成  
 $q_{\text{rand}} \leftarrow \text{RAND\_CONF}()$
4. 木  $T$  内から擬距離  $d$  を尺度とし  $q_{\text{rand}}$  と最も近いノード  $q_{\text{near}}$  を以下に従って得る  
 $q_{\text{near}} \leftarrow \text{NEAREST\_VERTEX}(q_{\text{rand}}, T)$
5.  $q_{\text{near}}$  から  $q_{\text{rand}}$  までの長さが指定した距離  $\varepsilon$  以下の時は、 $q_{\text{rand}}$  を新しいノード  $q_{\text{new}}$  とし、 $\varepsilon$  以上の時は、 $q_{\text{near}}$  から  $\varepsilon$  だけ進んだ方向に新しいノード  $q_{\text{new}}$  を生成する。
6. ここで、 $q_{\text{near}}$  と  $q_{\text{new}}$  が接続可能ならば木  $T$  にノード  $q_{\text{new}}$  と枝  $(q_{\text{near}}, q_{\text{new}})$  を追加。この時、障害物などが原因で接続できない場合は追加しない。

このアルゴリズムにより木  $T$  のノードは障害物を回避しつつ、一様に広がる。RRT を用いて軌道生成を行う場合、 $q_{\text{rand}}$  を選択する時に一定の確率で GOAL を出現させる。このようにすることで、START から GOAL への経路を効率良く探索することができる。

また、本研究ではより最適な経路を生成するため RRT による探索終了後、木  $T$  の全てのノードに対して擬距離  $d$  を尺度として最短経路を再探索した。

#### 4.2 RRT への HMM の導入

本節では、RRT への HMM の導入について述べる。物体操作タスクにおいて、単純に RRT を適用すると不自然な軌道が生成される。これは、ユークリッド距離を基準として  $q_{\text{near}}$  を選択しているためである。本節では、ノードの連結方向を制約するため、HMM を用いたノード生成と、HMM を用いた擬距離  $d$  の尺度について述べる。

## HMM を用いたノード生成

提案法では、上記の RRT アルゴリズムの  $q_{rand}$  を HMM の位置パラメータの出力確率分布 (OPDF) からのサンプリングする。この手法により、 $q_{rand}$  の出現する座標を制約できる。

提案法におけるランダムサンプリング法の流れを以下に示す。

- START における仮定された HMM の状態と GOAL における HMM 状態の間でランダムに HMM の状態を決定
- その状態の位置パラメータの OPDF から  $q_{rand}$  をランダムサンプリング

## HMM を用いたノードの連結

提案法では、上記の RRT アルゴリズムの 4 において、ノードの連結基準となる擬距離  $d$  の尺度に HMM の速度パラメータを用いる。提案法における擬距離  $d$  の計算法を以下に示す。

- 各ノードに対して HMM の状態番号を仮定
- 各ノードに対する HMM の状態の速度パラメータの OPDF の平均と分散を用いて下記の式より擬距離  $d$  を計算。

$$d(\Delta \mathbf{q}_i, \mu_k, \Sigma_k) = \mathcal{N}(\Delta \mathbf{q}_i | \mu_k, \Sigma_k) \quad (6)$$

$$= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} (|\Sigma_k|)^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\Delta \mathbf{q}_i - \mu_k)^T \Sigma_k^{-1} (\Delta \mathbf{q}_i - \mu_k)\right)$$

ここに、 $i$  は木のノード番号、 $\Delta \mathbf{q}_i = \mathbf{q}_{rand} - \mathbf{q}_i$  である。 $\mu_k$   $\Sigma_k$  はそれぞれ HMM の状態  $k$  における速度パラメータの平均と共分散行列とする。

## 5. 実験

既存手法で生成した軌道の障害物との衝突部分の軌道に対し障害物回避軌道の生成を行う。生成された軌道と被験者が実行した軌道との差を評価する。

### 5.1 実験設定

実験設定を Table 1 に示す。提案法の評価のために、以下の 2 点について比較を行った。

- ノードの生成
  - HMM の位置パラメータの OPDF からサンプリング
  - 画像上の座標からランダムサンプリング
- 擬距離  $d$  の尺度
  - HMM の速度パラメータ
  - ユークリッド距離

Table 2 に、評価を行う手法の組み合わせを示す。表の「HMM 位置」は HMM の位置パラメータの OPDF からサンプリング、「ランダム」は画像上の座標からランダムサンプリング、「HMM 速度」は HMM の速度パ

Table 1 実験設定

学習セットサイズ	175 (35 × 5 動作, 障害物あり 20, 障害物なし 15)
評価セットサイズ	100 (20 × 5 動作)
探索回数	2000
$\varepsilon$ (ノード間の距離)	5.0
動作	「回す」、「上げる」、「下げる」 「載せる」、「飛越えさせる」

Table 2 評価を行った手法の組み合わせ

手法	ノード生成	擬距離 $d$ の尺度
(1)	HMM 位置	HMM 速度
(2)	HMM 位置	ユークリッド
(3)	ランダム	HMM 速度
(4) (ベースライン)	ランダム	ユークリッド

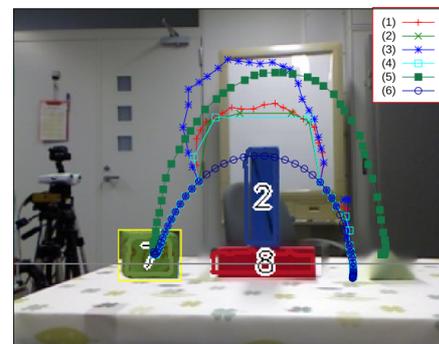


Fig.2 実験で生成された軌道の例

ラメータを用いた距離尺度「ユークリッド」はユークリッド距離を用いた距離尺度を示す。(4) はベースラインである。

各ノードの HMM の状態番号はユークリッド距離で最も近い位置パラメータの平均を持つ状態と仮定する。

### 5.2 定性的結果

Fig. 2 に実験で生成された軌道の例を示す。図における軌道は、オブジェクト 7 を持ってオブジェクト 8 の上を「飛越えさせる」軌道を示す。図において、(1) から (4) は、Table 2 に示す手法 (1) から (4) によって生成された軌道 (5) は同じ物体配置において被験者が実行した軌道 (6) は既存手法において生成された軌道を示す。図より、既存手法により生成された軌道は障害物であるオブジェクト 2 に衝突しているが (1) から (4) により生成された軌道では、障害物を回避する軌道が生成されていることが確認できる。

### 5.3 定量的結果および考察

提案手法により生成された軌道  $\hat{\Xi}$  を、被験者が実行した軌道  $\Xi$  と比較し、生成誤差を評価する。評価尺度として、時系列の比較のために一般的に用いられているユークリッド距離を用いる [4]。生成誤差  $D(\Xi, \hat{\Xi})$  は、

フレーム長  $T$  で正規化されたユークリッド距離で与えられる。

$$D(\Xi, \hat{\Xi}) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sqrt{|\mathbf{x}_t - \hat{\mathbf{x}}_t|^2} \quad (7)$$

ここに、 $\mathbf{x}_t$  および  $\hat{\mathbf{x}}_t$  は、それぞれ  $\Xi$  と  $\hat{\Xi}$  のフレーム  $t$  における位置ベクトルを表す。ただし、 $\hat{\mathbf{x}}_t$  は、 $\mathbf{x}_t$  と同数のフレームを含むようにリサンプリングを行うものとする。

Fig. 3 に各動作の評価結果を、Table 3 に各動作の探索成功率を示す。

HMM の速度パラメータを用いた擬距離  $d$  の尺度の決定法について評価と考察を行う (1) と (2) (3) と (4) をそれぞれ比較する。Fig. 3 より動作「回す」以外の動作において、提案法により人が物体を操作した時の軌道に近づいたことがわかる。このことから、提案手法の擬距離  $d$  の尺度の決定法を用いることで、物体操作タスクにおいてより自然な障害物回避軌道が生成されたことがわかる。

動作「回す」において提案法による改善が見られなかった原因としては、動作「回す」は障害物を回避する時、障害物がない時の軌道と速度に対する方向が一致しないことが多い。そのため、速度パラメータを用いると人が物体を操作した時の軌道との誤差が大きくなったと考える。

HMM の位置パラメータの OPDF からランダムサンプリングする手法についての評価と考察を行う。(1) と (3) (2) と (4) をそれぞれ比較する。Fig. 3 より全ての動作において、大きな差はなく提案手法による性能の向上は見られなかった。これは、RRT による経路探索の後、生成された全てのノードに対して再探索を行ったため、探索途中でランダムサンプリング法の影響をほとんど受けなかったと考える。

また、Table 3 より、動作「下がる」において、探索成功率が下がっていることがわかる。動作「下がる」の速度パラメータの平均は、 $y$  軸方向に対してほぼ下向きにある。そのため、RRT アルゴリズムの 4 の  $q_{near}$  の選択の時に、下にあるノードが選ばれ易い。しかし、障害物も下にあるためその  $q_{near}$  からノードを伸ばす時、障害物に衝突して新たなノードが作成され難いと考えられる。このことから、動作「下がる」においては探索成功率が下がったと考える。

## 6. おわりに

本論文では、物体操作タスクにおいて障害物を回避する軌道の生成について述べた。提案手法の特徴は、RRT への HMM の導入により障害物を回避しつつ自然な軌道を生成することである。結果より、HMM の速度パ

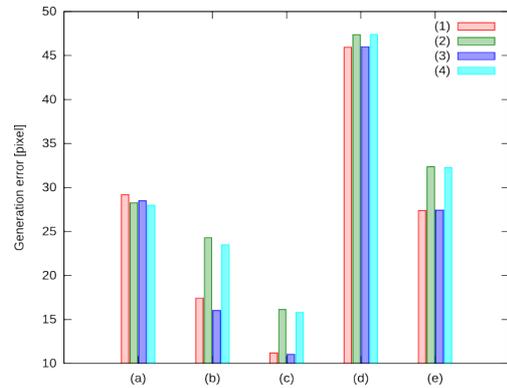


Fig.3 (a)「回す」、(b)「上げる」、(c)「下がる」、(d)「載せる」、(e)「飛越えさせる」の評価結果

Table 3 各動作における探索成功率 [%]

動作名	(1)	(2)	(3)	(4)
「回す」	100	100	100	100
「上げる」	100	100	100	100
「下がる」	85	100	85	100
「載せる」	100	100	100	100
「飛越えさせる」	100	100	100	100

ラメータを用いることで「上げる」、「載せる」、「飛越えさせる」に対して提案法の有効性が示された。

- [1] K. Sugiura, N. Iwahashi, H. Kashioka, and S. Nakamura, Learning, Generation, and Recognition of Motions by Reference-Point-Dependent Probabilistic Models, *Advanced Robotics*, Vol. 25, No. 6-7, pp. 825-848, 2011.
- [2] R. W. Langacker, *Foundations of Cognitive Grammar: Theoretical Prerequisites*, Stanford Univ Pr, 1987.
- [3] S. M. LaValle and J. J. Kuffner, Rapidly-exploring random trees: Progress and prospects, in *Algorithmic and Computational Robotics, New Directions*, Wellesley, pp.293-308, 2001.
- [4] E. Keogh and S. Kasetty, On the need for time series data mining benchmarks: A survey and empirical demonstration, *Data Mining and Knowledge Discovery*, Vol. 7, No. 4, pp. 349-371, 2003.