

分節化による行動の抽出とその相互関係の推定に基づく インタラクションのモデル化

押川慧[†] 中村友昭[†] 長井隆行[†] 船越孝太郎^{††, ‡‡} 岩橋直人[‡] 中野幹生^{‡‡} 金子正秀[†]

[†]電気通信大学 ^{††}京都大学 [‡]岡山県立大学 ^{‡‡}HRI-JP

1 はじめに

人間社会には地域や文化によって異なるインタラクションが存在し、人間は他者とのインタラクションや他者同士のインタラクションの観察から、行動の相互関係を理解することが出来る。ロボットが人間と共存するためには、ロボットも人間と同様に教師なしでインタラクションを学習することが重要となる。そこで、本稿ではGP-HSMM(Gaussian process-hidden semi Markov model)を用いて連続動作を行動へと分節し、二者間の行動間の相互関係を推定することで、その間で行われているインタラクションを教師なしで学習するモデルを提案する。

ロボットのインタラクション内に存在するルール学習に関する先行研究として文献 [1] がある。この研究では役割反転模倣を通じて連続的な実時間インタラクションからロボットがインタラクション内の応答戦略を獲得しており、役割を推定することによってルールを学習している。しかし、この研究ではロボットの行動がシミュレーション上で事前に定義されているため、それ以外の行動やルールを学習することはできない。また、実験もシミュレーション上で行われており、実際の人のインタラクションには適用されていない。また、文献 [2] では遅延報酬を考慮したゲームのルール学習が行われており、実際のロボットを用いて実験を行っているが、この研究においても行動が事前に定義されており、それ以外の行動やルールを学習することはできない。このように、ルール学習に関する研究はなされているが、事前に行動が定義されているものが多く、連続動作からインタラクションを学習する研究は十分になされていない。

2 インタラクションのモデル化

本稿では二者の連続動作 S_α と S_β を行動 x_α , x_β へと分節し、類似行動が分類されたクラス c_α , c_β の関係性を教師なしで学習することで、それらの相互関係をモデル化する。図1が提案手法のグラフィカルモデル

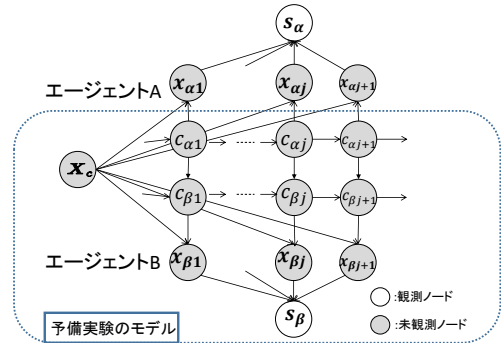


図 1: 行動と相互関係のグラフィカルモデル

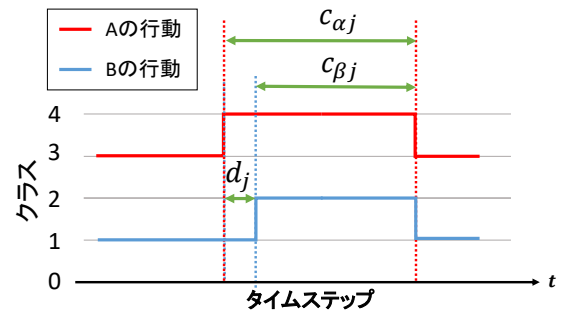


図 2: インタラクションの時間差

ルである。 X_c はクラス c のガウス過程のパラメータであり、行動 $x_{\alpha j}$, $x_{\beta j}$ は $X_{c_{\alpha j}}$, $X_{c_{\beta j}}$ をパラメータとするガウス過程によって生成される。GP-HSMMでは、エージェント B の j 番目のクラス $c_{\beta j}$ は直前のクラスによってのみ生成されるが、このモデルにおいては式 (2) のようにエージェント B 自身の $j-1$ 番目のクラス $c_{\beta, j-1}$ とその時のエージェント A のクラス $c_{\alpha j}$ によって生成されると仮定し、以下のような生成過程で表現される。

$$c_{\alpha j} \sim P(c_{\alpha, j-1}) \quad (1)$$

$$c_{\beta j} \sim P(c_{\beta, j-1}, c_{\alpha j}) \quad (2)$$

$$x_{\alpha j} \sim \mathcal{GP}(x|X_{c_{\alpha j}}) \quad (3)$$

$$x_{\beta j} \sim \mathcal{GP}(x|X_{c_{\beta j}}) \quad (4)$$

生成されたそれぞれの行動を結合することによって観測系列 S_α , S_β が生成される。

2.1 インタラクションにおける行動の時間差

あるインタラクション内で、エージェント A がクラス $c_{\alpha j}$ の行動を行い、それに対応してエージェント B がクラス $c_{\beta j}$ の行動を行う場合、必ずしも同時に行わ

Interaction Modeling Based on Extraction of Actions by Motion Segmentation and Estimation of Their Interrelationships

S. OSHIKAWA[†], T. NAKAMURA[†], T. NAGAI[†],
K. FUNAKOSHI^{††}, N. IWAHASHI[‡], M. NAKANO^{‡‡}
and M. KANEKO[†]

[†]The University of Electro-Communications, 182-8585, Chofu, Japan

^{††}Kyoto University, 606-8501, Kyoto, Japan

[‡]Okayama Prefectural University, 719-1197, Souja, Japan

^{‡‡}Honda Research Institute Japan Co., Ltd., 351-0188, Wako, Japan

{o_oshikawa, nakamura, kaneko}@radish.ee.uec.ac.jp

れるわけではなく図2のように時間差が生じる場合がある。提案手法では、このインタラクションの時間差 d_j がガウス分布に従うと仮定し、この時間差も教師なしで推定する。

2.2 学習

提案モデルでは、時系列データはガウス過程を出力分布とする隠れセミマルコフモデルによって生成されると仮定し、観測系列内の行動とそのクラスをサンプリングすることで推定する。モデルの学習には一つの観測系列内の行動とそのクラスをまとめてサンプリングする Blocked Gibbs Sampler を用いる。まず、全ての観測系列をランダムに分類し、ある観測系列をクラスから除き、次式に従い行動の長さ、クラス、二者の行動間の時間差をサンプリングする。

$$(\mathbf{x}_{\beta_1}, \dots, \mathbf{x}_{\beta_j}), (c_{\beta_1}, \dots, c_{\beta_j}), (d_{\beta_1}, \dots, d_{\beta_j}) \sim P(\mathbf{x}_\beta, c_\beta, d_\beta | \mathbf{s}_\alpha, \mathbf{s}_\beta) \quad (5)$$

これにより推定された観測系列の全ての分節とクラスを用いて、各クラスのガウス過程のパラメータ X_c 、遷移確率 $P(c|c')$ 、相互関係 $P(c_\beta|c_\alpha)$ を更新する。この操作をすべての系列に対して繰り返すことで、観測系列の分節点とガウス過程のパラメータ、二者間の行動の相互関係を同時に推定することが出来る。この推定では、行動の長さとクラス、その時間差のあらゆる組み合わせを計算しなければならず計算量が膨大となるため、文献 [3] と同様に Forward filtering-Backward sampling を用いて効率的に計算を行う。

3 実験

提案モデルにより行動間の関係が推定できるか確認するために、図1の破線で囲まれているモデルを用いて予備実験を行った。この予備実験では、エージェント A のクラスはすでに観測されているとし、相互関係を推定しながら行動を学習出来るかを確認した。

3.1 方向合わせゲーム

実験には簡単なルールを含む人工的に作成したインタラクションゲームである方向合わせゲームを用いた。実験データは Kinect を用いて取得した人の右手の位置を用い、Kinect から得られる 30fps の位置座標を、4fps ヘダウンサンプリングし使用した。ゲームの流れは以下の通りである。

1. 互いに向かい合って右腕を正面に出して待機
2. 互いに腕を三回振る
3. 左右どちらかの方向に大きく腕を振る
4. 互いに腕を振った方向が一致したら 5、一致しなかったら 1 に戻る
5. 互いにハイタッチをして 1 に戻る

3.2 結果

表1が相互関係の推定により得られた確率 $P(\alpha|\beta)$ である。この表を見ると、A が行動0(手を前に出す)を行った時、B も行動0(手を前に出す)を行う確率が96%となっている。これはインタラクション内におけるルールであり、共起する行動を正しく学習できていることが分かる。図3が学習された遷移確率 $P(c_{\alpha j+1}, c_{\beta j+1} | c_{\alpha j}, c_{\beta j})$ により得られたインタラクション内における行動の遷

表 1: $P(\alpha|\beta)$

	A の行動 α					
B の 行動 β		α_0	α_1	α_2	α_3	α_4
	β_0	0.96	0.01	0.01	0.01	0.01
	β_1	0.01	0.11	0.86	0.01	0.01
	β_2	0.01	0.58	0.01	0.39	0.01
	β_3	0.02	0.02	0.02	0.02	0.92
	β_4	0.01	0.25	0.01	0.72	0.01

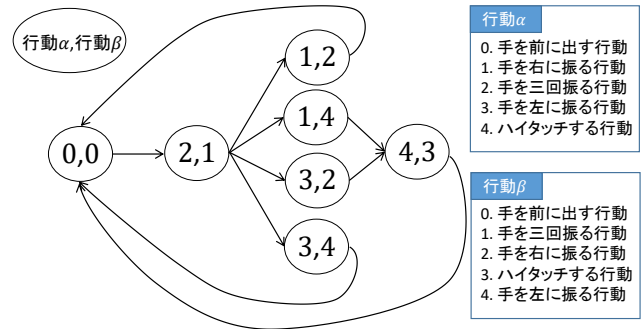


図 3: 学習されたインタラクション

移である。学習された行動を設定したルールと比べると、妥当な行動が教師なしで学習出来ていると言える。遷移確率 $P(c_{\alpha j+1}, c_{\beta j+1} | c_{\alpha j}, c_{\beta j})$ は A の行動と B の行動から次に起こる行動を推定しており、図を見ると A、B がともに手を前に出す行動を行った後、互いに手を三回振ることが表現できている。このように、相手の行動との相互関係を推定することで、インタラクション内におけるルールを教師なしで学習することが出来る。

4 まとめと今後の展望

本稿では、人同士のインタラクションを対象にした分節による行動の抽出とその相互関係の推定に基づくインタラクションのモデルを提案した。さらに簡易的なモデルを用いて提案モデルの有効性を検証する実験を行った。実験結果より、提案モデルを用いることで二者間のインタラクションゲームにおける動作を教師なしに学習することができた。今後、簡易的なモデルではなく相互のパラメータを同時に推定できるようにモデルを拡張する予定である。

参考文献

- [1] T. Taniguchi et al., Simultaneous Estimation of Role and Response Strategy in Human-robot Role-reversal Imitation Learning, The 11th IFAC/IFIP/IFORS/IEA Symposium on Analysis, Design, and Evaluation of Human-Machine Systems, 2010
- [2] A. Soltoggio et al., Learning the Rules of a Game: Neural Conditioning in Human-Robot Interaction with Delayed Rewards, IEEE Third Joint International Conference on Development and Learning and Epigenetic Robotics, pp. 1-6, 2013
- [3] K. Uchiumi et al., Inducing Word and Part-of-Speech with Pitman-Yor Hidden Semi-Markov Models, in ACL-IJCNLP, pp. 1774-1782, 2015