

MDL Coupled HMMs による協調行為の学習と生成

佐々木友弥¹ 岩橋直人¹ 船越孝太郎^{2,3} 中野幹生² 押川慧⁴ 中村友昭⁴ 長井隆行⁴

岡山県立大学¹ ホンダ・リサーチ・インスティテュート・ジャパン² 京都大学³ 電気通信大学⁴

1 はじめに

人工知能の性能は様々なタスクにおいて、人間と同等もしくは人間を上回るようになってきた。そこで、人間と人工知能がより良く協調する方法の開発が、大きな注目を浴びている。

そのような流れの中で、本稿では、ロボットが人間との協調行為を、人間同士が行っている協調行為の観測を通して、学習・生成する手法の提案を行う。提案する手法は、Coupled HMM[1] の MDL 規準学習[2, 3] と尤度最大化軌道生成に基づくものである。

2 協調行為の学習・生成手法の概略

協調行為として、二人の人間または、人間とロボットが身体動作によって実行する協調行為を扱う。二者の身体動作を、それぞれ複数の関節に関する多次元データ時系列 $X_1 = [x_{1,1}, x_{1,2}, \dots, x_{1,T}]$ および $X_2 = [x_{2,1}, x_{2,2}, \dots, x_{2,T}]$ で表す。

協調行為の学習においては、 X_1, X_2 を学習データとして用いて Coupled HMM を学習する。少ない学習データで高い汎化性能を得ることを目指し、Coupled HMM を MDL 規準で学習する手法を提案する。

協調行為の生成においては、人間の身体動作時系列 X'_1 を与え、その動作に協調する人間またはロボットの身体動作時系列 \hat{X}_2 を生成する。HMM による最尤軌道生成法[4]を、Coupled HMM に拡張した手法を提案する。

3 協調行為データを用いた Coupled HMM の MDL 規準学習

学習する Coupled HMM の基本構造を図 1 に示す。Couple させる二つの Hidden Markov Chain は、一つの HMM を共有しており、その構造を図 2 に示す。全体が複数のレジームからなり、すべてのレジ

ーム間で確率的な遷移を持ち、各レジームは、3 ステートの left-to-right HMM から構成される。レジームの数は学習により決定される。この Coupled HMM のパラメータ Θ は、以下の式で表されるコストを最小化する MDL 規準で学習される。

$$\text{コスト} = \text{モデル記述長} - L(X_1, X_2 | \Theta)$$

ここで、モデル記述長はモデルを記述するための符号の長さで、 $L(X_1, X_2 | \Theta)$ は対数尤度である。

コストの最小化のためのレジーム構造の探索は、レジーム数 1 の構造から、レジームを木状に分割してゆく、基本的に greedy search に基づいて行う。

4 尤度最大化規準による Coupled HMM からの協調行為の生成

一人の人間の身体動作時系列 X'_1 を与えたときに、これに協調する人間またはロボットの身体動作時系列 \hat{X}_2 は、以下の式で与えられる Coupled HMM の尤度最大化規準で生成される。

$$\hat{X}_2 = \underset{X}{\operatorname{argmax}} L(X'_1, X | \Theta)$$

ここで、 Θ は、3 章で述べた MDL 規準に基づいて学習した Coupled HMM のパラメータである。

5 実験

提案手法の有効性を検証するために、簡単なルールに基づいた協調行為の学習と生成の実験を行った。実験には Kinect を用いて取得した二人（人間 1, 2）のそれぞれの右手の 2 次元位置座標の 4 fps のそれぞれ 260 サンプルからなる時系列データ X_1, X_2 を用

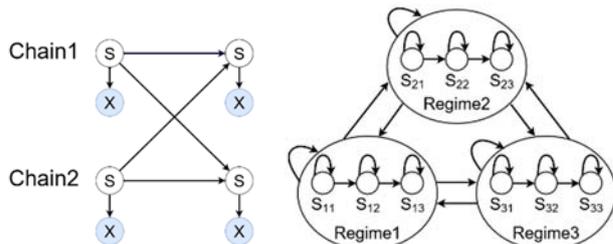


図 1: Coupled HMM の構造

図 2: Chain 1 と 2 で共有している HMM の構造

Learning and Generation of Collaborative Actions by MDL Coupled HMMs, T. Sasaki¹, N. Iwahashi¹, K. Funakoshi^{2,3}, M. Nakano², W. Oshikawa⁴, T. Nakamura⁴, T. Nagai⁴, Okayama Prefectural Univ.¹, Honda Research Institute Japan², Kyoto Univ.³, Univ. of Electro-Communications⁴

意した。協調行為タスクとしては、以下に流れを示す方向合わせゲームを取り扱う。

1. 互いに向かい合って右腕を正面に出して待機
2. 互いに腕を上下に三回振る
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へ、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

Coupled HMM の MDL 学習過程において、レジーム数を増やしていったときのコストの変化を図3に示す。レジーム数5の時にコストが最小となった。この時のレジームの Viterbi パスによる X_1 と X_2 の分節化の結果を図4(a),(b)に示す。図中、 r_i は i 番目のレジームを表す。それぞれのレジームが次のような行動を表すように適切に学習されたことがわかる。

1. 手を前に出す
2. 手を上下に一回振る
3. 手を右に振る
4. 手を左に振る
5. ハイタッチをする

最後に、協調行為の生成法により、人間1の動作時系列 X_1 と、学習された Coupled HMM を用いて、生成した動作時系列 \hat{X}_2 を図5に示す。この図より、図4(b)に示したオリジナルの動作時系列 X_2 を近似した適切な時系列が得られていることがわかる。

6 まとめ

Coupled HMM を MDL 規準学習することで、協調行為を学習する手法、および、学習した Coupled HMM を用いて、一方の動作時系列からそれに協調するもう一方の動作時系列を生成する手法を提案した。Deep Learning による二つの時系列の学習手法[5]などと比較して、本手法は少ない学習データでも高速に学習・生成が同時に可能である点で優位であると考えられる。

参考文献

- [1] L. Cao, et al.: Coupled Behavior Analysis with Applications, *IEEE Trans on Knowledge and Data Engineering*, 2008
- [2] J. Rissanen: A Universal Prior for Integers and Estimation by Minimum Description Length, *Annals of Statistics*, 1983
- [3] Y. Matsubara, et al.: AutoPlait: Automatic Mining of

Co-evolving Time Sequences, *SIGMOD*, 2014

- [4] K. Tokuda, et al.: An algorithm for speech parameter generation from continuous hmms with dynamic features, *EUROSPEECH*, 1995
- [5] 竹内, 他: Bi-Directional LSTM を用いた発話に伴うジェスチャの自動生成手法の検討, *HAI Symposium*, 2017

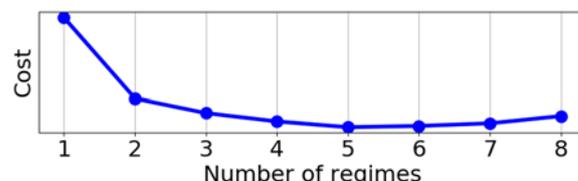


図3: Coupled HMM の構造探索時のコストの変化

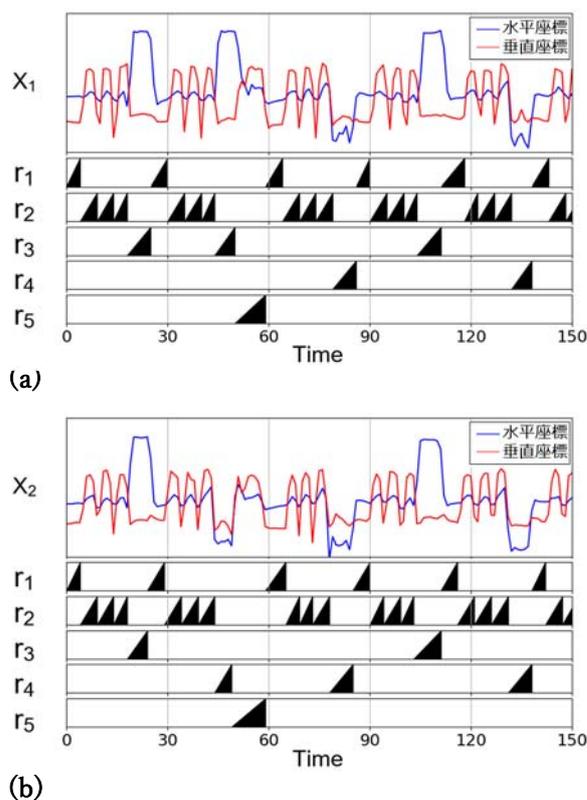


図4: 動作時系列の分節化の結果: (a)人間1, (b)人間2

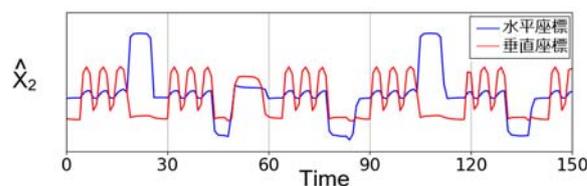


図5: 人間1の動作時系列 X_1 から生成された協調行為の動作時系列