

# 連続インタラクションデータからの系列パターン発見に基づく ロボットの行動則獲得

坂本 佳愛† 岡田 将吾‡ 西田 豊明‡

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‡

## 1. 概要

本研究では、撮影タスクにおけるロボットと人間との自由なジェスチャインタラクションを観測し、得られた多次元時系列データから、人間のジェスチャパターンとロボットの動作パターンの対を獲得可能なシステムを提案する。

撮影ロボットに任意の視点から撮影をさせるためには、自由なジェスチャを用いた人間とロボットとのインタラクションが必要である。そこで自由な多種のジェスチャを用いて操作可能な撮影ロボットの実現を目指す。

本研究ではロボットを遠隔から操作し、人間のジェスチャに対して適切な振る舞いをさせる (WOZ: Wizard of Oz) ことで、人間が表出するジェスチャ系列と、それに対するロボットの動作系列を観測する。

センサを通じて観測されたジェスチャ・動作系列は多次元時系列データに変換され、この時系列データから頻出するジェスチャ・動作パターンをボトムアップに抽出する。

パターンの抽出に用いるアルゴリズムには、[1]で提案されている DGCMD (Distance Graph Constrained Motif Discovery) アルゴリズムを改良して用いた。[1]では、ユーザがロボットに迷路を進むようにジェスチャで指示を行うタスクを設定し、観測されたデータから DGCMD アルゴリズムを用いてジェスチャと動作パターンをそれぞれ検出し、確率ネットワークを作成してジェスチャと動作の対を教師なし学習により獲得した。[1]では移動系ジェスチャのみを用いた迷路タスクだったのに対し、本研究では撮影タスクという、より複雑なタスクの中で起こる多種のジェスチャインタラクションを対象とした。実験では、頻出パターンの抽出、適切なクラスタリング、ロボットの行動則の自動獲得が可能であることを示し、本研究で拡張した DGCMD アルゴリズムが有効に機能することを示す。また、[1]では扱われていなかったポインティング動作の検出も可能であることを示す。

## 2. タスク設定

センサールーム内にポスターを設置し、その前で被験者 2 人とロボット 1 体との撮影タスクを行った。ロボットの位置は固定し、カメラ部分のみを動かす。被験者 2 人はポスターの前をほとんど動かさず、もう 1 人の被験者と話したり、ロボットに撮影して欲しいポスター上の場所を自由なジェスチャで指示したりする。二人が同時にロボットに指示することはない。ロボットは操作され、被験者のジェスチャに対して正解の動作を行う。モーションキャプチャーのマーカは被験者の頭、肩、手首、人差し指、ロボットの体、カメラ部分、ポスターの四隅

Acquisition of action rule of robot based on affiliated pattern discovery from continuous interaction data

Kae Sakamoto (Kyoto University, Faculty of Engineering, Undergraduate School of Informatics and Mathematical Science)

に取り付けた。

ポインティングなどといった、人によって意味が変わることのない非言語情報は教師あり学習によって検出し、それ以外の自由なジェスチャは教師なし学習によって検出する。それによって人間のジェスチャとロボットの動作の対を獲得する。

## 3. 提案システム

本システムには[1]で提案されたシステムを基本的に用いている。

### 3.1. システム概要

本システムの概要図を図 1 に示す。

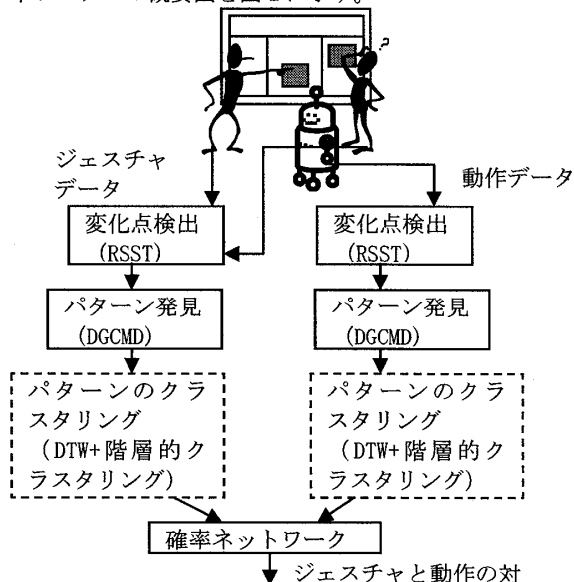


図 1: システム概要図 (破線四角は改良部分)

このシステムでは、実験で得られたユーザとロボットの時系列連続データから、まず RSST (Robust Singular Spectrum Transform) アルゴリズムで連続データの変化点を検出する。ある時刻  $t$  の前後の変化量を計算する場合、 $t$  より前の観測系列データからハンケル行列  $H(t)$ 、後の観測系列データからハンケル行列  $G(t)$  を形成する。

$$H(t) = [\text{seq}(t-n); \dots; \text{seq}(t-1)] \quad (1)$$

$$G(t) = [\text{seq}(t+1); \dots; \text{seq}(t+n)] \quad (2)$$

$H(t)$  について特異値分解を行い、最適な 1 個の特異ベクトルを求める。ここでは 1 は累積寄与率に基づいて算出される。

$$H(t) = U(t)S(t)V(t)^T \quad (3)$$

Find optimal  $l_p$

これは  $t$  より前の観測系列データ群の部分空間を求めていることに相当する。同様に  $G(t)$  の最適な 1 個の固有ベ

クトルを見つける。

$$G(t)G(t)^T u^s = \mu u^s \quad (4)$$

Find optimal  $l_f$

$$\beta_i(t) = u_i^s, i \leq l_f \text{ and } \lambda_{j-1} \leq \lambda_j \leq \lambda_{j+1} \quad (5)$$

求められたベクトルと部分空間を線形合成し、ノイズを減らすためのフィルタリングを行った後、変化度を調べる。

$$\alpha_i(t) = \frac{U_{l_f} U_{l_f}^T \beta_i(t)}{\|U_{l_f} U_{l_f}^T \beta_i(t)\|}, i \leq l_f \quad (6)$$

$$cs_i(t) = 1 - \alpha_i(t)^T \beta_i(t) \quad (7)$$

次に検出された変化点を制約系列データ (入力時系列データと同系列数) とし DGCMD アルゴリズムで頻出するパターンを発見する。時系列データと、制約系列データを入力し、この制約データの極大値付近の時系列データを抽出し、そこで得られた全てのデータに対して距離行列を作成する。閾値を設定して距離が近いものだけを残し、それを元に距離グラフを作成する。1つのクリークが1つのパターンに対応している。分散が大きくなる範囲でパターンの長さを伸ばし、頻出パターンを検出する。

また、RSST アルゴリズムで変化点を求めた後、検出されたジェスチャパターンと動作モチーフの間の遅延  $\rho$  を Granger-causality を用いて求める。発見されたジェスチャと動作のパターンを元に確率ネットワークを作成し、検出されたジェスチャと動作の対を獲得する。

ここで本システムでは Granger-causality を用いず、遅延  $\rho$  は適切な値を手により与えた。

### 3.2. DGCMD アルゴリズムの改良

DGCMD アルゴリズムでは、頻出するパターンは発見できているものの、異なるカテゴリに分類されるべきモチーフが全て同じクラスに分類されているなど、適切なクラスタリングが行えていないという問題があった。これは DGCMD のグラフクラスタリングにおいて、ある 2 クラスに属するパターン間にエッジが生成されるとその 2 クラスの全パターンが同一クラスに併合されることに起因すると考えられる。

この問題に対し本研究ではパターンを発見した後、さらに発見された全てのパターンに対して DTW を用いた階層的クラスタリング (Ward 法 [2]) を用いて再度クラスタリングを行うことで上記の誤って併合されたクラスを分割することでアルゴリズムの改善を行った。

次に、ポインティングジェスチャの発見は以下のように行う。人差し指と手首に取り付けられたマーカーからポインティングの方向ベクトルを取得し、その直線とポスター平面の交点を検出し、1 秒以上交点が動かない場合は静止ポインティングであるとして検出した。

## 4. 評価実験

### 4.1. 実験設定

実験は約 5 分 24 秒間行われ、38983 フレームのインタラクションデータを取得した (1 秒につき 120 フレーム)。

### 4.2. 評価実験結果

実験で取得した多次元時系列データを用いて前章で述べたシステムを用いて、パターンの発見と、ジェスチャと動作の関連付けを行った。今回発見できた頻出ジェスチャは、ポスターに沿って手を上から下へ動かす down、同じく下から上へ動かす up、撮って欲しい範囲の周りを人差し指で円を描く用に示す round の三つだった。動作に関しては、カメラを右に動かす right、左に動かす left、上に動かす up、下に動かす down の四つであった。それぞれのパターンの適合率及び再現率は表 1 のようになった。

	適合率	再現率
ジェスチャ down	0.3	0.75
ジェスチャ up	0.67	1
ジェスチャ round	1	1
動作 down	0.86	0.75
動作 up	0.86	1
動作 right	1	1
動作 left	1	1

表 1: パターンの適合率・再現率

また、ジェスチャと動作の関連付けでは、ジェスチャ up と動作 up、ジェスチャ down と動作 right、ジェスチャ round と動作 down が関連付けられた。ジェスチャ down と動作 right が関連付けられたことに関しては、ジェスチャ down の適合率が低いことから分かるように、ジェスチャ right がジェスチャ down として誤認識されたため、そのジェスチャの直後に現れた動作 right と関連付けられたのが原因である。ジェスチャ round が現れた場合、ロボットは人間が指し示す方向にカメラを向けるので、どの動作と関連付けられても問題はなく、今回は上の方を向いていた時にポスターの下のほうで人間がジェスチャ round を行ったため、この組み合わせが関連付けられた。

静止ポインティングは実験中 2 回現れたが、前の章で述べた方法で 2 回とも検出できた。

## 5. まとめ

本論文では、撮影タスクにおける人間とロボットとの自由なジェスチャインタラクションからジェスチャと動作のパターンを抽出し、その対を獲得可能なシステムを提案した。続いて実験結果から、本システムを用いることでジェスチャと動作の頻出パターンが検出され、改良したアルゴリズムにより再度クラスタリングを行うことで、従来の方法よりも適切なクラスタリングを行うことができ、撮影タスクといった複雑なタスクであってもインタラクションパターンの抽出とロボットの行動則の獲得が可能なが分かった。

[1]の実験では、ロボットの動作を決定づけるのはジェスチャのみであったが、今回行った実験ではジェスチャだけでなく現在のカメラの状態もロボットの動作を決定づける要因としてモデル化する必要があるため、今後の課題とする。

### 参考文献

- [1] Yasser Mohammad. Unsupervised Simultaneous Learning of Gestures, Actions, and their Associations for Human-Robot Interaction. IROS2009
- [2] Distances between Clustering, Hierarchical Clustering. <http://www.stat.cmu.edu/~cshalizi/350/lectures/08/lecture-08.pdf>