

動作の分節化に基づく家事タスクにおける行動の構造化

Structuralization of Housework Tasks based on Segmentation of Actions

岩田 健輔
Iwata Kensuke

池田 成満
Ikeda Narumitu

青木 達哉
Aoki Tatuya

西原 成
Nishihara Joe

中村 友昭
Nakamura Tomoaki

長井 隆行
Nagai Takayuki

電気通信大学

The University of Electro-Communications

In this paper, we propose a framework for the robots to carry out housekeeping tasks in various home environment. The idea is that the data, such as joint angles, images, and so on, from a teleoperated robot are used to learn primitive actions, and they are shared among the robots which are connected through cloud. This paper mainly focuses on the structuralization of the tasks using the hidden semi-Markov model based on Gaussian process to joint angles of the robot. Some results using the data from Human Support Robot (HSR) show that meaningful actions can be extracted using the proposed method.

1. はじめに

近年、人間の生活を支援するロボットの開発が活発化しており、徐々にではあるが家庭への導入が始まっている。ロボットが人間の生活を支援する為には、ソフト、ハード共にユーザや自身の状況、環境の状態や変化への柔軟な対応が求められる。そして、ロボットはその環境にあった行動を実行できなくてはならない。しかしながら、多くのロボットは環境情報が限定されていないと活動することが困難である。よって、家庭環境に導入することは未だ難しい。

そうした中で、トヨタ自動車(株)が開発した、障害者や高齢者などの生活を支援する家庭用ロボット、Human Support Robot(HSR)は機能性、安全性に非常に優れているだけでなく、そのコンパクトなサイズ故に、日本の家庭への普及が期待される[1]。本研究では、HSRが操作されることで収集できるデータに基づき、HSRを徐々に自律化させることを検討する。ロボットが自律行動を行うことは、環境や状況が限定されていれば比較的容易である。しかし、実環境においては、状況や環境には様々なバリエーションが存在している。その為、ロボットが様々な環境の変化に合わせて自律的に行動することは非常に困難である。そこで、同一の身体性を持った複数のロボットが、自身に教示された動作や周囲の状況をデータとして蓄積し、一所に集約する。そして、個々のロボットは、タスクを求められた時、必要なデータを集約したデータ群から引出し、組み合わせることで目的のタスクを達成することを考える。ここではまず、異なる環境、状況で行動や動作の学習を行うことを想定する。それぞれのロボットは、自身が行ったタスクを行動や動作ごとに分割し、動作データと行動の構成をクラウド[2]へと送り構造化を行う。そして、新たにタスクを行うロボットは、クラウドに蓄積されたデータから今の状況にあった動作を引出し、組み合わせることで必要なタスクを行う。これにより、新たにロボットが現場に導入されても、その環境に近い他のロボットの教示データを利用して学習を行うことが可能になる。家庭環境への導入初期の段階では、ロボットは人間が操作したタスクを行い、その操作によって得られたデータを蓄積、共有することを想定している。蓄積されたデータをもとに、環境における行動の選択や自身が行った動作の解析を行い、タスクを構

成する行動や行動を構成する動作を学習する。本研究では、この再利用可能且つ階層的にタスクを表現することを、タスクの構造化と呼ぶ。本稿においては、手動操作により家庭内タスクを実行して得られた関節情報から、家庭内タスクに含まれる基本的な動作の抽出を試みる。また、抽出された基本動作から、行動の抽出を試みる。

2. 関連研究

動作や行動の学習に関する研究として、[5]などの人間が動作を行っている様子を模倣し学習する模倣学習。乳幼児の動作学習方法を参考にした身体バブリング[4]など様々なものが行われている。また、日常生活における行動から、動作を抽出する研究として[6]があげられる。本研究における重要な点は、人間が目的をもってロボットを直接操作し、その情報から動作を抽出、行動を構造化する点である。文献[6]と本研究は共に日常の中での行動を動作ごとに分節することで分類を行う。しかし、文献[6]では、家庭環境から得られる人の動作を対象としているのに対し、本稿ではロボットの身体性を考慮し、人間による操縦から得られる、ロボットの動作を対象としている。本研究は、HSRを徐々に家庭環境において自律化させていくことを目的としている。初期段階では、家庭環境や人間の生活環境、仕事場に導入されるものの人間の操作により活動することを想定している。人間の操作により、環境データと行動データを蓄積、学習していくことで少しずつ環境にあわせ柔軟な行動を自律的に選択できるようになっていくことを目的とする。

3. HSRの自律化に向けて

3.1 家庭環境での活動の構想

図1に示すように、各家庭、職場に導入されたHSRは、その環境において自身が行ったタスクや状況をクラウドに集約する。初期段階では、各家庭環境においてHSRは図2に示すように、人の手により操作され物を片づける等の様々なタスクを行う。HSRは自身がタスクを行う環境を内外のセンサーにより逐次記録すると共に、タスク実行時に自身の関節情報を記録する。記録したデータをもとに、環境に応じて選択されたタスクが、どのような行動を行い、状況がどう遷移したかを分析する。片づけタスクであるならば、物を拾う等の目的を持った行動による環境の変化を分析する。状態と行動の関連性として図

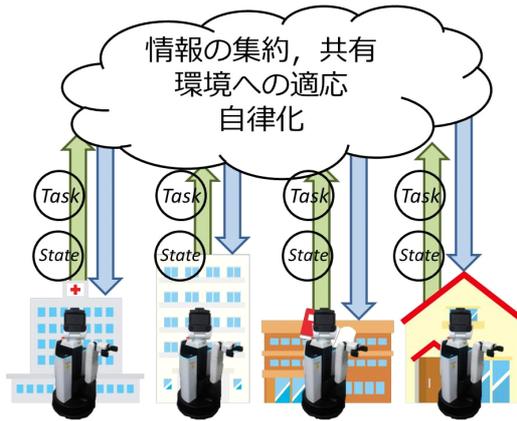


図 1: 情報の集約と共有

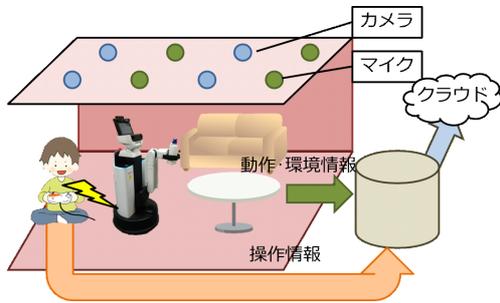


図 2: 家庭環境における情報の収集

3 に示す遷移モデルを考える。家庭内における状態は、選択したタスクに含まれる行動により遷移する。そして、タスクに設定された目的の達成に応じて、報酬が決定される。このモデルを学習することで、家庭環境での自律的な行動が可能になると考える。

3.2 タスクの構造化

図 3 に示すモデルの学習を行うには、タスクに含まれる行動が明確でなければならない。そこで、図 4 のように、行動を基本動作の組み合わせで表現する。関節角度の情報から腕を下げる、身長を変えるなどの基本動作を抽出する。そして、基本動作を組み合わせることで、物をつかむ、引き出しを開けるなどの行動を表現する。このようなタスクの階層的な表現をタスクの構造化とする。環境に応じてタスクや行動の構造は変化する。既知の環境であれば、自身の蓄積された情報から対応した状況とタスクを引き出すことで実行できる。また、未知の環境では、学習した基本動作を用いて、環境に適した組み合わせで行動を生成する。そして、環境に応じた行動の組み合わせでもってタスクを表現することが可能である。本稿では、この関節角度情報から基本動作の抽出を行う。HSR の関節角の時系列的な情報に対し、文献 [3] にて提案されたガウシアンプロセスに基づく隠れマルコフモデルを用いて、関節角度情報の分節と分類を行う。この分類により得られた時系列データの遷移を基本動作とする。HSR はシングルアームのロボットであるが、複数の関節を保有する。多次元関節情報をそのまま学習することは計算コストが高い為、各関節情報を機能ごとに分割したもので統合し分節化する。また、ガウシアンプロセス

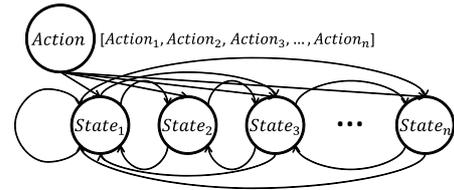


図 3: タスクの選択と実行における環境の遷移

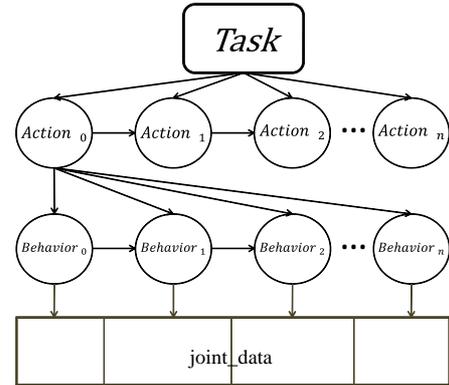


図 4: タスクの構造化

に基づく隠れマルコフモデルを用いるには、分類のクラス数を最初に指定する必要がある。ここでは関節の自由度を考慮し、その関節に妥当と思われるクラス数を指定する。

4. 基本動作の抽出

4.1 ガウシアンプロセスに基づく隠れマルコフモデル

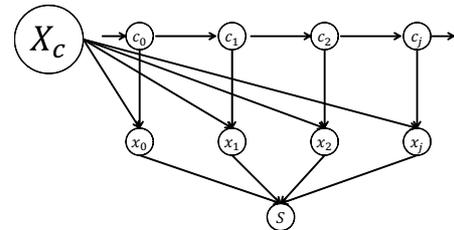


図 5: ガウシアンプロセスに基づく隠れマルコフモデル

文献 [3] にて提案された手法であり、連続値である動作系列を連続値のまま教師なしで分節化することで、単位動作の学習を行う方法である。一般的な隠れマルコフモデルにおける出力を、ガウシアンプロセスにおけるパラメータとすることで、隠れマルコフモデルの一つの状態を、一つの連続的な基本動作を表現するモデルとすることが可能となる。このグラフィカルモデルを表すと図 5 のようになる。図 5 における $c_j (j = 1, 2, \dots, J)$ が基本系列のクラスを表しており、クラスと対応した X_c をパラメータに持つガウシアンプロセスから基本系列 x_j が生成される。

$$c_j = P(c|c_{j-1}) \quad (1)$$

$$x_j = GP(x|X_{c,j}) \quad (2)$$

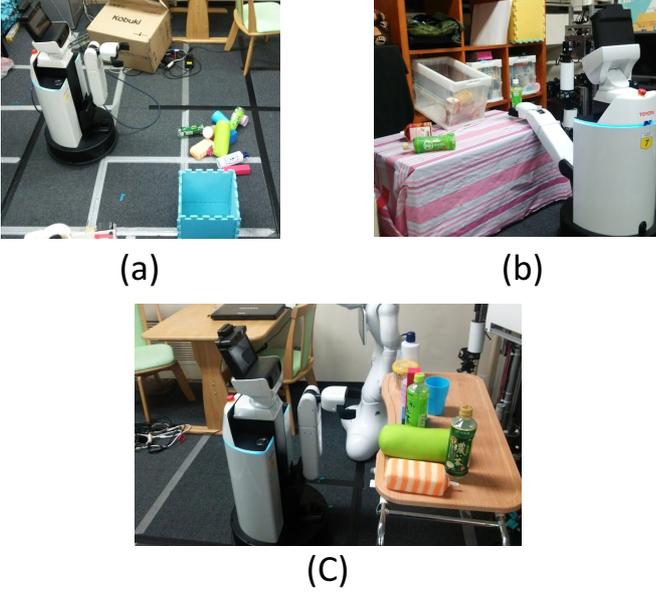


図 6: 家庭内タスク

ただし, \mathbf{X}_c はクラス c に分類された基本系列の集合であり, これらの基本系列を結合することで観測系列 $\mathbf{S} = s_1, \dots, s_J$ を獲得できる.

4.2 隠れセミマルコフモデル

文献 [7] にて提案された手法であり, 教師なしで単語列を品詞ごとに分節化を行うことができる手法である. 分かち書きされていない, 連続な文字列 \mathbf{s} を分割して得られる単語列 \mathbf{w} 及び単語列に対応した品詞列 \mathbf{z} の確率 $P(\mathbf{w}|\mathbf{s})$ $\mathbf{w} = (w_1, w_2, \dots, w_M, z_1, z_2, \dots, z_M)$ を最大化する. $P(\mathbf{w}|\mathbf{s})$ はそのままでは計算が困難であるため以下の式のように置く.

$$P(\mathbf{w}|\mathbf{s}) = \prod_{i=1}^M P(w_i, z_i|h_{i-1}) \quad (3)$$

$$h_i = (w_1, w_2, \dots, w_i, z_1, z_2, \dots, z_i)$$

また, $P(w_i, z_i|h_{i-1})$ を以下のように定義する.

$$P(w_i, z_i|h_{i-1}) = P(z_i|h_{i-1})P(w_i|h_{i-1}) \quad (4)$$

$$P(w_i|z_i, h_{i-1}) = P(w_i|w_{i-N+1}^{i+1}, z_i) \quad (5)$$

$$P(z_i|h_{i-1}) = P(z_i|z_{i-N+1}^{i+1}) \quad (6)$$

ここで, i 番目の単語は $N-1$ 個前までの単語列と i 番目の品詞に, i 番目の品詞は $N-1$ 個前までの品詞に依存する. 文字列における単語境界は与えられていない為, \mathbf{w} は観測できず, \mathbf{s} のみ観測できる. 従って, 文字列を分節化したセグメントを単語候補とし, 単語候補の隠れ変数として品詞の加わったセミマルコフモデルとする.

5. 実験

タスクを構成している基本動作の抽出と分節化を行う為, 図 6 に示す, 床の物を箱に片づける, 棚の物を引出に片づける,

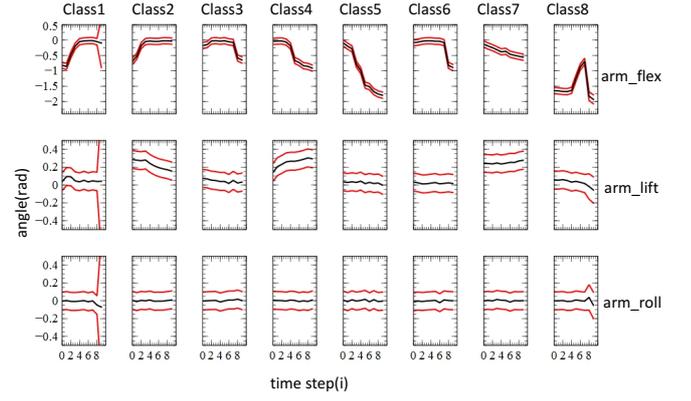


図 7: 抽出された arm の基本動作

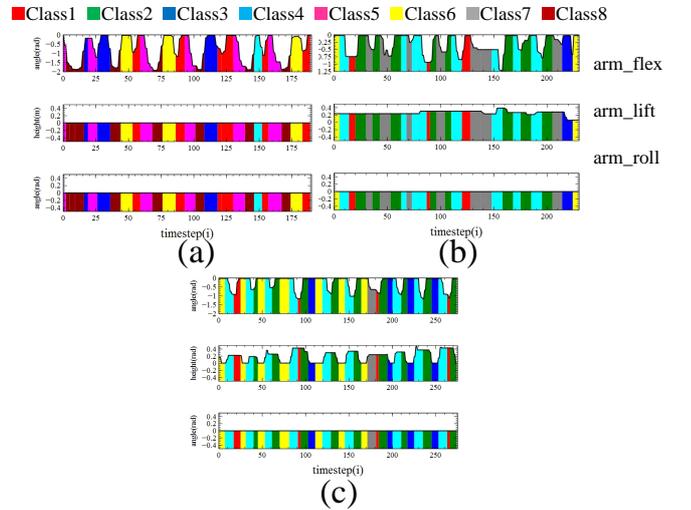


図 8: arm によるタスクの分節 (a) 床の物を片づける, (b) 机の上の物を引出にしまう, (c) 机の上の物を他の机に運ぶ

机の上の物を片づけるの 3 種類の異なる状況での物体の片づけタスクを家庭環境において行った.

5.1 基本動作の抽出

家庭内タスクより抽出された腕部の基本動作を図 7 に示した. 腕部は振れ角, 回転, 昇降の 3 つの関節が統合されており, 8 つのクラスを設定し学習を行った. 抽出された動作は腕部の振れ角の上下や昇降の変化を表す動作が抽出されており, それぞれ特徴的な関節角の遷移が確認できた. その一方で, クラス 3 とクラス 6 による遷移を確認すると, その二つのクラスが示す関節角の遷移には大きな違いは確認できなかった. これらの基本動作の数は, ガウシアンプロセスに基づく隠れマルコフモデルにおけるクラス数の影響を強く受ける. その為実際にタスクに出現した基本動作に対して, それよりも多くのクラス数を設定した為, 重複した基本動作が抽出されたのだと考えられる. また, 腕部の回転については今回のタスクでは使用しなかったため, 遷移が現れていない. しかし, 多様な基本動作の

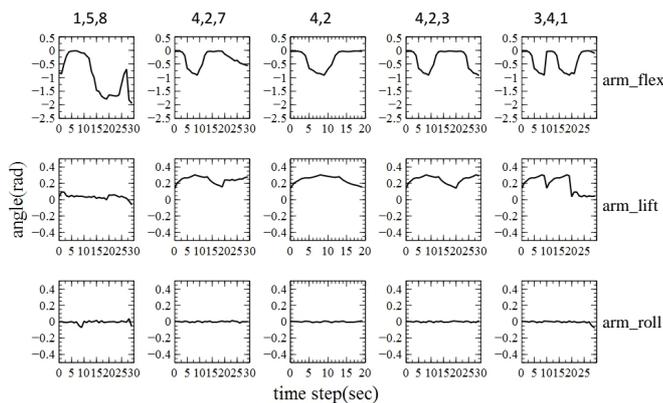


図 9: arm の基本動作の分節化

抽出を行いたい為、回転の基本動作の学習も行う必要がある。その為には、より多くの環境において基本動作の学習を行う事が今後の課題となる。

5.2 基本動作によるタスクの分類

抽出された基本動作によるタスクの分節結果を図 8 に示した。図 8 はそれぞれ片づけたタスクの結果を表している。それぞれのタスクにおいて、関節角の遷移の変わり目となる位置において、基本動作による分節が行われている。三つのタスクはそれぞれ、作業環境の高さが異なる。その為、(a), (b), (c) において出現する基本動作の頻度や順序も異なる。(a) においては低い場所での作業の為、腕部の昇降が低い基本動作を表す、クラス 5, クラス 8 が頻出している。(b),(c) においては高い場所での作業の為、腕部の昇降が低い基本動作を表す、クラス 4, クラス 7 が頻出している。また、それぞれのタスクにおいて出現している基本動作は規則的であった。これら動作をまとめることで、行動の階層性が見える。

5.3 基本動作の分節化

連続的なデータである、タスクにおける関節情報を基本動作に分類、分割することで離散的なデータとする。この離散的なデータである、基本動作を HSMM を用いて分節化を行うことで、行動の抽出を試みた。図 9 はそれぞれ、基本動作を分節した結果である。図、上部の数字は、HSMM により単語として分割された基本動作である。基本動作の分節化結果のうち、特に出現頻度の多い 5 つの行動が抽出された。5 つの行動はそれぞれ、物を拾う、物を置く、といった腕部の行動を表現している。また、抽出された行動をそれぞれ比較すると、5 つのうち 4 つは同じような動作を表現している。これは、個々の基本動作は異なるが、その組み合わせにより同じような意味合いを持つ腕部の動き、行動を表現していると考えられる。これらの行動を関節角の情報だけで、実際に家庭環境で行動することは困難である。この、基本動作の組み合わせにより表現された行動に、更に作業領域の高さや距離等、環境の情報を組み合わせていくことが今後の課題となる。

6. まとめ

本研究では、HSR の自律化を検討した。その第一段階としてタスクの構造化を行い、関節角の遷移の情報からタスクを構

成する基本単位となる動作を抽出し、抽出された動作を用いて更に分節化することで、行動への発展性を示した。環境の異なるタスクから基本的な動作の抽出を行った結果、それらのタスクにおける関節角の情報から、意味のある基本動作の抽出が行えることを確認した。タスクの分節化においては、関節角の遷移の変わり目となる位置において分節されていることが確認できた。また、タスクにおいて出現した基本動作を分節することで、行動を抽出できる可能性を示した。

今後の課題としては、クラス数の推定をノンパラメトリックな手法を用いて自動で行えるようにすることがあげられる。また、タスク時における環境情報を統合することで、より柔軟な行動を学習することや、学習したデータをクラウドにて共有する具体的な方法の検討を行っていく予定である。

謝辞

本研究は、JST, CREST の支援を受けたものである。また、HSR を提供いただいたトヨタ自動車 (株) に感謝する。

参考文献

- [1] 寺田 耕志, 高岡 豊, 山内 実, 山本 貴史 “小自由度アームと全方位台車を活用した移動把持ロボット HSR-2015”, 日本ロボット学会学術講演会, RSJ2015AC3F1-02
- [2] Ben Kehoe, Sachin Patil, Pieter Abbeel and Ken Goldberg “A Survey of Research on Cloud Robotics and Automation”, IEEE Transactions on Automations Science and Engineering, 2015
- [3] 中村 友昭, アッタミムハンマド, 長井 隆行, 持橋 大地, 小林 一郎, 麻生 英樹, 金子 正秀 “ガウス過程の隠れマルコフモデルによる時系列データの分節化” 計測自動制御学会 システム・情報部門学術講演会, 2015 年, GS13-3
- [4] 山田 浩貴, 高橋 城志, 尾形 哲也, チャンドラ ハディ, 菅野 重樹 “身体バブリングによる事前学習を用いた柔軟関節ロボットの効果的な動作生成” 情報処理学会第 77 回全国大会, 2015, 5T-08
- [5] 田淵 一真, 谷口 忠太, 榎木 哲夫 “模倣学習と強化学習の調和による効率的行動獲得” The 20th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 2006, 3C1-2.
- [6] D.Kulic, W.Takano and Y.Nakamura, “Incremental learning clustering and hierarchy formation of whole body motion patterns using adaptive hidden markov chains” International Journal of Robotics Research, Vol.27, No.7, pp.761-784, 2008
- [7] 内海 慶, 塚原 裕史, 持橋 大地 “隠れセミマルコフモデルに基づく教師なし完全形態素解析” 言語処理学会 第 21 回年次大会 発表論文集 2015 年 3 月