

ディリクレ過程と相互情報量による非分節対象物操作からの動作抽出

Extracting characteristic motion from unsegmented human motion based on N-gram statistics and Dirichlet Process

濱畑 慶太*1†

Keita Hamahata

谷口 忠大*1

Tadahiro Taniguchi

岩橋 直人*2

Naoto Iwahashi

西川 郁子*1

Ikuko Nishikawa

*1立命館大学

Ritsumeikan University

*2情報通信研究機構

National Institute of Information and Communications Technology

In this paper, we describe an architecture which enables a robot to extract characteristic unit human motions corresponding to respective physical objects from unsegmented human motion. It is difficult for an autonomous robot to extract unit motions and to imitate the motions from unsegmented human motion. In our approach, we have a robot to utilize the information of outer object the human motion referring to. When we manipulate a tool or another physical object, we display characteristic bodily movement corresponding to the object. We developed a computational imitation learning method using Hierarchical Dirichlet Process - Hidden Markov Model which models continuous human motion and mutual information criteria to extract unit motions corresponding to outer objects. In experiments, a participant's movements are measured by using a motion capture system while he manipulates several tools. From the recorded data the proposed learning architecture could extract characteristic unit motion corresponding to physical object.

1. はじめに

ロボットが人間のように社会環境適応していくためには、連続的な世界の情報から効率的に動作獲得を行う必要がある。自律ロボットの環境適応を議論する際に主に強化学習と模倣学習が多く問題にされるが、人間が社会的なルールや他者の社会での行いを学ぶ際に多く用いられるのが模倣学習である。

模倣学習は対象となる動作の観察と観察した動作を真似するという2つの過程から構成される。他者の観察に基づく模倣学習は、オペラント条件付けに基づく強化学習とは異なり社会的な学習であると考えられる。模倣学習は機械学習の枠組みではしばしば単純化され教師有り学習と同一視されるが、入力に対して出力を与えることで写像関係を学習するという教師有り学習には含まれない様々な問題を模倣学習は含んでいる。例えば、表面上は同じ動作であったとしても、それがどのような意図によって行動されたものであるかによってしばしば模倣対象は変わってくる [Billard 04]。例えば、連続的で非分節な時系列として提示される非模倣者の動作から、模倣者がどの部分を真似るかという問題についても人間は易々と行うにも関わらず、ロボットが行おうとすると困難な問題の一つである。これらの問題を解決することは、社会適応可能な自律ロボットを実現する上でも人間の知能を理解する上でも重要であると考えられる。

そこで、本論文では連続的な非分節動作時系列から模倣者がいかに特徴的な動作系列を抽出し模倣するかという点に焦点を当てる。

2. 研究目的

人間の幼児は1歳半頃から親の動作を自発的に模倣し始め、バイバイやお辞儀などを表出するようになる。人間の幼児のように様々な動作を観察やインタラクションを通じて自律ロボットが学習することができれば、人間とのインタラクションを通

じて自らが用いる動作自体を適応的に獲得することができると考えられる。

非分節な動作系列から特徴的な動作を抽出するためには二段階の問題がある。1つは非分節な動作系列を適切に区切るという問題である。日常的な人間の動作には明確な始まりと終わりの定義はないため、いかに動作を定義するかが問題となる。もう1つは区切られた動作系列から特徴的な動作を抽出するための指標をいかにするかという問題である。これは、区切られた動作系列は特徴的な動作とそうでない動作で構成されており、また観察した動作系列の中に特徴的な動作がいくつか含まれているかは未知であるため問題となる。

稲邑らは [稲邑 03] 観測された動作系列に対して HMM を用いてシンボル化を行い、得られたシンボル系列から複数のシンボル列からなる原始シンボルとして学習させるような階層構造による動作の記憶、認識方法を提案しており、学習の逆プロセスをたどることで動作の生成も行っている。さらに、Kullback-Leibler 情報量を用いてそれぞれの原始シンボルとの距離を導入することで動作の認識を行うことができ、それぞれのシンボルの確率空間における幾何学的距離に基づいて新たなシンボルを生成することで動作の生成も行っている。これらの研究はシンボルを得るための行動要素についての議論がされておらず、実験者によって経験的に決められている。しかし、行動要素の数によって得られる原始シンボルも変わっていくため、データに応じて行動要素の数を決定するような枠組みについて考える必要があると考えられる。大川ら [大川 06] は、観測データに対していくつかの窓を設定し、そこから抽出された動作同士の相関を考慮することで特徴的な動作の抽出を行っている。大川らは動作の重要性について、そのパターンが現れる頻度を動作の重要性を測る指標の一つとして用いており、何度も繰返し現れるパターンを記憶することでその情報を他の情報に再利用することができるかと主張している。しかし、人間の自然な動作を対象とする場合にはノイズの影響を考慮する必要があり、直接的に動作時系列を扱うことは困難である。これに対して、谷口ら [谷口 09] は Switching AR モデルを用いて動作時系列を潜在状態に符号化し、最小記述長に基づき符号列の分節化と

連絡先: 濱畑 慶太, 立命館大学情報理工学部, 滋賀県草津市野路
東 1-1-1, 077-561-5829, hamahata@em.ci.ritsumei.ac.jp
† 現在アクセンチュア (株) に勤務

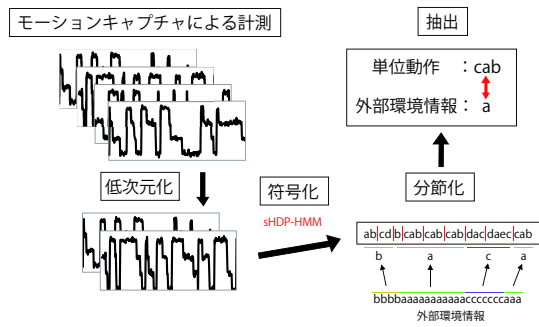


図 1: 提案手法の概要

特徴的動作の抽出を行っている。これらの研究は観測データのみから特徴的な動作抽出を行うことを目的としているが、そもそも特徴すべき動作とは動作を行った場所や用いた道具などの外部環境も関係していると考えられる [乾 01]。よって、特徴的な動作抽出を行う際には観測データと外部環境の両方を考慮する必要があると考えられる。

そこで、本研究では Sticky Hierarchical Dirichlet Process-Hidden Markov Model (sHDP-HMM) を用いてモデル化および符号化を行う。得られた符号列に対してエントロピーを用いて分節化を行い、分節化された単語と外部環境との相互情報量に基づいて外部環境に対応した単位動作を抽出する手法を提案する。本実験では外部環境として道具のみを扱うため、以下外部環境を対象物として記述していく。実験ではモーションキャプチャを用いて計測した非分節な人間の動作系列に対して、本提案手法の有効性について確認した。

3. 提案手法の概要

本研究の目的は、非分節な動作時系列に対して対象物に対応した単位動作を抽出することである。本提案手法の概要を Fig. 1 に示す。次節より各手法について述べる。

3.1 モーションキャプチャによる計測と低次元化

人間の上半身の動作時系列をモーションキャプチャにより計測する。計測されたデータを $X(t) = [x(1)x(2) \cdots x(T)]$ とする。 $x(t) t = 1, 2, \dots, T$ は各時刻 t に計測された D 次元の列ベクトルであり、 T は時系列長さである。計測されたデータは高次元であるため計算コストの削減を行う必要がある。また、人間の特徴的な動作はその動作の一部の部分空間であると考えられるため、単位動作を抽出するために本質的でない次元の動作を削除する必要があると考えられる。そこで、本提案手法では計測されたデータに対して特異値分解を用いて低次元化を行う。 X に対して特異値分解を行うと $X = U\Sigma V^T$ となる。ただし、 Σ は $D \times T$ 行列 ($\Sigma = [\omega_{ij}], \omega_{ij} = \sigma_i \delta_{ij} (1 \leq i \leq D, 1 \leq j \leq T)$)、 U は $D \times D$ 行列、 V は $T \times T$ 行列である。また、 τ は転置を表す。

このとき、 Σ を $K < D$ とし $\Sigma_{(K)} = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_K)$ によって置き換え、 U, V^T をそれぞれはじめの K 列、 K 行のみに制限した行列 $U_{(K)}, V_{(K)}^T$ により作られる行列

$$X = U_{(K)} \Sigma_{(K)} V_{(K)}^T \quad (1)$$

は rank が K の行列による X のフロベニウスノルムの意味での最良近似となることが知られている。よって、上記の操作により、時系列データとしては二乗誤差が最小となる低次元時系列による近似となっている。

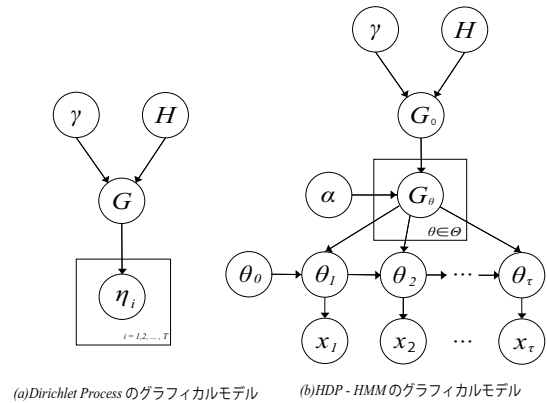


図 2: グラフィカルモデル (a)DP (b)HDP - HMM

3.2 sHDP-HMM によるパラメータ学習と符号化

低次元化した時系列データに対して符号化を行う際に符号の種類は分節化や抽出に大きな影響を及ぼす。そこで、本提案手法では Dirichlet Process [Thomas 73] を HMM に適用した sHDP-HMM を用いて時系列データの符号化とモデル化を行う。Dirichlet Process とは無限次元の分布を生成する過程であり、無限次元の Dirichlet 分布を構成していると考えられる。Dirichlet Process のグラフィカルモデルを Fig. 2(a) に示す。この無限次元の Dirichlet 分布によって HMM の潜在状態が決定されるモデルが Teh ら [Teh 08] によって提案されている HDP-HMM である。HMM に無限次元の潜在状態を仮定することにより、データに応じて潜在状態の数を決定するような柔軟なモデルになる。HDP-HMM のグラフィカルモデルを Fig. 2(b) に示す。基底測度 H と集中度パラメータ γ をパラメータとする DP によって基底分布 G_0 が生成される。この基底分布 G_0 より、潜在状態を生成する分布 G_θ が生成される。 x_i は i 番目に生成された観測データである。潜在状態の遷移確率は推定された潜在状態に応じて逐次決定され、ある潜在状態に対して全ての潜在状態から遷移する可能性がある。よって、HDP-HMM はエルゴディック HMM となる。潜在状態の推定は潜在状態の事後確率からサンプリングを行うことで推定する。本実験では Blocked Gibbs Sampler を用いた [Fox 05]。

本提案手法では、Fox ら [Fox 05] が提案している HDP-HMM の自己遷移確率にバイアスを付加した sticky HDP-HMM を適用した。自己遷移確率を大きくすることで潜在状態の過剰遷移を抑えることができるため、動作の連続性を仮定すると効率良いモデリングと単語抽出を行うことが可能になると考えられる。

3.3 符号列の分節化とキーワード抽出

sHDP-HMM により得られた符号列を文章とみなす。この文章を構成するそれぞれの文字は、姿勢を生成するガウス分布の潜在状態に対応しているため、この文章に対してキーワードとなる単語の抽出を行うことで単語に対応した単位動作の抽出を行うことができる。抽出したい単語がどのような文字によって構成されているかは未知のため、本提案手法では辞書を用いない単語抽出手法を用いる。

3.3.1 n-gram 統計を用いた分節化

sHDP-HMM により得られた文章 d は辞書 $dict.$ に含まれる単語群 $\{w_j\}$ の連なりで記述されているとする。また、単語 w_j は文字の連なり $a_1^j a_2^j \cdots a_{m_j}^j$ で表されているとする。この

とき、文章 d の符号長は

$$L(d) = - \sum_j \#(a_j|d) \log(p(w_j|d))$$

$$p(w_j|d) = \frac{\#(w_j|d)}{\sum_k \#(w_k|d)} \quad (2)$$

となる。ここで $\#(w_j|d)$ は分節化された文章 d 内に単語 w_j が出てくる回数である。例えば、 $d = ([ab][ab][c][ab][ca][b])$ の場合、 $\#([ab]|d) = 3$ となる。

符号長を最小にするように分節化を行う。

辞書 $dict.$ が与えられたとき、文章の符号長 $L(d)$ を最小化するためには、単語 w_j 1 つあたりの符号長を

$$Score_j = \log(p(w_j|d)) \quad (3)$$

としてこの総和が最大になるように分節化を行う必要がある。各単語の生起回数を既知とする近似が許されるならば、この分節化は動的計画法 (Viterbi サーチ) を用いることで計算量を抑えて実行することができる。しかし、初期辞書の作成において、 $dict.$ の候補としては文章に含まれる全ての N -gram が対象になるため、全探索を行うには膨大な時間がかかる。そこで、分節化前の N -gram の頻度情報に基づき近似的に初期 $Score$ を求め、全ての N -gram を辞書に登録した後に、初期の分節を決定する。初期 $Score$ を以下のように定める。なお、辞書に含まれない分節に対しては十分に大きな負の値を $Score$ として与える。

$$Score^{initial} = \log\left(\frac{\#(w_j|d)}{\sum_i \#(a_i|d) \cdot f_0}\right) \quad (4)$$

f_0 は期待される単語の平均長さを設定する。本研究では $f_0 = 2.0$ とする。この初期 $Score$ に基づき文章を分節化したあとに、文中に現れた単語を数え上げ、Eq.3 に従い計算して辞書を作成する。また、無駄な計算量の削減のために初期辞書の登録に N -gram 出現頻度が F_{min} 以上のもののみ登録する。本研究では $F_{min} = 5$ とし、5-gram までを考慮した。最後に自明である unigram の単語を辞書から除いたものを抽出された単語とする。

3.3.2 相互情報量を用いた動作と外部環境のマッピング

次に人間が何を操作しているかを表す、外部環境情報を $scene_j$ ($j = 1, 2, \dots, M$) と定義し、分節化された単語列 c_i ($i = 1, 2, \dots, L$) と外部環境情報との相互情報量 $I(c, scene)$ を計算する。ここで、 L は分節化された文字列の数、 M は外部環境の数である。相互情報量は以下の式で表される。

$$I(c, scene) = \sum_i \sum_j p(c_i, scene_j) \log\left(\frac{p(c_i, scene_j)}{p(c_i)p(scene_j)}\right) \quad (5)$$

$p(c, scene)$ は同時確率密度関数である。作成された辞書に対して、順に 1 単語ずつそれぞれ unigram の単語として分割し相互情報量を計算する。分割したときの相互情報量と分割する前の相互情報量を比較し、分割した場合の相互情報量の方が高くなれば辞書からその単語を削除し、逆に低くなった場合は残すという操作を繰り返し行うことで外部環境情報を考慮した辞書からのキーワード抽出を行う。なお、本実験では外部環境情報は実験者によって事前に与えられることとする。

4. 評価実験

提案手法の妥当性を検証するために実験を行った。実験では被験者に複数の対象物を操作させ、それぞれの対象物に応じた

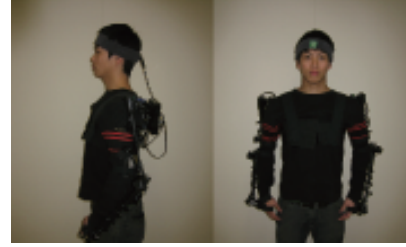


図 3: モーションキャプチャの外観

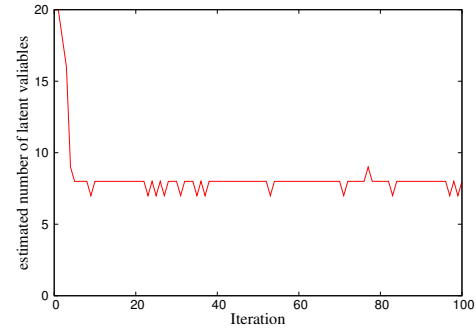


図 4: 潜在状態数の最大値の推移

動作を抽出することを目的とした。モーションキャプチャにより計測したデータに対して sHDP-HMM と HMM により符号化した結果と比較し、sHDP-HMM の優位性について検証するとともに相互情報量を用いることで対象物に応じた動作を抽出することが可能であることを示す。

4.1 実験条件

抽出を行う対象を人間の上半身動作とし、機械式モーションキャプチャである Meta Motion 社製の Gypsy5 Torso を用いて人間の各関節角を計測した。Fig. 3 にモーションキャプチャの外観を示す。自由度は頭、首、両肩、両鎖骨、腰、両肘、両手首、胸の 3 次元オイラー角の 36 次元である。実験では、1 セッション 20[sec] として 3 セッションの動作系列をモーションキャプチャによって記録した。フレームレートは 60[Hz] であり、1 セッションは 1200[step] で構成される。被験者は成人男性である。

被験者には対象物として”ボール”、”指示棒”、”Aibo”を順に与え、それぞれを操作するための動作を行うように求めた。これらに対して被験者が操作を行う順序は一定ではなく、被験者が自由に選んで操作を行った。これらの時系列データは事前に分節化されず、また、操作の間には自然な持ち替え動作やあそびの動作が挿入されていた。なお、計測データに対して累積率寄与率が 70% までを有効な次元とし、本実験では 6 次元まで低次元化を行った。

4.2 実験結果

sHDP-HMM による符号化の結果について述べる。Fig. 4.5 に潜在状態数の推移と潜在状態数の事後確率の変化を示す。

Fig. 5 より、事後確率が最大となったのはサンプリング回数が 86 回目のときであり、そのときの潜在状態数は Fig. 4 より 8 個であった。HMM と尤度を比較したグラフを Fig. 6 に示す。これは、尤度の最大値を 1 として正規化したグラフである。Fig. 6 より、sHDP-HMM の方が HMM と比べて約

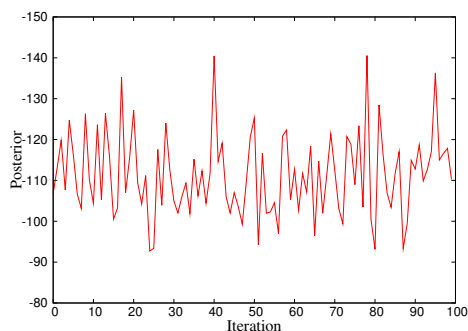


図 5: 潜在状態の事後確率

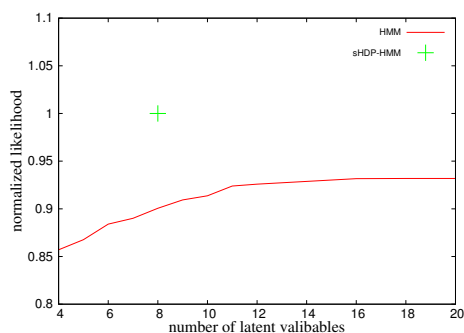


図 6: sHDP-HMM と HMM の尤度の比較

10%高い結果となった。これは、HMMの学習で用いたEMアルゴリズムが局所解に陥るのに対して、Gibbs Samplerを用いたsHDP-HMMは大域的な最適解を探索するからであると考えられる。よって、sHDP-HMMはHMMと尤度の観点から考えると同様にモーションを学習することができると考えられる。本実験ではこの結果を用いて動作抽出を行った。本研究では5-gramまでを考慮し分節化を行い、17個の単語を得た。得られた単語に対して相互情報量を用いた結果、最終的に得られた単語は棒に対応した(7,12,7,12), AIBOに対応した(4,17,14,17,4), ボールに対応した(11,12,11,12)の3つであった。Fig. 7に抽出された動作を示す。Fig. 7より、相互情報量を用いることで各道具に対応した動作を抽出することが可能となった。

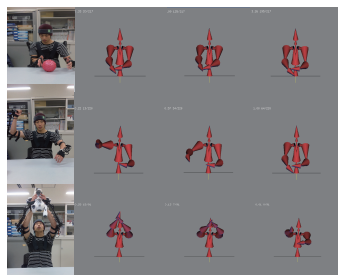


図 7: 抽出された動作: 上段(11,12,11,12), 中段(4,17,14,17,4), 下段(7,12,7,12)

5. 考察

本研究ではそれぞれの対象物を操作するために必要な動作とそうでない動作から構成される非分節な動作時系列データから、それぞれの対象物に対応する単位動作の抽出方法について提案し、その有効性について確認した。sHDP-HMMを用いることで従来は実験者によって決定されていた潜在状態数を学習器自体が自動的に決定し、さらに実データに対して、大域最適解に近い解を効率的に探索しうる可能性が示された。また、相互情報量最大化の基準により、ボトムアップに外部環境情報に対応した動作を選別しうることを示した。本実験ではどの対象物を扱っているのかという情報は離散的に実験者によって与えられた。しかし、これもカメラ等のセンサ情報から外部環境情報を含めて抽出を行う必要があると考えられる。また、本提案手法は各学習の段階で評価を行うための指標が統一されていないという問題点が挙げられる。展望としては全てのプロセスをベイズ学習に基づき統一することが考えられる。

参考文献

- [Billard 04] A. Billard, Y. Epars, S. Calinon, S. Schaal, and G. Cheng, "Discovering optimal imitation strategies", *Robotics and Autonomous Systems*, Vol.47, No. 2-3, pp.69-77, 2004.
- [稲邑 03] 稲邑 哲也, 谷江 博昭, 中村 仁彦, "統計的行動認識・生成モデルの幾何空間における原始シンボルの発達と操作", *電子情報通信学会*, 103(392), pp.37-42, 2003.
- [大川 06] 大川 和宏, 中村 仁彦, "統計的モデルを用いた運動認識用階層構造の自動構築", 第24回ロボット学会学術講演会, 2006.
- [谷口 09] 谷口 忠大, 岩橋 直人, "複数予測モデル遷移のN-gram統計に基づく非分節運動系列からの模倣学習手法", *知能と情報(日本知能情報ファジィ学会論文誌)*, Vol21(6), pp.1143-1154, 2009.
- [乾 01] 乾 敏郎, 安西 祐一郎, *認知科学の新展開 3 運動と言語*, 岩波書店, 2001.
- [Thomas 73] Thomas S. Ferguson, "A bayesian analysis of some nonparametric problems", *The Annals of Statistics*, Vol.1, No.2, pp209-230, 1973.
- [Teh 08] Teh, Y. W., Jordan, M.I., "Hierarchical Bayesian nonparametric models with applications", *Bayesian Nonparametrics: Principles and Practice*, In N.Hjort, C.Holmes, P.Mueller, and S.Walker, 2008.
- [Fox 05] Fox, E., Sudderth, E., Jordan, M. I., and Willsky, A., "The sticky HDP-HMM: Bayesian nonparametric hidden Markov models with persistent states", *Tech. Rep.p-2777, MIT LIDS*, 2005.