

関節間の相関演算による行動要素生成とHMMによる抽象化

戸嶋 巖樹(東大) 稲邑 哲也(JST, 東大) 中村 仁彦(東大, CREST)

Making Motion Primitive by Calculating Correlations of Each Joint and Abstract It with HMM

*Iwaki Toshima(Univ. of Tokyo), Tetsunari Inamura(JST, Univ. of Tokyo) and Yoshihiko Nakamura(Univ. of Tokyo, CREST)

Abstract—In this paper, we propose a method for understanding others' motion. Others' motions are transferred into primitive self motions, and re-generate for self motion. Primitive self motions should be including a relationship of time and space for all joints. We make primitive self motions using correlations of each joint. Then abstract and recognize others' motion with Hidden markov model and these primitive self motions. This method is based on mimesis learning, which is a fundamental learning function of human.

Key Words: mimesis, primitive self motion, motion understanding, hidden markov model

1. はじめに

認知科学や発達の研究から近年ミメシと呼ばれる学習構造が発達における重要な位置を占めているといわれている¹⁾。ミメシには、他者の行動を観察し、自己の行動として真似ることによって行動を理解し、自己の行動を第三者の視点により客観的に理解するという特徴がある。著者らはこの考えに基づきヒューマノイドの行動理解システムを考案した²⁾³⁾。また、力学的身体性に基づき、見まねによって再現された行動を評価し、見まねのプロセスにおいて設定される基本的行動の要素を身体性に合うものにする事などを行ってきた⁶⁾。一方、見まね学習においては、神経科学や認知科学に基づく研究⁴⁾や前提条件を極力廃す立場から他者の座標系の獲得⁵⁾などが行われている。本研究では特に、抽象化を伴い、身体性を利用した行動理解システムの開発を目指している。

2. 行動理解システム

2.1 行動理解システムの概要

本研究で提案する行動理解システムを Fig.1 に示す。下から上へのプロセス (Step1 ~ 3) が行動の抽象化であり、他者の行動を認識しシンボル化する²⁾。上から下へのプロセス (Step4 ~ 6) が行動の具体化³⁾であり、シンボルとして獲得した行動を自らの身体を通じて再現する。最後に Step7 により、再現された行動を評価し、評価に基づいて行動を修正し、理解・獲得する。本研究では上記システムをミメシループと呼ぶ。

特に身体性に注目しており、行動の抽象化プロセスに身体性を導入することを考える。

2.2 自己行動要素の導入

ミメシループでの行動のシンボル化に際し、他者を観察して得られる視覚情報に基づく客観的行動パターンと、自己の筋肉への指令値などに相当する主観的行動パターンを対応付けるためのシンボルが必要となる。このようなシンボルとして自己行動要素を導入する。この時、身体の各自由度は密接に関係して運動している

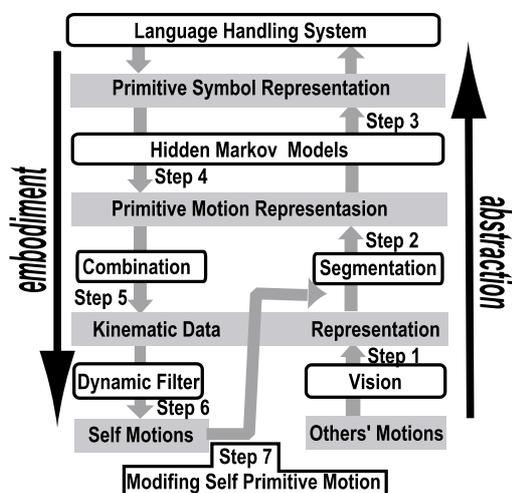


Fig.1 Overview of motion understanding system using mimesis

ことを考慮し、この関係性を取り入れた自己行動要素を作る必要がある。そこで身体的特徴としての各関節の相関関係を考慮し、相関関係をパラメタの一つとして持つ自己行動要素を生成する。抽象化プロセスにおいては、次に全身の行動を表す自己行動要素の時系列データを一つの行動ごとに一つの隠れマルコフモデル (HMM) で学習する。最終的にはこの HMM が抽象化を伴って獲得された行動のシンボルの元となる。

2.3 自己行動要素の生成

まず、ある時間幅における生の観察データ (以降生データ) をセグメントしマッチングして、あらかじめ用意した関数の形に対応付ける。この時、具体的に関数を用意するのではなく、多項式や正規分布というように、形を特徴付けるパラメタのみを決めておく。したがってマッチング後の観測データ $o(t)$ は式 (1) のように表される。ただし (D) は自由度数である。

$$o(t) = (o_1(t), o_2(t), o_3(t), \dots, o_D(t))' \quad (1)$$

次に観測データの時系列

$\mathbf{O} = (\mathbf{o}(t=0), \mathbf{o}(t=1), \dots, \mathbf{o}(t=T))$ に関して、自由度次元の正規分布における分散共分散行列 Σ と平均 μ を求め、その組 $\{\Sigma, \mu\}$ を自己行動要素とした。これは混合連続分布型 HMM で正規分布を出力する場合⁷⁾ のパラメタを自己行動要素としたということである。ただし $o_i(t)$ は自由度 i における関節角を、時刻 t の関数として表した時のパラメタ群である。例えば o_i が時刻 t の m 次多項式として表されているなら $\sum_{j=0}^m a_j t^j$ を与えるベクトル $\mathbf{a} = (a_j)$ が観測データの成分 o_i となる。そして HMM は時系列データ \mathbf{O} を最尤にするように学習する。HMM と観測データ・自己行動要素の関係を Fig. 2 に示す。HMM の各ノード j はそれぞれ $S_i = \{\sigma_i, \mu_i\}$ を観測する確率 $P(S_i|Q = j)$ を保持し、観測データを自己行動要素の重み付きの重ねあわせで表現する。この係数を各状態における混合と呼ぶ。すなわち自己行動要素は、 $\{\sigma_i, \mu_i\}$ で表される確率密度関数である。

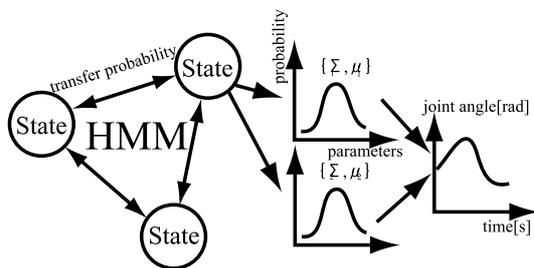


Fig.2 HMM and self motion primitive

認識プロセスにおいては、各自由度間の相互相関と各状態の混合からの観測データの出力確率を加味して、各 HMM から観測データが出力される尤度が算出される。自己行動要素及び HMM における遷移確率や初期分布確率は forward-backward アルゴリズムによって学習した。観測ベクトルの各状態での要素間の積の期待値を考慮することで、分散共分散行列 Σ を更新した。HMM の状態 i 混合 k における観測データ \mathbf{o} の観測確率 P は自己行動要素である各関節間の分散共分散行列 Σ 、平均 μ を用いて式 (2) のように表される。ただし D は自由度数である。

$$P(\mathbf{o}) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2} \|\Sigma_{ik}\|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{o}-\mu_{ik})' \Sigma_{ik}^{-1} (\mathbf{o}-\mu_{ik})\right\} \quad (2)$$

3. HMM による自己行動要素列の認識

前節までの方法によって自己行動要素を生成し、混合連続分布型 HMM によって自己行動要素列を抽象化し、認識を行った。

時刻 t で状態 i から観測ベクトル $\mathbf{o}(t)$ が出力される尤度 α_{ti} は式 (3) の関係を用いて計算することができる。ただし A_{ij} は HMM の状態 i, j 間の遷移確率である。よって HMM から観測ベクトル列 \mathbf{O} が観測される尤度 P は式 (4) となる。この時 $Pr_i(\mathbf{o})$ は状態 i から観測ベクトル \mathbf{o} が出力される確率であり、各関節の相互相関演算によって決定される。認識に関して、より相関の高い関節群のデータが尤度に大きく関与するモデルになっている。

$$\alpha_{ti} = \sum_j (A_{ji} \alpha_{j(t-1)}) Pr_i(\mathbf{o}) \quad (3)$$

$$P = \sum_i \alpha_i(T) \quad (4)$$

実験では観測系列 $o_i(t)$ を t の一次関数に対応させた。手をほとんど動かさずに歩くデータ $Data1$ (サンプル数 4) と普通の歩くデータ $Data2$ (サンプル数 2) について学習し、認識する実験を行った。結果を Table1 に示す。表の値は各 $HMM_{1,2}$ で $Data1, 2$ を認識したときのスコア ($\log P$) であり、大きいほうがよりそれぞれのモデルから観測した行動を発生する尤度が高い。ただしそれぞれの $Data1, 2$ によって生成された HMM を HMM_1, HMM_2 とおいた。Table1 において各データ $Data1, 2$ に関して、それぞれを学習した HMM のスコアが大きくなっており、データが正しく認識されていることがわかる。

	Data1	Data2
HMM_1	5100	-800
HMM_2	1700	800

Table 1 Result of recognition with HMM

4. おわりに

生データに関して、まずそれを近似する関数のパラメタとしてマッチングし、そのようなパラメタ群を最も高い確率で出力するような確率密度関数のパラメタの組を自己行動要素とした。これにより生データを、生データをマッチングするための自己行動要素となる関数を用意しなくても観測されるデータの尤度を求められるようになった。実験によって、行動の認識を正しく行えることを確かめた。自己行動要素をある時間幅における、関節角度の時間を変数とする関数のパラメタとすることで任意の形の自己行動要素を学習データにあわせて設定できるようになった。

本研究は科学技術振興事業団の戦略的基礎研究推進事業『自律的行動単位の力学的結合による脳型情報処理機械の開発』の支援を受けた。

参考文献

- 1) M. Donald, "Origins of the Modern Mind", Harvard Univ. Press, 1991.
- 2) 戸嶋, 江崎, 稲邑, 中村, "他者行動の観察と自己行動要素による原始シンボルの生成", 第 18 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp. 803-804, 2000.
- 3) 稲邑, 江崎, 戸嶋, 中村, "ミメシスループと原始シンボルを用いた全身行動の生成", 第 18 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp. 801-802, 2000.
- 4) Stefan Schaal, "Is imitation learning the route to humanoid robots?", Trends in Cognitive Sciences, vol.3, pp. 233-242, 1999.
- 5) 吉川 雄一郎, 浅田 稔, "3 次元再構成を伴わない観察による他者行動の模倣", 第 5 回ロボティクスシンポジウム予稿集, pp. 158-163, 2000.
- 6) 戸嶋, 稲邑, 中村, "力学的身体性を用いたミメシスの閉ループ化" ロボティクスメカトロニクス講演会'00 講演論文集, 1P1-D11, 2001.
- 7) 鹿野ら, "音声認識システム" オーム社, 2001.