

連続・離散ハイブリッド HMM による行動認識・獲得の同時学習モデル

A Simultaneous Learning Model for Behavior Recognition and Acquisition using Continuous/Discrete Hybrid HMMs

戸嶋 巖樹 (東大) 稲邑 哲也 (JST/東大) 中村仁彦 (東大)

Iwaki TOSHIMA, *Tetsunari INAMURA, Yoshihiko NAKAMURA.

Univ. of Tokyo, Dept. of Mechano-Informatics, 7-3-1, Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo

Mirror neurons of primates' brain are regarded as embodiment of fundamental function for symbol emergence. We have proposed the mimesis system, which is one of implementation models of mirror neuron, based on Hidden Markov Models (HMMs). However, the system has a problem that they are unsuitable for development of behavior because motion elements are designed as fixed pattern. In this paper, we propose a novel method for the measures using by continuous and discrete hybrid HMMs. Through experiments, we show the feasibility of the hybrid HMMs for motion development.

Key Words: Mimesis, Imitation Learning, Proto-symbol, Embodiment, HMMs

1. はじめに

近年発達心理学で注目されているミメシス理論では、ものまね学習がコミュニケーションによるシンボル生成の元となる能力であり、ヒトや類人猿の高度な知能の根源であると主張されている¹⁾。一方、脳神経科学の分野で注目を浴びているミラーニューロンは言語野に位置する部位で、同一行動の生成と認識の双方に使われている²⁾。これらの事実は行動の認識と生成、すなわち見まね学習の機能が脳のハードウェアに埋め込まれており、シンボル操作などの高次知能の基礎となっていることを示唆する。我々はこの理論をヒューマノイドに適用することで人間と類似性の高い行動や思考・理解を行なう高次知能を構築することが可能になると考え、ミメシスの工学モデルをヒューマノイドに実装する試みを行ってきた。

この目的のため、我々は行動の認識モデルと生成モデルを同時に学習する手法として、隠れマルコフモデル (Hidden Markov Models, 以下 HMM) を用いた学習モデルを提案してきた³⁾⁴⁾⁵⁾。しかしながら従来のモデルは、行動を表現する基本単位である行動要素の設計手法に問題があり、観察した行動に適応できなかったり、自分自信の身体性と整合性の合わない行動が生成されたりする、などの問題があった。本論文では連続型隠れマルコフモデル (CHMM) と離散型隠れマルコフモデル (DHMM) を組み合わせることで、行動の認識と生成の繰り返ししながら行動の要素表現を発達させる枠組を提案する。

2. 行動認識・獲得システム：ミメシスループ

2.1 システムの概要

本研究で提案する行動認識・獲得システムの概要を Fig. 1 に示す。本研究ではミメシスによって獲得されるシンボルの元となる概念を「原始シンボル」(Proto-symbol) と呼ぶ。離散的情報であるシンボルと、時間的に連続なパターンである行動データを結びつけて表現するために、行動要素 (Motion Elements) を導入した。行動要素とはヒューマノイドロボットの各関節の角度や角速度などを表すある瞬間の状態の表現形式である。原始シンボルはこの行動要素の時系列データを抽象化することに

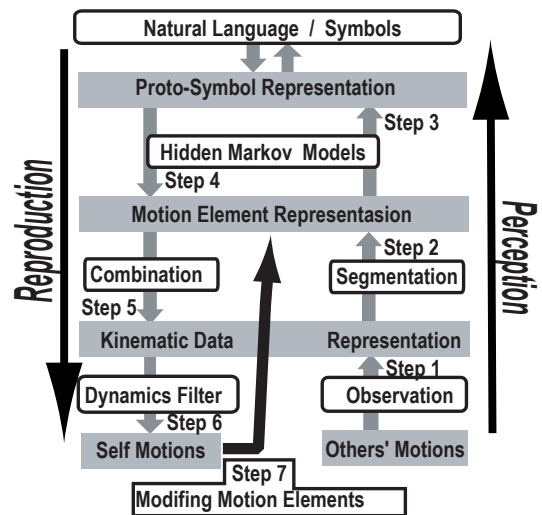


Fig.1 An Outline of Mimesis System

よって得られる。

システムはまず、人間やヒューマノイドの行動を観察し (Step 1)、観察した行動を行動要素に分解し (Step 2)、その要素列をシンボルに変換することで認識を行う (Step 3)。またその逆方向のプロセス (Step 4~6) で行動を生成する⁴⁾。しかし、生成した行動は他者行動の観察に基づくものであり、自己の身体性とは関係ない。そこで、生成した行動を観測した行動としてみなして学習することにより、行動要素や原始シンボルを他者行動の認識と自己行動の生成にともに有用となるように更新する (Step 7)。以上のようなシステムをミメシスループと名付けた。

2.2 連続・離散ハイブリッド HMM

行動の認識と生成を同一の数学モデルで実現するために隠れマルコフモデル (HMM) を用いた⁷⁾。この手法はパターン認識の分野で広く用いられている手法であるが本研究では逆に HMM から行動パターンを生成する手法を導入し⁴⁾、行動の認識と生成を一つの枠組みで実行可能なモデルを提案した。し

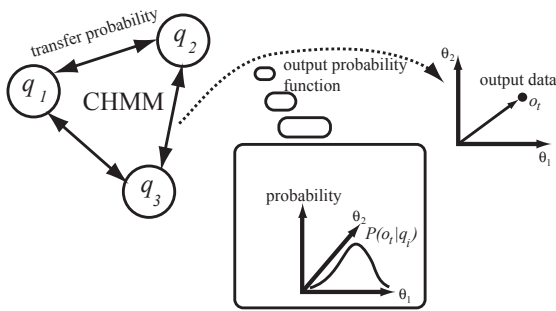


Fig.2 Motion Sequence and Hidden Markov Models

かしながら、このモデルは HMM が出力する記号を、あらかじめ与えておいた離散的な表現の行動要素（関節角度の時系列パターン）と対応付けていた。そのため、観察した行動パターンが行動要素の時系列パターンから大きく異なる場合、適切な表現が不可能となり、行動を正しく認識したり生成したりできなくなるといった問題があった。ここで、従来使用していた離散型 HMM (Discrete HMM, 以下 DHMM) に代えて混合連続分布型 HMM (Continuous HMM, 以下 CHMM) を用いて行動要素を適応させることをねらう。CHMM は Fig.2 に示すように、連続値のベクトルを出力する HMM で、DHMM と比べてデータの表現能力が高い。また、EM アルゴリズムによってパラメータ学習を行なう際、出力される連続値のベクトル、すなわち行動要素を学習データに対して最適化させることができる。しかしながら、CHMM は行動生成の際の計算量が膨大となり、生成には向かない⁶⁾。そこで行動要素の獲得には CHMM を用い、一方で行動の認識や生成には DHMM を用いるようにした。この 2 種類の HMM の有効な部分を互いに用いる事によってミメシスループを構築する。

3. 行動の生成・認識のループによる行動要素の学習

行動の認識 (Step 1~3) 及び生成 (Step 4~6) を繰り返しながら行動要素と原始シンボルを獲得させる。これによって、ミメシスは行動の認識及び生成を同時に可能とするモデルを獲得する。学習の手順を以下に示す。

1. 原始シンボルから行動を生成
2. 生成した行動が適切なものかどうかを判定
3. 適切ならば、学習用データベースに生成した行動を追加
4. 行動要素のパラメータを再学習し、1に戻る

生成した行動はあらかじめ与えた評価基準によって適切なものかどうかを判定され、適切だった場合、行動要素を獲得するための学習用データベースにその行動データが追加される。今回はこの基準として、生成した行動と観察した行動の関節角度の誤差の時間積分によって行った。このほかにも、たとえば歩行行動では転倒せずに歩いた歩数、あるいはヤスクワットにおける重心の軌跡などを用いることができる。生成した行動が不適切だった場合はそのデータを捨て、再び行動を生成するステップに戻る。その結果ヒューマノイドの身体性に適した行動がデータベース中に増加し、行動要素や原始シンボルを抽出すより正確に求めることが可能となる。

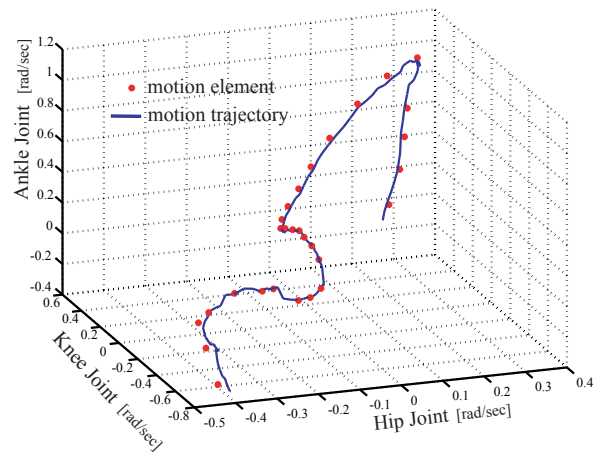


Fig.3 Acquired motion elements

4. 行動要素の発達実験

前節までで述べたシステムで実際の人間の行動を観察し、行動要素を獲得させる実験を行った。ここで、行動要素として全身の自由度の角速度成分を、股関節のピッチ成分、膝関節、足首関節のピッチ成分、の 3 自由度に低次元化したものを用いた。20 回の観察の後、80 回の行動生成を経て生成された行動要素の状態を Fig.3 に示す。実線で示された曲線が観察した行動を行動要素と同じ角速度空間で表現した軌跡で、各点が行動要素を示している。観察した行動の軌跡に近い場所に行動要素が集まってきており、観察した行動に適応した行動要素が獲得されていることがわかる。また、学習の初期段階では数 100 個程度用意しなくてはならなかった行動要素の数が学習が進むとともに半分以下に減り、表現するのに最小必要限の行動要素に集約する効果も確認された。

5. 結論

ヒューマノイドロボットのための行動認識・獲得システム：ミメシスループにおいて、DHMM と CHMM の利点をハイブリッド的に用いることによって、行動要素の発達と、身体性に適した行動生成を実現した。この考え方を発展させると、一連の行動から特徴的な「キーフレーム」を抽出する問題に応用が可能であると考えている。なお、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」(代表：中村仁彦)の支援を受けた。

参考文献

- 1) M. Donald, "Origins of the Modern Mind", Harvard Univ. Press, 1991.
- 2) Gallese, V. and Goldman, A., "Mirror neurons and the simulation theory of mind-reading.", Trends in Cognitive Sciences, vol.2, No.12, pp.493-501, 1998
- 3) 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.
- 4) 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.
- 5) T.Inamura, Y.Nakamura and I.Toshima, "Mimesis Embodiment and Proto-symbol Acquisition for Humanoids", In the Proc. of ICRA, pp.159-164, 2001.
- 6) 戸嶋, 稲邑, 中村, "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", 第 19 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp.409-410, 2001.
- 7) 鹿野ら, "音声認識システム" オーム社, 2001.