

ミメシスに基づくヒューマノイドの行動獲得と原始シンボルの創発

稲邑 哲也*1*2
Tetsunari Inamura

戸嶋 巖樹*3
Iwaki Toshima

中村 仁彦*2*1
Yoshihiko Nakamura

*1 科学技術振興事業団
Japan Science and Technology Corp.

*3 日本電信電話 (株)
Nippon Telegraph and Telephone Corp.

*2 東京大学
Univ. of 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.

1. はじめに

ものまねがコミュニケーションを通じたシンボル生成の源であり、ヒトや類人猿の高度な知能はものまねから形成された、というミメシス理論が発達心理学で注目されている [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。著者らは、これらのパラダイムにヒントを得て、シンボルを獲得、操作して、全身で行動するヒューマノイドの知能の構成論の研究を進めている。本稿では、複雑な自由度を持つヒューマノイドにおいて、全身行動を見まねから学習し、同時にシンボルを創発できるようなミラーニューロン (ミメシス) のモデルを提案し、実装を試みる。

このような工学モデルは、行動の認識と生成を同時に学習し、シンボル表現の創発を同時に行なう必要がある。我々はこれを実現するために、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]。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、観察した行動に適應できなかったり、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図 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。離散的情報である原始シンボルと、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のパラメータで構成された状態ベクトルで、このパラメータ空間を「要素表現」と呼ぶ。観察

連絡先: 稲邑 哲也, 東京大学大学院, 東京都文京区本郷 7-3-1, 03-5841-6381, inamura@ynl.t.u-tokyo.ac.jp

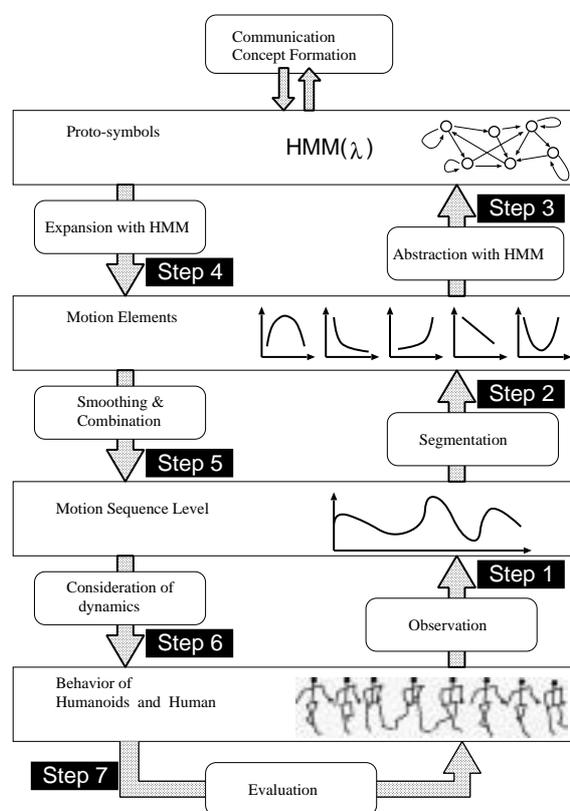


図 1: An Outline of Mimesis System

された他者の行動, および生成する自己の行動は行動要素の時系列データとして表現され, 原始シンボルはこの時系列データを抽象化することによって得られる。

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と記憶を行う (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 [3]。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自己の身体性の観点から評価し, 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も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。

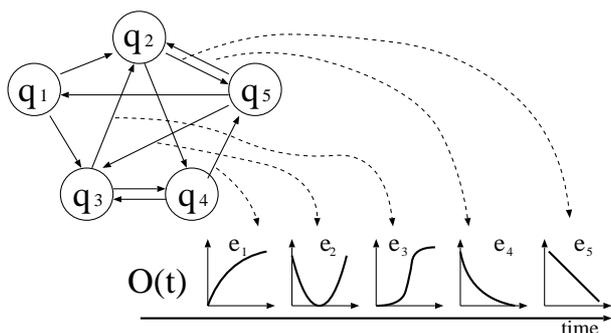


図 2: Motion Sequence and Hidden Markov Models

2.2 HMM による行動と原始シンボルの記述

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。HMM は、時系列データを入力とし、その時系列データがどのカテゴリに属するものかを判定するための確率過程モデルである。

HMM は状態の有限集合 $Q = \{q_1, \dots, q_N\}$ 、出力記号の有限集合 $S = \{o_1, \dots, o_M\}$ 、状態遷移確率分布 $A = \{a_{ij}\}$ 、記号出力確率分布 $B = \{b_{ij}\}$ 、初期状態確率分布 $\pi = \{\pi_i\}$ 。以上の 5 項組 $M = (Q, S, A, B, \pi)$ で表される。図 2 のように、HMM は確率的に状態遷移を繰り返しながら、記号を出力する。 a_{ij} は状態 i から j への遷移確率を示し、 b_{ij} は状態 i から出力記号 j を出力する確率である。

全身の行動は微小時間ごとに分割され、各区間での動作パターンは先に述べた行動要素で表現される。ミメシスは有限個数の行動要素を保有し、次式のように要素表現の平均ベクトルと共分散行列で定義される。

$$e_i \stackrel{\text{def}}{=} (\mu_i, \Sigma_i) \quad (1)$$

$$e = (e_1, e_2, \dots, e_{n_e}) \quad (2)$$

ただし、 n_e は行動要素の総数、 e は保有している行動要素の集合である。ここで、

$$o_i \in e \quad (3)$$

のように定義すると、HMM は行動パターンを出力する確率過程となり、 A, B, π の 3 つのパラメータによって確率過程の特性が決定する。つまり、これらのパラメータの内部に行動のダイナミクスが抽出されていると考える事ができる。そこで、この 3 つのパラメータの組を

$$P_S \stackrel{\text{def}}{=} (A, B, \pi) \quad (4)$$

のように、原始シンボル P_S と対応させて定義する。

3. HMM による行動の記憶・認識・再生

3.1 他者行動の記憶と原始シンボル生成

観察された他者の行動を図 1 の Step 2 で行動要素の時系列データに変換する際、各微小時間区間での要素表現 x を、行動要素で表現するための離散化が必要である。ここで、行動要素の平均値 μ と共分散行列 Σ を用いて、

$$\frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n |\Sigma|}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(x - \mu)' \Sigma^{-1} (x - \mu)\right\} \quad (5)$$

の値を最も高い値とする行動要素を割り当てる。ただし n は要素表現の次元数である。

次に Step 3 で行動要素の時系列パターンからこれを尤もよく発生させるような HMM のパラメータを作成し、原始シンボルとして登録する。求めるべきパラメータは A, B, π の 3 つで、パラメータ推定には EM アルゴリズムの一種である Baum-Welch アルゴリズム [5] を用いる。状態ノードの個数については経験則から固定的に 7 個とした。状態遷移図の構造として、通常の音声認識などの時系列パターンマッチングの例では Left-to-Right モデルが主流であるが、人間の行動パターンは周期的である事が多いため、全ノードが互いに結合する Ergodic HMM を採用した。

3.2 HMM による他者行動の認識

他者の行動を認識するために、長さが T の行動パターン $O = \{o_1, o_2, \dots, o_T\}$ が原始シンボル P_S によって発生する確率 $P(O|P_S)$ を用いる。尤度は forward アルゴリズム [5] によって計算される。

実際にはミメシスは複数の原始シンボルを保有しており、入力された行動パターンが、どの原始シンボルと対応しているのか、判定を行なう。入力された行動パターンに対応する原始シンボルは高い尤度を示し、入力パターンと関係のない原始シンボルは低い尤度を示すはずである。そこで認識判定指数

$$R = \frac{\max(P(P_{S_i}))}{\text{second}(P(P_{S_i}))} \quad (6)$$

を導入する。ただし、 $\text{second}(x)$ は、集合 x のうち、2 番目に大きい値を意味するものとする。この比の値が大きければ、他の原始シンボルと混乱することなく、他者の行動を認識したとみなし、

$$j = \arg \max_i (P(P_{S_i})) \quad (7)$$

の j を用いて行動パターン M_j を認識結果とする。認識判定指数 R の値が低ければ、認識は失敗、すなわち新しく観測する行動と見なして、原始シンボルの生成フェーズに移る。

3.3 原始シンボルを用いた自己の全身行動の生成

まず Step 4 で、原始シンボルから行動要素の列を出力する。HMM 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、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する [3]。

尤度 $P(O|P_S)$ の計算を行なう事で、ある行動要素列に対応する HMM を選択し認識する事は可能であるが、HMM から最も良く出力される行動要素列を求める事は難しい。音声合成の研究分野においては、混合連続分布型 HMM を用いてパターン生成する例 [6] も見られるが、音声認識/合成で良く用いられる Left-to-Right モデルに依存した方法である。人間の動作のように周期的な要素を含む場合、Left-to-Right モデルは不適切であるため、通常の Ergodic HMM における時系列データの生成を検討する。

HMM からのパターンの生成は、パターン O が取り得る空間全体に対して探索を行い、もっとも相応しいと思われるパターンを見つけ出すことと同等であるが、行動要素列の長さを l とした場合、パターンの取り得る組合せは n_e^l と膨大なものになり、最尤法を適用する事もできない。そこで遺伝的アルゴリズム (GA) を用いた探索法を導入する。

HMM から出力される行動要素列の長さはあらかじめ一定の長さ l を取ると仮定し、一つの遺伝子を一つの行動要素と対



図 3: Motion Capturing System: step motion for learning data

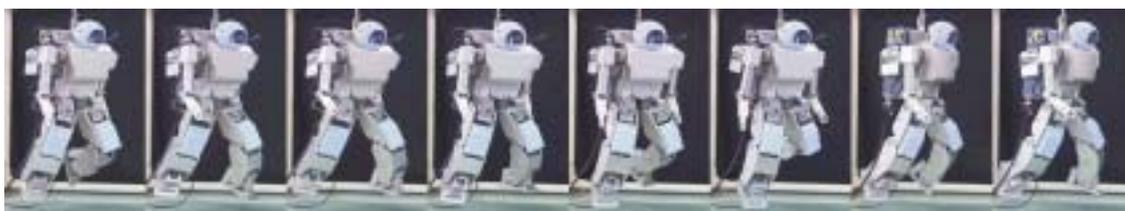


図 4: A generation result of step motion on a humanoid robot

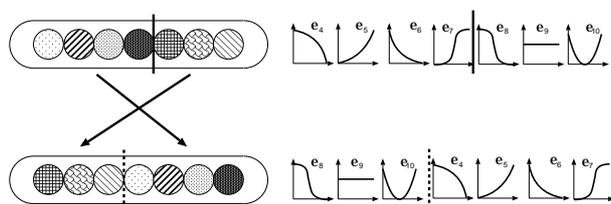


図 5: Transposition of gene

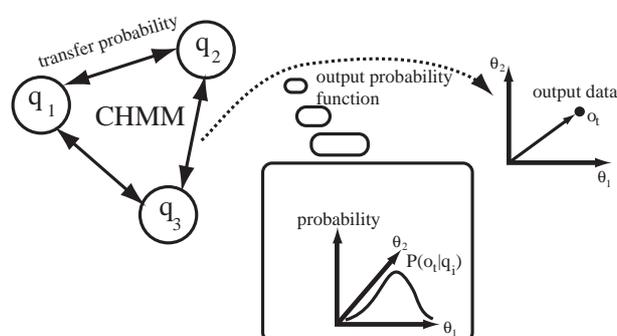


図 7: Continuous Hidden Markov Models

応させ、 l 個の遺伝子で O を表現する。個体に対する適合度として、尤度 $P(O|A, B, \pi)$ を用いる。突然変異の戦略としては、一つの遺伝子を変化させるのではなく、転置を用いることによって探索の効果を上げている。転置とは図 5 のように個体をブロック状に分割し、位置を入れ換える操作である。一つの遺伝子を変化させる場合に比べて、隣りあう遺伝子の時系列方向のつながりをなるべく変化させない効果がある。ある場所の一つ遺伝子が変わると、一連の動作の流れが大きく変わることになるが、転置であれば、動作の流れはあまり変わることはない。このため、収束する時間が通常より早くなる効果を得ている。

次に、行動要素の時系列パターンを、実際の関節角度のパターンに変換する。まず Step 5 で各行動要素をつなぎ合わせる。しかしながら行動要素間の継ぎ目が非連続になるなどの原因から、力学的には同等な運動を再生している保証はない。そこで、Step 6 において力学的な運動の整合性を力学フィルタ [7] を利用して修正する。

この手法に基づいて生成したロボットの動作パターンを図 4 に、その元となった人間の参照行動を図 3 に示す。

4. 行動の生成・認識のループによる行動要素の学習

先に説明した行動要素は、要素表現の平均値と共分散行列が与えられていたが、ミメシシステムはこれらのパラメータを観測した行動データから生成し、自己（ヒューマノイド）の身体性に適合させる必要がある。そのために、混合連続分布型

HMM によるパラメータ学習と、行動認識/生成のループによる学習構造を導入する。

混合連続分布型 HMM (Continuous HMM, 以下 CHMM) は図 7 に示すように、連続値のベクトルを出力する HMM で、離散型 HMM (Discrete HMM, 以下 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の平均値と共分散行列、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。CHMM をそのまま行動の認識/生成モデルに使用すると、行動生成の際の計算量が膨大となるため、CHMM で求められた行動要素を用いて DHMM を動作させる。

一方、行動の認識 (Step 1~3) 及び生成 (Step 4~6) を以下のように繰り返す。

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



図 6: Squat behavior

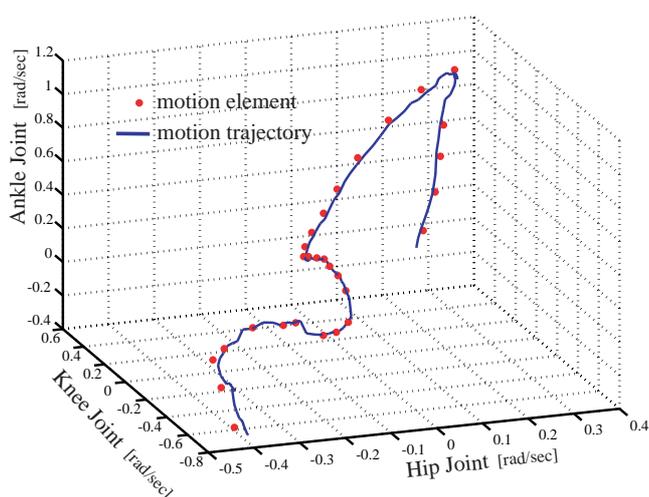


図 8: Acquired motion elements from squat behavior

これによって、ミメシスは行動要素を適切な行動に合わせて獲得することが可能となり、原始シンボルも他者の行動だけでなく、自己の行動に基づいた記述となる。

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、生成した行動を自ら再認識した場合の認識率及び、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。

5. 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自由度で表したものをを用いた。リアルタイムに行動を計測できるモーションキャプチャシステム[8]を用いて、図6に示すようなスクワット動作を20回観察し、ミメシスシステムに入力した。その後80回の行動生成を経て生成された行動要素の状態を図8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上に減り、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。

6. 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を提案し、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。

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] Merlin Donald. *Origins of the Modern Mind*. Harvard University Press, Cambridge, 1991.
- [2] V. Gallese and A. Goldman. Mirror neurons and the simulation theory of mind-reading. *Trends in Cognitive Sciences*, Vol. 2, No. 12, pp. 493-501, 1998.
- [3] 稲邑, 戸嶋, 江崎, 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] T. Inamura, I. Toshima, and Y. Nakamura. Acquisition and embodiment of motion elements in closed mimesis loop. In *the Proc. of IEEE Int'l Conf. on Robotics & Automation*, 2002.
- [5] S.Young et al. *The HTK Book*. Microsoft Corporation, 2000.
- [6] 徳田, 益子, 小林, 今井. HMMからの音声パラメータ生成アルゴリズム. 信学技報 SP95-122, pp. 35-42, 1996.
- [7] K. Yamane and Y. Namamura. Dynamics Filter - Concept and Implementation of On-Line Motion Generator for Human Figures -. In *the Proc. of IEEE Int'l Conf. on Robotics & Automation*, pp. 688-695, 2000.
- [8] K. Kurihara, S. Hoshino, K. Yamane, and Y. Nakamura. Optical motion capture system with pan-tilt camera tracking and realtime data processing. In *the Proc. of IEEE Int'l Conf. on Robotics & Automation*, 2002.