

# 行動認識 / 生成の双方向計算モデルの獲得とヒューマノイドへの応用

稲邑 哲也 (JST CREST/東大)

中村 仁彦 (東大)

## Acquiring Bidirectional Computation Model of Motion Recognition and Generation and Its Application to Humanoids

\*Tetsunari INAMURA (JST CREST/Univ. of Tokyo), Yoshihiko NAKAMURA (Univ. of Tokyo)

**Abstract**— The discovery of Mirror Neurons in human brain shows that the motion recognition and generation are executed by bidirectional computation model, and the model leads to symbol grounding system through embodied humanoids. We have proposed mirror neuron models based on Hidden Markov Models. In this paper, we propose a new method for usual models in order to be developed through behavior observation and generation.

### 1. はじめに

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<sup>1)</sup>。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、見まねからシンボルを獲得して、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。

ミラーニューロンの工学モデルには、行動の認識と生成を同一モデルで実行し、かつ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) を用いた行動認識 / 生成の双方向計算モデルを提案してきた<sup>2)3)</sup>。本論文では行動の認識と生成を繰り返しながら後天的にこのモデルを獲得する枠組を提案する。

### 2. 運動認識 / 生成の双方向計算モデル

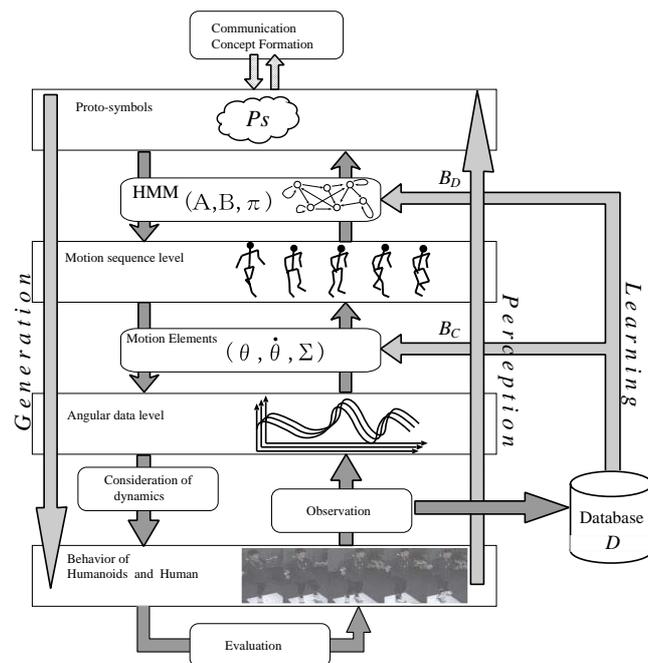


Fig.1 A proposed bidirectional computation model

#### 2.1 システムの概要

従来までに提案してきた双方向計算モデルの概要を Fig.1 に示す。抽象化された動作の概念は「原始シンボル」(Proto-symbol) と呼ばれる。その一段階下に配置されている層は行動要素 (Motion Elements) と呼ばれ、微小時間内でのヒューマノイドロボットの各関節角度  $\theta$  と角速度  $\dot{\theta}$ 、および各要素が担当する範囲の大きさ  $\Sigma$  で  $o_i = (\theta_i, \dot{\theta}_i, \Sigma_i)$  のように表現される。

観察された他者の行動、および生成する自己の行動は行動要素の時系列データ  $O = \{o_{k_1}, o_{k_2}, \dots, o_{k_T}\}$  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。

#### 2.2 HMM による双方向計算モデル

行動の認識と生成の双方向の計算モデルを表現するための HMM は状態遷移確率分布  $A = \{a_{ij}\}$ 、記号出力確率分布  $B = \{b_{ij}\}$ 、初期状態確率分布  $\pi = \{\pi_i\}$  の3つのパラメータで表され、行動要素列  $O = \{o_{k_1}, o_{k_2}, \dots, o_{k_T}\}$  が最も良く出力されるようなパラメータが設定されている。すなわち、以下の式のようにパラメータの組が原始シンボル  $\mathcal{P}_S$  と定義され、ある種類の行動につき、一つの HMM と一つの原始シンボルが対応している。

$$\mathcal{P}_S \stackrel{\text{def}}{=} (A, B, \pi) \quad (1)$$

観測された行動を認識する際には、行動パターンを行動要素で表現した記号列  $O = \{o_{k_1}, o_{k_2}, \dots, o_{k_T}\}$  を求め、 $O$  が HMM (すなわち原始シンボル) から出力される尤度  $P(O|\mathcal{P}_S)$  を Viterbi アルゴリズム<sup>4)</sup> を用いて計算する。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

$$R = \frac{\max(P(\mathcal{P}_{S_i}))}{\text{second}(P(\mathcal{P}_{S_i}))} \quad (2)$$

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。この値が最大となる原始シンボルが認識結果となる。

逆に、原始シンボル  $\mathcal{P}_S$  から行動を生成するには、尤度  $P(O|\mathcal{P}_S)$  が最大となる  $O$  を GA を用いて求める<sup>2)</sup>。最終的に、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し、力学的整合性を考慮した上で、ヒューマノイド上で実現可能な行動を出力する。この手法に基づい

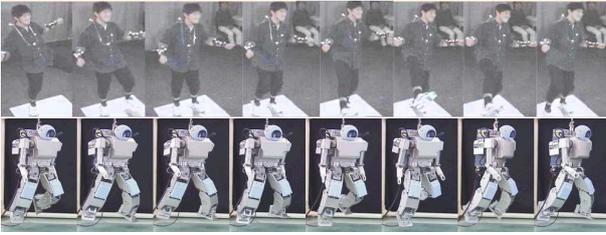


Fig.2 Original humans' performance (upper) and generated humanoid's behavior (lower)

て生成したロボットの動作パターンとその元となった人間の参照行動を Fig.2 に示す。

HMMの性質を決定するパラメータと行動要素はEMアルゴリズムの一種である Baum-Welch アルゴリズム<sup>4)</sup>で求められる。このアルゴリズムは時系列の行動データの集合であるデータベース  $D$  を必要とし、

$$(A, B, \pi) := \mathcal{B}_D(D) \quad (3)$$

$$(\theta, \dot{\theta}, \Sigma) := \mathcal{B}_C(D) \quad (4)$$

と記述できる。ただし、 $\mathcal{B}_D, \mathcal{B}_C$  は Baum-Welch アルゴリズムによるパラメータ決定の操作を表す<sup>3)</sup>。

### 3. 行動の生成・評価のループによる双方向計算モデルの発達

初期のデータベースの状態は教示者の行動のみが含まれており、この状態で行動要素や原始シンボルを決定すると、学習者の身体特性とは異なる性質が抽出されてしまう。そこで次のように、行動の認識と生成を繰り返し、データベースを操作することによって適切な原始シンボルと行動要素を発達させる。

1. 原始シンボル  $\mathcal{P}_S$  と行動要素群から行動  $O$  を生成
2. 生成した行動  $O$  が適切なものかどうかを判定
3. 適切ならば、データベースに生成した行動を追加。  
 $D^{t+1} := (D^t, O)$
4. 原始シンボルと行動要素を上記 (3)(4) 式で再学習し、1に戻る

2) の評価の基準として、自らが獲得した原始シンボルの質を評価するための内部評価と、大局的な行動の意味などを教示者の立場から評価するための外部評価、の二つの評価基準を用意した。ここでは簡単のため、内部評価として、生成した行動を自ら再認識した場合の認識率  $R$ 、外部評価として、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、を用いた。

3) のデータベースへの追加の部分においては、自ら生成した行動(学習者の行動)と他人の身体で実現された行動(教示者の行動)とは差別化されるべきである。ここで、学習者身体で実現した行動は鮮明なデータとして蓄積され、教示者の行動はおぼろげに蓄積される。というデータベースの操作を行なう。これによって、教示者からの学習は鮮明な情報が少ないため影響が薄くなり、学習者自身のデータが学習に大きい影響を及ぼす、という効果が現れる。実際には「鮮明な」データを構築するために、行動パターンと分散値のペアが蓄積される。教示者の分散は大きく、学習者の分散を小さく設定し、学習時にはデータベース内のサンプル数を分散値に応じて操作している。

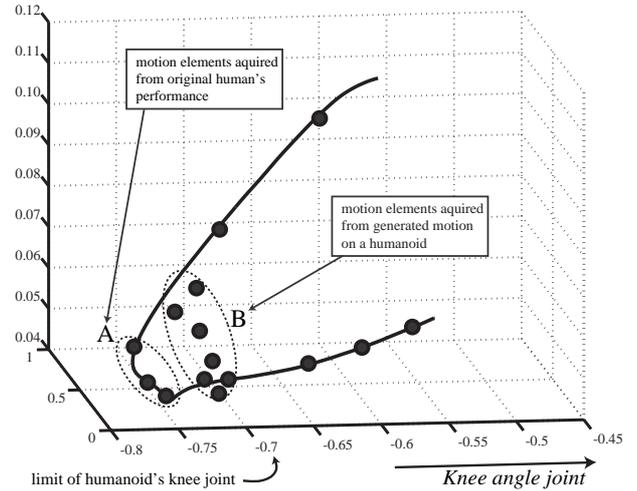


Fig.3 Acquired embodied self-motion elements

### 4. 行動要素の発達実験

前節までに述べたシステムで、行動要素を獲得させる実験を行った。リアルタイムに全身の関節角を計測できるモーションキャプチャシステム<sup>5)</sup>を用いて、スクワット動作を観察し、膝関節の稼働範囲が人間のそれよりも小さいヒューマノイドで行動生成を行なった。80回の行動生成を繰り返して作成されたデータベースから獲得された行動要素を Fig.3 に示す。ここでは全身の自由度のうち、膝関節および股関節と足首関節のピッチ成分の3自由度が示されている。図中の曲線は観察した行動の軌跡で、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いるが、手本となる行動に対応するAの領域だけでなく、Bで示した領域にも行動要素が分布している。これは、稼働範囲の狭い身体特性に沿うように生成した行動によって得られたものである。すなわち、他者行動を認識するために使用する行動要素(Aの部分)と、自己行動を生成するために使用する行動要素(Bの部分)の双方を獲得することが確認された。

### 5. 結論

行動の認識/生成の双方向計算モデルの発達の問題を、行動データベースの発達の問題に帰着させるアプローチを提案し、自己生成した行動と、観測した他者の行動とを一つのデータベースで管理する手法を提案した。また、教示者と学習者の身体的特性が異なる場合において実験を行ない、行動要素が適切に獲得される事を確認した。

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」(代表: 中村仁彦)の支援を受けた。

### 参考文献

- 1) 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.
- 2) T.Inamura, Y.Nakamura, H.Ezaki, and I.Toshima. Imitation and primitive symbol acquisition of humanoids by the integrated mimesis loop. In *the Proc. of IEEE Int'l Conf. on Robotics & Automation*, pp. 4208-4213, 2001.
- 3) 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.
- 4) S.Young et al. *The HTK Book*. Microsoft Corporation, 2000.
- 5) K.Kurihara, S.Hoshino, K.Yamane, and Y.Nakamura. Optical motion capture system with pan-tilt camera tracking and real-time data processing. In *the Proc. of IEEE Int'l Conf. on Robotics & Automation*, 2002.