

# 運動パターンの認識/生成の単一モデルとそれにもとづく 離散的階層化による行動知能の集積

English title

稲邑 哲也\*<sup>1</sup>  
Tetsunari Inamura

谷江 博昭\*<sup>1</sup>  
Hiroaki Tanie

中村 仁彦\*<sup>1</sup>  
Yoshihiko Nakamura

\*<sup>1</sup> 東京大学  
University of Tokyo

We have focused on a strongly connected relation between motion pattern recognition and generation, which should lead to a realization of symbol emergence systems. The mimesis model has been proposed by us as an integration model of motion recognition, generation and proto-symbol emergence. In previous work, we have proposed proto-symbol space which can describe a relation between each proto-symbol using geometric structures. In this paper, we expand the information processing using proto-symbol space in order to be acceptable for motion patterns which are constantly input and changed. We also propose hierarchical mimesis model which is one of approach to the symbolic manipulation system.

## 1. はじめに

我々はヒューマノイドロボットにおける運動パターンの認識/生成の問題から知能への接近を試みるため、隠れマルコフモデルの確率的な情報処理の枠組みにに着目し、連続的な運動認識・生成と離散的なシンボルの操作の問題を統合する数理モデルの提案を行って来た [Inamura 02]. このモデルは、発達心理学の分野において注目されているミメシス理論 [Donald 91] に基づいている。ミメシス理論はは見まねを通じたコミュニケーションがシンボル操作などの高度な知能の根源であるとする理論である。モデルの実現に採用した隠れマルコフモデルは、見まねを通じて原始的なシンボルを獲得するのに相応しく [稲邑 02], またその原始的なシンボルを空間において表現し、幾何学的な操作に基づいて新規運動の認識・生成が可能であることを示した [谷江 03].

文献 [谷江 03] でも述べたように、シンボル操作に基づく運動認識/生成を考える場合、複数のシンボル間に存在する関係性と、そのシンボルに対応する運動パターン同士の間にある関係性には密接な関係がある。「シンボル間の関係」と「パターン間の関係」の関係が発達して行く事で、シンボルグラウンディングが成されて行くとするのが、Deacon の主張 (図 1) である [Deacon 97]. このシンボルの発達理論に沿って我々の提案した手法を位置づけると、3段階の過程のうち一番下の Indexical と呼ばれる階層となる。すなわち、運動とシンボル間の関係性を記述する段階まで到達したが、シンボル同士の関係や運動同士の関係を記述することができなかった。

本稿では、Symbolic と呼ばれている階層にアプローチするために、既に提案している我々のモデルを拡張する手法について述べる。文献 [谷江 03] において、原始シンボル空間における幾何学的な操作から運動パターンの情報処理を実現する手法を提案した。本稿ではこれに加え、原始シンボル空間での状態点の遷移系列を扱う拡張を実現する。時間とともに複数の運動間を移り変わる行動を認識・生成するための数学モデルを提案し、また、状態点系列の抽象化を階層的に行うことで、高次シンボル操作の実現へ接近するための提案を行う。

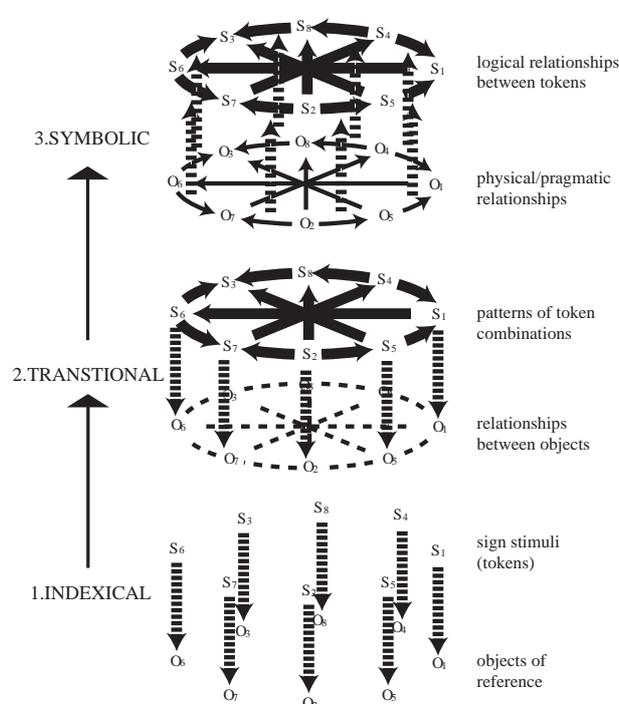


図 1: Development of symbol manipulation [Deacon 97]

## 2. 原始シンボル空間を用いた階層型ミメシスモデル

### 2.1 階層型ミメシスモデル

人間の行動は複雑であり、原始シンボルとして獲得されている既知の行動以外の行動を常にとり続けていると言っても過言ではない。また、常に人間の行動を観察するシステムにとって、観測時系列の始点と終点が必ずしも与えられるわけではない。すなわち、現在行われている運動パターンを常に原始シンボル空間の状態点として記述することが必要となり、その結果、一般的な運動パターンは原始シンボル空間上の状態点の遷移として表現されることとなる。

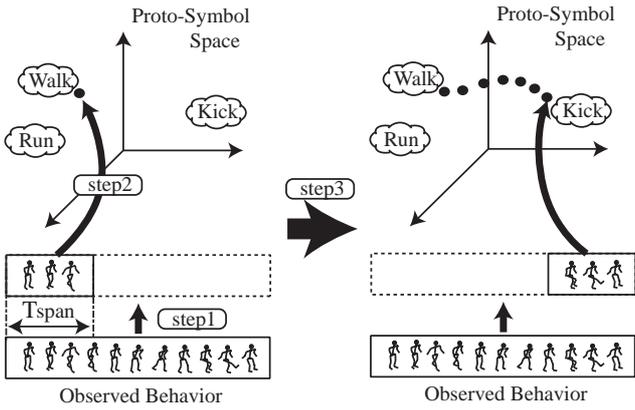


図 2: Procedure of projecting motion in proto-symbol space

文献 [谷江 03] で提案したモデルでは、ロボットや人間の運動パターン  $\theta(t)$  を隠れマルコフモデルを用いて抽象化し、原始シンボル空間上の状態点  $x$  と表した。つまり、静的な状態点  $x$  は時系列の運動パターン  $\theta(t)$  と対応していた。この状態点は空間上のベクトルでもあるので、状態点の時系列データ  $X[t] = [x[1] x[2] \dots x[n]]$  もまた、同等の隠れマルコフモデルを用いて抽象化できる。このように、階層的に隠れマルコフモデルを適用することで、多段階の抽象化を目指す。これを階層型ミメシモデルと呼ぶ。

原始シンボル空間上の状態点系列  $X[t]$  を抽象化したものを原始シンボルの上位の概念という意味でメタ原始シンボルと呼ぶ。逆にメタ原始シンボルから原始シンボル空間上の状態点の遷移を生成し、その遷移を関節角の時系列データ  $\theta(t)$  に変換することで行動の生成を行う。このような階層型の抽象化モデルを用いることによって、低レベルな運動パターンから段階的な抽象化プロセスを通じ、最終的に高次元のシンボル表現までを同一の枠組みで表現することが可能となる。本稿ではこのような階層的なミメシモデルを目指し、そのための基本的な機能の実装と評価を行う。

基本的な二つの機能として、(1) 未知の行動を原始シンボル空間上の状態点系列として抽象化し、既存の原始シンボルの組み合わせとして認識する機能、(2) 既存の原始シンボルの組み合わせを原始シンボル空間上の状態点系列と表現し、未知の行動を生成する機能、を実現する手法について述べる。

## 2.2 原始シンボル空間における連続的状態遷移系列としての行動の認識

ヒューマノイドロボットの関節角度の時系列データ  $\theta(t)$  から原始シンボル空間上の状態点の遷移を得るプロセスの概要を Fig.2 に示す。観察した関節角度  $\theta(t)$  を微小時間単位  $dt$  でサンプリングし、 $i$  番目の微小区間での関節角度ベクトルを  $o[i]$  で表すと、運動の時系列データは  $O[t] = [o[1] o[2] \dots o[T]]$  となる。ただし、 $T$  は運動の時間長を示すパラメータ、 $(t)$  は連続の時系列データ、 $[t]$  は離散的にデータが並んでいる時系列データを意味する。ここで、全体の運動のうち長さ  $T_{span}$  の部分に注目する (Step1)。注目した部分を  $O_1 = [o[1] o[2] \dots o[T_{span}]]$  と表す。 $O_1$  を文献 [谷江 03] の方法を用いて原始シンボル空間の状態点  $x[1]$  として射影する (Step2)。

この注目する部分を  $T_{step}$  ずつずらしていき、 $k$  番目に注目

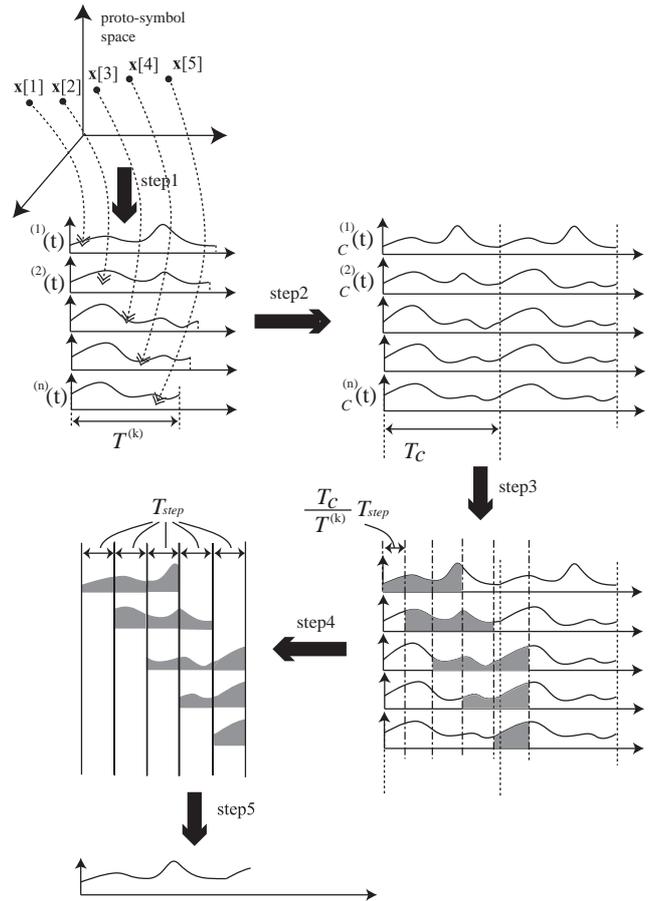


図 3: Procedure of motion generation

する部分的な時系列データは

$$O_k = [o[1 + (k-1) \cdot T_{step}] \dots o[T_{span} + (k-1) \cdot T_{step}]]$$

となり、これを原始シンボル空間に射影して、 $x_k$  を得る。この変換は合計  $\left\lceil \frac{T - T_{span}}{T_{step}} \right\rceil + 1$  回行われる事になるので、

$$\begin{aligned} n &= \left\lceil \frac{T - T_{span}}{T_{step}} \right\rceil + 1 \\ k &= 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (1)$$

と少しずつずらしながら随時射影を行う ( $[a]$  は  $a$  を越えない最大の整数) これにより、関節角度データ  $\theta(t)$  から行動の遷移の様子を表す原始シンボル空間上の状態点の遷移

$$X[t] = [x[1] x[2] \dots x[n]] \quad (2)$$

を得ることができる (Step3)。

## 2.3 原始シンボル空間における連続的状態遷移による行動の生成

文献 [谷江 03] では、静止している状態点  $x$  から、運動パターン  $\theta$  を生成する手法について説明した。本稿では、その状態点の遷移データ  $X[t]$  から運動パターンを生成することになる。そのため、各状態点で生成される運動パターンを重ね合わせるようにして生成する必要が生じる。このために、各状態



図 4: Six motions performed by human

点から出力される運動パターンの正規化し、位相のずれが発生しないような生成手法を実現させた。この生成プロセスの概要を Fig.3 に示す。原始シンボル空間上の時系列パターンの  $k$  番目の状態点を  $x[k]$  とし、この点から上記の方法で生成される関節角空間の時系列データを  $\theta^{(k)}(t)$  とする (Step 1)。この時系列データの時間長は原始シンボル空間上の位置によって異なるため (行動の種類が異なるため)、 $k$  によって行動の時間長は変動する。そこで、運動パターン  $\theta^{(k)}(t)$  の長さを  $T^{(k)}$  と表す。これを合成するために、それぞれの運動パターンをの時間長を次式のように  $T_c$  に揃えて正規化する (Step 2)。

$$\theta_c^{(k)}(t) = \theta^{(k)}\left(\frac{T^{(k)}}{T_c}t\right) \quad (3)$$

正規化を行った後、時間幅  $\frac{T_c}{T^{(k)}} \cdot T_{step}$  ごとに運動パターンを Step3 のようにブロック分けする。各運動パターン  $\theta_c^{(k)}(t)$  ( $k = 0, 1, \dots, n$ ) から 3 つのブロックを抽出し、それらを各時間帯に応じて重ね合わせるように平均を取る (Step 4)。これらをつなげたものが最終的に生成される関節角の時系列データである (Step 5)。

### 3. 階層型ミメシスモデルを用いた行動の認識・生成の実験

前節までで述べたシステムで実際の行動を観察し、行動の認識・生成を行った。実験の前提条件は、文献 [谷江 03] と同じ設定とし、図 4 のような walk, kick, squat, stoop, stretch, throw の 6 種類の行動を対象とし、それらを配置した 10 次元の原始シンボル空間を事前に用意した。

#### 3.1 行動認識実験

図 5 に示すように、まず最初に walk の行動を行い、途中で次第に kick に移行するという未知の行動を観察させた。行動認識の結果は原始シンボル空間上の状態点の遷移として出力される。この結果を Fig.6 に示す。Fig.6 の各軸はそれぞれ原始シンボル空間の主要な 3 次元を示しており、三角形や四角形のマークは各原始シンボルの状態点を示している。点列として示されているのが、認識された状態点系列  $x[1] \dots x[n]$  であ

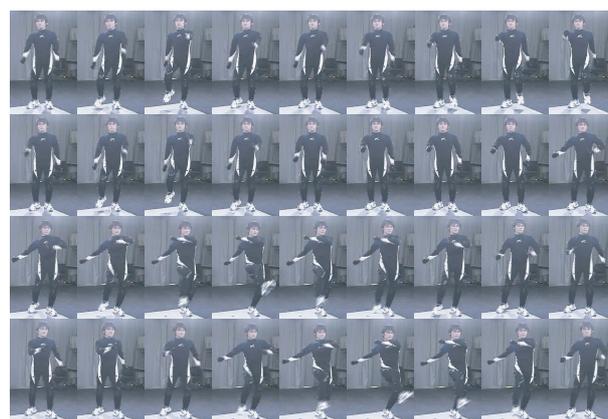


図 5: An novel motion: from walking to kicking

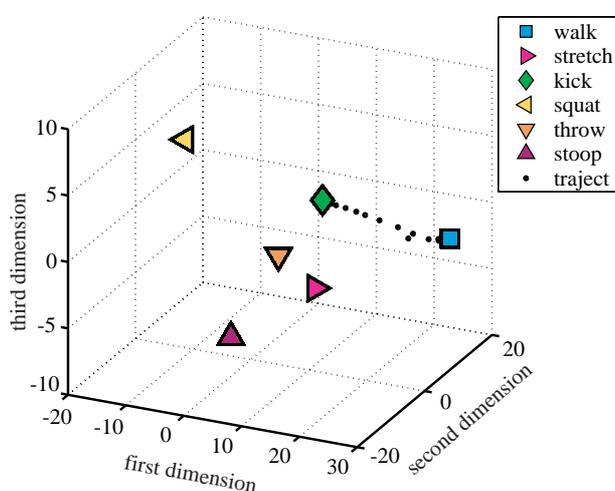


図 6: A result of motion recognition in the proto-symbol space

る。この点列を見ると、原始シンボル空間上を walk から徐々に kick へ遷移していくのが分かる。

HMM による行動認識の研究は数多く存在する [Wada 98][Yamato 92][Pook 93] が、既知の行動の認識を行うのが主な機能であり、本研究のように幾何学的な関係性を利用して未知の行動の認識を試みる例は無い。

#### 3.2 行動生成実験

次に、既知の行動の組み合わせによって未知の行動を生成させる実験を行った。walk の状態点から kick の状態点へ線分を引き、その結果得られる状態遷移列  $X[t]$  から行動を生成した結果を Fig.7 に示す。観察した行動と同様に walk した後に kick するという行動が滑らかに生成されているのが確認できる。

以上の実験より、観察した行動を原始シンボル空間上の状態点の遷移に変換することで行動間の遷移を認識することができ、また原始シンボル空間上の状態点の遷移から行動を生成することで既知の行動を任意に組み合わせた行動を生成することが確認できた。

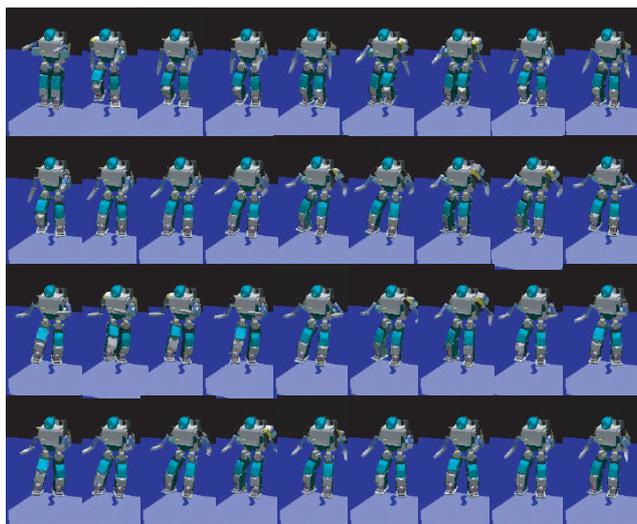


図 7: Generated motion by continuous proto-symbol manipulation

#### 4. 階層構造の導入による知能への接近

これまでに説明した原始シンボル空間はその空間上の状態点  $x$  が、時系列の運動パターン  $\theta(t)$  を抽象化する役割を果たしていた。ここで、原始シンボル空間上の状態点  $x$  はベクトルとして表現されているため、状態点の時系列  $X[t]$  は運動データと同じく、隠れマルコフモデルを適用することによって、さらに一段階上の抽象化が可能となる。例えば図 8 のように、walk から kick へと移り変わる行動をメタ原始シンボル  $\mathcal{M}(\text{shot})$  として抽象化可能である。

このように隠れマルコフモデルを階層的に積み重ねる事で、低レベルな関節角度の時系列データ  $\theta(t)$  から、離散的なシンボル情報  $\mathcal{M}$  へと進化していく形態が望ましい。しかし、単純な階層構造ではメタ原始シンボルの上にメタメタ原始シンボルが形成されるだけである。そこで、メタ原始シンボルに対しては空間を形成しない戦略を取る。そしてメタ原始シンボルの時系列  $\mathcal{M}(t)$  に対して抽象化を行う際には、いったん原始シンボル空間上の状態点系列  $X[t]$  として展開した後、新しいメタ原始シンボル  $\mathcal{M}'$  として抽象化する。このような操作によって、メタ原始シンボルという離散的な情報表現で単純な運動、その組み合わせによる複雑な運動、などの様々な運動を抽象化する事が可能となる。

#### 5. おわりに

本研究では原始シンボル空間を用いた階層型ミメシモデルを提案した。人間の行動は複雑であり、原始シンボルとして獲得されている既知の行動以外の行動を常にとり続けている。また常に人間を観察することを考えると、定常的に運動データが入力されることになり、認識のための時系列データの始点終点は与えられないまま、リアルタイムに認識結果を出力することが必要となる。本稿では、このような状況における未知の行動の認識および未知の行動の生成を行うための数理モデルの拡張を行い、原始シンボル空間における状態点系列の幾何学的操作により、より複雑な行動の認識・生成が実現できることを確認した。

またさらに、階層構造を重ねることでより高次のシンボル

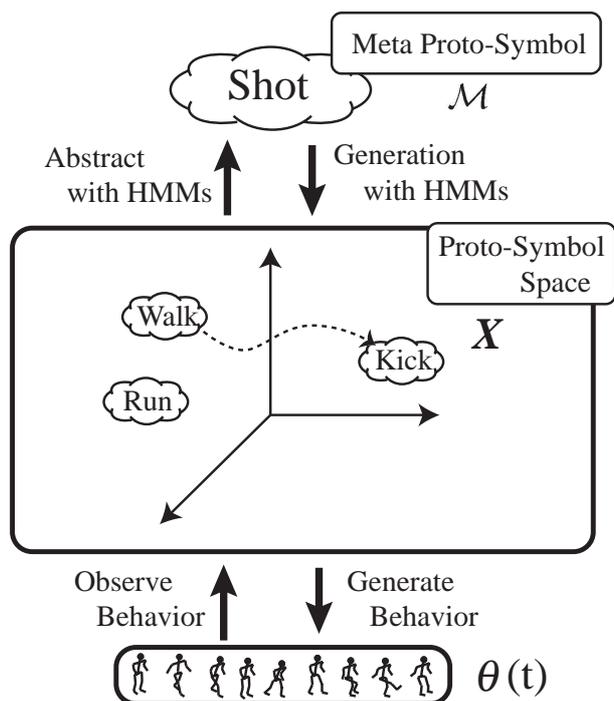


図 8: Outline of a hierarchical mimesis model

操作へと発展させるためのメタ原始シンボルの概念を提示し、隠れマルコフモデルによる階層的な運動認識・生成が可能となることを示した。

階層構造を重ねるにあたっては、メタ原始シンボルを再帰的に抽象化しつつ、階層の数が発散しないようなモデルの実現が必要となる。この問題に対しては現在取り組みを進めている所である。また、本稿で示した原始シンボル空間は情報幾何の概念と密接な関連があると考えている。今後は情報幾何の特性を考慮して、より高機能のシンボル創発モデルへと発展させて行く予定である。

#### 参考文献

- [Deacon 97] Deacon, T. W.: *The symbolic species*, W.W. Norton & Company. Inc. (1997)
- [Donald 91] Donald, M.: *Origins of the Modern Mind*, Harvard University Press, Cambridge (1991)
- [Inamura 02] Inamura, T., Toshima, I., and Nakamura, Y.: Acquisition and Embodiment of Motion Elements in Closed Mimesis Loop, in *the Proc. of IEEE Int'l Conf. on Robotics & Automation*, pp. 1539-1544 (2002)
- [Pook 93] Pook, P. K. and Ballard, D. H.: Recognizing teleoperated manipulations, in *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 913-918 (1993)
- [Wada 98] Wada, T. and Matsuyama, T.: Appearance Based Behavior Recognition by Event Driven Selective Attention, in *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 759-764 (1998)
- [Yamato 92] Yamato, J., Ohya, J., and Ishii, K.: Recognizing human action in time-sequential images using hidden markov model, in *Proc. of CVPR*, pp. 379-385 (1992)
- [稲邑 02] 稲邑 哲也, 戸嶋 巖樹, 中村 仁彦: 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, 第 16 回日本人工知能学会全国大会予稿集, pp. 1D1-02 (CD-ROM) (2002)
- [谷江 03] 谷江 博昭, 稲邑 哲也, 中村 仁彦: 連続分布型 HMM への位相構造導入による全身運動を埋め込んだ原始シンボル空間構成法, 第 17 回人工知能学会全国大会論文予稿集, pp. 3D4-03 (CD-ROM) (2003)