

統計的情報量を用いた原始シンボル空間の構成と それに基づく原始シンボル系列の記号化

○ 谷江博昭 (東京大学) 稲邑哲也 (東京大学) 中村仁彦 (東京大学/CREST)

Abstract of Proto-Symbol Sequence based on Proto-Symbol Space using Statistic Information

*Hiroaki TANIE (Univ. of Tokyo), Tetsunari INAMURA (Univ. of Tokyo), Yoshihiko Nakamura (Univ. of Tokyo, CREST)

Abstract— 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 this paper, we propose proto-symbol space which can describe a relation between each proto-symbol using geometric structures. In addition, 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 approaches to the symbolic manipulation system.

Key Words: Proto-Symbol Emergence, Mimesis Model, Hidden Markov Model

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¹⁾。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²⁾に基づいている。ミメシス理論と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。

提案したモデルでは、運動パターンはHMMを用いて抽象化され、HMMのパラメータを原始シンボルとして位置づけることで、運動の認識と生成の双方向計算を実現した。しかし、ある一つの原始シンボルは、特定の種類の運動に対応しているのみで運動パターン同士の関係性、原始シンボル同士の関係性を扱う事はできない。シンボルの持つ側面として、パターン間に存在する関係性を抽象化されたシンボルで記述し、その抽象化された世界でシンボル操作を行うことでパターンの情報処理を行う。という機能がある³⁾。本研究では、原始シンボル同士の関係性からパターン同士の関係性を記述する原始シンボル空間を提案し、運動パターンの情報処理に新しい枠組みを提案することを目的とする。

2. 原始シンボル空間

2.1 原始シンボル間の擬距離の定義

空間を構成するためには距離情報が必要となる。本研究で原始シンボルとして用いたHMMは確率モデルであるため厳密な距離を定義できない。したがってKullback-Leibler情報量を用いてHMM間の擬似的な距離を定義する。Kullback-Leibler情報量は確率分布関数間の隔たりを定量的に表すものである。2つの

HMM λ_1, λ_2 間のKullback-Leibler情報量は次式で表現できる⁴⁾。

$$D(\lambda_1, \lambda_2) = \frac{1}{n} \sum_i \frac{1}{T_i} \left[\log p(\mathbf{y}_1^{T_i} | \lambda_1) - \log p(\mathbf{y}_1^{T_i} | \lambda_2) \right]$$

ここで、 $\mathbf{y}_1^{T_i}$ は λ_1 の学習に用いた長さ T_i の時系列データ、 n は観測された時系列データの数である。

この式は一般に、 $D(\lambda_1, \lambda_2) \neq D(\lambda_2, \lambda_1)$ と λ_1, λ_2 に対して非対称であり、HMM間同士の距離的な量として用いるには不適切である。そこで式(1)を対称形にした次式を原始シンボル間の擬距離として用いることにする。

$$D_s(\lambda_1, \lambda_2) = \frac{1}{2} (D(\lambda_1, \lambda_2) + D(\lambda_2, \lambda_1)) \quad (2)$$

2.2 原始シンボル空間の構成法

原始シンボルを擬距離に基づいて空間に射影し、原始シンボル間の類似情報を保持する原始シンボル空間を構成する。距離的な情報をもとに空間への配置を行うには多次元尺度法⁵⁾を用いる。多次元尺度法とは対称間の距離に関するデータが与えられた時にその対象の空間上での位置関係を再現する手法である。

対象 i, j 間の隔たり量に関する値 f_{ij} をデータとして与え、 f_{ij} に基づいて n 個の対象を空間に射影することを考える。射影された対象 i の空間での位置ベクトルを x^i と表し、対象間の射影された空間上での距離を d_{ij} とする。ただし、 $d_{ij}^2 = |x^i - x^j|^2$ である。このとき、多次元尺度法は次式のように f_{ij} と d_{ij} の誤差 S を x に関して最小化する問題に帰着する。

$$S^2 = \sum_{i,j} (f_{ij} - d_{ij})^2 \quad (3)$$

式(3)は x の多項式で表現できないため、最小二乗法

が簡単に適用はできない．そこで

$$T^2 = \sum_{i,j} \frac{(f_{ij}^2 - d_{ij}^2)^2}{4f_{ij}^2} \quad (4)$$

を S の代わりに用いて, x に関して最小化することで対象を空間に射影する⁶⁾．

2.3 原始シンボル空間の構成実験

以上までに述べた原始シンボル空間の構成法の有効性を確かめるために, 原始シンボル空間の構成実験を行った．原始シンボル空間の構成にはモーションキャプチャシステムを用いて計測した”walk”, ”stretch”, ”kick”, ”squat”, ”throw”, ”stoop”の6種類の行動に対する原始シンボルを用いて行った．図1に得られた原始シンボル空間を示す．原始シンボル空間構成には, 10次元の

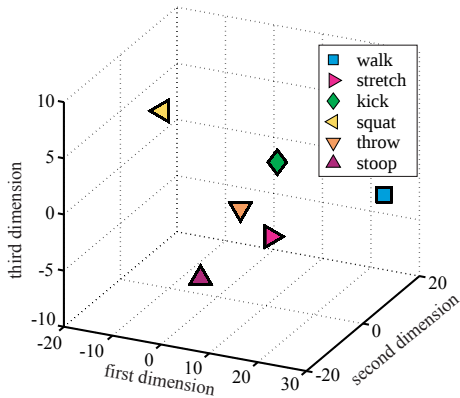


Fig.1 A result of proto-symbol space construction

空間に対して多次元尺度法を用いて行ったが, 4 ~ 10次元目の成分はほとんど用いられることがなく, 3次元目までの成分で十分表現可能であることが分かった．

3. 原始シンボル空間での行動認識・生成

前節で得られた原始シンボル空間を利用して行動を認識・生成することを考える．

3.1 原始シンボル空間上の状態点としての行動認識

n 個の既知の原始シンボルを射影した原始シンボル空間を用いて, 未知の運動パターンを認識する手法を考える．各原始シンボルに対する観測された未知の運動パターンの尤度をもとに, 未知の運動パターンと各原始シンボル間の Kullback-Leibler 情報量を推量し, それらをもとに未知の運動パターンに対応する原始シンボル空間上の状態点を決定する．

3.2 原始シンボル空間上の状態点からの行動生成

二つの既知の行動が混合したような運動パターンを生成することを考える．この既知の行動の組合せを原始シンボル空間上の幾何学的操作として解釈すると, 二つの状態点を結ぶ線分の内分点に相当する行動を生成することと同等となる．HMM のパラメータ $\lambda_1 = \{a_{ij}^{(1)}, b_i^{(1)}(\cdot)\}$ と $\lambda_2 = \{a_{ij}^{(2)}, b_i^{(2)}(\cdot)\}$ で抽象化されている行動の状態点を $\alpha : (1 - \alpha)$ の比で内分する状態点に

対応する HMM のパラメータ $\hat{\lambda} = \{\hat{a}_{ij}, \hat{b}_i(\cdot)\}$ を次のように定義する．

$$\hat{a}_{ij} = \alpha a_{ij}^{(1)} + (1 - \alpha) a_{ij}^{(2)} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \hat{b}_i(\mathbf{o}) = & \sum_{m=1}^M \alpha c_{im}^{(1)} \mathcal{N}(\mu_{im}^{(1)}, \sigma_{im}^{(1)}) \\ & + (1 - \alpha) c_{im}^{(2)} \mathcal{N}(\mu_{im}^{(2)}, \sigma_{im}^{(2)}) \end{aligned} \quad (6)$$

ここでは二つの原始シンボル間の内挿を行ったが, 空間全体としては全ての原始シンボルを用いた内挿, 外挿によってその点の HMM を計算する．以上のようにして得られた HMM から文献⁷⁾の方法で運動パターンを生成することで空間上の任意の点から行動を生成することができる．

3.3 原始シンボル空間上の状態点を利用した行動認識・生成実験

原始シンボル空間を用いて未知の行動の認識実験を行った．2.3 節で得られた6種類の基本行動を持つ原始シンボル空間を用いた．未知の行動として「歩きながら手を挙げる」「蹴りながら投げる」という行動を観察させた．これらの行動を原始シンボル空間に射影させた結果を図2に示す．図2は原始シンボル空間の2

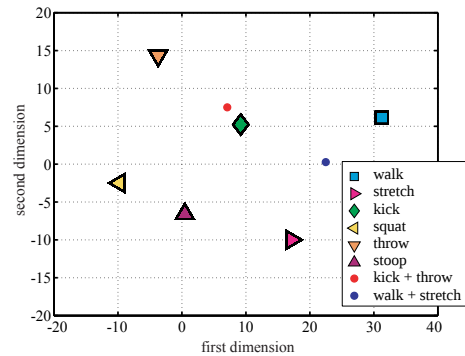


Fig.2 A recognition result of novel motions

次元目までの主成分を示している．それぞれ混合の元となった2つの基本行動の中間に状態点として射影された．

次に, 既知の基本行動を組み合わせる新しい行動を生成する実験の結果を示す．原始シンボル空間上の状態点から生成された行動の連続写真を図3に示す．図3の(a)はwalk, (b)はkick, (c)はwalkとkickの中点に相当する点から生成された行動である．walkとkickの中点からはこの二つの行動が合わさった行動が生成されているのが分かる．

これらより, 原始シンボル空間上の状態点と行動認識・生成の手法の有効性が示される．

4. 原始シンボル空間を用いた階層型メシモデル

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



Fig.3 Generated motions on a humanoid robot
(a):walk (b):walk+kick (c):kick

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．

前節では，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 として表した．つまり，静的な状態点 x は時系列の運動パターン $\theta(t)$ に対応していた．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．原始シンボル空間上の状態点系列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．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と考える．本節ではこのような階層的なミメシスモデルを目指し，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．

4.1 原始シンボル空間における連続的状态遷移系列としての行動認識

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.4 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 $O[t] = [o[1] \ o[2] \ \cdots \ o[T]]$ 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 $O_1 = [o[1] \ o[2] \ \cdots \ o[T_{span}]]$ と表す． O_1 を文献⁷⁾の

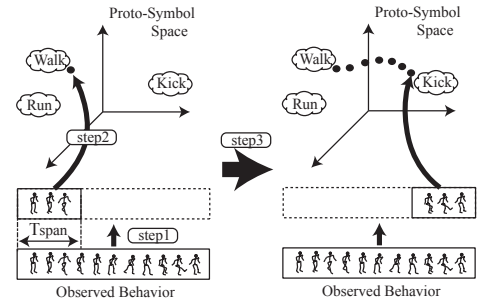


Fig.4 Procedure of projecting motion in proto-symbol space

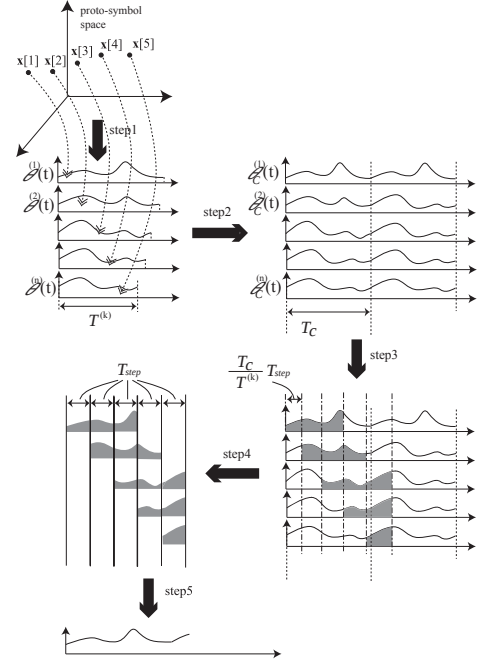


Fig.5 Procedure of motion generation

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} ずつずらしていく． k 番目に注目する部分的な時系列データは

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

となり，これを原始シンボル空間に射影して， x_k を得る．これを繰り返すことにより，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を得ることができる (Step3)．

4.2 原始シンボル空間における連続的状态遷移系列による行動生成

原始シンボル空間上の状態点の遷移系列 $X[t]$ から運動パターンを生成することを考える．これには，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ある．そのために，各状態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

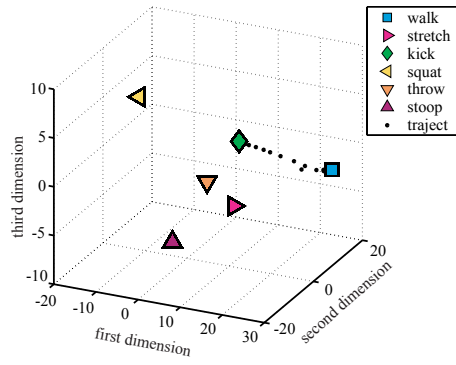


Fig.6 A result of motion recognition in the proto-symbol space

セスの概要を Fig.5 に示す．原始シンボル空間上の時系列パターン 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)．

$$\theta_c^{(k)}(t) = \theta^{(k)}\left(\frac{T^{(k)}}{T_c}t\right) \quad (7)$$

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)．

4.3 原始シンボル空間上の連続的状态遷移系列を用いた行動認識・生成実験

最初に walk の行動を行い，途中から次第に 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，この空間上の点列が認識された状態点系列 $[x[1] \dots x[n]]$ である．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．

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．

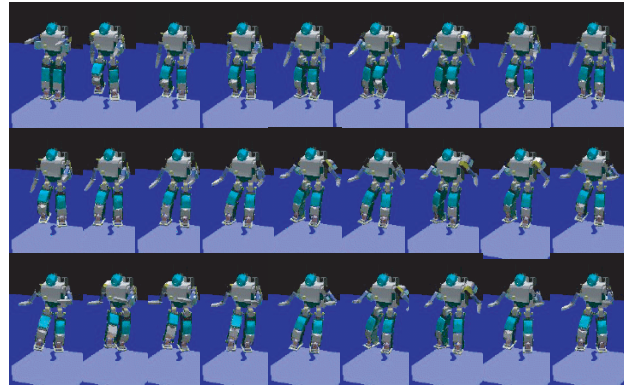


Fig.7 Generated motion by continuous proto-symbol manipulation

5. おわりに

本稿では原始シンボル空間を提案し，抽象化された空間上での状態点の幾何学的な操作を介しての運動パターンの認識・生成が可能となることを示した．また，その状態点の遷移系列を用いることにより階層型メシスモデルを実現した．

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望ましい．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

- 1) Tetsunari Inamura, Iwaki Toshima, Yoshihiko Nakamura: Acquisition and Embodiment of Motion Elements in Closed Mimesis Loop, the Proc. of IEEE Int'l Conf. on Robotics & Automation, pp.1539-1544 (2002).
- 2) Merlin Donald: Origins of the Modern Mind, Harvard University Press (1991).
- 3) T.W.Deacon: The symbolic species, W.W.Norton & Company (1997).
- 4) B.H.Juang, L.R.Rabiner: A probabilistic distance measure for hidden Markov models, AT & T Technical Journal (1985).
- 5) 高根芳雄: 多次元尺度法, 東京大学出版会 (1980).
- 6) 奥村晴彦: パソコンによるデータ解析入門, 技術評論社 (1986).
- 7) 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 回人口知能学会全国大会論文予稿集, pp. 3D4-03 (2003).