

隠れマルコフモデルによって抽象化された運動間の関係を記述する 原始シンボル空間の構成

Construction of proto-symbol space for relationship description between abstract motion by Hidden Markov Models

○ 稲邑 哲也（東大） 谷江 博昭（東大） 正 中村 仁彦（東大/CREST）

*Tetsunari Inamura, Hiroaki Tanie and Yoshihiko Nakamura
(Univ. of Tokyo, Dept. of Mechano-Informatics)

Abstract— In this paper, we propose a mathematical model for motion recognition and generation as combination of basic motions by proto-symbol manipulation which is abstract expression of motion patterns. In order to describe the proto-symbol manipulation as geometric manipulation, construction of proto-symbol space and geometric proto-symbol manipulation method are established.

Key Words: Proto-symbol Emergence, Symbol Manipulation, Hidden Markov Models

1. はじめに

我々はこれまでに、隠れマルコフモデルを用いた行動模倣と原始シンボルの創発の統合モデルを提案してきている¹⁾。しかしこの原始シンボルには時系列パターンを抽出する能力は持つが、その原始シンボルを組み合わせたり再構成することによって、より上位の複雑な行動パターンに対応するようなシンボル操作を行うことができなかった。本稿では、シンボル操作を行うための数理的手法の基礎として幾何学的シンボル操作に注目し、それを可能とする原始シンボル空間の構成を目的とする。

2. 隠れマルコフモデル間の隔たりの評価

空間を構成するには距離情報が必要となるが、本稿で扱っている HMM は確率モデルであるため、距離を定義することができない。そこで Kullback-Leibler 情報量を用いて HMM 間の「隔たり」を表現する。Kullback-Leibler 情報量は二つの確率分布関数 p_1, p_2 の間に

$$D(p_1, p_2) = \int_{-\infty}^{\infty} \left(p_1(x) \log \frac{p_1(x)}{p_2(x)} \right) dx \quad (1)$$

のように定義される量である。これを HMM に適用する場合には、二つの HMM パラメータを λ_1, λ_2 として、以下のような定義となる。

$$D(\lambda_1, \lambda_2) = \sum_n \frac{1}{T_n} [\log p(y_1^T | \lambda_1) - \log p(y_1^T | \lambda_2)] \quad (2)$$

ただし、 y_1 は λ_1 を学習する際に使用した時系列データ、 n は観測された運動パターンの数、 T_n は各運動パターンの長さである。しかしこの量は $D(\lambda_1, \lambda_2) \neq D(\lambda_2, \lambda_1)$ となり対象性が無いため、実際には以下の式が使用される。

$$D_S(\lambda_1, \lambda_2) = \frac{1}{2} (D(\lambda_1, \lambda_2) + D(\lambda_2, \lambda_1)) \quad (3)$$

3. 多次元尺度法を用いた空間配置

前節で述べた原始シンボル間の隔たり量をもとに原始シンボルを空間に射影するために多次元尺度法を用いる。多次元尺度法とは対象間の類似度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²⁾。

データとして与えられる対象 i と対象 j の間の距離を f_{ij} と表し、この距離に基づいて n 個の対象を空間に射影する。射影された対象 i の空間での位置ベクトルを x と表し、対象間の空間上での距離を d_{ij} ($d_{ij}^2 = |x_i - x_j|^2$) とおいた時、多次元尺度法は次式のように f_{ij} と d_{ij} の誤差を x に関して最小化する問題に帰着する。

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

しかし式 (4) は x の多項式で表せないため最小二乗法が簡単に適用できない。そこで

$$T^2 = \sum_{i,j} \frac{(f_{ij}^2 - d_{ij}^2)^2}{4f_{ij}^2} \quad (5)$$

のような式を用いる。

4. 原始シンボル空間におけるシンボル操作

4.1 原始シンボル空間での行動認識

原始シンボル空間を構成している基本的な 6 種類の行動以外の未知の運動データを認識するプロセスについて考える。観測された未知の運動パターンに対応する HMM を求めることができたと仮定してそのパラメータを $\hat{\lambda}$ とすると、既存の原始シンボルパラメータ $\lambda_1, \dots, \lambda_N$ と $\hat{\lambda}$ の Kullback-Leibler 情報量を計算することによって、原始シンボル空間上での $\hat{\lambda}$ の状態点が求められる。原始シンボル空間上での $\hat{\lambda}$ の点を $\hat{x}$ 、各パラメータ λ_i の空間上での点を x_i として、空間における距離 $d(x_i, \hat{x})$ と、Kullback-Leibler 情報量 $D_S(\lambda_i, \hat{\lambda})$ との誤差が最小になるように、 $\hat{x}$ を求める。

このような原始シンボル上での幾何学的操作によって、運動の認識結果を原始シンボル空間上での状態点として表現可能となり、未知の運動を既知の基本行動の組み合わせとして認識することが可能となる。

4.2 原始シンボル空間での行動生成

次に、二つの基本行動が混合しているような行動を新しく生成するための原始シンボル操作について考える。この基本行動の組み合わせを原始シンボル空間上で解釈す

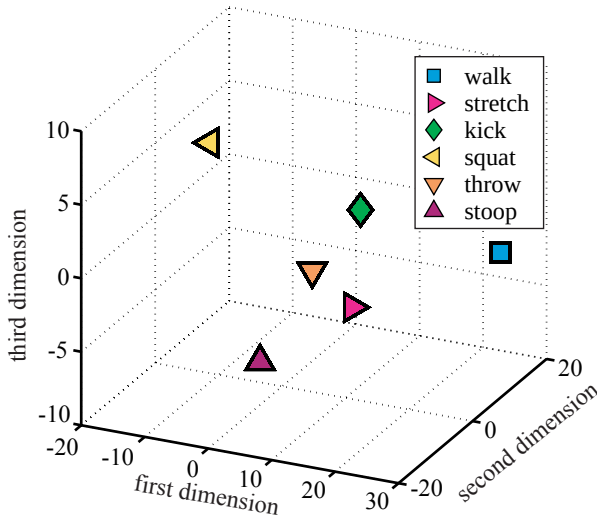


Fig.1 A result of Proto-symbol space construction

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 $\lambda_1 = \{a_{ij}^{(1)}, b_i^{(1)}(y)\}$ と $\lambda_2 = \{a_{ij}^{(2)}, b_i^{(2)}(y)\}$ 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 $\hat{\lambda} = \{a_{ij}, b_i(x)\}$ を以下のように定義する。

$$a_{ij} = \alpha a_{ij_1} + (1-\alpha) a_{ij_2} \quad (6)$$

$$b_i(y) = \sum_{m=1}^M \alpha c_{im}^{(1)} \mathcal{N}(\mu_{im}^{(1)}, \sigma_{im}^{(1)}) + \sum_{m=1}^M (1-\alpha) c_{im}^{(2)} \mathcal{N}(\mu_{im}^{(2)}, \sigma_{im}^{(2)}) \quad (7)$$

最終的に $\hat{\lambda}$ から文献³⁾ の手法で運動データを生成する。

5. シンボル操作実験

5.1 原始シンボル空間の形成実験

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、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空間の生成実験を行った。結果として、Fig.1 に示すような空間と原始シンボルの状態点を得た。

原始シンボル空間の次元として10次元の空間を用意し、多次元尺度法を用いたが、4～10次元目の成分は使用されることが無く、3次元目までの主成分で十分表現可能であることが分かった。

5.2 運動認識と生成実験

未知の運動を既知の運動の組み合わせとして認識する実験を行った。「蹴りながら投げる」「歩きながら手を挙げる」という未知の運動を原始シンボル空間に射影したところ、Fig.2 のように、二つの基本行動の中間点に状態点が現れた。この結果から提案した手法の有効性が示される。

次に既知の基本行動を組み合わせた新しい行動の生成実験を行った。Fig.3 に walk と kick の中間的な運動を生成させた結果を示す。図の横軸は時間、縦軸は右股関節のピッチ軸の関節角度を示している。混合率 α を徐々に変化させることで生成される行動がモーフィング効果のように変化して行く様子が分かる。このように原始シンボル空間での

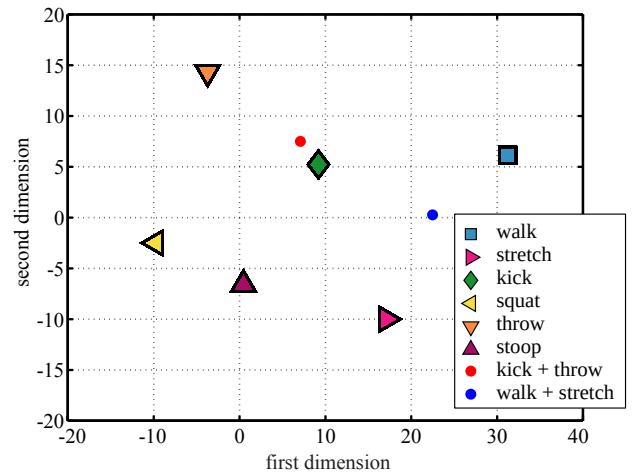


Fig.2 A recognition result of novel motions

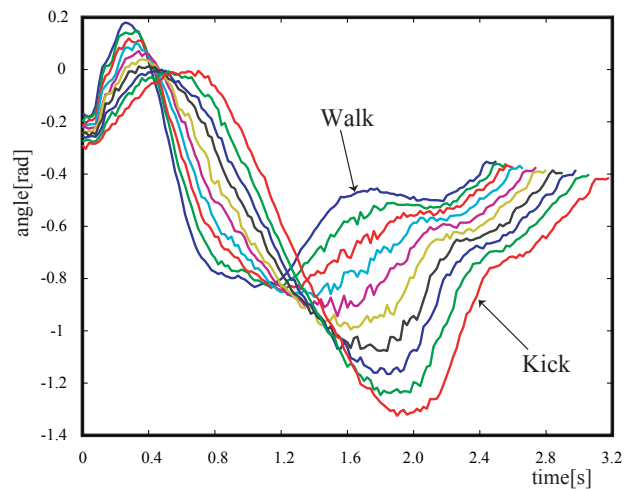


Fig.3 Generated Motion from Mixed HMM

幾何学的シンボル操作が、運動パターンの操作に有効であることが示された。

6. おわりに

提案した原始シンボル空間を用いると、抽象化された空間での幾何学的なシンボルの操作によって、運動パターンの操作が可能である。本稿で示した実験では、二つの行動が同時に行われているという運動パターンに対する原始シンボル空間でのシンボル操作について述べた。この例では状態点は静止しているが、実際にはシンボル空間においても動的に認知プロセス、生成プロセスが行われるため、状態点が時間とともに遷移する場合にも対応する必要がある。この場合のシンボル操作法については文献⁴⁾を参照されたい。

参考文献

- 1) Tetsunari Inamura, Iwaki Toshima, and Yoshihiko Nakamura. 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.
- 2) 高根芳雄. 多次元尺度法. 東京大学出版会, 1980.
- 3) 稲邑哲也, 谷江博昭, 中村仁彦. 連続分布型隠れマルコフモデルを用いた時系列データのキーフレーム抽出とその復元. 日本機械学会ロボティクスメカトロニクス講演会 '03, 2003.
- 4) 谷江博昭, 稲邑哲也, 中村仁彦. ミメシスの数学モデル: 隠れマルコフモデルを用いた階層的原始シンボル空間における運動の認識と生成. 日本機械学会ロボティクスメカトロニクス講演会 '03, 2003.