

力学的情報処理における自己組織的シンボル獲得と運動生成

Self-organizing Symbol Acquisition and Motion Generation based on Dynamics-based Information Processing System

中村 大介*1 岡田 昌史*2 中村 仁彦*3
Daisuke Nakamura Masafumi Okada Yoshihiko Nakamura

*1 マッキンゼー・アンド・カンパニー *2 東京工業大学 *3 東京大学
McKinsey & Company Tokyo Institute of Technology Univ. of Tokyo

It is important for intelligent systems to acquire symbols not in a top-down way but in a self-organizing way. We designed Dynamics-Based Self Organizing Map(DBSOM) that can not only acquire a topological preserving map but also generate a learned signal. In addition, we aim at developing Dynamics-based Information Processing System so that it can acquire symbol space in a self-organizing way by means of DBSOM.

1. はじめに

実世界の中でのロボットの運動は環境の変化に伴い多様に渡る。これまでの運動生成では図1に表されるようにラベルを持つ記号とその遷移ルールをトップダウン的に与え、各記号と対応する運動の時系列データとの直接的な結びつけが行われた。環境の変化に伴う運動の詳細化は全て安定化フィードバックコントローラのロバスト性に委ねられている。ここでは運動の時空間的な特性、類似的関係性を削除した形で記号が与えられており、記号が実世界のどの実体を指すかという記号接地問題に対する解答は先送りになってきた。ロボットが実環境の中で自分

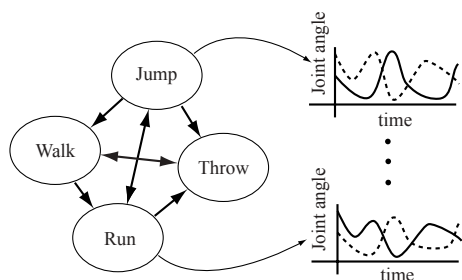


図1: Motion generation

の運動を獲得し、これを選択しながら知的に行動するためには運動から記号を創発しこれを扱う情報処理系が必要であろう。

運動の記号化は運動の抽象化とそのクラスタリングに集約される。運動の主成分を抽出すること、運動の類似性に基づき分類することが必要である。特に、運動は時間の流れを含めた考察が必要であり、時系列データを扱わなければならない。また、運動には始点・終点は存在せず、これまでのパターンマッチングとは異なった時々刻々の時間の流れの中での処理が必要となる。これまでに、我々は時系列データを力学系を用いて処理する力学的情報処理系を提案してきた [Okada 02]。これはロボットの全身運動の時系列データを空間内の閉曲線として描き、これをアトラクタとする力学系を設計することで運動の記憶と生成を実現するものであり、運動が力学系のパラメータとして抽象化されている。

本研究では力学的情報処理系に基づいて、ロボットの自己組織的なシンボルの獲得を目指し、類似性に基づいた全身運動のシンボルを獲得するシステムを構築する。具体的にはリカレント自己組織化マップ [Koskela 98] の機能を拡張し、時系列の学習・再生を可能とするダイナミカル自己組織化マップ (Dynamics Based Self Organizing Map: DBSOM) を提案する。さらに、これを用いてヒューマノイドロボットの全身運動のシンボルの獲得を実現し、獲得されたシンボルによって運動の認識・再生を行う。

2. 運動とシンボル

まず、運動を抽象化するシンボルについて述べる。運動の時系列データのあるパラメータを用いて表現したとき、これはひとつの抽象化であり、稲邑らはこれを原始シンボルと呼んだ [Inamura 01]。ただし、これは時系列データそのものに対してラベル貼ったものである。さらに、稲邑らはカルバックライブラー情報量 [Juang 85] に基づき、原始シンボルを空間に配置してこれを操作した運動の生成法を提案した [Inamura 03]。ここでは、時系列データの抽象化に隠れマルコフモデルを用いているため、運動の時間的情報は削除されている。

本来、シンボルは運動との1対1対応ではなく、文脈やそのときの状況に応じてその対応関係に組み替えが行われるべきである。例えば、「歩行」に対するシンボルは人間の話題であれば二足歩行、動物の話題であれば四足歩行の運動データと結びつく。本研究の目標は力学的情報処理を基礎として、図2に表されるように時系列データからある評価に基づいてクラスタリングした空間を複数個設定し、これらの関連付けを変えることで力学系の構造が変化し、運動の様々な時系列データを生成する機構を設計することである。本報告では、時系列データに基づいた空間の設計法に重点を置き、評価に基づいて自己組織的に時系列データをクラスタリングする方法を提案する。

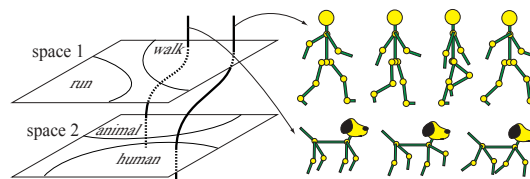


図2: Connection between symbol space and motion

連絡先: 岡田 昌史, 東京工業大学大学院理工学研究科, 目黒区
大岡山 2-12-1, 03-5734-2535, okada@mep.titech.ac.jp

3. ダイナミカル自己組織化マップ

シンボルを創発するための空間の設計として、ここでは時系列の学習・再生を可能とする DBSOM を提案し、その構造と学習則について説明する。DBSOM の略図を図 3 に示す。DBSOM は、2 次元平面内に $L \times L$ のユニットを持つアレ

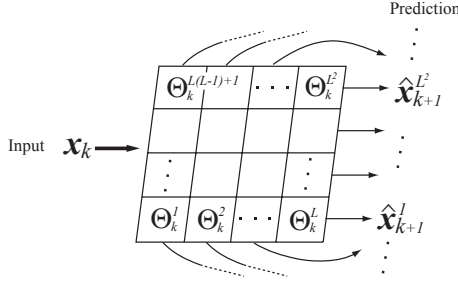


図 3: Structure of DBSOM

構造を持ち、個々のユニット i は時刻 k の入力 x_k から時刻 $k+1$ の入力の予測値 \hat{x}_{k+1} を予測するパラメータ行列 Θ_k^i を持つ多項式力学系 [Okada 02] となっている。ここで、ユニット i が出力する予測値 \hat{x}_{k+1}^i は以下のように x_k の多項式で表される。

$$\begin{aligned} \hat{x}_{k+1}^i &= \Theta_k^i \phi(x_k) \\ \phi(x_k) &= [1, x_1, x_2, \dots, x_1 x_2, \dots, x_1^m, x_2^m, \dots, x_N^m]^T \end{aligned} \quad (1)$$

ϕ_k は入力 x_k から m 次多項式ベクトルへの関数であり、 Θ_k^i は多項式の係数から構成される行列である。川嶋らは同様の考察から力学系を写像関数として用い、時系列データを認識するシステムを提案している [Kawashima 02]。この方法では力学系は線形システムとして設計されているため、予測値の精度はあまり良くない。このようなユニットからなるマップ全体の学習は、 Θ_k^i の値を以下の学習アルゴリズムに従って更新することによって行われる。

学習アルゴリズム

1. Best Matching Unit (BMU) の探索: 現時刻の段階で入力時系列信号を最もよく記憶し予測するユニットを探索する。このユニットを BMU と呼び、BMU ユニット b は式 (3) で定義される。BMU は過去 k_0 個に渡って予測値と実際の入力との誤差の大きさの和 g^i を最小化するユニットであり、 g^i は 2 つの距離評価基準 g_d^i と g_p^i の重みつき和である。

$$b = \arg \min_i g^i \quad (3)$$

$$g^i = \gamma_d g_d^i + \gamma_p g_p^i \quad (4)$$

$$g_d^i = \sum_{j=k-k_0+1}^k \|x_j - \hat{x}_j^i\| \quad (5)$$

$$g_p^i = \sum_{j=k-k_0+1}^k \frac{v_j \cdot \hat{v}_j^i}{\|v_j\| \|\hat{v}_j^i\|} \quad (6)$$

$$v_j = x_{j+1} - x_j \quad (7)$$

$$\hat{v}_j^i = \hat{x}_{j+1}^i - x_j \quad (8)$$

ここで重みパラメータはそれぞれ $\gamma_d > 0$, $\gamma_p < 0$ である。

2. パラメータの更新: BMU 周りのユニットについて、以下の時間更新を行う。予測系の多項式パラメータ Θ_k^i 、共分散行列 P_k^i を逐次最小二乗法によって更新し [Okada 03]、予測値が実際の入力値に近づくようにする。

$$\Theta_{k+1}^i = \Theta_k^i + h_b^i e_k^i \alpha_k^i \quad (9)$$

$$P_{k+1}^i = P_k^i - h_b^i \frac{P_k^i \phi_k \phi_k^T P_k^i}{1 + \phi_k^T P_k^i \phi_k} \quad (10)$$

$$P_{k+1}^i := P_{k+1}^i / \alpha \quad (11)$$

式 (11) の α ($0 < \alpha \leq 1$) は忘却係数であり、時間更新によって Θ の持つ過去の情報が保持される大きさを表す。また、誤差ベクトル e_k^i 、学習ゲイン α_k^i 、近傍関数 h_b^i は以下のように定義される。

$$e_k^i = x_{k+1} - \hat{x}_{k+1}^i = x_{k+1} - \Theta_k^i \phi_k \quad (12)$$

$$\alpha_k^i = \frac{\phi_k^T P_k^i}{1 + \phi_k^T P_k^i \phi_k} \quad (13)$$

$$h_b^i = \exp\left(-\frac{d^i}{2\sigma^2}\right) \quad (14)$$

$$\sigma = \alpha \exp\left(\beta \frac{k}{k_{max}}\right) \quad (15)$$

共分散行列 P_k は多項式ベクトル ϕ_k の履歴を

$$\Phi = [\phi_1 \phi_2 \dots \phi_k] \quad (16)$$

とすると

$$P_k = (\Phi_k \Phi_k^T)^{-1} \quad (17)$$

に相当する。式 (14) の d^i は BMU からのユニット i の距離を示し、近傍関数 h_b^i は BMU で最大値 1 をとり、 d^i に関する単調減少関数であり学習の強さを示す。学習範囲の広さを示す σ の値は学習時間 k が経過するにつれて減少していく。

以上の学習アルゴリズムに従ってパラメータの時間更新を逐次的に行うことで、隣接するユニットは似た予測値を持ち、似た時系列を記憶するようになる。

4. 全身運動のシンボルの獲得

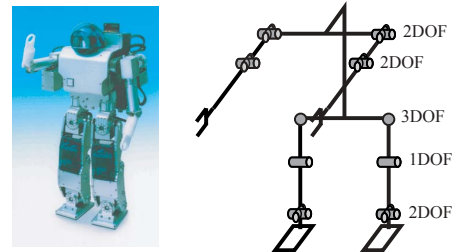


図 4: Humanoid Robot HOAP1 and Joints

DBSOM を用いてヒューマノイドロボットの全身運動のシンボルを獲得するシミュレーションを行った。シミュレーションには図 4 に示すヒューマノイドロボット HOAP1 (富士通) を用い、学習運動は人間の運動のモーションキャプチャデータか

ら得た関節角時系列を HOAP1 の 20 自由度の関節角時系列に変換したものをを用いた。学習運動の種類は kicking, throwing, punching, squatting, walking, raising hands の 6 種類であり、これらの学習運動の 20 次元時系列を特異値分解によって低次元化 [Okada 03] を行って 4 次元時系列に変換した。DBSOM はこの 4 次元入力を直接学習し、学習後のマップに対して 6 種類の学習運動の入力実験・運動生成実験を行い、次に未学習運動の入力実験を行った。

学習後の DBSOM に 6 種類の学習運動を入力したときのマップの活性の様子を図 5 に示す。ここで活性度とは式 (18) として定義し、ユニットの出力する予測値 \hat{x}^i と実際の信号 x との誤差の逆数であり、活性度の高いユニットはよく入力を記憶していることに相当する。

$$s^i = \frac{1}{1 + \sum_{j=k-k_0+1}^k \|x_j - \hat{x}_j^i\|} \quad (18)$$

マップの活性の様子と見ると、6 種類の入力に対してマップの対応する領域が活性していることが分かる。この活性実験の全入力に対する結果を図 6 左図にまとめる。個々の点がユニットを示し、点の種類がそのユニットを最も活性させた入力の種類を示す。隣接するユニットは互いに似た信号を記憶していることが分かる。図 6 右図は、左図の円で囲ったユニットが記憶する信号を力学系の軌道計算を行って生成したものである。ユニットが記憶する信号は 4 次元であるが、表示のために 3 次元を選んだ。それぞれのユニットが学習運動に相当する閉曲線軌道を生成している。これらの結果からマップが 6 種類の全身運動を類別して学習し、マップ内に学習運動の類似に基づいて分類された集合が形成されたことが分かる。これらの集合は対応する運動について活性化され、また軌道生成を行うことが可能であり、この意味で対応運動のシンボルであると定義できる。従ってマップは教師なしの学習によって自己組織的にシンボル空間を獲得したと言える。

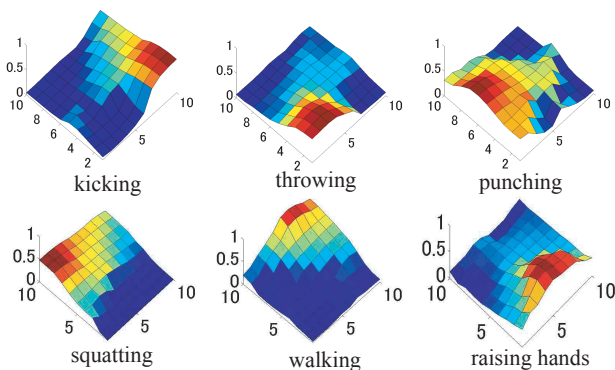


図 5: Activation by Each Learned Motions

次に未学習の運動である small walking, dancing, bending の 3 種類の運動をマップに入力した。このときの活性の様子を図 8 に示す。それぞれの入力に対してある特定の領域が活性化されていることが確認できる。さらに、学習運動の walking と未学習運動の small walking は類似した運動であり、図 5 中の walking に対する活性状態と図 8 中の small walking に対する活性状態を比べると互いに近い位置にある集合が活性化されていることが確認できる。この結果から、マップは学習に

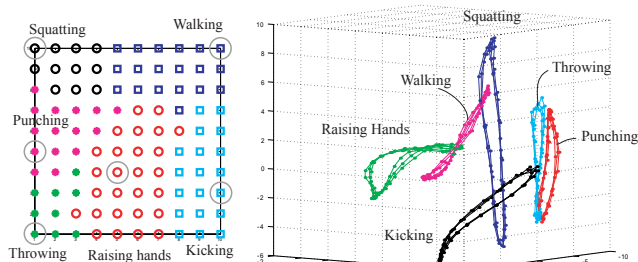


図 6: Activation Map and Generated Trajectories

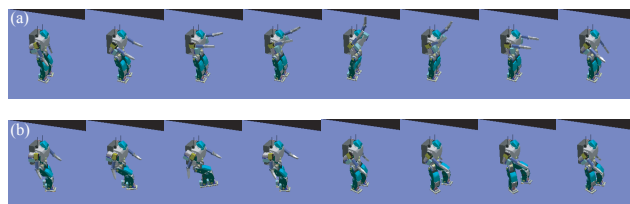


図 7: Generated Motions: (a) Raising Hands (b) Walking

よって学習運動を記憶・生成するだけでなく、未学習運動を記憶運動との類似性に基づいて認識することが可能であると言える。この意味でマップは学習運動をもとに類似集合であるシンボルを獲得し、各シンボルは未学習入力を類似性に基づいて認識することができる。

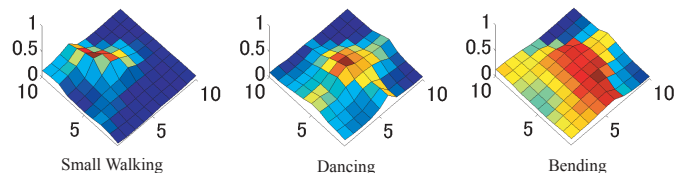


図 8: Result of Activation by Unlearned Motions

5. 実機実験

次に実機ロボットに DBSOM を実装し、実環境においてもシンボルを獲得することを確認した。実機として図 9 に示す両腕 8 自由度を持つロボット ROBOVIE を用いた。学習運動は教示者がロボットの両腕を持って教示し、得られた 8 次元関節角時系列を 5 次元に低次元化したものを学習入力として DBSOM に学習させた。運動の種類は右腕のみ、左腕のみ、両腕を用いた計 15 種類の周期運動であり、例えば右腕を持って回す、といったように運動を教示した。

学習後のマップに全 15 種類の学習運動を入力したところ、図 10 に示すような 9 個の類似集合が得られた。これはマップが類似性に基づいて学習運動を分類した結果であり、1 つの集合内では各ユニットは互いに類似する運動を記憶していることが確認された。また A ~ D の 4 つのユニットが運動できることを確認するために、各ユニットから記憶運動を生成したところ、それぞれ図 11 に示すような運動が生成された。これらの運動軌道の低次元化されたものはそれぞれ図 12 に示され、各

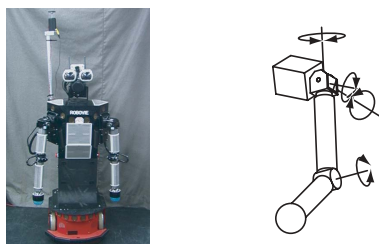


図 9: ROBOVIE and Joints

ユニットはそれぞれ周期運動軌道を閉軌道として生成することができたことが確認できる．各生成運動を見ると A は両腕を回す運動，B は右腕を回す運動，C は右腕を水平に振る運動，D は両腕を鉛直に振る運動であった．このことからマップは，運動に用いる腕とその動き方を類似性の尺度として用いて学習運動を分類したと考えられ，得られた類似集合は運動の記憶と生成が可能なシンボルであると言える．

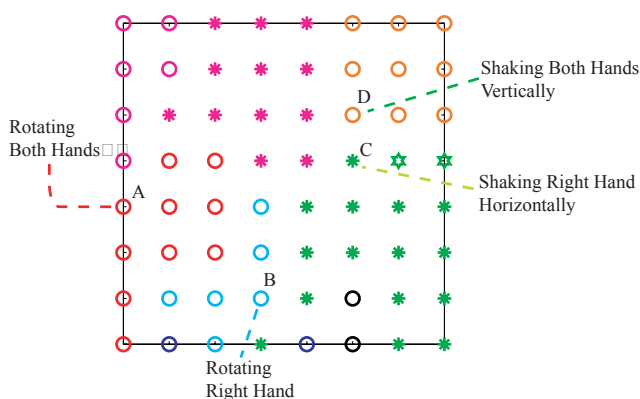


図 10: Activation Map

6. おわりに

本研究では力学的情報処理による自己組織的なシンボル獲得を目指し，以下の成果を得た．まず，ダイナミカル自己組織化マップ (DBSOM) を開発し，時系列信号の類似性に基づいた分類学習と記憶信号の生成を可能とした．次に DBSOM を用いてヒューマノイドロボットの全身運動の学習シミュレーションを行い，学習・未学習運動の認識と記憶運動の生成を可能とするシンボル空間の獲得を実現した．最後に，ロボット実機に DBSOM を実装し，実環境においても運動のシンボル空間が獲得されることを確認した．

参考文献

- [Inamura 01] Inamura, T., Nakamura, Y., Ezaki, H., and I.Toshima, : Imitation and Primitive Symbol Acquisition of Humanoids by the Integrated Mimesis Loop, in *Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 4208-4213 (2001)
- [Inamura 03] Inamura, T., Tanie, H., and Nakamura, Y.: IFrom Stochastic Motion Generation and Recognition to

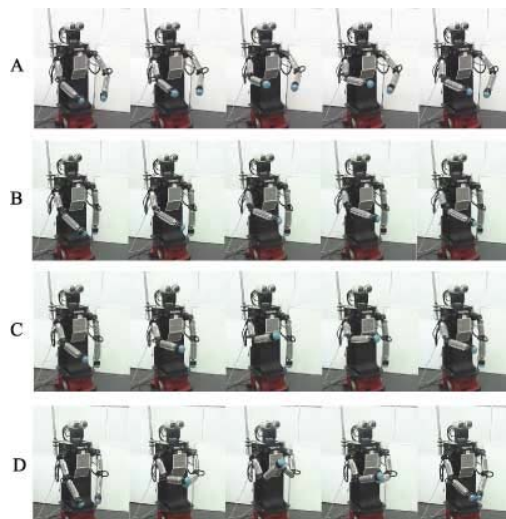


図 11: Generated Motions: (A)Rotating Both Arms (B)Rotating Right Arm (C)Shaking Right Hand Horizontally (D)Shaking Both Hands Vertically

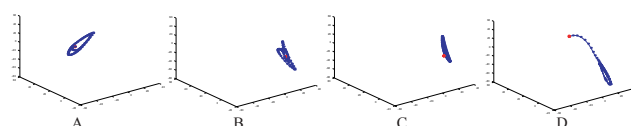


図 12: Generated Trajectories

Geometric Symbol Development and Manipulation, in *Proc. of Int'l Conf. on Humanoid Robots* (2003)

- [Juang 85] Juang, B. and Rabiner, L.: A probabilistic distance measure for hidden Markov models, *AT & T Technical Journal* (1985)
- [Kawashima 02] Kawashima, H. and Matsuyama, T.: Integrated Event Recognition from Multiple Sources, in *Proc. of International Conference on Pattern Recognition*, Vol. 2, pp. 785-789 (2002)
- [Koskela 98] Koskela, T., Varsta, M., Heikkonen, J., and Kaski, K.: Temporal Sequence Processing using Recurrent SOM, in *KES'98, 2nd Int. Conf. on Knowledge-Based Intelligent Engineering Systems*, pp. 290-297 (1998)
- [Okada 02] Okada, M., Tatani, K., and Nakamura, Y.: Polynomial Design of the Nonlinear Dynamics for the Brain-Like Information Processing of Whole Body Motion, in *Proc. of 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1410-1415 (2002)
- [Okada 03] Okada, M., Nakamura, D., and Nakamura, Y.: Hierarchical Design of Dynamics Based Information Processing System for Humanoid Motion Generation, in *Proceedings of the 2nd International Symposium on Adaptive Motion of Animals and Machines*, pp. SaP-III-1 (2003)