

力学的情報処理系のモジュール化ネットワーク設計によるロボットの行動制御

Network Design of Modularized Dynamics-based Information Processing for Robot Motion Control

○梶山 博史 岡田 昌史 中村 仁彦 (東大)

Hiroshi KAJIYAMA, Masafumi OKADA and Yoshihiko NAKAMURA

University of Tokyo, 7-3-1 Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo

Abstract: In this paper, we propose the modularized network design method of the dynamics based information processing. This network memorizes a sequence of input signals and robot motions. For unknown input signal, the robot analogizes the environment based on the memory moving autonomously. This system is applied to the humanoid robot and achieves the autonomous motion generation.

Keywords: modularized network, dynamics based information processing, nonlinear dynamics, entrainment

1 はじめに

これまでの脳型情報処理システムはアルゴリズムで表現されたモジュールのシーケンスとして表現されてきた。そのため、決められた信号に基づく運動生成には最適化された行動を発現するものの、多くの情報が動的に変化している実世界ではその処理に大変時間がかかり、あるいは未知の信号に対しては解が得られずにロボットが動き出さないといったフレーム問題が残ったままであった。これに対し、Freemanらの報告 [1] により知能と生体内の力学現象に大きな関係があることが示された。この結果に基づいて、ロボットの知能を力学系として表現する方法が提案されてきている [2]。特に、参考文献 [3] では、空間内の閉曲線をアトラクタとする力学系の設計法を示し、これを用いたヒューマノイドロボットの運動生成を実現している。本研究では、参考文献 [3] を基礎として、力学的情報処理系のモジュール化ネットワーク設計を行う。これにより、ロボットがセンサ信号に対して常に行動を出力し、また、未知の入力に対してもロボットは何らかのアクションをとりながら記憶に基づいて推定を行い、行動を発現するシステムの設計法を提案する。

2 力学的情報処理のモジュール化設計

2.1 力学的情報処理系

次式で表される差分方程式で表される力学系

$$\mathbf{x}[k+1] = \mathbf{x}[k] + F(\mathbf{x}[k]), \quad \mathbf{x}[k] \in R^n \quad (1)$$

を考える。これが n 次元空間内の閉曲線 C をアトラクタに持つとする。このとき、力学系のアトラクタへの引き込みやその解放現象を用いてセンサ信号、ロボットの関節角信号を連続的に処理するシステムを力学的情報処理系と言う [3]。

2.2 力学的情報処理のモジュール化

式 (1) の力学系に入出力を設定し、モジュール化を行う。この力学系が複数のアトラクタを持つようにするために、式 (1) を次式のように書き換える。

$$\mathbf{x}[k+1] = \mathbf{x}[k] + \sum_i F_i(\mathbf{x}[k]) \quad (2)$$

ここで、 $F_i(\mathbf{x}[k])$ を以下の式で定義する。

$$F_i(\mathbf{x}[k]) = \omega_{1i} f_i(\mathbf{x}[k]) + \delta_i (1 - \omega_{1i}) \omega_{2i} (\mathbf{x}_{0i} - \mathbf{x}[k]) \quad (3)$$

ここで、 $f_i(\mathbf{x}[k])$ は閉曲線 C_i をアトラクタとするように定義されたベクトル場を表し、 δ_i は定数、 \mathbf{x}_{0i} は i 番目のアトラクタを内包する楕円体の中心を意味する。また、 ω_{ji} ($j = 1, 2$) は次式によって定義される。

$$\omega_{ji}(\mathbf{x}[k]) = \frac{1}{1 + \exp(\alpha_{ji}(h_{ji}(\mathbf{x}[k]) - 1))} \quad (4)$$

$$h_{ji}(\mathbf{x}[k]) = \frac{1}{\kappa_{ji}} \sqrt{(\mathbf{x}[k]^T[k] - \mathbf{x}_{0i}) Q_{ji} (\mathbf{x}[k] - \mathbf{x}_{0i})} \quad (5)$$

α_{ji} は定数である。このとき、 ω_{1i} は i 番目のアトラクタに引き込まれていることを示すインデックス、 κ_{2i} は i 番目のアトラクタの引き込み領域の大きさを定義するパラメータとなる。これより、式 (2) は以下の \mathbf{K}_m 、 $\mathbf{\Omega}_m$ を入力、出力とする力学系としてモジュール化された。

$$\mathbf{K}_m = \begin{bmatrix} \kappa_{21} & \kappa_{22} & \cdots & \kappa_{2\ell_m} \end{bmatrix}^T \quad (6)$$

$$\mathbf{\Omega}_m = \begin{bmatrix} \omega_{11} & \omega_{12} & \cdots & \omega_{1\ell_m} \end{bmatrix}^T \quad (7)$$

ただし、 ℓ_m はモジュール m のアトラクタの個数を意味する。

2.3 ネットワークの設計

モジュール化した力学系を用いてネットワークを構成する。ここではモジュールを以下のように組織化する。

センサ空間 センサ信号の認識を行う空間で、センサの種類に対してに対して M_{s1} , M_{s2} , \cdots となるモジュールを設定する。

内部状態空間 ロボットの内部状態を決定する空間で、この中に M_{i1} , M_{i2} , \cdots となるモジュールを設定する。この空間は処理の自由度を増やす目的を持つ。

モータ空間 ロボットの運動を直接決定する空間で関節空間を意味する。この中に M_m となるモジュールを設定する。

このネットワークに対して、ある決まったセンサ信号のシーケンスに対して決まった行動のシーケンスを発現するように記憶させる。行動の発現はモータ空間における

アトラクタへの引き込みと等価である。そこで、センサ空間、内部状態空間におけるアトラクタへの引き込みパターンシーケンスと発現すべき運動のシーケンスを

$$S = \begin{bmatrix} S[1] & S[2] & \dots & S[N] \end{bmatrix} \quad (8)$$

とし、

$$S[k+1] = W(S[k]) \quad (9)$$

となるネットワークをニューラルネットワークを用いて設計した。このネットワークを用いて、Fig.1のように引き込み領域を以下の式で決定する。

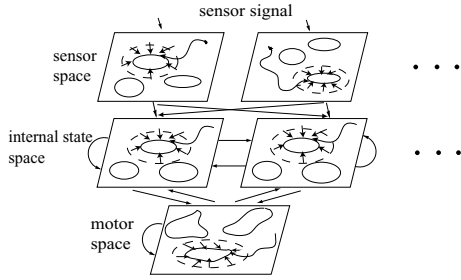


Fig. 1: Network design of dynamics based information processing system

$$K[k+1] = W(\Omega[k]) \quad (10)$$

$$K[k] = \begin{bmatrix} K_i[k] & K_m[k] \end{bmatrix}^T \quad (11)$$

$$\Omega[k] = \begin{bmatrix} \Omega_s[k] & \Omega_i[k] & \Omega_m[k] \end{bmatrix}^T \quad (12)$$

ただし、 Ω_s , Ω_i , Ω_m はそれぞれセンサ空間、内部状態空間、モータ空間での全てのモジュールにおける引き込みの状態を意味し、 K_i , K_m に関して同様である。ただし、センサ空間におけるアトラクタへの引き込みはセンサ信号のみによって決まるとした。

3 ロボットの運動生成

3.1 ヒューマノイドロボット

ここで用いたヒューマノイドロボットを Fig.2 に示す。このロボットは合計 12 自由度を持ち、12 個のタッチセンサ (on と off) と 3 台のカメラ (カラー 1 台, モノクロ 2 台) を持つ。センサ空間としてはタッチセンサ空間とビジュアルセンサ空間を設定した。また、5 個の全身運動を設計した。

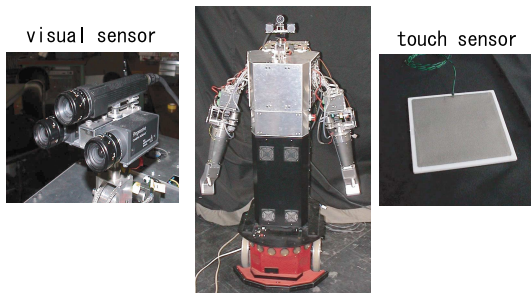


Fig. 2: Humanoid robot and sensor

3.2 シミュレーション結果

ここでは、ネットワークに記憶させた既知のセンサ信号のシーケンスの間に未知のセンサ信号を混ぜて入力し、発現する行動のシーケンスを観察した。発現行動の遷移の様子を Fig.3 に示す。

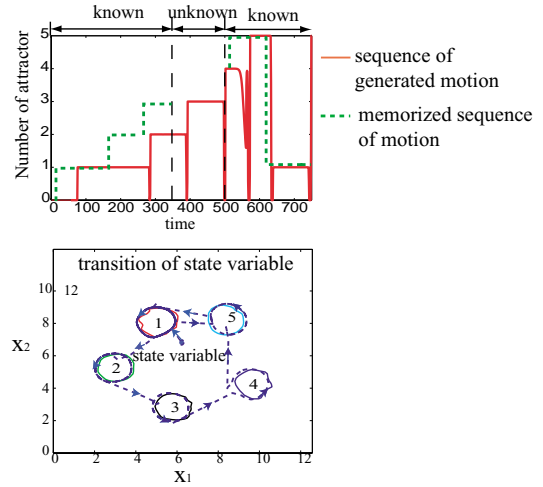


Fig. 3: Simulation results

この結果、未知のセンサ信号が入力した場合でも、記憶と内部状態に基づき行動は発現、遷移を続けることが確認された。また、その後既知のセンサ信号を入力した場合に、記憶通りの行動のシーケンスが発現することも確認された。

4 おわりに

本研究では、力学的情報処理系のモジュール化とこれを用いたネットワークの設計法を提案し、運動が遷移する様子をシミュレーションによって確認した。以下に得られた成果を述べる。

- アトラクタの引き込み領域の大きさを入力、アトラクタへの引き込み状態を出力とする力学系を設計し、モジュール化を行った。
- 行動のシーケンスを記憶するネットワークをニューラルネットワークを用いて設計した。
- 実際のロボットのセンサや自由度を想定し、シミュレーションによって運動の遷移を観察した。

なお、本研究は科学技術振興事業団戦略的基礎研究推進事業 (CREST) 「脳を創る」, 「自律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), 文部科学省科学研究費補助金「特定領域研究 A03: ミラーニューロンの計算モデルに基づく言語の相互発達の情報処理」 (代表: 岡田昌史) の支援を受けた。

参考文献

- [1] W.J.Freeman: 「匂いを識別する脳のカオス」別冊日経サイエンス vol.120 pp.42 ~ 51,1991
- [2] 中村 仁彦, "非線形力学系として結合されたロボットの情報処理と制御", 計測と制御 VOL40, pp426-432,2001
- [3] M.Okada,K.Tatani and Y.Nakamura: Polynomial Design of the Nonlinear Dynamics for the Brain-Like Information Processing of Whole Body Motion, Proc of 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.1410 1415,2002