

力学的情報処理による連続的記号空間の設計と全身運動の生成

岡田昌史^{*1} 中村仁彦^{*2}

Design of Continuous Symbol Space and Whole Body Motion Generation using Dynamics-based Information Processing System

Masafumi Okada^{*1} and Yoshihiko Nakamura^{*2}

We acquire symbols based on the time sequence data obtained from our environments, and take the symbol manipulation for the data processing and generation, which is one of the higher functions of our intelligence. For the realization of the robot intelligence, it will be a fast way to design the symbol manipulation system. The scalability and spatio-temporal continuousness are important foci of the information processing system for the real world robot to process a large amount of information. In this paper, we design the spatially continuous symbol space using the dynamics based information processing system by putting the dynamics in the functional space. The utilization of the dynamics connects the continuous sensor signal and the discrete symbols, the allocation of the dynamics in the symbol space causes the spatially continuousness and the selection of the appropriate bases holds the scalability of the system.

Key Words: Dynamics-based Information Processing, Continuous Symbol Space, Humanoid Robot, Whole Body Motion, motion reduction

1. はじめに

我々は環境から得られる様々な信号から記号を形成し、その記号に基づいてデータの処理や生成を行う。これはいわゆる記号操作であり、我々の脳の高次な機能の一つである。記号操作の機能と人間の知能との密接な関係が Donald [1] や Deacon [2] らによって指摘されていることなどから、知的なロボットを構成するために記号操作のためのシステム設計が大きな枠組みとなってきた。実世界の中で動くロボットに対して、このシステムを実現するための要素技術としては

- (1) 実世界の信号に基づいた記号の設計
- (2) 記号操作を行う情報処理系の設計

が挙げられる。(1)は得られたデータから主要な成分を抽出する抽象化とある評価に基づいた抽象化表現のクラスタリングを意味する。(2)は得られた記号に基づく新たな信号の分類(信号の認識)と、信号生成のための離散的な記号間遷移規則の設計(信号の生成)として扱われてきた。本来、これら二つは双方向のものであり同時の設計が必要であるが、これは連続時間と離散時間との結合の問題を含んでおり容易ではない。これは記号接地問題 [3] として、実世界情報処理の大きな課題とされ

てきた。そのため、これらは個別に設計されることが多い。従来より研究が行われてきた人工知能も記号操作を目的としたシステム設計であり、可塑性を持つ計算ツールを用いて、未知の実世界に対する有力な情報処理系として多くの成果を挙げてきた [4]。また、岡らは自律ロボットの情報システムとして機能のモジュール化を行い BeNet を提案し [5]、環境からの信号に基づいたモジュール間遷移規則を設定することで、実世界におけるロボットの運動生成を行った [6]。ここでは、機能モジュールが記号に相当する。しかし、モジュールと実際にロボットがとる運動との結びつき(記号接地)は設計者の知識に基づいて行っているため、プログラムで記述された運動を系列的に実行するにとどまる。また、プログラムされた運動は始点と終点を持ち、運動の開始時には始点を通過するため、モジュールの変化に伴った運動の変化は不連続となる。鮫島らは記号接地の手続きを学習によって行う方法 [7] を提案し、千葉らは自律的に状態空間を分割し、実世界の情報のクラスタリングを行う方法を提案している [8]。しかし、記号生成において学習による創発では時間がかかりすぎること、実世界の膨大な情報の中では学習が破綻する可能性が高いことなどから、ある決まった状況下での記号創発にとどまっているのが現状である。これらのことから記号操作を実現するためにはシステムのスケイラビリティと時空間的な連続性が重要な鍵となる。

一方、我々は環境から多くの記号を獲得しこれらの結合によって運動を認識・生成していると考えられる。例えば、Fig. 1 に表されるようにある評価に基づいて複数の記号地図(symbol

原稿受付 2004年10月1日

^{*1}東京工業大学大学院理工学研究科機械物理学専攻

^{*2}東京大学大学院情報理工学系研究科知能機械情報学専攻

^{*1}Department of Mechanical Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology

^{*2}Department of Mechano-Informatics, University of Tokyo

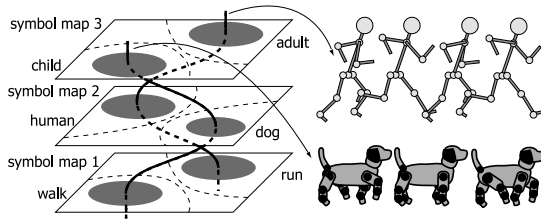


Fig. 1 Symbol connection and motion generation

map) を生成しこれらの結合から運動を生成していると考えられる。「走る」からだけでは運動は想起されないが、「人間」「大人」といった記号の組み合わせによって運動が生成される。また、記号の結合が連続的に変化すれば生成される運動も連続的に変化し、これにより、実世界の中の膨大な量の情報を効率よく処理する情報処理系が設計されていると考えられる。このことから、記号接地問題には記号の結合が重要な意味をなす。

Tani はリカレントニューラルネットワーク (RNN) を用いてロボットのナビゲーションシステムを設計し、RNN の引き込み現象が記号の創発と記号操作の可能性を持つことを示した [9]。ただし、これは設計されたシステムに対する現象論的なアプローチであり、設計論にはつながっていない。Inamura らは隠れマルコフモデルを用いてロボットの運動を抽象化し、これを情報量に基づいた距離空間に配置することで、記号空間を設計した [10]。ここでは運動の生成は記憶した運動すべての重み付き総和として表されるため、結合を可能とする記号空間の設計には至っていない。これに対し、我々はこれまでに非線形力学系の引き込み現象を利用した情報処理系を力学的情報処理としてその設計法を提案した [11]。ここでは運動の時系列データを力学系のアトラクタとして表現しており、連続時間におけるデータの離散的な抽象化としての一つの方法を与えている。

文献 [11] では一つの運動に対して一つの力学系を設計した。また、これを複数個用意し力学系のパラメータを離散的に変化させることで運動の遷移が行われた。本論文では、これまでに提案した力学的情報処理を用いて空間的に連続な記号空間の設計を行う。また、これまでに力学的情報処理を利用して記号地図を自己組織的に設計する方法を提案した [12]。この方法では、ロボットの知能という立場から記号地図を学習するものであったが、本論文では情報処理の立場からこれを設計するというアプローチである。具体的にはアトラクタを有する力学系を関数空間の中に配置することで記号空間を設計する。その際、適当な基底を選択することで複数の運動が基底の重み付き和として表現され、得られた力学系からロボットの全身運動を生成する。これは記号の結合を意味し、結合の変化によって運動が遷移する様子を示す。この方法では、力学系を用いることで連続時間信号と離散的な抽象化表現の結合を行い、これを空間に配置することで空間的な連続性を持たせ、さらに、適当な基底の選択によるスケイラビリティの確保を行っている。

2. 力学系と記号空間

2.1 力学的情報処理と運動空間

本節では文献 [11] にある力学的情報処理について説明する。いま、 N 個の関節を持つロボットの全身運動 \mathcal{M} を考える。こ

の運動における全身関節角度ベクトル ξ の時系列データ $\xi[k]$ から次の行列 Ξ を定義する。

$$\Xi = [\xi[1] \quad \xi[2] \quad \cdots \quad \xi[m]] \in \mathbf{R}^{N \times m} \quad (1)$$

$$\xi[k] = [\xi_1[k] \quad \xi_2[k] \quad \cdots \quad \xi_N[k]]^T \in \mathbf{R}^N \quad (2)$$

ただし、 m はデータの個数である。また、 k はデータの時刻を表すパラメータで、サンプリングタイムを T 、初期時刻を t_0 とすると時刻 t を

$$t = t_0 + kT \quad (3)$$

で定義するものである。運動 \mathcal{M} が周期運動であるとする、 Ξ は N 次元空間内の閉曲線 C 上の点の集合として表される。次に、次式で表される離散時間力学系を考える。

$$\mathbf{x}[k+1] = \mathbf{x}[k] + \mathbf{f}(\mathbf{x}[k]) \quad (4)$$

この力学系が閉曲線 C をアトラクタとすると、つまり、ある初期値 \mathbf{x}_0 から出発した $\mathbf{x}[k]$ が十分大きな k に対して $\xi[k]$ の値をとるとき、この力学系は全身運動 \mathcal{M} の時系列データ Ξ を記憶しており、さらに、このデータを再生することが可能である。

式 (4) の設計法について説明する。式 (4) の $\mathbf{f}(\mathbf{x}[k])$ は $\mathbf{x}[k]$ の流れをベクトル場として定義していると見なすことができる。そこで、ベクトル場を C がアトラクタとなるように定義し、これを関数近似して $\mathbf{f}(\mathbf{x}[k])$ を得る。いま、 $\xi[k]$ の近傍に点 η^k を定め、点 η^k におけるベクトル場を

$$\mathbf{f}(\eta^k) = \xi[k+1] - \eta^k \quad (5)$$

と定める。これは $\xi[k]$ の近傍の点は次の時刻に $\xi[k+1]$ へ向かうことを意味している。これを $\xi[k]$ ($k = 1, 2, \dots, m$) に対して複数個の η_i^k ($i = 1, 2, \dots, \mu$) を定めることで η_i^k と $\mathbf{f}(\eta_i^k)$ の組が求められる。ここで、 $\mathbf{f}(\eta_i^k)$ を η_i^k の ℓ 次の多項式として近似することを考える。このとき $\mathbf{f}(\eta_i^k)$ は

$$\mathbf{f}(\eta_i^k) = \Phi \theta(\eta_i^k) \quad (6)$$

として表される。 Φ は多項式の係数からなる行列、 $\theta(\eta_i^k)$ は η_i^k の要素のべき乗を並べたベクトルである。例えば $N = 2, \ell = 2$ ならば

$$\Phi = \begin{bmatrix} a_{20} & a_{11} & a_{02} & a_{10} & a_{01} & a_{00} \\ b_{20} & b_{11} & b_{02} & b_{10} & b_{01} & b_{00} \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\theta(\eta_i^k) = [\eta_{i1}^k{}^2 \quad \eta_{i1}^k \eta_{i2}^k \quad \eta_{i2}^k{}^2 \quad \eta_{i1}^k \quad \eta_{i2}^k \quad 1]^T \quad (8)$$

のようになる。式 (6) を複数個に拡張し、

$$F = [\mathbf{f}(\eta_1^k) \quad \cdots \quad \mathbf{f}(\eta_\mu^k) \quad \mathbf{f}(\eta_1^k) \quad \cdots] \quad (9)$$

$$\Theta = [\theta(\eta_1^k) \quad \cdots \quad \theta(\eta_\mu^k) \quad \theta(\eta_1^k) \quad \cdots] \quad (10)$$

とすることで、 Φ は最小二乗近似により

$$\Phi = F\Theta^\# \quad (11)$$

により得られる。これを用いて、閉曲線 C をアトラクタとする式 (4) の力学系は

$$\mathbf{x}[k+1] = \mathbf{x}[k] + \Phi\theta(\mathbf{x}[k]) \quad (12)$$

と表される。 $\mathbf{x}[k]$ が式(12)に従い空間の中を移動することでロボットの全身運動が得られるので、ここでは \mathbf{x} 空間を運動空間と呼ぶことにする。

2.2 記号空間の設計

1章で述べた記号の結合はFig. 2のように記号地図を基底とする空間の点として表される。また、結合の変化は空間内の点の移動として表される。一つの点が決まると記号の結合が一つ定められ運動が決まるので、ここではこの空間を記号空間と呼ぶことにする。

次に、式(12)に基づいて記号空間を設計する。複数個の全身運動 \mathcal{M}_i に対して力学系 $\mathbf{f}_i(\mathbf{x}[k])$ 、すなわち Φ_i が設計されているとする。これはロボットの運動 \mathcal{M}_i がパラメータ Φ_i として抽象化されていると見なすことができる。ここで、 Φ_i が以下の式で表されたとする。

$$\begin{bmatrix} \Phi_1 \\ \Phi_2 \\ \vdots \\ \Phi_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_{11}I & \cdots & \lambda_{1q}I \\ \lambda_{21}I & \cdots & \lambda_{2q}I \\ \vdots & & \vdots \\ \lambda_{p1}I & \cdots & \lambda_{pq}I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Phi_1^b \\ \vdots \\ \Phi_q^b \end{bmatrix} \quad (13)$$

ただし、 $p > q$ 、 I は単位行列とする。このとき、 p 個の Φ_i は q 個の Φ_j^b による線形和として表されており、これは Φ_i が Φ_j^b を基底とする線形空間内に配置されていることを意味する。また、空間内で Φ_i を表す点は

$$\Lambda_i = [\lambda_{i1} \quad \lambda_{i2} \quad \cdots \quad \lambda_{iq}]^T \quad (14)$$

である。これにより Φ_j^b を基底とした空間が設計される。

これらをまとめると、Fig. 3に表すような力学系の階層構造

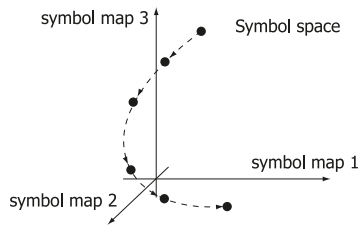


Fig. 2 Symbol connection in the symbol space

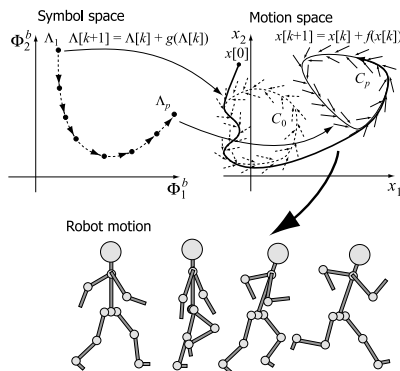


Fig. 3 Hierarchical structure of the dynamics based information processing system

が得られる。 Λ が一つ決まると Φ_j^b に基づいて Φ が一つ決まる。これにより、運動空間内のベクトル場が決定され \mathbf{x} の挙動が決定する。これはロボットの全身運動を決定する。また、 Λ が Φ_j^b を基底とする空間の中で

$$\Lambda[k+1] = \Lambda[k] + \mathbf{g}(\Lambda[k]) \quad (15)$$

に従って連続的に移動するものとする。これは記号の結合の連続的な変化を意味し、 Φ の連続的な変化を生み出す。これにより、ロボットの運動も連続的に遷移する。この結果から、 Φ_j^b を基底とする空間は記号空間であり Λ が記号の結合を表すパラメータであると言える。

式(13)の分解は常に存在するとは限らないが、以下の計算によってその近似解が得られる。

Step1 運動の時系列データから得られた Φ_i を以下のように表現する。ただし、各運動を表す力学系の多項式表現における多項式次数 l_i はすべて等しいとする。

$$\Phi_i = [\phi_{i1}^T \quad \phi_{i2}^T \cdots \phi_{iN}^T]^T \quad (16)$$

ϕ_{ik} は $\theta(\mathbf{x}[k])$ と同じ次元を持つ横長の行列である。これに基づいて、以下の行列 $\hat{\phi}_i$ を定義する。

$$\hat{\phi}_i = [\phi_{i1} \quad \phi_{i2} \quad \cdots \quad \phi_{iN}] \quad (17)$$

さらに、これを用いて以下の $\hat{\Phi}$ を定義する。

$$\hat{\Phi} = [\hat{\phi}_1^T \quad \hat{\phi}_2^T \quad \cdots \quad \hat{\phi}_p^T]^T \quad (18)$$

Step2 $\hat{\Phi}$ の特異値分解を考え、以下のような分割を行う。

$$\hat{\Phi} = [U_1 \quad U_2] \begin{bmatrix} S_1 & 0 \\ 0 & S_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_1^T \\ V_2^T \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$S_1 = \text{diag} \{ s_1 \quad s_2 \quad \cdots \quad s_q \} \quad (20)$$

$$S_2 = \text{diag} \{ s_{q+1} \quad s_{q+2} \quad \cdots \quad s_p \} \quad (21)$$

ただし、 $s_1 \geq s_2 \geq \cdots s_p \geq 0$ とする。このとき、 $s_q \gg s_{q+1}$ が成り立つとすると $\hat{\Phi}$ は

$$\hat{\Phi} \approx U_1 S_1 V_1^T \quad (22)$$

と近似される。

Step3 式(13)と式(19)を見比べて、 λ_{ij} は

$$\begin{bmatrix} \lambda_{11} & \cdots & \lambda_{1q} \\ \lambda_{21} & \cdots & \lambda_{2q} \\ \vdots & & \vdots \\ \lambda_{p1} & \cdots & \lambda_{pq} \end{bmatrix} = U_1 S_1 \quad (23)$$

として求められる。また、 Φ_j^b は V_1^T より得られる。

2.3 基底の意味

まず、記号空間の妥当性について述べる。運動空間における各運動を定めるベクトル場は $\Phi_i\theta(\mathbf{x})$ で表された。いま、力学系の多項式次数 l_i がすべて等しいという仮定から運動空間内の点 \mathbf{x} が決まれば $\theta(\mathbf{x})$ は一意に決まる。そのため、ベクトル場

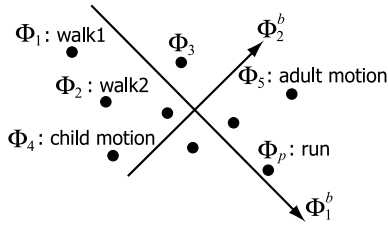


Fig. 4 Calculation of the basis Φ_j^b

は Φ_i によって定められ、運動の違いは Φ_i の違いによってもたらされる。これより Φ_i の類似性は運動の類似性を定めていると言える。一方、式 (19) は特異値分解でありこれは主成分分析と等価である。そのため、式 (19) は Φ_i の類似性に基づいた基底の選択であり、これは運動の類似性に基づいたクラスタリングとしての妥当な評価の一つである。

次に、基底 Φ_j^b の意味について考える。 Φ_j^b の決定の模式図を Fig. 4 に示す。いま、 Φ_i が Fig. 4 のように配置されており、 Φ_j^b が得られたとする。このとき、もし Φ_1 や Φ_2 が「歩行運動」を表しており、 Φ_p が「走る運動」を表していたとすれば、 Φ_1^b は「速度」によって評価した記号地図であると言える。一方、 Φ_4 が「子供」の運動であり Φ_5 が「大人」の運動であるならば Φ_2^b は「年齢」を評価基準として設定された記号地図であると言える。ただし、式 (12) の力学系がアトラクタを有するための Φ の条件を導くことは極めて困難であり、 Φ_j^b を用いた力学系によって安定な運動を生成することはまれである。そのため、具体的に Φ_j^b がどのような運動を示すかを見ることは難しいが、与えられた運動 M_i に基づいて、これらをクラスタリングしやすいように選ばれた基底である。

2.4 記号空間の連続性

ここで設計した記号空間は Φ_j^b を基底とした線形空間であり、これは連続な空間である。このため、 Λ の連続的な移動を許し、記号の結合の連続的な変化を許容する。これにより、ロボットの運動の遷移も連続的に変化する。ただし、上で述べたのと同じ理由により空間内の任意の点から生成された Φ を用いても、運動空間における力学系がアトラクタを有することを保証できない。そのため、空間内のすべての Λ に対するロボットの運動の意味を記述することは難しい。これは、連続空間をある代表点のみで計算したこと起因しており、より多くの運動によって空間を設計する必要がある。

3. 非線形写像による運動の低次元化

前章の方法に基づきロボットの運動を設計する場合、例えば、ヒューマノイドロボットのような大自由度系の全身運動では式 (4) の力学系の状態ベクトル $\mathbf{x}[k]$ の次元も大きくなり、力学系を設計するのに多くの時間を費やす。そこで、非線形写像関数を用いて運動を低次元化し低次元運動空間を設計する。文献 [11] では、特異値分解を用いた方法によって運動の低次元化がなされた。これは線形写像による低次元化のため、低次元化された空間の次元は小さくないので各運動個別に低次元化を行った。そのため、低次元化空間におけるベクトル $\mathbf{x}_r[k]$ から運動空間におけるベクトル $\mathbf{x}[k]$ を生成するための変換行列 F_i は運動の数

だけ存在し、 $\mathbf{x}[k]$ は重み係数 w_i を用いて、

$$\mathbf{x}[k] = \sum_{i=1}^p w_i F_i \mathbf{x}_r[k] \quad (24)$$

によって計算された。これは \mathbf{x} 空間と \mathbf{x}_r 空間の対応が w_i に大きく依存することを意味しており、同一の $\mathbf{x}_r[k]$ に対して、複数個の $\mathbf{x}[k]$ が対応する。本論文では、次式での非線形写像関数を用いて低次元化を行い、

$$\mathbf{x}[k] = F(\mathbf{x}_r[k]) \quad (25)$$

一つの写像関数により運動空間と低次元化された運動空間を対応させる。これにより、一つの $\mathbf{x}_r[k]$ に対して一つの $\mathbf{x}[k]$ を得る。Tatani らは [13] 砂時計型ニューラルネットワークによる非線形主成分分析法を用いた低次元化法を提案している。ここでは、閉曲線 C に対応した低次元空間での閉曲線 C_r はニューラルネットワークの初期値に依存して自動的に与えられ、設計者が指定することはできない。Ijspeert らは力学系を用いて写像関数の設計を行った [14]。本論文では多項式を用いた関数近似を行うことで、複数の閉曲線 C_i にそれぞれ相当する低次元化空間での閉曲線 $C_{r,i}$ の概形を与える方法を提案する。これにより、式 (4) の力学系と記号空間の設計を容易にする。

いま、式 (1) で表された運動に対して、低次元化空間における表現を

$$\Xi_r = [\xi_r[1] \quad \xi_r[2] \quad \cdots \quad \xi_r[m]] \in \mathbf{R}^{n \times m} \quad (26)$$

とする。ただし、 $n < N$ である。このとき、式 (25) の写像関数 $F(\mathbf{x}_r[k])$ を \mathbf{x}_r の各要素 $x_{r,i} (i = 1, 2, \dots, n)$ の多項式として近似する。これは式 (4) と式 (12) の関係と同様に

$$\mathbf{x}[k] = \Psi\theta(\mathbf{x}_r[k]) \quad (27)$$

として表現できる。このとき、 C_r を与えることで Ψ を求める問題は最小二乗問題となる。ただし、低次の多項式では式 (27) を満たす Ψ の存在性が低いため、次の手順に従って C_r を変更することで Ψ を計算する。

Step1 $\xi[k]$ から式 (1) の Ξ を求め、 Ξ に対応する低次元化空間の曲線 C_r 上の点 $\xi_r[k]$ を定義する。これから次の行列を得る。

$$\Theta = [\theta(\xi_r[1]) \quad \theta(\xi_r[2]) \quad \cdots \quad \theta(\xi_r[m])] \quad (28)$$

Step2 Ξ , Θ から、

$$\Psi = X\Theta^\# \quad (29)$$

によって Ψ を求める。

Step3 このままでは近似精度が高くないため、初めに与えた $\xi_r[k]$ を移動させて近似精度を高くする。評価関数を

$$J[k] = \frac{1}{2} \| \xi[k] - \Psi\theta(\xi_r[k]) \|^2 \quad (30)$$

として、

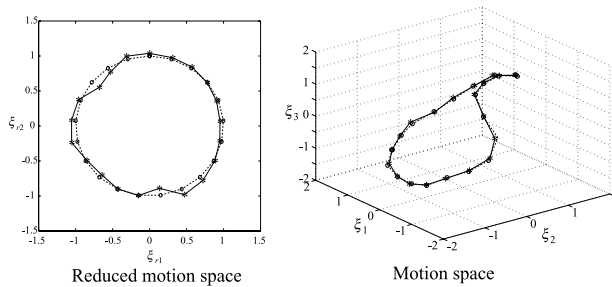


Fig. 5 Projection to reduced space

$$\xi_r[k] \leftarrow \xi_r[k] - \frac{\partial J[k]}{\partial \xi_r[k]} \delta \quad (31)$$

$$\frac{\partial J}{\partial \xi_r} = \left(-\Psi \frac{\partial \theta(\xi_r)}{\partial \xi_r} \right)^T (\xi - \Psi \theta(\xi_r)) \quad (32)$$

によって $\xi_r[k]$ を更新する. ただし, δ は定数である.

Step4 Step2, Step3 を繰り返し計算する.

Fig. 5 は, 繰り返し計算によって C_r と Ψ を計算した例である. 左図が $C_r \in \mathbf{R}^2$, 右図が $C \in \mathbf{R}^3$ を表している. 右図における鎖線はロボットの運動であり, これに対応する C_r の初期値として左図の鎖線で示される円を与えた. 繰り返し計算を行うことで C_r は実線のように変化し, これを用いて近似された運動は右図の実線のように表されたことを示している. ここで設計した $\Psi \theta(\xi_r)$ は低次元な空間から高次元な空間への写像関数であり, さらにこれは多対 1 の対応を許す. そのため, 運動空間での力学系設計の際に式 (1) によって表される閉曲線が交点を持つことを許さなかったが [11] ここでは式 (26) の Ξ_r が交点を持たなければよく, Ξ が交点を持つことは許容される. ただし, $\mathbf{x} \mapsto \mathbf{x}_r$ の写像関数 (低次元化関数) は存在しなくなる.

4. ヒューマノイドロボットの運動生成

4.1 記号空間と運動空間の設計

ここでは, Fig. 6 に表されるヒューマノイドロボットを考える. これは富士通ヒューマノイドロボット (HOAP-1) の自由度配置を想定したものである. このロボットは合計 20 個の関節を有し, 関節角空間は二十次元を成す. このロボットに対して歩行とスクワットの 2 種類の運動 M_w, M_s を設計した. この動きを Fig. 7 に示す. 上段が歩行動作, 下段がスクワット動作である. この動きから Ξ_w, Ξ_s を求め,

$$\Xi_i = \frac{i}{20} \Xi_w + \frac{20-i}{20} \Xi_s \quad (i = 1, 2, \dots, 19) \quad (33)$$

によって線形補間して合計 21 個の運動を作成した, さらに, 三次元の Ξ_{ri} とこれを復元する関数 $F(\xi_r)$ を求めて低次元化した. また, それぞれの Ξ_{ir} ($i = w, 1, 2, \dots, 19, s$) に対してこれをアトラクタとする力学系

$$\mathbf{x}_r[k+1] = \mathbf{x}_r[k] + \Phi_i \theta(\mathbf{x}_r[k]) \quad (34)$$

を求めた. さらに, 3 章の方法に基づいて, 八次元の記号空間を設計し, Λ が $\Lambda_w \rightarrow \Lambda_1 \rightarrow \dots \rightarrow \Lambda_{19} \rightarrow \Lambda_s$ と移動する式 (15) の力学系を設計した. これらを用いたときの, 記号空間で

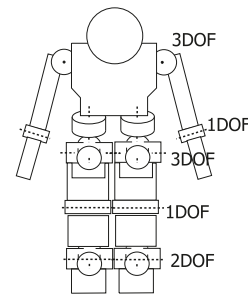


Fig. 6 Humanoid robot

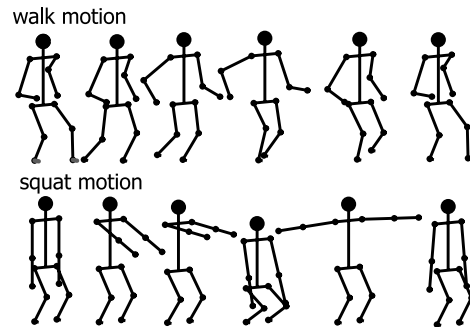


Fig. 7 Motion of the humanoid robot

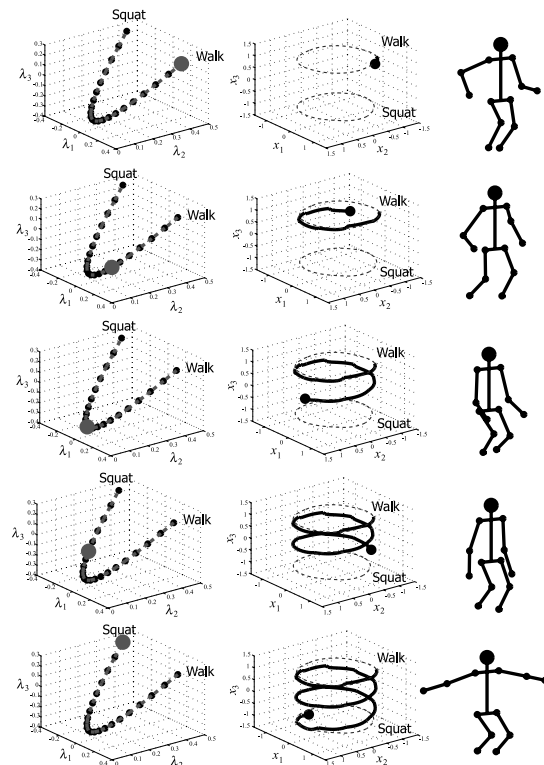


Fig. 8 Motion generation of the humanoid robot

の力学系の動き, 運動空間での力学系の動き, ヒューマノイドロボットの動きを Fig. 8 に示す. 左が記号空間における力学系の動き, 中央が運動空間における力学系の動き, 右がヒューマノイドロボットの動きを表している. 記号空間は八次元空間であるが, ここではそのうちの三次元だけ示した. 記号空間にお

ける1点が運動空間における力学系（ベクトル場）を定め、これがロボットの運動を決定している。

4.2 考察

- (1) Deacon は記号にはその抽象度に応じた、アイコン、インデックス、シンボルといった階層があることを主張した [2].
 - (a) 運動空間における力学系のパラメータは運動データから時間の概念を排除した抽象化表現であり、アイコンに相当する記号と言える。
 - (b) 記号空間は力学系のパラメータから、ある類似性に基づいて設計された空間であり、インデックスに空間的連続性を持たせた表現の一つであると言える。
- (2) 本論文では、動的な現象から得られた時系列データに焦点を当て、これを力学系で表現することで記号を得ることを目的とした。記号操作を可能とするシステムの設計のためには速度や状態を表す静的なデータ（空間的連続性を持つ）や記号の結合を変化させる（ここでは、記号空間の力学系を決定するシステム）が必要である。
- (3) 本論文で提案した方法には環境からの情報（センサ信号）が含まれていない。実世界の中でロボットが動くためにはこれを運動空間にフィードバックする（ロボットの運動安定化問題）、記号空間にフィードバックする（記号操作の問題）が必要であろう。

5. おわりに

本論文ではロボットの全身運動の時系列データから、これを抽象化し連続的記号空間を設計した。本論文の成果を以下に示す。

- ロボットの運動を非線形力学系の引き込み現象によって表現し、力学系のパラメータを空間の1点として表現することで連続的な記号空間の設計を行った。
 - 記号空間の任意の1点は運動空間におけるベクトル場を定める。これより、記号空間は空間的に連続的なものとなっている。
 - 記号空間内の点は力学系に従って移動する。これより、時間的に連続な情報処理系が設計される。
- 非線形な関数によってロボットの全身運動を低次元空間へ写像する方法を提案した。
- 20自由度のロボットに対して記号空間を設計し、ロボットの運動の連続的な遷移を実現した。

謝辞 本研究は科学技術振興事業団「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」（プロジェクトリーダー：中村仁彦）および文部科学省科学研究補助金特定領域研究（A03）「力学的情報処理の階層化に基づく知能ロボットのリアルタイムカーネルの構築」（研究代表者：岡田昌史）の支援を受けた。

参考文献

- [1] M. Donald: *Origins of the Modern Mind*. Harvard University Press, 1991.
- [2] T.W. Deacon: *The Symbolic Species—The Co-evolution of Language and the Brain* — W. W. Norton & Company, 1997.
- [3] S. Harnad: “The Symbol Grounding Problem,” *Physica D*, vol.40, pp.335–346, 1990.
- [4] 特集「人工知能の現在と将来」, 計測と制御, vol.6, no.6, pp.454–503, 2003.
- [5] 岡, 稲葉, 井上: “BeNet: 自律ロボットの情報システム記述のための並列情報処理モデル”, 日本ロボット学会誌, vol.15, no.6, pp.878–885, 1997.
- [6] 岡, 竹田, 稲葉, 井上: “実時間並列計算モデルに基づく自律ロボットの運動システムの構造化記述と設計”, 日本ロボット学会誌, vol.16, no.3, pp.337–344, 1998.
- [7] 鮫島, 銅谷, 川人: “強化学習 MOSAIC: 予測性によるシンボル化と見まね学習”, 日本ロボット学会誌, vol.19, no.5, pp.551–556, 2001.
- [8] 千葉, 太田, 井上, 小林, 新井: “部分観測 Markov 決定過程における自律的状態分割によるロボットの強化学習”, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'99 講演論文集, 2A1-27-041, 1999.
- [9] J. Tani: ‘Symbol and Dynamics in Embodied Cognition: Revisit a Robot Experiment,’ M.V. Butz, O. Sigaud and P. Gerard (Eds.), *Anticipatory Behavior in Adaptive Learning Systems*. pp.167–178, Springer-Verlag, 2003.
- [10] T. Inamura, H. Tanie and Y. Nakamura: “From Stochastic Motion Generation and Recognition to Geometric Symbol Development and Manipulation,” *Proc. of International Conference on Humanoid Robots (Humanoids 2003)*, 2003.
- [11] 岡田, 中村: “脳型情報処理を行う力学系の多項式設計法とそのヒューマノイドの全身運動生成への応用”, 日本ロボット学会誌, vol.22, no.8, pp.1050–1060, 2004.
- [12] 中村, 岡田, 中村: “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”, 第18回人工知能学会全国大会 (JSAI2004), 2B2-02, 2004.
- [13] K. Tatani and Y. Nakamura: “Reductive Mapping for Sequential Patterns of Humanoid Body Motion,” *Proc. of The 2nd International Symposium on Adaptive Motion of Animals and Machines, SaPIII-2*, 2003.
- [14] J.A. Ijspeert, J. Nakanishi and S. Schaal: “Movement imitation with nonlinear dynamical systems in humanoid robots,” *Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp.1398–1403, 2002.



岡田昌史 (Masafumi Okada)

1969年3月21日生。1992年3月京都大学工学部精密工学科卒業。1996年9月同大学大学院応用システム科学専攻博士課程修了, 博士(工学)。1996年10月日本学術振興会特別研究員(PD)。1997年2月東京大学大学院工学系研究科リサーチ・アソシエイト。2000年4月同大学大学院工学系研究科講師。2004年4月東京工業大学大学院理工学系研究科助教授となり現在に至る。ヒューマノイドロボットの機構開発, 力学系を用いた情報処理システムの研究に従事。計測自動制御学会, IEEEの会員。(日本ロボット学会正会員)



中村仁彦 (Yoshihiko Nakamura)

1954年9月22日生。1982年京都大学大学院工学研究科精密機械工学専攻博士課程退学。1982～1987年まで同大学助手。1987～1991年3月までカリフォルニア大学サンタバーバラ校助教授, 準教授。1991年4月より東京大学に勤務。現在, 同大学大学院情報理工学系研究科知能機械情報学専攻教授。ロボットの運動学, 動力学, 制御, および知能の問題, 特に非ホロノミックロボット, 脳型情報処理, ヒューマノイドやCGの運動・力学計算, 外科手術用ロボットなどの研究に従事。工学博士。システム制御情報学会, 計測自動制御学会, 日本機械学会, 日本コンピュータ外科学会, 日本IFTToMM会議, ASMEなどの会員。

(日本ロボット学会正会員)