

# 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

岡田 昌史\*<sup>1</sup> 中村 仁彦\*<sup>2</sup>

## Polynomial Design of Nonlinear Dynamics for Brain-Like Information Processing and Its Application to Humanoid Whole Body Motion

Masafumi Okada\*<sup>1</sup> and Yoshihiko Nakamura\*<sup>2</sup>

In this paper, we develop the dynamics-based information processing system that is a brain-like information processing based on dynamical phenomenon. A nonlinear dynamics is designed with the polynomial configuration so that it has attractors on the closed curved lines in the  $N$  dimensional space, which means memorization, reproduction and association of the time sequence data of the whole body motions. The motion transition of the humanoid robot is realized by the transition of the dynamics from one attractor to another. In this paper, we propose a design strategy of the system that generates the humanoid whole body motions using entrainment and detrainment phenomenon of the nonlinear dynamics with a motion reduction method based on the principal component analysis.

**Key Words:** Brain-like Information Processing, Nonlinear Dynamics, Polynomial Design, Humanoid Robot, Whole Body Motion, Motion Reduction

### 1. はじめに

ロボットの情報処理系はセンサ信号に基づいた運動決定機構であり、これまでは運動決定部と、ロボットの安定化を含めた運動生成部の二つが独立に設計されてきた。運動決定部ではロボットの運動に「歩く」、「走る」といったラベルを与え、タスクを目的としてラベルレベルでの運動の最適化、選択を行う離散事象システム的设计に対する議論がなされている [1]。ここでは運動パターンと安定化コントローラを含めて離散事象システム内でのモジュールとして表現し、運動による身体・環境の変化を解として次のモジュールに受け渡すといったアルゴリズムによる手続き的な情報処理が行われる。この方法は運動モジュールの選択、環境の簡略化モデルの獲得、評価関数に基づく最適化計算に帰着される。しかし、運動や実世界の多様さはあまりに大きくそのモジュール化、モデル化は困難である。そのため、これまでのロボットの知能は、ある限られた環境をターゲットとし、ニューラルネットワークや遺伝アルゴリズム、強化学習といった可塑性を持つ最適化ツールによる学習的な、モジュールと環境との結びつきの研究にとどまる [2]。また、各モジュールにおいてアルゴリズムの解の存在性は保証されないため、運

動が決定されずロボットは動き出さない事態も想定される。一方、運動生成部ではロボットの運動のための参照入力（時系列データなど）の存在を前提とし、環境の変化に対するロバストなコントローラ的设计法を中心として議論がなされている。ここでは、平衡点に安定化されたロボットに対して、目標平衡点を移動させることでロボットの運動を生成させており、制御理論的なアプローチである。この方法では、空間的に連続な動きであるロボットの運動を決められた運動に離散化し、実環境における運動の実現性や運動の遷移はすべてコントローラのロバスト性に依存させているため、運動の合成や滑らかな遷移のような多様性を欠く。これらの問題点は、Fig. 1 に表されるように連続時間としてのロボットの運動と離散事象システムとしての情報処理の結合をラベルを通したモジュールとの直接的な結合で行うことに起因していると考えられる。

これに対し、Brooks らは反射行動の重ね合わせによってアル

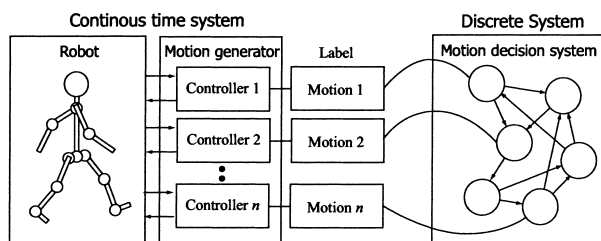


Fig. 1 Connection between robot, motion generator and motion decision system

原稿受付 2003 年 11 月 10 日

\*<sup>1</sup>東京工業大学大学院理工学研究科機械物理学専攻

\*<sup>2</sup>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

\*<sup>1</sup>Department of Mechanical Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology

\*<sup>2</sup>Department of Mechano-Informatics, University of Tokyo

ゴリズムを用いず、環境のモデル化を行わず、最適化よりも即応性を重視した情報処理系によって知的なロボットの運動生成を実現した [3]。ここでは、ロボットの運動生成の多様性は情報処理の複雑さではなく環境の複雑さから生まれることを主張している。一方、Freeman らはウサギの嗅球電位において、既知の刺激に対する秩序と未知の刺激に対するカオス状態を実験的に示し、非線形力学現象と記憶や知能との深い関連を示した [4]。また、津田は学習におけるカオス力学系の有効性を提唱し、脳が多安定な力学系としていくつかの安定状態間をカオス的に遷移していく様子をカオス的遍歴と呼んだ [5]。これらの結果は力学系と生体の情報処理系の密接な関係を示唆している。力学系はその時間的連続性から即応性のある解を与え、空間的な連続性から離散化されない運動の生成を実現する。また、その動的な特性からロボットの運動のような連続時間でのデータを取り扱うものとして優位である。

力学系を動的に安定した情報処理系として機能させるためには、アトラクタへの引き込み現象を利用することが必要である。力学系がアトラクタに引き込まれ、安定状態になったときロボットは安定な連続運動を生成し、環境の変化に伴ってその構造を変化させることでアトラクタを变形させ、異なる運動を生成する。神経振動子 (CPG) の固有振動数付近の周波数での引き込み現象を利用して、ロボットの歩行・運動パターンの生成が実現されている [6]~[9]。ここでは、体内にある力学系 (振動子) と身体・環境のインタラクションによって環境に適応した行動の生成が可能となっている。また、関口らはカオス力学系を用いて移動ロボットの運動制御を行った [10] [11]。これらは力学系の結合によって起こる現象を利用しているものでパラメータの調整が大きな役割を担っている。また、既存の力学系を利用したヒューリスティックな部分が多く、情報処理系とロボットの身体を含めたシステムの設計論は論じられていないのが現状である。

ロボットの運動と情報処理を力学系として表現し、安定な運動・運動の遷移を実現するためには力学系として表現された情報処理、身体・運動の力学系、環境の力学系を含めた系の設計を行うことが必要である。特に、ロボット固有の運動獲得のためには身体の力学を考慮することが必要であり、これは見まね学習として多くの研究がなされてきた。宮本は経路点を用いて最適軌道を設計し [12]、Ijspeert らは振動子を用いた見まね学習を行った [13]。本論文では、情報処理と運動の結合を目的とし、引き込み現象を持つ力学系の設計法を与え、これを用いた情報処理系の設計論を示す。具体的には、ロボットの周期的な全身運動を  $N$  次元空間内の交差しない閉曲線として表現し、これをアトラクタとする力学系を設計する。これにより、力学系にヒューマノイドロボットの全身運動パターンを記憶させ、アトラクタの引き込み領域の変更によってロボットの多様な運動生成を実現する力学的情報処理系の設計法を示す。さらに、外部からの入力信号によって閉曲線軌道の変更を行い、ロボットが異なる運動を生成するシステムを設計する。ここでの目的は、Fig. 1 における運動決定部を連続的な力学系で表現し、運動とその遷移を運動パターンの切り換えではなく連続時間での現象として扱うことである。また、ロボットの全身運動を力学系のア

トラクタとして表現することで抽象化することを目指している。一方、情報処理における計算量の観点からすると、処理される情報を圧縮しデータ量を減らすといったことが必要であろう。特に、ヒューマノイドロボットのような多自由度系の全身運動は多くのデータを持ち、これを処理するためには多くの計算量とメモリを必要とする。これに対し、一般的な生体の運動データは関節の運動や対称性などから関節角間での相関が強く、圧縮可能な場合が多い。そこで本論文では、多自由度ロボットの時系列全身運動データに対して特異値分解を用いた主成分分析による低次元化手法を与える。この低次元化されたデータに基づいて、力学的情報処理系の設計を行う。

## 2. 全身運動を扱う力学系

### 2.1 ロボットの全身運動

ある連続時間関数  $y(t)$  からサンプリングタイム  $T$  ごとに得られるデータ  $Y$  を

$$Y = \begin{bmatrix} y(T) & y(2T) & \cdots \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y[1] & y[2] & \cdots \end{bmatrix} \quad (1)$$

と表し、以下この表現形式を用いる。いま、ロボットの全身運動  $\mathcal{M}$  の時系列データ  $\xi[k] \in \mathbf{R}^N$  ( $k = 1, 2, \dots$ ) から構成される  $\Xi \in \mathbf{R}^{N \times m}$

$$\Xi = \begin{bmatrix} \xi[1] & \xi[2] & \cdots & \xi[m] \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\xi[k] = \begin{bmatrix} \xi_1[k] & \xi_2[k] & \cdots & \xi_N[k] \end{bmatrix}^T \quad (3)$$

を考える。ただし、 $m$  はデータの個数であり  $\xi[k]$  の候補としては関節角データ、関節角速度データ、関節加速度データ、手先の位置・姿勢やその速度などが考えられる。関節角度や空間姿勢は  $S^n$  や  $SO(3)$  などの非ユークリッド空間を張るが、ここではオイラー角などの座標系の表現によって形式的にユークリッド空間の閉領域とする。また、 $\xi[k]$  には

$$\xi[k + jm] = \xi[k], \begin{cases} k = 1, 2, \dots, m \\ j = 1, 2, \dots \end{cases} \quad (4)$$

を仮定し、運動  $\mathcal{M}$  は周期  $mT$  の周期的な運動とする。このとき、 $\Xi$  は  $N$  次元空間内の閉曲線  $C$  上の点の集合として表現される。

### 2.2 離散力学系の表現

次式で表される離散時間力学系  $\mathcal{D}$  を考える。

$$\mathcal{D} : x[k+1] = x[k] + f(x[k]) \quad (5)$$

$$x[k] = \begin{bmatrix} x_1[k] & x_2[k] & \cdots & x_N[k] \end{bmatrix}^T \in \mathbf{R}^N \quad (6)$$

このとき、 $x[k]$  は  $N$  次元空間内の点として表現され時間とともに空間内を移動する。ここで、この力学系が閉曲線  $C$  をアトラクタとするものとする。閉曲線  $C$  がアトラクタであるとは、 $C$  を含む  $C$  の引き込み領域 (ベイシン) と呼ばれる近傍が存在し、その中の任意な初期値  $x[0]$  から出発した  $x[k]$  は  $k \rightarrow \infty$  とともに  $C$  へと収束し、十分大きな  $k$  に対して

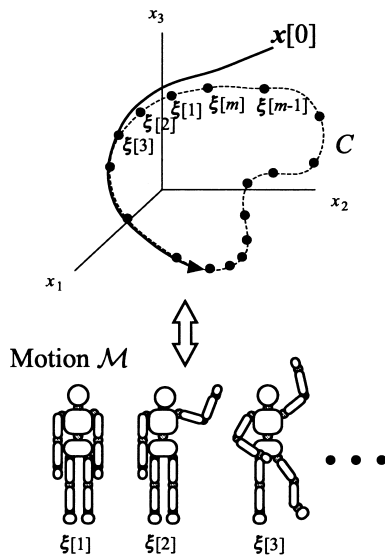


Fig. 2 Dynamics and the whole body motion

$$x[k] \cong \xi[k + k_0] \quad (7)$$

となることである． $k_0$  は  $x[0]$  によって決まる定数である．このとき， $x[k]$  は時々刻々のロボットの全身運動を表し，十分な大きな  $k$  に対して  $x[k]$  が全身運動  $M$  を与える．Fig. 2 のように，力学系はロボットの全身の周期運動を記憶しているだけでなく，ベシン内の任意な初期点から始まる全身運動が周期運動に収束していく遷移過程までを表していることを意味している．

力学系が複数の閉曲線  $C_i (i = 1, 2, \dots)$  をアトラクタとする場合を考えよう． $C_i$  の引き込み領域中の点を初期値とする  $x[k]$  は対応する運動  $M_i$  を生成するが，いずれのベシンにも含まれない点を初期値とする  $x[k]$  は複雑な挙動を示し，いくつかの  $C_i$  付近を移り変わることもある．また， $C_i$  や力学系のパラメータを変化させれば，ベシンの変化を作り出し，上述のような力学系における  $x[k]$  の変化をさらに多様にすることができる．これは力学系の設計手段を与える．また，動的にパラメータを変化させることができればパラメータを入力変数として他の情報と力学系の結合や，それによるフィードバック制御系を設計することが可能となる．本論文では運動の記憶と生成といった情報処理を力学現象としてとらえ，これを実現する力学的情報処理系の設計法を与える．

### 3. 力学的情報処理系の多項式による設計

#### 3.1 アトラクタを持つ力学系の設計

本章では式 (2) で表現される閉曲線  $C$  をアトラクタとする力学系の設計法について述べる．設計法は以下の四つのステップからなる．

**Step 1** Fig. 3 に示すように，左図の周期的な全身運動の時系列データから右図のように  $N$  次元空間上に閉曲線  $C$  を描く．ただし，閉曲線は  $N$  次元空間内で自分自身と交点を持たないことを仮定する．交点を持つ場合には適当な信号を加え， $N + 1$  次元に拡張して交点を持たないようにする．

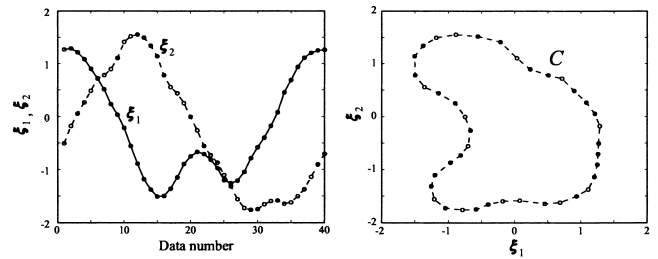
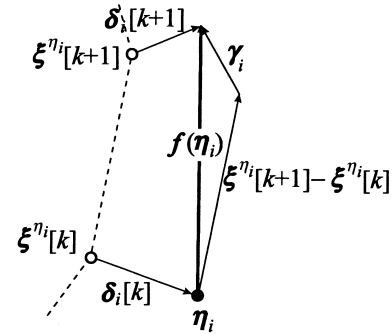
Fig. 3 Time sequential data and a closed curve in  $\xi$  space

Fig. 4 Defining the vector field

**Step 2**  $N$  次元空間上にある領域  $D$  を設定し，その領域内の点  $\eta_i$  におけるベクトル場  $f(\eta_i)$  を Fig. 4 のようにある  $\gamma_i$  を用いて以下の式で定義する．

$$f(\eta_i) = (\xi^{\eta_i}[k + 1] - \xi^{\eta_i}[k]) + \gamma_i \quad (8)$$

ただし， $\xi^{\eta_i}[k]$  は  $\xi[k]$  のなかで  $\eta_i$  に最も近い点とし， $\xi^{\eta_i}[k + 1]$  は  $\xi^{\eta_i}[k]$  の次の時刻の  $\xi[k + 1]$  である． $\delta_i[k]$ ， $\delta_i[k + 1]$  を次式で定義する．

$$\delta_i[k] = \eta_i - \xi^{\eta_i}[k] \quad (9)$$

$$\delta_i[k + 1] = (\eta_i + f(\eta_i)) - \xi^{\eta_i}[k + 1] \quad (10)$$

$\gamma_i$  の決定法を次に述べる．ベクトル場  $f(x[k])$  に従って式 (5) の力学系が動いたときに  $C$  をアトラクタとするための十分条件は

$$\|\delta_i[k + 1]\| < \|\delta_i[k]\| \quad (11)$$

であり，式 (8)，(9) を用いて式 (10) を変形すると

$$\delta_i[k + 1] = \delta_i[k] + \gamma_i \quad (12)$$

となるので，式 (11) は

$$\|\delta_i[k] + \gamma_i\| < \|\delta_i[k]\| \quad (13)$$

と書き換えられる．したがって，これを満たすように  $\gamma_i$  を選べば，式 (11) から  $\delta_i[k]$  は  $k \rightarrow \infty$  のときに，0 に収束し式 (7) が満たされる．式 (13) の条件は Fig. 5 のように  $\gamma_i$  が  $\delta_i[k]$  の終端を起点とし，その先端が  $\delta_i[k]$  の始点を中心とする半径  $\|\delta_i[k]\|$  の球内に存在することを意味している．

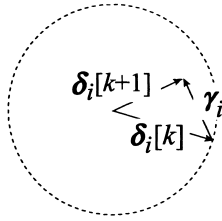


Fig. 5 A sufficiency condition of entrainment

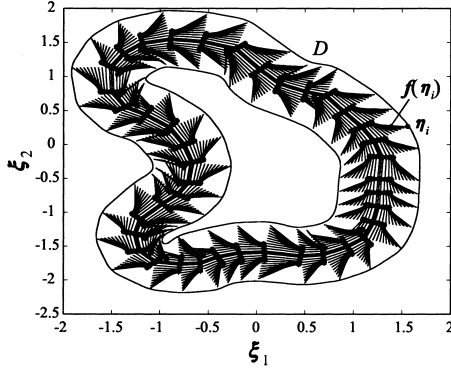


Fig. 6 Setting the vector field in domain  $D$

**Step 3** Fig. 6 のように領域  $D$  を設定し、この領域内に存在する代表的な点  $\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_L$  におけるベクトル  $f(\eta_1), f(\eta_2), \dots, f(\eta_L)$  を定義する。  $\eta_i$  の与え方として、  $\xi[k]$  を中心とし  $\xi[k+1] - \xi[k]$  に垂直な  $N-1$  次元内の球内に配置した。ただし、  $N=2$  の場合では一次元の球は線分となるため、  $\eta_i$  はそれぞれ  $\xi[k+1] - \xi[k]$  に垂直な直線上に並んでいる。

**Step 4** ベクトル場  $f(x)$  を以下のような最大次数  $\ell$  の多項式で近似的に表現する。

$$f(\eta_i) = \sum_{P=0}^{\ell} \sum_{\substack{p_1, \dots, p_N \\ \sum p_j = P \\ p_j : \text{non negative integer}}} a_{(p_1 p_2 \dots p_N)} \prod_{j=1}^N \eta_{ij}^{p_j} \quad (14)$$

$a_{(p_1 p_2 \dots p_N)}$  は定数であり、添字の  $p_j$  は  $a_{(p_1 p_2 \dots p_N)}$  が  $x$  の第  $j$  成分  $x_j$  が  $p_j$  乗である項の係数であることを意味している。例えば、二次元空間 ( $N=2$ ) のベクトル場を三次 ( $\ell=3$ ) の多項式で表現すると、

$$\begin{aligned} f(x) = & a_{(30)}x_1^3 + a_{(21)}x_1^2x_2 + a_{(12)}x_1x_2^2 + a_{(03)}x_2^3 \\ & + a_{(20)}x_1^2 + a_{(11)}x_1x_2 + a_{(02)}x_2^2 \\ & + a_{(10)}x_1 + a_{(01)}x_2 + a_{(00)} \end{aligned} \quad (15)$$

となる。このとき、  $f(x)$  を多項式の係数からなる行列  $\Phi$  を用いて次式のように表現する。

$$f(x) = \Phi(a_{(p_1 p_2 \dots p_N)})\theta(x) \quad (16)$$

$$\theta(x) = \begin{bmatrix} x_1^\ell & \dots & x_N^\ell & x_1^{\ell-1}x_2 & \dots & 1 \end{bmatrix}^T \quad (17)$$

次に  $\Phi$  を代表点  $\eta_i$  に対して定義した  $f(\eta_i)$  ( $i = 1, 2,$

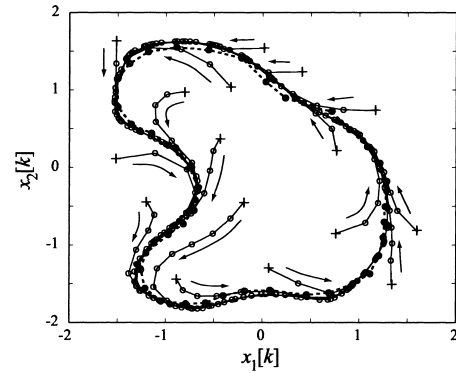


Fig. 7 Behavior of the nonlinear dynamics

$\dots, L$ ) から最小二乗法によって近似的に求める。  $F, \Theta$  を次式のように定める。

$$F = \begin{bmatrix} f(\eta_1) & f(\eta_2) & \dots & f(\eta_L) \end{bmatrix} \quad (18)$$

$$\Theta = \begin{bmatrix} \theta(\eta_1) & \theta(\eta_2) & \dots & \theta(\eta_L) \end{bmatrix} \quad (19)$$

$\Theta$  の擬似逆行列  $\Theta^\#$  を用いて  $\Phi$  の最小二乗解は次式のように求められる。

$$\Phi(a_{(p_1 p_2 \dots p_N)}) = F\Theta^\# \quad (20)$$

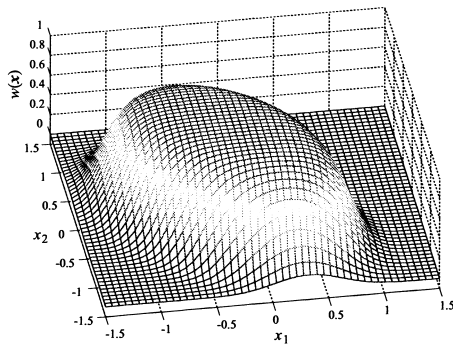
これにより、閉曲線  $C$  をアトラクタとする力学系の多項式による表現が得られた。

$\Phi$  が代表点  $\eta_i$  によって定義されたベクトル場をよく近似していれば、  $D$  の中から出発した  $x[0]$  は  $k \rightarrow \infty$  で閉曲線  $C$  に引き込まれると考えられる。特に、多項式は連続関数であるため領域  $D$  内の代表点以外の点においても  $\Phi$  によって閉曲線  $C$  に収束するようなベクトル場が定義されやすい。残念ながら、  $\Phi$  は代表点に対する最小二乗近似によって得られる解であることや  $\Theta$  の階数に対する考察が困難であることから、  $D$  が引き込み領域となることを保証することはできない。ただし、代表点  $\eta_i$  の数を多く取ることで複雑な閉曲線にも対応でき、また、多項式の次数  $\ell$  を大きくすることで、これは  $f(x)$  のテイラー展開の近似となり最小二乗近似の精度をあげることができると考えられる。

Fig. 7 に設計した力学系の動きの例を示す。これは二次元空間 ( $N=2$ ) の場合である。「+」は初期値  $x[0]$  であり、いくつかの初期値から出発した動きを示している。時間の経過とともに  $x[k]$  が閉曲線に引き込まれる様子が読みとれる。

ここでは、一つの閉曲線をアトラクタとする力学系を設計する例を示した。多項式の次数  $\ell$  を大きくすることにより一つの力学系に複数の閉曲線や曲線区間がアトラクタとなるように埋め込むことも可能である。なお、領域  $D$  の外部において、多項式で近似した力学系がどのような性質を持つかは不明である。このため、多項式で定めたベクトル場の有効領域を定め、その中と外の接続を議論する必要があるがこれについては 3.2 節で議論する。

アトラクタを有する力学系の設計法としてリアプノフ関数に基づく方法がある [14] [15]。しかし、ここではアトラクタの時

Fig. 8 Weighting function  $w(x[k])$ 

間の流れを含めた時系列データやロボットの運動のような複雑な形の閉曲線をアトラクタとする力学系の設計は難しい。また、ニューラルネットワークを利用する方法 [16] [17] に引き込み現象があることが知られているが、構造が不明確なまま設計されるため、引き込み現象を明確化することが難しい。学習による収束計算に多くの時間を要し設計が困難となる。ここでは、非線形力学系の設計問題を線形の最小二乗問題に帰着させたため計算時間は小さい。このため、多くの代表点  $\eta_i$  が設定可能である。

### 3.2 複数アトラクタを持つ力学系

力学系  $D$  が複数のアトラクタを持つように設計しよう。力学系はベクトル場を定義した関数として表現されているため、交点を持たない複数の閉曲線をアトラクタとすることができる。しかし、アトラクタの数が増えればこれらを近似するための多項式は高次となり計算量は増加する。また、既存の力学系に新たなアトラクタを付け加えるためには、力学系を初めから計算し直さなければならない。ここでは力学系をベクトル場の和として表現し、アトラクタの付け加えや取り除きが容易な方法を与える。

引き込み領域  $D$  中の点  $x[0]$  から出発した場合、 $x[k]$  は閉曲線  $C$  に引き込まれる。 $D$  の外部から出発したのものについてはその挙動を議論することが難しい。そこで、 $N$  次元空間の中で力学系に定義されたベクトル場  $f(x[k])$  の有効領域  $E$  を定める。領域  $E$  としては引き込み領域  $D$  を内包する  $N$  次元楕円体とする。

以下の式で表される  $N$  次元空間内の楕円体を考える。

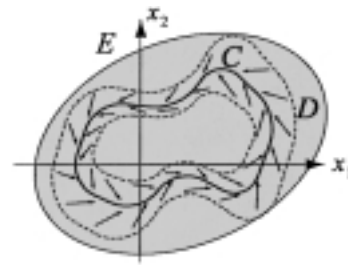
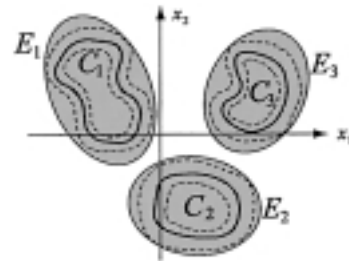
$$(x^T[k] - X_0^T)Q(x[k] - X_0) = 1 \quad (21)$$

$Q$  は正定値対称行列、 $X_0$  は楕円体の中心を表す。式 (21) と定数  $a$  を用いて、重み関数  $w(x[k])$  を以下のように定義する。

$$w(x[k]) = \frac{1}{1 + \exp\{a(W(x[k]) - 1)\}} \quad (22)$$

$$W(x[k]) = (x^T[k] - X_0^T)Q(x[k] - X_0) \quad (23)$$

この関数の概形は Fig. 8 で表され、 $x[k]$  が楕円体の内部に存在する場合は 1 となり、外部では 0 となる。また、その境界は滑らかである。この楕円体は代表点  $\eta_i$  ( $i = 1, 2, \dots, L$ ) に対する主成分分析と  $\eta_i$  が  $E$  内に存在することを条件とした軸長、中心点の繰り返し計算によって容易に求められる。この重み関

Fig. 9 Designed dynamics  $D^w$  with a weighting functionFig. 10 Designed dynamics  $\tilde{D}$  with multiple attractors

数  $w(x[k])$  を用いて、力学系  $D^w$  を以下のように定める。

$$D^w : x[k+1] = x[k] + w(x[k])f(x[k]) \quad (24)$$

これにより、Fig. 9 で表されるように楕円体  $E$  の内部で  $f(x[k])$  が有効になり、 $E$  の外部ではベクトル場が零となる。ここで設計した複数個の力学系  $D_i^w$  ( $i = 1, 2, \dots$ ) を用いて、以下の計算により複数のアトラクタを持つ力学系  $\tilde{D}$  を設計する。

$$\tilde{D} : x[k+1] = x[k] + F(x[k]) \quad (25)$$

$$F(x[k]) = \sum_i w_i(x[k])f_i(x[k]) \quad (26)$$

これにより、Fig. 10 のように領域  $E_i$  によって定義された複数の閉曲線  $C_i$  が  $N$  次元空間内に存在する構造を、複数の比較的 low 次多項式を用いた力学系として表現することができた。ここで、すべての閉曲線が重なりを持たないことを前提としている。しかし、ロボットの複数の運動は重なりを持つ、あるいは極めて近接する場合が多い。この場合はさらに次元を増やして閉曲線の距離を大きくする、あるいは式 (22) を

$$w(x[k]) = \frac{1}{1 + \exp\{a(W(x[k]) - b)\}} \quad (27)$$

と変形し、 $b$  を動的に変化させることで対応可能である。

どの楕円体領域にも属さない点では流れは零となり、力学系の動きは止まってしまう。これを防ぐため、どの楕円体領域にも属さない領域では領域  $E_i$  の間に影響を与えるベクトル場を定義する必要がある。

## 4. 環境の力学系と情報処理の力学系

ロボットの身体を含めた環境を力学系として表現すると、環境と情報処理系の関係は次式の力学系で表現される。

$$x^e[k+1] = x^e[k] + f^e(x[k], x^e[k]) \quad (28)$$

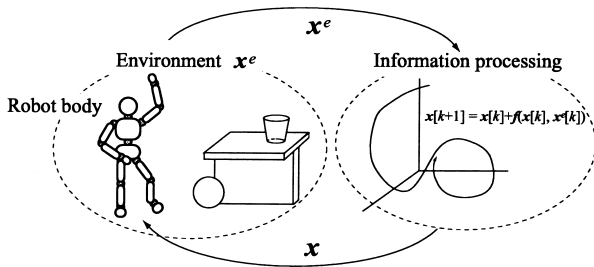


Fig. 11 Dynamics of the information processing and environment

$$x[k+1] = x[k] + f(x[k], x^e[k]) \quad (29)$$

$$x^e[k] \in \mathbf{R}^n, \quad x[k] \in \mathbf{R}^N \quad (30)$$

式(28)は環境の状態変数  $x^e$  の変化がそれ自身と情報処理系の状態変数  $x$  で決定されることを意味している。Fig. 11 で表されるように式(28),(29)は、ロボットの情報処理が環境に対して働きかけを行い、環境の状態変数が情報処理系への入力となるといった、二つの力学系の結合を表現したものである。ロボットの運動と環境の力学系が  $(n+N)$  次元の直和空間でアトラクタを持つとき、ロボットの身体を含む環境とロボットの情報処理系とが一体となった運動が生成される。

実際に環境の力学系をすべて記述すること、結合されたシステムが安定に動作するように情報処理系を設計することは容易ではないが、式(28),(29)の表現を用いることで力学系に対して以下の機能を実現することができる。式(29)のみを考え、この力学系を  $\hat{D}$  としよう。このとき、式(29)における  $x^e[k]$  は力学系  $\hat{D}$  への入力信号と見なすことができる。式(28)と式(29)がその直和空間で閉曲線をアトラクタとすると、その閉曲線を以下の式で表すものとする。

$$\Xi = \begin{bmatrix} \xi^e[1] & \xi^e[2] & \cdots & \xi^e[m] \\ \xi[1] & \xi[2] & \cdots & \xi[m] \end{bmatrix} \quad (31)$$

3.1節と同様の方法により式(17)の  $\theta$  と式(20)の  $\Phi$  を用いて、式(29)の多項式による表現が以下の式によって得られる。

$$x[k+1] = x[k] + \Phi\theta \left( \begin{bmatrix} x^T[k] & x^e T[k] \end{bmatrix}^T \right) \quad (32)$$

ここで  $x^e$  を環境から得られる時系列パターンとみなし、 $x^e$  に時系列パターンを入力したときの  $x$  の動きを Fig. 12 に示す。この例では  $n=1, N=2$  を用い、 $\xi[k]$  としては Fig. 7 と同じものを用いた。まず、「+」で示される初期値  $x[0]$  を持つ力学系に対して、力学系の設計時に用いた  $\xi^e[k]$  とは異なる時系列パターンを  $x^e[k]$  に与えた。 $x[k]$  は閉曲線には引き込まれずに空間内をさまよう。その後、 $x^e[k]$  に力学系の設計時に用いた  $\xi^e[k]$  を入力することで、 $x[k]$  は閉曲線に引き込まれている。

入力信号  $x^e$  が力学系に及ぼす影響について考察する。この力学系は Fig. 13 のように  $(n+N)$  次元空間上の閉曲線  $C$  をアトラクタとしている。Fig. 12 はこれを  $x$  平面に射影した図である。 $x^e \neq \xi^e$  のとき、力学系の状態変数は閉曲線  $C$  から離れた点に存在するため、アトラクタに引き込まれることはなく、 $f(x[k], x^e[k])$  に従って空間内をさまよう。これが  $x^e = \xi^e$  に

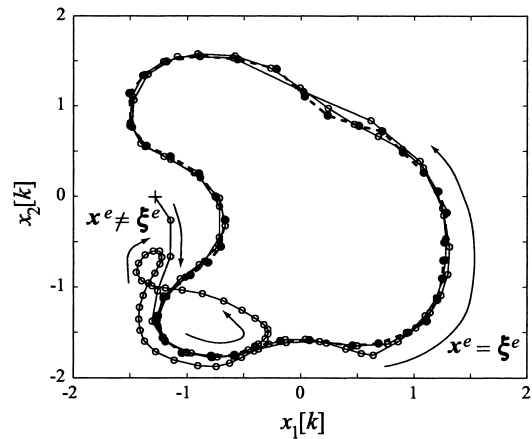


Fig. 12 Motion of the nonlinear dynamics with the input signal

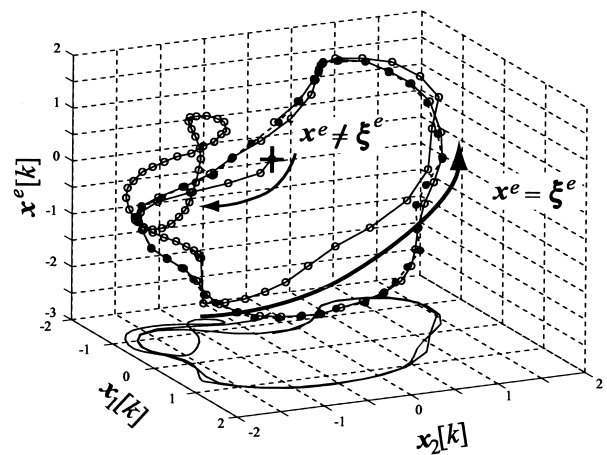


Fig. 13 Attractor in  $x^e$  and  $x$  space

変化することで、閉曲線  $C$  に近づきこれに引き込まれる。この動きを  $x$  平面に射影すると、Fig. 12 のように入力信号によって  $x$  が閉曲線へ引き込まれる現象が見られる。ここでは入力信号によって力学系が空間内をさまようこと、入力の変更により閉曲線に引き込まれ始めることは陽には設計していない。そのため、これらの結果は状態変数の初期値に依存した現象の観察であって常にこのような結果が得られるとは限らない。ただし、力学系の状態変数の次元が小さいとき(実際的には2程度)には同様の結果が得られやすいことを観察している。この現象を用いることで、以下の効果の実現が可能である。

運動の想起:  $x^e[k]$  をロボットの上半身の動き、 $x[k]$  を下半身の動きとする。歩行動作における上半身の動きを  $\xi^e[k]$  を力学系に入力することで、下半身の歩行動作  $\xi[k]$  が想起される。つまり、部分情報から全体運動を想起できる。

入力信号による閉曲線の移動: 力学系  $\hat{D}$  を式(25)と同様の設計により、領域  $E_i$  内に定義された複数の力学系  $D_i^w$  が、 $N$  次元空間内の閉曲線  $C_i$  をアトラクタとする構造を持つものとする。このとき、入力信号  $x^e[k]$  の変化によって力学系の状態変数  $x[k]$  が各閉曲線を移動するような現象を実現する。例として、一次元の入力によって三つのアトラクタを移動する力学系の動きを Fig. 14 に示す。ここでは、

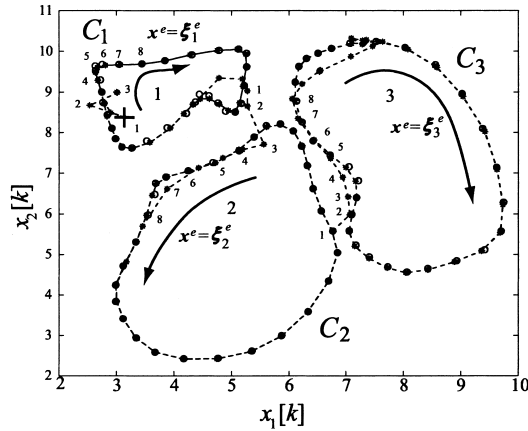


Fig. 14 Designed three attractors and dynamics

入力  $x^e$  を  $\xi_1^e \rightarrow \xi_2^e \rightarrow \xi_3^e$  と変化させた．初期値「+」から出発した  $x[k]$  は  $x^e = \xi_1^e$  によって  $C_1$  に引き込まれる．これが  $x^e = \xi_2^e$  に変化することで  $C_2$  に引き込まれ，さらに  $x^e = \xi_3^e$  によって  $C_3$  へと遷移する．入力の変化によって力学系が各アトラクタを遷移する様子が分かる．

外界情報の判別：式(28)は環境の力学系を表現したものである．そのため，この詳細な記述を求めることは困難であるが，式(31)の  $\Xi$  が与えられることでそのモデルを得ることができる．ここでは，複数個の  $\Xi_i$  が与えられこれに基づいて複数個の力学系

$$\hat{x}_i^e[k+1] = x_i^e[k] + f_i^e(x[k], x_i^e[k]) \quad (33)$$

を設計する．このとき左辺の  $\hat{x}_i^e[k+1]$  は，次の時刻に環境から得られる信号を現在の力学系の状態変数  $x[k]$  と環境から得られた現在の信号  $x^e[k]$  に基づいて推定した値となる．これと実際の値  $x^e[k+1]$  を比較することで，入力信号  $x^e$  の判別を可能とする．判別の指標を  $J$  とし，定数  $\alpha$  を用いて以下の式で定義する．

$$J_i = \begin{cases} 1 & (\|\hat{x}_i^e[k+1] - x^e[k+1]\| \geq \alpha) \\ 0 & (\|\hat{x}_i^e[k+1] - x^e[k+1]\| < \alpha) \end{cases} \quad (34)$$

Fig. 15 は，Fig. 14 の三つの閉曲線に対する力学系  $D_i^w$  ( $i = 1, 2, 3$ ) から式(33)を設計し，これによって推定された  $\hat{x}_i^e[k+1]$  と次の入力信号  $x^e[k+1]$  の比較によって信号の判別を行ったときの  $J_i$  を示している．また，ここでは式(34)を式(22)と同様に連続関数によって実現した． $\alpha$  の設定により，複数の  $J_i$  が判別される場合もあるが，現在の入力信号が  $\xi_i^e$  のどれであるかの判別が可能となっている．川嶋らは入力信号  $x^e[k]$  から次の入力信号  $\hat{x}^e[k+1]$  を推定し，時系列データの判別を行う方法を提案している[19]．本研究では内部状態に依存した動的な判別となっているため過去の情報も用いた信号判別を実現している．一般に，力学系が閉曲線に引き込まれていることは力学系の状態変数  $x[k]$  を  $N$  次元空間上に表示することで読みとれるが，これは定性的な判断であり計算機がこれを判別するためには定量的な評価が必要である．上で述べた  $J_i$  を評価基準と

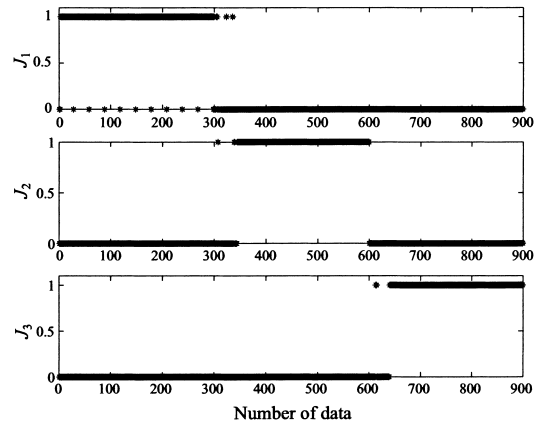


Fig. 15 Discrimination index of the attraction of the dynamics

して，力学系が現在どの閉曲線上に存在しているかの判別が定量的に行える．

ここで設計した力学系はベクトル場  $w_i(x[k])f_i(x[k])$  の和として表現されているため，既設計の力学系  $D$  に新たに全身運動を付け加える場合， $w_{i+1}(x[k])f_{i+1}(x[k])$  を加算するだけでありその計算は容易である．

## 5. 全身運動の低次元化

### 5.1 低次元化の必要性

力学系がヒューマノイドロボットのような多自由度系の行動を記憶するためには，多くの次元を持つ必要がある．しかし，実際に 20 から 30 次元の力学系を設計することは現実的ではない．一方，人間の全身運動は関節角データが相関を持っている場合が多い．例えば，歩行動作は基本的に左右が対称な形で位相が反転した動きである．これに対し，多谷らは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によりこれらの相関を利用した人間の全身運動を低次元化する手法を提案している[18]．これは低次元化の写像関数と復元する関数を学習によって求める手法である．本論文では，特異値分解に基づいた主成分分析によって行動の主要素を取り出す低次元化法を提案する．この手法では運動のデータを基底に分解し，影響の大きな成分だけを用いることで低次元化を行う．この写像関数は 1 回の特異値分解によって得られる．特異値分解はその計算が安定であり計算量もあまり多くないため，高次元の運動に対しても計算が容易である．

### 5.2 特異値分解に基づく低次元化

いま，式(2),(3)で表されたヒューマノイドロボットの全身運動の時系列データ考える．ただし， $N < m$  とする．このとき， $\Xi \in \mathbf{R}^{N \times m}$  が定数行列  $F$  を用いて

$$\Xi = FX \quad (35)$$

$$F \in \mathbf{R}^{N \times r}, N > r \quad (36)$$

$$X = \begin{bmatrix} x_1[1] & x_1[2] & \cdots & x_1[m] \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_r[1] & x_r[2] & \cdots & x_r[m] \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^{r \times m} \quad (37)$$

で表現されるとすると、 $N$ 次元の $\Xi$ は $r$ 次元の $X$ に低次元化されたといえる。必ずしも、 $\Xi$ を $X$ に低次元化する $F$ が存在するとは限らないが、近似解は以下の特異値分解によって求められる。次式の $\Xi$ の特異値分解を考える。

$$\Xi = USV^T \quad (38)$$

$$U \in \mathbf{R}^{N \times N}, S \in \mathbf{R}^{N \times m}, V \in \mathbf{R}^{m \times m} \quad (39)$$

ここで、 $U, V$ は直交行列であり、 $S$ はその対角要素を  $\{s_1 \ s_2 \ \dots \ s_N\}$  とする対角行列で

$$s_1 \geq s_2 \geq \dots \geq s_N \geq 0 \quad (40)$$

とする。 $s_i$ は第 $i$ 特異値である。いま、 $r$ 個の特異値 $s_j (1 \leq j \leq r < N)$ によって $\Xi$ を近似する。つまり、

$$U = \left[ \begin{array}{c|c} U_1 & U_2 \end{array} \right] \quad (41)$$

$$S = \left[ \begin{array}{c|c} S_1 & 0 \\ \hline 0 & S_2 \end{array} \right] \quad (42)$$

$$V^T = \left[ \begin{array}{c} V_1^T \\ V_2^T \end{array} \right] \quad (43)$$

ただし、

$$U_1 \in \mathbf{R}^{N \times r}, \quad U_2 \in \mathbf{R}^{N \times (N-r)} \quad (44)$$

$$S_1 \in \mathbf{R}^{r \times r}, \quad S_2 \in \mathbf{R}^{(N-r) \times (m-r)} \quad (45)$$

$$V_1^T \in \mathbf{R}^{r \times m}, \quad V_2^T \in \mathbf{R}^{(m-r) \times m} \quad (46)$$

として $\Xi$ を以下のように近似的に表す。

$$\Xi \simeq U_1 S_1 V_1^T \quad (47)$$

ここで、

$$F = U_1 S_1 \quad (48)$$

$$X = V_1^T \quad (49)$$

とおくと、式(35)の形式が得られ、 $\Xi$ は $r$ 次元の行列 $X$ に低次元化されたことになる。この結果から、以下の考察を得る。

(1) 式(35)では $m$ 次元空間の $N$ 個のベクトル

$$\Xi_i = \left[ \begin{array}{ccc} \xi_i[1] & \xi_i[2] & \dots & \xi_i[m] \end{array} \right] \quad (50)$$

$$i = 1, 2, \dots, N$$

が $m$ 次元空間の $r$ 個のベクトル

$$X_i = \left[ \begin{array}{ccc} x_i[1] & x_i[2] & \dots & x_i[m] \end{array} \right] \quad (51)$$

$$i = 1, 2, \dots, r$$

で表現されている。式(38)の特異値分解は主成分分析であるため、 $X$ の初めの行ベクトル $X_1$ は全身運動 $\Xi$ の第一主成分であり、2番目の行ベクトル $X_2$ は第二主成分であると考えられる。

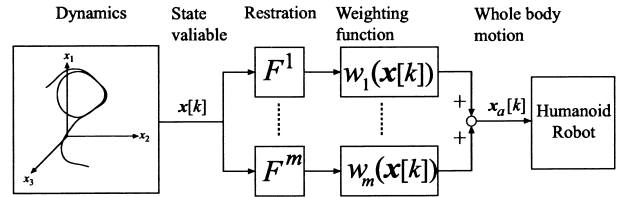


Fig. 16 Generation of the whole body motion

(2) 第 $r$ 特異値までで近似することは第 $r$ 主成分まででの近似となるため、任意な $r$ で打ち切ったとしても妥当な近似解である。特に、特異値 $s_i (i = 1, 2, \dots, N)$ の大きさが

$$s_1 \geq s_2 \geq \dots \geq s_r \gg s_{r+1} \geq s_{r+2} \dots \geq s_N \geq 0 \quad (52)$$

と表されるときには、自明な決定指針を与える。

(3) 式(35), (48)より、

$$X = G \Xi \quad (53)$$

$$G = S_1^{-1} U_1^T \quad (54)$$

となる。これは、 $\Xi \rightarrow X$ の低次元化写像を表している。

### 5.3 全身運動の再生

複数の全身運動をそれぞれ個別に低次元化した曲線を求めた場合、空間の次元を同じにとったとしても、その状態変数の物理的な意味は異なる。複数の運動データ $\Xi^i (i = 1, 2, 3, \dots)$ に対してそれぞれ式(35)の $F^i, X^i (i = 1, 2, 3, \dots)$ が求まる。力学系から生成された $x[k] \in \mathbf{R}^r$ を用いてロボットの全身の運動 $x_a[k] \in \mathbf{R}^N$ を生成するために、適当な $F$ を決定する必要がある。中村らは複数の行動を線形和として重ね合わせる方法を提案しており[20]、本論文でもこの考え方をを用いる。重ね合わせの比率に式(22)の $w(x[k])$ を用いる。 $w(x[k])$ は現在のロボットの状態の各運動への帰属度を表現しており、埋め込まれた運動との類似度を表しているといえる。MOSAICでは評価関数に基づいて運動パターンとコントローラの選択が行われている[21]。本論文における $w(x[k])$ はこの評価関数に相当するものである。以上より、ロボットの運動を以下の式に基づいて生成することとした。

$$x_a[k] = \sum_i w_i(x[k]) F^i x[k] \quad (55)$$

このときの全身運動生成の信号の流れをFig. 16にまとめる。力学系によって生成された低次元化ベクトル $x[k]$ が $F^i$ によって復元され、式(55)に基づいて $w_i(x[k])$ の比率で足し合わされ、全身運動 $x_a[k]$ が生成される。ただし、 $x[k]$ がいずれの楕円体領域にも含まれず、 $w_i = 0 (i = 1, 2, \dots)$ となるとき $x_a[k] = 0$ となりロボットはホームポジションをとる。ここで示した設計法では運動データの始点・終点が存在しない。そのため、運動の切り換えにおいてロボットが必ずホームポジションを通過するようなことはなく、連続的な運動の遷移が実現される。



## 6. 全身運動の生成

### 6.1 ヒューマノイドロボットの全身運動

前章までで提案した力学的情報処理システムを用いて、ヒューマノイドロボットの全身運動の生成を行う。Fig. 17 に示されるヒューマノイドロボット(富士通ヒューマノイドロボット HOAP-1)を用いる。

このヒューマノイドロボットは肘 1 自由度, 肩 3 自由度, 足にそれぞれ 6 自由度の合計 20 の駆動関節を持つ。このロボットに対し, 歩行運動とスクワット運動の全身運動を作成した。Fig. 18 に歩行運動, スクワット運動を示す。ここで設計する力学系はヒューマノイドロボットの運動パターンを生成する情報処理システムであり, ロボットの歩行などを安定化するフィードバック系の役割は果たしていない。実際に歩行やスクワットを行う動作を実現するためには, ロボットを安定化するコントローラとの統合化が必要である。ここでは, ヒューマノイドロボットを吊した状態で実験する。

### 6.2 運動の低次元化

歩行運動の時系列データ  $\xi_w[k] \in \mathbf{R}^{20}$  とスクワット運動の時

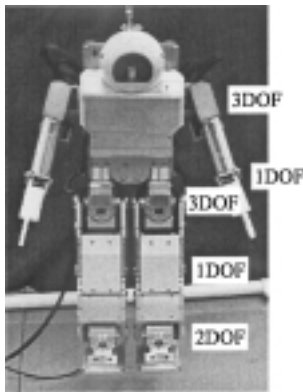


Fig. 17 Humanoid robot HOAP-1

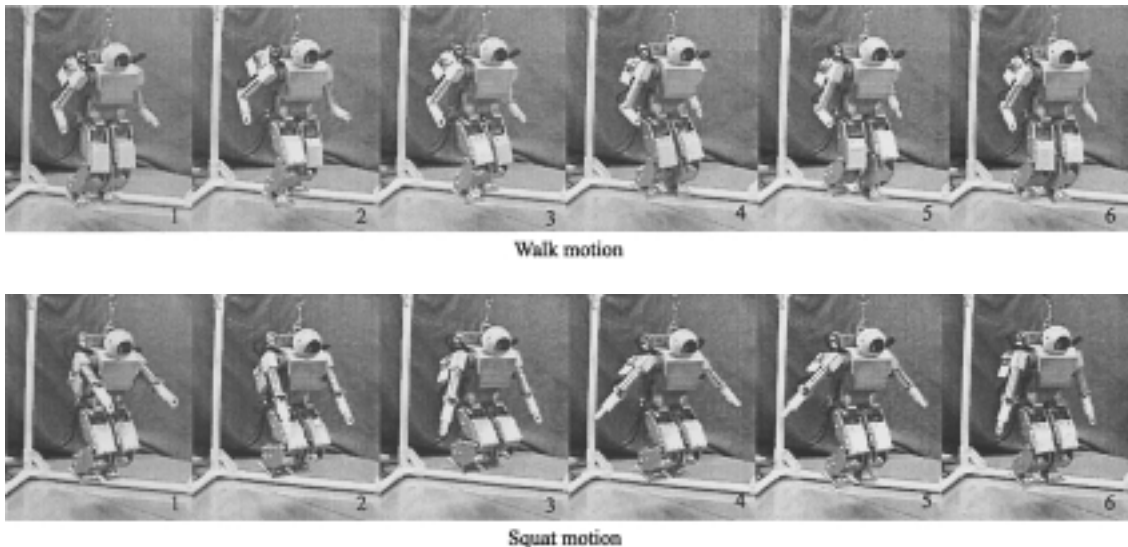


Fig. 18 Humanoid motion

系列データ  $\xi_s[k] \in \mathbf{R}^{20}$  から

$$\Xi_w = \begin{bmatrix} \xi_w[1] & \xi_w[2] & \cdots & \xi_w[m_w] \end{bmatrix} \quad (56)$$

$$\Xi_s = \begin{bmatrix} \xi_s[1] & \xi_s[2] & \cdots & \xi_s[m_s] \end{bmatrix} \quad (57)$$

となる  $\Xi_w \in \mathbf{R}^{20 \times m_w}$ ,  $\Xi_s \in \mathbf{R}^{20 \times m_s}$  を作成し, 5 章の方法に基づいて

$$\Xi_w = F_w X_w \quad (58)$$

$$X_w = \begin{bmatrix} x_w[1] & x_w[2] & \cdots & x_w[m_w] \end{bmatrix} \quad (59)$$

$$\Xi_s = F_s X_s \quad (60)$$

$$X_s = \begin{bmatrix} x_s[1] & x_s[2] & \cdots & x_s[m_s] \end{bmatrix} \quad (61)$$

によってそれぞれ 3 次 ( $x_w[k] \in \mathbf{R}^3$ ,  $x_s[k] \in \mathbf{R}^3$ ) に低次元化した。

### 6.3 力学系の設計

$X_w, X_s$  をアトラクタとする三次元の力学系をそれぞれ設計した。さらに, 二つの力学系を式 (25) によって一つの力学系とした。ここでは, 外部環境は設定しておらず, ロボットの運動を決定する要素として閉曲線の中心に向かうベクトル場  $O(x[k])$  を以下のように付け加えた。

$$\begin{aligned} x[k+1] = & x[k] + \sum_{i=w,s} w_i(x[k]) f_i(x[k]) \\ & + \sum_{i=w,s} K_i O_i(x[k]) \end{aligned} \quad (62)$$

$$O_i(x[k]) = \delta(x_i^c - x[k]) \quad (63)$$

( $K_w, K_s$ ) の値を (1, 0) あるいは (0, 1) と変化させることで閉曲線間の遷移を行った。ここで,  $\delta$  は定数であり  $x_w^c, x_s^c$  はそれぞれ歩行運動, スクワット運動を表す閉曲線の中心を意味する。このときの力学系の動きを Fig. 20 に示す。まっすぐ手を前へ伸ばした状態の初期姿勢から出発した力学系はまず歩行動作のアトラクタに引き込まれ (矢印 1), 時間の経過後, スク

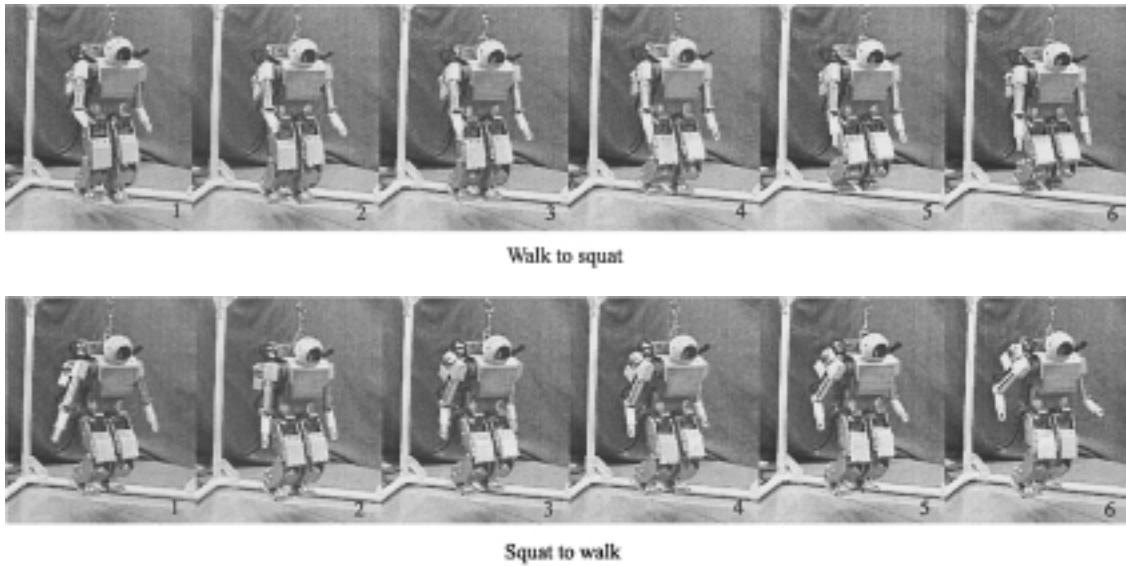


Fig. 19 Motion transition of the humanoid robot

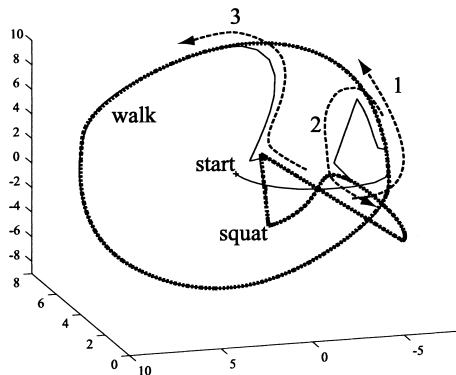


Fig. 20 Motion of the dynamics

ワット動作の中心点への引き込みによりスクワットのアトラクタへと遷移する(矢印2). さらに,  $(K_w, K_s)$  を変更することで, 歩行動作へと再び引き込まれる(矢印3).

#### 6.4 ヒューマノイドロボットの動き

生成された  $x_a[k]$  に基づいてヒューマノイドロボットを動かしたときの様子を Fig. 19 に示す.  $x[k]$  がそれぞれの閉曲線上を動く場合には Fig. 18 と同様の動きを示すので, Fig. 19 では  $x[k]$  がアトラクタ間を遷移するときの動きのみを示した. 連続的な運動の遷移が達成されている. これはロボットの全身運動の記憶とその再生を実現する連続的な情報処理系が力学系によって達成されていることを示している.

### 7. おわりに

本論文の結果は以下の4点である.

- (1) 非線形力学現象として説明される脳の記憶・想起のメカニズムを人工的な力学モデルとして表現し, 引き込み現象に基づく力学の情報処理システムを構築した.
- (2)  $N$  次元空間上の閉曲線をアトラクタとする非線形力学系を多項式の表現で与え, 力学の情報処理系の設計論を与えた.

この力学系は

- (a) 複数の全身運動をアトラクタとして記憶する
  - (b) 引き込みによって全身運動の時系列データを生成する
  - (c) 外界からの情報を入力信号として複数アトラクタ間の移動を実現する
  - (d) 外界情報の信号の判別を可能とする  
などの特徴を持つ.
- (3) 特異値分解による主成分分析を用いて, 多自由度ロボットの全身運動の低次元化手法を示した. これによってロボットの周期的な全身運動が低次の空間内における閉曲線として表現された.
  - (4) 提案した力学の情報処理系を用いて 20 自由度のヒューマノイドロボットの全身運動の記憶, 生成, 遷移の実験を行い有効性を検証した.

これまで運動と情報処理系の結びつきがラベルを通じた離散的なものとして扱われていたのに対し, 本論文ではこれらを連続系としてとらえ, 力学系によって一体化された運動とその遷移を実現する手法を提案した. ロボットの身体の力学, 環境の力学を考慮したアトラクタの設計を行うことにより, ロボット固有の運動の獲得や安定した運動の継続が実現されるものと期待される.

謝辞 本研究は科学技術振興事業団戦略的基礎研究推進事業「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」の支援を受けた. ヒューマノイド・ロボットの全身運動の生成には杉原知道氏のライブラリを利用させていただくなど, 同氏から多大な協力を得た.

### 参考文献

- [1] 児玉, 潮: “離散現象システム理論—来し方と現在”, システム/制御/情報, vol.42, no.8, pp.415–420, 1998.
- [2] 稲葉雅幸: “ロボット知能のアーキテクチャ”, 日本ロボット学会誌, vol.20, no.5, pp.470–473, 2002.
- [3] R.A. Brooks: “How to build complete creatures rather than isolated cognitive simulators,” Architectures for Intelligence (K.

- VanLehn (ed.), pp.225–239, 1991.
- [4] W.J. Freeman and W. Schneider: “Changes in Spatial Patterns of Rabbit Olfactory EEG with Conditioning to Odors,” *Psychophysiology*, vol.19, pp.44–56, 1982.
- [5] I. Tsuda: “Chaotic itinerancy as a dynamical basis of Hermeneutics in brain and mind,” *World Futures*, 31 pp.105–122, 1991.
- [6] 木村, 秋山, 桜間: “神経振動子を用いた四足ロボットの不整地歩行と整地走行”, *日本ロボット学会誌*, vol.16, no.8, pp.1138–1145, 1998.
- [7] 宮腰, 多賀, 國吉, 長久保: “神経振動子を用いた三次元 2 足踏みシミュレーション—ヒューマノイドの実世界内行動を目指して—”, *日本ロボット学会誌*, vol.18, no.1, pp.87–93, 2000.
- [8] 琴坂, S. Schaal: “神経振動子を用いたロボットのリズム的な運動生成”, *日本ロボット学会誌*, vol.19, no.1, pp.116–123, 2001.
- [9] 土屋, 辻田: “Central Pattern Generator モデルに基づく 4 脚歩行ロボットの歩行制御”, *日本ロボット学会誌*, vol.20, no.3, pp.243–246, 2002.
- [10] A. Sekiguchi and Y. Nakamura: “The Chaotic Mobile Robot,” *Proc. of Systemics, Cybernetics and Informatics 2000*, vol.9, pp.463–468, 2000.
- [11] A. Sekiguchi and Y. Nakamura: “Behavior Control of Robot Using Orbits of Nonlinear Dynamics,” *Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp.1647–1652, 2001.
- [12] 宮本弘之: “ヒト運動の最適化原理と見まねに基づくタスク学習”, *日本ロボット学会誌*, vol.19, no.5, pp.547–550, 2001.
- [13] 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.
- [14] K. Hirai and H. Chinen: “A synthesis of a nonlinear discrete-time system having a periodic solution,” *IEEE Trans. on Circuits and Systems*, vol.CAS-29, no.8, pp.574–577, 1982.
- [15] D. Green: “Synthesis of Systems with Periodic Solutions Satisfying  $V(x) = 0$ ,” *IEEE Trans. on Circuits and Systems*, vol.CAS-31, no.4, pp.317–326, 1984.
- [16] M. Morita and S. Murakami: “Recognition of spatiotemporal patterns by nonmonotone neural networks,” *Proc. of the 1997 International Conference on Neural Information Processing*, 1, pp.6–9, 1997.
- [17] S. Murakami, M. Morita and N. Sakamoto: “Recognition of Spatiotemporal Patterns using a Nonmonotone Neural Network with Hidden Neurons,” *Proc. of the 1998 International Conference on Neural Information Processing*, 1, pp.287–290, 1998.
- [18] 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*, SaP III-2, 2003.
- [19] H. Kawashima and T. Matsuyama: “Integrated Event Recognition from Multiple Sources,” *Proc. of International Conference on Pattern Recognition*, vol.2, pp.785–789, 2002.
- [20] Y. Nakamura, T. Yamazaki and N. Mizushima: “Motion Synthesis, Learning and Abstraction through Parametrized Smooth Map from Sensors to Behaviors,” *Robotics Research—the 8th International Symposium*, Yoshiaki Shirai and Shigeo Hirose (Eds), Springer, pp.69–80, 1997.
- [21] 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.



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。1994年3月同大学大学院修士課程(応用システム科学専攻)修了。1996年9月同大学大学院博士課程修了,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(日本学術振興会未来開拓学術研究推進事業研究員)。2000年4月同大学大学院工学系研究科講師。2001年4月同大学大学院情報理工学系研究科講師。2004年4月東京工業大学大学院理工学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,脳型複雑系情報処理システム,ロバスト制御の研究に従事。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。京都大学工学博士。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。近著に「ロボットの脳を創る」(物理の世界,岩波書店,2003)がある。(日本ロボット学会正会員)