

研究内容

運動パターンの生成と遷移のための力学的情報処理 (中村グループ)

(1) 実施の内容

ロボットの情報処理系は外界の情報を判断し、ロボットの運動を決定する機構である。これまで、ロボットの運動は外界の情報を判断する機構と運動を生成する機構に分けられ、これらが独立に設計されてきた。情報判断機構ではロボットの運動を「歩く」「走る」といった抽象的な表現で表し、外界からの情報によって最適な運動を選択する離散事象システムとしての設計がなされてきた。運動決定機構では運動のための参照軌道の存在を前提として環境の変化に対してロバストな安定化コントローラの設計法が中心に議論されてきた。これらの方法では、

1. 実世界には多くの情報が存在するため、これらを全て判断する機構は極めて多くの計算を必要とする。
2. 本来、連続的な動きであるロボットの運動が離散的な扱いをされるため、運動や運動間の遷移の実現性は全てコントローラのロバスト性に依存する。
3. ロボットは決められた運動のみ再生可能である、運動の合成のような多様性を欠く。

といった問題点を残し、生体が持つような適応性のある知能の実現が困難である。

これに対し、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 [1, 2]。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を遷移していく様子をカオスの遍歴と呼んだ [3]。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。この結果を基にして、力学系を利用した知能や情報処理系に関する研究が注目されるようになった。

これらの結果を基にして、本研究では力学系を用いたロボットの情報処理系の設計を行った。ここでは、ロボットの全身周期運動を N 次元空間内の閉曲線として表現し、これをアトラクタとする力学系の設計を行った。環境・ロボットの身体・情報処理系の相互作用による引き込みによってロボットの運動が生成され、運動パターンは引き込みの結果として生まれるといった考えに基づくものである。

本研究での成果は以下の4つに分けられる。

1. ロボットは多くの自由度を持ち、これを扱うためには多く計算量を必要とする。そこで、関節角の相関を利用した運動の低次元化法を提案した。
2. N 次元空間における曲線をアトラクタとする力学系の設計法を提案し、ロボットの運動を表現する連続システムの設計を行った。
3. センサ信号に基づいてアトラクタの引き込み領域を変化させ、運動の遷移を行うシステムの設計を行った。
4. 力学系を階層化することで運動を決定する力学系を定める上位の力学系を設計

し、運動の連続的記号空間の設計を行った。

以下では、これらについて説明する。

1. ロボットの全身運動の力学系での表現と低次元化 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

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

を以下の式で表現する。

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

いま、ロボットの全身運動 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 $\Xi \in \mathbf{R}^{N \times m}$

$$\Xi = \begin{bmatrix} \xi[1] & \xi[2] & \cdots & \xi[m] \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\xi[k] = \begin{bmatrix} \xi_1[k] & \xi_2[k] & \cdots & \xi_N[k] \end{bmatrix}^T \quad (4)$$

を考える。ただし、 m はデータの個数である。また、 $\xi[k]$ には

$$\xi[k + jm] = \xi[k], \quad \begin{cases} k = 1, 2, \dots, m \\ j = 1, 2, \dots \end{cases} \quad (5)$$

を仮定し、運動 M は周期 mT の周期的な運動とする。このとき、 M 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。

ここで、次式で表される離散時間力学系 D を考える。

$$D: \mathbf{x}[k + 1] = \mathbf{x}[k] + \mathbf{f}(\mathbf{x}[k]) \quad (6)$$

$$\mathbf{x}[k] = \begin{bmatrix} x_1[k] & x_2[k] & \cdots & x_N[k] \end{bmatrix}^T \in \mathbf{R}^N \quad (7)$$

このとき、 $\mathbf{x}[k]$ 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 の引き込み領域と呼ばれる近傍が存在し、その中の任意な初期値 $\mathbf{x}[0]$ から出発した $\mathbf{x}[k]$ は $k \rightarrow \infty$ とともに C へと収束し、十分大きな k に対して

$$\mathbf{x}[k] \cong \xi[k + k_0] \quad (8)$$

となることである。 k_0 は $\mathbf{x}[0]$ によって決まる定数である。このとき、 $\mathbf{x}[k]$ は時々刻々のロボットの全身運動を表し、十分大きな k に対して閉曲線 C が全身運動 M を与える。図1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、ベイジ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。

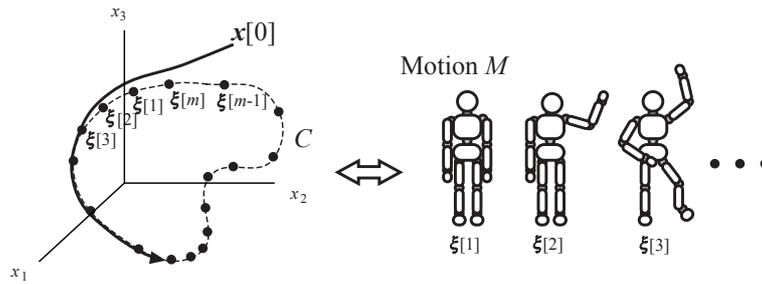


図 1: 力学系とロボットの全身運動

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、いずれの引き込み領域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、引き込み領域の変化を作り出し、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。

次に、運動の低次元化に関して述べる。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。本研究では、砂時計型ニューラルネットワークによる全身運動の低次元化と主成分分析に基づく全身運動の低次元化の方法を提案した。

砂時計型ニューラルネットワークによる全身運動の低次元化 歩く・投げるなどヒトには同じとわかる運動パターンには、運動を行う環境やヒトにより詳細には異なり広くバラツキがある。これらの細かな違いを含め全て記憶し、また運動生成に利用するのは効率が悪い。運動パターンは例えば関節の動きに注目した場合でもその動きは連動する事から、その指令値は冗長な表現となっている。その冗長性を省いて記憶しても、その運動との対応がすぐ決まる基本的な特徴を損なわない限り問題は無い。細かな差異が削除された抽象的な表現は、元のパターンが多少歪んでも同じ運動として照合しやすく、運動パターンを記憶する表現として適しているといえる。生成時はこの記憶から粗い運動パターンだけを与え、そのパターンは局所的なセンサ情報を利用して修正できる程度に目標軌道に近ければよい。つまり、脊髄や錐体外路などのフィードバック回路を積極的に利用して動作を適応させる方が、細かい行動パターンを逐一準備するよりも、情報を記憶する表現としてははるかに効率がよい。冗長性を省くことは低次元化であるから、この意味で情報を低次元化して記憶する事は重要である。

本研究ではこの低次元化について、ヒューマノイドロボットの全身運動パターンを基に取り組んでいる。ここでは歩く・蹴るなどの必要な身体の自由度が異なる複数の運動パターンを時間的にも空間的にもどう扱うかが問題になる。ここでは運動パターンを空間的な姿勢データの分布と姿勢データ系列の時間的な流れの二つの観点に分離して扱う。ヒューマノイドロボットにおける運動パターンの空間的な分布

とは、関節角空間に分布する姿勢データの集合と捉える見方である。このとき、運動パターンの低次元化は、関節角空間の中から低次元な多様体を見つける作業に他ならない。その多様体の非線形性に対応するために非線形主成分分析(NLPCA)を利用し、姿勢データを多様体上に射影した。

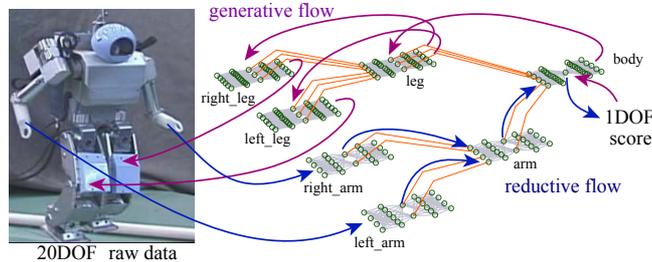


図 2: NLPCA ニューラルネットワークの階層化

図 2 に示す階層型 NLPCA は、式 (9)(10) の非線形な変数変換を多段に行うツールである。

$$\mathbf{x}' = h_i(\mathbf{x}) \equiv f(\mathbf{w}_{i2} f(\mathbf{w}_{i1} \mathbf{x})) \quad (9)$$

$$\hat{\mathbf{x}} = h_p(\mathbf{x}') \equiv f(\mathbf{w}_{p2} f(\mathbf{w}_{p1} \mathbf{x}')) \quad (10)$$

この階層型 NLPCA を用いて、20DOF のヒューマノイドロボットの姿勢を表す 20 次元ベクトル一つに対して、その姿勢を代表する低次元データが一つ得られ、これを非線形主成分のスコアと呼ぶことにする。また、このスコアは同じ階層型 NLPCA に同時に獲得される逆変換写像により、20 次元空間中の一点に復元される。つまり、スコアを 1 つ与えれば対応する姿勢が一意に決まる。このスコアより復元される姿勢は元の姿勢の近似である。学習の意味は、低次元スコアができるだけ元の姿勢を精度良く再現するように非線形な基底を姿勢データの分布に併せて曲げる・伸ばす作業となる。図 3 はロボットの歩行パターンを 1 次元のデータ系列を用いて生成する様子を表す。また、複数の運動パターンを 3 次元の低次元空間で表現した様子を図 4 に示す。

階層型 NLPCA による低次元化は姿勢データの代数的な変数変換であるから、姿勢と低次元スコアに時間的な位相差はない。また低次元スコア系列は再現性という観点で運動パターン、即ち姿勢の変化を良く表現できる。この性質から、低次元スコア系列に対するウェーブレット解析により、運動パターンの時間的な流れの特徴を解析できる。さらに運動生成に必要な代表的な周波数を運動の主成分とすれば、これを三角関数による級数展開と階層型 NLPCA を通して、粗い運動パターンを再現できる。

主成分分析に基づく全身運動の低次元化 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。この写像関数は一回の特異値分解によって得られるため、計算量は少ない。

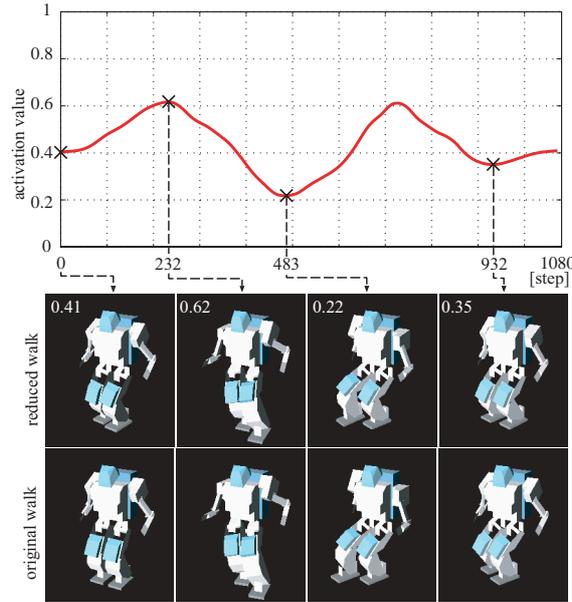


図 3: 1次元に低次元化された歩行動作(上)とそれに基づいて生成した歩行運動(中)およびオリジナルの歩行動作(下)

いま, 式 (3), (4) で表されたヒュー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

$$\Xi = FX \tag{11}$$

$$F \in \mathbf{R}^{N \times r}, N > r \tag{12}$$

$$X = \begin{bmatrix} x_1[1] & x_1[2] & \cdots & x_1[m] \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_r[1] & x_r[2] & \cdots & x_r[m] \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^{r \times m} \tag{13}$$

で表現されるとすると, N 次元の Ξ は r 次元の X に低次元化されたと言える. 必ずしも, Ξ 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

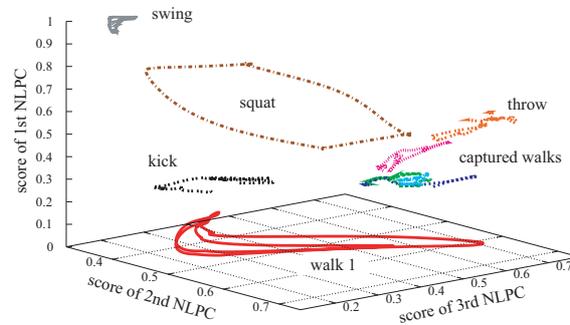


図 4: 複数運動の 3次元での表現

分解によって求められる．次式の Ξ の特異値分解を考える．

$$\Xi = USV^T \quad (14)$$

$$U \in \mathbf{R}^{N \times N}, S \in \mathbf{R}^{N \times m}, V \in \mathbf{R}^{m \times m} \quad (15)$$

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

$$s_1 \geq s_2 \geq \cdots \geq s_N \geq 0 \quad (16)$$

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 Ξ を近似する．つまり，

$$U = \left[U_1 \mid U_2 \right], S = \left[\begin{array}{c|c} S_1 & 0 \\ \hline 0 & S_2 \end{array} \right], V^T = \left[\begin{array}{c} V_1^T \\ V_2^T \end{array} \right] \quad (17)$$

ただし，

$$U_1 \in \mathbf{R}^{N \times r}, U_2 \in \mathbf{R}^{N \times (N-r)} \quad (18)$$

$$S_1 \in \mathbf{R}^{r \times r}, S_2 \in \mathbf{R}^{(N-r) \times (m-r)} \quad (19)$$

$$V_1^T \in \mathbf{R}^{r \times m}, V_2^T \in \mathbf{R}^{(m-r) \times m} \quad (20)$$

として Ξ を以下のように近似的に表す．

$$\Xi \simeq U_1 S_1 V_1^T \quad (21)$$

ここで，

$$F = U_1 S_1 \quad (22)$$

$$X = V_1^T \quad (23)$$

とおくと，式 (11) の形式が得られ， Ξ 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 (11) では m 次元空間の n 個のベクトル

$$\Xi_i = \left[\xi_i[1] \ \xi_i[2] \ \cdots \ \xi_i[m] \right], \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (24)$$

が m 次元空間の r 個のベクトル

$$X_i = \left[x_i[1] \ x_i[2] \ \cdots \ x_i[m] \right], \quad i = 1, 2, \dots, r \quad (25)$$

で表現されている．式 (14) の特異値分解は主成分分析であるため， X のはじめの行ベクトル X_1 は全身運動 Ξ 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ことができる．

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

$$s_1 \geq s_2 \geq \dots \geq s_r \gg s_{r+1} \geq s_{r+2} \dots \geq s_N \geq 0 \quad (26)$$

と表されるときには，自明な決定指針を与える．

3. 式 (11), (22) より，

$$X = G\Xi \quad (27)$$

$$G = S_1^{-1}U_1^T \quad (28)$$

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

2. アトラクタを有する力学系の設計法とロボットの運動生成 ここで設計する力学系は式 (3) で表現される閉曲線 C をアトラクタとするものとする．設計法は以下の 4 つのステップからなる．

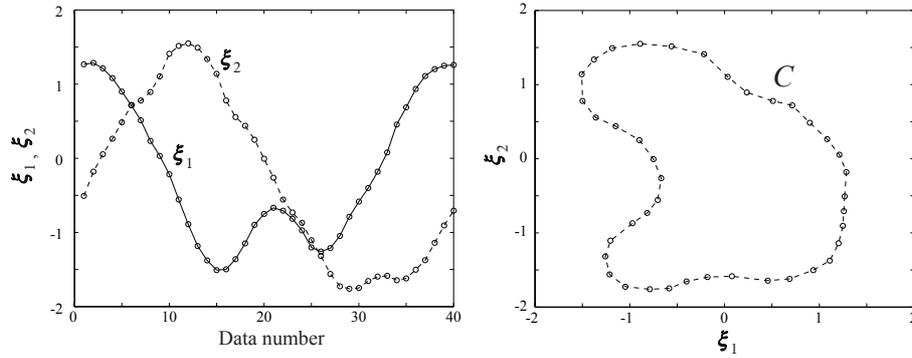


図 5: ξ 空間における時系列データと閉曲線

- Step1** 図 5 に示すように，左図の周期的な全身運動の時系列データは右図のように N 次元空間上に閉曲線 C を描く．この閉曲線は 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空間の次元を増やすことで交点を持たないようにする．

- Step2** N 次元空間上にある領域 D を設定し，その領域内の点 η_i におけるベクトル場 $f(\eta_i)$ を図 6 のようにある γ_i を用いて以下の式で定義する．

$$f(\eta_i) = (\xi^{\eta_i}[k+1] - \xi^{\eta_i}[k]) + \gamma_i \quad (29)$$

ただし， $\xi^{\eta_i}[k]$ は $\xi[k]$ のなかで η_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．

$$\delta_i[k] = \eta_i - \xi^{\eta_i}[k] \quad (30)$$

$$\delta_i[k+1] = (\eta_i + f(\eta_i)) - \xi^{\eta_i}[k+1] \quad (31)$$

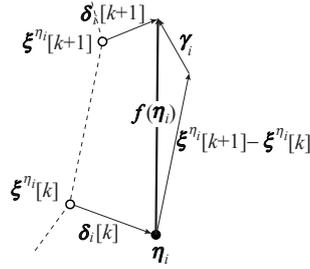


図 6: ベクトル場の定義

γ_i の決定法を次に述べる．ベクトル場 $f(x[k])$ に従って式 (6) 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

$$\|\delta_i[k+1]\| < \|\delta_i[k]\| \quad (32)$$

であり，式 (29)，(30) を用いて式 (31) を変形すると

$$\delta_i[k+1] = \delta_i[k] + \gamma_i \quad (33)$$

となるので，式 (32) は

$$\|\delta_i[k] + \gamma_i\| < \|\delta_i[k]\| \quad (34)$$

と書き換えられる．従って，これを満たすように γ_i を選べば，式 (32) から $\delta_i[k]$ は $k \rightarrow \infty$ のときに，0 に収束し式 (8) が満たされる．

Step 3 図 7 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． η_i の与え方

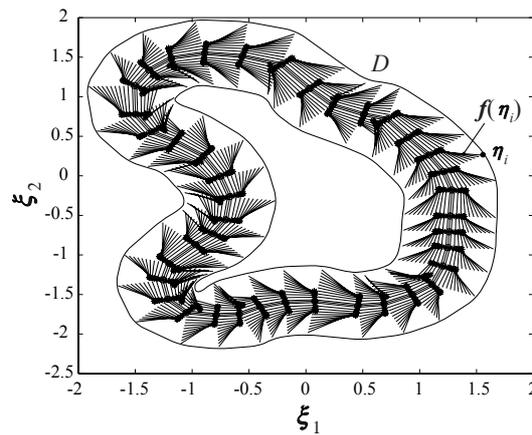


図 7: 領域 D 内におけるベクトル場の設定

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 1 次元の球は線分となるため， η_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 ℓ の多項式で近似的に表現する .

$$f(\eta_i) = \sum_{\substack{P=\theta_1, \dots, p_N \\ \sum p_j = P \\ p_j : \text{non negative integer}}}^{\ell} a_{(p_1 p_2 \dots p_N)} \prod_{j=1}^N \eta_{ij}^{p_j} \quad (35)$$

$a_{(p_1 p_2 \dots p_N)}$ 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 , 2次元空間 ($N = 2$) のベクトル場を 3次 ($\ell = 3$) の多項式で表現すると ,

$$\begin{aligned} f(x) = & a_{(30)}x_1^3 + a_{(21)}x_1^2x_2 + a_{(12)}x_1x_2^2 + a_{(03)}x_2^3 \\ & + a_{(20)}x_1^2 + a_{(11)}x_1x_2 + a_{(02)}x_2^2 + a_{(10)}x_1 + a_{(01)}x_2 + a_{(00)} \end{aligned} \quad (36)$$

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

$$f(x) = \Phi(a_{(p_1 p_2 \dots p_N)})\theta(x) \quad (37)$$

$$\theta(x) = \left[x_1^\ell \quad \dots \quad x_N^\ell \quad x_1^{\ell-1}x_2 \quad \dots \quad 1 \right]^T \quad (38)$$

次に Φ を代表点 η_i に対して定義した $f(\eta_i)$ ($i = 1, 2, \dots, L$) から最小二乗法によって近似的に求める . F, Θ を次式のように定める .

$$F = \left[f(\eta_1) \quad f(\eta_2) \quad \dots \quad f(\eta_L) \right] \quad (39)$$

$$\Theta = \left[\theta(\eta_1) \quad \theta(\eta_2) \quad \dots \quad \theta(\eta_L) \right] \quad (40)$$

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

$$\Phi(a_{(p_1 p_2 \dots p_N)}) = F\Theta^\# \quad (41)$$

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 .

図 8 に設計した力学系の動きの例を示す . これは 2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 .

次に力学系 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 .

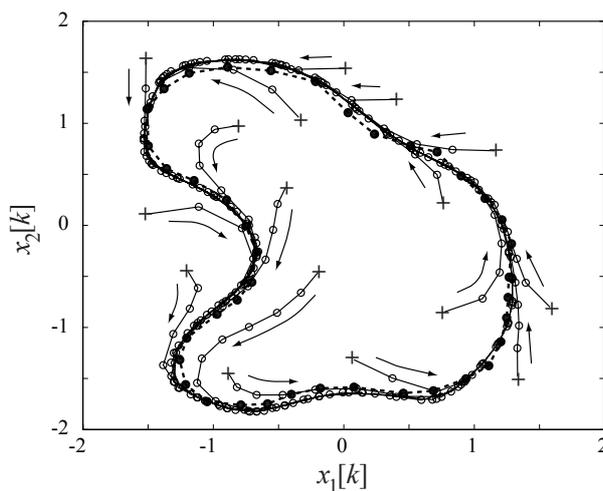


図 8: 非線形力学系の動き

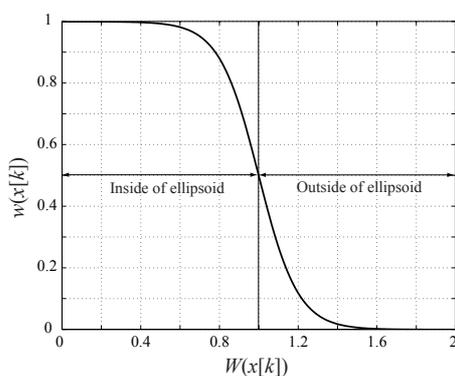


図 9: 重み関数 $w(x[k])$ の概形

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。

$$(\mathbf{x}^T[k] - X_0^T)Q(\mathbf{x}[k] - X_0) = 1 \quad (42)$$

Q は正定値対称行列、 X_0 は楕円体の中心を表す。式 (42) 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。

$$w(\mathbf{x}[k]) = \frac{1}{1 + \exp\{a(W(\mathbf{x}[k]) - 1)\}} \quad (43)$$

$$W(\mathbf{x}[k]) = (\mathbf{x}^T[k] - X_0^T)Q(\mathbf{x}[k] - X_0) \quad (44)$$

この関数の概形は図9で表され、 $\mathbf{x}[k]$ 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 η_i ($i = 1, 2, \dots, L$) に対する主成分分析と η_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。この重み関数 $w(\mathbf{x}[k])$ を用いて、力学系 D^w を以下のように定める。

$$D^w : \mathbf{x}[k+1] = \mathbf{x}[k] + w(\mathbf{x}[k])\mathbf{f}(\mathbf{x}[k]) \quad (45)$$

これにより、図10で表されるように楕円体 E の内部で $\mathbf{f}(\mathbf{x}[k])$ が有効になり、 E の

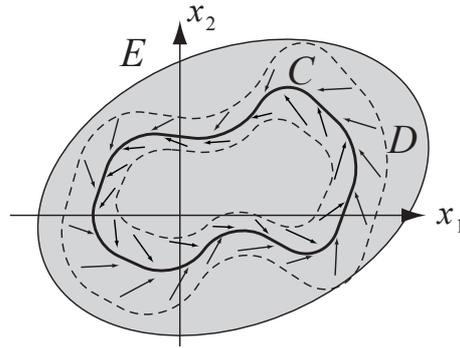


図10: 重み関数を用いて設計され力学系 D^w

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。

$$\tilde{D} : \mathbf{x}[k+1] = \mathbf{x}[k] + F(\mathbf{x}[k]) \quad (46)$$

$$F(\mathbf{x}[k]) = \sum_i w_i(\mathbf{x}[k])\mathbf{f}_i(\mathbf{x}[k]) \quad (47)$$

これにより、図11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、複数の比較的低次の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。図12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。図13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。

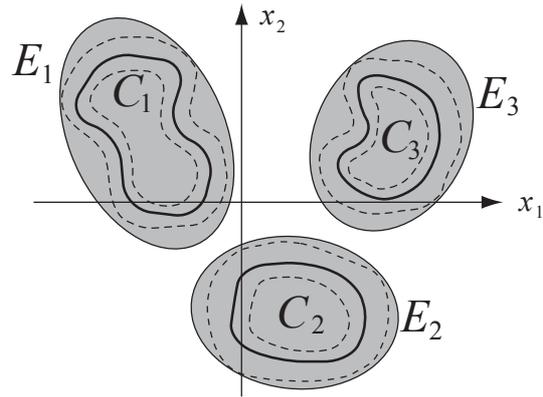


図 11: 複数アトラクタを有する力学系 \tilde{D}

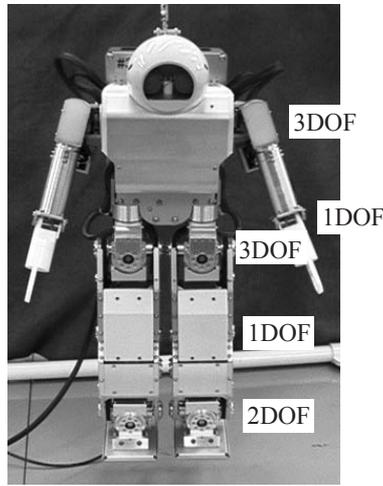


図 12: ヒューマノイドロボット HOAP-1

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

$$\Xi_w = \begin{bmatrix} \xi_w[1] & \xi_w[2] & \cdots & \xi_w[m_w] \end{bmatrix} \quad (48)$$

$$\Xi_s = \begin{bmatrix} \xi_s[1] & \xi_s[2] & \cdots & \xi_s[m_s] \end{bmatrix} \quad (49)$$

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,

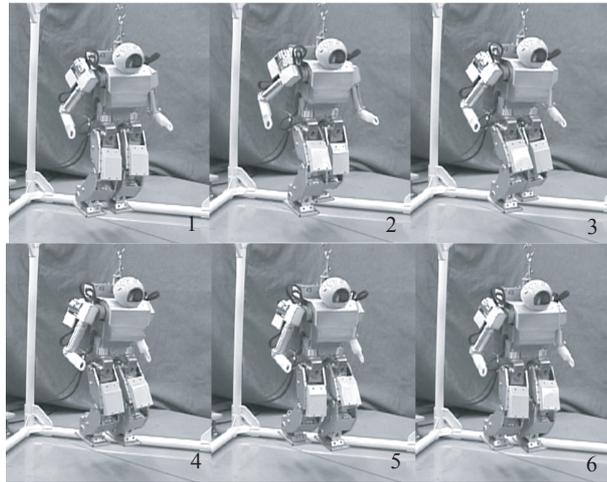
$$\Xi_w = F_w X_w \quad (50)$$

$$X_w = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_w[1] & \mathbf{x}_w[2] & \cdots & \mathbf{x}_w[m_w] \end{bmatrix} \quad (51)$$

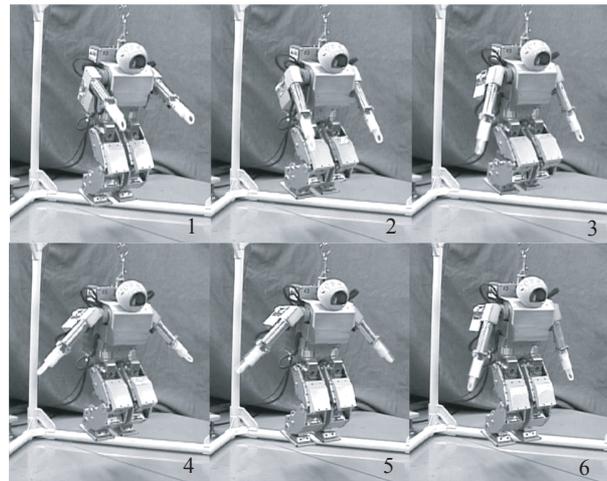
$$\Xi_s = F_s X_s \quad (52)$$

$$X_s = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_s[1] & \mathbf{x}_s[2] & \cdots & \mathbf{x}_s[m_s] \end{bmatrix} \quad (53)$$

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



Walk motion



Squat motion

図 13: ヒューマノイドの運動：歩行とスクワット

X_w, X_s をアトラクタとする 3 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 (46) によって一つの力学系とした．ここでは，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．

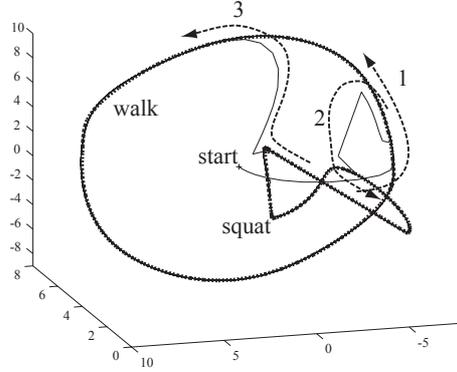


図 14: 力学系の動き

$$\mathbf{x}[k+1] = \mathbf{x}[k] + \sum_{i=w,s} w_i(\mathbf{x}[k]) \mathbf{f}_i(\mathbf{x}[k]) + \sum_{i=w,s} K_i O_i(\mathbf{x}[k]) \quad (54)$$

$$O_i(\mathbf{x}[k]) = \delta(\mathbf{x}_i^c - \mathbf{x}[k]) \quad (55)$$

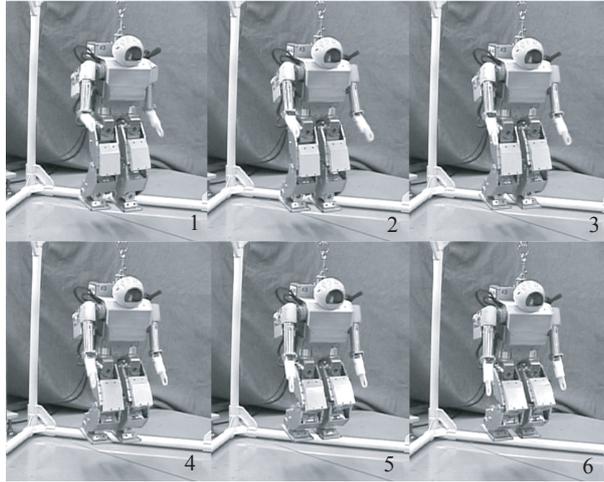
(K_w, K_s) の値を $(1, 0)$ あるいは $(0, 1)$ と変化させることで閉曲線間の遷移を行った．ここで， δ は定数であり $\mathbf{x}_w^c, \mathbf{x}_s^c$ はそれぞれ歩行運動，スクワット運動を表す閉曲線の中心を意味する．このときの力学系の動きを図 14 に示す．まっすぐ手を前へ伸ばした状態の初期姿勢から出発した力学系はまず歩行動作のアトラクタに引き込まれ (矢印 1)，時間の経過後，スクワット動作の中心点への引き込みによりスクワットのアトラクタへと遷移する (矢印 2)．さらに， (K_w, K_s) を変更することで，歩行動作へと再び引き込まれる (矢印 3)．

生成された $\mathbf{x}_a[k]$ 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図 15 に示す． $\mathbf{x}[k]$ がそれぞれの閉曲線上を動く場合には図 13 と同様の動きを示すので，図 15 では $\mathbf{x}[k]$ 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．

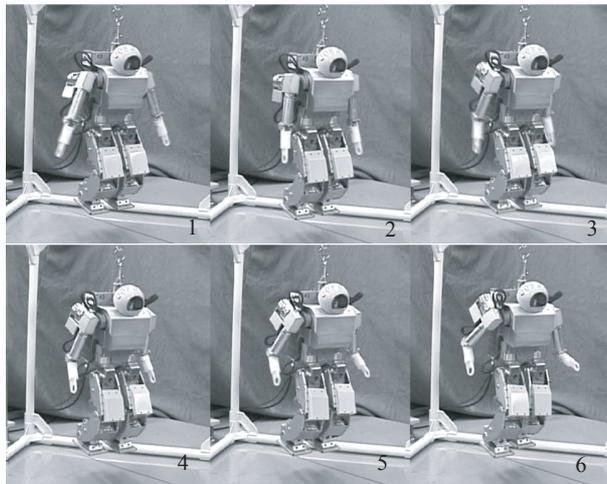
3. センサ信号に基づくロボットの運動遷移 ここでは，図 16 に示されるような 2 つの空間を設定する．ひとつはセンサ空間でもうひとつはモータ空間である．

センサ空間：センサ空間には複数のセンサアトラクタが存在する．状態 $\mathbf{x}_s[k]$ はセンサ空間内の，センサ信号によって決定されるベクトル場に従って移動する．

モータ空間：モータ空間にはロボットの運動を決定するアトラクタが存在し，状態 $\mathbf{x}_m[k]$ はセンサ空間の状態によって決定されるベクトル場に従って移動する．



Walk to squat



Squat to walk

図 15: ヒューマノイドロボットの運動遷移

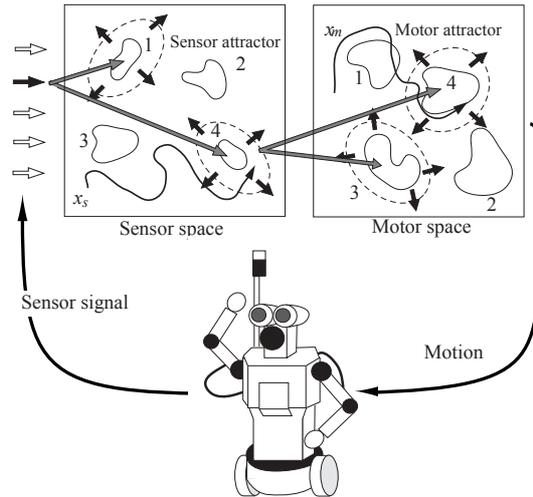


図 16: センサ空間とモータ空間による力学系の階層化

この構造の設計のために入力と出力を持つ力学系を設計する．式 (46) の力学系を以下のように書き換える．

$$\mathbf{x}[k+1] = \mathbf{x}[k] + w_2 (w_1 \mathbf{f}(\mathbf{x}[k]) + (1 - w_1) \delta(\mathbf{X}_c - \mathbf{x}[k])) \quad (56)$$

ここで, δ ($0 < \delta < 1$), w_2 は a_2 と C の中心 \mathbf{X}_c を用いて, 以下の式で定義される．

$$w_2 = 1 - \frac{1}{1 + \exp\{a_2(\omega_2(\mathbf{x}[k]) - 1)\}} \quad (57)$$

$$\omega_2(\mathbf{x}[k]) = K(\mathbf{x}^T[k] - \mathbf{X}_0^T)Q(\mathbf{x}[k] - \mathbf{X}_0) \quad (58)$$

この式で, K がアトラクタの引き込み領域を決定している．図 17 は概念図を表す． E_1 は w_1 によってその大きさが定義される楕円体で, E_2 は K によってその大きさ

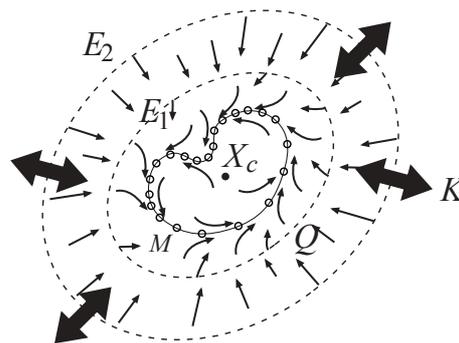


図 17: 引き込み領域の変更

が定義される．この結果に基づき, 入出力を持つ力学系は次式で表される．

$$\mathbf{x}[k+1] = \mathbf{x}[k] + \sum_i w_{2i} \{w_{1i} \mathbf{f}_i(\mathbf{x}[k]) + (1 - w_{1i}) \delta_i(\mathbf{X}_{ci} - \mathbf{x}[k])\} \quad (59)$$

入力は引き込み領域の大きさを決定する K であり，出力はどのアトラクタに引き込まれているかというインデックスである．

この力学系を用いた情報処理系を設計しロボットの全身運動生成と遷移を行った．図 18 にここで用いた上半身型ヒューマノイドロボット Robovie を示す．このロボッ

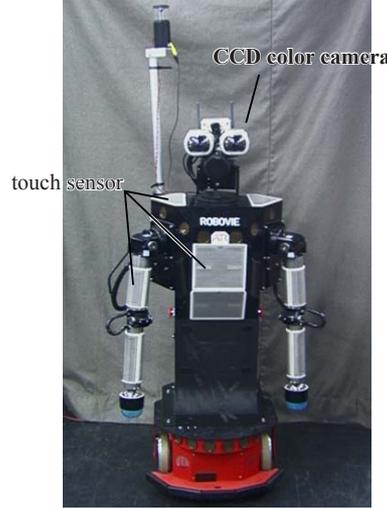


図 18: 上半身型ヒューマノイドロボット Robovie

トは首に 3 自由度，左右の肩にそれぞれ 3 自由度，肘に 1 自由度の合計 11 自由度を有する．また，このロボットは 16 個のタッチセンサを持ち，オン / オフのセンサ信号を読みとる．さらに，カラー CCD カメラから得られた画像をもとに，RGB の比率を連続的なセンサ信号とした．このロボットに対して 10 個の運動を生成し，低次元化されたモータ空間に配置した．図 19 に運動 1 と運動 2 を示す．

式 (56) の力学系に基づいて，センサ空間，モータ空間の力学系を以下のように設計した．

$$\mathbf{x}^s[k+1] = \mathbf{x}^s[k] + \sum_{i=1}^{10} w_{2i}^m \{ w_{1i}^s \mathbf{f}_i^s(\mathbf{x}^s[k]) + (1 - w_{1i}^s) \delta_i^s(\mathbf{X}_{ci}^s - \mathbf{x}^s[k]) \} \quad (60)$$

$$\mathbf{x}^m[k+1] = \mathbf{x}^m[k] + \sum_{i=1}^{10} w_{2i}^m \{ w_{1i}^m \mathbf{f}_i^m(\mathbf{x}^m[k]) + (1 - w_{1i}^m) \delta_i^m(\mathbf{X}_{ci}^m - \mathbf{x}^m[k]) \} \quad (61)$$

センサ信号

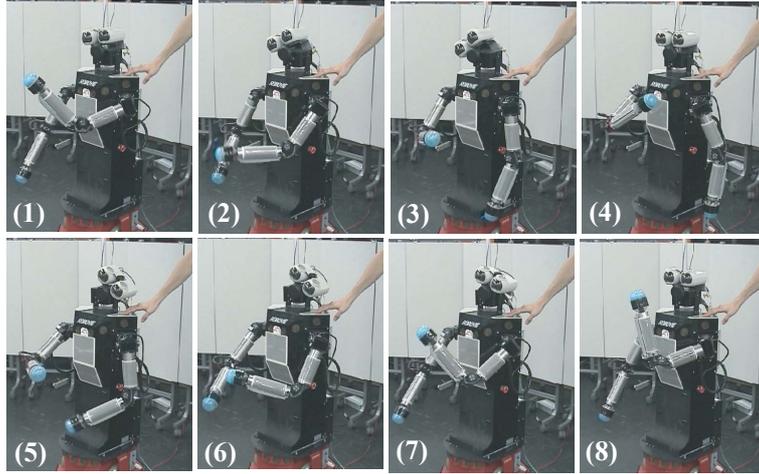
$$\mathbf{u}_s = \left[u_{st1} \quad u_{st2} \quad \cdots \quad u_{st16} \quad u_{sR} \quad u_{sG} \quad u_{sB} \right]^T \quad (62)$$

が決定され，これよりセンサ空間への入力 K^s を

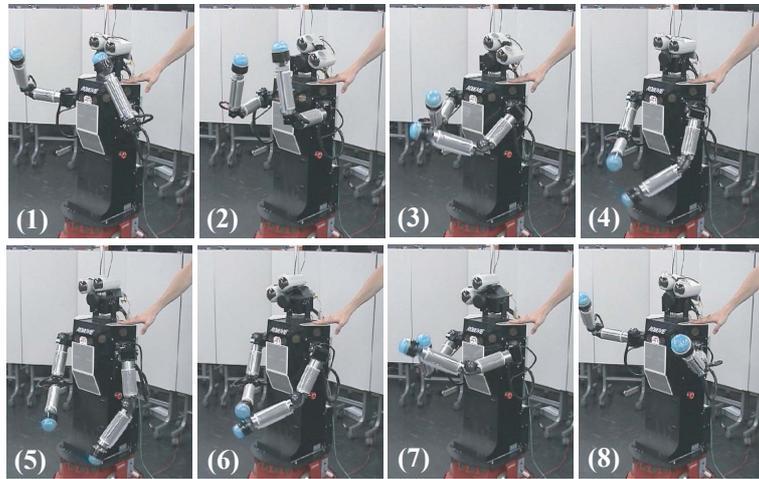
$$K^s = \left[K_1^s \quad K_2^s \quad \cdots \quad K_{10}^s \right]^T = {}^s W_s \mathbf{u}_s \quad (63)$$

によって求める．さらに，センサ空間におけるアトラクタへの引き込み w_s

$$\mathbf{w}_s = \left[w_1 \quad w_2 \quad \cdots \quad w_{10} \right]^T \quad (64)$$



Motion 1



Motion 2

図 19: ヒューマノイドロボットの動き

を用いて，モータ空間における引き込み領域の大きさ K^m を

$$K^m = \left[K_1^m \quad K_2^m \quad \dots \quad K_{10}^m \right]^T = {}^m W_s \mathbf{w}_s \quad (65)$$

によって求めた．

設計した力学系を用いてロボットの運動を生成した．ここでは，タッチセンサを右肩 ($t_1 < t < t_2$) → 右頭 ($t_3 < t < t_4$) → 右腕 ($t_5 < t$) と時間変化させた．実験を 2 回行ったときのモータ空間における状態ベクトルの動きを図 20 に示す．センサ信号は同じものを与えているが，その時間のタイミングによって異なる運動が生成されている．これは，ロボットの運動が内部状態によって異なることを示している．図 21 に状態ベクトルが引き込まれたアトラクタの番号と生成された運動を示す．濃度は引き込まれた度合いを表している．

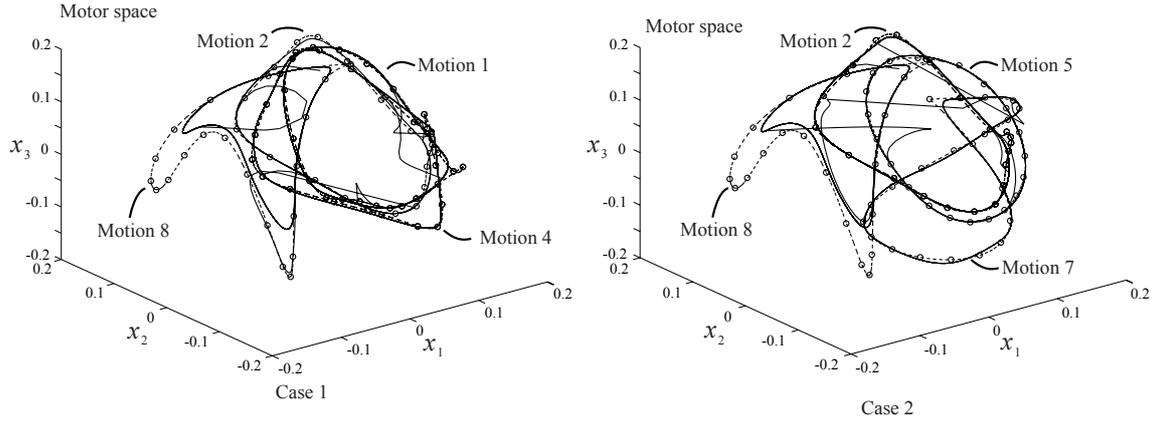


図 20: モータ空間における力学系の動き

4. 運動の連続的記号空間の設計 運動空間のベクトル場を操作する記号空間とその空間における力学系の設計について述べる．概念図を図 22 に示す．記号空間における 1 点は運動空間のベクトル場を定義する．記号空間で状態ベクトルが力学系に従い，時空間的に連続的に動くことで運動空間のベクトル場が連続的に変化し，ロボットの運動が生成されたり，遷移を行ったりする．

以下では，記号空間とその空間内の点の動きを定義する力学系の設計法について述べる．

Step1 いま，二つの運動 M_1, M_2

$$M_1 = \begin{bmatrix} \theta_1[1] & \theta_1[2] & \cdots & \theta_1[m] \end{bmatrix} \quad (66)$$

$$M_2 = \begin{bmatrix} \theta_2[1] & \theta_2[2] & \cdots & \theta_2[m] \end{bmatrix} \quad (67)$$

が得られているものとする．

Step2 運動 M_1 と M_2 に対して複数の中間的な運動を求める．例えば，

$$M_i = (1 - \alpha_i)M_1 + \alpha_i M_2 \quad (i = 3, 4, 5, \dots) \quad (68)$$

から設計する．ただし， $0 < \alpha_i < 1$ である．

Step3 運動 M_i に対応する C_i

$$C_i = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_i[1] & \mathbf{x}_i[2] & \cdots & \mathbf{x}_i[m] \end{bmatrix} \quad (69)$$

を求める．ただし，全ての i, k に対して

$$\theta_i[k] = F(\mathbf{x}_i[k]) \quad (70)$$

を満たす $F(\cdot)$ が存在するものとする．

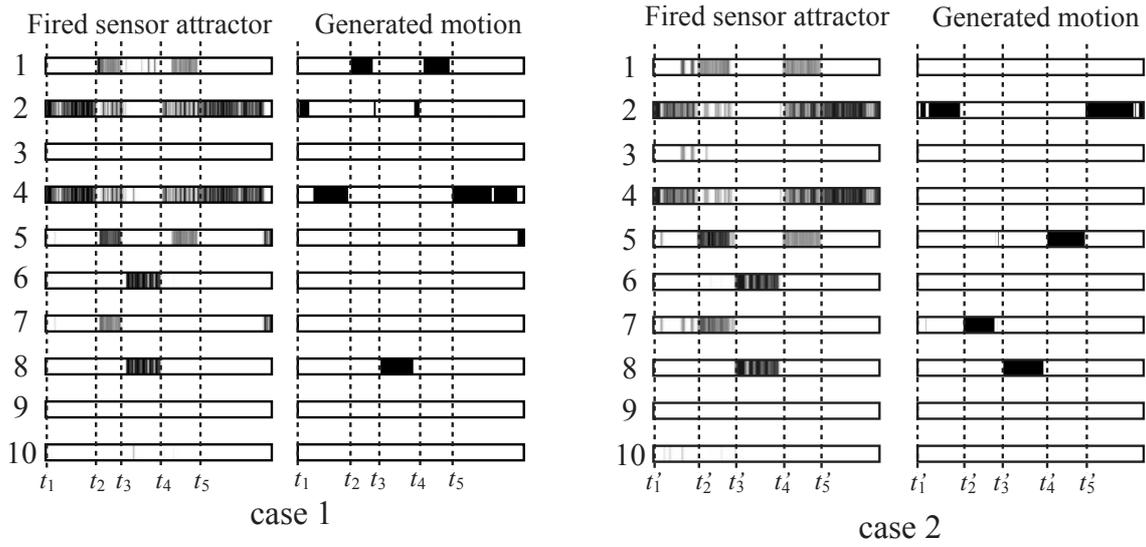


図 21: 力学系が引き込まれたアトラクタと生成した運動

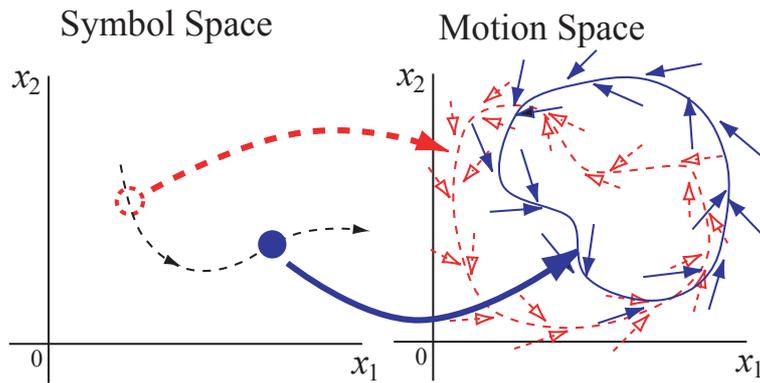


図 22: 記号空間と運動空間

Step4 C_i をアトラクタとする力学系

$$\lambda_i[k+1] = \lambda_i[k] + g_i(\lambda_i[k]) \quad (71)$$

を多項式で設計する．このとき $g_i(\lambda_i[k])$ は

$$g(\lambda_i[k]) = \Phi_i \xi(\lambda_i[k]) \quad (72)$$

の形で表現される． Φ_i は多項式の係数からなるパラメータ行列である．

Step5 複数個の Φ_i から

$$\begin{bmatrix} \Phi_1 \\ \Phi_2 \\ \vdots \\ \Phi_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_{11}I & \lambda_{12}I & \cdots & \lambda_{1q}I \\ \lambda_{21}I & \lambda_{22}I & \cdots & \lambda_{2q}I \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda_{p1}I & \lambda_{p2}I & \cdots & \lambda_{pq}I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_1 \\ \vdots \\ \phi_p \end{bmatrix} \quad (73)$$

となる λ, ϕ を求める。これは,

$$\Phi_i = \left[\Phi_{1i}^T \cdots \Phi_{Ni}^T \right]^T \quad (74)$$

としたときに, 以下の行列

$$\Phi = \begin{bmatrix} \Phi_{11} & \Phi_{21} & \cdots & \Phi_{N1} \\ \Phi_{12} & \Phi_{22} & \cdots & \Phi_{N2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Phi_{1p} & \Phi_{2p} & \cdots & \Phi_{Np} \end{bmatrix} \quad (75)$$

の特異値分解から得られる以下の形式

$$\Phi = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & \cdots & \lambda_{1q} \\ \lambda_{21} & \cdots & \lambda_{2q} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda_{p1} & \cdots & \lambda_{pq} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_1 \\ \vdots \\ \phi_q \end{bmatrix} \quad (76)$$

によって求めることができる。

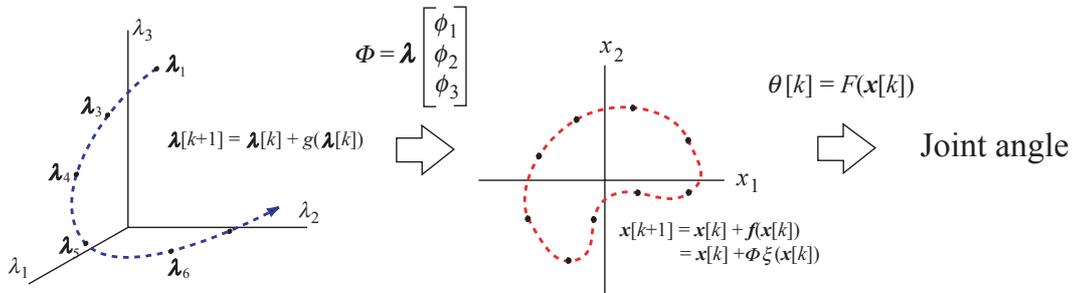


図 23: 記号空間に基づいた運動空間の設計

Step6 ここで,

$$\lambda_i = \left[\lambda_{i1} \cdots \lambda_{iq} \right]^T \quad (77)$$

は q 次元空間内の点であり, この点によって

$$\Phi_i = \lambda_i^T \left[\phi_1 \cdots \phi_q \right]^T \quad (78)$$

から運動空間のベクトル場 Φ_i が定義される．これにより，記号空間によって運動空間が決定され，これによりロボットの運動が決定するといった空間的に連続な記号空間が設計された． λ_i の動きを定義する力学系を設計することで時間的に連続な情報処理系が達成される．

この結果を模式的に表すと図 23 のようになる． Φ は λ の各成分 λ_i の比率で ϕ_i を足しあわせることで決定される．さらに，これが $x[k]$ の動きを決定する．ロボットの関節角 $\theta[k]$ は F によって $x[k]$ から変換される．ここで，記号空間は連続的であり，この空間の力学系も時空間的に連続であるため，運動空間における時空間的に連続な場の変化，および運動の生成・遷移が実現される．

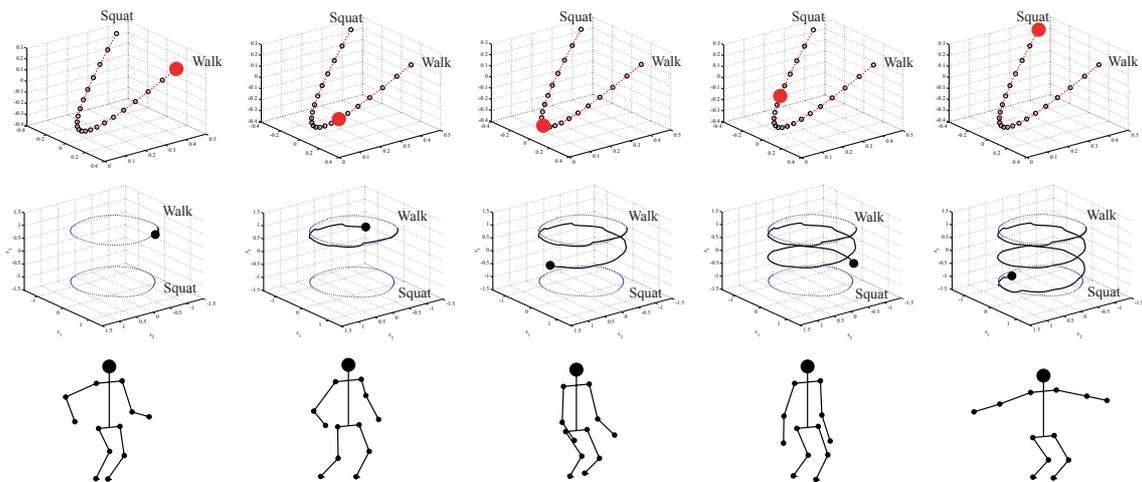


図 24: 記号空間に基づくロボットの動き

次に，図 12 に表されるヒューマノイドロボットを想定し運動の遷移を行った．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 W_1, W_2 設計した．これらの動きを補間して合計 22 個の運動を作成し，3次元の $x[k]$ とこれを復元する関数 $F(x[k])$ を求めて低次元化した．また，それぞれの M_i に対して C_i ($i = 1, 2, \dots, 22$) を求め，この閉曲線をアトラクタとする力学系

$$x[k + 1] = x[k] + \Phi_i \xi(x[k]) \quad (79)$$

を求めた．さらに，Step5 の方法に基づいて，8次元の記号空間を設計した．これを用いたヒューマノイドロボットの動きを図 24 に示す．ここでは，記号空間の力学系によって歩行からスクワットに連続的に遷移する動作を設計した．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 8 次元空間であるが，ここではそのうちの 3 次元だけ示した．記号空間における 1 点が 1 つの運動を示しており，記号空間における力学系の動きが連続的なロボットの運動遷移を表している様子が理解できる．

(2) 得られた研究成果の状況及び今後期待される効果

本研究では、力学系を用いた情報処理の設計を示した。得られた成果を以下に示す。

1. ロボットは多くの自由度を持ち、これを扱うためには多く計算量を必要とする。そこで、関節角の相関を利用した運動の低次元化法を提案した。ここでは、ロボットの運動を表す行列に対して特異値分解を用いた主成分分析を行い、運動に大きく関連する要素のみを取り出した低次元化を行った。
2. N 次元空間における曲線をアトラクタとする力学系の設計法を提案し、ロボットの運動を表現する連続システムの設計を行った。この力学系は多項式で表現され、その設計に要する計算は一回の逆行列の計算のみである。
3. センサ信号に基づいてアトラクタの引き込み領域を変化させ、運動の遷移を行うシステムの設計を行った。ここでは、センサ信号の認識、運動の生成を力学系の引き込みという形で実現し、内部状態に依存した情報処理系を設計した。また、上半身型ヒューマノイドロボットにこれを適用し、ロボットの運動生成を行った。
4. 力学系を階層化することで運動を決定する力学系を定める上位の力学系を設計し、運動の連続的記号空間の設計を行った。ここでは、上位の空間(記号空間)における状態変数が下位の空間(運動空間)における力学系の構造を決定し、連続的な速度変化をもたらすものである。

今後の展開として、

1. ロボットの運動を記述する連続空間でのモデルと、これを扱う離散的な情報処理系の結合を設計する必要がある。この問題は連続時間システムと離散時間システムの相互作用の問題に帰着される。
2. ロボットの運動を離散事象システムで扱うためには、運動の抽象化が必要である。また、自己組織化マップなどを用いた運動の符号化、分類化などが挙げられる。
3. 情報処理系の中に、ロボットの身体特性を考慮した安定化の効果を入れる。

などが挙げられる。

参考文献

- [1] W.Freeman and W.Schneider : Changes in Spatial Patterns of Rabbit Olfactory EEG with Conditioning to Odors, *Psychophysiology*, Vol.19, pp.44–56, 1982.
- [2] Y.Yao and W.J.Freeman : Model of Biological Pattern Recognition with Spatially Chaotic Dynamics, *Neural Networks*, Vol.3, pp.153–160, 1990.
- [3] I.Tsuda : Chaotic itinerancy as a dynamical basis of Hermeneutics in brain and mind, *World Futures*, 31, pp.105–122, 1991.