

力学系を用いたロボットの情報処理系

中村仁彦 岡田昌史

情報理工学系研究科知能機械情報学専攻

概要

本研究では、生体内に見られる力学現象をもととした力学的情報処理系に対し、階層化設計を行いセンサ信号の認識や運動の生成を行うような役割分担を行う力学系とそのネットワーク化を目的としたシステムの設計法を提案する。また、上半身型のヒューマノイドロボットに実装し運動の生成と遷移を観察する。

1 はじめに

ロボティクスの分野において、ロボットの知能に関する研究が盛んに行われるようになってきている。この中で従来の人工知能の限界が叫ばれるようになった。これに対し、系の可塑性を利用して環境の変化にも柔軟に対応する情報処理系が設計されるようになった。この代表的な例としてニューラルネットワークを用いた方法が挙げられる。この方法は関数近似に有力で、学習効果による可塑性を持ち、パターン認識などの低次な知能では有効な成果をあげたが大規模ネットワークの実現には至っていないのが現状である。

一方、脳を力学系としてとらえ脳機能の巨視的な振る舞いを設計する方法が提案されている。これはある程度の大きさを持った脳機能の振る舞いに注目したトップダウン的なとらえ方である。生体の脳内における力学現象は Freeman らのウサギの嗅球電位における実験的な結果として示された [1]。この電位は経験のある臭いに対して周期的な秩序に落ち着き、未知の臭いに対してカオス状態になる。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 [2]。これらの結果から、力学現象と知能の密接な関係がうかがえる。

この事実を受け、力学系をロボットの知能へと応用する試みがなされてきた。特に、我々は N 次元空間内の閉曲線をアトラクタとする力学系の設計法とこれを用いたロボットの運動生成法を力学的情報処理系として提案した [3]。本研究では、この力学的情報処理系に対して階層化設計を行い、センサ信号の認識や運動の生成を行うような役割分担を行う力学系とそのネットワーク化を目的としたシステムの設計法を提案する。また、上半身型のヒューマノイドロボットに実装し運動の生成と遷移を観察する。

2 脳内における階層化構造

人間の脳皮質は感覚性情報を統合して認識し、過去の経験により得た学習内容を照合するなど、中枢神経のもっとも中心的な神経機能を果たすものであり、前頭葉、側頭葉、頭頂葉、後頭葉の領域に大別される。側頭葉では味覚・聴覚・嗅覚・言語を、頭頂葉では体勢感覚、後頭葉では視覚といったように外部からの感覚信号が処理されている。前頭葉ではこれらの情報の集結、理解、意思決定を行い、また、小脳では骨格筋の緊張調整を行い運動を制御する [4]。それぞれの領域は外部からの入力信号に対して固有のダイナミクスで変化し、ひとつの周期状態へと落ち着く。さらに、アトラクタから特徴量を抽出し他の領域へ情報を出している [5]。このように、各領域それぞれが役割を持ち固有の情報処理を行うといったネット

ワーク構造が見られている。これにより、実世界の中の膨大な量の情報を柔軟に処理していると考えられる。さらに、学習効果によってその構造を変化させ、変わりゆく実環境への対応を可能にしているものと考えられる。

3 情報処理系の階層化設計

3.1 力学系の階層化

力学的情報処理系における力学系は時系列データをアトラクタとして記憶しているもので、アトラクタに収束後ある決まった閉軌道上を動く。力学系が複数のアトラクタ間を遷移し、異なる時系列データを生成するためには外部からのトリガ信号によって構造を変化させるメカニズムが必要である。ここでは、大脳皮質をモデルとし外部からの信号を処理する層が運動を処理する層へトリガ信号を与えるような階層構造を設計する。

3.2 階層化システムの構造

ここでは、Fig.1 に示されるようなセンサ空間とモータ空間を設定する。センサ空間は仮想的な

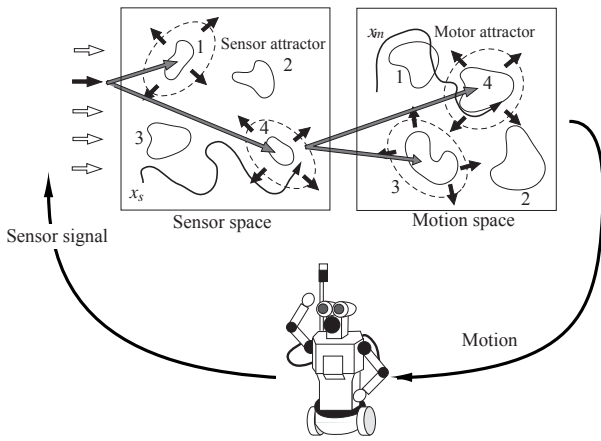


図 1: Hierarchical design of sensor space and motor space

空間であり、ここでは2次元トーラス空間とした。センサ空間内には複数のセンサアトラクタが存在

し、それぞれのアトラクタの引き込み領域の大きさがセンサ信号によって決定される。この空間内における $x_s[k]$ は力学系に従って運動する。 $x_s[k]$ がベクトル場が定義されない領域にある場合にはカオス的な挙動をとり、探索を行うものとする。引き込み領域内に入るとそのアトラクタへと引き込まれる。センサ信号が変化し、引き込み領域が変化すると、 $x_s[k]$ は他のアトラクタへと遷移する。

モータ空間にはロボットの全身運動の時系列データを記憶する複数のアトラクタが埋め込まれており、センサ空間におけるアトラクタの引き込みがモータ空間のアトラクタの引き込み領域の大きさを決定する。モータ空間における状態変数 $x_m[k]$ は力学系に従って動き、アトラクタに引き込まれることでロボットは全身運動を行う。運動によりセンサ信号が変化するが、これは環境を通じたセンサ空間へのフィードバックである。

3.3 力学系の設計

アトラクタを定義するベクトル場 $f(x[k])$ がアトラクタの近傍に限られるよう、力学系を次式のように設計する。

$$x[k+1] = x[k] + w_1 f(x[k]) \quad (1)$$

ここで、 w_1 はある定数 a_1 を用いて

$$w_1 = 1 - \frac{1}{1 + \exp\{a_1(\omega_1(x[k]) - 1)\}} \quad (2)$$

$$\omega_1(x[k]) = (x^T[k] - X_0^T)Q(x[k] - X_0) \quad (3)$$

と定義する。ここで、 Q は正定値対象行列であり、 X_0 を中心とし閉曲線 M を内包する楕円体を定義している。これにより、 $x[k]$ が楕円の内部に存在するとき w_1 は1となり外部では0となる。 a_1 の設定により、その境界は滑らかになる。さらに、 M の内部の点(例えば M の中心)を X_c とし、次式によって引き込み領域を定義する。

$$x[k+1] = x[k] + w_2 (w_1 f(x[k]) + (1 - w_1)\delta(X_c - x[k])) \quad (4)$$

ここで, δ ($0 < \delta < 1$) は定数, w_2 は定数 a_2 を用いて

$$w_2 = 1 - \frac{1}{1 + \exp\{a_2(\omega_2(\mathbf{x}[k]) - 1)\}} \quad (5)$$

$$\omega_2(\mathbf{x}[k]) = K(\mathbf{x}^T[k] - \mathbf{X}_0^T)Q(\mathbf{x}[k] - \mathbf{X}_0) \quad (6)$$

によって定義する．これにより, K が引き込み領域の大きさを決定するパラメータとなる．

ここで設計した力学系はベクトル場として定義されているため, 複数のアトラクタを埋め込むためにはベクトル場の加算をとればよい．また, 特にセンサ空間ではセンサ信号がない場合やセンサ空間における状態ベクトル $\mathbf{x}_s[k]$ がどのアトラクタの引き込み領域にも存在しない場合にはカオス的な挙動をとるように設定するため, 力学系を次式によって定義する．

$$\begin{aligned} \mathbf{x}[k+1] &= \mathbf{x}[k] \\ &+ \sum_i w_{2i} \{w_{1i} \mathbf{f}_i(\mathbf{x}[k]) + (1 - w_{1i})\delta_i(\mathbf{X}_{ci} - \mathbf{x}[k])\} \\ &+ \prod_i (1 - w_{2i}) \mathbf{x}^{\text{chaos}}[k] \end{aligned} \quad (7)$$

ここで, 右辺第三項 $\mathbf{x}^{\text{chaos}}[k]$ はカオス的な挙動を発生させる項であり, 他のカオス力学系によって生成される．なお, モータ空間においては \mathbf{x}_m がカオス的な挙動をとることは, ロボットがカオス的な運動をとってしまうことを意味し, これはロボットを破壊し望ましくないためこの項は付加していない．

4 ヒューマノイドロボットへの実装

提案した力学系をヒューマノイドロボットへ実装し, 運動の生成と遷移を実現する．ここで用いたヒューマノイドロボット Robovie を Fig.2 に示す．このロボットの自由度は首に 3, 肩に左右それぞれ 3, 肘に左右それぞれ 1 の合計 11 自由度である．また, 頭, 肩, 胸, 上腕, 下腕, 手首に合計 16 個の接触センサ (オンオフのみ) と両眼としてのカラー NTSC カメラを持つ．カラーカメラからは画像中の赤, 緑, 青の占める割合を連続値で

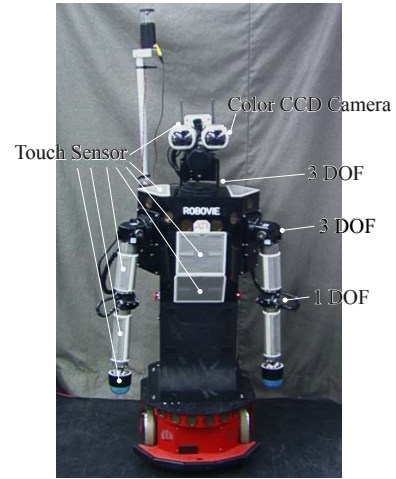


図 2: Humanoid robot Robovie

求めている．これより, センサ信号は 19 個となる．このロボットに対して 10 個の全身運動を設計した．その例として Fig.3 に Motion1 を示す．

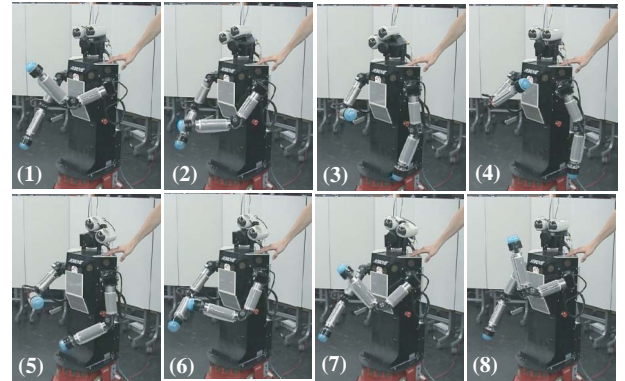


図 3: Humanoid motion (Motion 1)

ロボットの全身運動 3 次元に低次元化し, この低次元化された空間の中で次式の力学系を設計した．

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_m[k+1] &= \mathbf{x}_m[k] \\ &+ \sum_{i=1}^{10} w_{2i}^m \{w_{1i}^m \mathbf{f}_i^m(\mathbf{x}_m[k]) \\ &+ (1 - w_{1i}^m)\delta_i^m(\mathbf{X}_{ci}^m - \mathbf{x}_m[k])\} \end{aligned} \quad (8)$$

ここで, m はモータ空間を意味し, $\mathbf{x}_m[k]$ はモータ空間内における状態ベクトルである．また, $\mathbf{x}_m[k]$

から 11 次元の関節角空間へ復元する関数を $F_i(\in R^{11 \times 3})$ とするとき, ロボットの運動 $y[k](\in R^{11})$ は

$$y[k] = \sum_{i=1}^{10} w_{2i}^m w_{1i}^m F_i x_m[k] \quad (9)$$

によって生成した. ここで, $w_{2i}^m w_{1i}^m$ を i 番目のアトラクタに引き込まれていることを判断するパラメータとして用いている.

4.1 ロボットの運動生成

設計した力学系を用いてロボットの運動生成と遷移を行った. ここでは, 右肩 → 頭部右側 → 右腕の順番にタッチセンサの入力信号を加え, その時間タイミングを変化させて 2 回の行動生成を行った. Fig.4 はそのときの生成された運動を表す. セ

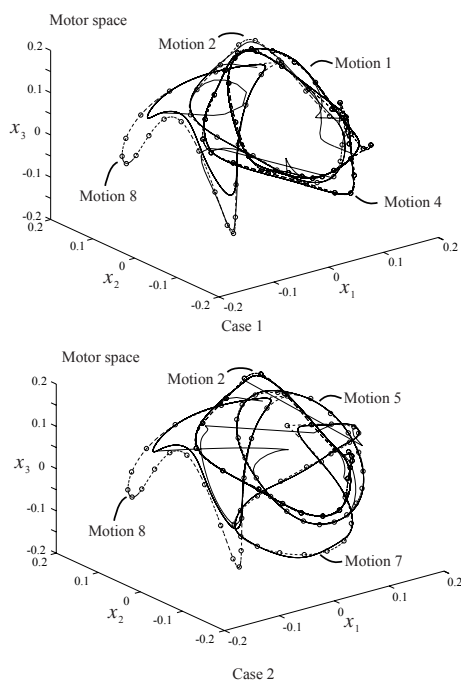


図 4: Motion of dynamics in motor space

ンサ信号のタイミングが異なることにより, 異なる運動が生成されている. Fig.5 に引き込み領域の大きくなったアトラクタ (ここでは発火として表現する) と実際に生成された運動の時間変化を示す. タッチセンサからの入力によりセンサ空間

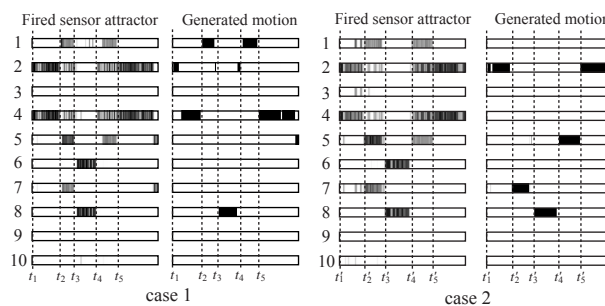


図 5: Fired attractors and generated motions

におけるアトラクタの発火パターンは同じであるが, 時間のタイミングによって異なる運動が生成される. これはセンサ空間, モータ空間における力学系の状態 (内部状態) に依存した行動が生成されることを示している.

5 おわりに

本研究では, これまでに提案した力学的情報処理系に対して, 力学系を階層化し, そのネットワーク化の手法について述べた. また, 上半身型のヒューマノイドロボットに階層化された力学系を実装し, センサ空間とモータ空間を設計することで, 内部状態に依存した運動の生成を行った.

参考文献

- [1] W.J.Freeman: Simulation of Chaotic EEG Patterns, Nonlinear Dynamic model of the Olfactory Systems, Biological Cybernetics, Vol.56, pp.139-150, 1987.
- [2] 津田 一郎: カオスで脳を見る, 別冊日経サイエンス 120, pp.42-51, 1994.
- [3] Masafumi OKADA, Koji TATANI and Yoshiko NAKAMURA: Polynomial Design of the Nonlinear Dynamics for the Brain-Like Information Processing of Whole Body Motion, Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp1410-1415, 2002:
- [4] 甘利 俊一, 外山 敬介編集: 脳科学大辞典, 朝倉書店, 200.
- [5] 武田 暁: 脳と力学系, 講談社, 1997.