

力学的情報処理を用いた自己組織的記号獲得と運動生成

Self-organizing Symbol Acquisition and Motion Generation based on Dynamics-based Information Processing System

岡田 昌史

Masafumi Okada

東京工業大学 大学院理工学研究科

Department of Mechanical Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology
okada@mep.titech.ac.jp, <http://www.mep.titech.ac.jp/micro/>

中村 大介

Daisuke Nakamura

東京大学 大学院情報理工学系研究科*1

Department of Mechano-Informatics, The University of Tokyo
daisuke@ynl.t.u-tokyo.ac.jp, <http://www.ynl.t.u-tokyo.ac.jp/>

中村 仁彦

Yoshihiko Nakamura

(同上)

nakamura@ynl.t.u-tokyo.ac.jp, <http://www.ynl.t.u-tokyo.ac.jp/>

keywords: dynamics-based information processing, self-organizing map, symbol acquisition, motion generation, humanoid robot

Summary

The symbol acquisition and manipulation abilities are one of the inherent characteristics of human beings comparing with other creatures. In this paper, based on recurrent self-organizing map and dynamics-based information processing system, we propose a dynamics based self-organizing map (DBSOM). This method enables designing a topological map using time sequence data, which causes recognition and generation of the robot motion. Using this method, we design the self-organizing symbol acquisition system and robot motion generation system for a humanoid robot. By implementing DBSOM to the robot in the real world, we realize the symbol acquisition from the experimental data and investigate the spatial property of the obtained DBSOM.

1. はじめに

人間と他の動物の知能における差異を最も顕著に表すものの1つとして記号の獲得と操作が挙げられる [Donald 91]. 従来の人工知能はこの機能に注目し, 計算機に記号を与えこれを操作するルールを学習によって獲得してきた. これは最適化問題に帰着され, 可塑性を持つ計算ツールを用いることで未知の環境, 変化する環境に対応可能な記号操作システムの設計に成功している [SICE 03]. しかし, これを実世界中のロボットに適用しようとした場合, 記号が実世界のどの実体を指すかという記号接地問題 [Harnad 90] に対する解答は先送りになっている. この点に関し, これまでは記号と実体の結び付けを設計者の知識によって行ってきたが, ロボットが自ら環境を理解する知的なシステム設計のためには, これを自動で行い記号を創発する必要がある. これは設計者が記号を与えこれを翻訳するという枠組みから, ロボット自身が記号を獲得しこれを理解するという枠組みへのシフトを意

味している.

一方, Deacon は人間の記号獲得過程を階層構造としてとらえ, 記号にはアイコン, インデクス, シンボルの階層構造があることを主張した [Deacon 97]. ここで, アイコンとは対象の類似性に基づいて分類された連合, インデクスとは対象の時空間的な相関に基づいて分類された連合であり, 規約・慣習に基づいた指し示しであるシンボルの形成にはこれらの段階が存在する. シンボルには従来考えられてきたような高次で抽象的なレベルに加え, 低次で具体的なレベルが存在し, その獲得過程も異なっており, 最も低次なレベルでは類似性に基づいたマッピングが自己組織化される過程が含まれる.

本論文では, ロボットの周期的な運動に焦点を当て, 全身運動データから自己組織的に記号を獲得するシステムの設計を行う. ここでの大きな課題は時間的・空間的に連続な時系列データから離散的な記号を自己組織的に獲得することにある. 実世界の時系列データは時々刻々のものであり, また, 一般に運動の周期は未知のためデータの始点・終点は存在しない. そのため, 先に与えられた

*1 現職: マッキンゼーアンドカンパニー

データの処理ではなく、時々刻々の時間の中での処理といったオンライン性に対応可能な設計手法が必要である。

自己組織的な学習の手法として、Kohonen によって提案された自己組織化マップ (SOM: Self-Organizing Map) が挙げられる [Kohonen 89]。これは高次元入力空間から低次元出力空間への近傍関係を保持したまま、教師なし学習によって写像を行う方法であり、次元圧縮やベクトル量子化、クラスタリング解析に有用である。これを基礎として Heikkonen らによって提案されたりカレント自己組織化マップ (RSOM: Recurrent Self-Organizing Map) [Heikkonen 98] は時系列データへ対応しており、時々刻々のデータによる自己組織化マップの設計を可能としている。しかし、これは時系列の重み付き平均を求めるものであり、時系列データから記号の創発を可能とするが記号から時系列データの生成を可能としない。これに対し、我々はこれまでに時系列データを力学系によって処理する力学的情報処理を提案した [岡田 04]。これはロボットの全身運動を力学系のアトラクタとして表現し、動的な時系列データを力学系の静的なパラメータとして表現するものである。これにより、力学系の計算による情報処理という実時間性を有し、動的な時系列データと力学系の静的なパラメータが対応していることから、運動と記号をつなぐための表現力を持っている。力学系を用いて時系列データを学習させる方法はこれまでも提案されてきた [Giese 03, Tani 96, Tani 03b, Kuniyoshi 98, Shimozaki 03, Omori 99]。これらでは主にリカレントニューラルネットワークによる力学系設計が行われ、ニューラルネットワークが有する引き込み効果が利用されている。しかし、ニューラルネットワークの引き込み効果は設計されたネットワークにおいて現象として見られるものであり、積極的に設計されたものではない。記号の設計においては、記号から運動への結合を行うためには確実な引き込み効果が大きな意味をなし、これを積極的に設計する必要がある。

本論文では、力学的情報処理と RSOM を基礎として、力学的自己組織化マップ (DBSOM: Dynamics-based Self-Organizing Map) を提案し、これを用いてヒューマノイドロボットの自己組織的な記号獲得を行うシステムを設計する。ここでの目的は与えられた運動を類似性に基づいて自己組織的に分類し、マップを設計する、さらに設計されたマップによって、入力された運動を分類すること、元の運動を生成することを可能とすることにある。これにより、アイコン・インデックスに相当する記号を自己組織的に生成するシステムを設計する。

稲邑らはミメシス理論の観点から、隠れマルコフモデルを用いてロボットの運動を表現し [稲邑 04]、これを原始シンボルとして記号空間の設計を行った [稲邑 03]。これは運動を表現した点 (HMM のパラメータ) からカルバックライブラー情報量に基づいて距離を定義し、空間の設計を行うものであるが、点と距離に基づいた空間設

計であるため、空間内の定義された点以外での点は意味を持たない。実際、空間は点どうしの距離を求める表現として用いており、得られた点全ての線形和として運動が記述される。これに対し、本論文の手法は自己組織化マップのアルゴリズムに基づいて直接空間を設計するものである。

2. 力学的情報処理における記号の表現

2.1 記号の自己組織化

記号はその指し示す対象の抽象化表現で、対象の時間的・空間的連続性や動特性を排除し扱いやすいものとして表現したものである。従来の人工知能ではこの抽象性を記号の性質として積極的にとらえ、設計者の知識に基づいて記号を与えることにより人間の知能を模倣しようとしていたと言える。しかし、この記号のとらえ方は一面的であり、実際には記号はその獲得過程によっていくつかの種類が存在する。Clancey は記号を図 1 に示す 4 つの段階に拡張した [Clancey 97]。これらは、図の右側ほど形式的・抽象的であり、左側ほど実体的・具体的である。ここで右側ほど高次の記号であるとする、最も低次の記号が Virtual Structure である。これは具体的には生体の神経系に形成される位相マップなどの実体を持つものであり、記号とそれが指し示すものの関係性は神経系という実体の中にエンコードされるという意味で具体的である。Steels はヨザルの組織化された脳の活性

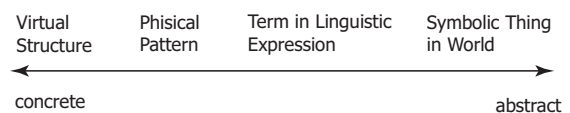


図 1 The variety of symbols [Clancey 97]

領域と手の刺激授与領域との対応関係を示した [Steels 90]。これは脳の内部で実際に領域のラベリングが行われているのではなく実験者が対応関係を解釈したものであるが、外界からの刺激を通じて対応関係が自己組織化されたことが確認できる。これより、最も低次の記号が脳の活性領域という形で実体を持って組織化されたと言える。Freeman はウサギにオガクズ、バナナの匂いを続けて嗅がせたときの嗅球における集合電位の様子を示した [Freeman 82]。この結果は嗅球領域全体の活性状態が匂いの種類に対応し、また学習の過程で活性状態が動的に変化していくことを示した。嗅球の活性状態は低次の記号であるとともに、学習過程の文脈に依存して記号の形態は動的に変化する。

これら 2 つの生体内に形成される位相マップは、

- (1) 刺激と活性領域の対応関係が自己組織化されること
- (2) この意味で刺激に対する記号が自己組織化されること

の共通性を持つ．さらに，刺激によって活性化される記号の領域間の関係性を見ると

(3) 類似した刺激に対応する記号どうしは近い活性状態を示すこと

が分かる．記号の持つこれらの性質はより高次で抽象的な記号を獲得するための基礎的段階であることは Deacon の仮説 [Deacon 97] と一致している．類似性に基づく指し示しであるアイコンは高次なシンボルを形成するための最も基礎的な段階に相当しており，生体における位相マップに組織化される記号は類似集合であるアイコンとしての性質を持っているため，高次なシンボルを獲得するための基礎的な段階においては対象の類似性に基づいた自己組織化過程が必要であると言える．記号が高次のシンボルとしての役割を果たすためには，その結合が重要な役割を果たす [Touretzky 94]．本論文は力学的情報処理を用いて，連続時間関数から得られた時系列データと離散事象である低次な記号を自己組織的に結合させるシステムの設計に重点を置く．Doya らは [Doya 02]MOSAIC を用い，力学系 (コントローラ) の線形和によって制御を行う方法を提案している．Tani は [Tani 03a] 階層化されたニューラルネットワークを用いて，センサリモータマップを形成し，ロボットナビゲーションシステムの設計を行った．これらは，学習によって得られた力学系が記号としての役割を果たす可能性を示している．

2.2 力学的情報処理における記号獲得

§1 力学的情報処理

まず，力学的情報処理 [岡田 04] について説明する．力学的情報処理ではロボットの情報処理を力学系を用いて設計することを目的としており，具体的にはヒューマノイドロボットの全身運動を力学系に埋め込み，アトラクタとして運動軌道を生成する．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．

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

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

ただし， m はデータの個数である．運動 \mathcal{M} が周期運動であるとすると， 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．

$$x[k+1] = x[k] + f(x[k]) \quad (3)$$

この力学系が閉曲線 C をアトラクタとするとき，つまり，ある初期値 x_0 から出発した $x[k]$ 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 (3) の $f(x[k])$ を x の ℓ 次多項式で表現すると，

$$x[k+1] = x[k] + \Phi\theta(x[k]) \quad (4)$$

となる．ここで， Φ は多項式の係数からなる行列， $\theta(x)$ は x 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

$$\Phi = \begin{bmatrix} a_{20} & a_{11} & a_{02} & a_{10} & a_{01} & a_{00} \\ b_{20} & b_{11} & b_{02} & b_{10} & b_{01} & b_{00} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\theta(x) = \begin{bmatrix} x_1^2 & x_1x_2 & x_2^2 & x_1 & x_2 & 1 \end{bmatrix}^T \quad (6)$$

と表される．これより，式 (3) を設計する問題は式 (4) の Φ を求める問題となる．なお，多項式の次数 ℓ は近似精度を決定するため，軌道が激しく変化するような運動では ℓ を大きくとる必要がある．これは最小二乗問題に帰着され，その計算は容易である． Φ の設計法を付録 A に示す．

§2 力学系における記号

力学的情報処理の機能を考えると，全身運動を力学系のアトラクタとして埋め込むことは運動を力学系のパラメータにエンコードすることであり，運動の持つ時間的な動特性を力学系のパラメータとして記憶させていることに相当する．ここでは，この過程を記号獲得のための基礎段階であるとする．次に，力学系のパラメータによって位相マップを構成する．この位相マップが運動の低次な記号としての特性を有するためには以下のことが必要である．

- (1) 類似性に基づく配置 力学系のパラメータ Φ は 1 つの運動を表す．そこで，位相マップ上の隣接する Φ の集合が類似する運動の集合を指し示すよう， Φ を配置する．
- (2) 配置の自己組織化 上記の配置が自己組織的に行われるようなマップの設計アルゴリズムが必要である．
- (3) 運動の認識と生成 マップが記号としての役割を持つためには，マップ上の Φ が入力された信号を認識し， Φ を用いてそれが指し示す運動を生成可能である必要がある．ここで言う認識とは，類似する運動を類似していると判断可能であることを意味する．さらに，(1) の特性から，隣接する集合が 1 つの運動に対して類似していると判断可能である．

以上より力学的情報処理における記号の自己組織化とは，力学系のパラメータの集合を運動の類似性に基づいて自己組織的に配置することである．本論文ではこれらであることを可能とするシステムの設計のために，力学的自己組織化マップを次章において提案する．

3. 力学的自己組織化マップ

3.1 自己組織化学習の特徴

本章では記号獲得のためのツールとして力学的自己組織化マップ (DBSOM) を提案する．まず，自己組織化マッ

ブの特徴について述べる．自己組織化マップ (SOM) は、先に用意された複数の多次元データに対してある適当な関数を用いて次元圧縮を行い、各ユニットがパラメータを持つアレイ構造のパラメータ学習を行う手法である．これは以下の特性を持つ．

自己組織性 自己組織化マップは教師なし学習であり、多数のユニットが競争しその競争に勝ち残ったユニット (BMU : Best Matching Unit) とその近傍だけが学習を行う競合学習則である．そのため、アルゴリズムに基づいて位相空間が自己組織的に設計される．

位相保存性 マップ全体の中で BMU とその近傍のユニットという部分集合のみが学習を行うため位相保存性を持つ．位相保存性とはデータどうしの近傍関係が保存される性質のことであり、類似した入力データは近傍のユニットへ配置される．2 つの密集したデータ分布があるとき、このデータ分布はマップ上において密集したデータ分布として配置される．これにより、入力の類似度に基づいたマップの設計を可能とする．

これらの特性から SOM は低次元な記号の獲得のための手法として適していると言える．

3.2 リカレント自己組織化マップ [Heikkonen 98]

上記の特徴を生かし、SOM に対して入力信号の過去の履歴を参照することで時系列信号のクラスタリングに適用したものがリカレント自己組織化マップ (RSOM) である．このアルゴリズムを付録 B に示す．付録 B から、ユニットのパラメータは時系列入力信号の重み付き平均に収束するため、信号の時間的流れは消去される．このため、信号から記号を創発し、設計されたマップを用いて信号を認識することは可能であるがマップから信号を生成することはできない．

3.3 力学的自己組織化マップの構造と学習則

次に、DBSOM の構造と学習則を説明する．DBSOM は SOM や RSOM と同様に 2 次元平面内に $L \times L$ のアレイ構造を持ち、各ユニット U_{ij} はその座標値 $r_{ij} = (i, j)$ と式 (4) の Φ_{ij} をパラメータとして持つ．それぞれのユニットが RSOM と同様のアルゴリズムに基づいて、時刻 k の入力 $x[k]$ と時刻 $k+1$ の入力 $x[k+1]$ から Φ_{ij} を学習する．RSOM と同様に自己組織性、位相保存性を有するだけでなく、各ユニットがパラメータ Φ_{ij} に基づいて運動パターンの生成を可能とする．以下に DBSOM の学習アルゴリズムを示す．

Step1 $L \times L$ のアレイ構造を設定し、各ユニット U_{ij}

に Φ_{ij} を設定する (初期値はランダムに設定する) ．

Step2 入力された時刻 k の信号 $x[k]$ から、

$$\hat{x}_{ij}[k+1] = x[k] + \Phi_{ij}\theta(x[k]) \quad (7)$$

によって、全てのユニット U_{ij} が時刻 $k+1$ にお

る $x[k+1]$ の推定値 $\hat{x}_{ij}[k+1]$ を推定する．ただし、 $\theta(x[k])$ は式 (6) と同様に $x[k]$ の要素のべき乗を並べたベクトルである．

Step3 次の時刻の信号 $x[k+1]$ を用いて図 2 のように BMU U^b を以下の式によって求める．

$$U^b = \arg \min_{U_{ij}} J_{ij} \quad (8)$$

$$J_{ij} = \gamma_d J_{ij}^d + \gamma_p J_{ij}^p \quad (9)$$

$$J_{ij}^d = \sum_{q=k-k_0+1}^k \|x[q+1] - \hat{x}_{ij}[q+1]\| \quad (10)$$

$$J_{ij}^p = \sum_{q=k-k_0+1}^k \frac{(\Delta x[q])^T \Delta \hat{x}_{ij}[q]}{\|\Delta x[q]\| \|\Delta \hat{x}_{ij}[q]\| + \varepsilon} \quad (11)$$

$$\Delta x[q] = x[q+1] - x[q] \quad (12)$$

$$\Delta \hat{x}_{ij}[q] = \hat{x}_{ij}[q+1] - x[q] \quad (13)$$

ここで、 $\gamma_d > 0$ 、 $\gamma_p < 0$ でありこれは重みパラメー

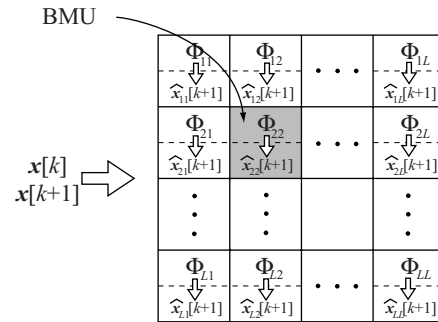


図 2 Calculation of the best matching unit

タである． $\varepsilon > 0$ は分母が零となるのを防ぐパラメータで十分小さな値とする．式 (10) の J_{ij}^d は推定値と実際の値の差を評価するものであり、式 (11) の J_{ij}^p は推定値と実際の値の方向の一致性を評価するものである．また、 k_0 はある正数であり、データのフィルタリングの効果を持つ． $x[k]$ は多次元ベクトルであること、また、時系列データであり単位時間あたりの変化量が一定でないことから、これら 2 つの評価が必要となる．ここで、上記評価は各ユニットの予測誤差に基づいた BMU 設定であるといえ、参考文献 [Tani 99]、[Wolperta 98] においても学習するユニットやコントローラを選択手法として、同様の手法がとられている．

Step4 式 (B.9) の近傍関数 $h_{ij}^b[k]$ を用いて、以下の式により各ユニットの Φ_{ij} を学習する．これは式 (A.5) における Φ を逐次最小二乗法によるオンライン計算で求めるものである．逐次最小二乗法に関してそのアルゴリズムを付録 C に示す．

$$\Phi_{ij} \leftarrow \Phi_{ij} + h_{ij}^b[k] X \frac{\theta^T(\eta_q) P_{ij}}{1 + \theta^T(\eta_q) P_{ij} \theta(\eta_q)} \quad (14)$$

$$X = x[k+1] - \Phi_{ij}\theta(\eta_q) \quad (15)$$

$$P_{ij} \leftarrow \frac{1}{\alpha^2} \left(P_{ij} - h_{ij}^b[k] \frac{P_{ij}\theta(\eta_q)\theta^T(\eta_q)P_{ij}}{1 + \theta^T(\eta_q)P_{ij}\theta(\eta_q)} \right) \quad (16)$$

ここで、 P_{ij} は式 (C.13) の P_m に相当し、 α ($0 < \alpha \leq 1$) は忘却係数である。また、 η_q ($q = 1, 2, \dots, \rho$) は図3に示されるような $x[k]$ の近傍の点であり、 $x[k]$ に対して式 (15) から式 (16) を ρ 回繰り返す。これは、 $x[k]$ の周りのベクトル場を学習させていることに相当する。また、式 (15) は図4のように、BMU

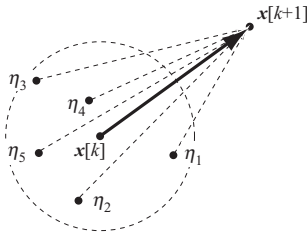


図3 Calculation of Φ

のまわりのユニットを強く学習させ、離れたユニットはあまり学習を行わないことを意味している。実際、BMU から離れたユニットでは $h_{ij}^b[k]$ は零となり、 Φ_{ij} は更新されない。

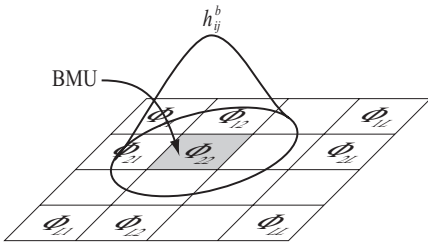


図4 Learning of DBSOM

Step5 次の時刻の信号 $x[k+1]$ に対して、Step2からの同様の計算を行い、これを繰り返す。

以上の学習アルゴリズムに従ってパラメータの時間更新を逐次的に行うことで、隣接するユニットは似た予測値を持つようになる。

4. 全身運動記号の自己組織的獲得

4.1 ヒューマノイドロボットと全身運動

本章では提案する DBSOM に対してヒューマノイドロボットの複数の全身運動を学習させ、これらが類似性に基づいて自己組織的に配置されることによる記号の創発を検証する。また、獲得された記号を用いて学習運動の認識・生成と未学習運動の認識に対する様子を観察する。ここでは、図5に表されるヒューマノイドロボットを考

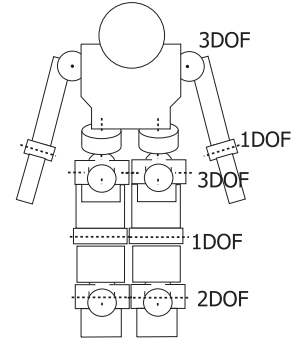


図5 Humanoid robot

える。このロボットは全身で20関節を持ち、富士通ロボット HOAP-1 を想定したものである。学習する運動は「kicking」、「throwing」、「punching」、「squatting」、「walking」、「raising hands」の6種類であり、人間の動きをモーションキャプチャし、これをヒューマノイドロボットの関節角度に変換したものをを用いた。しかし、実際に20次元空間で式(4)の力学系を設計することは大変多くの計算時間を必要とするため、ここでは全身運動を特異値分解に基づいた主成分分析による低次元化法 [岡田 04] によって4次元に低次元化した。また、DBSOM は 10×10 のアレイ構造を持つものとした。

4.2 記号の獲得と運動の認識・生成

忘却係数 $\alpha = 0.99$ を設定し、式(4)における多項式の次数を $\ell = 2$ として DBSOM の学習を行った。学習後の DBSOM に6種類の運動を入力したときの各ユニットの活性化状態を図6に示す。 x 軸、 y 軸はユニットのアレイ

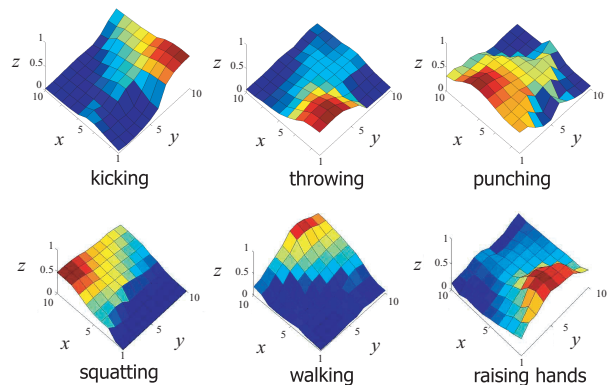


図6 Activation index of the designed DBSOM for the learned motions

番号、 z 軸が活性度を表す。ここで、ユニットの活性度 σ_{ij} は

$$\sigma_{ij} = \frac{1}{1 + \sum_{q=k-k_0+1}^k \|x[q+1] - \hat{x}_{ij}[q+1]\|} \quad (17)$$



図 9 Generated motion of the humanoid robot

として定義した．これは各ユニットの入力に対する予測値と実際値の蓄積誤差の逆数である．つまり，活性度が高いということはそのユニットがよく入力を予測することであり，これは入力運動を強く記憶していることに相当する．実際には活性度は時間の流れによって変化するが，ここではその変化が小さかったためある時刻を代表して表示した．記号の類似性に基づく分類を検証するために，学習させた信号を DBSOM に入力し，6 つの運動のうちどの運動に対して最も強い活性度を示したかによって DBSOM を領域分けした様子を図 7 に示す．各領域

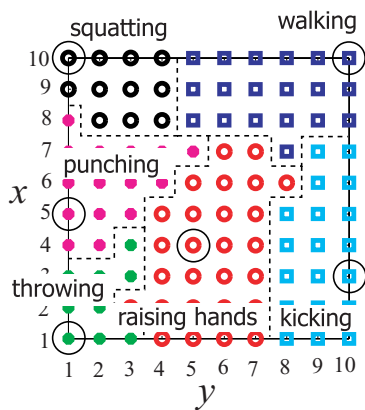


図 7 Activation map of the designed DBSOM

の中で○で囲まれたユニットが最も大きな活性度を表したユニットである．6 種類の入力がそれぞれ対応する領域へと分類されていることが分かる．ただし，図 6 から分かるように，各領域内の全てのユニットが対応する運動に高い活性度を示すとは限らない．しかし，ここで

は 6 種類の運動のみを学習させたため，6 種類の中でどの運動に最も高い活性度を示すかで分類した．この結果から，運動が自己組織的に分類されたことが理解できる．次に，各領域における○で囲まれたユニットの Φ_{ij} に基づいて力学系を得て，これよりヒューマノイドロボットの全身運動を生成する．これは記号から運動を得ることを意味している．図 8 は学習に用いた運動を表す閉曲線と力学系の動きによって描かれた閉曲線を示す．実際に

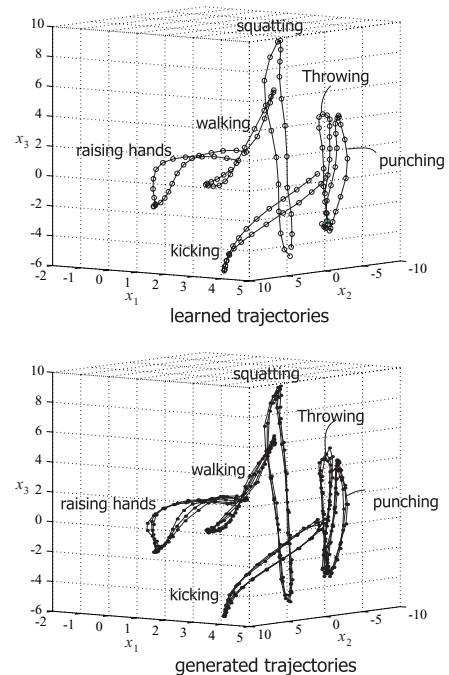


図 8 Learned trajectories and generated trajectories

は4次元空間での閉曲線となるが、ここではそのうちの3次元を示した。この結果から、学習した閉軌道がアトラクタとなって生成されており、各ユニットから学習した運動が得られる様子が分かる。また、図9は得られた運動のうち、上から「kicing」、「punching」、「walking」、「raising hands」の動きを示している。選択したユニット以外のユニットから得られた Φ_{ij} を用いても安定な周期運動が得られなかった。これは式(4)の力学系がアトラクタを持つための Φ の条件を導くことは難しく、適当な Φ を持ってきても力学系が周期解を持たないことによるものである。DBSOMが記号としての役割を果たすためには全てのユニットがある周期運動に対応することが望ましいが、近傍関数 $h_{ij}^b[k]$ 、忘却係数 α の設定法に加え、力学系の設計法に検討を加える必要がある。

4.3 DBSOMの特性に関する考察

i. 従来法との比較

稲邑らはHMMを用いて記号空間を設計する方法を提案した[稲邑03]。これはHMMの情報量に基づいて線形空間を設計するものである。そのため、実際に意味をなすのは空間上のいくつかの点であり、空間としての意味は薄い。運動の認識においては埋め込んだ全ての点との距離を計算し、運動の生成においては全ての点のデータの線形和を必要とする。これに対し、提案手法ではSOMのアルゴリズムに基づいてデータから直接空間を設計するため、空間内の全ての点(ここではSOMの要素)が意味をなす。

ii. 設定したアレイの大きさに関して

ここでは、 10×10 の大きさのアレイ構造を設定した。これはDBSOMの計算には大変多くの計算を必要とすることが最も大きな要因であるが、(1)運動の時系列データの時間的解像度が高いこと、(2)BMUから大きく離れたユニットにおける近傍関数の値は限りなく零に近いものの、零ではないため全てのユニットが常に学習を行うこと、(3)力学系の学習において、その強さ(式(B.9)の σ の値によって決まる)を大きくすると、類似性に基づく分類が適切に行われず、ゆっくりと学習させなければならないこと、などが理由としてあげられる。ユニットの拡大はその2乗で計算量に影響を及ぼすため、計算可能な範囲での設定としている。実際にはより大きなアレイ構造も試みたが、パラメータの値によるマップの構造変化の傾向をつかむには至っていない。

iii. 未知の運動に対するマップの応答

未学習の運動に対するマップの応答を見る。入力した運動を図10に示す。これはヒューノイドロボットの運動時における力学的な整合性を満たした運動「humanoid walking」であり、図9に示す人間のモーションキャプチャから得られた歩行とはやや異なっている。この運動から得られたDBSOMの活性化度を図11に示す。設計されたDBSOMは中心部に多くの運動の境界が集中してい

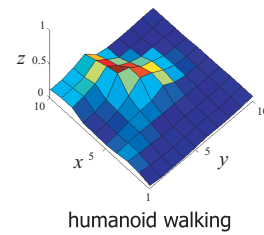


図11 Activation map for unlearned motion

る。そのため、未知の運動に対して中心部の活性化はやや大きめの値を示す傾向がある。これに加え「humanoid walking」は図6における「walking」に類似した運動であり、これに近い領域も活性化されている。なお、活性化度は式(17)で定義されていることから大きな非線形を有している。すなわち、類似性が低いときはゆっくり零に近づき、類似性が高まったときに急激に1に近づくため、活性化がおよそ1であるというのは類似度が極めて高いことを示している。これらの結果から、位相保存性を持つ自己組織化マップが設計されたことが理解できる。

iv. DBSOMの文脈依存性

DBSOMの設計においてはBMUの選択が結果に大きな影響を及ぼす。そのため、学習する運動の順番を変えれば必然的に異なるDBSOMは得られる。これはDBSOMの文脈依存性を意味する。ただし、その特性に関する議論は現時点において困難であり、ここでは文脈依存性の存在に言及するに留める。

5. 小規模DBSOMによる多くの運動の学習

5.1 ロボットの運動とDBSOMの構造

本章ではDBSOMにより多くの運動を学習させ、得られた記号から運動を生成しDBSOM内の隣接する記号の性質について考察する。ここでは、図12に示すロボット(ROBOVIE)を用いる。このロボットは腕・首に合

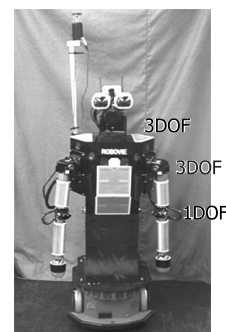


図12 Humanoid robot ROBOVIE

計11個の関節を持つ。このロボットに対して腕や首を動かす15種類の運動を教示し、これらを低次元化した後にDBSOMを学習させた。なお、15種類全ての運動を

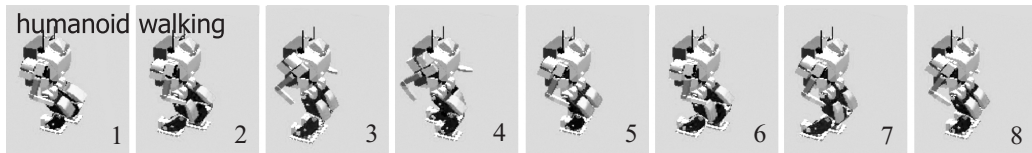


図 10 Unlearned motion

復元可能にするために、低次元化の次元は 5 とした。さらに、ここでの DBSOM は 8×8 のアレイ構造にし、前章よりも構造を小さくすることで、相対的に運動の数が多い状況を設定した。図 7 と同様に設計された DBSOM を活性度別に分類したものを図 13 に示す。なお、ここでは力学系の多項式の次数を $\ell = 4$ とした。図のように、

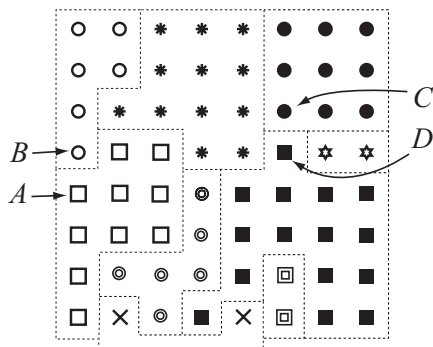


図 13 Activation map for ROBOVIE

最も高い活性度を示す運動で分類すると 9 種類に分割された。図中の隣接する A と B, C と D のユニットが記憶する Φ から力学系を得て、これに基づいてロボットの運動を生成した。力学系の動きを図 14 に、ロボットの運動を図 15, 図 16 に示す。図 14 において、「+」はそ

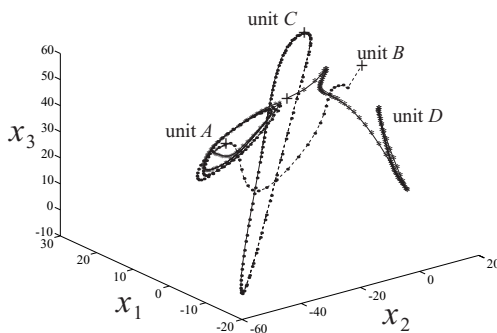


図 14 Trajectories of dynamics

それぞれの力学系の初期値を表す。

5.2 DBSOM の空間的特性に関する考察

これらの結果から、DBSOM の空間としての性質として以下の考察を得る。

- ここでは、15 種類の運動が 9 種類として分類されているが、これは最も活性度の高い運動という観点で

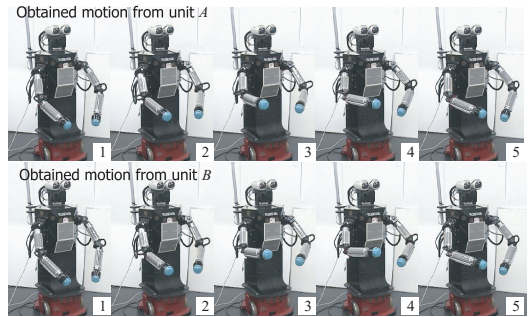


図 15 Humanoid motions obtained from unit A and B

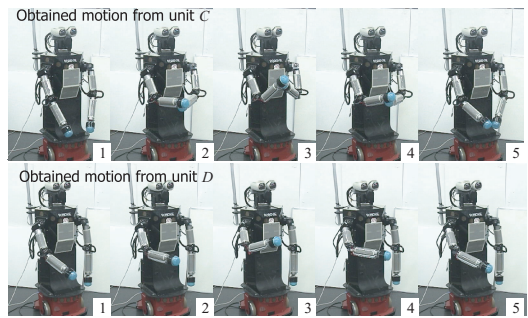


図 16 Humanoid motions obtained from unit C and D

分類した結果である。実際には複数の運動に対して高い活性度を示すユニットが存在し、それぞれの運動に対して高い活性度を表すユニットの集合は重なりを持っている。これは学習させた運動の類似性や DBSOM の記憶容量に依存した結果である。

- ユニット A, B が属する領域が最も高い活性度を示した運動をそれぞれ運動 A, B とする。運動 A, B は異なる運動であるが、隣接するユニット A, B から生成される運動は類似する。この結果から、類似する運動が隣接するユニットへと配置されたことが分かる。また、設計された DBSOM を 2 次元空間とみなした場合に、運動 A から運動 B へ空間は滑らかに変化する。
- ユニット A, B から生成された運動は図 15 に示される運動であるため、この運動に対して、ユニット A, B が最も高い活性度を示す。これは運動 A, 運動 B とは異なる未学習の運動であるが、ある評価に基づいて運動 A と運動 B の中間的な運動として分類された運動といえる。
- ユニット C, D は隣接するユニットであるが、これ

らから生成される運動は大きく異なる。これは設計された DBSOM が滑らかな空間ではなく、大きなゆがみを持った非線形空間としての性質を持っていることを示す。

- 上記の現象は、小さなアレイ構造を持つ DBSOM に多くの運動を学習させた結果によるものであり、運動の数とその類似性という観点から、DBSOM の記憶容量を超えた運動を記憶させたことによるものと考えられる。
- 本論文で設計された DBSOM は低次元記号（アイコンやインデクス）としての役割を果たしている。特に、連続時間の中に存在する時系列データと離散的な記号をつなぐ方法を与えている。これが高次のシンボルへと発達するためには、異なる評価による複数の DBSOM を設計し、これらの結合から運動が生成されるシステムを設計することが必要である。

6. おわりに

本論文では、運動の時系列データから記号を自己組織的に獲得するシステムの設計を行った。得られた成果を以下に示す。

- (1) 力学的情報処理を基礎として、リカレント自己組織化マップを改良し力学的自己組織化マップ (DBSOM) を提案した。これは運動の類似性に基づいて運動を分類し、アレイ構造のユニットとして配置するものである。このシステムは運動の類似性に基づいた認識を可能とし、さらに、ユニットから学習した運動の生成を可能とする。
- (2) 複数のヒューマノイドロボットの運動を DBSOM に学習させ、運動の生成と認識を行った。この結果運動は分類され、また、ユニットからの運動生成ができた。
- (3) さらに、小さなアレイ構造を持つ DBSOM に対して多くの運動を記憶させ、DBSOM によって得られる空間の性質について考察した。この結果、類似する運動は DBSOM 内の隣接するユニットへと配置された。

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。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していただいた。モーションキャプチャを行うにあたり、多谷浩嗣氏、谷江博昭氏にご協力いただいた。ROBOVIE の運動教示において、村井昭彦氏にご協力いただいた。

◇ 参考文献 ◇

- [Clancey 97] Clancey, W. J.: *Situated Cognition*, Cambridge university press (1997)
- [Deacon 97] Deacon, T. W.: *The Symbolic Species – The Co-evolution of Language and the Brain*, W.W.Norton & Company (1997)
- [Donald 91] Donald, M.: *Origins of the Modern Mind*, Harvard University Press, Cambridge (1991)
- [Doya 02] Doya, K., Samejima, K., Katagiri, K., and Kawato, M.: Multiple model-based reinforcement learning, *Neural Computation*, Vol. 14, pp. 1347–1369 (2002)
- [Freeman 82] Freeman, W. J. and Schneider, W.: Changes in Spatial Patterns of Rabbit Olfactory EEG with Conditioning to Odors, *Psychophysiology*, Vol. 19, pp. 44–56 (1982)
- [Giese 03] Giese, M. and Poggio, T.: Neural mechanisms for the recognition of biological movements and action, *Nature Reviews Neuroscience*, Vol. 4, pp. 179–192 (2003)
- [Harnad 90] Harnad, S.: *The Symbol Grounding Problem*, Vol. 40, *Physica D* (1990)
- [Heikkonen 98] Heikkonen, J., Kaski, K., Koskela, T., and Varsta, M.: Temporal sequence processing using Recurrent SOM, in *Proc. of 2nd International Conference on Knowledge-Based Intelligent Engineering System (KSE'98)*, pp. 290–297 (1998)
- [Kohonen 89] Kohonen, T.: *Self-Organization and Associative Memory*, Springer-Verlag (1989)
- [Kuniyoshi 98] Kuniyoshi, Y. and Berthouze, L.: Neural Learning of Embodied Interaction Dynamics, *Neural Networks*, Vol. 11, No. 7-8, pp. 1259–1276 (1998)
- [Omori 99] Omori, T., Mochizuki, A., Mizutani, K., and Nishizaki, M.: Emergence of Symbolic Behavior from Brain Like Memory with Dynamic Attention, *Neural Networks*, Vol. 12, No. 7-8, pp. 1157–1172 (1999)
- [Shimozaki 03] Shimozaki, M. and Kuniyoshi, Y.: Integration of Spatial and Temporal Contexts for Action Recognition by Self Organizing Neural Networks, in *Proc. IEEE Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2385–2319 (2003)
- [SICE 03] 特集 人工知能の現在と将来, 第 6 巻, pp. 454–503, 計測と制御 (2003)
- [Steels 90] Steels, L.: *Designing Autonomous Agents: Theory and Practice from Biology to Engineering and Back*, P.Maes(ed), MIT/Elsevier (1990)
- [Tani 96] Tani, J.: Model-based learning for mobile robot navigation from the dynamical systems perspective, *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics Part B: Cybernetics*, Vol. 26, No. 3, pp. 421–436 (1996)
- [Tani 99] Tani, J. and Nolfi, S.: Learning to perceive the world as articulated: an approach for hierarchical learning in sensory-motor systems, *Neural Networks*, Vol. 12, No. 7-8, pp. 1131–1141 (1999)
- [Tani 03a] Tani, J.: Learning to generate articulated behavior through the bottom-up and the top-down interaction processes, *Neural Computation*, Vol. 16, No. 1, pp. 11–23 (2003)
- [Tani 03b] Tani, J. and Ito, M.: Self-organization of behavioral primitives as multiple attractor dynamics: A robot experiment, *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics Part A: Systems and Humans*, Vol. 33, No. 4, pp. 481–488 (2003)
- [Touretzky 94] Touretzky, D. and Pomerleau, D.: Reconstructing physical symbol systems, *Cognitive Science*, Vol. 18, No. 2, pp. 345–353 (1994)
- [Wolperta 98] Wolperta, D. M. and Kawato, M.: Multiple paired forward and inverse models for motor control, *Neural Networks*, Vol. 11, No. 7-8, pp. 1317–1329 (1998)
- [稲邑 03] 稲邑 哲也, 谷江 博昭, 中村 仁彦: 隠れマルコフモデルによって抽象化された運動間の関係を記述する原始シンボル空間の構成, 日本機械学会ロボティクスメカトロニクス講演会'03 講演論文集, pp. 2P2–3F–B2 (2003)

[稲邑 04] 稲邑 哲也, 中村 仁彦, 戸嶋 巖樹, 江崎 英明: ミメシス理論に基づく見まね学習とシンボル創発の統合モデル, 日本ロボット学会誌, Vol. 22, No. 2, pp. 256-263 (2004)

[岡田 04] 岡田 昌史, 中村 仁彦: 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)

[足立 93] 足立 修一: ユーザのためのシステム同定理論, 計測自動制御学会 (1993)

〔担当委員: 國吉 康夫〕

2004 年 9 月 30 日 受理

◇ 付 録 ◇

A. 力学系の設計法

式 (3) の力学系の設計法を示す. 式 (3) の $f(x[k])$ は $x[k]$ の流れをベクトル場として定義している. 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 $f(x[k])$ を得る. いま, $\xi[k]$ の近傍に点 η を定め, 点 η におけるベクトル場を

$$f(\eta) = \xi[k+1] - \eta \quad (\text{A.1})$$

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 $\xi[k]$ ($k = 1, 2, \dots, m$) に対して複数の η_i を定めることで η_i と $f(\eta_i)$ の組が求められる. ここで, $f(\eta)$ を η の ℓ 次の多項式として近似する. このとき $f(\eta)$ は

$$f(\eta) = \Phi\theta(\eta) \quad (\text{A.2})$$

として表される. Φ は多項式の係数からなる行列, $\theta(\eta)$ は η のべき乗を並べたベクトルである. 式 (A.2) を複数個に拡張し,

$$F = \begin{bmatrix} f(\eta_1) & f(\eta_2) & f(\eta_3) & \dots \end{bmatrix} \quad (\text{A.3})$$

$$\Theta = \begin{bmatrix} \theta(\eta_1) & \theta(\eta_2) & \theta(\eta_3) & \dots \end{bmatrix} \quad (\text{A.4})$$

とすることで, Φ は最小二乗近似により

$$\Phi = F\Theta^\# \quad (\text{A.5})$$

により得られる. 式 (A.5) の近似精度が良ければ閉曲線 C をアトラクタとする式 (3) の力学系は式 (4) で表される. $x[k]$ が式 (4) 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.

B. リカレント自己組織化マップ [Heikkonen 98]

複数の N 次元時系列信号を低次元空間にマッピングする. 写像先の低次元空間を 2 次元平面とすると RSOM は $L \times L$ の 2 次元アレイ状の構造を持ち, 各ユニット U_{ij} は重みパラメータ $w_{ij} \in \mathbb{R}^N$, 蓄積誤差ベクトル $y_{ij} \in \mathbb{R}^N$, アレイ上の位置座標 $r_{ij} = (i, j)$ を持つ. 時刻 k におけるマップへの入力を $x[k] \in \mathbb{R}^N$ とすると, 各ユニットが持つ蓄積誤差ベクトル $y_{ij}[k]$ は以下のように表される.

$$y_{ij}[k+1] = (1-\alpha)y_{ij}[k] + \alpha(x[k] - w_{ij}[k]) \quad (\text{B.6})$$

$0 < \alpha \leq 1$ は過去の履歴を忘却する度合いを表す係数である. ここで, 時刻 k における勝者ユニット (BMU: Best Matching Unit) を蓄積誤差最小のものとして,

$$U_{ij}^b = \arg \min_{U_{ij}} \|y_{ij}[k]\| \quad (\text{B.7})$$

として定義し, 以下のようにして BMU 周りのユニットの重みパラメータを更新する.

$$w_{ij}[k+1] = w_{ij}[k] + \gamma h_{ij}^b[k] y_{ij}[k] \quad (\text{B.8})$$

γ は学習効率, $h_{ij}^b[k]$ は BMU を中心とした近傍関数であり, 次式のように BMU において最大値 1 をとり遠ざかるにつれて 0 に減衰していくものである.

$$h_{ij}^b[k] = \exp\left(-\frac{\|r_{ij} - r^b\|^2}{\sigma[k]^2}\right) \quad (\text{B.9})$$

r^b は U_{ij}^b となったユニットの r_{ij} , $\sigma[k]$ は時刻 k に関する単調減少関数であり, これにより時刻が経過するにつれて学習を行うユニットの範囲をせばめていく. この結果から常に同じユニットが BMU に選ばれるとすると, そのユニットのパラメータ w は

$$\lim_{k \rightarrow \infty} w = \frac{\sum_{i=1}^k (1-\alpha)^{k-i} x[i]}{\sum_{i=1}^k (1-\alpha)^i} \quad (\text{B.10})$$

に収束することが求められる.

C. 重み付き逐次最小二乗法

次の最小二乗問題を考える.

$$\Phi = \arg \min_{\Phi} \left\| \begin{bmatrix} F & f \end{bmatrix} - \Phi \begin{bmatrix} \Theta & \theta \end{bmatrix} \right\| \quad (\text{C.11})$$

逆行列補題 [足立 93] から $P_{m+1} = (\Theta\Theta^T + \theta\theta^T)^{-1}$ は

$$P_{m+1} = P_m - \frac{P_m \theta \theta^T P_m}{1 + \theta^T P_m \theta} \quad (\text{C.12})$$

$$P_m = (\Theta\Theta^T)^{-1} \quad (\text{C.13})$$

で表される. さらに,

$$\Phi^{m+1} = \begin{bmatrix} F & f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Theta & \theta \end{bmatrix}^\# \quad (\text{C.14})$$

$$\Phi^m = F\Theta^\# \quad (\text{C.15})$$

であるから, 逐次最小二乗解は

$$\Phi^{m+1} = (F\Theta^T + f\theta^T)P_{m+1} \quad (\text{C.16})$$

$$= F\Theta^T(\Theta\Theta^T)^{-1} \{(\Theta\Theta^T + \theta\theta^T) - \theta\theta^T\} P_{m+1}$$

$$+ f\theta^T P_{m+1}$$

$$= \Phi^m - \Phi^m \theta \theta^T P_{m+1} + f\theta^T P_{m+1}$$

$$= \Phi^m + (f - \Phi^m \theta) \theta^T P_{m+1} \quad (\text{C.17})$$

によって計算される. これを重み付き逐次最小二乗法に拡張すると, 重みパラメータ α を用いて, 式 (C.11) は

$$\Phi = \arg \min_{\Phi} \left\| \begin{bmatrix} \alpha F & f \end{bmatrix} - \Phi \begin{bmatrix} \alpha \Theta & \theta \end{bmatrix} \right\| \quad (\text{C.18})$$

となり, 式 (C.13) は

$$P_m = \frac{1}{\alpha^2} (\Theta\Theta^T)^{-1} \quad (\text{C.19})$$

となる. このとき, α を $0 < \alpha < 1$ とすると, α は忘却係数となる.

— 著 者 紹 介 —



岡田 昌史(正会員)

1969年3月21日生。92年3月京都大学工学部精密工学科卒業。96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)。96年10月日本学術振興会特別研究員(PD)。97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。00年4月同大学大学院工学系研究科講師。01年4月同大学大学院情報理工学系研究科講師，04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，脳型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。



中村 大介

1979年8月3日生。2002年3月東京大学工学部機械工学科卒業。2004年3月同大学大学院情報理工学系研究科知能機械情報学専攻修士課程修了。2004年4月マッキンゼー・アンド・カンパニー入社。現在に至る。



中村 仁彦

1954年9月22日生。77年京都大学工学部精密工学科卒業。82年同大学大学院博士課程単位取得退学。82年同大学助手。87年カリフォルニア大学サンタバーバラ校助教授，准教授。91年東京大学工学部機械情報工学科助教授。現在，同大学大学院情報理工学系研究科教授。工学博士。ロボットの運動学，動力学，制御，および脳型情報処理，ヒューマノイドやCGの運動・力学計算などの研究に従事。システム制御情報学会，計測自動制御学会，日本ロボット学会，日本機械学会，日本IFTtoMM会議，IEEE，ASMEなどの会員。