

(22)

運動のし易さの脳内表現とその自己組織化

(京都大学大学院理学研究科) 荻原直道

(慶應義塾大学理工学部) 山崎信寿

1. はじめに

ヒトは、筋骨格系の構造的な制約に、身体運動を制限されている。例えば関節は、骨の形状やその周りの軟部組織の付着によって動きが規定されている。また筋には、収縮方向にしか力を発揮できないなどアクチュエータとしての制約が存在し、その大きさや付着位置によって関節で発揮するトルクにも限界がある。さらに節の長さなど身体リンク系の構造制約によって、到達域や手先の可動方向は限定されている。

このため、脳はそれら構造制約を勘案して運動を生成する必要がある。従来身体動作、特に速い運動や熟練動作は、ある運動規定（評価関数）に基づいて運動軌道を計画し、その軌道を実現する運動指令を身体の内モデルによって逆算して行われていると考えられてきた¹⁾。しかし、ヒトの筋骨格系は冗長な自由度を有する非線形システムであり、手先の躍度やトルク変化最小といった評価関数による最適軌道の導出は非常に困難である。またそれら複雑な評価関数の見積もりを脳が行っているとは生物学的には考えにくい^{2,3)}。

身体構造は、最適化の観点からは制約と見なされる一方、自然な身体運動を誘導していると捉えることもできる。例えば関節の可動特性は、関節を過伸展させない方向に動かすことが構造的に行い易いことを表しており、運動のし易さを規定している。もしこのような身体の構造的制約の情報、すなわち運動のし易さのイメージが脳内に表現され、それに基

づいて常に構造に誘導される方向に運動指令を生成しようと神経系が自律的に振る舞うとすれば、構造に合理的な運動を自然に生成できると考えられる。

サル⁴⁾の視覚野の神経は、視野の空間的配列に従い、体性感覚野や運動野の神経も身体各部位の解剖学的配列に従う⁵⁾。本研究では、身体構造に起因する運動のし易さも、脳内で位相保存的な写像（トポグラフィックマップ）として自己組織的に表現されていると仮定し、それに誘導される方向に自然に運動を発生する神経回路モデルの構築を試みる。このような感覚-運動神経系の神経回路モデルを構築できれば、最適軌道生成を仮定しない自然な動作発生原理の解明に示唆を与えることができるばかりでなく、身体

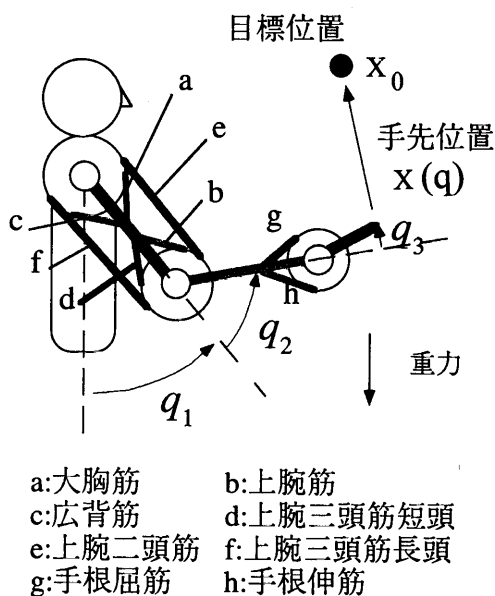


図1 上肢筋骨格モデル

モデルの動作発生など様々な応用が考えられる。

2. 上肢身体力学系のモデル化

本研究では、運動の行い易さの数学的な記述と、運動発生シミュレーションのために、図1の上肢筋骨格モデルを構築した。ここではそのモデルの概要を示す。身体剛体特性や筋骨格系のパラメータなどモデルの詳細は、既報⁹⁾を参照されたい。

2.1 剛体リンクモデル

本研究では問題の簡略化のために対象とする運動を矢状面内の2次元上肢運動とし、それを3節剛体リンクでモデル化した。関節角度は体幹節、上腕節、前腕節、手部節が同一線上にあるときすべてゼロとし、逆時計回りを正とした。この身体力学系の運動方程式は以下のように表すことができる。

$$M(q)\ddot{q} + h(\dot{q}, q) + g(q) - \alpha(q) + \beta(\dot{q}) = T \quad (1)$$

ここで $q(t)$ は近位節から遠位節の関節角度ベクトル $[3 \times 1]$ 、 $T(t)$ は関節トルクベクトル $[3 \times 1]$ 、 $M(q)$ は慣性項 $[3 \times 3]$ 、 $h(\dot{q}, q)$ は遠心力とコリオリ力を表す項 $[3 \times 1]$ 、 $g(q)$ は重力項 $[3 \times 1]$ である。 $\alpha(q)$ 、 $\beta(\dot{q})$ は関節形状や関節包・靱帯などの特性によって規定される関節受動弾性要素、関節粘性要素トルクのベクトル $[3 \times 1]$ であり以下のようにモデル化される (k_{1-6j} , c_j は係数)。

$$\begin{aligned} \alpha_j(q_j) &= k_{1j} \exp(-k_{2j}(q_j - k_{3j})) \\ &\quad - k_{4j} \exp(-k_{5j}(k_{6j} - q_j)) \end{aligned} \quad (2)$$

$$\beta_j(\dot{q}_j) = c_j \dot{q}_j$$

2.2 筋骨格モデル

本研究では、上肢筋骨格系として2関節筋を含む図中の8筋をモデル化した。各筋のモーメントアームは関節角度によらず一定であるとした。モーメントアーム行列 $[8 \times 3]$ を G 、各筋の筋張力のベクトル $[8 \times 1]$ を f とすると、関節トルクベクトル T は以下のように表される。

$$T = -G^T \cdot f(v) \quad (3)$$

筋モデルには、長さ-力関係、速度-力関係などの力学特性を考慮した。筋は、運動指令を送る神経の

状態変数 v_m のベクトル $v [8 \times 1]$ によって筋張力を発揮し、上肢は運動を生成する。

3. 身体の動き易さの脳内表現

3.1 ポテンシャルによる身体の動き易さの表象

身体のリンク構造、剛体的特性、関節可動特性、筋配置などによって規定される身体の構造的制約は、ポテンシャルの概念を用いれば、運動に伴う位置エネルギーや、関節の弾性エネルギーとして表すことができる。例えば、ヒトは手を不必要に高く持ち上げることはないが、これは節長、節質量、節の重心位置といった身体パラメータから決まるポテンシャルエネルギーを自然と減少させる姿勢をとるためと考えることができる。また、肘の関節を過伸展させて運動を行うことがないのは、関節受動抵抗特性から定まるポテンシャルエネルギーを減少させるように、すなわち関節受動抵抗特性に逆らわないように運動指令を発生しているからと捉えられる。さらに、筋活動が無駄に拮抗することなく運動が生成されるのは、筋活動の増大とともに大きくなるポテンシャルを減少させるように神経系が振る舞うからであると考えられる。

そのため本研究では、身体のリンク構造、剛体的特性、関節可動特性、筋特性などによって規定される身体の構造的制約が、以下のポテンシャル関数によって脳内で表現されていると考えた。

$$\begin{aligned} P^L(u) &= \sum_i -m_i \bar{g}^T \cdot r_i^g(u) \\ P^J(u) &= \sum_j \int_{\bar{q}_j}^{u_j} -\alpha_j(\theta) d\theta \end{aligned} \quad (4)$$

$$P^M(v) = \frac{1}{2} v^T v$$

ここで P^L 、 P^J 、 P^M はそれぞれ脳内で表現されている身体リンク構造ポテンシャル (重力による位置エネルギー)、関節特性ポテンシャル (関節に蓄えられる弾性エネルギー)、筋活動ポテンシャル、 u は脳内で関節角度を表す神経状態変数のベクトル $[3 \times 1]$ 、 m_i は第 i 節の質量、 $r_i^g(u)$ は第 i 節の節重心位置ベクトル、 $\bar{g} = [0, 0, -9.81]^T$ は重力加速度ベクトル、 $\bar{q}_j$ は第 j 関節の受動弾性トルクが0となる中立姿勢の関

節角度, v は筋刺激信号を表す神経状態変数 v_m のベクトル $[8 \times 1]$ である。

このように u もしくは v の関数として表現されるポテンシャル場は, 値が大きい領域ほど構造的に行にくい領域であることを表す。よって身体構造的に行い易い方向は, ポテンシャルを最も急に減少させる方向, すなわち負の勾配として表すことができる。

$$\begin{aligned} -\frac{\partial(P^L + P^I)}{\partial u} &\propto -(-a(u) + g(u)) = -C(u) \cdot \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \\ -\frac{\partial P^M}{\partial v} &\propto -v = -D(v) \cdot \begin{bmatrix} 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (5)$$

ここで $C(u)$, $D(v)$ はそれぞれ $[3 \times 3]$, $[8 \times 8]$ の対角行列である。このようなベクトル場を脳内に保持でき, 運動生成に利用できれば, 構造に逆らわない自然な運動を生成する上で有効であると思われる。

3.2 ポテンシャルによる運動目的の表象

しかし, このようなベクトル場のみから, 上肢運動のように随意性の高い運動を生成することはできない。例えば, 手を挙げる運動は, 身体リンク構造ポテンシャル, すなわち重力による位置エネルギーを増大させる運動であり, ポテンシャルを減少させるように成し遂げることは不可能である。このため運動生成のためには, その目的(意志)をなんらかの形で脳は表現している必要がある。

本研究では, 手先を現在位置 x から目標位置 x_0 に到達させることを運動の意志とする。そして目標方向への運動に必要な関節角度の変化を想起するポテンシャル P^A が脳内に存在すると仮定し, それらを以下のように表現した。

$$P^A(u) = \{J(u)(u - \hat{q}) - (\hat{x}_0 - \hat{x})\}^2 \quad (6)$$

ここで $\hat{x}_0 - \hat{x}$ は手先の現在位置と目標位置の差の神経系内表現, $\hat{q}$ は感覚器によって感知される現在の関節角度である。 J は関節角度の微小変化に伴う手先位置の変化の関係を示すヤコビ行列 $[2 \times 3]$ を表している。このポテンシャルは, 手先が目標位置に到達するための運動学的制約条件を表している。

一方, 目標とする方向に筋刺激を発生するポテンシャル P^T は以下のように表した。

$$P^T(v) = (-G^T f(v) - N)^2 \quad (7)$$

これは筋が発揮する力の総和が, 動作の発生に必要な関節トルク N $[3 \times 1]$ と一致する制約条件を表している。つまり, 本モデルでは筋への運動指令に前もって運動に必要な関節トルクの情報が脳内で想起され, それに基づいて筋刺激 v は想起されるものとした。 N は, 目標位置への関節角度変化に比例して以下のように決まるものとした。

$$N(u) = W(u - \hat{q}) + C(\hat{q}) \cdot \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

ここで W は正定値の重み係数行列 $[3 \times 3]$ である。右辺第2項は重力と関節特性を補償し, 姿勢を維持するために必要なトルクを表している。このようにトルクを発生すれば, 手先は目標位置に漸近することが理論的に示されている⁶⁾。

これらポテンシャルの値が大きいほど, 制約条件を満たさないことになり, 目的とする運動を達成できない。逆に目的とする運動の方向は, これらポテンシャルの負の勾配方向として表すことができる。

$$\begin{aligned} -\frac{\partial P^A}{\partial u} &= -\left[J + \frac{dJ}{du}(u - \hat{q})\right]^T \{J(u - \hat{q}) - (\hat{x}_0 - \hat{x})\} \\ &\cong -J^T \{J(u - \hat{q}) - (\hat{x}_0 - \hat{x})\} \\ -\frac{\partial P^T}{\partial v} &= [G^T \frac{\partial f(v)}{\partial v}]^T \{-G^T f(v) - N\} \\ &\cong E^T(u) (-E(u)v - N) \quad E(u) = G^T F \end{aligned} \quad (9)$$

ここで J は後述するように離散化して表現するため定数と近似し, 神経系を簡略化した。 F は最大筋張力 $\bar{f}_m$ を対角要素とする行列 $[8 \times 8]$ を表す。筋はその非線形な力学特性により, 実際には $\partial f(v)/\partial v \neq G^T F v$ である。しかしここでは, 神経系は筋の力学特性を無視していると仮定し, 単純化した。なお, 本研究ではモーメントアームは関節角度によらず一定としているが, 実際には関節角度に依存して変化するため, E は u の関数として表記している。

式(9)の $J(u - \hat{q}) - (\hat{x}_0 - \hat{x})$ は運動方向と関節角度変化の誤差, $(-G^T f(v) - N)$ は意図するトルクと筋力の総和の誤差を表している。よって, 目的とする

運動を満たす関節角度，筋刺激を想起するためには，それぞれの誤差が J ， E によって変換されなくてはならない。すなわち，これらのベクトル場も脳内に保持され，運動生成に利用されていることが，身体構造に自然な運動を生成する上で重要であると思われる。

3.3 神経回路モデル

身体動作の構造誘発性の観点から，身体構造に依存する4つのベクトル場， C ， D ， J ， E が脳内に保持されていることが示唆されるが，ここでは神経回路としてこれらがどのように表現されているかを考える。

神経素子は一般に以下の微分方程式で表される。

$$\tau \frac{dU(t)}{dt} = -U(t) + \sum_j W_j X_j(t) + H \quad (10)$$

ここで U は神経の内部状態変数， X_j は入力， W は結合の重み係数， H は閾値である。このように神経内部状態の変化率は，入力される信号の大きさとその結合の重みによって決まる。

同様に u ， v を内部変数とする神経素子が，ポテンシャルを減少させるように振る舞うためには，それぞれのポテンシャルの負の勾配の足し合わせが， u ， v の変化率に等しくなる神経回路を考えれば良い。すなわち u については式(5)と(9)の線形和をとり，以下ようになる。

$$\frac{du}{dt} = -\mu \left[\delta C \cdot \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} + \kappa J^T \{ J \cdot (u - \hat{q}) - (\hat{x}_0 - \hat{x}) \} \right] \quad (11)$$

ここで μ ， δ ， κ は係数である。また， v についても同様に

$$\frac{dv}{dt} = -\mu' [2\xi v - \kappa' E^T (-Ev - N)] \quad (12)$$

となる。 μ' ， ξ ， κ' は係数である。

式(11,12)において C ， J ， E は入力信号の結合の重み係数に対応している。なお筋と運動神経の対応関係 D は一対一の対応であるため本研究では既知であるものとし，これ以降考慮しないものとした。

3.4 神経の配列によるマップの表現

神経回路を構成する C ， J ， E は，運動の生成に必要なベクトル場を表すが，神経系ではこれらを連続写像として表現することが困難であるように思える。本研究では，図2に示すように関節角度空間がニューロンの配列によって表現され，ある関節角度（姿勢）に対応するニューロンが，その位置の C ， J ， E を位相保存的にマッピングしていると仮定した。図2に一例として J の神経配列の模式図を示す。このように各ニューロンは選択的に反応する関節角度 s を有しており，またそれが皮質上の位置ベクトルと対応している。神経配列への入力（この図では $(u - \hat{q})$ ）は，すべてのニューロンに入り，マップの出力はすべてのニューロンの出力の和によって表される。ただし，各ニューロンはもう一つの入力である関節角度情報 u が自分の s と一致するときに選択的に発火するものとし，そのニューロンから空間的に離れるにつれて出力は弱まるものとした。よって u により指定されるベクトル場を想起できる。このような神経配列のモデルを本研究では以下の数式で表現した。

$$\frac{du}{dt} = -\mu \left[\delta \sum \tilde{C}^s g^s(u) \cdot \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} + \kappa \sum \tilde{J}^s g^s(u) \{ \sum \tilde{J}^s \cdot g^s(u) \cdot (u - \hat{q}) - (\hat{x}_0 - \hat{x}) \} \right] \quad (13)$$

$$g^s(u) = \exp\left(-\frac{\|u - s\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (14)$$

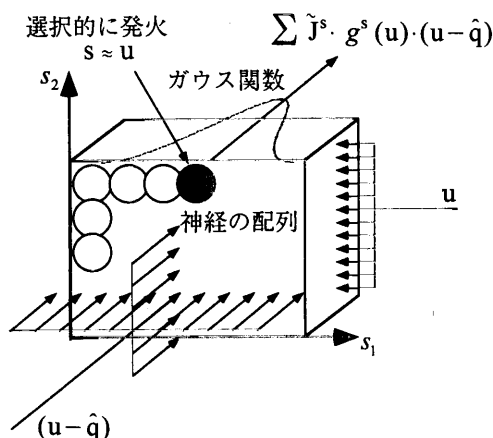


図2 神経配列によるマップの表現

ここで、 $\tilde{C}^s$, $\tilde{J}^s$ は s に対応する神経結合荷重 (ベクトル場), $g^s(u)$ は $\|u-s\|$ が小さいほど 1, 大きいほど 0 に近い値を返すガウス関数, σ はある入力に対して発火する神経領域の大きさに関連する係数である。この式では, 入力 (定常入力 $[1, 1, 1]^T$ または $(u-\hat{q})$) はすべての神経素子に入力され, 出力はすべての神経の総和によって決まる。しかし, ガウス関数によって, 入力 u との一致度が高いもののみ選択的に発火する。ただし, 本研究では計算の簡略化のため, 最も一致度が高いもののみ $g^s(u)=1$, すなわち発火するものとし, それ以外は 0 として計算した。

同様に, $\tilde{E}^s$ は s に対応する神経結合荷重 (ベクトル場) であるとする式 (12) は,

$$\frac{dv}{dt} = -\mu' [2\xi v - \chi' \sum \tilde{E}^s g^s(u) \{ \sum \tilde{E}^s \cdot g^s(u) \cdot v - N \}] \quad (15)$$

となる。

本研究では, 一つの神経が 0.05 [rad] の領域を表現するものとし, 全体で $80 \times 80 \times 40$ の計 256000 個の神経の配列によって $\tilde{C}^s$, $\tilde{J}^s$, $\tilde{E}^s$ をモデル化した。

以上本モデルは, 神経 u , v の 2 層の神経回路として表される。それぞれの神経の出力は再帰的に結合するため巡回型の神経回路となっている。そして神経の配列として脳内に表現されている $\tilde{C}^s$, $\tilde{J}^s$, $\tilde{E}^s$ によって, 現在の手先位置と目標位置の差より関節角度変化 u を, さらに各筋への筋刺激 v を自律的に想起し, 運動を発生する。

4. 脳内マップの自己組織化

4.1 自己組織化アルゴリズム

身体構造を表すマップ $\tilde{C}^s$, $\tilde{J}^s$, $\tilde{E}^s$ は, 運動を行うなかから自己組織的に獲得されなくてはならない。本研究では, 学習前の神経結合荷重, すなわち 28600 個の $\tilde{C}^s$, $\tilde{J}^s$, $\tilde{E}^s$ 各要素の値を乱数によって与えて神経系の初期状態とし, そこから自己組織的にマップを形成するアルゴリズムを, 以下のようにモデル化した⁷⁾。

$$\begin{aligned} \Delta \tilde{J}^s &= \varepsilon^J \cdot \{ \Delta x \otimes \frac{\Delta q}{\|\Delta q\|} - (\tilde{J}^s \otimes \Delta q) \otimes \frac{\Delta q}{\|\Delta q\|} \} \\ \Delta \tilde{E}^s &= -\varepsilon^E \cdot \{ N \otimes \frac{v}{\|v\|} + (\tilde{E}^s \otimes v) \otimes \frac{v}{\|v\|} \} \\ \Delta \tilde{C}^s &= \varepsilon^C \cdot \{ N_{end} \otimes \frac{i^T}{\|i^T\|} - (\tilde{C}^s \otimes i) \otimes \frac{i^T}{\|i^T\|} \} \end{aligned} \quad (16)$$

$$\varepsilon^{J,E,C} = \bar{\varepsilon}^{J,E,C} \cdot \xi(\Phi) \cdot g^s(u, \sigma(\Phi))$$

ここで Φ は学習回数, $\Delta \tilde{J}^s$, $\Delta \tilde{E}^s$, $\Delta \tilde{C}^s$ は神経結合の修正量, $g^s(u, \sigma(\Phi))$ は式 (14) で表されるガウス関数, $\bar{\varepsilon}^J$, $\bar{\varepsilon}^E$, $\bar{\varepsilon}^C$ は神経結合の修正速度にかかわる係数, $\Delta x = (\hat{x}_0 - \hat{x})$, $\Delta q = u - \hat{q}$, N_{end} は手先が目標位置に到達した後など運動が停止している状態における N , $i^T = [1, 1, 1]$ である。また $\otimes$ はクロネッカ積を表し, 例えば以下のように計算される。

$$\Delta x \otimes \Delta q = \begin{pmatrix} \Delta x_1 \cdot \Delta q^T \\ \Delta x_2 \cdot \Delta q^T \end{pmatrix} \quad (17)$$

このようにマップの結合荷重は, その入力 (最初の式の場合, Δq) と出力 ($\tilde{J}^s \otimes \Delta q$) の積に比例して修正される。これは神経結合荷重が信号を送るニューロンと受けるニューロンの両方が同時に発火するときに修正されることを表しており, Hebb のシナプス可塑性の学習則⁸⁾に対応する部分を有している。

このルールによって, マップを形成する神経配列の結合荷重は, すべて同じように修正される。しかし, ガウス関数によりマップへの入力 u と神経の皮質上の位置 s が一致する領域では修正量を大きくし, 学習が選択的に進むようにした。これは近傍のニューロンに側抑制結合を持つ競合ネットワークの特性を模擬しているが, これにより空間的に近い, 同じような神経結合荷重を持つ神経の学習が効率的に進むことになる。

学習が行われる領域と修正量の大きさを, 学習が進むにつれて変化させるために, $\sigma(\Phi)$, $\xi(\Phi)$ を以下の関数で表した。

$$\begin{aligned} \sigma(\Phi) &= 0.5 \cdot (1/10)^{\Phi/1000} \\ \xi(\Phi) &= (1/10)^{\Phi/1000} \end{aligned} \quad (18)$$

これは学習が進むにつれて, 結合荷重の修正が行われる領域と量が共に減少していき, 学習が 1000 回に到達した時点で初期修正量と比較して $1/10$ になることを意味している。このように, 生理学的知見と対

応がつく局所的な学習ルールによってマップの学習を試みた。

ところで式(16)の右辺は、

$$\begin{aligned}\Delta \tilde{J}^s &\propto -\frac{\partial}{\partial \tilde{J}^{s*}} (\Delta x - \tilde{J}^{s*} \Delta q)^2 \\ \Delta \tilde{E}^s &\propto -\frac{\partial}{\partial \tilde{E}^{s*}} (N + (\tilde{E}^{s*} v))^2 \\ \Delta \tilde{C}^s &\propto -\frac{\partial}{\partial \tilde{C}^{s*}} (N_{end} - \tilde{C}^{s*} i)^2\end{aligned}\quad (19)$$

と書き表すことができる。すなわち、マップの修正量は、マップの誤差の自乗和を減少させる方向に比例している。そのためマップは自己組織的に形成されるようになる。

4.2 計算方法

本モデルにおいて運動の目標 $\hat{x}_0$ をランダムに与え続けられ、神経素子の発火関係に基づいて身体マップが自己組織的に形成され、自然と合理的な運動を発生するようになることが期待される。しかし、マップ（結合荷重）の初期値が空間的に不連続であるため、ある方向に運動を想起した次の瞬間には全く逆の運動を想起する結果となり、運動を生成することはできなかった。このことは、マップが意志に基づく運動生成の過程で獲得されるものではないことを示唆している。

一方、乳児は刺激がなくても衝動的な運動を生じたり、ある刺激に対して反射的に運動を発生するなど、初期の発達段階において中枢の意図によらない運動を発生する⁹⁾。ここではそのようなランダムに生成される自発運動の中からマップが自己組織的に形成されるものとし、運動指令を以下のような正弦波で表した。

$$v_m = R_{m1} \sin(2\pi t / R_{m2} + R_{m3}) + R_{m4} \quad (20)$$

ここで R_{m1-4} は適切な範囲の値をとる乱数であり、学習ステップ毎に変化する。そしてこの結果生成される運動の感覚 $\dot{q}$, $\dot{x}$, T , T_{end} ($\dot{x} < 0.2$ のときの T) が感覚器を介してマップに伝わり、式(16)の Δq , Δx , N , N_{end} の代わりにマップの修正に関与するものとした。正弦波運動指令は一回 3 [sec] とし、その間 0.05 [sec] おきに 60 回マップの修正を行い、そ

れを一学習ステップとした。

微分方程式は、時間刻み 5 [msec] でルンゲクッタ法により、PC-AT 互換機 (Pentium III 800 MHz, OS Linux) を用いて計算した。

4.3 マップの自己組織的発達

図 3 は $\Phi = 0$ と $\Phi = 500$ のときのマップの結合荷重の一部を図示し、上肢筋骨格モデルから算出される理論値と比較したものである。図 3 A は $\tilde{J}^s$ の一部の要素 (j_{11}^s, j_{12}^s)、B は $\tilde{C}^s$ の (c_{11}^s, c_{12}^s)、C は $\tilde{E}^s$ の (e_{12}^s, e_{22}^s) を筋の最大筋力で正規化したもの、を各位置で示している。 $\tilde{J}^s$, $\tilde{C}^s$, $\tilde{E}^s$ はそれぞれ関節角度空間に対応する神経の 3 次元配列であるが、ここでは $s_3 = 0$ のところを抽出して 2 次元表示した。

ランダムな状態であった神経の結合荷重は、肘が過伸展する $s_2 < 0$ 領域など構造的に行いにくい場所、すなわち感覚入力がない範囲では学習が進まないのに対して、運動を行い易い領域では選択的に学習が進み、理論的に算出される値にほぼ近づいていることがわかる。

4.4 運動生成結果

図 4 はマップの形成過程における運動生成結果の比較を示している。ここでは $\Phi = 0$ (A), 10 (B), 50 (C), 500 (D) のときの挙手動作の生成結果を 0.1 sec ごとのスティックピクチャで示し、グラフはそのときの筋刺激信号を示している。本モデルでは目標手先位置 $\hat{x}_0$ に基づいて神経 u , v が構造的に行い易く、かつ運動の目的を満たすように自律的に振る舞い、筋刺激を発生するが、その振る舞いを規定する式(13), (15)の係数は既報⁹⁾と同じとした。

$\Phi = 0$ のときは前述のようにマップが不連続のため運動を生成できていないが、 $\Phi = 10$ である程度の運動生成が可能となり、最終的に筋を合理的に使い分け、滑らかな運動が自発的に生成可能となっていることがわかる。

本モデルの力学構造を調べるために、図 4 D の運動時に 0.2 [sec] の外乱モーメント (肩関節伸展方向に 10 [Nm]) を与えた。そのときの動作生成結果

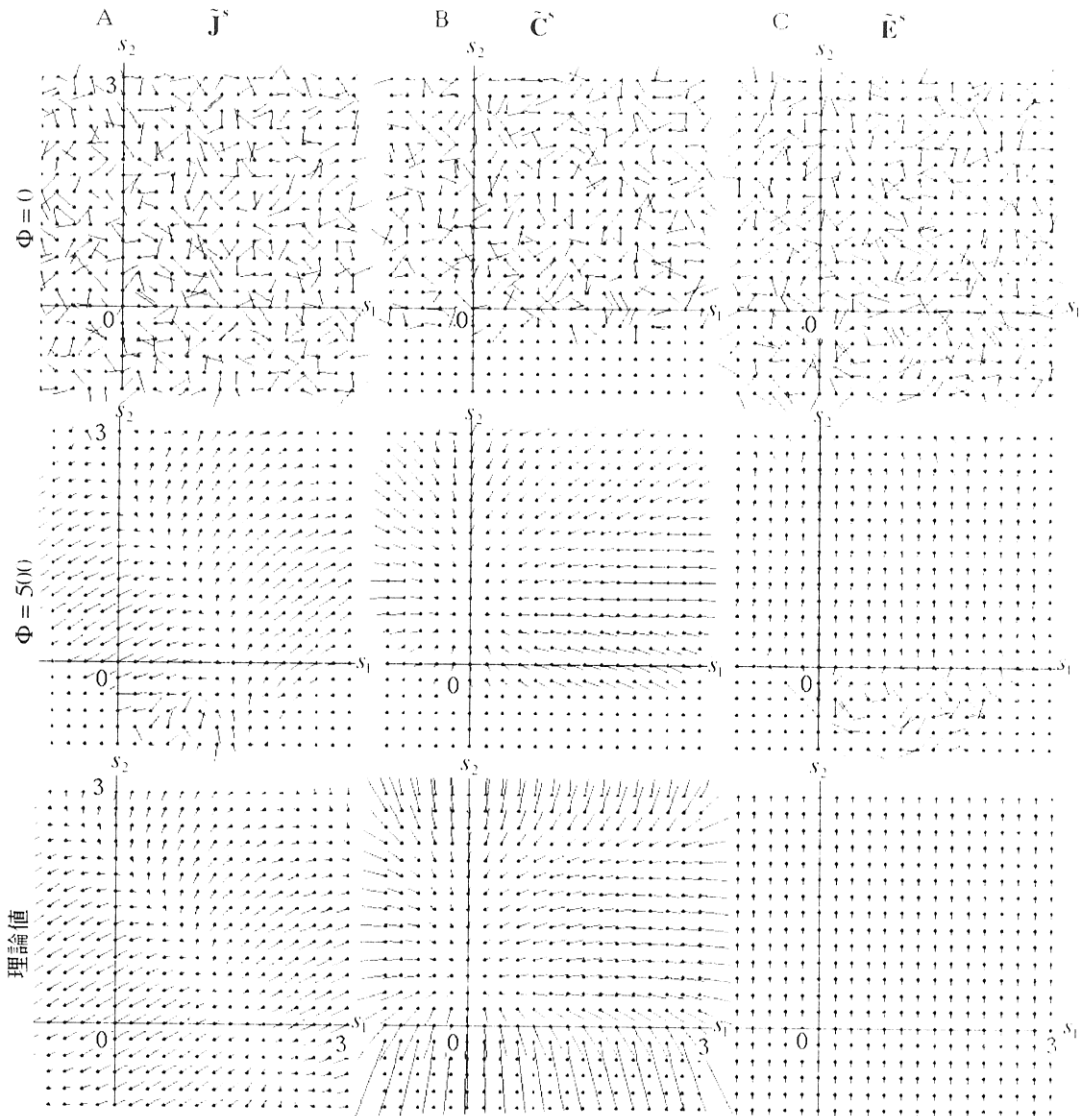


図 3 自発的運動によるマップの自己組織化過程

を図 4 E に示す。このように本モデルは、外乱に対して大胸筋(筋 a)の出力を自然に大きくするなど自律的に適応し、目的とする運動を生成し続けることができていくことがわかる。これは、本モデルが神経筋骨格系全体の相互作用によって目標手先到達位置を平衡点とするアトラクタを形成していることを示している。

5. 考 察

5.1 運動のし易さの脳内表現

本研究では、運動生成のためには身体構造に起因する運動の行い易さと、運動の意志が脳内でポテンシャルの勾配として表現されていると仮定し、そのマップに基づいて運動を発生する神経回路モデルを構築した。そして、明示的な最適化を行うことなく、身体の構造的制約に逆らわない自然な運動生成が可

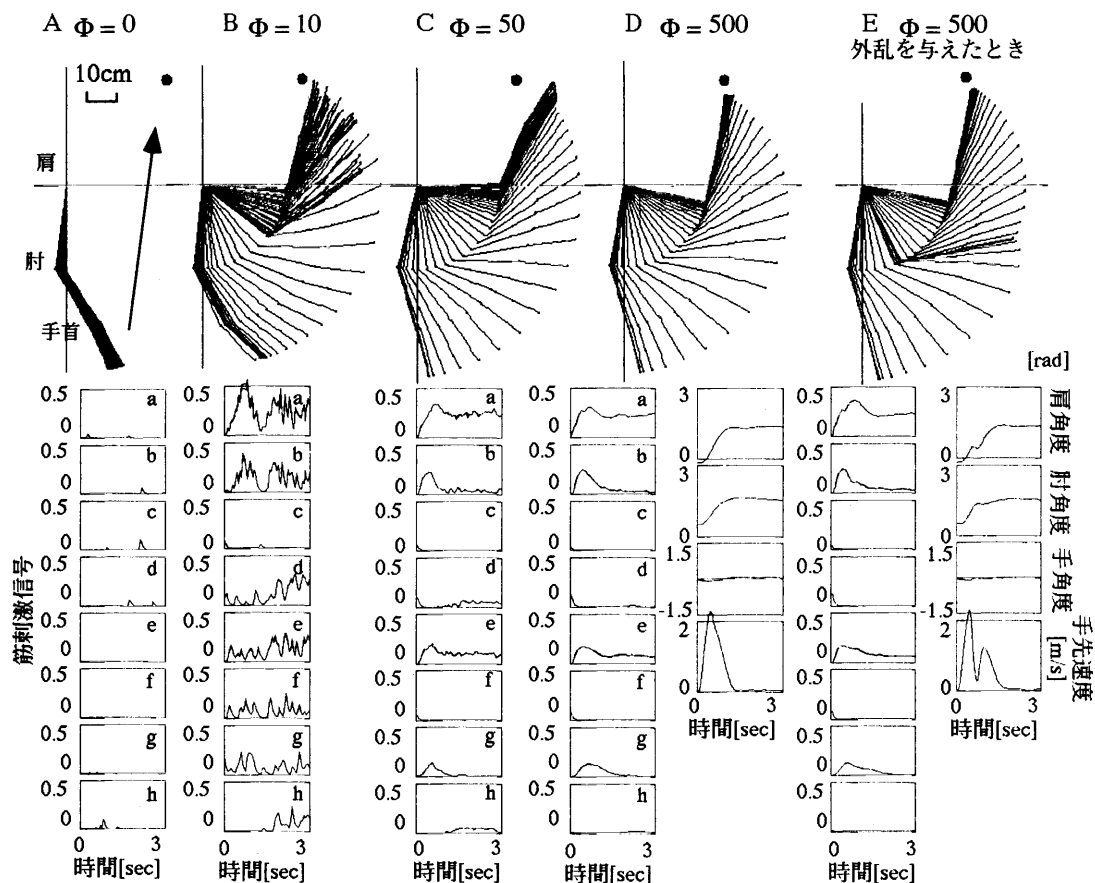


図4 マップの形成過程における運動生成結果の比較

能であることを示した。このことはヒトの脳が、手先の動きと関節角度の動きを対応づける J^s , 筋の刺激と関節トルクの関係を表す E^s , 重力と関節の受動特性に起因する姿勢の保持のし易さを表す C^s といった、身体運動のし易さのイメージを有し、最適軌道を伴わない自然な運動の生成に用いていることを示唆している。運動し易い、すなわち「楽」な方向に誘発される運動は、結果としてエネルギー効率や運動の滑らかさもある程度実現するものになると予想される。神経がそのように自律的に振る舞い運動を発生することは生物学的には合理的であると考えられる。

また本運動発生の仕組みはアフォーダンス理論とも対応する。アフォーダンスとは、環境に存在する事物が脳に対して提供する価値や意味である。本神

経回路モデルは、身体構造からアフォードされる運動のし易さの情報に基づいて運動を誘発していると捉えることもでき、認知科学的視点からも実際のメカニズムとの対応が示唆された。

本研究で仮定した運動マップが存在するという生理学的証拠はいまのところ存在しない。しかし、近年 fMRI などを用いて運動制御に関わる脳の計算プロセスを推定する試みが行われており¹⁰⁾、今後それら手法を利用してこのような運動マップの存在可能性を検証していくことは、大変興味深い問題となろう。

5.2 脳内表現の自己組織化

本研究ではこれらマップが、皮質上の神経配列の結合荷重の中に獲得され则认为、神経回路の生物学的な特徴を考慮してその自己組織化のアルゴリズム

ムを提案した。

本研究において、マップが自己組織的に形成されたのは、マップが表現するポテンシャルの勾配が、ポテンシャル自体を式で表したものと比較して簡単な式になり、本研究で示したように感覚器からの入力によって、直接的に獲得が可能になるからである。また、本モデルで脳内に獲得するのは、J, E, Cといった一意に定まる順運動マップであることも、マップの自己組織可能性を高めている。

一般に、感覚運動マップの獲得には、ヒトの身体構造の冗長性のため、最適化計算を必要とする。しかし本提案の神経回路では、これら自己組織的に定まるマップを利用して、構造に合理的な運動を発生できることを示した。このモデルの神経構造や学習則は、ある程度生物学的知見を反映したものとなっている。実際の神経系にもこのような神経回路の構造や学習則が存在し、自然な動作の生成や獲得に関与している可能性があると考えられる。

6. おわりに

本研究では、身体構造の運動誘発性に着目した運動発生神経回路モデルを構築し、それをを用いて運動発生にかかわる神経系の情報表現の構造とその自己組織化メカニズムの考察を行った。その結果、脳は身体構造を表すマップを保持することによって、明示的な最適化計算なしに構造に逆らわない運動を自

然と生成できること、またそれらマップは自己組織的に獲得可能であることが示唆された。

今後はより複雑なモデルを用いて運動生成を試みると同時に、人間工学や人類学分野への本動作生成手法の応用を検討していく予定である。

謝辞

本研究は文部省科学研究費(学振特別研究員奨励費)の助成を受けて行われた。

参考文献

- 1) Thoroughman, K. A. & Shadmehr, R.: Learning of action through adaptive combination of motor primitives, *Nature*, 407, 742-747, (2000).
- 2) 鈴木良次: 手のなかの脳, 東京大学出版会, (1994).
- 3) Harris, C.M. & Wolpert, D.M.: Signal-dependent noise determines motor planning, *Nature*, 394, 780-784, (1998).
- 4) Churchland, P. S. & Sejnowski, T. J.: *The Computational Brain*, MIT Press, (1992).
- 5) 荻原直道, 山崎信寿: 身体の構造制約に基づく自然な上肢リーチング動作の生成, 日本機械学会論文集(C編), 67(659), 2314-2320, (2001).
- 6) 有本卓: ロボットの力学と制御, 朝倉書店, (1990).
- 7) Ritter, H. J., Martinetz, T. M., & Schulten, K. J.: Topology-conserving maps for learning visuo-motor-coordination, *Neural Networks*, 2, 159-168, (1989).
- 8) 塚田稔: 可塑性神経回路とそのモデル化, In: 甘利俊一, 酒田英夫編: 脳とニューラルネット, 朝倉書店, 268-292, (1994).
- 9) 河合優年: 乳幼児期の視覚運動発達, 風間書房, (1997).
- 10) Imamizu, H., Miyauchi, S., Tamada, T., Sasaki, Y., Takino, R., Putz, B., Yoshioka, T., & Kawato, M.: Human cerebellar activity reflecting an acquired internal model of a new tool, *Nature*, 403, 192-195, (2000).

NEURONAL REPRESENTATION OF BODY MOBILITY FOR GENERATION OF SPONTANEOUS REACHING MOVEMENT

Naomichi OGIHARA* and Nobutoshi YAMAZAKI**

**Department of Zoology, Kyoto University*

***Department of Mechanical Engineering, Keio University*

Human motions seem to be so generated as not to oppose body mobility resistance due to anatomical constraints such as limb kinematics, inertial properties of limbs, range of joint motion, and muscle size and attachment. This implies that the human nervous system (the brain) may somehow represent the anatomical constraints and that neuronal representation of body mobility may be utilized so as to spontaneously generate a natural reaching motion.

In this study, the body mobility due to anatomical constraints was hypothesized to be represented by a series of self-organizing topographic maps, and we attempted to develop a neural network model that can spontaneously generate natural reaching motions based on those maps.

The musculo-skeletal system of the human upper extremity is constructed as three rigid, two-dimensional links in a sagittal plane. A visco-elastic element is attached around each joint to represent passive joint structure. A total of eight muscles are attached around the joints, generating force according to muscle activation signals from the nervous system.

The nervous system is modeled as an artificial neural network that incorporates topographically arranged arrays of neurons (topographic maps), the weights of connections of which represent

negative gradient vectors of potential functions defining the body mobility due to anatomical constraints and task constraints of body motion. Thus the nervous system may autonomously generate muscular activation signals that tend to move the hand to a goal, while yielding to the mobility of the musculo-skeletal system, if the neuronal representation of body mobility is correctly organized.

In this study, a biologically motivated self-organizing mapping algorithm was constructed in order to acquire the maps. As a result of the proposed learning algorithm, the maps are successfully self-organized from a series of random movements of the arm. The motion generated using the maps actually improves as learning proceeds.

The simulation results imply that these neuronal maps representing body mobility due to anatomical constraints are probably obtained in the brain for generation of natural motions, and these maps can be self-organized by a relatively simple algorithm. The existence of these neuronal mechanisms seems to be indispensable for spontaneous motion generation, indicating that the proposed mechanisms may be incorporated in actual human motor control.