

随意運動における運動指令パタンの創発

阪 口 豊*

*電気通信大学大学院 情報システム学研究所
東京都調布市調布ヶ丘 1-5-1

*Graduate School of Information Systems, University of Electro-Communications, 1-5-1, Chofugaoka, Chofu, Tokyo, Japan

*E-mail: sakaguchi@is.uec.ac.jp

キーワード：脳の計算モデル (computational model of brain), 運動計画 (motor planning), ダイナミクス整合 (dynamics matching).

JL 0001/09/4801-0088 ©2009 SICCE

1. はじめに

脳にとって身体は道具である。脳は身体を操ることによって自らの目的を達する。また、職人が修行を通じて道具の使い方を覚えるのと同じように、ヒトや動物も日常生活での経験を通じて身体の動かし方を学び、巧みな動作を獲得していく。実際、近年の脳研究¹⁾は道具が身体の拡張であることを示唆している。

一方、身体の仕組みに目を転じれば、身体の巧みな動作は、脳が数百ある筋1つ1つに指令を送り、それらを収縮させることにより実現されている。筋が収縮力を発する「力生成器」としてだけでなく、指令に応じて機械的性質を変える「機械的インピーダンス調整器」として振舞う²⁾ことを考えれば、職人の巧みな手さばきは、筋骨格系のもつこのような特性を最大限に引き出すことで実現されているといえる。逆にいえば、このような複雑な特性をもった身体を自由に操るには、脳は多数の筋に対しどのような指令を送ればよいかを学習しなければならない。

本解説のテーマである「運動指令パタンの創発」とは、まさに脳がこのような適切な指令パターンを生み出す過程にほかならない。この過程は広い意味で「強化学習」、すなわち、経験を通じてより大きな「報酬」をもたらす運動指令を探索するプロセスであるといえるが、とはいえ、変数の次元が数百を超える複雑な系を相手に「運動指令パタンの創発過程は本質的に強化学習過程とみなせる」と唱えるだけでは何の意味もない。このプロセスを実質的に語るには、まず脳が運動指令パターンをいかにして生成するかを具体的に論じなくてはならない。

しかし、われわれは、運動指令パタンの創発過程を語るのに十分なほど脳の運動表現や運動指令生成の機序をよく理解しているわけではない。そこで、以下では、運動指令パタンの創発過程そのものに焦点をあてるのではなく、その土台となる運動指令生成メカニズムについて過去20年のあいだに計算モデル分野で行われてきた研究の流れを概観しながら、その中で運動指令パタンの創発過程やそれを議論する枠組みについて議論する。

2. 運動指令パターン生成に対する2つのアプローチ

ヒトの運動は、感覚入力に対して自動的に生じる反射運動と、個体が自らの意志に基づいて行う随意運動に大きく分けられる^(注1)。随意運動は個体が自発的に行うものであるから、そのための運動指令は脳が自ら生成しなくてはならない。

このような自発的な運動指令生成メカニズムに関するモデル研究には、大きく分けてトップダウン型とボトムアップ型の2つのアプローチがある。以下ではまずこれらについて説明する。

2.1 トップダウン型のアプローチ

随意運動はなんらかの目的（以下、課題と呼ぶ）を達成するために実行される。課題の多くは他の物体への作用を伴うことから、その内容は外界空間（作業空間）において与えられるのが通常である。たとえば、目標物に手を伸ばす到達運動では、作業空間における目標に手先の位置を一致させることが求められる。到達運動を実行するには、目標と手先の位置ずれが小さくなる方向にフィードバック制御するのが最も簡単であるが、神経系では感覚器から中枢、中枢から筋への情報伝達に10ミリ秒オーダーの時間を要するため、脳が安定してフィードバック制御を行うことは難しい。このために、随意運動は感覚フィードバックに頼らずにフィードフォワード的に運動指令を生成することで実現されていると考えられてきた³⁾。

このようなフィードフォワード制御の枠組みの代表例がHollerbach⁴⁾や川人³⁾によるスキームである(図1(a))。これらのスキームは、脳が実現すべき軌道を作業空間で設計し、それを関節空間（身体空間）における軌道に変換したうえで、その軌道を実現する制御を行うというものである。このように、随意運動の運動指令生成過程を「軌道生成」「座標変換」「制御」などのプロセスに分けて考えるという枠組みは、1980～90年代の計算モデル研究において中心的考え方となった。このように、複雑な問題を部分問題に分解し、部分問題を別々の計算モジュールによって解決する

(注1)ただし、随意運動の多くは反射運動を利用して遂行されることが多く両者の区別は明確ではない。

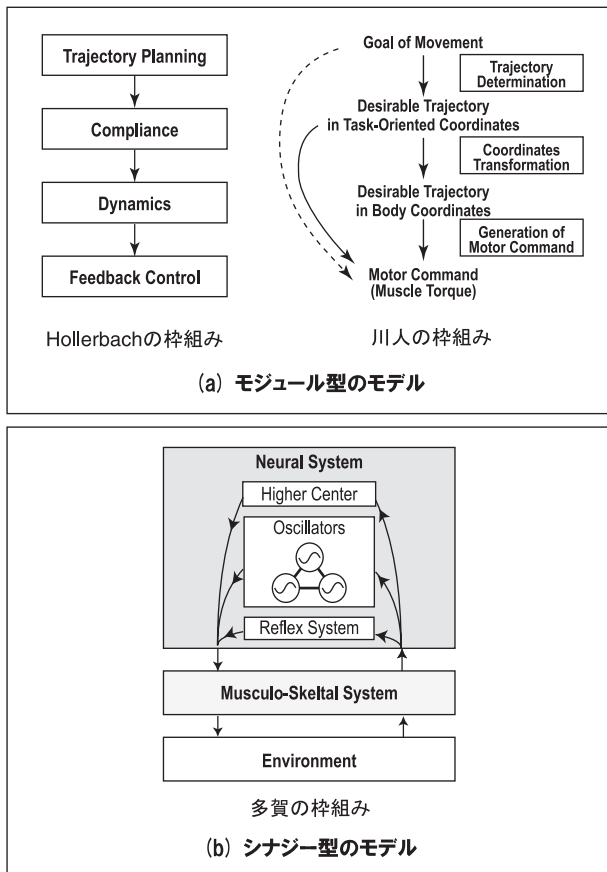


図1 運動指令生成のモジュールモデルとシナジーモデル

という考え方は、Marr⁵⁾が視覚情報処理過程に対して導入した枠組みの影響を受けているのであろう。いずれにせよ、このようなモジュール型スキームの下では、しばらくのあいだ随意運動における運動指令生成問題は「軌道計画」問題として議論されることが多かった。

創発性という観点から見れば、課題の内容に応じてステップバイステップに計算・生成された運動指令は「創発された」とは言い難い。その意味で、目的志向的なトップダウン型のアプローチは創発性の議論とは本来相容れないものといえる。

2.2 ボトムアップ型のアプローチ

トップダウン型アプローチが目的志向的な計算によって運動指令を求めたのと対照的に、身体や環境を含めた脳-身体-環境系全体が有する制約や特性の中でシナジェティックに運動指令を生み出すモデルを考えるアプローチがある^(注2)6)。

このアプローチに基づく有力なモデルに歩行運動のモデルがある⁸⁾。これは、歩行の実現に必要な運動指令パターンは脳幹や脊髄に内包された神経振動子（パターン生成器）の活動から生まれるというもので、除脳ネコの実験（脳幹の上

^(注2)このようなアプローチには、脳は進化の過程でたまたま手に入れたあり合わせの資源を組み合わせることで種々の機能を実現しているという哲学的バックボーンがある⁷⁾。

で神経を切除しても足に一定の刺激を与えると歩行のための筋指令パターンが誘発される)により生体モデルとしての正当性が強く支持されている。このモデルの特徴は、神経振動子の出力がフィードフォワード的に運動指令を決定するのではなく、脚の感覚情報が振動子にフィードバックされることで振動子と身体・環境が1つの力学系を形成し、系全体として運動指令パターンを形成する点にある(図1(b))。すなわち、振動子・身体・環境が作り出す非線形力学系がもつ引き込み現象により、脳中枢が運動指令や制御ルールを明示的に定めなくても安定した歩行パターンがリミットサイクルとして自律的に生成されるのである。このような引き込み現象を利用した運動指令生成メカニズムの有効性は、歩行ロボットや遊泳ロボットの研究により実証されつつある⁹⁾。

このような「身体性」に基づくアプローチ、すなわち身体に内在する特性に基づいて運動指令パターンを自律的に生み出すモデルは、運動指令パターンの創発性を議論する土台として相応しいように見える。ただし、このことは本来目的志向的である随意運動の運動指令生成を議論する上では逆に弱点となる。すなわち、このタイプのモデルでは、単に前進を続ければよい歩行運動と異なり、課題の内容が作業空間で規定されるような運動を実現する運動指令パターンを生成するのは困難である。また、振動子を土台とするモデルには、そのままでは(周期運動ではない)一過性の運動を実現できないという制約もある。

3. 運動指令生成の計算モデルの変遷

本章では、運動指令生成に関わる計算モデルの変遷をたどるため、到達運動を対象とした運動指令パターンの生成法について説明する。前章で述べたように、特定の課題を実行するための運動指令パターン生成過程を議論するにはトップダウン型アプローチの方が都合がよいため、以下ではまずトップダウン型アプローチに基づいて議論を始める。

3.1 最適化規範に基づく運動指令パターンの生成

2.1節で述べたように、(初期の)トップダウン型モデルでは、運動指令の計算に先立って課題を実現する軌道を定める。到達運動の場合は、手先の位置が目標と一致し、手先がそこで静止するような軌道を設計することになるが、ここで注意すべきことは、目標に到達する軌道の可能性が無数にあることである。

しかし、脳はその無数にある軌道の選択肢から任意の1つを選ぶのではなく、常にはほぼ一定の解を選ぶ。このことは、ヒトが描く手先軌道が常に緩く湾曲した直線的な経路とベル型の速度波形を示すことから明らかである¹⁰⁾。このことから、計算モデル研究では「脳はなんらかの基本原理にしたがって軌道を選択している」と考え、その原理を解き明かそうとしてきた。すなわち、「脳は軌道に対してなんらかの評価関数を設定し、その関数が最適値をとるような

軌道を選択している」と考え、その評価関数が何であるかを見いだそうとしたのである。

最適化すべき変数（ここでは軌道）を v と表わしたとき、この評価関数は一般に以下の形式で記述される。

$$E(v) = [\text{課題の達成度を表わすコスト}] \quad (1) \\ + \lambda \cdot [\text{軌道を一意に定める原理を表わすコスト}]$$

この式の第一項は課題の内容を評価関数として表したもので（到達運動では運動終点と目標との距離）、すべての規範に共通する項である。一方、第二項は軌道決定の際に用いる原理を表わす項で、こちらが規範の本質的部分である。この評価関数を最小にする変数 v を求めることは、第一項を最小化する（目的を達成する）無数の解の中で、第二項を最小化する解を探すことに意味する。

このような定式化の下で提案された代表的な最適化規範には、(提案された順に)「躍度最小」¹¹⁾「トルク変化最小」¹²⁾「筋指令変化最小」¹³⁾「終点分散最小」¹⁴⁾がある。これらは順に「手先加速度の時間微分の総和」「関節トルクの時間微分の総和」「筋指令の時間微分の総和」「運動指令依存ノイズ下での終点のばらつき」をコストとして採用している。これらの規範の下で生成される軌道はいずれもヒトの手先軌道の特徴をとらえており、研究者の注目を集めてきた。

ここで注意しなくてはならないのは、これらの規範のあいだで最適化すべき変数 v が異なる（最適化問題を解く空間が違う）ことである。すなわち、躍度最小規範が「作業空間における手先軌道」を変数とするのに対し、トルク変化最小規範では「関節空間におけるトルク」が、筋指令変化最小規範や終点分散最小規範では「筋指令」がそれぞれ変数となっている（図2）。このことは、研究が進むにつれて、初期のモデルが有していたモジュール構造の枠組み、すなわち、作業空間で軌道を設計し座標変換により運動指令を生成するという枠組みが次第にくずれ、筋指令を直接設計する（生成する）考え方に変わってきたことを示している。

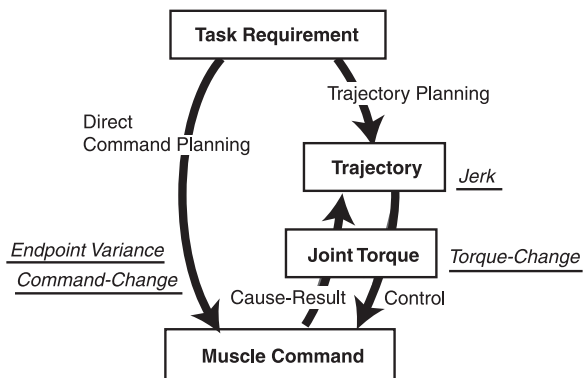


図2 種々の最適化規範と問題を解く空間の違い

3.2 制御系パラメタの設計を介した運動指令パタンの生成

前節で紹介した計算モデルがいずれも、軌道やトルク、筋指令など「身体の動き」に直接関連する変数を設計していたのに対し、運動指令を出力する運動制御系のパラメタを設計して、間接的に運動指令パターンを指定するモデルが近年提案されている¹⁵⁾。このモデルは、現代制御理論の基本的枠組みの1つである出力フィードバックモデルを信号依存性ノイズの存在を仮定した条件に拡張したもので、図3に示した構造をもつ。すなわち、運動系の順モデルを用いて状態推定を行い状態フィードバックで運動指令を決定する一方（最適サーボ系）、感覚信号に基づいて推定状態を更新する（カルマンフィルタ）。このモデルでは信号依存ノイズがあるため、感覚フィードバックなしでは正しく運動を実行することはできないが、運動指令自体は状態フィードバックによって生成されるため、感覚信号がなくても運動は実行できる。

このモデルにおける設計規範はやはり(1)式の形で表わされるが、ここでは制御系のパラメタ（フィードバックゲインとカルマンゲイン）が変数 v となる。このように、このモデルが設計するのは、運動指令パターンそのものではなく、指令パターンを生成する系のパラメタであり、いわば「運動のセット（運動を遂行するための準備状態）」である。このため、従来の計算モデルでは目標が変わるごとに運動指令を計算し直さなければならなかったのに対し、このモデルでは目標が変わっても同じ計算結果（パラメタ）を使って運動指令を生成できるという特徴がある。見方を変えれば、このモデルにおいてパラメタを求める過程は運動学習として捉えられることになる。

これに加え、このモデルでは、運動指令生成機能が制御のためのフィードバックループの中に組み込まれているため、従来の計算モデルのように「軌道（指令）生成機能」を担うモジュールが独立して存在しないという構造的特徴をもつ。また、他の計算モデルの多くが最適化すべき評価関数とその現象論的妥当性（理論が予測する軌道が現実のヒトの軌道と一致すること）だけを示して運動指令を決定するメカニズムについて言及しないのに対し、このモデル

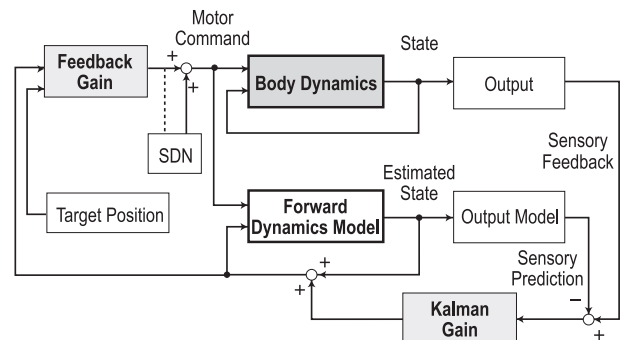


図3 最適フィードバック制御理論に基づくモデル

では脳が運動指令を決定し出力する構造を明示的に示しているため、生理学的な検証にのりやすい点も魅力的である。このことは、従来の計算モデルが生理学者からほとんど参照されなかったのに対し、このモデルについては生理学者自身が解説記事を執筆していることからもうかがえる¹⁶⁾。

ここで、2章で紹介したトップダウン型とボトムアップ型のアプローチの関係を思い出すと、最適フィードバック制御モデルは（身体の順モデルを介して）身体の力学的特性に基づいて運動指令パターンを生成しているという点で、トップダウン型アプローチながらもボトムアップ型アプローチのもつ「身体性」の特徴をとりこんでいるといえる^(注3)。そして、フィードバックゲインやカルマンゲインを、身体（正確にはその内部モデル）や環境から受ける作用の程度であると捉えれば、最適フィードバック制御モデルは、脳が身体や環境との相互作用を動的に操作する度合いを設計しているとみなすことができる。ボトムアップ型モデルと創発性との相性の良さを考えれば、このモデルは目的志向の運動指令の創発過程を扱うのに適した方向に計算モデルが進化したものとみなせるかもしれない。

次章では、身体や環境からのフィードバックやその力学的特性を利用する程度を動的に定める仕組みについてさらに議論を進める。

4. 脳の運動表現と運動指令パタンの創発

4.1 上位中枢によるパターン生成器の制御

随意運動において遂行すべき運動の内容を決定しているのは大脳である。しかし、大脳の神経活動に表象されている運動の内容に関する情報がいかにして最終的な筋指令パターンに変換されるのかはいまだ謎である。たとえば、一次運動野の神経活動が筋収縮力¹⁸⁾や運動方向¹⁹⁾と相関していることが古くから指摘されているが、その脳活動が運動指令パターンに変換される過程は明らかではない。その一方で、一次運動野に強い電気刺激を加えると手を口に運ぶといった意味のある運動が生成されるという報告²⁰⁾もあり、大脳への刺激が運動指令パターンを生み出すトリガとなることを示唆している。

これらのことをふまえ、ここで、神経振動子を中心とする力学系を用いて運動指令パターンを生成するボトムアップ型モデルに目を向けてみる。前述したように、神経振動子を時間パターン生成の母体とするモデルは本来周期運動を生み出すためのものであるが、脳の上位中枢がこの振動子系に介入して、非周期的なパターンを生み出したり周期的パタンの一部だけを利用したりすることは十分に考えられる。新生児が示す運動は周期的であるが、成長するにつれて非周期的な動きが現れてくることを考えれば、周期運動を生

み出す系を土台として非周期的運動のための指令パターンを獲得していると考えerことはあながち暴論ではなからう。

このように考えると、運動指令パタンの創発過程を「脳の上位中枢が下位のパタン生成系を制御する術を獲得する過程」と捉えることも1つの考え方であるといえる。

4.2 脳の情報表現特性に基づく運動指令パタンの生成

脳が脳幹以下を時間波形生成メカニズムとして利用し目的志向的な運動指令パターンを生成しているという仮定の下で、筆者らは近年、大脳における情報表現と下位の波形生成メカニズムを結び付ける1つの試みとして、情報表現規範に基づく運動指令生成モデルを提案している^{21), 22)}。これは、視覚領野における情報表現規範として提案された「スパース表現」²³⁾の原理を運動領野に導入することにより、脳の情報表現と運動指令の生成過程を結びつけようとするものである。

スパース表現とは、多数の基本的特徴量のなかのごく少数のみを組み合わせる対象を表現しようとする原理である。これを脳神経活動に対応させると、1つの対象を表現するのに関与する神経細胞の数を少なく保とうとする（あるいは、同時に活動する細胞の数を少なく抑える）ことに相当する。脳におけるスパース表現を支持する実験事実は多数あり²⁴⁾、脳内でのエネルギー代謝容量の制約から脳活動は必然的にスパースでなければならないという議論もある²⁵⁾。

この原理を運動系に適用するため、筆者らは、脳が多数の基本的な指令パターンを有し、その中のごく一部を組み合わせる運動指令パターンを生成していると仮定した。そして、基本的指令パターンを組み合わせる（正確には荷重和をとる）際の荷重係数が大脳神経活動に対応している、すなわち、脳幹以下のパタン生成器の出力を皮質運動野の神経活動により制御していると考えた^(注4)。その上で、運動指令パターンを生成する際に用いるパタン生成器の数を少なく保つ原理（すなわち、皮質運動野の神経活動をスパースにする原理）に従って荷重係数を求めた。

荷重係数を求める問題は、(1)式において荷重係数（つまり神経活動）を変数 v とし、第2項をスパース性を評価する項とした最適化問題として定式化される。このように、このモデルでは、運動指令パターンを求める問題を皮質神経活動を求める問題として定式化しているため、大脳皮質の神経力学が神経活動をスパースな方向に導く構造を内包していると仮定するならば、このモデルは、運動指令の時間パターンを脳幹以下の神経振動子（を含む力学系）により定め、荷重係数に相当する神経活動を大脳の神経力学により定めるといふ意味で、神経系が有するダイナミクスを二重に利用して運動指令を生み出していることになる。あるいは、このモデルは、「身体性をもたらす制約」⁶⁾に加え

^(注3) 和田ら¹⁷⁾も順モデルと逆モデルを含んだループ構造の計算によりトルク指令を求めるアーキテクチャを提唱しているが、そこではトルク計算が制御と独立に議論されている。

^(注4) 現段階では、このモデルは振動子の出力を組み合わせるレベルに留まり、身体や環境を含めた力学系の性質を動的に制御するレベルには達していない。

て、多数の細胞が同時に活動できないという「神経系に内在する制約」を利用して、運動指令パターンを生成していると考えられる。

ただし、皮質運動野においてスパース表現が成立していることや皮質運動野の神経活動が脳幹以下のパターン生成器を直接駆動していることを支持する実験的知見はなく、現状ではこのモデルが生理学者の支持を得ることは難しそうである。

5. 実時間性と運動指令パターンの創発

以上では、運動指令パターンを生成する方法や構造について議論してきたが、最後に、運動指令生成に要する時間について議論する。

ヒトの動作が環境の中で意味をもつためには、運動指令の決定に要する時間が身体・環境のもつ物理的な時定数と同程度であることが重要である。ヒトの運動が十ないし百ミリ秒オーダーの時間スケールで実行されることは、身体の機械ダイナミクスの時定数とその程度であることによるが、脳もまたこれと同程度の時間スケールで運動指令を決定しなければ「道具」である身体を使いこなすことはできない。このような「脳と身体・環境のダイナミクス整合」²⁶⁾を考慮すれば、脳が運動指令決定に費やせる時間は限られている。実際、目標を目で捉えてから到達運動が始まるまでの時間は通常2-300ミリ秒程度であるが、視覚系や筋収縮ダイナミクスの時間遅れを考慮すると、脳が運動指令決定に費やしている時間は高々100ミリ秒程度にすぎない。

実世界で動作する機械を設計するロボット研究者にとって運動指令の計算を実時間で終えることは当然であるのに対し、数値シミュレーションでの検証が中心の脳モデル研究者は、運動指令を実時間で生成する仕組みについてあまり注意を払ってこなかった。他方で、ロボットでは仕様に適合した計算資源を投入するため、脳が受けるような計算資源の制約に気を遣うことは少なかった。このようなことから「神経系がもつ制約の下で実時間で運動指令を生成するメカニズム」はほとんど議論されていない。

限られた資源の下で計算を短時間で終えるには系が負う情報処理の負荷を下げるのが重要である。そのための1つのポイントは「制約の利用」、すなわち、系のもつ性質や制約を利用して計算を簡略化することである。運動指令パターン生成に係わる制約としては、具体的には、身体・環境のもつ機械ダイナミクスや脳の神経情報処理ダイナミクスが考えられる。たとえば、筋骨格系が十ミリ秒オーダーの時定数で動作しているのであれば、筋指令をそれ以上高い時間解像度で指定する意味は小さいので（実際、運動指令パターンを階段関数で記述したとき階段の刻みを数十ミリ秒まで粗くしても運動軌道には軽微な影響しか生じない²⁷⁾）、脳はそのことを利用して運動指令パターンを表現・生成すればよい。つまり、脳は、身体の機械ダイナミクスの時定数に

あわせて、運動指令の情報表現や情報処理の時間的粒度を下げてよいことになる。ここで、脳内の情報処理過程を反映している脳波が数~数十Hzの周波数成分から構成されていることは、神経系の情報処理ダイナミクスと身体の機械的ダイナミクスの時間的オーダーが一致していることを示唆しており、ダイナミクス整合の観点から見て興味深い。

運動指令決定の実時間性に関するもう1つのポイントは、運動指令の決定に要する時間が課題が求める精度や課題に対する習熟度に応じて変化することである。日常的経験からわかるように、同じ内容の運動であってもより高い精度を求められる条件では反応時間が長くなり、また、同じ課題であっても課題に習熟するに従って反応時間が短くなる。このように運動指令が決定されるまでの時間が動的に変化する原因は解明されていないが、この点に関連して、近年筆者は以下のような「繰り返し計算打ち切りモデル」とでも呼ぶべき原理モデルを構想している²⁸⁾。

運動指令を決定する問題は本質的に探索問題であることから、運動指令決定の反応時間は解の探索に要する時間と見なせる。仮に脳が神経力学に基づく繰り返し計算により解の探索を行っていて、神経力学系の時定数が一定であるとすれば、反応時間の増減は力学系における繰り返し計算のステップ数の増減によって決まることになる。そこで、この原理モデルでは、脳は「運動実行のために求められる実時間性」の要請に基づいて運動指令決定までに投入する計算ステップ数を動的に調整しており、これが反応時間を決めると考えた。

この原理モデルを着想した出発点は運動のばらつきと反応時間の関係にある。ヒトは、短時間で反応することを求められると運動のばらつきが大きくなるが、このようなばらつきの増加が繰り返し計算の打ち切りに起因すると考えると反応時間とばらつきの関係はつぎのように整合的に説明できる。繰り返し計算では繰り返し回数が増えるほど解は真の解に向かって収束すると考えられるので、計算ステップ数が増えるほど運動指令の解は安定する。逆に、少ないステップ数で繰り返し計算を打ち切る場合は、(初期解が運動ごとに変動するとすれば)運動を行うたびに最適解から離れた運動指令の解が得られるので、結果的に運動がばらつくことになる。さらに、運動の習熟により解の収束に要する計算ステップ数が減少すると仮定すれば、習熟した運動では同じ時間制約の下でもより最適値に近い解が得られるので、結果的に運動が安定することになる。このように、繰り返し計算打ち切りモデルは反応時間と運動のばらつきの関係を一貫して説明できる。

この原理モデルの具体化やその妥当性の検証は今後の研究を待たねばならないが、いずれにせよ、創発性という観点から見たときのこのモデルのポイントは、実時間性の要請が生成される運動指令パターンを左右する点にある。実時間性の要請が「脳と環境とのダイナミクス整合」に起因す

ることを考えれば、このモデルは、運動指令パターンが脳神経系、身体、環境に内包される物理的、情報处理的制約、あるいはこれらが形成する大きな力学系の中で創発されることを示唆している。

6. むすび

運動指令パタンの創発とは、脳が道具である身体を操るために筋に対して送り出す運動指令を生み出すプロセスである。強化学習において解の探索が環境からの報酬とランダムな要素によって駆動されるように、運動指令パタンの創発においても課題のパフォーマンスなどの評価や神経ノイズがもたらすランダム性が一定の役割を果たすのは間違いない。しかし、これまで述べてきたように、創発性を方向づけるのは、身体・環境がもつダイナミクスや脳神経系の情報処理特性など身体・環境・脳に内包された制約である。したがって、運動指令パタンの創発過程は「無から有が生まれるプロセス」ではなく、むしろ「身体・環境・脳に隠された解を掘り起こすプロセス」として捉えるべきなのかもしれない。

(2008年9月22日受付)

参考文献

- 1) A. Iriki, M. Tanaka and Y. Iwamura: Coding of modified body schema during tool use by macaque postcentral neurones, *Neuroreport*, **7**, 2325/2530 (1996)
- 2) N. Hogan: Adaptive control of mechanical impedance by coactivation of antagonist muscles, *IEEE Trans.*, **AC-29**, 681/690 (1984)
- 3) 川人: 脳の計算理論, 産業図書 (1995)
- 4) J. Hollerbach: Computers, brains and the control of movement, *Trends in Neuroscience*, **5**, 189/192 (1982)
- 5) D. Marr: *Vision*, Freeman (1980)
- 6) 國吉: 知的行動の発生原理, *人工知能学会誌*, **23**, 283/293 (2008)
- 7) R. Brooks: Intelligence without representation, *Artificial Intelligence*, **47**, 139/159 (1991)
- 8) 多賀: 脳と身体の動的デザイン: 運動・知覚の非線形力学と発達, 金子書房 (2002)
- 9) H. Kimura, Y. Fukuoka and A.H. Cohen: Adaptive dynamic walking of a quadruped robot on natural ground based on biological concepts, *International Journal of Robotics Research*, **26**, 475/490 (2007)
- 10) P. Morasso: Spatial control of arm movements, *Exp. Brain Res.*, **42**, 223/227 (1981)
- 11) T. Flash and N. Hogan: The coordination of arm movements: An experimentally confirmed mathematical model, *J. Neurosci.*, **5**, 1688/1703 (1985)
- 12) Y. Uno, M. Kawato and R. Suzuki: Formation and control of optimal trajectory in human multijoint arm movement. Minimum torque-change model, *Biol. Cybern.*, **61**, 89/101 (1989)
- 13) M. Kawato: Trajectory formation in arm movements: minimization principles and procedures, *Advances in motor learning and control*, ed. N. Selaznik, 225/259, Human Kinetics Publishers, Champaign (1996)
- 14) C.M. Harris and D.M. Wolpert: Signal-dependent noise determines motor planning, *Nature*, **394**, 780/784 (1998)
- 15) E. Todorov and M.I. Jordan: Optimal feedback control as a theory of motor coordination, *Nature Neurosci.*, **5**, 1226/1235 (2002)
- 16) S.H. Scott: Optimal feedback control and the neural basis of volitional motor control, *Nature Reviews Neurosci.*, **5**, 532/546 (2004)
- 17) Y. Wada and M. Kawato: A neural network model for arm trajectory formation using forward and inverse dynamics models, *Neural Networks*, **6**, 913/932 (1993)
- 18) E.V. Evarts: Relation of pyramidal tract activity to force exerted during voluntary movement, *J. Neurophysiol.*, **31**, 14/27 (1968)
- 19) A.P. Georgopoulos, J.F. Kalaska, R. Caminiti and J.T. Massey: On the relations between the direction of two-dimensional arm movements and cell discharge in primate motor cortex, *J. Neurosci.*, **2**, 1527/1537 (1982)
- 20) M.S. Graziano, C.S. Taylor and T. Moore: Complex movements evoked by microstimulation of precentral cortex, *Neuron*, **34**, 841/851 (2002)
- 21) 阪口: 運動指令の最適性に関する一考察—タスク最適化とスパース表現—, *信学技報*, NC2005-158 (2006)
- 22) Y. Sakaguchi and S. Ikeda: Motor planning and sparse motor command representation, *Neurocomputing*, **70**, 1748/1752 (2007)
- 23) B.A. Olshausen and D.J. Field: Emergence of simple-cell receptive field properties by learning a sparse code for natural images, *Nature*, **381**, 607/609 (1996)
- 24) B.A. Olshausen and D.J. Field: Sparse coding of sensory inputs, *Curr. Opin. Neurobiol.*, **14**, 481/487 (2004)
- 25) P. Lennie: The cost of cortical computation, *Curr. Biol.*, **13**, 493/497 (2003)
- 26) 尾川, 阪口, 並木, 石川: 感覚運動統合システムにおけるダイナミクス整合の適応的獲得, *電子情報通信学会論文誌*, **J87-D-II**, 1505/1515 (2004)
- 27) 阪口, 和田: 低い時間解像度の運動指令がもたらす手先軌道の性質: 運動指令表現の単純化仮説, *電子情報通信学会論文誌*, **J91-D**, 2368/2381 (2008)
- 28) Y. Sakaguchi: A system model for real-time sensorimotor processing in brain, *Proceedings of ICONIP 2007, Part I*, LNCS 4984, 1120/1129 (2008)

[著者紹介]

さか ぐち ゆたか
阪 口 豊 君



1963年生。86年東京大学工学部計数工学科卒業。88年同大大学院工学系研究科修士課程修了。同年同大工学部計数工学科助手。94年同講師。94年電気通信大学大学院情報システム学研究科助教授。2007年同准教授。現在に至る。脳メカニズムの工学的研究。特に、感覚、知覚、運動制御メカニズムに関する行動実験および計算モデルの研究に従事。電子情報通信学会、日本神経科学会、日本神経回路学会、米国神経科学会、IEEEなどの会員。