

小脳の内部モデルと運動学習

かわ と みつ お*
川 人 光 男

1. 運動制御には内部モデルが必要である

1.1 ダイナミックな運動規範と内部モデル

われわれがのどの渴きをいやすために、いともたやすくコップまで手を伸ばすときにも実は脳神経系は困難な計算問題を短時間で解いている。随意運動制御の計算理論によれば¹⁾ このとき少なくとも軌道計画の問題、座標変換の問題、制御の問題が解かれていなければならない。しかもこの3つの問題がすべて解が一意に定まらないという意味で不良設定問題となっている。軌道決定の問題では、たとえば2点間の到達運動では、運動時間と始点と終点の位置が与えられても、それを達成する軌道は無数に存在する。ヒトの腕のように作業座標の自由度より身体座標の自由度が大きい、キネマティクスに冗長性をもつ制御対象に対しては、たとえば手先の位置からすべての関節角度を決定する逆キネマティクスの座標変換は解が無数にあって一意に解けない。動物の筋骨格系のように身体座標の自由度よりアクチュエータの数が多い、ダイナミクスに冗長性をもつ制御対象に対しては、たとえば1つの関節角軌道とトルクを決めてやっても、主動筋群、拮抗筋群の張力の組合せは無限に存在するので、やはり解が一意に決まらない。脳神経系がこのような不良設定性を解消できるのは、トルク変化最小²⁾、筋張力変化最小、運動司令変化最小などのダイナミックな最適原理を用いているからである³⁾。運動計画と制御に許される短い時間の間にこのような最適化計算を行うためには、制御対象と外界の相互作用系の座標変換やダイナミクスの順方向のモデルと逆方向のモデルの両者が必要となる^{1), 3)}。

1.2 仮想軌道制御仮説と内部モデル

運動制御の問題だけを取り上げて、脳神経系が制

御対象の内部モデルを学習で獲得して常に使用していなければならないことがわかる。体の前の2点間の運動をヒトに行わせると、腕の自由度は7から13、運動に関わる筋肉の数は30もあるのに、実現された手の経路はほぼ直線的になり、接線方向の速度波形は1つだけピークをもつほぼ対称のベル形となり、加速度波形は前半の加速と後半の減速がほぼ折り返し対称となるような一定不変の特徴をもつ⁴⁾。このような滑らかで速い(250ミリ秒から800ミリ秒程度で20cmから50cmまで移動)運動は、フィードバック制御だけでは説明できない。なぜならフィードバックの遅れは大きく(体性感覚で30~50ミリ秒、視覚で100ミリ秒以上)、ゲインは小さいからである。

ヒト腕の前向き運動制御を説明する計算モデルには(1)筋骨格系の粘弾性特性を利用して逆ダイナミクスの計算が脳内では必要ではないと主張する平衡位置制御仮説あるいは仮想軌道制御仮説⁵⁾と、(2)運動学習によって脳神経系は制御対象の内部モデルを獲得し、それを用いて前向き制御を行う⁶⁾という仮説が対立してきた。第1の立場では腕の関節角度を θ 、手先軌道を x 、関節に加わるトルクを τ 、筋骨格のばね的な性質と下位の反射弓によって実現される手先の剛性行列を S で表わすと、次式のように制御が行われると考える。

$$R(\theta)\ddot{\theta} + B(\theta, \dot{\theta})\dot{\theta} = \tau = J^T S(x_v - x) \quad (1)$$

$$x = L(\theta) \quad (2)$$

ただし L は θ から x を決める順キネマティクス方程式、 J はそのヤコビアンである。 x_v は主動筋・拮抗筋の活動度を制御することによって達成される手先の平衡位置であり、これを時間の関数として仮想軌道と呼ぶ。 x_v として簡単な直線軌道を仮定しても実際のヒト軌道がよく再現できるという報告があり⁷⁾(1)式左辺の複雑な逆ダイナミクス計算をしなくても前向き制御ができるということ、脳が複雑な計算をしなくてすむとか、神経系が逆ダイナミクスのような複雑な計算はできないだろうということ、で学界の主流となっ

* (株) ATR 人間情報通信研究所
京都府相楽郡精華町光台 2-2

キーワード: 小脳(cerebellum), 内部モデル(internal model), 運動学習(motor learning), フィードバック誤差学習(feedback-error-learning).

ている (たとえば腕の運動制御計算モデルの特集号⁸⁾を参照)。しかしここ数年この仮説に疑問が出され始めた。まず最近の人工的神経回路モデルの研究で前向き結合だけをもつ簡単な多層神経回路モデル内に逆モデルが⁹⁾、巡回結合神経回路モデル内に順モデルが学習で獲得できることが示されて⁹⁾、第2の理由は根拠のないことがわかった。ただし逆モデルとは θ から τ つまり(1)式の左辺から右辺を求めるもので、順モデルとは τ から θ つまり右辺から左辺を求めるものである。

さらに最近筆者の研究室を含めて、運動中のダイナミックな腕スティフネスを計測すると姿勢制御中と同程度か、かえって低いことがわかり^{10), 11)}、それに基づいたシミュレーションなどで、必要なトルクを生成するためには仮想軌道が曲がりくねった複雑な形にならなければいけないことがわかって^{12), 13)}、そのような仮想軌道を計算することは逆ダイナミクス問題を解くのと数学的に等価であり、第1の理由も否定されてしまった。したがって前向き運動制御のためには、脳神経系は制御対象の内部モデルをもっていなければならないことが結論される¹⁴⁾。

2. 内部モデルを獲得する運動学習のスキーム

2.1 順モデルと逆モデル

制御対象と同じ入出力方向をもつ順モデルがあれば、図1Aのように内部フィードバック経路を構成できる。外界を通るフィードバックに不可避な大きな時間遅れを避けれるので、フィードバック制御の性能を改善できる。しかし神経系の伝達処理にも遅れが伴うのでより完全な制御のためには図1Bのように制御対象の入出力方向とまったく逆の入出力方向をもつ逆モデルを前向き制御器として使うのが望ましい。理想的には逆モデルと制御対象の直列接続は恒等写像になるから、実現される軌道は目標軌道に一致するのである。

2.2 逆モデル学習の困難さ

前向き制御に有効な逆モデルは遺伝的に与えられているとは考えられない。たとえばヒトでは成長にともなって身体の物理的性質は数十倍も変化するから、逆モデルもそれに伴って激しく変化しなければならない。ところが逆モデルの学習による獲得には計算論的な困難が伴うのである。もし図1Cに示したように、目標とする運動パターンから正しい運動司令を計算してくれる教師が存在すれば、逆モデルとなるべき神経回路の出力をその教師信号と比較して誤差を計算し、この誤差によって神経回路内のシナプス荷重を変更す

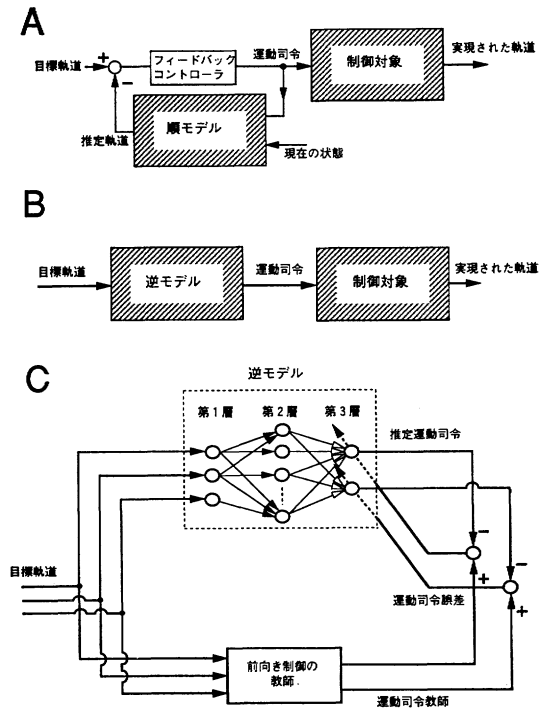


図1 A 順モデルを用いた内部フィードバック制御
B 逆モデルを用いた前向き制御
C 運動司令の教師による逆モデルの学習

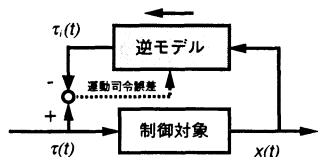
ればよい。それには Widrow-Hoff 則などのよく知られた教師あり学習則で十分で、神経生理学で明らかにされている長期増強 (LTP) や長期減弱 (LTD) などのシナプス可塑性でそれが実現できる。

しかし上記のような教師は生物の運動学習では存在しない。それが脳内にすでに存在しているならそもそも運動学習の必要はないし、外界にも存在しえない。たとえば子供が言葉の発音を学ぶとき、親は調音器官の筋肉に伝えられる神経インパルス列として運動司令を直接見せるわけではない。親が示せるのは音響空間での正しいターゲットや外から見える調音器官の動きである。したがって生徒は、つまり逆モデルを構成しようとする神経回路は、このような運動軌道に関して与えられた教師情報を何らかの方法で運動司令の誤差信号に変換しなければならないのである。

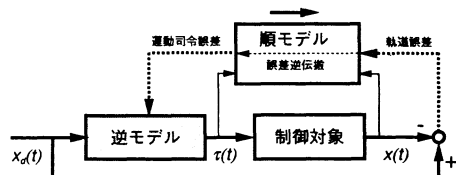
2.3 フィードバック誤差学習

運動学習の計算理論研究では、前節で述べた困難を解決するために図2aの直接逆モデリング、bの順・逆モデリング、cのフィードバック誤差学習などが提案されてきた。aとbについての解説は他にゆずるが^{9), 15)}、aは基本的な特性に問題があり、bは生物学的にもっともらしい方法では実現できないという問題

a. 直接逆モデリング



b. 順逆モデリング



c. フィードバック誤差学習

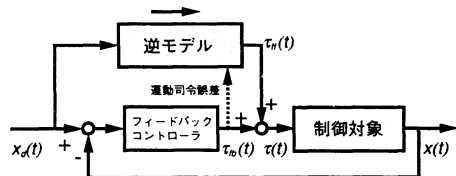


図 2 教師あり運動学習の3スキーム

点があって、生物の逆モデル獲得のスキームとしてはフィードバック誤差学習が最も優れている。

このスキームはフィードバック経路と逆モデルが構成するフィードフォワード経路との2自由度制御系から構成されている。

$$\tau(t) = \tau_{fb}(t) + \tau_{ff}(t) \quad (3)$$

$$\tau_{fb}(t) = K_P(x_d - x) + K_D(\dot{x}_d - \dot{x}) + K_A(\ddot{x}_d - \ddot{x}) \quad (4)$$

$$\tau_{ff}(t) = \psi(w, x_d, \dot{x}_d, \ddot{x}_d) \quad (5)$$

$$aw/dt = \gamma(\partial\psi/\partial w)^T \tau_{fb} \quad (6)$$

$x_d(t)$, $x(t)$ はそれぞれ目標軌道、実現された軌道を表わし、 ψ は逆モデルを具体的に構成する神経回路モデルによって決まる非線形関数で、 w はその中に含まれるパラメータ：シナプス荷重である。この学習則は関数空間の広義ニュートン法とみなせ、その観点から学習の収束、軌道の安定性が議論されている^{14), 16)}。

3. VOR, OKR の適応モデル

逆ダイナミクスモデルが脳内に獲得されているとすれば小脳がその座としては最も可能性が高い。第1に逆ダイナミクスモデルの獲得に必要なシナプス可塑性がプルキンエ細胞の平行線維からのシナプス伝達効率の長期減弱としてその存在が生理学的に証明されている¹⁷⁾。第2に小脳が運動の学習や適応また多自由度の巧みな協調に関わることは長らく知られてきた。第3

に逆モデル計算に必要な目標軌道もしくは実現軌道に関わる大量の情報が平行線維入力として与えられる。第4には複雑な制御対象の逆モデルを獲得するために必要な大容量が、 10^{11} 個といわれる顆粒細胞によって与えられているからである。

小脳に逆ダイナミクスモデルが存在するという最も確実な証拠は前庭動眼反射 (VOR) と視機性眼球運動 (OKR) の適応の座である小脳片葉で得られている。VOR は頭部の回転を三半器官で検出して、その動きと逆方向に眼球を回転させて網膜上の像のぶれを抑える前向き制御である。OKR は像のぶれを網膜上の動きとして検出して、フィードバック制御で眼球を回転させて像のぶれを抑える運動である。

3.1 VOR・OKR の神経回路

図3Aにウサギの左眼のVOR・OKRに関わる神経回路を描いた。三半器官から前庭核を通して外眼筋の運動ニューロンにつながるのがVORの直接経路である。網膜から視蓋前域、橋被蓋網様核、前庭核を通して運動ニューロンにつながるのがOKRの直接経路である。これに対して三半器官から小脳片葉を通して前庭核に戻るのがVORの側路でここに適応性がある¹⁷⁾。片葉には第2の種類のシナプス入力として、網膜の像のぶれの情報が網膜から視蓋前域、下オリブ核を介して登上線維入力として与えられる。簡単のため1個のプルキンエ細胞の出力 y は n 本の平行線維入力 z_i のシナプス荷重 w_i に重みづけられた線形和とする。

$$y = \sum_n w_i z_i \quad (7)$$

プルキンエ細胞のLTD, LTPはつぎのように定式化できる。

$$dw_i/dt = -\varepsilon z_i (C - C_{spont}) \quad (8)$$

ここで ε は小さな正数でLTDの時定数が1時間程度となるような値をとる。 C はプルキンエ細胞1つにちょうど1本対応する登上線維の発火頻度で、 C_{spont} はその自発発火頻度 (1パルス/秒程度) である。(8)式は、平行線維と登上線維が同時に興奮すると荷重が減少し (LTD)、登上線維が発火していないとき平行線維が発火すると荷重が増加する (LTP) という実験結果の両方を予測したものである¹⁸⁾。

さて(3)から(6)式と(7)から(8)式を比較すればわかるように、もし登上線維の発火頻度の自発放電からの差 $C - C_{spont}$ がフィードバック制御器の運動司令に対応しているならば、LTDとLTPがフィードバック誤差学習を実現していることになる。ただし(8)式の負の符号は、プルキンエ細胞の作用が抑制性であるということから相殺される。

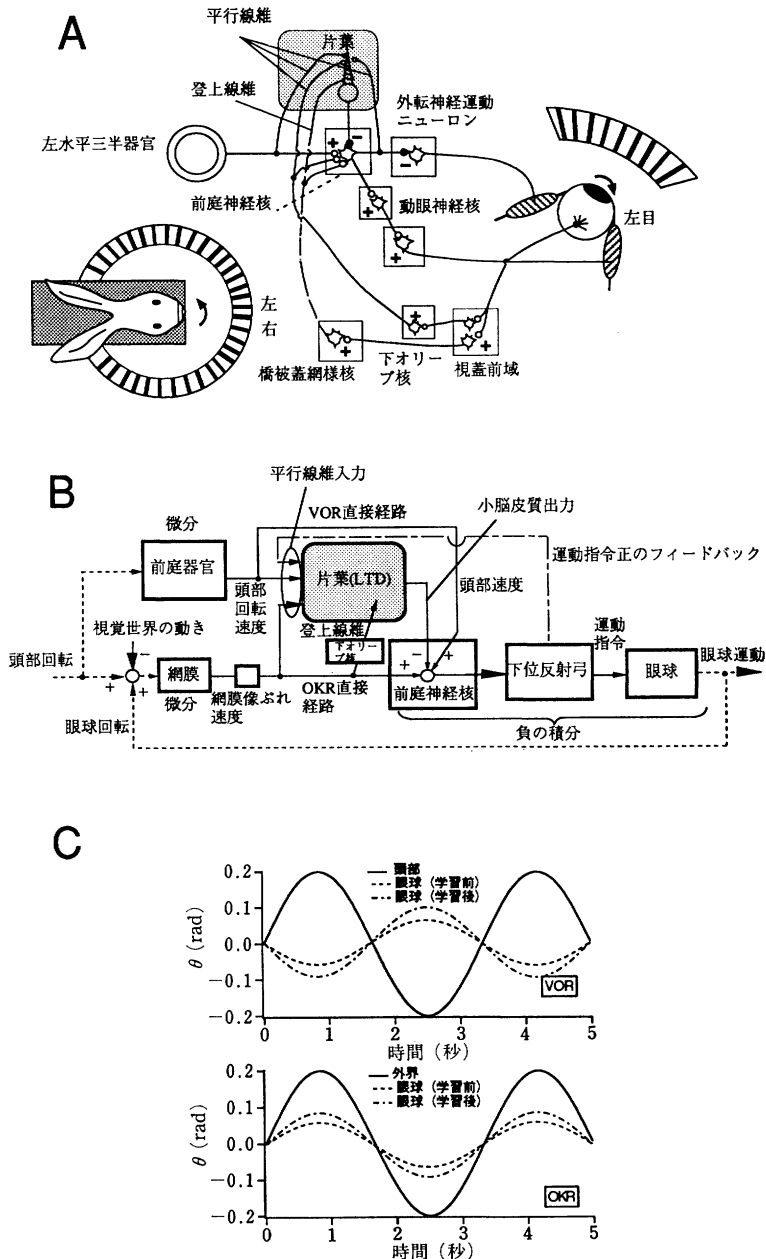


図3 A VOR・OKR 適応の神経回路
B ブロック図
C シミュレーション結果

3.2 VOR・OKR 適応のブロック図

図3 Aの神経回路をフィードバック誤差学習と対応させてブロック図3 Bに表わした。いくつかの点に注意すれば、このシステムが完全にフィードバック誤差学習として理解できることが明らかになる。まずこの反射のもとになる頭部回転は符号をひっくりかえせば、眼球運動の目標軌道、つまり図2 cでいえば、

$\chi_d(t)$ を与えている。第2に網膜上の像のぶれは、視覚世界が静止しているとすれば、頭部回転と眼球回転の和になっているが、上で述べたことから、これは図2 cでいえば目標軌道と実現軌道の誤差 $\chi_d(t) - \chi(t)$ を与えている。第3に実験的に網膜から送られる視覚情報はある範囲で像のぶれの速度になっていることが知られているから¹⁹⁾、前庭核に伝えられる情報は近似

的には $\dot{x}_d(t) - \dot{x}(t)$ であり, OKR 直接経路は微分型フィードバック制御器とみなせる. 登上線維入力はこのフィードバック制御器の出力をモニタしているのである. 第4に, 眼球の逆ダイナミクスモデルを構成しているのは, 三半器官から直接経路と小脳片葉の二手にわかれ, 前庭核と運動ニューロンまでである. 片葉そのものは, 三半器官で微分, 前庭核から眼球までで負の積分を行っている, 特に微分, 積分のどちらかが主であるとしては特徴づけられない. 正確に言えば, 直列, 並列神経回路が全体として眼球の正しい逆ダイナミクスモデルを提供できるように, その1部を構成しているのである. 第5に, OKR に使われる視覚フィードバック情報は登上線維としてだけでなく, 平行線維入力としても小脳片葉に入ってきて, このシナプス荷重の変化が OKR 適応の素過程となっている. 図2cに示した逆モデルは純粋なフィードフォワード制御にのみ用いられているが, すでに筆者らは²⁰⁾フィードバック誤差学習がフィードバック制御に拡張できることを示していて, ちょうどそれに対応している. ただし理論的には登上線維入力が運動誤差 $x_d(t) - x(t)$ から安定な物理システムの逆で決められる発火パターンとなっていなければならない. これを実験データで検証するのは将来の課題である.

図3Cに VOR・OKR の20分程度の適応シミュレーション結果を示す. シナプス可塑性の速度に対応する(8)式 ε などのパラメータを選べばウサギの実験で知られているようなゲインの変化が再現できる.

霊長類に関しては VOR 適応の座が片葉か脳幹かで長い論争があるが²¹⁾, 図2に示したどの計算理論でも, 適応の座では目標軌道の情報と運動司令の誤差の情報が, 異シナプス可塑性のための性質のことなる2つの入力として与えられなければならない. 片葉仮説はこの条件を完全に満足しているのに対して, 脳幹仮説はそれを支持するデータはない. 少なくとも Lisberger の提唱するようなプルキンエ細胞の出力が適応の教師もしくは誤差信号となることは計算論からしてありえない.

4. 小脳各部位の統一モデル

小脳はその入出力の神経結合を解剖学的に分類して, 大きく4つの部位に分かれる. 前庭小脳(片葉を含む), 小脳虫部, 小脳中間部, 小脳外側部である. この順に個体発生的にも系統発生的にも古い. それぞれの部位はさらに幅 200 μm , 長さ 50 mm 程度の矢状帯域マイクロゾーンに細分化される. ヒトの小脳の表面積は 50 000 mm^2 なので, 約 5 000 のマイクロゾー

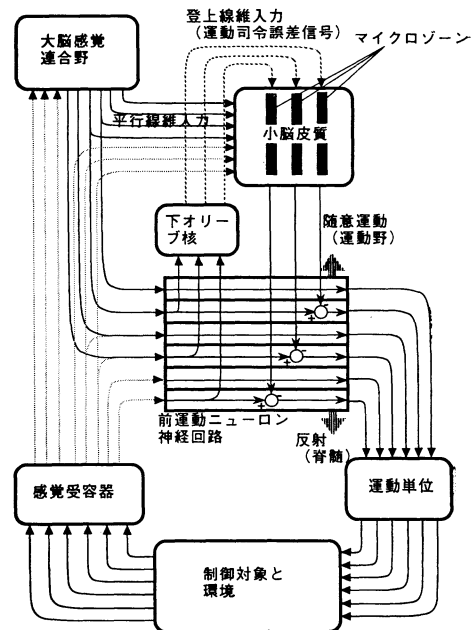


図4 小脳運動学習のマイクロゾーンモデル

ンがあることになる¹⁷⁾. 1つのマイクロゾーンには 3 000 個のプルキンエ細胞と, 10^7 個程度の顆粒細胞があることになる. 図3は水平性の VOR を制御する片葉内の H-zone と呼ばれるマイクロゾーンに関するものであった.

筆者らは, 各マイクロゾーンが, 眼球, 手や足などの特定の制御対象の特定の運動に関する逆モデルを提供しているという考えのもとに, 図4の概念的なモデルを提案した²²⁾. 各マイクロゾーンは, その登上線維入力と出力を介して特定の前運動ニューロン神経回路と1対1に結合されている. 前運動ニューロン神経回路 (PMN) とは, 運動ニューロン (運動単位) の直前に位置し, 基本的な運動の制御に関わる神経回路である. 図2cのフィードバック誤差学習のフィードバック制御器に対応するものである. 最も単純なものは脊髄内の伸張反射弓や図3の OKR 直接経路などである. より複雑なものには, 図4のより上に描いてある運動野を介して随意運動の制御に使われる, トランスコーティカル・ループなどがある. PMN のうち一部が小脳と接続されている.

各マイクロゾーンは制御対象の状態や目標とする運動パターンの情報を平行線維入力として, 感覚受容器からの求心路か, もしくは, 大脳皮質感覚連合野から受け取る. 一方 PMN の前半部の活動度は, 登上線維入力として下オリーブ核を介して, 特定のマイクロゾーンに送られる. そのマイクロゾーンの出力は同じ

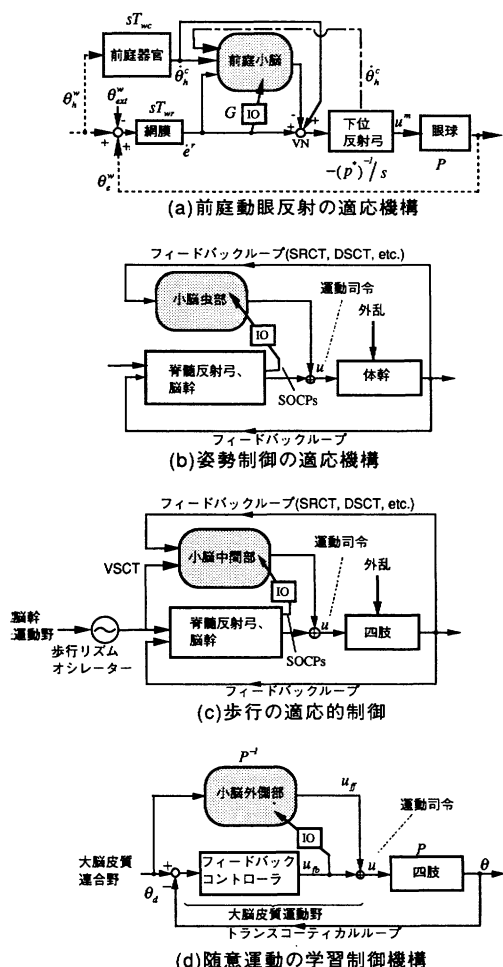


図5 小脳4部位の運動学習ブロック図

PMNの後半部で、前半部の出力と足し合わされ、運動単位に伝えられる最終的な運動命令となる。PMN、下オリーブ核、マイクロゾーンの1対1対応は、図2c、図3Bに示した学習・適応制御系が小脳内に5000個程度あるということの意味する。

PMNの前半部の活動度は運動命令の誤差を表わしている。平行線維と登上線維の2つのシナプス入力の干渉による可塑性で、マイクロゾーン内にPMNが支配している制御対象の逆モデルが獲得されるのである。最初はPMNにだけ頼って遅くてぎこちない運動しかできなかったのが、マイクロゾーン内に逆モデルが獲得されると、それを用いた速くて滑らかな制御が行えるのである。

このようなPMNとマイクロゾーンの2自由度制御系の代表的な例をそれぞれの解剖学的部位ごとに1つずつ図5に示す。(a)は図3と同じである。(b)で

は小脳がフィードバックループの中に組み込まれている。(d)はフィードバック誤差学習の原型になった小脳外側部のモデル⁶⁾で、小脳の入力も出力も大脳皮質につながっている。

5. 小脳運動学習モデルの歴史

小脳の運動学習に関する主要なモデルの歴史をふりかえると、有名なMarr²³⁾やAlbus²⁴⁾のモデルは、平行線維と登上線維の干渉によって平行線維のシナプス伝達効率が変化するというハードウェアレベルの1点においては正しいものの、Marr自身が不満であると述べた計算理論、表現とアルゴリズムについてはほとんどといってもよいほどあやまっている。同時代のItoのモデル²⁵⁾が運動制御の方策や小脳に何が獲得されるか、あるいは登上線維が伝える情報は何かに関して正しい予測をしているのと著しい対比をなす。モデルを計算理論的に発展させて、VORの適応を計算機でシミュレートしたのが藤田のモデル¹⁸⁾で、初めて時間とダイナミクスの観点が正しく導入された。筆者らのモデルはこの流れを受け継ぐものである。

小脳モデル、運動計算理論、3つの重要なポイント(異シナプス可塑性の存在、登上線維が何を符号化しているか、VOR適応)についての実験データを歴史的に振りかえてみる。1970年前後に提案された異シナプス可塑性が生理学的に証明されるまでに10年かかっている。また登上線維は誤差信号を符号化してははずだとか²⁵⁾、長期減弱だけでなく長期増強も存在するはずだ¹⁸⁾といった理論的予測が後に実験的に証明されていることもわかる。

6. 小脳運動学習モデルの検証と今後

小脳皮質プルキンエ細胞は何を表現するののかについて最近興味深い知見が得られた。追従眼球運動中のサルの小脳旁片葉のプルキンエ細胞の発火頻度のアンサンブル平均が同時に計測された眼球運動の加速度、速度、位置から逆ダイナミクス表現で再構成できたのである²⁶⁾。さらなる解析からプルキンエ細胞は必要な運動命令の慣性力と粘性力に対応するダイナミックな成分だけ正しく計算していることがわかった。これは脳内の細胞の発火頻度の複雑な時間変化がダイナミックな運動命令という情報を明快に表現していることを示している。つまり、脳内のニューロンの情報キャリアは何かというきわめて根本的な問題に答えたという意味でも興味深い。さらにプルキンエ細胞の平行線維入力のもとである苔状線維発火や橋核を同様の方法で解析すると、似たような表現は得られるが運動命令と異

なることもわかった。これは小脳皮質に逆ダイナミクスが存在するという筆者らの仮説を間接的に支持している。

以下では今後の実験と理論に残された重要な課題を順に議論する。

6.1 平行線維の符号化と近似能力

Marr や Albus の初期モデルは、小脳をパターン分離のための連想記憶にとらえ、莫大な顆粒細胞による、コドン符号化や拡大符号化、CMAC に代表されるなかばルック・アップ・テーブル式の平行線維符号化を提案することで特徴づけられる。この仮説を支持する生理データは得られていないのに、最近でも RBF (radial basis function) と関連づけられたりして、一般には認められているようである²⁷⁾。しかし旁片葉への苔状線維や橋核の発火パターン逆ダイナミクス解析の係数がプルキンエ細胞と異なり、再構成の精度は低くなくても、基本的には類似の時間経過をもつという実験データは、上記のような平行線維の局所表現モデルとは相反している。筆者は橋核、顆粒細胞、プルキンエ細胞は3層フィードフォワード、コネクショニストモデルとしてよりよくとらえると考え、これが手などのより強い非線形性を必要とする場合にもなりたつかどうかを明らかにするのは今後の実験を待たねばならない。

顆粒細胞の数から連想記憶の容量を議論するのではなく、3000個のプルキンエ細胞と 10^7 個の顆粒細胞でどの程度複雑な逆ダイナミクス非線形変換を近似できるかという関数近似能力を理論的にまた定量的に評価しなければならない。このためには顆粒細胞がどのような変換を行っているかについての実験の手掛かりが必要である。

6.2 登上線維の低発火頻度と時間の遅れ

小脳の神経生理の謎の1つに登上線維の発火頻度の低さ(自発放電1スパイク/秒、最大4スパイク/秒)の適応的意義があげられる。これは登上線維が全か無かの運動結果の失敗を符号化しているためであるとモデルもある²⁸⁾。しかし眼球運動系などの生理学データ¹⁹⁾は登上線維入力も平均をとればその発火頻度が、誤差情報の大きさと符号の両方を表現していることを示している。このような時間的平均は、1時間程度の時定数によって平行線維と登上線維の相関をとれる LTD と LTP によって実現できる。

筆者らの理論では低発火頻度の適応意義はつぎの2つであるとする²⁹⁾。第1に PMN の運動指令は最終的に排除しなければならない質の低いものであるから、プルキンエ細胞の出力に大きな割合を占めては

いけないのである。第2の理由は低発火頻度によって PMN の運動司令を時間的にばかす(低域通過フィルタをかける)のである。PMN の運動司令生成は感覚情報のフィードバックが用いられるので必ず遅れ(数十ミリ秒)をとまなっている。Miall らはこの遅れの問題を特に補償する小脳モデルを提案している⁸⁾。しかしすでに筆者らは³⁰⁾フィードバック誤差学習をラバチュエータ・ソフトアームに応用し成功している。約300ミリ秒もの遅れのあるシステムでもフィードバック制御器のゲインを落とせば学習は安定に進行した。これと等価なことが登上線維の発火頻度を下げると実現できるのである。

平行線維より登上線維の発火が数十ミリ秒程度遅れていても LTD は生じるようである。しかし視覚フィードバックなどでは遅れが100ミリ秒を超える場合もある。LTD・LTP の時間窓、フィードバックの遅れのもとで、どうして周波数成分の高い前向き運動司令が周波数成分の低い誤差信号をもとにして獲得できるのかを数学的に明らかにしなければならない。心理学で知られている、運動結果のフィードバックをある時間以上遅らせると学習できなくなることが、このような枠組みで理解できるのかも興味ある課題である。

6.3 逆モデルのモジュール性

工学では1つの制御対象に対する逆モデルは1つで済むのが普通である。しかし小脳では同じ眼球という制御対象についても、VOR、OKR は片葉、OFR、平滑性追跡眼球運動は旁片葉、サッケードは虫部、外側部などと複数の逆モデルが別々のマイクロゾーン内に用意されるモジュール性がある。運動ごとに制御対象の状態空間の限られた領域だけが使われるのならこれはごく理にかなった設計である。しかしこれらの運動が混在している場合モジュールの統合は線形和かそれとも抑圧(競合)が生じているのだろうか。またそれらをどうやって同時に学習するのだろうか。VOR の視覚抑圧などがこの問題を研究する良いテーマになるだろう。

6.4 順モデルと高次機能

最近の研究によると³¹⁾ヒト小脳外側部は言葉の連想、運動の想像、暗算などの認知的高次機能に積極的に役だっているらしい。現在の理論はこのような高次機能に拡張できるのであろうか。もし小脳に順モデルもあるとすれば、最適の軌道パターンを生成することもできる³⁾。Houk と Barto のモデルは²⁸⁾パターン生成器という観点からは魅力がある。

制御対象がより抽象的な概念や世界のモデルでおき換えられ、それへの操作に順モデルや逆モデルという

考えが拡張できるなら³¹⁾, 筆者らのモデルのエッセンスが適用できる可能性もありうる。

(1994年1月5日受付)

参考文献

- 1) M. Kawato: Optimization and Learning in Neural Networks for Formation and Control of Coordinated Movement, In D. Meyer and S. Kornblum (Eds.), *Attention and Performance XIV*, 821/849, MIT Press (1992)
- 2) Y. Uno, M. Kawato and R. Suzuki: Formation and Control of Optimal Trajectory in Human Multi-joint Arm Movement—Minimum Torque-Change Model, *Biological Cybernetics*, **61**, 89/101 (1989)
- 3) Y. Wada and M. Kawato: A Neural Network Model for Arm Trajectory Formation using Forward and Inverse Dynamics Models, *Neural Networks*, **6**, 919/932 (1993)
- 4) P. Morasso: Spatial Control of Arm Movements, *Experimental Brain Research*, **42**, 223/227 (1981)
- 5) E. Bizzi, N. Accornero, W. Chapple and N. Hogan: Posture Control and Trajectory Formation during Arm Movement, *Journal of Neuroscience*, **4**, 2738/2744 (1984)
- 6) M. Kawato, K. Furukawa and R. Suzuki: A Hierarchical Neural-Network Model for Control and Learning of Voluntary Movement, *Biological Cybernetics*, **57**, 169/185 (1987)
- 7) T. Flash: The Control of Hand Equilibrium Trajectories in Multi-Joint Arm Movements, *Biological Cybernetics*, **57**, 257/274 (1987)
- 8) Modeling the Control of Upper Limb Movement, *Journal of Motor Behavior*, Special Issue, **25-3** (1993)
- 9) M. Kawato: Computational Schemes and Neural Network Models for Formation and Control of Multi-joint Arm Trajectory, In T. Miller, R. S. Sutton and P. J. Werbos (Eds.), *Neural Networks for Control*, 197/228, MIT Press (1990)
- 10) D. J. Bennett, J. M. Hollerbach, Y. Xu and I. W. Hunter: Time-Varying Stiffness of Human Elbow Joint during Cyclic Voluntary Movement, *Experimental Brain Research*, **88**, 433/442 (1992)
- 11) H. Gomi, Y. Koike and M. Kawato: Human Hand Stiffness During Discrete Point-to-Point Multi-Joint Movement, *Proceedings IEEE EMBS*, 1628/1629 (1992)
- 12) M. Katayama and M. Kawato: Virtual Trajectory and Stiffness Ellipse during Multi-Joint Arm Movement Predicted by Neural Inverse Models, *Biological Cybernetics*, **69**, 353/362 (1993)
- 13) Y. Koike and M. Kawato: Virtual Trajectories Predicted from Surface EMG Signal, *Abstract Society for Neuroscience*, 206 (1993)
- 14) M. Kawato, H. Gomi, M. Katayama and Y. Koike: Supervised Learning for Coordinative Motor Control, In E. B. Baum (Ed.), *Computational Learning and Cognition: SIAM Frontier Series*, Society for Industrial and Applied Mathematics, 126/161 (1993)
- 15) 川人: 運動制御とニューラルネット, *電子情報通信学会誌*, **73**, 706/711 (1990)
- 16) M. Kawato: Feedback-Error-Learning Neural Network for Supervised Motor Learning, In R. Eckmiller (Ed.), *Advanced Neural Computers*, 365/372, Elsevier (1990)
- 17) M. Ito: *The Cerebellum and Neural Control*, Raven Press (1984)
- 18) M. Fujita: Adaptive Filter Model of the Cerebellum, *Biological Cybernetics*, **45**, 195/206 (1982)
- 19) J. I. Simpson and K. E. Allley: Visual Climbing Fiber Input to Rabbit Vestibulo-Cerebellum: A Source of Direction-Specific Information, *Brain Research*, **82**, 302/308 (1974)
- 20) H. Gomi and M. Kawato: Neural-Network Control for a Closed-Loop System using Feedback-Error-Learning, *Neural Networks*, **6**, 933/946 (1993)
- 21) M. Ito: Cerebellar Flocculus Hypothesis, *Nature*, **363**, 24/25 (1993)
- 22) M. Kawato and H. Gomi: A Computational Model of Four Regions of the Cerebellum Based on Feedback-Error-Learning, *Biological Cybernetics*, **68**, 95/103 (1992)
- 23) D. Marr: A Theory of Cerebellar Cortex, *Journal of Physiology*, **202**, 437/470 (1969)
- 24) J. S. Albus: A Theory of Cerebellar Functions, *Mathematical Biosciences*, **10**, 25/61 (1971)
- 25) M. Ito: Neurophysiological Aspects of the Cerebellar Motor Control System, *International Journal of Neurology*, **7**, 162/176 (1970)
- 26) M. Shidara, K. Kawano, H. Gomi and M. Kawato: Inverse-Dynamics Encoding of Eye Movement by Purkinje Cells in the Cerebellum, *Nature*, **365**, 50/52 (1993)
- 27) T. Poggio and F. Girosi: Regularization Algorithms for Learning that are Equivalent to Multilayer Networks, *Science*, **274**, 978/982 (1990)
- 28) J. C. Houk and A. G. Barto: Distributed Sensorimotor Learning, In G. E. Stelmach and J. Requin (Eds.), *Tutorial in Motor Behavior II*, 71/100, Elsevier, (1992)
- 29) M. Kawato and H. Gomi: Feedback-Error-Learning Model of Cerebellar Motor Control, In N. Mano (Ed.), *Role of the Cerebellum and Basal Ganglia in Voluntary Movements*, 51/61, Elsevier Science Publishers (1993)
- 30) M. Katayama and M. Kawato: Learning Trajectory and Force Control of an Artificial Muscle Arm by Parallel-Hierarchical Neural Network Model, In R. P. Lippmann, J. E. Moody and D. S. Touretzky (Eds.), *Advances in Neural Information Processing System 3*, 436/442, Morgan Kaufmann (1991)
- 31) H. C. Leiner, A. C. Leiner and R. S. Dow: Cognitive and Language Functions of the Human Cerebellum, *Trends in Neurosciences*, **16-11**, 444/453 (1993)

〔著者紹介〕

川人光男君

昭和28年11月12日生。昭和51年東京大学理学部物理学科卒業, 56年大阪大学基礎工学研究科博士課程修了。同年大阪大学基礎工学部助手, 63年エイ・ティ・アール視聴覚機構研究所主任研究員, 平成4年よりエイ・ティ・アール人間情報通信研究所第3研究室室長, 現在に至る。同年より北海道大学電子科学研究所客員教授を兼任。

