Society of Biomechanisms Japan (SOBIM)

バイオメカニズム学会誌, Vol. 14, No. 1 (1990)

解 説

腕の熟練運動の神経回路モデル

宇 野 洋 二*

1. はじめに

動物の運動能力には，生まれつき備わっているものと，生まれてからの訓練や学習によって獲得されるものとがある．

下等動物の行う簡単なリズム運動では，その運動パタンがほぼ決っており，生体の成長につれてあまり変化しない．これは，運動を制御する神経回路が比較的単純で，遺伝情報によって，ほぼ完全にその構造と働きが決定されてしまうからと考えられる．

これに対して，ヒトをはじめとして高等動物の行う随意運動では，神経回路の"柔らかさ"すなわち可塑性 (plasticity) に基づく学習によってその制御方法が獲得される．すなわち，繰り返しの訓練や過去の経験などによって，その運動能力を向上させるような仕組みが神経回路に備わっている．例えば，随意運動の中でも比較的単純な Reaching 運動 (手先を目標点まで移動させる運動) にしても，生まれつき上手にできるわけではない．

一般に，運動が未熟な内は，目標点と手先の位置の差を眼で確かめつつ，その差がなくなるまで手先を動かしていく．これは，視覚を通して入力される手先の位置に関する情報を利用するフィードバック制御である．ところが，同じような動作を何度も繰り返して，運動に習熟してくると，最初に目標点を確認しておけば，後は眼をつぶっていても大体うまく運動が行える．このことは，目標点が指定されると，そこへ手先を移動させるのに必要な運動指令 (例えば，筋張力の活性化のパターンなど) が前もって計算されることを意味する．つまり，熟練した Reaching 運動では，フィードフォワード制御が必要となる．

それでは，フィードフォワード制御で運動を実行するには，どのような制御機構を必要とし，それはまた，どんな神経回路で実現することができるのであろうか．本稿では，まず第2章で，運動の目標軌道があらかじめ与えられているときにその習熟過程を説明し得る神経機構モデルを紹介する．次に第3章で，生体の熟練運動において，目標軌道そのものがどのようにして決定されるかを考察し，更に，軌道決定と制御のための神経回路モデルを提案する．

2. 逆ダイナミクスの学習と軌道制御

生体の上位中枢において，ある運動軌道が計画されると，それを実現するために必要な運動指令 (各関節に与えられるトルク，或は，筋肉群の筋張力など) を計算しなければならない．ロボティクスにおいては，これは逆ダイナミクスの問題と呼ばれる．

2.1 逆ダイナミクス内部モデル

冒頭で述べたように，一般に運動が未熟な内は，実現される運動は必ずしも目標通りではないから，感覚系を通して結果を運動系にフィードバックし，実際の運動軌道と目標軌道との誤差に応じて運動指令を修正しなければならない．しかし，このような制御はフィードバックに時間がかかったり，信号が十分でないと，ぎこちないものとなる．ところが，訓練を重ね，運動に習熟してくると，フィードバック制御の代わりにフィードフォワード制御が行われるようになり，次第に円滑な軌道制御ができるようになる．このことに関して，既に，伊藤ら[1]は「学習によって，運動系の内部参照モ

平成元年11月16日受付
*東京大学工学部
〒113 東京都文京区本郷 7-3-1
キーワード：運動制御 (motor control) 最適制御 (optimal control) 神経回路 (neural network) 学習過程 (learning process) 熟練運動 (skilled movement) 随意運動 (voluntary movement)

NII-Electronic Library Service

Society of Biomechanisms Japan (SOBIM)

デルが小脳内部に形成され，外部ループの代わりに内部ループを使った制御に移行するため運動が円滑になる」という仮説を提案している．川人ら[2]は，この考えを発展させて，運動の習熟過程を説明できる階層制御モデルを提案した．

川人らのモデルでは，小脳外側部・小細胞性赤核系は，そのシナプスの可塑性にもとづいて，運動系の内部モデルを形成する．この内部モデルは運動パタン（目標軌道）を入力し，運動指令（トルク）を出力するので，情報の流れは制御対象（この場合は腕の筋骨格系）のダイナミクスと逆向きになっている．そこで，ここに形成されるモデルを**逆システム**，或は**逆ダイナミクスの内部モデル**という．一旦このモデルが形成されると，目標軌道から直ちに運動指令が計算できるので，運動の制御はフィードフォワード型になり，迅速な制御が可能になる．

2.2 フィードバック誤差学習

逆システムの内部モデルはどのような学習によって獲得されるか．図1にその仕組みを示す．これは，フィードバック制御と逆システムの内部モデルによる制御を階層的に組み合わせた神経回路になっている．実際に出力される軌道 θ (t) と目標軌道 θ_d (t) の差に基づくネガティブ・フィードバック制御信号 $T_f = K(\theta_d - \theta)$ と，内部モデルからの出力 T_i の和 $T = T_i + T_f$ が制御信号として制御対象に与えられる．逆システムの内部モデルは，より高次の運動中枢から目標運動パタン θ_d を入力として受け取り，T_f を誤差信号としてモニターしながら，その出力 T_i が θ_d を実現するための理想的な制御信号となるように学習を行う．具体的には，内部モデルは，多層の神経回路で構成され，信号 T_f が最小になるように（理想的には0になるように），各層間のニューロンのシナプス結合荷重を適当な学習アルゴリズム（例えば，逆伝播学習則など）を用いて修正する．このように，学習のための誤差信号としてフィードバック信号が用いられるため，川人らは，これを**フィードバック誤差学習**と呼んでいる．

内部モデルが未完成で運動に習熟していないうちは，内部モデルからの出力信号 T_i は小さく，制御対象に与えられる制御信号はほとんどがフィードバック信号 T_f である．しかし，運動を何回も繰り返すうちに，フィードバック信号 T_f は次第に小さくなり，その代わり，フィードフォワード信号 T_i が増大し，ついには，制御対象には T_i だけが働くようになる．このとき，内部モデルに制御対象の逆ダイナミクスが習得されたといえる．瀬戸山ら[3]は，この学習アルゴリズムを産業用マニピュレータ PUMA 260 の軌道制御に応用する実験を行ない，実際に学習が正しく進行することを確かめている．

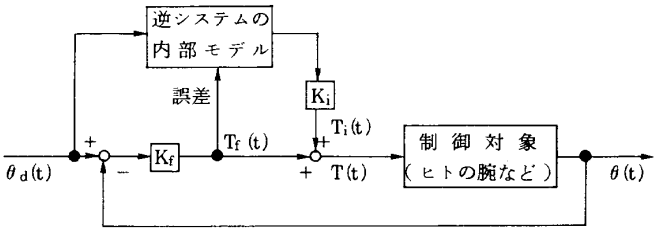


図 1. 逆ダイナミクスの内部モデルの学習過程

3. 運動軌道の決定と軌道生成

前章では，運動の目標軌道があらかじめ与えられたときに，それを実現する制御の問題を取り上げた．本章では，Reaching 運動における目標軌道そのものを決定する問題を扱う．

例えば，ヒトがある物を取ろうとして手を対象物に伸ばす場合，運動の始点から終点に至る軌道は無数に存在し得るが，実際に運動が行われるときには，それらのうちから一つの軌道が選ばれて

NII-Electronic Library Service

Society of Biomechanisms Japan (SOBIM)

いる．ヒトは一体どのような規範に基づいて，運動軌道を決定しているのであろうか．

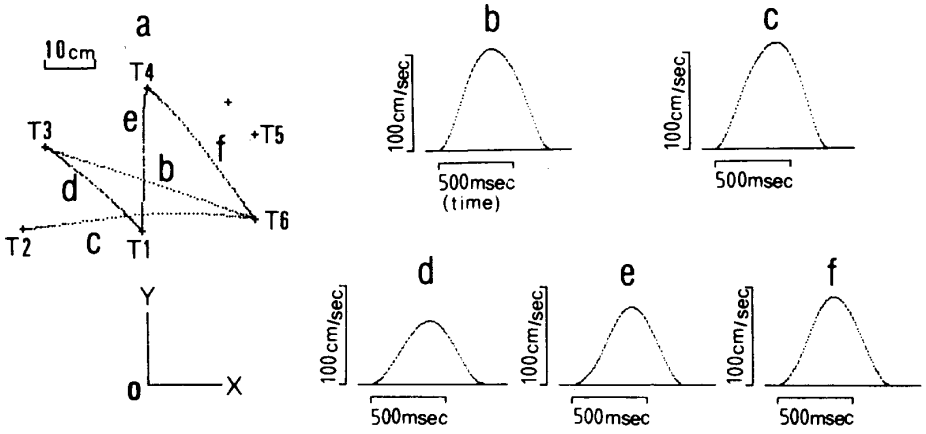
3.1 ヒト上肢の運動軌道

腕の運動に関して，これまでに様々な実験が行われてきたが，特に，Abend ら[4]は，水平面内に制限されたヒト上肢の運動を詳しく調べ，いくつかの基本的な性質を見いだした．例えば，被験者にある標的から他の標的へ手を動かすように指示すると，手先の運動軌跡はほぼ直線的になり，その接線方向の速度の形状はおおむねベル型であった．

筆者ら[5]は，これらの実験結果を説明するために，Flash & Hogan[6] の**躍度最小モデル**を発展させて，**トルク変化最小モデル**を提案した．このモデルは，「熟練運動では，動きが最も滑らかになるように軌道が計画され，それは上肢の各関節に与えられるトルクの時間的な変化が最も小さくなることと等価である．」という仮説に基づいている．数学的には，次の評価関数を定義することによって定式化される．

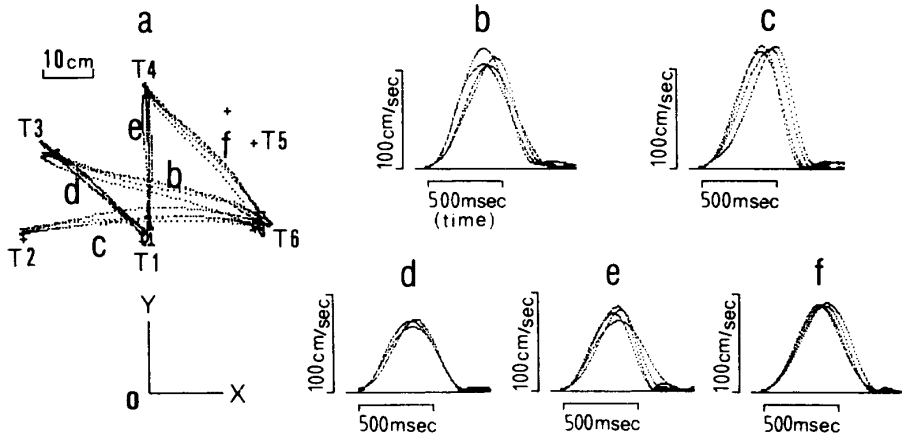
$$C_T = \frac{1}{2}\int_0^{t_f} \sum_i (d\tau_i/dt)^2 dt$$

ここで，t_f は運動時間を表し，τ_i はヒト上肢の第 i 番目の関節へのトルク入力である．トルク変化最小モデルは，この評価関数 C_T が最小になるように軌道が決定されるというものである．



手先の運動軌跡　　手先の運動速度

(A)



手先の運動軌跡　　手先の運動速度

(B)

図 2.　二点間を結ぶ自由な移動運動でのトルク変化最小軌道(A)とヒトの上肢運動の実験結果(B)．左側の図は手先の運動軌跡（座標の原点は肩の位置に対応する）を，右側の図は対応する手先の接線方向の速度を示す．T1～T6 は LED のターゲットを表し，運動の始点と終点を指定する．

NII-Electronic Library Service

Society of Biomechanisms Japan (SOBIM)

筆者ら[7]は，トルク変化最小モデルによって予言される軌道を計算するとともに，ヒト上肢の水平面内二関節運動（手首は固定され，肩と肘まわりの運動）を詳しく調べた．この実験は暗室で行われ，LEDのターゲットによって運動の始点と終点の位置だけが指定され，被験者には自分の手先に関する視覚性のフィードバック信号は与えられない．よって，運動を実行する際に，腕の体性感覚からのフィードバック信号に僅かながら頼るかもしれないが，その運動の大部分はフィードフォワード制御によって達成されるものと考えられる．このことは，この実験で計測された運動軌道は，運動中枢で計画された軌道とほぼ一致することを意味する．

様々な条件の下で，ヒト上肢運動の計測実験と計算機シミュレーションとが行われたが，ここでは，二点間を結ぶ自由運動の結果（図2）と，ある一つの経由点を通過する二点間移動運動の結果（図3）だけを示しておく．いずれの場合も，トルク変化最小モデルがヒト上肢の運動軌道を非常によく予測・再現することがわかる．

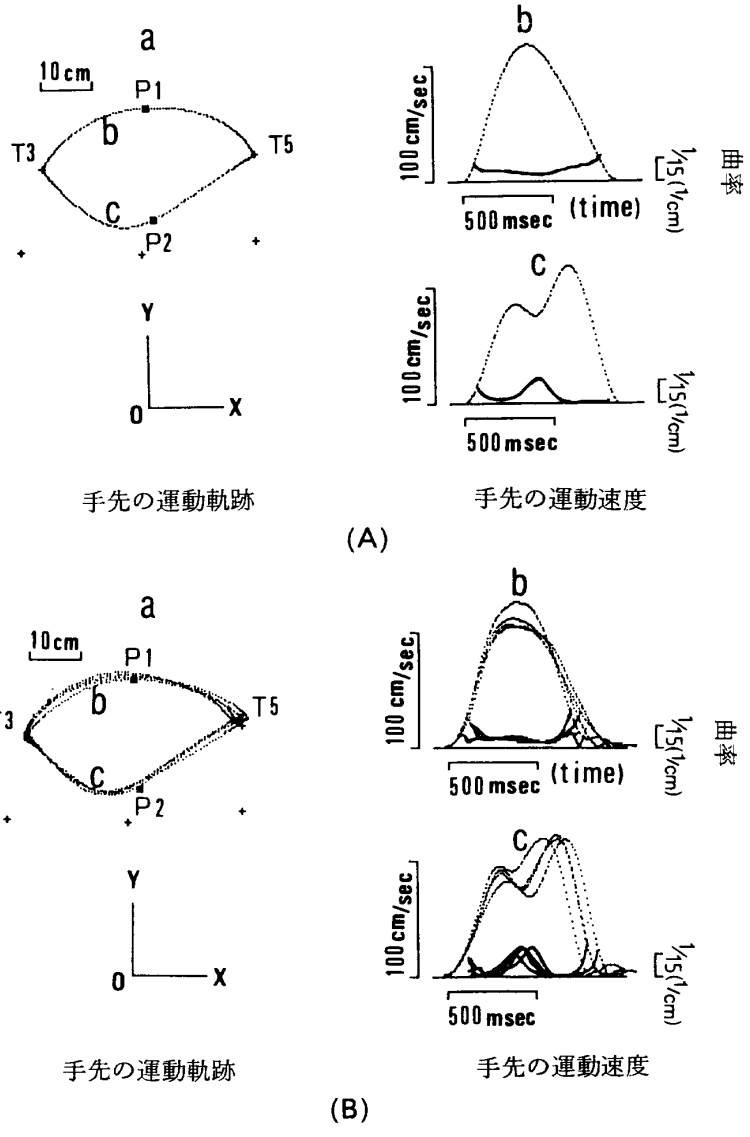


図3. 経由点を通過する移動運動でのトルク変化最小軌道(A)とヒトの上肢運動の実験結果(B). 左側の図は手先の運動軌跡を，右側の図は対応する手先の接線方向の速度（点線）と曲率（実線）を示す．P1, P2 はそれぞれ経由点を表す．

NII-Electronic Library Service

Society of Biomechanisms Japan (SOBIM)

トルク変化最小モデルは，いわば，熟練運動における運動の滑らかさを制御トルク波形の滑らかさに対応させて定式化したものである．しかし，トルクの時間変化を最小にすることが生体にとってどのような意味があるかは，現在のところ明らかでない．筆者は，これに対する解答は，運動を駆動している筋肉や，制御している中枢神経系に求められるのではないかと考えている．実際，運動の駆動力（運動指令）に対する脳の内部表現としては，関節まわりのトルクよりも，筋肉の張力を考える方が自然である．最近，筆者らは“筋張力の時間変化最小”という運動の評価基準を設定することによって，やはり，ヒト上肢の運動軌道がよく再現されることを確かめた．この筋張力変化最小モデルは，ヒト上肢の運動だけでなく，他の熟練運動（例えば，顎運動など）にも適用できる可能性がある．

3.2 運動軌道を生成する神経回路モデル

筆者らは，トルク変化最小軌道を自律的に生成できる神経回路モデルをいくつか提案してきたが，図4にこれらのモデルのひとつを示す．この図には，一関節マニピュレータを制御する神経回路モデルが示されているが，多自由度のシステムへの拡張は容易である．また，筋張力変化最小軌道も，図4と基本的に同じ神経回路モデルによって生成される．

今，制御対象に所要時間 t_f の運動を行わせるものと仮定する．制御対象に与えられたトルク $\tau(t)$

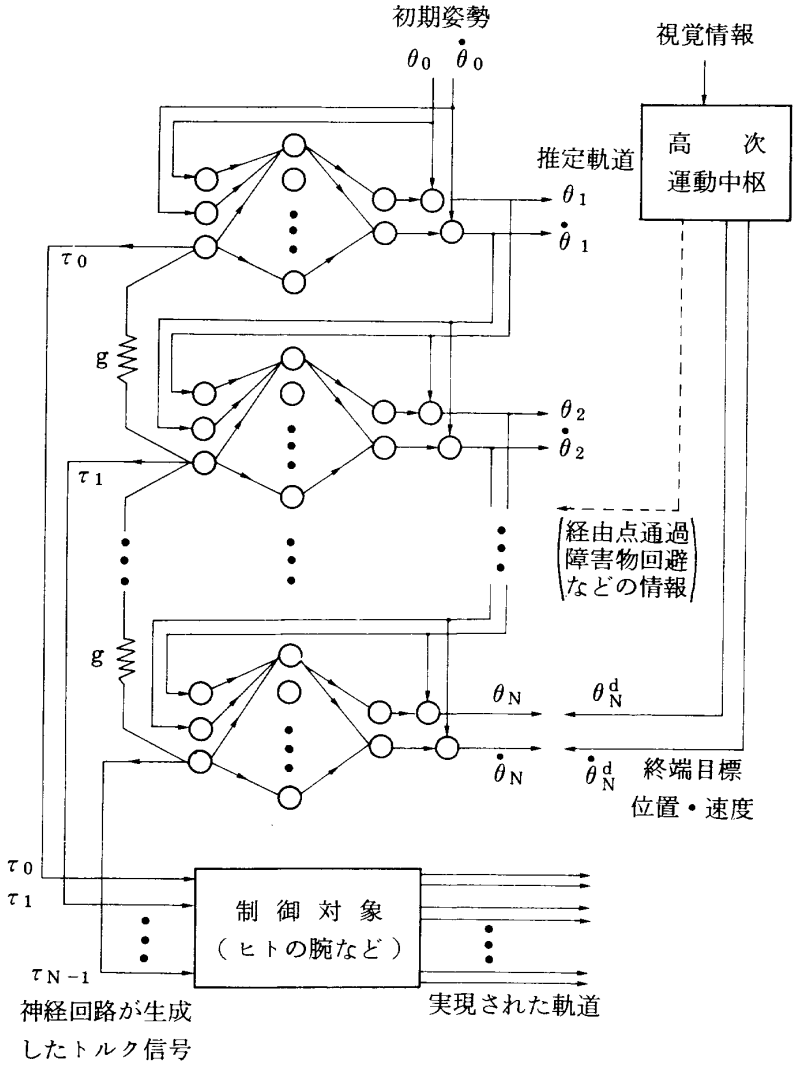


図4. トルク変化最小軌道を生成する神経回路モデル．

NII-Electronic Library Service

Society of Biomechanisms Japan (SOBIM)

と，生成された軌道の位置$\theta(t)$及び速度$\dot{\theta}(t)$を，それぞれ，$\Delta t = t_f/N$（Nは正の整数）のサンプル間隔で離散化し，次の時系列で表現する．

$$\tau(t)(0 \leqq t \leqq t_f) \rightarrow \{\tau_0, \tau_1, \ldots \tau_N\}$$
$$\theta(t)(0 \leqq t \leqq t_f) \rightarrow \{\theta_0, \theta_1, \ldots \theta_N\}$$
$$\dot{\theta}(t)(0 \leqq t \leqq t_f) \rightarrow \{\dot{\theta}_0, \dot{\theta}_1, \ldots \dot{\theta}_N\}$$

ここで，たとえばθ_kは時刻$k\Delta t$における位置を表す．各時点におけるこれらの変数に対応して，神経回路上にそれぞれニューロンをセットする．

神経回路は，図4に示すように，4層構造の回路を基本的な構成要素としてそれらが何段も連結した構造をしている．繰り返し現れているこれらの4層回路（以後，単位回路と呼ぶ）は，各層のニューロンの数や，ニューロン間のシナプス結合荷重が全く同一になっている．それぞれの単位回路は，運動時間の各離散時刻に対応して並んでおり，神経回路全体で単位回路はN個ある．つまり，運動の時間が神経回路上に空間的に展開されていることになる．各単位回路においては，その時点での位置，速度，トルクが入力されて，1単位時間（Δt）後の位置と速度が出力されるようにネットワークが構成される．そのために，1層から3層の間で，制御対象のダイナミクスを表す非線形微分方程式のベクトル場に1単位時間（Δt）を掛けた量が計算されるように，学習が行われる．第4層のニューロンは，第3層の出力（位置，速度の変化分）とひとつ前の単位回路の第4層のニューロンの出力（1単位時間前の位置と速度）とを足し合わせて，その値を次の単位回路の第1層に出力する．このように回路網が構成されるならば，神経回路の推定する軌道が第4層に得られることになる．

上記の学習は，制御対象にトルクを与えたときの実際の軌道を教師信号として，種々の学習アルゴリズム（例えば，逆伝播学習則）を用いて実行することができる．いずれの場合も，学習によって，各単位回路の第1層と第2層の間，及び第2層と第3層の間のシナプス荷重が変化し，制御対象のダイナミクス内部モデルが神経回路内に形成される．この内部モデルは，制御信号（トルク）を入力し運動軌道を出力するので，制御対象と情報の流れが同じである．その意味で，これを**順システム内部**モデルと呼び，第2章の逆システムの内部モデルと区別しておく．

神経回路は，学習を十分に行って制御対象の内部モデルを獲得すると，図4のようにして最適軌道制御を実行できる．すなわち，運動終了時刻に対応しているN番目の単位回路の第4層のニューロンだけに，上位中枢から運動の最終状態（目標点の位置，及び最終速度）に関する教師信号が与えられ，ここから逆方向に次々と誤差が伝播していく．軌道生成時には，学習時と違って，シナプスの結合荷重の更新は行われず，誤差信号は各単位回路の第1層のトルクを表現しているニューロン（以後，トルクニューロンと呼ぶ）の状態変化に使われる．また，隣合う単位回路のトルクニューロン同士は，コンダクタンスgのギャップ接合で電気的に結合されている．よって，これらのニューロンは両隣の単位回路のトルクニューロンの膜電位の影響をコンダクタンスgを介して受け，隣同士は互いに近い状態をとるようになる．このような条件の下では，神経回路モデルのダイナミクスが次のリヤプノフ関数を持つことを示せる[8]．

$$L = \{\theta_d(t_f) - \theta_N\}^2 + \{\dot{\theta}_d(t_f) - \dot{\theta}_N\}^2 + g \cdot \Sigma(\tau_k - \tau_{k-1})^2$$

ただし，$\theta_d(t_f)$と$\dot{\theta}_d(t_f)$は，それぞれ目標点の位置，及び指定された最終速度である．上式の第1項及び第2項は神経回路モデルが推定した軌道の終端値と目標終端条件との二乗誤差であり，第3項はトルク変化最小モデルの評価関数C_Tの離散表現である．リヤプノフ関数Lは時間とともに減少するから，適当な時間が経過すると，神経回路システムはLの極小点で安定になる．更にここで，コンダクタンスgの焼きなまし（annealing：神経回路モデルの状態変化とともにgを大きな値から徐々に小さな値に減少させてゆくこと）を行うと，Lの大域的な最小状態，あるいはそれに近い状態が達成される．このとき，トルク変化最小という基準を満たしながら手先を目標点に移動できる制御信号が，各単位回路のトルクニューロンに生成される．

上位中枢から，最終点だけでなく経由点や障害

NII-Electronic Library Service

Society of Biomechanisms Japan (SOBIM)

物に関する信号を神経回路に送れば，障害物を回避しながら（あるいは経由点を通過して）目標点に到達する滑らかな軌道が生成できる．前田ら[9]は，2関節マニピュレータを制御する神経回路モデルの計算機シミュレーションを行い，円形の障害物を避けながら2点間を滑らかに結ぶ手先の軌道が生成できることを示している．

4. おわりに

工学の観点から述べると，運動のスキルは，フィードバック制御に頼ったぎこちない運動からフィードフォワード制御が主体の円滑な運動への移行過程として特徴づけられる．更に，この移行過程を神経回路のレベルで述べると，運動系の内部モデルを学習によって獲得することに対応させられる．

本稿では，解くべき運動の問題に応じて，第2章と第3章でそれぞれ別々の神経回路モデルを紹介したが，どちらも制御対象の内部モデルに基づいたフィードフォワード制御を行う点については共通している．しかし，前者が制御対象の逆システム内部モデルであるのに対して，後者は順システムの内部モデルを利用して更に最適計算まで行うという点で，二つの神経回路モデルは全く異なる．このことは，運動制御に関して，少なくとも2つの異なるのスキーマが存在することを意味し，したがって，この2つのスキーマの間の切り替えがどのように行われるのかという新たな問題が生じてくる．最近，筆者ら[10]は，第2章の逆ダイナミクス内部モデルを用いて，第3章で扱った軌道決定の問題を解く神経回路モデルを考案したが，このモデルでは，2つの運動制御スキーマの間の切り替えが不要である．別の機会に，このモデルの紹介も含め上記の問題を議論したい．

文　献

1) 伊藤正男：脳の設計図，中央公論社 (1980)
2) Kawato, M., Furukawa, K. & Suzuki, R. : A hierarchical neural-network model for control and learning of voluntary movement, Biol. Cybern., 57, 169−185 (1987)
3) 瀬戸山，川人，鈴木：多層神経回路網内に学習される逆ダイナミクスモデルによるマニピュレータの制御，信学技法，MBE 87−135, 249−256 (1988)
4) Abend, W., Bizzi, E. & Morasso, P. : Human arm trajectory formation, Brain, 105, 331−348 (1982)
5) 宇野，川人，鈴木：上肢運動における最適軌道の生成とその制御ートルク変化最小モデルー，信学技法，MBE 86−79, 9−16 (1987)
6) Flash, T. & Hogan, N. : The coordnation of arm movements ; An experimentally mathematical model, J. Neurosci., 5, 1688−1703 (1985)
7) Uno, Y., Kawato, M. & Suzuki, R. : Formation and control of optimal trajectory in human multijoint arm movement−minimum torque-change model−, Biol. Cybern., 60, 477−489, (1989)
8) Kawato, M., Maeda, Y., Uno, Y. & Suzuki, R. : Trajectory formation of arm movement by cascade neural network model based on minimum torque-change criterion, Biol. Cybern., (1990), (in press)
9) 前田，川人，宇野，鈴木：カスケード構造の神経回路モデルによるヒト上肢多関節運動軌道の生成，信学技法，MBE 88−169, 79−84 (1989)
10) 中村，宇野，鈴木，川人：逆ダイナミクスモデルを用いた腕の最適軌道生成，第4回生体・生理工学シンポジウム，295−298 (1989)



宇野洋二（うの　ようじ） 昭和51年名古屋大学理学部物理学科卒業．昭和53年名古屋大学工学部情報工学科修士課程修了．昭和53年〜60年愛知県立日進高等学校教諭．昭和63年大阪大学基礎工学部生物工学科博士課程終了．工学博士．現在東京大学工学部計数工学科助手．運動制御，神経回路モデルの研究に従事．計測自動制御学会，電子情報通信学会各会員

NII-Electronic Library Service