

## 随意運動制御における適応と学習\*

川 人 光 男\*\*

### 1. はじめに

かつては、中枢神経系の回路網は一度形成されてしまうと固定され、終生変化しないと考えられてきた。動物の運動のなかでも、生得的と考えられる反射や自動運動といった固定的なものは、神経回路の固定的な配線として組み込まれている。つまり、反射は、脊髄・脳幹の反射弓によって、歩行や、遊泳のような複雑なリズム運動も、脊髄内のパタン発生回路で作られている。

しかし、固定された神経回路だけでは、環境に対して適応性を有する可変的行動は実現できない。大脳からの意志の司令にもとづいて行なわれる随意運動は、そのほとんどが学習によって獲得された熟練運動である。中枢神経系の中でも、赤核、小脳、海馬のシナプスには著しい可塑性があり、種々の状況によって新しいシナプス結合が形成されたり、シナプスの伝達効率が変化する。本稿では、神経回路の“柔らかさ”すなわち可塑性(plasticity)を用いて、随意運動が学習される機構を探る。まず、随意運動を制御する神経回路に関する生理学や解剖学の知識を要約する。次に塚原と伊藤が明らかにした赤核ニューロンと小脳プルキンエ細胞の可塑性にもとづいて提案されてきた、赤核-小脳系の運動学習の制御モデルを紹介する。さらに、これを多関節マニピュレータの制御に応用する可能性を検討する。また、これとは全く異なる繰り返しによる運動学習についても考察する。

### 2. 随意運動の計算の理論

小脳パーセプトロン説の提唱者として知られる David Marr は、その著書 Vision<sup>1)</sup> のなかで脳研究には三つのレベルが可能であると述べている。

- (i) 情報処理の計算理論の研究
- (ii) (i) を実行するためのアルゴリズムの研究
- (iii) アルゴリズムを実行するハードウェアの構造に

原稿受付 1986年2月17日

\* Adaptation and Learning in Control of Voluntary Movement

\*\* 大阪大学基礎工学部生物工学科

#### 関する研究

神経生理学や、解剖学は(iii)のレベルの研究からボトムアップ的に(ii),(i)を目指し、ここで紹介する神経モデルの研究は、3つのレベルを構成的な方法でつなごうとするものである。

1960年代に小脳の神経回路結合が明らかになった後で、Marr<sup>2)</sup>とAlbus<sup>3)</sup>は、小脳プルキンエ細胞の二つの入力系(登上線維と平行線維)の干渉によるシナプス可塑性を仮定して、小脳パーセプトロンモデルを提案した。伊藤らは<sup>4)</sup>前庭動眼反射を修飾する小脳片葉で、想定されたシナプス可塑性を実験的に検証した。これにもとづいて藤田昌彦<sup>5)</sup>はMarr-Albusの理論をdynamicalな視点から発展させ、適応制御モデルを提唱した。こうして前庭動眼反射の適応制御に関しては、(i)から(iii)のレベルの理解が見事に統一されようとしている。

随意運動は、非線形で自由度の多い四肢等を制御すること、複雑な神経回路が関わること、さらに意志がからんでくるなど、前庭動眼反射に比べて難しい研究対象である。特に、前庭動眼反射の目的が頭が動いたとき、これと逆方向に眼球を回転させ、網膜上の視野のブレを最小に抑えることであると明らかなのに対して、随意運動では(i)のレベルの理解が困難である。

図1に、随意運動の計算理論の一つのモデルを示す。

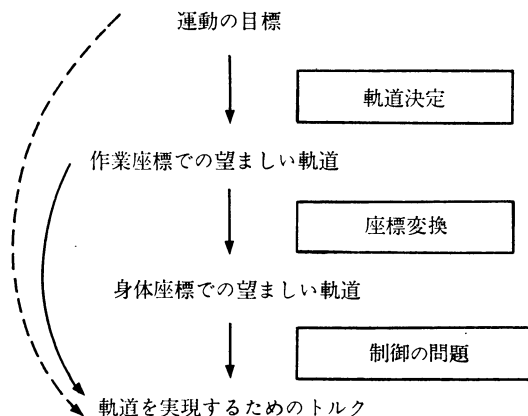


図1 随意運動制御における計算理論の1つのモデル

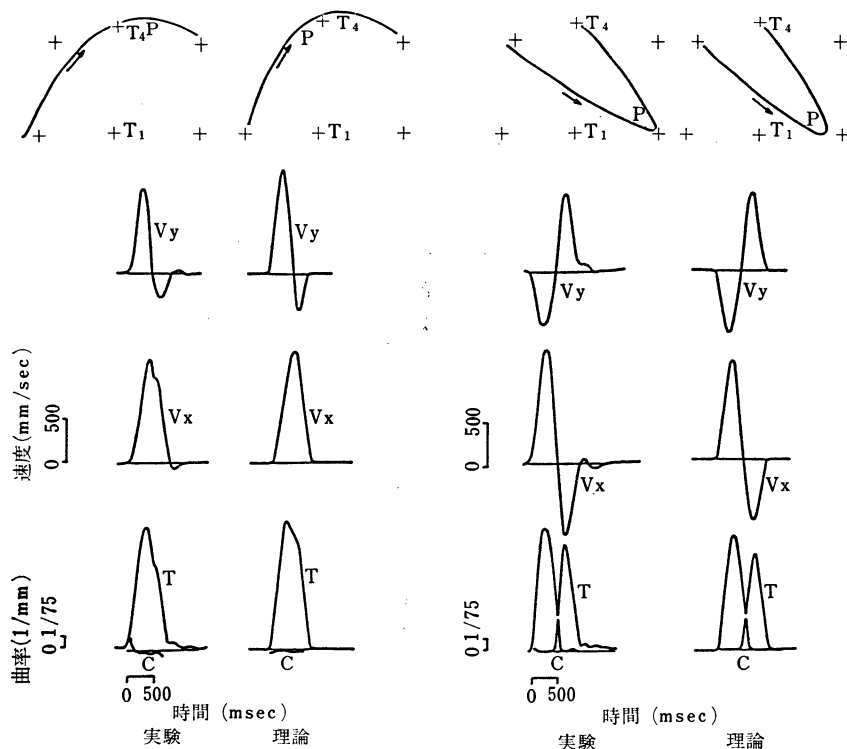


図 2 2例についての実験と(1)を最小にする理論結果との比較<sup>6)</sup>.  $P$ は平面上の経由点を示す.  $V_x, V_y$ は $x$ 軸,  $y$ 軸方向の速度を,  $T$ は軌道の接線方向の速度を示す.  $C$ は軌道の曲率である.

のどのかわきをいやすために、机の上にある水のはいつたコップを手で取るという運動を例にとれば、目標は、手をコップに伸ばすということであり、まず視覚系で位置決めされたコップに至る無数の軌道のうち1つを決定しなければならない。次に、視覚系の作業座標で決められた軌道が、関節角、筋長などの身体座標の望ましい軌道へと座標変換される。この軌道を達成するように、多数の筋が正しい張力を発生するための運動司令を計算す

るのが制御の問題である。

脳がこれらの計算を直行的に行なうかわりに、例えば目標からいきなり運動司令を計算する可能性も考えられるが、Flash と Hogan<sup>6)</sup>(1985) は、望ましい軌道がまず作業座標で立案されていることを示唆する結果を与えた(図 2)。ヒト上肢の平面内での二関節運動を、始点、経由点、終点と所要時間  $t$  を規定して、暗闇で行なわせる。そのとき平面の直交座標で表わした手先の位置を  $(x, y)$

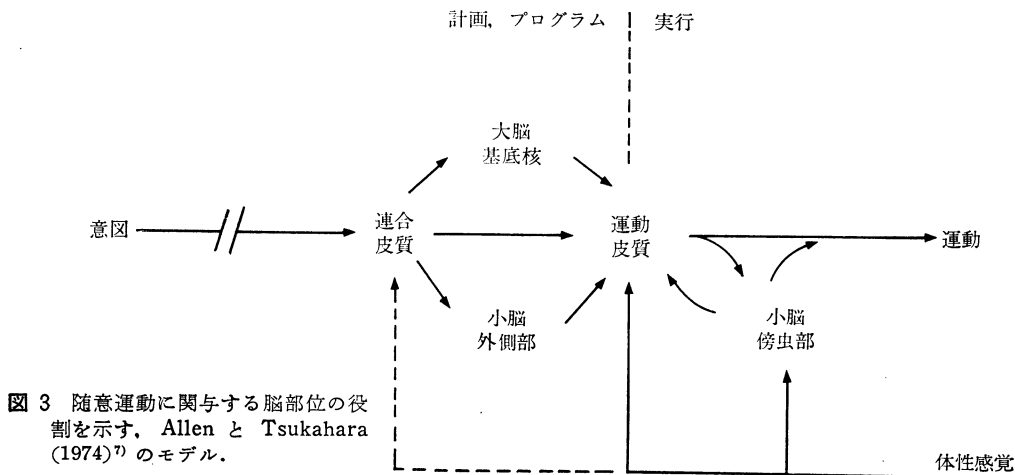


図 3 随意運動に関する脳部位の役割を示す, Allen と Tsukahara (1974)<sup>7)</sup> のモデル。

として,

$$c = \frac{1}{2} \int_0^t \left( \left( \frac{d^3x}{dt^3} \right)^2 + \left( \frac{d^3y}{dt^3} \right)^2 \right) dt \quad (1)$$

が最小になる軌道(図2理論)は実際の軌道と, 速度, 曲率も含めて良く一致する. 関節角座標ではこのような評価関数を与えることはできない.

### 3. 随意運動の神経回路

Allen と Tsukahara<sup>7)</sup> は 1974 年に図3に示すような, 随意運動制御の神経回路モデルを提案し, 現在でも大筋では正しいと考えられている.

連合皮質は運動しようという意図を運動皮質内の一定の活動パターンに変換する. 小脳外側部は, 末梢からの直接の入力がないので, その機能の大部分は, 学習と過去の経験, および感覚連合野からの非常に整理された情報に基づいた予測的なものである. 小脳外側部と大脳基底核の助けを借りて, 連合皮質内で運動が計画されるやいなや, 運動皮質が運動司令を発する. このとき小脳傍虫部は, 四肢の位置と速度についての感覚情報をもとに, 運動を修正して意図した運動が遂行できるように重要な寄与をする.

#### 3.1 運動野の出力と入力

運動野には, 身体の各部位の運動と密接に関連している部分が順に配置されている(体部位局在). E. Evarts<sup>8)</sup> は覚醒動物の随意運動遂行中に, 個々のニューロン活動を記録する方法を確立し, 運動野ニューロンの大部分は, 四肢の変位ではなく力の発生に関連して活動することを発見した. Cheney と Fetz(1980)<sup>9)</sup> は, 脊髓運動細胞と直接結合している運動野ニューロンのスパイク発火頻度と, 筋張力の間に, 直線関係が見られることを示した(図4). つまり, 運動野からは, 脊髓を介して筋肉・骨格系へ, 随意運動を実現するためのトルクが運動司令として送られている.

体性感覚からのフィードバック情報を使った運動系の反射的調節は, 脊髓ないしは脳幹のレベルで, 行われていると考えられてきた. しかし最近, 大脳運動野を介して体性感覚入力を用いる反射が起こっていることが明らかになった. この大脳皮質を介するフィードバックループのループ時間は, 運動野から筋肉までの遠心路に要する時間が 10 msec, 筋紡錘などの感覚器から運動野までの求心路が, 20~30 msec, 合わせて 30~40 msec とかなり長い. 野球投手の手先は秒速 30 m で動くから, このループ時間のうちに 1 m も動くことになって, このフィードバックループだけでは早い運動の制御は行えない. このフィードバックはネガティブである. つまり負荷に逆らうように張力を出す. ゲインはそれ程大きく

はなく, しかも意図する運動によって変化する. このネガティブフィードバックループはトルク決定の制御の観点から重要である. さらに, 体性感覚の情報は身体座標(関節角など)で表現されているから, フィードバックが機能するためには, 望ましい軌道もまた, 視覚の作業座標だけでなく身体座標でも表現されていることを示している(図1参照).

#### 3.2 小脳傍虫部と小脳外側部

小脳の神経回路構造は, 小脳のどこをとっても驚くほど一様である. しかし小脳は全体が一つとして働いているのではなく, いくつもの部分にわかれており, その入力と出力が画然と異なる.

小脳虫部と傍虫部は脊髓から主に入力を受けているが, さらに大脳運動野などから, 橋核, 下オリーブ核を経て入力を受けている. 小脳傍虫部に対する出力細胞である小脳中位核のニューロンは, 運動野, 体性感覚野と末梢神経から強い投射を受ける. 小脳中位核からの出力は大細胞性の赤核を経由して脊髓へ送られて運動を直接制御するだけでなく, 視床を経由して運動野へ送られて, 運

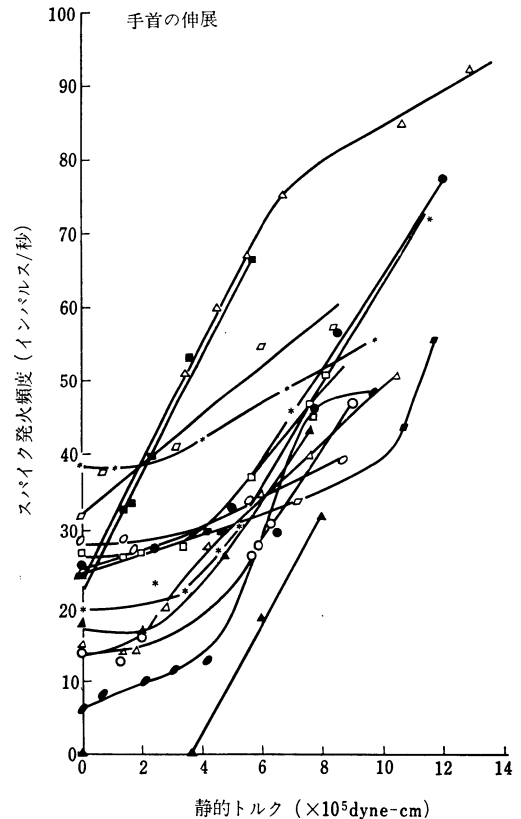


図4 手首の伸展に関係する, 脊髓運動細胞を直接支配する運動野ニューロンの発火頻度と静的トルクの関係<sup>9)</sup>. 14 個の細胞が示されている.

動司令を修飾する。

小脳外側部は、大脳運動野、運動前野、頭頂連合野から入力を受けており、小脳外側核（小細胞性赤核）、視床を経由して、運動野、運動前野へ出力が送られる。

このように、小脳傍虫部、外側部は大脳皮質との間に大脳-小脳連関ループを構成しているが、そのループタイムは 10~20 msec である。Thach<sup>10)</sup> は Evarts の方法を用いて、手首を動かしているサル、運動野ニューロン、中位核ニューロン、外側核ニューロンから神経活動を記録した。これらのニューロンの多くは運動開始前からその活動を変化させ、外側核は運動野より少し早く、中位核の活動はこれら二者よりかなり遅かった。サルに運動を行なわせながら、外側核を冷却してその活動をブロックすると、大脳運動野ニューロンの活動と、運動の遂行は同じ時間だけ遅れた。また、小脳中位核の活動は実際に起きた運動と関連しているが、小脳外側核の発火は意図した運動パターンに関係している。この結果から運動司令は小脳外側部を通して運動野に達し、小脳傍虫部は運動司令が発せられた後でそれを修飾すると考えられる。

京大の佐々木<sup>11)</sup>は、サルに 0.5 秒程度の光に応ずるレバー上げ運動を学習させた。光と運動との関連に気づく認知学習の段階では、大脳皮質のいくつかの領域での活動が変化するのに対して、迅速な運動を確実なものにしていく熟練学習の段階では、大脳皮質から発した司令が一度小脳へ行き、そこから戻って来る信号が大きくなる。つまり大脳小脳連関がしだいに働くようになって、運動の熟練が達成される。

Gilbert と Thach<sup>12)</sup> はサルに外力に逆らってハンドルを一定の位置に保つ運動をさせながら、小脳プルキンエ細胞の登上線維と平行線維による発火を記録した。外力の大きさが一定で予測できるときは、登上線維入力による発火は非常に少ないが、突然、外力を増加させるとサルは所定の位置にハンドルを保持できず、そのとき登上線維入力が急激に増えて、平行線維によるプルキンエ細胞の発火が抑えられる。サルが新しい外力に慣れて、再びハンドルを正確に保持できるようになると、登上線維入力は低いレベルに戻る。この変化は Albus<sup>3)</sup> の仮説と一致するもので、伊藤<sup>4)</sup> が前庭動眼反射について小脳片葉で示したのと同様に、随意運動を制御する小脳の部位でも、登上線維が、運動の誤差信号を与えて、プルキンエ細胞の入出力特性を変化させていることを示している。

### 3.3 大脳基底核

ヒトの大脳基底核に病変が起ると、舞蹈病のような不随意運動が起きたり、パーキンソニズムといって体がこわばって動きがひどく少なくなる。生理学・解剖学の研究が運動野や小脳に比べて遅れていることもあって、

その機能は明らかになっていないが、伊藤<sup>13)</sup>は体の自動安定装置（重力補償をしている？）ではないかという仮説を提案している。

## 4. 運動学習の階層制御

小脳は運動のプログラミングや実行に関する情報と、末梢からの遂行された運動に関する情報を受け取り、運動野と脊髄に運動司令を送る。小脳は運動の意図と実行結果を比較することにより、運動の誤差を補償する comparator であると考えられた。Eccles(1969) は小脳が、学習によって外界の内部モデルを供給していると考えた。内部モデルがあれば、末梢からの感覚入力を用いずに学習された運動の速度をプログラミングを用いて上げられる。伊藤は 1970 年に、大脳・小脳連関ループを、随意運動を開ループ制御の形で行なうための内部参照モデルと考える仮説を提出した。未熟な随意運動を行なうには、大脳からの司令が下部運動系に働きかけて起こした運動の結果を感覚系を通して確かめながら閉ループの形の制御がなされる。しかし、学習の結果、小脳を通るループに外部ループと等価のモデルが形成されれば、次の機会からは大脳はこのモデルを通してフィードバックをしながら外部ループを使わないでも随意運動ができる。つまり内部のモデルを通るループを外部ループの代わりに使って、見かけは開ループの制御を行なうと考えたのである。

小脳の機能に関するこれらの概念的なモデルと Allen と Tsukahara のシェーマ(図 3)、そして前節で紹介した実験結果にもとづいて、我々<sup>16,17)</sup>は図 5 に示す。随意運動学習の階層制御モデルを提案した。これは Tsukahara と Kawato(1982)<sup>8)</sup>、塚原と川人(1982)<sup>19)</sup> の大脳-赤核-オリブ-小脳系のモデルを発展させたものである。このモデルは図 1 に示した、制御の問題の具体的アルゴリズムと神経回路を明らかにするものである。

連合領から運動領には、身体座標で表わされた望ましい運動パターンつまり軌道  $x_d$  が送られる。運動領では、各筋肉の発生するべき張力つまりトルク  $\tau$  が計算され、それが脊髄運動ニューロンから筋肉へと伝えられる。筋肉、骨格などの運動系は環境と相互作用して、運動パターン  $x$  が実現される。 $x$  と  $x_d$  は一般には同じにはならない。実際の運動パターン  $x$  やその時間微分  $\dot{x}$  (筋長やその微分) は筋紡錘や腱紡錘などの自己受容器によって測定され、大脳皮質を介するループによって運動領へ送られ、誤差  $x_d - x$  を用いてネガティブフィードバックの制御が行なわれる。学習していない運動は、長いループ時間と小さいゲインのフィードバックだけに頼らざるをえないので、遅くてぎこちないものになる。

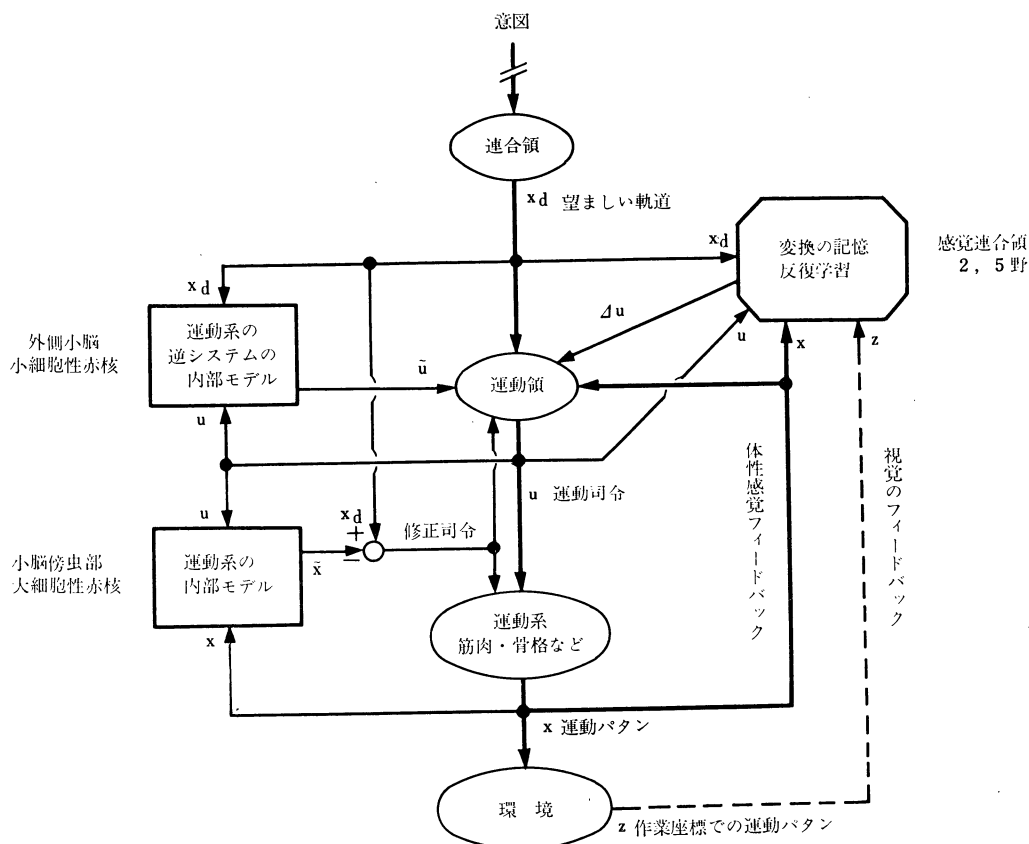


図 5 運動学習の階層制御モデル。大きく分けて(1)フィードバックと太線の下降路、(2)小脳の内部モデル、(3)感覚連合領の反復学習から成る。

小脳傍虫部-赤核系は、末梢から運動の結果  $x$  を受け取ると同時に大脳運動領から運動司令  $u$  のコピーを受け取っている。小脳プルキンエ細胞と赤核細胞のシナプス可塑性を利用して、 $x$  と  $u$  の比較で、運動系の順システム（入力が  $u$  で出力が  $x$  という意味）の内部モデルが運動学習によって形成される。この内部モデルは運動司令  $u$  を受け取ると、実際の運動パターン  $x$  の予測近似である  $\bar{x}$  を計算し、これと望ましい軌道との誤差  $x_d - \bar{x}$  が赤核脊髄路を通して直接運動系に送られると同時に、運動野にも送られる。大脳-小脳連関のループタイムは比較的短いので、学習によって運動系の内部モデルが作られれば、あらかじめ予測できる誤差を修正する運動司令を補足できる。

霊長類、特にヒトで著しく発達している小脳外側部-小細胞性赤核系は、望ましい軌道  $x_d$  と、運動司令であるトルク  $u$  のコピーを同時にモニターしているが、実際の運動パターン  $x$  は受け取らない。プルキンエ細胞と赤核細胞の可塑性によって、運動系の逆システム（軌道  $x$  が入力でトルク  $u$  が出力）の内部モデルが学習によって形

成される。この内部モデルは、外界のモデルではなく、むしろ運動領や小脳傍虫部など脳の他の部分で行なわれる望ましい軌道から運動司令への計算過程全体のモデルである。従って学習が進めば、連合領からの入力  $x_d$  だけを用いて即座に運動司令  $\hat{u}$  を出力できるようになる。この司令は小脳外側核から（小細胞性赤核と）視床腹外側核を経て大脳運動野へ送られると同時に、赤核を介して脊髄にも直接送られる。

小脳右半球に病巣のある患者は次のように述べている。『私は左手は無意識に動かせるが、右手を動かすためにはその都度、1つ1つの運動を考え抜かなければならない』。

赤核-オリブ-小脳-赤核経路が作る閉ループのどの部分が破壊された場合にも観測される“振顔症”は、このモデルの予測と首尾一貫する事実である。この症状は、フィードバックの遅れによる振動であると解釈できる。逆システムモデルによるトルクの計算や、内部フィードバックに比べて、末梢からのフィードバックは大きな遅れを伴うので、その結果、運動制御システムが安定性を

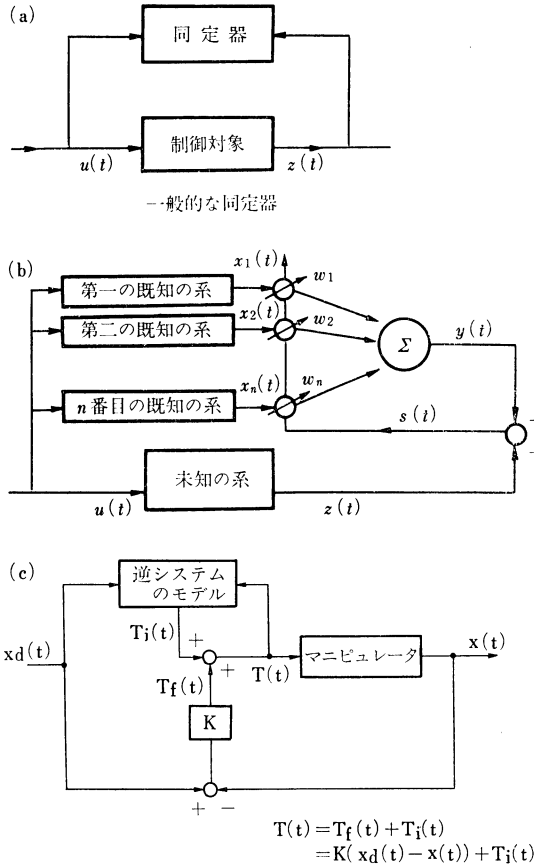


図 6 a. 同定器 b. 異シナプス可塑性による神経同定器 c. 神経回路によるマニピュレータ逆システムの内部モデルを用いた階層学習制御.

失い, “振盪” が現われるのだろう.

## 5. 内部モデルによる運動学習の階層制御

赤核や小脳で知られている異シナプス可塑性の学習規則を用いると, 前節で提案した内部モデルが神経回路によって実現でき, それが産業用マニピュレータの学習制御に応用できることを示す.

### 5.1 異シナプス可塑性による内部モデルの学習

未知の非線形システムへの入力  $u(t)$  と出力  $z(t)$  を同時にモニターして, そのダイナミクスを同定し,  $z(t)$  の近似を出力する 同定器は, 相関型の学習規則で変化する多数のシナプスを持つニューロンで構成できる (図 6 a, b).

未知の系への入力  $u(t)$  は,  $n$  個の既知の系へ同時に送られて, 様々に非線形変換されて  $x_i(t)$  となる. 可塑性を持つニューロンはこれら  $n$  個の入力をシナプス荷重  $w_i$  で重みづけて, 出力  $y(t) = \sum_{i=1}^n w_i x_i(t)$  とする. こ

れと未知の系からの出力との誤差  $s(t) = z(t) - y(t)$  が, ニューロンの第 2 のシナプス入力 (教師信号; 登上線維入力) となり  $x_i(t)$  と干渉して, シナプス荷重  $w_i$  が変化する. つまり, 内部モデルは物理的にはシナプス荷重の値として学習し記憶される. シナプス荷重の学習方程式は次のように与えられる.

$$\tau \dot{w}(t) = x(t)s(t) = x(t)\{z(t) - x(t)^T w(t)\} \quad (2)$$

さて入力  $u(t)$  が確率過程であるとき, (2) も確率微分方程式となるが, それを相平均して得られる常微分方程式を考える.

$$\tau \dot{M}(t) = E[x(t, \omega)z(t, \omega)] - E[x(t, \omega)x(t, \omega)^T]M(t) \quad (3)$$

ここで  $\omega$  は確率空間におけるサンプル点である. Geman<sup>20)</sup> (1979) の結果を用いると,  $x, z$  が強混合過程のとき次の定理が得られる<sup>18,19)</sup>.

定理 1  $\lim_{\tau \rightarrow \infty} \sup_{t \geq 0} E[\{M(t) - w(t)\}^2] = 0$  であり,  $\tau$  が十分大きければ, シナプス荷重  $w$  は出力の平均二乗誤差  $E[(z - y)^2]$  が最小となる値に平均収束する.

シナプス可塑性の時間変化は, 随意運動の時間パターンに比べて十分遅く, そのとき平均化方程式 (3) は最急降下法を与えている.

小脳傍虫部では, 図 6 の  $u, z$  はそれぞれ図 5 の  $u, x$  に対応し, 外側部では  $x_d, u$  に対応する. 小脳傍虫部の機能を調べるために, 既知の系として様々の神経結合を持つ Wilson-Cowan<sup>21)</sup> のモデルを, 未知の系としてマニピュレータを選んでシミュレーションを行なうと, 学習が進むにつれて, 内部モデルによる内部フィードバックで運動のパフォーマンスが上がる事が確かめられた.

### 5.2 逆システムの内部モデルによるマニピュレータの階層制御<sup>17)</sup>

ヒトの上肢とほぼ同じ形状を持つ三関節のマニピュレータを, 図 5 の小脳外側部と運動野及び外部フィードバック系で制御するシミュレーションを行なった. 図 6 c にその構成図を描く. ここでマニピュレータに与えられるトルク  $T$  はフィードバックによるもの  $T_f = K(x_d - x)$  と逆システムの内部モデルから出力されるトルク  $T_i$  との和である. 内部モデルは  $x_d$  と  $T$  を同時にモニターし, 誤差  $T - T_i = T_f$  が小さくなるように, つまり外部フィードバックループが働かなくなるように学習を進めていく.

学習の時定数  $\tau = 1,000$  秒, 既知の系としては, マニピュレータの 3 つの関節角  $\theta_1, \theta_2, \theta_3$  の 1 階及び 2 階の時間微分等の非線形演算を施したもの 26 個を選ぶ. 望ましい軌道として, 図 7 a に示すような 30 秒間持続するパターンだけを繰返し与え続ける.

学習の初期状態においては、すべてのシナプス結合  $w$  は 0 であり、 $T_i=0$  で内部モデルからは出力がないので、マニピュレータに与えられるトルクはすべてフィードバックによるものである。学習が進むにつれて、図 7b のようにフィードバックによるトルク  $T_f$  は減り、それとともに軌道の誤差  $(x_d-x)^2$  も図 7c のように減る。20 分間の学習後に、学習時の目標軌道と全く異なる、しかも早い運動パターンを与えても、軌道の誤差は殆んどない(図 7d 上)が、未学習の状態では大きな誤差が生ずる(図 7d 下)。

学習の初期にはフィードバックだけで、遅くて誤差の大きい運動しかできないが、逆システムの内部モデルを運動遂行中に学習することによって、全く異なる運動パターンを滑らかにしかも早く実行できるようになるのである。最後に階層学習制御に関して 3 つの点を注意しておく。第 1 に学習とともに制御が上位に移り、下位のフィードバックが働かなくなる。第 2 に逆システムの内部モデルは、遅い運動でしか有効でない悪い教師(フィードバック)信号しか受け取らないのにそれを超えて速い運動も制御できるようになる。第 3 に、この学習方式は特定の運動パターンによらない普遍的なものである。

## 6. 反復による学習制御

小脳の運動学習は、運動系の順システムと逆システムのダイナミクスを同定するもので、学習に用いた運動パターン以外のパターンもうまく制御できる。しかし、多数の既知のシステムが必要なこと、学習に時間がかかること、また最終状態でも  $\tau$  の有限性と既知のシステムの選び方により誤差が残るといった問題が

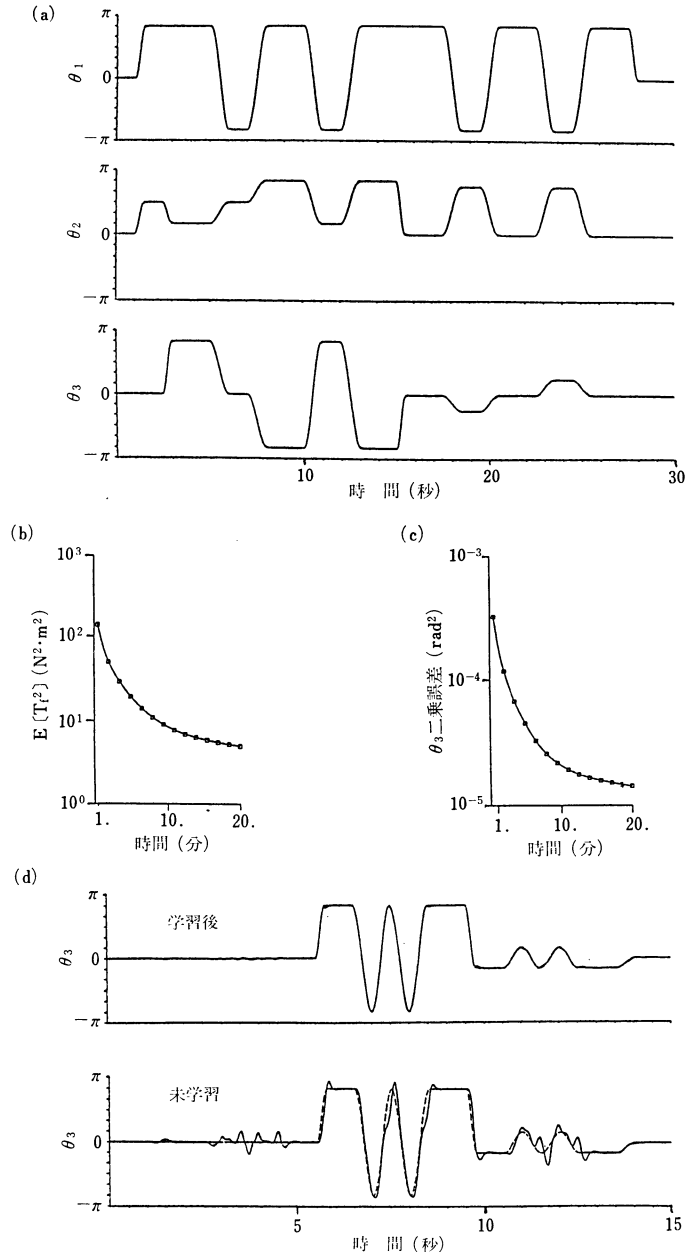


図 7 逆システムの内部モデルによる階層学習制御のシミュレーション結果。a. 学習に用いた 30 秒間持続する運動パターンを 3 つの関節相対角  $\theta_1, \theta_2, \theta_3$  で表わした図。b. フィードバックによるトルク  $T_f$  の平均二乗の学習に伴う減少。第 3 関節のみ示した。後も同様。c. 軌道の平均二乗誤差の学習に伴う減少。d. 異なる速い運動に対する階層制御システムの性能。破線が望ましい軌道。

ある。

有本・川村らの betterment process<sup>22)</sup> や Kawato et al<sup>16, 23)</sup> の広義ニュートン法は、特定の軌道を実現するトルクを繰り返すことによって求めるもので、他の軌道を制

御するためには最初からやり直さなければいけないという意味で効率が悪いが、数回の繰返しで、誤差が殆んど0になるという点で、難しくて速い運動を精度良く行いたい時に、緊急避難的に用いられると考えられる。

繰返しのアルゴリズムは、軌道やトルクなどの時間波形の短期記憶を用いるもので、これは小脳、赤核の異シナプス可塑性とは全く異なり、大脳皮質感覚連合野で行なわれていると考えられる(図5)。頭頂葉の体性感覚野のうち2野は、骨格筋や関節からの深部感覚の入力を受け、同時に運動野から運動司令のコピーを受け取って登録するニューロンの存在が推測され、運動野へ顕著な出力を送っている。2野と隣り合う頭頂連合野に属する5野は空間認知に関する情報を運動野に送っている。2野は身体座標での繰返し制御に、5野は視覚の作業座標での繰返し制御に関与していると考えられる。図5に示すように繰返し制御は前節の階層制御系のさらに上に位置している。下位の制御系の学習が進めば、繰返し制御はより容易になる。

脳の神経細胞には普通1本の電極しか刺せないのでフィードバックによる電位固定は行なえない。Park<sup>24)</sup>は1981年に繰返しによる電位固定法を提案したが、理論的・実用的に問題があった。Kawato et al<sup>25)</sup>は、収束の早い実用的アルゴリズムを提案し、それを関数空間の広義ニュートン法とみなして収束を証明した。この方法は実際に赤核細胞の電位固定に用いられて成功している。これは繰返し型の制御が実際に応用された最初の例であろう<sup>25)</sup>。

広義ニュートン法の制御は、非常に一般的であり、マニピュレータなどの運動制御にも応用できる。制御対象のダイナミクスが次のように表わせるとする。

$$\begin{cases} dy/dt = h(y, z) + R^{-1}(z)x, & y(0) = 0 \\ dz/dt = y + v_I, & z(0) = 0 \end{cases} \quad (4)$$

$x$  はトルク入力、 $y$  は速度、 $z$  は姿勢、 $v_I$  は初速度であり、 $h$ 、 $R^{-1}$  は  $C^1$  級とする。有限時間区間で望ましい速度と軌道  $y_d$ 、 $z_d$  を実現するトルク  $x_d$  を求める問題は、非線形汎関数  $F(x) = y - y_d$  の零点を求めることと等価で、次のようにニュートン法が使える。

$$\begin{aligned} x^{n+1} = & x^n + R(z^n)[d(y_d - y^n)/dt - D_y h(y^n, z^n) \\ & \times (y_d - y^n) - D_z \{h(y^n, z^n) \\ & + R^{-1}(z^n)x^n\}(z_d - z^n)] \end{aligned} \quad (5)$$

ここで  $x^n$ 、 $y^n$ 、 $z^n$  は  $n$  回目の繰返しでの、トルク、速度、軌道である。運動制御の対象のダイナミクスが未知の場合にはニュートン法が使えないが、次の広義ニュートン法が考えられる。

$$\begin{aligned} x^{n+1} = & x^n + R(0)[d(y_d - y^n)/dt - D_y h(0, 0) \\ & \times (y_d - y^n) - D_z h(0, 0)(z_d - z^n)] \end{aligned} \quad (6)$$

$R(0)$ 、 $R(0)D_y h(0, 0)$ 、 $R(0)D_z h(0, 0)$  は力から加速度、速度、位置への逆変換を初期状態で評価したもので、工学的にはすべてステップ応答から簡単に求められるので実用的である。広義ニュートン法の収束について次の定理が得られている。

定理2 方程式(4)が dissipative で  $|I - R(0)R^{-1}(z)| < 1/3$  なら広義ニュートン法(6)は出発点  $x^0$  によらず指数的に収束する。

定理の条件は、減速比の大きいマニピュレータでは満たされるが、ダイレクト・ドライブのマニピュレータや前肢では満たされず、繰返しが不安定になる。この場合(6)で用いた3つの変換の行列を様々の姿勢  $z$  で評価して補間して、広義ニュートン法をニュートン法(5)に近づけてやれば、問題なく収束する。中枢神経系では、変換の行列の獲得は、運動司令と加速度、速度、位置との相関を取ることで達成でき、相関型の可変シナプスに記憶できる。適応とはある一つの試行の中で経験に照らして動作を改善することで、(6)式は適応である。学習は、同じ試行だけでなく、先行する試行の中での経験を活かして、試行のたびに適応を改善していくもので、 $R$ 、 $RD_y h$ 、 $RD_z h$  を様々の試行中に獲得し、修正していくことが学習に対応する。これらの変換の行列は制御対象のダイナミクスだけでなく、前節の階層制御系の特性も含んでいるので、下位の学習とともに変化することを注意しておく。

視覚系の作業座標で与えられた望ましい軌道を実現する広義ニュートン法は、身体座標と作業座標のヤコビアン  $J$  を用いて次のように構成できる。

$$\begin{aligned} x^{n+1} = & x^n + R(0)J^{-1}(z^n)[d(y_d - y^n)/dt \\ & - D_y h(0, 0)(y_d - y^n) \\ & - D_z h(0, 0)(z_d - z^n)] \end{aligned} \quad (7)$$

定理3  $|I - J(z)R^{-1}(z)R(0)J^{-1}(z)| < 1$  で、出発点  $x^0$  が  $x_d$  に十分近ければ(7)は指数的に収束する。

ヒトなどの上肢ではヤコビアン  $J$  は特異にならないので、定理の条件は満たされる。 $J^{-1}$  の計算を工夫すると、特異な姿勢を通るような軌道でも(7)は収束する。

図8に、前節で用いたのと同じ3関節マニピュレータを視覚系の極座標  $(\theta, \phi, r)$  内の広義ニュートン法(7)で制御したシミュレーション結果を示す。一定の変換行列では収束しないので、 $J^{-1}$  まで含めて、25の姿勢で変換の行列を評価し補間して用いてある。

## 7. おわりに

中枢神経系で用いられる相関型のシナプス学習は、膨大な並列計算を要求するので、数年前までは実際の応用とはかけ離れていた。しかし、5節の逆システムの内部



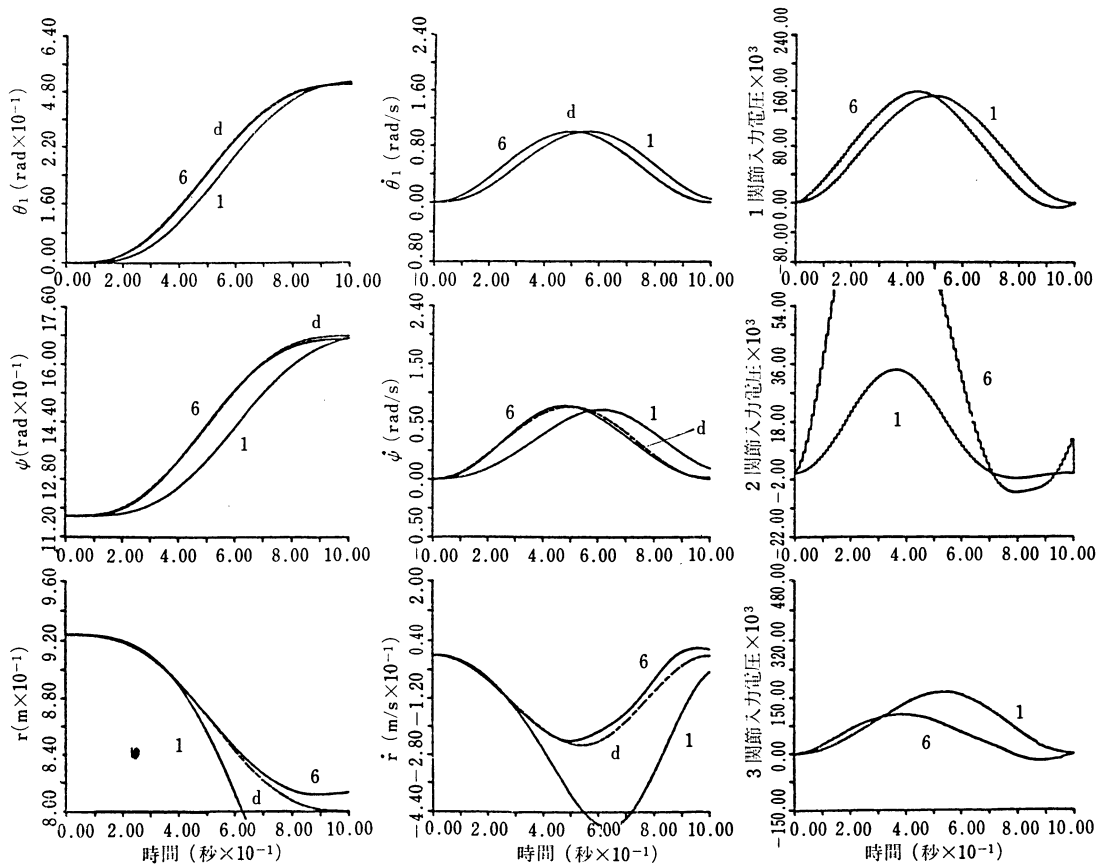


図 8 広義ニュートン法による視覚極座標  $(\theta_1, \phi, r)$  での三関節マニピュレータの繰返し制御のシミュレーション<sup>16)</sup>。左列は極座標、中列は速度、右列は3つのモータへの入力電圧を示す。図中の数字(1, 6)は繰返しの回数  $n$  を示す。望ましい軌道と速度は破線で表わし  $d$  が付けてある。

モデルや、6節の変換行列  $R, RD_y h, RD_z h$  の学習は VLSI で簡単に構成できる。神経科学の急速な進歩によって、随意運動の神経機構が明らかになれば図1のすべての計算について実用的にも役立つアルゴリズムが得られると期待している<sup>16)</sup>。したがって座標変換を陽には行わずに座標変換と制御の問題を同時に解決している。

#### 参 考 文 献

- 1) D. Marr : Vision, Freeman (1982 年) p. 24
- 2) D. Marr : "A theory of cerebellar cortex". J. Physiol. 202, pp. 437-470, 1969
- 3) J. S. Albus : "A theory of cerebellar functions". Math. Biosci. 10, pp. 25-61, 1971
- 4) 伊藤正男 : 小脳の適応制御, 脳科学の展開(上巻), 平凡社, (1985 年) pp. 167-180
- 5) M. Fujita : "Adaptive filter model of the cerebellum", Biol. Cybern. 45, pp. 195-206, 1982
- 6) T. Flash, N. Hogan : "The coordination of arm movements; An experimentally confirmed mathematical model". J. Neurosci. 5, pp. 1688-1703, 1985
- 7) G. I. Allen, N. Tsukahara : "Cerebrocerebellar communication systems", Physiol. Rev. 54, pp. 957-1006, 1974
- 8) E. V. Evarts : "Relation of pyramidal tract activity to force exerted during voluntary movement". J. Neurophysiol. 31, pp. 14-27, 1968
- 9) P. D. Cheney, E. E. Fetz : "Functional classes of primate corticomotoneuronal cells and their relation to active force". J. Neurophysiol. 44, pp. 773-791, 1980
- 10) W. T. Thach : "Timing of activity in cerebellar dentate nucleus and cerebral motor cortex during prompt volitional movement". Brain Res. 88, pp. 233-241, 1975
- 11) 佐々木和夫 : 大脳小脳連関と運動学習, 脳科学の展開(上巻), 平凡社, (1985 年) pp. 221-242
- 12) P. F. C. Gilbert, W. T. Thach : "Purkinje cell activity during motor learning". Brain Res. 128, pp. 309-328, 1977
- 13) 伊藤正男 : 脳の設計図, 中央公論社 (1980 年) p. 97
- 14) J. C. Eccles : "The dynamic loop hypothesis of movement control" In : Information Processing in the Nervous System. ed. K. N. Leibovic, pp. 245-269, Springer, 1969

- 15) M. Ito: "Neurophysiological aspects of the cerebellar motor control system". Intern. J. Neurol, 7, pp. 162-176, 1970
- 16) 川人光男, 宮本弘之, 磯部倫明, 鈴木良次: 作業座標における手の繰返し学習制御—広義ニュートン法のアルゴリズム—, 信学技報, MBE 85-91, pp. 83-92, 1986
- 17) 古川和憲, 川人光男, 鈴木良次: 運動制御の神経モデルに基づくマニピュレータの階層学習制御, 信学技報, MBE 85-92, pp. 93-102, 1986
- 18) N. Tsukahara, M. Kawato: "Dynamic and plastic properties of the brain stem neuronal networks as the possible neuronal basis of learning and memory" In: Competition and Cooperation in Neural Nets. eds. S. Amari, M. A. Arbib, pp. 430-441, Springer, 1982
- 19) 塚原伸晃, 川人光男: 小脳・脳幹の可塑性と学習モデル, 数理科学, 229, pp. 37-45, 1982
- 20) S. Geman: "Some averaging and stability results for random differential equations". SIAM J. Appl. Math. 36, pp. 86-105, 1979
- 21) H. R. Wilson, J. D. Cowan: "Excitatory and inhibitory interactions in localized populations of model neurons". Biophys. J. 12, pp. 1-24, 1972
- 22) S. Arimoto, S. Kawamura, F. Miyazaki: "Bettering operation of dynamic systems by learning: A new control theory for servomechanism or mechatronics systems. 23rd IEEE Conf Des Control 2: pp. 1064-1069, 1984
- 23) M. Kawato, M. Etoh, Y. Oda, N. Tsukahara: "A new algorithm for voltage clamp by iteration: A learning control of a nonlinear neuronal system", Biol. Cybern. 53, pp. 57-66, 1985.
- 24) M. R. Park, W. Leber, M. R. Klee: "Single electrode voltage clamp by iteration". J. Neurosci. Meth. 3, pp. 271-283, 1981
- 25) F. Murakami, M. Etoh, M. Kawato, Y. Oda, N. Tsukahara: "Synaptic current at interpositorubral and corticorubral excitatory synapses measured by a new iterative single-electrode voltage-clamp method". Neurosci. Res. in press, 1986



川人光男 (Mitsuo KAWATO)

昭和 28 年 11 月 12 日生れ。51 年東大理学部物理学科卒, 阪大基礎工学部生物工学科博士課程(前期)入学。56 年, 同修了, 生物工学科塚原研助手。60 年, 古巣の鈴木研へ戻る。工学博士。脳機能の理論的研究, 生物リズムの研究に従事。電子通信学会, ME 学会, 生物物理学会, 動物生理学会各会員。