人間の運動制御系における新小脳機能のモデル化と ロボットの適応制御方式への応用[†]

広 川 俊 二*・杉 山 博**

Modeling for Neocerebella Functioning in Human Motor Control Systems and
Its Application to Invest Robot with Self-Adaptable Control Capabilities

Shunji HIROKAWA* and Hiroshi SUGIYAMA**

This paper is concerned with theoretical analysis on the mathematical modeling of cerebellar functioning in human motor control system. Discrete type equations of the motion of two joints arm system were derived, and a new algorithm was formulated, for estimating the motor control system dynamics. The motor command was self-adaptively generated according and algorithm.

The learning processes of our cerebellar functioning model via practices were experimented through the simulated computer analysis. Then, it was verified that the pursuit pattern of the two joints arm system, by our modeling and algorithm, to the desired movement was steadily improved as the learning stages advanced. Furthermore, it was also verified that our modeling and algorithm responded optimally to the unexpected environmental disturbances.

1. ま え が き

従来の機械制御システムでは、一般に、フィードバック経路を有する閉ループ制御方式が採用されており、システムの出力特性を改善するためには、フィードバック補償要素をどのように設定してやればよいかについて種々の理論解析と実験的研究が行われてきている。ただし、閉ループ制御方式が一定の時間遅れを伴ったり、フィードバックゲインの設定いかんにより振動を生ずるなどの欠点を有していることは周知のとおりであり、そのためにこそ上記理論的・実験的研究が必要になってくるといえる。

これに対し、最近、マイクロコンピュータの普及により、ラーニングの仕方さえ教え込ませておけば、制御対象の物理的パラメータが未知ではあっても、経験によって制御則をみつけてゆき、最終的には好ましい制御方式を習得するといったように、生体に近い特性を機械制御システムにもたせる研究も行われるようになってきている¹⁾。このように、従来のフィードバック制御とは異なったレベルの制御機能を有する機械システムを実現することは、フィードバック制御方式固有の問題を回避しつつ、しかも制御対象の物理的パラメータ、あるいは負荷外力などの変動に対処しうる適応能力を機械自身に付与することを指向した重要な研究である。

他方、以上のような観点から、人間の手足の運動制御の原理をとらえてみると、閉ループ制御方式と開ループ制御方式との欠点を補完し合うため、小脳が導入されていることがわかる²⁾⁻⁴⁾。大脳から上・下肢へ伝達される遠心的運動指令と、上・下肢から大脳へ伝達される求心的感覚情報との比較演算により、制御対象である上・下肢のダイナミクス（物理的パラメータを含む）（注 1）を推定したり、訓練を通じダイナミクスの推定精度を高め、その結果を記憶・保存しておくことなどが小脳の役割である。したがって、人間の手足の運動制御システムでは、小脳内部にあらかじめ記憶、保存されている上・下肢のダイナミクス情報や、負荷外力の変動などに伴って、新たに推定し直されたダイナミクス情報を活用しつつ運動指令を自己修復的に調整せしめることにより、素早い動作、および高精度の追従動作の双方が可能であるといえることができる。小脳がこういった高いレベルの適応学習制御機能を有し

† 第 23 回自動制御連合講演会で発表（昭 55・11）

* 九州大学教養部 福岡市中央区元本松 4-2-1

** 大阪大学工学部 吹田市山田丘 2-1

* College of General Education, Kyushu University, Fukuoka

** Faculty of Engineering, Osaka University, Suita
(Received January 22, 1981)

(Revised November 11, 1981)

（注 1）本報でいうダイナミクスとは、2 関節アームの姿勢、位置などの状態変数を含めた物理的パラメータのことであり、広義の伝達特性を意味する。本文（3.2）式参照。

Fig. 1 Simplified model of human motor control system

ていることは、脳・神経生理学の分野では古くから知られていたが^{3), 4)}、工学的立場からある程度簡略化した中枢神経モデルを作成し、これに対して制御論的な解釈を適用しつつ小脳の機能的意義をくみとっていくとする研究は少なかった。

本研究では、M. H. Raibert^{5), 6)} が提案したロボットの適応制御方式にヒントを得て小脳機能を具体化したシステムモデルを設定し、制御対象である 2 関節ロボットアームの運動方程式を離散化パラメータ式で記述したうえで、制御対象のダイナミクスを推定、記憶、保存することができるアルゴリズムを別途、独自に考案した。そして、上記理論モデルとアルゴリズムを用いれば、制御対象は広範囲な作動域で高精度の追従特性を満足するし、突発的外乱にも適応できることを計算機シミュレーション実験で確認した⁷⁾。

2. 生体制御システムモデルの設定

人間の脳・神経系において、解剖学的に解明されている大脳、小脳間の神経経路⁸⁾、および種々の生理学実験結果から推論されている小脳の役割^{9)~11)}を参照し、Fig. 1 のようなシステムモデルを設定する^{5), 6), 11)}。なお、小脳は発生学的には、古小脳(片葉小節葉)、旧

$o_{1,2}$ = The center of gravity
 $I_{1,2}$ = Moment of inertia
 g = Gravitational acceleration constant
 $m_{1,2}$ = Mass, $P_1P_2 = l_1$, $P_2P_3 = l_2$, $P_1O_1 = a_1$, $P_2O_2 = a_2$

Fig. 2 Dynamic system of two joints arm

小脳(虫部)、新小脳(小脳半球)に 3 大別されるが、本報では小脳の役割を前章で述べた範囲に限定するため、随意運動の制御に関与している新小脳機能のみを扱うものとする。

Fig. 1 で①大脳皮質(連合野)に投射された運動意志は、②大脳皮質(運動野)、③脳幹、脊髄を経由し、具体化された運動指令として⑥ 2 関節アームに到達するが、この運動指令を傍受する形で点線の枠内のように新小脳を位置付けることができる。また、新小脳の働きを、2 関節アームのダイナミクスを推定する機能④と、その結果を記憶、保存する機能⑤に分けて考察する。Fig. 1 に並記した Efferende Copy と Re-Afference に関する経路は消去理論²⁾と呼ばれる生理学的知見とも符合している。

なお、④、⑤の働きにより、⑥の運動出力 $(\theta_a, \dot{\theta}_a, \ddot{\theta}_a)$ が、②から投射された運動方策指令 $(\theta_a, \dot{\theta}_a, \ddot{\theta}_a)$ にどのように追従しうるかを検討することが本報の主眼であるが、視覚などで代表されるように運動の結果を直接②へフィードバックする外部フィードバック経路の働きについても、後 6 章で言及する。

3. 離散化パラメータ式の導出とダイナミクスの推定方法

まず、制御対象である 2 関節アームの運動方程式は Fig. 2 の記号を用いて、

$$T = J(\theta)\ddot{\theta} + B\dot{\theta} + C(\theta)\dot{\theta}^2 + G(\theta) \quad (3.1)$$

ただし、✓

$$T \triangleq \begin{bmatrix} T_1 \\ T_2 \end{bmatrix}, \quad \theta \triangleq \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \end{bmatrix}, \quad \dot{\theta} \triangleq \begin{bmatrix} \dot{\theta}_1 \\ \dot{\theta}_2 \end{bmatrix}, \quad \dot{\theta}^* \triangleq \begin{bmatrix} \dot{\theta}_1^2 \\ \dot{\theta}_1\dot{\theta}_2 \\ \dot{\theta}_2^2 \end{bmatrix}, \quad \ddot{\theta} \triangleq \begin{bmatrix} \ddot{\theta}_1 \\ \ddot{\theta}_2 \end{bmatrix}$$

$$J(\theta) \triangleq \begin{bmatrix} I_1 + I_2 + m_1a_1^2 + m_2a_2^2 + m_2l_1^2 - 2m_2a_2l_1 \cos \theta_2 & -I_2 - m_2a_2^2 + m_2a_2l_1 \cos \theta_2 \\ -I_2 - m_2a_2^2 + m_2a_2l_1 \cos \theta_2 & I_2 + m_2a_2^2 \end{bmatrix}$$

$$B \triangleq \begin{bmatrix} \mu_1 & 0 \\ 0 & \mu_2 \end{bmatrix}, C(\theta) \triangleq \begin{bmatrix} 0 & 2m_2a_2l_1 \sin \theta_2 & -m_2a_2l_1 \sin \theta_2 \\ -m_2a_2l_1 \sin \theta_2 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$G(\theta) \triangleq \begin{bmatrix} m_2a_2g \cos(\theta_1 - \theta_2) - (m_1a_1 + m_2l_1)g \cos \theta_1 \\ -m_2a_2g \cos(\theta_1 - \theta_2) \end{bmatrix}$$

のように表わされる。ここで、

$$\left. \begin{aligned} T &: \text{操作トルクベクトル} \\ J(\theta) &: \text{慣性モーメント行列} \\ B &: \text{粘性摩擦抵抗行列} \\ C(\theta) &: \text{コリオリの力, 遠心力行列} \\ G(\theta) &: \text{重力トルクベクトル} \end{aligned} \right\} \quad (3.2)$$

と名付け(3.2)式で T を除く各ベクトルと行列を総称して、制御対象のダイナミクスと呼ぶことにする。また、(3.1)、(3.2)式中 $J(\theta)$ 、 $C(\theta)$ 、 $G(\theta)$ は、それぞれベクトル θ の関数を意味する。

つぎに、 T 、 θ 、 $\dot{\theta}$ 、 $\ddot{\theta}$ を観測値とし、(3.2)式のダイナミクスを推定する問題を考える。まず最初に、Raibert が提案したアルゴリズム⁵⁾を本文(3.3)～(3.4)式に示す。

(3.1)式で、 θ 、 $\dot{\theta}$ 、 $\ddot{\theta}$ を固定して $\theta = \alpha$ 、 $\dot{\theta} = \beta$ 、 $\ddot{\theta} = \beta^*$ と置き、 $\ddot{\theta}$ のみを時間変数とみなした離散化パラメータ式は、

$$\begin{aligned} T &\triangleq J|_{\theta=\alpha} \ddot{\theta} + B \cdot \dot{\theta}|_{\theta=\beta} + C|_{\theta=\alpha} \cdot \dot{\theta}^*|_{\theta^*=\theta^*} \\ &\quad + G|_{\theta=\alpha} \\ &\triangleq J_\alpha \ddot{\theta} + B\beta + C_\alpha \beta^* + G_\alpha \end{aligned} \quad (3.3)$$

あるいは、

$$\begin{aligned} T &\triangleq J_\alpha \ddot{\theta} + K_{\alpha\beta\beta^*} \\ K_{\alpha\beta\beta^*} &\triangleq B\beta + C_\alpha \beta^* + G_\alpha \end{aligned} \quad (3.4)$$

のように表わすことができる。(3.3)、(3.4)式は、サンプリング時間間隔 Δt (s) を微小に取れば近似的に成り立つであろう。

i をサンプリング番号とした場合の時系列データ T_i 、 $\ddot{\theta}_i$ から、 J_α 、 $K_{\alpha\beta\beta^*}$ (以下、 J 、 K あるいは、 J_i 、 K_i と記す) の推定値 $\tilde{J}_i$ 、 $\tilde{K}_i$ はつぎのようにして求

Fig. 3 Successive procedures of dynamic estimation

められる。

ここで

$$T_i \triangleq \begin{bmatrix} T_{1i} \\ T_{2i} \end{bmatrix}, \ddot{\theta}_i \triangleq \begin{bmatrix} \ddot{\theta}_{1i} \\ \ddot{\theta}_{2i} \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

であり、 T_i は Fig. 1 の Efference Copy, $\ddot{\theta}_i$ は Re-Afference の経路を経て観測される。Fig. 3 より、

$$\begin{aligned} T_{i-2} &= J_{i-2} \ddot{\theta}_{i-2} + K_{i-2} \\ T_{i-1} &= J_{i-1} \ddot{\theta}_{i-1} + K_{i-1} \\ T_i &= J_i \ddot{\theta}_i + K_i \quad (i \geq 3) \end{aligned} \quad (3.6)$$

が成り立ち、(3.3)、(3.4)式の仮定より、 $J_{i-2} = J_{i-1} = J_i = J$ (一定)、および $K_{i-2} = K_{i-1} = K_i = K$ (一定) とみなした場合の推定値 $\tilde{J}_i$ 、 $\tilde{K}_i$ を求めることができる。

ただし、(3.3)～(3.6)式では、3組の観測データを求める間 J のみならず K までをも一定とみなしているためつぎのような問題を生ずる。すなわち、 K は $\ddot{\theta}^* = (\ddot{\theta}_1, \ddot{\theta}_1 \cdot \ddot{\theta}_2, \ddot{\theta}_2^2)$ を含むが、 $\ddot{\theta}$ と $\ddot{\theta}^*$ のサンプリング区間での変化量 $\Delta \ddot{\theta}$ 、 $\Delta \ddot{\theta}^*$ の間に $|\Delta \ddot{\theta}| > |\Delta \ddot{\theta}^*|$ が成り立つとは限らず、したがって、 $|\Delta(J \cdot \ddot{\theta}_i)| > |\Delta K_i|$ 、あるいは $|\Delta T_i| > |\Delta K_i|$ なる関係も成り立たない。このような場合、(3.6)式は、もともと矛盾していることになる。

上記の問題点を解決するため、本研究では以下(3.16)式に至るまでのアルゴリズム演算式を新たに導入する。

まず、 K_i の変化を考慮に入れて、

$$\begin{aligned} T_{i-1} &= J \ddot{\theta}'_{i-2} + \frac{1}{2}(K_{i-2} + K_{i-1}) \\ T_i &= J \ddot{\theta}'_{i-1} + \frac{1}{2}(K_{i-1} + K_i) \end{aligned} \quad (3.7)$$

を補間式として用い、(3.6)、(3.7)式を連立させて、推定値 $\tilde{J}_i$ 、 $\tilde{K}_i$ が

$$\begin{aligned} \tilde{J}_i &= [T_{i-2} + T_{i-1} | T_{i-1} - T_i] \\ &\quad \cdot [\ddot{\theta}_{i-2} + \ddot{\theta}_{i-1} - 2\ddot{\theta}'_{i-2} \ddot{\theta}_{i-1} + \ddot{\theta}_i + 2\ddot{\theta}'_{i-1}]^{-1} \\ &= \tilde{J}_{i-2} = \tilde{J}_{i-1} \\ \tilde{K}_i &= T_i - \tilde{J}_i \ddot{\theta}_i \end{aligned} \quad (3.8)$$

のように求まる。

続いて、 θ のみを固定して $\theta = \alpha$ と置き、 $\ddot{\theta}$ 、 $\ddot{\theta}^*$ もまた時間変数であるとみなせば、(3.1)、(3.3)、(3.4)式を導いたと同様にして、

$$\tilde{K} = B \ddot{\theta} + C_\alpha \ddot{\theta}^* + G_\alpha \quad (3.9)$$

より、 B 、 C_α 、 G_α を定数とみなして、

$$\begin{aligned} [\tilde{K}_{j-5} - \tilde{K}_{j-4}] &= B[\ddot{\theta}_{j-5} - \ddot{\theta}_{j-4}] + C[\ddot{\theta}_{j-5}^* - \ddot{\theta}_{j-4}^*] \\ [\tilde{K}_{j-1} - \tilde{K}_j] &= B[\ddot{\theta}_{j-1} - \ddot{\theta}_j] + C[\ddot{\theta}_{j-1}^* - \ddot{\theta}_j^*] \end{aligned}$$

$$(j \geq 6) \quad (3.10)$$

のような離散化パラメータ式を得ることができる。ここに、

$$\dot{\theta}_j \triangleq \begin{bmatrix} \dot{\theta}_{1j} \\ \dot{\theta}_{2j} \end{bmatrix}, \quad \dot{\theta}^*_{j-5} \triangleq \begin{bmatrix} \theta_{1j}^2 \\ \theta_{1j}\theta_{2j} \\ \theta_{2j}^2 \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

であり、これらの時系列データも、前述した Re- $\nearrow$

$\nearrow$ Afference 経路を経て観測される。なお、(3.10)式では、 $B_{j-5} = \dots = B_j \triangleq B$, $C_{j-5} = \dots = C_j \triangleq C$ としてある。(3.10)式に Cramer の公式を直接適用して、たとえば B_j の推定値 $\tilde{B}_j$ は、

$$\tilde{B}_j = \frac{1}{|A|} \left[\frac{|A_1^{(1)}|}{|A_1^{(2)}|}, \frac{|A_2^{(1)}|}{|A_2^{(2)}|} \right] \quad (3.12)$$

として求められ、ここに

$$A \triangleq \begin{bmatrix} \theta_{1,j-5} - \theta_{1,j-4}, \theta_{2,j-5} - \theta_{2,j-4}, \theta_{1,j-5}^2 - \theta_{1,j-4}^2, \theta_{1,j-5}\theta_{2,j-5} - \theta_{1,j-4}\theta_{2,j-4}, \theta_{2,j-5}^2 - \theta_{2,j-4}^2 \\ \vdots \\ \theta_{1,j-1} - \theta_{1,j}, \theta_{2,j-1} - \theta_{2,j}, \theta_{1,j-1}^2 - \theta_{1,j}^2, \theta_{1,j-1}\theta_{2,j-1} - \theta_{1,j}\theta_{2,j-1}, \theta_{2,j-1}^2 - \theta_{2,j}^2 \end{bmatrix} \quad (3.13)$$

また、 $A_r^{(S)}$ ($r=1, 2, \dots, 5$, $S=1, 2$) は、 A の第 r 列をベクトル $\tilde{k}^{(S)}$ で置き換えた行列であり

$$\tilde{K}^{(S)} \triangleq (\tilde{K}_{S,j-5} - \tilde{K}_{S,j-4}, \dots, \tilde{K}_{S,j-1} - \tilde{K}_{S,j})^T \quad (3.14)$$

とする。これより、 G_j の推定値 $\tilde{G}_j$ が

$$\tilde{G}_j = \tilde{K}_j - \tilde{B}_j \dot{\theta}_j - \tilde{C}_j \dot{\theta}^*_{j-5} \text{ として求められる。}$$

以上により、(3.2)式で示した 2 関節アームのダイナミクスを時系列的に推定することができる。この操作は、Fig. 1④で行われ、2 関節アームへの操作トルク指令 T_d は、

$$T_d = J \ddot{\theta}_d + \tilde{B} \dot{\theta}_d + \tilde{C} \dot{\theta}^*_{j-5} + \tilde{G} \quad (3.16)$$

として、Fig. 1③で創成される。なお、 G_j についても単調増加・減少的变化を考慮して、 $j \geq 12$ 以降は、(3.10)式の代りに

$$\begin{aligned} [\tilde{K}_{j-5} - \tilde{G}_{j-5} - \tilde{K}_{j-4} + \tilde{G}_{j-4}] &= B[\dot{\theta}_{j-5} - \dot{\theta}_{j-4}] + C[\dot{\theta}^*_{j-5} - \dot{\theta}^*_{j-4}] \\ [\tilde{K}_{j-1} - \tilde{G}_{j-1} - \tilde{K}_j + \tilde{G}_j] &= B[\dot{\theta}_{j-1} - \dot{\theta}_j] + C[\dot{\theta}^*_{j-1} - \dot{\theta}^*_j] \end{aligned} \quad (3.10)'$$

を用い、(3.11)式以降の演算を実行するものとする

4. ダイナミクスの記憶・保存方法

(3.1)式で $J(\theta)$, B , $C(\theta)$, $G(\theta)$ の各要素は θ の三角関数になっており、各要素を一般に y と置けば、つぎのような Taylor 級数、

$$y = \sum_{m=0}^{\infty} \sum_{l=0}^{\infty} \delta_{lm} \theta_1^l \theta_2^m \quad (4.1)$$

で、それらを表わすことができる。そこで、まず(4.1)式を直交関数に展開することを考え、変換した展開式を

$$\begin{aligned} y &\triangleq d_{00} + d_{10} f_{10}(\theta_1) + d_{01} f_{01}(\theta_2) + d_{20} f_{20}(\theta_1) \\ &\quad + d_{11} f_{11}(\theta_1, \theta_2) + d_{02} f_{02}(\theta_2) + \dots \\ &\quad + d_{qr} f_{qr}(\theta_1, \theta_2) + \dots \end{aligned} \quad (4.2)$$

のように表わそう¹²⁾。ここで、 $f_{10}(\theta_1)$, $f_{01}(\theta_2)$... などは、 $(\theta_{1n}, \theta_{2n})$ を観測データ (Fig. 1 での Re-Afference) とし、つぎの条件、

$$\sum_{n=1}^N f_{qr}(\theta_{1n}, \theta_{2n}) f_{q'r'}(\theta_{1n}, \theta_{2n}) = 0$$

($q \neq q'$, $r \neq r'$ のいずれか、または両方が成立するなら、 $q, r, q', r' = 0, 1, 2, \dots$)

$$\sum_{n=1}^N f_{qr}^2(\theta_{1n}, \theta_{2n}) = S_{qr}^2$$

$$(q, r = 0, 1, 2, \dots) \quad (4.3)$$

が満足されるよう決めるものとする。それには、Gram-Schmidt の直交化法を用い、まず、 $\nearrow$

$$\nearrow \tilde{f}_{qr} \triangleq \theta_1^q \theta_2^r$$

$$(f_1 f_2) \triangleq \sum_{n=1}^N f_1(\theta_{1n}, \theta_{2n}) \cdot f_2(\theta_{1n}, \theta_{2n}) \quad (4.4)$$

$$\begin{aligned} \tilde{f}_{qr} &\triangleq \tilde{f}_{qr} - \sum_{k=0}^{q+r-1} \sum_{j=0}^k (\tilde{f}_{qr} \cdot \tilde{f}_{k-j,j}) \tilde{f}_{k-j,j} \\ &\quad - \sum_{j=0}^{r-1} (\tilde{f}_{qr} \cdot \tilde{f}_{q+r-j,j}) \tilde{f}_{q+r-j,j} \end{aligned}$$

とすれば

$$f_{qr}(\theta_1, \theta_2) = \frac{\tilde{f}_{qr}}{(\tilde{f}_{qr} \cdot \tilde{f}_{qr})^{1/2}} \quad (4.5)$$

ただし

$$\begin{aligned} \tilde{f}_{00} &\triangleq \tilde{f}_{00} \quad (=1) \\ \tilde{f}_{00} &\triangleq \frac{\tilde{f}_{00}}{(\tilde{f}_{00} \cdot \tilde{f}_{00})^{1/2}} \quad \left(= \frac{1}{N^{1/2}} \right) \end{aligned}$$

として $f_{qr}(\theta_1, \theta_2)$ が求められる。

ただし、計算式がきわめて煩雑となるため、本報では、 $\theta_{1,2}$ の 3 次以上の項を省略し、(4.2)式の代りに、

$$\begin{aligned} y &\triangleq d_{00} + d_{10} f_{10}(\theta_1) + d_{01} f_{01}(\theta_2) + d_{20} f_{20}(\theta_1) \\ &\quad + d_{11} f_{11}(\theta_1, \theta_2) + d_{02} f_{02}(\theta_2) \end{aligned} \quad (4.2)'$$

を用いるものとする。(4.2)' 式は、 θ_1, θ_2 についての実験が θ_1, θ_2 平面上のある領域にバラバラになってとられた場合のために、特別に作成した直交展開式である。また、 d_{qr} の推定値 $\hat{d}_{qr}$ は、

$$\begin{aligned} \hat{d}_{qr} &= \frac{\sum_{n=1}^N y_n \cdot f_{qr}(\theta_{1n}, \theta_{2n})}{\sum_{n=1}^N f_{qr}^2(\theta_{1n}, \theta_{2n})} \\ &= \frac{1}{S_{qr}^2} \sum_{n=1}^N y_n \cdot f_{qr}(\theta_{1n}, \theta_{2n}) \end{aligned} \quad (4.6)$$

として求められる。

結局、(4.2)～(4.5)式より、ダイナミクス $\mathbf{J}(\theta)$, $\mathbf{B}$, $\mathbf{C}(\theta)$, $\mathbf{G}(\theta)$ の各要素は一般に、

$$\begin{aligned} \hat{g} = & \hat{d}_{00} + \hat{d}_{10}f_{10}(\theta) + \hat{d}_{01}f_{01}(\theta_2) + \hat{d}_{20}f_{20}(\theta_1) \\ & + \hat{d}_{11}f_{11}(\theta_1, \theta_2) + \hat{d}_{02}f_{02}(\theta_2) \end{aligned} \quad (4.2)''$$

として、Fig. 1 ⑤に記憶される。また、(4.2)'' 式を各要素にもつベクトルや行列を、もとのダイナミクスに対応させて、 $\hat{\mathbf{J}}(\theta)$, $\hat{\mathbf{B}}(\theta)$, $\hat{\mathbf{C}}(\theta)$, $\hat{\mathbf{G}}(\theta)$ で表わすものとすれば、

$$\hat{\mathbf{J}}(\theta) \equiv \mathbf{J}(\theta), \hat{\mathbf{B}}(\theta) \equiv \mathbf{B}, \hat{\mathbf{C}}(\theta) \equiv \mathbf{C}(\theta), \hat{\mathbf{G}}(\theta) \equiv \mathbf{G}(\theta) \quad (4.7)$$

を達成する過程が、訓練による運動の上達・習熟過程であるといえよう。(4.7)式が達成されれば、もはや3章、および(4.2)～(4.5)式で述べたようなアルゴリズム演算を必要とせず、次式

$$\mathbf{T}_d = \hat{\mathbf{J}}(\theta)\ddot{\theta}_d + \hat{\mathbf{B}}(\theta)\dot{\theta}_d + \hat{\mathbf{C}}(\theta)\dot{\theta}_d^* + \hat{\mathbf{G}}(\theta) \quad (3.16)'$$

で創成される操作トルク指令のみを用い、運動指令 $(\theta_d, \dot{\theta}_d, \ddot{\theta}_d)$ に高精度で追した従運動を2関節アームに対して行わしめることができる。(3.15)' 式の演算に要する時間は、2関節アームの作動時間に比べ、きわめて短いため、反射的な素早い動作に対しても(3.15)' 式を適用することは可能である。すなわち、運動の習熟といった概念を、数学的に記述したものが(4.7)式であり、これが成り立つ場合、Fig. 1 の生体制御システムは開ループ制御方式を取る。

つぎに、制御対象の内部パラメータや負荷外力などの変動に伴い、新小脳に記憶されているダイナミクスを更新する必要を生じた場合について検討する。その変動が小さいものである場合、3章で示したアルゴリズムにより推定されるダイナミクス情報のみを用いて(4.2)式以降の演算をやり直すのではなく、すでに記憶されているダイナミクス情報をも併せ用いたほうがより合理的であろう。そこで、前者を一般的に $\tilde{\mathbf{u}}$ 、後者を θ として、次式

$$\tilde{\mathbf{u}} \triangleq \frac{(w-1)}{w}\tilde{\mathbf{u}} + \frac{1}{w}\theta \quad (4.7)$$

w ; 重み係数 ($\tilde{\mathbf{u}}$; $\mathbf{J}$, $\mathbf{B}$, $\mathbf{C}$, $\mathbf{G}$)

で算出される値をもとに、

$$\mathbf{T}_d = \tilde{\mathbf{J}}(\theta)\ddot{\theta}_d + \tilde{\mathbf{B}}(\theta)\dot{\theta}_d + \tilde{\mathbf{C}}(\theta)\dot{\theta}_d^* + \tilde{\mathbf{G}}(\theta) \quad (3.16)''$$

のように創成される操作トルク指令を用いて、2関節アームの運動を行わしめると共に、(4.7)式より求める $\tilde{\mathbf{u}}$ を用いて(4.2)式以降の演算を実行するものとする。

5. シミュレーション実験

5.1 方法

Table 1 Numerical value of physical parameters

Mass (kg)	m_1 1.6	m_2 1.6	
Moment of inertia (kg·m)	I_1 0.0333	I_2 0.0333	
Length (m)	a_1 0.25	a_2 0.25	l_1, l_2 0.50
Resistance coefficient of viscosity (kg·m ² /s)	u_1 0.0	u_2 2.0	

計算に用いた物理的パラメータの数値を Table 1 に示す。また、Fig. 1 ②から投射される運動方策指令として、次式のような時間関数を与えるものとする¹³⁾、(Fig. 6 (1) 参照)

$$\begin{aligned} \theta_d &= \begin{bmatrix} \theta_{1d} \\ \theta_{2d} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \pi/4 + [t - \sin(2\pi t)/2\pi]\pi/2 \\ \pi - [t - \sin(2\pi t)/2\pi]\pi/2 \end{bmatrix} \\ \dot{\theta}_d &= \begin{bmatrix} \dot{\theta}_{1d} \\ \dot{\theta}_{2d} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [1 - \cos(2\pi t)]\pi/2 \\ -[1 - \cos(2\pi t)]\pi/2 \end{bmatrix} \\ \ddot{\theta}_d &= \begin{bmatrix} \ddot{\theta}_{1d} \\ \ddot{\theta}_{2d} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \pi^2 \sin(2\pi t) \\ -\pi^2 \sin(2\pi t) \end{bmatrix} \quad t=0 \sim 1 \text{ (s)} \end{aligned} \quad (5.1)$$

(5.1)式は、できるだけ短時間に所定の関節角変位が行われ、しかも運動の起動、停止が滑らかに行われるよう指定するものである。

一方、これに対し、2関節アームの実際の運動 $(\theta_a, \dot{\theta}_a, \ddot{\theta}_a)$ がどの程度の精度で追従しうるかを評価するため、次式で表わされるような評価指標を導入する。

$$e_k = \sqrt{\left[\frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \{ (x_{d,j} - x_a)^2 + (y_{d,j} - y_a)^2 \} \right]_k} \quad (5.2)$$

j ; サンプル番号

k ; 試行繰返し数

(5.2)式では、 (θ_d) に対する (θ_a) の追従精度を、2関節アーム先端位置のズレの平均2乗偏差で表わしており、Fig. 2 の座標系より、

$$\begin{aligned} x_{d,a} &= -l_1 \cos \theta_{1d,a} + l_2 \cos (\theta_{1d,a} - \theta_{2d,a}) \\ y_{d,a} &= l_1 \sin \theta_{1d,a} - l_2 \sin (\theta_{1d,a} - \theta_{2d,a}) \end{aligned} \quad (5.3)$$

である。また、 $(\dot{\theta}_d)$ に対する $(\dot{\theta}_a)$ 、あるいは $(\ddot{\theta}_d)$ に対する $(\ddot{\theta}_a)$ の追従精度を評価する指標として、(5.2)式中の $x_{d,a}, y_{d,a}$ を $\dot{x}_{d,a}, \dot{y}_{d,a}$ 、あるいは $\ddot{x}_{d,a}, \ddot{y}_{d,a}$ に置き換えた $\dot{e}_k, \ddot{e}_k$ を導入する。

なお、予備的なシミュレーション実験の結果から、(3.3)～(3.5)式の演算に費す時間は、平均 0.007 (s) であることがわかっているため、サンプリング時間間隔 Δt は 0.01 (s) 以上とした。また、2関節アームの実際の運動は、時間刻み幅 $\delta t = 0.001$ (s) とし、ミルン法を用いてシミュレートした。

なお、試行繰返し数 $k=1$ 、かつサンプリング番号 $j < 3$ の場合、(3.7)～(3.14)式は不成立であるが、シ

Fig. 4 Amount of deviation from the desired movement patterns

Fig. 5 Pursuit pattern to the desired movement ($\Delta t = 0.01$, Subscript "d" means the desired movement and "a" means the actual movement)

Fig. 6 Desired movement patterns

Fig. 7 Amount of deviation from the renewed desired movement ($\Delta t = 0.01$ s)

Fig. 8 Applying loads

システムに加わる雑音の影響により、なんらかの形で演算は実行される。そこで、本報では、操作トルク指令 T_d に対し、 $N(0, \sigma^2)$ に従う確率変数 z を付加するものとし、

$$\sigma = 0.01 \times |T_d|_{\max} \quad (5.4)$$

とした、(5.4)式は、ダイナミクスの推定精度を損わない目安として、予備実験の結果を踏まえて実験的に決定したものであり、アルゴリズム演算に対し意見を有するものではない。ただし、雑音項を付加することは、観測データ $(\theta_{1n}, \theta_{2n})$ を θ_1, θ_2 平面上に適当にバラツカせ、(4.2)～(4.2)" 式の計算精度を高めるうえできわめて有効であることが判明している。

5.2 結果

Fig. 4 は、各サンプリング時間間隔に対する評価指標をプロットしたものであり、Fig. 5 は訓練初期、および終了段階における関節角変位、角速度、角加速度の追従パターンを示したものである。なお、Fig. 5 で斜線部分は角加速度が発散してしまっていることを表す。

Fig. 9 Amount of deviation under the loads applying and removing conditions ($\Delta t=0.01$ s)

Table 2 Numerical value of loads applied.

Mass (kg)	$m^*=0.16$
Resistance coefficient of viscosity ($\text{kg}\cdot\text{m}^2/\text{s}$)	$\mu^*=0.2$
Spring constant (N/m)	$k^*=100.0$
Length (m)	$L_0=1.0, h=2.0$

つぎに, Fig. 4 で $k=300$ なる時点から, Fig. 6 (2) に示すように (5.1) 式とはまったく異なる運動指令,

$$\begin{aligned} \theta_{1d} &= \theta_{2d} = \pi - [2t - \sin(2\pi t)/\pi]\pi/2 \\ \dot{\theta}_{1d} &= \dot{\theta}_{2d} = -[1 - \cos(2\pi t)]\pi \\ \ddot{\theta}_{1d} &= \ddot{\theta}_{2d} = -2\pi^2 \sin(2\pi t) \end{aligned} \quad (5.5)$$

を与えた場合のシミュレーション結果の 1 例を Fig. 7 に示す. Fig. 4 の場合と比較し, Fig. 7 は短時間でダイナミクスの推定, 記憶操作が終了段階に到達しうること示しており, (5.1) 式の運動を経て記憶, 保存されているダイナミクスが, (5.5) 式の運動訓練に際しても活用されていることがわかる.

続いて, Fig. 8 に示したような, 質量, バネ, ダンパーを負荷外力として突発的に印加したあとの挙動と, それらを再び取ったあとの挙動に関するシミュレーション結果を Fig. 9 に示す. Fig. 9 を求めるに際しては, (4.7), (3.15) 式を適用した. なお, Fig. 8 の m^*, μ^*, k^* には, Table 2 に示した数値を用いており, (3.1) 式に対応して運動方程式が,

$$\begin{aligned} T &= J(\theta)^* \ddot{\theta} + B(\theta)^* \dot{\theta} + C(\theta)^* \theta + G(\theta)^* \\ J(\theta)^* &\triangleq J(\theta) + \Delta J(\theta) \\ &\vdots \\ G(\theta)^* &\triangleq G(\theta) + \Delta G(\theta) \end{aligned} \quad (5.6)$$

のように表わされるものとすれば, $\Delta J(\theta), \dots, \Delta G(\theta)$ の解析解は次式で与えられる.

$$\begin{aligned} \Delta J(\theta) &= \begin{bmatrix} m^*(l_1^2 + l_2^2) - 2m^*l_1l_2 \cos \theta, & -m^*l_2^2 + m^*l_1l_2 \cos \theta \\ -m^*l_2^2 + m^*l_1l_2 \cos \theta, & m^*l_1^2 \end{bmatrix} \\ \Delta B(\theta) &= \begin{bmatrix} \mu^*h[l_2 \cos(\theta_1 - \theta_2) - l_1 \cos \theta_1]B_1/L^2, & \mu^*l_2[l_1 \sin \theta_2 - h \cos(\theta_1 - \theta_2)]B_1/L^2 \\ \mu^*h[l_2 \cos(\theta_1 - \theta_2) - l_1 \cos \theta_1]B_2/L^2, & \mu^*l_2[l_1 \sin \theta_2 - h \cos(\theta_1 - \theta_2)]B_2/L^2 \end{bmatrix} \\ B_1 &= h[l_1 \cos \theta_1 - l_2 \cos(\theta_1 - \theta_2)] \\ B_2 &= hl_2 \sin \theta_2 [l_1^2 \sin \theta_1 - 2l_1l_2 \sin(\theta_1 - \theta_2) + l_2^2 \sin(\theta_1 - 2\theta_2)] / (l_1^2 + l_2^2 - 2l_1l_2 \cos \theta_2) + l_2 \cos \theta_2 (l_2 \cos \theta_2 - l_1) \\ \Delta C(\theta) &= \begin{bmatrix} 0, & 2m^*l_1l_2 \sin \theta_2, & -m^*l_1l_2 \sin \theta_2 \\ -m^*l_1l_2 \sin \theta_2, & 0, & 0 \end{bmatrix} \\ \Delta G(\theta) &= \begin{bmatrix} m^*gl_2 \cos(\theta_1 - \theta_2) - m^*gl_1 \cos \theta_1 + k^*hl_2 \sin \theta_2 (1 - L_0/L) \{l_1 \cos \theta_1 - l_2 \cos(\theta_1 - \theta_2)\} (l_2 \cos \theta_2 - l_1) \\ -m^*gl_2 \cos(\theta_1 - \theta_2) + k^*hl_2 \sin \theta_2 (1 - L_0/L) \{l_1^2 \sin \theta_1 - 2l_1l_2 \sin(\theta_1 - \theta_2) + l_2^2 \sin(\theta_1 - 2\theta_2)\} \\ / (l_1^2 + l_2^2 - 2l_1l_2 \cos \theta_2) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (5.7)$$

ただし,

$$\begin{aligned} L &= \{h^2 - 2hl_1 \sin \theta_1 + 2hl_2 \sin(\theta_1 - \theta_2) \\ &\quad + l_1^2 + l_2^2 - 2l_1l_2 \cos \theta_2\}^{1/2} \\ L_0 &= h - (l_1 + l_2) \end{aligned}$$

である.

m^*, μ^*, k^* の具体値はもとより, (5.7) 式で示される解析解はまったく未知であるにもかかわらず, Fig. 9 の結果によれば, 訓練と共に追従精度が改善されており, 重み係数 ω の大きさが負荷外力の変動に対する適応能力を支配していることがわかる.

6. 考察および結論

生体制御システムの特長は訓練と共に運動が上達習熟する点にあり, このような適応学習制御能力は上位中枢のうち主として新小脳で司られていることが知られている. 本報では, この新小脳機能を具体化したシステムモデルを設定したうえで, 従来のフィードバック制御とは異なるレベルの機能を有する制御方式を具体化するためのアルゴリズムを考案した. すなわち, 運動指令情報と運動の出力情報との比較演算により, 制御対象のダイナミクスを推定し, そのダイナミクスに応じて運動指令を修正すると共に, 推定された伝達

特性を別途直交多項式の形で記憶・保存させておくアルゴリズムを誘導した。

Raibert は^{5),6)} 3章で紹介したアルゴリズムを用いた場合の MIT-Vicarm ロボットの動特性実験を行っているが、ダイナミクスの推定値をどのような形で記憶、保存させておくのが不明であり、上記アルゴリズムとロボットの制御方式との関わり方も曖昧である。

これに対し本研究では、(3.7)～(3.15)式に示したようにアルゴリズムを工夫して推定精度を高めると共に、状態変数 θ の影響を重視して、 θ の関数としての物理的パラメータ、つまりダイナミクスを記憶せしめるアルゴリズムを 4 章で導出した。

また、本研究でのアルゴリズムの性能を評価するため、5 章では計算機シミュレーション実験を行い、本研究でのアルゴリズムの有効性を確認した。たとえば、Fig. 2 のような状態で重力場に置かれ、相互干渉系を構成している制御対象に対し、Fig. 6 (2) のような極端に異った運動指令を与えても、過去の訓練成果は確実に活かされており、このような特性は従来のロボットの制御方式では得られなかったものであることを強調したい。

つぎに、小脳を介さずに制御対象の運動状況を脳へ直接伝送する外部フィードバック経路の役割についても検討を加える。2 章でも述べたように、視覚などで代表されるこの経路は、明らかに閉ループ系を形成しているが、その役割を従来のフィードバック制御方式と并列視することはできない。小脳に病変が生じた場合、目をつぶったまま人さし指を前方に突き出した位置から鼻先へもってこさせる指鼻試験がうまくできず（推尺異常）逆に目をあけたまま水の入ったコップを口に持っていく際、手が震えて水をこぼしてしまう（企図震顫）ことはよく知られている²⁾。このことは、本報で取扱ったような新小脳機能がむしろ従来のフィードバック制御方式の一翼を担っており、この機能が異常をきたすと、視覚系の有無にかかわらず随意動作がうまく行われないことを示している。また、視覚系単独でのフィードバック制御性能が必ずしも完璧なものではないことは、われわれが、目測を誤ったり、「錯覚現象」を起したりする事実で裏付けられる。他方、ある対象物を手に取る動作を初め、随意的動作で視覚の手助けを必要とする場合はきわめて多く、その意味では視覚系の重要性を無視することはできない。結局、

視覚情報はフィードバック制御の枠内で偏差信号作成のためにだけ用いられているのではなく、運動方策指令の決定、変更といったきわめて高度で複雑な統御作用のために活用されており、しかも新小脳の働きで目を閉じたまま相当程度の動作が行えるという保証が得られているからこそ、こういった視覚系の高度な働きが活かされているということができよう。また、外部フィードバック経路をとる求心的感覚情報のうち、大脳でその情報の内容を意識、判断できるいわゆる「知覚情報」については、視覚系と同様の解釈が成り立つものと考えられる。本報 Fig. 1 の運動方策指令を (5.1) 式のように時間関数で与え、外部フィードバックループを非自律系で構成した理由も、その働きを従来のフィードバック制御とは区別すべきであると考えたからにはかならない。このような視覚機能に対する新たな解釈も本研究の結論の一つである。

最後に、本研究に関する加藤病院整形外科 加藤清国部長のご討論と、阪大工学部大学院学生 貝塚 洋氏の協力に感謝の意を表す。

参 考 文 献

- 1) 三浦：おもちゃと研究、日本機械学会誌、83-735, 158/164 (1980)
- 2) 伊藤(正)：脳の設計図、自然選書、75/96, 176/198 (1980)
- 3) 時実：脳と神経系、岩波書店、302/308 (1976)
- 4) 真島、猪飼編：生体の運動機構とその制御、杏林書院、202/230 (1974)
- 5) M. H. Raibert: A Model for Sensorimotor Control and Learning, Biological Cybernetics, 29-1, 29/36 (1978)
- 6) M. H. Raibert: Motor Control and Learning by the State Space Model, Ph D. Thesis, MIT (1977)
- 7) S. Hirokawa and H. Sugiyama: Fundamental Researches to Invest Robot with Self-adaptive and Learning Control Capabilities by Including Neocerebellar Functioning in its Motor Control Systems, Technology Reports of the Osaka Univ., 30-1552, 1335/343 (1980)
- 8) 時実：目でみる脳—その構造と機能、東大出版、34 (1976)
- 9) 宇都宮編：生体の制御情報システム、朝倉書店、344/357 (1978)
- 10) M. Arbib (金子訳)：脳サイエンス社、176/187, 216/228 (1978)
- 11) E. R. Ciriariello: Neural Networks, Springer—Verlag, New York Inc. 43/58 (1967)
- 12) 田口：新版実験計画法 下、丸善、578/593 (1962)
- 13) 中田：工学解析、オーム社、194/202 (1974)
- 14) D. E. Whitney: Resolved Motion Rate Control of Manipulators and Human Prosthesis, IEEE Trans., MMS-10, 47/53 (1969)