

内部モデルの信頼度に基づく運動計画のアルゴリズム

阪口 豊[†]

Motor Planning of Voluntary Movement According to Reliability of Internal Model

Yutaka SAKAGUCHI[†]

あらまし 人間の運動計画が運動に慣れるに従って変化することに着目し、適応の進行に応じて適切な運動指令を生成する運動計画のアルゴリズムを構成した。本アルゴリズムは、運動に不慣れな間は誤りをおかさないように小さな運動指令を出力し、運動に慣れるに従って大きな運動指令を出力するものである。本アルゴリズムを定式化する上で、適応の進み具合をシステム内部で評価する「内部モデルの信頼度」という概念が重要な役割を果たす。本論文では、まず一般的なアルゴリズムを確率モデルに基づいて記述したのち、具体的な例題として図形の縁をなぞる運動を取り上げ、提案したアルゴリズムがこの課題を実行する際の人間の振舞いをうまく模擬することを数値実験によって示す。また、考察として、提案したアルゴリズムと従来の軌道計画、学習制御モデルとの関係や、随意運動遂行における感覚情報獲得のメカニズムについて議論する。

キーワード 運動計画、運動学習、確率モデル、内部モデルの信頼度、視覚フィードバック

1. ま え が き

人間が自己の意志で自発的に起こす運動は、外部刺激に対して反射的に起こす運動と区別して随意運動と呼ばれる。この随意運動発現の過程に関して、身体がどのような軌道を描くか[1]~[3]、その軌道がどのようなメカニズムによって生成されるのか[2]~[4]、また、運動の学習がいかんにして実現されているのか[5]、[6]などの問題について、多数の研究が行われてきた。

このような軌道計画、運動学習の問題について論じる際、従来、軌道計画系によって適切な軌道が生成されたのち、学習制御系によってそれを実現するための運動指令が計算されるという図式が用いられてきた(図1)。そして、運動学習については、軌道計画系が生成した理想的な軌道を目標軌道として、運動誤差が小さくなるまで学習を繰り返すという形で定式化されることが多かった。

このような枠組みの下で、軌道計画や学習制御に対する解答がそれぞれ明確に与えられてきたことは確かである。しかし、人間が慣れない運動を行うときの振

舞いは、この枠組みでは説明することができない。すなわち、そのような状況において上記のモデルを適用すると、学習が収束するまでの間、身体は目標軌道から大きくはずれた軌道を描くことになる。しかし、人間は、運動に不慣れな間は、身体を少しずつ動かして大きな誤りをおかさないようにし、運動に慣れるに従って1度に大きな動きをするようになる。

以上の事実、脳の中に、従来のモデルで論じられてきた軌道計画のメカニズムとは別に、慣れを反映した目的的な運動計画のメカニズムが存在することを示唆するものである[7]。すなわち、運動指令に対して弾道的に身体を動かす段階での軌道決定の問題に加えて、慣れに応じて適切な運動様式を選択する問題に新たに考察する必要がある。

本論文では、このような高次の運動計画メカニズムに対する計算論的モデルとして、内部モデルの信頼度に基づく運動計画アルゴリズムを提案する。「内部モデルの信頼度」とは、内部モデルの学習の進み具合をシステム内部で評価したものである[7]、[8]。

以下、2.において、議論の土台となる運動制御系のモデルについて述べ、これに基づいて運動計画のアルゴリズムを構成する。3.では、図形の縁を指でなぞる運動(以下「なぞり運動」と呼ぶ)を例題として取り

[†] 電気通信大学院情報システム学研究科, 調布市
Graduate School of Information Systems, University of
Electro-Communications, Choufu-shi, 182 Japan

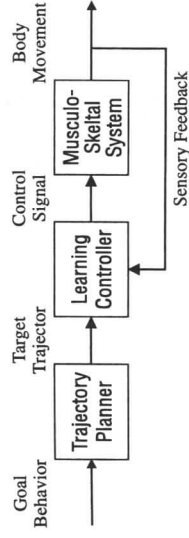


図1 従来の軌道計画・学習制御の枠組み
Fig. 1 Conventional scheme of trajectory planning and motor learning.

上げ、提案したアルゴリズムがこの運動を行う際の人間の行動をよく模擬することを数値実験によって示す。4.では、Fittsの法則に対してメカニズムの面から一つの解釈を与えると共に、従来の運動制御モデルとの関係や運動遂行過程における感覚情報獲得のメカニズムについて議論する。最後に、5.で本研究の位置づけも含めて本論文の内容をまとめると。

2. 運動計画のアルゴリズム

2.1 運動制御系のモデル

はじめに、議論の土台となる運動制御系モデルの構造について説明する。

図2はモデルの構成を示したものである。図に示したように、このモデルは、運動計画部 (motor planner)、制御部 (controller)、運動器官 (musculo-skeletal system) の三つの部分から構成される。

運動計画部は、目標行動を誤りなく行う上で適切な運動指令 (motor command) を選択し、制御部に出す。制御部は、指令を実行するための制御信号 (control signal) を計算し、運動器官に出力する。制御部は、従来のモデルの軌道計画系と学習制御系を合わせたものに相当する。本モデルでは、制御信号や運動軌道に関する詳細な情報は制御部と運動器官の部分で閉じているとし、運動計画部は、自らの発する運動指令とその結果生じた身体の動きだけを取り扱うものと考えられる。

運動計画部は、運動指令と運動結果の関係に関する内部モデルをもつ。これは、制御部と運動器官をまとめて一つの暗箱ととらえたものに対するモデルである (以下、「内部モデル」という言葉はこのモデルを指すものとする)。

本論文で上のような枠組みを用いたのは、以下の理由による。本論文で議論する適応の過程は、運動指令に対する身体の動きが確実に予測できない状態から予測できる状態への変化に対応するものであり、新たな

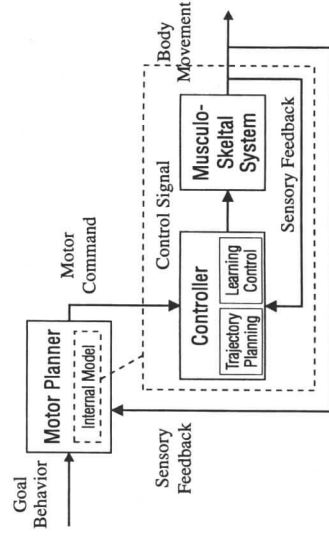


図2 高次の運動計画を含めた運動制御系のモデル
Fig. 2 A model of motor control system including higher motor planning.

運動パターンを獲得する運動学習の過程ではない。そこで、運動パターンの学習は既に終わっているという前提の下で、制御部の詳細については触れずに、予測が確かなものになる過程での運動指令選択の問題だけに議論を集中することにした。

2.2 内部モデルの表現

本論文では、内部モデルとして順モデル (運動指令を与えるとそれに対する結果を出力するモデル) を考え、これを確率モデルによって記述する。上で述べたように、予測の確実性を扱うためには、内部モデルの「値」だけでなくその「確かさ」を同時に表せるようなモデルの記述を用いる必要がある。そのような記述法として確率モデルを採用した。

具体的には、身体が位置 \mathbf{x} にあるとき運動指令 m を発した結果生じる身体の移動量 d を、適当な基底関数 $f_j(\mathbf{x}, m)$ ($j = 1, 2, \dots, J$) の線形和で表すモデル

$$d(\mathbf{x}, m; \xi) = \xi \cdot \mathbf{f}(\mathbf{x}, m) = \sum_{j=1}^J \xi_j f_j(\mathbf{x}, m) \quad (1)$$

を用いる。本モデルにおいて、線形和の荷重を与えるパラメータベクトル ξ が確率変数であり、その確率分布 $\pi(\xi)$ が内部モデルの実体となる。確率モデルを用いた場合、内部モデルの「確かさ」はパラメータ分布の広がりとして表されるので、本論文では、「確かさ」を表す指標として内部モデルの分散の逆数を用い、これを「内部モデルの信頼度」と呼ぶことにする [7], [8]。

一方、内部モデルの適応は次のようにして行う。以上の設定の下では、内部モデルの適応はパラメータの推定に相当するが、本論文では、この推定に Bayes 流の考え方を用いる [9]。すなわち、パラメータに関する先験分布 $\pi_{t-1}(\xi)$ (脳の中にあらかじめ保持されて

いた分布) を実際に得られた運動結果を用いて更新し、事後分布 $\pi_t(\xi)$ を得ることとする。具体的には、身体が位置 \mathbf{x}_t にある状態で運動指令 m_t を発したとき身体が d_t だけ動いた場合、パラメータベクトルの分布を次式に従って更新する。

$$\begin{aligned} \pi_t(\xi) &= \frac{P(d_t|\xi)\pi_{t-1}(\xi)}{P(d_t)} \\ &= \int P(d_t|\xi'; \mathbf{x}_t; m_t)\pi_{t-1}(\xi')d\xi' \end{aligned} \quad (2)$$

特に、パラメータベクトルや観測誤差が正規分布に従う場合は、平均 μ_t と共分散行列 D_t に関する漸化式を用いて分布を更新すればよい [9]。

$$D_t = \left[D_{t-1}^{-1} + \frac{1}{\sigma_d^2} \mathbf{f}(\mathbf{x}, m) \mathbf{f}^T(\mathbf{x}, m) \right]^{-1} \quad (3)$$

$$\mu_t = D_t \left[D_{t-1}^{-1} \mu_t + \frac{d_t}{\sigma_d^2} \mathbf{f}(\mathbf{x}, m) \right] \quad (4)$$

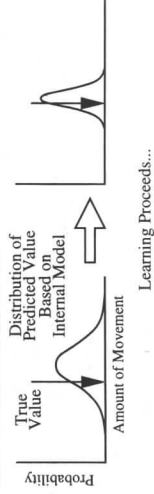
但し、 σ_d^2 は d_t の観測誤差の分散である。

上記の方法で内部モデルを更新すると、式(3)からわかるように、内部モデルの分散(パラメータベクトルが多次元の場合は共分散行列の行列式)は一樣に減少し、信頼度は向上していく。しかし、対象の真の特性が基底関数の組によって完全に記述できない場合は、分散が過度に小さくなると、真の特性が内部モデルの広がりから逸脱する危険性がある(図3)。そこで、運動結果の観測値が、内部モデルから予測される範囲からはずれた場合は、信頼度が過大になつたとみなして、分散を増加させることにする。具体的には、運動結果が内部モデルから予測される運動結果の広がり(標準偏差)の定数(τ_0)倍の範囲からはずれたとき、内部モデルの標準偏差をその設定の大きさの定数(k)倍だけ増加させる。以上の操作により、基底関数の不完全性は内部モデルのあいまいさの中に吸収されるようになる。

2.3 内部モデルの信頼度に基づく運動計画

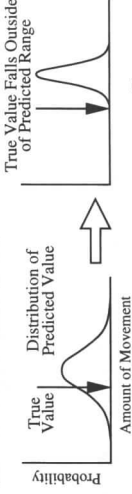
冒頭でも述べたように、人間は、目標行動に慣れるに従って身体の動きを大きくしていく。このように、慣れに応じて適切な運動指令を生成するためには、内部モデルの適応の進み具合を評価しなければならぬ。但し、この評価は運動を行う前に下さなければならぬので、評価量としては、脳の内部で計算できるもの

When Bases are Complete



Learning Proceeds...

When Bases are Incomplete



Learning Proceeds...



図3 内部モデルの分散の制御

Fig.3 Control of variance of internal model.

を考える必要がある。

本論文では、この評価量として前節で定めた内部モデルの信頼度を用いることを提案する。そして、信頼度が低い間は、誤りをおかさないうように小さな運動を選択し、適応が進んで信頼度が向上すれば、予測を生かした効率的な運動を選択することによって、慣れに応じた運動計画を実現する。

以上の議論に基づいて運動計画のアルゴリズムを記述すると、次のようになる。

- (1) 感覚情報に基づいて、身体と目標の位置を知る。
- (2) 各運動指令に対して、その結果生じる身体の動きを内部モデルを用いて計算する。すなわち、内部モデルの平均値を用いて運動結果の期待値を求めると共に、内部モデルの信頼度に基づいて運動結果の広がり

を評価する。
 (3) (2)の結果をもとに、失敗をおかす確率が一定の閾値以下に収まっており、かつ運動結果の期待値が目標に最も近くなるような運動指令を選択する。

- (4) 運動指令を発し、身体を動かす。

(5) 運動を行った結果を感覚情報によってとらえ、それに基づいて内部モデルを更新する。

ここで定めたアルゴリズムは確率的であるから、その下で誤りをおかす確率は零ではないが、その大きさは閾値を変換することで調整することができ(閾値を大きくすれば、「思いきりのよい」システムになる)。

3. なぞり運動への適用

本章では、なぞり運動を例題に取り、前章で構成したアルゴリズムの振舞いを調べる。具体的な議論に入る前に、この運動を例題として取り上げた理由について述べておく。

一つの理由は、図形の縁をなぞる運動が、本質的には頂点から頂点までのリーチング運動であることである。随意運動の多くが目標位置まで手や足を移動させるリーチング運動であることを考えると、この運動は題材として一般性を有するといえる。

もう一つの理由は、なぞり運動中は指が図形の縁に束縛されているため、軌道計画の問題を取り扱わずに済むことである。この特徴は、制御部の部分を暗箱として議論を進める上で有用である。

3.1 心理学的知見

はじめに、なぞり運動に関する心理実験 [10], [11] について説明する。この実験は、視覚・体性感覚間の関係が変形された状態でなぞり運動を行ったとき、視覚・体性感覚・運動間の変換がどのようにに適応していくかを調べるために行われたものである。

実験では、厚さ4mm、辺の長さ30mm ~ 150mm、長短比3/10 ~ 10/3の長方形のアクリル板を用意し、被験者に、板の縁を利き手の示指でなるべく速くかつ縁から指が離れないようにしてなぞるように指示する。実験は暗室で行われるため、被験者は自分の指や図形を直接見ることができない。その代わりに、被験者は指先に装着した赤外 LED の光を PSD カメラでとらえ CRT に表示したのを見ながら図形をなぞる。なお、図形の輪郭は CRT 上に重ねて表示される

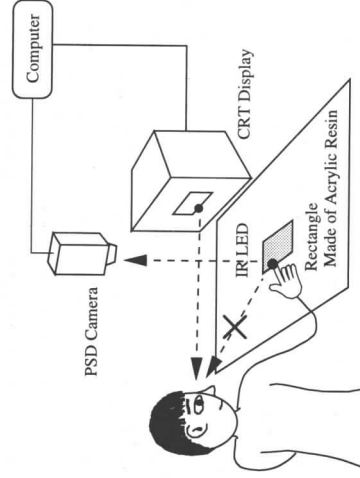


図4 なぞり運動に関する心理実験の状況
Fig. 4 Situation of psychological experiment on shape-tracing.

(図4)。

このように、CRT を介して指の位置を提示することにより、実験者は、被験者の視覚・体性感覚間関係を任意に変形することができる。実験では、カメラでとらえた情報を縦あるいは横方向に伸縮したものを画面に表示する（それに合わせて図形の輪郭も伸縮させて表示する）。従って、被験者は未知の視覚・体性感覚間係に適応しながら、なぞり運動を行わなければならない。

図5は、なぞり運動中の典型的な指の動きを模式的に表したものである。この図からわかるように、指の動きは、1度に大きく移動する「跳躍」の部分と、頂点を探しながら細かい加減速を繰り返す「探索」の部分から成り、適応が進むにつれて、跳躍部分での運動速度が増すと共に探索部分の行程が短くなる [10]。このような指の動きは、被験者が、指が頂点を行き過ぎるのを避けるために、小さな運動を繰り返して頂点まで到達する戦略を用いていることを示唆している。

3.2 なぞり運動を行うための運動計画

次に、2. で提案したアルゴリズムをなぞり運動に適用するための定式化の過程について述べる。

まず、なぞり運動中の指の位置は図形輪郭上に限られるため、指の運動方向は考慮せずに、指の運動距離（以下跳躍距離と呼ぶ）だけを取り扱うことにする。従って、内部モデルとしては、各運動指令に対して跳躍距離を与えるモデルを考えることになる。

指や頂点の位置情報は視覚のみによって得られると、体性感覚情報は考えない。取り得る運動指令の種類は有限個とし、システムはその中から一つを選んで出力するとする。また、指と頂点の距離が一定値以下になれば、頂点に達したことがわかるものとする。

以上の設定の下で、なぞり運動を誤りなくかつ素早く行うためには、運動の結果指が頂点を行き過ぎず、かつなるべく頂点の近くまで動くような運動指令を

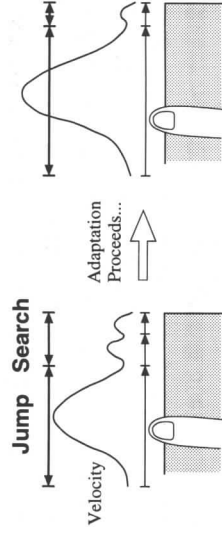


図5 適応に伴う指の運動の変化
Fig. 5 Change in finger movement through adaptation.

Alternatives of Motor Commands

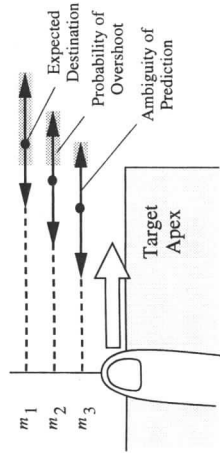


図6 なぞり運動のための運動計画アルゴリズム
Fig. 6 Algorithm of motor planning for shape-tracing.

選択すればよい。従って、なぞり運動のための運動計画アルゴリズムは、次のように書き下すことができる(図6)。

- (1) 視覚情報によって現在の指の位置と頂点の位置を知り、指を動かすべき距離を求める。
- (2) すべての運動指令に対して、それぞれ跳躍距離の期待値と頂点を行き過ぎる確率を内部モデルに基づいて計算する。
- (3) 頂点を行き過ぎる確率が閾値 θ 以下である運動指令のうち、指の到達点の期待値が頂点に最も近いものを選択する。この条件を満たす運動指令がない場合は、最小の運動に対応するものを選択する。
- (4) 運動指令を出力し、実際に指を動かす。
- (5) 出力した運動指令と運動前後の指の位置の情報を用いて、内部モデルを更新する。
- (6) 頂点に達すれば、次の頂点を目標とする。

3.3 数値実験

上記のアルゴリズムの振舞いを調べるため、数値実験を行った。まず、実験での設定について述べる。

実験の場として xy -平面上の領域 $(0,1) \times (0,1)$ を考え、この中に、なぞるべき図形として4辺が xy -軸に平行な長方形を提示した。取り得る運動指令 m の種類は0.05から1.0まで0.05間隔の20種類とした。観測誤差の標準偏差 σ_d は0.01で一定とした。頂点を超える確率に関する閾値 θ は0.05とし、また、指先中心から頂点までの距離が0.05以下になったとき、頂点に達したことがわかるものとした。

内部モデルは、指が位置 $\mathbf{x} = (x, y)$ にある状況で運動指令 m を発したときの跳躍距離 $d(\mathbf{x}, m)$ という形で与えた。具体的には、表1に示した基底関数 $\{f_j\}$ を用い、8個のパラメータ ξ_j ($j = 1, 2, \dots, 8$) に関する線形モデル(式(1))により表現した。パラメータ

表1 実験で用いた基底関数
Table 1 Basis functions used at experiment.

$f_1 = 1$	$f_2 = m$	$f_3 = x$	$f_4 = y$
$f_5 = mx$	$f_6 = my$	$f_7 = xy$	$f_8 = m^2$

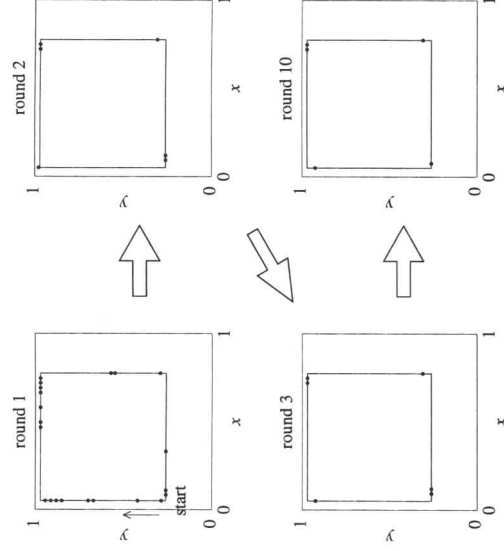


図7 数値実験の結果1 (学習によるなぞり運動の変化)
Fig. 7 Experimental result 1 (change in finger movements through motor Learning).

ベクトル ξ は、平均 μ 、共分散行列 D の8次元正規分布に従うとし、式(3)、式(4)に従って内部モデルの学習を行った。分散を増加させる閾値は $\tau_0 = 1$ 、分散の増加倍率は $k = 1$ とした。

以下、指の位置、運動指令と跳躍距離の関係が、

$$d = 0.5(m - 0.05)(1 - 0.3x + 0.3y) \quad (5)$$

で与えられる場合の結果を述べる。なお、基底関数や運動・跳躍距離間関係として人間の腕の特性を反映した形[12]を設定しても同様の議論ができる。

図7に、1周目、2周目、3周目、10周目に運動指令によって指が移動した先の位置(図中の黒点)をそれぞれ示す。この結果からわかるように、指が頂点を行き過ぎてしまうことはほとんどなく、未学習時でも指が図形の頂点を行き過ぎないという目標をほぼ確実に実現している。実際、10個の図形をそれぞれ10周ずつなぞる実験を行ったところ、指が頂点を行き過ぎたのは1回に過ぎなかった。また、図からわかるように、運動を繰り返すにつれて跳躍距離が大きくなる。これらの結果は、前節で述べた心理実験の結果と定性的に一致する。

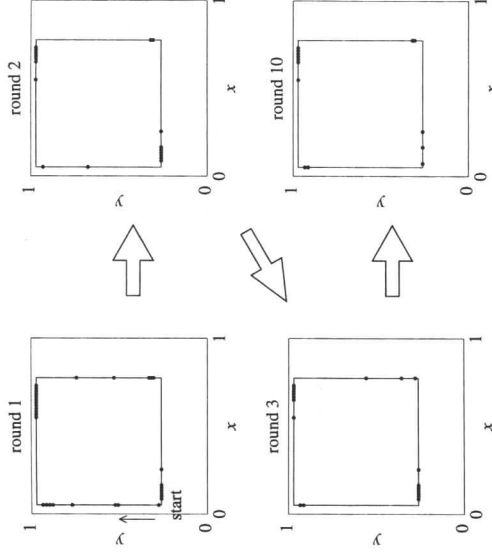


図8 数値実験の結果2 (基底関数が不完全な場合のなぞり運動の変化)

Fig. 8 Experimental result 2 (change in finger movements when basis functions are not complete).

次に、基底関数が完全でないときの結果について述べる。図8は、真の跳躍距離が、

$$d = 0.5(5m^2 - 0.02)(1 - 0.3x + 0.3y) \quad (6)$$

で与えられるとき (この関係は基底関数の線形結合では記述できない)、1 周目、2 周目、3 周目、10 周目の指の移動先を示したものである。図から明らかのように、運動を繰り返しても跳躍距離は一定以上大きくならないが、指が頂点を行き過ぎることはない (これは、まだ十分に運動技能を身につけていない状況に相当する)。

図9に、真の跳躍距離が式 (5) で表される場合 (実線) と式 (6) で表される場合 (破線) の二つの場合について、それぞれ内部モデルの信頼度の変化の様子を示した。この図からわかるように、基底が完全でない場合は、完全である場合に比べて信頼度が低い値に留まっている。以上の結果は、内部モデルの信頼度が基底関数の不完全性を吸収していることをよく示している。

4. 考察

4.1 従来の軌道計画・学習制御モデルとの関係

1. でも述べたように、本論文の主題は、従来の運動制御モデルで議論されてきた問題とは異なるものである。ここで、両者の関係を整理しておくため、若干の

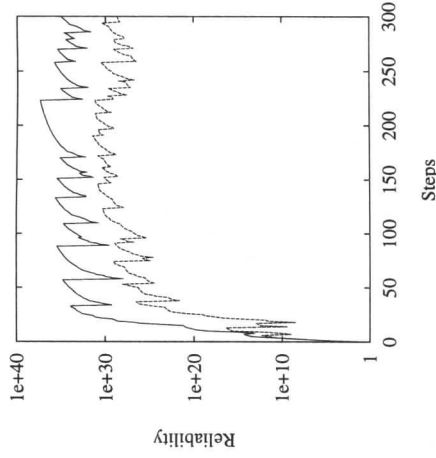


図9 数値実験の結果3 (内部モデルの信頼度の変化)
Fig. 9 Experimental result 3 (change in reliability of internal model).

考察を加えたい。

まず、運動計画の部分に焦点をあてると、従来の研究では、種々の運動の土台となる基本的動作を実現するための軌道生成のメカニズムを扱ってきたといえる。すなわち、ある位置から別の位置まで腕を動かすという動作をフィードバックなしに実現するメカニズムについて議論してきた [3]。これに対し、本論文で議論したのは、そのような基本的動作の選択肢の中から、目標行動を着実に実行する上で適切なものを選択するメカニズムである。なぞり運動を例に取れば、どれだけの大きさの跳躍運動を行うかを定めるのが本論文の主題であり、個々の跳躍運動を行うために必要な詳細な運動指令を計算するのが従来の研究の主題であったといえる。同様にして、障害物を避けながら腕を動かす場合では、適切な経由点を定めることが本論文の主題であり、与えられた経由点の下で軌道を定めるのが従来の研究の主題であると考えられる。

一方、運動学習については次がいえよう。従来の研究では、目標軌道を模範とする繰り返し学習により、スムーズな運動を実現する制御系を獲得する過程について議論してきた。これはいわば運動技能獲得の過程であり、1 度身につければ一生忘れられることのない長期的記憶に関するものである。これに対し、本論文における適応は、どのような運動指令を出せばどのような結果が生じるかを「意識」の上で評価する部分に対応している。このような評価は、少ない繰り返し回数ですぐに定まるが、しばらくすれば失われてしまうものである。その意味で短期的記憶に関するものである。

言い換えれば、自分の技能を評価しながら適切な運動指令を構成することが本論文の主題であり、特定の運動に関してその技能を向上させることが従来の運動制御モデルの主題であったといえる。

脳の部位に対応づけて考えれば、従来のモデルが小脳や大脳基底核など末梢に近い部分に対応するものであるのに対し [13]、提案したモデルは、補足運動野や前頭連合野など脳の高次領域に対するものであると考えられる。従って、両者は相反するものではなく、それらを組み合わせることでより随意運動発現のメカニズムを説明するものと考えるべきであろう。

最後に、より大きな視点から運動機能獲得の全体像について意見を述べておく。

運動機能の多くが、生後のさまざまな経験を通じて獲得されることは間違いないであろう。特に、乳幼児が一見すると無駄に思えるような動きを頻繁に行うことは、身体の特性の同定、筋肉の発達、効率的な軌道の獲得、運動様式の多様化などを進めるために、遺伝的に組み込まれた仕組みのように思われる。その一方で、人間は、試行錯誤的な練習を繰り返すことにより、自らの意志で新たな運動様式を身につけることもできる。

このように、基本的な運動様式が遺伝的あるいは自発的な試行錯誤を経て獲得されることを考えると、従来の運動学習研究の枠組みには「試行錯誤」の視点が欠けていることに気がつく。すなわち、理想的な軌道を評価関数に基づいてトップダウンに与えるのではなく、試行錯誤の結果としてそのような軌道が抽出されるようなメカニズムを考えなければならない。また、それにより、学習制御と軌道獲得のメカニズムを一つの枠組みの中で議論することや本論文における基底関数の実体を明確化することが可能になると思われる。

さて、本論文における運動計画は、このようにして獲得した運動様式の中から適切なものを選択することであったが（従って、新たな運動様式の獲得は運動指令の選択肢の増加をもたらず）、提案したアルゴリズムのように、既知の運動指令の中から一つを選んでいただけでは、新たな運動様式を獲得することはできない。すなわち、目的を着実に果たすべき局面と運動様式を学習する局面とは、よりマクロな戦略を変えなければならぬ。このような意志決定を含めた運動発現過程をモデル化するためには、更に高次のメカニズムを想定する必要がある。

4.2 Fittsの法則に関する考察

本論文では、主としてリーチング運動を念頭に置いて議論を進めてきたが、リーチング運動に関する心理学的知見としては、Fittsの法則 [14]、[15] がよく知られている。これは、運動距離を A 、目標物の大きさを W_s 、運動に必要な時間を t とすると、

$$I_p = -\frac{1}{t} \log \frac{W_s}{2A} \quad (7)$$

がほぼ一定になるという実験則である。以下、本論文の考え方に基づいて、この法則が生じるメカニズムについて一つの解釈を与えてみたい。

まず、「運動距離一定のとき目標が小さいと運動に時間がかかる」ことについて考える。この問題を本論文の視点からとらえると、「目標の大きさ」は「許容される誤差」に相当するので、目標が小さいことは許容誤差が小さいことを意味する。リーチング運動では、なぞり運動と違って目標を行き過ぎてはいけないという制限はないが、通常、人間が「行き過ぎてから戻る」運動計画を立てることはないので、なぞり運動の場合と同様の議論が成立すると考えてよい。従って、目標が小さな場合は、目標を行き過ぎる可能性の低い「小さな運動」が選択され、結果として運動にかかる時間が長くなると解釈できる。逆に、目標が十分大きな場合は、運動の精度を気にすることなく「大きな運動」ができるために、運動時間が短くなるものと考えられる。

一方、「運動距離と目標の大きさが比例するとき運動時間は一定になる」ことを本論文の議論と対比させると次のようになる。いま、1回の跳躍運動にかかる時間が一定であると仮定すると [16]、運動時間が一定であることは跳躍回数が一定であることを意味する。ここで、目標の大きさが許容誤差に相当することを考えると、上の事実から、「同一の跳躍回数で目標に到達するには、運動距離が長いほど大きな許容誤差が必要になる」、すなわち、「運動距離が長いほど内部モデルの信頼度が低い（分散が大きい）」という結論が導かれる。但し、この点については、内部モデルだけでなく、目標までの距離を評価するメカニズムも関係していると思われる。本論文では、距離の評価誤差として目標位置の観測誤差 σ_d のみを考えたが、目標までの距離が大きくなると、目標位置を知るために眼球運動や首の運動を伴うようになるため、距離評価の誤差が大きくなることが予想される。距離評価のあいまいさが大きくなれば、等价的に許容誤差が小さくなるので、目標の大きさがもたらす有利さが減少し、その結果、運

動時間が減少しないものと考えられる。

4.3 随意運動における視覚フィードバックの働き
さて、身体を動かす際には、目標の位置や自分の姿勢を知るために、一般に視覚フィードバックが必要である。しかし、視野の有界性といった物理的な制約や視覚情報処理による時間遅れといった情報処理上の制約から、運動のすべての過程を観察し、それを運動指令に反映させることは実質的に不可能である。このような制約の下で、人間は、頭の中で予測できることは観測せず、必要な情報だけを観測することにより、効率的な行動を実現していると考えられる。

例えば、筆立ての中のペンを取る状況を考えると、人間は、筆立ての位置を知らないときやその位置がややふややかな間は、眼でその位置を確認した上でそこに手を伸ばすが、何度かペンを手にしているうちに、ほかのことを行いながらペンをつかむようになる。

このような事実は、脳が対象に関する情報を十分にもらえないとき、言い換えれば、その対象に対する「内部像」(内部モデルをより広い意味に拡張したもの)の信頼度が低いときには、感覚情報を参照して運動指令を計算し、逆に、内部像の信頼度が高いときには、内部像だけに基づいて運動指令を計算していることを示している。そして、感覚情報を参照するか否かは、その運動を行うのに必要な情報の精度と内部像の信頼度の関係から定まるといえる。

以上の過程は、有用な情報を選択的に獲得して対象を効率的に理解する「能動的認識」[17],[18]の過程としてとらえることができる。すなわち、人間は、運動指令を計算する上で必要な情報をもたらず「情報源」を必要に応じて参照していると考えられる [19]。

このことから、視覚フィードバック (あるいは感覚情報参照)の信頼度は、内部像の確かさに対する脳の主観的な評価を知る有効な指標になるものと思われる。

5. むすび

本論文では、人間の運動計画が慣れに応じて変化することに着目し、随意運動制御の研究において、従来論じられてきた軌道計画の問題とは異なる運動計画の問題があることを指摘した。その上で、この問題を解決するための計算論的モデルとして、内部モデルの信頼度に基づく運動計画のアルゴリズムを構成した。また、なぞり運動を例に取り、提案したアルゴリズムが人間の振舞いをよく模擬することを数値実験によって示した。更に、提案したアルゴリズムと従来の軌道計

画、運動学習モデルとの関係について論じ、随意運動における情報獲得のメカニズムについて考察した。

随意運動発現の過程ではいくつもの段階を経て運動指令が計算されていくと考えられるが、本論文で扱った部分は、その中でも「意識」や「注意」を含む高次の過程であるといえる。このような脳の高次機能は、生理学的実験によって直接調べることが難しいため、神経回路レベルでそのメカニズムを明らかにすることには容易でない。しかし、脳を一つの情報処理機械としてとらえた上で、そのメカニズムについて情報処理のレベルで議論することは可能である。このような構成的手法は、脳のメカニズムを直接的に明らかにするものではないが、脳研究を進める上での指針を与えるものとして有益であり、また、そのような議論においてこそ工学的手法は威力を発揮するといえる。そして、本論文のような提案と生理学的、心理学的な検証を繰り返す中で、真の脳のメカニズムが次第に明らかになっていくものと思われる。今後、人間と同様の振舞いを示すシステムを構成することを通じて、そのような提案を続けていきたいと考えている。

謝辞 本研究を進めるにあたり御指導を頂いた東京大学工学部教授中野馨氏に感謝の意を表す。また、なぞり運動に関する実験データを快く提供して下さいた生命工学工業技術研究所主任研究員赤松幹之氏に深く感謝する。なお、本研究の一部は、科学技術振興調整費「センサフュージョン」によって行われた。

文 献

- [1] W. Abend, E. Bizzi, and P. Morasso: "Human arm trajectory formation," *Brain*, vol.105, pp. 331-348, 1982.
- [2] T. Flash and N. Hogan, "The coordination of arm movements: An experimentally confirmed mathematical model," *J. Neuroscience*, vol.5, pp. 1688-1703, 1985.
- [3] Y. Uno, M. Kawato, and R. Suzuki, "Formation and control of optimal trajectory in human multi-joint arm movement —minimum torque-change model," *Biol. Cybern.*, vol.61, pp. 89-101, 1989.
- [4] M. Kawato, Y. Maeda, Y. Uno, and R. Suzuki, "Trajectory formation of arm movement by cascade neural network model based on minimum torque-change criterion," *Biol. Cybern.*, vol.62, pp. 275-288, 1990.
- [5] M.J. Jordan, "Motor learning and the degrees of freedom problem," In *Attention and Performance VIII*, Lawrence Erlbaum Associates, ed. M. Jeannerod, pp. 796-836, 1990.
- [6] H. Gomi and M. Kawato, "Neural-network control for a closed-loop system using feedback-error-learning,"

- Neural Networks, vol.6, pp. 933-946, 1993.
- [7] 阪口 豊, 中野 馨, “内部モデルの信頼度を考慮した学習運動系のモデル,” 信学技報, NC92-121, 1993.
- [8] Y. Sakaguchi and K. Nakano, “Motor planning according to reliability of internal model,” in Proceedings of IJCNN-93-Nagoya, II, pp. 1321-1324, 1993.
- [9] 片山 徹, “応用カルマンフィルタ,” 朝倉書店, 1983.
- [10] 赤松幹之, 石川正俊, “形状知覚における視-触覚の感覚統合過程の解析,” バイオメカニズム, vol.10, pp. 23-32, 1990.
- [11] M. Akamatsu, “The influence of combined visual and tactile information on finger and eye movements during shape tracing,” *ERGONOMICS*, vol.35, 5/6, pp. 647-660, 1992.
- [12] M. Kawato, F. Furukawa, and R. Suzuki, “A hierarchical neural-network model for control and learning of voluntary movement,” *Biol. Cybern.*, vol.57, pp. 169-185, 1987.
- [13] M. Kawato and H. Gomi, “A computational model of four regions of the cerebellum based on feedback error learning,” *Biol. Cybern.*, vol.68, pp. 95-103, 1992.
- [14] P.M. Fitts, “The information capacity of the human motor system in controlling the amplitude of movement,” *J. Experimental Psychology*, vol.47, no.6, pp. 381-391, 1954.
- [15] P.M. Fitts and J.R. Peterson, “Information capacity of discrete motor responses,” *J. Experimental Psychology*, vol.67, no.2, pp. 103-112, 1964.
- [16] E. Crossman and P. Goodeve, “Feedback control of hand-movement and Fitts' law,” *Quarterly J. Experimental Psychology*, vol.35A, no.3, pp. 251-278, 1983.
- [17] 阪口 豊, 中野 馨, “能動的認識の数理モデル,” 第6回生体・生理工学シンポジウム論文集, pp. 373-376, 1991.
- [18] 阪口 豊, “動きの予測を伴う能動的認識のアルゴリズム,” *日本ロボット学会誌*, vol.12, no.5, pp. 708-714, 1994.
- [19] 阪口 豊, 中野 馨, “「注意」を考慮した随意運動制御のモデル,” 信学技報, NC93-141, 1994.

(平成7年1月17日受付, 7月17日再受付)



阪口 豊 (正員)

昭61東大・工・計教卒, 昭63同大大学院・工・修士課程了, 同年同大・工・計教助手, 同大講師を経て, 平6電通大大学院・情報システム学・助教授, 現在に至る。生体情報工学, 特に, 感覚情報処理や認識, 学習のメカニズムに関する研究に従事, 工博。