

経路点到達運動の位置分散は軌道計画・実行の逐次モデルを支持する

森重 健一[†]

宮本 弘之[†]

大須理英子^{††}

川人 光男^{††}

Positional Variance on Via-Point Reaching Movement Supports

Sequential Trajectory Planning and Execution Model

Ken-ichi MORISHIGE[†], Hiroyuki MIYAMOTO[†], Rieko OSU^{††}, and Mitsuo KAWATO^{††}

あらまし 運動軌道の計画実行に関しては様々な研究があるが、従来の軌道計画モデルを実際のデータと比較する際、平均軌道を用いることがほとんどであった。しかし Harris & Wolpert によって分散最小モデルが提案されて以来、運動のばらつきの重要性が認識された。Todorov は、経路点のある到達運動の位置分散のデータが、彼の最適フィードバックモデルで説明できることから、従来主流であった計画と実行が逐次的に行われるモデルを批判している。本論文では、計画実行逐次モデルで、位置分散が時間のどのような関数になるかの一般的な理論予測を行い、それを実験データと比較した。四つの実験から、少なくとも経路点のある到達運動に関しては、最適フィードバック制御に基づく Todorov らのモデルではなく、計画実行逐次モデルがより確からしいことを示す。

キーワード signal-dependent noise, ばらつき, 到達運動, 運動制御, 最適フィードバック制御

1. ま え が き

我々が手のある点から別の点に素早く動かすとき、時間空間的に無数の軌道をとることが可能である。しかし実際には、多少のばらつきを伴いながらも、手先の軌道は一定で、緩やかに曲がったほぼ直線の軌跡を描き、接線方向の速度は釣鐘型の時間波形をもつ [1]。このような運動軌道をよく再現するモデルとして、躍度最小 [2]、トルク変化最小 [3]、運動指令変化最小 [4]、指令トルク変化最小 [5] などの最適化モデルが提案されてきた。これらのモデルでは滑らかさの基準を最大にするという規範が最も重要視されていた。これらの軌道計画モデルの予測する軌道と実際のヒトのデータを比較する際、被験者の平均軌道を用いて検証することがほとんどであった（例えば Nakano ら [5]、Wada ら [10]）。つまり動作のばらつきは無視されてきた。

Harris & Wolpert は、運動指令の大きさに依存した雑音が運動指令に加えられるとき、運動後の一定期間中の手先位置の分散が最も小さくなるような軌道が生成されるとする分散最小モデルを提案した [6]。このモデルは以降の軌道計画モデルの研究に大きな影響を与え、タスク達成度最大 (TOPS) モデル [7], [8] に発展した。これらのモデルでは、それまで無視されてきた動作のばらつきが運動軌道生成に本質的な役割を果たして、滑らかさの基準は副次的なものである。

上で述べたモデルでは軌道計画と実行を逐次的に行うことも可能であり、視覚情報は目標軌道からの誤差を修正するために使われると考えられる (図 1A)。Todorov らは、多数の経路点を通る運動を行うときの手先位置の分散の時間波形を観察した。彼らの位置分散の時間波形データでは、経路点付近で分散が小さくなり、それ以外の場所では分散が大きくなっていた。この観察から、彼らは、動作のばらつきは、それがタスクのパフォーマンスを低下させるときだけ圧縮され、タスクに影響を与えない位置では大きくなると考え、最適フィードバックに基づく制御モデルを提案した [13]。彼らのモデルは軌道計画と実行の区別をせず、タスクの達成を妨げる誤差を実時間で修正する (図 1B)。分散最小、TOPS などの計画実行の逐次モ

[†] 九州工業大学生命体工学研究科脳情報専攻, 北九州市
Graduate School of Life Science and Systems Engineering,
Kyushu Institute of Technology, 2-4 Hibikino, Wakamatsu-
ku, Kitakyushu-shi, 808-0196 Japan

^{††} 国際電気通信基礎技術研究所脳情報研究所, 京都府
ATR International, Computational Neuroscience Laborato-
ries, 2-2-2 Hikaridai, Keihanna Science City, Seika-cho,
Soraku-gun, Kyoto-fu, 619-0288 Japan

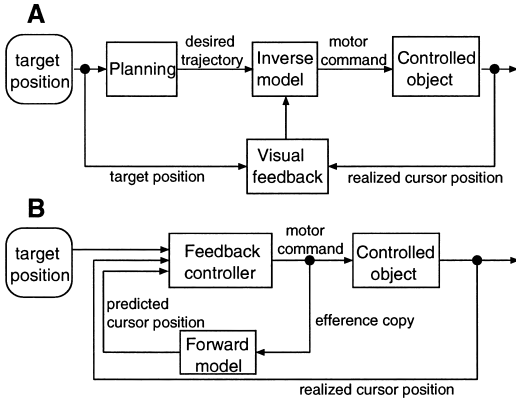


図 1 ヒト腕の随意運動に関する運動制御機構の考え方 (A: 軌道計画・実行の逐次モデル, B: 最適フィードバック制御に基づく Todorov のモデル)

Fig. 1 Motor control theories (A: Sequential trajectory planning and execution model, B: Todorov's model based on optimal feedback control).

デルでは、これまで、分散の時間波形は単調増加傾向にあると予測されていた。Todorov らは経路到達運動の位置分散の時間波形は、彼らのモデルで説明できるが、従来提案されてきた計画と実行が逐次的に行われるモデルでは説明できないと主張している。

本論文では、2. で到達運動の位置分散が時間の関数としてどのようになるかを計画実行逐次モデルを前提とした理論予測を行う。3. 以降で、理論予測と行動実験のデータを比較する。我々の理論予測では、時間軸の局所的な伸縮が位置分散の時間波形に大きく影響する。従来の計画実行の逐次モデルでは時間軸の伸縮は考慮されていなかった。四つのタスクの実験から、少なくとも経路到達運動に関しては、最適フィードバックに基づく Todorov らのモデルではなく、計画・実行の逐次モデルが、より確からしいことを示す。

2. 理論予測

実際にヒトの運動軌道を計測し、運動開始時刻と終了時刻をそろえたデータをみると、時間軸の局所的な伸縮がみられる。つまり運動の軌跡は同一だが出来事が起きるタイミングが多少前後に（しかも順序は保たれて）ずれる効果である。このことによって速度の極値や経路点を通過する時刻が試行ごとに前後する。今までこのような効果は考慮されることはなかったが、位置分散の時間波形に影響を及ぼすと考えられる。

そこで、運動指令の大きさに依存した雑音と時間軸

の局所的伸縮に起因する二つのばらつきが、計画実行逐次モデルと Todorov らのモデルでどのようにとらえられているのか、そしてこれらが位置分散の時間変化にどのようにかわってくるのかということについての理論予測を行う。

まず、計画実行の逐次モデルにおいて、到達運動の位置分散の理論予測を行う。軌道計画の過程で決定された目標軌道を $x^*(t)$ とする。これが制御される時、2 種類の雑音が混入すると考える。第 1 は時間軸の伸縮である。このずれを時間の関数 $\delta(t)$ で表す。 $\delta(t)$ は平均 0、標準偏差 $a(t)$ の正規分布で表されるとする。 $\delta(t)$ が正なら、先倒しの進み、負なら後送りの遅れである。それ以外に、加法的雑音に起因するずれを $\varepsilon(t)$ で表す。 $\varepsilon(t)$ は、平均 0、標準偏差 $b(t)$ の正規分布で表されるとする。これらの仮定のもとで、 k 回目の試行の運動軌道は次のように表される。

$$x^k(t) = x^*(t + \delta^k(t)) + \varepsilon^k(t)$$

この式を Taylor 展開して 2 次以上の項が小さいとしてまとめると次のようになる。

$$x^k(t) = x^*(t) + \frac{dx^*(t)}{dt} \delta^k(t) + o(\delta^k(t)^2) + \varepsilon^k(t)$$

ここで $dx^*(t)/dt$, $\delta^k(t)$, $\varepsilon^k(t)$ の 3 者が互いに無関係であると仮定すると（あるいは、無視できるほど相関関係が小さいとすると）、平均軌道と分散は次のようになる。

$$\begin{aligned} \overline{x^k(t)} &= \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x^k(t) \\ &= x^*(t) + o(\delta^k(t)^2) \\ &\cong x^*(t) \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \text{Var}(x^k(t)) &= \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \{x^k(t) - x^*(t)\}^2 \\ &= \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left\{ \frac{dx^*(t)}{dt} \delta^k(t) + o(\delta^k(t)^2) + \varepsilon^k(t) \right\}^2 \\ &\cong \left\{ \frac{dx^*(t)}{dt} \right\}^2 a(t)^2 + b(t)^2 \end{aligned} \quad (2)$$

式 (1), (2) から分かるように、平均軌道は目標軌道そのものになり、分散は、速度の 2 乗に比例する項と、加法的雑音の分散の和となる。加法的雑音が、運動指

令の大きさに比例する signal-dependent noise にその原因があるとすると、加法的雑音に起因する位置の分散は、運動指令を少なくとも 2 回、時間積分しているものになっている。したがって、 ε は時間とともに大きくなると考えられる。つまり $b(t)$ は時間の単調増加関数になっていると考えられる。

次に、最適フィードバック制御に基づく Todorov らのモデルでの位置分散の理論予測であるが、このモデルでは目標軌道を仮定していないので、同様の方法で位置分散の時間変化を数学的に予測することはできない。しかし、Todorov らのシミュレーションの結果によると、タスクのパフォーマンスを低下させるときだけ圧縮され、タスクとは無関係なところで大きくなると考えられている [13]。

そこで、計測された位置分散の時間波形をもとに、二つのモデルの確からしさについて、四つの実験を通して検証していく。

3. 実験 I：速度の極小値と経由点が一致するタスクでの正規化方法の比較

多数の運動軌道を分析する際、試行ごとに運動時間がばらつくため、運動時間を正規化する前処理を行う。この時間軸の正規化は、運動開始時刻と運動終了時刻をそれぞれそろえる場合がほとんどである。このような運動時間全体を基準にした正規化の場合、時間軸の局所的な伸縮は正規化できない。そのため式 (2) の第 1 項が優勢となり、速度の 2 乗に比例して増減する分散の時間波形の特徴が現れると考えられる。運動の開始と終了だけでなく、より細かく、例えば、複数の速度ピークがある運動軌道の場合には、速度の極小値を基準に正規化し、時間軸の局所的な伸縮を是正すれば、式 (2) の第 1 項の影響は減少し、第 2 項の影響が残ると考えられる。つまり、分散の時間波形は単調増加する特徴が現れると予測される。

一方、Todorov らの最適フィードバックモデルでは、経由点位置で位置分散が小さくなるように動かしていると考えられているので、きめの細かい正規化を行うことで、速度の極小値付近ではよりはっきりと位置分散が減少すると考えられる。この予測が正しいかどうかを実験的に確かめる。

3.1 実験装置と手続き

被験者は 22～37 歳の男性 7 名、女性 3 名で、すべての試行は右手で行われた。1 人の実験におよそ 1 時間を要した。被験者は前後左右と高さが調節可能な椅子に

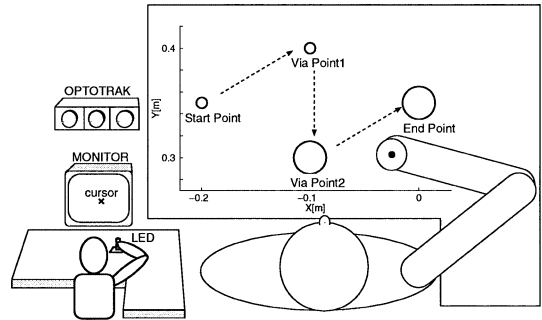


図 2 実験装置、及びタスク設定の模式図（実験 I，実験 IV）

Fig.2 Experimental setup and schematic diagrams of the task.

座り、手首はブレースで固定された。腕をのせる作業台は肩の高さに合わせ、表面に摩擦の少ないテフロンシートを敷いた。赤外線 LED マーカを取り付けた手先の位置は、3 次元位置計測装置 (OPTOTRAK3020) を用いてサンプリング周波数 250 Hz で計測した。計測された手先位置はカーソルとして CRT モニタに表示した。被験者は正面に置かれた CRT モニタの画面を見ながら課題を遂行した (図 2)。また、被験者自身の腕が見えないように照明を暗くして実験を行った。

実験手順を以下に示す。

- (1) 被験者は始点位置の直径 1 cm の円内にカーソルを合わせる。
- (2) 被験者は Beep 音の合図で始点を出発し、次の Beep 音と同時に終点にマーカを到達させなければならない。その間、二つの経由点を通過しなければならない。
- (3) カーソルがターゲット (始点、経由点、終点) のの中に入ると、カーソルの色が変化し、手先がターゲット領域内に入っていることが被験者に知らされる。
- (4) 試行終了後、以下の情報を CRT モニタ上に文字で表示し被験者に伝える。(i) 試行の成功、失敗。(ii) カーソルがターゲット上 (始点、終点、経由点) を通過できたか。(iii) 運動時間は許容誤差内であったか。

また、ターゲットがうまく通過できれば青、失敗すれば赤色でターゲットを塗りつぶし、カーソルの軌跡を CRT モニタ上に表示する。そのことで、それぞれのタスクでどこが失敗の原因だったのかが被験者に知らされる。

3.1.1 タスク設定

図 2 のようにタスクを設定した。経路点 (ViaPoint1, ViaPoint2) の大きさは、それぞれ直径 1 cm と直径 3 cm とした。始点と終点の大きさはそれぞれ直径 1 cm と直径 3 cm とした。運動時間は 1200 ± 50 ms とした。試行は十分に (100 ~ 200 回程度) 練習した後、それぞれ 100 回ずつ、計 200 回行った。

3.1.2 データ解析方法

計測した位置データはカットオフ周波数 20 Hz, 2 次のパターワースフィルタによって平滑化した。本論文では試行が成功したかどうかにかかわらず、すべての軌道を解析に用いた。ただし、修正運動が入っている場合や明らかな失敗試行 (始点から出発していない、終点に到達していない) は失敗データとして除外した。また平均軌道から大きく (標準偏差の 2 倍以上) 外れている軌道も除外した。3. から 6. までの実験全体で 82% の試行が解析に用いられた。

本実験では以下に示す二つの時間の正規化方法を試み、比較した。

正規化方法 A: 運動の開始時刻と終了時刻を基準に正規化。

正規化方法 B: 運動の開始時刻と終了時刻に加えて速度の極小値となる時刻も含めて、それらを各試行間で等しくなるように正規化。

まず、位置データをフィルタによって平滑化した後、3 点微分による微分値から曲率を計算し、その値から運動の開始時点と終了時点とを切り出した [12]。曲率のしきい値は 1 mm^{-1} とした。

正規化方法 B では、速度の極小値を検出する処理に平滑化微分を行い、極値を検出した。また、実験 II, III, IV では Todorov らのモデルにどのような定性的な疑問点があるのかを議論するため、Todorov らと同じ正規化方法である、正規化方法 A のみを用いた。

式 (2) の理論予測を実験的に検証するため、次の重回帰分析を行った。

$$\text{Var}(t) = \beta_1 \left(\frac{dx}{dt} \right)^2 + \beta_2 t + E \quad (3)$$

$\text{Var}(t)$ は手先位置の分散、第 1 項は速度の 2 乗に比例して増加する分散、第 2 項は加法的雑音に起因する分散を表し正規化した時間に比例する (Wiener の Brown 運動を仮定したことと等価である)。 β_1, β_2 は偏回帰係数を表す。 E は誤差変動を表す。

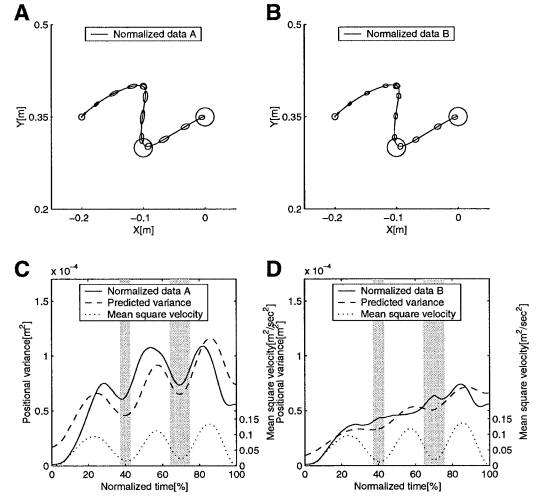


図 3 被験者 TS の手先位置の軌跡と分散
Fig. 3 Hand path and variances of subject TS.

3.2 実験結果

解析結果の例として、被験者 TS のデータを図 3 に示す。図 3 A, C は正規化方法 A による結果を示す。図 3 B, D は正規化方法 B による結果を示す。図 3 A, B は手先軌道及び分散楕円を示す。図 3 C, D では手先位置の分散 (分散楕円の面積) を実線で示し、重回帰式 (3) を用いて再構成した分散波形を破線で表す。点線は平均 2 乗速度を示し、網掛領域は手先位置が経路点にある時間を示す。正規化方法 A による結果から、分散は全体としては増加する傾向があるが、速度の増加とともに分散が大きくなり、速度の極小値付近で分散が極小になっていることが分かる。正規化方法 B による結果では、全体的に単調増加傾向にある。

各被験者のデータについて、正規化方法 A, B の処理後に重回帰分析を行った。全体として、偏回帰係数 β_1, β_2 は有意に正であり (正規化方法 A: $\beta_1: p < .0001, \beta_2: p < .0001$, 正規化方法 B: $\beta_1: p < .0001, \beta_2: p < .0001$)、回帰は有意であることから (正規化方法 A: $p < .0001$, 正規化方法 B: $p < .0001$)、理論予測に基づく回帰曲線が実データによくフィットしていることが分かる (表 1 参照)。

正規化方法を変えることで偏回帰係数にどのような影響が現れるのか調べると、式 (3) の第 1 項 β_1 は正規化方法 A, B でそれぞれ $2.62 \pm 1.31 (\times 10^{-4})$, $0.91 \pm 0.83 (\times 10^{-4})$ である。したがって、正規化による変化の平均値と標準偏差は $-1.72 \pm 0.90 (\times 10^{-4})$ となり、速度の 2 乗の偏回帰係数が有意に減少した (t -test:

表 1 各実験の重回帰分析の結果(係数の下に t 値を示す). 各被験者ごとのデータで重回帰分析を行い, 実験タスクごとに平均値を算出した. R^2 , β_1 , β_2 は平均値及び標準偏差を示した. F , t は平均値を示した

Table 1 The results of multiple regression (t values are shown below the regression coefficients).

	Task Type	R^2	F value	β_1	β_2
Exp I	Normalized Data A	0.48 ± 0.22	439.31^{***}	$2.62 \pm 1.31 (\times 10^{-4})^{***}$	$0.40 \pm 0.18 (\times 10^{-4})^{***}$
	Normalized Data B	0.56 ± 0.25	583.18^{***}	$0.91 \pm 0.83 (\times 10^{-4})^{***}$	$0.31 \pm 0.07 (\times 10^{-4})^{***}$
Exp II		0.45 ± 0.25	382.21^{***}	$3.13 \pm 1.46 (\times 10^{-4})^{***}$	$1.17 \pm 0.58 (\times 10^{-4})^{***}$
Exp III		0.87 ± 0.06	2439.34^{***}	$2.94 \pm 1.42 (\times 10^{-4})^{***}$	$2.07 \pm 0.78 (\times 10^{-4})^{***}$
Exp IV	Without visual	0.31 ± 0.20	145.96^{***}	$6.18 \pm 3.60 (\times 10^{-4})^{***}$	$1.87 \pm 3.30 (\times 10^{-4})^{***}$
		$*p < .05$	$**p < .01$	$***p < .0001$	$df = 497$
				upper: coefficients \pm SD	lower: t values

$t(9) = 5.74$, $p < .001$). それに対して, 第 2 項 β_2 は正規化方法 A, B でそれぞれ $0.40 \pm 0.18 (\times 10^{-4})$, $0.31 \pm 0.07 (\times 10^{-4})$ である. したがって正規化による変化の平均値は $-0.08 \pm 0.13 (\times 10^{-4})$ となり, 時間の偏回帰係数は有意な差がない (t -test: $t(9) = 1.81$, $p < .052$).

運動開始時刻と終了時刻を基準に正規化した場合 (正規化方法 A), 時間軸の伸縮に起因する位置分散と加法的雑音に起因する位置分散の二つの影響があると考えられる. そして, きめの細かい正規化 (正規化方法 B) を行うことで時間軸の伸縮に起因する位置分散が減少し, 加法的雑音に起因する位置分散だけが残った. 式 (3) による回帰は二つの正規化方法とも有意であり, 正規化の違いによる分散波形の特徴の変化を式 (2) で十分に説明することができる. この結果は理論予測を支持するものであるといえる.

4. 実験 II: 速度の極小値と経路点が一一致しないタスクでの位置分散

正規化方法 A では速度の極小値付近で分散が減少する特徴を示すが, 正規化方法 B では速度との相関が小さくなり時間とともに増加するような分散波形を描く. しかし最適フィードバック制御モデル [13] でも別の理由から経路点付近で分散が減少することを予測する. つまり最適フィードバック制御では, タスクのパフォーマンスを制限する経路点位置で分散が圧縮され, タスクとは無関係なターゲットの間では大きくなると考える. 実験 I のタスクは速度の極小値と経路点位置が一一致しているため, 分散が速度の極小値で減少しているのか, あるいは経路点位置で減少しているのか判

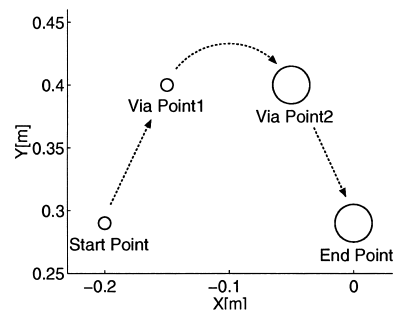


図 4 タスク設定の模式図 (実験 II)
Fig. 4 A schematic diagrams of the task.

断できない. そこで速度の極小値とターゲット位置が一一致しないタスクでの分散の変化を調べた.

4.1 実験内容

速度の極小値とターゲットの位置が一一致しないタスクを設定した (図 4). 運動時間は 700 ± 50 ms である. この実験には実験 I と同じ被験者が参加した.

4.2 実験結果

解析結果の例として, 典型的な被験者 DY のデータを図 5 に示す. 図 5 A は手先の軌跡及び分散楕円を示す. 図 5 B の実線は位置分散の時間変化, 破線は重回帰分析によって再構成した理論値を示す. また, 再構成した分散波形の, 速度に比例する項と, 正規化時間に比例する項のうち, 後者を 1 点鎖線で示した. 点線は平均 2 乗速度, 網掛領域は手先位置が経路点上にある時間を示す.

個々の被験者ごとに位置分散の時間波形を計算し, すべての被験者の平均を調べると, 経路点付近で位置分散は極小になっていなかった. したがって Todorov

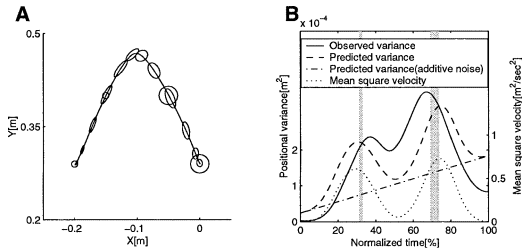


図 5 被験者 DY の手先位置の軌跡と分散
Fig. 5 Hand path and variances of subject DY.

らの最適フィードバック制御モデルが行われている可能性は否定される。

図 5 に示すように、速度の 2 乗の極小は、経由点付近ではなく、二つの経由点の間（軌跡の最も身体から遠い位置）で生じている（図 5 B 点線）。典型的な被験者（図 5）を見ると、位置分散が極小になる位置は速度の 2 乗の極小と一致しているのであって、経由点位置とは一致していないことが分かる。この特徴は他の被験者でも同様に観測された。

5. 実験 III：空間的に対称な位置に配置された経由点に対する 1 対の運動の比較

始点から終点に手先を動かすとき、腕のダイナミクスが軌道に大きく影響を及ぼす。すなわち腕の長さ、質量、慣性モーメント、慣性中心位置などに依存して軌道が決定される。例えば、共通の始点と終点を結び運動において、経由点を始点と終点を結び直線に関して対称の位置に配置し、そこを通る 1 対の運動を考える。その場合、実際のヒトの運動軌道のデータは、身体の近くを通る運動では、速度波形は二つのピークをもつ。これに対して遠くを通る軌道の速度は一つだけピークをもつ [3]。

式 (2) の第 1 項は速度に比例して大きくなる。そのため経由点が身体から遠い位置にある場合は分散も一つだけピークをもち、経由点が身体に近い位置にある場合は分散も二つのピークをもつと予測できる。このことを確かめるため、以下の実験を行った。

5.1 実験内容

5.1.1 実験装置と手続き

被験者は 23～25 歳の男性 3 名で、すべての試行は右手で行われた。1 人の実験におよそ 30 分を要した。図 6 に示すように始点（直径 2 cm）、経由点（直径 4 cm）、終点（直径 5 cm）が画面上に表示された。また肩位置、肘位置及び手先位置は OPTOTRAK によ

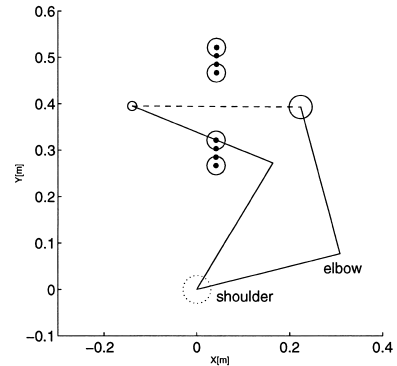


図 6 タスク設定の模式図（実験 III）
Fig. 6 A schematic diagrams of the task.

て計測した。

5.1.2 タスク設定

被験者は手先を始点から終点まで動かす際、経由点を通過しなければならない。始点、終点の位置はそれぞれの被験者の腕の関節角度によって決定した（始点は肩角度 59° 、肘角度 99° 、終点は肩角度 14° 、肘角度 91° ）。経由点は始点と終点を結び直線の垂直二等分線上にあり、高さは始点と終点の距離の比（ ± 0.20 , ± 0.25 , ± 0.30 , ± 0.35 ）で決定した。経由点の高さは 8 種類あり（身体から遠い位置に $+0.20$, $+0.25$, $+0.30$, $+0.35$ の 4 種類、身体に近い位置に -0.20 , -0.25 , -0.30 , -0.35 の 4 種類）、試行ごとにランダムに表示される。被験者は十分に練習した後（160 回を 2 セット、計 320 回）、それぞれの経由点に対して 20 試行、計 160 回行った。運動時間は 600 ± 50 ms とした。

5.2 実験結果

同じ経由点の高さでも配置によって軌道に変化が生じる特徴は、被験者 TS, MH, YH ではそれぞれ ± 0.35 , ± 0.20 , ± 0.35 の高さを経由点を配置した場合に最もはっきり観測された。

全被験者の実験結果を図 7 に示す。図 7 A は平均 2 乗速度を表す。図 7 B の実線は観測された分散波形、破線は式 (3) で回帰した分散波形を表す。網掛け領域は手先位置が経由点上にある時間を表す。

全被験者で、経由点が身体から遠い場合は分散波形はシングルピーク、身体に近い場合はダブルピークの波形を示したことから、分散波形は経由点の有無にかかわらず速度波形によって決まていることが分かる。

最適フィードバック制御に基づく Todorov らのモデ

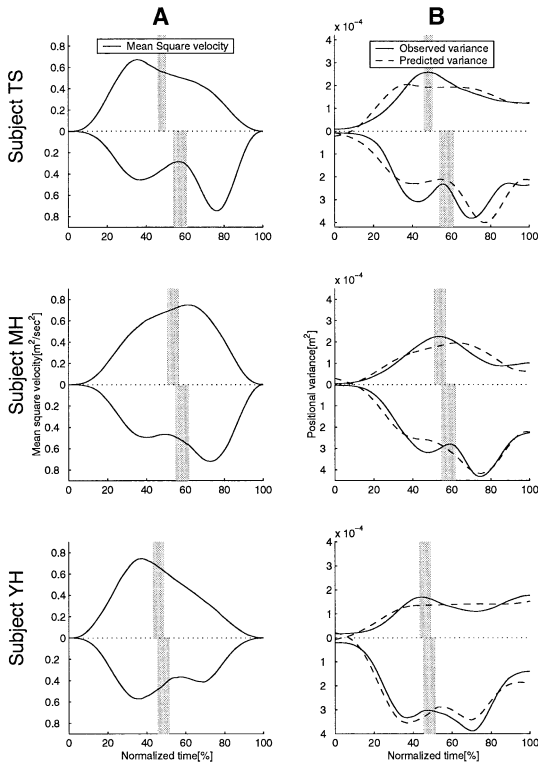


図 7 経路点が身体から遠い位置に配置された場合と近い位置に配置された場合の被験者 TS, MH, YH の実験結果．それぞれの平均 2 乗速度 (A), 及び位置分散 (実測値と回帰曲線) を表す (B)

Fig. 7 Mean square velocities (A) and variances (B) of subject TS when the via-point is located further away from the body and nearer to the body than the line connecting the initial and the final targets.

ルでは、制御対象のダイナミクスを考慮していないため、このような軌道の特徴を予測することは困難である．同時に、速度と分散の関係も説明することができない．もしタスクのパフォーマンスを制限するような位置で分散が小さくなりタスクとは無関係な位置で分散が大きくなるのなら、分散はターゲット付近で減少し、それ以外では増加するはずである．しかし実際に観測された実験データでは、身体に近い位置に経路点がある場合は分散の減少が見られたが、身体から遠い位置に経路点がある場合には分散の減少は見られなかった．

実験結果から、分散の増減は平均 2 乗速度の増減に比例していることが分かる．更に、このことは 4 対の経路点配置における速度波形と分散の関係を見てみて

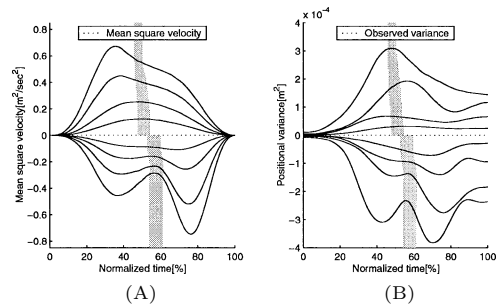


図 8 被験者 TS の 4 対の経路点位置それぞれの平均 2 乗速度 (A) と位置分散 (B) . 速度波形は上から順番に 1.0, 0.7, 0.4, 0.2, 0.2, 0.4, 0.7, 1.0 の重み付けをそれぞれ行った．分散波形はそれぞれ 1.2, 1.1, 0.4, 0.2, 0.2, 0.4, 0.8, 1.0 の重み付けした．網掛領域は、手先位置が経路点上を通過している時間を表す

Fig. 8 Mean square velocities (A) and variances (B) of subject TS. Magnitudes for each velocity and variance profile were weighted by the following values; A, 1.0, 0.7, 0.4, 0.2, 0.2, 0.4, 0.7 and 1.0; B, 1.2, 1.1, 0.4, 0.2, 0.2, 0.4, 0.8 and 1.0. Hatching areas show the time when the hand was passing through the via-point.

も明らかである (図 8) . このような速度に比例した分散の増減は、Todorov らのモデルでは説明できず、式 (2) の予測どおりである．

6. 実験 IV: 視覚フィードバックが手先軌道に与える影響

素早く協調的な腕の運動はフィードバック制御だけでは実行できない．それは生物学的なフィードバックループは遅く、ゲインが小さいからである．そこで腕の運動制御機構において、フィードフォワード制御が重要な役割を果たしていると考えられる．まず事前に目標軌道を計画し、そして内部モデルを用いて運動軌道を制御する．その際、視覚情報を利用して予想される誤差を修正する．タスク実行中に視覚情報 (ターゲット、手先位置の視覚情報) を利用できない場合でも、内部モデルを利用することでタスクを実行することが可能である (図 1A) .

経路点到達運動において、軌道計画・実行の逐次モデル (フィードフォワード制御) では終点に近づくに従って分散が大きくなると考える．視覚情報を利用できない場合は、予想される誤差を修正できないので、全体としては分散の値は大きくなるが定性的な変化は起こらないと予想される．それに対し、最適フィードバック制御に基づく Todorov のモデルでは、視覚情

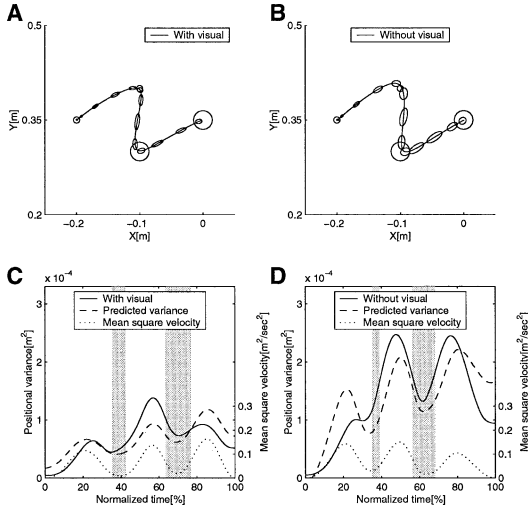


図 9 被験者 KN の手先位置の軌跡と分散
Fig.9 Hand path and variances of subject KN.

報がある場合はターゲット付近で分散が減少し、ターゲット間で分散が増加すると考えられるが、視覚情報がなければ誤差の修正ができないので、分散の増加や減少は現れなくなると予想される。

実時間視覚フィードバックが分散波形に及ぼす影響を調べるため、以下の実験を行った。

6.1 実験内容

以下の二つのタスクを用意し(図2),実験を行った。

- (1) タスクを実行する前後、及びタスク実行中に始点、終点、経路点と手先位置が見えている場合。
- (2) タスクを実行する前後では始点、終点、経路点と手先位置が見えているが、始点を出発すると同時に始点、終点、経路点、手先位置も見えなくなり、タスク実行中の視覚情報が無い場合。

試行は十分に(100~200回程度)練習した後、それぞれ100回ずつ、計200回行った。(1)のタスクには実験Iで得られたデータを用いた。なお、この実験には実験Iと同じ被験者が参加し、同じ日に行われた。実験は、全員(1),(2)の順番で行った。

6.2 実験結果

解析結果の例として、被験者KNのデータを図9に示す。図9A,Cは視覚フィードバックがある場合の結果、図9B,Dは視覚フィードバックがない場合の結果を示す。図9A,Bは手先軌跡及び分散楕円を表

し、図9C,Dは位置分散の時間変化を示す。点線は平均2乗速度を示し、網掛領域は手先位置が経路点にある時間を示す。

重回帰分析を行うと、視覚フィードバックの有無にかかわらず回帰は有意であり、二つの偏回帰係数は両方とも有意に正であった(表1参照)。

視覚フィードバックがある場合に比べ、ない方が β_1, β_2 が有意に大きい(β_1 : Welch test $t'(18) = 8.83, p < .0001, \beta_2$: Welch test $t'(18) = 4.23, p < .0001$). β_1, β_2 の増加率をみると、それぞれ 2.72 ± 1.41 倍、 3.51 ± 3.57 倍増加した。 β_1, β_2 の増加率を比較すると、 β_2 の方が有意に大きかった(Welch test $t'(18) = 1.97, p < .05$).

このように全体的に位置分散が大きくなる傾向を示したが、速度の増加とともに位置分散も大きくなり速度の極小値付近で位置分散が極小になり、分散の時間波形は視覚フィードバックの有無にかかわらず定性的に同一の特徴を示した。もし軌道の形状や速度波形が(順モデルを使うにせよ)実時間フィードバックで決まっているのであれば、ターゲットや手先が見える場合と見えない場合で分散の時間波形の特徴に影響を及ぼすはずである。今回の実験ではそのような変化は確認できなかった。以上より、経路到達運動において、視覚フィードバックが分散波形の特徴に影響を及ぼす可能性は低いといえる。

7. 考察

実験I,II,III,IVを通して、二つのモデルの妥当性について検討してきた。どの実験でも式(3)の回帰は有意で(表1)、観測された分散波形の特徴をよく再現できた。これらの結果は計画実行逐次モデルを支持する。

ここで、式(3)の回帰係数の物理的意味を考察する。 β_1 の単位は $[s^2]$ となる。したがって $\sqrt{\beta_1}$ の単位は $[s]$ となり、時間軸伸縮の標準偏差を示している。全被験者の平均値は、実験I(正規化方法A): $\sqrt{\beta_1} = 0.016 \pm 0.011$, 実験II: $\sqrt{\beta_1} = 0.018 \pm 0.012$, 実験III: $\sqrt{\beta_1} = 0.017 \pm 0.012$, 実験IV(視覚フィードバックがない場合): $\sqrt{\beta_1} = 0.025 \pm 0.019$ となる。分散分析の結果、 β_1 は視覚フィードバックがない場合を除き、各実験で有意差はなく($F(2, 23) = 0.33, p < .72$), ほぼ一定(17.0 ± 2.6 [ms])の時間軸伸縮を示した。今回の理論予測では、時間軸の伸縮 $\delta(t)$ と加法的雑音 $\varepsilon(t)$ が互いに無相関だと仮定した。一方、

$\delta(t)$ が負になることで運動時間が短くなり、より大きな運動指令が必要となり、その結果 signal-dependent noise の増加につながる可能性も考えられる。しかし約 17 ms という短い時間軸の伸縮が原因で運動指令の大きさの増加、更には signal-dependent noise の大幅な増加につながるとは考えにくい。例えば影響があったとしても非常に小さいと考えられる。したがって $\delta(t)$ と $\varepsilon(t)$ が互いに無相関だとした仮定は妥当だったと考えられる。

β_2 の単位は $[\text{m}^2/\text{s}]$ となる。したがって β_2 は単位時間当たり加法的雑音に起因する位置分散がどれだけ増えるかを表す。実験 I (正規化方法 A): $\beta_2 = 0.40 \pm 0.18 (\times 10^{-4})$, 実験 II: $\beta_2 = 1.17 \pm 0.58 (\times 10^{-4})$, 実験 III: $\beta_2 = 2.07 \pm 0.78 (\times 10^{-4})$, 実験 IV (視覚フィードバックがない場合): $\beta_2 = 1.87 \pm 3.30 (\times 10^{-4})$ となり、各実験でそれぞれ、位置分散が単位時間当たり 0.4 cm^2 , 1.2 cm^2 , 2.1 cm^2 , 1.9 cm^2 の増加を示した。視覚フィードバックがある実験 I, II, III で β_2 について分散分析を行うと有意差が見られた ($F(2, 23) = 19.47$, $p < .0001$)。多重比較 (Scheffe の方法) を行うと、すべての実験の間で有意な差があった (実験 I-実験 II: $p < .05$, 実験 II-実験 III: $p < .05$, 実験 III-実験 I: $p < .0001$)。加法的雑音に起因する分散は、単位時間当りに増加する分散の量がタスクによって異なっていることが分かる。

視覚フィードバックがない場合、 β_1 と β_2 は有意に増加し、特に後者の増加率が大きい。よって位置分散が増加する主な要因が加法的雑音に起因する分散であることが分かる。視覚フィードバックは目標軌道との予想される誤差を修正するために利用されるが、視覚情報を遮られることで予測的な修正を行えず、分散が増加したと考えられる。ここでは図に示していないが、実験 II で視覚フィードバックがない場合の実験を行った場合も式 (3) の回帰は有意で ($F(497) = 334.63$, $p < .0001$, $\beta_1: t(497) = 21.68$, $p < .0001$, $\beta_2: t(497) = 11.86$, $p < .0001$), β_1 と β_2 は有意に増加し (β_1 : Welch test $t'(18) = 8.27$, $p < .0001$, β_2 : Welch test $t'(18) = 5.48$, $p < .0001$), 後者の増加率が大きく (Welch test $t'(18) = 3.87$, $p < .001$), 実験 IV と同様の結果が得られた。

8. む す び

本論文では経由点のある到達運動において、位置分散の一般的な理論予測を行い、四つの心理物理実験を

通じてその予測を検証してきた。

実験 I では、速度の極小値と経由点位置が一致するタスクを設定し、運動開始時刻と運動終了時刻で正規化すると理論予測に基づく回帰曲線が実データと一致することを示した。またこのとき正規化に起因する時間の揺らぎが生じるため、その影響を少なくするためにきめの細かい経由点通過時刻付近で正規化することを試みた。このことで加法的雑音に起因する分散の項だけが見えてくると期待できるが、この予測も確かめることができた。実験 II では、速度の極小値と経由点位置が一致しないタスクを設定し、経由点付近ではなく、速度の極小値で分散が減少していることを確認し、実験 III では同じことを左右対称な 1 点経由点タスクで示した。実験 IV では実時間視覚フィードバックモデルでは分散の時間変化に対して定性的な変化が起きると予想されるが、そうでないことを示した。

本実験の結果から、経由点のある到達運動では、分散の時間パターンは最適フィードバック制御に基づく Todorov らのモデルより、計画・実行の逐次モデルを支持すると結論される。

謝辞 本実験を行うにあたり、実験の細部にわたり御助言、及び実験に協力して頂いた長岡技術科学大学電気系・宇賀田正臣氏、上村直樹氏に感謝致します。また、ATR 人間情報科学研究所第三研究室の皆様にも感謝致します。

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 multijoint arm movement — minimum torque-change model," *Biol. Cybern.*, vol.61, pp.89-101, 1989.
- [4] M. Kawato, "Optimization and learning in neural networks for formation and control of coordinated movement," in *Attention and Performance XIV*, ed. D.E. Meyer and S. Kornblum, pp.821-849, MIT Press, Cambridge, 1992.
- [5] E. Nakano, H. Imamizu, R. Osu, Y. Uno, H. Gomi, T. Yoshioka, and M. Kawato, "Quantitative examination of internal representations for arm trajectory planning: Minimum commanded torque change model," *J. Neurophysiol.*, vol.81, pp.2140-2155, 1999.

- [6] C.M. Harris and D.M. Wolpert, "Signal-dependent noise determines motor planning," *Nature*, vol.394, pp.780-784, 1998.
- [7] H. Miyamoto, D.M. Wolpert, and M. Kawato, "Computing the optimal trajectory of arm movement: The TOPS (Task Optimization in the Presence of Signal-dependent noise) model," in *Studies in Fuzziness and Soft Computing*, 109, ed. R.J. Duro, J. Santos, and M. Grana, pp.395-415, Springer-Verlag, 2002.
- [8] 宮本弘之, 中野恵理, ダニエル M. ウォルパート, 川人光男, "運動指令の大きさに依存した雑音のもとでの最大タスク達成度軌道生成モデル," 信学論 (D-II), vol.J85-D-II, no.5, pp.940-949, May 2002.
- [9] A. Hamilton and D.M. Wolpert, "Controlling the statistics of action: Obstacle avoidance," *J. Neurophysiol.*, vol.87, pp.2434-2440, 2002.
- [10] Y. Wada, Y. Kaneko, E. Nakano, R. Osu, and M. Kawato, "Quantitative examinations for multi joint arm trajectory planning by a strict and robust calculation algorithm of minimum commanded torque change trajectory," *Neural Networks*, vol.14, pp.381-393, 2001.
- [11] E. Todorov, *Studies of goal directed movements*, Ph.D. Thesis, Massachusetts Institute of Technology, 1998.
- [12] H. Imamizu, Y. Uno, and M. Kawato, "Internal representations of the motor apparatus: Implications from generalization in visuomotor learning," *J. Experimental Psychology*, vol.21, pp.1174-1198, 1995.
- [13] E. Todorov and M. Jordan, "Optimal feedback control as a theory of motor coordination," *Nature Neuroscience*, vol.5, pp.1226-1235, 2002.

(平成15年2月5日受付, 8月10日再受付)



森重 健一 (学生員)

平13九工大・情報・機械システム卒・平15同大学院・生命体工学研究科・脳情報専攻博士前期課程卒。現在、同大学院博士後期課程在学中。



宮本 弘之 (正員)

昭60阪大・基礎工・生物工学卒・平6阪大・大学院博士課程中退。同年(株)ATR人間情報通信研究所滞在研究員。平8~13科学技術振興事業団川人学習動態脳プロジェクト研究員。平13より九州工業大学大学院生命体工学研究科。



大須理英子

平8京大文学研究科博士後期課程研究指導認定退学。平8ATR人間情報通信研究所研修研究員。博士(文学), 平8~13科学技術振興事業団川人学習動態脳プロジェクト研究員。平13よりATR人間情報科学研究所客員研究員。平15よりATR脳情報研究所主任研究員。生体の運動機能の研究に従事。



川人 光男 (正員)

昭51東大・理・物理卒。昭56阪大大学院基礎工学研究科博士課程了。同年大阪大学助手, 昭62同講師。昭63(株)ATRに移る。平13からATR人間情報科学研究所第3研究室室長, 平15年度よりATR脳情報研究所所長, 現在に至る。平8~13科学技術振興事業団川人学習動態脳プロジェクト総括責任者兼任。平12より奈良先端科学技術大学院大学の連携講座客員教授, 平14より大阪大学大学院生命機能研究科の客員教授。計算論的神経科学の研究に従事。米澤賞, 大阪科学賞, 科学技術長官賞, 塚原賞, 時実賞などを受賞。著書「脳の仕組み」, 「脳の計算理論」等。Neural Networks誌編集長, 日本神経回路学会編集理事・選奨委員, 日本神経科学会理事。International Association for the Study of Attention and PerformanceのMember of Executive Committee。