

<Contribution> A study of comparison between kalman filter and human controller's prediction characteristics, by Mitsuo NAGAMACHI, Shoji UNE, Miyaji HIDEHIRA, Masaki NAKAMURA and Kazumi TANABE.

カルマンフィルターと人間の推定機能の比較に関する研究*

長町 三生**, 故 正二**

秀衡美代次**, 中村 正樹**

田辺 万巳**

A Study of comparison between kalman filter and human controller's prediction characteristics.

Kalman Filter has been often used as a mathematical model of human controller's estimation function, but it is not clear in reality whether or not he estimates the movement of a target according to Kalman Filter function.

In this paper, we have tried to set up an experimental situation of two-variables prediction in which only the estimation characteristics of human controller could be isolated, and compared the experimental findings with the theoretical model of Kalman Filter. Our results show that (1) Kalman Filter model fits well to the estimation characteristics of human controller and that (2) he uses first and second differential values of target as the important information for his estimation.

人間制御者の数学モデルにおいて、しばしば Kalman Filter が用いられているが、実際に予測機能をそれで表わすことが適格であるかどうか判然としない。本研究では、極力予測機能のみを取り出すことを目標にして、2変数推定・予測の実験を行い、人間制御者の特性と Kalman Filter を用いた理論モデルとの類似性を検討することにした。

その結果、離散型予測について、人間制御者の予測機能は Kalman Filter モデルと極めて類似していることが認められ、さらに人間制御者は、1階差分（1次微分値）および2階差分（2次微分値）を、予測のために有効に活用していることが認められた。

1. はじめに

航空機や自動車などのように人間が御制要素の役割を果たしている人間・機械系 (Man-Machine System)において、その人間制御者の御制特性については、これまで多くの研究が報告されている。それらの研究のうち動的な研究としては、Tustinによる人間をブラックボックスとして、その入出力関係を線形と考えて相関法によって伝達関数を求めたのが始まりである。その後も人間のモデルとして種々のものが考えられ体系化されてきた¹⁾。

人間の種々の制御能力を考えた場合、比較的高級なも

のとしては、予測・適応・学習・パターン認識などが考えられる。逆に生理的特性としては、疲労・応答の絶対的遅れ・間欠性などが考えられる。それらの諸機能はそれぞれ制御理論にあてはめて考えることができるが、大別すれば次のふたつに分けることができるであろう。(1) 判断・決定という情報処理機器としての機能、(2)制御対象を操作する装置としての機能である。制御工学といわれる分野の研究が進むにつれて、それらの諸機能が数学的に対応づけられてきた^{2,3)}。ことに最近の現代制御理論における人間の挙動に対する解析は、人間の(1)の機能的なわち人間制御者の情報処理の構造に注目した情報処理モデルに基づいて、学習・意思決定・記憶・推定といった問題に接近する方向にある。

そこで本報では、推定・予測といった人間の適応機能の部分を直接とりだせる場面を設定し、その特徴をモ

* 昭和52年9月5日受付

** 広島大学工学部

Faculty of Engg., Hiroshima Univ.

ルと実験結果との対比によって比較検討することが目的である。そこで今回は、推定機能の理論モデルとしては広く用いられているカルマンフィルター (Kalman filter) をとり挙げた。他方、実験場面においては、人間制御者に目標点を直接推定予測させることとした。そしてこの両者の出力を対比して人間の推定機能の状態を議論することにした。本報では推定作業は離散的に課し、理論モデルも離散型カルマンフィルター³⁾を用いることにした。これは推定値、推定される値、モデル値などの対応が容易なためである。

2. 人間制御者の推定モデル

まず推定しようとする状態変量 x_k は次のような差分方程式(1)で支配されるとき系列 $\{x_k\}$ で示される。

$$x_{k+1} = Fx_k + Gw_k \quad (k=1, 2, \dots) \quad (1)$$

ここで $x_k \in R^n$: k 時点の観測対象の状態を表すベクトル $w_k \in R^m$: k 時点の観測対象に入る外乱ベクトルであり、 $E(w_k) = 0$, $Cov(w_k) = E(w_k w_k') = Q \in R^{m \times m}$ の特性を持つ正規白色ノイズ,

$F \in R^{n \times n}$: x_k にかかる係数行列

$G \in R^{n \times m}$: w_k にかかる係数行列

以後この時系列 $\{x_k\}$ を観測対象と呼ぶ。これを人間制御者は、次の観測方程式(2)によって観測するとする。

$$y_k = Hx_k + v_k \quad (2)$$

ここで $y_k \in R^p$ 観測機器によって示される状態量

$v_k \in R^p$: k 時点の観測値に加わる観測ノイズであり、 $E(v_k) = 0$, $Cov(v_k) = E(v_k v_k') = R \in R^{p \times p}$ の特性を持つ正規白色ノイズ

$H \in R^{p \times n}$: x_k にかかる係数行列

v_k は観測ノイズと仮定しているが、観測作業に伴う不確実性だけでなく、人間制御者内部の不確実性一般を表している。また y_k は観測対象の状態すべてが直接観測されるのではないので、一般に $P \leq n$ である。

今、人間制御者がすべての状態において最適制御を行うと仮定して、($k-1$) 回の観測値 $Y_{k-1} = \{y_1, y_2, \dots, y_{k-1}\}$

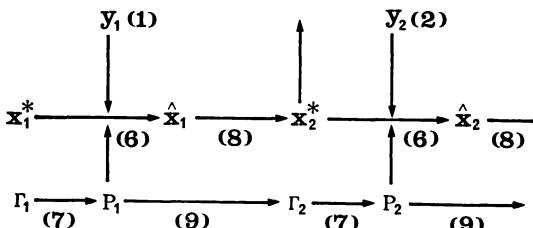


図 1 予測メカニズム

Fig. 1 The prediction mechanism.

を得たという条件のもとでの x_k の推定値を x_k^* とおくと次式のようになる。

$$x_k^* = E\{x_k | Y_{k-1}\} \quad (3)$$

その後、 k 時点までの観測値 y_k を新たに得たときの x_k の推定値を \hat{x}_k とおくと次式のようになる。

$$\hat{x}_k = E\{\hat{x}_k | Y_k\} \quad (4)$$

一般に x_k^* , \hat{x}_k の値を条件付分布 $P\{x_k | Y_{k-1}\}$, $P\{\hat{x}_k | Y_k\}$ から求めることは不可能である。しかしその定理によれば、 \hat{x}_k は次式で求められる。

$$P\{x_k | Y_k\} = P(y_k | x_k) P(x_k) / P(y_k) \quad (5)$$

これより \hat{x}_k を x_k^* から求めるための次の関係を得られる。この結果は一般的な離散型カルマンフィルターである。
 $\hat{x}_k = x_k^* + P_k H R^{-1} (y_k - H x_k^*) \quad (6)$

$$P_k = \Gamma_k - \Gamma_k H' (R + H \Gamma_k H')^{-1} H \Gamma_k \quad (7)$$

$$x_{k+1}^* = F x_k^* \quad (8)$$

$$\Gamma_{k+1} = F P_k F' + G Q G' \quad (9)$$

ここで、 $P_k \in R^{n \times n}$, $\Gamma_k \in R^{n \times n}$ は \hat{x}_k , x_k^* の分散および共分散行列であって、(7), (9)式によって逐次的に求められるものである。以上の一連の関係式によって、逐次推定値 x_k^* を求めることができる。このメカニズムを図 1 に示す。ここで x_1^* , Γ_1 は理論モデルの中で初期値として与えられる数値である。

3. 実験と結果

1) 目標値

今回の実験において、目標点として sin 波を基本にしたものに外乱として、平均 0, 分散 $Q = \sigma_q^2$ の特性を持つ正規白色ノイズが、加わったものを一定の間隔をもって被験者に提示した。

一般に(10)式で与えられる連続型の状態 $x(t)$ を離散型に変換することを考えてみよう。

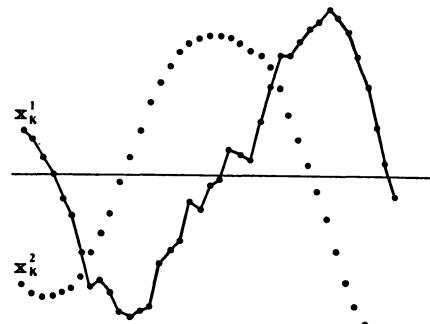


図 2 観測対象 (x_1^*, x_2^*) の例

Fig. 2 A sample of target (x_1^*, x_2^*) .

$$\ddot{x}(t) + Kx(t) = 0 \quad (10)$$

上式を状態空間法により、状態推移行列 $\Phi(t)$ を求める
と、

$$\Phi(t) = \begin{pmatrix} \cos\sqrt{k} \cdot t & \frac{1}{\sqrt{k}} \sin\sqrt{k} \cdot t \\ -\sqrt{k} \sin\sqrt{k} \cdot t & \cos\sqrt{k} \cdot t \end{pmatrix}$$

となり、サンプリング周期 T ごとの値が欲しいものとすれば、

$$\Phi(T) = \begin{pmatrix} \cos\sqrt{k} \cdot T & \frac{1}{\sqrt{k}} \sin\sqrt{k} \cdot T \\ -\sqrt{k} \sin\sqrt{k} \cdot T & \cos\sqrt{k} \cdot T \end{pmatrix}$$

となり、求める差分方程式は

$$\begin{pmatrix} x_{k+1}^1 \\ x_{k+1}^2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos\sqrt{k} \cdot T & \frac{1}{\sqrt{k}} \sin\sqrt{k} \cdot T \\ -\sqrt{k} \sin\sqrt{k} \cdot T & \cos\sqrt{k} \cdot T \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_k^1 \\ x_k^2 \end{pmatrix}$$

となる。実際の目標点は、(10)式のように外乱として W_k が加わったものである。

$$\begin{pmatrix} x_{k+1}^1 \\ x_{k+1}^2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos\sqrt{k} \cdot T & \frac{1}{\sqrt{k}} \sin\sqrt{k} \cdot T \\ -\sqrt{k} \sin\sqrt{k} \cdot T & \cos\sqrt{k} \cdot T \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_k^1 \\ x_k^2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} g_1 \\ g_2 \end{pmatrix} W_k \quad (11)$$

今回の実験では、 $K=1$ とし、また $g_1=1$, $g_2=0$ として x_k^1 だけに外乱が加わるようにした。
すなわち次のようになる。

$$\begin{pmatrix} x_{k+1}^1 \\ x_{k+1}^2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos T & \sin T \\ -\sin T & \cos T \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_k^1 \\ x_k^2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} W_k \quad (12)$$

サンプル周期 T については、被験者が目標点の全体の傾向をつかめるようにするために $T=0.1$ と $T=0.2$ の 2 種類を用いた。目標点に加わる外乱 W_k の分散 σ_q^2 としては、人間の推定能力などを考慮したうえで、 $\sigma_q=3.0, 4.5, 6.0$ の 3 種類を用いた。また初期値を $x_1 = \begin{pmatrix} 60 \\ 0 \end{pmatrix}$ として全体の振幅が 60 mm 前後になるように配慮して目標点の時系列 $x_k = \begin{pmatrix} x_k^1 \\ x_k^2 \end{pmatrix}$ を作成した。

$T=0.1$ のとき $\sigma_q=3.0, 4.5, 6.0$ mm

$T=0.2$ のとき $\sigma_q=3.0$

の全部で 4 種類に対し各々 400 個の時系列 x_k をつくり、その中より適当な区間で 130 個を選んだ。その 1 例で図 2 に示す。ここで x_k^1 は被験者が実際推定すべき値で、 x_k^2 はその変化率を示すものである。この選んだ 130 個の x_k の第 1 要素 x_k^1 をあらかじめロール紙に 8 mm 間隔でプロットしておく。目標点はブラインドからあらわれて、あらかじめ設定された 8 mm の幅のスリットを通過するがそのスピードは 2 mm/秒である。そして被験者はスリットを通過する間に次の点 x_{k+1}^1 を推定して赤ペンで紙の上に直接プロットする。これが x_{k+1}^{1*} である。

また推定に要する時間は 4 秒とてあるので、人間の生理的特性によって障害を受けることはない。このようにして 100 試行の推定を行うが、最初から無知であれば推定ができにくいので被験者には推定を行う前にあらかじめ 30 個の目標点を観測させて、どのような傾向をもつ時系列であるかを理解させたうえで実際の実験に入つてもらった。なお今回の実験においては、被験者として 12 名の男子大学生に協力してもらった。その中で W_k の標準偏差 $\sigma_q=3.0, 6.0$ mm の 2 種類について 10 名の被験者を使った。その中からさらに 5 名を選んで $\sigma_q=4.5$ の目標点について実験を行つた。その後、先の 3 種類の実験をすべて経験した 3 名と全く経験のない別の 2 名を選んで $T=0.2$, $\sigma_q=3.0$ の目標点で実験を行つた。

2) 理論モデルにおけるパラメータの設定

今回の実験で用いたカルマンフィルター モデルに関して観測対象の方程式および観測機構は前節(1), (2)で述べたとおりである。モデルの各種パラメータにおいて、初期値すなわち、なにも観測が行われないときの推定値 x_1^* 、その分散 Γ_1 については次のようにして設定した。

x_1^* については、被験者が実験においてあらかじめ 30 個の目標点を観測した後実験を始めるということを考えあわせて、モデルにおいてもあらかじめ 5 個前の値から出力させて、モデルの出力としてほぼ安定した状態における値を x_1^* として設定した。

Γ_1 については、目標点の外乱 W_k の標準偏差 σ_q が 3.0 および 6.0 の実験においてあらかじめ Γ_1 の値だけを変化させてモデルの出力を得、その時の推定値 x_1^* お

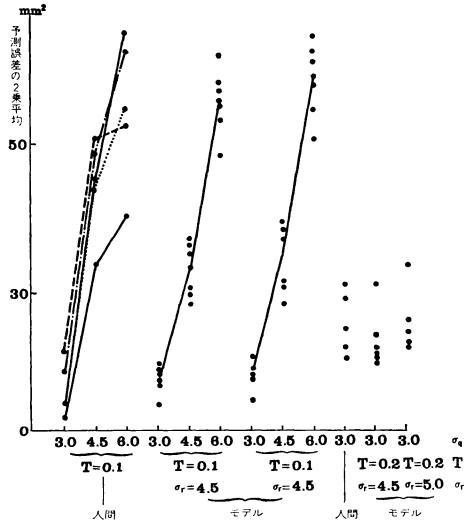


図 3 予測誤差 2 乗平均

Fig. 3 The mean square of the prediction errors.

表 1 予測誤差 2乗平均の平均

Tab. 1 The mean of the mean square of the prediction errors.

	T=0.1 $\sigma_q=3.0$	T=0.1 $\sigma_q=4.5$	T=0.1 $\sigma_q=6.0$	T=0.2 $\sigma_q=3.0$
被験者 N=10	19.12		59.35	
	16.83	44.78	55.72	26.36
モデル $\sigma_r=4.5$	18.08	33.06	56.30	24.03
モデル $\sigma_r=5.0$	19.32	35.00	59.00	25.93

より推定誤差の変化を検討してみた。その結果 x_k^* が Γ_1 の値によってほとんど影響を受けないことを確かめたらうえ、人間の最初の推定値 x^* が 1 割ほどのばらつきを持つと推定されるので、 $\Gamma_1=10$ として用いた。

以上のようにして設定されたパラメータをもつ理論モデルにおいて、その推定誤差の 2 乗値と被験者のそれがより等しい値になるように観測ノイズの標準偏差 σ_r を決定した。

3) 実験結果および考察

上記で設定された 3 種類のパラメータを持つ離散型カルマンフィルターのシミュレーション結果と被験者の推定誤差の 2 乗値とを各実験ごとに示したものが図 3 であり、その平均値を表にしたのが表 1 である。

以上の表およびグラフより次のようなことがいえる。モデルによる推定誤差の 2 乗値と被験者による推定誤差の 2 乗値は同様な傾向を示しており、目標点の外乱 W_k の標準偏差が大きくなるにつれて順次大きくなっている。このことは外乱 W_k が大きくなるにつれて確実に推定精度が悪くなっていることを示す。またサンプリング周期 $T=0.2$ の値についても、 $T=0.1$ で同じ外乱 W_k を持つものよりも推定誤差の 2 乗値は大きくなっている。

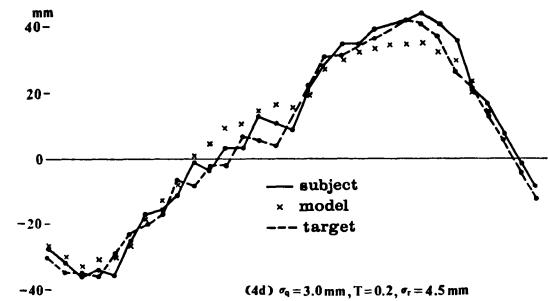


図 4 刺激・人間御制者・モデル結果の比較

Fig. 4 Comparison of targets, reactions of human controller, and results of model.

り、同様なことがいえる。これは周期が短くなれば目標点の変動がより大きくなり推定に対する影響が増大するからであろうと考えられる。

図 3 の人間とモデルのグラフの傾向を比較してわかるように、人間の推定誤差はモデルのそれよりも大きくばらついているが、人間の観測ノイズの性質（分散）については、目標点の特性がかわってもおおむね一定の値を示していることがわかる。ただし、人間の場合目標点の外乱の標準偏差 σ_q が 4.5 mm のものについては、モデルのそれよりも大きくなっている。これはその目標点の特性がほかの目標点の特性と異なっていて、それが被験者の推定機能に作用したのではないかと思われる。以上のような限られた実験データであるが 60 mm 前後の振幅をもつ観測対象について人間の推定能力は分散 $4^2 \text{ mm}^2 \sim 5^2 \text{ mm}^2$ の観測ノイズ v_k をもつカルマンフィルターに近いものであるといえる。

次に人間による推定とモデルによる推定の傾向について述べよう。目標点とともに人間およびモデルによる推定値の 1 例を示したのが図 4 である。4 種類の目標点について一般的に、人間に推定に対してひとつの外挿法的概念で情報処理を行っていることがいえる。したがって、目標点の変動がある種の“傾向”（たとえば直線的）をもって現れている部分は、人間の推定も安定しており、モデルのそれと非常によく似た挙動を示している。しかしこの傾向が乱れると人間はその変動を過大評価する傾向がある。

また推定に対しての重要な情報として、1 時点前の目標値、その変化率およびその時点の誤差の値が大きな役割を果たしているといえる。したがって人間の場合には、モデルのような平滑的・保守的推定の傾向は小さ

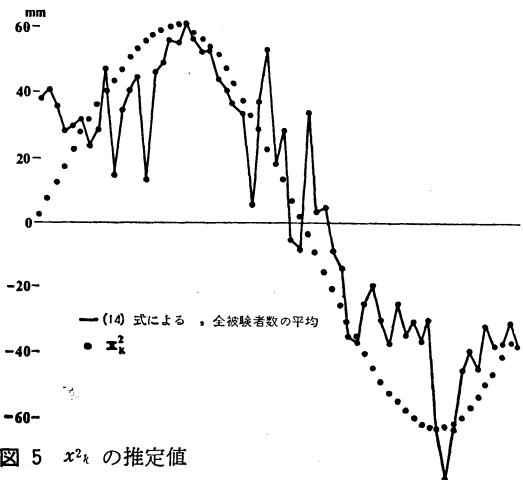
図 5 x^2_k の推定値Fig. 5 The estimation of x^2_k .

表 2 標準偏回帰係数と重相関係数

Tab. 2 The standard regression coefficients and multiple correlations.

		標準偏回帰係数					重相関係数
		x_k	Δx_k	$\Delta^2 x_k$	$\Delta^3 x_k$	$\Delta^4 x_k$	
モデル	1	-0.159**	1.029**	-0.656**	0.740**	-0.350*	0.89
	2	-0.178**	0.987**	-0.842**	1.261**	-0.691**	0.84
	3	-0.150**	1.020**	-0.607**	0.389	-0.124	0.88
モデル	1		0.979**	-0.485**	0.485	-0.218	0.88
	2		0.930**	-0.650**	0.974**	-0.542*	0.83
	3		0.971**	-0.445**	0.147	0.001	0.87
人間	A	-0.030	0.776**	0.095	0.235	-0.103	0.88
	B	-0.035	0.794**	0.314*	-0.171	-0.019	0.90
	C	-0.049	0.827**	0.279*	-0.218	0.121	0.92
人間	A		0.766**	0.128	0.186	-0.078	0.88
	B		0.783**	0.352*	-0.227	0.010	0.90
	C		0.811**	0.332**	-0.296	0.162	0.92

* t-検定 5%有意

** t-検定 1%有意

表 3 偏回帰係数と重相関係数

Tab. 3 The regression coefficients and multiple correlations.

		偏回帰係数					重相関係数
		x_k	Δx_k	$\Delta^2 x_k$	$\Delta^3 x_k$	$\Delta^4 x_k$	
モデル	1	-0.0176**	1.0202**	-0.7803**	0.5348**	-0.1485**	0.89
	2	-0.0208**	0.9928**	-1.0790**	0.9515**	-0.2871**	0.84
	3	-0.0164**	0.9883**	-0.7196**	0.2597**	-0.0406**	0.88
人間	A	-0.0043	0.9924**	0.1564	0.2141	-0.0513	0.88
	B	-0.0048	0.9953**	0.4970	-0.1622	-0.5468	0.90
	C	-0.0066	0.1003**	0.4260	-0.1971	-0.0596	0.92

* t-検定 5%有意

** t-検定 1%有意

く、急激な変動に対する適応能力をもっている。追従性はモデルよりも全体的によい傾向を示している。このことは不測の事態に陥った場合、人間による制御がより最適なものに近い挙動を行うとも考えられる。

4) x_k^2 について

これまで観測方程式は、 $y_k = x_k^1 + u_k$ と仮定し x_k^1 だけが観測されるものとして被験者の出力も x_k^1 のみを扱ってきた。しかし、観測対象は x_k^1 と x_k^2 のふたつの状態量をもっており、モデルにおいては x_k^2 の推定も行っている。そこで x_k^2 の推定値について考えてみよう。

(8)式は $\begin{pmatrix} x_{k+1}^{*1} \\ x_{k+1}^{*2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos T & \sin T \\ -\sin T & \cos T \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \hat{x}_k^1 \\ \hat{x}_k^2 \end{pmatrix}$

上式の第1成分は、

$$\hat{x}_{k+1}^{*1} = \cos T \cdot \hat{x}_k^1 + \sin T \cdot \hat{x}_k^2$$

$$\therefore \hat{x}_k^2 = \frac{1}{\sin T} x_{k+1}^{*1} - \frac{\cos T}{\sin T} \hat{x}_k^1 \quad (13)$$

ここで、われわれが入手できる値としては x_{k+1}^{*1} のみであるが、 \hat{x}_k^1 は k 時点の観測値 y_k を得たあとの x_k^1 の推定値であるから、 $\hat{x}_k^1 = x_k^1$ と仮定すれば(13)式は次のようになる。 $\hat{x}_k^2 = \frac{1}{\sin T} x_{k+1}^{*1} - \frac{\cos T}{\sin T} x_k^1 \quad (14)$

x_{k+1}^{*1} , x_k^1 の中には観測ノイズや外乱が混入しているが、これらの値の統計的性質を既知とすれば統計量として \hat{x}_k^2 は求まることになる。

実際に(14)式を計算して全被験者について平均したもの

が図5である。これによると、観測ノイズの効果は平滑化されているが、外乱 W_k の効果は平滑できない。しかも $\sin T$ で割ってあるので約10倍されてグラフに現れている。しかし、全体として x_k^2 の上下に分布しているのがわかるであろう。

5) 推定に関する重回帰分析

k 時点まで観測対象 $x_k^1, k=1, 2, 3 \dots$ を観測した被験者は $(k+1)$ 時点の状態 x_{k+1}^{*1} をどのように推定するかを重回帰分析を用いて考察する。

観測対象 x_k^1 の系列を

$$\dots, x_{k-3}, x_{k-2}, x_{k-1}, x_k, \dots, k=1, 2, \dots, 100$$

とおき、その差分を

$$\Delta x_k = x_k - x_{k-1}$$

$$\Delta^2 x_k = \Delta x_k - \Delta x_{k-1} = x_k - 2x_{k-1} + x_{k-2}$$

$$\Delta^3 x_k = \Delta^2 x_k - \Delta^2 x_{k-1} = x_k - 3x_{k-1} + 3x_{k-2} - x_{k-3}$$

$$\Delta^4 x_k = \Delta^3 x_k - \Delta^3 x_{k-1} = x_k - 4x_{k-1} + 6x_{k-2} - 4x_{k-3} + x_{k-4}$$

とおく。また、推定値の系列 x_k^{*1} を、

$$\dots, x_{k-3}^{*1}, x_{k-2}^{*1}, x_{k-1}^{*1}, x_k^{*1} \quad k=1, 2, \dots, 100$$

とおき、その1階差分を

$$\Delta x_{k+1}^{*1} = x_{k+1}^{*1} - x_k^{*1} \quad k=1, 2, \dots, 99$$

とおき、2つの時系列の間に次の関係を仮定する。

$$\Delta x_{k+1}^{*1} = a_0 x_k + a_1 \Delta x_k + a_2 \Delta^2 x_k + a_3 \Delta^3 x_k + a_4 \Delta^4 x_k \quad (15)$$

これは推定する際になんらかの形で過去の情報を利用していると考えられるからである。

被験者の x_k^* とモデルの x_k^* を用いてそれぞれ標準偏回帰係数と偏回帰係数を求める表2, 3となる。

表2をみるとほとんどの被験者は Δx_k に関する標準偏回帰係数だけが有意であった。これに対しモデルの場合にはほとんどの標準偏回帰係数が1%の危険率で有意になっていることがわかる。これは人間の推定が前回の変化率に大きく影響されていて、変化率が増減していることなどにはあまり注意が向いていないようである。

次に x_k の影響力が小さかったのでそれを除いた場合の効果について調べたところ、モデルも人間の場合も、 x_k がない場合とある場合とでは、標準偏回帰係数に大きな違いがなかった(表2)。したがって推定する前回のデータは人間の場合でもほとんど重視されず、また推定機能にも影響を与えないということができよう。つまり前回の変化率が大きな役割を果たしているのである。

ただし注意したいのは、モデルの偏回帰係数のうち a_2 の符号が負になっているのに対し、人間は正である。これは人間が有効な情報利用をしていないのか、人間のもつ独自の特性なのかは今回の実験においては明らかにすることことができなかった。

4. おわりに

人間の推定に関する特質について、実験を中心にして述べてきたが、今回の実験における大きな特徴は、乱数を用いたことと、実験は離散的に推定させ、対応させる理論モデルとして離散型カルマンフィルターを用いたことである。その結果人間の推定機能がカルマンフィルターの情報処理機構に非常によく似た傾向を示すことが確かめられた。また60mm前後の振幅で変動する離散型2次の目標点において人間の観測ノイズが $4^2 \sim 5^2 \text{ mm}^2$ の分散を持つ正規白色ノイズが対応するらしい予想がついた。

また人間の推定機能の大きな特徴としては人間は過去の値とくに直前の変化率(一次微分値)を大きな情報源として推定していることが重回帰分析の結果明らかになった。そのため目標点が特定の傾向をもって変化する場合は推定も非常によいのであるが、変化率の大きさで変動する場合には人間はそれを過大評価する傾向があり、推定精度自体は低下する。このことは時には追従性のよさとなって現れ、不測の事態における人間の適応性のよさを示している。しかしこのことは変動が大きすぎると誤動作の危険性もそれだけ大きくなることを示している。

今回は離散的な場面を設定したため、これまで多くの実験、研究がなされてきた連続的なトラッキングのデータを直接利用することができなかった。しかしサンプリング間隔 T を短くすればある意味で連続型に近づくわけである。連続型との対応が今後の課題であり、人間・機械系に対する新しいアプローチの方法となるであろう。

最後に本研究にあたり、実験・データ処理の担当してくれた国武陽一君に謝意を表したい。

参考文献

- 1) 明石 一; 人間機械系研究の動向, システムと制御, 第15巻, 第1号, pp. 21~31, 1971
- 2) D.L. Kleinman, T. Baron and W.H. Levison, B. Beranex and Newman, Inc.; "An Optimal Control Model of Human Behavior", NASA-University Conference on Manual Control, NASA SP-215, pp. 343~366, 1968
- 3) S. Baron and D. L. Kleinman; The Human Optimal Controller and Information Processor, NASA-CR-1151, 1971
- 4) 古田勝久; 線型システムの観測と同定, コロナ社, 1975