



Title	Human Operatorの動特性推定に関する実験的研究
Author(s)	岡, 良徳; Oka, Yoshinori; 武田, 毅 他
Citation	北海道大學工學部研究報告, 105, 141-151
Issue Date	1981-07-31
Doc URL	https://hdl.handle.net/2115/41685
Type	departmental bulletin paper
File Information	105_141-152.pdf



Human Operator の動特性推定に関する実験的研究

岡 良 徳* 武 田 毅** 内 藤 正 本**

(昭和56年3月31日受理)

Experimental Studies on the Estimation of the Dynamic Characteristics of the Human Operator

Yoshinori OKA, Tuyoshi TAKEDA and Masamoto NAITO

(Received March 31, 1981)

Abstract

It is important to understand the dynamic characteristics of human operators as a controller of Man-Machine System. In this paper, estimation of the dynamic characteristics of human operators in a few simple manual control systems, is discussed using an Auto-Regressive Model. Control tasks are as follows - pursuit tracking, compensatory tracking, and two-variable compensatory tracking. The transfer functions of the controlled elements are $1, 1/(0.2s+1)$, $1/(s+1)$, $1/s$, and $1/s(s+1)$.

Although the characteristics of human operators generally contain non-linearity, the authors assumed that the dynamics could be expressed by a linear model with an additional noise, regarding the non-linear part as the noise (remnant) generated by the human operator. Therefore it is shown how this additional noise is whitened by AR-model for the purpose of unbiased estimator in spite of the existence of feedback loop. As a result, the variation of the dynamic characteristics of human operators is represented by the discrete impulse sequences.

1. 緒 言

一般に、人間が制御者として機械を操作する系を人間-機械系と呼ぶが、このような系を設計する際には、人間の制御特性を把握しておくことが重要となる。そこで、本報告では、次に述べるような簡単な手動制御系における制御者の動特性を、自己回帰モデル (Auto-Regressive Model; AR モデル) を用いて推定することを目的としている。

まず最初に、一次元補償動作系と一次元追跡動作系において、習熟過程における動特性の変化を、その後、十分習熟した段階で、制御対象を変化させた時の動特性の変化を調べた。しかしながら、人間の動特性は一般に非線形であり非定常である。そこで、人間の動特性の非線形な部分を人間の出すノイズ(一般にレムナントと呼ばれる)として処理し、人間の動特性を線形モデル+ノイズという型で AR モデルを適用し、その線形部分をインパルス応答関数例で表現した。また、

* 現在(株)日本鋼管

** 一般電気工学講座

人間の動特性は時間と共に変化していくので、近似的に時不変 (time-invariant) と見なせるような短時間の時系列データを用いた。

以上のような手動制御系における、人間の動特性の変化について検討し、その結果をここで報告する。

2. 自己回帰モデルの適用

2.1 多次元 AR モデル

k 次元観測ベクトル $\{\mathbf{X}(t)\}$ が、(1) 式のように表わされる時、これを M 次の自己回帰モデルという。

$$\mathbf{X}(t) = \sum_{m=1}^M \mathbf{A}(m) \cdot \mathbf{X}(t-m) + \mathbf{U}(t) \quad (1)$$

ここで $\mathbf{U}(t)$ は k 次元のベクトルで、各要素はホワイトノイズである。

これに対し、今、 k 次元観測ベクトル $\{\mathbf{X}(t)\}$ が得られた時、 M 次の AR パラメータを使って予測し、その予測誤差を $\mathbf{E}(t)$ とする。以下、太字の \mathbf{A} , \mathbf{R} はマトリクス、それ以外の太字はベクトル、記号^Tは転置、 $\langle \rangle$ は平均を表わす。予測誤差の共分散 $\langle \mathbf{E}(t) \cdot \mathbf{E}(t)^T \rangle$ は、共分散行列 \mathbf{R} を使って (2) 式のように表わすことができる。

$$\begin{aligned} \langle \mathbf{E}(t) \cdot \mathbf{E}(t)^T \rangle &= \mathbf{R}(0) - \sum_{m=1}^M \mathbf{A}(m) \cdot \mathbf{R}(m)^T - \sum_{l=1}^M \mathbf{R}(l) \cdot \mathbf{A}(l)^T + \sum_{l=1}^M \sum_{m=1}^M \mathbf{A}(m) \cdot \mathbf{R}(l-m) \cdot \mathbf{A}(l)^T \\ \mathbf{R}(l) = \langle \mathbf{X}(t) \cdot \mathbf{X}(t-l)^T \rangle &= \left\{ \mathbf{R}_{ij}(l) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{t=1}^M x_i(t+l) \cdot x_j(t) \right\} = \mathbf{R}(-l)^T \end{aligned} \quad (2)$$

ここで、

$\langle \mathbf{E}(t) \cdot \mathbf{E}(t)^T \rangle$ が正定値であると仮定して、0 でない任意のベクトル $\boldsymbol{\alpha}$ に対し、予測誤差の評価数 J を定義する。

$$J = \boldsymbol{\alpha}^T \cdot \langle \mathbf{E}(t) \cdot \mathbf{E}(t)^T \rangle \cdot \boldsymbol{\alpha} \quad (3)$$

ここで、すべての $\boldsymbol{\alpha}$ に対して J が最小となるように $\mathbf{A}(m)$ を決定する。すなわち、 J を $\mathbf{A}(m)$ について微分すると、

$$\partial J / \partial \mathbf{A}(p) = -2\boldsymbol{\alpha}^T \left\{ \mathbf{R}(p) - \sum_{m=1}^M \mathbf{A}(m) \cdot \mathbf{R}(p-m) \right\} \quad (p = 1, \dots, M)$$

従って、この式においてすべての $\boldsymbol{\alpha} \cdot \boldsymbol{\alpha}^T$ に対し、 $\partial J / \partial \mathbf{A}(P) = 0$ 、つまり予測誤差の共分散行列の二次形式を最小とすると推定パラメータ $\mathbf{A}_M(m)$ は、(4) 式を満足する必要がある。

$$\sum_{m=1}^M \mathbf{A}_M(m) \cdot \mathbf{R}(l-m) = \mathbf{R}(l) \quad (l = 1, 2, \dots, M) \quad (4)$$

この時、 J を最小とする最適な AR パラメータ \mathbf{A}_M により、予測誤差の共分散は (5) 式となる。

$$d_M = M_{in} \langle \mathbf{E}(t) \cdot \mathbf{E}(t)^T \rangle = \mathbf{R}(0) - \sum_{m=1}^M \mathbf{A}_M(m) \cdot \mathbf{R}(m)^T \quad (5)$$

従って、 k 次元観測ベクトルから、AR パラメータを求めるには、以下の手続きを行う。

ステップ 1：平均値の除去を行う。

ステップ 2：共分散行列 $\mathbf{R}(l)$ を計算する。

ステップ 3：この $\mathbf{R}(l)$ を使って、(4) 式から、Levinson のアルゴリズムを多次元に拡張した²⁾ 漸化式により、逐次 AR パラメータを求める。

ステップ 4：AR パラメータを計算すると同時に次数の推定を行う。次数の推定には、赤池

の FPE (Final-Prediction Error) という情報規範を評価関数として用い、最小の FPE を与える M を次数として採用する。

$$FPE(M) = \left(\frac{N + Mk + 1}{N - Mk - 1} \right)^k \cdot |d_M| \tag{6}$$

2. 2 AR モデルによるシステムの推定

前節で述べた多次元 AR モデルを実際のシステムに適用する。具体的に一入力・一出力 (二次元 AR モデル) について考え、図 1 のような内部構造の不明な線形システムの二つの観測ベクトルとして $\mathbf{X}(t)$ を考える。求められた AR パラメータから、 $y(t)$ は (7) 式で表わせる。

$$y(t) = \sum_{m=1}^M a_{22}(m) \cdot y(t-m) + \sum_{m=1}^M a_{21}(m) \cdot x(t-m) + e_y(t) \tag{7}$$

今着目しているのは、 $x \rightarrow y$ への関係であるから、(7) 式の a_{21} 、 a_{22} から入力 \rightarrow 出力の関係がわかる。

さて、実際のシステムを考えた場合、ある観測値 x と y との間に、図 2 のようにフィードバックが存在する場合がある。そこで、2. 3 節への導入のために、フィードバックが存在しても真の推定値が得られる赤池の方法¹⁾について要約する。今ここで必要としているのは、サブシステム A のインパルス応答関数列 $\mathbf{a}^T = (a_1 \dots a_m)$ である。ところが B のようなフィードバックが存在すると、加法雑音 ξ が白色雑音でないかぎり、推定値 $\hat{\mathbf{a}}^T$ は真値 \mathbf{a}^T に一致しないでバイアスが生じる。そこで有色な加法雑音 ξ を図 3 のように白色雑音 δ と生成過程 C とによって k 次の自己回帰表現で表わす。

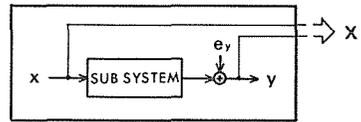


図-1 一入力-一出力システム (二次元 AR モデル)

$$\xi = \hat{\mathbf{C}}^T \xi(-1) + \delta \quad \xi(-1) = \begin{pmatrix} \xi(t-1) \\ \vdots \\ \xi(t-k) \end{pmatrix}$$

$$\hat{\mathbf{C}}^T = (\hat{c}_1 \dots \hat{c}_k)$$

予測誤差の系列を加法雑音の系列と考えると、 $\xi = y - \hat{\mathbf{a}}^T \mathbf{x}(-1)$ 。従って、

$$y = \hat{\mathbf{a}}^T \mathbf{x}(-1) + \hat{\mathbf{c}}^T \xi(-1) + \delta = \hat{\mathbf{a}}^T \mathbf{x}(-1) + \hat{\mathbf{c}}^T \begin{pmatrix} y(t-1) - \hat{\mathbf{a}}^T \mathbf{x}(-2) \\ \vdots \\ y(t-k) - \hat{\mathbf{a}}^T \mathbf{x}(-k-1) \end{pmatrix}$$

$$= \sum_{i=1}^k \hat{c}_i y(t-i) + \sum_{i=1}^{k+m} \hat{a}_i x(t-i) + \delta \tag{8}$$

但し、

$$\begin{cases} \hat{a}_1 = \hat{a}_1 \\ \hat{a}_i = \hat{a}_i - \sum_{j=1}^{i-1} \hat{c}_j \hat{a}_{i-j} & (i=2, 3, \dots, m+k) \\ \hat{c}_j = 0 & (j > k) \end{cases} \tag{9}$$

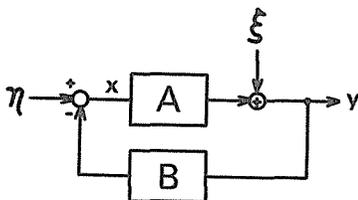


図-2 フィードバックのあるシステム

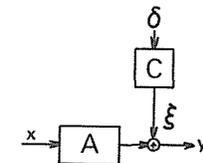


図-3 ξ が白色雑音でない場合のモデル化 (δ : 白色雑音)

(8) 式において、 δ は白色雑音であるから、これに最小二乗法を適用すると、 \hat{a}_i, \hat{a}_1 は真値 a_i, a_1 に一致する。ところで、予測誤差の共分散が二次形式 (3) の意味で最小となるように求めた AR パラメータを使って、 y は (7) 式のように表わすことができた。従って、(8) 式の \hat{a}_i, \hat{a}_1 を a_{22}, a_{21} に置き換えて、(9) 式を a_1 について解くと (10) 式が得られる。(10) 式から今必要としているサブシステムのインパルス応答関数列が得られる。

$$\begin{cases} a_1 = a_{21}(1) \\ a_i = a_{21}(i) + \sum_{j=1}^{i-1} a_{22}(j) \cdot a_{i-j} \quad (i = 2, 3, \dots) \end{cases} \quad (10)$$

但し, $a_{21}(i) = a_{22}(i) = 0 \quad (i > M)$

2. 3 補償動作系への適用

補償自動制御系の実験システムについては 3.1 で詳しく説明するが、ここでは、この系への AR モデルの適用を考える。図 4 において、上図が補償動作系のブロック図で、今必要としているのは $e \rightarrow h$ の関係である。このブロック図を下図のように書きなおして考える。

フィードバックのある系では、加法雑音 ξ が白色でない、推定パラメータにバイアスが生じるため、 δ なる白色雑音が、D という生成過程を経て有色雑音として加わっていると考える。 r は目標値のランダム波で、これも同様に考える。さて、以下でその入出力関係を定式化する。実際の入出力関係は、

$$\begin{cases} y = \mathbf{h}^T \mathbf{x}(-1) + \xi \\ x = -\mathbf{g}^T \mathbf{y}(-1) + r \end{cases} \quad \mathbf{h}^T = (h_1 \dots h_m) \quad \mathbf{g}^T = (g_1 \dots g_m)$$

$$\mathbf{x}(-1) = \begin{pmatrix} x(t-1) \\ \vdots \\ x(t-m) \end{pmatrix}, \quad \mathbf{y}(-1) = \begin{pmatrix} y(t-1) \\ \vdots \\ y(t-m) \end{pmatrix}$$

予測誤差の系列を雑音系列と考え、それを自己回帰表現を使って自色化する。

$$\xi = \mathbf{d}^T \xi(-1) + \delta, \quad r = \mathbf{c}^T \mathbf{r}(-1) + \omega; \quad \mathbf{c}^T = (c_1 \dots c_m), \quad \mathbf{d}^T = (d_1 \dots d_m)$$

推定値の入出力関係は、

$$\hat{y} = \hat{\mathbf{h}}^T \mathbf{x}(-1) + \hat{\mathbf{d}}^T \xi(-1) = \hat{\mathbf{h}}^T \mathbf{x}(-1) + \hat{\mathbf{d}}^T \mathbf{y}(-1) - \hat{\mathbf{d}}^T \begin{pmatrix} \hat{\mathbf{h}}^T \mathbf{x}(-2) \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{h}}^T \mathbf{x}(-m-1) \end{pmatrix}$$

$$\hat{x} = -\hat{\mathbf{g}}^T \mathbf{y}(-1) + \hat{\mathbf{c}}^T \mathbf{r}(-1) = -\hat{\mathbf{g}}^T \mathbf{y}(-1) + \hat{\mathbf{c}}^T \mathbf{x}(-1) + \hat{\mathbf{c}}^T \begin{pmatrix} \hat{\mathbf{g}}^T \mathbf{y}(-2) \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{g}}^T \mathbf{y}(-m-1) \end{pmatrix}$$

これを整理すると、

$$\begin{pmatrix} \hat{x} \\ \hat{y} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{\mathbf{c}}^T & -\hat{\mathbf{g}}^T + \hat{\mathbf{c}}^T \star \hat{\mathbf{g}}^T \\ \hat{\mathbf{h}}^T + \hat{\mathbf{d}}^T \star \hat{\mathbf{h}}^T & \hat{\mathbf{d}}^T \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{x}(-1) \\ \mathbf{y}(-1) \end{pmatrix} \quad \left(\hat{\mathbf{d}}^T \star \hat{\mathbf{h}}^T \text{は} \hat{\mathbf{d}}^T \text{と} \hat{\mathbf{h}}^T \text{が組み合わせ} \right)$$

った、新しい重み系列

ここで、 \hat{y} に着目すると、

$$\hat{y} = (\hat{\mathbf{h}}^T + \hat{\mathbf{d}}^T \star \hat{\mathbf{h}}^T) \mathbf{x}(-1) + \hat{\mathbf{d}}^T \mathbf{y}(-1)$$

となり、(8) 式と同じ表現になって、(10) 式から \mathbf{h}^T を得ることができる。

2. 4 追跡動作系への適用

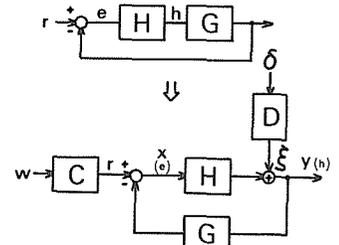


図-4 補償動作系のモデル化 (δ, W : 白色雑音)

次に追跡動作系への適用について考える。追跡動作系は、図5の上図のブロック図である。追跡動作系では、ブラウン管上に目標値 r と制御対象の出力 o が表示されている。従って、これは二入力-出力系である。この場合、制御者が最も注目する情報は、 r と o の偏差 e と思われる。よって r と e の二つを入力情報とする。それで、ここでは目標値、偏差、人間の操作用力の三変数へのARモデルの適用を考える。

前節と同様に、実験系のブロック図を図5のように書きかえ、有色な加法雑音の白色化を考える。実際の入出力関係は、

$$\begin{cases} y = \mathbf{h}_x^T \mathbf{x}(-1) + \mathbf{h}_e^T \mathbf{c}(-1) + \xi \\ e = \mathbf{x} - \mathbf{g}^T \mathbf{y}(-1) + \eta \\ \mathbf{x} = \mathbf{c}^T \mathbf{x}(-1) + \omega \end{cases} \quad \begin{matrix} \mathbf{h}_x^T = (h_{x1} \cdots h_{xm}) \\ \mathbf{h}_e^T = (h_{e1} \cdots h_{em}) \end{matrix} \quad e(-1) = \begin{pmatrix} e(t-1) \\ \vdots \\ e(t-m) \end{pmatrix} \quad (11)$$

予測誤差の系列を雑音系列と考え、それを自己回帰表現を使って白色化する。

$$\xi = \mathbf{d}^T \boldsymbol{\xi}(-1) + \delta, \quad \eta = \mathbf{z}^T \boldsymbol{\eta}(-1) + \zeta; \quad \mathbf{z}^T = (z_1 \cdots z_m)$$

推定値の入出力関係は、前節と同様に、

$$\begin{pmatrix} \hat{x} \\ \hat{e} \\ \hat{y} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{\mathbf{c}}^T & 0 & 0 \\ -\hat{\mathbf{z}}^T & \hat{\mathbf{z}}^T & -\hat{\mathbf{g}}^T + \hat{\mathbf{z}}^T \star \hat{\mathbf{g}}^T \\ \hat{\mathbf{h}}_x^T + \hat{\mathbf{d}}^T \star \hat{\mathbf{h}}_x^T, \hat{\mathbf{h}}_e^T + \hat{\mathbf{d}}^T \star \hat{\mathbf{h}}_e^T, & \hat{\mathbf{d}}^T \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{x}(-1) \\ \mathbf{e}(-1) \\ \mathbf{y}(-1) \end{pmatrix}$$

なお、(11)式では \hat{e} には $x(t)$ が含まれていたが、人間にはむだ時間が存在するので、その時点の情報が瞬時に伝わらず、delay を考えることができるので、 \mathbf{x} に含めた。ここで \hat{y} に着目すると、前節と同様に (10) 式から \mathbf{h}_x^T と \mathbf{h}_e^T を得ることができる。

3. 実験系とその方法

3.1 制御系の概略

本報告では、一次元補償動作系、一次元追跡動作系、二次元補償動作系における人間の動特性推定を目的としているが、その実験方法を以下に示す。制御者はブラウン管シンクロスコープに向かい、指で操作可能な反発力のないラジコン用のスティックで制御動作を行う。制御対象は、OP アンプで作成し、目標値は、正弦波、ランダム波（白色雑音帯域：DC~200 Hz, 出力電圧：1 Vrms）をローパスフィルタ（減衰傾度：2 dB/oct, 平坦部：0±0.5dB）で高周波成分を除去したものをを用いた。一次元用スティックは操作角が±25度で、二次元用スティックも、X軸（水平）方向、Y軸（垂直）方向、各々±25度である。スティックの変位の1/2がブラウン管上の全変位に対応する。一次元動作では、ブラウン管上に輝線が表示されそれが上下する。二次元動作ではスポットが上下左右に動く。スポットの輝度は制御者が最も制御しやすいように調節した。三名の未経験者に制御動作を行ってもらい、習熟過程及び十分習熟した後の特性を求めた。

3.2 一次元補償動作系

一次元補償動作系では、図6の上図のブロック図の実験系を使用した。最初に習熟過程として、下図のような時間経過の時系列データを使用した。未経験の被験者に対し、約1分間の測定を行い、その後数分間休憩した。目標値はカットオフ周波数0.5 Hzのランダム波を用い、制御者は輝線の変位が0となるように操作する。サンプリング周期は0.25秒、データ数は512個、データの

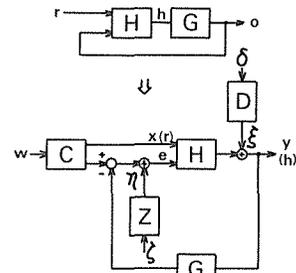


図-5 追跡動作系のモデル化
 (δ, W, ζ : 白色雑音)
 (r : 目標値, e : 偏差,
 h : 操作用力, o : 出力)

時間幅は約 13 秒間である。データのサンプル点は R, E, H, \bar{O} の 4 点で、これらをデータレコーダに収録後、A/D 変換器でサンプルした。制御対象としては、ダイナミクスを持たない単純ゲイン 1, $1/(0.2s+1)$, $1/(s+1)$, $1/s$ を選び、習熟過程は、1, $1/(s+1)$, $1/s$ の三種類で行った。この実験では、短時間内の習熟過程における人間の動特性の変化を調べることを目的としている。次に、操作に十分習熟した段階で、同じ目標値に対して制御対象によってどのように動特性が変化するかを調べるために、四種の制御対象について比較してみることにした。

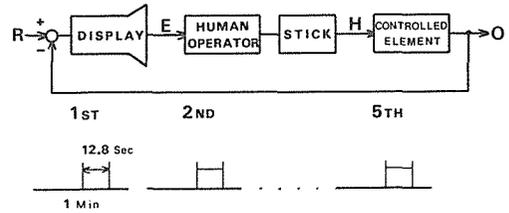


図-6 補償動作の実験系

3.3 一次元追跡動作系

一次元追跡動作系では、図7のブロック図で示される実験系を使用した。実験方法は補償動作系と同様である。この実験では、ブラウン管上に目標値と制御対象を經由した出力の両方が表示され、制御者は目標値の輝線に重なるように操作用出力を出す。

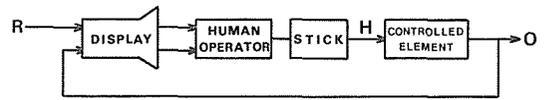


図-7 追跡動作の実験系

追跡動作系では、新たに三次元 AR モデルを適用するために、カットオフ周波数 0.3 Hz で制御対象が $1/(s+1)$, $1/s$, $1/s(s+1)$ と、カットオフ周波数 0.7 Hz で 1, $1/(s+1)$, $1/s$ の場合を設定した。

3.4 二次元補償動作系

二次元補償動作系は、実験系としては、図8のように補償動作系を X 軸（水平）方向と Y 軸（垂直）方向の二つに組み合わせただけである。この実験においてはブラウン管上にはスポットが表示され、これをブラウン管の中心に合うように操作する。すなわち、中心からの偏差が 0 となるように制御者が操作する。X 軸方向の目標値は、カットオフ周波数 0.3 Hz のランダム波を用い、Y 軸方向は 0.17 Hz の正弦波を使用した。二次元動作は一次元動作に比べはるかに操作が困難であるため、目標値のカットオフ周波数を小さくした。制御対象としては、1, $1/(s+1)$, $1/s$ を使用した。また、Y 軸の目標値として正弦波を選んだ影響をみるために、新たに制御対象 $1/(s+1)$ に対して、Y 軸の目標値を 0.17 Hz と 0.13 Hz の正弦波の合成波を使用してみた。データ時系列、その他は一次元補償動作と同様である。

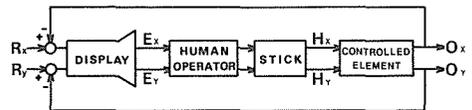


図-8 二次元補償動作の実験系

4. 結果及び検討

最初に、以下の事柄について説明する。

制御成績：制御成績は次式の評価式を使って求めた。

$$P.I. = \sqrt{\frac{\text{var}\{E\}}{\text{var}\{R\}}} \quad \begin{array}{l} E: \text{偏差} \\ R: \text{目標値} \end{array}$$

推定誤差：推定された AR パラメータを使って、定義式から $\hat{X}(t)$ を求める。評価式は、

$$P.I. = \sqrt{\frac{\text{var}\{x-\hat{x}\}}{\text{var}\{R\}}} \quad \hat{X}(t) = \sum_{m=1}^M A(m) \cdot X(t-m)$$

固有地：連続系のある伝達関数を $G(s)$ とし、これに対応する零次ホールドを考慮したパルス伝達関数を $G(z)$ とする。今、推定された AR パラメータを使って入出力 ($x \rightarrow y$) を考えると、

$$y(t) = \sum_{m=1}^M a_m y(t-m) + \sum_{m=1}^M b_m x(t-m)$$

ここで、 $z^{-k}y(t) = y(t-k)$ なる z^{-k} を使って、AR パラメータからパルス伝達関数を考えると、

$$H(z) = \frac{b_1 z^{-1} + \dots + b_m z^{-m}}{1 - a_1 z^{-1} - \dots - a_m z^{-m}} \Rightarrow \frac{\beta_1}{z - \alpha_1} + \dots + \frac{\beta_i}{z - \alpha_i} + \dots + \frac{\beta_m}{z - \alpha_m}$$

ここで得られた $\beta_i/(z - \alpha_i)$ を $G(z)$ と考え、それに対応する連続系の伝達関数 $G(s) = \beta_i/(s + \alpha_i)$ における α_i を固有値として表で示した。しかしながら、離散値系から連続系へは一意に対応しないので、 z 変面の左半面に極が存在する時は、空欄にした。なお、次数が3次以上の時は、複素左半面の虚軸の近傍に位置する固有値（収束が遅いから）を載せた。

4.1 習熟過程

補償動作及び追跡動作において、習熟の過程を制御成績で表わしたグラフが図9である。このグラフでは制御対象別に示してあるが、制御成績から見ても各制御対象の難易度がわかる。また、試行回数による習熟の様子も表われている。次に、習熟過程における動特性の変化をインパルス応答関数列の変化でみるため、図10に補償動作、図11に追跡動作のグラフを示した。また、処理結果を表1にまとめた。

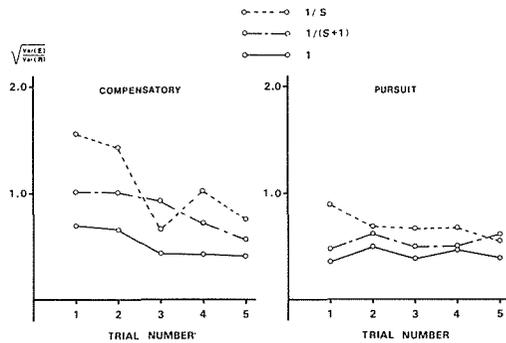


図-9 制御成績よりみた習熟経過

図10、図11から以下のことがわかる。制御対象が1、すなわちダイナミクスを持たない時は、すぐ操作に慣れるためあまり特性の変化はない。それに対し、 $1/(s+1)$ 、 $1/s$ のように比較的操作

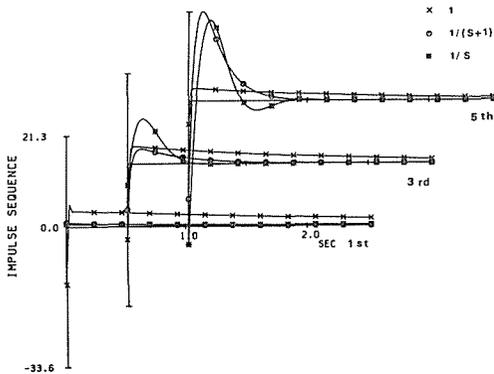


図-10 インパルス応答関数列でみた習熟過程 (補償動作)

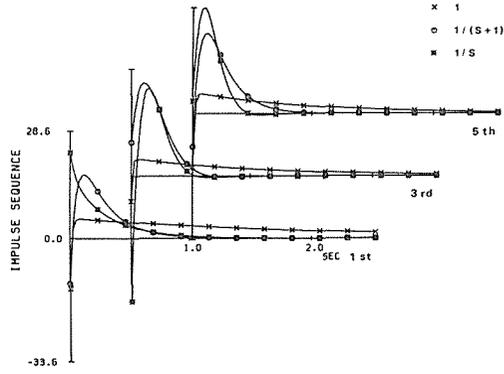


図-11 インパルス応答関数列でみた習熟過程 (追跡動作)

が難しいと、操作が習熟するにつれゲインや振動のパターンに変化が表われてくる。これは表1を見てもわかるように、習熟するにつれて複素平面上における固有値の動きが、実部は虚軸から離れるように、又虚部は実軸から離れるように、すなわち固有値が原点から遠ざかるように動いている。また、制御対象がダイナミクスを持たない時の人間の動特性は、時定数の長い一次遅れ系のようではほぼ積分動作に近い。これは制御者がある区間の偏差に比例するような操作をしているからである。習熟過程の第一段階では、補償動作においてはすべての制御対象に対してこの様な傾向となっている。これは制御者がまだ操作に慣れずにいるため、偏差のみを見ているだけで、制御対象を考慮して操作していないからである。ところが、3回目、5回目では、制御対象がダイナミクスを持つ時は動特性が変化してきている。これは制御者がその制御対象の操作に習熟してきたからである。このように、短時間においても人間の動特性は時間的に変化していることがわかる。

次に制御成績について見ると、補償動作の方が追跡動作よりも成績が悪い。これは補償動作では偏差のみしかブラウン管に表示されないが、追跡動作では目標値も表示されるため、予測の動作も機能できるからである。このことは、追跡動作では補償動作と違って、1回目から $1/(s+1)$ 、 $1/s$ における動作性が変化していることからわかる。それでは、追跡動作においては制御者の得る情報としては、偏差と目標値のどちらの寄与が大きいかを4.3で調べてみる。

4.2 制御対象による動特性の変化

同一の目標値を使用した時の制御対象による人間の動特性の処理結果を表2に示す。また、インパルス応答関数列による動特性の変化を図12に示す。

図12から、制御対象が 1 、 $1/(0.2s+1)$ 、 $1/(s+1)$ 、 $1/s$ と難しくなるに従って、インパルス応答関数列が変化していくのがわかる。制御対象が 1 や $1/(0.2s+1)$ の時にくらべ、 $1/(s+1)$ や $1/s$

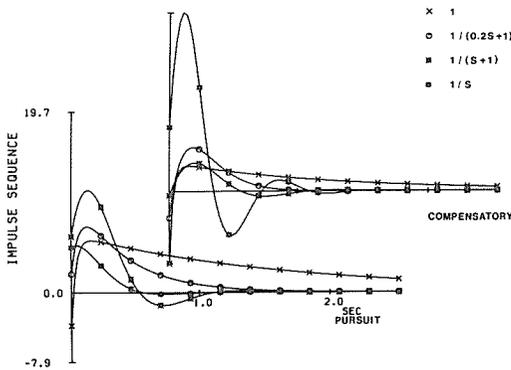


図-12 制御対象に対応した動特性の変化

表1 習熟過程(固有値の推移)

	制限対象	試 行 回 数				
		1	2	3	4	5
補償動作	1		-0.422 -186	-0.606 -133	-0.986 -106	-0.697 -118
	$\frac{1}{S}$ (1次)	-1.26		-2.68 -36.1	-2.63 -28.8	-6.11 -18.7
	$\frac{1}{S+1}$ (1次)	-0.364	-1.71	-8.16	-5.42	
追跡動作	1	-0.51 -73.8	-0.368 -68.8	-0.967 -124	-0.715 -75.2	-1.10 -78.2
	$\frac{1}{S+1}$	-4.82	-5.41	-6.91	-6.56	-6.22
	$\frac{1}{S+1}$	-19.4	$\pm 5.77i$	$\pm 4.76i$	± 6.53	-14.8
	$\frac{1}{S}$	-3.45 -25.7	-4.88 -13.0	-8.46 $\pm 6.53i$	-4.38 $\pm 8.63i$	-9.05 $\pm 6.83i$

表2 制御対象による特性の変化

		制 御 対 象			
		1	$1/(0.2S+1)$	$1/(S+1)$	$1/S$
追跡動作	推定誤差	3.96%	4.14%	5.50%	4.63%
	固有値	-0.615 -29.0	-2.69 -16.3	-3.62 $\pm 5.52i$	-5.12 $\pm 4.71i$
補償動作	推定誤差	4.71%	4.63%	6.57%	6.67%
	固有値	-0.851 -34.9	-6.37 $\pm 2.40i$	-3.20 $\pm 5.92i$	-3.91 $\pm 8.71i$

sの時は振動している。それに減衰の様子も顕著になっている。このことは表2からもわかる。つまり固有値が原点から離れるような動きをしている。制御対象の固有値は、 $-5, -1, 0$ と原点に近づいているので、それを補なって、制御者が操作していることになる。

4.3 三次元 AR モデル

この節で問題としているのは次の二点である。一つは、人間が得る情報のうちで、目標値と偏差ではどちらの寄与が大きいのか。もう一つは、それが目標値のカットオフ周波数、並びに制御対象によって違いがあるかの二点である。これらに着目して得た結果を以下に示す。表3は処理結果で、インパルス応答関数列のグラフは図13、図14である。この二つ

表3 目標値信号の帯域による特性の変化(追跡動作)

		固有値	推定誤差			固有値	推定誤差
0.3 Hz	$\frac{1}{S+1}$	-2.69	4.73%	0.7 Hz	1	-16.0	3.35%
		-12.1				$\pm 33.1i$	
	$\frac{1}{S}$	-9.03	6.18%			$\frac{1}{S+1}$	-2.61
		-10.7				$\pm 13.7i$	
	$\frac{1}{S(S+1)}$	-0.933	2.71%		$\frac{1}{S}$	-4.85	3.86%
		$\pm 6.74i$				$\pm 10.4i$	

のグラフから次のことがわかる。図13では目標値のカットオフ周波数が0.3 Hzであるが、目標値と偏差の寄与が大きい。しかし、 $1/(s+1), 1/s$ と制御対象が変化するに従って目標値の寄与も大きくなり、 $1/s(s+1)$ では同じ程度になっている。また、カットオフ周波数も0.7 Hzでは、偏差と目標値の寄与は同程度である。これらのことから次のように結論できる。目標値のカットオフ周波数が低い時は、制御者には目標値と制御対象を経由した出力との偏差が目に入りやすいが、カットオフ周波数が高くなるにつれ、その偏差を0とする操作よりも目標値を単純に追跡する動作となる。また、カットオフ周波数が低くても、制御対象が $1/s(s+1)$ のようになると、偏差に着目して制御しても、制御対象の位相遅れが大きいため操作が困難になるので、目標値の情報も大きく寄与する。結局、目標値の変化が激しい時(高周波成分を含む)や、制御対象が難しい時は、目標値の情報を得られる追跡動作の方が操作が容易になっていく。なお、制御対象にダイナミクスがない時は、単に目標値に追従する動きと思われる。

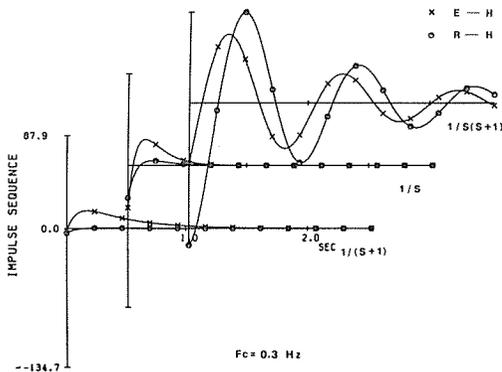


図-13 三次元ARモデルによる追跡動作の分析 (目標値; カットオフ周波数0.3 Hz)

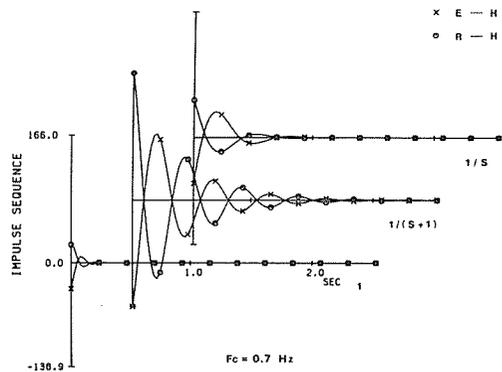


図-14 三次元ARモデルによる追跡動作の分析 (目標値; カットオフ周波数0.7 Hz)

4.4 二次元補償動作系

二次元補償動作は、図8のように二入力二出力系であるから、四次元ARモデルを用いた。従って、人間の操作出力を H_x, H_y に分けて考える。その H_x, H_y に寄与する部分のみを取り出せば

$$H_x(t) = \sum_{m=1}^M a_{31}(m)E_x(t-m) + \sum_{m=1}^M a_{32}(m)E_y(t-m) + \sum_{m=1}^M a_{33}(m)H_x(t-m) + e_3(t)$$

$$H_y(t) = \sum_{m=1}^M a_{41}(m)E_x(t-m) + \sum_{m=1}^M a_{42}(m) \cdot E_y(t-m) + \sum_{m=1}^M a_{44}(m)H_y(t-m) + e_4(t)$$

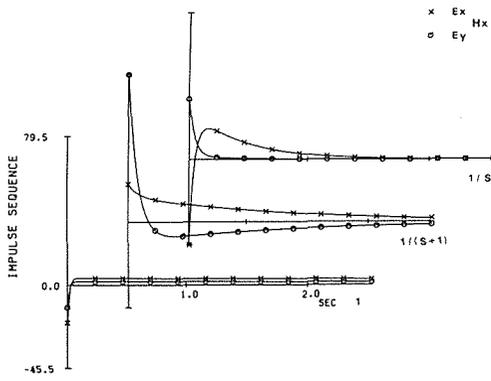


図-15 二次元補償動作の四次元ARモデルによる分析
($E_x, E_y \rightarrow H_x$)

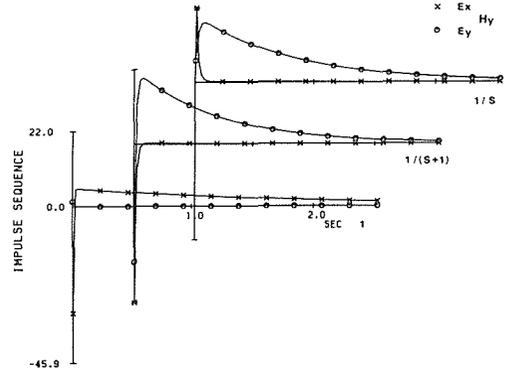


図-16 二次元補償動作の四次元ARモデルによる分析
($E_x, E_y \rightarrow H_y$)

そこで、 $E_x \rightarrow H_x$ は a_{31} と a_{33} 、 $E_y \rightarrow H_x$ は a_{32} と a_{33} 、 $E_x \rightarrow H_y$ は a_{41} と a_{44} 、 $E_y \rightarrow H_y$ は a_{42} と a_{44} を使って、インパルス応答関数列を求めた(図15と図16)。図15は $E_x \rightarrow H_x$ と $E_y \rightarrow H_x$ で、図16は $E_x \rightarrow H_y$ と $E_y \rightarrow H_y$ の関係を示したグラフである。図15、図16を見ると、制御対象による変化は一次元の場合とほぼ同様である。また、図15では H_x における E_x と E_y の寄与の割合が、図16では H_y における寄与の割合がわかる。図15では、 H_x には E_x だけでなく E_y の寄与もあり、図16では、 H_y には E_y だけでなく E_x も寄与している。けれども、この二つのグラフを比較してみると、 E_x の H_y に対する寄与よりも、 E_y の H_x に対する寄与の方が大きい。これはY軸には目標値として正弦波を加えているために、制御が容易なことが原因と思われる。この点を確認するために、制御対象を $1/(s+1)$ に対し、二つの正弦波を合成した擬似ランダム波をY軸の目標値としてみた(図17)。これを見ると、 E_x の寄与が図16のそれより大きくなっている。

以上のことから次のことが言える。人間が二次元動作を行う時には、操作が容易な時には二つの情報を分割して処理できるが、操作が難しい時は二変数をベクトル的に合成して操作するため、操作出力にはX方向、Y方向の偏差情報も寄与する。

4.5 まとめ

表4 二次元補償動作

* 擬似ランダム波

		制 御 対 象			
		1	$1/(S+1)$	$1/S$	$1/(S+1)^*$
X	推定誤差	2.50%	2.45%	2.91%	2.64%
	固有値	-0.895 -69.5	-0.827 -13.0	-2.41 -23.2	-1.96 -18.0
Y	推定誤差	2.25%	2.25%	2.94%	3.53%
	固有値	-0.543 -19.6	-1.46 -69.7	-1.27 -48.6	-1.34 -47.9

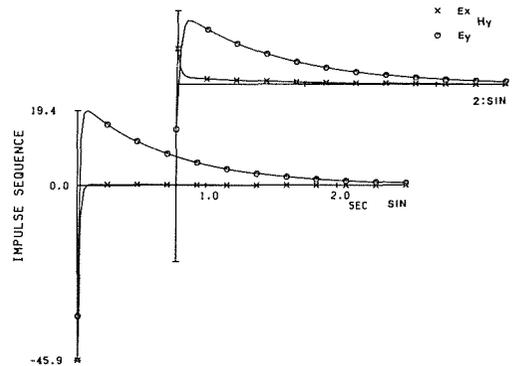


図-17 二次元補償動作の四次元ARモデルによる分析
(Y軸目標値；上段SIN 2波の合成，下段SIN単波)

ここまでの結果を以下でまとめる。本報告ではまず最初に、一次元補償動作、一次元追跡動作における習熟過程を調べた。この時データとして図6の時系列を使った理由は、第一にこの程度の簡単な制御動作においては、習熟の様子が顕著に表われるのはごく短時間で、ある程度長い時間制御を行っているとき、制御動作に慣れるために特性の十分な変化が満足に得られない。第二には、人間の特性を時不変なモデルとして推定を行うので、近似的に時不変とみなせるような短い時間内のデータを必要としているからである。このような条件で行った結果、短時間内の習熟過程における人間の動特性の推移を見ることができた。

ここでは、二次元補償動作系を二入力二出力系に仮定し、動特性の推定を行った。しかし、ここで得られた結果を見てもわかるように、人間の入出力はともに二次元のベクトルと考えられる。従って、この処理法以外（たとえば極座標）で検討する余地も残されている。

5. 結 言

本報告では自己回帰モデルを適用して人間の動特性を推定した。この時、人間の動特性を線形モデル+ノイズと考えたために、人間の出すノイズを考慮する必要があるが出てくる。そこでフィードバックのあるシステムでも、バイアスを持たずに真の値と一致するように、この加法雑音を白色化する必要があった。それで2章で述べた白色化の演算によって、インパルス応答関数列で人間の動作特性の線形部分を表現することができた。

従来人間-機械系の研究では、人間の特性を伝達関数で表わし、時定数とゲインで特性を考えているが、このようにインパルス応答関数列で特性を表現しても、動特性の変化を十分に捉えることができた。また、推定出力も、入力とインパルス応答関数列との荷重和で得ることができるので、一度ARパラメータが推定されると、その推定出力もすぐ計算できる。

最後に、本報告では、いくつかの実験系において人間の動特性の推定を行ったが、人間が線形動作を行うことができる状況下での動特性は十分に把握できた。このように、ARモデルはノイズを含む系や多変数の中のある入出力関係をインパルス応答関数列で表わすことができるので、Human-Operatorの動特性推定における一つの有力な手法として挙げる事ができる。

文 献

- 1) 赤池, 中川: ダイナミックシステムの統計的解析と制御 (昭47), p. 64~68, サイエンス社
- 2) P. Whittle: *Biometrika*, 50, (1963), p. 129~134
- 3) H. Akaike: *Ann. Inst. Statist. Math.*, 20, (1968), p. 425~439
- 4) 明石 一: システムと制御, 15, (1971), p. 21~32
- 5) 吉本 堅一: 計測と制御, 7, (1968), p. 458~466