論 文

CONTRIBUTED PAPERS

人間オペレータによるシステムの故障探知について (第2報)*1 コントローラの場合 Detection of System Failure by Human Operator (Part 2) The Case of Human Controller

柚原直弘*2・堀内伸一郎*2
Naohiro YUHARA and Shinichiro HORIUCHI

Key Words: Human Engineering, Failure Detection, Human Operator Model, Manual Control

Abstract

A model of failure detection behavior of human operator who is actively controlling a linear system or passively monitoring a display is proposed in this paper. Estimation and signal detection theory are applied to the development of the model. In this model, the failure detection mechanism is expressed by likelihood ratio function based on Wald's Sequential Probability Ratio Test; prediction of signals, visual cue and stick travel, recognized by operator is described by two autoregressive model each correspond to hypothesis H_0 (system is normal) and to H_1 (system is failed). The remarkable feature of this model is that proprioceptive information generated by control manipulation is included in the model as available information for controller addition to visual display information. Detection time and detection accuracy predicted by the model are in good agreement with the experimental data over a wide range investigated for both case of controller and monitor.

1. はじめに

システム運用時の安全性確保には、システム設計時に故障などの不安全事象を明確にし、あらかじめその対応策をたてておくというシステム安全性の事前解析が重要である。安全性の事前解析には安全性の評価標準としてリスクを用いることが考えられている。リスクはシステムに故障が発生してから、これが探知され適切な対応処置がとられるまでの時間内に生じる損失

の大きさと、故障が顕在化する可能性との兼合いの指標である。このような評価基準を構成するには、まず第一に故障を探知するに要する時間を予測する故障探知モデルが必要である。

システムの故障探知は、システムを監視・制御する人間オペレータによって行われる場合とコンピュータなどの機械を用いて行われる場合とに分けられる。近年はコンピュータの発達によって複雑な故障探知アルゴリズムのハード化も容易になってきている。しかしこのような故障探知システムが正常に作動しているか否かを最終的に判断するのは人間の役割である。また人間は高度の適応能力をもっているため、故障によって発生する予想外の事態にも対処できる。以上のような理由から、本論では人間による故障探知をとりあげている。

人間によるシステムの故障探知は、第1, 2図に示すように人間の参加形態 (participatory mode) によって

- 1) 自動運転されているシステムの外側で出力を監視するモニタとして故障を探知する場合
- 2) システムのループ内でコントローラとして制御動作を行いながら故障を探知する場合

に大別できる。この二つの参加形態における人間の故障探知特性については文献1~3で実験的に検討されモニタよりコントローラのほうが故障の探知時間が短いことが示された。また人間の故障探知特性を表すモデルとしてモニタの場合は文献4~6、コントローラの場合は文献7~9のものがある。文献10では文献6で提案したモニタの故障探知モデルに人間の制御動作を表す部分を加え、これによってコントローラの探知モデルを構成している。しかし、このモデルを用いた

*1 昭和58年11月11日、第21回飛行機シンポジウムにて発表。昭和60年4月23日原稿受理

*2 日本大学理工学部

第1図 モニタ

第2図 コントローラ

シミュレーション結果を見ると、探知時間の全体的な傾向は実験結果と一致しているが、モニタよりコントローラのほうが探知時間が短いという実験の事実は表現されていない。

本論では前報¹¹⁾において提案した自己回帰 (AR) モデルを用いたモニタの故障探知モデルを拡張してコントローラのモデルを構成し、これによって種々のプラントにおけるさまざまな故障形態を取り扱うことができ、モニタおよびコントローラの故障探知時間とその標準偏差、誤判定の割合などを予測できることを示す。このモデルの特徴は人間オペレータを black box 的に取り扱い、モニタとコントローラを AR モデルの次元の差として区別している点である。すなわち、人間オペレータの認知する信号の数がモニタとコントローラでは異なり、モニタはディスプレイからの視覚情報のみ、コントローラは視覚情報に加えて手動制御を行うことによって手から得られる情報（操作量）も認知できるとし、これによってモニタとコントローラの故障探知を統一的に説明することを可能にしている。さらに人間オペレータによる故障探知実験を種々のプラントについて行い、故障探知モデルによる計算結果との比較検討からこのモデルの妥当性を検証している。

2. 故障探知モデル

2.1 モデルの構成 モニタとコントローラの違いはシステムのループ内で制御動作を行っているか否かという点であるから、コントローラの故障探知モデルには探知機構だけではなく、人間の制御動作をモデル化した部分が必要となる。この制御動作のモデル化にあたっては、次の二つの立場があると考えられる。

- 1) black box 的モデリング：人間の内部構造に立ち入らず人間を black box として取り扱い、入出力データにもとづいてモデル化する。
 - 2) 機械論的モデリング：人間の内部構造に立ち入って機械的（物理的）にモデル化する。
- 2) の立場の制御動作モデルに、人間オペレータの最適制御モデル¹²⁾がある。これは人間をむだ時間、カ

ルマンフィルタ、最良予測器、最適レギュレータ、神経・筋肉系を表す1次遅れ要素の組合せとして表すものであるが、このモデルには適当に選択すべきパラメータが多く含まれ、また、それらの選択規準が明確ではない。本論では人間の制御特性およびその制御機構をモデル化することが目的ではなく、システム安全性の事前解析に人間の故障探知モデルを用いようというのであるから、人間の内部記述に及んで複雑なモデル化を行う必要はない。そこで、1) の立場、すなわち入出力データにもとづいた black box 的モデル化を行う。

前述のようにモニタとコントローラの違いは制御動作を行っているか否かという点であり、文献13などによると人間の操作量は第3図のように手の筋肉中にある受容器によって感知され、中枢にフィードバックされると考えられている。したがってコントローラは視覚情報だけではなく手からの筋肉情報も認知でき、モニタに比べて受けとる情報の数が多くなっている。

また、コントローラのモデル化にあたっては、プラントに故障が発生し、これを人間が探知するまでは制御則の変化はないものとする。コントローラの制御則の変化に関して、文献1ではプラントに故障が発生した後の動作は次の4段階に分けられるとしている。

- 1) detection: プラントが故障であると判断する。
- 2) identification: 故障がどのようなものであるかを同定する。
- 3) modification: 閉ループシステムの安定が保たれるように制御則を変化させる。
- 4) optimization: 最高の制御成績が得られるように制御則に含まれるパラメータを最適化する。

このようにコントローラの制御則が変化するのは故障が探知された後であるから、故障が発生してもそれが探知されるまでは制御則が変化しないと考えることは従来の知見と矛盾しない。

以上より本論では第4図のような故障探知モデルを構成する。この図で破線はコントローラの場合のみに

第3図 コントローラの認知する信号

第4図 故障探知モデルの構成

存在するループで、モニタは実線で表された信号のみを認知する。

モデル中の予測・探知機構の詳細については前報¹¹⁾に述べてあるので、その概略のみを示す。

このモデルでは人間はシステムの監視・制御に習熟し、受けとる信号の特徴を知悉しているものと仮定している。このとき、プラントが正常であると仮定したときおよび故障であると仮定したときに受けとるそれぞれの信号の予測値を予測機構によって計算し、実際の出力信号の統計的性質がどちらに近いかを探知機構で比較して故障を探知するものとする。

2.2 予測機構 2.1節で述べたように、本論では人間の内部構造に立ち入らずにモデル化を行う。そこで人間に対する入力と出力のみに注目し、時刻 k において人間が認知する l 種類の信号 $X(k)$ を次のような多次元 AR モデルで表す。

$$X(k) = \sum_{n=1}^p A(n)X(k-n) + \varepsilon(k) \quad (1)$$

ここで、 X は l 次元ベクトル。 $A(n)$ は i, j 要素が $a_{ij}(n)$ である $l \times l$ の AR 係数行列、 ε は l 次元がガウス性白色雑音ベクトルで、その統計量は

$$E[\varepsilon(k)] = 0, E[\varepsilon(k)\varepsilon^T(m)] = R\delta_{km} \quad (2)$$

とする。 $A(n)$ および R の推定値はデータ $\{X(k), k=1, 2, \dots, N\}$ が与えられ、次数 p が指定されれば多次元 Levinson アルゴリズムを用いて容易に求めることができる。このとき、次数 p の決定には赤池の MFPE 法¹⁴⁾を用いる。すなわち、

$$MFPE(p) = \left(\frac{N+l \cdot p+1}{N-l \cdot p-1} \right)^l |\hat{R}_p| \quad (3)$$

で計算される予測誤差の2乗平均値を最小にする次数 p を最適次数として採用する。ここで、 $|\hat{R}_p|$ は次数 p における R の推定値の行列式を表す。

以上のようにして AR モデルの次数 p 、係数行列 $A(n)$ ($n=1, 2, \dots, p$)、雑音の共分散行列 R の推定値が求まれば、これを用いて観測データの予測値を求めることができる。 $X(k-1)$ までの信号を得た時点

における $X(k)$ の最適予測値 $\hat{X}(k)$ は

$$\begin{aligned} \hat{X}(k) &= E\{X(k)|X(1), X(2), \dots, X(k-1)\} \\ &= \sum_{n=1}^p A(n)X(k-n) \end{aligned} \quad (4)$$

で計算される。このとき、予測誤差 $e(k|k-1)$ は

$$\begin{aligned} e(k|k-1) &= X(k) - \hat{X}(k) \\ &= X(k) - \sum_{n=1}^p A(n)X(k-n) \\ &= \varepsilon(k) \end{aligned} \quad (5)$$

となる。したがって、予測誤差 $e(k|k-1)$ の統計量は (2) 式で与えられる。

2.3 探知機構 人間はできるだけ早く故障を探知するように指示されているから、モデルの探知機構にも探知時間が最短になるように対数尤度比関数を用いた逐次検定法を用いる。すなわち、プラントが正常であるという仮説を H_0 、故障であるという仮説を H_1 とするとき、時刻 k までのデータにもとづいて尤度比 $\Lambda(k)$

$$\Lambda(k) = \frac{P(X(1), X(2), \dots, X(k)|H_1)}{P(X(1), X(2), \dots, X(k)|H_0)} \quad (6)$$

を計算し、

- ① $\Lambda(k) \geq A$ であれば H_1 を採択して検定終了
- ② $\Lambda(k) \leq B$ であれば H_0 を採択して検定終了
- ③ $B < \Lambda(k) < A$ であれば次のデータ $X(k+1)$ をとって検定続行

のうち、いずれかを選択する。ここで、しきい値 A 、 B は

$$A = (1-\beta)/\alpha, B = \beta/(1-\alpha) \quad (7)$$

であり、 α は第1種の誤り確率、 β は第2種の誤り確率を表す。前報¹¹⁾のように (6) 式の対数をとって変形すると、

$$\begin{aligned} \ln \Lambda(k) &= \ln \Lambda(k-1) + \frac{1}{2} \left[\ln \frac{|R_0|}{|R_1|} \right. \\ &\quad \left. + \varepsilon_0^T(k) R_0^{-1} \varepsilon_0(k) \right. \\ &\quad \left. - \varepsilon_1^T(k) R_1^{-1} \varepsilon_1(k) \right] \end{aligned} \quad (8)$$

と書くことができる。ここで、添字 0, 1 は仮説 H_0 , H_1 に対する値であることを示す。(8)式で計算される対数尤度比をしきい値 $\ln A$, $\ln B$ と比較して探知を行う。前報に述べたように故障発生から検定終了までに要する時間に遅れが生じるという現象を改善するため、零感度スイッチを設け $\ln \Lambda(k) < 0$ のときは $\ln \Lambda(k) = 0$ にリセットする。すなわち、

$$\ln \Lambda(k) = \begin{cases} \ln \Lambda(k) & \text{if } \ln \Lambda(k) \geq 0 \\ 0 & \text{if } \ln \Lambda(k) < 0 \end{cases} \quad (9)$$

とし、これを用いて次のような判定を行う。

- ① $\ln \Lambda(k) \geq \ln \tilde{A}$ であれば H_1 を採択して検定終了

- ② $\ln A(k) < \ln \bar{A}$ であれば次のデータ $X(k+1)$ をとって検定続行
ここで、しきい値 $\bar{A}$ は前報と同様に

$$\bar{A} - \ln \bar{A} - 1 = -\left\{ \ln A + \frac{A-1}{1-B} \ln B \right\} \quad (10)$$

から計算する。

2.4 人間の制御動作モデル 人間がコントローラとして故障探知を行う場合のモデルでは、あらかじめプラント正常時の人間の制御特性を定めておくことが必要である。そこで人間を第5図のような準線形モデルと考え、記述関数 $Y_p(j\omega)$ を black box として実験データからこれを同定する。記述関数の同定には文献15の方法を用いる。この方法は第6図のような手動制御系において人間への入力 e とその出力 c に対して2次元ARモデルをあてはめ、そのAR係数から $Y_p(j\omega)$ を求めるものである。

まず、第6図から e と c の関係は

$$\begin{bmatrix} c \\ e \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & Y_p \\ -Y_c & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c \\ e \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} F_r & 0 \\ 0 & -F_1 Y_c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_r \\ w_1 \end{bmatrix}$$

と書ける。これを変形すると

$$\begin{bmatrix} c \\ e \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1-F_r^{-1} & F_r^{-1} Y_p \\ F_1^{-1} & 1+F_1^{-1} Y_c^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c \\ e \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_r \\ w_1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

となる。一方、 e と c のデータ $X(k) = [c(k), e(k)]^T$, $k=1, 2, \dots, N$ に対して2次元ARモデル

$$X(k) = \begin{bmatrix} A_{11}(B) & A_{12}(B) \\ A_{21}(B) & A_{22}(B) \end{bmatrix} X(k) + \varepsilon(k) \quad (12)$$

をあてはめる。ここで

$$A_{ij}(B) = a_{ij}(1)B + a_{ij}(2)B^2 + \dots + a_{ij}(p)B^p$$

であり、 B は時間遅れ演算子

$$Bx(k) = x(k-1)$$

を示す。(11)式と(12)式を比較すれば

$$A_{11}(B) = 1 - F_r^{-1}$$

$$A_{12}(B) = F_r^{-1} Y_p$$

$$A_{21}(B) = F_1^{-1}$$

$$A_{22}(B) = 1 + F_1^{-1} Y_c^{-1}$$

が得られる。この関係から人間のインパルス応答 $Y_p(B)$ は

$$Y_p(B) = \frac{A_{12}(B)}{1 - A_{11}(B)}$$

となるから、記述関数 $Y_p(j\omega)$ はこれをフーリエ変換して、

$$Y_p(j\omega) = \frac{A_{12}(j\omega)}{1 - A_{11}(j\omega)} \quad (13)$$

のように求まる。

同定の結果の一例を第7図に示す。これは伝達関数 Y_c が

$$Y_c(s) = \frac{K\omega_n^2}{s^2 + 2\zeta\omega_n s + \omega_n^2}$$

$$K=1.0, \omega_n=4 \text{ rad/s}, \zeta=0.7 \quad (14)$$

で表されるプラントを3章で述べる実験方法にしたがって制御しているときの人間の記述関数である。実線は5回の実験から得られた記述関数の平均値、破線はその標準偏差を示している。この記述関数は周波数 ω に関して $Y_p(j\omega)$ の形で得られただけであるが、故障探知時間の予測計算を行うためにはこの記述関数を数式的に表しておくことが必要である。そこで、従来の知見¹⁶⁾ にもとづき人間の記述関数の形を

$$Y_p(s) = K_p \frac{T_L s + 1}{(T_I s + 1)(T_{N1} s^2 + T_{N2} s + 1)} e^{-\tau s} \quad (15)$$

と仮定し、これが第7図のデータを最もよく近似するようなパラメータ $K_p, T_L, T_I, T_{N1}, T_{N2}$ を共役傾斜法¹⁷⁾ を用いて推定する。すなわち、第7図のゲインを $A_f(\omega)$, 位相を $\theta(\omega)$, (15)式のパラメータ K_p, T_L などをベクトル b で表したとき

第5図 コントローラの準線形モデル

第6図 手動制御系

第7図 コントローラの記述関数 (2次系, $\omega_n=4 \text{ rad/s}$)

$$J(\mathbf{b}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N_d} \left| Y_p(j\omega_i, \mathbf{b}) - A_f(\omega_i) \exp \{ j\theta(\omega_i) \} \right|^2 (\omega_{i+1} - \omega_{i-1}) \quad (16)$$

を最小にするような $\mathbf{b}$ を決定する。ここで N_d はパラメータ推定に用いるデータの点数を表す。また、人間のむだ時間 τ は 0.1~0.2 秒といわれているので、本論では 0.1 秒に固定している。第7図の記述関数に対するパラメータの推定結果を第8図に示す。図中の○印は第7図の記述関数のなかからパラメータ推定のために選んだデータであり、□印は(16)式を最小にするように近似された関数を示す。このとき、各パラメータの値は

$$\left. \begin{aligned} K_p &= 0.766, T_L = 0.35 \\ T_I &= 0.052, T_{N1} = 0.00279 \\ T_{N2} &= 0.00864 \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

である。この図からわかるように(15)、(17)式の関数は第7図の推定された記述関数を非常によく近似している。したがって、故障探知モデルに含まれる人間の制御動作モデルとして(15)式を用いることは妥当であると考えられる。

2.5 故障探知モデルの性質 以上のような故障探知モデルを用いた故障探知時間の計算法を具体的に示し、また、故障探知モデルの性質を調べるために行ったシミュレーションの結果について述べる。

シミュレーションは(14)式で表される2次系のプラントを人間が制御しているときに故障が発生した状態を想定し、プラントの動特性を表す(14)式および人間の制御特性を表す(15)、(17)式を用い第6図のブロック線図にしたがって行う。この図で人間の非線形性を表すレムナントの成形フィルタ F_r は従来の知見からカットオフ周波数 10 rad/s のフィルタ

第8図 記述関数の近似

$$F_r(s) = \frac{10^2}{(s+10)^2} \quad (18)$$

で近似する。これらの式をサンプリング時間 0.1 秒で離散値化し、レムナントおよび外乱を発生させる白色雑音 w_1, w_r を印加してシステムを駆動し、時系列データを発生させる。このとき、 w_1 と w_r の大きさは実験と一致するように調整する。すなわち w_1 と w_r は(1)式で表される AR モデルの雑音 e に相当するので、シミュレーションを行うにあたってはこれが実験データから推定された値に等しくなるようにする。

また、図中における人間が認知する視覚情報は前報の結果から偏差 e の微分値 $\dot{e}$ であると考えられる。コントローラは手からの操作量 c も認知できるとしたから、結局、人間が認知する信号を表すベクトル $\mathbf{X}$ は

$$\mathbf{X} = [\dot{e} \quad c]^T \quad (19)$$

となる。 $\dot{e}$ と c のデータ 1,500 点を用いて仮説 H_0 と H_1 に対する AR モデルを決定し、この二つの AR モデルの予測誤差から(8)式の数尤度比関数を計算する。故障としては ξ が減少する方向へ突然変化する場合(ξ 故障)を想定する。シミュレーションは一つの故障に対して 80 回ずつ行い、故障発生以前に誤って故障と判定したものは false alarm とする。

故障探知モデルに含まれるパラメータは

- 1) 仮説 H_1 の大きさ
- 2) 2 種類の誤り確率 α, β

であるから、故障探知モデルの性質としては、これらのパラメータの変動に対する探知時間の影響として検討する。

第9図は仮説 H_1 が探知時間に与える影響を示したもので、図の横軸は正常な状態の $\xi = \xi_0$ と添字 f で表す実際の故障状態の $\xi = \xi_f$ との比であり、縦軸は探知時間を示している。この例では誤り確率 α, β は通常の仮説検定で用いられている 0.05 (このとき、(7)、(10)式から計算されるしきい値 $\ln \hat{A}$ は 4.062 になる)としている。図中の○印は仮説 H_1 を $\xi_f =$

第9図 仮説比の影響

第10図 誤り確率の影響

0.49 (仮説比 $\zeta_1/\zeta_0=0.7$) にとつた場合, $\square$ 印は H_1 を $\zeta_1=0.56$ ($\zeta_1/\zeta_0=0.8$) にした場合の平均値である. 結果を示す各記号についている縦線はデータの標準偏差の範囲を示している. この結果から仮説比が大きいが探知時間が長くなることがわかる.

第10図は誤り確率 α, β の影響を示している. $\odot$ 印は $\alpha=\beta=0.05$, $\square$ 印は $\alpha=\beta=0.01$ の結果である. $\alpha=\beta=0.01$ の場合, しきい値 $\ln \bar{A}$ が 6.12 となるので $\alpha=\beta=0.05$ に比べて全体的に探知時間が長くなる.

3. 故障探知実験

実験装置は前報のモニタによる故障探知実験と同じであるが, コントローラの場合はコントロールスティックを操作して偏差 e をゼロに近づけるような補償制御を行いながら故障を探知するように指示する. 被験者はこの種の補償制御に十分習熟するまで練習を行い, その後, 制御の途中で故障を発生させ, 探知動作にも習熟させる. プラント Y_c は

$$Y_c(s) = \frac{K\omega_n^2}{s^2 + 2\zeta\omega_n s + \omega_n^2} \quad (20)$$

で表される2次系で, 正常な状態を

- 1) $\zeta_0=0.7, \omega_{n0}=2 \text{ rad/s}, K=1$
- 2) $\zeta_0=0.7, \omega_{n0}=4 \text{ rad/s}, K=1$
- 3) $\zeta_0=0.7, \omega_{n0}=6 \text{ rad/s}, K=1$

とした場合および

$$Y_c(s) = \frac{1}{Ts+1}, \text{ 正常状態 } T_0=0.7 \quad (21)$$

で表される1次系であり, 故障としては ζ, ω_n, K, T が突然変化する場合を考える. 故障は試行開始後10秒から1分までの間でランダムに発生させ, 故障発生後15秒以内に探知されなかった場合は miss alarm, 故障発生以前に故障と判定した場合は false alarm とする. 実験は二人の被験者について行い, 探知時間, miss および false の回数を計測する.

また, この故障探知実験とは別に, コントローラの故障探知モデルの制御機構に用いられる記述関数

$Y_p(j\omega)$ を決定するためのデータを収録する. この場合は故障を発生させず, 正常状態のプラントを2分30秒間制御し, このデータから2.4節で述べた手順にしたがって記述関数を同定する.

4. モデルと実験との比較

故障探知モデルによる故障探知時間の予測計算結果とコントローラによる実験結果との比較検討を行う.

第11図(a)は(20)式で表された2次系のパラメータ ζ が突然小さくなる方向に故障したときの故障探知モデルと実験の探知時間を比較したものである. $\odot$ 印は仮説比 ζ_1/ζ_0 を 0.7 にとつたときのモデルの探知時間の平均値, 縦線は標準偏差を示している. 第11図(b)は同様に ζ が大きくなる方向に故障したときの結果 ($\zeta_1/\zeta_0=1.5$) である. この図からわかるようにモデルによる計算結果と実験結果はよく一致している.

第12図(a), (b)は ω_n が故障によって変化した場合 (ω_n 故障), 第13図(a), (b)は K が変化した場合 (K 故障) の結果であり, 両者ともパラメータが小さくなる方向へ故障するときは仮説比 0.8, 大きくなる方向へ故障する場合は仮説比 1.2 に選んでいる. これらの仮説比は前報のモニタのモデルと等しく, こ

(a)

(b)

第11図 モデルと実験との比較 (ζ 故障)

第12図 モデルと実験との比較 (ω_n 故障) 第13図 モデルと実験との比較 (K 故障)

の例でもモデルと実験の探知時間はよく一致している。

また、これらのコントローラの計算結果を前報のモニタの場合と比較してみると、全体的にコントローラ

のほうが探知時間が短くなり、実験結果と定量的によく一致することがわかる。これはモデルの計算においてコントローラの場合は視覚情報に加えて操作量 c も認知できるとしたことによるものである。このようにここで提案するモデルはモニタとコントローラの差を手からの情報の有無によって区別し、実験結果をうまく説明することができる。

第1表は上述の計算と実験における false, miss の発生割合を比較したものである。この表のように本論で提案するモデルは探知時間だけでなく、誤判定の割合も実験と一致した傾向を示している。

第14図(a), (b)はプラントが(21)式で表される1次系の場合である。モデルの仮説比は2次系の ω_n , K 故障と等しく選んでいる。このように1次系の故障においても2次系と等しい仮説比でモデルと実験の結果が一致することがわかる。また、この結果を前報のモニタの場合と比較してみると、2次系のようなモニタとコントローラの差は見られないが、これは実験でも同様であり、この点もモデルと実験は一致している。なお、この1次系を制御している人間の記述関数 Y_p とその近似関数のボード線図を第15図に示す。

第16図は2次系のプラントで異なった正常状態から故障が発生する場合の一例であり、正常状態を $\zeta_0 = 0.7$, $\omega_{n0} = 6 \text{ rad/s}$, $K = 1$ としたときの結果である。この計算でもモデルの仮説比は変化させていないが、モデルと実験は一致し、ここで提案する故障探知モデルが種々の線形プラントに適用可能であることがわかる。第17図はこのプラントを制御する人間の記述関数とその近似関数である。

第1表 誤判定の割合(%)

$\zeta_i/\zeta_0 =$		0.2	0.3	0.5	0.7	1.5	2	3	5
False	Experiment	0	17	21	33	35	17	29	0
	Model	28	24	21	29	24	18	21	19
Miss	Experiment	0	0	7	0	6	0	0	0
	Model	0	0	0	1.5	2.5	0	0	0

$\omega_{ni}^2/\omega_{n0}^2 =$		0.2	0.3	0.5	0.7	1.5	2	3	5
False	Experiment	0	0	17	23	17	0	0	9
	Model	25	18	20	21	24	28	25	23
Miss	Experiment	0	0	0	0	0	0	0	0
	Model	0	0	0	0	0	0	0	0

$K_i/K_0 =$		0.2	0.3	0.5	0.7	1.5	2	3	5
False	Experiment	0	0	17	17	23	0	0	0
	Model	24	25	23	24	20	25	25	29
Miss	Experiment	0	0	0	0	0	0	0	0
	Model	0	0	0	0	0	0	0	0

第14図 モデルと実験との比較 (T故障)

第15図 コントローラの記述関数 (1次系)

第16図 モデルと実験との比較 (正常状態が異なる場合)

なお、以上のすべての計算では(7)、(10)式から計算される探知のしきい値 $\ln \bar{A}$ は、二つの誤り確率が $\alpha = \beta = 0.05$ とした場合に対応する 4.062 である。また、2次系の $\omega_n = 2 \text{ rad/s}$ の結果は省略したが、他の場合と同様に計算値と実験値はよく一致した。

第17図 コントローラの記述関数 (2次系, $\omega_n = 6 \text{ rad/s}$)

5. まとめ

本論ではシステム安全性の事前解析の第一段階として人間オペレータによるシステムの故障探知について検討し、モニタ、コントローラの故障探知を同様に扱うことのできる故障探知モデルを提案した。このモデルはARモデルを用いた予測機構、予測誤差に対して逐次確率比検定を適用した探知機構、および人間の制御動作モデルから構成されている。このモデルではモニタとコントローラの違いを認知する信号の数の差としてモデル化し、コントローラはディスプレイからの視覚情報だけではなく手動制御を行うことによる操作量も認知すると考えている。また、モデルを用いた故障探知のシミュレーションと故障探知実験との比較からモデルの妥当性について検討し、その結果から以下のようなことが明らかになった。

- 1) 本論のモデルによって人間の故障探知時間、誤判定の割合などの故障探知特性を精度よく予測できる。
- 2) モニタよりコントローラの方が探知時間が短い理由は、コントローラの場合は操作量も認知できると考えたこのモデルによって説明できる。
- 3) 本モデルは正常状態が異なる種々の2次系および1次系に対しても仮説比や誤り確率などを変化させることなく計算でき、この計算結果と実験結果はよく一致する。
- 4) モデルに含まれるパラメータである仮説比の値は2次系の故障に対しては

ξ が減少する故障: $\xi_1/\xi_0 = 0.7$

ξ が増加する故障: $\xi_1/\xi_0 = 1.5$

ω_n, K 故障に対しては

ω_n, K が減少する故障: $\omega_{n1}^2/\omega_{n0}^2 = 0.8$

$K_1/K_0 = 0.8$

ω_n, K が増加する故障: $\omega_{n1}^2/\omega_{n0}^2=1.2$

$$K_1/K_0=1.2$$

である。ただし、モデルによる探知時間の予測値がわずかに短くなることを許容すれば、 ω_n, K 故障に対してもパラメータが減少する方向では仮説比 0.7, 増加する方向では仮説比 1.5 で実験結果を説明することができる。また、1次系の故障における仮説比は2次系の ω_n, K 故障とまったく等しい。

今後は複数の計器を見ながら制御を行う多変数系における人間の故障探知特性を明らかにし、そのモデル化を図ることが必要であると考えられる。

参考文献

- 1) Young, L. R. : On Adaptive Manual Control, IEEE Trans. on Man Machine Systems, MMS-10 (1969), pp. 292-331.
- 2) Wickens, C. D. and Kessel, C. : The Effects of Participatory Mode and Task Workload on the Detection of Dynamic System Failures, IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, SMC-9 (1979), pp. 24-34.
- 3) 森住 昇, 後藤昇弘, 木村春夫:パイロットによるシステム変化の検知:実験, 九大工学集報, 56 (1983), pp. 71-77.
- 4) Gai, E. G. and Curry, R. E. : A Model of the Human Observer in Failure Detection Tasks, IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, SMC-6 (1976), pp. 85-94.
- 5) 柚原直弘, 堀内伸一郎:モニタリングタスクにおける人間の故障探知モデルについて, 第20回飛行機シンポジウム講演集, 1982.
- 6) 森住 昇, 後藤昇弘, 木村春夫:人間によるシステム変化検知特性とそのモデル, システムと制御, 27 (1983), pp. 532-537.
- 7) Miller, D. C. and Elkind, J. I. : The Adaptive Response of the Human Controller to Sudden Changes in Controlled Process Dynamics, IEEE Trans. on Human Factors in Electronics, HFE-8 (1967), pp. 218-233.
- 8) Phatak, A. V. and Bekey, G. A. : Decision Processes in the Adaptive Behavior of Human Controllers, IEEE Trans. on Systems Science and Cybernetics, SSC-5 (1969), pp. 339-351.
- 9) 田口英郎, 藤井克彦:対象特性変化時における手動制御動作のモデル, 計測自動制御学会論文集, 17 (1981), pp. 850-857.
- 10) 森住 昇, 後藤昇弘, 木村春夫:パイロットによるシステム変化の検知とそのモデル—コントロールを行っている場合—, 第21回飛行機シンポジウム講演集, 1983.
- 11) 柚原直弘, 堀内伸一郎:人間オペレータによるシステムの故障探知について(第1報)モニタの場合, 日本航空宇宙学会誌, 34 (1986), pp. 25-36.
- 12) Kleinman, D. L., Baron, S. and Levison, W. H. : A Control Theoretic Approach to Manned Vehicle System Analysis, IEEE Trans. on Automatic Control, AC-16 (1971), pp. 824-832.
- 13) McRuer, D. : Human Dynamics in Man Machine Systems, Automatica, 16 (1980), pp. 237-253.
- 14) 赤池弘次, 中川東一郎:ダイナミックシステムの統計的解析と制御, サイエンス社, 1972.
- 15) 田中敬司:手動制御時の人間オペレータの進み動作に関する実験的検討, 航技研報告 NAL-TR-485 (1976).
- 16) Brauser, K. J. : The Derivation of Handling Qualities Criteria from Precision Pilot Model Characteristics, IFAC Conf. Analysis, Design and Evaluation of Man Machine Systems, 1982, pp. 45-50.
- 17) Seidel, R. C. : Transfer-Function-Parameter Estimation from Frequency Response Data—A FORTRAN Program, NASA TM X-3286 (1975).