

文章编号: 1000-8055(2009)06-1426-06

航空发动机数控系统多故障识别

刘春娟¹, 宋 华¹, 邱红专¹, 朱新宇²

(1. 北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院, 北京 100191;

2. 中国民航飞行学院 航空工程学院, 广汉 618307)

摘 要: 提出了一种基于模糊逻辑的航空发动机数控系统多故障的识别方法. 首先采用 Takagi-Sugeno (T-S) 模糊模型描述一种涡喷发动机数控系统的非线性模型, 然后应用全解耦奇偶方程进行多故障的检测和隔离, 并结合卡尔曼滤波器识别出传感器和执行器故障参数. 仿真结果表明, 针对传感器和执行器同时发生故障的情况, 此方法能有效检测故障, 并能准确识别出故障参数.

关 键 词: 航空发动机数控系统; Takagi-Sugeno (T-S) 模糊模型; 多故障; 故障识别;
全解耦奇偶方程; 卡尔曼滤波

中图分类号: V233.7

文献标识码: A

Identification of multiple faults of the aircraft engine digital control system

LIU Chun-juan¹, SONG Hua¹, QIU Hong-zhuan¹, ZHU Xin-yu²

(1. School of Automation Science and Electrical Engineering,

Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China;

2. School of Aeronautic Engineering,

Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China)

Abstract: A method for multiple faults identification of aircraft engine digital control system based on fuzzy logic was presented. First of all, a nonlinear model of the digital control system of some turbo-jet engine was built up with introduction of Takagi-Sugeno (T-S) fuzzy model, and then full-decoupling parity equation was applied to detect and isolate the multiple faults, in combination with Kalman filter in identifying the fault parameters of sensors and actuators. The simulation results show that this method can effectively detect and isolate the multiple faults. Also, it can precisely identify the parameters of the faults.

Key words: aircraft engine digital control system; Takagi-Sugeno (T-S) fuzzy model; multiple faults; fault identification; full decoupled parity equation; Kalman filter

航空发动机控制系统由早期的液压机械式控制系统发展到现在的全权限数字电子控制 (FADEC) 系统, 使发动机性能有了很大提高, 同时也对发动机控制系统的可靠性提出了更高的要求.

故障诊断是提高系统可靠性的重要手段. 传感器和执行器是控制系统中的重要部件, 对其进行故障检测和识别对提高系统的可靠性具有重要意义.

收稿日期: 2008-06-12; **修订日期:** 2008-09-03

基金项目: 国家自然科学基金 (60572185); 民航总局项目 (MHRD07Z16); 空间智能控制技术重点实验室基金 (SIC07030101)

作者简介: 刘春娟 (1983 -), 女, 河北霸州人, 硕士生, 主要从事飞行器故障诊断研究.

国内外有很多文献对航空发动机数控系统中的传感器和执行器故障进行了研究. 80 年代中期, Merrill^[1]等人即围绕传感器故障检测、隔离和重构开展了一系列研究,他们使用一组卡尔曼滤波器,每个滤波器针对特殊故障进行设计,当一个传感器出现故障时,仅有一个使用正确假设的滤波器能保持低冗余值,从而检测出发生故障的传感器. 文献[2]则是采用多重故障假设法与卡尔曼滤波结合进行故障检测. 文献[3]采用基于数学模型方法对执行机构的故障诊断进行了研究. 这些方法主要是采用卡尔曼滤波器并结合一些其他方法构成. 文献[4-5]则是应用神经网络方法完成传感器故障检测、隔离和重构. 这种方法利用传感器测量数据训练神经网络,训练好的网络用于系统传感器故障诊断. 以各传感器测量值作为神经网络输入,通过比较神经网络输出值与其相应的传感器实际输出来检测故障.

上述文献中用到的诊断方法主要有两大类:基于卡尔曼滤波器和基于神经网络. 这些研究都取得了丰硕的成果,其中,对于传感器故障的研究较多(不管是单个还是多个传感器),传感器和执行器同时发生故障的情况则相对较少. 同时,涉及故障识别问题的文献也相对较少.

奇偶方程(Parity equation)是一种基于解析模型的诊断方法,经常用于线性系统. 这种方法产生的残差理论上仅当故障出现时非零,由此可检测出故障,而全解耦奇偶方程可使产生的残差仅对特定故障敏感^[6]. 对于非线性系统,引入 Takagi-Sugeno (T-S) 模糊模型可以得到相应的全解耦奇偶方程,能够解决非线性系统的诊断问题.

本文以某型涡轮喷气发动机的数控系统为研究对象,建立了其 T-S 模糊模型描述的数学模型,然后,应用全解耦奇偶方程的方法对传感器和执行器同时发生故障的情况进行研究,利用奇偶方程产生的残差进行故障检测和隔离,并结合卡尔曼滤波器对故障模型参数进行识别.

1 航空发动机数控系统的 T-S 模糊模型描述

1.1 航空发动机数控系统局部线性模型

某型涡轮喷气发动机数控系统原理图如图 1 所示^[7],其中 α 代表油门杆角度,为控制系统的指令输入,它与发动机转速的实测信号相减,作为 Proportion integration differentiation (PID) 控制器的输入. 控制器输出信号经处理后输出给电机驱动器,驱动器控制电机-泵的转速,从而控制发动机的供油量,实际的供油量对应一个发动机的实际转速. 此过程不断迭代调节,直到给定转速与发动机实际转速的偏差信号在允许范围之内,调节过程结束. 这是一个典型的闭环控制过程,整个过程采用等转速控制规律.

假设数控系统可用非线性模型描述为

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f[x(t), u(t)] \\ y(t) = h[x(t), u(t)] \end{cases} \quad (1)$$

其中 $x(t) \in \mathbb{R}^n$ 为系统状态, $u(t) \in \mathbb{R}^p$ 为控制输入, $y(t) \in \mathbb{R}^q$ 为测量输出. 在工作点处进行小偏差线性化可得到各工作点处的局部线性模型.

航空发动机也是一个复杂的非线性系统,在其工作点处进行小偏差线性化,可得到涡轮喷气发动机的简单传递函数为^[8]

$$G(s) = \frac{X_n(s)}{X_{m_f}(s)} = \frac{K_t}{T_t s + 1} \quad (2)$$

其中 $X_n(s)$ 和 $X_{m_f}(s)$ 代表发动机转速和供油量相对增量的拉氏变换. 相对增量是指参数绝对值与基准值之比,例如转速的相对增量 $n = \Delta n / n_j$, n_j 表示转速基准值,通常取 $n_j = n_0$, n_0 为原稳定状态转速,本文仿真中取 $n_0 = 3000 \text{ r/min}$. 其他参数的相对增量类似得到. K_t 和 T_t 是发动机放大系数和时间常数.

发动机采用上述模型,其中 K_t 和 T_t 通过参考资料并结合相似理论近似计算得到^[8];其他各

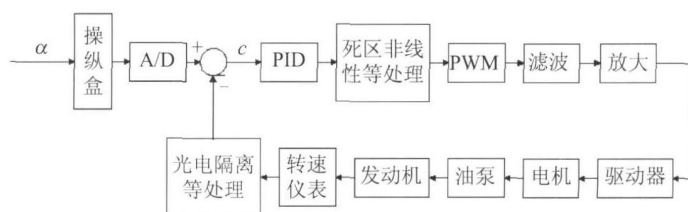


图 1 数控系统原理图

Fig. 1 Schematic diagram of the digital control system

器件也是参考相应资料得到其参数;对于 PID 控制器,利用 Simulink 仿真,根据数控系统性能指标要求(稳态误差不大于 0.5%,超调量不大于 2%~4%,过度过程时间不超过 1~2 s),设计 PID 各参数值.

由上可得到工作点 l 处数控系统的线性模型为

$$\begin{cases} \dot{x}_l(t) = F_l x_l(t) + G_l u(t) \\ y_l(t) = H_l x_l(t) + E_l u(t) \end{cases} \quad (3)$$
$$F_l = \begin{bmatrix} -\frac{1}{T_t} & \frac{K_t}{T_t} K_y & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{1}{T_m} & \frac{K_m}{T_m} & 0 & 0 \\ -\frac{K_h}{T_h} K_u \left(K_p + \frac{K_d}{T_d} \right) K_2 & 0 & -\frac{1}{T_m} & \frac{K_h}{T_h} K_u & -\frac{K_h}{T_h} K_u \\ -K_i K_2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\frac{K_d}{T_d^2} K_2 & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{T_d} \end{bmatrix},$$
$$G_l = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \frac{K_h}{T_h} K_u \left(K_p + \frac{K_d}{T_d} \right) K_1 & K_i K_1 & \frac{K_d}{T_d^2} K_1 \end{bmatrix}^T, \quad H_l = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad E_l = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}^T$$

将(3)式离散化可得到离散的数控系统局部线性模型,如(4)式所示,其中 A_l, B_l, C_l, D_l 为离散化后与 F_l, G_l, H_l, E_l 相对应的矩阵.

$$\begin{cases} x_l(k+1) = A_l x_l(k) + B_l u(k) \\ y_l(k) = C_l x_l(k) + D_l u(k) \end{cases} \quad (4)$$

1.2 航空发动机数控系统 T-S 模糊模型描述

T-S 模糊模型^[9]由一系列描述非线性系统输入输出关系的 IF-THEN 模糊规则组成,它首先将非线性系统在各工作点附近线性化,得到一系列局部线性模型,然后将所有局部线性模型的输出进行融合,从而得到描述系统全局性能的全局模型^[6].

工作点 l 处的模糊规则可描述如下:

规则 $l(l = 1, 2, \dots, N)$:如果 $w(t)$ 为 M_l ,则数控系统线性模型为式(3)所示.其中 $w(t)$ 为前件变量,它也可是一个向量, M_l 为模糊集,下标 l 对应非线性系统的第 l 个工作点以及相应的第 l 条模糊规则, N 为总的规则数.

给定输入向量 $u(t)$,则系统的全局状态 $x(t)$ 和输出 $y(t)$ 如(5)式所示

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{l=1}^N \mu_{w_l}[w(t)] [F_l x_l(t) + G_l u(t)] \\ y(t) = \sum_{l=1}^N \mu_{w_l}[w(t)] [H_l x_l(t) + E_l u(t)] \end{cases} \quad (5)$$

其中 $x_l = [n \quad n_m \quad u_m \quad x_1 \quad x_2]^T$ 为五维状态向量, n 代表发动机输出转速, n_m 代表电机输出转速, u_m 代表驱动器输出电压, x_1 和 x_2 是 PID 环节得到的两维状态; $u = \alpha$ 为输入量,代表油门杆角度; $y_l = [n \quad n_m \quad u_m]^T$ 为输出向量,取的是状态向量的前三维; F_l, G_l, H_l, E_l 是相应维数的矩阵,具体如下,矩阵中参数值为数控系统中各部件的参数.

其中 $\mu_{w_l}[w(t)]$ 为前件变量 $w(t)$ 的隶属度,需满足(6)式的约束条件

$$\begin{cases} \sum_{l=1}^N \mu_{w_l}[w(t)] = 1 \\ 0 \leq \mu_{w_l}[w(t)] \leq 1, \quad l = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (6)$$

数控系统在一定稳定状态下,其非线性受飞行条件变化影响,飞行条件可用 (H, Ma) 表示, H, Ma 代表飞行高度和马赫数.本文所建模糊模型,前件变量取为 H 和 Ma ,隶属函数选取三角形隶属函数.系统工作点及模糊集隶属函数如图 2 所示.

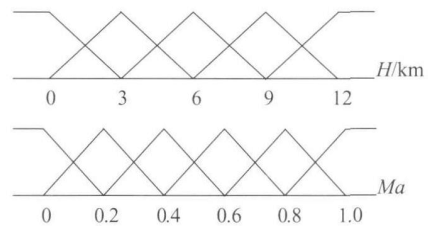


图 2 高度 H 和马赫数 Ma 的隶属函数

Fig. 2 Membership function of height and Mach number

可令

$$\mu_{w_l}[w(t)] = \mu_{w_l}^*[w(t)] / \sum_{l=1}^N \mu_{w_l}^*[w(t)] \quad (7)$$

其中 $\mu_{w_l}^*[w(t)]$ 为模糊规则 l 的执行度,取

$$\mu_{w_l}^*[w(t)] = \mu_{H_l}(H) \cdot \mu_{Ma_l}(Ma) \quad (8)$$

其中 $\mu_H(H)$ 和 $\mu_{Ma}(Ma)$ 分别代表飞行高度和马赫数的隶属函数.

综上,数控系统的 T-S 模糊模型为

$$\left\{ \begin{aligned} \dot{x}(t) &= \frac{\sum_{l=1}^N \mu_H(H) \cdot \mu_{Ma}(Ma) \cdot [F_l x_l(t) + G_l u(t)]}{\sum_{l=1}^N \mu_H(H) \cdot \mu_{Ma}(Ma)} \\ y(t) &= \frac{\sum_{l=1}^N \mu_H(H) \cdot \mu_{Ma}(Ma) \cdot [H_l x_l(t) + E_l u(t)]}{\sum_{l=1}^N \mu_H(H) \cdot \mu_{Ma}(Ma)} \end{aligned} \right. \quad (9)$$

同样,将(9)式离散化可得到离散的数控系统模糊模型.

2 全解耦奇偶方程故障参数识别

2.1 多故障的全解耦奇偶方程

考虑航空发动机数控系统(9),假设系统不存在扰动输入,对其工作点 $l(l=1,2,\cdots,N)$ 处的局部线性模型(4)建立全解耦奇偶方程^[6].

对 $s+1$ 个最新测量数据 $y_l(k-s)$ 到 $y_l(k)$,有

$$Y_l(k) = H_{l0} x(k-s) + H_{lc} U(k) \quad (10)$$

其中 $U(k) = [u^T(k-s) \cdots u^T(k)]^T$ 为执行器实际输入, $Y_l(k) = [y_l^T(k-s) \cdots y_l^T(k)]^T$ 表示传感器正常输出,矩阵 H_{l0}, H_{lc} 为

$$H_{lc} = \begin{bmatrix} D_l & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & 0 \\ C_l B_l & D_l & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ C_l A_l B_l & C_l B_l & D_l & 0 & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ C_l A_l^{s-2} B_l & \cdots & \cdots & C_l B_l & D_l & 0 \\ C_l A_l^{s-1} B_l & C_l A_l^{s-2} B_l & \cdots & C_l A_l B_l & C_l B_l & D_l \end{bmatrix}$$
$$H_{l0} = [C_l \quad C_l A_l \quad \cdots \quad C_l A_l^{s-1} \quad C_l A_l^s]^T$$

定义 k 时刻的奇偶方程为

$$r_l(k) = v^T [Z_l(k) - H_{lc} U_c(k)] \quad (11)$$

其中 $Z_l(k)$ 为与 $Y_l(k)$ 对应的传感器的实际输出, $U_c(k) = [u_c^T(k-s) \cdots u_c^T(k)]^T$ 为执行器指令输入, $r_l(k)$ 为残差. v 为奇偶向量,满足

$$v^T H^* = 0 \quad (12)$$

其中 H^* 利用矩阵 H_{l0}, H_{lc} 构造,可使残差仅对特

定故障敏感.

如果式(11)产生的残差对系统状态解耦、对扰动解耦且仅对特定故障敏感而对其他故障解耦,那么称之为全解耦奇偶方程.

根据数控系统的 T-S 模糊模型,全局残差为

$$r(k) = \sum_{l=1}^N \mu_{lw} [w(k)] r_l(k) \quad (13)$$

当全解耦奇偶方程的 3 个条件均满足时,残差仅当特定故障时非零,由此根据下式可检测故障:

$$\begin{cases} \|r(k)\| \leq r_h, \text{正常} \\ \|r(k)\| > r_h, \text{故障} \end{cases} \quad (14)$$

其中 r_h 为残差阈值,可由统计得出.

针对全解耦奇偶方程条件中的特定故障,提出“敏感对”的概念:“敏感对”是指特定的传感器和执行器组合(比如一个(或几个)传感器与一个执行器的组合),与其对应的残差仅对敏感对中的传感器和执行器故障敏感,而对系统状态、扰动及其他传感器和执行器故障不敏感.

假设敏感对 (j, i) 为传感器 j 和执行器 i 的组合,则相应的全解耦奇偶向量 v_{ji} 应满足

$$v_{ji}^T [H_{lj0} \quad H_{ljc}] = 0 \quad (15)$$

其中 H_{lj0}, H_{ljc} 为使全解耦奇偶向量满足条件的相应矩阵,由矩阵 H_{l0}, H_{lc} 构造,具体过程为^[10]:

首先,考虑奇偶向量仅对传感器 j 敏感,可得

$$Y_{lj}(k) = H_{lj0} x(k-s) + H_{ljc} U(k) \quad (16)$$

式(16)为传感器 j 无故障时的表达式. 其中 $Y_{lj}(k)$ 代表数据窗内传感器 j 的正常输出值,矩阵 H_{lj0}, H_{ljc} 分别为将(10)式的 H_{l0}, H_{lc} 中的 C_l, D_l 用与传感器 j 对应的行向量 C_{lj}, D_{lj} (C_{lj}, D_{lj} 分别为 C_l, D_l 中的第 j 行)代替后形成.

k 时刻的残差可表示为

$$r_{lj}(k) = v_{ji}^T [Z_{lj}(k) - H_{ljc} U_c(k)] \quad (17)$$

其中 $Z_{lj}(k)$ 为对应 $Y_{lj}(k)$ 的实际输出, v_{ji} 需与状态解耦,即满足

$$v_{ji}^T H_{lj0} = 0 \quad (18)$$

为使残差仅对第 i 个执行器输入敏感,而与其他执行器解耦,奇偶向量还需满足

$$v_{ji}^T H_{ljci} = 0, \quad i = 1, 2, \cdots, p \quad (19)$$

其中 p 为动态系统执行器个数, v_{ji} 为对传感器 j 和执行器 i 敏感的奇偶向量,矩阵为

$$H_{lji} = \begin{bmatrix} D_{lj}^* & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ C_{lj} B_l^* & D_{lj}^* & 0 & & \\ C_{lj} A_l B_l^* & C_{lj} B_l^* & D_{lj}^* & \cdots & \cdots \\ \cdots & \cdots & \cdots & & 0 \\ C_{lj} A_l^{s-1} B_l^* & \cdots & C_{lj} B_l^* & D_{lj}^* \end{bmatrix}$$

其中 D_{lj}^*, B_l^* 为从 D_{lj}, B_{lj} 中划去第 i 个元素形成, 该元素对应第 i 个执行器。

综上, 即得到(15) 式。

根据 T-S 模糊模型, 对敏感对 (j, i) 敏感的全解耦奇偶方程为

$$r_{ji}(k) = \sum_{l=1}^N \mu_{lw}[w(k)] v_{lji}^T [Z_{lj}(k) - H_{lji} U_c(k)] \quad (20)$$

根据(20) 式产生的残差仅对传感器 j 和执行器 i 故障敏感, 达到了故障隔离的目的。实际应用过程中, $Z_{lj}(k)$ 均采用数控系统传感器实际测量数据 $Z_j(k)$, 虽然实际测量数据 $Z_j(k)$ 与局部线性模型中的传感器数据 $Z_{lj}(k)$ 有所差别, 但是隶属函数 $\mu_{lw}[w(k)]$ 会削弱其影响, 使残差 $r_{ji}(k)$ 在无故障时近似为零、发生特定故障时变化较大。

同理, 也可得到相对其他类型敏感对(比如一个执行器和几个传感器组合)的全解耦奇偶方程。

2.2 故障参数识别

假设数据窗内同一传感器有相同的故障状态, 则传感器 j 的故障模型可表示为

$$Z_{lj}(k) = Y_{lj}(k) + f_j(k) \cdot E \quad (21)$$

其中 $f_j(k)$ 为传感器 j 的故障模型参数, E 是 $s+1$ 维元素均为 1 的列向量。

同样, 假设数据窗内同一执行器有相同的故障状态。另外考虑到其他执行器输入的改变对残差 r_{ji} 没有影响, 假设其他执行器具有与执行器 i 相同的故障模型。因此执行器 i 的故障模型可表示为

$$U(k) = U_c(k) + f_i(k) \cdot E_u \quad (22)$$

其中 $f_i(k)$ 为执行器 i 的故障模型参数, E_u 是 $(s+1)p$ 维元素均为 1 的列向量。

将式(21) 和(22) 代入式(20) 中, 并考虑到 $v_{lji}^T H_{ljo} x(k-s) = 0$, 推导有

$$r_{ji}(k) = \sum_{l=1}^N \mu_{lw}[w(k)] v_{lji}^T [f_i \cdot H_{lji} E_u + f_j \cdot E] = \phi_{ji}(k) \theta_{ji}(k) \quad (23)$$

将模型误差等不确定因素造成的影响考虑为

残差的噪声项, 则有

$$r_{ji}(k) = \phi_{ji}(k) \theta_{ji}(k) + n(k) \quad (24)$$

$$\begin{cases} \phi_{ji}(k) = \left[\sum_{l=1}^N \mu_{lw}[w(k)] v_{lji}^T H_{lji} E_u \quad \sum_{l=1}^N \mu_{lw}[w(k)] v_{lji}^T E \right] \\ \theta_{ji}(k) = [f_i \quad f_j]^T \end{cases}$$

$n(k)$ 是均值为零、协方差阵为 $R(k)$ 的白噪声。

通过(23) 式可以看出, 为使残差信息包含执行器故障模型参数, 全解耦奇偶向量还要满足

$$v_{lji}^T H_{lji} \neq 0 \quad (25)$$

考虑参数向量的动态模型为随机游走过程

$$\theta_{ji}(k+1) = \theta_{ji}(k) + \varepsilon(k) \quad (26)$$

其中 $\varepsilon(k)$ 为独立高斯随机向量, 其均值为零、协方差矩阵为假设已知的 $Q(k)$ 。根据式(24), (26) 由卡尔曼滤波可估计出故障模型参数。

在实际系统中, 可能有多种敏感对组合, 选择其中的部分敏感对建立全解耦奇偶方程, 即可根据产生的残差估计出系统所有传感器和执行器故障模型参数。

3 仿真验证

以某飞机发动机数控系统为例, 工作点选取及模糊隶属函数如图 2 所示, 各工作点处局部线性模型如式(4) 所示。仿真时利用所构造的数控系统 T-S 模糊模型产生传感器数据(实际应用中采用实际的航空发动机数控系统传感器数据), 代入(20) 式产生残差, 以此进行故障识别。

假设故障识别时, 飞机的飞行高度 $H = 5$ km, 马赫数 $Ma = 0.5$ 。采样周期 $\Delta t = 0.05$ s, 仿真时间 $t = 10$ s, 选择数据窗 s 为 5。敏感对选择 4 组, 分别为: (A, S_2, S_3) , (A, S_1, S_3) , (A, S_1, S_2) , (A, S_1) , 其中 A, S_1, S_2, S_3 分别代表执行器和 3 个传感器。故障模型取为

$$\begin{cases} f_a = \begin{cases} 0 & t < 5s \\ 0.2 & t \geq 5s \end{cases} & f_{s1} = \begin{cases} 0 & t < 5s \\ 0.1 & t \geq 5s \end{cases} \\ f_{s2} = \begin{cases} 0 & t < 5s \\ 0.2 & t \geq 5s \end{cases} & f_{s3} = \begin{cases} 0 & t < 5s \\ 0.3 & t \geq 5s \end{cases} \end{cases} \quad (27)$$

其中 f_a 代表执行器故障, f_{s1}, f_{s2}, f_{s3} 分别代表 3 个传感器故障, $t \geq 5$ s 时, 执行器和 3 个传感器均发生恒偏差故障, 具体幅值如式(27) 所示。

图 3 给出了多故障时故障参数估计的仿真结

果,其中各图右上角的小图为故障发生前后的局部放大图.可以看出,无故障发生时参数估计值在零附近,当数控系统发生多故障时,这种方法能准确的识别出故障参数值.

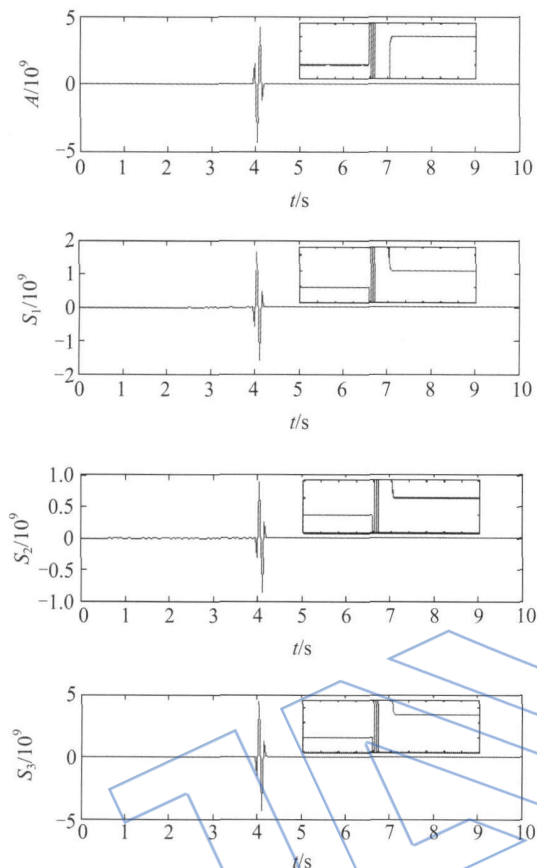


图3 多故障时故障参数估计

Fig.3 Parameter evaluation of multiple faults

4 结 论

本文将航空发动机数控系统用 T-S 模糊模型描述,在每一个工作点处得到系统局部线性模型多故障的全解耦奇偶方程,然后用 T-S 模糊模型将各个全解耦奇偶方程产生的残差进行融合,从而得到非线性系统多故障的全解耦奇偶方程.全解耦奇偶方程产生的残差仅对特定故障敏感,对其他故障解耦,有效地检测并隔离了故障.对多个敏感对建立全解耦奇偶方程,得到了足够的残差信息,采用卡尔曼滤波方法估计出了故障参数值.仿真结果表明,这种方法能有效检测出系统的多故障,并能准确识别出传感器和执行器的故障参数.另外,应用全解耦奇偶方程方法也可以检

测、隔离和识别出数控系统中单个(或多个)传感器(或执行器)故障.

参考文献:

- [1] Merrill W C, DeLaat J C, Bruton W M. Advanced detection isolation and accommodation of sensor failures-real-time evaluation[R]. NASA Technical Paper 2740,1987.
- [2] 许秀玲,郭迎清,王镛根,等.某型涡扇发动机控制系统传感器故障诊断研究[J].航空动力学报,2004,19(1):164-168.
XU Xiuling, GUO Yingqing, WANG Yonggen, et al. Sensor failure diagnosis for turbofan engine control system[J]. Journal of Aerospace Power, 2004, 19(1): 164-168. (in Chinese)
- [3] 蒋平国,姚华,孙健国.航空发动机数控系统执行机构回路故障诊断和容错控制方法[J].航空动力学报,2005,20(2):282-286.
JIANG Pingguo, YAO Hua, SUN Jianguo. Method of fault diagnosis and fault-tolerant control for actuator loop in aero-engine digital control system[J]. Journal of Aerospace Power, 2005, 20(2): 282-286. (in Chinese)
- [4] Lu P J, Zhang M C, Hsu T C, et al. An evaluation of engine faults diagnostics using artificial neural networks[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2001,123(2): 340-346.
- [5] Moller J C. Neural network-based sensor validation for turbo-shaft engines [R]. AIAA-98-3605.
- [6] 宋华.模糊故障诊断技术研究[D].北京:北京航空航天大学,2002.
SONG Hua. Study on the technology of fault diagnosis based on fuzzy logic[D]. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2002. (in Chinese)
- [7] 皮星,邓文革.某微型涡喷发动机数控系统研制[J].燃气涡轮试验与研究,2003,16(4):6-8.
PI Xing, DENG Wenge. Development of full authority digital electronic control (FADEC) system for a micro-jet[J]. Gas Turbine Experiment and Research, 2003,16(4): 6-8. (in Chinese)
- [8] 樊思齐,徐芸华.航空推进系统控制[M].西安:西北工业大学出版社,1995.
- [9] Takagi T, Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control[J]. IEEE Trans. On Systems, Man, and Cybernetics, 1985,15(1): 116-132.
- [10] 宋华,张洪钺,王行仁.非线性系统多故障诊断方法[J].北京航空航天大学学报,2005,31(11):1198-1203.
SONG Hua, ZHANG Hongyue, WANG Xingren. Multiple faults diagnosis approach for nonlinear system[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2005, 31(11): 1198-1203. (in Chinese)