模糊非线性奇偶方程故障诊断方法[1)]

宋 华 张洪钺
(北京航空航天大学自动化学院测控系 北京 100083)
(E-mail: songhua7421@sohu. com)

摘 要 研究基于模糊模型和奇偶(一致性)方程的非线性系统执行器故障诊断方法. 讨论了全解耦奇偶方程的产生方法,并给出了全解耦奇偶向量存在的条件. 由全解耦奇偶方程产生的残差仅对特定执行器故障敏感,而与系统状态、扰动输入和其它执行器输入无关. 用 T-S 模糊模型描述非线性系统,并与全解耦奇偶方程相结合得到了模糊奇偶方程,解决了奇偶方程在非线性系统中的应用问题. 将执行器故障模型用刻度因子和偏差表示,用模糊奇偶方程产生残差,从而可以估计故障模型的参数. 文章给出了某飞机非线性模型的仿真实例.

关键词 故障诊断,奇偶方程,模糊模型,非线性系统
中图分类号 TP273

Fault Diagnostic Method for Nonlinear Systems Based on Fuzzy Parity Equation

SONG Hua ZHANG Hong-Yue
(*Department of Automatic Control, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing* 100083)
(E-mail: songhua7421@sohu. com)

Abstract A fault diagnostic method for actuators in nonlinear systems based on T-S fuzzy model and parity equation is discussed in this paper. In order to detect and isolate actuator faults, fully-decoupled parity equations are designed to generate residuals. The residual which is sensitive to a special actuator fault is decoupled from system states, disturbance inputs and other actuator inputs. The existence condition of fully-decouple parity vectors is presented. T-S fuzzy model is used to describe nonlinear systems and the fuzzy parity equation of nonlinear system is given. The faults in actuators are represented as biases and scale factor changes. A parameter estimator based on Kalman filter is designed to identify biases and scale factor changes from the information contained in the residuals generated by fuzzy parity equations. A simulation example of a nonlinear aircraft model is given for illustration.

Key words Fault diagnosis, parity equation, fuzzy model, nonlinear system

1) 国家自然科学基金(60234010)和香港 RGC 基金资助
Supported by National Natural Science Foundation of P. R. China(60234010) and RGC Grant of Hong Kong
收稿日期 2001-06-18 收修改稿日期 2002-03-26
Received June 18, 2001; in revised form March 26, 2002

1　引言

现代化的工程系统变得越来越复杂,故障所带来的后果也越来越严重.如果能及时地诊断出故障,就能采取必要的措施以避免或减轻损失.非线性系统的故障检测与识别是故障诊断领域的热点和难点问题.奇偶方程[1,2]是线性系统故障诊断的一种常用方法.文献[3]将模糊逻辑模型与局部线性奇偶方程相结合应用到非线性系统中,使奇偶方程产生的残差对不同的工作状态具有鲁棒性.本文在文献[3]的基础上研究了全解耦奇偶方程的产生方法,得到了全解耦奇偶向量存在的充分条件和充要条件.由非线性奇偶方程得到了一个与文献[3]不同的带模糊集的故障模型参数估计方程.仿真表明本文方法可用于非线性系统的执行器故障检测与识别中.

2　故障诊断原理

2.1　全解耦线性奇偶方程

考虑一个非线性系统

$$\dot{\boldsymbol{x}}(t)=f[\boldsymbol{x}(t),\boldsymbol{u}(t),\boldsymbol{w}(t)],\quad \boldsymbol{y}(t)=h[\boldsymbol{x}(t),\boldsymbol{u}(t),\boldsymbol{w}(t)] \tag{1}$$

式中 $\boldsymbol{x}(t)\in R^n$ 为系统状态,$\boldsymbol{u}(t)\in R^p$ 为执行器输入,$\boldsymbol{y}(t)\in R^q$ 为传感器输出,$\boldsymbol{w}(t)\in R^r$ 为扰动输入,f 和 h 为光滑的非线性函数.在一个工作点建立局部线性时不变离散方程

$$\begin{cases}\Delta\boldsymbol{x}(k+1)=A\Delta\boldsymbol{x}(k)+B\Delta\boldsymbol{u}(k)+F\Delta\boldsymbol{w}(k)\\ \Delta\boldsymbol{y}(k)=C\Delta\boldsymbol{x}(k)+D\Delta\boldsymbol{u}(k)+G\Delta\boldsymbol{w}(k)\end{cases} \tag{2}$$

这里 $\Delta\boldsymbol{x}(k)=\boldsymbol{x}(k)-\boldsymbol{x}_0$, $\Delta\boldsymbol{u}(k)=\boldsymbol{u}(k)-\boldsymbol{u}_0$, $\Delta\boldsymbol{y}(k)=\boldsymbol{y}(k)-\boldsymbol{y}_0$, $\Delta\boldsymbol{w}=\boldsymbol{w}(k)-\boldsymbol{w}_0$; A,B,C,D,F 和 G 是合适维数的矩阵.对于 $s+1$ 个最新测量数据 $\Delta\boldsymbol{y}(k-s)$ 至 $\Delta\boldsymbol{y}(k)$(数据窗)有

$$\Delta Y(k)=H_0\Delta\boldsymbol{x}(k-s)+H_c\Delta U(k)+H_w\Delta W(k) \tag{3}$$

其中 $\Delta Y(k)=[\Delta\boldsymbol{y}^{\mathrm{T}}(k-s)\cdots\Delta\boldsymbol{y}^{\mathrm{T}}(k)]^{\mathrm{T}}$, $\Delta U(k)=[\Delta\boldsymbol{u}^{\mathrm{T}}(k-s)\cdots\Delta\boldsymbol{u}^{\mathrm{T}}(k)]^{\mathrm{T}}$, $\Delta W(k)=[\Delta\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}(k-s)\cdots\Delta\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}(k)]^{\mathrm{T}}$,

$$H_0=\begin{bmatrix}C\\CA\\\vdots\\CA^s\end{bmatrix},\ H_c=\begin{bmatrix}D&0&0&\cdots&0\\CB&D&0&\cdots&0\\CAB&CB&D&\cdots&0\\\vdots&\vdots&\vdots&\vdots&\vdots\\CA^{s-1}B&CA^{s-2}B&\cdots&CB&D\end{bmatrix},\ H_w=\begin{bmatrix}G&0&0&\cdots&0\\CF&G&0&\cdots&0\\CAF&CF&G&\cdots&0\\\vdots&\vdots&\vdots&\vdots&\vdots\\CA^{s-1}F&CA^{s-2}F&\cdots&CF&G\end{bmatrix} \tag{4}$$

在时刻 k 有奇偶方程

$$r(k)=\boldsymbol{v}^{\mathrm{T}}[\Delta Y(k)-H_c\Delta U_c(k)] \tag{5}$$

其中 $r(k)$ 为残差,$\Delta U_c(k)=U_c(k)-U_0$, $U_c(k)=[\boldsymbol{u}_c^{\mathrm{T}}(k-s)\cdots\boldsymbol{u}_c^{\mathrm{T}}(k)]^{\mathrm{T}}$, $\boldsymbol{u}_c(k-s),\cdots,\boldsymbol{u}_c(k)$ 为正常的执行器输入,U_0 为工作点处执行器输入,$\boldsymbol{v}$ 为奇偶向量.为了消除系统状态 $\Delta\boldsymbol{x}(k)$ 和扰动输入 $\Delta\boldsymbol{w}(k)$ 对残差 $r(k)$ 的影响,奇偶向量需满足 $\boldsymbol{v}^{\mathrm{T}}H_0=0$, $\boldsymbol{v}^{\mathrm{T}}H_w=0$,即

$$\boldsymbol{v}^{\mathrm{T}}[H_0\quad H_w]=0 \tag{6}$$

假设传感器正常,则方程(5)产生的残差在执行器无故障时为零.

方程(5)考虑了所有输入的影响,即任何执行器的故障都将体现在每一个残差中.为了

隔离故障，还需要使残差只与一个执行器输入有关，而对其它执行器输入解耦. 为使残差仅对执行器 l 故障敏感，相应的奇偶向量还需满足

$$v_l^{\mathrm{T}} H_{cl} = 0,\quad l = 1,2,\cdots,p \tag{7}$$

其中 p 为动态系统的执行器个数，v_l 为对执行器 l 敏感的奇偶向量，

$$H_{cl} = \begin{bmatrix} D^* & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ CB^* & D^* & 0 & \cdots & 0 \\ CAB^* & CB^* & D^* & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ CA^{s-1}B^* & CA^{s-2}B^* & \cdots & CB^* & D^* \end{bmatrix} \tag{8}$$

式中 D^*，B^* 为从 D，B 中划去第 l 列，该列对应奇偶方程所考虑的执行器 l. 例如，对第一个执行器有 $D^* = [\boldsymbol{d}_2 \quad \boldsymbol{d}_3 \quad \cdots \quad \boldsymbol{d}_p]$，$B^* = [\boldsymbol{b}_2 \quad \boldsymbol{b}_3 \quad \cdots \quad \boldsymbol{b}_p]$，其中 $\boldsymbol{d}_j$，$\boldsymbol{b}_j$（$j = 1,2,\cdots,p$）为 D，B 中的列向量.

因此，对执行器 l 故障敏感的全解耦奇偶向量应满足下列条件

$$v_l^{\mathrm{T}} [H_0 \quad H_w \quad H_{cl}] = 0 \tag{9}$$

使得由式(5)计算的残差只受执行器 l 的输入影响，而对系统状态、其他执行器输入和扰动输入解耦. 当一个执行器出现故障时，只有相应的一个残差变为非零.

定理. 假设矩阵 $[H_0 \quad H_w \quad H_{cl}]$ 中不相关的列向量数量为 n_x，则式(9)有非零解（即全解耦奇偶向量存在）的充要条件和充分条件分别为

$$s > n_x/q - 1 \tag{10}$$

$$s > \frac{n}{q + 1 - (r + p)} - 1,\quad q > (r + p) - 1 \tag{11}$$

这里 s 为时间窗；n,q,r,p 分别为状态、传感器输出、扰动输入和执行器输入的维数.

由式(1)，(2)及矩阵 H_0，H_w 和 H_{cl} 的定义可知，矩阵 H_0，H_w 和 H_{cl} 的维数分别为 $(s+1)q \times n$，$(s+1)q \times (s+1)r$ 和 $(s+1)q \times (s+1)(p-1)$，当且仅当矩阵 $[H_0 \quad H_w \quad H_{cl}]$ 的行数大于不相关的列向量数量 n_x 时，方程(9)有解. 所以式(9)有非零解的充要条件为 $(s+1)q > n_x$，即 $s > n_x/q - 1$. 当 $[H_0 \quad H_w \quad H_{cl}]$ 的行数大于列数时，方程(9)有解. 所以由矩阵 $[H_0 \quad H_w \quad H_{cl}]$ 的维数 $(s+1)q \times [n + (s+1)(r+p-1)]$ 可知，式(9)有非零解的充分条件为 $(s+1)q > n + (s+1)(r+p-1)$，即满足(11)式. 式(11)说明，当传感器数 q 多于执行器数 p 与扰动输入维数 r 之和时，总可找到合适的 s，使全解耦奇偶向量存在. 上述定理为数据窗 s 的选取及矩阵 H_0，H_w 和 H_{cl} 的建立提供了依据.

2.2　基于模糊模型的全解耦非线性奇偶方程

为了使全解耦线性奇偶方程适用于非线性系统，文献[3]引入 T-S 模糊模型[4]描述非线性系统. 对于第 i 个工作点的残差，用 T-S 模型表示为

如果 $z_1(k)$ 为 S_{i1} 且 $z_2(k)$ 为 S_{i2} 且 $\cdots$，则残差为 $r_i(k)$.

这里 $i = 1,2,\cdots,m$，m 为局部线性模型的个数，$\boldsymbol{z} = [z_1 \quad z_2 \quad \cdots \quad z_l]^{\mathrm{T}}$ 为前件变量（如飞机速度，质量等）组成的向量，S_{i1} 为模糊集，$r_i(k)$ 为局部线性残差. 模糊集的隶属函数为 $\mu_{s_{ij}}(z_j(k))$.

TS 模糊模型的输出为

$$r(k) = \frac{\sum_{i=1}^{m} \beta_i(\boldsymbol{z}(k)) \cdot r_i(k)}{\sum_{i=1}^{m} \beta_i(\boldsymbol{z}(k))} \tag{12}$$

即执行器残差为每个局部残差的加权平均.上式称为非线性系统的模糊奇偶方程.其中

$$\beta_i(z(k)) = \prod_{j=1}^{l} \mu_{s_{ij}}(z_j(k)) \tag{13}$$

至此完成了非线性系统故障的检测及隔离.由式(9)计算出特定执行器对应的全解耦奇偶向量,按式(5)得出不同工作点对应的局部残差,根据实际工作状态由式(12)得到对特定执行器故障敏感的非线性系统的残差.根据残差可检测和隔离故障.

2.3 故障识别的参数估计方法

记非线性系统的执行器输入为

$$U(k) = U_{i,0}(k) + \Delta U_i(k), \quad U_c(k) = U_{i,0}(k) + \Delta U_{i,c}(k) \tag{14}$$

其中下标 i 表示对应于第 i 个局部线性模型,$U(k)=[\boldsymbol{u}^{\mathrm{T}}(k-s)\cdots\boldsymbol{u}^{\mathrm{T}}(k)]^{\mathrm{T}}$ 为执行器的实际输入,$U_c(k)=[\boldsymbol{u}_c^{\mathrm{T}}(k-s)\cdots\boldsymbol{u}_c^{\mathrm{T}}(k)]^{\mathrm{T}}$ 为指令输入,$U_{i,0}(k)=[\boldsymbol{u}_{i,0}^{\mathrm{T}}(k-s)\cdots\boldsymbol{u}_{i,0}^{\mathrm{T}}(k)]^{\mathrm{T}}$ 为局部线性模型所对应工作点处的执行器输入.将式(5)和(3)代入式(12),并考虑残差仅对执行器 l 敏感(用下标 l 表示),则有

$$r_l(k) = \frac{\sum_{i=1}^{m}\beta_i(z)\cdot[\boldsymbol{v}_{i,l}^{\mathrm{T}}((H_{i,0}\Delta\boldsymbol{x}(k-s) + H_{i,c}\Delta U_i(k) + H_{i,w}\Delta W(k)) - H_{i,c}\Delta U_{i,c}(k))]}{\sum_{i=1}^{m}\beta_i(z)}$$

由式(9)可知 $\boldsymbol{v}_{i,l}^{\mathrm{T}}H_{i,0}\Delta\boldsymbol{x}(k-s)=0$,$\boldsymbol{v}_{i,l}^{\mathrm{T}}H_{i,w}\Delta W(k)=0$,将式(14)代入上式得

$$r_l(k) = \frac{\sum_{i=1}^{m}\beta_i(z)\cdot\boldsymbol{v}_{i,l}^{\mathrm{T}}H_{i,c}}{\sum_{i=1}^{m}\beta_i(z)}U(k) - \frac{\sum_{i=1}^{m}\beta_i(z)\cdot\boldsymbol{v}_{i,l}^{\mathrm{T}}H_{i,c}}{\sum_{i=1}^{m}\beta_i(z)}U_c(k) \tag{15}$$

将执行器 l 的故障模型描述为刻度因子和偏差的形式[1]

$$u_l(k) = \eta(k)\cdot u_{l,c}(k) + \lambda(k) \tag{16}$$

这里 $u_l(k)$ 为执行器 l 的实际输入,$u_{l,c}(k)$ 为指令输入;模型参数 $\eta(k)$ 为刻度因子,$\lambda(k)$ 为偏差,它们决定执行器的故障状态,正常状态时 $\eta(k)$,$\lambda(k)$ 分别为 1 和 0.本文假设在数据窗内同一个执行器具有相同的故障状态.

由式(9)可知 $\boldsymbol{v}_{i,l}^{\mathrm{T}}H_{i,d}=0$,即残差 $r_l(k)$ 与执行器 l 以外的其它执行器输入无关,所以其它执行器输入的改变对残差没有影响.因而将所有执行器看作具有相同的模型参数 $\eta(k)$,$\lambda(k)$ 不会影响对第 l 个执行器敏感的局部残差 $r_i(k)$.将式(16)代入式(15)式,并考虑测量噪声可得

$$r(k) = \boldsymbol{\phi}(k)\boldsymbol{\theta}(k) + n(k) \tag{17}$$

其中

$$\boldsymbol{\theta}(k) = [(\eta(k)-1),\lambda(k)]^{\mathrm{T}} \tag{18}$$

$$\boldsymbol{\phi}(k) = \left[\frac{\sum_{i=1}^{m}\beta_i(z(k))\cdot\boldsymbol{v}_{i,l}^{\mathrm{T}}H_{i,c}}{\sum_{i=1}^{m}\beta_i(z(k))}U_c(k), \quad \frac{\sum_{i=1}^{m}\beta_i(z(k))\cdot\boldsymbol{v}_{i,l}^{\mathrm{T}}H_{i,c}}{\sum_{i=1}^{m}\beta_i(z(k))}E\right] \tag{19}$$

$E=[1\quad 1\quad \cdots\quad 1]^{\mathrm{T}}$为$(s+1)p$维向量，$\boldsymbol{\theta}$为参数向量，$\boldsymbol{\phi}$为回归向量，$n(k)$是均值为零、协方差矩阵为$R(k)$的白噪声，代表测量噪声的影响. 式(18)和(19)的结果与文献[3]不同，由推导过程和后面的仿真结果可以证明本文的结论是正确的. 考虑参数向量的动态模型为

$$\boldsymbol{\theta}(k+1)=\boldsymbol{\theta}(k)+\boldsymbol{\varepsilon}(k) \tag{20}$$

式中$\boldsymbol{\varepsilon}(k)$是均值为零、协方差矩阵为$Q(k)$的独立高斯随机向量. 由式(17)和(20)应用卡尔曼滤波方法可估计出参数向量$\hat{\boldsymbol{\theta}}(k)$. 计算公式如下[5]：

$$K(k)=P(k-1)\boldsymbol{\phi}^{\mathrm{T}}(k)[R(k)+\boldsymbol{\phi}(k)P(k-1)\boldsymbol{\phi}^{\mathrm{T}}(k)]^{-1} \tag{21}$$

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}(k)=\hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1)+K(k)[r(k)-\boldsymbol{\phi}(k)\hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1)] \tag{22}$$

$$P(k)=P(k-1)+Q(k-1)-K(k)\boldsymbol{\phi}(k)P(k-1)-K(k)\boldsymbol{\phi}(k)Q(k-1) \tag{23}$$

其中$K(k)$，$P(k)$为增益阵和协方差阵. 由$\hat{\boldsymbol{\theta}}(k)$可计算出执行器故障模型的参数.

3　仿真及结论

用某飞机纵向运动模型[6]进行仿真. 为简化仿真过程，考虑飞机的基准运动为 11000 米高空的无侧斜无侧滑的等速直线运动. 假定飞机质量变化为 6000 公斤至 18000 公斤，马赫数为 0.5 至 1.7. 系统中执行器为升降舵(执行器 1)和油门(执行器 2). 非线性系统测量噪声假定是均值为零、方差为 0.1 的高斯噪声. 在卡尔曼滤波中，给定测量方差$R(k)$为4×10^{-4}，干扰噪声$\boldsymbol{\varepsilon}(k)$的协方差矩阵$Q(k)$为强度 0.01 的 2×2 的对角矩阵.

为方便起见，工作点及相应模糊集隶属函数确定如图 1(质量)和图 2(马赫数)所示. 设执行器 1 正常，执行器 2 在 5 秒后刻度因子变化为 0.1、偏差为 0.1°. 图 3 和图 4 分别是在飞机质量为 9000 公斤、马赫数为 0.9 和飞机质量为 13000 公斤、马赫数为 1.6 时的仿真.

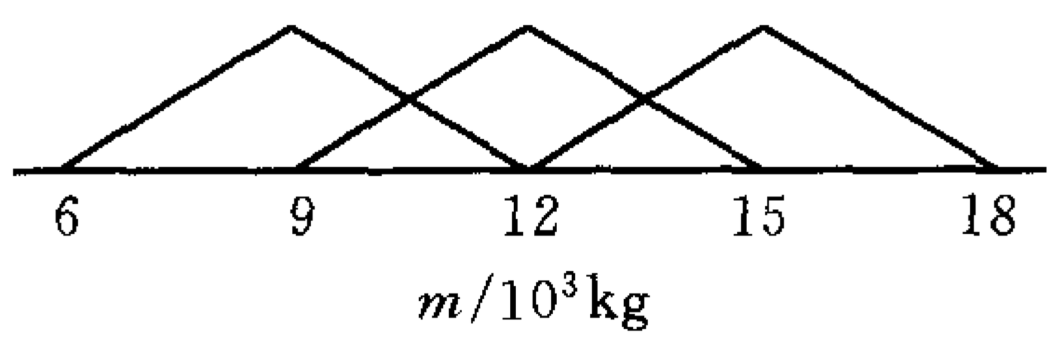

图 1　质量模糊集隶属函数
Fig. 1　Membership function for mass

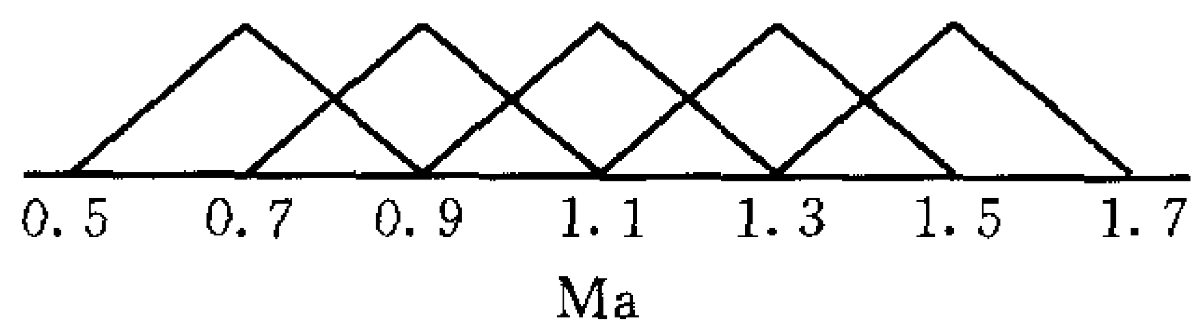

图 2　马赫数模糊集隶属函数
Fig. 2　Membership function for Mach number

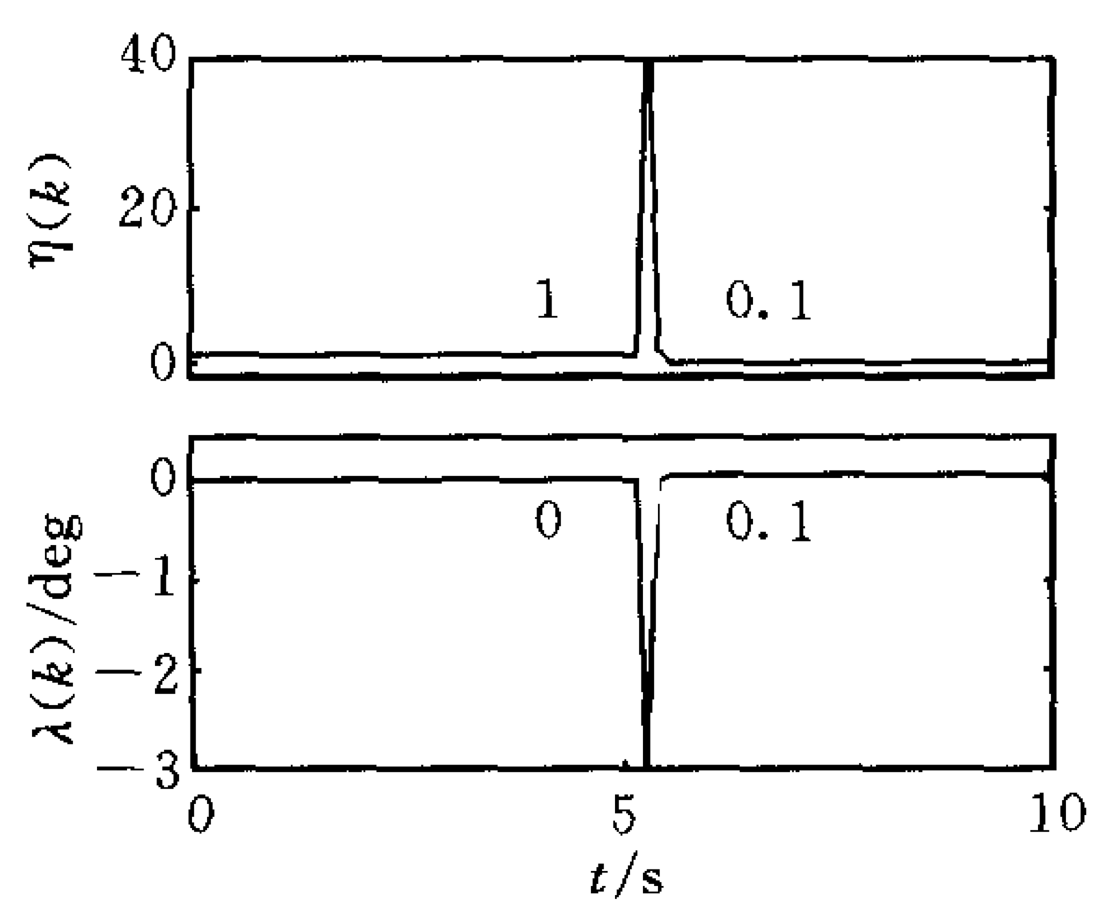

图 3　执行器2故障模型的参数估计
Fig. 3　Estimates for fault model of actuator2

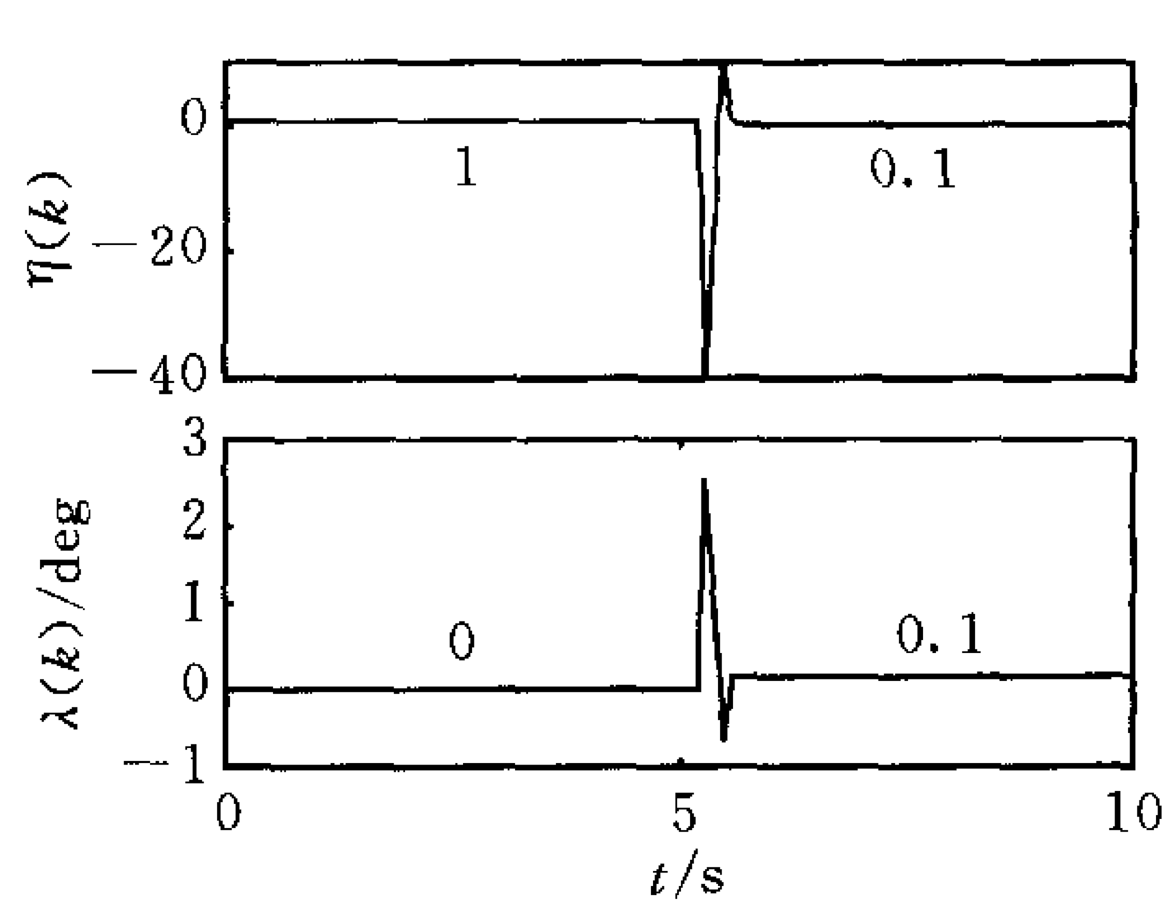

图 4　在不同工作点处执行器2故障模型的估计
Fig. 4　Estimates for fault model of actuator2 in case of varied working point

仿真表明,应用模糊奇偶方程产生的残差仅对一个执行器故障敏感,而与系统状态、其他执行器输入和扰动输入完全解耦.在非线性系统的不同工作点处,本文方法能够估计出执行器的故障模型参数.对每个执行器都建立一个模糊奇偶方程,可以得到一个残差系列,从而可以估计出系统的所有执行器的故障模型参数.本文方法可以解决非线性系统执行器故障的检测、隔离和识别问题.

References

1 Wen Xin, Zhang Hong-Yue, Zhou Lu. Fault diagnosis and Fault Tolernat Control for Control System. Beijing: Machine Industry Press, 1998,22～144(in Chinese)

2 Jin Hong, Zhang Hong-Yue. FDI of slow-grown faults of dynamic system. *Aerospace Control*, 2000,**18**(72):65～70 (in Chinese)

3 Sai M Gopisetty, Robert F Stengel. A fuzzy logic-parity space approach to actuator failure detection and identification. In:Proceedings of the 36th Aerospace Sciences Meeting & Exhibit, Reno, NV: AIAA 98-1014,1998. 1～11

4 Wang L X. Adaptive Fuzzy Systems and Control: Design Stability Analysis. Englewood, NJ:PTR Prentice-Hall, 1994. 1～10

5 Gelb A. Applied Optimal Estimation. Massachusetts: The J. I. T. Press,1979. 102～155

6 Zhang Ming-Lian. Control System of Flight. Beijing: Aviation Industry Press,1994. 7～98(in Chinese)

宋 华 北京航空航天大学自动化学院测控系博士研究生. 研究领域为故障诊断、测控技术、人工智能等.

(**SONG Hua** Received his Ph. D. degree from Beijing University of Aeronautics and Astronautics in 2002. His research interests include fault diagnosis and artificial intelligence.)

张洪钺 北京航空航天大学自动化学院测控系教授、博士生导师. 研究领域为故障诊断与容错技术、人工智能、导航、制导与控制系统等.

(**ZHANG Hong-Yue** Professor at Beijing University of Aeronautics and Astronautics. His research interests include fault diagnosis, artificial intelligence, and navigation.)