

动态系统输入环节突发性故障的 检测与辨识¹⁾

胡 峰¹ 孙国基² 黄刘生¹

¹(中国科学技术大学计算机系 合肥 230027)

²(西安交通大学制造系统工程国家重点实验室 西安 710043)

(E-mail: hushaolin_ustc@163.com)

摘 要 在分析输入环节脉冲型故障和阶跃型故障对动态系统的状态变化和测量系统输出信息的影响的基础上,本文采用正向容错 M-型滤波与反向 WLS 估计结合的方法,建立了输入环节脉冲型故障的检测与故障幅度辨识算法;对于输入环节的阶跃型故障,文中建立了分别适用于定常系统和时变系统的差分变换法与扩展状态空间方法.

关键词 故障检测,故障幅度辨识,动态系统

中图分类号 TP13

DETECTION AND IDENTIFICATION OF ABRUPT FAULTS IN INPUT COMPONENTS OF DYNAMIC SYSTEM

HU Feng¹ SUN Guo-Ji² HUANG Liu-Sheng¹

¹(Department of Computer, University of Science and Technology of China, Hefei 230027)

²(The National Key Laboratory of CIMS, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710043)

(E-mail: hushaolin_ustc@163.com)

Abstract Under quantitatively analyzing the influence of pulse-type faults and step-type faults from input components on state and output, a series of new fault detection approaches and magnitude identification algorithm are built, which are combination of onward fault-tolerant M-type filter with the reverse weighted least squared estimators. As for step-type faults, the difference transformation approach and the expanded state space approach are suggested for time-invariant and time-variant systems, respectively. These new methods given in this paper are practical.

Key words Faults detection, fault magnitude identification, dynamic system

1 引言

自 Beard^[1]首创基于解析冗余的故障诊断理论以来,动态-测量系统的故障检测与诊断

1) 面向 21 世纪教育振兴行动计划项目(YL1318)、中国科学院支持高水平大学建设项目(KY2706)和中国博士后科研基金资助

收稿日期 2000-12-19 收修改稿日期 2001-03-15

技术受到广泛关注. 针对不同故障类型, 结合不同研究背景, 先后出现了多种诊断动态系统突发性故障的方法和算法^[2~5]. 例如, 检测滤波器/观测器法、等价方程与等价空间法、统计检验法、小波变换法、神经网络法以及基于系统仿真和基于知识冗余方法, 等等.

综合已见诸文献的研究成果可以看出, 大多数工作都集中在传感器的故障检测与诊断方面. 对于输入环节故障, 研究工作主要建立在对故障模式、故障发生时间、故障幅度、故障方向甚至对故障先验分布进行适当假定的基础之上^[6], 且有些在线检测方法仅适用于动态系统首次故障的检测与诊断.

考虑到系统运行过程有多次发生故障的可能性, 本文以具有良好容错能力的 M-型滤波算法^[7,8]为工具建立可以适用于多次故障过程的故障检测方法, 以及故障时间推断与故障幅度辨识算法.

2 系统输入环节突发性故障的影响分析

假定某系统的控制输入为 $\mathbf{u}(t) \in R^p$, 扰动输入为 $\boldsymbol{\varepsilon}(t) \in R^{m_1}$, 内部状态为 $\mathbf{x}(t) \in R^{m_1}$, 测量误差为 $\boldsymbol{\eta}(t) \in R^{m_2}$, 输出信息为 $\mathbf{y}(t) \in R^{m_2}$. 并且, 假定系统的状态演化方程和测量方程为

$$\begin{cases} \mathbf{x}(t_k) = A_k \mathbf{x}(t_{k-1}) + B_k \mathbf{u}(t_k) + \boldsymbol{\varepsilon}(t_k) \\ \mathbf{y}(t_k) = H_k \mathbf{x}(t_k) + D_k \mathbf{u}(t_k) + \boldsymbol{\eta}(t_k) \end{cases} \quad (1)$$

模型(1)构成对整个系统内部结构和运行状态的完整描述.

2.1 脉冲型故障的影响分析

假定动态系统的输入环节在 t_{k_0} 时刻发生幅度为 $\lambda(t_{k_0})$ 的脉冲型故障, 即

$$\tilde{\mathbf{u}}(t_k) = \mathbf{u}(t_k) + \lambda(t_{k_0}) l_{(k, k_0)}, \quad l_{(k, k_0)} = \begin{cases} 0, & k \neq k_0 \\ 1, & k = k_0 \end{cases} \quad (2)$$

此时, 模型(1)改写为

$$\begin{cases} \tilde{\mathbf{x}}(t_k) = A_k \tilde{\mathbf{x}}(t_{k-1}) + B_k \tilde{\mathbf{u}}(t_k) + \boldsymbol{\varepsilon}(t_k) \\ \tilde{\mathbf{y}}(t_k) = H_k \tilde{\mathbf{x}}(t_k) + D_k \tilde{\mathbf{u}}(t_k) + \boldsymbol{\eta}(t_k) \end{cases} \quad (3)$$

记 $\Delta_z(t_k) = \tilde{\mathbf{z}}(t_k) - \mathbf{z}(t_k)$ ($\mathbf{z} = \mathbf{x}, \mathbf{y}$). 可以证明, 系统在 t_{k_0} 时刻发生的幅度为 $\lambda(t_{k_0})$ 的脉冲型故障对状态和输出的影响满足如下关系

$$\Delta_x(t_k) = \begin{cases} 0, & k < k_0 \\ B_{k_0} \lambda(t_{k_0}), & k = k_0 \\ A_k \Delta_x(t_{k-1}), & k > k_0 \end{cases} \quad \text{和} \quad \Delta_y(t_k) = \begin{cases} 0, & k < k_0 \\ D_{k_0} \lambda(t_{k_0}), & k = k_0 \\ H_k \Delta_x(t_k), & k > k_0 \end{cases} \quad (4)$$

2.2 阶跃型故障的影响分析

如果动态系统的输入环节从 t_{k_0} 时刻开始发生阶跃型故障, 幅度为 $\lambda(t_k)$, 即

$$\tilde{\mathbf{u}}(t_k) = \mathbf{u}(t_k) + \lambda(t_k) \bar{h}_{(k, k_0)}, \quad \bar{h}_{(k, k_0)} = \begin{cases} 0, & k < k_0 \\ 1, & k \geq k_0 \end{cases} \quad (5)$$

与式(4)类似地, 可导出故障对系统状态和可测输出的影响满足如下关系:

$$\Delta_x(t_k) = \begin{cases} 0, & k < k_0 \\ B_{k_0} \lambda(t_{k_0}), & k = k_0 \\ A_k \Delta_x(t_{k-1}) + B_k \lambda(t_k), & k > k_0 \end{cases} \quad \text{和} \quad \Delta_y(t_k) = \begin{cases} 0, & k < k_0 \\ D_{k_0} \lambda(t_{k_0}), & k = k_0 \\ H_k \Delta_x(t_k) + D_k \lambda(t_k), & k > k_0 \end{cases} \quad (6)$$

式(4)和式(6)都显示, t_{k_0} 时刻发生的输入环节故障不仅会影响该时刻的系统状态和输出,也会对系统后续运行产生不利影响.

3 输入环节脉冲型故障的检测与辨识

由式(4),当输入部件在 t_{k_0} 时刻发生幅度为 $\lambda(t_{k_0})$ 的脉冲型故障时,可以将模型(3)划分为三个部分:

- 1) 对 t_{k_0} 之前的任意时刻 $t_k < t_{k_0}$,系统运行过程服从式(1)描述的动态-测量方程;
- 2) t_{k_0} 时刻的系统状态和可测输出分别为

$$\begin{cases} \tilde{x}(t_{k_0}) = A_{k_0}x(t_{k_0-1}) + B_{k_0}(u(t_{k_0}) + \lambda(t_{k_0})) + \varepsilon(t_{k_0}) \\ \tilde{y}(t_{k_0}) = H_{k_0}\tilde{x}(t_{k_0}) + D_{k_0}(u(t_{k_0}) + \lambda(t_{k_0})) + \eta(t_{k_0}) \end{cases} \quad (7)$$

- 3) t_{k_0} 时刻之后的系统模型为

$$\begin{cases} \tilde{x}(t_k) = A_k\tilde{x}(t_{k-1}) + B_k u(t_k) + \varepsilon(t_k) \\ \tilde{y}(t_k) = H_k\tilde{x}(t_k) + D_k u(t_k) + \eta(t_k) \end{cases} \quad (k = k_0 + 1, k_0 + 2, \dots) \quad (8)$$

并且,故障后系统(8)的新的“初态”为 t_{k_0} 时刻的系统状态 $\tilde{x}(t_{k_0})$.

3.1 故障前系统“终态”的滤波估计

假定系统噪声序列 $\{\varepsilon(t_k), k \in N\}$ 和测量误差序列 $\{\eta(t_k), k \in N\}$ 均为二阶平稳的,并且已知 $R_\varepsilon = \text{Cov}(\varepsilon(t_k), \varepsilon(t_k))$ 和 $R_\eta = \text{Cov}(\eta(t_k), \eta(t_k))$. 为了避免 t_{k_0} 时刻之前可能发生的测量系统故障或数据野值点对状态滤波的不利影响,本文选用如下形式的 ϕ -函数^[7]

$$\phi(r) = \begin{cases} 1, & r \leq a; \quad \frac{a}{r}, a < r \leq b \\ \frac{a(c-r)}{(c-b)b}, & b < r \leq c; \quad 0, r > c \end{cases} \quad (9)$$

构造故障前系统最终状态 $x(t_{k_0-1})$ 的 M-型滤波估计 $\hat{x}_{k_0-1}^\phi$

$$\sum_{i=1}^{k_0-1} \Gamma_{k_0-1, k_0-i-1}^{-\tau} H_i^T R_\eta^{-1} \delta_{k_0-1, i}(y(t_i) - w_{k_0-1, i}, \hat{x}) \phi\left(\| R_\eta^{-\frac{1}{2}} \delta_{k_0-1, i}(y(t_i) - w_{k_0-1, i}, \hat{x}) \| \right) = \mathbf{0} \quad (10)$$

式中 $\Gamma_{k, i} = \prod_{j=0}^{i-1} A_{k-j}$, $\delta_{k, i}(y, \hat{x}) = y - H_i \Gamma_{k, k-i}^{-1} \hat{x}$, $w_{k, i} = D_i u(t_i) - H_i \Gamma_{k, k-i}^{-1} \sum_{j=0}^{k-i-1} \Gamma_{k, j} B_{k-j} u(t_{k-j})$.

可以证明^[8],非线性方程组(10)定义的 M-型滤波具有 W-抗扰性和高崩溃点等良好的容错能力.

注 1. 如果能够确信系统在 t_{k_0-1} 时刻之前没发生任何故障,且系统模型准确、可靠,则可以改用其它经典方法(例如, Kalman 滤波)给出该时刻的滤波估计值.

3.2 故障后系统“初态”的 WLS 估计

下面,简要给出故障后系统“初态” $\tilde{x}(t_{k_0})$ 的最优估计.具体地,对故障后任意时刻 $t_k (t_k > t_{k_0})$,由模型(8)不难导出有下述关系成立:

$$\tilde{y}(t_k) - \tilde{w}_{k, k-k_0} = H_k \Gamma_{k, k-k_0} \tilde{x}(t_{k_0}) + \partial_\varepsilon(t_k) \quad (11)$$

式中 $\tilde{w}_{k, i} = D_k u(t_k) + H_k \sum_{j=0}^{k-k_0-1} \Gamma_{k, j} B_{k-j} u(t_{k-j})$, $\partial_\varepsilon(t_k) = \sum_{i=k_0+1}^k H_i \Gamma_{k, k-i} \varepsilon(t_i) + \eta(t_k)$.

显然,模型(11)形式上类似于线性回归模型.记 $s = k - k_0$,适当选取 $s \geq m_1$,则故障后系统“初态” $\tilde{x}(t_{k_0})$ 的加权最小二乘(WLS)估计为

$$\hat{\tilde{x}}_{WLS}(t_{k_0}) = (S_{k_0,s}^T \tilde{T}_{k_0,s}^{-1} S_{k_0,s})^{-1} S_{k_0,s}^T \tilde{T}_{k_0,s}^{-1} \tilde{Y}_{k_0,s} \tag{12}$$

式中 $\tilde{T}_{k_0,s} = \begin{bmatrix} H_{k_0+1} R_\epsilon^{\frac{1}{2}} & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ H_{k_0+s} \Gamma_{k_0+1,1} & \cdots & H_{k_0+s} \Gamma_{k_0+s,s} R_\epsilon^{\frac{1}{2}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} H_{k_0+1} R_\epsilon^{\frac{1}{2}} & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ H_{k_0+s} \Gamma_{k_0+1,1} & \cdots & H_{k_0+s} \Gamma_{k_0+s,s} R_\epsilon^{\frac{1}{2}} \end{bmatrix}^T + \begin{bmatrix} R_\gamma & & \\ & \ddots & \\ & & R_\gamma \end{bmatrix}; S_{k_0,s} = \begin{bmatrix} H_{k_0+1} \Gamma_{k_0+1,1} \\ \vdots \\ H_{k_0+1} \Gamma_{k_0+1,s} \end{bmatrix}; \tilde{Y}_{k_0,s} = \begin{bmatrix} \tilde{y}(t_{k_0+1}) - \tilde{\omega}_{k_0+1,1} \\ \vdots \\ \tilde{y}(t_{k_0+1}) - \tilde{\omega}_{k_0+1,s} \end{bmatrix}.$

定理 1. 当系统的动态噪声和测量误差都为 0 均值白噪声时,基于从 t_{k_0+1} 到 t_k 时刻的测量信息给出的 $\hat{\tilde{x}}_{WLS}(t_{k_0})$ 是系统状态 $\tilde{x}(t_{k_0})$ 的最优线性无偏估计.

证明. 将模型(11)中的向量 $\tilde{x}(t_{k_0})$ 看成是待估参数,套用统计回归分析的有关结果^[9],即可得知式(12)是 $\tilde{x}(t_{k_0})$ 的最小方差线性无偏估计.详细过程略. 证毕.

3.3 故障检测与幅度估计

对任意时间点 t_k ,基于该时刻之前的输出 $\{y(t_i): t_{k-s} \leq t_i \leq t_{k-1}\}$ 和状态的 M-型滤波 \hat{x}_{k-1}^ϕ ,可以给出测量对象 $y(t_k)$ 的一步预报估计

$$\hat{y}_{(t_k|t_{k-s} \rightarrow t_{k-1})} = H_k A_k \hat{x}_{k-1}^\phi + D_k u(t_k) \tag{13}$$

而基于该时刻之后的输出 $\{\tilde{y}(t_i): t_{k+1} \leq t_i \leq t_{k+s}\}$,又可给出 $\tilde{y}(t_k)$ 的 WLS 拟合估计

$$\hat{\tilde{y}}_{(t_k|t_{k+1} \rightarrow t_{k+s})} = H_k \hat{\tilde{x}}_{WLS}(t_k) + D_k u(t_k) \tag{14}$$

由此可建立故障检测统计量

$$\tilde{\eta}(t_k) = H_k (\hat{\tilde{x}}_{WLS} - A_k \hat{x}_{k-1}^\phi) \tag{15}$$

和故障幅度辨识算法

$$\hat{\lambda}_k = [(D_k + H_k B_k)^T (D_k + H_k B_k)]^{-1} (D_k + H_k B_k)^T H_k (\hat{\tilde{x}}_{WLS}(t_k) - A_k \hat{x}_{k-1}^\phi) \tag{16}$$

定理 2. 如果系统噪声和测量误差均服从 0 均值的对称分布, ϕ -函数为有界奇函数,则 $\hat{\lambda}_{k_0}$ 为故障幅度 $\lambda(t_{k_0})$ 的无偏估计.

证明. 综合式(7)和(8),不难验证 t_{k_0} 时刻故障系统输出和无故障系统输出之间差异为

$$\tilde{y}(t_{k_0}) - y(t_{k_0}) = (D_{k_0} + H_{k_0} B_{k_0}) \lambda(t_{k_0}) \tag{17}$$

再考虑到 \hat{x}_{k-1}^ϕ 和 $\hat{\tilde{x}}_{WLS}(t_k)$ 分别为状态 $x(t_{k-1})$ 与 $\tilde{x}(t_k)$ 的无偏估计,故有 $E \hat{\lambda}_{k_0} = \lambda(t_{k_0})$.

3.4 故障诊断策略

由第 3.1~3.3 节,动态-测量系统(1)的输入环节脉冲型故障的检测与辨识(FDI)可按如下七步进行.

1) 由式(10)计算 $x(t_{k-1})$ 的 M-型滤波 \hat{x}_{k-1}^ϕ ,并按下式计算预报残差

$$\tilde{\eta}(t_k) = y_k - H_k A_k \hat{x}_{k-1}^\phi \quad (k \in N) \tag{18}$$

2) 故障预检:适当设定门限 c ,当 $\|\tilde{\eta}(t_k)\| > c$ 时,可初步判定系统可能发生了脉冲型

故障,转 3);否则,转 7).

- 3) 按式(12)计算状态 $\hat{\mathbf{x}}(t_{k+1})$ 的 WLS 估计 $\hat{\mathbf{x}}_{WLS}(t_k)$,按式(15)生成残差 $\tilde{\boldsymbol{\eta}}(t_k)$.
- 4) 故障诊断:若 $\|\tilde{\boldsymbol{\eta}}(t_k)\| > c$,可认定系统发生了脉冲型故障,转 5);否则,转 7).
- 5) 幅度估计:由式(16)计算故障幅度的估计值 $\hat{\lambda}_k$.
- 6) 故障消除:按式(4)消除该脉冲型故障对系统状态和输出数据的不利影响.
- 7) 进入下一时刻,按 1)~6)继续监控.

4 输入环节阶跃型故障的检测与辨识

本节仅限于讨论输入环节等幅阶跃型故障.至于故障幅度随时间变化的情形,其处理难度要比等幅阶跃型故障复杂.对于后一种情况,限于篇幅,拟另文讨论.

4.1 定常系统阶跃型故障的检测与辨识

对于线性定常系统,输入环节阶跃型故障的 FDI 问题可通过输出数据的自差分技术,转化为脉冲型故障的 FDI 问题,采用第 3 节方法处理.事实上,简记 $\nabla_z(t_k) = \mathbf{z}(t_k) - \mathbf{z}(t_{k-1})$ ($\mathbf{z} = \mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\varepsilon}, \boldsymbol{\eta}$) 和 $\lambda = \lambda(t_{k_0})$,考虑到 $\lambda(t_k) = \lambda(t_{k_0})$ ($k > k_0$),由式(5)有

$$\begin{cases} \nabla_x(t_k) = A\nabla_x(t_{k-1}) + B(\nabla\mathbf{u}(t_k) + \lambda\mathbf{l}_{(k,k_0)}) + \nabla_\varepsilon(t_k) \\ \nabla_y(t_k) = H\nabla_x(t_k) + D(\nabla\mathbf{u}(t_k) + \lambda\mathbf{l}_{(k,k_0)}) + \nabla_\eta(t_k) \end{cases} \quad (19)$$

显然,若将 $\nabla_x, \nabla_y, \nabla_\varepsilon$ 和 ∇_η 分别看成是新动态-测量系统的状态、输出、扰动以及测量误差,则式(19)可以归结到线性系统的带故障模型(3).另一方面,如果扰动 $\{\boldsymbol{\varepsilon}(t_k)\}$ 和测量误差 $\{\boldsymbol{\eta}(t_k)\}$ 是二阶平稳的,只要采样间隔 $h = t_k - t_{k-1}$ 不随时间变化,不难验证 $\{\nabla_\varepsilon(t_k)\}$ 和 $\{\nabla_\eta(t_k)\}$ 亦为二阶平稳序列.进一步地,如果 $\{\boldsymbol{\varepsilon}(t_k)\}$ 和 $\{\boldsymbol{\eta}(t_k)\}$ 是独立增量过程,则 $\{\nabla_\varepsilon(t_k)\}$ 和 $\{\nabla_\eta(t_k)\}$ 为二阶平稳白噪声.因此,基于上述性质,模型(19)的 FDI 问题可采用第 3 节容错 M-型滤波与 WLS 估计相结合的方法进行处理.具体细节略.

4.2 时变系统阶跃型故障的检测与辨识

对于带阶跃型故障的时变线性系统,假定在所观测的运行弧段内仅发生了一次阶跃型故障,则可建立如下形式的增广状态空间模型

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \mathbf{x}(t_k) \\ \lambda \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_k & B_k \\ 0 & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}(t_{k-1}) \\ \lambda \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_k \\ 0 \end{bmatrix} \mathbf{u}(t_k) + \begin{bmatrix} \boldsymbol{\varepsilon}(t_k) \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \\ \mathbf{y}(t_k) = (H_k \vdots D_k) \begin{bmatrix} \mathbf{x}(t_k) \\ \lambda \end{bmatrix} + D_k \mathbf{u}(t_k) + \boldsymbol{\eta}(t_k) \end{cases} \quad (t_k \geq t_{k_0}) \quad (20)$$

新模型的状态向量为 $\boldsymbol{\zeta}_k = (\mathbf{x}(t_k)^\tau, \lambda^\tau)^\tau$.

利用模型(20)可给出发生故障时刻的系统增广状态 $\boldsymbol{\zeta}_{k_0}$ 的 LS 估计

$$\hat{\boldsymbol{\zeta}}_{k_0} = \left\{ \sum_{i=k_0+1}^k T_{i,i-k_0}^\tau \begin{bmatrix} H_i^\tau \\ D_i^\tau \end{bmatrix} (H_i \vdots D_i) T_{i,i-k_0}^\tau \right\}^{-1} \sum_{i=k_0+1}^k T_{i,i-k_0}^\tau \begin{bmatrix} H_i^\tau \mathbf{z}(t_i) \\ D_i^\tau \mathbf{z}(t_i) \end{bmatrix} \quad (21)$$

式中 $\mathbf{z}(t_i) = \tilde{\mathbf{y}}(t_i) - \left\{ D_i \mathbf{u}(t_i) + H_i \sum_{j=0}^{i-1} T_{k,j} \begin{bmatrix} B_{k-j} \\ 0 \end{bmatrix} \mathbf{u}(t_{k-j}) \right\}$, $T_{k,i} = \prod_{j=0}^{i-1} \begin{bmatrix} A_{k-j} & B_{k-j} \\ 0 & I \end{bmatrix}$. 结合故障发生之前系统状态 $\mathbf{x}(t_{k_0-1})$ 的 M-型滤波估计 $\hat{\mathbf{x}}_{k_0-1}^M$,可以合理地认为故障起始时刻 t_{k_0} 由下式

确定:

$$\|A_{k_0} \hat{x}_{k_0-1}^p - (I_{m_1} : 0) \hat{z}_{k_0}\| \xrightarrow{k_0} \min \quad \text{且} \quad \|(0 : I_p) \hat{z}_{k_0}\| \xrightarrow{k_0} \max \quad (22)$$

至于故障检测与故障幅度辨识,由式(22)确定阶跃型故障起始时刻 t_{k_0} 之后,以模型(20)为基础,建立如下形式的含部分随机系数的线性回归模型:

$$z(t_k) = \{(H_k : D_k) T_{k,k-k_0}^T\} \begin{bmatrix} \tilde{x}(t_{k_0}) \\ \lambda \end{bmatrix} + \left\{ \sum_{i=k_0+1}^k (H_i : D_i) \tilde{T}_{k,k-i} \begin{bmatrix} \varepsilon(t_i) \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} + \eta(t_k) \right\} \quad (23)$$

将之转化为系数分量 λ 的异 0 检验与统计估计问题,借用回归分析方法进行处理.

5 仿真计算

选取模型(1)的控制输入为 $u(t) = \mathbf{0} (t \in T)$,过程初始状态为 $\bar{x}_{0|0} = (1.3, 1.5, 2.3)^T$,系数矩阵和误差协方差阵分别为

$$\begin{cases} A_k = \begin{bmatrix} 1.0 & 0 & 0 \\ 0.2 & 1.0 & 0 \\ 0 & 0.3 & 1.0 \end{bmatrix}, H_k = \begin{bmatrix} 0.9 & 0 & 0 \\ 0 & 0.2 & 0.7 \end{bmatrix} \\ B_k = I_3, D_k = 0, R_\varepsilon = 0.5I_3, R_\eta = 0.1I_2 \end{cases} \quad (24)$$

假定动态系统输入环节的 $u(t)$ 在 t_{50} 和 t_{75} 两时刻分别发生一次脉冲型故障,故障幅度见表 1. 采用 Monte Carlo 方法产生上述过程的 100 组仿真“测量”数据,按式(16)计算故障幅度,结果如表 1 所示.

表 1 输入环节脉冲型故障的设定值与统计辨识结果

	t_{50} 时刻			t_{75} 时刻		
	λ_1	λ_2	λ_3	λ_1	λ_2	λ_3
设定值	5.000	2.500	1.667	-5.000	-2.500	-1.667
辨识值	4.977	2.502	1.663	-5.028	-2.492	-1.650

表 1 显示,本文建立的故障幅度辨识算法能够可靠地估计出动态系统输入环节发生的故障大小.

6 结束语

本文以线性结构的动态-测量系统为对象,建立了输入环节脉冲型故障和等幅阶跃型故障的检测与幅度辨识,仿真计算验证了算法有效性.需指出的是,本文算法不适用于斜坡型故障和含斜坡型故障分量的复合型故障.

参 考 文 献

- 1 Beard R. Failure accommodation in linear systems through self-reorganization [Ph D Dissertation]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 1971. 1~30
- 2 Frank P. Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundancy—A survey and some new results. *Automatica*, 1990, 26(3): 459~474

3 胡 峰,孙国基. 过程监控技术及应用. 北京:国防工业出版社,2000. 196~299

4 周东华,叶银忠. 现代故障诊断与容错控制. 北京:清华大学出版社,2000. 1~150

5 胡 峰,孙国基. 基于系统仿真的故障诊断技术研究. 系统工程理论与实践,2000, 20(6):8~15

6 Weston P F, Norton J P. Detection and estimation of abrupt changes in input or state. *International Journal of Control*, 1997, 67(5):699~711

7 胡 峰,范金城. 动态-测量系统 M 型滤波. 见:智能自动化与智能控制(Ⅲ). 北京:科学出版社,1991. 1989~1994

8 胡 峰,范金城. 动态-测量系统 M 型滤波的抗扰性分析. 工程数学学报,1991,8(3):133~140

9 Hampel F R, Ronchetti E M, Rousseeuw P J. Robust Statistics—The Approach Based on Influence. New York: John Wiley & Sons Press,1986. 257~310

10 胡 峰,孙国基. 随机系统 M 型滤波的迭代算法及其收敛性. 西安交通大学学报, 1998,32(7):106~108

胡 峰 现为中国科技大学博士后,研究员. 近期主要研究方向为复杂系统建模、现代计算机控制、故障监控与容错处理技术.

孙国基 西安交通大学教授,全国系统仿真学会副理事长. 近期主要研究方向为 CIMS 仿真以及虚拟现实在系统仿真中应用.

黄刘生 中国科技大学计算机系主任,教授. 近期主要研究方向为分布算法、并行分布系统、网络安全等.

《中国自动化领域发展战略高层学术研讨会论文专集》

(《自动化学报》2002 年增刊) 目次

作为基础研究的自动控制理论	陈翰馥 (1)
从信息的控制观点看自动化的机遇与挑战	李衍达 (4)
控制科学与技术的发展及其思考	郑南宁 贾新春 袁泽剑 (7)
从现代信息科技发展看自动化学科的使命和发展趋势	张 钺 郑应平 (18)
力学与控制科学	黄 琳 (23)
智能特征模型和智能控制	吴宏鑫 (30)
联接主义智能控制综述	袁著祉 陈增强 李 翔 (38)
网络化系统及其建模、分析、控制与优化	戴冠中 郑应平 (60)
工业现状和发展对自动化学科研究的企望	任德祥 (66)
我国特种机器人发展战略思考	王树国 付宜利 (70)
在虚拟与现实之间——自动化若干发展方向刍议	王行愚 (77)
注重控制科学的方法论研究	席裕庚 (85)
模式识别与智能系统研究展望和对策	张天序 (92)
21 世纪非制造业自动化的发展与特种机器人研究思考	戴先中 (96)
机器智能与模式识别研究中的统计学习方法	王天树 郑南宁 袁泽剑 (103)
多传感信息融合与自动化	韩崇昭 朱洪艳 (117)
无所不在的传感与机器人感知	葛运建 张建军 戈 瑜 吴仲城 高理富 (125)
复杂媒体网络与控制	戴琼海 赵千川 金以慧 (134)
智能科学发展的若干问题	蔡自兴 贺汉根 (142)
数字技术与控制理论发展的思考	余达太 (151)
自动化学科的理论前沿和应用拓展——我们的理解及工作	吴启迪 (157)
关于自动化领域中若干基础科学问题的思考	王成红 (165)
基于网络控制的若干基本问题的思考和分析	王飞跃 王成红 (171)

定价:50 元

联系地址:北京中关村中国科学院自动化研究所《自动化学报》编辑部

邮编:100080

联系电话:(010)82614566,(010)62565763

(《自动化学报》2002 增刊前言转 942 页)