第27卷 第1期
2001年1月

自 动 化 学 报
ACTA AUTOMATICA SINICA

Vol. 27, No. 1
Jan., 2001

短文

非平稳过程突发性故障的在线检测与辨识[1)]

胡 峰 孙国基
(西安交通大学 CIMS 国家重点实验室 西安 710049)

摘 要 突发性故障的检测与故障幅度辨识是过程监控和技术过程安全性研究领域的重要课题. 基于线性回归模型参数的容错估计，提出了一组适用于多故障过程脉冲型故障的在线检测与故障幅度容错辨识的新方法，并利用该方法解决了过程阶跃型故障的检测与辨识问题. 通过理论分析和仿真计算，证实了该方法的有效性.

关键词 过程突变，过程监控，故障检测，故障幅度辨识.

ONLINE DETECTION AND IDENTIFICATION FOR ABRUPT FAULTS IN NONSTATIONARY PROCESS

HU Feng SUN Guo-Ji
(*The State Key Laboratory of CIMS, Xi'an Jiaotong University, Xi'an* 710049)

Abstract In process monitoring and technical process safety, it is necesary to detect abrupt faults in the process and to identify their magnitudes practically. Based on the fault-tolerant estimators of coefficients of the linear regression model, a series of online fault detection and fault-magnitude identification algorithms are given in this paper. A new practical approaches for step-type faults is built with these fault detectors given for pulse-type faults. Simulation results show that these new approaches are practical and creditable.

Key words Abrupt changes in process, process monitoring, faults detection, fault magnitude identification.

1 引言

自 Basseville 和 Nikiforov 等人[1,2]系统地提出异常变化检测的一般理论和通用框架以来，异变检测与过程故障诊断技术引起了过程自动化与技术过程安全性及其相关领域

1) 机械制造系统工程国家重点实验室访问学者基金项目(2000-123).
收稿日期 1999-04-27 收修改稿日期 2000-01-31

研究工作者的关注,并在工业过程的故障监控、核电站安全维护、导航系统监视、灾变检测、心电图异变分析乃至语音分段、图像边界检测等众多实际问题中得到了应用[1,3,4].

从见诸文献的研究成果可以看出,过程故障检测技术目前主要集中在多故障过程的离线检测和首次故障的在线监测两个方面[1−4]. 由于以似然比、序贯概率比、递推最小二乘估计和 Kalman 滤波等经典方法为基础的各种检测器,缺乏对过程历史故障的容错能力,带故障过程故障的在线检测一直是过程故障监控技术研究的薄弱环节. 为此,本文将采用对过程脉冲型故障具有良好容错能力的模型参数有界影响估计算法为工具,建立一组适用于多故障过程的故障在线检测策略,并导出故障幅度的无偏辨识算法.

2　带故障过程的模型描述与模型参数的容错辨识

假定某系统在时间区间 T 上的可测输出为 $\{y(t),t\in T\}$,记其均值为 $\mu(t)=E(y(t))$. 当 $\{\mu(t),t\in T\}$ 满足分段连续且平方可积条件时,它总可以采用 L^2-空间上适当选定的一组基函数系列 $\{\hbar_i(t),i=1,2,3,\cdots\}$ 的线性组合逼近[5]. 因此,不失一般性地假定系统输出信号 $\{y(t),t\in T\}$ 可采用如下形式的线性参数模型拟合

$$y(t)=\sum_{i=1}^{s}a_i\hbar_i(t)+\varepsilon(t),\ E(\varepsilon(t))=0,\ \mathrm{cov}(\varepsilon(t))=\sigma^2,\tag{1}$$

式中 $\varepsilon(t)$ 表示测量误差与模型拟合残差的混合影响,$\{a_i,i=1,2,\cdots,s\}$ 为拟合系数.

当系统的输出环节在其运行过程中发生了脉冲型或阶跃型突发性故障时,结合过程正常运行时的拟合模型(1),可构造出带多次脉冲型故障的故障过程数学模型

$$\tilde{y}(t)=\sum_{i=1}^{s}a_i\hbar_i(t)+\sum_{i=1}^{m}\lambda_{f_i}\phi_1(t,t_{f_i})+\varepsilon(t),\tag{2}$$

和带多次阶跃型故障的故障过程数学模型

$$\tilde{y}(t)=\sum_{i=1}^{s}a_i\hbar_i(t)+\sum_{i=1}^{m}\lambda_{f_i}\phi_2(t,t_{f_i})+\varepsilon(t),\tag{3}$$

式中 $\{t_{f_i},i=1,2,\cdots,m\}$ 为过程发生故障的时刻,λ_{f_i} 为 t_{f_i} 时刻故障导致异变的幅度,函数 ϕ_1 和 ϕ_2 由下式确定:

$$\phi_1(t,t_f)=\begin{cases}1,\ t=t_f\\0,\ t\neq t_f\end{cases},\ \phi_2(t,t_f)=\begin{cases}0,\ t<t_f\\1,\ t\geqslant t_f\end{cases}.\tag{4}$$

引进记号 $\boldsymbol{\alpha}=(a_1,\cdots,a_s)^{\tau}$. 对于线性模型(1),文[6]曾导出模型系数的最小二乘(LS)估计递推关系式

$$\hat{\boldsymbol{\alpha}}_{LS(1\to n+1)}=\hat{\boldsymbol{\alpha}}_{LS(1\to n)}+p_{(n+1|n)}\xi_{LS(n+1|n)},\tag{5}$$

其中 $\xi_{LS(n+1|n)}=\dfrac{y(t_{n+1})-x_{n+1}^{\tau}\hat{\boldsymbol{\alpha}}_{LS(1\to n)})}{\sqrt{1+\boldsymbol{x}_{n+1}^{\tau}(A_{(1\to n)}^{\tau}A_{(1\to n)})^{-1}\boldsymbol{x}_{n+1}}}$ 为 $y(t_{n+1})$ 带来的规范化新息[6], $p_{(n+1|n)}=\dfrac{(A_{(1\to n)}^{\tau}A_{(1\to n)})^{-1}\boldsymbol{x}_{n+1}}{\sqrt{1+\boldsymbol{x}_{n+1}^{\tau}(A_{(1\to n)}^{\tau}A_{(1\to n)})^{-1}\boldsymbol{x}_{n+1}}}$ 为递推 LS 估计的修正因子, $\boldsymbol{x}_{n+1}=\begin{bmatrix}\hbar_1(t_{n+1})\\\vdots\\\hbar_s(t_{n+1})\end{bmatrix}$ 和

$A_{(1\to n)}=\begin{bmatrix}\hbar_1(t_1)&\cdots&\hbar_s(t_1)\\\vdots&&\vdots\\\hbar_1(t_n)&\cdots&\hbar_s(t_n)\end{bmatrix}$ 为基函数生成的向量和矩阵.

可以证明，当过程与统计模型(1)吻合时，递推LS估计 $\hat{\alpha}_{LS(1\to n)}$是模型系数 α 的最小方差线性无偏估计，具有良好的统计性质. 但是，递推LS估计缺乏对过程突发性故障的容错能力. 当系统在运行过程中发生了异常变化时，若按式(5)计算递推LS估计，则实际效果往往是不令人满意的，甚至会出现算法崩溃.

为改进递推算法(5)对过程脉冲型故障的容错能力，文[6]在对式(5)的机理进行细致分析的基础上构造了一组改进型递推算法

$$\hat{\alpha}_{w(1\to n+1)} = \hat{\alpha}_{w(1\to n)} + p_{(n+1|n)} w(\tilde{\xi}_{(n+1|n)}), \tag{6}$$

其中，新息 $\tilde{\xi}_{(n+1|n)}$为将 $\xi_{LS(n+1|n)}$表达式中 $\hat{\alpha}_{LS(1\to n)}$用 $\hat{\alpha}_{w(1\to n)}$代替后的结果，函数 $w(\xi)$为定义于 R 上的有界奇函数. 对应地，文[6]称 $\hat{\alpha}_{w(1\to n)}$为模型系数 α 的有界影响估计.

如果存在 $n_0 \geqslant 2s$ 使得过程在启动阶段$[t_0, t_{n_0}]$内没有发生突发性故障或所发生的故障已经采用“稳健-似然比检验”方法[7]检测并予以修复，选取(6)的递推初值为 $\hat{\alpha}_{w(1\to n_0)} = \hat{\alpha}_{LS(1\to n_0)}$. 可以证明[6]：只要 $\varepsilon(t_n)(t_n > t_{n_0})$服从单峰对称分布，则$\{\hat{\alpha}_{w(1\to n)}\}$中每一项都是 α 的无偏估计；进一步地，如果$\{\varepsilon(t), n=1,2,\cdots\}$服从正态分布，则在 $S_c = \{w \mid w(-\xi) = -w(\xi), \sup\limits_{\xi\in R}|w(\xi)| \leqslant c\}$ 中使估计误差方差最小的 $w(\xi)$由下式给定：

$$W(x) = \begin{cases} x, & |x| \leqslant c, \\ \dfrac{x}{|x|}c, & |x| > c', \end{cases} \tag{7}$$

式中 c 为适当选取的门限常数，建议取值为3σ.

文[6]通过理论分析和仿真计算指出，由式(6)和式(7)确定的递推估计不仅具有良好统计特性和在一定范围内的最优或次优性，还具备良好的抗过程脉冲型故障或采样序列孤立型异常数据干扰的能力.

3 脉冲型故障的检测与辨识

当过程发生如模型(2)所示的多次脉冲型故障时，可以利用算法(6)和式(7)在线计算递推估计 $\hat{\alpha}_{w(1\to n)}$，给出测量对象一步(容错)预报估计

$$\hat{y}_{(t_{n+1}|t_1\to t_n)} = \sum_{i=1}^{s} \hat{\alpha}_{i,w(1\to n)} h_i(t_{n+1}), \tag{8}$$

式中 $\hat{\alpha}_{i,w(1\to n)}$表示容错辨识 $\hat{\alpha}_{w(1\to n)}$的第 i 个分量. 由带故障过程的实际输出(2)和容错预报估计(8)，可以生成残差序列

$$\tilde{\varepsilon}_{(t_{n+1}|t_1\to t_n)} \triangleq \tilde{y}(t_{n+1}) - \hat{y}_{(t_{n+1}|t_1\to t_n)} =$$

$$y(t_{n+1}) - \hat{y}_{(t_{n+1}|t_1\to t_n)} + \begin{cases} 0, & t_{n+1} \neq t_{f_i} (i=1,\cdots,m), \\ \lambda_{f_i}, & \text{存在 } t_{f_i}, t_{n+1} \neq t_{f_i}. \end{cases} \tag{9}$$

由于式(8)中所采用的 $\hat{\alpha}_{w(1\to n)}$是模型系数 α 的容错估计，无论过程是否发生过脉冲型故障，其容错预报 $\hat{y}_{(t_{n+1}|t_1\to t_n)}$都将与无故障运行时的输出信息 $y(t_{n+1})$相吻合. 因此，容错预报残差序列(9)将比递推LS预报残差能够更好地凸现过程发生的脉冲型故障.

适当选取置信常数 δ(通常取为0.05或0.01). 由式(9)所示残差序列，结合统计推断

的稳健-抗扰性处理技术[8,9],可以构造出置信度接近$(1-\delta)\times 100\%$的置信区间

$$I_{n+1}=[\hat{y}_{(t_{n+1}|t_1\to t_n)}-c_{n,\frac{\delta}{2}}\hat{\sigma}_n,\hat{y}_{(t_{n+1}|t_1\to t_n)}-c_{n,1-\frac{\delta}{2}}\hat{\sigma}_n]\subset R, \tag{10}$$

其中 $\hat{\sigma}_n$ 和 $\left(c_{n,\frac{\delta}{2}},c_{n,1-\frac{\delta}{2}}\right)$ 按式(11)与(12)确定(med{}为中值算子):

$$\hat{\sigma}_n=\mathrm{med}\{\tilde{\varepsilon}_{(t_{i+1}|t_1\to i)},i=n_0,n_0+1,n_0+2,\cdots,n\}, \tag{11}$$

$$P(\varepsilon(t)<-c_{n,\frac{\delta}{2}}\hat{\sigma}_n)=\delta/2,\ P(\varepsilon(t)>c_{n,1-\frac{\delta}{2}}\hat{\sigma}_n)=\delta/2. \tag{12}$$

利用置信区间序列$\{I_{n+1},n=n_0,n_0+1,\cdots\}$,可以为过程脉冲型突变建立如下形式的在线检测策略:当 $y(t_{n+1})\in I_{n+1}$时,可判断 $y(t_{n+1})$为故障数据,可靠度接近$(1-\delta)\times 100\%$;反之,则认为系统在 t_{n+1}时刻工作正常.

结合上述关于残差 $\tilde{\varepsilon}_{(t_{n+1}|t_1\to t_n)}$的分析,由式(9)还可给出故障幅度的统计辨识算法

$$\hat{\lambda}(t_{f_i})=\tilde{\varepsilon}_{(t_{f_i}|t_1\to t_{f_i-1})},\quad i=1,2,\cdots,m. \tag{13}$$

不难验证,如果$\{\varepsilon_i,i=1,\cdots,n\}$服从单峰对称分布,且初值 $\hat{\alpha}_{w(1\to n_0)}=\hat{\alpha}_{LS(1\to n_0)}$,由式(13)给出的 $\hat{\lambda}(t_{f_i})$是故障幅度 $\lambda(t_{f_i})$的无偏估计$(i=1,2,\cdots,m)$.

4　阶跃型故障的检测与辨识

阶跃型故障是一类常见的过程突发性故障.当过程发生阶跃型故障时,已有的检测方法大多建立在多模型拟合或多备择假设统计检验基础之上[1,2].采用这些方法对过程阶跃型故障进行检测时,阶跃弧段的划分是十分关键的.但是,对于真实系统的运行过程而言,突变发生与否,以及阶跃型故障或突变发生的时间,通常是未知的.这就限制了此类方法的有效性和实用性.

鉴于此,本文将另辟蹊径,通过过程(自)差分处理,将阶跃型突变的检测与诊断问题转化成为差分模型下脉冲型故障的检测与辨识,采用第2~3节的方法进行处理.具体地,对于过程(3),引进差分处理器 ∇,定义差分过程$\nabla_{\tilde{y}}(t_i)=\tilde{y}(t_i)-\tilde{y}(t_{i-1})$,则该过程(3)可以转化为

$$\nabla_{\tilde{y}}(t)=\sum_{i=1}^{s}a_1\nabla_{\hbar_i}(t)+\sum_{i=1}^{m}\lambda_{f_i}\phi_1(t,t_{f_i})+\nabla_{\varepsilon}(t), \tag{14}$$

式中 $\nabla_{s}(t_i)=\varepsilon(t_i)-\varepsilon(t_{i-1}),\nabla_{\zeta}(t_i)\zeta(t_i)-\zeta(t_{i-1})(\zeta=\hbar_1,\hbar_2\cdots,\hbar_s)$.

可以证明,如果随机序列$\{\varepsilon(t),t\in T\}$为二阶平稳的,则差分序列$\{\nabla_{\varepsilon}(t),t\in T\}$亦为二阶平稳的;如果$\{\varepsilon(t),t\in T\}$为平稳 Gauss 序列,则差分序列$\{\nabla_{\varepsilon}(t),t\in T\}$亦为平稳 Gauss 序列.因此,过程$\{y(t),t\in T\}$阶跃型故障检测与辨识问题直接转化为差分过程$\{\nabla_y(t),t\in T\}$脉冲型故障的检测与辨识问题,并采用第2~3节的方法进行处理.

5　仿真计算

仿真模型 $y(t)=b_0+b_1t+b_2t^2+\varepsilon(t)$,模型系数 $b_0=10$, $b_1=20$, $b_2=-0.2$,误差分量服从正态分布 $\varepsilon\sim N(0,\sigma)$.采用 Monte Carlo 方法产生100组采样数据,并将数据从第50

点和第75点开始分别上跳50σ和$100\sigma(\sigma=1)$，形成两个等幅阶跃型突变，如图1所示.

采用图1所示的仿真数据，按式(8)和(9)计算基于递推有界影响估计的一步预报残差，结果如图2所示.

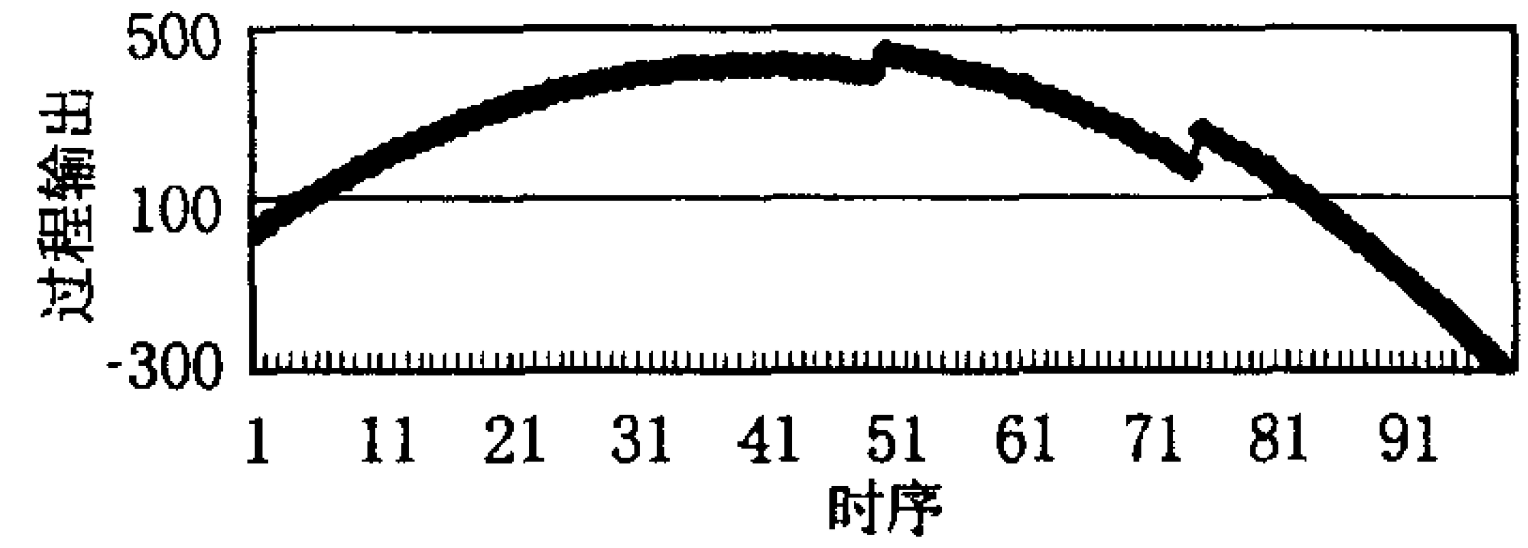

图1 含2个阶跃型故障的仿真数据

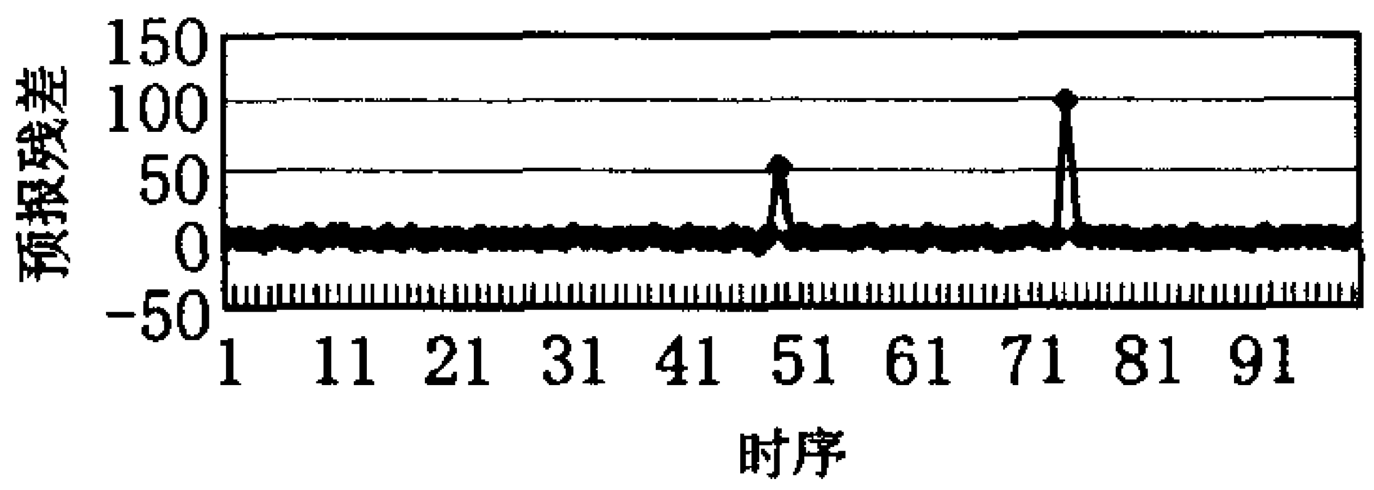

图2 差分序列的容错一步预报残差

从仿真计算结果和残差曲线2可以明显地看出，过程分别在$t=50$和$t=75$两时刻发生了突发性故障，且两故障幅度的容错辨识结果分别为51.612和98.112，与事先设置的故障幅度吻合.

参 考 文 献

1 Basseville M, Nikiforov I V. Detection of Abrupt Changes: Theory and Application. New York: John Wiley & Sons Inc., 1997. 1～198

2 Basseville M, Nikiforov I V. A unified framework for statistical change detection. In: Proc. 30th IEEE conference on decision and control. UK: Brighton, 1991

3 胡峰，孙国基. 过程变化检测机理及应用(综述). 华北工学院学报，1998，**19**(4)：312～320

4 胡峰，孙国基. 过程监控与容错处理的现状及展望. 测控技术，1999，**18**(12)：1～5

5 蒋尔雄，赵风光. 数值逼近. 上海：复旦大学出版社，1995. 30～117

6 胡峰，孙国基. 线性模型系数的有界影响辨识. 西安交通大学学报，1999，**33**(5)：11～14

7 胡峰，孙国基. 靶场外测数据野值点的统计诊断技术. 宇航学报，1999，**20**(2)：68～74

8 Huber F J. Robust Statistics. New York: John Wiley & Sons, 1981. 352～473

9 范金城，胡峰. 动态测量数据的抗扰性分析研究(综述). 数理统计与应用概率，1996，**11**(3)：244～248

胡 峰 1964年生，博士，高级工程师. 现为西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室访问学者，《飞行器测控学报》编委. 主要从事复杂系统建模与仿真和过程监控与数据诊断技术的研究. 近年来发表学术论文70多篇，出版专著一本，获得军队级科技进步二、三等奖8项.

孙国基 1936年生，教授，博士生导师. 现任全国系统仿真学会副理事长，《系统仿真学报》等学术期刊编委. 近年来主要从事CIMS仿真和虚拟现实在仿真中的应用研究. 发表论文90多篇，并获全国科学大会奖及多项部委级科技进步奖.