

一类非线性系统参数突变故障的检测与诊断

周东华 席裕庚 张钟俊

(上海交通大学自动控制系)

摘要: 本文针对一类非线性系统提出了一种非线性自适应故障检测滤波器,可以实时检测并分离、估计出其参数的突变故障. 仿真实例说明了本文方法的有效性.

关键词: 非线性随机系统;故障检测;故障诊断

1 引言

近20年来,以软件冗余为主导的故障检测与诊断技术(FDD——Fault Detection and Diagnostics)得到了广泛深入的研究. 针对线性系统,人们已提出了众多的FDD方法. 然而,对本质非线性随机系统的研究结果则很少^[1]. 文[2]针对一类连续型非线性系统给出了一种故障检测方法. 首先采用连续型扩展卡尔曼滤波器(EKF)得到输出残差序列. 然后,基于残差序列,采用残差加权平方和法(WSSR)进行故障的检测. 文[3]针对另一类连续型非线性系统给出了一种故障检测方法. 同样采用了连续型EKF得到了残差序列,然后对残差序列进行统计分析,进行故障的检测. 文[4]将文[2]的原理推广到一类离散型非线性系统,得到了一种故障检测策略. 然而文[2~4]均未给出故障的大小及部位信息. 文[5]针对一类离散型非线性系统所存在的恒值偏差故障,给出了一种FDD方法,其基本原理是利用无故障时的EKF的残差序列去驱动一组低维的卡尔曼滤波器,进行FDD. 然而,通过我们所做的仿真实验,此方法是无效的. 其原因就是通常的EKF在此类故障发生后(模型严重失配)将严重丧失状态估计能力^[6].

造成非线性随机系统FDD领域成果很少的本质原因,在于缺乏非线性随机系统状态及参数实时估计的有效方法. 关于非线性滤波器/观测器的一个较新、较全面的综述可参见[10]. 人们已提出了至少十种非线性滤波器/观测器,然而这些滤波器/观测器在用于FDD时均有其局限性. 通常的EKF关于模型失配的鲁棒性极差^[6]. 具有定常增益的EKF(CGKF)的动态响应则不能保证. 其它的估计器也有诸如算法复杂性高,或稳定性(收敛性)不能保证,或假设条件过强,难以验证等缺陷. 致力于设计出实时性好,鲁棒性强,收敛性有保证的非线性估计器仍是当前系统辨识领域的前沿课题.

本文首次提出了一种非线性自适应故障检测滤波器(NAFDF——Nonlinear Adaptive Fault Detection Filter). 我们曾在文[4]中提出了一种用于一类非常广泛的非线性随机系统的故障检测策略. 本文NAFDF兼容了文[4]的可快速检测出故障的功能,并进行了推广充实,达到了对被控过程参数的非经常突变故障的实时分离和估计. 本文NAFDF的核心是我们给出的一种可同时估计状态及参数的非线性滤波器(NF). 此NF具有算法复杂性

适中,估计精度很高的特点.我们给出了一种交互初始化方法使得检测及分离多次故障成为可能.此 NAFDF 的全部算法由递推公式给出,为在线实施创造了条件.

2 非线性自适应故障检测滤波器

本文假设所研究的一类非线性系统满足如下条件:

A_1 : 系统是可辨识的.

A_2 : 模型参数与过程参数满足一一对应关系.

A_3 : 满足线性测量条件.

其中, A_2 的含义是,由一组模型参数可通过某单值映射,唯一确定一组过程参数 (plant coefficients),反之亦然,这可在建模时,通过选择适当的状态变量来达到.条件 A_3 可选择适当的输出变量来满足.

考虑由离散型状态空间模型描述的一类非线性随机系统:

$$\begin{aligned} X(t+1) &= f(\theta, t, u, X(t)) + v(t), \\ Y(t) &= H(\theta) \cdot X(t) + e(t). \end{aligned} \quad (2.1)$$

其中, $X \in R^n$ 为状态变量; $f(\cdot): R^n \rightarrow R^n$, 为关于 X 的非线性函数; $u \in R^m, m \leq n$ 为输入变量; $H(\theta) \in R^{p \times n}$ 为测量矩阵; $Y \in R^p$ 为系统输出; $\theta \in R^r$ 为参数变量; $V \in R^n, e \in R^p$ 分别为不相关的,零均值、方差为 $Q_1(t)$ 及 $Q_2(t)$ 的高斯白噪声.并假设初始状态 $X(0)$ 满足统计特性:

$$\begin{aligned} EX(0) &= X_0(\theta), \\ E[X(0) - X_0(\theta)][X(0) - X_0(\theta)]^T &= M_0(\theta). \end{aligned} \quad (2.2)$$

定义 1 称被监控系统发生故障,若系统参数发生跳变.

这类故障可由于实际系统的某些元器件的损坏,失效而造成.本文允许可同时发生多个故障,但假设故障是非经常发生的,也即不是经常发生的.一方面这是参数辨识所需时间所要求.另一方面,这也是符合客观实际的.

本文 NAFDF 由快速故障检测模块, NF, 修正贝叶斯分类器及相互初始化模块构成.如图 1 所示.现分述如下.

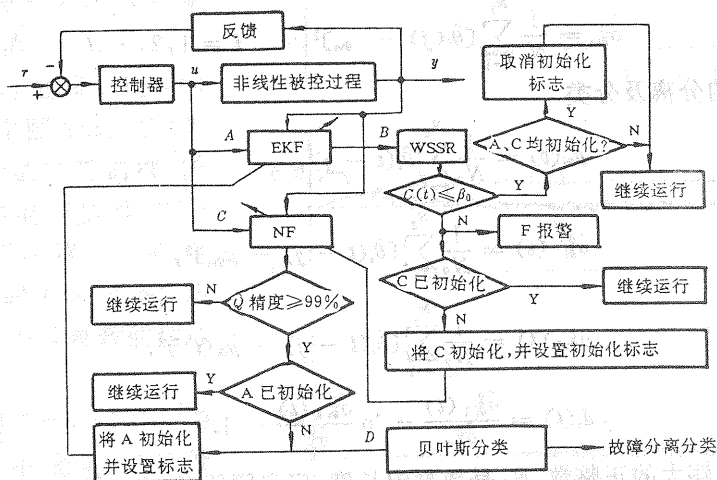


图 1 非线性自适应故障检测滤波器结构框图

快速故障检测模块: 此模块由通常的 EKF 及 WSSR 故障检测器构成(详见[4]), 其原理是, 由 EKF 得残差序列 $\{\gamma(t)\}$, 并计算出均方误差阵

$$V_0(t) = E[\gamma(t)\gamma^T(t)], \quad (2.3)$$

则得 WSSR 故障检测器如下:

$$L(t) = \frac{1}{N} \sum_{j=t-N+1}^t \gamma^T(j) V_0^{-1}(j) \gamma(j) \quad (2.4)$$

$$L(t) > \beta_0: H_1; \quad \text{发生故障}$$

$$\leq \beta_0: H_0; \quad \text{正常运行}$$

其中, N 为数据窗长度, β_0 为预定的阈值.

同时估计状态及参数的非线性滤波器(NF): 我们修改了文[7]的一些错误, 并对其进行了改进, 得到了一种同时估计状态及参数的 NF, 递推算法如下:

$$\begin{aligned} \hat{X}(t+1) &= f(\hat{\theta}, t, u, \hat{X}(t, \hat{\theta})) + B_z(t) + K(t)e(t), \\ \hat{\theta}(t+1) &= \hat{\theta}(t) + \beta(t+1)R^{-1}(t+1)\Phi(t+1)S^{-1}(t+1)e(t+1), \\ R(t+1) &= R(t) + \alpha(t+1)[\Phi(t+1)S^{-1}(t+1)\Phi^T(t+1) - R(t)], \\ K(t) &= F_t P(t) H_t^T S^{-1}(t), \\ P(t+1) &= F_t P(t) F_t^T + Q_1(t) - K(t)S(t)K^T(t), \\ S(t) &= H_t P(t) H_t^T + Q_2(t), \\ \hat{Y}(t+1) &= H_t \hat{X}(t+1), \\ e(t+1) &= Y(t+1) - \hat{Y}(t+1). \end{aligned} \quad (2.5)$$

上式中, $B_z(t)$, $\alpha(t+1)$, $\beta(t+1)$, $\Phi(t+1)$, F_t , H_t 的定义详见[8].

贝叶斯分类器: 不妨设 $\theta(t)$ 就是被监控系统的参数且服从正态分布和独立性条件. 可得一种修正的贝叶斯分类算法如下: (见[9])

I: 决定过程参数的正常值

$$\begin{aligned} \text{期望:} \quad \hat{\mu}_{\theta_{i0}} &= \frac{1}{N_1} \sum_{j=1}^{N_1} \hat{\theta}_i(j), \\ \text{方差:} \quad \hat{\sigma}_{\theta_{i0}}^2 &= \frac{1}{N_1} \sum_{j=1}^{N_1} [\hat{\theta}_i(j) - \hat{\mu}_{\theta_{i0}}]^2, \quad i = 1, 2, \dots, l. \end{aligned} \quad (2.6)$$

II: 故障的分离及分类

$$\begin{aligned} \hat{\mu}_{\theta_i}(t) &= \frac{1}{N_2} \sum_{j=1}^{N_2} \hat{\theta}_i(t-j), \\ \hat{\sigma}_{\theta_{i1}}^2(t) &= \frac{1}{N_2} \sum_{j=1}^{N_2} [\hat{\theta}_i(t-j) - \hat{\mu}_{\theta_{i0}}]^2, \\ \hat{\sigma}_{\theta_{i1}}^2(t) &= \frac{1}{N_2} \sum_{j=1}^{N_2} [\hat{\theta}_i(t-j) - \hat{\mu}_{\theta_i}(t)]^2, \\ d_i(t) &= \frac{\hat{\sigma}_{\theta_{i1}}^2(t)}{\hat{\sigma}_{\theta_{i0}}^2} - \ln \frac{\hat{\sigma}_{\theta_{i1}}^2(t)}{\hat{\sigma}_{\theta_{i0}}^2} - 1. \end{aligned} \quad (2.7)$$

其中, N_1 为一足够大的正整数, N_2 是数据窗长度. 定义阈值 W_1, W_2 , 则

$$d_i(\tau+j) \leq W_1: H_0; \quad \text{正常}$$

$$W_1 < d_i(\tau + j) \leq W_2 : H_1; \quad \text{常规故障}$$

$$d_i(\tau + j) > W_2 : H_1; \quad \text{严重故障}$$

$$j = 1, \dots, T_1, \quad i = 1, \dots, l, \quad \tau = 1, 2, \dots$$

其中, T_1 为某一正整数. 在 T_1 步内对 $d_i(\cdot)$ 进行连续监测是为了消除某故障参数对其它参数的动态影响, 减少误报率.

当 H_1 成立时, 取故障幅值近似为

$$\Delta \theta_i = \hat{\theta}_i(\tau + T_1) - \hat{\mu}_{\theta_{i0}} \quad (2.8)$$

相互初始化方法: NF 的初始化是在 WSSR 故障检测器检测出故障时, 采用使 $\hat{X}(t)$, $\hat{\theta}(t)$, $P(t)$, $R(t)$ 及渐消因子 $\beta(t+1)$, $\alpha(t+1)$ 同时重新初始化来达到. EKF 的初始化是在 NF 精确估计出被控过程参数时, 利用这些参数, 去修正 EKF 的参数, 以及使其协方差阵重新初始化来达到.

3 仿真实例

某轮船的驱动系统可由如下模型描述^[4]:

$$X(t+1) = 0.1 \cdot a \cdot X^2(t) + X(t) + 0.1 \cdot b \cdot u(t) + V(t),$$

$$Y(t+1) = X(t+1) + e(t+1), \quad (3.1)$$

$$Q_1 = 0, \quad Q_2 = 0.01, \quad X(0) = 0.$$

其中, a 表示船壳所受阻力, b 代表发动机效率, 标称值 $a^0 = -0.58$, $b^0 = 0.2$, 仿真中取 $\hat{X}(0) = 0$, $\hat{\theta}(0) = [0 \ 0]^T$, $P(0|0) = P(0) = 100$, $R(0) =$

$$\begin{bmatrix} 100 & 5 \\ 5 & 10 \end{bmatrix}.$$

图 2 至图 4 给出了仿真结果. 图中 d_1, d_2 分别表示关于 $\hat{a}(\cdot)$ 及 $\hat{b}(\cdot)$ 的贝叶斯分类器的监测值.

图 2 显示了正常运行时的系统响应. 其中图 2(a), (b) 为 EKF 及 WSSR 的响应曲线. 图 2(c) 为 NF 的响应曲线. 图 2(d) 为贝叶斯分类器的响应, 由图中看到, 此时 EKF 及 NF 均有高精度的状态及参数的估计能力.

图 3 给出了当 $t=701$, a 突变为 $a^0/2$, b 不变时 EKF 及 WSSR 的响应曲线. 在 $t=1000$ 时刻对 EKF 重新进行了初始

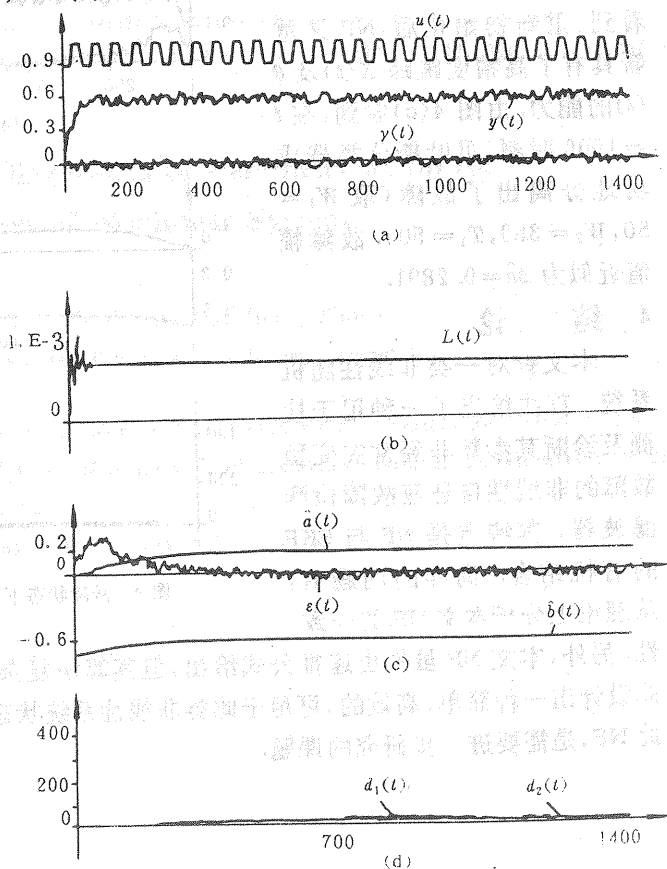


图 2 正常运行时的系统响应曲线

化, (取 EKF 的参数 $\hat{a}, \hat{b}$ 为 $t=1000$ 时的 NF 的估计值, -0.291023 及 0.1985612 , 并使 $P(1000)=P(0)$). 由图中看到, 重新初始化后, EKF 又可重新恢复精确估计能力.

图 4 给出了上述故障下的 NF 及贝叶斯分类器的响应曲线. 在 $t=712$ 时刻, 由 WSSR 故障检测器检测出了系统发生故障 (取 $\beta_0=0.01$). 此时, 将 NF 重新初始化, 其步骤是: 使 $P(712)=P(0)$, $R(712)=R(0)$, $\hat{\theta}(712)=\hat{\theta}(0)$, $\hat{x}(712)=\hat{x}(712)$, 以 712 时刻为新的零时刻重新开始运行. 由图 4(a) 看到, 重新初始化后, NF 又重新具有了高精度跟踪 $x(t)$ 及 $\theta(t)$ 的能力. 由图 4(c) 看到, 在 $t=1000$ 时刻, 贝叶斯分类器成功地分离出了故障 (取 $W_1=50$, $W_2=350$, $T_1=50$). 故障幅值近似为 $\Delta \hat{a}=0.2891$.

4 结 论

本文针对一类非线性随机系统, 首次给出了一种用于检测及诊断其参数非常突变型故障的非线性自适应故障检测滤波器, 其特点是 NF 与 EKF 的有机结合. 尚存的问题有:

从理论上分析本文 NF 的一致

性. 另外, 本文 NF 虽然由递推公式给出, 但其算法复杂性仍较高, 在线运算仍有不便. 因此设计出一种简单、高效的, 可用于此类非线性系统状态及参数同时估计的滤波器以取代此 NF, 是需要进一步研究的课题.

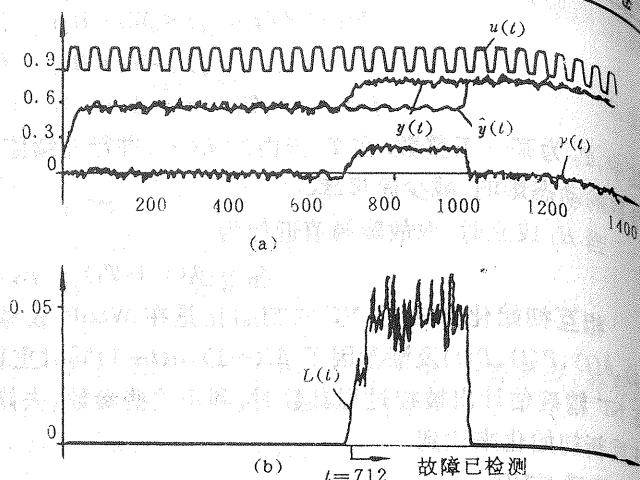


图 3 故障状态下 EKF 及 WSSR 的响应曲线

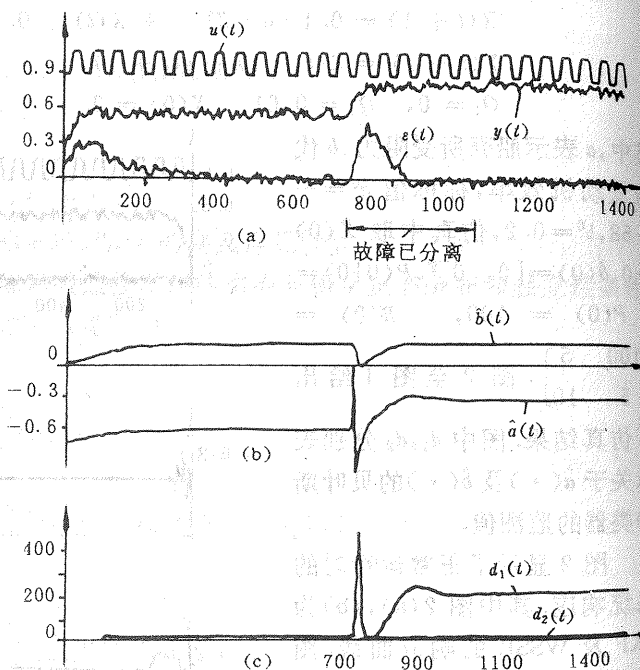


图 4 故障状态下 NF 及贝叶斯分类器的响应曲线

参 考 文 献

- [1] 周东华, 席裕庚, 张钟俊. 故障检测与诊断技术, 控制理论与应用, 1991, 8(1), 1—10
- [2] Usoro, P. B. et al. HVAC System Fault Detection and Diagnostics. Proc. of American Control Conference, 1984, 606—612
- [3] Louis, J. et al. Instrument Failure Detection in Nonlinear Systems. Proc. of American Control Conference, 1984, 271—273
- [4] 周东华, 席裕庚, 张钟俊. 一类非线性系统的故障检测策略及其应用. 全国第四届空间及运动体控制学术会议论文集, 1989, 366—374
- [5] Lancraft, R. E. et al. A Fault Tolerant Approach to State Estimation and Failure Detection in Nonlinear Systems. Proc. of American Control Conference, 1987, 799—804
- [6] Lennart Ljung. Asymptotic Behavior of the Extended Kalman Filter as A Parameter Estimator for Linear Systems. IEEE Trans. on Automatic Control, 1979, AC-24(1), 36—50
- [7] Wei-Wu Zhou, et al. Identification of a Class of Nonlinear State-Space Models Using RPE Techniques. IEEE Trans. on Automatic Control, 1989, 34(3), 312—316
- [8] 周东华, 席裕庚, 张钟俊. 一种同时估计状态及参数的非线性滤波器. 信息与控制, 1990, 19(2), 22—24
- [9] Rolf Isermann. Experience with Process Fault Detection Methods via Parameter Estimation. Proc. of First European Workshop on Fault Diagnostics, Reliability and Related Knowledge Based Approach, 1987, 3—33
- [10] Misawa, E. A. et al. Nonlinear Observer—A State-of-the-Art Survey, Trans. of ASME, JDSMC, 1989, 111(9), 344—352

Detection and Diagnostics of Parameter Jump for A Class of Nonlinear Systems

Zhou Donghua, Xi Yugeng and Zhang Zhongjun

(Department of Automatic Control, Shanghai Jiaotong University)

Abstract: A novel Nonlinear Adaptive Fault Detection Filter (NAFDF) is proposed, it can be used to detect, isolate and estimate the parameter jump of a class of nonlinear stochastic systems on-line. The effectiveness of the NAFDF is demonstrated by computer simulation.

Key words: nonlinear stochastic system; fault detection; fault diagnostics