



一种非线性系统的传感器故障检测 与诊断新方法¹⁾

周东华

(北京理工大学自控系 北京 100081)

摘 要

基于一种非线性系统的伪偏差分离估计算法和贝叶斯分类算法,给出了一种非线性系统的传感器故障检测与诊断的新方法。对一个大型造纸机采用实际模型进行的数值仿真表明,该方法非常适用于工业系统传感器的在线故障检测与诊断。

关键词: 非线性系统,传感器,故障检测,故障诊断。

1 引言

基于解析冗余控制系统的故障检测与诊断技术研究,近二十年来日益受到国际自动控制界的高度重视。可以认为,故障检测与诊断技术已经成为建立容错控制系统、提高系统可靠性和可维护性的关键技术。

对线性系统的传感器故障检测问题,人们已进行了大量的研究,并提出许多方法。然而对非线性系统传感器的故障检测与诊断问题,现有的研究结果并不多(参见[1—3])。在文献[3]中曾提出了一种非线性系统参数偏差型故障的实时检测与诊断方法。该方法不仅可以用于传感器,而且还可以用于系统部件和执行机构故障的检测与诊断。

本文专门研究非线性系统的传感器故障检测与诊断问题,改进了文献[3]中的方法。其主要贡献是:1)用作者提出的非线性系统的伪偏差分离估计算法^[4]取代了文献[4]中的一种带多重次优渐消因子的扩展卡尔曼滤波器;2)省略了文献[3]中的扩展卡尔曼滤波器和残差加权平方和方法;3)在大型造纸机上进行了数值仿真,验证了该方法的有效性;4)此方法还可以有效地估计出非线性系统传感器的故障幅值。

2 问题的描述

考虑一类非线性时变随机系统

本文于1993年12月8日收到。

1) 国家自然科学基金和博士点基金资助项目。本文曾在第一届中国智能控制与智能自动化学术会议上宣读。

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{f}(k, \mathbf{x}(k)) + \mathbf{G}(k, \mathbf{x}(k)) \cdot \mathbf{u}(k) + \mathbf{\Gamma}(k) \cdot \mathbf{v}(k), \\ \mathbf{y}(k+1) = \mathbf{h}(k+1, \mathbf{x}(k+1)) + \mathbf{D}(k+1) \cdot \mathbf{b}(k+1) + \mathbf{e}(k+1). \end{cases} \quad (1)$$

其中状态, $\mathbf{x} \in R^n$; 输入 $\mathbf{u} \in R^q$; 输出 $\mathbf{y} \in R^m$; 传感器偏差 $\mathbf{b} \in R^l$; 非线性函数 $\mathbf{f}: R^n \rightarrow R^n$, $\mathbf{G} \in R^{n \times q}$, $\mathbf{h}: R^n \rightarrow R^m$, $\mathbf{D} \in R^{m \times l}$, $\mathbf{\Gamma} \in R^{n \times p}$, 系统噪声 $\mathbf{v} \in R^p$; 测量噪声 $\mathbf{e} \in R^m$; \mathbf{v} , \mathbf{e} 是不相关的白噪声序列, 且与 $\mathbf{x}(0)$ 统计独立; 并有如下统计特性:

$$\begin{cases} E\mathbf{v}(k) = \boldsymbol{\mu}_v(k), E\mathbf{e}(k) = 0, \\ \text{Cov}(\mathbf{v}(k), \mathbf{v}(j)) = \mathbf{Q}_1(k) \cdot \delta_{k,j}, \\ \text{Cov}(\mathbf{e}(k), \mathbf{e}(j)) = \mathbf{Q}_2(k) \cdot \delta_{k,j}, \\ \text{Cov}(\mathbf{v}(k), \mathbf{e}(j)) = 0. \end{cases} \quad (2)$$

在系统正常运行时, $\mathbf{b}(k)$ 为具有如下统计特性的高斯白噪声向量:

$$\begin{cases} E\mathbf{b}(k) = \boldsymbol{\mu}_b^0, \\ \text{Cov}(\mathbf{b}(k), \mathbf{b}(j)) = \sigma_b^2 \cdot \delta_{k,j}. \end{cases} \quad (3)$$

当传感器发生故障时, $\mathbf{b}(k)$ 将不满足方程(3)。传感器阶跃型偏差故障可以描述为^[3]

$$|\mathbf{b}(k+1) - \mathbf{b}(k)| \geq \Delta_b(\tau) \cdot \delta_{k+1,\tau}. \quad (4)$$

其中 $\Delta_b(\tau) \in R^l$ 为未知的故障幅值, τ 为未知的故障时刻。传感器的缓慢漂移型偏差故障可以描述为

$$\mathbf{b}(k+1) - \mathbf{b}(k) = \mathbf{D}_b(k). \quad (5)$$

其中 $\mathbf{D}_b(k) \in R^l$ 为未知的故障漂移量。当

$$|\mathbf{b}(\tau) - \boldsymbol{\mu}_b^0| > \beta \quad (6)$$

时, 在 τ 时刻可以认为传感器已发生了缓慢漂移型故障, 其中 β 是预定的阈值。

现在的问题是: 在线诊断由方程(1)所描述的非线性系统的传感器是否发生了故障。若已发生故障, 则需分辨出是哪个传感器发生了故障, 发生了哪类故障, 并估计出故障的幅值。

3 问题的解决

在文献[5]中, 已经提出了一种非线性系统的伪偏差分离估计算法, 可以在线得到系统(1)的状态与偏差估计 $\hat{\mathbf{x}}(k|k)$ 和 $\hat{\mathbf{b}}(k|k)$, 而不必采用扩展状态变量的办法, 因此可以有效地减少在线计算量。文献[3]还给出了一种贝叶斯分类算法 (MB 算法), 可以用于故障的分离。基于上述两种算法, 在这里给出一种检测并诊断系统(1)传感器故障的完整算法(传感器故障检测与诊断算法)。

第一步。由文献[5]的伪偏差分离估计算法, 得到系统(1)的传感器偏差量的在线估计:

$$\hat{\mathbf{b}}(k|k) = [\hat{b}_1(k|k)\hat{b}_2(k|k)\cdots\hat{b}_l(k|k)]^T, k = 1, 2, \dots.$$

第二步。(故障检测与分离)

基于文献[3]的 MB 算法, 对每个 $\hat{b}_i(k|k)$, $i = 1, 2, \dots, l$, $k = 1, 2, \dots$, 进行如下判别:

1) 在 $k = \tau$, 当 MB 算法的 H_1 成立时, 可以得知系统(1)的传感器发生了故障, 对每个 $\hat{\delta}_i(k|k) (i = 1, 2, \dots, l)$, 均进行检验, 可以得到一组故障传感器 $i_1, i_1 = I_1, I_2, \dots, I_{n_1} \in \{1, 2, \dots, l\}$. 转向第三步.

2) 当 MB 算法的 H_0 成立时, 转向第一步.

第三步. (故障分类)

设定阈值 ε_{i_1} , 并选择一个数据窗 L_2 . 如果:

$$1) \quad |\hat{\delta}_{i_1}(\tau|\tau) - \hat{\delta}_{i_1}(\tau - L_2|\tau - L_2)| > \varepsilon_{i_1} \quad (7)$$

成立, 可以判定传感器 i_1 已发生了阶跃型偏差故障. 转向第四步.

2) 如果(7)式不成立, 可以判定传感器 i_1 已发生了缓慢漂移型故障. 转向第四步.

第四步. (故障估计)

定义数据窗 L_3 以及阈值 ε , 如果 $\exists L \in \{0, 1, 2, \dots\}$, 对 $\forall N \in \{L \cdot L_3 + 1, \dots, L \cdot L_3 + L_3\}$, $L \cdot L_3 \geq \tau$, 都有

$$|\hat{\delta}_{i_1}(N|N) - \hat{\delta}_{i_1}(N-1|N-1)| < \varepsilon. \quad (8)$$

则在 $L_3 \cdot L + L_3$ 时刻, 可估计出故障幅值为

$$\left[(1/L_3) \cdot \sum_{N=L \cdot L_3 + 1}^{L \cdot L_3 + L_3} \hat{\delta}_{i_1}(N|N) \right] - \mu_{\hat{\delta}_{i_1}}^0. \quad (9)$$

转向第一步.

4 造纸机故障的检测与诊断

造纸机由网前部、铜网压榨部和烘干部构成。由于纸张的绝干定量是由网前部决定的, 因此只对网前部传感器进行监测。我国某大型造纸机网前部的数学模型是一个双线性模型, 具有四个状态变量、二个输入量和三个输出量。其中三个输出是: 网前箱液位, 混合箱纸浆浓度, 以及网前箱纸浆浓度。分别由相应的传感器测得。

仿真中对三个输出传感器分别人为设置了一些阶跃型和缓慢漂移型故障。采用本文算法成功地检测和诊断出了这些故障, 估计出了故障幅值, 并且未出现误报和漏报现象。(因篇幅所限, 详细的数学模型以及仿真图表这里不再给出。)

5 结束语

本文所给出的方法是一种实时算法, 很适用于工业系统传感器的在线故障检测与诊断。该方法最突出的优点, 是能同时估计出故障的幅值。这在故障诊断领域是一个突破。

参 考 文 献

- [1] Lancraft R E, Caglayan A K. A fault tolerant approach to state Estimation and Failure Detection in Nonlinear Systems. Proc. of American Control Conference, 1987, 799—804.
- [2] Wunnenberg J, Frank P M. Dynamic model based incipient fault detection concept for robots. Preprints of 11th IFAC World Congress, 1990, 76—81.
- [3] 周东华, 孙优贤, 席裕庚, 张钟俊. 一类非线性系统参数偏差型故障的实时检测与诊断. 自动化学报, 1993, 19(3): 184—189.

- [4] 周东华, 席裕庚, 张钟俊. 一种带多重次优渐消因子的扩展卡尔曼滤波器. 自动化学报, 1991, 17(6): 609—695.
- [5] Zhou D H, Sun Y X, Xi Y G, Zhang Z J. Extension of friedland's separate-bias estimation to randomly time-varying bias for nonlinear systems. *IEEE Trans. on Automatic Control*, 1993, AC-38: 1270—1273.

A NEW APPROACH TO SENSOR FAULT DETECTION AND DIAGNOSTICS OF NONLINEAR SYSTEMS

ZHOU DONGHUA

(Dept. of Automatic Control, Beijing Institute of Technology Beijing 100081 China)

ABSTRACT

Based on a pseudo-separate-bias estimation algorithm and a modified Bayes's classification algorithm, a new approach to sensor fault detection and diagnostics of nonlinear systems is proposed. The proposed approach is used to design a sensor fault diagnostics system for a large real papermachine. Computer simulation results show that the proposed approach is much suitable for on-line detection and diagnostics of industrial sensors.

Key words: Nonlinear systems, sensor, fault detection, fault diagnostics.