

卡尔曼滤波器在传感器软故障诊断中的应用

许秀玲

XU Xiu-ling

浙江师范大学 数理与信息工程学院,浙江 金华 321004

College of Mathematics, Physics and Information Engineering, Zhejiang Normal University, Jinhua, Zhejiang 321004, China

E-mail: jkxxl@zjnu.cn

XU Xiu-ling. Kalman filter applied on diagnosis of sensor soft failure detection. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(11): 230-232.

Abstract: Soft sensor failures, although small bias errors or drift errors that accumulate slowly with time, if undetected, may result in degraded or unsafe. Therefore the algorithm capable of detecting soft failures can be designed. The algorithm based on multiple-hypothesis-based testing, accumulate residuals with Kalman filter. Likelihood ratio is generated for each set of residuals. A test is then performed which determines the most probable set of residuals by finding the maximum. When this maximum is above an isolation threshold, the faulty sensor is isolated and accommodation. From the simulation result, the algorithm can detect fault in time with no misinformation, and Kalman filter can accommodate fault sensors signal with legitimacy.

Key words: sensor soft failure; Kalman filter; multiple-hypothesis-based testing

摘要: 传感器发生软故障的特征是变化缓慢、不易检测。为克服传感器检测这一缺点设计了一种软故障诊断算法。该算法是在多重故障假设基础上,使用卡尔曼滤波器产生残差,采用加权二乘方(Weighted Sum of Squared Residuals, WSSR)方法对滤波残差进行处理,从而方便快速地检测出传感器的软故障,并实现隔离和重构。仿真实验表明,算法能很好地实现传感器软故障的检测、隔离和重构,不会发生误报和漏报现象。

关键词: 传感器软故障; 卡尔曼滤波器; 多重假设检验

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2010.11.070 文章编号: 1002-8331(2010)11-0230-03 文献标识码: A 中图分类号: TP301.6

1 引言

传感器是任何测控系统中不可缺少的部件,也是最容易发生故障的环节之一。传感器的故障根据其大小可分为硬故障和软故障。硬故障发生后,其输出偏离正常值较大,一般易于检测,此类故障的诊断方法较为成熟,已有很多研究^[1-2]。软故障一般是由于部件老化、零点漂移等原因引起的漂移性故障,传感器的输出偏离正常工作输出值较小,而不像硬故障那么明显,并且变化缓慢,很容易将其误认为是噪声干扰的结果。但是对于引发控制系统发生危险故障的最小漂移量,必须予以检测,采用应急措施,有效防止系统性能降低甚至损坏。因此,准确地及时地检测出软故障具有重要的工程意义。

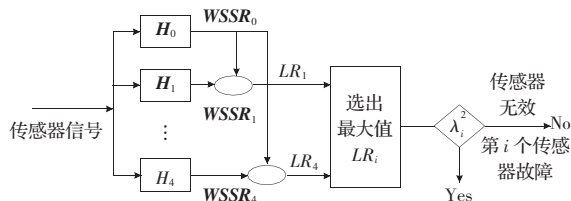
2 传感器软故障诊断原理及算法

2.1 传感器软故障检测与隔离算法

进行传感器软故障检测与隔离的关键是先判断传感器是否发生故障,以及哪个传感器发生故障,才能对其隔离,进行状态重构。在 W 、 V 均为零均值的白噪声条件下,当传感器没发生故障时,滤波残差 γ 也是零均值的白噪声序列^[3-4];而当传感器发生故障时,此时的滤波残差 γ 不再是零均值的白噪声序列,

传感器故障就是通过滤波残差 γ 的变化来进行。

卡尔曼滤波器用来产生 $Z(t)$ 的最优估计 $\hat{Z}(t)$ 以及滤波残差 γ 。残差处理手段为残差加权二乘方 WSSR。假定被测对象为发动机控制系统的高、低压转子转速以及高压压气机出口压力、低压涡轮出口温度等 4 个传感器。软故障诊断逻辑示意图如图 1 所示。



由图 1 可看出,对于检测高、低压转子转速以及高压压气机出口压力、低压涡轮出口温度等 4 个传感器软故障,用到 5 个假设滤波器 (H_0 至 H_4),每个假设滤波器均采用同样结构的卡尔曼滤波器。假设滤波器产生一统计量,称为残差加权二乘方 (Weighted Sum of Squared Residuals), $WSSR_i = \gamma_i^T \Sigma^{-1} \gamma_i$,

$\Sigma = \text{diag}(\sigma_i^2)$, σ_i 是对应传感器的标准偏差。其中 H_0 用于正常模式,其卡尔曼滤波信息由所有 4 个发动机传感器的观测输出构成,而其余的 4 个用于故障模式,其构成如下: H_1 的卡尔曼滤波信息是除了第一个传感器即低压转子转速传感器的输出外的其余 3 个传感器的观测输出,同理有 H_2 、 H_3 和 H_4 卡尔曼滤波信息。

由于传感器无故障时,残差序列 γ 服从零均值的高斯分布,且其方差是正定对称矩阵,那么其残差加权二乘方 $WSSR$ 服从标准正态分布。当发动机传感器发生故障时,残差序列 γ 的白色特性被破坏,那么统计量就会发生较大的变化,因此通过检查 χ^2 的分布情况就可以判断软故障是否存在。又每一假设滤波器均产生一残差向量 γ_i , 在高斯白噪声已知的情况下,残差向量 γ_i 可用概率表示为 $L_i = p_i(\gamma_i) = k e^{-WSSR}$, 此处的 k 为常数, LR_i 就是将残差 γ_i 的 L_i 值分别除以正常模式的残差值 L_0 的 L_0 值,然后对其商值取对数,可表示如下:

$$LR_i = \log(L_i/L_0) = WSSR_0 - WSSR_i$$

该文的软故障检测门限值的选取依据是残差 γ 服从高斯分布,那么统计量 LR_i 服从 χ^2 分布,给定虚警率 α ,查 χ^2 分布表得门限值 $\lambda_i^{[4]}$,具体值分别为:2.71、1.32、3.84、2.71。

2.2 卡尔曼滤波器及其基本方程

卡尔曼滤波器的设计是传感器软故障诊断算法是否成功的关键。卡尔曼滤波器的一般设计方法,相关参考文献已经详细给出,文章所设计的 Kalman 滤波器为带有状态和观测非随机控制项的状态方程和观测方程的系统,并假设系统噪声和观测噪声互不相关,在这种情况下推导 Kalman 滤波器的递推方程组。

发动机在正常工作时,总会受到不同程度的随机干扰,所以令所受系统的噪声为 W_k ,观测噪声为 V_k ,故对于一般的发动机工作过程可用线性系统的离散化方程来表示,即

$$X(k+1) = \Phi(k+1, k)X(k) + G(k+1, k)U(k) + \Gamma(k)W(k) \quad (1)$$

假设发动机控制系统传感器的输出向量为 $Z(k+1)$,则系统的观测方程如下:

$$Z(k+1) = H(k+1)X(k+1) + D(k+1)U(k+1) + V(k+1) \quad (2)$$

其中: G 是 $n \times n_1$ 为控制输入系数矩阵; Γ 是 $n \times n_2$ 维的噪声干扰增益矩阵; H 是 $m \times n$ 维观测矩阵; D 是 $m \times n_1$ 维控制观测增益矩阵; W 是 $n_2 \times 1$ 维系统噪声干扰向量; V 是 $m \times 1$ 维零均值白噪声干扰向量。

系统初态 X_0 为高斯随机向量,其均值和方差分别为:

$$E(X_0) = X(0), \text{Var}(P_0) = P(0) \quad (3)$$

系统噪声 $X(k)$ 和观测噪声 $V(k)$ 都与系统初态 X_0 不相关,其统计特性满足:

$$\text{cov}[X_0, W(k)] = 0 \text{ 和 } \text{cov}[X_0, V(k)] = 0 \quad (4)$$

系统噪声 $W(k)$ 和观测噪声 $V(k)$ 都是零均值的白噪声或非零均值的高斯白噪声,其统计特性满足式(5)。

关于系统过程噪声和观测噪声的统计特性,假定如下:

$$\begin{cases} E[W_k] = 0, \text{Cov}[W_k, W_j] = E[W_k W_j^T] = Q_k \delta_{kj} \\ E[V_k] = 0, \text{Cov}[V_k, V_j] = E[V_k V_j^T] = R_k \delta_{kj} \\ \text{Cov}[W_k, V_j] = E[W_k V_j^T] = 0 \end{cases} \quad (5)$$

由上述可得卡尔曼滤波方程组:

$$\hat{X}_{k+1} = \hat{X}_{k+1/k} + K_k Z_{k+1/k} = \hat{X}_{k+1/k} + K_k (Z_k - H_k \hat{X}_{k+1/k})$$

新息方程:

$$\tilde{Z}_{k+1/k} = Z_{k+1} - \hat{Z}_{k+1/k} = H_{k+1} X_{k+1} + V_{k+1} - H_{k+1} \hat{X}_{k+1/k} = H_{k+1} \tilde{X}_{k+1/k} + V_{k+1}$$

$$\hat{X}_{k+1/k} = \Phi_{k+1,k} \hat{X}_k + G_{k+1,k} U_k$$

$$K_{k+1} = P_{k+1/k} H_{k+1}^T (H_{k+1} P_{k+1/k} H_{k+1}^T + R_{k+1})^{-1}$$

$$P_{k+1/k} = \Phi_{k+1,k} P_k \Phi_{k+1/k}^T + \Gamma_k Q_k \Gamma_k^T$$

误差均方差阵:

$$P_{k+1} = (I - K_{k+1} H_{k+1}) P_{k+1/k} (I - K_{k+1} H_{k+1})^T + K_{k+1} R_{k+1} K_{k+1}^T$$

初始条件:

$$\hat{X}_0 = E(X_0) = X(0)$$

$$P_0 = E\{(X_0 - \hat{X}_0)(X_0 - \hat{X}_0)^T\} = E\{(X_0 - X(0))(X_0 - X(0))^T\} = P(0)$$

3 仿真实验

在存在有多个传感器的控制系统中,可能某一时刻只有一个传感器发生了软故障,也可能有多个传感器同时发生软故障,还可能有几个传感器连续发生软故障。其中一个传感器发生故障的概率远远大于其他情况的故障概率。针对这些情况,仿真实验了以下 3 种传感器发生故障的情况:

- (1) 某一时刻只有一个传感器发生了软故障(即漂移性故障);
- (2) 两个传感器连续发生软故障;
- (3) 同一传感器信号漂移率不同的斜坡故障信号。

采用 Visual C++6.0 编程进行仿真实验。以地面、发动机低压转子转速 97% 状态为例,采样周期 $T=0.02$ s。

图 2~图 5 中,上图中实线表示传感器输出,点划线表示卡尔曼滤波曲线,横坐标表示采样点的个数;下图中实线表示残差,点划线表示故障检测门限值,横坐标表示采样点的个数;压力的单位为 MPa,转速的单位为 r/min。

3.1 单一传感器发生软故障时的仿真实验

以高压压气机出口压力发生软故障为例,压力传感器输出的滤波和滤波残差曲线见图 2。

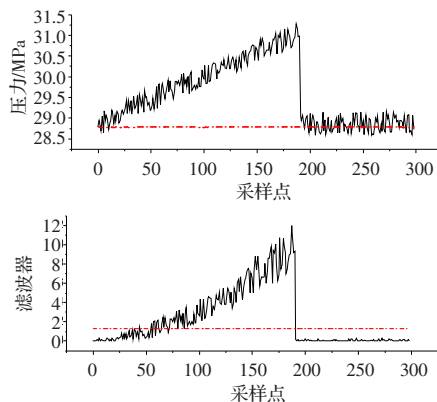


图 2 高压压气机出口压力传感器发生软故障时仿真曲线

当给压力传感器在第 10 个采样点开始加入斜率为 4% 漂移信号时,故障积累到其假设滤波器的滤波残差超出其软故障门限值时,就给出报警,然后隔离低压转子转速传感器的输出信号,并用卡尔曼滤波器的滤波输出来代替压力传感器的输出信号,实现状态的重构。

3.2 两个不同传感器连续发生软故障时的仿真实验

在存在有多个传感器的系统中,可能某一时刻只有一个传感器发生了软,也可能有多个传感器同时发生软故障,还可能几个传感器连续发生故障(软故障或硬故障)。其中一个传感器发生故障的概率远远大于其他情况的故障概率。两个传感器发生连续软故障时的情况,仍以低压转子转速传感器和高压压气机出口压力传感器为例,在仿真中,为区别于单个传感器发生软故障时所加漂移信号速率为4%,这里加速率为8%的斜坡信号,转速、压力传感器连续发生软故障时滤波仿真曲线见图3。

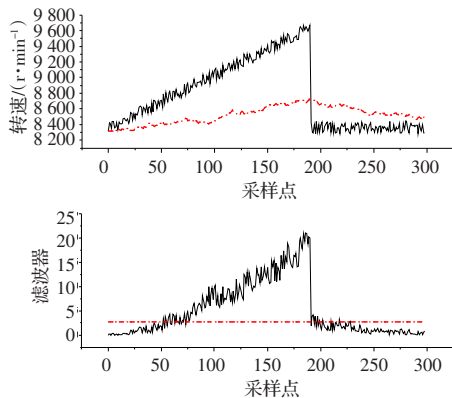


图3 转速、压力传感器连续发生软故障时滤波仿真曲线

转速、压力传感器连续发生软故障时假设滤波器的残差曲线见图4所示。

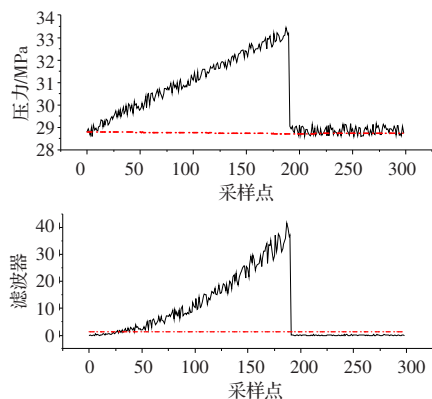


图4 假设滤波器的残差曲线

由上面的仿真曲线可以看出,当给转速和压力传感器在不同的采样点加入斜率为8%漂移信号时,故障积累到其假设滤波器的滤波残差超出其软故障门限值时,就给出报警,并能判别是哪两个传感器发生了故障,及时进行隔离和重构。

3.3 同一传感器信号漂移率不同的斜坡故障信号

给高压压气机出口压力加8%的斜坡故障信号(软故障),在3.1小节中加入的是斜率为4%漂移信号,其实验结果与图2类似。加8%的斜坡故障信号时,压力传感器发生软故障输出量的滤波和滤波残差曲线如图5。

由图2和图5可以看出,无论加4%还是8%速率的漂移信号,该文所设计的算法均能检测出传感器发生了软故障,并能成功地实现状态重构,用滤波器的估计来代替传感器的测量输出。由假设滤波器的残差输出曲线可以看出,所加的斜坡故障不同也就是故障变化的速率不同,会影响到故障检测时间,即当所加的斜坡故障较大时,软故障检测的时间较快。

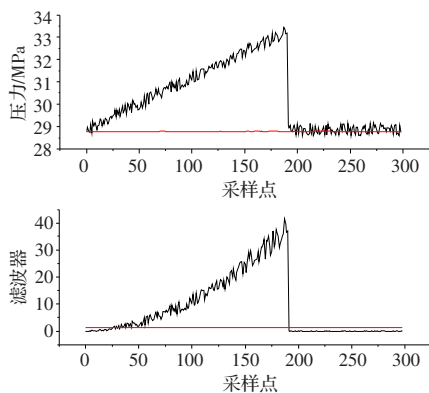


图5 高压压气机出口压力传感器发生软故障时仿真曲线

4 结论与分析

通过仿真,对于所设计的传感器软故障诊断方法,可得到如下结论:

- (1)单个传感器软故障可以在3个采样间隔时间内准确无误地检测;
- (2)两个传感器发生连续软故障时,仍能在各自传感器发生故障的3个采样间隔时间内准确无误地检测出故障传感器;
- (3)当传感器发生故障后,该故障检测方法使无故障传感器的输出信号不受影响,而对故障传感器通过卡尔曼滤波器进行故障隔离和输出重构,提高了控制系统的可靠性。

参考文献:

- [1] DeLaat J C, Merrill W C. Advanced detection, isolation, and accommodation of sensor failures in turbofan engine, real-time microcomputer implementation[C]//Proceedings of the 22nd Aerospace Sciences Meeting, Nevada, January 1990.
- [2] Merrill W C, DeLaat J C, Bruton W M. Advanced detection, isolation, and accommodation of sensor failures—real-time evaluation[C]//Proceedings of Aero-engine, California, May 1987.
- [3] 秦永元. 卡尔曼滤波与组合导航原理[M]. 西安:西北工业大学出版社, 2004.
- [4] 杨旭东, 何平, 胡恒章. 离散卡尔曼滤波器滤波精度于噪声统计模型准确度的关系[J]. 电机与控制学报, 1999(2): 26-30.
- [5] 方昌德. 发动机状态监视和故障诊断系统的发展[J]. 国际航空, 2005(6): 66-68.
- [6] Fang Changde. Condition monitoring and fault diagnostic system of engine[J]. International Aviation, 2005, 6: 66-68.
- [7] Sanjay G. Controls and health management technologies for intelligent aerospace propulsion systems[C]//Proceedings of the 1st Intelligent Systems Technical Conference, September 2004.
- [8] Takahisa K. Aircraft engine sensor/actuator/component fault diagnosis using a bank of kalman filters, NASA/CR-2003-212298[R]. Proceedings of the Aerospace Information, March 2003.
- [9] Takahisa K, Donald L S. Application of a bank of kalman filters for aircraft engine fault diagnosis, NASA/TM-2003-212526[R]. The American Society of Mechanical Engineers and the International Gas Turbine Institute Atlanta, Georgia, June 2003.
- [10] Duan Zhouhua, Cai Zixing, Yu Jinxia. Unknown fault detection for mobile robots based on particle filters[C]//Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation, 2006: 5452-5457.