

文章编号: 1000-8055(2007) 11-1925-05

采用序列概率比方法检测航空发动机传感器软故障

薛 薇, 郭迎清

(西北工业大学 动力与能源学院, 西安 710072)

摘 要: 提出基于卡尔曼滤波和序列概率比方法进行某型涡扇发动机控制系统传感器软故障检测新方法. 研究了采用修正的序列概率比方法处理滤波残差, 检测传感器软故障; 并将该方法与残差加权二乘算法 WSSR (Weighted Sum of Squared Residual) 检测传感器软故障过程进行了对比. 仿真结果表明, 序列概率比方法较 WSSR 法所需决策时间短, 适合于航空发动机传感器软故障检测.

关 键 词: 航空、航天推进系统; 传感器故障诊断; 序列概率比; 卡尔曼滤波器; 故障检测与隔离 (FDI)

中图分类号: V233.7

文献标识码: A

Troubleshooting soft failure of aircraft engine sensor with sequential probability ratio

XUE Wei, GUO Ying-qing

(School of Power and Energy, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: A method for troubleshooting soft failure of aircraft engine sensor was proposed based on Kalman filters and sequential probability ratio test (SPRT). This approach was used to process Kalman filter residuals and detect the soft sensor failure with revised SPRT. Thereafter, this method was compared with WSSR (Weighted Sum of Squared Residual) in troubleshooting soft failure of sensors. The simulation results show that SPRT method is more suitable to detect soft failures of aircraft engine sensor.

Key words: aerospace propulsion system; sensor failure diagnose; SPRT (sequential probability ratio test); Kalman filter; fault detection and isolation

传感器是航空发动机控制系统中可靠性较差的环节, 它们一旦发生故障会导致控制系统失效, 如果能对故障进行及时有效的检测识别, 就可以采用应急措施, 有效防止发动机控制系统性能降低甚至损坏. 因此准确及时地检测出故障有重要的工程意义. 实践表明, 传感器软故障, 尤其是零漂移故障, 因其变化缓慢所以不易检测^[1-3].

国外从 80 年代中期开始, 围绕传感器故障的检测、隔离和重构 (Detection, Isolation and Accommodation of Sensor Failures, 简称 DIA) 开展了一系列的研究. 由 NASA Lewis 研究中心的 ADIA (Advanced DIA) 计划, 该计划全面总结了

当时的各种适用于航空发动机的传感器故障检测、隔离、重构的算法, 并在此基础上完成了整个计划, 其性能优异, 满足实时性要求, 已在 F100 发动机上成功验证^[1]. 对于发动机推进系统传感器故障诊断与隔离, Merrill et al.^[1]通过使用一组卡尔曼滤波器来解决, 每个滤波器被设计成特殊故障, 当一个传感器有故障时, 仅有一个使用正确假设的滤波器能保持低冗余值, 这样就很容易检测出哪个传感器发生故障. Kobayashi et al.^[2]又在此基础上作了扩展. 主要围绕区分传感器故障和执行机构故障. 这一方法增加了 FDI 系统的鲁棒性. 因为推进器系统可能会遇到元件和执行

收稿日期: 2005-10-25; 修订日期: 2007-01-12

作者简介: 薛薇 (1981-), 女, 山西运城人, 博士生, 主要从事控制系统故障诊断研究.

机构的故障, Kobayashiet al.^[3]又针对此问题进一步研究,采用一组扩展卡尔曼滤波器,结合多重假设检验的方法,使用 $m+1$ 个卡尔曼滤波器,其中一个滤波器被用来检测元件和执行机构故障,而其余 m 个滤波器对应 m 个被检测传感器的故障模态. 以上主要基于卡尔曼滤波来解决问题.

本文针对国内某型涡扇发动机控制系统中用到的高、低压转子转速,高压压气机出口压力、高压涡轮出口温度等 4 个传感器,采用修正的序列概率比方法对滤波残差进行处理并对比 WSSR 算法^[4]. 通过比较可以得出采用序列概率比进行检测所需时间短,准确率高.

1 发动机控制系统故障诊断及检测信号的产生

发动机控制系统传感器故障诊断结构图如图 1, u 和 z 分别为发动机输入(燃油流量、尾喷口面

积)、输出(高、低压转子转速,高压压气机出口压力、高压涡轮出口温度), W 和 V 为系统噪声和量测噪声, U 和 Z 分别为可测量的发动机的输入和输出. 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 r .

控制系统离散化动态方程为

$$\begin{aligned} X(k+1) &= \Phi(k+1, k) X(k) + \\ &B(k+1) u(k) + \Gamma(k+1) W(k) \end{aligned}$$

$$Z(k+1) = H(k+1) X(k+1) + V(k+1)$$

假设 $W(k)$ 和 $V(k)$ 是互不相关的零均值白噪声序列. 利用卡尔曼滤波对该系统进行估计,在正常情况下滤波残差^[5]

$$r(k+1) = Z(k+1) - H(k+1) \hat{X}(k+1|k)$$

也是零均值白噪声序列,当传感器出现故障后,滤波残差将不再是零均值白噪声,利用残差的这一变化,即可进行故障检测.

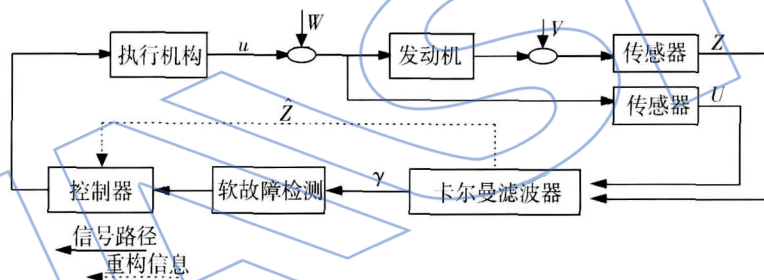


图 1 发动机传感器故障检测逻辑图

Fig. 1 Fault-diagnosis algorithm of engine control system sensors

2 采用序列检测法处理残差

2.1 序列检测

序列概率比过程可以借用观测空间及判决域来说明,观测空间可以划分为三个区域 D_0, D_1, D_2 其中 D_0 及 D_1 为 H_0 及 H_1 的判决域, D_0, D_1, D_2 的分界面是根据检验准则来划分的. 从取得第一个取样值 x_1 便开始计算和判断,若 x_1 处于 D_1 判决域则判决 H_1 成立;若 x_1 处于 D_0 判决域则判决 H_0 成立;若 x_1 处于 D_2 区域则数据尚不足作出满足准则要求的判决,即不能对 H_0 或 H_1 作出抉择,于是继续进行取样,直至 x 落入 D_1 或 D_0 区域从而能作出判决为止. 显然,现在的关键是根据给定误报率 α 和漏报率 β 来确定门限值,使观测空间的划分保证最佳检测,即平均风险 $\bar{R}$ 最小. 这种采用修正的纽曼—皮尔逊准则的“序列似然比检测”就是所谓“Wald 序列检测”,当然也

可以在序列检测中应用贝叶斯准则,但得到的结果要复杂得多^[6].

序列检测与固定样本数检测相比,其主要优点是平均观测时间小于固定样本数的观测时间.

2.2 残差的处理

无故障时,残差序列 $r(k+1)$ 服从正态分布 $N(0, \sigma^2)$, 用模态 H_0 表示. 当传感器出现故障时将在残差中 $r(k+1)$ 反映出来,假定此时残差序列 $r(k+1)$ 服从正态分布 $N(\mu, \sigma^2)$, 用模态 H_1 表示. 则 Wald 的序列概率比方法的最优决策律由如下的似然比函数 $\lambda(n)$ 给出

$$\begin{aligned} \lambda_j(n) &= \ln \frac{p(r_j(1), \dots, r_j(n) | H_1)}{p(r_j(1), \dots, r_j(n) | H_0)} \\ j &= 1, 2, \dots, m \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $r = [r_1, r_2, \dots, r_m]^T$.

由 $r(i)$ 与 $r(j)$ ($i \neq j$) 之间的相互独立性及正态分布特性,可得

$$\lambda_j(n) = \sum_{i=1}^n \ln \frac{e^{-(r_j(i) - \bar{\mu}_j)^2 / 2\sigma_j^2}}{e^{-r_j^2(i) / 2\sigma_j^2}} \quad j = 1, 2, \cdots, m \tag{2}$$

其中, $\bar{\mu} = [\bar{\mu}_1, \bar{\mu}_2, \cdots, \bar{\mu}_m]^T$;

$$\sigma^2 = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{12} & \sigma_{13} & \cdots & \sigma_{1m} \\ \sigma_{21} & \sigma_2^2 & \sigma_{23} & \cdots & \sigma_{2m} \\ \sigma_{31} & \sigma_{32} & \sigma_{33} & \cdots & \sigma_{3m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{m1} & \sigma_{m2} & \cdots & \cdots & \sigma_m^2 \end{bmatrix}$$

为 $r_1, r_2, \cdots, r_m$ 的协方差阵.

将(2)进一步简化为

$$\lambda_j(n) = \lambda_j(n-1) + \frac{\bar{\mu}_j}{\sigma_j^2} \left(r(n) - \frac{1}{2} \bar{\mu}_j \right) \quad j = 1, 2, \cdots, m \tag{3}$$

现在确定门限值与误报率 α 和漏报率 β 的关系,正如前所述这里采用修正的纽曼——皮尔逊准则的“序列似然比检测”,所以门限值的推导也与其有关^[7]由于篇幅有限推导过程不再重复.两门限值如下:

$$L_0 = \ln \left(\frac{\beta}{1 - \alpha} \right) \quad L_1 = \ln \left(\frac{\alpha}{1 - \beta} \right) \tag{4}$$

则决策率为

$$\lambda_j(n) \begin{cases} \geq L_1 & H_1 \\ \leq L_0 & H_0 \end{cases}$$

$L_0 < \lambda_j(n) < L_1$ 说明还需继续检测.

因为序列检测有时延,所以我们给出如下修正^[7], $\lambda_j(0) = 0$;当 $\lambda_j(n) = L_0$ 时,令 $\lambda_j(n) = 0$.

3 仿 真

这里我们根据实际需求给出误报率 α 和漏报率 β ,由公式(4)可得出采用序列概率比方法的两个门限值,以此为依据来检测故障.以地面、发动机低压转子转速 97 % 状态为例,采样周期 $T = 0.02 \text{ s}$.

3.1 单一传感器发生软故障的仿真试验

高压压气机出口压力 (p_{T3}) 传感器出现软故障:给压力传感器加上百分之四的斜坡信号来模拟系统的漂移偏差(在第 200 时刻停止加故障),图 2 是采用修正的序列概率比方法处理残差的仿真图,由图可以看出在第 40 个采样周期就可以检测出故障,并报警.图 3 是采用 WSSR 方法处理残差的仿真图,由图可见在第 70 个采样周期能检测出故障,并报警.图 3 中 H_2 为 p_{T3} 传感器出故障时采用 WSSR 方法产生的统计量.以后出现的 H_1 、 H_3 、 H_4 依次为 N_{XLC} 、 N_{XHC} 、 T_{45} 传感器出故障时采用 WSSR 方法产生的统计量,其对应的门

限值也是通过计算得到的,这里不再叙述^[4].

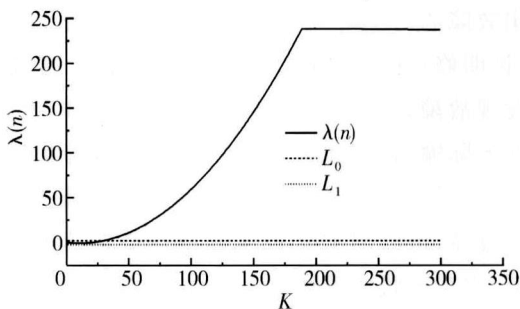


图 2 采用 SPRT 方法检测 p_{T3} 传感器出故障的判决函数曲线与门限值

Fig. 2 Fault indicator signals and thresholds of SPRT method on combustor outlet pressure sensor

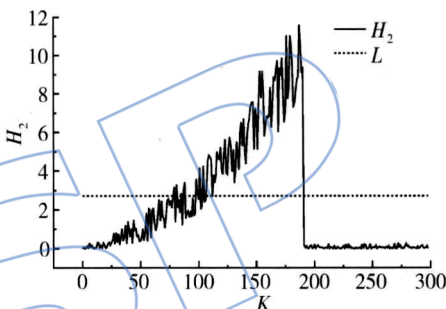


图 3 采用 WSSR 方法检测 p_{T3} 传感器出故障的判决函数曲线与门限值

Fig. 3 Fault indicator signals and threshold of WSSR method on combustor outlet pressure sensor

图 4 中实线表示高压压气机出口压力传感器实际输出,虚线表示卡尔曼滤波器的最优估计.由图可看出实现了状态重构.

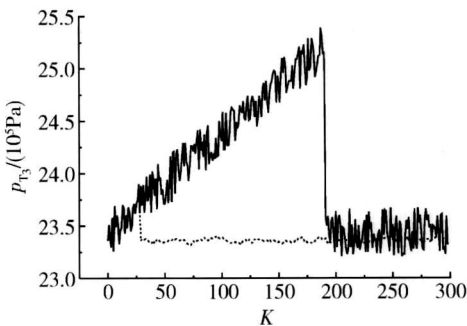


图 4 p_{T3} 出故障的滤波曲线

Fig. 4 Simulation curve of soft-failure on combustor outlet pressure sensor

3.2 两个不同传感器同时发生软故障的仿真试验

这里以低压转子转速传感器和高压涡轮出口温度传感器为例 (N_{XLC} 和 T_{45} 同时出故障):

由图 5 和图 7 可以看到在发生故障后第 47 个采样点与第 35 个采样点滤波曲线超过门限值,

说明此时检测出故障. 由图 6 和图 8 可以看出检测出故障的时刻相较于图 5 和图 7 有较大的延迟. 说明修正的序列概率比检测速度更快, 更能及时发现故障, 实时性好. 图 9 和图 10 实线代表传感器实际输出, 虚线代表两传感器出故障后卡尔曼滤波的最优估计值. 由图可得, 一旦检测出传感器出故障, 可以用卡尔曼滤波值代替传感器实际输出, 实现了状态重构.

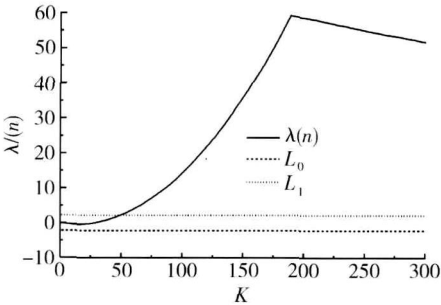


图 5 采用 SPRT 方法检测 N_{XLC} 传感器出故障的判决曲线与门限值

Fig. 5 Fault indicator signals and thresholds of SPRT method on low-pressure spool speed

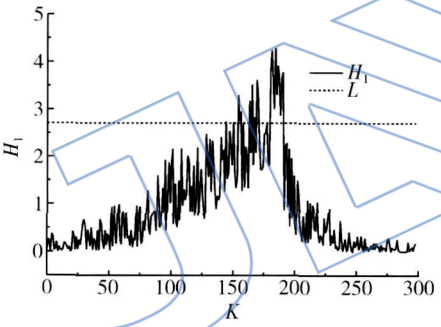


图 6 采用 WSSR 方法检测 N_{XLC} 传感器出故障的判决曲线与门限值

Fig. 6 Fault indicator signals and threshold of WSSR method on low-pressure spool speed

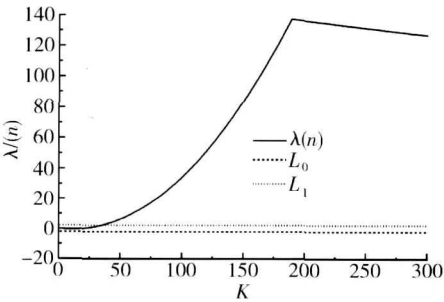


图 7 采用 SPRT 方法检测 T_{45} 传感器出故障的判决曲线与门限值

Fig. 7 Fault indicator signals and thresholds of SPRT method on high-pressure turbine exit temperature

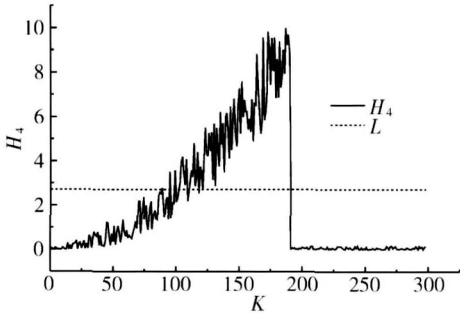


图 8 采用 WSSR 方法检测 T_{45} 传感器出故障的判决曲线与门限值

Fig. 8 Fault indicator signals and threshold of WSSR method on high-pressure turbine exit temperature

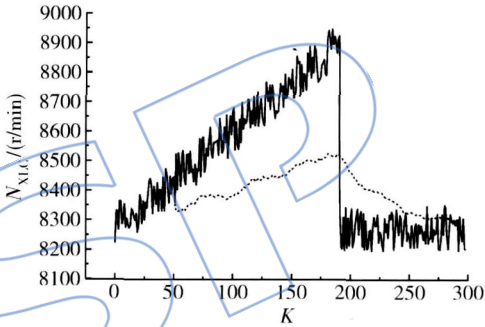


图 9 N_{XLC} 出故障的滤波曲线

Fig. 9 Simulation curve of soft-failure on low-pressure turbine exit temperature

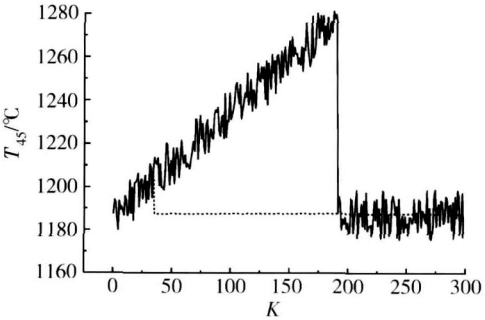


图 10 T_{45} 出故障的滤波曲线

Fig. 10 Simulation curve of soft-failure on low-pressure turbine exit temperature

4 结 论

通过仿真,对于本文所采用的残差处理方法,可得到如下结论:

- (1) 传感器出故障时,修正的序列概率比和 WSSR 都可用于残差的处理,序列概率比所需的检测时间短,有效降低误报率和漏报率.
- (2) 由于修正的序列概率比方法在理论推导上简单、计算量较小,因此是比较接近工程要求

的.

(3) 当传感器发生故障后,故障传感器通过卡尔曼滤波值进行输出重构,提高了发动机控制系统的可靠性.

参考文献:

[1] Merrill W C,DeLaat J C,Bruton W M. Advanced detection , isolation , and accommodation of sensor failures-real-time evaluation[R]. NASA Technical Paper 2740 ,1987.

[2] Kobayashi T, Simon D L. Application of a bank of Kalman filters for aircraft engine fault diagnostics[R]. ASME Paper GT2003-38550.

[3] Kobayashi T and Simon D L. Evaluation of an enhanced

bank of Kalman filters for in-flight aircraft engine sensor fault diagnostics[R]. NASA/ TM-2004 - 213203.

[4] 许秀玲,郭迎清,王镛根,等. 某型涡扇发动机控制系统传感器故障诊断研究[J]. 航空动力学报,2004,19(1):164-168.

XU Xiulin,GE Yinqin,WANG Yonggen,et al. Sensor failure diagnosis for turbofan engine control system[J].Journal of Aerospace Power,2004,19(1):164-168.

[5] 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.

[6] 张明有. 信号检测与估计[M]. 北京:电子工业出版社,2005.

[7] 周东华,孙优贤. 控制系统的故障检测与诊断技术[M]. 北京:清华大学出版社,1994.