

基于观测器的传感器故障检测方法对比分析

陶立权^{1,2}, 刘程¹, 张正², 王倩¹, 王伟^{1,2}

(中国民航大学适航学院¹, 民用航空器适航审定技术与管理研究中心²; 天津 300300)

摘要:针对航空发动机传感器故障检测方法的适用范围缺乏量化数据问题,提出以故障检测性能指标为依据,对基于卡尔曼滤波器和基于自适应滑模观测器的故障检测方法适用性进行对比分析。分别设计了基于卡尔曼滤波器的残差生成和自适应滑模观测器的故障估计检测方法,根据故障检测策略实现故障检测;以蒙特卡罗法生成随机故障,对比分析在故障和干扰同时存在的情况下 2 种方法的故障检测效果和适用范围;基于 DGEN 380 发动机进行仿真,仿真结果表明:基于卡尔曼滤波器的故障检测方法对高斯噪声的处理能力较强,但故障检测率不足 50%,尤其是针对软故障效果较差;而基于滑模观测器的故障检测方法在不考虑测量噪声的情况下,针对软硬故障检测的效果均较好,但处理传感器测量噪声的能力较差。

关键词:故障检测;性能指标;传感器;卡尔曼滤波器;滑模观测器;软硬故障;航空发动机

中图分类号: V263.6

文献标识码: A

doi: 10.13477/j.cnki.aeroengine.2020.03.009

Comparison and Analysis of Sensor Fault Detection Methods Based on Observer

TAO Li-quan^{1,2}, LIU Cheng¹, ZHANG Zheng², WANG Qian¹, WANG Wei^{1,2}

(1. Airworthiness College, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China; 2. Civil Aircraft Airworthiness Certification

Technology and Management Research Center, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: In view of the lack of quantitative data on the application scope of aeroengine sensor fault detection methods, a comparison and analysis of the applicability of the fault detection methods based on Kalman filter and adaptive sliding-mode observer was proposed based on the performance index of fault detection. Kalman filter was designed to generate residual error and adaptive sliding-mode observer respectively to obtain fault estimation. Fault detection was realized based on fault detection strategy. Random faults were generated by Monte Carlo method, and the fault detection effect and application range of the two methods were compared and analyzed in the presence of both faults and disturbances. Simulation was carried out based on engine of DGEN 380. The simulation results show that the fault detection method based on Kalman filter has a strong ability to deal with Gaussian noise, but the fault detection rate is less than 50%, especially for soft faults. The fault detection method based on sliding-mode observer has better effect on soft and hard fault detection without considering measurement noise, but the ability to deal with sensor measurement noise is poor.

Key words: fault detection; performance index; sensor; Kalman filter; sliding-mode observer; soft and hard faults; aeroengine

0 引言

航空发动机传感器常常处于高温、高压、强振动等恶劣环境中,容易发生故障^[1-2]。据统计,传感器故障占控制系统总故障的 80%^[3-4]。作为控制系统中参数传递组件的传感器若发生故障,可能造成飞行事故。而航空发动机作为航空器的“心脏”,须有极高的可靠性和安全性^[5]。对于发动机控制系统,FAA 在 FAR33.28

(d)^[6] 条款中有明确的规定:“发动机控制系统部件的单点失效不会导致危害性发动机后果”。因此必须采取有效措施防止导致危害性发动机后果的故障发生,从而保证其可靠性和安全性。故障检测是 1 个行之有效的方法,若传感器发生故障,设计合理的故障检测方法及时检测出故障,是避免事故发生的前提之一。

目前国内外对于航空发动机传感器故障检测的

收稿日期:2019-04-08

作者简介:陶立权(1978),男,硕士,副研究员,研究方向为航空发动机性能;E-mail:cauctao@sina.com。

引用格式:陶立权,刘程,张正,等.基于观测器的传感器故障检测方法对比分析[J].航空发动机,2020,46(3):46-53. TAO Li-quan, LIU Cheng, ZHANG Zheng, et al. Comparison and analysis of sensor fault detection methods based on observer [J]. Aeroengine, 2020, 46(3):46-53.

研究主要分为基于数据和基于模型的方法^[7]。据于春梅等^[8]统计与分析,工程中超过 50% 的传感器故障是采用基于观测器的方法来解决的。而基于观测器的故障检测方法是基于模型的故障检测方法中的典型代表,主要包括基于卡尔曼滤波器和基于滑模观测器的故障检测方法。Kobayashi T^[9]提出采用 1 组卡尔曼滤波器实现航空发动机传感器故障检测与诊断;孔祥兴等^[10]提出 1 种采用双路容错设计的卡尔曼滤波器故障检测隔离系统,实现双重传感器故障检测。由于卡尔曼滤波器对模型精度要求较高,而滑模变结构是 1 种非线性控制,对于模型中的扰动、误差等具有强鲁棒性,因此部分学者将研究方向转向滑模控制。Sandy Rahme^[11]针对工业发动机设计的滑模观测器应用于故障诊断领域取得了良好效果;刘尚^[12]针对汽车电子节气门角度传感器提出基于滑模观测器的故障检测和故障重构方法。

以上研究针对基于模型的故障检测较多,但在控制领域对于不同类型的故障及不同类型的干扰,鲜有学者以故障检测性能指标^[13]为参考,研究基于卡尔曼滤波器和基于滑模观测器的故障检测效果以及方法适用范围等问题。本文以含有未知干扰的航空发动机为研究对象,分别设计了卡尔曼滤波器和自适应滑模观测器,以故障检测性能指标为依据进行了故障检测对比分析。仿真结果表明了所提方法的可行性和有效性。

1 问题描述

考虑含有传感器故障的航空发动机

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= Ax(t) + Bu(t) + Q\varepsilon(x,u,t) \\ y(t) &= Cx(t) + Nf(t)\end{aligned}\quad (1)$$

式中: $u \in R^m$, $x \in R^n$, $y \in R^p$ 分别为系统输入、状态、输出; $A \in R^{n \times n}$, $B \in R^{n \times m}$, $C \in R^{p \times n}$, $Q \in R^{n \times d}$, $N \in R^{p \times r}$, $n \geq p \geq r$, $\varepsilon \in R^{h \times 1}$ 为模型中存在的因素; $f \in R^p$ 为传感器故障。

假设 1: 传感器故障 f 未知有界,且界已知,即 $\|f(t)\| \leq \alpha(t)$, $\alpha(t)$ 为已知函数。

假设 2: 不确定因素 ε 未知有界,且界已知,即 $\|\varepsilon(t)\| \leq \beta$, β 为已知函数。

本研究的设计目标为: 在假设 1、2 的前提下,通过系统可测的输入和输出分别设计卡尔曼滤波器和滑模观测器进行故障检测,建立故障检测评估方法以评估故障检测性能指标,且在不同干扰存在的情况下

对比这 2 种方法对于软故障和硬故障的检测效果。这里的故障检测性能指标主要考虑故障检测率、漏检率、虚警率。其中故障检测率定义为 $\varphi_1 = \frac{\chi_1}{\psi} \times 100\%$, χ_1 为基于卡尔曼滤波器或滑模观测器的故障检测方法中检测到的实际随机故障数, ψ 为注入随机故障的总数;漏检率的定义为 $\varphi_2 = \frac{\chi_2}{\psi} \times 100\%$, χ_2 为基于卡尔曼滤波器或滑模观测器的故障检测方法中未检测到的实际随机故障数;虚警率的定义为 $\varphi_3 = \frac{\chi_3}{\psi} \times 100\%$, χ_3 为基于卡尔曼滤波器或滑模观测器的故障检测方法中实际未发生故障但检测到的随机故障数。根据蒙特卡罗法生成随机故障,样本数量越大,用频率代表概率的可信度就越高,文献[14]提出样本数量应不少于 30 个。

2 基于卡尔曼滤波器的故障检测

2.1 基于卡尔曼滤波器的残差生成

基于卡尔曼滤波器的故障检测原理如图 1 所示。从图中可见,卡尔曼滤波器的输入需要系统初值,但是由于卡尔曼滤波器具有滤波稳定性^[15],滤波器的误差方差阵和状态估计不受初值变化的影响,从而保证系统的状态达到最优估计。

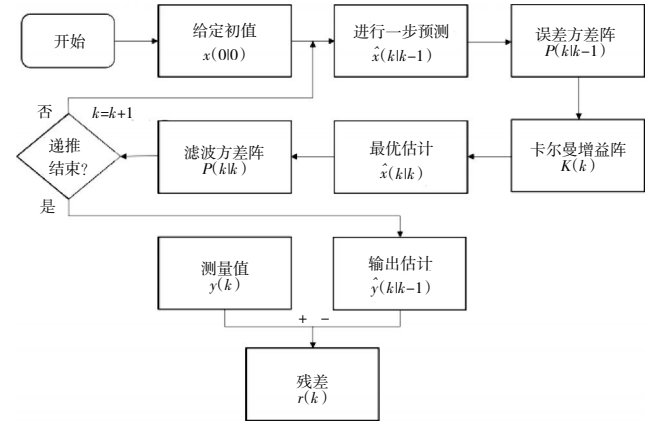


图 1 基于卡尔曼滤波器的残差生成原理

设计卡尔曼滤波器后,将输出估计与测量值进行对比得到输出估计误差。为了减小检测误差,将输出估计误差进行处理得到残差,最后基于残差进行故障检测。

2.2 基于卡尔曼滤波器的故障检测策略

在构建单个卡尔曼滤波器生成残差后,设定残差决策函数进行故障检测。采用残差加权平方和 WSSR (Weighted Sum of Squared Residual)^[16] 检测方

法, 定义为

$$X_i = W_i^i(\gamma^i)^T(R^i)^{-1}\gamma^i \quad (2)$$

式中: X_i 为第 i 个传感器使用残差加权平方和方法得到的故障指示信号; W_i^i 为第 i 个传感器故障的权重; γ^i 为第 i 个传感器的残差; R^i 为第 i 个传感器的噪声矩阵。

设计决策函数为

$$\begin{cases} X > J_{th} \\ X \leq J_{th} \end{cases}$$

式中: J_{th} 为所设定的门限值。

其故障检测逻辑为: 当传感器没有发生故障时, 对应的 X 都保持在较小的水平; 当某个传感器发生故障时, 由于其输入中不包含该传感器的测量信号, 因此该传感器对应的 X 仍保持在较小的水平, 但其他传感器由于输入了该传感器的测量信号, 其对应的 X 将会增大, 若其他传感器的 X 增大到一定程度, 即大于所设定的门限值, 则说明该传感器发生了故障。

3 基于滑模观测器的故障检测

3.1 基于滑模观测器的故障估计

在建模误差、扰动等存在的情况下, 通过将故障建模为未知信号, 设计滑模观测器以估计故障, 其原理如图 2 所示。从图中可见, 滑模观测器的输入为系统可测的输入和输出, 滑模观测器的输出为故障估计。在满足假设 1、2 的情况下, 进行滑模观测器的设计, 并以机理阐述故障估计的产生原理。

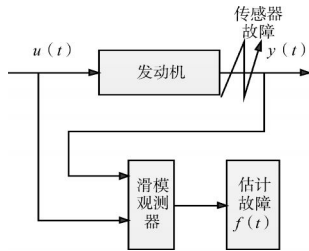


图 2 基于滑模观测器的故障估计原理

这里引入 1 个滤波器, 由 y 经滤波得到的新状态 $z_f \in R^p$

$$\dot{z}_f(t) = -A_f z_f(t) + A_f C x(t) + A_f N f(t) \quad (3)$$

其中 $-A_f \in R^{p \times p}$, 联立式(1)、(3)可得 $n+p$ 阶的增广状态空间系统

$$\begin{bmatrix} \dot{x}(t) \\ \dot{z}_f(t) \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} A & 0 \\ A_f C & -A_f \end{bmatrix}}_{A_a} \underbrace{\begin{bmatrix} x(t) \\ z_f(t) \end{bmatrix}}_{x_a} + \underbrace{\begin{bmatrix} B \\ 0 \end{bmatrix}}_{B_a} u(t) + \underbrace{\begin{bmatrix} 0 \\ A_f N \end{bmatrix}}_{M_a} f(t) + \underbrace{\begin{bmatrix} Q \\ 0 \end{bmatrix}}_{Q_a} \varepsilon(t) \quad (4)$$

$$y(t) = \underbrace{\begin{bmatrix} 0 & I_p \end{bmatrix}}_{C_a} \begin{bmatrix} x(t) \\ z_f(t) \end{bmatrix} \quad (5)$$

根据式(4)、(5)设计以下形式的自适应滑模观测器

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}_a = A_a \hat{x}_a(t) + B_a u(t) - G_1 e_y(t) + G_n v \\ \hat{z}_f(t) = C_a \hat{x}_a(t) \end{cases} \quad (6)$$

$$\text{其中 } v = \begin{cases} -\lambda(t) \text{sign}(e_y), & \lambda \geq \rho_0 \\ -\rho_0 \text{sign}(e_y), & \lambda < \rho_0 \end{cases} \quad (7)$$

$$\text{式中: } G_n = \begin{bmatrix} -L \\ I_p \end{bmatrix} T^T P_0^{-1}; G_1 = P^{-1} C^T V^{-1}, L = [L_0 \quad 0], L_0 \in R^{(n-p) \times (p-q)},$$

$P_0 = P_0^T$, 为设计矩阵; $e_y(t) = C \hat{x}(t) - y(t)$, 为输出估计误差; $e(t) = \hat{x}(t) - x(t)$, 为状态估计误差; ρ_0 为设定值。

联立式(4)、(5)、(6), 得到

$$\dot{e}(t) = A_0 e(t) + G_n v - M_a f(t) - Q_a \varepsilon(t, x, u) \quad (8)$$

式中: $A_0 = A - G_1 C$; 干扰分布矩阵分为 $Q = \begin{bmatrix} Q_1 \\ Q_2 \end{bmatrix}$, 其中

$$Q_1 \in R^{(n-p) \times h}。$$

再引入坐标变换 $T = \begin{bmatrix} I_{n-p} & L \\ 0 & T \end{bmatrix}$, 使系数矩阵变为

$$A = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix}, M = \begin{bmatrix} 0 \\ M_2 \end{bmatrix},$$

$$G_n = \begin{bmatrix} 0 \\ P_0^{-1} \end{bmatrix}, \Gamma = \begin{bmatrix} Q_1 + L Q_2 \\ T Q_2 \end{bmatrix}, C = [0 \quad I_p]$$

$$\dot{e}(t) = A_0 e(t) + G_n v - M f(t) - \Gamma \varepsilon(t)。$$

将状态估计误差进行分解: $e = \text{col}(e_1, e_y)$, 其中 $e_1 \in R^{n-p}$

$$\begin{cases} \dot{e}_1(t) = A_{11} e_1(t) + (A_{12} - G_{11}) e_y(t) - Q_1 \varepsilon(t, x, u) \\ \dot{e}_y(t) = A_{21} e_1(t) + (A_{22} - G_{12}) e_y(t) + P_0^{-1} v - M_2 f(t) - Q_2 \varepsilon(t, x, u) \end{cases} \quad (9)$$

运用 Schur 补引理将观测器增益求解方法转化为 LMI 约束下多目标优化问题

$$\min \text{trace}(X);$$

s.t

$$\begin{bmatrix} PA + A^T P - C^T V^{-1} C & P \\ P & -W^{-1} \end{bmatrix} < 0 \quad (10)$$

$$\begin{bmatrix} -P & I_n \\ I_n & -X \end{bmatrix} < 0$$

$$P = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} \\ L^T P_{11} & T^T P_{12} + L^T P_{11} L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} \\ P_{12}^T & P_{22} \end{bmatrix} > 0 \quad (11)$$

式中: $W \in R^{n \times n}$, $V \in R^{p \times p}$ 为设计的对称正定矩阵。 $P_{11} \in R^{(n-p) \times (n-p)}$, $P_{12} = [P_{121} \ 0]$, $P_{121} \in R^{(n-p) \times (n-2)}$; 根据矩阵 P 得到观测器增益矩阵 G_1 、 G_n 。

3.2 基于滑模观测器的故障检测策略

根据上述自适应滑模观测器的设计, 当到达滑动模态时应满足 $e(t) = \dot{e}_y(t) = e_1(t) = 0$, 式(9)变为

$$0 = P_0^{-1} v_{eq} - M_2 f(t) - Q_2 \varepsilon(t, x, u) \quad (12)$$

将式(12)左乘矩阵 $H \in R^{p \times p[17]}$, 得到

$$\begin{bmatrix} L_1 & L_2 \\ 0 & L_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon(t) \\ f(t) \end{bmatrix} = H P_0^{-1} v \quad (13)$$

得到

$$f(t) = L_4^{-1} H P_0^{-1} v_{eq}(t) \quad (14)$$

得到精确的估计信号后, 根据决策函数进行故障检测。决策函数为

$$\begin{cases} f(t) > J_{th}, \text{有故障} \\ f(t) \leq J_{th}, \text{无故障} \end{cases}$$

4 仿真算例

以某型民用发动机为对象, 研究其在典型工况点——设计点的传感器故障检测问题, 数学模型为

$$\dot{x}(t) = A x(t) + B u(t) + Q \varepsilon(t)$$

$$y(t) = C x(t) + f(t)$$

式中: 状态量 $x = [\Delta n_L \ \Delta n_H]^T$, Δn_L 为低压转子转速变化量, Δn_H 为高压转子转速变化量; 输入量 $u = \Delta W_f$, ΔW_f 为燃油流量的变化量; 输出 $y = [\Delta n_L \ \Delta n_H]^T$ 。

由于系统状态量、控制量的单位不同, 造成系统矩阵的数量级相差太大, 这对于控制系统的仿真不利, 因此下列参数全都做归一化处理。系统系数矩阵为

$$A = \begin{bmatrix} -11.6028 & 7.1632 \\ 6.4904 & -27.837 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 3.086 \\ 5.4458 \end{bmatrix}, \quad C = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

在基于卡尔曼滤波器的故障检测方法中, 将航空发动机模型离散化, 其系数矩阵为

$$F = \begin{bmatrix} 0.7995 & 0.0972 \\ 0.0881 & 0.5790 \end{bmatrix},$$

$$G = \begin{bmatrix} 0.0612 \\ 0.0868 \end{bmatrix}, \quad H = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}。$$

在基于滑模观测器的故障检测方法中, 滤波器矩阵选为 $A_f = 10I_2$, 则增广矩阵为

$$A_a = \begin{bmatrix} -11.6028 & 7.1632 & 0 & 0 \\ 6.4909 & -27.837 & 0 & 0 \\ 10 & 0 & -10 & 0 \\ 0 & 10 & 0 & -10 \end{bmatrix},$$

$$B_a = \begin{bmatrix} 3.086 \\ 5.4458 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad M_a = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 10 & 0 \\ 0 & 10 \end{bmatrix},$$

$$Q_a = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad C_a = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}。$$

运用 LMI 工具箱求得

$$P = \begin{bmatrix} 20.1593 & 10.7218 & 0 & 0 \\ 10.7218 & 19.4310 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 25.7949 & 4.4010 \\ 0 & 0 & 4.4010 & 56.0968 \end{bmatrix}$$

$$\text{则 } P_1 = P_{11} = \begin{bmatrix} 20.1593 & 10.7218 \\ 10.7218 & 19.4310 \end{bmatrix}, \quad L = 0$$

$$P_0 = \begin{bmatrix} 25.7949 & 4.4010 \\ 4.4010 & 56.0968 \end{bmatrix},$$

$$G_n = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0.0393 & -0.0031 \\ -0.0031 & 0.0181 \end{bmatrix},$$

$$G_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0.0786 & -0.0062 \\ -0.0062 & 0.0361 \end{bmatrix}。$$

本文中 $Q_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$, 根据式(13)得

$$0 = P_0^{-1} v_{eq} - M_2 f(t) \quad (16)$$

根据等效输出估计误差注入原理得到相应的故障, 将相应矩阵带入式(14)得

$$f(t) = M_2^{-1} P_0^{-1} v_{eq} = \begin{bmatrix} 0.0039 & -0.0003 \\ -0.0003 & 0.0018 \end{bmatrix} v_{eq}。$$

根据故障指示信号 X 的特性, 故障检测门限值取传感器无故障时 X 的上、下界最大值, 如图 3、4 所示。从图中可见, 当高、低压转速传感器无故障时, N_L 转速传感器故障指示信号 X_1 的上界是 0.0000792, N_H 转速传感器故障指示信号 X_2 的上界是 0.0000641。

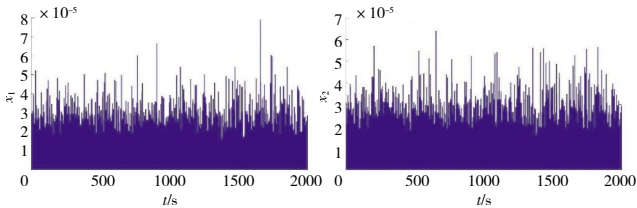


图 3 传感器无故障时 X_1

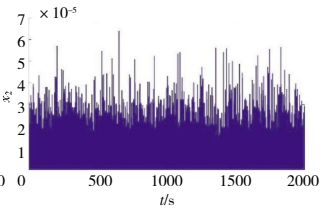


图 4 传感器无故障时 X_2

根据故障重构信号的特性,无故障时,输出估计误差如图 5 所示,传感器故障重构信号如图 6 所示。从图 5、6 中可见,当高、低压转速传感器无故障时, N_L 转速传感器故障指示信号的上界是 0.0000032, N_H 转速传感器故障指示信号的上界是 0.0000123。这里仅对 N_H 传感器进行研究。

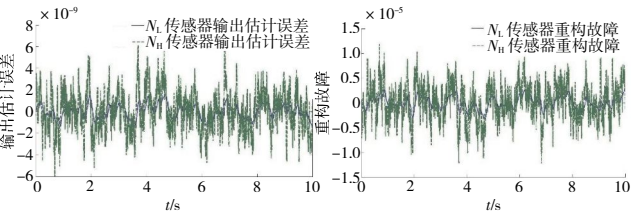


图 5 无故障时输出估计误差

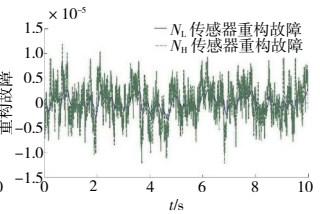


图 6 无故障时传感器故障重构信号

为了验证本方法对变化缓慢的斜坡故障和变化较快的硬故障的检测效果,采用蒙特卡罗法随机生成变化不一的故障。在 2000 s 的仿真时间内每隔 20 s 在 N_H 传感器中注入随机故障,每个故障只持续 10 s,总共注入 100 个随机故障。以蒙特卡罗法生成随机斜坡故障和随机阶跃故障,随机斜坡故障斜率范围为 0~0.001,随机阶跃故障幅值范围为 0~0.01。加入的时刻为 $t=10n$ s ($n=0,1,2,\dots,200$),试验组数为 100 组。

传感器在测量时可能存在测量噪声,这将影响故障检测灵敏度。根据文献^[18]确定传感器测量噪声,具体数据见表 1。下面分别对不考虑传感器测量噪声和考虑传感器测量噪声 2 种情况,进行基于卡尔曼滤波器和基于滑模观测器的故障检测效果以及方法适用范围等问题开展研究。

典型航空发动机传感器测量噪声	
传感器	测量噪声标准差
低压转子转速传感器	0.0025
高压转子转速传感器	0.0025

情形 1:不考虑传感器测量噪声。

(1)基于卡尔曼滤波器的故障检测。

不含噪声随机斜坡故障检测 1 仿真结果如图 7 所示,不含噪声随机阶跃故障检测 1 仿真结果如图 8 所示。将图 7、8 的结果转化为表格形式,得到不同故

障下的故障检测性能指标,见表 2。

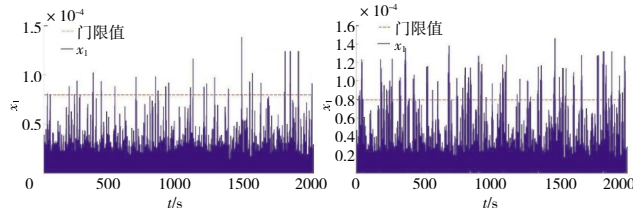


图 7 不含噪声随机斜坡故障检测 1 仿真结果

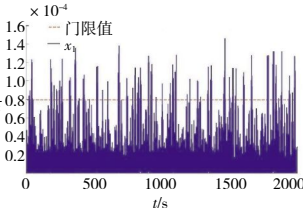


图 8 不含噪声随机阶跃故障检测 1 仿真结果

表 2 不含噪声时基于卡尔曼的故障检测性能指标 %			
N_H 传感器性能指标	故障检测率	漏检率	虚警率
软故障	28	72	0
硬故障	46	44	0

从图 7 中可见,在门限值为 0.0000792 的条件下,检测出的软故障数为 28 个,未检测出的软故障数为 72 个。检测出的软故障与未检测出的相比差距较大。从图 8 中可见,在门限值为 0.0000792 的条件下,检测出的软故障数为 46 个,未检测出的软故障数为 44。检测出的软故障和未检测出的均为总故障的 50%左右。从表 2 中可见,对于不同的故障类型,基于卡尔曼滤波器的故障检测效果差距较大。

(2)基于滑模观测器的故障检测。

在基于滑模观测器的故障检测方法中,需保证传感器发生故障时系统仍处于滑动模态,即使输出估计误差保持在滑模面并保持滑动。

N_H 传感器故障时输出估计误差如图 9 所示。从图中可见,即使发生故障,输出估计误差始终处于滑模面,故障并没有破坏滑模到达条件,从而保证故障重构的准确性。

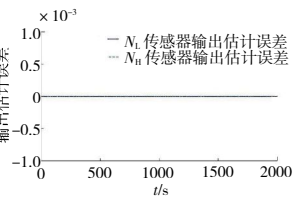


图 9 N_H 传感器故障时输出估计误差

不含噪声随机斜坡故障检测 2 仿真结果如图 10 所示。从图中可见,在门限值为 0.0000123 的条件下,检测出的软故障个数为 100 个,未检测出的软故障数为 0 个。不含噪声随机阶跃故障检测仿真结果如图 11 所示。从图中可见,检测出的硬故障数为 100 个,未检测出的硬故障数为 0 个。故得到相应的故障检测性能指标,见表 3。结果表明,该方法对于 N_H 传感器不论是发生变化缓慢的斜坡故障还是变化较快的阶跃故障都有良好的检测效果。

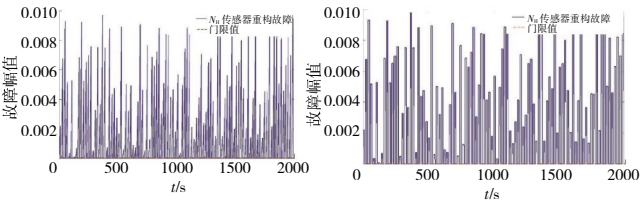


图 10 不含噪声随机斜坡故障检测 2 仿真结果

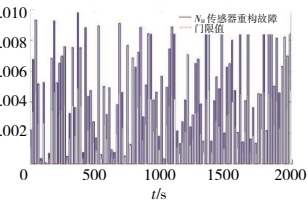


图 11 不含噪声随机阶跃故障检测 2 仿真结果

表 3 不含噪声基于滑模观测器的故障检测性能指标 %

N_h 传感器性能指标	故障检测率	漏检率	虚警率
软故障	100	0	0
硬故障	100	0	0

文献[19]提出的发动机故障检测率达到 98%,且虚警率保持在 1%左右。对比表 2、3 可知,针对变化缓慢的软故障,基于卡尔曼滤波器的故障检测率只有 28%,远远低于 98%,且漏检率达 72%;而基于滑模观测器的故障检测率达到 100%,漏检率和虚警率均为 0%,满足相关文献提出的要求。针对变化较快的硬故障,基于卡尔曼滤波器的故障检测率只有 46%,远远低于 98%,且漏检率达 44%;而基于滑模观测器的故障检测率达 100%,漏检率和虚警率均为 0%,也满足相关文献提出的要求。且分别对比图 7、10、8、11 可知,在基于卡尔曼滤波器的故障检测方法中,故障指示信号 X_1 受故障的影响变化较小,较难检测故障;而在基于滑模观测器的故障检测方法中,故障检测信号受故障的影响变化较大,容易检测出故障。故基于滑模观测器的故障检测方法比基于卡尔曼滤波器的故障检测方法更适用于不考虑传感器测量噪声的发动机中。

情形 2:考虑传感器测量噪声。

(1)基于卡尔曼滤波器的故障检测。

含噪声随机斜坡故障检测 1 仿真结果如图 12 所示,含噪声随机阶跃故障检测 1 仿真结果如图 13 所示,故障检测性能指标见表 4。

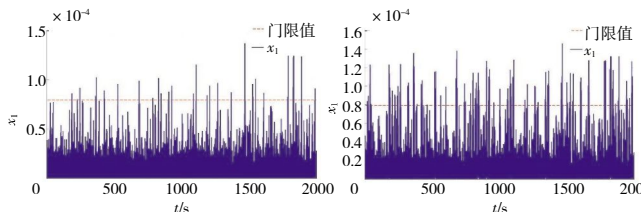


图 12 含噪声随机斜坡故障检测 1 仿真结果

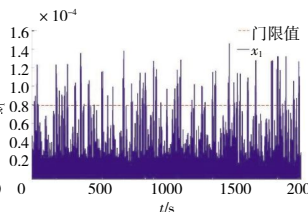


图 13 含噪声随机阶跃故障检测 1 仿真结果

表 4 含噪声基于卡尔曼故障检测性能指标 %

N_h 传感器性能指标	故障检测率	漏检率	虚警率
软故障	26	74	0
硬故障	48	42	0

分别对比图 7、12、8、13 可知,由于测量噪声的存在,故障指示信号 X_1 发生变化,但总体趋势一致。对比表 4、5 可知,无论是对于软故障还是硬故障,故障检测性能指标没有发生太大变化,从而说明卡尔曼滤波器对于高斯白噪声的处理能力较强。

(2)基于滑模观测器的故障检测。

含噪声随机斜坡故障检测 2 仿真结果如图 14 所示,含噪声随机阶跃故障检测 2 仿真结果如图 15 所示,其故障检测性能指标见表 5。分别对比图 10、14、11、15 可知,由于测量噪声的存在, N_h 传感器重构故障信号发生严重的“抖振”,使得重构信号值大于所设定的门限值,从而造成严重的虚警情况。

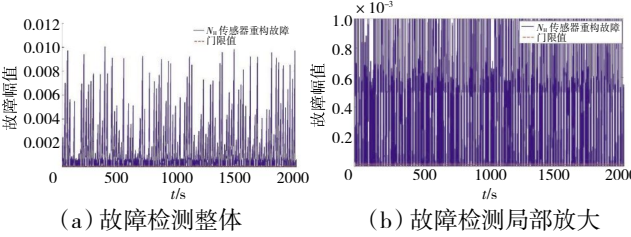


图 14 含噪声随机斜坡故障检测 2 仿真结果

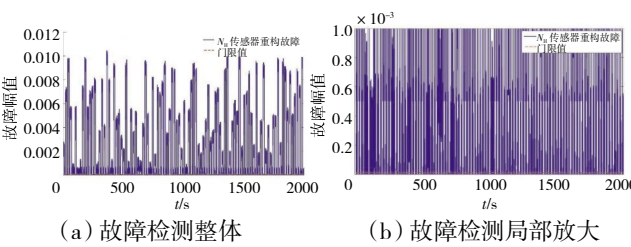


图 15 含噪声随机阶跃故障检测 2 仿真结果

表 5 故障检测性能指标 %

N_h 传感器性能指标	故障检测率	漏检率	虚警率
软故障	100	0	100
硬故障	100	0	100

对比表 4、5 可知,针对变化缓慢的软故障,基于卡尔曼滤波器的故障检测率只有 26%,远远低于 98%,且漏检率达 72%;而基于滑模观测器的故障检测率达 100%,漏检率为 0%,但虚警率都为 100%,不满足相关文献提出的要求。针对变化较快的硬故障,基于卡尔曼滤波器的故障检测率只有 48%,远远低于 98%,且漏检率达 42%;而基于滑模观测器的故障检测率达 100%,漏检率为 0%,但虚警率为 100%,也

不满足相关文献提出的要求。说明基于卡尔曼滤波器的故障检测方法对于传感器噪声是高斯白噪声的处理能力较强,而基于滑模观测器的故障检测方法对于高斯白噪声的处理能力较差,其原因是卡尔曼滤波器使参数估计均方差最小化,因此有无高斯白噪声对该方法的影响较小;而基于滑模观测器的故障检测方法将传感器测量噪声当成额外的“虚拟”传感器故障,因此故障重构信号大于真实注入的传感器故障值,从而造成较为严重的虚警情况。

为了减少虚警情况,提高故障检测的准确率,将故障重构信号进行故障检测前,设计滑动平均滤波器进行白噪声滤波处理,仿真结果如图16、17所示,并见表6。

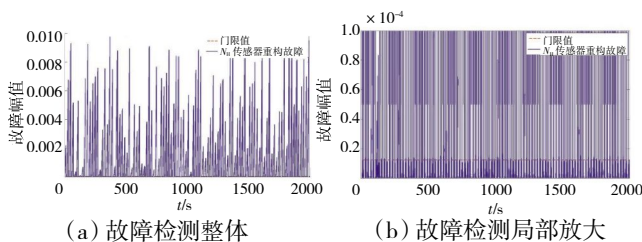


图16 N_h 传感器随机斜坡故障检测

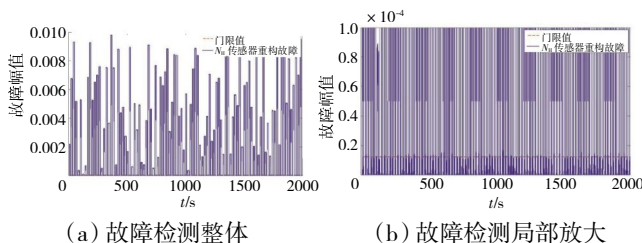


图17 N_h 传感器随机阶跃故障检测

表6 基于滑模观测器的故障检测性能指标 %

N_h 传感器性能指标	故障检测率	漏检率	虚警率
软故障	100	0	44
硬故障	100	0	43

从表6中可见,在故障检测率为100%情况下,软、硬故障虚警率分别为44%、43%。分别对比图14和图16、图15和图17可知,滑动平均滤波器能够有效地滤除故障重构信号中的高斯白噪声,使得无故障时重构信号稳定在门限值左右,从而降低虚警率。

5 结论

本文针对含未知干扰的航空发动机,以故障检测性能指标为参考,研究基于卡尔曼滤波器和基于滑模观测器的故障检测效果以及方法适用范围等问题,得到如下结论:

(1)不考虑传感器测量噪声时,针对软故障和硬故障,对于相关文献提出的故障检测率98%的目标,基于滑模观测器的故障检测方法均可达到,而基于卡尔曼滤波器的故障检测方法远达不到;

(2)考虑传感器测量噪声时,基于滑模观测器的故障检测率达到100%,但同时造成100%的虚警率,无法满足相关文献提出的要求;而在基于卡尔曼滤波器的故障检测方法中,虽然故障检测率依旧较低,但并没有产生较大的虚警率,且对比不考虑测量噪声的情况,故障检测性能指标变化较小,故考虑测量噪声时卡尔曼滤波器具有一定的优势。但是将故障重构信号进行滤波处理后,基于滑模观测器的故障检测方法能够有效地减少虚警情况;

(3)针对变化缓慢的软故障,基于卡尔曼滤波器的故障检测效果较差,而基于滑模观测器的故障检测率较高,故在不考虑虚警的情况下,该方法有一定优势;

(4)在考虑传感器测量噪声的发动机故障检测领域中,2种方法的故障检测效果均较差,需要改进卡尔曼滤波器或滑模观测器的设计方法,使得检测效果满足相关文献提出的要求,有待进一步研究。

参考文献:

- [1] 孙建国.航空燃气涡轮发动机控制[M].上海:上海交通大学出版社, 2014:4-4.
SUN Jianguo. Aircraft gas turbine engine control[M].Shanghai:Shanghai Jiaotong University Press, 2014:4-4.(in Chinese)
- [2] 尹俊,郭迎清.神经网络和卡尔曼滤波融合的航空发动机传感器故障诊断[J].计算机测量与控制, 2011,19(8):1936-1938.
YIN Jun, GUO Yingqing. Neural network and kalman filter based fusion fault diagnosis for aeroengine sensor[J].Computer Measurement & Control, 2011,19(8):1936-1938. (in Chinese)
- [3] 周永杰,王雨萌,张江滨.基于卡尔曼滤波器的控制系统传感器故障诊断[J].电网与清洁能源, 2011, 27(7):50-53.
ZHOU Yongjie, WANG Yumeng, ZHANG Jiangbin. Fault-diagnosis of sensors control system based on kalman filter [J].Power System and Clean Energy.2011,27(7):50-53. (in Chinese)
- [4] 王修岩,李萃芳,高铭阳,等.基于SVM和SNN的航空发动机气路故障诊断[J].航空动力学报, 2014,29(10):2493-2498.
WANG Xiuyan, LI Cuifang, GAO Mingyang, et al. Fault diagnosis of aero-engine gas path based on SVM and SNN [J].Journal of Aerospace Power, 2014,29(10):2493-2498. (in Chinese)
- [5] 余红英,徐凯健.航空发动机控制软件质量量化控制的应用[J].航空发动机, 2018(5):98-102.
SHE Hongying, XU Kaijian. Application of quality quantitative control in aero-engine control software [J].Aeroengine, 2018(5):98-102. (in

- Chinese)
- [6] US Department of Transportation, Federal Aviation Administration. CFR 14 Part 33.28:Electrical and electronic control system [S].Washington DC:FAA,1993:1-4.
- [7] 徐清诗,郭迎清.基于自适应滑模观测器的航空发动机故障诊断[J].航空计算技术,2016,46(4):83-86,90.
XU Qingshi, GUO Yingqing. Fault diagnosis of air craft engines based on adaptive sliding mode observers [J].Aeronautical Computing Technique,2016,46(4):83-86,90. (in Chinese)
- [8] 于春梅,张洪才.工业过程故障诊断方法的研究进展[J].合肥工业大学学报(自然科学版),2008,31(1):1316.
YU Chunmei,ZHANG Hongcai. Advances of fault diagnosis methods in industrial processes[J]. Journal of Hefei University of Technology(Natural Science),2008,31(1):1316. (in Chinese)
- [9] Kobayashi T. Aircraft engine sensor/actuator/component fault diagnosis using a bank of Kalman filters[R]. NASA-CR-2003-212298 .
- [10] 孔祥兴,王曦. 航空发动机双重传感器故障诊断逻辑研究[J].航空动力学报,2012,27(11):2599-2608.
KONG Xiangxing,WANG Xi.Research on aeroen gine's double sensor fault diagnosis logic [J].Journal of Aerospace Power,2012,27(11):2599-2608. (in Chinese)
- [11] Rahme S,Meskin N. Adaptive sliding mode observer for sensor fault diagnosis of an industrial gas turbine [J]. Control Engineering Practice, 2015, 38(3): 57 - 74.
- [12] 刘尚,童亮,路艳群,等. 汽车电子节气门角度传感器的故障检测与重构[J]. 仪表技术与传感器, 2017(11):97-103.
LIU Shang,TONG Liang,LU Yanqun,et al. Fault detection and re-construction for vehicle electronic throttle angular sensor [J]. Instrument Technique and Sensor,2017(11):97-103. (in Chinese)
- [13] 李霄剑. 鲁棒自适应故障检测与隔离方法研究[D].沈阳:东北大学,2011.
- LI Xiaojian. Research on robust adaptive fault detec tion and isolation approaches[D]. Shenyang:Northeastern University,2011. (in Chinese)
- [14] 国防科工委军用标准化中心.维修性试验与评定:GJB 2072—1994 [S]. 中华人民共和国国家军用标准,1994:13-13.
Military Standardization Center of national defense science and engi-neering Commission,Maintainability test and evaluation:GJB 2072—1994 [S]. National Military Standard of the people's Republic of Chi-na, 1994:13-13.(in Chinese)
- [15] 秦永元,汪叔华. 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.
QIN Yongyuan, WANG Shuhua. Kalman filter and principle of inte-grated navigation [M]. Xi'an:Northwestern Polytechnical University Press, 2004. (in Chinese)
- [16] 谭治学,钟诗胜,林琳.民航发动机性能诊断方法[J].哈尔滨工业大学学报,2019,51(01):22-28.
TAN Zhixue, ZHONG Shisheng, LIN Lin. Method for performance diagnosis of commercial aero-engine [J]. Journal of Harbin Institute of Technology:2019,51(01):22-28. (in Chinese)
- [17] Yan X G, Edwards C. Robust sliding mode observer-based actuator fault detection and isolation for a class of nonlinear systems[J]. Inter-national Journal of Systems Science, 2008, 39(4):349-359.
- [18] Pinelli M, Spina P R. Gas turbine field performance determination: sources of uncertainties[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines & Power, 2002, 124(1):155-160.
- [19] 姜彩虹,孙志岩,王曦. 航空发动机预测健康管理系统设计的关键技术[J]. 航空动力学报,2009,24(11):2589-2594.
JIANG Caihong, SUN Zhiyan, WANG Xi. Critical technologies for aero-engine prognostics and health management systems development [J]. Journal of Aerospace Power, 2009, 24 (11): 2589-2594. (in Chinese)

(编辑:刘 静)