

Z427/1033(2008)-(11)



NUAA2009044428



能源与动力学院

203



2009044428

目录

序号	姓名	职称	单位	论文题目	刊物、会议名称	年、卷、期
1	张鹏 黄金泉	博士生 正高	021 021	航空发动机气路故障诊断的平方根UKF方法研究	航空动力学报	2008年23卷1期
2	张鹏 黄金泉	博士生 正高	021 021	基于双重卡尔曼滤波器的发动机故障诊断	航空动力学报	2008年23卷5期
3	陈毅 黄金泉 张鹏	硕士生 正高 博士生	021 021 021	航空发动机控制系统传感器FDIA系统仿真	航空动力学报	2008年23卷2期
4	黄伟斌 黄金泉	硕士生 正高	021 021	航空发动机故障诊断的机载自适应模型	航空动力学报	2008年23卷3期
5	余红旭 黄金泉	硕士生 正高	021 021	航空发动机分布式控制系统延时分析	测控技术	2008年27卷6期
6	鲁峰 黄金泉	博士生 正高	021 021	The dynamic compensation to complex system based on LS-SVM	Proceedings of First International Conference of Modelling and Simulation	2008年
7	张鹏 黄金泉	博士生 正高	021 021	Aeroengine Performance Monitoring and Fault Diagnosis Based on Transient Measurements	The 2nd International Symposium on Systems and Control in Aeronautics and Astronautics	2008年
8	鲁峰 黄金泉	博士生 正高	021 021	Application of Intelligent Compensation to Engine Health Management System	International Colloquium on Computing Communication, Control, and Management in 2008	2008年
9	鲁峰 黄金泉	博士生 正高	021 021	基于信息融合的航空发动机故障诊断研究	航空宇航科学与技术全国博士生学术论坛	2008年
10	李秋红 孙健国	副高 正高	021 021	航空发动机控制器降阶方法	南京航空航天大学学报	2008年40卷3期
11	糜坤年 张天宏	硕士生 正高	021 021	微型涡喷发动机燃油计量技术研究	航空动力学报	2008年23卷11期
12	马坚刚 张天宏 朱理化	博士生 正高 硕士生	021 021 021	基于AD7746的电容法间隙测量应用系统研究	传感器与微系统	2008年27卷2期
13	徐凯 张天宏	硕士生 正高	021 021	航空发动机电子控制器可测试性技术应用研究	航空发动机	2008年34卷2期
14	赵世荣 黄向华	硕士生 正高	021 021	应用神经网络信息融合诊断航空发动机故障	航空动力学报	2008年23卷1期
15	徐建国 张友良 汪惠芬 刘佳	中级 正高 副高	021 南理工 南理工 华三通	通用数控程序解析方法研究	计算机集成制造系统	2008年14卷10期
16	赵永平 孙健国	博士生 正高	021 021	Robust support vector regression in the primal	Neural Networks	2008年21卷10期
17	赵永平 孙健国	博士生 正高	021 021	Boosting sparse least squares support vector regression (BSLSSVR) and its application to thrust estimation	Transactions of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics	2008年25卷4期
18	赵永平 孙健国	博士生 正高	021 021	一种快速稀疏最小二乘支持向量回归机	控制与决策	2008年23卷12期
19	江澄 孙健国	博士生 正高	021 021	航空发动机数控系统的板级协同仿真	电子科技大学学报	2008年37卷6期
20	赵永平 孙健国	博士生 正高	021 021	基于滚动窗法最小二乘支持向量机稳健预测模型	模式识别与人工智能	2008年21卷1期
21	赵永平 孙健国	博士生 正高	021 021	一类非平坦函数的多核最小二乘支持向量机的鲁棒回归算法	信息与控制	2008年37卷2期
22	姚华 单贵平 孙健国	博士生 硕士生 正高	021 021 021	基于卡尔曼滤波器及神经网络的发动机故障诊断	航空动力学报	2008年23卷6期
23	李玥 孙健国	硕士生 正高	021 021	基于遗传算法的航空发动机多目标优化PID控制	航空动力学报	2008年23卷1期
24	姚彦龙 孙健国	硕士生 正高	021 021	基于神经网络逆控制的发动机直接推力控制	推进技术	2008年29卷2期
25	姚文荣 孙健国	博士生 正高	021 021	涡轴发动机非线性模型预测控制	航空学报	2008年29卷4期
26	孙龙飞 孙健国 张海波	硕士生 正高 副高	021 021 021	航空发动机组件化建模技术研究	中国航空学会第十四届发动机自动控制专业学术会议	2008年

目录

序号	姓名	职称	单位	论文题目	刊物、会议名称	年、卷、期
27	邹先权 孙健国 张海波	硕士生 正高 副高	021 021 021	旋翼/涡轴发动机的自适应模型研究	中国航空学会第十四届发动机自动控制专业学术会议	2008年
28	赵永平 孙健国	博士生 正高	021 021	基于支持向量回归机的推力估计器设计	中国航空学会第十四届发动机自动控制专业学术会议	2008年
29	蒋达福 孙健国 张海波	硕士生 正高 副高	021 021 021	推力矢量飞机的短距起飞控制研究	中国航空学会第十四届发动机自动控制专业学术会议	2008年
30	李彦双 孙健国 张海波	硕士生 正高 副高	021 021 021	基于ALQR方法的飞行/推力矢量综合控制	第二届中国导航、制导与控制学术会议	2008年
31	周文祥 耿志东 单晓明 黄金泉	中级 硕士生 高工 正高	021 021 608所 021	自寻优求解法建立涡轴发动机状态变量模型	航空动力学报	2008年23卷12期
32	周文祥 黄金泉 张军锋	中级 正高 硕士生	021 021 021	免疫反馈算法及其在航空发动机控制中的应用	推进技术	2008年29卷1期
33	周文祥	中级	021	关于高校本科团队毕业设计的探讨	科技信息	2008年36期
34	潘慕绚 黄金泉 郭伟	中级 正高 硕士生	021 021 021	基于离子电流的脉冲爆震发动机高温压力传感器	传感器与微系统	2008年27卷7期

文章编号: 1000-8055(2008)01-0169-05

航空发动机气路故障诊断的 平方根 UKF 方法研究

张 鹏, 黄金泉

(南京航空航天大学 能源与动力学院, 南京 210016)

摘 要: 设计了适用于双轴涡扇发动机健康参数估计的平方根 UKF 滤波算法, 解决了线性卡尔曼滤波器估计结果准确性依赖于线性模型精度; 常规 UKF 算法中由于计算误差及噪声信号影响引起误差协方差矩阵负定而导致滤波结果发散等问题. 提出了根据测量残差变化改进滤波收敛速度与稳定性的方法. 发动机渐变与突变故障模式下仿真结果表明, 平方根 UKF 估计算法收敛速度快, 稳定性强, 精度高, 是一种有效的发动机气路部件健康参数估计与故障诊断方法.

关 键 词: 航空、航天推进系统; 航空发动机; 故障诊断; 非线性滤波; 平方根 UKF

中图分类号: V233. 7

文献标识码: A

SRUKF research on aeroengines for gas path component fault diagnostics

ZHANG Peng, HUANG Jin-quan

(College of Energy and Power Engineering,

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: An algorithm based on square root unscented Kalman filter (SRUKF) was presented to solve the aeroengine health parameter estimation problem. The SRUKF method could be applied to addresses the estimation inaccuracy of linear Kalman filter and the filtering divergence problem caused by error covariance matrix non-positive in general unscented Kalman filter. A method for improving the filtering convergence rate and stability was developed according to the residual vector. The results obtained from gradual and abrupt fault diagnostic simulation show that, SRUKF features rapid convergence, higher stability and accuracy, making it become an efficient estimation and fault diagnosis method for health parameters of gas path components in aeroengines.

Key words: aerospace propulsion system; aeroengine; fault diagnostics;
nonlinear filtering; square root unscented Kalman filter (SRUKF)

航空发动机气路部件工作条件复杂恶劣, 属于故障多发部件. 及时准确的评估部件健康状况, 是实现发动机故障预测、诊断, 降低维护费用, 提高飞行可靠性和安全性的重要途径. 卡尔曼滤波器在上世纪 80 年代被引入到发动机故障诊断中, 经过对算法的不断改进, 已经被广泛的应用于解

决发动机传感器与气路部件的故障诊断问题^[1-3]. 线性卡尔曼滤波器设计依赖于系统的线性化模型, 线性模型的准确程度直接影响滤波结果精度. UKF(Unscented Kalman filter)通过构造一组确定的加权样本点对待估计参数进行逼近, 避免了对非线性对象的线性化建模以及 Jacobian 矩阵

收稿日期: 2006-12-21; 修订日期: 2007-03-12

作者简介: 张鹏(1979-), 男, 山东青岛人, 博士生, 主要从事航空发动机控制与故障诊断方面的研究.

的计算,是一种可直接应用于非线性系统状态估计的卡尔曼滤波算法^[4]. 相比于 EKF (Extended Kalman filter), UKF 在不增加计算量的前提下,估计精度和收敛速度显著提高^[5]. 平方根 UKF 算法以估计误差的平方根矩阵进行迭代计算,解决了常规 UKF 算法中由于计算误差和噪声信号等因素引起误差协方差矩阵负定而导致的滤波结果发散的问题,提高了滤波的精度和稳定性^[6]. 本文采用平方根 UKF 滤波算法,设计了发动机部件健康参数估计滤波器,根据测量残差序列的变化,提出了改善滤波收敛速度与稳定性的方法,发动机气路部件典型渐变故障和突变故障诊断仿真结果验证了算法的有效性.

1 问题的提出

某型双轴涡扇发动机非线性数学模型为

$$\begin{aligned} h_{k+1} &= h_k + \omega_k \\ y_k &= H(x_k, h_k, u_k) + v_k \end{aligned} \quad (1)$$

其中,控制量 $u = [w_f, A_8]^T$, 为发动机主燃油量和尾喷口面积; x 为发动机状态向量,如进口气体温度、压力等; $h = [\eta_{fan}, \eta_{cpr}, \eta_{hpt}, \eta_{lpt}, m_{fan}, m_{hpt}, m_{lpt}]^T$ 为主要气路部件健康参数,包括效率系数 η 和流量系数 m (下标 fan, cpr, hpt, lpt 依次表示风扇、压气机、高、低压涡轮),其数值反映出部件健康状况;输出 $y = [N_1, N_h, p_{13}, T_{13}, p_{22}, T_{22}, p_3, T_3, p_{41}, T_{41}, p_7, T_7]^T$, 为高、低压转子转速,外涵道、压气机、燃烧室、低压涡轮和加力燃烧室进口压力和温度的传感器测量值; ω_k, v_k 为互不相关白噪声信号, $E[\omega \omega^T] = N, E[v v^T] = R; H(\cdot)$ 为表示发动机工作过程的非线性函数. 发动机运行过程中部件的老化,外物吸入损伤和局部温度过高等因素都可能导致发动机气路部件性能的下降甚至故障的发生,这种性能下降或者故障表现为健康参数的缓慢或者突然变化. 设计基于平方根 UKF

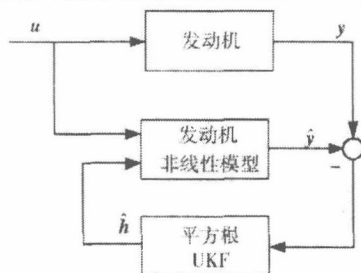


图1 基于平方根 UKF 的发动机气路部件故障诊断系统

Fig. 1 Aeroengine gas path component diagnostics system

的发动机故障诊断系统(图1),平方根 UKF 滤波器根据蜕化或故障发动机与发动机非线性模型的输出残差,实时估计发动机部件健康参数,使非线性模型输出跟踪故障发动机的输出,从而达到故障诊断与评估的目的.

2 平方根 UKF 滤波算法

在输入指令与进口条件确定的情况下,部件健康参数是影响发动机输出的主要因素,因此,发动机气路部件故障诊断问题可以转化为部件健康参数的非线性辨识估计问题. 设计健康参数平方根 UKF 滤波估计算法如下:

(1) 健康参数 h_0 与误差协方差平方根矩阵 $S_{h,0}$ 初始化

$$h_0 = E[h] \quad (2)$$

$$S_{h,0} = \text{chol}\{E[(h - h_0)(h - h_0)^T]\}$$

(2) 时间更新,计算采样点

$$\hat{h}_k = \hat{h}_{k-1} \quad (3)$$

$$S_{h,k} = S_{h,k-1} + \text{chol}\{N\}$$

$$\chi_k = \{\hat{h}_k, \hat{h}_k + \sqrt{(n + \lambda)} S_{h,k}, \hat{h}_k - \sqrt{(n + \lambda)} S_{h,k}\} \quad (4)$$

$$\gamma_k = H[x_k, \chi_k, u_k], \hat{y}_k = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m \gamma_{i,k} \quad (5)$$

(3) 测量更新

$$S_{y,k} = \text{qr}\left\{\begin{bmatrix} \sqrt{W_i^c} \cdot (\gamma_{i,k} - \hat{y}_k) \\ \sqrt{R} \end{bmatrix}\right\} \quad (6)$$

$$S_{y,k} = \text{cholupdate}\{S_{y,k},$$

$$\sqrt{|W_0^c|} \cdot [\gamma_{0,k} - \hat{y}_k], \text{sgn}(W_0^c)\} \quad (7)$$

$$P_{hy,k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c [\chi_{i,k} - \hat{h}_k][\gamma_{i,k} - \hat{y}_k]^T \quad (8)$$

$$K_k = P_{hy,k} (S_{h,k}^T S_{h,k})^{-1} \quad (9)$$

$$\hat{h}_k = \hat{h}_k + K_k (y_k - \hat{y}_k) \quad (10)$$

$$U = K_k S_{y,k} \quad (11)$$

$$S_{h,k} = \text{cholupdate}\{S_{h,k}, U, ' - '\} \quad (12)$$

其中 n 为估计参数的维数(本文中 $n=8$); λ, W_i^m, W_i^c 分别为滤波尺度系数,均值,协方差矩阵的加权因子,可参考一般 UKF 中方法进行计算. $\text{chol}(\cdot), \text{qr}(\cdot), \text{cholupdate}(\cdot)$ 分别为矩阵 cholesky 分解,qr 分解以及 cholesky 一阶更新算法^[6].

3 提高滤波收敛速度与稳定性的方法

N, R 分别为系统噪声和测量噪声方差阵,其数值的选择直接影响滤波器性能. R 阵可参照传感器特性计算得到, N 阵一般只能根据经验确定,

N 阵增大,滤波器收敛速度快,但过大的 N 阵容易导致滤波器发生振荡,估计精度下降。经反复试验,在部件健康参数不变,滤波稳定收敛的情况下,取 $N = 4 \times 10^{-4} \cdot I_{n \times n}$, $R = 4 \times 10^{-6} \cdot I_{m \times m}$ (m 为输出变量的维数),平方根 UKF 算法估计结果较为理想。然而在发生部件故障情况下,如果仍使用上述的 N, R 矩阵进行计算,滤波器收敛速度十分缓慢。本文根据滤波器不同工作阶段测量残差的变化,适度增大或减小 N 阵,仿真结果表明,此方法提高了滤波器的收敛速度,同时保证了估计结果的精度。

系统测量残差 $e_k = y_k - \hat{y}_k$, 可以看作是 y_k 和 $\hat{y}_k$ 的线性组合,容易得到,在滤波结果趋于稳定时, $e_k \sim N(0, \sigma_k^2)$, 其中

$$\sigma_k^2 = \sum_{i=0}^{2n} W_i [\gamma_{i,k} - \hat{y}_k]^T + R \quad (13)$$

依据测量残差构造变量 $r_k = e_k^T (\sigma_k^2)^{-1} e_k$, 则 r_k 服从自由度为 m 的 χ^2 分布, $r_k \sim \chi^2(m)$ 。因此可以通过设定阈值 ε , 根据 r_k 是否超出阈值 ε 对当前时刻滤波器的工作状态进行划分。在滤波初始阶段,适当增大 N 阵加快收敛速度;滤波接近稳定收敛时减小 N 阵避免振荡。参考数理统计中假设检验问题的解决方法,取显著水平 $\alpha = 0.10$, 查 χ^2 分布表,设定阈值 $\varepsilon = 18.549$, 按照如下规则对 N 阵进行调整

$$N = \begin{cases} \theta \cdot N_c, & r_k \geq \varepsilon \\ N_c, & r_k < \varepsilon \end{cases} \quad (14)$$

式中 $N_c = 4 \times 10^{-4} \cdot I_{n \times n}$ 为无故障滤波稳定时的系统噪声方差阵,调整因子 θ 可根据仿真结果确定,本文中对多种故障情况下反复试验,取 $\theta = 4$ 。

4 数字仿真与结果分析

以双轴涡扇发动机的部件级模型为对象,进行了发动机气路部件渐变和突变故障诊断的仿真。以非线性模型模拟发动机对象,并通过改变模型中相应参数来模拟各种故障模式;发动机非线性模型为按照其标称特性设计的实时数学模型^[7],所有输入输出参数均依据相似理论换算到标准地面状态下,并进行无量纲归一化处理。

4.1 渐变性故障诊断仿真

发动机在运行过程中由于机械磨损等原因不可避免发生部件性能蜕化,性能蜕化发生缓慢,但其长期累积效应对于发动机影响不可忽略。对发

动机部件健康状况进行有效监控,作出其健康状况当前状态以及发展趋势的有价值的判断结果,是实现“视情维修”维护方法的关键。由于部件蜕化等原因引起的渐变性故障变化缓慢,因此可以认为在一次飞行过程中,部件的性能蜕化程度保持不变。图 2 为发动机风扇与压气机发生效率下降 3.5% 和 3%, 流量下降 3% 的故障诊断结果;图 3 为高、低压涡轮效率下降 3%, 流量下降 3% 的故障诊断结果。可见,对于渐变的部件故障,平方根 UKF 方法保证了较高的收敛速度和诊断精度,能够为发动机故障预测、诊断提供有效信息。

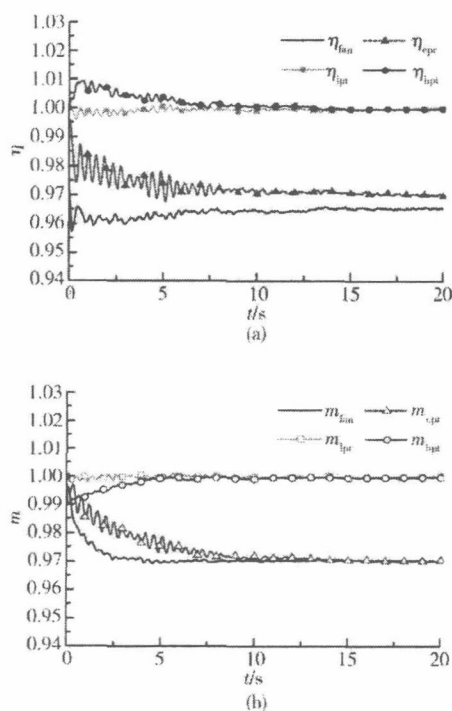


图 2 风扇与压气机渐变故障诊断结果

Fig. 2 Fan and compressor gradual fault diagnostics result

4.2 突发性故障诊断仿真

长期疲劳累积效应或者外物吸入造成发动机风扇与压气机转子叶片断裂损伤是一种比较常见的故障,此外,由于局部温度过高导致涡轮导向器或转子叶片烧蚀变形的情况也偶有发生。这两者都会导致相应部件性能短时间内发生较大的变化,从而导致发动机整体性能的下降。本文针对以上两种突发性故障进行了故障诊断的仿真,图 4 为风扇、压气机效率与流量突发下降 3% 的故障诊断结果;图 5 为高、低压涡轮部件效率和流量突

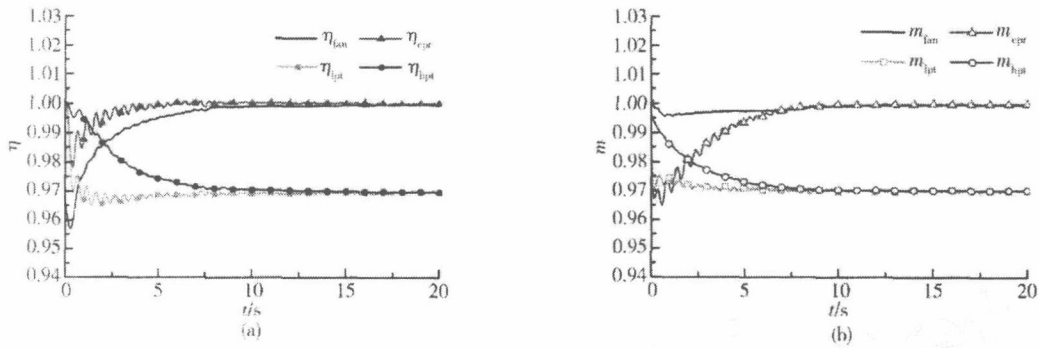


图3 高、低压涡轮渐变故障诊断结果

Fig. 3 High and low pressure turbine gradual fault diagnostics result

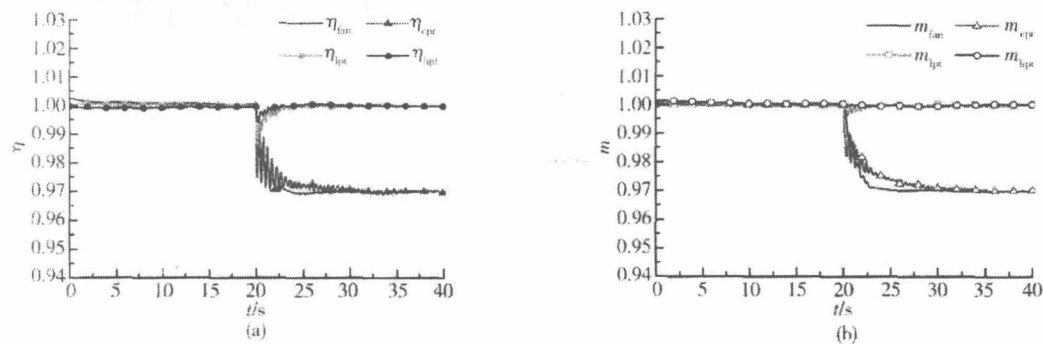


图4 风扇与压气机突变故障诊断结果

Fig. 4 Fan and compressor abrupt fault diagnostics result

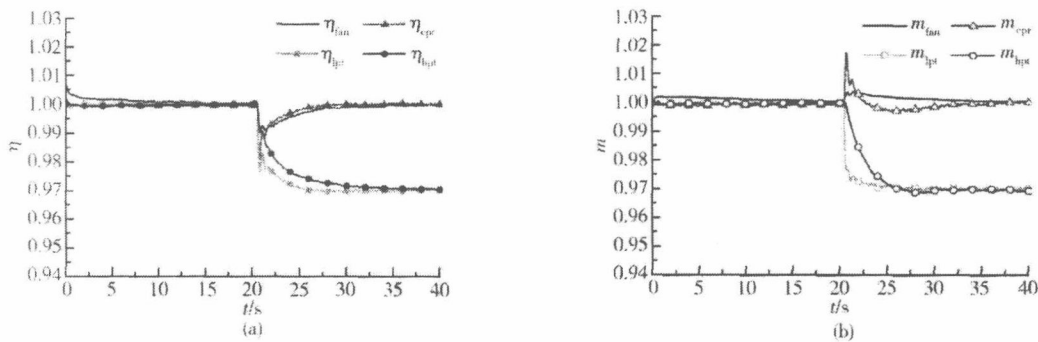


图5 高、低压涡轮突变故障诊断结果

Fig. 5 High and low pressure turbine abrupt fault diagnostics result

然下降3%的故障诊断结果. 仿真结果表明, 对于突发性故障, 平方根UKF滤波器依然保证了较高诊断精度.

5 结论

UKF算法解决了线性卡尔曼滤波器设计依赖对象线性模型, 由于线性模型精度低导致滤波结果不准确的问题. 平方根UKF算法对常规UKF算法进行了进一步的改进, 以估计误差的平

方根代替协方差矩阵进行迭代运算, 在保证计算精度的前提下, 大大提高了滤波的稳定性. 本文针对航空发动机健康参数估计问题, 设计了平方根UKF算法, 提出了改善滤波收敛速度与稳定性的方法, 通过对发动机健康参数的非线性估计, 实现发动机气路部件渐变故障和突变故障诊断. 仿真结果表明, 该方法收敛快, 稳定性强, 精度高, 是一种有效的航空发动机渐变故障和突变故障的健康参数估计方法.

参考文献:

- [1] 李松林,孙健国,黄金泉,等. 涡扇发动机机载自适应建模技术研究[J]. 航空动力学报,1997,13(3):315-318.
LI Songlin, SUN Jianguo, HUANG Jinquan, et al. An in-flight adaptive model of turbofan[J]. Journal of Aerospace Power, 1997, 13(3):315-318.
- [2] Simon D, Simon D L. Aircraft turbofan engine health estimation using constrained Kalman filtering [R]. NASA/TM-2003-212528.
- [3] Takahisa K, Simon D L. Application of a bank of kalman filters for aircraft engine fault diagnostics [R]. NASA/TM-2003-212526.
- [4] Julier S, Uhlmann J K. A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators[J]. IEEE Trans A C, 2000, 45(3):477-482.
- [5] Wan E A. The unscented Kalman filter for nonlinear estimation[C] // IEEE Proceedings of Adaptive Systems for Signal Processing Communications and Control Symposium, Lake Louise, Alberta, Canada: [s. n.], 2000:153-158.
- [6] Van Der Merwe R, Wan E A. The square-root unscented Kalman filter for state and parameter estimation [C] // IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing-Proceedings, New York: [s. n.], 2001:3461-3464.
- [7] 窦建平,黄金泉,周文祥. 基于 UML 的航空发动机仿真建模研究[J]. 航空动力学报, 2005, 20(4):684-688.
DOU Jianping, HUANG Jinquan, ZHOU Wenxiang. Research of aeroengine modeling based on UML [J]. Journal of Aerospace Power, 2005, 20(4):684-688.

文章编号: 1000-8055(2008)05-0952-05

基于双重卡尔曼滤波器的发动机故障诊断

张 鹏, 黄金泉

(南京航空航天大学 能源与动力学院, 南京 210016)

摘 要: 提出了一种基于双重卡尔曼滤波器的航空发动机健康参数估计方法, 实现了传感器发生故障情况下发动机故障的准确诊断。采用发动机动态工作点的测量数据, 解决了可测量参数偏少导致故障诊断困难的问题; 球面采样平方根 UKF(Unscented Kalman filter) 故障诊断滤波器具有更好的滤波稳定性与更低的计算量的要求, 提高了故障诊断算法的效率与精度。某型双轴涡扇发动机故障诊断仿真结果表明, 该方法可以准确的同步实现气路部件与传感器的故障诊断, 是一种有效的航空发动机故障诊断方法。

关 键 词: 航空、航天推进系统; 航空发动机; 故障诊断; 卡尔曼滤波器; 非线性估计

中图分类号: V233. 7

文献标识码: A

Aeroengine fault diagnosis using dual Kalman filtering technique

ZHANG Peng, HUANG Jin-quan

(College of Energy and Power Engineering,

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: A dual Kalman filter based health parameters estimation technique was proposed to conduct fault diagnosis of aeroengine components and sensors. Unsteady engine operation measurements were used to solve the diagnosis problem caused by limited amount of available sensors. The reduced sigma point square root unscented Kalman filter (UKF) algorithm could improve the filtering stability and decrease the computational cost greatly. A fault diagnostic simulation was carried out for two-spool turbofan engine components and sensors, showing that the dual Kalman filtering algorithm is an effective aeroengine diagnostic technique.

Key words: aerospace propulsion system; aeroengine; fault diagnostics; Kalman filter; nonlinear filtering

航空发动机性能监测与故障诊断技术是降低维护成本, 保证飞行安全的重要前提。有限的测量参数以及传感器自身故障直接影响故障诊断的准确性。卡尔曼滤波器是广泛用于发动机气路部件与传感器系统的故障诊断方法^[1-4]。Takahisa^[1]采用一簇卡尔曼滤波器, 实现了发动机传感器故障诊断。Dewalle^[3-4]等提出了一种基于 unscented 卡尔曼滤波器(UKF)的发动机在线性能监测与故障诊断方法, 通过改进算法对传感器测量噪声

与故障的鲁棒性, 提高了故障诊断精度, 然而巨大的计算量极大的影响了算法的效率。本文提出了一种基于双重卡尔曼滤波器的发动机故障诊断技术, 通过气路部件与传感器健康参数的双重非线性估计, 实现了对两者故障的同步诊断。采用包含更多发动机健康状况信息的动态测量数据进行健康参数估计, 解决了可测量参数偏少导致故障诊断困难的问题。基于球面采样平方根 UKF 算法设计的部件和传感器故障诊断滤波器具有更好的

收稿日期: 2007-05-14; 修订日期: 2007-09-14

作者简介: 张鹏(1979-), 男, 山东青岛人, 博士生, 主要从事航空发动机控制与故障诊断方面的研究。

滤波稳定性与更低的计算量的要求,提高了故障诊断方法的效率.某型双轴涡扇发动机典型气路部件与传感器故障诊断的仿真实例验证了该算法的有效性.

1 航空发动机部件与传感器故障诊断

航空发动机是一个复杂的非线性动力学系统,某型双轴涡扇发动机数学模型可以描述为

$$y_k = H(x_k, f_k, u_k) + v_k \quad (1)$$

其中, u_k 为控制指令,如燃油量、尾喷口面积; x_k 为发动机飞行环境数据,如高度、马赫数、进口气体温度等; f_k 为表示发动机部件性能偏离其正常值的程度的健康参数,包括部件效率系数 η 和流量系数 m ; y_k 为传感器输出的可测量参数, v_k 为测量噪声; $H(\cdot)$ 为表示发动机工作过程的非线性函数.针对传感器故障对于发动机测量参数的影响问题, Kamboukos^[5]根据其工作原理为每一个传感器定义了增益与偏置两个健康参数,通过对部件与传感器健康参数的估计实现对发动机的故障诊断.然而在发动机可测量参数有限的前提下,过多的未知参数大大降低了可测参数对于健康参数的冗余度,导致故障诊断结果精度的降低.虽然从数学角度来讲,采用发动机不同工作点的测量数据有助于上述问题的解决^[4,5],但是在实际仿真中发现,保证可测参数相对健康参数在个数上的冗余度同样是实现准确故障诊断的关键.因此,对于传感器故障本文只定义了反映其偏置的参数 α ,与文献[5]中方法相比,既保证了对传感器健康状态的正确描述,同时减少了未知参数的个数,得到包含传感器健康参数的发动机数学模型为

$$y_k = H(x_k, f_k, u_k) + \alpha_k + v_k \quad (2)$$

部件与传感器性能退化或故障导致其对应的健康参数发生改变,继而引起发动机输出参数的变化.根据故障发动机输出 y_k 与依据其标称特性所建立数学模型输出 $\hat{y}_k$ 之间残差向量,估计部件与传感器健康参数,是基于卡尔曼滤波器发动机故障诊断算法设计的根本思想.由于部件与传感器故障对于发动机输出测量参数的影响有所不同,同时为了保证可测参数对于估计参数的冗余度,提高滤波结果的精度与稳定性,本文采用双重滤波算法,构造两个滤波器分别进行部件和传感器健康参数的估计(图1).部件、传感器故障诊断滤波器交替工作,并将各自的当前时刻相应的健康参数估计结果提供给对方,达到实现发动机部件与传感器故障同步诊断的目的.

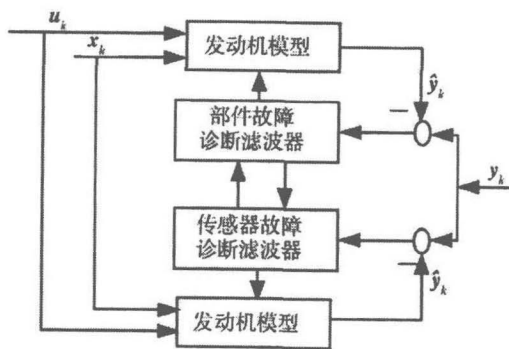


图1 基于双重卡尔曼滤波的发动机故障诊断系统原理图

Fig. 1 Dual Kalman filtering based aeroengine diagnostics system

2 球面采样平方根 UKF 滤波算法

本文采用球面采样平方根 UKF 算法设计部件、传感器故障诊断滤波器.球面采样平方根 UKF 是结合平方根 UKF^[6,7]与 unscented 变换球面采样点选取策略^[8]而提出的一种新的非线性卡尔曼滤波器,采用误差协方差矩阵平方根进行迭代计算,提高了滤波算法的稳定性;球面采样点选取策略在不影响估计结果精度的前提下,将计算量减少了约 50%.与一般 UKF 算法相比较,球面采样平方根 UKF 算法更加适合复杂非线性系统参数估计计算.

将(2)式中发动机数学模型改写(3)式形式

$$f_k = f_{k-1} + \omega_k$$

$$\hat{y}_k = H(x_k, f_k, u_k) + \alpha_k + v_k \quad (3)$$

以部件故障诊断滤波器设计为例,球面采样平方根 UKF 滤波算法描述如下:

1) 健康参数初值 f_0 与误差协方差平方根矩阵 $S_{f,0}$ 初始化

$$f_0 = E[f], S_{f,0} =$$

$$\text{chol}\{E[(f - f_0)(f - f_0)^T]\} \quad (4)$$

2) 计算加权因子

$$0 \leq W_0 \leq 1$$

$$W_i = (1 - W_0) / n + 1, i = 1 \cdots n + 1 \quad (5)$$

3) 初始化向量序列 ($j = 1$)

$$\theta_0 = [0], \theta_1 = [-1/\sqrt{2W_1}], \theta_2 = [1/\sqrt{2W_1}] \quad (6)$$

4) 扩展向量序列 ($j = 2, \cdots, n$)

$$(\theta_i)^T = \begin{cases} [(\theta_0^{i-1})^T, 0], & i = 0 \\ [(\theta_1^{i-1})^T, -1/\sqrt{j(j+1)W_1}f], & i = 1, 2, \cdots, j \\ [(\theta_{j+1}^{i-1})^T, j/\sqrt{j(j+1)W_1}f], & i = j+1 \end{cases} \quad (7)$$

其中 $\mathbf{0}_{j-1}$ 为 $(j-1) \times 1$ 的零向量

5) 时间更新, 计算采样点

$$\hat{\mathbf{f}}_k = \hat{\mathbf{f}}_{k-1}, \hat{\mathbf{S}}_{f,k} = \hat{\mathbf{S}}_{f,k-1} + \text{chol}\{\mathbf{Q}_{w,k-1}\} \quad (8)$$

$$\chi_k = \hat{\mathbf{f}}_k + \hat{\mathbf{S}}_{f,k} \theta \quad (9)$$

$$\gamma_k = H[\chi_k, \chi_k, \mathbf{u}_k], \hat{\gamma}_k = \sum_{i=0}^{n+1} W_i \gamma_{i,k} \quad (10)$$

6) 测量更新

$$\mathbf{S}_{y,k} = \text{qr}\left\{\left[\sqrt{\mathbf{W}_1} \cdot [\gamma_{1:n+1,k} - \hat{\gamma}_k] \quad \sqrt{\mathbf{R}_{v,k}}\right]\right\} \quad (11)$$

$$\mathbf{S}_{y,k} = \text{cholupdate}\{\mathbf{S}_{y,k}, \sqrt{\mathbf{W}_0} \cdot [\gamma_{0,k} - \hat{\mathbf{f}}_k], '+'\} \quad (12)$$

$$\mathbf{P}_{fy,k} = \sum_{i=0}^{n+1} W_i [\chi_{i,k} - \hat{\mathbf{f}}_k][\gamma_{i,k} - \hat{\gamma}_k]^T \quad (13)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{fy,k} [(\hat{\mathbf{S}}_{f,k})^T \hat{\mathbf{S}}_{f,k}]^{-1} \quad (14)$$

$$\hat{\mathbf{f}}_k = \hat{\mathbf{f}}_k + \mathbf{K}_k (\gamma_k - \hat{\gamma}_k) \quad (15)$$

$$\mathbf{U} = \mathbf{K}_k \mathbf{S}_{y,k} \quad (16)$$

$$\hat{\mathbf{S}}_{f,k} = \text{cholupdate}\{\hat{\mathbf{S}}_{f,k}, \mathbf{U}, '-' \} \quad (17)$$

其中, n 为部件健康参数向量维数, $\mathbf{W}$ 采样点为加权因子, $\mathbf{Q}_{w,k}$, $\mathbf{R}_{v,k}$ 为系统噪声与测量噪声误差协方差矩阵, $\text{chol}(\cdot)$, $\text{qr}(\cdot)$, $\text{cholupdate}(\cdot)$ 分别为矩阵 *cholesky* 分解, *qr* 分解以及 *cholesky* 一阶更新算法^[6-8].

式(3)~(17)式描述了完整的部件故障诊断滤波器计算过程. 传感器故障诊断滤波器可参考部件故障诊断滤波算法构造, 不同之处在于对应的发动机数学模型(3)改写为(18)式的形式.

$$\hat{\alpha}_k = \hat{\alpha}_{k-1} + \varepsilon_k$$

$$\hat{\gamma}_k = H(\chi_k, \hat{\mathbf{f}}_k, \mathbf{u}_k) + \hat{\alpha}_k + \mathbf{v}_k \quad (18)$$

需要特别说明的是, 本文所设计的双重部件、传感器故障诊断滤波器采用交替工作方式: 部件故障诊断滤波器从传感器诊断滤波器中获取当前的传感器健康参数估计值用于自身计算过程, 并将计算所得到的部件健康参数提供给传感器诊断滤波器; 后者根据当前部件健康参数估计结果完成对传感器健康参数的计算更新. 两组滤波器通过交替工作, 实现了发动机气路部件和传感器故障同步诊断.

3 数字仿真结果

以某型双轴涡扇发动机的实时部件级模型为对象, 对本文所提出的基于双重卡尔曼滤波器的发动机故障诊断方法进行了验证. 该模型根据发

动机试车数据建立, 可以模拟飞行包线内从慢车到最大的所有工作状态^[9]. 定义了包括风扇、压气机、高、低压的涡轮效率系数 η 和流量系数 m (下标依次为 fan, cpr, hpt, lpt) 以及低压涡轮进口温度 T_{45} 和压力 p_{45} 传感器偏置参数 α_{T45} , α_{p45} 在内的维数为 10 的健康参数向量. 发动机燃油量随时间变化曲线如图 2 所示, 尾喷口面积固定不变 ($A_8 = 0.254$). 选取发动机高、低压转子转速以及气体流路中外涵道、压气机、燃烧室、低压涡轮和尾喷管进口截面气体温度和压力构成维数为 12 的可测量输出参数向量. 所有测量参数采样频率为 50 Hz, 依据相似理论换算到标准地面状态下并进行归一化处理.

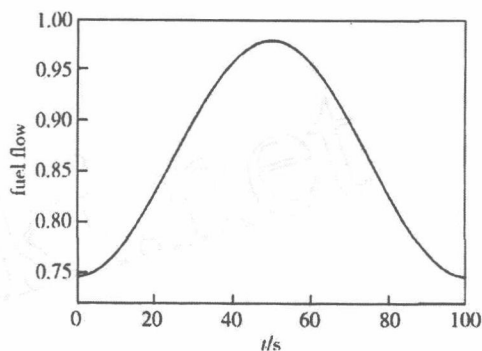


图2 燃油量变化曲线

Fig. 2 Fuel flow command value used in the simulation

针对发动机典型部件、传感器故障, 进行了部件和传感器故障诊断实例的仿真. 假设所有部件故障为渐变型故障, 即在整个仿真过程中保持不变. 图3为低压涡轮进口温度和压力传感器发生偏置故障, 同时发生压气机部件故障的诊断曲线; 图4为传感器发生缓慢漂移性故障, 风扇和压气机亦发生故障的诊断结果. 图中虚线表示对应部件或传感器健康参数的真实值.

由上述仿真结果可以发现, 本文所提出的基于双重卡尔曼滤波器的发动机故障诊断方法能够有效诊断部件与传感器故障. 部件故障在整个仿真过程中保持不变与真实发动机渐变型故障相符合, 在传感器发生偏置情况下, 部件与传感器故障诊断结果均达到了较高精度; 传感器发生缓慢漂移性故障情况下的部件与传感器健康参数估计结果同样实现了对故障的迅速检测与隔离. 其它传感器与部件单一或复合故障的诊断仿真亦取得了很好的结果, 限于篇幅的原因, 本文不再一一给出.

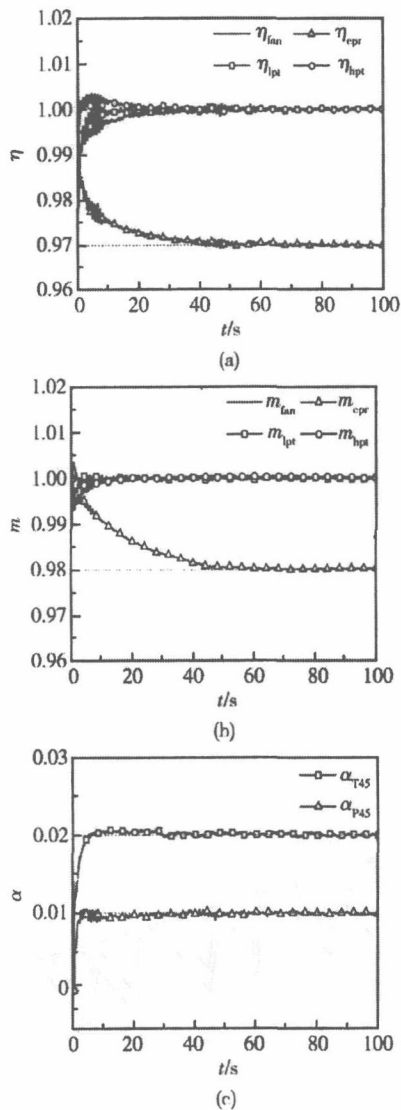


图3 传感器偏置、压气机故障诊断结果
Fig.3 Diagnostics results for sensors bias and compressor fault

4 结 论

本文提出了一种基于双重卡尔曼滤波器的发动机故障诊断方法. 基于球面采样平方根 UKF 设计了部件、传感器故障诊断滤波器, 两组滤波器采用交替工作方式迭代计算, 同步实现对于发动机气路部件和传感器健康参数的估计. 球面采样平方根 UKF 可直接应用于非线性发动机模型, 具有更好的滤波稳定性与更低的计算量要求. 以某型双轴涡轮发动机的部件级模型为对象, 进行了气路部件渐变型故障, 传感器发生偏置或者缓慢漂移性典型故障诊断的仿真. 仿真结果表明, 基于双重球面采样平方根 UKF 的发动机故障诊断方法能够快速准确检测、隔离部件与传感器故障,

达到了较高的诊断精度, 是一种有效的航空发动机故障诊断方法. 所有的故障诊断仿真都采用动态测量数据进行, 为实现航空发动机地面以及机载的实时性能监控与故障诊断提供了有价值的参考.

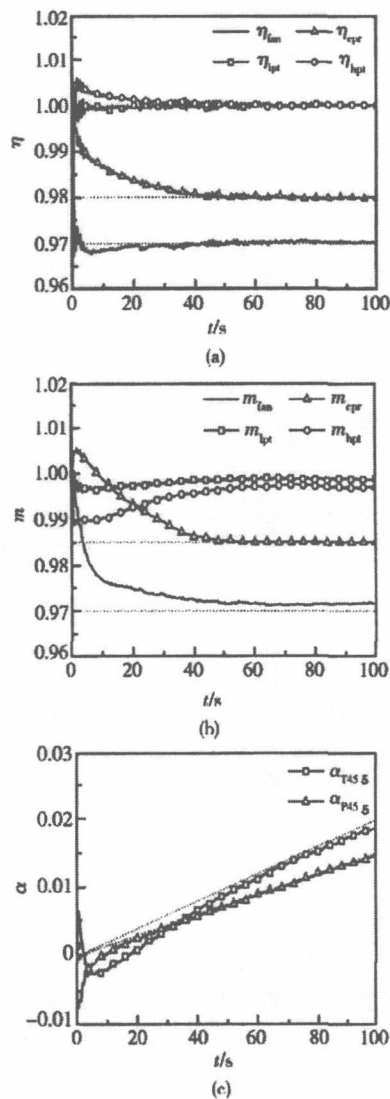


图4 传感器漂移、风扇和压气机复合故障诊断结果
Fig.4 Diagnostics results for sensors drift, fan and compressor multiple faults

参考文献:

- [1] Kobayashi T, Simon D L. Evaluation of an enhanced bank of Kalman filters for in-flight aircraft engine sensor fault diagnostics[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2005, 127: 497-504.
- [2] Simon D, Simon D L. Aircraft turbofan engine health estimation using constrained Kalman filtering[R]. NASA/TM-2003-212528.
- [3] Dewalle P, Leonard O. On-line performance monitoring and engine diagnostic using robust Kalman filtering tech-

- niques[R]. ASME Turbo Expo, 2003, GT2003-38379.
- [4] Borguet S, Dewallef P, Leonard O. On-line transient engine diagnostics in a Kalman filtering framework [R]. ASME Turbo Expo, 2005, GT2005-68013.
- [5] Kamboukos P, Mathioudakis K. Multipoint non-linear method for enhanced component and sensor malfunction diagnosis [R]. ASME Turbo Expo, 2006, GT2006-90451.
- [6] Van Der Merwe R, Wan E A. The square root unscented Kalman filter for state and parameter estimation [C] // IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing - Proceedings. Salt Lake City, Utah: 2001:3461-3464.
- [7] 张鹏,黄金泉. 航空发动机气路故障诊断的平方根 UKF 方法研究[J]. 航空动力学报, 2008, 23(1):169-173.
- ZHANG Peng, HUANG Jinquan. Gas path component fault diagnostics using square root unscented Kalman filter for aeroengines[J]. Journal of Aerospace Power, 2008, 23(1):169-173.
- [8] Julier SJ. The spherical simplex unscented transformation [C] // IEEE Proceedings of the American Control Conference. Denver, Colorado: 2003:2430-2433.
- [9] 窦建平,黄金泉,周文祥. 基于 UML 的航空发动机仿真建模研究[J]. 航空动力学报, 2005, 20(4):684-688.
- DOU Jianping, HUANG Jinquan, ZHOU Wenxiang. Research of aeroengine modeling based on UML[J]. Journal of Aerospace Power, 2005, 20(4):684-688.

文章编号: 1000-8055(2008)02-0396-05

航空发动机控制系统传感器 FDIA 系统仿真

陈 毅, 黄金泉, 张 鹏

(南京航空航天大学 能源与动力学院 南京 210016)

摘 要: 基于卡尔曼滤波器组,建立了航空发动机控制系统传感器故障诊断系统,实现了对单个传感器故障的检测、隔离与重构(FDIA),确保了发动机控制系统即使在传感器故障发生的情况下,依然能安全可靠地工作。同时利用 Simulink 建立一个通用的发动机传感器故障诊断仿真平台,在此仿真平台上,对故障的诊断进行仿真验证,并分析了测量噪声对故障诊断系统性能的影响,为发动机在线传感器故障诊断系统的实现提供理论依据。

关 键 词: 航空、航天推进系统;卡尔曼滤波器组;传感器故障诊断;数据重构;仿真平台

中图分类号: V233.7

文献标识码: A

FDIA simulation of aero-engine control system sensor FDIA system

CHEN Yi, HUANG Jin-quan, ZHANG Peng

(College of Energy and Power Engineering, Nanjing University of
Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: Based on a bank of Kalman filters, an aircraft engine sensor fault diagnostics system was developed, thus enabling fault detection, isolation and accommodation (FDIA) of individual sensor faults and safe operation of engine control system even in the case of sensor failure. A universal graphical simulation platform for aircraft engine sensor fault diagnostics was designed using Simulink software. Simulations were performed on the platform to verify the feasibility of the sensor fault diagnostics system. The sensor noise impact on the performance of sensor fault diagnostics system was also analyzed, offering valuable reference for on-line aircraft sensor fault diagnostics.

Key words: aerospace propulsion system; a bank of Kalman filters; sensor fault diagnostics; data accommodation; simulation platform

发动机控制系统由早期的机械液压式控制系统发展到现在的全权限数字电子控制(FADEC)系统,一方面使发动机性能有了很大的提高,另一方面也对发动机控制系统的可靠性提出了更高的要求。控制系统的所需信息来自分布在发动机各部位的传感器,因此能及时可靠地将故障传感器检测并隔离出来,并重构出相应的传感器数据,是发动机控制系统可靠工作的保证。国外早在 70 年代就开

始传感器故障诊断的研究,80 年代中期开始,美国 NASA Lewis 研究中心的 ADIA(Advanced DIA)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 F100 等发动机上得到成功验证^[1]。20 世纪 90 年代初,美国国防部和美国国家航空航天局联合推动实施了综合高性能涡轮发动机技术(IHPTET, Integrated high performance turbine engine technology)计划,该计

收稿日期: 2007-01-29; 修订日期: 2007-04-29

作者简介: 陈毅(1982-),男,福建龙岩人,硕士,研究方向为发动机状态监视与故障诊断。

划提出了建立健全的航空发动机性能监视与故障诊断系统^[2].

近几年来,随着发动机状态监视与故障诊断技术的发展,发动机健康管理系统(EHM)这一全新的概念被提了出来^[3].由此可见,发动机传感器故障诊断一直是发动机可靠工作的研究重点,同时,故障诊断的研究也朝着实时化、综合化的方向发展.卡尔曼滤波器不仅可以利用可测参数去估计不可测参数,如:发动机部件的性能参数,同时还适于用计算机实时处理,因此受到了国内外广大学者的广泛关注^[4].本文利用卡尔曼滤波器组建发动机传感器故障诊断系统,并在自行设计的通用仿真平台上做了大量仿真研究.

1 发动机传感器 FDIA 系统的构造

发动机传感器 FDIA (Fault detection, isolation and accommodation) 系统主要由 SVM 模块、测量值输入和控制命令输入模块、卡尔曼滤波器组模块、故障检测和隔离机制模块以及故障传感器重构模块组成.由发动机的真实工作状态量,选择相对应的线性模型(SVM),根据线性模型的 A, B, C, D 矩阵设计出相应的卡尔曼滤波器组,同时将发动机控制向量和传感器测量值作为卡尔曼滤波器组的输入,由卡尔曼滤波器组获得相应传感器的测量估计值以及故障指示信号(WSSR),通过对 WSSR 的分析,由故障隔离机制做出故障检测和隔离判断.若传感器没有发生故障时,传感器的测量值直接被送入发动机控制系统,发动机继续安全可靠地运行.当某个传感器发生故障时,故障隔离机制将诊断结果告知故障传感器数据重构模块,激活相应的故障传感器测量值重构功能,重构出合理的数据,由重构出的数据代替故障传感器测量值,输入到发动机控制系统中,使得发动机控制系统依然能安全可靠地工作.整个传感器故障 FDIA 系统如图 1 所示.

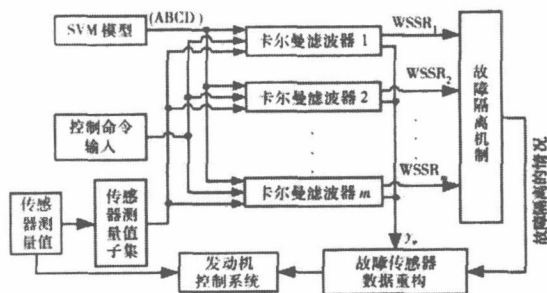


图1 发动机传感器 FDIA 系统

Fig.1 Aircraft engine sensor FDIA system

对于传感器故障诊断,设计 m 个卡尔曼滤波器, m 为被检测的传感器数目.第 i 个卡尔曼滤波器监测第 i 个传感器,以除去被监测的传感器测量值 y_i 后剩余的 $m-1$ 个测量值子集 y^i 作为输入量,得到状态估计值 $\hat{x}^i$ 以及滤波残差 $e^i = y^i - \hat{y}^i$.第 i 个卡尔曼滤波器的方程为

$$\begin{aligned}\hat{x}^i &= A\hat{x}^i + Bu + K^i(y^i - \hat{y}^i) \\ \hat{y}^i &= C^i\hat{x}^i + D^iu\end{aligned}$$

式中, $\hat{x}^i$ 是状态向量估计值,矩阵 C^i 和 D^i 分别是 C 和 D 中除去第 i 行后剩下的子集, $\hat{y}^i$ 是输出的估计值, K^i 是对应于矩阵对 (A, C^i) 的卡尔曼滤波器增益矩阵.

当某一个发动机传感器发生故障时,所得测量值与估计值必然不能相吻合,滤波残差也将发生改变,因此这些滤波残差包含着传感器故障的信息.采用滤波残差加权二乘方 $e^{iT}(\Sigma)^{-1}e^i$ 对滤波残差进行归一化处理,并命名为故障指示信号 $WSSR_i$,其中 $\Sigma = \text{diag}[\sigma_1^2, \dots, \sigma_{i-1}^2, \sigma_{i+1}^2, \dots, \sigma_m^2]$, σ_j 表示第 j 个传感器的标准偏差.

对于单个故障传感器的隔离,由于每个卡尔曼滤波器用到的只是除去被检测传感器后剩余的传感器测量值,当某个传感器发生故障时,检测该传感器的卡尔曼滤波器只用到无故障的传感器测量值子集,因此其故障指示信号 $WSSR_i$ 依然保持得较小,而其余卡尔曼滤波器却用到了包含该故障传感器测量值的测量值子集,因此这些故障指示信号 $WSSR_i$ 会因此增大并最终超出门限值,从而将故障传感器检测隔离出来^[4-5].

由于卡尔曼滤波器可以根据传感器测量值去估计发动机的状态向量,当第 i 个传感器发生故障时,第 i 个卡尔曼滤波器由于没有用到故障传感器测量值,因此依然能准确地估计出发动机的状态向量,再由量测方程可以获得相应的故障传感器测量值重构数据.

2 通用仿真平台设计

为了达到通用仿真平台的设计目的,除了利用 Simulink 已有的模块,还需要构建一个自行设计的模块库.本文根据图 1 所示的框架,采用通用设计思想,设计了相应功能的模块,并保存在模块库中,该模块库主要包含:发动机 SVM 查找模块、测量值输入和控制命令输入模块、卡尔曼滤波器模块、故障发生模拟模块、故障指示信号生成处理模块、故障检测和隔离机制模块、仿真结果显示

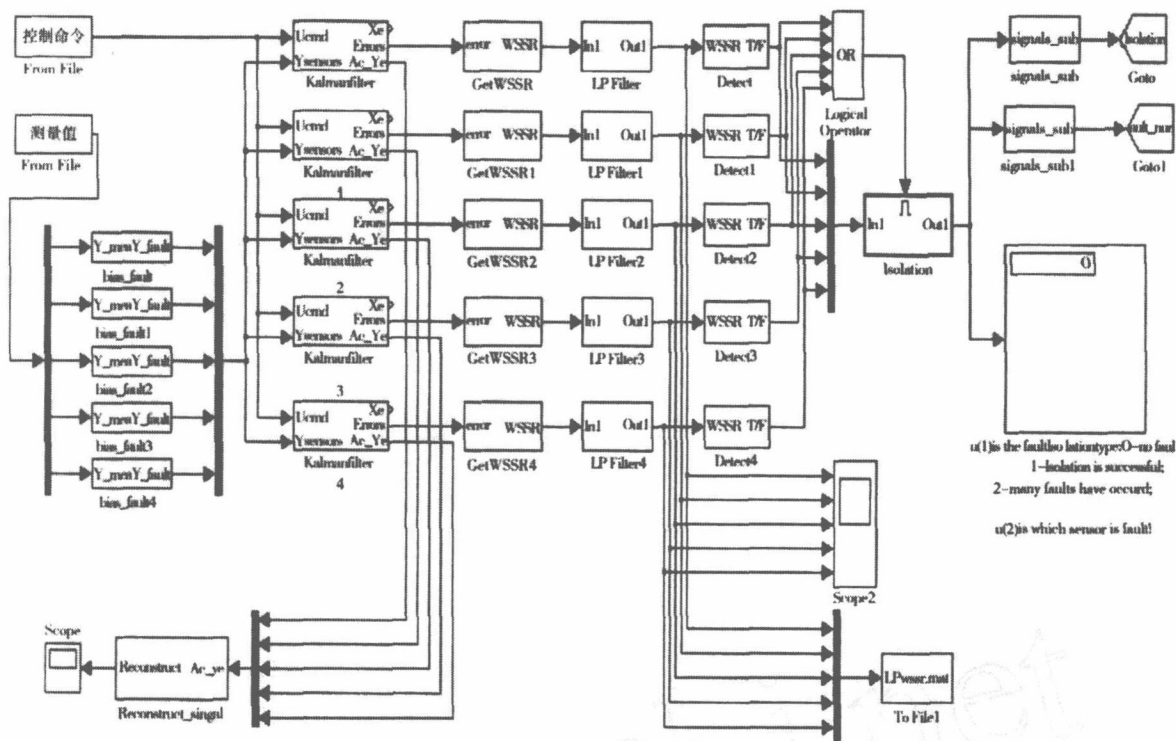
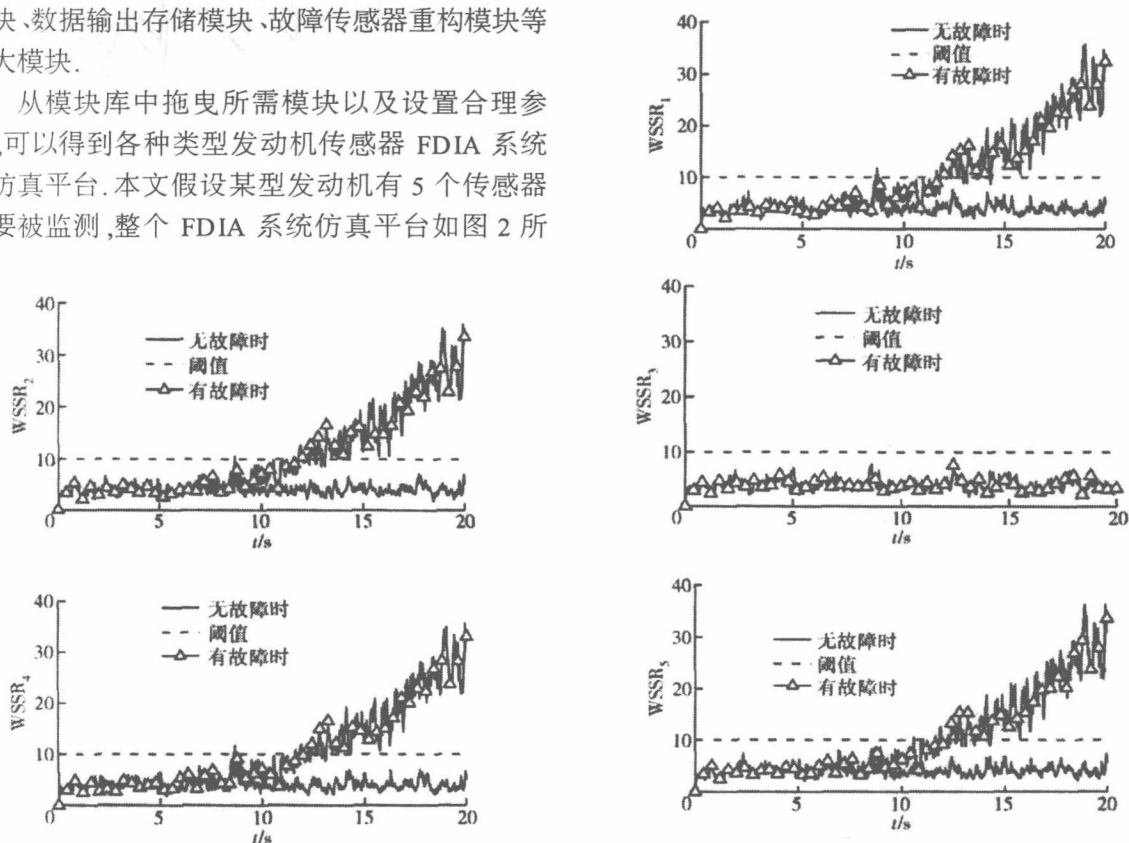


图2 某发动机传感器FDIA系统仿真平台

Fig. 2 Simulation platform for aircraft engine sensor FDIA system

模块、数据输出存储模块、故障传感器重构模块等几大模块。

从模块库中拖曳所需模块以及设置合理参数,可以得到各种类型发动机传感器FDIA系统的仿真平台。本文假设某型发动机有5个传感器需要被监测,整个FDIA系统仿真平台如图2所示。

图3 燃烧室出口压力(p_4)传感器发生渐变型故障时对应的故障指示信号Fig. 3 Fault indicator signals when p_4 sensor gradual fault