

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

$$y_k = H(x_k, f_k, u_k) + v_k \tag{1}$$

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

$$y_k = H(x_k, f_k, u_k) + \alpha_k + v_k \tag{2}$$

部件与传感器性能蜕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.

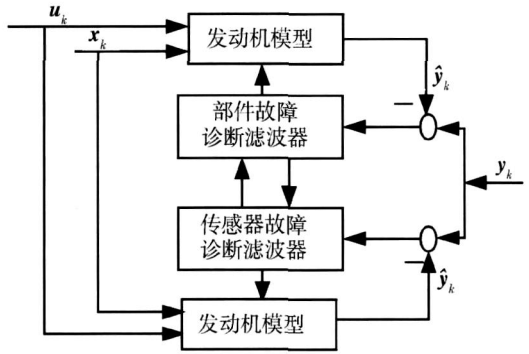


图 1 基于双重卡尔曼滤波的发动机故障诊断系统原理图

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

$$\begin{aligned} \hat{x}_k &= \hat{x}_{k-1} + \omega_k \\ \hat{y}_k &= H(x_k, \hat{x}_k, u_k) + \alpha_k + v_k \end{aligned} \tag{3}$$

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 $\hat{x}_0$ 与误差协方差平方根矩阵 $S_{f,0}$ 初始化

$$\begin{aligned} \hat{x}_0 &= E[\hat{x}], S_{f,0} = \\ &\text{chol}\{E[(\hat{x} - \hat{x}_0)(\hat{x} - \hat{x}_0)^T]\} \end{aligned} \tag{4}$$

2) 计算加权因子

$$\begin{aligned} 0 &\leq W_0 \leq 1 \\ W_i &= (1 - W_0)/n + 1, i = 1 \cdots n + 1 \end{aligned} \tag{5}$$

3) 初始化向量序列($j = 1$)

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

4) 扩展向量序列($j = 2, \cdots n$)

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

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

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

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

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{H}[\mathbf{x}_k, \hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{u}_k], \hat{\mathbf{y}}_k = \sum_{i=1}^{n+1} \mathbf{W}_i \mathbf{y}_{i,k} \quad (10)$$

6) 测量更新

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

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

$$\mathbf{P}_{fy,k} = \sum_{i=1}^{n+1} \mathbf{W}_i [\mathbf{x}_{i,k} - \hat{\mathbf{x}}_k][\mathbf{y}_{i,k} - \hat{\mathbf{y}}_k]^T \quad (13)$$

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

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_k) \quad (15)$$

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

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

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.

$$\boldsymbol{\alpha}_k = \boldsymbol{\alpha}_{k-1} + \boldsymbol{\varepsilon}_k$$

$$\hat{\mathbf{y}}_k = \mathbf{H}(\mathbf{x}_k, \hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{u}_k) + \boldsymbol{\alpha}_k + \mathbf{v}_k \quad (18)$$

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.

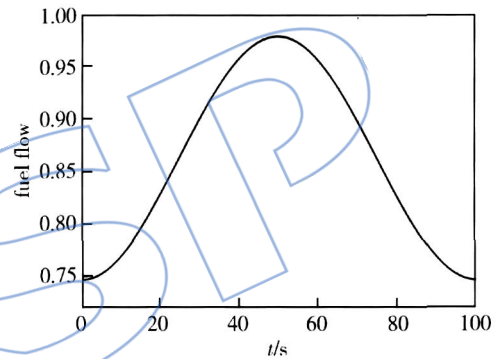


图2 燃油量变化曲线

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.

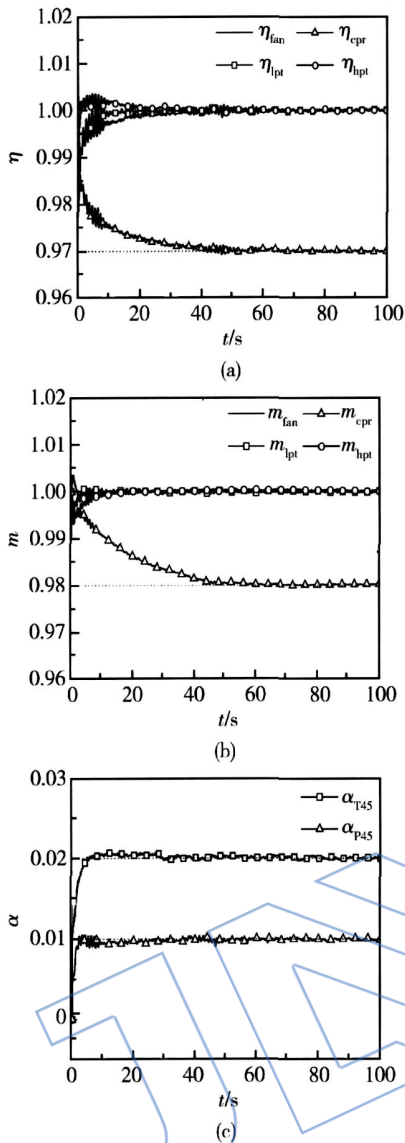


图 3 传感器偏置,压气机故障诊断结果
Fig.3 Diagnostics results for sensors bias
and compressor fault

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. 以某型双轴涡扇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.

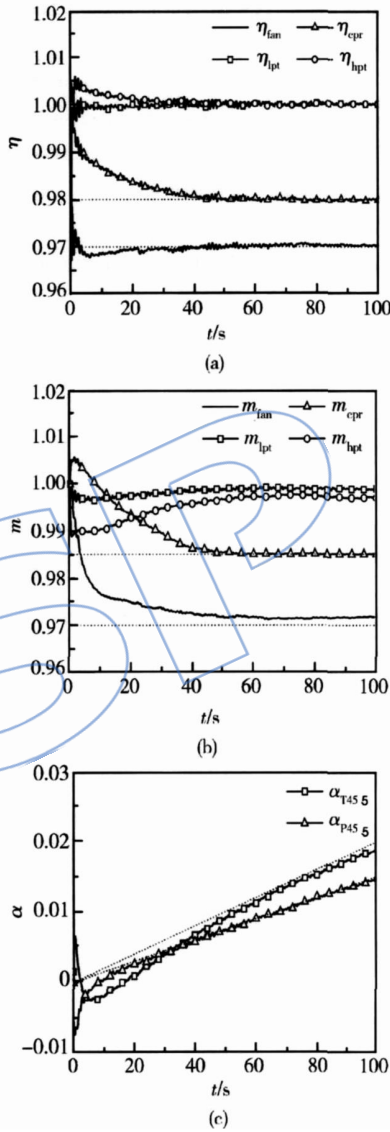


图 4 传感器漂移、风扇和压气机复合故障诊断结果
Fig.4 Diagnostics results for sensors drift ,
fan and compressor multiple faults

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] Dewallef 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.