

基于超球体平方根无迹 Kalman 滤波算法的 涡扇发动机气路部件故障诊断

胡 宇, 张世英, 杨月诚, 朱杰堂, 杨正伟
(第二炮兵工程大学 动力工程系, 西安 710025)

摘 要: 研究了一种超球体平方根无迹 Kalman 滤波算法用来有效跟踪涡扇发动机气路部件发生渐变性和突变性故障的健康参数. 该算法通过超球体单形采样来降低算法的计算量, 采用测量残差协方差阵的平方根代替方差阵进行递推运算, 提高了算法的计算效率和数值稳定性. 分别采用扩展 Kalman 滤波算法、无迹 Kalman 滤波算法和超球体平方根无迹 Kalman 滤波算法对某型涡扇发动机进行仿真, 结果表明: 超球体平方根无迹 Kalman 滤波算法的滤波时间减少 50% 左右, 能够实现渐变性和突变性故障中健康参数的准确估计, 是一种有效的涡扇发动机气路部件参数估计和故障诊断方法.

关 键 词: 涡扇发动机; 无迹 Kalman 滤波; 健康参数; 超球体单形采样; 气路部件

中图分类号: V233.7

文献标志码: A

Fault diagnosis of gas path components of turbofan engine based on spherical square root unscented Kalman filter algorithm

HU Yu, ZHANG Shi-ying, YANG Yue-cheng,
ZHU Jie-tang, YANG Zheng-wei
(Department of Power Engineering,
Xi'an Hi-Tech Institute, Xi'an 710025, China)

Abstract: A spherical square root unscented Kalman filter algorithm was investigated to effectively track the health parameters of the gas path components of turbofan engine with the gradual and rapid faults. In this algorithm, a spherical simplex sampling was exploited to decrease the computational complexity. And the square root of measurement residuals covariance matrix was used instead of variance matrix during recursive arithmetic to improve the calculation efficiency and numerical stability of algorithm. Then, the simulation of a turbofan engine was conducted by extended Kalman filter, unscented Kalman filter and spherical square root unscented Kalman filter algorithms. The results show that filter time consumption by spherical square root unscented Kalman filter algorithm is cut by about 50%, with accurate estimation of health parameters in gradual and rapid faults, thus adapting to the parameters estimation and fault diagnosis of gas path components of turbofan engine.

Key words: turbofan engine; unscented Kalman filter; health parameter;
spherical simplex sampling; gas path component

涡扇发动机气路部件由于工作条件复杂多变, 在使用寿命期间受积尘、老化和外物吸入等因

素的影响容易发生性能蜕化, 甚至出现故障. 准确地评估气路部件的健康状态, 是实现涡扇发

收稿日期: 2013-05-09

基金项目: 陕西省自然科学基金(2010JQ8018)

作者简介: 胡宇(1984—), 男, 湖南湘阴人, 博士生, 主要从事涡扇发动机建模与故障诊断研究.

动机的性能参数估计、故障诊断与预测、性能寻优控制等的有效保证,并能够有效降低发动机维护费用、提高飞行可靠性与安全性^[1]。

为实现气路部件故障的有效诊断,国内外学者开展了大量的研究,主要研究方向分为基于最优估计的方法和基于人工智能的方法^[2]。Kalman 滤波算法作为一种实时递推的最优估计方法,受到业内人士的广泛关注。1989 年, Luppold 等人^[3]首先采用 Kalman 滤波算法建立涡轮发动机的自适应模型,并将该算法引入到发动机故障诊断中。随着对 Kalman 滤波算法研究的深入,该算法在发动机建模与故障诊断中得到了广泛运用^[4-6]。

Kalman 滤波算法一般是基于线性模型进行状态估计,其精度极大地依赖于线性模型的精度,在滤波过程中容易产生较大的误差,甚至发散。为解决滤波过程中对发动机线性模型精度的依赖, Kobayashi 等人^[7]提出了一种常值增益 Kalman 滤波算法,该算法用非线性模型代替 Kalman 滤波中的线性模型,在工作包线内获得了较好的鲁棒性,但是增加了计算量。近年来, Julier 等人^[8]提出的无迹 Kalman 滤波(unscented Kalman filter, UKF)通过构造一组确定的加权样本来近似非线性分布,能够有效避免对研究对象的线性化建模,适用于涡扇发动机强非线性对象的参数估计和故障诊断。Dewallef 等人^[9]运用 UKF 算法设计了一种发动机在线性能检测与故障诊断的鲁棒双重 Kalman 滤波算法,该算法改善了对传感器和气路部件故障诊断的鲁棒性。张鹏等人^[10]采用平方根 UKF 算法对发动机健康参数进行估计,以状态估计误差协方差矩阵的平方根矩阵进行迭代计算,提高了滤波的精度和稳定性。

在实际工作过程中,涡扇发动机气路部件不仅存在磨损等原因造成的渐变性故障,还存在由外物损伤等造成的突变性故障。张鹏等人^[11]在平方根 UKF 算法的基础上设计了一种双重 Kalman 滤波,在传感器发生典型性故障情况下实现了发动机气路部件渐变性故障的准确诊断。Léonard 等人^[12]在扩展 Kalman 滤波(extended Kalman filter, EKF)算法的基础上融合协方差匹配方法实现了对渐变性蜕化过程健康状态的准确估计;随后, Borguet 等人在文献^[13]中提出了结合广义似然比检验方法的自适应 Kalman 滤波算法,实现了气路部件健康状态突变性蜕化的有效检测,但该算法增加了大约 15% 的计算工作量。综上所述,需要研究一种能够实现对渐变性和突

变性故障都能快速准确跟踪诊断的算法。

本文针对某型涡扇发动机气路部件同时存在渐变性故障和突变性故障问题,通过结合超球体单形采样和平方根无迹 Kalman 滤波算法,研究了一种基于超球体平方根无迹 Kalman 滤波(spherical square root unscented Kalman filter, SSUKF)的健康参数跟踪算法,并通过对比 EKF, UKF 和 SSUKF 算法的计算精度和效率,验证 SSUKF 算法在发动机渐变性和突变性故障跟踪诊断中的适应性。

1 涡扇发动机气路部件故障诊断

涡扇发动机在实际运行过程中由于气路部件积尘、老化和外物吸入等原因,可能导致气路部件性能下降甚至故障的发生,其形式表现为健康参数渐变性蜕化和突变性蜕化过程。为了对气路部件性能进行有效监控,在建立发动机非线性系统模型时,把健康参数作为状态量进行考虑。因此,建立的某型涡扇发动机包含健康参数渐变性和突变性蜕化过程的数学模型可表示为^[10,13]

$$\begin{aligned} \mathbf{h}_{k+1} &= \mathbf{h}_k + \mathbf{w}_k + \Delta \mathbf{h} \delta_{\tau,k} \\ \mathbf{y}_k &= \mathbf{f}_y(\mathbf{x}_k, \mathbf{h}_k, \mathbf{u}_k) + \mathbf{v}_k \end{aligned} \quad (1)$$

其中 $\mathbf{h}_k$ 表示主要气路部件的健康参数,取 $\mathbf{h}_k = [\eta_{\text{fan}}, m_{\text{fan}}, \eta_{\text{hpc}}, m_{\text{hpc}}, \eta_{\text{hpt}}, m_{\text{hpt}}, \eta_{\text{hpt}}, m_{\text{hpt}}]$, 分别为风扇, 高压压气机, 高、低压涡轮的效率系数和流量系数, 其数值能够反映出气路部件的健康状态。 $\Delta \mathbf{h}$ 表示健康参数发生突变性蜕化的向量。 $\delta_{\tau,k}$ 为 Kronecker- δ 函数, 其意义为当 $k = \tau$ 时, $\delta_{\tau,k} = 1$, 健康参数发生突变性蜕化, 用于模拟发动机发生突变性故障。 $\mathbf{x}_k \in \mathbf{R}^n$ 为发动机状态向量。 $\mathbf{u}_k \in \mathbf{R}^l$ 为输入控制向量, 如燃油流量 ω_f 。 $\mathbf{y}_k \in \mathbf{R}^m$ 为输出测量向量, 取 $\mathbf{y}_k = [N_1, N_h, p_{25}, T_{25}, p_3, T_3, p_{45}, T_{45}, F_n]$, 分别表示为高、低压转子转速, 压气机进气压力、温度, 燃烧室进口压力、温度, 低压涡轮进气压力、温度和推力。所有测量参数都依据相似理论转换到标准地面状态下并进行了归一化处理。 $\mathbf{f}_y(\cdot)$ 为发动机工作过程的非线性函数, $\mathbf{w}_k$ 和 $\mathbf{v}_k$ 分别为系统噪声和测量噪声, 两者为不相关的白噪声信号, 其方差阵分别为 $\mathbf{Q} \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 和 $\mathbf{M} \in \mathbf{R}^{m \times m}$ 。

2 SSUKF 算法

2.1 超球体采样策略

UKF 算法的计算量与采样点的数目密切相关, 减少采样点的数目是提高 UKF 算法实时性

的有效途径.特别是对实时性要求比较高的系统,如发动机机载自适应模型或故障性能分析系统.因此,本文通过采用超球体单形采样来减少采样点数目达到减小计算量的目的^[8].

1) 选择 $0 \leq W_0 \leq 1$.

2) 确定 sigma 权值

$$W_1 = W_2 = \dots = W_{n+1} = \frac{1 - W_0}{n + 1} \quad (2)$$

3) 比例修正

上述采样方式中,采样点到中心 $\bar{x}$ 的距离随着维数的增加而越来越远,会导致采样的非局部效应问题.为有效防止这种问题的出现,这里采用比例采样修正.

$$\omega_i = \begin{cases} \frac{(W_0 + 1)}{\alpha^2} + 1 & i = 0 \\ \frac{W_i}{\alpha^2} & i \neq 0 \end{cases} \quad (3)$$

式中 $\alpha(0 \leq \alpha \leq 1)$ 为缩放因子,通过 α 可以控制采样点与均值的距离.

4) 初始化向量序列(对应状态为一维的情形): $\chi_0^1 = [0]$, $\chi_1^1 = [-\frac{1}{\sqrt{2}\omega_1}]$, $\chi_2^1 = [\frac{1}{\sqrt{2}\omega_1}]$.

5) 输入维数 $j=2, \dots, n$ 时,迭代公式为

$$\chi^j = \begin{cases} \begin{bmatrix} \chi_0^j \\ 0 \end{bmatrix} & i = 0 \\ \begin{bmatrix} \chi_i^j \\ -\frac{1}{\sqrt{j(j+1)\omega_i}} \end{bmatrix} & i = 1, \dots, j \\ \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{j}{\sqrt{j(j+1)\omega_i}} \end{bmatrix} & i = j+1 \end{cases} \quad (4)$$

式中 i 是采样点的顺序.

6) 定义

$$\omega_i^m = \begin{cases} \omega_0 & i = 0 \\ \omega_i & i \neq 0 \end{cases}$$

$$\omega_i^c = \begin{cases} \omega_0 + (1 + \beta - \alpha^2) & i = 0 \\ \omega_i & i \neq 0 \end{cases}$$

式中 $\beta(\beta \geq 0)$ 是非负加权项.

7) 加入系统状态 x 的均值 $\bar{x}$ 和协方差 P_x , 生成的 sigma 点为

$$\chi_i = \bar{x} + \sqrt{P_x} \chi_i^j \quad (5)$$

2.2 SSUKF 算法的步骤

采用 SSUKF 算法实现对涡扇发动机气路部件故障诊断的基本原理是:算法中运用超球体单形采样选取采样点,以发动机输出测量参数作为

滤波的输入,以发动机气路部件健康参数作为滤波的输出,并采用平方根 UKF 算法设计滤波,根据测量输出参数的变化情况来递推计算出健康参数的值,从而能够有效实现气路部件故障的诊断.其算法具体实现过程如下:

1) 初始化

$$\hat{x}_0 = E(x_0)$$

$$S_{x_0} = \text{chol}(E[(x_0 - \hat{x}_0)(x_0 - \hat{x}_0)^T])$$

$$S_w = \sqrt{Q}$$

$$S_v = \sqrt{M}$$

式中 $\text{chol}(\cdot)$ 表示对矩阵进行下三角 Cholesky 分解运算.

2) 计算 sigma 点

$$\chi_{k-1|i} = \hat{h}_{k-1} + S_{x_{k-1}} \chi_i^j$$

$$i = 0, \dots, n+1$$

式中 $\chi_{k-1} \in \mathbb{R}^{n \times (n+2)}$, $\hat{x}_{k-1} \in \mathbb{R}^n$ 且 $S_{x_{k-1}} \in \mathbb{R}^{n \times n}$.

3) 时间更新

$$\chi_{k|k-1} = \chi_{k-1}$$

$$\hat{x}_k^- = \sum_{i=0}^{n+1} \omega_i^m \chi_{i,k|k-1}$$

$$S_{x_k}^- = \text{qr}([\sqrt{\omega_i^c}(\chi_{1:n+1,k|k+1} - \hat{x}_k^-) S_w])$$

$$S_{x_k}^- = \text{cholupdata}(S_{x_k}^-, \chi_{0,k|k+1} - \hat{x}_k^-, \omega_0^c)$$

式中 $\text{qr}(\cdot)$ 表示对矩阵进行奇异分解, $\text{cholupdata}(S, U, \pm l)$ 表示对下三角矩阵 S 进行 Cholesky 分解运算来更新,相当于计算 $\text{chol}(SS^T \pm \sqrt{l}UU^T)$.

4) 测量更新

$$y_{k|k-1} = f(\chi_{k|k-1})$$

$$\hat{y}_k^- = \sum_{i=0}^{n+1} \omega_i^m y_{i,k|k-1}$$

$$S_{y_k}^- = \text{qr}([\sqrt{\omega_i^c}(y_{1:n+1,k|k+1} - \hat{y}_k^-) S_v])$$

$$S_{y_k}^- = \text{cholupdata}(S_{y_k}^-, y_{0,k|k+1} - \hat{y}_k^-, \omega_0^c)$$

$$P_{x_k y_k} = \sum_{i=0}^{n+1} \omega_i^c (\chi_{i,k|k-1} - \hat{x}_k^-) (y_{i,k|k-1} - \hat{y}_k^-)^T$$

$$K_k = (P_{x_k y_k} / S_{y_k}^-) / S_{x_k}^-$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (y_k - \hat{y}_k^-)$$

$$U = K_k S_{y_k}^-$$

$$S_{x_k} = \text{cholupdata}(S_{x_k}^-, U, -1)$$

设定涡扇发动机状态变量 $x_k \in \mathbb{R}^n$, 测量向量 $y_k \in \mathbb{R}^m$. 采用 UKF 算法的采样点数目为 $2n+1$, 而 SSUKF 算法采用超球体单形采样, 所需采样点的数目为 $n+2$, 减少了采样点的数目, 特别是对于发动机具有较高维数的对象, 随着维数的增加, 采用 SSUKF 算法较 UKF 算法可以大幅度降低系统的计算负担. 与此同时, 相对于 UKF 算

法,SSUKF算法采用状态估计协方差阵的平方根形式 S_x 替代协方差阵 P_x 参加递推运算,可以有效提高滤波算法的数值稳定性。

3 仿真结果与分析

以某型涡扇发动机为研究对象,建立融入了气路部件健康参数 h_k 的部件级非线性模型。健康参数的精度与蜕化范围如表1所示,其精度和可能蜕化的范围一般根据经验和大量飞行数据获得^[14],当风扇、高压压气机发生故障时,其效率系数和流量系数降低,当高、低压涡轮发生故障时,其效率系数降低而流量系数升高^[15-16]。

表1 健康参数的均值、标准差与蜕化范围

Table 1 Mean value, standard deviation and deteriorate scope of health parameters

健康参数	均值	标准差	蜕化范围
η_{fan}	1	0.05	-1~-7
m_{fan}	1	0.05	-1~-7
η_{hpc}	1	0.05	-1~-7
m_{hpc}	1	0.05	-1~-7
η_{hpt}	1	0.05	-1~-7
m_{hpt}	1	0.05	1~7
η_{pt}	1	0.05	-1~-7
m_{pt}	1	0.05	1~7

分别采用EKF算法、UKF算法以及本文的SSUKF算法,对发动机气路部件发生渐变性和突变性故障的参数进行仿真对比分析。其中,SSUKF算法缩放因子 $\alpha=0.01$,加权项 $\beta=2$, $W_0=0.2^{[17]}$ 。经过多次仿真试验发现,测量噪声和系统噪声协方差阵分别取 $Q=0.02^2 I_{n \times n}$ 和 $M=0.002^2 I_{m \times m}$ 时, I 为单位矩阵。算法估计的结果较为理想。当气路部件健康参数渐变性和蜕化累计一定程度或发生突变性蜕化时,会导致发动机性能严重蜕化或发生故障。因此,对气路部件健康状态进行监控,并能根据健康状态及其发展趋势做出准确判断,是实现视情维修和健康管理的键。本文主要侧重于对反映气路部件健康状态的参数实施准确的估计与跟踪,对相关故障指标与如何判断故障发生不进行深入讨论。

3.1 渐变性和故障诊断

由于气路部件磨损等原因不可避免地使气路部件发生性能蜕化,一般表现为发动机健康参数

长时间缓慢变化过程。在仿真试验过程中,假设发动机在时间 $t=5000$ s 的工作过程中发生了渐变性和蜕化,在表1的参数蜕化范围内,分别选取典型的气路部件故障模式,取风扇效率系数和流量系数下降2%和2.5%,高压压气机效率系数和流量系数下降2%和1.6%,高压涡轮效率系数下降2%、流量系数上升1.5%,低压涡轮效率系数下降2%、流量系数上升3.3%^[18],通过发动机非线性部件级模型获得发动机发生渐变性和蜕化工作过程的测量参数数据。利用测量参数数据分别采用EKF算法、UKF算法和SSUKF算法对发生渐变性和故障气路部件的健康参数蜕化过程进行跟踪。其仿真结果如图1、图2所示,图1(a)和图1(b)分别表示风扇发生渐变性和故障时效率系数和流量系数的跟踪结果,图2(a)和图2(b)分别表示高压压气机发生渐变性和故障时效率系数和流量系数的跟踪结果,其中下标 true 表示气路部件健康参数蜕化过程中设定的真实变化情况,下标 ekf, ukf 和 ssukf 分别表示采用EKF, UKF 和 SSUKF 算法获得健康参数蜕化的跟踪曲线。从仿真结果可

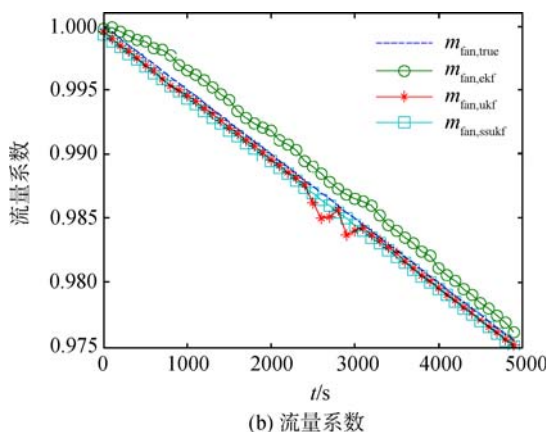
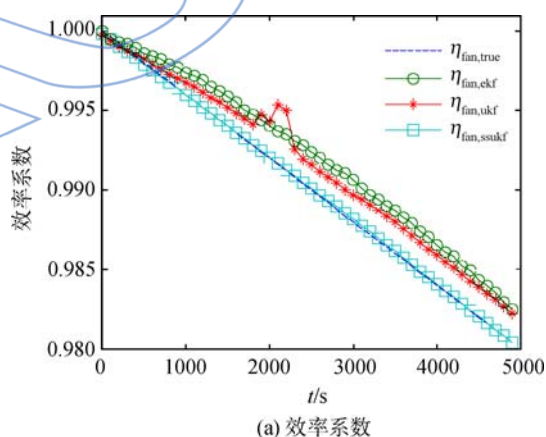


图1 风扇渐变性和故障诊断结果

Fig. 1 Diagnosis result of fan with gradual fault

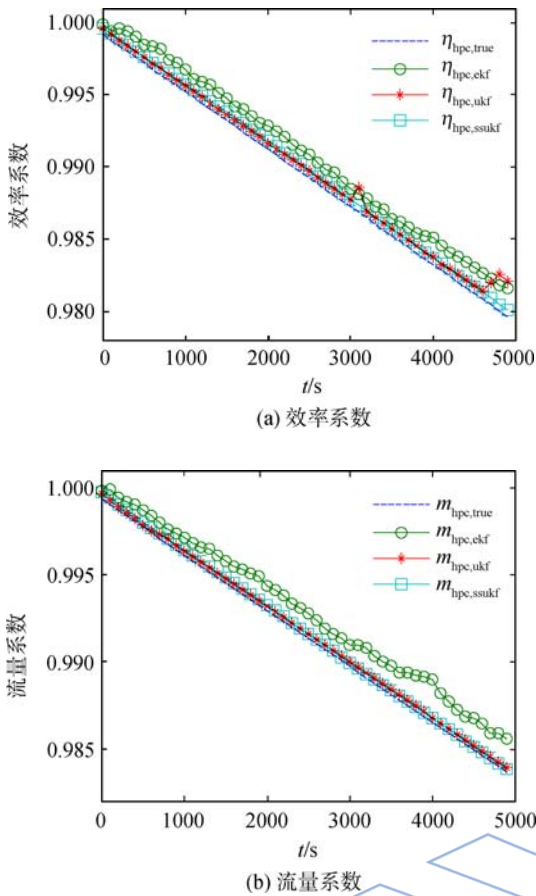


图2 高压压气机渐变性故障诊断结果

Fig. 2 Diagnosis result of high pressure compressor with gradual fault

可以看出,3种算法基本都能对渐变性蜕化过程的健康参数进行有效估计,其中,与EKF算法和UKF算法相比较,SSUKF算法具有更高的精度。此外,由于SSUKF算法采用协方差矩阵的平方根进行迭代运算,比EKF算法和UKF算法具有更好的数值稳定性,而EKF算法和UKF算法中参数跟踪结果则明显存在一定的数值扰动现象。高、低压涡轮计算也能取得较好的结果,限于篇幅,本文不再赘述。

3.2 突变性故障诊断

实际飞行过程中,在发生渐变性蜕化过程中同时存在突变性故障。因此,假设气路部件在发生缓慢的渐变性蜕化过程中健康参数发生突变,取 $t=2500s$ 时突变量为1%^[19]。分别采用EKF算法、UKF算法和SSUKF算法对健康参数蜕化过程进行跟踪,仿真结果如图3、图4所示。

图3表示高压涡轮同时发生渐变性和突变性故障时健康参数蜕化的跟踪结果,图4表示低压涡轮同时发生渐变性和突变性故障时健康参数蜕化的跟踪结果。从结果可以看出,EKF算法基本

能够对健康参数突变性故障进行跟踪,但EKF算法存在估计偏差大、对突变性故障跟踪结果存在“拖尾效应”^[13,20]的缺点;UKF算法估计精度较EKF算法明显提高,但存在跟踪稳定性差的缺点。相对EKF算法和UKF算法,SSUKF算法明显改善了对健康参数估计和跟踪的能力。首先,在参数估计精度方面,SSUKF算法明显提高,而且在一定程度上解决了健康参数突变跟踪的“拖尾

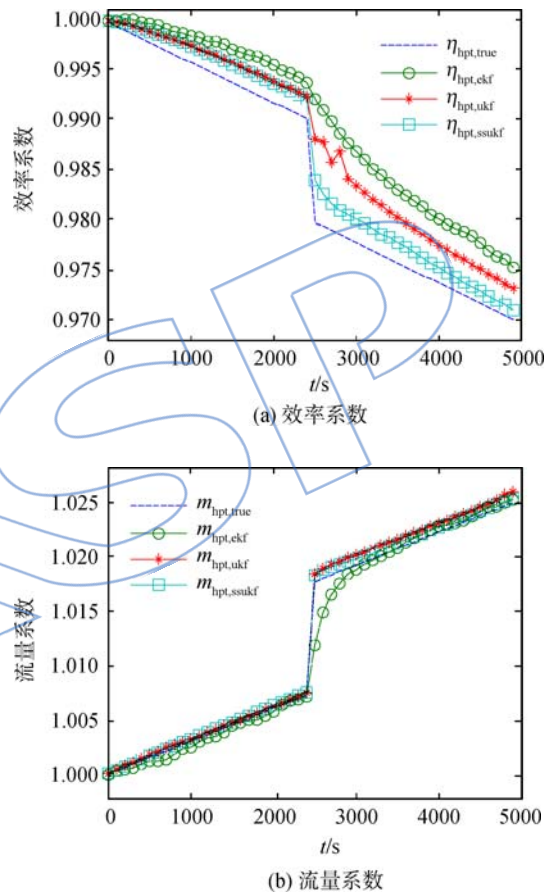
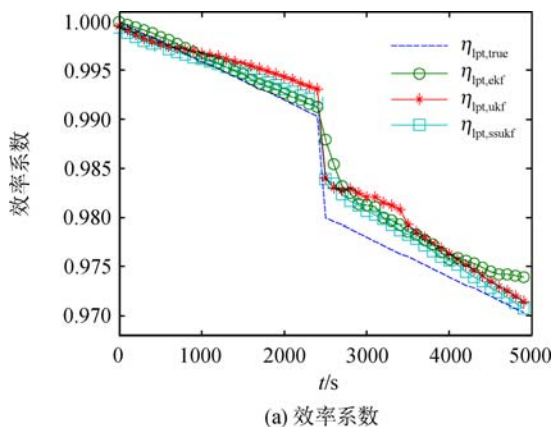


图3 高压涡轮发生渐变性和突变性故障诊断结果

Fig. 3 Diagnosis result of high pressure turbine with gradual and rapid faults



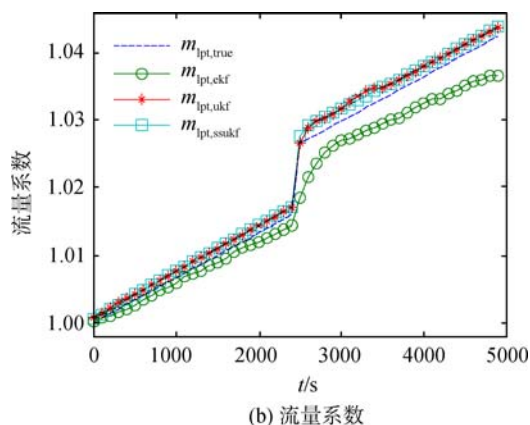


图 4 低压涡轮发生渐变性和突变性故障诊断结果
Fig. 4 Diagnosis result of low pressure turbine with gradual and rapid faults

效应”；其次，在参数跟踪的稳定性方面，采用 EKF 算法和 UKF 算法估计健康参数时都存在一定的数值不稳定，而 SSUKF 算法基本能消除这种现象。

给定相同的初始仿真条件，分别采用 3 种算法对健康参数蜕化过程进行 20 次仿真计算（见表 2），并得到各算法估计平方根误差 RSME（量符号记为 E_{rsm} ）和计算效率的统计量。估计平方根误差

是指 20 次计算过程中得到平方根误差的最大值

$$E_{\text{rsm}} = \max \left[\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{\hat{h}_i - h_i}{h_i} \right)^2} \times 100\% \right] \quad (6)$$

从表 2 统计的误差对比可见，无论是气路部件发生渐变性故障还是发生突变性故障，EKF 算法的估计误差最大，UKF 算法和 SSUKF 算法的精度相当，而 SSUKF 算法的估计误差最小。相对于 EKF 算法，SSUKF 算法较大程度上提高了参数跟踪的精度；计算效率用单次滤波耗时表示，是指单次滤波过程所消耗的时间。从表 2 中对比可得：3 种算法单次滤波耗时的关系为 $\text{EKF} > \text{UKF} > \text{SSUKF}$ 。由于 EKF 算法需要进行 Jacobian 矩阵求解，与其他两种算法相比更加耗时。与 UKF 算法相比，SSUKF 算法由于采用了超球体单形采样大幅度减少采样点数量，并且采用协方差阵的平方根阵避免了协方差阵的分解运算，单次滤波耗时较 UKF 算法减少大约 50%，这与文献[11]的分析结果一致。对于表 1 中的气路部件取其他蜕变值同样也能取得较好的结果，限于篇幅，本文不再赘述。

表 2 EKF, UKF 和 SSUKF 算法的误差和计算耗时比较

Table 2 Comparison of error and time consumption of EKF, UKF and SSUKF algorithms

部件	健康参数	渐变故障的最大平方根误差			突变故障的最大平方根误差			单次滤波耗时/s		
		EKF	UKF	SSUKF	EKF	UKF	SSUKF	EKF	UKF	SSUKF
风扇	η_{fan}	0.2108	0.1025	0.0096	0.5657	0.3191	0.0721	6.78	6.19	3.71
	m_{fan}	0.1091	0.0124	0.0072	0.2843	0.055	0.0135			
高压压气机	η_{hpc}	0.0757	0.0426	0.0303	0.2120	0.0325	0.0142	6.95	6.34	3.81
	m_{hpc}	0.0880	0.0381	0.0388	0.2511	0.0348	0.0227			
高压涡轮	η_{hpt}	0.2363	0.0860	0.0166	0.5767	0.3293	0.1086	7.56	6.54	3.77
	m_{hpt}	0.1500	0.1050	0.0656	0.1141	0.0319	0.0208			
低压涡轮	η_{lpt}	0.1366	0.0984	0.0207	0.3077	0.3100	0.1027	7.83	6.61	4.28
	m_{lpt}	0.1471	0.0369	0.0397	0.3954	0.096	0.0919			

4 结 论

本文研究了一种基于 SSUKF 算法的涡扇发动机气路部件渐变性和突变性故障的跟踪算法。该算法采用超球体单形采样有效地减少了 UKF 算法所需采样点的数量，降低了算法的计算量；同时，在滤波算法递推过程中采用平方根滤波

的方法提高了算法的数值稳定性和计算效率。通过对某型涡扇发动机渐变性和突变性故障模式下健康参数进行跟踪，并与 EKF 算法和 UKF 算法仿真结果对比研究结果表明：SSUKF 算法能有效提高对健康参数跟踪的精度和数值稳定性，并且能较大程度地减少滤波过程的计算量，可运用于涡扇发动机气路部件性能分析与故障诊断。

参考文献:

- [1] Borguet S, Léonard O. A sparse estimation approach to fault isolation[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbine and Power*, 2010, 132(2): 021601. 1-021601. 7.
- [2] Li Y G. Performance analysis based gas turbine diagnostics: a review[J]. *Journal of Power and Energy*, 2002, 216(5): 363-377.
- [3] Luppold R H, Roman J R, Gallops G W, et al. Estimating in flight engine performance variations using Kalman filter concepts[R]. AIAA 89-2584, 1989.
- [4] Dewallef P, Mathioudakis K, Léonard O. On line aircraft engine diagnostic using a soft constrained Kalman filter [R]. ASME Paper GT2004-53539, 2004.
- [5] Kobayashi T, Simon D L. Application of a bank of Kalman filters for aircraft engine fault diagnostics[R]. ASME Paper GT2003-38550, 2003.
- [6] 袁春飞, 姚华. 基于卡尔曼滤波器和遗传算法的航空发动机性能诊断[J]. *推进技术*, 2007, 28(1): 9-13.
YUAN Chunfei, YAO Hua. Development of Kalman filter and genetic algorithm for aero-engine performance diagnostics[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2007, 28(1): 9-13. (in Chinese)
- [7] Kobayashi T, Simon D L, Litt J S. Application of a constant gain extended Kalman filter for in-flight estimation of aircraft engine performance parameters[R]. ASME Paper GT2005-68494, 2005.
- [8] Julier S J, Uhlmann J K. Reduced sigma point filters for the propagation of means and covariance through nonlinear transformations[C]// *Proceedings of the American Control Conference*. Anchorage, US: IEEE, 2002: 887-892.
- [9] Dewallef P, Léonard O. On-line performance monitoring and engine diagnostic using robust Kalman filtering techniques[R]. ASME Paper GT2003-38379, 2003.
- [10] 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. SRUKF research on aeroengines for gas path component fault diagnostics[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2008, 23(1): 169-173. (in Chinese)
- [11] 张鹏, 黄金泉. 基于双重卡尔曼滤波器的发动机故障诊断[J]. *航空动力学报*, 2008, 23(5): 952-956.
ZHANG Peng, HUANG Jinquan. Aeroengine fault diagnosis using dual Kalman filtering technique[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2008, 23(5): 952-956. (in Chinese)
- [12] Léonard O, Borguet S. An adaptive estimation algorithm for aircraft engine performance monitoring[J]. *Journal of Propulsion and Power*, 2008, 28(4): 763-769.
- [13] Borguet S, Léonard O. A generalized likelihood ratio test for adaptive gas turbine performance monitoring[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2009, 131(1): 1-8.
- [14] Sallee G P. Performance deterioration based on existing (historical) data-JT9D jet engine diagnostics program[R]. NASA CR-135448, 1978.
- [15] LU Feng, HUANG Jinquan, LÜ Yiqiu. Gas path monitoring for a turbofan engine based on a nonlinear filtering approach[J]. *Energies*, 2013, 6(1): 492-513.
- [16] Simon D L, Bird J, Davison C, et al. Benchmarking gas path diagnostic methods: a public approach[R]. ASME Paper GT2008-51360, 2008.
- [17] Castrejón-Lozano J G, Carrillo L R G, Dzul A, et al. Spherical simplex sigma point Kalman filters: a comparison in the inertial navigation of a terrestrial vehicle[C]// *Proceeding of the American Control Conference*. Washington, US: IEEE, 2008: 3536-3541.
- [18] Volponi A J, DePold H, Ganguli R, et al. The use of Kalman filter and neural network methodologies in gas turbine performance diagnostics: a comparative study[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2003, 125(4): 917-924.
- [19] Mathioudakis K, Kamboukos P, Stamatis A. Gas turbine component fault detection from a limited number of measurements[J]. *Journal of Power and Energy*, 2004, 218(8): 609-618.
- [20] Provost M J. The use of optimal estimation techniques in the analysis of gas turbine[D]. Cranfield, UK: Cranfield University, 1994.