

基于自适应容积卡尔曼滤波方法的涡扇 发动机气路部件故障诊断

胡 宇¹, 张世英¹, 罗 雷¹, 朱杰堂¹, 马鸿飞²

(1. 火箭军工程大学 动力工程系, 西安 710025;

2. 中国人民解放军 96361 部队, 西宁 810000)

摘 要: 针对涡扇发动机气路部件故障诊断中参数存在不同的噪声统计特性,提出了一种自适应平方根容积卡尔曼滤波(ASRCKF)器的自适应滤波方法.该方法直接利用基于 3 阶容积积分方法近似发动机的非线性统计特性,用于替代非线性无迹卡尔曼滤波方法的系统模型,避免了滤波过程参数选取的问题;采用移动窗口法对噪声协方差矩阵进行自适应估计,提高了算法对不同统计特性噪声的自适应能力和滤波精度.通过对发动机气路部件健康参数蜕化过程仿真结果表明:ASRCKF 方法相比平方根容积卡尔曼滤波(SRCKF)方法,精度提高 40%~50%,对不同噪声信号具有更好的适应能力.

关 键 词: 涡扇发动机; 容积卡尔曼滤波; 移动窗口法; 参数估计; 故障诊断

中图分类号: V233.7

文献标志码: A

Turbofan engine gas path components fault diagnosis based on adaptive cubature Kalman filter

HU Yu¹, ZHANG Shi-ying¹, LUO Lei¹,

ZHU Jie-tang¹, MA Hong-fei²

(1. Department of Power Engineering,

Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China;

2. Troops No. 96361 of the Chinese People's Liberation Army, Xining 810000, China)

Abstract: In order to realize better filtering accuracy and adaptability given different statistical characteristics of noises, an adaptive square root cubature Kalman filter (ASRCKF) was proposed for the turbofan engine gas path components fault diagnosis. In the ASRCKF algorithm, the mean and covariance of the engine nonlinear function were calculated by three-order cubature rule-based numerical integration method and used as a substitute of nonlinear model to avoid the parameters selection problem of nonlinear unscented Kalman filter. The latest information of measurement parameters in the recursion and filtering process was used to estimate and self-adjust the noise cross-covariance by removable window method, so as to realize higher filtering accuracy and adaptability of different noises. The comparison of simulation results indicates that the accuracy of the ASRCKF is improved by 40%—50% than the SRCKF, showing a better adaptability to different noises than other algorithms.

Key words: turbofan engine; cubature Kalman filter (CKF);
removable window method; parameter estimation; fault diagnosis

近年来,随着航空发动机复杂程度不断提高,其全寿命周期费用却不断减少,这相当程度上依赖于发动机健康管理及视情维修等能力的不断提升^[1-2].而实现发动机健康监控与故障诊断的基础在于如何有效地跟踪发动机工作过程参数变化情况以及部件的健康状态变化.其中,气路部件作为发动机关键薄弱环节,工作在高温、高压等恶劣环境中,容易出现故障,因此,对气路部件开展故障诊断技术研究,是实现发动机状态监控的重要组成部分,对提升发动机维修保障能力具有重要的意义.

卡尔曼滤波方法作为一种实时递推的最优估计方法,广泛运用于发动机状态监控与气路性能分析. Luppold 等^[3]首先将卡尔曼滤波器引入到发动机气路性能分析与故障诊断中,该方法是在发动机线性系统模型的基础上进行健康参数估计,存在对线性模型依赖性强的缺点.为克服对较高精度发动机线性模型的依赖,相关学者提出了非线性卡尔曼滤波方法.其中,扩展卡尔曼滤波(EKF)针对发动机非线性模型进行线性化处理,不可避免存在近似误差^[4-5].而无迹卡尔曼滤波(UKF)通过加权统计线性回归计算方法来近似发动机的非线性分布^[6],能够避免非线性化模型的线性化处理,在适用范围和估计精度上,都优于EKF,但UKF需要根据经验选择参数,发动机不同工作状态下,不同参数对滤波性能存在一定的影响^[7-8],如在通过减小比例缩放因子 α ,可降低高阶项的影响,将减少系统非线性的影响程度^[9].无论是线性滤波方法还是非线性滤波方法,基本上都是基于发动机噪声统计信号为服从高斯分布的白噪声的基础上,实际上还存在不同类型的内外界噪声干扰,算法不具备应对不同噪声统计特性的自适应能力.平方根容积卡尔曼滤波(square root cubature Kalman filter, SRCKF)方法是近年来提出的一种新的状态估计方法,该方法通过加权统计线性回归获得随机变量的后验分布,可直接计算随机变量的均值与协方差^[10-11].与EKF相比,避免非线性系统的线性化要求与Jacobian矩阵的求解;与UKF比较,基本原理相类似,都是近似系统的非线性分布,但SRCKF避免了参数的选择及参数对滤波结果的影响^[12].

因此,本文结合SRCKF和移动窗口法提出了一种自适应容积卡尔曼滤波(adaptive square root cubature Kalman filter, ASRCKF)方法,来实现对气路部件健康参数的有效估计.该方法直

接基于3阶球面容积积分规则确定近似非线性分布,替代非线性无迹卡尔曼滤波的非线性系统模型,可有效避免滤波过程参数的选取;同时,针对涡扇发动机气路参数存在不同噪声统计特性的特点,移动窗口法实时地估计噪声的协方差阵,来校正参数的滤波结果,可有效提高算法对不同噪声信号的自适应能力和滤波精度.最后,通过发动机气路部件典型健康参数蜕化过程的仿真结果对该方法的有效性进行验证.

1 涡扇发动机气路部件故障诊断

为实现对发动机气路部件健康参数的有效监控,设计了基于ASRCKF的气路部件故障诊断系统,其基本原理如图1所示.气路部件出现性能退化,甚至发生故障时,该部件对应的健康参数也将出现蜕化,将直接引起输出参数变化,因此,在故障诊断系统中,SRCKF通过输出参数的变化,来对气路部件健康参数的蜕化情况进行跟踪.而一般情况下,采用SRCKF方法对健康参数进行跟踪,都需要确定噪声的统计特性,算法缺乏对噪声统计特性变化的自适应能力,而且由于不同内外界噪声或不确定性因素的干扰会降低算法的精度,因此,系统中采用移动窗口法,根据输出参数的变化对噪声信号进行估计,并将噪声估计值融入到SRCKF中,来提高系统对不同噪声的自适应能力.

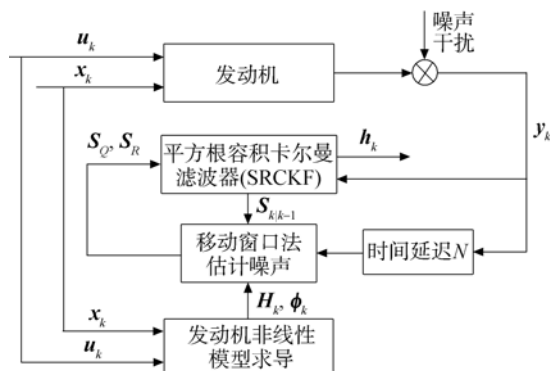


图1 基于自适应平方根容积卡尔曼滤波的发动机故障诊断系统原理图

Fig. 1 Adaptive square root cubature Kalman filter based engine fault diagnosis system

为了实现气路部件的故障诊断,在建立涡扇发动机的模型过程中,将健康参数视为状态变量,来对其变化情况进行跟踪.发动机非线性系统模型可表示为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = f(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) + \mathbf{w}_k \\ \mathbf{y}_k = g(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (1)$$

其中 $\mathbf{x}_k \in \mathbf{R}^n$ 表示扩展后的状态向量, 状态向量除了低高压转子转速 (N_l, N_h) 外, 还包含选取的发动机气路 4 个主要部件 (风扇, 压气机, 高压涡轮和低压涡轮) 的流量系数和效率系数 $\mathbf{h}_k = [\eta_{fan}, m_{fan}, \eta_{hpc}, m_{hpc}, \eta_{lpt}, m_{lpt}, \eta_{hpt}, m_{hpt}]$, 表示气路部件的健康状态. $\mathbf{u}_k \in \mathbf{R}^l$ 为控制向量, $\mathbf{y}_k \in \mathbf{R}^m$ 为观测向量 $\mathbf{y}_k = [N_l, N_h, p_{25}, T_{25}, p_3, T_3, p_{45}, T_{45}, F_n]$ 依次表示低压转子转速, 高压转子转速, 压气机进口压力, 压气机进口温度, 燃烧室进口压力, 燃烧室进口温度, 低压涡轮进口压力, 低压涡轮进口温度和推力. $\mathbf{w}_k$ 和 $\mathbf{v}_k$ 分别表示系统噪声和观测噪声, 其方差阵分别为 $\mathbf{Q} \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 和 $\mathbf{R} \in \mathbf{R}^{m \times m}$. 如无特殊说明, 本文所研究的参数都根据相似理论进行了归一化处理.

2 ASRCKF 算法

2.1 平方根容积卡尔曼滤波

根据贝叶斯推理原理可知, 非线性高斯域滤波的重点是如何对“非线性函数 $\times$ 高斯密度函数”的多维积分进行求解. 依据 3 阶球面容积积分法, 选取 $2n$ 个容积点进行加权求和来计算函数 $f(\mathbf{x})$ 的积分^[13].

$$\begin{aligned} I(f) &= \int_{\mathbf{R}^n} f(\mathbf{x}) N(\mathbf{x}; \mu, \mathbf{P}) d\mathbf{x} \approx \\ &= \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} f(\sqrt{\mathbf{P}} \sqrt{n} [\mathbf{1}]_i + \mu) = \\ &= \sum_{i=1}^{2n} \alpha_i f(\sqrt{\mathbf{P}} \boldsymbol{\xi}_i + \mu) \end{aligned} \quad (2)$$

式中 $N(\mathbf{x}; \mu, \mathbf{P})$ 表示 $\mathbf{x}$ 服从均值 μ 和协方差阵 $\mathbf{P}$ 的正态分布; $\sqrt{\mathbf{P}}$ 表示 $\mathbf{P}$ 的平方根形式, 即 $\sqrt{\mathbf{P}} \sqrt{\mathbf{P}}^T = \mathbf{P}$; $(\boldsymbol{\xi}_i, \alpha_i)$, $i=1, 2, \dots, 2n$ 为容积点集, 分别表示基本容积点和对应的权值, 基本容积点表示为 $\boldsymbol{\xi}_i = \sqrt{n} [\mathbf{1}]_i$, $[\cdot]_i$ 为完整的全对称点集 $[\cdot]$ 的第 i 个点, 表示为 n 维列向量, 其中 $[\mathbf{1}]$ 的形式为

$$\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \cdots \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ -1 \end{bmatrix}$$

与非线性无迹卡尔曼滤波方法采用采样策略获得 sigma 点过程相比较^[12], 容积卡尔曼滤波方法直接采用球面容积规则来确定近似非线性分布

的容积点, 有效避免了采样过程中权值和缩放因子等参数的选取. 同时, 算法迭代过程, 引入误差协方差的平方根形式, 来提高滤波稳定性. 平方根容积卡尔曼滤波算法的具体实现过程如下:

初始化

1) 设置状态和协方差矩阵平方根形式的初始值 $\mathbf{x}_{0|0}, \mathbf{S}_{0|0} (\mathbf{P}_{0|0} = \mathbf{S}_{0|0} \mathbf{S}_{0|0}^T)$

时间更新

2) 计算当前状态容积点

$$\mathbf{X}_{i, k-1|k-1} = \mathbf{S}_{k-1|k-1} \boldsymbol{\xi}_i + \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}, \quad i=1, \dots, 2n \quad (3)$$

3) 容积点通过状态方程传播

$$\mathbf{X}_{i, k|k-1}^* = f(\mathbf{x}_{i, k-1|k-1}, \mathbf{u}_{k-1}), \quad i=1, \dots, 2n \quad (4)$$

4) 估计状态预测均值和协方差矩阵的平方根

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} &= \sum_{i=1}^{2n} \omega_i \mathbf{X}_{i, k|k-1}^* \\ \mathbf{S}_{k|k-1} &= \text{Tria}([\boldsymbol{\chi}_{k|k-1}^*, \mathbf{S}_Q]) \end{aligned} \quad (5)$$

式中 $\text{Tria}()$ 表示对矩阵进行三角化, 获得矩阵的方阵, $\mathbf{S}_Q$ 表示过程噪声协方差阵 $\mathbf{Q}_k$ 的平方根, 矩阵 $\boldsymbol{\chi}_{k|k-1}^*$ 为

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\chi}_{k|k-1}^* &= \frac{1}{2n} [\mathbf{X}_{1, k|k-1}^* - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \mathbf{X}_{2, k|k-1}^* - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \dots, \\ &\quad \mathbf{X}_{2n, k|k-1}^* - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}] \end{aligned} \quad (6)$$

量测更新

5) 计算更新状态容积点

$$\mathbf{X}_{i, k|k-1} = \mathbf{S}_{k|k-1} \boldsymbol{\xi}_i + \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \quad i=1, \dots, 2n \quad (7)$$

6) 容积点通过量测方程传播

$$\mathbf{Y}_{i, k|k-1}^* = g(\mathbf{X}_{i, k|k-1}, \mathbf{u}_{k-1}), \quad i=1, \dots, 2n \quad (8)$$

7) 估计量测预测均值和协方差矩阵的平方根

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{y}}_{k|k-1} &= \sum_{i=1}^{2n} \omega_i \mathbf{Y}_{i, k|k-1}^* \\ \mathbf{S}_{yy, k|k-1} &= \text{Tria}([\boldsymbol{\zeta}_{k|k-1}, \mathbf{S}_R]) \end{aligned} \quad (9)$$

式中 $\mathbf{S}_R$ 表示过程噪声协方差阵 $\mathbf{R}_k$ 的平方根, 矩阵 $\boldsymbol{\zeta}_{k|k-1}$ 为

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\zeta}_{k|k-1} &= \frac{1}{2n} [\mathbf{Y}_{1, k|k-1}^* - \hat{\mathbf{y}}_{k|k-1}, \mathbf{Y}_{2, k|k-1}^* - \hat{\mathbf{y}}_{k|k-1}, \dots, \\ &\quad \mathbf{Y}_{2n, k|k-1}^* - \hat{\mathbf{y}}_{k|k-1}] \end{aligned} \quad (10)$$

8) 估计互协方差矩阵

$$\mathbf{P}_{xy, k|k-1} = \boldsymbol{\chi}_{k|k-1} \boldsymbol{\zeta}_{k|k-1}^T \quad (11)$$

其中

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\chi}_{k|k-1} &= \frac{1}{2n} [\mathbf{X}_{1, k|k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \mathbf{X}_{2, k|k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \dots, \\ &\quad \mathbf{X}_{2n, k|k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}] \end{aligned} \quad (12)$$

9) 计算增益矩阵

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{xy, k|k-1} (\mathbf{S}_{yy, k|k-1} \mathbf{S}_{yy, k|k-1}^T)^{-1} \quad (13)$$

10) 估计更新状态估计量

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_{k|k-1}) \quad (14)$$

11) 估计更新误差方差阵的平方根

$$\mathbf{S}_{k|k} = \text{Triu}([\mathbf{x}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \boldsymbol{\zeta}_{k|k-1}, \mathbf{K}_k \mathbf{S}_R]) \quad (15)$$

2.2 噪声矩阵的自适应估计

真实发动机系统在实际工作过程中,受各种因素的影响,往往存在干扰信号统计特性未知或随时间动态变化的情况^[14].而一般的滤波方法大多基于误差信号统计特性已知白噪声的情况,不具备应对不同噪声统计特性的自适应能力.在噪声统计特性未知或变化的情况下,往往导致滤波结果存在较大的误差,甚至发散^[15].因此,本文根据量测数据采用移动窗口法对观测噪声和过程噪声进行自适应估计,并代入到滤波过程实现模型的自适应修正,来提高算法的滤波精度和自适应能力.

假设发动机健康参数估计的状态和输出之间的关系式确定的,但噪声方差阵完全或部分未知,即采用移动窗口法来估计噪声矩阵 $\mathbf{S}_Q, \mathbf{S}_R$.

根据滤波过程的状态预测量 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 和新的观测值 $\mathbf{y}_k$ 来定义新息向量为

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{y}_k - g(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \approx \mathbf{y}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \quad (16)$$

其中 $\mathbf{H}_k$ 表示发动机量测方程 $g(\mathbf{x})$ 在 $\mathbf{x} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 处的 1 阶导数.则 $\mathbf{y}_k$ 的协方差矩阵为

$$\mathbf{R}_{y_k} = \mathbf{R}_k + \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T \quad (17)$$

式中 $\mathbf{R}_k = \mathbf{S}_R \mathbf{S}_R^T$, $\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{S}_{k|k-1} \mathbf{S}_{k|k-1}^T$. $\mathbf{R}_{y_k}$ 的值采用移动窗口法通过指定窗口长度内的样本均值计算获得,则

$$\mathbf{R}_{y_k} = \frac{1}{N} \sum_{j=0}^N \mathbf{y}_{k-j} \mathbf{y}_{k-j}^T, \quad k > N \quad (18)$$

由式(17)、式(18)可得采用移动窗口法获得测量噪声方差阵平方根估计值为

$$\mathbf{S}_R = \text{chol}(\mathbf{R}_{y_k} - \mathbf{H}_k \mathbf{S}_{k|k-1} \mathbf{S}_{k|k-1}^T \mathbf{H}_k^T) \quad (19)$$

令状态预测向量 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 的修正量为 $\mathbf{R}_{x_k}$, 则

$$\mathbf{Z}_{x_k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \quad (20)$$

可以推出

$$\mathbf{Q}_k = \mathbf{R}_{x_k} + \mathbf{P}_{k|k} - \boldsymbol{\varphi}_k \mathbf{P}_{k-1|k-1} \boldsymbol{\varphi}_k^T \quad (21)$$

式中 $\boldsymbol{\varphi}_k$ 表示发动机状态方程 $f(\mathbf{x})$ 在 $\mathbf{x} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}$ 处的 1 阶导数.由式(14)可得 $\mathbf{R}_{x_k}$ 为

$$\mathbf{R}_{x_k} = \mathbf{W}_k \mathbf{R}_{y_k} \mathbf{W}_k^T \quad (22)$$

由于涡扇发动机大部分时间工作在稳定工作状态,因此 $\mathbf{Q}_k$ 可由 $\mathbf{R}_{x_k}$ 直接代替

$$\mathbf{Q}_k = \mathbf{W}_k \mathbf{R}_{y_k} \mathbf{W}_k^T \quad (23)$$

状态误差方差阵平方根形式为

$$\mathbf{S}_Q = \text{chol}(\mathbf{Q}_k) \quad (24)$$

分别将估计获得的系统噪声矩阵和测量噪声矩阵的平方根形式 $\mathbf{S}_Q, \mathbf{S}_R$ 分别代入到式(5)、式(9)中进行迭代运算,从而组成 ASRCKF 算法实现对噪声矩阵和健康参数的自适应估计.

3 仿真结果与分析

建立某型涡扇发动机的部件级非线性模型,并代替真实发动机来进行仿真计算,涡扇发动机结构原理如图 2 所示.

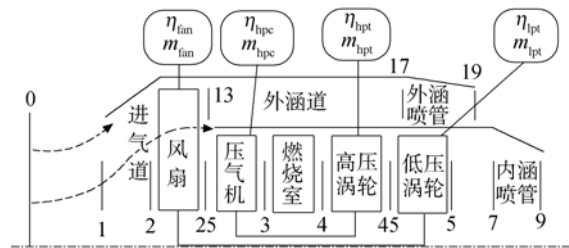


图2 涡扇发动机部件划分与特征截面符号

Fig. 2 Engine layout with station numbering

在实际工作过程中,涡扇发动机气路部件不仅存在由磨损等原因造成的发动机气路部件渐变性能蜕化,还同时存在由外物损伤等造成的突变性能蜕化,因此,分别对两种蜕化过程进行仿真计算.同时,由于涡扇发动机受本身内外界噪声和不确定性因素的干扰,系统噪声 $\mathbf{w}_k$ 和观测噪声 $\mathbf{v}_k$ 不仅包含服从高斯分布的白噪声,还包括不同类型的入侵色噪声^[14],因此,本文选取服从高斯分布的白噪声和服从伽马分布函数的非高斯噪声两种不同类型的噪声信号,对 ASRCKF 方法的噪声自适应能力进行验证,并将仿真结果与 EKF, SRCKF 方法进行对比分析.假设噪声信号为服从高斯分布的白噪声,即 $\mathbf{w}_k \sim N(0, \mathbf{Q})$, $\mathbf{v}_k \sim N(0, \mathbf{R})$, $\mathbf{Q} = 0.0002^2 \mathbf{I}_{n \times n}$, $\mathbf{R} = 0.0002^2 \mathbf{I}_{m \times m}$;假设噪声信号服从非高斯分布,可设定噪声服从均值为 0.25, 方差为 0.25 的伽马分布函数,噪声信号分别为 $\mathbf{w}_k \sim \mathbf{Q} \cdot \Gamma(0.25, 1)$, $\mathbf{v}_k \sim \mathbf{R} \cdot \Gamma(0.25, 1)$;其中,假设所有观测参数同时存在噪声干扰,且要求噪声信号强度在合理的范围内,对滤波结果不会造成错误性的干扰^[16-17]. ASRCKF 方法中噪声自适应估计的窗口长度设为 $N=100$.为比较 3 种算法的性能,滤波过程引入估计参数均方根误差 (RMSE)形式

$$E_{\text{rmse}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (\hat{x}_k - x_k)^2} \quad (25)$$

式中 n 表示采样点个数, x_k 表示健康参数蜕化的真实设定值.

3.1 渐变性蜕化

发动机风扇发生渐变性蜕化, 设定在 $t = 5\,000\text{ s}$ 的时间周期内风扇的效率 and 流量系数分别下降 2% 和 3% [18], 其他部件的健康参数不发生变化. 分别采用 EKF, SRCKF 和 ASRCKF 对渐变性蜕化过程进行仿真, 结果如图 3 和图 4 所示, 图 3 表示高斯白噪声下 3 种方法的仿真结果, 图 4 表示非高斯噪声下 3 种方法的仿真结果. 风扇渐变性蜕化过程的估计精度和计算时间如表 1 所示.

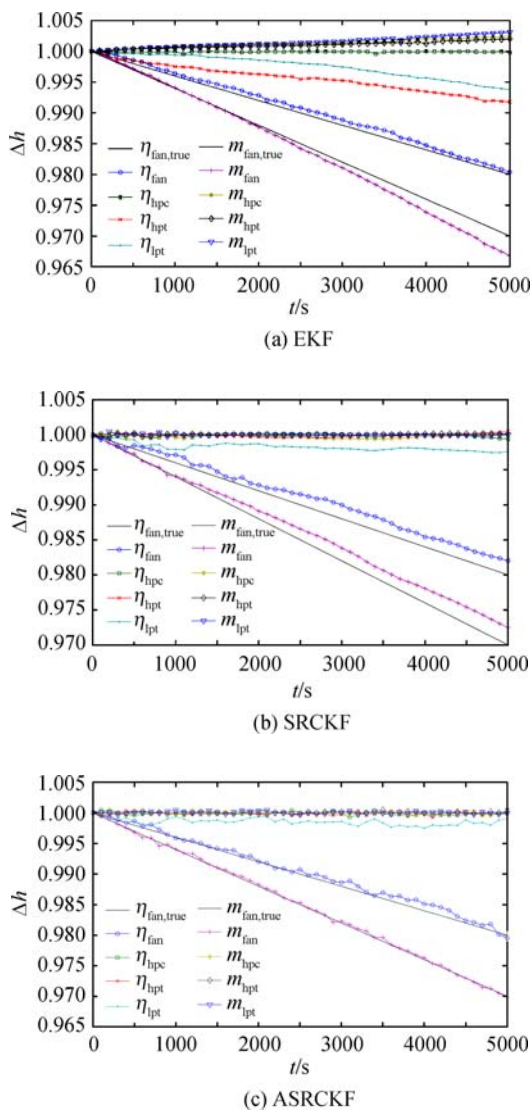


图 3 高斯噪声下风扇渐变性蜕化的 3 种算法仿真结果
Fig. 3 Filtering results of three algorithms for fan gradual deterioration with Gaussian noise

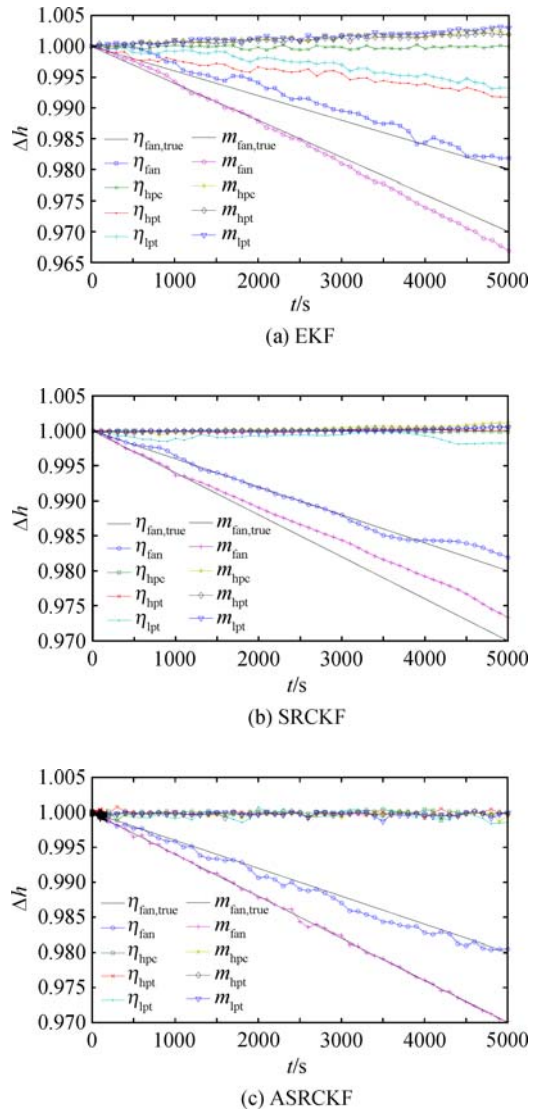


图 4 非高斯噪声下风扇渐变性蜕化的 3 种算法仿真结果

Fig. 4 Filtering results of three algorithms for fan gradual deterioration with non-Gaussian noise

表 1 风扇渐变性蜕化的 3 种算法性能对比

Table 1 Comparison of three algorithms for fan gradual deterioration

算法	高斯噪声		非高斯噪声	
	E_{rmse}	单次滤波 计算时间/s	E_{rmse}	单次滤波 计算时间/s
EKF	0.0144	0.000245	0.0168	0.000291
SRCKF	0.0051	4.2531	0.0060	4.2466
ASRCKF	0.0032	4.2682	0.0033	4.2473

在计算精度方面, 3 种方法都取得较高的精度, 其中, EKF 由于采用近似线性化方法, 导致参数估计的误差最大. 而 SRCKF 和 ASRCKF 满足

3阶精度要求,能够有效提高参数的估计精度,相比较而言,ASRCKF具有更高的精度,比SRCKF提高了40%左右。同时,相比高斯白噪声,在非高斯噪声条件下EKF方法的均方根误差都有所增大,而ASRCKF均方根误差基本保持不变,具有较高的精度,因此,可说明在渐变性能退化中ASRCKF对高斯白噪声和非高斯噪声都有较好的适应性。在计算时间方面,EKF的计算效率很高,而SRCKF和ASRCKF由于采用非线性模型进行运算,计算比较耗时,实时性不高。而ASRCKF虽然融入噪声自适应估计,但其计算时间消耗与SRCKF几乎相同,则可说明噪声自适应估计过程对算法的计算时间影响较小。

3.2 突变性能退化

发动机风扇发生突变性能退化,设定在 $t_{in}=2$ s时刻风扇的效率系数和流量系数分别突然下降2.5%和2%,其他部件的健康参数不发生退化。仿真结果如图5和图6所示,估计精度和计算时间如表1所示。图5表示高斯白噪声下3种方法的仿真结果,图6表示非高斯噪声下3种方法的仿真结果。从图中可以看出,当发生突变时,EKF方法滤波效果较差,误差较大,如高压涡轮效率系数最大误差量达到2%,其原因是当发生突变性能退化时,系统属于强非线性对象,而EKF方法对于非线性

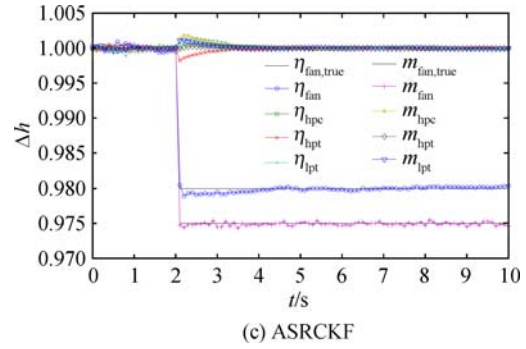
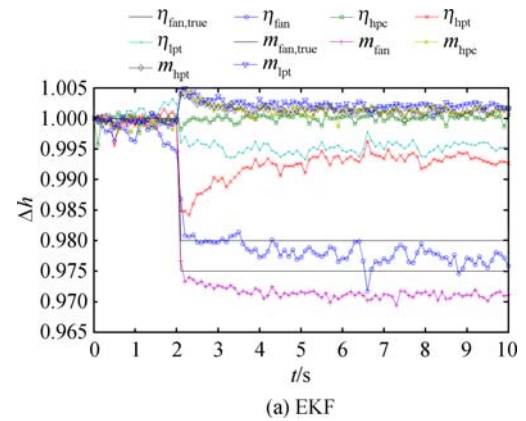
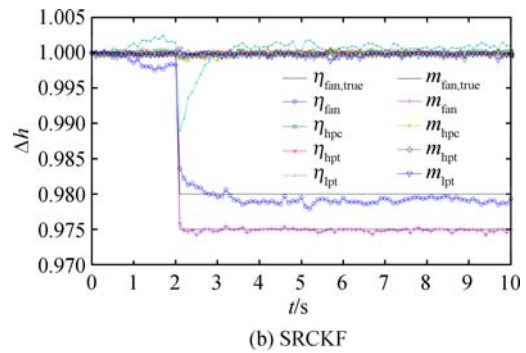


图5 高斯噪声下风扇突变性能退化的3种算法仿真结果

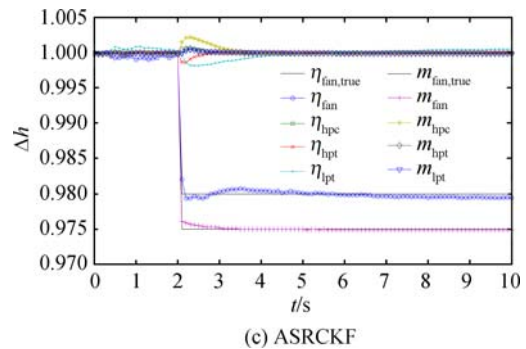
Fig. 5 Filtering results of three algorithms for fan rapid deterioration with Gaussian noise



(a) EKF



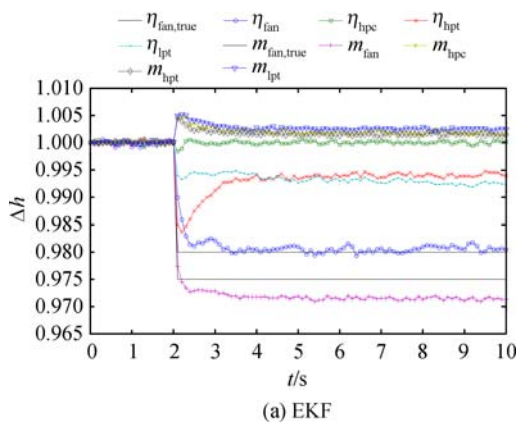
(b) SRCKF



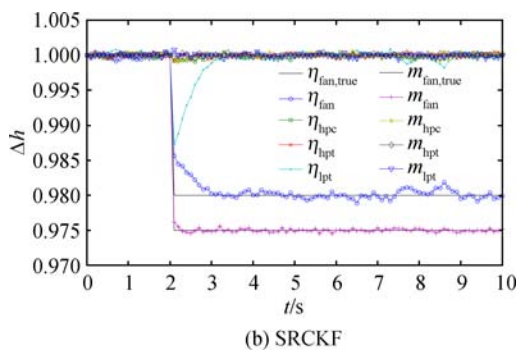
(c) ASRCKF

图6 非高斯噪声下风扇突变性能退化的3种算法仿真结果

Fig. 6 Filtering results of three algorithms for fan rapid deterioration with non-Gaussian noise



(a) EKF



(b) SRCKF

表2 风扇突变性蜕化的3种算法性能对比
Table 2 Comparison of three algorithms for fan rapid deterioration

算法	高斯噪声		非高斯噪声	
	E_{rmse}	单次滤波 计算时间/s	E_{rmse}	单次滤波 计算时间/s
EKF	0.024	0.000369	0.0304	0.000346
SRCKF	0.0059	4.8405	0.0065	4.8309
ASRCKF	0.0033	4.8673	0.0034	4.8414

对象的适应性较差,从而导致误差较大.相对于高斯白噪声,在非高斯噪声条件下,参数估计精度有所降低,特别是EKF方法部分参数估计结果的误差明显加大,如风扇效率系数均方根误差增大65%左右,而SRCKF和ASRCKF的估计精度较EKF都明显提高.其中,ASRCKF方法融合了噪声矩阵的自适应估计值来修正发动机的系统模型,一直都保持较高的精度,比SRCKF精度提高约50%.因此,可说明在突变性蜕化中本文提出的方法不仅对高斯白噪声,而且对非高斯噪声同样具有较好的适应性.对于气路其它部件发生渐变和突变性蜕化的情况,ASRCKF算法同样能够获得较好的效果,限于篇幅,本文不再累述.

4 结 论

为提高发动机气路部件健康参数估计的精度和对不同噪声的自适应能力,提出了一种基于容积卡尔曼滤波器的自适应滤波方法.该方法直接采用SRCKF对健康参数进行估计,可避免非线性滤波方法参数的选择,同时,利用移动窗口法对噪声矩阵进行估计并融入到SRCKF滤波过程中,有效地提高了算法的精度和对不同噪声的自适应能力.通过仿真结果表明,相比EKF和SRCKF方法,在不同噪声条件下,ASRCKF获得并保持了更高的精度,对不同噪声具有更强的适应性.

参考文献:

- [1] Rajamani R, Wang J, Jeong K Y. Conditioned based maintenance for aircraft engine[J]. ASME Paper GT2004-54127, 2004.
- [2] Naderi E, Meskin N, Khorasani K. Nonlinear fault diagnosis of jet engines by using a multiple model-based approach[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2012, 134(1): 011602. 1-011602. 10.
- [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] Kobayashi T. Application of a constant gain extended Kalman filter for in-flight estimation of aircraft engine performance parameters[R]. NASA/TM 2005-213865, 2005.
- [5] Kamboukos Ph, Mathioudakis K. Comparison of linear and nonlinear gas turbine performance diagnostics[J]. Journal of Engineering for Gas Turbine and Power, 2005, 127(1): 49-56.
- [6] 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)
- [7] Simon D. A comparison of filtering approaches for aircraft engine health estimation[J]. Aerospace Science and Technology, 2008, 12(4): 276-284.
- [8] 何志昆, 刘光斌, 赵曦晶, 等. 基于 GPR 模型的自适应平方根容积卡尔曼滤波算法[J]. 航空学报, 2013, 34(9): 2202-2211.
HE Zhikun, LIU Guangbin, ZHAO Xijing, et al. Adaptive square-root cubature Kalman filter algorithm based on Gaussian process regression models[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2013, 34(9): 2202-2211. (in Chinese)
- [9] 赵琳, 王小旭, 李亮, 等. 非线性系统滤波理论[M]. 北京: 国防工业出版社, 2012.
- [10] Arasaratnam I, Haykin S. Cubature Kalman filters[J]. IEEE Trans. on Automatic Control, 2009, 54(6): 1254-1269.
- [11] Arasaratnam I, Haykin S, Hurd T R. Cubature Kalman filtering for continuous-discrete systems: theory and simulations[J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 2010, 58(10): 4977-4993.
- [12] 胡宇, 张世英, 杨月诚, 等. 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[J]. 航空动力学报, 2014, 29(3): 689-695.
HU Yu, ZHANG Shiyong, YANG Yuecheng, et al. Fault diagnosis of gas path components of turbofan engine based on spherical square root unscented Kalman filter algorithm[J]. Journal of Aerospace Power, 2014, 29(3): 689-695. (in Chinese)
- [13] 魏喜庆, 宋申民. 基于改进容积卡尔曼滤波的奇异避免姿态估计[J]. 航空学报, 2013, 34(3): 610-619.
WEI Xiqing, SONG Shenmin. Improved cubature Kalman filter based attitude estimation avoiding singularity[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2013, 34(3): 610-619. (in Chinese)
- [14] 李文峰, 王永生, 杨纪明, 等. 航空发动机测试信号噪声分析[J]. 航空动力学报, 2005, 20(5): 900-904.
LI Wenfeng, WANG Yongsheng, YANG Jiming, et al. Noise characteristics analysis of aero-engine testing signals

- [J]. Journal of Aerospace Power, 2005, 20(5): 900-904. (in Chinese)
- [15] 刘小勇, 樊思齐. 自适应卡尔曼滤波在航空发动机参数估计中的应用[J]. 航空动力学报, 1995, 10(3): 304-306.
LIU Xiaoyong, FAN Siqi. Application of Kalman filtering for an aeroengine parameter estimation[J]. Journal of Aerospace Power, 1995, 10(3): 304-306. (in Chinese)
- [16] 黄金泉, 冯敏, 鲁峰. 基于自适应粒子滤波的涡扇发动机故障诊断[J]. 航空动力学报, 2014, 29(6): 1498-1504.
HUANG Jinquan, FENG Min, LU Feng. Turbofan engine fault diagnosis based on adaptive particle filtering[J]. Journal of Aerospace Power, 2014, 29(6): 1498-1504. (in Chinese)
- [17] LU Feng, HUANG Jinquan, LÜ Yiqiu. Gas path health monitoring for a turbofan engine based on a nonlinear filtering approach[J]. Energies, 2013, 6(1): 492-513.
- [18] 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.

(编辑: 秦理曼)