

# 变循环发动机自适应无迹卡尔曼滤波器设计\*

肖红亮<sup>1</sup>, 彭凯<sup>2</sup>, 王占胜<sup>3</sup>, 符江锋<sup>2</sup>, 陈昊<sup>1</sup>, 闫波<sup>4</sup>

(1. 长安大学 能源与电气工程学院, 陕西 西安 710061;

2. 西北工业大学 动力与能源学院, 陕西 西安 710072;

3. 中国航空工业新航平原航空设备有限公司, 河南 新乡 453000;

4. 中国航发北京航科发动机控制系统科技有限公司, 北京 100000)

**摘要:** 针对变循环发动机健康参数估计问题, 设计了一种自适应无迹卡尔曼滤波器。该算法通过最大化后验密度函数来建立过程噪声协方差和测量噪声协方差的自适应更新方程, 以改善传统无迹卡尔曼滤波器设计中先验参数需要根据经验来设置, 进而导致滤波器性能受人为因素影响较大的问题。以带核心机驱动风扇级的变循环发动机为对象, 进行了不可测参数估计仿真试验, 对所设计的自适应无迹卡尔曼滤波器算法进行了仿真对比验证。结果表明: 在单参数退化条件下, 健康参数平均估计误差不大于2%; 多参数退化条件下, 健康参数平均估计误差不大于1.8%; 该算法性能优于增广卡尔曼滤波器、传统无迹卡尔曼滤波器, 相较于传统无迹卡尔曼滤波器性能提升9.5%。

**关键词:** 变循环发动机; 参数估计; 卡尔曼滤波器; 自适应无迹卡尔曼滤波器; 概率密度函数

**中图分类号:** V235.16 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-4055 (2023) 05-2208071-08

**DOI:** 10.13675/j.cnki.tjjs.2208071

## Adaptive Unscented Kalman Filter Design for Variable Cycle Engine

XIAO Hong-liang<sup>1</sup>, PENG Kai<sup>2</sup>, WANG Zhan-sheng<sup>3</sup>, FU Jiang-feng<sup>2</sup>, CHEN Hao<sup>1</sup>, YAN Bo<sup>4</sup>

(1. School of Energy and Electrical Engineering, Chang'an University, Xi'an 710061, China;

2. School of Power and Energy, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

3. China Aviation Industry New Aviation Plain Aviation Equipment Co. Ltd., Xinxiang 453000, China;

4. AVIC Beijing Avionics Engine Control System Technology Co. Ltd., Beijing 100000, China)

**Abstract:** An adaptive unscented Kalman filter is designed for variable cycle engine health parameter estimation. The algorithm establishes adaptive update equations for process noise covariance and measurement noise covariance by maximizing the posteriori density function. Unlike the traditional unscented Kalman filter design, where prior parameters need to be set according to experience, the designed adaptive unscented Kalman filter can reduce the impact of human factors on the filter performance. A simulation test of health parameter estimation was conducted for a variable cycle engine with CDFS, and the designed adaptive unscented Kalman filter algorithm was verified by simulation comparison. The results show that the average estimation error of health parameter was no more than 2% under single-parameter degradation condition, and no more than 1.8% under multi-parameter

\* 收稿日期: 2022-08-31; 修订日期: 2022-11-02。

基金项目: 国家科技重大专项 (J2019-I-0021-0020); 陕西省重点研发计划 (2021GXLH-01-16); 陕西省自然科学基金研究计划 (2022JQ-468)。

通讯作者: 肖红亮, 博士, 讲师, 研究领域为航空发动机建模与控制技术。E-mail: xhl@chd.edu.cn

引用格式: 肖红亮, 彭凯, 王占胜, 等. 变循环发动机自适应无迹卡尔曼滤波器设计[J]. 推进技术, 2023, 44(5): 2208071. (XIAO Hong-liang, PENG Kai, WANG Zhan-sheng, et al. Adaptive Unscented Kalman Filter Design for Variable Cycle Engine[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2023, 44(5):2208071.)

degradation condition. The performance of this algorithm is better than that of the augmented Kalman filter and the traditional odorless Kalman filter, and the performance is improved by 9.5% compared to the traditional unscented Kalman filter.

**Key words:** Variable cycle engine; Parameter estimation; Kalman filter; Adaptive unscented Kalman Filter; Probability density function

## 1 引言

变循环发动机(Variable Cycle Engine, VCE)至今已有50多年的探索研究与发展历程,其涡喷工作模式下的大推力、超声速巡航能力以及涡扇工作模式下亚声速巡航的低耗油率可满足新一代战斗机充足的推力要求<sup>[1-3]</sup>。美国已持续开展了多项变循环发动机研究计划,研制了F120和F136两款变循环发动机<sup>[4]</sup>。变循环航空发动机是一个复杂的多变量非线性系统,具有多达数十个控制变量,使其控制系统的设计变得非常复杂。基于模型的直接性能控制方法是航空发动机控制系统设计的发展方向,而其中要解决的关键问题就是对发动机健康参数的量化以及对推力、喘振裕度等无法直接用传感器测量的性能参数的获取。因此,开展变循环发动机不可测参数估计方法研究对发展航空发动机基于模型的先进控制方法具有重要意义。

航空发动机工作性能参数退化的根本原因是发动机关键部件性能退化。对于变循环发动机而言,这些关键部件包括:风扇、核心机驱动风扇级(Core Driven Fan Stage, CDFS)、高压压气机、高压涡轮、低压涡轮。NASA研究了JT9D涡扇发动机风扇流量和效率随飞行时间的退化情况,随着飞行循环的增加,发动机部件性能明显退化<sup>[5]</sup>。Sallee<sup>[5]</sup>在报告中列出了0~6000次飞行循环,各个旋转部件流量和效率的退化情况,当飞行循环达到6000次时,高压涡轮流量退化接近15%,高压涡轮效率退化接近9%。Jonathan等<sup>[6]</sup>在报告给出了发动机部件效率及流量随飞行循环的退化数据,该数据主要根据现役涡扇发动机部件性能参数的测量平均值得到,与其对比的名义发动机部件性能来自NASA的精确部件级非线性模型MAPSS。根据有效飞行循环次数定义了如下发动机退化级别:无退化(0飞行循环)、正常退化(3000飞行循环)、退化加剧(4500飞行循环)和严重退化(5250飞行循环)。当发动机使用超过5250飞行循环后,发动机部件的性能退化已相当严重了,这必然给工作性能造成不利影响。

在对航空发动机的控制中,选择性能参数作为

被控量是最有效、直接的。但是,在当前传感器发展水平下,推力、喘振裕度、燃烧室总温以及发动机转动部件的健康参数是无法直接测量的<sup>[7-8]</sup>。在实际的控制中,往往通过间接方式来对性能参数进行控制,例如:选择可以直接测量的发动机转速来间接反映推力水平,通过可以被测量的涡轮后温度来控制燃烧室总温<sup>[9]</sup>。为了开展基于模型的性能参数控制以及发动机故障诊断研究,必须要开展发动机不可测参数估计方法研究,通过传感器可直接测量的状态参数的信号对推力、喘振裕度、健康参数等不可测参数进行估计或预测<sup>[10-11]</sup>。

卡尔曼滤波(Kalman Filter, KF)是一种著名的状态估计技术,被广泛用于燃气轮机健康参数的估计<sup>[12]</sup>。KF的变体被开发并应用于发动机部件和传感器故障诊断<sup>[13]</sup>。与线性卡尔曼滤波(Linear Kalman Filter, LKF)相比,非线性卡尔曼滤波,如扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)和无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, UKF)在燃气轮机发动机中具有更好的状态估计精度<sup>[14]</sup>。EKF是最广泛地应用于非线性系统的,但是EKF是出了名的难以调整<sup>[15]</sup>。此外,由于EKF依赖于线性化来传播状态的平均值和协方差,所以当系统或测量的非线性很严重的话,其估计结果往往是不可靠的<sup>[12]</sup>。无迹卡尔曼滤波方法不需要在估计点处对非线性系统进行线性化,而是利用无迹变换(Unscented Transform, UT)在估计点处确定采样点,用这些样本点表示高斯密度近似状态的概率密度函数。无迹卡尔曼滤波器基于线性卡尔曼滤波器基本结构,在预测方程中采用UT变换来解决均值和协方差的非线性转移问题。无迹卡尔曼滤波方法近似非线性函数的概率密度分布,并用一系列确定的样本近似该状态的后验概率密度。无迹卡尔曼滤波方法不需要进行线性化,所以也不需要 Jacobian 矩阵求导,也没有把原系统的高阶项忽略。因此,理论上无迹卡尔曼滤波方法相对于扩展卡尔曼滤波方法有更高的精度<sup>[16]</sup>。面对非线性系统,UKF虽然有较高的估计精度,但在实际使用中必须要解决该算法对初始参数依赖度较高的问题<sup>[17]</sup>。在无迹卡尔曼滤波器的所有先验参数中,过

程噪声协方差和测量噪声协方差对算法的性能影响最大。太小或者太大的  $Q, R$  矩阵会引起精度偏差或者估计过程的不收敛<sup>[18]</sup>。此外,任何假设噪声协方差与系统噪声真实特性之间的不匹配都会对滤波器的性能产生影响,甚至引起估计过程的发散<sup>[19]</sup>。

本文针对变循环发动机不可测参数估计问题,设计了一种自适应无迹卡尔曼滤波器(Adaptive Unscented Kalman Filter, AUKF)。针对传统无迹卡尔曼滤波器设计中先验参数需要根据经验来设置的问题,通过最大化后验密度函数来建立过程噪声协方差和测量噪声协方差的自适应更新方程,以提升无迹卡尔曼滤波器性能,实现对变循环发动机不可测参数的精确估计。

## 2 滤波器设计方法

### 2.1 变循环发动机

本文以一种带CDFS的双外涵变循环发动机为对象开展其不可测参数估计方法研究。图1给出了带CDFS的双外涵变循环发动机结构示意图,与传统的双轴涡扇发动机相比,增加了由高压涡轮带动的核心机驱动风扇级(CDFS)、主动或被动可调的模式选择活门、前可变面积涵道引射器、前混合室、后可变面积涵道引射器等部件。

通过如下的非线性方程来对变循环发动机动态进行描述

$$\begin{aligned} \dot{\boldsymbol{x}}(t) &= \boldsymbol{f}(\boldsymbol{x}(t), \boldsymbol{u}(t)) + \boldsymbol{w}(t) \\ \boldsymbol{y}(t) &= \boldsymbol{g}(\boldsymbol{x}(t), \boldsymbol{u}(t)) + \boldsymbol{v}(t) \end{aligned} \quad (1)$$

式中  $\boldsymbol{u}(t) \in R^r$  为输入参数,  $\boldsymbol{x}(t) \in R^n$  为状态变量,  $\boldsymbol{y}(t) \in R^m$  为测量参数。 $\boldsymbol{f}(\cdot)$  和  $\boldsymbol{g}(\cdot)$  为系统动态方程和测量方程。 $\boldsymbol{w}$  和  $\boldsymbol{v}$  为具有  $\boldsymbol{R}$  和  $\boldsymbol{Q}$  协方差矩阵的零均值高斯白噪声。对于变循环发动机,其输入参数  $\boldsymbol{u}$  包含:主燃油流量  $w_f$ ,尾喷口喉部面积  $A_8$ ,后涵道引射器面积  $A_{163}$ ,即  $\boldsymbol{u} = [w_f \ A_8 \ A_{163}]^T$ 。测量参数  $\boldsymbol{y}$  包括:风扇出口总压  $p_{21}$ 、CDFS出口总温  $T_{25}$ 、CDFS出口总压

$p_{25}$ ,压气机出口总温  $T_3$ ,压气机出口总压  $p_3$ ,高压涡轮出口总温  $T_{45}$ ,低压涡轮口总温  $T_5$ ,低压涡轮出口总压  $p_5$ ,高压转子相对转速  $n_H$ ,低压转子相对转速  $n_L$ <sup>[8]</sup>,即  $\boldsymbol{y} = [p_5 \ T_5 \ n_L \ T_{25} \ T_3 \ p_{21} \ p_{25} \ p_3 \ n_H \ T_{45}]^T$ 。状态参数  $\boldsymbol{x} = [N_L \ N_H \ T_4 \ \boldsymbol{h}]^T$ ,其中  $N_L$  为低压转子转速、 $N_H$  为高压转子转速、 $T_4$  为燃烧室总温、 $\boldsymbol{h}$  为部件健康参数。部件健康参数  $\boldsymbol{h}$  包含:风扇流量健康参数  $hw_1$ ,风扇效率健康参数  $he_1$ ,CDFFS流量健康参数  $hw_2$ ,CSFS效率健康参数  $he_2$ ,压气机流量健康参数  $hw_3$ ,压气机效率健康参数  $he_3$ ,高压涡轮流量健康参数  $hw_4$ ,高压涡轮效率健康参数  $he_4$ ,低压涡轮流量健康参数  $hw_5$ ,低压涡轮效率健康参数  $he_5$ ,即  $\boldsymbol{h} = [hw_1 \ he_1 \ \dots \ hw_5 \ he_5]^T$ 。健康参数定义为<sup>[20]</sup>

$$hw_i = 1 - \frac{W_i}{W_i^*}, he_i = 1 - \frac{\eta_i}{\eta_i^*}, i = 1, \dots, 5 \quad (2)$$

式中  $W_i, \eta_i$  为部件的实际流量和效率,  $W_i^*, \eta_i^*$  为部件的标称流量和效率。

### 2.2 无迹卡尔曼滤波器

以时间  $\Delta T$  作为采样周期对式(1)所示系统进行离散化,在每个采样时间  $k \cdot \Delta T$  进行变量取值。为了简化说明,本文以  $k$  来代替  $k \cdot \Delta T$ 。采用无迹卡尔曼滤波器进行参数估计的步骤为:

步骤1:协方差和状态的初始化。算法在误差协方差 ( $\boldsymbol{P}_k$ ) 和状态估计  $\boldsymbol{x}$  的初值 ( $k = 0$ ) 下进行初始化。

$$\hat{\boldsymbol{x}}_0 = E[\boldsymbol{x}_0] \quad (3)$$

$$\boldsymbol{P}_0 = E[(\boldsymbol{x}_0 - \hat{\boldsymbol{x}}_0)(\boldsymbol{x}_0 - \hat{\boldsymbol{x}}_0)^T] \quad (4)$$

步骤2:Sigma点计算。通过先验状态  $\hat{\boldsymbol{x}}_{k-1}$  和误差协方差 ( $\boldsymbol{P}_{k-1}$ ) 计算Sigma点  $\boldsymbol{x}^{(i)}$ 。

$$\boldsymbol{x}_{k-1k-1}^{(i)} = \begin{cases} \hat{\boldsymbol{x}}_{k-1k-1} & i = 0 \\ \hat{\boldsymbol{x}}_{k-1k-1} + (\sqrt{n+\lambda} \sqrt{\boldsymbol{P}_{k-1k-1}})_i & i = 1, \dots, n \\ \hat{\boldsymbol{x}}_{k-1k-1} - (\sqrt{n+\lambda} \sqrt{\boldsymbol{P}_{k-1k-1}})_i & i = n+1, \dots, 2n \end{cases} \quad (5)$$

式中  $n$  是状态数量,状态  $\lambda$  为缩放系数,具体形式为

$$\lambda = \alpha^2(n + \kappa) - n \quad \kappa \geq 0 \quad (6)$$

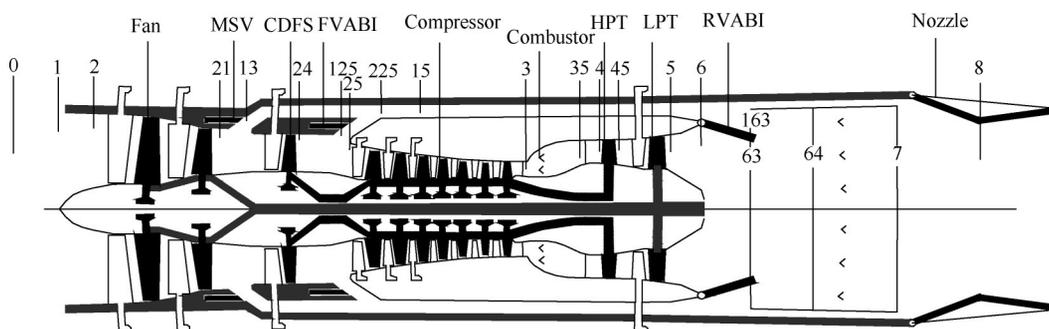


Fig. 1 Schematic of VCE

$\kappa$  的选择要保证协方差矩阵为半正定,通常选择  $\kappa = 0$ 。参数  $0 < \alpha \leq 1$  决定 Sigma 点的分布状态。每个 sigma 点都可以通过非线性方程获得。

$$\boldsymbol{\gamma}_{k|k-1}^{(i)} = \boldsymbol{f}(\boldsymbol{x}_{k-1|k-1}^{(i)}) \quad i = 0, 1, \dots, 2n \quad (7)$$

步骤3:先验均值和协方差计算。

$$\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} \boldsymbol{w}_i^{(m)} \boldsymbol{\gamma}_{k|k-1}^{(i)} \quad (8)$$

$$\boldsymbol{P}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} \{ \boldsymbol{w}_i^{(c)} (\boldsymbol{\gamma}_{k|k-1}^{(i)} - \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}) (\boldsymbol{\gamma}_{k|k-1}^{(i)} - \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1})^T \} + \boldsymbol{Q}_{k-1} \quad (9)$$

式中  $\boldsymbol{w}_i^{(c)}$  和  $\boldsymbol{w}_i^{(m)}$  为权重系数。

$$\boldsymbol{w}_0^{(m)} = \frac{\lambda}{n + \lambda} \quad (10)$$

$$\boldsymbol{w}_0^{(c)} = \frac{\lambda}{n + \lambda} + (1 - \alpha^2 + \sigma) \quad (11)$$

$$\boldsymbol{w}_i^{(m)} = \boldsymbol{w}_i^{(c)} = \frac{1}{2(n + \lambda)} \quad i = 1, \dots, 2n \quad (12)$$

$\sigma$  为非负的权系数,对于高斯先验噪声,一般取  $\sigma = 2$ 。

步骤4:对 Sigma 点进行更新。 $\boldsymbol{x}_{k|k-1}^{(i)}$  的每一列都通过非线性测量方程进行迭代更新。

$$\boldsymbol{x}_{k|k-1}^{(i)} = \begin{cases} \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1} & i = 0 \\ \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1} + (\sqrt{n + \lambda} \sqrt{\boldsymbol{P}_{k|k-1}})_i & i = 1, \dots, n \\ \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1} - (\sqrt{n + \lambda} \sqrt{\boldsymbol{P}_{k|k-1}})_i & i = n + 1, \dots, 2n \end{cases} \quad (13)$$

步骤5:观测量预测。将更新后的 Sigma 点代入观测方程,得到预测的观测量。

$$\boldsymbol{y}_{k|k-1}^{(i)} = \boldsymbol{g}(\boldsymbol{x}_{k|k-1}^{(i)}) \quad i = 0, 1, \dots, 2n \quad (14)$$

步骤6:由预测的观测量,通过加权求和得到系统预测的均值及协方差。

$$\hat{\boldsymbol{y}}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} \boldsymbol{w}_i^{(m)} \boldsymbol{y}_{k|k-1}^{(i)} \quad (15)$$

$$\boldsymbol{P}_k^{yy} = \sum_{i=0}^{2n} \boldsymbol{w}_i^{(c)} (\boldsymbol{y}_{k|k-1}^{(i)} - \hat{\boldsymbol{y}}_{k|k-1}) (\boldsymbol{y}_{k|k-1}^{(i)} - \hat{\boldsymbol{y}}_{k|k-1})^T + \boldsymbol{R}_k \quad (16)$$

$$\boldsymbol{P}_k^{xy} = \sum_{i=0}^{2n} \boldsymbol{w}_i^{(c)} (\boldsymbol{\gamma}_{k|k-1}^{(i)} - \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}) (\boldsymbol{y}_{k|k-1}^{(i)} - \hat{\boldsymbol{y}}_{k|k-1})^T \quad (17)$$

步骤7:滤波器增益计算。

$$\boldsymbol{K}_k = \boldsymbol{P}_k^{xy} (\boldsymbol{P}_k^{yy})^{-1} \quad (18)$$

步骤8:状态和协方差更新。

$$\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k} = \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1} + \boldsymbol{K}_k (\boldsymbol{y}_k - \hat{\boldsymbol{y}}_{k|k-1}) \quad (19)$$

$$\boldsymbol{P}_{k|k} = \boldsymbol{P}_{k|k-1} - \boldsymbol{K}_k \boldsymbol{P}_k^{yy} \boldsymbol{K}_k^T \quad (20)$$

### 2.3 自适应无迹卡尔曼滤波器

无迹卡尔曼滤波器的所有先验参数中包括:  $\hat{\boldsymbol{x}}_0, \boldsymbol{P}_0, \boldsymbol{Q}, \boldsymbol{R}, \alpha, \beta$  和  $\kappa$ , 其中过程噪声协方差和测量噪声协方差对算法的性能影响最大。 $\alpha, \beta$  和  $\kappa$  影响较小,并且初值影响会随着测量数据和迭代次数的增

加而减小。太小或者太大的  $\boldsymbol{Q}, \boldsymbol{R}$  矩阵会引起精度偏差或者估计过程的不收敛。另一方面,任何假设噪声协方差与系统噪声真实特性之间的不匹配都会对滤波器的性能产生影响,甚至引起估计过程的发散。针对该问题,在标准无迹卡尔曼滤波器基础上对过程噪声协方差、测量噪声协方差以及  $\boldsymbol{Q}, \boldsymbol{R}$  矩阵等先验参数进行自适应迭代更新,以提升滤波器性能。

考虑一个式(1)所示形式的动态系统。假设过程噪声和测量噪声分别具有均值为  $\boldsymbol{r}$  和  $\boldsymbol{q}$ , 协方差为  $\boldsymbol{R}$  和  $\boldsymbol{Q}$  的高斯扰动。其中  $\hat{\boldsymbol{r}}, \hat{\boldsymbol{q}}, \hat{\boldsymbol{R}}, \hat{\boldsymbol{Q}}$  的估计可通过最大化后验密度函数来获得,即

$$J^* = p[\boldsymbol{x}(k), \boldsymbol{q}, \boldsymbol{Q}, \boldsymbol{r}, \boldsymbol{R} | \boldsymbol{y}(k)] = \frac{p[\boldsymbol{y}(k) | \boldsymbol{x}(k), \boldsymbol{q}, \boldsymbol{Q}, \boldsymbol{r}, \boldsymbol{R}] p[\boldsymbol{x}(k), \boldsymbol{q}, \boldsymbol{Q}, \boldsymbol{r}, \boldsymbol{R}]}{p[\boldsymbol{y}(k)]} \quad (21)$$

式中  $\boldsymbol{x}(k) = [x_0, x_1, \dots, x_k]$ ,  $\boldsymbol{y}(k) = [y_0, y_1, \dots, y_k]$ , 而  $p[\boldsymbol{y}(k)]$  对于优化问题是不相关的,所以  $J^*$  可简化为

$$J = p[\boldsymbol{y}(k) | \boldsymbol{x}(k), \boldsymbol{q}, \boldsymbol{Q}, \boldsymbol{r}, \boldsymbol{R}] \times p[\boldsymbol{x}(k) | \boldsymbol{q}, \boldsymbol{Q}, \boldsymbol{r}, \boldsymbol{R}] \times p[\boldsymbol{q}, \boldsymbol{Q}, \boldsymbol{r}, \boldsymbol{R}] \quad (22)$$

式中  $p[\boldsymbol{q}, \boldsymbol{Q}, \boldsymbol{r}, \boldsymbol{R}]$  可以从先验信息中获得而且可假设为一个常值。假设噪声扰动为不相关的零均值高斯噪声,使用条件概率的乘法原理,考虑测量序列的不相关性,将估计问题转化为代价函数  $J$  的优化问题

$$J = C | \boldsymbol{Q} |^{-k/2} | \boldsymbol{R} |^{-k/2} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[ \sum_{j=1}^k \left\| \boldsymbol{x}_j - \boldsymbol{f}_{j-1}(\boldsymbol{x}_{j-1}) - \boldsymbol{q} \right\|_{\boldsymbol{Q}^{-1}}^2 + \sum_{j=1}^k \left\| \boldsymbol{y}_j - \boldsymbol{g}_j(\boldsymbol{x}_j) - \boldsymbol{r} \right\|_{\boldsymbol{R}^{-1}}^2 \right] \right\} \quad (23)$$

其中

$$C = \frac{1}{(2\pi)^{n(k+1)/2}} \frac{1}{(2\pi)^{mk/2}} | \boldsymbol{P}_0 |^{-1/2} p[\boldsymbol{Q}, \boldsymbol{R}] \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left\| \boldsymbol{x}_0 - \hat{\boldsymbol{x}}_0 \right\|_{\boldsymbol{P}_0^{-1}}^2 \right\} \quad (24)$$

通过对  $J$  关于噪声统计特性  $\boldsymbol{q}, \boldsymbol{Q}, \boldsymbol{r}, \boldsymbol{R}$  求倒数,噪声特性的估计可由以下公式计算,即

$$\hat{\boldsymbol{Q}}_k = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \{ [\hat{\boldsymbol{x}}_j - \boldsymbol{f}_{j-1}(\hat{\boldsymbol{x}}_{j-1}) - \boldsymbol{q}] [\hat{\boldsymbol{x}}_j - \boldsymbol{f}_{j-1}(\hat{\boldsymbol{x}}_{j-1}) - \boldsymbol{q}]^T \} \quad (25)$$

$$\hat{\boldsymbol{q}}_k = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k [\hat{\boldsymbol{x}}_j - \boldsymbol{f}_{j-1}(\hat{\boldsymbol{x}}_{j-1})] \quad (26)$$

$$\hat{\boldsymbol{R}}_k = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \{ [\boldsymbol{y}_j - \boldsymbol{g}_j(\hat{\boldsymbol{x}}_{j|j-1}) - \boldsymbol{r}] [\boldsymbol{y}_j - \boldsymbol{g}_j(\hat{\boldsymbol{x}}_{j|j-1}) - \boldsymbol{r}]^T \} \quad (27)$$

$$\hat{\boldsymbol{r}}_k = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k [\boldsymbol{y}_j - \boldsymbol{g}_j(\hat{\boldsymbol{x}}_{j|j-1})] \quad (28)$$

在以上公式中,  $\boldsymbol{f}_{j-1}(\hat{\boldsymbol{x}}_{j-1})$  和  $\boldsymbol{g}_j(\hat{\boldsymbol{x}}_{j|j-1})$  可由无迹卡尔曼

滤波算法求得

$$f_{j-1}(\hat{\mathbf{x}}_{j-1}) = \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(m)} f(\mathbf{x}_{j-1|j-1}^{(i)}) \quad (29)$$

$$\mathbf{g}_j(\hat{\mathbf{x}}_{j-1}) = \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(m)} \mathbf{g}(\mathbf{x}_{j|j-1}^{(i)}) \quad (30)$$

自适应无迹卡尔曼滤波算法步骤为:

步骤1:初始化。

$$\hat{\mathbf{x}}_0 = E[\mathbf{x}_0] \quad (31)$$

$$\mathbf{P}_0 = E[(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)^T] \quad (32)$$

步骤2:时间序列更新。

$$\mathbf{x}_{k-1|k-1}^{(i)} = \begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} & i=0 \\ \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + (\sqrt{n+\lambda} \sqrt{\mathbf{P}_{k-1|k-1}})_i & i=1, \dots, n \\ \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} - (\sqrt{n+\lambda} \sqrt{\mathbf{P}_{k-1|k-1}})_i & i=n, \dots, 2n \end{cases} \quad (33)$$

$$\boldsymbol{\gamma}_{k|k-1}^{(i)} = f(\mathbf{x}_{k-1|k-1}^{(i)}, \mathbf{u}_{k-1}) + \hat{\mathbf{q}}_{k-1} \quad (34)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(m)} \boldsymbol{\gamma}_{k|k-1}^{(i)} \quad (35)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(c)} (\boldsymbol{\gamma}_{k|k-1}^{(i)} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})(\boldsymbol{\gamma}_{k|k-1}^{(i)} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})^T + \hat{\mathbf{Q}}_{k-1} \quad (36)$$

$$\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)} = \begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} & i=0 \\ \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \sqrt{n+\lambda} \sqrt{\mathbf{P}_{k|k-1}} & i=1, \dots, n \\ \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} - \sqrt{n+\lambda} \sqrt{\mathbf{P}_{k|k-1}} & i=n, \dots, 2n \end{cases} \quad (37)$$

$$\mathbf{y}_{k|k-1}^{(i)} = \mathbf{g}(\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)}) + \hat{\mathbf{r}}_k \quad (38)$$

$$\hat{\mathbf{y}}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(m)} \mathbf{y}_{k|k-1}^{(i)} \quad (39)$$

步骤3:状态和协方差更新。

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_{k|k-1}) \quad (40)$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_k^{yy} \mathbf{K}_k^T \quad (41)$$

步骤3:噪声估计。

$$\mathbf{P}_k^{yy} = \sum_{i=0}^{2n} \{ w_i^{(c)} (\mathbf{y}_{k|k-1}^{(i)} - \hat{\mathbf{y}}_{k|k-1})(\mathbf{y}_{k|k-1}^{(i)} - \hat{\mathbf{y}}_{k|k-1})^T \} + \hat{\mathbf{R}}_k \quad (42)$$

$$\mathbf{P}_k^{xy} = \sum_{i=0}^{2n} \{ w_i^{(c)} (\boldsymbol{\gamma}_{k|k-1}^{(i)} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})(\mathbf{y}_{k|k-1}^{(i)} - \hat{\mathbf{y}}_{k|k-1})^T \} \quad (43)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^{xy} \mathbf{P}_k^{yy-1} \quad (44)$$

$$\hat{\mathbf{Q}}_k = (1 - \Gamma_k) \hat{\mathbf{Q}}_{k-1} + \Gamma_k \left[ \mathbf{K}_k \boldsymbol{\xi}_k \boldsymbol{\xi}_k^T \mathbf{K}_k^T + \mathbf{P}_k - \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(c)} (\boldsymbol{\gamma}_{k|k-1}^{(i)} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})(\boldsymbol{\gamma}_{k|k-1}^{(i)} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})^T \right] \quad (45)$$

$$\hat{\mathbf{R}}_k = (1 - \Gamma_k) \hat{\mathbf{R}}_{k-1} + \Gamma_k \left[ \boldsymbol{\xi}_k \boldsymbol{\xi}_k^T - \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(c)} (\mathbf{y}_{k|k-1}^{(i)} - \hat{\mathbf{y}}_{k|k-1})(\mathbf{y}_{k|k-1}^{(i)} - \hat{\mathbf{y}}_{k|k-1})^T \right] \quad (46)$$

$$\hat{\mathbf{q}}_k = (1 - \Gamma_k) \hat{\mathbf{q}}_{k-1} + \Gamma_k \left[ \hat{\mathbf{x}}_k - \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(m)} f(\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)}) \right] \quad (47)$$

$$\hat{\mathbf{r}}_k = (1 - \Gamma_k) \hat{\mathbf{r}}_{k-1} + \Gamma_k \left[ \mathbf{y}_k - \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(m)} \mathbf{g}(\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)}) \right] \quad (48)$$

其中

$$\boldsymbol{\xi}_k = \mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_{k|k-1} - \hat{\mathbf{r}}_k \quad (49)$$

$$\Gamma_k = \frac{1 - \eta}{1 - \eta^k} \quad 0 < \eta < 1 \quad (50)$$

## 2.4 变循环航空发动机滤波器设计

限于篇幅,本节选择变循环发动机  $H=0\text{km}$ ,  $Ma=0$ ,  $\bar{n}_{L,\text{cor}}=0.88$  状态点处设计 AUKF, 并与 LKF, EKF, UKF 进行对比分析。对于变循环发动机 LKF 的设计,在  $H=0\text{km}$ ,  $Ma=0$ ,  $\bar{n}_{L,\text{cor}}=0.88$  处对非线性部件级变循环发动机小偏离线性化获得状态变量模型<sup>[21-22]</sup>。将实时化处理后的非线性实时模型采用 C-MEX 的方式在 MATLAB 的 Simulink 下进行封装,用于 EKF, UKF, AUKF 在变循环发动机退化参数估计中的实现。仿真中用根均方差(Root Mean Square Error, RMSE)来衡量估计精度。

$$RMSE = \left[ \frac{1}{n} \sum_{k=0}^n (\Delta \hat{\mathbf{h}}(k) - \Delta \mathbf{h}(k))^T (\Delta \hat{\mathbf{h}}(k) - \Delta \mathbf{h}(k)) \right]^{1/2} \quad (51)$$

表1给出了该点下模型状态参数的标称值<sup>[8]</sup>。表2给出了该点下模型控制输入参数的标称值。表3给出了该点下模型健康参数的标称值。表4给出了该点下模型测量参数的标称值,其中测量参数信噪比为  $70^{[6]}$ 。

Table 1 Engine model states and nominal values

State	Nominal value
LPT rotor speed $N_L/(r/\text{min})$	12848
HPT rotor speed $N_H/(r/\text{min})$	23054
Average hot section metal temperature $T_4/\text{K}$	1661.94

Table 2 Engine model controls and nominal values

Control	Nominal value
Main burner fuel flow $w_f/(\text{kg/s})$	1.772
Variable nozzle area $A_g/\text{m}^2$	0.2299
Rear bypass door variable area $A_{163}/\text{m}^2$	0.1506

## 3 仿真分析

### 3.1 单参数退化估计分析

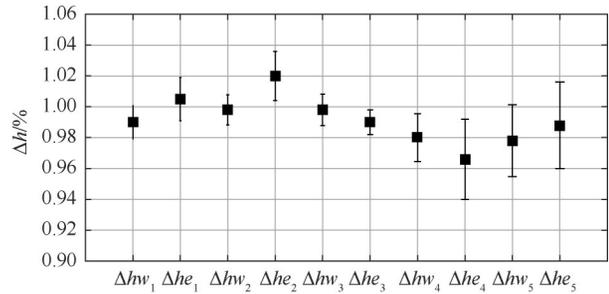
在进行单参数退化估计分析时,依次分别在线性模型中给定  $\Delta h w_i = 0.01$ , ( $i = 1, \dots, 5$ ),  $\Delta h e_i =$

**Table 3 Engine model measurements, nominal values, and signal-to-noise ratios**

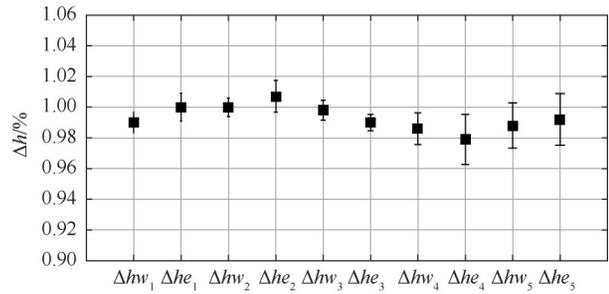
Measurement	Nominal value
LPT exit pressure $p_5/\text{Pa}$	379753.29
LPT exit temperature $T_5/\text{K}$	989.52
Percent low pressure spool rotor speed $n_1/\%$	88
CDFS exit temperature $T_{25}/\text{K}$	468.05
Compressor exit temperature $T_3/\text{K}$	841.72
Fan exit pressure $p_{21}/\text{Pa}$	361621.46
CDFS exit pressure $p_{25}/\text{Pa}$	432279.78
Compressor exit pressure $p_3/\text{Pa}$	2932772.11
Percent high pressure spool rotor speed $n_H/\%$	96.06
HPT exit temperature $T_{45}/\text{K}$	1223.53

0.01, ( $i = 1, \dots, 5$ ), 同时输入参数  $\mathbf{u} = [0 \ 0 \ 0]^T$ , 用于模拟真实发动机中单参数退化, 获取可测参数的数据作为测量数据。图 2 给出了单参数退化时 UKF, AUKF 算法对退化参数估计的均值和标准差。表 5 给出了 LKF, EKF, UKF, AUKF 算法对各个参数估计的 *RMSE* 值和不同算法的平均 *RMSE* 值。

通过图 2 和表 4 可以看出, EKF 相对于 LKF 在性能上提升较小。这是当模型在平衡点附近进行参数退化估计时, 由于模型偏离平衡点较小, 状态变量模型能够反映原非线性模型的动态特性, 即在小偏离范围内 EKF 性能与 LKF 差别较小。反之, 当模型运行在离平衡点较远的工作点时, EKF 相较于 LKF 的优势就会突显出来。UKF 相对于 LKF 和 EKF 都具有明显的性能提升, UKF 算法也是非线性估计方法, 但是由于 UKF 采用的是 UT 变换, 不需要对 Jacobian 矩阵求导, 也没有把原系统的高阶项忽略, 因此具有更好的性能。AUKF 相对于 UKF 也具有明显的性能改善。UKF 算法的性能在一定程度上会受相关参数的影响, AUKF 算法在原 UKF 算法基础上中通过最大化后验密度函数来对主要参数进行估计, 使原 UKF 的参数具有自适应能调节的能力。由表 4 可以看出, 4 种算法对风扇、CDFS、压气机流量效率健康参数估计的效果要优于对高压涡轮、低压涡轮健康参数的估



(a) UKF algorithm



(b) AUKF algorithm

**Fig. 2 Means and standard deviations of the estimated results of single-parameter degradation**

计效果。在单参数退化条件下, AUKF 算法的平均 *RSME* 为 1.987%。

### 3.2 多参数退化估计分析

在进行多参数退化估计分析时, 分别在非线性模型中给定  $\Delta hw_1 = 0.005$ ,  $\Delta hw_2 = 0.01$ ,  $\Delta hw_3 = 0.015$ ,  $\Delta he_4 = 0.02$ ,  $\Delta he_5 = 0.025$ , 其余设置为 0。同时输入参数  $\mathbf{u} = [0 \ 0 \ 0]^T$ , 用于模拟真实发动机中多参数退化, 获取可测参数的数据作为测量数据。图 3 给出了多参数退化时 LKF, EKF, UKF, AUKF 算法对退化参数估计仿真结果。表 5 给出了 LKF, EKF, UKF, AUKF 算法对各个参数估计的 *RMSE* 值和不同算法的平均 *RMSE* 值。

由图 3 可以看出, LKF, EKF, UKF, AUKF 四种算法均可实现多参数退化时的退化参数估计。四种算法均呈现出对风扇, CDFS, 压气机流量退化参数估计效果优于高压涡轮和低压涡轮效率退化参数的估计。此外, 在多参数退化时, 四种算法的性能差异与

**Table 4 Estimation accuracy of different algorithms for single-parameter degradation**

Algorithm	Error/%										Average <i>RSME</i> /%
	$\Delta hw_1$	$\Delta he_1$	$\Delta hw_2$	$\Delta he_2$	$\Delta hw_3$	$\Delta he_3$	$\Delta hw_4$	$\Delta he_4$	$\Delta hw_5$	$\Delta he_5$	
LKF	1.5	1.93	2.02	2.44	1.47	1.26	2.38	3.57	3.05	3.42	2.304
EKF	1.5	1.93	2.02	2.42	1.47	1.24	2.35	3.57	3.05	3.38	2.291
UKF	1.35	1.78	1.24	2.01	1.30	1.02	1.97	3.29	2.95	3.55	2.046
AUKF	1.31	1.78	1.17	2.01	1.26	1.04	2.01	3.17	2.86	3.26	1.987

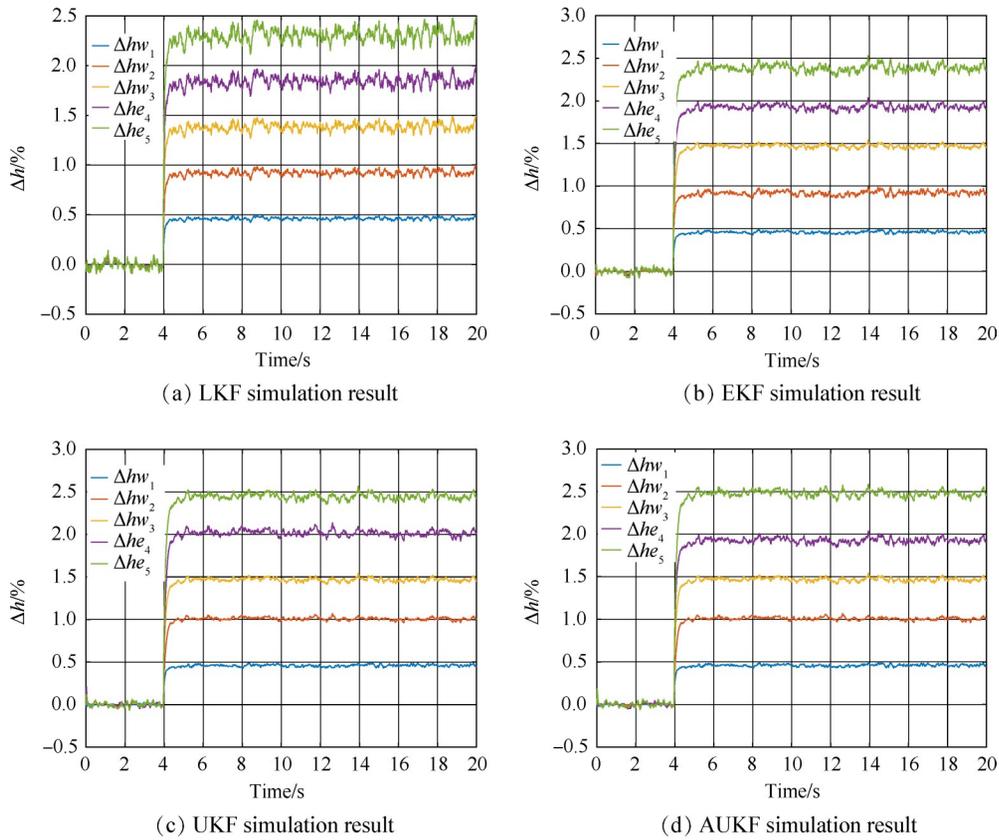


Fig. 3 Simulation results for multi-parameter degradation

Table 5 Estimation accuracy of different algorithms for multi-parameter degradation

Algorithm	RMSE/%					Average RSME/%
	$\Delta hw_1$	$\Delta hw_2$	$\Delta hw_3$	$\Delta he_4$	$\Delta he_5$	
LKF	0.496	0.960	1.450	1.82	2.25	2.431
EKF	0.497	0.960	1.480	1.90	2.38	2.240
UKF	0.497	1.010	1.492	2.01	2.42	1.915
AUKF	0.498	1.005	1.495	2.01	2.49	1.732

单参数退化时一致。其中,LKF与EKF算法估计结果接近,主要原因是LKF和EKF算法本质都是通过Jacobian计算来得到动态方程和测量方程矩阵,两种算法在确定的发动机工作状态点处( $H=0\text{km}, Ma=0, \bar{n}_{L,cor}=0.88$ )原理是一致的。AUKF算法通过所设计的过程噪声协方差和测量噪声协方差的自适应更新方程,以改善传统无迹卡尔曼滤波器设计中根据经验设置的先验参数对滤波性能的影响。UKF与AUKF算法估计结果接近,其原因是UKF所设置的先验参数较为理想,AUKF算法的平均RSME为1.732%。

#### 4 结论

本文设计了一种AUKF算法以解决传统UKF滤波器设计中需要根据经验设定先验参数的问题。以带CDFs的双外涵变循环发动机为对象,进行了滤波

器设计与仿真验证,得到以下结论:

(1)采用最大化后验密度函数将UKF算法先验参数设置转变为优化问题,建立过程噪声协方差和测量噪声协方差的自适应更新方程,通过迭代降低先验参数对滤波器性能的影响方式可改善传统UKF滤波器先验参数设置问题。在单参数退化条件下,健康参数平均估计误差不大于2%。多参数退化条件下,健康参数平均估计误差不大于1.8%。

(2)针对变循环发动机所设计的AUKF滤波器性能优于LKF,EKF,UKF滤波器,相较于UKF滤波器性能提升9.5%,可实现对发动机健康参数、性能参数等不可测参数的准确估计,对于变循环发动机气路故障诊断以及直接性能参数控制的研究均具有重要意义。

致谢:感谢国家科技重大专项、陕西省重点研发计划、陕西省自然科学基金研究计划的资助。

## 参考文献

- [1] 肖红亮, 李华聪, 李嘉, 等. 变循环发动机模型参考自适应滑模控制方法研究[J]. 西北工业大学学报, 2018, 36(5): 824-830.
- [2] 姚艳玲, 黄春峰. 先进变循环发动机技术研究[J]. 航空制造技术, 2012, 23(4): 106-109.
- [3] Krebs J N, Allan R D. Supersonic Propulsion[R]. AIAA 77-0832.
- [4] Allan R D. General Electric Company Variable Cycle Engine Technology Demonstrator Program[R]. AIAA 73-1311.
- [5] Sallee G P. Performance Deterioration Based on In-Service Engine Data JT9D Jet Engine Diagnostics Program [R]. NASA CR-159525, 1979.
- [6] Jonathan S Litt, Erin M Aylward. Adaptive Detuning of a Multivariable Controller in Response to Turbofan Engine Degradation[R]. NASA/TM 2003-212723.
- [7] 尹大伟, 吕日毅, 常斌, 等. 航空发动机部件性能退化参数的分布式估计算法[J]. 航空学报, 2013, 34(12): 2716-2724.
- [8] Dan S, Simon D L. Constrained Kalman Filtering via Density Function Truncation for Turbofan Engine Health Estimation[J]. International Journal of Systems Science, 2010, 41(2): 159-171.
- [9] 李永进, 张海波, 张天宏. 一种考虑非线性余项的机载发动机自适应模型建立及其在寻优控制中的应用[J]. 推进技术, 2016, 37(1): 172-180. (LI Yong-jin, ZHANG Hai-bo, ZHANG Tian-hong. Establishment and Application in Performance Seeking Control of an On-Board Adaptive Aero-Engine Model Considering Nonlinear Remainders[J]. Journal of Propulsion Technology, 2016, 37(1): 172-180.)
- [10] 孙丰勇, 张海波, 叶志锋, 等. 航空发动机超声速巡航性能寻优控制研究[J]. 推进技术, 2015, 36(8): 1248-1256. (SUN Feng-yong, ZHANG Hai-bo, YE Zhi-feng et al. A Study of Aero-Engine Supersonic Cruise Performance Seeking Control[J]. Journal of Propulsion Technology, 2015, 36(8): 1248-1256.)
- [11] 贾秋生, 史新兴, 李华聪, 等. 涡扇发动机变参数鲁棒  $H_\infty$  滤波器设计[J]. 推进技术, 2020, 41(4): 910-915. (JIA Qiu-sheng, SHI Xin-xing, LI Hua-cong, et al. Parameter-Varying Robust  $H_\infty$  Filter Design for a Turbofan Engine [J]. Journal of Propulsion Technology, 2020, 41(4): 910-915.)
- [12] Simon D. A Comparison of Filtering Approaches for Aircraft Engine Health Estimation [J]. Aerospace Science and Technology, 2008, 12(4): 276-284.
- [13] Pourbabaee B, Meskin N, Khorasani K. Sensor Fault Detection, Isolation and Identification Using Multiple Model-Based Hybrid Kalman Filter for Gas Turbine Engines [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2016, 24(4): 1184-1200.
- [14] Chao Y, Kong X, Xi W. Model-Based Fault Diagnosis for Performance Degradations of Turbofan Gas Path via Optimal Robust Residuals [C]. Seoul: ASME Turbo Expo, 2016.
- [15] Liu X, Xue N, Yuan Y, et al. Aircraft Engine Sensor Fault Diagnostics Using an On-Line OBEM Update Method[J]. Plos One, 2017, 12(2).
- [16] Julier S J. Unscented Filtering and Nonlinear Estimation [J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92(3): 401-422.
- [17] Xiong K, Liu L D, Zhang H Y. Modified Unscented Kalman Filtering and Its Application in Autonomous Satellite Navigation[J]. Aerospace Science and Technology, 2009, 13(4-5): 238-246.
- [18] Narasimhappa M, Nayak J, Terra M H, et al. ARMA Model Based Adaptive Unscented Fading Kalman Filter for Reducing Drift of Fiber Optic Gyroscope [J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2016, 251: 42-51.
- [19] Rahimi A, Kumar K D, Alighanbari H. Fault Estimation of Satellite Reaction Wheels Using Covariance Based Adaptive Unscented Kalman Filter [J]. Acta Astronautica, 2017, 134(5): 159-169.
- [20] Lu F, Gao T, Huang J, et al. A Novel Distributed Extended Kalman Filter for Aircraft Engine Gas-Path Health Estimation with Sensor Fusion Uncertainty [J]. Aerospace Science and Technology, 2019, 84: 90-106.
- [21] 肖红亮. 变循环航空发动机性能寻优控制技术研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2020.
- [22] 肖红亮, 李华聪, 李嘉, 等. 基于 QPSO 混合算法的变循环发动机建模方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2018, 44(2): 305-315.

(编辑:白 鹭)