

# 基于混合算法的燃气轮机多传感器故障诊断

朱麟海,程 然,刘金福,周伟星

(哈尔滨工业大学 能源科学与工程学院,黑龙江 哈尔滨 150001)

**摘要:**为解决卡尔曼滤波算法难以实现燃气轮机多传感器故障诊断的难题,提出一种基于混合算法的燃气轮机多传感器故障诊断方法。首先,基于平方根容积卡尔曼滤波(SRCKF)算法构建了一组滤波器,每个滤波器对状态的最优估计被定义为故障检测因子用于传感器故障的特征提取;然后,利用基于密度的聚类算法对故障检测因子进行聚类以实现故障传感器的检测和隔离;最后,利用极大似然估计方法(MLE)方法实现故障传感器严重程度的估计。所提出的方法在GT25000三轴燃气轮机模拟机上进行了仿真验证,仿真结果表明:所提方法有效,多传感器故障诊断的准确率高于95%。

**关键词:**燃气轮机;传感器;故障诊断;卡尔曼滤波;聚类;极大似然估计

中图分类号:TK478 文献标识码:A DOI:10.16146/j.cnki.rndlge.2021.09.027

[引用本文格式]朱麟海,程 然,刘金福,等. 基于混合算法的燃气轮机多传感器故障诊断[J]. 热能动力工程,2021,36(9): 209-213. ZHU Lin-hai, CHENG Ran, LIU Jin-fu, et al. Gas turbine multi sensors fault diagnosis based on hybrid approach[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2021, 36(9): 209-213.

## Gas Turbine Multi Sensors Fault Diagnosis Based on Hybrid Approach

ZHU Lin-hai, CHENG Ran, LIU Jin-fu, ZHOU Wei-xing

(School of Energy Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin, China, Post Code: 150001)

**Abstract:** In order to solve the problem that it is difficult to realize gas turbine multi-sensor fault diagnosis based on Kalman filter, proposes a gas turbine multi-sensor fault diagnosis method based on a hybrid method. Firstly, based on the square root cubature Kalman filter (SRCKF) algorithm, a set of filters are constructed. The optimal state estimation of each filter is defined as a fault detection factor for feature extraction of sensor faults. Then, the density based clustering algorithm is proposed to cluster the fault detection factors to realize the detection and isolation of fault sensors. Finally, the maximum likelihood estimation (MLE) method is used to estimate the severity of the fault sensor. The proposed method is verified on a GT25000 three-axis gas turbine simulator. The simulation results show that the proposed method is effective, and the accuracy of multi-sensor fault diagnosis is higher than 95%.

**Key words:** gas turbine, sensor, fault diagnosis, Kalman filter, clustering, maximum likelihood estimation

## 引言

燃气轮机在经过多年发展后已在船舶领域逐渐

占据主导地位。但是海洋环境下的船用燃气轮机长期处于高温、潮湿和多盐雾的恶劣工作环境,严重影响机载传感器的测量和使用寿命。因此,开展燃气轮机传感器故障诊断研究具有十分重要的意义。

收稿日期:2021-03-31; 修订日期:2021-05-10

基金项目:国家科技重大专项(2017-I-0007-0008);国家自然科学基金(51976042)

**Fund-supported Project:** National Science and Technology Major Project of China(2017-I-0007-0008); National Natural Science Foundation of China(51976042)

作者简介:朱麟海(1989-),男,黑龙江哈尔滨人,哈尔滨工业大学博士研究生。

通讯作者:刘金福(1977-),男,黑龙江双鸭山人,哈尔滨工业大学博士生导师。



传感器故障诊断一般可分为基于模型和数据驱动两种方法<sup>[1]</sup>。在基于模型的方法中,最基本的方法是利用所建模型与燃气轮机系统直接进行对比以实现传感器的故障检测与隔离。但建模误差、模型不确定性、传感器噪声等干扰因素都将对检测结果产生负面影响,从而降低检测灵敏性。为抑制上述因素的影响,设计了一类基于卡尔曼滤波的方法来提高检测的灵敏性。其中,文献[2]提出了一种基于一簇卡尔曼滤波的燃气轮机传感器故障检测与隔离方法;文献[3]提出了一种能够实现传感器和执行机构故障的检测与隔离的方法;文献[4]提出了一种新方法,能够有效实现燃气轮机气路故障和传感器故障的检测与隔离。上述方法在一定程度上达到了燃气轮机传感器故障诊断目的,但普遍存在不足,只适用于单传感器故障,多传感器并发故障时,算法将失效,仍需要将非线性的燃气轮机系统线性化,这将不可避免地降低检测精度。

以数据驱动为代表的燃气轮机传感器故障诊断也取得了长足的发展和进步。一般可将其分为两类,即基于分类的方法和基于聚类的方法。前者包括了支持向量机<sup>[5]</sup>、神经网络<sup>[6]</sup>、模糊逻辑<sup>[7]</sup>等算法;后者的代表有 K-Means(K 均值)<sup>[8]</sup>聚类和基于密度的聚类方法(DBSCAN)<sup>[9]</sup>等算法。此类方法需要大量的数据和标签来实现精准地故障诊断,而在燃气轮机实际运行过程中,积累故障样本往往十分困难。而聚类问题则更多以无监督学习方法为主,此类方法不需要故障标签就可实现故障诊断,更适用于实际情况。

本文提出了一种基于混合算法的燃气轮机多传感器故障诊断方法。在新方法中,一组 SRCKF 算法被用于生成传感器故障检测的监测因子,然后基于 DBSCAN 算法对检测因子进行聚类,实现故障传感器的检测与隔离,最后基于极大似然估计(MLE)方法对故障传感器的严重程度进行估计。

## 1 模型的介绍

在卡尔曼滤波对系统的状态进行最优估计时,数学模型起到了至关重要的作用。对于具有强非线性特性的燃气轮机而言,首选建立非线性的模型。

一般来说,可通过两种途径获得非线性的燃气轮机模型,分别是根据先验知识建立物理模型和通过系统辨识的方式获得。前者涉及到大量的待定系数(包括部件特性线、转子转动惯量等),难以获得,增加了建模难度。后者主要结合实际燃气轮机数据,通过不同的辨识方法获得与燃气轮机相匹配的数学模型。本文建立了一个通过辨识得到的平衡流形展开模型,用于支持卡尔曼滤波对燃气轮机状态的最优估计。

平衡流形展开模型是一种由线性化模型构成的非线性模型<sup>[10]</sup>。由于其结构简单、易辨识,被广泛应用于燃气轮机仿真、控制和故障诊断等领域。对于船用三轴燃气轮机而言,当忽略容积惯性时,可认为系统的状态变量仅为高、低压转子转速( $n_H$ 和 $n_L$ )和动力轴转速( $n_P$ )。当模型输入量  $u$  设定为燃油流量( $q_{mf}$ )时,根据文献[10]可以构建如下所示的平衡流形展开模型:

$$\begin{cases} \dot{X} = A(\alpha)(X - X_e(\alpha)) + B(\alpha)(u - u_e(\alpha)) \\ Y = Y_e(\alpha) + C(\alpha)(X - X_e(\alpha)) + D(\alpha)(u - u_e(\alpha)) \\ \alpha = p(X, u) \end{cases} \quad (1)$$

式中:下角标  $e$ —平衡流形;  $\dot{X} = [\dot{n}_H \quad \dot{n}_L \quad \dot{n}_P]^T$ —状态变量导数的列向量;调度变量  $\alpha = u$ ;  $A(\alpha) \in R^{3 \times 3}$ ,  $B(\alpha) \in R^{3 \times 1}$ ,  $C(\alpha) \in R^{n \times 3}$ ,  $D(\alpha) \in R^{n \times 1}$ —由  $\alpha$  调度的系统矩阵,且矩阵中的每个元素均是以调度变量  $\alpha$  为自变量的多项式,多项式的阶次均为 2 阶;  $n$ —系统的输出变量列向量的维度,由燃气轮机的待定传感器数量决定;  $X_e(\alpha) \in R^3$ ,  $Y_e(\alpha) \in R^n$  和  $u_e(\alpha) \in R^1$ —由  $\alpha$  调度的平衡流形,其中平衡流形同样为以调度变量  $\alpha$  为自变量的多项式,多项式的阶次均为 5 阶。

## 2 传感器故障检测、隔离与估计方法

### 2.1 基于 SRCKF 的传感器检测因子

对于非线性的燃气轮机,根据非线性卡尔曼滤波的状态估计,如无迹卡尔曼滤波(UKF)<sup>[11]</sup>、容积卡尔曼滤波(CKF)<sup>[12]</sup>、SRCKF<sup>[13]</sup>将比根据卡尔曼滤波的状态估计得到的结果更好。本文用 SRCKF 算法实现燃气轮机状态的最优估计。因为 UKF 和



CKF 的在运算过程中计算步骤有限,随着滤波计算逐步深入,计算机的舍入误差会使滤波误差协方差矩阵与预测误差协方差矩阵失去非负定性和对称性,导致增益矩阵的计算产生失真,致使滤波器发散。在 SRCKF 算法计算过程中,用正交三角(QR)分解来代替乔列斯基(cholesky)分解。那么一个矩阵  $A \in R^{L \times N}$  的 QR 分解可以表示为

$$A^T = Q \times P \quad (2)$$

式中:  $Q \in R^{N \times N}$  一正交矩阵,  $P \in R^{N \times L}$  一上三角矩阵。 $P$  的上三角部分  $\tilde{P}$  等价于  $P = P P^T$  的 cholesky 因子的转置,即,  $\tilde{P}^T \tilde{P} = A A^T$ , 那么 cholesky 分解可以被 QR 分解替代。而 QR 分解对矩阵的对称性和非负定性不敏感,可以保证滤波过程的稳定。

现在假设燃气轮机离散形式的动态系统为:

$$\begin{cases} x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}) + \omega_{k-1} \\ y_k = g(x_k, u_k) + \nu_k \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $x_k \in R^n$  一状态变量;  $u_k \in R^l$  一输入变量;  $y_k \in R^m$  一输出变量;  $\omega_{k-1}$  和  $\nu_k$  一不相关的白噪声,分别代表系统噪声和传感器噪声。那么具体的 SRCKF 算法的计算过程可参考文献[13]。

首先假设船用燃气轮机有  $M$  个待检测的传感器,然后建立  $M$  个滤波器,每个滤波器只利用一个传感器与模型相结合对燃气轮机系统状态进行最优估计。在系统能观且传感器无故障的前提下,我们可以确定  $M$  个滤波器的最优估计结果应该是一致的。换言之,如果某个传感器或者某几个传感器出现了故障,由于它们提供了错误的信息,势必导致对应滤波器的估计结果与其他利用健康传感器的滤波器的估计结果不一致。因此,在本文中燃气轮机的状态变量的估计值  $\hat{x}_k$  被定义为传感器故障的检测因子,这样可以使不同类型的传感器具有统一的判断标准,从而利用解析的形式实现物理冗余的效果。

## 2.2 基于 DBSCAN 的故障检测与隔离方法

尽管故障传感器的数量和故障的严重程度未知,但已知的重要信息是,与健康传感器相对应的检测因子的变化是一致的,并且传感器标签是已知的。因此,在已知信息的基础上,本文提出了一种基于 DBSCAN 的传感器故障检测与隔离方案。

因为 DBSCAN 不需要预先确定簇的个数,这适用于燃气轮机实际运行中传感器故障的发生和故障

传感器个数随机未知的要求。DBSCAN 采用最小密度水平估计,基于最小邻域数  $MinPts$  和阈值半径  $\varepsilon$  实现数据聚类。DBSCAN 在数据内任一点开始搜索,该点半径  $\varepsilon$  内的数据多于  $MinPts$ ,则该点被认定为核心点,半径  $\varepsilon$  内的数据少于  $MinPts$  的点被认定为边界点。以上点的集合被认定为一类,大于半径  $\varepsilon$  的点被认为是另一类。除此之外,任意点半径  $\varepsilon$  内的数据少于  $MinPts$ ,且在半径内的其他点也有相同情况,可认为这类点为噪声点,不予聚类。但在燃气轮机传感器故障检测与隔离方案中,所有的检测因子可能是噪声点,所以在进行算法设计时认为即使是单独一个检测因子也可以自成一类。任意两个检测因子之间的距离为它们的欧氏距离。在此基础上,规定内部检测因子最多的类为健康传感器的集合,而其他均被认定为故障传感器的集合。从概率的角度出发,多个传感器同时发生故障的概率较低,而故障传感器对系统状态估计的影响也各不相同,所以可以认为上述规定是合理的。而由于不同的检测因子均由不同的传感器结合卡尔曼滤波算法估计而来,检测因子本身自带标签,完成检测因子的聚类等于同时完成了传感器故障的检测与隔离,具体形式如图 1 所示。

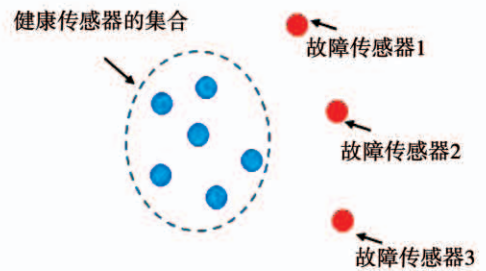


图 1 基于 DBSCAN 的传感器故障检测与隔离

Fig. 1 DBSCAN-based sensor fault detection and isolation

## 2.3 传感器故障估计方法

当故障传感器被检测出来时,基于卡尔曼滤波原理,可以用其他健康的传感器估计出故障传感器在健康状态下应有的输出值。此时,该值与故障传感器输出值的差值就是故障传感器偏离真实值的大小。但需要注意的是,故障传感器的输出值是含有噪声的,简单的差值计算并不能都得到最优的估计结果。因此,本文提出了基于 MLE 的传感器故障估



计方法。

假设传感器噪声为白噪声,那么理论上估计值与故障传感器的输出值之间偏差量的分布列应为:

$$P\{\Delta=\delta\}=p(\delta,\theta) \tag{4}$$

式中:  $\theta$ —满足正态分布的白噪声的均值,也是需要计算得出的传感器故障的偏差量。如果规定  $(\Delta_1, \Delta_2, \cdots, \Delta_N)$  为取自总体样本中的  $N$  个样本,那么  $(\Delta_1, \Delta_2, \cdots, \Delta_N)$  的联合分布律为  $\prod_1^N p(\delta_i, \theta)$ 。其中,  $(\delta_1, \delta_2, \cdots, \delta_N)$  为实际得到的估计值与故障传感器的输出值之间的  $N$  个偏差量。那么可知,  $(\Delta_1, \Delta_2, \cdots, \Delta_N)$  取到  $(\delta_1, \delta_2, \cdots, \delta_N)$  的概率为

$$L(\theta)=L(\delta_1, \delta_2, \cdots, \delta_N, \theta)=\prod_1^N p(\delta_i, \theta) \tag{5}$$

式中:  $L(\theta)$ —似然函数。

对偏差量  $\theta$  的最优估计,可通过对公式(5)两边取对数并整理后,选取最大值为最优估计,即

$$\hat{\theta}_{\text{mle}}=\operatorname{argmax}_{\theta} \mathcal{L}(\delta_1, \delta_2, \cdots, \delta_N, \theta) \tag{6}$$

式中:  $\mathcal{L}=\frac{1}{N} \ln L, \hat{\theta}_{\text{mle}}$ —最优估计结果。

3 仿真结果及分析

仿真试验数据由一台 GT25000 的三轴燃气轮机模拟机提供。燃气轮机的燃油流量  $q_{\text{mfe}}$  在 300 s 的时间内由 90% 匀速增长到 100%, 以表示燃气轮机处于变工况运行状态。选取 7 个传感器作为待检测传感器,检测对象分别为  $n_{\text{H}}、n_{\text{L}}、n_{\text{P}}$ 、低压压气机出口温度  $(T_1)$  和压力  $(p_1)$  以及高压压气机出口温度  $(T_2)$  和压力  $(p_2)$ 。故障设置为在 100 s 时,  $n_{\text{L}}、n_{\text{P}}$  和  $p_1$  3 个传感器同时发生偏置故障,故障的严重程度为燃气轮机标况运行下参数的 1%。仿真的时间间隔为 0.01 s。

首先构建 7 个滤波器,每个滤波器仅用单一传感器中对燃气轮机的状态进行最优估计,并将最优估计结果指定为检测因子。然后基于 DBSCAN 算法对 7 个检测因子进行实时地聚类,最终的结果如图 2 所示,其中纵坐标表示类的标签。由图 2 可知,健康传感器对应的检测因子被聚为一类,而 3 个故障传感器分别被聚为一类。由此验证了基于混合算法的传感器故障检测与隔离方案的有效性。

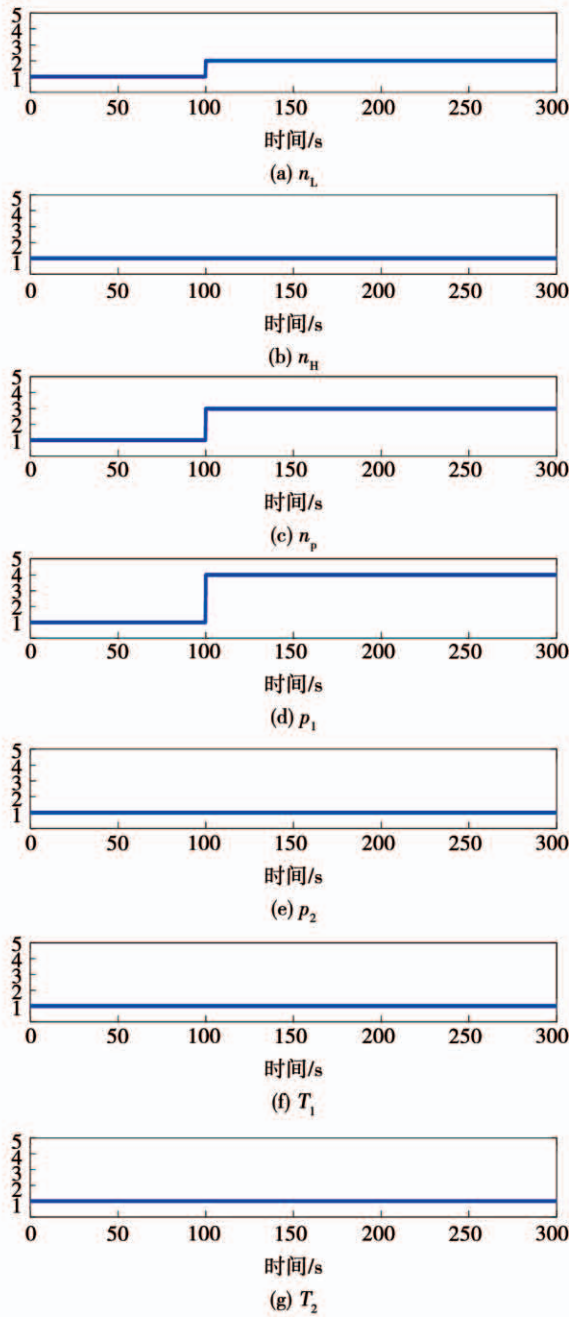


图 2 基于 DBSCAN 的传感器故障聚类结果  
Fig.2 DBSCAN-based clustering results of sensor faults

由于本文所提的故障检测与隔离方法能够有效检测和隔离故障传感器,那么剩余的健康传感器对应的滤波器可用于估计故障传感器在健康状态下的输出值。以故障传感器  $n_{\text{L}}$  为例,健康的传感器  $n_{\text{H}}、T_1、p_1$  和  $T_2$  对应的 4 个滤波器可以估计出 4 个  $\hat{n}_{\text{L}}$ , 对其取平均后用故障估计方法对  $n_{\text{L}}$  的故障严重程度进行估计,这里样本数为 100。最终的估计结果以标么值(以燃气轮机标准运行状态为基准值)的形式展示在图 3 中,从图中可以看出故障估计方法

能够有效地估计出传感器的故障严重程度。

除上述实验外,根据蒙特卡洛模拟方法,设计了100组不同运行工况的实验,传感器故障类型包含突变和缓变。两类故障的严重程度均为燃气轮机标准工况输出值的1%,缓变故障的退化时间为20 s,故障传感器数量为0~4个不等,故障发生时间随机设置。100次实验中,成功检测出故障的次数为98次,因此有效率为98%。两次检测失败的案例是由于模型与模拟机的误差过大导致系统出现误报警,后续将继续研究模型误差对检测系统的影响,从而提高检测的鲁棒性。

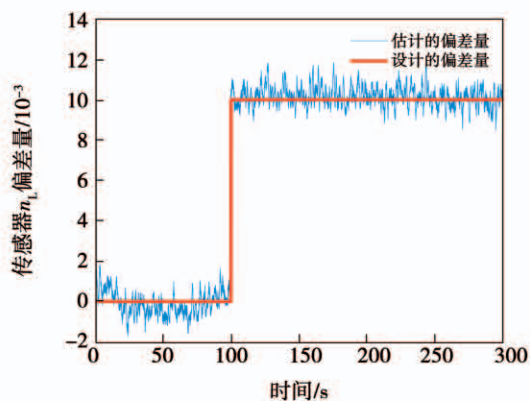


图3 传感器  $n_L$  的故障估计结果

Fig.3 Sensor  $n_L$  fault estimation results

## 4 结 论

提出了一种基于混合算法的船用燃气轮机多传感器故障检测、隔离与估计方法。具体的实现方式为:

(1) 构建传感器与滤波器一一对应的滤波器阵列,并用SRCKF算法对系统状态进行估算,所得的最优估计结果作为统一的检测因子,当检测到某个或某些检测因子偏离整体集群时,认为偏离的检测因子对应的传感器为故障传感器。

(2) 基于DBSCAN算法对检测因子进行无监督聚类,从而实现传感器的故障检测与隔离。

(3) 在已知故障传感器的情况下,利用健康传感器对故障传感器对应的燃气轮机测量值进行最优估计,并基于MLE算法通过比较估计值与故障传感器的输出值实现故障严重程度的估计。通过在船用三轴燃气轮机模拟机上的仿真实验验证了方法的有效性,并证明所提方法能够有效实现多传感器故障的检测、隔离与估计。

## 参考文献:

- [1] POURABAE 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.
- [2] 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 & Power, 2004, 127(3): 635 – 645.
- [3] XUE Wei, GUO Ying-qing, ZHANG Xiao-dong. A bank of kalman filters and a robust kalman filter applied in fault diagnosis of aircraft engine sensor/actuator [C]//Innovative Computing, Information and Control, 2007. ICICIC 07. Second International Conference on. 2007.
- [4] YANG Qing-cai, LI Shu-ying, CAO Yun-peng. Multiple model-based detection and estimation scheme for gas turbine sensor and gas path fault simultaneous diagnosis [J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2019, 33(4): 1959 – 1972.
- [5] SUN Rong-zhuo, SHI Li-cheng, YANG Xi-lian, et al. A coupling diagnosis method of sensors faults in gas turbine control system [J]. Energy, 2020, 205(117999): 1 – 12.
- [6] LIU Jiao, LIU Jin-fu, YU Da-ren, et al. Fault detection for gas turbine hot components based on a convolutional neural network [J]. Energies, 2018, 11(8): 1 – 18.
- [7] SUN Xiao-ling, WANG Ning. Gas turbine fault diagnosis using intuitionistic fuzzy fault Petri nets [J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2018, 34(6): 3919 – 3927.
- [8] 卢俊杰, 黄金泉, 鲁峰. 似然K均值聚类用于涡扇发动机气路故障诊断 [J]. 计算机工程与应用, 2020, 056(9): 136 – 141.
- [9] LU Jun-jie, HUANG Jin-quan, LU Feng. Likelihood k-means clustering for gas path failure diagnostics of turbofan engine [J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(9): 136 – 141.
- [10] 许汪歆, 袁天辰, 杨俭. 基于密度聚类算法的轨道结构故障诊断研究 [J]. 上海工程技术大学学报, 2020, 34(1): 1 – 8.
- [11] XU Wang-xin, YUAN Tian-chen, YANG Jian. Study on track structure fault diagnosis based on DBSCAN algorithm [J]. Journal of Shanghai University of Engineering Science, 2020, 34(1): 1 – 8.
- [12] 于达仁, 隋岩峰. 涡轮发动机平衡流形展开模型 [J]. 燃气轮机技术, 2006, 19(2): 42 – 46.
- [13] YU Da-ren, SUI Yan-feng. Equilibrium manifold expansion model of gas turbine engine [J]. Gas Turbine Technology, 2006, 19(2): 42 – 46.
- [14] JULIER SJ. Unscented filtering and nonlinear estimation [J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92(3): 401 – 422.
- [15] ARASARATNAM I, HAYKIN S. Cubature kalman filters [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2009, 54(6): 1254 – 1269.
- [16] 郝燕玲, 杨峻巍, 陈亮, 等. 平方根容积卡尔曼滤波器 [J]. 弹箭与制导学报, 2012, 32(2): 175 – 178.
- [17] HAO Yan-ling, YANG Jun-wei, CHEN Liang, et al. Square root cubature kalman filter [J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2012, 32(2): 175 – 178.

(刘颖 编辑)