

- space and a statistical control chart[J]. *Neural Computing and Applications*, 2020, 32:7439-7453.
- [18] CASDAGLI M, SAUER T, YORKE J A. Embedology[J]. *Journal of Statistical Physics*, 1991, 65(3/4): 579-616.
- [19] FRASER A, SWINNEY H. Independent coordinates for strange attractors from mutual information[J]. *Physical Review A*, 1986, 33: 1134-1140.
- [20] KENNEL M, BROWN R, ABARBANEL H. Determining embedding dimension for phase space reconstruction using geometrical construction[J]. *Physical Review A*, 1992, 45: 3403-3411.
- [21] HU L, ZHANG L, GU F SH, et al. Extraction of the largest amplitude impact transients for diagnosing rolling element defects in bearings[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 116: 796-815.
- [22] CHELIDZE D, LIU M. Reconstructing slow-time dynamics from fast-time measurements[J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London A Mathematical Physical and Engineering Sciences*, 2008, 366(1866): 729-45.
- [23] CHELIDZE D, CUSUMANO J, CHATTERJEE A. Procedure for tracking damage evolution and predicting remaining useful life with application to an electromechanical experimental system [C]. *The Proceedings of the SPIE's 15th International Symposium on AeroSense*, 2011: 12-22.
- [24] CHELIDZE D, ZHOU W. Smooth orthogonal decomposition based modal analysis[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2006, 292(3-5): 461-473.
- [25] 刘树勇. 基于相空间重构的混沌振动识别及其应用研究[D]. 武汉:海军工程大学,2008.  
LIU SH Y. Chaotic vibration identification and application research based on phase space reconstruction [D]. Wuhan: Naval University of Engineering, 2008.
- [26] KENNEL M, BROWN R, ABARBANEL H. Determining embedding dimension for phase space reconstruction using geometrical construction[J]. *Physical Review A*,

1992,45: 3403-3411.

- [27] FRASER A M, SWINNEY H L. Independent coordinates for strange attractors from mutual information [J]. *Physical Reviews A*,1986,33(2): 1134-1140.
- [28] RANDALL R, ANTONI J, CHOBSAARD S. The relationship between spectral correlation and envelop analysis in the diagnostics of bearing faults and other cyclostationary machine signals[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2001, 15(5): 945-962.

### 作者简介



罗鹏,2012年于湖南大学获得学士学位,2018年于湖南大学获得硕士学位,目前正在国防科技大学攻读机械工程博士学位。主要研究方向为动力学建模、信号处理和机械故障诊断。

E-mail: yzluopeng@163.com

**Luo Peng** received his B. Sc. degree and M. Sc. degree in mechanical engineering from the Hunan University, in 2012 and 2018, respectively. He is currently pursuing his Ph. D. degree in mechanical engineering at National University of Defense Technology. His research interests include dynamic modeling, signal processing, and machinery fault diagnosis.



胡鸢庆(通信作者),分别于1989年、1992年和2001年获得国防科技大学机械工程专业学士、硕士和博士学位,现为国防科技大学教授。主要研究方向为状态监测、预测和健康管理、信号处理、机械动力学、非线性系统、结构健康监测和人工智能。

E-mail: hnq@nudt.edu.cn

**Hu Niaoqing** (Corresponding author) received his B. Sc., M. Sc., and Ph. D. degrees in mechanical engineering from the National University of Defense Technology, in 1989, 1992, and 2001, respectively. He is currently a professor at National University of Defense Technology. His research interests include condition monitoring, prognosis and health management, signal processing, mechanical dynamics, nonlinear systems, structure health monitoring, and artificial intelligence.

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2107362

# 基于状态空间模型的飞机APU在翼RUL预测方法\*

刘晓磊<sup>1</sup>, 刘连胜<sup>1</sup>, 王璐璐<sup>2</sup>, 彭喜元<sup>1</sup>

(1. 哈尔滨工业大学测控工程系 哈尔滨 150080; 2. 中国南方航空股份有限公司沈阳维修基地 沈阳 110043)

**摘要:**为解决利用飞机辅助动力装置(APU)在翼监测数据难以表征其性能状态而造成的性能评估以及剩余使用寿命预测(RUL)难的问题,本文提出一种基于状态空间模型(SSM)与卡尔曼滤波融合的APU在翼RUL预测方法。首先,通过在翼监测数据构造含噪声的性能指标(PI)来表征APU的性能状态,借助维纳过程与建立的含噪声的PI构建状态方程,来描述APU性能衰退过程。然后,将卡尔曼滤波状态估计和预测方法应用于SSM,通过对APU在翼性能状态的估计,达到预测其RUL的目的。最后,采用国内航空公司运营的APU在翼监测数据进行方法的综合验证和评估。实验结果表明,与ELM和Optimized ELM相比,本文方法的预测绝对百分比误差分别减少了72.1%和67.9%。此外,与其它3类方法的实验结果对比,本文方法的预测绝对百分比误差至少减少了69.2%。该方法可以有效地实现在翼APU的RUL预测,可为运维人员合理规划维护维修提供参考,更为重要的是在一定程度上可以提高旅客的舒适性和飞机的安全性。

**关键词:**飞机辅助动力装置;状态空间模型;卡尔曼滤波;性能指标;剩余使用寿命

**中图分类号:** TP391.9 TH-39 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 590.1099

## On-wing RUL prediction method of aircraft APU based on state space model

Liu Xiaolei<sup>1</sup>, Liu Liansheng<sup>1</sup>, Wang Lulu<sup>2</sup>, Peng Xiyuan<sup>1</sup>

(1. Department of Test and Control Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150080, China;  
2. Shenyang Maintenance Base, China Southern Airlines Company Limited, Shenyang 110043, China)

**Abstract:** The on-wing monitoring data of aircraft auxiliary power unit (APU) are difficult to characterize its performance states, which will lead to the difficulty that the performance evaluation and remaining useful life (RUL) prediction of the APU is difficult to carry out. To solve this problem, a performance evaluation and RUL prediction approach of APU is proposed based on the state space model (SSM) and Kalman filter (KF). Firstly, a performance indicator (PI) containing noise is constructed from the on-wing monitoring data to characterize the performance state of the APU. The performance degradation process of APU is described by state equation, which is constructed with the help of the Wiener process and the constructed PI with noise contained. Then, the KF state estimation and prediction method is applied to the SSM. Through estimating the on-wing performance state of APU, the purpose of predicting RUL is achieved. Finally, the APU on-wing monitoring data from the operation of an airline company in China are adopted to conduct the comprehensive verification and evaluation of the proposed method. Experiment results show that compared with ELM and Optimized ELM, the prediction absolute percentage error of the proposed method is reduced by 72.1% and 67.9%, respectively. In addition, compared with the experiment results of other three kinds of methods, the prediction absolute percentage error of the proposed method is reduced by 69.2% at least. The proposed method can effectively predict the RUL of an on-wing APU, which can provide a reference for the operation and maintenance personnel to plan maintenance and repair reasonably. More importantly, the method can improve the comfort of the passengers and the aircraft safety to a certain degree.

**Keywords:** aircraft auxiliary power unit; state space model; Kalman filter; performance indicator; remaining useful life

收稿日期:2021-01-10 Received Date: 2021-01-10

\* 基金项目:国家自然科学基金(61803121)、中国博士后科学基金(2019M651277)项目资助

## 0 引言

飞机辅助动力装置(auxiliary power unit, APU)主要是为飞机摆脱地面电源车和气源车而设计的动力装置<sup>[1-2]</sup>,其核心是一个为飞机提供电力和压缩空气的小型燃气轮机<sup>[3]</sup>。在飞机起飞前,APU为机舱照明和空调提供电力,也为启动飞机主发动机提供压缩空气。爬升到一定高度后,APU关闭。着陆后,APU再次启动为飞机照明和空调供电。通过这种方式,可以更早地关闭主发动机,节省燃料,降低机场噪音和污染排放<sup>[4]</sup>。此外,APU的一个重要功能是,当飞机在空中遇到主发动机空中停车的情况时,APU可以在空中启动,帮助主发动机重新启动,或者为飞机动力系统提供备份电力,在一定程度上保证旅客的安全。例如,2009年全美航空1549号航班飞机的迫降事件,在危急时刻萨利机长及时启动APU,保证了飞机的电力供应,最终成功迫降,挽救了全机人员的生命。因此,开展APU的性能评估具有现实意义。

然而,APU的维护和检修成本较高。如果能降低成本,不仅可以大大提高航空公司的经济效益<sup>[5-6]</sup>,还能够在成本有限的条件下尽可能地提升其维护和维修效率。目前,航空公司对于APU的性能评估主要是依赖于维修人员的专家经验来进行评估,并且不同航空公司的评估方式也不同。对APU的维护主要采取定期维护和故障后维护的形式。这种维护方式会使APU往往处于亚健康状态,直到APU失效才进行维修,不仅增加了航空公司的经济负担,而且在一定程度上威胁着飞机和旅客的安全。

为了提高APU的可靠性以及降低航空公司的经济成本,故障预测和健康管理(prognostics and health management, PHM)是一种有效的维护维修策略<sup>[7-8]</sup>。其中,剩余使用寿命(remaining useful life, RUL)是PHM的关键技术<sup>[9-10]</sup>。PHM通过对设备的寿命进行提前预测来为智能化的维修管理提供决策支持<sup>[11-12]</sup>。目前,PHM领域的相关方法主要分为基于模型<sup>[13]</sup>的方法和基于数据驱动<sup>[14]</sup>的方法。针对APU而言,基于模型的方法利用空气动力学和热力学原理对系统建立物理模型,能够准确地描述其运行状态。将该模型与传感数据相结合,可进而实施PHM。然而,APU结构复杂,相对应的故障机理尚未完全清楚,很难通过建立精准的APU在翼物理模型来描述其性能退化过程。

与基于模型的方法不同,数据驱动方法主要基于统计理论和机器学习,利用状态监测数据实现PHM。对于数据驱动的方法,不需要了解物理对象的机制。在获得足够丰富的数据条件下,可以使用数据驱动的方法来实

施PHM。随着传感器、工业互联网等技术的发展,系统的感知数据规模也随之越来越大。因此,数据驱动方法逐渐成为PHM研究的热点。基于数据驱动的APU性能参数分析与RUL预测主要包括统计学习模型、人工智能模型和混合模型。

统计学习模型主要基于统计学知识,将状态监测数据的定量关系表述为参数模型。文献[15]采用Weibull的广义更新过程对整个机队的APU失效概率分布进行建模,进而对整个机队的APU的寿命进行预测。文献[16]采用关联向量机对APU的排气温度(exhaust gas temperature, EGT)进行异常检测,实现对性能参数的预处理。人工智能模型使用机器模拟人类智能或自然现象以获得更有效和准确的结果。文献[17]利用支持向量分类器对APU启动阶段的排气温度峰值进行处理,之后分析了其从启动到稳定状态的运行状况。混合模型<sup>[18]</sup>主要是指两种或两种以上不同方法的集成。混合模型通过模型组合利用了每种方法的优点,弥补了各自方法的不足。文献[19]融合高斯过程和核主成分分析实现对EGT的异常检测。文献[5]融合互信息和高斯过程回归实现APU的RUL预测。

上述研究多是基于APU的关键性能参数EGT进行RUL预测。虽然EGT在一定程度上能够反映APU的性能衰退情况<sup>[14]</sup>,但是APU属于热机电一体的复杂系统,其性能评估与预测的一个挑战为尚缺少明确的物理量来表示其在系统级的整体性能状态。因此,本文借助状态空间模型(state space model, SSM),融合状态方程与观测方程,构造出更能够反映APU在翼性能的性能指标(performance indicators, PI)。当PI值达到指示的APU的性能状态时,采用迭代卡尔曼滤波,基于状态空间模型的观测值和状态值,对APU在翼的RUL进行预测,并给出概率性的预测结果。

## 1 基于状态空间模型的预测方法

### 1.1 方法框架

为提高对在翼APU性能评估以及寿命预测的准确性和稳定性,本文提出的基于状态空间模型的预测方法,总体方案如图1所示。

首先,通过飞机通信寻址与报告系统获得APU的状态监测参数。采用监测数据和逻辑回归模型构建出能表征APU在翼状态的含有噪声的PI,构建出状态空间所需要的观测方程。然后,基于所构建的含噪声的PI,采用维纳过程<sup>[20]</sup>(Wiener process, WP)模拟APU的性能退化过程,构建出状态空间所需要的状态方程。之后,将卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)估计与预测方法融入到所构建的状态空间模型中,实现对在翼APU的性能评估

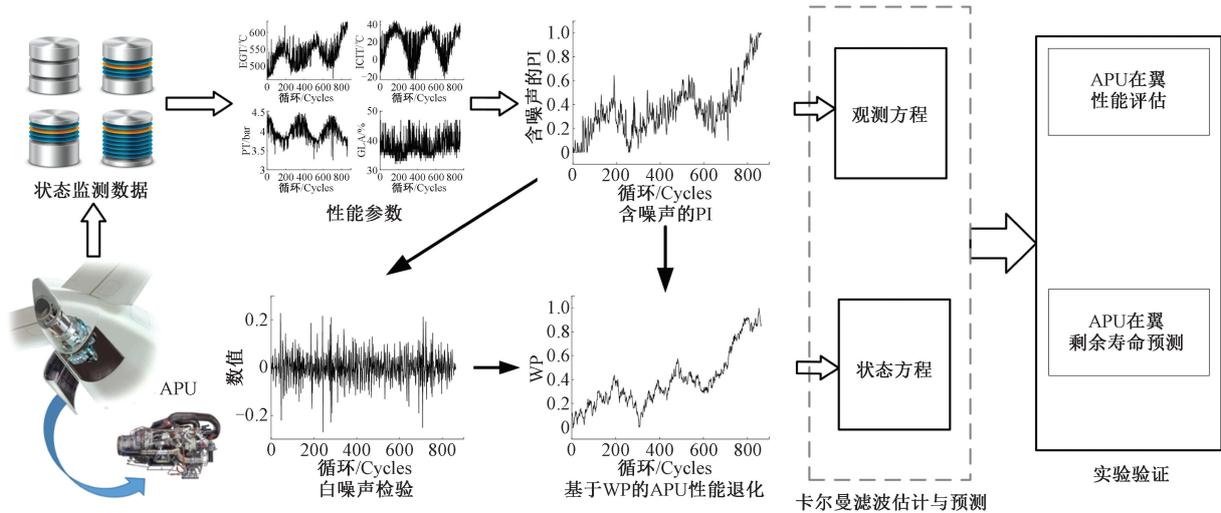


图 1 总体方案框图  
Fig. 1 The overall scheme

与 RUL 预测。最后,通过对比实验验证 APU 在翼性能评估和 RUL 预测的准确性和稳定性。

### 1.2 状态空间模型

SSM 可以在非平稳、结构变化和不规则模式存在的情况下,将受扰动的动态系统的输出建模为单变量或多变量时间序列<sup>[21-22]</sup>。SSM 的建模过程可通过下面的方程进行描述:

$$\begin{cases} y_t = f(x_t) + v_t \\ x_t = g(x_{t-1}) + \omega_t \end{cases} \quad (1)$$

其中,SSM 的第 1 部分称为观测方程,第 2 部分称为状态方程; $x_t$  是系统在  $t$  时刻的状态值; $y_t$  是时刻  $t$  时的观测值; $v_t$  和  $\omega_t$  分别是测量噪声和过程噪声,并且彼此独立。

如果存在基于物理的退化模型,则建立 SSM 相对容易,根据监测信息预测系统性能状态何时退化到临界值。如前文所述,尚没有物理模型能够精确的描述在翼 APU 的性能状态退化过程。因此,本文探索由在翼监测数据推断出的 PI 来表征系统的未观测性能状态。对于一个全新 APU,设其 PI 值为 0;而对于出现性能衰退的 APU,设其 PI 值为 1。基于上述条件,本文研究的重点是预测 PI 值何时达到指定的 1。

### 1.3 卡尔曼滤波估计与预测

给定一个描述在翼系统退化动态的 SSM,其主要任务是对未观测到的性能状态进行推断,并根据最新的监测信息预测未来的状态。通常情况下,预测的步数越大,其结果的不确定性就越大。在必要的情况下,其不确定性可以通过预测分布来量化。卡尔曼滤波方法为动态状态估计和预测问题提供了一个通用的框架,并能产生概率形式的结果,其估计与预测框架描述如下。

本文关注的 APU 的性能衰退过程为离散过程,用线

性随机差分方程来描述,线性随机差分方程为:

$$X(k) = AX(k-1) + BU(k) + W(k) \quad (2)$$

测量值表示为:

$$Y(k) = HX(k) + V(k) \quad (3)$$

其中, $X(k)$  表示系统在时刻  $k$  的状态, $X(k-1)$  表示系统在时刻  $k-1$  的状态, $U(k)$  表示系统在时刻的控制量,在本文为设置为 0, $W(k)$  表示过程噪声, $A$  和  $B$  为系统参数, $Y(k)$  表示时刻  $k$  的测量值, $H$  为多测量系统的矩阵, $V(k)$  表示测量噪声。

假设过程噪声和测量噪声是高斯白噪声,方差分别为  $Q$  和  $R$ ;当前状态时刻为  $k$ ,根据系统模型和系统前一时刻状态,预测方程为:

$$X(k|k-1) = A(k-1|k-1) + BU(k) \quad (4)$$

其中, $X(k|k-1)$  表示前一时刻状态的预测结果, $A(k-1|k-1)$  表示前一时刻状态的最优结果;

$X(k|k-1)$  的协方差  $P(k|k-1)$  为:

$$P(k|k-1) = AP(k-1|k-1)A^T + Q \quad (5)$$

其中, $P(k-1|k-1)$  是  $X(k-1|k-1)$  的协方差, $A^T$  表示  $A$  的转置矩阵;获得当前状态  $X(k|k)$  的最优估计值:

$$X(k|k) = X(k|k-1) + Kg(k)(Y(k) - HX(k|k-1)) \quad (6)$$

其中, $Kg(k)$  表示卡尔曼增益。

$$Kg(k) = P(k|k-1)H^T / (HP(k|k-1)H^T + R) \quad (7)$$

其中, $H^T$  表示  $H$  的转置矩阵。为了使 KF 一直运行到系统进程结束,在  $k$  时刻当前状态中更新  $X(k|k)$  的协方差:

$$P(k|k) = (I - Kg(k))H(k|k-1) \quad (8)$$

其中,  $I$  为单位矩阵, 对于单个模型和单个测量,  $I = 1$ ; 当系统为  $k + 1$  时刻状态时,  $P(k)$  等于  $P(k - 1)$ 。根据式(4)~(8), 可以自动执行该算法。

以上给出了基于状态空间与卡尔曼滤波框架对系统状态进行估计和预测的过程。对系统性能进行估计时, 利用 SSM 给出的观测值与状态值, 结合卡尔曼滤波的框架可估计出系统的状态值。当系统状态达到指定状态值时, 采用此框架对系统进行寿命预测, 并给出概率性的输出结果。

## 2 APU 在翼 RUL 预测

对于 APU 这类复杂的热机电一体化的系统, 其性能退化会降低自身可靠性和可用性。确定 APU 当前和未来的性能状况是保证 APU 可靠运行的关键因素。

### 2.1 实验数据描述

本文数据来源于 APU 原始设备制造商安装在 APU 上的传感器。数据通过飞机通信寻址与报告系统以报文的形式发送到地面数据中心。接收到原始报文数据后, 航空公司需对其进行解译处理, 之后生成 APU 在翼监测数据。

APU 有如下的几种工作模式: 环境控制、启动主发和无负载状态, 引气状态(空调模式, 主发启动模式), 发电状态, 引气与发电的混合负载状态。与这些条件相对应的数据由传感器收集。

当 APU 满负荷工作时, 为启动主发提供压缩空气和电力。此条件下的数据可以代表 APU 的工作性能, 因此, 此条件下的 EGT 数据、环境数据以及自身工作状态数据将用于以下实验。所用数据来自于国内航司, 具体描述见表 1 所示。

表 1 采用的在翼 APU 监测数据

Table 1 The adopted on-wing monitoring data of the APU

| 序号 | 符号   | 物理含义      |
|----|------|-----------|
| 1  | IGV  | 进口导向叶片    |
| 2  | EGT  | 排气温度      |
| 3  | LCIT | 负载压缩机进口温度 |
| 4  | PT   | 引气压力      |
| 5  | P2A  | 进气压力      |
| 6  | GLA  | 发电机载荷     |

表 1 中数据为目前商用 APU 的部分在翼监测数据, 以上参数均与 APU 在翼的性能直接相关。APU 会在不同的机场启动运行, 因此外界环境包括空气的温度、压力和空气质量等也不同。本文采用了温度和压力两个参数。此外, 对于空气质量如污染物的影响, 目前还缺少具

体量化的参数, 本文尚未考虑此方面的影响因素。

### 2.2 基于状态空间的 RUL 预测模型

建立基于状态空间的性能退化模型需要构造两个方程: 观测方程和状态方程, 如下所述。

#### 1) 观测方程的构造

观测方程的构造需要利用多个在翼监测参数, 包括外界环境的数据和 APU 本体的监测数据, 图 2 给出了本文所使用的部分数据。

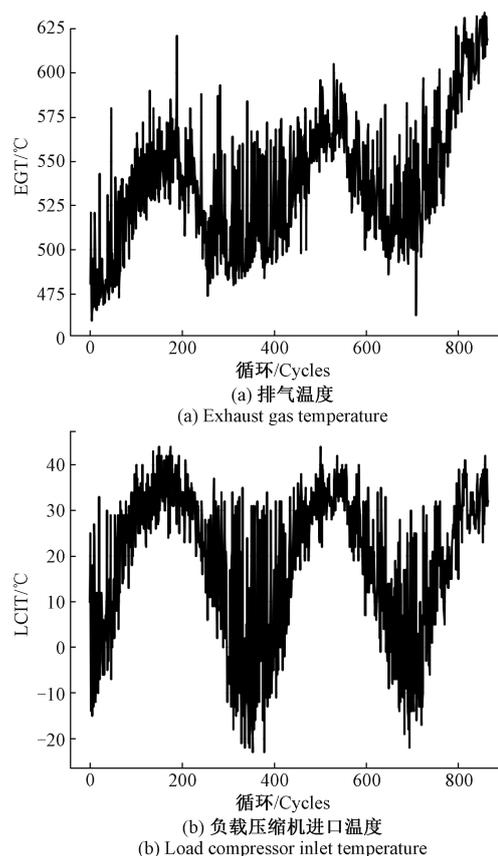


图 2 APU 的部分在翼监测参数

Fig. 2 The partial on-wing monitoring parameters of the APU

如图 2 所示, APU 在翼监测的数据随着循环波动较大。EGT 是 APU 的关键性能参数, 但是 EGT 会受到如负载压缩机进口温度(load compressor inlet temperature, LCIT)的影响。原始的 EGT 难以直接作为表征 APU 性能的 PI。因此, 本文构建一个 PI, 来表征 APU 的性能状态。定义 0 为 APU 未发生性能衰退的状态值, 1 为 APU 出现性能衰退的故障状态值。在翼时 APU 的性能状态则介于 0 和 1 之间。本文采用线性回归模型用于融合原始测量值, 产生含噪声的 PI:

$$Y = \theta_0 + \boldsymbol{\theta}^T \mathbf{X} = \theta_0 + \sum_{i=1}^N \theta_i x_i \quad (9)$$

其中,  $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_N)$  为参数向量, 而  $(\theta_0, \boldsymbol{\theta}) =$

$(\theta_0, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)$  为模型系数。

本文为全面评估APU的性能,采用多个监测参数来构造PI。EGT为APU的关键性能参数,能直接反应APU的性能状态。但是EGT会直接受到负载压缩机进口温度和进气压力的影响。发电机载荷的增大以及引气压力变大会使得EGT升高。此外,原始设备制造商为了保证EGT不超过设定的阈值,会通过电子控制箱来调节供给进气口导向叶片来调节供气,来确保EGT不超温。因此,本研究依据APU的运行机理,采用了目前商用APU上可用的6个感知参数,如表1所示。

上述性能模型建立了性能状态 $Y$ 与参数向量 $X$ 之间的关系,为了得到模型的系数,需要构造一个训练样本集。选择接近APU寿命结束的数据点,并将其相应的PI值指定为1;选择刚安装在飞机的APU使用寿命初始阶段的数据点,将其相应的PI值指定为0。一旦获得系数 $(\theta_0, \theta)$ ,上述模型将在翼监测数据转换为含有噪声的PI,进而将其视为对系统实际性能状态的观测量。状态空间模型的观测方程可描述为:

$$y = x + v \quad (10)$$

其中, $x$ 为实际的性能状态; $v$ 是由于传感器噪声和评估模型的误差而引入的误差项。

## 2) 状态方程的构造

APU的退化过程非常复杂,各航空公司和APU原始设备制造商都难以构建比较准确的APU退化模型。即便是建立了比较准确的物理模型,APU在启动主发动机时其性能也会受到机场环境影响而与物理模型的退化过程有偏差。实际应用中需要一种更加灵活的退化建模方法。因此,本文面向实际的工程应用,采用了一种更为灵活的通用退化模型,其参数由APU在实际运行条件下的实际退化过程决定,即基于维纳过程建立在翼辅助动力装置的性能退化模型,所述模型表示如下:

$$x_k = a_0 + \mu t_k + \delta W(t_k) \quad (11)$$

其中, $t_k$ 代表时刻; $x_k$ 为 $t_k$ 时刻的APU的PI值; $a_0$ 为PI的初值; $\mu$ 为漂移参数; $W(t_k)$ 为代表退化过程随机动力学的标准布朗运动; $\delta$ 为扩散参数。

式(11)中,漂移参数 $\mu$ 和扩散参数 $\delta$ 为需要计算的关键参数,其计算过程为:

对式(11)做差分处理:

$$\Delta x_i = a_0 + \mu t_i + \delta W(t_i) - [a_0 + \mu t_{i-1} + \delta W(t_{i-1})] = \mu(t_i - t_{i-1}) + \delta[W(t_i) - W(t_{i-1})] = \mu \Delta t_i + \delta \Delta W(t_i) \quad (12)$$

其中, $t_i$ 和 $t_{i-1}$ 代表时刻, $i = 2, 3, \dots, n$ ,基于 $\Delta W(t_i) \sim N(0, \Delta t_i)$ ,即服从正态分布,得到 $\Delta x_i \sim N(\mu \Delta t_i, \delta^2 \Delta t_i)$ ;最大似然函数 $L(\mu, \delta)$ 为:

$$L(\mu, \delta) = f(\Delta x_1, \Delta x_2, \dots, \Delta x_n) = f(\Delta x_1) f(\Delta x_2) \dots f(\Delta x_n) \quad (13)$$

其中, $f(\Delta x_1, \Delta x_2, \dots, \Delta x_n)$ 为增量集 $\Delta x_1, \Delta x_2, \dots, \Delta x_n$ 的联合密度函数, $f(\Delta x_1)$ 为 $\Delta x_1$ 的密度函数。则关于 $\mu$ 的偏微分方程为:

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \mu} = \frac{1}{n} \sum_{i=2}^n \frac{\Delta x_i - \mu \Delta t_i}{\delta^2 \Delta t_i} = 0 \quad (14)$$

由式(13)和(14)得到的最大似然估计为:

$$\hat{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{i=2}^n \frac{\Delta x_i}{\Delta t_i} \quad (15)$$

关于 $\delta$ 的偏微分方程为:

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \delta} = \sum_{i=2}^n -\frac{1}{\delta} + \frac{(\Delta x_i - \mu \Delta t_i)^2}{\delta^3 \Delta t_i} = 0 \quad (16)$$

由式(13)和(16)得到 $\delta$ 的最大似然估计 $\hat{\delta}$ 为:

$$\hat{\delta} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=2}^n \frac{(\Delta x_i - \hat{\mu} \Delta t_i)^2}{\Delta t_i}} \quad (17)$$

将得到的 $\hat{\mu}$ 和 $\hat{\delta}$ 作为预测模型中漂移参数 $\mu$ 和扩散参数 $\delta$ 的值。通过对获得的含噪声PI值做差分,求得差分数据的均值和方差,将求得的均值作为漂移参数 $\mu$ ,将求得的方差作为扩散参数 $\delta$ 。基于WP生成的数据和获得的PI具有相同的参数 $\mu$ 和 $\delta$ 。因此,该维纳过程能较好地反映APU的退化过程。

## 3 实验结果与讨论

为了验证SSM方法对系统预测的有效性,对航空公司实际运行的APU进行了案例研究。基于式(10)和(11),建立的APU状态空间模型如下:

$$\begin{cases} y_k = x_k + v_k \\ x_k = a_0 + \mu t_k + \delta W(t_k) \end{cases} \quad (18)$$

由式(10)的描述可知,观测噪声 $v_k$ 服从高斯分布,即 $v_k \sim N(0, \sigma^2)$ 。基于性能退化的平滑性,设 $\delta$ 为0.033。式(18)等价于含有噪声的线性状态空间模型,将1.3节卡尔曼滤波估计与预测应用于式(18)所描述的APU状态空间模型,可实现APU在翼性能评估。设定APU的性能状态预测起始点,进行性能状态多步退化预测,可实现APU在翼的RUL预测,同时,可给出剩余使用寿命的分布区间。APU刚安装在飞机上,性能未发生衰退,此时它的PI值为0。随着APU的使用,性能发生衰退,最终当APU出现性能衰退故障时,它的PI值为1。因此,选取刚安装于飞机时和由于性能衰退下发时的性能数据来构造训练样本集构建的APU的含噪声的PI如图3所示。

APU在使用过程中性能逐渐退化。PI值为0表示APU刚安装上飞机,其性能未衰退。PI值为1表示APU由于性能退化出现性能衰退故障,需要拆下进行翻修。可以看出数据的波动比较大,该APU在第200个循环

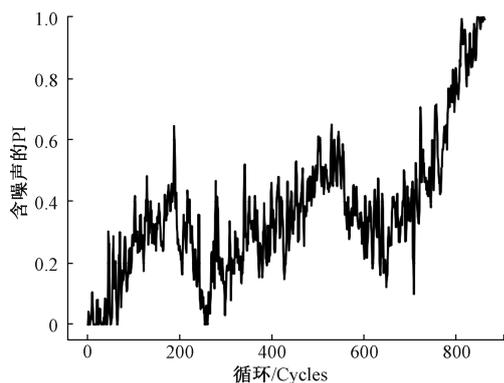


图3 APU 含噪声的PI

Fig. 3 The PI containing noise of the APU

(约 24% 寿命) 到 300 个循环 (约 36% 寿命) 状态间以及第 500 个循环 (约 60% 寿命) 到 600 个循环 (约 70% 寿命) 状态间表现出性能回升的状态。出现这种情况可能原因为所用数据来源于实际使用的数据, 面向真实工业场景应用的数据不同于仿真数据, 对于 APU 这种复杂设备出现这种性能状态情况属于正常现象。

状态空间模型的另一个方程为状态方程, 通过计算可以得到漂移参数和扩散参数。基于维纳方程可以构造多个维纳过程, 使用皮尔逊相关系数选出与 PI 相关度最高的维纳过程, 如图 4 所示。

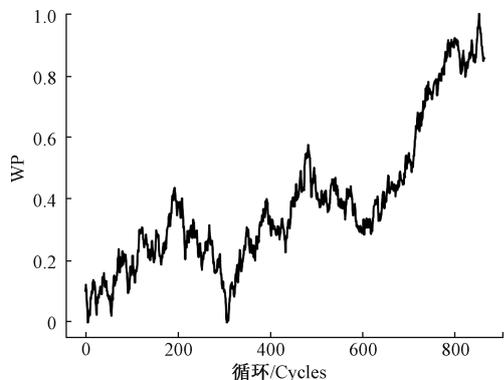


图4 基于WP的APU退化过程

Fig. 4 Degradation process of APU based on WP

由于 APU 属于热机电一体的复杂设备, 使用纯物理仿真构建其状态模型难以实现。使用纯数据驱动的方法又难以刻画其退化过程。因此本文基于维纳过程来描述其性能退化过程。在实验中可基于维纳过程生成多个维纳过程, 选取与含噪声 PI 相关系数最高的作为本研究所使用的维纳过程。从图 4 可以看出, 该维纳过程与 APU 的全寿命周期内的性能状态相似。对图 4 所示维纳过程与图 3 所示含噪声的 PI 进行皮尔逊相关系数分析, 相关系数可以达到 0.85。

APU 在翼的平均寿命约为 2.5 年到 4.5 年, 在合适

的性能状态点进行寿命预测方能取得好的寿命预测结果。如果过早的对在翼的 APU 进行寿命预测, 一方面由于初始阶段的监测数据中含有的退化信息不足, 会造成预测不准; 另一方面预测时间越长, 其预测误差会越大。要实现更有效的在翼 APU 寿命预测, 需要对 APU 在翼性能状态进行评估。当其性能状态接近于 1 时对其进行剩余使用寿命预测。本文研究性能状态从 0.60 到 0.85 时其寿命预测结果。采用 1.3 节的卡尔曼滤波算法对在翼性能状态进行估计, 实验结果如图 5 所示。

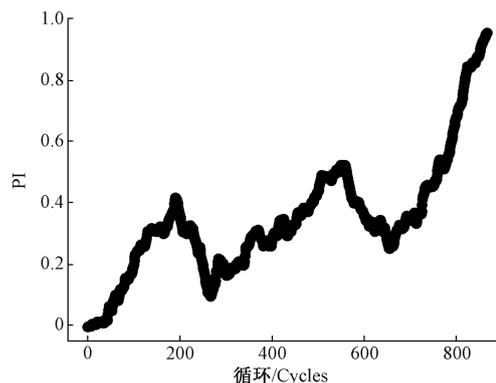


图5 APU 性能评估结果图

Fig. 5 Performance evaluation result diagram of APU

图 5 为基于状态空间与卡尔曼滤波所得到性能评估结果。可以看出, 相对于原始 EGT 以及图 3 所构建的含有噪声的 PI, 图 5 中曲线的波动更小, 说明所构建的性能指标更加稳定。为了更直观的体现性能评估结果的有效性, 将本文所构造的 PI 与原始的 EGT 进行对比分析, 如图 6 所示。

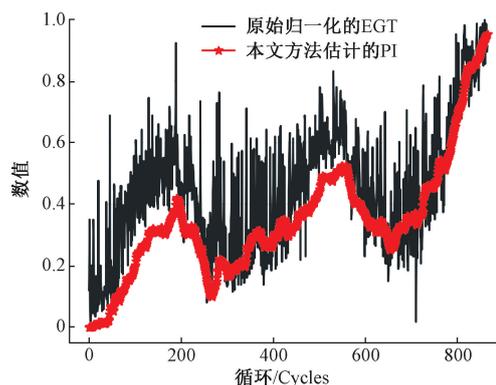


图6 原始 EGT 和性能评估结果对比

Fig. 6 The comparison of the original EGT and performance evaluation result

图 6 中, 细实线为飞机监测的原始 EGT, 粗点线为本研究基于状态空间与卡尔曼滤波所得到性能评估结果。从图 6 可以看出, 受到运行状态以及机场环境的影响, 原

始的 EGT 随着循环的增加,其 EGT 的值上下波动较大。当 PI 值为 0.60 时,APU 已经发生较大的性能衰退,此时 APU 处于全寿命周期的后期。由图 6 可以看出,若以 EGT 作为 PI 衡量 APU 的性能状态,当循环为 200 左右,则显示 APU 已经发生较大的性能衰退,此时需要对其进行剩余使用寿命预测,以便为航司提供备件以及制定维护维修计划提供参考。而实际上,运行在 200 循环左右的 APU 处在性能衰退的初期,其在翼剩余使用寿命约为 2 年。此时对 APU 做寿命预测,显然不合理。此外,APU 运行至 500 循环左右,仅以 EGT 为性能指标的 PI 多次超过 0.60。说明直接依靠关键性能参数 EGT 作为 APU 性能指标难以表征 APU 的在翼性能状态。相比之下,本文所构建的 PI 值能够较为准确的表征 APU 的性能状态,同时,本文所构建的 PI 值平滑性较好,PI 值首次为 0.60 时,表明 APU 已经出现较大的性能衰退。

对 APU 在翼寿命预测,提前知道 APU 的性能状态,可为维护维修提供有效的支撑。为验证方法的有效性,使用非线性拟合能力强并能预测退化趋势的极限学习机(extreme learning machine, ELM)和优化的极限学习机(optimized extreme learning machine, Optimized ELM)算法进行对比实验,其中基于 ELM 的在翼 APU 剩余使用寿命预测的实验结果如图 7 所示。

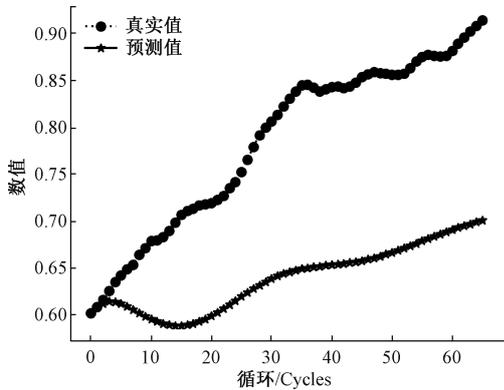


图 7 基于 ELM 的 APU 在翼 RUL 预测结果  
Fig. 7 On-wing RUL prediction result of the APU based on ELM

图 7 中点线为本文给出的性能评估结果真实值,星线为基于 ELM 的预测结果。ELM 预测的结果不稳定,图 7 给出了 ELM 的预测结果。Optimized ELM 为优化的 ELM,相比于 ELM,Optimized ELM 能在性能参数预测上取得较 ELM 更优的结果<sup>[14]</sup>。将 Optimized ELM 用在 APU 剩余使用寿命预测中,得到的 RUL 预测结果如图 8 所示。

图 8 中点线为本文所给出的性能评估结果真实值,星线为 ELM 的预测结果。从图 8 中可以看出,在前 40 个循环左右,Optimized ELM 能够对 APU 健康状态的

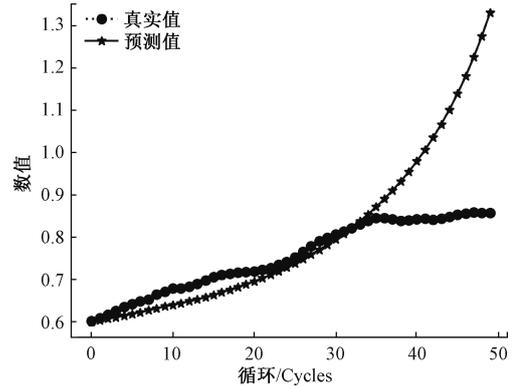


图 8 基于 Optimized ELM 的 APU 在翼 RUL 预测结果  
Fig. 8 On-wing RUL prediction result of the APU based on Optimized ELM

整体趋势进行预测。但是随着预测的步长增大,其预测误差会增大。此外,Optimized ELM 未能给出概率性的输出。为定量的表征 ELM,Optimized ELM 以及本文方法预测性能,其预测结果对比如表 2 所示。

表 2 不同方法得出的 APU 寿命预测结果  
Table 2 The RUL prediction results of APU with different methods

| 预测方法          | 预测结果 | 实际寿命 | 预测绝对误差 | 绝对百分比误差/% | 95% 置信区间     |
|---------------|------|------|--------|-----------|--------------|
| ELM           | 38.4 | 66.0 | 27.6   | 41.8      | [2.9, 73.9]  |
| Optimized ELM | 42.0 | 66.0 | 24.0   | 36.4      | -            |
| 本文方法          | 58.3 | 66.0 | 7.7    | 11.7      | [24.0, 92.4] |

表 2 给出了 3 种方法的预测结果,其中,ELM 和本文提出的方法能够给出概率性的输出。由于剩余使用寿命是以循环为单位,故预测结果保留一位小数点。因为 Optimized ELM 取得的预测结果稳定,所以未能给出概率性的预测结果。从图 8 中可以看出,在预测的初始阶段,Optimized ELM 能够对 APU 健康状态的整体趋势进行有效的预测。但是随着预测步数的增大,其预测误差也会增大,因此并未取得更优的 RUL 预测结果。本文借助于状态方程与观测方程,并结合卡尔曼迭代算法,确保了预测的模型的稳定性,能取得更优的预测结果与更小的置信区间。

为了全面验证本文方法的有效性,与不同种类的方法进行对比实验。对比方法包括相关向量回归(relevance vector regression, RVR),自回归整合移动平均模型(autoregressive integrated moving average model, ARIMA)和深度学习方法长短时记忆(long short-term memory, LSTM)网络模型。在实验条件一样的情况下,对比实验结果如表 3 所示。

表3 不同类型方法得出的APU寿命预测结果

Table 3 The RUL prediction results of APU with different kinds of methods

| 预测方法  | 预测结果  | 实际寿命 | 预测绝对误差 | 绝对百分比误差/% |
|-------|-------|------|--------|-----------|
| RVR   | 91.0  | 66.0 | 25.0   | 37.9      |
| ARIMA | 165.0 | 66.0 | 99.0   | 150.0     |
| LSTM  | 35.0  | 66.0 | 31.0   | 46.9      |
| 本文方法  | 58.3  | 66.0 | 7.7    | 11.7      |

表3中,RVR采用了径向基核函数提升预测性能,ARIMA选用贝叶斯信息准则进行参数优化。从表3中可以看出,所提方法的预测绝对误差和绝对百分比误差分别为7.7和为11.7%,预测结果优于其他方法。

为进一步探究算法在不同起始预测状态的预测效果,依据本文对APU的性能评估结果,设置初始预测性能状态分别为0.60,0.65,0.70,0.75,0.80和0.85时,借助于状态空间模型与卡尔曼滤波预测算法,对APU在翼RUL进行预测。预测结果如图9所示。

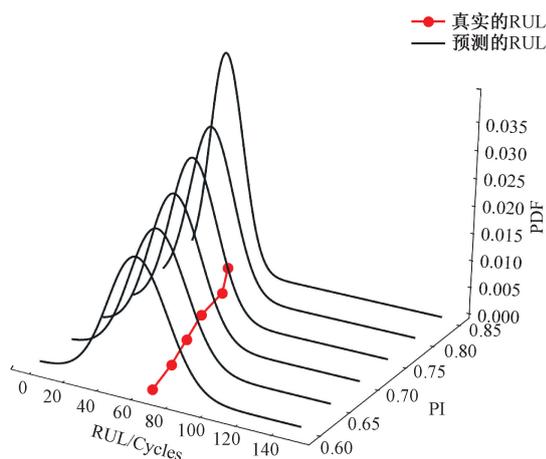


图9 APU在翼RUL预测结果

Fig. 9 On-wing RUL prediction results of the APU

图9中,点线为真实的RUL,实线为APU在不同起始的性能状态下的预测的RUL的概率密度函数(probability density function, PDF)。从图中可以看出,随着PI值的增大,PDF曲线逐渐变窄变高,说明预测的RUL的不确定性降低。为了更进一步探究所提算法的适用性并量化预测性能,采用不同的起始预测点,设置初始预测性能状态分别为0.60,0.65,0.70,0.75,0.80和0.85时,预测结果如表4所示。

表4给出了在不同预测起点时,本文所提方法的预测结果,预测的结果包括剩余使用寿命时间预测的平均值和95%置信区间。可以看出,当预测的起始状态接近

寿命结束时,预测的平均失效时间与实际失效时间越来越接近,说明寿命预测误差逐渐减小。此外,预测的95%置信区间也逐渐减小,即预测结果的不确定性也随之降低。

表4 不同状态下APU寿命预测结果

Table 4 The RUL prediction results of APU in different states

| 起始状态 | 预测结果 | 实际寿命 | 预测标准差 | 预测误差 | 95%置信区间      |
|------|------|------|-------|------|--------------|
| 0.60 | 58.3 | 66.0 | 17.1  | 7.7  | [24.0, 92.4] |
| 0.65 | 51.9 | 59.0 | 16.5  | 7.1  | [18.7, 84.9] |
| 0.70 | 43.8 | 50.0 | 15.2  | 6.2  | [13.4, 74.2] |
| 0.75 | 36.9 | 41.0 | 13.9  | 4.1  | [8.9, 64.7]  |
| 0.80 | 30.1 | 36.0 | 13.1  | 5.9  | [3.8, 56.3]  |
| 0.85 | 21.5 | 22.0 | 10.0  | 0.5  | [1.4, 41.5]  |

## 4 结 论

本文利用在翼监测数据构建含噪声的PI,构造观测方程,用于表示系统的性能状态。基于含噪声的PI,采用WP模拟APU的退化过程,生成状态方程。基于SSM实现在翼APU系统级的性能评估。将迭代卡尔曼滤波更新方法应用到所构建的SSM中,实现对APU在翼RUL的预测,并给出所预测的寿命的概率分布。将该方法应用于实际商用APU退化数据集。实验结果表明,该方法能够对APU在翼性能进行实时评估和进行寿命预测,并且能给出寿命预测的区间,预测的结果可有助于视情维修。

## 参考文献

- [1] 黄国平,梁德旺,何志强.大型飞机辅助动力装置与微型涡轮发动机技术特点对比[J].航空动力学报,2008,23(2):383-388.  
HUANG G P, LIANG D W, HE ZH Q. Comparison of technical characteristics of APU and microturbine engines for large aircraft [J]. Journal of Aerospace Power, 2008, 23(2): 383-388.
- [2] 苏三买,孙牧桥,田宏星,等.飞机辅助动力装置引气特性计算方法[J].推进技术,2013,34(4):439-444.  
SU S M, SUN M Q, TIAN H X, et al. Air bleeding characteristics calculation method for aircraft auxiliary power unit [J]. Journal of Propulsion Technology, 2013, 34(4): 439-444.
- [3] 赵祥成,黄向华.辅助动力装置导叶调节规律及对性

- 能影响研究 [J]. 推进技术, 2015, 36(4): 540-546.  
ZHAO X CH, HUANG X H. Research on inlet guide vane regulating rules and its influence on performance of auxiliary power unit [J]. Journal of Propulsion Technology, 2015, 36(4): 540-546.
- [ 4 ] 刘连胜, 张晗星, 刘晓磊, 等. 面向飞机辅助动力装置在翼剩余寿命预测的性能参数扩增方法 [J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(7): 107-116.  
LU L SH, ZHANG H X, LIU X L, et al. The performance parameter augment method for on-wing remaining useful life prediction of aircraft auxiliary power unit [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(7): 107-116.
- [ 5 ] LIU L S, WANG L L, WANG S N, et al. Remaining useful life prediction of aircraft auxiliary power unit with on-wing sensing data [C]. 2018 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Chongqing), 2018: 223-228.
- [ 6 ] ALASWAD S, XIANG Y. A review on condition-based maintenance optimization models for stochastically deteriorating system [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2017, 157: 54-63.
- [ 7 ] MCCOWN P M, CONWAY T J, CONWAY C V. Auxiliary power unit maintenance aid-flight line engine diagnostics [C]. IEEE Automatic Testing Conference, 1989: 296-301.
- [ 8 ] 陈志强, 陈旭东, OLIVIRA J V D, 等. 深度学习在设备故障预测与健康中的应用 [J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(9): 206-226.  
CHEN ZH Q, CHEN X D, OLIVIRA J V D, et al. Application of deep learning in equipment prognostics and health management [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(9): 206-226.
- [ 9 ] 彭宇, 刘大同. 数据驱动故障预测和健康管理的综述 [J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(3): 481-495.  
PENG Y, LIU D T. Data-driven prognostics and health management: A review of recent advances [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(3): 481-495.
- [ 10 ] 苗建国, 王剑宇, 张恒, 等. 无人机故障诊断技术研究进展概述 [J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(9): 56-69.  
MIAO J G, WANG J Y, ZHANG H, et al. Review of the development of fault diagnosis technology for unmanned aerial vehicle [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(9): 56-69.
- [ 11 ] 周绍华, 胡昌华, 司小胜, 等. 融合非线性加速退化模型与失效率模型的产品寿命预测方法 [J]. 电子学报, 2017, 45(5): 1084-1089.  
ZHOU SH H, HU CH H, SI X SH, et al. Life prediction approach by integrating nonlinear accelerated degradation model and hazard rate model [J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(5): 1084-1089.
- [ 12 ] LIU L S, GUO Q, LIU D T, et al. Data-driven remaining useful life prediction considering sensor anomaly detection and data recovery [J]. IEEE Access, 2019, 7: 58336-58345.
- [ 13 ] 李颖杰, 吴林峰, 李春文. 微型航空发动机推力矢量系统建模与控制 [J]. 清华大学学报(自然科学版), 2020, 60(3): 198-205.  
LI Y J, WU L F, LI CH W. Modeling and control of a micro aero-engine thrust vector system [J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2020, 60(3): 198-205.
- [ 14 ] LIU X L, LIU L SH, WANG L L, et al. Performance sensing data prediction for an aircraft auxiliary power unit using the optimized extreme learning machine [J]. Sensors, 2019, 19(18): 3935.
- [ 15 ] ZHANG Y J, PENG Y, WANG P, et al. Aircraft APU failure rate prediction based on improved Weibull-based GRP [C]. 2017 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Harbin), 2017: 1-6.
- [ 16 ] WANG L L, LI M, LIU L SH, et al. Exhaust gas temperature sensing data anomaly detection for aircraft auxiliary power unit condition monitoring [C]. 2018 International Conference on Sensing, Diagnostics, Prognostics, and Control (SDPC), 2018: 426-430.
- [ 17 ] VIEIRA F M, DE O B C, NASCIMENTO C L, et al. Health monitoring using support vector classification on an auxiliary power unit [C]. 2009 IEEE Aerospace Conference, 2009: 1-7.
- [ 18 ] LIU X L, LI Z G, WANG L L, et al. Performance parameter estimation of aircraft auxiliary power unit via a fusion model [C]. 2019 International Conference on Sensing, Diagnostics, Prognostics, and Control (SDPC), 2019: 523-528.
- [ 19 ] LIU L SH, PENG Y, WANG L L, et al. Improving EGT sensing data anomaly detection of aircraft auxiliary power unit [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2020, 33(2): 448-455.
- [ 20 ] LIU X L, LIU L SH, LIU D T, et al. A hybrid method of remaining useful life prediction for aircraft auxiliary power unit [J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(14): 7848-7858.
- [ 21 ] 苗恩铭, 吕玄玄, 魏新园, 等. 基于状态空间模型的数控机床热误差建模 [J]. 中国机械工程, 2020,

30(9): 1049-1055.

MIAO EN M, LYU X X, WEI X Y, et al. Thermal error modeling of CNC machine tools based on state space model [J]. China Mechanical Engineering, 2020, 30(9): 1049-1055.

- [22] 鲁兴举, 郑志强. 一类 MIMO 系统连续状态空间模型的参数辨识频域方法 [J]. 自动化学报, 2016, 42(1): 145-153.

LU X J, ZHENG ZH Q. Identification of continuous state-space model parameters for a class of MIMO Systems: A frequency domain approach [J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(1): 145-153.

### 作者简介



**刘晓磊**, 2018 年于哈尔滨工业大学获得控制科学与工程专业硕士学位, 现为哈尔滨工业大学在读博士研究生, 主要研究方向飞机辅助动力装置故障检测与预测、信号处理方法。

E-mail: lluxiaolei@hit.edu.cn

**Liu Xiaolei** received his M. Sc. degree in the major of control science and engineering from Harbin Institute of Technology in 2018. He is currently pursuing Ph. D. degree at Harbin Institute of Technology. His research interest includes fault detection and prognostics of aircraft auxiliary power unit, and signal processing method.



**刘连胜** (通信作者), 2006 年、2008 年和 2017 年于哈尔滨工业大学分别获得学士、硕士和博士学位, 现为哈尔滨工业大学电子与信息工程学院副教授, 主要研究方向为信息物理系统、无人系统感知技术、故障预测与健康管理等。

E-mail: lianshengliu@hit.edu.cn

**Liu Liansheng** (Corresponding author) received his B. Sc., M. Sc. and Ph. D. degrees all from Harbin Institute of

Technology in 2006, 2008 and 2017, respectively. He is currently an associate professor in School of Electronics and Information Engineering, Harbin Institute of Technology. His main research interest includes cyber physical system, unmanned system sensing technology, fault prognostics and health management, etc.



**王璐璐**, 2000 年于南京航空航天大学获得学士学位, 2009 年于东北大学获得硕士学位, 现为中国南方航空股份有限公司沈阳维修基地 APU 中心主任, 主要研究方向为飞机辅助动力装置维修技术、工程管理和机队可靠性管理等。

E-mail: wanglulu@csair.com

**Wang Lulu** received her B. Sc. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2000 and M. Sc. degree from Northeastern University in 2009. She is currently the director of the APU center at Shenyang Maintenance Base, China Southern Airlines Company Limited. Her main research interest includes aircraft auxiliary power unit repair technique, engineering management and fleet reliability management, etc.



**彭喜元**, 1984 年、1987 年和 1992 年于哈尔滨工业大学分别获得学士、硕士和博士学位, 现为哈尔滨工业大学电子与信息工程学院教授, 主要研究方向为自动测试和高级故障诊断技术。

E-mail: pxy@hit.edu.cn

**Peng Xiuyan** received his B. Sc., M. Sc., and Ph. D. degrees all from Harbin Institute of Technology (HIT) in 1984, 1987, and 1992, respectively. He is currently a full professor in School of Electronics and Information Engineering, HIT, Harbin, China. His current research interest includes automatic test and advanced fault diagnostics technology.