

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2108622

# 飞机机电系统部件数据驱动健康状态 在线估计方法综述\*

张玉杰<sup>1</sup>, 彭宇<sup>2</sup>, 刘大同<sup>2</sup>

(1. 四川大学电气工程学院 成都 610065; 2. 哈尔滨工业大学电子与信息工程学院 哈尔滨 150001)

**摘要:**飞机机电系统的机电部件(飞机机电系统部件)处于良好的健康状态是飞机机电系统安全运行重要前提,对于保障飞机正常飞行和成员安全具有重要意义。飞机机电系统部件健康状态在线估计可以实现部件健康状态的在线估计,有效支撑部件的视情维修,进而为飞行任务保障提供决策参考。本文以代表性飞机机电系统部件机电作动器和辅助动力装置为具体研究对象,在该领域健康状态估计方法进行充分调研基础上,阐述飞机机电系统部件健康状态估计基本概念及内涵,并针对飞机机电系统部件数据驱动健康状态在线估计方法体系进行系统地分析,进而归纳总体发展动态并展望未来发展方向,以此为相关研究者提供参考。

**关键词:**故障预测与健康管理;健康状态;在线估计方法;飞机机电系统部件

**中图分类号:** TP206+.3 TH165+.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

## Review on data-driven health state on-line estimation methods for aircraft electromechanical system components

Zhang Yujie<sup>1</sup>, Peng Yu<sup>2</sup>, Liu Datong<sup>2</sup>

(1. College of Electrical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China; 2. School of Electronics and Information Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

**Abstract:** The good healthy state for the components of aircraft electromechanical system (aircraft electromechanical system components) is an important prerequisite for the safe operation of the aircraft electromechanical system, which is of great significance to ensure the normal flight of the aircraft and the safety of the crew. The health state on-line estimation of electromechanical system components can realize the on-line estimation of component health state, and effectively support the condition-based maintenance of components and then provide decision-making reference for flight mission support. In this paper, the health state estimation methods in this field are fully analyzed, in which the typical representative of them, namely Electro-mechanical Actuator and Auxiliary Power Unit, are taken as the specific research objects. The basic concept and connotation of the estimation of the health state for aircraft electromechanical system components are presented, and the data-driven health state on-line estimation method for aircraft electromechanical system components is analyzed systematically. On this basis, the overall development trend is summarized, and the future development direction is prospected to provide references for the related researchers.

**Keywords:** prognostics and health management; health state; on-line estimation method; aircraft electromechanical system components

## 0 引言

大型飞机研制和应用能力是一个国家航空工业发展水平和科技实力的集中体现,我国历届政府高度重视该领域技术的发展<sup>[1-2]</sup>。然而,在未来国产大型飞机

以及各类中、小型飞机大规模应用过程中,飞机安全性问题是必然遇到的挑战,如美国波音公司生产的737MAX系列飞机尚且由于存在设计问题导致在半年之内接连发生了狮航、埃航两起空难事故,造成了巨大的人员伤亡以及经济和财产损失<sup>[3]</sup>。因此,对于缺乏大规模应用的国产飞机发展初期阶段,飞机的机载设

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

\* 基金项目:国家自然科学基金(61701131,61803121,52075349)项目资助

备系统的安全性保障研究更加重要,必须立足自主,与总体设计和试验同步推进。

飞机的机载设备系统主要包括两类:航电系统和机电系统<sup>[4]</sup>。飞机机电系统也称为公共设备系统,主要指除航电系统以外的其他用于保障飞机各运行设备及驾乘人员安全的机载设备集合,主要包括燃油子系统、液压子系统、起落架子系统以及辅助动力子系统等<sup>[5]</sup>。需要特殊说明的是,航空发动机虽然也是机电设备,但由于其在飞机上具有重要地位,在航空领域一般将其单独列为一个系统,而不隶属于机载设备系统中的机电系统。随着飞机的经济性和安全性要求不断提高,飞机机电系统的机电部件(以下简称“飞机机电系统部件”、“部件”)结构趋向复杂化,同时具有时变运行工况、高使用频率等特点。

随着运行时间增加,复杂的组成结构导致飞机机电系统部件易于发生健康状态退化。当其健康状态退化到一定程度,将导致规定功能无法实现,进而导致严重损伤<sup>[6-7]</sup>。因此,提高飞机机电系统部件的运行安全性非常紧迫和重要。飞机机电系统的重要部件主要包括辅助动力装置(auxiliary power unit, APU)和机电作动器(electro-mechanical actuator, EMA),是能量产生及应用的关键部件,分别隶属于辅助动力子系统和起落架子系统<sup>[8-9]</sup>。EMA是功率作动系统的主要部件之一,具有结构紧凑、重量轻以及易于维护等优势,在多电/全电飞机中有着广阔的应用前景。APU实质上是一台小型燃气涡轮发动机,主要用于为飞机提供压缩空气和电力,部分型号APU甚至可为飞机提供附加推力,目前广泛应用于各类飞机上,如民用公务机、大型客机、军用直升机、战斗机等,成为飞机上的重要设备。因此,以二者为具体研究对象开展健康状态在线估计方法研究,有助于推广应用于其他类型部件,对于提升飞机机电系统部件运行安全性,具有重要现实价值和工程意义。

故障预测与健康管理(prognostics and health management, PHM)是设备安全性保障研究领域的关键技术之一,可有效支撑维修保障决策的制订,实现提高研究对象运行安全性、降低研究对象维修成本的目的。它主要是指:在各种智能推理算法和机理模型基础上,借助先进传感技术获得研究对象的各类运行状态数据,完成研究对象的状态监测,进而实现对研究对象异常状态的检测、健康状态的估计、各类故障的诊断、以及剩余寿命的预测等多功能的一类技术<sup>[10-12]</sup>。

目前,国外在PHM研究领域均进行了深入而广泛的研究,美、英等国家已经形成了相对成熟的体系架构,并在飞机、车辆、舰船和航天飞行器等方面得到了推广应用。相比于国外,国内的PHM研究还比较薄弱,内容主要集中于系统框架、状态监测以及故障诊断和预测等

技术。同时,作为PHM技术研究的核心内容之一,设备的健康状态估计方法研究正处于快速发展阶段,是目前学术界和工业界的研究热点,但仍然难以满足各类复杂部件安全性和可维修性保障的实际应用需求。健康状态估计有时也被称为健康状态评估<sup>[13]</sup>、退化状态识别<sup>[14]</sup>或退化状态评估<sup>[15]</sup>等,主要是指针对健康状态表征参量的演化规律及其与状态监测数据之间的映射关系进行研究,实现估计健康状态的过程。其中,健康状态在线估计指:在线条件下利用状态监测数据,实现健康状态的在线估计的过程<sup>[16-17]</sup>。开展健康状态在线估计方法研究有助于提升飞机机电系统部件的运行安全性,降低飞机的运维成本,对于飞行任务保障具有重要的价值<sup>[18]</sup>。

然而,飞机机电系统部件复杂的组成结构、时变的运行工况和较高的使用频率等诸多因素引起其复杂的健康状态在线退化规律,使得该领域相关健康状态在线估计方法的已有研究难以满足部件视情维修和飞行任务保障的需求。此外,相近领域健康状态估计方法研究大多是在离线条件下进行的,不能直接移植到该领域,即面向飞机机电系统部件的健康状态在线估计方法的研究与应用仍然存在较大的发展空间。另一方面,由于该领域研究具有实验成本较高、实验条件苛刻等特点,直接的研究成果相对较少,且研究内容不成体系,较为分散。但在相关的领域,健康状态估计方法研究已形成丰富的研究成果<sup>[19-20]</sup>。同时,随着状态监测能力和数据分析技术的快速发展,基于数据驱动的相关方法日渐成为本领域的主流方法之一。

基于此,本文首先简单概括飞机机电系统部件的基本概念。然后,对飞机机电系统部件健康状态估计的基本概念及内涵进行论述,并将该领域中可借鉴和参考的研究成果纳入其中。在此基础上,对飞机机电系统部件数据驱动健康状态在线估计方法进行系统地分析。最后,总结该领域面临的挑战,并对其发展趋势进行展望,以期对相关研究人员提供借鉴和参考。

## 1 飞机机电系统部件概述

如上所述,飞机机电系统部件是一个包含许多机电部件的集合。然而,由于各飞机机电系统部件不同的功能要求,导致其具有不同的组成结构,但主要都是由动力部件、能量转换部件和负载部件组成,具有相似的结构划分,如图1所示<sup>[4]</sup>。以EMA和APU为例,APU可以将燃料能转化为气压能和电能,EMA可以将电能转化成机械能。因此,从能量转换的角度来看,二者在结构划分上具有相似性,都包括动力部件、能量转换部件和负载部件3个部分,如图2所示。

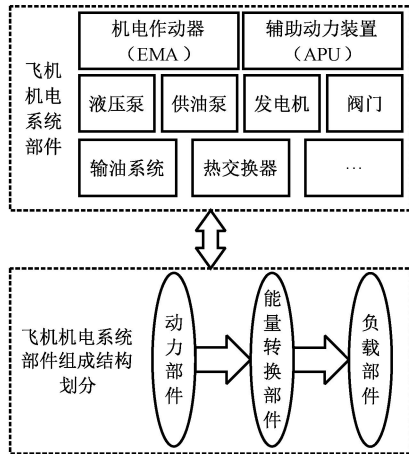


图1 部件组成结构划分

Fig. 1 Composition division for the components

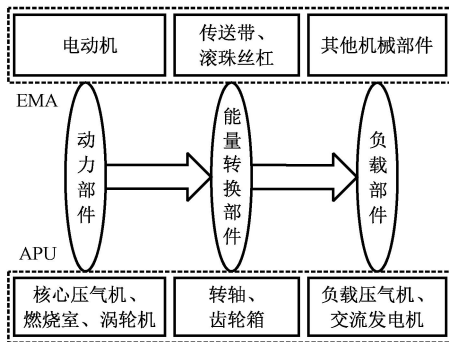


图2 EMA 和 APU 组成结构划分

Fig. 2 Composition division for EMA and APU

此外,它们均存在由于复杂组成结构和航空安全性要求限制,引起的部件健康状态难以直接进行在线监测的问题<sup>[21]</sup>。另一方面,各部件健康状态在线退化过程均受到内外部因素的共同影响。内部因素的影响作用主要表现为组成结构的复杂性引起的多失效模式之间的耦合性。外部因素的影响作用主要表现为失效模式受到环境因素、工作载荷等时变工况影响<sup>[18,22-23]</sup>。由于 EMA 和 APU 均存在多失效模式耦合和时变工况影响问题,它们具有部件健康状态退化规律的共性。另一方面,从机理模型是否能够反映健康状态参量和状态监测数据之间映射关系的角度来看,它们分别属于两类不同的部件<sup>[24]</sup>。

综上所述,EMA 和 APU 既具有部件健康状态退化规律的共性,又可以反映部件机理模型区别。因此,在健康状态在线估计方法研究领域,其他部件的方法体系基本与 EMA 或 APU 相同。限于篇幅,本文仅以 EMA 和 APU 为例开展相应的方法综述。以下首先对健康状态估计方法的类型定义进行介绍,然后,系统地对部件健康状态估计方法进行分析。

## 2 飞机机电系统部件健康状态估计

### 2.1 健康状态估计方法类型定义

在健康状态估计领域,相关研究方法主要可分为3类:模型驱动方法、数据驱动方法和融合型方法。如图3所示,其基本概念、内涵以及优势和不足分别阐述如下<sup>[25-26]</sup>。

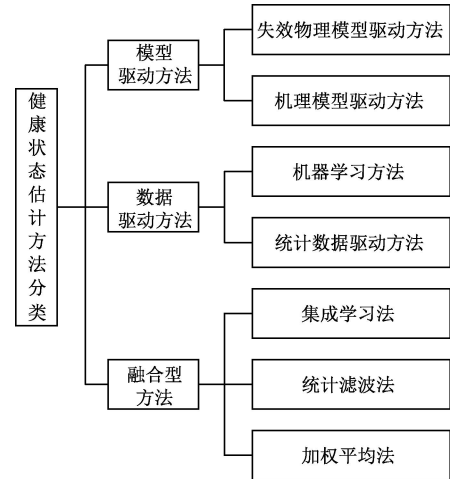


图3 健康状态估计方法分类

Fig. 3 Categories of on-line estimation methods for the health state

#### 1) 模型驱动方法

此类方法首先基于部件的失效机理或工作机理,建立相应的物理模型,然后开展物理模型驱动的健康状态在线估计,主要有失效物理模型驱动的方法和机理模型驱动的方法<sup>[25]</sup>。前者是与研究对象健康状态退化规律相对应的一类方法,主要包括随机斜率/截距模型、Paris模型、反映论模型和幂律模型等。由于不同研究对象的工作机理差别较大,后者划分一般和具体研究对象相关。此类方法的可解释性较强,主要适用于工作机理或者失效机理已知的研究对象,难以用于具有复杂组成结构和运行工况的研究对象。

#### 2) 数据驱动方法

此类方法指以部件状态监测数据和健康状态参量为依据,进行健康状态估计的一类方法<sup>[26]</sup>。根据具体方法类别的不同,它又可以细分为机器学习方法和统计数据驱动方法两类。其中,前者具有不依赖于物理模型和统计模型的优势,适于组成结构和运行工况复杂的研究对象,但也存在样本量要求高、可解释性差等不足,主要包括支持/相关向量机、高斯过程回归、人工神经网络以及深度学习(长短时记忆网络、卷积神经网络)等。后者具有不依赖物理模型、不确定性反映能力强等优势,也适于



具有复杂组成结构和运行工况的研究对象,但其性能受到数据质量的影响和监测数据获取的限制,主要包括退化量分布法、统计滤波法、随机过程法、随机系数回归模型、马尔科夫模型以及协变量风险模型等。

### 3) 融合型方法

此类方法通过将数据驱动方法和模型驱动方法融合,实现健康状态估计,具有前两类方法优势互补的优点,但对于前两类方法的性能具有依赖性,当前两类方法应用性能较差时,此类方法难以取得相对较好的性能,主要包括集成学习法、统计滤波法、加权平均法等<sup>[25]</sup>。

上述各类方法的优势和不足如图4所示。模型驱动方法具有可解释性强的优势,更适用于可建立精确物理模型的研究对象。融合型方法具有可实现不同类型方法优势互补的优势,适用于单一方法性能较好的研究对象。数据驱动方法具有不依赖于物理模型的优势,适用于组成结构复杂的研究对象,但在该领域缺乏相对系统性的归纳和总结。因此,开展该领域数据驱动方法研究综述,对于促进该领域的发展具有重要价值。限于篇幅,本论文着重对数据驱动方法进行了综述。

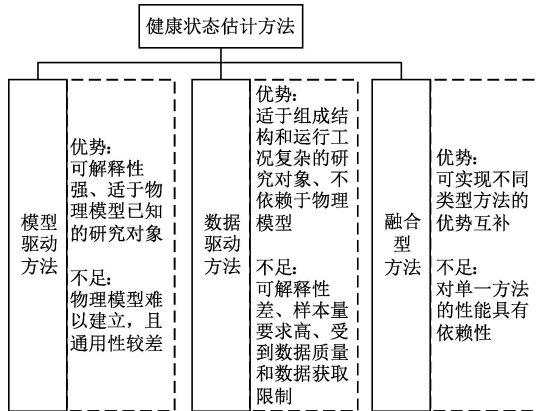


图4 各类健康状态估计方法优势和不足

Fig. 4 Advantages and disadvantages of various health status estimation methods

## 2.2 飞机机电系统部件数据驱动健康状态估计方法

健康状态估计是PHM技术的重要组成部分。为了充分论述飞机机电系统部件的数据驱动健康状态估计方法研究需求,本节首先以EMA和APU为例,概述该领域PHM技术研究现状,然后,对该领域的数据驱动方法研究进行详细总结。

在EMA和APU的PHM技术研究领域,国内外的代表研究机构如表1所示。对于EMA而言,国外PHM技术研究重点考虑从EMA特性出发研究其性能退化特征提取、故障诊断、剩余寿命预测等方法,而且通过EMA实验平台建设对提出的方法进行了充分的验证;国内PHM技术主要是针对典型故障开展特征提取和故障诊断方法

研究,通过仿真数据验证方法的有效性。对于APU而言,国外已经给予了足够的重视,积累了较多经验,具有成熟的产品;国内侧重于研究维修维护技术,以实现安全性和经济性的提升。此外,国内哈尔滨东安发动机(集团)公司在设计与生产APU方面积累了一定经验,但在支撑APU PHM的研究工作方面尚未见报道。

表1 EMA和APU PHM技术研究机构

Table 1 Research institute of EMA and APU PHM technology

部件类型	国外研究机构	国内研究机构
EMA	NASA 艾姆斯研究中心 <sup>[27]</sup> 、美国 Moog 公司 <sup>[28]</sup> 、法国空客公司 <sup>[29]</sup> 、德国航空航天中心 <sup>[30]</sup> 、美国洛克希德马丁公司和 Parker 公司 <sup>[31]</sup> 、美国 Impact Technology 公司 <sup>[32]</sup> 、美国罗切斯特理工大学等 <sup>[33]</sup>	哈尔滨工业大学 <sup>[34]</sup> 、北京航空航天大学 <sup>[35]</sup> 、西北工业大学 <sup>[36]</sup> 、南京航空航天大学 <sup>[37]</sup> 、中国航空综合技术研究所和海军装备研究院航空所 <sup>[38]</sup>
APU	美国 APU 厂商霍尼韦尔公司 <sup>[39]</sup> 、德国亚琛工业大学 <sup>[40]</sup> 、加拿大国家研究委员会 <sup>[41]</sup> 、加拿大卡尔顿大学 <sup>[42]</sup> 、美国佛罗里达州立大学 <sup>[43]</sup> 、美国伊利诺伊芝加哥分校 <sup>[44]</sup> 、巴西航空工业公司 <sup>[45]</sup>	哈尔滨工业大学与中国南航沈阳维修基地 <sup>[46]</sup> 、西北工业大学 <sup>[47]</sup> 、南京航空航天大学 <sup>[48]</sup> 、中国民航大学 <sup>[49]</sup> 、中国商用飞机有限责任公司 <sup>[50]</sup>

综上所述,国外在EMA PHM研究领域起步较早,其研究水平高于国内,实验验证也比较充分;国内起步较晚,还处在快速发展阶段,很多单位都建立了自己的EMA PHM技术验证仿真平台,但公开文献中没有使用实际EMA状态监测数据进行验证的报道;国外具有APU的设计和生产能力,具有成熟的APU PHM产品,在APU PHM领域处于领先地位,国内航空公司对APU维修采用的定时维护和故障后维护的方式,往往使得其处于亚健康状态,不仅加重了航空公司的经济负担,而且还对飞行安全形成了潜在的威胁。因此,国内对于飞机机电系统部件PHM技术研究和应用相对落后于国外,较为不成熟。跟踪国外先进技术,研究以EMA和APU为代表的飞机机电系统部件的健康状态估计方法,对于促进PHM技术和发展我国航空事业有着重要的意义。然而,由于飞机机电系统部件组成结构复杂且受到时变工况和多失效模式耦合两方面因素影响,导致难以建立准确的物理模型,而数据驱动方法的性能难以满足该领域健康状态估计实际需求。因此,提升该领域数据驱动方法的性能,

具有重要的工程价值和研究意义。

在面向部件健康状态估计的数据驱动方法研究领域,国内外相关高等院校、部分大型科研院所和航空公司等已进行了广泛的研究。具有代表性的研究机构和研究方法类型如表2所示。

表2 面向部件健康状态估计的数据驱动方法分类

Table 2 Categories of data-driven methods for component health state estimation

方法类型	代表性研究机构
基于神经网络的方法	美国罗切斯特理工大学 <sup>[51]</sup> 、西北工业大学 <sup>[36]</sup> 、中国民航大学 <sup>[52]</sup> 、巴西航空工业公司 <sup>[53]</sup>
基于支持向量机的方法	加拿大国家研究委员会 <sup>[54]</sup>
基于高斯过程回归的方法	美国 NASA 艾姆斯研究中心 <sup>[27]</sup> 、中国商用飞机有限责任公司 <sup>[50]</sup>
基于退化量分布的方法	沈阳航空航天大学 <sup>[55]</sup>
统计滤波方法	加拿大卡尔顿大学 <sup>[56]</sup> 、北京航空航天大学 <sup>[35]</sup>
基于协变量风险模型的方法	南京航空航天大学 <sup>[57]</sup>

由表2可知,目前该领域研究方法主要包括:人工神经网络、支持向量机、高斯过程回归、退化量分布、统计滤波、协变量风险模型等。为进一步明确该领域研究需求,以下从健康状态表征、时变工况和多失效模式耦合影响等方面,进行分析和总结。

在该领域中,健康状态表征方法主要包括两类:直接选取法和基于人工神经网络法。前者难以确保表征参量可在线获取且通用性相对较差,后者则需要大量数据样本,且可解释性较差。时变工况影响研究方法主要包含3类,即:1)工况参数修正法;2)工况参数输入法;3)工况-模型关联法。其中,前两种方法要求工况参数和表征参量之间具有确定的映射关系,通用性较差,第3)种方式难以适用于工况类型较多或者动态工况场景,且易出现模型失配问题。多失效模式耦合影响研究方法主要包含3类,即:1)协变量风险模型法;2)失效模式-模型关联法;3)多失效模式综合等效法。第1种方式需要失效寿命数据,难以应用于飞机机电系统部件,后两种方式则未考虑失效模式耦合关系对模型的影响,易出现模型失配问题。

综上所述,该领域主要存在两方面的问题:1)难以直接在线表征健康状态问题。2)在线估计模型存在失配问题。基于以上两方面的问题,研究数据驱动在线估计方

法,提高部件健康状态在线表征和估计能力,是目前亟需解决的问题。因此,以下将结合该领域数据驱动方法研究现状,剖析和总结当前研究所面临的挑战。

### 3 飞机机电系统部件数据驱动健康状态在线估计

根据健康状态反映方式不同,状态监测数据可以分为间接监测数据和直接监测数据两类。前者可间接反映健康状态;后者则能够直接反映健康状态。根据数据类型的不同,基于数据驱动的在线估计方法可分为基于间接监测数据的方法和基于直接监测数据的方法,它们的原理框图如图5和6所示<sup>[25-26]</sup>。其中,健康因子即前文中提到的“健康状态表征参量”。

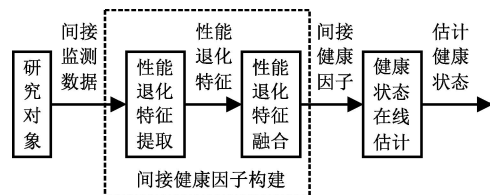


图5 间接监测数据驱动的健康状态在线估计方法

Fig. 5 Indirect monitoring data-based health state on-line estimation methods

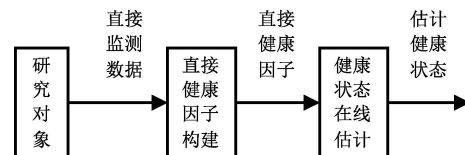


图6 直接监测数据驱动的健康状态在线估计方法

Fig. 6 Direct monitoring data-based on-line health state estimation methods

它们分别利用间接和直接健康因子构建模型,从不同类型的监测数据中构建相应的健康因子,并结合在线估计模型,对系统健康状态进行在线估计。即健康因子构建和健康状态在线估计是基于数据驱动的在线估计方法的两个主要步骤。以下将分别对两个主要步骤相关的研究现状进行概括分析,以明确该领域已有研究所面临的挑战。

#### 3.1 健康因子构建方法

由于部件存在航空安全性要求和传感器安装条件等因素的限制,其直接监测数据通常难以在线获取<sup>[58]</sup>。相比较而言,更容易实现间接监测数据的在线获取。因此,基于间接监测数据的方法更能满足该领域的实际应用需

求。其中,间接健康因子构建方法主要可以分为:性能退化特征提取和融合两部分,如图 7 所示<sup>[59]</sup>。

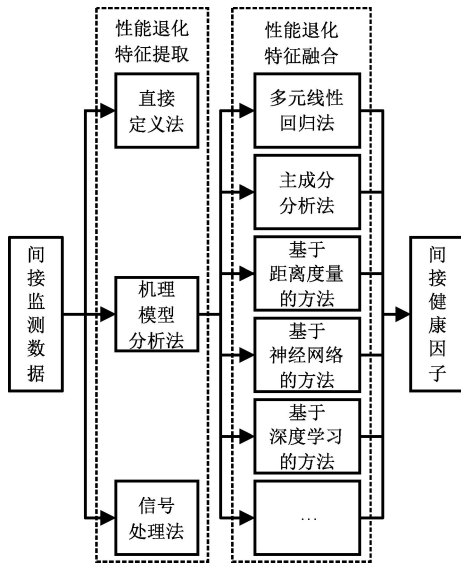


图 7 间接健康因子构建方法分类

Fig. 7 Categories of indirect health indicator construction methods

### 1) 性能退化特征提取方法

此类方法主要包括:直接定义法<sup>[58,60-61]</sup>、信号处理法<sup>[59,62-63]</sup>和机理模型分析法<sup>[64-65]</sup>。它们的优势和不足如表 3 所示。

表 3 各类性能退化特征提取方法优势和不足

Table 3 Advantages and disadvantages of various extraction methods for performance degradation feature

方法类型	优势	不足
直接定义法	易于实现、操作简单	通用性差、难以确保所定义参量可在线监测
信号处理法	不要求机理模型	可解释性较差、表征参量与性能退化特征之间的相关性具有不确定性
模型分析法	可解释性较好	要求机理模型、表征参量性能退化特征之间具有强相关性

直接定义法将间接监测数据或者其转换形式,直接定义为性能退化特征,具有易于实现、操作简单等优势,但也存在通用性差、难以确保所定义参量可在线监测等不足。信号处理法通过相关信号处理方法,从间接监测数据中提取性能退化特征,可解释性较差且表征参量与性能退化特征之间的相关性具有不确定性,但也具有不需要机理模型的优势<sup>[66-67]</sup>。机理模型分析

法在通过机理模型分析表征参量与间接监测数据之间映射关系基础上,利用机理关系进行性能退化特征的提取,可解释性较好但表征参量与性能退化特征之间具有强相关性<sup>[66-67]</sup>。

相比于直接定义法,信号处理法所提取的性能退化特征与表征参量之间存在不确定相关性,而模型分析法所提取的退化特征与表征参量之间则存在强相关性。因此,它们分别适于机理模型难以、能够反映表征参量和间接监测数据之间映射关系条件下的部件性能退化特征提取。

### 2) 性能退化特征融合方法

此类方法主要分为:多元线性回归(multiple linear regression, MLR)法<sup>[68-71]</sup>、主成分分析(principal component analysis, PCA)法<sup>[72-74]</sup>、基于距离度量的方法<sup>[75-76]</sup>、基于人工神经网络的方法<sup>[77]</sup>以及基于深度学习的方法<sup>[63,78-79]</sup>等。各类方法的优势和不足如表 4 所示。

表 4 各类性能退化特征融合方法优势和不足

Table 4 Advantages and disadvantages of various fusion methods for performance degradation feature

方法类型	优势	不足
MLR 法	计算量小、可解释性强、支持有监督训练	非线性拟合能力弱
PCA 法、基于距离度量的方法	计算量小	研究对象的健康状态表征参量利用不充分
基于人工神经网络的方法、基于深度学习的方法	非线性拟合能力强、自学习能力强	需要大量数据样本作为支撑、计算量大、可解释性差

从性能退化特征融合方法特性的角度来看,MLR 方法具有计算量小、可解释性强、支持有监督训练等优势,适用于在线性能退化特征的融合。然而,性能退化特征与表征参量之间存在的相关性不确定性以及强相关性,使得基于此类方法的健康因子构建模型存在失真问题<sup>[80-83]</sup>。

综上所述,信号处理法和机理模型分析法分别适于机理模型难以、能够反映表征参量与监测数据之间映射关系情形下的在线性能退化特征提取,但在基于 MLR 的在线性能退化特征融合方法中,它们分别存在特征相关性不确定性和强相关性导致的模型失真问题。因此,开展在线间接健康因子构建方法研究,抑制特征相关性不确定性和强相关性影响,有助于实现飞机机电系统部件在线应用条件下健康状态表征能力提升,并为健康状态在线估计提供理论依据。



### 3.2 数据驱动健康状态在线估计方法

结合实际情况,由于部件健康状态退化过程存在:时变工况和多失效模式耦合等因素的影响,亟需开展数据驱动在线估计方法研究,以满足部件健康状态在线估计的实际需求。其中,自适应健康状态在线估计和融合健康状态在线估计两类方法是应对时变工况和多失效模式耦合影响问题的有效方法。前者指可根据在线监测信息改变模型特性的一类方法<sup>[84]</sup>;后者指可建立多个失效模式融合模型的一类方法<sup>[85]</sup>。本节着重对时变工况以及多失效模式耦合两方面因素影响下的自适应和融合健康状态在线估计两类方法研究现状,进行综合分析,以明确该领域研究挑战。

#### 1) 健康状态在线自适应估计方法

随着时间的变化,实际部件运行工况也随之发生变化,导致健康因子也随时间发生变化,即具有时变性<sup>[86]</sup>。如何建立可考虑时变工况影响的在线估计模型,以实现部件健康状态准确地在线估计,成为该领域的重要挑战。

自适应健康状态在线估计主要包含模型构建和模型更新两部分<sup>[26]</sup>。模型构建方法主要可分为两类:统计数据驱动方法和机器学习方法。相比于后者,前者基于随机过程模型或者统计模型进行建模,不仅可充分反映部件健康状态退化过程的不确定性,还具有不依赖于物理模型的优势。模型更新主要可分为4类:重新建模方法<sup>[87]</sup>、局部建模方法<sup>[88]</sup>、滑动时间窗方法<sup>[89]</sup>和递归滤波器方法<sup>[90-92]</sup>。相比于其他方法,第4类方法可利用健康因子数据,迭代更新模型参数,其优势主要表现在计算速度快、计算量小等。因此,可基于递归滤波器方法和历史间接健康因子数据,迭代更新统计数据驱动健康状态估计模型,进而实现健康状态在线自适应估计<sup>[26,90]</sup>。

然而,在实际运行过程中,部件工况存在突变的情况,导致健康因子数据出现突变,进而将导致自适应在线估计模型,在突变点处具有较大估计误差,影响在线估计模型性能,使得自适应在线估计模型存在难以与健康因子匹配问题。

#### 2) 健康状态在线融合估计方法

由于部件受到多失效模式共同作用,导致其健康状态退化过程,存在多失效模式之间的耦合影响<sup>[93]</sup>。如何建立可综合考虑耦合影响的融合在线估计模型,以实现部件综合健康状态准确地在线估计,成为该领域的另一个重要挑战。

融合健康状态在线估计方法包括:统计数据驱动方法和基于机器学习的方法两类<sup>[26]</sup>。其中,前者具有可充分反映退化过程不确定性、不依赖物理模型等优势。在该领域它主要包括:协变量风险模型法、多元随机过程法、多元统计分布法以及 Copula 函数法等<sup>[6,94]</sup>。其中,协变量风险模型法可充分考虑各失效模式之间的相互影

响,但其协变量系数和风险函数计算依赖于失效寿命数据。多元随机过程法和多元统计分布法仅适用于各失效模式具有一致退化机理的场景。Copula 函数法对失效寿命数据依赖性较弱,且不要求各失效模式与退化机理保持一致等,适用于具有复杂组成结构和较高安全性要求的飞机机电系统部件。

然而,在实际运行过程中,部件多失效模式耦合关系存在变化的情况,导致健康因子趋势出现变化,进而导致融合在线估计模型,在耦合关系变化后出现较大估计误差,从而对融合在线估计模型的性能产生较大影响,使得融合在线估计模型存在难以与健康因子匹配问题。

综上所述,在时变工况和多失效模式耦合两方面因素影响下,当前该领域的在线估计模型存在难以与健康因子难以匹配问题,造成估计精度下降。因此,亟需开展面向飞机机电系统部件的健康状态在线估计新方法的相关研究,抑制时变工况以及多失效模式耦合所产生的不利影响,进而有效提升飞机机电系统部件健康状态在线估计性能。

## 4 挑战及未来展望

### 4.1 研究挑战

目前,面向飞机机电系统部件的健康状态在线估计方法研究主要存在的问题有:难以有效在线表征健康状态问题以及在线估计模型失配问题。基于统计数据驱动方法,解决上述问题时又存在健康因子构建模型失真以及估计模型与健康因子难以匹配两方面具体研究挑战,具体描述如下:

1) 由于部件性能退化特征与表征参量之间存在相关性不确定性或强相关性,导致健康因子构建方法存在失真问题,进而使得健康因子与部件的实际健康状态之间偏差过大,难以有效表征部件的健康状态,间接造成在线估计性能的下降。

2) 由于部件的间接健康因子,受到工况突变和多失效模式耦合关系变化影响,分别导致自适应和融合健康状态在线估计方法,存在估计模型与在线间接健康因子难以匹配问题,使得其健康状态在线估计模型难以准确在线估计健康状态,进而直接导致在线估计性能下降。

此外,除上述两方面原因之外,飞机机电系统部件 PHM 设计不充分、状态监测数据质量较低(如数据采集分散、样本数据不足以及标签数据缺乏)、硬件平台计算能力限制以及实验迭代不足等因素也是导致现有数据驱动健康状态在线估计方法的性能难以满足实际需求的重要原因。

### 4.2 未来展望

通过上述分析可得,开展飞机机电系统部件健康状态在线估计方法研究,有效解决在线间接健康因子构建

过程中的模型失真问题以及健康状态在线估计模型与健康因子难以匹配问题等,以满足飞机机电系统部件在线应用条件下健康状态表征以及时变工况、多失效模式耦合影响下的健康状态在线估计两方面的迫切需求,具有重要意义。主要包括如下两个方面:

1) 针对在线间接健康因子构建方法中,存在的模型失真问题,在利用机理模型分析或信号处理法从间接监测数据中提取多个性能退化特征基础上,采用相关方法对特征强相关性以及相关性不确定性影响进行抑制,实现性能退化特征融合的目的,有效提升模型失真条件下的飞机机电系统部件在线间接健康因子性能。

2) 针对健康状态自适应在线估计和融合在线估计方法中存在的估计模型与在线健康因子难以匹配问题,采用具有时变工况、多失效模式耦合变化影响抑制能力的在线估计方法,保持在线估计模型与间接健康因子的匹配性,进而有效提升时变工况和多失效模式耦合影响下的飞机机电系统部件健康状态在线估计性能。

此外,为了解决其他因素导致的飞机机电系统部件健康状态在线估计性能不足问题,可考虑在如下4个方面开展相关研究工作:

1) 针对飞机机电系统部件PHM设计不充分问题,与大型飞机机电系统部件设计、研制和生产机构开展合作研究,在产品定型的前期充分考虑健康状态在线估计需求,在此基础上,通过加装相应的传感器,以确保在产品运行和维修维护过程中能够获取健康状态在线估计所需要的状态监测数据。

2) 针对状态监测数据质量较低问题,除了在产品使用单位建立分布式的大数据中心,以提升状态监测数据质量外,还可以考虑建立可注入实际工况和故障的飞机机电系统部件半实物仿真平台,以有效解决状态监测数据质量低下的各类问题。

3) 针对硬件平台计算能力限制问题,除了更换计算能力更强的硬件平台之外,还可以考虑针对健康状态在线估计算法进行优化,在保证其性能的同时,降低算法对硬件平台计算能力的需求。

4) 针对实验迭代不足问题,可考虑与大型航空公司或产品生产机构合作,将健康状态在线估计方法的验证工作与产品的实际运营相结合,逐步持续优化健康状态在线估计方法的性能。

## 5 结 论

飞机机电系统部件健康状态在线估计研究是能够对飞机机电系统部件的健康状态进行估计,以提供能否满足飞行任务保障要求的判断,为其视情维修提供决策参考的有效手段,具有非常重要的现实意义。本文首先对

飞机机电系统部件进行了概述;然后对该领域的驱动健康状态估计方法进行了系统分析;在此基础上,对飞机机电系统部件数据驱动健康状态在线估计方法进行了综述,指出了各类方法的适用性和局限性。

最后,总结了当前面向飞机机电系统部件的数据驱动健康状态在线估计研究中存在的问题,并结合性能退化特征相关性、时变工况和多失效模式耦合以及其他影响因素,展望了未来的发展方向,以期对相关领域研究者提供借鉴和参考。

## 参考文献

- [1] 国家中长期科学和技术发展规划纲要(2006—2020年)[J]. 中华人民共和国国务院公报, 2006(9): 7-37.  
The national medium-and long-term program for science and technology development (2006—2020) [J]. Gazette of the State Council of the People's Republic of China, 2006(9): 7-37.
- [2] 国务院关于印发《中国制造2025》的通知[J]. 中华人民共和国国务院公报, 2015(28): 10-26.  
Notice of the State Council on the publication of "made in China 2025" [J]. Gazette of the State Council of the People's Republic of China, 2015(28): 10-26.
- [3] 高荣伟. 百年波音面临最大危机[J]. 产权导刊, 2019(6): 13-15.  
GAO R W. Boeing faces the biggest crisis in a century [J]. Property Rights Guide, 2019(6): 13-15.
- [4] 上海航空测控技术研究所. 航空故障诊断与健康管理技术[M]. 北京: 航空工业出版社, 2013.  
Shanghai Institute of Aeronautical Measurement and Control Technology. Aviation fault diagnosis and health management technology [M]. Beijing: Aviation Industry Press, 2013.
- [5] 王占林, 陈娟. 机电系统的总线综合管理[M]. 北京: 国防工业出版社, 2010.  
WANG ZH L, CHEN J. The comprehensive bus management of electromechanical system [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2010.
- [6] 孙权, 冯静, 潘正强. 基于性能退化的长寿命产品寿命预测技术[M]. 北京: 科学出版社, 2015.  
SUN Q, FENG J, PANG ZH Q. Long-life product life prediction technology based on performance degradation [M]. Beijing: Science Press, 2015.
- [7] 刘大同, 宋宇晨, 武巍, 等. 锂离子电池组健康状态估计综述[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(11): 1-18.  
LIU D T, SONG Y CH, WU W, et al. Review of state of health estimation for lithium-ion battery pack [J].



- Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(11): 1-18.
- [ 8 ] BALABAN E, SAXENA A, NARASIMHAN S, et al. Prognostic health-management system development for electromechanical actuators [ J ]. Journal of Aerospace Information Systems, 2015, 12(3): 329-344.
- [ 9 ] 陈静. 航空辅助动力装置 FADEC 系统燃油控制规律研究 [ D ]. 上海: 上海交通大学, 2017.
- CHEN J. Study on fuel control logic in FADEC system of aviation auxiliary power unit [ D ]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2017.
- [ 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 ] 董静怡, 庞景月, 彭宇, 等. 集成 LSTM 的航天器遥测数据异常检测方法 [ J ]. 仪器仪表学报, 2019, 40(7): 22-29.
- DONG J Y, PANG J Y, PENG Y, et al. Spacecraft telemetry data anomaly detection method based on ensemble LSTM [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(7): 22-29.
- [ 12 ] 彭宇, 刘大同, 彭喜元. 故障预测与健康管理技术综述 [ J ]. 电子测量与仪器学报, 2010, 24(1): 1-9.
- PENG Y, LIU D T, PENG X Y, A review: Prognostics and health management [ J ]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2010, 24(1): 1-9.
- [ 13 ] MA M, SUN C, CHEN X, et al. A deep coupled network for health state assessment of cutting tools based on fusion of multisensory signals [ J ]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(12): 6415-6424.
- [ 14 ] TIAN J, XIONG R, YU Q. Fractional-order model-based incremental capacity analysis for degradation state recognition of lithium-ion batteries [ J ]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 66(2): 1576-1584.
- [ 15 ] LIU X, LI L, DAS D, et al. Online degradation state assessment methodology for multi-mode failures of insulated gate bipolar transistor [ J ]. IEEE Access, 2020, 8: 69471-69481.
- [ 16 ] PENG W, YE Z S, CHEN N. Joint online RUL prediction for multivariate deteriorating systems [ J ]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 15(5): 2870-2878.
- [ 17 ] PAN H, LYU Z, WANG H, et al. Novel battery state-of-health online estimation method using multiple health indicators and an extreme learning machine [ J ]. Energy, 2018, 160: 466-477.
- [ 18 ] 王少萍. 液压系统故障诊断与健康管理的 [ M ]. 北京: 机械工业出版社, 2013.
- WANG SH P. Fault diagnosis and health management technology of hydraulic system [ M ]. Beijing: Machinery Industry Press, 2013.
- [ 19 ] LEI Y, LI N, GUO L, et al. Machinery health prognostics: A systematic review from data acquisition to RUL prediction [ J ]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018: 799-834.
- [ 20 ] 任淑红. 民航发动机性能可靠性评估与在翼寿命预测方法研究 [ D ]. 南京: 南京航空航天大学, 2010.
- REN SH H. Research on methods of performance reliability assessments and life on wing prediction for civil aeroengine [ D ]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2010.
- [ 21 ] SUN J, WANG F, NING S. Aircraft air conditioning system health state estimation and prediction for predictive maintenance [ J ]. Chinese Journal of Aeronautics, 2020, 33(3): 947-955.
- [ 22 ] DALLA VEDOVA M D L, GERMANÀ A, BERRI P C, et al. Model-based fault detection and identification for prognostics of electromechanical actuators using genetic algorithms [ J ]. Aerospace, 2019, 6(94): 1-15.
- [ 23 ] CHOWDHURY S H, ALI F, JENNIONS I K. A methodology for the experimental validation of an aircraft ECS digital twin targeting system level diagnostics [ C ]. Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society, 2019: 1-11.
- [ 24 ] 张玉杰. 飞机机电系统部件健康状态在线估计方法研究 [ D ]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2021.
- ZHANG Y J. Research on on-line estimation methods for the health state of aircraft electromechanical system components [ D ]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2021.
- [ 25 ] 彭喜元, 彭宇, 刘大同. 数据驱动的故障预测 [ M ]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2016.
- PENG X Y, PENG Y, LIU D T. Data-driven fault prognosis [ M ]. Harbin: Harbin Institute of Technology Press, 2016.
- [ 26 ] 司小胜, 胡昌华. 数据驱动的设备剩余寿命预测理论及应用 [ M ]. 北京: 国防工业出版社, 2016.
- SI X SH, HU CH H. Data-driven remaining useful life prediction theory and applications for equipment [ M ]. Beijing: National Defense Industry Press, 2016.
- [ 27 ] BALABAN E, SAXENA A, NARASIMHAN S, et al.

- Experimental validation of a prognostic health management system for electro-mechanical actuators[C]. AIAA Infotech at Aerospace Conference and Exhibit, 2011: 1-13.
- [28] CHIRICO A J, KOLODZIEJ J R. A data-driven methodology for fault detection in electromechanical actuators [J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 2014, 136(4): 1-16.
- [29] TODESCHI M, BAXERRES L. Health monitoring for the flight control EMAs [J]. IFAC-Papers Online, 2015, 48(21): 186-193.
- [30] OSSMANN D, VAN DER LINDEN F L. Advanced sensor fault detection and isolation for electro-mechanical flight actuators[C]. NASA/ESA Conference on Adaptive Hardware and Systems (AHS), 2015: 1-8.
- [31] BODDEN D S, CLEMENTS N S, SCHLEY B, et al. Seeded failure testing and analysis of an electro-mechanical actuator [C]. 2007 IEEE Aerospace Conference, 2007: 1-8.
- [32] BYINGTON C S, WATSON M, EDWARDS D, et al. A model-based approach to prognostics and health management for flight control actuators[C]. Proceedings of the 2004 IEEE Aerospace Conference, 2004: 3551-3562.
- [33] SRIDHAR R, KOLODZIEJ J R, HALL L. Bearing fault detection in electromechanical actuators from empirically extracted features [C]. AIAA Atmospheric Flight Mechanics (AFM) Conference, 2013: 1-17.
- [34] 张玉杰, 冯伟童, 刘大同, 等. 基于贝叶斯更新的机电作动器健康因子构建方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(5): 124-131.
- ZHANG Y J, FENG W T, LIU D T, et al. Health indicator construction method based on Bayesian updating for electro-mechanical actuator[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(5): 124-131.
- [35] 于劲松, 刘浩, 张平, 等. 航空机电作动器健康管理验证系统研究[J]. 计算机测量与控制, 2014, 22(6): 1835-1838.
- YU J S, LIU H, ZHANG P, et al. Study on validation system of prognostic and health management system for aviation electromechanical actuator [J]. Computer Measurement and Control, 2014, 22(6): 1835-1838.
- [36] 王剑, 王新民, 谢蓉, 等. 基于 DWNN 的机电作动器渐变故障诊断[J]. 北京航空航天大学学报, 2019, 45(9): 1831-1837.
- WANG J, WANG X M, XIE R, et al. Gradual fault diagnosis for electromechanical actuator based on DWNN[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2019, 45(9): 1831-1837.
- [37] 田瑶瑶. 基于机器学习的机电系统关键部件 PHM 技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2018.
- TIAN Y Y. Research on PHM technology of key components of electromechanical system based on machine learning [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2018.
- [38] 李璠, 毛海涛. 飞机机电作动系统故障模式分析与故障诊断方法[J]. 航空维修与工程, 2016(3): 47-50.
- LI F, MAO H T. The method of failure mode analysis and diagnosis for aircraft electromechanical actuation system [J]. Aviation Maintenance and Engineering, 2016(3): 47-50.
- [39] GORINEVSKY D, DITTMAR K, MYLARASWAMY D, et al. Model-based diagnostics for an aircraft auxiliary power unit [C]. Proceedings of the International Conference on Control Applications, 2002: 215-220.
- [40] SAMSUN R C, KRUPP C, TSCHAUDE A, et al. Electrical start-up for diesel fuel processing in a fuel-cell-based auxiliary power unit [J]. Journal of Power Sources, 2016, 302: 315-323.
- [41] YANG C, LÉTOURNEAU S, YANG Y, et al. Data mining based fault isolation with FMEA rank: A case study of APU fault identification[C]. IEEE Conference on Prognostics and Health Management (PHM), 2013: 1-6.
- [42] YANG C, LOU Q, LIU J, et al. Particle filter-based method for prognostics with application to auxiliary power unit [C]. International Conference on Industrial, Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems, 2014: 198-207.
- [43] TAM C K, PARRISH S A, XU J, et al. Indirect combustion noise of auxiliary power units[J]. Journal of Sound and Vibration, 2013, 332(17): 4004-4020.
- [44] BARATTO F, DIWEKAR U M. Multi-objective trade-offs for fuel cell-based auxiliary power units: Case study of south california air basin [J]. Journal of Power Sources, 2005, 139(1-2): 197-204.
- [45] VIEIRA F M, DE OLIVEIRA BIZARRIA C, NASCIMENTO C L, et al. Health monitoring using support vector classification on an auxiliary power unit[C]. IEEE Aerospace Conference, 2009: 1-7.
- [46] ZHANG Y, WANG L, WANG S, et al. Auxiliary power unit failure prediction using quantified generalized renewal process[J]. Microelectronics Reliability, 2018, 84: 215-225.
- [47] 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.
- [48] 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.
- [49] 宋胜博. 基于敏感部件检测的 APU 智能故障诊断方法研究[D]. 天津: 中国民航大学, 2016.
- SONG SH B. The study of APU intelligent fault diagnosis based on sensitive parts detection [D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2016.
- [50] CHEN X, WANG H, HUANG J, et al. APU degradation prediction based on EEMD and Gaussian process regression [C]. 2017 International Conference on Sensing, Diagnostics, Prognostics, and Control, 2017: 98-104.
- [51] CRAIG W S. Data driven approach to non-stationary EMA fault detection and investigation into remaining useful life [D]. New York: Rochester Institute of Technology, 2014.
- [52] 唐启东. APU 故障趋势预测及应对策略研究[D]. 天津: 中国民航大学, 2014.
- TANG Q D. Study on failure trend forecasting and coping strategies of APU[D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2014.
- [53] PASCOAL R M, VIANNA W O L, GOMES J P P, et al. Estimation of APU failure parameters employing linear regression and neural networks[C]. Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society, 2013: 1-7.
- [54] YANG C, LETOURNEAU S, LIU J, et al. Machine learning-based methods for TTF estimation with application to APU prognostics [J]. *Applied Intelligence*, 2017: 1-13.
- [55] 贾宇航. 某型 APU 涡轮导向器寿命及损伤机理分析[D]. 沈阳: 沈阳航空航天大学, 2019.
- JIA Y H. Analysis on life and damage mechanism of an APU turbine nozzle[D]. Shenyang: Shenyang Aerospace University, 2019.
- [56] LOU Q. Aircraft APU starter health monitoring and failure prognostics [D]. Ottawa: Carleton University, 2013.
- [57] 董平. APU 系统的状态监测与维修决策研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2018.
- DONG P. Research on condition monitoring and maintenance decision of APU system [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2018.
- [58] WANG P, YOUN B. A Generic bayesian framework for real-time prognostics and health management (PHM) [C]. AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics, & Materials Conference, 2009: 1-16.
- [59] NGUYEN K T, MEDJAHED K. An automated health indicator construction methodology for prognostics based on multi-criteria optimization [J]. *ISA Transactions*, 2021, 113: 81-96.
- [60] 卢夏辉. 民航飞机 APU 航线维护及车间修理的故障分析与维修策略研究[D]. 厦门: 厦门大学, 2018.
- LU X H. Fault analysis and maintenance strategy research on APU line maintenance and workshop repair of civil aircraft [D]. Xiamen: Xiamen University, 2018.
- [61] 陈自强. 基于 LSTM 网络的设备健康状况评估与剩余寿命预测方法的研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2019.
- CHEN Z Q. Research on equipment health assessment and remaining useful life prediction method based on LSTM[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2019.
- [62] 刘邦欣. 电子系统 PHM 关键技术的研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2018.
- LIU B X. Research on key technology of PHM for electronic system[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2018.
- [63] LEI Y, NIU S, GUO L, et al. A distance metric learning based health indicator for health prognostics of bearings[C]. IEEE International Conference on Sensing, Diagnostics, Prognostics and Control, 2017: 47-52.
- [64] JEONG H, MOON S, KIM S W. An early stage interturn fault diagnosis of PMSMs by using negative-sequence components [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 64(7): 5701-5708.
- [65] 张立强. 锂离子电池多物理模型参数辨识与健康特征提取[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2015.
- ZHANG L Q. Parameter identification of the multi-physics model and health feature extraction for lithium-ion battery [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2015.
- [66] JOHN G H, KOHAVI R, PFLEGER K. Irrelevant features and the subset selection problem[C]. *Machine Learning Proceedings*, 1994: 121-129.



- [67] 仇利克, 郭忠文, 刘青, 等. 基于冗余分析的特征选择算法[J]. 北京邮电大学学报, 2017, 40(1): 36-41.
- QIU L K, GUO ZH W, LIU Q, et al. Feature selection algorithm based on redundancy analysis[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2017, 40(1): 36-41.
- [68] WANG T, YU J, SIEGEL D, et al. A similarity-based prognostics approach for remaining useful life estimation of engineered systems [C]. IEEE International Conference on Prognostics & Health Management, 2008: 1-6.
- [69] ABDUSAMAD K B, GAO D W, MULJADI E. A condition monitoring system for wind turbine generator temperature by applying multiple linear regression model[C]. IEEE North American Power Symposium (NAPS), 2013: 1-8.
- [70] HUANG C G, HUANG H Z, PENG W, et al. Improved trajectory similarity-based approach for turbofan engine prognostics [J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2019, 33(10): 4877-4890.
- [71] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.
- ZHOU ZH H. Machine learning[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016.
- [72] WANG T. Bearing life prediction based on vibration signals: A case study and lessons learned[C]. IEEE Conference on Prognostics and Health Management, 2012: 1-7.
- [73] SONG Y, LIU D, PENG Y, et al. Self-adaptive indirect health indicators extraction within prognosis of satellite lithium-ion battery [C]. IEEE Prognostics and System Health Management Conference, 2017: 1-7.
- [74] LIU Y, HU X, ZHANG W. Remaining useful life prediction based on health index similarity [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2019, 185: 502-510.
- [75] WANG Y, PENG Y, ZI Y, et al. A two-stage data-driven-based prognostic approach for bearing degradation problem [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2016, 12(3): 924-932.
- [76] QIAN F, NIU G. Remaining useful life prediction using ranking mutual information based monotonic health indicator [C]. IEEE Prognostics and System Health Management Conference, 2015: 1-5.
- [77] QIU H, LEE J, LIN J, et al. Robust performance degradation assessment methods for enhanced rolling element bearing prognostics[J]. Advanced Engineering Informatics, 2003, 17(3-4): 127-140.
- [78] GUO L, LI N, JIA F, et al. A recurrent neural network based health indicator for remaining useful life prediction of bearings[J]. Neurocomputing, 2017, 240: 98-109.
- [79] XU F, HUANG Z, YANG F, et al. Constructing a health indicator for roller bearings by using a stacked auto-encoder with an exponential function to eliminate concussion [J]. Applied Soft Computing, 2020, 89: 1-15.
- [80] BABAIE-KAFAKI S, ROOZBEH M. A revised cholesky decomposition to combat multicollinearity in multiple regression models[J]. Journal of Statistical Computation and Simulation, 2017, 87(12): 2298-2308.
- [81] GIACALONE M, PANARELLO D, MATTERA R. Multicollinearity in regression: An efficiency comparison between L p-norm and least squares estimators [J]. Quality & Quantity, 2018, 52(4): 1831-1859.
- [82] MILLER A. Subset selection in regression[M]. London: Chapman and Hall, 2002.
- [83] SILHAVY R, SILHAVY P, PROKOPOVA Z. Evaluating subset selection methods for use case points estimation[J]. Information and Software Technology, 2018, 97: 1-9.
- [84] MENG H, LI Y F. A review on prognostics and health management (PHM) methods of lithium-ion batteries[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2019, 116: 1-12.
- [85] CHEHADE A, SONG C, LIU K, et al. A data-level fusion approach for degradation modeling and prognostic analysis under multiple failure modes [J]. Journal of Quality Technology, 2018, 50(2): 150-165.
- [86] LIAO H, TIAN Z. A framework for predicting the remaining useful life of a single unit under time-varying operating conditions [J]. IIE Transactions, 2013, 45(9): 964-980.
- [87] KHORASGANI H, FARAHAT A, GUPTA C. Data-driven residual generation for early fault detection with limited data [C]. Annual Conference of the PHM Society, 2020: 1-9.
- [88] PATRA A, DAS S, MISHRA S N, et al. An adaptive local linear optimized radial basis functional neural network model for financial time series prediction[J]. Neural Computing and Applications, 2017, 28(1): 101-110.
- [89] ZHOU D, GAO F, BREAZ E, et al. Degradation prediction of PEM fuel cell using a moving window based hybrid prognostic approach [J]. Energy, 2017, 138: 1175-1186.

- [90] SI X, WANG W, HU C, et al. A wiener-process-based degradation model with a recursive filter algorithm for remaining useful life estimation[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 35: 219-237.
- [91] ZHAI Q, YE Z S. RUL prediction of deteriorating products using an adaptive Wiener process model[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017, 13(6): 2911-2921.
- [92] YANG Q, LI S, CAO Y. A strong tracking filtering approach for health estimation of marine gas turbine engine[J]. Journal of Marine Science and Application, 2019, 18(4): 542-553.
- [93] 李睿智. 基于多性能退化的数控装备可靠性建模与评估[D]. 成都: 电子科技大学, 2017.  
LI R ZH. Reliability modeling and assessment for numerical control equipment with multi-degradation[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2017.
- [94] 任淑红. 航空发动机视情维修管理中的寿命预测技术[M]. 北京: 经济科学出版社, 2016.  
REN SH H. Aero-engine life prediction technology in condition based maintenance management[M]. Beijing: Economic Science Press, 2016.

#### 作者简介



**张玉杰**, 2014 年和 2021 年分别于哈尔滨工业大学(威海)和哈尔滨工业大学获得学士学位和博士学位, 现为四川大学助理研究员, 主要研究方向为故障预测与健康管理、状态监测、数据驱动的退化建模方法等。  
E-mail: zhangyj@scu.edu.cn

**Zhang Yujie** received his B. Sc. degree from Harbin Institute of Technology at Weihai in 2014, and received his Ph. D. degree

from Harbin Institute of Technology in 2021. He is currently an assistant professor at Sichuan University. His main research interests include prognostics and health management, condition monitoring, data-driven degradation modeling method and etc.



**彭宇**, 2004 年于哈尔滨工业大学获得博士学位, 现为哈尔滨工业大学教授、博士生导师, 主要研究方向为虚拟仪器和自动测试、故障预测与健康管理和可重构计算等。

E-mail: pengyu@hit.edu.cn

**Peng Yu** received his Ph. D. degree from Harbin Institute of Technology in 2004. He is currently a professor and a Ph. D. advisor at Harbin Institute of Technology. His main research interests include virtual instruments and automatic test technologies, prognostics and health management, reconfigurable computing and etc.



**刘大同**(通信作者), 分别在 2003 年, 2005 年和 2010 年于哈尔滨工业大学获得学士学位、硕士学位和博士学位, 现为哈尔滨工业大学教授、博士生导师, 主要研究方向为系统状态智能感知、数据驱动的工业智能、无人系统健康管理和集群与蜂群智能。

E-mail: liudatong@hit.edu.cn

**Liu Datong** (Corresponding author) received his B. Sc., M. Sc., and Ph. D. degrees all from Harbin Institute of Technology in 2003, 2005, and 2010, respectively. He is currently a professor and a Ph. D. advisor at Harbin Institute of Technology. His main research interests include system state intelligent awareness, data-driven industrial intelligence, unmanned system health management and group/swarm intelligence.