

DOI:10.16356/j.1005-2615.2020.04.001

航空发动机气路故障诊断研究现状与展望

黄金泉, 王启航, 鲁峰

(南京航空航天大学能源与动力学院, 南京, 210016)

摘要: 航空发动机气路故障诊断是通过对发动机系统、部件的气路参数进行分析, 以识别气路部件性能退化或故障的主动过程, 是提高飞行安全性和可靠性、降低发动机维修成本的重要途径, 当前已成为飞行推进技术研究领域的热点。本文较为详尽地阐述了发动机气路故障诊断技术的发展历程; 讨论了发动机气路故障诊断的主要方法, 包括基于线性/非线性模型的诊断方法、基于数据驱动的诊断方法、基于信息融合的诊断方法等, 评述了这些方法的优缺点; 最后指出了气路故障诊断技术中的关键技术和难点, 并对未来的发展趋势进行了展望。

关键词: 航空发动机; 气路故障诊断; 性能退化; 机理模型; 数据驱动; 信息融合

中图分类号: V263.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-2615(2020)04-0507-16

Research Status and Prospect of Gas Path Fault Diagnosis for Aeroengine

HUANG Jinquan, WANG Qihang, LU Feng

(College of Energy and Power Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing, 210016, China)

Abstract: Aeroengine gas path fault diagnosis is an active process to identify the performance degradation or failure of gas path components by analyzing gas path parameters of engine system and components. It is one of the most important aspects to improve flight safety and reliability, and reduce engine maintenance cost. At present, it has become a hot topic in the field of flight propulsion technology. This paper presents the development of engine gas path fault diagnosis technology; discusses the main methodologies of engine gas path fault diagnosis, including the linear / nonlinear model based, data-driven based, information fusion based ones. The comments on the advantages and disadvantages of these methods are then followed. The key technologies and difficulties are finally pointed out, and the prospect of aeroengine gas path fault diagnosis is reached.

Key words: aeroengine; gas path fault diagnosis; performance degradation; physical model; data-driven; information fusion

航空发动机是结构复杂的气动热力过程系统, 且长期在高温、高压、高速、强振动等异常恶劣的环境下工作, 不可避免地会产生部件结构退化, 而结构退化增加了机械故障、甚至系统崩溃的风险^[1-2]。

基金项目: 国家科技重大专项(2017-I-0006-0007)资助项目。

收稿日期: 2020-06-29; **修订日期:** 2020-07-15

作者简介: 黄金泉, 男, 教授, 博士生导师。现为航空发动机及燃气轮机重大专项基础研究“试验、控制、测试专家组”成员, “航空动力系统”江苏省重点实验室副主任, 江苏省高校“青蓝”工程中青年学术带头人, 中国航空学会发动机自动控制专业委员会副主任委员, 航空学会动力分会委员, 《航空动力学报》《南京航空航天大学学报》《航空发动机》等学术期刊编委。长期从事航空发动机建模、控制与故障诊断方面的教学和科研工作。主持两机重大专项、型号攻关、中航工业产学研、国家自然科学基金、军委科技委等科研项目, 在科研项目组织与管理方面具有丰富的经验。获省部级科技进步奖 3 项, 在国内外核心期刊上发表论文 150 余篇, SCI 收录 50 余篇, 授权或申请发明专利 20 余项, 主编教材 1 部。

通信作者: 黄金泉, E-mail: jhuang@nuaa.edu.cn。

引用格式: 黄金泉, 王启航, 鲁峰. 航空发动机气路故障诊断研究现状与展望[J]. 南京航空航天大学学报, 2020, 52(4): 507-522. HUANG Jinquan, WANG Qihang, LU Feng. Research status and prospect of gas path fault diagnosis for aeroengine[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2020, 52(4): 507-522.

航空发动机作为飞机的主要动力装置,一旦出现性能失效或发生突变故障,不仅会造成巨大的经济利益损失,而且极有可能酿成难以想象的灾难性事故,因此保障其在运行期间的安全性与可靠性具有十分重要的意义^[3-7]。此外,随着发动机复杂程度的日益增加,其维护成本也一直居高不下^[8-9]。传统的航空发动机维护策略主要包括事后维护与定时维护^[10]。事后维护指故障发生后的修复性维护,很快就被定时维护取代。定时维护是一种“预防为主”的维护思想,其存在维护过剩问题,消耗资源大,效率低成本高。

目前,航空发动机维护的方式向基于实时监控的视情维护过渡^[11-12]。视情维护是一种在“以可靠性为中心”维护指导思想下发展起来的维护方式,由此,发动机健康管理(EHM)系统及其相关技术应运而生^[13-17]。EHM是集成最新的发动机故障异常检测、分析以及诊断技术的实时管理系统,是实现航空发动机视情维护的关键技术^[18-19],按系统功能划分为气路分析、机械性能监控(滑油、碎屑监视和振动监视)和寿命管理。

气路分析主要是通过监测气路参数,如转速、温度和压力等,判断发动机是否处于正常工作状态,当发现工作异常或发生故障时,及时分析故障原因,诊断并隔离故障。研究表明,发动机气路故障占到了发动机故障的90%,而气路部件的维修费用约占发动机维护费用的60%;大部分整机故障都是由气路部件故障导致的,且是引发空中停车等安全险情的首要因素。因此,发动机气路故障诊断技术在EHM系统中占据重要的地位^[20-21]。

航空发动机在其全生命周期内发生性能衰退是不可避免的,在发动机寿命期的不同阶段,随着发动机完成工作循环次数的不同,叶片腐蚀、侵蚀、积垢、叶尖间隙增大等因素会导致部件性能逐渐退化,严重时甚至会引起故障^[22-24]。另外,发动机工作中还会因外来物撞击导致受损,如冰雹、鸟击等,引发部件性能在短时间内急剧下降,并发展为故障,甚至停车。航空发动机气路故障常见的有以下几类:

(1)内来物损伤(DOD)和外来物损伤(FOD):如果发动机装配过程零件或部件安装不当,在发动机高速运转的过程中,巨大的离心作用可能使得发动机自身零件脱落、叶片断裂,进而损伤发动机,称为内来物损伤;航空发动机运行过程中,当气路吸入飞鸟、沙石等外来物时,极有可能造成叶片损伤,称之为外来物损伤。内来物损伤和外来物损伤引起气流紊乱,使得二次流损失增加,导致较大的效

率下降、压力下降,造成发动机停车或喘振,危及发动机工作安全^[25-26]。

(2)叶片腐蚀、侵蚀:航空发动机腐蚀一般分为两种情况,一种是气路吸入空气包含湿气、盐分或矿物质酸在高温高压下腐蚀部件表面,另一种是由燃油燃烧后的产物对涡轮叶片的腐蚀。侵蚀一般由气路吸入空气中的硬颗粒引起,造成叶片表面冲击磨损,会出现涂层脱落、粗糙度增加、前缘损坏等现象。一般会导致压气机效率下降、流量下降,涡轮效率下降、流量增大^[27]。

(3)叶片积垢:积垢的原因也分为两种情况,一是气路吸入空气的颗粒物吸附在部件表面,另一种是由于发动机燃烧不充分产生的余灰黏附于涡轮叶片表面,长期形成积垢。积垢导致气体流动状态下降,流通面积下降,从而导致部件效率下降,流量下降^[28]。

(4)叶尖磨损:气路旋转叶片在工作过程中,叶尖由于与机匣或外来颗粒物碰撞会造成叶尖磨损,叶尖间隙增大,叶片有效面积减少,则通过间隙的回流量增大,使得流量急剧下降,回流量的增大同时也导致压气机效率下降^[29]。

(5)燃油喷油器堵塞:燃烧室喷嘴在长期工作中可能形成积炭,堵塞喷嘴,造成燃烧效率下降。

发动机不同故障模式对应的物理现象都将引起状态的变化,即气路部件效率与流通能力的变化,进而使得转子转速、压力、燃气温度等测量参数的变化;此外,发动机部件性能退化和突变故障也将引起气路参数以外的其他物理参数的变化,从而引发如结构振动、燃油变质、磨损碎屑等故障症状。通常根据这些物理参数来监视发动机的健康状况,对故障进行诊断,这些统称为发动机状态监视与故障诊断。本文探讨的发动机气路故障诊断是基于气路参数的故障诊断技术,根据传感器采集的气路参数信息与发动机健康基准信息的偏差,估计部件特性参数偏移量,监测发动机部件性能状态的变化,分析发动机气路性能健康状况,并对发动机故障定位到单元体。发动机状态监测与故障诊断基本过程如图1所示。

航空发动机气路故障诊断是发动机安全性、可靠性和经济性的一项重要支撑技术,然而一些理论算法距工程实用化还有较大距离,在学术上也有很多深层次的问题亟待研究。本文通过综述发动机气路故障诊断的现状和发展趋势,总结发动机气路故障诊断技术的关键技术和难点,为发动机气路故障诊断系统的研究提供参考。

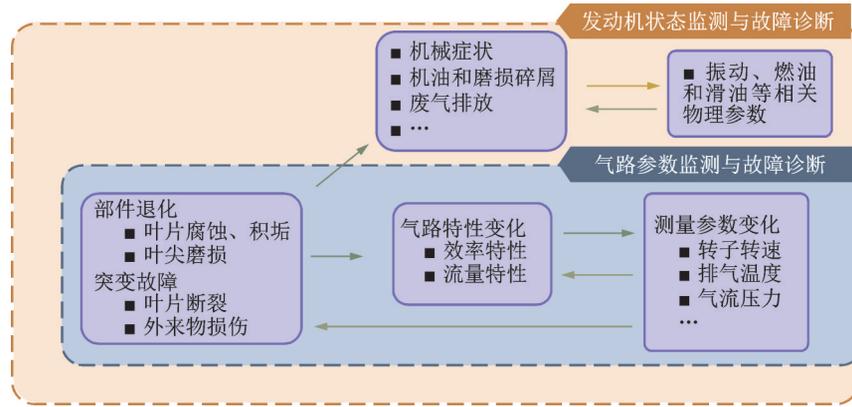


图 1 发动机状态监测与故障诊断的信息传递

Fig.1 Information transmission of aeroengine condition monitoring and fault diagnosis

1 发动机气路故障诊断系统发展

航空发动机气路故障诊断作为发动机健康管理的一部分,它是随着健康管理概念的发展而得到不断完善的。20世纪60至70年代,美国GE公司开发了T700-GE-700涡轴发动机的状态监视系统CMS,随后该公司为F404-GE-400涡扇发动机设计了实时发动机监视和寿命跟踪系统(IECMS)^[30],1985年开始发展ADEPT系统,到1994年该系统已发展到10.1版本。而P&W公司先后开发了ECM1、TEAM3等5种状态监视和故障诊断系统,由有限监视到扩展监视,逐步完善;1982年

开发了用于F100-PW-200发动机的CMS系统,到1987年该系统实现与飞机综合和后勤数据库兼容^[31-34]。美国空军在1985年开始发展综合发动机趋势和诊断系统CETADS,其主要功能包括传感器信号验证、数据趋势分析、健康指数分析、损伤及寿命分析、故障识别与预测等^[35]。此外,还有用于发动机大修试车的诊断系统,这类系统主要利用发动机气动热力模型,如GE公司的TEMPER系统^[36],P & W公司的MAPNET系统^[37]等,部分典型的发动机气路状态监测与诊断系统如表1所示,其中QAR表示飞行快速记录仪,ACARS表示飞机通信寻址与报告系统。

表 1 航空发动机气路状态监测与诊断系统

Table 1 Gas path condition monitoring and fault diagnosis for aeroengine

系统名称	适用机型	诊断水平	备注
ECM II	JT9D、JT8D等	发动机	离线分析QAR数据
ADEPT	CF6-50、CF6-80、CFM56等	发动机	离线分析QAR数据
SAGE	CF6-50、CF6-80、CFM56等	发动机	离线分析QAR数据
EHM	PW2000、PW4000等		离线分析QAR数据
COMPASS	RB211、Trent系列、AE3007、V2500等		离线分析QAR数据
SCTrend	CF34		离线分析QAR数据
EDS	F100	单元体	
TEAM III	PW4000	单元体	
IECMS	TF41	单元体	
TEMS	TF34	单元体	
ADEM	JT8D、PW4000、V2500等		实时分析ACARS数据
RD	CFM56-5、CFM56-7等		实时分析ACARS数据
Aeromanager	Trent500、Trent700等		实时分析ACARS数据

1988年,美国军方和航空航天局联合推动实施了综合高性能涡轮发动机技术(IHPTET)计划,目标是到2005年使航空推进系统能力翻一番,其中生产和维护成本降低35%~60%^[38]。IHPTET计划中有20多项技术用于军用和民用发动机,建立健全发动机性能监视与故障诊断系统是其重要研究内容之一。正是鉴于IHPTET计划的成功实

施,2006年美国开始实施后续的通用经济可承受先进涡轮发动机(VAATE)计划^[39],并在该计划中对发动机健康管理系统(EHMS)功能做出了明确的要求。在这两个计划中,发动机气路部件故障诊断方法都得到了充分的研究。1997年NASA民用航空安全项目(AvSP)成立^[40],这一项目旨在降低民用航空事故率,作为EHM中的一部分,基

于模型的控制和诊断(MBCD)得到了深入的研究,它包括机载自适应实时模型(STORM)和控制结构。近20年来,NASA、美国国防部和联邦航空局成立专门的课题合作组,进行推进系统控制与健康项目(PCHM)的研究^[41],内容涉及传感器、故障诊断与预测、控制与故障诊断集成等方面;NASA目前还在开展一项综合系统健康管理计划(ISHM),对系统及其子系统(如动力、控制系统)的实时性能监视、故障诊断以及完成任务的能力评估方面提出了要求^[42-44]。

英国在航空发动机健康管理方面以管理、经济可承受性、可用性、适航和性能(MAAP)为目标进行了研究^[45]。1975年,发展了发动机使用情况监视系统(EUMS),到80年代,根据EUMS应用经验发展了机群通用的单元体诊断系统。罗·罗公司的COMPASS系统在航空发动机故障诊断领域得到了很好的应用,同时在航空发动机监测和诊断、摩擦和磨损等方面的研究也具有优势^[46]。

此外,应用较为广泛的故障诊断系统,还有欧洲空客公司的Airbus AiR THM系统,巴西航空航天AHEAD系统,后者可实现具有状态监控条件的飞机子系统的在线状态监控和子系统性能趋势预测^[47]。俄罗斯空军将故障诊断与发电机性能跟踪评价结合在一起进行设备设计,在米-8直升机的TB2-117A等一些发动机上得到应用。此外,AL-31F发动机也装备了发动机状态监视系统^[48]。日本航空公司研究了喷气发动机故障诊断和早期故障检测技术,综合发展了各种检查方法和监控方法并使之实用化,其中比较突出的是利用飞机机载综合数据系统的数据,用发动机状态监控程序(ECM),对发动机的性能实现了全面监控。

国内的航空发动机从早期的引进阶段发展到目前的自主研制阶段,经历了艰辛漫长的过程,长期以来国内的研究侧重于发动机性能的提升,在一定程度上忽略了对健康管理系统的研究。近年来国内航空业愈发重视飞行安全性及发动机的维护成本,逐渐加大对发动机性能监控以及故障诊断方面的研发投入。国内在航空发动机健康管理系统方面研究主要从90年代开始起步,一方面保持对国外先进理论与技术的跟踪研究,另一方面也有自主探索研究并且取得了一定的成果。

1988年开始,北京航空航天大学、中国民航学院等单位联合研制了发动机状态监测和故障诊断系统(EMD),采用故障系数矩阵法开展了趋势分析和气路故障诊断研究^[49]。1994年,中国民航学院在故障系数矩阵的基础上引入并改善主因子模型,以解决故障诊断中不满足可观测性以及克服多重共线性影响问题。1999年,由北京航空航天大学

等单位联合开发了涡喷发动机EMD系统,该系统利用模糊逻辑与神经网络来评估发动机的健康状况,中国国际航空公司用EMD取代了之前使用的ECM-II和ADEPT,该系统的目标诊断率为70%,但在实际使用期间,诊断率高达92.9%,超出了预期^[50]。此后,中科院力学研究所、中国航空工业发展研究中心等研究机构相继开展了对JSF计划中预测与健康(PHM)系统的跟踪研究,涉及状态监控、视情维修、综合预测诊断、先进传感器技术等多个领域^[51-55]。西北工业大学研究了用于飞行器的健康管理技术^[56-57]。南京航空航天大学研究了具有较好实时性能、适用于机载场景的基于卡尔曼滤波的自适应模型方法,并将其应用于发动机气路部件性能衰退估计计算^[58-59]。同时,各大高校和科研院所也开展了基于遗传算法、支持向量机、人工神经网络等智能方法的航空发动机气路故障诊断智能化研究。

2 发动机气路故障诊断主要方法

国际故障诊断理论权威Frank教授认为所有的故障诊断方法可以划分为3类:基于数学模型的方法、基于知识的方法和基于信号处理的方法^[60]。近20年来,随着数据综合处理技术以及多学科交叉理论技术的发展,基于知识和信号处理的方法呈现交叉互补发展,而信息融合作为故障诊断的一种新兴重要手段也越来越受到重视。因此,本文将发动机气路故障诊断方法分为以下3类:基于模型的故障诊断方法、基于数据驱动的故障诊断方法和基于信息融合的故障诊断方法。

2.1 基于模型的故障诊断方法

基于模型的方法是早期发动机故障诊断的主要方法,该方法首先需要依据发动机的运行物理特性建立较为准确的定量机理模型,并且依赖充分的传感器测量信息修正模型特性以提高模型精度,所建立的机理模型的精确程度直接影响着诊断效果^[61]。该方法可以克服故障数据库获取困难的问题,不需要历史的经验知识,可以获取系统的动态过程以及状态参数,可以诊断未知的故障,能够实现实时故障诊断和预测。基于机理模型的诊断方法按照模型的类型可以分为基于线性模型的诊断方法和基于非线性模型的诊断方法。

2.1.1 基于线性模型的方法

基于线性模型的诊断方法可以进一步分为参数估计^[62-63]和状态估计^[64]两种类型。

参数估计的故障诊断方法指通过对系统模型参数的辨识来达到故障诊断的目的,其基本思想是把理论建模与参数辨识结合起来,根据参数变化的统计特性来检测故障信息,根据参数估计值与正常

值之间的偏差情况来判断故障的情况。Urban于20世纪70年代左右提出的小偏差故障方程法是典型的参数估计方法^[65-66]。目前,多数诊断系统采用故障方程法,如Doel于1994年开发出的TEMPER程序^[36],P & W的MAPNET^[37]。该方法能够以较少的故障因子反映出众多的复杂的故障状态;可进行故障隔离和故障辨别;可提供较多的故障诊断信息。但是诊断结果中存在着故障扩散化的现象,这是由于测量参数少、故障种类多造成的。

发动机传感器受限于安装位置、整机质量等原因往往难以达到数量要求,导致测量参数少于故障种类的情况。Gulati^[67]、Aretakis^[68]以及Kamboukos^[69]等,通过选取多个稳态点的故障方程来增加方程数量解决这一问题,但这种方法容易出现故障系数矩阵多重共线性的情况影响诊断,因此必须要求各稳态点有一定的独立性。解决该问题的另一种思路是减少可诊断的故障类别来解决这一问题,范作民等^[70]提出了故障主因子的概念,减少考虑的故障个数,Brotherton等^[71]仅对健康参数子集进行故障诊断等。以上方法虽然较好地解决了多重共线性的问题,但一定程度上牺牲了诊断的可靠性。

状态估计的故障诊断方法指被控过程的状态直接反映系统运行的状态,通过估计系统的状态,并结合适当的模型进行故障诊断。卡尔曼滤波算法由于易于实现且对于高斯白噪声环境能够实现最优性能和无偏估计,因而在发动机故障诊断中得到广泛研究^[72-74]。Brotherton等^[71]利用线性卡尔曼滤波(LKF)结合发动机线性模型,提出了机载自适应模型,将其用于气路部件性能参数的估计与分析,其特点在于LKF不仅能够估计性能参数,而且能够修正机载模型,使得模型能够自适应发动机输出的变化。发动机机载自适应实时模型结构如图2所示。

为提高诊断精度,Simon等分别利用线性不等

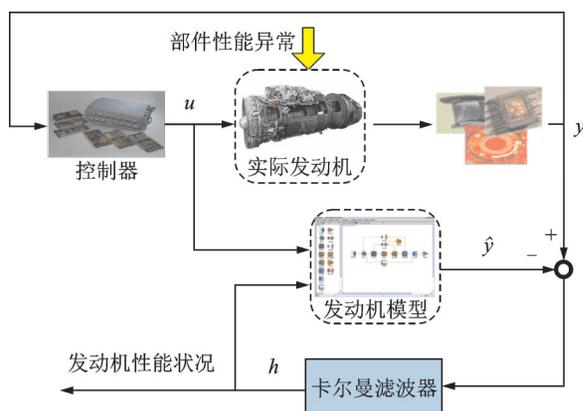


图2 发动机机载自适应实时模型结构图

Fig.2 Structure diagram of self-adaptive on-board real-time model for aeroengine

式^[75-76]、密度函数^[77]等约束条件,结合LKF实现气路的故障诊断。但线性卡尔曼滤波器对于模型偏差较为敏感,建模误差、性能退化等系统不确定性会大大影响估计精度。

针对LKF方法在气路故障诊断应用中应对突变故障收敛较慢、鲁棒性不强等问题,滑模观测器理论被用于航空发动机气路故障诊断。滑模观测器的鲁棒故障诊断能力可以解决存在大量不确定性的航空发动机对象,实现了气路性能鲁棒估计和故障鲁棒诊断;同时,基于未知输入重构原理的滑模观测器能够利用不连续切换项包含的故障信息实现故障的实时重构^[78-80]。

2.1.2 基于非线性模型的方法

基于非线性模型进行诊断的本质是利用测量参数来建立一个自适应的发动机性能模型,再从部件性能参数的变化来检测和辨识故障。对发动机部件性能参数引入修正因子,然后对扩展的非线性方程组进行求解,从而估计出实际的部件性能量。基于主因子的概念,当测量参数服从正态分布时,对每种组合进行优化可得到该组合下的最优解,再选出残差最小的那组解,即为最可能的故障。Zedda等^[81]考虑了存在传感器偏置情况下对性能量的诊断,通过对传感器与气路部件的两层组合搜索,分别进行传感器与气路部件的故障隔离。文献[82]提供一个具有鲁棒性的状态估计,内层搜索采用了遗传算法进行优化,并在罗-罗公司小涵道比涡扇发动机EJ200精确稳态模型开展了分析验证。Davison等^[83-84]给出了一种称为故障图(Fault map)的方法,该图的坐标轴是气路参数的组合值如转速比或转速差、温比、压比等,在发动机无故障巡航态时,对应故障图上一个点或区域,然后由非线性模型仿真发动机的不同故障时,该点会沿不同的方向移动,P & W公司发动机机队管理中采用了故障图对故障进行定性诊断。

近年来,国内外相关学者相继提出了多种基于非线性滤波算法的故障诊断方法。Borguet等^[85]基于扩展卡尔曼滤波器(Extended Kalman filter, EKF)设计气路故障诊断系统,并通过误差修正保证了诊断精度,EKF是对非线性模型局部线性化,采用线性滤波理论求解非线性滤波问题,但当系统非线性较强时,线性化误差会导致滤波精度降低甚至滤波发散。Dewallef等^[86-87]则提出了发动机气路故障诊断的无迹卡尔曼滤波(UKF)算法,UKF不需要对非线性模型进行线性化,比EKF能更好地逼近状态方程的非线性特性。

但是,EKF和UKF均不适用于噪声为非高斯分布的系统,粒子滤波(PF)是近年来兴起的一种

适用于非高斯噪声的非线性系统状态估计的贝叶斯滤波方法,PF通过一组加权粒子的递推来给出系统状态后验概率密度近似形式,突破了卡尔曼滤波理论框架,理论上对过程噪声和测量噪声统计特性无任何限制,也不需要状态分布做假设处理。针对标准粒子滤波算法存在的粒子退化和样本贫化(多样性丧失)现象,自适应粒子滤波、量子行为粒子群(QPSO)粒子滤波、类电磁机制粒子滤波等多种PF改进算法被提出,并应用于发动机气路故障诊断^[88-91]。

由于非线性模型更接近发动机真实工作情况,因此基于非线性模型的算法可以更加准确地实现对发动机气路故障的诊断,但当前机载计算能力和存储资源有限的约束在一定程度上制约了非线性方法的发展。

2.2 基于数据驱动的故障诊断方法

由于在实际工程应用中,常常无法获得对象的精确数学模型,限制了基于模型的故障诊断方法的使用范围。而基于数据驱动的故障诊断方法不需要精确的数学机理模型,只需充分利用发动机领域专家的知识、经验和已有数据,其中最具典型的是利用先验知识进行故障诊断,尤其在非线性系统领域具有较好的应用前景。基于数据驱动的故障诊断方法主要包括人工神经网络方法、专家系统方法、模糊推理方法、支持向量机(SVM)、极限学习机(ELM)、隐马尔可夫、核递推最小二乘^[92-94]等。

2.2.1 人工神经网络方法

由于神经网络具有自学习、拟合任意连续非线性函数、并行处理、分布式信息存储等能力,在非线性和逼近和在线估计方面有很强的优势,因此,较好地适用于故障诊断系统需要建立从征兆到故障模式映射的要求。

常用的发动机气路诊断网络模型有BP网络^[95-96]、径向基(RBF)网络^[97-98]、概率神经网络(PNN)^[99-100]、自组织特征映射网(SOFM)^[101-102]和自联想网络(AANN)^[103]等。BP网络是依据整个网络学习故障模式。RBF网络是靠隐层核函数中心学习典型故障,概率神经网络是由已知模式样本估计出类条件概率密度,然后得到Bayes意义下的最优分类,其网络训练无需迭代。SOFM网属无监督学习网络,它对模型依赖程度低,SOFM网优点是对未知故障能够自动聚类,其本质是利用样本的距离来聚类,研究表明,SOFM网对模式噪声有很强的鲁棒性。

美国IHPTET计划认为神经网络是最具潜力的诊断工具之一^[104]。澳大利亚航空航海研究实验室以F404涡扇发动机为对象,进行了概率神经网络

诊断研究与试验验证,表明了该方法的有效性^[105]。美国空军研究实验室的实时发动机诊断样机系统是先采用SOFM网络进行初始诊断,确认为已知故障后再用BP网络诊断^[106]。神经网络方法的不足在于:需要故障样本,对于未学习过的故障模式会出现误诊;监督型网络的训练样本依赖于模型、网络结构的确定以及训练精度的控制。

2.2.2 专家系统方法

早期的故障诊断专家系统都是基于规则的,故障诊断专家系统需要建立故障诊断的知识库、规则库和推理机。该方法的优点是知识表示简单、直观,使用直接的知识表示和相对简单的启发式知识,诊断推理速度快;要求数据的存储空间相对较小。缺点是知识库覆盖的故障模式有限、缺乏自学习和完善能力。

在发动机气路故障诊断应用领域,一般将故障模式信息和征兆信息结合获得故障诊断专家系统,该系统根据故障征兆和故障规则等知识进行推理。贝叶斯证据网络(BBN)是基于概率推理的有向图网络,对处理不确定性信息具有较好效果,专家系统通过BBN进行知识表示和推理^[107]。20世纪90年代,GE公司采用BBN方法将发动机排气温度裕度与TEMPER气路故障诊断结果融合,获得了不同发动机故障模式概率。

2.2.3 模糊推理方法

模糊逻辑提供了表达和处理模糊概念的机制,由于具有处理不确定性信息的能力,模糊理论和模糊逻辑为解决故障诊断的问题提供了重要的理论方法和现实工具。在许多故障诊断问题中,故障诊断的机理非常适合用模糊规则来描述。文献[108]讨论了采用模糊逻辑进行气路故障诊断,该方法的最大特点是其模糊规则库可以直接利用专家知识构造,因而能充分利用和有效处理专家的知识 and 经验,而且一个适当设计的模糊逻辑系统可以在任意精度上逼近气路故障模式与可测参数之间的非线性函数关系^[109]。模糊诊断方法的不足之处在于,要建立正确的模糊规则和隶属函数是非常困难的,而且需要花费很长的时间。

2.2.4 支持向量机方法

支持向量机是由Vapnik在20世纪60年代提出的一种以统计学习理论为基础的机器学习方法,依据结构风险最小化原则对凸二次规划问题求取全局最优解,相比于神经网络算法的经验风险最小化原则,SVM能够很好地同时避免过拟合与欠拟合问题,有着强大的非线性分类能力,尤其适合于处理有着较少训练样本的分类问题,另外算法的复杂度与样本特征维度无关,目前已广泛应用于发动

机气路故障诊断、性能趋势预测、振动故障检测等方面^[110-111]。文献[112]研究了基于SVM的气路故障分类,文献[113]论述了SVM在发动机故障诊断应用中存在的问题,如核函数选择、正则化参数的确定等。但是SVM算法也存在着一些不足,如由于缺少处理缺失值的策略而对缺失数据比较敏感,并且模型精度依赖于选取较好的特征空间,另外由于SVM是借助二次规划来求解支撑向量,对大规模样本的训练比较耗费计算资源。

2.2.5 极限学习机方法

极限学习机作为一种特殊类型的单隐层前向神经网络,可以任意设定隐节点的输入权值和偏置,通过训练获得最优的输出权值。与神经网络等传统的机器学习算法相比,极限学习机学习速度

快,泛化能力好^[114-116]。针对在发动机故障模式识别问题中原始核极限学习机(KELM)算法缺乏稀疏性导致训练与测试时间过长的问题,文献[117]提出了分散式的DKELM算法,设计多个子学习机并通过DS证据理论对各子学习机的分类结果进行融合,在保证算法分类准确率的前提大幅提高用于模式识别任务的实时性能。针对KELM算法使用所有训练样本构建网络导致模型结构冗余,缺乏稀疏性的问题,文献[118]提出迭代挑选稀疏方案并形成了GPKELM算法,在基本不降低KELM算法精度条件下大幅缩短测试时间,将该算法用于发动机故障回归与分类问题,有效提高了故障诊断实时性能。图3给出了基于核极限学习机的发动机气路故障诊断框架。

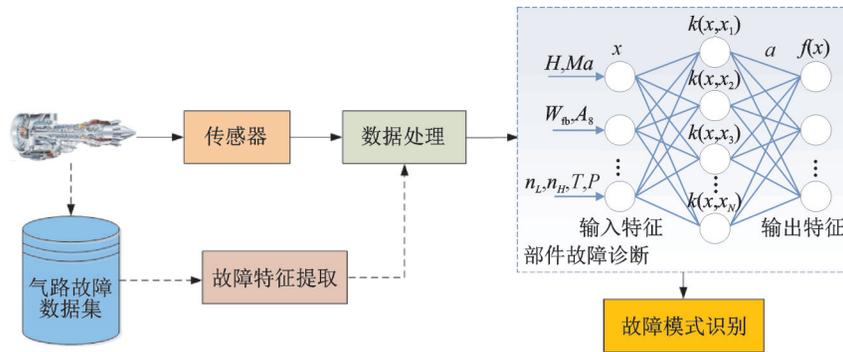


图3 基于核极限学习机的发动机气路故障诊断框架

Fig.3 Framework of KELM based gas path fault diagnosis for aeroengine

2.2.6 隐马尔可夫模型方法

隐马尔可夫模型(HMM)理论用一个隐变量序列来模拟系统动态行为的变化,模型的状态掩盖在系统的观测变量之中,HMM是一种参数化模型,实践中它的参数集合可以通过实际观测到的试验数据集运用统计方法而获得。HMM的优点是既反映了对象的随机性,又反映了对象的潜在结构,便于利用被研究对象的直观先验知识,另外HMM具有严格的数学结构,算法易于硬件实现。

通过使用隐马尔可夫模型可以对传感器检测信号建模,评估对象当前的健康状态,从而预测其剩余使用寿命^[119-120]。图4给出了迭代核主成分分析隐马尔可夫模型(IRKPCA-HMM)用于发动机气路故障的诊断框架,对L个故障模式分别建立一个HMM模型,形成HMM库。该方法的核心思想是挑选出所有样本中最有价值的样本替代原有样本来组成核映射空间,改进稀疏性,从而降低计算复杂度。

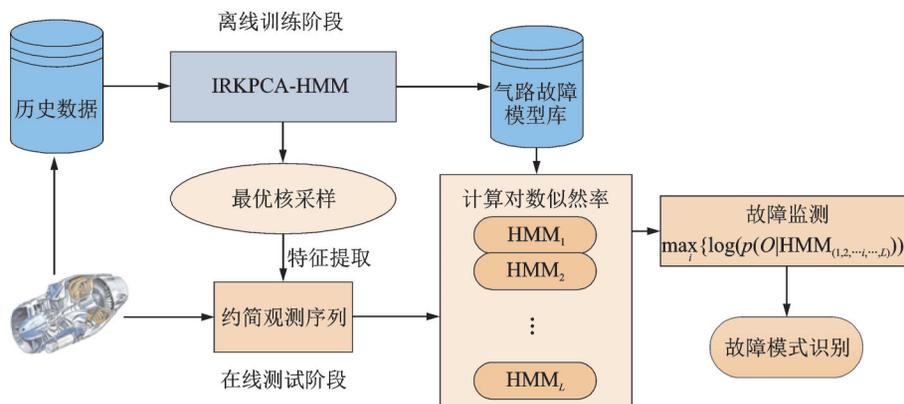


图4 基于IRKPCA-HMM的发动机气路故障诊断框架

Fig.4 Framework of IRKPCA-HMM based gas path fault diagnosis for aeroengine

2.2.7 其他数据驱动方法

(1) 基于信号处理的故障诊断方法。基于信号处理的方法也是较早的发动机故障诊断方法之一,通过对发动机信号进行时域和频域分析来诊断故障。发动机系统测量信号中蕴含的幅值、相位及频率等特征值与发动机的故障之间存在着内在联系,通过信号处理技术提取出测量信号的时域与频域特征,对这些特征参数进行分析处理来诊断发动机故障。

目前常用的信号处理方法包括小波分析、谱分析、傅里叶变换、相关分析、自回归滑动平均等。根据特征信号时域、频域特征的异常变化易于检测特定故障是否发生,但是难以建立特征参数与故障程度及状态变量之间的定量关系,因此难以完成状态估计及性能估计等任务。

(2) 基于统计分析的方法。基于统计分析的方法通过分析历史数据的统计量来提取故障特征,利用测量信号的统计重复性对重要统计特征设置阈值,比较统计特征与阈值的关系,即可判断具体的故障模式并且评估故障程度。

根据所处理变量的个数可以将统计分析方法分为单变量分析和多变量分析两种,其中单变量分析一般使用经典的阈值判断法,如果变量的统计特征超过阈值则认为发生故障;而多变量分析则必须考虑各变量之间的关联信息,以主元分析法最为典型,通过在大量的高维特征中抓住主要特征极大地简化了对复杂数据的利用。但是由于对主要特征的分析以及阈值的设置都有着较强的人为因素,大量参数需要根据特定实验条件以及经验人为调整,因此难以保证分析的可靠性与有效性。

(3) Kullback 信息准则方法。Kullback 信息准则是检测具有未建模动态特性的动态系统故障的方法。首先基于 Goodwin 随机嵌入方法把未建模动态特性当作软边界(Soft bound)估计,利用遗传算法和梯度方法辨识系统的参数和软边界。在 Kullback 信息准则中引入一个新指标评价未建模动态特性,合理设置阈值,设计合适的决策方案,可以实现鲁棒故障诊断。由于未建模动态特性的软边界不能在线辨识,此方法尚不能在线实现。

基于数据驱动的故障诊断方法是以采集的数据为基础,通过各种数据和知识的分析与处理方法挖掘其中的隐含信息进行监控诊断,但是,实际应用中历史工作数据、故障注入数据以及仿真实验数据不易获取,而且所获得的数据往往具有不确定性和不完整性,这些问题都增加了基于数据驱动的故障诊断的难度。

2.3 基于信息融合的故障诊断方法

信息处理技术的发展和新型传感器不断的应用,使得监测数据越来越多,用于状态监测与故障诊断的有用信息以各种形式存在于信息载体中,包括制造、试车台测量系统、机载测量系统、维修历史记录和专家经验等。在工程实践中,发动机维修工程师通常要对气路趋势、振动数据、孔探信息及机组报告等各种可用信息进行综合来判断可能的故障。所以,对发动机进行融合诊断,可以提高诊断的准确性。

信息融合是数据综合处理技术以及多学科交叉的重要体现,它将所有的输入数据在一个公共空间内进行描述,同时它在该空间内对这些数据以适当的数学方法进行综合,然后以适当的形式输出。融合诊断可利用已有的单一基于模型和基于数据的方法为基础进行征兆级和决策级等不同阶层的融合。

目前用于航空发动机气路故障诊断的信息融合方法主要有:贝叶斯融合、DS 证据融合、智能融合、模糊融合和集成融合等。基于数据层融合的故障诊断算法结构如图 5 所示。文献[121]和文献[122]分别讨论了基于改进支持向量回归机和 DS 证据理论的融合方法,实现了发动机气路部件性能诊断。文献[123]提出了基于权重调整的气路故障 DS 证据理论融合诊断方法,完成了基于模型和基于数据的特征信息融合。文献[124]提出了信息融合滤波算法进行了燃气轮机气路性能异常监视,文献[125]将信息融合滤波算法扩展至发动机分布式架构,实现了航空发动机气路性能健康状态监视与异常容错处理。

美国是将信息融合技术应用于航空发动机气路故障诊断起步最早和发展最快的国家。在直升机发动机性能进行诊断和预测研究中,陆军和空军联合参与的 IAC 研发了分布式健康管理(DHMS),通过对各个传感器数据进行有效融合,对真实飞行器进行状态监视。NASA 的 C17-T1 PHM 计划设计了两层信息融合对 F117 发动机故障进行研究,第一层获取特征信息并对发动机健康状况进行评价,第二层通过结合飞行员、地勤人员的观测数据以及历史维修、飞行数据进行诊断,使用了 GPA 健康评价和 AD 异常监视相结合的方法。美国国防部将机载 PHM 系统应用于 JSF 的 STOVL 系统^[51, 126],将其分别应用于 P&W 的 F135 和 GE 的 F136 发动机的升力风扇驱动系和推力引导系,该系统通过特征级提取和融合,实现故障隐患检测和预测剩余使用寿命的功能^[127]。

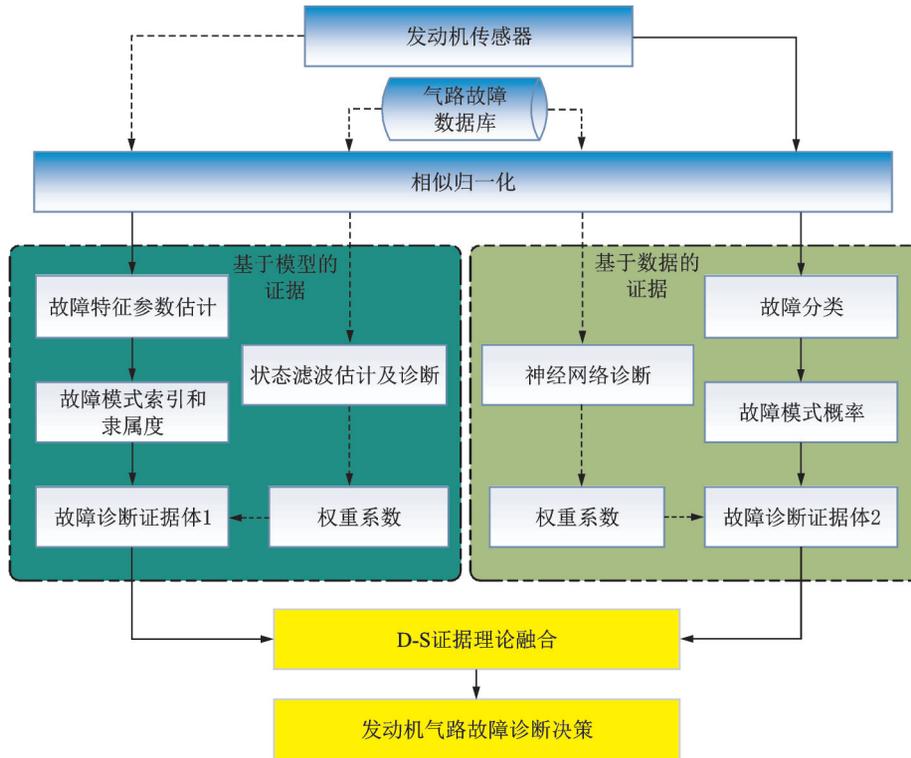


图 5 基于数据层融合方法的发动机气路故障诊断流程图

Fig.5 Flowchart of hierarchical fusion method for aeroengine gas path fault diagnosis

3 发动机气路故障诊断关键技术

从上述国内外研究现状及故障诊断方法可以看出,围绕航空发动机气路故障诊断,不同领域的理论及工程技术工作者开展了大量工作,在实际应用中也发挥了重要的作用,但仍有一些亟待解决的关键技术及难点。

3.1 发动机故障模型建立

基于模型的诊断方法的突出问题在于对模型精度的要求较高,尤其对于大范围工况的航空发动机而言,对系统不确定性的鲁棒性能是必须考虑的问题,包括模型偏差、性能退化、噪声等。目前大多数基于模型的气路故障诊断方法侧重于诊断算法本身,而对于模型的研究尚不完善。

事实上,模型的精度对诊断结果的影响更为突出,由于航空发动机存在制造、安装公差,发动机个体之间的差异也较大,使用过程中发动机性能会发生退化,因此,需要根据试验数据修正模型,提高建模精度。另外,性能退化下的发动机气路故障诊断方法已比较成熟,相对而言,对于发动机气路部件突变故障问题的研究还远远不够,而发动机气路部件的突变故障恰恰是危险性最大的问题,也是急需解决的问题,对于空中停车等突发问题的诊断意义重大。

突变故障的形成机理与渐变退化的形成机理不同,其模型的表现形式也不同。渐变退化一般假

设表征故障的退化参数的导数为零,其故障模型是已知的;而突变故障模型结构已知,参数是未知的,因此分析发动机气路突变故障的形成机理、建立发动机气路突变故障模型是气路故障诊断领域的一项技术难点。

3.2 气路故障诊断精度和实时性

发动机气路故障诊断一般可以分为地面和机载两部分,其中地面部分对算法计算速度要求较低,机载部分一般要求机载运行算法具有较好的实时性能,以及较低的存储需求。机载部分能够及时准确诊断出发动机故障,对飞行的安全性更具有实际意义。

目前基于模型的故障诊断算法繁多,算法的实时性、鲁棒性与精度之间存在着矛盾,通常精度高的诊断方法计算量较大,而鲁棒性更强的系统对精度要求并非最优,因此,需要对诊断算法的实时性、鲁棒性和精度做出合理的折中选择。为了保证故障诊断算法的实时性,除了要研究算法的实时性外,还需提高发动机模型的实时性。

基于机器学习的诊断方法一般可以将离线训练好的网络模型在机载条件下在线运行,但是由于一些学习算法网络结构冗余,缺乏稀疏性,导致机载运算时消耗大量计算资源、占用大量存储空间。因此,用于机载的诊断学习算法应在精简网络结构、改善稀疏性等方面着手研究,在保证诊断精度的条件下,如何满足在线机载实时性要求是气路故

障诊断领域的又一项技术难点。

3.3 气路传感器数据的局限性

发动机气路故障诊断主要依靠安装在发动机气路各部件以及各子系统的传感器来获取各层次的工作参数,关键测量信息对健康管理系统有着不可替代的作用。例如,实际应用中由于缺少能够精确测量高压涡轮前后的高温环境中温度压力的传感器,导致对涡轮健康状态的估计问题成为数学上的欠定问题而不可解,因此,需探讨发动机测量参数少于气路旋转部件性能参数的参数估计问题,发展一种测量不确定性条件下的气路故障诊断方法,实现欠定条件下的状态估计方法,此外,不同飞行状态下气路故障判据和判读阈值不同,如何自动调整气路故障逻辑成为一项技术难点。

另外,航空发动机的工作状态复杂,相对于正常工作状态的信息而言不同故障模式的信息获取比较困难,而现有的基于参数分析和基于知识模型类识别方法中大都依赖于已有的故障模式数据。虽然布局可用的气路传感器参数有限,但积累的数据规模大,不同的故障模式数据获取的难易也存在差别,导致用来构建模式识别的知识模型所得样本是非对称样本,需要利用数据挖掘技术来发现大量实际数据中蕴涵的有用信息,建立适当的发动机运维数据库进行数据和故障特征挖掘是关键。

3.4 气路故障模式与特征耦合特性

由于航空发动机工作状态复杂,影响因素较多,同一故障往往有不同的表现,同一特征又可能是多种故障共同作用的结果。因此,测量数据与故障特征之间、故障特征与故障决策之间都是一种非线性映射,仅依赖单一的故障特征和故障诊断方法很难实现有效的诊断任务。因此需要对发动机气路故障进行融合诊断,以提高诊断的准确性。

同时,可测参数类型和数目随着故障诊断系统功能多样化而急剧增加,要实现从原有的利用单源信息转变为利用不同物理类型、不同部位、不同时空基准的多源信息传感器进行故障诊断;再者,随着数据增维和故障特征信息的增加,需要合理设计气路故障诊断信息的一致性匹配关联,进行面向气路故障诊断的传感器层、特征层和决策层的分层融合处理,以完成发动机气路故障诊断决策任务。

4 发展趋势

未来航空发动机气路故障诊断的研究方向和发展趋势可以归纳如下:

(1) 诊断实时化。对于航空发动机而言,能够实时准确地诊断出发动机故障,对安全性有重要的

实际意义。对于民航发动机,实施远程实时监控和诊断可以提高发动机使用可靠性,降低维护成本。而军用发动机由于工作环境更加恶劣、机动性强,更需要进行实时气路故障诊断,以便实现性能降级时的任务需求,同时也为维修工作提供了更多的时间保障。

(2) 诊断集成化。发动机故障诊断系统将综合利用多源信息,实现有效融合。由目前广为采用基于气路故障分析,转变为以气路分析为基础,挖掘有限维度下海量数据的气路故障信息,并结合振动监测、滑油碎屑监测和部件寿命监视的发动机融合诊断。在故障诊断的融合算法上,结合基于模型、数据驱动等不同诊断方法特点,进行融合的集成化气路故障诊断,以满足提高诊断精度要求。

(3) 诊断智能化。航空发动机应具备自诊断、自预测、自优化和自适应能力。也就是说在没有人工诊断的情况下,能够依据先验知识或部分先验知识,结合当前发动机状态和任务需求,自主完成气路故障诊断,并能够不断自主学习新的知识和经验,提取气路故障特征,实现气路故障诊断功能的自我调整和自我完善。

(4) 诊断控制一体化。当发动机发生故障后,容错控制能够最大程度地保证系统具有持续的安全性。故障诊断与容错控制一体化设计是在回路中设计并且集成故障检测与诊断模块,通过气路故障诊断的决策信息和发动机控制系统所需状态信息的交互,控制系统实时获得发动机性能健康状态信息,用于优化更新发动机控制参数,在发动机性能安全的前提下实现相应的任务功能。

(5) 诊断验证。通过快速原型、硬件在回路仿真、半物理仿真、台架试车等试验平台,保证开发者方便及时地对每一个设计步骤进行测试和验证,在早期即能发现气路故障诊断算法存在的问题,以使气路故障诊断算法得到快速调整和优化,使气路故障诊断系统在设计开发的不同阶段高度复用,加快航空发动机气路故障诊断系统的开发,降低开发成本。

5 结 论

本文回顾了国内外航空发动机气路故障诊断技术的发展,介绍了当前主要气路诊断方法,总结了故障诊断中存在的主要问题及需要着重解决的关键技术,展望了未来发动机故障诊断实时化、集成化、智能化、一体化的发展趋势,有助于认清当前发动机气路故障诊断领域技术研究现状和存在的关键问题,同时,对研究航空发动机故障诊断的新

方法、新理论,具有一定的参考价值。

参考文献:

- [1] MEHER-HOMJI C, CHAKER M, MOTIWALLA H. Gas turbine performance deterioration [C]//Proceedings of 30th Turbomachinery Symposium. [S.l.]: [s.n.], 2001: 139-175.
- [2] HANACHI H, MECHEFSKE C, LIU J, et al. Performance-based gas turbine health monitoring, diagnostics, and prognostics: A survey[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2018, 67(3): 1340-1363.
- [3] ASHOK N S, ROBERT W M, CLAUDIA M. Integrated vehicle health management[R]. [S.l.]: National Aeronautics and Space Administration Aeronautics Research Mission Directorate Aviation Safety Program, 2008.
- [4] LITT J S, SIMON D L, GARY S, et al. A survey of intelligent control and health management technologies for aircraft propulsion systems: NASA TM-2005-213622[R]. USA: NASA, 2005.
- [5] KURZ R, BRUN K, WOLLIE M. Degradation effects on industrial gas turbines[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2009, 131(6): 062401.
- [6] 孙博, 康锐, 谢劲松. 故障预测与健康管理系统研究和应用现状综述[J]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(10): 1762-1767.
SUN Bo, KANG Rui, XIE Jinsong. Research and application of the prognostic and health management system[J]. Systems Engineering and Electronics, 2007, 29(10): 1762-1767.
- [7] 蔡光耀, 高晶, 苗学问. 航空发动机健康管理系统发展现状及其指标体系研究[J]. 测控技术, 2016, 35(4): 1-5.
CAI Guangyao, GAO Jing, MIAO Xuewen. Current situation and indexes of prognostics and health management system for aero-engines[J]. Measurement & Control Technology, 2016, 35(4): 1-5.
- [8] ALFORD L D. The problem with aviation COTS[J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 2001, 16(2): 33-37.
- [9] MERCER C R, SIMON D L, HUNTER G W, et al. Fundamental technology development for gas-turbine engine health management: NASA-20070022364 [R]. USA: NASA, 2007: 1-14.
- [10] 张海军. 民航发动机性能评估方法与视情维修决策模型研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2007.
ZHANG Haijun. Research on methods of performance synthetic estimation and CBM decision-making models for aero-engine[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2007.
- [11] ALMASI A. Latest lessons learned, modern condition monitoring and advanced predictive maintenance for gas turbines[J]. Australian Journal of Mechanical Engineering, 2015, 14: 199-211.
- [12] GARG S. Controls and health management technologies for intelligent aerospace propulsion systems: AIAA-2004-0949[R]. USA: AIAA, 2004.
- [13] VOLPONI A J. Gas turbine engine health management: Past, present, and future trends[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2014, 136(5): 51201.
- [14] LINK C R. Recent advancements in aircraft Engine Health Management (EHM) technologies and recommendations for the next step[C]//Proceedings of the ASME Turbo Expo 2005. [S.l.]: ASME, 2005.
- [15] LARKIN J, MOAWAD E, PIELUSZCZAK D. Functional aspects of, and trade considerations for, an application-optimized engine health management system (EHMS): AIAA-2004-4045[R]. USA: AIAA, 2004.
- [16] HESS A, FILA L. The Joint Strike Fighter (JSF) PHM concept: Potential impact on aging aircraft problems[C]//IEEE Aerospace Conference Proceedings. [S.l.]: [s.n.], 2002: 3021-3026.
- [17] 王施, 王荣桥, 陈志英, 等. 航空发动机健康管理综述[J]. 燃气涡轮试验与研究, 2009, 22(1): 51-58.
WANG Shi, WANG Rongqiao, CHEN Zhiying, et al. Survey on aircraft engine health management[J]. Gas Turbine Experiment and Research, 2009, 22(1): 51-58.
- [18] ZHAO N, WEN X, LI S. A review on gas turbine anomaly detection for implementing health management[C]//Proceedings of the ASME Turbo Expo. [S.l.]: ASME, 2016.
- [19] 戎翔. 民航发动机健康管理中的寿命预测与维修决策方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2008.
RONG Xiang. Methods of life prediction and maintenance decision making in civil aeroengine health management[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2008.
- [20] 范作民, 孙春林, 白杰. 航空发动机故障诊断导论[M]. 北京: 科学出版社, 2004.
FAN Zuomin, SUN Chunlin, BAI Jie. Introduction to fault diagnosis of aeroengine[M]. Beijing: Science Press, 2004.
- [21] DEVENDRA T, MURAT Y, SHIN C, et al. Anomaly detection for health management of aircraft gas turbine engines[C]//Proceedings of American Control Conference. [S.l.]: [s.n.], 2005: 459-464.
- [22] ASTRUA P, CECCHI S, PIOLA S, et al. Axial compressor degradation effects on heavy duty gas tur-

- bines overall performances[C]//Proceedings of the ASME Turbo Expo. [S.l.]: ASME, 2013.
- [23] BONS J P. A review of surface roughness effects in gas turbines[J]. *Journal of Turbomachinery*, 2010, 132(2): 021004.
- [24] ZAITA A V, BULEY G, KARLSONS G. Performance deterioration modeling in aircraft gas turbine engines[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 1998, 120(2): 344-349.
- [25] CARTER T J. Common failures in gas turbine blades [J]. *Engineering Failure Analysis*, 2005, 12 (2) : 237-247.
- [26] OAKLEY S Y, NOWELL D. Prediction of the combined high-and low-cycle fatigue performance of gas turbine blades after foreign object damage[J]. *International Journal of Fatigue*, 2007, 29(1): 69-80.
- [27] KURZ R, BRUN K. Gas turbine tutorial—Maintenance and operating practices effects on degradation and life[C]//Proceedings of the 36th Turbomachinery Symposium.[S.l.]: [s.n.], 2007: 131-146.
- [28] MEHER-HOMJI C B, CHAKER M, BROMLEY A F. The fouling of axial flow compressors: Causes, effects, susceptibility, and sensitivity[C]//Proceedings of the ASME Turbo Expo. [S.l.]: ASME, 2009: 571-590.
- [29] KURZ R, BRUN K. Degradation in gas turbine systems[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2001, 123(1): 70-77.
- [30] JAW L C, FRIEND R. ICEMS: A platform for advanced condition-based health management[C]//IEEE Aerospace Conference Proceedings. [S.l.]: IEEE, 2001: 2909-2914.
- [31] PETTIT C D, BARKHOUDARIAN S, DAUMANN A G. Reusable rocket engine advanced health management system architecture and technology evaluation-summary: AIAA-99-69944 [R]. USA: AIAA, 1999.
- [32] NICKERSON B, LALLY R. Development of a smart wireless networkable sensor for aircraft engine health management[C]//IEEE Aerospace Conference Proceedings.[S.l.]: IEEE, 2001: 3255-3262.
- [33] ZHANG G, LEE S, PROPE S, et al. A novel architecture for an integrated fault diagnostic/prognostic system[C]//AIAA Symposium. [S.l.]: AIAA, 2002: 89-98.
- [34] 鲁峰. 航空发动机故障诊断的融合技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2009.
- LU Feng. Aeroengine fault diagnostics based on fusion technique[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2009.
- [35] 张鹏. 基于卡尔曼滤波的航空发动机故障诊断技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2009.
- ZHANG Peng. Aeroengine fault diagnostics based on kalman filter[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2009.
- [36] DOEL D L. TEMPER—A gas path analysis tool for commercial jet engines [J]. *Transactions of ASME, Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 1994, 116(1): 82-89.
- [37] Pratt & Whintey. Module analysis program network (mapnet) training guide[R]. USA: Pratt & Whintey Customer Training Center, 1997.
- [38] KOOP W. The Integrated high performance turbine engine technology program: ISABE 97-7175[R]. [S.l.]: [s.n.], 1997.
- [39] ROEMER M J, GEORGE V. An overview of selected prognostic technologies with application to engine health management[C]//Proceedings of the ASME Turbo Expo 2006. [S.l.]: ASME, 2006.
- [40] JONATHAN L, DONALD L, CLAUDIA M, et al. NASA aviation safety program aircraft engine health management data mining tools roadmap: NASA/TM-2000-210030[R]. USA: NASA, 2000.
- [41] SIMON D L, GARG S, VENTI M. Propulsion control and health management technology for flight test on the C-17 T-1 aircraft: NASA/TM-2004-213303 [R]. USA: NASA, 2004.
- [42] ZUNIGA F A, MACLISE D C, ROMANO D J. Integrated system health management for exploration systems: AIAA-2005-2586[R]. USA: AIAA, 2005.
- [43] MARK A S. A survey of data-driven prognostics: AIAA-2005-7002[R]. USA: AIAA, 2005.
- [44] RYAN M, DAVID I, GREG P, et al. Integrated system health management (ISHM) technology demonstration project final report: NASA/TM-2006-213482 [R]. USA: NASA, 2006.
- [45] AZZAM H, COOK J. FUMS technology for verifiable affordable prognostics health management (PHM) [C]//IEEE Aerospace Conference Proceedings. [S.l.]: IEEE, 2004: 3764-3781.
- [46] PROVOST M J. COMPASS: A generalized ground-based monitoring system [M]. US: Springer, 1989.
- [47] 殷逸冰. 面向气路部件健康管理的静电监测技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2018.
- YIN Yibing. Research on electrostatic monitoring technology for gas-path component health management [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2018.
- [48] ONG R S, POST J, VAN ROOIJ H, et al. Call-duration and triage decisions in out of hours cooperatives with and without the use of an expert system [J]. *BMC*

- Family Practice, 2008, 9(1): 11.
- [49] 张津. 民用航空发动机状态监视和故障诊断系统研究[J]. 航空动力学报, 1994, 9(4): 339-343.
ZHANG Jin. Study on civil aviation aeroengine condition monitoring and fault diagnosis system[J]. Journal of Aerospace Power, 1994, 9(4): 339-343.
- [50] TANG G, YATES C L, ZHANG J, et al. A practical intelligent system for condition monitoring and fault diagnosis of jet engines[C]//Proceedings of AIAA/ASME/SAE/ASEE 35th Joint Propulsion Conference and Exhibit. Los Angeles, CA: [s.n.], 1999.
- [51] SCHEUREN W J, CALDWELL K A, GOODMAN G A, et al. Safety & the military aircraft joint strike fighter prognostics and health management[C]//Proceedings of AIAA/ASME/SAE/ASEE 34th Joint Propulsion Conference and Exhibit. Cleveland, OH: AIAA, 1998: 1-7.
- [52] BUTCHER S W. Assessment of condition-based maintenance in the department of defense: LG903B1 [R]. McLean, Virginia, USA: Logistic Management Institute, DoD, 2000: 1-70.
- [53] 张宝珍, 曾天翔. 先进的故障预测与状态管理技术[J]. 测控技术, 2003, 22(11): 4-6.
ZHANG Baozhen, ZENG Tianxiang. Advanced prognostics and health management technology[J]. Measurement & Control Technology, 2003, 22(11): 4-6.
- [54] 张宝珍. 21世纪的保障方案——JSF的自主式后勤[J]. 航空维修与工程, 2003(1): 27-29.
ZHANG Baozhen. The support concept for the 21st century—Autonomic logistics for Joint Strike Fighter[J]. Aviation Maintenance & Engineering, 2003(1): 27-29.
- [55] 朱睿, 刘槟. 飞机健康管理数据挖掘方法研究[J]. 中国民航大学学报, 2004, 22(S1): 150-153.
ZHU Rui, LIU Bin. Research on data mining method of aircraft health management[J]. Journal of Civil Aviation University of China, 2004, 22(S1): 150-153.
- [56] LI C, LEI Y. Fault diagnosis for an aircraft engine based on information fusion[C]//IEEE International Conference on Mechatronics. Budapest, Hungary: [s.n.], 2006.
- [57] 李爱军, 章卫国, 谭键. 飞行器健康管理技术综述[J]. 电光与控制, 2007, 14(3): 79-83.
LI Aijun, ZHANG Weiguo, TAN Jian. Survey on aircraft health management technology[J]. Electronics Optics & Control, 2007, 14(3): 79-83.
- [58] 黄伟斌, 黄金泉. 航空发动机故障诊断的机载自适应模型[J]. 航空动力学报, 2008, 23(3): 580-584.
HUANG Weibin, HUANG Jinqun. On board self-tuning model for aero-engine fault diagnostics[J]. Journal of Aerospace Power, 2008, 23(3): 580-584.
- [59] 顾嘉辉, 鲁峰, 黄金泉, 等. 基于自适应拟合建模的航空发动机健康参数估计[J]. 传感器与微系统, 2019, 38(3): 28-32.
GU Jiahui, LU Feng, HUANG Jinqun, et al. Aircraft engine health parameters estimation based on adaptive fitting modeling[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2019, 38(3): 28-32.
- [60] FRANK P M. Analytical and qualitative model-based fault diagnosis: A survey and some new results[J]. European Journal of Control, 1996, 2(1): 6-28.
- [61] VOLPONI A J, LIANG T. Improved engine health monitoring using full flight data and companion engine information[J]. SAE International Journal of Aerospace, 2016, 9(1): 91-102.
- [62] ZHOU X, LU F, HUANG J. Fault diagnosis based on measurement reconstruction of HPT exit pressure for turbofan engine[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2019, 32(5): 1156-1170.
- [63] WANG R, LIU M, MA Y. Fault estimation for aero-engine LPV systems based on LFT[J]. Asian Journal of Control, 2019. DOI: 10.1002/asjc.2204.
- [64] LU Feng, LI Zhihu, HUANG Jinqun, et al. A hybrid state estimation for aircraft engine anomaly detection and fault accommodation[J]. AIAA Journal, 2020, 58(4): 1748-1762.
- [65] URBAN L A. Gas turbine engine parameter interrelationships[M]. [S.l.]: Hamilton Standard Division of United Aircraft Corporation, 1969.
- [66] URBAN L A. Gas path analysis applied to turbine engine condition monitoring: AIAA-72-1082[R]. USA: AIAA, 1972.
- [67] GULATI A, ZEDDA M, SINGH R. Gas turbine engine and sensor multiple operating point analysis using optimization techniques: AIAA-2000-3716 [R]. USA: AIAA, 2000.
- [68] ARETAKIS N, MATHIOUDAKIS K, STAMATIS A. Nonlinear engine component fault diagnosis from a limited number of measurements using a combinatorial approach[J]. Transactions of the ASME, 2003, 125: 642-650.
- [69] KAMBOUKOS P, MATHIOUDAKIS K. Multi-point nonlinear method for enhanced component and sensor malfunction diagnosis[C]//Proceedings of the ASME Turbo Expo 2006.[S.l.]: [s.n.], 2006.
- [70] 范作民, 孙春林, 林兆福. 发动机故障诊断的主因子模型[J]. 航空学报, 1993, 14(12): 588-595.
FAN Zuomin, SUN Chunlin, LIN Zhaofu. Primary factor model for jet engine fault diagnosis[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 1993, 14(12): 588-595.

- [71] BROTHERTON T, VOLPONI A, LUPPOLD R, et al. eSTORM: Enhanced self-tuning on-board real-time engine model[C]//IEEE Aerospace Conference. [S.l.]: IEEE, 2003: 3075-3086.
- [72] HEATHER H L. A simulation study of turbofan engine deterioration estimation using Kalman filtering techniques: NASA TM-104233 [R]. USA: NASA, 1991.
- [73] LITT J S, PARKER K I, CHATTERJEE S. Adaptive gas turbine engine control for deterioration compensation due to aging: NASA TM-2003-212607 [R]. USA: NASA, 2003.
- [74] GUO T H, MERRILL W. A distributed fault-detection and diagnosis system using online parameter estimation: NASA TM-104433 [R]. USA: NASA, 1991.
- [75] SIMON D, SIMON D L. Aircraft turbofan engine health estimation using constrained kalman filter: NASA TM-2003-212528 [R]. USA: NASA, 2003.
- [76] SIMON D, SIMON D L. Kalman filtering with inequality constraints for turbofan engine health estimation: NASA TM-2003-212111 [R]. USA: NASA, 2003.
- [77] SIMON D, SIMON D L. Constrained Kalman filtering via density function truncation for turbofan engine health estimation: NASA TM-2006-214126 [R]. USA: NASA, 2006.
- [78] CHANG X, HUANG J, LU F, et al. Gas-path health estimation for an aircraft engine based on a sliding mode observer[J]. *Energies*, 2016, 9(8): 598.
- [79] CHANG X, HUANG J, LU F. Health parameter estimation with second-order sliding mode observer for a turbofan engine[J]. *Energies*, 2017, 10(7): 1040.
- [80] QIANG Z, HUANG J, LU F, et al. Robust sensor fault reconstruction via a bank of second-order sliding mode observers for aircraft engines[J]. *Energies*, 2019, 12(14): 2831.
- [81] ZEDDA M, SINGH R. Gas turbine engine and sensor fault diagnosis using optimization techniques: AIAA-1999-2842 [R]. USA: AIAA, 1999.
- [82] BAI J, FAN Z, SUN C. Consistence criterion for engine fault diagnosis decision [C]//Proceedings of the Third Asian-Pacific Conference on Aerospace Technology and Science. Yunnan China: [s. n.], 2000: 407-413.
- [83] DAVISON C R, BIRK A M. Steady state performance simulation of auxiliary power unit with faults for component diagnosis [C]//Proceedings of the ASME Turbo Expo 2000. [S.l.]: [s.n.], 2000.
- [84] DAVISON C R, BIRK A M. Development of fault diagnosis and failure prediction techniques for small gas turbine engines [C]//Proceedings of the ASME Turbo Expo 2001. [S.l.]: [s.n.], 2001.
- [85] BORGUET S, DEWALLEF P, LEONARD O. A way to deal with model-plant mismatch for a reliable diagnosis in transient operation [C]//Proceedings of the ASME Turbo Expo 2006. [S.l.]: [s.n.], 2006.
- [86] DEWALLEF P, LEONARD O. On-line performance monitoring and engine diagnostic using robust Kalman filtering techniques [C]//Proceedings of the ASME Turbo Expo 2003. [S.l.]: [s.n.], 2003.
- [87] 张鹏, 黄金泉. 航空发动机气路故障诊断的平方根UKF方法研究[J]. *航空动力学报*, 2008, 23(1): 169-173.
ZHANG Peng, HUANG Jinqun. SRUKF research on aeroengines for gas path component fault diagnostics [J]. *Journal of Aerospace Power*, 2008, 23(1): 169-173.
- [88] 黄金泉, 冯敏, 鲁峰. 基于自适应粒子滤波的涡扇发动机故障诊断[J]. *航空动力学报*, 2014, 29(6): 1498-1504.
HUANG Jinqun, FENG Min, LU Feng. Turbo-fan engine fault diagnosis based on adaptive particle filtering [J]. *Journal of Aerospace Power*, 2014, 29(6): 1498-1504.
- [89] 黄金泉, 陈煜, 周浩文, 等. 基于QPSO粒子滤波的航空发动机突变故障诊断[J]. *南京航空航天大学学报*, 2014, 46(4): 494-500.
HUANG Jinqun, CHEN Yu, ZHOU Haowen, et al. QPSO particle filter based abrupt fault diagnostics for gas turbine engine [J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2014, 46(4): 494-500.
- [90] WANG Q, HUANG J, LU F. An improved particle filtering algorithm for aircraft engine gas-path fault diagnosis [J]. *Advances in Mechanical Engineering*, 2016, 8(7): 1-13.
- [91] 许梦阳, 黄金泉, 鲁峰. 航空发动机气路故障诊断的SANNWA-PF算法[J]. *航空动力学报*, 2017(10): 2516-2525.
XU Mengyang, HUANG Jinqun, LU Feng. SANNWA-PF algorithm of aero-engine gas path fault diagnosis [J]. *Journal of Aerospace Power*, 2017(10): 2516-2525.
- [92] ZHOU H, HUANG J, LU F. Reduced kernel recursive least squares algorithm for aero-engine degradation prediction [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 95: 446-467.
- [93] ZHOU H, HUANG J, LU F. Echo state kernel recursive least squares algorithm for machine condition prediction [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 111: 68-86.

- [94] ZHOU H, HUANG J, LU F. Parsimonious kernel recursive least squares algorithm for aero-engine health diagnosis[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 74687-74698.
- [95] TORELLA G, LOMBARDO G. Utilization of neural-networks for gas-turbine engine: 1995XII ISABE 95-703[R]. [S.l.]: [s.n.], 1995.
- [96] 陈策, 李军. 涡扇发动机部件特性的BP网络研究[J]. *航空动力学报*, 2004, 19(1): 61-64.
CHEN Ce, LI Jun. A study of turbofan component characteristics based on back-propagation network[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2004, 19(1): 61-64.
- [97] JOLY R B, OGAI S O T, SINGH R, et al. Gas-turbine diagnostics using artificial neural-networks for a high bypass ratio military turbofan engine[J]. *Applied Energy*, 2004, 78: 397-418.
- [98] 钱建阳. 航空发动机气路智能故障诊断[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2000.
QIAN Jianyang. Intelligent gas path fault diagnosis of aeroengine[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2000.
- [99] SUN B, ZHANG J, ZHANG S. An investigation of artificial network (NN) in quantitative diagnosis for turbofan engine[C]//*Proceedings of the ASME Turbo Expo 2000*. [S.l.]: [s.n.], 2000.
- [100] 叶志锋, 孙健国. 基于概率神经网络的发动机故障诊断[J]. *航空学报*, 2002, 23(2): 155-157.
YE Zhifeng, SUN Jianguo. Probabilistic neural networks based engine fault diagnosis[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2002, 23(2): 155-157.
- [101] 陈恬, 孙健国, 杨蔚华, 等. 自组织神经网络航空发动机气路故障诊断[J]. *航空学报*, 2003, 24(1): 46-48.
CHEN Tian, SUN Jianguo, YANG Weihua, et al. Self-organizing neural network based fault diagnosis for aeroengine gas path[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2003, 24(1): 46-48.
- [102] ZEDDA M, SINGH R. Fault diagnosis of a turbofan engine using neural network: A quantitative approach: AIAA-1998-3602[R]. USA: AIAA, 1998.
- [103] 叶志锋, 孙健国. 用自联想神经网络处理发动机测量参数[J]. *数据采集与处理*, 2003, 18(2): 218-221.
YE Zhifeng, SUN Jianguo. Process of measurable engines' parameters using auto-associative neural networks[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2003, 18(2): 218-221.
- [104] POMFRET C J. Engine life measurement and diagnostics[J]. *Aerospace Engineering*, 1994, 14 (6): 11-14.
- [105] 叶志锋, 孙健国. 应用神经网络诊断航空发动机气路故障的前景[J]. *推进技术*, 2002, 23(1): 1-4.
YE Zhifeng, SUN Jianguo. Prospect for neural networks used aeroengine fault diagnosis technology[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2002, 23(1): 1-4.
- [106] ROEMER M J. Engine health monitoring system for advanced diagnostic monitoring for gas turbine engines: AFRL-PR-WP-TR-1998-2120[R]. [S.l.]: [s.n.], 1998.
- [107] PU X, LIU S, JIANG H, et al. Sparse bayesian learning for gas path diagnostics[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2013, 135: 071601.
- [108] 翟旭升, 谢寿生, 苗卓广. 基于T-S模糊模型的航空发动机非线性分布式控制系统故障诊断[J]. *航空动力学报*, 2013, 28(6): 234-240.
ZHAI Xusheng, XIE Shousheng, MIAO Zhuoguang. Fault detection of aero-engine non-linear distributed control system based on T-S fuzzy model[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2013, 28(6): 234-240.
- [109] 蔡开龙, 谢寿生, 吴勇. 航空发动机的模糊故障诊断方法研究[J]. *航空动力学报*, 2007, 22(5): 833-837.
CAI Kailong, XIE Shousheng, WU Yong. Study on fuzzy fault diagnosis of aero-engines[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2007, 22(5): 833-837.
- [110] JIA Q, ZHAO Q. A SVM-based method for engine maintenance strategy optimization[C]//*Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. [S.l.]: [s.n.], 2006: 1066-1071.
- [111] LEE S M, ROH W J, CHOI D W. Defect diagnostics of gas turbine engine using hybrid svm-artificial neural network method[C]//*Collection of Technical Papers-43rd AIAA/ASME/SAE/ASEE Joint Propulsion Conference*. [S.l.]: [s.n.], 2007: 1107-1119.
- [112] 徐启华, 师军. 基于支持向量机的航空发动机故障诊断[J]. *航空动力学报*, 2005, 20(2): 298-302.
XU Qihua, SHI Jun. Aero-engine fault diagnosis based on support vector machine[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2005, 20(2): 298-302.
- [113] 郝英, 孙健国, 杨国庆, 等. 基于支持向量机的民航发动机故障检测研究[J]. *航空学报*, 2005, 26(4): 434-438.
HAO Ying, SUN Jianguo, YANG Guoqing, et al. Civil aviation engine fault detection using support vector machines[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2005, 26(4): 434-438.
- [114] YOU C, HUANG J, LU F. Recursive reduced kernel based extreme learning machine for aero-engine fault pattern recognition[J]. *Neurocomputing*, 2016, 214: 1038-1045.
- [115] LU F, JIANG J, HUANG J. Dual reduced kernel extreme learning machine for aero-engine fault diagnosis[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2017, 71: 742-750.

- [116]王小雷, 林学森, 杨欣毅. ELM在航空发动机气路部件故障诊断的应用研究[J]. 系统仿真技术, 2016, 12(2): 106-110.
WANG Xiaolei, LIN Xuesen, YANG Xinyi. Research on ELM application in aeroengine gas path components fault diagnosis[J]. System Simulation Technology, 2016, 12(2): 106-110.
- [117]LU J, HUANG J, LU F. Distributed kernel extreme learning machines for aircraft engine failure diagnostics [J]. Applied Science, 2019, 9(8): 1707.
- [118]LU J, HUANG J, LU F. Kernel extreme learning machine with iterative picking scheme for failure diagnosis of a turbofan engine[J]. Aerospace Science and Technology, 2020, 96: 105539.
- [119]LU F, JIANG J, HUANG J, et al. An iterative reduced KPCA hidden Markov model for gas turbine performance fault diagnosis [J]. Energies, 2018, 11(7): 1807.
- [120]李润国. 航空发动机气路部件退化仿真及健康评估 [D]. 成都: 电子科技大学, 2015.
LI Runguo. The simulation of the degradation of aero engine and health assessment[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2015.
- [121]鲁峰, 黄金泉. 基于ESVR信息融合的航空发动机故障诊断研究[J]. 应用基础与工程科学学报, 2010, 18(6): 982-989.
LU Feng, HUANG Jinquan. Fault diagnosis for aero-engine based on ESVR information fusion[J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2010, 18(6): 982-989.
- [122]温迪. 基于D-S证据理论的航空发动机气路故障信息融合与FMECA分析[D]. 成都: 电子科技大学, 2014.
WEN Di. Gas path fault information fusion of aero-engine based on D-S evidence theory and FMECA [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2014.
- [123]LU F, JIANG C, HUANG J, et al. A novel data hierarchical fusion method for gas turbine engine performance fault diagnosis[J]. Energies, 2016, 9(10): 928.
- [124]LU F, HUANG Y, HUANG J, et al. Gas turbine performance monitoring based on extended information fusion filter[J]. Journal Aerospace Engineering, 2019, 233(2): 483-497.
- [125]LU F, WANG Y, HUANG J, et al. A comparison of hybrid approaches for turbofan engine gas path fault diagnosis[J]. International Journal of Turbo & Jet Engines, 2016, 33(3): 253-264.
- [126]WILLIAM J S, KIMBERLY A C, GEOFFREY A G. Joint strike fighter prognostics & health management: AIAA-98-35476[R]. USA: AIAA, 1998.
- [127]RAMESH R, BRUCE C W, MATTHEW S. Evolution of propulsion controls and health monitoring at Pratt and Whitney: AIAA-2003-2645 [R]. USA: NASA, 2003.

(编辑:夏道家)