航空发动机健康管理技术综述

赵 爽[1],李 锋[2],张 瑞[1],吴 新[1],韩崇鹏[1]
(1.中国航发沈阳发动机研究所,沈阳 110015;2.空军装备部驻沈阳地区第二军事代表室,沈阳 110042)

摘要:航空发动机健康管理是提高发动机的安全性、可靠性与维修性的重要手段之一,是发动机使用维护的组成部分,也是发动机从定期维护向视情维护转变的基础。为了厘清航空发动机健康管理系统设计的需求和发展脉络,基于发动机健康管理系统的基本内涵及功能,梳理国内外发动机健康管理标准与规范、关键技术发展和军民用航空发动机健康管理系统应用情况,分析了国内外航空发动机健康管理技术发展现状及差距。根据国内外航空发动机健康管理标准与规范规定的健康管理功能和关键技术、核心算法的对比分析结果,认为航空发动机健康管理应向提升正向设计能力、推进故障诊断及预测等算法不断成熟的方向发展。

关键词:健康管理;标准;故障诊断;视情维护;航空发动机
中图分类号:V263.6 **文献标识码:**A doi:10.13477/j.cnki.aeroengine.2025.06.001

Overview of Aeroengine Health Management Technology

ZHAO Shuang[1], LI Feng[2], ZHANG Rui[1], WU Xin[1], HAN Chong-peng[1]
(1.AECC Shenyang Engine Research Institute, Shenyang 110015, China; 2.Second Military Representative Office of Air Force Equipment Deparment Stationed in Shenyang Area, Shenyang 110042, China)

Abstract: Aeroengine health management is one of the important means to improve engine safety, reliability, and maintainability. It is an integral part of engine operation and maintenance and serves as the foundation for transitioning from scheduled maintenance to condition-based maintenance. To clarify the needs and development context of aeroengine health management system design, based on the basic connotation and functions of engine health management systems, this paper reviews domestic and international health management standards and specifications, development of key technology developments, and the applications of military and civil aeroengine health management systems, and analyzes the current status gaps in aeroengine health management technology development at home and abroad. Based on the health management functions specified in domestic and international standards and specifications, as well as the comparative analysis of key technologies and core algorithms in health management, it is believed that aeroengine health management should develop towards improving forward design capabilities, promoting the continuous maturity of algorithms such as fault diagnosis and prediction.

Key words: health management; standard; fault diagnosis; condition-based maintenance; aeroengine

0 引言

航空发动机由多种复杂的、可修复的系统组成,长期在高温、高压、高转速、高负荷的苛刻条件下工作。发动机的功能故障会直接导致飞机发生故障、事故,甚至是灾难[1]。随着发动机技术的不断发展、性能的逐步提升,其结构也日趋复杂化,但不论是多么完善的方案设计、先进的材料、高超的工艺水平,甚至是完备的使用维护管理水平,也无法确保发动机在使用过程中零故障。在发动机的全生命周期内总是伴随着故障的发生、排除、再发生与再排除的过程。航空发动机健康管理系统对实现航空发动机由定期维护向视情维护起到了至关重要的作用。视情维护是针对故障模式随机对具有稳定期的零部件进行维护,是判断零部件是否存在潜在故障的有效手段。航空发动机健康管理系统需要依托系统自身具有对故障进行诊断、预测、维护管理健康状态等能力[2]。因此发动机健康管理系统对发动机的安全运行与事故预防具

收稿日期:2025-01-06 **基金项目:**国家级研究项目资助
作者简介:赵爽(1992),女,硕士,工程师。

引用格式:*赵爽,李锋,张瑞,等.航空发动机健康管理技术综述[J].航空发动机,2025,51(6):1-18.ZHAO Shuang, LI Feng, ZHANG Rui, et al.Overview of aeroengine health management technology[J].Aeroengine, 2025, 51(6): 1-18.*

有重要的意义。

20世纪60年代末，美国开始对航空发动机状态监视和故障诊断系统进行研究；70年代，美国在民用航空发动机上应用状态监视和故障诊断系统并取得成功；21世纪初，欧美等国家在空客A380项目和波音787项目中提出并应用了预测与健康管理等相关概念，PW公司研制了诊断与健康管理系统并成功应用在F119发动机上，之后应用于F135发动机上，其基于状态的维修技术代表了美军在该领域的最高水平。Hanachi等[3]通过气路数据获得的性能参数研究是最先进的状态监测、诊断和预测技术。20世纪80年代，中国开展了航空发动机状态监测的研究工作，张宝珍[4]和王伟生等[5]对军、民用发动机健康管理系统的发展过程进行了考察分析，中国发动机采用了与国外先进发动机类似的健康管理系统架构，基本实现了状态监测、故障诊断、趋势分析和关键重要件的剩余寿命计算功能，但在一些关键技术上还需攻关突破。比如在2000年以后，对基于神经网络等故障诊断算法进行了探索开发，2010年以后，对基于大数据和深度学习的故障预测等算法进行了探索开发。

本文系统梳理了航空发动机健康管理技术发展脉络，分析了国内外发动机健康管理技术的发展现状及差距，阐述了关键技术创新突破点，指出了未来该发展方向并提出了合理建议，为加速突破技术瓶颈和航空发动机健康管理体系建设提供参考。

1 健康管理系统内涵

1.1 基本内涵

航空发动机健康管理是指通过机载系统及非机载系统中的传感器采集与处理、数据的处理与分析等，通过航空发动机气路性能、滑油系统、振动监测、寿命信息等，实现航空发动机的状态监测、故障诊断、趋势分析、寿命管理、使用维护等功能，反映航空发动机的运行状况，提醒用户有效排除异常故障、及时安排检查维修、预测备件需求，提高航空发动机和飞机的安全性、可靠性与维修性[6]。健康管理系统使用模式如图1所示。

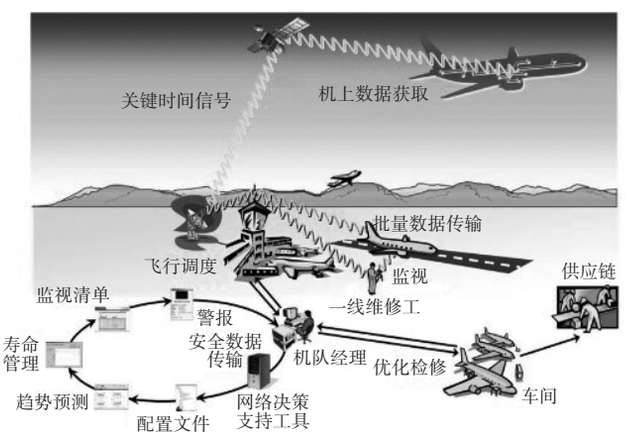

图1 健康管理系统使用模式

1.2 健康管理系统基本功能

健康管理系统包含状态监测、故障诊断、趋势分析、寿命管理、使用维护信息管理5大功能。

健康管理系统可分为机载子系统和地面子系统，健康管理子系统功能划分如图2所示。

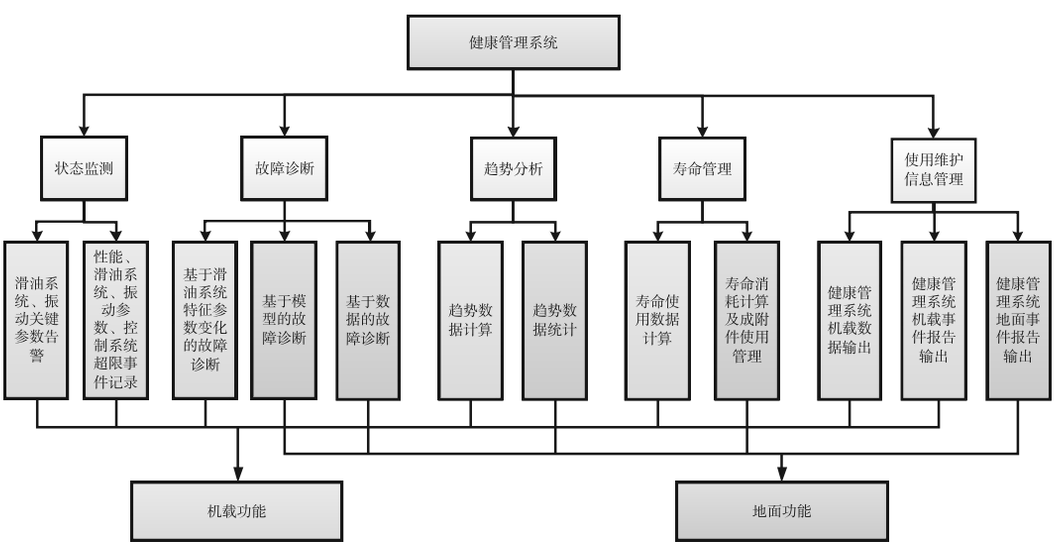

图2 健康管理子系统功能

1.2.1　状态监视功能

健康管理系统中的状态监测功能包含航空发动机性能参数监测、滑油系统参数监测、机械系统振动监测、控制系统监测等。状态监测一般对实时性要求较高,因此通常部署在机载系统中。

通过在线系统状态监测功能,分析发动机工作实时参数,将参数与限制值(单点/曲线/关联逻辑/模型)对比分析,对监测参数是否存在超限或异常突变进行判断,并将异常结果记录在事件报告中。对于影响飞行安全异常的结果,将发送给飞行员。

1.2.2　故障诊断功能

通过对系统采集接收到的参数进行判断和提取,在异常参数特征与建立的故障模式匹配后,将故障隔离到单元体或外场可更换单元。

机载系统中的故障诊断功能通常是提取超限和异常特征参数,将该特征参数与故障库中的故障模式进行对比,计算概率后生成故障报告。地面系统中的故障诊断功能可以采用复杂的诊断算法,如基于机理模型的故障诊断算法、历史数据的故障诊断算法、多源信息融合的故障诊断算法,甚至是智能的故障诊断算法等,在实现诊断的同时预测故障发生的时机。

1.2.3　趋势分析功能

机载系统中的趋势分析算法通过实时判断参数的异常特征,为机载系统中的状态监测功能和故障诊断功能提供参数的分析结果。地面系统中的趋势分析功能包括预测发动机的性能衰退和绘制发动机趋势数据图等,为维护人员提供相关维护信息。

1.2.4　寿命管理功能

机载系统中的寿命管理功能包括实时统计发动机寿命数据,生成寿命事件报告。地面系统中的寿命管理功能可以实现发动机关键件和重要件的寿命统计,剩余寿命计算,维护时间预测,为维护人员进行换件和开展维护工作提供支持。

1.2.5　使用维护信息管理功能

使用维护信息管理功能可以通过整合健康管理系统输出的事件报告及信息,综合评估发动机的健康状态,优化发动机资源保障,减少维修时间。还可对基地(机群)内的发动机健康状况进行综合评估分析,列出发动机的换发及维修排队计划,提高维修效率及飞机出勤率。

2　航空发动机健康管理标准与规范

航空发动机健康管理标准与规范是国内外航空发动机型号研制过程中健康管理系统研发的指南。根据国内外标准与规范规定的健康管理功能,可以厘清航空发动机健康管理系统设计的需求和发展脉络。

2.1　国外航空发动机健康管理标准与规范现状

分析 MIL-E-5007D 以后的美国航空发动机通用规范/指南各版本中有关发动机监控、诊断和健康管理系统的章节,提出有关发动机状态监控的条款;MIL-E-5007D、MIL-E-5007E 在“测试系统”章节中放入状态监视、寿命计数器等要求;JSGS-87231A 提出了发动机监控系统(Engine Management System,EMS)的概念,并在 JSSG-2007B 中进一步扩展为推进和动力系统健康监控系统。

以美国国家航空航天局(National Aeronautics and Space Administration,NASA)航空航天理事会推进系统分部下设的航空航天推进系统健康管理技术委员会为指导,为航空燃气涡轮发动机监视系统制定一系列指南,用于指导航空燃气涡轮发动机的状态监视、故障诊断和健康管理系统的设计、使用和维护,发布的 SAE 系列标准见表 1。《航空燃气涡轮发动机健

表 1　SAE 系列标准

标准编号	标准名称
AIR 1828B	发动机滑油系统监视指南
AIR 1839B	航空涡轮发动机振动监视系统指南
AIR 1871C	从推进和传动系统健康管理系统的开发、实施和运行中吸取的经验教训
AIR 1872B	寿命使用监视和部件管理指南
AIR 1873	航空燃气涡轮发动机监视系统指南
AIR 1900A	温度监视指南
AIR 4061B	典型发动机健康管理功能与机载系统集成指南
AIR 4174	动力监视技术指南
AIR 4985	发动机故障检查与隔离精度与测量
AIR 4986	发动机气路静电监测
AIR 5120	飞机燃气涡轮发动机健康管理系统开发和集成指南
AIR 5317	辅助动力装置健康管理指南
AIR 5871	涡轮燃气发动机预测
ARP 1587B	飞机燃气涡轮发动机监视系统指南
ARP 4176	发动机监视系统的成本与收益
ARP 5783	运行状况和使用情况监控指标
ARP 6275	飞机集成健康管理系统的成本效益确定
ARP 6803	集成机载健康管理设计指南
AS 4831	离线监视系统标准软件接口
AS 5395	健康与使用监测系统数据交换规范

康管理系统指南(ARP1587)》由SAE于1981年发布,ARP1587B于2007年发布,是ARP1587的补充版,对发动机健康管理系统的总体结构、效益、能力等进行了介绍,并提供了具有参考价值的实例。SAE协会为满足健康管理系统可包含预判能力的新需求,编写了AIR5871作为ARP1587B的配套标准。

2.2 中国航空发动机健康管理标准与规范现状

中国《航空燃气涡轮发动机监视系统设计与实施指南》于20世纪90年代编写发布,参考了国外的SAE系列。该指南包括航空燃气涡轮发动机监视系统设计与实施指南总则(HB/Z 286.1)、性能监视(HB/Z 286.2)、滑油监视(HB/Z 286.3)、振动监视(HB/Z 286.4)、寿命监视(HB/Z 286.5)、温度监视(HB/Z 286.6)、监视系统与机载系统的一体化设计(HB/Z 286.7)[7]等。重点阐述了系统概念、作用、成本分析和执行计划等方面的内容,中国相关标准见表2,同时,形成了一系列国军标,包含通用规范及设计准则等。

表2 中国相关标准

标准编号	标准名称
HB/Z 286.1	航空燃气涡轮发动机监视系统设计与实施指南——总则
HB/Z 286.2	航空燃气涡轮发动机监视系统设计与实施指南——性能监视
HB/Z 286.3	航空燃气涡轮发动机监视系统设计与实施指南——滑油监视
HB/Z 286.4	航空燃气涡轮发动机监视系统设计与实施指南——振动监视
HB/Z 286.5	航空燃气涡轮发动机监视系统设计与实施指南——寿命监视
HB/Z 286.6	航空燃气涡轮发动机监视系统设计与实施指南——温度监视
HB/Z 286.7	航空燃气涡轮发动机监视系统设计与实施指南——监视系统与机载系统的一体化设计
GJB 241A	航空涡轮喷气和涡轮风扇发动机通用规范
GJB 242A	航空涡轮螺桨和涡轮轴发动机通用规范
GJB 2875	航空燃气涡轮发动机监视系统设计准则
GJB 3708	军用直升机发动机监视系统要求
GJB 1909-5	装备可靠性维修性参数选择和指标要求-军用飞机
GJB2547A	装备测试性工作通用要求
GJB 3970	军用地面雷达测试性要求

2.3 国内外航空发动机健康管理概念与认识差距

在健康管理概念与相关标准方面,国外航空发动机通用规范中已经从“状态监视”概念发展到了“健康管理”概念。中国航空发动机的一般规范要求还处于“测试系统”或“状态监视”的概念阶段,尚未明确提出“健康管理系统”的概念及相关要求[7]。GJB241A-2010在3.7.6“测试系统”中将原“发动机状态监控”修改为了“机载发动机状态监视系统”,规定了系统的功能和组成,要求有机内自检测能力。GJB241A-2010还增加了“发动机状态监视用传感器”及“测试性”要求,列出了发动机传感器基本参数,以适应状态监视的要求。20世纪90年代中国参考SAE协会ARP1587等国外标准,编制并发布了HB/Z286系列《航空燃气涡轮发动机监视系统设计与实施指南》,该指南重点规范了系统概念、功能、成本分析及实施方案等内容。

从数量上看,国外的发动机健康管理相关标准主要由SAE、IEEE、ISO等标准化组织颁布发行,各类标准总类齐全,数量众多;中国健康管理相关的标准规范主要包括HB/Z 286系列和GJB系列内多个标准,数量不如国外标准体系充实。

从覆盖领域上看,国外标准覆盖了健康管理系统的总体要求与开发指南、健康管理系统的评估和状态监测相关要求、故障诊断与预测相关要求、机载和地面系统开发相关要求等多个领域,能够全面覆盖健康管理系统功能和软硬件各层面;中国标准主要集中于总体要求与开发指南、状态监测和测试方面,尚不完备。

从应用阶段上看,国外标准全面覆盖了健康管理系统设计研发和使用的各个阶段,而中国的标准则缺乏对设计定性阶段和使用维护阶段中各类验证、试验开展方法指导。

3 航空发动机健康管理技术发展

航空发动机健康管理系统主要功能包括:状态监测、故障诊断、趋势分析、寿命管理以及使用维护信息管理等功能,其中发动机状态监测功能是从参数本身出发判断发动机的状态是否存在超限或异常。中国在此方面技术成熟度相对较高,国内外差距较小,不再进行过多的分析,以下主要针对中国欠缺的健康管理关键技术和核心算法方面进行对比分析。健康管理关键技术主要包括故障诊断与趋势分析、寿命管理和使用维护。

3.1 航空发动机故障诊断与趋势分析技术发展现状

3.1.1 气路故障诊断及性能趋势分析

常见的航空发动机气路故障诊断方法有基于模型故障诊断、数据故障诊断和信息融合故障诊断[8]。其中,基于模型故障诊断的方法本质是一个对发动机整体或某些部件进行建模的数学过程。典型的如气

路分析[9]和卡尔曼滤波[10]是2种最具代表性的基于模型的诊断方法。气路分析通过建立温度、压力、转子转速、燃油流量等测量参数与压比、效率等不可测量参数之间的数学关系来解决诊断问题。这种方法需要具备专业知识和经验来建立数学和热力学方程,通过方程确定不同故障的阈值,判断发动机状态是否正常。然而由于发动机系统存在高度的非线性和复杂性,数学建模的不准确性和高时间成本很大程度上阻碍了传统气路分析方法的发展。而卡尔曼滤波器作为一种预测校正技术为上述问题提供了较好的解决方案,其主要通过使用系统模型和观测值来估计系统的真实状态[11]。卡尔曼滤波方法可以克服气路分析方法,由于传感器数量有限而无法解决的欠定问题和鲁棒性较差的问题[12]。

基于发动机气路模型的故障诊断与性能衰退分析方法原理清晰,但这种方法的研究基础是基于精准的发动机气路模型,而航空发动机气路故障模型的输入参数不仅包括总温、总压、静压等参数,还有燃油流量,导叶角度、喷口面积等控制参数,且上述每个输入参数的误差均会直接影响发动机模型的精度。由于军用航空发动机运行状态复杂多变,且多架次之间相似度较低,对模型的求解精度要求远远高于具有较长时间巡航点运行的发动机。因此,用于军用发动机故障诊断的气路模型,必须具备剔除输入参数误差,并且需要在任意状态下均具有较高精度。因此提高军用发动机气路模型的分析精度一直以来是该领域的研究重点。

国外研究人员开展了对发动机进行精确建模和修模技术的研究。1975 年,NASA 研究中心使用改进的 Euler 方法来解算发动机的协同工作方程。克服了 Newton-Raphson 方法在方程数量增加时所带来的计算量激增的缺陷。1983 年,该研究中心运用从发动机设计点获得的修正系数对非设计点的各项参数进行了调整,从而提升了稳态计算的精度。同时,通过采用容积动力学方法实现了动态实时模拟。20 世纪 90 年代初开始,逐渐着手研究对模型输出参数进行修正的方法。Stamatis 等[13]提出利用发动机实际输出参数自适应修正组件特性参数,以非线性广义最小残差方法,动态调整特性修正向量,将原模型与实际输出残差的加权平方作为目标,优化后得到的参数能同时让模型与模型输出参数符合精度要求。

基于模型的气路诊断根据模型的不同可分为以线性模型为基础和以非线性模型的故障诊断2大类。其中基于线性模型的方法包括参数估计和状态估计2种,基于非线性模型的方法是根据模型与测量参数的残差定位故障。

最早被提出以发动机气路模型为基础的参数估计法[14-16]主要通过对系统模型参数的辨识来达到故障诊断的目的。状态估计方法[17-19]对系统数学模型的精度要求较高,通常采用线性卡尔曼滤波器和自适应观测器。较早提出并被广泛使用的方法是线性卡尔曼滤波估计器,近年来相继提出了非线性模型的中心差分卡尔曼滤波和离散卡尔曼滤波等改进算法[20],实现诊断和隔离发动机传感器失效和气路元件失效[21-22]。国外航空研制发达国家针对发动机气路故障诊断已经开展了时间跨度大且丰富的研究,取得了工程化应用的研究成果[23]。

虽然卡尔曼滤波方法广泛应用于许多实际系统,但对于系统矩阵的选择却是一种基于经验的方法,能导致诊断的准确性参差不齐。为了避免上述情况,通过自适应更新系统矩阵来优化改进的自适应卡尔曼滤波器模型,以获得更高的数值稳定性和精度[24-26]。此外,为了解决待估计参数大于实测参数时扩展卡尔曼滤波器的失效问题,Liu 等[27]采用模型调优参数进行优化,并给出了收敛性的数学证明。理论推导和半物理实验均证明了优化后的 EKF 用于气路诊断的可行性。

基于数据的故障诊断可以在不需要发动机模型的情况下使用数据进行诊断,所采用的方法包括最小二乘法[28]、支持向量机[29]、神经网络[30-32]、专家系统、模糊推理[33-34]、隐马尔科夫等。

20 世纪 70 年代,美国研制了基于涡轮发动机单元体性能评估系统,可实现实时远程故障诊断,为气路故障诊断和视情维护提供决策支持。20 世纪 90 年代后期,美国空军研究实验室研制了一个基于神经网络的实时故障诊断原型系统,称为健康管理(Engine Health Monitoring,EHM)样机。

在基于数据的方法中,人工智能算法具有完善的非线性逼近能力、大规模数据处理能力、抽象信息提取能力,在鲁棒性和实时性方面具有较大的发展空间,因此人工智能算法可以满足航空发动机故障诊断的需求。早期常用的人工智能算法包括反向传播神

经网络、极限学习机和支持向量机，这些算法已经被大量的研究与应用证明是有效的[35-36]。

随着网络性能的不断提高和复杂性的增加，基于数据的故障诊断方法在预测精度和实时性方面已有长足进步。然而梯度消失和爆炸问题使得一般浅层网络几乎无法实现超过5层的深度架构[37]。2006年，Hinton和Salakhutdinov提出了深度学习[38]，有效解决了多层网络的训练问题。典型的深度学习算法包括深度置信网络、卷积神经网络和循环神经网络等，基于模型诊断的缺点和人工智能诊断的优点见表3。人工智能算法可以很好地满足航空发动机故障诊断的需要[39]。

表3 基于模型诊断的缺点和人工智能诊断的优点

模型诊断方法的缺点	人工智能诊断方法的优点
航空发动机模型的建模需要专业知识	不需要航空发动机建模的过程
难以处理航空发动机非线性的特性	优异的非线性逼近能力
只适用于特定发动机或工作条件	广泛的适用性和强大的适应性
无法用于传感器数量有限的情况	具备处理潜在问题的能力
处理测量不确定性的能力差	鲁棒性强且具备在线诊断的潜力

利用人工智能算法和数据挖掘技术可以预测发动机性能参数，得到性能趋势或劣化趋势。该方法基于历史数据，通过统计学方法（如隐形Markov模型[40]、随机过程[41]）或者机器学习方法（如人工神经网络[42]、支持向量机[43]）建模发动机的衰退过程。Li等[44]提出的发动机性能衰退模型，将线性劣化和非线性劣化共同考虑，预测剩余寿命。后续有学者提出利用随机系数回归模型描述系统的性能退化过程，进而预测剩余寿命。

数据驱动的预测方法无需依赖先验知识，计算过程相对简单，具备良好的通用性和易于实现的特点，大致可以分为3种类型：直接映射法、基于随机过程法和相似性匹配法[45]。

直接映射法是建立参数到剩余寿命的映射关系。近些年，人工神经网络[46-47]、深度置信网络[48-49]、卷积神经网络[50-51]、循环神经网络[52]等在寿命建模领域被广泛应用。

基于随机过程的方法，能够模拟航空发动机性能退化过程的随机性。黄亮等[53]利用Wiener过程对发动机退化过程进行建模，利用贝叶斯方法实时更新模型参数，实现发动机的寿命预测。Zhou等[54]提出了一种预测模型，将隐形马尔可夫模型与缩减内核递归二乘结合，用来预测航空发动机寿命。

基于相似性匹配的剩余寿命预测方法原理包含性能评估和相似性匹配。性能评估是将多维监控数据融合为单维的能反映性能衰退过程的曲线，并将同类设备在各种衰退模式下的轨迹保存在离线曲线库中。相似性匹配是将目标样本的衰退曲线与曲线库中的曲线进行匹配，无需学习性能退化过程中的先验知识，即可实现目标样本的剩余寿命预测。Yu等[55-56]基于上述原理完成了目标样本的剩余寿命预测。

中国在气路健康管理研究起步晚于国外航空发达国家，自20世纪70年代中期，在美国公开的SMOTH，GENENG和DYNGEN发动机性能计算程序源代码的基础上，开始采用变比热法开展发动机数学模型研究。从20世纪90年代开始，改进共轭梯度法求解非线性规划问题，利用数据不断修正模型计算值。北京航空航天大学、空军工程大学、南京航空航天大学、西北工业大学等均开展了发动机建模工作。主要采用变比热部件法建模和经典N-R迭代求解方法进行建模。由于部件级非线性数学模型复杂、共同工作方程组无显式表达形式和求解困难等，各种改进算法相继被提出，如有限域搜索法、独立变量值限制法、独立变量初值拟合法、部件特性扩展法、极大熵法、拟牛顿法、奇异值分解法、QPSO混合算法等。由于非线性方程组可以转化为最优化的问题，神经网络、遗传算法、粒子群算法等各种现代智能优化算法在非线性方程组的求解中得到了快速的发展和应用。此外还有一些混合算法，例如遗传算法和N-R混合算法、BP神经网络和N-R混合算法。

南京航空航天大学的学者以微型涡喷发动机慢车以上非线性部件级模型为基础，以小偏差线性化模型为基础，提出了实现故障监测、报警、隔离的部件级故障诊断技术，开展了参数估计[57-58]和状态估计[59]2种基于线性模型的诊断方法研究，减少了计算量，实现了较高的跟踪精度和实时状态估计。为了实现故障诊断算法的鲁棒性，针对线性卡尔曼滤波方法，滑模观测器理论被用于气路故障诊断[60]。西北工业大学的学者们以实测数据为基础，依据小偏差法原理建立了发动机的小偏差故障诊断矩阵，验证了该矩阵的有效性。

在性能趋势分析方面,中国在分析研究工作上起步较晚。电子科技大学的郑波[61]利用粒度计算压缩相似性数据,基于粒子群优化(Particle Swarm Optimization,PSO)算法,诊断和预测发动机性能趋势,取得了较好的效果。南京航空航天大学的学者们将灰色模型与神经网络模型结合,提出集成神经网络的融合诊断方法,将基于结构自适应神经网络的趋势预测方法应用于航空发动机性能趋势和磨损趋势预测。使用前向和后向分割算法提升正则化极限学习机性能,并引入自适应步长确定方法和一种改进的求解机制。这种新的机器学习算法在保持良好泛化能力的同时,对正则化参数不敏感,极大地节省了计算资源[62]。中国民航大学的学者为了加强重要特征的提取能力和历史关键信息,提出了一种基于卷积神经网络,长短期记忆网络(Long Short-Term Memory,LSTM)和注意力机制的混合模型,较好实现了 APU 排气温度预测[63-64]。

近期,在分析发动机存在性能衰退时的试车数据过程中发现,基于融合架构的基准气路故障诊断方法存在虚警率高,工程应用推广受限的问题。针对该问题,结合对象发动机的实际运行数据和融合建模架构,提出了一种可实现发动机全生命周期的实时气路故障诊断方法。为了分析该方法的有效性,结合该型发动机的故障仿真模型,引入性能衰退等不确定性因素影响,生成了适用于该型发动机的模拟故障/正常数据,据此对比分析了 2 类方法的可靠性,基准测试方法在全生命周期仿真中的性能如图 3 所示。从图中可见,测试结果(红色虚线为故障起始点)由于发动机性能衰退等原因导致基准方法经常产生虚警,使得基准方法的性能并不令人满意。所提出的改进方法在全生命周期仿真中的性能如图 4 所示。从图中可见,其在发动机存在性能衰退时仍可保持较好的故障诊断可靠性,效果优于基准方法。综上所述,在优化发动机气路故障诊断方法过程中,综合考虑性能衰退等不确定性因素影响,是提高气路故障诊断可靠性的发展方向。

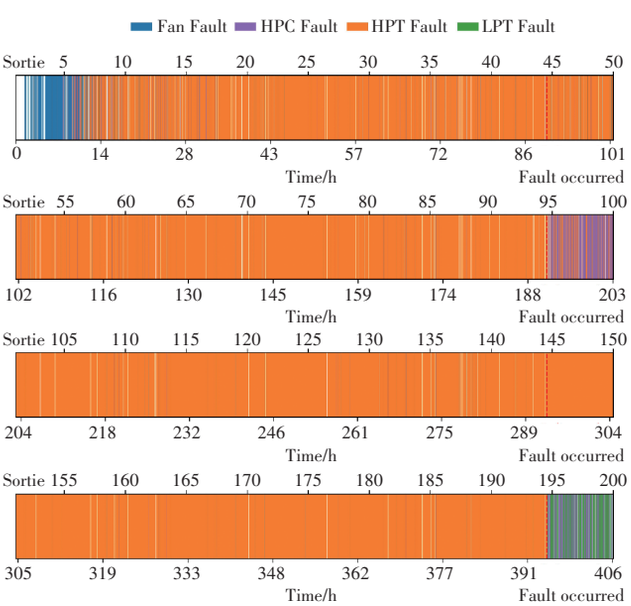

图 3　基准测试方法在全生命周期仿真中的性能

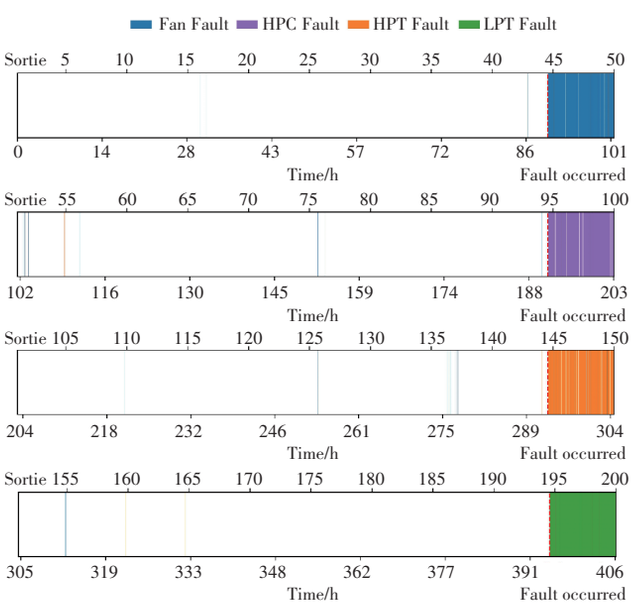

图 4　改进方法在全生命周期仿真中的性能

3.1.2　振动故障诊断

转动和传动部件是进行发动机能量转换和功率传输的关键部件,也是发动机的安全关键件。该领域的国际研究热点包括发动机多源激励信号解耦与特征提取方法、数据驱动的振动故障诊断预测方法、发动机变工况诊断与动平衡技术等。

航空发动机在运行过程中,从机匣上测得的振动信号往往存在多源振动耦合特性。振动信号包含振源信息,如轴承、齿轮等关键部件的高低压力转轴等振动信息。多源激励信号解耦即高低压转轴、轴承和齿轮等关键零部件信号的精确分离是航空发动机振动监测与诊断技术的关键基础。振动故障诊断和信号处理方法依据其基本原理可以分为基于时域局部特征、频谱分割、时变滤波 3 类方法。这些方法各有其优势及不同的适用场景。

基于时域局部特征的方法,将多分量的信号依据信号特征分解成一组分量,以便于多分量信号的深入

分析。对于分解得到的分量，可以运用Hilbert变换[65-66]、归一化Hilbert变换、能量算子[67]等方法估计瞬时幅值和频率特征，或是将其作为输入，使用模式识别等方法实现故障的识别和分类[68]。

基于频谱分割的方法是指针对频率范围有限、频带不重叠的信号进行频谱分割再重构，以实现多分量信号的分解。不少学者提出了信号分解方法：如Fourier分解方法、变分模式分解、经验小波变换等。

对于具有非平稳、频段重叠特性的多分量信号，通过基于时变滤波的方法可以跟踪不同阶次的信号成分，如Vold-Kalman滤波、迭代滤波分解、自适应局部迭代滤波法等。

目前国外常用的信号分离方法为时域同步平均和独立成分分析，国外学者针对这2种方法在故障诊断中的应用开展了大量研究。Cranfield大学航空学院利用TSA实现齿轮啮合谐波信号的分离，并将该方法应用于直齿轮状态监测。然而时域同步平均本质上是梳状滤波器，属于单频信号提取方法，未能实现多个部件频率成分的同时分离，且对频率相同部件所产生混叠信号的分离效果差。加拿大蒙特利尔工学院将独立成分分析应用于轴承-转子系统特征信号分离。ICA是常用的多源信号分离方法，该方法在传感器数目不小于信源数目的超定或适定条件下有效。然而，航空发动机振动测点往往是机匣上面的1～3个测点，传感器数目远小于关键零部件的个数。因此先进的信号分离技术是未来实现传动系统精确诊断的关键。

近些年，航空发动机振动故障诊断研究工作大致可以分为机理与数据驱动的2类建模方法以及二者相结合的混合方法。无论是基于机理的方法还是数据驱动的方法，均是在故障发生的时刻进行检测和识别，但是故障发生之前对其进行预测和建模则更具有工程意义。基于机理的方法大多需要很强的发动机背景知识和精细的物理模型，过程复杂并且耗时，而传统的数据驱动的诊断方法大多需要较大的计算量，无法在发动机上实现实时振动异常监测。早期故障预测的方法需要提取到微弱的故障特征才能进行预警，而现有方法的提取特征能力有限。近些年来稀疏表示方法获得了广泛的关注，该方法可以考虑到模型主要的物理机理（如振动周期），并且可以自适应学习振动特性（如构造学习性字典），多项研究已经表明其可以在强噪声环境下提取到微弱的故障特征。

除了基于知识的振动信号分析，利用统计信息或信号处理方法提取故障特征，也可以对故障模式进行分类。但是基于规则的特征提取方法没有领域适应性，因此在一个系统中的故障分类可能不适用于另一个系统。目前，大量的研究学者将深度学习算法代替传统的机器学习算法，这些方法具有从输入数据中有效、准确的自动学习识别特征表示的能力。

中国学者最开始关注传统的指标提取技术，之后渐渐尝试对多源耦合的振动信号进行分解并提取状态特征。2017年，西安交通大学王诗彬等研究同步压缩变换等时频分析方法，通过分离高低压转子对应信号成分，提取转子振动突跳故障特征；接着又进一步分离出高低压力转子的振动信号成分，并提取出低压转子碰擦失效的特性。虽然中国学者研究过分解多源激励信号，但大多停留在研究阶段，算法的稳定性和稳健性还有待于航空发动机服役工况下的验证。

还有一些学者在近几年进行了基于数据的振动信号失效特征挖掘研究。北京航空航天大学的学者提出了一种特征融合方法，用于航天器故障诊断，包括时域特征，频域特征和时频域特征在内的多域统计特征；通过自适应对数阈值框架分析发动机信号进行局部喘振去噪，提升信号的质量，使得特征提取更加有效。同时，为克服过拟合问题，重庆交通大学的相关研究者通过在训练数据中加入高斯噪声以实现数据增强，提高特征的泛化能力。

随着深度学习在各领域的火热开展，以及其在图像分类、机器翻译以及语音识别领域的良好表现，采用深度神经网络的端到端学习也在航空领域被大量的高校学者所采纳。深度神经网络的结构具有很强的特征提取能力，能够弥补浅层学习处理高维数据方面存在的不足，因而被广泛用于振动故障诊断领域中。神经网络、贝叶斯理论、数据融合理论、自组织映射网络、支持向量机、遗传规划原理、免疫机制等多个理论在北京航空航天大学、南京航空航天大学、西北工业大学、中国民航大学等高校的发动机故障诊断研究中得到应用。发展至今，中国高校大量使用稀疏自编码器、循环神经网络（Recurrent Neural Network，RNN）以及卷积神经网络（Convolutional Neural Network，CNN）等提取信号的深层特征。传统信号处理方法结合深度神经网络，可将振动信号的特征学习

和诊断转化为多通道图像的输入形式,更好地发挥CNN在图像特征提取上的性能[69]。同时多种针对振动信号特征的深度神经网络模型的提出,具有更好的去噪和特征学习性能[70-71]。

以深度学习为代表的人工智能方法在轴承等旋转机械关键零部件故障智能诊断与预测中表现出优越能力。张博文等[72]提出了基于转子位移概率密度信息的航空发动机轴承智能故障诊断方法,该方法对一维卷积神经网络模型进行改进,在传统的卷积层前增加PIRD提取层,提取转子振动位移信号的概率密度信息,降低数据冗余度的同时保留了故障监测的重要指标,PIRD-CNN能够快速精准地诊断航空发动机轴承故障。刘俊锋等[73]提出将改进傅里叶模态分解和Transformer-CNN结合的方法,应用基于自注意力机制的深度神经网络Transformer出色的序列建模能力和自动关注故障特征的特性,解决了滚动轴承在变工况下泛化能力较差的问题,提升了诊断性能。林昙涛等[74]引入Transformer架构作为声-振融合故障诊断的基础模式,与单独使用声音或振动的振动方法相比,提升了诊断性能。刘晨宇等[75]基于层级式结构的Transformer模型,即Swin Transformer,提出一种融合路径聚合网络的Swin Transformer智能故障诊断方法,用于诊断航空发动机的滚动轴承故障,该方法可以提高模型多尺度融合特征金字塔顶层信息和底层信息的效率,有效降低提取空间信息特征的计算复杂度,提高模型识别速度。

声学信号以其非接触式、易布置、低成本的优势在轴承智能故障诊断中逐渐引起关注。声纹特征识别检测的基本原理是基于不同的机械特定的声纹(包括频率、波长和强度等特征参数),对声纹参数信号进行提取和分析,反映声源本身的状态。许玮健等[76]从机理研究出发,基于裂纹支板声纹特征规律,结合大量支板声纹信号特征随飞机/发动机使用的演化规律,提炼出支板早期裂纹的声纹参数,其团队研发的基于声纹特征识别的支板裂纹故障检测方法及装置,有效地解决了现有检测支板裂纹的手段无量化、效率低和易误诊/漏诊等问题。Zhang等[77]将声学信号转化为具有几何结构的图形形式,构建了用于轴承故障诊断的深度图卷积神经网络,对强噪声下的声信号进行有效的稀疏特征提取,为轴承的非接触式故障诊断提供了解决方法。王金瑞等[78]提出一种基于并行稀疏滤波的轴承故障诊断方法,通过在传统稀疏滤波的基础上增加一个归一化方向来实现稀疏特征提取,该方法能够实现对轴承信号的稀疏特征提取和分类。乔美英等[79]采用加权最小二乘法改进稀疏滤波目标函数来消除数据中异方差,可有效减少训练时间并提升诊断准确率。栾孝驰等[80]针对滚动轴承早期微弱故障识别方面,建立了一种基于特征量阈值判决的轴承故障诊断方法,该方法以声发射参数分析和波形流分析方法为基础,引入故障特征频率功率峰值,与其相邻倍频的功率峰值间的频带内的平均功率作比值,得到无量纲参数故障因子,为航空发动机主轴轴承、中介轴承典型故障损伤程度识别提供指导。

3.2　寿命管理技术发展现状

美国空军自1976年开始发展发动机状态监视系统,作为对发动机寿命的监视,开始在多种发动机上装用计数器。最早的计数器是电子机械式的,只具备简单的循环计数及事件计数功能,故称为计数器。IECMS是1979年GE公司为F404-GE-400涡扇发动机设计的实时发动机监视与寿命追踪系统[81]。

国外服役的发动机从20世纪80年代就装配了独立的发动机监控系统。如F110-GE-100发动机早先装用的EMS,包括装用在发动机上的EMS处理机、装用在飞机上的EMS计算机和装用在机场维护区的数据显示和传送装置。通过它们可以从EMS得到部件寿命跟踪数据和飞行员要求存贮的数据。部件寿命跟踪数据中包含排气超温的时间、发动机运转时间、大状态工作时间、加力工作时间、加力接通次数、低循环疲劳次数、慢车-中间-慢车循环和巡航-中间-巡航循环。英国开发出通用的机群单元诊断系统,将其在发动机使用情况监视系统和低周疲劳计数器的开发和使用方面的经验进行了整合。此外,俄罗斯的Su-27飞机也在飞机综合监测系统中包含了对АЛ-31Ф发动机的监测系统。为保持发动机系统的结构完整性和战备完好性,美国的结构完整性大纲和通用规范规定在发动机地面和飞行试验验证的基础上,应实行发动机的寿命管理,制定发动机结构的维修计划,以便计划安排维修的人力和物力,为备件的生产提前做准备。由于个别发动机的实际用法均可能比典型载荷谱所代表的用法在程度上或重或轻,因此通常还需要有一个单台发动机的跟踪计划,来管理和确定单台发动机的维修和检验要求,同时实现单个单元

体或零部件的寿命管理。

2006年美国在多用途经济可承受先进涡轮发动机(VAATE)计划中,将强调降低成本的同时提高发动机性能作为指导方针。在计划中对发动机零部件的耐久性以及状态监视和管理提出了更高要求。在该计划的智能发动机领域中,发动机状态监视和管理是其研究重点,包括发动机寿命监测功能相关的关键技术。航空发动机使用寿命监测系统已经成为航空动力不可或缺的重要组成部分。为了更有效地预防发动机故障的发生,在近10年研制的先进发动机中,将进一步完善的寿命监视及管理与其他状态监视和故障诊断系统相结合,构成发动机健康管理系统。多年来,美国空军采用多种方法对寿命有限部件的使用状况进行测定。按发展顺序和从简到精的过程,这些方法主要包括以下4个级别:

(1)只记录发动机的工作时间和温度;

(2)记录工作时间、温度及飞参历程数据;

(3)采用机载数据获取系统进行参数记录,并且采用发动机监控系统实时计算寿命消耗;

(4)测量所有影响寿命消耗的参数,并采用精准的寿命计算方法确定有限寿命件的使用情况。

可以看出,早期采用的是简单的时间/温度记录仪,而后期采用的是较为综合的状态监视方法,利用专用的机载计算机实时计算疲劳损伤,允许可用寿命达到最大值,这样的监控方法使其维修体制得以逐渐过渡到视情维修。

中国航空发动机寿命监视技术的研究始于1986~1990年。采用的是定时维修体制,在使用状态控制上借鉴了俄罗斯的经验,将发动机的使用状态区分为作战和训练2种状态,提高了发动机的经济性。发动机的外场使用寿命要求包括发动机总工作时间、作战状态工作时间、中间以上状态时间及中间以上作战状态时间等。根据这些寿命限制要求有针对性的开展了机载条件下的寿命参数记录,但仍是基于整机的寿命监视,尚没有达到对具体零部件的寿命监视。

近年来,部件寿命使用监控受到重视,这不仅是为了防止部件失效,也是为了更有效地利用发动机部件,从而降低部件的寿命周期成本。部件的寿命使用监控主要取决于寿命预测(即根据寿命标准确定有限寿命)和寿命测量(据此确定寿命消耗率)。部件的实际使用寿命取决于周期性以及稳态工作应力的严重程度。在缺乏量化的寿命使用数据时,为了确保发动机的完整性,初始寿命假设往往是保守的,随后可以利用台架试验和机队采样计划获得的数据对初始寿命进行重新评估。寿命使用测量最简单的方法是记录发动机运行时间,稍复杂的方法是同时记录运行时间和飞行剖面,更复杂的方法是采用机载数据获取系统进行记录,并采用发动机监控系统实时计算寿命使用。最佳的定寿方法是测量所有影响寿命消耗的参数,并采用精准的寿命计算方法确定限寿件的使用情况[82]。

3.3 发动机维护决策技术发展现状

随着维护技术的不断发展,发动机维护策略已从事后维护和定时维护发展为视情维护、定时维护、事后维护三者结合的混合维护策略。维护决策是根据运行数据、状态监控、故障诊断与故障预测等提供的信息,对维护时机、维护工作范围等进行决策优化的过程,以任务完成率最高、费用最少等为目标。近年来,随着航空航天结构和系统的故障检测、诊断和预测能力取得了重大进展,以及传感器监控数据可用性的提高,维护决策技术也取得了很大发展,如基于状态的维护和预测性维护[83-84]。此外,航空航天领域数字化工作产生的运营和维护数据的增加为开发和采用数据驱动的维护决策模型和方法提供了支持。

在维修时机确定方面,国外的研究多是将发动机维修时机优化问题抽象为目标规划模型,通过对其进行求解,从而得到最佳的维修时机。通过加权和法将多目标随机动态规划问题转化成单目标问题,然后利用迭代的2阶段随机线性规划方法对该问题进行求解。建立广义分离规划模型,并将其转化为混合整数线性规划模型,对其进行求解,从而达到减少发动机闲置时间和停工成本的目标。Valis等[85]通过模拟油中颗粒的出现,确定了预防性维护的最合适时机,节约了维修成本。Pater等[86]提出了一个基于动态预测维护调度框架,以成本最小化为优化目标,通过预测剩余使用寿命确定维修时机。Almgren等[87]提出了确定最优机会维修计划模型,在维修次数被固定的情况下将问题转化成了线性规划问题并提出了一种基于贪心算法的求解方式,通过飞机发动机维修实例研究表明该优化模型比简单的策略具有优势。随着深度学习的发展,其特性在图像分类、机器翻译以及语音识别领域的良好表现,也能用于优化飞机机队的维护

计划和调度策略,该问题以机队状态、维护能力和其他维护限制为约束,将检查维护安排在尽可能接近其截止日期的时刻,减少飞机检查次数[88]。

在维修工作范围确定方面,国外的研究大多基于维修方案遍历的方法对维修工作范围进行优化。以可靠性为中心的维修工作范围优化方法,可以很容易地应对多种失效模式。采用根原因分析法、失效模式效应分析法以及模糊方法建立一个综合分析框架,并为决策人员制定维修策略提供方便。另外还有一些研究针对维护团队的配置优化,以减少维护的时间和经济成本。比如根据技术人员的技能、执行维护任务的工作时间、与设施相关的成本以及飞机停机成本等数据,构造一种非线性函数,向维护团队分配可用技术人员并优化人员配置,用于平衡飞机机队维护所花费的时间和产生的成本[89]。Matthias 等[90]开发了一种概率工具来预测航空发动机的送修以及相应的维修工作范围,该工具包含发动机的性能模型和基于物理的损伤机制。

在维修时机确定方面,中国的研究大多是建立以维修时机为决策变量的优化模型,通过对其求解获得维修时机。付旭云等[91]建立了维修计划多目标组合优化模型。赵洪利等[92-93]建立发动机大修成本优化模型,以维护时机间隔为决策变量,以最小单位飞行小时维护费用为优化目标,采用遗传算法求解,提供合理的决策方案,解决发动机机队的备发计划。此外,对于发动机维护决策,中国也逐步开始对发动机全寿命周期内的维护决策以及机队的维护决策进行研究。比如根据发动机的寿命件和单元体寿命信息等制定单机全寿命送修计划。Feng 等[94]综合考虑单元体大修、寿命件更换和结构相关性等因素,以维修成本最小为优化目标制定单机全寿命送修计划。机队维护决策优化则是在单机全寿命送修计划的基础上综合考虑机队内各台发动机的健康状态等信息进行制定。王锦申等[95]通过运筹学的方法,将发动机机队管理中的多维度因素统筹考虑,在保证机队正常运转的前提下降低成本。Xia 等[96]根据机队中每台发动机全寿命周期内历次送修间隔,制定机队长期送修计划,确定机队中每台发动机的送修时间。

在维修工作范围确定方面,中国的研究多基于规则的方法对发动机维修工作范围进行优化,主要包括基于实例推理的方法和基于数学模型的方法。基于实例推理的方法是直接根据相似的历史送修样本进行单元体维修级别决策,或者通过分析历史送修样本,获取单元体维修级别的确定规则。此外,还有一些研究利用基于数学模型的方法对发动机维修工作范围进行优化,根据设定的送修目标来确定单元体维修级别。首先,确定各单元体的初始维修级别;其次,判断该维修工作范围所能够恢复的整机性能是否满足送修目标,若不满足,则按照算法规则提升单元体维修级别,直到满足送修目标为止。为了能够更精准的确定单元体维修级别,李臻[97]基于历史送修样本,建立单元体维修等级与整机性能之间的关联关系,并运用生存分析理论,实现整机修后性能预测。于斌[98]将单元体维修级别与整机性能恢复之间的关联关系解耦为单元体维修级别与气路部件性能恢复、气路部件性能恢复与整机性能恢复 2 组关联关系,以此更精确的判断是否满足送修目标。

中国的研究大多建立以维修时机为决策变量的优化模型,通过对其求解获得维修时机。在维修工作范围的确定上,中国的研究更多的是以规则为基础,优化发动机的维修工作范围。随着技术的不断发展,发动机维护决策不再是仅关注发动机单机单次维修时机与维修工作范围的确定,而是逐步向单机全寿命维护决策过渡,并逐步发展为面向机队的维护决策优化。与单机单次维护决策相比,面向机队的全寿命维护决策更加贴合工程实际。

4　国内外发动机健康管理系统应用现状

航空发动机健康管理系统的发展方向主要包括 4 方面,如图 5 所示。

图 5　健康管理系统发展方向

(1)智能化:从简单检查/监视向智能检测、诊断、预诊方向发展;

(2)综合化:从简单监视向机载-地面网络综合监

视、保障方向发展；

（3）实时化：从事后检查向实时监视、诊断、预诊、视情维护方向发展；

（4）通用化：从针对单一型号的系统架构到开放系统构架、通用软硬件模块方向发展。

健康管理系统的发展历程如图6所示。

图6 健康管理系统发展历程

在国外民机领域，为了提升航空器的运输可靠性，国际上最著名的3大航空发动机制造厂商美国通用电气（GE）公司、普惠（PW）公司和罗罗（RR）公司推出了有各自特色的航空发动机健康管理系统。

GE公司先后在航空发动机健康管理方面推出了ADEPT（Aircraft Data Engine Performance Trending）、SAGE（System for the Analysis of Gas Turbine Engines）、RD（Remote Diagnostics）等系统。SAGE主要用于CF6、CFM56、GE90和CF34等发动机的状态监控，实现了整机性能评估和趋势分析、维修管理等功能。RD系统可以实现监控发动机趋势、管理报警、访问报警详细记录、管理重点监控发动机、产生趋势图、打印/保存/输出报告中的图或数据、监控在翼数据、查看历史数据等功能。

PW公司先后在航空发动机健康管理方面推出了ECM1（Engine Condition Monitoring）、TEAM1、TEAM2、ECM2、TEAM3、EHM、ADEM（Advanced Diagnostics & Engine Management）等系统。ECM2系统获取发动机稳态巡航数据，识别出可能的发动机故障、仪表和安装问题。EHM系统覆盖了ECM2以及TEAM3的功能，实现了基本巡航参数分析（ECM2）、扩展巡航参数分析（TEAM3）、起飞EGTM分析以及起飞减推力的分析。ADEM系统具体功能包括实时机队信息推送、自动报警隔离、飞行数据趋势分析、在翼单元体性能分析等。EHM系统可以实现基本巡航参数分析、扩展巡航参数分析、确定发动机的高低循环疲劳度和发动机蠕变及剩余寿命等信息。PW公司已经构建了航空发动机运行安全保障系统可提高其服役发动机的安全性与维修性。

RR公司健康管理系统如图7所示。RR公司先后在航空发动机健康管理方面推出了COMPASS Navigator（Condition Monitoring Performance Analysis Software System，COMPASS）、EHM等系统，主要功能为数据录入、数据分析、趋势解释和故障诊断、报警生成、绘图、间接数据、系统维护等。RR公司为使用其发动机的用户提供包括运行支持、修理和大修、信息管理等全套服务。

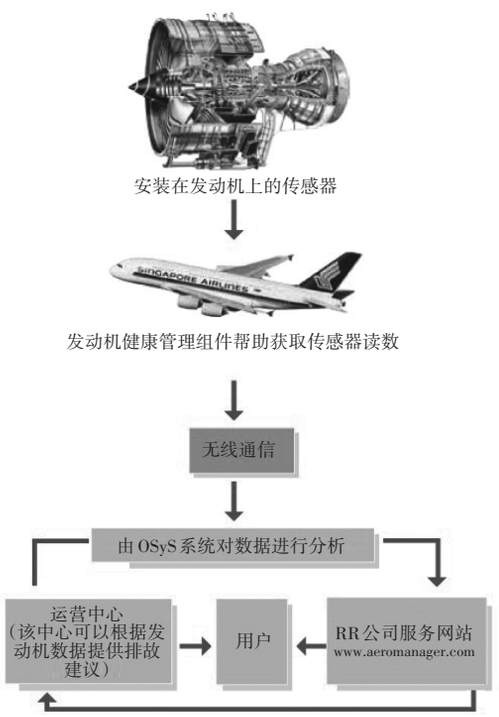

图7 RR公司健康管理系统

在国外军机领域，将配装健康管理系统作为第5代战斗机发动机的重要标志，代表机型主要有F119、EJ200和F135发动机。F119发动机采用独立的机载发动机诊断单元架构，配合地面支持保障系统进行趋势分析和故障处置。机载健康管理系统内置STORM模型，具有机内测试以及故障检测、隔离、适应等功能，并负责向飞行员发送提醒、警报和建议信息。机载发动机诊断单元则提供预防、诊断和处置发动机故障的功能，在线计算关键部件的使用寿命消耗情况，存储机内测试和维修所需的数据。地面支持保障系统主要功能包括关键参数的趋势分析、关键部件的寿命使用累计、故障处置、故障隔离以及优化维修任务[6]。

欧洲EJ200发动机健康管理系统如图8所示。从

图中可见,机载系统的主要功能包括机内自检测、故障检测、寿命消耗计算和存储记录。地面支持保障系统的主要功能包括关键性能参数趋势分析、故障诊断和隔离、寿命管理、发动机机群管理以及后勤规划等。

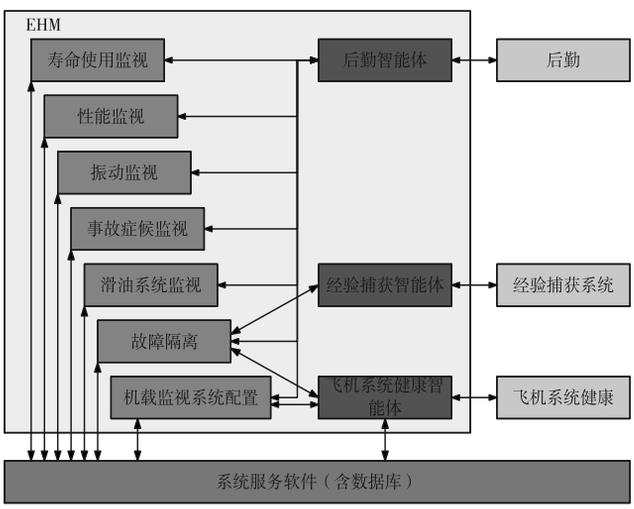

图 8　EJ200 发动机健康管理系统

F135 发动机通过先进传感器和智能算法(神经网络、专家系统、模糊逻辑)、自适应模型对各系统的健康状况进行预测、监控和管理,F135 发动机健康管理系统[99]如图 9 所示。

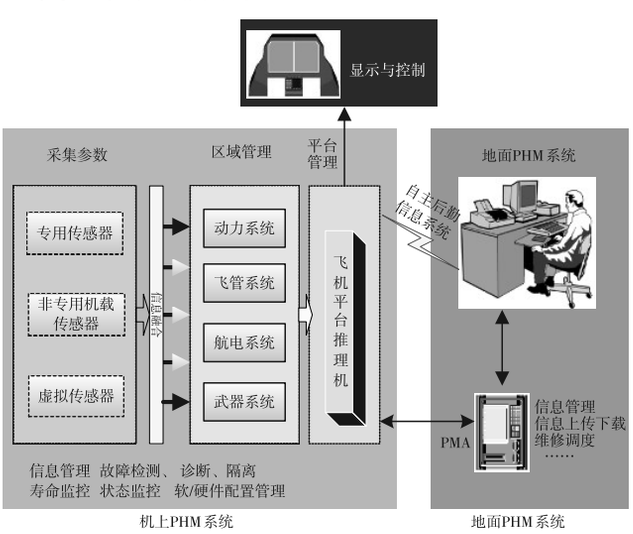

图 9　F135 发动机健康管理系统

F-35 飞机的健康管理系统是以区域管理器为基础架构,共分为 3 层:第 1 层是由飞机现有的传感器加上预测与健康管理(Prognostics and Health Management,PHM)系统专用传感器组成,用于完成原始数据收集;由多个系统级区域管理器组成的第 2 层,负责进行传感器层的数据处理和获取,利用模糊逻辑、数据融合、神经网络、基于模型或案例的推理技术,完成多信源的数据融合;第 3 层是综合飞机各分系统信息,获得飞机总体健康评价信息,将故障报告滤波和阈值发送给飞行员;管理机载数据传输接口和地面系统的飞机级推理机。离线系统的报告能用于进行维修、服务状态以及重构要求等的有效规划。

中国在民用航空发动机健康管理方面,研发的航空发动机健康管理与维修决策支持系统,其是以 WEB 技术为基础采用 B/S 结构,主要包括基本数据管理、使用数据管理、状态监控、拆发预测、维修计划制定、维修工作范围制定、成本预算管理、承修厂评估、文档管理等功能模块。可以支持各型号发动机机队的健康管理和维修决策支持。从 2009 年开始,该系统首先应用于国航的上千台发动机及其重要部件的管理与监控,后又推广应用到山航和川航。发动机机队维修决策支持系统包含登记注册、信息导入、发动机状态监控、性能趋势分析、性能评估与预测以及机队维修费用分析等模块。航空发动机维修优化系统充分考虑机队/发动机参数、部件可靠性、历史维修、财务等多维度数据,采用运筹优化、机器学习等技术,实现了发动机状态预测、维修备选策略、全生命周期优化、换发优化等业务功能。

中国航空发动健康管理地面子系统架构如图 10 所示。其可以实现状态监测、故障诊断、趋势分析和关键重要件的剩余寿命计算功能,但在气路参数的分析、故障诊断算法、故障预测算法、寿命管理技术等关键技术工程应用基础薄弱,缺少完备的发动机维护信息数据库和故障特征数据库及具有工程实用的机载发动机机理模型。

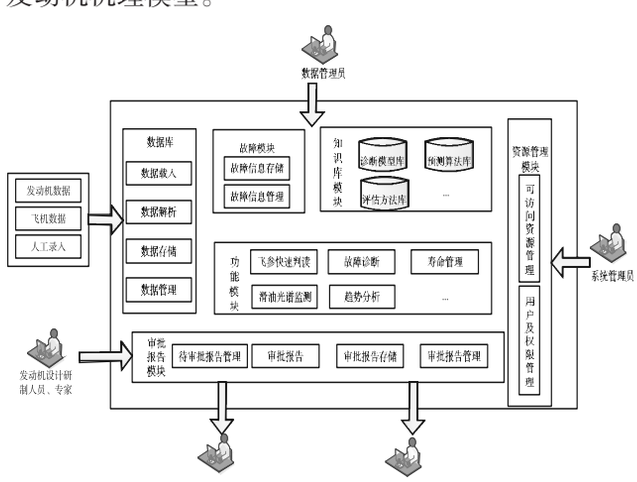

图 10　中国航空发动健康管理地面子系统架构

5 结束语

当前健康管理算法开发缺乏统一的标准化平台，各研究机构采用不同接口和规范，导致算法兼容性差、验证效率低，难以实现工程化快速应用。应由工业部门牵头建立标准化算法接口与验证环境，支持多源数据融合与跨型号移植，降低重复开发成本。同时采用分布式系统与可扩展模块，以适应不同发动机型号的定制化需求。

同时，发动机故障成因复杂，涉及设计、材料、制造、使用等多环节耦合作用，而现有研究多局限于单一专业视角，对缓变型故障（如疲劳损伤）和突变型故障（如叶片断裂）的演化机制缺乏系统性建模。故障特征常具有单台发动机或特定工况的独特性，但健康管理系统需覆盖全包线状态和多机群应用，现有诊断算法在泛化能力与精准定位间存在显著矛盾。针对故障诊断算法、预测算法等应用基础薄弱的技术建立算法仿真平台，加强基于模型的软件设计工具投入，提高设计效率、规范性和质量，推进算法不断成熟。充分利用好试验数据，建立故障库，开展多源信息融合等研究；开发迁移学习与元学习模型，利用历史故障数据增强新场景泛化能力，结合数字孪生技术，在虚拟环境中模拟极端故障场景，加速算法迭代；深度融合 AI 与物理模型，实现故障诊断从“阈值报警”到“因果推理”的升级。剩余寿命预测多依赖离线仿真验证，机载实时评估技术尚未突破，且关键件寿命消耗模型（如低周疲劳雨流计数法）在极端工况下的精度亟待提升。应探索轻量化寿命预测模型，结合边缘计算实现实时寿命消耗监控。

参考文献：

[1] 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.(in Chinese)

[2] 吴伟力，陈大力. 航空发动机振动故障诊断技术及发展趋势[J]. 航空动力，2021(3)：69-72.
WU Weili，CHEN Dali. Aero engine vibration fault diagnosis technology and its development trend[J]. Aerospace Power，2021(3)：69-72.(in Chinese)

[3] 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.

[4] 张宝珍. 预测与健康管理技术的发展及应用[J]. 测控技术，2008，27(2)：5-7.
ZHANG Baozhen. Evolution and application of PHM technologies[J]. Measurement&Control Technology，2008，27(2)：5-7.(in Chinese)

[5] 王伟生，肖金彪. 航空发动机健康管理系统及其标准分析[J]. 航空动力，2019(1)：68-70.
WANG Weisheng，XIAO Jinbiao. Analysis of aero engine health management&its standards[J]. Aerospace Power，2019(1)：68-70.(in Chinese)

[6] 尉询楷，杨立，刘芳，等. 航空发动机预测与健康管理[M]. 北京：国防工业出版社，2014：2-3，308-312.
WEI Xunkai，YANG Li，LIU Fang，et al. Aeroengine prognostics and health management[M]. Beijing：National Defense Industry Press，2014：2-3，308-312.(in Chinese)

[7] 韩建军，张华，张瑞，等. 航空发动机健康管理系统技术与标准发展综述[J]. 航空标准化与质量，2013(3)：5-9.
HAN Jianjun，ZHANG Hua，ZHANG Rui，et al. Overview of the development of health management system technology and standards for aeroengines[J]. Aeronautic Standardization&Quality，2013(3)：5-9.(in Chinese)

[8] 曹明，黄金泉，周健，等. 民用航空发动机故障诊断与健康管理现状、挑战与机遇 I：气路、机械和 FADEC 系统故障诊断与预测[J]. 航空学报，2022，43(9)：625573.
CAO Ming，HUANG Jinquan，ZHOU Jian，et al. Current status，challenges and opportunities of civil aero-engine diagnostics&health management I：diagnosis and prognosis of engine gas path，mechanical and FADEC[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica，2022，43(9)：625573.(in Chinese)

[9] Zhang H，Long L，Dong K. Detect and evaluate dependencies between aero-engine gas path system variables based on multiscale horizontal visibility graph analysis[J]. Physica A：Statistical Mechanics and Its Applications，2019，526：120830.

[10] Togni S，Nikolaidis T，Sampath S. A combined technique of Kalman filter，artificial neural network and fuzzy logic for gas turbines and signal fault isolation[J]. Chinese Journal of Aeronautics，2021，34(2)：124-135.

[11] Fentaye A D，Baheta A T，Gilani S I，et al. A review on gas turbine gas-path diagnostics：state-of-the-art methods，challenges and opportunities[J]. Aerospace，2019，6(7)：83.

[12] Yuan Y，Ding S，Liu X，et al. Hybrid diagnosis system for aeroengine sensor and actuator faults[J]. Journal of Aerospace Engineering，2020，33(1)：04019108.

[13] Stamatis A，Mathioudakis K，Papailiou K D. Adaptive simulation of gas turbine performance[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power，1990，112(2)：168-175.

[14] 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.

[15] Zhou X, Lu F, Huang J Q. Fault diagnosis based on measurement reconstruction of HPT exit pressure for turbofan engine[J]. Chinese Journal of Aeronautics,2019,32(5):1156-1170.

[16] Chang X D, Huang J Q, Lu F. Health parameter estimation with second-order sliding mode observer for a turbofan engine[J].Energies, 2017,10(7):1040.

[17] Qiang Z,Huang J Q,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.

[18] Chang X D,Huang J Q,Lu F.Robust in-flight sensor fault diagnostics for aircraft engine based on sliding mode observers[J].Sensors, 2017, 17(4):835.

[19] Lu F,Zheng W H,Huang J Q,et a1.Life cycle performance estimation and in-flight health monitoring for gas turbine engine[J]. Journal of Dynamic Systems,Measurement,and Control,2016,138(9):091009.

[20] Lu F, Gao T, Huang J, et al.A novel distributed extended Kalman filter for aircraft engine gas-path health estimation with sensor fusion uncertainty[J].Aerospace Science and Technology,2019,84:90-106.

[21] Pourbabaee B, Meskin N, Khorasani K.Sensor fault detection, isolation and identification using multiple model-based hybrid Kalman filter for gas turbine engines[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology,2016,24(4):1184-1200.

[22] Liu X, Xue N, Yuan Y, et al.Aircraft engine sensor fault diagnostics using an on-line OBEM update method[J].PLoS One,2017,12(2).

[23] 李少尘,陈敏,胡金涛,等.航空燃气涡轮发动机气路故障诊断进展[J].航空发动机,2022,48(2):33-49.
LI Shaochen, CHEN Min, HU Jintao, et al.A review of research progress on aircraft gas turbine engines gas path fault diagnosis[J].Aeroengine,2022,48(2):33-49.(in Chinese)

[24] Wang W, He N, Yao K, et al.Improved Kalman filter and its application in initial alignment[J].Optik,2021,226:165747.

[25] Li K, Zhou F, Chen X, et al.State-of-charge estimation combination algorithm for lithiumion batteries with Frobenius-norm-based QR decomposition modified adaptive cubature Kalman filter and H-infinity filter based on electro-thermal model[J]. Energy, 2023, 263: 125763.

[26] Xu J, Zhang X, Mu P, et al.Foa-based qr-factorized ckf algorithm for auv navigation[C]//OCEANS 2022.New York:IEEE,2022:1-5.

[27] Liu X, Zhu J, Luo C, et al.Aero-engine health degradation estimation based on an underdetermined extended Kalman filter and convergence proof[J].ISA transactions,2022,125:528-538.

[28] Zhou H W, Huang J Q, Lu F, et a1.Echo state kernel recursive least squares algorithm for machine condition prediction[J].Mechanical Systems and Signal Processing,2018,111:68-86.

[29] Lu J J, Huang J Q, 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.

[30] Li M, Yu D, Chen Z, et al.A data-driven residual-based method for fault diagnosis and isolation in wind turbines[J].IEEE Transactions on Sustainable Energy,2018,10(2):895-904.

[31] Oh H, Lee WY, Won J, et al.Residual-based fault diagnosis for thermal management systems of proton exchange membrane fuel cells[J]. Applied Energy,2020,277:115568.

[32] Rahmoune M B, Hafaifa A, kouzou A, et al.Gas turbine monitoring using neural network dynamic nonlinear autoregressive with external exogenous input modelling[J].Mathematics and Computers in Simulation,2021,179:23-47.

[33] Djeddi C, Hafaifa A, Iratni A, et al.Robust diagnosis with high protection to gas turbine failures identification based on a fuzzy neuro inference monitoring approach[J].Journal of Manufacturing Systems,2021, 59:190-213.

[34] Amirkhani S, Tootchi A, Chaibakhsh A.Fault detection and isolation of gas turbine using series-parallel NARX model[J].ISA Transactions, 2022,120:205-221.

[35] 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.

[36] Luo Y.Application of reinforcement learning algorithm model in gas path fault intelligent diagnosis of gas turbine[J].Computational Intelligence and Neuroscience,2021(1):3897077.

[37] Zhong G, Ling X, Wang L N.From shallow feature learning to deep learning: benefits from the width and depth of deep architectures[J]. Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery,2019,9(1):1255.

[38] Hinton G E,Salakhutdinov R R.Reducing the dimensionality of data with neural networks[J].Science,2006,313(5786):504-507.

[39] Liu X F,Chen Y J,XIONG L Q,et al.Intelligent fault diagnosis methods toward gas turbine: a review[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2023(4):93-120.

[40] Chen Z,Li Y,Xia T,et al.Hidden markov model with auto-correlated observations for remaining useful life prediction and optimal maintenance policy[J].Reliability Engineering & System Safety,2019,184: 123-136.

[41] 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.

[42] Ali J B,Chebel-Morello B,Saidi L,et al.Accurate bearing remaining useful life prediction based on Weibull distribution and artificial neural network[J].Mechanical Systems and Signal Processing,2015,56: 150-172.

[43] Chen Z, Cao S, Mao Z.Remaining useful life estimation of aircraft engines using a modified similarity and supporting vector machine (SVM)approach[J].Energies,2017,11(1):28.

[44] Li Y G, Nilkitsaranont P.Gas turbine performance prognostic for

condition-based maintenance[J]. Applied Energy, 2009, 86(10): 2152-2161.

[45] 周俊.数据驱动的航空发动机剩余使用寿命预测方法研究[D].南京:南京航空航天大学,2017.
ZHOU Jun. Research on data-driven prediction method of remaining service life of aero engine[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2017.(in Chinese)

[46] Gao J, Wang J, Xu Z, et al. Multiaxial fatigue prediction and uncertainty quantification based on back propagation neural network and gaussian process regression[J]. International Journal of Fatigue, 2023, 168: 107361.

[47] Schneller W, Leitner M, Maier B, et al. Artificial intelligence assisted fatigue failure prediction[J]. International Journal of Fatigue, 2022, 155: 106580.

[48] Bartosak M. Using machine learning to predict lifetime under isothermal low-cycle fatigue and thermo-mechanical fatigue loading[J]. International Journal of Fatigue, 2022, 163: 107067.

[49] Chen J, Liu Y. Fatigue modeling using neural net-works: a comprehensive review[J]. Fatigue&Fracture of Engineering Materials&Structures, 2022, 45(4): 945-979.

[50] Seifi S H, Yadollahi A, Tian W, et al. In situ nondestructive fatigue-life prediction of additive manufactured parts by establishing a process-defect-property relationship[J]. Advanced Intelligent Systems, 2021, 3(12): 2000268.

[51] 李杰,贾渊杰,张志新,等.基于融合神经网络的航空发动机剩余寿命预测[J].推进技术,2021,42(8):1725-1734.
LI Jie, JIA Yuanjie, ZHANG Zhixin, et al. Remaining useful life prediction of aeroengine based on fusion neural network[J]. Journal of Propulsion Technology, 2021, 42(8): 1725-1734.(in Chinese)

[52] Yang J, Fang G, Liu Y, et al. A novel method of multiaxial fatigue life prediction based on deep learning[J]. International Journal of Fatigue, 2021, 151: 106356.

[53] 黄亮,刘君强,贡英杰.基于Wiener过程的发动机多阶段剩余寿命预测[J].北京航空航天大学学报,2018,44(5):1081-1087.
HUANG Liang, LIU Junqiang, GONG Yingjie. Multi-stage remaining life prediction of engine based on Wiener process[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2018, 44(5): 1081-1087.(in Chinese)

[54] 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.

[55] Yu W, Kim I I Y, Mechefske C. An improved similarity-based prognostic algorithm for RUL estimation using an RNN autoencoder scheme[J]. Reliability Engineering&System Safety, 2020, 199: 106926.

[56] Yu W, Kim I I Y, Mechefske C. Remaining useful life estimation using a bidirectional recurrent neural network based autoencoder scheme[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 129: 764-780.

[57] Xin Z, Feng L U, 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.

[58] Wang R, Liu M, Ma Y. Fault estimation for aero-engine LPV systems based on LFT[J]. Asian Journal of Control, 2021, 23(1): 351-361.

[59] Lu F, Li Z, Huang J, et al. Hybrid state estimation for aircraft engine anomaly detection and fault accommodation[J]. AIAA Journal, 2020, 58(4): 1748-1762.

[60] 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.

[61] 郑波.基于粒子群优化算法的航空发动机故障诊断与性能参数预测研究[D].成都:电子科技大学,2018.
ZHENG Bo. Research on aeroengine fault diagnosis and performance parameters prediction based on particle swarm optimization[D]. Chengdu: University of Electronic Science and technology, 2018.(in Chinese)

[62] CAO Yuyuan, ZHANG Bowen, WANG Huawei. Prediction of aero engine performance parameters based on improved regularized extreme learning machine[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics(English Edition), 2021(4): 545-559.(in Chinese)

[63] 王坤,侯树贤.基于深度学习的辅助动力装置性能参数预测方法研究[J].推进技术,2022,43(1):290-299.
WANG Kun, HOU Shuxian. Research on performance parameter prediction method of auxiliary power unit based on deep learning[J]. Propulsion Technology, 2022, 43(1): 290-299.(in Chinese)

[64] 王力,马宪.基于DAM和CNN-LSTM的辅助动力装置性能参数预测模型[J].计算机测量与控制,2022,30(5):30.
WANG Li, MA Xian. Performance parameter prediction model of auxiliary power units based on DAM and CNN-LSTM[J]. Computer Measurement&Control, 2022, 30(5): 30.(in Chinese)

[65] Zhan L, Ma F, Li Z H, et al. Study on the cage slip of rolling bearing using a non-contact method[J]. Structural Health Monitoring, 2020, 19(6): 2107-2121.

[66] Zhan L, Ma F, Li Z, et al. Development of a novel detection method to measure the cage slip of rolling bearing[J]. IEEE Access, 2020, 8: 41929-41935.

[67] 刘伯承,唐健,王荣彪,等.基于TMR的轴承滚子微细裂纹漏磁检测方法[J].仪表技术与传感器,2021(12):111-114,118.
LIU Bocheng, TANG Jian, WANG Rongbiao, et al. Magnetic flux leakage detection method for micro-crack micro-crack of bearing roller based on TMR[J]. Instrument Technology and Sensor, 2021(12): 111-114, 118.(in Chinese)

[68] 汪圣涵,唐健,刘军,等.双机械手操作的轴承阵列漏磁检测方法与系统[J].轴承,2021(1):54-58,65.
WANG Shenghan, TANG Jian, LIU Jun, et al. Method and system for magnetic flux leakage detection of bearing array operated by double manipulator[J]. Bearing, 2021(1): 54-58, 65.(in Chinese)

[69] 叶壮,余建波.基于多通道加权卷积神经网络的齿轮箱振动信号特征提取[J]机械工程学报,2021,57(1):110-120.
YE Zhuang, YU Jianbo. Feature extraction of gearbox vibration signal based on multi-channel weighted convolutional neural network[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(1): 110-120. (in Chinses)

[70] 黄佳欢,余建波.基于形态帽积卷积自编码器模型的齿轮箱故障诊断[J].机械工程学报,2023,59(23):132-145.
HUANG Jiahuan, YU Jianbo. Fault diagnosis of gearbox based on morphological cap convolution autoencoder model[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(23): 132-145. (in Chinese)

[71] 胡明辉,高金吉,江志农,等.航空发动机振动监测与故障诊断技术研究进展[J].航空学报,2024,45(4):630194.
HU Minghui, GAO Jinji, JANG Zhinong, et al. Research progress on vibration monitoring and fault diagnosis for aero-engine[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2024, 45(4): 630194. (in Chinese)

[72] 张博文,庞新宇,程宝安,等.基于PIRD-CNN的航空发动机轴承故障诊断方法研究[J].振动与冲击,2024,48(18):201-207,231.
ZHANG Bowen, PANG Xinyu, CHENG Baoan, et al. Fault diagnosis method for aeroengine bearings based on PIRD-CNN[J]. Journal of Vibration and Shock, 2024, 48(18): 201-207, 231. (in Chinese)

[73] 刘俊锋,俞翔,万海波,等.基于MFMD和Transformer-CNN的滚动轴承故障诊断方法[J].航空动力学报,2023,38(6):1446-1456.
LIU Junfeng, YU Xiang, WAN Haibo, et al. Fault diagnosis method of rolling bearing using MFMD and Transformer-CNN[J]. Journal of Aerospace Power, 2023, 38(6): 1446-1456. (in Chinese)

[74] 林昙涛,牛青波,马天旭,等.基于Transformer的智能声-振动融合故障诊断[J].轴承,2023(2):67-73.
LIN Tantao, NIU Qingbo, MA Tianxu, et al. Acoustic-vibration fusion fault diagnosis for intelligent bearing based on transformer[J]. Bearing, 2023(2): 67-73. (in Chinese)

[75] 刘晨宇,李志农,熊鹏伟,等.融合路径聚合网络的Swin Transformer的故障诊断方法研究[J].振动与冲击,2024,43(18):258-266.
LIU Chenyu, LI Zhinong, XIONG Pengwei, et al. Fault diagnosis method based on swin transformer with path aggregation networks[J]. Journal of Vibration and Shock, 2024, 43(18): 258-266. (in Chinese)

[76] 许玮健,杨明绥,王萌.基于声纹特征识别的进气支板裂纹故障原位检测技术[J].航空动力,2023,3:16-18.
XU Weijian, YANG Mingsui, WANG Meng. In-Situ detection technology for cracks in intake plates based on voiceprint recognition[J]. Aerospace Power, 2023, 3: 16-18. (in Chinese)

[77] Zhang D C, Stewar T E, Enteaami M, et al. Intelligent acoustic-based fault diagnosis of roller bearings using a deep graph convolutional network[J]. Measurement, 2020, 156: 107585.

[78] 王金瑞,季珊珊,张宗振,等.并行稀疏滤波在轴承声信号下的故障诊断[J].航空学报,2023,44(4):426887.
WANG Jinrui, JI Shangshang, ZHANG Zongzhen, et al. Parallel sparse filtering for fault diagnosis under bearing acoustic signal [J]Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2023, 44(4): 426887. (in Chinese)

[79] 乔美英,汤夏夏,闫书豪,等.基于改进稀疏滤波与深度网络融合的轴承故障诊断[J].浙江大学学报(工学版),2020,54(12):2301-2309,2422.
QIAO Meiying, TANG Xiaxia, YAN Shuhao, et al. Bearing fault diagnosis based on improved sparse filter and deep net-work fusion[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2020, 54(12): 2301-2309, 2422. (in Chinese)

[80] 栾孝驰,沙云东,李壮,等.基于声发射多参数融合的滚动轴承典型故障损伤程度识别方法[J].航空动力学报,2024,39(8):20220512.
LUAN Xiaochi, SHA Yundong, LI Zhuang, et al. Damage extent identification method of typical rolling bearing faults based on acoustic emission multi-parameter fusion[J]. Journal of Aerospace Power, 2024, 39(8): 20220512. (in Chinese)

[81] Royal Aeronautical Society. Cycle counting methods for the estimation of fatigue Life: ESDU 06010[S]. London: HIS ESDU, 2006.

[82] 曹明,王鹏,左洪福,等.民用航空发动机故障诊断与健康管理现状、挑战与机遇Ⅱ:地面综合诊断、寿命管理和智能维护决策[J].航空学报,2022,43(9):625574.
CAO Ming, WANG Peng, ZUO Hongfu, et al. Current status, challenges and opportunities of civil aero-engine diagnostics & health management Ⅱ: comprehensive off-board diagnosis, life management and intelligent condition based MRO[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2022, 43(9): 625574. (in Chinese)

[83] Verhagen W J C, Santos B F, Freeman F, et al. Condition-based maintenance in aviation: challenges and opportunities[J]. Aerospace, 2023, 10(9): 762.

[84] Khan K, Sohaib M, Rashid A, et al. Recent trends and challenges in predictive maintenance of aircraft's engine and hydraulic system[J]. Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, 2021, 43: 1-17.

[85] Valis D, Zak L, Pokora O. Engine residual technical life estimation based on tribo data[J]. Eksploatacja i Niezawodnosc-Maintenance and Reliability, 2014, 16(2): 203-210.

[86] Pater De I, Reijns A, Mitici M. Alarm-based predictive maintenance scheduling for aircraft engines with imperfect remaining useful life prognostics[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2022, 221: 108341.

[87] Almgren T, Andreasson N, Patriksson M, et al. The opportunistic replacement problem: theoretical analyses and numerical tests[J]. Mathematical Methods of Operations Research, 2012, 76(3): 289-319.

[88] Andrade P, Silva C, Ribeiro B, et al. Aircraft maintenance check scheduling using reinforcement learning[J]. Aerospace, 2021, 8(4): 113.

[89] Pereira D P, Gomes I L R, Melicio R, et al. Planning of aircraft fleet

maintenance teams[J].Aerospace,2021,8(5):140.

[90] Matthias Muller, Staudacher S, Friedl W H, et al.Probabilistic engine maintenance modeling for varying environmental and operating conditions[R].2010-GT-22548.

[91] 付旭云,崔智全,钟诗胜.不确定条件下民航发动机维修工作范围决策[J].哈尔滨工业大学学报,2012,44(7):78-82.
FU Xuyun, CUI Zhiquan, ZHONG Shisheng.Civil aeroengine workscope decision-making under uncertain conditions[J].Journal of Harbin Institute of Technology,2012,44(7):78-82.(in Chinese)

[92] 赵洪利,陈铎文,张猛.发动机寿命周期内大修方案优化研究[J].中国工程机械学报,2020,18(4):354-358,364.
ZHAO Hongli, CHEN Duowen, ZHANG Meng.Research on the optimization of engine overhaul work scope in its life cycle[J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2020, 18(4): 354-358, 364.(in Chinese)

[93] 赵洪利,张猛.发动机机队备发仿真研究[J].计算机应用与软件,2021,38(1):87-92,142.
ZHAO Hongli, ZHANG Meng.Simulation study of engine fleet spare engines[J].Computer Applications and Software,2021,38(1):87-92,142.(in Chinese)

[94] Feng Y L, Fu X Y, Wang L, et al.Problem decoupling and optimization of aeroengine life cycle maintenance decision[C]//2023 Prognostics and Health Management Conference.Paris:IEEE,2023.

[95] 王锦申,王子卓.基于运筹优化的大型航司航空发动机机队管理方法[J].航空维修与工程,2022(2):22-28.
WANG Jinshen, WANG Zizhuo. Aero engine fleet management method of large airlines based on operations research optimization[J]. Aviation Maintenance and Engineering,2022(2):22-28.(in Chinese)

[96] Xia X Z, Fu X Y, Zhong S S, et al.Gravity particle swarm optimization algorithm for high-dimensional combinatorial optimization problems [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 117: 105543.

[97] 李臻.民航发动机维修工作范围优化方法及其应用[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2015.
LI Zhen.Optimization method and application of working scope of civil aviation engine maintenance[D].Harbin: Harbin Institute of Technology,2015.(in Chinese)

[98] 于斌.基于部件性能评估的民航发动机维修决策技术[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2022.
YU Bin.Civil aviation engine maintenance decision-making technology based on component performance evaluation[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology,2022.(in Chinese)

[99] 张宝珍,曾天翔.PHM:实现F-35经济可承受性目标的关键使能技术[J].航空维修与工程,2005(6):20-23.
ZHANG Baozhen, ZENG Tianxiang.PHM: the key enabler to F-35′s affordability[J].Aviation Maintenance&Engineering,2005(6):20-23.(in Chinese)

（编辑：孙明霞）