

引用格式: 孙见忠, 王卓健, 闫洪胜, 等. 航空预测性维修研究进展[J]. 航空学报, 2025, 46(7): 030852. SUN J Z, WANG Z J, YAN H S, et al. Research advances in aircraft predictive maintenance[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2025, 46(7): 030852 (in Chinese). doi: 10.7527/S1000-6893.2024.30852

航空预测性维修研究进展

孙见忠^{1,*}, 王卓健², 闫洪胜^{1,3}, 李哲², 段司正¹, 胡汉纯¹, 左洪福¹

1. 南京航空航天大学 民航学院, 南京 210016

2. 空军工程大学 航空工程学院, 西安 710051

3. 南京工业职业技术大学 航空工程学院, 南京 210023

综述

摘要: 现代飞机的维修保障模式正经历以可靠性为中心的计划维修向基于状态的预测性维修演变。实施预测性维修是一项系统工程, 需要将各种适用的技术、过程和能力整合应用, 涉及到管理政策、标准规范、业务流程、新技术等, 贯穿寿命周期设计、运行、保障各阶段。从关键技术研究 and 应用角度, 综述航空预测性维修研究进展, 梳理航空健康监测、故障诊断、失效预测以及预测性维修决策技术研究现状, 总结军民航空预测性维修实践应用情况, 涉及预测性维修的政策、行业标准、工业界以及用户实践等。进一步分析航空预测性维修目前面临的技术与应用方面的挑战, 提出了未来需要重点关注的领域方向。

关键词: 航空维修; 预测维修; 飞机健康监测; 航空装备保障; 计划维修

中图分类号: V267

文献标识码: A

文章编号: 1000-6893(2025)07-030852-24

飞机与发动机等复杂航空装备的维修保障对装备完好性以及经济可承受性具有重要影响, 维修保障成本占寿命周期成本的高达70%^[1]。飞机健康监测技术的发展将对传统的飞机计划维修模式带来变化, 一些依靠人工实施的定时检查任务将可能被自动化的健康监测取代, 还有相当一部分计划维修任务将被取消, 取而代之的是视情维修或预测性维修, 促进飞机由经验化的基于时间的计划维修向更加高效的基于状态的预测性维修转变, 有效提高飞机可利用率、降低维修保障成本^[2-5]。近几年飞机/发动机健康监测技术发展迅速, 部分具备较高的成熟度, 但如何在飞机维修工程中应用并实现预测维修模式, 在关键技术、适航标准等方面仍面临不少挑战^[6-8], 成

为各国适航当局、飞机制造商以及军民飞机用户所关注的热点问题。本文从航空预测性维修关键技术和应用2个角度, 综述航空预测性维修研究进展, 并进一步分析目前面临的技术与应用方面的挑战, 提出未来需要重点关注的领域方向。

1 航空维修策略

维修是为保持或恢复工程系统到其规定的技术状态所进行的全部活动。航空器维修目的是持续保持其处在规定的技术状态, 预防功能退化和故障及其产生的后果, 并在其状态受到破坏后使其恢复到规定状态。维修策略是针对产品劣化情况而制定的维修方针, 包括劣化评估依据(形势描述)、维修决策行动及计划^[9]。

收稿日期: 2024-06-20; 退修日期: 2024-07-12; 录用日期: 2024-11-04; 网络出版时间: 2024-12-02 15:19

网络出版地址: <https://hkxb.buaa.edu.cn/CN/Y2025/V46/I7/30852>

基金项目: 国家自然科学基金(U2233204, 52072176); 国家重点研发计划(2023YFB4302400)

* 通信作者: E-mail: sunjianzhong@nuaa.edu.cn

航空维修策略主要包括被动维修和主动维修策略,如表1所示。被动维修也称为纠正性维修或事后维修,是等到产品发生故障或遇到损坏后,再采取措施使其恢复到规定技术状态。纠正性维修几乎都是计划外事件,一般适应于故障后果对安全、运行以及经济性影响不大的情况。主动性维修是在发生故障之前,防患于未然而采取维修活动使产品保持在规定状态,因此其适用于故障后果危及安全或任务完成或导致较大经济损失的情况。主动维修包括预防性维修(Preventive Maintenance)和预测性维修(Predictive Maintenance)。现代航空预防性维修以定时维修策略为主,是在对产品故障规律充分认识的基础上,根据规定的间隔期(如飞行小时/循环)进行维修。定时维修策略的条件是已知产品的寿命分布规律且确有耗损期,其故障与使用时间有明确的关系。预测性维修又可分为基于状态的视情维修策略(Condition Based Maintenance, CBM)和基于预测的预测性维修策略(Predictive Maintenance, PdM)。CBM策略是通过采用一定的状态监测技术对产品进行监测诊断,再根据状态所安排的主动维修。CBM适用于耗损故障初期有明显劣化征候的产品,并要求有适用的监测技术。PdM维修策略基于预测装备状态未来的发展趋势,依据装备的状态发展趋势和剩余可用寿命,预先制定主动性维修计划。国标《智能服务-预测性维护-通用要求》(GB-T 40571-2021)中对“预测性维护”的分类做出了类似的定义,包括“基于状态的维护、基于预测的维护”^[10]。美国国防部最新文件中也把基于预测的预测性维修与传统视情维修统称为预测性维

修^[8]。因此,广义的预测性维修实际上包含了传统的基于状态的CBM以及狭义的基于预测的PdM,在本文中除非特别注明一般指代广义的预测性维修。

现代飞机主要“以可靠性为中心”的预防性维修为主,部分机载系统,如航空发动机实现了视情维修^[9]。对航空产品故障规律的分析,表明各种航空产品、各故障模式的发生、发展和后果是不相同的,因而要采取相适应的维修对策,以使用最少的资源消耗,确保产品使用的安全性与可靠性,这是以可靠性为中心的维修(Reliability-Centered Maintenance, RCM)的基本观点,也是基于维修指导小组(Maintenance Steering Group, MSG)的维修任务分析方法的精髓,在军民用航空领域得到了普遍应用^[9]。现代飞机计划维修模式以MSG/RCM框架下制定的维修大纲为基础,综合型号审定维修要求项目、适航限制项目以及适航指令和服务通告等形成维修计划文件,在此基础上考虑用户的飞机实际运行状况、维修能力等最终形成客户化的维修方案,确保飞机投入运营后的持续适航(图1)。计划维修模式下飞机需定期停场进行维修,比如A、C、D检等周期性维护检查,此外还需执行因故障等导致的非计划维修。计划维修模式在保障飞机持续适航安全方面的有效性得到验证,但在效率和成本方面还有较大改进空间。一方面,在飞机制定初始维修大纲的过程中,由于缺少必要数据,通常采取保守策略以保证安全性,在飞机服役后,需要建立机队可靠性管理体系,对维修方案开展持续优化;另一方面,现代飞机基于时间的计划维修,不可避免地

表 1 主要航空维修策略
Table 1 Major aviation maintenance strategies

类别	被动维修纠正性		主动维修	
	事后维修	预防性	预测性	
			视情维修-诊断	预测维修-预测
何时修	非计划性维修	基于固定时间计划的维修检查、修理和翻修	基于当前状态的维修	基于设备剩余寿命预测的维修
基于什么计划	不适用	不可接受的故障影响,通过计划维修或更换,可以预防故障影响	根据切实需要安排维修	预计在任务时间内可能需要维修
怎样计划	不适用	根据设计期间预计的部件寿命分布,持续收集状态监测数据并	按照实际运行经验进行更新	基于实际载荷预测设备剩余寿命

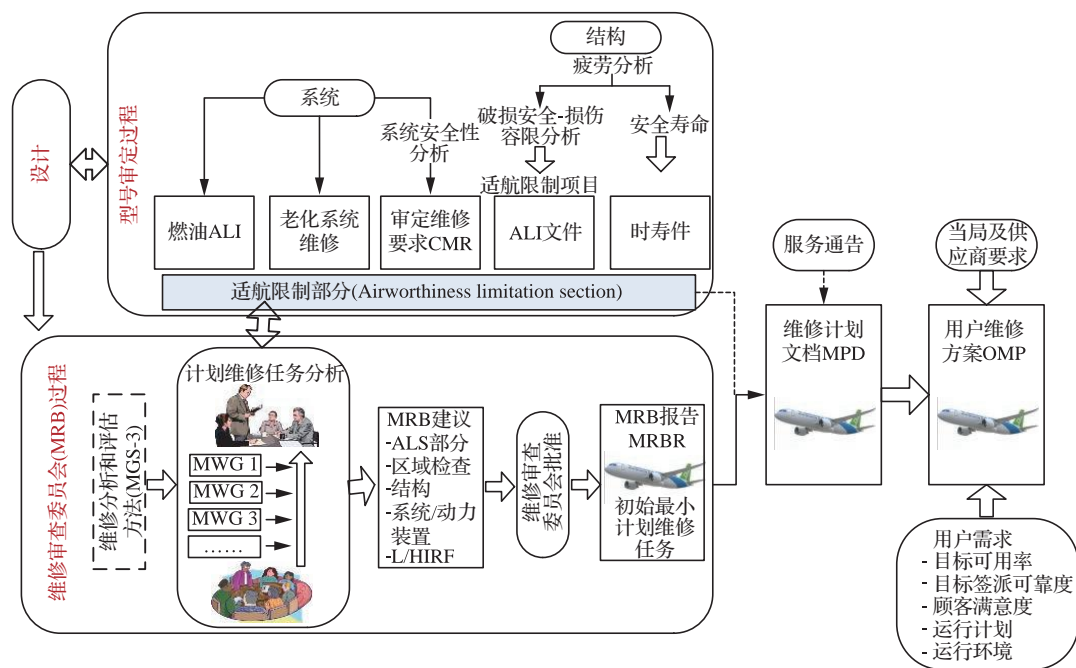


图 1 现代飞机计划维修方案制定过程

Fig.1 Development process of modern aircraft planned maintenance program

存在“过维修”和“欠维修”问题,故障导致的非计划维修往往会影响飞机的任务成功率及可用度。

2 关键技术研究现状

维修的本质是与故障作“斗争”,不同的维修策略实质上也是不同的“故障管理策略”,从事后维修、计划维修到预测性维修,是飞机故障管理策略的不断演变。基于可靠性的计划维修策略的基础是产品可靠性数据的统计分析,反映的是给定条件下产品整体可靠性的“平均属性”,因此针对现代飞机与发动机等高可靠性产品,其运行环境与条件复杂多变,传统计划维修模式不可避免地存在“过维修”和“欠维修”问题。而预测性维修通常基于个体系统在实际运行条件下的健康状态,考虑了个体的差异以及使用环境和载荷的不同,强调动态运行环境下的个体产品的故障特性。因此,从计划维修到预测性维修策略的转变,实质上也是从基于整体故障统计分析到个体故障监测诊断的故障管理策略的转变,以有效避免“过维修”和“欠维修”这一矛盾问题。因此,航空预测性维修的关键技术包括以个体为对象的健康监测、故障诊断、失效或RUL预测以及维修

决策等,以下分别从基本方法与模型、航空领域典型应用案例以及现状分析与总结3个方面展开综述。

2.1 健康监测

2.1.1 基本方法

健康监测是开展预测性维修的前提,主要从现有飞行数据中提取可以表征飞机系统或关键部件性能或健康状态的特征信息。从方法角度主要分为模型驱动和数据驱动,实践中通常会结合多种方法来实现更精确的健康监测。

模型驱动使用物理模型来模拟飞机系统的行为,这些模型可以基于飞机结构、动力系统、气动性能等方面的物理原理建立,通过将实际系统输出数据与模型预测进行比较,可以监测飞机的健康状态。表 2^[11-17]列举了常用的基于模型的健康监测方法,其中有适用于确定性框架的方法(如奇偶关系和观测器)和基于统计基础的方法(卡尔曼滤波和参数估计),也有适用于复杂离散系统状态估计的方法。数据驱动方法利用大量飞参数据,基于监测模型评估飞机各个组件和系统的性能。数据驱动方法包括传

统的信号处理、滤波等方法以及机器学习与人工智能的方法。根据训练数据是否有标签,数据驱动方法可以分为3类:有监督、半监督和无监督,常见方法如表3^[18-26]所示。

表 2 基于模型的健康监测方法分类

Table 2 Classification of model-based health monitoring methods

方法	特点
基于观测器方法	具有确定性模型特征的被监测系统/过程(航空发动机 ^[11])
奇偶空间法	生成残差,用于检查模型和过程输出之间的一致性(飞控作动器 ^[12] ,制动系统 ^[13])
卡尔曼滤波器	包括扩展卡尔曼滤波器、无迹卡尔曼滤波器、自适应卡尔曼滤波器等(电子系统健康监测 ^[14])
参数估计	在线识别过程的参数,并将其与健康条件下获得的参数进行比较(振动监测 ^[15])
混合自动机	对混合系统中的突发故障和初期故障进行建模(混合系统健康监测 ^[16])
有符号键图	通过捕获不同组件之间的能量和功率流来对动态系统进行建模和分析,利用其定性和定量结构特性,生成多行为预测并进行健康监测(航空发动机 ^[17])

表 3 数据驱动的健康监测方法分类

Table 3 Classification of data-driven health monitoring methods

类型	方法	特点
有监督方法(正常数据和故障数据的标签已知)	SVM(支持向量机)	找到一条线或者空间中的超平面将2组数据分开 ^[18]
	DT(决策树)	通过对数据进行逐步的分割和判断,最终生成一个树状结构的模型,对新样本进行分类 ^[19]
	BN(贝叶斯网络)	概率图模型用于描述变量之间的依赖关系和概率分布,使用该模型计算给定观测数据的异常得分 ^[20]
半监督方法(只有正常数据)	深度学习方法(LSTM,CNN)	模仿神经网络的结构和功能的数学模型,用于对函数进行估计或近似 ^[21]
	生成对抗网络(GANs)	训练生成模型G与鉴别模型D,G学习真实数据分布并生成新数据,D在鉴别G真实性的过程中提高了自身鉴别能力 ^[22]
	变分自编码器(VAE)	编码器从输入数据中提取其概率分布的潜在参数,解码器重构输入数据 ^[23]
无监督方法(数据无标签,常用于聚类、降维)	最近邻方法,如k近邻、基于密度、离群点检测、局部相关性等	基于样本周围的密度、距离、连通性或局部相关性进行异常检测,根据其邻域内样本点的稀疏程度来判断是否为异常 ^[24]
	聚类方法,如高斯混合模型、局部离群因子、局部距离和连通性等	聚类分析是根据在数据中发现的描述对象及其关系的信息,将数据对象分组 ^[25]
	降维方法,主成分分析、自编码器等	采用某种映射方法,将原高维空间中的数据点映射到低维度的空间中 ^[26]

2.1.2 典型案例

机载系统健康监测典型应用以机电系统为主,包括环控系统、飞控、液压起落架以及辅助动力系统等。针对空调系统,Basora等^[27]提出了基于自编码器半监督异常检测方法来提取其健康指标(Health Indicator, HI),孙见忠等^[28]提出了基于多元状态估计技术的空调系统散热器HI,并应用在B737NG飞机上。刘翠等^[29]对比

几种基于深度学习的空调系统HI提取方法,并提出了HI的评估指标。朱昕昀等^[30]提出了一种基于深度学习的半监督框架,利用少量标记故障样本来提高其性能,在B767调系统上进行了验证。宁顺刚等^[21]针对引气系统利用传感器的多元时间序列数据,提出了一种基于长短期记忆网络自编码器(Long-Short Term Memory-Autoencoder, LSTM-AE)的HI计算模型。针对飞控系统,Guo等^[31]提出了将迟滞时间作为与齿

除磨损相关的HI用于退化监测。Zolghadri^[32]提出了一种基于模型的飞控系统控制面伺服控制回路的故障检测。Berri等^[33]将来自不同保真度的物理模型与机器学习技术相结合,建立代理模型用于机电作动器的故障诊断隔离(Fault Detection and Isolation, FDI)和剩余使用寿命(Remaining Useful Life, RUL)估计。Haider^[34]针对起落架系统讨论了减振器健康监测系统的设计,基于减振支柱气压和油量与设计标称值的偏差用于健康监测与诊断。闫洪胜等^[35]提出了LSTM-AE模型与核密度估计相结合的方法来检测液压系统的早期故障和异常。针对辅助动力系统(Auxiliary Power Unit, APU), Skliros等^[36]提出利用分类算法来识别其健康状态,并应用于B747飞机APU,王芳圆等^[37]采用随机森林回归算法提取APU的HI,并利A320数据验证了有效性。

2.1.3 小 结

健康监测技术在典型机载系统的应用总结如表4^[21,27,30-36,38-41]所示。针对不同机载系统适用的方法不同,如飞控这类包含机械结构与控制系统的混杂系统,多采用基于模型的方法^[32],而空调系统这类参数丰富的系统,各种基于多变量时间序列数据驱动的机器学习算法获得广

泛研究与应用^[21,29]。不同机载系统健康监测技术成熟度不等,如空调、飞控、电气、液压、APU等系统关键部件的监测方法,利用真实的飞行数据进行了有效性验证^[21,28-30,35,37-38],部分方法已经工程应用^[42];航空发动机是系统健康监测研究的热点,其技术成熟度较高,民航发动机制造商均开发了完善的基于网络的健康监测平台,如普惠公司的先进诊断及发动机监控系统(Advanced Diagnostic and Engine Monitoring, ADEM)、GE航空公司的发动机远程诊断系统(Remote Diagnosis, RD)、罗尔斯-罗伊斯公司的发动机健康管理系统(Engine Health Management, EHM),能够为客户提供7×24 h的机队健康监控服务。

针对飞机健康监测,状态感知技术是一个重要研究方向,包括特殊环境下的常规传感器以及健康监测特种传感器等,以扩展健康监测的范围和深度。此外,结合机器学习等方法开发先进的数据处理算法与模型,提高海量监测数据分析的效率和准确性,提取有效的HI指标是健康监测的关键;制定与飞机健康监测技术相关的标准和规范,包括传感器、数据采集与处理以及健康监测方法或模型等标准,可以提供技术指导和统一的规范,促进技术的应用和推广。

表 4 飞机机载系统健康监测
Table 4 Health monitoring of aircraft airborne systems

机载系统	研究对象	方法	年份	研究机构
空调系统	热交换器	机器学习	2021	南京航空航天大学 ^[21]
	制冷组件	深度学习	2023	南京航空航天大学 ^[30]
	制冷组件	深度学习	2021	University of Toulouse ^[27]
引气系统	活门、预冷器等	深度学习	2021	南京航空航天大学 ^[21]
电气系统	发电机	深度学习	2020	University of Toulouse ^[38]
飞控系统	机械控制系统	机器学习	2021	西北工业大学 ^[31]
	飞行控制系统	基于模型	2018	Politecnico di Torino ^[32]
	机电作动器	基于模型	2021	University of Bordeaux ^[33]
航电系统	航电系统传感器	机器学习	2023	美国甲骨文公司 ^[39]
起落架	减振支柱	基于模型	2019	美国联合技术公司 ^[34]
APU	负载控制阀和燃油计量阀	深度学习	2021	Cranfield University ^[36]
液压系统	液压油泄漏	深度学习	2020	南京航空航天大学 ^[35]
航空发动机	气路部件	深度学习	2023	南京航空航天大学 ^[40]
	部附件	机器学习	2016	Safran Aircraft Engines ^[41]

2.2 故障诊断

2.2.1 基本方法

飞机故障诊断针对故障发生后进行故障模式识别及原因分析,解决“需要维修什么”的问题。航空故障诊断方法大致分为基于机器学习和数据驱动的方法以及基于模型和仿真的方法。

基于机器学习和数据驱动的方法根据训练

数据集的标签情况,分为有监督学习、无监督学习和半监督学习,取决于应用场景下数据可用性、故障复杂性以及所需的诊断精度。表5^[43-48]列举了一些用于故障诊断的常用机器学习方法。在实际应用中,通常不同类型的机器学习方法结合使用以达到最佳的诊断效果。例如,可以首先使用非监督学习方法探索和识别数据中的异常或未知模式,然后再使用监督学习方法进行更精确的故障分类^[48]。

表 5 一些基于机器学习的故障诊断算法
Table 5 Some machine learning based fault diagnosis algorithms

类型	方法	特点
有监督方法	自适应提升算法(Adaboost)	使用决策树作为弱学习器,提高了对不平衡数据的分类精度 ^[43]
	近邻成分分析(NCA),卷积神经网络(CNN)	结合了Mel频谱图和scalogram图像的深度学习特征提取(通过CNN)和机器学习分类器 ^[44]
无监督方法	高斯混合模型(GMM)和K-means算法	针对那些无法获得大量历史数据的情况,使用傅里叶变换减少高频噪声,便于区分正常和异常运行状态 ^[45]
	改进的K-奇异值分解(Improved K-SVD)	结合了稀疏表示和自学习字典技术来提高信号去噪效果和脉冲特征的突出,进而使用快速光谱相关技术进一步增强旋转故障频率的周期性特征 ^[46]
半监督方法	堆叠自编码器(SAE)和反向传播神经网络(BPNN)	结合堆叠自编码器和反向传播神经网络进行深度学习,有效地从长期运行的振动数据中自动识别冲击响应 ^[47]
	半监督自编码器(SSAE)和Softmax分类器	SSAE结合Softmax分类器的算法通过层叠和稀疏的自编码器自动提取深层特征,并使用Softmax分类器进行高效的故障诊断和健康状态分类 ^[48]

在基于模型的系统故障诊断领域,包括知识模型、物理模型等,每种模型都有其独特的应用和局限性。根据知识来源不同,知识模型可以分为基于规则的、基于案例的以及模糊知识型模型。基于知识模型诊断方法的优点是建模相对简单且直接,缺点是对专家知识或其他知识来源的依赖性,模型可能无法涵盖所有可能的场景和条件。物理模型利用客观物理规律来对系统或部件的退化情况进行评估与诊断,要求对物理现象有深入的理解。通过对系统物理行为的准确建模,利用仿真技术可以模拟并研究特定系统或部件的故障行为。在航空领域,物理模型的应用受限于系统的复杂性和运行环境的动态性,一般考虑融合基于物理模型和数据驱动的诊断方法。物理模型可以生成模拟数据或增强现实数据,尤其是在真实故障数据稀缺的情况下,对机器学习模型训练有重要意义。同时利用物理模型的仿真输出可以用来初步解释和验证数据驱动模型的有效性,以此提高数据建模的可解释性和可信性。

2.2.2 典型案例

机载系统故障诊断典型应用以环控、飞控及其传感器等为主,如表6^[49-68]所列有关飞机机载系统故障诊断研究。如针对环控系统(Environmental Control System, ECS), Chowdhury等^[49]提出了民机环控系统的数字孪生模型以准确地进行故障检测和隔离,Palmer和Bollas^[50]提出了一种结合稳态和动态信息的主动FDI模型,刘翠等^[52]提出了一种基于贝叶斯网络的ECS故障诊断方法,实现系统原理、专家经验和飞行监测数据的多源信息融合,Ezhilarasu等^[53]提出了一种基于OSA-CBM开放架构的飞机系统故障诊断方法,并集成了最小冗余最大相关性特征选择,以环控系统和燃油系统等为对象开展验证。针对飞控系统,NASA^[54]提出了将故障模式影响分析和贝叶斯网络相结合,提高飞行控制系统的故障检测和隔离能力,Dutta等^[55]设计了一种概率机器学习框架,用于旋翼机在线故障监测与隔

表 6 飞机机载系统故障诊断
Table 6 Fault diagnosis of aircraft airborne systems

机载系统	研究对象	方法	年份	研究机构
环控系统	制冷组件	数字孪生	2019	IVHM Centre, Cranfield University ^[49]
	热交换器	数据驱动学习	2018	University of Connecticut ^[50]
	循环制冷系统	仿真模型与数据驱动相结合	2023	上海交通大学 ^[51]
	引气与空调系统	贝叶斯网络多信息融合机制	2019	南京航空航天大学 ^[52]
	制冷组件	仿真模拟	2021	IVHM Centre, Cranfield University ^[53]
飞控系统	飞行控制系统	FMEA 和贝叶斯网络相结合	2020	NASA Ames Research Center ^[54]
	旋翼	集成统计学习模型	2022	Rensselaer Polytechnic Institute ^[55]
	副翼	基于离散事件系统	2020	Army Research Laboratory ^[56]
	飞机作动器	深度学习	2021	西北工业大学 ^[57]
	液压作动器	机器学习	2020	Politecnico di Torino ^[58]
液压与起落架	传感器	数据驱动方法	2019	University of Perugia ^[59-64]
	液压泵	基于物理模型	2022	University of Business in Prague ^[65]
	起落架收放系统	深度学习	2022	西北工业大学 ^[66]
	起落架收放系统	机器学习与仿真模型结合	2018	中国民航大学 ^[67]
	起落架收放系统	改进型模糊综合评估模型	2022	南京航空航天大学 ^[68]

离, Jia 等^[57]提出了集成深度自编码器与极限学习机模型, 用于解决飞机作动器在数据不平衡情况下的故障诊断问题, Nesci 等^[58]针对飞控系统的液压作动器, 开发了一个集故障检测和预测于一体的框架。针对飞控传感器, Cartocci 等^[59-60]分别提出了使用非线性加法模型、基于递归 DS 证据理论^[62]的传感器故障诊断方法, 以提高传感器故障隔离的准确性。作者还比较了多种数据驱动的传感器故障隔离和估计方法^[63], 进一步提出了一种通用的基于数据驱动的多重传感器故障检测、隔离和估计方案^[64]。针对液压和起落架系统, Sloboda 等^[65]提出了液压泵早期退化的监测方法, 结果表明振动、流量和温度是关键诊断参数, Chen 等^[66]提出了一种基于卷积神经网络的飞机起落架收放系统的故障诊断模型, Tang 等^[67]提出了基于小波包的起落架液压缸故障诊断方法, Duan 等^[68]提出了改进型模糊综合评估模型用于评估起落架收放液压系统的健康状况, 进而进行故障诊断。

2.2.3 小 结

机器学习结合物理仿真模型的故障诊断受到广泛重视, 从小到部件级的传感器、热交换器、作动器等, 大到组件/系统级故障识别与诊断^[55,59,61,65,68]。其中部分研究以飞机运行的真实

数据为基础, 结合物理模型提供的失效模式、故障特征, 以提高机器学习整体模型的解释性, 并且辅助识别和校正机器学习模型中的偏差^[57,61,63]。对于部分复杂程度有限的部件级应用对象, 有进行系统地面试验验证, 如飞机应急液压泵故障诊断^[65]、起落架液压缸泄漏故障诊断^[67]。系统级的故障诊断方法缺少在系统实际运行环境下的验证, 方法模型主要在仿真环境下开展验证^[49,53], 部分系统如飞机环控系统故障诊断方法基于实际飞行数据开展了验证^[52]。

飞机系统故障诊断领域未来重点突破方向:

① 无监督和半监督学习方法的开发。针对标记数据的稀缺问题, 无监督和半监督学习算法的发展是一个重要突破方向, 可以发现未知模式和异常, 对于识别未预先定义的故障类型或新的故障模式非常有用。② 解释性和透明度的提升。增强机器学习模型, 尤其是深度学习模型的可解释性, 使其在工程应用中更加可靠和易于理解。在应用中, 尤其是涉及飞行安全的机载系统故障诊断和关键决策, 缺乏透明度和可解释性导致信任问题。结合物理仿真模型和机器学习算法可以提高整体模型的解释性, 特别是在数据有限或质量不高的情况下, 物理模型可以用来解释和验证机器学习模型的预测, 识别和校正机器学习模型中的偏差。此外, 使用解释性机器学习工具, 如

特征重要性图、决策树可视化等,可以帮助解释复杂数据驱动模型的预测结果。

2.3 故障预测

2.3.1 基本方法

飞机故障预测又称为剩余可用寿命(Remain Useful Life, RUL)预测,是预测维修对象故障发生时间,解决“什么时候维修”的问题。故障预测方法可分为基于物理模型的方法和基于数据驱动的方法。

基于物理模型的预测方法需要能够准确地刻画研究对象退化过程,并且可以通过数学模型形式表达。Pecht^[69]以电子产品为研究对象,基于失效物理模型开展RUL预测技术研究。Wang等^[70]提出一种基于自适应Wiener过程的RUL预测模型,通过卡尔曼滤波使得退化过程的漂移参数适应于监测信息。针对预测的不确定性问题,孙见忠等^[71]研究分析预测中的各种不确定性因素,并提出了不确定性量化与管理机制,通过融合在线监测数据来降低预测的不确定性。基于机理的故障预测模型通常以特定的数学模型表示,综合系统已有的监测数据,以此获得“知识充分”的故障预测输出。基于模型的预测方法的主要挑战:一是需要构造能够准确刻画退化过程的物理模型,二是这样的物理模型通常是针对单一故障机理或模式,而在实际运行中失效可能是多重故障导致的,不确定性因素较多。因此,在实际工程应用中通常建立数据驱动和物理模型融合的预测方法,以提高预测精度。

数据驱动的故障预测方法大致可以分为基于回归分析的、基于时序数据的、基于随机滤波的以及基于多源数据融合的。机器学习方法主要利用观测数据以及一些统计方法^[72],但其缺点是不能给出剩余寿命的概率密度函数(Probability Density Function, PDF),而PDF是风险分析和维修决策制定的重要因素。Bae和Kvam^[73]首次提出使用一般非线性回归模型来描述产品的退化路径,随后的研究中均假设退化信号的误差项是独立同分布的。在此假设的基础上,

Bae等^[74]利用非线性随机系数模型来描述退化过程。对于基于时序数据的RUL建模分析,常用的机器学习算法有支持向量回归^[75]、贝叶斯网络^[76]、人工神经网络^[77]等。Orchard和Vachtsevanos^[78]将粒子滤波用于齿轮传动系统的关键结构件的剩余寿命预测问题。Sun等^[79]采用粒子滤波建立发动机多性能参数融合寿命预测模型。Wang^[80]建立两阶段随机滤波模型用以滚动轴承寿命预测。

2.3.2 典型案例

1) 零部件级RUL预测

航空零部件RUL预测的应用以轴承、叶片以及机电作动器等典型部件为主。针对轴承RUL预测,国内外学者开展了大量的研究^[81-84],如Gao等^[81]基于改进的相空间扭曲和隐马尔可夫模型回归提出HI,并利用LSTM网络来预测RUL,王付广等^[82]利用经验模态分解提取性能退化评估指标,进行短期退化趋势和RUL预测。Wang等^[84]提出先使用基于时频表示的子序列输入到三维卷积神经网络构建HI,再结合高斯过程回归预测模型实现RUL估计。针对发动机叶片的RUL预测,Giesecke等^[85]借助贝叶斯方法引入实际发动机运行信息,并通过修正后的寿命分布对叶片寿命进行预测,Enkhuizen等^[86]提出了基于物理失效机理的叶片RUL预测,通过建立叶片各关键部位的应力/温度载荷快速计算模型,进一步利用寿命损耗模型来计算叶片的寿命消耗量,李春华等^[87]结合数字孪生技术,提出了数据和模型融合驱动的服役HPT叶片寿命数字孪生建模方法,基于多模态运维数据表征和跟踪HPT叶片在实际服役条件下的寿命消耗。针对机电作动器(Electro-Mechanical Actuator, EMA),Cao等^[88]提出利用输出位置传感器信号的均方根值作为EMA机械部件的HI指标用于RUL预测,Bodden等^[89]利用电机功率作为HI来预测EMA轴承的RUL,Ismail等^[90]提出振动能量梯度作为HI值用于EMA的RUL预测。除了统计特征外,Byington等^[91]、Vedova等^[92]使用动态参数来预测EMA的RUL,与由统计特征构建的HI相比,由动态参数构建的HI只与EMA的

退化条件有关,几乎不受工作环境和操作条件的影响。基于数据驱动的EMA的RUL预测是目前研究热点,包括支持向量回归^[88]、高斯过程回归^[93]、逐步线性回归^[94]等。王博文等^[95]针对飞机皮托管失效时间预测问题,提出了一种融合动态运行环境数据与可靠性模型的预测RUL的方法,与传统可靠性方法相比提高了RUL预测精度。

2) 系统级RUL预测

大多数RUL预测关注单个部件,但维护操作更为关注有多个组件组成的系统性能下降趋势^[96]。考虑到系统失效机理的复杂性和不确定性,飞机系统级RUL预测一般采用基于数据驱动的方法。孙见忠等^[97]针对B737空调系统建立基于HI指标的动态线性模型,用于空调系统性能退化寿命预测。近年来,许多学者基于CMAPSS和N-CMAPSS涡扇发动机性能退化仿真数据集,对复杂系统RUL预测进行了大量研究,如Chao等^[98]提出了一种混合框架,将基于物理的性能模型信息与RUL预测深度网络融合,建立具有物理增强特征的数据驱动预测模型,孙见忠等^[99]提出了基于数据驱动性能孪生(Performance Digital Twin,PDT)建模方法,通过PDT导出的多维健康特征来增强深度预测网络的输入特征空间,提高RUL预测精度。

2.3.3 小 结

目前,飞机零部件RUL预测主要通过基于物理失效原理和基于数据驱动的2大类方法,对于发动机叶片、轴承等重要结构部件可以建立寿命载荷试验台,深入研究物理机理,进而实现寿命分布预测;对于多部件组成的系统,因其故障失效模式较多、失效机理复杂,难以通过精准的物理模型刻画退化过程,一般考虑数据驱动的RUL预测方法。RUL预测在航空中应用如表7^[81,83-86,90,92,94-95,97-100]所示。针对轴承的RUL预测研究多数是基于模拟实际运行工况和载荷条件的寿命试验或加速寿命试验数据^[82]。针对发动机叶片RUL预测,部分研究基于外场数据条件进行RUL预测^[85-86]。针对EMA的故障预测,NASA^[101]的FLEA试验项目已经实现EMA组件装载上飞行器并进行试飞试验。飞机系统级RUL预测大多是基于数据驱动开展故障预测,其中针对空调系统^[97]、APU^[38]等典型机电系统的RUL预测,部分实现基于实际飞行数据的验证。针对发动机系统性能退化的RUL预测,大多数研究基于NASA仿真数据集开展相关验证,成熟度相对较低。

综合飞机部件和系统2类RUL预测问题的研究现状,未来潜在的突破方向包括:① 深入研

表 7 航空 RUL 预测应用
Table 7 Application of aviation RUL prediction

应用分类	研究对象	方法	年份	研究机构
部件级	轴承	隐马尔可夫回归与深度学习模型	2021	上海大学 ^[81]
		集成经验模态分解与高斯混合模型	2014	北京航空航天大学 ^[83]
		时序数据分析与高斯过程回归	2021	清华大学 ^[84]
	机电作动器	快速傅里叶变换与动态参数预测	2015	Politecnico di Torino ^[92]
		振动能量梯度预测	2015	German Aerospace Center ^[90]
		逐步线性回归	2018	哈尔滨工业大学 ^[94]
	皮托管	可靠性与数据驱动融合	2023	南京航空航天大学 ^[95]
	涡轮叶片	代理模型	2017	German Aerospace Center ^[86]
		贝叶斯网络	2015	Technische Universitat Braunschweig ^[85]
系统级	空调系统	动态线性模型	2020	南京航空航天大学 ^[97]
	发动机	物理模型与数据驱动融合	2011	ETH Zurich ^[98]
		数据驱动性能数字孪生	2023	南京航空航天大学 ^[99]
	APU	动态线性模型	2019	南京航空航天大学 ^[38]
	起落架	随机滤波	2015	西北工业大学 ^[100]

究关键部件失效机理,挖掘部件退化规律。飞机关键部件RUL预测的核心是建立能够准确刻画其退化的规律或寿命分布的模型,模拟真实运行工况和载荷条件下加速寿命试验是研究该问题的主要方法。② 深入研究失效代理模型,关注数字孪生技术的应用。对于如飞机发动机叶片这类在复杂环境下工作的关键部件而言,搭建真实的物理试验环境成本高昂且可复制性较差,因此考虑数字孪生技术在故障预测和RUL预测方面的应用,建立半物理半数字模型,保证模型的可用性和精度。③ 规范历史数据收集与使用,聚焦航空大数据分析技术的应用。飞机系统RUL预测主要是考虑数据驱动方法,需要收集足够的历史数据样本,特别带有使用寿命信息的样本用于模型训练和测试,发挥大数据分析技术在RUL预测中的优势。

2.4 维修决策

2.4.1 基本方法

维修决策是指根据飞机的实际情况、运营需求和维修资源约束,选择合适的维修时机和维修地点完成维修工作,以最大限度地提高飞机的运营效率,解决“怎么安排维修”的问题。飞机预测性维修决策涉及维修决策共性基础问题,如决策建模、目标函数、约束等定式化表达,以及计划维修任务间隔优化、组包优化以及综合调度决策优化等问题,以及在此基础上融入基于PHM监测与预测信息的预测性维修建模方法。

1) 计划维修决策建模

现代飞机主要依赖周期性计划维修(即A/C/D检)来保证飞机的持续适航性,预测性维修决策优化的前提是实现对中长期的A检和C检等计划维修方案决策调度与优化。在A或C检方案制定中,通过任务组合、检查间隔、资源配置等决策优化,可以减少飞机定检停场时间,提升飞机利用率^[102]。这类问题被称为飞机维护检查调度问题(Aircraft Maintenance Check Scheduling, AMCS),在数学上是一个典型的决策优化问题^[103]。AMCS问题的输出是机队中每架飞机

上执行的定检工作的检查时机、检查间隔和机库槽位等信息,是一个可执行、效率高(机队利用率高)、综合维修成本低的飞机维修方案^[104]。

对于AMCS问题的决策目标可以划为3类:

① 减少维修成本,Sriram和Haghani^[105]将飞机调度维护问题被表述为一个多商品网络流模型,目的是尽量减少A/C检的总成本;Moudani和Mora-Camino^[106]将机队维修任务分配和调度与将商业和非商业航班的总运营成本降至最低的目标相结合,采用贪婪启发式的方法来解决此类维护调度问题。② 最大限度地利用维护间隔,在AMCS问题中另一个目标是最大限度地利用维护间隔,直接减少了飞机停场维护检查次数和累计停场天数。这类研究主要是优化安排机队的定期维护计划^[107-108]。③ 提高飞机可用性,在AMCS问题中,提升飞机可用性与最大化利用维护间隔非常相似,间接地减少了维护检查的次数和在飞机停留地面天数^[109]。AMCS中对于A/C检的维修任务组合问题,其实质上是任务分配问题,即将在特定飞机上执行的维修任务分配到具体维修时机,与基本的装箱问题相似^[110-111],但组合关系更为复杂。在实际运维过程中,AMCS问题的有很多难以量化表示的变量和约束,一般考虑利用假设来表征变量和约束,以此转化为基本装箱问题,但可能导致NP-hard问题。启发式算法是解决此类问题的常用方法,在AMCS问题中动态规划(DP)是被研究和应用最多的方法。Deng等^[112]以最小化维修间隔损失为目标,提出了基于DP算法的飞机维修检查调度优化方法,综合考虑飞机类型、状态、维护能力和其他操作约束,针对长期飞机维护检查计划开展优化。Deng等^[113]进一步开发了维修决策支持系统,利用动态规划算法,提高飞机利用率的同时降低维护成本。

2) 预测性维修决策建模

预测性维修是在计划维修的基础上,融合预测信息在故障发生之前完成预防性维修工作^[114]。Alaswad和Xiang^[115]综述了基于系统退化过程的CBM维修策略研究进展,介绍退化状态服从Weiner过程、Gamma过程、高斯过程等情况下的CBM维修模型。Walter和Flapper^[116]

根据系统状态的 Bayesian 更新理论,基于系统内所有部件的状态(正常工作、带有缺陷、失效)以及系统可靠性框图,提出复杂系统的 CBM 维修模型。HÖLZEL 等^[117]模拟基于预测的 PdM 的维护概念,提出了一种基于飞机生命周期仿真的维修任务打包与调度优化方法,考虑 PdM 对于寿命周期的经济性影响。Deng 和 Santos^[118]为了将基于预测生成的任务安排到维修方案中,提出了一种用于飞机维修检查调度的超前近似动态规划方法,该研究设计了一个动态规划框架,采用混合前瞻调度策略,以实现减少维护检查的次数、提升飞机的可用性。Tseremoglou 等^[119]认为由于预测的不确定性,考虑预测信息的维修决策是一个不确定性下资源约束调度问题,对比混合整数线性规划(MILP)深度强化学习(DRL)在解决这类问题时的优缺点。MILP

是经典方法,但缺点是问题复杂度随着所考虑的机队规模和维修任务数量呈指数级增长^[120]。DRL 算法可以缓解这类优化问题中维度爆炸难题,DRL 可以实现维护计划的实时优化,但容易陷入局部最优,不能保证得到全局最优结果^[121]。Pater 等^[122]考虑将 RUL 预测方法整合到维修决策框架中,提出了基于不完善 RUL 预测的飞机发动机的预测维护调度方法。闫洪胜^[123]利用强化学习提出了航空发动机机队寿命周期维修任务优化方法,并利用实际案例数据进行验证。Tseremoglou 等^[124]研究了预测不确定性对预测性维修调度的影响,提出了一种将支持向量回归模型与强化学习方法相结合的综合方法来评估预测不确定性对于维护计划的影响。典型的航空维修决策模型如表 8^[105-106,108-109,116,118,122-123]所示。

表 8 航空维修决策模型
Table 8 Aviation maintenance decision modelling

任务类型	决策对象或目标	研究方法	年份	研究机构
计划维修决策	减少飞机 A/C 检查的维修总成本	启发式算法	2003	University of Maryland ^[105]
	减少飞机运营与维修总成本	贪婪算法	2000	LAAS du CNRS ^[106]
	优化维护间隔,减少飞机停场维护	启发式算法	2010	University of Thessaly ^[108]
	优化维修路径,提高飞机可用性	动态规划	2015	Bogazici University ^[109]
	提高飞机利用率的同时降低维护成本	基于动态规划算法,开发决策支持系统	2021	Delft University of Technology ^[113]
预测性维修决策	随机失效部件基于状态的维修	贝叶斯更新理论与系统可靠性框图	2017	Eindhoven University of Technology ^[116]
	融合预测任务的飞机维修检查调度	动态规划与混合前瞻调度策略	2022	Delft University of Technology ^[118]
	飞机机队的动态预测性维护调度	卷积神经网络与整数线性规划	2022	Delft University of Technology ^[122]
	航空发动机机队寿命周期维修任务优化	强化学习	2022	南京航空航天大学 ^[123]

2.4.2 典型案例

欧盟的地平线 2020“基于状态的自适应飞机维修计划”项目(ReMAP)设计并开发了多阶段预测性维修决策支持工具,能够适应飞机机队实时健康状况并优化维护计划^[125]。该工具在实时环境中综合考虑飞机健康监测和历史计划维修数据,运用机器学习和物理模型的双驱动算法,

可以实现自适应的预测性维修决策,保证维护计划的动态性。在代尔夫特理工大学开发的飞机维修计划决策支持系统基础上^[113],佐治亚理工学院 Thompson 等^[126]针对调度优化部分进行改进升级,利用美国空军 KC-46A 机队开展模拟应用验证。佐治亚理工学院 Blond 等^[127]根据美国空军 C-5M 机队的维修计划要求,提出了一种基于检查开发框架的维修调度技术,将长达 5 天的过

站检修项目分解为一系列累计时间更少的工作包项目,对比结果表明在停机维护时间、飞行架次和飞行小时数方面都有所改善,机队整体利用率得到提升。

2.4.3 小 结

不同于健康监测、故障诊断和预测,维修决策问题需要在整机乃至机队层面建模,并需要考虑飞行任务以及保障资源的约束。目前,计划维修决策方法能够有效解决 AMCS 问题,形成中长期的维修计划,涵盖了维修时机、维修任务组包和维修资源需求。预测性维修决策需要在计划维修任务优化的基础上,进一步解决 2 个问题:一是预测性维修模式下维修资源规划问题,这包括人力资源和备件资源,目前这方面研究仅限于理论层面和方法探讨;二是预测性维修模式下维修任务调度规划问题,将基于预测信息生成的维护任务分配给合适的时间槽,这类研究应用了动态规划、遗传算法、强化学习等理论方法。

针对预测性维修决策技术研究的潜在突破方向如下:① 机队层面的预测性维修建模,需要综合考虑机队飞行任务、计划维修任务、预测性维修任务以及维修保障资源约束等多方面因素,简单抽象成数学模型难以全面合理描述这一高度时空耦合的复杂问题,结合离散事件仿真建模与高效仿真优化算法是解决这一问题的潜在途径。② RUL 预测不确定性、意外故障、航班延误等不确定性因素会影响飞机后续飞行计划和维修计划,飞机预测性维修决策是一个不确定性下资源约束调度问题,强化学习等人工智能算法在提高预测性维修决策的鲁棒性方面成为一个研究热点。

3 军民航空应用现状

3.1 适航规范与行业标准

国际民用航空组织、适航当局以及国际性的航空维修委员会等组织,致力于推动民机预测性维修相关行业规范与政策的完善。这些国际和地区性组织包括国际民航组织(ICAO)、国际航空运输协会(IATA)、欧洲航空安全局(EASA)、

美国联邦航空管理局(FAA)、国际维修大纲政策委员会(IMRBPB)、维修大纲工业小组(MPIG)等,分别在其所关注或管辖的业务领域内的制定了民机预测性维修相关的规范、政策及指南等,以规范和指导民用飞机预测性维修的实践应用。

IATA 2022年发布民机预测性维修白皮书,提出了民机预测性维修实施的“三足鼎力”结构(如图2),阐述了民机制造商、运营商和适航当局在该结构下的作用以及内在联系^[128]。FAA提出了飞机预测性维修相关适航要求或建议,其中AC43-218《飞机综合健康管理(Aircraft Integrated Health Management, IAHM)系统的运行批准》明确了民机预测性维修支持系统—IAHM的基本要求,涵盖端到端开发流程、方法指南与适航符合性要求,为运营人基于IAHM系统开展预测性维修提供指导。AC29C MG-15是旋翼飞机HUMS的适航性建议,给出了HUMS的验证、安装、认证、持续适航的要求,为用户基于HUMS开展直升机预测性维修提供了指导。IMRBPB针对飞机健康监测与维修大纲融合的问题,分别发布了P92/105^[129]、IP180^[130]文件,修订MSG-3规范中结构/系统维修任务分析逻辑,增加基于飞机结构/系统健康监测的预测维修任务分析流程,指导设计阶段开展飞机预测性维修任务分析,取代传统的人工检查任务。

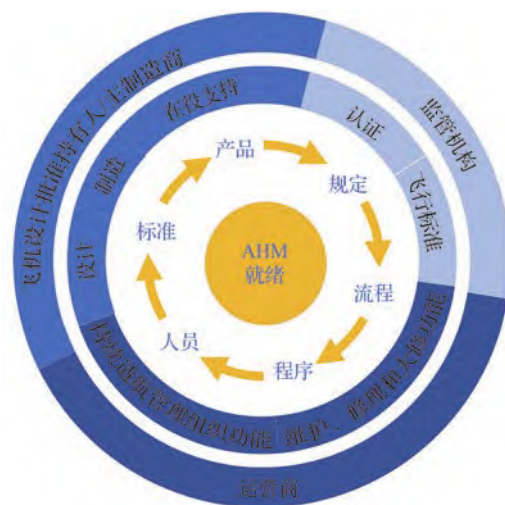


图 2 IATA 民机行业预测性维修实施结构图

Fig. 2 Implementation structure of IATA civil aircraft industry predictive maintenance

SAE发布了一系列飞机健康管理和预测性维护相关的标准,涉及飞机及其成员系统PHM、发动机EHM、飞机结构SHM、直升机HUMS等,涵盖健康管理系统论证、设计、研制、验证、实施等过程。SAE HM-1标准委员会主要跟踪分析行业最新IVHM需求、经验和技術,提出健康管理标准发展的路线图。SAE E-32推进系统健康管理委员会发布了一系列航空发动机监视系统标准,用以指导航空发动机的状态监视、故障诊断及健康管理系統的设计、使用和维护。该标准体系涵盖了EHM机载与地面系统架构、发动机振动、气路温度、传动系统、APU监测、故障预测等具体监测与分析技术规范和要求。SAE AISC-SHM委员会主要涉及飞机结构健康监测实施、损伤检测能力评估分析和适航要求,涉及固定翼/旋翼飞机结构健康监测实施指南,适用于SHM的定义、开发、集成、认证和部署^[131-132]。

3.2 民用航空预测性维修实践

民用航空领域从适航规范与行业标准、飞机设计与制造到运营和维护,各个环节都在积极推进飞机预测性维修的应用。图3^[133]总结了民用航空领域主要的预测性维修相关项目或计划时间轴。代表性的项目包括波音公司于2017年启动的AnalytX项目,后续又推出基于云的数字解决方案^[134],通过人工智能和机器学习帮助航空公

司进行预测性维修和主动维护。波音在B787机型上基于AHM预测维修任务替代了计划维修任务(非安全影响类任务),实现了原始采集参数→ACMS报告→AHM报警→预测性维修全链条的贯通,首次在型号维修计划文件(Maintenance Planning Document,MPD)中落地预测性维修。空客公司于2017年推出了Skywise,该平台结合工程和运营数据实现了健康监测、预测性维修以及机队可靠性管理等功能^[135],进一步在A320和A350机型上提出了基于健康监测的预测维修任务替代传统MPD检查任务。

航空公司和MRO企业也在积极采用先进的数据分析工具和人工智能技术,开展预测性维修以提高飞机的可用性和经济性。如汉莎科技开发了民机维护计划软件‘AVIATAR’,能够利用来自飞机、系统和部件的实时数据预测运行过程中的故障^[136]。国内航空公司用户也开发了自主知识产权的健康监测与预测性维修平台,比如北京飞机维修有限公司的“飞机状态预测与维修作业管理平台”^[137]、中国南方航空股份有限公司的“天瞳”系统^[138]等。表9总结了典型民机预测性维修系统,普遍具有实时监测、数据管理、大数据分析和故障预测等预测性维修的基本功能。对于飞机主制造商提供的平台,如波音公司的Insight Accelerator,空客公司的Skywise平台,都通过提供内嵌的人工智能/机器学习特性,为其

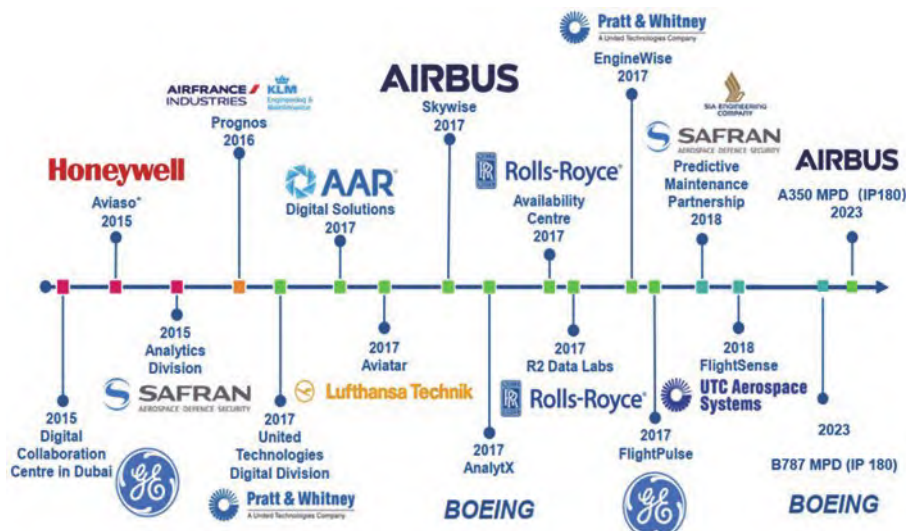


图3 民用航空主要预测性维修项目启动时间轴^[133]

Fig. 3 Initiation timeline of civil aviation major predictive maintenance projects^[133]

表 9 典型民机预测性维修支持平台

Table 9 Predictive maintenance support platform for typical civilian aircraft

类别	平台名称	开发者	年份	特点
主制造商	Skywise	Airbus	2017	Skywise 已发展成为航空业领先的开放数据平台,为超过一万架飞机提供预测性维修服务
	Smart Link Plus	Bombardier	2020	通过收集飞机关键数据,快速确定警报优先级并采取措施主动排除,提高飞机的运行效率
	Insight Accelerator	Boeing	2021	利用人工智能和机器学习帮助航空公司规划预测性维护,快速准确地识别部件早期退化或故障,减少非计划维护
系统供应商	Honeywell Forge	Honeywell	2019	分析飞机数据,提供诊断和预测性警报,减少非计划维修
	Maintenance Insight	GE	2019	提供组件健康状态分析,以便及早发现飞机和部件退化,减少计划外的维护和停机时间
航空公司或 MRO	AVIATAR	Lufthansa-Technik	2017	包含 100 多个预测模型,利用飞机实时数据预测故障,适用于空客和波音多种机型
	飞机状态预测与维修作业管理平台(APCM)	北京飞机维修有限公司	2019	实现了多源数据的集成和应用,包括实时故障管理、飞机系统性能预测、维修作业管理,具备基于飞机状态的维修方案制定与优化能力
	PROGNOS	Air France-KLM Group	2015	提供 A380 和 B747/787 系统的性能监控和警报、CFM56 等发动机的数据分析和故障预测
	飞机健康管理系统	厦门航空股份有限公司	2017	支持 ACARS 实时告警和 QAR 趋势告警,监控故障近百种,准确率达到 95% 以上,基于故障模型库,支持故障的快速处置和诊断
	天瞳系统	中国南方航空股份有限公司	2022	实现飞机技术状态跟踪(健康状态诊断分析)、故障自动报警、航行跟踪、发动机性能监控等功能,确保飞行安全,覆盖多个主流机型

客户提供更加灵活的客户化定制能力。运营商或 MRO 开发的平台,如 PROGNOS、AVIATAR、APCM,除上述功能外,以维修业务为导向基本都具备维修管理的功能,以实现维修计划调度与优化。

3.3 军用航空预测性维修实践

军用航空领域预测性维修实践相对滞后,以美国国防部(DOD)为例,虽然早在 2002 年发布了多项关于预测性维护的政策与指令,但直到最近几年才取得了有限的进展^[8]。美国空军于 2019 年开始对数量有限的 KC-135 部件进行预测性维护,并在 2021 发布了一项预测性维护战略实施计划,开发了预测性维修支持平台 PANDA,以支持解决空军机群任务能力下降和飞机可用性问题,目前已扩展到空军 9 个司令部的 16 个飞机平台的维护,生成超过 30 000 条预测性维护建议和警报^[139]。DOD 总结预测性维修应用进展有限的原因包括多个方面:缺乏足够的行政管理与资源来推动预测性维修策略的实施;缺乏全面、详细的实

施计划,没有有效地跟踪各个预测性维修项目的进度;没有系统的、有效的评估预测性维护实施效果,缺乏评估预测性维护的具体量化指标。

DOD 认识到实施预测性维护的重要意义,下一步计划在其装备系统中扩大预测性维护策略的实施,并分别从资源挑战(人力、资金和技术相关)与组织文化挑战(从传统计划维修到预测性维修模式转变)2 个方面,提出了一系列的应对措施^[140]。最新 DOD 政策要求各军种制定并发布明确而全面的战略、实施指南和行动计划,以执行和保障预测性维护策略的实施,还要求各军种在类似平台和组件上集成预测性维护功能,最大限度地提高其通用性^[140]。

4 挑战与突破方向

军民航空预测性维修应用取得不同程度的进展,但仍然面临一系列的挑战,特别是考虑到航空业的高安全性要求,任何新技术的采用都必须得到充分验证。预测性维修实施是一项系统工程,需将各种适用的过程、技术和能力应用并

整合在一起,涉及技术与管理层面的问题,包括顶层政策、管理模式、业务流程、新技术等,贯穿航空产品设计、运行、保障各阶段,涉及多个利益主体,包括监管机构、工业方以及用户方等。

4.1 技术层面

在技术层面,提高航空产品本身所具备的预测维修能力和集成水平是决定性因素。现代飞机普遍具有一定的BIT测试条件,具备基本的机载诊断能力,维修人员可以借助机载自动化测试系统,获取飞机运行的关键参数与故障代码,提高了外场排故和维修效率。

同时随着空地通信网络的发展,民用飞机飞行数据和故障代码信息可以实时传输到远程地面基站,供维修人员及时获取飞机故障信息、提前准备维修工作。飞机产品预测性维修设计从关键部件/组件逐渐扩展到整机级,逐步提升飞机产品本身的预测性维修能力和集成水平(图4)。航空产品预测性维修能力的提升,依赖于设计面向预测性维修的测试性设计、数据预处理与特征工程、健康监测、故障诊断、失效预测以及维修决策等一系列关键技术突破以及数据采集、传输、存储等软硬件基础设施条件。



图4 航空产品预测性维修能力与集成水平

Fig. 4 Aviation product predictive maintenance capability and integration level

飞机运行维护保障是一个复杂的体系,其中许多系统相互作用,特别是考虑到飞机系统及部件退化规律和状态在很大程度上取决于运行环境,而且受到其他上下游关联系统的性能和状态的影响^[141]。开发复杂多变运行环境下的系统或部件故障预测能力是预测性维修关键,也是一项极具挑战性是难题,原因包括几个方面:①飞机是许多系统的复杂互相结合体,通常一个系统的

状态和故障往往取决于这些复杂的系统间的相互作用,特别是一个系统中的退化部件的相互作用,提升了预测模型的开发难度。②运行环境复杂性。飞机工作环境复杂多变,系统及部件的载荷取决于大气状况(湍流、温度、湿度等)以及飞机的操纵方式,这些复杂工况动态多变,给预测带来了不确定性。③部件更换和维修导致的退化特性变化。在飞机的整个寿命周期内,单个

部件会被多次更换和维修,维修引起的退化特性和性能变化为状态评估和预测增加了额外的不确定性。

4.2 应用层面

在应用层面,预测性维护的复杂流程、预测结果的可信性以及长期以来形成的传统计划维护模式,都对航空预测性维修的实施提出了挑战。预测性维修依赖于敏捷的后勤保障系统的支撑,现有的航空计划维修保障模式在长期的实践中已趋于稳定和成熟,将一种新的预测性维修模式集成到这些现有的稳定的系统中,从被动和计划性维护转变为动态的预测维护保障模式,并确保必要的、适时的后勤保障满足其动态需求,包括维修人员、备件和所需工具的可用性,是预测性维修实施面临一个重要挑战。

考虑航空业的高安全性要求,新技术或方法的采用都必须得到验证,以保持或提高航空安全水平。在采用预测性维修的情况下,需要验证预测性维修策略和技术的采用不会增加失效的可能性,并且仍然符合适航监管机构的要求和可接受的符合性方法。目前这一问题并没有得到解决,对于预测性维修技术的开发、测试和部署应用,缺乏行业标准和指导准则,特别是对于数据驱动的预测性维修方案,其预测模型的准确性、可信性等问题有待解决。针对在飞机上广泛采用预测性维修策略如何获得适航监管机构的批准尚没有完整的指导性方法。

预测性维修实施在很大程度上依赖于数据,但目前数据在可用性、质量和所有权方面存在一些挑战,包括与数据的采集处理、数字化、标准化和共享相关的问题,以及数据隐私和安全问题。关于数据所有权的问题也是目前飞机预测性维修领域的争议问题。通常OEM厂商拥有新飞机或发动机运营前的设计和测试数据,而用户和MRO拥有运营后的运行和维修数据。OEM、用户和MRO都想通过获得更多的数据赢得更大的维修市场份额,数据使用权问题一直是三方的争议问题,缺乏数据共享机制,限制民用航空预测性维修的进一步发展。

4.3 未来突破方向

航空预测性维修不是单一技术的应用,是一项系统工程其涉及到政策、管理、业务流程、新技术等。未来航空预测性维修发展,需要考虑到监管方政策与行业标准、飞机产品预测性维修能力水平以及用户预测性维修保障体系的软硬件设施条件,按照短期—中期—长期目标分阶段推进。特别是考虑到航空业的高安全性要求,在航空产品上推广应用预测性维修,考虑从非安全影响类维修工作开始应用验证,随着预测性维修支持系统可信性的提高,逐渐扩大范围到安全影响类任务,以保障航空安全不受影响(图5^[128])。

在预测性维修政策标准方面,与国际航空组织、适航当局以及国际性的标准委员会(如SAE、IMRBPB)等合作,制定和完善预测性维修验证标准、流程和指南,提升预测维修系统与算法的维修可信性。研究预测性维修技术评估的方法或标准,包括预测质量的表征、可解释的度量指标、自动验证工具等,支持预测性维修系统获得认证。特别是基于机器学习的预测性维修算法的认证和/或验证是目前关注的热点,一些新的技术,如可解释的机器学习,可以帮助解决一些数据驱动模型缺乏可解释性的问题。

在预测性维修技术方面,需要在航空产品设计阶段考虑预测性维修需求,并进一步开发航空系统建模工具和方法,能够准确有效地表示复杂的组件特性,包括多系统体系间的交互。开发新的建模方法,如数模融合模型或物理信息融合的机器学习,以提供更准确和稳健的预测。针对预测性维修中的预测建模,除不断开发各种预测工具外,如机器学习、文本分析、建模与仿真和决策支持等工具,还需要重点考虑改进未来状态预测的策略,对飞机及其系统预期运行状况(包括环境和运行状态、以及维修和更换后运行特性的变化)进行更好的预测以提高预测精准度并减少不确定性。同时,研究预测不确定性管理工具,包括预测和状态评估中用于量化、传播和分析不确定性的工具。预测性维修实施的基础是数据,包括OEM的设计和测试数据、用户的飞机运行维护数据以及MRO的维修数据,需要各利益相关方合作


 图 5 IATA 航空预测性维修实施路线图^[128]

 Fig. 5 IATA aviation predictive maintenance implementation roadmap^[128]

建立数据共享机制, 为预测性维修创造完善的数据环境。从OEM角度, 推广面向预测性维修的测试性设计, 将传感器布置和预测性维修应用需求纳入设计过程, 为飞机预测维修提供更加丰富的基础数据支撑。此外, 开发和使用数字线程方法, 以便在开发新的预测模型或技术时比较容易获取或使用系统设计信息(如CAD模型、FMECA数据等)。从飞机用户和MRO角度, 探索飞行数据自动化传输和安全存储等技术, 并推进数字化维护记录的应用, 如维护记录的标准化、数字化和参数化, 可直接用于预测性维护模型的开发和验证。

在预测性维修保障体系方面, 开发飞机寿命周期成本效益分析评估的标准化方法, 对参与预测维修的每个利益相关者的操作进行建模描述, 如飞机用户日常运行和外场维修、基地大修、备件与供应链等, 以及运行环境对飞机及部件健康状况之间的作用, 来全面评估预测性维修的成本效益, 可以从可用性、停机时间以及维修保障成本等方面进行量化, 有助于决策者在正确的时间

选择最佳技术。预测性维修依赖于高效的后勤保障系统的支撑, 目前以计划维修为主的保障体系仍然是目前的主流模式, 针对部分具备预测性维修能力的系统或部件, 需要探讨如何在现有的计划维修保障体系框架中在部分具备条件的系统上实施预测性维修, 并确保必要的、适时的后勤保障满足其动态需求。

5 总结与展望

现代飞机形成了以预防性维修为基础的计划维修保障模式, 在确保飞机持续适航安全方面的得到实践证明, 但在效率和成本方面还有较大的改进的空间。航空预测性维修技术的发展和运用, 预期可进一步提高飞机的可靠性和经济性, 成为当前研究的热点问题。本文从关键技术和应用角度, 综述航空预测性维修研究进展, 分析梳理健康监测、故障诊断、失效预测以及预测性维修决策技术研究进展, 总结其在军民航空领域的应用现状。航空预测性维修不是单一技术的应用, 需要将各

种适用的技术、过程和能力应用并整合在一起,涉及到政策、管理、业务流程、新技术等。特别是考虑到航空业的高安全性要求,任何新技术或方法的采用都必须得到验证,以保持或提高航空安全水平,因此型号预测性维修技术的部署与实施,需要在安全与适航监管机构完善的政策与规范指导下,逐渐推广应用于现役飞机或新研制飞机产品。军民用航空预测性维修技术与应用取得不同程度的进展,但仍然面临一系列系列的挑战,航空预测性维修实施未来需要进一步在监管方政策与行业标准、飞机产品预测性维修能力水平以及用户预测性维修保障体系等方面突破。

参 考 文 献

- [1] United States Government Accountability Office. Weapon system sustainment: Aircraft mission capable goals were generally not met and sustainment costs varied by aircraft: GAO-23-106217[R]. Washington, D.C.: Government Accountability Office, 2022.
- [2] PIOTROWSKI D, ROACH D, MELTON A, et al. Implementation of structural health monitoring (SHM) into an airline maintenance program[C]//Structural Health Monitoring 2015. Destech Publications, 2015.
- [3] SUN J Z, CHEN D, LI C Y, et al. Integration of scheduled structural health monitoring with airline maintenance program based on risk analysis[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability, 2018, 232(1): 92-104.
- [4] SMITH M, SULCS P F, WALTHALL R, et al. Design and implementation of aircraft system health management (ASHM) utilizing existing data feeds[C]//Condition-Based Maintenance in Aviation: The History, the Business and the Technology. Warrendale: SAE International, 2015.
- [5] 左洪福, 孙见忠, 李鑫, 等. 民用飞机预测维修建模方法及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2020: 332-334.
ZUO H F, SUN J Z, LI X, et al. Predictive maintenance modeling and application for commercial aircraft[M]. Beijing: Science Press, 2020: 332-334 (in Chinese).
- [6] STANTON I, MUNIR K, IKRAM A, et al. Predictive maintenance analytics and implementation for aircraft: Challenges and opportunities[J]. Systems Engineering, 2023, 26(2): 216-237.
- [7] TEUBERT C, POHYA A A, GOROSPE G. An analysis of barriers preventing the widespread adoption of predictive and prescriptive maintenance in aviation: NASA/TM-20230000841[R]. Washington, D.C.: NASA, 2023.
- [8] United States Government Accountability Office. Military readiness actions needed to further implement predictive maintenance on weapon systems[R]. Washington, D.C.: Government Accountability Office, 2022.
- [9] 左洪福, 蔡景, 吴昊, 等. 航空维修工程学[M]. 北京: 科学出版社, 2011: 1-5.
ZUO H F, CAI J, WU H, et al. Aviation maintenance engineering[M]. Beijing: Science Press, 2011: 1-5 (in Chinese).
- [10] 国家市场监督管理总局, 国家标准化管理委员会. 智能服务 预测性维护 通用要求: GB/T 40571-2021[S]. 北京: 中国标准出版社, 2021.
State Administration for Market Regulation, Standardization Administration of the People's Republic of China. Intelligent service-Predictive maintenance-General requirements: GB/T 40571-2021[S]. Beijing: Standards Press of China, 2021 (in Chinese).
- [11] GAO Z W, DAI X W, BREIKIN T, et al. Novel parameter identification by using a high-gain observer with application to a gas turbine engine[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2008, 4(4): 271-279.
- [12] ODENDAAL H M, JONES T. Actuator fault detection and isolation: An optimised parity space approach[J]. Control Engineering Practice, 2014, 26: 222-232.
- [13] HWANG W, HUH K. Fault detection and estimation for electromechanical brake systems using parity space approach[J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 2015, 137(1): 014504.
- [14] LALL P, LOWE R, GOEBEL K. Prognostics health management of electronic systems under mechanical shock and vibration using Kalman filter models and metrics[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2012, 59(11): 4301-4314.
- [15] DÖHLER M, MEVEL L. Subspace-based fault detection robust to changes in the noise covariances[J]. Automatica, 2013, 49(9): 2734-2743.
- [16] ZHAO F, KOUTSOUKOS X, HAUSSECKER H, et al. Monitoring and fault diagnosis of hybrid systems[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 2005, 35(6): 1225-1240.
- [17] MIR-HAIDARI S E, BEHDINAN K. Structural health monitoring of aeroengines using transmissibility and bond graph methodology[M]. New York: Wiley, 2021.
- [18] XUE Y, WILLIAMS D P, QIU H, et al. Classification with imperfect labels for fault prediction[C]//Proceedings of the First International Workshop on Data Mining for Service and Maintenance. New York: ACM, 2011: 12-16.
- [19] GERDES M, GALAR D, SCHOLZ D. Genetic algorithms and decision trees for condition monitoring and

- prognosis of A320 aircraft air conditioning[J]. *Insight - Non-Destructive Testing and Condition Monitoring*, 2017, 59(8): 424-433.
- [20] YU J B. A nonlinear probabilistic method and contribution analysis for machine condition monitoring[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 37(1-2): 293-314.
- [21] NING S G, SUN J Z, LIU C, et al. Applications of deep learning in big data analytics for aircraft complex system anomaly detection[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability*, 2021, 235(5): 923-940.
- [22] 张鹏, 田子都, 王浩. 基于改进生成对抗网络的飞参数据异常检测方法[J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2022, 56(10): 1967-1976, 1986.
- ZHANG P, TIAN Z D, WANG H. Flight parameter data anomaly detection method based on improved generative adversarial network[J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2022, 56(10): 1967-1976, 1986 (in Chinese).
- [23] CORAÇA E M, FERREIRA J V, NÓBREGA E G O. An unsupervised structural health monitoring framework based on Variational Autoencoders and Hidden Markov Models[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2023, 231: 109025.
- [24] 李洪, 李德文, 蔡景, 等. 基于 SFA-LOF-LDD 的航空发动机异常检测方法研究[J]. *机床与液压*, 2023, 51(13): 189-197, 205.
- LI Y, LI D W, CAI J, et al. Research on abnormal detection method of aero engine based on SFA-LOF-LDD [J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2023, 51(13): 189-197, 205 (in Chinese).
- [25] 赵剑, 齐凯, 高振兴. 基于 QAR 数据聚类分析的航班异常检测研究[J]. *航空计算技术*, 2018, 48(2): 52-56.
- ZHAO J, QI K, GAO Z X. Study of flight abnormal detection based on QAR data cluster analysis[J]. *Aeronautical Computing Technique*, 2018, 48(2): 52-56 (in Chinese).
- [26] HRÚZ M, PECHO P, SOCHA V, et al. Use of the principal component analysis for classification of aircraft components failure conditions using vibrodiagnostics[J]. *Transportation Research Procedia*, 2021, 59: 166-173.
- [27] BASORA L, BRY P, OLIVE X, et al. Aircraft fleet health monitoring with anomaly detection techniques[J]. *Aerospace*, 2021, 8(4): 103.
- [28] SUN J Z, LI C Y, LIU C, et al. A data-driven health indicator extraction method for aircraft air conditioning system health monitoring[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2019, 32(2): 409-416.
- [29] LIU C, SUN J Z, LIU H, et al. Complex engineered system health indexes extraction using low frequency raw time-series data based on deep learning methods[J]. *Measurement*, 2020, 161: 107890.
- [30] ZHU X Y, SUN J Z, HU H C, et al. A semi-supervised Siamese network for complex aircraft system fault detection with limited labeled fault samples[J]. *Eksploracja i Niezawodność-Maintenance and Reliability*, 2023, 25(4): 174382.
- [31] GUO Y H, MA C B, DONG X, et al. A novel health indicator based on hysteresis loop for health prediction of flight control systems[J]. *Measurement*, 2021, 186: 110076.
- [32] ZOLGHADRI A. The challenge of advanced model-based FDIR for real-world flight-critical applications[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2018, 68: 249-259.
- [33] BERRI P C, DALLA VEDOVA M D L, MAININI L. Computational framework for real-time diagnostics and prognostics of aircraft actuation systems[J]. *Computers in Industry*, 2021, 132: 103523.
- [34] HAIDER S. Overview of prognostics and health management for landing gear maintenance[C]//2019 Annual Reliability and Maintainability Symposium (RAMS). Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-7.
- [35] YAN H S, SUN J Z, ZUO H F. Anomaly detection based on multivariate data for the aircraft hydraulic system[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: Journal of Systems and Control Engineering*, 2021, 235(5): 593-605.
- [36] SKLIROS C, ALI F, JENNIONS I. Fault simulations and diagnostics for a boeing 747 auxiliary power unit[J]. *Expert Systems with Applications*, 2021, 184: 115504.
- [37] WANG F Y, SUN J Z, LIU X C, et al. Aircraft auxiliary power unit performance assessment and remaining useful life evaluation for predictive maintenance[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part A: Journal of Power and Energy*, 2020, 234(6): 804-816.
- [38] BOULFANI F, GENDRE X, RUIZ-GAZEN A, et al. Anomaly detection for aircraft electrical generator using machine learning in a functional data framework[C]//2020 Global Congress on Electrical Engineering (GC-ElecEng). Piscataway: IEEE Press, 2020: 27-32.
- [39] GERDES M, GROSS K, WANG G C. Electronic prognostics innovations for applications to aerospace systems [C]//2023 IEEE Aerospace Conference. Piscataway: IEEE Press, 2023: 1-9.
- [40] SUN J Z, ZUO H F, LIANG K, et al. Bayesian network-based multiple sources information fusion

- mechanism for gas path analysis[J]. *Journal of Propulsion and Power*, 2016, 32(3): 611-619.
- [41] BASTARD G, LACAILE J, COUPARD J, et al. Engine health management in safran aircraft engines[C]//Annual Conference of the PHM Society, 2016.
- [42] 孙见忠, 解志峰, 闫洪胜, 等. 民机PHM预测维修模式在空调系统的应用[J]. *南京航空航天大学学报*, 2021, 53(6): 952-964.
SUN J Z, XIE Z F, YAN H S, et al. Application of PHM predictive maintenance on aircraft air conditioning system [J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2021, 53(6): 952-964 (in Chinese).
- [43] VRABIČ R, KOZJEK D, BUTALA P. Knowledge elicitation for fault diagnostics in plastic injection moulding: A case for machine-to-machine communication[J]. *CIRP Annals*, 2017, 66(1): 433-436.
- [44] TRAN T, LUNDGREN J. Drill fault diagnosis based on the scalogram and mel spectrogram of sound signals using artificial intelligence[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 203655-203666.
- [45] AMRUTHNATH N, GUPTA T. Fault class prediction in unsupervised learning using model-based clustering approach[C]//2018 International Conference on Information and Computer Technologies (ICICT). Piscataway: IEEE Press, 2018: 5-12.
- [46] WANG H C, DU W L. Fast spectral correlation based on sparse representation self-learning dictionary and its application in fault diagnosis of rotating machinery[J]. *Complexity*, 2020, 2020: 9857839.
- [47] LUO B, WANG H T, LIU H Q, et al. Early fault detection of machine tools based on deep learning and dynamic identification[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(1): 509-518.
- [48] XU Y, SUN Y M, LIU X L, et al. A digital-twin-assisted fault diagnosis using deep transfer learning[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 19990-19999.
- [49] 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 PHM Society, 2019.
- [50] PALMER K A, BOLLAS G M. Analysis of transient data in test designs for active fault detection and identification[J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2019, 122: 93-104.
- [51] LI Y H, HU H T, LEI R. Performance simulation and diagnosis of faulty states in air-cycle refrigeration systems in civil aircrafts[J]. *International Journal of Refrigeration*, 2023, 156: 232-242.
- [52] LIU C, SUN J Z, WANG F Y, et al. Bayesian network method for fault diagnosis of civil aircraft environment control system[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: Journal of Systems and Control Engineering*, 2020, 234(5): 662-674.
- [53] EZHILARASU C M, SKAF Z, JENNIONS I K. A generalised methodology for the diagnosis of aircraft systems [J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 11437-11454.
- [54] KULKARNI C S, CORBETTA M, ROBINSON E. Enhancing fault isolation for health monitoring of electric aircraft propulsion by embedding failure mode and effect analysis into Bayesian networks[C]//Annual Conference of the PHM Society, 2020.
- [55] DUTTA A, NIEMIEC R, GANDHI F, et al. Time-series assisted machine learning framework for probabilistic rotor fault diagnosis on multicopters under varying operating conditions[C]//AIAA SCITECH 2022 Forum. Reston: AIAA, 2022.
- [56] WHITE A, KARIMODDINI A. Event-based diagnosis of flight maneuvers of a fixed-wing aircraft[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2020, 193: 106609.
- [57] JIA Z, LIU Z B, CAI Y Y. A novel fault diagnosis method for aircraft actuator based on ensemble model[J]. *Measurement*, 2021, 176: 109235.
- [58] NESCI A, DE MARTIN A, JACAZIO G, et al. Detection and prognosis of propagating faults in flight control actuators for helicopters[J]. *Aerospace*, 2020, 7(3): 20.
- [59] CARTOCCIN, CROCEFFI F, COSTANTE G, et al. Data-driven sensor fault diagnosis based on nonlinear additive models and local fault sensitivity[C]//2021 20th International Conference on Advanced Robotics (ICAR). Piscataway: IEEE Press, 2021: 750-756.
- [60] CASCIANELLI S, CROCEFFI F, COSTANTE G, et al. Data-based design of robust fault isolation residuals using LASSO optimization[C]//2019 International Conference on Control, Automation and Diagnosis (ICCAD). Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-6.
- [61] CARTOCCIN, COSTANTE G, NAPOLITANO M R, et al. PCA methods and evidence based filtering for robust aircraft sensor fault diagnosis[C]//2020 28th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED). Piscataway: IEEE Press, 2020: 550-555.
- [62] CARTOCCIN, NAPOLITANO M R, COSTANTE G, et al. A robust data-driven fault diagnosis scheme based on recursive dempster-shafer combination rule [C]//2021 29th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1070-1075.
- [63] CARTOCCIN, NAPOLITANO M R, COSTANTE G, et al. A comprehensive case study of data-driven

- methods for robust aircraft sensor fault isolation[J]. *Sensors*, 2021, 21(5): 1645.
- [64] CARTOCCI N, NAPOLITANO M R, COSTANTE G, et al. Aircraft robust data-driven multiple sensor fault diagnosis based on optimality criteria[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2022, 170: 108668.
- [65] SLOBODA A, PILA J, SLOBODA O, et al. Vibrodiagnostic of aircraft hydraulic emergency hydrogenerator NP 27T[J]. *Engineering Failure Analysis*, 2022, 138: 106337.
- [66] CHEN J, XU Q S, GUO Y C, et al. Aircraft landing gear retraction/extension system fault diagnosis with 1-D dilated convolutional neural network[J]. *Sensors*, 2022, 22(4): 1367.
- [67] TANG J, LIU Q, HU J W, et al. Leakage fault diagnosis method of aircraft landing gear hydraulic cylinder based on wavelet packet[J]. *The Journal of Engineering*, 2019, 2019(13): 427-431.
- [68] DUAN S X, LI Y J, CAO Y Y, et al. Health assessment of landing gear retraction/extension hydraulic system based on improved risk coefficient and FCE model[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(11): 5409.
- [69] PECHT M G. *Prognostics and health management of electronics*[M]. New Jersey: Wiley, 2008.
- [70] WANG W B, CARR M, XU W J, et al. A model for residual life prediction based on Brownian motion with an adaptive drift[J]. *Microelectronics Reliability*, 2011, 51(2): 285-293.
- [71] SUN J Z, ZUO H F, WANG W B, et al. Prognostics uncertainty reduction by fusing on-line monitoring data based on a state-space-based degradation model[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2014, 45(2): 396-407.
- [72] WANG W. A model to determine the optimal critical level and the monitoring intervals in condition-based maintenance[J]. *International Journal of Production Research*, 2000, 38(6): 1425-1436.
- [73] BAE S J, KVAM P H. A nonlinear random-coefficients model for degradation testing[J]. *Technometrics*, 2004, 46(4): 460-469.
- [74] BAE S J, KUO W, KVAM P H. Degradation models and implied lifetime distributions[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2007, 92(5): 601-608.
- [75] LOUTAS T H, ROULIAS D, GEORGOULAS G. Remaining useful life estimation in rolling bearings utilizing data-driven probabilistic E-support vectors regression[J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2013, 62(4): 821-832.
- [76] ZAIDAN M A, HARRISON R F, MILLS A R, et al. Bayesian Hierarchical Models for aerospace gas turbine engine prognostics[J]. *Expert Systems with Applications*, 2015, 42(1): 539-553.
- [77] LIU R X, SONG J Z, LUO P J, et al. Analysis and prediction of temperature of an assembly frame for aircraft based on BP neural network[J]. *International Journal of Computational Materials Science and Engineering*, 2023, 12(3): 2350006.
- [78] ORCHARD M E, VACHTSEVANOS G J. A particle-filtering approach for on-line fault diagnosis and failure prognosis[J]. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, 2009, 31(3-4): 221-246.
- [79] SUN J Z, ZUO H F, WANG W B, et al. Application of a state space modeling technique to system prognostics based on a health index for condition-based maintenance[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2012, 28: 585-596.
- [80] WANG W B. A two-stage prognosis model in condition based maintenance[J]. *European Journal of Operational Research*, 2007, 182(3): 1177-1187.
- [81] GAO S H, XIONG X, ZHOU Y F, et al. Bearing remaining useful life prediction based on a scaled health indicator and a LSTM model with attention mechanism[J]. *Machines*, 2021, 9(10): 238.
- [82] 王付广, 李伟, 郑近德, 等. 基于多频率尺度模糊熵和 ELM 的滚动轴承剩余寿命预测[J]. *噪声与振动控制*, 2018, 38(1): 188-192.
- WANG F G, LI W, ZHENG J D, et al. Prediction of remaining life of rolling bearings based on multi-frequency scale fuzzy entropy and ELM[J]. *Noise and Vibration Control*, 2018, 38(1): 188-192 (in Chinese).
- [83] HONG S, WANG B Q, LI G Q, et al. Performance degradation assessment for bearing based on ensemble empirical mode decomposition and Gaussian mixture model[J]. *Journal of Vibration and Acoustics*, 2014, 136(6): 061006.
- [84] WANG X, WANG T Y, MING A B, et al. Deep spatio-temporal convolutional-neural-network-based remaining useful life estimation of bearings[J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2021, 34(1): 62.
- [85] GIESECKE D, WEHKING M, FRIEDRICHS J, et al. A method for forecasting the condition of several HPT parts by using Bayesian belief networks[C]//ASME Turbo Expo 2015: Turbine Technical Conference and Exposition. New York: ASME, 2015.
- [86] VAN ENKHUIZEN M J, DRESBACH C, REH S, et al. Efficient lifetime prediction of high pressure turbine blades in real life conditions[C]//ASME Turbo Expo 2017: Turbomachinery Technical Conference and Exposition. New York: ASME, 2017.

- [87] 李春华, 孙见忠, 陆纪龙. 面向运维的HPT叶片寿命数字孪生建模方法[J]. 航空学报, 2024, 45(21): 629385.
LI C H, SUN J Z, LU J L. Maintenance-oriented approach for HPT blade life digital twin modeling[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2024, 45 (21) : 629385 (in Chinese)
- [88] CAO Y Y, WANG J, YU Y P, et al. Failure prognosis for electro-mechanical actuators based on improved SMO-SVR method[C]//2016 IEEE Chinese Guidance, Navigation and Control Conference (CGNCC). Piscataway: IEEE Press, 2016: 1180-1185.
- [89] 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. Piscataway: IEEE Press, 2007: 1-8.
- [90] ISMAIL M A, SAWALHI N, PHAM T. Quantifying bearing fault severity using time synchronous averaging jerk energy[C]//ICSV22. 2015: 12-16.
- [91] BYINGTON C S, WATSON M, EDWARDS D, et al. A model-based approach to prognostics and health management for flight control actuators[C]//2004 IEEE Aerospace Conference Proceedings. Piscataway: IEEE Press, 2004: 3551-3562.
- [92] DALLA VEDOVA M D L, MAGGIORE P, PACE L, et al. Evaluation of the correlation coefficient as a prognostic indicator for electromechanical servomechanism failures[J]. International Journal of Prognostics and Health Management, 2015, 6(1): 11-13.
- [93] ZHANG Y J, PENG X Y, PENG Y, et al. Weighted bagging gaussian process regression to predict remaining useful life of electro-mechanical actuator[C]//2016 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Chengdu). Piscataway: IEEE Press, 2016: 1-6.
- [94] PENG Y, ZHANG Y J, LIU D T, et al. Degradation estimation using feature increment stepwise linear regression for PWM inverter of electro-mechanical actuator[J]. Microelectronics Reliability, 2018, 88: 514-518.
- [95] WANG B W, SUN J Z, CHEN D, et al. A cumulative exposure model for remaining useful life prediction of pitot tube based on dynamic operating data[J]. Quality and Reliability Engineering International, 2023, 39 (4) : 1518-1531.
- [96] KHORASGANI H, BISWAS G, SANKARARAMAN S. Methodologies for system-level remaining useful life prediction[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2016, 154: 8-18.
- [97] SUN J Z, WANG F Y, NING S G. Aircraft air conditioning system health state estimation and prediction for predictive maintenance[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2020, 33(3): 947-955.
- [98] ARIAS CHAO M, KULKARNI C, GOEBEL K, et al. Fusing physics-based and deep learning models for prognostics[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2022, 217: 107961.
- [99] SUN J Z, YAN Z C, HAN Y, et al. Deep learning framework for gas turbine performance digital twin and degradation prognostics from airline operator perspective [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2023, 238: 109404.
- [100] CHEN J, MA C B, SONG D. Multiple failure prognosis of landing gear retraction/extension system based on H_{∞} filtering[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering, 2015, 229(8): 1543-1555.
- [101] BALABAN E, SAXENA A, GOEBEL K, et al. Experimental data collection and modeling for nominal and fault conditions on electro-mechanical actuators[C]//Annual Conference of the PHM Society, 2009.
- [102] SENTURK C, KAVSAOGLU M S, NIKBAY M. Optimization of aircraft utilization by reducing scheduled maintenance downtime[C]//10th AIAA Aviation Technology, Integration, and Operations (ATIO) Conference. Reston: AIAA, 2010.
- [103] ANDRADE P, SILVA C, RIBEIRO B, et al. Aircraft maintenance check scheduling using reinforcement learning[J]. Aerospace, 2021, 8(4): 113.
- [104] CLARE J, KOUROUSIS K I. Learning from incidents in aircraft maintenance and continuing airworthiness management: A systematic review[J]. Journal of Advanced Transportation, 2021, 2021(1): 8852932.
- [105] SRIRAM C, HAGHANI A. An optimization model for aircraft maintenance scheduling and re-assignment[J]. Transportation Research Part A: Policy and Practice, 2003, 37(1): 29-48.
- [106] EL MOUDANI W, MORA-CAMINO F. A dynamic approach for aircraft assignment and maintenance scheduling by airlines[J]. Journal of Air Transport Management, 2000, 6(4): 233-237.
- [107] MATTLA V, VIRTANEN K. A simulation-based optimization model to schedule periodic maintenance of a fleet of aircraft[C]//2005 European Simulation and Modelling Conference, 2005.
- [108] KOZANIDIS G. Flight and maintenance planning of military aircraft for maximum fleet availability [J]. Military Operations Research, 2010, 15(1): 1-11.
- [109] BAŞDERE M, BILGE Ü. Operational aircraft maintenance routing problem with remaining time consideration [J]. European Journal of Operational Research, 2014,

- 235(1): 315-328.
- [110] FUKUNAGA A S, KORF R E. Bin completion algorithms for multicontainer packing, knapsack, and covering problems [J]. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 2007, 28(1): 393-429.
- [111] BOHLIN M. A Study of combinatorial optimization problems in industrial computer systems[D]. Vasteras: Mälardalen University, 2010.
- [112] DENG Q C, SANTOS B F, CURRAN R. A practical dynamic programming based methodology for aircraft maintenance check scheduling optimization[J]. *European Journal of Operational Research*, 2020, 281(2): 256-273.
- [113] DENG Q C, SANTOS B F, VERHAGEN W J C. A novel decision support system for optimizing aircraft maintenance check schedule and task allocation[J]. *Decision Support Systems*, 2021, 146: 113545.
- [114] DAENENS S. Assessing the impact of condition-based maintenance on airline maintenance operations[D]. Delft: Delft University of Technology, 2021.
- [115] ALASWAD S, XIANG Y S. A review on condition-based maintenance optimization models for stochastically deteriorating system[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2017, 157: 54-63.
- [116] WALTER G, FLAPPER S D. Condition-based maintenance for complex systems based on current component status and Bayesian updating of component reliability[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2017, 168: 227-239.
- [117] HÖLZEL N, SCHRÖDER C, SCHILLING T, et al. A maintenance packaging and scheduling optimization method for future aircraft[C]//*Air Transport & Operations Symposium*, 2012.
- [118] DENG Q, SANTOS B E. A stochastic aircraft maintenance and crew scheduling problem with multiple check types and aircraft availability constraints[J]. *European Journal of Operational Research*, 2022, 299(2): 814-833.
- [119] TSEREMOGLU I, VAN KESSEL P J, SANTOS B F. A comparative study of optimization models for condition-based maintenance scheduling of an aircraft fleet[J]. *Aerospace*, 2023, 10(2): 120.
- [120] VAN KESSEL P J, FREEMAN F C, SANTOS B F. Airline maintenance task rescheduling in a disruptive environment[J]. *European Journal of Operational Research*, 2023, 308(2): 605-621.
- [121] TSEREMOGLU I, SANTOS B F. Condition-based maintenance scheduling of an aircraft fleet under partial observability: A deep reinforcement learning approach[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2024, 241: 109582.
- [122] DE PATER 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.
- [123] 闫洪胜. 基于运行数据的民机维修优化方法及关键技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2021.
- YAN H S. Research on maintenance optimization methods and key technologies of civil aircraft based on operation data[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2021 (in Chinese).
- [124] TSEREMOGLU I, BIEBER M, SANTOS B F, et al. The impact of prognostic uncertainty on condition-based maintenance scheduling: An integrated approach[C]//*AIAA AVIATION 2022 Forum*. Reston: AIAA, 2022.
- [125] ReMAP. Multi-stage maintenance management decision support tool[R]. European Union's Horizon 2020 Research and Innovation Program, 2021.
- [126] THOMPSON N, BLOND K, CLARK A, et al. MBSE applications to optimize predictive maintenance scheduling in military aviation[C]//*2023 IEEE Aerospace Conference*. Piscataway: IEEE Press, 2023: 1-9.
- [127] BLOND K, HIMSCHOOT A, KLEIN E, et al. Adapting commercial best practices to U.S. air force maintenance scheduling[J]. *Aerospace*, 2023, 10(1): 61.
- [128] IATA. From aircraft health monitoring to aircraft health management white paper on AHM[EB/OL]. (2022-01-01). <https://www.iata.org/contentassets/bf8ca67c8bcd4358b3d004b0d6d0916f/ahm-wp-2nded-2023.pdf>.
- [129] International Maintenance Review Board Policy Board. IP92: Definition of Structural Health Monitoring (SHM)/Addition to MSG-3[EB/OL]. (2007-01-01), <https://www.easa.europa.eu/document-library/imrbpb-issue-papers/ip-092>.
- [130] International Maintenance Review Board Policy Board. IP 180: Aircraft Health Monitoring (AHM) integration in MSG-3[EB/OL]. (2018-01-01). <https://www.easa.europa.eu/download/imrbpb/IP%20180%20-%20AHM%20integration%20in%20MSG-3.pdf>, 2018.
- [131] SAE International. Guidelines for implementation of structural health monitoring on fixed wing aircraft: SAE ARP 6461-2013 (SAE ARP6461-2013)[S]. Warrendale: SAE International, 2013.
- [132] SAE International. Structural health monitoring considerations and guidance specific to rotorcraft: SAE AIR6892 [S]. Warrendale: SAE International, 2020.
- [133] HARRISON M. Big data: The race is on! But what is the end goal?[C]//*14th Maintenance Cost Conference*, 2018.
- [134] Boeing. Predictive maintenance-Insight accelerator [Boeing Services [EB/OL]. (2023-11-28). <https://services.boeing.com/flight-operations/flight-data-analytics/insight-accelerator>.

- [135] BERNARD W, HOFFMANN A. SKYWISE-Big data platform as a foundation of airlines predictive and health monitoring[C]//PHM Society Asia-Pacific Conference, 2023.
- [136] Lufthansa Industry Solutions. Advancing the future of predictive maintenance [EB/OL]. (2023-12-12). <https://www.lufthansa-industry-solutions.com/de-en/solutions-products/aviation/advancing-the-future-of-predictive-maintenance>.
- [137] 李磊, 李明宇, 赵昶升, 等. 飞机健康管理系统告警等级调整方法研究[J]. 航空维修与工程, 2019(11): 50-53.
LI L, LI M Y, ZHAO C S, et al. Research on alert grade adjustment method of aircraft health management system[J]. Aviation Maintenance & Engineering, 2019 (11): 50-53 (in Chinese).
- [138] 李欣. 南方航空飞机健康管理系统发展策略研究[J]. 航空维修与工程, 2022(9): 20-23.
LI X. Research on development strategy of aircraft health management system of China southern airlines[J]. Aviation Maintenance & Engineering, 2022 (9): 20-23 (in Chinese).
- [139] REGNIER E, HUDGENS B. Condition-based maintenance implementation and potential in USMC ground transport: NPS-DDS-23-001 [R]. Monterey: Department of Defense Management Naval Postgraduate School, 2022.
- [140] Inspector General of U.S. Department of Defense. Audit of the Department of Defense's implementation of predictive maintenance strategies to support weapon system sustainment[S]. Arlington: Inspector General, Department of Defense, 2022.
- [141] TEUBERT C, POHYA A A, GOROSPE G. An analysis of barriers preventing the widespread adoption of predictive and prescriptive maintenance in aviation[R]. Washington, D.C.: NASA, 2023.

(责任编辑: 张晗)

Research advances in aircraft predictive maintenance

SUN Jianzhong^{1,*}, WANG Zhuojian², YAN Hongsheng^{1,3}, LI Zhe², DUAN Sizheng¹, HU Hanchun¹, ZUO Hongfu¹

1. College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China

2. College of Aeronautic Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China

3. College of Aeronautic Engineering, Nanjing Vocational University of Industry Technology, Nanjing 210023, China

Abstract: The maintenance and support model of modern aircraft is evolving from reliability-centered scheduled maintenance to condition-based predictive maintenance. Implementing predictive maintenance is a systematic project that requires integration and application of various applicable technologies, processes, and capabilities, involving management policies, standard specifications, business processes, new technologies, etc. throughout the design, operation, and support stages of the life cycle. This article reviews the research progress of aviation predictive maintenance from the perspectives of key technologies and applications. The research on health monitoring, fault diagnosis, failure prediction, and predictive maintenance decision technology is analyzed. Applications of predictive maintenance in military and civilian aviation are summarized, including government policies, industry standards, industry practices, and user experience. The technical and application challenges currently faced by aviation predictive maintenance are also analyzed, and the areas that need to be focused on in the future are discussed.

Keywords: aviation maintenance; predictive maintenance; aircraft health monitoring; aviation equipment support; scheduled maintenance

Received: 2024-06-20; **Revised:** 2024-07-12; **Accepted:** 2024-11-04; **Published online:** 2024-12-02 15:19

URL: <https://hkxb.buaa.edu.cn/CN/Y2025/V46/I7/30852>

Foundation items: National Natural Science Foundation of China (U2233204, 52072176); National Key Research and Development Plan (2023YFB4302400)

* **Corresponding author.** E-mail: sunjianzhong@nuaa.edu.cn