

引文格式:冯蕴雯,王锐,陈俊宇,等.面向民机典型系统健康管理的故障诊断技术综述与展望[J].航空制造技术,2026,69(1/2):25010113.

FENG Yunwen, WANG Rui, CHEN Junyu, et al. Review and prospect of health management technology for civil aircraft typical system[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2026, 69(1/2): 25010113.

# 面向民机典型系统健康管理的故障诊断技术 综述与展望

冯蕴雯<sup>1,2</sup>,王锐<sup>1,2</sup>,陈俊宇<sup>1,2</sup>,路成<sup>1,2</sup>

(1.西北工业大学航空学院,西安710072;

2.飞行器基础布局全国重点实验室,西安710072)

[摘要] 民用飞机健康管理技术是保障航空安全、提升运维效率的有效手段,健康管理技术的实施离不开高效、先进的故障诊断技术。基于面向民用飞机典型系统健康管理的故障诊断技术发展需求,本文系统梳理了面向民用飞机健康管理的故障诊断技术方法,从模型驱动、知识驱动、数据驱动3个维度展开深入分析,进而总结各维度技术方法的优势、不足及适用场景,给出各维度技术的融合方法应用框架,并展望了民用飞机健康管理的整体发展趋势,为国产民用飞机健康管理技术的工程化应用提供理论参考与优化路径。

关键词:民用飞机;健康管理;模型驱动;知识驱动;数据驱动

中图分类号:V267 文献标志码:A DOI:10.16080/j.issn1671-833x.25010113



冯蕴雯

教授,博士生导师,研究方向为飞行器可靠性与运行支持。

民用飞机作为民航经济的主体,能否安全、可靠地运行直接影响到了

运营商、维修商的利益。健康管理技术研究有助于提高民用飞机运行安全性,缩短地面运行维护时间,减少飞机意外停机时间,降低延误率,在保障民用飞机安全运行的同时可为利益攸关方创造更高的经济价值。20世纪50年代至今,发动机故障、设备故障、结构故障以及设计缺陷故障导致的事故占比达到了全部飞机安全事故的23%<sup>[1]</sup>。由各类故障导致的非计划维修会产生高额的维修费用,延长民用飞机地面维护时间,造成航班延误,从而对运营商造成经济损失。发生在航班运行过程中的严重故障甚至会导致灾难性事故的发生,造成机毁人亡的后果<sup>[2-3]</sup>。在这一背景下,针对民用飞机关键系统故障准确开展健康管理技术研究是

十分必要的。

20世纪90年代开始,随着飞机操纵系统健康管理技术出现在大众视野,民用飞机健康管理技术也得到了广大科研工作者的重视<sup>[4-7]</sup>。近年来针对民用飞机健康管理技术,国内外开展了大量研究。波音飞机通过“机载中央维护系统OMS+空地数据链+地面软件平台AHM”实现健康管理体的工程应用。中央维护计算机及飞机状态监控系统负责收集各系统状态数据,下传工作由飞机通信寻址与报告系统(Aircraft communications addressing and reporting system, ACARS)数据链完成,并通过My Boeing Fleet网站实时向客户指定的地点发送报警,或者通知地面维护人员在飞机降落

收稿日期:2025-07-02;退修日期:2025-07-27;录用日期:2025-09-24

基金项目:国家自然科学基金(51875465)

前准备好备件和资料,同时还可帮助航空公司识别一些重复出现的故障和性能趋势<sup>[8]</sup>。空客公司基于逻辑条件与传感器信号的阈值监测,在A380型号中实现了飞机的健康管理功能<sup>[9]</sup>。在国内,国产民用飞机健康管理技术起步相对较晚。国务院发布的《“十三五”国家科技创新规划》将飞行器的健康管理和可靠性保障列为“科技创新2030—重大项目”,《“十四五”民用航空发展规划》指出了目前我国民航治理体系中存在着“应对重大风险的系统性和前瞻性不强”的缺点,一系列发展规划的提出使得飞行器健康管理技术的研究得到了长足的发展。

故障诊断技术是面向健康管理体系中不可或缺的核心环节,而深入的故障机理分析则是开展高效故障诊断的基础。健康管理中的故障监测、故障原因识别及故障隔离构成了故障诊断的关键步骤。然而,随着现代民机系统复杂度提升,运行工况多变,设备故障表现出明显的级联和耦合特性,导致关联参数之间存在高维非线性关系,这给故障诊断带来了极大挑战。因此,实现精准、高效的健康管理,就必须深入剖析系统故障机理,结合机理驱动与数据驱动的双重理念,有针对性地开展故障监测、故障原因识别和故障隔离的技术研究。合理监测故障信号,有效识别故障根因,并快速隔离故障源,能够在确保系统安全可靠运行的前提下,大幅提升设备利用率、优化维护计划、降低维护成本。综上所述,面向健康管理的故障诊断技术研究不仅是保障系统持续适航和安全运行的关键保障,更是提升运营效率和经济效益的重要支撑,具备十分重要的理论价值和实际意义。

在民用飞机健康管理中,由于数据类型多样且异构,既包括结构化的传感器数据,如温度、压力、振动等,也包括非结构化的维修记录、飞行日

志等。飞机系统具有高度复杂性与多学科耦合性,各子系统的差异和故障模式使得单一技术难以应对所有挑战。为了提升国产民用飞机健康管理技术,本文研究了模型驱动、知识驱动和数据驱动3种方法。模型驱动方法依托物理定律和工程标定,适合描述结构化数据;知识驱动方法通过整合专家经验和历史案例,弥补纯模型与数据方法的不足;数据驱动方法利用机器学习从大规模数据中挖掘特征,适应复杂工况。三者互补,为多源信息融合提供基础。此外,对数字孪生在民机典型系统中的应用进行了初步探讨。本文总结了现有健康管理方法在国产民用飞机典型系统故障诊断方面的应用以及相应方法的优势与不足,并对多种健康管理方法所涉及关键技术发展趋势与整体发展趋势进行了分析,以期为促进我国民用航空业发展、优化民航经济分布提供决策和技术上的支持。

## 1 基于模型的民用飞机典型系统故障诊断技术

基于模型的民用飞机典型系统故障诊断技术指通过解析模型,考虑系统各个组成部件运动相关性、参数相关性,建立能够全面表征系统状态信息和失效机理的系统模型。基于模型的故障诊断技术可以从系统的故障状态、故障机理层面获取应对不同输入参数的民用飞机状态估计,从而实现民用飞机系统的故障诊断。在民用飞机的液压系统、起落架系统和飞控系统典型关键组成部分,故障诊断面临故障模式多样且隐蔽、运行工况复杂多变、参数关联呈现高维非线性、传感信息有限以及故障样本稀缺等工程共性难题,传统依赖单一物理模型、经验规则或纯数据驱动的诊断方法在适应性、诊断准确性、鲁棒性和泛化能力方面存在明显不足。针对这一需求,本文总结了以下基于模型的、可适用于民机大部分系统故

障诊断的方法实施框架,为民机典型系统健康管理的有效开展提供参考依据。

如图1所示,基于模型的故障诊断方法框架具体流程:首先并行构建并预训练解析模型、数据驱动模型及基于工程标定的物理模型,以获得初始的物理规律和数据映射能力;在运行过程中,通过将解析模型导出的物理损失作为训练目标,引入基于深度学习的动态更新框架,实现物理-数据协同优化,同时利用模型动态更新策略对物理模型输出进行动态补偿,以提升故障检测的鲁棒性;最后,将基于各模型的诊断结果通过交叉验证或神经网络融合成统一决策,从而实现高精度、多模型互补的故障诊断。基于此框架,深入分析解析模型、物理模型及混合模型在实际应用中的现状和挑战,探讨它们在多模型融合框架中的关键作用和发展趋势。

### 1.1 基于解析模型的民机典型系统故障诊断

在民用飞机故障诊断中,解析模型的核心思想是利用基于系统物理原理构建的数学方程模型,与可观测输入/输出量构建残差信号,通过分析残差实现故障检测、隔离与评估。该模型内部参数和变量都具有明确的物理意义,使得相关人员能够直观地理解模型输出结果与设备实际运行状态之间的关系,通过参数偏差进行故障诊断和决策制定。而且,解析模型并非孤立存在,它可以融合飞机上众多传感器采集的飞行数据、维护记录数据及航班运营数据等多源信息。通过对这些数据的整合与分析,模型参数不断修正和完善,提高了模型对飞机实际运行状态的表征能力。

基于解析模型的故障诊断方法可分为状态估计法、参数估计法和等价空间法。状态估计法设计观测器或滤波器估计系统状态向量,与实测状态比较生成残差<sup>[10]</sup>。通过统计检验分析残差特征,实现故障检测与隔

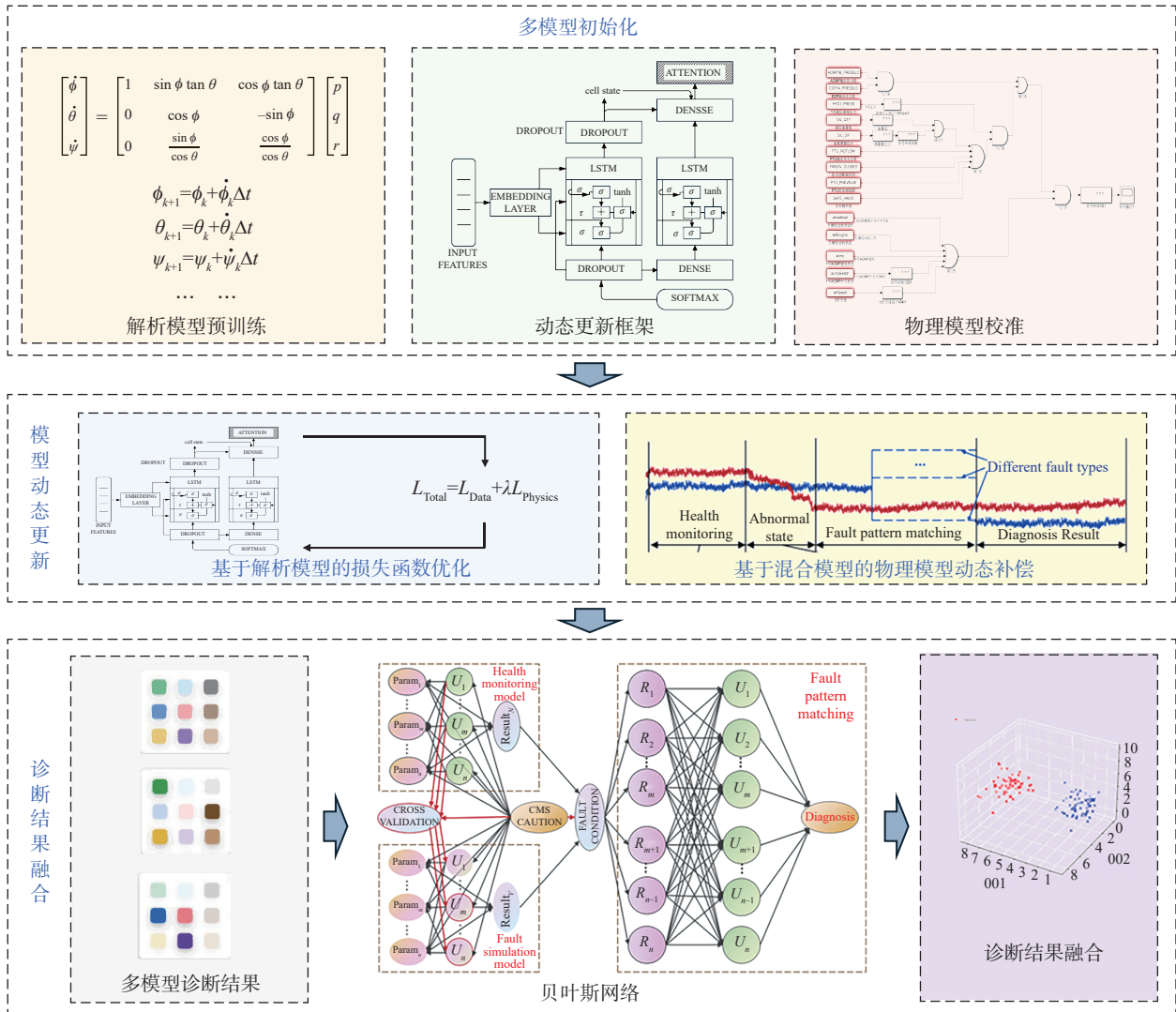


图1 基于多模型融合的故障诊断框架

Fig.1 Multi-model-based approach framework for fault diagnosis

离。Zou 等<sup>[11]</sup>提出了一种结合组件级模型与秩-1 逆布罗伊登算法的在线扩展卡尔曼滤波方法,实现了航空发动机燃气路径故障在瞬态过程中的高精度、低耗时和高鲁棒性诊断,显著优于传统线性卡尔曼滤波器和扩展卡尔曼滤波器方法;郭庆等<sup>[12]</sup>提出一种基于混合观测器的故障估计方法,可在间歇性测量条件下实现对信息物理系统(CPS)状态与故障的高精度估计,减少对连续通信的依赖,并在飞机模型仿真中验证了其有效性;Yan 等<sup>[13]</sup>提出一种基于混合观测器的故障估计方法,可在间歇性测量条件下实现对 CPS 状态与故障

的高精度估计,减少对连续通信的依赖,并在飞机模型仿真中验证了其有效性;瞿潇炜<sup>[14]</sup>针对大气数据惯性基准系统提出了改进的自适应两步扩展卡尔曼滤波方法,保证了故障信息及导航参数的估计性能;Zhao 等<sup>[15]</sup>提出了一种基于模糊模型的飞机电动防滑刹车系统故障隔离、估计与容错控制框架,实现了对多种执行器和传感器的同时故障进行精准检测与补偿。

参数估计法通过建立系统参数向量与物理参数的映射关系,以故障导致的物理参数变化为依据进行故障诊断<sup>[16]</sup>;Liu 等<sup>[17]</sup>基于集合估计

与多指标优化残差观测的故障诊断方法及结合动态逆与自适应扰动抑制的容错控制策略,实现了在噪声与不确定性条件下对飞机操纵面故障的有效检测与鲁棒姿态控制;程文鑫等<sup>[18]</sup>对参数估计法在水下无人系统中的应用进行了分析;逢少蒙<sup>[19]</sup>采用阻尼最小二乘法估计函数的参数对轴承故障率函数进行了拟合;Wang 等<sup>[20]</sup>采用结合模糊理论卡尔曼滤波与未知偏差估计的混合故障观测器,实现了多源不确定环境下航空发动机执行器故障的低保守性高精度估计。

等价空间法构建系统输入与输

出的解析冗余关系,通过检验实际数据是否满足该关系生成残差,实现故障检测<sup>[21-22]</sup>。Wen等<sup>[23]</sup>提出了面向液压系统的状态反馈控制方法,实现了液压系统准确状态评估与有效控制;王少琦<sup>[24]</sup>基于上三角等价矩阵进行故障定位的残差评价逻辑,找到潜在故障组合并解耦实现激活故障源定位;Wang等<sup>[25]</sup>通过典型变量分析构建液压系统的状态空间与残差空间,量化不同相关性特征,并结合自适应核密度估计建立 $T^2$ (表征状态空间的整体波动)和 $Q$ (平方预测误差)统计量的非线性控制限,实现了非线性动态液压系统的早期故障检测;Su等<sup>[26]</sup>提出基于状态空间的液压系统仿真模型误差流分析方法,实现了液压系统状态的高精度表征。

基于解析模型的故障诊断具有显著优势,包括较强的物理可解释性、良好的通用性和扩展性,以及故障早期预警能力。解析模型通过物理原理构建,内部参数具备明确的物理意义,经过调整后可应用于不同型号的民用飞机系统和部件,且能够捕捉早期故障迹象,提前发出预警。然而,解析模型的不足之处在于构建难度大、对运行条件变化敏感以及对数据的依赖性高。精确地解析模型需要深入理解设备物理原理和复杂的运行机制,且在设备运行条件变化时,模型可能难以适应,影响准确性。此外,随着对模型精度要求的提高,解析模型对实际运行数据的依赖也不断增加。

### 1.2 基于物理模型的民机典型系统故障诊断

随着传感器技术的发展,液压系统、飞控等一些机电系统由于其可监测参数种类趋于完备,呈现出了故障诊断建模可行性。Lin等<sup>[27]</sup>基于液压系统的非线性数学模型,结合四阶龙格-库塔法、跟踪微分器及辨识算法,获取传感器参数的健康状态范围,进而结合实际监测数据对系统运

行状态进行评估。Wang等<sup>[28]</sup>提出基于伴随观测器和新型异构冗余驱动系统的多级容错控制方法,融合观测器与实际状态并结合线性二次调节器实现驱动级与飞控级协同容错,以最少资源提升近空间飞行器在复杂故障下的容错效率与响应能力。Sun等<sup>[29]</sup>将系统的状态向量与传感器的故障向量相结合构成奇异系统,并结合自适应执行器的故障估计算法设计增广故障观测器,实现了机电系统故障的有效诊断。Di等<sup>[30]</sup>基于贝叶斯反演策略对多物理场耦合系统故障进行高保真度建模,实现了机电作动器的早期故障诊断。Qi等<sup>[31]</sup>将基于卡尔曼滤波、阈值、逻辑和电伺服液压系统分析模型的故障诊断方法相结合,实现整个系统的逐层诊断。

此外,为有效处理当前民用飞机系统具有故障高耦合性、高非线性的特征,研究人员引入仿真分析方法对复杂系统开展故障仿真建模,如结合面向液压系统的AMESim、面向控制系统的Simulink等仿真软件开展研究,通过对仿真模型部件注入故障以确定不同部件失效情况下对系统输出参数的影响。Shen等<sup>[32]</sup>提出基于改进SE-ResNet的飞机液压系统故障程度评估方法,通过AMESim构建1种正常与5种故障模式,并细分为16种状态,利用优化的SE-ResNet结构实现最高准确率与最短测试时间。Yao等<sup>[33]</sup>通过建立封闭式电动泵耦合振动模型及4种故障动态模型,提出可应对数据不平衡的基于模型的人工智能诊断框架,实现故障特征频率精准捕捉与高精度识别,为封闭式电动泵故障机理分析与诊断提供可靠途径。Chen等<sup>[34]</sup>提出基于模型的改进故障诊断方法,通过子系统建模降低复杂性,利用诊断连接图生成阈值并比较残差实现诊断,结合AMESim仿真与LFT方法应对参数不确定性,从而提升诊断效率并部分解决数据缺乏问题。Keijzer等<sup>[35]</sup>针对现代飞机飞

行控制系统提出一种基于滑模观测器的振荡故障(OFC)检测方法,可实现快速且一致的故障检测,从而避免因OFC导致的超设计结构载荷。Dutta等<sup>[36]</sup>讨论了液压泵基于数学方程的Simulink模型,分析三相感应电机离心泵在匝间故障状态下参数估计的影响,实现了液压泵故障的准确识别。李磊等<sup>[37]</sup>基于改进粒子群算法优化飞机防滑刹车控制律参数,并在Matlab/Simulink仿真中验证了它在兼顾刹车性能与轮胎磨损方面的有效性。廉晚祥等<sup>[38]</sup>针对等阀控伺服作动系统非线性导致建模精度不足的问题,利用Matlab/Simulink非线性建模分析静态误差成因及关键元件固有频率、阻尼比对动态性能的影响,提高了液压系统建模精度;田杨涛等<sup>[39]</sup>对航空发动机反推作动系统全行程展开收起过程进行运动分析与数学建模,并通过数值仿真研究缓冲性能、同步性能及温度影响,结果表明模型具备良好预测性;王甘牛<sup>[40]</sup>结合惯性试验台刹车控制系统设计需要和系统的特点开展了飞机刹车装置动力学建模研究,提出了飞机刹车装置动力学模型的总体框架。

基于仿真模型的故障诊断方法能够真实反映设备状态和故障机理,具有较高的诊断精度和物理可解释性,适用于复杂系统。它能够精确模拟系统的复杂行为,并通过早期捕捉参数异常或残差变化实现早期故障预警。然而,该方法也存在一些挑战:模型开发周期长、建模难度大,尤其在复杂或未知设备上难以快速建模;此外,模型通常基于理想化假设,实际工况变化较大时,诊断鲁棒性较差;同时,物理模型依赖大量试验和工况数据,而新型号或早期服役阶段的数据不足可能影响诊断效果。

### 1.3 基于混合模型的民机典型系统故障诊断

混合驱动建模方法由物理驱动

模型与数据驱动方法结合而来<sup>[41]</sup>。其中,物理模型提供先验知识,数据驱动补偿模型误差。李梦龙<sup>[42]</sup>首先建立桁架机械手的几何、物理、行为、规则模型,进而通过图卷积网络和 Transformer 等机器学习算法开展了故障诊断、预测性维护和寿命预测; Pecht 等<sup>[43]</sup>将基于物理驱动模型和数据驱动的方法组合,前者用于刻画退化状态,后者用于预测设备的剩余寿命; MC Court 等<sup>[44]</sup>基于数字孪生的高保真仿真和实时更新能力,通过物理驱动模型生成仿真数据训练长短时记忆网络( Long short-term memory, LSTM )数据驱动模型实现故障诊断; 冯蕴雯等<sup>[45-46]</sup>深入分析了故障机理模型与数据混合驱动的系统可靠性评估技术,提出了在样本不平衡背景下生成对抗学习与故障逻辑建模交互联动、监测数据与可靠性定性映射机制等技术。

基于多模型的故障诊断方法,通过并行构建解析模型、数据驱动模型和基于工程标定的物理模型,在融合阶段将解析模型导出的物理损失引入动态更新模型的训练目标,实现物理机理与数据模式的协同优化,并利用动态更新模型对物理模型输出进行动态补偿,能有效弥补物理建模误差和工况扰动影响; 最终通过交叉验证或神经网络融合统一决策,发挥多模型信息互补的优势。这一方法不仅在多工况、多耦合和高不确定性环境下能更早、更准地识别渐进性或隐蔽性故障,还能在不同系统和不同适航环境中保持稳定性能和容错能力。随着飞机系统复杂化、机载监控数据的多样化和适航安全要求的日益严格,多模型故障诊断已成为工程实践中的迫切需求,能够显著提升系统运行安全性、维护效率和经济效益。

## 2 基于知识驱动的民用飞机故障诊断技术

图灵奖获得者费根鲍姆在

1977 年提出了知识工程( knowledge engineering )概念,这推动了早期的知识驱动模型的发展<sup>[47]</sup>。Pflueger<sup>[48]</sup>开发了能够模仿经验丰富工程师的软件 EXATS,引入了时间优化序列,减少了程序开发的工作量,将试验知识组织成层次化的规则库结构,从而实现了对系统的健康管理。但专家知识存在知识单一、知识量小、知识表达技术匮乏等局限,导致知识工程技术的发展受到了制约。2012 年以来,随着谷歌公司发布了谷歌知识图谱,更多领域知识图谱被建设与应用,使得基于知识图谱的健康管理技术取得了突破性进展。本节依据基于知识驱动的健康管理流程讨论航空领域基于知识健康管理的 3 个关键环节,即知识抽取、知识融合及知识驱动故障推理。

在民用飞机运行与维护过程中,故障诊断所依赖的数据来源极为多样,既包括飞行数据记录仪、飞行管理系统、传感器网络等采集的结构化数据(如温度、压力、振动、位移等数值量),也涵盖维修记录单、飞行员与维修工程师的故障报告、适航指令、维护手册等大量非结构化数据(文本、图片、语音等)。其中,结构化数据能够反映系统的实时运行状态,但往往缺乏对复杂故障背景与处置过程的描述; 非结构化文本数据则蕴含丰富的经验知识和机理信息,却因来源分散、格式不统一、表述不规范等问题而难以被直接量化利用。实际工程中,这种“数据孤岛”现象导致结构化数据与非结构化知识长期处于割裂状态,使得故障诊断在复杂系统中面临信息不完整、知识利用率低、决策依据不充分等突出问题。

为破解这一瓶颈,综合历史研究与实际工程需求总结出如图 2 所示的基于知识驱动的故障诊断方法框架,该框架可适用于大部分具备完善监测参数的机电系统(如液压系统、起落架系统、飞控系统),通过知识抽

取、知识融合与知识推理 3 个核心环节,实现从“原始数据”到“可用知识”,再到“智能决策”的闭环。下文介绍所构建模型框架的具体步骤。

知识抽取阶段,首先通过粗糙集理论筛选出影响健康状态的关键特征,有效减少数据冗余和噪声,提高后续处理效率。在此基础上,采用深度学习算法自动从大规模、多源数据中精准提取与健康状态和故障相关的深层次特征与模式,实现对复杂系统运行状态的精准感知和故障原因的智能判别。知识融合阶段,采用证据理论对来自多源、异构的数据进行信息融合,充分发挥各类信息的互补优势,提高健康评估与故障诊断的可靠性。在此基础上,引入图嵌入方法,对知识图谱中的结构化知识进行高效编码,挖掘数据间潜在关联,有效降低数据冗余,提升知识管理和利用能力。知识推理阶段,结合基于案例的推理方法,能够动态检索与当前观测状态相似的历史案例,为健康状态评估和维护决策提供直观参考。同时,集成强化学习方法,实现系统故障诊断策略的自适应优化,使系统具备智能主动推理和预测能力,不断提升故障预警的准确性和维护决策的科学性。在此框架基础上,深入分析知识抽取、知识融合、知识推理 3 个典型环节在民用飞机典型系统故障诊断中的应用和挑战,聚焦这 3 大环节在基于知识驱动的故障诊断技术中的核心作用,并探讨其未来发展趋势和潜在改进方向。

### 2.1 民机系统领域故障知识抽取

知识抽取与标识的核心是从非结构化或半结构化数据中提取有价值的知识单元,并赋予它唯一标识。其原理是利用自然语言处理技术,通过命名实体识别从文本中提取实体,利用关系抽取算法挖掘实体间的关联关系,采用属性抽取获取实体属性。再通过统一资源标识符对提取的实体、关系和属性进行唯一标识,

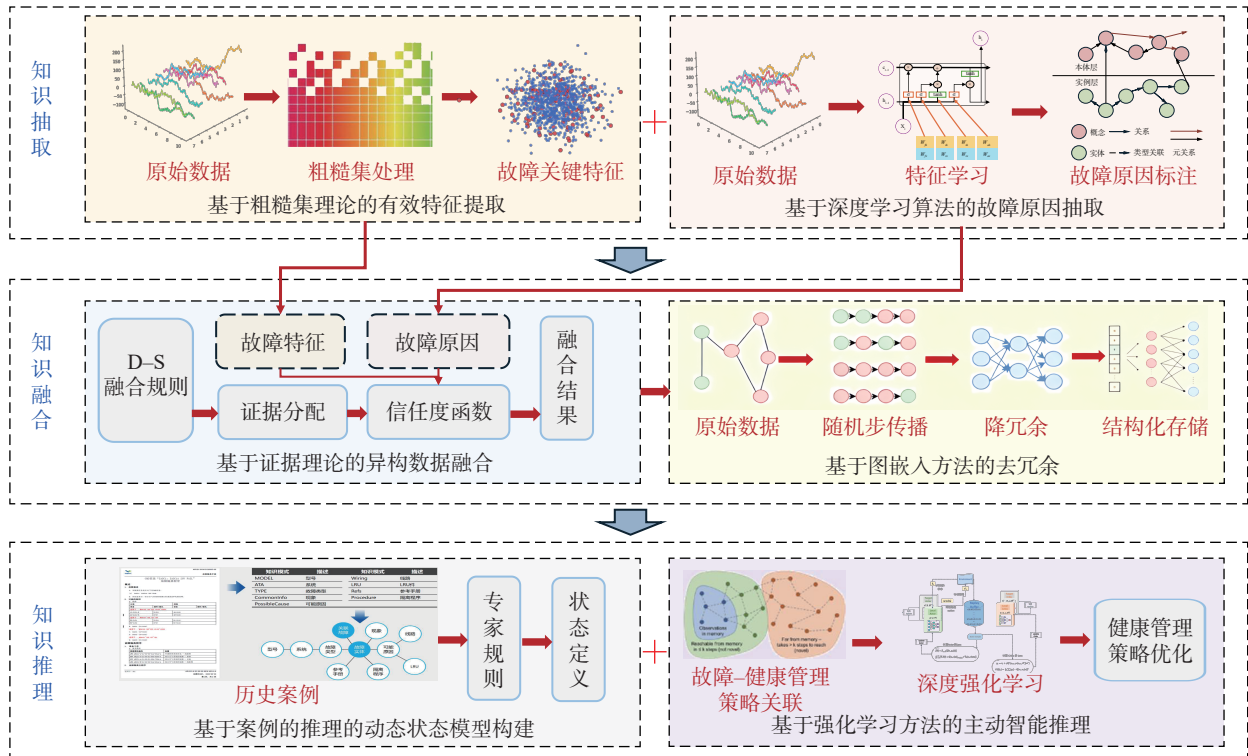


图2 基于知识驱动的故障诊断方法框架  
Fig.2 Knowledge-driven fault diagnosis framework

将原始数据转化为结构化知识,为知识图谱构建奠定基础。例如, Meng 等<sup>[49]</sup>引入预训练语言模型与 LSTM 的联合实体关系提取模型,从语言学的角度降低了文本的语义复杂性,提高了实体关系提取的准确性,进而构建出飞机故障诊断的故障知识图谱; Kong 等<sup>[50]</sup>提出了一种微调的多网络模型,采用主动学习方法来降低数据标注的成本,支持建立机载产品领域的计量可追溯性知识图谱;吴闯等<sup>[51]</sup>基于发动机润滑系统的专家经验,采用双向长短时记忆神经网络等深度学习技术建立润滑系统故障知识图谱;聂同攀等<sup>[52]</sup>采用基于注意力机制的双向 LSTM 从非结构化故障案例中抽取实体及关系,建立飞机电源系统故障诊断知识图谱;宋雪雁等<sup>[53]</sup>为提高图谱对复杂知识的表示能力,基于图谱的局限性融入超图理论以提高图谱对复杂信息的表示能力;张志轩等<sup>[54]</sup>针对多模态信息利用不足问题,考虑将实体模态特征

和文本特征共同融入知识表示中,进而充分挖掘三元组中的语义信息,提高图谱表示质量;马思琦等<sup>[55]</sup>在舰船知识图谱中提出了一种用于目标发现的表示学习框架,结合舰船实体中结构及语义特征,开展节点重要性评估与预测;于德新等<sup>[56]</sup>在交通事故领域知识图谱中,利用翻译距离嵌入模型将事故实体和关系转换为向量,通过向量匹配算法挖掘事故中的潜在信息。在知识抽取与标识过程中,须着重关注抽取准确性、覆盖完整性和标识规范性问题。语言的歧义性与表达多样性易造成实体和关系误判,领域专业术语更新也会影响抽取的全面性,同时,不同数据源的标识规则差异若不统一,将为后续融合埋下隐患。

## 2.2 民机系统领域故障知识融合

知识融合的核心是将不同来源、不同结构的知识进行整合,消除冗余和矛盾,形成统一、准确的知识表示。其原理是首先对多源知识进行

实体对齐,通过计算实体的相似度,识别不同数据源中表示同一真实对象的实体;接着进行属性融合,合并相同实体的属性信息,解决属性值冲突;最后进行知识验证,利用规则约束、统计分析等方法,确保融合后知识的一致性和准确性。实体对齐基本原则有 1-1 约束性原则<sup>[57]</sup>、双向一致性原则<sup>[58]</sup>和关系实体一致性原则<sup>[59]</sup>。Liu 等<sup>[60]</sup>利用气流状态图与结构状态图提取空间特征并经张量融合与卷积循环长短期记忆层获取时间信息,实现飞机发动机剩余使用寿命(RUL)的高精度预测,在 CMPASS 与真实发动机数据集上均优于现有方法; Zhang 等<sup>[61]</sup>提出基于知识图谱的故障信息融合方法,通过知识嵌入将图结构转为矩阵表示以揭示潜在故障关系,克服传统失效模式与影响分析(FMEA)在数据可用性、专家评估主观性及结构僵化等局限,并通过飞机系统案例验证它在提升可靠性与支持系统规划方面的

有效性; Zhang 等<sup>[62]</sup>在解决三重元素相关性问题上,提出可采用增强集成三重表达来进行跨语言实体对齐;蒋敏等<sup>[63]</sup>提出考虑实体类别与相邻实体信息的对齐方法;高兵等<sup>[64]</sup>在图卷积实体对齐方法基础上,融入属性增强和关系感知方法以增强实体对齐准确程度;李忠阳等<sup>[65]</sup>提出考虑实体关系的注意力机制模型,利用属性注意力补充对属性信息的学习;在 Prefix-Tuning<sup>[66]</sup>和 P-Tuning v2<sup>[67]</sup>的基础上,刘沛丰<sup>[68]</sup>将知识图谱中的三元组和实体属性的知识信息以少量参数的方式融入大语言模型;吴闯等<sup>[51]</sup>利用专家知识设计了针对航空发动机润滑系统的本体模型,基于余弦距离和 Jaccard 相关系数法对异构故障知识进行融合;陈余杰<sup>[69]</sup>对历史积累的维修文本数据进行知识抽取,与飞机维修手册、通航法规等适航性资料进行多源数据融合、消歧。实体对齐误差、数据质量差异和冲突解决策略是知识融合环节的关键。相似度计算偏差会导致实体误判,多源数据中的噪声若未处理干净会污染知识图谱,而属性值冲突时缺乏适配的融合策略将影响知识准确性。

### 2.3 民机系统领域故障知识推理

知识推理的核心是基于知识图谱中已有的知识,通过推理规则或算法挖掘出隐含的、未知的知识。其原理分为基于规则的推理和基于算法的推理。基于规则的推理,是人工定义或自动学习生成推理规则,应用规则从现有知识推导出新知识。Qian 等<sup>[70]</sup>提出飞机推理网络(ARNet),融合知识图谱的知识推理模块、空间上下文模块及机场设施关系模块,并引入飞机组件鉴别模块,有效提升遥感图像中飞机的细微检测与精细识别性能;Saebi 等<sup>[71]</sup>通过图神经网络对图谱邻域信息进行编码来改进状态表示,并利用实体类型信息对动作空间进行剪枝,可自主发现更多新

的路径;Balloccu 等<sup>[72]</sup>考虑路径实体的相关属性,提出了根据用户认为相关的属性优化推理路径的选择过程;Kang 等<sup>[73]</sup>提出一种基于本体的飞机维护流程知识表示框架,构建维护流程本体以实现多学科知识概念化与复用,结合 BERT 模型自动抽取相关实体与关系,并利用 SWRL 规则进行知识推理,评估与案例研究结果表明该框架可有效形式化复杂维护知识,支持流程优化;Bai 等<sup>[74]</sup>提出了一种基于时间路径规则的时间知识图谱多跳路径推理方法,进一步分析了在时态知识图谱的多跳路径推理任务中可能形成的多跳路径,深入研究了时态知识图谱中多跳路径之间的逻辑联系以及这些路径之间的潜在规则;Meng 等<sup>[75]</sup>提出了一种基于路径补全和奖励塑造的稀疏时序知识图谱多跳路径推理模型,将时间向量融入到嵌入模型和多跳路径推理模型中,以增强推理路径和结果的准确性;Zhu 等<sup>[76]</sup>提出可配置图推理来分解视觉关系的推理路径和融入外部知识,为不同的子路径匹配和检索知识,并选择性地组合知识路由路径以实现更好的知识泛化;Chen 等<sup>[77]</sup>使用多跳推理诊断方法,融合多模态数据、知识图谱与图卷积网络,结合物联网传感器、小样本图像及专家知识实现设备状态全面描述与细微故障模式识别,从而提升大规模工业设备故障定位与诊断的效率、准确性及可解释性;郭静<sup>[78]</sup>研究了基于嵌入表示的航空安全事件知识图谱规则挖掘方法,对挖掘出的谓词规则进行分析,从而发现航空安全事件之间存在的关联;Cai 等<sup>[79]</sup>提出基于多层次知识图谱的旋转机械故障诊断方法,融合多源数据构建立体知识图谱,并结合贝叶斯理论与关系路径推理实现系统状态检测与故障源定位;赵岩<sup>[80]</sup>针对航空安全事件领域知识图谱,提出一种基于路径排序的事件推理算法,是以关键路径

主导推理结果;张亮等<sup>[81]</sup>提出基于知识图谱与模糊贝叶斯网络的故障推理诊断方法,以航空发动机滑油系统故障进行实例验证。在知识推理中须警惕规则局限性、算法可解释性和计算资源消耗问题,主要表现为人工规则难以穷举复杂情况,自动规则可能存在逻辑漏洞,深度学习算法推理过程不透明且大规模推理对计算资源要求高。

在民用飞机典型系统故障诊断中,有效整合各类异构数据并从中提取有价值的知识,是实现智能诊断的关键。表 1 总结和对比了民用飞机典型系统知识驱动故障诊断研究方法的关键技术。知识抽取通过从非结构化数据中提取有价值的知识,构建故障诊断知识图谱,为后续推理提供支持;知识融合则通过整合多源异构数据,消除冗余与矛盾,提升知识的准确性和一致性;知识推理依赖于规则和算法推导隐性知识,为故障诊断和决策提供智能化支持。通过构建基于知识驱动的故障诊断框架,可以有效实现从原始数据到智能决策的闭环,解决数据孤岛问题,提高诊断效率和准确性。然而,这些环节也面临挑战,如数据质量差异、推理规则的完备性、算法的可解释性等问题。未来,随着技术的不断进步,如何优化这些环节并实现更加智能化的故障诊断,将是该领域发展的关键方向。

## 3 基于数据驱动的民用飞机典型系统故障诊断技术

民用飞机典型系统在运行期间内会产生大量数据,这些数据在每一时刻的采样值都蕴含系统运行状态是否正常、飞行操纵是否合规的信息,随着存储传输技术发展,机载存储数据能以很快的速度通过空地数据链传输至地面,供指挥中心进行分析<sup>[82-85]</sup>。

在实际系统故障诊断过程中,往

表1 民用飞机典型系统知识驱动故障诊断研究方法关键技术  
Table 1 Key technologies of knowledge driven fault diagnosis research methods for civil aircraft

| 关键技术    | 理论基础         | 作用                             | 适用问题                    | 方法需求                     |
|---------|--------------|--------------------------------|-------------------------|--------------------------|
| 知识抽取与表示 | 自然语言处理       | 从非结构化/半结构化数据中提取有用知识,构建故障诊断知识图谱 | 多源异构文本、手册、故障案例的数据转化与结构化 | 高准确性、覆盖性、专业术语理解、标识规范化    |
|         | 实体关系抽取       |                                |                         |                          |
|         | 属性抽取         |                                |                         |                          |
|         | 知识唯一标识理论     |                                |                         |                          |
| 故障知识融合  | 实体对齐         | 整合多源异构知识,消除冗余和矛盾,形成统一的知识表示     | 多源数据冗余冲突、实体歧义、属性冲突      | 实体对齐准确、数据质量控制、冲突解决机制     |
|         | 属性融合         |                                |                         |                          |
|         | 知识验证         |                                |                         |                          |
|         | 相似度计算        |                                |                         |                          |
|         | 规则约束理论       |                                |                         |                          |
| 故障知识推理  | 知识图谱推理       | 从已有知识中推导隐含知识,实现智能诊断和决策辅助       | 隐性关系挖掘、复杂场景下的智能决策       | 推理规则完备性、可解释性、算力资源、案例泛化能力 |
|         | 规则推理         |                                |                         |                          |
|         | 深度学习/图神经网络推理 |                                |                         |                          |

往需要面临数据海量、高维、数据质量差的困难,以民用飞机的起落架液压收放系统为例,对它进行故障诊断的难点主要体现在多源信号噪声干扰大。起落架在收放过程中,液压泵、阀门开闭及作动筒动作会引起明显振动和压力脉动,同时机体结构振动与气动载荷变化也会混入信号,使得原始监测数据噪声成分高。此外,起落架数据关键特征隐藏在多维冗余数据中,系统配备的压力、流量、温度、位置等多路传感器会产生大量时序数据,但并非所有数据对健康状态敏感,冗余维度过多会导致模型计算负担大且泛化能力差。另外,起落架系统还存在单一数据驱动方法局限性明显的特性,例如,基于单一机器学习模型的诊断在工况变化大或数据噪声高的情况下准确率会明显下降;而只用一种算法提取特征容易遗漏关键健康信息。在实际运行中,这些问题曾导致某型号飞机在地面起落架测试中多次出现虚警,即监测系统误判为液压泄漏,而实为高频振动叠加的噪声波动所致。这类虚警不仅增加了不必要的维修,还影响了航班的正常调度。显然,需要一种融

合多种数据驱动方法优点、同时克服各自不足的方案,才能提升诊断的准确性、鲁棒性与泛化能力。

为了基于大量监测数据有效开展典型系统健康管理,形成面向民用飞机复杂系统的数据驱动融合故障诊断方法,通过调研大量数据驱动故障诊断方法,发掘出能够有效地用于飞机复杂系统故障诊断的模型框架,具体实施流程如图3所示,可大致分为基于信号处理的故障特征提取、基于统计方法的故障演化推理,以及基于数据挖掘的故障模式识别3个主要步骤。

信号处理部分旨在采用滤波算法(如卡尔曼滤波)和小波变换预处理原始数据,降低振动信号噪声干扰。数据利用主成分分析(PCA)或偏最小二乘(PLS)进行降维,提取能够代表系统健康状态的关键特征。数据挖掘可通过机器学习算法构建故障诊断分类模型,对降维后的特征进行诊断预测,并通过集成学习思想整合多个机器学习模型的输出结果,形成更高鲁棒性和泛化能力的诊断结论。针对以上实施路径,分别对基于信号特征的民机典型系统故障特

征提取、基于统计分析的民机典型系统故障演化推理、基于数据挖掘的典型系统故障模式识别3方面研究内容开展现状分析,并对各方法优势与缺陷进行探究。

### 3.1 基于信号特征的民机典型系统故障特征提取

基于信号处理的故障诊断技术通过对系统运行时产生的振动、声音、温度、压力等物理信号的处理,深度挖掘其中蕴含的系统状态信息,为故障诊断决策提供坚实的数据基础与技术保障<sup>[86]</sup>。故障诊断中的信号处理方法主要分为时域分析、频域分析和时频分析3类方法。时域分析方法直接着眼于信号在时间维度上的变化特征,通过计算一系列时域参数来描述信号特性,均值体现了信号在一段时间内的平均水平,方差反映信号偏离均值的离散程度,峰值指标用于捕捉信号中的冲击成分,峭度对信号中的冲击性故障敏感度较高。当设备正常运行时,这些参数处于相对稳定的范围;一旦设备出现故障,参数值往往会发生显著改变。如中国民用航空维修协会发布的《民用航空器维修基础系列教材·航空涡轮

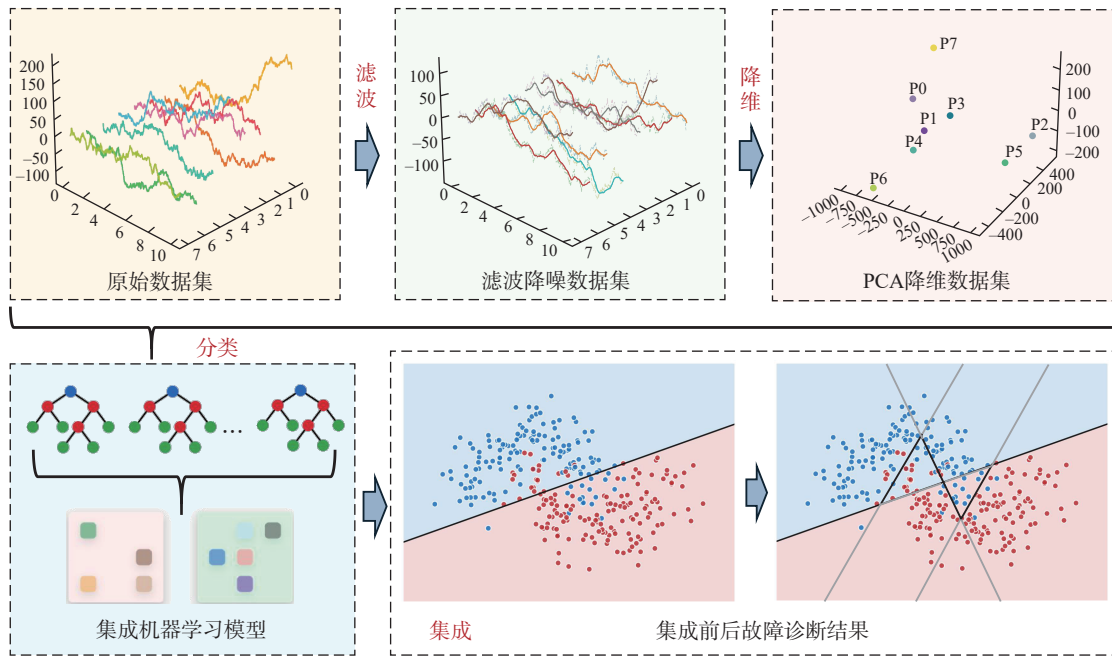


图3 基于数据驱动的故障诊断方法框架

Fig.3 Data-driven fault diagnosis framework

发动机》推荐使用时域分析方法开展振动监测<sup>[87]</sup>；匡伟民等<sup>[88]</sup>提出了基于时频分布和迁移学习的故障诊断方法；An等<sup>[89]</sup>给出了时域分析的多种参数并将之用于轴承磨损的初期监测。

时域分析方法的优点在于计算过程简便，能够满足实时性要求，在设备故障初期，可通过对时域参数的快速监测，及时发现简单故障和突发故障。然而，时域分析的局限性也较为明显，当面对复杂故障或非平稳信号时，其分析能力略显不足。这是因为时域分析主要关注信号在时间轴上的直接特征，难以挖掘信号深层次的故障特征信息。在设备存在多种故障类型交织，或者故障初期信号变化微弱的情况下，单纯依靠时域分析可能无法准确完成故障诊断任务。因此，时域分析方法适用于设备运行状态相对稳定，且故障特征在时域表现较为突出的场景。

频域分析方法借助傅里叶变换等数学工具，将时域信号转换至频率域进行剖析，从而清晰地展现信号的频率构成以及各频率成分对应的幅

值和相位信息<sup>[90]</sup>。傅里叶变换能够将复杂的时域信号分解为一系列不同频率的正弦和余弦分量之和，形成信号的频谱。设备在正常运行与发生故障时，产生的振动、声音等信号的频率成分会发生特定变化。例如，Jia等<sup>[91]</sup>通过构建姿态传感器正常与故障模型、提取残余信号的频域与时频域特征并融合多深度网络输出，实现更全面的特征表示与高精度故障分类；Cheng等<sup>[92]</sup>通过混合变换矩阵与自适应频段划分实现高精度信号分解与周期成分提取，实现轴承早期故障诊断；Luo等<sup>[93]</sup>提出FFT-Trans框架，将系统全局信息交互从时域扩展至频域，通过全局频率编码层与可学习滤波器实现多尺度融合与故障特征深度挖掘，在航空轴承与电机轴承数据集上验证它在有噪声环境下的优越诊断性能；Yi等<sup>[94]</sup>通过最大峰度不完全S变换自适应提取旋转机械振动信号的故障频率分量，并结合快速傅里叶变换实现高抗噪、高精度故障诊断。频域分析方法的突出优点在于能够从频率角度深入洞察信号本质，通过准确捕捉设备故

障对应的特征频率，实现对故障类型的精确诊断。然而，频域分析也存在一定局限性。一方面，傅里叶变换基于信号平稳性假设，对于非平稳信号的适应性欠佳，当信号存在时变特性，频谱分析结果可能出现偏差；另一方面，频域分析在转换过程中丢失了信号的时间信息，导致难以准确判定故障发生的具体时刻。因此，频域分析方法适用于具有明显周期性运动部件的设备故障诊断。

时频分析方法致力于同时刻画信号在时间域和频率域的动态变化特性，有效弥补了时域分析和频域分析单独使用时的不足<sup>[95]</sup>。常见的时频分析方法包括短时傅里叶变换和小波变换等。例如，Li等<sup>[96]</sup>提出基于奇对称窗函数的短时傅里叶变换，以描述交叉频率分量的变化规律；Hu等<sup>[97]</sup>利用基于高阶奇异值分解的张量去噪提升齿轮故障信号的时频分析精度，并结合时间重分配同步压缩小波变换实现高抗噪、高精度的故障特征提取与诊断；Xu等<sup>[98]</sup>提出基于自适应动态小波包分解提取开关电源故障信号的细粒度时频特

征,结合动态窗口统计构建综合特征向量,并利用改进蜂群优化算法调优支持向量机(Support vector machine, SVM),实现复杂运行条件下故障诊断;Tan等<sup>[99]</sup>在经验小波变换中引入频域结构信息构建图约束,并结合谱聚类自适应确定分解边界,实现了在噪声环境下对机械振动信号的结构化分解与微弱故障特征的高效提取;Jin等<sup>[100]</sup>采用连续小波变换将动态压力信号转为二维时频图输入视觉转换器,并通过模型排序策略提升传感器故障下的可靠性,实现了飞机压气机旋转失速预警。时频分析方法在处理非平稳信号和设备变工况运行时,能够精确定故障发生时间及其对应的频率特征,为复杂系统和设备的健康管理提供有力支持。然而,时频分析方法计算复杂度较高,对计算资源要求苛刻,并且不同时频分析方法需要精心选择合适的参数,参数选择不当将严重影响分析结果的准确性。

### 3.2 基于统计分析的民机典型系统故障演化推理

统计分析方法主要利用信号的统计特性实现系统故障诊断。该方法通过对大量系统正常运行和故障状态下的信号数据进行深入统计分析,构建信号的统计模型。应用于民用飞机典型故障诊断中的统计分析方法主要包含贝叶斯网络、主成分分析、隐马尔可夫模型等。贝叶斯网络基于概率推理,通过有向无环图来刻画变量之间的因果关系。在设备故障诊断中,将设备的各个状态变量作为节点,变量之间的因果影响关系作为有向边。依据先验知识和大量的历史数据,确定每个节点的条件概率表<sup>[101]</sup>。当获取到新的设备运行数据时,利用贝叶斯公式计算后验概率,从而推断设备处于不同故障状态的可能性。Qian等<sup>[102]</sup>基于朴素贝叶斯优化信念规则库,通过在长时间窗口内选取并分段故障样本、结合高斯

混合聚类迭代调整故障症状阈值与限值,从而显著提升设备故障诊断的及时性与准确性;梁坤<sup>[103]</sup>针对民用飞机引气系统提出了基于贝叶斯网络的融合民用飞机排故手册、维修手册、专家经验等知识和飞行数据的故障隔离方法;Qiu等<sup>[104]</sup>针对液压方向控制阀在动态压力条件下的内部泄漏故障,基于物理建模与贝叶斯推断,通过相关性分析与主成分分析提取特征,并结合马尔可夫链蒙特卡罗方法估计模型参数,实现无需大量故障数据的高适应性、高准确性诊断;张亮等<sup>[81]</sup>对航空发动机提出基于知识图谱与模糊贝叶斯网络的故障推理诊断方法。贝叶斯方法能够综合考虑多因素之间的相互影响,对复杂系统的故障诊断具有较高的准确性,在处理不确定性信息方面表现出色,可应对实际设备运行中数据缺失、噪声干扰等问题。构建贝叶斯网络需要大量的先验知识和高质量的历史数据,数据收集和参数学习的工作量较大。而且,模型结构的确定较为复杂,对建模人员的专业知识要求较高,如果网络结构不合理,会影响诊断结果的准确性。因此,贝叶斯网络适用于设备故障机理复杂、存在多种故障模式且各因素之间存在因果关系的系统。

主成分分析旨在将多个相关的原始变量通过变换转化为少数几个相互独立的主成分。其核心思想是通过数据的协方差矩阵进行特征分解,找到数据方差最大的方向,这些方向对应的向量即为特征向量,将原始数据投影到这些特征向量上得到主成分<sup>[105]</sup>。冯志刚等<sup>[106]</sup>对多通道振动信号进行主成分分处理,以提升齿轮箱故障诊断性能;史宗帅等<sup>[107]</sup>结合主成分分析特征降维开展转子故障诊断;董治国等<sup>[108]</sup>提出了基于主成分分析与随机森林神经网络的液压系统异常状态诊断策略;寇旭等<sup>[109]</sup>提出基于主成分分析的

发动机多传感器数据驱动的失火故障诊断模型。主成分分析处理高维数据时具有显著优势,能够快速提取关键信息,减少计算量。但是,对于非线性关系较强的数据,在降维过程中可能会丢失一些对故障诊断有价值的细节信息,导致对某些细微故障的诊断能力不足。因此,该方法适用于运行数据维度较高、变量之间存在较强相关性且故障特征主要体现在数据的整体趋势变化上的情况。

隐马尔可夫模型(Hidden Markov model, HMM)描述一个含有隐含未知参数的马尔可夫过程,将运行状态看作是隐藏状态,而观测数据是可观测状态<sup>[110]</sup>。HMM假设隐藏状态之间的转移满足马尔可夫性质,即当前状态只与前一状态有关。通过已知的观测数据序列,利用前向-后向算法等方法来估计隐藏状态的转移概率和观测概率,从而推断系统或设备的运行状态及其变化趋势。例如, Yang等<sup>[111]</sup>利用利用HMM构建涡扇发动机故障程度评估方法;Chu等<sup>[112]</sup>提出一种结合连续隐马尔可夫模型与比例柯尔莫哥洛夫函数的EMAs性能衰退评估方法,通过融合多种健康指标刻画不同故障模式间的耦合关系;Wang等<sup>[113]</sup>提出一种结合时变参数多状态退化隐马尔可夫模型,用于监测系统的可靠性评估。Yuan等<sup>[114]</sup>提出了一种基于全寿命周期多源数据的损伤量化模型层次进化机制,利用单架飞机设计、使用与维护阶段的监测数据持续更新概率损伤诊断模型。HMM能够有效处理具有动态特性和不确定性的设备运行数据,通过对隐藏状态和观测状态的建模,能够挖掘出数据背后的设备真实状态信息。然而,HMM模型训练需要大量的高质量的历史数据,参数估计较为复杂。若HMM假设隐藏状态的转移和观测状态的生成具有一定的规律性,对于一些复杂的、不符合该假设的运行情

况可能无法准确建模。因此, HMM 适用于分析设备状态随时间的变化过程, 对设备的渐进性故障和早期故障具有较好的监测和诊断能力。

### 3.3 基于数据挖掘的民机典型系统故障模式识别

传统机器学习算法已经广泛应用于民用飞机典型系统的故障诊断中。这类方法通过特征提取和模式识别来诊断系统故障: 利用 SVM、决策树、K 近邻(K-nearest neighbor, KNN) 等分类算法, 从大量快速存取记录器(QAR)数据中学习提取故障模式。由于原始传感器数据维度高且杂质噪声多, 往往需要在应用机器学习分类算法前进行特征提取或特征融合, 以提高诊断结果的准确性。例如, 冯东洋等<sup>[115]</sup>提出一种结合双路特征融合卷积神经网络与粒子群优化 SVM 的起落架液压系统故障诊断方法, 具备更高的平稳性、可靠性和精度。李旭东等<sup>[116]</sup>提出一种基于卷积神经网络特征提取, 并结合自适应粒子群优化 SVM 与 Ramp 损失函数的飞机电动静液作动器故障诊断方法, 实现了高精度且抗噪性强的诊断。吴超等<sup>[117]</sup>引入特征增维和采用提取算法, 提出基于特征优化和 SVM 的航空发动机气路故障诊断方法, 并建立相应模型, 使得 SVM 在面对不平衡数据集的故障识别能力得到显著提升。薛兆明等<sup>[118]</sup>以座舱压力调节器为核心诊断对象, 构建系统级的数据采集与处理框架, 提取多源传感器信号特征, 并利用 SVM 等算法对其运行状态进行分类与预测, 为民用飞机座舱压力预警提供支持; 基于 SVM 的故障诊断研究结果表明该模型在诊断精度和抗噪声能力方面表现良好, 但由于算法的寻优过程, 训练时间较长。这说明 SVM 结合优化算法能提升诊断性能, 但计算开销较大。除了 SVM 外, 决策树也是常用的机器学习诊断方法。决策树属于监督学习方法, 通过树状结

构对传感器参数进行阈值测试, 将数据划分到不同分支, 直到叶节点输出故障类型。Sugumaran 等<sup>[119]</sup>将决策树与专家知识库相结合, 提取振动信号的统计特征构建训练集, 训练决策树分类器自动生成判别轴承故障模式的规则, 并将这些规则存入知识库, 供故障分类使用。Jun<sup>[120]</sup>提出将多属性离散化策略引入决策树, 在树模型的准确性和可解释性之间进行了权衡; 结果表明, 决策树方法能直观提取可解释的诊断规则, 提高了轴承不同故障状态的识别准确率。此外, KNN 等算法在发动机故障模式识别中也有应用, 其原理简单、实现方便, 但对高维非线性问题的表现往往不如 SVM 和决策树等算法。冯蕴雯等<sup>[121]</sup>基于决策树模型实现了液压系统运行状态的实时监控, 在此基础上采用迁移学习实现了液压系统故障的定位。总体而言, 基于机器学习的故障诊断方法依赖于高质量的特征提取和充足的标注数据。其优点是模型结构相对简单、推理速度快, 易于结合专家经验进行结果解释。但缺点是对复杂非线性关系的建模能力有限, 当特征选择不当时可能影响诊断精度。此外, 这类方法难以处理数据分布随工况变化的情况, 需要人工参与调整模型参数或特征。在民用飞机故障诊断中, 机器学习方法适用于已有大量历史故障数据、故障模式清晰可分的场景, 能够以较低计算成本实现可靠的故障检测和分类。

随着传感器和航空电子技术的发展, 飞机运行过程中产生的海量监测数据为故障诊断提供了丰富的信息。然而传统统计分析难以充分利用如此海量的数据, 而深度学习以其强大的自动特征提取能力在该领域受到越来越多关注。深度学习诊断方法不需要预先设定明确的数学模型, 而是利用多层神经网络从传感器数据中直接学习故障特征, 实现从异常

征兆到故障原因的端到端映射。这使模型能够挖掘出潜在的故障关联, 提高诊断的自动化程度和准确性。例如, 循环神经网络(Recurrent neural network, RNN)及其变种 LSTM 在飞机系统剩余寿命预测方面表现出色。LSTM 通过引入记忆单元和门控机制能够有效捕捉传感器数据随时间演变的动态特性, 在故障趋势预测中应用广泛。为解决飞机液压系统故障诊断中的数据失衡问题, Shen 等<sup>[122]</sup>提出了一种改进的生成对抗 LSTM 算法, 利用少量故障数据生成高质量模拟样本, 从而提高诊断准确性并增强抗噪性能。Duan 等<sup>[123]</sup>将无监督自动编码器与 LSTM 模型相结合, 提取空调系统健康指数, 并依据健康指数构建预测性维修成本评估模型, 从成本角度实现了维修策略优化。Song 等<sup>[124]</sup>提出了一种可叠加神经网络, 通过对神经网络隐含层施加人工构造的时序特征, 实现了液压系统状态的实时评估。张鹏等<sup>[125]</sup>采用多尺度卷积层提取 QAR 数据中的时空特征, 并采用 LSTM 实现舵面位置预测, 进而实现水平安定面系统异常状态识别与预警。唐凌云等<sup>[126]</sup>采用启发式优化算法对 CNN-LSTM 中超参数进行优化, 使模型具有更高的分类精度与收敛速度。这些成果证明, 深度循环网络可以有效捕获飞机系统的劣化趋势, 实现对渐进故障和剩余寿命的准确分类与预测。深度学习方法的优势在于强大的特征自动提取能力和高预测准确性, 尤其适合处理高度非线性、高维度的飞行数据。然而, 其缺点也不容忽视: 模型训练对海量数据和计算资源需求高, 常需要借助 GPU 等硬件加速; 网络结构和超参数较为复杂, 模型缺乏透明的物理含义, 可解释性较差。目前多数深度学习诊断模型仍处于实验室验证阶段, 离工程应用还有一定距离。因此, 在民用飞机故障诊断中, 深度学习适用于数据规模庞大、故障

模式复杂且难以由先验模型准确刻画,可用于提高故障检测的智能化和准确性。但在将之应用于实际机队之前,仍须解决模型可靠性和可解释性等挑战。

集成学习通过组合多个模型来提升故障诊断的总体性能。单一机器学习模型难以在所有方面都表现最佳,实际应用中常得到多个各有偏长的“弱”模型;而集成学习旨在将这些弱模型有机结合,形成一个更加稳健的“强”模型。常用的集成策略包括袋装法(Bagging)、提升法(Boosting)和堆叠法(Stacking)。在民用飞机故障诊断中,集成学习能够有效降低单一模型带来的偏差和方差,提高故障检测的准确性和鲁棒性。张潇等<sup>[127]</sup>对比不同集成学习策略间的优劣,提出一种以 Boosting 集成学习方法为核心的故障诊断框架,对机电作动器故障进行了有效识别。滕建强等<sup>[128]</sup>针对柱塞泵故障诊断中存在的振动数据不平稳和诊断精度低问题,提出一种考虑传感器位置信息的 Bagging 集成卷积神经网络,实现了对泵异常状态特征的提取与识别。Zhang 等<sup>[129]</sup>针对机载机电作动器故障诊断提出了一种基于集成学习算法的故障诊断模型框架,提高了机电系统故障诊断的可解释性。Kosova 等<sup>[130]</sup>针对起落架液压及机电耦合控制故障开展研究,采用多种算法开展故障诊断,结果表明集成学习的代表性方法——随机森林算法在可解释性与精度上较其他算法均具有一定优势。Dangut 等<sup>[131]</sup>考虑到实际故障诊断过程中样本的严重不平衡现象,通过结合混合数据采样和集成学习实现了将复杂且样本不均衡的问题拆分为一系列子问题,增强了算法对极端少数样本的推理能力。

综上,集成学习在民用飞机数据驱动故障诊断中具有重要地位。它通过汇聚多个模型的长处,提高故

障诊断与预测的稳健性和精度。其优势在于能有效应对飞机系统运行数据的复杂性和异质性,降低单一模型对特定噪声或缺失数据的敏感性。然而,集成方法也增加了模型的复杂度和计算成本,训练和维护多个子模型并保证其协同工作需要更多专业知识和算力支持。此外,当子模型存在冗余或彼此相关性高时,简单地增加模型数量可能收益有限。因此,在实际应用中需要权衡集成模型的规模和性能,选择适当的模型组合策略。总体而言,针对民用飞机这种具有多部件、多传感器的大型复杂系统,集成学习为实现高可靠的健康状态监测和故障预测提供了一条有效途径,代表了数据驱动故障诊断技术的重要发展方向。

以上3类基于数据的故障诊断模型方法各有特点,在实际故障诊断建模过程中应结合系统的实际特性,分析并选择适用于所研究系统的故障诊断方法。基于模型的民用飞机数据驱动故障诊断方法特性分析如表2所示。

民用飞机故障诊断技术通过多种数据驱动方法的融合,能够有效应对复杂系统中数据冗余、噪声干扰和高维度等挑战,提高故障诊断的准确性和鲁棒性。尽管现有方法在处理不同类型的故障和信号时各有优势和局限,但在未来随着人工智能和大数据技术的不断进步,集成学习、深度学习和知识驱动方法的结合将进一步优化故障诊断系统,提升其智能化和自动化水平。未来的研究需要更加关注算法的可解释性、计算效率和跨领域应用,推动民用飞机故障诊断技术向更高精度、更强鲁棒性的方向发展,进一步提升航空安全性和维护效率。

#### 4 基于数字孪生的民用飞机典型系统故障诊断技术

在“工业4.0”与智能制造快速

发展的背景下,数字孪生通过多源传感、物联网和大数据技术,构建物理实体的动态虚拟镜像,实现状态实时监控、故障预测与维护决策优化,为民用飞机典型系统故障诊断开辟了新路径<sup>[132]</sup>。数字孪生概念的产生,有望整合基于模型、数据、知识的故障诊断方法,集各类方法的优势于一体,更好地服务于工程实际。基于数字孪生的故障诊断核心架构包含物理层、虚拟层和服务层。物理层为传感器网络实时采集设备数据,虚拟层为基于物理机理或数据驱动的动态仿真模型,服务层用于故障诊断、寿命预测、维护策略生成。

虚拟层的模型构建方法可分为物理驱动建模方法、数据驱动建模方法和混合驱动建模方法。物理驱动建模的核心原理是通过构建高保真的物理模型、几何模型和行为模型,实现对物理实体的精准数字化映射<sup>[133]</sup>。物理模型基于设备运行的物理规律和数学方程,描述系统的动态特性;几何模型精确还原设备的三维结构;行为模型则模拟设备在不同工况下的运行行为。郭丞皓等<sup>[134]</sup>针对飞机起落架系统提出了一种数字孪生驱动的健康管理框架,通过自更新模型实现故障诊断与预测,解决了传统方法中的知识不完备、数据不平衡和模型固化问题;Wang 等<sup>[135]</sup>提出了一种新型数字孪生框架,通过融合机制模型和数据驱动模型(PSO-XGBoost)以及低秩多模态融合方法与稀疏堆叠自编码器,有效提高了航空发动机气路性能诊断的准确性、可靠性和经济性;Ala-Laurinaho 等<sup>[136]</sup>在已有系统的基础上搭建数字孪生模型,HTTPAPI 接口使数字孪生系统与物理实体通信,并在物理样机上对数字孪生结构进行测试验证。物理驱动建模方法解释性强,具有明确的物理意义,能够深入描述系统的运行机制。因此,该类方法适用于物理过程清晰、机理明

表 2 民用飞机数据驱动故障诊断技术研究方法对比

Table 2 Comparison of research methods on data-driven fault diagnosis technology for civil aircraft

| 方法      | 理论基础                            | 优势                            | 不足                            | 应用对象                 |
|---------|---------------------------------|-------------------------------|-------------------------------|----------------------|
| 时域分析    | 统计信号分析, 时域参数 (均值、方差、峰值、峭度等)     | 计算简单, 实时性强, 能快速发现简单或突发故障      | 难以应对复杂/非平稳信号, 特征提取有限          | 状态稳定、故障特征明显的部件或参数    |
| 频域分析    | 傅里叶变换、谱分析、包络解调等                 | 精准识别特征频率, 适用于周期性故障类型, 能区分多类故障 | 对非平稳信号适应性差, 丢失时间信息            | 有明显周期性运动部件的设备或系统     |
| 时频分析    | 短时傅里叶变换、小波变换等                   | 能处理非平稳信号, 捕捉故障发生时刻及特征, 适用复杂系统 | 计算复杂度高, 参数选择敏感, 对算力有要求        | 变工况、动态特性复杂的飞行与关键部件   |
| 贝叶斯网络   | 概率推理、有向无环图、条件概率表                | 能处理多因素因果关系与不确定性, 适应复杂系统和多模式故障 | 结构设计参数学习难度大, 需大量高质量数据         | 故障机理复杂、因果关系显著的系统     |
| 主成分分析   | 协方差特征分解、降维                      | 处理高维数据能力强, 信息提取高效, 降噪效果好      | 对非线性故障特征提取能力有限, 部分信息可能丢失      | 数据维度高、变量相关性强的传感器监测系统 |
| 隐马尔可夫模型 | 马尔可夫过程、状态转移概率、序列建模              | 动态建模, 适合监控渐进性故障, 能处理隐含状态      | 模型训练与参数估计复杂, 要求大量历史数据         | 有明显状态演化过程的部件或系统      |
| 传统机器学习  | SVM、决策树、KNN 等分类/回归方法            | 结构简单, 推理速度快, 可解释性强, 结合专家经验效果好 | 对高维/非线性数据建模能力有限, 特征工程依赖高      | 故障模式清晰、历史数据丰富的部件/子系统 |
| 深度学习    | 多层神经网络、自动特征提取、序列建模 (如 LSTM)     | 自动提取复杂特征, 预测精度高, 适应非线性高维复杂数据  | 需大量训练数据, 算力消耗大, 可解释性差, 工程化挑战多 | 机载大数据、复杂工况、异构数据场景    |
| 集成学习    | Bagging、Boosting、Stacking 等模型组合 | 故障诊断稳健性高, 提升模型泛化和抗干扰能力, 适应性强  | 模型结构复杂、计算与维护成本高, 子模型协同需精细设计   | 多源多样数据、模型效果要求高的系统    |

确的系统,可准确模拟系统的正常和故障状态。在新设备或数据积累不足的情况下也可开展故障诊断工作,无需大量历史数据。数据驱动建模方法以海量的设备运行数据为基础,借助机器学习、深度学习等算法挖掘数据中的特征和规律来学习故障模式<sup>[137]</sup>,而无需显式物理方程。黄庆归<sup>[138]</sup>提出了一种面向焊接机器人工作站的预测性维护系统设计方法,采用小波包变换方法进行信号特征提取,以注意力机制与长短时记忆网络定位故障发生位置,运用云平台内嵌的界面开发工具搭建可视化监测界面;廖鹏程等<sup>[139]</sup>采用多种深度学习算法对发动机旋转部件与气路进行状态监控与故障预测,并采用卡尔曼滤波结合梯度提升决策树的方法对数据进行降噪,并预测设备的剩余使用寿命; Motahari-Nezhad 等<sup>[140]</sup>

利用声发射信号,采用 LSTM 预测轴承剩余使用寿命;陈翔等<sup>[141]</sup>基于 LSTM 开展轴承寿命预测方法;孟琳书等<sup>[142]</sup>构建了双向门控循环神经网络模型,以预测滚动轴承剩余使用寿命。随着数据量的增加和自动化策略的实施,数据驱动建模方法在故障诊断、寿命预测、维修任务制定等任务中的精度和效率不断提高,可以发现一些传统方法难以检测的故障模式。但是该类方法依赖数据质量和数量,多使用“黑盒”式的深度学习模型,导致模型的可解释性较差,难以解释故障诊断的具体逻辑,因此更适用于拥有高质量、大数量运行数据,且运行工况复杂多变的系统。

## 5 发展趋势

随着全球民航事业的发展,航空领域逐渐积累了海量的制造、运行数

据以及大量的民用飞机维修相关知识;目前航空公司与各利益相关方认识到民用飞机全寿命周期数据对民用飞机故障诊断发展的重要性,越来越多航空公司、飞机制造商着手构建自己内部的民用飞机数据库,用于对民用飞机运行状态进行监测,以期在此基础上实现民用飞机健康管理,从而进一步提高收益。为有效实现智能健康管理和精确定位,在前期研究和对国内外相关文献追踪的基础上,本文提出基于全寿命周期数据的民机典型系统健康管理技术发展趋势愿景,如图 4 所示。

(1) 目前,民用飞机研发、制造阶段的数值数据、文本数据这类数据的研究主要集中于衡量制造过程的部件质量与民用飞机部件间交互关系,但在制造过程中的设计数据与零部件数据似乎没有得到充分利用。

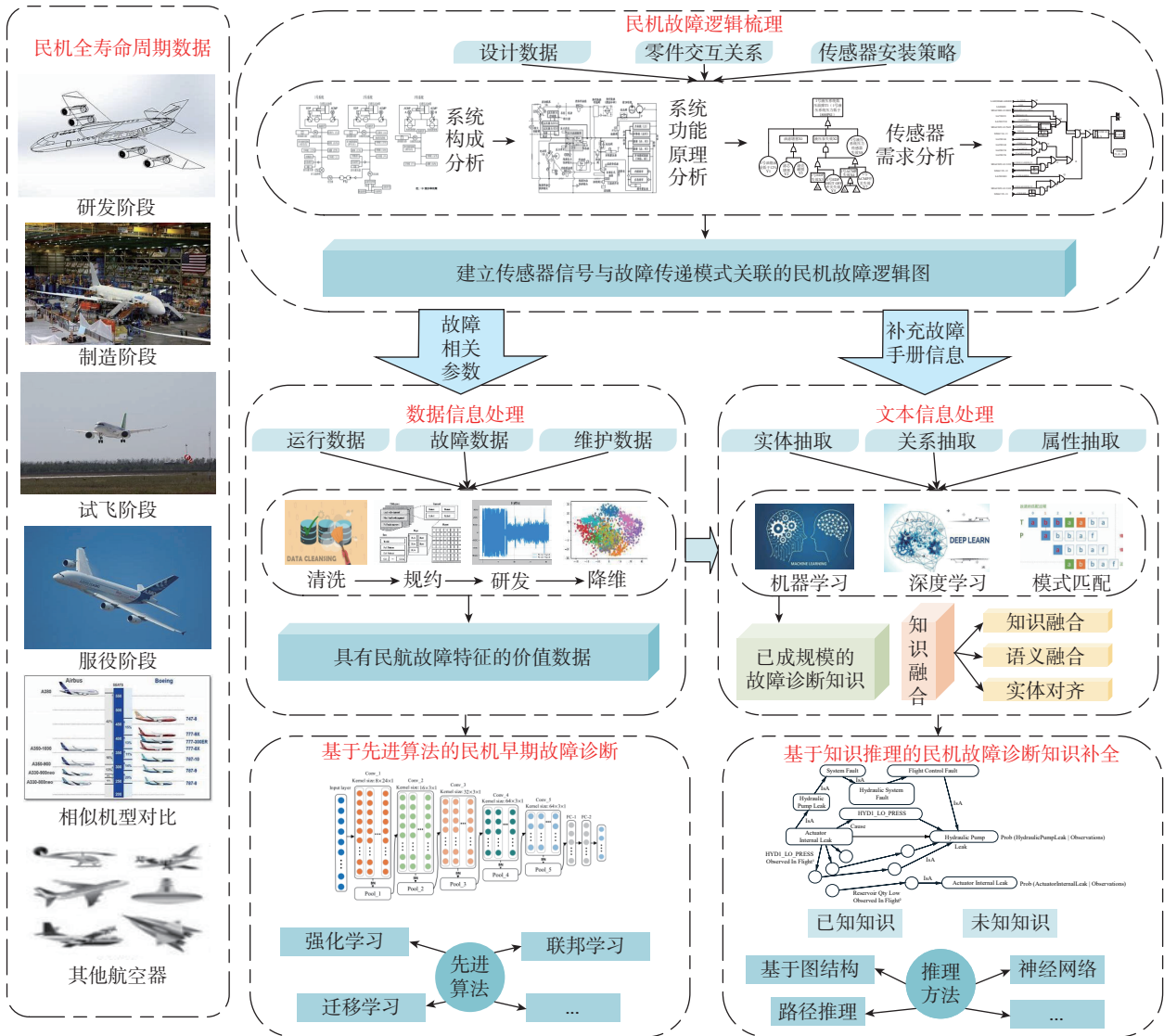


图4 民用飞机全寿命周期的智能健康管理方法

Fig.4 Intelligent health management approach for the full life cycle of civil aircraft

利用传感器安装布局策略与之结合,通过安全性分析方法以及数据-传感器需求分析可以构建传感器与故障模式关联的故障逻辑图,一方面借助逻辑图确定系统失效影响相关参数,从而省去清洗中的特征筛选流程;另一方面借助逻辑图梳理设计阶段可以发现故障知识,将之作为实际运行过程中的故障知识的补充,将有助于知识驱动故障诊断模型的高效、快捷建立。

(2) 基于数据的故障诊断技术。对于民用飞机故障诊断来讲,一方面须对算法进行改进,使之准确率

提高,但另一方面,先进的神经网络模型难以解释的局限性也饱受诟病;近年来随着内嵌物理模型的神经网络模型兴起,将物理-数据结合起来的混合驱动方法有望实现故障诊断知识的可解释性,为故障诊断建模提供新的研究思路;此外,民用飞机故障诊断还将考虑民用飞机实时数据的实时故障诊断,转变到考虑实时数据、历史数据、故障机理的早期故障诊断,从而减小风险事件发生的概率;当前国产民用飞机已经投入运行,借鉴国外先进经验和数据分析理论,实现故障精确定位、准确预测也

是未来国内民航业从基于可靠性的维修工程到基于故障诊断的维修工程转变的有力手段。

(3) 基于知识的故障诊断技术。目前飞机服役阶段除产生大量数据之外,也会产生大量文本,这无疑为民用飞机知识驱动故障诊断提供了有利条件。近年来,随着知识图谱的大热,民用飞机故障诊断知识图谱也有望生成,融合民用飞机故障隔离手册知识、民用飞机故障维修记录等文本记录中提取知识、融合知识、实现知识推理,有助于直观展示民用飞机故障顶层表征与故障元件之间的关

联,未来再结合知识问答可以帮助维修人员快速确定民用飞机故障原因,完成高效、准确的排故流程。

## 6 结论

现阶段国内关于民机典型系统故障诊断技术取得了显著进步,对系统机理研究日渐深入,系统故障诊断算法精度日益提高,所得出的故障诊断结果具备更优的全面性和准确性,所关注的问题逐渐从单一物理模型构建(或单一数据驱动)等逐渐拓展到模型-数据混合驱动。但是由于民机典型系统故障具有深度耦合、控制逻辑反馈机制不明确等特性,相关工作仍然有待进一步开展,尤其在耦合故障机理模型推演、多源参数融合、实时模型更新等方面仍需要开展深入研究,从而为民机健康管理和故障预警提供更加精准的技术支持,具体包含以下3个研究方向。

(1) 耦合故障机理模型推演:民机典型系统中的各个子系统相互耦合,故障往往是多种因素共同作用的结果。现有的故障诊断方法大多侧重于单一系统或单一故障模式的分析,而民机系统的复杂性要求多物理场、多学科耦合的建模和推演。如何精确描述各子系统之间的互动关系,并在故障诊断中有效考虑这些耦合效应,将是下一步的重要研究方向。

(2) 多源参数融合:民机系统的运行状态数据来自多种传感器、飞行日志、维护记录等,如何有效整合这些异构的数据,消除冗余和噪声,并提取对故障诊断有用的特征,仍然是当前诊断技术的难点。未来的研究需要探索更高效的多源数据融合方法,特别是如何在不同数据源之间建立关联,优化故障模式识别的准确性和及时性。

(3) 实时模型更新与自适应故障诊断:随着民机系统和故障诊断技术的不断进步,对实时性的要求也越来越高。如何通过实时获取的数

据动态更新诊断模型,实现对故障的及时预警,是当前技术面临的一大挑战。未来研究需要深入探讨基于实时数据的模型更新机制,使诊断系统能够适应不同飞行工况和复杂环境的变化。

通过这些技术突破,民机故障诊断技术有望为航空安全、维护效率及民航经济效益提供更加精准和高效的支持,推动民航业向智能化和精细化发展。

## 参考文献

- [1] 姜洪开, 邵海东, 李兴球. 基于深度学习的飞行器智能故障诊断方法[J]. 机械工程学报, 2019, 55(7): 27-34.
- [2] JIANG Hongkai, SHAO Haidong, LI Xingqiu. Deep learning theory with application in intelligent fault diagnosis of aircraft[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(7): 27-34.
- [3] WHITE A, KARIMODDINI A. Event-based diagnosis of flight maneuvers of a fixed-wing aircraft[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2020, 193: 106609.
- [4] 院老虎, 连冬杉, 张亮, 等. 基于密集连接卷积网络和支持向量机的飞行器机械部件故障诊断[J]. 吉林大学学报(工学版), 2021, 51(5): 1635-1641.
- [5] YUAN Laohu, LIAN Dongshan, ZHANG Liang, et al. Fault diagnosis of key mechanical components of aircraft based on densenet and support vector machine[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2021, 51(5): 1635-1641.
- [6] RAUCH H E. Intelligent fault diagnosis and control reconfiguration[J]. IEEE Control Systems Magazine, 1994, 14(3): 6-12.
- [7] STAROSWIECKI M, AMANI A M. Fault-tolerant control of distributed systems by information pattern reconfiguration[J]. International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, 2015, 29(6): 671-684.
- [8] 许域菲. 近空间飞行器非线性容错控制技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2011.
- [9] XU Yufei. Nonlinear fault tolerant control for near space vehicle[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2011.

- [7] LUNZE J, RICHTER J H. Reconfigurable fault-tolerant control: A tutorial introduction[J]. European Journal of Control, 2008, 14(5): 359-386.

- [8] 章彦. 面向民航维修企业的知识共享技术和平台研究及应用[D]. 杭州: 浙江大学, 2019.

- ZHANG Yan. Research and application of knowledge sharing technology and platform for civil aviation maintenance enterprises[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2019.

- [9] GOUPIL P. AIRBUS state of the art and practices on FDI and FTC in flight control system[J]. Control Engineering Practice, 2011, 19(6): 524-539.

- [10] 夏静萍, 姜斌, 张柯. 基于自适应观测器的互联系统故障诊断[J]. 控制工程, 2020, 27(8): 1452-1457.

- XIA Jingping, JIANG Bin, ZHANG Ke. Fault diagnosis based on adaptive observer for interconnected systems[J]. Control Engineering of China, 2020, 27(8): 1452-1457.

- [11] ZOU Z L, ZHOU X, HUANG J Q, et al. An online gas path fault diagnosis for aircraft engine transient behavior using iB-EKF algorithm[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2025, 61(2): 2659-2678.

- [12] 郭庆, 孙正日, 樊俊峰, 等. 面向健康管理的民航发动机气路基准模型建立与验证[J]. 推进技术, 2025, 46(3): 220-231.

- GUO Qing, SUN Zhengri, FAN Junfeng, et al. Establishment and verification of a civil aircraft engine air path benchmark model for health management[J]. Journal of Propulsion Technology, 2025, 46(3): 220-231.

- [13] YAN J J, DENG C, CHE W W, et al. Fault estimation for cyber-physical systems with intermittent measurement transmissions via a hybrid observer approach[J]. Journal of the Franklin Institute, 2024, 361(3): 1497-1509.

- [14] 瞿潇炜. RNP AR 运行下的民机多源融合容错导航技术[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2023.

- QU Xiaowei. Fault-tolerant navigation technology of civil aircraft multi-source fusion under RNP AR operation[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2023.

- [15] ZHAO Y Y, WU Z, LI F B, et al. Design and implementation of fuzzy-mode-based fault isolation and fault-tolerant control

for aircraft electric braking systems[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2025, 22: 12297–12308.

[16] 张栋, 李春涛, 杨艺. 基于多模型参数估计的舵机故障诊断算法[J]. 电光与控制, 2014, 21(12): 85–89, 105.

ZHANG Dong, LI Chuntao, YANG Yi. Actuator failure diagnosis based on multi-model parameter estimation[J]. Electronics Optics & Control, 2014, 21(12): 85–89, 105.

[17] LIU K, AN S B, TANG W T, et al. Adaptive fault-tolerant control for aircraft against control surface failure diagnosed by set-membership estimation[J]. Asian Journal of Control, 2024, 26(5): 2565–2582.

[18] 程文鑫, 肖安康. 故障诊断和预测技术及其在水下无人系统的应用[J]. 水下无人系统学报, 2024, 32(3): 582–590.

CHENG Wenxin, XIAO Ankang. Application of fault diagnosis and prediction techniques in unmanned undersea systems[J]. Journal of Unmanned Undersea Systems, 2024, 32(3): 582–590.

[19] 逢少蒙. 基于威布尔分布和深度学习的滚动轴承寿命预测方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2023.

PANG Shaomeng. Research on life prediction method of rolling bearing based on Weibull distribution and deep learning[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2023.

[20] WANG Y, SUN R Q, GOU L F. Two-stage hyperelliptic Kalman filter-based hybrid fault observer for aeroengine actuator under multi-source uncertainty[J]. Aerospace, 2024, 11(9): 736.

[21] CHOW E, WILLSKY A. Analytical redundancy and the design of robust failure detection systems[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1984, 29(7): 603–614.

[22] 郑小霞, 钱锋. 动态系统故障诊断技术的研究与发展[J]. 化工自动化及仪表, 2005, 32(4): 1–7.

ZHENG Xiaoxia, QIAN Feng. Research and development of fault diagnosis methods for dynamic system[J]. Control and Instruments in Chemical Industry, 2005, 32(4): 1–7.

[23] WEN Y B, TENG S H, LI Q, et al. Investigating the symmetric control of a hydraulic system based on status feedback[J]. Symmetry, 2025, 17(2): 246.

[24] 王少琦. 面向稀疏传感工业过程的故障诊断方法研究及应用[D]. 杭州: 浙江

大学, 2024.

WANG Shaoqi. Research on fault diagnosis methods for industrial processes with sparse sensing[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2024.

[25] WANG J X, ZHAO S L, WANG E Y, et al. Incipient fault detection in a hydraulic system using canonical variable analysis combined with adaptive kernel density estimation[J]. Sensors, 2023, 23(19): 8096.

[26] SU D Y, RAO H Y, WANG S J, et al. Study of error flow for hydraulic system simulation models for construction machinery based on the state-space approach[J]. Actuators, 2024, 13(1): 14.

[27] LIN F Q, ZHANG Q X, YU P, et al. Graded evaluation of health status of hydraulic system with variable operating conditions based on parameter identification[J]. Applied Sciences, 2023, 13(10): 6052.

[28] WANG M L, WANG J, HUANG J. Concomitant observer-based multi-level fault-tolerant control for near-space vehicles with new type dissimilar redundant actuation system[J]. Symmetry, 2024, 16(9): 1221.

[29] SUN Y X, DU Y, ZHANG Y P. Fault estimation method for nonlinear systems with perturbations based on augmented fault observer[J]. IEEE Access, 2025, 13: 15301–15311.

[30] DI F F, BERRI P C, MAININI L. Diagnosing incipient faults for a faster adoption of sustainable aerospace technologies[J]. AIAA Journal, 2024, 62(8): 3111–3126.

[31] QI H T, ZHAO D A, LIU D, et al. Double redundancy electro-hydrostatic actuator fault diagnosis method based on progressive fault diagnosis method[J]. Actuators, 2022, 11(9): 264.

[32] SHEN K N, ZHAO D B. Fault analysis and fault degree evaluation via an improved ResNet method for aircraft hydraulic system[J]. Scientific Reports, 2025, 15: 4132.

[33] YAO J T, YANG T B, BI Z H, et al. Coupled vibration model-driven intelligent fault diagnosis in canned motor pumps[J]. International Journal of Mechanical Sciences, 2025, 291–292: 110181.

[34] CHEN J, LI C, FAN J W, et al. Fault diagnosis of landing gear retraction system with bond graph under uncertain conditions[J]. Review of Scientific Instruments, 2024, 95(7):

075113.

[35] KEIJZER T, ENGELBRECHT J A A, GOUPIL P, et al. A sliding mode observer approach to oscillatory fault detection in commercial aircraft[J]. Control Engineering Practice, 2023, 141: 105719.

[36] DUTTA N, KALIANNAN P, SHANMUGAM P. Application of machine learning for inter turn fault detection in pumping system[J]. Scientific Reports, 2022, 12: 12906.

[37] 李磊, 张晓申, 付一博, 等. 基于改进粒子群算法的飞机刹车控制律参数寻优研究[J]. 火力与指挥控制, 2024, 49(10): 41–48.

LI Lei, ZHANG Xiaoshen, FU Yibo, et al. Parameter optimization of aircraft brake control law based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Fire Control & Command Control, 2024, 49(10): 41–48.

[38] 廉晚祥, 陈旻翔, 关莉, 等. 飞机襟翼阀控伺服作动系统动态性能分析[J]. 现代电子技术, 2024, 47(2): 79–84.

LIAN Wanxiang, CHEN Minxiang, GUAN Li, et al. Dynamic performance analysis of servo-actuation system for aircraft flap valve control[J]. Modern Electronics Technique, 2024, 47(2): 79–84.

[39] 田杨涛, 袁杰, 徐洋洋, 等. 航空发动机反推作动系统的 AMESim–Simulink 控制仿真[J]. 液压与气动, 2023, 47(10): 182–188.

TIAN Yangtao, YUAN Jie, XU Yangyang, et al. Numerical simulation of aero-engine thrust reverser actuation system using AMESim–Simulink[J]. Chinese Hydraulics & Pneumatics, 2023, 47(10): 182–188.

[40] 王甘牛. 飞机刹车装置动力学建模分析[J]. 工程与试验, 2023, 63(2): 43–46.

WANG Ganniu. Dynamic modeling analysis of aircraft brake device[J]. Engineering & Test, 2023, 63(2): 43–46.

[41] LIAO L X, KÖTTIG F. Review of hybrid prognostics approaches for remaining useful life prediction of engineered systems, and an application to battery life prediction[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2014, 63(1): 191–207.

[42] 李梦龙. 基于数字孪生的桁架机械手运维系统关键技术研究[D]. 太原: 中北大学, 2024.

LI Menglong. Research on key technologies for an operational maintenance system of gantry robots based on digital twin[D]. Taiyuan: North University of China, 2024.

- [43] PECHT M, JAAI R. A prognostics and health management roadmap for information and electronics-rich systems[J]. *Microelectronics Reliability*, 2010, 50(3): 317–323.
- [44] MC COURT K, MC COURT X, DU S J, et al. Use digital twins to support fault diagnosis from system-level condition-monitoring data[C]//*Proceedings of 2025 IEEE 22nd International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD)*. Piscataway: IEEE, 2025.
- [45] 冯蕴雯, 腾达, 路成, 等. 机理与生成对抗代理建模融合的飞机系统可靠性评估[J]. *航空学报*, 2025, 46(7): 230948.
- FENG Yunwen, TENG Da, LU Cheng, et al. Integrated mechanism and generative adversarial surrogate modeling for aircraft systems reliability evaluation[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2025, 46(7): 230948.
- [46] TENG D, FENG Y W, CHEN J Y, et al. Intelligent vectorial surrogate modeling framework for multi-objective reliability estimation of aerospace engineering structural systems[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2024, 37(12): 156–173.
- [47] BONISSONE P P. DELTA: An expert system to troubleshoot diesel electric locomotives[C]//*Proceedings of the 1983 Annual Conference on Computers: Extending the Human Resource-ACM 83*. New York: ACM, 1983.
- [48] PFLUEGER K W. Hybrid diagnostic strategy for an expert system controlled automatic test system (EXATS)[J]. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 1989, 4(10): 25–30.
- [49] MENG X Z, JING B, WANG S L, et al. Fault knowledge graph construction and platform development for aircraft PHM[J]. *Sensors*, 2024, 24(1): 231.
- [50] KONG S J, HUANG X, ZHONG X, et al. Entity recognition method for airborne products metrological traceability knowledge graph construction[J]. *Measurement*, 2024, 225: 114032.
- [51] 吴闯, 张亮, 唐希浪, 等. 航空发动机润滑系统故障知识图谱构建及应用[J]. *北京航空航天大学学报*, 2024, 50(4): 1336–1346.
- WU Chuang, ZHANG Liang, TANG Xilang, et al. Construction and application of fault knowledge graph for aero-engine lubrication system[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2024, 50(4): 1336–1346.
- [52] 聂同攀, 曾继炎, 程玉杰, 等. 面向飞机电源系统故障诊断的知识图谱构建技术及应用[J]. *航空学报*, 2022, 43(8): 625499.
- NIE Tongpan, ZENG Jiyan, CHENG Yujie, et al. Knowledge graph construction technology and its application in aircraft power system fault diagnosis[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2022, 43(8): 625499.
- [53] 宋雪雁, 张伟民, 张祥青. 融合超图理论的语义知识图谱知识表示研究[J]. *情报理论与实践*, 2025, 48(3): 160–168.
- SONG Xueyan, ZHANG Weimin, ZHANG Xiangqing. Research on knowledge representation of semantic knowledge graph integrating hypergraph theory[J]. *Information Studies (Theory & Application)*, 2025, 48(3): 160–168.
- [54] 张志轩, 朱艳辉, 沈加锐, 等. 基于知识表示增强的多模态知识图谱补全方法[J]. *科学技术与工程*, 2024, 24(29): 12641–12649.
- ZHANG Zhixuan, ZHU Yanhui, SHEN Jiarui, et al. Multimodal knowledge graph completion method based on knowledge representation enhancement[J]. *Science Technology and Engineering*, 2024, 24(29): 12641–12649.
- [55] 马思琦, 方阳, 赵翔, 等. 一种用于军事目标发现的舰船知识图谱表示学习框架[J]. *指挥与控制学报*, 2024, 10(4): 450–457.
- MA Siqi, FANG Yang, ZHAO Xiang, et al. A representation learning framework of ship knowledge graph for military target discovery[J]. *Journal of Command and Control*, 2024, 10(4): 450–457.
- [56] 于德新, 彭万里, 吴新程, 等. 知识图谱和表示学习在道路交通事故数据挖掘中的应用[J]. *安全与环境学报*, 2024, 24(10): 3950–3958.
- YU Dexin, PENG Wanli, WU Xincheng, et al. Application of knowledge graph and representation learning in the mining of road traffic accident data[J]. *Journal of Safety and Environment*, 2024, 24(10): 3950–3958.
- [57] TRISEDYA B D, QI J Z, ZHANG R. Entity alignment between knowledge graphs using attribute embeddings[J]. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2019, 33(1): 297–304.
- [58] LIU Z Y, CAO Y X, PAN L M, et al. Exploring and evaluating attributes, values, and structures for entity alignment[EB/OL]. (2021–01–02) [2025–05–15]. <https://arxiv.org/abs/2010.03249>.
- [59] CHEN L Y, LI Z, XU T, et al. Multi-modal Siamese network for entity alignment[C]//*Proceedings of the 28th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. New York: ACM, 2022.
- [60] LIU Z Z, SUN T, SUN X M, et al. Estimating remaining useful life of aircraft engine system via a novel graph tensor fusion network based on knowledge of physical structure and thermodynamics[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2025, 74: 2518314.
- [61] ZHANG Y, YANG H Y, HAN D. A knowledge graph-based failure information fusion method for enhancing reliability in sustainable systems[J]. *Sustainability*, 2024, 16(23): 10651.
- [62] ZHANG Z S, TAN C X, ZHAO X Y, et al. Type-enhanced ensemble triple representation via triple-aware attention for cross-lingual entity alignment[J]. *IEICE Transactions on Information and Systems*, 2024, E107.D(9): 1182–1191.
- [63] 蒋敏, 王淑莹. 联合实体类别及邻域信息指导的实体对齐方法[J]. *计算机应用研究*, 2024, 41(12): 3614–3621.
- JIANG Min, WANG Shuying. Joint classes and neighborhood information guided embedding for entity alignment[J]. *Application Research of Computers*, 2024, 41(12): 3614–3621.
- [64] 高兵, 黄超, 邹启杰, 等. 基于属性增强和关系感知的图卷积实体对齐方法[J]. *计算机工程与设计*, 2024, 45(5): 1384–1390.
- GAO Bing, HUANG Chao, ZOU Qijie, et al. Entity alignment based on attribute enhancement and relationship awareness[J]. *Computer Engineering and Design*, 2024, 45(5): 1384–1390.
- [65] 李忠阳, 王淑莹, 蒋敏. 融合结构与属性注意力机制的实体对齐[J]. *计算机系统应用*, 2024, 33(6): 58–69.
- LI Zhongyang, WANG Shuying, JIANG Min. Entity alignment integrating structure and attribute attention mechanism[J]. *Computer Systems & Applications*, 2024, 33(6): 58–69.
- [66] LI X L, LIANG P. Prefix-Tuning: Optimizing continuous prompts for generation[C]//*Proceedings of the 59th Annual*

Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing (Volume 1: Long Papers). Stroudsburg: ACL, 2021.

[67] LIU X, JI K X, FU Y C, et al. P-Tuning: Prompt tuning can be comparable to fine-tuning across scales and tasks[C]//Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 2: Short Papers). Stroudsburg: ACL, 2022.

[68] 刘沛丰. 基于知识图谱的航空装配知识推理研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2024.

LIU Peifeng. Research on knowledge reasoning for aviation assembly based on knowledge graph[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2024.

[69] 陈余杰. 面向通航飞机故障维修知识图谱的构建与应用[D]. 广汉: 中国民用航空飞行学院, 2024.

CHEN Yujie. Research on construction and application of a knowledge graph for general aviation aircraft fault maintenance[D]. Guanghan: Civil Aviation Flight University of China, 2024.

[70] QIAN Y T, PU X Y, JIA H C, et al. ARNet: Prior knowledge reasoning network for aircraft detection in remote-sensing images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62: 5205214.

[71] SAEBI M, KREIG S, ZHANG C X, et al. Heterogeneous relational reasoning in knowledge graphs with reinforcement learning[J]. Information Fusion, 2022, 88: 12–21.

[72] BALLOCCU G, BORATTO L, FENU G, et al. XRecSys: A framework for path reasoning quality in explainable recommendation[J]. Software Impacts, 2022, 14: 100404.

[73] KANG Z X, ZHOU D, GUO Z Y, et al. An ontology-based knowledge representation framework for aircraft maintenance processes to support work optimization[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2024, 134(11): 5577–5601.

[74] BAI L Y, CHEN M Z, ZHU L, et al. Multi-hop temporal knowledge graph reasoning with temporal path rules guidance[J]. Expert Systems With Applications, 2023, 223: 119804.

[75] MENG X X, BAI L Y, HU J H, et al. Multi-hop path reasoning over sparse temporal knowledge graphs based on path completion and

reward shaping[J]. Information Processing & Management, 2024, 61(2): 103605.

[76] ZHU Y, LIANG X W, LIN B Q, et al. Configurable graph reasoning for visual relationship detection[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022, 33(1): 117–129.

[77] CHEN S, WANG J. MultiCogniGraph: A multimodal data fusion and graph convolutional network-based multi-hop reasoning method for large equipment fault diagnosis[J]. Computational Intelligence, 2024, 40(3): e12646.

[78] 郭静. 基于知识图谱的航空安全事件关联分析方法研究[D]. 天津: 中国民航大学, 2020.

Guo Jing. Research on the correlation analysis of aviation safety incidents based on knowledge graph[D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2020.

[79] CAI C, JIANG Z Y, WU H, et al. Research on knowledge graph-driven equipment fault diagnosis method for intelligent manufacturing[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2024, 130(9): 4649–4662.

[80] 赵岩. 面向航空安全事件的知识图谱构建及其推理技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2022.

ZHAO Yan. Research on knowledge graph construction and reasoning techniques for aviation safety incidents[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2022.

[81] 张亮, 吴闯, 贾宇航, 等. 基于知识图谱与模糊贝叶斯推理的航空发动机故障诊断[J]. 空军工程大学学报, 2024, 25(4): 5–12.

ZHANG Liang, WU Chuang, JIA Yuhang, et al. Fault diagnosis of aero-engine based on KG-FBN inference[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2024, 25(4): 5–12.

[82] 张鹏, 杨涛, 刘亚楠, 等. 基于CNN-LSTM的QAR数据特征提取与预测[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(10): 2958–2961.

ZHANG Peng, YANG Tao, LIU Yanan, et al. Feature extraction and prediction of QAR data based on CNN-LSTM[J]. Application Research of Computers, 2019, 36(10): 2958–2961.

[83] 梁坤, 左洪福, 孙见忠, 等. 民机引气系统快速存取记录器数据健康监测方法[J]. 机械工程学报, 2015, 51(8): 191–197.

LIANG Kun, ZUO Hongfu, SUN Jianzhong, et al. QAR data health monitoring method of civil aircraft bleed air system[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(8): 191–197.

[84] PAN W H, FENG Y W, LIU J Q, et al. Operation reliability monitoring towards fault diagnosis of airplane hydraulic system using Quick Access Recorder flight data[J]. Measurement Science and Technology, 2023, 34(5): 055111.

[85] SUN Z R, SUN Y G. Research of real-time fault diagnosis platform of aero-engine's fuel flow sensors[J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 538: 206–209.

[86] 邹萍. 基于工业互联网的装备健康管理架构与模型研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2024.

ZOU Ping. Research on architecture and model for equipment health management based on industrial internet[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2024.

[87] 中国民用航空维修协会. 民用航空器维修基础系列教材—航空涡轮发动机[M]. 北京: 中国民航出版社, 2025.

China Civil Aviation Maintenance Association. Aero turbine engines: First revised draft (Basic Series Textbooks on Civil Aircraft Maintenance)[M]. Beijing: China Civil Aviation Press, 2025.

[88] 匡伟民, 许俊毫, 邓集华, 等. 基于时频分析和迁移学习的齿轮故障诊断方法[J]. 机电工程技术, 2024, 53(9): 108–111, 129.

KUANG Weimin, XU Junhao, DENG Jihua, et al. Gear fault diagnosis method based on time-frequency analysis and transfer learning[J]. Mechanical & Electrical Engineering Technology, 2024, 53(9): 108–111, 129.

[89] AN Q L, YANG J, LI J L, et al. A state-of-the-art review on the intelligent tool holders in machining[J]. Intelligent and Sustainable Manufacturing, 2024, 1(1): 10002.

[90] SOUALHI A, HAWWARI Y, MEDJAHHER K, et al. PHM survey: Implementation of signal processing methods for monitoring bearings and gearboxes[J]. International Journal of Prognostics and Health Management, 2018, 9(2): 1–14.

[91] JIA Z, LI Y, WANG S D, et al. A multi-channel data-based fault diagnosis method integrating deep learning strategy for aircraft

- sensor system[J]. *Measurement Science and Technology*, 2023, 34(2): 025115.
- [92] CHENG J, YANG Y, SHAO H D, et al. Empirical mixed Ramanujan Fourier decomposition and its application to early fault diagnosis of planetary gears[J]. *Journal of Vibration and Control*, 2024, 30(17-18): 3934-3946.
- [93] LUO X Y, WANG H, HAN T, et al. FFT-Trans: Enhancing robustness in mechanical fault diagnosis with Fourier transform-based transformer under noisy conditions[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024, 73: 2515112.
- [94] YI J L, TAN H B, YAN J, et al. Adaptive rotating machinery fault diagnosis method using MKIST[J]. *Measurement Science and Technology*, 2024, 35(4): 045010.
- [95] 吴恒山. 机械故障诊断中调频因子同步匹配的时频分析方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2024.
- WU Hengshan. Research on a time-frequency analysis method with synchronous matching of frequency-modulated factors for mechanical fault diagnosis[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2024.
- [96] LI M F, LIU Y M, ZHI S D, et al. Short-time Fourier transform using odd symmetric window function[J]. *Journal of Dynamics, Monitoring and Diagnostics*, 2022, 1(1): 37-45.
- [97] HU W Y, YUAN J, JIANG H M, et al. Tensor denoising assisted time-reassigned synchrosqueezing wavelet transform for gear fault diagnosis[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 72: 3507112.
- [98] XU J, ZHU J J, WANG Z F. Fault diagnosis of switching power supplies using dynamic wavelet packet transform and optimized SVM[J]. *Sensors*, 2025, 25(10): 3236.
- [99] TAN Y, ZHAO S, LV X R, et al. Graph constrained empirical wavelet transform and its application in bearing fault diagnosis[J]. *Engineering Research Express*, 2024, 6(3): 035516.
- [100] JIN H J, ZHAO Y P, WANG Z Q, et al. A compressor stall warning system for aeroengines based on the continuous wavelet transform and a vision transformer[J]. *Journal of Aerospace Engineering*, 2024, 37(6): 04024088.
- [101] 姚成玉, 陈东宁, 王斌. 基于 T-S 故障树和贝叶斯网络的模糊可靠性评估方法[J]. *机械工程学报*, 2014, 50(2): 193-201.
- YAO Chengyu, CHEN Dongning, WANG Bin. Fuzzy reliability assessment method based on T-S fault tree and Bayesian network[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2014, 50(2): 193-201.
- [102] QIAN H, PAN Y T, WANG X H, et al. Research on the optimization of belief rule bases using the Naive Bayes theory[J]. *Frontiers in Energy Research*, 2024, 12: 1396841.
- [103] 梁坤. 基于状态监控数据的民机系统故障诊断与预测方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2019.
- LIANG Kun. Research on fault diagnosis and prognosis methods for civil aircraft systems based on condition monitoring data[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2019.
- [104] QIU Z W, LI W L, WANG D Z. Physical model and Bayesian theory based hydraulic component fault diagnosis method[J]. *Engineering Research Express*, 2024, 6(3): 035573.
- [105] GOYAL D, DHAMI S S, PABLA B S. Non-contact fault diagnosis of bearings in machine learning environment[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2020, 20(9): 4816-4823.
- [106] 冯志刚, 王颖, 王宇. 基于多通道融合的齿轮箱故障诊断方法[J/OL]. *吉林大学学报(工学版)*, 2025-04-16. <https://link.cnki.net/doi/10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20241377>.
- FENG Zhigang, WANG Ying, WANG Yu. Gear box fault diagnosis method based on multi-channel fusion[J/OL]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2025-04-16. <https://link.cnki.net/doi/10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20241377>.
- [107] 史宗帅, 亚森江·加入拉, 崔鹏飞, 等. 特征降维下基于 LSSA-SVM 的转子系统故障诊断模型[J]. *机电工程*, 2025(3): 463-471, 500.
- SHI Zongshuai, YASENJIANG Jiarula, CUI Pengfei, et al. Rotor system fault diagnosis model based on LSSA-SVM under feature dimensionality reduction[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2025(3): 463-471, 500.
- [108] 董治国, 贺虎, 王晓晖. 基于 PCA-RF-BP 的液压系统异常状态诊断策略[J]. *液压气动与密封*, 2024, 44(9): 104-111.
- DONG Zhiguo, HE Hu, WANG Xiaohui. Abnormal state diagnosis strategy of hydraulic system based on PCA-RF-BP[J]. *Hydraulics Pneumatics & Seals*, 2024, 44(9): 104-111.
- [109] 寇旭, 王志明, 韩松均, 等. 基于 KPCA 的发动机失火故障诊断研究[J]. *工业控制计算机*, 2023, 36(11): 90-91, 94.
- KOU Xu, WANG Zhiming, HAN Songjun, et al. Engine misfire fault diagnosis based on KPCA[J]. *Industrial Control Computer*, 2023, 36(11): 90-91, 94.
- [110] 邓超, 孙耀宗, 李嵘, 等. 基于隐 Markov 模型的重型数控机床健康状态评估[J]. *计算机集成制造系统*, 2013, 19(3): 552-558.
- DENG Chao, SUN Yaozong, LI Rong, et al. Hidden Markov model based on the heavy-duty CNC health state estimate[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2013, 19(3): 552-558.
- [111] YANG G, WANG Y, QIN D Z, et al. HMM-based method for aircraft environmental control system turbofan rolling bearing fault diagnosis[J]. *Shock and Vibration*, 2024, 2024(1): 5582169.
- [112] CHU X Y, BU Q X, ZHANG Y J, et al. Degradation estimation of electromechanical actuator using dynamic feature-enhanced proportional copula fusion method[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2024, 24(22): 37420-37431.
- [113] WANG L Y, ZHAO W, LIU B, et al. Reliability assessment for partially monitored systems based on degradation hidden Markov models with time-varying parameters[J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2025. DOI:10.1109/TR.2025.3561523.
- [114] YUAN S F, JING H T, WANG Y, et al. A whole service time SHM damage quantification model hierarchical evolution mechanism[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2024, 209: 111064.
- [115] 冯东洋, 姜春英, 鲁墨武, 等. 基于 TSFFCNN-PSO-SVM 的飞机起落架液压系统故障诊断[J]. *航空动力学报*, 2024, 39(1): 187-199.
- FENG Dongyang, JIANG Chunying, LU Mowu, et al. Fault diagnosis of aircraft landing gear hydraulic system based on TSFFCNN-PSO-SVM[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2024, 39(1): 187-199.
- [116] 李旭东, 李艳军, 曹愈远, 等. 基于 CNN-SVM 的飞机 EHA 故障诊断算法研究[J]. *西北工业大学学报*, 2023, 41(1): 230-240.
- LI Xudong, LI Yanjun, CAO Yuyuan, et al.

Study on fault diagnosis algorithms of EHA based on CNN-SVM[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2023, 41(1): 230-240.

[117] 吴超, 陈磊, 刘渊, 等. 基于特征优化和支持向量机的航空发动机气路故障诊断[J]. 航空发动机, 2024, 50(4): 30-37.

WU Chao, CHEN Lei, LIU Yuan, et al. Aeroengine gas-path fault diagnosis based on feature optimization and support vector machine[J]. Aeroengine, 2024, 50(4): 30-37.

[118] 薛兆明, 赵雨鑫, 万方义, 等. 某座舱压力调节器的故障诊断及预测研究[J/OL]. 航空工程进展, 2025. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1479.V.20250620.1442.002.html>.

XUE Zhaoming, ZHAO Yuxin, WAN Fangyi, et al. Research of fault diagnosis and prediction for a certain cabin pressure regulator[J/OL]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2025. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1479.V.20250620.1442.002.html>.

[119] SUGUMARAN V, RAMACHANDRAN K I. Fault diagnosis of roller bearing using fuzzy classifier and histogram features with focus on automatic rule learning[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(5): 4901-4907.

[120] JUN S. Evolutionary algorithm for improving decision tree with global discretization in manufacturing[J]. Sensors, 2021, 21(8): 2849.

[121] 冯蕴雯, 潘维煌, 路成, 等. 基于故障逻辑的民机液压状态监控与故障诊断[J]. 系统工程与电子技术, 2025, 47(3): 842-854.

FENG Yunwen, PAN Weihuang, LU Cheng, et al. Civil aircraft hydraulic state monitoring and fault diagnosis based on fault logic[J]. Systems Engineering and Electronics, 2025, 47(3): 842-854.

[122] SHEN K N, ZHAO D B. A fault diagnosis method under data imbalance based on generative adversarial network and long short-term memory algorithms for aircraft hydraulic system[J]. Aerospace, 2023, 10(2): 164.

[123] DUAN S Z, SUN J Z, YU Z Q, et al. Uncertain data driven predictive maintenance: A cost-oriented implementation method on aircraft system[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2025, 264: 111278.

[124] SONG Z C, FENG Y W, LU C. Superimposable neural network for health monitoring of aircraft hydraulic system[J]. Engineering Failure Analysis, 2024, 160:

108063.

[125] 张鹏, 胡芳语, 段照斌, 等. 基于飞行数据的 MSCNN-LSTM 水平安定面系统状态监测方法[J]. 中国民航大学学报, 2025, 43(1): 60-66, 82.

ZHANG Peng, HU Fangyu, DUAN Zhaobin, et al. MSCNN-LSTM method for monitoring the state of horizontal stabilizer system based on flight data[J]. Journal of Civil Aviation University of China, 2025, 43(1): 60-66, 82.

[126] 唐凌云, 苏艳, 易子超. 基于 CPO-CNN-LSTM 的起落架系统故障诊断方法研究[J]. 测控技术, 2025, 44(3): 1-8.

TANG Lingyun, SU Yan, YI Zichao. Research on fault diagnosis method of landing gear system based on CPO-CNN-LSTM[J]. Measurement & Control Technology, 2025, 44(3): 1-8.

[127] 张潇, 刘沐阳. 基于集成学习方法的机电作动器故障诊断框架[J]. 航天器环境工程, 2023, 40(5): 559-566.

ZHANG Xiao, LIU Muyang. A framework for fault diagnosis of electromechanical actuator based on ensemble learning method[J]. Spacecraft Environment Engineering, 2023, 40(5): 559-566.

[128] 滕建强, 罗风, 张菁, 等. 考虑传感器位置的 Bagging 集成卷积神经网络柱塞泵故障诊断模型[J]. 机械设计与研究, 2024, 40(4): 220-225.

TENG Jianqiang, LUO Feng, ZHANG Jing, et al. A sensors location considered piston pump fault diagnosis model with Bagging based convolutional neural network[J]. Machine Design & Research, 2024, 40(4): 220-225.

[129] ZHANG J X, LIU M Y, DENG W Z, et al. Research on electro-mechanical actuator fault diagnosis based on ensemble learning method[J]. International Journal of Hydromechanics, 2024, 7(2): 113-131.

[130] KOSOVA F, UNVER H O. A digital twin framework for aircraft hydraulic systems failure detection using machine learning techniques[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2023, 237(7): 1563-1580.

[131] DANGUT M D, SKAF Z, JENNIONS I K. Handling imbalanced data for aircraft predictive maintenance using the BACHE algorithm[J]. Applied Soft Computing,

2022, 123: 108924.

[132] 曹明, 王鹏, 左洪福, 等. 民用航空发动机故障诊断与健康现状、挑战与机遇 II: 地面综合诊断、寿命管理和智能维护维修决策[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.

[133] 葛世荣, 王世博, 管增伦, 等. 数字孪生一应对智能化综采工作面技术挑战[J]. 工矿自动化, 2022, 48(7): 1-12.

GE Shirong, WANG Shibo, GUAN Zenglun, et al. Digital twin: Meeting the technical challenges of intelligent fully mechanized working face[J]. Journal of Mine Automation, 2022, 48(7): 1-12.

[134] 郭丞皓, 于劲松, 宋悦, 等. 基于数字孪生的飞机起落架健康管理技术[J]. 航空学报, 2023, 44(11): 175-193.

GUO Chenghao, YU Jinsong, SONG Yue, et al. Application of digital twin-based aircraft landing gear health management technology[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2023, 44(11): 175-193.

[135] WANG Z P, WANG Y, WANG X Z, et al. A novel digital twin framework for aeroengine performance diagnosis[J]. Aerospace, 2023, 10(9): 789.

[136] ALA-LAURINAHO R, AUTIOSALO J, NIKANDER A, et al. Data link for the creation of digital twins[J]. IEEE Access, 2020, 8: 228675-228684.

[137] PARK J, OH J. A machine learning based predictive maintenance algorithm for ship generator engines using engine simulations and collected ship data[J]. Energy, 2023, 285: 129269.

[138] 黄庆归. 面向焊接机器人工作站预测性维护的监测系统设计[D]. 郑州: 河南工业大学, 2023.

HUANG Qinggui. Monitoring system design for predictive maintenance of welding robot workstations[D]. Zhengzhou: Henan University of Technology, 2023.

[139] 廖鹏程, 李昂, 王骁. 航空发动机状态监控和预测性维护应用研究[J]. 测控技术, 2023, 42(5): 85-90.

LIAO Pengcheng, LI Ang, WANG Xiao.

Applied research of status monitoring and predictive maintenance for aeroengine[J]. Measurement & Control Technology, 2023, 42(5): 85–90.

[140] MOTAHARI-NEZHAD M, MOHAMMAD J S. Experimental and data driven measurement of engine dynamometer bearing lifespan using acoustic emission[J]. Applied Acoustics, 2023, 210: 109460.

[141] 陈翔, 刘勤明, 胡家瑞. 多源传感器数据下基于注意力机制与长短期记忆网络的轴承故障诊断与寿命预测[J]. 信息与控制, 2024, 53(2): 211–225.

CHEN Xiang, LIU Qinming, HU Jiarui. Bearing fault diagnosis and life prediction based on attention mechanism and long short-term memory network under multi-source sensor data[J]. Information and Control, 2024, 53(2):

211–225.

[142] 孟琳书, 张音旋, 张起, 等. 基于贝叶斯优化的GRU网络轴承剩余使用寿命预测方法[J]. 机电工程, 2024, 41(1): 130–136.

MENG Linshu, ZHANG Yinxuan, ZHANG Qi, et al. Prediction method of RUL of bearings in GRU network based on Bayesian optimization[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2024, 41(1): 130–136.

## Review and Prospect of Health Management Technology for Civil Aircraft Typical System

FENG Yunwen<sup>1,2</sup>, WANG Rui<sup>1,2</sup>, CHEN Junyu<sup>1,2</sup>, LU Cheng<sup>1,2</sup>

(1. School of Aeronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2. National Key Laboratory of Aircraft Configuration Design, Xi'an 710072, China)

**[ABSTRACT]** Civil aircraft health management technology serves as an effective means to ensure aviation safety and enhance operation and maintenance efficiency. The implementation of health management technology is inseparable from efficient and advanced fault diagnosis technology. Based on the development needs of fault diagnosis technology for typical system health management of civil aircraft, this paper systematically reviews the fault diagnosis technology methods for civil aircraft health management, conducts in-depth analysis from three dimensions: Model-driven, knowledge-driven, and data-driven, summarizes the advantages, disadvantages, and applicable scenarios of each dimension's technology methods, provides an application framework for the integration of technologies from each dimension, and looks forward to the overall development trend of civil aircraft health management, offering theoretical references and optimization paths for the engineering application of domestic civil aircraft health management technology.

**Keywords:** Civil aircraft; Health management; Model-driven; Knowledge-driven; Data-driven

(责编 逸飞)