

航空电子设备 PHM 关键技术研究综述

李根^{1,2}, 李文海¹, 刘勇¹, 李睿峰¹, 吴忠德¹

(1. 海军航空大学, 山东 烟台 264001; 2. 中国人民解放军 77120 部队, 成都 611930)

摘要: 综述了航空电子设备故障预测与健康管理 (Prognostic and Health Management, PHM) 技术的发展、应用价值与系统结构, 探讨了航空电子设备故障检测、故障诊断和故障预测等关键技术研究现状, 分析了 PHM 关键技术在航空电子设备应用中面临的挑战, 并对未来发展方向进行了展望。通过综合运用传感器技术、数据分析和人工智能等现代科技手段, PHM 技术能够实现对航空电子设备健康状态的实时监控和预测, 进行预防性维护, 为提高航空装备安全和减少维护费用提供有力支持。

关键词: 航空电子设备; PHM 技术; 故障检测; 故障诊断; 故障预测; 视情维修

中图分类号: V240.2

文献标志码: A

文章编号: 1672-9242(2025)03-0033-11

DOI: 10.7643/issn.1672-9242.2025.03.005

Review of Key Technologies for PHM in Avionics Equipment

LI Gen^{1,2}, LI Wenhai¹, LIU Yong¹, LI Ruifeng¹, WU Zhongde¹

(1. Naval Aviation University, Shandong Yantai 264001, China; 2. No. 77120 Unit of PLA, Chengdu 611930, China)

ABSTRACT: The work aims to review the application and development of PHM technology in avionic equipment, explore the research status of key technologies such as fault detection, fault diagnosis, and fault prediction, analyze the challenges faced by PHM key technologies in the application of avionic equipment, and provide an outlook on future development directions. By integrating modern technological means such as sensor technology, data analysis, and artificial intelligence, PHM technology can achieve real-time monitoring and prediction of the health status of avionic equipment, enabling preventive maintenance and providing strong support for enhancing aviation safety and reducing maintenance costs.

KEY WORDS: avionics equipment; PHM technology; fault detection; fault diagnosis; fault prediction; condition-based maintenance

航空电子设备是飞机上由各类电子元器件组成, 应用电子技术和软件来执行多样化任务的重要设备, 包括通信、导航、雷达、显示和飞行控制等。随着科技的迅猛发展, 先进复杂的航空电子设备不断应用于飞机, 提高了装备效能, 但也带来了繁重的测试和诊断需求, 影响了装备的完好性, 并增加了维护费用。

统计显示, 美军 F-15 战斗机服役期间, 电子系统故障占总故障数的 43%, 测试与诊断工时占总维修工时的 35%以上^[1]。航空电子设备故障不仅影响飞机的完好性, 严重时甚至危及飞行安全。现有的机内测试 (Built-In Test, BIT) 手段对航空电子设备故障的检测能力较弱, 美军对 F-15 战斗机的 BIT 能力评估显

收稿日期: 2024-10-14; 修订日期: 2025-01-09

Received: 2024-10-14; Revised: 2025-01-09

基金项目: 山东省泰山学者建设项目 (tstp20221146)

Fund: Mount Taishan Scholar Construction Project in Shandong Province (tstp20221146)

引文格式: 李根, 李文海, 刘勇, 等. 航空电子设备 PHM 关键技术研究综述[J]. 装备环境工程, 2025, 22(3): 33-43.

LI Gen, LI Wenhai, LIU Yong, et al. Review of Key Technologies for PHM in Avionics Equipment[J]. Equipment Environmental Engineering, 2025, 22(3): 33-43.

示, 自检结果的诊断准确率为 50%~70%, 虚警率超过 30%^[2]。这些问题导致维修保障费用增加, 美军武器装备全寿命周期费用中, 使用与保障费用占总费用的 50%^[3]。

PHM 技术通过对设备运行状态的实时监测分析, 借助各种智能算法来监控、诊断、预测与管理设备的状态, 实现对设备健康状态的全面管理^[4]。在航空电子设备的维护保障中充分运用 PHM 技术, 一方面可以提升故障诊断的准确性, 缩短故障发现、定位和排除的保障周期, 节省装备保障的人力和物力资源; 另一方面, 通过对早期故障进行预示, 能够以“预知维修”的方式, 确保系统更加稳定地运行^[5]。

1 航空电子设备 PHM 技术概述

1.1 PHM 技术的发展

传统对航空电子设备的维修方式主要分为 2 类: 事后维修和定期维修。事后维修是在部件出现故障后进行修复, 只更换故障部件, 具有维修费用低的优点, 但缺点是故障可能导致设备损坏、系统停运, 甚至危及安全, 因此适用于故障危害小、能快速排除的情况。定期维修是在固定的时间间隔进行预防性维修, 即使没有故障也要进行, 虽然能预防故障, 但耗费资源, 效率低, 容易导致过度维修^[6-7]。这 2 种传统维修方式在面对现代航空电子设备的复杂性和高可靠性要求时, 显得力不从心。

基于以上原因, 视情维修逐渐受到重视。视情维修根据系统当前状态和对未来的预测来制订维修计划, 在需要时进行维修, 目的是节约费用, 降低故障风险, 提高系统效能, 并减少备件库存^[8]。PHM 技术是促进传统维修体制向视情维修转变的关键技术。通过实时监控和数据分析, PHM 技术能够提供设备健康状态的全面视图, 支持更为精准的维护决策^[9]。视情维修代表了当下的前沿维修模式, 作为视情维修的重要技术手段, PHM 具有极高的应用价值与优势。它可以缩短非必要的停机时间, 降低维护成本和故障风险, 提高任务的可靠性, 解决传统维修方式所带来的维修不足和维修过剩等问题^[10]。

在国内, 北航可靠性工程研究所是较早对 PHM 技术进行理论研究的机构, 后来国防科技大学、电子科技大学、空军工程大学、海军航空大学等高校也都开始了对 PHM 的理论研究^[11]。很多国产战斗机和无人机已经开始集成 PHM 系统, 以对发动机、航电设备、机械部件等进行更有效的维护, 进而提高作战和运维效率。此外, 我国自主研发的 C919 民航客机在设计之初就规划配套有关于航空电子设备的 PHM 技术, 以确保其在全球市场的竞争力。

国际上, PHM 技术在航空电子设备中的应用已

经取得了显著进展。例如, F-35 战斗机集成了先进的 PHM 系统, 能够实时监控航空电子设备的关键部件, 预测潜在故障, 并在故障发生前采取预防措施。这种能力不仅提高了飞机的作战效率, 还大幅度降低了维护成本和非计划停机时间。

1.2 应用价值

PHM 技术在航空电子设备中具有重要的应用价值, 特别是在提高设备可靠性和减少维护成本方面。航空电子设备的复杂性和高可靠性要求使得 PHM 技术的应用尤为关键。通信、导航、雷达、显示和飞行控制等航空电子系统的正常运行直接关系到飞行安全和任务成功。PHM 技术通过对电子设备运行状态的实时监控、数据分析, 并借助各种智能算法来监控、诊断、预测和管理设备的状态, 实现对设备健康状态的全面管理。目前, PHM 技术已成为航空装备实现自主式后勤 (Autonomous Logistic, AL) 和降低全生命周期成本的关键技术^[12]。航空电子设备使用 PHM 的技术优势总结如图 1 所示。PHM 技术是提升装备安全性、可靠性、维修性、保障性、测试性以及经济性的重要路径^[13]。

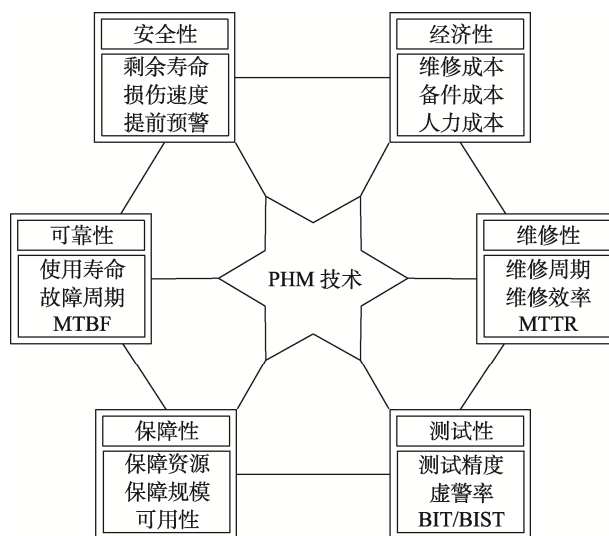


图 1 PHM 技术优势

Fig.1 Advantages of PHM technology

1.3 系统结构

航空电子设备 PHM 技术采用的开放式系统结构如图 2 所示, 具体流程如下: 1) 数据采集, 将模拟数据转换为计算机可处理的数字数据; 2) 数据预处理, 将数据转换为预期的格式; 3) 状态监测, 将处理后的数据与特定阈值比较, 评估设备状态; 4) 故障诊断, 利用模式识别技术, 根据系统状态参数进行故障诊断; 5) 趋势预测, 结合设备结构、参数、环境条件及历史数据, 预测未来故障并评估剩余使用寿命。

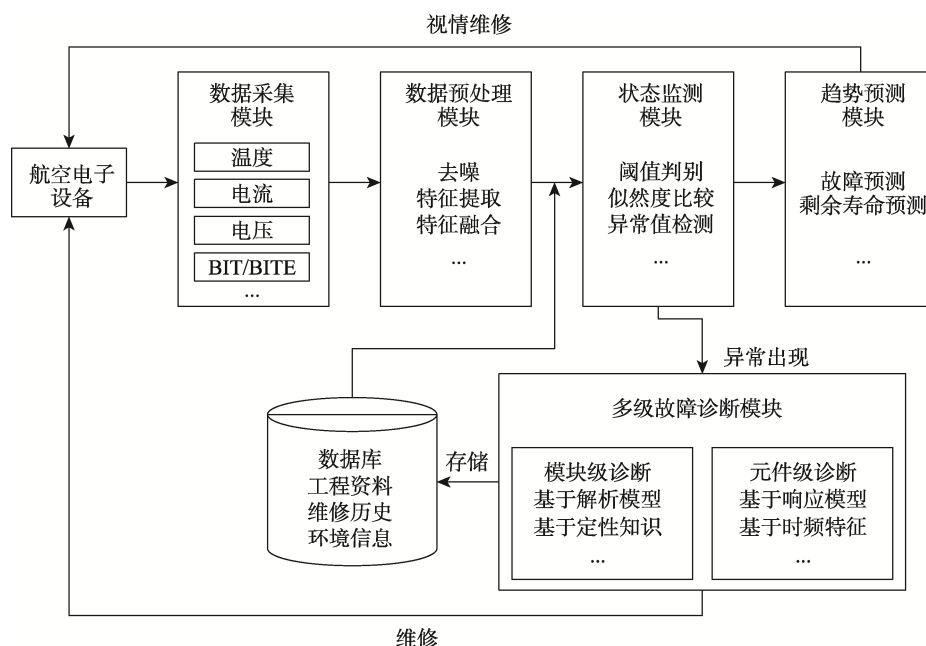


图 2 航空电子设备 PHM 结构体系

Fig.2 PHM structure system of avionics equipment

命; 6) 综合分析, 结合数据库, 对设备状态、故障信息和剩余寿命进行综合分析, 制定维修决策。

2 航空电子设备 PHM 关键技术研究现状

PHM 是一个多学科、多领域交叉的技术, 有效的工程应用需要综合计算机、控制、通信、可靠性、工程与管理等多个学科^[14]。目前国内的 PHM 研究, 基于试验研究的方法大多数体现在滚动轴承、齿轮、发动机叶片等机械设备上, 在电子设备领域, 方法研究和仿真层面居多, 公开的试验研究相对较少。

针对“是否有故障”“故障是什么”和“何时会故障”这 3 个问题, 可以将航空电子设备 PHM 的关键技术概括出 3 个阶段:

1) 故障检测。监控被测对象 (Unit Under Test, UUT) 各部件的相关参数, 评估设备当前状态与正常状态的偏离程度, 判断其健康状况。

2) 故障诊断。基于系统状态特征信号和运行过程中的历史数据, 通过多种有效方法识别系统的工作状态, 确定导致功能失效的故障模式。

3) 故障预测。根据系统的历史和当前状态, 监控并预测其健康状况, 判断设备在未来一段时间内是否能正常运行, 并在功能失效前发出预警。

基于以上背景, 针对航空电子设备 PHM 技术中的故障检测、故障诊断、故障预测 3 项关键技术的研究现状开展综述。

2.1 故障检测技术

故障检测是指发现异常运行状态并报告, 其目的

是判断设备是否故障及确定故障发生时间^[15]。作为预防故障的有效手段, 故障检测是后续故障诊断和预测的基础。目前, 故障检测的研究方向主要有基于模型和数据驱动 2 种方法, 如图 3 所示。

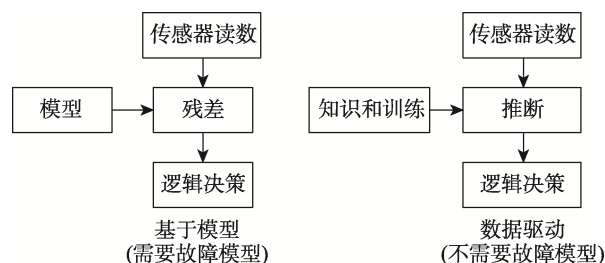


图 3 基于模型和数据驱动的故障检测方法

Fig.3 Fault detection method based on model and data-driven approach

2.1.1 基于解析模型的方法

解析模型的基本建模思想是以设备的输入和输出为基础, 通过具体的数学模型生成特征, 并将其与实际特征值进行比较来检测故障^[16]。这种方法主要采用解析冗余代替硬件冗余, 对模型精度要求较高^[17]。由于系统中不可避免地存在不确定性因素, 如何有效处理这些不确定性, 保持故障检测的敏感性, 并提高鲁棒性, 成为各国学者研究的重点^[18]。

根据算法提出时间, 主要分为以下 2 种方法: 第 1 种是基于观测器的故障检测方法, 其基本思想是通过分析系统实际输出与观测器输出之间的残差, 根据残差值是否为零来判断系统是否存在故障。这种方法主要针对线性定常系统, 早期应用较广, 但不适用于含有时变且无规则变化干扰的非线性动态系统, 因此逐渐被第 2 种方法取代。第 2 种是基于状态估计的鲁

棒残差生成技术,主要解决上述方法中的干扰与建模不精确问题。目前研究的方法包括参数自适应调整、微分几何以及滑模观测器^[19-21],在精准建模、克服外界干扰和提高模型鲁棒性等方面取得了良好效果。如 Tran 等^[22]提出了一种通过输入和输出信号以及动态过程模型实现飞机角速度传感器故障检测的方法。Li 等^[23]结合无迹卡尔曼滤波器 (Unscented Kalman Filter, UKF) 和龙格-库塔 (Runge-Kutta) 方法开发了一种基于运动学方程的惯性导航/大气数据系统 (Inertial Navigation System/Air Data System, INS/ADS) 故障检测方法。考虑到被测设备复杂的故障机理、多变量的输入与输出、非线性非平稳的变化环境,建立精确模型的难度越来越大,因此数据驱动的检测方法成为了该领域研究的热点。

2.1.2 数据驱动的方法

数据驱动的检测方法,其核心思想是利用采集的历史数据,通过数据挖掘或机器学习技术来实现检测决策^[24]。这种方法的主要优点是不需要精确建模,仅通过处理包含系统运行状态和特性的数据来提取有效信息。

目前的研究成果主要从模式识别角度解决问题,分为2种方法。第1种将故障检测视为二分类问题,通过分类器进行检测。如高明哲等^[25]将飞机大气数据系统的故障检测视为一个非平衡的二分类问题,首先在数据层用安全级合成少数类过采样技术 (Safe Level Synthetic Minority Oversampling Technique, SL-SMOTE) 对故障样本进行过采样,再使用代价敏感相关向量机 (Cost Sensitive Relevance Vector Machine, CS-RVM) 进行分类判别。Grehan 等^[26]针对无人机飞控系统执行器的故障检测问题,提出了首先使用随机过采样处理数据集的不平衡分布,再使用支持向量机进行分类检测的方法。崔芮华等^[27]同样将航空交流电弧故障检测视为一个二分类问题,使用极限学习机 (Extreme Learning Machine, ELM) 和连续小波变换 Tsallis 奇异熵实现了故障检测。

第2种方法是将故障检测视为半监督的一类分类问题。当只有1类数据或另一类数据非常稀少时,这种方法可以基于现有的正常数据构建故障检测模

型^[28],其特点包括无需先验知识、样本规模小、仅需正常样本。目前的研究方法主要分为以下2个方向:第一个研究方向是一类分类 (One-Class Classification, OCC) 方法^[29],主要包括一类支持向量机 (One-Class Support Vector Machine, OC-SVM)^[30]、支持向量数据描述 (Support Vector Data Description, SVDD)^[31] 以及一类极限学习机 (One-Class Extreme Learning Machine, OC-ELM)^[32],它们的基本思想都是仅通过一个类别的样本训练分类器。如朱敏等^[33]提出的一种基于局部多核学习和 OC-ELM 的故障检测方法,在只用正常样本数据训练的情况下,实现了对机载组合接收机的故障检测。刘星等^[34]提出了一种 lp-范数约束下多核学习一类核超限学习机的方法,用于对机载旋转变压器激励发生电路的故障检测。戴金玲等^[35]将一类核极限学习机和增量学习相结合,实现了对贯序样本数据的在线故障检测,并以旋转变压器激励发生电路为例进行了实验验证。第2个研究方向是负选择算法 (Negative Selection Algorithm, NSA),其核心思想是通过生成一组检测器,并筛选出那些不会与正常数据匹配的检测器,这些检测器用于检测异常数据。这个过程类似于生物免疫系统中 T 细胞的负选择过程,确保 T 细胞不会攻击自身的正常细胞。文天柱等^[36]将 NSA 与可拓学相结合,实现了对机载综合显控平台的故障检测。Abid 等人^[37]提出一种使用专门检测器改进 NSA 的故障检测方法,在多个数据集上验证了方法的有效性。

基于模型的方法在理论上提供了更高的精度,但在复杂系统中,模型的构建成本和难度较高。相比之下,数据驱动的方法虽然不需要精确建模,但其检测精度依赖于数据质量和算法选择。在不同设备中,数据驱动的方法更为普遍适用,尤其是在数据丰富的情况下。故障检测方法比较见表1,列出了基于模型的方法和数据驱动的方法的具体应用场景及其研究侧重点。基于模型的方法主要应用于线性和非线性系统,强调模型的精度和鲁棒性,而数据驱动的方法则更适用于传感器系统,重点在于数据质量和算法选择。结合这2种方法的优缺点,混合检测策略可能在提高检测准确性和鲁棒性方面具有更大的潜力。

表1 故障检测方法比较

Tab.1 Comparison of fault detection methods

方法类型	具体方法	研究对象	研究侧重点
基于模型的方法	观测器、状态估计	线性系统、非线性系统	模型精度、鲁棒性
数据驱动的方法	二分类、一类分类	传感器系统	数据质量、算法选择

2.2 故障诊断技术

故障诊断是将已发生的故障定位到需要更换的产品组成单元的过程。结合航空电子设备的故障特点,国内外学者进行了大量研究。本文基于清华大学

周东华教授的研究成果^[38],对故障诊断方法进行了分类概括,如图4所示。

根据图4所示,故障诊断方法可以分为定性分析方法和定量分析方法:

1) 定性分析方法。定性分析方法通过逻辑推理、

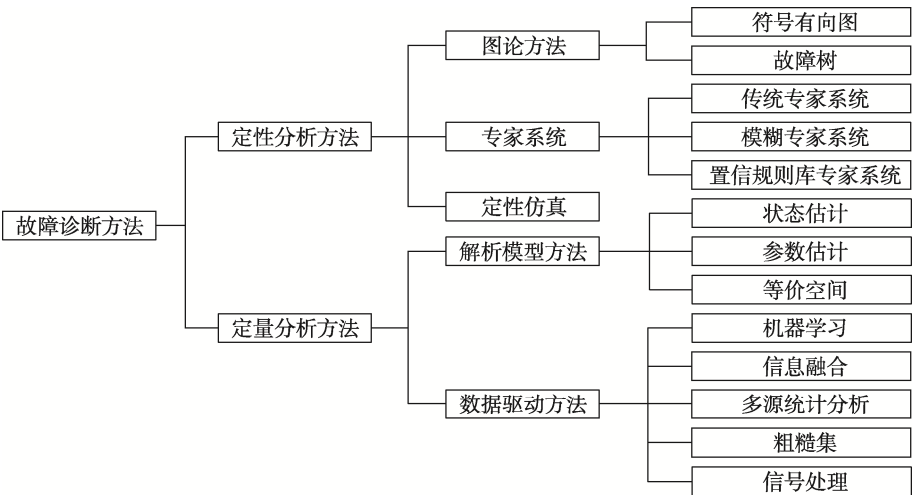


图 4 故障诊断方法分类
Fig.4 Classification of fault diagnosis methods

规则和经验进行故障诊断。这类方法包括图论方法、专家系统和定性仿真。定性方法分类及其子类方法实现路径见表 2。在传统的航空维修保障任务中,专家系统和故障树等定性分析方法曾被广泛使用。然而,随着航空电子设备信息化和智能化程度的提升,定性分析方法面临诊断知识获取困难和推理搜索过程复杂等问题的挑战。

表 2 定性分析方法对比 Tab.2 Comparison of qualitative analysis methods		
方法分类	子类方法	子类方法基本定义
图论方法	符号有向图	利用符号有向图表示系统的结构和故障传播路径
	故障树	构建故障树,分析各个部件的故障模式及相互关系
专家系统	传统专家系统	基于专家经验和知识,通过规则库和推理机制诊断
	模糊专家系统	利用模糊逻辑处理不确定性和模糊信息
	置信规则库专家系统	结合置信规则库和专家系统进行诊断
定性仿真	建立系统的定性模型,模拟系统在不同故障条件下的行为,进行故障诊断	

2) 定量分析方法。定量分析方法主要依赖数学模型和数据,通过定量分析和计算进行故障诊断。这类方法包括解析模型和数据驱动方法。定量方法及其子类的实现路径见表 3。

基于解析模型的方法需要构建诊断对象的精确数学模型,这使其难以适应当前复杂电子设备的诊断需求。基于数据驱动的方法通过分析历史故障数据以及通过故障注入、仿真等方式获得的相关数据,结合推理算法完成故障诊断。在这些方法中,基于机器学习的智能诊断方法得到了广泛认可,并取得了大量研

表 3 定量分析方法对比 Tab.3 Comparison of quantitative analysis methods		
方法分类	子类方法	子类方法基本定义
解析模型方法	状态估计	利用状态空间模型描述系统动态,通过滤波方法进行诊断
	参数估计	通过估计系统参数的变化诊断故障
	等价空间	建立系统等价空间模型,分析故障模式和故障传播路径
数据驱动方法	机器学习	利用机器学习算法对历史数据进行训练和故障诊断
	信息融合	通过多传感器数据融合,综合分析多源信息进行故障诊断
	多源统计分析	利用多源数据的统计特征进行故障诊断
	粗糙集	利用粗糙集理论处理不确定性和不完备信息
	信号处理	通过分析信号的时域、频域和时频特征进行故障诊断

究成果。该方法将故障诊断建模为模式识别问题,通过学习电子设备的正常和故障模式,构建诊断模型,最终形成诊断策略^[39]。

在这种智能诊断方法中,人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)最为常用。ANN 具有强大的非线性拟合能力和自适应学习能力,且学习规则简单,计算过程易于实现。然而,ANN 对故障样本依赖性较高,当数据不足时,容易出现欠学习问题。因此,ANN 多用于故障样本充足、诊断资源丰富的情况,在电路级故障诊断中应用广泛^[40]。支持向量机(Support Vector Machine, SVM)在智能诊断中也比较常用,其具有模型简单、全局优化和推广性能良好等优点,能够解决小样本条件下的故障诊断问题。如

Yang 等^[41]使用 SVM 开展了对模拟电路的故障诊断研究。极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)是另一种被广泛使用的智能故障诊断方法。如朱敏等^[42]提出了一种多层单纯形优化核极限学习机的模拟电路故障诊断方法。戴金玲等^[43]提出了一种基于动态软聚类的局部多核极限学习机模型,并在旋转变压器激励发生电路上进行了诊断实验。刘星等^[44]提出了一种 lp 范数约束下正则化加权多核集成极限学习机的故障诊断模型,并对机载前端接收机进行了诊断实验。此外,深度学习在故障诊断中也有一定应用。如 Chen 等^[45]提出了一种随机离散时间序列深度卷积神经网络的故障诊断方法,并采用了随机过采样来提高对航空变压整流器的诊断性能,但使用深度学习方法通常需要较大的数据样本,导致该类方法的应用场景受到了一定程度的限制。

不同诊断模型之间存在一定的关联性。例如,专家系统与机器学习方法的结合可能提供更高的诊断准确性,特别是在数据不足的情况下。这种结合利用了专家系统的规则推理能力和机器学习的模式识别能力,形成了一种互补的诊断策略。当前研究的趋势正向数据驱动方法转变,这主要是由于其在处理复杂和非线性问题上的优势。然而,数据驱动方法的有效性在很大程度上依赖于数据的质量和数量,这也是未来研究需要解决的关键问题。故障诊断方法比较见表 4,列出了 2 种主要的故障诊断方法:定性分析方法和定量分析方法。定性分析方法主要应用于电子部件,侧重于逻辑推理和规则应用,常使用图论和专家系统进行分析。定量分析方法则适用于模拟电路和传感器数据,强调模式识别和数据融合,通常采用机器学习和信息融合技术。根据不同的研究对象和侧重点,可以选择最合适的诊断方法来提高故障诊断的准确性和效率。

表 4 故障诊断方法比较

Tab.4 Comparison of fault diagnosis methods

方法类型	具体方法	研究对象	研究侧重点
定性分析方法	图论、专家系统	电子部件	逻辑推理、规则应用
定量分析方法	机器学习、信息融合	模拟电路、传感器数据	模式识别、数据融合

2.3 故障预测技术

PHM 的核心环节之一是利用各类传感器采集的设备实时数据,预测各参数的未来走势,从而评估系统的状态变化趋势,为规避设备故障提供参考。预测是 PHM 实现一体化保障和“经济可承受性”的关键功能,主要分为 3 类,如图 5 所示。各预测方法所需信息见表 5。通常,基于可靠性的预测方法精度最低,数据驱动的预测方法精度居中,而基于失效物理模型

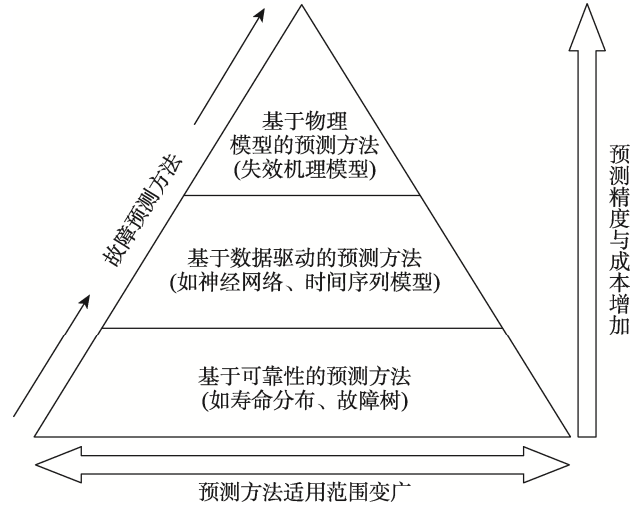


图 5 故障预测方法的划分

Fig.5 Division of fault prediction methods

表 5 各预测方法所需信息比较

Tab.5 Comparison of information required for various prediction methods

信息类型	预测方法 (精度由低→高)		
	基于可靠性	基于数据驱动	基于失效物理模型
物理模型	不需要	不必要	必要
失效历史	必要	不需要	不必要
监测数据	不必要	必要	必要
故障类型	不需要	必要	必要
维修历史	不必要	不需要	不必要

的预测方法精度最高。

2.3.1 基于可靠性

可靠性预测方法的基本思想是在缺乏物理模型的情况下,利用经验进行预测。该方法简单易操作,但预测精度较低,适用于可靠性要求较低的设备,主要包括 2 种方法:

1) 基于寿命分布的方法,常与失效物理模型结合^[46]。该方法通过分析设备的历史故障数据,建立寿命预测模型,如指数分布、正态分布和威布尔分布等,然后根据这些模型预测设备的剩余使用寿命。如 Li 等^[47]通过威布尔分布和耦合效应的可靠性分析,并结合对失效机理的深入分析,提出了一种新的绝缘栅双极型晶体管(Insulated Gate Bipolar Transistor, IGBT)故障预测模型。

2) 基于故障树分析的方法。故障树分析是一种系统化的故障分析方法,通过构建逻辑框图,分析系统中各组件的故障模式及其相互关系^[48]。这种方法能够系统地识别和分析复杂系统中的潜在故障模式,提供定量的故障预测结果。然而,其准确性依赖于故障树的构建质量和输入数据的准确性。如 Pang 等^[49]提出了一种基于贝叶斯网络和维纳过程的电磁制动器动态故障树分析新方法。

2.3.2 基于失效物理模型

失效物理模型方法的核心思想是通过将监测数据与设备的失效模型进行比较, 预测未来一段时间内设备状态与正常状态的偏离程度。其关键在于物理模型的建立, 具有高预测精度, 但成本高, 且适用范围有限。该方法通常与寿命预测结合, 通过分析设备的失效机理, 识别关键因素, 建立数学模型, 预测设备的剩余寿命和故障概率^[50]。如 Liu 等^[51]提出了一种基于谱元时域的电子器件热力学耦合分析方法。

然而, 实际航空电子设备的物理模型是一个受多种因素影响的复杂动态模型, 具有高度的复杂性和随机性。具体来说, 航空电子设备的失效过程可能受到温度、湿度、振动、电应力等多种环境和操作条件的影响, 这使得模型的构建和参数识别变得极为困难。此外, 设备的老化和磨损过程也具有高度随机性, 进一步增加了建模难度^[52]。因此, 在实际应用中, 往往难以建立一个精确且通用的失效物理模型, 导致该方法适用范围有限。

2.3.3 基于数据驱动的方法

以上 2 种方法主要通过经验或物理模型进行预测, 广泛应用于早期状态预测。随着设备复杂化和智能化程度不断增加, 依靠经验知识进行预测的精度逐渐难以保证, 建立精确的物理模型也越来越困难, 因此基于历史数据的状态预测方法成为了近年来主要的研究方向。此类方法的优点在于门槛低、适用于非线性和非透明系统, 常用实现手段包括时间序列、滤波器和机器学习等。

时间序列预测法基于时间序列反映的故障发展过程和规律进行外推预测。其优点是计算简洁, 但需要的参数多, 适用范围局限于线性平稳序列, 不适用于复杂非平稳情况, 主要模型包括自回归模型、滑动平均模型和自回归移动平均模型等^[53]。

滤波器预测法通过高效滤波器, 基于一系列不完全且包含噪声的测量, 估计动态系统的状态^[54]。该方法适用于非线性数据预测, 但要求数据维度高, 预测性能一般, 最常用的是卡尔曼滤波器^[55]。

机器学习预测法通过人工神经网络、支持向量机等机器学习方法, 对状态进行拟合以完成预测。Lyu 等^[56]通过结合灰色模型和人工神经网络, 实现了对航电系统某一模块的故障预测。Gao 等^[57]提出了一种基于回声状态网络的航空电子设备中长期故障预测方法。倪祥龙等^[58]提出了一种基于双向长短时记忆网络的电子装备故障预测方法, 并在雷达发射机 3 组状态监测数据中进行了实验。Mitici 等^[59]提出使用随机森林回归和极端梯度提升算法对飞行汽车锂电池放电相关特征进行预测, 实验证明, 对电池健康状态和剩余使用寿命预测具有较高的准确性。此类方法具有速度快、无需先验知识、适用于非线性预测等优点, 但

在一定程度上忽略了专家经验知识^[60-62]。

探索失效物理模型与数据驱动方法的结合是一个具有潜力的研究方向, 通过结合物理模型的理论基础和驱动技术的优势, 不仅能够提高预测精度, 还能减少对大规模数据集的依赖, 能够有效捕捉复杂系统中的非线性特征。此外, 如何在预测模型中有效整合专家知识和经验, 也是一个值得关注的方向。故障预测方法比较见表 6, 列出了 3 种主要的故障预测方法: 基于可靠性的方法、基于失效物理模型的方法和驱动数据的方法。基于可靠性的方法主要应用于电子元器件和机械组件, 侧重于经验预测和逻辑分析。基于失效物理模型的方法适用于复杂系统和关键部件, 强调物理建模和失效机理的分析。驱动数据的方法则利用传感器数据, 通过时间序列和机器学习技术进行非线性预测和数据挖掘。结合这些方法的特点, 可以为不同的应用场景选择最合适的故障预测策略。

表 6 故障预测方法比较			
Tab.6 Comparison of fault prediction methods			
方法类型	具体方法	研究对象	研究侧重点
基于可靠性的方法	寿命分布、故障树分析	电子元器件、机械组件	经验预测、逻辑分析
基于失效物理模型的方法	热力学分析、应力分析	复杂系统、关键部件	物理建模、失效机理
数据驱动的方法	时间序列、机器学习	传感器数据	非线性预测、数据挖掘

3 航空电子设备 PHM 关键技术面临的挑战

在第 2 节中, 详细探讨了航空电子设备 PHM 关键技术的研现状, 包括故障检测、故障诊断和故障预测的最新进展。尽管这些技术取得了显著进展, 但在实际应用中仍面临若干挑战。

3.1 特征参数难以获取

在故障检测和诊断中, 获取准确的特征参数是关键。然而, 正如文献[2,13]所指出的, 航空电子设备的复杂性使得特征参数的获取变得困难。这在实际工程中表现为缺乏合适的传感器接口和测试点, 导致数据采集的局限性。例如, 在某些复杂的航空电子系统中, 传感器的安装位置和数量受到空间和成本的限制, 进一步增加了特征参数获取的难度。

在机械设备中, 利用特征参数进行故障预测的方法应用广泛且直观, 通常通过检测故障先兆 (如滚动轴承磨损引起的振动信号变化), 并结合推理算法来评估设备的当前状态。然而, 航空电子设备由电路板、功能电路和电子元器件等多层级结构组成, 难以找到

易于获取的参数来评估其退化程度。随着航空电子设备复杂度的增加,即使部分电子元器件的健康状态可以通过其输出电信号的变化进行表征,但由于设备缺乏预先设计的测试点或接口,这些特征参数在工程实践中难以捕捉和获取。

3.2 退化规律不够明确

文献[46-47]强调了退化模型在故障预测中的重要性。然而,当前的研究主要集中在少数元器件上,许多航空电子设备的退化规律仍不明确。在实际工程中,这种不确定性导致了预测模型的适用性受限。例如,某些电子元器件在不同环境条件下的退化速度和模式差异显著,难以通过统一的模型进行准确预测。

航空电子设备的退化规律是故障预测的基础。目前,已建立的退化物理模型仅适用于少数器件和组件,大部分元器件和机械连接组件的退化模型仍不完善,甚至缺乏。现有研究中,航空电子设备中仅有无人机动力电池(如锂电池)、发光二极管型灯组(如航行灯、编队灯、防撞灯等)、陀螺仪(如惯性测量单元陀螺仪)、雷达发射机发射管(如磁控管、行波管等)、模拟电路元器件(如电容、电阻等)、电力功率器件(如绝缘栅双极型晶体管)等少数部件或元件具有特定退化规律。作为由多种元器件和机械连接组件构成的系统,航空电子设备是由多种元器件和机械连接组件构成的系统,定量和准确描述其退化模型较为困难,且健康耗损规律也难以明确。

3.3 故障发生具有随机性

如文献[52]所述,航空电子设备的故障具有高度的随机性,这在实际应用中增加了 PHM 系统的复杂性。工程实践中,设备运行环境的多变性和应力条件的随机性使得故障预测更加困难。例如,温度和振动的随机变化可能导致元器件的加速老化和突发故障,这对 PHM 系统的实时性和准确性提出了更高的要求。

航空电子设备由众多元器件和复杂结构组成,各类器件在随机环境应力和工作应力的共同作用下,可能会出现偶发性故障,从而导致故障的发生具有较强的随机性。这种随机性增加了设备从健康状态到逐渐退化这一过程的不确定性,提升了 PHM 的难度。具体来说,航空电子设备在运行过程中会受到各种环境因素的影响,如温度、湿度、振动和电磁干扰等。这些环境应力与设备的工作应力相互作用,可能会加速元器件的老化和退化,甚至引发突发性故障。此外,不同元器件的退化速度和故障模式各不相同,也增加了整个系统健康状态预测和评估的难度。

4 结语

本文首先阐述了航空电子设备 PHM 技术的发展、应用价值与系统结构,然后综述了航空电子设备

PHM 关键技术的研究现状,最后分析了其面临的挑战。PHM 技术在航空电子设备中的应用已显示出显著的经济和安全效益,能够有效提高设备的可靠性和可用性,减少维护成本。通过 PHM 技术对航空电子设备健康状态进行的实时监控、诊断和预测,从而开展预防性维护,为提高航空装备安全和减少维护费用提供了强有力的技术支持。随着人工智能等技术的进步,PHM 技术有望取得更进一步的突破。然而,当前的研究仍面临一些挑战,主要体现在特征参数获取困难、退化规律不明确以及故障随机等方面。为解决航空电子设备 PHM 关键技术面临的挑战,未来可在以下几个方面开展深入研究:

1) 特征参数获取方法的改进。针对航空电子设备特征参数难以获取的问题,未来研究可重点关注如何设计有效的测试点或接口,开发新型传感器技术,以便更好地捕捉和获取关键特征参数。同时,探索基于信号处理和数据挖掘技术的方法,提高特征参数的提取和分析能力。

2) 退化规律研究的深化。针对航空电子设备退化规律不够明确的问题,未来研究可重点关注建立更加完善的退化物理模型,特别是针对不同类型的元器件和机械连接组件。通过实验研究和仿真技术,深入分析各类元器件的退化机制和规律,建立更加准确的退化模型。

3) 故障随机性应对策略的优化。针对航空电子设备故障发生具有随机性的问题,未来研究可重点关注如何通过统计分析和概率模型,量化故障发生的随机性。同时,探索基于机器学习的方法,提高故障预测的准确性和可靠性,减少随机性对 PHM 系统的影响。

通过对这些方向的深入探索,PHM 技术在航空电子设备中的应用将更加成熟,为提高航空装备的安全性和经济性提供更为坚实的技术支持。

参考文献:

- [1] 朱敏. 基于超限学习机的航空电子设备 PHM 关键技术研究[D]. 烟台: 海军航空大学, 2019.
ZHU M. Research on Key Technologies of PHM for Avionics Based on Extreme Learning Machine[D]. Yantai: Naval Aviation University, 2019.
- [2] 李睿峰. 基于元学习的航空电子设备 PHM 关键技术研究[D]. 烟台: 海军航空大学, 2020.
LI R F. Research on Key Technologies of PHM for Avionics Based on Meta Learning[D]. Yantai: Naval Aviation University, 2020.
- [3] 孙永奎. 基于支持向量机的模拟电路故障诊断方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2009.
SUN Y K. Research on analog circuit fault diagnosis method based on support vector machine[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2009.

- [4] MURGIA A, HARSHA C, TSIPORKOVA E, et al. A Hybrid Model for Prognostic and Health Management of Electronic Devices[J]. *Electronics*, 2024, 13(3): 642.
- [5] ALAN T. Applications of Machine Learning in Diagnostics and Prognostics of Wind Turbine High Speed Generator Failure[D]. Glasgow, Scotland, UK: University of Strathclyde, 2021.
- [6] 吕琛, 马剑, 刘红梅, 等. 基于认知计算与几何空间变换的故障诊断与预测[M]. 北京: 国防工业出版社, 2021.
- LYU C, MA J, LIU H M, et al. Fault Diagnosis and Prognostics Based on Cognitive Computing and Geometric Space Transformation[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2021.
- [7] DENG W K, KHANH T P N, KAMAL M, et al. Physics-Informed Machine Learning in Prognostics and Health Management: State of the Art and Challenges[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2023, 124: 325-352.
- [8] 刘宁, 罗坤, 张成名. 故障预测与健康管理技术及应用案例分析[M]. 北京: 电子工业出版社, 2022.
- LIU N, LUO K, ZHANG C M. Fault Prediction and Health Management Technology and Application Case Analysis[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2022.
- [9] FU S, AVDELIDIS N P. Prognostic and Health Management of Critical Aircraft Systems and Components: An Overview[J]. *Sensors*, 2023, 23(19): 8124.
- [10] 吴明强, 房红征, 文博武, 等. 飞行器故障预测与健康管理(PHM)集成工程环境研究[J]. *计算机测量与控制*, 2011, 19(1): 98-101.
- WU M Q, FANG H Z, WEN B W, et al. Research on Aircraft Prognostics and PHM Integrated Engineering Environment[J]. *Computer Measurement & Control*, 2011, 19(1): 98-101.
- [11] 戴金玲. 基于核极限学习机的航空设备 PHM 关键技术研究[D]. 烟台: 海军航空大学, 2021.
- DAI J L. Research on Key Technologies of PHM for Avionics Based on Nuclear Extreme Learning Machine[D]. Yantai: Naval Aviation University, 2021.
- [12] 吕琛, 马剑, 王自力. PHM 技术国内外发展情况综述[J]. *计算机测量与控制*, 2016, 24(9): 1-4.
- LYU C, MA J, WANG Z L. A State of the Art Review on PHM Technology[J]. *Computer Measurement & Control*, 2016, 24(9): 1-4.
- [13] 李鹏, 牛伟. 机载系统通用故障诊断与预测模型构建研究[J]. *测控技术*, 2020, 39(12): 45-49.
- LI P, NIU W. General Fault Diagnosis and Prediction Model of Airborne System[J]. *Measurement & Control Technology*, 2020, 39(12): 45-49.
- [14] 苗学问, 蔡光耀, 何田. 航空器预测与健康管理[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2015.
- MIAO X W, CAI G Y, HE T. Aircraft Prediction and Health Management[M]. Beijing: Beijing University of Aeronautics & Astronautics Press, 2015.
- [15] 王朕, 秦亮, 张文广, 等. 电子设备故障诊断与维修技术[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2018.
- WANG Z, QIN L, ZHANG W G, et al. Fault Diagnosis and Maintenance Technology of Electronic Equipment[M]. Beijing: Beijing University of Aeronautics & Astronautics Press, 2018.
- [16] 陈政权. 具有扰动的一类非线性系统鲁棒故障检测与估计方法研究[D]. 开封: 河南大学, 2020.
- CHEN Z Q. Research on Robust Fault Detection and Estimation for a Class of Nonlinear Systems with Disturbance[D]. Kaifeng: Henan University, 2020.
- [17] 徐巧宁, 艾青林, 杜学文, 等. 模型-数据联合驱动的船舶舵机电液伺服系统早期故障检测[J]. *上海交通大学学报*, 2020, 54(5): 451-464.
- XU Q N, AI Q L, DU X W, et al. An Integrated Model-Based and Data-Driven Method for Early Fault Detection of a Ship Rudder Electro-Hydraulic Servo System[J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 2020, 54(5): 451-464.
- [18] WANG R X, XU J J, ZHANG W X, et al. Reliability Analysis of Complex Electromechanical Systems: State of the Art, Challenges, and Prospects[J]. *Quality and Reliability Engineering International*, 2022, 38(7): 3935-3969.
- [19] CHEN H T, LI L L, SHANG C, et al. Fault Detection for Nonlinear Dynamic Systems with Consideration of Modeling Errors: A Data-Driven Approach[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2023, 53(7): 4259-4269.
- [20] FERDOWSI H, CAI J, JAGANNATHAN S. Filter-Based Fault Detection and Isolation in Distributed Parameter Systems Modeled by Parabolic Partial Differential Equations[J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 45011-45027.
- [21] TUTSOY O, ASADI D, AHMADI K, et al. Robust Reduced Order Thau Observer with the Adaptive Fault Estimator for the Unmanned Air Vehicles[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(2): 1601-1610.
- [22] NGUYEN D, TRAN H S, TRAN T T, et al. Developing an Approach for Fault Detection and Diagnosis of Angular Velocity Sensors[J]. *International Journal of Aviation Science and Technology*, 2021, 2(1): 16-21.
- [23] LI Z W, CHENG Y M, WANG H B, et al. Fault Detection Approach Applied to Inertial Navigation System/Air Data System Integrated Navigation System with Time-Offset[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2021, 15(9): 945-956.
- [24] JI C, SUN W. A Review on Data-Driven Process Monitoring Methods: Characterization and Mining of Industrial Data[J]. *Processes*, 2022, 10(2): 335.
- [25] 高明哲, 许爱强, 许晴. SL-SMOTE 和 CS-RVM 结合的电子故障检测方法[J]. *计算机工程与应用*, 2019, 55(4): 185-192.
- GAO M Z, XU A Q, XU Q. Fault Detection Method of Electronic Equipment Based on SL-SMOTE and CS-RVM[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2019, 55(4): 185-192.
- [26] GREHAN J, IGNATYEV D, ZOLOTAS A. Fault Detection in Aircraft Flight Control Actuators Using Support Vector Machines[J]. *Machines*, 2023, 11(2): 211.

- [27] 崔芮华, 李锋锋, 李英男, 等. 基于连续小波 Tsallis 奇异熵的航空交流电弧故障检测[J]. 电气传动, 2020, 50(12): 93-98.
CUI R H, LI F F, LI Y N, et al. AC Arc-Fault Detection Based on Continuous Wavelet Tsallis Singular Entropy in Airplane[J]. Electric Drive, 2020, 50(12): 93-98.
- [28] 张维, 杜兰. 一种集成式 Beta 过程最大间隔一类分类方法[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(5): 1219-1227.
ZHANG W, DU L. An Ensembling One-Class Classification Method Based on Beta Process Max-Margin One-Class Classifier[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2021, 43(5): 1219-1227.
- [29] HE Z Y, ZENG Y T, SHAO H D, et al. Novel Motor Fault Detection Scheme Based on One-Class Tensor Hyperdisk [J]. Knowledge-Based Systems, 2023, 262: 110259.
- [30] PANG J X, PU X K, LI C G. A Hybrid Algorithm Incorporating Vector Quantization and One-Class Support Vector Machine for Industrial Anomaly Detection[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(12): 8786-8796.
- [31] ZHANG Y X, WANG X Y, DING Z H, et al. Anomaly Detection of Sensor Faults and Extreme Events Based on Support Vector Data Description[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2022, 29(10): e3047.
- [32] ZHAN W C, WANG K N, CAO J D. Elastic-Net Based Robust Extreme Learning Machine for One-Class Classification[J]. Signal Processing, 2023, 211: 109101.
- [33] 朱敏, 刘奇, 刘星, 等. 基于 LMKL 和 OC-ELM 的航空电子部件故障检测方法[J]. 系统工程与电子技术, 2020, 42(6): 1424-1432.
ZHU M, LIU Q, LIU X, et al. Fault Detection Method for Avionics Based on LMKL and OC-ELM[J]. Systems Engineering and Electronics, 2020, 42(6): 1424-1432.
- [34] 刘星, 赵建印, 朱敏, 等. L_p -范数约束下 MKL-OC-ELM 的装备故障检测[J]. 控制与决策, 2021, 36(10): 2379-2388.
LIU X, ZHAO J Y, ZHU M, et al. MKL and OC-ELM Fault Detection Based on L_p -Norm Constraint[J]. Control and Decision, 2021, 36(10): 2379-2388.
- [35] 戴金玲, 许爱强, 申江江, 等. 基于 OCKELM 与增量学习的在线故障检测方法[J]. 航空学报, 2022, 43(3): 325121.
DAI J L, XU A Q, SHEN J J, et al. Online Fault Detection Method Based on Incremental Learning and OCKELM [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2022, 43(3): 325121.
- [36] 文天柱, 许爱强, 邓露. 可拓否定选择算法及其在故障诊断中的应用[J]. 智能系统学报, 2015, 10(3): 488-493.
WEN T Z, XU A Q, DENG L. A New Negative Selection Algorithm Based on Extenics and Its Application in Fault Diagnosis[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2015, 10(3): 488-493.
- [37] ABID A, KHAN M T, HAQ I U, et al. An Improved Negative Selection Algorithm-Based Fault Detection Method[J]. IETE Journal of Research, 2022, 68(5): 3406-3417.
- [38] 周东华, 胡艳艳. 动态系统的故障诊断技术[J]. 自动化学报, 2009, 35(6): 748-758.
ZHOU D H, HU Y Y. Fault Diagnosis Techniques for Dynamic Systems[J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(6): 748-758.
- [39] 张伟, 许爱强. 集成散度的 MKL 模型在模拟电路诊断中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(9): 5-12.
ZHANG W, XU A Q. Application of MKL Model Incorporated Within-Class Scatter in Analog Circuit Diagnosis[J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(9): 5-12.
- [40] AIZENBERG I, BELARDI R, BINDI M, et al. A Neural Network Classifier with Multi-Valued Neurons for Analog Circuit Fault Diagnosis[J]. Electronics, 2021, 10(3): 349.
- [41] YANG J P, SONG Q H. Fault Diagnosis of Support Vector Machine Analog Circuits Based on Improved Particle Swarm Optimization[J]. Journal of Nanoelectronics and Optoelectronics, 2023, 18(6): 743-752.
- [42] 朱敏, 许爱强, 许晴, 等. 基于改进多层核超限学习机的模拟电路故障诊断[J]. 兵工学报, 2021, 42(2): 356-369.
ZHU M, XU A Q, XU Q, et al. Fault Diagnosis of Analog Circuits Based on Improved Multilayer Kernel Extreme Learning Machine[J]. Acta Armamentarii, 2021, 42(2): 356-369.
- [43] 戴金玲, 许爱强. 基于动态软聚类的航空电子部件 LMKELM 诊断模型[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(3): 637-646.
DAI J L, XU A Q. Local Multiple Kernel Extreme Learning Machine Fault Diagnosis Model with Dynamic Fuzzy Clustering for Avionics[J]. Systems Engineering and Electronics, 2021, 43(3): 637-646.
- [44] 刘星, 赵建印, 朱敏, 等. 一种改进的 L_p -RWMKE-ELM 故障诊断模型[J]. 工程科学学报, 2022, 44(1): 82-94.
LIU X, ZHAO J Y, ZHU M, et al. Research on an Improved L_p -RWMKE-ELM Fault Diagnosis Model[J]. Chinese Journal of Engineering, 2022, 44(1): 82-94.
- [45] CHEN S W, GE H J, LI J, et al. Progressive Improved Convolutional Neural Network for Avionics Fault Diagnosis[J]. IEEE Access, 2019, 7: 177362-177375.
- [46] JIAO J, DE X L, CHEN Z W, et al. Integrated Circuit Failure Analysis and Reliability Prediction Based on Physics of Failure[J]. Engineering Failure Analysis, 2019, 104: 714-726.
- [47] LI L, HE Y G, WANG L, et al. IGBT Lifetime Model Considering Composite Failure Modes[J]. Materials Science in Semiconductor Processing, 2022, 143: 106529.
- [48] YAZDI M, MOHAMMADPOUR J, LI H, et al. Fault Tree Analysis Improvements: A Bibliometric Analysis and Literature Review[J]. Quality and Reliability Engineering International, 2023, 39(5): 1639-1659.
- [49] PANG J H, DAI J K, ZHANG C H, et al. A New Dynamic Fault Tree Analysis Method of Electromagnetic Brakes Based on Bayesian Network Accompanying Wiener Process[J]. Symmetry, 2022, 14(5): 968.

- [50] WANG C, JI T T, MAO F, et al. Prognostics and Health Management System for Electric Vehicles with a Hierarchy Fusion Framework: Concepts, Architectures, and Methods[J]. *Advances in Civil Engineering*, 2021, 2021 (1): 6685900.
- [51] LIU Q Q, ZHUANG M W, ZHAN W C, et al. An Efficient Thin Layer Equivalent Technique of SETD Method for Thermo-Mechanical Multi-Physics Analysis of Electronic Devices[J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2022, 192: 122816.
- [52] 王芳. 电子设备故障预测与健康管理技术发展新动态[J]. *电子元器件与信息技术*, 2021, 5(6): 49-50.
WANG F. New Development Trends of Electronic Equipment Fault Prediction and Health Management Technology[J]. *Electronic Component and Information Technology*, 2021, 5(6): 49-50.
- [53] LU J W, PENG J, CHEN J Y, et al. Prediction Method of Autoregressive Moving Average Models for Uncertain Time Series[J]. *International Journal of General Systems*, 2020, 49(5): 546-572.
- [54] 曹新宇, 彭飞, 李立伟, 等. 基于 IBAS-NARX 神经网络的锂电池荷电状态估计[J]. *储能科学与技术*, 2021, 10(6): 2342-2351.
CAO X Y, PENG F, LI L W, et al. SOC Estimation of Lithium Battery Based on IBAS-NARX Neural Network Model[J]. *Energy Storage Science and Technology*, 2021, 10(6): 2342-2351.
- [55] DEMIRCI M, GÖZDE H, TAPLAMACIOGLU M C. Improvement of Power Transformer Fault Diagnosis by Using Sequential Kalman Filter Sensor Fusion[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2023, 149: 109038.
- [56] LYU Y, JIANG Y J. Examination on Avionics System Fault Prediction Technology Based on Ashy Neural Network and Fuzzy Recognition[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 38(4): 3939-3947.
- [57] GAO C, LI B, DAI Z. Medium and Long-Term Fault Prediction of Avionics Based on Echo State Network[J]. *Mobile Information Systems*, 2022, 2022: 5343909.
- [58] 倪祥龙, 石长安, 麻曰亮, 等. 基于 Bi-LSTM 的电子装备故障预测方法研究[J]. *航空兵器*, 2022, 29(6): 102-110.
NI X L, SHI C A, MA Y L, et al. Research on Fault Prediction Method of Electronic Equipment Based on Bi-LSTM[J]. *Aero Weaponry*, 2022, 29(6): 102-110.
- [59] MITICI M, HENNINK B, PAVEL M, et al. Prognostics for Lithium-Ion Batteries for Electric Vertical Take-off and Landing Aircraft Using Data-Driven Machine Learning[J]. *Energy and AI*, 2023, 12: 100233.
- [60] CUI Z H, WANG L C, LI Q, et al. A Comprehensive Review on the State of Charge Estimation for Lithium-Ion Battery Based on Neural Network[J]. *International Journal of Energy Research*, 2022, 46(5): 5423-5440.
- [61] 马文路. 面向稀疏大规模数据集的最小二乘支持向量机研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2022.
MA W L. Research on Least Squares Support Vector Machine for Sparse Large-Scale Datasets[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2022.
- [62] 杨晓敏. 改进灰狼算法优化支持向量机的网络流量预测[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(3): 211-217.
YANG X M. Improved Gray Wolf Algorithm to Optimize Support Vector Machine for Network Traffic Prediction[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(3): 211-217.