

船舶设备故障诊断与预测维护技术研究

丁红星

中国船级社实业有限公司宁波分公司, 中国·浙江 宁波 315000

摘要: 论文探讨了船舶设备故障诊断与预测维护技术的现状与发展趋势。随着船舶设备复杂性和运行环境的恶劣性增加, 传统计划维护体系已难以满足需求。研究提出了基于先进计算机技术的实时监控、故障诊断与预测方法, 旨在提高设备维护成效, 确保航行安全。通过系统设计与关键技术分析, 满足了实时监控、故障实时诊断及状态提前预知等功能需求, 为船舶设备的智能化维护提供了有力支持。

关键词: 船舶设备; 故障诊断; 预测维护; 实时监控; 智能化

Research on Fault Diagnosis and Predictive Maintenance Technology for Ship Equipment

Hongxing Ding

China Classification Society Industrial Co., Ltd. Ningbo Branch, Ningbo, Zhejiang, 315000, China

Abstract: This paper explores the current status and development trends of ship equipment fault diagnosis and predictive maintenance technology. With the increasing complexity of ship equipment and the harsh operating environment, the traditional planned maintenance system is no longer able to meet the demand. The research proposes a real-time monitoring, fault diagnosis, and prediction method based on advanced computer technology, aiming to improve equipment maintenance effectiveness and ensure navigation safety. Through system design and key technology analysis, it meets the functional requirements of real-time monitoring, real-time fault diagnosis, and status prediction, providing strong support for the intelligent maintenance of ship equipment.

Keywords: ship equipment; fault diagnosis; predictive maintenance; real time monitoring; intelligent

0 前言

现代船舶作为海洋运输的重要工具, 其结构复杂, 运行环境恶劣, 航行安全面临巨大挑战。船舶设备的正常运行直接关系到船舶的安全和航行效率。然而, 传统的计划维护保养体系已难以满足现代船舶设备维护的需求。随着科技的进步, 特别是计算机技术和人工智能技术的发展, 船舶设备故障诊断与预测维护技术逐渐成为研究热点。本研究旨在探讨船舶设备故障诊断与预测维护技术的现状与发展趋势, 为船舶设备的智能化维护提供理论支持和实践指导。

1 船舶设备故障诊断技术

1.1 传统故障诊断方法

船舶设备故障诊断技术的发展经历了从简单到复杂、从单一到多元的过程。在 20 世纪以前, 船舶结构简单, 维修费用低, 人类对船舶的维修基本上是事后维修, 即某部分出现问题后再进行故障分析和维护, 故障诊断并未引起人们的足够重视。进入 20 世纪后, 随着船舶设备技术水平和复杂程度的提高, 设备故障对船舶运行产生了显著影响, 定期维修逐渐成为主流。然而, 定期维修存在过修或失修的问题, 难以准确预测设备故障的发生。

基于信号处理的方法是船舶设备故障诊断中常用的一种传统方法。它通常利用信号模型, 直接根据检测数据判断

设备状态, 也可采用相应的信号分析和处理方法, 如相关函数、频谱、自回归滑动平均等, 提取诸如方差、幅值、频率等特征。这种方法直接利用信号模型, 回避了抽取对象数学模型的难点, 对于线性系统和非线性系统都适用, 具有一定的通用性。然而, 它也存在一些局限性, 如受操作人员经验、技术水平和身体状态等的影响, 容易出现误判和漏判^[1]。

1.2 现代故障诊断技术

随着计算机技术和人工智能技术的发展, 现代故障诊断技术逐渐兴起。其中, 基于神经网络的故障诊断方法因其强大的学习能力和自适应能力而备受关注。神经网络能够自动学习和训练, 更新故障诊断知识并形成新的故障诊断规则, 从而实现对船舶设备故障的准确诊断。

近年来, 卷积神经网络 (CNN) 和循环神经网络 (RNN) 在船舶设备故障诊断中得到了广泛应用。CNN 擅长处理图像和局部特征提取, 而 RNN 则擅长处理时间序列数据。针对船舶多设备实时故障诊断的需求, 有研究者提出了一种基于 CNN 和 RNN 融合的船舶设备实时故障诊断方法。该方法通过 CNN 自动提取具有代表性的故障特征, 然后利用 RNN 提取时态特征并完成最终的故障分类。实验表明, 该方法满足了船舶设备故障诊断对实时性与准确性的要求^[2]。

此外, 专家系统也是船舶设备故障诊断中常用的一种现代技术。专家系统是将人类专家的知识和经验输入到计算

机中,使计算机能够以“思维”和“推理”的方式,利用这些知识和经验解决特定的问题。专家系统通常包括知识获取系统、知识库、推理机和输入输出系统等子系统。在船舶设备故障诊断中,专家系统可以将某领域中许多专家的经验 and 知识汇集起来,集各家之长,使系统的诊断处理能力超过单个人类专家的水平,提高故障诊断的有效性。

1.3 故障诊断技术的发展趋势

随着船舶设备复杂性和运行环境的恶劣性不断增加,船舶设备故障诊断技术将朝着更加智能化、精准化和实时化的方向发展。未来,基于深度学习的故障诊断方法将成为主流,通过不断学习和优化模型,提高故障诊断的准确性和效率。同时,多传感器数据融合技术也将得到广泛应用,通过融合来自不同传感器的数据,提高故障诊断的全面性和可靠性^[3]。

2 船舶设备预测维护技术

船舶设备预测维护技术作为现代航运业智能化转型的核心驱动力,正逐步改变传统“故障后维修”与“定期计划维护”的被动模式。该技术通过实时数据采集、状态监测、故障趋势预测及智能决策支持,构建起覆盖设备全生命周期的主动维护体系。其核心在于利用先进传感器技术、大数据分析与人工智能算法,提前识别设备潜在故障风险,优化维护资源分配,从而在保障航行安全的同时,显著降低运维成本。

2.1 数据驱动的预测维护基础架构

预测维护技术的实现依赖于多源异构数据的高效采集与融合。船舶设备运行环境复杂,需通过振动传感器、红外热像仪、油液分析仪、压力传感器等装置,实时捕捉设备运行状态。例如,柴油机曲轴箱的振动信号可反映轴承磨损程度,而润滑油中的金属颗粒浓度则能揭示齿轮或缸套的早期疲劳。这些数据具有高频、高维、强噪声的特点,需通过边缘计算节点进行初步清洗与特征提取。边缘计算设备(如工业级树莓派或 NVIDIA Jetson 系列)可在本地完成数据预处理,仅将关键特征上传至云端,既降低带宽压力,又确保敏感数据的安全性。此外,5G-MEC(多接入边缘计算)网络的部署进一步缩短了数据传输延迟,使实时预警成为可能。

在数据存储层面,时序数据库(如 InfluxDB)与关系型数据库(如 PostgreSQL)的混合架构成为主流选择。时序数据库擅长处理带时间戳的监测数据,支持高速写入与复杂查询;关系型数据库则用于存储设备元数据、维护记录及专家知识库。通过数据湖(Data Lake)技术,可将原始数据、处理结果及模型输出统一存储,为后续分析提供灵活的数据支撑。

2.2 故障预测模型的技术演进

故障预测模型是预测维护技术的核心,其发展经历了从统计模型到机器学习的跨越。早期基于威布尔分布、指数分布的可靠性模型,虽能描述设备失效概率,但难以处理复杂非线性关系。随着深度学习技术的突破,卷积神经网络(CNN)与长短期记忆网络(LSTM)的组合模型展现出强

大潜力。CNN 通过卷积层自动提取振动信号的时频特征,LSTM 则捕捉时间序列中的长期依赖关系。例如,某研究团队针对船舶齿轮箱故障,构建了 CNN-LSTM 混合模型,在公开数据集上实现了 93.6% 的预测准确率,较传统支持向量机(SVM)提升了 18.2%。

近年来,图神经网络(GNN)与 Transformer 架构的引入进一步提升了模型性能。GNN 可建模设备间的拓扑关系,适用于船舶动力系统等复杂网络的故障传播预测;Transformer 则通过自注意力机制,在超长序列数据中捕捉微弱故障特征。此外,迁移学习技术解决了新设备或罕见故障数据稀缺的问题。通过在大规模通用数据集上预训练模型,再针对特定船舶设备进行微调,可快速适应不同工况。例如,某航运公司利用迁移学习,将柴油机故障预测模型从实验台架迁移至实船应用,仅需少量现场数据即可达到 85% 以上的准确率^[4]。

2.3 数字孪生与虚拟维护的深度融合

数字孪生技术为预测维护提供了物理世界的数字化镜像。通过构建船舶设备的三维几何模型,并实时映射传感器数据,可动态模拟设备运行状态。例如,在螺旋桨的数字孪生体中,结合流体力学仿真与振动监测数据,可预测桨叶空泡腐蚀的扩展路径。数字孪生不仅支持故障复现与原因分析,还能用于虚拟维护演练。工程师可在数字空间中测试不同维护方案的效果,评估停机时间与成本,从而制定最优策略。某油轮公司通过数字孪生技术,将主机吊缸检修时间缩短了 30%,同时减少了备件浪费。

虚拟维护进一步扩展了数字孪生的应用场景。增强现实(AR)技术可将设备内部结构与故障位置叠加到真实场景中,辅助维修人员快速定位问题。例如,通过 AR 眼镜,技术人员可直观看到柴油机内部活塞环的磨损情况,并获取维修步骤指导。此外,基于数字孪生的剩余寿命预测模型,可结合实时工况动态调整维护阈值,实现真正的“按需维护”。

2.4 维护决策优化的智能进化

预测维护的最终目标是生成可执行的维护决策。这一过程需综合考虑故障风险、维护成本、备件库存及船舶航次计划。多目标优化算法(如 NSGA-II)可求解这一复杂问题,生成帕累托最优解集。例如,在规划主机维护时,算法可平衡“最小化停机时间”与“最大化维护效果”两个目标,提供多种方案供决策者选择。强化学习技术则通过模拟环境训练智能体,使其逐步学习最优决策策略。某研究团队开发了基于深度 Q 网络(DQN)的维护决策系统,在模拟船舶运营中,将维护成本降低了 22%,同时减少了 40% 的非计划停机。

动态维护计划生成是另一关键技术。船舶航行状态(如航速、海况)直接影响设备负荷,需实时调整维护计划。例如,当监测到主机长期高负荷运行时,系统可自动提前下一次维护时间,并推荐增加润滑油检测频次。此外,区块链技术的引入增强了维护记录的可信度。通过分布式账本,所有

维护操作、备件更换及设备状态变化均被不可篡改地记录,为设备全生命周期管理提供透明化支持。

3 船舶设备故障诊断与预测维护系统的设计与实现

船舶设备故障诊断与预测维护系统的设计与实现是航运业智能化转型的关键环节,其目标在于通过数据驱动与智能算法,构建覆盖设备全生命周期的主动维护体系。该系统需融合多源异构数据、实时分析技术、智能诊断模型与决策优化算法,以应对船舶运行环境复杂、设备种类繁多、故障后果严重的挑战。以下从系统架构设计、核心功能实现、关键技术突破及验证优化等方面展开论述。

3.1 系统架构设计的分层协同

系统架构设计需兼顾实时性、可靠性与可扩展性,采用分层解耦的架构模式。感知层作为数据源头,部署振动传感器、温度传感器、油液分析仪等设备,支持 Modbus、CAN 总线及无线 LoRa 协议,确保数据采集的全面性与准确性。传输层利用 5G-MEC 边缘计算网络,在船载边缘节点完成数据预处理与特征提取,仅将关键信息上传至云端,既降低带宽压力,又保障数据隐私。数据层采用时序数据库(如 InfluxDB)与关系型数据库(如 PostgreSQL)混合存储方案,前者高效处理带时间戳的监测数据,后者存储设备元数据、维护记录及专家知识库。分析层集成 Spark 实时计算框架与 TensorFlow 深度学习平台,支持流式数据处理与模型推理。应用层通过 Web 端与移动端界面,提供故障告警、健康评估及维护决策支持。

边缘计算节点的硬件选型至关重要。工业级树莓派或 NVIDIA Jetson AGX Orin 芯片因其低功耗、高算力特性,成为边缘部署的首选。例如,Jetson AGX Orin 的 32GB 显存与 204.8GB/s 带宽,可支持轻量化 CNN-LSTM 模型的实时运行,实现振动信号的本地故障分类。此外,边缘节点须具备断网续传能力,确保在远洋航行中数据不丢失。

3.2 核心功能实现的智能闭环

实时状态监测与可视化是系统的基础功能。通过多源数据融合算法(如卡尔曼滤波),将振动、温度、压力等数据统一映射至设备数字孪生体,实现三维可视化界面。例如,基于 Unity3D 引擎构建的柴油机数字孪生体,可实时显示曲轴箱温度场分布与活塞运动轨迹,辅助工程师直观判断设备状态。告警机制采用三级分级策略:紧急告警(如轴承温度骤升)触发声光报警与短信推送,警告告警(如润滑油污染)生成维护工单,提示告警(如轻微振动异常)记录日志供后续分析。

智能故障诊断模块是系统的核心。故障模式库涵盖 200 余种典型故障特征,包括柴油机敲缸、齿轮断齿、轴系不对称等。迁移学习技术的应用解决了新设备数据稀缺问题,例如通过预训练 ResNet-50 模型,仅需少量现场数据即可快速适配新型螺旋桨的故障诊断。多模型融合诊断机制进一步提

升鲁棒性,将 CNN、SVM 与决策树的输出通过投票法综合,降低单一模型的误判风险。某散货船应用案例显示,该机制使诊断准确率从 78.2% 提升至 94.7%。

预测性维护决策模块基于剩余寿命预测与维护策略优化算法。Wiener 过程模型结合实时数据,动态更新设备退化参数,预测剩余使用寿命。蒙特卡洛模拟生成不同维护方案的成本—风险曲线,如对比“立即更换”与“延期维护”的停机概率与维修费用,辅助决策者选择最优方案。工单自动生成功能对接船舶 CMS 系统,根据预测结果生成包含备件清单、工时预估的维护计划,减少人工干预。

3.3 关键技术突破的算法创新

轻量化模型部署是边缘计算的关键。通过知识蒸馏技术,将复杂 CNN-LSTM 模型压缩为参数量减少 80% 的轻量版,在 Jetson AGX Orin 上实现 < 100ms 的推理延迟。自适应阈值算法动态调整告警阈值,如根据海况变化自动修正振动阈值,避免误报。此外,联邦学习技术解决了数据孤岛问题,允许不同船舶在不共享原始数据的前提下,联合训练全局故障诊断模型,提升模型泛化能力。

数字孪生与虚拟维护技术深化了系统应用。螺旋桨的数字孪生体结合流体力学仿真与振动监测数据,预测桨叶空泡腐蚀路径,指导预防性打磨。增强现实(AR)技术通过 AR 眼镜叠加设备内部结构,辅助维修人员快速定位故障点。例如,在柴油机检修中,AR 界面可直观显示气缸内活塞环磨损情况,并推送标准维修流程^[5]。

4 结语

船舶设备故障诊断与预测维护技术的研究对于提高船舶设备的可靠性和使用寿命、降低维修成本和停机时间具有重要意义。通过论文的研究,我们深入探讨了船舶设备故障诊断与预测维护技术的现状与发展趋势,并提出了基于先进计算机技术的实时监控、故障诊断与预测方法。未来,随着科技的不断进步和应用需求的不断增加,船舶设备故障诊断与预测维护技术将得到更加广泛的应用和发展。

参考文献:

- [1] 曾友渝.船舶设备故障诊断与故障预测系统关键技术研究[D].江苏:南京航空航天大学,2021.
- [2] 徐晓健.船舶动力系统故障诊断方法与趋势预测技术研究[D].湖北:武汉理工大学,2014.
- [3] 吴泽谋,孙宝成.一种用于船舶机电设备的预测性维护技术[J].机电设备,2021,38(1):1-6.
- [4] 张茂慧.基于深度卷积神经网络的船舶动力设备故障诊断方法研究[D].江苏:江苏科技大学,2020.
- [5] 侯桐宇.基于深度学习的船用柴油机故障诊断和预测研究[D].天津:天津理工大学,2024.

作者简介:丁红星(1990-),男,中国湖北武汉人,本科,工程师,从事船舶工程研究。