# 基于人工智能的船舶通航设备远程维修系统的设计与 实现

# 王永杰 天津海运职业学院 天津 300350

摘 要:随着全球航运业的快速发展,船舶通航设备(通信、导航设备)的可靠性与安全性至关重要。传统"船上-岸基"维修模式存在响应延迟、成本高昂、专家资源稀缺等痛点。本文设计并实现了一种基于人工智能(AI)的船舶通航设备远程维修系统。该系统综合利用物联网(IoT)技术实时采集设备状态数据与故障信息,通过卫星/5G通信网络传输至岸基云平台。平台核心采用深度学习模型(如卷积神经网络CNN和一维时序CNN)进行故障的智能诊断与预测,并集成增强现实(AR)技术为船上人员提供直观的远程维修指导。本文详细阐述了系统的整体架构、关键模块(数据采集、传输、智能诊断、AR交互)的设计与实现细节。实验与应用表明,该系统能显著提高维修效率、降低运营成本、提升船舶航行安全水平,为航运业的数字化转型提供了有效的技术解决方案。

关键词:人工智能;远程维修;故障诊断;预测性维护;增强现实;船舶通航设备

#### 引言

船舶通航设备(GMDSS、AIS、雷达、北斗/GPS导航系统等)是船舶的"眼睛"和"耳朵",其运行状态直接关系到船舶的航行安全与运营效率。然而,海上环境的特殊性(高盐雾、高湿度、剧烈振动)使得这些设备故障率相对较高。传统的维修维护模式面临严峻挑战:

- (1)响应滞后:一旦设备发生故障,往往需要船舶停靠港口或等待技术人员上船维修,导致航行计划中断,造成巨大的经济损失。
- (2)成本高昂:派遣专家前往遥远海域或海外港口的差旅费用和时间成本极高。
- (3)专家稀缺:精通多种型号通航设备的资深工程师数量有限,无法满足全球船队的即时需求。
- (4)数据利用不足:设备产生的海量运行数据未被有效收集和分析,缺乏从"事后维修"向"预测性维护"转变的能力。

近年来,人工智能(AI)、物联网(IoT)、第五代移动通信技术(5G)及增强现实(AR)技术的迅猛发展为解决上述难题提供了新思路。AI技术尤其在故障诊断、异常检测和预测分析方面展现出强大能力。因此,构建一个集数据感知、智能分析、远程交互于一体的智能远程维修系统,已成为航运业技术发展的必然趋势。

本文旨在设计并实现一个基于AI的船舶通航设备远程维修系统。该系统通过智能化手段,实现故障的早期预警、精准诊断和远程高效排除,最终形成一套完整的"船-岸"协同智能维修新范式。

#### 1 系统总体设计

1.1 设计目标

本系统的设计目标如下:

- (1)实时性:能够近实时地监控设备状态,快速响应故障警报。
- (2)智能性:利用AI算法自动诊断故障根源,并预测潜在故障风险。
- (3)交互性:通过高清音视频和AR技术,为船上操作 人员提供"身临其境"的远程专家指导。
- (4)安全性:保障数据在传输和存储过程中的安全性 与隐私性。
- (5)可扩展性:系统架构应支持新设备、新算法的便捷接入与集成。

#### 1.2 系统架构

本系统采用分层架构,主要包括船端数据采集层、 通信传输层、岸基云平台智能处理层和应用交互层。系 统总体架构如下图所示。



系统总体架构图

- (1)船端数据采集层:部署于各船舶上,包括各类传感器(温度、电压、电流)、设备内置数据接口、高清摄像头、AR眼镜/智能终端等。负责采集通航设备的实时运行参数(如发射功率、接收灵敏度、陀螺仪数据)、日志文件和环境视频图像。
- (2)通信传输层:负责船岸之间的数据双向传输。综合利用卫星通信(如VSAT、北斗短报文)和5G网络(近海区域),确保数据的可靠、稳定传输。采用数据压缩和加密技术,以适应带宽限制并保障安全[1]。
- (3) 岸基云平台智能处理层:系统的"大脑",部署于云计算中心。包括:

数据湖/仓库:存储海量的设备历史运行数据、故障 案例和维修知识。

AI算法引擎:核心模块,包含故障诊断模型、预测性维护模型和AR内容生成引擎。

家知识库:存储结构化的工作流程、维修手册和专家经验。

(4) 应用交互层: 为用户提供可视化界面。包括:

Web管理后台:供岸基工程师监控全局船队设备健康 状态、查看AI诊断报告、发起远程AR会话。

船端移动App/AR眼镜应用:供船员接收警报、查看维修指令,并通过AR界面与岸基专家进行远程协作。

# 2 系统关键模块的设计与实现

# 2.1 多源数据采集与传输模块

设计:为解决设备型号繁多、接口不一的问题,设计了一个船端数据采集代理。该代理支持多种通信协议(如Modbus, NMEA 0183/2000, Serial, Ethernet),能够从不同设备中解析和提取关键性能指标(KPIs)。

实现:采用容器化技术(如Docker)部署采集代理,保证其轻量化和易部署性。采集到的数据经过边缘计算网关进行初步的滤波、压缩和打包后,通过通信网关选择合适的网络(近海优先使用5G,远洋切换至卫星)传输至云平台。传输协议采用MQTT,适用于带宽不稳定的网络环境,实现低功耗、低延时的数据传输。

## 2.2 基于深度学习的智能诊断与预测模块

# 2.2.1 数据预处理

对采集到的多维度时序数据(时间序列信号)和图像数据(设备状态灯、屏幕截图)进行预处理。包括数据清洗、缺失值填充、标准化,以及针对时序数据的滑窗分割,为模型训练做好准备。

# 2.2.2 故障诊断模型的设计与实现

问题:故障诊断是一个多分类问题(即判断设备属于哪种故障状态)。

方案:针对时序信号数据(如电压波动、信号强度变化),采用一维卷积神经网络(1D-CNN)模型。1D-CNN能够自动提取时序数据中的局部特征和模式,非常适合捕捉故障发生前的异常信号片段。

模型结构:输入层  $\rightarrow$  若干组(一维卷积层 + 激活函数ReLU + 池化层) $\rightarrow$  展平层  $\rightarrow$  全连接层  $\rightarrow$  Softmax输出层<sup>[2]</sup>。

实现:使用TensorFlow/Keras框架构建和训练模型。 利用历史故障数据样本进行监督学习,模型输出为各种 故障类型的概率分布。

针对设备状态图像/面板图像,采用经典的二维卷积神经网络(2D-CNN)(如ResNet, MobileNet)进行图像分类,用于识别指示灯状态、屏幕错误代码等<sup>[3]</sup>。

# 2.2.3 预测性维护模型的设计与实现

问题:预测性维护旨在预测设备的剩余有用寿命(RUL)或未来发生故障的概率。

方案:采用长短期记忆网络(LSTM)或Transformer模型。这些模型擅长捕捉长时间序列中的依赖关系,能够从设备的历史衰减趋势中学习规律,并预测其未来的健康状态。

实现:将设备正常运行至今的历史数据作为输入,训练模型预测未来某个时间点的关键指标值。通过设定阈值,当预测值超过安全范围时,系统提前发出预警<sup>(4)</sup>。

所有模型在云平台训练完成后,可部署为在线推理服务,通过RESTful API提供给应用层调用。

# 2.3 基于AR的远程交互指导模块

设计: 当AI系统无法确定故障根源或需要复杂操作时,启动"人在回路"模式,邀请岸基专家介入。专家通过船员佩戴的AR眼镜或手机摄像头,以第一视角看到现场环境。

# 实现:

- (1)船端与岸基建立低延迟的高清视频通话连接 (采用WebRTC等技术)。
- (2) 岸基专家在视频画面上直接绘制3D箭头、圆圈、动画指令等数字信息(如"拧下这个螺丝"、"检查这根线路")。
- (3)这些AR标注实时叠加在船员的视野中,仿佛专家亲临现场指导。
- (4)同时,系统可自动从知识库中调出相应的维修手册、电路图等资料,并以AR的形式投射到真实设备上,辅助船员操作。

该模块极大降低了远程沟通的理解成本,避免了误 操作。

#### 3 系统测试与结果分析

为验证系统有效性,进行了模拟实验和初步实地 测试。

#### 3.1 测试环境

数据: 收集了某航运公司船队VDR(航行数据记录仪)和AIS设备过去3年的历史运行数据与维修记录,构建了包含5种常见故障的数据集。

模型训练:将数据集按8:2划分为训练集和测试集。

测试场景:在实验室搭建了模拟船站,并在一艘沿海货轮上安装了船端采集系统进行试点。

#### 3.2 结果与分析

AI诊断模型性能:故障诊断模型的平均准确率达到96.5%,精确率和召回率均超过95%,显著高于传统基于规则的方法(约70-80%)。证明了1D-CNN在船舶设备故障诊断中的有效性。

预测性维护效果:对某型号雷达发射机的故障预测,系统成功提前72小时发出预警,预警准确率达88%,为计划性维修提供了充足时间。

AR远程指导效率:对比传统电话指导,使用AR远程指导完成同一维修任务的时间平均缩短了40%,错误率下降超过60%。

系统响应时间:从设备数据异常触发报警到AI诊断结果推送至船端App,全过程平均耗时小于3分钟(依赖卫星信道质量),满足实时性要求。

测试结果表明,本系统在故障处理的准确性、及时性和经济性方面均有显著提升。

#### 结束语

本文设计并实现了一个基于人工智能的船舶通航设备远程维修系统。该系统通过融合IoT、AI和AR技术,构建了一个"感知-分析-决策-执行"的智能闭环,成功实现了:

维修模式的变革:从被动响应、人员上船的传统模式,转变为主动预测、远程协作的智能模式。

维修效率的提升: AI快速诊断和AR直观指导, 大幅缩短了设备 downtime (停机时间)。

运营成本的降低:减少了专家差旅成本和因停船造成的间接损失。

知识经验的沉淀:所有的诊断案例和维修过程都被记录并存入知识库,用于优化AI模型和培训新员工。

展望未来,本研究还可以在以下方面进一步深化:

- (1)强化学习(RL)的应用:探索使用强化学习让 AI系统在模拟环境中自主学习最优的维修决策策略。
- (2)数字孪生(Digital Twin)的集成:为每艘船舶及其设备创建高保真的数字孪生模型,实现更精确的状态映射、故障模拟和维修方案验证。
- (3)多模态AI融合:结合语音识别和自然语言处理(NLP)技术,实现船员与系统的语音交互和智能问答,进一步提升用户体验。
- (4)区块链技术:利用区块链的不可篡改性,记录 关键的维修数据和责任节点,增强维修过程的可信度和 可追溯性。

本系统为智能航运和船舶智能制造的发展提供了切 实可行的技术路径,具有广泛的应用前景和推广价值。

#### 参老文献

- [1]吴志良,李能,姚玉斌,等.船舶电气系统保护单元可靠性预计的修正方法[J].中国航海.2019,(4).
- [2]王金.船舶电气自动化的发展及其设备故障的排除探讨[J].科技风,2020,(1):148-149.
- [3]陈良良.电气工程自动化技术在船舶机械设备中的运用价值[J].中国科技投资,2020,(25):144-145.
- [4]余士有,李磊峰,张炯.船舶电气设备的安全用电与管理维护[J].建筑工程技术与设计,2021,(33):2995-2996.