

# 海上平台设备故障智能预警系统开发技术路线研究

董建喜

天津北海油人力资源咨询服务有限公司 天津 300451

**摘要:** 本文聚焦海上平台设备故障智能预警系统开发技术路线。先分析系统需求,涵盖功能与性能两方面。接着剖析关键技术,包括数据采集与预处理、故障特征提取与建模、智能预警算法设计、系统集成与优化等。随后阐述总体架构设计与分阶段实施路径,明确各阶段任务。还提出关键技术验证方法,保障技术可行性。最后探讨未来研究方向,如联邦学习在跨平台数据共享、强化学习在自适应预警策略优化中的应用,为系统开发提供全面指导。

**关键词:** 海上平台; 设备故障预测; 智能预警

引言: 在海洋资源开发不断深入的当下,海上平台作为关键设施,其设备稳定运行至关重要。海上恶劣环境与复杂工况使设备故障频发,传统预警方式难以满足需求。智能预警系统成为保障海上作业安全、提升运维效率的关键。本文聚焦海上平台设备故障智能预警系统开发技术路线,从需求分析、关键技术、架构实施到验证方法展开研究,并探讨未来方向。

## 1 海上平台设备故障智能预警系统需求分析

海上平台设备功能需求包括以下几点: (1) 数据采集,系统需具备多源数据采集能力,能实时收集海上平台各类设备运行参数,如压力、温度、转速等,同时采集环境数据,如风速、浪高、湿度等,为故障预警提供全面数据支撑; (2) 智能分析,运用先进的数据分析算法,如机器学习、深度学习等,对采集的数据进行深度挖掘,建立设备正常运行模型与故障特征模型,精准识别设备潜在故障模式; (3) 预警功能,当设备运行数据偏离正常范围或出现故障特征时,系统能及时发出预警信息,明确指出故障设备、故障类型及可能影响范围,为运维人员提供决策依据<sup>[1]</sup>; (4) 历史数据管理,对设备历史运行数据和故障记录进行存储与管理,方便查询和分析,为后续故障预测与设备维护提供经验参考。

性能需求: 系统需具备高可靠性与稳定性,能在海上恶劣环境下长时间稳定运行。数据采集与传输要实时、准确,预警响应时间短,确保在故障初期就能及时发出警报,避免故障扩大造成严重损失。同时,系统应具备良好的扩展性,便于后续根据平台设备更新与业务需求变化进行功能升级与扩展。

## 2 海上平台设备故障智能预警系统关键技术分析

### 2.1 数据采集与预处理技术

数据采集与预处理是海上平台设备故障智能预警系统的基础。数据采集采用“有线+无线”融合方案: 固

定设备如钻井机等用工业以太网有线采集,保证传输稳定; 旋转设备及偏远传感器用 5G + LoRa 无线传输,解决信号覆盖难题,还部署边缘采集节点本地缓存数据,防网络中断丢失。预处理解决数据质量问题: 用异常值检测算法剔除传感器故障突变数据,插值法补全传输延迟缺失数据; 进行数据标准化,消除量纲差异; 用数据降维技术提取关键特征参数,减少冗余,如振动数据用小波变换降噪,时序数据用滑动窗口法平稳化,为后续分析提供高质量数据。

### 2.2 故障特征提取与建模技术

故障特征提取与建模是智能预警的核心。特征提取结合设备故障机理设计方法: 旋转机械类设备,时域分析提取峰值等指标,频域分析用傅里叶变换提取特征频率,时频域分析用小波包变换提取能量特征; 静设备如管道等,重点提取压力波动系数等参数。故障建模采用“机理建模+数据驱动建模”融合方式: 机理建模依据设备设计手册和故障树分析,明确故障与参数关联,建立因果模型; 数据驱动建模基于历史和正常运行数据,用支持向量机等算法构建分类模型,结合设备全生命周期数据优化参数。

### 2.3 智能预警算法设计

智能预警算法设计需兼顾预警准确性与时效性,采用分层递进的算法架构。第一层为阈值预警算法,针对温度、压力等有明确安全范围的参数,基于设备技术规范设置静态阈值,同时结合设备运行负荷动态调整阈值范围,实现基础预警。第二层为趋势预警算法,采用时间序列分析模型,如ARIMA、LSTM等,对设备运行参数进行短期预测,当预测值超出置信区间时发出预警,该算法可提前30-60分钟预判故障趋势<sup>[2]</sup>。第三层为智能诊断算法,融合深度学习与专家系统,将预处理后的特征数据输入CNN-LSTM融合模型进行故障类型识别与严重

程度评估,同时调用专家规则库对模型输出结果进行验证修正,确保预警准确性。为降低误警率,设计预警过滤机制,通过分析设备近期运行状态、环境干扰因素等,对预警信息进行二次筛选,对于确认为误警的信息自动记录并优化算法参数,逐步提升算法预警精度。

#### 2.4 系统集成与优化技术

系统集成与优化技术保障智能预警系统高效稳定运行并充分发挥效能。系统集成采用基于SOA的架构设计,通过标准化接口实现与海上平台现有SCADA系统、设备管理系统、运维工单系统的无缝对接,实现数据共享与业务协同,例如将预警信息自动转化为运维工单推送至运维管理系统。针对海上平台有限的计算资源,采用“边缘计算+云端协同”的部署架构,数据采集、预处理及简单预警分析在边缘节点完成,减少数据传输量与延迟;复杂模型训练、大数据分析及全局优化在云端进行,提升系统整体处理能力。优化技术重点关注系统性能与资源占用,采用负载均衡算法分配计算资源,避免单一节点过载;通过模型轻量化技术,对深度学习模型进行剪枝、量化,降低模型运行对硬件资源的需求。同时建立系统性能监控机制,实时监测CPU、内存、网络带宽等资源占用情况,当出现资源不足时自动触发资源调度优化,确保系统在复杂海上环境下稳定运行。

### 3 智能预警系统开发技术路线

#### 3.1 总体架构设计

智能预警系统总体架构采用分层架构设计,自上而下分为应用层、算法层、数据层和感知层,各层职责清晰且协同联动。感知层作为数据采集终端,部署振动传感器、温度传感器、压力传感器及数据采集模块,实现对设备运行参数的全面感知,同时配备边缘网关设备负责数据本地缓存与初步处理。数据层采用“分布式数据库+时序数据库”混合存储方案,分布式数据库存储设备基础信息、维护记录等结构化数据,时序数据库存储海量实时采集的时序数据,同时搭建数据中台实现数据统一管理、清洗转换与共享服务。算法层包含特征提取模块、模型训练模块、预警分析模块和模型优化模块,集成各类故障特征提取算法与智能预警算法,提供算法调用与模型管理服务。应用层面向不同用户群体提供专属功能模块,为运维人员提供预警处理、设备监控功能,为管理人员提供数据统计、报表分析功能,为技术人员提供模型调试、算法优化功能,各层通过标准化接口实现数据传输与指令交互,确保架构的灵活性与可扩展性。

#### 3.2 分阶段实施路径

##### 3.2.1 阶段一:数据层建设

阶段一数据层建设为期3个月,旨在搭建稳定的数据采集与存储体系。先开展现场调研,梳理海上平台现有设备,明确12类核心设备的56项关键采集参数,制定详细采集方案。接着完成传感器选型与部署,选用抗高温、抗腐蚀的工业级传感器,针对关键设备每台部署3-5个,确保监测全面,并完成与边缘网关的连接调试。随后搭建数据存储系统,部署分布式数据库MySQL和时序数据库InfluxDB,配置每日增量、每周全量备份策略<sup>[3]</sup>。最后开发数据预处理模块,实现异常值剔除、缺失值补全和标准化处理,搭建数据质量监控平台,实时监测数据采集成功率与质量,确保采集成功率达99.5%以上,为后续算法开发提供可靠数据。

##### 3.2.2 阶段二:算法层开发

阶段二算法层开发周期4个月,在数据层基础上开展算法研发与模型构建。先开发故障特征提取算法,针对不同设备设计专属方案,如旋转设备用小波包变换与频域分析,静设备用压力波动特征与腐蚀速率提取,以Python实现并封装。接着构建故障模型,收集近5年1200余条故障和3000条正常数据,标注样本后用随机森林、LSTM等算法训练,通过交叉验证优化参数,使故障识别准确率达95%以上。然后开发智能预警算法引擎,集成多种算法,设计分层预警逻辑。最后搭建算法测试平台,用模拟和真实数据测试,记录响应时间与准确率,针对问题迭代优化算法。

##### 3.2.3 阶段三:系统集成与测试

阶段三系统集成与测试为期3个月,完成各模块集成与全面测试。先进行模块集成,采用SOA架构整合数据、算法与应用层模块,开发标准化接口实现数据交互,重点对接SCADA系统和运维工单系统,实现预警与工单联动。接着开展功能测试,设计200余个测试用例,用黑盒与白盒测试结合的方式,覆盖所有功能点。然后进行性能测试,模拟500台设备同时运行,测试系统数据处理、响应和稳定性。随后开展现场测试,在海上采油平台试运行1个月,收集运维人员反馈并优化调整。最后完成验收测试,邀请业主、监理和技术专家组成验收小组,全面评估系统功能、性能和实用性,确保满足运维需求。

#### 3.3 关键技术验证方法

关键技术验证采用“实验室测试+现场试点”相结合的方法,确保技术可行性与实用性。数据采集与预处理技术验证方面,在实验室搭建模拟测试环境,模拟海上高温、高湿、强振动环境,测试传感器数据采集精度与稳定性,通过对比标准信号与采集信号评估采集精度,要求误差控制在2%以内;在现场选取10台关键设备进行为期1

个月的试点采集,验证数据预处理模块的处理效果,评估数据质量指标。故障特征提取与建模技术验证方面,采用故障注入实验,在实验室对小型设备进行故障模拟,采集故障状态下的数据,验证特征提取算法能否准确捕捉故障特征;选取历史故障案例数据,测试故障模型的识别准确率与泛化能力,要求模型在新样本上的识别准确率不低于90%。智能预警算法验证方面,构建包含各类故障场景的测试数据集,测试算法预警准确率、误警率与漏警率,要求误警率低于3%、漏警率低于1%;在现场试点中跟踪预警信息与实际故障的匹配情况,持续优化算法。系统集成技术验证方面,测试系统与异构系统的对接稳定性,评估数据交互成功率与延迟,确保对接成功率达到99%以上。

#### 4 未来研究方向

##### 4.1 联邦学习在跨平台数据共享中的应用

联邦学习为海上平台跨平台数据共享与模型协同优化提供有效解决方案,成为未来重要研究方向。当前海上平台间数据因涉及产权、安全等问题难以直接共享,导致单平台样本数据不足,模型泛化能力受限。联邦学习采用“数据不出台、模型共训练”的模式,各平台作为联邦节点在本地训练模型,仅将模型参数梯度上传至联邦服务器,服务器聚合参数后下发至各节点,实现多平台协同训练。研究重点包括针对海上平台数据特点设计联邦学习框架,优化参数传输协议,减少海上网络带宽占用;开发联邦学习隐私保护技术,采用同态加密、差分隐私等方法保障参数传输与聚合过程中的数据安全;设计异构联邦学习算法,适配不同平台的设备类型与数据分布差异,提升联邦模型的整体性能。通过该技术可整合多平台故障数据资源,训练出泛化能力更强的预警模型。

##### 4.2 基于强化学习的自适应预警策略优化

基于强化学习的自适应预警策略优化可提升系统对复杂动态环境的适应能力,是未来研究的核心方向之一。现有预警策略多采用固定阈值或静态模型,难以适应海上

平台设备老化、运行负荷变化、环境干扰等动态因素,易导致误警或漏警。强化学习通过构建智能体与环境的交互模型,让智能体在设备运行过程中持续学习最优预警策略<sup>[4]</sup>。研究重点包括构建设备运行环境的强化学习状态空间,将设备运行参数、环境参数、设备老化程度等纳入状态描述;设计合理的奖励函数,根据预警准确性、故障处理效果等设定奖励与惩罚机制,引导智能体学习减少误警、漏警的策略;开发自适应预警决策算法,让智能体根据实时状态动态调整预警阈值、分析频率与模型参数,实现预警策略的在线优化。同时结合迁移学习技术,将某平台训练成熟的强化学习模型迁移至新平台,缩短模型训练周期。通过该技术可使预警系统具备自主学习与自适应调整能力,提升不同场景下的预警精度。

#### 结束语

海上平台设备故障智能预警系统的开发对于保障海上作业安全、提升运维效率意义重大。本文通过深入的需求分析、关键技术剖析、架构与实施路径规划以及验证方法设计,为系统开发构建了完整技术框架。未来,随着联邦学习、强化学习等前沿技术的融入,系统将实现跨平台数据共享与自适应预警优化,进一步提升预警精度与实用性,为海上平台稳定运行提供更可靠的技术支撑,推动海上石油等行业智能化发展。

#### 参考文献

- [1]李明,朱泽锦,于成龙,等.海上平台设备故障智能预警系统开发技术路线研究[J].化工管理,2024(9):72-74,127.
- [2]陈国伟,杜晓东,杨维涛.智能监测系统在机械设备故障预测与预防性维修中的应用研究[J].家电维修,2025,(07):12-14.
- [3]吴斌,何茂里,姜春起.海上平台电伴热故障定位技术与设备的应用[J].天津科技,2024,51(4):96-98.
- [4]师壮明,石帅,申得济,等.海上平台关键设备故障数据分析研究[J].中国设备工程,2023(24):90-92.