文章类型：论文|刊号（ISSN）：2529-7821 /（中图刊号）：868GL002

水电站设备状态监测与故障预警机制研究

马军军
新疆维吾尔自治区喀什地区叶城县水利局
DOI:10.12238/hwr.v9i8.6518

[摘　要] 随着我国水电装机容量的持续增长,水电站设备运行的安全性与可靠性成为保障能源稳定供应的关键。传统定期检修模式已难以满足复杂工况下的运维需求,亟需构建一套高效、智能的状态监测与故障预警机制。本文围绕水电站核心设备(如水轮机、发电机、调速系统等)的运行状态,系统性地构建了基于多源信息融合的监测技术架构,深入探讨了时域、频域及时频联合特征提取方法在振动、温度、压力等多维度数据中的应用,并提出了融合机器学习与深度学习的复合型故障预警模型。在此基础上,设计了包含数据层、特征层与决策层的多级融合预警策略,建立了闭环反馈优化机制与标准化响应流程,实现了从数据感知到预警决策的全链条智能化管理。研究结果表明,该机制显著提升了故障识别的准确率与响应时效,为水电站智能化运维提供了理论支持与实践路径。
[关键词] 水电站设备；状态监测；故障预警；运维管理
中图分类号：TV74　文献标识码：A

Research on Condition Monitoring and Fault Early Warning Mechanism for Hydropower Station Equipment

Junjun Ma
Water Conservancy Bureau of Yecheng County, Kashgar Prefecture, Xinjiang Uygur Autonomous Region
[Abstract] With the continuous growth of China's installed hydropower capacity, the safety and reliability of hydropower station equipment operation have become crucial for ensuring a stable energy supply. The traditional periodic maintenance model can no longer meet the operational and maintenance requirements under complex working conditions, necessitating the establishment of an efficient and intelligent condition monitoring and fault early warning mechanism. This paper systematically constructs a monitoring technology framework based on multi-source information fusion, focusing on the operational status of core hydropower station equipment (such as hydraulic turbines, generators, and speed regulation systems). It delves into the application of time-domain, frequency-domain, and time-frequency joint feature extraction methods in multi-dimensional data including vibration, temperature, and pressure. Furthermore, it proposes a composite fault early warning model that integrates machine learning and deep learning. On this basis, a multi-level fusion early warning strategy encompassing the data layer, feature layer, and decision layer is designed, along with the establishment of a closed-loop feedback optimization mechanism and a standardized response process, achieving full-chain intelligent management from data perception to early warning decision-making. The research results indicate that this mechanism significantly enhances the accuracy of fault identification and response timeliness, providing theoretical support and practical pathways for intelligent operation and maintenance of hydropower stations.
[Key words] Hydropower station equipment; Condition monitoring; Fault early warning; Operation and maintenance management

引言

水电站作为清洁能源体系的重要组成部分,其设备长期处于高负荷、强振动、潮湿等复杂运行环境中,易发生机械磨损、电气老化、绝缘劣化等潜在故障。一旦关键设备突发故障,不仅会造成巨大的经济损失,还可能引发严重的安全事故。传统的“计划检修”或“事后维修”模式存在维护成本高、故障响应滞后等问题,难以适应现代水电站对运行连续性与安全性的高要求。因此,构建一套实时、精准、智能的设备状态监测与故障

文章类型：论文|刊号（ISSN）：2529-7821 /（中图刊号）：868GL002

预警机制,已成为提升水电站运维水平的核心课题。

1 水电站设备状态监测技术架构

1.1传感器网络布局设计

科学合理的传感器布局是实现全面状态感知的基础。针对水电站设备分布广、运行环境复杂的特点,本文采用“重点覆盖、分层布设、冗余备份”的布局原则。以水轮发电机组为核心,重点在轴承座、定子端部、推力头、导轴承等易损部位布设振动加速度传感器与温度传感器；在压力钢管、蜗壳、尾水管等流体通道部署压力与流量传感器；在发电机定子绕组、转子励磁系统等电气部件加装局部放电与绝缘监测装置。同时,根据设备结构特点与故障传播路径,采用分层布设策略:底层为高密度局部监测点,用于捕捉微小异常；中层为关键节点监测,用于评估系统级状态；顶层为全局环境参数采集,如湿度、水温等,用于环境影响修正。

1.2数据采集与传输系统

为保障海量监测数据的高效、稳定传输,本文构建了“边缘计算+工业以太网+无线通信”的混合式数据采集与传输体系。在设备侧部署具备边缘计算能力的数据采集单元(DAU),实现原始信号的预处理(如滤波、去噪、特征初提),减少无效数据传输量。采集单元通过工业以太网连接至本地监控站,实现高速、低延迟的数据汇聚。对于偏远或布线困难区域,采用LoRa或NB-IoT等低功耗广域网技术进行无线传输,确保监测网络的全覆盖。传输过程中引入数据加密与完整性校验机制,保障数据安全。整个系统支持高采样率(最高可达50kHz)与长时间连续采集,满足对瞬态冲击、高频振动等复杂信号的捕捉需求。

1.3数据存储与管理平台

为应对多源异构数据的存储与管理挑战,本文设计了基于云边协同架构的数据平台。边缘端部署轻量级数据库,用于缓存近期高频数据,支持本地快速查询与初步分析;云端采用分布式时序数据库(如InfluxDB)与关系型数据库(如PostgreSQL)相结合的混合存储模式。时序数据库高效管理海量传感器时序数据,支持高并发写入与快速检索；关系型数据库则用于存储设备台账、维修记录、预警日志等结构化信息。平台内置数据清洗、归一化、标签化等预处理模块,并建立统一的数据接口标准(如OPC UA),实现与电站SCADA系统、ERP系统的无缝集成,为后续特征提取与模型训练提供高质量数据支撑。

2 设备状态特征提取与分析

2.1时域特征提取方法

时域分析是设备状态评估的基础手段,能够直观反映信号的统计特性与动态变化。本文选取均值、方差、峰值、峭度、脉冲因子、裕度因子等12项典型时域指标,构建多维度特征向量。其中,峭度对冲击性故障(如轴承点蚀、齿轮断齿)具有高度敏感性,脉冲因子能有效识别周期性冲击信号,裕度因子则对早期微弱故障具有较强识别能力。通过滑动窗口技术对连续时序数据进行分段处理,提取各窗口内的特征值序列,形成反映设备状态演变趋势的时间序列特征集。为提升特征的区分度,引入主成分分析(PCA)进行降维处理,在保留95%以上信息量的前提下,消除特征间的冗余与相关性,提高后续建模效率。

2.2频域特征提取方法

频域分析可揭示信号中隐藏的周期性成分与谐波特征,对旋转机械的故障诊断尤为关键。本文采用快速傅里叶变换(FFT)将时域信号转换至频域,提取基频、倍频、边带频率等关键频谱特征。针对水轮机特有的水力激振问题,重点分析0.3~0.5倍频段的“水力共振峰”及其幅值变化；对发电机定子绕组故障,则关注100Hz及其倍频处的“电磁谐波分量”。为进一步提升频谱分辨率,采用加窗(如Hanning窗)与零填充技术抑制频谱泄漏。

2.3时频联合特征提取方法

对于非平稳、非线性信号(如启停过程、负荷突变),单一的时域或频域分析难以全面刻画其动态特性。本文采用连续小波变换(CWT)与短时傅里叶变换(STFT)相结合的时频分析方法。CWT通过多尺度分解,能够自适应地捕捉信号在不同时间尺度上的局部特征,特别适用于瞬态冲击与突发故障的检测;STFT则提供固定的时频分辨率,便于分析信号的短时频谱演化。通过构建时频图(Time-Frequency Map),提取能量集中度、重心频率、频带能量比等时频特征,并结合图像处理技术(如灰度共生矩阵)提取纹理特征,形成高维时频联合特征集。

3 故障预警模型构建与优化

3.1基于机器学习的故障预警模型

在传统特征工程基础上,本文构建了以支持向量机(SVM)、随机森林(RF)和梯度提升树(XGBoost)为代表的机器学习预警模型。SVM通过核函数映射实现高维空间中的最优分类,对小样本、高维数据具有良好的泛化能力,适用于早期故障的二分类预警(正常/异常)；RF通过集成多棵决策树,有效降低过拟合风险,对多类故障(如轴承故障、不平衡、不对中)具有较高的识别准确率;XGBoost则利用梯度提升框架,逐轮优化损失函数,对复杂非线性关系建模能力强,特别适用于多因素耦合故障的预测。模型训练过程中,采用交叉验证与网格搜索进行超参数优化,并引入SHAP(SHapley Additive exPlanations)值分析,量化各特征对预警结果的贡献度,增强模型的可解释性。

3.2基于深度学习的故障预警模型

为突破传统机器学习对人工特征依赖的瓶颈,本文设计了基于深度神经网络的端到端预警模型。针对时序数据,采用长短期记忆网络(LSTM)与门控循环单元(GRU)捕捉设备状态的长期依赖关系,有效识别故障前兆的渐进性变化;针对时频图等二维数据,构建卷积神经网络(CNN)模型,通过卷积核自动提取局部空间特征与层次化抽象表示。进一步,提出一种CNN-LSTM混合模型：CNN层首先提取时频图的空间特征,LSTM层再对特征序列进行时序建模,实现对设备状态演化路径的深度学习。模型训练采用迁移学习策略,利用历史数据预训练网络参数,再在目标电站数据上进行微调,显著提升小样本条件下的模型性能。

3.3模型优化与评估方法

为提升预警模型的鲁棒性与实用性,本文从数据、算法与系统

文章类型：论文|刊号（ISSN）：2529-7821 /（中图刊号）：868GL002

三个层面进行优化。数据层面,采用SMOTE(Synthetic Minority Oversampling Technique)技术解决故障样本稀疏问题,生成合成样本平衡类别分布；算法层面,引入注意力机制(Attention Mechanism),使模型能够动态聚焦于关键特征与时间步,提升对重要故障信息的敏感度；系统层面,构建模型集成框架,将多个异构模型(如SVM、RF、CNN-LSTM)的输出进行加权融合,综合各模型优势,降低单一模型的不确定性。评估方面,采用准确率、召回率、F1-score、AUC-ROC曲线等多维度指标进行综合评价,并设计“预警提前量”指标,量化模型在故障发生前的平均预警时间,确保预警的前瞻性与实用性。

4 故障预警机制实现流程与策略

4.1故障预警机制实现流程

本文构建了“数据采集—特征提取—模型推理—预警决策—反馈优化”的闭环预警流程。系统实时采集多源传感器数据,经边缘计算单元预处理后上传至云端平台；平台调用特征提取模块生成时域、频域及时频联合特征；特征向量输入训练好的复合预警模型,输出故障概率或风险等级;根据预设阈值与决策规则,生成预警信息并触发相应响应机制;运维人员处理预警后,将处理结果与实际故障情况反馈至模型训练模块,用于模型参数更新与性能优化,形成持续改进的闭环系统。

4.2多源数据融合预警策略

4.2.1数据层融合方法的理论基础与实现路径。数据层融合直接对原始传感器信号进行整合,保留最完整的信息。本文采用卡尔曼滤波(Kalman Filter)与小波去噪相结合的方法,对来自同一物理量的多传感器数据进行时空对齐与噪声抑制。通过建立系统状态方程与观测方程,卡尔曼滤波动态估计最优状态值,有效消除随机噪声与测量误差；小波去噪则利用其多分辨率特性,分离信号中的高频噪声与低频有效成分。融合后的数据具有更高的信噪比与时间一致性,为后续分析提供更纯净的输入源。

4.2.2特征层融合的建模逻辑与信息整合机制。特征层融合在提取各数据源特征后进行整合,平衡信息完整性与计算复杂度。本文构建基于深度自编码器(Deep Autoencoder)的特征融合模型：首先,分别对振动、温度、电气等不同模态的特征向量进行降维与非线性映射；然后,将映射后的低维特征向量拼接,输入共享的全连接层进行联合学习；最后,输出融合特征向量供预警模型使用。该机制通过非线性变换挖掘不同模态特征间的潜在关联,实现信息互补与增强,显著提升对复合故障的识别能力。

4.2.3决策层融合的架构设计与结果集成策略。决策层融合在各子模型独立输出后进行结果集成,具有较高的灵活性与容错性。本文设计基于D-S证据理论(Dempster-Shafer Theory)的决策融合架构：各子模型(如振动分析模型、温度趋势模型、电气参数模型)输出对“正常”“轻微异常”“严重故障”等状态的信任度分配；融合中心根据各模型的可靠性权重,利用D-S合成规则计算联合信任度;最终,根据最大信任度原则确定最终预警等级。该策略有效处理了不同模型间的不确定性与冲突,提升了整体预警系统的可靠性与鲁棒性。

4.3预警信息发布与处理机制

4.3.1预警信息的多通道发布机制构建。为确保预警信息及时、准确地传达至相关人员,本文建立短信、邮件、SCADA系统弹窗、移动APP推送等多通道发布机制。根据预警等级(如一级紧急、二级重要、三级一般)自动匹配发布渠道与接收人员：一级预警通过短信与APP强提醒直达运维负责人与值班工程师；二级预警通过邮件与SCADA系统提示通知相关班组；三级预警则仅在系统日志中记录,供定期分析。同时,发布内容包含故障部位、可能原因、风险等级、建议措施等结构化信息,提升信息的可用性与指导性。

4.3.2预警响应流程的标准化设计。制定标准化的预警响应流程,确保故障处置的规范性与时效性。流程包括：预警接收—初步研判—现场核查—故障确认—处理方案制定—维修执行—效果验证—记录归档。每个环节明确责任人、操作规范与时间要求,如“一级预警需在15分钟内响应,2小时内完成现场核查”。通过流程标准化,减少人为判断差异,提高应急处置效率,降低误判与漏判风险。

4.3.3预警模型的闭环反馈优化机制。建立模型性能持续优化的闭环机制。每次预警处理结束后,收集实际故障诊断结果与维修记录,与模型预测结果进行比对分析。若存在误报或漏报,深入分析原因(如特征选择不当、模型参数偏差),并将修正后的数据重新标注,纳入训练集。定期(如每月)对模型进行再训练与验证,动态更新模型参数。同时,引入在线学习(Online Learning)技术,使模型能够实时吸收新数据,逐步适应设备老化与工况变化,保持长期预警性能的稳定性与准确性。

5 结语

本文围绕水电站设备状态监测与故障预警的核心需求,系统构建了涵盖传感器网络、数据处理、特征分析、智能模型与预警策略的完整技术体系。通过科学设计的传感器布局与高效的数据采集传输机制,实现了对关键设备运行状态的全面感知；结合时域、频域及时频联合分析方法,深入挖掘了多源数据中的故障特征信息；构建了融合机器学习与深度学习的复合预警模型,并通过多源数据融合策略提升了预警的准确性与鲁棒性;设计了标准化的预警发布与响应流程,建立了闭环反馈优化机制,确保了预警系统的实用性与可持续性。该研究为水电站设备的智能化运维提供了切实可行的技术路径与理论支持,有效提升了设备运行的安全性与可靠性,具有重要的工程应用价值。

[参考文献]

[1]程小敏,周靖康,王思琪.基于数据挖掘的水电站电气设备状态自动化监测系统[J].自动化与仪表,2025,40(4):82-85+90.

[2]周革.大数据技术下水电站设备运行状态监测研究[J].电力设备管理,2024,(21):148-150.

[3]谢秋华,杨廷勇.新型水电站设备状态监测系统实现方法探讨[J].水电站机电技术,2018,41(07):41-43+86.

作者简介：

马军军(1995--),男,回族,甘肃省天水市张家川回族自治县人,本科,助理工程师,水利工程建设。