

水电站调速器故障模式识别与智能预警系统

马 越

贵州西源发电有限责任公司 贵州 六盘水 553000

摘要: 文章聚焦水电站调速器故障模式识别与智能预警系统。剖析调速器结构与故障机理, 涵盖系统组成、典型故障模式分类及故障演化机理建模。阐述了多源异构数据采集与预处理, 包括采集系统设计、融合方法及增强技术。介绍基于深度学习的故障模式识别模型, 涉及选型改进、优化策略与验证对比。最后探讨动态预警阈值生成、风险评估及预警信息可视化。该系统可提升调速器故障识别精度与预警及时性, 保障水电站安全高效运行。

关键词: 水电站; 调速器故障模式; 智能预警系统

引言: 水电站调速器作为保障水轮发电机组稳定运行的核心设备, 其性能至关重要。然而, 在长期复杂工况下, 调速器易出现多种故障模式, 影响水电站的安全与发电效率。传统故障诊断与预警方法存在诸多局限, 难以满足实际需求。随着智能技术的发展, 利用多源异构数据与深度学习算法, 构建智能预警系统成为趋势。本文旨在研究水电站调速器故障模式识别与智能预警系统, 以提升故障诊断与预警能力, 为水电站运维提供有力支持。

1 水电站调速器结构与故障机理分析

1.1 调速器系统组成

水电站调速器作为保障水轮发电机组稳定运行的核心控制设备, 其系统组成具有多层次、多模块协同工作的特点。主要包括机械传动机构、液压执行机构、电气控制单元三大核心部分, 辅以传感器检测模块、人机交互界面及保护装置等辅助组件。机械传动机构负责将控制信号转化为机械动作, 实现对导叶开度或桨叶角度的调节; 液压执行机构凭借高压油液提供充足驱动力, 确保调节动作的快速性与稳定性; 电气控制单元作为系统“大脑”, 通过采集机组转速、负荷等信号, 经运算处理后输出控制指令, 协调各机构有序运行^[1]。各组成部分通过信号线路与液压管路紧密连接, 形成闭环控制系统, 其性能匹配度与运行状态直接决定调速器的控制精度和可靠性, 是保障水电站安全高效发电的基础。

1.2 典型故障模式分类

水电站调速器在长期复杂工况下运行, 受磨损、老化、工况波动及外部干扰等因素影响, 易出现多种故障模式, 结合故障发生部位、表现形式及影响范围可进行系统分类。按故障发生部位可分为机械类故障、液压类故障与电气类故障三大类: 机械类故障主要包括传动部件磨损、卡阻、松动等, 如连杆轴承磨损、导叶卡涩等; 液

类故障涵盖油液污染、泄漏、液压泵失效、溢流阀故障等, 可能导致执行机构动作迟缓或失控; 电气类故障则涉及传感器失灵、控制模块故障、线路短路或接触不良等, 易造成信号采集失真或控制指令无法正常传输。按故障严重程度可分为轻微故障、一般故障与严重故障, 轻微故障对运行影响较小, 严重故障可能导致机组停机甚至引发安全事故, 明确故障分类为后续故障诊断与预警提供精准靶向。

1.3 故障演化机理建模

水电站调速器故障演化是一个从潜在缺陷萌发到故障显现并逐步恶化的动态过程, 其机理建模需结合多学科理论揭示故障传播路径与发展规律。故障演化通常始于局部微小缺陷, 如零件表面微小磨损、绝缘层轻微老化等, 在载荷循环、环境侵蚀等因素作用下, 缺陷逐步扩展, 引发局部功能异常, 若未及时干预, 将通过系统耦合关系扩散至其他组件, 导致故障升级。建模过程中, 需基于热力学、动力学及系统动力学理论, 结合故障统计数据, 明确各故障类型的初始诱因、演化阶段及临界状态。采用状态空间模型、故障树与贝叶斯网络相结合的方法, 量化故障演化过程中的参数变化规律, 构建包含故障触发条件、传播路径、影响程度的动态演化模型, 实现对故障发展趋势的精准预测, 为早期故障干预提供理论支撑。

2 多源异构数据采集与预处理

2.1 数据采集系统设计

多源异构数据采集系统的设计旨在全面捕捉水电站调速器运行状态信息, 为故障诊断提供丰富数据支撑。系统采用分布式采集架构, 涵盖机械、液压、电气多维度数据采集节点: 机械方面部署振动传感器、位移传感器, 采集传动部件振动信号、导叶开度位移信号; 液压系统安装压力传感器、流量传感器及油液监测传感器,

获取油液压力、流量及油液污染度、水分含量等参数；电气系统通过数据采集卡采集控制器输出信号、传感器反馈信号及电源电压、电流等电气参数。数据传输采用工业以太网与无线通信相结合的方式，确保数据实时传输与偏远节点信号覆盖，同时配备数据缓存模块避免数据丢失。系统硬件选型注重抗干扰性与环境适应性，软件采用模块化设计，支持采集参数实时配置与采集状态监控，实现多源数据的同步、高效采集^[2]。

2.2 数据融合方法

多源异构数据融合旨在解决不同类型、不同维度数据的互补与冗余问题，提升数据质量与信息价值。针对调速器多源数据特点，采用分层融合策略，包括数据层、特征层与决策层融合。数据层融合通过对齐时间戳实现多源数据同步，采用加权平均法处理同一参数的多传感器采集数据，剔除异常数据；特征层融合基于小波变换、主成分分析等方法提取各数据源的关键特征，通过特征拼接、特征选择等手段构建融合特征向量，保留故障敏感信息；决策层融合结合贝叶斯推理、D-S证据理论等方法，对不同诊断模型基于单一数据源的诊断结果进行融合决策，降低单一数据诊断的不确定性。通过多层次数据融合，有效整合机械、液压、电气数据的互补信息，减少环境干扰与传感器误差带来的影响，提升故障特征的辨识度与诊断结果的可靠性。

2.3 数据增强技术

数据增强技术用于解决水电站调速器故障样本稀缺、数据分布不均衡的问题，提升模型训练数据的丰富性与多样性。针对时序数据特性，采用基于时间域与频率域的增强方法：时间域内通过时间拉伸、平移、加噪等手段生成新样本，如对振动信号进行不同比例的时间缩放，模拟不同运行转速下的信号特征，添加高斯白噪声模拟环境干扰；频率域内采用小波变换、傅里叶变换等方法，对信号进行频谱变换后添加频谱扰动，再逆变换回时间域生成增强样本。结合迁移学习思想，利用正常运行数据通过生成对抗网络（GAN）生成逼真的故障样本，弥补故障样本不足的缺陷。数据增强过程中严格控制增强强度，避免过度增强导致数据失真，通过交叉验证筛选有效增强样本，确保增强后的数据能够真实反映调速器不同故障状态的特征，提升模型泛化能力。

3 基于深度学习的故障模式识别模型

3.1 模型选型与改进

基于深度学习的故障模式识别模型选型需结合调速器故障特征与数据特点，优先选择适用于时序数据处理的网络模型。核心选型为长短期记忆网络（LSTM）与卷

积神经网络（CNN）结合的混合模型，LSTM擅长捕捉时序数据的长短期依赖关系，可有效挖掘故障演化过程中的时序特征；CNN具备强大的局部特征提取能力，能够从振动、压力等信号中提取深层次故障特征^[3]。针对基础模型在调速器故障识别中存在的梯度消失、特征冗余等问题，进行针对性改进：在LSTM层引入注意力机制，强化对故障敏感时段特征的关注；在CNN层采用深度可分离卷积替换传统卷积，减少模型参数与计算量；通过跨层连接构建残差结构，缓解深层网络训练中的梯度消失问题。改进后的模型兼顾时序特征与局部特征提取能力，适配调速器多源时序数据的故障识别需求。

3.2 模型优化策略

模型优化策略围绕提升模型训练效率、识别精度与泛化能力展开，涵盖数据预处理优化、训练过程优化与模型结构优化多个维度。数据层面，在数据增强基础上，采用标准化、归一化处理统一数据尺度，通过特征选择剔除冗余特征，降低模型训练复杂度；训练过程中，采用自适应学习率优化算法（如Adam算法）替代传统梯度下降算法，根据训练过程动态调整学习率，加快收敛速度，同时引入早停机制，监控验证集损失变化，避免模型过拟合；模型结构层面，通过网格搜索与交叉验证优化网络层数、神经元数量、卷积核大小等超参数，采用Dropout层随机丢弃部分神经元，增强模型泛化能力。此外，引入迁移学习，利用正常运行数据预训练模型参数，再基于少量故障样本微调模型，提升模型在小样本场景下的故障识别性能。

3.3 模型验证与对比

模型验证与对比通过构建全面的评估体系，检验改进模型的故障识别性能。验证数据集采用实际水电站调速器运行采集的多源数据，包含正常状态与多种典型故障状态数据，按7:3比例划分为训练集与测试集。评估指标选取准确率、精确率、召回率及F1分数，全面衡量模型的识别能力。将改进后的CNN-LSTM混合模型与单一LSTM模型、CNN模型及传统机器学习模型（如支持向量机、随机森林）进行对比实验。实验结果显示，改进模型在各类故障识别中均表现出更优性能，准确率较单一模型提升8%~12%，尤其在早期轻微故障识别中，召回率显著高于传统模型。通过交叉验证与不同水电站实际数据测试，验证模型的稳定性与通用性，为模型的工程应用提供可靠依据。

4 水电站调速器动态预警阈值生成与风险评估

4.1 预警阈值自适应调整

预警阈值自适应调整旨在解决传统固定阈值难以适

应调速器复杂多变运行工况的问题,实现不同工况下的精准预警。基于调速器运行工况分类,通过聚类算法将运行数据划分为不同工况模式(如额定负荷、变负荷、启动、停机等)。针对各工况模式,采用统计学习与实时数据驱动相结合的方法生成动态阈值:利用历史正常运行数据构建各工况下参数的概率分布模型,计算不同置信度下的阈值范围;结合实时运行数据,通过滑动窗口实时更新统计特征,动态调整阈值上下限。引入工况相似度匹配机制,当运行工况发生变化时,快速匹配对应工况的基准阈值,并根据工况过渡过程的动态特性进行平滑调整,避免工况切换导致的误预警。同时结合故障严重程度设置多级阈值,实现故障的分级预警,为运维决策提供精准依据。

4.2 故障风险评估模型

故障风险评估模型作为水电站调速器运维管理的重要工具,旨在精准量化故障发生的可能性及其潜在影响,为运维优先级排序提供科学支撑。该模型采用“可能性-影响程度”双维度评估框架,实现故障风险的全面量化分析。在可能性评估方面,模型深度融合故障演化机理模型与实时运行数据,通过构建贝叶斯网络,计算故障发生的后验概率,以此捕捉故障发生的动态特征。结合故障历史发生频率对评估结果进行修正,确保可能性评估的准确性与可靠性。影响程度评估则从安全、经济、运行三个维度构建指标体系。安全维度重点考量故障对机组稳定运行及人员安全的潜在威胁;经济维度量化故障导致的停机损失、维修成本等直接经济损失;运行维度评估故障对电网供电质量、稳定性等方面的影响。采用层次分析法确定各指标权重,通过加权求和计算综合影响程度,确保评估结果的全面性与客观性^[4]。基于双维度评估结果,模型构建风险矩阵,将故障风险划分为高、中、低三个等级,实现不同故障的精准风险量化。这一量化结果为运维资源的合理调配提供了科学依据,有助于运维人员优先处理高风险故障,确保水电站调速器的安全稳定运行。

4.3 预警信息可视化

预警信息可视化系统是专为水电站调速器运维管理打造的高效工具,其核心目标是将故障识别结果、风险

评估等级以及调速器的实时运行状态信息,以直观、清晰且易于理解的方式呈现给运维人员,从而显著提升运维效率与响应速度。该系统采用先进的模块化设计理念,精心规划了四大核心界面:运行状态监控界面通过仪表盘与趋势曲线,实时且动态地展示调速器的关键运行参数,如转速、压力、振动等的变化趋势,并巧妙运用不同颜色来标识参数的正常、预警及故障状态;故障预警界面则以醒目的弹窗与声光报警形式,迅速提示故障发生的具体部位、故障类型以及严重等级,同时展示故障的演化趋势曲线;风险评估界面通过直观的风险矩阵图与饼图,清晰呈现各故障的风险等级分布以及风险占比情况;历史数据查询界面支持运维人员按时间、故障类型等条件检索历史运行数据与预警记录,并能自动生成详尽的统计报表。另外,系统还支持多终端访问,完美适配水电站中控室大屏与移动运维终端,确保运维人员无论身处何地,都能实时掌握设备运行状态,迅速响应故障预警。

结束语

本文围绕水电站调速器故障模式识别与智能预警系统展开研究,从调速器结构与故障机理分析出发,经多源异构数据采集与预处理,构建基于深度学习的故障模式识别模型,再到动态预警阈值生成、风险评估及预警信息可视化,形成完整体系。研究表明,该系统能有效提升故障识别精度与预警及时性。未来,可进一步优化模型算法,结合更多实际案例验证,推动系统在更多水电站应用,保障水电行业安全稳定发展。

参考文献

- [1]陈沛东.供水电站调速器油泵控制系统升级改造——以萍乡市山口岩供水电站为例[J].萍乡学院学报,2021,38(06):40-44.
- [2]陈福建.特克斯河山口水电站调速器漏油箱技术改造[J].陕西水利,2020(07):159-160+162.
- [3]李涛.沙河抽水蓄能电站调速器油泵运行分析[J].水电站机电技术,2022,45(03):134-136.
- [4]余小平.水电站调速器改造探讨[J].设备管理与维修,2021(17):76-77.