

基于数字孪生技术的水电站机组状态监控与故障预测

宋满才 李 畅 郑红涛

四川华能宝兴河水电有限责任公司 四川 雅安 625000

【摘要】：数字孪生技术结合传感器数据与仿真模型，能够对水电站机组运行状态进行实时监控。机组在长期运行中容易出现设备磨损、异常振动等问题，传统维护方法难以及时发现潜在故障。通过构建数字孪生机组模型，采集运行数据并应用预测算法，实现对异常状态的提前识别与故障预测，提高机组运行可靠性和维护效率。实验结果显示，该方法能够显著降低故障率，优化维护策略，为水电站智能运维提供有效技术支持。

【关键词】：数字孪生技术；水电站机组；状态监控；故障预测；智能运维

DOI:10.12417/2705-0998.26.07.007

引言

水电站机组在长期运行中面临机械磨损、振动异常和电气设备故障等问题，直接影响发电效率和设备寿命。传统依赖定期巡检和经验判断的维护方式，存在反应滞后、预测不精准的问题。数字孪生技术通过虚拟机组模型与实时数据的融合，实现对机组运行状态的动态监控，并对潜在故障进行预测。该方法能够提前识别异常，提高运维效率，降低事故风险，同时为智能化运维提供技术支持，促进水电站设备管理从被动维护向主动预测转型。

1 数字孪生技术在机组监控中的应用原理

1.1 数字孪生模型构建方法

数字孪生模型的构建依托于机组设备的多维物理参数和运行数据，通过建立精确的三维几何模型、动力学模型及热力学模型，实现虚拟机组与实际设备的高度映射。模型设计涵盖转子系统、轴承、导叶以及水轮机叶片等核心部件的力学行为，并结合电气系统的负载特性和控制策略，构建整体系统的多物理场耦合模型。通过仿真计算与有限元分析，能够预测机组在不同工况下的应力分布、振动特性及热力响应，为后续状态监控提供数据支撑。模型更新采用增量式数据融合方法，确保虚拟机组随实时运行数据同步调整，维持高精度和高动态响应能力。

1.2 传感器数据采集与融合技术

数据采集系统覆盖机组关键部件，采用多类型传感器同步监测温度、振动、电流、电压、压力及转速等参数，通过高速采样实现运行状态的连续获取。多源数据融合采用基于卡尔曼滤波和深度学习的融合算法，对不同传感器的冗余、噪声和延迟进行处理，实现高精度的状态信息输出^[1]。在数据处理过程中，建立时间序列与空间耦合特征映射，结合历史运行数据和机组工况模型，提升异常信号的可辨识度和实时性。融合后的数据不仅支撑数字孪生模型的动态更新，还为异常模式识别和故障预测提供多维度、高可靠的输入。

1.3 实时状态监控算法设计

实时状态监控算法基于数字孪生模型与融合数据构建运行状态映射，将机组实际工况与虚拟模型输出进行实时比对，形成差异分析和健康指数评估。算法采用多层次数据处理架构，包括特征提取、状态评估和异常检测模块，通过信号处理、频域分析及机器学习方法实现对微小异常的敏感捕捉。运行状态指标动态调整权重，兼顾关键部件和整体系统的运行安全性，同时支持在线故障模式识别与趋势预测。算法优化注重计算效率与精度平衡，确保在高负荷运行环境下实现连续、可靠的状态监控，并为故障预测提供数据基础和决策依据。

2 水电站机组运行异常识别机制

2.1 振动与温度数据分析

机组振动与温度是反映设备运行状态的重要指标，其波动特征能够揭示机械磨损、电气异常及流体力学不平衡等问题。通过对高采样率振动信号进行时域、频域及小波变换分析，可识别振动幅值、频率及相位的异常波动模式，同时捕捉低频共振或高频局部冲击特征。温度数据通过多点传感器网络采集，对轴承、定子线圈及水轮机叶片等关键部位进行连续监测，利用动态基线算法建立温度变化趋势模型，分析局部过热或热不平衡现象。综合振动与温度特征，结合机组工况参数和负载变化，可实现异常信号的精确定位，为后续特征提取和故障诊断提供基础数据支撑，提高对潜在故障的敏感性和识别准确度。

2.2 异常特征提取方法

异常特征提取采用多尺度分析和高维数据降维方法，将原始振动、温度及电气信号转化为可用于诊断的统计特征、频谱特征及非线性动力学指标。时频联合特征提取通过小波包分解提取多频段能量分布，揭示机组运行中的隐性异常模式；非线性特征包括熵值、相空间重构指标及 Lyapunov 指数，用于识别系统微小不稳定性^[2]。高维特征通过主成分分析或自编码器网络降维，降低冗余信息干扰，同时保留关键异常信号的区分性。构建多模态特征向量，将振动、温度及电气参数统一映射至特征空间，为异常识别模型提供丰富输入，增强模型对复杂

故障模式的敏感性和可靠性,实现机组运行状态的高精度异常分析。

2.3 异常诊断模型设计

异常诊断模型基于特征向量构建分类与预测体系,将提取的振动、温度及电气特征输入多层深度学习网络或集成学习模型,实现对不同异常类型的自动判别。模型设计采用特征加权策略和时间序列卷积网络,兼顾瞬态异常与长期趋势变化,能够捕捉微小异常信号并区分偶发性波动。模型训练结合历史运行数据与仿真数据增强策略,提高对罕见故障模式的识别能力,并引入在线更新机制,使模型在机组运行过程中能够自适应调整权重。诊断结果生成健康指数评分和异常分类标签,为故障预测提供定量基础,同时通过可解释性分析揭示关键异常特征,实现对复杂机组运行状态的智能诊断和动态监控。

3 基于数字孪生的故障预测模型

3.1 历史数据建模与预测算法

机组历史运行数据涵盖振动、温度、电流、电压及负载等多维参数,通过数据清洗、归一化和异常值处理建立高质量的历史数据库。利用时间序列分析方法对长期数据进行模式识别,通过自回归模型、长短期记忆网络和卷积循环网络提取关键特征,刻画机组运行状态的演变规律。历史数据与数字孪生模型输出进行融合,实现虚拟机组对实际机组的连续仿真和动态校正,提升预测精度。预测算法采用多模型集成策略,将统计模型与机器学习模型结合,通过加权融合和动态阈值调整,实现短期和中期故障趋势的精准预测。算法还引入不确定性量化机制,能够评估预测结果的可信度,为运维决策提供量化参考,保证对微小异常及潜在故障的高灵敏度监测。

3.2 故障模式识别与预警策略

故障模式识别依托特征空间映射,将振动、温度及电气特征统一编码,通过聚类分析与分类算法识别典型故障模式及潜在隐性异常。多尺度特征映射方法能够揭示不同时间和频率尺度下的故障演变路径,并利用概率图模型描述各故障模式间的因果关系^[1]。预警策略结合动态阈值和趋势预测机制,对健康指数变化进行实时评估,生成分级预警信号,区分轻微异常、潜在风险和即将发生故障的状态。策略支持在线更新与自适应调整,通过历史数据回测和仿真验证,优化阈值设置和模式识别规则,实现机组运行安全风险的早期识别,为维护调度提供科学依据,并在保证预测精度的同时降低误报率。

3.3 预测模型优化方法

预测模型优化通过特征选择、模型参数调优及算法融合实现性能提升。特征选择利用互信息和重要性评分方法筛选高相关性指标,剔除冗余特征以提升模型计算效率和泛化能力。模型参数通过贝叶斯优化和遗传算法迭代调整,实现对深度学习网络层数、学习率及权重分布的动态优化。算法融合采用加权

集成和动态切换策略,将统计方法、机器学习和数字孪生仿真结果有机结合,提高对复杂非线性故障模式的识别能力。模型优化还引入在线学习机制,使预测系统能够适应机组长期运行的状态变化,实现对新型故障模式的快速响应,确保故障预测结果的稳定性、准确性及高可靠性,为水电站机组智能运维提供可落地的技术支撑。

4 数字孪生机组智能运维系统设计

4.1 数据可视化与监控平台架构

数据可视化与监控平台以数字孪生模型为核心,将实时采集的机组多源数据进行统一管理和动态展示。平台架构采用分层设计,包括数据采集层、数据处理与融合层、模型仿真层及可视化展示层,实现数据从采集到呈现的全链路处理。数据处理与融合层通过流式处理和批处理相结合的方法,保证高频传感器数据与低频运行数据的同步整合,消除噪声并填补数据空缺。可视化层利用多维度图表和三维仿真界面呈现机组状态,包括振动、温度、电气参数及健康指数的实时变化,支持异常状态高亮提示和趋势分析。平台支持多终端访问和交互操作,能够在复杂工况下实现动态监控、趋势分析及多维数据关联,为运维决策提供直观、可操作的数据支持。

4.2 维护决策支持系统实现

维护决策支持系统以数字孪生机组状态评估和故障预测结果为输入,通过规则引擎、优化算法及智能调度模块实现维护策略制定。规则引擎基于健康指数、预警等级及历史维护记录生成初步维护方案,结合优化算法对维护资源、时间窗口及优先级进行动态分配^[4]。智能调度模块通过模型预测的潜在故障风险进行维护任务排序,实现高风险部件优先处理,并支持维护方案模拟验证,评估不同策略对机组运行的影响。系统能够在维护决策过程中融合多源数据和数字孪生仿真结果,实现动态调整 and 自适应优化,提高运维效率的同时确保机组可靠性。

4.3 运维效率评估方法

运维效率评估方法基于机组运行状态监控、故障预测准确率及维护任务执行效果建立多指标评价体系。评价体系包括设备可用率、故障响应时间、维护周期优化程度及维护资源利用率等指标,通过数据挖掘与统计分析计算综合效率分数。效率评估过程中,结合数字孪生模型提供的仿真结果进行虚拟实验验证,分析不同运维策略对机组运行性能和故障发生率的影响,量化维护策略优化效果。方法引入趋势分析与对比评估,实现短期运维调整与长期策略优化的闭环管理,确保运维资源分配合理性及机组高可靠运行。同时,评估结果可反馈至监控与决策系统,用于动态优化算法和维护策略,实现机组智能运维体系的持续改进与高效运行。

5 机组状态监控与故障预测的应用效果

5.1 实验案例与数据分析

机组状态监控和故障预测系统在实际运行条件下进行数据采集和性能验证,涵盖振动、温度、电气参数及负载变化等多维指标。实验数据通过数字孪生模型实时映射,实现虚拟机组与实际机组运行状态的高精度比对,识别出微小异常信号和潜在故障趋势。对采集数据进行统计分析和频谱分析,结合特征提取方法,量化各类异常参数的变化幅度及发生频率。通过长期连续监测,形成全面的运行状态数据库,为预测模型训练提供高质量样本,同时验证模型对不同负载工况和环境条件下的适应能力。数据分析结果显示,系统能够实现异常状态的早期识别和趋势预测,为维护决策提供科学依据,并通过实时可视化平台呈现关键指标变化和 health 指数趋势,实现对机组运行状态的全面掌控。

5.2 故障率降低与维护优化效果

应用数字孪生技术和预测模型后,机组关键部件的故障率明显下降,维护策略实现从定期维护向条件监控驱动优化调整转变。通过对预测异常和 health 指数的动态评估,实现对高风险部件的优先维护和资源的合理分配。维护周期的优化减少了不必要的停机检修,同时确保关键部件运行安全性。数据分析显示,基于数字孪生的故障预测能够识别微小异常并提前预警,降低突发故障发生概率,提升机组整体可靠性^[5]。优化

后的维护流程通过数字孪生仿真验证不同策略对机组运行的影响,实现维护资源的精细化管理,减少非计划停机损失,并保证发电效率和机组稳定性,从而实现运行成本降低与维护效率提升的双重效果。

5.3 系统应用的可靠性评价

系统可靠性评价以故障预测准确率、预警响应时间、健康指数稳定性及运行连续性为主要指标,结合数字孪生模型仿真结果进行综合评估。通过对比实际运行数据与预测结果,量化模型在不同负载和环境条件下的精度与鲁棒性,识别潜在误报和漏报风险。评价方法引入多维指标加权评分体系,对机组运行安全性和维护效率进行量化,形成可操作的性能报告。长期运行数据表明,系统在异常检测和故障预警方面保持高稳定性,预测结果与实际状态高度一致,能够支撑连续高负荷运行和长期设备管理决策。综合评价结果为优化维护策略、调整预测模型参数及改进运维流程提供科学依据,实现数字孪生机组智能运维系统的可靠性和持续优化。

6 结语

数字孪生技术赋能水电站机组状态监控与故障预测,构建了虚实融合的监测与预警体系,实现机组多维数据的动态映射和趋势预测,显著提升设备安全运行能力与运维效率。结果表明,该技术可有效提升监控精度与故障预见性,为推动水电站智能运维提供坚实支撑。

参考文献:

- [1] 黄海兵,梅英,张翼,赵社强,寇一丹.流域水库-水电站数字孪生数据底座建设关键技术研究[J].陕西水利,2025(1):99-102.
- [2] 刘钰琦,王瑞清,肖权,王许晴,胡静究.水电站调速器数字孪生系统建设探索与研究[J].水电站机电技术,2025,48(3):30-36+135.
- [3] 陈启元.基于数字孪生技术的水电站运行状态实时监测与故障预警系统开发[J].消费电子,2025(21):50-52.
- [4] 王渝红,曹添,高仕林,陈颖,郑宗生,陈文晟,周旭.水电机组数字孪生系统构想及应用展望[J].中国电机工程学报,2025,45(11):4526-4542+I0034.
- [5] 黄彦锋,邓子琦,吴世健.基于数字孪生的水电站物资仓储数据实时监测方法研究[J].电工技术,2025(21):275-278.