

基于多传感器数据融合的水电厂水轮机故障智能预警与诊断方法

王志勇

(大唐雅安电力开发有限公司, 四川 雅安 625000)

摘要 水电厂当前面临的运维压力持续攀升, 水轮机作为核心设备, 其运行安全性直接关乎整个系统的稳定与经济效益。面对日益复杂的工况环境与高度集成的技术系统, 仅依靠单一传感器采集的信息已无法满足高精度故障检测与诊断的需求。为提升预警响应效率与准确率, 本文系统探讨了基于多传感器数据融合的智能预警与诊断技术在水轮机设备管理中的应用路径与技术实现逻辑。通过分层次构建融合架构, 利用D-S证据理论、BP神经网络及Kalman滤波等多种算法实现异构数据的动态集成, 以期在无须大量增加传感器数量的前提下, 有效提升故障识别的时效性与鲁棒性。

关键词 水轮机; 多传感器融合; 故障诊断; 智能预警; 数据融合算法

中图分类号: TM312; TP277

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.2097-3365.2026.21.004

0 引言

水轮机是水电厂发电系统动力的核心, 长期工作在高水压、高载荷、强振动和剧烈热交换等复杂环境下, 不确定的运行状况和频繁的外部扰动对故障监测提出了极高的要求。传统的依靠单一传感器信号进行监测的方法在多源扰动的背景下易产生误判和漏报现象, 而造成维护响应延迟和设备健康评估失真^[1]。在数字化电力系统不断发展的时代背景下, 人工智能、大数据分析及信息融合等技术的进步为建立高精度和强鲁棒性故障识别及智能预警系统奠定了技术基础。

1 多传感器数据融合在故障诊断中的技术基础

1.1 多源数据类型与感知层结构

水电厂水轮机工作时, 一般都布置了多种类型的感知单元, 主要包括温度传感器、振动传感器、压力传感器、位移监测器、电流传感器和声音采集装置, 每类传感器所采集到的物理量各不相同且分布位置有差别, 其采样频率和信号特征表现出高度异构性^[2]。感知层是数据融合系统底层的基础, 担负原始数据采集、初步预处理和边缘特征提取的重点工作。由于传感器信号具有非线性、时延性以及易受环境干扰的特点, 需要在感知层构建具有抗噪能力和时间同步机制, 以保证数据上传的一致性和可比性。多源感知系统需要基于时间窗口设计滑动采样机制和信号同步算法对

多维数据进行时域对齐和小波变换、利用希尔伯特变换等技术, 成功地提取了特征频段, 并构建了一个适合上层数据融合处理的多维感知特征空间^[3]。

1.2 融合架构设计

多传感器数据融合系统一般按三层结构设计, 即数据融合层、特征融合层和决策融合层。数据层融合注重在原始信号水平上加强互补性, 主要利用最小二乘估计、加权平均和互信息熵进行信号数据初级集成; 特征层的融合方法是对从各种传感器中提取的特征数据进行整体处理, 如振动信号的包络谱、压力的变化速度以及温度梯度的波动范围等, 然后构造多特征联合向量来表征运行状态; 决策层融合是将各种特征结果经过逻辑判别和模型集成后构成最终状态识别结果和预警信号, 这一层可以引入模糊逻辑、贝叶斯推理, 神经网络集成方法, 增强了非确定性情况下模型推理能力^[4]。三层融合架构分工协同在提高系统对信号异常敏感程度的同时, 也有效地提高了多源信息条件下状态区分精度和响应鲁棒性(见图1)。

1.3 关键融合算法

在处理多传感器数据融合的算法体系里, D-S证据理论因其在处理不确定信息方面的优越性, 能够动态地分配不同传感器的信任度, 并最优地合成冲突信息, 适合在故障征兆阶段, 信号弱而不稳的情况下使用; BP神经网络拥有出色的非线性映射功能, 它能够在特

作者简介: 王志勇(1972-), 男, 本科, 工程师, 研究方向: 水电厂设备智能监测。

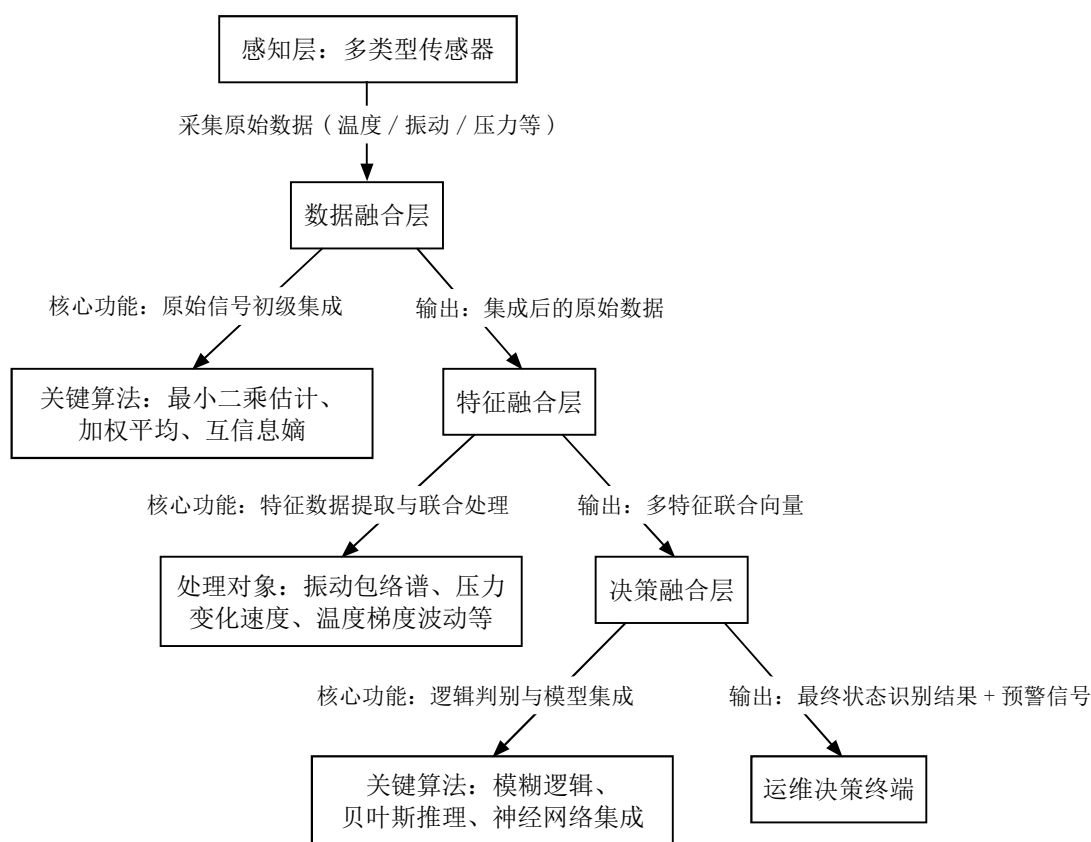


图 1 多传感器数据融合三层架构示意图

征层面对高维输入进行自我调整的训练，并捕获运行状态变动的深层关联模式^[5]。Kalman 滤波是动态系统状态估计的经典算法之一，它适合处理线性高斯噪声环境中信号的轨迹预测，可以对传感器噪声干扰环境中数据平滑和趋势预测起到一定的优化作用。三类算法分别在融合系统中担负着不同的作用，D-S 理论增强了系统的容错性和可信度管理，BP 网络对系统进行深度学习和非线性建模，Kalman 滤波对系统的时序预测和动态特征提取进行了优化。

2 水轮机故障诊断的智能化演化路径

2.1 从被动响应到主动预测：监测机制的转变

传统的故障诊断系统一般都是当设备出现异常运行或者停机事件时才开始工作，依赖于故障结果可视化或者报警机制来反馈信息，这一事后反应方式是面临高频率时、在多来源复杂干扰水轮机系统中，系统安全性高标准要求通常很难达到。在数据驱动建模技术及深度学习算法不断发展的背景下，设备状态监测已逐渐扩展到早期征兆感知及趋势预测，并通过多时段建模及时序模式识别来处理运行数据，实现微小变化连续跟踪和异常趋势提前识别。相关文献研究指出，

基于时间序列分析及自编码神经网络建立的预测模型能够有效地识别出振动频率、压力波动及温度梯度信号隐性异常，在没有到达临界点之前实现高可信度预警输出，减少了突发故障给系统带来的影响和损失。

2.2 从单点异常到系统建模：数据融合的集成路径

以往故障诊断方法主要集中于局部异常信号识别和孤立特征判读，该模型缺少多源干扰情况下全局视角，容易产生误判和信息冗余等干扰。在系统建模技术不断进化的过程中，整合多个子系统信息进行综合建模的方法已逐步成为增强诊断准确率和鲁棒性的重点发展方向。在多传感器融合的框架内，利用多个数据通道联合建模来构造跨域变量之间统计相关性网络和协同变化矩阵，既可以加强系统对复杂异常模式的感知，也可以在高维数据特征空间上形成一个稳定的状态区分边界。研究表明，利用主成分分析和贝叶斯网络联合建模技术融合策略，在多类故障信号迭加的情况下仍保持了较好的识别精度且工程适用性广。

2.3 从专家经验到知识图谱：诊断知识的结构化

水电系统长期以来依靠运维专家经验积累和人工判读来实现故障识别和处理决策，虽然在具体场景下

具备效率优势,但是面对高频数据流和多态复杂异常等实际需求,表现出明显知识获取局限和主观偏差风险。近年来,知识图谱技术兴起促使诊断知识表达结构化和逻辑化,可以从历史故障案例、运行参数和处理策略三个因素来构建实体关系网络以在语义层面上进行深度关联和推理。在这个基于图谱的智能诊断系统里,实体节点如“异常振动”和“转速偏移”,与属性关系的“关联特征”和“可能成因”共同构建了一个故障信息的全景图谱,使得诊断过程具有可解释性、可追溯性和自学习等特点,大大促进水轮机运维知识数字化转型过程。

3 提升预警诊断有效性的策略

3.1 推进融合算法的精准优化

在由多维感知和低频监测组成的复杂数据环境下,融合算法性能直接决定着故障识别系统敏感性和诊断结论精确度,需要基于工程应用场景这一核心基础,根据典型负载组合、异常特征演化路径和边界条件变化规律设计出具有较强泛化能力和逻辑解释能力的融合模型架构。对异构数据进行协同处理时,需要构造自适应权重调节机制以全面辨识各数据源间时间精度、物理量敏感性和采样稳定性等方面的差异,进一步地将注意力机制引入算法层面,增强了模型对于关键信号各维度的注意力,提高了异常状态早期信号较弱情况下检测的灵敏度。通过融合迁移学习和图神经网络等模型优化技术,不仅可以增强算法在复杂的拓扑结构中的表现,还为在多种机组结构中的迁移部署提供了坚实的算法支持。同时,要构建以实际运行数据为导向的大范围历史样本交叉验证机制和涵盖典型场景、多类异常与工况转换等多维模型的评价指标体系。

3.2 构建场景化模型训练体系

高可靠性智能预警系统有赖于复杂运行场景精准模拟和高质量样本全面学习,需要建设涵盖不同运行环境的智能预警系统、操作状态和外部干扰条件场景化模型训练体系,保证了模型对多样工况的鲁棒性和泛化能力。训练数据获取要包含稳定工况、负荷骤变、设备启停和突发扰动等场景,数据构建阶段要引入分类标签、异常注释和工况识别信息,在数据维度和语义层次上实现了全结构训练支持。模型学习的过程中要引入增强学习算法和构造动态反馈回路来不断优化模型训练时参数权重的分配以及增强策略选择的灵活度;在多机组或者跨系统部署场景中,综合运用迁移学习框架对现有模型权重映射结构和输入输出层之间的连接关系进行调整,迅速完成源域向目标域建模适应工作,降低了部署和调试周期。

3.3 完善标准化与规范化数据治理体系

多传感器数据融合系统能否长久稳定地运行,不仅仅取决于模型和算法是否准确,还需要建立一套科学完整的数据治理系统,对采集源头至应用终端进行全链条的数据质量管理和标准化流程控制。从数据标准上看,要建立统一采集协议、信号编码规则和标签分类体系以保证多类传感器设备和不同厂商采集接口上信息结构一致性和可互操作性。在元数据管理中,需要构建包含时间戳、空间位置、设备编号和运行状态等多个维度的元信息结构表以支撑后续数据溯源、异常溯因和系统恢复。在质量评估和清洗环节中,要构建动态评估机制来确定异常值、缺失点和冲突信息,并联动异常剔除算法和自动修复模块来提升系统整体数据的可信度。从数据共享机制层面来看,需要促进跨专业部门协同机制的构建,并形成运维技术团队、信息系统人员和管理决策层协同的数据治理组织架构,厘清责任边界、审计流程和版本控制标准。

4 结束语

构建基于多传感器数据融合的水轮机故障智能预警与诊断体系,是提升水电厂运行安全性、降低设备维护成本与推动智慧运维转型的关键技术路径。依托高质量的感知数据、科学合理的融合算法与可扩展的系统架构,该技术路径在多种复杂工况与数据异构背景下均表现出良好的鲁棒性与实时响应能力。未来仍需持续加强对融合算法模型的精准化迭代、场景数据训练体系的扩充与数据治理体系的制度化建设,构建更加完善、高效、智能的设备状态管理生态系统,为电力行业的数字化发展与能源系统的安全稳定运行提供有力支撑。

参考文献:

- [1] 林志辉,秦照洋.基于多参数融合的智能在线油液监测系统研发及应用[J].水电站机电技术,2024,47(12):164-167.
- [2] 李太斌,张冲,颜天成,等.基于大数据的水轮机导叶开口不匀故障智能预警[J].科技创新与应用,2020(11):120-121.
- [3] 翟玉杰,陈浩,艾远高.水轮机导叶位置传感器信号控制逻辑分析[J].水电自动化与大坝监测,2021,07(03):84-87.
- [4] 陈勇旭,郝亚鹏.基于动态应变的水轮机顶盖运行状态测试研究[J].水电能源科学,2023,41(09):185-188.
- [5] 陈文明,唐文科.基于多源信息融合的水轮机温度监控及预警技术[J].水电与新能源,2024,38(02):21-24.