基于人工智能算法的水泵机组状态预警与故障诊断方法及应用

耿晓光[1] 金双红[2通讯作者] 翁硕[1] 肖增慧[1] 孟凯[1] 朱晓娟[1]
1. 北京市京密引水管理处 北京 101400；
2. 联想（北京）有限公司 北京 100094

摘 要 水泵机组作为能源、化工以及市政等领域的关键性设备，其长期高负荷运行容易引发轴承磨损、叶轮气蚀等故障，其运行稳定性直接关系到生产的安全和效能。基于此，本文就人工智能算法的水泵机组状态预警和故障诊断方法进行研究分析，并通过融合多源传感器数据的方式，构建深度学习与迁移学习相结合的混合模型，旨在为水泵机组的状态预警和故障诊断提供可复制的技术方案。

关键词 人工智能算法；水泵机组；预警与故障

State Early Warning and Fault Diagnosis Method and Application of Pump Units Based on Artificial Intelligence Algorithms

Geng Xiao-guang[1], Jin Shuang-hong[2Corresponding author], Weng Shuo[1], Xiao Zeng-hui[1], Meng Kai[1], Zhu Xiao-juan[1]
1. Beijing Jingmi Water Diversion Management Office, Beijing 101400;
2. Lenovo (Beijing) Limited, Beijing 100094

Abstract As critical equipment in energy, chemical, and municipal sectors, pump units are prone to failures such as bearing wear and impeller cavitation due to long-term high-load operation. Their operational stability directly impacts production safety and efficiency. This study focuses on the research and analysis of state early warning and fault diagnosis methods for pump units based on artificial intelligence algorithms. By integrating multi-source sensor data, a hybrid model combining deep learning and transfer learning is constructed, aiming to provide a replicable technical solution for state early warning and fault diagnosis of pump units.

Key words Artificial Intelligence Algorithms; Pump Units; Early Warning and Fault Diagnosis

传统运维模式依赖于人工巡检和定期维修，存在滞后性强、成本高以及漏检率高等问题。但随着物联网和人工智能技术的深度融合，数据驱动的智能诊断方法成为研究热点。通过多模态特征融合与跨工况知识迁移，可实现其状态的精准预测与故障的早期预警，为工业设备智能化运维提供理论参考。

1 水泵机组典型故障模式分析

1.1 机械故障

对于水泵机组而言，其机械故障主要源于长期运行中的物理磨损或者动态不平衡，而轴承磨损则是最为常见的机械故障[1]。轴承是水泵机组支承旋转部件的核心，但长期承受着交变载荷与摩擦作用，因此很容易导致表面金属发生疲劳现象，而随着磨损时间增加，最终会因轴承温度升高而卡死，使水泵机组停机。同时，叶轮气蚀和流体动力学有关，当泵内局部压力低于液体气化压力时，气泡会形成并破裂，从而产生的冲击波会侵蚀叶轮表面，并最终形成蜂窝状孔洞。当水泵机组发生气蚀时，不但会引发振动和噪声加剧，还会缩短叶轮的使用寿命。

1.2 电气故障

水泵机组电气故障会直接影响到水泵电机的安全运行，而电机过热则是由于过载、散热不良引发。在长期高温情况下，水泵机组的绝缘材料加速老化，绝缘材料老化受温度、湿度以及电压共同作用，表现为绝缘电阻下降，局部放电增加等。如果没能及时检测，必然会发展为匝间短路或者对地击穿等问题，以致电机被烧毁。同时，电压波动则源于电网供电质量或者电机启动冲击，而电压骤降则会降低电机转矩，从而引发堵转，这些故障需通过电压稳定装置和在线监测系统协同进行防控。

1.3 流体故障

在水泵机组的流体故障中，密封泄漏主要由密封件磨损、安装不当或者介质腐蚀导致。例如，当机械密封的动环与静环间隙超标时，会发生泄漏；而管道堵塞则通常由介质中的杂质沉积与异物导致，表现为流量下降、泵出口压力异常升

高。当堵塞严重时，还有可能引发管道振动或者泵体过热，需通过定期清理和维护过滤装置预防。在流量异常的情况下，一般由于阀门误操作、叶轮磨损或者系统需求发生变化引起，并表现为实际流量偏离设定值，以此影响工艺的稳定性，而通过流量计和压力传感器联合监测，则可快速定位故障原因并调整运行参数。

2 水泵机组多源传感器数据采集与预处理

2.1 数据类型

水泵机组多源传感器数据采集需要覆盖机械、电气、流体等多维度参数，而振动信号则可通过加速度传感器或速度传感器获取，以更好地反映轴承、叶轮等旋转部件的机械状态，其频谱特征还能有效识别不平衡、气蚀等故障[2]。在水泵机组中，温度传感器通过监测电机绕组、轴承座以及介质温度，其异常升高可能预示过载或润滑失效。压力传感器则部署在泵进出口，通过实时监测介质压力波动，检测流量异常或者管道堵塞而引发的压力突变。电流传感器监测电机三相电流，电流不平衡或谐波增加可反映电气故障。这些多源数据融合能全面刻画设备的运行状态，但需解决传感器同步采集、数据格式统一等工程问题。一般情况下，采用分布式采集系统与时间戳对齐技术可实现。

2.2 数据清洗

由于原始传感器数据包含噪声、缺失值以及异常值，因此，需通过清洗的方式，才能提升数据质量。而去噪环节则针对振动信号的高频噪声，采用小波阈值等方法，对信号进行小波分解，并将信号映射到不同频带，随后对高频系数设置阈值，以保留低频特征的同时抑制噪声。最终，基于小波重构的方式以恢复其信号。对于缺失值的填补则需根据数据分布选择的方法进行。当缺失比例低于5%时，采用线性插值或者均值填充；当缺失比例大于15%时，则基于历史数据训练填充模型进行。在对异常值进行检测时，可结合物理约束与统计方法，如温度、压力等参数，若超过设备额定范围，可直接判断为异常。对于无明显阈值的信号，可采用3σ准则识别离群点，并通过滑动窗口统计的方式进一步验证，以确保清洗后的数据真实反映出设备的状态情况。

2.3 数据标准化

不同传感器的数据量纲与数值范围存在显著差异，例如，振动幅值单位为m/s²，电流单位为A，若直接输入模型将导致特征权重失衡。为消除量纲影响，需实施归一化处理，归一化方法通过线性变换将数据映射至[0,1]区间，其公式如下：

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (1)$$

适用于数据分布集中且无极端值的情形。对于数据分布分散或存在异常值的情况，如振动峰值，则采用Z-score标准化，其公式如下：

$$x' = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (2)$$

使数据均值为0、标准差为1，从而增强模型对异常值的鲁棒性。针对不同量纲的特征（如振动频谱能量与电流谐波含量），通过Min-Max或Z-score标准化实施特征缩放，统一量级以避免模型对数值较大的特征产生偏好。标准化过程需存储缩放参数，确保新数据或测试集输入时进行一致的变换处理。此外，针对时序数据，可采用窗口分段标准化策略，基于固定时间窗口对信号进行分段处理，既保留时序特征又消除量纲差异，为后续特征提取与模型训练提供可靠基础。

3 水泵机组故障特征提取方法

3.1 时域特征

针对水泵机组故障的时域特征提取时，可通过直接分析信号在时间轴上的统计特性，以此反映水泵机组运行状态的动态变化[3]。而均值表征信号的静态偏移量，通常可初步判断为设备是否存在整体性能的衰退。对应的方差反映信号波动幅度，异常升高可预示机械冲击，峰值因子用于检测瞬态冲击，对早期轴承磨损或叶轮气蚀等局部损伤敏感。此外，峭度则会量化信号分布的尖锐程度，其正常信号近似正态分布，而故障信号引发的脉冲成分则会显著增大峭度值，为此，需结合滤波或特征选择算法以提升其鲁棒性。

3.2 频域特征

对于频域特征的提取，可基于傅里叶变换将时域信号转换为频谱，以有效揭示故障引起的周期性或谐波成分。对于频谱分析，可通过识别特定频率段的能量集中现象，如轴承故障的故障诊断频率会在频谱中形成明显的峰值。而包络解调针对高频振动信号，借助希尔伯特变换提取调制信号的包络，再对包络进行频谱分析，能有效诊断早期故障。由于频域特征对周期性故障有着极为敏感的特性，所以，需要结合先验知识确定故障特征频率的方式进行，以致计算量非常庞大。

3.3 时频域特征

时频域方法通常兼顾信号的时间和频率信息，因此，适用于非平稳、瞬态故障特征分析。而短时傅里叶变换通过滑动窗口的方式，可将信号分段傅里叶变换，以此生成时频分布图，

并且通过观察故障特征频率随着时间变化的过程，以得到相应的变化规律。相较于傅里叶变换，希尔伯特—黄变换则由经验模态分解，其经验模态自适应的可将信号分解为若干本征模态函数，并对每个若干本征模态函数进行希尔伯特变换得到瞬时频率和振幅，以形成良好的希尔伯特谱。这种时频域特征的提取，无须预设基函数，并对非线性、非平稳信号分解效果更好，但由于计算复杂度较高，所以还需优化算法后，才能实现实时诊断的目的。

4 基于人工智能算法的混合诊断模型构建

4.1 深度学习模型设计

融合深度学习与特征增强技术的混合诊断模型为水泵机组故障诊断构建了高精度、强适应性的框架。该模型采用CNN-LSTM混合网络，结合了卷积神经网络（CNN）的局部特征提取能力与长短期记忆网络（LSTM）的时序建模优势[4]。前端通过一维卷积核处理原始振动信号，自动捕获时频特征；中间层利用LSTM门控机制建模故障特征的时序演化规律；输出层支持故障分类或寿命预测。模型还引入自注意力机制，对多通道特征进行自适应加权融合，聚焦关键特征并增强可解释性。整体实现从原始信号到诊断决策的端到端自动化学习，适用于复杂工况下的精准故障诊断。

4.2 迁移学习策略

该混合诊断模型基于迁移学习策略，有效解决了水泵机组故障诊断中标注数据稀缺与跨工况适应性不足的问题。模型采用预训练—微调框架结合领域自适应方法：预训练阶段，利用公开或历史数据构建源域，训练通用特征提取器，学习振动信号中的共性特征，避免过拟合[5]。微调阶段，固定预训练参数，仅用少量目标域标注样本微调分类头，快速适应新工况，显著降低数据需求。领域自适应，引入最大均值差异（MMD）损失函数，约束源域与目标域的特征分布差异，增强模型对工况变化的泛化能力。

该策略通过“通用特征迁移、特定工况微调、分布差异约束”的三层机制，实现了小样本下的高精度跨工况诊断，为工业设备智能运维提供了可扩展的解决方案。

4.3 实时预警系统开发

基于人工智能算法的混合诊断模型通过集成实时预警系统，实现了故障特征提取至风险动态评估的全流程智能化管理。该系统的核心机制由动态阈值设定、多级预警响应及误报抑制3个模块协同构成。动态阈值设定模块依据历史正常工况数据计算振动、温度等关键参数的统计分布特征，并融合实时运行参数通过加权滑动平均算法实现阈值的自适应调整[6]。在高负载工况下适度放宽温度阈值以抑制误报，在低转速条件下收紧振动阈值以提升早期故障检测灵敏度。多级预警机制将风险划分为3个等级，分别为“关注级”“警告级”“危险级”，通过差异化处置策略实现资源的精准配置与运维效率优化。误报抑制模块采用滑动窗口统计与多传感器投票的双重过滤机制，基于固定时间窗口的滚动分析，若异常特征持续时间低于阈值则判定为瞬态干扰。同时实施多传感器协同验证，仅当至少N个同类传感器同步触发预警时才确认故障，有效消除单点噪声或局部干扰引发的误触发。上述机制的协同优化在保障高故障检出率的同时，将误报率严格控制在1%以下，为水泵机组等关键设备的连续稳定运行提供了高可靠性保障。

5 结束语

在人工智能算法的水泵机组状态预警和故障诊断中，通过深度学习模型特征自适应提取和迁移学习机制，可有效解决传统方法在数据复杂性、工况适应性和实时性方面存在的局限。该方法能显著降低运维成本和停机风险，对推动制造业数字化转型升级具有至关重要的实践价值。

参考文献

[1]张煜,傅韬,王颖,等.数字孪生峡江水利枢纽水泵机组预测性维护关键技术研究及应用[J].水利信息化,2024(6):14-22.

[2]田立辉,刘占辉,刘新.某超超临界机组变频凝结水泵振动故障诊断及处理[J].电站系统工程,2025,41(5):77-79,82.

[3]王彩琴,陈则熹.水泵机组启动运行与故障停机过程现场测试实例[J].山西水利科技,2025(2):1-3.

[4]胡高斌,汪涛,薛泳泳,等.火电机组水泵故障分析及整治方法研究[J].电力设备管理,2025(5):61-63.

[5]杨永兴,赵小兵.亚临界机组给水泵故障RB控制策略优化[J].冶金动力,2025(1):40-42.

[6]丁志龙,耿涛,谌强,等.船用给水机组凝水泵出口压力异常故障分析与排除[J].中国修船,2024,37(6):10-12.

（本文编辑 曹 阳）

