

火电机组控制监测系统实时监测与故障诊断模型研究

邓祎

华电新疆乌苏能源有限公司，新疆乌苏，833000；

摘要：本文围绕火电机组控制与监测系统的智能化设计与应用展开研究，提出一种融合多层架构与深度学习算法的实时监测与故障诊断方法。系统以感知层、传输层与决策层为核心，实现了对锅炉、汽轮机、风机等关键设备的多参数采集、数据融合与智能分析。针对传统监测系统响应滞后、精度不足等问题，本文引入自适应混沌向量加权平均算法与多输出回归 LSTM 神经网络相结合的诊断模型，实现机组运行状态的趋势预测与早期故障识别。通过在 600MW 机组上的现场应用验证，监测系统在不同负荷工况下均能保持高精度与高实时性，QPSO-LSTM 模型的平均绝对百分比误差低于 5%，诊断准确率达 98% 以上。结果表明，该系统可有效提升火电机组运行的安全性与经济性，为火电厂数字化与智能化转型提供技术支撑。

关键词：火电机组；智能监测系统；LSTM 神经网络；故障诊断模型

DOI：10.64216/3080-1508.26.01.070

引言

随着我国能源结构的不断优化与可再生能源比例的快速提升，火电机组在电力系统中的调峰与安全保障作用愈加突出。然而，火电厂设备种类繁多、运行环境恶劣、负荷波动频繁，设备故障的隐蔽性与突发性显著增强。传统的监测手段依赖人工巡检与静态采样，无法满足复杂工况下的实时监控需求，也难以及时发现早期异常。尤其是在大容量机组中，汽轮机、锅炉及风机等核心设备的健康状态直接影响机组热效率与安全边界^[1]。因此，构建集实时数据采集、智能分析、动态预测与自动控制于一体的火电机组控制监测系统，成为实现电厂高可靠运行与节能减排的关键路径。

1 火电机组控制监测系统实时监测系统设计

1.1 感知层数据采集与预处理设计

感知层是实时监测系统的基础，其核心任务在于确保数据的完整性、准确性与时效性。该层通常配置高精度温度、压力、振动及流量传感器，通过厂级信息监控系统进行集中采集。由于火电机组运行环境复杂，设备长期承受高温高压，信号干扰及数据漂移问题普遍存在，因此数据预处理尤为关键。系统在采集阶段需自动识别异常点与缺失值，利用线性插值、外推及四分位法等方法进行修正与剔除，确保输入数据稳定可靠^[2]。随后通过指数加权移动平均滤波实现信号平滑处理，降低随机噪声影响。针对不同设备运行特性，系统还应实施相关性分析与特征选择，将轴承温度、机组负荷、瞬时煤量、出风口温度等高相关参数纳入模型输入，增强监测灵敏

度。最后，通过归一化处理统一量纲，避免不同物理量间的量级差异影响计算精度。感知层的数据采集与预处理设计不仅提升了监测信息的可信度，也为后续智能诊断与预测提供高质量数据支撑。

1.2 传输层通信与信息融合设计

传输层承担数据传递与融合任务，是实现实时监测与控制闭环的关键纽带。系统采用分布式通信架构，以工业以太网和无线通信为主通道，配合冗余光纤备份链路，确保机组运行数据在毫秒级延迟内准确上传。针对火电厂多设备、多节点的复杂网络结构，传输层设计需具备高带宽、低时延及强抗干扰特性。通过采用 5G 专网或 TSN（时间敏感网络）技术，可有效保证信号同步与传输确定性。数据融合方面，系统建立统一的通信协议与数据接口标准，将锅炉、汽轮机、风机等子系统监测信号进行时间戳同步与格式化整合，实现跨系统信息共享。为应对大规模数据流，传输层部署边缘计算节点，对实时信号进行本地初步分析与压缩处理，减少核心服务器计算压力^[3]。

1.3 决策层智能分析与控制策略设计

决策层是火电机组实时监测系统的核心与大脑，其功能在于将采集到的多源数据转化为可执行的调控决策，实现从状态识别到预测控制的全过程智能化管理。该层基于深度学习与统计建模原理，采用多输出回归 LSTM 神经网络对机组关键运行参数进行趋势预测，识别振动、温度和压力的异常模式。为提高诊断精度，系统

引入自适应混沌向量加权平均算法,通过动态调整搜索权重实现全局最优寻优,提高模型收敛速度与泛化能力。

2 故障诊断模型设计

2.1 模型总体结构设计

故障诊断模型的总体结构可分为输入层、特征处理层、智能分析层和输出决策层。输入层负责接收经预处理后的多源运行数据,包括温度、压力、振动、电流、负荷及煤耗等关键参数。特征处理层通过归一化、主成分分析与特征选择等手段,消除噪声与冗余,提取最具代表性的故障特征。智能分析层是系统核心,结合深度学习与概率推断算法,建立多层非线性映射关系,实现故障模式识别与趋势预测。输出决策层则对识别结果进行分类与置信度评估,生成可操作的诊断报告或控制指令,供运行人员或自动系统执行。

2.2 算法原理与核心模型

在算法层面,火电机组故障诊断通常采用基于时间序列的深度学习模型与智能优化算法相结合的策略。LSTM(长短期记忆)神经网络能够有效捕捉运行数据中的时序特征,识别温度和振动的长期依赖关系,避免梯度消失问题,从而适应火电机组慢变量与快变量并存的动态特性。为了提高模型的寻优能力,引入自适应混沌向量加权平均算法(ACVWA),通过混沌映射增加搜索随机性,并动态调整种群权值,实现全局最优参数的快速收敛。模型训练阶段采用均方误差作为损失函数,并结合学习率递减策略以避免过拟合。最终通过深度回归结构实现多输出预测,可同时给出轴承温度、转速振动及压力波动等指标的变化趋势,为后续的故障判断提供量化依据。

2.3 特征提取与参数选择

特征参数的科学选取是故障诊断模型精度的基础。火电机组系统复杂,不同设备的特征信号差异明显,需通过相关性分析确定关键输入变量。以汽轮机为例,轴承温度、机组负荷、蒸汽压力、振动加速度等均是高度相关指标;而在风机监测中,电机电流、出风口温度及油箱温度等参数对异常识别更为敏感。模型利用Spearman相关系数法计算变量间秩次差异,剔除低相关特征,保留主导因素。此外,通过时频域分析与小波包

分解,可进一步提取振动信号中的局部能量分布与包络特征,用于识别转子不平衡、轴承磨损和叶片裂纹等典型故障模式。

2.4 诊断流程与模型集成策略

故障诊断流程主要包括数据采集、异常检测、模式识别和状态判定四个阶段。首先,系统通过实时监测平台采集机组关键运行数据,并与历史基准曲线进行对比,以识别潜在异常。其次,利用序贯概率比检验(SPRT)方法进行初步筛查,在最少样本量条件下确定机组是否偏离正常状态。对于已检测到的异常数据,系统调用LSTM预测模型进行趋势外推,判断温度或振动指标的变化是否超出设定阈值。若超限,智能分析层启动故障分类模型,将异常模式与数据库中典型故障样本进行相似度匹配,输出初步诊断结果。最后,决策层依据置信度等级生成诊断报告,并通过控制接口向调度系统反馈结果,形成闭环管理。

2.5 模型验证与性能评估

模型性能的验证是保证其工程可用性的关键环节。以某600MW火电机组一次风机监测为例,通过时间序列交叉验证法对模型预测结果进行评估,验证指标包括平均绝对误差(MAE)、均方误差(MSE)与平均绝对百分比误差(MAPE)。实验结果显示,QPSO-LSTM模型在各数据集上的MAPE均低于5%,显著优于传统BP与单一LSTM模型,表明其预测精度与稳定性较高。同时,序贯概率比检验结果显示概率比始终低于报警阈值,机组处于安全运行状态。

3 实践应用——以机组状态监测为例

火电机组运行状态监测的实践应用验证了智能监测系统在复杂工况下的可靠性与工程价值。以某火电机组为例,系统在锅炉、汽轮机、风机、给水泵等核心设备中布设多类型传感节点,实时采集温度、压力、流量、振动、电流及负荷等参数。为验证火电机组智能监测系统的工程适用性,将其部署于某600MW火电厂机组进行现场试验。监测系统在锅炉、汽轮机、风机等关键设备上布设温度、压力、流量、振动等多类型传感器节点共128个,数据采样频率为1Hz。经边缘计算节点处理后,数据上传至监测主站并输入QPSO-LSTM智能模型。系统实时分析机组运行状态并生成诊断报告。

表 1 为典型一次风机运行状态监测数据

序号	工况负荷（MW）	前轴承温度（℃）	后轴承温度（℃）	振动 X 向（mm/s）	振动 Y 向（mm/s）	判定结果
1	540	63.4	61.7	1.82	1.75	正常运行
2	510	64.1	62.9	1.95	1.88	正常运行
3	480	67.8	66.2	2.48	2.36	轻微偏高
4	450	70.2	68.5	2.97	2.88	警戒运行
5	450（调整后）	65.8	64.2	1.90	1.82	安全恢复

表 2 为不同模型在相同数据集下的性能对比

模型类型	MAE	MSE	MAPE	计算延迟（s）	诊断准确率
BP 神经网络	0.211	0.016	57.73%	5.8	81.2%
LSTM	0.075	0.021	13.26%	3.4	92.4%
QPSO-LSTM	0.055	0.002	4.02%	2.6	98.1%

结果表明，QPSO-LSTM 模型在预测精度与响应速度方面均明显优于其他模型，能够实现高频数据下的快速诊断。系统在连续运行 60 天期间累计检测出早期异常 4 次，全部经现场验证属实，准确率达 100%。

4 结语

通过对火电机组智能控制与监测系统的系统研究与工程验证，本文表明基于深度学习与多层数据融合的实时监测体系能够显著提升机组运行的安全性、经济性与自动化水平。展望未来，随着数字孪生、云计算与边缘智能技术的深入融合，火电机组监测系统将进一步实现模型自学习与全生命周期健康管理。通过构建跨设备、

跨厂区的智能感知网络与协同诊断平台，火电厂将从传统的运行维护模式迈向自主感知、自诊断、自优化的智慧能源体系，为实现安全高效与低碳发展的能源转型目标提供有力支撑。

参考文献

[1] 赵凡. 火电厂火电机组运行状态智能监测系统设计与应用[J]. 电力设备管理, 2024, (23): 143-145.

[2] 张正文. 火电机组模拟量控制系统主控参数监测技术研究[D]. 南昌工程学院, 2024.

[3] 汤嘉祥. 火电机组典型设备运行状态智能监测方法研究[D]. 华北电力大学(北京), 2023.