DOI: 10.19666/j.rlfd.202606054

人工智能在火电设备状态监测及故障诊断中的应用综述

谢 天[1]，陈海平[1]，张秋生[2]，张 衡[1]，何 宁[2]，朱海涛[2]
（1.华北电力大学能源动力与机械工程学院，北京 102206；
2.国家能源集团新能源技术研究院有限公司，北京 102209）

［摘 要］【目的】随着新能源高比例接入和火电机组灵活运行需求增加，设备运行工况复杂程度不断提升，传统基于阈值报警和人工经验的状态监测与故障诊断方法难以满足设备早期预警、精准诊断及智能运维需求。本文旨在系统总结人工智能技术在火电设备状态监测及故障诊断领域的研究进展，为智能化运维技术发展提供参考。【进展】从技术方法和典型应用场景两个层面对相关研究进行综述。首先，梳理机器学习、深度学习、大模型及时间序列基础模型等技术的发展过程，分析其在异常检测、故障识别、趋势预测和诊断解释等任务中的特点与适用范围；其次，围绕锅炉、汽轮机、发电机、制粉系统、风机泵类辅机及脱硫脱硝系统等典型设备，总结主要监测数据来源、典型故障类型及人工智能方法应用现状。现有研究已由单一参数监测逐步发展至多源数据融合、在线状态评估和智能辅助决策，但在复杂变工况适应、故障样本不足、诊断结果可信解释以及模型与现场运维闭环融合等方面仍存在不足。【展望】未来火电设备智能监测与故障诊断需进一步加强数据治理和工况识别，融合设备机理、运行知识、数字孪生及时间序列基础模型等技术，提升模型在复杂运行条件下的泛化能力、解释能力和工程应用价值，推动火电设备运维模式由故障响应向主动预警和预测性维护转变。

［关 键 词］人工智能；火电设备；状态监测；故障诊断

［引用本文格式］（本段作者勿动）作者姓名. 中文标题[J]. 热力发电，年，卷(期)：起始页码-终止页码. 作者姓名. 英文标题[J]. Thermal Power Generation，年，卷(期)：起始页码-终止页码.

Review of the application of artificial intelligence to condition monitoring and fault diagnosis of thermal power equipment

Xie Tian[1], Chen Haiping[1], Zhang Qiusheng[2], Zhang Heng[1], He Ning[2], Zhu Haitao[2]
(1. School of Energy, Power and Mechanical Engineering, North China Electric Power University, 102206, China;
2. CHN Energy New Energy Technology Research Institute Co., Ltd., 102209, China)

Abstract: [Objective] With the increasing penetration of renewable energy and the growing demand for flexible operation of coal-fired power units, thermal power equipment is experiencing more frequent load variations, deep peak shaving, and complex operating conditions. These changes have introduced new challenges to equipment condition monitoring, fault diagnosis, and intelligent maintenance. Conventional approaches based mainly on fixed alarm thresholds and expert experience are often insufficient for identifying early-stage abnormalities, locating fault sources, and supporting maintenance decisions under variable operating conditions. This paper aims to systematically review the recent progress of artificial intelligence (AI) applications in condition monitoring and fault diagnosis of thermal power equipment and provide insights into the development of intelligent operation and maintenance technologies. [Progress] The development and application status of AI-based condition monitoring

收 稿 日 期：2026-06-15 修 回 日 期 2026-09-24 收 稿 日 期 2026-09-30 网络首发日期：XXXX-XX-XX
基 金 项 目：国家能源集团科技创新项目（CJNY-24-114）
Supported by：China Energy Group Science and Technology Innovation Project (CJNY-24-114)
第一作者简介：谢天（1995），男，博士研究生，工程师，主要研究方向为基于人工智能的发电设备状态监测，20039667@ceic.com。

and fault diagnosis are reviewed from two perspectives: technological evolution and typical equipment scenarios. From the perspective of intelligent methods, the characteristics, application tasks, and limitations of machine learning, deep learning, large language models, and time-series foundation models are analyzed. Traditional machine learning approaches, including principal component analysis, support vector machines, random forests, Bayesian networks, and multivariate state estimation techniques, have demonstrated advantages in small-sample modeling, feature-based diagnosis, and integration with expert knowledge. Deep learning methods, such as convolutional neural networks, recurrent neural networks, autoencoders, Transformers, and graph neural networks, have further improved the capability of extracting nonlinear and high-dimensional features from multi-source monitoring data, including process signals, vibration signals, frequency-domain features, time-frequency representations, and images. Recently, large models and foundation models have extended intelligent diagnosis from pattern recognition toward knowledge-enhanced reasoning, time-series representation learning, diagnostic explanation, and maintenance decision support. From the perspective of equipment applications, representative studies on boilers, steam turbines, generators, coal pulverizing systems, fans and pumps, and flue gas desulfurization and denitrification systems are summarized. The major monitoring data sources, typical fault types, and corresponding AI-based diagnostic methods are discussed. Existing studies indicate that intelligent monitoring has gradually evolved from single-parameter alarm systems to multi-source data fusion, online condition assessment, fault prediction, and integrated diagnosis. However, several challenges remain, including false alarms caused by operating-condition changes, insufficient fault samples, limited model interpretability, weak engineering evidence for diagnostic results, and inadequate integration between diagnostic outputs and practical maintenance actions. [Prospect] Future research should focus on improving data quality management, operating-condition identification, and cross-condition generalization capability. The integration of equipment mechanisms, operation and maintenance knowledge, digital twins, knowledge graphs, and time-series foundation models is expected to enhance the robustness, interpretability, and reliability of AI-based diagnostic systems. Through mechanism-data fusion, knowledge-enhanced reasoning, and closed-loop integration with operation and maintenance processes, AI technologies can further promote the transformation of thermal power equipment management from passive fault response toward proactive warning, intelligent diagnosis, and predictive maintenance.

Key words: artificial intelligence; thermal power equipment; condition monitoring; fault diagnosis

随着国家“双碳”战略推进，新能源高比例接入已成为我国电力系统转型发展趋势。2025 年一季度，我国风电、光伏累计装机容量首次超过火电装机容量，电源结构正由煤电主导向多元低碳协同转变[1]。新能源出力具有随机性、波动性和间歇性，显著提高了系统调节需求，使火电机组逐步由基础负荷电源转向支撑性、调节性电源，宽负荷、深度调峰和灵活运行逐渐成为常态[2]。在此过程中，锅炉、汽轮机、发电机及关键辅机承受的热应力、机械应力和控制耦合扰动明显增加，设备安全可靠运行面临严峻挑战。同时，新一代煤电升级专项行动对煤电机组安全可靠、清洁高效和智能运行提出了更高要求[3]。发展面向火电设备的状态监测及故障诊断技术，是支撑煤电灵活调节和安全运行的重要基础。

人工智能技术发展为火电设备状态感知、异常识别和故障诊断提供了新的技术支撑。早期研究多基于分散控制系统（distributed control system，DCS）、厂级监控信息系统（supervisory information system，SIS）、振动监测和试验数据，利用主成分分析（principal component analysis，PCA）、支持向量机（support vector machine，SVM）、随机森林（random forest，RF）、贝叶斯网络（Bayesian network，BN）等机器学习方法，开展锅炉燃烧异常识别、汽轮机振动故障诊断、发电机绝缘状态评估、磨煤机堵煤故障识别及风机、泵类辅机运行异常检测等研究[4-7]。此类方法建模过程相对清晰，便于融合专家经验，但依赖人工特征构造，面对负荷、煤质和运行方式频繁变化时，模型泛化能力不足。深度学习方法进一步增强了复杂工况下的数据表征能力，卷积神经网络、循环神经网络、自编码器、Transformer 和图神经网络[8-12]等已用于多源时序预测、振动频谱分析和设备关联关系建模，在弱故障特征提取、早期异常检测和非线性状态评估方面表现出较好潜力。近年，知识图谱、数字孪生、大模型和检索增强生成[13-16]等技术开始应用于发电设备智能运维，为故障机理解释、规程知识检索、诊断报告生成和人机协同决策提供了新的研究方向。总体来看，现有研究已由传统离线分析逐步扩展到多源数据驱动的在线监测，并开始引入知识增强方法。

本文综述框架如图 1 所示。首先，从机器学习、

深度学习到大模型，梳理智能监测及诊断方法的技术演进；其次，面向锅炉、汽轮机、发电机、制粉系统、风机泵类辅机及脱硫脱硝系统等典型场景，归纳不同设备对象的监测数据、故障类型和应用现状；最后，结合数据治理、跨工况泛化、故障机理解释和在线闭环应用等挑战，展望机理约束、知识增强、数字孪生、时间序列基础模型等技术发展方向。



图 1 人工智能在火电设备状态监测及故障诊断中的综述框架

Fig.1 Review framework of artificial intelligence for condition monitoring and fault diagnosis of thermal power equipment

1 智能监测及诊断技术演进

火电设备智能监测及故障诊断的技术相关研究大体经历了传统机器学习、深度学习以及近年来大模型和基础模型不断拓展的过程。本节以技术路线为主线，重点比较不同方法的建模机制、数据需求、适用任务及局限性；具体设备对象、故障类型和工程应用特征将在第 2 节进一步讨论。

不同技术路线在火电设备智能监测及诊断中的适用性对比如表 1 所见。

表 1 不同技术路线在智能监测及诊断中的适用性对比

Tab.1 Applicability comparison of different technical routes in intelligent monitoring and diagnosis

技术路线	代表方法	适用任务	优势	主要局限
机器学习	PCA、SVM、RF、XGBoost、MSET	小样本分类、残差预警、规则融合	可解释性强、部署成本低、便于与专家经验结合	依赖人工特征，跨工况泛化有限
深度学习	CNN、LSTM、AE、DBN、GNN、Transformer	多变量时序、振动图谱、图像识别、异常检测	自动表征能力强，适合非线性和多源数据	需要高质量数据，解释性和稳健性不足
大模型/基础模型	LLM、RAG、时间序列基础模型、大小模型协同	知识问答、诊断解释、少样本迁移、运维协同	具备知识整合和泛化推理能力	事实幻觉、安全边界和实时部署仍待解决

1.1 机器学习

机器学习是火电设备智能监测及故障诊断中较早具备工程应用基础的方法。其核心在于将设备机理、运行经验和历史数据转化为可计算的状态特征，再通过统计学习模型完成异常检测、故障识别及健康评估。常用特征包括温差、压差、残差统计量、频谱能量等，典型模型包括 PCA、SVM、RF、XGBoost、BN 及 MSET 等。从建模机制看，相关方法主要包括特征降维与状态表征、判别分类、集成学习、概率推理及状态估计等类型。其中，集成学习适用于多变量非线性状态判别，BN 能够描述变量间依赖关系，MSET 可利用正常状态记忆矩阵识别运行状态偏离[17-19]。这类方法建模过程相对清晰，便于嵌入专家经验和运行规程，也更容易被现场人员理解和接受，但对人工特征依赖较强。面对变煤质、设备启停及深度调峰等工况变化时，正常数据分布发生迁移，模型容易产生误判；同时，对振动图谱、视频图像和检修文本等非结构化信息的利用能力有限。因此，在样本规模有限、机理较明确或对可解释性要求较高的场景中，机器学习仍具有较强实用性；对于复杂多源数据和跨工况问题，

则需结合深度学习等方法。

1.2 深度学习

深度学习解决了传统机器学习对人工特征依赖较强和非线性表达能力不足的问题。CNN、LSTM、GRU、AE、DBN、Transformer 及 GNN 等模型能够从原始数据中自动学习时序、空间和拓扑关联特征，已成为近年来智能监测及故障诊断的重要研究方向[20]。从数据形态与表征机制看，LSTM、GRU 和 Transformer 适用于多变量时序数据中的动态依赖和长程关联建模[21-22]；CNN、DBN 可从振动频谱和时频图中自动提取局部及层次化特征[23]；AE 可在缺少故障标签时通过重构误差学习设备正常状态边界[10]；GNN 则能够利用测点拓扑及变量关联关系表征故障传播特征[12]。此外，红外图像等视觉数据可通过实例分割和深度神经网络实现温度场表征及局部热异常识别。由此，深度学习的应用对象已由单一过程时序数据拓展至时序、频谱及时频图、图像以及拓扑关联等多种数据形态。

针对设备信号的多尺度特征及跨工况分布差异，多尺度卷积、迁移学习和领域自适应等方法可进一步增强模型的特征表征与工况适应能力。多尺度卷积通过不同感受野提取局部冲击与长期演化特征，迁移学习和领域自适应则通过特征迁移或分布对齐，降低不同工况间的数据分布差异。Zhao 等[24]构建多尺度卷积迁移学习网络，提高了变工况下旋转设备故障诊断的迁移能力；Wang 等[25]针对热力系统提出分层深度领域自适应方法，实现了不同负荷工况间的故障知识迁移。多尺度特征提取、迁移学习和领域自适应可缓解非平稳及跨工况数据分布差异，但不同机组、负荷和设备状态之间的分布偏移仍难完全消除。此外，模型结果与关键测点、设备部位及故障机理之间的对应关系仍需加强。

1.3 大模型

目前，大模型相关研究在设备诊断领域主要沿两类方向展开。一类利用大语言模型处理故障文本、检修记录、规程和专家知识，服务于故障模式分析、诊断解释和报告生成[26]；另一类是 Timer、Chronos、Time-MoE、Sundial 等时间序列基础模型，通过大规模时序数据预训练获得预测、补全和迁移能力[27-30]。

火电设备诊断往往需要同时调用运行曲线、报警记录、检修历史和设备规程。大语言模型与 RAG、知识图谱结合后，可用于关联上述异构信息，并为已有诊断结果补充知识依据和处置参考[15]。相比之下，面向时间序列的基础模型与火电 DCS 数据形态具有更直接的对应关系。DCS 数据具有高维、多变量、强耦合和连续演化等典型时序特征，时间序列基础模型可通过大规模预训练学习通用的动态变化规律，从而为预测、补全、异常检测和跨机组迁移提供新的建模基础。然而，火电过程数据并非单纯的统计序列，其变量含义、工况边界、控制逻辑和设备机理均会影响异常判别结果。因此，只有将时间序列基础模型与测点语义、运行工况和机理约束相结合，才能更有效地缓解单机组样本不足、故障样本稀缺以及跨机组迁移困难等问题。当前，大模型在火电设备状态监测及故障诊断中的直接应用仍处于探索阶段，其主要风险包括生成内容不可溯源、专业知识幻觉、实时性不足以及安全边界不清。尤其在涉及保护动作、停机判断和运行调整时，大模型不能直接进入控制回路，只能作为知识检索、诊断解释和辅助决策工具[31]。

不同技术路线在工程上并非替代关系。传统机器学习在小样本和规则明确的任务中部署较为方便；复杂时序、振动及图像数据更多依赖深度模型进行特征提取；大模型目前则主要适合规程检索、诊断解释和辅助决策。实际系统中，更可行的方式是根据任务特点组合使用上述方法，而不是以单一模型覆盖全部诊断环节。

2 火电厂应用场景

表 2 列出了主要设备的典型故障、监测参数及数据来源。不同设备的故障机理、数据形态和风险等级差异较大，因此相同算法在不同对象上的适用性并不一致。以下分别结合锅炉、汽轮机、发电机、制粉系统、辅机及环保系统讨论相关研究。

表 2 火电主要设备、典型故障、监测参数与数据来源

Tab.2 Main equipment, typical faults, monitoring parameters, and data sources of thermal power plants

设备对象	典型故障	关键监测参数	主要数据来源
锅炉本体	受热面泄漏、结焦积灰、燃烧偏斜	主汽压力、壁温、烟温、氧量、NO_x	DCS、壁温测点、燃烧图像
汽轮机	不平衡、不对中、轴承磨损、通流劣化	振动、轴位移、胀差、轴承温度	TSI、DCS、检修记录

发电机	绕组过热、绝缘劣化、偏心、冷却异常	定转子温度、电流、电压、氢/水冷参数	电气监测、DCS、在线试验
磨煤机	堵煤、断煤、磨辊磨损、出口温度异常	电流、差压、振动、给煤量、出口温度	DCS、振动传感器
风机/泵	喘振、汽蚀、轴承损伤、效率下降	流量、压力、振动、功率、温度	DCS、状态监测系统
脱硫脱硝系统	脱硫效率下降、催化剂失活、喷氨异常	SO2、NO_x、氨逃逸、压差、浆液参数	CEMS、DCS、化学分析

2.1 锅炉及燃烧系统

锅炉及燃烧系统是火电设备状态监测及故障诊断研究的重点对象，其运行过程涉及燃烧、传热、流动及控制调节等多物理过程耦合，监测数据主要来源于 DCS、SIS、燃烧监测系统及受热面壁温测点等。现有研究主要围绕燃烧稳定性识别、NO_x 排放预测、炉膛负压异常检测、受热面壁温超限预警及主汽温系统故障诊断等任务展开。针对锅炉燃烧过程强非线性和大滞后特征，Yang 等[21]采用 LSTM 构建 NO_x 排放预测模型，验证了深度时序模型在表征燃烧过程动态演化关系方面的有效性。Ling 等[17]面向炉膛负压系统，结合典型变量分析（canonical variate analysis，CVA）和遗传算法优化 XGBoost（GA-XGBoost）方法实现故障检测与识别，其故障检测率达到 99.55%，误报率仅为 0.30%，检测时间为 3.481s，表明该方法能够兼顾检测准确性与计算效率。在受热面壁温监测方面，数字孪生模型能够融合结构信息、机理约束与运行数据，对灵活运行工况下的金属温度异常进行识别与预警[14]。对于主汽温等多变量强耦合系统，基于多图卷积网络的方法可利用测点之间的拓扑关联关系刻画故障传播特征，从而提升复杂运行条件下的诊断性能[12]。

锅炉及燃烧系统智能监测的主要难点在于故障特征与工况扰动高度耦合。负荷变化、煤质波动、燃烧调整及吹灰操作均会引起运行参数边界迁移，若模型缺乏工况分层与机理约束，易将正常调节过程误判为异常。因此，锅炉故障诊断宜结合热平衡等机理约束、数据驱动模型和现场规则，以减少变负荷、变煤质条件下的误判。

2.2 汽轮机及回热系统

汽轮机及回热系统是火电机组能量转换与热力循环效率维持的关键环节，其状态异常通常并非表现为单一测点越限，而是体现为振动、调节级压力、级组压比、抽汽参数、加热器端差及给水温升等多参数关联关系的偏离。现有研究早期主要依托热力机理模型，基于特征通流面积、弗留格尔公式、级组压比及热力参数基准值等判据，对汽轮机通流部分结垢、磨损和效率退化等问题进行识别与定位。董晓峰等[32]对汽轮机通流部分故障诊断方法进行了系统研究。王惠杰等[33]以特征通流面积为监测基准，结合经验模态分解提取汽轮机级组性能劣化趋势，为变工况下的通流状态监测与故障预警提供了方法依据。针对变工况运行条件下参数基准漂移问题，罗云等[34]建立了调节级压力预测模型，并将其嵌入 DCS 系统实现通流部分在线预警，在 660 MW 机组稳态工况下，预测值与实测值的相对误差约为 1.2%，验证了该方法在变工况通流状态监测中的工程适用性。谢天等[35-36]围绕火电机组通流故障和回热器故障早期预警开展研究，通过常模式提取、自适应特征压缩及工况干扰抑制等方法，提高了宽负荷运行条件下异常识别的稳定性和鲁棒性。

深度调峰、滑压运行和抽汽调节会改变调节级压力、级组压比及加热器端差等参数的正常对应关系，因此采用固定稳态基准容易产生误报警。较为可行的做法是先识别运行工况，再结合热力计算结果进行状态偏差判断，并将异常结果进一步对应到通流结垢、换热劣化、疏水异常和轴系振动等具体问题。

2.3 发电机及电气设备

发电机状态监测及故障诊断涉及电磁、热、机械及绝缘等多物理过程，故障征兆通常具有隐蔽性和渐进性，且误判或漏判可能对机组安全运行造成较大影响。因此，发电机智能诊断研究主要集中于转子绕组匝间短路、定子绝缘老化、局部放电、绕组温升及冷却异常等高风险故障。转子绕组匝间短路是大型汽轮发电机的典型隐患之一，现有研究已从励磁电流、无功功率、主保护不平衡电流、振动响应及气隙磁场等多源信息角度开展在线监测与诊断。郝亮亮等[37-39]系统总结了同步发电机转子匝间短路在线监测方法，并进一步分析了该类故障对大型汽轮发电机振动特性的影响及不同监测量的灵敏性。李扬等[40]从不平衡磁拉力角度揭示了隐极同步发电机转子匝间短路故障的机电耦合特征，为故障机理解释提供了理论依据。定子绝缘劣化和绕组温升异常是发电机长期运行过程中另一类重要故障形式。高俊国等[41]对电机定子绝缘老化寿命预测方法进行了综述，将相关方法归纳为回归分析、

智能算法和在线预测等类型，并指出在线状态量与寿命模型融合是提高绝缘寿命评估准确性的重要方向。针对温度异常与局部热缺陷识别问题，郑含博等[42]将实例分割与深度神经网络温度拟合方法应用于电力设备热故障诊断，改进模型的掩码和检测框平均精度分别提高 3.6%和 2.5%，拟合温度误差约为 3%，表明红外图像与温度场建模具有较高的状态表征精度。唐文虎等[43]关于电力设备状态分析的研究也表明，电气量、温度、绝缘状态及图像信息等多源数据融合，是提升大型电气设备状态评估可靠性的重要途径。

发电机故障误判的影响通常高于一般辅机，因此模型输出更适合作为辅助诊断依据。对于转子匝间短路、定子绝缘劣化和冷却异常等故障，应同时核对电气量、温度或振动等监测证据，并结合继电保护逻辑、试验规程和人工检查结果进行确认。现阶段智能模型主要用于风险提示、状态评估和检修辅助，不宜替代保护动作和运行人员的最终判断。

2.4 制粉系统

制粉系统是锅炉燃烧系统的重要前端环节，其运行状态直接影响煤粉供给稳定性、炉膛燃烧组织及机组负荷响应能力。磨煤机堵煤、断煤、出力不足、部件磨损、自燃及一次风异常等故障，通常并非表现为单一测点越限，而是体现为给煤量、磨煤机电流、差压、出口温度、一次风量、分离器状态及振动信号等多参数关联关系的异常变化。樊帅等[44]较早对锅炉制粉系统故障征兆参数和故障类型进行了梳理，指出制粉系统故障诊断需要基于多测点状态关联识别异常模式。焦嵩鸣[45]进一步提出融合相似度方法，将加权马氏距离与正弦相似度相结合，用于制粉系统健康预警和故障诊断，体现了相似性度量方法在早期在线预警中的应用价值。针对故障样本不足问题，肖黎等[46]采用半监督学习方法开展磨煤机故障预警，提高了少标签条件下模型的异常识别能力。针对故障样本难以获取的问题，Hu 等[47]利用磨煤机机理模型模拟典型故障，生成故障样本，并通过堆叠自编码器提取特征，开展故障识别。Huang 等[48]利用正常运行数据训练 Autoformer WaveBound 模型，结合单变量异常阈值与基于 Wasserstein 距离的整体状态监测，构建双重预警方法，实现对堵煤、断煤和爆燃等典型故障的提前预警。罗云等[49]构建的 BiLSTM 多变量回归预测模型平均相对误差为 1.13%，且能够较 MSET 模型更早识别运行异常，体现了深度时序模型在变工况故障预警中的优势。

制粉系统运行状态受煤种、水分、负荷、磨煤机组合方式和风煤配比影响明显，同一测点在不同工况下的正常范围可能存在较大差异。因此，故障模型宜将煤质和运行方式作为工况变量参与建模，避免将正常燃料适应过程识别为故障。诊断结果还应进一步对应堵煤、断煤、风煤比失配、磨损和自燃风险等具体状态，便于现场确认和处置。

2.5 风机、泵及关键辅机

风机、泵及其他关键辅机是火电厂状态监测与故障诊断中工程应用基础较好的对象。引风机、送风机、一次风机、给水泵和循环水泵等设备长期处于连续运行状态，其运行异常不仅会影响机组出力，还可能进一步影响炉膛负压控制、燃烧稳定性、环保系统投运及厂用电安全。相较于锅炉、汽轮机等主设备，辅机故障发生频次较高，运行与检修数据积累较为充分，且多数故障具有相对明确的处置路径。现有研究已由传统单一振动诊断逐步拓展至过程参数、机械信号和运行知识融合建模。针对引风机设备，Xie 等[50-51]提出了基于 PCLA 模型的自动监测方法，利用燃煤机组实际运行数据实现设备异常识别，领域知识驱动的零样本诊断方法进一步尝试将故障机理与专家知识引入模型，以缓解未见故障样本不足问题。安吉振等[52]基于 SIS 数据提取引风机运行特征，建立状态预测模型并开发预警系统，实现了面向实际机组的故障预警。刘瑶等[53]采用 LSTM 模型开展风机故障诊断，田亮等[54]进一步将 LSTM 预测能力与证据理论的多源信息融合能力结合，用于引风机轴承状态诊断。魏玮等[55]针对负荷变化下风机状态预测精度下降问题，构建 CNN-LSTM-AM 动态集成模型，体现了深度时序模型和注意力机制在电站风机状态预测中的应用价值。赵恒鑫等[56]对电站引风机故障监测与诊断进行了综述，指出引风机故障类型复杂，诊断方法需要兼顾定量模型、定性知识和测点布置条件。

辅机智能监测及诊断的主要难点在于故障机理、监测信号和运行条件之间存在较强差异。轴承磨损、转子不平衡和不对中等机械类故障通常依赖振动、声纹和油液等信号表征，而喘振、汽蚀、堵塞及出力不足等过程类异常则更多反映在压力、流量、电流、阀位和效率偏差等参数变化中。同时，负荷水平、挡板开度、变频调节及设备切换方式也

会改变辅机运行状态边界，导致单一模型难以覆盖全部故障模式。因此，辅机监测应综合运行参数、机械状态量、点检记录和检修结果，并使诊断结果能够与现场检修和处置策略对应。

2.6 脱硫脱硝系统

脱硫脱硝系统是火电厂污染物协同控制的重要环节，其监测重点不同于锅炉、汽轮机及辅机等设备状态监测对象，更侧重于污染物排放水平、反应效率、物耗能耗及过程运行稳定性。选择性催化还原（selective catalytic reduction，SCR）脱硝系统主要监测入口和出口 NO_x 浓度、O_2 含量、烟气温度、喷氨量、氨逃逸、催化剂压差及 CEMS 等数据。脱硫系统关注 SO_2 排放浓度、吸收塔 pH 值、浆液密度、液位、氧化风量、浆液循环泵状态、喷淋层压差及除雾器运行状态等信息。由于环保系统与锅炉燃烧状态、空预器换热特性、引风机运行工况及机组负荷调节过程存在较强耦合关系，污染物排放异常往往并非由单一环保设备故障引起，而是燃烧侧、烟气侧和环保侧多因素共同作用的结果。

刘吉臻等[57]建立了 SCR 烟气脱硝系统数据驱动建模方法，秦天牧等[58]进一步开展 SCR 系统建模与运行优化仿真研究，为喷氨控制优化和 NO_x 排放预测提供了方法基础。卢志民等[59]从影响因子分析角度开展喷氨量优化模拟，孙虹等[60]基于计算流体力学（computational fluid dynamics，CFD）方法研究 1000 MW 电站锅炉 SCR 喷氨策略，表明烟气流场分布、喷氨均匀性及负荷变化是影响脱硝效率和氨逃逸水平的重要因素。杨希刚等[61]提出 SCR 超低排放综合诊断及闭环优化策略，优化后 NO_x 浓度场标准偏差由 18.6%降至 4.89%，脱硝效率由 86.7%提高至 89%以上，SCR 出口氨逃逸质量浓度由 16mg/m^3 降至 0.75mg/m^3，NO_x 排放质量浓度稳定低于 50 mg/m^3，体现了诊断结果与运行优化闭环结合的工程效果。许丹等[62]基于模糊理论建立湿法脱硫故障诊断与优化模型，用于浆液循环泵故障模式识别。刘文慧等[63]采用互信息与 PCA 方法提取湿法烟气脱硫系统工况特征，徐遵义等[64]进一步开展浆液循环泵数据驱动运行优化研究，为脱硫系统过程优化和设备状态评估提供了数据支撑。

现有脱硫脱硝研究更多关注排放预测和运行优化，直接针对设备故障诊断的工作相对较少。后续可将 NO_x、SO_2、氨逃逸等环保指标与催化剂压差、浆液参数及泵组运行状态联合分析，以区分燃烧侧扰动、过程调节和设备故障造成的排放异常。

六类设备不存在统一的最优诊断方法。锅炉和制粉系统首先要解决负荷、煤质变化造成的工况漂移；汽轮机更强调性能退化与正常参数变化的区分；发电机需要较高的诊断可信度和安全校核；风机、泵类辅机适合联合使用机械状态量和过程参数；脱硫脱硝系统则需要同时考虑设备状态与环保运行指标。算法选择应服从具体设备的故障机理、数据条件和处置要求。

3 挑战与发展趋势

工程应用首先受到数据一致性和工况漂移的影响。DCS、SIS、TSI、CEMS 及振动、检修数据在测点命名、采样频率和质量控制方面尚不统一；深度调峰、煤质变化和设备切换又会改变正常运行数据分布。模型上线前需要完成测点语义统一和数据质量筛查，并根据负荷、煤质和设备状态进行工况划分。对于跨机组应用，还需通过迁移学习或领域适配减少机组间数据分布差异。

另一个突出问题是诊断依据不足。数据驱动模型能够给出异常分数或故障类别，但现场人员更关心哪些测点发生了变化、变化是否符合故障机理以及结论能否复核。因此，可将热力、电磁、流动和振动机理作为约束，并利用知识图谱、专家规则和数字孪生补充诊断证据，使模型结果能够回溯到具体测点、设备部位和故障原因。

当前多数研究的输出仍停留在异常报警或故障分类，诊断结果与风险分级、运行处置和检修反馈衔接不足。工程系统还需要记录报警后的人工确认、检修结果及设备恢复情况，并利用这些反馈修正模型。时间序列基础模型、大模型和数字孪生可分别承担趋势预测、知识辅助和状态映射等任务，但其作用最终应落实到预警、确认、处置和反馈这一实际运维流程中。

上述问题及相应的发展方向归纳如图 2 所示。



图 2 火电设备智能监测及故障诊断的关键问题与发展路径

Fig.2 Key issues and development pathways for intelligent monitoring and fault diagnosis of thermal power equipment

4 结 论

本文从技术路线和典型设备两个层面对人工智能在火电设备状态监测及故障诊断中的应用进行了综述。现有研究表明，传统机器学习在小样本、机理较明确的诊断任务中仍具有较好的工程适用性，深度学习更适合处理复杂时序、振动及图像数据，大模型和基础模型则拓展了知识检索、诊断解释及跨任务迁移的研究空间。对于火电设备而言，模型能否长期稳定应用并不只取决于离线测试精度，更受数据质量、工况变化、故障机理和现场处置要求影响。尤其在宽负荷、变煤质和设备退化条件下，需要解决正常状态边界迁移、诊断依据不足以及模型输出与检修处置脱节等问题。今后的工程应用宜根据设备特点组合使用不同方法，并加强设备机理、运行知识与数据模型之间的结合，使诊断结果能够对应具体测点、故障部位和处置过程。

[参 考 文 献]

[1] 严新荣, 高翔, 于鹏峰, 等. 燃煤发电机组灵活运行安全性挑战与对策研究[J]. 中国电机工程学报, 2025, 45(11): 4318-4335.
YAN Xinrong, GAO Xiang, YU Pengfeng, et al. Research on safety challenges and countermeasures of flexible operation for coal-fired units[J]. Proceedings of the CSEE, 2025, 45(11): 4318-4335.

[2] SCHILL W P, PAHLE M, GAMBARDELLA C. Start-up costs of thermal power plants in markets with increasing shares of variable renewable generation[J]. Nature Energy, 2017, 2: 17050.

[3] 杨勇平, 陈衡, 郝俊红, 等. “双碳”目标下我国燃煤发电转型升级发展路径[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(17): 6900-6909.
YANG Yongping, CHEN Heng, HAO Junhong, et al. Development pathways for the transformation and upgrading of China’s coal-fired power generation under the goals of carbon peak and carbon neutrality[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(17): 6900-6909.

[4] 顾燕萍, 赵文杰, 吴占松. 基于最小二乘支持向量机的电站锅炉燃烧优化[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(17): 91-97.
GU Yanping, ZHAO Wenjie, WU Zhansong. Combustion optimization for utility boiler based on least square-support vector machine[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(17): 91-97.

[5] 石志标, 宋全刚, 马明钊, 等. 基于改进粒子群优化支持向量机的汽轮机组故障诊断[J]. 动力工程学报, 2012, 32(6): 454-457.
SHI Zhibiao, SONG Quangang, MA Mingzhao, et al. Fault diagnosis of steam turbine unit based on support vector machine optimized by improved particle swarm optimization[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2012, 32(6): 454-457.

[6] 刘定平, 叶向荣, 陈斌源, 等. 基于核主元分析和最小二乘支持向量机的中速磨煤机故障诊断[J]. 动力工程, 2009, 29(2): 155-158.
LIU Dingping, YE Xiangrong, CHEN Binyuan, et al. Fault diagnosis of medium-speed coal mill based on kernel principal component analysis and least squares support vector machine[J]. Journal of Power Engineering, 2009, 29(2): 155-158.

[7] 许小刚, 王松岭, 刘锦廉. 基于小波包能量分析及改进支持向量机的风机机械故障诊断[J]. 动力工程学报, 2013, 33(8): 606-612.
XU Xiaogang, WANG Songling, LIU Jinlian. Mechanical fault diagnosis of fan based on wavelet packet energy analysis and improved support vector machine[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2013, 33(8): 606-612.

[8] ZHAO R, YAN R, CHEN Z, et al. Deep learning and its

applications to machine health monitoring[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 115: 213-237.
[9] WEN L, LI X, GAO L, et al. A new convolutional neural network-based data-driven fault diagnosis method[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(7): 5990-5998.
[10] HU D, ZHANG C, YANG T, et al. Anomaly detection of power plant equipment using long short-term memory based autoencoder neural network[J]. Sensors, 2020, 20(21): 6164.
[11] JIN Y, HOU L, CHEN Y. A time series Transformer based method for the rotating machinery fault diagnosis[J]. Neurocomputing, 2022, 494: 379-395.
[12] 吴铮, 张悦, 董泽. 基于多图卷积神经网络的主汽温系统故障诊断[J]. 动力工程学报, 2023, 43(2): 237-245.
WU Zheng, ZHANG Yue, DONG Ze. Fault diagnosis of main steam temperature system based on multi-graph convolutional neural network[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2023, 43(2): 237-245.
[13] 谢庆, 蔡扬, 谢军, 等. 基于ALBERT的电力变压器运维知识图谱构建方法与应用研究[J]. 电工技术学报, 2023, 38(1): 95-106.
XIE Qing, CAI Yang, XIE Jun, et al. Research on construction method and application of knowledge graph for power transformer operation and maintenance based on ALBERT[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(1): 95-106.
[14] CUI Z, XU J, LIU W, et al. Data-driven modeling-based digital twin of supercritical coal-fired boiler for metal temperature anomaly detection[J]. Energy, 2023, 278: 127959.
[15] 闫玮丹, 齐冬莲, 闫云凤, 等. 面向电力领域的知识图谱与大模型融合关键技术及其典型应用[J]. 高电压技术, 2025, 51(4): 1747-1762.
YAN Weidan, QI Donglian, YAN Yunfeng, et al. Key technologies and typical applications of knowledge graph and large language model fusion in the power sector[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(4): 1747-1762.
[16] 陈晓红, 傅文润, 刘朝明, 等. 人工智能大模型在电力设备运维场景中的应用探讨[J]. 中国工程科学, 2025, 27(1): 180-192.
CHEN Xiaohong, FU Wenrun, LIU Chaoming, et al. Application of artificial intelligence large language model in power equipment operation and maintenance[J]. Strategic Study of CAE, 2025, 27(1): 180-192.
[17] LING D, LI C, WANG Y, et al. Fault detection and identification of furnace negative pressure system with CVA and GA-XGBoost[J]. Energies, 2022, 15(17): 6355.
[18] 常玉清, 康孝云, 王福利, 等. 基于贝叶斯网络的磨煤机过程异常工况诊断模型实时更新方法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(8): 52-61.
CHANG Yuqing, KANG Xiaoyun, WANG Fuli, et al. Real-time updating method of coal mill process abnormal condition diagnosis model based on Bayesian network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(8): 52-61.
[19] 黄杨森. 基于 MSET 的汽轮发电机转子绕组匝间短路故障诊断[J]. 发电设备, 2024, 38(3): 182-188, 193.
HUANG Yangsen. Fault diagnosis of rotor winding inter-turn short circuit in turbine generator based on MSET[J]. Power Equipment, 2024, 38(3): 182-188, 193.
[20] KHALID S, SONG J, RAOUF I, et al. Advances in fault detection and diagnosis for thermal power plants: A review of intelligent techniques[J]. Mathematics, 2023, 11(8): 1767.
[21] YANG G, WANG Y, LI X. Prediction of the NO_x emissions from thermal power plant using long-short term memory neural network[J]. Energy, 2020, 192: 116597.
[22] 安硕, 冯旭刚, 唐雷, 等. 基于改进 Transformer 的火电机组制粉系统故障诊断[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2025, 56(9): 3748-3759.
AN Shuo, FENG Xugang, TANG Lei, et al. Fault diagnosis of pulverizing system in thermal power unit based on improved Transformer[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2025, 56(9): 3748-3759.
[23] LIU S, XIE J, SHEN C, et al. Bearing fault diagnosis based on improved convolutional deep belief network[J]. Applied Sciences, 2020, 10(18): 6359.
[24] ZHAO B, ZHANG X, ZHAN Z, et al. Deep multi-scale convolutional transfer learning network: A novel method for intelligent fault diagnosis of rolling bearings under variable working conditions and domains[J]. Neurocomputing, 2020, 407: 24-38.
[25] WANG X, HE H, LI L. A hierarchical deep domain adaptation approach for fault diagnosis of power plant thermal system[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(9): 5139-5148.
[26] JOSE S, NGUYEN K T P, MEDJAHER K, et al. Advancing multimodal diagnostics: Integrating industrial textual data and domain knowledge with large language models[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 255: 124603.
[27] LIU Y, ZHANG H, LI C, et al. Timer: Generative pre-trained transformers are large time series models[C]//Proceedings of the 41st International Conference on Machine Learning. Vienna: PMLR, 2024, 235: 32369-32399.
[28] ANSARI A F, STELLA L, TURKMEN C, et al. Chronos: Learning the language of time series[J]. Transactions on Machine Learning Research, 2024.
[29] SHI X, WANG S, NIE Y, et al. Time-MoE: Billion-scale time series foundation models with mixture of experts[C]//International Conference on Learning Representations. Singapore: ICLR, 2025.
[30] LIU Y, QIN G, SHI Z, et al. Sundial: A family of highly capable time series foundation models[C]//International Conference on Machine Learning. Vancouver: ICML, 2025.
[31] CHENG Y, ZHAO H, ZHOU X, et al. A large language model for advanced power dispatch[J]. Scientific Reports, 2025, 15: 8925.
[32] 董晓峰, 顾煜炯, 杨昆, 等. 汽轮机通流部分故障诊断方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(35): 71-77.
DONG Xiaofeng, GU Yujiong, YANG Kun, et al. Research on fault diagnosis method for turbine flow path[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(35): 71-77.
[33] 王惠杰, 董学会, 杨杰, 等. 基于 EMD-CFA 法的汽轮机组性能劣化分析[J]. 中国电力, 2018, 51(11): 1-8.
WANG Huijie, DONG Xuehui, YANG Jie, et al. Analysis of performance deterioration of steam turbine units based on EMD-CFA method[J]. Electric Power, 2018, 51(11): 1-8.
[34] 罗云, 陈雪林, 李瑞东, 等. 汽轮机变工况下调节级压力预测模型及应用[J]. 发电技术, 2019, 40(2): 161-167.
LUO Yun, CHEN Xuelin, LI Ruidong, et al. Prediction model and application of turbine regulating stage pressure under variable conditions[J]. Power Generation

Technology, 2019, 40(2): 161-167.
[35] 谢天, 覃子珍, 杨如意, 等. 基于常模式提取的火电机组通流故障早期预警方法研究[J]. 汽轮机技术, 2023, 65(2): 122-126.
XIE Tian, QIN Zizhen, YANG Ruyi, et al. Study on early warning method for through-flow faults in thermal power units based on constant pattern extraction[J]. Turbine Technology, 2023, 65(2): 122-126.
[36] 谢天, 周之豪, 杨如意, 等. 基于自适应特征压缩与工况干扰抑制的汽轮机回热器故障预警方法研究[J]. 汽轮机技术, 2024, 65(1): 61-65.
XIE Tian, ZHOU Zhihao, YANG Ruyi, et al. Early warning method for turbine reheater failure based on adaptive feature compression and service interference suppression[J]. Turbine Technology, 2024, 65(1): 61-65.
[37] 郝亮亮, 吴俊勇. 同步发电机转子匝间短路故障在线监测的研究评述与展望[J]. 电力自动化设备, 2013, 33(9): 137-143.
HAO Liangliang, WU Junyong. Review and prospect of online monitoring for rotor inter-turn short-circuit fault of synchronous generators[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(9): 137-143.
[38] 郝亮亮, 吴俊勇, 孙宇光, 等. 同步发电机转子匝间短路故障监测方案及其灵敏性分析[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(12): 120-127.
HAO Liangliang, WU Junyong, SUN Yuguang, et al. Monitoring scheme and sensitivity analysis for rotor inter-turn short-circuit fault of synchronous generators[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(12): 120-127.
[39] 郝亮亮, 吴俊勇, 陈占锋, 等. 转子匝间短路故障对大型汽轮发电机振动的影响机理[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(4): 25-31.
HAO Liangliang, WU Junyong, CHEN Zhanfeng, et al. Mechanism of rotor inter-turn short-circuit fault affecting vibration of large turbo-generators[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(4): 25-31.
[40] 李扬, 郝亮亮, 孙宇光, 等. 隐极同步发电机转子匝间短路时转子不平衡磁拉力特征分析[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(3): 81-89.
LI Yang, HAO Liangliang, SUN Yuguang, et al. Characteristics of unbalanced magnetic pull of non-salient pole synchronous generator under rotor inter-turn short-circuit[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(3): 81-89.
[41] 高俊国, 孟睿潇, 胡海涛, 等. 电机定子绝缘老化寿命预测研究进展[J]. 电工技术学报, 2020, 35(14): 3065-3074.
GAO Junguo, MENG Ruixiao, HU Haitao, et al. Research progress on prediction of aging life of motor stator insulation[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(14): 3065-3074.
[42] 郑含博, 胡钧浩, 李金恒, 等. 基于改进实例分割与深度神经网络温度拟合的电力设备热故障诊断研究[J]. 电机与控制学报, 2025(2): 116-125.
ZHENG Hanbo, HU Junhao, LI Jinheng, et al. Thermal fault diagnosis of power equipment based on improved instance segmentation and deep neural network temperature fitting[J]. Electric Machines and Control, 2025(2): 116-125.
[43] 唐文虎, 牛哲文, 赵柏宁, 等. 数据驱动的人工智能技术在电力设备状态分析中的研究与应用[J]. 高电压技术, 2020, 46(9): 2985-2999.
TANG Wenhu, NIU Zhewen, ZHAO Boning, et al. Research and application of data-driven artificial intelligence technology for condition analysis of power equipment[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(9): 2985-2999.
[44] 樊帅, 肖军. 锅炉制粉系统故障诊断方法[J]. 热力发电, 2015, 44(2): 13-17.
FAN Shuai, XIAO Jun. Fault diagnosis method of pulverizing system in utility boilers[J]. Thermal Power Generation, 2015, 44(2): 13-17.
[45] 焦嵩鸣. 基于融合相似度的制粉系统健康预警及故障诊断[J]. 系统仿真学报, 2018, 30(2): 595-604.
JIAO Songming. Health warning and fault diagnosis of pulverizing system based on syncretic similarity[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(2): 595-604.
[46] 肖黎, 罗嘉, 欧阳春明. 基于半监督学习方法的磨煤机故障预警[J]. 热力发电, 2019, 48(4): 121-127.
XIAO Li, LUO Jia, OUYANG Chunming. Fault early warning of coal mills based on semi-supervised learning[J]. Thermal Power Generation, 2019, 48(4): 121-127.
[47] HU Y, PING B, ZENG D, et al. Research on fault diagnosis of coal mill system based on the simulated typical fault samples[J]. Measurement, 2020, 161: 107864.
[48] HUANG C, QU S, KE Z, et al. Dual fault warning method for coal mill based on Autoformer WaveBound[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024, 245: 110030.
[49] 罗云, 李战国, 付陇霞, 等. 基于特征选择与 BiLSTM 多变量回归预测的磨煤机故障预警研究[J]. 动力工程学报, 2025, 45(5): 724-732.
LUO Yun, LI Zhanguo, FU Longxia, et al. Research on fault warning of coal mill based on feature selection and multivariate regression prediction with BiLSTM[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2025, 45(5): 724-732.
[50] XIE T, ZHANG Q, CHEN H, et al. Automatic monitoring of induced draft fans of coal-fired units based on a PCLA model[J]. Measurement Science and Technology, 2025, 36(10): 106213.
[51] XIE T, CHEN H, ZHANG Q, et al. Domain knowledge-driven zero-shot learning for induced draft fans fault diagnosis[J]. Quality and Reliability Engineering International, 2026, 42(2): 858-875.
[52] 安吉振, 郑福豪, 刘一帆, 等. 基于大数据分析的火电机组引风机故障预警研究[J]. 发电技术, 2023, 44(4): 557-564.
AN Jizhen, ZHENG Fuhao, LIU Yifan, et al. Study on induced draft fan fault warning of thermal power unit based on big data analysis[J]. Power Generation Technology, 2023, 44(4): 557-564.
[53] 刘瑶, 徐海平, 初宁, 等. 基于长短时记忆模型的风机故障诊断[J]. 工程热物理学报, 2020, 41(10): 2437-2445.
LIU Yao, XU Haiping, CHU Ning, et al. Fan fault diagnosis based on long short-term memory model[J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2020, 41(10): 2437-2445.
[54] 田亮, 袁存波. 基于 LSTM 和证据理论的引风机轴承故障诊断[J]. 动力工程学报, 2023, 43(5): 614-621.
TIAN Liang, YUAN Cunbo. Fault diagnosis of induced draft fan bearing based on LSTM and evidence theory[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2023,

43(5): 614-621.
[55] 魏玮, 吕游, 齐欣宇, 等. 基于 CNN-LSTM-AM 动态集成模型的电站风机状态预测方法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(4): 19-27.
WEI Wei, LYU You, QI Xinyu, et al. State prediction method for power station fans based on CNN-LSTM-AM dynamic ensemble model[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(4): 19-27.
[56] 赵恒鑫, 王毅, 何新, 等. 电站引风机故障监测与诊断综述[J]. 热力发电, 2025(10): 63-72.
ZHAO Hengxin, WANG Yi, HE Xin, et al. Review of fault monitoring and diagnosis for induced draft fans in power stations[J]. Thermal Power Generation, 2025(10): 63-72.
[57] 刘吉臻, 秦天牧, 杨婷婷, 等. 基于自适应多尺度核偏最小二乘的 SCR 烟气脱硝系统建模[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(23): 6083-6088.
LIU Jizhen, QIN Tianmu, YANG Tingting, et al. SCR denitration system modeling based on self-adaptive multi-scale kernel partial least squares[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(23): 6083-6088.
[58] 秦天牧, 刘吉臻, 杨婷婷, 等. 火电厂 SCR 烟气脱硝系统建模与运行优化仿真[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(10): 2699-2703.
QIN Tianmu, LIU Jizhen, YANG Tingting, et al. SCR denitration system modeling and operation optimization simulation for thermal power plant[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(10): 2699-2703.
[59] 卢志民, 李文庆, 廖永进, 等. 基于影响因子的 SCR 脱硝系统喷氨量优化模拟[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(14): 4923-4930.
LU Zhimin, LI Wenqing, LIAO Yongjin, et al. Influential factors-based optimization simulation of ammonia injection in SCR DeNOx system[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(14): 4923-4930.
[60] 孙虹, 华伟, 黄治军, 等. 基于 CFD 建模的 1000 MW 电站锅炉 SCR 脱硝系统喷氨策略优化[J]. 动力工程学报, 2016, 36(10): 810-815.
SUN Hong, HUA Wei, HUANG Zhijun, et al. CFD-based numerical simulations on optimization of the ammonia spraying strategy in a 1000 MW SCR denitrification system[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2016, 36(10): 810-815.
[61] 杨希刚, 金保昇, 许月阳. SCR 超低排放综合诊断及闭环优化[J]. 中国电力, 2019, 52(3): 153-160.
YANG Xigang, JIN Baosheng, XU Yueyang. Comprehensive diagnosis and closed loop optimization of NOx ultra-low emission of SCR[J]. Electric Power, 2019, 52(3): 153-160.
[62] 许丹, 沈凯, 张亚平, 等. 基于模糊理论的湿法脱硫故障诊断和优化模型研究[J]. 环境工程, 2018, 36(2): 92-97.
XU Dan, SHEN Kai, ZHANG Yaping, et al. Study of fault diagnosis and operation optimization models of WFGD based on fuzzy theory[J]. Environmental Engineering, 2018, 36(2): 92-97.
[63] 刘文慧, 徐遵义, 张旭冉, 等. 基于互信息和 PCA 理论的湿法烟气脱硫工况特征提取方法[J]. 中国电力, 2020, 53(8): 158-163.
LIU Wenhui, XU Zunyi, ZHANG Xuran, et al. Feature extraction method for wet flue gas desulfurization under operating conditions based on mutual information and PCA theory[J]. Electric Power, 2020, 53(8): 158-163.
[64] 徐遵义, 刘文慧, 张旭冉, 等. 基于数据驱动的浆液循环泵运行优化研究[J]. 中国电力, 2021, 54(3): 197-204.
XU Zunyi, LIU Wenhui, ZHANG Xuran, et al. Research on data-driven optimal operation of slurry circulation pump[J]. Electric Power, 2021, 54(3): 197-204.

（责任编辑 XXX）