

基于 AI 技术的火力发电厂电气设备故障智能诊断研究

丁 顺

国家电投集团贵州金元黔西中水发电有限公司 贵州省毕节市 551500

摘 要：本研究聚焦火力发电厂电气设备故障诊断领域，深度剖析传统诊断模式之桎梏，凸显 AI 技术赋能电气设备故障智能诊断之创新价值。从理论架构、技术路径、实践成效等维度展开系统化论述，旨在为火力发电厂电气设备运维智能化升级提供前瞻性与实用性兼具的参考范式，推动电气设备故障诊断向精准化、智能化方向演进。

关键词：AI 技术；火力发电厂；电气设备；故障智能诊断

火力发电厂是现代能源供应体系的关键节点，其电气设备的稳定运行直接关系到电力系统的安全性和能源转换效率。目前，故障诊断主要依赖人工经验和定期巡检。然而，人工诊断因技术人员水平不一，在捕捉早期故障特征时存在明显局限，容易出现误判和漏判。定期巡检由于时间间隔问题，无法实时监测设备状态，导致潜在故障难以及时发现和处理，进而影响发电效率，缩短设备寿命，甚至可能引发系统性安全风险。随着 AI 技术的迅速发展，电气设备故障诊断迎来了重大变革。AI 在大数据分析、模式识别和智能决策等方面表现出色，能够突破传统诊断模式的限制。通过深度挖掘和特征提取海量设备运行数据，AI 可精准识别早期故障特征。利用先进算法，AI 能快速准确地识别故障类型，并通过智能决策系统生成科学合理的维修策略，从而推动故障诊断向智能化和精准化方向发展。

1. AI 技术在电气设备故障诊断中的理论架构

1.1 数据采集与预处理体系的完善

数据采集与预处理是故障诊断的基础环节。火力发电厂需构建多维度、全参数的数据采集系统，综合运用各类传感器技术实现设备运行数据的实时获取。在电气参数监测方面，采用高精度电压、电流传感器进行动态测量^[1]。在设备状态感知上，利用温度传感器、振动传感器采集热学与力学信息。同时，通过合理布局传感器网络和定期校准机制，保障数据采集的稳定性与准确性，最大限度降低环境干扰与测量误差。

原始数据通常存在噪声污染、数据缺失等问题，需进行

系统预处理。数据清洗环节通过异常值检测与重复数据剔除，提升数据纯净度。数据归一化操作将不同量纲的数据映射至统一区间，消除量纲差异对模型训练的影响。特征提取过程运用主成分分析、独立成分分析等方法，从海量数据中筛选关键特征，降低数据维度，为后续诊断模型提供高质量输入。

1.2 智能诊断模型的选型与优化策略

基于 AI 的故障诊断模型种类繁多，需依据电气设备故障特征进行针对性选型。神经网络模型凭借强大的非线性映射能力，可有效处理复杂故障模式。多层感知机（MLP）通过多层神经元的权重调整，实现设备运行参数的特征学习与故障分类。支持向量机（SVM）在小样本、高维数据分类任务中表现优异，通过构建最优超平面实现数据样本的有效划分，具备良好的泛化性能。

深度学习模型作为前沿技术，在故障诊断中展现独特优势。卷积神经网络（CNN）擅长处理图像数据，通过卷积层与池化层的交替运算，自动提取设备图像的局部与全局特征，实现故障识别。循环神经网络（RNN）及其变体 LSTM、GRU，能够有效处理时序数据，通过门控机制记忆长时序信息，捕捉设备运行参数的动态变化规律，实现故障趋势预测。为提升模型性能，需采用优化算法进行参数调优。遗传算法模拟生物进化过程，通过选择、交叉、变异操作在参数空间进行全局搜索。粒子群算法借鉴鸟群觅食行为，通过个体与群体间的信息交互实现参数快速优化，增强模型对复杂故障模式的识别能力（见表 1）。

表 1: 常见 AI 故障诊断模型对比

模型类型	优势	劣势	适用场景
神经网络模型	强大的非线性映射能力	训练时间较长	复杂故障模式
支持向量机模型	泛化性能好	对参数敏感	小样本、高维数据
卷积神经网络模型	自动提取图像特征	计算资源需求高	图像数据故障识别
循环神经网络模型	擅长处理时序数据	易出现梯度消失问题	时序数据故障预测

1.3 故障诊断决策机制的设计

故障诊断决策机制是 AI 诊断系统的核心，旨在基于诊断模型输出结果，为运维人员提供准确决策依据。决策过程需综合考量故障类型、严重程度及发生概率等多维度因素。明确故障类别（如绝缘故障、机械故障等），有助于制定针对性维修方案。评估故障严重程度可确定维修紧迫性，区分计划性检修与紧急停机处理。结合设备历史数据与实时状态预测故障发生概率，为维修决策提供量化参考^[2]。

在决策方法上，模糊推理技术能够有效处理不确定性信息，通过建立模糊规则库将故障特征与诊断结论进行量化关联，为决策提供灵活支持。专家系统则将领域专家知识编码为规则库，通过推理引擎实现故障诊断与维修决策的自动化，提升决策的科学性与准确性。

2. AI 技术在电气设备故障诊断中的技术路径

2.1 多源数据融合技术

火力发电厂电气设备运行过程中产生的数据来源广泛，涵盖传感器数据、控制系统数据、设备台账数据等。多源数据融合技术旨在整合这些异构数据，挖掘数据间潜在关联与互补信息，为故障诊断提供全面、准确的依据。数据融合可分为数据层融合、特征层融合与决策层融合三个层次。数据层融合直接对原始数据进行综合处理，保留了最多的原始信息，但对数据同步性与一致性要求较高。特征层融合先对各数据源进行特征提取，再将特征向量进行融合，降低了数据维度与计算复杂度。决策层融合则分别对各数据源进行独立诊断，再将诊断结果进行综合决策，具有较高的灵活性与容错性。

在实际应用中，需根据具体场景与需求选择合适的数据融合策略。例如，对于实时性要求较高的故障诊断任务，可采用数据层融合或特征层融合，以快速获取故障信息。对于复杂故障的诊断，决策层融合可综合多个诊断模型的输出结果，提高诊断的可靠性。通过多源数据融合技术的应用，可消除数据冗余与矛盾，提升故障诊断的精度与鲁棒性。

2.2 深度学习特征提取技术

深度学习技术以其强大的特征提取能力，在电气设备故障诊断中占据重要地位。其能够自动从海量设备运行数据中学习深层次故障特征表示，为故障分类与诊断提供有力支持。卷积神经网络（CNN）在处理具有空间结构的数据方面具有独特优势^[3]。电气设备图像数据蕴含丰富的故障信息，如设备外观损伤、绝缘老化等。CNN 通过卷积层、池化层等结构，自动提取图像中的局部特征与全局特征，实现对故障类型的准确识别。例如，在变压器故障诊断中，CNN 可对变压器油色谱图像、红外热成像图像等进行分析，快速定位故障部位与类型。

循环神经网络（RNN）及其变体适用于处理时序数据。电气设备运行参数随时间动态变化，故障发展过程往往在时序数据中留下痕迹。RNN 通过循环单元的记忆功能，能够捕捉数据中的时序依赖关系，实现对故障发展趋势的预测。长短期记忆网络（LSTM）与门控循环单元（GRU）通过引入门控机制，有效解决了传统 RNN 存在的梯度消失与梯度爆炸问题，能够处理更长的时序数据，在发电机轴承故障诊断、电气设备状态预测等领域展现出良好应用前景。

2.3 迁移学习技术应用

在火力发电厂电气设备故障诊断中，不同设备型号、运行工况下的故障数据分布存在差异，导致故障诊断模型在新场景下的性能下降。迁移学习技术可将在一个领域学习到的知识迁移到另一个相关领域，解决故障数据不足问题。迁移学习可分为基于实例的迁移、基于特征的迁移、基于模型的迁移与基于关系的迁移等类型。基于实例的迁移通过对源领域数据进行加权，选择与目标领域相似的样本进行训练^[4]。基于特征的迁移则寻找源领域与目标领域之间的共享特征空间，将源领域知识迁移至目标领域。基于模型的迁移通过共享部分模型参数或结构，实现知识的迁移与复用。基于关系的迁移则挖掘源领域与目标领域之间的逻辑关系，进行知识的迁移。

在实际应用中，可利用相似设备或工况下的故障诊断

模型进行迁移学习。例如,在某新型发电机组故障诊断中,由于缺乏足够的故障数据,可借鉴同类型但不同工况下发电机组的故障诊断模型,通过迁移学习技术快速构建适用于目标机组的故障诊断模型,提高模型的训练效率与诊断性能,降低数据采集与模型训练成本。

3. AI 技术在电气设备故障诊断中的实践成效

3.1 故障诊断精度的提升

AI 技术的应用显著提升了故障诊断精度。从理论层面看, AI 算法能够通过复杂数学模型拟合设备运行参数与故障类型间的非线性关系,摆脱对人工经验的依赖。实践中,某大型火力发电厂引入 AI 故障诊断系统后,通过对历史故障数据与实时运行数据的学习,构建高精度诊断模型。与传统诊断方法相比,该系统对多种常见故障的识别准确率大幅提高,误判、漏判率显著降低。以变压器局部放电故障诊断为例, AI 系统通过融合油色谱数据、局部放电信号等多源信息,能够精准判断放电强度、位置与类型,为设备维护提供可靠依据(见表 2)。

表 2: 故障诊断精度对比

故障类型	传统方法准确率 (%)	AI 方法准确率 (%)	提升幅度 (%)
变压器局部放电	75	92	17
发电机绝缘损坏	68	89	21
断路器接触不良	80	94	14

3.2 故障预警能力的增强

AI 诊断系统具备实时监测与预警功能,能够实现故障早期预警。其通过建立设备正常运行状态数据模型,实时对比分析运行数据与模型数据,捕捉设备性能微小变化。当运行参数偏离正常范围时,系统及时发出预警信号,提示运维人员采取措施。相较于传统定期巡检, AI 诊断系统实现设备状态的连续监测,故障预警时间大幅提前。某火力发电厂应用 AI 诊断系统后,故障预警时间平均提前数天,为故障处理争取充足时间,有效避免故障恶化,降低设备损坏风险与维修成本^[5]。

3.3 运维成本的降低

基于 AI 的故障诊断系统通过精准维修策略,有效降低电气设备运维成本。传统维修模式基于固定周期或经验判断,易导致过度维修或维修不足。过度维修增加成本且可能损伤设备,维修不足则影响设备正常运行。AI 诊断系统依据设备实际运行状态与故障诊断结果,制定个性化维修计

划,优化维修资源配置。某火力发电厂应用该系统后,通过减少不必要停机时间、降低备品备件消耗、减轻维修人员劳动强度,显著降低运维成本,同时提高发电效率,取得良好经济效益与社会效益。

4. 结论

本研究针对火力发电厂电气设备故障智能诊断领域展开深入探索,构建起相应的理论架构,挖掘出切实可行的技术路径,并通过实践应用验证。AI 技术的融入,有效破解传统诊断难题,显著提升故障诊断的精准度与效率,大幅削减运维成本,为火力发电厂的智能化运维筑牢根基。尽管 AI 技术在该领域已取得瞩目成就,但前行之路仍面临诸多挑战。未来研究应聚焦于深化 AI 技术与电气设备运维的融合,拓展多模态数据融合、强化学习等前沿技术在故障诊断中的应用。同时,着重加强 AI 诊断系统的可解释性研究,提升系统决策的透明度与可信度。此外,构建开放共享的电气设备故障诊断数据平台,推动 AI 技术在火力发电行业的广泛应用与推广,助力电气设备运维迈向更高水平的智能化。可以预见,随着研究与实践的持续推进,基于 AI 技术的火力发电厂电气设备故障智能诊断将不断完善,为电力系统的安全稳定运行以及能源行业的智能化转型提供有力支撑,发挥关键作用。

参考文献:

- [1] 刘天逸. 火力发电厂电气设备故障诊断技术研究 [J]. 中文科技期刊数据库(引文版)工程技术, 2024(9):0198-0201
- [2] 鞠文斐, 邵财原, 龙森. 基于 5G 的火力发电厂电气设备故障预警系统设计 [J]. 通信电源技术, 2024, 41(22):31-33
- [3] 刘青林. 火力发电厂电气一次设备状态监测与故障诊断 [J]. 中文科技期刊数据库(文摘版)工程技术, 2024(12):175-178
- [4] 周赫. 火力发电厂的电气一次设备故障诊断与维护 [J]. 中文科技期刊数据库(全文版)工程技术, 2024(11):250-253
- [5] 杨学斌. 论火力发电厂电气运行中故障原因及应对措施 [J]. 中文科技期刊数据库(引文版)工程技术, 2024(11):168-171

作者简介: 丁顺; 性别: 男; 出生日期: 1998 年 1 月; 民族: 汉族; 籍贯: 贵州遵义; 学历: 大学本科; 职称: 助理工程师; 研究方向: 电气设备研究应用