

# 人工智能在电气设备故障诊断中的应用

侯雪

石家庄职业技术学院, 河北 石家庄 050000

DOI:10.61369/EPTSM.2025090009

**摘 要 :** 随着电力系统向智能化、复杂化方向发展, 电气设备故障诊断的准确性与时效性对保障系统稳定运行至关重要。传统的故障诊断方法是依靠人工经验, 效率低, 主观性强等特点, 无法适应现代电气设备的诊断需求。人工智能技术以其强大的数据处理, 特征提取与模式识别能力为电气设备故障诊断提供了新方案。本文从人工智能在电气设备故障诊断中的核心技术原理出发, 深入分析机器学习, 深度学习, 专家系统等技术, 在变压器, 电机, 断路器等典型电气设备中的具体应用路径, 探讨当前技术应用中存在的样本依赖, 泛化能力不足等问题, 并展望融合多源数据融合, 边缘计算的未来发展方向, 为人工智能技术在电气设备故障诊断领域的深度应用提供理论参考与实践思路。

**关 键 词 :** 人工智能; 电气设备; 故障诊断; 机器学习; 深度学习

## The Application of Artificial Intelligence in Fault Diagnosis of Electrical Equipment

Hou Xue

Shijiazhuang Vocational Technology Institute, Shijiazhuang, Hebei 050000

**Abstract :** As the power system evolves towards intelligence and complexity, the accuracy and timeliness of fault diagnosis in electrical equipment are crucial for ensuring the stable operation of the system. Traditional fault diagnosis methods, which rely on manual experience, are characterized by low efficiency and strong subjectivity, making them unable to meet the diagnostic needs of modern electrical equipment. Artificial intelligence (AI) technology, with its powerful capabilities in data processing, feature extraction, and pattern recognition, provides a new solution for fault diagnosis in electrical equipment. Starting from the core technical principles of AI in electrical equipment fault diagnosis, this paper delves into the specific application paths of technologies such as machine learning, deep learning, and expert systems in typical electrical equipment like transformers, motors, and circuit breakers. It explores issues such as sample dependency and insufficient generalization ability in current technological applications and looks forward to future development directions that integrate multi-source data fusion and edge computing, providing theoretical references and practical ideas for the in-depth application of AI technology in the field of electrical equipment fault diagnosis.

**Keywords :** artificial intelligence; electrical equipment; fault diagnosis; machine learning; deep learning

### 引言

电气设备是电力系统的核心组成部分, 其运行状态直接影响着电力供应的可靠性与安全性。电气设备在长期运行过程中, 易受电压冲击, 环境腐蚀, 机械磨损等因素的影响, 产生潜伏性故障, 如果不及及时诊断与处理, 可能引发设备损坏, 系统瘫痪甚至安全事故。传统故障诊断方法采用人工巡检, 定期检测为主, 依靠技术人员的经验判断, 不仅耗费大量的人力成本, 而且还存在故障识别滞后, 误判率高等问题。随着人工智能技术的快速发展, 其在数据驱动的故障诊断领域体现出巨大的优势, 能够从海量运行数据中挖掘故障特征, 实现故障的自动识别与定位<sup>[1]</sup>。因此, 深入研究人工智能在电气设备故障诊断中的应用, 对于提高电力系统运维水平, 减少故障损失具有重要意义。

### 一、人工智能在电气设备故障诊断中的核心技术

#### (一) 机器学习技术

机器学习技术是人工智能在故障诊断领域应用的基础, 其核

心是通过算法让计算机从历史数据中学习故障特征, 建立故障诊断模型。在电气设备故障诊断中, 常用的机器学习算法主要有支持向量机 (Support Vector Mechanics, SVM), 决策树, 随机森林等。SVM通过寻找最优分类超平面, 完成故障数据的分类,

特别适用于小样本，高维度的电气设备故障诊断场景。例如，在变压器油中溶解气体分析（DGA）故障诊断中，SVM能够从少量的气体浓度数据中提取特征，区分变压器的过热、放电等故障类型。与传统的DGA诊断方法（如三比值法）相比，SVM无需依赖人工设定的判断规则，可自动适应不同变压器的运行特性，降低误判率。决策树算法以树状结构实现故障分类，具有可解释性强的优势，能够清晰地呈现故障诊断的逻辑过程。在电机故障诊断中，决策树可根据电机的电流、电压、温度等运行参数，逐步划分故障类别，技术人员可通过树状结构直观了解故障判断的依据，便于后续的故障排查与维护<sup>[2]</sup>。随机森林则通过集成多个决策树，降低单一决策树的过拟合风险，提升模型的稳定性，适用于运行环境复杂、干扰因素多的电气设备故障诊断场景，如高压断路器的机械故障诊断，能够有效排除环境温度、湿度对诊断结果的影响。

### （二）深度学习技术

随着电气设备监测数据量的激增，传统机器学习技术在特征提取环节的局限性逐渐显现——需依赖人工手动筛选特征，难以从海量非结构化数据（如振动信号、红外图像）中挖掘深层故障信息。深度学习技术通过构建多层神经网络，实现特征的自动提取与分层学习，大幅提升了故障诊断的深度与精度。CNN在图像类故障诊断中得到了广泛的应用。电气设备的红外热像图，局部放电超声图像等包含丰富的故障信息，CNN可以通过卷积层、池化层自动提取图像中的纹理、灰度等特征，进行故障的可视化诊断<sup>[3]</sup>。例如高压开关柜的故障诊断中，开关柜内部的接触不良，绝缘老化等故障会引起局部温度异常，通过CNN对红外热像图的分析可以对温度异常区域进行精准定位并识别故障类型，比人工肉眼观察，提升诊断效率，能够发现肉眼难以察觉的微小故障。时序数据的故障诊断则采用循环神经网络（RNN）及改进的长短期记忆网络（LSTM）。电气设备运行参数如电流、电压、振动信号具有明显的时间序列特征，故障的发生总是伴随参数的动态变化。LSTM通过引入门控机制解决了RNN的梯度消失问题，捕捉时序数据中长期依赖关系，实现故障发展趋势的预测与早期诊断。以异步电机故障诊断为例，电机轴承磨损，转子断条等故障都会导致电流信号周期性波动，LSTM可以通过分析电流信号的时序特征，在故障萌芽阶段识别异常，为设备维护争取时间，避免故障进一步扩大。

### （三）专家系统

专家系统是一种基于知识的人工智能技术，通过将领域专家的故障诊断经验转化为计算机可识别的规则库，实现故障的推理与诊断。其核心组成包括知识库、推理机、解释器等模块，在电气设备故障诊断中，尤其适用于故障机理明确、专家经验丰富的场景。在电力变压器故障诊断中，专家系统可将领域专家积累的DGA数据判断经验、油质分析经验等转化为规则库，当系统获取到新的变压器运行数据时，推理机通过匹配规则库中的知识，得出故障诊断结果，并通过解释器向技术人员说明诊断依据。专家系统的优势在于能够完整保留专家经验，实现知识的传承与复用，尤其适用于缺乏资深技术人员的基层电力运维单位<sup>[4]</sup>。但该技术也存在局限性，当面对未纳入规则库的新型故障时，诊断能力不足，且规则库的更新依赖人工维护，难以适应电气设备技术的快速迭代。

## 二、人工智能在典型电气设备故障诊断中的应用实践

### （一）变压器故障诊断

变压器是电力系统中的核心设备，其故障类型主要包括过热故障、放电故障、绝缘故障等，故障诊断难度大、影响范围广。人工智能技术在变压器故障诊断中的应用，主要围绕油中溶解气体分析（DGA）、振动信号分析、红外热像分析三个方向展开。在DGA故障诊断中，传统方法依赖人工设定的比值规则，难以适应不同厂家、不同运行年限变压器的差异。基于机器学习的SVM、随机森林模型，可通过对大量历史DGA数据的学习，建立个性化的故障诊断模型。同时，结合LSTM网络对DGA数据的时序分析，还可实现对变压器故障发展趋势的预测，当模型检测到气体浓度变化率异常时，提前发出预警，为运维人员争取维护时间<sup>[5]</sup>。在变压器振动信号诊断中，深度学习技术发挥重要作用。变压器的铁芯松动、绕组变形等机械故障会导致振动信号的频率、幅值发生变化，传统方法难以从复杂的振动信号中提取故障特征。基于CNN与LSTM的融合模型，可先通过CNN提取振动信号的频域特征，再通过LSTM分析特征的时序变化，实现对机械故障的精准识别。

### （二）电机故障诊断

电机是工业生产与电力系统中的关键动力设备，其故障类型主要包括轴承故障、转子故障、定子故障等，故障发生率高，对生产活动影响大。人工智能技术在电机故障诊断中的应用，以电流信号、振动信号、温度信号的分析为核心。在电机轴承故障诊断中，基于深度学习的故障诊断模型应用广泛。轴承磨损、剥落等故障会导致电机电流信号中出现边频带成分，传统傅里叶变换难以捕捉这些微弱成分。基于小波变换与CNN的融合模型，可先通过小波变换对电流信号进行降噪处理，再通过CNN提取故障特征，实现对轴承故障的早期诊断。在电机转子故障诊断中，LSTM网络展现出优异的时序分析能力。转子断条、偏心等故障会导致电机电流信号出现周期性波动，且波动规律与故障严重程度相关。LSTM网络可通过对电流时序数据的学习，建立故障与信号特征的映射关系，不仅能够识别故障类型，还能评估故障严重程度。

### （三）高压断路器故障诊断

高压断路器是电力系统中的关键控制设备，其故障主要包括机械故障与电气故障，故障会导致断路器拒动或误动，严重威胁电网安全。人工智能技术在高压断路器故障诊断中的应用，主要聚焦于机械特性与电气特性的综合分析。在机械故障诊断中，基于机器学习的决策树、随机森林模型应用较多。高压断路器的机械特性参数（如分合闸时间、分合闸速度、操作功）直接反映其机械状态，通过对这些参数的分析，可判断操作机构是否存在卡涩、弹簧性能是否下降等故障。同时，结合振动信号的CNN分析，还可实现对断路器机械故障的实时监测，当断路器操作时，振动信号通过传感器采集后，CNN模型可实时提取特征，判断是否存在异常，避免故障积累。在电气故障诊断中，专家系统与深度学习技术结合应用效果显著。高压断路器的绝缘故障诊断需结合绝缘电阻、泄漏电流、局部放电等多维度数据，专家系统可整合领域专家的绝缘故障判断经验，建立规则库；深度学习模型则可从局部放电超声图像、红外热像图中提取深层特征，补充规则

库的不足。

### 三、人工智能在电气设备故障诊断中的应用问题

#### （一）样本数据质量与数量不足

人工智能模型的性能依赖大量高质量的标注样本数据，但在电气设备故障诊断领域，样本数据存在两方面问题：一是故障样本稀缺。电气设备的正常运行时间长，故障发生率低，尤其是严重故障的样本数量极少，导致模型在故障类别上存在“数据不平衡”问题，对少数类故障的识别准确率极低。二是样本数据质量参差不齐。现场采集的运行数据易受干扰（如电磁干扰、传感器误差），存在数据缺失、异常值等问题，若未进行有效预处理，会导致模型训练偏差，降低诊断精度。

#### （二）模型泛化能力不足

当前人工智能模型多为“特定场景定制化”模型，即基于某一区域、某一类型电气设备的样本数据训练，当应用于其他区域、其他类型的设备时，泛化能力不足。一方面，不同区域的电气设备运行环境差异大（如温度、湿度、海拔），会导致设备故障特征的变化，模型难以适应；另一方面，不同厂家的设备设计、制造工艺不同，故障机理存在差异，基于某一厂家设备样本训练的模型，无法准确识别其他厂家设备的故障。

#### （三）模型可解释性差

深度学习模型（如 CNN、LSTM）具有“黑箱”特性，其故障诊断过程难以解释，技术人员无法知晓模型判断故障的具体依据，导致模型在实际应用中面临“信任危机”。例如，模型判断某电机存在轴承故障，但无法说明是基于电流信号的哪个特征、哪个时间段的数据分析得出结论，运维人员难以根据模型结果制定针对性的维护方案，尤其在关键设备故障诊断中，模型的不可解释性限制了其应用范围。

### 四、人工智能在电气设备故障诊断中的发展方向

#### （一）多源数据融合与迁移学习

针对样本数据不足与泛化能力差的问题，未来需加强多源数据融合与迁移学习技术的应用。多源数据融合可整合电气设备的运行参数、状态监测数据、环境数据等多维度信息，丰富故障特

征，减少单一数据的局限性。例如，将变压器的 DGA 数据与振动信号、红外热像数据融合，可全面反映设备的电气与机械状态，提升故障诊断的准确性。迁移学习则可利用已有的大量样本数据训练基础模型，再通过少量目标区域样本数据微调模型，实现模型在不同场景下的快速适配，解决“数据不平衡”与“泛化能力不足”的问题。

#### （二）模型可解释性优化

为提升模型的可信度，需加强对人工智能模型可解释性的研究。一方面，可通过“模型透明化设计”，如采用可解释性强的算法（决策树、线性模型）与深度学习模型结合，构建“透明 + 深度”的混合模型，在保证诊断精度的同时，提升模型的可解释性；另一方面，可引入“模型解释工具”，如 LIME、SHAP 等，通过分析模型输入与输出的关联关系，生成故障诊断的可视化解释报告，帮助运维人员理解模型判断依据。

#### （三）边缘计算与实时诊断

随着电力系统对故障诊断时效性要求的提升，未来人工智能故障诊断将向“边缘计算 + 实时诊断”方向发展。边缘计算可将诊断模型部署在设备本地或就近的边缘节点，减少数据传输延迟，实现对电气设备运行状态的实时监测与故障诊断。例如，在风电场的风机故障诊断中，将 LSTM 诊断模型部署在风机控制器上，可实时分析风机的电流、振动数据，当检测到故障时，立即发出预警并启动保护措施，避免故障扩大。与此同时，边缘计算还能够减少云端数据传输量，降低网络带宽压力，提高诊断系统的稳定性。

### 五、结论

人工智能技术应用机器学习，深度学习，专家系统等技术为电气设备故障诊断提供高效、精准的解决方案，实现了从传统“经验驱动”向现代“数据驱动”的诊断模式转变。在变压器，电机，高压断路器等典型的电气设备中，人工智能技术已显现出一定的应用价值，能够提高故障诊断的准确率与时效性，为电力系统运维提供有力的支持。但是目前技术应用仍存在样本数据不足，泛化能力差，可解释性弱等问题，需要借助多源数据融合，迁移学习，模型可解释性优化等技术手段逐步解决。

### 参考文献

- [1] 张旭. 人工智能在电气自动化系统故障诊断中的应用 [J]. 中国高科技, 2025, (13): 19-21.
- [2] 陈志华. 人工智能在机械设备故障诊断与维修中的应用 [J]. 中国机械, 2025, (14): 91-94.
- [3] 温晓东. 人工智能在机械制造设备故障诊断与维修中的应用 [J]. 机械管理开发, 2024, 39 (09): 310-313.
- [4] 胡周达, 林红冲, 李凯璇, 刘嘉, 王凯. 人工智能在发电厂设备故障诊断中的应用 [J]. 电子技术, 2023, 52(07): 242-243.
- [5] 刘军强. 人工智能在电气设备故障诊断中的应用 [J]. 自动化应用, 2023, 64(07): 1-3+6.