

# 人工智能在电气设备故障诊断中的应用进展

刘红斌

石嘴山市洁达环保产业有限公司 宁夏石嘴山 753200

**摘要:** 随着现代电力系统规模不断扩大、结构日益复杂,保障电气设备的安全稳定运行成为电力行业的重要课题。传统的故障诊断方法在面对海量数据、非线性关系和早期微弱故障信号时存在明显局限。近年来,人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术凭借其强大的数据处理、模式识别与自学习能力,在电气设备故障诊断领域展现出巨大潜力。本文系统综述了人工智能在变压器、断路器、电缆、发电机等关键电气设备故障诊断中的应用现状,重点分析了机器学习、深度学习、强化学习及知识图谱等主流AI技术的原理、优势与典型应用场景。同时,探讨了当前AI在该领域面临的挑战,如数据质量、模型可解释性、泛化能力及工程落地等问题,并对未来发展趋势进行了展望,旨在为智能电网背景下的电气设备状态检修与预测性维护提供理论参考和技术路径。

**关键词:** 人工智能; 电气设备; 故障诊断; 机器学习; 深度学习; 状态监测

## 引言

电气设备作为电力系统的基本组成单元,包括变压器、断路器、互感器、电缆、发电机、开关柜等,长期处于高电压、大电流、强电磁干扰等复杂工况下,易受老化、过载、绝缘劣化、机械磨损等因素影响而发生故障。一旦关键设备突发故障,不仅会造成大面积停电,还可能引发火灾、爆炸等严重安全事故,带来巨大的经济损失和社会影响。传统的电气设备故障诊断主要依赖定期检修、离线试验和专家经验判断,存在“过度检修”或“检修不足”的问题,难以实现对设备状态的实时、精准评估。随着传感器技术、物联网(IoT)和大数据平台的发展,大量反映设备运行状态的多源异构数据(如振动、温度、局部放电、油中溶解气体、红外图像等)被持续采集,为基于数据驱动的智能诊断提供了基础。在此背景下,人工智能技术因其在处理高维、非线性、时序性强的数据方面具有天然优势,逐渐成为电气设备故障诊断研究的热点方向。

## 一、人工智能技术概述及其在故障诊断中的适配性

### (一) 人工智能技术分类

人工智能涵盖多种技术范式,主要包括机器学习、深度学习、强化学习、知识图谱以及集成学习与迁移学习等。其中,机器学习通过算法从历史数据中自动归纳规律,典型方法如支持向量机、随机森林、K近邻等,已在诸多工业诊断任务中验证了有效性。深度学习则依

托多层神经网络结构,尤其擅长处理图像、语音、文本等高维复杂数据,代表模型包括卷积神经网络、循环神经网络、长短期记忆网络及近年来兴起的Transformer架构。强化学习通过智能体与环境的交互优化决策策略,在动态调度与自适应控制场景中具备独特优势。知识图谱则致力于将领域专家知识以结构化语义网络形式表达,支持逻辑推理与因果溯源。此外,集成学习通过组合多个弱学习器提升整体性能,而迁移学习则能在目标域样本稀缺的情况下,借助源域知识加速模型收敛,这些方法共同构成了面向复杂工业系统的智能诊断工具箱。

### (二) AI在电气设备故障诊断中的适配性分析

电气设备故障具有隐蔽性、渐进性和多因素耦合等特点,传统物理模型难以精确描述。而AI技术具备以下优势:(1) 非线性建模能力:能有效捕捉设备状态参数与故障类型之间的复杂非线性映射关系。(2) 高维数据处理能力:可融合多源传感器数据(声、光、电、热、化学等),实现多模态信息融合诊断。(3) 自适应与在线学习能力:部分模型支持增量学习,可随设备老化动态更新诊断策略。(4) 早期故障识别能力:通过特征提取与异常检测,可在故障萌芽阶段发出预警。因此,AI技术与电气设备故障诊断需求高度契合,已成为推动状态检修和预测性维护落地的关键使能技术。

## 二、人工智能在典型电气设备故障诊断中的应用

### (一) 电力变压器故障诊断

变压器内部故障多源于绝缘材料老化、绕组变形或

铁芯松动，而油中溶解气体分析（DGA）长期以来被视为最有效的离线诊断手段。近年来，人工智能技术被广泛引入DGA数据分析中，显著提升了故障识别的准确性与自动化水平。早期研究多采用支持向量机或随机森林等浅层模型对气体浓度比值进行分类，虽取得一定成效，但受限于特征工程的质量。随着深度学习的发展，研究者开始将DGA数据视为时间序列或构造伪图像输入卷积神经网络，利用其局部感知与权值共享特性自动提取高阶特征<sup>[1]</sup>。例如，有学者将连续多周期的DGA数据构建二维矩阵，并采用ResNet进行端到端训练，在区分过热、电弧放电与局部放电等典型故障类型时准确率超过95%。更有前沿工作尝试引入图神经网络，将变压器内部绕组、铁芯、套管等组件抽象为图节点，气体扩散路径作为边，从而在诊断过程中融入设备拓扑结构信息，增强模型的物理可解释性。此外，单一DGA信息存在局限性，当前趋势正朝着多源融合方向发展，即将DGA与局部放电脉冲序列、振动频谱、红外热像图等同步采集的数据通过多模态深度学习架构进行联合建模，实现对变压器健康状态的立体化评估。

## （二）高压断路器机械故障诊断

高压断路器机械类故障如分合闸卡涩、储能不足或连杆松动，往往在动作瞬间表现为异常的振动或声音信号。传统方法依赖经验丰富的检修人员通过听音棒或示波器进行主观判断，效率低且一致性差。人工智能技术为此类问题提供了客观、高效的解决方案。研究者通常在断路器操作机构上安装加速度传感器，采集分合闸全过程的振动信号，随后利用小波包分解或经验模态分解提取时频域特征，再输入分类器进行故障识别。然而，人工特征提取易受参数选择影响，且难以覆盖所有故障模式<sup>[2]</sup>。为此，端到端的深度学习方法逐渐成为主流。一维卷积神经网络可直接处理原始振动波形，通过多层卷积核自动学习故障敏感的局部模式；而引入注意力机制后，模型能聚焦于关键时间片段，进一步提升判别能力。有研究构建了基于Transformer的时序建模框架，不仅捕捉了振动信号的长程依赖关系，还实现了对故障演化过程的动态追踪。更进一步，结合数字孪生技术，可在虚拟环境中模拟各类机械故障并生成大量标注数据，用于预训练诊断模型，有效缓解现场故障样本稀缺的问题，为模型部署提供坚实基础。

## （三）电力电缆绝缘故障诊断

局部放电是绝缘劣化的典型前兆，其相位解析图谱

（PRPD）蕴含丰富的故障信息。传统PRPD模式识别高度依赖专家经验，主观性强且效率低下。人工智能技术为此提供了自动化判读的新路径。研究者将PRPD图谱视为二维灰度图像，利用成熟的计算机视觉模型如VGG、ResNet进行分类，成功区分了内部放电、表面放电、电晕放电等不同类型的局部放电，准确率普遍超过90%。除了图像方法，也有工作聚焦于原始放电信号的时域与频域特征提取，结合XGBoost等高效梯度提升树模型进行故障等级评估，兼顾精度与计算效率。值得注意的是，电缆故障样本获取困难，尤其是严重缺陷样本几乎无法在实际运行中采集。对此，生成对抗网络被用于合成逼真的局部放电数据，扩充训练集多样性。在工程应用层面，边缘智能成为重要方向：将轻量化AI模型部署于现场监测终端，实现局放信号的实时采集、特征提取与异常报警，大幅降低对中心服务器的依赖，提升响应速度与系统鲁棒性。

## （四）发电机与电动机故障诊断

旋转电机是工业动力系统的核心，其常见故障包括轴承磨损、转子断条、定子绕组匝间短路等，这些故障往往在初期仅表现为微弱的电流调制或振动异常。人工智能技术通过深入挖掘电机运行信号中的隐含模式，实现了高灵敏度的早期诊断。例如，针对转子断条故障，其特征体现在定子电流频谱中的边带分量，传统傅里叶分析易受负载波动干扰。而长短期记忆网络（LSTM）能够建模电流信号的长时间依赖关系，有效分离故障特征与工况噪声，实现稳定识别<sup>[3]</sup>。在多传感器融合方面，现代诊断系统通常同步采集振动、温度、三相电流及磁场强度等信号，构建多输入深度神经网络，通过特征交叉学习提升故障定位精度。对于缺乏故障标签的场景，无监督学习方法展现出独特价值。自编码器通过学习正常状态下的数据分布，当输入异常信号时会产生较大的重构误差，从而触发预警；类似地，基于深度支持向量数据描述（Deep SVDD）的方法也能在仅使用正常样本训练的前提下，有效检测未知故障模式。这些技术为电机在无人值守或远程监控场景下的可靠运行提供了有力保障。

## 三、关键技术挑战与应对策略

### （一）数据质量问题

挑战：现场数据存在噪声大、样本不平衡（正常样本远多于故障样本）、标注成本高等问题。

对策：采用数据增强技术（如SMOTE、GAN生成合

成故障样本)；引入半监督学习或自监督学习，减少对标注数据的依赖；构建高质量故障样本库，推动行业数据共享标准。

### (二) 模型可解释性不足

挑战：深度学习模型常被视为“黑箱”，难以获得运维人员信任，尤其在安全关键场景。

对策：应用可解释AI (XAI) 技术，如LIME、SHAP、Grad-CAM，可视化模型决策依据；融合知识图谱，将专家规则嵌入神经网络（如神经符号系统）；开发面向电力领域的专用可解释模型（如基于注意力机制的诊断网络）。

### (三) 模型泛化与迁移能力弱

挑战：训练模型在新设备、新工况下性能下降，难以跨站、跨厂商部署。

对策：采用领域自适应 (Domain Adaptation) 或元学习 (Meta-Learning) 提升跨域泛化能力；构建通用设备健康表征学习框架，提取与具体设备无关的故障特征；推动设备数字孪生标准化，支持模型在虚拟环境中预训练与验证。

### (四) 工程落地与系统集成难题

挑战：AI模型计算资源需求高，难以部署在边缘设备；与现有SCADA、PMS系统集成复杂。

对策：模型轻量化（如知识蒸馏、剪枝、量化）适配边缘计算；开发AI-OT融合架构，实现“云-边-端”协同诊断；制定AI诊断模块的接口标准与安全规范。

## 四、未来发展趋势

### (一) 多模态融合与跨设备协同诊断

未来将更强调多源异构数据的深度融合，如将电气量、机械量、化学量、图像、文本（检修记录）统一建模。同时，从单设备诊断向变电站级、区域电网级协同诊断演进，利用图神经网络建模设备间拓扑与电气关联，实现故障传播路径分析与连锁故障预警。

### (二) 物理信息融合的人工智能 (Physics-Informed AI)

将电力设备物理模型（如电磁场方程、热力学模型）嵌入AI训练过程，构建物理约束损失函数，提升模型的物理一致性与外推能力<sup>[4]</sup>。例如，在变压器DGA诊

断中引入气体扩散动力学方程作为正则项。

### (三) 在线学习与自进化诊断系统

构建具备持续学习能力的诊断系统，能够在线接收新数据、自动更新模型、识别未知故障模式。结合联邦学习技术，在保护数据隐私的前提下实现多站点模型协同进化。

### (四) 数字孪生驱动的智能运维闭环

以数字孪生为核心，集成AI诊断、寿命预测、维修决策模块，形成“感知-诊断-预测-决策-执行”闭环。运维人员可通过AR/VR界面直观查看设备健康状态与维修建议，实现人机协同智能运维。

## 结语

人工智能技术正深刻变革电气设备故障诊断的范式，从依赖经验与规则的传统方法，转向以数据驱动、智能推理为核心的新型诊断体系。机器学习与深度学习已在变压器、断路器、电缆、电机等设备的故障识别、定位与预测中展现出优越性能。然而，数据质量、模型可解释性、泛化能力及工程落地仍是制约其大规模应用的关键瓶颈。未来，随着多模态融合、物理信息AI、在线学习与数字孪生等技术的发展，AI驱动的电气设备故障诊断将朝着更精准、更可靠、更智能的方向演进。这不仅有助于提升电力系统的安全性和经济性，也将为构建新型电力系统和实现“双碳”目标提供重要技术支撑。建议行业加强产学研合作，推动AI诊断标准制定、高质量数据集建设与边缘智能硬件研发，加速AI技术在电力运维场景的规模化落地。

## 参考文献

- [1] 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.
- [2] 尹治邦. 人工智能在电气设备故障诊断中的应用[J]. 现代制造技术与装备, 2021, 57(02): 185-186.
- [3] 吴琦. 人工智能技术在电气设备控制线路故障维修中的应用[J]. 家电维修, 2025, (10): 116-118.
- [4] 肖猛. 基于人工智能的煤矿电气设备故障诊断与维护[J]. 煤炭新视界, 2025, (01): 252-253.