

基于人工智能的电力系统故障诊断与预测方法研究

梁文婷 440104199005070723

摘要

电力系统是支撑社会生产与居民生活的核心基础设施，其稳定运行直接关系到国家能源安全与经济发展。传统电力系统故障诊断与预测方法依赖人工经验与阈值判定，在高维度、强非线性的现代电网中存在准确率低、响应滞后等不足。随着人工智能技术的快速发展，机器学习、深度学习等方法为电力系统故障处理提供了新的技术路径。本文梳理了当前人工智能技术在电力系统故障诊断与预测领域的应用现状，对比分析了不同人工智能方法的技术优势与适用场景，探讨了现有方法存在的数据质量、模型可解释性等问题，并对未来发展方向进行展望，为推进人工智能技术在电力系统运维中的落地应用提供参考。

关键词：人工智能；电力系统；故障诊断；故障预测

一、引言

近年来，我国新能源发电装机容量持续增长，特高压输电网络不断扩建，电力系统的结构复杂度与运行不确定性大幅提升。电力设备长期处于高负荷运行状态，受温度、湿度、电压波动等因素影响，容易出现绝缘老化、机械损伤等故障，若不能及时定位故障并提前预警，可能引发大面积停电事故，造成巨大的经济损失与社会影响。因此，提升电力系统故障诊断与预测的准确性与时效性，是电力行业运维领域的核心研究课题。

传统故障诊断方法主要包括解析模型法与信号分析法两类，解析模型法需要建立精准的电力系统物理模型，而现代电网参数时变性强，精准模型构建难度大；信号分析法依赖对电流、电压、振动等特征信号的人工提取，对运维人员的专业经验要求高，难以适应海量运行数据的处理需求。人工智能技术具备强大的非线性特征提取与数据拟合能力，能够直接从电力系统海量运行数据中学习故障规律，不需要依赖精准物理模型，为解决复杂电网故障处理问题提供了新方案。

二、人工智能在电力系统故障诊断中的应用方法

2.1 机器学习方法

传统机器学习方法是较早应用于电力系统故障诊断的人工智能技术，主流方法包括支持向量机、随机森林、K近邻算法等。支持向量机通过寻找最优分类超平面实现故障类型的划分，在小样本故障数据集下具备较好的分类效果，有研究将支持向量机与小波变换结合，提取输电线路故障电流的特征，实现了对短路、接地等常见故障的精准分类，准确率可达90%以上。随机森林通过集成多棵决策树降低模型过拟合风险，能够处理高维度的电力运行数据，还可以输出不同特征变量对故障的重要性评分，帮助运维人员筛选核心故障特征，适合用于断路器、变压器等关键设备的故障诊断。

机器学习方法的优势在于模型结构简单，训练速度快，对硬件计算资源的要求较低，但是其性能高度依赖人工提取的故障特征，若特征选择不合理，会直接导致诊断准确率下降，在面对多故障耦合的复杂场景时，性能会出现明显下滑。

2.2 深度学习方法

深度学习方法能够自动从原始数据中提取多层次故障特征，不需要人工特征工程，因此成为当前故障诊断领域的研究热点。卷积神经网络（CNN）具备局部特征提取与权值共享的特性，适合处理网格型的时序特征数据，已有研究将电力系统的电流电压时序信号转换为二维特征图，通过卷积神经网络自动提取故障特征，实现了对配电网多点故障的精准定位，诊断准确率高于传统机器学习方法。循环神经网络（RNN）及其变体长短期记忆网络（LSTM）适合处理时序序列数据，能够捕捉故障信号前后的依赖关系，在输电线路的故障定位中，LSTM可以根据故障发生后的暂态信号序列，精准计算故障距离，定位误差远低于传统阻抗法。

除此之外，深度置信网络、图卷积神经网络等方法也逐步得到应用，其中图卷积神经网络可以很好地适配电力系统的拓扑结构，将电网拓扑关系融入模型训练，进一步提升了复杂电网故障诊断的准确率。深度学习方法虽然性能优异，但是需要大量标注故障样本支撑训练，而电力系统故障发生概率低，标注样本获取难度大，小样本场景下模型容易出现过拟合问题。

三、人工智能在电力系统故障预测中的应用方法

故障预测的核心目标是根据设备当前与历史运行状态，预测未来一段时间内故障发生的概率，从而实现预防性维修，降低故障发生风险。当前人工智能方法

在故障预测中主要分为寿命预测与概率预测两类方向。

基于机器学习的故障预测方法中，灰色预测模型、支持向量回归被广泛用于电力设备的剩余寿命预测，这类方法模型结构简单，适合小样本场景下的趋势预测。有研究针对变压器绝缘老化的寿命预测问题，结合支持向量回归与油中溶解气体特征，实现了对变压器剩余使用寿命的有效预测，预测误差控制在 10%以内。随着深度学习的发展，LSTM 因为对时序趋势的优秀捕捉能力，成为故障预测的主流模型，不少研究基于 LSTM 构建了光伏逆变器、风电齿轮箱等设备的故障预测模型，能够提前一周以上预测故障发生概率，提前预警准确率可达 85%以上。

近年来，融合多种模型的混合预测方法逐步兴起，比如将卷积神经网络与 LSTM 结合，利用 CNN 提取空间特征，LSTM 捕捉时序依赖，进一步提升了预测精度。还有研究引入注意力机制，让模型自动关注对故障发展影响更大的特征时段，进一步提升了长期预测的准确性。

四、现有方法存在的问题

目前人工智能方法在电力系统故障诊断与预测领域已经取得了较多研究成果，但是实际落地应用仍然面临诸多问题。第一是数据质量问题，电力系统运行数据中存在噪声、缺失值，而且故障样本数量远少于正常样本，数据不平衡问题严重，影响模型训练效果；第二是模型可解释性问题，深度学习模型属于黑箱模型，输出故障诊断结果后，无法给出清晰的决策依据，电力运维人员对模型结果的信任度较低，影响了模型的工程应用；第三是泛化能力问题，当前多数模型针对特定电力设备或特定场景训练，当电网运行方式发生变化或者设备参数调整后，模型准确率会大幅下降，跨场景迁移能力不足。

五、研究展望

未来基于人工智能的电力系统故障诊断与预测研究，可从三个方向推进：一是小样本与无监督学习方法研究，通过生成对抗网络合成故障样本，或者利用无监督学习挖掘正常数据与故障数据的差异，解决故障标注样本不足的问题；二是可解释人工智能方法研究，结合注意力机制、规则提取等方法，提升人工智能模型的可解释性，让运维人员能够理解模型的决策逻辑；三是边缘人工智能技术应用，将轻量化的人工智能模型部署在电力现场终端设备，实现故障的本地实时诊断与预测，降低数据传输延迟，提升响应速度。

参考文献

- [1] 赵文清, 朱永利, 王晓辉. 人工智能在电力系统故障诊断中的应用综述[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(2): 1-11.
- [2] 董明, 张伟, 张冠军. 基于深度学习的电力设备故障诊断研究进展[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(12): 3803-3815.
- [3] 李庚银, 吕鹏飞, 张若琦. 新能源电力系统故障诊断与预测研究现状与展望[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(5): 1-10.