

人工智能在电网故障诊断与预测中的关键技术

张朋华¹ 张 军² 梁灏霖³

1. 福建理工大学土木工程学院 福建 福州 350118

2. 国电建投内蒙古能源有限公司 察哈素选煤厂 内蒙古 鄂尔多斯 017200

3. 国网石家庄市鹿泉区供电公司 河北 石家庄 050200

摘要: 本文聚焦人工智能在电网故障诊断与预测中的关键技术。阐述了电网故障类型、特征及人工智能应用的理论支撑与逻辑框架,分别从故障诊断和预测两方面,剖析数据处理、模型构建、结果输出等环节的关键技术。同时指出应用中存在数据、模型、实时性、适配性等瓶颈,并提出针对性优化策略。旨在推动人工智能在电网故障领域的深度应用,提升电网运行的安全性与稳定性。

关键词: 人工智能; 电网故障; 故障诊断; 故障预测

引言: 电网稳定运行关乎社会生产生活,故障诊断与预测至关重要。传统方法在处理复杂电网故障时面临诸多局限,人工智能凭借强大能力为解决这些问题提供新途径。其涵盖机器学习、深度学习等多种理论,能处理多源异构数据,挖掘故障规律。本文深入探讨人工智能在电网故障诊断与预测各环节的关键技术,分析应用瓶颈并提出优化策略,助力电网智能化发展。

1 电网故障诊断与预测的核心需求及理论基础

1.1 电网故障的类型与特征分析

电网故障类型主要包括线路短路故障、设备绝缘故障、变压器故障、开关设备故障、母线故障等,不同类型故障呈现差异化特征。短路故障表现为电流骤增、电压骤降,伴随相位突变,故障持续时间短但破坏力强;设备绝缘故障多呈现渐进式发展,表现为泄漏电流增大、局部放电信号异常;变压器故障常伴随油温升高、油中溶解气体含量超标;开关设备故障易出现机械卡涩、分合闸线圈烧毁等现象。这些故障特征既具有独立性,又存在关联性,为后续数据采集、模型构建及故障识别提供了关键依据。

1.2 人工智能技术应用的理论支撑

人工智能技术在电网故障诊断与预测中的应用,核心理论支撑包括机器学习理论、深度学习理论、不确定性推理理论、数据挖掘理论等。机器学习理论提供了监督学习、无监督学习、强化学习等框架,通过样本训练实现故障模式识别与规律提取;深度学习理论依托神经网络的深层结构,具备强大的特征自动提取与复杂映射能力,适配电网故障的高维数据处理需求;不确定性推理理论针对电网故障的随机性、模糊性特征,通过贝叶斯网络、证据理论等方法处理不完整信息下的诊断与预

测问题^[1]。数据挖掘理论则提供了数据清洗、特征选择、关联分析等技术,为人工智能模型输入高质量数据,保障模型性能与推理准确性。

1.3 电网故障诊断与预测的“数据-模型-应用”逻辑框架

电网故障诊断与预测的“数据-模型-应用”逻辑框架形成闭环支撑体系。数据层作为基础,涵盖电网运行实时数据、设备状态监测数据、历史故障数据、环境数据等多源信息,通过标准化采集与预处理,转化为模型可识别的结构化数据;模型层基于数据特征选择适配的人工智能算法,构建诊断模型与预测模型,诊断模型实现故障类型、故障位置、故障原因的精准判定,预测模型完成故障发生概率、发生时间、影响范围的提前预判;应用层将模型输出结果转化为实际决策支持,包括故障快速隔离、检修计划制定、风险预警发布等。

2 人工智能在电网故障诊断中的关键技术

人工智能在电网故障诊断中的关键技术围绕“数据处理-模型诊断-结果输出”全流程展开,形成多技术协同支撑体系。数据处理环节聚焦多源数据的精准采集与高质量预处理,为诊断模型提供可靠输入;模型诊断环节融合机器学习与深度学习核心算法,针对不同故障类型构建专项诊断模型,实现故障精准识别;结果输出环节通过可视化技术呈现诊断结果,结合决策支持系统为运维人员提供行动依据。

2.1 电网故障数据的采集与预处理技术

电网故障数据的采集技术涵盖传感器监测、同步相量测量、SCADA系统采集、无人机巡检等多种手段。传感器监测技术针对设备局部状态,采集振动、温度、局部放电等物理量数据;同步相量测量技术通过PMU装置

实现电网电压、电流相量的同步采集,捕捉故障暂态特征;SCADA系统实时采集电网运行工况数据,包括有功功率、无功功率、母线电压等;无人机巡检结合红外成像、可见光拍摄,采集线路、杆塔等户外设备的视觉故障数据^[2]。预处理技术包括数据清洗、数据集成、数据转换、特征提取等步骤,通过剔除异常值、填补缺失值、统一数据格式、筛选关键特征,降低数据噪声干扰,提升数据维度与质量,为后续故障诊断模型提供标准化、高价值的输入数据。

2.2 基于机器学习的故障诊断技术

基于机器学习的故障诊断技术通过算法训练实现故障模式识别,核心包括支持向量机、决策树、随机森林、K近邻算法等。支持向量机通过核函数映射将故障数据转化至高维特征空间,构建最优分类超平面,实现小样本情况下的故障精准分类;决策树算法以树形结构直观呈现故障判断规则,通过特征属性分层决策,快速定位故障类型与原因,具备较强可解释性;随机森林集成多棵决策树,通过投票机制降低单一模型的过拟合风险,提升故障诊断的鲁棒性;K近邻算法基于样本间距离度量实现故障归类,无需复杂模型训练,适用于实时性要求较高的故障诊断场景。这些技术可根据故障数据特征、诊断精度要求灵活选择,或通过算法融合进一步提升诊断性能。

2.3 基于深度学习的故障诊断技术

基于深度学习的故障诊断技术依托深层神经网络结构,具备强大的特征提取与复杂故障识别能力,核心包括卷积神经网络(CNN)、循环神经网络(RNN)、长短时记忆网络(LSTM)、自编码器(AE)等。CNN通过卷积层、池化层实现故障数据的空间特征提取,适配图像类故障数据(如红外成像、局部放电图谱)的诊断分析;RNN与LSTM擅长处理时序性故障数据(如暂态电流、电压波形),捕捉数据随时间变化的动态特征,精准识别渐进式故障与突发故障;自编码器通过无监督学习实现故障特征的自动提取与重构,适用于缺乏标签的故障数据诊断,尤其在新型故障识别中具有优势。

2.4 故障诊断结果的可视化与决策支持

故障诊断结果的可视化技术通过直观呈现方式传递诊断信息,核心包括故障位置拓扑可视化、故障特征图谱可视化、诊断过程动态可视化等。故障位置拓扑可视化在电网接线图上标注故障元件及影响范围,采用不同颜色区分故障严重程度;故障特征图谱可视化将原始数据与诊断模型提取的特征以波形图、柱状图、热力图等形式展示,帮助运维人员理解故障演化过程;诊断过程动态可视化呈现

模型推理路径与关键决策节点,提升诊断结果的可信度。决策支持系统基于可视化结果,结合电网运行规则、检修资源配置情况,自动生成故障处理建议,包括故障隔离方案、最优检修路径规划、备品备件调配建议等,同时支持人工干预调整,实现智能诊断与人工经验的有机结合,提升故障处理的科学性与高效性。

3 人工智能在电网故障预测中的关键技术

人工智能在电网故障预测中的关键技术以“目标导向-数据驱动-模型预测-场景适配”为核心逻辑,构建多维度预测技术体系。

3.1 电网故障预测的核心目标与数据需求

电网故障预测的核心目标包括三类:一是故障发生概率预测,精准评估特定时间段内设备或线路发生故障的可能性;二是故障发生时间预测,明确故障可能出现的具体时段,为检修计划制定提供时间依据;三是故障影响范围预测,分析故障发生后可能波及的负荷区域、关联设备及停电时长。实现这些目标需满足多维度数据需求,包括设备全生命周期数据(制造信息、安装记录、检修历史、运行年限)、实时运行状态数据(电压、电流、温度、振动等)、历史故障统计数据(故障类型、发生时间、诱发因素)、环境数据(温度、湿度、风速、覆冰、雷电活动)及负荷数据(负荷大小、负荷波动趋势、负荷类型),多源数据的完整性与时效性直接决定预测精度。

3.2 基于时间序列分析的预测技术

基于时间序列分析的预测技术聚焦电网故障相关数据的时序特征,通过挖掘数据随时间变化的规律实现故障预测,核心算法包括ARIMA模型、指数平滑法、LSTM、门控循环单元(GRU)等^[3]。ARIMA模型通过差分处理将非平稳时间序列转化为平稳序列,结合自回归与移动平均过程构建预测模型,适用于线性时序数据的短期预测;指数平滑法通过加权平均处理历史数据,突出近期数据的影响权重,适配负荷波动、温度变化等趋势性数据的预测;LSTM与GRU通过特殊的门控结构解决长序列数据训练中的梯度消失问题,能够捕捉电网运行数据的长期依赖关系,精准预测设备性能退化趋势与故障发生时间,尤其适用于非线性、长周期的故障预测场景,为电网预防性维护提供精准时序依据。

3.3 基于设备状态的故障预测技术

基于设备状态的故障预测技术以设备实时状态数据为核心,通过监测设备性能参数变化趋势,预判故障发生风险,核心包括状态评估模型、性能退化预测模型、故障模式与影响分析(FMEA)结合技术等。状态评估模

型采用模糊综合评价、层次分析法等，融合设备多维度状态参数（如绝缘电阻、油中溶解气体含量、机械特性参数），量化设备健康状态等级；性能退化预测模型基于机器学习算法，以设备历史状态数据为训练样本，建立性能参数随时间变化的预测模型，识别设备从正常状态向故障状态演化的规律；结合FMEA技术明确不同故障模式的影响程度与发生概率，针对性设置预警阈值，实现“状态监测-退化预测-风险预警”的全流程管控，有效预防设备突发性故障。

3.4 基于环境与负荷联动的故障预测技术

基于环境与负荷联动的故障预测技术综合考虑外部环境因素与电网负荷变化对故障的诱发作用，构建多因素耦合预测模型。环境因素方面，重点分析温度极值、湿度超标、覆冰、雷电、台风等气象条件对设备绝缘性能、机械强度的影响，建立环境参数与故障概率的映射关系；负荷因素方面，关注负荷峰值、负荷突变、不平衡负荷等情况对线路载流量、设备发热的影响，捕捉负荷异常与故障发生的关联规律。通过机器学习算法（如随机森林、梯度提升树）融合环境与负荷数据，构建联动预测模型，量化多因素协同作用下的故障风险，实现对环境敏感型、负荷诱发型故障的精准预测，提升电网故障预防的全面性与针对性。

4 人工智能在电网故障应用中的瓶颈与优化策略

4.1 核心技术瓶颈

核心技术瓶颈主要体现在四个方面：一是数据层面，多源数据标准不统一，存在数据孤岛现象，部分设备缺乏完善监测手段导致数据缺失，同时故障样本不均衡（正常样本多、故障样本少），影响模型训练效果；二是模型层面，现有模型泛化能力不足，适配单一场景的模型在电网拓扑变化、新能源接入等复杂工况下性能下降，且模型可解释性差，难以满足电网安全运行对决策透明度的要求；三是实时性层面，电网故障具有突发性，而复杂模型运算耗时较长，难以满足故障诊断与预测的实时性需求；四是适配性层面，人工智能模型与电网现有调度、运维系统融合度低，数据接口不兼容，缺

乏统一的技术规范与应用标准，制约技术落地推广^[4]。

4.2 针对性优化策略

针对核心技术瓶颈，制定以下优化策略：数据层面，建立统一的数据采集与编码标准，打破数据孤岛，通过传感器升级改造完善监测体系，采用生成对抗网络（GAN）等技术扩充故障样本，通过数据增强算法平衡样本分布，提升数据质量与完整性；模型层面，采用迁移学习技术提升模型泛化能力，利用领域自适应方法适配复杂工况变化，通过注意力机制、知识图谱等增强模型可解释性，结合电力系统专业知识融入模型设计，提升决策可信度；实时性层面，优化模型结构（如轻量化神经网络）、采用边缘计算技术将部分运算下沉至设备端，缩短数据传输与处理时延，满足实时性需求；适配性层面，制定人工智能技术与电网系统融合的接口标准与应用规范，开发兼容现有系统的集成平台，加强模型与调度、运维流程的协同设计，同时建立人才培养体系，提升运维人员对人工智能技术的应用能力，促进技术落地见效。

结束语

人工智能在电网故障诊断与预测领域展现出巨大潜力，关键技术不断突破，为电网安全运行提供有力支撑。然而，实际应用中仍面临数据、模型等方面的瓶颈。通过制定针对性优化策略，可逐步解决这些问题，推动人工智能与电网深度融合。未来，随着技术持续创新，人工智能将在保障电网稳定、提升供电可靠性等方面发挥更重要作用，助力构建更加智能、高效的电力系统。

参考文献

- [1]邢艳妮.智能电网环境中的人工智能安全威胁分析[J].计算,2025,1(7):87-92.
- [2]李巧,李丰.基于人工智能算法模型的教育交互信息故障诊断[J].微型电脑应用,2024,40(05):171-174.
- [3]尤建祥,魏孔鹏.基于人工智能的故障诊断方法应用研究[J].智能城市,2023,9(10):13-15.
- [4]张铭.基于人工智能的机械故障诊断方法与预测技术研究[J].造纸装备及材料,2024,53(03):107-109.