

基于深度学习的智能电网故障定位与自愈控制

郭云 韩贝贝

天津瑞源电力工程有限公司 天津 300090

摘要: 文章聚焦基于深度学习的智能电网故障定位与自愈控制。阐述深度学习理论基础,包括模型选择、多源数据融合、模型轻量化与边缘部署。构建故障定位模型,涵盖数据体系、模型设计与训练验证。介绍自愈控制决策体系,涉及决策框架、策略优化及执行反馈机制。最后探讨联邦学习、数字孪生与深度学习结合等未来研究方向,为智能电网发展提供理论与技术支持。

关键词: 智能电网;深度学习;故障定位;自愈控制

引言:智能电网作为能源领域关键发展方向,其安全稳定运行至关重要。传统故障定位与自愈控制方法在应对复杂电网工况时面临挑战。深度学习凭借强大特征提取与决策能力,为智能电网故障精准定位与高效自愈控制带来新契机。本文深入探讨基于深度学习的相关技术,旨在构建更精准、高效的故障定位与自愈控制体系,推动智能电网向智能化、主动化迈进。

1 深度学习理论基础与关键技术

1.1 深度学习模型选择依据

深度学习模型选择需结合智能电网应用场景的核心需求,综合多维度因素科学决策,确保模型适配性与实用性。首要依据为任务类型,故障定位、状态识别等分类回归任务优先选用卷积神经网络(CNN)、循环神经网络(RNN),其分别擅长空间特征提取与时序数据处理;自愈控制决策等复杂推理任务可采用Transformer模型,提升长序列依赖捕捉能力。其次需考量数据特性,数据量充足时选用深度残差网络(ResNet)等复杂模型,数据稀缺则优先轻量模型或结合迁移学习。同时兼顾部署环境,边缘端场景侧重模型复杂度与计算效率,云端场景可选用高精度复杂模型^[1]。模型泛化能力、收敛速度及可解释性也是关键指标,智能电网对可靠性要求极高,需规避过拟合风险,选择收敛稳定、结果可追溯的模型,平衡精度与工程实用性。

1.2 多源数据融合技术

智能电网多源数据融合技术是打破数据孤岛、提升决策精度的核心支撑,其核心在于整合电网运行全流程产生的异构数据,实现信息互补与价值叠加。多源数据涵盖量测数据、设备状态数据、环境数据及调度指令数据等,数据类型包括时序数据、空间数据、结构化与非结构化数据。融合技术可分为数据层、特征层与决策层三个层级,数据层融合通过数据清洗、标准化处理,剔

除异常值与冗余信息,采用联邦学习、隐私计算等技术保障跨区域数据安全共享;特征层融合借助CNN、注意力机制等提取各数据源关键特征,通过特征拼接、加权融合生成全局特征向量,强化数据关联性;决策层融合基于多模型输出结果,采用投票法、贝叶斯推理等算法综合决策,提升结果可靠性。该技术可有效弥补单一数据源的局限性,减少数据噪声干扰,为故障定位提供全面数据支撑,为自愈控制提供精准决策依据,推动智能电网从被动响应向主动预判转型,保障电网安全稳定运行。

1.3 模型轻量化与边缘部署

模型轻量化与边缘部署是深度学习落地智能电网的关键环节,旨在解决复杂模型计算开销大、依赖云端传输的痛点,适配电网边缘节点有限的硬件资源。模型轻量化技术主要包括剪枝、量化、知识蒸馏三大核心手段:剪枝通过移除模型冗余卷积核与连接,在小幅损失精度的前提下精简模型结构;量化将浮点型参数转换为整型或半精度,降低存储占用与计算复杂度;知识蒸馏通过训练轻量学生模型模仿复杂教师模型的决策逻辑,兼顾精度与效率。边缘部署则依托边缘计算节点,将轻量化模型部署于变电站、配电终端等边缘设备,实现数据本地采集、实时处理与快速响应,避免云端传输延迟导致的决策滞后。部署过程中需兼顾硬件适配性,针对不同边缘设备的算力、存储能力定制优化模型,同时构建边缘节点与云端的协同机制,云端负责模型训练与更新,边缘端负责实时推理。

2 基于深度学习的智能电网故障定位模型构建

2.1 故障定位数据体系构建

故障定位数据体系构建是模型精准运行的前提,需围绕智能电网故障全生命周期,构建覆盖多维度、高质量的数据采集与处理体系。数据采集范围涵盖输电线路、变电站、配电网络等核心环节,通过同步相量测量装置

(PMU)、故障录波装置、传感器等设备,实时采集电压、电流、功率等电气量数据,以及设备温度、绝缘状态等物理量数据,同时整合气象、地理环境等外部影响因素数据。数据处理环节需开展多步骤优化:首先进行数据清洗,采用异常检测算法剔除设备故障、传输干扰导致的异常数据,通过插值法补充缺失值;其次实施数据标准化与归一化,消除量纲差异对模型训练的影响;最后进行数据增强,采用时序数据平移、噪声添加、数据重组等方法扩充数据集,提升模型泛化能力。同时搭建数据存储与管理平台,采用时序数据库优化海量运行数据存储,结合数据标签体系标注故障类型、位置、严重程度等信息,为模型训练提供结构化、高质量的数据支撑,奠定故障精准定位的基础^[2]。

2.2 深度学习故障定位模型设计

深度学习故障定位模型设计需贴合智能电网故障特性,构建兼具时序特征捕捉与空间定位能力的混合模型架构,实现故障位置与类型的精准识别。模型整体采用“特征提取-融合推理-输出决策”三层结构,输入层接入经过预处理的多源时序电气数据与空间设备数据;特征提取层采用CNN与双向长短期记忆网络(BiLSTM)的组合结构,CNN负责提取电气数据中的空间特征(如故障电压分布特征),BiLSTM捕捉数据的长时序依赖关系(如故障前后电流变化趋势),同时引入注意力机制强化关键特征权重;融合推理层通过全连接网络整合空间与时序特征,构建特征映射关系,结合电网拓扑结构信息优化推理过程,减少非故障因素干扰;输出层采用softmax激活函数,输出故障位置概率分布与故障类型分类结果。模型设计中需预留接口适配不同电网拓扑,通过正则化技术抑制过拟合,确保在复杂工况(如负荷波动、谐波干扰)下仍具备较高定位精度。

2.3 模型训练与验证

模型训练与验证需遵循科学流程,通过合理设置参数、构建多场景验证体系,确保模型性能满足智能电网故障定位需求。训练阶段首先划分数数据集,按照7:2:1的比例分为训练集、验证集与测试集,采用交叉验证法避免数据集划分偏差影响模型泛化能力。优化器选用自适应矩估计(Adam),学习率采用动态调整策略,初期设置较高学习率加速收敛,后期逐步降低以提升精度,损失函数采用交叉熵损失函数,衡量预测结果与真实标签的偏差。训练过程中实时监控训练集与验证集损失曲线,当验证集损失连续多轮上升时停止训练,规避过拟合。验证阶段构建多维度评价体系,核心指标包括定位准确率、召回率、定位延迟与鲁棒性,分别验证模型在不同故障

类型(短路、接地故障)、不同故障位置、不同干扰场景下的性能。同时通过实地测试对接电网实时运行数据,对比传统故障定位方法与所提模型的效果,优化模型参数与结构,确保模型在实际应用中定位精准、响应迅速,满足智能电网故障处置的实时性要求。

3 基于深度学习的智能电网自愈控制决策体系

3.1 自愈控制决策框架构建

智能电网自愈控制决策框架构建以深度学习为核心,构建“状态感知-故障诊断-决策生成-执行反馈”的闭环体系,实现电网故障后的自主恢复与优化运行。框架整体分为三层架构:感知层依托多源监测设备与数据融合技术,实时采集电网运行状态数据、故障信息与设备工况数据,完成状态评估与异常预警;决策层是核心环节,整合深度学习故障定位结果与电网拓扑信息,构建多层次决策模型,针对不同故障等级(轻微故障、严重故障、大面积故障)生成差异化控制策略,包括负荷转移、设备投切、线路重构等方案;执行层由智能开关、储能设备、调度终端等组成,精准执行决策层指令,快速调整电网运行状态;反馈层实时采集执行后的电网运行数据,评估控制效果,将结果反向传输至决策层,动态优化模型参数与控制策略。框架设计中需融入安全性与经济性平衡机制,在保障电网安全稳定的前提下,最小化控制成本与负荷损失,同时具备可扩展性,适配电网升级与新设备接入需求。

3.2 基于深度学习的自愈控制策略优化

基于深度学习的自愈控制策略优化旨在提升控制方案的科学性、实时性与适配性,解决传统策略依赖经验、难以应对复杂工况的问题。优化过程以电网安全约束、经济运行目标为核心,构建多目标优化模型,目标函数涵盖故障恢复时间、负荷损失量、能耗成本与设备损耗等指标。采用深度学习算法优化策略生成过程,通过Transformer模型挖掘电网运行数据与控制策略的潜在关联,结合强化学习算法构建自适应决策机制,使模型在不同故障场景、负荷波动工况下自主调整控制参数,生成最优方案^[3]。针对多区域电网协同控制场景,引入分布式深度学习模型,实现各区域控制策略的协同优化,避免局部决策冲突。同时融入预测性控制理念,基于深度学习预测电网故障发展趋势与负荷变化规律,提前制定预判性控制策略,将被动恢复转化为主动防控。优化后的控制策略可根据电网实时状态动态调整,兼顾恢复速度与运行经济性,提升电网自愈能力与抗干扰能力。

3.3 自愈控制执行与反馈机制

自愈控制执行与反馈机制是保障自愈决策有效落地、

形成闭环优化的关键,核心在于实现指令精准执行、效果实时监测与策略动态迭代。执行机制采用分层执行模式,按照“主站-区域分站-终端设备”三级架构传输控制指令,主站负责全局策略统筹,区域分站结合本地工况优化指令细节,终端设备采用高精度执行模块,确保开关动作、负荷调节等指令快速响应,执行延迟控制在毫秒级。执行过程中嵌入安全校验模块,实时检测指令执行过程中的电网状态变化,若出现异常情况(如设备拒动、新故障产生),立即触发紧急制动,切换至备用控制策略。反馈机制构建多维度评估指标体系,通过传感器与监测设备采集指令执行后的电网电压、电流、负荷分布等数据,量化评估故障恢复效果、电网稳定性与经济指标。将评估结果输入深度学习模型,通过增量学习更新模型参数,优化后续控制策略,同时建立故障案例库,总结不同场景下的执行经验,持续提升自愈控制体系的可靠性与适配性,形成“执行-评估-优化”的良性循环。

4 未来研究方向

4.1 联邦学习在跨区域电网协同中的应用

联邦学习在跨区域电网协同中的应用是解决跨区域数据共享壁垒、提升协同控制能力的重要方向,契合智能电网分布式运行与数据安全需求。传统跨区域电网协同依赖集中式数据共享,存在数据隐私泄露、传输成本高、跨主体信任不足等问题,而联邦学习可实现“数据不出域、模型共训练”,在保障数据隐私安全的前提下构建全局优化模型。未来研究需聚焦三大核心内容:一是设计适配跨区域电网的联邦学习框架,结合电网层级架构构建分层联邦模型,主站负责全局模型聚合,各区域分站基于本地数据训练局部模型,平衡训练效率与模型精度;二是优化联邦学习聚合算法,针对电网数据异构性(数据分布不均、量纲差异),改进联邦平均算法,提升模型泛化能力;三是解决跨区域协同中的通信延迟与安全问题,采用边缘联邦学习减少传输开销,结合区块链技术实现训练过程可追溯与节点信任认证。

4.2 数字孪生与深度学习结合的动态建模

数字孪生与深度学习结合的动态建模,可实现智能电网物理世界与虚拟空间的深度融合,为电网全生命周期管理提供全新支撑,是未来智能电网建模的核心发展方向。数字孪生技术可构建与物理电网完全映射的虚拟模型,实时同步物理电网运行状态,而深度学习具备强大的特征提取与预测能力,二者结合可突破传统静态建模的局限性^[4]。未来研究重点包括:构建高精度数字孪生模型,整合电网拓扑、设备参数、运行数据等多源信息,通过深度学习优化模型映射关系,提升虚拟模型与物理电网的一致性;基于深度学习实现动态建模与实时更新,利用时序预测模型预判电网状态变化,驱动虚拟模型动态调整,实现故障预警、状态演化的精准模拟;融合深度学习的决策优化能力,在数字孪生虚拟空间中开展控制策略仿真验证,通过强化学习迭代优化方案,再映射至物理电网执行,降低现场试验成本与风险。该技术可实现电网运行状态的全维度感知、预测与优化,推动智能电网向主动化、智能化、精准化转型。

结束语

本文围绕基于深度学习的智能电网故障定位与自愈控制展开研究,从理论到实践,从模型构建到决策体系,全面剖析了相关技术要点。虽取得一定成果,但智能电网发展日新月异,未来仍有诸多挑战。联邦学习、数字孪生等前沿技术与深度学习的融合,将为智能电网故障定位与自愈控制带来新突破,持续推动智能电网高质量发展。

参考文献

- [1]马洪.智能配电网中线路监测及故障检测技术研究[J].光源与照明,2024,(12):53-55.
- [2]汤凯.数据融合与机器学习策略在配电网智能巡检与故障定位中的应用[J].电工技术,2024,(S2):757-759+762.
- [3]李伟,张红,王静.基于多源信息融合的智能电网故障诊断方法[J].电力系统自动化,2021,45(3):119-120.
- [4]戚乐乐,王玉林,宋冰.基于改进非线性惯性权重的粒子群优化算法的智能配电网故障定位方法研究[J].现代工业经济和信息化,2024,14(11):126-127+130.