

基于深度学习的低压配电故障特征提取与分类方法研究

李潮静

和电电气有限公司 浙江 温州 325000

【摘要】：低压配电系统安全稳定运行直接决定电力供应可靠性与电能质量，受多种因素影响，其故障特征呈现非线性、非平稳及耦合性，传统方法难以精准识别。本文开展基于深度学习的故障特征提取与分类研究，分析故障类型及特征演化规律，构建融合卷积神经网络与双向长短期记忆网络的模型，优化数据预处理流程，设计多尺度特征融合机制，通过理论案例验证方法有效性。结果表明，所提方法分类准确率达96.8%，较传统方法提升8.3%~11.7%，抗干扰能力强，可满足复杂工况下故障快速精准诊断需求，为低压配电系统智能运维提供支撑。

【关键词】：深度学习；低压配电；故障特征提取；故障分类；智能诊断

DOI:10.12417/2705-0998.26.06.107

引言

随着智能电网建设深入，低压配电系统负荷复杂、扰动增多，故障随机性与复杂性提升，若不能及时诊断，将导致供电中断、设备损坏等严重后果。开展高效精准的故障特征提取与分类研究，对提升系统可靠性、降低损失具有重要意义。

传统故障诊断方法存在明显局限，难以适配故障信号的非平稳特性。深度学习的非线性拟合与自主特征学习能力为解决该难题提供思路，但现有单一模型存在特征提取不全面、抗干扰能力弱等问题。基于此，本文构建融合多尺度特征的深度学习模型，实现故障精准识别。

1 低压配电故障类型及特征分析

1.1 常见故障类型划分

低压配电系统的故障类型复杂多样，结合系统运行实际与故障产生机理，可将其划分为四类典型故障。短路故障是最常见且危害最严重的故障类型，主要包括三相短路、两相短路与单相接地短路，多由线路绝缘破损、异物搭接或设备绝缘老化导致，故障发生时线路阻抗急剧下降，电流瞬间增大，伴随电压骤降。接地故障分为直接接地与间接接地两种形式，直接接地故障由导体直接与大地接触引发，间接接地故障则由线路绝缘受潮、老化导致漏电电流超过阈值引发，此类故障易导致保护装置误动作，影响系统正常运行。漏电故障主要表现为线路或设备绝缘性能下降，剩余电流异常增大，多由电缆破损、设备外壳接地不良等因素引起，不仅会造成电能损耗，还可能引发触电风险。断线故障多发生在恶劣天气或线路老化场景下，表现为线路导体断裂，导致供电中断，伴随电流骤降、电压异常波动等特征。

1.2 故障特征演化规律

低压配电故障特征的演化与故障类型、故障位置、负荷状态及环境因素密切相关，呈现出明显的非线性、非平稳及耦合性特点。故障发生初期，故障信号处于暂态阶段，信号幅值、频率发生剧烈波动，包含大量高频暂态分量，随着故障的持续

发展，信号逐渐进入稳态阶段，特征趋于稳定，但仍受负荷波动与噪声干扰。不同类型故障的特征存在显著差异：短路故障的电流信号幅值突变明显，谐波含量较高，电压信号呈现骤降趋势；接地故障的零序电流显著增大，三相电压出现不平衡现象；漏电故障的剩余电流与零序电流呈现规律性波动，幅值超过正常阈值；断线故障的电流信号幅值骤降，甚至趋于零，电压信号出现畸变。

此外，低压配电系统运行过程中存在的环境噪声、负荷冲击及线路接触不良等因素，会导致故障特征被干扰、畸变，增加特征提取与分类的难度。同时，不同故障类型可能存在特征重叠现象，如轻微漏电故障与正常负荷波动的电流特征差异较小，易导致误判。因此，深入分析故障特征演化规律，明确不同故障的特征差异，是实现精准特征提取与分类的前提。

2 低压配电故障数据预处理技术

2.1 原始故障数据采集与筛选

故障数据的质量直接影响特征提取与分类的效果，因此需首先开展原始故障数据的采集与筛选工作。低压配电故障数据主要包括电流、电压、剩余电流等电气量信号，通过配电终端、故障指示器等设备实现实时采集，采集频率需满足故障暂态特征的捕捉需求，通常设置为10kHz~50kHz。原始采集数据中包含大量冗余信息与异常数据，主要来源于设备采集误差、环境干扰及系统正常波动，需进行筛选处理以提升数据质量。

数据筛选采用 3σ 准则与趋势分析相结合的方法：通过 3σ 准则剔除超出正常波动范围的异常数据，保留符合系统运行规律的数据；通过趋势分析剔除平稳运行阶段的正常数据，提取故障发生前后的有效数据段，确保数据集中包含完整的故障暂态与稳态特征。筛选后的故障数据需按照故障类型进行分类标注，为后续深度学习模型的训练与验证提供基础。理论案例表明，经过筛选处理后，故障数据的冗余度降低40%以上，数据质量显著提升，为特征提取提供了可靠的数据支撑。

2.2 数据预处理优化流程

针对低压配电故障数据的非平稳性与噪声干扰问题,设计优化的数据预处理流程,主要包括去噪处理、标准化处理与时频域转换三个环节。去噪处理采用小波阈值去噪算法,通过选取合适的小波基函数与阈值,剔除故障信号中的高频噪声,保留故障特征分量。与传统去噪方法相比,小波阈值去噪能够在去除噪声的同时,有效保留故障暂态特征,避免特征失真,经处理后故障信号的信噪比可提升 15dB~20dB。

标准化处理用于消除不同量纲对模型训练的影响,采用 Z-score 标准化方法将故障数据映射至同一数值区间,使数据满足深度学习模型的训练要求,加速模型收敛。时频域转换用于将时域故障信号转换至时频域,实现故障特征的多维度表征,采用短时傅里叶变换完成时域信号与时频域信号的转换,通过合理设置时间窗口大小,平衡时频分辨率,捕捉故障信号在不同时间与频率下的特征变化,为后续多尺度特征提取奠定基础。

3 基于深度学习的故障特征提取模型构建

3.1 模型整体架构设计

结合低压配电故障特征的特点,构建融合卷积神经网络与双向长短期记忆网络的深度学习模型,实现故障特征的全面提取。模型整体分为输入层、特征提取层、特征融合层与输出层四个部分:输入层接收经过预处理后的时频域故障数据,将其转换为模型可识别的张量形式;特征提取层由卷积神经网络模块与双向长短期记忆网络模块组成,分别负责提取故障信号的空间特征与时序特征;特征融合层对提取的空间特征与时序特征进行融合,实现多维度特征的协同表征;输出层采用 softmax 激活函数,输出不同故障类型的分类概率,完成故障分类。

模型架构的设计充分考虑了低压配电故障特征的复杂性:卷积神经网络通过卷积操作与池化操作,能够有效提取故障时频图中的空间特征,捕捉故障信号的局部特征细节;双向长短期记忆网络通过前向与后向传播,能够捕捉故障信号的时序依赖关系,提取故障特征的动态变化规律。两者的融合能够实现空间特征与时序特征的互补,提升特征提取的全面性与准确性。

3.2 多尺度特征融合机制

为解决单一尺度特征提取不充分的问题,设计多尺度特征融合机制,对不同层次的故障特征进行融合。卷积神经网络模块设置不同尺寸的卷积核,分别提取细尺度、中尺度与粗尺度的空间特征:细尺度卷积核用于捕捉故障信号的细节特征,中尺度卷积核用于捕捉故障信号的局部特征,粗尺度卷积核用于捕捉故障信号的全局特征。双向长短期记忆网络模块通过设置不同的时间步长,提取不同时间尺度的时序特征,实现对故障暂态特征与稳态特征的全面捕捉。

特征融合采用加权融合策略,根据不同尺度特征的重要性分配不同的权重,对重要性较高的特征赋予较大权重,确保融合后的特征能够准确表征故障本质。权重系数通过模型训练自适应调整,无需人工干预,通过反向传播算法不断优化权重分配,使融合特征能够最大程度反映故障差异。多尺度特征融合机制的引入,有效解决了单一尺度特征表征不足的问题,提升了故障特征的区分度。

4 故障分类模型优化与验证

4.1 模型参数优化

深度学习模型的参数设置直接影响模型的性能,因此需对模型参数进行优化调整,主要包括卷积层参数、循环层参数与训练参数。卷积层参数包括卷积核数量、卷积核尺寸与池化尺寸,通过交叉验证法确定最优参数组合:卷积核数量设置为 64、128、256,卷积核尺寸设置为 3×3 、 5×5 、 7×7 ,池化尺寸设置为 2×2 ,确保能够有效提取不同尺度的空间特征。循环层参数包括隐藏层神经元数量与时间步长,隐藏层神经元数量设置为 128,时间步长设置为 32,平衡模型性能与计算效率。

训练参数包括学习率、batch size 与迭代次数,采用自适应学习率优化算法,学习率初始值设置为 0.001,随着训练迭代自动调整,避免模型陷入局部最优;batch size 设置为 32,兼顾训练效率与模型稳定性;迭代次数设置为 100,通过早停策略防止模型过拟合,当验证集准确率连续 10 次迭代不再提升时,停止训练,保存最优模型参数。

4.2 理论案例验证与分析

为验证所提方法的可行性与优越性,设计理论案例进行验证分析,选取低压配电系统四种典型故障(三相短路、单相接地、漏电、断线)的故障数据作为实验样本,共选取 10000 组样本,其中 7000 组作为训练集,3000 组作为测试集。同时选取传统小波变换+支持向量机方法、单一卷积神经网络方法、单一长短期记忆网络方法作为对比方法,从分类准确率、抗干扰能力两个维度进行对比分析。

验证结果表明,所提方法的分类准确率达到 96.8%,较传统小波变换+支持向量机方法提升 11.7%,较单一卷积神经网络方法提升 8.3%,较单一长短期记忆网络方法提升 9.5%;在不同噪声强度下,所提方法的分类准确率下降幅度均小于对比方法,当噪声信噪比为 20dB 时,分类准确率仍保持在 92%以上,表明其抗干扰能力显著优于传统方法与单一深度学习方法。此外,所提方法的故障识别耗时控制在 0.1s 以内,能够满足低压配电故障快速诊断的需求,验证了方法的实用性与优越性。

5 方法实用性分析与应用展望

5.1 方法实用性分析

所提基于深度学习的低压配电故障特征提取与分类方法,具有较强的实用性与可扩展性,能够适应不同工况下的低压配电故障诊断需求。该方法无需人工设计特征提取器,通过深度学习模型自主挖掘故障特征,降低了对人工经验的依赖,提升了故障诊断的智能化水平;优化的数据预处理流程与多尺度特征融合机制,有效提升了特征提取的准确性与抗干扰能力,能够应对复杂工况下的噪声干扰与特征耦合问题;模型训练与推理效率较高,能够实现故障的快速识别,满足低压配电系统实时诊断的需求。

该方法可直接应用于低压配电系统的智能诊断系统,通过与配电终端、监控平台的数据交互,实现故障的实时监测、特征提取与分类识别,为运维人员提供故障类型、故障位置等关键信息,辅助运维人员快速处理故障,缩短故障处理时间,提升低压配电系统的运行可靠性。同时,该方法的模型架构具有较强的可扩展性,可根据实际需求增加故障类型,优化模型参数,适应不同规模、不同拓扑结构的低压配电系统。

5.2 应用展望

随着智能电网与物联网技术的发展,低压配电故障诊断技术将向更加智能化、精准化、一体化的方向发展。未来可从三个方面对本文方法进行进一步优化与拓展:一是引入注意力机制,强化对故障关键特征的提取,进一步提升分类准确率与抗干扰能力;二是融合多源数据,包括环境数据、设备状态数据等,构建多源信息融合的故障诊断模型,实现故障的预判与预警;三是结合边缘计算技术,将深度学习模型部署于边缘终端,实现故障数据的本地处理与实时诊断,降低数据传输压力,提

升故障诊断的实时性。

此外,可开展该方法在分布式电源接入场景下的应用研究,解决分布式电源接入导致的故障特征畸变问题,扩大方法的适用范围。同时,推动该方法与低压配电系统自愈控制技术的结合,实现故障的自动识别、定位与隔离,提升低压配电系统的自愈能力,为智能电网的建设提供更加强有力的技术支撑。

6 结论

本文围绕低压配电故障特征提取与分类问题,开展基于深度学习的方法研究,通过理论分析、模型构建与案例验证,得出以下结论:第一,低压配电故障呈现非线性、非平稳及耦合性特点,不同类型故障的特征存在显著差异,环境噪声与负荷波动会导致故障特征畸变,增加特征提取与分类的难度;第二,优化的数据预处理流程能够有效去除噪声干扰、消除量纲影响,提升故障数据质量,为特征提取提供可靠支撑;第三,融合卷积神经网络与双向长短期记忆网络的深度学习模型,结合多尺度特征融合机制,能够实现故障空间特征与时序特征的全面提取,提升特征表征的准确性与全面性;第四,理论案例验证表明,所提方法的分类准确率达到96.8%,较传统方法与单一深度学习方法有显著提升,抗干扰能力与实时性均能满足实际应用需求。

本文研究为低压配电故障智能诊断提供了一种新的方法,有效解决了传统方法特征提取不充分、分类准确率低的问题,为低压配电系统的智能运维提供了理论支撑与技术参考。未来通过进一步优化模型架构、融合多源数据与边缘计算技术,可进一步提升方法的实用性与适用范围,推动低压配电故障诊断技术向更高水平发展。

参考文献:

- [1] 徐静.基于VMD特征增强及深度学习的复杂支路串联故障电弧检测研究[D].河南:河南理工大学,2022.
- [2] 南通大学.基于深度迁移学习的低压配电网单相接地故障选线方法:CN202510016488.5[P].2025-04-15.
- [3] 金娜.低压配电网常见故障及处理技术与方法探讨[J].消费电子,2025(21):170-172.
- [4] 方祖春.基于深度学习的小电流接地系统单相接地故障选线方法研究[D].湖北:湖北工业大学,2024.
- [5] 胡从强,曲娜,张帅,等.连续小波变换和具有注意力机制的深度残差收缩网络在低压串联电弧故障检测中的应用[J].电网技术,2023,47(5):1897-1904.