

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.240597

基于行波全频带特征的配电网故障行波波头标定方法

王有鹏¹, 曾祥君¹, 刘丰¹, 刘凤¹, 蒋慧¹, 喻锬¹, 谢李为¹, 李肖博²

(1. 电网防灾减灾全国重点实验室(长沙理工大学), 湖南 长沙 410114;

2. 南方电网公司数字研究院有限公司, 广东 广州 510700)

摘要: 针对配电网行波波头标定方法易受噪声、波头畸变影响的问题, 提出一种基于行波全频带特征的配电网故障行波波头标定方法。首先, 根据行波高频段分量包含奇异点特征、行波中低频段分量不受噪声干扰的特点, 提出利用行波全频带分量特征来标定行波, 并分析了不同工况下利用行波全频带分量特征标定波头的优势。然后, 设计并搭建基于目标检测模型的卷积神经网络(convolutional neural network, CNN), 以行波全频带分量作为特征输入量, 利用一维卷积核提取行波信号的波头特征。最后, 结合特征金字塔网络与路径聚合网络结构, 融合行波波头高中低频带特征, 实现行波到达时刻的准确标定。与传统方法相比, 所提方法在短线路、强噪声情况下具有较强的适应性, 并且在微弱故障行波场景下也能够实现波头标定, 具有良好的现场应用效果。

关键词: 配电网; 波头标定; 行波全频带; 目标检测模型

Fault traveling wave head calibration method for a distribution network based on the full band characteristics of a traveling wave

WANG Youpeng¹, ZENG Xiangjun¹, LIU Feng¹, LIU Feng¹, JIANG Zhuang¹, YU Kun¹, XIE Liwei¹, LI Xiaobo²

(1. State Key Laboratory of Disaster Prevention & Reduction for Power Grid (Changsha University of Science and Technology), Changsha 410114, China; 2. China Southern Power Grid Digital Research Institute Co., Ltd., Guangzhou 510700, China)

Abstract: There is a problem in that the traveling wave head calibration method of a distribution network is easily affected by noise and wave head distortion. Thus a fault traveling wave calibration method based on the full-band characteristics of the traveling wave is proposed. From the singularities of the high frequency component and the noise immunity of the mid-low frequency component of the traveling wave, the full frequency component of the traveling wave is used to calibrate the traveling wave, and the advantages of using the full frequency component of the traveling wave in different working conditions are analyzed. Then, a convolutional neural network (CNN) based on a target detection model is designed and built. The full-band component of the traveling wave is taken as the feature input, and the wave head features of the traveling wave signal are extracted using a one-dimensional convolution kernel. Finally, the feature pyramid network and path aggregation network structure are combined to integrate the high, middle and low band features of the traveling wave head, and the accurate calibration of the arrival time of the traveling wave is realized. Compared with the traditional method, the proposed method has stronger adaptability in the case of short line and strong noise, and can also realize wave head calibration in the weak fault traveling wave scenario, and has good field application.

This work is supported by the Joint Fund Key Project of National Natural Science Foundation of China (No. U22B20113).

Key words: distribution network; wave head calibration; traveling wave full band; object detection model

0 引言

电网故障点通常由巡线人员沿线路查找, 巡线

基金项目: 国家自然科学基金联合基金重点支持项目资助(U22B20113); 国家自然科学基金项目资助(52407078); 南方电网公司数字研究院有限公司科技项目资助(210002KK52222011)

时间长、定位故障点困难, 快速精确定位故障对减少停电时间具有非常重要的意义^[1-4]。行波定位作为故障定位最有效的方法之一而被广泛应用, 根据行波定位原理可将行波定位方法分为单端定位法和双端定位法^[5-8], 单端定位法由于配电线路分支多、结构复杂和反射波不明显而难以在配网中应用; 双端定位法利用故障初始行波波头到达线路两端的时间差进行定位, 理论上定位精度更高, 并已有专家学

者研制了双端故障定位装置^[9-10]。但由于配电网故障场景复杂,行波波头严重畸变导致故障行波初始到达时刻标定误差大,定位精度还有待提升。

国内外专家学者对行波检测技术进行了深入研究,目前的检测方法主要有小波变换、希尔伯特黄变换(Hilbert Huang transform, HHT)、互补集合经验模态分解(complementary ensemble empirical mode decomposition, CEEMD)与变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)。小波变换在检测非奇异信号时有很好的效果,但行波频带范围分布广,需根据不同频域范围选择合适的基函数和分析尺度,自适应能力较差^[11-12]。根据小波变换的缺陷,专家学者提出了具备自适应特点的 HHT 算法,通过经验模态分解算法(empirical mode decomposition, EMD)将行波信号分解为几个具有固定频率的分量,将首个固有模态函数进行 HHT,得到首个突变点对应的时刻作为行波到达时刻,但 EMD 算法存在模态混叠现象,造成测距误差较大^[13-15]。文献[16]提出利用 CEEMD 算法解决 EMD 算法本身的模态混叠问题。文献[17-18]提出利用 CEEMD 算法来分解故障行波信号,利用 Teager 能量算子(Teager energy operator, TEO)对分解后的信号进行差分运算,增强行波波头的突变特征,实现波头的准确标定,但在强噪声背景下难以辨别故障行波信号的突变点,导致行波到达时刻难以标定。文献[19-22]采用了 VMD 方法来避免模态混叠的问题,但是 VMD 算法需要针对不同情况下选取合适的分解层数和惩罚因子,否则难以得到满意的效果。故障行波受短线路等波阻抗不连续点的影响产生波头畸变,且微弱故障时受噪声影响严重,导致行波首半波及其突变点难以通过幅值、频率等单一特征量去判断。

基于数据驱动的人工智能方法具有强大的特征提取能力,在分类和回归任务中表现较好而逐渐被用于故障定位领域。文献[23]提出了一种基于希尔伯特黄变换和一维卷积神经网络的双端非同步直流输电线路故障定位方法,在经验模式分解之后,将双端行波信号的高频分量串联起来,形成特征波形,然后使用训练好的卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)模型实现故障定位。文献[24]利用行波法确定故障距离,再利用人工神经网络(artificial neural network, ANN)进行模式识别确定故障分支。文献[25]利用卷积神经网络提取三相电流波形信息,实现配电网故障区段定位。文献[26]提出了以时频域故障全景波形为输入特征量,利用轻量级 LeNet-5 模型构建卷积神经网络,实现精确定位。现有基于数据驱动的方法通过提取行波全波形特征

用于故障定位,易受负荷切换、运行方式变化等线路参数的影响。

为解决上述问题,本文根据行波高频段分量包含奇异点特征、行波中低频段分量不受噪声干扰的特点,提出利用行波全频带分量特征标定行波到达时间,设计并搭建基于目标检测模型的卷积神经网络,以行波全频带分量作为特征输入量,利用一维卷积核提取行波信号的波头特征,并结合特征金字塔网络与路径聚合网络结构,融合行波波头高中低频带特征,实现行波到达时刻的准确标定。所提方法对于短线路、强噪声等情况具有较强的适应性,并且在微弱故障行波场景下也能够实现波头标定,实际测试结果表明,该方法在真型现场具有很好的标定精度,且不受线路网架结构影响。

1 配电网故障行波波头标定局限性分析

1.1 短电缆混合线路的影响

由行波的传输理论可知,故障行波信号在线路传输过程中遇到线路阻抗不连续处会发生折射与反射。由于配电网线路复杂、线路施工难度大等因素,存在波阻抗不匹配的短线路,大部分短线路长度小于 200 m,行波波头在此处产生折反射,严重影响波头陡度,波头特征更加难以分辨。

以图 1 所示的短电缆混合线路为例,结合行波折反射过程,分析行波波头的折反射影响。图 1 中,正电压入射波 U 从架空线路 MA 经过一段短电缆线路 AB,最后到达监控端 N,当入射波到达 A 点时标记为零时刻 $t=0$ s,设置从 A 至 B 为正方向,不考虑架空线路远端折反射波及线路色散的影响,则行波第一次到达 B 点的正向电压折射行波 U_{B1} 可表示为

$$U_{B1} = \alpha_A \alpha_B U(t - \tau) \quad (1)$$

式中: α_A 、 α_B 分别为正向电压行波在 A、B 点的折射系数; τ 为行波从 A 点运动到 B 点的时间。

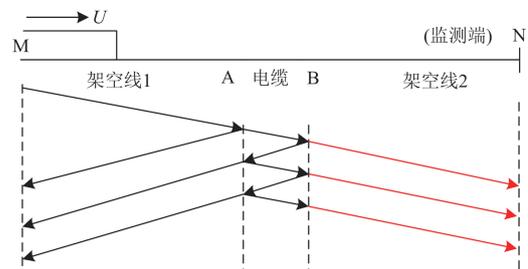


图 1 典型短电缆混合线路

Fig. 1 Typical short cable hybrid line

由图 1 可知,当第一次行波经过 B 点会产生反射波到达 A 点,并继续在 A 点反射到 B 点,则第

二次到达 B 点的电压行波 U_{B2} 可表示为

$$U_{B2} = \beta_A \beta_B \alpha_A \alpha_B U(t - 3\tau) \quad (2)$$

式中: β_A 为反向电压行波在 A 点的反射系数; β_B 为正向电压行波在 B 的反射系数。

以此类推, 第 n 次行波到达 B 点的电压行波为

$$U_{Bn} = (\beta_A \beta_B)^n \alpha_A \alpha_B U(t - (2n - 1)\tau) \quad (3)$$

设电缆短线路长度 $L = 100 \text{ m}$, 波速为 $160 \text{ m}/\mu\text{s}$, 则 $\tau = 0.625 \mu\text{s}$, 第一次行波到达 B 点与第二次行波到达 B 点的时间为 $2\tau = 1.25 \mu\text{s}$, 两次行波间隔的时间非常短。在第一次行波的基础上, 继续叠加第 2~ n 次电压行波, 则 B 点的正向电压行波 U_B 可表示为

$$U_B = \alpha_A \alpha_B U(t - \tau) + \sum_{n=2}^{+\infty} (\beta_A \beta_B)^{n-1} \alpha_A \alpha_B U(t - (2n - 1)\tau) \quad (4)$$

根据图 1 所示线路, 搭建配电网仿真模型。设置 A 相接地故障, 过渡电阻设置为 $1 \text{ k}\Omega$, 在线路 N 点设置电压行波监测点, 仿真如图 2 所示, 在 t_1 时刻第一次行波到达 N 点, 经过 2τ 时间之后, 短电缆反射波到达 N 点, 叠加在原始行波波头上, 经过一定时间之后, N 处行波波头形成锯齿波, 即行波经过短电缆之后, 后续行波波头持续叠加, 造成初始行波波头奇异点增多, 波形产生严重畸变。

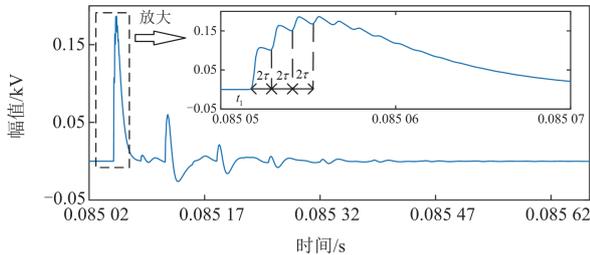


图 2 监测点 N 处线模分量波形对比图

Fig. 2 Comparison of waveforms of line mode components at N of the monitoring end

将监测点 N 采集到的行波信号通过小波变换提取行波高频段分量, 如图 3 所示。

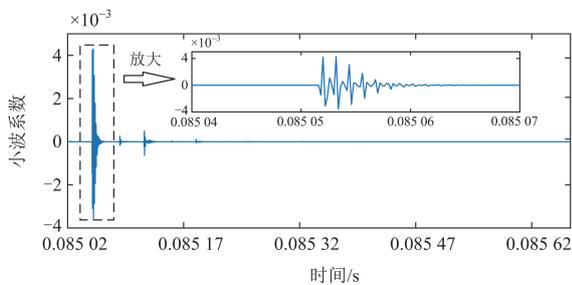


图 3 监测点 N 处行波分量小波检测结果

Fig. 3 Wavelet detection results of traveling wave component at the monitoring point N

从图 3 可以看出, 由于短电缆线路的影响, 经过小波分析之后, 高频分量中存在多个奇异点, 依据模极大值理论标定行波时波头容易出现偏差, 从而影响定位精度。

由以上分析可知, 仅通过高频段分量中奇异点特征来判定行波到达时刻的方法存在一定的局限性。行波是一种频率范围广的宽频带信号^[27], 高频分量反映奇异点特征, 中低频分量反映行波整体趋势, 利用行波全频带分量进行分析, 有利于降低波头标定的误差。如图 2 所示, 行波全频带分量可以反映波头的畸变情况与奇异点分布情况, 既能够体现初始行波波头特征, 也能够明晰后续反射波叠加情况, 通过深度挖掘行波全频带特征, 可解决波头畸变情况下高频分量标定易受影响的问题。

1.2 噪声干扰的影响

当故障发生之后, 行波信号从故障点往线路两端传播, 其中故障行波波头幅值受故障过渡电阻、故障起始角等影响较大。如故障过渡电阻越大, 行波初始幅值越小, 此时波头易受到噪声等干扰, 波头奇异点湮没在噪声信号中。同时, 奇异点信号与噪声信号产生频率混叠, 在滤除噪声的过程中波头陡度降低, 导致波头标定出现误差。

图 4 为距离故障点 10 km 采集到的原始电压线模信号, 故障电阻为 $1 \text{ k}\Omega$ 。在不同噪声下利用小波分解出信号的高频分量, 如图 5 所示。

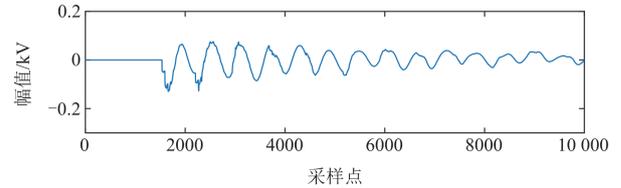


图 4 采集点原始线模信号

Fig. 4 Original line mode signal at collection point

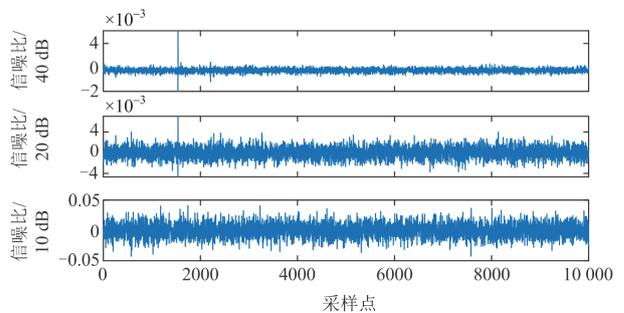


图 5 噪声下 db 小波分解的高频信号分量

Fig. 5 High frequency signal components of db wavelet decomposition under noise

从图 5 可以看出, 当噪声含量较高时, 行波信号中高频分量湮没在噪声中, 波头奇异点与噪声信号混合, 行波波头难以辨识, 若在故障过渡电阻高或者故障起始角较小的情况下, 更难以准确标定行波到达时刻。因此, 通过行波高频分量判断行波波头, 容易受到噪声的干扰, 噪声与行波中高频分量混叠, 波头标定出现误差。

在图 4 中行波原始线模信号的基础上, 增加不同噪声的干扰, 不经过小波分解等方法处理, 得到时域行波全频带分量如图 6 所示。

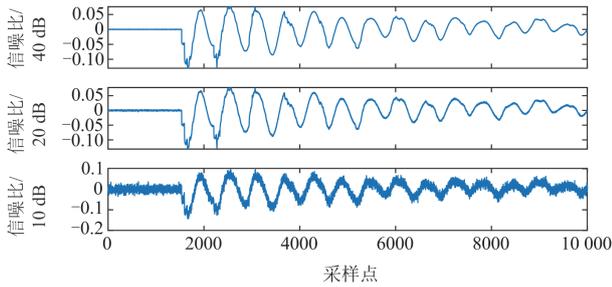


图 6 噪声下原始行波全频带分量

Fig. 6 Full band component of original traveling wave under noise

从图 6 可以看出, 全频带行波分量中信号幅值主要由中低频部分决定, 噪声叠加在行波全频带信号上仍能够反映行波整体波形特征, 并且也包含奇异点特征。即使在强噪声情况下, 行波全频带分量依然包含行波波头的整体趋势, 波头陡度也不受影响, 通过深度挖掘行波全频带特征, 可解决强噪声情况下高频分量标定易受影响的问题。

综上所述, 可以总结以下结论。

1) 现有配电网行波波头标定方法通过提取行波信号的高频段分量特征进行分析及波头标定, 易

受波头畸变、噪声等因素影响。

2) 相比于行波高频段分量, 行波全频带分量既包含奇异点特征, 又包含行波整体特征, 受波头畸变、噪声等因素影响较小。

3) 若能提取融合行波全频带分量中波头的频率特征与奇异点特征, 建立行波全频带分量与波头到达时间的映射关系, 可提高配电网行波标定的适用性与鲁棒性。

2 基于目标检测模型的行波波头检测方法

目标检测模型是一种深度学习模型, 通过滑动卷积核对输入数据进行卷积操作, 提取数据的特征, 寻找目标类型和所在位置。行波到达时间标定可等效为序列信号中某一特定位置标记, 因此本文参考目标检测模型中的 yolo 系列算法, 搭建轻量级行波波头标定模型, 以行波全频带信号序列作为输入量, 利用一维卷积核提取行波序列特征, 并结合特征金字塔网络与路径聚合网络结构, 实现行波高层特征与底层特征融合, 从而获得更丰富的波头特征信息, 找到序列中行波波头的到达时刻。

2.1 基于目标检测网络的行波波头标定模型

与其他经典的目标检测网络相比, yolo 系列算法在检测精度与检测速度方面均有良好的性能。本文参考 yolov5s 轻量级模型搭建 CNN 模型。由于行波全频带分量为二维数据, 需在 yolov5s 目标检测网络上进行改造, 将原 yolov5s 网络的二维层改为一维层来适应数据输入维度, 对部分卷积核参数进行调整, 使不同输出层有更合适的感受野。修改后的模型框架结构如图 7 所示, 模型网络结构主要由特征提取网络、特征融合网络和预测网络 3 部分组成。

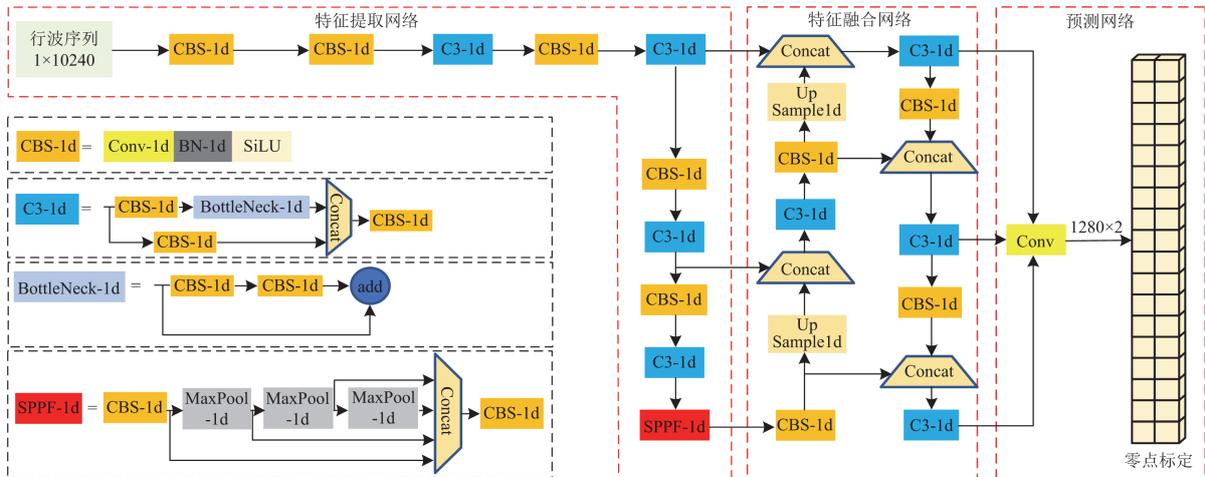


图 7 CNN 模型网络框架

Fig. 7 CNN model network framework

2.1.1 特征提取网络

在短线路折反射情况下, 故障行波波头畸变严重, 频带范围更大, 因此行波信号的采样率设置为 10 MHz, 采样的数据由 10 240 个采样点构成, 因此输入为 1×10240 的张量。

特征提取网络的框架结构主要由标准卷积模块(Conv-Bn-SiLU, CBS)、C3模块与空间金字塔池化模块(spatial pyramid pooling fast, SPPF)组成。CBS模块用于提取输入特征, C3模块采用残差学习的思想, 在加深网络的同时, 能够有效防止梯度消失。SPPF模块使用多个不同尺度的最大池化层来增加网络的感受野, 获取不同尺度的特征。本设计在原网络的基础上, 将二维卷积核全部改为一维卷积核, 二维批标准化层全部改为一维批标准化层, 二维最大池化层改为一维最大池化层。

2.1.2 特征融合网络

特征融合网络采用特征金字塔网络结构(feature pyramid network, FPN)+路径聚合网络(path aggregation network, PANet)结构。FPN结构通过自顶向下进行上采样, 使得底层特征包含更强的语义信息, PANet结构自底向上进行下采样, 使得顶层特征包含位置特征, 两特征最后进行融合, 聚合行波的高低层特征, 从而提升波头标定效果。

2.1.3 预测网络

为保证模型最后收敛和防止过拟合, 将行波序列长度 1×10240 分为 1280 个区间, 每 8 个采样点划分为一个区间, 根据采样率 10 MHz 可知每个区间的时间窗为 $0.8 \mu\text{s}$, 在 $0.8 \mu\text{s}$ 尺度上可以明确提取短线路折反射的特征, 在经过上述网络模型后, 最后输出的通道数 \times 特征长度为 1280×2 。其中通道数的值代表行波序列中行波首半波零点在 1280 个区间出现的概率, 特征长度的值代表波头到达时刻在对应区间内的偏移比例。

2.2 损失函数设计

本文设计两个损失函数, 第 1 个损失函数为预测首半波的零点所在区间概率与零点实际所在区间概率的交叉熵损失, 可表示为

$$l_1 = \sum_{i=1}^N (-y_i^{(1)} \log \hat{y}_i^{(1)}) \quad (5)$$

式中: $y_i^{(1)}$ 表示样本实际在第 i 个区间存在零点的概率; $\hat{y}_i^{(1)}$ 表示样本数据通过模型预测出在第 i 个区间存在零点的概率; N 表示区间个数。

第 2 个损失函数 l_2 为实际零点所在区间偏移比例与模型预测零点所在区间偏移比例的最小绝对值偏差损失, 可表示为

$$l_2 = \begin{cases} 0, & i \neq j \\ |y_i^{(2)} - \hat{y}_j^{(2)}|, & i = j \end{cases} \quad (6)$$

式中: $y_i^{(2)}$ 表示样本实际零点在第 i 个区间内的偏移比例; $\hat{y}_j^{(2)}$ 表示样本模型预测零点在第 j 个区间内的偏移比例。

综合以上 2 个损失值, 则最终损失函数 l 表示为

$$l = \lambda_1 l_1 + \lambda_2 l_2 \quad (7)$$

式中, λ_1 、 λ_2 分别为损失函数 l_1 、 l_2 的权重值。

2.3 数据库的搭建

考虑到现场实际波形数据有限, 因此采用仿真数据与实际数据结合的方式组成波形数据库。为保证模型对不同的线路网架结构都有较好的适用性, 降低不同线路结构对训练模型的影响, 本文参考实际配电网线路结构, 针对不同线路结构模型设置不同的线路类型、线路结构、过渡电阻、故障类型以及故障初相角, 如表 1 所示。

表 1 仿真样本集故障条件

Table 1 Failure conditions of simulation sample set	
实验可变要素	选项
线路类型	架空线路、电缆线路、混合线路
线路结构	短线路、分支线路
过渡电阻/ Ω	0.1、100、500、1000、5
故障类型	Ag、Bg、AB、Abg、ABCg
故障初相角/ $^\circ$	10、50、90、190、230、270

考虑到仿真无法完全重现电力系统实际运行场景, 基于课题组搭建的 1:1 真型试验场采集行波信号, 实验环境为 3 km 的 10 kV 架空、电缆混合线路, 每隔 1 km 设置短路接地。调整线路接地方式、接地电阻阻值、接地位置、线路类型来获取不同工况下的波形数据, 考虑到现场实验中无法控制故障相角, 因此每种实验做 3 次, 真型实验故障条件如表 2 所示。

表 2 真型实验故障条件

Table 2 Fault conditions of true-type experiment	
实验可变要素	选项
中性点接地方式	不接地、经小电阻接地、经消弧线圈接地
接地电阻/ Ω	50、500、100、2500
短路接地位置	分别距离首端 1 km、2 km、3 km

结合仿真和实际现场数据, 共采集 5400 组仿真数据样本与 6151 个真实数据样本。为提升模型抗干扰能力, 截取包含行波首半波且时间窗约为 1 ms 的采样区间的数据作为样本, 叠加白噪声干扰信号, 生成多组含干扰的行波。考虑在不同线路阻抗条件

下行波波形整体幅值相差较大,对数据进行标准化处理,如式(8)所示。

$$x' = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (8)$$

式中: x 为一段时间窗内行波原始幅值; μ 为时间窗内采样点电压幅值的均值; σ 为时间窗内采样点幅值的标准差; x' 为标准化之后的行波幅值序列。

2.4 模型训练

采用 Intel Core i7-9700k@3.60 GHz, NVIDIA RTX 3090 24 G 硬件平台,具体实现步骤如下。

步骤 1: 基于 Python 3.8、CUDA10.0 和 Pytorch 1.2.0 软件环境搭建 2.1 节行波波头标定模型,初始化权重和偏置项参数集合。

步骤 2: 标注波头区间与零点偏移值,按照 4:1 的比例划分训练集与测试集。

步骤 3: 采用带动量的随机梯度下降算法 (stochastic gradient descent, SGD) 进行模型训练。学习动量设置为 0.9, 批次训练的数量设为 128。采用上述损失函数 l 计算预测误差, 考虑到区间分类误差对故障定位的影响, 设置损失函数权重值 λ_1 为 10、 λ_2 为 1。

步骤 4: 通过不断迭代得到最优参数模型, 采用损失函数作为模型性能的评价指标。每 5 轮训练保存一次模型权重参数, 利用测试集对模型进行测试, 当测试集中损失值趋于平稳时, 终止训练。

2.5 基于目标检测网络模型的行波波头标定流程

当故障发生之后, 各监测点获取采样行波波形, 调用训练好的模型标定行波到达时刻, 采用双端或多端测距方式计算故障位置, 具体方法如下。

1) 标准化处理: 监测点采集到行波信号之后, 将采样数据进行标准化处理。

2) 波头标定: 调用训练好的模型, 输出两个监测点行波零点区间概率最大的区间数 a , 及零点所在区间的偏移比例 b 。

3) 标定结果计算: 设 t_0 时刻线路中 K 点发生故障, 则根据模型预测求得监测点处行波到达时刻 t 为

$$t = t_0 + (a \times 8 + b) / f \quad (9)$$

式中, f 为采样频率。

已知监测点 M 和 N 的距离为 L , 波速为 v , 根据双端定位公式可得故障点距 M 的距离 D_{MK} 为

$$D_{MK} = (L + v(t_M - t_N)) / 2 \quad (10)$$

式中, t_M 与 t_N 分别为监测点 M 、 N 处 CNN 模型输出的行波到达时刻。

3 仿真

为验证本文所提方法的有效性, 搭建如图 1 所示的 10 kV 短线路, 在 M 端与 N 端处安装故障行波采集装置, 通过双端定位测试标定效果。线路采用分布参数模型, MA 、 BN 线路为 10 km 架空线路, AB 线路为 100 m 的电缆线路, 计算得到故障行波在架空线路和电缆线路的传输速度分别为 2.981×10^5 km/s 和 1.724×10^5 km/s。在距离 M 端 4.7 km 处设置 A 相接地故障, 故障电阻设置为 1 k Ω , 各端行波采集装置的采样率为 10 MHz。

3.1 噪声干扰的影响

分析噪声对故障行波波头检测方法的影响, 在采样信号中分别添加 40 dB、30 dB、20 dB 和 10 dB 的白噪声信号, 利用 db 小波变换、CEEMD 检测方法和本文的 CNN 检测方法对 M 端测量到的的信号进行检测, 在不同噪声下的检测效果如图 8—图 10 所示。

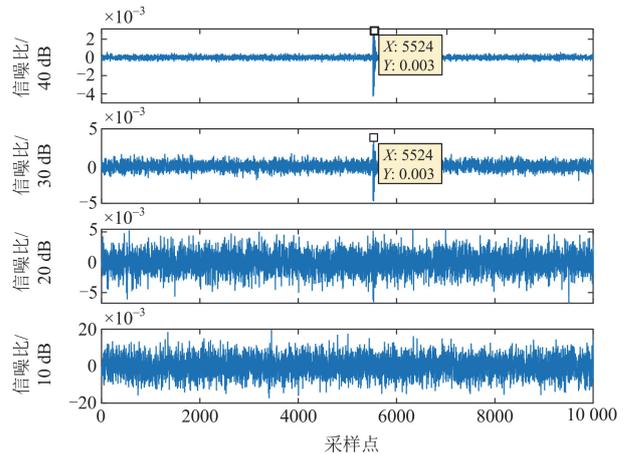


图 8 噪声下 db 小波变换检测结果

Fig. 8 Detection results of db wavelet transform under noise

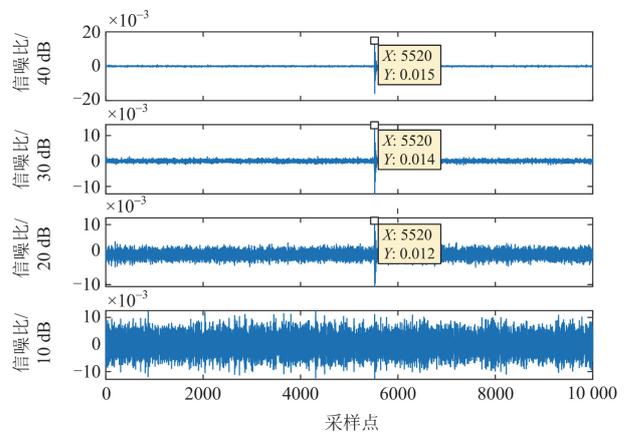


图 9 噪声下 CEEMD 变换检测结果

Fig. 9 Detection results of CEEMD transformation under noise

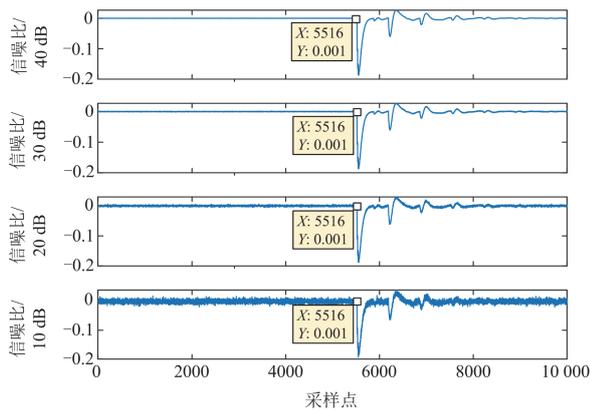


图 10 噪声下 CNN 检测结果

Fig. 10 CNN detection results under noise

根据检测结果可知, 在信噪比较高情况下能够准确地标定波头到达时刻, 其中 CEEMD 的噪声鲁棒性比 db 小波更好, 并且在不同情况下小波变换需要寻找合适的基函数, 所提方法没有上述缺点。随着噪声强度的增大, 小波变换与 CEEMD 都难以辨识行波波头信号, 原因在于小波变换与 CEEMD 通过提取行波高频分量, 利用模极大值进行波头标定, 但高频段信号极易受噪声干扰的影响, 噪声与高频段存在频率混叠, 影响波头到达时刻标定。本文方法通过将波形的全频段分量作为模型输入特征, 能够有效降低噪声的影响, 在强噪声情况下, 仍能够有效地标定行波, 获取准确的波头到达时间。

3.2 故障起始角与故障过渡电阻的影响

考虑不同故障起始角、过渡电阻对波头到达时间标定的影响。在图 1 所示线路上距离 M 端 4.7 km 处设置单相接地故障, 在 30 dB 白噪声的干扰下, 不同方法定位结果如表 3 所示。

表 3 不同故障起始角与故障过渡电阻的定位结果

Table 3 Positioning results of different fault initial angle and transition resistance

检测方法	故障初相角/(°)	过渡电阻/ Ω	定位结果/km	误差/m
db 小波	60	100	4.808	108
	30	500	4.629	-71
	10	1000	4.629	-71
	2	2000	—	—
	2	5000	—	—
	CEEMD	60	100	4.763
30		500	4.823	123
10		1000	4.823	123
2		2000	4.823	123
2		5000	—	—
CNN 检测		60	100	4.778
	30	500	4.793	93
	10	1000	4.793	93
	2	2000	4.808	108
	2	5000	4.823	123

根据定位结果可知, 当故障初相角较大或过渡电阻较小时, 此时故障行波波头幅值较大, 3 种方法都能够进行定位。由于小波变换与 CEEMD 检测方法抗噪性能有限, 当故障初相角较小或者故障电阻较大时, 此时故障行波波头幅值较低, 在 30 dB 白噪声的干扰下, 故障行波中高频信号已经湮没在噪声信号中, 难以被辨识, 导致无法定位故障。CNN 算法判断故障位置受初相角或过渡电阻影响很小, 其主要原因在于: 故障初相角或过渡电阻主要影响行波波头幅值, 所提方法在预处理阶段进行了归一化操作, 在一定程度上消除了行波幅值的差异; 另一方面, CNN 检测算法利用行波全频段波形进行波头检测与标定, 减少噪声对行波高频段干扰造成的影响, 并在模型训练阶段采用含强噪声情况下的行波波头进行特征训练, 提高模型在强噪声下的特征提取能力。综上所述, CNN 检测方法的故障行波波头标定效果更好, 在高阻故障或初相角较小的情况下均能够准确进行波头检测与标定。

3.3 故障位置与故障类型的影响

分别在线路不同位置设置不同类型故障, 故障过渡电阻设置为 1 k Ω , 在信号中添加 30 dB 的白噪声, 不同方法定位结果如表 4 所示。

表 4 不同故障位置与故障类型的定位结果

Table 4 Positioning results of different fault positions and types

检测方法	参考端点	故障位置/km	故障类型	定位结果/km	误差/m
db 小波	M	1	Ag	1.025	25
	M	2	Bg	2.038	38
	M	3	AB	3.022	22
	M	8	ABg	7.941	-59
	M	10	ABCg	10.076	76
CEEMD	M	1	Ag	1.040	40
	M	2	Bg	1.979	-21
	M	3	AB	3.037	37
	M	8	ABg	7.971	-29
	M	10	ABCg	10.056	56
CNN 检测	M	1	Ag	0.975	-25
	M	2	Bg	2.008	8
	M	3	AB	3.007	7
	M	8	ABg	8.025	25
	M	10	ABCg	9.953	-47

由表 4 可知, 在不同故障位置与故障类型下, 3 种方法都可以有效检测故障行波信号到达时间, 并实现定位, 但是由于短电缆线路的影响, 导致行波波头严重折反射, 小波分析与 CEEMD 方法容易标定到后续反射波头上, 从而导致定位误差较大。CNN 方法能够根据中低频分量提取行波全局特征, 从而避免产生标定误差, 具有较好的鲁棒性。通过分析可知, 本文方法的最大定位误差为 47 m, 平均定位误差为 22.4 m, 具有良好的定位效果。

4 真型试验测试案例

为测试本文所提方法在实际应用中的有效性，在真型试验场搭建架空短电缆混合线路进行真实故障测试，如图 11、图 12 所示，架空线路全长为 4 km，每隔 1 km 架空线路接 30 m 短电缆线路，线路两端安装 1、2 号行波采集装置，采样率为 10 MHz，在 M、F 处设置故障点，并在每个故障点设置金属性、1 kΩ、2.5 kΩ、5 kΩ 的单相接地故障，利用训练好的模型对采集到的波形数据进行特征提取，并输出行波到达时刻，利用双端定位方法测试模型标定的精度，测试结果如表 5 所示。



图 11 10 kV 真型试验场实物图

Fig. 11 Physical diagram of 10 kV true type test site

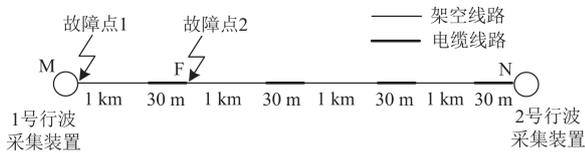


图 12 架空短电缆混合线路拓扑图

Fig. 12 Overhead short cable hybrid line topology

表 5 不同故障工况下定位结果

Table 5 Location results under different fault conditions

故障电阻	故障类型	故障位置/km	定位结果/km	定位误差/m
金属性故障	Ag	1.056	1.0354	-20.6
	Bg	1.056	1.0836	27.6
	Cg	0	-0.0417	-41.7
1 kΩ	Bg	1.056	1.0123	-43.7
	Ag	0	-0.0647	-64.7
	Cg	0	-0.039	-39
2.5 kΩ	Ag	1.056	1.1179	61.9
	Ag	0	-0.0352	-35.2
	Cg	0	0.0293	29.3
5 kΩ	Ag	1.056	1.1065	50.5
	Bg	1.056	1.1158	59.8
	Ag	0	0.0561	56.1

由表 5 可知，所提方法在不同故障类型、不同故障位置均具备较高的定位精度，最大误差为 64.7 m，特别在故障过渡电阻到达 5 kΩ 时，依然具备较高的定位精度，提高了微弱故障行波的标定能力，具有良好的现场应用效果。

5 结论

本文针对故障行波波头到达时刻的准确标定，提出了一种基于行波全频带特征的配电网故障行波标定方法。通过仿真分析与真型验证，得到如下结论。

1) 本文采用全频带故障行波信号作为模型输入特征，能够有效降低噪声的影响，在强噪声情况下，仍能够有效地标定行波波头的到达时间，相比于小波变换和 CEEMD 方法具有更好的抗噪效果，并能够降低短线路下行波折反射的影响。

2) 所提方法在预处理阶段进行了归一化操作，在一定程度上消除了行波幅值的差异，并在模型训练阶段采用叠加白噪声的微弱故障行波进行特征训练，提高模型在微弱信号下的适用性。仿真结果表明，在初相角很小或者故障过渡电阻很大的情况下，依然能够准确标定行波到达时刻。

3) 所提方法考虑现场与仿真数据的差异性，模型训练阶段结合真实数据集进行训练，真型实验测试结果表明，该方法在实际运行现场具有良好的应用效果，且不受线路网架结构的影响。

参考文献

[1] 董新洲, 王珺, 施慎行, 等. 配电线路单相接地行波保护的原理与算法[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(10): 154-160.
DONG Xinzhou, WANG Jun, SHI Shenxing, et al. Principle and algorithm of traveling waves based single-phase-to-ground protection for distribution lines[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(10): 154-160.

[2] 徐丙垠, 李京, 陈平, 等. 现代行波测距技术及其应用[J]. 电力系统自动化, 2001, 25(23): 62-65.
XU Bingyin, LI Jing, CHEN Ping, et al. Modern fault location techniques based on fault generated travelling waves and their applications[J]. Automation of Electric Power Systems, 2001, 25(23): 62-65.

[3] YI W, TAO W, LI L. A fault segment location method for distribution networks based on spiking neural P systems and Bayesian estimation[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2023, 8(3): 1-11.

[4] 杨东海, 许艳华, 方正, 等. 基于分布参数模型的混合输电线路精确测距及重合闸方案的研究[J]. 电测与仪

- 表, 2023, 60(3): 136-144.
- YANG Donghai, XU Yanhua, FANG Zheng, et al. Research on accurate fault location and re-closing scheme for hybrid transmission line based on distributed parameter model[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2023, 60(3): 136-144.
- [5] 刘丰, 谢李为, 蔡军, 等. 基于信号频谱特性的配电网故障行波检测方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2024, 52(9): 59-69.
- LIU Feng, XIE Liwei, CAI Jun, et al. A fault traveling wave detection method based on signal spectral characteristics for a distribution network[J]. *Power System Protection and Control*, 2024, 52(9): 59-69.
- [6] 覃剑, 葛维春, 邱金辉. 输电线路单端行波测距法和双端行波测距法的对比[J]. *电力系统自动化*, 2006, 30(6): 92-95.
- QIN Jian, GE Weichun, QIU Jinhui. Study on single terminal method and double terminal method of traveling wave fault location in transmission line[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2006, 30(6): 92-95.
- [7] 李振兴, 吴李群, 田斌, 等. 不同步双端数据修正波速的单端行波测距算法研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2017, 45(8): 16-22.
- LI Zhenxing, WU Liqun, TIAN Bin, et al. Single-terminal traveling wave location algorithm based on amending wave velocity[J]. *Power System Protection and Control*, 2017, 45(8): 16-22.
- [8] 乔文, 师琛, 李舟, 等. 基于行波折反射特征和网络拓扑的配电网单相接地故障定位方法[J]. *供用电*, 2022, 39(1): 65-73.
- QIAO Wen, SHI Chen, LI Zhou, et al. Single-phase ground fault location method of distribution network based on traveling wave refraction and reflection characteristics and network topology[J]. *Distribution & Utilization*, 2022, 39(1): 65-73.
- [9] 刘丰, 曾祥君, 谷应科, 等. 基于行波技术的电力线路绝缘预警系统及其现场试验[J]. *南方电网技术*, 2019, 13(6): 24-29.
- LIU Feng, ZENG Xiangjun, GU Yingke, et al. Traveling wave based insulation faults early warning system and its field tests[J]. *Southern Power System Technology*, 2019, 13(6): 24-29.
- [10] 史宗翰. 基于广域暂态行波的复杂配电网故障定位研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2020.
- [11] 马丹丹, 王晓茹. 基于小波模极大值的单端行波故障测距[J]. *电力系统保护与控制*, 2009, 37(3): 55-59.
- MA Dandan, WANG Xiaoru. Single terminal methods of traveling wave fault location based on wavelet modulus maxima[J]. *Power System Protection and Control*, 2009, 37(3): 55-59.
- [12] 郑州, 吕艳萍, 王杰, 等. 基于小波变换的双端行波测距新方法[J]. *电网技术*, 2010, 34(1): 203-207.
- ZHENG Zhou, LÜ Yanping, WANG Jie, et al. A new two-terminal traveling wave fault location method based on wavelet transform[J]. *Power System Technology*, 2010, 34(1): 203-207.
- [13] 蒋海峰, 张曼, 赵斌炎, 等. 基于改进 Hilbert-Huang 变换的电网故障诊断[J]. *电工技术学报*, 2019, 34(增刊 1): 336-342, 351.
- JIANG Haifeng, ZHANG Man, ZHAO Binyan, et al. Fault diagnosis of power grid based on improved Hilbert-Huang transform[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2019, 34(S1): 336-342, 351.
- [14] 罗建, 石家炜. 基于希尔伯特变换的暂态信号正弦表示分析方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2022, 50(1): 1-7.
- LUO Jian, SHI Jiawei. Sinusoidal representation of a transient signal based on the Hilbert transform[J]. *Power System Protection and Control*, 2022, 50(1): 1-7.
- [15] 王凯亮, 曾远方, 李家淇, 等. 基于希尔伯特-黄变换的新型配电系统行波故障定位仿真研究[J]. *供用电*, 2023, 40(9): 43-49.
- WANG Kailiang, ZENG Yuanfang, LI Jiaqi, et al. Simulation study on traveling wave fault location of new distribution network system based on Hilbert-Huang transform[J]. *Distribution & Utilization*, 2023, 40(9): 43-49.
- [16] 李志军, 张鸿鹏, 王亚楠, 等. 排列熵—CEEMD 分解下的新型小波阈值去噪谐波检测方法[J]. *电机与控制学报*, 2020, 24(12): 120-129.
- LI Zhijun, ZHANG Hongpeng, WANG Yannan, et al. Wavelet threshold denoising harmonic detection method based on permutation entropy-CEEMD decomposition[J]. *Journal of Electrical Machines and Control*, 2020, 24(12): 120-129.
- [17] 高淑萍, 徐振曦, 宋国兵, 等. 基于小波阈值去噪和 CEEMD 的混合三端直流输电线路故障测距[J]. *电力系统保护与控制*, 2022, 50(3): 29-40.
- GAO Shuping, XU Zhenxi, SONG Guobing, et al. Fault location of hybrid three-terminal HVDC transmission lines based on wavelet threshold denoising and CEEMD[J]. *Power System Protection and Control*, 2022, 50(3): 29-40.
- [18] 白浩, 钟振鑫, 李巍, 等. 基于 CEEMD 和 NTEO 的故障行波定位方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2022, 50(20): 50-59.
- BAI Hao, ZHONG Zhenxin, LI Wei, et al. A fault traveling wave location method based on CEEMD and

- NTEO[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(20): 50-59.
- [19] XIE L, LUO L, LI Y, et al. A traveling wave-based fault location method employing VMD-TEO for distribution network[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2019, 35(4): 1987-1998.
- [20] 付华, 王婧羽. 基于 SR-VMD 的微弱故障行波检测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(1): 156-162.
FU Hua, WANG Jingyu. Weak fault traveling wave detection method based on SR-VMD[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(1): 156-162.
- [21] ZHANG Q, MA W, LI G, et al. Fault diagnosis of power grid based on variational mode decomposition and convolutional neural network[J]. Electric Power Systems Research, 2022, 208.
- [22] 吴学斌, 黄治, 邓惟绩. 基于改进变分模态分解的电缆行波故障定位研究[J]. 湖南电力, 2021, 41(3): 1-6, 11.
WU Xuebin, HUANG Zhi, DENG Weiji. Research on cable traveling wave fault location based on improved variational modal decomposition method[J]. Hunan Electric Power, 2021, 41(3): 1-6, 11.
- [23] LAN S, CHEN M J, CHEN D Y. A novel HVDC double-terminal non-synchronous fault location method based on convolutional neural network[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2019, 34(2): 801-809.
- [24] 严凤, 许海梅. 基于神经网络的配电线路综合故障定位方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2015, 27(5): 86-91.
YAN Feng, XU Haimei. Composite fault location method based on PNN for distribution lines[J]. Proceedings of the CSU-EPSC, 2015, 27(5): 86-91.
- [25] BUKHARI S B A, KIM C H, MEHMOOD K K, et al. Convolutional neural network-based intelligent protection strategy for microgrids[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2020, 14(7): 1177-1185.
- [26] 邓丰, 曾哲, 祖亚瑞, 等. 基于行波全景特征深度挖掘的单端故障定位方法[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(4): 1310-1322.
DENG Feng, ZENG Zhe, ZU Yarui, et al. Single-ended fault location method based on traveling wave panoramic fault characteristics deep mining[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(4): 1310-1322.
- [27] 李鑫瑜, 邓丰, 张振, 等. 基于 L1 正则化反演的电压行波高精度检测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(22): 167-176.
LI Xinyu, DENG Feng, ZHANG Zhen, et al. High precision detection method for a voltage traveling wave based on L1 regularization inversion[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(22): 167-176.

收稿日期: 2024-05-14; 修回日期: 2024-09-17

作者简介:

王有鹏(1999—), 男, 博士研究生, 研究方向为电力系统保护与控制; E-mail: 1371965416@qq.com

曾祥君(1972—), 男, 博士, 教授, 研究方向为电力系统保护与控制; E-mail: eexjzeng@qq.com

刘丰(1990—), 男, 通信作者, 博士, 研究方向为电力系统保护与控制。E-mail: 350117159@qq.com

(编辑 许威)