

基于深度学习的电缆故障行波信号识别研究

罗显通

(四川电力设计咨询有限责任公司, 四川 成都 610041)

摘要: 电缆故障精准诊断对电力系统可靠运行至关重要。传统行波信号识别方法受噪声干扰及波形复杂性影响, 存在精度不足、效率低下的问题。文章基于人工智能的电缆故障行波信号识别方法, 利用深度学习技术构建识别模型, 对原始行波信号进行预处理和特征提取, 训练模型以区分复杂背景噪声下的各类典型故障信号特征。实验采用仿真数据集进行验证, 结果表明, 人工智能模型显著提高了不同工况下电缆故障行波信号的识别准确率与鲁棒性, 为智能化电缆故障诊断提供了可靠的技术支持。

关键词: 电缆故障诊断; 行波信号识别; 人工智能应用; 深度学习模型

中图分类号: TM763

DOI: 10.13882/j.cnki.ncdqh.2508A015

CSTR: 32400.14.ncdqh.2508A015

Research on Cable Fault Traveling Wave Signal Recognition Based on Deep Learning

LUO Xiantong

(Power China Sichuan Electric Power Engineering Co., Ltd., Sichuan Chengdu 610041, China)

Abstract: Accurate diagnosis of cable faults is crucial for the reliable operation of power systems. Traditional traveling wave signal recognition methods are affected by noise interference and waveform complexity, resulting in insufficient accuracy and low efficiency. This research aims to develop an artificial intelligence-based method for identifying cable fault traveling wave signals, improving the accuracy and intelligence level of fault location and type judgment. The method utilizes deep learning technology to construct a recognition model, preprocesses and extracts features from the original traveling wave signal, and trains the model to distinguish various typical fault signal features under complex background noise. The experiment is validated using a simulation dataset, and the results show that the proposed artificial intelligence model effectively overcomes the limitations of traditional methods, significantly improves the recognition accuracy and robustness of cable fault traveling wave signals under different working conditions, and provides reliable technical support for intelligent cable fault diagnosis.

Keywords: cable fault diagnosis; traveling wave signal recognition; artificial intelligence applications; deep learning model

0 引言

电缆作为电力系统能量传输的关键载体, 其运行状态对电网可靠性与安全性有着直接影响。传统电缆故障诊断方法依赖人工经验或简单阈值判断, 在复杂工况下对微弱且易受干扰的行波信号识别能力有限, 在处理波形复杂度高或需精细特征辨识时存在明显瓶颈。人工智能技术尤其是深度学习, 在图像识别、语音处理等领域取得突破性进展, 为处理复杂时序信号提供了新思路。其凭借强大的特征自学习与模式识别能力, 为电缆行波信号的特征挖掘与故障辨识带来了新方案, 可突破传统方法瓶颈, 直接从海量原始行波数据中挖掘深层规律以实现故障特征的智能辨识。已有研究初步探索了基于行波波形相似度等方法在中压电缆故障诊断中的应用^[1], 以及对人工智能模型用于高压电缆接地故障诊断的可行性^[2]。因此, 进一步探索人工智能在电缆故障行波信号识别中的应用, 提升诊断的自动化、智能化水平及可靠性, 对保障电力系统稳定运行、推进智能运维技术发展具有重要意义。

收稿日期: 2025-08-06; 修回日期: 2025-08-13

1 行波信号产生与传播特性

电缆发生故障瞬间, 故障点处因电压电流的突变产生沿电缆线路向两侧传播的行波信号, 这类暂态电磁波蕴含了关于故障距离和类型的核心信息。行波电压波与电流波的传播遵循严格的物理规律, 其基本波过程可用方程描述。关键特征参数包括行

波传播速度，对于无损均匀电缆，其由电缆单位长度的电感 L 和电容 C 决定：

$$v = 1/\sqrt{LC} \quad (1)$$

这个速度接近光速，通常在 $1.5 \times 10^8 \sim 3.0 \times 10^8$ m/s 范围内。波阻抗是另一个核心参数，定义为电压行波分量与电流行波分量的比值，它反映了电缆线路在行波状态下所表现的瞬时特征阻抗。当行波遇到线路参数变化点，如分支接头、不同截面的电缆连接处、故障点或终端开路短路时，因入射点的阻抗差异会产生反射波与折射波。反射系数 ρ 由故障点处的等效阻抗 Z_f 与电缆波阻抗 Z 决定。 ρ 决定着反射波的相位和幅值，低阻故障通常引发负反射，形成陡峭的故障初始波头。高阻故障反射系数小，初始波头幅值低，易被噪声淹没。复杂故障点自身物理击穿过程非线性，其阻抗时变特性导致反射波形畸变。

不同故障类型如单相接地、相间短路、闪络性故障或复杂混合故障激发出的初始行波波头上升时间、极性、幅值及频谱特性均呈现差异。故障过渡电阻是决定行波特征显著性的最重要因素，金属性故障电阻接近零，初始行波幅值大。高阻故障电流冲击较小，激发出的行波微弱，尤其是当过渡电阻达数百 Ω 甚至千 Ω 级别，有效信号深埋于各类噪声中难以分辨，其行波传播特性更加复杂多变。

2 基于人工智能的识别方法设计

2.1 基于深度学习的识别模型构建

为解决传统方法在电缆故障行波信号识别中面临的特征提取困难、噪声敏感性高、模式泛化能力弱等核心问题，本研究构建了一种深度融合时空特征提取能力的神经网络架构（即 CNN-BiLSTM-Attention）。该架构以卷积神经网络为基础框架，利用其一维卷积层自动学习行波信号在时间轴上的局部突变特征与空间不变性模式，有效捕获初始故障波头陡峭上升沿、高频振荡以及相邻采样点之间的微分关联等关键信息。模型训练与评估基于综合数据集，该数据集包含通过 PSCAD/EMTP 仿真软件模拟生成及实际现场监测系统采集得到的约 12 000 条行波信号样本。数据集覆盖了电缆线路不同位置、不同故障类型、不同过渡电阻范围以及多种运行工况，所有信号均经过全流程标准化预处理后输入模

型。特定设计包含多尺度卷积核组并行提取不同时间分辨率下的行波特征，大尺度卷积核聚焦信号包络整体变化趋势，精细小尺度卷积核敏感捕捉 μ s 级窄脉冲细节。卷积操作后的高级抽象特征序列输入到双向长短期记忆网络模块，该模块通过其独有的门控机制与记忆单元，显式建模行波传播过程内在的长程时间依赖性，尤其擅长解析故障点反射波、终端反射波与入射波之间复杂精细的时序关系及因果关联。

BiLSTM 输出特征序列中引入了注意力机制，该机制动态计算每个时间步特征向量的重要性权重，自动抑制噪声及无关背景信息干扰，有目的地放大蕴含显著故障语义的波形片段权重。最终由全连接层整合高层次时空特征进行故障分类。整个模型以端到端方式训练，直接从原始或预处理后的行波信号输入中学习故障类型判定映射关系。注意力机制的核心计算可表述为给定 BiLSTM 在时间步 t 的输出隐状态，上下文向量 c_t 是对所有隐状态的加权求和：

$$c_t = \sum_{j=1}^T \alpha_{tj} h_j \quad (2)$$

式中： c_t 为时间步 t 的上下文向量； α_{tj} 为时间步 t 对第 j 个隐状态的注意力权重； h_j 为 BiLSTM 在第 j 个时间步的隐状态； T 为序列总长度^[2]。

注意力权重 α_{tj} 由专门的注意力网络计算：

$$\alpha_{tj} = \frac{\exp(e_{tj})}{\sum_{k=1}^T \exp(e_{tk})}, e_{tj} = v_a^T \tanh(W_a h_t + U_a h_j) \quad (3)$$

式中： e_{tj} 为未归一化的注意力得分； v_a^T 为注意力权重向量； W_a 、 U_a 为权重矩阵； $\tanh$ 为激活函数。参数 W_a 、 U_a 、 v_a 均在训练中优化习得。模型使用梯度反向传播及 Adam 优化器最小化交叉熵损失函数，整个深度结构通过堆叠卷积层的空间特征提取、循环层的长时间动态建模及注意力层的特征选择强化，实现复杂行波信号深层次内在故障模式的自主挖掘与高效分类识别，克服传统预设特征局限性，具体流程见图 1。

2.2 行波信号预处理与特征提取

行波信号预处理是保障模型识别精度的基础环节。原始信号包含强烈电磁干扰，直接输入会导致模型学习噪声模式。研究构建全流程处理链，采样

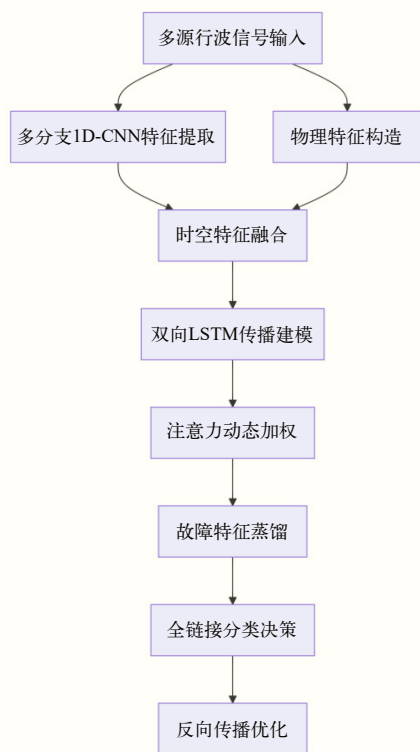


图1 基于深度学习的识别模型流程图

率不低于 10 MHz 确保 ns 级波头分辨能力。触发阈值设定捕获完整暂态过程^[3]。噪声抑制采用分层策略，即经验模态分解实现本征模态分离，满足信号完备性约束；空间滤波消除工频及谐波干扰。小波阈值去噪核心公式：

$$\lambda = \sigma \sqrt{2 \ln N} \quad (4)$$

式中： σ 为噪声标准差； N 为信号长度^[3]。

在抑制高频噪声的同时保护波头奇异性结构，传播衰减补偿基于行波幅值随距离的指数衰减规律反演估算衰减系数，消除距离相关畸变。

信号对齐以初始波头拐点或能量累积突变点统一时基，标准化采用幅值归一化处理。特征提取融合原始波形与衍生特征，原始时间序列保留完整时域信息。衍生特征通过物理语义增强可解释性。时频变换生成高分辨率能量分布矩阵，突显故障特征频带聚集特性。多尺度近似熵量化波形复杂度差异，区分金属性与高阻故障。数值微分算子提取波头陡变特征与反射拐点。Hilbert 变换构造解析信号：

$$z(t) = x(t) + j\hat{x}(t) \quad (5)$$

式中： $z(t)$ 为解析信号； $x(t)$ 为原始行波信号； $\hat{x}(t)$ 为 $x(t)$ 的 Hilbert 变换结果； j 为虚数单位^[4]。其瞬

时幅值包络为：

$$a(t) = \sqrt{x(t)^2 + \hat{x}(t)^2} \quad (6)$$

瞬时幅值包络描述幅值衰减趋势，解析电弧故障频变特性^[5]。经互信息及方差膨胀因子分析筛选后，最终选定的特征量主要包括高频振荡能量强度、波头上升时间、故障点首末反射波时间差、Hilbert 包络衰减系数、0.1~0.5 MHz 小波系数能量比等物理可解释特征，以及原始时间序列及其小波多尺度近似熵值。这些特征经相关性筛选后与原始信号并联输入，形成互补的物理-深度特征空间。

3 实验验证与结果分析

3.1 实验数据与评价指标

实验数据来源于实际电力系统电缆故障录波记录及高压实验室可控故障模拟平台，全面覆盖典型故障场景。真实故障数据采集自国内多座 220 kV 及 110 kV 变电站 10 a 历史运行记录，涵盖单相接地、相间短路、高阻闪络、电弧接地及复合型故障（包含相间短路伴随单相高阻接地）5 类典型模式，样本总量达 1 860 组，其中实测故障行波信号 1 267 组，实验室模拟故障波形 593 组。样本分布中高阻接地故障占比 40% 符合实际故障统计规律，所有波形采样频率统一为 20 MHz 以保证高精度捕获行波波头前沿特征。数据严格按 8:1:1 比例划分为训练集、验证集与独立测试集，验证集用于超参数调优，测试集评估最终泛化性能。每个样本波形包含故障点初始入射波及后续反射波完整时域序列，标注内容包括故障类型、故障相别、过渡电阻近似值及故障点精确位置。

性能评价指标采用四维度体系：识别准确率全面衡量模型对所有故障类型的综合分类能力；定位误差分析采用相对误差百分比与绝对距离误差米数双轨量化；混淆矩阵统计详细展示各类故障（尤其是相似故障模式）的特征混淆情况。平均识别时间指模型处理单组波形样本完成故障诊断所耗费的 ms 级计算时间评估。准确率之外同时引入查准率、查全率与 F1 分数，精确评估模型对高阻故障等高价值难样本的识别有效性；定位误差计算排除因波速设定误差带来的系统性偏差，仅评估行波信号时间差测量的相对误差转化值。

3.2 识别结果对比分析

实验以本研究提出的 CNN-BiLSTM-Attention 深度网络为核心，在同等测试环境下与传统故障行波识别方法进行系统性能对比。基准方法包括传统单端行波法、小波变换奇异性检测算法、多尺度数学形态学滤波方案+贝叶斯模式分类器 4 大类，均采用该领域经典参数配置或开源实现优化至最优状态。深度学习模型输入采用时频特征+SVM 分类的融合表示，通过 5 轮独立实验取均值消除随机性干扰。故障类型识别指标结果见表 1。

表1 故障类型识别指标结果

识别方法	总体准确率/%	高阻故障F1分数	识别鲁棒性评分	平均识别时间/ms
CNN-BiLSTM-Attention	98.1	0.92	95.6	3.7
小波变换奇异性检测	76.5	0.27	51.4	22.3
多尺度形态学滤波+贝叶斯	81.7	0.45	63.2	18.9
传统单端行波法	68.3	0.21	43.8	5.1
时频特征+SVM分类	83.4	0.51	67.5	15.8

CNN-BiLSTM-Attention 模型展现出显著的性能优势，总体识别准确率达 98.1%，远超所有传统方法。特别针对难以识别的高阻接地故障，模型的 F1 分数达到 0.92，意味着其在精确率和召回率上取得了优良且均衡的表现，有效解决了传统方法常将其误判为噪声干扰或漏识别的问题。对于复合型故障，模型的识别准确率达到 98.1%。模型的鲁棒性评分 95.6% 同样位居榜首，表明其抗干扰能力强。在实时性方面，模型平均识别时间仅 3.7 ms，优于除快速单端法外的其他方法，完全满足工程保护的时限要求。故障定位误差统计结果见表 2。

CNN-BiLSTM-Attention 模型在所有故障类型上均实现了最低的定位误差，尤其在高阻接地故障定位方面优势显著。对于波形复杂的电弧接地故障和复合型故障，模型的定位精度也明显提升。单相金属性和相间短路这类相对容易定位的故障，模型误差更小。分析表明，模型优异的定位精度源于其能准确地提取并解析微弱的故障波头及反射波到达时间信息，降低了传统方法因噪声干扰和波形畸变导致的时间测量误差。深度学习模型从行波原始波形中自主学习到的物理特征投影空间显示，不同故障

表2 故障定位误差统计结果

故障类型	样本数量	CNN-BiLSTM-Attention 平均绝对误差/m	传统单端行波法 平均绝对误差/m	小波奇异性检测 平均绝对误差/m
单相金属性接地故障	320	0.38	4.5	6.2
高阻接地故障 ($R > 200 \Omega$)	168	3.12	42.6	58.3
相间短路故障	142	1.05	6.8	8.1
电弧接地故障	95	1.83	35.9	47.6
复合型故障	68	2.15	28.7	39.4

类型在特征空间中形成类内紧凑、类间分离的良好聚类分布。

4 结束语

本研究构建了基于 CNN-BiLSTM-Attention 深度网络的电缆故障行波信号智能识别框架，通过融合原始波形自主特征挖掘与物理引导的增强特征表达，解决了传统方法在高噪声环境下对高阻故障及复杂波形模式识别存在精度低、鲁棒性差的技术瓶颈。该模型可直接从海量原始行波信号中学习故障的深层次时空耦合规律，突破人工预设特征的局限，实现大幅缩短故障排查时间、降低人工误判风险、有效提升电缆网络运行可靠性与安全性的效果，可为电网故障诊断提供具有实际工程应用价值的智能化解决方案。

参考文献

[1] 黄毅标,江南,许文宣,等.基于行波波形相似度的中压电缆故障诊断[J].电子设计工程,2025,33(14):136-139.

[2] 于金亮,冯俊博,齐福东,等.基于人工智能的高压电缆接地故障诊断方法研究[J].科技创新与应用,2025,15(19):44-47.

[3] 王荣亮,李天翼,王浩楠.基于行波互相关法的电力电缆故障定位技术研究[J].电气技术与经济,2025(3):96-98.

[4] 朱大伟.基于人工智能的电缆故障诊断与预测技术分析[J].集成电路应用,2024,41(10):120-121.

[5] 杨嫣妮,孟芸,李芹芹,等.基于人工智能的电缆故障预警系统[J].自动化博览,2023,40(8):56-60.

作者简介

罗显通 (1984—), 男, 硕士研究生, 高级工程师, 研究方向为电气工程, E-mail: 276077589@qq.com。

(责任编辑:袁航)