

煤矿高压电缆早期绝缘劣化故障预警 系统研究与应用

战仕发¹, 岳兴辉¹, 王德岩¹, 崔莉山¹, 孟尧²

(1. 陕西长武亭南煤业有限责任公司, 陕西 咸阳 713602;

2. 山东科技大学 电气与自动化工程学院, 山东 青岛 266590)

摘要:煤矿高压电缆作为井下电力系统的关键能量传输载体,其绝缘状态直接关系到供电系统的可靠性。然而,由于煤矿井下环境恶劣且电缆早期绝缘劣化特征微弱,传统监测方法难以实现故障准确识别,为此开展了煤矿高压电缆早期绝缘劣化故障预警系统的研究与应用。系统构建了“特征层-决策层”双级融合架构:在特征层,通过局部放电传感器捕获电缆绝缘介质微观缺陷特征,结合接地环流传感器实时监测工频接地环流的宏观异常波动,形成完善的电缆早期故障特征表征空间;在决策层,采用基于注意力机制的多尺度卷积残差网络提升电缆故障特征识别能力。实验测试及现场应用表明,该系统能够在复杂环境下有效识别矿用电缆早期绝缘劣化程度并实现异常预警。

关键词:煤矿高压电缆;绝缘劣化检测;局部放电;接地环流;多尺度卷积残差网络

中图分类号:TD611

文章编号:1000-0682(2026)02-0029-06

文献标识码:A

DOI:10.19950/j.cnki.CN61-1121/TH.2026.02.006

Research and application of an early warning system for insulation degradation faults in coal mine high-voltage cables

ZHAN Shifa¹, YUE Xinghui¹, WANG Deyan¹, CUI Lishan¹, MENG Yao²

(1. Shaanxi Changwu Tingnan Coal Industry Co., Ltd., Shaanxi Xianyang 713602, China;

2. College of Electrical Engineering and Automation, Shandong University of Science and Technology, Shandong Qingdao 266590, China)

Abstract: As a critical energy transmission carrier in underground power systems, coal mine high-voltage cables have an insulation condition that directly impacts the reliability of the power supply system. However, due to the harsh underground environment and the weak characteristics of early-stage insulation degradation in cables, traditional monitoring methods struggle to achieve accurate fault identification. To address this, research and application of an early insulation degradation fault warning system for coal mine high-voltage cables have been conducted. The system constructs a dual-level fusion architecture of “feature layer-decision layer”: at the feature layer, partial discharge sensors capture micro-defect characteristics of the cable insulation medium, while grounding current sensors monitor macro-level abnormal fluctuations in power-frequency grounding currents in real time, forming a comprehensive characterization space for early cable fault features. At the decision layer, a multi-scale convolutional residual network based on an attention mechanism is employed to enhance the identification capability of cable fault features. Experimental tests and field applications demonstrate that the system can effectively identify the early insulation degradation level of mining cables and achieve abnormal warnings in complex environments.

Keywords: coal mine high-voltage cables; insulation anomaly detection; partial discharge; grounding circulation current; multi-scale convolutional residual network

收稿日期:2025-10-11

第一作者:战仕发(1974—),男,副高级工程师,研究方向为矿山机电自动化与智能化。

通信作者:孟尧(1990—),男,博士研究生,副教授,研究方向为矿用机电设备状态监测与故障诊断。E-mail:mengyqd@163.com

0 引言

煤矿井下瓦斯与煤尘积聚环境中,高压电缆一旦因绝缘击穿产生电火花,极易引起爆炸,酿成重大安全事故。高压电缆作为煤矿供电系统的核心部分,其绝缘状态直接关系到系统运行的稳定性。若不能及时检测出绝缘性能下降,将破坏系统平衡,威胁供电安全与可靠^[1-2]。电缆绝缘性能的退化为一渐进演变过程,若能借助在线监测手段超前诊断隐患,在计划停电时段开展精准检修或更换,不仅可显著减少非计划停电所带来的风险,也有助于科学安排采掘计划,从而提升煤矿整体生产效率^[3]。

近年来,深度学习技术的迅速发展及其在故障诊断领域的广泛应用,为电缆绝缘状态的智能诊断提供了新的研究思路。文献[4]提出了一种基于异源传感器数据融合的高压电缆局部放电检测与识别系统,利用电场传感器和压力波传感器联合获取局放特征信息,并结合改进的小波阈值去噪、格拉姆角场特征增强及引入注意力机制的残差卷积神经网络,实现了局部放电模式的高精度识别。文献[5]针对局放在线监测系统中误判率高的问题,基于大量现场告警数据提出在传统逻辑判别与神经网络方法中加入相间信号相关性过滤程序,并优化神经网络结构与数据前置处理方法。文献[6]提出了一种基于改进残差卷积网络的XLPE电缆局放故障诊断方法,在残差块中引入ECA注意力机制并采用SiLU激活函数,从而提升模型特征提取能力并降低计算复杂度。文献[7]针对矿井电缆缺陷识别精度不足的问题,提出了融合改进D-S证据理论与深度学习的识别方法,利用EfficientNet-B0与ResNet-18提取特征并进行初步分类,再通过引入基尼不纯度改进的D-S证据理论实现多模型结果融合。文献[8]则通过采集15 kV XLPE电缆终端四种典型缺陷的放电脉冲波形与时频谱特征,构建相应数据集,并设计Vision Transformer模型进行缺陷诊断。

该文为实现煤矿高压电缆微弱早期绝缘缺陷的精准预警,开展了新型故障预警系统的研制与应用。系统构建了“特征层-决策层”双级融合架构:在特征层,通过局部放电传感器捕获电缆绝缘介质微观缺陷特征,结合接地环流传感器实时监测工频接地环流的宏观异常波动,形成完善的电缆早期故障特征表征空间;在决策层,采用基于注意力机制的多尺度卷积残差网络提升电缆故障特征识别能力。实验测试与现场应用表明,该系统能在复杂干扰下实现

对电缆早期绝缘劣化的高效识别与准确预警,为提升煤矿供电系统的安全性和可靠性提供了有效技术支撑。

1 系统整体框架

该研究设计的煤矿高压电缆早期绝缘劣化故障预警系统如图1所示。该系统构建了“特征层-决策层”双级融合架构:在特征层,通过局部放电传感器捕获电缆绝缘介质微观缺陷特征,结合接地环流传感器实时监测工频接地环流的宏观异常波动,形成完善的电缆早期故障特征表征空间;在决策层,开发了基于深度学习的绝缘劣化诊断算法,集成于嵌入式智能终端,通过利用基于注意力机制的多尺度卷积残差网络,实现电缆绝缘劣化的智能诊断与早期预警。系统采用Modbus-TCP协议将实时监测数据及诊断结果上传至监控室服务器,支持异常事件的可视化分析与历史数据回溯,为电缆状态评估提供决策支持。

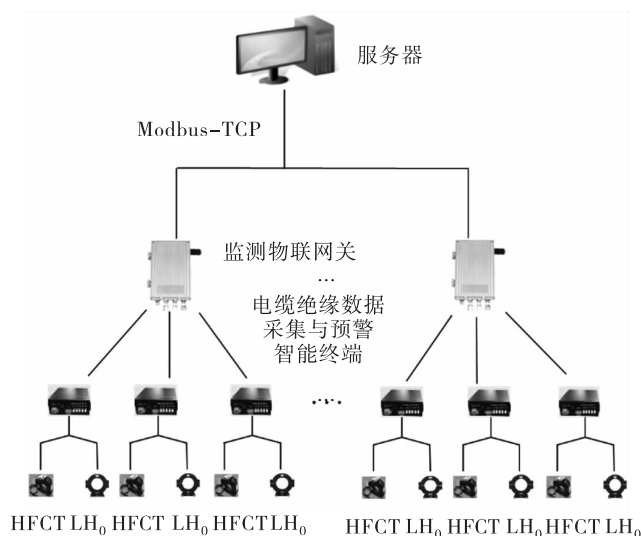


图1 煤矿高压电缆早期绝缘劣化故障预警系统框架图

2 系统关键技术

2.1 局部放电信号降噪方法

在局部放电检测领域,脉冲电流法与超高频法为当前主流技术^[9]。鉴于超高频信号在电缆介质中传输衰减显著,且矿井工况下存在高强度、宽频带的电磁干扰,其实际应用受到较大限制。为此,本系统采用抗干扰性能更优的脉冲电流法作为感知手段。然而,现场采集信号中普遍混叠有周期性窄带噪声与宽带白噪声,严重遮蔽真实局部放电成分,制约了绝缘状态的有效诊断。图2给出了三类典型的局部放电信号形态^[10]。对比含噪与无噪波形可看

出,在复杂噪声背景下,原始局部放电脉冲极易被湮没,致使绝缘劣化特征难以可靠提取。为此,该文采用变分模态分解(VMD)与小波阈值去噪结合的信号处理算法,抑制噪声干扰,实现局放信号的高保真还原^[11-12]。

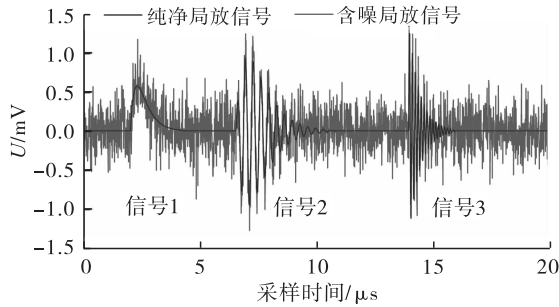


图2 纯净、含噪声局放信号对比

VMD通过自适应地将原始信号分解为若干具有特定中心频率的本征模态函数(IMF),能够有效处理非平稳、非线性信号,在信号分析中展现出更强的鲁棒性。并通过约束优化,使各IMF分量的带宽和中心频率最优,从而避免传统经验模态分解(EMD)方法中存在的模态混叠和端点效应问题^[13-14]。VMD分解步骤如下:

(1) VMD的约束模型表达式为:

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}(\omega_k)} \left\{ \sum_K \left\| \frac{\partial}{\partial t} \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s. t } \sum_K u_k(t) = f \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\{u_k\}$ 为本征模态集合; $\{\omega_k\}$ 表示中心频率集合。

(2) 引入二次惩罚因子 α 和 Lagrange 乘法算子 λ 将对变分约束问题进行重构:

$$\begin{aligned} L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \{\lambda\}) = & \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \frac{\partial}{\partial t} \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \\ & \left\| f_{\text{MAD}}(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \left[\lambda(t) f_{\text{MAD}}(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right] \end{aligned} \quad (2)$$

(3) 不断迭代更新模态分量和中心频率,得到最优解:

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (3)$$

$$\hat{u}_k^{n+1} = \frac{\hat{f}_{\text{MAD}}(\omega) - \sum_{i>k} \hat{u}_i(\omega) + \frac{\lambda(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (4)$$

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau(\hat{f}_{\text{MAD}}(t) - \sum_{k=1}^K \hat{u}_k^{n+1}(\omega)) \quad (5)$$

式中: n 为迭代次数; τ 表示更新因子。

(4) 满足收敛时终止迭代:

$$\sum_{k=1}^K \frac{\|\hat{U}_k^{n+1} - \hat{U}_k^n\|_2^2}{\|\hat{U}_k^n\|_2^2} \leq E \quad (6)$$

针对VMD分解所获取的IMF分量,进一步采用小波阈值去噪处理。小波阈值去噪的核心思想是通过阈值处理信号分解后的小波系数,在抑制噪声的同时显著保留信号的组成成分^[13]。其中,软阈值去噪法通过平滑过渡避免了重构信号的不连续现象,且不引入附加震荡干扰,其数学表达式如公式(7)所示:

$$w_s(j, k) = \begin{cases} \text{sign}(w(j, k)) (|w(j, k)| - \lambda), & |w(j, k)| > \lambda \\ 0, & |w(j, k)| \leq \lambda \end{cases} \quad (7)$$

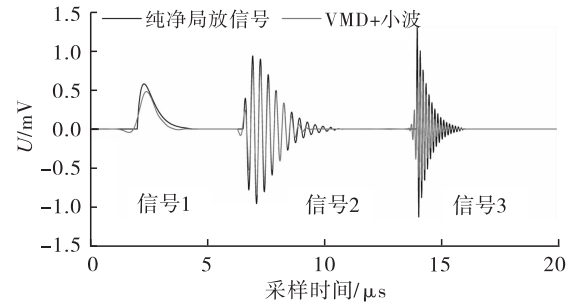


图3 VMD+小波信号去噪

相比传统傅里叶变换或直接小波阈值去噪方法,VMD结合小波阈值的方式通过自适应模态分解,有效避免了模态混叠问题,提升了对非平稳信号的适应性和对噪声的鲁棒性。由图3可见,该方法在信号1与信号2均实现了良好的去噪效果,信号细节保留较好。尽管在处理高频成分占主导的信号3时,幅值存在一定程度的削弱,但整体波形特征仍被较好保留,验证了该方法在复杂局放信号处理中的有效性。

2.2 电缆早期绝缘劣化判断算法

为有效提取电缆早期绝缘劣化特征,该文设计了一种基于注意力机制的多尺度卷积残差神经网络。该网络通过多尺度特征提取、特征融合与调整、残差增强以及全局分类模块逐级构建,网络结构如图4所示。

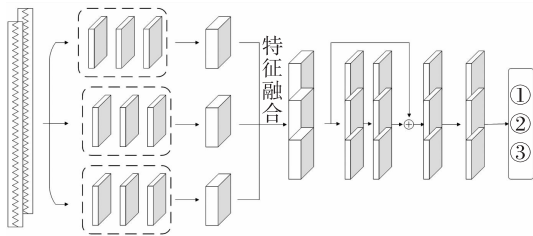


图4 基于注意力机制的多尺度卷积残差网络

该网络详细结构由以下模块组成：

(1) 多尺度特征提取模块：模型通过三个并行卷积分支在不同感受野下提取特征。每个分支后接最大池化层，实现特征降维，同时嵌入通道注意力模块，通过全局平均池化和最大池化聚合信息，经共享全连接网络计算通道权重，从而增强重要特征通道的表达能力。

(2) 特征融合与调整模块：将三个分支的特征在通道维度拼接，形成多尺度融合特征图。随后使用 1×1 卷积整合通道，并统一通道数，以便后续残差模块处理时维度匹配。

(3) 残差增强模块：该部分由两个残差块串联而成。每个残差块包含两个卷积层，配套批量归一化与激活操作，并通过跳跃连接实现恒等映射，在避免梯度消失的同时强化特征复用能力，提升网络对深层特征的表达能力。

(4) 全局分类模块：通过全局平均池化将每个通道的空间信息压缩为全局特征向量，经全连接层完成分类输出。

2.2.1 多尺度卷积网络

传统卷积神经网络由于采用固定尺度的卷积核，难以自适应地提取不同特征信号中的关键故障信息，导致多源信息的融合优势不能充分发挥，从而限制了故障判别性能的提升。为解决该问题，本研究采用多尺度卷积网络，其通过引入多尺度卷积核，全面捕获数据特征，增强网络对复杂故障特征的识别能力，同时更有利于多源信息融合的故障诊断。

特征融合层对多尺度卷积网络提取的特征进行拼接操作，其表达式如公式(8)所示：

$$y = \text{concat}(y_1, y_2, y_3) \quad (8)$$

式中： y 表示最终输出； $\text{concat}(\cdot)$ 表示特征拼接； y_i 表示各并行层的输出特征。

2.2.2 注意力机制

在煤矿高压电缆复杂的工作环境中，采集信号往往伴随大量干扰与谐波噪声，为避免无关特征影响诊断性能，该文在多尺度卷积分支的池化层后引入通道注意力机制。该结构通过全局平均池化提取

每个通道的全局特征，随后通过两层全连接网络及 ReLU 激活函数完成特征压缩与扩展，最终通过 Sigmoid 函数输出通道权重，并与原始输入特征逐通道相乘实现加权增强，从而有效突出关键区域特征，抑制无关信息。通道注意力结构简洁，计算开销低，适用于资源受限的嵌入式平台，有助于在不显著增加模型复杂度的前提下提升故障识别性能^[16]。通道注意力机制结构如图5所示。

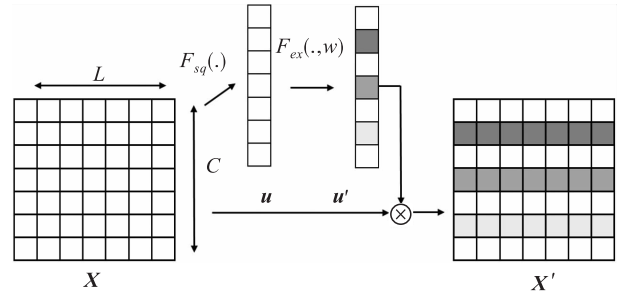


图5 通道注意力机制

通道注意力机制自适应确定权重过程如公式(9)

所示：

$$\begin{cases} \mathbf{u} = F_{sq}(\mathbf{X}) = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{X}(l) \\ \mathbf{u}' = F_{ex}(\mathbf{u}, w) = \sigma(f(\mathbf{u}, w)) \\ \mathbf{X}' = \mathbf{u}' \cdot \mathbf{X} \end{cases} \quad (9)$$

式中： \mathbf{X} 表示输入特征图； C 表示通道数； L 表示通道长度； $F_{sq}(\cdot)$ 为全局平均池化； \mathbf{u} 为池化后的权重矩阵； $F_{ex}(\cdot)$ 为通过全连接层进行特征转换与权重计算； \mathbf{u}' 表示经过两个全连接层后的权重矩阵； w 表示权重系数； $\sigma(\cdot)$ 是 Sigmoid 激活函数。

2.2.3 残差神经网络

电缆早期绝缘劣化的特征的提取需要较深的网络结构，然而，这会导致特征精度达到饱和，出现退化问题。残差学习能简化深度网络的训练过程，避免随网络深度增加而出现的收敛困难和精度降低的问题。残差输出如公式(10)(11)所示^[17]：

$$H(x) = F(x, w_i) + x \quad (10)$$

$$F(x, w_i) = W_2 \cdot \text{ReLU}(W_1 \cdot x) \quad (11)$$

传统神经网络直接学习目标映射 $H(x)$ ，但学习难度较大。残差网络通过跳跃连接使得 $F(x)$ 只需学习 $H(x)$ 与输入 x 的差值，从而降低学习难度。 $F(x, w_i)$ 表示残差函数， x 表示输入数据， w_i 表示网络权重参数，残差块内部由两层卷积和 ReLU 激活函数构成， W_1, W_2 分别表示两层卷积的权重。算法框架流程如图6所示。

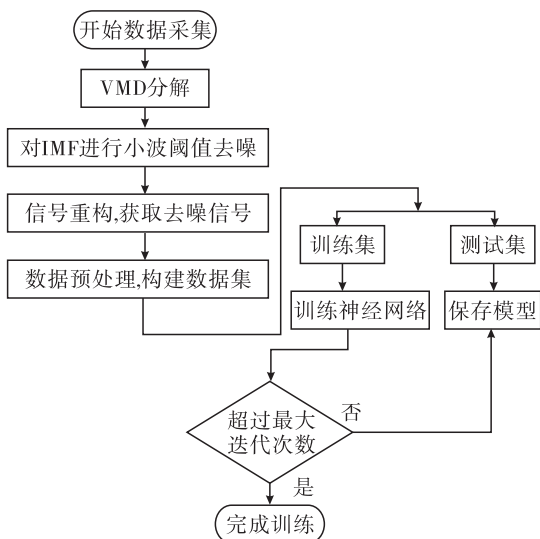


图6 算法流程框架图

3 实验测试及工程应用

3.1 实验测试

为验证系统有效性,搭建如图7所示的实验平台模拟电缆早期绝缘劣化,其中用到的实验设备包括可调电压源、变压器、放电仪、交流采样变送器校验仪等。通过局部放电传感器和接地环流传感器捕获相应特征信号,传输至智能终端进行实时信号采集与分析处理。在实验过程中按相关标准和过往项目经验,将电缆早期绝缘异常数据集分为健康、轻微和严重三种状态,各状态分别采集480例样本并按照4:1划分,确保各状态数据均匀分布,避免训练偏差。

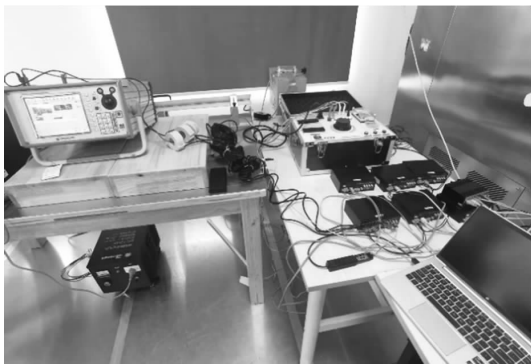


图7 电缆绝缘劣化检测平台

图8展示了所设计的多尺度卷积残差网络在电缆绝缘劣化分类任务中的诊断准确率随训练过程的变化趋势。从图中可以看出,模型准确率在训练初期快速提升,并在后期趋于平稳,模型训练效果良好,具备良好的收敛性,为后续工程应用提供了性能保障。

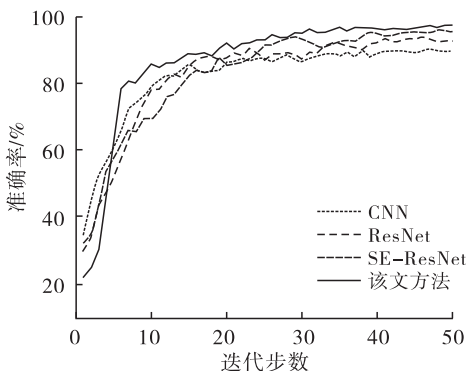


图8 故障诊断准确率曲线图

图9混淆矩阵的结果表明,模型在电缆局部放电故障诊断中仅出现8例误判案例。其次健康状态与严重局部放电故障之间未出现误判现象,由此推断,误判可能主要源于故障程度处于分类边界附近的样本,即这些样本的故障特征介于不同严重程度等级的临界区域,从而导致分类错误。

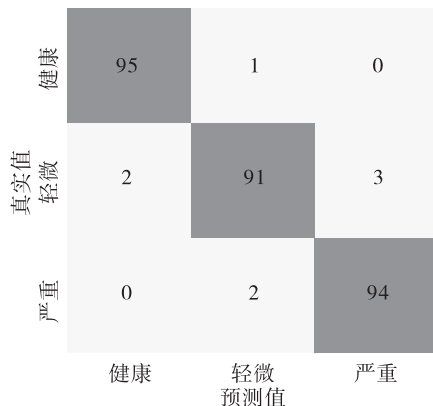


图9 故障诊断混淆矩阵

表1 采用不同算法时的识别准确率对比(单位:%)

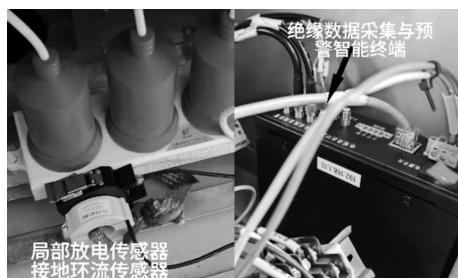
故障类型	CNN	ResNet	SE-ResNet	该文方法
健康	83.3	96.9	95.8	99.0
轻微放电	88.5	88.5	93.8	94.8
严重放电	94.8	92.7	96.9	97.9
总识别准确率	88.93	92.71	95.54	97.33

表1为不同算法在识别准确率方面的对比结果。可以看出,该文所设计的方法在总体识别准确率上明显优于其他对比算法,体现了所构建模型在特征提取和分类精度方面的显著优势,能够有效提升电缆绝缘劣化特征的识别能力。

3.2 工程应用

为进一步验证系统性能,在煤矿现场开展了实际工程应用和测试,系统软硬件配置如图10所示。现场通过利用该文所设计的预警系统成功检测到一条使用寿命超15年的高压电缆存在早期绝缘劣化

现象,并对其进行了预防性更换,防止矿井由于电缆绝缘故障导致的非计划停产,对保障煤矿安全生产具有重要意义。



(a) 现场设备安装



(b) 预警系统界面

图 10 现场监测设备

4 结论

该文设计了一种面向煤矿高压电缆早期绝缘劣化的故障预警系统,旨在实现早期绝缘故障的在线精准诊断。该系统通过融合局部放电与接地环流两类信号,构建反映电缆绝缘状态的完整故障特征空间;在此基础上,采用变分模态分解与小波阈值相结合的方法对局部放电信号进行降噪处理,并构建了一种融合多尺度卷积与注意力机制的深度学习模型,以增强对微弱故障特征的提取能力。实验测试与现场应用结果表明,该系统借助多源信息融合技术与引入的注意力机制多尺度卷积残差网络,在诊断准确率上显著优于传统算法,能够有效识别电缆早期绝缘劣化程度并实现可靠预警,对保障煤矿安全生产具有重要的理论价值与工程应用前景。

参考文献:

- [1] 杨晓超,郝慧良. 矿用电缆放电监测系统研究设计[J]. 中国煤炭,2024,50(S1):406-410.
- [2] 李欣凯. 基于变分模态分解信息熵的矿用电缆绝缘监测降噪算法[J]. 电子测量技术,2020,43(13):143-147.
- [3] 马星河,马利,周涛,等. 矿用电缆绝缘监测 PD 信号降噪新方法的研究[J]. 电子测量技术,2016,39(01):123-127.
- [4] 刘秀婷,李焱,高峰,等. 高压电缆局部放电检测及识别系统研究[J]. 电子测量技术,2024,47(17):97-107.
- [5] 孙廷玺,方义治,郑晓东,等. 电力电缆局放在线监测神经网络自动识别精度的提升方法[J]. 高压电器,2024,60(7):210-220.
- [6] 陈强,李茂峰,秦际明,等. 基于改进残差网络的 XLPE 电缆局部放电声纹诊断方法[J]. 广东电力,2024,37(5):97-103.
- [7] 孟强,舒珊,秦晓梅,等. 基于改进 D-S 证据理论与深度学习的矿用电缆缺陷识别研究[J]. 中国煤炭,2025,51(1):181-188.
- [8] 唐庆华,方静,李旭,等. 基于 Vision Transformer 的电缆终端局部放电模式识别[J]. 广东电力,2023,36(11):138-145.
- [9] 倪鹤立,姚维强,傅晨钊,等. 电力设备局部放电技术标准现状述评[J]. 高压电器,2022,58(3):1-15.
- [10] 曹继元,王彦文,陈鹏,等. 基于多元变分模态分解与改进小波阈值的矿用电缆局放去噪方法[J]. 煤炭学报,2025,50(04):2293-2309.
- [11] 赵永梅. VMD 和小波阈值重构的电力电缆局部放电信号去噪法[J]. 西安科技大学学报,2021,41(04):739-746.
- [12] 马悦,关凯,张超,等. 基于改进 VMD 与 XGBoost 的汽轮机主机振动故障检测方法[J]. 电子设计工程,2025,33(24):76-81.
- [13] 吴昊,王东山. 基于变分模态分解和凹凸型阈值小波的电缆局部放电信号降噪方法[J]. 现代电力,2022,39(5):579-586.
- [14] 王玲桃,任宏伟,王紫瑜,等. 基于 ICEEMDAN 和改进小波阈值的输电线路故障行波信号降噪[J]. 电子设计工程,2025,33(12):56-61.
- [15] 钟靖波,高妍,王鹏飞,等. 基于光纤传感检测的局部放电信号去噪方法[J]. 传感技术学报,2024,37(02):297-302.
- [16] 张宇剑,邓艾东,汤清清,等. 基于注意力机制与残差胶囊网络的滚动轴承故障诊断[J]. 动力工程学报,2024,44(12):1923-1934.
- [17] 邹华菁,蒋伟,沈道义,等. 基于双模型融合的电缆局部放电模式识别[J]. 船舶工程,2022,44(12):115-124.