

# 基于分布式声波传感的架空输电线路机械外破隐患监测

陈 俊<sup>1</sup>, 陶礼兵<sup>1</sup>, 梁 云<sup>2</sup>, 范晓舟<sup>3</sup>, 张梓平<sup>2</sup>, 刘子惠<sup>2</sup>

(1. 国网浙江省电力有限公司衢州供电公司, 浙江 衢州 324000;

2. 中国电力科学研究院有限公司, 北京 100192;

3. 河北省输变电设备安全防御重点实验室(华北电力大学), 河北 保定 071003)

**摘 要:** 架空输电线路近线区域的施工活动是机械外破事件的主要隐患, 为应对其难以实时监测的难题, 提出一种基于 DAS(分布式声波传感)技术的架空输电线路近区施工活动监测方案。该方案通过复用 OPGW(光纤复合架空地线)中的光纤, 捕捉架空输电线路近区施工活动产生的声音信号, 从而实现机械外破隐患监测。首先开展输电线路施工活动模拟试验, 探究 OPGW 内光纤实测信号规律, 提出基于信号帧能量与谱峭度的双阈值声音信号检测方案, 实现异常声学信号捕捉; 随后通过提取异常信号的 MFCC(梅尔频率倒谱系数)参数构建特征向量, 并在 VGG16-BN 模型架构中引入空间注意力机制, 准确识别施工机械声音信号。实验表明, 针对 6 种常见施工机械信号, 所提分布式声学检测方案识别准确率达 95.33%, 为架空输电线路机械外破隐患监测提供了一种新的技术方案。

**关键词:** 架空输电线路; 分布式声波传感; 机械外破; 施工活动; 深度学习

**DOI:** 10.19585/j.zjdl.202605012

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



## Monitoring of mechanical external damage risks in overhead transmission lines based on distributed acoustic sensing

CHEN Jun<sup>1</sup>, TAO Libing<sup>1</sup>, LIANG Yun<sup>2</sup>, FAN Xiaozhou<sup>3</sup>, ZHANG Ziping<sup>2</sup>, LIU Zihui<sup>2</sup>

(1. State Grid Quzhou Power Supply Company, Quzhou, Zhejiang 324000, China;

2. China Electric Power Research Institute Co., Ltd., Beijing 100192, China;

3. Hebei Provincial Key Laboratory of Power Transmission Equipment Security Defense (North China Electric Power University), Baoding, Hebei 071003, China)

**Abstract:** Construction operations in the vicinity of overhead transmission lines are the primary hidden risk for mechanical external damage. To overcome the challenge of real-time monitoring, a monitoring method based on distributed acoustic sensing (DAS) is proposed. This method leverages the optical fibers in optical fiber composite ground wires (OPGW) to capture acoustic signals generated by nearby construction operations, thereby monitoring mechanical external damage risks. First, simulation experiments of transmission line construction operations were conducted to investigate the signal patterns measured in OPGW fibers. A dual-threshold detection method, based on signal frame energy and spectral kurtosis, was then developed to capture abnormal acoustic signals. Subsequently, Mel-frequency cepstral coefficient (MFCC) parameters were extracted from these abnormal signals to construct feature vectors. A spatial attention mechanism was introduced into the VGG16-BN model architecture to accurately identify sound signals of construction machinery. Experimental results show that, for six common sound signals of construction machinery, the proposed distributed acoustic detection method achieves an identification accuracy of 95.33%. This provides a new technical approach for monitoring mechanical external damage risks in overhead transmission lines.

**Keywords:** overhead transmission lines; distributed acoustic sensing; mechanical external damage; construction operations; deep learning

## 0 引言

输电线路作为电力传输的关键环节,承载着将电能从发电侧输送到用电侧的重任,其安全稳定运行直接关系到整个电力系统的可靠性。然而,由于输电线路跨越距离长且位于户外,长期暴露在复杂的自然环境和人为活动区域中,极易受到外部因素的干扰和破坏<sup>[1-2]</sup>。在各类输电线路故障中,机械外破事件因其时空随机性,难以提前预警,目前仍缺乏一种可以覆盖线路全长的全天候外破预警技术。

架空输电线路近线区域内的施工活动是造成线路机械外破的主要因素。目前的监测方案主要包括红外探测、雷达探测、激光探测、视觉识别、电磁测量等<sup>[3-4]</sup>。红外探测利用传感器接收被测物辐射的红外线信息,并结合图像处理算法测量线路附近区域施工车辆与线路的距离<sup>[5]</sup>,不受可见光影响并可在夜间工作,但对雾、雨等恶劣天气抗干扰能力较差。雷达探测多采用毫米波雷达融合相机拍摄图像,实现对近线区域隐患因素的监测<sup>[6]</sup>,可实现全天候工作,但数据处理复杂,易受干扰。激光探测主要采用激光雷达,通过处理激光雷达生成的三维点云数据完成近线区域物体建模,进而实现外破隐患事件识别<sup>[7]</sup>,探测精度高且距离感知能力强,但成本高昂,难以大规模布设。视觉识别目前是较为主流的方案,采用监控相机拍摄线路附近图像,并配合图像识别算法实现外破事件预警<sup>[4,8-10]</sup>,视觉识别方案信息直观、易于部署,但易受天气影响。此外,还有在吊车吊臂上安装非接触式电场传感器实现吊臂近线预警的电磁测量方案<sup>[11]</sup>,该方案需要与施工方配合安装,普适性较低。

可见,上述研究均存在覆盖范围有限的问题,难以应对外破事件的时空随机性。采用分布式光纤传感技术复用OPGW(光纤复合架空地线)光缆内部冗余光纤,可实现对架空输电线路近线区域施工活动声音信号的全天候、全域覆盖监测,从而支撑线路机械外破事件的预警。

因此,本文提出一种基于DAS(分布式声波传感)的架空输电线路机械外破隐患监测技术。通过复用OPGW光缆中的冗余通信光纤连接变电站通

信机房内的分布式声波传感系统,实现对输电线路近线区域施工活动声音信号的监测。结合实验室线路模拟实验,提出基于施工活动声音信号的机械外破隐患监测方案。针对输电线路低频振动干扰,提出声音信号预处理方案;针对异常声音检测,提出基于帧能量与谱熵的联合阈值判决方案;针对施工活动分类问题,提出SE-VGG分类模型,最终实现了架空输电线路近线区域内施工活动声音信号的检测与分类。

## 1 施工活动分布式声学监测技术

### 1.1 DAS技术

DAS以 $\Phi$ -OTDR(相位敏感型光时域反射)技术为核心,通过监测光纤中背向瑞利散射光的相位变化实现光纤沿线的振动信号监测。

系统主要采用窄线宽激光器向待测光纤内注入高相干性光脉冲。当外部振动作用于传感光纤时,光纤长度发生微小改变,导致背向瑞利散射光的相位改变,且相位变化与振动幅值呈正相关关系。采用数字I/Q正交解调实现散射信号的相位解调,并结合光脉冲飞行时间实现空间距离定位与振动信号监测。

$\Phi$ -OTDR系统架构如图1所示。NLL(窄线宽激光器)发出1550 nm的连续光,经OC(光纤耦合器)分为光功率比为90:10的两路。其中一路经AOM(声光调制器)调制成探测光脉冲,脉冲光经EDFA(掺铒激光放大器)放大后注入待测光纤。随着光脉冲的前向传输,不同段光纤的背向散射光经光环形器进入50:50的OC,与另一路的连续光(本振光)发生干涉,干涉光经BPD(平衡光电探测器)将转为电信号。最后由高速DAQ(数据采集卡)采集,并传递至计算机进行数字信号处理,以提取不同时刻光纤沿线的相位信息。

BPD输出的电信号可表示为:

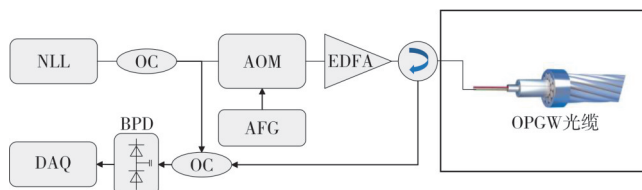


图1  $\Phi$ -OTDR系统架构

Fig.1 The  $\Phi$ -OTDR system architecture

$$I_{\text{BPD}} = k(I_{\text{out1}}(t) - I_{\text{out2}}(t)) = 2\sqrt{P_{\text{RBS}}P_{\text{LO}}} \sin(2\pi\Delta f t + \Delta\varphi) \quad (1)$$

式中： $I_{\text{BPD}}$ 为探测器输出电信号； $k$ 为放大倍数； $I_{\text{out1}}$ 和 $I_{\text{out2}}$ 为BPD中两个雪崩二极管的光电流； $P_{\text{RBS}}$ 和 $P_{\text{LO}}$ 为瑞利背向散射光功率和本振光功率； $f$ 为激光器中心频率； $\Delta f$ 为声光调制器调制频率； $\Delta\varphi$ 为散射光相位变化量。后续使用I/Q正交解调可获取相位变化，通过相位解缠绕算法处理相位信息，进而实现光纤振动信号的定量表征。

由于DAS设备具有高灵敏性，即使是由声波引起的光纤微小振动也能被有效监测。目前，已有一些利用DAS设备开展声场重构技术的相关研究。由于架空输电线路已基本实现OPGW光缆覆盖，为分布式光纤传感技术提供了良好的应用基础。通过复用光缆内部传感光纤可实现线路全线监测，同时具有无需额外布设传感器、抗电磁干扰以及全天候测量等优势。

## 1.2 帧能量与谱峭度

短时能量能够反映信号幅值变化，当出现施工设备运转或冲击声时，能量显著提升。谱峭度将传统统计学中用于刻画随机变量分布尖峰程度的峭度概念推广到频率域，可用于衡量信号在频带上的非平稳特征。施工活动声音信号出现时，通常会呈现信号频带突变。

将滤波后声音信号进行分帧处理，帧长为25 ms，帧移为10 ms，分别计算每帧信号的能量与谱熵，计算公式如下：

$$E_m = \sum_{n=0}^{N-1} [x_m(n)]^2 \quad (2)$$

式中： $E_m$ 为第 $m$ 帧能量； $x_m(n)$ 为第 $m$ 帧第 $n$ 点，每帧信号共有 $N$ 个数据。

谱峭度需要先求解信号功率谱，谱峭度计算公式如下：

$$P(f, n) = |X(f, n)|^2 \quad (3)$$

$$SK(f) = \frac{E[P(f, n)^2]}{\{E[P(f, n)]\}^2} - 1 \quad (4)$$

式中： $P(f, n)$ 为信号功率谱； $X(f, n)$ 为经短时傅里叶变换后的频谱； $SK(f)$ 为谱峭度； $E$ 为信号期望。当某一频带包含脉冲信号时，功率呈现出明显的非平稳特征，从而导致谱峭度显著增大。

## 1.3 信号特征提取

在搭建分类模型之前，需要开展信号特征提取工作。本研究采用MFCC(梅尔频率倒谱系数)进行信号特征提取。该系数被广泛应用于语音识别领域<sup>[12-16]</sup>，主要通过滤波器组模拟耳蜗对不同频率的响应，将线性频率域信号映射到梅尔域中，映射关系如下：

$$f_{\text{mel}} = 2595 \lg(1 + \frac{f_0}{700}) \quad (5)$$

式中： $f_{\text{mel}}$ 为梅尔频率； $f_0$ 为信号实际频率。

MFCC特征提取过程如图2所示。在梅尔频率域中构建中心频率连续均匀分布的滤波器组，采用三角滤波器模拟听觉系统接收信号。预加重参数为0.95，用于增强信号的高频成分；帧长为25 ms，帧移设置为50%；窗函数选择海明窗。

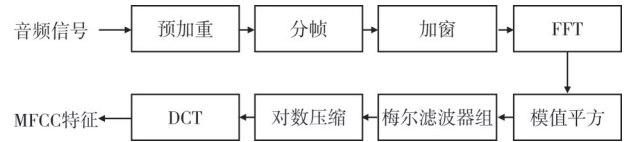


图2 MFCC特征计算流程

Fig.2 Flowchart of MFCC-based signal feature calculation

MFCC通过在梅尔尺度上计算功率谱能量，并施加离散余弦变换，有效压缩了频谱信息，同时保留了声学信号的感知相关特征，能够在较低维度下刻画信号的时频结构特征。

## 1.4 声音分类模型

VGG16-BN网络是在经典VGG16架构基础上引入BN(批量归一化)层形成的一种改进型深度卷积神经网络。其核心架构延续了VGG16的深层堆叠特性，通过连续使用多个 $3 \times 3$ 卷积核构建深层网络，并在每个卷积层后插入BN层进行数据分布的标准化。

本研究构建的SE-VGG模型是以VGG16-BN模型为基础，并在每个卷积块(Block)末端引入SE(挤压-激励)注意力机制。SE模块通过逐通道的全局信息建模与权重重标定，使网络能够自适应地关注不同频带的重要性，从而增强特征表达的选择性。VGG网络结构具有规则的堆叠卷积与池化层，能够稳定提取MFCC特征中的局部模式，而与SE模块的结合则进一步提升了对关键信道的敏感度和对冗余信息的抑制能力。该SE-

VGG框架在保持结构简洁的同时,有效改善了模型在噪声环境下的鲁棒性和对施工声音信号片段的分类性能。

该模型由13个Conv(卷积)层、5个MaxPool(最大池化)层和1个AdaptiveAvgPool(全局平均池化)层组成。在分类阶段,通过1个FC(全连接)层输出最终的类别预测结果,如图3所示。与传统VGG16模型相比,SE-VGG在保持卷积与池化层交替叠加、结合非线性激活函数ReLU提取深层非线性特征的基础上,利用SE模块对通道间特征进行自适应建模与重标定,从而增强了网络对关键信息的关注度,并抑制了冗余特征。最后,AdaptiveAvgPool模块将卷积特征压缩为固定长度的512维向量,经正则化处理,通过全连接层映射到6维输出空间,并利用Softmax函数得到样本在6个类别上的概率分布,从而实现施工活动信号的分类。

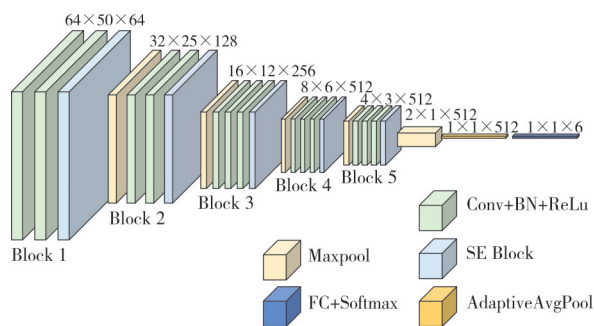


图3 SE-VGG模型示意图

Fig.3 Schematic diagram of SE-VGG model

### 1.5 施工活动声音信号监测流程

本文提出了一种基于DAS技术的架空输电线路近区施工活动监测方法,其主要实施流程包括设备部署、信号预处理、异常声音信号检测以及声音信号分类,如图4所示。

在设备部署阶段,通过 $\Phi$ -OTDR技术监测OPGW光缆内光纤中背向瑞利散射光的相位变化,实现线路沿线声信号的监测。在信号预处理阶段,采用高通滤波器滤除低频机械振动分量,保留高频声致振动信号。在异常声音信号检测阶段,采用信号帧能量与谱峭度指标进行双阈值联合判决,同时利用信号时域与频域特征补充施工活动声音信号。在声音信号分类阶段,主要包括特征构建与分类模型两部分,特征构建是将时域信号转换

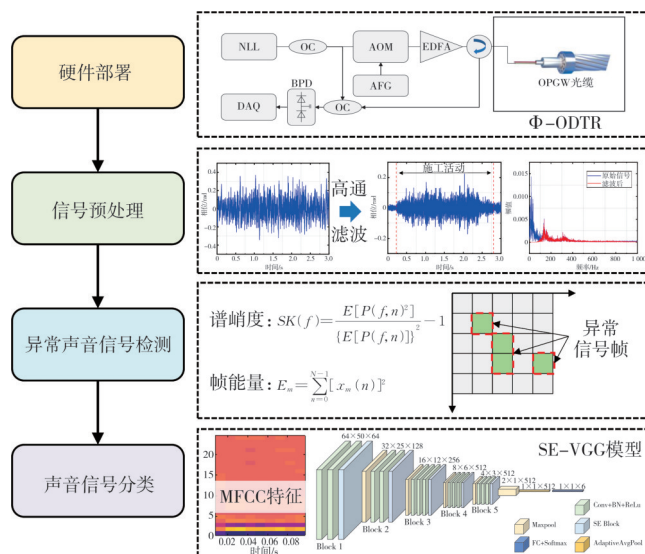


图4 架空输电线路近区施工活动监测技术架构

Fig.4 Technical architecture for monitoring construction operations in the vicinity of overhead transmission lines

成MFCC系数,分类模型则主要通过VGG16-BN网络中引入注意力机制以提高识别准确率。

## 2 机械外破隐患模拟实验

### 2.1 试验方案

使用2根钢管塔缩比模型配合悬垂线夹夹持OPGW光缆模拟实际输电线路,OPGW光缆型号为OPGW-24B1-150,光缆内部有24根单模光纤用于光纤通信。剥除外部层绞线与光纤钢管后,选取单根光纤作为传感光纤。实验光路连接如图5所示,光缆一端经200 m光纤盘连接至DAS设备,另一端连接700 m光纤。为避免光纤端面菲涅尔反射造成的误差,考虑到输电线路近区主要施工机械包括挖掘类、运输类与打桩类,其频带主要分布在3 kHz以内,同时预留一定裕度,采用的DAS设备空间分辨率为5 m,采样率为20 kHz。

采用音响播放声音信号,模拟输电线路近线区域可能引发机械外破的施工活动。声音信号下

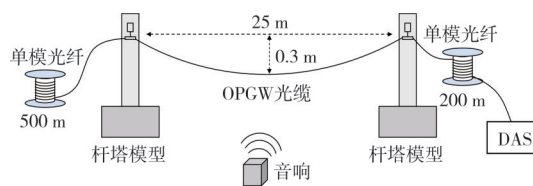


图5 实验装置示意图

Fig.5 Diagram of experimental devices

载自Freesound数据库,选取了冲击钻、打桩机、电锯、推土机、挖掘机和压路机6种典型施工机械的运行声音。施工现场噪声声压级约为120 dB(1 m处)。为模拟实际距离,实验过程中设置音响与线缆距离约13 m,调整功放输出,使音响输出声压级为120 dB(1 m处),使用DAS设备持续测量线缆内部光纤信号。

## 2.2 信号预处理

DAS测量结果如图6所示。其中,图6(a)为光纤相位瀑布图,图中蓝白条带表示光缆内光纤振动信号,其他区域为前后连接的单模光纤振动信号。由于光缆处于悬垂状态,低频振动导致光缆内光纤相位波动幅值较大,如图6(b)所示。而单模光纤位于光纤盘内,处于静止状态,振动引起的光纤内光相位信号变化小于0.1 rad,如图6(c)所示。由于低频振动信号的存在,难以直接从光纤相位波形中观察到明显的声音信号波形,因此需对信号进行进一步处理。

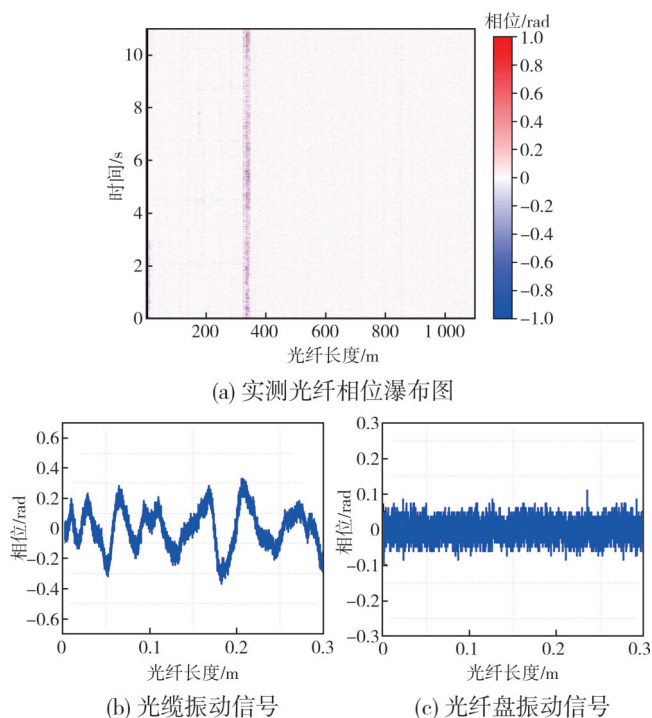


图6 DAS系统测量结果

Fig.6 Measurement results of the DAS system

为提取高频声音信号并滤除线缆低频振动分量,对信号开展高通滤波处理。滤波器选用四阶巴特沃斯滤波器。由于线缆的机械舞动受弧垂与

档距限制,难以产生高频舞动,因此选择100 Hz作为截止频率。以冲击钻信号样本为例,滤除后的时域波形与频谱如图7所示。从图7(a)与图7(b)中可以看出,由于低频振动信号较强,DAS系统测量到的光纤相位信号振幅较大,难以直接观察到高频声音信号。经滤波处理后,可较为清晰地观察到光纤测量获得的冲击钻声音信号。从图7(c)中可看出,滤波后的信号较为完整地保留了高频信号,为后续异常事件的识别与分类提供了良好的数据基础。

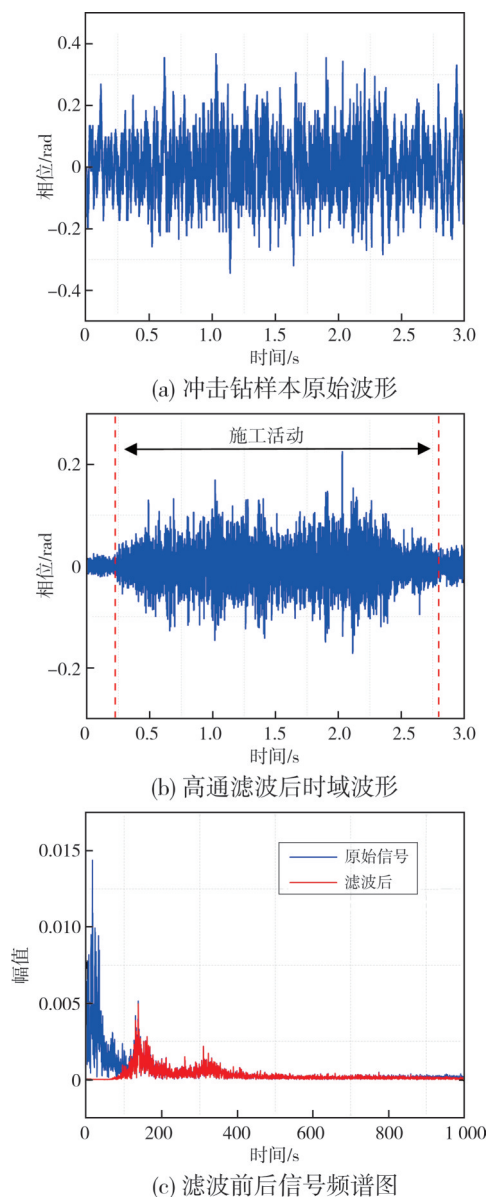


图7 滤波前后信号时域波形与频谱

Fig.7 Time-domain waveforms and spectra of signals before and after filtering

### 2.3 异常声音信号识别

由于DAS系统同时测量线路各段光缆附近的声信号,系统面临着海量数据快速处理难题。然而,近线区域施工活动多为偶发性事件,大部分线路在多数时间下的声信号均为噪声信号。为缓解后续基于深度学习的声音事件分类算法的计算压力,本研究采用信号帧能量与谱峭度作为联合判断指标,实现异常声音事件的检测。从图8中可以看出,当施工活动开始时,信号能量与谱峭度均呈现明显上升趋势。

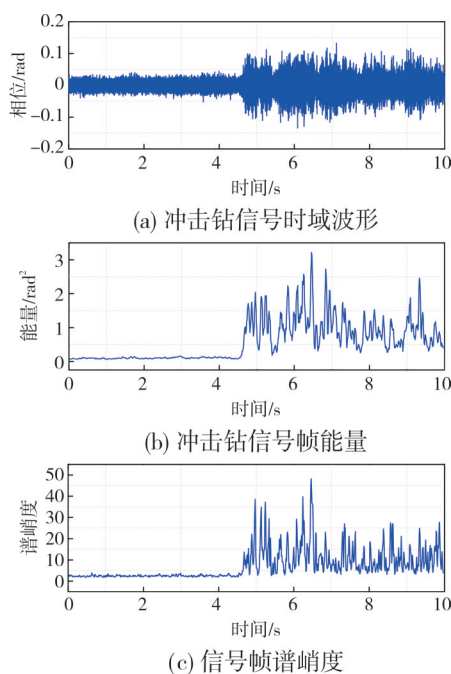


图8 冲击钻声音信号检测

Fig.8 Impact drill sound signal detection

针对信号帧能量和谱峭度,采用固定阈值方案。基于上述试验平台,持续测量环境噪声样本,共采集噪声信号样本10 000组。对这些环境噪声信号进行分帧处理,并计算帧能量与谱峭度,结果如图9所示。

从图9中可以看出,噪声信号的帧能量与谱峭度均处于较低水平。其中,帧能量分布呈现近似对数正态分布,谱峭度分布呈现近似正态分布规律。为减少信号误报情况,帧能量阈值设定为0.4,谱峭度阈值设定为5。

为避免短时暂态信号的冲击影响,引入了连续帧阈值机制。当同时超过能量阈值和谱峭度阈值的信号帧数量大于10帧时,判定为声音信号事

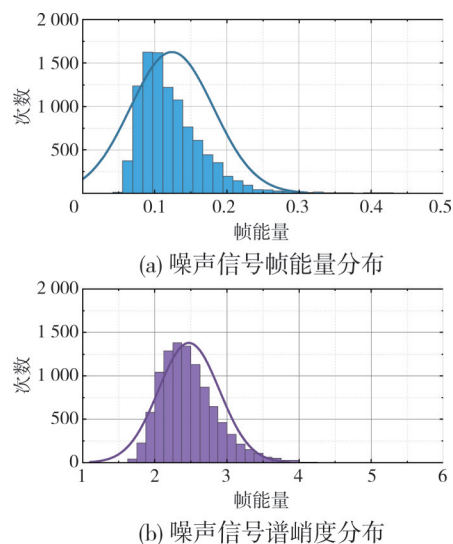


图9 噪声信号特征分布规律

Fig.9 Characteristic distribution patterns of noise signals

件。采用这种声音信号检测策略,对不同施工活动信号进行声音信号检测。以挖掘机信号为例,声音信号检测结果如图10所示。

从图10中可以看出,DAS系统测量获得的原

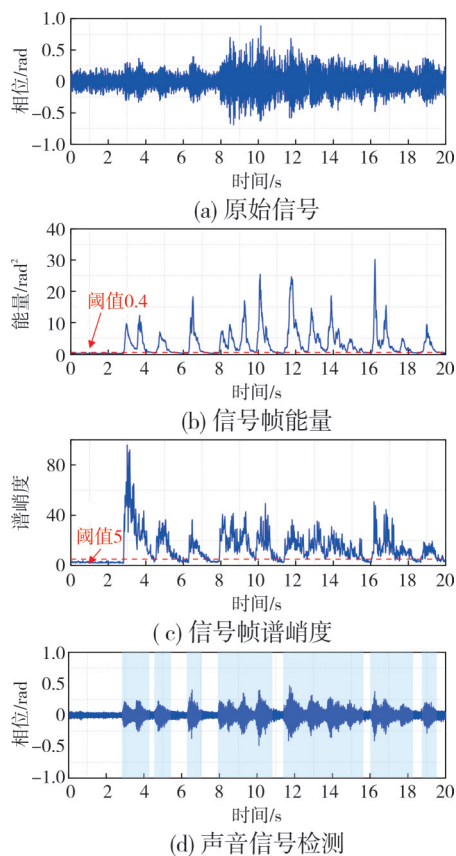


图10 挖掘机声音信号检测

Fig.10 Excavator sound signal detection

始信号波形噪声较大,难以区分挖掘机声音信号。经信号预处理后,计算帧能量与谱峭度,并通过双阈值筛选截取声音信号帧。如图10(d)所示,经声音信号检测后,可较好地识别信号帧。

## 2.4 数据集构建

为验证所提模型的有效性,基于模拟试验获取的施工活动声音样本数据建立数据集,并开展模型训练。对试验声音样本数据进行信号降噪和声音事件检测后,将有效数据样本统一裁剪为0.5 s时长,梅尔滤波器组为128个,MFCC系数选取前64个。经处理后,数据集中6种施工活动声音样本数据均为1 000组。不同施工活动声音信号样本的MFCC谱图如图11所示。

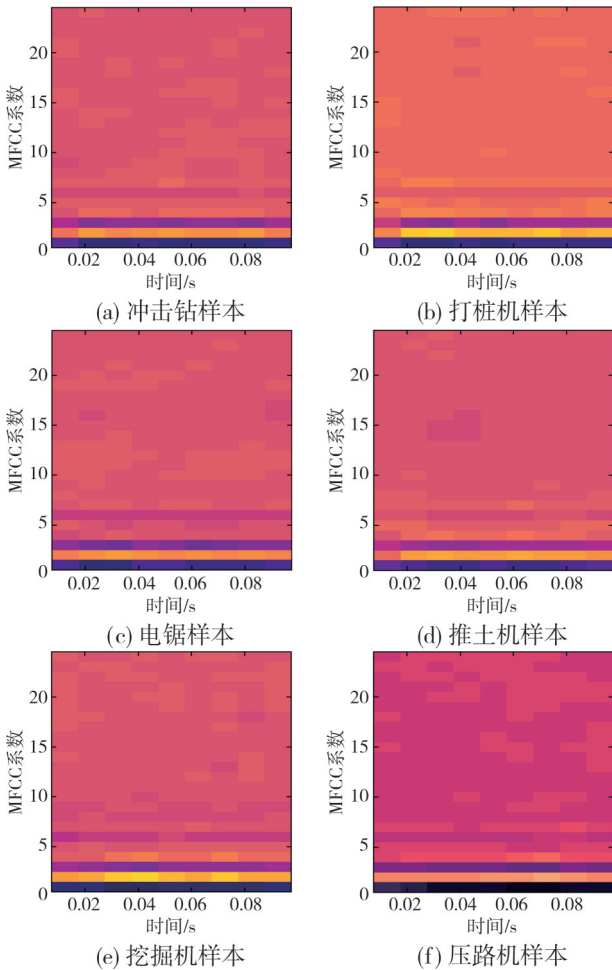


图11 不同施工活动MFCC谱图

Fig.11 MFCC spectrograms of different construction operations

## 3 算例分析

本研究基于Python 3.11开发,使用PyCharm

作为集成开发环境,模型训练与推理通过PyTorch实现。计算机配置为: Intel i5-13600KF处理器,32 GB内存,NVIDIA GeForce RTX 4070Ti显卡。模型训练集与测试集的比率设置为8:2,模型训练的batch size(批大小)设置为32,epoch(训练轮数)为80,选择AdamW作为优化器,学习率设置为0.001。

评价指标采用准确率 $M_{Acc}$ 、精确率 $M_{Pre}$ 、召回率 $M_{Rec}$ 与调和指标 $M_{F1}$ 作为评价指标,计算公式如下:

$$M_{Acc} = \frac{N_{TP} + N_{TN}}{N_{TP} + N_{TN} + N_{FP} + N_{FN}} \times 100\% \quad (6)$$

$$M_{Pre} = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}} \times 100\% \quad (7)$$

$$M_{Rec} = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}} \times 100\% \quad (8)$$

$$M_{F1} = \frac{2 \times M_{Pre} \times M_{Rec}}{M_{Pre} + M_{Rec}} \quad (9)$$

式中: $N_{TP}$ 为正确预测的正类; $N_{TN}$ 为正确预测的负类; $N_{FP}$ 为错误预测的正类; $N_{FN}$ 为错误预测的负类。基于相同数据样本,训练了VGG、CNN、LSTM、GoogleNet、MobileNet等经典模型。各模型的准确率如表1所示。SE-VGG模型训练过程中的准确率和损失值变化如图12所示。6种分类模型的混淆矩阵如图13所示。

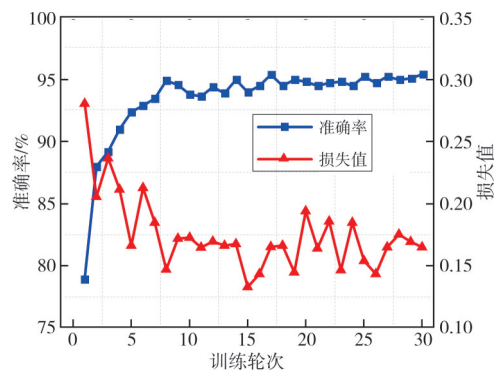


图12 SE-VGG模型的准确率与损失值

Fig.12 Accuracy and loss values of the SE-VGG model

从表1中可以看出,采用CNN与LSTM模型的精度明显低于其他模型。虽然CNN模型具有优异的特征提取能力,但在面对复杂情况时,其精度仍有待进一步提升。

采用迁移学习策略的GoogleNet与MobileNet

表 1 不同模型性能对比  
Table 1 Performance comparison of different models

| 模型        | 准确率   | 精确率   | 召回率   | 调和指标  |
|-----------|-------|-------|-------|-------|
| SE-VGG    | 95.33 | 95.41 | 95.33 | 95.35 |
| VGG       | 93.83 | 93.95 | 93.83 | 93.87 |
| CNN       | 85.58 | 85.67 | 85.58 | 85.58 |
| LSTM      | 83.17 | 83.44 | 83.17 | 83.20 |
| GoogleNet | 90.33 | 90.36 | 90.33 | 90.33 |
| MobileNet | 90.75 | 90.81 | 90.75 | 90.77 |

精度略低于 VGG 模型。VGG 网络则以其堆叠的小尺寸卷积核和简洁的结构著称,其多层次的局部特征提取能力对于捕捉 MFCC 频谱图中存在的局部模式具有天然优势。相比之下,MobileNet 系列模型以其深度可分离卷积为核心,旨在实现极高的计算效率和参数精简,这在移动和边缘计算场景中具有显著优势。然而,这种参数效率的提升可能以牺牲部分特征表达的丰富性和细致性为代价,尤其是在面对需要高精度区分的复杂模式时。GoogleNet 虽然通过 Inception 模块捕获了多尺度的特征,但其模块内部的复杂结构和并行路径可能需要更精细的特征输入和更复杂的优化策略才能充分发挥其潜力。在 MFCC 这种相对均匀且信息密度低于自然图像的二维特征上,Inception 模块可能引入了不必要的复杂性,导致其优势未能完全展现出来。

由于 MFCC 作为一种声音特征,旨在模拟人耳对声音的感知特性,其维度通常较低且相对平滑,主要捕捉的是频谱包络信息。通过为 VGG 模型引入通道注意力模块,聚焦声音信号的频率特征,进一步提高了 VGG 模型的精度,最终分类模型的精度约为 95.33%。

4 结语

针对架空输电线路机械外破预警难题,本文以施工活动声音为特征参量,使用 DAS 技术复用 OPGW 光缆内部光纤,提出了一种架空输电线路机械外破隐患分布式声学监测方案。

通过开展输电线路近线区域施工活动模拟试验,分析了悬垂光缆实测信号的特征,并设计了基于信号帧能量与谱峭度指标的双阈值声音信号检测方案,实现了异常声音信号的检测。针对声

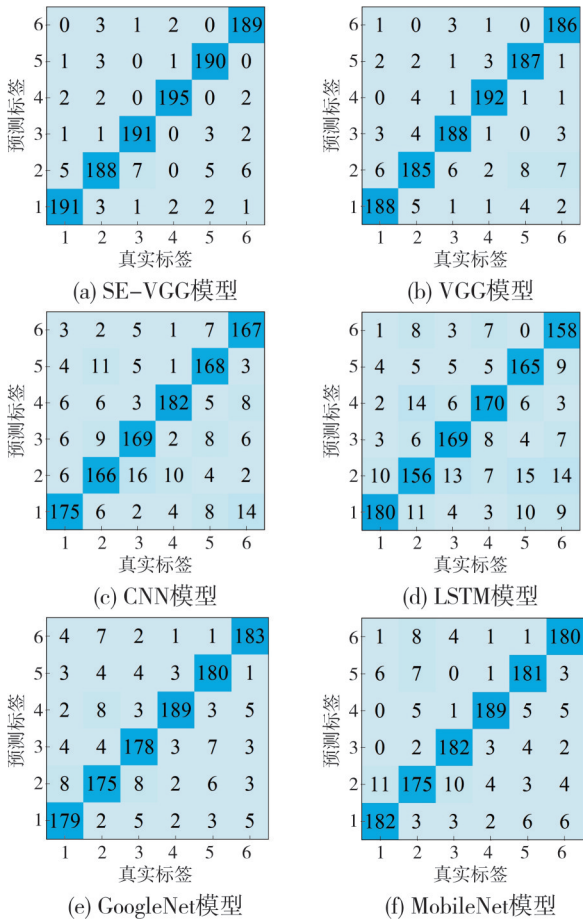


图 13 不同分类模型混淆矩阵

Fig.13 Confusion matrices of different classification models

音信号分类问题,提取了异常声音信号的 MFCC 特征,并基于 VGG16-BN 模型引入空间注意力机制,实现了对 6 种常见施工机械声音信号的准确识别,准确率达 95.33%。试验结果表明,本文提出的方案为架空输电线路外破事件隐患监测提供了一种新的有效方法。

参考文献

[1] 陆佳政,周特军,吴传平,等.某省级电网 220 kV 及以上输电线路故障统计与分析[J].高电压技术,2016,42(1): 200-207.  
LU Jiazheng, ZHOU Tejun, WU Chuanping, et al. Fault statistics and analysis of 220 kV and above power transmission line in province-level power grid[J].High Voltage Engineering, 2016, 42(1): 200-207.

[2] GONG Y L, CHEN H Y, ZHAO S S, et al. CPF detector for object detection of transmission line external force damage[J].IEEE Sensors Journal, 2025, 25(7): 11471-11479.

[3] 刘波.面向复杂输电线路区域的外破隐患识别[D].济

- 南:山东大学,2022.
- LIU Bo. Wire region-oriented hazard detection in the complex transmission line [D]. Jinan: Shandong University, 2022.
- [4] 刘恒. 基于电力视觉理解的输电线路外力破坏隐患精细化辨识方法研究[D]. 西安:西安理工大学, 2024.
- LIU Heng. Research on refined identification method of transmission line external damage hidden dangers based on power visual understanding [D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2024.
- [5] 杜迎春, 王少杰, 侯婷婷, 等. 基于多尺度序列视觉特征融合模型的输电线路防外破红外感应预警技术[J]. 电子器件, 2025, 48(2): 426-431.
- DU Yingchun, WANG Shaojie, HOU Tingting, et al. Infrared induction early warning technology for transmission line breaking prevention based on multi-scale sequence visual feature fusion model [J]. Chinese Journal of Electron Devices, 2025, 48(2): 426-431.
- [6] 张延响, 陈健琦, 刘强, 等. 基于深度学习与毫米波雷达的输电线路防外破系统研究[J]. 电力大数据, 2024(5): 89-96.
- ZHANG Yanxiang, CHEN Jianqi, LIU Qiang, et al. Research on transmission line anti-external damage system based on deep learning and millimeter-wave radar [J]. Power Systems and Big Data, 2024(5): 89-96.
- [7] 廖如超, 刘高, 汪皓, 等. 输电线路外破隐患空间距离三维点云测量方法[J]. 沈阳工业大学学报, 2025, 47(1): 14-20.
- LIAO Ruchao, LIU Gao, WANG Hao, et al. 3D point cloud measurement method for space distance of hidden dangers from external damage to transmission lines [J]. Journal of Shenyang University of Technology, 2025, 47(1): 14-20.
- [8] 刘敏, 陈明, 武明虎, 等. GAE-YOLO: 全局感知增强的输电线路外破隐患目标检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(2): 267-278.
- LIU Min, CHEN Ming, WU Minghu, et al. GAE-YOLO: Global awareness enhanced method for detecting external force damage in power transmission lines [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(2): 267-278.
- [9] 龙乐云, 周腊吾, 刘淑琴, 等. 改进YOLOv5算法下的输电线路外破隐患目标检测研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(11): 245-253.
- LONG Leyun, ZHOU Lawu, LIU Shuqin, et al. Identification of hidden damage targets by external forces based on domain adaptation and attention mechanism [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(11): 245-253.
- [10] 魏贤哲, 卢武, 赵文彬, 等. 基于改进Mask R-CNN的输电线路防外破目标检测方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(23): 155-162.
- WEI Xianzhe, LU Wu, ZHAO Wenbin, et al. Target detection method for external damage of a transmission line based on an improved Mask R-CNN algorithm [J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(23): 155-162.
- [11] 谢修成. 面向输电线路的非接触式吊车防碰撞检测方法研究[D]. 南京:南京信息工程大学, 2023.
- [12] 沈聪, 冯晨, 邴超, 等. 基于OPGW技术的输电线路外破灾害监测系统设计[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(6): 181-184.
- SHEN Cong, FENG Chen, BING Chao, et al. Design of monitoring system for outbreaking disaster of transmission line based on OPGW technology [J]. Techniques of Automation and Applications, 2024, 43(6): 181-184.
- [13] 李晓楠. 声纹识别算法在光纤分布式声波传感系统信号识别中的应用研究[D]. 成都:电子科技大学, 2025.
- LI Xiaonan. Research on the Application of Voiceprint Recognition Algorithm in Signal Recognition of Fiber Optic Distributed Acoustic Sensing Systems [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2025.
- [14] LIU M, LI Z, SHENG G H, et al. A deep learning algorithm for power transformer voiceprint recognition in strong-noise and small-sample scenarios [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2025, 74: 3540911.
- [15] 曹力潭, 魏华兵, 黄智, 等. 基于LSTM神经网络的电抗器故障声纹识别方法[J]. 浙江电力, 2023, 42(4): 114-120.
- CAO Litan, WEI Huabing, HUANG Zhi, et al. Research on voiceprint recognition of reactor fault based on LSTM neural network [J]. Zhejiang Electric Power, 2023, 42(4): 114-120.
- [16] 林浩凡, 张世杰, 赵建永, 等. 基于多试验工况的低频变压器声纹特性分析[J]. 浙江电力, 2025, 44(6): 100-108.
- LIN Haofan, ZHANG Shijie, ZHAO Jianyong, et al. Analysis of acoustic fingerprint characteristics of a low-frequency transformer under diverse test conditions [J]. Zhejiang Electric Power, 2025, 44(6): 100-108.

收稿日期: 2025-09-11; 修回日期: 2025-10-16

作者简介:

陈俊(1986), 男, 工学硕士, 高级工程师, 主要从事输电线路运维检修、带电作业等工作。

范晓舟(1990), 男, 工学博士, 高级实验师, 主要从事输变电设备状态检测技术研究。(通信作者)

(本文编辑: 方明霞)