

引用本文：尚秋峰,王若楠. 基于GADF-GCBAM-ResNet的DAS周界安防信号识别方法[J]. 光通信技术, 2026, 50(4): 60-64.

基于GADF-GCBAM-ResNet的DAS周界安防信号识别方法

尚秋峰^{1,2,3}, 王若楠^{1,2,3*}

(1. 华北电力大学 电子与通信工程系, 河北 保定 071003; 2. 华北电力大学 河北省电力物联网技术重点实验室, 河北 保定 071003; 3. 华北电力大学 保定市光纤传感与光通信技术重点实验室, 河北 保定 071003)

摘要:为提升分布式声波传感(DAS)系统采集的振动信号识别精度,提出了一种DAS周界安防信号识别方法。采用格拉姆角差场(GADF)将一维时序振动信号转换为二维图像,经残差网络(ResNet)中的残差块提取特征后,采用分组卷积注意力模块(GCBAM)对其进行分组调整特征权重,以提升ResNet对核心特征及边缘细节的捕获效能。搭建了DAS周界安防实验系统,采集攀爬、拍打、踩踏、跑步及无入侵5种振动信号进行测试。实验结果表明,所提方法的识别准确率达99.3%,相较于卷积神经网络(CNN)、CNN-长短期记忆网络(LSTM)及ResNet等传统模型性能更优。

关键词:周界安防; 分布式声波传感; 残差网络; 卷积注意力模块; 格拉姆角差场

中图分类号: TN256 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-5561(2026)04-0060-05

DOI: 10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2026.04.009

DAS perimeter security signal recognition method based on GADF-GCBAM-ResNet

SHANG Qiufeng^{1,2,3}, WANG Ruonan^{1,2,3*}

(1. Department of Electronics and Communication Engineering, North China Electric Power University, Baoding Hebei 071003, China; 2. Hebei Key Laboratory of Power Internet of Things Technology, North China Electric Power University, Baoding Hebei 071003, China; 3. Baoding Key Laboratory of Optical Fiber Sensing and Optical Communication Technology, North China Electric Power University, Baoding Hebei 071003, China)

Abstract: To improve the recognition accuracy of vibration signals acquired by a distributed acoustic sensing (DAS) system, a DAS perimeter security signal recognition method is proposed. The Gramian angular difference field (GADF) is employed to convert the one-dimensional time-series vibration signals into two-dimensional images. After feature extraction via residual blocks in a residual network (ResNet), a grouped convolution block attention module (GCBAM) is applied to adjust feature weights in groups, thereby enhancing ResNet's capability to capture core features and edge details. A DAS perimeter security experimental system is built, and five types of vibration signals—climbing, tapping, trampling, running, and no intrusion—are collected for testing. Experimental results demonstrate that the proposed method achieves a recognition accuracy of 99.3%, compared with traditional models such as convolutional neural network (CNN), CNN-long short-term memory network (LSTM), and ResNet, the proposed method achieves superior performance.

Key words: perimeter security, distributed acoustic sensing, residual network, convolutional block attention module, Gramian angular difference field

0 引言

分布式声波传感(DAS)技术凭借灵敏度高、强耐

收稿日期: 2025-08-18。

基金项目: 河北省科技计划项目(SZX2020034)资助。

作者简介: 尚秋峰(1968—),女,博士,教授,主要研究方向为光电子与光传感方向。荣获河北省教学成果奖3次、河北省科技进步二等奖1次。负责河北省自然科学基金项目2项,参加国家863科技项目、国家自然科学基金项目等纵向项目5项、企业委托横向项目多项。

*通信作者: 王若楠(2001—),女,硕士研究生,主要研究方向为光纤传感与模式识别。



腐蚀性且监测范围广等特性^[1-2],近年在交通监测^[3]、周界安防^[4]、油气开发^[5]、管道监测^[6]等领域得到了广泛应用。DAS采集的振动信号主要依赖机器学习与深度学习技术。机器学习在周界安防方面的应用取得了一定的研究进展^[7-9],吴明埏等人^[10]选取短时平均幅度与95%能量的持续时间作为特征,输入多分类高斯支持向量机,对3种不同事件判别准确率达到96%以上;朱宗玖等人^[11]则通过提取频域特征,结合粒子群算法优化支持向量机(SVM)分类器的惩罚系数与核函数参数,实现对包括背景噪声、挖掘作业、敲击行为在内的

6种事件进行准确分类,其分类精度可达95.6%。但特征选择作为机器学习中的关键环节,需要依赖于专家经验。

深度学习凭借其独特的神经网络结构和端到端的学习机制^[12-14],从海量训练数据中自主挖掘并提取深度特征,无需依赖人工进行特征选择与筛选。典型的深度学习模型基于卷积神经网络(CNN),为了进一步提升运行效率与振动事件识别精度,研究者们进行了持续改进,比如融入长短期记忆网络(LSTM)^[15-16]。

DAS所采集的周界安防振动信号在频率构成上复杂且多变,对模型性能要求更为严苛。残差网络(ResNet)作为CNN的改进形式,其特点在于引入“跳跃连接”机制,可以全面捕捉CNN中难以学习的关键依赖关系,增加了网络训练阶段的稳定性,并有效提升模型的准确率^[17]。然而,一维时序数据更多聚焦于时序维度的局部模式,难以关注全局的空间关联特征;二维的时频图需要对信号进行分帧处理,若帧长选择不当会导致频率信息不准确或时域分辨率低的问题^[18]。因此,为了提高CNN对时序信号的准确表达和分析能力,需要通过图像编码方法获得二维图像^[19]进行分析。

为克服时频图对帧长窗口的依赖,解决全局注意力特征增强方法中特征图单一权重分布和边缘信息经平均化后易丢失细节的问题。本文将格拉姆角差场(GADF)、分组卷积注意力模块(GCBAM)融入ResNet,提出一种基于GADF-GCBAM-ResNet的DAS周界安防信号识别方法(下文简称GADF-GCBAM-ResNet)。

1 GADF-GCBAM-ResNet

为了提升传统ResNet网络在特征提取方面的能力,本文设计了GADF-GCBAM-ResNet,其核心改进在分组卷积块注意力机制以增强特征判别能力:将经GADF编码后的二维图像输入到ResNet中,对经残差块融合后的特征沿通道维度分组,通过为每组特征配置CBAM模块提取局部显著信息并动态调整注意力权重,从而强化分类关键细节、优化特征提取效果,最终提升模型的识别性能。

1.1 深度ResNet

ResNet的结构有别于传统神经网络,其以深度残差学习框架为基础,引入跨层连接机制,该机制使输入信号可跨越部分网络层直接传输到更深层的输出端,从而有效克服了传播过程中的信息衰减问题。

ResNet的主要组成单元为残差块,其结构图如图1所示。残差块含有2个3×3卷积层,2个卷积层输出的通道数目相同。每个卷积层后均设置批归一化层及ReLU激活函数。在跨层路径中,输入信号会绕过这2个卷积运算,直接与ReLU激活前的输出特征相加。通过灵活调整残差块数量、增加网络深度等策略,ResNet能够在控制计算复杂度的同时,有效提升模型的性能和稳定性。

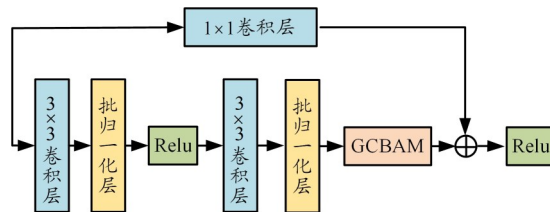


图1 残差块结构图

1.2 GCBAM注意力机制

为强化局部显著特征提取并提升对关键区域的关注度,本文构建了GCBAM,通过优化权重分配增强对关键区域的聚焦能力。其核心思路是将输入特征沿通道维度按组均匀划分,为每组特征独立配置CBAM模块以实现局部关注权重的精准提取。

首先,对经ResNet中残差块提取的特征 F 沿通道维度细划分为4组 $\{F_1, F_2, F_3, F_4\}$,对每组特征独立应用CBAM注意力机制,从而提取对应的局部关注权重,该过程可表示为

$$W_k = C(F_k) \quad (1)$$

式中: $C(\cdot)$ 为CBAM函数, W_k 为第 k 组($k=1, 2, \dots, 4$)特征经CBAM处理后输出的权重,其值域为 $[0, 1]$,数值越大表示对应特征越关键。通过分组独立提取注意力,可更加细致地捕捉不同通道分组的关键信息,强化局部特征感知。

为进一步突出图像关键线索,对CBAM输出的权重 W_k 进行调整:计算单组权重均值后对权重做非线性变换,高于均值的元素置为1,低于均值的元素保持原值,得到升级后的权重 $\{W'_1, W'_2, W'_3, W'_4\}$,借助残差连接机制使优化后的权重系数与经ResNet中残差块提取的特征 $\{F_1, F_2, F_3, F_4\}$ 融合得到重加权后的权重矩阵 F'_k ,其的表达式为

$$F'_k = F_1 W'_k + F \quad (2)$$

此操作在强化关键特征的同时,保留了原始特征信息,避免因过度依赖注意力权重造成信息丢失,让关键特征与基础特征协同作用。同时,经GCBAM加权后,不同安防振动事件的类间特征距离增大,随后

尚秋峰,王若楠:基于GADF-GCBAM-ResNet的DAS周界安防信号识别方法

ResNet中的分类层基于强化后的特征完成多类安防振动事件识别。

2 实验验证与分析

2.1 数据获取

本文搭建了DAS周界安防实验系统,其结构图如图2所示。该系统采集了挂网式与铺地式2种类型的周界安防振动信号。窄线宽激光器的输出光经90:10耦合器分光,其中探测光功率占比90%,本地光占比为10%。探测光经声光调制器(AOM)调制为脉宽为150 ns的脉冲光。脉冲发生器为AOM提供调制信号的同时向数据采集卡提供同步触发信号。脉冲光经掺铒光纤放大器增强功率后被导入光纤。当外界振动作用于传感光纤时,携带有相位信息的后向瑞利散射光(RBS)返回到光纤环形器,再经3 dB耦合器与本地光混合拍频后进入平衡光电探测器,转换为电信号。经数据采集卡后模拟信号被转化为数字信号,然后由计算机处理得到RBS光的相位信息。

本文基于所构建的实验系统采集了攀爬、拍打、无入侵、踩踏、跑步5种事件的相位数据,信号波形图如图3所示。

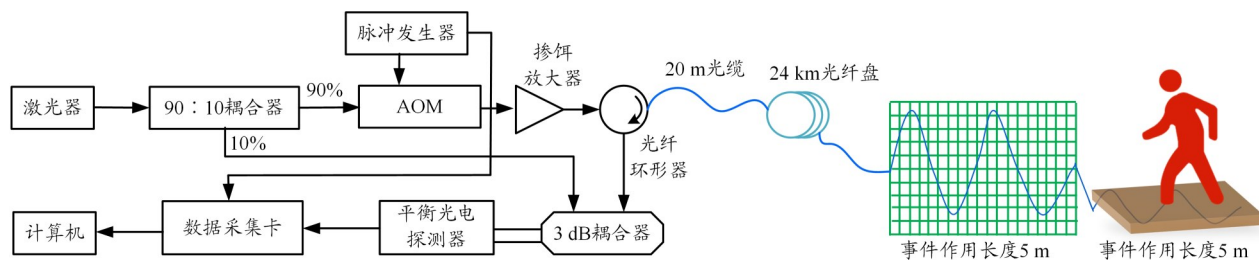


图2 DAS周界安防实验系统结构图

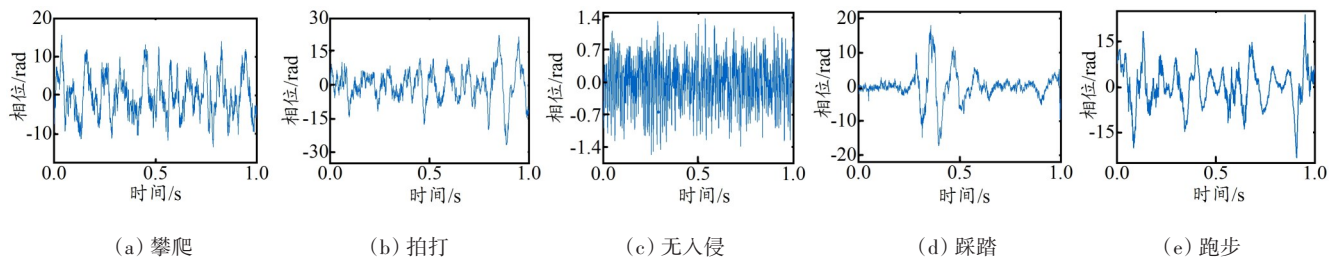


图3 周界安防一维振动信号

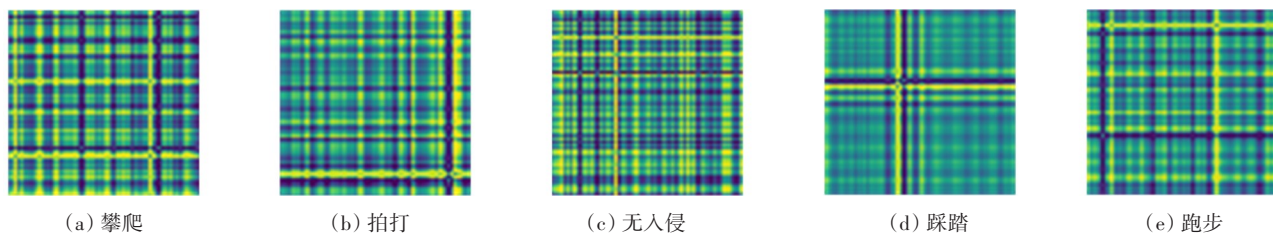


图4 5种周界安防振动信号二维GADF图

2.2 数据处理

对DAS采集的周界安防信号处理后,得到含1 250个数据点、时长为1 s的样本信号。运用GADF将时序数据重新构建为二维特征映射图,其原理是采用三角函数差分算法,分析不同时间间隔内的相关特性,进而构建出辨识度高的二维特征编码图像。设光纤某位置处随时间变化的一维振动信号表示为 $X = [x_1, x_2, \dots, x_{1025}]$, x_i 为该位置点在第 i 个脉冲时的相位, $i = 1, 2, \dots, 1025$ 。对 X 按时间归一化到 $[-1, 1]$ 之间,有

$$x'_i = \frac{(x_i - \max(X)) + (x_i - \min(X))}{\max(X) - \min(X)} \quad (3)$$

式中: x'_i 为 x_i 按时间归一化后的相位。 x'_i 对应极坐标中的角度 φ_i 为

$$\varphi_i = \arccos(x'_i) \quad (4)$$

最后构建GADF矩阵 Y ,其表达式为

$$Y = [\sin(\varphi_i - \varphi_j)] \quad (5)$$

式中: $j = 1, 2, \dots, 1025$ 。

经GADF图像编码后,生成尺寸64×64的彩色GADF图像如图4所示。可以看出,无入侵状态下,GADF

图像纹理呈现均匀平缓特征,对应一维信号时间序列波动较小且状态稳定。而攀爬、拍打、踩踏、跑步4类信号的图像纹理较为复杂多样。其中,攀爬图像条纹亮暗交替分布,对应攀爬过程四肢交替抓握施力,动作状态不断切换;拍打与踩踏图像的局部规律特征尤为突出,拍打动作因具有周期性,其图像局部线条分布集中,踩踏在踩踏瞬间的特征表现显著;跑步图像则呈现连贯且富有节奏的线条分布特征,与跑步过程中步伐交替的周期性规律高度吻合,节奏特征清晰可辨。上述特征差异为基于GADF图像的周界安防信号识别提供了可靠视觉依据,可有效支撑分类模型的训练以实现不同入侵事件的区分。

2.3 识别结果和分析

在DAS系统采集的攀爬、拍打、踩踏、跑步及无入侵5类周界安防振动信号中,每类选取1 000组一维时序数据,经GADF编码转换为二维图像作为GCBAM-ResNet的输入样本,数据集按照8:1:1的比例划分为4 000个训练样本、500个验证样本、500个测试样本;模型基于Python的TensorFlow框架构建,以GADF图像直接作为输入,采用学习率固定为0.01的Adam优化器进行参数更新,损失函数选用稀疏分类交叉熵以衡量预测结果与实际标签的偏差,训练轮次设为30轮。

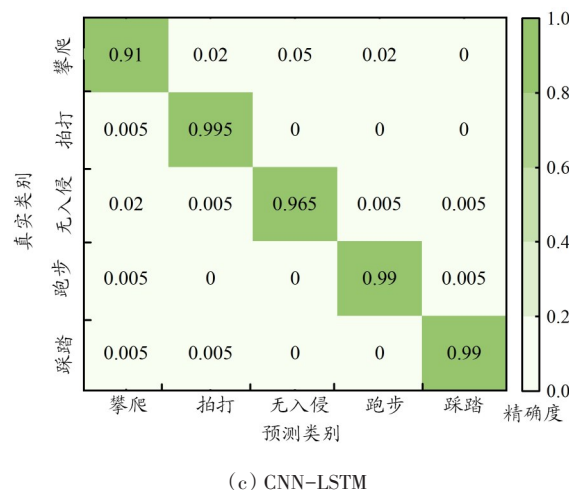
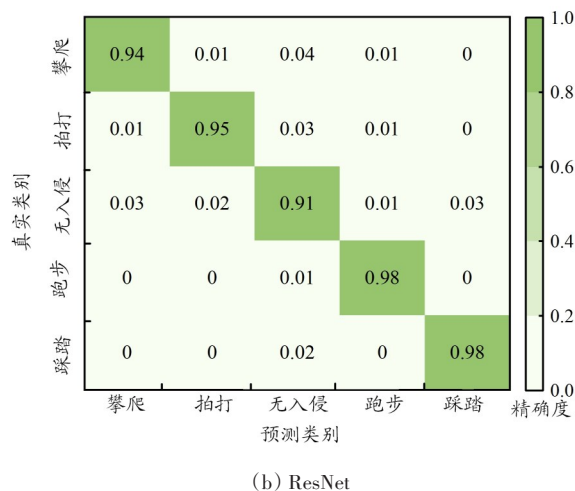
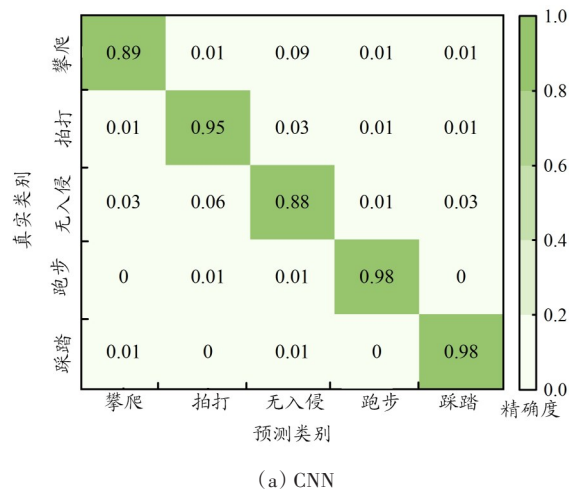
为验证GADF-GCBAM-ResNet的可靠性,本文利用相同数据集,对CNN、ResNet、CNN-LSTM及GADF-GCBAM-ResNet模型开展评估,各模型分类准确率与损失值如表1所示。可以看出,引入GCBAM机制后,相较于ResNet,GADF-GCBAM-ResNet的识别准确率提升3.8%,较CNN、CNN-LSTM准确率分别提升5.7%、2.3%,且GADF-GCBAM-ResNet的损失值最低,充分体现了GCBAM对模型性能的增强作用。

为进一步评估各分类模型的分类效果,分别绘制了CNN、ResNet、CNN-LSTM、GADF-GCBAM-ResNet

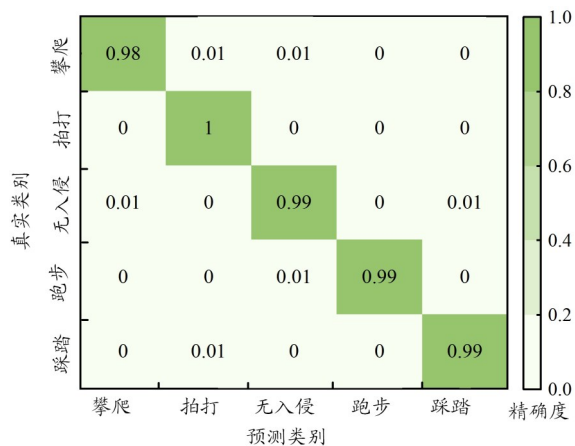
表1 各模型评价指标

模型	识别准确率/%	损失值
CNN	93.6	0.250 6
ResNet	95.5	0.249 4
CNN-LSTM	97	0.117 9
GADF-GCBAM-ResNet	99.3	0.028 1

测试结果的混淆矩阵,如图5所示。混淆矩阵对角线上的数值反映了5种振动事件在分类过程中的精确度。可以看出,在不同模型对比中可知CNN、CNN-LSTM、ResNet对攀爬振动信号识别率较低。这是因为攀爬、拍打与无入侵3类振动信号在200~500 Hz频率范围内能量分布相似,而上述模型对关键特征提取能



尚秋峰,王若楠:基于GADF-GCBAM-ResNet的DAS周界安防信号识别方法



(d) GADF-GCBAM-ResNet

图5 4种模型的混淆矩阵

力不足,导致模型在识别过程中难以有效区分不同类型信号,进而产生类别混淆。GADF-GCBAM-ResNet通过注意力机制从空间与通道2个维度聚焦GADF二维图像中的关键特征后对特征按通道分组,对每组特征独立提取、优化注意力权重,使攀爬事件识别率提升至98%,对其余4种事件平均识别率达到99%。这一结果印证了本文所设计的GCBAM机制的效果:通过GCBAM强化了关键细节特征感知,解决了全局注意力易出现的特征权重单一、边缘信息丢失问题,让模型对各类事件具备更精准的识别能力,充分体现本文所提方法在特征处理与分类精度上的优势。

3 结束语

为提升光纤周界安防中DAS信号识别精度,克服时频图分析存在的局限性,本文提出了一种基于GADF-GCBAM-ResNet的DAS周界安防信号识别方法。该方法通过GADF编码方法,实现了一维时序振动信号至二维图像的转换,避免了时频图分析对帧长窗口的依赖;同时在ResNet中引入GCBAM,通过分组提取局部注意力权重与优化调整,不仅强化了关键细节特征,还解决了全局注意力机制中特征权重单一化及边缘信息易丢失的问题。使用DAS系统采集了攀爬、拍打、无入侵、踩踏、跑步5种典型事件信号进行对比试验,结果表明所提GADF-GCBAM-ResNet的识别准确率达到99.3%,较传统ResNet提升3.8%,且在准确率与损失值的综合性能上优于CNN、CNN-LSTM等

对比模型,验证了该方法识别光纤周界安防振动信号的有效性。

参考文献:

- [1] 吴慧娟,刘欣雨,饶云江. 基于 Φ -OTDR的光纤分布式传感信号处理及应用[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(13): 39-59.
- [2] 马皓钰,王夏霄,马福,等. Φ -OTDR型分布式光纤声波传感器研究进展[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(13): 66-80.
- [3] Peng Fei, Duan Ning, Rao Yunjiang, et al. Real-time position and speed monitoring of trains using phase-sensitive OTDR[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2014, 26(20): 2055-2057.
- [4] 江虹,曾庆龙,李家成. 基于VMD与MFE的光纤周界安防入侵事件识别[J]. 激光与红外, 2023, 53(7): 1073-1080.
- [5] 刘合,王松,叶泽禹,等. 光纤传感技术在油气田开发中的应用[J]. 石油物探, 2024, 63(4): 707-717.
- [6] Zhang Shuo, Xiong Zijian, Ji Boyuan, et al. Water pipeline leakage detection based on coherent Φ -OTDR and deep learning technology[J]. Applied Sciences, 2024, 14(9): 3814.
- [7] 田曼伶,刘东辉,曹晓敏,等. 相位敏感光时域反射仪的信号处理方法综述[J]. 光学精密工程, 2021, 29(9): 2189-2209.
- [8] 赵怀亮,杨润平,赵少华,等. 基于类内类间距离和AdaBoost-SCN 的分类识别方法[J]. 光通信技术, 2025, 49(2): 29-33.
- [9] 赵丽娟,魏迎健,徐志钊. 基于 Φ -OTDR的振动事件识别分类器研究进展[J]. 光通信技术, 2023, 47(2): 1-5.
- [10] 吴明埏,沈一春,陈青青,等. 基于多分类高斯SVM的光纤信号的模式识别方法[J]. 激光技术, 2025, 49(1): 128-134.
- [11] 朱宗玖,王宁. 基于PSO-SVM的 Φ -OTDR系统模式识别研究[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(12): 5023-5029.
- [12] 李笑,高毅,吴昊,等. 基于混合输入神经网络的 Φ -OTDR系统模式识别方法[J]. 中国激光, 2023, 50(11): 273-279.
- [13] 李俊,姚瑞煦,任美莹,等. 基于格拉姆角场的分布式光纤振动信号识别技术[J]. 中国激光, 2024, 51(5): 96-106.
- [14] Wu Huijuan, Chen Jiping, Liu Xiangrong, et al. One-dimensional CNNbased intelligent recognition of vibrations in pipeline monitoring with DAS[J]. Journal of Lightwave Technology, 2019, 37(17): 4359-4366.
- [15] 王鸣,沙洲,封皓,等. 基于LSTM-CNN的 Φ -OTDR模式识别[J]. 光学学报, 2023, 43(5): 19-30.
- [16] 花国祥,汤炼海,李伟伟,等. 一种用于Bi-LSTM神经网络信号识别的DO-CAB算法[J]. 光通信技术, 2024, 48(6): 23-27.
- [17] 赵启,王建,林丰恺,等. 基于格拉姆角场与ResNet的输电线路故障辨识方法[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(10): 95-104.
- [18] Hu Xinmin, Bai Xinrui, Li Jingqi, et al. A fiber optic sensing intrusion detection method based on WPD-EMD and improved ResNet[J]. Optical Fiber Technology, 2025, 90: 104125.
- [19] 梅琅,郭灿,梁磊. 基于马尔可夫转移场的 Φ -OTDR信号模式识别[J]. 中国激光, 2025, 52(1): 193-203.