

引用本文: 赵丽娟, 魏迎健, 徐志钮. 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.

基于 Φ -OTDR 的振动事件识别分类器研究进展

赵丽娟, 魏迎健, 徐志钮*

(华北电力大学 电气与电子工程学院, 河北 保定 071003)

摘要: 相位敏感光时域反射计(Φ -OTDR)凭借着传感距离长、铺设简单、耐腐蚀和抗电磁干扰等特点被广泛应用于分布式振动监测领域。随着传感任务多样化及人工智能的广泛应用, 对振动事件的类型识别成为研究的热点方向。为了使读者能更好理解识别分类器研究进展和发展趋势, 先后介绍了传统识别分类器和基于深度学习的神经网络识别分类器, 对不同分类器性能指标、优缺点和应用场合进行了比较, 最后对 Φ -OTDR 振动事件识别研究方向进行了展望。

关键词: 相位敏感光时域反射计; 振动事件识别; 深度学习; 神经网络

中图分类号: TN253 文献标志码: A 文章编号: 1002-5561(2023)02-0001-05

DOI: 10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2023.02.001

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Research progress of vibration event recognition classifier based on Φ -OTDR

ZHAO Lijuan, WEI Yingjian, XU Zhiniu*

(School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Baoding Hebei 071003, China)

Abstract: Phase-sensitive optical time domain reflectometer (Φ -OTDR) is widely used in the field of distributed vibration monitoring due to its long sensing distance, simple laying, corrosion resistance and anti-electromagnetic interference. With the diversification of sensing tasks and the wide application of artificial intelligence, the type recognition of vibration events has become a hot research direction. In order to enable readers to better understand the research progress and development trend of recognition classifiers, this paper introduces the traditional recognition classifiers and the neural network recognition classifiers based on deep learning, compares the performance indexes, advantages and disadvantages of different classifiers and their applications, and finally prospects the research direction of Φ -OTDR vibration event recognition.

Key words: phase-sensitive optical time domain reflectometer, vibration event recognition, deep learning, neural network

0 引言

相位敏感光时域反射计(Φ -OTDR)是根据传感光纤中背向瑞利散射光相位的振动敏感特性, 使用窄线宽激光器获得高相干性, 对反向传输的瑞利相干散射

收稿日期: 2022-11-24。

基金项目: 国家自然科学基金项目(62171185, 62273146)资助; 河北省自然科学基金项目(E2019502177, E2020502010)资助。

作者简介: 赵丽娟(1981—), 女, 博士, 教授, 硕士生导师, 入选河北省“三三三人才工程”, 长期从事光纤通信和传感技术及其在电力系统应用方面的研究工作。主持国家自然科学基金项目2项, 河北省自然科学基金项目2项, 企事业单位委托项目多项。以第一或通信作者发表SCI检索期刊论文22篇, EI检索期刊论文16篇, 授权国家发明专利10余项。荣获2018年度福建省科技进步一等奖1项, 2019年度河北省科技进步二等奖1项。



* **通信作者:** 徐志钮(1979—), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为分布式光纤传感及其在电气设备状态监测和故障诊断中的应用。

信号进行解调的传感系统。 Φ -OTDR 具有探测距离远、定位精度高、铺设方式简单等优势, 被广泛应用于测量仪器^[1]、车辆检测^[2]、输电线状态监测^[3]、长距离油气管道检测^[4]和周界安防等场景中。

传统的 Φ -OTDR 传感系统侧重于提升振动检测率^[4]、定位精度^[5]和传感距离^[6], 而在振动事件识别分类性能方面难以取得突破性进展。基于深度学习的神经网络识别分类器具有大规模并行运算和自动提取特征的能力, 使其在振动事件分类识别方面具有独特的优势, 可用于 Φ -OTDR 的传感振动事件识别中。本文介绍 Φ -OTDR 振动事件识别系统中所采用的各种识别分类器的研究进展。

1 传统识别分类器

分类器是 Φ -OTDR 振动事件识别系统的核心, 它

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

根据采集到的数据样本对振动事件进行分类。传统的分类器有支持向量机(SVM)、近邻法分类器、随机森林分类器等。

1.1 SVM

SVM是一种基于统计学习理论的分类器,其原理可简述为对不同类型的样本寻找间隔最大的分类超平面,适用于解决小样本情况下的学习问题,但样本数据量较大、种类较多时,SVM的计算速度较慢。

2017年,卢学佳等人^[7]提出两级识别算法,第一级提取短时能量和短时过阈值率并与阈值进行比较,初筛疑似振动事件;第二级对疑似样本进行功率谱估计并提取各频段功率分布特征后送入SVM,识别率为88.067%。同年,张俊楠等人^[8]将提取信号时域和频域的平均值、均方差、功率等特征输入SVM,系统的虚警率、识别率分别为4%、94%。2018年,江兆凤等人^[9]提出了基于时空域相结合的预处理和频域分布特征提取的SVM两级判别法,识别率为95%。同年,帅师等人^[10]将提取传感信号的Mel倒频系数(MFCC)作为特征输入SVM,系统的识别率为97%。2020年,SHI Y等人^[11]采用SVM进行特征提取、事件识别,系统的识别率为94.17%。

1.2 近邻法分类器

近邻法分类器是采用输入样本与已知样本的距离来判断输入样本类型的分类器。当一个新样本出现时,计算新样本与已知多个样本间的距离,最近的已知样本的类型即为新样本的类型。

当样本受噪声干扰时,近邻法会使识别精度下降。此时,可将近邻样本范围扩展到 K 个,若 K 个距离较近的样本大多数属于同一类别,则输入的样本也属于这个类别^[12]。这种方法被称为 K 近邻(KNN)法。

当数据集非常庞大时,可以引入其它技术来解决。2019年,JIA H等人^[13]提出了一种基于近邻分类算法的支持向量机(NC-SVM),采用KNN算法将现有的二分类SVM扩展到多分类问题。在时域中通过归一化信号和归一化差分信号提取30个信号特征,在频域中使用小波包分解(WPD)算法提取6个信号特征,并根据类间距离和类内距离综合选择了峰值、最大/最小值、小波熵、小波系数等特征量,对浇水、攀爬、敲击、按压、干扰等扰动事件监测的平均识别率、传感距离、识别时间、虚警率分别为94%、25.05 km、0.55 s、5.62%。

1.3 随机森林分类器

随机森林分类器是一种将多个决策树进行组合,随机使用样本^[14],并对它们的输出进行汇总决策的分

类器。随机森林分类器主要包含对样本的随机抽取算法^[15](bootstrap算法)、决策树的构造法(ID3算法、C4.5算法、分类回归树算法)、决策树的组合方法(Bagging法、ADABOOST法、随机划分选择法)。

2019年,WANG X等人^[16]提出了一种基于随机森林分类器的识别系统,使用随机森林分类器学习时域扰动信号的特征,提取了包括峰值、能量、均方值、形状因子、冲激因子等在内的14种特征量。实验表明该系统对浇水、敲击、按压、无干扰等事件监测的识别率分别为93.79%、97.36%、97.06%、98.12%,平均识别率为96.58%。同年,HU Y等人^[17]将随机森林分类器引入管道结构健康检测中,用峰均功率比、短时过零率与频域分型特征的组合共同表征管道的状态。实验结果表明,该方法对管道泄漏、多压力这2种事件监测的识别率分别达到91%和83%。

随机森林分类器在识别过程中对样本进行随机多重采样并允许样本重复,能较好地适应具有缺失值的数据集。当样本维度不高时,该方法的识别精度较高,特征选择能力较强。

2 基于深度学习的神经网络识别分类器

传统分类器由于设计趋于成熟,识别率、识别处理时间等关键指标难以获得大幅提升。因此,研究人员开始采用神经网络分类技术识别振动事件。

2.1 卷积神经网络(CNN)

CNN是一种带有卷积结构的深度神经网络,由输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层组成,被广泛应用于图像识别和分类领域。在 Φ -OTDR系统中,可将背向采集信号组成的二维图像作为CNN的输入进行图像识别。

近年来,基于CNN的事件识别系统性能不断提升。在系统硬件方面,文献[18]将微结构光纤引入到 Φ -OTDR系统中,通过飞秒激光加工微结构提高背反射率来提高信噪比,并应用sinc滤波来平滑频域表示,获得了80%的识别率。在网络结构设计方面,文献[19]提出了一种时频分析和CNN的振动识别方法,采用SVM代替CNN中的SoftMax层,对挖掘、步行、车辆经过等振动事件测出的信号识别率达到90%以上。文献[20]提出了基于短时傅里叶变换(STFT)和CNN相结合的方法,并对Inception-v2、Inception-v3、Resnet这3种CNN进行对比,发现Inception-v2识别精度最高,对敲击、摇晃、刮风、下雨等振动事件监测的识别率分别达到了93.83%、99.49%、95.93%、99.83%。

CNN已被广泛应用于电缆状态监测、管道泄漏检测等领域。文献[21]提出了基于CNN的局部放电(PD)识别系统,该系统根据梅尔频率倒谱系数(MFCC)获得PD信号的二维谱并进行CNN训练,对内部PD、电晕PD、表面PD监测的识别率分别达到98.0%、96.3%、91.0%、100.0%,综合识别率为96.3%。文献[22]提出采用高效的一维CNN来代替二维CNN进行特征提取,该系统在输油管道监测应用中对5类典型分布式光纤声波传感系统(DAS)信号的平均识别率达到98%以上。文献[23]将时空域信号进行通道滤波和灰度变换后输入到CNN中进行识别,对行走、跳跃、铲子敲击、铲子挖掘等几种事件实现了96.67%的综合识别率,传感长度为1 km。文献[24]提出了一种基于深度学习的输水管道泄漏识别系统,将振动信号重构为时空域脉冲扫描图像,并采用移动平均法进行降噪后输入CNN进行识别,对车辆经过、两点泄露、三点泄露、行人经过、挖掘等振动事件监测的综合信号识别率为98.2%。文献[25]提出了结合多分支长短时记忆的卷积神经网络(MLSTM-CNN),利用长短时记忆(LSTM)层自动提取不同时间尺度的特征,该系统传感长度为25.05 km,对浇水、攀爬、敲击、按压、虚假扰动等振动事件监测的平均识别率为95.7%。

2.2 长短时记忆神经网络(LSTMNN)

循环神经网络(RNN)可以利用神经元的输出当作下一次的输入,适用于存在明显序列关系的数据集。然而,RNN由于存在梯度消失和梯度爆炸的现象,无法实现长时间记忆。1997年,HOCHREITER S等人^[26]提出了LSTMNN,LSTMNN是RNN中的一个子集,通过引入门控机构对信息的保留和遗忘进行控制,解决了RNN中存在的长期依赖问题。

2020年,MAINE Y C等人^[27]提出了一种结合离散波形变换(DWT)数据去噪技术的LSTMNN深度学习算法,通过该算法抑制由于宽带掺铒光纤(EDF)放大自发辐射(ASE)源的不稳定性和粗糙测量环境引起的噪声或干扰,提高LSTMNN模型在识别不同应变值下散射光谱时的信噪比,识别率达到了98%。

LSTMNN网络也有一些缺点,如网络参数目前还没有科学的确定方法、模型收敛速度较慢等,需要使用者根据经验对网络参数进行调整,或与其它网络相结合来提升运行效率。2020年,WU H等人^[28]提出了将一维卷积神经网络阵列(1DCNNs)和双向长短时记忆(BiLSTMNN)神经网络相结合的1DCNNs-BiLSTMNN模型。首先,该模型将时空信号矩阵中每一个

采样点的时域信号输入到一个独立的一维CNN中,并对该点处的时域特征进行提取;然后,将时空矩阵按照震动事件的空间宽度划分成不同的时-空识别区域,该区域内所有1DCNN输出的特征向量按照实际空间位置排序后并行输入双向LSTMNN且提取不同采样点之间的空间联系,LSTMNN单元分别从右到左和从左到右对输入特征向量进行移动处理;最后,将BiLSTMNN中输出的2个特征向量进行合并后按照空间顺序进行组合,得到最终的特征向量。该模型利用特征向量实现了97%的识别率。

除BiLSTMNN外,基于注意力机制的长短时记忆神经网络(ALSTMNN)也是热门研究方向之一。ALSTMNN引入了注意力机制,用计算特征的注意力权重代表不同时刻特征向量(与当前时刻相比)的贡献程度。2019年,CHEN X等人^[29]通过ALSTMNN在50 km范围内对5种典型干扰事件(行走、挖掘、车辆通过、爬坡、大雨)进行分类识别,识别时间、识别率分别为0.91 s、94.3%。

2.3 概率神经网络(PNN)

PNN是SPECHT D F博士于1989年提出的一种神经网络,该网络基于贝叶斯决策理论,可以看作是径向基神经网络的延伸。PNN是完全前向的计算过程,具有训练时间短、不易产生局部最优的特点。

基于PNN的识别系统在实时性和识别率方面都有较好的性能。2019年,张艾伦等人^[30]采用 L_2 范数归一化、信号差分对信号进行预处理,防止出现过拟合问题,并提取峭度、偏态系数、峰值因子、裕度因子、波形因子等特征输入PNN中进行识别,对5种振动事件(浇水、攀爬、敲击、碾压、干扰)监测的识别率最低为95.68%,最高为99.97%;引入主成分分析、平均影响因子2种优化方案来提升算法的实时性后,识别时间分别为0.8745 s、0.9308 s。2020年,FOUDA B M T等人^[31]提出了识别光纤振动信号的时频特征(TFC)法,采用希尔伯特变换和经验模态分解(EMD)对时频熵和中心频率的描述提取特征向量,然后输入PNN中进行识别,系统的识别时间为1.36 s,识别率为99%。

2.4 BP神经网络(BPNN)

BPNN是一种多层前馈神经网络,其核心在于BP算法。BP算法通过将误差反向传递来不断修正网络各层的连接权值^[32],直到得到满意的结果。

BPNN在模式识别中的应用越来越受到人们的重视。2015年,杨经国^[33]对BPNN进行优化,采用滤波算法提取小波包能量谱和STFT时频图,经过优化后的

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

表 1 不同文献中采用的识别方法对比

方法	事件种类	数据处理	分类器	识别率	信号类型	识别时间/s
文献[18]	挖掘、步行、车辆经过、破坏事件	谱减法、短时傅里叶变换	CNN	80%	DAS	
文献[20]	敲击、摇晃、刮风、下雨	短时傅里叶时频分析	CNN	96.3%	DVS	
文献[22]	无事件、人工挖掘、机械挖掘、 交通干扰、工厂噪声	三级 WPD 滤波、 1D-CNN 特征提取	CNN	98.19%	DAS	
文献[24]	车辆经过、两点泄露、三点泄露、行人经过、挖掘	时空域扫描、移动平均法降噪	CNN	98.2%	DVS	0.6
文献[28]	无威胁背景、行驶车流、机械挖、 道路破碎机操作、人工挖掘	1DCNN 特征提取、 BiLSTMNN 特征融合	LSTMNN	97.2%	DAS	1.59
文献[29]	行走、挖掘、车辆通过、爬坡、大雨	提取 MFCC、短时能量比、 短时过零率	LSTMNN	94.3%	DVS	0.91
文献[30]	浇水、攀爬、敲击、碾压、无干扰	L2 范数归一化、信号差分	PNN	97.8%	DVS	0.87
文献[31]	强风、暴雨、晴天、敲击、攀爬	希尔伯特-黄变换、EMD	PNN	99%	DVS	1.36
文献[33]	环境噪声、敲击、晃动、剪切	引导滤波、小波包能量谱、STFT	BPNN	90%	DVS	1.13
文献[34]	背景噪声、人工挖掘、车辆通过、干扰	小波包分解	BPNN	94.4%	DVS	
文献[35]	人为扰动、汽车驶过、PZT 振动	图像处理、滤波	BPNN	97.78%	DAS	0.72

注：分布式光纤振动传感系统(DVS)。

BPNN 对几种振动事件(噪声、敲击、晃动、剪切)监测的识别率达到 90%。2017 年,WU H 等人^[34]研究和比较了小波分解和小波包分解方法,建立 4 层 BPNN 对背景噪声、人工挖掘、车辆通过进行识别,在输油管道安全监测中发现具有小波包能量分布特征的网络识别率可达 94.4%。同年,沈隆翔等人^[35]设计了基于时空域二维图提取形态学特征的方法,通过均值滤波、图像锐化等操作后提取出灰度图一阶矩与二阶矩、事件点幅值、区域面积周长比、等效直径共 5 种特征输入 BPNN 进行分类识别,事件识别率达到 97.78%。2019 年,邴飞兵^[36]提出了一种基于小波包变换的多参量识别方法,提取小波包能量作为 BPNN 的输入,对摇晃刺笼、攀爬围栏、敲击围栏、过重载车、过火车、刮风等行为进行模式分类,得到二参量分类识别率为 91.39%,多参量分类识别率为 83.25%。

3 神经网络性能对比

本文对比了 4 种不同的神经网络在 Φ-OTDR 振动事件识别系统中的应用,如表 1 所示。可以看出,在多种神经网络中,BPNN 的识别率相对较低,虽然在配合图形学特征提取的场景下可以将识别率提升到一定的水平,但要考虑图像处理算法的实时性。PNN 在实时性和识别性能方面较为均衡,但是需要设计性能优异的预处理算法。CNN 的结构简单,实现方便,尤其适合图像的处理。随着研究的深入,CNN 的识别率也

随着信号处理技术和特征提取技术的进步而不断提升,目前信号的识别率已经接近 99%。LSTMNN 可以充分利用传感点的空间关系,实现较快速的识别,但准确率有待提升;引入注意力机制后可以大大提高准确率,但需要进一步优化,使信息的保存和遗忘更加高效。

4 结束语

当 Φ-OTDR 系统与数据处理、识别技术相结合使用时,其低成本、高精度、可利用已铺设光纤等优点逐渐凸显,成为管道状态监测、周界安防、输电线状态监测等领域的首选。本文着重介绍了近年来兴起的基于图形学的特征提取和基于神经网络的分类器进展情况,并对不同的神经网络识别性能进行了比较,发现 CNN 是目前使用最广泛、兼容性最好、综合性能较强的神经网络。未来 Φ-OTDR 系统将面临更加复杂的使用场景和监测任务,结合不同的前置神经网络对时频域特征进行自动提取与优化,将传统分类器结构与神经网络相融合等方法将成为研究热点,并推动 Φ-OTDR 系统性能的进一步提升。

参考文献:

[1] ANDRES G R, ALEJANDRO D L, JUAN P G, et al. Long-range distributed optical fiber hot-wire anemometer based on chirped-pulse Φ-OTDR[J]. Optics Express, 2018, 26(1): 463-476.

- [2] CHEN S, LI Y, HUANG L, et al. Vehicle identification based on variational mode decomposition in phase sensitive optical time-domain reflectometer[J]. Optical Fiber Technology, 2020, 60: 102374-1-102374-6.
- [3] LI S, PENG R, LIU Z. A surveillance system for urban buried pipeline subject to third-party threats based on fiber optic sensing and convolutional neural network[J]. Structural Health Monitoring, 2021, 20(4): 1704-1715.
- [4] 郑印, 段发阶, 涂勤昌, 等. 相位敏感光时域反射计识别入侵事件算法[J]. 光子学报, 2015, 44(1): 85-90.
- [5] 杨洋, 沙洲, 封皓, 等. 输水管道预警与泄漏定位中 Φ -OTDR 技术信号处理法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(4): 98-106.
- [6] 盛庆华, 俞钊, 卢斌, 等. 基于异构加速的 Φ -OTDR 实时信号处理系统[J]. 中国激光, 2020, 47(1): 144-154.
- [7] 卢学佳, 安博文, 陈元林, 等. 基于现代谱估计的光纤周界安防系统模式识别[J]. 光通信技术, 2017, 41(5): 59-62.
- [8] 张俊楠, 姜淑琴, 梁生. 基于 SVM 算法的 Φ -OTDR 分布式光纤扰动传感系统模式识别研究[J]. 红外与激光工程, 2017, 46(4): 219-225.
- [9] 江兆凤, 於景麟, 臧元章, 等. 分布式振动光纤信号识别算法研究[J]. 电子测量技术, 2018, 41(17): 65-69.
- [10] 帅师, 王翦, 吴红艳, 等. 一种分布式光纤传感系统的信号识别方法[J]. 复旦学报(自然科学版), 2018, 57(5): 611-618.
- [11] SHI Y, WANG Y, WANG L, et al. Multi-event classification for Φ -OTDR distributed optical fiber sensing system using deep learning and support vector machine[J]. Optik, 2020, 221: 165373-1-165373-10.
- [12] 毋雪雁, 王水花, 张煜东. K 最近邻算法理论与应用综述[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(21): 1-7.
- [13] JIA H, LIANG S, LOU S, et al. A k -nearest neighbor algorithm based near category support vector machine method for event identification of Φ -OTDR[J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(10): 3683-3689.
- [14] 方匡南, 吴见彬, 朱建平, 等. 随机森林方法研究综述[J]. 统计与信息论坛, 2011, 26(3): 32-38.
- [15] 李欣海. 随机森林模型在分类与回归分析中的应用[J]. 应用昆虫学报, 2013, 50(4): 1190-1197.
- [16] WANG X, LIU Y, LIANG S, et al. Event identification based on random forest classifier for phase-sensitive OTDR fiber-optic distributed disturbance sensor[J]. Infrared Physics & Technology, 2019, 97: 319-325.
- [17] HU Y, MENG Z, AI X, et al. Hybrid feature extraction of pipeline microstates based on Φ -OTDR sensing system [J]. Journal of Control Science and Engineering, 2019(1): 1-10.
- [18] WEN H, PENG Z, JIAN J, et al. Artificial intelligent pattern recognition for optical fiber distributed acoustic sensing systems based on phase-OTDR [C]// 2018 Asia Communications and Photonics Conference (ACP), October 26-29, 2018, Hangzhou, China. Hangzhou: IEEE, 2018: 1-4.
- [19] XU C, GUAN J, BAO M, et al. Pattern recognition based on time-frequency analysis and convolutional neural networks for vibrational events in Φ -OTDR[J]. Optical Engineering, 2018, 57(1): 016103-1-016103-7.
- [20] 陈沛超, 游赐天, 丁攀峰. 光纤周界防区入侵事件的模式识别研究[J]. 中国激光, 2019, 46(10): 275-284.
- [21] CHE Q, WEN H Q, LI X Y, et al. Partial discharge recognition based on optical fiber distributed acoustic sensing and a convolutional neural network[J]. IEEE Access, 2019, 7: 101758-101764.
- [22] WU H, CHEN J, LIU X, et al. One-dimensional CNN based intelligent recognition of vibrations in pipeline monitoring with DAS[J]. Journal of Light-wave Technology, 2019, 37(17): 4359-4366.
- [23] SHI Y, WANG Y, ZHAO L, et al. An event recognition method for Φ -OTDR sensing system based on deep learning[J]. Sensors, 2019, 19(15): 3421-1-3421-9.
- [24] SUN Q, LI Q, CHEN L, et al. Pattern recognition based on pulse scanning imaging and convolutional neural network for vibrational events in Φ -OTDR [EB/OL]. [2022-11-24]. <https://doi.org/10.1016/j.jleo.2020.165205>.
- [25] WANG Z, LOU S, WANG X, et al. Multi-branch long short-time memory convolution neural network for event identification in fiber-optic distributed disturbance sensor based on Φ -OTDR [J]. Infrared Physics and Technology, 2020, 109: 103414-1-103414-7.
- [26] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [27] MANIE Y C, LI J W, PENG P C, et al. Using a machine learning algorithm integrated with datade-noising techniques to optimize the multipoint sensor network[J]. Sensors (Switzerland), 2020, 20(4): 10701-10718.
- [28] WU H, YANG M, YANG S, et al. A novel DAS signal recognition method based on spatiotemporal information extraction with 1DCNNs-BiLSTM network[J]. IEEE Access, 2020, 8: 119448-119457.
- [29] CHEN X, XU C. Disturbance pattern recognition based on an ALSTM in a long-distance Φ -OTDR sensing system [J]. Microwave and Optical Technology Letters, 2019, 62(1): 168-175.
- [30] 张艾伦. 基于概率神经网络分类器的 Φ -OTDR 分布式光纤扰动传感系统模式识别研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2019.
- [31] FOUADA B M T, HAN D, AN B, et al. Research and software design of an Φ -OTDR-Based optical fiber vibration recognition algorithm[J]. Journal of Electrical and Computer Engineering, 2020(1): 1-13.
- [32] 张学工. 模式识别. 第3版[M]. 北京: 清华大学出版社, 2010.
- [33] 杨经国. Φ -OTDR 分布式光纤传感系统信噪比增强与模式识别研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2018.
- [34] WU H, QIAN Y, ZHANG W, et al. Feature extraction and identification in distributed optical-fiber vibration sensing system for oil pipeline safety monitoring[J]. Photonic Sensors, 2017, 7(4): 305-310.
- [35] 沈隆翔, 封皓, 沙洲, 等. 基于下变频和 IQ 解调的外差型相位敏感光时域反射技术的模式识别[J]. 光学学报, 2017, 37(8): 88-97.
- [36] 邴飞兵. 模式识别在光纤分布式周界安全监测系统中的应用研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2019.