

基于 Φ -OTDR的智能识别技术研究唐超¹,林靖凯²,欧阳竑^{1*},王侠¹,李沼云¹

(1.中国电子科技集团公司第三十四研究所,广西桂林541004;2.中国人民解放军国防科技大学,长沙410073)

摘要:相位敏感光时域反射计(Φ -OTDR)已广泛应用在防入侵检测、建筑结构的裂缝健康检测和管道检测,但其准确性和抗噪性能还需要提高。提出了一种基于 Φ -OTDR的智能识别系统,该系统采用神经网络算法进行智能识别,并对振动强度进行识别概率化处理。实验结果表明:提出的系统能够准确识别并定位入侵行为,定位精度达到5 m以内。

关键词:相位敏感光时域反射计;入侵检测;特征提取

中图分类号:TN914 文献标志码:A 文章编号:1002-5561(2022)03-0008-05

DOI:10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2022.03.002

开放科学(资源服务)标识码(OSID):

Research on intelligent recognition technology based on Φ -OTDRTANG Chao¹, LIN Jingkai², OU Yanghong^{1*}, WANG Xia¹, LI Zhaoyun¹

(1. The 34th Research Institute of CETC, Guilin Guangxi 541004, China;

2. National University of Defense Technology, PLA, Changsha 410073, China)

Abstract: The phase-sensitive optical time domain reflectometer (Φ -OTDR) has been widely used in anti-intrusion, crack health detection of building structure and pipeline detection, but the accuracy and anti-noise still need to be improved. In this paper, the Φ -OTDR intelligent recognition system is proposed. Through intelligent identification by neural network algorithm and the vibration intensity is identification with probability processing. The experimental results show that the proposed system can accurately identify and locate the intrusion behavior, and the positioning accuracy is within 5 m

Key words: phase-sensitive optical time domain reflectometer; intrusion detection; feature extraction

0 引言

相位敏感光时域反射计(Φ -OTDR)是利用光在光纤中传播产生的瑞利散射效应^[1](后向瑞利散射的光会携带光纤沿线的扰动信息,并沿光纤传回光纤注入端)采集并分析后向瑞利散射光即可得到光纤上的形变信息^[2]。 Φ -OTDR系统具有全尺度连续性、超长距离和高灵敏度^[3-4]等优点,已被广泛应用在多种检测领域对特定振动信号进行实时定位、识别,这对构建多传感器融合的分布式监测系统有重要参考价值。 Φ -OTDR技术虽然已经逐渐成熟,但在周界安防领域中

Φ -OTDR系统的实时性^[5]、误报率与漏报率^[6]依然面临一些问题和挑战,成为制约其工程应用推广的瓶颈。随着各种机器学习算法的兴起及应用,一些算法可以自发地从大量采集数据中总结出规则,并自适应地调整与优化自身的参数,在短时间内达到较高的事件识别准确性。但仅仅通过从振动信号中提取包括短时能量比、短时水平穿越率、振动持续时间及功率谱能量比在内的时域、频域信号^[7],然后进行简单的参数筛选式分类并不能提高系统的准确性与抗噪性。因此,本文采用神经网络算法搭建一种基于 Φ -OTDR的智能识别系统。

1 基于 Φ -OTDR的智能识别系统原理

基于 Φ -OTDR的智能识别系统原理图如图1所示。系统由窄线宽激光器发出连续窄线宽激光光束,经声光调制器调制成脉冲光输入到传感光纤中,传输时产生后向瑞利散射光在光纤中反向传输,经过环形

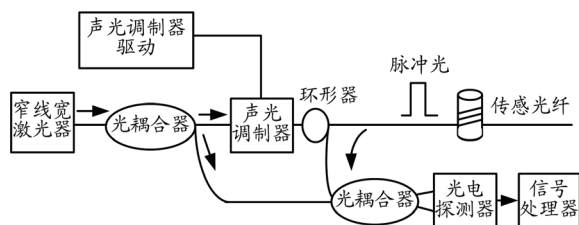
收稿日期:2022-04-24。

基金项目:广西科技重大专项(AA19254015)资助。

作者简介:唐超(1986—),男,工程师,主要研究方向为光纤传感与信号处理、振动信号检测与模式识别以及光缆安全在线监测等,负责和完成所内基金项目1项,参与多项安防工程项目实施。

*通信作者:欧阳竑(1979—),男,研究员,主要研究方向是光通信设备、光电子模块、组件研制开发和光电信号处理等。



图1 基于 Φ -OTDR 的智能识别系统原理图

器的另一端,被光电探测器探测并将光信号转换成电信号,电信号进入信号处理器进行后续处理。

当传感光纤周围未受到外部干扰时,传感光纤各个位置的介质处于相对稳定的状态,因此探测器检测到传感光纤各个位置的后向光强度也处于稳定状态;当传感光纤周围受到外部干扰且干扰振动行为发生在传感光纤上的某一段位置时,光纤内部的介质会发生变化,导致受干扰位置附近的瑞利散射光变化,进而产生干涉现象。

图2是基于 Φ -OTDR 的智能识别系统采集到的时间-空间振动信号的瀑布图。可以看出,人为入侵动作会引起光纤中振动信号幅度的突然升高,从而使得瀑布图的局部出现明显峰值。

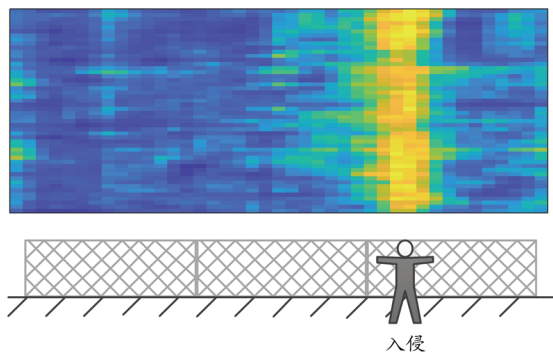


图2 时间-空间振动信号的瀑布图

2 深度学习的神经网络算法模型设计

监督学习算法不需要对规则进行过多的人工设计,利用算法从输入数据和预期答案中自动挖掘合适的规则和策略,这些规则和策略随后可直接应用于新数据,并产生结果。深度学习算法中的深度神经网络(DNN)^[8]作为目前最热门的监督学习算法,已经被成功应用在多个领域。相比其它算法,该算法模型拟合能力极强,预测效果好,且易于实现端到端的训练,更适用于需要在线实时处理的实际情况。因此,本文采用神经网络算法作为研究 Φ -OTDR 信号模式识别的首选算法,设计的特征提取和 DNN 模式识别框图如图3所示。

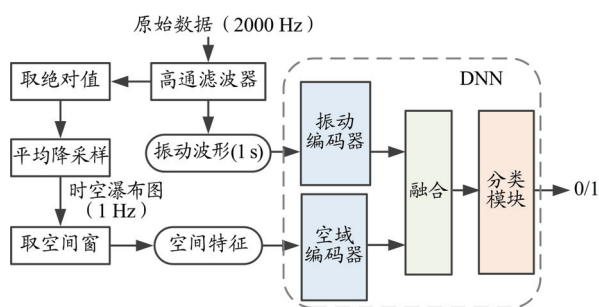


图3 特征提取和 DNN 模式识别框图

图3中,DNN模型由三部分组成:空域编码器、振动编码器和分类模块。首先,2组编码器分别将2种特征映射到 embedding 空间中;然后,通过对2个 embedding 向量进行拼接,从而实现特征融合;最后,将融合特征作为二分类网络的输入。

3 影响识别准确性的原因分析和 Mask 加权的方法

目前,基于阈值的传统 Φ -OTDR^[9]入侵事件检测与定位技术主要存在2个问题:①在复杂的自然环境中,如大风、大雪和大雨等极端天气会对入侵事件的检测和定位造成巨大的干扰,导致系统误报较多;②由于护栏对振动信号的传递效应,瀑布图在空间上的振动波峰会很宽,从而导致振动中心的定位不准确,严重影响定位的空间精度。

对于 Φ -OTDR 传感信号,入侵事件与其它干扰的区分主要体现在空间和时间2个维度上^[10]。一般来说,从时域看,人为入侵信号比较短促,振动信号的幅度会在很短的时间内突然升高,且有明显的衰弱过程,而大风、下雨等自然振动干扰则比较平缓;从空域看,人为入侵信号在空间上的分布类似于高斯曲线,能量由中心向2个方向传递,而自然振动信号则在空间分布范围更广且相对均匀。

由于单个入侵事件通常是单点且间断的,因此在入侵检测和定位中,理想的预测结果应当在空间和时间上是稀疏的^[11],即:若用1代表入侵事件发生,0代表无入侵事件,则在全局的时空矩阵中,应当只有极少数的元素为1,其余都为0。实际环境下,脚踏和轻晃的瀑布图如图4所示。可以看出,真实情况下由于噪声和振动传递的影响,瀑布图的峰值并不是稀疏的,这也是目前 Φ -OTDR 智能识别系统在实际场景中效果不佳的主要因素之一。

为解决以上问题,本文采用了一种 Mask 加权的方法,构建了一个与瀑布图维度相同的 Mask 矩阵,如

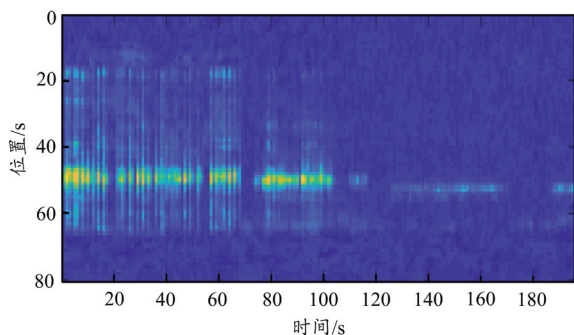
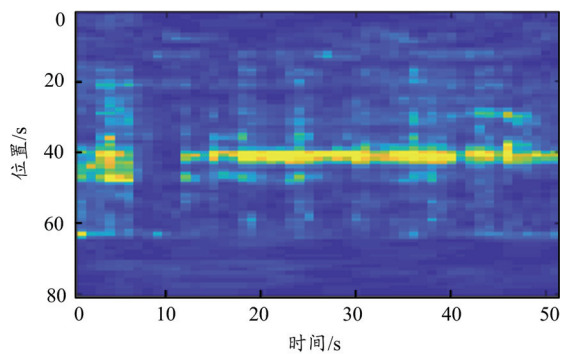


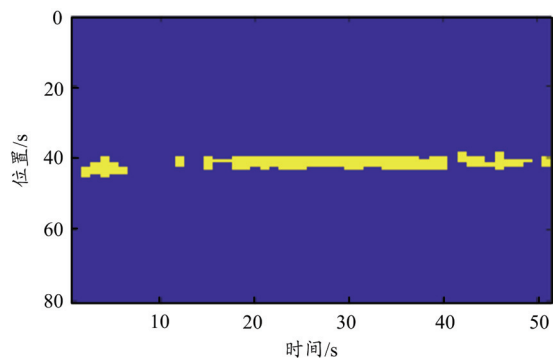
图4 实际环境下脚踏和轻晃的瀑布图

图5所示。 $Mask$ 矩阵的每个元素非1即0,用于代表在相应的时间和空间采样点是否有入侵事件发生。由于降采样后的瀑布图能够以极少信息表示很长的时间信息,因此选择以1 Hz作为 $Mask$ 的时间采样率。

监督学习中的标签信息获取一般以人工标注的方式为主,但由于人工标注通常精度有限且人工成本高,因此智能识别系统中的训练采用了一种自动标注的方案。对于多源振动信号,其混合方式一般以加性混合为主,本文假设只存在加性噪声,方案流程如下:
①在温和天气(安静环境)下采集入侵事件的数据;
②在恶劣天气下采集没有入侵事件的背景噪声信号,以预设的相加系数通过线性相加的方式与第一步获得



(a) 瀑布图



(b) Mask

图5 某一段瀑布图及其Mask图

的纯净信号混合;③在实际应用测试阶段,直接提取每个时间-空间采样点的特征作为输入,利用已训练的DNN模型进行计算,可得到该时间-空间采样点对应的 $Mask$ 预测值,将 $Mask$ 预测值作为加权值,与瀑布图对应元素相乘,即可得到峰值稀疏化后的瀑布图。

4 试验结果及分析

4.1 搭建测试系统

本文搭建的测试系统采用数据采集主机与识别主机结合的架构,如图6所示。分布式光纤振动传感系统(DVS)主机(即数据采集主机)负责数据的采集、信号降噪和数据发送等任务;识别主机通过千兆以太网与DVS主机连接,接收预处理后的信号,并进行模式识别、图形用户界面(GUI)显示和告警上报。

沿着90 m铁丝网围栏布设光缆并开展相关测试,具体布设如图7所示。主机位于室内,通过连接5 km的延长光缆与室外铠装光缆连接,铠装光缆沿围墙铺设到围栏起始处后在围栏顶端以S型方式布设到100 m长的(光缆长250 m)围栏上,末端剩余200 m尾纤盘于地上。在围栏上选取若干个测试点进行各项指标测试,测试方式通过室外模拟入侵和室内记录的方式进行。测试入侵行为包括攀爬、钻网和持械入侵等。

4.2 单点入侵测试分析

单点测试是在围栏固定位置进行了10次模拟入侵动作,测试动作包括攀爬、拍打、钻网、摇网和晃网等。首先,记录所有告警信息和预处理数据,对告警信

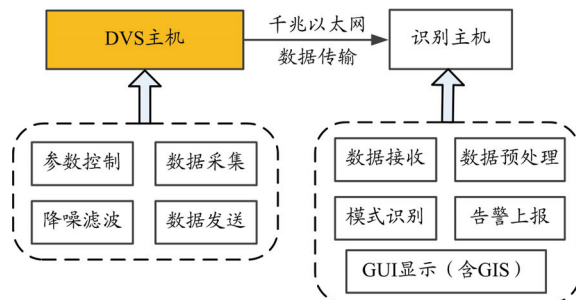


图6 测试系统架构

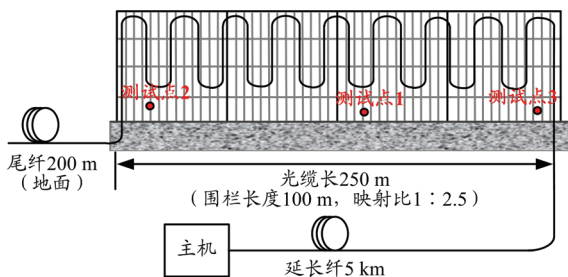
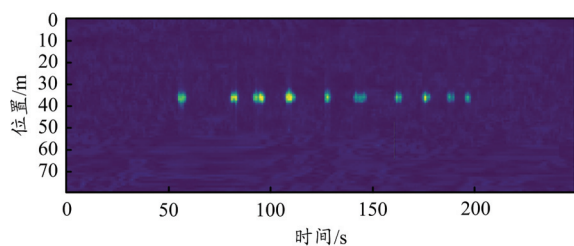
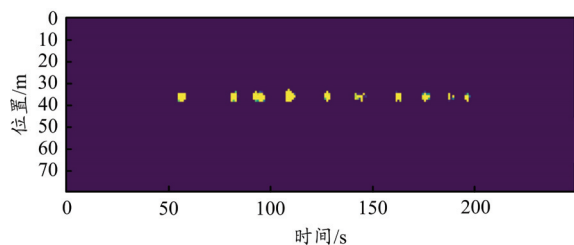


图7 主机及光缆布设示意图

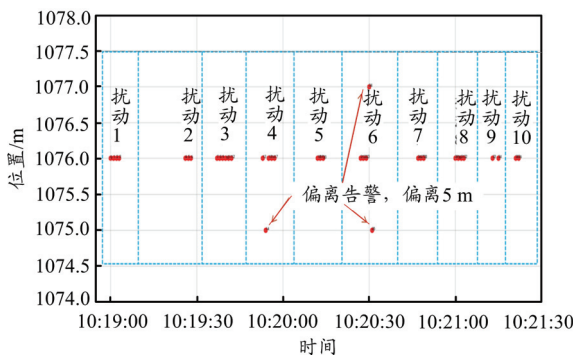
息进行相应的可视化分析;然后,将测试原始数据与预测数据进行对比,统计每次试验的漏告警情况和定位情况。测试结果如图8所示。从图8(a)可以明显看出10次模拟入侵的幅度变化。图8(b)中,在识别概率化后,底噪信号全部被标记为零,入侵事件颜色更深,事件显示更清晰。从图8(c)可以看出,10次入侵告警均被完全捕获,不存在漏报和误报的情况;告警位置为1076点位,偏离点 ± 1 点位,光缆偏离位置为5 m;根据光缆位置与物理位置的比例2.5:1,可以计算出物理围栏偏离位置为2 m,定位精度小于5 m。



(a) 预处理后瀑布图



(b) 识别概率化后瀑布图

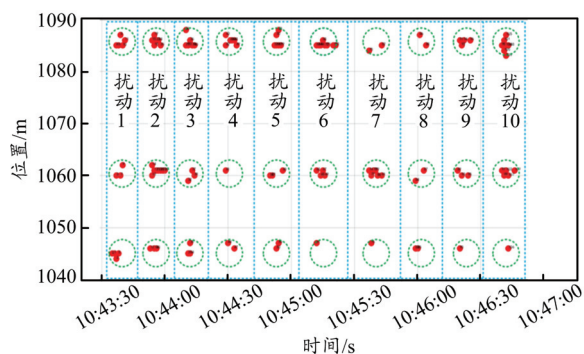


(c) 告警时间-空间分布图

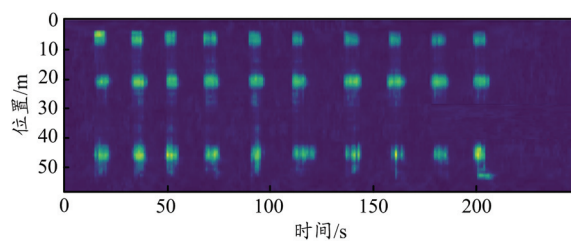
图8 单点入侵测试结果

4.3 多点入侵测试

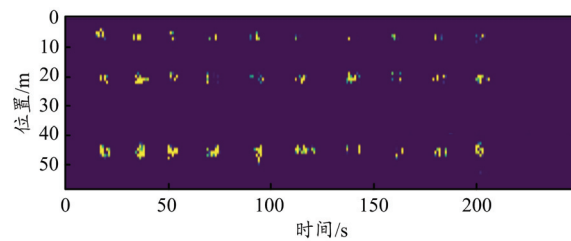
3点同时入侵的告警时间-空间分布图和振动强度及概率化瀑布图如图9所示。在图9(a)中,可以清晰地看出10次模拟入侵事件,并且3个位置的告警信息都准确显示,未发生漏报和误报。图9(b)和图9(c)中能够清晰地看到30次扰动,无漏报和误报事件。



(a) 告警时间-空间分布图



(b) 预处理后瀑布图



(c) 识别概率化后瀑布图

图9 多点入侵测试结果

4.4 模拟大风测试分析

本文采用4台大功率工业风扇对围栏进行直接鼓风,模拟大风天气对围栏的影响,结果如图10所示。可以看出,大风产生的底噪出现明显升高,攀爬动作产生的振动强度明显强于底噪,入侵动作可以清晰区分。测试一段时间后,告警事件的时间-空间分布图如图11所示。可以看出,拍网和爬网动作的告警位置

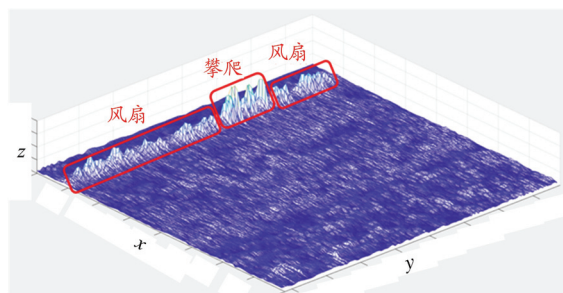


图10 模拟大风测试强度三维图

唐超,林靖凯,欧阳站,等:基于 Φ -OTDR 的智能识别技术研究

和次数都能准确显示,无入侵动作的时段内无告警发生,说明在风扇模拟大风的测试条件下,系统无漏报和误报事件发生。

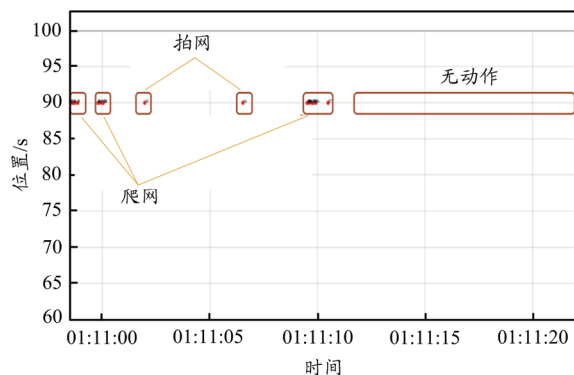


图 11 模拟大风测试告警时间-空间分布图

5 结束语

本文提出了一种基于 Φ -OTDR 的智能识别系统,该系统采用神经网络算法模型,通过对振动强度进行识别概率化后能准确识别出入侵行为并定位。搭建了测试系统进行试验,该系统 5 m 内的定位精度能够满足测试要求。模拟大风测试结果表明,基于 Φ -OTDR 的智能识别系统能适应各种极端天气,不存在漏报和误报情况。本文的研究对 Φ -OTDR 系统识别特定振动源提供了有价值的参考。

参考文献:

- [1] TAYLOR H F, LEE C E. Apparatus and method for fiber optic intrusion sensing:US. 5194847 [P/OL]. (1993-03-16) [2022-04-24]. <https://worldwide.espacenet.com/publicationDetails/originalDocument?CC=US&NR=5194847&KC=&FT=E>.
- [2] 欧阳站,刘承达,秦祖军,等. Φ -OTDR 系统的振动信号检测和识别算法[J]. 光通信技术,2020,44(3):37-40.
- [3] 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):1-21.
- [4] 李新,韩家广,熊显名,等. 基于振幅差分的 Φ -OTDR 光纤振动信号检测方法[J]. 桂林电子科技大学学报,2020,40(2):118-124.
- [5] WEN T, ZHU P, YE W, et al. Application of graphics processing unit parallel computing in pattern recognition for vibration events based on a phase-sensitive optical time domain reflectometer [J]. Applied Optics, 2019, 58(26): 7127-7133.
- [6] WU H, CHEN J, LIU X, et al. One-dimensional CNN-based intelligent recognition of vibrations in pipeline monitoring with DAS [J]. Journal of lightwave Technology, 2019, 37(17): 4359-4366.
- [7] 文延坤. 基于 Φ -OTDR 的光纤振动检测及分类研究[D]. 杭州:浙江大学,2021.
- [8] 徐贝妮. 分布式光纤测振系统的数据处理与模式识别研究[D]. 武汉:武汉邮电科学研究院,2019.
- [9] 周俊. 相位敏感光时域反射仪及其衰落噪声问题研究[D]. 北京:中国科学院大学,2013.
- [10] 郑彤. Φ -OTDR 光纤入侵检测识别理论基础研究[D]. 北京:北方工业大学,2017.
- [11] 陈辉. 分布式光纤振动传感系统信号处理算法研究[D]. 济南:山东大学,2018.