

光纤周界系统振动信号识别算法研究进展

尚秋峰^{1,2,3}, 巩彪^{1*}

(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: 振动信号的分析与识别是影响光纤周界系统性能的关键技术。综述了近几年光纤振动信号识别的典型算法, 包括经验模态分解识别算法、神经网络识别算法、支持向量机识别算法、极速学习机识别算法和随机配置网络识别算法。比较分析了这些算法存在的优缺点, 展望了光纤振动信号识别算法的发展趋势。

关键词: 振动信号; 光纤周界系统; 综述; 识别算法; 发展趋势

中图分类号: TN256 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-5561(2021)05-0016-05

DOI: 10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2021.05.004

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Research progress on vibration signal recognition algorithm for optical fiber perimeter system

SHANG Qiufeng^{1,2,3}, GONG Biao^{1*}

(1. Department of Electronic 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: Vibration signal analysis and recognition is one of the key technologies that affect the performance of perimeter system. This paper summarizes several algorithms commonly used in the field of optical fiber vibration signal recognition in recent years, including empirical mode decomposition recognition algorithm, neural network recognition algorithm, support vector machine recognition algorithm, extreme learning machine recognition algorithm, and stochastic configuration network recognition algorithm. The advantages and disadvantages of these algorithms are compared and the development trend of optical fiber vibration signal recognition algorithm is prospected.

Key words: vibration signal; fiber perimeter system; summary; recognition algorithm; development trend

0 引言

光纤周界安防系统的 3 个重要性能参数是检测概率(POD)、干扰报警率(NAR)和虚警率(FAR)。POD 与系统的灵敏度有关, 表示系统检测受保护区域内入侵的能力大小; 干扰报警通常由环境条件(如雨、风、

收稿日期: 2020-10-22。

基金项目: 国家自然科学基金(61775057)资助; 河北省自然科学基金(E2019502179)资助。

作者简介: 尚秋峰(1968—), 女, 博士, 教授, 中国光学学会高级会员, 主要研究方向是光电子与光传感。负责了国家“863”计划 1 项、国家自然科学基金 2 项、河北省自然科学基金项目 1 项、高等学校博士学科点专项科研基金 1 项和电力公司科技促进项目 1 项, 获得了国家专利授权 6 项。

* 通信作者: 巩彪(E-mail: 752370706@qq.com)。



雪、野生动物和植被)和人为干扰源(如交通交叉口、工业噪声和其它环境噪声源)产生; 虚警报是指系统电子设备产生的假警报, 通过适当的系统设计, 虚警报可以最小化。但当增加系统的灵敏度时, 也会增加对干扰事件的敏感度, 导致 POD 下降。

在周界入侵检测系统中, 先进的光纤振动识别算法能够保持较高的 POD 并降低 NAR, 因此振动信号识别算法一直为光纤安防领域的研究热点。本文综述并展望光纤周界安防系统中光纤振动信号识别的新算法。

1 光纤周界系统

传统基于电学传感器的安防系统通常采用主动红外对射、电子脉冲等技术^[1-2], 此类系统技术成熟, 成

本低,系统的标准化程度较高,但容易受到外界环境因素的影响,不适合在恶劣的环境中运用。光纤传感器的出现很好地弥补了安防系统对于环境的局限性。光纤周界系统相比于传统的电学安防系统具有高灵敏度、抗电磁干扰等优点^[3]。ALLWOOD G 等人^[4]介绍了光纤周界传感系统的关键技术。目前,光纤周界系统主要基于马赫-曾德光纤干涉仪(MZI)和相位敏感光时域反射仪(Φ -OTDR) 2 种技术对光纤入侵信号进行采集。

MZI 光纤周界系统原理如图 1 所示。从激光器发出的光进入耦合器 1 被分成 2 束,此 2 束光频率相同,相位差恒定,分别以相反方向经过耦合器 2 与耦合器 3,发生相干干涉。当有外部振动时,2 束光在不同的时间经过振动点被振动调制后产生相位差,导致 2 束光干涉强度发生变化,通过分析干涉强度的变化便可获得外界入侵信号信息。

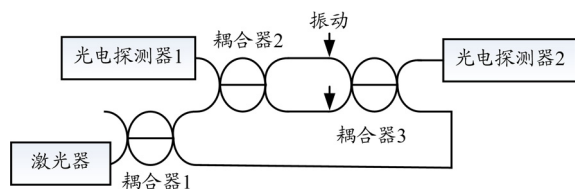


图 1 MZI 光纤周界系统原理图

基于 Φ -OTDR 的周界系统原理如图 2 所示。激光器发出的连续光被声光调制器(AOM)调制后输入掺铒光纤放大器(EDFA)对光脉冲进行放大,并通过环形器注入单模传感光纤中。瑞利散射光通过环形器反射回光电探测器(PD),经模/数转换器(ADC)后送入计算机(PC)进行信号处理。

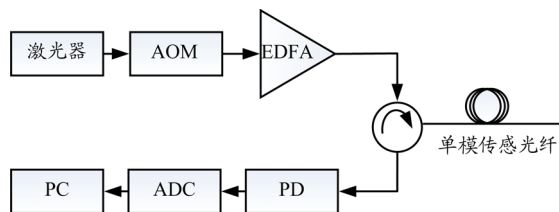


图 2 基于 Φ -OTDR 的周界系统原理图

2 光纤振动信号识别算法

2.1 经验模态分解(EMD)识别算法

EMD 识别算法可以根据被处理信号的特性,自适应地将信号分解到不同尺度上,与常用的小波变换相比,克服了小波变换高频分辨率低的不足且自适应性更强,处理非线性非平稳信号的效果更好,但是需要结合其它算法克服模态混叠和端点效应问题。

1998 年, HUANG N E 等人^[5]提出了 EMD 识别算法,此后不断有研究者进行了改进。2015 年,蒋立辉等人^[6]提出了总体平均经验模态分解(EEMD)识别算法,有效排除了非人为入侵的干扰,平均识别率达到 92%,但在暴雨等恶劣天气下识别率会降低。2016 年, VILLAMIZAR-DELGADO S 等人^[7]将 EMD 识别算法结合快速傅里叶变换和 Hilbert 变换提取振动信号特征,采用神经网络(NN)识别算法对振动信号进行分类;张燕君等人^[8]利用 EMD 识别算法结合自适应小波包对信号进行特征提取,使用粒子群优化后的支持向量机(SVM)、反向传播 NN 等识别算法进行信号分类,识别精确率达到 95%以上。该识别算法虽提高了信号的自适应性,但模态混叠影响无法消除,导致信号特征提取不精确。2017 年,蒋立辉等人^[9]采用互补经验模态分解(CEEMD)方法对入侵信号进行分解,可以抑制 EEMD 时残留的白噪声,采用多核 SVM 识别算法对入侵信号进行分类,改善了单核在多特征空间的缺陷,平均识别率达到 90%。2018 年, MARIE T F B 等人^[10]利用 EMD 识别算法处理和 Hilbert 变换得到信号的时频分布,引入时频熵和重心频率,结合时域特征形成特征向量,输入概率神经网络(PNN)识别算法中进行识别,对入侵事件识别率达到 95%,但在 EMD 过程中产生的端点效应并没有得到改善。2019 年,王艳歌等人^[11]采用基于 CEEMD 识别算法的希尔伯特-黄变换构造光纤振动信号的特征向量,输入 PNN 实现模式识别,平均识别率不低于 85%。该识别算法改善了 EMD 识别算法模态混叠问题,降低了噪声对模式识别的影响。

2.2 NN 识别算法

NN 识别算法有极强的自适应性、鲁棒性和容错性,能够利用从部分样本中学到的知识推广至其它样本。常用于识别光纤振动信号的 NN 识别算法包括 PNN、卷积神经网络(CNN)等识别算法。

2010 年, SEEDAHMED S 等人^[12]提出基于过电平的特征提取方法,并输入 NN 识别算法识别入侵信号。该识别算法仅从时域提取信号特征,识别率不理想。2012 年, MAHMOUD S S 等人^[13]引入实时水平交叉(LC)算法提取光纤振动信号特征,采用 NN 进行识别。LC 算法可以消除暴雨引起的干扰警报,还可以区分连续干扰(如雨)和非连续入侵事件,允许同时检测入侵事件。LC 算法还采用了一个动态事件阈值,能够根据不同的降雨率自动调整。2016 年, MAKARENKO A V 等人^[14]使用 CNN 识别算法对多种管道故障识别。2018 年, XU C J 等人^[15]将时频分析和 CNN 识别算法相结合,提

取信号特征, 利用多类 SVM 识别算法代替 CNN 识别算法中的 softmax 层实现信号识别, 算法平均识别率达到 90% 以上。该识别算法在低信噪比条件下, 可以克服现有识别方法在手工选择特征时的缺点。2017 年, METIN A 等人^[16]提出了一种基于威胁分类的深度学习方法来识别各种类型的入侵事件, 该识别算法利用深度 CNN 识别算法对振动信号进行识别, 平均识别率为 84%。2018 年, WANG Y 等人^[17]利用多层小波包分解得到的不同频带的能量比作为特征样本, 输入随机向量函数链(RVFL) NN 识别算法进行识别, 算法平均识别率达 94%, 多层小包波分解的引入使小波系数减少, 更适用于 NN 识别算法的分类。2019 年, 熊兴隆等人^[18]将多重分形谱参数和 PNN 结合, 该方法能够避免特征提取过程中需要选择经验阈值、模式识别过程中需要确定平滑因子的不足, 但识别效率不理想且易受噪声干扰; INCE T 等人^[19]用高效的一维 CNN 代替二维 CNN 进行特征提取, 采用 SVM 识别算法代替 CNN 识别算法中的 softmax 层进一步分类, 该识别算法平均识别率达 98.2%^[20]; 吴俊等人^[21]提出多尺度一维 CNN 识别算法, 实现端到端振动信号特征的提取和识别; YU Bai 等人^[22]首次将卷积、长短时记忆和全连接深度 NN 合并为一个单独的深度 NN 应用于模式识别中, 直接将数据的时间序列输入到网络中进行深度学习, 而不需要进行任何预处理, 可以获得比单独网络更好的识别性能, 平均识别率可达 97% 以上。2020 年, 马愈昭等人^[23]将局部特征尺度分解和经模糊 C 均值聚类优化网络结构后的 PNN 识别算法结合进行模式识别, 平均识别率达到 97.17%, 识别时间为 0.78 s, 该识别算法可以同时有效识别多种振动信号, 但在风、雨、雪等极端恶劣天气下识别率会下降; LYU C 等人^[24]提出了一种基于格拉曼角场(GAF)和 CNN 识别算法相结合的入侵模式识别方案, GAF 可将入侵信号映射成二维图像指纹, 最大限度地保留和突出入侵信号的特征差异, 有利于 CNN 识别算法识别具有细微特征差异的入侵事件, 识别所需时间仅为 0.58 s, 平均识别率约为 97.67%; WANG Z 等人^[25]提出用于光纤振动信号识别的多分支长短时记忆卷积神经网络(MLSTM-CNN)识别算法, 该识别算法利用差分技术不同的时间尺度上获得更多的信号, 从而增加多个独立的分支来提取更多的特征, 提高了识别精度, 平均识别率可达 95.7%, NAR 为 4.3%。

2.3 SVM 识别算法

SVM 识别可以有效解决小样本、非线性数据样本

模式识别中的分类问题。对于大样本, 多分类问题却难以实施。

2017 年, XU C 等人^[26]首先利用谱减法降低信号噪声, 然后从振动信号中提取短时能量比、短时水平交叉率、振动持续时间和功率谱能量比等多特征参数输入 SVM 识别算法中进行识别, 该识别算法利用谱减法减弱了噪声信号对振动信号特征的影响, 增强了不同类型振动信号之间的特征差异, 入侵事件识别率达到 90% 以上; CONG C 等人^[27]利用快速傅里叶变换对入侵事件进行特征提取, 并采用 SVM 识别算法进行识别, 平均识别率可达 92.62%; 卢学佳等人^[28]将信号特征短时能量和短时过阈值率与动态阈值比较, 判断事件类型, 对疑似入侵信号样本进行功率谱估计, 在频域上提取功率分布特征, 结合时域特征输入 SVM 识别算法进行识别, 算法识别率达到 99%, 识别时间仅为 0.2839 s。2018 年, MA P 等人^[29]利用多尺度置换熵和零交叉率提取信号特征, 通过求解凸二次规划问题, 利用概率 SVM 识别算法计算多事件概率, 可以有效识别特征不明确入侵事件, 算法平均识别率为 92.68%, 识别时间为 0.32 s; 李志辰等人^[30]将短时傅里叶变换与奇异值分解结合提取特征向量, 然后利用 SVM 识别算法进行识别分类, 平均识别率达 96.9%。2019 年, 于发硕等人^[31]提取光纤振动信号时域特征、差分时域特征和小波域特征, 输入 SVM 识别算法识别, 能有效消除光纤传感系统中的静默信号, 对入侵信号平均识别率达 95.4%; JIA H 等人^[32]利用 KNN(K-Nearest Neighbor)将现有的二值 SVM 分类器扩展到多类问题, 实现对光纤振动信号分类, 算法平均识别率为 94.37%; 马愈昭等人^[33]采用奇异值分解对信号去噪, 利用串行特征融合法组建特征向量组, 通过改进惯性权重和学习因子的粒子群优化 SVM 识别算法识别, 平均识别率达到 97.5%。2020 年, ABUFANA S A 等人^[34]针对低信噪比情况首次引入变分模式分解提取振动信号特征, 输入线性 SVM 识别算法进行识别, 在 -4~-8 dB 和 -8~-18 dB 信噪比水平下, 分类精度分别为 79.5% 和 75.2%。

2.4 极速学习机(ELM)识别算法

ELM 识别算法是一种单隐层前馈 NN 学习算法, 具有学习速度快、泛化能力强等优点, 但 ELM 识别算法中的输入权重向量是随机产生的, 因此若要产生效果良好的分类面需要产生足够多的随机隐节点才有可能实现。

2012 年, KIM K S 等人^[35]提出了约束极速学习机

(CELM)识别算法,该算法将 ELM 识别算法输入权重向量的赋值方式进行改进,使产生的输入权重能够产生一组效果良好的基本分类面。2017 年,邹柏贤等人^[36]将光纤振动信号的短时能量、短时平均过零率结合起来作为特征向量,采用二分类任务决策树模型和 ELM 识别算法,根据事件的重要程度分 4 个阶段完成事件的识别,平均识别率达到了 91.5%。2019 年,苗军等人^[37]采用傅里叶变换对光纤振动信号进行特征提取,通过二分类任务决策树模型以及 CELM 识别算法进行识别,平均识别率为 96.71%。

以上讨论的光纤振动信号识别算法主要基于“人工特征设计+分类器”模式,例如针对信号进行时域、频域、时频域、特征提取和构建分类器进行识别。

2.5 随机配置网络(SCN)识别算法

随机算法以学习速度快、计算量小而成为研究热点^[38]。RVFL NN 算法是典型的随机算法之一,它可以在适当的随机参数设置下逼近任意连续函数。然而, RVFL NN 算法的缺点是在无约束分配条件下,其逼近能力不能得到保证^[39]。2017 年, WANG D 等人^[40-41]提出了一种 SCN 识别算法,通过引入不等式约束和不固定的隐藏节点数来分配输入权重和偏差。在构造 SCN 识别算法的过程中,采用不等式约束来分配随机参数,并自适应地选择随机参数的取值范围,有效地保证了 SCN 识别算法的通用逼近性。

2019 年, LI W 等人^[42]首次将 Dropout 引入 SCN 识别算法中,该识别算法具有较强的快速学习能力和较低的时延,平均识别率达到 94.67%;盛智勇等人^[43]将截断奇异值分解(TSVD)引入 SCN 识别算法中,提出了 TSVD-SCN 识别算法,TSVD-SCN 识别算法通过对网络的隐含层输出进行 SVD 分解并设置阈值去除其中较小的奇异值,以减少隐含层输出矩阵的条件数,提升网络识别率,平均识别率达 94.1%。

3 结束语

本文综述了多种光纤周界振动信号识别的新算法,比较分析了这些算法存在的优缺点,发现光纤周界振动信号识别呈现多算法交叉融合的发展趋势。由于外界干扰信号复杂多变,如飞石、飞鸟等击中光缆,其振动信号特征与某些入侵事件特征相似,容易导致误报率增加。因此,如何在入侵信号与扰动信号同时存在时保证识别率是算法研究的难点;准确提取入侵信号特征与寻找合适的分类算法优化方案,将是今后的研究热点。

参考文献:

- [1] JUAREZ J C, TAYLOR H F. Polarization discrimination in a phase-sensitive optical time-domain reflectometer intrusion-sensor system [EB/OL]. [2020-10-22]. <https://www.osapublishing.org/ol/abstract.cfm?uri=ol-30-24-3284>.
- [2] JUAREZ J C, TAYLOR H F. Distributed fiber optic intrusion sensor system monitoring long perimeters [C]//SPIE. Proceedings of Sensors, and Command, Control, Communications, and Intelligence (C3I) Technologies for Homeland Security and Homeland Defense IV. Bellingham: SPIE, 2005: 692-703.
- [3] 唐超, 胡挺. 光纤传感系统振动信号模式识别的研究 [J]. 光通信技术, 2014, 38(11): 57-59.
- [4] ALLWOOD G, WILD G, HINCKLEY S. Optical fiber sensors in physical intrusion detection systems: a review [J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(14): 5497-5509.
- [5] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Mathematical Physical & Engineering Encees, 1998, 454: 903-995.
- [6] 蒋立辉, 盖井艳, 王维波, 等. 基于总体平均经验模态分解的光纤周界预警系统模式识别方法 [J]. 光学学报, 2015, 35(10): 60-66.
- [7] VILLAMIZAR-DELGADO S, RAMITE-CORTES J M, STEFANO A D, et al. Hybrid methodologies for modal parameters extraction for structural health monitoring [C]//IEEE. Proceedings of Communications & Computing. Cartagena: IEEE, 2016: 27-29.
- [8] 张燕君, 刘文哲, 付兴虎, 等. 基于 EMD-AWPP 和 HOSA-SVM 算法的分布式光纤振动入侵信号的特征提取与识别 [J]. 光谱学与光谱分析, 2016, 36(2): 577-582.
- [9] 蒋立辉, 刘杰生, 熊兴隆, 等. 光纤周界入侵信号特征提取与识别方法的研究 [J]. 激光与红外, 2017, 47(7): 906-913.
- [10] MARIE T F B, HAN D, AN B, et al. A research on fiber-optic vibration pattern recognition based on time-frequency characteristics [EB/OL]. [2020-10-22]. <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/1687814018813468>.
- [11] 王艳歌, 程丹, 刘继红. 改进的 HHT 变换在光纤振动模式识别中的应用 [J]. 现代电子技术, 2019, 42(9): 22-25.
- [12] SEEDAHMED S M, JIM K. Robust event classification for a fiber optic perimeter intrusion detection system using level crossing features and artificial neural networks [EB/OL]. [2020-10-22]. <https://www.spiedigitallibrary.org/conference-proceedings-of-spie/7677/1/Robust-event-classification-for-a-fiber-optic-perimeter-intrusion-detection/10.1117/12.849607short>.
- [13] MAHMOUD S S, VISAGATHILAGAR Y, KATSIFOLIS J, et al. Real-time distributed fiber optic sensor for security systems: performance, event classification and nuisance mitigation [J]. Photonic Sensors, 2012, 2(3): 225-236.
- [14] MAKARENKO A V. Deep learning algorithms for signal recognition in long perimeter monitoring distributed fiber optic sensors [C]//IEEE. Proceedings of international workshop on machine learning for signal processing. Salerno: IEEE, 2016: 1-6.
- [15] XU C J, GUAN J 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.
- [16] METIN A, TOYGAR A, MEHMET U D, et al. Deep learning based threat classification in distributed acoustic sensing systems [C]//SPIE. Proceedings of Signal Processing & Communications Applications Conference. Anaheim: SPIE, 2017: 11–12.
- [17] WANG Y, GONG D, PANG L, et al. RVFL-based optical fiber intrusion signal recognition with multi-level wavelet decomposition as feature [J]. Photonic Sensors, 2018, 8(3): 234–241.
- [18] 熊兴隆, 张琬童, 冯磊, 等. 基于多重分形谱的光纤周界振动信号识别[J]. 光子学报, 2019, 48(2): 56–67.
- [19] INCE T, KIRANYAZ S, EREN L, et al. Real-time motor fault detection by 1-D convolutional neural networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(11): 7067–7075.
- [20] WU H, CHEN J, LIU X, et al. 1-D CNN based intelligent recognition of vibrations in pipeline monitoring with DAS [J]. Journal of Lightwave Technology, 2019(99): 1–1.
- [21] 吴俊, 管鲁阳, 鲍明, 等. 基于多尺度一维卷积神经网络的光纤振动事件识别[J]. 光电工程, 2019, 46(5): 79–86.
- [22] YU Bai, XING Jichuan, XIE Fei, et al. Detection and identification of external intrusion signals from 33km optical fiber sensing system based on deep learning [EB/OL]. [2020–10–22]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S106852001930077X>.
- [23] 马愈昭, 冯磊, 刘佳, 等. 基于 LCD 和改进 PNN 的光纤周界振动信号识别[J]. 光电子·激光, 2020, 31(5): 509–518.
- [24] LYU C, HUO Z, CHENG X, et al. Distributed optical fiber sensing intrusion pattern recognition based on GAF and CNN[J]. Journal of Lightwave Technology, 2020, 38(15): 4174–4182.
- [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 [EB/OL]. [2020–10–22]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S135044952030462X>.
- [26] XU C, GUAN J, BAO M, et al. Pattern recognition based on enhanced multifeature parameters for vibration events in φ -OTDR distributed optical fiber sensing system[J]. Microwave & Optical Technology Letters, 2017, 59(12): 3134–3141.
- [27] CONG C, XINYU F, QINGWEN L, et al. Practical pattern recognition system for distributed optical fiber intrusion monitoring based on Φ -COTDR[J]. ZTE Communications, 2017, 15(3): 52–55.
- [28] 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.
- [29] MA P, LIU K, JIANG J, et al. Probabilistic event discrimination algorithm for fiber optic perimeter security systems [J]. Journal of Lightwave Technology, 2018(99): 1–1.
- [30] 李志辰, 刘琨, 江俊峰, 等. 光纤周界安防系统的高准确度事件识别方法[J]. 红外与激光工程, 2018, 47(9): 167–172.
- [31] 于发硕, 吕小毅, 莫家庆. 基于联合特征的两级光纤入侵信号识别方法[J]. 激光杂志, 2019, 40(2): 15–19.
- [32] 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.
- [33] 马愈昭, 王强强, 王瑞松, 等. 基于 SVD 和 MP-SVM 的光纤周界振动信号识别[J]. 系统工程与电子技术, 2020, 42(8): 1652–1661.
- [34] ABUFANA S A, DALVEREN Y, AGHNAIVA A, et al. Variation mode decomposition-based threat classification for fiber optic distributed acoustic sensing[J]. IEEE Access, 2020(99): 1–1.
- [35] KIM K S, LEE K W. Visualization of 3D terrain information on smart-phone using HTML5 WebGL [J]. Korean Journal of Remote Sensing, 2012, 28(2): 245–253.
- [36] 邹柏贤, 苗军, 许少武, 等. 基于 ELM 算法的光纤振动信号识别研究[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(16): 126–133.
- [37] 苗军, 周建亭, 袁睿思, 等. 基于傅里叶变换和 CELM 的光纤传感信号的识别研究[J]. 现代电子技术, 2019, 42(16): 40–43, 48.
- [38] SCARDAPANE S, WANG D. Randomness in neural networks: an overview[J]. Wires Data Mining Knowl Discov, 2017, 7(3–4): 1–18.
- [39] GORBAN A N, TYUKIN I Y, PROKHOROV D V, et al. Approximation with random bases: pro et contra [J]. Information sciences, 2016, 365(10): 129–145.
- [40] WANG D, LI M. Stochastic configuration networks: fundamentals and algorithms [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2017, 47 (10): 3466–3479.
- [41] DIANHUI WANG, CAIHAO CUI. Stochastic configuration networks ensemble with heterogeneous features for large-scale data analytics [J]. Information Sciences, 2017(7): 1–20.
- [42] LI W, ZENG Z, QU H, et al. A novel fiber intrusion signal recognition method for OFPS based on SCN with dropout [J]. Journal of Lightwave Technology, 2019, 37(20): 5221–5230.
- [43] 盛智勇, 孙成斌, 张远. 基于 TSVD-SCN 的光纤入侵信号识别算法研究[J]. 光电子·激光, 2019, 30(5): 494–502.