

基于 EMD 分解与 1-D CNN 算法的光纤振动信号的识别

吴 虎,孔 勇,王振伟,丁 伟,李 欢

(上海工程技术大学电子电气工程学院,上海 201620)

摘 要:为提高基于相敏光时域反射计(ϕ -OTDR)的分布式光纤声传感系统(DAS)对入侵振动事件的识别准确率,提出一种基于经验模态分解(EMD)与一维卷积神经网络(1-D CNN)相结合的识别方式。该方式首先使用 EMD 将振动信号分解为 m 阶本征模函数(IMF),然后使用皮尔逊相关系数(PCC)判断出有效的 IMF 分量,将有效的 IMF 分量使用小波阈值去噪算法(WTD)进行去噪,对所有去噪后的 IMF 分量求和得到重构信号,最后使用 1-D CNN 对重构信号进行识别。实验证明该识别方式能快速完成对识别模型的训练,训练时间小于 3 min,并且能有效识别在实际环境中采集的入侵振动信号,对入侵信号的识别准确率可达 98.3%。

关键词:分布式光纤传感;相敏光时域反射计(ϕ -OTDR);经验模态分解;皮尔逊相关系数;一维卷积神经网络

中图分类号:TN274;TN929.11 文献标识码:A DOI:10.3969/j.issn.1001-5078.2021.08.012

Recognition of optical fiber vibration signals based on VMD_CNN algorithm

WU Hu, Kong Yong, WANG Zhen-wei, DING Wei, LI Huan

(College of Electronic and Electrical Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

Abstract: In order to improve the recognition accuracy of intrusive vibration events by a distributed fiber-optic acoustic sensing system (DAS) based on a phase-sensitive optical time-domain reflectometer (ϕ -OTDR), a recognition approach based on empirical modal decomposition (EMD) combined with a one-dimensional convolutional neural network (1-D CNN) is proposed. The EMD is firstly used to decompose the vibration signal into m -order intrinsic mode function (IMF), then the Pearson correlation coefficient (PCC) is used to determine the effective IMF components, the effective IMF components are denoised using the wavelet threshold denoising algorithm (WTD), the reconstructed signal is obtained by summing up all the denoised IMF components, and finally the 1-D CNN is used to identify the reconstructed signal. It is proved that this identification method can quickly complete the training of the identification model, the training time is less than 3 min, and can effectively identify the intrusion vibration signals collected in the real environment, and the identification accuracy of the intrusion signals can reach 98.3%.

Keywords: distributed fiber optic sensing; phase sensitive optical time domain reflectometer(ϕ -OTDR); empirical mode decomposition; Pearson correlation coefficient; one-dimensional convolutional neural network

基金项目:上海市自然科学基金项目(No. 19ZR1421700)资助。

作者简介:吴 虎(1995-),男,硕士研究生,主要研究方向为光纤传感模式识别。

通讯作者:孔 勇(1977-),男,副教授,主要研究方向为光纤传感。E-mail:kkyy7757@aliyun.com

收稿日期:2020-10-27

1 引言

DAS 因其抗电磁、监测范围大等优点在管道监测、周界预警、地震预测、入侵检测等领域得到了广泛应用。基于 ϕ -OTDR 的 DAS 与其他光纤入侵传感器相比,具有灵敏度高、全分布方式、成本相对较低、可实现远程入侵检测等优点,是一项很有发展前途的技术^[1-5]。在对入侵事件进行识别的过程中,主要可分为四个模块:对入侵振动信号进行预处理;特征提取;制作数据集;使用识别算法进行分类。由于在实际环境中存在大量的振动源,但是对振动事件的识别主要是其中的部分振动,其余的振动信号为噪声,如果不对采集的信号进行滤波处理,对最后的识别结果影响会非常大,因此对振动信号进行预处理是非常有必要的,常用的去噪方式有小波包去噪^[6]、变分模态分解(VMD)^[7]等,在文献[8]中提出使用 EMD 将 ϕ -OTDR 采集的振动信号分解为一系列的固有模态函数(IMF)和残差分量。使用 PCC 选择出无振动的位置,通过去除多个 IMF_s 来消除高频噪声,该方式将 100 Hz 和 1.2 kHz 的振动事件的信噪比分别提高到 42.52 dB 和 39.58 dB。常用的特征提取方式有提取振动信号的傅里叶变换特征、短时能量、梅尔倒频系数等^[9-11],或者使用 EMD^[12]、VMD^[13]、小波变换^[14]算法将信号分解后提取相关的统计学特征。典型的分类算法主要有:支持向量机(SVM)^[15]、极值梯度下降(XG-BOOST)^[16]、随机森林树^[17]。这些方法虽然可以比较准确地识别出入侵事件的类别,但是其运算量大,非常耗时,所以当 DAS 的监测距离很大时,这些方式的识别时间会随着监测距离的增加而增加。由于特征提取会耗费大量时间,故开始使用二维卷积神经网络^[18]、概率神经网络^[19]、多层卷积神经网络^[20]结合的方式对振动信号进行识别,在文献[21]中提出使用一维卷积神经网络结合 SVM 对油气管道入侵事件进行识别,该方式直接将经过预处理的振动信号喂入一维卷积神经网络,达到了与二维卷积神经网络相近的准确率,降低了识别时间。

因此在本次研究提出使用 EMD 算法分解振动信号,然后再使用 PCC 选择出有效的 IMF 分量,并使用 WTD 对有效的 IMF 分量进行去噪,将去噪后的 IMF 分量进行重构,最后将重构信号输入一维卷积神经网络进行识别。实验表明该方式能有效识别

出入侵事件类别。

2 识别方式原理

2.1 基于 ϕ -OTDR 分布式光纤声传感原理

ϕ -OTDR^[22]的结构与 OTDR 的结构相近,不同的是 ϕ -OTDR 使用的激光器为窄线宽激光器,其注入光为强相干光^[23]。 ϕ -OTDR 的原理为:在传感光纤中找出三个间隔相等的点,分别命名为 a 点、 b 点、 c 点, a 点产生的后向瑞利散射光(BRS)不会与 b 、 c 点产生的 BRS 发生干涉,但是脉冲光由 a 点传播到 c 点产生的 BRS 会与在 b 点产生的 BRS 发生干涉,当在 c 点有振动时, c 点的 BRS 的相位会发生变化,因此干涉后的 BRS 中携带了由于振动引起的相位变化信息。不同类型的振动事件所引起的相位变化也不同,最后形成的波形也不尽相同,因此可以采用相应识别算法对振动事件波形进行识别。

基于 ϕ -OTDR 的 DAS 结构如图 1 所示,在图 1 中,分布式反馈激光器(DFB-LD)作为系统光源,激光经过声光调制器(AOM)后被调制为脉冲光。脉冲光经过掺铒光纤放大器(EDFA)放大后使用带通滤波器(BPF)滤除由 EDFA 产生的放大自发辐射(ASE)噪声。经过滤波的脉冲光通过光环行器(OC)进入传感光纤,在传感光纤中产生的 BRS 往回传播。BRS 通过 OC 被注入 EDFA 中进行放大,并且使用 BPF 滤除 ASE 噪声。经过滤波的 BRS 被光电探测器(PD)转为电信号,最后被 DAQ 采集。

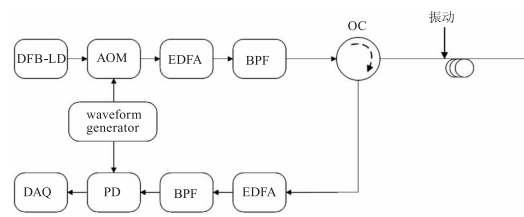


图1 ϕ -OTDR 系统结构图

Fig. 1 Structure of ϕ -OTDR system

2.2 EMD 分解算法

EMD 能将非平稳时间序列、非线性信号分解成 K 个从高频到低频的 IMF 分量 (E_i) 和残余函数 (W_i),如公式(1)所示。

$$x(t) = \sum_{i=1}^n E_i + W_i \quad (1)$$

分解出的各分量应满足两点要求:分量信号的极值和过零点数量最多不超过一个;分量信号的任意局部最大包络与最小包络的均值应为 0。EMD 算

法的步骤如下:

(1) 得出待分解信号全部的极大值点以及极小值点,使用三次样条插值法得出待分解信号的上包络线与下包络线。

(2) 计算出上下包络线均值 $p(t)$, 将 $p(t)$ 与待分解信号 $x(t)$ 相减得到 $y(t)$, 若 $y(t)$ 满足 IMF 条件, 则 $y(t)$ 为首个 IMF 记为 E_1 , 若不满足 IMF 条件则重复步骤(1)和(2)直到满足 IMF 条件为止。引入标准差 S_D 判断振源信号分解是否结束, S_D 值通常在 0.2 至 0.3 之间^[24]。

$$S_D = \sum_{t=0}^{\tau} \left[\frac{y_{1(k-1)}(t) - y_{1k}(t)}{y_{1(k-1)}(t)} \right]^2 \quad (2)$$

(3) 将 E_1 从待分解信号中分离得到 $W_1 = x(t) - E_1$, W_1 为残差函数。

(4) 将步骤(3)得到的 W_1 视为新的待分解信号, 重复步骤(1)到步骤(3)得到 E_2, E_3, \dots, E_n , 当 W_n 的绝对值很小或者变为减函数时, 停止分解。

2.3 PCC

PCC 是用来计算两种变量相关性的一种方式。计算 PCC 会得到两个指标: 相关系数 (R)、相关指数 (P)。其中 R 的值在 -1 到 1 之间, 当 R 越接近于 1 说明两种变量正相关程度越高, 当 R 越接近于 -1 说明两种变量负相关程度越高, 当 R 越接近 0 说明两种变量越不相关。 P 的值越小说明相关程度越高, P 是相关程度判断的第一准则, 当 P 值大于 0.05 时, 不用考虑 R 值, 直接判断两种变量不相关。

PCC 的计算公式如下:

$$p_{x,y} = \frac{\text{cov}(x,y)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (3)$$

$$r = \frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^N \left(\frac{x_j - \bar{x}}{\sigma_x} \right) \left(\frac{y_j - \bar{y}}{\sigma_y} \right) \quad (4)$$

公式(3)、公式(4)中 σ_x, σ_y 表示 x, y 的样本平均差, \bar{x}, \bar{y} 表示 x, y 的样本平均值。

EMD 能基于信号本身特性进行自适应分解, 但会引入了模态混叠问题^[25]。模态混叠出现在 IMF 分量中会导致该 IMF 分量不具备物理意义, 因此采用 PCC 计算每个 IMF 分量与原始信号的 R, P 。设置一个阈值, 当计算得出的 P 值大于 0.05 将 IMF 分量视为无效分量, 当 P 值小于 0.05 且 R 值小于 0.1 , 也将该 IMF 分量视为无效 IMF 分量将其丢弃。

2.4 一维卷积神经网络

基于 LeNet-5 1-D CNN 的结构如图 2 所示, 主要包括三个卷积层、三个池化层、两个全连接层、一个 softmax 分类层。卷积层和池化层主要用于提取一维信号的特征, 全连接层主要将提取到的特征映射由多维特征转为一维特征。Softmax 分类层输出各类识别事件的概率值, 越接近于 1 说明是该事件的概率越大。在 1-D CNN 中, 通常使用的激活函数为 ReLU 激活函数, 损失函数为交叉熵。

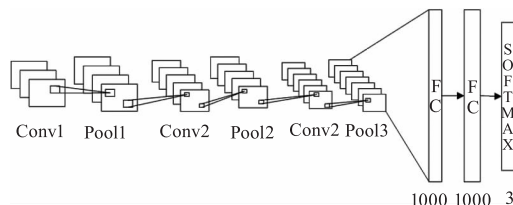


图 2 LeNet-5 型一维卷积神经网络

Fig. 2 LeNet-5 one-dimensional convolutional neural network

3 实验验证与结果分析

实验系统如图 1 所示。传感系统采用的是基于 ϕ -OTDR 的 DAS。该系统使用线宽为 3 kHz 、输出功率为 10 mW 的分布式反馈激光器 (DFB-LD) 作为光源, 使用带宽为 100 MHz 的 AOM 对激光进行调制, 被调制后的脉冲光经过放大增益为 27 dB 的 EDFA 进行放大。使用带宽为 200 MHz 的 PD 去检测 BRS, 最后使用采样位数为 12 位、采样速率为 200 MHz/s 的 DAQ 进行信号的采集。传感光纤被埋在中国上海市的文翔东路和沪松路的施工现场中, 埋藏深度大约在 $1 \sim 2 \text{ m}$ 。该分布式传感系统主要采集汽车通过、挖掘机挖掘、破路机工作时的振动信号。其中破路机工作是指将挖掘机铲斗更换为破碎锤进行破碎工作时采集的振动信号。本次研究主要为识别单个振动事件, 对于混合型振动事件的识别在目前仍是非常具有挑战性的。采集到的汽车通过、挖掘机挖掘、破路机工作的原始振动如图 3 所示。

在使用基于 ϕ -OTDR 的分布式光纤传感系统采集到各类事件的振动信号后, 在每类振动事件中选择出 300 个样本, 每个样本的帧长为 2 s , 总共 900 个样本。将每种类型的事件信号进行 EMD 分解, 获得每个振动样本的 IMF 分量, 汽车通过事件的 IMF 分量如图 4 所示。图 4(a) 中, IMF 分量未经过 WTD, 可以看出在 IMF 分量的高频分量中含有大量

噪声,分解出的频率越低含有的噪声越少;图 4(b)中,IMF 分量经过 WTD 后,IMF0、IMF1 中的大部分噪声被去除,而随着 IMF 分量的频率越来越低,经过去噪后的变化也越来越不明显。

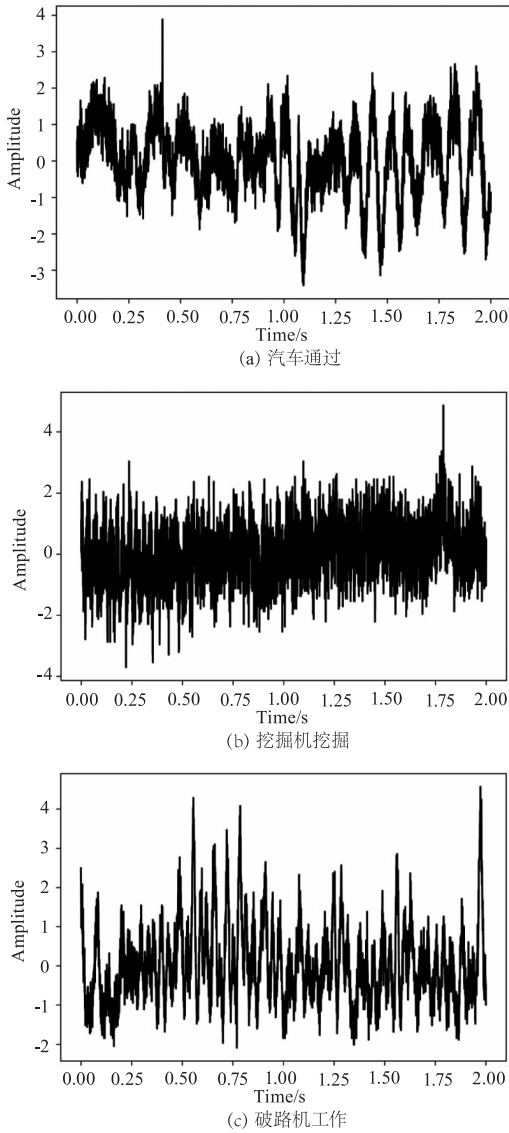


图 3 原始振动图像

Fig. 3 Raw vibration images

得到 IMF 分量后,计算出每个 IMF 分量与原事件信号的 PCC。如果得出的 P 值大于 0.05 则将该 IMF 分量视为无效分量,反之,再判断其 R 值是否大于 0.1,若小于 0.1 则也将该 IMF 分量视为无效信号。得到各个事件振动信号的有效 IMF 分量后,由于还有部分噪声存在于低频的 IMF 分量中,故对每个 IMF 分量进行 WTD。将去噪后的各个事件的 IMF 分量分别求和,得到重构的事件振动信号,汽车通过、挖掘机挖掘、破路机工作的重构信号如图 5 所示。将得到的 900 个重构信号样本随机打乱后划分

出 506 个样本作为训练集,225 个样本作为验证集、169 个样本作为测试集,训练集用于训练识别模型,验证集用于验证识别模型是否有效,测试集用于验证训练好的模型对未知数据是否有效。

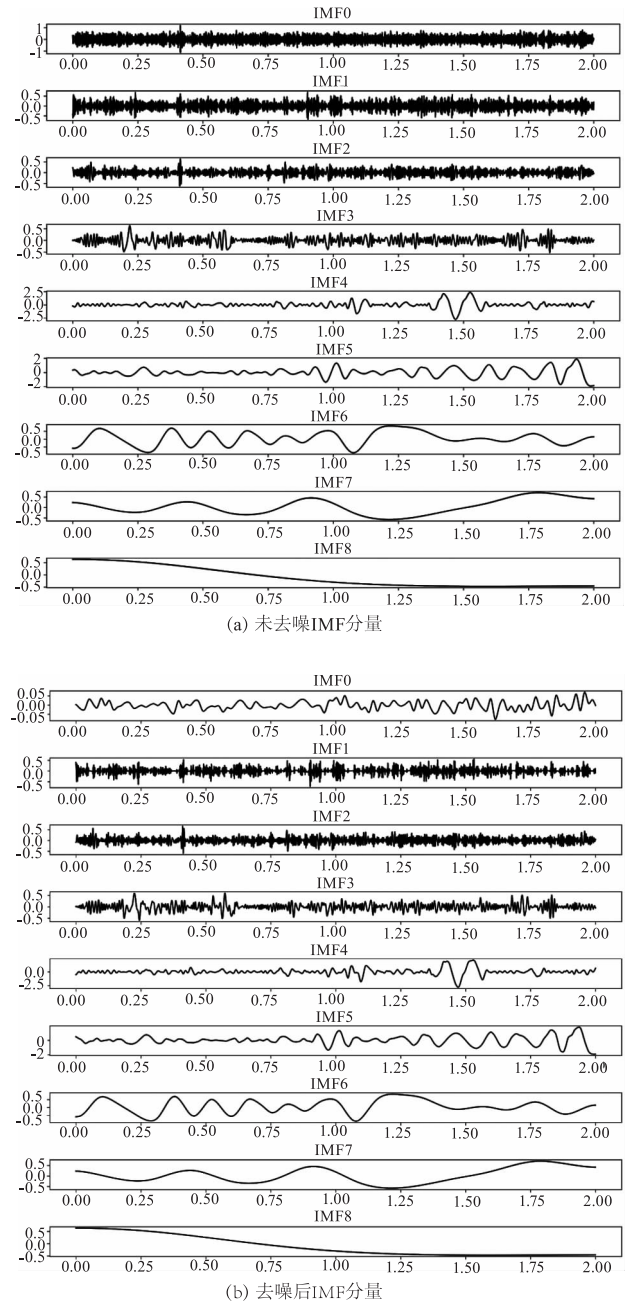


图 4 汽车通过振动事件的 IMFS 分量

Fig. 4 IMFS component of a vehicle passing a vibration event

本次使用的 1-D CNN 结构如图 2 所示。该 LeNet-5 1-D CNN 的参数如表 1 所示。为了减小 1-D CNN 的过拟合现象在每个池化层后都加入了 Dropout 层,并且全连接层 (FC) 也使用 L2 正则化去减小过拟合现象,Dropout 层的丢弃率设置为 0.2, L2 正则化的参数设置为 0.01,整个网络的学习率设

置为 0.01, Optimizer 设置为 SGD。网络的损失函数使用的是稀疏分类交叉熵 (sparse categorical crossentropy) 损失函数。1-D CNN 网络是使用基于 python 编程语言的 keras 框架实现的。

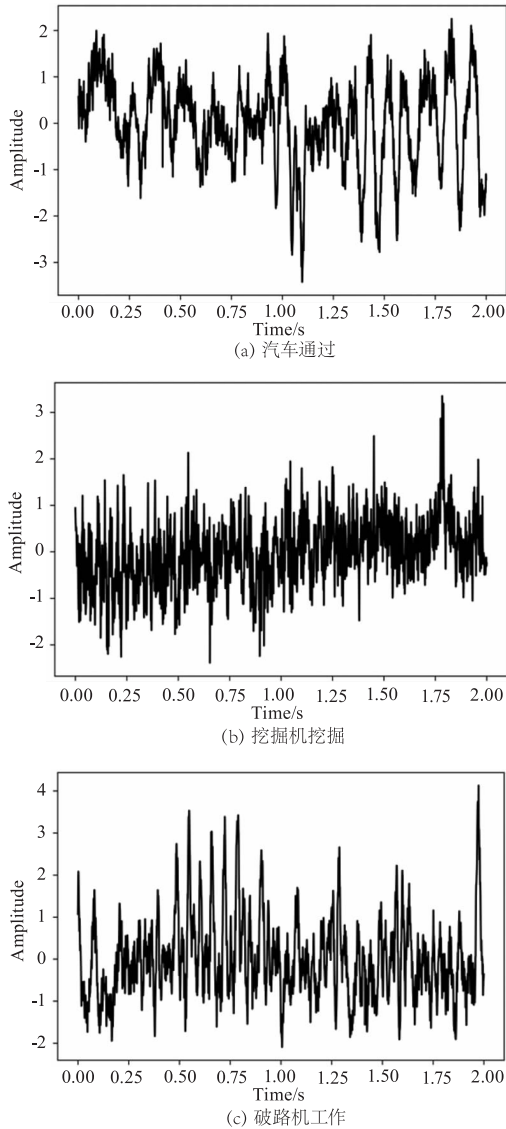


图 5 去噪重构信号

Fig. 5 De-noised reconstruction signal

在本次研究中,对比了使用不同分解算法对最终识别准确率的影响。使用 VMD 分解算法将振动信号分解为 3 阶的有限带宽的固有模态分量 (BLIMFS) 后使用 PCC 提取出有效的 BLIMFS, 然后使用 WTD 对每个 BLIMFS 进行去噪, 最后对所有 BLIMFS 进行求和得到振动信号的重构信号。使用 1-D CNN 对重构信号进行识别。两种方式的验证集准确率如图 6 所示。从图 6 中可以看出,使用 1-D CNN 对 EMD 分解后得到的重构信号的识别准确率明显高于 VMD 分解后得到

的重构信号,这说明使用 EMD 对振动信号分解后构成的重构信号能更好的表征出不同振动事件的特点。

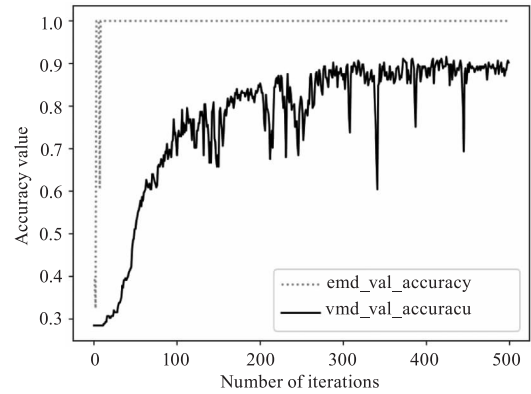


图 6 验证集准确率

Fig. 6 Validation set accuracy

表 1 1-D CNN 参数

Tab. 1 Parameters of 1-D CNN

Layers	Filters	Kernel_size
Conv1	64	16
Pool1	64	16
Conv2	128	16
Pool2	128	16
Conv3	256	16
Pool3	256	16
FC1	神经元:1000	
FC2	神经元:1000	
Softmax	神经元:3	

No padding, batch_size = 300

从图 6 中还可以看出,EMD 分解得到的重构信号在进行训练时能更快达到稳定,仅使用不到 3 min 便能完成训练,因此 1-D CNN 能在极短时间内完成对新振动事件的训练,这对于快速增加识别事件具有积极意义。将训练好的模型保存,使用测试集对该模型进行测试,测试该模型是否具有很好的泛化能力。1-D CNN 对测试集得出的混淆矩阵如图 7 所示。在图 7(a)中,使用 EMD 分解的方式,1-D CNN 对汽车通过、挖掘机挖掘、破路机工作的识别准确率分别为 100 %、98 %、97 %; 在图 7(b)中,使用 VMD 分解的方式,1-D CNN 对汽车通过、挖掘机挖掘、破路机工作的识别准确率分别为 95 %、92 %、97 %。使用 EMD 分解方式

的识别准确率更高,这说明使用 EMD 分解方式重构的信号的可分类性更强,以及训练模型具有很好的泛化能力。

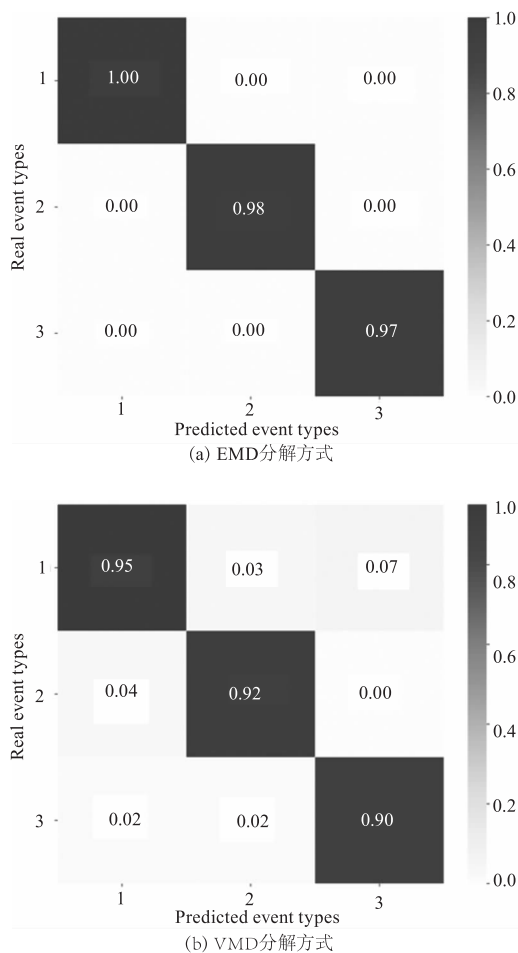


图7 测试集混淆矩阵

Fig.7 Test set confusion matrix

4 结论

提出使用 EMD 分解算法对光纤入侵振动事件进行分解,使用 PCC 提取出有效的 IMF 分量,对有效的 IMF 分量进行 WTD,将去噪后的 IMF 分量重构为振动信号。重构的事件信号采用 1-D CNN 进行识别,对汽车通过、挖掘机挖掘、破路机工作的识别准确率分别为 100%、98%、97%,平均识别率为 98.3%。

参考文献:

- [1] 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.
- [2] Li M, Zhao Y, Ma Y, et al. Intrusion discrimination in terms of LMD and ICA with combined features in the fiber-optic perimeter system[J]. IEEE Photonics Journal, 2020, 12(2): 1–14.
- [3] Jiang Lihui, Liu Jiasheng, Xiong Xinglong, et al. Research on the feature extraction and recognition method of fiber perimeter intrusion signal[J]. Laser & Infrared, 2017, 47(7): 906–913. (in Chinese)
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.
- [4] Zhang Yuan, Zhao Lu, Qu Hongquan, et al. Purification of mixed optical fiber intrusion signal by simplex volume analysis[J]. Optik, 2019, 194: 163096.
- [5] Peng Fei, Wu Han, Jia Xin-Hong, et al. Ultra-long high-sensitivity Φ -OTDR for high spatial resolution intrusion detection of pipelines[J]. Optics Express, 2014, 22(11): 13804–13810.
- [6] Fang Xuexin, Lu Huaiwei, Wei Xiaoming, et al. Perimeter intrusion location algorithm based on wavelet packet denoising[J]. Journal of Lanzhou Jiaotong University, 2019, 38(5): 61–66. (in Chinese)
方雪欣, 鲁怀伟, 魏晓明, 等. 基于小波包去噪的周界入侵定位算法[J]. 兰州交通大学学报, 2019, 38(5): 61–66.
- [7] Zhang Weifang, Zhang Meng, Zhao Yan, et al. Denoising of the fiber bragg grating deformation spectrum signal using variational mode decomposition combined with wavelet thresholding[J]. Applied Sciences-basel, 2019, 9(1): 180.
- [8] Qin Zengguang, Chen Hui, Chang Jun, et al. Signal-to-noise ratio enhancement based on empirical mode decomposition in Phase-Sensitive optical time domain reflectometry systems[J]. Sensors, 2017, 17(8): 1870.
- [9] Miao Jun, Zhou Jianting, Yuan Ruisi, et al. Research on fiber optic sensor signal recognition based on Fourier transform and CELM[J]. Modern Electronic Technology, 2019(16): 40–43. (in Chinese)
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(16): 40–43.
- [10] Tabi Fouda, Bernard Marie, Dezhi Han, et al. Events detection and recognition by the fiber vibration system based on power spectrum estimation[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2018, 10(11): 1687814018808679.
- [11] Che Qian, Wen Hongqiao, Li Xinyu, et al. Partial discharge recognition based on optical fiber distributed a-

- oustic sensing and a convolutional neural network [J]. IEEE Access, 2019, 7: 101758 – 101764.
- [12] Hongduo Zhao, Difei Wu, Mengyuan Zeng, et al. A Vibration-based vehicle classification system using distributed optical sensing technology [J]. Transportation Research Record, 2018, 2672(43): 12 – 23.
- [13] Abufana Saleh, Dalveren Yaser, Aghnaiya Alghannai, et al. Variational mode decomposition-based threat classification for fiber optic distributed acoustic sensing [J]. IEEE Access, 2020, 8: 100152 – 100158.
- [14] Qu Hongquan, Chen Yujia, Xing Zhiqiang. Feature extraction and recognition of optical fiber vibration signal based on wavelet transform [J]. Journal of North China University of Technology, 2015, (3): 20 – 24. (in Chinese)
曲洪权, 陈雨佳, 邢志强. 基于小波变换的光纤振动信号特征提取与识别 [J]. 北方工业大学学报, 2015, (3): 20 – 24.
- [15] Bao Jiye, Mo Jiaqing, Xu Liang, et al. VMD-based vibrating fiber system intrusion signal recognition [J]. Optik, 2019, 205(3): 163753.
- [16] Wang Zhangdong, Lou Shuqin, Liang Sheng, et al. Multi-class disturbance events recognition based on EMD and XGBoost in phi-OTDR [J]. IEEE Access, 2020, 8: 63551 – 63558.
- [17] Wang Xin, Liu Yong, Liang Sheng, et al. Event identification based on random forest classifier for phi-OTDR fiber-optic distributed disturbance sensor [J]. Infrared Physics & Technology, 2019, 97: 319 – 325.
- [18] Lyu Chengang, Huo Ziqiang, Cheng Xin, et al. Distributed optical fiber sensing intrusion pattern recognition based on GAF and CNN [J]. Journal of Lightwave Technology, 2020, 38(15): 4147 – 4182.
- [19] Chen Peichao, You Citian, Ding Panfeng. Event classification using improved salp swarm algorithm based probabilistic neural network in fiber-optic perimeter intrusion detection system [J]. Optical Fiber Technology, 2020, 56: 102182.
- [20] Bai Yu, Xing Jichuan, Xie Fei, et al. Detection and identification of external intrusion signals from 33 km optical fiber sensing system based on deep learning [J]. Optical Fiber Technology, 2019, 53: 102060.
- [21] Wu Huijuan, Chen Jiping, Liu Xiangrong, 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.
- [22] Pang Fufei, He Mengting, Liu Huanhuan, et al. A Fading-discrimination method for distributed vibration sensor using coherent detection of phi-OTDR [J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2016, 28(23): 2752 – 2755.
- [23] Wang Xingqi, Zhu Rui, Li Xincheng, et al. Pattern recognition method based on ϕ -OTDR optical fiber vibration sensing system [J]. Journal of Jilin University: Science Edition, 2020, 58(05): 1243 – 1248. (in Chinese)
王兴奇, 朱瑞, 李欣城, 等. 基于 ϕ -OTDR 光纤振动传感系统模式识别方法 [J]. 吉林大学学报: 理学版, 2020, 58(5): 1243 – 1248.
- [24] Xie Shiman, Yan Jianxing, Li Desheng. Vibration source identification of distributed optical fiber sensing system based on time-frequency characteristics [J]. Laser Journal, 2020, 41(2): 19 – 23. (in Chinese)
谢世满, 闫建行, 李德胜. 基于时频特征的分布式光纤传感系统振源识别 [J]. 激光杂志, 2020, 41(2): 19 – 23.
- [25] Wang Yange, Cheng Dan, Liu Jihong. Application of improved HHT transform in optical fiber vibration pattern recognition [J]. Modern Electronic Technology, 2019, 42(9): 30 – 33. (in Chinese)
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): 30 – 33.