

引用格式: WU Hu, KONG Yong, WANG Zhenwei, et al. Fiber Distributed Sensing Signal Recognition Based on Endpoint Detection and Signal Recombination[J]. Acta Photonica Sinica, 2021, 50(11):1106005

吴虎,孔勇,王振伟,等. 基于端点检测与信号重组的光纤分布式传感信号识别[J]. 光子学报, 2021, 50(11):1106005

基于端点检测与信号重组的光纤分布式传感 信号识别

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的分布式光纤声传感系统对入侵振动事件的识别准确率,提出一种基于端点检测与信号重组的光纤振动信号识别方法。该方法首先使用基于EMD_PCC的去噪方式对信号进行去噪,然后对去噪后的信号进行端点检测,将检测到的振动信号进行振动信号的重组,并提出使用一个双输入多尺度卷积神经网络分别提取振动信号的时域特征与频域特征,最后使用支持向量机进行分类。实验证明该识别方法能快速完成对识别模型的训练,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94.8%。

关键词:分布式光纤传感;相敏光时域反射计;端点检测;多尺度卷积神经网络;支持向量机

中图分类号:TN274

文献标识码:A

doi:10.3788/gzxb20215011.1106005

Fiber Distributed Sensing Signal Recognition Based on Endpoint Detection and Signal Recombination

WU Hu, KONG Yong, WANG Zhenwei, 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 intrusion vibration events by distributed optical fiber acoustic sensing system based on phase-sensitive optical time domain reflectometer, a recognition method of fiber optic vibration signals using endpoint detection and signal recombination is proposed. The method first uses EMD_PCC-based denoising to denoise the signal, then performs endpoint detection on the denoised signal, reorganizes the detected vibration signal and extracts the frequency domain information of the vibration signal, uses a dual-input multi-scale convolutional neural network to extract the time domain features and frequency domain features of the vibration signal respectively, and finally uses a support vector machine for classification. The experiment proves that the recognition method can quickly complete the training of the recognition model and effectively recognize the intrusion vibration signals collected in the actual environment, and the recognition accuracy of the intrusion signals can reach 94.8%.

Key words: Distributed fiber optic sensing; Phase-sensitive optical time domain reflectometer; Endpoint detection; Multiscale convolutional neural networks; Support vector machines

OCIS Codes: 060.2310; 060.2370; 280.4788

基金项目:上海市自然科学基金(No. 19ZR1421700)

第一作者:吴虎(1995-),男,硕士研究生,主要研究方向为光纤传感模式识别。Email:wuhu19828652968@163.com

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

收稿日期:2021-05-11;录用日期:2021-08-09

<http://www.photon.ac.cn>

0 引言

分布式光纤声传感系统(Distributed Optical Fiber Acoustic Sensing System, DAS)因其抗电磁干扰、监测范围大等优点在地下油气管线监测、周界预警、轨道入侵检测^[1-2-3]等领域得到了广泛应用,发展潜力巨大。对振动信号进行模式识别主要包含四个步骤:预处理振动信号;提取振动信号的特征;将提取的特征构成数据集;使用识别算法进行分类。对信号进行预处理主要是对信号进行去噪、端点检测(Voice Activity Detection, VAD)等。常用的去噪方式有小波包去噪^[4]、变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)^[5]等,去噪的目的主要是将信号包含的环境噪声尽可能减小,使振动信号更加明显。VAD算法是将一段振动信号中的振动部分提取出来,减小信号长度,并且排除掉非振动段对识别算法的影响。常用的VAD算法主要有:基于能量和光谱熵的短期对数特征的VAD算法、基于FFT分析的VAD算法等^[6-7]。对信号进行特征提取,从信号中提取出最能表达原信号的特征,通常特征参数的选择直接与最后的识别率相关,若所选择的特征能很好地代表振动信号,则模型对振动信号的识别率会很高,但是如果提取的特征参数不能很好地表达振动信号,最后的识别准确率会很低。常用的特征参数主要有:提取振动信号的短时傅里叶变换特征(Short-time Fourier Transform, STFT)、短时能量、梅尔倒频系数等^[8-10],或者使用经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)^[11]、VMD^[12]、小波变换^[13]算法将信号分解后提取相关的统计学特征。选择合适的分类算法,通常会使模型很快收敛并且达到需要的识别效果,典型的分类算法主要有:支持向量机(Support Vector Machines, SVM)^[14]、相关向量机(Relevance Vector Machine, RVM)^[15]、随机森林树^[16]等。虽然通过使用特征提取再使用分类器进行识别的方法已经可以比较准确地识别出入侵事件的类别,但是通常分类算法会涉及复杂的数学运算,当数据量很大时,分类的过程会非常耗时,并且对于振动信号的特征参数的选择需要该领域丰富的专业知识和经验。随着深度学习在各研究领域开始被使用,对DAS的模式识别也开始使用深度学习的方法,例如使用一维卷积神经网络^[17]、概率神经网络^[18]、卷积长短时全连接深度神经网络(Convolutional Long Short-term Deep Neural Network, CLDNN)^[19]对振动信号进行识别。

在光纤传感中,端点检测一般用于检测是否有入侵信号存在^[20]。为了提高模型对光纤振动信号的识别效果提出将端点检测出的振动信号进行振动信号重组,从而提高模型对振动信号的识别效果,并通过使用双输入型卷积神经网络同时提取振动信号的时域与频域特征,将提取到的特征进行组合后使用SVM进行分类。本文使用EMD结合PCC的方式对信号进行去噪^[21],然后使用基于短时能量、谱质心的VDA方式检测出信号中的振动部分,对振动段进行短时傅里叶变换,将提取出的振动段进行重新组合构成只含振动信号的重组信号,使用重组信号(Recombination Signal, RS)与提取的短时傅里叶变换作为双输入型多尺度卷积神经网络(Dual-input Multi-scale Convolutional Neural Network, Dual_MS_CNN)的输入,使用卷积神经网络去提取信号时域与频域的特征,将提取到的特征进行组合后输入SVM进行识别。

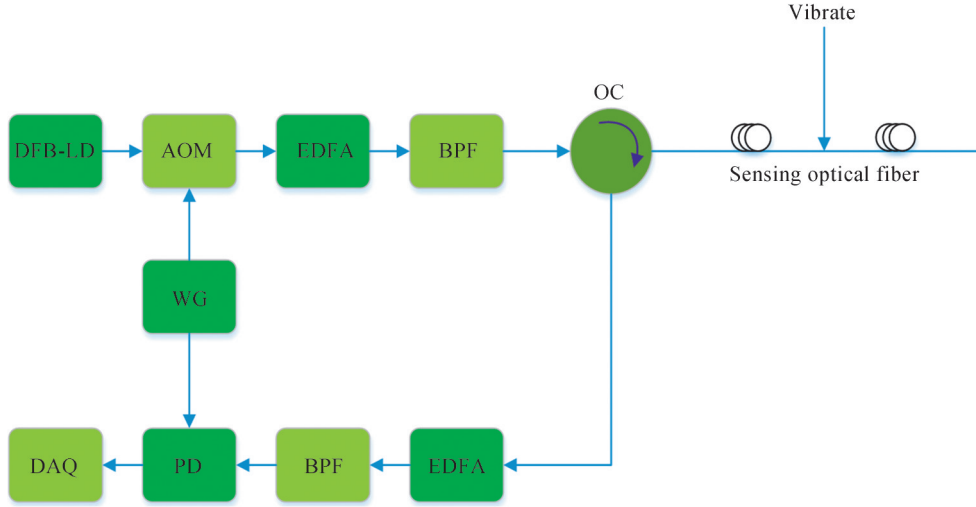
1 识别方式原理

1.1 基于 φ -OTDR分布式光纤声传感原理

φ -OTDR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。 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(Backward Rayleigh Scattered Light, BRS)不会与 b 点、 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。图中分布式反馈激光器(Distributed Feedback Laser Diode, DFB-LD)作为系统光源,激光经过声光调制器(Acousto-optic Modulator, AOM)后被调制为脉冲光。脉冲光经过掺铒光纤放大器(Erbium-doped Fiber Amplifier, EDFA)放大后使用带通滤波器(Band Pass Filter, BPF)滤除由EDFA产生的放大自发辐射(Amplified Spontaneous Emission, ASE)噪声。经过滤波的脉冲光通过光环形器(Optical Circulator, 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(Photodetector, PD)

转为电信号,最后被DAQ(Data Acquisition)采集。



DFB-LD: Ultra-narrow linewidth laser; AOM: Acousto-optic modulator; EDFA: Erbium-doped fiber amplifier; BPF: Band pass filter; PD: Photodetector; DAQ: Data acquisition card; WG: Waveform generator

图1 φ -OTDR系统结构
Fig.1 Structure of φ -OTDR system

1.2 端点检测算法

基于短时能量与谱质心的VAD可以有效地提取出振动信号中的振动片段,从而排除信号中噪声的干扰。

基于短时能量与谱质心VAD算法的步骤为:

1)对信号进行非周期性分帧,将一段长度为 N 的振动信号分为 N_f 帧,每帧的长度 L_{wlen} 称为帧长,每帧的重复长度 L_{inc} 称为帧移。其中帧数 N_f 的计算表达式为

$$N_f = (N - L_{wlen} + L_{inc}) / L_{inc} \quad (1)$$

2)分帧后的信号由于是非周期性截断信号,所以存在一部分的能量泄露,为了减小能量泄露需要对分帧后的信号进行加窗处理。使用汉明窗口可以有效地降低能量泄露。汉明窗计算式为

$$w(n) = \begin{cases} 0.54 - 0.46\cos[2\pi n / (N - 1)] & 0 \leq n \leq N - 1 \\ 0 & \text{other} \end{cases} \quad (2)$$

3)计算每一帧信号的短时能量,短时能量能反应出信号能量随时间的变化,短时能量计算式为

$$E = \sum_{m=-\infty}^{\infty} [x(m) \times w(m)]^2 \quad (3)$$

4)计算每帧信号的谱质心,谱质心为频谱的重心,计算式为

$$C = \frac{\sum_{k=1}^N (k+1)x_i(k)}{\sum_{k=1}^N x_i(k)} \quad (4)$$

5)设置短时能量与谱质心的阈值,判断每帧信号的谱质心与短时能量是否大于设置的阈值,如果大于则判定为有效信号,反之则为噪音,进而得到振动信号的位置。

1.3 双输入多尺度卷积神经网络

在对光纤振动信号的识别中,仅提取时域特征或者仅提取其频域特征都不能很好地对光纤振动信号进行表达,因此同时提取时域与频域的特征并将两种特征进行融合^[22]。选择手动提取特征需要对各种特征进行组合选择出最好的组合,非常耗时,并且对特征的选择需要非常专业的知识,因此在此次研究中选择使用卷积神经网络。Dual_MS_CNN结构如图2。从图中可以看出Dual_MS_CNN接受两类数据的输入,其上臂输入的信号为经过信号重组后的时域信号,下臂输入的信号为经过短时傅里叶变换的频域信号。为了能从经过信号重组的时域信号中提取到不同尺度的多种特征,在双输入卷积神经网络的上臂使用多尺度的一维

卷积神经网络去提取重组信号的不同尺度的特征,并将不同尺度的特征组合起来。在分别提取到时域和频域的特征后对两种特征使用全连接层将局部的特征映射为全局特征,最后输入到SVM中去进行识别。

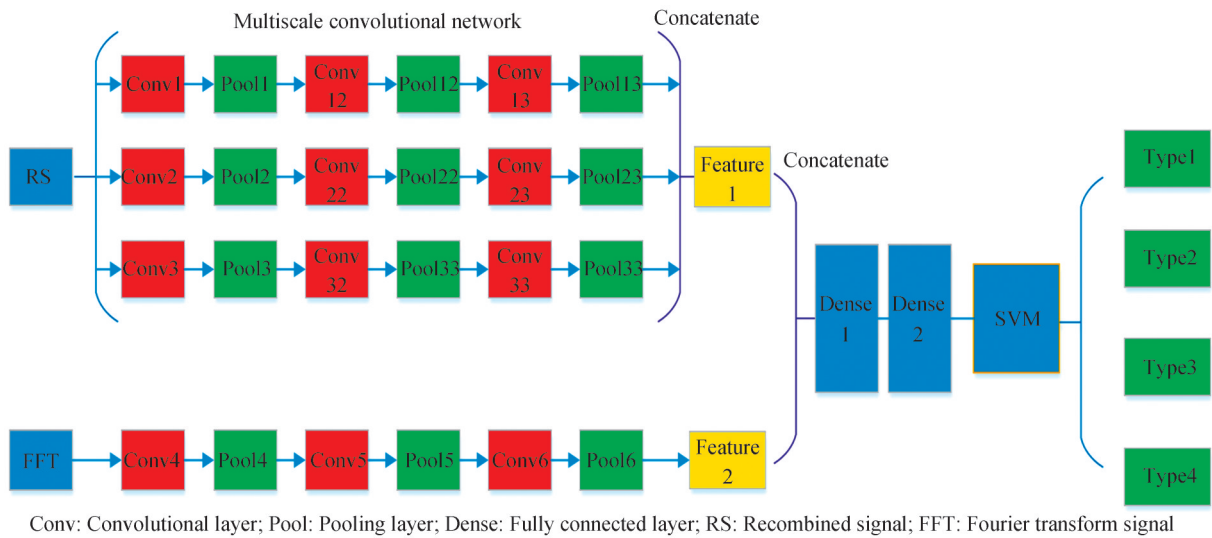


图2 双输入多尺度卷积神经网络结构

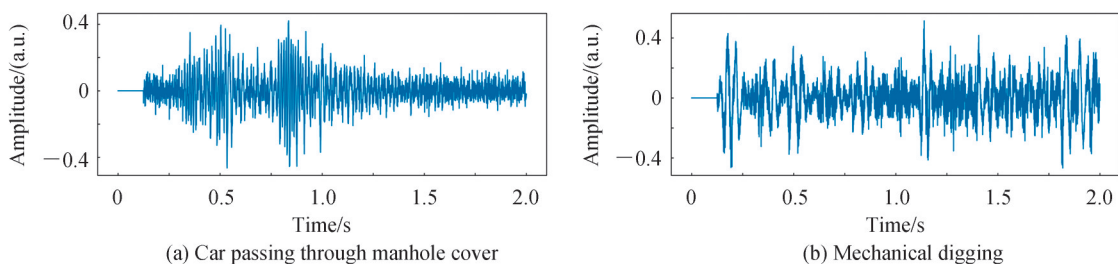
Fig. 2 Structure of dual-input multi-scale convolutional neural network

1.4 信号重组

由于对信号进行VAD得出的振动信号的长度长短不一,在语音信号的处理中,对端点检测后的信号段常用的处理方式是使用动态时间规整算法^[23]或者在振动段信号上进行滑动分帧来获取相同长度的信号段。但动态时间规整仅适合于规整两个信号,不能规整三个及以上的信号段,滑动分帧可能会造成振动信号段某一部分的丢失,所以本文提出将得到的同种振动片段再重复多次,当信号段重复构成的重组信号的长度等于原信号长度时,停止重复,这样便得到一个只包含振动信号的数据。这种重复振动信号段所构成的信号可以作为一个振动源在不同时间段内连续重复振动多次所造成的结果,所以不会对识别模型的识别结果造成影响。

2 实验验证与结果分析

实验系统如图1。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1~2 m。该分布式传感系统主要采集汽车通过路面或者井盖时引发的振动、机械工作引发的振动、手触碰光纤引发的振动和背景噪音。其中机械工作是指工程机械进行挖掘作业。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。汽车通过、机械挖掘、手触碰光纤及背景噪音的振动数据如图3。



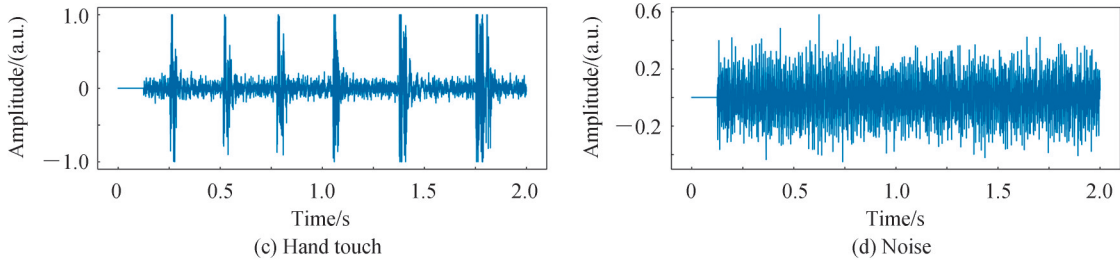


图3 振动数据
Fig.3 Vibration data

2.1 振动信号的去噪与端点检测

由于在实际施工环境中存在着诸多的噪音,所以采集到数据后,首先需要对数据进行去噪处理,选择使用EMD_PCC的方式对信号进行处理,这种去噪方式不会滤去太多信号中所包含的有效信息。汽车经过井盖的振动信号如图4,图4(a)为未经去噪的信号,可以看出含有噪声,图4(b)为使用EMD_PCC去噪后的信号,噪音明显减小。

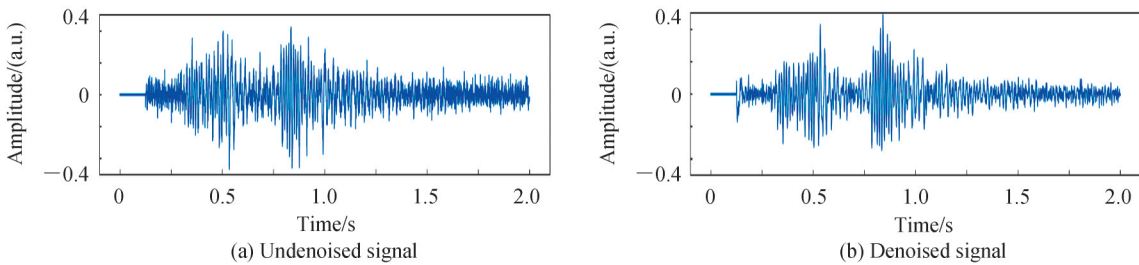


图4 汽车经过井盖振动信号
Fig.4 Vibration signal of a car passing through a manhole cover

对信号去噪后开始进行端点检测,首先对去噪后的信号进行分帧处理,然后计算每帧信号的短时能量与谱质心,设置短时能量与谱质心的阈值,最后进行判断,得出振动信号的位置。基于短时能量与谱质心的端点检测结果如图5(a)。对比图4(b)的原始振动信号可以看出,通过使用短时能量与谱质心作为VAD依据能很好地检测出信号中的振动部分,如图5(a)中红色部分所示。

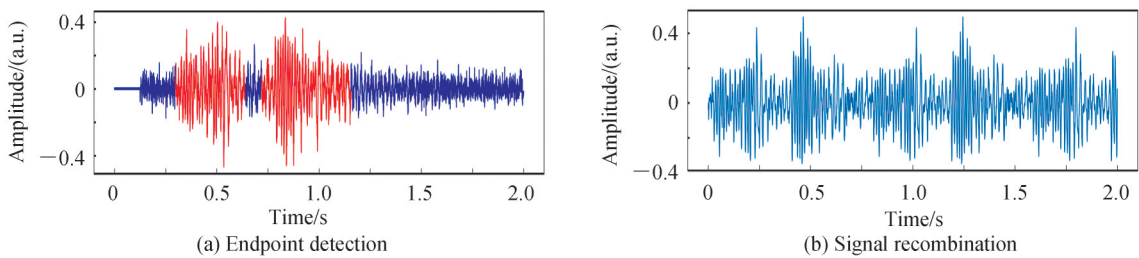


图5 端点检测与信号重组
Fig.5 Endpoint detection and signal recombination

2.2 振动信号重组与特征提取

提取出振动信号片段后,对信号进行重组。首先需要设定一个重组信号的长度初值 ω ,本文设定的重组信号长度初值为 $\omega = 4096$,然后将一个信号中的各段振动信号片段组合起来片段振动信号,计算片段振动信号的长度与长度初值 ω 的差值 n ,判断该差值 n 是否大于片段振动信号的长度。若大于则进行重复重组,直到该差值 n 小于片段振动信号的长度,最后再计算片段振动信号与长度初值的差值 n ,截取片段振动信号的前 n 个信号与片段振动信号进行组合完成重组。重组信号如图5(b)。对去噪后的信号进行短时傅里叶变换得到每个信号的频率值作为信号的频域特征。

2.3 事件识别与信号分类

本文使用的 Dual_MS_CNN 结构如图 2。上臂的多尺度卷积神经网络 (Multi-scale Convolutional Neural Network, MS_CNN) 由三种不同尺寸大小的卷积核构成, 使用三种不同大小的卷积核是为了能同时提取出振动信号中的低频信息与高频信息。在本文中卷积核的大小分别设为 $k_1=3, k_2=11, k_3=15$ 。每层卷积的步长设置为 $s_1=16, s_2=5, s_3=3$, 通过设置不同的步长可以使最后得出的特征不会太短或者太长。每一层一维卷积神经网络的激活函数都是使用的 ReLU 函数, 优化器使用的为 SGD。下臂为一个用于提取频域特征的卷积神经网络, 卷积核大小设置为 3, 步长为 1。两层全连接层的神经元个数都设置为 1 000。

本文所使用数据集主要包含 4 种不同的振动信号, 分别为汽车通过路面以及井盖的振动信号 (汽车通过), 施工机械进行挖掘破坏工作的振动信号 (机械工作), 使用手触碰传感光纤的振动信号 (触碰), 没有振动时采集的背景噪音信号 (噪音)。分别使用 0, 1, 2, 3 作为这四种振动信号的标签。将数据混合后进行打乱操作, 然后按照 7:3 的比例划分出训练集和测试集。

为验证所提方法的有效性, 进行了对比实验。使用重组信号作为数据集进行训练, 训练模型选择为 MS_CNN, 使用 softmax 层进行分类。使用重组信号得出最终的准确率与使用原始去噪信号得出的准确率如图 6。从图中可以看出使用重组信号后准确率明显上升, 这主要是因为信号中全是有效信号不存在噪音部分, 所以识别率高。

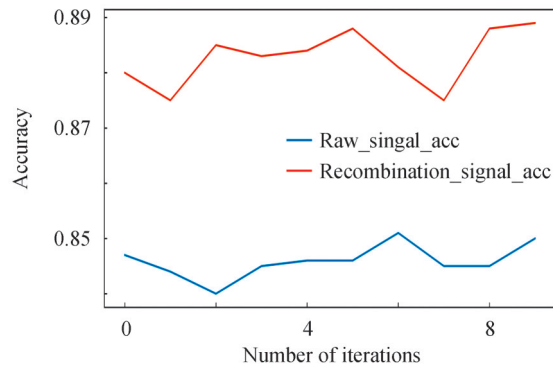


图 6 重组信号与原始信号的识别准确率

Fig.6 Identification accuracy of recombinant signal and original signal

由于 Dual_MS_CNN 具有两层全连接层, 为找出识别准确率最高的特征层, 固定 SVM 的 C 值为 15, 将展平层 (Flatten)、全连接层 1 (Dense1)、全连接层 2 (Dense2) 输出的特征作为 SVM 的输入, 得出的准确率如图 7。从图中可以看出, 当使用全连接层 2 输出的特征时效果最好, 使用展平层的特征效果最差, 这主要是因为特征没有被映射到全局的样本空间。

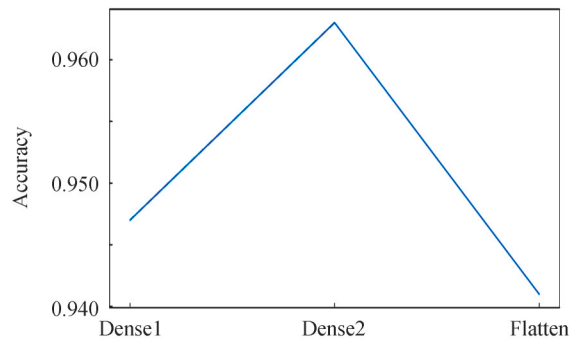
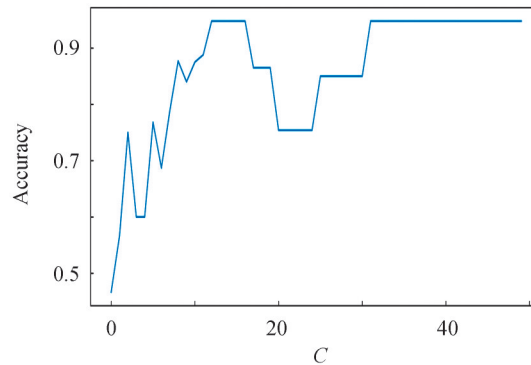


图 7 不同特征输出的识别准确率

Fig.7 Recognition accuracy of different feature outputs

在支持向量机中超参数 C 值对分类准确率有着很重要的作用, C 值越大则模型越容易过拟合, C 值太小则容易造成模型欠拟合。为找出合理的 C 值, 设置了一系列的 C 值对模型进行测试, 特征选择为全连接层 2 输出的特征。不同 C 值对模型的影响如图 8。从图中可以得出当 C 值为 13 时, 识别效果最好。

图 8 不同 C 值的识别准确率Fig. 8 Recognition accuracy for different C values

得出 Dual_MS_CNN 最佳参数后, 使用重组信号作为数据集, 分别使用 SVM、MS_CNN、Dual_MS_CNN 和 Dual_MS_CNN_SVM 对信号进行分类识别, 其中 SVM 的输入为对重组信号进行短时傅里叶变换得出的频率信息。三种分类器的最终准确率如图 9。

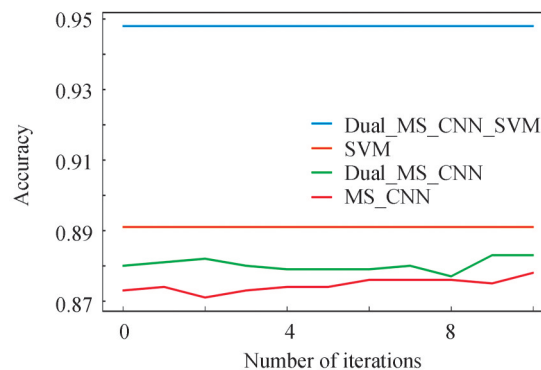


图 9 SVM、MS_CNN、Dual_MS_CNN、Dual_MS_CNN_SVM 识别准确率

Fig.9 SVM, MS_CNN, Dual_MS_CNN, Dual_MS_CNN_SVM recognition accuracy

从图中可以看出使用重组信号与双输入多尺度卷积神经网络后, 其识别准确率明显上升, 这主要是因为网络中添加了信号的频域特征, 使最后得到的特征更能代表信号的组成, 所以对信号的识别率变高。

3 结论

通过使用端点检测、信号重组的方式对振动信号进行提取与重组, 提升了振动信号中的有效信息, 使振动信号与原信号相比更具有代表性。采用双输入多尺度卷积神经网络对重组信号进行识别, 同时提取振动信号的频域与时域特征, 并将频域与时域特征进行融合, 融合后的特征能更好地表达原信号。最后使用 SVM 对融合后的特征进行分类, 实验结果表明该方法能准确识别出汽车通过、机械挖掘、手触碰、噪音所引发的振动事件, 平均识别准确率到达 94.8%。

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, 2020, 20(4):1704-1715
 - [2] LI Zhichen, LIU Kun, JIANG Junfeng, et al. High-accuracy event recognition method for optical fiber perimeter security system[J]. Infrared and Laser Engineering, 2018, 47(9): 0922002.
- 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): 0922002.

- [3] AN Jianchang, JIANG Junfeng, XU Zhongyuan, et al. Design of a composite intrusion monitoring system based on optical fiber sensing and infrared video[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2020, 49(5): 20190446.
安建昌, 江俊峰, 徐中原, 等. 光纤传感与红外视频的复合入侵监控系统设计[J]. *红外与激光工程*, 2020, 49(5): 20190446.
- [4] 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.
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.
- [5] ZHANG W, ZHANG M, ZHAO Y, et al. Denoising of the fiber Bragg grating deformation spectrum signal using variational mode decomposition combined with wavelet thresholding[J]. *Applied Sciences*, 2019, 9(1): 180.
- [6] HUANG X, WANG Y, LIU K, et al. High-efficiency endpoint detection in optical fiber perimeter security[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2016, 34(21): 5049-5055.
- [7] BAO J, MO J, XU L, et al. VMD-based vibrating fiber system intrusion signal recognition[J]. *Optik*, 2020, 205: 163753.
- [8] ZHANG Cui, WANG Lixin, LIN Bin, et al. Research on a novel FBG perimeter intrusion algorithm[J]. *Photonics. Laser*, 2013, 24(6):1138-1144.
张翠, 王立新, 林斌, 等. 一种新颖的FBG周界入侵算法的研究[J]. *光电子·激光*, 2013, 24(6):1138-1144.
- [9] TABI F, BERNARD M, HAN D, et al. Events detection and recognition by the fiber vibration system based on power spectrum estimation[J]. *Advances in Mechanical Engineering*, 2018, 10(11):1-9.
- [10] SHUAI Shi, WANG Jian, WU Hongyan, et al. A signal recognition method of distributed optical fiber sensing system[J]. *Journal of Fudan University(Natural Science Edition)*, 2018, 57(5):611-618.
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] ZHAO H, WU D, ZENG M, et al. A vibration-based vehicle classification system using distributed optical sensing technology[J]. *Transportation Research Record*, 2018, 2672(43): 12-23.
- [12] ABUFANA S A, DALVEREN Y, AGHNAIYA A, et al. Variational mode decomposition-based threat classification for fiber optic distributed acoustic sensing[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 100152-100158.
- [13] 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.
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.
- [14] LIU Kun, WENG Lingfeng, JIANG Junfeng, et al. Efficient recognition of intrusion events in optical fiber perimeter security system based on zero-crossing rate[J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(11):77-83.
刘琨, 翁凌峰, 江俊峰, 等. 基于过零率的光纤周界安防系统入侵事件高效识别[J]. *光学学报*, 2019, 39(11):77-83.
- [15] LIU F, YU L, LI Y. Fiber grating sensor temperature prediction based on relevance vector machine [J]. *Advanced Materials Research*, 2012, 443-444:40-44.
- [16] WANG X, LIU Y, LIANG S, 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.
- [17] 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.
- [18] CHEN P, YOU C, DING P. 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.
- [19] BAI Y, XING J, XIE F, 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.
- [20] LIU K, MA P, AN J, et al. Endpoint detection of distributed fiber sensing systems based on STFT algorithm[J]. *Optics & Laser Technology*, 2019, 114: 122-126.
- [21] WU Hu, KONG Yong, WANG Zhenwei, et al. Optical fiber vibration signal identification based on EMD decomposition and 1-D CNN algorithm[J]. *Laser and Infrared*, 2021, 51(8):1043-1049.
吴虎, 孔勇, 王振伟, 等. 基于EMD分解与1-D CNN算法的光纤振动信号的识别[J]. *激光与红外*, 2021, 51(8):1043-1049.
- [22] ZHENG Laifang, ZHANG Junsheng, LIANG Haijian, et al. Research on fiber sensor signal recognition based on time-frequency hybrid feature extraction algorithm[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2020, 34(9):153-159.
郑来芳, 张俊生, 梁海坚, 等. 基于时频混合特征提取算法的光纤传感信号识别研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2020, 34(9):153-159.
- [23] WNAG Suning, ZHU Junjie, LI Zhiyong, et al. Research and application of power dispatching speech recognition based on DTW algorithm[J]. *Electric Power and Energy*, 2021, 42(1):35-38+64.
王素宁, 朱俊杰, 李志勇, 等. 基于DTW算法的电力调度语音识别研究和应用[J]. *电力与能源*, 2021, 42(1):35-38+64.