

引用格式: YU Houdan, MI Qiushi, ZHAO Dong, et al. Optical Fiber Perimeter Intrusion Pattern Recognition Based on 1D-CNN[J]. Acta Photonica Sinica, 2021, 50(9):0906003

喻后聃,米秋实,赵栋,等. 基于一维卷积神经网络的光纤周界入侵模式识别[J]. 光子学报, 2021, 50(9):0906003

基于一维卷积神经网络的光纤周界入侵模式识别

喻后聃,米秋实,赵栋,肖倩

(复旦大学 材料科学系 光纤研究中心,上海 200433)

摘 要:针对干涉型分布式光纤传感系统,在通过Mel倒谱系数方法提取扰动信号频域特征进行模式识别的研究基础上,提出了一种基于一维卷积神经网络的光纤入侵模式识别方法。利用还原信号的分级阈值判断并提取入侵信号,有效减少了分帧方法导致的计算时间;构建了基于入侵信号傅里叶变换后的频域信息的一维卷积神经网络,自适应地提取扰动的信号频域特征。搭建了基于直线型Sagnac干涉结构的入侵检测系统,利用大量实验采集的样本数据集对网络进行训练,得到了较好的分类识别结果,测试集的平均识别率达到了96.5%,并对训练后网络的卷积核以及经过卷积核后的入侵信号进行了分析。zscore标准化后,一维卷积神经网络能够识别信号频域中的部分特征,对频率成分复杂的树枝拍打信号识别效果提升较大。

关键词:光纤光学;周界传感;模式识别;特征提取;卷积神经网络

中图分类号:TP212.9

文献标识码:A

doi:10.3788/gzxb20215009.0906003

Optical Fiber Perimeter Intrusion Pattern Recognition Based on 1D-CNN

YU Houdan, MI Qiushi, ZHAO Dong, XIAO Qian

(Optical Fiber Research Center, Department of Material Science, Fudan University, Shanghai 200433, China)

Abstract: Based on previous pattern recognition research which uses Mel Cepstrum coefficient method to extract frequency characteristics of disturbance signal, a fiber intrusion pattern recognition method using 1-Dimension convolutional neural network is purposed for interferometric distributed optical fiber sensing system. Hierarchical thresholds of the restored signal are used to judge and extract the intrusion behavior, which effectively reduces the calculation time compared with the framing method. A one-dimensional convolutional neural network is constructed based on the frequency domain features of the intrusion signal after Fourier transform to extract the characteristics of the disturbance signal adaptively. A line-based Sagnac interference system is set up to acquire data. By training the network with a large number of sample data, a good classification result is obtained. The average recognition rate of the verification set reaches 96.5%. The trained convolution kernels and the convoluted intrusion signals are discussed. After zscore standardization, the one-dimensional convolutional neural network can identify some features in the frequency domain of the signals, and the recognition result of the branch tapping signal with complex frequency components is greatly improved.

Key words: Fiber optics; Perimeter sensors; Pattern recognition; Feature extraction; Convolutional neural network

OCIS Codes: 060.2310; 060.2370; 280.478

基金项目:上海市科委项目(No. 17DZ2280600)

第一作者:喻后聃(1996—),男,硕士研究生,主要研究方向为光纤传感技术。Email: 18210300027@fudan.edu.cn

导 师:赵栋(1979—),男,副教授,博士,主要研究方向为光纤与光电子技术。Email: zhaodong@fudan.edu.cn

通讯作者:肖倩(1973—),女,副研究员,博士,主要研究方向为光纤传感技术。Email: ychunww@163.com

收稿日期:2021-01-22;录用日期:2021-03-25

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

0 引言

光纤传感系统相比传统传感系统具有质量轻、成本低、灵敏度高、抗电磁干扰能力强等优点,其中干涉型分布式光纤传感系统又以实时传感、检测线路长等优点而被广泛应用于周界安防领域^[1-2]。目前已有很多扰动点定位的相关研究^[3-5],采用各种双结构,对两路相位还原信号移位相减,获得带有扰动点位置信息的一组具有稳定相位差的信号,利用时延方法对扰动点进行定位,120 km内误差仅为 ± 35 m。然而在实际周界安防使用中,不仅需要定位扰动点,在发现扰动之后,还需要判断扰动类型,并根据扰动类型决定是否需要人工干预。由于入侵信号种类繁多,包括剪切、敲击、晃动等,通过信号的简单特征不能直接分辨出多种信号,而利用机器学习的方法则可以通过计算机挖掘信号中难以直接看出的特征对多种信号进行分类。

随着计算机的进步以及深度学习的发展,近年来,关于光纤入侵模式识别的研究逐渐变多。在干涉型分布式光纤传感系统中,入侵信号会导致系统中传输光的相位发生变化,还原解调出的光相位信号与语音信号具有很高的相似性,研究者提出了利用语音识别中的Mel频率倒谱系数方法(Mel Frequency Cepstrum Coefficient, MFCC)提取入侵信号的频域特征^[6],然而MFCC方法是利用人耳对频率的响应特性的特征提取方法,并不能完全适用于扰动信号。此后提出了提取信号的过零率特征,利用支撑向量机(Support Vector Machine, SVM)分类器^[7-8]识别信号类型的方法,以及提取信号小波变换后特征,利用径向基神经网络^[9-10](Radial Basis Function, RBF)进行信号分类的识别方法,但这两种方法的计算量庞大,对系统的实时性能影响较大。最近一些基于经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)从时域上提取信号特征的方法被提出,但存在模态混叠的影响^[11-12]。从时域和频域两个角度提取特征,类比图像识别的算法,利用卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)对信号的时频图进行分析也是一种可行的方法^[13-14],但是图像方法不仅需要对信号分帧处理,二维图像卷积计算也需要花费较多时间。

本文针对实际应用中应用的实时性以及至少95%的识别率的需求,提出了一种基于一维卷积神经网络的光纤入侵模式识别方法。在实验室条件下采集5个人的剪切、敲击、晃动、走路以及风吹和树枝拍打的行为,提取出共15 800个信号,首先通过积分微分相位还原算法解调出振动信号,对基于短时过零率和短时能量比的双门限法进行改进,采用分段阈值法截取扰动信号以优化算法的耗时,然后通过一维卷积神经网络对提取行为的频域特征进行分类。

1 基本原理

1.1 扰动信号提取

外界扰动信号作用于光纤时,会导致光纤中传输光的相位发生变化,可以通过构建干涉结构,还原出光纤中的相位变化,用相位变化来表示外界扰动的信号。直线型Sagnac干涉结构相比于迈克尔逊干涉结构和马赫曾德干涉结构具有对光源相干性要求不高的优点,且光路尾端的法拉第旋转镜解决了线路中偏振衰落干扰的问题^[15],因此采用直线型Sagnac干涉结构,如图1所示,在添加了延时光纤(Time Delay Fiber, TDF)后,系统中由光源发出的光经过系统中不同的路径达到光电探测器,其中发生干涉的光程相同的两路分别为I:1-4-6-7-9-10-11-10-9-8-5,II:1-5-8-9-10-11-10-9-7-6-4。

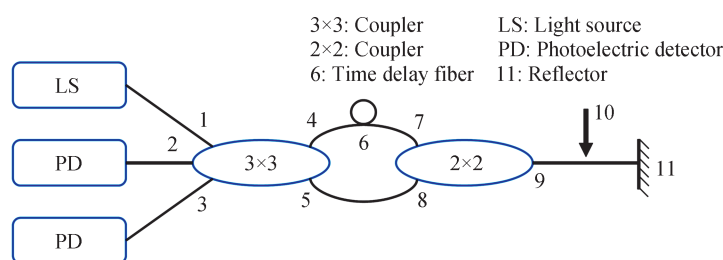


图1 直线型塞格纳克干涉结构示意图

Fig.1 Schematic diagram of line-based Sagnac interference structure

光电探测器探测(Photoelectric Detector, PD)常在硬件电路上对信号进行隔离直流处理,以提高后续放大电路的动态范围,因此需要在探测器接受到的信号上补偿参与干涉的直流分量,两个光电探测器得到的信号可以表示为

$$\begin{cases} X(t) = A \cos[\Delta\varphi(t) + \alpha] - A \cos\alpha \\ Y(t) = B \cos[\Delta\varphi(t) + \beta] - B \cos\beta \end{cases} \quad (1)$$

式中, $\Delta\varphi(t)$ 为扰动导致的相位变化, α, β 为系统初始相位, A, B 为由系统状态决定的参数,在一段时间内可以认为是一个常数,若扰动导致的相位变化大于一个周期,那么

$$\begin{cases} X(t)_{\max} = A - A \cos\alpha \\ X(t)_{\min} = -A - A \cos\alpha \\ Y(t)_{\max} = B - B \cos\beta \\ Y(t)_{\min} = -B - B \cos\beta \end{cases} \quad (2)$$

则干涉信号可以归一化表示为

$$\begin{cases} X_1(t) = \cos[\Delta\varphi(t) + \alpha] = 2 \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} - 1 \\ Y_1(t) = \cos[\Delta\varphi(t) + \beta] = 2 \frac{Y - Y_{\min}}{Y_{\max} - Y_{\min}} - 1 \end{cases} \quad (3)$$

将信号微分后,交叉相乘相减得到

$$X_1'(t)Y_1(t) - X_1(t)Y_1'(t) = -\sin(\alpha - \beta)\Delta\varphi'(t) \quad (4)$$

通过积分,还原出相位变化信息为

$$\Delta\varphi(t) = \frac{\int [X_1'(t)Y_1(t) - X_1(t)Y_1'(t)] dt}{-\sin(\alpha - \beta)} \quad (5)$$

由于在理想 3×3 耦合器中,同侧三路光信号之间的相位差均为 $\frac{2\pi}{3}$,若以光源初始相位作为0相位,则 α 和 β 为 $\frac{2\pi}{3}$ 和 $-\frac{2\pi}{3}$,由于制造工艺的原因,实际使用的 3×3 耦合器的 α 和 β 的相位会存在误差,根据傅里叶变换的线性特性,带有幅度的量不会改变频谱的比例特征,故式(5)中的分子项不会影响信号的频域特征,但微分积分法还原的相位信号由于积分公式会导致相位信号有漂移,可以通过一个1 Hz的高通滤波器将其滤除,最终得到的相位变化信号如图2所示,其中图2(a)为两路探测器接受到的干涉信号,从信号后半部分可以看出两路信号的相位差在 π 附近。

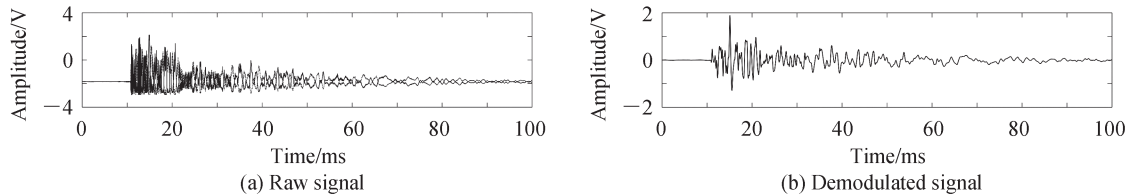


图2 入侵信号

Fig.2 The intervention signal

对相位还原后信号进行端点检测往往采用短时过零率和短时能量比的双门限方法^[16],即对于扰动信号,其短时过零率会比静默状态下低,而短时能量比会比静默状态下高,因此,可以通过这两个阈值判断信号的端点。在实际实验中发现,这一方法存在2个问题:1)扰动信号的短时能量比确实会远高于静默状态,但其短时过零率除走路类低频扰动信号外,与静默状态差异不大,用该方法判断,会忽略掉较多扰动信号;2)经过双门限判断之后的每一个行为时间长度不相等,经过傅里叶变换后信号的频域分辨率不同,对系统的性能和识别效率造成影响。在此基础上,在实验中发现,扰动信号相比于静默状态下的信号,均由突变开

始,因此,可以在每一秒还原信号中对幅值利用分级阈值法来判定扰动信号,并提取相同时间长度的信号,确保提取后信号的频域分辨率相同。

对采集的每一秒信号做如下处理:1)判断该秒信号的峰峰值;2)根据峰峰值将信号分为小信号、中信号、大信号三类;3)对于小信号、中信号、大信号分别选择信号峰峰值的1/10、1/5、1/2作为阈值,截取阈值点前后固定长度的信号作为扰动信号,确保截取信号在进行傅里叶变换后的频率分辨率相同。

选择这一方法的原因是:小信号如走路信号多为缓慢信号,相比于静默状态下,信号虽然有突变但较缓慢,因此需要以较小的阈值来判定;而大信号多为突变信号,作用时刻的变化更为剧烈,同时信号的拖尾较长,因此可以用较大的阈值判定。

1.2 卷积神经网络

对1.1节中提取出来的行为信号,首先进行快速傅里叶变换,得到信号的频域特征,扰动信号的高频部分较少,大部分能量集中在2 000 Hz以下,因此,选取1~2 000 Hz的频谱作为特征输入卷积神经网络。相比于利用信号先验的传统频域分类的MFCC方法,利用一维卷积神经网络能够让系统自适应信号的频域特征,从而达到比MFCC方法更好的效果。网络结构如图3所示,其中卷积核尺寸为21,步长为1,个数为6个;池化层采用平均池化的方式,步长为5;池化层后接批标准化层(Batchnormalize, BN),然后经过全连接层,全连接层节点数为256个,激活函数采用Relu函数。在后向传输的训练过程中,影响系统参数更新的因素除学习率外,还有参数 ω 更新的方式,即优化器;为了得到更好的参数更新效果,选用自适应矩估计优化器(Adaptive moment estimation, Adam),其同时结合了随机梯度下降法优化器(Stochastic Gradient Descent, SGDM)的一阶动量和均方根支柱优化器(Root Mean Square Prop, RMSProp)的二阶动量,并在此基础上进行了修正,能够使参数根据梯度更新更平滑,即

$$\begin{cases} m_n = \kappa_1 m_{n-1} + (1 - \kappa_1) g_n \\ \widehat{m}_n = \frac{m_n}{1 - \kappa_1^n} \\ v_n = \kappa_2 v_{n-1} + (1 - \kappa_2) g_n^2 \\ \widehat{v}_n = \frac{v_n}{1 - \kappa_2^n} \end{cases} \quad (6)$$

式中, n 为迭代次数, m_n 和 v_n 分别为当前迭代的一阶动量和二阶动量, g_n 为当前迭代的梯度, \widehat{m}_n 和 \widehat{v}_n 为修正后的一阶动量和二阶动量, κ_1 和 κ_2 为超参数, κ_1 通常设置为0.9, κ_2 通常设置为0.99,更新神经网络节点参数 ω 的表达式为

$$\omega_{n+1} = \omega_n - l \frac{\widehat{m}_n}{\sqrt{\widehat{v}_n}} \quad (7)$$

式中, l 为学习率。在分类神经网络中,输出层往往选择softmax函数,即

$$S_i = \frac{e^{p_i}}{\sum_{j=1}^k e^{p_j}} \quad (8)$$

式中, k 为类别总数, p_i 表示输出层第 i 个节点的数值, S_i 为对应分为第 i 类的概率,选择概率最大的一类作为网络判断结果,对应的损失函数则选择为交叉熵,即

$$L = - \sum_{j=1}^k y_j \ln S_j \quad (9)$$

式中, y_j 对应正确分类为1,错误分类为0,每次迭代时对损失函数逐层后向求导,并根据公式更新参数,从而得到最小的损失函数 L 。在训练过程中,每次送入一组数据,若一次送入数据较少,则每次迭代后分类正确率波动较大,需要较多迭代次数才能稳定;而若一次送入数据过多,则分类正确率增长缓慢,需要迭代更多次数才能达到较高的识别率。因此选择每次送入256组数据,迭代次数50次,取50次迭代中最好的一次作为网络最终参数。

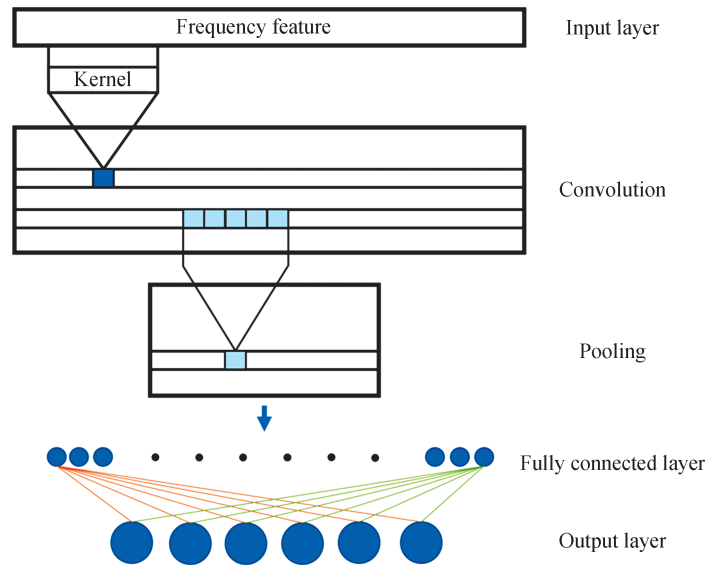


图3 卷积神经网络结构
Fig.3 Structure of convolution neural network

2 实验与分析

2.1 实验系统搭建

搭建了如图4所示的实验系统,干涉结构采用单芯结构。其中光源为超辐射发光二极管(Superluminescent Light emitting Diodes, SLD); 3×3 耦合器、 2×2 耦合器及2 km的延时光纤构成光模块,封装起来避免外界信号对延时光纤产生干扰;传感模块为长度为20 km的单模光纤,将一部分掩埋在泥土中用于采集走动信号,随后将其缠绕在围栏上用于探测其余信号,并在光纤末端连接法拉第旋转镜(Faraday Rotator Mirror, FRM)。实验中采用的光电探测器为PIN场效应晶体管(P-Intrinsic-N Field-Effect Transistor, PINFET),探测到的光信号转换为电信号后通过采集卡传输给上位机进行后续的信号处理,采集卡的采样率为500 kHz。在实验中分别采集了5个人的走动、敲击、剪切、摇晃,以及吹风和树枝拍打的扰动信号。其中,吹风信号由电风扇模拟,不同的吹风信号由档位和是否摇头区分;树枝拍打信号通过剪下真实树枝的一段然后人为拍打围栏实现;剪切信号指对围栏剪切,而不是对缠绕在围栏上的传感光纤剪切。由1.1节中的相位还原算法可知,当信号为小信号时,由于相位的变化没有超过一个周期,不一定存在归一化中需要的最大值和最小值,但由于系数 A 、 B 跟系统环境有关,是一个缓变量,可以用同一时段大信号的最大值和最小值替代。为消除积分漂移的影响,同时满足后续处理的需求,将还原后的信号经过一个1~2 000 Hz的8阶Butterworth滤波器处理,再通过1.1节中提到的方法进行扰动行为提取。最终获得了6种信号共15 800个,其中走动信号2 300个,敲击信号3 300个,剪切信号2 800个,晃动信号2 600个,树枝拍打信号2 900个,吹风信号1 900个。为了保证傅里叶变换后的频率分辨率相同,每个行为都采集100 000个点,即阈值前15 000个点和阈值后85 000个点作为一个扰动行为。

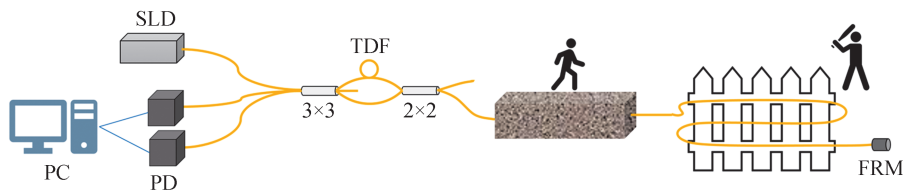


图4 实验系统结构示意图
Fig.4 Schematic diagram of the experiment system

2.2 数据处理

各行为提取出的扰动信号及其频谱如图5所示,其中竖线圈住的部分为阈值截取后的信号。对截取后的信号进行快速傅里叶变换,得到信号的频谱信息,由于信号的高频分量少,携带的信息也少,本实验选取2 000 Hz以内的频谱作为特征向量,即傅里叶变换后的前400个点。采集到的信号经过上述预处理后得到了 $15\ 800 \times 400$ 的矩阵,作为卷积神经网络的输入特征,利用卷积神经网络进行训练。为了保证实验者顺

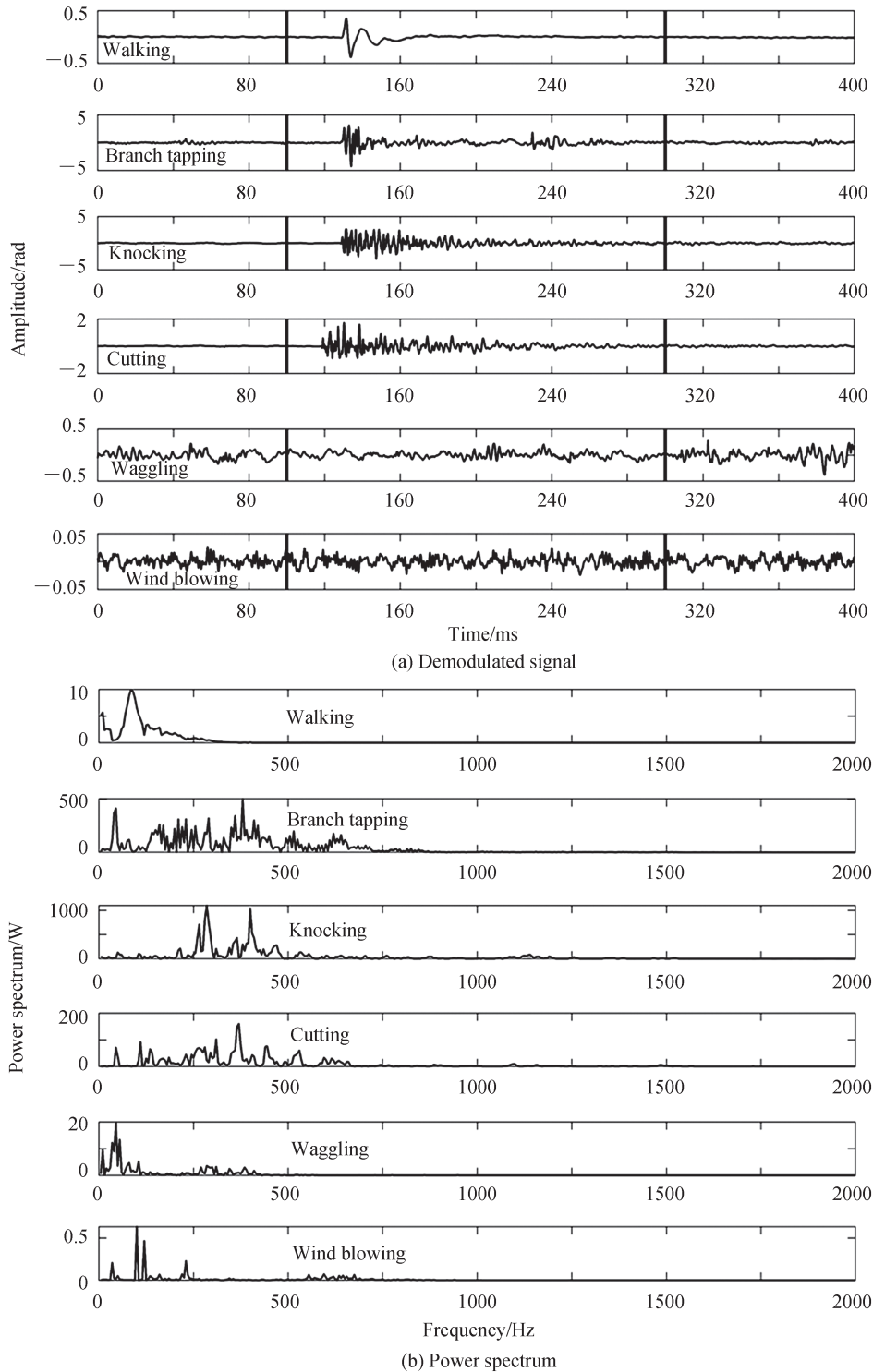


图5 6种行为的还原信号及其功率谱

Fig.5 Six types of demodulated signal and their power spectrum

序不对网络造成较大影响,利用随机数种子将 15 800 个扰动信号进行乱序,将乱序后的信号按 8:2 的比例分为训练集和测试集。利用 TensorFlow 中的 Keras 库搭建了如图 3 所示的神经网络结构并训练。

2.3 实验结果与分析

将训练后的 6 个卷积核提取出来,如图 6 所示,可以看出,卷积核主要在加强每个卷积核感受到的参与卷积的 100 Hz 信号中的低频信号,只有图 6 的(a)、(d)、(f)卷积核中会感受相应的较高频信号,而(b)卷积核主要感受对应中间频率的信号,(c)、(d)、(e)卷积核主要感受相应的较低频信号。而传统 MFCC 方法的 Mel 滤波器只类似于(b)卷积核,加强了每一个滤波器对应频带的中间信号。以 20 个 Mel 滤波器为例,其滤波器转化在赫兹单位下如图 7 所示,对图 5 中的信号用 MFCC 方法提取特征,经 Mel 滤波器滤波后再对其进行离散余弦变换,得到前 12 维特征如图 8 所示。相比于后 9 维特征,前 3 维特征值的波动最为明显,且数值上相比于后几维都偏大,在识别中起主要作用。

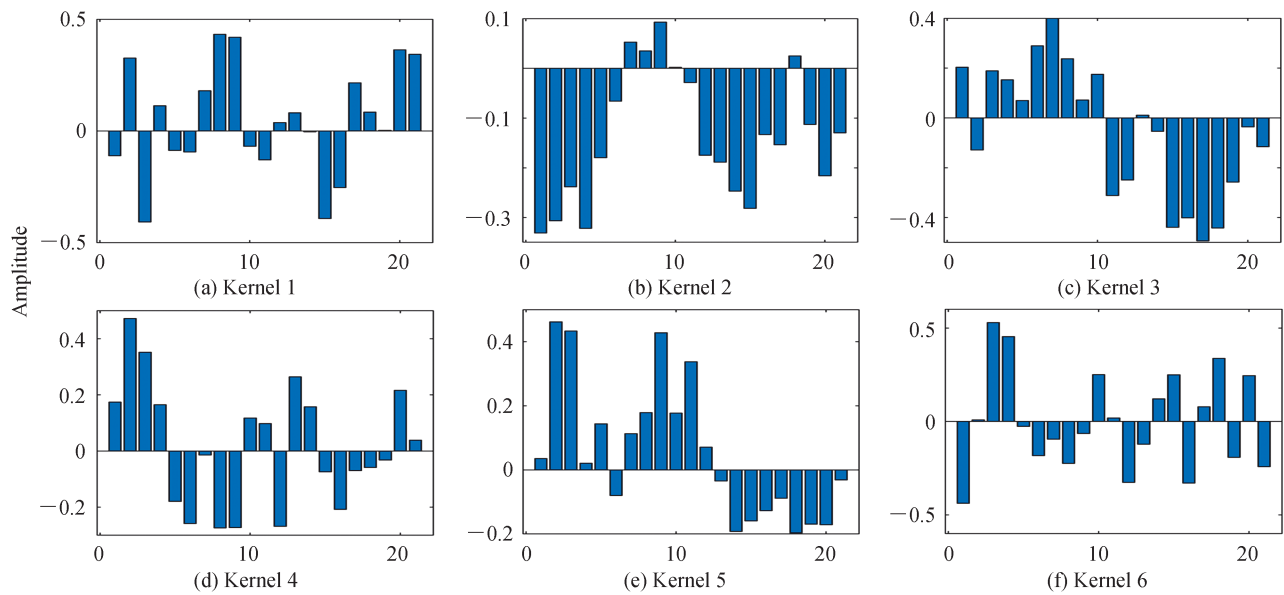


图 6 训练后的 6 个卷积核
Fig.6 Six kernels after training

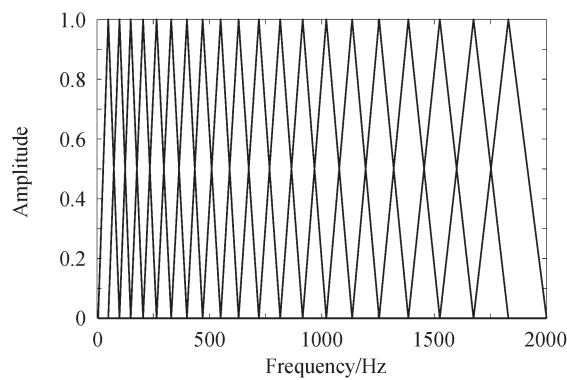


图 7 Mel 滤波器
Fig.7 Mel filters

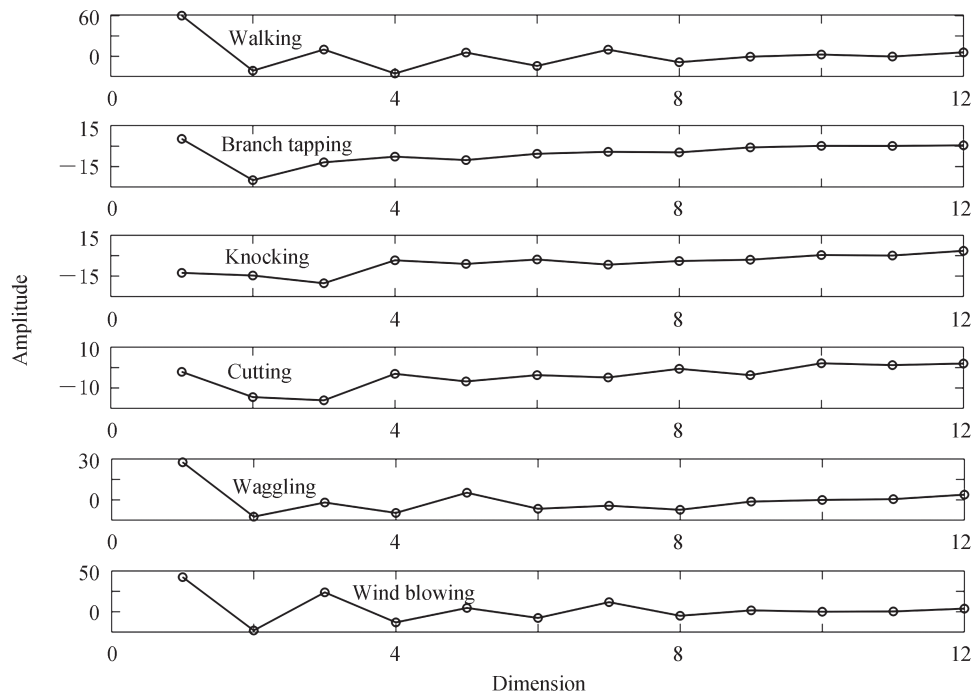


图8 MFCC方法提取的特征
Fig.8 Features extracted by MFCC method

将经过卷积核后的信号提取出来,以剪切信号(图9)和树枝拍打信号(图10)为例,剪切信号的特征集中性较好,经过每个卷积核后,均会在30~50点附近有两到三个特征集中带,对应频率范围为150~250 Hz,而树枝拍打信号的特征频带不明显,经过卷积核后的250个点以内几乎都有大量特征点,即在1 250 Hz内都有大量的能量分量,且频谱复杂。在经过(b)、(c)、(d)、(f)卷积核后的信号在0点存在一个较大的特征信号,这是由于系统并不能完全滤去还原信号的直流分量,导致傅里叶变换后在0 Hz频率点有信号,被(b)、(c)、(d)、(f)卷积核加强后形成。经过卷积层和平均池化层后,数据已经达到100甚至1 000量级,且经过(b)卷积核后大量数据为负值,经过relu激活函数后会可能被置零,因此为了优化神经网络节点,避免出现死神经,

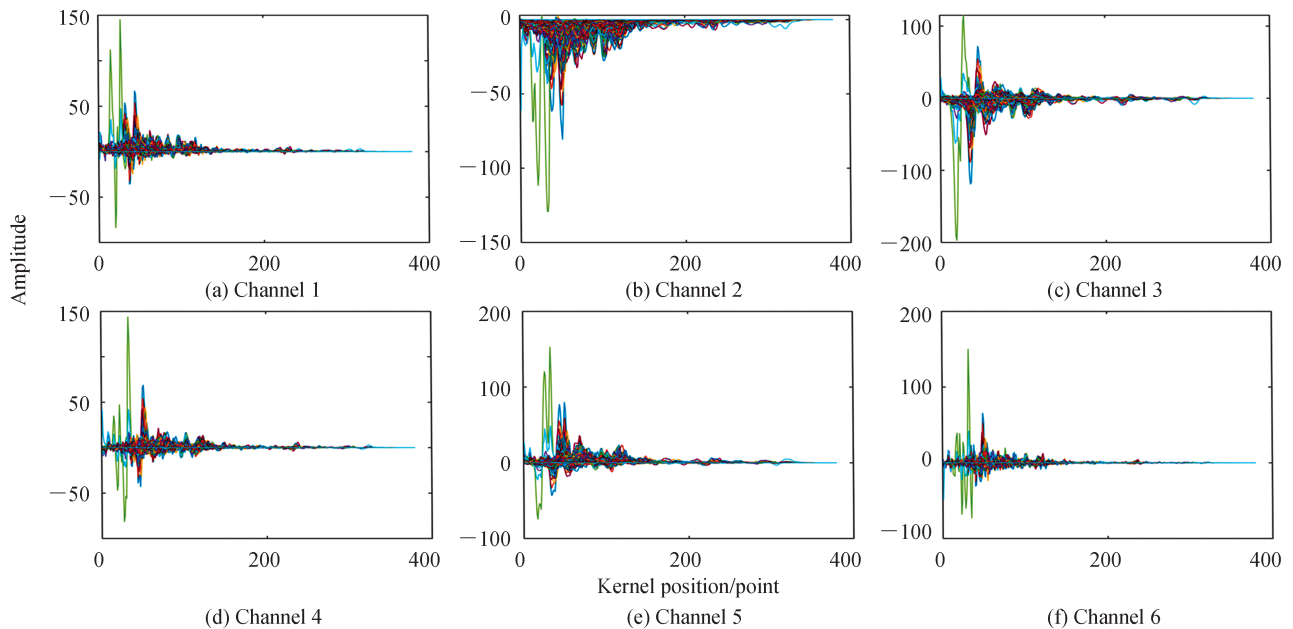


图9 经过卷积核后的剪切信号
Fig.9 Cutting signal after convolution

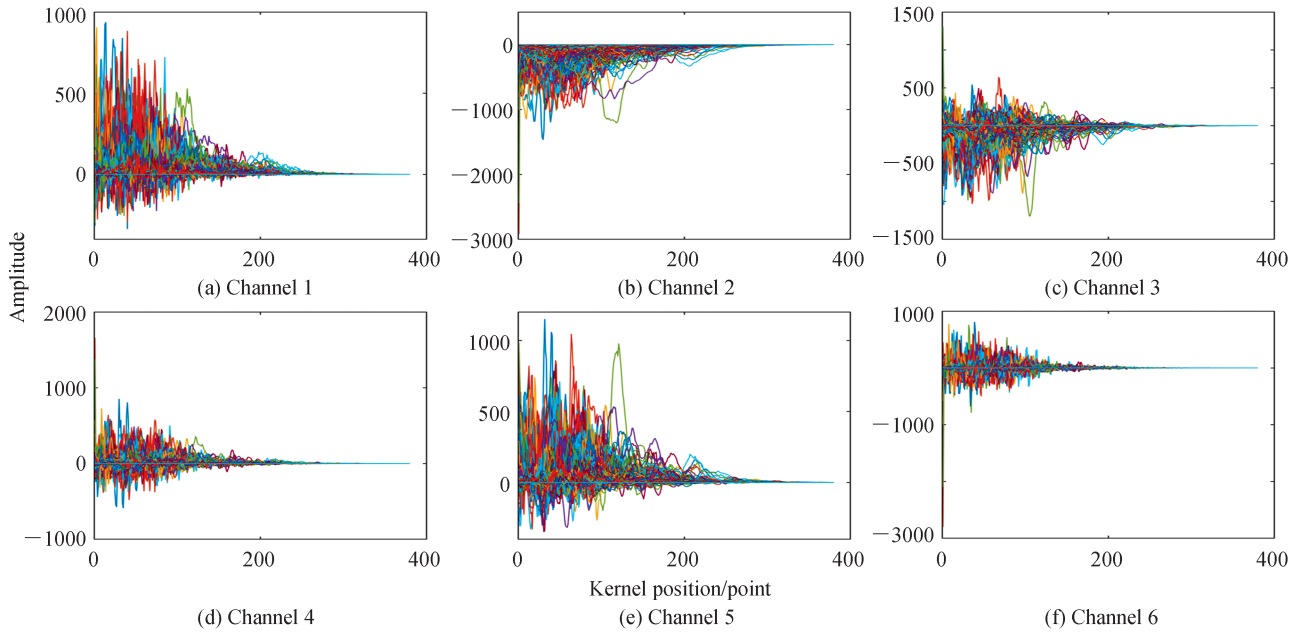


图10 经过卷积核后的树枝拍打信号
Fig.10 Branch tapping signal after convolution

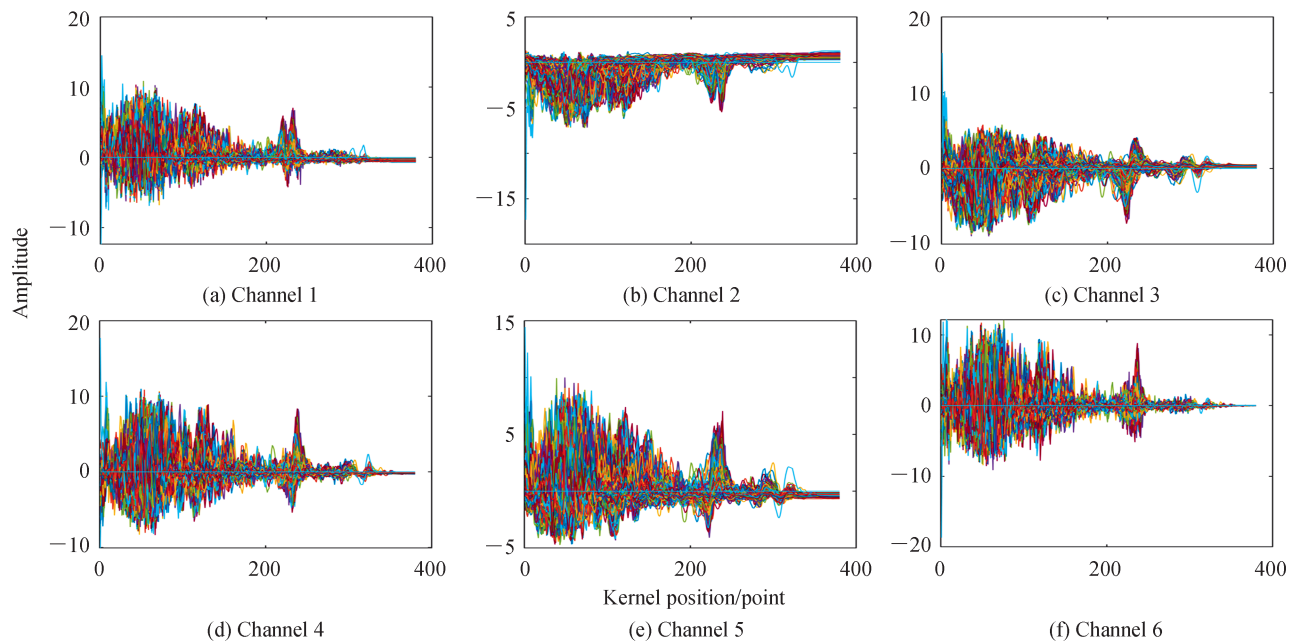


图11 经过归一化后的剪切特征
Fig.11 Cutting features after batch normalized

需要在池化层后添加一层批标准化层,对数据进行标准化处理,在不改变数据特征趋势的情况下,将数据重新归一化到0附近,本文采用的是zscore标准化函数,在经过标准化后的剪切信号和树枝拍打信号如图11和12所示。在将特征缩放到相同尺度后,剪切信号在第220个点附近,即1100 Hz附近出现了新的特征区域,这是由于一些能量较小的信号在未批标准化前被大信号的特征遮掩,观察图5中的频谱可以看出剪切信号在1100 Hz附近确实有少量能量。而树枝拍打信号在批标准化后变化不明显,仍未见明显特征区域。

添加批标准化层后,系统训练后的识别率如表1所示。其中对走路和剪切信号的识别效果最好,达到98.48%和98.75%,对树枝拍打信号的识别效果最差,只有94.66%,平均识别率为96.5%,达到了95%以上,能够满足实际使用需求。表1中列出了同样网络结构下的MFCC方法的识别效果,1D-CNN系统的识

别率在6种行为上除吹风信号外均高于与MFCC方法,树枝拍打的识别率提升显著,说明1D-CNN系统对这类频谱成分复杂、特征不明显的行为具有更好的适应性。

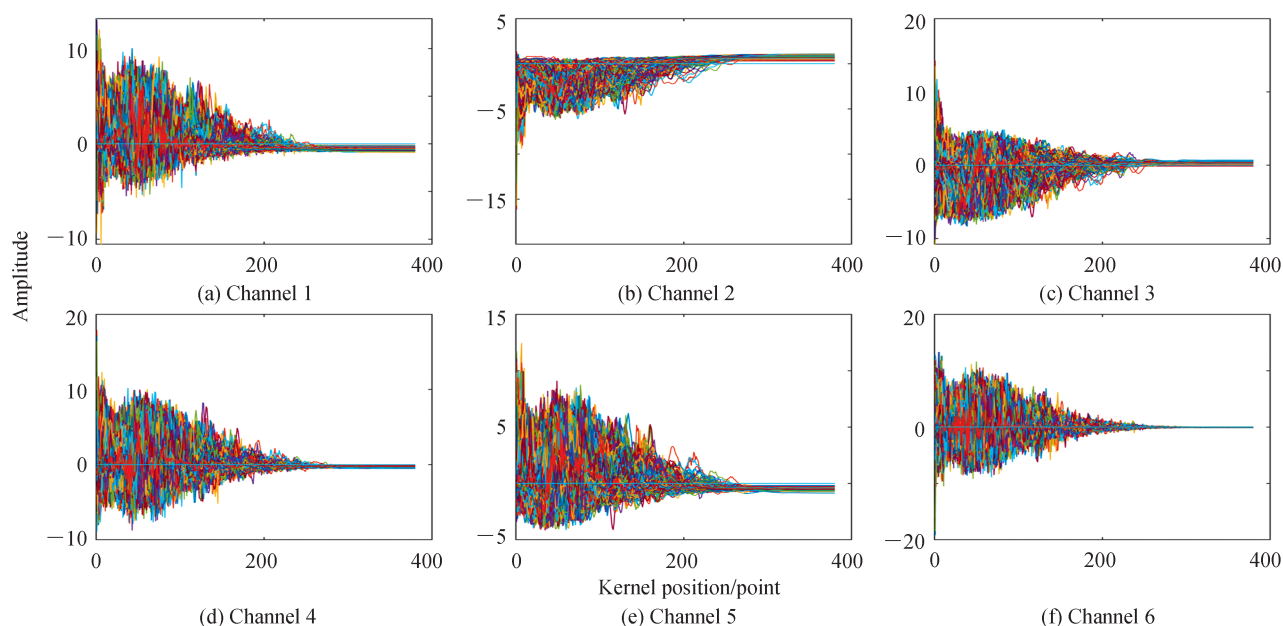


图12 经过归一化后的剪切特征

Fig.12 Branch tapping features after batch normalized

表1 一维卷积网络测试集中的识别效果

Table 1 Recognition result in the test set by 1D-CNN

Type of signal	Correct classification	Number in test set	Recognition rate of 1D-CNN	Recognition rate of MFCC
Walking	453	460	98.48%	97.39%
Branch tapping	549	580	94.66%	81.03%
Knocking	628	660	95.15%	91.21%
Cutting	553	560	98.75%	96.79%
Wagging	502	520	96.54%	89.04%
Wind blowing	363	380	95.52%	97.37%
Total	3 048	3 160	96.46%	91.61%

3 结论

本文利用卷积神经网络的特征自适应特性,提出了一种基于一维卷积神经网络的光纤周界入侵信号模式识别方法。首先利用积分微分方法对入侵信号进行相位还原,在还原信号端点检测时,采用还原信号阈值判定的方法,针对大中小信号分别选取当前信号最大值的不同比例作为阈值,选择触发点前30 ms和触发点后170 ms共计200 ms作为入侵信号,进行快速傅里叶变换后,提取信号的2 000 Hz以下共400个频点作为特征向量输入一维卷积神经网络。在实验室中搭建了直线型Sagnac的干涉结构采集入侵信号,共采集了剪切、敲击、晃动、树枝拍打、风吹、以及走动信号15 800组,将其以80%训练集,20%测试集的比例划分后对一维卷积神经网络进行训练测试,最终平均识别率达到了96.5%,除树枝拍打行为以外,其他行为的识别率都到达了95%以上,可以满足实际中使用的要求。相比传统的短时过零率和短时能量比的端点判定方法,本文采用的阈值分量法保证了截取的扰动信号经过傅里叶变换后的频率分辨率相同,也相对减少了信号提取所需要的时间;同时从一维卷积神经网络提取出的卷积核可以看出,一维卷积神经网络方法不仅可以提取出类似MFCC的特征,也可以提取出通过MFCC方法不能识别的频谱特征;从识别效果上来看,一维卷积神经网络方法对于特征不明显的树枝拍打这类复杂信号具有更好的适应性。

参考文献

- [1] LIU Tiegeng, YU Zhe, JIANG Junfeng, et al. Advances of some critical technologies in discrete and distributed optical fiber sensing research[J]. Acta Physica Sinica, 2017, 66(7): 070705.
刘铁根, 于哲, 江俊峰, 等. 分立示与分布式光纤传感关键技术研究进展[J]. 物理学报, 2017, 66(7): 070705.
- [2] JIANG Zhaofeng, YU Jinglin, ZANG Yuanzhang, et al. Signal recognition algorithm for distributed vibration fiber system [J]. Electronic Measurement Technology, 2018, 41(17): 65-69.
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.
- [3] SONG Qiuhe, ZHOU Pengwei, PENG Hengkuo, et al. Improved localization algorithm for distributed fiber-optic sensor based on merged Michelson-Sagnac interferometer[J]. Optics Express, 2020, 28(5): 7207-7220.
- [4] WU Yuan, BIAN Pang, JIA bo, et al. Fiber optic line-based sensor employing time delay estimation for disturbance detection and location[J]. Journal of Lightwave Technology, 2014, 32(5): 1032-1037
- [5] LIU Kun, TIAN Miao, LIU Tiegeng, et al. A high-efficiency multiple events discrimination method in optical fiber perimeter security system[J]. Journal of Lightwave Technology, 2015, 33(23): 4885-4890.
- [6] WANG Bingjie, SUN Qi, PI Shaohua, et al. Research on the feature extraction and pattern recognition of the distributed optical fiber sensing signal[C]. Proceedings of Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, 2014, 9193: 91930.
- [7] LIU Kun, WENG Lingfeng, JIANG Junfeng, et al. Zero-crossing rate based efficient identification of intrusion events in fiber perimeter security systems[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(11): 1106002.
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): 1106002.
- [8] LI Zhichen, LIU Kun, JIANG Junfeng, et al. A high-accuracy event discrimination method in 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.
- [9] HUANG Xiangdong, ZHANG Haojie, LIU Kun, et al. High-efficiency intrusion recognition by using synthesized features in optical fiber perimeter security system[J]. Acta Physica Sinica, 2017, 66(12): 124206.
黄翔东, 张皓杰, 刘琨, 等. 基于综合特征的光纤周界安防系统高效入侵识别[J]. 物理学报, 2017, 66(12): 124206.
- [10] WANG Bingjie. Research on multiple disturbances localization and pattern recognition in distributed fiber optic vibration monitoring system[D]. Shanghai: Fudan University, 2016: 49-57
王冰洁. 分布式光纤振动监测系统多点定位及模式识别研究[D]. 上海: 复旦大学, 2016:49-57.
- [11] YAN Gaojian. Perimeter safety monitoring system of high-speed railway based on optical fiber sensor[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2019:46-50.
闫高健. 基于光纤传感的高速铁路周界安全监测系统研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2019:46-50.
- [12] 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): 15-19.
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): 15-19.
- [13] HE Jiajun. Application of neural network in optical fiber intelligent security signal recognition [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2019.
何嘉俊. 神经网络应用于光纤智能安防信号识别研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2019.
- [14] CHEN Peichao, YOU Tianci, DING Panfeng. Pattern recognition of intrusion events in perimeter defense areas of optical fiber[J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46(10): 1006001
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): 1006001.
- [15] 吴红艳. 光纤分布式振动传感系统的关键算法研究[D]. 上海: 复旦大学, 2013:25-26.
- [16] WU Hongyan, ZHAO Dong, XU Haiyan. The research on pattern recognition in distributed fiber vibrant sensor system [C]. Proceedings of Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, 2011, 8136:81360K.