

# 光纤周界防区入侵事件的模式识别研究

陈沛超<sup>1,2</sup>, 游赐天<sup>1,2</sup>, 丁攀峰<sup>3\*</sup>

<sup>1</sup> 华侨大学信息科学与工程学院, 福建 厦门 361021;

<sup>2</sup> 福建省光传输与变换重点实验室, 福建 厦门 361021;

<sup>3</sup> 华侨大学工学院, 福建 泉州 362021

**摘要** 采用单模-多模-单模(SMS)光纤结构的光路, 针对施加在多模光纤上的入侵信号, 提出了基于短时傅里叶变换(STFT)和卷积神经网络(CNN)相结合的模式识别分类方法。该方法对入侵信号进行 STFT 以获得时频图, 制作成训练集和测试集; 将训练集输入到三种网络模型中进行训练, 根据工程应用指标选择合理的网络模型; 利用网络模型对测试集进行分析, 得到入侵信号的识别结果。采用 4 种入侵信号对该方法的有效性和实时性进行验证。结果表明, 该方法可以高效识别人为入侵信号和非人为入侵信号, 并可以通过增加含有不同类型噪声的入侵信号种类和数量来验证此方法的稳健性, 减少了入侵信号的漏报率和误报率, 提高了 SMS 光纤结构在周界防区模式识别中的应用价值。

**关键词** 光纤光学; 周界安防; 单模-多模-单模光纤结构; 短时傅里叶变换; 卷积神经网络

**中图分类号** TN29

**文献标识码** A

**doi:** 10.3788/CJL201946.1006001

## Pattern Recognition of Intrusion Events in Perimeter Defense Areas of Optical Fiber

Chen Peichao<sup>1,2</sup>, You Citian<sup>1,2</sup>, Ding Panfeng<sup>3\*</sup>

<sup>1</sup> College of Information Science and Engineering, Huaqiao University, Xiamen, Fujian 361021, China;

<sup>2</sup> Fujian Key Laboratory of Optical Beam Transmission and Transformation, Xiamen, Fujian 361021, China;

<sup>3</sup> College of Engineering, Huaqiao University, Quanzhou, Fujian 362021, China

**Abstract** A single mode-multimode-single mode (SMS) optical fiber structure is adopted, and a pattern recognition classification method is proposed based on the combination of short-time Fourier transform (STFT) and convolutional neural network (CNN) to deal with the intrusion signals which are applied on the multimode fiber. The proposed method initially performs STFT on the intrusion signal to obtain the time-frequency map and subsequently creates a training set and a test set. Further, the training set is input into three network models for training, and a reasonable network model is selected according to the engineering application index. Finally, the identification result of the intrusion signal is made to the test set through the network model; furthermore, the validity and real-time performance of the method are verified using four intrusion signals. The results denote that the proposed method can effectively identify artificial and non-human intrusion signals; in addition, the robustness of this method can be verified by increasing the types and quantities of intrusion signals with noises, thereby reducing the alarm failure and false alarm rate of the intrusion signals and improving the application value of the SMS fiber structure in perimeter defense area pattern recognition.

**Key words** fiber optics; perimeter security; single mode-multimode-single mode fiber structure; pattern recognition; short-time Fourier transform; convolutional neural network

**OCIS codes** 060.2370; 070.5010; 070.2590; 200.4260

收稿日期: 2019-05-10; 修回日期: 2019-06-10; 录用日期: 2019-06-17

基金项目: 中央高校培育型科技创新人才资助项目(ZQN-PY306)、华侨大学研究生科研创新基金(17013082003)

\* E-mail: dingpanfeng@163.com

# 1 引 言

随着光纤传感技术的不断进步,其独特的技术优势在工业化和安防等应用环境中逐渐体现出来。光纤传感单元可以对温度、应力以及声音等参量进行测量,并具有结构简单、灵敏度高等优点<sup>[1-4]</sup>。在两段单模光纤中间熔接上一段多模光纤可以制成单模-多模-单模(SMS)的光纤结构,该结构在温度测量以及压力测试领域中得到了广泛应用<sup>[5]</sup>,然而在周界防区入侵事件的识别和监测方向上,该结构的应用依然属于一项有待深入研究的课题。

传统的光纤周界防区模式识别中,都是以信号的强度、方差和短时过零率等简单的特征参量作为信号分类的依据,这些方法在实际应用中易受到外界复杂环境的影响,并且识别效率低下。文献[6]中利用有效信号的起止位置结合最大信噪比挑选出入侵信号的特征段,然后对4种信号进行区别。文献[7]中利用短时平均过零率提取入侵信号特征,利用极值波延拓抑制了经验模态分解算法中的端点效应,最后对4种信号进行分类。然而这类识别方法需要对信号进行规整,在实际应用中实时性较差,处理步骤繁琐,且对信号分析时需要有一定的先验知识。将扰动信号识别分为预处理、特征提取以及模式分类三个步骤,破坏了各个阶段的相互关系,容易丢失部分扰动信号。文献[8]中利用Mel频率倒谱系数特征对4种信号进行区分,从结果中可以看出剪切、敲击、下雨等特征区别不大,因此容易造成入侵信号误报。文献[9]中利用支持向量机对信号的平均值以及方差等特征进行分类,但该方法存在计算量过大的弊端,难以达到多分类识别的目的。

针对上述问题,本文利用短时傅里叶变换(STFT)提取入侵信号特征,考虑了时域和频域的信息,针对4种入侵信号的不同时频图特征,利用卷积神经网络(CNN)对特征图像进行训练与分类。将其应用在SMS光纤结构中,对人为入侵和非人为入侵信号的识别率可以分别达到93%和95%以上。此方法有效屏蔽了外界环境因素的干扰,提高了周界安防系统对外界入侵信号的识别能力。

## 2 基本原理

### 2.1 SMS 光纤结构的理论分析

SMS光纤结构如图1所示。光源输出的光束经单模光纤和多模光纤的熔接点耦合到多模光纤,在多模光纤中激励出大量模式的光束,这些模式在

多模光纤与单模光纤的另一个熔接点耦合并产生干涉效应。

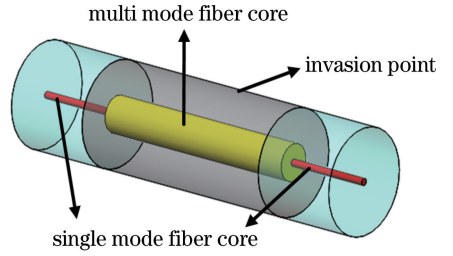


图1 SMS 光纤结构示意图

Fig. 1 SMS fiber structural diagram

以多模光纤的基模为参考,第  $m$  阶高阶模式的横向电场矢量大小和相对基模的相位差分别为  $E_m(\mathbf{r}, z)$  和  $\Delta\varphi_m$ , 其中:  $\mathbf{r}$  为光场传播中空间某点的位置矢量;  $z$  为光束向前传输的距离。取基模处的  $\Delta\varphi_0 = 0$ , 如果被激励出的高阶模有  $M$  个, 那么在多模光纤输出端的横截面(面积  $s$ )所探测到的光功率为<sup>[10-12]</sup>

$$P = \iint_s \left| \sum_{m=0}^M E_m(\mathbf{r}, z) \exp(i\Delta\varphi_m) \right|^2 ds = \sum_{m=0}^M \iint_s |E_m|^2 ds + 2 \sum_{m=0}^M \sum_{n=m+1}^M \iint_s E_m E_n ds \cdot \cos(\Delta\varphi_m - \Delta\varphi_n), \quad (1)$$

取一阶近似,探测到的光功率可以表示为

$$P = \sum_{m=0}^1 \iint_s |E_m|^2 ds + 2 \iint_s E_0 E_1 ds \cdot \cos(\Delta\varphi_1) = I_1 + I_2 + 2\sqrt{I_1 I_2} \cos(\Delta\varphi_1), \quad (2)$$

式中:  $I_1$ 、 $I_2$  分别表示基模和一阶高阶模的光强。两光束之间的相位差  $\Delta\varphi_1$  可以表示为

$$\Delta\varphi_1 = \frac{2\pi(n_{co} - n_{cl})L}{\lambda}, \quad (3)$$

式中:  $n_{co}$ 、 $n_{cl}$  分别为多模光纤的纤芯基模和包层高阶模的折射率;  $\lambda$  为光在光纤中传输的波长;  $L$  为多模光纤的长度。将入侵信号施加在多模光纤上后,多模光纤的受力区域发生微弯,其多个模式间的相位差发生改变,导致多模-单模光纤熔接处的模式干涉信号相位发生变化,此时干涉信号间接反映了入侵信号的能量大小以及频率特征。假设外界入侵信号施加在多模光纤上引起的应力变化为  $F(t)$ ,  $\gamma$  为多模光纤材料有关的常数,由此引起的多个模式间的相位变化  $\Delta\varphi_2$  表示为<sup>[13]</sup>

$$\Delta\varphi_2 = \gamma F(t), \quad (4)$$

此时在 SMS 光纤结构中引起的相位变化可以表示为

$$\Delta\varphi = \Delta\varphi_1 + \Delta\varphi_2 = [2\pi(n_{co} - n_{cl})L]/\lambda + \gamma \cdot F(t)。 \quad (5)$$

输出光信号经过光电探测器转换和放大滤波后,将其输入到计算机中进行解调,即可以还原出信号的强度和特征频率。

### 2.2 短时傅里叶变换

短时傅里叶变换是一种针对非稳态信号的时频分析方法,其能将施加在 SMS 光纤结构上的入侵信号转换为频率随时域变化的特征谱。其基本思想是将入侵信号看成一系列短时信号的叠加,用固定窗长分别对若干段信号进行截取,并对截取后的平稳信号作傅里叶变换,从而得到该段时间内所有频谱信息<sup>[14-15]</sup>,其基本计算公式为

$$S(z, f) = \int_{-\infty}^{\infty} i(z)g(z - \tau)e^{-j2\pi f z} dz, \quad (6)$$

式中: $i(z)$ 为干扰信号; $g(z - \tau)$ 为以 $\tau$ 为中心的时间窗口; $e^{-j2\pi f z}$ 为将信号从时域转换为频域的调制算子。可以看出,短时傅里叶变换就是先将信号 $i(z)$ 乘以一个以 $\tau$ 为中心的窗函数 $g(z - \tau)$ 然后作傅里叶变换。在短时傅里叶变换的实际应用中,为了减少能量泄漏,避免特征频率丢失,可以采用不同的窗函数以及窗长大小来对时频特征进行采集。

选取好的窗函数能有效减少频率泄漏同时增加幅值识别精度,窗长大小也会对时域和频域分辨率造成影响。宽窗口对应频谱图中低的时域分辨率和高的频域分辨率,窄窗口对应频谱图中高的时域分辨率和低的频域分辨率。因此选择合适的窗长可以权衡时域分辨率和频域分辨率的大小,以便于分析入侵信号上的特征频率以及产生入侵的相对位置。时域和频域的分辨率计算公式为

$$\Delta F = f_s/N_f, \quad (7)$$

$$\Delta T = (N_w - N_o)/f_s, \quad (8)$$

式中: $f_s$ 为采样频率; $N_f$ 为傅里叶变换的点数; $N_w$ 为窗口的窗长; $N_o$ 为窗口与窗口间的重叠点数。

### 2.3 卷积神经网络

与传统神经网络不同的是卷积神经网络包含输入层、卷积层、池化层、全连接层以及输出层,且卷积层和池化层交替连接,其结构如图 2 所示。卷积层主要功能是提取像素特征;池化层的目的是减少参数的计算量,避免在训练过程中出现过拟合现象;全连接层的作用是得到一个待分类的向量特征维度,其中最大的元素代表卷积网络对目标判断的接近程度<sup>[16-19]</sup>。将卷积神经网络引入到光纤周界防区入侵

信号的模式识别中,从大量时频图中提取出每类入侵信号的不同特征,并实现对不同入侵信号的准确分类。卷积过程计算表达式为

$$h_j^{(k)} = f\left(\sum_{i \in M_j} W_{ij}^{(k)} * x_i^{(k-1)} + b_j^{(k)}\right), \quad (9)$$

式中: $h_j^{(k)}$ 为第 $k$ 层中第 $j$ 个特征映射的连接输出; $f(\cdot)$ 为用于任务分类的非线性激活函数; $M_j$ 为经过卷积层处理后的输入特征; $x_i^{(k-1)}$ 为第 $k$ 层的第 $i$ 个局部特征;“ $*$ ”为卷积运算; $W_{ij}^{(k)}$ 和 $b_j^{(k)}$ 为权值矩阵值和偏置项。选用交叉熵作为损失函数,表达式为

$$L = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [h_d \ln P(H_d = 1 | A) + (1 - h_d) \ln P(H_d = 0 | A)], \quad (10)$$

式中: $n$ 为第 $d$ 类入侵信号的样本数; $H_d$ 为第 $d$ 类入侵信号在卷积网络输出层的输出结果 $A$ 中为 0 或者为 1 的项; $h_d$ 为第 $d$ 类入侵信号的真实值; $P(H_d = 1|A)$ 为光纤周界防区中 $d$ 类入侵信号的预测概率,而 $P(H_d = 0|A)$ 为不包含 $d$ 类入侵信号的预测概率。在训练过程中,对 $L$ 求一阶偏导数,并根据现有的权值 $W$ 和偏置值 $b$ 求出更新后的权值 $W'$ 和偏置值 $b'$ ,该计算公式可以表示为

$$W' = W - \alpha \frac{\partial L}{\partial W}, \quad (11)$$

$$b' = b - \alpha \frac{\partial L}{\partial b}, \quad (12)$$

式中: $\alpha$ 为学习率。较小的学习率使模型收敛缓慢并增加网络训练时间;而较大的学习率会导致模型出现无解情况或发生过拟合现象。

在本文的模型构建中,将 4 类入侵信号经过短时傅里叶变换后得到的时频图,分为训练集和测试集;将训练集用于训练网络参数,并用梯度下降法不断调整权值和偏置值;将测试集用于训练好的网络模型中,并得到入侵信号的准确分类。

## 3 实验结果与讨论

搭建如图 3 所示的小型防区围栏入侵检测系统,对上述基于短时傅里叶变换和卷积神经网络相结合的识别方法进行实验验证。选择室外一块合适的实验场地,将 300 m 的多模光纤缠绕在铁丝栏上,用不锈钢喉箍将其固定。将 1550 nm 波长的激光输入到 SMS 光纤中,然后用光电探测器(PD)接收耦合器 C2 输出的干涉信号,再由数据采集卡(DAQ)采集电信号,最终送入到计算机(PC)终端进行分析,其中:数据采集卡的采样率和采样深度分别设置为 100 kSa/s 和 256000。

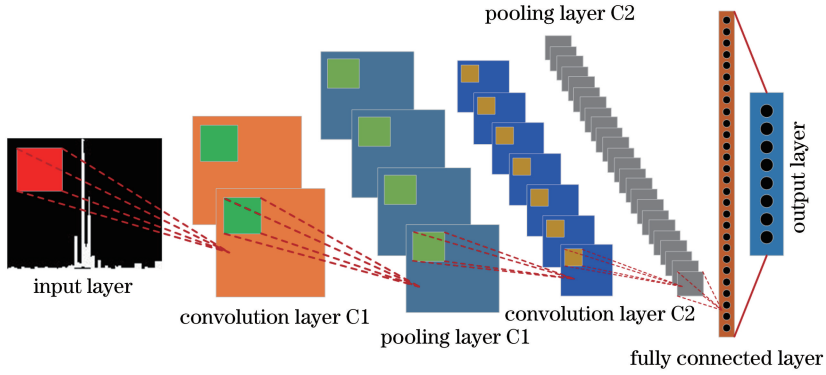


图 2 卷积神经网络结构

Fig. 2 Structure of convolutional neural network

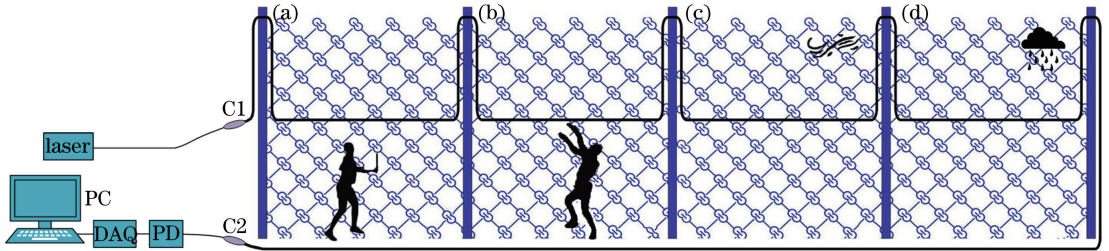


图 3 周界防区模式识别的实验示意图。(a)敲击;(b)摇晃;(c)刮风;(d)下雨

Fig. 3 Experimental diagrams of pattern recognition in perimeter defense area.

(a) Knocking; (b) shaking; (c) winding; (d) raining

在实验过程中对布设在铁丝栏上的多模光纤实施人为入侵和非人为入侵两种实验,其中人为入侵信号分为敲击和摇晃信号;非人为入侵信号分为刮风信号和下雨信号(其中刮风用电风扇吹风模拟,下雨用

多个水龙头浇水模拟)。实验中将入侵信号分为 4 组,对每组信号进行 300 次实验,采用小波变换对原始信号进行滤波和归一化处理以降低外界环境对入侵信号的干扰,处理后的入侵信号波形如图 4 所示。

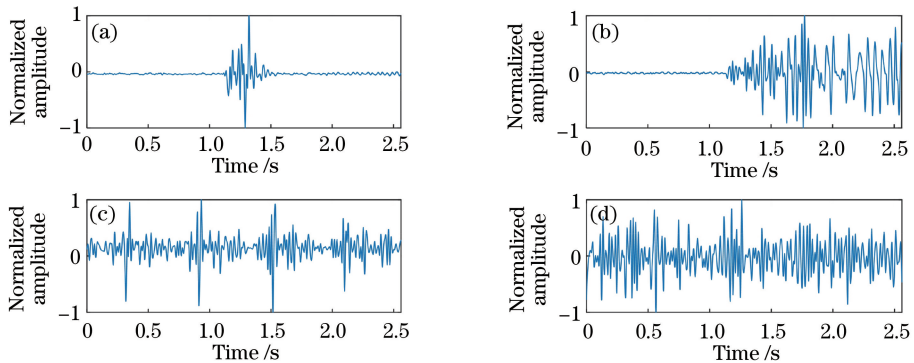


图 4 4 种入侵信号归一化波形图。(a)敲击;(b)摇晃;(c)刮风;(d)下雨

Fig. 4 Normalized waveforms of four intrusion signals. (a) Knocking; (b) shaking; (c) winding; (d) raining

由图 4(a)可知,敲击事件作用时间短,信号在起始位置点产生瞬时能量后迅速衰减;由图 4(b)可知,晃动事件使信号幅度在起始位置点发生剧烈变化,且信号频率随光纤抖动频率的减小而减小;由图 4(c)可知,刮风事件使光纤受到外界风力的作用,铁丝栏晃动的幅度产生规律性变化,且起始作用瞬间会产生比敲击信号小得多的瞬时能量;由图 4(d)可

知,光纤同一点受到处于自由落体状态的随机雨滴的影响,雨滴作用时间极短且能量分布均匀。

### 3.1 短时傅里叶变换参数分析

为清晰识别不同入侵信号的能量和频率随时间变化的时频图,对 4 种入侵信号分别采用窗长为 4800 的汉宁窗和旁瓣为 0.5 的凯塞窗作短时傅里叶变换,得到的结构如图 5 所示。

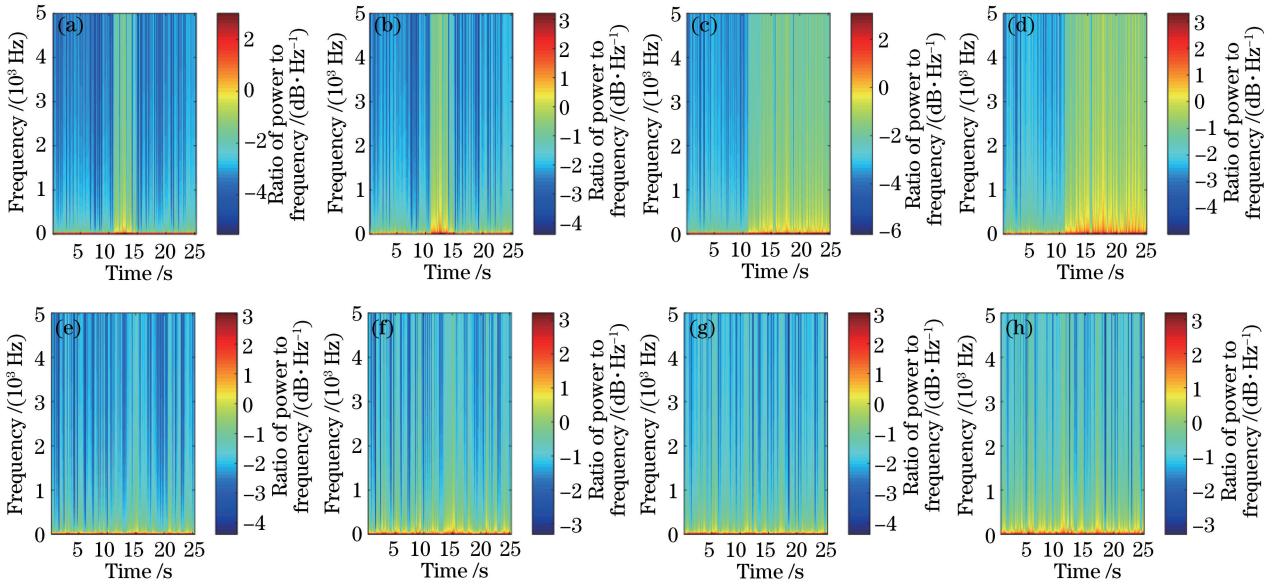


图 5 两种窗函数处理 4 种入侵事件的 STFT 时频图。(a)(c)(e)(g) 敲击, 摇晃, 刮风, 下雨信号经过汉宁窗处理后的时频图; (b)(d)(f)(h) 敲击, 摇晃, 刮风, 下雨信号经过凯塞窗处理后的时频图

Fig. 5 STFT time-frequency diagrams of two kinds of window functions for processing four intrusion events.

(a)(c)(e)(g) Time-frequency diagrams of knocking, shaking, winding, and raining signals after passing through the Hanning window; (b)(d)(f)(h) time-frequency diagrams of knocking, shaking, winding, and raining signals after passing through the Kaiser window

从图 5 可以看出, 汉宁窗相对凯塞窗在处理入侵信号过程中发生了能量泄漏, 且频谱间识别度已经严重影响了后端时频图的分类识别。从时频图的角度分析, 凯塞窗相比汉宁窗保留了更多的主瓣能量和时频信息, 降低了旁瓣幅度, 消除了高频噪声的干扰, 更能体现出原始入侵信号的真实频谱。从图 5(b), (d), (f), (h) 中分析可得, 敲击、摇晃信号的特征频率分别约为 260 Hz 和 100 Hz, 且平均持续时间约为 1.4 s 和 4.8 s; 刮风和下雨的特征频率分别

约为 60 Hz 和 35 Hz, 且信号持续时间呈周期性变化。同时可以发现人为入侵事件的特征频率非人为入侵事件相对集中在更高频段。

由于短时傅里叶变换的窗长大小对图片的识别清晰度有着直接影响, 因此本文选择窗长为 4800 和 9600 的凯塞窗函数作短时傅里叶变换, 得到两种不同分辨率的时频图, 由 (7)~(8) 式计算得到时频分辨率分别为  $0.06 \times 2.08$  和  $0.54 \times 2.08$ 。对获得的时频图作二值化处理, 得到的结果如图 6 所示。

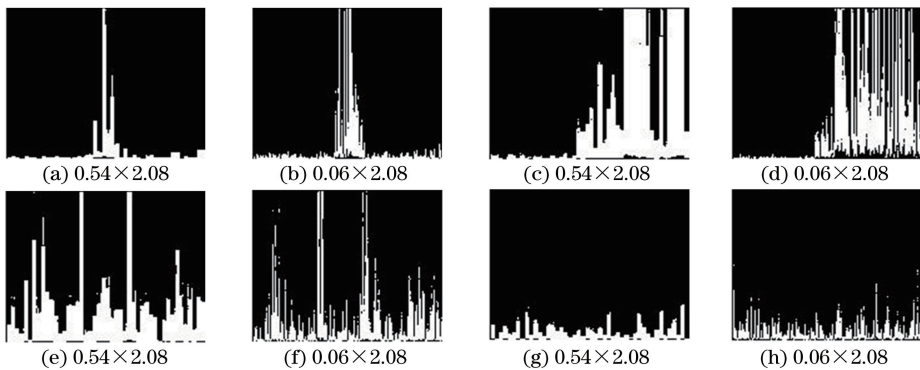


图 6 不同分辨率下的入侵信号二值化图。(a)(c)(e)(g) 敲击, 摇晃, 刮风, 下雨信号经过窗长为 9600 的凯塞窗处理后的时频图像二值化; (b)(d)(f)(h) 敲击, 摇晃, 刮风, 下雨信号经过窗长为 4800 的凯塞窗处理后的时频图像二值化

Fig. 6 Binarization diagrams of disturbance signals at different resolutions. (a)(c)(e)(g) Time-frequency binarization diagrams of knocking, shaking, winding, and raining signals processed by Kaiser window with window length of 9600; (b)(d)(f)(h) time-frequency binarization diagrams of knocking, shaking, winding, and raining signals processed by Kaiser window with window length of 4800

从图 6(a)、(b)、(c)、(d)可以看出,图片的信息描述清晰度不如图 6(e)、(f)、(g)、(h),这是因为窗长 4800 相比窗长 9600 保留了更多时频信息,拥有更多图像特征,因此在卷积神经网络中训练就会获得更高的识别精度。

### 3.2 卷积神经网络模型的建立

目前,卷积神经网络模型的选取在判别不同的数据集上还没有形成确切的评判方法,因而模型的选取在很大程度上取决于实验分析。考虑网络模型对数据集的适应性,为使对比结果更有参考价值,本文选择 Inception-v2、Inception-v3 和 Resnet 三种卷积神经网络进行实验分析。实验平台为基于 windows10 的 pycharm 工具,CPU 为英特尔 Core i7-7700,训练中参数 batch\_size 和 epoch 分别为 16 和 6,迭代次数为 383 次,学习率为 0.003;根据(9)~(12)式计算并建立卷积神经网络模型最后使用 Adam 优化器对其进行优化。选择窗长为 4800 的汉宁窗对 4 种入侵信号共 1020 个样本作短时傅里叶变换,然后将得到的二值化图形作为随机训练集计算所得训练损失值,结果如图 7 所示。

由图 7 可得 inception-v2 的收敛效率和波动程度要优于 inception-v3 和 Resnet。从表 1 中可以得知,在三种神经网络 inception-v2、inception-v3 和

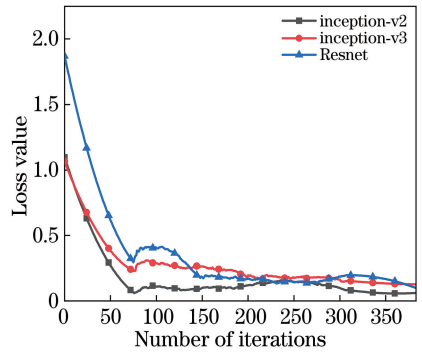


图 7 汉宁窗窗长为 4800 时的三种网络模型的迭代损失图  
Fig. 7 Iteration loss diagram of three network models with Hanning window length of 4800

Resnet 中,inception-v2 网络的训练参数个数是最少的,为后两者的 45.54% 和 43.93%;对于同一个数据集,inception-v2 的总训练时间相比后两者提升了 20.19% 和 28.33%;这样的好处是减少了计算机的运算开销,提升了入侵事件的识别速度。在特征提取方面,inception-v2 的损失值相对后两者减小了 35.821% 和 49.412%,使得 inception-v2 在识别效率上优于后两者。实验结果很好地验证了识别率并不随着网络深度的加深而提高的结论。在不同的应用场合,需要根据不同的数据集,选择合适的网络模型。

表 1 不同网络模型包含的参数以及测试结果

Table 1 Parameters and test results of different network models

Application index	Network parameter	Average loss	Loss after stabilization	Average recognition rate /%	Training time /s
Inception-v2	11264111	0.172	0.07225	94.87	126.674
Inception-v3	24734048	0.268	0.14704	92.881	158.717
Resnet	25643765	0.343	0.17003	90.7	176.746

通过上述分析,选择 inception-v2 网络模型;在工程实际应用中,由于 inception-v2 网络模型都是事先训练好的,所以应将单次入侵信号的训练时间、识别时间以及平均识别率作为入侵事件识别效率的评价标准。对同一数据集下两种不同的输入数据格式在三个不同评价标准下的区别进行研究,结果如表 2 所示。从表 2 可以发现,输入格式为时频图的识别率比输入格式为时域图的高出 18.611%,这是由于入侵信号的时域图具有非平稳特征,信号间的

识别度容易受到外界噪声的干扰,而入侵信号在时频图上的频率和能量分布上有较好的规律性,且容易被卷积神经网络提取特征;从每步平均训练时间和识别时间这两个参数看,时频图作为输入比时域图作为输入分别提高了 0.125 s 和 0.094 s,从总体训练时间来看,将时频图作为输入明显提高了入侵事件的识别效率。根据 inception-v2 网络比较窗长为 4800 和 9600 的汉宁窗和凯赛窗在识别率上的区别,以验证该网络在处理不同数据集时的时效性和

表 2 不同输入数据格式的参数对比

Table 2 Comparison of parameters of different input data formats

Input data format parameter	Training sample	Average recognition rate /%	Average training time /s	Average recognition time /s
Time domain map	1020	75,000	0.438	0.279
Time-frequency diagram	1020	93,611	0.313	0.185

可靠性。构建 4 类数据集,每类数据集包含 4 种入侵信号各 1020 个,将 4 类数据集分别经过窗长为 4800 和 9600 的汉宁窗和凯塞窗作短时傅里叶变换得到时频图,然后将其输入到 inception-v2 网络训练,训练后的识别结果如图 8 所示。

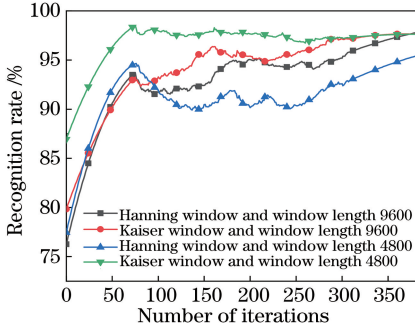


图 8 汉宁窗和凯塞窗分别在窗长为 4800 和 9600 的识别率  
Fig. 8 Recognition rates of Hanning window and Kaisei window with window lengths of 4800 and 9600, respectively

由图 8 可以看出,随着迭代次数的增加,凯塞窗在窗长为 4800 和窗长为 9600 时比汉宁窗处理后的识别率高出 5.56% 和 1.1%,分别达到了 96.82% 和 94.13%,且凯塞窗处理后的收敛速度和波动幅度也优于汉宁窗的,这是由于凯塞窗相对汉宁窗更能够

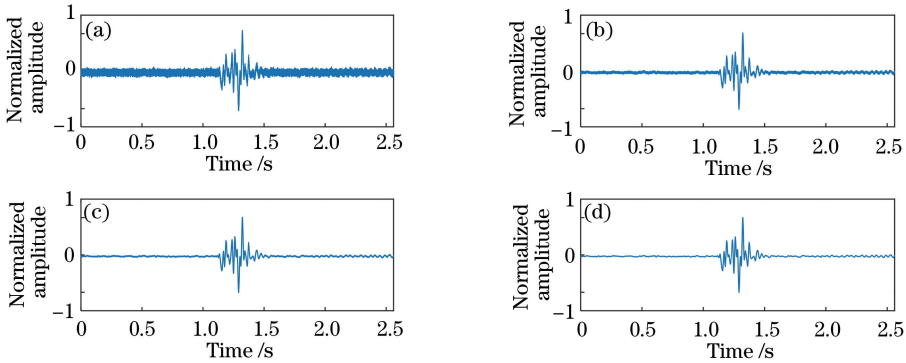


图 9 不同高斯噪声下的敲击信号时域图。(a) SNR 为 40 dB; (b) SNR 为 50 dB; (c) SNR 为 60 dB; (d) SNR 为 70 dB

Fig. 9 Time domain diagrams of knocking signal with different Gaussian noise.

(a) SNR is 40 dB; (b) SNR is 50 dB; (c) SNR is 60 dB; (d) SNR is 70 dB

由图 10 可以看出,随着信噪比的增加,敲击信号识别率从 0.33% 不断提升到 86.33%,并且随着信噪比的提升最后稳定在 85.33%,这主要是因为敲击信号的绝大部分能量集中于特定时间内,其对外界噪声比较敏感;对于摇晃信号和刮风信号,信号识别率分别稳定在 11.3796% 和 15.3449%,且并没有随着信噪比的增加而提高,这是由于摇晃信号受到低频白噪声的影响,能量分布上变得更加均匀,使得频谱图上的特征更接近于刮风的特征,最终导致摇晃和刮风事件的识别率并未随着信噪比增加而提高;

调节主瓣和旁瓣的比例,减少能量谱泄漏,而窗长为 4800 比窗长为 9600 有较好的时间分辨率,保留了更多的图像特征,结果与 3.1 节中分析的结论相吻合,即凯塞窗比汉宁窗能更好地还原出信号的真实频谱。

### 3.3 方法稳健性验证

在 3.2 节中将训练好的卷积神经网络模型应用到经过滤波后的入侵信号,能得到很高的识别精度。但在周界防区入侵事件的告警事件中,由于易受外界环境噪声的影响,其入侵信号往往含有不同程度的噪声,这种情况下入侵事件的识别率就要差很多,这主要是因为卷积神经网络所提取的特征并没有包含拥有不同程度噪声的入侵事件时频图特征。为了验证 4 种入侵信号对外界环境噪声的响应灵敏度,制作了庞大的测试集,该测试集具体描述如下:分别在敲击、摇晃、刮风、下雨 4 种入侵信号共 1200 个样本上各添加 40 dB、50 dB、60 dB、70 dB 的高斯噪声,并分为 10 组,每组有 30 张时频图。图 9 为敲击信号在高斯噪声信噪比  $R_{SNR}$  为 40 dB、50 dB、60 dB、70 dB 时的时域图。利用 3.2 节中训练好的 inception-v2 网络模型进行测试,得到的结果如图 10 所示。

下雨信号的识别率稳定在 97.9167%,这是因为下雨信号的能量分布处于低频特征段,对外界噪声的影响反应不敏感,所以识别率随着高斯噪声信噪比的提升并未发生显著变化。

由此可以说明:人为入侵信号比非人为入侵信号对外界环境的影响更加敏感,随着人为入侵信号在恶劣环境中的实施,其识别率将会进一步降低。因此,为了提升摇晃和刮风事件在恶劣环境中的识别率,利用卷积神经网络的稳健性,通过增加含有不同高斯噪声的入侵信号种类和数量,进一步提取出

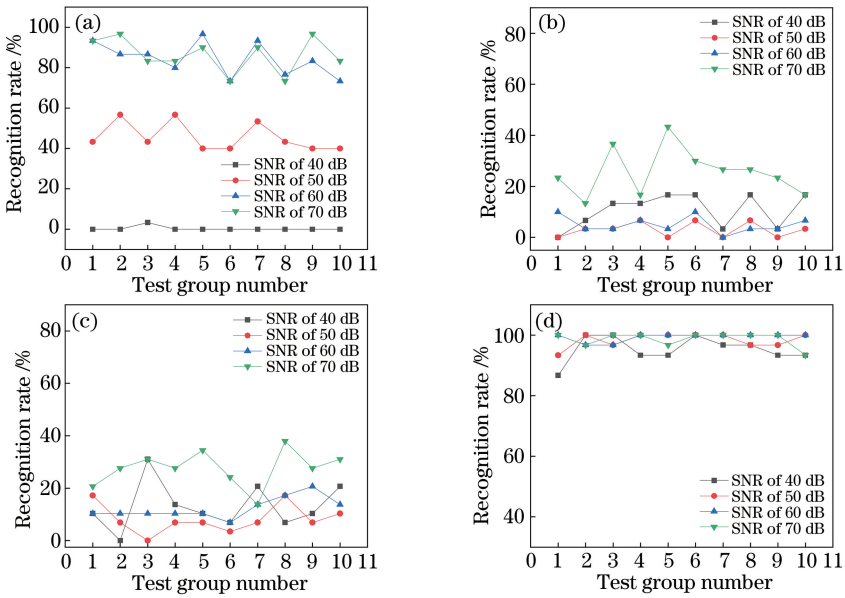


图 10 入侵信号在不同信噪比下的识别率。(a)敲击;(b)摇晃;(c)刮风;(d)下雨

Fig. 10 Recognition rates of intrusion signals with different SNR. (a) Knocking; (b) shaking; (c) winding; (d) raining

更多恶劣环境下的人为和非人为入侵信号的时频图特征,从而获得更高的识别率。

同样选择用 inception-v2 网络进行训练,选择窗长为 4800 的凯塞窗函数对入侵信号作短时傅里叶变换。每类信号包含着  $R_{SNR}$  为 30 dB、40 dB、50 dB、60 dB、70 dB 的高斯噪声各 300 个,总共为 6000 个样本,对此构成一个训练集,同时在测试集上设计了 12 个测试组,每个测试组同样包含 4 类信号,每类信号包含了  $R_{SNR}$  为 30 dB、40 dB、50 dB、60 dB、70 dB 的高斯噪声各 10 个。同样将训练集输入到卷积神经网络中训练,将得到的网络参数应用到测试集上,得到的结果如图 11 所示。

从图 11 可以看出,4 种入侵信号的识别率均在 93% 以上,且相比于多特征参量识别<sup>[20]</sup>、EMD<sup>[1]</sup> 和多核 SVM<sup>[21]</sup> 三种识别方法,实现了更高的识别率,

表 3 人为入侵信号和非人为入侵信号的识别结果

Table 3 Identification results of artificial and non-human intrusion signals

Parameter	STFT+CNN				Multi-characteristic		EMD		Multicore SVM	
	A	B	C	D	A	D	A	B	A	C
Recognition rate / %	93.83	99.79	95.93	99.3	91.2	90	70.9	99.7	85	95

## 4 结 论

本文提出了一种应用于光纤周界防区入侵事件预警的模式识别方法。该方法采用 SMS 光纤结构作为传感部分,利用短时傅里叶变换和卷积神经网络相结合的模式识别对入侵信号进行分类。比较入侵信号在不同窗函数和窗长条件下的识别率,选择

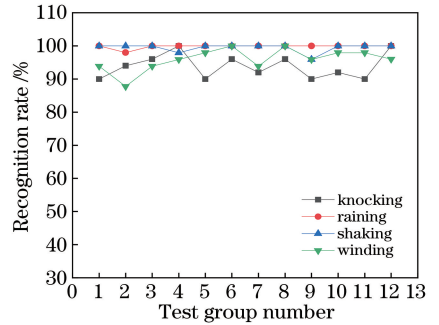


图 11 带噪声信号的识别结果

Fig. 11 Identification results with noise signal

如表 3 所示,其中:A、B、C、D 分别代表敲击、摇晃、刮风、下雨 4 种事件。其原因在于采用基于短时傅里叶变换和卷积神经网络相结合的模式识别方法,保留了完整的时频特征并提取出易识别的特征信息,从而提高了入侵事件识别的准确性。

窗长为 4800 且旁瓣为 0.5 的凯塞窗函数,对其作傅里叶变换得到时频图;分析比较三种网络模型对入侵事件的识别精度和识别效率,选择 inception-v2 网络模型对数据集进行训练;利用卷积神经网络的稳健性,在训练集上增加含有不同类型噪声的入侵信号的种类和数量,对敲击、摇晃、刮风和下雨 4 种入侵事件的识别率分别达到了 93.83%、99.49%、



95.93%、99.83%。实验系统具有很强的实用性,能够适应并区分出含有各类噪声的入侵信号和非入侵信号,在很大程度上降低了非人为入侵信号的误报率,提高了 SMS 光纤结构在周界防区应用环境的性能。

## 参 考 文 献

- [1] Huang X D, Zhang H J, Liu K, *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事件识别[J]. *物理学报*, 2017, 66(12): 124206.
- [2] Donlagic D, Preloznik B. A fiber-optic system for the quasi-distributed detection of liquids [J]. *IEEE Photonics Technology Letters*, 2015, 27(18): 1895-1898.
- [3] Wang S Y, Lou S Q, Liang S, *et al.* Pattern recognition method of fiber distributed disturbance sensing system based on M-Z interferometer [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(8): 2613-2618.  
王思远, 娄淑琴, 梁生, 等. M-Z 干涉仪型光纤分布式扰动传感系统模式识别方法[J]. *红外与激光工程*, 2014, 43(8): 2613-2618.
- [4] Liu K, Tian M, Jiang J F, *et al.* An improved positioning algorithm in a long-range asymmetric perimeter security system[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2016, 34(22): 5278-5283.
- [5] Zhang R X, Zhang J F, Zhao Y J, *et al.* Study of temperature characteristics of singlemode-multimode-singlemode fiber structure [J]. *Journal of Optoelectronics • Laser*, 2018, 29(9): 925-932.  
张荣香, 张建飞, 赵亚军, 等. 单模-多模-单模光纤结构的温度特性研究[J]. *光电子 • 激光*, 2018, 29(9): 925-932.
- [6] Li K Y, Zhao X Q, Sun X H, *et al.* A regular composite feature extraction method for vibration signal pattern recognition in optical fiber link system [J]. *Acta Physica Sinica*, 2015, 64(5): 054304.  
李凯彦, 赵兴群, 孙小茜, 等. 一种用于光纤链路振动信号模式识别的规整化复合特征提取方法[J]. *物理学报*, 2015, 64(5): 054304.
- [7] Chen Y, An W Y, Liu H L, *et al.* Application of improved empirical mode decomposition algorithm in fiber Bragg grating perimeter intrusion behaviors classification[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2019, 46(3): 0304003.  
陈勇, 安汪悦, 刘焕淋, 等. 改进经验模态分解算法在光纤布拉格光栅周界入侵行为分类中的应用[J]. *中国激光*, 2019, 46(3): 0304003.
- [8] Shuai S, Wang J, Wu H Y, *et al.* A signal recognition method for distributed optical fiber sensor system[J]. *Journal of Fudan University (Natural Science)*, 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.
- [9] Zhang J N, Lou S Q, Liang S. Study of pattern recognition based on SVM algorithm for  $\varphi$ -OTDR distributed optical fiber disturbance sensing system [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2017, 46(4): 219-225.  
张俊楠, 娄淑琴, 梁生. 基于 SVM 算法的  $\varphi$ -OTDR 分布式光纤扰动传感系统模式识别研究[J]. *红外与激光工程*, 2017, 46(4): 219-225.
- [10] Li Q, Huang Z J, Xu Y Q, *et al.* Optical fiber sensing system based on multimode interference of single-mode-multimode-single-mode fiber structure [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(5): 1630-1636.  
李强, 黄泽斌, 徐雅芹, 等. 基于单模-多模-单模光纤模间干涉的传感系统[J]. *红外与激光工程*, 2014, 43(5): 1630-1636.
- [11] Wang H T, Pu S L, Wang N, *et al.* Magnetic field sensing based on singlemode-multimode-singlemode fiber structures using magnetic fluids as cladding[J]. *Optics Letters*, 2013, 38(19): 3765-3768.
- [12] Ren N K. Characteristic studies of sensing and demodulation based on MMF modal interference[D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2017: 12-15.  
任乃奎. 基于多模光纤模间干涉的传感与解调特性研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2017: 12-15.
- [13] You C T, Chen P C, Ding P F. Experimental research on single mode-multimode-single mode fiber structure in security system [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(6): 060603.  
游赐天, 陈沛超, 丁攀峰. 单模-多模-单模光纤结构在安防系统的实验研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(6): 060603.
- [14] Audone B, Colombo R, Marzali I, *et al.* The short time Fourier transform and the spectrograms to characterize EMI emissions[C] // 2016 International Symposium on Electromagnetic Compatibility - EMC EUROPE, September 5-9, 2016, Wroclaw, Poland. New York: IEEE, 2016: 882-888.
- [15] Zhu J T, Liao H J, Xie Y Y, *et al.* Data interpretation of ground-penetrating radar (GPR) via short-time Fourier transform for railway track

- detection[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2012, 46(7): 108-114.
- 朱军涛, 廖红建, 谢勇勇, 等. 采用短时傅里叶变换的铁路车载探地雷达数据解译方法[J]. 西安交通大学学报, 2012, 46(7): 108-114.
- [16] Gu J X, Wang Z H, Kuen J, *et al.* Recent advances in convolutional neural networks [J]. Pattern Recognition, 2018, 77: 354-377.
- [17] Abdel-Hamid O, Mohamed A R, Jiang H, *et al.* Convolutional neural networks for speech recognition [J]. ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2014, 22(10): 1533-1545.
- [18] Lin L K, Wang S Y, Tong Z H. Using deep learning to detect small targets in infrared oversampling images [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2018, 29(5): 947-952.
- [19] Lin L K, Wang S Y, Tang Z X. Point target detection in infrared over-sampling scanning images using deep convolutional neural networks[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2018, 37(2): 219-226.
- 林两魁, 王少游, 唐忠兴. 基于深度卷积神经网络的红外过采样扫描图像点目标检测方法[J]. 红外与毫米波学报, 2018, 37(2): 219-226.
- [20] Zhang Y, Lou S Q, Liang S, *et al.* Study of pattern recognition based on multi-characteristic parameters for  $\varphi$ -OTDR distributed optical fiber sensing system [J]. Chinese Journal of Lasers, 2015, 42(11): 1105005.
- 张颜, 娄淑琴, 梁生, 等. 基于多特征参量的  $\varphi$ -OTDR 分布式光纤扰动传感系统模式识别研究[J]. 中国激光, 2015, 42(11): 1105005.
- [21] Jiang L H, Liu J S, Xiong X L, *et al.* Research on intrusion signal extraction and recognition of optical fiber sensor perimeter[J]. Laser & Infrared, 2017, 47(7): 906-913.
- 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.