



# 大气低频声信号识别深度学习研究方法研究

吴涓晖<sup>1</sup>, 赵子天<sup>2</sup>, 陈晓雷<sup>1</sup>, 邹士亚<sup>1\*</sup>

(1. 军事科学院防化研究院 北京 昌平区 102205; 2. 电子科技大学计算机科学与工程学院 成都 611731)

**【摘要】**针对全面禁核试低频声监测中需要对大气低频声信号进行有效识别的问题,对深度神经网络中的卷积神经网络进行了研究,提出了一种将低频声信号转换为图像,然后采用卷积神经网络进行识别,并对学习过程进行改进的方法。将该方法与基于人工设计特征的支持向量机方法进行了对比实验,实验结果表明,在训练数据集不大的情况下,通过改进学习过程的卷积神经网络可以挖掘出信号的潜在特征,具有和支持向量机同等的识别能力。

**关键词** 大气低频声; 卷积神经网络; 深度学习; 信号识别; 支持向量机

中图分类号 TP391.4 文献标志码 A doi:10.12178/1001-0548.2019297

## Research on Deep Learning Method of Atmospheric Low Frequency Acoustic Signal Recognition

WU Yun-hui<sup>1</sup>, ZHAO Zi-tian<sup>2</sup>, CHEN Xiao-lei<sup>1</sup>, and ZOU Shi-ya<sup>1\*</sup>

(1. Research Institute of Chemical Defense, Academy of Military Sciences PLA Changping Beijing 102205;

2. School of Computer Science and Engineering, University of Electronic Science and Technology of China Chengdu 611731)

**Abstract** To solve the problem of effective recognition of atmospheric low-frequency acoustic signal in the low-frequency acoustic monitoring of the total nuclear test, a method of using convolution neural network is proposed. It converts low-frequency acoustic signal into images, then puts images into convolution neural network. The method is compared with SVM method based on artificial design features. The experimental results show that, when the training data set is not large, the convolution neural network with improved learning process can mine the potential features of signals, it has the same recognition ability as SVM.

**Key words** atmospheric low-frequency sound; convolution neural network; deep learning; signal recognition; support vector machine

大气低频声监测技术是中远程核爆炸探测的技术手段之一,次声监测已被联合国列入全面禁核试监测技术<sup>[1]</sup>。然而,自然界存在着多种大气低频声信号,如何对这些信号数据进行实时分析和识别,是核爆探测需要解决的一个问题,需要有效的技术支持。深度学习的快速发展以及其不断提高的性能为解决这个问题提供了另外一个途径<sup>[2]</sup>。

深度学习是以神经网络为基础发展而来<sup>[3]</sup>,文献[4-5]提出,具有多层结构的神经网络比浅层神经网络具有更强的学习能力,从而可以将原始输入数据中人工分析难以获取的特征信息挖掘出来。

本文首先对核爆低频声的特征进行了分析并对机器学习中的支持向量机和卷积神经网络进行了研究,然后针对这些特征对化爆、雷电、台风的低频

声信号进行了特征提取,并构造了多分类支持向量机和卷积神经网络进行识别实验,最后对学习过程进行了改进,获得了较好的性能。

### 1 核爆低频声特征分析

在大气层核爆炸的瞬间,核爆产生的能量被限制在具有极高温度、极大压力的小体积内。在不到1 μs内这种高温气体产生大量的软X射线,这些射线被周围1 m内的空气吸收,使其迅速膨胀,在约1 ms内产生一个直径超过100 m的灼热、极高的白炽状火球。火球继续以超声速膨胀,并以约100 m/s的速度缓慢上升。然后,近似球形的上升火球变成具有中心上升气流的蘑菇云。火球继续在大气中上升、冷却,直到放射性烟云的重力与其

收稿日期: 2019-12-25; 修回日期: 2020-03-17

作者简介: 吴涓晖(1983-), 博士, 主要从事核爆探测与辐射防护方面的研究。

通信作者: 邹士亚, Email: zsy81791@126.com

在大气中的浮力相等为止<sup>[6]</sup>。

核爆炸时不到 1 s 内产生强大的冲击波,在初始几秒内以超声速膨胀火球向外传播,冲击波阵面的超压是火球内部高压的 2~3 倍。50 s 后,冲击波可传播到离爆心约 20 km 处<sup>[7]</sup>。大气层核爆炸产生的冲击波慢慢衰减成声波后,会发生频散现象,低频成分传播速度快而衰减慢,高频成分传播速度慢而衰减快。由于几何扩散和高频成分被大气吸收而慢慢演变成低频声信号<sup>[8]</sup>。核爆炸产生的低频声信号的波形取决于核爆当量和距离源的距离。由于高频信号比低频信号衰减得快,因此,离源很远的地方观测到的信号以长周期低频声波为主。如前所述,在离爆心约 1000 km 内的近场观测到的低频声信号呈现为一系列到达时间不同的波组,这是由于平流层和热电离层大气的一次或多次反射造成的。与此相反,在距离为几千 km 的远场,观测到的低频声波是由首先到达的兰姆波成分和随后到达的几个有层理的声波成分叠加而成的。

根据国内外对大气层核爆炸低频声的观测与研究,其特征主要包括以下几个方面:

1) 信号的振幅与距离、爆炸当量和平流层的风速分量有关,其计算公式可以表示为<sup>[9]</sup>:

$$\lg P_c = 3.37 + 0.68 \lg W - 1.36 \lg R \quad (1)$$

式中,  $P_c$  为含风干扰修正的次声监测声压,单位为 Pa;  $W$  为核爆当量,单位为 kt;  $R$  为监测点与爆心的距离,单位为 km;

2) 信号的频率大约在 0.002~20 Hz 之间,对于小当量(几 kt)的核爆,频率大约在 0.02~4 Hz 之间<sup>[10]</sup>;

3) 信号的周期大约在 0.01~100 s 之间;

4) 由于平流层和热电离层大气一次或多次反射,以及高频信号比低频信号衰减快,使得信号由几个有层理的声波成分叠加而成,出现明显的频散现象<sup>[11]</sup>;

5) 波形呈“压缩式”变化。

这些特征是对信号进行识别的基础,通过对这些特征建立相应的数学模型,计算出信号的特征值,然后进行深度学习来达到识别事件的目的。

## 2 基于 SVM 的大气低频声识别

### 2.1 实验数据准备

本文采用中科院声学所的 InSAS2008 型电容式低频声传感器在全国各地分别搭建了实验台站。实验台站由次声监测阵、数据信息处理中心和通信

设备等组成。其中,次声监测阵为三元阵,每个次声传感器配置降噪管阵;数据信息处理中心负责各阵元的数据接收与处理。实验台站结构组成如图 1 所示。采集的样本数据共有 600 个,其中包含化爆数据 16 个,台风数据 36 个,闪电数据 248 个,噪声数据 300 个。

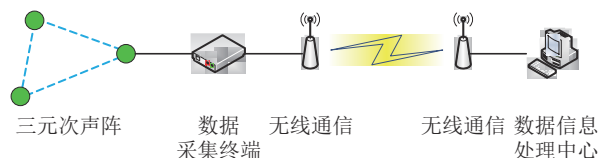


图 1 实验台站结构组成图

针对核爆低频声的基本特征,本文对化爆、闪电、台风 3 种事件的低频声信号,提取出了最大幅值、均值、方差、有效值、偏斜度、短时平均过零率、波形复杂度、频率三次矩等 8 种特征值组成特征向量数据集来进行机器学习实验。

最大幅值:对原始信号进行去本底和大气扰动后,采样点数据的最大值,用 Max 表示。

均值:信号各采样点数据的平均值,用  $\mu$  表示。

方差:信号各采样点数据与均值之差平方和的平均数,用  $\sigma$  表示。

有效值:可以衡量信号的能量效应,用 Ev 表示<sup>[12]</sup>:

$$Ev = \sqrt{\frac{\sum (x_i)^2}{n}} \quad (2)$$

偏斜度:衡量数据分布偏斜方向及程度,能够表示波形的分布方向,用 Sc 表示<sup>[15]</sup>:

$$Sc = \frac{\sum (x_i - \mu)^3}{\sigma^3} \quad (3)$$

短时平均过零率:指每帧内信号通过零值的次数,在一定程度上可以反映信号的频率信息,用 Zn 表示<sup>[13]</sup>:

$$Zn = \frac{1}{2N} |\operatorname{sgn}(x_i) - \operatorname{sgn}(x_{i-1})| \quad (4)$$

$N$  为采样点个数,  $\operatorname{sgn}(x)$  为符号函数,  $x \geq 0$  时,  $\operatorname{sgn}(x)=1$ ,  $x < 0$  时,  $\operatorname{sgn}(x)=-1$ 。

波形复杂度:用于表示信号波形在能量分布上的复杂程度,用 Cp 表示:

$$Cp = \int_{t=0}^{t=L} f^2(t) dt \bigg/ \int_{t=L}^{t=H} f^2(t) dt \quad (5)$$

频率三次矩:用于表示信号频谱特性,用 Ft 表示:

$$F_t = \int_{f=L}^{f=H} F(f) f^3 df \bigg/ \int_{f=L}^{f=H} F(f) df \quad (6)$$

由于各维特征的计算方法不同,其值大小差异很大,在进行实验前还要分别对各特征维进行归一化处理。

## 2.2 模型建立与识别实验

目前,构造支持向量机多分类模型的方法主要有两种,一种是直接构造多个分类面对所有样本进行划分,将多个分类面的参数求解合并到一个最优化问题中,通过求解多目标函数的最优化问题实现多类分类,简称直接法<sup>[14]</sup>。这种方法看似简单,但其最优化问题求解过程复杂,计算复杂度高,实现起来比较困难。另一种方法是多分类问题分解为多个二分类问题,通过组合这些二分类器来间接实现多分类器的构造,简称间接法<sup>[15]</sup>。

由于样本数据只包括化学爆炸、闪电、台风和噪声 4 类数据,因此采用间接法构造分类模型,可以降低模型的计算复杂度。将支持向量机作为神经网络的隐层节点,依次分别把化学爆炸、闪电、台风和噪声作为一类,其他 3 类样本归为另一类,总共需要构造 4 个支持向量机。判别时,输入数据分别经过这 4 个支持向量机共得到 4 个输出值,将输出值经过一个线性激活函数进行比较,最大者对应类别为输入数据的类别,从而实现 4 类数据的识别。

对于化学爆炸事件的识别,随机抽取 12 组化学爆炸特征数据作为正样本(其余 4 组化学爆炸特征数据用来测试),闪电、台风、噪声 3 类数据各随机抽取 6 组特征数据作为负样本,共同组成训练集对一个支持向量机进行训练,惩罚因子取 0.25,选取幅值特征和均值特征进行可视化,训练结果如图 2 所示。

对于闪电事件的识别,随机抽取 186 组闪电特征数据作为正样本(其余 62 组闪电特征数据用来测试),随机抽取 134 组噪声特征数据、全部化学爆炸和台风特征数据组成负样本,共同组成训练集对一个支持向量机进行训练,惩罚因子取 0.15,选取幅值特征和均值特征进行可视化,训练结果如图 3 所示。

对于台风事件的识别,随机抽取 27 组台风特征数据作为正样本(其余 9 组台风特征数据用来测试),化学爆炸、闪电、噪声 3 类数据各随机抽取 10 组特征数据作为负样本,共同组成训练集对一个支持向量机进行训练,惩罚因子取 0.20,选取幅

值特征和均值特征进行可视化,训练结果如图 4 所示。

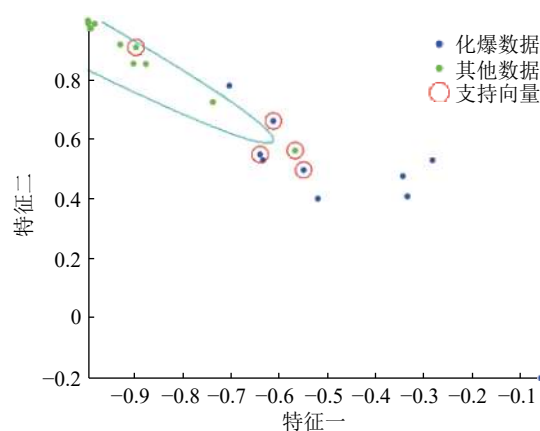


图 2 化爆 SVM 训练结果

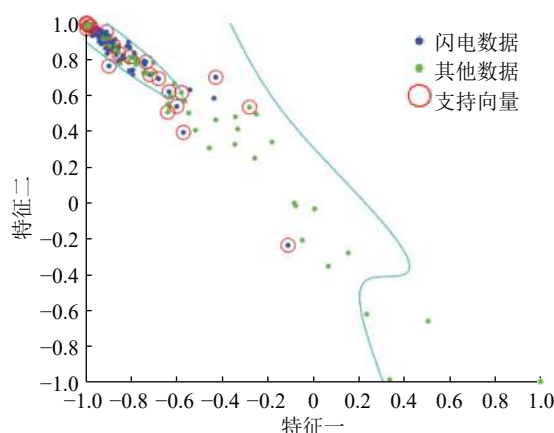


图 3 闪电 SVM 训练结果

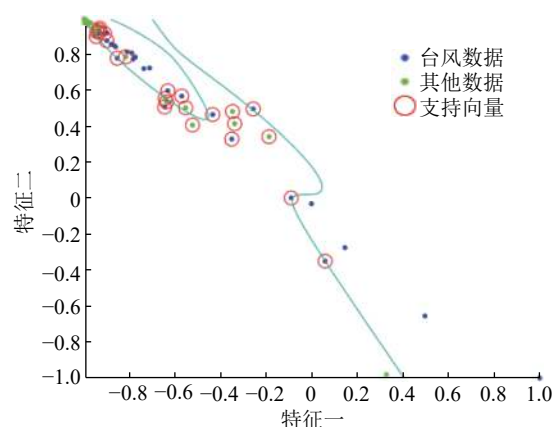


图 4 台风 SVM 训练结果

对于噪声的识别,随机抽取 400 组噪声特征数据作为正样本,全部化学爆炸、闪电、台风特征数据作为负样本,共同组成训练集对一个支持向量机进行训练,惩罚因子取 0.10,选取短时平均过零率特征和波形复杂度特征进行可视化,训练结果如

图5所示。

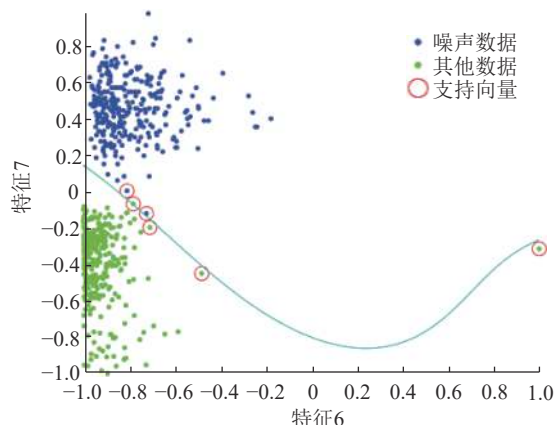


图5 噪声 SVM 训练结果

用训练好的4个SVM模型分别对测试样本进行预测分类,每一个样本得到4个预测类别得分,分值最高的类别即为该样本的识别结果。选取特征6和特征7对识别结果进行可视化,得到测试样本的真实分布与支持向量机的预测分布如图6所示,各种事件的识别结果见表1。

从以上实验结果中可以看出,这8种特征对于化爆、闪电、台风和噪声这4种类型的数据,支持向量机有较好的分类性能,且只需要训练4个分类器,计算速度相对较快。

### 3 基于CNN的大气低频声识别

#### 3.1 卷积神经网络模型

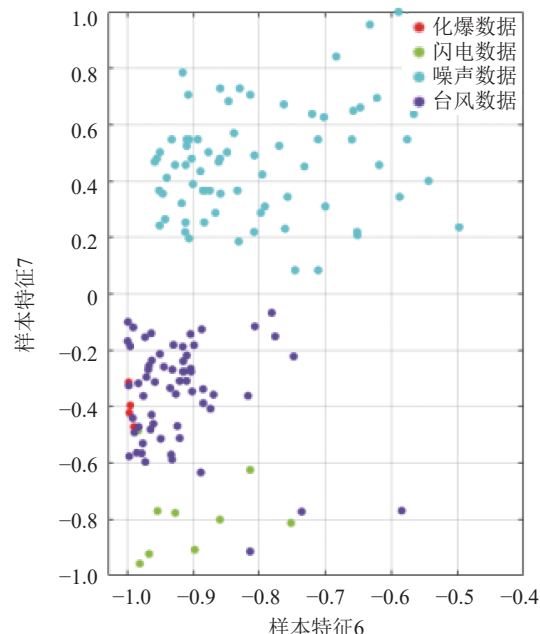
卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)是一类包含卷积计算且具有深度结构的前馈神经网络,是深度学习的代表算法之一<sup>[16]</sup>。卷积神经网络的隐含层一般包含卷积层、池化层和全连接层3类常见结构,在一些新的算法中可能有Inception模块、残差模块等复杂结构,卷积层和池化层为卷积神经网络所特有<sup>[17]</sup>。

卷积层的功能是对输入数据使用卷积核进行卷积运算,生成特征图。卷积核的每个元素都对应一个权重系数和一个偏差量,类似于一个前馈神经网络的神经元<sup>[18]</sup>。进行卷积计算时,卷积核在输入矩阵中滑动,每滑动到一个位置,就根据其大小对输入特征做矩阵元素乘法求和并叠加偏差量。若 $Z^l$ 为第 $l$ 层特征图,则第 $l+1$ 层特征图的计算方法为:

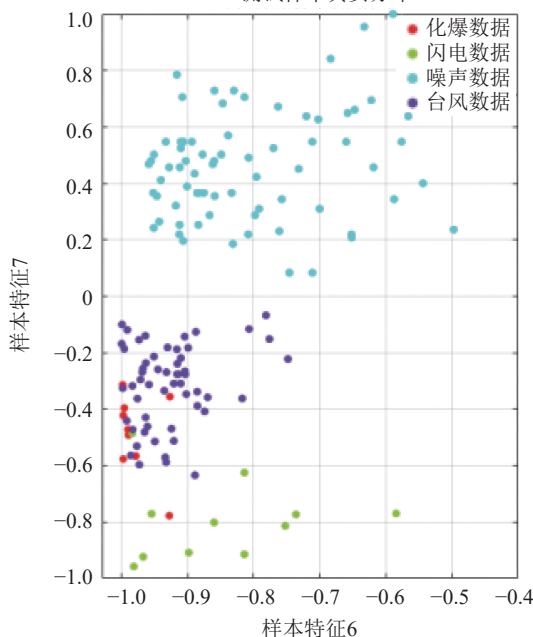
$$Z^{l+1}(i, j) = [Z^l \otimes w^{l+1}](i, j) + b \quad (7)$$

式中,  $(i, j)$  为特征图像素点下标;  $w$  为卷积核;

$b$  为偏差量。设第 $l$ 层特征图为行列均是 $L_l$ 的方阵,卷积核大小为 $f$ ,卷积步长为 $s_0$ ,填充层数为 $p$ ,则:



a. 测试样本真实分布



b. 测试样本预测分布

图6 支持向量机在测试集上的预测结果

表1 SVM 测试结果

类型	测试样本数	正确识别数	闪电错误识别数	识别准确率/%
化爆	6	4	2	66.7
台风	13	12	1	92.3
闪电	93	91	2	97.8
噪声	112	112	0	100.0
合计	224	219	5	97.7

$$L_{l+1} = \frac{L_l + 2p - f}{s_0} + 1 \quad (8)$$



在卷积层进行特征提取后,输出的特征图传递至池化层进行特征选择和信息过滤,起到压缩数据减少参数数量的作用。池化层将特征图中一些相邻区域中的点用某一统计量进行代替,一般取池化区域内的最大值或平均值。池化的过程与卷积核扫描特征图类似,由池化大小  $f$ 、步长  $s_0$  和填充层数  $p$  控制,其一般表示形式为:

$$A_k^l(i, j) = \left[ \sum_{x=1}^f \sum_{y=1}^f A_k^l(s_0 i + x, s_0 j + y)^p \right]^{\frac{1}{p}} \quad (9)$$

卷积神经网络的最后部分是一个全连接层,它等

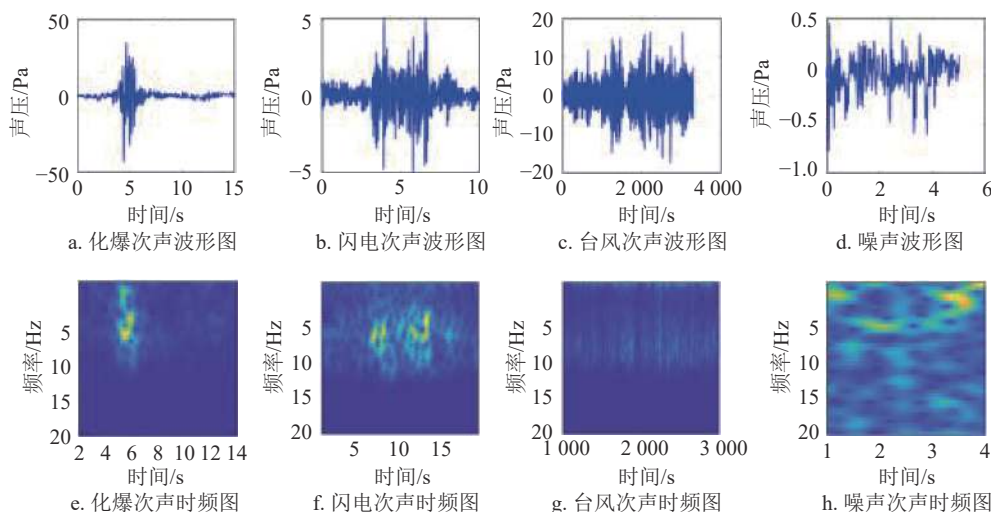


图 7 各类信号时频图示例

实验中,分别从噪声数据和事件数据中随机抽取 3/5 的样本作为训练集,其余样本作为测试集,以检验训练得到的网络的分类能力,训练集和测试集的样本分布如图 4 所示。为了消除训练集和测试集随机选取带来的影响,实验进行多次运行,再对结果进行统计。

然后将训练样本的时频特征图输入到卷积神经网络中对网络进行训练,经过 75 次迭代,训练准确率达到 99.9%,测试准确率达到 96.0%,训练准确率和损失率变化如图 8 所示。

对各种事件的识别结果如表 2 所示,可以看出此方法的总体识别率和支持向量机相差不大,但是对于样本数据较少的化爆,其识别效果依然不理想。

### 3.3 对学习过程的改进

由于在现实环境中,化爆数据较少,无法采集到大量有效的数据作为训练样本。为了解决上述由于化爆样本量不足引起的识别率低的问题,本文将生成式对抗网络与卷积神经网络相结合,把增强后的化爆数据输入到卷积神经网络中进行训练。

价于传统前馈神经网络中的隐含层,只用于对提取的特征进行非线性组合以得到输出。其网络结构包含 3 个卷积层、3 个池化层和一个全连接层。

### 3.2 低频声事件识别

卷积神经网络主要用于图像识别,其识别能力在某些方面已经远远超过人脑。但对于低频声传感器采集的离散信号,无法直接对信号特征进行识别。因此,本文将 SVM 识别实验中采集的 600 个样本数据通过傅里叶变换转换为时频特征图<sup>[19]</sup>,并进行机器学习实验。图 7 为从 4 种类型的数据中各随机选取一个样本进行转换的结果。

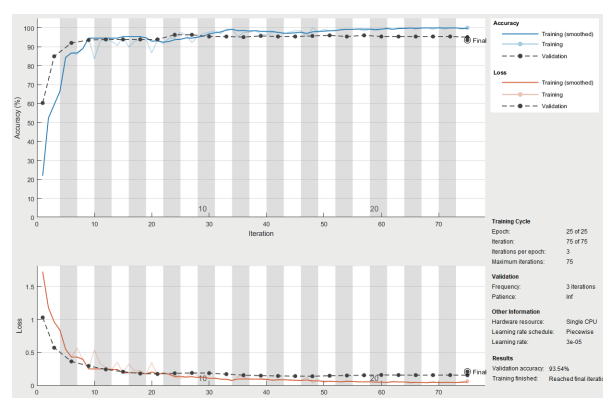


图 8 训练准确率和损失率变化曲线

表 2 CNN 测试结果

类型	测试样本数	正确识别数	错误识别数	识别准确率/%
化爆	6	3	3	50.0
台风	13	11	2	84.6
闪电	93	89	4	95.7
噪声	112	112	0	100.0
合计	224	215	9	96.0

生成式对抗网络 (generative adversarial nets, GAN) 由文献 [20-22] 于 2014 年提出, 它主要包括学习数据分布的生成模型 (G) 和分辨数据真实性的判别模型 (D) 两个部分。在网络的训练过程中, 两个模型交替优化, 不断地进行对抗, 最终达到一个动态均衡, 从而具有输出与训练样本相似的新数据的能力。

采用 GAN 对化爆数据进行了训练和生成, 增加了一倍的化爆伪样本数据, 然后使用 CNN 进行识别实验, 实验结果如表 3 所示, 训练准确率为 99.8%, 测试准确率为 93.0%, 特别是对化爆数据的识别上, 性能有较大的提升, 但仍然不够理想, 需要进一步的研究。

表 3 改进后测试结果

类型	训练样本数	正确识别数	错误识别数	识别准确率/%
化爆	12	9	3	75.0
台风	13	12	1	92.3
闪电	93	81	12	87.1
噪声	112	112	0	100.0
合计	230	214	16	93.0

#### 4 综合对比分析

从以上实验结果可以看出, SVM 和 CNN 两种模型都具有较高的识别能力, 但由于事件数据类型分布不均, 对于样本数据较少的事件, 识别准确率偏低。从这个角度出发, 对模型的假正率 (false positive rate, FPR) 和真正率 (true positive rate, TPR) 进行综合评价。剔除对事件识别无用的噪声数据, 对化爆、闪电、台风 3 种类型的数据进行识别实验, 将分类模型的输出修改为每一个样本数据被识别为 3 种事件的概率, 分别计算它们的 ROC 曲线和 AUC 值, 所得结果如图 9 所示。

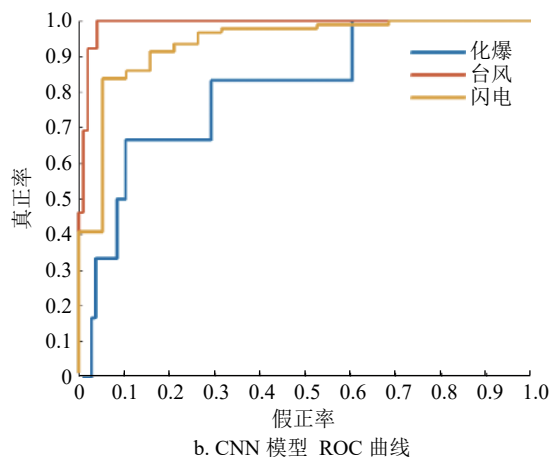
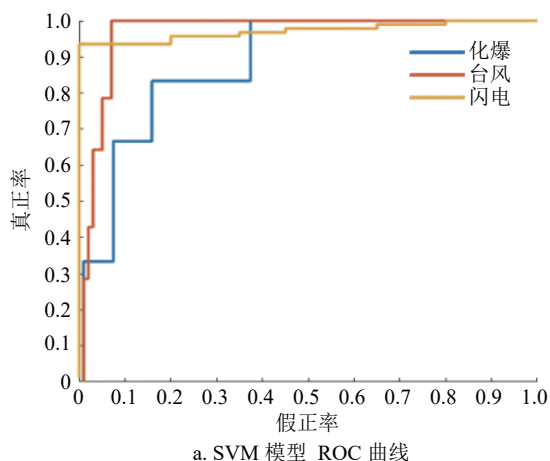


图 9 模型的 ROC 曲线

通过多次实验, 对模型的 AUC 值进行统计, 并对其概率密度函数进行拟合, 所得结果如图 10 所示。

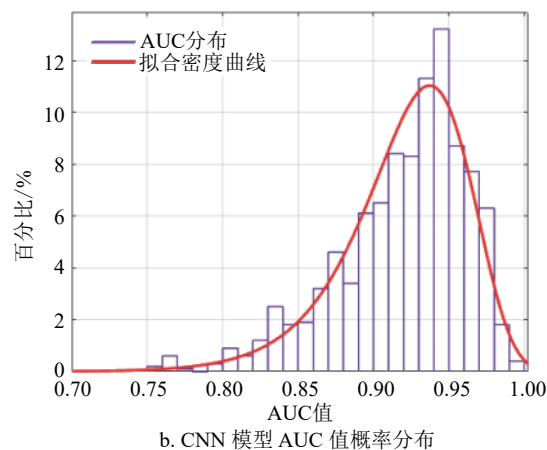
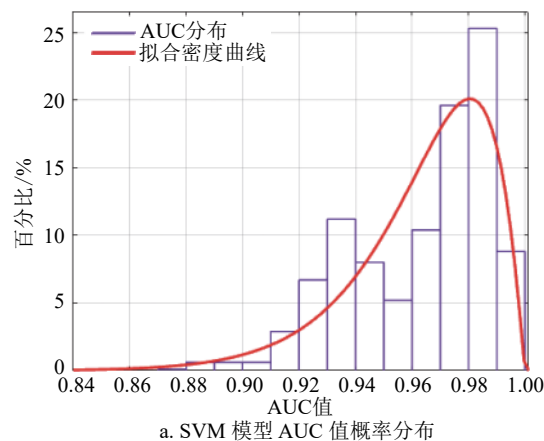


图 10 模型 AUC 值拟合概率密度曲线

SVM 模型的 AUC 值近似服从参数为 ( $\alpha = 54.4831$ ,  $\beta = 2.06348$ ) 的  $\beta$  分布, 期望值  $E(x) = 0.9635$ 。而 CNN 模型的 AUC 值近似服从参数为 ( $\alpha = 37.0722$ ,  $\beta = 3.24117$ ) 的  $\beta$  分布, 期望值  $E(x) = 0.9196$ 。对于本文研究的次声数据样本分布的特

点, SVM模型的AUC值总体高于CNN模型, 即SVM模型性能较高。

## 5 结束语

在本文的研究中, 支持向量机模型的识别性能较好, 但它对人工设计的特征有较高的要求, 需要研究人员对各种信号的各种特征进行深入研究, 以便找出区别较大的信号特征。且对于多种类型数据的分类而言, 需要训练多个支持向量机模型, 当有新的类别加进来时, 需要对所有的模型进行重新训练。

卷积神经网络以其在图像识别中的优良性能, 可以挖掘出人工设计时忽略的时频特征, 从而较为准确地对本文中的3种大气低频声信号的频谱图进行识别, 但对于小样本数据, 依然存在学习不充分的问题。采用生成式对抗网络对学习过程进行改进, 能改善对特定事件的识别效果, 可以进一步结合CNN与GAN进行研究, 以达到更好的效果。

## 参 考 文 献

- [1] 张仲山, 李传应. 核爆炸探测[M]. 北京: 国防工业出版社, 2006.  
ZHANG Zhong-shan, LI Chuan-ying. The detection of nuclear explosion[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2006.
- [2] 史加荣, 马媛媛. 深度学习的研究进展与发展[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(10): 6-15.  
SHI Jia-rong, MA Yuan-yuan. Research progress and development of deep learning[J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(10): 6-15.
- [3] GOODFELLOW I, BENGIO Y, COURVILLE A. Deep learning[M]. Cambridge: The MIT Press, 2016.
- [4] 余滨, 李绍滋, 徐素霞, 等. 深度学习: 开启大数据时代的钥匙[J]. 工程研究, 2014(3): 233-243.  
YU Bin, LI Shao-zi, XU Su-xia, et al. Deep learning: A key of stepping into the era of big data[J]. Journal of Engineering Studies, 2014(3): 233-243.
- [5] 张仕良. 基于深度神经网络的语音识别模型研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2017.  
ZHANG Shi-Liang. Research on deep neural networks based models for speech recognition[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2017.
- [6] DONN W L, SHAW D M. Exploring the atmosphere with nuclear explosions[J]. *Reviews of Geophysics*, 1967, 5(1): 53.
- [7] 乔登江. 核爆炸物理概论[M]. 北京: 国防工业出版社, 2003.  
QIAO Deng-jiang. Introduction to nuclear explosion physics[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2003.
- [8] 王坚, 李路翔. 核武器效应及防护[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 1993.
- WANG Jian, LI Lu-xiang. Effect and protection of nuclear weapons[M]. Beijing: Beijing University of Technology Press, 1993.
- [9] STEVENS J L, DIVNOV I I, ADAMS D A, et al. Constraints on infrasound scaling and attenuation relations from soviet explosion data[J]. *Pure & Applied Geophysics*, 2002, 159(5): 1045-1062.
- [10] 青建华, 程先友, 庞新良. 核爆次声背景噪声信号特征分析[J]. *核电子学与探测技术*, 2013, 33(5): 594-597.  
QING Jian-hua, CHENG Xian-you, PANG Xin-liang. Analysis of the study actuality and technical feasibility for nuclear explosion infrasound monitoring[J]. *Nuclear Electronics & Detection Technology*, 2013, 33(5): 594-597.
- [11] 林琳, 杨亦春. 大气中一种低频次声波观测研究[J]. *声学学报*, 2010, 35(2): 200-207.  
LIN Lin, YANG Yi-chun. Observation & study of a kind of low-frequency atmospheric infrasonic waves[J]. *ACTA ACUSTICA*, 2010, 35(2): 200-207.
- [12] 何书元. 数理统计[M]. 北京: 高等教育出版社, 2012.  
HE Shu-yuan. Mathematical statistics[M]. Beijing: Higher Education Press, 2012.
- [13] 李夕海, 李义红. 核爆炸侦察技术及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2016.  
LI Xi-hai, LI Yi-hong. Technology and application of nuclear explosion reconnaissance[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2016.
- [14] 丁世飞, 齐丙娟, 谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述[J]. *电子科技大学学报*, 2011, 40(1): 2-10.  
DING Shi-fei, QI Bing-juan, TAN Hong-yan. An overview on theory and algorithm of support vector machines[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2011, 40(1): 2-10.
- [15] 汪海燕, 黎建辉, 杨风雷. 支持向量机理论及算法研究综述[J]. *计算机应用研究*, 2014, 31(5): 1281-1286.  
WANG Hai-yan, LI Jian-hui, YANG Feng-lei. Overview of support vector machine analysis and algorithm[J]. *Application Research of Computers*, 2014, 31(5): 1281-1286.
- [16] 周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述[J]. *计算机学报*, 2017, 40(6): 1229-1251.  
ZHOU Fei-yan, JIN Lin-peng, DONG Jun. Review of convolutional neural network[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2017, 40(6): 1229-1251.
- [17] WANG Zhen-hua, WANG Xing-xing, WANG Gang. Learning fine-grained features via a CNN tree for large-scale classification[J]. *Neurocomputing*, 2018, 275(1): 1231-1240.
- [18] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. *Communications of the ACM*, 2017, 60(6): 84-90.
- [19] 张丽娜. 数字信号处理的时频分析方法综述[J]. *信息技术*, 2013(6): 26-28.  
ZHANG Li-na. Summary of time-frequency analysis method of digital signal processing[J]. *Information*

- Technology, 2013(6): 26-28.
- [20] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets[EB/OL]. [2014-06-10]. <https://arxiv.org/pdf/1406.2661v1>.
- [21] GOODFELLOW I. NIPS 2016 tutorial: Generative adversarial networks[EB/OL]. [2017-04-03]. <https://arxiv.org/pdf/1701.00160>.
- [22] 王万良, 李卓蓉. 生成式对抗网络研究进展[J]. 通信学报, 2018, 39(2): 135-148.
- WANG Wan-liang, LI Zhuo-rong. Advances in generative adversarial network[J]. Journal on Communications, 2018, 39(2): 135-148.

编辑 刘飞阳

## 《电子科技大学学报》征订启事

创刊于1959年的《电子科技大学学报》，经教育部批准，为国家教育部校共办学术刊物，是全国最早的电子类期刊之一，是以电子科学为主的综合性学术刊物。主要刊登：

1) 复杂性科学专栏：复杂系统、复杂网络、大规模网络软件系统的复杂性分析与验证、人类动力学等；

2) 人工智能专栏：图像和语音处理；深度学习；数据挖掘；机器学习；计算机视觉；机器感知与虚拟现实；自然语言处理和机器翻译；神经网络与智能计算；基于大数据的人工智能技术；人工智能应用；人工智能芯片设计与应用等；

3) 新型纳米材料与器件专栏：材料成分与结构设计；界面调控；电化学性能；器件研发；导带与价带；能量的转化与储存；半导体载流子输运等；

4) 通信与信息工程：电子通信、电子测量、电视技术、雷达、电子对抗、遥控遥测、信息论、电磁场工程、天线、微波理论与技术等；

5) 物理电子学：等离子体物理、凝聚态物理、高温超导技术、电子物理与器件等；

6) 自动化工程：控制理论与控制工程、检测技术与自动化装置、模式识别与智能系统、测试计量技术及仪器、地图制图学与地理信息工程等；

7) 计算机工程与应用：计算机系统结构、计算机软件与理论、计算机应用技术、信息安全、软件工程等；

8) 电子信息材料与器件：半导体物理与器件、电子材料与元件等；

9) 光电子学工程与应用：光学工程、激光与光纤技术等；

10) 生物电子学：神经信息科学与技术、生物医学信息技术、生物物理科学与技术等；

11) 机械电子工程：机械制造及其自动化、机电系统、机械设计及理论、精密仪器及机械等。

2001年《电子科技大学学报》进入了国家“双百期刊”方阵；2002年获第二届国家期刊奖提名奖；2006年荣获首届中国高校优秀科技期刊奖；2008年荣获第二届中国高校优秀科

技期刊奖；2009年荣获全国高校科技期刊优秀编辑质量奖；2010年荣获中国科技论文在线优秀期刊一等奖，第3届“中国高校优秀科技期刊”奖，首届“四川省高校精品科技期刊”奖；2011年荣获中国科技论文在线优秀期刊一等奖；2012年荣获中国科技论文在线优秀期刊二等奖；2014年荣获“中国科技论文在线优秀期刊一等奖”，第二届“四川省高校精品科技期刊奖”；2015年荣获“四川省高校科技期刊优秀编辑部”；2016荣获“第三届四川省高校精品科技期刊奖”；2017年荣获“中国高校科技期刊优秀团队”“中国高校科技期刊优秀网站”及“四川省高校科技期刊优秀编辑部”。2018年获“2018年度中国高校百佳科技期刊”（全国120/1600种）。

《电子科技大学学报》被美国《工程索引》的Ei Compendex数据库等20个数据库和文摘杂志摘录。

本刊的阅读对象主要是从事上述学科、专业类的教学、科研人员、研究生、大学本科生及工程技术人员。

《电子科技大学学报》为双月刊(单月30日出版)，国内外公开发行人，需订阅《电子科技大学学报》的单位和个人，请向当地邮局办理订约手续。

刊号：ISSN 1001-0548

CN51-1207/T

国内发行代号：62-34

国外发行：中国出版对外贸易总公司(北京782信箱)

开本：880×1230 大16

印张：10

定价(国内)：25.00 元

本刊通信地址：成都市成华区建设北路二段4号《电子科技大学学报》编辑部

邮政编码：610054

电话：028-83202308，028-83207559

E-mail: xuebao@uestc.edu.cn

网址：http://www.juestc.uestc.edu.cn

本刊编辑部