

# 深度卷积网络多目标无人机信号检测方法

史浩东, 卢虎, 卞志昂

(空军工程大学信息与导航学院, 西安, 710077)

**摘要** 现有无人机的感知识别方法多采用视觉探测,易受限于探测距离和周围建筑物遮挡及不良天气能见度等诸多因素的影响。针对这一问题提出一种利用深度卷积神经网络开展无人机链路感知识别的算法,构建多模式多类型无人机的RF信号训练数据集,并给出卷积神经网络详细设计及优化方法步骤。实测结果表明:所提深度算法不仅可以实现多类型的无人机入侵识别,还可以进一步对其型号和飞行模式进行区分。在-20 dB的低信噪比条件下,对无人机批次识别率为96.8%(6类),飞行模式的识别率可达94.4%(12类),具有很强的应用前景。

**关键词** 无人机;信号检测;识别分类;卷积神经网络;链路感知

**DOI** 10.3969/j.issn.1009-3516.2021.04.005

**中图分类号** V279; TN911 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2021)04-0029-06

## Research on Deep Convolutional Network Multi-Target UAV Signal Detection Method

SHI Haodong, LU Hu, BIAN Zhiang

(Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

**Abstract** Awareness of existing unmanned aerial vehicle identification method being visual detection, and easily affected by weather changes and many other factors such as visible detection range, and the surrounding buildings shade, etc., a convolution of the neural network based on depth unmanned aerial vehicle link perceptual recognition algorithm is proposed, giving a multi-mode multi-type uavs RF signal database build steps, and the proposed convolution neural network is designed and optimization method is made in detail. The measured results show that the depth algorithm proposed in this paper can not only realize multi-batch and multi-target UAV intrusion identification, but also further distinguish its model from flight mode. Under condition of low signal-to-noise ratio as low as -20 dB, the uav batch identification rate is 96.8% (6 categories), and the flight mode identification rate is 94.4% (12 categories). This method is prosperous in a strong application.

**Key words** UAV; signal detection; identification classification; convolution neural network; link perception

目前,大多数无人机感知识别技术的研究都是在视觉探测的基础上进行的:文献[1]通过搭建视觉

传感网建立了无人机的图像识别中心;文献[2]在无人机与非无人机的图像样本集的基础上,通过改进

收稿日期: 2021-03-04

作者简介: 史浩东(1997—),男,河北邯郸人,硕士生,研究方向:智能导航。E-mail:841610791@qq.com

通信作者: 卢虎(1975—),男,陕西西安人,教授,研究方向:智能导航。E-mail:10956087@qq.com

**引用格式:** 史浩东, 卢虎, 卞志昂. 深度卷积网络多目标无人机信号检测方法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2021, 22(4): 29-34. SHI Haodong, LU Hu, BIAN Zhiang. Research on Deep Convolutional Network Multi-Target UAV Signal Detection Method [J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2021, 22(4): 29-34.

LeNet-5 隐含层结构来提高无人机的目标识别率;文献[3]通过建立多尺度、多角度、多背景条件下的无人机目标图像数据库,进行了低空弱小无人机目标的检测研究;文献[4]在视觉检测的基础上加入了目标跟踪的设计,有助于对无人机的锁定与跟踪。

但是,视觉探测对于较远距离的情况难以处理,并且容易受到附近高大建筑物的遮挡,另外,在雾霾等天气因素影响下,能见度低也会导致视觉探测难以取得良好的效果。

射频探测技术的探测距离较远,并且可以将捕获到的相应的无人机信号进行分类处理,有助于对其做针对性的部署工作,同时也为之后的反制和欺骗技术打下良好的基础。这些优点决定了射频探测技术将成为反无人机技术和无人机探测技术的主要发展趋势。文献[5]针对无人机射频检测技术进行了初步研究,通过窃听无人机与其控制器之间的通信来检测无人机,初步实验验证了其可行性。

Timothy J O'Shea 于 2016 年利用卷积神经网络<sup>[6]</sup>对 11 种通信信号进行了识别分类,该方法本质上是通过神经网络学习信号特征的算法。

在此基础上本文基于卷积神经网络设计并实现了一种无人机信号的感知识别分类算法,不仅可以起到预警的作用,还可以对其相应的无人机型号和飞行模式进行分类,便于对黑飞无人机进行针对性的部署工作,进而通过人工智能技术解决无人机的黑飞和管控问题。

## 1 无人机测控信号经典识别分类算法

现在大多数民用无人机遥控信号都在 ISM 频段(即 2.4 GHz 频段),采用专有跳频扩频技术(FHSS)<sup>[7]</sup>。或采用直接序列扩频(DSSS)或正交频分复用技术<sup>[8]</sup>(OFDM)。由于遥控信号属于多载波调制的低速跳频信号,导致对该信号的特征参数提取难度较高。在跳频信号的识别中,基于时频分析的跳频信号参数估计的方法居于主流地位<sup>[9]</sup>。同时,由于无人机信号属于低速跳频信号,文献[10]采取的方法是将信号分隔为多段,每个时频分析窗口只对 1 024 个点做时频变换,最后将每段信号的最大值图拼接到一起,再去估计相关参数,更加有利于低速跳频信号的特征参数提取。

跳频信号的数学表达式为:

$$X(t) = A \sum_k \text{rect}_{T_h} \cdot (t - kT_h - \theta) e^{j2\pi f_k (t - kT_h - \theta)} + n(t) \quad (1)$$

式中: $A$  为信号的幅度大小; $\theta$  为其初始相位, $k \geq 1$  且

为整数; $\text{rect}_{T_h}(t)$  表示信号的脉冲波形,其时间宽度为  $T_h$ ,  $f_k$  为信号的跳频频率; $n(t)$  为加性噪声。

针对信号识别的问题,主流方法是对信号进行一定的预处理并进行信号的特征提取,之后通过模式识别的分类算法进行识别;同时也有利用基于最大似然比的分类方法进行识别<sup>[11]</sup>。这两种方法都有着明显的缺陷:信号的特征提取主要依赖于特征的选择,对特征的选择提取提出了很高的要求。而从最大似然比的角度去进行识别,则需要预先了解信号的较多先验知识,实时性较差,不适用于无人机信号的识别。

针对无人机识别分类技术的研究,文献[12]从时频图的角度基于图像特征设计分类算法,但是其只对 2 种无人机型号进行了分选。文献[13]针对多个无人机建立了多天线阵列接收信号模型,能够提高波达方向角的估计精度,但是其只进行了软件的模拟仿真。

一维信号可以看做具有线性混合、时移、旋转、尺度缩放和卷积的不变性,故信号的分类很大程度上类似于视觉领域的分类,在图像处理的问题中,也会面临着图片经历缩放、位移、旋转、遮挡、明暗变化和其他形式的噪声。而卷积神经网络在图像处理中取得了较好的效果,该网络也被应用于信号的识别与分类中。文献[14]针对无线网络信号进行预处理后,采用卷积神经网络进行特征参数的提取,然后用相关分类算法进行识别。文献[15]利用卷积神经网络对通信、电抗、雷达等 11 种型号的辐射源进行关联识别。

根据无人机测控信号的相关特点,本文采用对无人机射频信号(RF 信号)进行离散的傅里叶变换,将测控信号转变为一维的频谱向量的方法,进一步发掘 RF 信号更多的潜在信息,使其可以更有效地被学习,以便于高效的检测和识别。然后将傅里叶变换后的数据送入神经网络,让其进行分类处理。同时,本文所提算法具备良好的可扩展性,能够对所搭建的无人机射频 RF 信号数据库进行不断地补充扩展,进而实现多目标无人机的识别分类。

图 1 为本文所提深度卷积网络多目标无人机信号检测方法的总体技术框图。首先利用相应的软件无线电设备(SDR)对无人机的信号进行录制采样,建立无人机的 RF 信号数据库,然后将其转换为无人机型号(飞行模式)对应的频谱向量,归一化处理并作为神经网络模型的输入。在训练阶段,通过之前建立的训练集和验证集来进行网络参数的优化与修正,通过卷积层和池化层对频谱向量进行相关特征的提取,该网络的输出为  $1 \times n$  的矩阵,并取最大

值所在的相对位置作为模型的分类结果。通过标签与输出结果的对比进行反向传播更新卷积核的参数,利用验证集对训练后的模型进行检验。在应用阶段,通过实时采集不同的背景信号进行相同的处理并送入分类器中检验其效果。

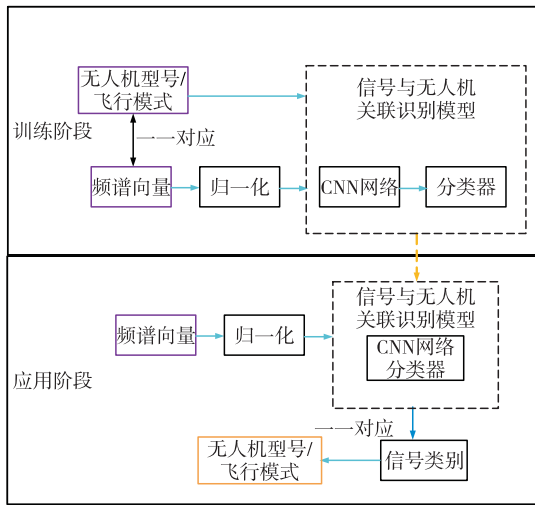


图 1 无人机目标识别分类总体框图

## 2 基于卷积神经网络的测控信号识别分类模型及优化设计

本文所建立卷积神经网络的测控信号识别分类网络由 4 层卷积层、4 层池化层和 3 层全连接层组成(其中,最后一层全连接层的输出作为最后的输出);为方便描述,将卷积层和池化层的顺序连接统称为第  $n$  层,各层的参数设置见表 1,输入的单个频谱矩阵尺寸为  $1 \times 2048$ ,卷积层和池化层的参数简记为(核尺寸/步长)  $\times$  核个数的形式,全连接层的参数简记为神经元个数的形式。

表 1 卷积神经网络参数

结构层	内含结构	参数	激活函数
第 1 层	卷积层	$(1 \times 5/2) \times 32$	ReLU
	最大池化层	$(1 \times 2/2)$	
第 2 层	卷积层	$(1 \times 3/2) \times 64$	ReLU
	最大池化层	$(1 \times 2/2)$	
第 3 层	卷积层	$(1 \times 5/2) \times 128$	ReLU
	最大池化层	$(1 \times 2/2)$	
第 4 层	卷积层	$(1 \times 5/2) \times 128$	ReLU
	最大池化层	$(1 \times 2/2)$	
第 5 层	全连接层	256	ReLU
		64	
		6	

以第 1 层为例进行简单介绍。第 1 层卷积层 Conv1 包括 32 个卷积核,卷积核尺寸大小为  $1 \times 5$ ,卷积层的输出通过激活函数 ReLU 对数据进行非

线性化映射,然后通过池化层进行下采样处理,池化层下采样窗口的大小为  $1 \times 2$ 。

本文所采用的网络结构层数较多,若采用 sigmoid 激活函数容易导致梯度消失的问题,故网络采用 ReLU 函数代替 sigmoid 函数。为了提高模型的学习效率,使模型能够更快收敛,采用 Adam 作为本模型的优化器。

拟合问题是神经网络的经典问题之一,在对飞行模式进行区分的过程中也遇到了过拟合的情况,故在第 5 层到第 6 层的全连接层之间引入了 Dropout 层,该层的设置会在模型的训练过程中随机选择一小部分神经元做失活处理,从而避免网格细胞之间复杂的适应性结构,避免过拟合的情况。本文参考文献[16]Dropout 层的参数设置并结合本网络的训练效果,所采用的 Dropout 层将 50% 的神经元做失活处理。

在进行飞行模式的区分过程中,由于包含同一种型号无人机的控制信号,信号之间的差异小,RF 频谱向量之间的相似度高,原本设计的神经网络的准确率较低,训练效果不够理想,故针对该网络模型进行剪枝处理,去掉第 4 层卷积层并适当减少卷积核的个数,从而减少卷积层提取的特征参数,剔除一部分不能较好表征飞行模式的参数,使得网络模型所提取的特征参数具备更高的代表性,从而使模型取得良好的分类效果。

## 3 无人机测控训练集构建

各种不同尺寸、能力、价格和技术的无人机的 RF 信号,其飞行相关指令由来自飞行控制模块的 RF 信号控制。通过智能手机或遥控器发送和接收 RF 命令可以改变无人机的飞行模式,利用相应的软件无线电设备(如 hackRF、USRP 等)可以拦截无人机与飞行控制模块的通信,将接收器与电脑相连接,录制了 Parrot Bebop, Parrot Bebop2, Parrot AR Drone, DJI M100, 以及自行搭建的无人机共 5 种无人机的射频信号并建立了相应的 RF 数据库。

所采用的设备为 yunSDR 软件无线电设备,由于所选取的无人机都工作在 ISM 频段且为跳频信号,故将中心频率设置为 2 440 MHz,采样带宽为 80 MHz 即可囊括无人机信号的所有信息。采集过程如下:

1) 打开将要分析记录的无人机并使用智能手机或飞行控制器与其连接。

2) 通过执行简单的起飞,悬停和着陆测试来检查无人机连接和操作。

3)打开 yunSDR 以拦截所有 RF 活动,并通过 USB 连接器将这些活动传输到笔记本电脑。

4)处理和存储 RF 数据段。

图 2 展示了训练数据库信号时域的部分片段。

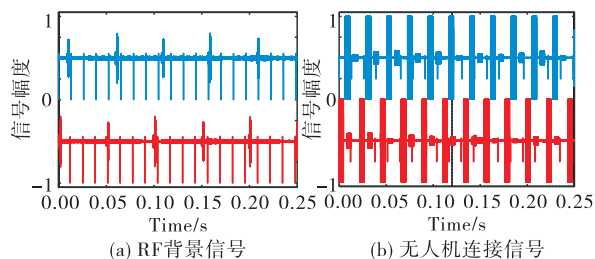


图 2 数据库部分片段

所获得的无人机 RF 信号数据库包含了 80 MHz 频段内的所有信息,参数量十分庞大且存在很多的无用和干扰参数。对记录信号进行离散傅里叶变换(DFT),有:

$$y_i(m) = \left\| \sum_{n=1}^N x_i(n) \exp\left(\frac{-j2\pi m(n-1)}{N}\right) \right\| \quad (7)$$

式中:  $y_i$  是来自 RF 接收器的第  $i$  段频谱;  $n$  和  $m$  分别是时域和频域索引;  $N$  是第  $i$  个 RF 段时间样本总数;  $\|\cdot\|$  是用于计算功率谱的运算符。

至此将记录的单一信号都转化为了一个  $1 \times 2048$  的频谱向量,多个信号的频谱向量就组成了频谱矩阵,再根据相应的信号来源为其添加分类标签。首先,根据无人机的有无将标签分为 2 大类,根据 5 种无人机的型号又可以将标签分为 6 类(包含背景信号)。为了区分无人机的飞行模式(开启连接、悬停、飞行、视频录制),本文将 Parrot Bebop 和 Parrot AR Drone 又分为 4 类标签,由此完成了标签的制作。每一个频谱向量对应的标签为 3 个数字,分别为(0 0 0, 1 1 1, 1 1 2, 1 1 3, 1 1 4, 1 2 5, 1 2 6, 1 2 7, 1 2 8, 1 3 9, 1 4 10, 1 5 11),第 1 位数字只有 1 和 0,分别代表无人机的有和无,第 2 位数字分别为 0(没

有无人机)、1(Parrot Bebop)、2(Parrot AR Drone)、3(DJI M100)、4(Parrot Bebop2)、5(自行搭建无人机),第 3 位数字分别为 0(没有无人机)、1 2 3 4 (Parrot Bebop 的 4 种飞行模式)、5 6 7 8 (Parrot AR Drone 的 4 种飞行模式)、9 (DJI M100)、10 (Parrot Bebop2)、11(自行搭建无人机)。

在进行算法的验证过程中,可以选择相应位数的标签来进行分别验证达到最终的目的。

## 4 无人机链路感知算法实验评估

### 4.1 数据可靠性分析

为了对本文方法进行初步验证,我们对所采集到的 RF 信号的频谱和相关特征进行统计分析。同时,要对所采集到的信号进行初步的检验,确保送入神经网络的数据集的可靠性。得到相应的功率谱和箱线图见图 3 和图 4 所示。根据采集到的数据选取 2 400~2 480 MHz 频段绘制其功率谱曲线,平均功率谱的幅度被归一化以消除分析中的偏差,并且使用 10 点移动平均滤波器对它们进行平滑处理。Class 1 表示 RF 背景活动信号,Class 2~5 表示 Parrot Bebop 的 4 种不同的飞行模式,Class 6~9 表示 Parrot AR Drone 的 4 种飞行模式,Class 10~12 分别表示 DJI M100、Parrot Bebop2 以及自行搭建无人机的 RF 信号。从图像中可以看出,所采集的射频信号的信噪比较低。

从图 3 和图 4 还可知,采集到的 RF 信号具备相关无人机的特征,不同种型号无人机的功率谱和箱线图之间有一定的差异,同种型号无人机的不同飞行模式的功率谱和箱线图之间也存在一定的差异,但是差异非常小,利用传统的信号识别方法难以进行准确的分类。由此引入卷积神经网络深入挖掘其内在的深层特征来进行信号的区分。

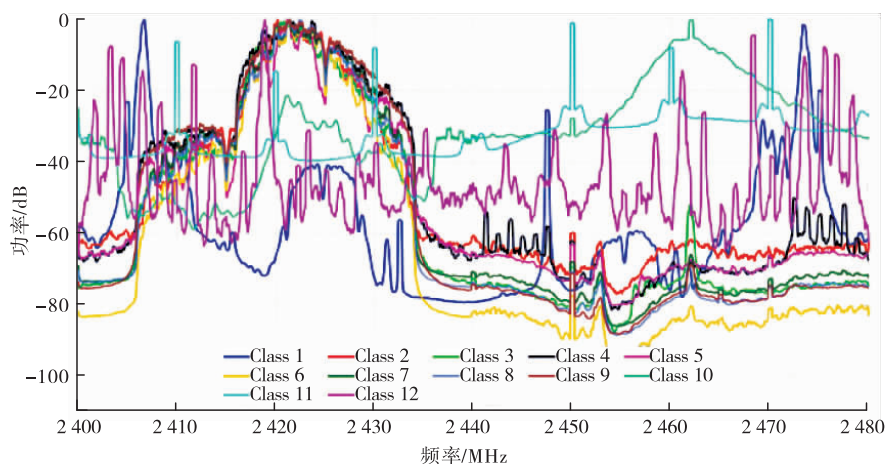


图 3 平均功率谱

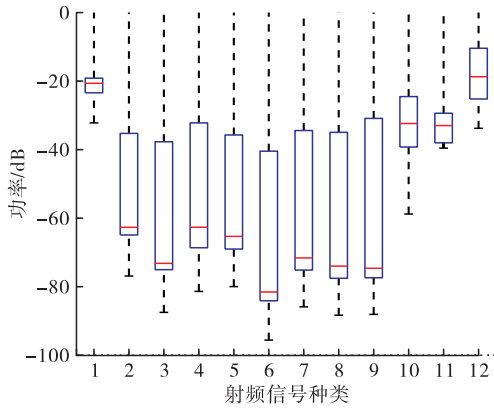


图 4 平均功率箱线图

### 4.2 混淆矩阵分析

混淆矩阵也被称作误差矩阵,对于神经网络分类模型系统来说,是进行性能评价的重要工具和标准方法。使用准确性、精确度、召回率、错误率、错误发现率(FDR)、假错误率(FNR)和 F1 混淆矩阵分数评估本文所设计的基于 RF 信号的无人机探测识别系统的性能。技术指标定义如下:

$$accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (8)$$

$$precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (9)$$

$$recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (10)$$

$$error = 1 - accuracy \quad (11)$$

$$FDR = 1 - precision \quad (12)$$

$$FNR = 1 - recall \quad (13)$$

$$F1 \text{ score} = 2 \left( \frac{precision \times recall}{precision + recall} \right) \quad (14)$$

其中 TP, TN, FP 和 FN 分别对应真正确、真错误、假正确和假错误。图 5 表示用于分类问题的混淆矩阵,其中内部  $n \times n$  的行和列矩阵分别对应于预测类和真类。以绿色突出显示的对角线单元表示正确分类的段,而以红色突出显示的非对角线单元表示错误分类。分段数量和百分比以粗体显示。最右边的灰色列中的绿色数字表示精度,系统的 FDR 为其中的红色数字。此外,底部的灰色行的绿色数字代表召回率,红色数字为系统的 FNR。右下的蓝色格子以绿色数字表示整体准确性,红色数字表示误差。黄色的行和列中绿色数字预测每个分类的 F1 得分,红色数字与其互补。最后,图中左上方的橙色单元格绿色数字显示所有分类的平均 F1 分数,红色数字代表互补分数。我们将训练好的网络对验证集进行检验并统计其结果得到如下混淆矩阵。

		1	2	
		99.3% 0.8%	98.8% 1.2%	99.7% 0.3%
输出分类	1	98.8% 1.2%	4010 17.7%	0 0.0%
	2	99.7% 0.3%	100 0.4%	18590 81.9%
		97.6% 2.4%	100% 0.0%	99.6% 0.4%
		1	2	
		目标分类		

(a) 无人机有无分类

		1	2	3	4	5	6	
		98.0% 2.0%	99.2% 0.8%	94.4% 5.6%	94.5% 5.5%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%
输出分类	1	99.2% 0.8%	3790 12.9%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%
	2	94.4% 5.6%	0 0.0%	7480 2.54%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%
	3	94.5% 5.5%	60 0.2%	890 3.0%	8200 27.9%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%
	4	100% 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1890 6.4%	0 0.0%	0 0.0%
	5	100% 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	4220 14.4%	0 0.0%
	6	100% 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	2870 9.8%
		98.4% 1.6%	89.4% 10.6%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	96.8% 3.2%
		1	2	3	4	5	6	
		目标分类						

(b) 无人机型号分类

		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
		93.5% 6.5%	99.5% 0.5%	91.3% 8.7%	92.3% 7.7%	94.2% 5.8%	93.3% 6.7%	97.2% 2.8%	93.3% 6.7%	91.9% 8.1%	69.4% 30.6%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%
输出分类	1	99.5% 0.5%	4170 14.2%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	2	91.3% 8.7%	0 0.0%	1720 5.9%	0 0.0%	0 0.0%	20 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	98.9% 1.1%
	3	92.3% 7.7%	0 0.0%	0 0.0%	1780 6.1%	20 0.1%	20 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	97.8% 2.2%
	4	94.2% 5.8%	0 0.0%	0 0.0%	40 0.1%	1950 6.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	98.0% 2.0%
	5	93.3% 6.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1600 5.4%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	6	97.2% 2.8%	0 0.0%	20 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1920 6.5%	10 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	98.5% 1.5%
	7	93.3% 6.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1950 6.6%	40 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	98.0% 2.0%
	8	91.9% 8.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	40 0.1%	1870 6.4%	0 0.0%	0 0.0%	97.9% 2.1%
	9	69.4% 30.6%	40 0.1%	290 1.0%	220 0.7%	180 0.6%	210 0.7%	60 0.2%	200 0.7%	240 0.8%	1630 5.5%	0 0.0%	0 0.0%	53.1% 46.9%
	10	100% 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	2070 7.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	11	100% 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	4330 14.7%	100% 0.0%
	12	100% 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	2760 9.4%
		99.0% 1.0%	84.7% 15.3%	87.3% 12.7%	90.7% 9.3%	87.4% 12.6%	96.0% 4.0%	89.0% 11.0%	86.6% 13.4%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	94.4% 5.6%
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
		目标分类												

(c) 无人机飞行模式分类

图 5 无人机分类

从图 5 可知,本文所设计的网络结构在对无人机有无的区分上准确率可以达到 99.6%,在无人机

型号的区分上准确率可以达到 96.8%，针对 Parrot Bebop 和 Parrot AR Drone 的飞行模式(开启连接、悬停、飞行、视频录制)进行进一步的深入分类，准确率可以达到 94.4%。由于该数据库中包含 Parrot 公司的 3 种无人机，其 RF 信号的频谱具有较高的相似度，故准确率有一定的下降。但是总体来说，该算法的准确率较高。

### 4.3 对比实验

为进一步论证本文所提算法的性能设置了对比实验进行进一步分析，选择更具有代表性和应用价值的无人机型号的分类进行该实验的设计。采用了匹配滤波器、全连接神经网络进行了实验测试，选择 4.2 节实验中的准确率、召回率和 F1 得分来进行对比分析，结果如表 2 所示。

表 2 方法性能比较 %

方法	准确率/%	召回率/%	F1 得分
匹配滤波器	75.9	74.8	73.6
全连接神经网络	80.5	78.8	77.9
卷积神经网络	96.8	98.0	98.0

从表 2 中可以看出，本文所设计的网络在性能上有了较大的提升，进一步验证了本算法的优越性。本算法采取“离线训练在线学习”的工作模式，在神经网络取得良好的训练效果后将参数保存，应用过程中读取存储的相关参数即可快速运行输出结果，处理时间为 0.011 9 s，处理帧率为 84 Hz，具备较高的工程应用价值。

## 5 结论

本文针对无人机跳频信号难以用传统的信号识别技术进行分类的问题，提出了用神经网络提取特征参数进行识别分类的算法。根据样本的数据特征和卷积神经网络的特性，搭建并设计了一维卷积神经网络进行识别分类，不仅是对无人机入侵的检测分类，而且对其型号和飞行模式进行了深入的分类研究，为下一步的定位侦察、反制欺骗打下良好的基础。

### 参考文献

- [1] 蒋兆军,成孝刚,彭雅琴,等.基于深度学习的无人机识别算法研究[J].电子技术应用,2017,43(7):84-87.  
[2] 何志祥,胡俊伟.基于深度学习的无人机目标识别算法

研究[J].滨州学院学报,2019,35(2):17-23.

- [3] 王靖宇,王霁禹,张科,等.基于深度神经网络的低空弱小无人机目标检测研究[J].西北工业大学学报,2018,36(2):258-263.  
[4] 邵盼愉.基于视觉的无人机入侵检测与跟踪系统设计与实现[D].杭州:浙江大学,2018.  
[5] NGUYEN P, RAVINDRANATHA M, NGUYEN A, et al. Investigating Cost-Effective RF-Based Detection of Drones[C]// ACM. Singapore:[s. n.], 2016:17-22.  
[6] O'SHEA T J, CORGAN J, CLANCY T C. Convolutional Radio Modulation Recognition Networks[C]// International Conference on Engineering Applications of Neural Networks. Switzerland: Springer, 2016:213-226.  
[7] MOTOTOLEAD. A Study on the Actual and Upcoming Drone Communication Systems[C]// 2019 International Symposium on Signals, Circuits and Systems (ISSCS). Roumanina: ISSCS, 2019:1-4.  
[8] DAVID S, ASHLEY W, SAKET S, et al. Localisation of Drone Controllers from RF Signals using a Deep Learning Approach[Z]. doi.org/10.1145/3243250.3243272.  
[9] PEACOCK M, JOHNSTONE M N. Towards Detection and Control of Civilian Unmanned Aerial Vehicles[C]// 14th Australian Information Warfare Conference. Perth: [s. n.], 2013:8-15.  
[10] NOH H, SEO P H, HAN B. Image Question Answering using Convolutional Neural Network with Dynamic Parameter Prediction[C]//Computer Vision & Pattern Recognition. Korea: IEEE, 2016:30-38.  
[11] SHAKHATREH H, SAWALMEH A, AL-FUQAHA A, et al. Unmanned Aerial Vehicles: a Survey on Civil Applications and Key Research Challenges[J]. IEEE Access, 2018, 7:172816-172829.  
[12] 刘丽.民用无人机跳频信号分析与识别技术研究[D].北京:北京邮电大学,2019.  
[13] 李潇阳.无人机无线域高性能监测技术研究[D].北京:北京邮电大学,2019.  
[14] 吕登.基于机器学习的无线网络信号识别技术研究[D].西安:西安电子科技大学,2019.  
[15] 安迪.基于机器学习的信号与辐射源关联识别研究[D].西安:西安电子科技大学,2019.  
[16] 和红顺,韩德强,杨艺.利用证据神经网络的多分类器系统构造[J].西安交通大学学报,2018,52(11):93-99,141.

(编辑:徐敏)