

doi:10.3969/j.issn.1003-3114.2022.04.018

引用格式: 沈钧仁, 李玉生, 施育鑫, 等. 基于深度卷积神经网络的多节点协同干扰识别方法[J]. 无线电通信技术, 2022, 48(4): 711-717. [SHEN Junren, LI Yusheng, SHI Yuxin, et al. Multi-node Cooperative Jamming Recognition Method Based on Deep Convolutional Neural Network[J]. Radio Communications Technology, 2022, 48(4): 711-717.]

## 基于深度卷积神经网络的多节点协同干扰识别方法

沈钧仁<sup>1,2</sup>, 李玉生<sup>1\*</sup>, 施育鑫<sup>1,2</sup>, 安康<sup>1</sup>

(1. 国防科技大学第六十三研究所, 江苏 南京 210007;

2. 国防科技大学电子科学学院, 湖南 长沙 410000)

**摘要:** 通信抗干扰是复杂电磁环境下无线通信生存能力的核心问题, 而干扰识别是通信抗干扰的重要前置环节。目前的干扰识别大多采用单节点进行干扰识别, 而单节点干扰识别容易受到信道环境影响导致性能下降。针对无线通信网络在低干信比条件下单节点干扰正确识别率较低等问题, 提出了一种基于深度卷积神经网络的多节点协同干扰识别方法, 并设计了基于中心判决和基于硬判决的两种干扰识别算法。仿真结果表明, 采用多节点协同干扰识别方法能够显著提升无线通信网络在低干信比条件下的干扰正确识别率, 且基于硬判决的方法较基于中心判决的方法有更好的性能。

**关键词:** 干扰识别; 多节点协同; 深度卷积神经网络; 数据融合

中图分类号: TN975

文献标志码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):

文章编号: 1003-3114(2022)04-0711-07



## Multi-node Cooperative Jamming Recognition Method Based on Deep Convolutional Neural Network

SHEN Junren<sup>1,2</sup>, LI Yusheng<sup>1\*</sup>, SHI Yuxin<sup>1,2</sup>, AN Kang<sup>1</sup>

(1. The 63rd Research Institute, National University of Defense Technology, Nanjing 210007, China;

2. School of Electronic Science, National University of Defense Technology, Changsha 410000, China)

**Abstract:** Communication anti-jamming is the core issue of wireless communication survivability in complex electromagnetic environment, while jamming recognition is the significant pre-stage of the communication anti-jamming process. At present, single-node method is mostly used for jamming recognition and easy to be affected by the channel environment, resulting performance degradation. In order to solve the problem of low jamming correct recognition rate of single-node method in wireless communication networks under the condition of low jamming-to-signal ratio, a multi-node cooperative jamming recognition method which based on deep convolution neural network is proposed in this paper. Two jamming recognition algorithms based on central decision and hard decision are designed. Simulation results show that the multi-node cooperative jamming recognition method can significantly improve the correct jamming recognition rate of wireless communication networks under the condition of low jamming-to-signal ratio, and the method based on hard decision has better performance than the method based on central decision.

**Keywords:** jamming recognition; multi-node cooperation; deep convolutional neural network; data fusion

收稿日期: 2022-03-31

基金项目: 国家自然科学基金(U19B214, 61901502); 军委科技委基础加强计划(2019-JCJQ-JJ-212, 2019-JCJQ-JJ226); 人力资源与社会保障部博士后创新人才计划(BX20200101); 国防科技大学校科研计划(18-QNCXJ-029)

**Foundation Item:** National Natural Science Foundation of China (U19B214, 61901502); Foundation Strengthening Plan Area Fund under Grant (2019-JCJQ-JJ-212, 2019-JCJQ-JJ226); National Postdoctoral Program for Innovative Talents under Grant (BX20200101); Research Project of NUDT under Grants (18-QNCXJ-029)

## 0 引言

无线信道由于其开放性和广播性,其传输的无线通信信号容易受到敌方恶意干扰的攻击,是威胁通信生存能力的主要因素<sup>[1]</sup>。针对这一问题,人们提出了多种抗干扰技术,如跳频<sup>[2]</sup>、直接序列扩频<sup>[3]</sup>以及基于博弈论的抗干扰方法<sup>[4]</sup>、最优功率控制方法等<sup>[5]</sup>。值得注意的是,有效实施这些抗干扰方法的前提是正确的干扰感知和识别。干扰识别方法一般分为基于特征提取的方法<sup>[6]</sup>和基于机器学习的方法<sup>[7]</sup>两种。基于特征提取的方法主要有计算干扰信号的C、FSE等参数<sup>[8]</sup>以及提取信号时频图<sup>[9]</sup>等,这类方法在很大程度上依赖门限的设定,容易损失有用的信息,且识别结果受环境影响较大;基于机器学习的方法主要有决策树分类算法<sup>[10]</sup>、深度神经网络方法<sup>[11-13]</sup>等,这类方法能够充分利用原始信息进行深层次的特征映射,从而获得更好的识别性能。

在无线通信网络中,单节点干扰识别方法使用一个节点完成干扰信号的接收、处理和识别,该方法性能容易受信道环境影响。值得借鉴的是,在认知无线电协作频谱感知方法中,多个认知节点共同感知频谱状态和进行数据处理,并将感知结果汇总至中心节点,中心节点将各个认知节点的信息进行数据融合后给出全局感知结果。该方法有效克服了频谱感知中低信噪比及深度衰落等问题。

为了解决单节点干扰识别方法在低信比(Jammer-to-Signal Ratio, JSR)条件下正确识别率不高问题,借鉴认知无线电协作频谱感知方法,本文提出一种基于深度卷积神经网络的多节点协同干扰识别方法,采用多个节点共同进行干扰信号认知,并采用深度卷积神经网络进行干扰信号识别。

## 1 系统模型

假设多节点协同干扰识别网络由1个中心节点和 $M$ 个协同认知节点构成<sup>[14-15]</sup>,如图1所示。第 $i$ 个认知节点接收到的信号 $y_i(n)$ 可以表示为:

$$y_i(n) = S_i(n) + J_i(n) + v_i(n) \quad n = 1, 2, \dots, N, \quad (1)$$

其中, $S_i(n)$ 为通信信号, $J_i(n)$ 为干扰信号, $v_i(n)$ 为噪声信号,且该噪声信号服从均值为0、方差为 $\sigma^2$ 的复高斯分布, $N$ 为信号采样点数。

$M$ 个认知节点在第 $n$ 时刻接收到的样点矢量可以表示为<sup>[16-17]</sup>: $\mathbf{y}_n = [y_1(n), y_2(n), \dots, y_M(n)]^T$ 。将接收到的信息汇总至中心节点,用 $\mathbf{y} = [\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_N]$ 表示在认知时间段内 $M$ 个认知节点构成的接收

信号矩阵,即

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} \mathbf{y}_1 \\ \mathbf{y}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{y}_N \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} y_1(1) & y_1(2) & \cdots & y_1(N) \\ y_2(1) & y_2(2) & \cdots & y_2(N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_M(1) & y_M(2) & \cdots & y_M(N) \end{bmatrix}_{M \times N} \quad (2)$$

本文中,待分类的6种常见恶意干扰样式<sup>[18]</sup>分别为单音干扰、多音干扰、窄带干扰、宽带干扰、梳状干扰和扫频干扰。图2给出了6种干扰信号在干噪比(Jammer-to-Noise Ratio, JNR)为10 dB时的幅度谱。

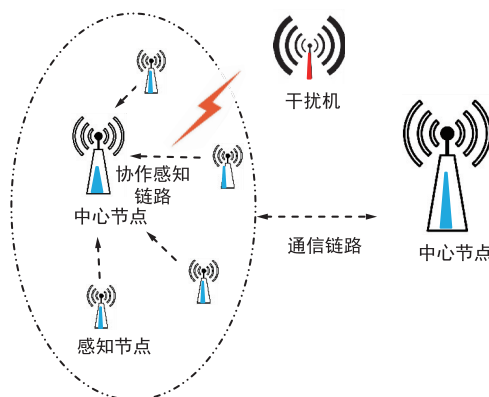


图1 多节点协同干扰识别框架

Fig.1 Framework of multi-nodes cooperative jamming recognition

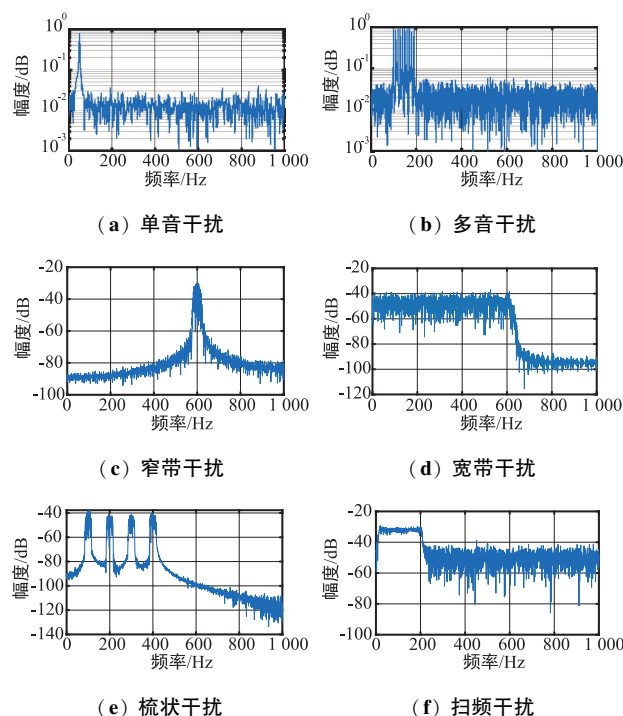


图2 常见的6种干扰样式的幅度谱(JNR=10 dB)

Fig.2 Amplitude spectrum of six common jamming patterns (JNR=10 dB)

## 2 多节点协同干扰识别方法

参考多节点协作频谱感知方案并结合深度学习技术<sup>[19-20]</sup>,提出一种基于深度卷积神经网络的多节点协同干扰识别方法,其流程如图3所示。多个协同认知节点认知干扰信号,将其回传至中心节点进行数据融合,并对神经网络进行训练。之后中心节点接收当前干扰信号信息,并使用训练好的神经网络进行干扰识别。

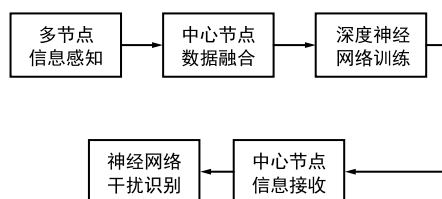


图3 多节点协同干扰识别流程

Fig.3 Multi-node cooperative jamming recognition process

### 2.1 基于 CNN 的干扰识别模型

本文采用图4所示的多节点协同干扰识别网络结构。接收信号采样矩阵作为神经网络的输入,经预处理后,通过卷积层 (Convolution Layer)、池化层 (Pooling Layer)、批归一化层 (Batch Normalization, BN) 和全连接层 (Full Connection Layer) 等自动提取特征,最后利用所提取的特征对干扰信号进行识别。

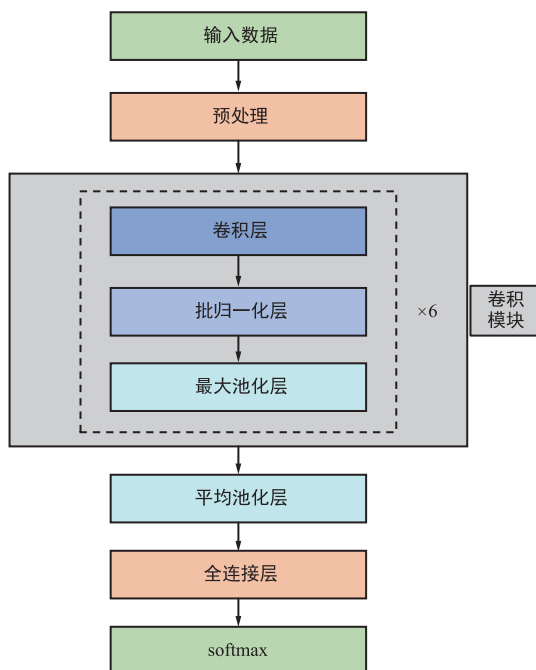


图4 神经网络结构

Fig.4 Structure of convolution neural network

#### 2.1.1 数据预处理

本文通信信号采用 QPSK 信号,信道为加性高斯白噪声信道。中心节点在接收到各个协同认知节点的信息后,将信息汇总至神经网络输入。输入层将接收信号矩阵进行 FFT 变换,即  $Y = FFT\{y\}$ ,则接收信号矩阵 FFT 的实部以及虚部可以分别表示成:

$$Y_1 = \begin{bmatrix} I_1(1) & I_1(2) & \cdots & I_1(N) \\ I_2(1) & I_2(2) & \cdots & I_2(N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ I_M(1) & I_M(2) & \cdots & I_M(N) \end{bmatrix}_{M \times N}, \quad (3)$$

$$Y_Q = \begin{bmatrix} Q_1(1) & Q_1(2) & \cdots & Q_1(N) \\ Q_2(1) & Q_2(2) & \cdots & Q_2(N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Q_M(1) & Q_M(2) & \cdots & Q_M(N) \end{bmatrix}_{M \times N}. \quad (4)$$

将  $Y_1$  和  $Y_Q$  以页的形式作为神经网络模型输入,即神经网络输入为两页矩阵。相比于将 I 路和 Q 路信息按行输入神经网络训练,按页输入能够在网络训练时更加充分利用 I 路和 Q 路之间的相互关系,获得更多的信息,使得最终训练的网络性能得到提升<sup>[21]</sup>。

#### 2.1.2 网络结构

如图4所示,神经网络输入经预处理后,通过6个卷积模块,其中每一个卷积模块都包含一个卷积层、批归一化层及最大池化层。最后通过一个平均池化层以及全连接层进行分类输出。

卷积层的作用是提取一个局部区域的特征,不同的卷积核相当于不同的特征提取器。目前,卷积网络的整体结构趋向于使用更小的卷积核(如  $1 \times 1$  或者  $3 \times 3$ )以及更深的结构。本网络设置卷积核大小与 QPSK 信号每符号长度相等,更利于提取信息。为了提取到更多的特征,每一个卷积模块都使用了数量逐层增多的卷积核。本文网络结构中,共有6层卷积层,其卷积核的数量分别为16、24、32、48、64、96。 $f$  为本层激活函数,能够增强网络的非线性。本文采用 relu 为各个隐藏层的激活函数,即:

$$f(x) = \text{relu}(x) = \begin{cases} x & x \geq 0 \\ 0 & \text{else} \end{cases}. \quad (5)$$

池化层可以显著降低特征映射维数,减少需要训练的参数,避免网络出现过拟合。常用的池化函数主要有最大值池化和均值池化,一般而言最大值池化会有更好的效果。本文主要采用最大值池化。

批归一化层由谷歌在 Inception 模型中提出<sup>[22]</sup>,是一种有效的逐层归一化方法,可以对神经网络中

间的任意一层进行归一化操作。该方法能够加速网络训练速度及优化效率,且作为一种隐形的正则化方法,可以解决深度网络梯度弥散问题。

全连接层一般位于分类网络结构的最后一层,它将本层以及上一层输出的特征映射进行全连接,将网络得到的特征映射转化为目标分类结果。本文的神经网络通过最后一层全连接层输出最终干扰分类结果。

### 2.1.3 网络训练

网络采用 Adam 优化算法,采用交叉熵为损失函数,即:

$$Loss = - \sum_{i=1}^2 s_{\text{train}}^{(n)}(i) \ln(\hat{s}_{\text{train}}^{(n)}(i)), \quad (6)$$

式中,  $s_{\text{train}}^{(n)}$  表示真实干扰分类标签,  $\hat{s}_{\text{train}}^{(n)}$  表示预测干扰分类标签。神经网络训练的部分参数如表 1 所示。

表 1 CNN 训练参数

Tab.1 Training parameters of CNN

训练参数	数值
学习率	0.001
迭代轮数	12
小批量大小	512
卷积核大小	1×8
池化步长	[1 2]

## 2.2 基于中心判决的多节点协同干扰识别方法

在中心判决中,中心节点接收来自  $M$  个协同认知节点感知的原始信号信息,并将这些信息回传给中心节点进行处理及神经网络的训练。在判决阶段,中心节点根据感知信息进行中心判决。给出基于中心判决的多节点干扰识别方法如算法 1 所示。

### 算法 1 基于中心判决的多节点协同干扰识别方法

输入:  $M$  个协同认知节点的感知信息

输出: 全局干扰信号分类判决

步骤 1: (训练阶段) 中心节点利用  $M$  个协同认知节点的感知信息训练出一个神经网络 Trainednet, 由中心节点储存网络参数。

步骤 2: (数据回传阶段)  $M$  个协同认知节点对干扰信息进行感知, 将感知信息回传给中心节点。

步骤 3: (判决阶段) 中心节点根据各个协同认知节点的感知信息, 随机选取一个节点信息进行干扰识别, 作为网络全局干扰识别结果。

## 2.3 基于硬判决的多节点协同干扰识别方法

在中心判决方法中, 认知节点未对接收的信息进行本地处理, 直接回传会占用较大通信资源, 且随着协同认知节点数量的增加, 会导致需要回传的数据量急剧上升, 对中心节点的数据处理能力提出了更高的要求。为解决此问题, 参考协作频谱感知中数据融合方法<sup>[23-25]</sup>, 提出了一种基于硬判决的多节点协同干扰识别方法。

在该方法中, 识别网络也由 1 个中心节点和  $M$  个协同认知节点构成, 区别在于每一个协同认知节点都共享训练好的全局神经网络, 并依据此神经网络以及接收到的信号独立进行干扰识别, 产生识别结果  $H_i$ , 并向中心节点回传识别结果。中心节点依据多数判决准则给出全局干扰识别结果  $H_w$ 。此方案综合考虑了多节点的性能提升以及减少回传数据量的需求。全局识别结果可以表示为:

$$H_w = \Psi(H_1, H_2, \dots, H_M), \quad (7)$$

式中,  $\Psi$  函数表示返回变量众数, 即取变量中出现次数最多的值。基于硬判决的多节点干扰识别方法如算法 2 所示。

### 算法 2 基于硬判决的多节点干扰识别方法

输入:  $M$  个协同认知节点的感知信息

输出: 全局干扰信号分类判决

步骤 1: (训练阶段) 中心节点利用  $M$  个协同认知节点的感知信息训练出一个神经网络 Trainednet, 并将网络参数下发给各个协同认知节点。

步骤 2: (测试阶段)  $M$  个协同认知节点使用训练好的神经网络进行分类判决, 独立获得识别结果  $H_i$ , 并将识别结果回传给中心节点。

步骤 3: (数据融合阶段) 中心节点根据各个协同认知节点的感知信息, 进行数据融合, 依据多数判决准则, 得出全局识别结果  $H_w$ , 并将其作为多节点协同干扰识别网络的最终识别结果。

## 3 仿真实验

### 3.1 参数设置

面向通信中常用的 QPSK 调制信号以及常见的 6 种干扰信号, 使用 Matlab 仿真产生干扰信号并作为神经网络的训练集和测试集。仿真中, 采样率  $f_s$  为 10 MHz, 采样点数为 1 024, QPSK 信号载频  $f_c$  为 2.5 MHz, 信道模型为加性高斯白噪声,  $SNR = -5$  dB。训练集 JSR 为  $-16 \sim 10$  dB, 间隔 2 dB, 每类干扰信号在每个 JSR 下的样本数均为 100。测试集



JSR 为 $-16\sim 10$  dB,间隔 2 dB,每类干扰信号在每个 JSR 下的样本数为 500。干扰信号的参数如表 2 所示。

表 2 干扰信号仿真参数

Tab.2 Simulation parameters of jamming signal

干扰样式	干扰参数
单音干扰	频点位置 $[0.5,5]$ MHz 内均匀分布
多音干扰	频点位置 $[2.5,3]$ MHz 内均匀分布,音调个数 $[2,10]$ 的随机整数
窄带干扰	中心频点位置为 $f_c$ ,频带宽度 $[0.25,0.3]$ MHz 内均匀分布
宽带干扰	干扰起始频率 $f_c/2$ ,频带宽度 $[2.5,3]$ MHz 内均匀分布
扫频干扰	初始频率 $[10,100]$ MHz 内均匀分布,扫频速率 $[1,10]$ THz/s 内均匀分布
梳状干扰	干扰起始频率 $f_c$ ,频点数量 $[3,5]$ 的随机整数,频点间隔 $[0.125,0.25]$ MHz 内均匀分布

### 3.2 性能分析

设计 3 组仿真实验来验证基于深度神经网络的多节点协同干扰识别的性能,实验中,以六类干扰信号的平均正确识别率作为主要性能指标。

#### 实验 1 单节点干扰识别网络与多节点协同干扰识别网络性能比较

图 5 给出了单节点方法的性能曲线以及中心判决方法在不同节点数量下的性能曲线。

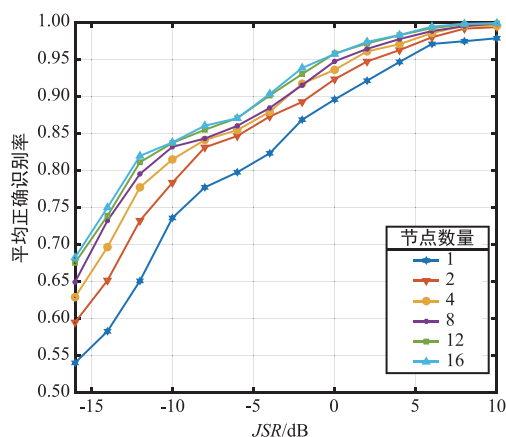


图 5 单节点方法以及不同节点数量下的中心判决方法性能比较

Fig.5 Performance comparison of single-node method and central decision method under different number of nodes

从图 5 中可以看出,单节点方法的分类性能较差,在低 JSR 的情况下正确识别率较低,在 JSR =  $-16$  dB 时正确识别率仅约为 55%。在中心判决方法中,随着协同认知节点数量的增加,正确识别率逐

渐增加。这是因为多节点协同方法相比于单节点方法,使用了多个认知节点协同认知干扰信息,在神经网络训练时有着更多样的训练样本,使得神经网络的泛化性得到提升,对干扰的识别性能更好。在 JSR =  $-16$  dB 时,节点数量为 8 时正确识别率约为 65%,节点数量为 16 时正确识别率接近 70%,可以得到多节点协同认知明显提升了在低 JSR 下的正确识别率,且节点数量越多,性能提升越大,在节点数量达到 16 时,性能与节点数量为 12 时的相近,可见通过增加认知节点数量来提升中心判决方法性能存在上限,这是因为当节点数量增加时,神经网络训练样本存在饱和情况,此时难以通过增加节点数量提升网络性能。

#### 实验 2 基于硬判决的方法中不同节点数量下的干扰识别性能比较

图 6 给出了不同节点数量下的硬判决方法的性能曲线。从图中可以看出,基于硬判决的方法的正确识别率都较高。在 JSR =  $-10$  dB 时,所有曲线的正确识别率均达到了 85% 以上;在 JSR = 0 dB 时,正确识别率均达到了 95% 以上。观察不同节点数量的正确识别率曲线,可以看出,随着节点数量的增加,正确识别率逐步增加。在节点数量增加到 16 时,正确识别率与节点数量为 12 时相近,并没有明显提升,可见通过增加协同认知节点数量来提升硬判决方法性能也存在上限。原因是过多的节点数量会增加网络复杂度,抵消了多节点协同带来的识别优势,导致网络性能受到影响。由此可见在选择网络节点数量时,需要综合考虑进行选择。

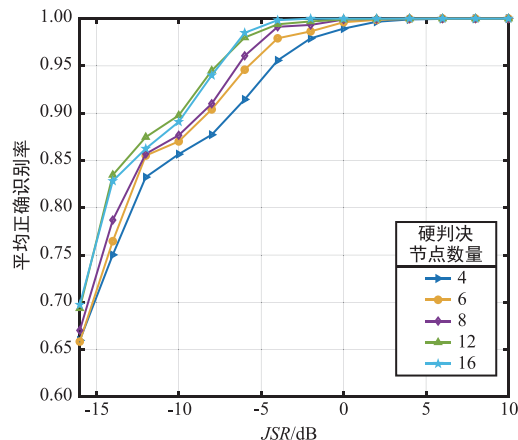


图 6 不同节点数量下的硬判决方法性能比较

Fig.6 Performance comparison of hard decision methods under different number of nodes

### 实验3 基于硬判决和基于中心判决的多节点协同干扰识别性能比较

图7给出了在协同认知节点数量为6时,中心判决方法和硬判决方法的性能曲线。从图中可以看出,基于硬判决的方法在所有JSR下的正确识别率均比基于中心判决方法的正确识别率高。在JSR低的情况下正确识别率提升更为明显,约提升3%~7%。随着JSR的逐渐提高,当 $JSR > 6$  dB时,两类方法性能接近。这是因为在低JSR情况下,相比于中心判决的方法,硬判决的方法使用多节点的综合判决结果,获得了更多的信息,提升了网络性能。代价是硬判决方法需要多个节点的同步判决才能给出最终结果,网络复杂度有所提升。

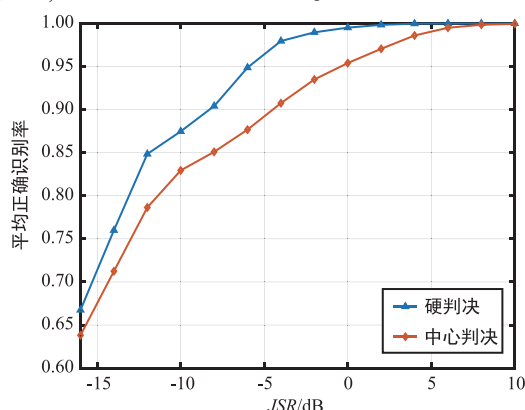


图7 中心判决方法与硬判决方法的性能比较  
(协同认知节点数量为6)

Fig.7 Performance comparison between central decision method and hard decision method (the number of cooperative cognitive nodes is 6)

在实验3的条件下,为了更进一步查看两种判决方法对每一种干扰的正确识别情况,在协同认知节点数量为6、 $JSR = -5$  dB时,做出两种判决方法的干扰识别混淆矩阵。图8给出了中心判决方法的混淆矩阵,图9给出了硬判决方法的混淆矩阵。从图8和图9可以看出,在错误分类的标签中,主要是窄带干扰和宽带干扰之间容易混淆。这是由于神经网络采用信号的FFT作为训练输入,在JSR较低的情况下,两类干扰的频谱较为相似,都表现为一段频段范围内的连续干扰。当JSR较低时,神经网络难以区分两类干扰信号特征,故容易将两类信号错判。当使用硬判决方法时,一定程度上减轻了低JSR的影响,使正确识别率得到提升。观察两种判决方法对每一类干扰的正确识别率,可以看到硬判决方法相比于中心判决方法,将窄带干扰的正确识别率由

62%提升至87.8%,宽带干扰的正确识别率由72.8%提升至78.6%,其余四类干扰的正确识别率提升接近100%。

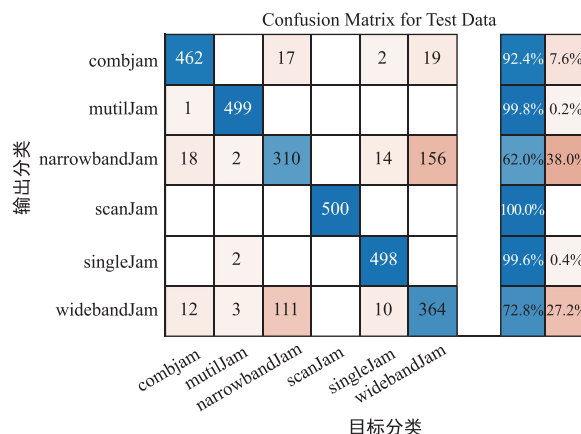


图8 中心判决方法的混淆矩阵(协同认知节点数为6,  $JSR = -5$  dB)

Fig.8 Confusion matrix of central decision method (number of cooperative cognitive nodes is 6 under  $JSR = -5$  dB)

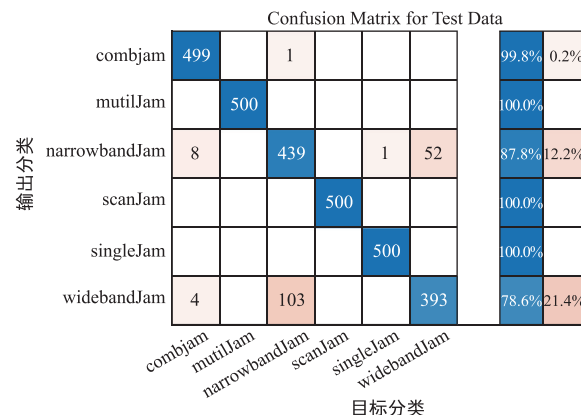


图9 硬判决方法的混淆矩阵(协同认知节点数为6,  $JSR = -5$  dB)

Fig.9 Confusion matrix of hard decision method (the number of cooperative cognitive nodes is 6 under  $JSR = -5$  dB)

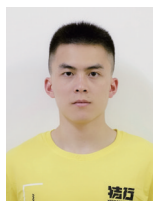
## 4 结论

本文研究了一种基于深度卷积神经网络的多节点协同干扰识别方法,并提出了基于中心判决和基于硬判决的两种判决算法。通过多节点协同认知干扰信号信息并训练神经网络,采用中心判决和硬判决两种方法来对干扰信号进行识别。仿真实验结果表明,多节点干扰识别方法较单节点干扰识别方法,能够明显提升在低干信比条件下的干扰正确识别率,同时硬判决方法需要回传数据量更小,正确识别率更高,性能较中心判决方法更好。

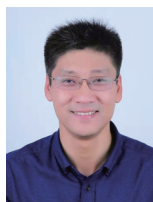
# 参考文献

- [1] 姚富强.通信抗干扰工程与实践[M].北京:电子工业出版社,2012.
- [2] GERANIOTIS E, PURSLEY M. Error Probabilities for Slow-frequency-hopped Spread-spectrum Multiple-Access Communications over Fading Channels[J].IEEE Transactions on Communications,1982,30(5):996-1009.
- [3] PROAKIS J G, SALEHI M.数字通信(第五版)[M].张力军,张宗橙,宋荣芳,译.北京:电子工业出版社,2011.
- [4] JIA L, XU Y, SUN Y, et al. Stackelberg Game Approaches for Anti-jamming Defence in Wireless Networks[J].IEEE Wireless Communications,2018,25(6):120-128.
- [5] JIA L, XU Y, SUN Y, et al. A Game-theoretic Learning Approach for Anti-jamming Dynamic Spectrum Access in Dense Wireless Networks[J].IEEE Transactions on Vehicular Technology,2019,68(2):1646-1656.
- [6] 范广伟,王振玲,王振华,等.一种多参数联合估计的干扰类型识别方法:CN201610901582.X[P].2017-01-25.
- [7] 徐国进.典型通信干扰信号识别技术研究[D].成都:电子科技大学,2018.
- [8] 赵纳森.基于干扰认知的测控系统抗干扰技术研究[D].长沙:国防科技大学,2019.
- [9] 池添放.基于CNN的四类干扰信号识别算法[D].武汉:华中科技大学,2019.
- [10] 方芳,李永贵,牛英滔,等.基于决策树算法的干扰信号识别[J].通信技术,2019,52(11):2617-2623.
- [11] 刘国满,聂旭娜.一种基于卷积神经网络的雷达干扰识别算法[J].北京理工大学学报,2021,41(9):990-998.
- [12] 程文利.卫星通信系统中的干扰识别技术研究[D].西安:西安电子科技大学,2019.
- [13] 王宇鹏,马晨牧,樊馨月.基于LSTM的调制干扰信号识别算法研究[J].电脑与信息技术,2021,29(4):48-52.
- [14] SARIKHANI R, KEYNIA F. Cooperative Spectrum Sensing Meets Machine Learning: Deep Reinforcement Learning Approach[J].IEEE Communications Letters,2020,24(7):1459-1462.
- [15] XIE J, FANG J, LIU C, et al. Deep Learning-Based Spectrum Sensing in Cognitive Radio: A CNN-LSTM Approach[J].IEEE Communications Letters,2020,24(10):2196-2200.
- [16] 许炜阳,李有均,徐宏乾.基于随机矩阵非渐近谱理论的协作频谱感知算法研究[J].电子与信息学报,2018,40(1):123-129.
- [17] 王磊,郑宝玉,李雷.基于随机矩阵理论的协作频谱感知[J].电子与信息学报,2009,31(8):1925-1929.
- [18] NIU Y T, YAO F Q, CHEN J Z. Fuzzy Jamming Pattern Recognition Based on Statistic Parameters of Signal's PSD[J].Journal of China Ordnance,2011,7(1):15-23.
- [19] 鲁华超,赵知劲,尚俊娜.利用卷积神经网络和协方差的协作频谱感知算法[J].信号处理,2019,35(10):1700-1707.
- [20] 盖建新,薛宪峰,吴静谊.基于深度卷积神经网络的协作频谱感知方法[J].电子与信息学报,2021,43(10):2911-2919.
- [21] LIU X, YANG D, GAMAL A E. Deep Neural Network Architectures for Modulation Classification[J/OL].Computer Science,arXiv:1712.00443.[2022-03-25].https://arxiv.org/abs/1712.00443.
- [22] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift[C]//Proceedings of the 32nd International Conference on Machine Learning.Lille;ICML,2015:448-456.
- [23] 蔡译锋.认知无线电中的频谱感知与干扰检测技术研究[D].武汉:华中科技大学,2014.
- [24] 曾昆.认知无线电协同频谱感知关键技术研究[D].成都:电子科技大学,2011.
- [25] 王晶萍.认知无线电合作频谱感知方法研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2019.

## 作者简介:



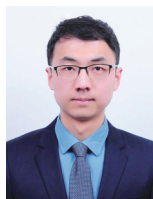
**沈钧仁** 国防科技大学第六十三研究所硕士研究生。主要研究方向:通信抗干扰、干扰识别。



(\*通信作者)**李玉生** 国防科技大学第六十三研究所正高级工程师,硕士生导师。主要研究方向:通信抗干扰。



**施育鑫** 国防科技大学第六十三研究所博士研究生。主要研究方向:通信抗干扰、OFDM。



**安康** 国防科技大学第六十三研究所高级工程师。主要研究方向:通信抗干扰、智能超表面、物理层安全、空天地一体化网络。