

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416650

## 融合时频特征的通信辐射源个体识别方法\*

袁 晔<sup>1</sup> 汤春阳<sup>2</sup> 张博轩<sup>1</sup> 李 强<sup>2</sup>

(1.宁夏回族自治区无线电监测站 宁夏 750001; 2.兰州交通大学电子与信息工程学院 兰州 730070)

**摘要:** 针对通信辐射源个体识别在信道噪声干扰下准确率低的问题,利用信号映射到不同时频域对信道噪声干扰抑制效果的差异性,提出了一种融合时频特征的通信辐射源个体识别方法。首先,从辐射源信号中提取 I/Q、功率谱、小波谱信息,并通过横向和纵向的一维卷积来融合信号的时频信息;然后使用通道注意力模块和空间注意力模块融合时频特征;最后采用 M-ResNeXt 网络实现在信道噪声干扰下的辐射源个体识别。实验结果表明,受到信噪比为 15 dB 的高斯白噪声、瑞利、莱斯 3 种信道噪声干扰下,本文提出的融合时频特征方法识别准确率达到 97.6%、97.7%、98.5%,同时面临未知的噪声干扰,在信噪比为 15 dB 时,依然能够取得超过 97.7% 的识别准确率。因此,融合时频特征方法能够显著提高通信辐射源个体识别的准确率和鲁棒性。

**关键词:** 辐射源个体识别;深度学习;信道;时频分析

**中图分类号:** TN971 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4010

## Individual identification method for communication radiation sources by integrating time-frequency characteristics

Yuan Ye<sup>1</sup> Tang Chunyang<sup>2</sup> Zhang Boxuan<sup>1</sup> Li Qiang<sup>2</sup>

(1. Ningxia Hui Autonomous Region Radio Monitoring Station, Ningxia 750001, China;

2. School of Electronic and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

**Abstract:** In response to the problem of low accuracy in individual identification of communication radiation sources under channel noise interference, a communication radiation source individual identification method that integrates time-frequency characteristics is proposed by utilizing the difference in channel noise interference suppression effect of signal mapping to different time-frequency domains. Firstly, extract I/Q, power spectrum, and wavelet spectrum information from the radiation source signal, and fuse the time-frequency information of the signal through one-dimensional convolution in both horizontal and vertical directions; then, the channel attention module and spatial attention module are used to fuse time-frequency features; finally, M-ResNeXt network is used to achieve individual identification of radiation sources under channel noise interference. The experimental results show that under the interference of three channel noises, Gaussian white noise with a signal-to-noise ratio (SNR) of 15 dB, Rayleigh, and Rician, the recognition accuracy of the proposed time-frequency feature fusion method reaches 97.6%, 97.7%, and 98.5% respectively. Even when facing unknown noise interference at an SNR of 15 dB, it can still achieve a recognition accuracy of over 97.7%. Therefore, the time-frequency feature fusion method can significantly improve the accuracy and robustness of individual communication radiation source identification.

**Keywords:** individual identification of radiation sources; deep learning; channel; time-frequency analysis

## 0 引言

随着 5G 通信、智能物联网等技术的飞速发展,越来越多的无线设备被应用到日常生活中。然而,由于无线通信

的广播性,无线设备更容易受到攻击<sup>[1]</sup>,一旦传统信息安全防护手段被破坏,将会给个人隐私安全、企业业务安全乃至国家安全带来巨大的风险和威胁<sup>[2]</sup>。特定辐射源识别 (specific emitter identification, SEI) 是通过通信信号携带

收稿日期:2024-08-11

\* 基金项目:宁夏回族自治区重点研发计划(2022BEG03072)、宁夏自然科学基金(2023AAC03741)、甘肃省科技计划项目重点研发计划(23YFGA0047)项目资助

的辐射源物理层特征来识别辐射源身份的一种技术。通过通信辐射源个体识别技术从物理层实现无线通信的安全认证,能够避免未知设备和假冒设备窃取用户隐私信息,在无线通信中具有重要的使用价值和社会意义<sup>[3]</sup>。

通信辐射源个体识别分为基于瞬态的辐射源个体识别和基于稳态的辐射源识别<sup>[4]</sup>。基于瞬态的辐射源识别是通过提取辐射源瞬态信号的脉内无意调制信息实现个体识别。文献[5]提出一种基于改进时频变换的脉内特征分析方法,提取信号的特征曲线的形状和峰值,实现了较高正确率的辐射源识别。诸如变分模式分解(variational mode decomposition, VMD)<sup>[6]</sup>、短时傅里叶变换(short-time fourier transform, STFT)<sup>[7]</sup>、模糊函数<sup>[8-9]</sup>等特征提取方法也被用于基于瞬态的辐射源个体识别并取得较好的识别效果。然而瞬态信号只会出现在辐射源开机的瞬间或者脉冲调制的雷达信号中,获取十分困难<sup>[10]</sup>。基于稳态的辐射源识别只需要使用辐射源正常发射的信号就能实现个体识别,逐渐成为辐射源识别领域的研究热点。文献[11]提出一种基于希尔伯特黄变换和多尺度分形特征的新方法,通过希尔伯特黄变换的时频能量谱和分形理论提取差分盒维数和多重分形维数组成特征向量,提高了基于稳态信号的辐射源识别的准确率。其他变换域方法,如时域<sup>[12-13]</sup>、功率谱<sup>[14]</sup>、循环谱<sup>[15]</sup>也被用于辐射源特征提取。上述方法能够较好的实现基于稳态的辐射源识别方法,然而忽视了信道噪声对辐射源识别的干扰。

信道噪声干扰会显著降低辐射源识别的准确率,近些年学者们提出了不同的抑制信道噪声干扰的辐射源特征提取方法,如傅里叶变换<sup>[16]</sup>、集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)降噪<sup>[17-18]</sup>、双谱<sup>[19-20]</sup>等。然而不同的信号特征提取方法对于不同信道噪声的抑制效果不同,仅依赖单一的变换域特征难以应对复杂多变的信道噪声干扰,具有很大的局限性<sup>[21]</sup>。因此,部分学者提出了将多种辐射源特征进行融合,综合不同特征的优势来获得很好的噪声抑制效果和识别准确率。

文献[21]中通过一维卷积融合 I 路数据、Q 路数据、功率谱、I 路积分双谱、Q 路积分双谱 5 个辐射源特征,在信噪比为 0 时取得了超过 90% 的识别效果,然而 5 个辐射源特征直接相加并输入至网络中,特征相加操作不但会导致特征信息丢失而且使得辐射源特征缺少深层次融合。文献[22]在特征相加后增加了注意力机制提取提取深层次特征,然而特征相加已经丢失了部分信息,难以进行特征融合。与文献[21]类似,文献[20]通过双路卷积网络提取了 I 路数据、Q 路数据以及 I/Q 数据的轴向积分双谱和围线积分双谱 6 类特征,然后将 6 类特征拼接并进行分类,然而强行将不同特征拼接会导致拼接点处的信息不连续,可能会破坏特征之间的原有结构,导致模型难以从中学习到有效的信息。文献[23]通过 ResNet 网络分别提取双谱、边际谱和模糊函数的特征并分类,再综合三者的分类结果产生最

终决策,缺少对时频高维特征的融合和挖掘且运算量大量增加。上述文献都使用了不同特提取方法融合来增加抗噪声干扰和提高识别准确率,然而难以对不同特征进行深层次的融合。

为了实现不同特征的深层次融合,本文设计一种融合时频特征的辐射源识别方法,该方法结合 I/Q、功率谱、小波谱信息,并通过一维横纵向卷积、空间注意力模块和通道注意力模块融合时频特征,最终通过 M-ResNeXt 网络实现分类。在自动相关监视广播(automatic dependent surveillance broadcast, ADS-B)公开数据集的实验结果表明,在-15~15 dB 信噪比的高斯白噪声信道、瑞利信道、莱斯信道中,本文提出的融合时频特征都具有更高的识别准确率和鲁棒性。

## 1 介 绍

### 1.1 融合时频特征的辐射源个体识别流程图

本文提出的融合时频特征的辐射源个体识别流程如图 1 所示。从 ADS-B 信号中提取出信号的时域、频域、时频域信息,经由 M-ResNeXt 网络融合时频域特征并分类, M-ResNeXt 网络通过 ADS-B 先验数据和反向传播训练至参数稳定后,部署该网路实现辐射源个体识别。

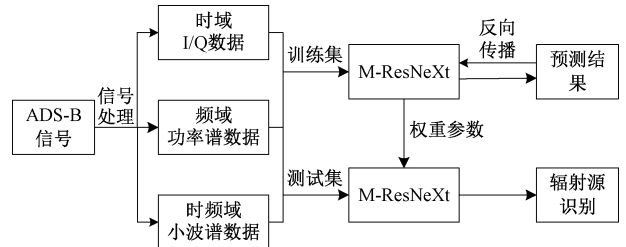


图 1 融合时频特征的辐射源个体识别流程图

Fig. 1 Flow chart of individual recognition of radiation sources by fusing time-frequency features

### 1.2 辐射源特征与信道噪声干扰

假设辐射源发出频率为  $f_c$ , 初始相位为  $\varphi_0$  的单音理想信号的公式为  $x(t) = A \sin(2\pi f_c t + \varphi_0)$ , 然而由于辐射源在制造过程中不可避免的受到制造工艺、生产环境影响, 实际辐射源的各个组件会使发射信号产生失真, 主要有: 模数转换器产生的量化误差、正交调制产生的相位噪声及 IQ 偏移、上变频器产生的载波频率偏移、功率放大器产生的非线性失真<sup>[23]</sup>, 这些由物理层缺陷导致的信号失真, 被认为是辐射源特征, 可以用于表示辐射源身份。

辐射源自身物理层缺陷导致辐射源特征与理想信号结合为:

$$x'(t) = A' \sin(2\pi(f_c + f')t + \varphi_0 + \varphi'(t)) \quad (1)$$

其中,  $A'$  为功率放大器产生的非线性失真,  $f'$  为载波频率偏移,  $\varphi'(t)$  为相位噪声和 I/Q 偏移。由于  $x(t)$  为单音信号, 且认为辐射源特征将在一段时间内保持不变, 因此实际  $A'$  和  $f'$  将稳定下来, 主要的辐射源特征为随机相位

噪声。信号模型转换为:

$$x'(t) = A' \sin(2\pi(f_c + f')t + M_m \sin(2\pi f_m t)) \quad (2)$$

其中,  $f_m$  和  $M_m$  分别代表相位噪声的频率和强度。实际上, 相位噪声被认为是辐射源的主要特征<sup>[18]</sup>。

携带辐射源特征的信号, 被广播到自由空间, 通过不同的无线信道, 被接收机接收。无线信道会对信号产生多径、衰落等干扰, 以 Clarke 模型来代表瑞利衰落信道对信号的影响, Clarke 模型的数学模型为:

$$g(t) = E_0 \sum_{n=1}^N C_n \exp^{j(\omega_d t \cos(\alpha_n) + \varphi_n)} \quad (3)$$

其中,  $n$  是传播路径数,  $\omega_d$  是最大的角多普勒频移,  $C_n$  是第  $n$  条路径的路径增益,  $\alpha_n$  是第  $n$  个到达移动端入射波的到达角,  $\varphi_n$  是第  $n$  条传播路径的随机初始相位。信号经过瑞利衰落信道后, 接收的信号为:

$$\hat{x}(t) = x'(t) * g(t) = A'E_0 \sum_{n=1}^N \sin(2\pi(f_c + f')t + M_m \sin(2\pi f_m t) + (\omega_d t \cos(\alpha_n) + \varphi_n)) \quad (4)$$

由式(4)可知, 信道经过瑞利衰落信道后, 辐射源相位噪声将会叠加信道的相位噪声, 辐射源非线性失真和频偏也会受到信道干扰, 随着信道噪声强度的增加, 辐射源特征将被信道噪声遮盖直至不可能被提取。本文通过时频融合特征, 能够在较低信噪比的信道环境下, 依然可以提取出辐射源特征。

## 2 融合时频特征的通信辐射源个体识别方法

融合时频特征的通信辐射源个体识别流程为: 1) 首先提取信号的 I/Q 特征、功率谱特征、小波谱特征; 2) 通过一维卷积和 CBAM 注意力模块提取时频融合特征; 3) 通过 M-ResNeXt 网络实现特征提取和分类。

### 2.1 信号时频特征提取

1) 基于自相关函数的功率谱估计

本文通过自相关函数实现功率谱密度(power spectral density, PSD)估计, 由于辐射源发射的信号为功率信号,  $\hat{x}(t)$  的自相关函数为:

$$R_{\hat{x}}(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{+T/2} \hat{X}(t) \hat{X}(t + \tau) dt \quad (5)$$

由于信号的功率谱和自相关函数成一对傅里叶变换对, 因此信号的自相关函数为:

$$R_{\hat{x}}(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int \int \hat{x}(t_1) \hat{x}(t_2) e^{-j\omega(t_2 - t_1)} dt_1 dt_2 \quad (6)$$

功率谱能够反映信号强度在频率上的分布, 以加性高斯白噪声(additive white gaussian noise, AWGN)信道为代表的信道噪声的功率谱趋近于均匀分布, 因此通过功率谱能够消除部分信道噪声。

2) 连续小波变换

对于目标辐射源的 I/Q 信号  $\hat{x}(t)$ , 对其进行连续小波变换(continuous wavelet transform, CWT)的公式为:

$$CWT_{\hat{x}(t)}(\alpha, \tau) = \frac{1}{\sqrt{\alpha}} \int \hat{x}(t) \psi\left(\frac{t - \tau}{\alpha}\right) dt \quad (7)$$

式中:  $\alpha$  为小波基的缩放尺度, 通过控制  $\alpha$  的值的改变来改变提取信号的频率;  $\tau$  为小波基的时间移动尺度;  $\psi(t)$  为小波基函数, 本文要处理的 ADS-B 数据集的调制方式是脉冲位置调制(pulse position modulation, PPM), 因此选择 haar 小波作为小波基, haar 小波的公式为:

$$\psi(t) = \begin{cases} 1, & 0 \leq x < 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

对于辐射源信号做连续小波变换就是在提取信号的不同频率分量, 针对信号的目标频率提取特征, 能够有效降低信道噪声对辐射源特征的干扰。

### 2.2 M-ResNeXt 网络融合时频特征

对于基于时频特征融合的辐射源个体识别任务, 难点在于对于时频域信息的深层次融合, 本文提出的 M-ResNeXt 网络通过一维卷积和 CBAM 注意力模块实现辐射源特征融合。

1) 时频特征融合

从辐射源信号中提取的 I/Q、功率谱、小波谱实际上是一维信号, I/Q 和小波谱虽然有纵向维度, 然而 I/Q 信号分别代表着正向和垂直分量的数据, 小波谱横向和纵向代表时间和频率, 功率谱纵向没有意义, 横向代表频率。因此, 拼接后的特征, 在形式上是二维数据, 然而实际上拼接后的特征在纵横向之间没有实际的共同意义。当直接对拼接后的数据进行二维卷积, 特征之间互相杂糅, 将难以分类。因此, 本文选择先对融合的时频数据进行横向和纵向的一维卷积。

本文使用的 ads-b 数据集的 I/Q 数据长度  $l = 4800$ , 原始的 I/Q 数据可以表示为:  $IQ = [[i_1, i_2, \dots, i_l], [q_1, q_2, \dots, q_l]]$ , 通过的功率谱估计和连续小波变换的原理, 得到的功率谱为:  $PSD = [[p_1, p_2, \dots, p_l]]$ , 功率谱代表信号的频域信息。小波谱为:  $CWT = [[c_1^1, c_2^1, \dots, c_l^1], \dots, [c_1^k, c_2^k, \dots, c_l^k]]$ , 由于小波谱的宽度为  $k$  列, 而功率谱和小波谱的宽度为 1 列和 2 列, 为了功率谱和小波谱的信息不被忽略, 本文将 I/Q 数据在纵轴方向叠加  $k/2$  次, 将功率谱在纵轴方向叠加  $k$  次, 并与小波谱拼接在一起, 形成宽度为  $3k$  的时频融合数据。

得到时频融合数据后, 首先通过  $1 \times 3$  的卷积核提取不同时频信息的特征。此外, 作一维卷积时取消卷积偏置和数据补零, 防止额外信息干扰时频信息特征提取。然后使用  $101 \times 1$  的卷积核、跨度为 50 的跨步卷积对时频融合数据做卷积运算。使用较大的卷积核和适当的跨步, 能够在保持数据特征不变的前提下, 显著减少数据的维度。这不仅有助于降低计算复杂度, 提高处理速度, 还使得神经网络能够更专注于学习数据中的高级特征表示。其中一维卷积的公式为:

$$y_i^k = f[Conv(x, W_i^k) + b_i] \quad (9)$$



式中:  $x$  为第  $i$  层的输入,  $W_i^k$  为第  $i$  层的权重,  $b_i$  为第  $i$  层的偏置,  $f$  为第  $i$  层的激活函数,  $y_i^k$  为第  $i$  层卷积的输出。

## 2) CBAM 注意力模块

在使用不同特征提取辐射源特征时,发现时频特征的融合效果在很大程度上取决于网络对特征的融合能力。因

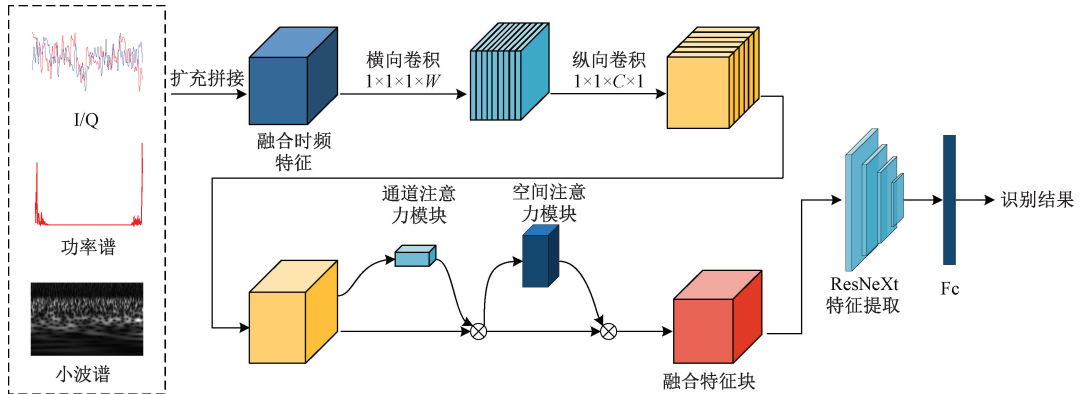


图 2 M-ResNeXt 的网络结构模型

Fig. 2 Network structure model of M-ResNeXt

通道注意力模块对输入形状为  $(B, C, H, W)$  的特征进行最大池化和平均池化,得到 2 个形状为  $(B, C, 1, 1)$  的输出,分别送入一个多层感知机(MLP)后相加,作为通道注意力机制的权重。该权重代表特征向量各通道之间的重要程度。空间注意力模块与通道注意力模块类似,通过最大池化和平均池化得到两个形状为  $(B, 1, H, W)$  的权重,并通过拼接和卷积生成空间注意力权重。通过空间注意力模块和通道注意力模块,将辐射源信号的时域、频域、时频域信息融合起来,成为新的时频融合特征。

## 3 实验及结果分析

### 3.1 实验参数设置

本文使用文献[23-24]的公开 ADS-B 公开数据集对 10 类通信辐射源进行识别,原始的 ADS-B 数据是覆盖全球的军民用飞行数据,能够提供精确的飞行高深度、航向、经纬度、飞机属性、目标类别等数据。本文取 10 个飞机的通信数据构造真实的特定辐射源识别数据集。为了验证本文提出方法在不同信道干扰下都具备较好的识别效果,使用 Rayleigh、Rician、AWGN 信道干扰 ADS-B 信号,选取的信噪比范围为  $-15 \sim 15$  dB,步长为 5 dB。每个信噪比下,有 4 081 条数据,其中 1 000 条作为测试,每条数据长度为 4 800。其中, Rayleigh 信道由 5 条路径组成,时延为 200、800、1 200、2 300、3 700 ns,对应衰减为 0.9、4.9、8、7.8、23.9 dB。Rician 信道由 3 条路径组成,时延为 0、500、1 200 ns,对应衰减为 0.1、0.5、0.2 dB。

本文使用文献[16]提出的 STFT、文献[19]提出的、文献[17]提出的双谱、连续小波变换、功率谱、I/Q 分量作为辐射源特征提取方式,这些方法都使用 MATLAB 软件对应信号处理函数实现。不同特征提取方法得到的数据尺

此本文将 CBAM 注意力模块引入辐射源识别任务。

CBAM 注意力模块包含了通道注意力模块和空间注意力模块,如图 2 所示。通道注意力模块和空间注意力模块通过给与不同的权重,分别学习并关注通道和空间这两个维度中重要程度更高的区域。

寸有较大区别,通过跨步卷积和自适应全局平均池化得到相同尺寸特征向量并分类。

本文分类器使用本文提出的 M-ResNeXt 网络,将特征输入至网络之前,为了确保数据的稳定性,使用 Max-Min 归一化方法处理数据,网络模型通过 pytorch 框架搭建,优化器为 Adam,动量设置为 0.99, batchsize 设为 32,损失函数为交叉熵损失,深度学习网络通过 4 张 2080ti 显卡训练。由于网络学习特征的难度不同,不同特征在训练时使用不同的学习率,选取损失值稳定后的准确率作为特征识别最终的准确率。

### 3.2 融合时频特征与单一特征识别性能对比

融合时频特征是通过一维卷积和注意力模块融合 I/Q 特征、功率谱特征、小波谱特征得到的, I/Q 代表时域特征,功率谱代表频率特征,连续小波变换代表时频域特征,时频融合特征将会从更多维度来识别辐射源。

为了验证融合时频特征在抵抗信道干扰方面相较于单一时频特征的优势,本文采用了多种特征提取方法,包括融合时频特征、连续小波变换、功率谱以及 I/Q 分量提取。在  $-15 \sim 15$  dB 的信噪比范围内,针对 Rayleigh、Rician 和 AWGN 信道干扰条件下的 ADS-B 信号进行了特征提取。随后,利用 M-ResNeXt 模型对提取的特征进行了识别,并对比了融合时频特征与单一特征在识别性能上的差异,实验结果表明,融合时频特征在提高识别准确率和抗干扰能力方面具有显著优势。识别结果如表 1 所示,最优识别结果被加粗。

从表 1 中可以明显看出,随着信噪比的升高,所有特征提取方法的准确率都会提高,当信噪比大于 5 dB,所有特征的准确率趋于稳定。除信噪比为  $-5$  和 10 的 AWGN 信道下,融合时频特征略低于小波谱,在 3 种信道、所有信

表 1 融合时频特征与单一特征识别性能对比

Table 1 Comparison of recognition performance between fusion time frequency features and single features %

信道	特征提取方法	信噪比/dB						
		-15	-10	-5	0	5	10	15
AWGN	融合时频特征	<b>75.7</b>	<b>90.1</b>	<b>96.4</b>	<b>97.2</b>	<b>97.4</b>	<b>97.6</b>	<b>97.6</b>
	功率谱	61.0	78.4	87.2	90.6	90.9	94.7	96.5
	I/Q	10.7	33.4	69.5	86.3	94.1	94.8	96.7
	小波谱	41.5	62.4	82.9	93.7	94.9	96.9	96.5
Rayleigh	融合时频特征	<b>71.9</b>	<b>84.8</b>	88.4	<b>95.7</b>	<b>96.0</b>	96.0	<b>97.7</b>
	功率谱	60.4	80.6	<b>89.3</b>	92.0	92.4	95.5	95.8
	I/Q	10.8	17.7	68.5	84.3	89.1	93.3	93.7
	小波谱	33.7	52.7	80.9	91.3	94.3	<b>96.1</b>	97.4
Rician	融合时频特征	<b>74.7</b>	<b>89.3</b>	<b>94.3</b>	<b>95.5</b>	<b>95.5</b>	<b>96.4</b>	<b>98.5</b>
	功率谱	58.0	75.3	89.4	92.6	94.1	94.9	95.3
	I/Q	11.3	31.3	65.9	86.1	91.2	94.3	94.9
	小波谱	39.5	67.2	83.2	92.2	94.8	94.8	96.5

噪比的情况下,融合时频特征都具有最高的识别准确率,证明了融合时频特征具有更好的抗信道干扰能力。特别的,在信噪比为-15的AWGN信道干扰下,融合时频特征的识别效果远高于其他特征,比功率谱提高14.7%,比I/Q提高60.0%,比小波谱提高34.2%,显示融合时频网络对强噪声干扰的抑制能力。

从表1可以看出,不同特征对噪声的抑制效果不同。功率谱在做自相关后能够去除大部分高斯白噪声和其他信道噪声<sup>[25]</sup>,因此当信噪比较低时,功率谱的识别效果较好。而I/Q信号由于对噪声没有任何抑制作用,因此在信噪比为-15dB时,基本不能实现辐射源个体识别。对于时频域的小波谱,提取了不同尺度的时频特征,带来更多维度信息的同时,残留了更多的噪声,因此其在信噪比低于-5时,准确率劣于功率谱,但信噪比高于5dB时,准确率高于功率谱。本文选择小波谱、功率谱、I/Q作为时频特征的原因是功率谱在低信噪比下的性能较高、小波谱在高信噪比下的性能较高和I/Q作为原始数据保留了辐射源全部特征。

### 3.3 融合时频特征方法与其他方法的对比

为了进一步评估融合时频特征在不同信道干扰条件下的识别性能,本文将融合时频特征提取方法与文献[16]中提出的STFT特征、文献[19]中提出的维格纳维拉分布(Wigner Viller distribution, WVD)特征以及文献[17]中提出的双谱特征方法进行了比较。这些特征提取方法分别代表了不同的信号处理技术,旨在从不同角度捕捉信号的特征信息。在实验中,本文采用了M-ResNeXt网络作为分类器,对上述特征进行了分类测试。为了全面评估各特征方法的性能,本文在3种典型的信道环境下进行了实验,分别是高斯白噪声信道、瑞利信道和莱斯信道。这些信道环境涵盖了常见的通信干扰情况,能够充分考验特征

提取方法的鲁棒性和适应性。

从表2可以看出,在-15~15dB下的3种信道环境下,融合时频特征均展现出了较高的识别准确率。特别的,当信噪比为-15dB时,双谱、STFT、WVD基本不能完成辐射源个体识别任务,识别准确率低于20%,但是融合时频特征依然可以达到超过70%的识别准确率。因此,融合时频特征对于不同的信道噪声干扰有更强的抑制能力,在不同信道干扰下具有更高的辐射源个体识别准确率。

双谱、STFT、WVD都对信道噪声有一定的抑制效果,其中双谱能够较好的去除高斯白噪声,WVD能够提供最佳的时频分辨率,去除其他频率信号干扰,STFT也能抑制平稳干扰信号,但是它们在信噪比较低时,难以实现辐射源识别任务。这可能是因为通过传统信号处理算法提取特征反而会破坏部分辐射源身份特征。

### 3.4 鲁棒性对比

由于无线信道的时变性和复杂性,在实际应用场景中的辐射源个体识别任务往往面临着未知信道的噪声干扰。影响信号的质量的同时将会降低辐射源识别准确率<sup>[26]</sup>,因此辐射源特征提取方法的鲁棒性往往直接决定辐射源识别在实际环境下的准确性。

为了评估不同特征对信道干扰的鲁棒性,本文使用在15dB信噪比的AWGN信道下训练完毕的M-ResNeXt网络作为测试网络,测试不同特征+M-ResNeXt对于-15~15dB的信噪比下瑞利信道和莱斯信道干扰的ADS-B信号的识别效果。其中,莱斯信道下的数据的测试结果如图3所示,瑞利信道下的数据的测试结果如图4所示。从图3和图4可以看出,融合时频特征+M-ResNeXt网络比STFT特征+M-ResNeXt网络、WVD特征+M-ResNeXt网络、双谱+M-ResNeXt网络在瑞利信道和莱斯信道上具有更好的鲁棒性,在AWGN信道下训练好的辐射源识别

表 2 融合时频特征方法与其他方法的对比

Table 2 Comparison of time-frequency feature fusion method with other methods

%

信道	特征提取方法	信噪比/dB						
		-15	-10	-5	0	5	10	15
AWGN	融合时频特征	<b>75.7</b>	<b>90.1</b>	<b>96.4</b>	<b>97.2</b>	<b>97.4</b>	<b>97.6</b>	<b>97.6</b>
	STFT <sup>[16]</sup>	15.5	32.6	50.8	69.1	76.6	86.7	89.2
	双谱 <sup>[17]</sup>	17.2	17.8	33.1	45.4	53.2	65.4	66.7
	WVD <sup>[19]</sup>	17.8	37.3	69.5	74.1	83.4	93.1	93.9
Rayleigh	融合时频特征	<b>71.9</b>	<b>84.8</b>	<b>88.4</b>	<b>95.7</b>	<b>96.0</b>	<b>96.0</b>	<b>97.7</b>
	STFT <sup>[16]</sup>	16.7	29.9	51.6	68.7	80.5	86.0	86.6
	双谱 <sup>[17]</sup>	14.6	20.8	33.1	48.9	62.5	64.4	66.2
	WVD <sup>[19]</sup>	19.1	36.5	64.1	86.6	90.7	93.1	95.1
Rician	融合时频特征	<b>74.7</b>	<b>89.3</b>	<b>94.3</b>	<b>95.5</b>	<b>95.5</b>	<b>96.4</b>	<b>98.5</b>
	STFT <sup>[16]</sup>	14.8	30.0	45.0	71.2	79.5	87.6	86.5
	双谱 <sup>[17]</sup>	13.9	22.8	34.4	47.4	58.1	66.8	69.8
	WVD <sup>[19]</sup>	21.3	39.3	60.5	82.2	83.5	93.3	94.6

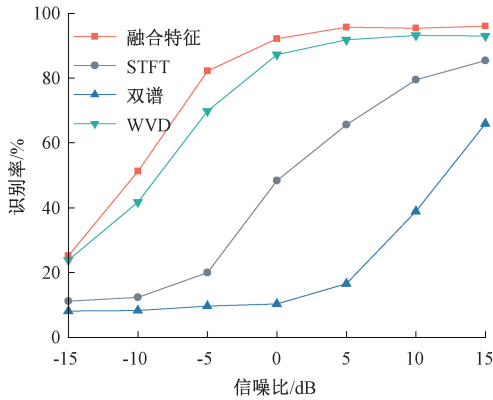


图 3 AWGN 信道下训练,莱斯信道测试的辐射源识别结果

Fig. 3 Radiation source identification results of AWGN channel training and Rician channel testing

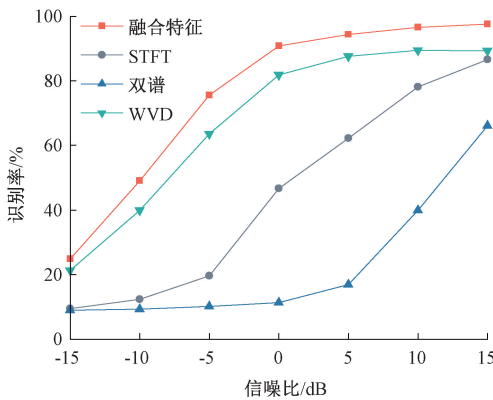


图 4 AWGN 信道下训练,瑞利信道测试的辐射源识别结果

Fig. 4 Radiation source identification results of AWGN channel training and Rayleigh channel testing

方法直接应用到瑞利信道和莱斯信道依旧在 -5~15 dB

信噪比下有超过 70% 的准确率。而双谱、STFT、WVD 方法直接迁移到其他信道环境下时准确率会有明显的下降。

综上所述,融合时频特征+M-ResNeXt 网络相比双谱、STFT、WVD+M-ResNeXt 网络具有更好的信道干扰鲁棒性,这有助于融合时频特征的辐射源个体识别方法应用于复杂多变的真实场景中,为解决辐射源个体识别的实际应用提供理论支持。

### 3.5 融合时频特征可视化

为了更直观的表现出融合时频特征+M-ResNeXt 网络的分类性能,本文做出 15 dB 下 AWGN 信道的分类结果的 t-SNE 图,如图 5 所示。

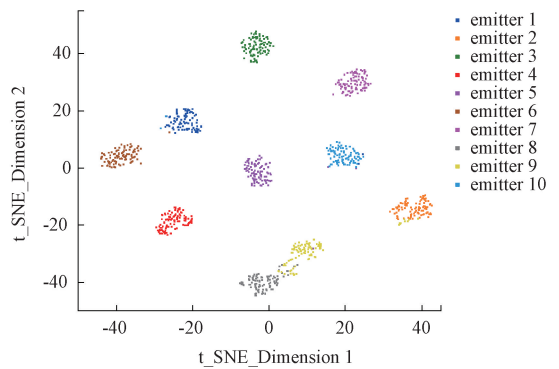


图 5 融合时频特征 t-SNE 图

Fig. 5 Fusion time-frequency feature t-SNE diagram

t 分布-随机邻近嵌入 (t-distributed stochastic neighbor embedding, t-SNE) 图是对 ADS-B 信号降维的结果的展示,ADS-B 信号通过融合时频特征+M-ResNeXt 网络提取辐射源特征后使用 t-SNE 方法进行降维并绘制到坐标系中,能够很好的反映出不同辐射源信号的分离程度。从图 5 中可以看出,融合时频特征+M-ResNeXt 网络能够将

10 种不同的辐射源特征提取完全分离,每个辐射源的信号点都聚集在特征空间的不同区域,形成了明显的聚类效果,这表明融合时频特征可以有效地捕捉到不同辐射源之间的差异性,并将其转化为可区分的特征表示,较好的完成辐射源识别任务。

## 4 结 论

信道噪声会降低辐射源个体识别的准确率,并且当信道环境改变后,之前训练好的识别网络可能失效。因此,提出了一种融合时频特征的辐射源个体识别方法,该方法通过融合 I/Q 特征、功率谱特征、小波谱特征,并结合 M-ResNeXt 网络实现辐射源识别。通过实验证明,该方法在不同信道下具有更高的准确率和鲁棒性,具有一定的应用价值。

然而在实际实验中,发现辐射源信号的特征提取方式很多,它们之间的互相融合可能会得到比单一特征更好或者更坏的识别结果,如何从众多的信号特征中选取合适的几类融合,以获得更好的识别效果,是后续研究的重点。

## 参考文献

[1] XU Q, ZHENG R, SAAD W, et al. Device fingerprinting in wireless networks: Challenges and opportunities [J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2016, 18(1): 94-104.

[2] 赵菁,张妍,范钰婷. 移动物联网设备无线通信安全研究[J]. *保密科学技术*, 2022(9): 39-45.

ZHAO J, ZHANG Y, FAN Y T. Research on wireless communication security of mobile IoT devices [J]. *Secrecy Science and Technology*, 2022(9): 39-45.

[3] 李奇真,刘佳旭,梁先明,等. 基于深度学习的跨域辐射源个体识别综述 [J]. *电讯技术*, 2024, 64 (7): 1163-1174.

LI Q ZH, LIU J X, LIANG X M, et al. Cross-domain specific emitter identification based on deep learning: A comprehensive survey [J]. *Telecommunication Engineering*, 2024, 64(7): 1163-1174.

[4] 徐晋凯,谢钧. 辐射源识别技术发展研究 [J]. *信息技术与网络安全*, 2021, 40(10): 1-7.

XU J K, XIE J. Research on the development of specific emitter identification [J]. *Information Technology and Network Security*, 2021, 40(10): 1-7.

[5] 胡赵成,余思雨,王建涛,等. 基于改进时频变换的雷达二相编码信号脉内特征分析方法 [J]. *信息工程大学学报*, 2022, 23(6): 656-665.

HU ZH CH, YU S Y, WANG J T, et al. Intra-pulse characteristics analysis method of radar BPSK signal based on modified time-frequency transform [J]. *Journal of Information Engineering University*, 2022, 23(6): 656-665.

[6] 蒋闯. 基于改进 VMD 和 TWSVM 的雷达辐射源个体识别 [J]. *信息技术与信息化*, 2024(5): 101-106.

JIANG CH. Individual recognition of radar radiation sources based on improved VMD and TWSVM [J]. *Information Technology and Informatization*, 2024 (5): 101-106.

[7] 陆剑雄,陈旗,满欣. 一种雷达辐射源智能个体识别的方法 [J]. *电光与控制*, 2024, 31(4): 115-120.

LU J X, CHEN Q, MAN X. A method for intelligent individual recognition of radar radiation sources [J]. *Electronics Optics and Control*, 2024, 31 (4): 115-120.

[8] 普运伟,余永鹏,姜莹,等. 基于模糊函数多域特征融合与集成学习的雷达辐射源信号识别 [J]. *控制与决策*, 2024, 39(1): 39-48.

PU Y W, YU Y P, JIANG Y, et al. Radar emitter signal recognition based on ambiguity function multi-domain feature fusion and ensemble learning [J]. *Control and Decision*, 2024, 39(1): 39-48.

[9] 李林,姬红兵. 基于模糊函数的雷达辐射源个体识别 [J]. *电子与信息学报*, 2009, 31(11): 2546-2551.

LI L, JI H B. Individual recognition of radar radiation sources based on fuzzy functions [J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2009, 31(11): 2546-2551.

[10] 任东方,张涛,韩洁,等. 基于 ITD 与纹理分析的特定辐射源识别方法 [J]. *通信学报*, 2017, 38 (12): 160-168.

REN D F, ZHANG T, HAN J, et al. Specific radiation source recognition method based on ITD and texture analysis [J]. *Journal of Communications*, 2017, 38(12): 160-168.

[11] 韩洁,张涛,王欢欢,等. 基于 3D-Hibert 能量谱和多尺度分形特征的通信辐射源个体识别 [J]. *通信学报*, 2017, 38(4): 99-109.

HAN J, ZHANG T, WANG H H, et al. Communication emitter individual identification based on 3D-Hibert energy spectrum and multi-scale fractal features [J]. *Journal of Communications*, 2017, 38(4): 99-109.

[12] 曲凌志,杨俊安,刘辉,等. 嵌入注意力机制的通信辐射源个体识别方法 [J]. *系统工程与电子技术*, 2022, 44(1): 20-27.

QU L ZH, YANG J AN, LIU H, et al. Method for individual identification of communication radiation source embedded in attention mechanism [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2022, 44(1): 20-27.

[13] 张敏,罗正华,黄建刚,等. 一种基于 I/Q 失配的辐射源指纹提取方法 [J]. *电子学报*, 2020, 48(4): 717-722.

ZHANG M, LUO ZH H, HUANG J G, et al. A fingerprint extraction method based on I/Q imbalance [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2020, 48(4): 717-722.

[14] 王检,张邦宁,魏国峰,等. 基于 Welch 功率谱和卷积神经网络的通信辐射源个体识别 [J]. *电讯技术*, 2021,



- 61(10):1197-1204.  
WANG J, ZHANG B N, WEI G F, et al. Individual identification of communication radiation sources based on Welch power spectrum and convolutional neural network[J]. Telecommunications Engineering, 2021, 61(10): 1197-1204.
- [15] 周楷,黄赛,曾昱祺,等.基于稳态循环谱特征的通信辐射源识别方法[J].北京邮电大学学报,2021,44(3): 100-105.  
ZHOU K, HUANG S, ZENG Y Q, et al. Identification method of communication radiation source based on steady-state cyclic spectral characteristics [J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2021, 44 (3): 100-105.
- [16] 叶文强,俞志富,张奎,等.栈式降噪自编码器在辐射源信号识别中的应用[J].空军工程大学学报(自然科学版),2019,20(6):47-53.  
YE W Q, YU ZH F, ZHANG K, et al. Application of stacked denoising auto encoder in radiation source signal recognition [J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2019,20(6): 47-53.
- [17] 徐桂光,王旭东,汪飞,等.基于SE-ResNeXt网络的低信噪比LPI雷达辐射源信号识别[J].系统工程与电子技术,2022,44(12):3676-3684.  
XU G G, WANG X D, WANG F, et al. LPI radar emitter signals recognition in low SNR based on SE-ResNeXt network [J]. Systems Engineering and Electronics, 2022, 44(12): 3676-3684.
- [18] 吴力华,杨露菁,袁园.基于EEMD降噪和模糊函数奇异值向量的雷达辐射源信号识别算法[J].火力与指挥控制,2022,47(2):121-126.  
WU L H, YANG L J, YUAN Y. Radar radiation source signal recognition algorithm based on EEMD denoising and singular value vector of fuzzy function[J]. Firepower and Command Control, 2022,47(2): 121-126.
- [19] 白航,赵拥军,徐永刚.一种低信噪比下雷达辐射源识别方法[J].电子信息对抗技术,2012,27(1):11-15.  
BAI H, ZHAO Y J, XU Y G. A method for identifying radar radiation sources under low signal-to-noise ratio [J]. Electronic Information Warfare Technology, 2012, 27(1): 11-15.
- [20] 肖易寒,王博煜,于祥祯,等.基于双路射频指纹卷积神经网络与特征融合的雷达辐射源个体识别[J].电子与信息学报,2024,46(8):3238-3245.  
XIAO Y H, WANG B Y, YU X ZH, et al. Individual recognition of radar radiation sources based on dual channel RF fingerprint convolutional neural network and feature fusion [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2024,46(8): 3238-3245.
- [21] 王检,张邦宁,张洁,等.基于多域特征融合的通信辐射源个体识别方法[J].兵工学报,2023,44(4):949-959.  
WANG J, ZHANG B N, ZHANG J, et al. Individual identification method for communication radiation sources based on multi domain feature fusion [J]. Journal of Ordnance Engineering, 2023, 44 (4): 949-959.
- [22] 郭泽坤,刘峥,谢荣,等.基于特征融合的窄带雷达短时观测回波序列空中目标识别[J].电子与信息学报,2024,46(8):3184-3192.  
GUO Z K, LIU ZH, XIE R, et al. Short term observation echo sequence air target recognition of narrowband radar based on feature fusion[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2024, 46(8): 3184-3192.
- [23] 刘念,任佳鑫,韩晓艺.基于射频指纹的物联网设备身份识别方法[J].现代计算机,2020,19:3-8,21.  
LIU N, REN J X, HAN X Y. Identification method for IoT devices based on RF fingerprint[J]. Modern Computer, 2020, 19:3-8, 21.
- [24] FU X, PENG Y, LIU Y CH, et al. Semi-supervised specific emitter identification method using metric-adversarial training [J]. IEEE Internet of Things Journal,2023, 10(12): 10778-10789.
- [25] 普运伟,余永鹏,姜莹,等.基于多变换域特征的雷达辐射源信号融合识别[J/OL].哈尔滨工业大学学报,1-11 [2024-09-24]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1235.t.20240701.1738.005.html>.  
PU Y W, YU Y P, JIANG Y, et al. Radar radiation source signal fusion recognition based on multi transform domain features[J/OL]. Journal of Harbin Institute of Technology, 1-11 [2024-09-24] <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1235.t.20240701.1738.005.html>.
- [26] 曾浩南,谢跃雷.一种去信道指纹的IEEE802.11a信号辐射源识别方法[J].电子测量技术,2023,46(17): 125-130.  
ZENG H N, XIE Y L. A method for identifying IEEE802.11a signal radiation sources by removing channel fingerprints [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(17): 125-130.

## 作者简介

袁晔(通信作者),硕士,工程师,主要研究方向为无线电监测、频谱数据分析。

E-mail:Y25211148@163.com

汤春阳,硕士,主要研究方向为软件无线电、人工智能。

E-mail:chunyangtang@163.com

张博轩,硕士,工程师,主要研究方向为无线电监测、频谱管理。

E-mail:Z2681147224@163.com

李强,硕士,副教授,主要研究方向为软件无线电、无线传感器网络。

E-mail:l1291791147@163.com