

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

肖易寒^① 王博煜^① 于祥祯^② 蒋伊琳^{*①}

^①(哈尔滨工程大学 先进船舶通信与信息技术工业和信息化部重点实验室 哈尔滨 150000)

^②(上海无线电设备研究所 上海 201100)

摘要: 为实现雷达辐射源个体识别不受信号参数、调制方式的影响, 该文提出基于双路射频指纹卷积神经网络(Dual RFF-CNN2)和特征融合的雷达辐射源个体识别方法。首先从接收的射频信号中提取原始I/Q(Raw-I/Q)信号; 其次分别对Raw-I/Q两路信号进行轴向积分双谱(AIB)和围线积分双谱(SIB)降维以构建双谱积分矩阵; 最后将Raw-I/Q信号及双谱积分矩阵共同送入Dual RFF-CNN2网络并进行特征融合以实现雷达辐射源个体识别。实验结果表明, 该方法具有较高的识别准确率, 提取的“指纹特征”具备稳定性、鲁棒性。

关键词: 雷达辐射源个体识别; 双路射频指纹卷积神经网络; 特征融合; 指纹特征; 原始I/Q信号

中图分类号: TN911.3

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2024)00-0001-08

DOI: 10.11999/JEIT231236

Radar Emitter Identification Based on Dual Radio Frequency Fingerprint Convolutional Neural Network and Feature Fusion

XIAO Yihan^① WANG Boyu^① YU Xiangzhen^② JIANG Yilin^①

^①(Key Laboratory of Advanced Marine Communication and Information Technology,
Harbin Engineering University, Harbin 150000, China)

^②(Shanghai Radio Equipment Research Institute, Shanghai 201100, China)

Abstract: In order to achieve identification of radar emitter unaffected by signal parameters and modulation methods, a method based on Dual Radio Frequency Fingerprint Convolutional Neural Network(Dual RFF-CNN2) and feature fusion is proposed in this paper. Firstly, Raw-I/Q signals are extracted from the received radio frequency signals. Secondly, Axially Integral Bispectrum(AIB) and Square Integral Bispectrum (SIB) dimensionality reduction are performed separately on Raw-In-phase/Quadrature(Raw-I/Q) signals to construct the bispectrum integration matrix. Finally, both the Raw-I/Q signals and the bispectrum integration matrix are fed into the Dual RFF-CNN2 network for feature fusion to achieve identification of radar emitter. Experimental results demonstrate that this method achieves high identification accuracy, and the extracted "fingerprint features" exhibit stability and robustness.

Key words: Radar emitter identification; Dual Radio Frequency Fingerprint Convolutional Neural Network (Dual RFF-CNN2); Feature fusion; Fingerprint feature; Raw-In-phase/Quadrature (Raw-I/Q) signal

1 引言

现代海陆空日益复杂的电磁环境越来越考验雷达信息对抗的能力与技术, 雷达电子战对抗的核心之一就是雷达信号识别。雷达信号识别通常包括雷达信号调制识别、辐射源个体识别、威胁等级确定以及识别可信度估计, 其中雷达辐射源个体识别是保证雷达对抗侦察的重要基础。了解雷达辐射源的身份可以增强态势感知, 深入了解潜在对手的能力、意图和行动。这种信息能够让军事指挥官做出

明智的决策, 并有效应对威胁。

从广义上讲, 雷达辐射源个体识别与通信辐射源个体识别并称为辐射源个体识别, 又称为“特定辐射源识别(Specific Emitter Identification, SEI)”^[1,2]。本质上是通过对接收到的辐射源信号提取“指纹特征”进行个体识别的技术, 因此还被称为“辐射源指纹识别”。“指纹特征”是辐射源设备所固有的, 具有不可伪造、难以改变、不可避免等特点^[3]。对“指纹特征”的提取并准确地分类识别是电子战制胜的关键, 在当今雷达电子战与对抗中具有重大意义。从信号处理的角度, “指纹特征”的提取可以从时域、频域以及时频域进行。

收稿日期: 2023-11-07; 改回日期: 2024-xx-xx

*通信作者: 蒋伊琳 jiangyilin@hrbeu.edu.cn

常见的时域特征有：无意调相曲线^[4,5]、瞬时频率曲线^[6]以及包络高阶矩；频域特征包括1.5维谱、傅里叶变换以及循环双谱；时频域特征的提取通常需要用诸如短时傅里叶变换^[7]、Choi-Williams分布^[8]、小波变换^[9]以及Wigner-Ville分布^[10]等时频分析工具。

“指纹特征”还可以从信号分解的角度进行提取。文献^[11]提出了一种基于变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)和谱特征的辐射源个体识别方法，首先将信号进行VMD分解，其次构建VMD熵和累积量作为“指纹特征”，最后进行分类识别。文献^[12]首先用麻雀搜索算法优化VMD分解的超参数，其次利用最优VMD分解参数分别对信号提取能量熵与样本熵并作为特征向量，最后将特征向量输入轻量的梯度提升机(Light Gradient Boosting Machine, LightGBM)模型中进行分类识别。

近年来，基于原始I/Q(Raw-In-phase/Quadrature, Raw-I/Q)信号的辐射源个体识别研究获得了众多学者的广泛关注，也即利用神经网络强大的特征提取能力直接从Raw-I/Q信号中对“指纹特征”进行提取，这种方式更多地是将辐射源“指纹特征”形成的过程当成是“黑盒子”，具有自动学习特征、可扩展性好、部署灵活等特点^[13,14]。文献^[15]提出了一种基于卷积神经网络的无线电分类优化(Optimized Radio Classification Through Convolutional Neural Networks, ORACLE)模型，该模型的输入为 2×128 的Raw-I/Q信号，特征提取部分由两个卷积层和两个全连接层所组成，全连接层分别使用Dropout层以及正则化技术防止模型出现过拟合现象，最终实现了对16台通用软件无线电外设(Universal Software Radio Peripheral, USRP)设备的识别。文献^[16]提出了一种多采样卷积神经网络(Multi-Sampling Convolutional Neural Network, MSCNN)模型，该模型分为下采样、局部卷积以及全连接3部分，通过下采样来提取信号中反应局部变化的细微特征，局部卷积用来挖掘出各支路更深层次的特征信息，最后使用全连接层进行分类识别，在54个CC2530模块组建的数据集上进行实验，取得了不错的效果。

本文在理论上首先对“指纹特征”进行分析，其次将Raw-I/Q信号及其双谱积分矩阵分别作为(Dual Radio Frequency Fingerprint-Convolution Neural Network2, Dual RFF-CNN2)网络的输入进行特征提取，最后将各部分提取到的特征进行融合并分类识别。实验结果表明，本方法具有较高的识

别准确率，提取的“指纹特征”不受信号参数以及调制方式因素影响，具有一定的鲁棒性。

2 理论分析

2.1 相位噪声模型

振荡器是频率源的核心部件，在雷达发射机内部起着至关重要的作用。在高频振荡器产生高频信号以及功率放大器进行高功率放大的过程中，容易造成信号频率的不稳定，导致了信号的周期发生偏移，最终会使信号的相位附加上一定的噪声，这个相位噪声就是辐射源的“指纹特征”。不同型号发射机对发射信号所附带的相位噪声不同，即使是同一型号发射机发射同参数的信号，所附带的相位噪声也有细微差异。

假设发射机发射频率为 f_c 的单频信号 $x(t) = A \cos(2\pi f_c t)$, $0 \leq t \leq T$ ，由于相位噪声附加的作用，使得实际发射的信号表达式为：

$$x(t) = A \cos(2\pi f_c t + \varphi(t)), 0 \leq t \leq T \quad (1)$$

其中， $\varphi(t)$ 为振荡器的非线性特性所附加到发射信号上的相位噪声，学术界普遍认可的相位噪声模型^[17]为

$$\varphi(t) = \sum_{m=1}^{\infty} M_m \sin(2\pi f_m t) \quad (2)$$

其中， f_m 代表单频相位噪声的频率值， M_m 代表其强度。将式(2)带入式(1)可得

$$x(t) = A \cos(2\pi f_c t + M_m \sin(2\pi f_m t)) \quad (3)$$

由第1类贝塞尔函数的泰勒级数展开式可得

$$\left. \begin{aligned} \cos[M_m \sin(2\pi f_m t)] &= J_0(M_m) + 2J_2(M_m) \cdot \cos(4\pi f_m t) + 2J_4(M_m) \cos(8\pi f_m t) + \dots \\ \sin[M_m \sin(2\pi f_m t)] &= 2J_1(M_m) \sin(2\pi f_m t) \\ &\quad + 2J_3(M_m) \sin(6\pi f_m t) + 2J_5(M_m) \cdot \sin(10\pi f_m t) + \dots \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

其中

$$\left. \begin{aligned} J_0(M_m) &= 1 - \left(\frac{M_m}{2}\right)^2, J_n(M_m) = \frac{1}{n!} \left(\frac{M_m}{2}\right)^n, \\ n &\geq 1, 0 \leq M_m \leq 1 \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

将式(4)带入式(3)中可得

$$\begin{aligned}
 x(t) = & A J_0(M_m) \cos(2\pi f_c t) + A \left\{ \sum_{n=1}^{+\infty} J_{2n_1}(M_m) \right. \\
 & \cdot [\cos(2\pi f_c t + 2n \cdot 2\pi f_m t) \\
 & \left. + \cos(2\pi f_c t - 2n \cdot 2\pi f_m t)] \right\} \\
 & - A \left\{ \sum_{n=1}^{+\infty} J_{2n-1}(M_m) [\cos((2n-1) \cdot 2\pi f_m t \right. \\
 & \left. - 2\pi f_c t) - \cos((2n-1) \cdot 2\pi f_m t + 2\pi f_c t)] \right\} \quad (6)
 \end{aligned}$$

实际中，相位噪声可以看作是由多个不同的 M_m 和 f_m 构成的，则含相位噪声的信号模型可以表示为

$$x(t) = I(t) \cos(2\pi f_c t) - Q(t) \sin(2\pi f_c t) \quad (7)$$

其中

$$\left. \begin{aligned}
 I(t) &= A \sum_{m=1}^{\infty} J_0(M_m) + 2A \sum_{n=1}^{\infty} \sum_{m=1}^{\infty} J_{2n_1}(M_m) \\
 &\quad \cdot \cos(2n \cdot 2\pi f_m t) \\
 Q(t) &= 2A \sum_{n=1}^{\infty} \sum_{m=1}^{\infty} J_{2n-1}(M_m) \\
 &\quad \cdot \sin((2n-1) \cdot 2\pi f_m t)
 \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

单路信号中相位信息的范围通常是在 $[0, \pi]$ 之间，当相位达到 π 后，相位会出现折叠。而与单路信号相比，Raw-I/Q信号不仅包含幅度信息，还包含更多的相位信息，相位信息的范围可以在 $[0, 2\pi]$ 之间，不会出现相位折叠。并且由于进行下变频处理，此时信号中更多体现的是无意调制特征(相位噪声)。综上所述，本文将使用Raw-I/Q信号作为Dual RFF-CNN2网络原始输入特征的一部分。

2 基于Dual RFF-CNN2网络的辐射源个体识别算法

2020年，Elmaghub等人^[18]设计了基于Raw-

I/Q信号的RFF-CNN2模型。本文在该网络基础上，结合特征融合的思想，提出了基于Dual RFF-CNN2网络和特征融合的雷达辐射源个体识别算法。算法将Raw-I/Q信号及其双谱积分矩阵分别送入双路RFF-CNN2网络即Dual RFF-CNN2网络进行特征提取，然后将各支路提取的特征进行拼接，最后对拼接后的特征进行融合实现辐射源个体识别。基于Dual RFF-CNN2网络和特征融合的辐射源个体识别示意图如图1所示，主要分为以下几个步骤进行：

(1) Raw-I/Q信号获取：首先对脉内信号进行下变频处理，使其中心频率降至于基带，其次进行200倍率的抽取，然后进行FIR低通滤波，提取出基带的Raw-I/Q信号，最后将提取Raw-I/Q信号归一化至区间 $[-1, 1]$ 。

(2) 双谱积分矩阵获取：分别对Raw-I/Q信号进行双谱变换，并且分别计算Raw-I路信号以及Raw-Q路信号的轴向积分双谱(Axially Integral Bispectrum, AIB)以及围线积分双谱(Square Integral Bispectrum, SIB)，将其进行纵向拼接，最终形成双谱积分矩阵。

(3) 特征提取：将Raw-I/Q信号及其双谱积分矩阵送入Dual RFF-CNN2网络中进行特征提取。

(4) 特征融合：将双路网络提取到的特征进行纵向拼接，对拼接后的特征进行融合并进行横向均值池化降维处理提取出辐射源的“指纹特征”。

(5) 分类识别：对Dual RFF-CNN2网络提取出的特征输入全连接层以及Softmax层进行分类识别，最终得到辐射源个体识别结果。

3 实验结果与分析

为了验证本文方法的有效性，有针对性地设计了6个实验。其中实验1是指纹特征可视化分析实验，将本文模型提取到的“指纹特征”进行可视化演示并分析。实验2是验证不同抽取倍率下，本文提出方法的识别准确率变化情况。实验3是鲁棒性实验，用于验证本文方法不受信号参数以及调制方

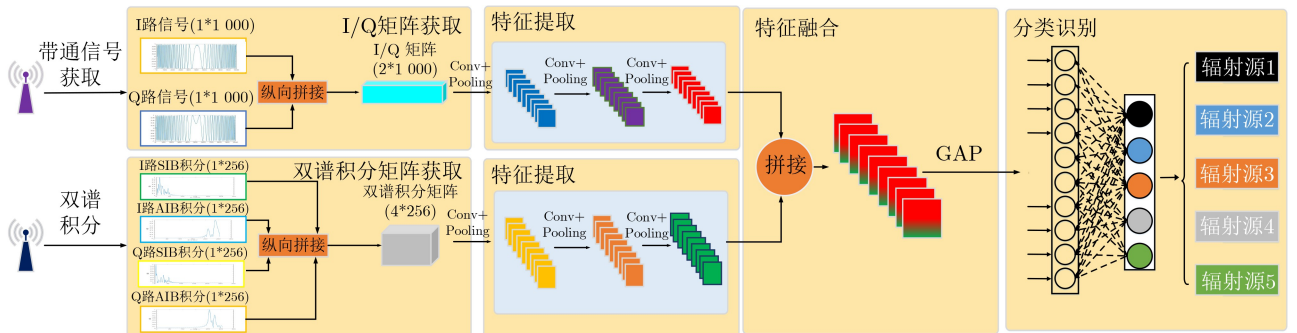


图1 基于Dual RFF-CNN2网络的辐射源个体识别示意图

式影响,具有一定的鲁棒性。实验4是特征融合对比实验,用于分析本文方法不同分支对实验结果造成的影响。实验5是将本文方法与基于基本参数信息(稳态、暂态特征)进行识别的方法进行对比。实验6是性能对比实验,分别从不同信噪比条件下识别准确率变化情况、模型参数大小以及浮点数运算量3个角度与其它方法进行对比。

本文在做不同信噪比下识别准确率对比实验时,使用的噪声只是理想高斯白噪声,信噪比SNR的定义为

$$\text{SNR} = 10 \lg \left(\frac{P_s}{P_n} \right) \quad (9)$$

其中, P_s 为信号平均功率, P_n 为理想高斯白噪声平均功率。

实验共采用5台辐射源,分别为Tektronix AWG70001, Agilent E4438C, 两台同型号的Agilent N5172B EXG X以及1台Agilent N5182B EXG X。实验采用型号为Agilent DSOX91604A的示波器对发射信号进行采集,采样频率设置为20 GHz,采集时将信号源的输出直接连接到示波器上进行显示以及保存。每部辐射源发射的线性调频信号(Linear Frequency Modulation, LFM)与二相编码(Binary Phase Shift Keying, BPSK)信号参数如表1所示

数据集共12 300个样本,其中70%用作训练集,30%用作测试集。实验操作系统为Ubuntu 18.04.6,基于Pytorch框架实现神经网络,采用NVIDIA GeForce RTX 3060显卡进行训练。训练时,Batch Size设为32,损失函数使用适用于分类任务的交叉熵损失,采用Adam优化器对模型参数进行优化。学习率设置为 $1e-4$,共训练100个epoch。

3.1 指纹特征可视化分析实验

从不同参数、不同调制类型的信号数据中随机抽取10%样本输入至Dual RFF-CNN2网络中,将特征融合后的特征矩阵进行全局均值池化处理,得到模型所提取到的“指纹特征”。图2为Dual

RFF-CNN2网络提取的5台辐射源的可视化特征热力分布图。其中,颜色的深浅表示提取“指纹特征”值的大小,颜色越深表明特征更多聚集于此。为了便于可视化分析,将热力图归一化至[0,1]的范围内。图2中横坐标中的E1~E5分别代表辐射源AWG70001, E4438C, 两台同型号的N5172B以及N5182B,纵轴代表特征融合后向量维度,共64维。其中前32维代表Dual RFF-CNN2网络从Raw-I/Q信号中提取出的特征,后32维代表Dual RFF-CNN2网络从Raw-I/Q信号的双谱积分矩阵中提取出的特征。从图2中可以明显地看出,AWG70001和E4438C与其它型号的辐射源具有明显的“指纹特征”差异,而两台同型号的N5172B以及同类型的N5182B的“指纹特征”比较相似。

3.2 抽取倍率影响实验

本文方法是将下变频后的Raw-I/Q信号及其双谱积分矩阵送入神经网络中训练与识别,信号长度实际和降采样的抽取倍率息息相关,因此不同的抽取倍率会导致网络输入的尺寸不同,降采样后信号长度 N 与抽取倍率 D 之间的关系为

$$N = \frac{F_s}{D} T \quad (10)$$

其中, F_s 代表采集设备的采样率,即20 GHz, T 代表脉宽,在本文实验数据集中,该值恒定为10 μs 。将信噪比仅设置成5 dB, 15 dB, 25 dB,实验结果如图3所示。

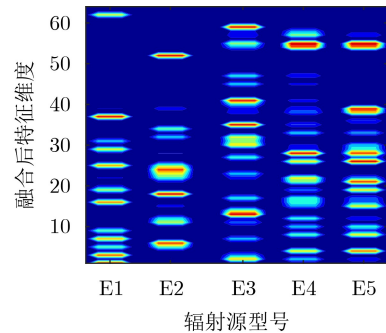


图2 指纹特征可视化热力图

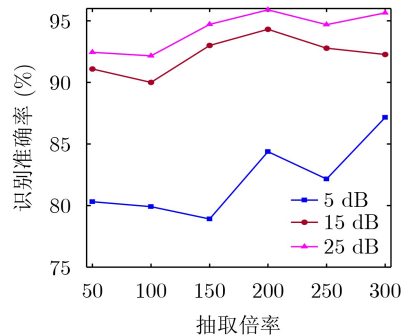


图3 不同抽取倍率下识别准确率变化曲线

表1 信号参数设置

调制方式	参数	取值
LFM	中心频率(GHz)	0.5,1,2
	带宽(MHz)	10,20,30
	脉宽(μs)	10
	调频斜率	+/-
BPSK	中心频率(GHz)	0.5,1,2
	巴克码序列长度	13
	脉宽(μs)	10

从结果可以看出，识别准确率与抽取倍率并非严格递增或递减，在5 dB、15 dB以及25 dB信噪比条件下最高识别准确率分别为：87.1%、94.3%、95.8%。在高信噪比条件下，不同抽取倍率间识别准确率最多不超过0.03%，说明本文方法在高信噪比条件下对抽取倍率并不敏感。

3.3 鲁棒性实验

为了验证本文方法具有一定的鲁棒性，首先将5台信号源发射LFM信号的70%作为训练数据集，剩余的30%作为测试数据集，分类识别结果作为结果1，其次5台信号源分别发射LFM和BPSK两种信号，仍然是70%作为训练数据集，剩余的30%作为测试数据集，分类识别结果作为结果2，最后将两种结果进行对比可以得到本文方法即使新增加不同调制方式的信号，依旧可以达到较高的识别准确率，对5台信号源进行准确识别，实验结果如图4所示。

从图4中可以看出，本文方法在信噪比为20 dB仅识别LFM信号的条件识别准确率达到97.7%，而在相同信噪比下添加BPSK信号进行整体识别，其识别准确率仅仅降低了1%左右，说明本文方法不受调制类型的约束，具有一定的鲁棒性。

3.4 特征融合对比实验

将本文提出的网络拆解成两部分，一部分是

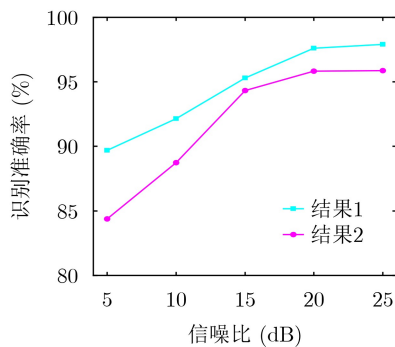
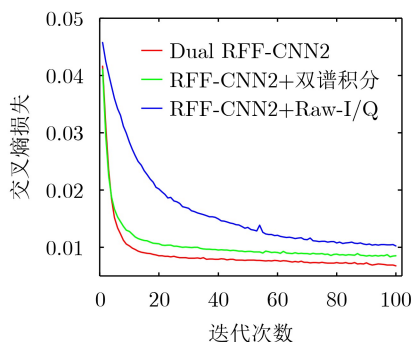
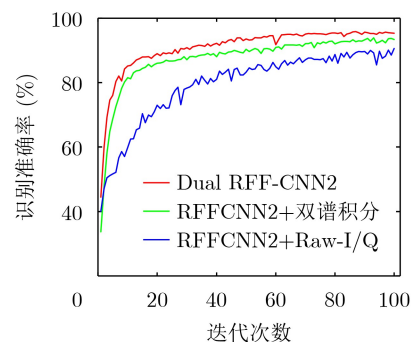


图4 鲁棒性实验结果



(a) 损失函数迭代曲线



(b) 识别准确率迭代曲线

图5 损失与识别准确率迭代曲线

将Raw-I/Q信号送入单路RFF-CNN2网络进行辐射源个体识别，另一部分是将Raw-I/Q信号的双谱积分矩阵送入单路RFF-CNN2网络进行辐射源个体识别。通过对比验证本文提出基于Dual RFF-CNN2网络和特征融合的辐射源个体识别算法效果最好。图5给出了在25 dB信噪比条件下3种识别算法的识别准确率以及损失迭代曲线，其中“Dual RFF-CNN2”是本文提出的算法，“RFF-CNN2+围线积分”以及“RFF-CNN2+Raw-I/Q”分别是将Raw-I/Q的双谱积分矩阵和Raw-I/Q信号作为RFF-CNN2网络进行辐射源个体识别的算法。从图5中可以看出本文提出的算法相较于其它两种方法提升了2.4%，对于Raw-I/Q信号而言，采用双谱积分矩阵用于辐射源识别的收敛速度快，效果更优。这是在双谱积分矩阵中进行了2次特征提取，其中包含有更加丰富的关于辐射源指纹信息。

3.5 基于暂稳态特征的辐射源个体识别对比实验

由于发射机内部非线性器件的作用，使得辐射源在发射脉冲信号时，在其脉冲包络上体现为丰富的非线性特征，使波形附带特定发射机个性化的特征。脉冲包络的上升沿中也包含有丰富的“指纹”信息，然而这种信息持续时间短，不易捕捉，受高斯白噪声影响很大，称之为辐射源的暂态特征。而脉内相位特征同样可以反映出各辐射源之间的细微差异，并且这种特征较为稳定，受高斯白噪声影响较小，称之为稳态特征^[19]。选取五部辐射源发射的载频为500M，带宽20M的负调频LFM信号，提取其暂态与稳态特征，结果如图所示。从图6中可以看出，3台同一型号系列的辐射源暂态特征很相似，而不同型号系列之间的暂态特征差异很大。

在信噪比为25 dB的条件下，将本文提出的方法分别与基于暂稳态的辐射源个体识别算法进行对比，结果如图7所示。其中“LSTM+暂态特征”是将信号包络上升沿作为LSTM网络输入进行辐射源个体识别的方法，“ResNet1D+稳态特征”是将

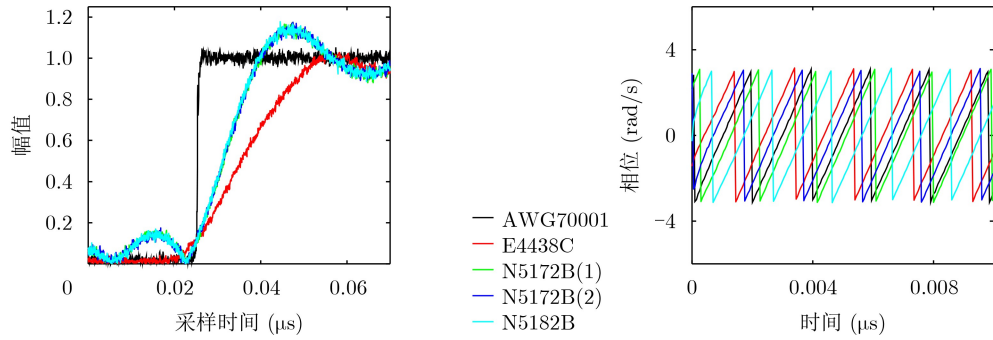


图6 5部辐射源发射信号的暂稳态特征图

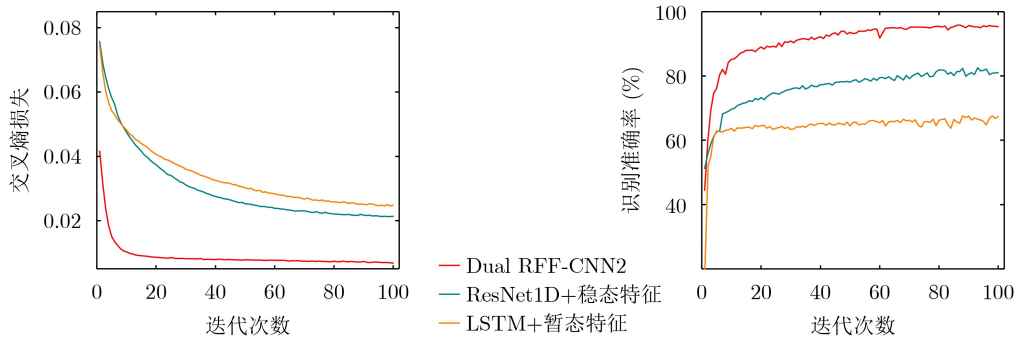


图7 损失与识别准确率迭代曲线

信号脉内相位特征作为1维残差网络ResNet1D输入进行辐射源个体识别的方法。从图7中可以看出,本文提出的方法具有最快的收敛速度以及最高的识别准确率。由于不同型号的辐射源之间暂/稳态特征较为明显,而同一型号的辐射源之间暂/稳态特征难以区分,不便于识别。因此将信号暂/稳态特征作为输入进行辐射源个体识别的效果较差。

3.6 性能对比实验

分别对原始信号添加高斯白噪声,在不同信噪比下将本文方法与其它辐射源识别算法进行性能对比,图8为平均识别准确率随信噪比变化曲线。

从图8中可以看出,本文提出的方法在5 dB信噪比的条件下依旧具有85%以上的识别准确率,说明在信噪比较低的条件下,本文提出的方法可以学习到辐射源的“指纹特征”,并且该方法在不同参数、不同调制类型条件下可以保持较高的识别准确率,这说明该方法提取的“指纹特征”具有一定的稳定性。随着信噪比的升高,各算法识别准确率总体呈现上升趋势。图中“RFFCNN2+原始信号”是将原始数据作为网络输入进行辐射源个体识别,从图8中可以看出其识别效果要明显低于采用Raw-I/Q信号作为网络输入的识别效果。这是因为原始信号相较于Raw-I/Q信号而言存在相位折叠的问题,并且缺少一个维度的信息,而卷积运算可以将Raw-I/Q矩阵进行加权融合。图中“IQCNNet+

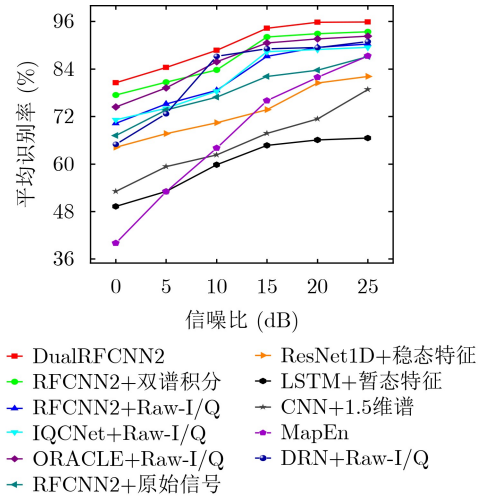


图8 不同算法识别正确率随信噪比变化曲线对比图

Raw-I/Q”是将Raw-I/Q信号输入IQCNNet网络中进行辐射源个体识别的方法^[20],“CNN+1.5维谱”是将信号的1.5维谱输入卷积神经网络中进行辐射源个体识别的方法,“MapEn”是先提取信号多维近似熵,后用KNN分类器进行分类识别的方法^[21],从结果中可以看出该方法受高斯白噪声影响较大,信噪比低时识别效果较差。图中“DRN+Raw-I/Q”是将Raw-I/Q信号输入深度残差收缩网络中进行辐射源个体识别的方法^[22],从图中可以看出,该方法在信噪比大于等于10dB的条件下识别准确率几乎不变,说明深度残差收缩网络具有一定

抗高斯白噪声的能力，总体而言基于Raw-I/Q信号进行辐射源识别的算法明显优于其它方法。综上所述，采用本文提出的基于Dual RFF-CNN2网络和特征融合的辐射源个体识别算法效果最好，因为算法将Raw-I/Q信号及其双谱积分矩阵分别送入Dual RFF-CNN2网络的两路进行特征提取，然后将各支路提取的特征进行拼接，最后对拼接后的特征进行融合实现辐射源个体识别。

表2给出了在25 dB信噪比条件下各算法的平均识别准确率、模型参数占用内存大小以及浮点运算量。从表2中可以看出本文提出的方法平均识别准确率最高，相较于RFF-CNN2网络模型而言，模型占用内存大小几乎是其两倍，并且以牺牲浮点数运算量为代价提高了其平均识别准确率。

表 2 不同算法的性能对比

网络模型	平均识别 准确率(%)	模型大小 (KB)	浮点运算 量(M)
DualRFF-CNN2	95.8	40.37	10.65
RFF-CNN2+积分矩阵	93.4	20.18	2.41
RFF-CNN2+Raw-I/Q矩阵	90.3	20.18	8.24
IQNet+Raw-I/Q矩阵	89.5	25.69	12.06
ORACLE+Raw-I/Q矩阵	92.3	133.67	0.58
ResNet1D+稳态特征	87.1	8.86	0.79
RFF-CNN2+原始信号	82.1	20.18	8.24
CNN+1.5维谱	66.5	10.94	1.36
LSTM+暂态特征	78.8	468.61	18.88
DRN+Raw-I/Q	90.9	17.25	2.76

4 结论

本文首先介绍了辐射源相位噪声的数学模型，并以单载频信号为例，推导出含相位噪声的单载频信号解析表达式，分析了Raw-I/Q信号具有的优点。其次，由于双谱分析可以有效地提取不同辐射源之间存在的细微差异，因此分别对Raw-I/Q两路信号进行轴向双谱积分和围线双谱积分以构建双谱积分矩阵。最后，提出了基于Dual RFF-CNN2网络和特征融合的雷达辐射源个体识别，将Raw-I/Q信号及双谱积分矩阵共同送入Dual RFF-CNN2网络的两路进行特征提取并融合实现雷达辐射源个体识别。通过与其它雷达辐射源个体识别算法进行对比，验证了本文的方法所提取的“指纹特征”不受信号参数、调制类型等因素影响，并具有很好的鲁棒性。

参 考 文 献

[1] ZHAO Shiqiang, ZENG Deguo, WANG Wenhai, *et al.*

Mutation grey wolf elite PSO balanced XGBoost for radar emitter individual identification based on measured signals[J]. *Measurement*, 2020, 159(5): 107777. doi: [10.1016/j.measurement.2020.107777](https://doi.org/10.1016/j.measurement.2020.107777).

[2] ELDEMERDASH Y A, DOBRE O A, ÜRETEN O, *et al.* Identification of cellular networks for intelligent radio measurements[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2017, 66(8): 2204–2211. doi: [10.1109/tim.2017.2687539](https://doi.org/10.1109/tim.2017.2687539).

[3] MERCHANT K, REVAY S, STANTCHEV G, *et al.* Deep learning for RF device fingerprinting in cognitive communication networks[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2018, 12(1): 160–167. doi: [10.1109/JSTSP.2018.2796446](https://doi.org/10.1109/JSTSP.2018.2796446).

[4] 陈蒙, 邢小鹏, 陈世文, 等. 基于贝塞尔曲线的雷达信号脉内无意调相特征提取及个体识别[J]. *信息工程大学学报*, 2022, 23(1): 9–17. doi: [10.3969/j.issn.1671-0673.2022.01.002](https://doi.org/10.3969/j.issn.1671-0673.2022.01.002).

CHEN Meng, XING Xiaopeng, CHEN Shiwen, *et al.* Unintentional phase modulation on pulse feature extraction and radar specific emitter identification based on Bezier curve[J]. *Journal of Information Engineering University*, 2022, 23(1): 9–17. doi: [10.3969/j.issn.1671-0673.2022.01.002](https://doi.org/10.3969/j.issn.1671-0673.2022.01.002).

[5] 秦鑫, 黄洁, 王建涛, 等. 基于无意调相特性的雷达辐射源个体识别[J]. *通信学报*, 2020, 41(5): 104–111. doi: [10.11959/j.issn.1000-436x.2020084](https://doi.org/10.11959/j.issn.1000-436x.2020084).

QIN Xin, HUANG Jie, WANG Jiantao, *et al.* Radar emitter identification based on unintentional phase modulation on pulse characteristic[J]. *Journal on Communications*, 2020, 41(5): 104–111. doi: [10.11959/j.issn.1000-436x.2020084](https://doi.org/10.11959/j.issn.1000-436x.2020084).

[6] RU Xiaohu, YE Haohuan, LIU Zheng, *et al.* An experimental study on secondary radar transponder UMOP characteristics[C]. *Proceedings of 2016 European Radar Conference*, London, UK, 2016: 314–317.

[7] LUO Zhenyu, CAO Yunhe, YEO T S, *et al.* Few-Shot radar jamming recognition network via time-frequency self-attention and global knowledge distillation[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61: 5105612. doi: [10.1109/TGRS.2023.3280322](https://doi.org/10.1109/TGRS.2023.3280322).

[8] 李宝平, 魏坡. 基于CWD谱图和改进CNN的无线电调制分类[J]. *电子测量技术*, 2023, 46(5): 50–56. doi: [10.19651/j.cnki.emt.2210805](https://doi.org/10.19651/j.cnki.emt.2210805).

LI Baoping and WEI Po. Radio modulation classification based on CWD spectrogram and improved CNN[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46(5): 50–56. doi: [10.19651/j.cnki.emt.2210805](https://doi.org/10.19651/j.cnki.emt.2210805).

[9] ZHEN Pan, ZHANG Bangning, CHEN Zhibo, *et al.* Spectrum sensing method based on wavelet transform and residual network[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2022, 11(12): 2517–2521. doi: [10.1109/LWC.2022](https://doi.org/10.1109/LWC.2022).

- 3207296.
- [10] LI Jianfeng, HUANG Dingkun, YAN Xiaopeng, *et al.* Low SNR FM signal preprocessing method based on low-order cyclic statistics and WVD distribution[C]. Proceedings of the 2nd International Conference on Robotics, Artificial Intelligence and Intelligent Control, Mianyang, China, 2023: 258–262. doi: [10.1109/RAIIC59453.2023.10280797](https://doi.org/10.1109/RAIIC59453.2023.10280797).
- [11] SATIJA U, TRIVEDI N, BISWAL G, *et al.* Specific emitter identification based on variational mode decomposition and spectral features in single hop and relaying scenarios[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2019, 14(3): 581–591. doi: [10.1109/TIFS.2018.2855665](https://doi.org/10.1109/TIFS.2018.2855665).
- [12] 肖易寒, 李栋年, 于祥祯, 等. 基于参数优化VMD和LightGBM的雷达辐射源个体识别[J]. *航空兵器*, 2022, 29(2): 93–100. doi: [10.12132/ISSN.1673-5048.2021.0073](https://doi.org/10.12132/ISSN.1673-5048.2021.0073).
XIAO Yihan, LI Dongnian, YU Xiangzhen, *et al.* Radar emitter individual identification based on parameter optimization VMD and LightGBM[J]. *Aero Weaponry*, 2022, 29(2): 93–100. doi: [10.12132/ISSN.1673-5048.2021.0073](https://doi.org/10.12132/ISSN.1673-5048.2021.0073).
- [13] 陈翔, 汪连栋, 许雄, 等. 基于Raw I/Q和深度学习的射频指纹识别方法综述[J]. *雷达学报*, 2023, 12(1): 214–234. doi: [10.12000/JR22140](https://doi.org/10.12000/JR22140).
CHEN Xiang, WANG Liandong, XU Xiong, *et al.* A review of radio frequency fingerprinting methods based on Raw I/Q and deep learning[J]. *Journal of Radars*, 2023, 12(1): 214–234. doi: [10.12000/JR22140](https://doi.org/10.12000/JR22140).
- [14] TU Ya, LIN Yun, ZHA Haoran, *et al.* Large-scale real-world radio signal recognition with deep learning[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2022, 35(9): 35–48. doi: [10.1016/j.cja.2021.08.016](https://doi.org/10.1016/j.cja.2021.08.016).
- [15] SANKHE K, BELGIOVINE M, ZHOU Fan, *et al.* ORACLE: Optimized radio cAssification through convolutional neuRA l nEtworks[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Communications, Pairs, France, 2019: 370–378. doi: [10.1109/INFOCOM.2019.8737463](https://doi.org/10.1109/INFOCOM.2019.8737463).
- [16] YU Jiabao, HU Aiqun, LI Guyue, *et al.* A robust RF fingerprinting approach using multisampling convolutional neural network[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(4): 6786–6799. doi: [10.1109/JIOT.2019.2911347](https://doi.org/10.1109/JIOT.2019.2911347).
- [17] WAN Tao, JI Hao, XIONG Wanan, *et al.* Deep learning-based specific emitter identification using integral bispectrum and the slice of ambiguity function[J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2022, 16(7): 2009–2017. doi: [10.1007/s11760-022-02162-x](https://doi.org/10.1007/s11760-022-02162-x).
- [18] ELMAGHBUB A and HAMD AOUI B. Leveraging hardware-impaired out-of-band information through deep neural networks for robust wireless device classification[J]. arXiv preprint arXiv: 2004.11126, 2020. (查阅网上资料, 请核对文献类型及格式).
- [19] 王亮, 肖易寒. Transformer网络在雷达辐射源识别中的应用[J]. *应用科技*, 2021, 48(5): 81–85, 104. doi: [10.11991/yykj.202101008](https://doi.org/10.11991/yykj.202101008).
WANG Liang and XIAO Yihan. Application of transformer network in radar emitter recognition[J]. *Applied Science and Technology*, 2021, 48(5): 81–85, 104. doi: [10.11991/yykj.202101008](https://doi.org/10.11991/yykj.202101008).
- [20] 崔天舒, 赵文杰, 黄永辉, 等. 基于射频指纹的测控地面站身份识别方法[J]. *航天电子对抗*, 2021, 37(3): 6–9, 23. doi: [10.16328/j.htdz8511.2021.03.002](https://doi.org/10.16328/j.htdz8511.2021.03.002).
CUI Tianshu, ZHAO Wenjie, HUANG Yonghui, *et al.* Radio frequency fingerprint-based TT&C ground station identification method[J]. *Aerospace Electronic Warfare*, 2021, 37(3): 6–9, 23. doi: [10.16328/j.htdz8511.2021.03.002](https://doi.org/10.16328/j.htdz8511.2021.03.002).
- [21] SUN Liting, WANG Xiang, YANG Afeng, *et al.* Radio frequency fingerprint extraction based on multi-dimension approximate entropy[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2020, 27: 471–475. doi: [10.1109/LSP.2020.2978333](https://doi.org/10.1109/LSP.2020.2978333).
- [22] 翁琳天然, 彭进霖, 何元, 等. 基于深度残差网络的ADS-B信号辐射源个体识别[J]. *航空兵器*, 2021, 28(4): 24–29. doi: [10.12132/ISSN.1673-5048.2020.0095](https://doi.org/10.12132/ISSN.1673-5048.2020.0095).
WENG Lintianran, PENG Jinlin, HE Yuan, *et al.* Specific emitter identification of ADS-B signal based on deep residual network[J]. *Aero Weaponry*, 2021, 28(4): 24–29. doi: [10.12132/ISSN.1673-5048.2020.0095](https://doi.org/10.12132/ISSN.1673-5048.2020.0095).
- 肖易寒: 女, 博士, 副教授, 研究方向为信号处理、机器学习等。
王博煜: 男, 硕士生, 研究方向为特定辐射源识别。
于祥祯: 男, 博士, 副研究员, 研究方向为雷达信号处理等。
蒋伊琳: 男, 博士, 副教授, 研究方向为深度学习、信号处理等。

责任编辑: 余 蓉