

信号处理
Journal of Signal Processing
ISSN 1003-0530, CN 11-2406/TN

《信号处理》网络首发论文

题目: 基于 IQ 图特征的通信辐射源个体识别
作者: 陈悦, 雷迎科, 李昕, 叶铃, 梅凡
网络首发日期: 2020-10-20
引用格式: 陈悦, 雷迎科, 李昕, 叶铃, 梅凡. 基于 IQ 图特征的通信辐射源个体识别. 信号处理. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2406.TN.20201020.1416.018.html>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式 (包括网络呈现版式) 排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊 (光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊 (网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊 (网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物 (ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于 IQ 图特征的通信辐射源个体识别

陈悦¹ 雷迎科¹ 李昕^{1,2} 叶铃¹ 梅凡¹

(1. 国防科技大学电子对抗学院, 安徽合肥 230037;

2. 中国人民解放军 96833 部队, 湖南怀化 418000)

摘要: 在真实的战场环境中, 我们很难采集到足够的带标签的敌方辐射源数据, 通过不断地发展, CNN 神经网络有着很强的处理图片分类的能力, 为了充分利用发展最为成熟的 CNN 神经网络, 本文提出了一种将 IQ 路数据转化成图片的识别方法。由于数据的 IQ 图具有重复性与个体的差异性, 通过实验, 这种方法在识别不同个体超短波电台上有着 94 % 的正确率, 对比双谱特征, IQ 图特征具有更强的识别能力。这种特征变换方法简单, 并且 CNN 网络处理图片分类的技术成熟, 具有很强的实用性。

关键词: IQ 图特征; CNN 神经网络; 辐射源个体识别

中图分类号: TN911.7 文献标识码: A

Specific Emitter Identification of communication radiation source based on the characteristics IQ graph features

Chen Yue¹, Lei Ying-ke¹, Li Xin^{1,2}, Ye Ling¹, Mei Fan¹

(1. Institute of Electronic Countermeasure, National University of Defense Technology, Hefei, Anhui 230037, China;

2. 96833 Army of The People's Liberation Army, Huaihua, Hunan, 418000, China)

Abstract: In the real battlefield environment, it is difficult for us to collect enough labeled enemy radiation source data. Through continuous development, CNN neural network has a strong ability to process image classification, in order to make full use of the most mature CNN neural network. Network, this paper proposes a recognition method that converts IQ data into pictures. Because the IQ map of the data has repeatability and individual differences, through experiments, this method has a 94% correct rate in identifying different individual ultrashort wave radio stations. Compared with the bispectral feature, the IQ map feature has a stronger recognition ability. This feature transformation method is simple, and the CNN network processing image classification technology is mature and has strong practicability.

Key words: IQ chart features; CNN neural network; specific emitter identification

1 引言

在通信系统中, 发送接收方的主要关注点是信号携带的信息。然而在接收到的信号中不仅承载了需要的信息, 也在无形中夹杂了发射机个体的硬件信息, 而这部分信息属于发射机个体的“指纹”^[1]。随着科技的进步, 我们能够将这些附带的指纹信息与对应的辐射源个体连接起来, 从而达到识别辐射源个体的目的^[2]。在军事领域, 对敌方的通信电台进行识别, 从而确定敌方的武器平台, 对我们初步了解战场态势有着极其重要的作用^[3]。

CNN 的经典用例是执行图像分类, CNN 神经网络通过卷积核对数据的卷积, 能识别图片中的某些特征, 通过多年的发展, 相比其他神经网络, CNN 发展的较为成熟, 在图片识别方面, CNN 有着突出的能力^[4]。近年来, 与 CNN 神经网络搭配的特征有小波变换^[5]、双谱特征^[6]、经验模态分解^[7]等, 并且都能得到很好的识别效果。

对电台数据, 我们通过接收机采样, 得到的是一维的 IQ 数据。通过对 IQ 数据的观察, 我们发现, 当

项目批准号: 62071479

项目名称: 复杂电磁环境下通信辐射源个体识别若干关键技术研究

I 路数据呈现出特定波形时，Q 路数据也会呈现出对应的变化。这种 I 路与 Q 路对应的变化，在同一电台数据中有重复性，在不同电台数据中存在差异性。特征的重复性，为我们进行分类提供了思路。特征的差异性，是我们区分不同辐射源的基础。

针对这种波形变化上的细微差别，本文提出了 IQ 图特征，通过对 I、Q 路数据的截取转化，我们得到数据变化处的波形图片的矩阵，这种转换的好处在于我们知道像素在相邻的区域所代表的具体含义，让输入神经网络的数据有实际的意义。再利用成熟的 CNN 神经网络，实现对波形图片的分类，从而确定特定辐射源个体。

2 通信辐射源信号采集与预处理

2.1 数据采集

本文的实验数据来自同一型号的不同个体的五部超短波电台，采集场景为 30M 绕射，电台在楼梯口拐角处，信号采集器在另一边的楼梯口拐角处，电波需要通过墙壁的反射。电台为同一人说话的语音通信数据。电台数据信号采集时，接收机作为非协作方经过采集获得零中频 I/Q 信号。5 部超短波电台为 FM 调制，中心频率分别设置分别为 35MHz、55MHz、和 85MHz，工作模式为“小功率”。信号采集时采集器显示的信号频率界面如下图 1 所示：

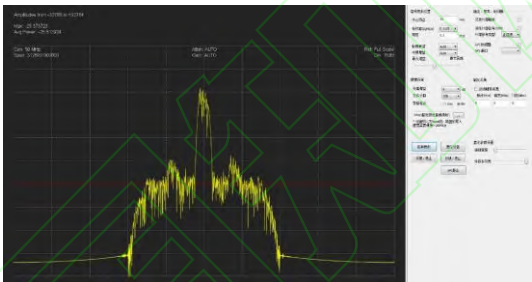


图 1 信号采集器界面频域图

Fig.1 Frequency domain diagram of signal collector interface

信号采集器接收机的参数设置如表 1 所示：

表 1 信号采集器接收机的参数设置

Tab.1 Parameter setting of signal collector receiver

参数	参数值
信号带宽	11.2 kHz
接收机采集增益	6 dB
接收机信道带宽	100 kHz
采样率	312.5 kHz
采样时间	3 s

采集得到的部分信号如下图：

采集得到的数据波形

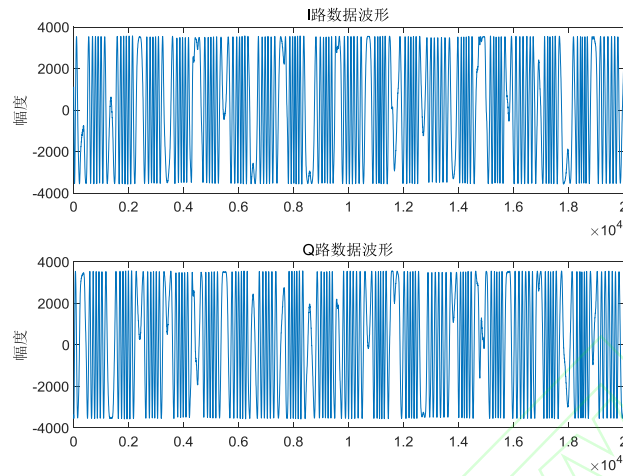


图2 采集得到的信号 IQ 路部分数据图

Fig.2 Partial data diagram of the IQ path of the collected signal

2.2、数据特征的处理

我们绘制出 IQ 两路数据的波形，我们会发现，当 I 路数据变化的时候，Q 路数据的变化是对应的，这种波形的变化，存在两个特征：重复性与个体特异性。图（3）展示的为同一型号不同个体的两个辐射源 IQ 两路信号的波形图：

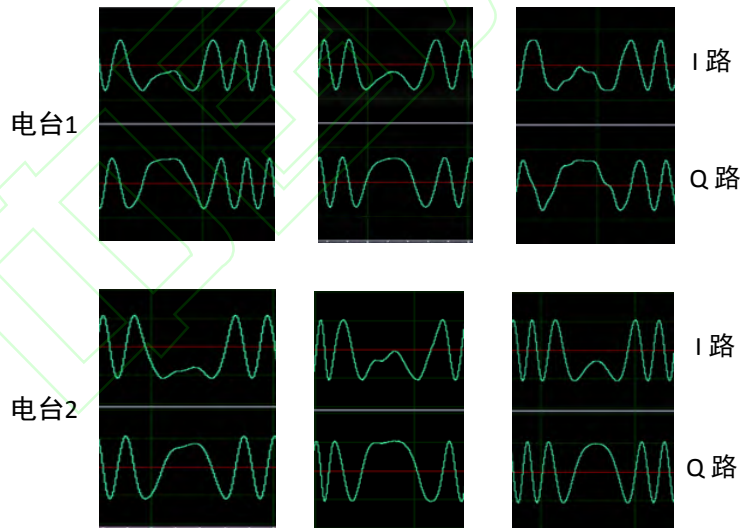


图3 同一类型不同个体两部电台 IQ 图变化处的截取片段

Fig.3 Intercepted clips at the change of IQ maps of the two stations

上面展示的为电台 1 与电台 2 的 IQ 波形，我们发现在同一次采集的数据中，特定的波形变化是会重复的，并且，在不同开关机情况下，如果我们设置的实验参数相同，则特定的波形变化任然会出现。通过对比 2 部不同电台的波形，他们对应的波形在幅度、抖动位置等细节地方是有个体差异的。

这种波形的重复性，说明我们的数据中，有很大一部分的数据是重复的，如果我们取一部分的数据，通过 CNN 神经网络，能很好的识别出其中的特征，那么，对需要识别的数据，由于特征的重复性，我们只需要小部分数据，就能够知道未知数据的特征。从而得到很好的结果。而波形个体的差异性，可以让我

们很好的区分出不同的辐射源个体。

数据特征处理流程如下所示：

A、数据归一化

为了避免数据幅度对特征的影响，我们把数据归一化，得到幅度最大值为 100 的 I、Q 路数据。

B、对数据经行截取

对归一化的 IQ 路数据，取每 1000 个点为一个数据样本，每一部电台我们截取 2000 个样本。

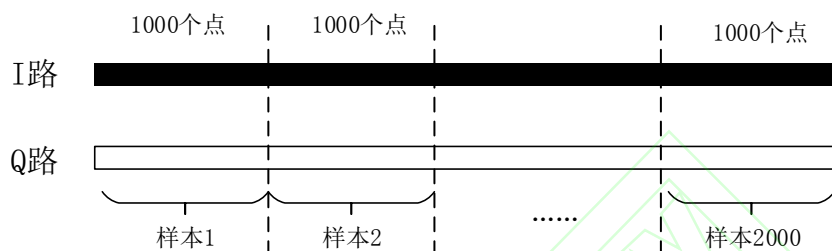


图 4 截取特征片段示意图

Fig.4 Schematic diagram of intercepting feature fragments

C、对数据进行维度变化

将截取的一维数据点，变成二维矩阵。如图 5 (a) 所示。矩阵中，横轴为时间轴，纵轴为一维数据对应的值，首先对截取的一维数据进行采样，将样本长度从 1000 降为 250。然后，将一维的矩阵变成二维的矩阵图。最后，再对 I 路和 Q 路得到的矩阵进行拼接，得到如图 5 (b) 所示的 IQ 图特征。

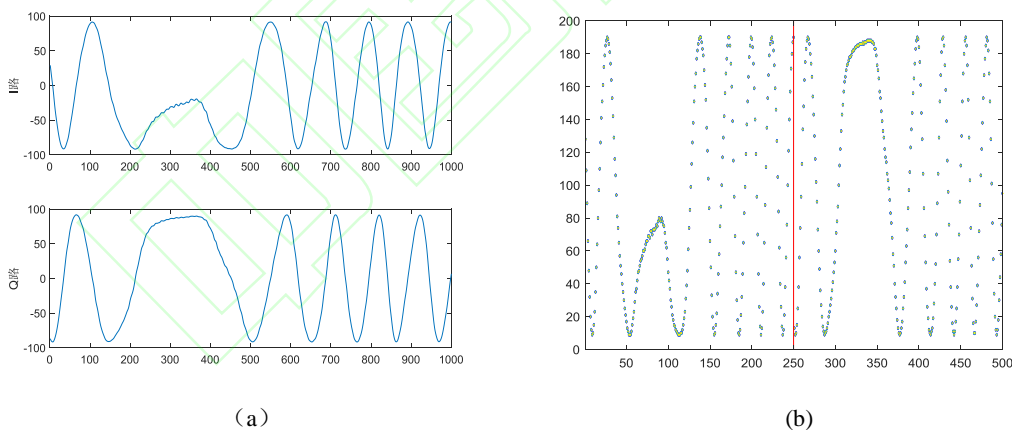


图 5 特征拼接过程示意图

Fig.5 Schematic diagram of feature stitching process

3、实验与分析

3.1、实验参数优化

CNN 神经网络最初是用来识别图片的，我们采用上述方法，将一维的时间序列变成二维的图片特征，这种类似手写数字矩阵图片的特征，更好的符合 CNN 神经网络的特性，能将数据的最原始特征充分的暴露出来。为了使搭建的神经网络更好的实现对特征的识别，我们进行网络参数优化的实验。

输入网络的训练集为 5 部超短波电台的 I/Q 图，每部电台取 2000 个样本，每个样本的大小为 200×500 的矩阵，训练集为 $10000 \times 200 \times 500$ 的矩阵。测试集我们从信号的剩余部分任意取，每个样本的大小为 200×500 的矩阵，测试集为 $10000 \times 200 \times 500$ 的矩阵。

网络参数设置对应实验结果如下：

表 2 初始学习率对实验结果的影响

Tab.2 Effect of initial learning rate on experimental results

初始学习率	0.01	0.001	0.0001
训练集正确率	20 %	99.5 %	99.71 %
测试集正确率	20 %	89.78 %	92.55 %

表 3 卷积核大小对实验结果的影响

Tab.3 The effect of convolution kernel size on the experimental results

卷积核大小	3	5	7	9
训练集正确率	99.82%	99.79%	99.71 %	99.66%
测试集正确率	89.96%	91.39%	92.55 %	91.32%

通过上面的实验，我们最终采用 3 层卷积层加 2 层全连接层的 CNN 神经网络模型，如图（6）所示：

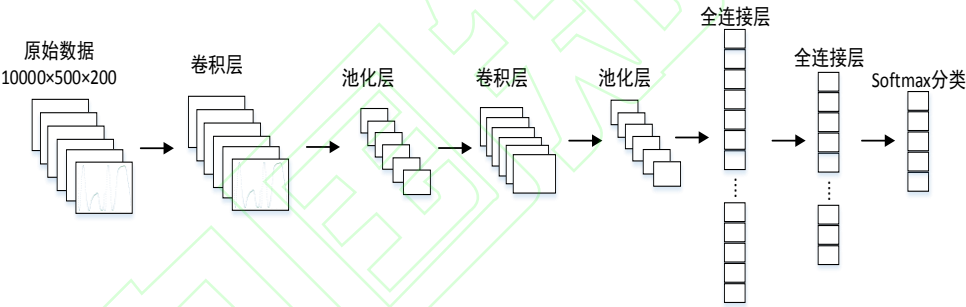


图 6 本实验条件下最优条件下神经网络结构示意图

Fig.6 Schematic diagram of the neural network structure under the optimal conditions under this experimental condition

训练样本为 5 类电台数据，每类 2000 个训练样本，网络优化方法为 Adam 方法，初始学习率设置为 0.0001，卷积核大小设置为 7，迭代次数 100000 次，epoch 设置为 20 次，批次大小为 30。在最优参数设置下，我们得到的训练次数与正确率关系如下图所示：

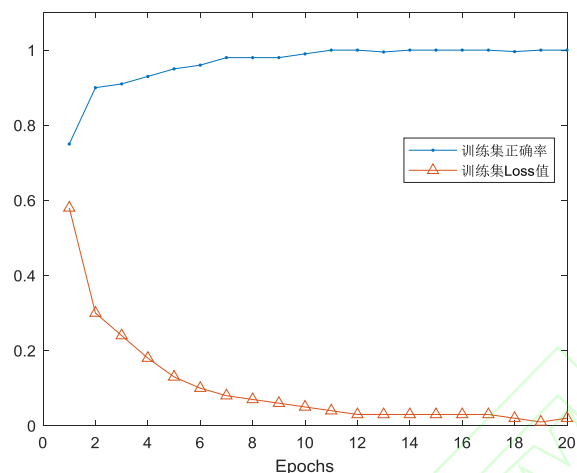


图 7 超短波电台数据训练集训练结果示意图

Fig7 Schematic diagram of the training results of the UHF radio data training set

训练完网络后，我们保存网络模型。使用未训练的数据制作测试集，调用保存好的神经网络模型对测试集进行测试，得到的结果为：

表 4 超短波电台实验结果

Tab.4 Ultrashort wave radio experiment results

		训练集正确率		测试集正确率		
		99.68 %		93.05 %		
混淆矩阵						
真实电台型号	电台1	482.00	18.00	0.00	0.00	0.00
	电台2	52.00	403.00	0.00	21.00	24.00
	电台3	0.00	0.00	500.00	0.00	0.00
	电台4	29.00	4.00	0.00	467.00	0.00
	电台5	0.00	7.00	0.00	4.00	489.00
		电台1	电台2	电台3	电台4	电台5
		预测电台型号				

图 8 测试集混淆矩阵

Fig8 Confusion matrix of the test set

从图 8 我们可以看出，第三个辐射源与第五个辐射源具有比较好的类内聚集度，与其他辐射源的区别最大，在此试验下，不存在错分的情况。第二个辐射源与第一个辐射源的特征比较相似，第二个辐射源类内聚集度比较差，比较容易出现分类错误。

3.2 不同特征对比实验

高阶谱分析广泛用于信号处理，在理论上，高阶谱可以完全抑制任何高斯噪声和对称分布的非高斯噪声，能够保留信号的幅度和相位信息并且与时间无关，因此高阶谱分析也就成为了目前主流的特征提取方法^[8-9]。三阶谱是最简单的高阶谱，也被称为双谱，由于处理方法较为简便，能够刻画信号的非线性特征，与功率谱相比更是能够提供相位信息，得到了广泛的应用^[10-11]。

小波变换或称多分辨率分析，是将信号在小波基下展开，在时间-尺度二维平面上进行分解。小波分解可视为信号能量在时频平面上进行分割，称为时频铺叠，而小波系数对应着信号能量在小波原子的时频局域的程度^[12]。

我们分别求信号的双谱特征与 IQ 图特征，CNN 网络分别调制为各自特征对应的最佳状态。实验数据为同一型号的 5 部超短波电台，每部电台 2000 个样本，其中，求取双谱特征时，没一段数据长度为 4096 个数据点，数据重叠部分设置为 5%，每段数据长度为 128，FFT 点数为 128 长度不够的补零。实验结果如下图所示：

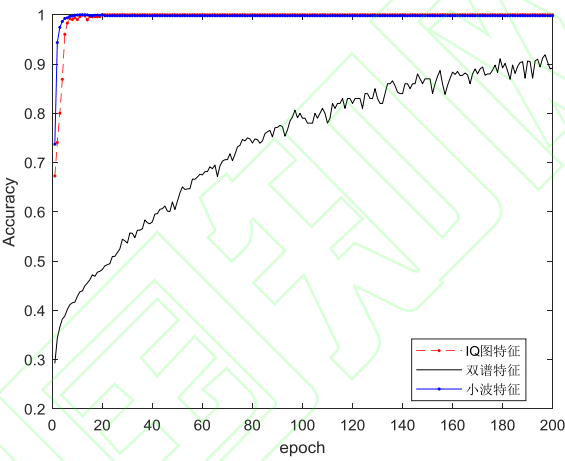


图 9 双谱特征与 IQ 图特征训练集训练结果

Fig.9 Training result of bispectrum feature and IQ graph feature training set

上图为训练集的 epochs 数与正确率的结果图，我们通过训练，保存训练好的模型。再截取未被使用的电台数据，制作测试集，调用上面训练好的模型，对测试集进行分类，得到的实验结果如下表所示：

表 5 双谱特征与 IQ 图特征测试集结果

Tab.5 Bispectrum feature and IQ graph feature test set results			
特征类型	双谱特征	小波特征	IQ 图特征
测试集正确率	31.25%	88.64%	93.05%

实验结果说明，IQ 图特征，结合 CNN 神经网络能更好的表征信号的特性。在这种情况下，双谱特征，容易产生过拟合，这也是训练集结果比较好，保存模型后，用测试集测试结果不理想的原因。

3.3 特征的适用性实验

本文使用的 IQ 图特征，在实际工程应用中较为简单方便，减少了大量数据预处理的工作，只需要对数据的简单变换，减少了数据变化过程中的信息缺失，最大程度上保留了原始数据的信息。并且输入的为二维矩阵，满足 CNN 神经网络用来处理图片的初衷，所以能获得很好的效果。

本实验，旨在验证 IQ 图特征的普遍适用性，实验数据为两大类电台数据，分别为超短波电台，短波电台与 kirsun 手持式对讲机。每大类电台有同型号不同个体的电台 5 部，我们分别进行实验，得到的训练集结果如下所示：

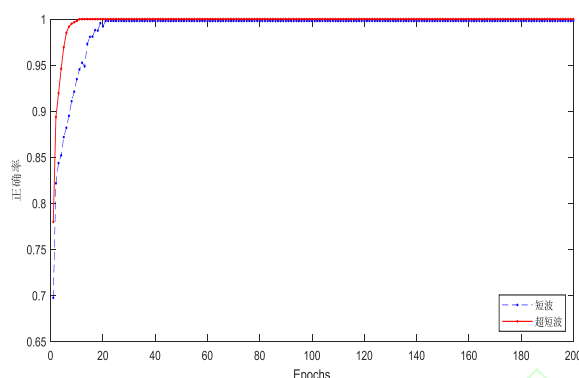


图 10 两种不同类型电台训练集训练结果

Fig.10 Training results of two different types of radio training sets

训练模型后，我们再制作测试集，输入保存好的神经网络模型，得到的结构如下表所示：

表 6 两种不同类型电台测试集结果

Tab.6 Two different types of radio test set results

电台类型	超短波电台	短波电台
测试集正确率	93..05%	85.5%

通过实验，我们可以发现，IQ 图特征在超短波与短波电台上都有着比较好的效果，具有一定的泛化性。

4、结论

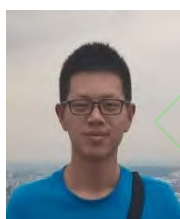
CNN 神经网络的在处理图片分类问题上有着巨大的优势，所以，本文提出了将一维 IQ 数据转化成 IQ 图片的形式，再结合神经网络对电台数据经行分类的方法。由于 IQ 图特征有重复性与个体的差异性，所以，通过神经网络学习到的特征能适用于未知数据的分类上。通过实验的验证，这种方法在超短波电台上识别率能达到 93%，通过对比双谱特征、小波变换特征，在此情况下，IQ 图特征能取得更高的正确率，不易发生过拟合的现象。最后，通过验证不同型号的电台，表明该特征具有一定的泛化性，能满足侦察不同辐射源的要求。由于该算法使用的为发展较为成熟的 CNN 神经网络，识别效果稳定。特征变换处理速度快，具有很高的实用性。

参考文献

- [1] 黄培培. 通信辐射源特征提取技术研究[D].电子科技大学硕士论文, 2017:1-4.Huang Peipei. Research on Feature Extraction Technology of Communication Transmitter Individual [D]. Master Dissertation of University of Electronic Science and Technology of China. 2017:1-5. (in Chinese)
- [2] 丁敏. 通信辐射源个体识别技术研究[D]. 电子科技大学硕士论文, 2017:1-5.Ding Ming. On The Identification Technique of Communication Individual Transmitter [D]. Master Dissertation of University of Electronic Science and Technology of China. 2017:1-5. (in Chinese)
- [3] 李涛涛. 基于局部描述子的小样本学习方法研究[D].南京大学硕士论文,2019. Li Taotao, Few-shot Learning Based on Local Descriptors [D] Master Dissertation of Nanjing University. 2019.18-31. (in Chinese)
- [4] Tan Mingxing, Quoc Le. EfficientNet Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks [C] // Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning. Long Beach: PMLR, 2019: 6105-6114

- [5] 余沁,程伟,李敬文.利用小波变换特征提取的通信辐射源个体识别方法[J].信号处理,2018,34(09):1076-1085.Yu Qing,Cheng Wei,Li Jing Wen. Specific Emitter Identification Using Wavelet Transform Feature Extraction. [J] .Journal of Signal Processing. 2018,34(09):1076-1085.(in Chinese)
- [6] 徐书华. 基于信号指纹的通信辐射源个体识别技术研究[D] . 华中科技大学博士论文, 2007: 91-104. Xu Shuhua. On the Identification Technique of Individual Transmitter Based on Signalprints [D] . Doctoral Dissertation of Huazhong University of Science and Technology, 2007: 91-104. (in Chinese)
- [7] Liang Jianghuang, Huang Zhitao, Li Zhiwei .Method of Empirical Mode Decomposition in Specific Emitter Identification [J] . Wireless Personal Communications , 2017, 96(3) : 1-15.
- [8] 桂云川,杨俊安,万俊. 基于双谱特征融合的通信辐射源识别算法[J]. 探测与控制学报, 2016(38):91-95.Gui Yunchuan, Yang Junan, Wan Jun. A Transmitter Recognition Algorithm Based on Dual Speectrun Feature Fusion [J] . Journal of Detection and Control . 2016(38):91-95..(in Chinese)
- [9] 王欢欢,张涛. 结合时域分析和改进双谱的通信信号特征提取算法[J]. 信号处理, 2017, 33(6):864-871.Zhang Huanhuan,Zhang Tao. Extraction Algorithm of Communication Signal Characteristics Based on Improved Bispectra and Time-domain Analysis [J] .Journal of Signal Processing.2017, 33(6):864-871.(in Chinese)
- [10] 柳征, 姜文利, 周一宇. 基于小波包变换的辐射源信号识别 [J] . 信号处理, 2005, 21(5) : 460-464. Liu Zheng, Jiang Wenli, Zhou Yiyu. Emitter Signals Recognition Based on Wavelet Packet Transform [J] . Journal of Signal Processing, 2005, 21(5) : 460-464. (in Chinese)
- [11] Guangquan Huang, Yingjun Yuan, Xiang Wang, et al. Specific Emitter Identification Based on Nonlinear Dynamical Characteristics [J] . Canadian Journal of Electrical and Computer Engineering, 2016, 39(1) : 34-41.
- [12] 柳征, 姜文利, 周一宇. 基于小波包变换的辐射源信号识别[J]. 信号处理(5):460-464. Liu Zheng, LiWen Jiang, YiYu Zhou, Emitter Signals Recognition Based on Wavelet Packet Transform[J]. Journal of Signal Processing. (5):460-464 (in Chinese)

作者简介



陈悦 男, 1996 年生, 安徽六安人。国防科技大学电子对抗学院硕士研究生, 主要研究方向为机器学习与辐射源个体识别等。

E-mail: 1094620493@qq.com



雷迎科 男, 1975 年生, 安徽安庆人。国防科技大学电子对抗学院副教授, 主要研究方向为人工智能、机器学习、模式识别、通信信号处理等。

E-mail: 2331872587@qq.com

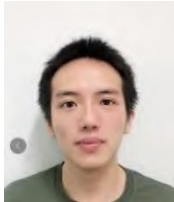


李昕 男, 1996 年生, 安徽安庆人。国防科技大学电子对抗学院硕士研究生, 主要研究方向为通信信号处理等。

E-mail: 151210772@qq.com



叶铃 男 1998 年生，四川德阳人。国防科技大学电子对抗学院研究生，主要研究方向为信号处理等。
E-mail: 420268209@qq.com



梅凡 男，1996 年生，安徽宣城人。国防科技大学电子对抗学院研究生，主要研究方向为信号处理与编码等。
E-mail: 2529364464@qq.com

中国知网