

非合作辐射源识别技术发展动态分析

汤 鹏, 徐以涛, 李京华, 王 殷, 李 康, 刘 娟, 丁国如

(陆军工程大学通信工程学院, 南京, 210007)

摘 要: 随着电磁环境愈发复杂, 在非合作条件下, 接收方对辐射源信号的识别与分析是获取电子情报的重要手段。辐射源识别是利用侦察设备截获的辐射源信号, 提取并分析信号的特征, 进而实现对辐射源的分类和类型判断。它是电子对抗领域一个重要的研究方向, 在无线电安全和频谱资源管控等方面具有重要的意义和广阔的应用前景。本文在分析国内外大量文献的基础上, 首先说明了辐射源识别的主要特点, 其次归纳了辐射源识别的类型, 接着将目前辐射源识别的主要方法进行分类, 并分析了辐射源识别的现状, 随后分类梳理了辐射源数据集, 最后分析了辐射源识别未来可能的发展趋势。

关键词: 辐射源识别; 辐射源特征; 辐射源识别方法; 机器学习; 数据集

中图分类号: TN97 **文献标志码:** A

Analysis of Development of Non-cooperative Emitter Identification Technology

TANG Peng, XU Yitao, LI Jinghua, WANG Yin, LI Kang, LIU Juan, DING Guoru

(College of Communications Engineering, Army Engineering University, Nanjing, 210007, China)

Abstract: With the increasingly complex electromagnetic environment, for a receiver, especially in non-cooperative condition, identification and analysis of emitter sources are regarded as an important method to obtain electronic intelligence. Emitter identification refers to the process of extracting and analyzing characteristics of emitter signals intercepted by the reconnaissance equipment. The category and type of emitters is made. As a momentous direction in the electronic counter measures (ECM) area, emitter identification has a significant meaning as well as a wide range of applications in radio safety and spectrum resources management. Based on the analysis of a great deal of domestic and foreign literature, this article starts with the main characteristics of emitter identification in simplicity, then elaborates the classification and main methods of emitter identification. The actualities of emitter identification are introduced. Emitter data sets are categorized. This review ends up with possible future development trends in emitter identification.

Key words: emitter identification; feature of emitter; emitter identification method; machine learning; data set

引 言

电子情报是从观测到的信号中获得有价值的信息。显然, 电子情报适用于非合作情况, 因为如果

基金项目: 国家自然科学基金面上(61871398)资助项目; 国家自然科学基金重点(61931011)资助项目; 江苏省自然科学基金杰出青年基金(BK20190030)资助项目。

收稿日期: 2020-06-17; **修订日期:** 2020-08-16

是合作方,可以直接从合作方那里获得信息,而对辐射源信号的分析与识别是获得电子情报的重要过程之一。辐射源识别是分析和提取辐射源信号特征,进而判定辐射源身份的技术^[1]。然而随着信号调制方式越来越复杂,射频设备种类越来越多,给辐射源识别增加了难度。但射频设备内部器件自身的缺陷必然导致辐射源信号之间具有细微的差异,由于这些差异是硬件设备的特异性导致的,就如同人的指纹一样,因此也被成为“辐射源指纹”^[2]。利用辐射源指纹进行识别的技术被称为辐射源个体识别(Specific emitter identification, SEI),又称为辐射源指纹识别。在无线通信网络中,对无线通信信号进行细微特征检测识别,将物理层固有特征与传统身份密钥认证相结合,可以有效抵御伪装欺骗攻击,提高安全性能^[3]。另一方面,随着万物互联时代的来临,为了解决无线电频谱资源短缺不足的问题,必须对非法用户进行识别管控,以保证合法用户正常用频,减少干扰^[4]。而且随着雷达探测、电子侦察和电子干扰等各类电子设备的广泛应用,以及网络技术、抗干扰技术的发展普及,使得电磁环境日益复杂。辐射源识别技术正是有效抵制这些行为的关键技术之一,其具备识别特定发射个体的作用,在无线网络安全、电子侦察、频谱资源管理和无线电管理等方面具有广阔的发展前景和迫切的发展需求。图1是美国哈里斯公司研制的SEI产品,该设备具备识别各类舰船和飞机的能力,可以用在电子侦察领域。



图1 SEI认证设备
Fig.1 SEI certification tool

非合作辐射源识别的特点^[5]主要体现在以下3个方面:

- (1)在非合作条件下,接收方没有目标辐射源的先验知识,对信号的处理都是盲处理。
- (2)辐射源在复杂电磁环境的普遍应用,导致信号检测与侦收都相当困难。
- (3)随着电子器件精密度的提高,导致辐射源间的差异越来越小,特征提取越来越难。

1 非合作辐射源识别分类

如图2所示,目前,辐射源识别根据研究对象的不同主要可分为雷达辐射源识别与通信辐射源识别。根据特征提取过程的不同可分为暂态过程识别和稳态过程识别。

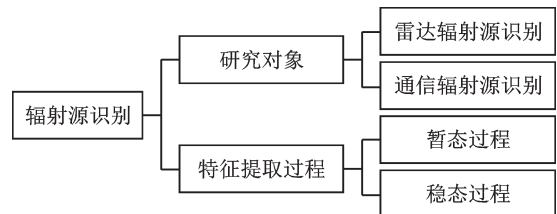


图2 辐射源识别分类

Fig.2 Classification of emitter identification

1.1 雷达辐射源识别

雷达辐射源识别技术(Radar emitter identification, REI)主要是对截获的雷达辐射源信号进行分析,提取出信号参数和特征,实现对雷达辐射源的分析。雷达信号最常见的参数是脉冲描述字(PDW={DOA, TOA, RF, PA, PW})^[6]。随着日益复杂的雷达信号体制,常规参数无法满足识别要求,脉内分析越来越多地被用到识别当中^[7]。根据传感器信息源个数不同,可以将雷达辐射源识别技术分为单信息源REI技术和多信息源REI技术。单信息源REI流程如图3所示。

图3中,先在传感器接收到信号,经过参数测量和预处理,降低信号传输过程中受到的噪声影响;然



图3 单信息源REI流程图^[8]

Fig.3 Process of single radar emitter identification

后对雷达辐射源进行特征提取,再对提取到的特征向量进行分类,对雷达辐射源信号进行识别,最后得到雷达的参数及类型等信息。

然而,单传感器只能获取有限的辐射源信息,在复杂电磁环境中识别能力受限,表现不佳,可以通过多个传感器对雷达辐射源更好地识别。多信息源 REI 流程如图 4^[8]所示。

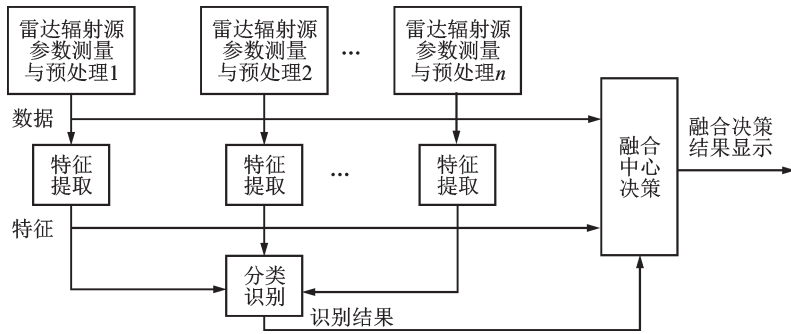


图 4 多信息源 REI 流程图

Fig.4 Process of multiple radar emitter identification

在多信息源雷达辐射源识别中,每个传感器分别完成参数测量、预处理和特征提取,经过分类识别后,再将每个传感器处理的结果进行综合处理,消除多个传感器之间可能存在的冗余,提高准确性,给出雷达辐射源目标的一个更加可靠的、联合的识别结果,从而获得更多的有用信息。

1.2 通信辐射源识别

通信辐射源识别技术 (Communication emitter identification, CEI) 是利用侦察设备截获的通信信号,分析信号的调制参数,杂散成分等信息,提取信号特征,进而实现对通信辐射源分类^[5]。在传统的通信信号特征获取过程中,辐射源传递的通信信息是研究的重点;但是在研究通信辐射源识别时,表现出辐射源个体不同的细微特征成为需要获取的信息。典型的通信辐射源识别流程如图 5 所示^[5]。

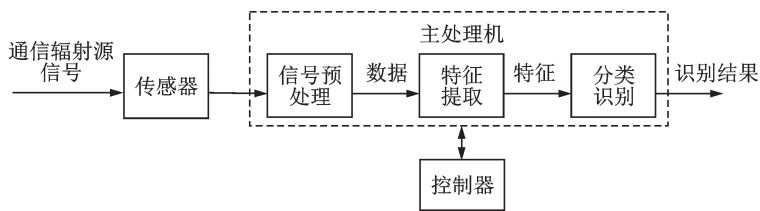


图 5 通信辐射源识别流程图

Fig.5 Process of communication emitter identification

在通信辐射源识别流程中,传感器的作用是接收通信辐射源信号,并得到波形等数据。信号预处理的目的是减轻噪声对辐射源特征提取的影响,有利于提取有用的特征。特征提取即提取辐射源的细微特征。分类识别用分类器将提取的特征进行分类,给出识别结果。控制器用来控制系统^[5]。雷达辐射源识别与通信辐射源识别比较如图 6 所示。

1.3 辐射源暂态特征识别

暂态特征,也称为瞬态特征,是辐射源切换工作模式(比如从启动到进入平稳工作,或从平稳态到关闭)时提取的特征。暂态特征可以良好地体现暂态过程的非线性和非稳定性,因而具有良好的分辨

辐射源识别		雷达辐射源识别	通信辐射源识别
联系		(1) 两者都可以看成是模式识别问题。 (2) 两者都包含3个主要过程: 预处理、特征提取和分类识别。	
区别	发展时间	始于20世纪70年代	始于20世纪90年代末
	作用对象	雷达信号、雷达平台	通信信号、通信设备
	应用领域	雷达对抗	通信对抗

图6 雷达辐射源识别与通信辐射源识别比较

Fig.6 Comparison of REI and CEI

能力。但辐射源暂态特征识别主要有以下3点困难:(1)暂态信号的开始和结束时间难以确定,在非合作条件下捕捉暂态信号难度大。(2)暂态过程持续时间短,需要非常高的采样率才能保证识别的准确率。(3)暂态特征容易受到复杂信道等不理想环境的影响,一定程度上不能很好地反映发射机间的差异^[9]。如图7所示,暂态特征主要包括时域特征和频域特征^[5]。时域特征方面,辐射源信号的幅度和相位特征比较明显,易于分析,因此在暂态特征中较为常见,有不错的识别效果^[10-12]。频域特征方面:小波分析能反映信号的不同频率成分,具有不错的识别效果^[13-14]。瞬时频率、频率稳定性和载波频率等也用来作为特征识别辐射源,识别效果较好^[15-18]。

暂态特征	时域特征	幅度、相位等
	频域特征	频率、小波等

图7 辐射源识别暂态特征

Fig.7 Transient features of emitter identification

1.4 辐射源稳态特征识别

稳态特征是指从辐射源处于稳定工作状态时产生的长时间信号中提取特征。相比于暂态信号,由于稳态信号获取简单,可以从大量的发射信号中提取有效的识别特征。辐射源稳态特征识别主要问题是对先验信息的依赖程度较高,且性能受“小样本”问题影响严重。如图8所示,辐射源稳态特征主要集中在信号的调制参数、杂散特征、时频特征和高阶谱特征^[19]。调制参数^[20-23]是通过信号调制参数进行数学变换,反映在信号上的差异。尽管调制参数特征明显、形式多样,然而需要较大的样本量,识别同类型个体能力差。杂散特征^[24-26]是辐射源内部元件的差异导致,通常利用信号的波动进行识别。虽然杂散特征能直接反映发射机信息,识别精度高,但实际复杂电磁环境中,它隐藏于大量辐射源信号中,处理速度慢,无法处理“小样本”问题。时频特征主要是通过时频分析来实现,现有的方法有小波包变换^[27-28]、余弦包变换^[29]和经验模态分解^[30]。时频特征虽然能准确反映个体差异,识别精度高,但高度依赖先验信息。高阶谱特征是将截获的信号映射到高阶域,获得辐射源的高阶统计特征^[31-36]。高阶谱特征虽然保留辐射源信息较完整,但高度依赖先验信息,计算复杂度高。

调制特征: 频率、相位、包络、波形、功率、频率稳定度等	杂散特征: 信号包络J特征、功率放大器的静态非线性特征等	稳态特征
时频特征: 小波包变换、余弦包变换、经验模态分解等	高阶谱特征: 双谱、矩形积分双谱、局部积分双谱、双谱切片等	

图8 辐射源识别稳态特征

Fig.8 Steady-state features of radiation emitter identification

2 非合作辐射源识别方法

目前,辐射源识别方法从体制上划分主要包括两类:(1)非机器学习方法,(2)是机器学习方法。非机器学习方法可分为特征参数匹配法、粗糙集分析法和脉内分析法等。机器学习的方法包括监督学

习、无监督学习、集成学习、迁移学习和深度学习等,如图9所示。

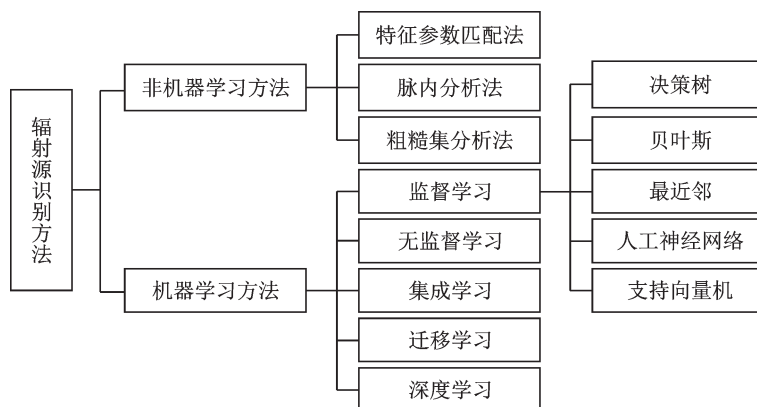


图9 辐射源识别方法分类

Fig.9 Classification of radiation emitter identification methods

2.1 非机器学习体制的辐射源识别方法

非机器学习的辐射源识别方法主要通过时域、频域以及时频域分析方法提取载频、带宽、码速率、频率稳定性和杂散特征等有实际物理意义的信号层特征来区分不同的辐射源。

2.1.1 特征参数匹配法

特征参数匹配法是将获得的辐射源特征在特征库中进行匹配。它具有方法简单、计算快捷的优点,但也有许多缺点:容错性差、过度依赖数据库中的先验信息且对复杂脉内调制信号难以识别^[8]。随着电磁环境的日益复杂,在20世纪90年代后,特征参数匹配法已渐渐被其他有效的识别方法所代替。

2.1.2 脉内分析法

面对复杂体制的辐射源信号识别时出现的各种问题,研究人员开始研究辐射源信号的脉内特征。研究人员提出了许多的方法,比如基于小波包变换和支持向量机相结合的方法^[37]、基于时频分析结合二阶四阶矩估计的方法^[38]、基于频率稳定性和载波频偏的方法^[39]等。尽管脉内特征能够稳定地反映辐射源固有的特性,但它受信噪比条件,信道状态等影响较大。

2.1.3 粗糙集分析法

粗糙集理论从知识分类的观点入手,不需要先验信息,保持同样分类效果的同时,通过知识约简和规则提取^[40],将具有某种程度差别的辐射源信号划分到不同的类型中。张政超等在构建粗糙集理论识别雷达辐射源信号的基础上^[41],结合灰关联理论^[42],有效地识别了辐射源信号;李玥结合粗糙集构建RBF神经网络分类器^[43]。然而粗糙集去除冗余数据进行约简的同时牺牲了一定程度的容错力。

2.2 基于机器学习的辐射源识别方法

在以人工智能技术为核心科技的推动下,国内外研究人员将很多机器学习的算法应用到了辐射源识别领域。基于机器学习的辐射源识别方法一般是己方已经获得大量(或少量)有类别标签信息的辐射源观测样本,再对辐射源观测信号进行特征提取,然后利用监督(或半监督)学习实现对辐射源分类识别。

2.2.1 基于监督学习的辐射源识别方法

监督学习从带标记的样本数据中训练得到一个满足性能要求的模型^[44]。如图9所示,决策树、贝叶

斯和 k 最近邻算法结构简单,处理数据效率较高,易于实现,较早地应用到辐射源识别领域。其中,胡同等提出一种决策树雷达辐射源识别方法,解决辐射源信号在外界环境和各种干扰情况下识别困难的问题,大大提高了信号的识别性能^[45]。郭小宾等构建具有优秀的分类性能的贝叶斯网络分类器,并用于辐射源识别,有效地解决了不确定性问题^[46]。王睿甲等采用频率优先最近邻算法快速识别辐射源信号,来应对雷达告警系统(Radar warning receiver, RWR) / 电子支援系统(Electronic support measure, ESM)设备计算能力不足的问题^[47]。虽然基于决策树、贝叶斯和 k 最近邻的识别算法,理论成熟、原理简单,但其应用条件相对严格,往往更适用于特定样本集,具有较强的局限性,难以推广应用。

人工神经网络(Artificial neural networks, ANN)由大量的神经元节点构成非线性变换系统,旨在探索大脑为什么能学习,模拟大脑如何学习的模型^[34]。由于良好的学习能力和非线性映射能力^[34],ANN被广泛应用在辐射源识别领域。孟伟等将神经网络结合证据理论方法应用于辐射源识别,在低信噪比条件下识别性能良好^[48];刘海军等提出结合云模型和矢量神经网络,提高了识别能力^[49];刘凯等将获得的频率、重频和脉宽等信号参数作为特征向量训练BP神经网络,识别未知的雷达辐射源信号,并进行威胁等级评估^[50];徐雄以径向基函数神经网络为理论基础,实验中用EZB624神经网络板卡快速识别辐射源信号^[51]。然而,ANN本质思想是基于无限样本推导的经验风险最小化,存在过(欠)拟合和局部极值的情况。

支持向量机(Support vector machine, SVM)模型在解决小样本、高维特征分类中表现出结构简单、全局最优和泛化能力强等优势^[52],被广泛应用于辐射源识别领域。2004年张葛祥等首次将SVM算法用于雷达辐射源识别领域,取得较好的识别效果,验证了该算法在雷达辐射源识别领域的有效性^[53];之后,李玫,徐少博等结合小波变换^[27,37]、白航等结合小波变换和高阶累积量^[54],使SVM算法在信号识别的正确率和稳定性方面均取得良好的效果。针对同类辐射源个体难以分类识别的问题,杨举等采用混合核函数与SVM相结合的方法^[31]。针对低信噪比环境下识别率低的问题,高敬鹏等将调制特征送入SVM分类器,取得了较高的识别率^[38]。此外,杨倩等通过粒子群算法^[55],徐璟等通过蚁群算法和遗传算法^[56]实现了SVM的参数优化。SVM结构简单、泛化能力强,但SVM在参数的确定、映射模型的选择以及多分类问题上存在一定的缺陷。

2.2.2 基于无监督学习的辐射源识别方法

无监督学习是一种根据类别未知的训练样本,得到样本间关系或模型的学习方式^[57]。聚类是其中普遍使用的算法。聚类算法是在没有先验知识的条件下,将无标签的元素按照元素之间的相似性分类的过程。聚类生成的簇是一类元素的集合,在同一个簇内,元素彼此相似。聚类算法根据不同的学习策略,可以分为原型聚类、密度聚类和层次聚类等^[58]。原型聚类算法包括 k -means 算法与高斯混合聚类。密度聚类算法中最有名的是基于密度的含噪应用空间聚类(Density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN)算法;层次聚类包含自底向上层次聚类(Agglomerative nesting, AGNES)算法,分裂的层次聚类(Divisive analysis, DIANA)算法和基于层次结构的平衡迭代约简聚类(Balanced iterative reducing and clustering using hierarchies, BIRCH)算法^[59]。针对未知的辐射源信号,陈俊达将已知类别与未知类别区分开,再用改进的 k -means 算法识别辐射源^[59];李蒙等使用DBSCAN算法,丢弃识别为噪声的数据降低干扰^[60];吴莹采用变分模态分解(Variational mode decomposition, VMD)方法来提取指纹特征,再通过聚类,均取得了良好的识别效果^[61]。总之,基于聚类的辐射源识别通过保证同一类中

的辐射源数据的相似度较高,而不同类中的辐射源数据的相似度尽量低的来进行辐射源识别。

2.2.3 基于集成学习的辐射源识别方法

单分类器可能在某个方面性能稳定表现良好,但在其他方面或者复杂情形下并不理想。集成学习就是通过构建并结合多个单分类器来完成学习任务。它旨在通过各个分类器间的“合作”,达到获得更强的泛化能力的“共赢”。集成学习方法主要包括基于并行方式的 Bagging 方法和基于串行方式的 Boosting 方法^[62]。其中,王冰玉集成了 Bagging 框架和 RBF 神经网络,实现了辐射源信号的识别,且识别效果优于径向基函数(Radial basis function, RBF)网络^[63];黄颖坤等用不同的支持向量机组成分类器,提高辐射源信号的识别正确率^[64];陈春利利用线性集成规则处理多个深度学习模型,从而达到分类决策的目的,这不仅减轻过拟合问题,还提高集成算法的稳定性^[65]。集成学习是具有良好的识别性和泛化性的算法模型,但是其模型的复杂度也较大。

2.2.4 基于迁移学习的辐射源识别方法

现有表现比较好的监督学习方法需要大量的标注数据,但人工标注数据是一项枯燥无味且成本较高的任务,越来越多的机器学习应用场景的出现,对辐射源系统模型的知识迁移能力提出了挑战。迁移学习是从相关领域中迁移获得的知识和技能到目标领域,完成目标领域的学习任务^[66]。李蒙等结合迁移学习解决训练样本不足的问题^[60];秦嘉基于迁移学习构建深度学习模型,解决动态噪声干扰导致识别率低的问题^[67];张超基于已知辐射源信号和未知辐射源信号,采用迁移成分分析法进行域变换识别辐射源^[68],均取得不错的识别效果。

2.2.5 基于深度学习的辐射源识别方法

深度学习利用样本数据,通过一定的训练方法得到包含多个层级的深度网络结构的模型^[69]。它具有多隐层非线性单元,可以拟合任意复杂数据,具有强大的非线性拟合能力^[70]。随着深度学习在计算机视觉、语音图像等领域取得革命性成就,学者也开始将深度学习应用到辐射源识别领域。徐超将经验模式分解和小波包络重解的边际谱作为特征,实验证明深度神经网络比支持向量机分类效果好^[28]。金相君在低频条件下,利用同一型号辐射源在同一工作模式下的杂散特征,结合深度神经网络进行分类识别,取得了良好的识别效果^[33]。黄健航等用矩形积分双谱特征训练深度学习网络模型,较好地解决了通信辐射源个体识别中“小样本”问题^[71]。冷鹏飞将信号包络前沿作为特征,训练多种神经网络,深度神经网络表现出很强的泛化能力^[72]。周志文等结合深度学习提取特征,用于解决传统人工提取特征不足的问题^[73]。Wu 等提出基于长短期记忆的递归神经网络,用于硬件特征的自动识别和辐射源的分类,在强噪声下也能取得较高精度^[74]。Kevin Mrchant 等用实验室内及室外实地采集的两组数据分别训练,输入到不同的卷积神经网络模型中,得到了较高的识别率^[75]。

2.3 非合作辐射源识别现状分析

目前的研究成果主要落脚点是在提升算法的识别率上,特征提取和分类识别是辐射源识别中的两个关键环节,因此大部分研究主要集中在特征提取方法和分类网络设计上。

(1)特征提取:早期的相关研究一般结合专家知识,人为设计参数,再从发射器指纹或信道状态信息中提取特征^[76-79],依靠经验往往不能更深层次地挖掘数据,会造成特征不足,不能很好地反映辐射源特性的问题。近年来,人工智能技术在计算机视觉、语音图像处理等领域取得良好的发展,以卷积神经网络为代表的深度学习技术也应用到辐射源特征提取中。将采集的信号做变换得到的 Hilbert 谱图

像^[80]或者差分星座轨迹图^[81],再提取特征进行识别分类。此外,深度学习能够从高维信号中提取出更好的特征,可以直接对接收机检测到的IQ信号进行学习,有不错的识别效果^[82-85]。

(2)分类网络:深层神经网络具有学习、分析、预测RF信号和表征RF环境的相关参数的优点。为了提高识别效率,研究人员对分类网络的结构进行改进。Youssef比较了SVM、深度神经网络(Deep neural networks, DNN)和卷积神经网络(Convolutional neural networks, CNN)等不同类型的神经网络和机器学习技术^[86]。Hossein等采用CNN和RNN对各种信噪比范围内的IoT设备进行分类^[87]。Morin等利用深度学习研究动态信道对射频指纹的影响^[88]。在干扰等恶意行为的场景中,Debashri等使用生成对抗网络(Generative adversarial network, GAN)识别非法辐射源^[89]。Yu Jiabao提出了一种多采样卷积神经网络,从选定的区域中提取射频指纹,用于ZigBee设备的分类^[90]。

尽管国内外对辐射源识别的研究工作已经解决了许多问题,但其中大部分工作的数据都是从已知的辐射源中采集,实际可看作是一种封闭集分类的问题。可是无论数据集有多大,都不可能采集到世界上所有辐射源的数据,而任何新出现的未知的辐射源信号很难被正确地识别分类。最近,有研究人员针对上述情况进行研究:Andrey等提出用深度学习探测大量未知的无线电设备^[91]。随后,Hanna等指出对未知辐射源的识别与计算机视觉,自然语言处理中的异常检测问题类似,并提出开集识别(open set recognition)方法,来识别未知辐射源信号。目前辐射源识别的分类器会错误地将未知辐射源归到最相近的已知的辐射源类别中。异常检测可以识别出与已知样本不同的辐射源信号,然而它可能会将部分已知样本视为单个类别。开集识别方法与异常检测类似,然而它能同时在已知样本之间进行分类,独立地隔离每个类^[92]。

3 非合作辐射源识别数据集调研

在图片识别领域,有很多公开的、公认的并且比较完整的数据集,比如著名的MNIST手写数字数据集。然而,在个体识别技术的研究历史上还没有一个公开的数据集。本节将已经发表的研究成果实验用的辐射源识别数据集分为两大类:(1)通过计算机模拟仿真得到的辐射源数据集;(2)采用通信电台、通用软件无线电外设(USRP)和电子侦察设备等设备实际采集的辐射源数据集。

(1) 仿真得到的辐射源数据集

文献[34]采用的是美国海军实验室的仿真雷达辐射源信号数据集,文献[59]采用的数据集是根据22种雷达型号参数仿真生成,每种类别的雷达由于可能存在不同的工作模式,共有6种调制类型^[59]。数据集的具体信息如表1所示。

表1 仿真数据集描述

Table 1 Description of simulation data set

数据集	样本数	辐射源数	备注
美国海军实验室雷达信号数据 ^[34]	每个雷达有50个脉冲信号,共有7500个采样点	4	载频、脉宽和调制方式均相同
仿真雷达参数的信号数据 ^[59]	总共有68992个训练集:28160个测试集:40832个	22	雷达型号作标签;信号采样频率为1000 MHz

(2) 实际采集的辐射源数据集

文献[19]使用通信电台构建了专门用于通信辐射源识别的数据库,主要包括:kenwood数据集、krisun数据集、USW数据集以及SW数据集^[19]。文献[34]采用NI-USRP2944R硬件设备,并结合所搭载的LabVIEW开发环境产生线性调频(Linear frequency modulation, LFM)信号来进行实测数据实验^[34]。文献[72]以某型号电子侦察设备侦收外部电磁环境辐射源信号^[72]。数据集的具体信息如表2所示。

表2 实测数据集描述
Table 2 Description of measured data set

数据集	平台	样本数	辐射源数	工作频率/MHz	备注
kenwood数据集 ^[19]	kenwood手持式FM电台	30个语音信号样本,共9.216×10 ⁷ 个数据点	5	160	
krisun数据集 ^[19]	kenwood手持式FM电台	90个语音信号样本,共8.437 5×10 ⁸ 个数据点	5	400.25、425.25、449.025	同厂家、同型号多部通信电台
USW数据集 ^[19]	TBR-121B超短波背负式FM通信电台	90个语音信号样本,共1.687 5×10 ⁸ 个数据点	5	50、65、85	
SW数据集 ^[19]	TBR-134A型短波背负式USB通信电台	90个语音信号样本,共8.437 5×10 ⁸ 个数据点	5	6、15、25	
USRP数据集 ^[34]	NI-USRP2944R硬件设备; LabVIEW开发环境	500个LFM脉冲信号,共有265 500个采样点	2		辐射源信号有相同的载波频率、脉冲宽度与调制方式
某侦察设备侦收数据集 ^[72]	某电子侦察设备; Ubuntu 16.04; Tensorflow	60 000个辐射源包络前沿数据	10	200	采样频率:1 GHz 训练样本:54 000个 测试样本:6 000个

4 非合作辐射源识别的发展趋势

(1)辐射源识别实用系统构建。现有的识别方法虽然能对目标辐射源取得不错的识别效果,但都是零散的一种或几种识别方法的结合,在特定场景下对辐射源进行识别,应用范围受到了限制。因此如何构建一个比较完备的辐射源识别系统是亟需考虑的问题。该系统应该包含如何去噪声、数据预处理、特征级识别模型、决策级识别模型、识别结果如何充实到数据库和精细化管理等。

(2)辐射源开集识别。现有的辐射源识别一般都采用静态处理机制,即在训练之前,必须将所有的

观测数据准备好,处理后再输入分类网络中进行识别。然而,在实际应用中,对抗的双方处于无时无刻不在变化的复杂环境中,非合作方不可能采集到所有辐射源的数据,而任何新的未知辐射源信号会被错误分类。因此如何实现辐射源开集识别是一个重要的现实问题。

(3)低信噪比小样本下的辐射源识别。在实际复杂多变的电磁环境下,辐射源信号在发送端、信道传输和接收端都会受到衰落、损耗、干扰和噪声等各种非理想因素的影响,非合作方无法侦收到大量辐射源数据,甚至有可能连一个有类别的数据都无法获得。即在低信噪比条件下有用样本信息获取困难。而目前基于机器学习的辐射源识别方法主要基于监督学习或半监督学习,需要大量的数据。那么,如果将监督学习或半监督学习的方法应用于上述情况,势必会影响辐射源识别的效率与效果。因此如何在低信噪比小样本条件实现辐射源的有效识别显得尤为重要。

(4)与深度学习等技术进一步结合。目前已经有研究将深度学习技术与辐射源识别相结合,利用其强大的非线性拟合能力提取辐射源特征并实现分类,验证了深度学习在辐射源领域的可行性。只是现在用于辐射源识别的深度学习模型本质上是从计算机视觉或者语音识别模型迁移而来,面向辐射源识别的深度学习框架目前还很少有,而且电磁频谱信号相较于语音视频信号更加抽象,因此深度学习技术在辐射源领域还存在很大的进步空间。将辐射源识别与深度学习进一步地结合有助于完成更多的识别任务,是辐射源识别领域非常重要的发展方向,具有十分巨大的潜在价值。

(5)针对移动硬件平台的辐射源识别算法研究。虽然目前相关的研究成果比较多,并取得了良好的识别效果,但着重点在提升算法的识别率上,利用大量的数据样本和计算资源,对硬件平台有着较高的要求,尤其是神经网络与辐射源识别的结合,并没有考虑到算法实际部署的可能性和需要的代价。在实际应用中,要求可以将算法部署在已有的硬件平台上,而不仅仅是在具有强大算力的硬件平台上。因此研究可以部署在小型化、低功耗的移动设备和嵌入式设备上,并且有较高识别率的算法非常重要。

5 结束语

辐射源识别作为提高频谱资源利用率的重要方法,具有重要研究价值和应用前景。本文梳理了辐射源识别的特点、分类以及方法,重点介绍了基于机器学习的识别方法,将机器学习方法引入辐射源识别领域,引导其向智能化发展,目前已经取得了显著的成果。分析了辐射源识别的现状,开集识别给识别新的未知辐射源提供了思路。接着对辐射源数据集进行了分类梳理,建立了一个公开公认的辐射源识别数据集具有重要意义。最后,本文对辐射源识别的未来发展趋势进行了简要分析,希望为其他研究人员在辐射源识别方面的工作提供一定参考。

参考文献:

- [1] ZHOU Y, WANG X, CHEN Y, et al. Specific emitter identification via bispectrum-radon transform and hybrid deep model[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2020, 2020(1): 1-17.
- [2] XIE Y, WANG S, ZHANG E, et al. Specific emitter identification based on nonlinear complexity of signal[C]//*Proceedings of IEEE International Conference on Signal Processing*. [S.l.]: IEEE, 2016: 1-6.
- [3] 徐争光. 无线通信中物理层认证关键技术的研究综述[J]. *华南理工大学学报:自然科学版*, 2018, 46(5): 47-52.
XU Zhengguang. Review of physical-layer authentication key technology in wireless communication[J]. *Journal of South China University of Technology: Natural Science Edition*, 2018, 46(5): 47-52.
- [4] ZHANG L, DING G, WU Q, et al. Spectrum sensing under spectrum misuse behaviors: A multi-hypothesis test perspective

- [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2017, 13(4): 993-1007.
- [5] 徐书华. 基于信号指纹的通信辐射源个体识别技术研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2007.
XU Shuhua. On the identification technique of individual transmitter based on signalprints[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2007.
- [6] 童珊. 复杂信号环境下雷达信号分选算法研究[D]. 镇江:江苏科技大学, 2014.
TONG Shan. Research on radar signal sorting algorithm in complex signal environment[D]. Zhenjiang: Jiangsu University of Science and Technology, 2014.
- [7] 袁海璐. 基于时频分析的雷达辐射源信号识别技术研究[D]. 西安:西安电子科技大学, 2014.
YU Hailu. Radar emitter signal recognition based on time-frequency analysis[D]. Xian: Xidian University, 2014.
- [8] 金秋, 王宏艳, 马方方. 雷达辐射源分类识别方法综述[J]. 电讯技术, 2019, 59(3): 360-368.
JIN Qiu, WANG Hongyan, MA Fangfang. An overview of radar emitter classification and identification methods[J]. Telecommunication Engineering, 2019, 59(3): 360-368.
- [9] 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, 2018, 14(3): 581-591.
- [10] HALL J, BARBEAU M, KRANAKIS E. Detection of transient in radio frequency fingerprinting using signal phase[J]. Wireless and Optical Communications, 2003, 9: 13-18.
- [11] ELLIS K J, SERINKEN N. Characteristics of radio transmitter fingerprints[J]. Radio Science, 2001, 36(4): 585-597.
- [12] HALL J, BARBEAU M, KRANAKIS E, et al. Enhancing intrusion detection in wireless networks using radio frequency fingerprinting[C]//Proceedings of Communications, Internet, and Information Technology.[S.l.]: IEEE, 2004: 201-206.
- [13] KLEIN R W, TEMPLE M A, MENDENHALL M J. Application of wavelet-based RF fingerprinting to enhance wireless network security[J]. Journal of Communications and Networks, 2009, 11(6): 544-555.
- [14] 任春辉. 通信电台个体特征分析[D]. 成都: 电子科技大学, 2006.
REN Chunhui. Individual character analysis of communication transmitter[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2006.
- [15] 陆满君, 詹毅, 司锡才, 等. 基于瞬时频率细微特征分析的FSK信号个体识别[J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(5): 1043-1046.
LU Manjun, ZHAN Yi, SI Xicai, et al. Individual identification of FSK signals based on fine feature analysis of instantaneous frequency[J]. Systems Engineering and Electronics, 2009, 31(5): 1043-1046.
- [16] 唐哲, 雷迎科, 蔡晓霞. 通信辐射源的潜在细微特征提取方法[J]. 电波科学学报, 2016, 31(5): 883-890.
TANG Zhe, LEI Yingke, CAI Xiaoxia. The extraction of latent fine feature of communication transmitter[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2016, 31(5): 883-890.
- [17] 顾晨辉, 王伦文. 基于频域瞬时特征的跳频电台个体识别方法[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(22): 223-226.
GU Chenhui, WANG Lunwen. Individual frequency-hopping radio identification method based on transient characteristics of frequency domain[J]. Computer Engineering and Applications, 2013, 49(22): 223-226.
- [18] 顾晨辉, 王伦文. 基于瞬时包络特征的跳频电台个体识别方法[J]. 信号处理, 2012, 28(9): 1335-1340.
GU Chenhui, WANG Lunwen. Individual frequency hopping radio identification method based on instantaneous envelope characteristics[J]. Journal of Signal Processing, 2012, 28(9): 1335-1340.
- [19] 黄健航. 基于深度学习的通信辐射源个体识别技术研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2017.
HUANG Jianhang. Research on communication transmitters individual identification techniques based on deep learning[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2017.

- [20] 王欢欢, 张涛, 孟凡玉. 基于时频域细微特征的辐射源个体识别[J]. 信息工程大学学报, 2018, 19(1): 23-29.
WANG Huanhuan, ZHANG Tao, MENG Fanyu. Specific emitter identification based on time-frequency domain characteristic [J]. Journal of Information Engineering University, 2018, 19(1): 23-29.
- [21] 王金明, 徐玉龙, 徐志军, 等. 基于指纹特征融合的通信辐射源个体识别研究[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(19): 217-221.
WANG Jinming, XU Yulong, XU Zhijun, et al. Research of transmitter individual identification based on finger-print feature fusion[J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(19): 217-221.
- [22] 赵国庆, 彭华, 王彬, 等. 一种新的通信辐射源个体识别方法[J]. 计算机应用, 2012, 32(5): 1460-1462, 1466.
ZHAO Guoqing, PENG Hua, WANG Bin, et al. New method for individual communication transmitter identification[J]. Journal of Computer Applications, 2012, 32(5): 1460-1462, 1466.
- [23] 刘勇勇, 郑林华, 刘海滨, 等. 基于信号包络新特征参数的电台个体识别[J]. 无线电通信技术, 2014, 40(4): 81-84, 89.
LIU Yongyong, ZHENG Linhua, LIU Haibin, et al. Individual transmitter identification based on new feature parameter of signal envelope[J]. Radio Communications Technology, 2014, 40(4): 81-84, 89.
- [24] 胡建树. 短波电台个体特征识别[D]. 广州: 华南理工大学, 2015.
HU Jianshu. Identification of individual HF radio transmitters[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2015.
- [25] 唐智灵, 杨小牛, 李建东. 基于顺序统计的窄带通信辐射源指纹特征抽取方法[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(5): 1224-1228.
TANG Zhiling, YANG Xiaoniu, LI Jiandong. A novel method based on order statistics for extracting fingerprint of narrow band emitter[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2011, 33(5): 1224-1228.
- [26] XU S, XU L, XU Z, et al. Individual radio transmitter identification based on spurious modulation characteristics of signal envelop[C]//Proceedings of Military Communications Conference. [S.l.]: IEEE, 2008: 1-5.
- [27] 李玫. 基于支持向量机的辐射源识别算法[J]. 信息技术, 2010, 34(8): 52-54.
LI Mei. Method of radar signal recognition based on support vector machine[J]. Information Technology, 2010, 34(8): 52-54.
- [28] 徐超. 基于杂散特征的辐射源个体识别研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014.
XU Chao. Individual transmitter identification research based on spurious characteristics[D]. Xi'an: Xidian University, 2014.
- [29] 韩韬. 脉冲信号辐射源个体识别技术研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2013.
HAN Tao. Research on the techniques of specific emitter identification for pulse signals[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2013.
- [30] 梁江海, 黄知涛, 袁英俊, 等. 一种基于经验模态分解的通信辐射源个体识别方法[J]. 中国电子科学研究院学报, 2013, 8(4): 393-397.
LIANG Jianghai, HUNAG Zhitao, YUAN Yingjun, et al. A method based on empirical mode decomposition for identifying transmitter individuals[J]. Journal of China Academy of Electronics and Information Technology, 2013, 8(4): 393-397.
- [31] 杨举, 卢选民, 周亚建. 基于多谱与支持向量机的通信辐射源个体识别[J]. 计算机仿真, 2010, 27(11): 349-353.
YANG Ju, LU Xuanmin, ZHOU Yajian. Transmitter individual identification based on polyspectra and support vector machine [J]. Computer Simulation, 2010, 27(11): 349-353.
- [32] 李楠. 基于双谱特征的个体辐射源识别[J]. 航天电子对抗, 2011, 27(3): 61-64.
LI Nan. Specific emitter identification based on bispectrum feature[J]. Aerospace Electronic Warfare, 2011, 27(3): 61-64.
- [33] 金相君. 低频辐射源杂散特征提取及分类方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2016.
JIN Xiangjun. Stray character extraction and classification technique for low-frequency radiation[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2016.
- [34] 张向前. 机器学习在辐射源信号指纹识别中的应用研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2018.
ZHANG Xiangqian. Study of machine learning in fingerprint identification of emitter signals[D]. Chengdu: University of Elec-

tronic Science and Technology of China, 2018.

- [35] 任东方, 张涛, 韩洁. 基于双谱与特征选择的通信辐射源识别算法[J]. 信息工程大学学报, 2018, 19(4): 410-415.
REN Dongfang, ZHANG Tao, HAN Jie. Communication emitter identification based on bispectrum and feature selection[J]. Journal of Information Engineering University, 2018, 19(4): 410-415.
- [36] RODRIGUEZ A, LAIO A. Clustering by fast search and find of density peaks[J]. Science, 2014, 344(6191): 1492-1496.
- [37] 徐少博, 刘以安, 唐霜天, 等. 雷达辐射信号分类识别与特征提取[J]. 计算机仿真, 2011, 28(6): 34-37.
XU Shaobo, LIU Yihan, TANG Shuangtian, et al. Radar radiating signal feature extraction and recognition[J]. Computer Simulation, 2011, 28(6): 34-37.
- [38] 高敬鹏, 孔维宇, 刘佳琪, 等. 基于时频分析的自适应PCA辐射源调制识别[J]. 应用科技, 2018, 45(5): 33-37.
GAO Jingpeng, KONG Weiyu, LIU Jiaqi, et al. Research on emitter modulation recognition of the adaptive PCA based on time-frequency analysis[J]. Applied Science and Technology, 2018, 45(5): 33-37.
- [39] 张靖志. 基于信号指纹的辐射源个体识别技术研究[D]. 郑州: 战略支援部队信息工程大学, 2018.
ZHANG Jingzhi. Specific emitter identification research based on radio frequency fingerprint[D]. Zhengzhou: Strategic Support Force Information Engineering University, 2018.
- [40] 王慧萍. 基于集对联系度的粗糙集模型研究[D]. 合肥: 安徽大学, 2010.
WANG Huiping. The research on rough set model based on set-pair connectivity[D]. Hefei: Anhui University, 2010.
- [41] 张政超, 关欣, 何友. 粗糙集在雷达辐射源识别中的应用[J]. 中国电子科学研究院学报, 2009, 4(4): 412-416.
ZHANG Zhengchao, GUAN Xin, HE You. The application of rough sets in radar emitter recognition[J]. Journal of China Academy of Electronics and Information Technology, 2009, 4(4): 412-416.
- [42] 张政超, 关欣, 何友, 等. 基于粗糙集和灰关联理论的雷达辐射源信号识别研究[J]. 计算机与现代化, 2010, 176(4): 1-5.
ZHANG Zhengchao, GUAN Xin, HE You, et al. Study on radar emitter signal recognition based on rough sets and grey association theory[J]. Computer and Modernization, 2010, 176(4): 1-5.
- [43] 李玥. 远程探空雷达辐射源识别技术[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2011.
LI Yue. Recognition technology for remote sounding radar emitter[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2011.
- [44] 庞云冲. 基于机器学习思想的深度图像遮挡边界检测方法研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2015.
PANG Yunchong. Research on occlusion boundary detection approach of depth image based on machine learning[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2015.
- [45] 胡可, 王宏远. 基于粗糙集的决策树雷达辐射源识别方法[J]. 计算机仿真, 2011, 28(8): 29-32.
HU Ke, WANG Hongyuan. Decision tree radar emitter recognition based on rough set[J]. Computer Simulation, 2011, 28(8): 29-32.
- [46] 郭小宾, 王壮, 胡卫东. 基于贝叶斯网络分类器的雷达辐射源识别方法[J]. 火力与指挥控制, 2006, 31(2): 36-39.
GUO Xiaobin, WANG Zhuang, HU Weidong. Recognition method of radar emitters based on bayesian network classifiers[J]. Fire Control & Command Control, 2006, 31(2): 36-39.
- [47] 王睿甲, 王星, 程嗣怡, 等. 机载RWR/ESM中改进最近邻算法的分频段辐射源识别[J]. 火力与指挥控制, 2014, 39(8): 65-69.
WANG Ruijia, WANG Xing, CHENG Siyi, et al. Improved nearest neighbor mating algorithm in radar emitter recognition in airborne RWR/ESM[J]. Fire Control & Command Control, 2014, 39(8): 65-69.
- [48] 孟伟, 王宝树. 基于人工神经网络与证据理论相结合的数据融合中的辐射源识别方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2003, 39(3): 208-210.
MENG Wei, WANG Baoshu. Study of data fusion method based on the combination of ANN and evidence theory to recognize model[J]. Computer Engineering and Applications, 2003, 39(3): 208-210.

- [49] 刘海军, 柳征, 姜文利, 等. 基于云模型和矢量神经网络的辐射源识别方法[J]. 电子学报, 2010, 38(12): 2797-2804.
LIU Haijun, LIU Zheng, JIANG Wenli, et al. Approach based on cloud model and vector neural network for emitter identification[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(12): 2797-2804.
- [50] 刘凯, 王杰贵. 基于神经网络的未知雷达辐射源智能识别技术[J]. 电子信息对抗技术, 2013, 28(6): 18-22.
LIU Kai, WANG Jiegui. An intelligent recognition method based on neural network for unknown radar emitter[J]. Electronic Information Warfare Technology, 2013, 28(6): 18-22.
- [51] 徐雄. 基于神经网络的辐射源目标快速识别[J]. 计算机与数字工程, 2017, 45(11): 2126-2130.
XU Xiong. Radar radiating-source recognizing based on neural networks[J]. Computer & Digital Engineering, 2017, 45(11): 2126-2130.
- [52] 陈沛铂. 辐射源个体识别中的目标匹配和分类识别算法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2015.
CHEN Peibo. Research on matching and classification algorithm of specific emitter identification[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2015.
- [53] ZHANG Gexiang, JIN Weidong, HU Laizhao. Radar emitter signal recognition based on support vector machines[C]// Proceedings of International Conference on Intelligent Computing. Heidelberg, Berlin: Springer, 2005.
- [54] 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 Hang, ZHAO Yongjun, XU Yonggang. A novel method for radar emitter recognition in low SNR condition[J]. Electronic Information Warfare Technology, 2012, 27(1): 11-15.
- [55] 杨倩, 孙双林. 基于粒子群优化算法的雷达辐射源识别[J]. 激光杂志, 2018, 39(2): 118-121.
YANG Qian, SUN Shuanglin. Radar emitter recognition based on particle swarm optimization algorithm[J]. Laser Journal, 2018, 39(2): 118-121.
- [56] 徐璟, 何明浩, 冒燕, 等. 基于优化算法的雷达辐射源信号识别方法及性能[J]. 现代雷达, 2014, 36(10): 33-37.
XU Jing, HE Minghao, MAO Yan, et al. Radar emitter recognition method based on optimization algorithm and performance [J]. Modern Radar, 2014, 36(10): 33-37.
- [57] ZHANG Z, LI S, LU J, et al. A novel unsupervised learning method based on cross-normalization for machinery fault diagnosis [J]. IEEE Access, 2020, 99(8): 1-1.
- [58] 于永胜, 董诚, 韩红旗, 等. USPTO 专利发明人重名辨识方法综述[J]. 天津科技, 2018, 45(2): 22-27.
YU Yongsheng, DONG Cheng, HAN Hongqi, et al. A survey on name disambiguation method for USPTO inventors[J]. Tianjin Science & Technology, 2018, 45(2): 22-27.
- [59] 陈俊达. 深度学习方法在雷达信号识别若干问题上的研究与应用[D]. 成都: 电子科技大学, 2019.
CHEN Junda. Research and application of radar signal recognition with deep learning methods[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2019.
- [60] 李蒙, 朱卫纲. 数据库样本缺失下的雷达辐射源识别[J]. 电讯技术, 2017, 57(7): 784-788.
LI Meng, ZHU Weigang. Radar emitter identification in database sample missing condition[J]. Telecommunication Engineering, 2017, 57(7): 784-788.
- [61] 吴莹. 雷达辐射源指纹特征提取和识别技术研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2018.
WU Ying. Research on radar emitter fingerprint feature extraction and identification technology[D]. Xian: Xidian University, 2018.
- [62] 李蒙, 朱卫纲, 陈维高. 基于机器学习的雷达辐射源识别研究综述[J]. 兵器装备工程学报, 2016, 37(9): 171-175.
LI Meng, ZHU Weigang, CHEN Weigao. Study of radar emitter identification based on machine learning[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2016, 37(9): 171-175.
- [63] 王冰玉. 集成学习算法的改进及其应用[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2009.
WANG Bingyu. Improvement and application of ensemble learning algorithm[D]. Xian: Xidian University, 2009.
- [64] 黄颖坤, 金炜东, 余志斌, 等. 基于深度学习和集成学习的辐射源信号识别[J]. 系统工程与电子技术, 2018, 40(11): 2420-2425.

- HUANG Yingkun, JIN Weidong, YU Zhibin, et al. Radar emitter signal recognition based on deep learning and ensemble learning[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2018, 40(11): 2420-2425.
- [65] 陈春利. 基于集成深度学习的雷达信号识别方法研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2018.
CHEN Chunli. Research of radar signal research method based on ensemble deep learning[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2018.
- [66] PAN S J, YANG Q. A survey on transfer learning[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2010, 22(10): 1345-1359.
- [67] 秦嘉. 基于深度学习的通信辐射源个体识别[D]. 北京: 北京邮电大学, 2019.
QIN Jia. Individual identification of communication emitter based on deep learning[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2019.
- [68] 张超. 迁移学习分类技术及应用研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2018.
ZHANG Chao. Research and application of transfer learning[D]. Xi'an: Xidian University, 2018.
- [69] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. *Science*, 2006, 313(5786): 504-507.
- [70] 张万亚. 多层卷积神经网络深度学习算法的应用研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2017.
ZHANG Wanya. Application of deep learning algorithm for multilayer convolution neural networks[D]. Xi'an: Xidian University, 2017.
- [71] 黄健航, 雷迎科. 基于深度学习的通信辐射源指纹特征提取算法[J]. *信号处理*, 2018, 34(1): 31-38.
HUANG Jianhang, LEI Yingke. An individual communication transmitter fingerprint feature extraction algorithm based on deep learning[J]. *Journal of Signal Processing*, 2018, 34(1): 31-38.
- [72] 冷鹏飞. 基于深度学习的雷达辐射源识别技术[D]. 北京: 中国舰船研究院, 2018.
LENG Pengfei. Radar emitter recognition technology based on deep learning[D]. Beijing: China Ship Research and Development Academy, 2018.
- [73] 周志文, 黄高明, 高俊, 等. 一种深度学习的雷达辐射源识别算法[J]. *西安电子科技大学学报*, 2017, 44(3): 77-82.
ZHOU Zhiwen, HUANG Gaoming, GAO Jun, et al. Radar emitter identification algorithm based on deep learning[J]. *Journal of Xidian University*, 2017, 44(3): 77-82.
- [74] WU Q, FERES C, KUZMENKO D, et al. Deep learning based RF fingerprinting for device identification and wireless security [J]. *Electronics Letters*, 2018, 54(24): 1405-1407.
- [75] 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.
- [76] DANEV B, CAPKUN S. Transient-based identification of wireless sensor nodes[C]//*Proceedings of International Conference on Information Processing in Sensor Networks*. [S.l.]: IEEE, 2009: 25-36.
- [77] YU J, HU A, PENG L. Blind DCTF-based estimation of carrier frequency offset for RF fingerprint extraction[C]//*Proceedings of International Conference on Wireless Communications & Signal Processing*. [S.l.]: IEEE, 2016: 1-6.
- [78] XIAO L, GREENSTEIN L, MANDAYAM N, et al. Using the physical layer for wireless authentication in time-variant channels[J]. *Wireless Communications IEEE Transactions on*, 2008, 7(7): 2571-2579.
- [79] PENG L, HU A, ZHANG J, et al. Design of a hybrid RF fingerprint extraction and device classification scheme[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2018, 6(1): 349-360.
- [80] PAN Y, YANG S, PENG H, et al. Specific emitter identification based on deep residual networks[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 54425-54434.
- [81] PENG L, HU A, JIANG Y, et al. A differential constellation trace figure based device identification method for ZigBee nodes [C]//*Proceedings of 2016 8th International Conference on Wireless Communications & Signal Processing (WCSP)*. [S.l.]: IEEE, 2016: 1-6.
- [82] RIYAZ S, SANKHE K, IOANNIDIS S, et al. Deep learning convolutional neural networks for radio identification[J]. *IEEE*

- Communications Magazine, 2018, 56(9): 146-152.
- [83] WU Q, FERES C, KUZMENKO D, et al. Deep learning based RF fingerprinting for device identification and wireless security [J]. Electronics Letters, 2018, 54(24): 1405-1407.
- [84] BALDINI G, GENTILE C, GIULIANI R, et al. Comparison of techniques for radiometric identification based on deep convolutional neural networks[J]. Electronics Letters, 2019, 55(2): 90-92.
- [85] CAIN L, CLARK J, PAULS E, et al. Convolutional neural networks for radar emitter classification[C]//Proceedings of 2018 IEEE 8th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC). [S.l.]: IEEE, 2018: 79-83.
- [86] YOUSSEF K, BOUCHARD L, HAIGH K, et al. Machine learning approach to RF transmitter identification[J]. IEEE Journal of Radio Frequency Identification, 2019, 2(4): 197-205.
- [87] JAFARI H, OMOTERE O, ADESINA D, et al. IoT devices fingerprinting using deep learning[C]//Proceedings of MILCOM 2018 - 2018 IEEE Military Communications Conference (MILCOM). [S.l.]: IEEE, 2018: 1-9.
- [88] MORIN C, CARDOSO L S, HOYDIS J, et al. Transmitter classification with supervised deep learning[C]//Proceedings of International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks.[S.l.]: Springer, 2019: 73-86.
- [89] ROY D, MUKHERJEE T, CHATTERJEE M, et al. RFAL: Adversarial learning for RF transmitter identification and classification[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2020, 6(2): 783-801.
- [90] YU J, HU A, LI G, et al. A robust RF fingerprinting approach using multisampling convolutional neural network[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(4): 6786-6799.
- [91] GRITSENKO A, WANG Z, JIAN T, et al. Finding a 'New' needle in the haystack: Unseen radio detection in large populations using deep learning[C]//Proceedings of 2019 IEEE International Symposium on Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN). [S.l.]: IEEE, 2019: 1-10.
- [92] HANNA S, KARUNARATNE S, CABRIC D. Deep learning approaches for open set wireless transmitter authorization[C]//2020 IEEE 21st International Workshop on Signal Processing Advances In Wireless Communications (SPAWC). Atlanta, GA, USA: IEEE, 2020: 1-5.

作者简介:



汤鹏(1997-),男,硕士研究生,研究方向:辐射源识别, E-mail: dadapongi6@163.com。



徐以涛(1971-),男,教授,研究方向:无线通信。



李京华(1994-),女,硕士研究生,研究方向:机器学习、辐射源定位。



王殷(1986-),女,助理工程师,研究方向:信号处理。



李康(1996-),男,硕士研究生,研究方向:无源定位。



刘娟(1984-),女,图书馆馆员,研究方向:信息管理。



丁国如(1986-),男,副教授,研究方向:无线通信, E-mail: guoru_ding@yeah.net。

(编辑:陈珺)