

# 电磁对抗环境下通信频谱行为分析

程凯欣<sup>1</sup>, 朱磊<sup>2</sup>, 杨炜伟<sup>1</sup>, 姚昌华<sup>3</sup>

(1. 陆军工程大学通信工程学院, 南京 210007; 2. 陆军研究院系统工程研究所, 北京 100072; 3. 南京信息工程大学电子与信息工程学院, 南京 210044)

**摘要:** 通信频谱行为分析是电磁频谱对抗中提升通信态势感知层次, 增强电磁侦察能力的关键手段。随着人工智能技术的发展, 通信频谱行为分析的相关研究逐渐由基于手工特征提取的传统方法向基于深度学习的智能方法转变。然而, 电磁对抗环境下通信频谱监测数据稀缺、数据不完全的问题会影响深度网络对特征的学习。同时, 高动态的战场环境对分析方法实时性提出更高要求。本文聚焦电磁对抗环境下的通信频谱行为分析问题, 将通信频谱行为分析相关技术的研究目标归纳为: 用频行为分析、网络拓扑识别与通信意图推理 3 大类。阐述其内在联系, 总结现有研究并梳理其发展脉络, 分析面临的挑战并做出展望。

**关键词:** 电磁对抗环境; 通信频谱行为分析; 用频行为分析; 网络拓扑识别; 通信意图推理

**中图分类号:** TN975      **文献标志码:** A

## Analysis on Communication Spectral Behaviors in Electromagnetic Countermeasure Environments

CHENG Kaixin<sup>1</sup>, ZHU Lei<sup>2</sup>, YANG Weiwei<sup>1</sup>, YAO Changhua<sup>3</sup>

(1. College of Communication Engineering, Army Engineering University of PLA, Nanjing 210007, China; 2. Institute of Systems Engineering, Army Academy, Beijing 100072, China; 3. School of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China)

**Abstract:** Communication spectral behavior analysis is critical to the improvement of communication situation awareness and electromagnetic reconnaissance capability in an electromagnetic countermeasure environment. With the development of artificial intelligence technology, communication spectral behavior analysis techniques have been gradually transferred from traditional methods based on feature extraction to intelligent methods based on deep learning technology. However, the insufficient and incomplete spectrum monitoring data in the electromagnetic countermeasure environment will hinder the deep network from feature learning. Moreover, the dynamic battlefield makes it even more challenging for real-time analysis. This paper categorizes the communication spectral behavior analysis technologies into three groups: Frequency behavior analysis, network topology recognition, and communication intention inference from researching objectives in the electromagnetic countermeasure environment. Furthermore, the inner relationship between the three categories is illustrated. Finally, the existing research and development venation are reviewed and prospected considering challenges.

**Key words:** electromagnetic countermeasure environment; communication spectral behavior analysis; frequency behavior analysis; network topology recognition; communication intention inference

## 引言

电磁频谱对抗是指在电磁频谱空间内以控制破坏敌方作战系统,保护己方作战系统为目标的作战行动<sup>[1]</sup>。当前,中国在电磁频谱对抗领域面临的挑战十分严峻。美军凭借大数据技术的迅速发展和全球信息栅格等基础信息系统的辅助,致力于实现协同、交互和共享的地、海、空、天一体化的情报、监视和侦察系统,并通过在电磁频谱空间进行全天候、全天时的侦察与监视,对我军导弹、海军编队和潜艇、隐形飞机等战术部署形成威胁和压制。因此,提升我军电磁频谱空间作战能力刻不容缓。

电磁频谱作为传输媒介与获取信息的重要手段,在采用无线方式联接的网络系统、移动通信系统、以电磁探头和雷达为传感器的无线电子系统及物联网中的无线传感系统等诸多环境中发挥着重要作用。近年来,电磁对抗环境下电磁频谱行为分析的相关研究发展迅速<sup>[2]</sup>,由美国国防高级研究计划局(Defense advanced research projects agency, DARPA)发布的“自适应电子战行为学习项目(Behavioral learning for adaptive electronic warfare, BLADE)”<sup>[3]</sup>指出,电磁频谱行为分析有助于进一步提高自主识别威胁的能力,从而增强电磁频谱战OODA(Observe→orient→decide→act)循环中的环境感知能力,进而夺取电磁频谱制胜权。通信频谱行为作为电磁频谱行为的主要组成部分,对其进行深入研究对把握电磁频谱态势具有重要意义,本文主要对电磁对抗条件下通信系统中的电磁频谱行为分析研究现状进行综述,并对未来发展趋势进行探讨。

## 1 通信频谱行为分析

在电磁对抗环境中,无线电通信作为一种重要通信保障方式,能够有效应对电磁频谱战中通信主体的高移动性和空间分布不确定性。无线电通信信号具有的广播和开放特性使其容易被监测与截获。因此,分析通信电磁频谱数据中包含的通信行为,识别推理通信意图,成为感知战场通信态势的重要途径。

行为,在现代汉语词典中的解释是:受到内在思想支配而表现出来的外在活动。其中包含两个要素,内在思想与外在活动。通信行为的内涵可以概括为:出于一定通信意图而表现在传播媒介中的活动。其中内在思想对应通信意图,外在活动对应传播媒介中的活动。电磁对抗场景下无线通信系统中的通信频谱行为则可以进一步解释为,为了实现一定战略、战术通信意图而表现出来的频谱活动。行为特征通常用于描述具有规律性的活动,在电磁频谱空间中的通信频谱行为特征则可以表示为通信意图在频谱数据上反映出的规律性活动<sup>[1]</sup>。通信频谱行为特征也是通信频谱行为分析的研究对象,主要包括通信主体的用频特征、辐射源特征、通信主体间的通联关系、层级关系和行为特征等。对应的技术问题包含频谱感知与预测、辐射源个体识别、通联关系挖掘、通信行为识别以及网络结构分析等。在电磁对抗环境下,不同的通信频谱行为分析技术对应具体问题与目标。通信频谱行为分析内涵示意图如图1所示。

本文将通信频谱行为分析的研究目标归纳为:用频行为分析、网络拓扑识别与通信意图推理3大类。用频行为分析指通过学习通信主体的用频特征掌握其用频行为,进一步实现频谱资源的感知与调度,为实现电磁态势感知打下基础,涉及的主要技术问题有频谱感知与频谱预测。通信网络中的拓扑识别是通过确定“谁在通信”和“谁与谁通信”,从而感知通信网络基本结构,实现非合作条件下的通信网络拓扑识别,其对应的技术问题包括辐射源个体识别和通联关系挖掘。通信意图推理是对战场通信

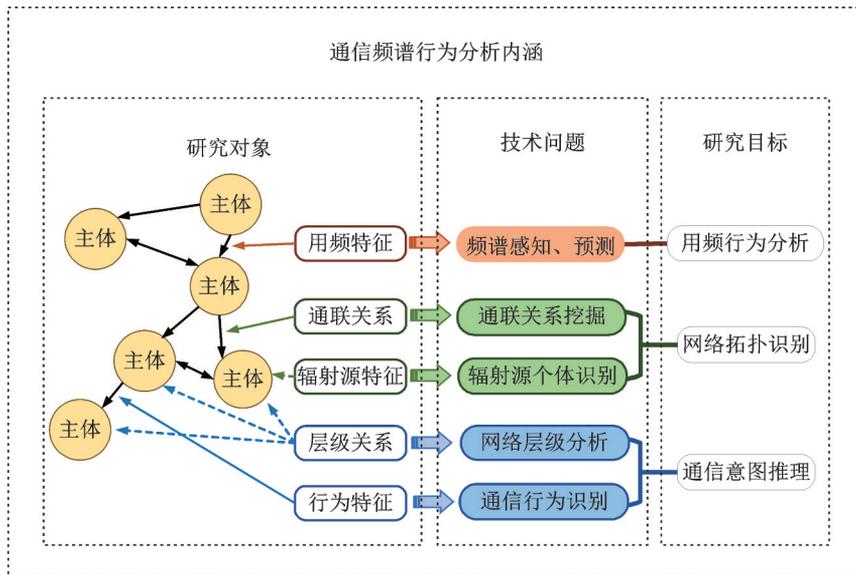


图1 通信频谱行为分析内涵示意图

Fig.1 Diagram of contents in communication spectral behavior analysis

态势的更高层次感知,根据前两项任务得到的先验知识,进一步探讨网络中存在的不同类型通信行为和通信网络中存在的层级结构,从而回答“怎样通信”和“为何通信”的问题,具体技术问题包含通信行为识别与网络结构分析。

从以上分析中不难看出,通信频谱行为分析所包含的用频行为分析、网络拓扑识别和通信意图推理3类研究目标,在战术层面上具有从客观感知到主观认知的递进关系。从频谱对抗的角度考虑,3类目标逐渐完成了对通信电磁态势从“感知”到“认知”的跃升。

## 2 通信频谱行为分析研究现状

通信系统中的电磁频谱对抗“OODA”循环被划分为:“观察”、“判断”、“决策”、“行动”4个阶段,每个阶段对应频谱通信行为分析的若干实际问题<sup>[4]</sup>,其包含的具体技术及相互联系如图2所示。用频行为分析、网络拓扑识别与通信意图推理分别作为“观察”、“判断”、“决策”阶段的代表性工作,具有内在逻辑联系,前者为后者的研究基础。“观察”阶段的目标是初步掌握空间内频谱态势情况,因此更为关注通信信号的外部特征,如:频段、功率和调制方式等。“观察”阶段的工作是后续“判断”的基础。“判断”阶段的主要工作包含辐射源个体识别、通联关系挖掘,这一阶段的工作更为关注客观频谱特征中蕴含的内在规律,是将通信电磁对抗态势的研究从“感知”转为“认知”的关键环节。其中,对通信辐射源的识别和通联关系的挖掘分别可以解决“谁在通信”和“谁与谁通信”的问题。“决策”阶段则是利用前期“观察”与“判断”得到的信息形成综合的通信频谱态势,了解通信行为、获取网络层级,从而有效推理通信意图,为下一步的战略决策做准备。通信意图推理是通信频谱态势感知的目标,可以为后续的“决策”阶段提供信息支持,从而为“行动”阶段提供指导,实现从“认知”到“智能”的跨越。由此可见,以用频行为分析、网络拓扑识别与通信意图推理为目标的3类通信频谱行为分析方法共同组成通信电磁对抗OODA循环中的“观察”、“判断”、“决策”环节,在战术层面依次递进,层层深入,共同推进实现电磁对抗中通信态势从“感知”到“认知”,从“认知”到“智能”的升级。

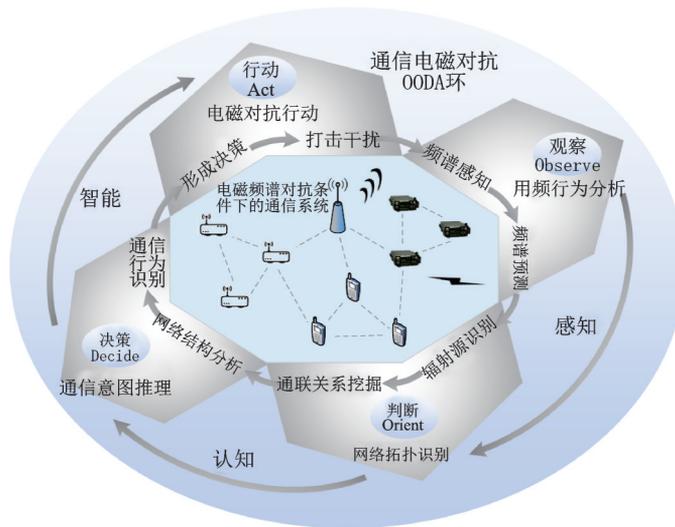


图2 通信电磁对抗OODA循环中的主要问题

Fig.2 Main problems of OODA loop in communication electromagnetic countermeasure environments

当前,通信频谱行为分析相关技术已发展较为完善,这为通信态势感知与意图推理研究提供了坚实的理论基础与技术支持。然而电磁对抗环境中的通信行为分析会面临以下诸多困难和挑战:

- (1) 电磁对抗环境难以获得完整准确的先验信息;
- (2) 受非合作监测条件限制,监测数据量不足,存在“小样本”难题;
- (3) 情报误差或复杂电磁环境容易导致监测数据质量差;
- (4) 高动态的对抗环境对分析方法实时性提出较高要求。

当前以电磁对抗为背景的通信频谱行为分析研究还较为零散,尚未形成体系,且较少顾及对抗环境给通信频谱行为分析带来的困难。因此,本文聚焦电磁对抗环境,将通信频谱行为分析方法按照用频行为分析、网络拓扑识别和通信意图推理3大类进行分类,讨论通信频谱行为分析方法的研究现状,梳理相关技术发展脉络,并对未来的研究方向做出展望。

## 2.1 用频行为分析

在电磁对抗环境中进行用频行为分析的意义是通过频谱感知获取通信主体的用频特征、进行频谱预测,从而分析用频行为,实现对通信频谱环境的初步感知,主要技术包括频谱感知与频谱预测。频谱感知的任务是了解监测区域内通信主体的频谱使用和存在情况。而频谱预测则是通过感知结果对未来频谱分布作出预测,辅助优化决策。目前,频谱感知与频谱预测技术在民用领域应用深广,但主要研究目的是为了提升频谱资源利用率,提高传输效率,实现对频谱资源的优化利用,其在电磁对抗频谱行为分析领域的应用还有待进一步开发。

### 2.1.1 频谱感知

在电磁对抗环境中,频谱感知是对电磁环境感知的先决任务,也是用频行为分析的必要准备工作。当前对频谱感知的主要研究集中在以提升频谱资源利用率为目的的民用场景。在提升频谱使用率而让不同优先级用户共享频谱资源时,通过频谱感知方式搜索空闲信道的模式逐渐取代预设替换信道的方式<sup>[5]</sup>。传统频谱感知方法包括:匹配滤波器检测<sup>[6]</sup>、能量检测<sup>[7]</sup>、波形检测<sup>[8]</sup>和循环平稳特征检测<sup>[9]</sup>等。除能量检测方法外,其他方法的共同点是对先验知识和数据质量要求较高,并且由于特征分析的针对性强,导致方法的普适性差,而能量检测方法虽然较为简单,但存在检测性能上的局限性。传统方

法从检测带宽上还可以分为宽带频谱感知<sup>[10]</sup>与窄带频谱感知<sup>[11]</sup>,宽带频谱感知相较于传统窄带频谱感知方法,能够更快地发现空闲频谱机会,从而提升传输速率。然而宽带频谱感知方法存在处理时间长、硬件成本高和计算复杂度高问题,难以适应对抗条件下的监测条件与高实时性需求,为此,压缩感知技术被广泛应用于频谱感知中<sup>[12]</sup>。使用压缩感知技术在信号稀疏的条件下可以以较低的采样率进行频谱感知。然而压缩感知技术的使用条件较为严苛,对数据和硬件要求高且不适应过于嘈杂的真实环境。

随着人工智能的发展,深度学习技术在频谱感知领域得到充分的应用<sup>[13]</sup>。卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)在低信噪比环境中有助于提升主用户信号检出率<sup>[14]</sup>,从而提升频谱感知能力。基于CNN的频谱感知流程主要被分为两个阶段:数据预处理阶段和频谱感知阶段。使用CNN作为分类器,将经过处理的频谱数据送入训练好的CNN进行感知识别,其流程如图3所示。

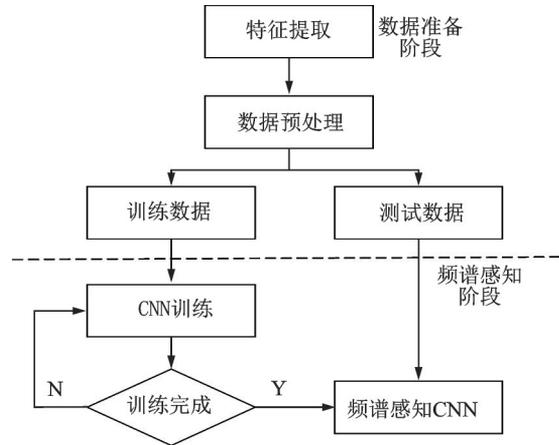


图3 基于CNN的频谱感知流程

Fig.3 Spectrum sensing process based on CNN

深度协作感知利用深度神经网络分别学习不同频段中不同用户的感知模式,从而实现整体的频谱感知<sup>[15]</sup>。类似地,文献[16]提出一种基于卷积神经网络的深度学习频谱感知算法,与基于模型的频谱感知算法相比,该学习方法仅由数据驱动,既不需要信号噪声概率模型,也不需要主要用户活动模式模型,极大降低了对感知环境中先验信息的需求。

从深度学习技术在频谱感知中的应用可以发现,深度学习的使用在一定程度上代替了传统方法中基于信号处理等方法的特征提取过程,降低了频谱感知对先验知识的依赖程度。然而将深度学习方法应用在电磁对抗环境仍面临一些困难,例如深度网络的训练往往需要大量有标签数据的支持,这与对抗环境下的“小样本”问题存在矛盾。同时,在频谱感知准备阶段仍需进行数据预处理,这与高动态战场环境下的实时性需求产生矛盾。

### 2.1.2 频谱预测

频谱预测是在频谱感知的基础上,通过分析历史频谱数据,估计未来频谱资源使用情况的技术,是用频行为分析中的主要工作。频谱预测是认知无线电的重要技术组成,其在频率选择和增强自动链路建立、抗干扰等方面极具应用价值。

传统频谱预测方法从时间、频率、空间维度出发,通过频谱建模的方式利用历史状态推断未来状态<sup>[17]</sup>。在后续研究中,部分学者从编码与发射角度两个维度研究电磁频谱预测问题<sup>[18]</sup>,还有以信道、空间相关性为切入点进行频谱使用情况预测的相关研究<sup>[19]</sup>。然而,有限维度的相关性预测无法准确拟合具有多维特征性质的频谱数据,因此传统方法在预测准确率上存在瓶颈,同时复杂的建模方式会给频谱预测带来较大的响应时延。

深度学习技术同样在频谱预测领域得到充分应用。文献[20]利用深度信念网络(Deep belief network, DBN)实现用户代理识别,从而对空闲频谱和时隙进行预测。为了利用循环神经网络(Recurrent neural network, RNN)在序列特征提取上的优势,文献[21]提出了一种基于RNN的频谱预测方法,利用蜂窝认知无线网络中的经验频谱数据来获得频谱占用概率信息以辅助动态信道分配。针对电磁对

抗环境中频谱数据不完全问题,文献[22]利用残差网络(ResNet)模块在细微特征提取上的优势,提出一种基于频谱相关性的ResNet模型对时间谱进行预测,在数据不完全条件下通过频谱预测的方式进行数据修复,实验显示在90%以上的频点预测均方误差在0.29以下。长短时记忆(Long short-term memory, LSTM)网络因其对上下文信息的记忆力而适用于长时依赖问题,因此也在序列相关性较强的频谱预测问题有出色表现。为了解决对抗条件下频谱数据不足给频谱预测带来的困难,文献[23]将LSTM与迁移学习结合,利用具有相似用频特征的不同频段数据进行跨频段的频谱预测。基于LSTM与迁移学习的频谱预测方法如图4所示,通过不同频段之间用频特征相似性,使用迁移学习解决待预测频段数据缺乏问题,这为电磁对抗环境下频谱预测问题的解决带来一种新思路。

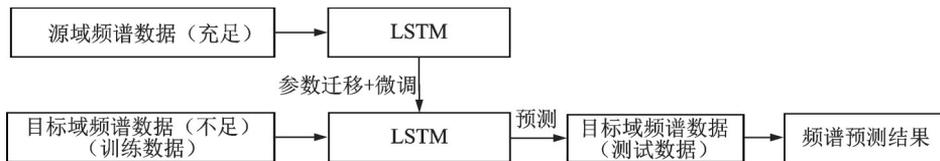


图4 基于LSTM与迁移学习的频谱预测方法

Fig.4 Spectrum prediction method based on LSTM and transfer learning

当前频谱感知与预测相关研究主要关注频谱资源的优化问题,对电磁对抗环境中的约束条件考虑较少。从方法的发展脉络中可以发现,传统方法大多是从特征工程的角度出发进行频谱感知与预测,在特定条件下效果显著,但方法普适性不强,对数据质量、待解决问题相关先验知识的要求高,且往往需要较为繁琐的数据预处理。而深度学习方法能够通过神经网络对数据的学习自动提取所需特征,进而实现分类、感知和预测,设计思路较为简洁且方法具有较强可移植性,但在实际应用中存在对训练样本的数据量需求大、需要数据预处理等缺陷。

## 2.2 网络拓扑识别

网络拓扑识别的含义是:对用频行为分析中得到的通信频谱态势信息进一步分析,从中识别辐射源个体,挖掘网络通联关系,识别通信网络中存在的拓扑。网络拓扑识别作为智能频谱态势感知<sup>[24]</sup>中的重要一环,其首要任务是找到通信网络中的通信主体,即对辐射源个体的识别,解决“谁在通信”的问题。其次,需要明确通信系统中,哪些通信主体之间存在通联关系,挖掘网络中存在的通联关系,解决“谁与谁通信”的问题。完成通信网络中“点”与“边”的确定,可以大致形成网络中的拓扑结构,实现网络拓扑识别。

### 2.2.1 辐射源个体识别

辐射源个体识别,也称辐射源“指纹”识别,其概念是:通过分析接收到的电磁信号,提取可以表现辐射源个体差异的特征,结合先验信息实现不同辐射源的唯一识别<sup>[25]</sup>。

传统辐射源个体识别研究聚焦于对“指纹”特征的提取,“指纹”特征可分类为暂态特征与稳态特征。暂态特征指在传输开始到稳定传输的过程中无线电发射机的独特瞬态特征<sup>[26]</sup>。提取暂态特征的主要难点在于暂态信号的检测分离,对暂态信号起点的确定方法有基于电平突变<sup>[27]</sup>、相位特征检测<sup>[28]</sup>、基于贝叶斯方法的均值变化检测<sup>[29]</sup>等。由Hilbert-Huang变换获得的瞬态通信信号时频能量分布<sup>[30]</sup>,以及具有多尺度细化优势的小波变换<sup>[31]</sup>,都有助于暂态特征的提取并在辅助辐射源个体识别工作中取得了较好的效果。然而由于在电磁对抗环境中,较难准确检测并采集到带有暂态信息的信号,同时复杂电磁环境给信号特征的提取也造成了困难,相比之下稳态信号更易获取。利用稳态特征进行对抗条件下的辐射源个体识别时,由于稳态阶段各元器件叠加现象明显,辐射源指纹特征与噪声混杂,为细微

特征的提取造成困难,高阶谱变换<sup>[32-34]</sup>因其能够去除噪声影响的同时保留信号原始频率相位形态,而被应用于提取辐射源稳态特征。

然而不论是利用暂态特征还是稳态特征进行辐射源个体识别,工作的重点都集中于对数据特征的提取,这样的处理方式在实际应用中受到的限制多:对先验知识要求高,方法的复杂度高、普适性差,难以适应灵活机动的战场环境。

为了克服传统方法的缺陷,深度学习技术被引入到辐射源个体识别<sup>[35]</sup>。深度模型强大的特征表征能力可以代替人工提取特征的过程,通过学习大量训练样本捕捉数据之间的细微特征差异,从而进行辐射源个体识别,最为简单的卷积神经网络就可以通过时域信号完成辐射源识别任务<sup>[36]</sup>。文献[37]使用改进的 AlexNet 对采集的原始 IQ 数据进行学习,在无需解码、特征工程和协议的条件,在 0.6 m~15 m 的接收距离范围内能够达到 90%~99% 的识别精度。深度学习技术在辐射源个体识别领域展现出超强的适应性,相关研究层出不穷,后续研究的主要创新点集中于网络结构的改良或结合数据特点进行适当预处理,例如多采样卷积神经网络<sup>[38]</sup>的提出解决了对兴趣区域有偏好的辐射源识别问题、利用 ResNet<sup>[39]</sup>可以提升对辐射源特征希尔伯特谱的识别效率。深度学习大大降低了辐射源个体识别工作在前期特征提取过程中的难度和复杂度,只需简单的数据预处理即可通过训练得到具有良好分类能力的识别网络。然而,深度网络对大规模训练样本和标签的需求成为将其应用于对抗环境下的最大制约。传统辐射源个体识别方法与基于深度学习的辐射源个体识别方法对比如图 5 所示。

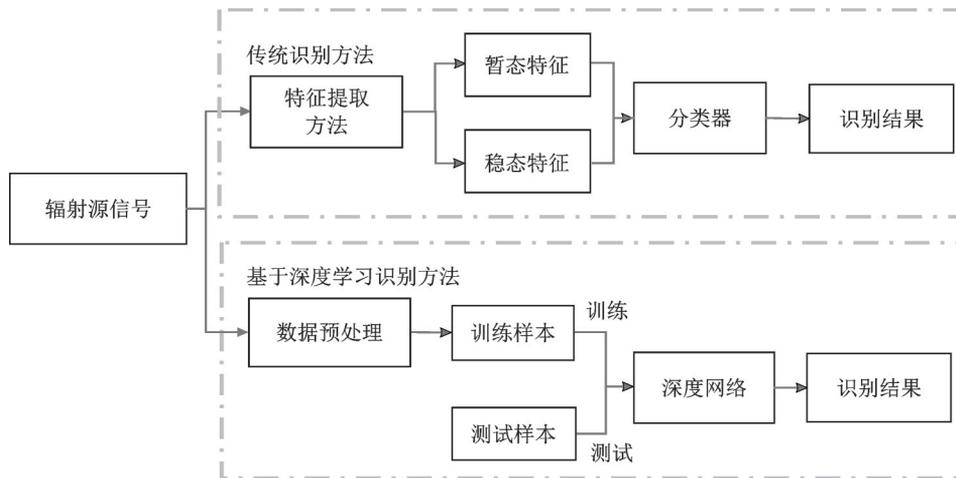


图5 传统与基于深度学习的辐射源个体识别方法对比

Fig.5 Comparison between traditional and deep learning based specific emitter identification methods.

### 2.2.2 通联关系挖掘

通联关系指不同通信实体进行数据交换而产生的关系<sup>[40]</sup>。电磁对抗中的通联关系挖掘研究根据方法可以分为基于先验知识、基于聚类和基于深度学习方法 3 类。

在基于先验知识的研究中,通常是在已知通信网络中通信规则、通信协议的前提下,对频谱监测数据进行时域、频域和空域的特征提取进而根据规则进行统计分析<sup>[41]</sup>。文献[42]基于无线通信规则模拟频谱监测数据,通过统计分析获得通联关系,并利用路径损耗模型推理节点位置,从而确定通信网络结构。文献[43]提出一种基于超短波电台通信规则的通联关系挖掘方法,该方法通过提取甚高频范围内监测到的超短波电台频谱数据特征,根据通信规则分析找到超短波电台之间的通联关系,为进一步从频谱数据中推断敌方通信网络的结构奠定了基础。然而,电磁对抗环境中对敌先验知识不足导致基于

先验知识的通联关系挖掘方法较难开展。

聚类方法可以从未知数据集中发现某些具有相似特征的集群从而识别新的结构和知识,一些改进的方法甚至可以在无需人工指导的情况下自主确定集群数量<sup>[44]</sup>。因此,聚类方法非常适用于解决先验知识匮乏条件下的通联关系挖掘问题。文献[45]提出了一种基于改进的空间密度聚类(Density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN)的通信关系挖掘方法,该方法基于跳频周期、信号平均功率和时间的特征,研究频谱信号的物理特性和统计规律,从不完整的频谱监测数据中发现无线电台的通联关系。文献[46]提出一种基于关联分析的通信关系挖掘方法。该方法提出一种改进的峰值密度聚类算法,研究频谱信号的分布规律和统计信息,然后将聚类结果在时域范围进行相关性分析,从而挖掘出混沌和丢失频谱信号之间的通联关系。文献[47]基于已提取的频谱特征数据,从时间、频率、带宽和功率等特征维度分别进行聚类分析,而后对聚类结果匹配分析得到网络中的通联关系。

综上所述,基于聚类的通联关系挖掘方法基本脱离了对先验知识的依赖,通过分析频谱数据特征的聚类结果得到通联关系。然而,此类方法弊端在于需要先进行特征提取操作获得各维度特征,再从多特征维度出发进行聚类分析或相关性分析,无法直接利用监测到的频谱数据。特征提取的时间成本与电磁对抗条件下的实时性要求相悖。同时,聚类方法的准确性较为依赖数据集数量和质量,但由于对抗环境中频谱数据的监测易受干扰,高质量监测数据较为稀缺,因此难以支持高准确率的聚类分析。

深度学习方法也被应用于通联关系挖掘问题。文献[48]基于ResNet设计的深度网络通过学习通信频谱数据中包含的通联关系特征,实现了较高精度的识别,在测试数据集上达到99.02%的识别准确率。基于先验知识、基于聚类方法与基于深度学习的通联关系挖掘方法对比如图6所示。通过对比可以发现,深度学习方法由于无需过多先验知识与复杂的人工特征提取过程,非常适用于电磁对抗环境下的通联关系挖掘工作,其在通联关系挖掘上的应用还存在相当大的发展空间。

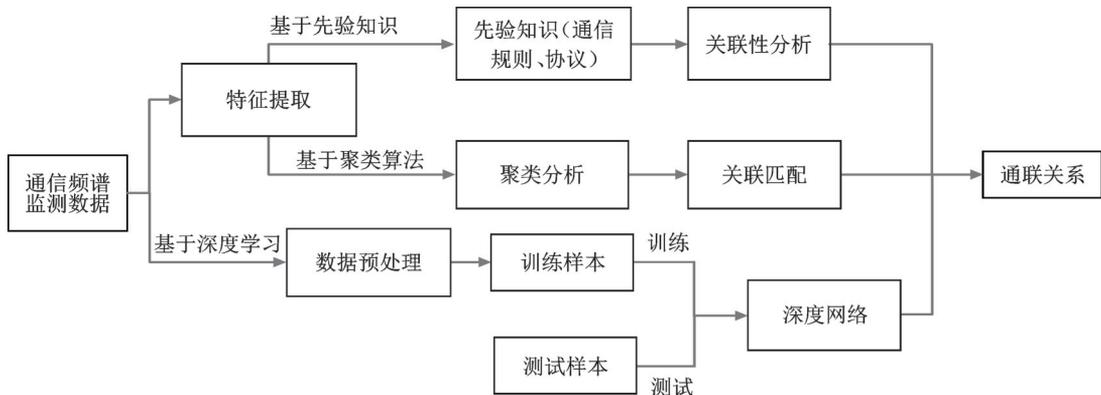


图6 3类通联关系挖掘方法对比

Fig.6 Comparison of three communication relationship discovery methods

从以上的研究现状中可以发现,用频行为分析和网络拓扑识别两类研究都在按照从以特征工程为着眼点的传统方法到基于深度学习的新方法的发展进程演化,深度学习方法因其强大的特征表征能力在解决通信频谱行为分析问题中具有较强优势。但同时也需注意,深度学习方法对样本数据量和标签量的要求相对较高,因此需要更具适应性的改进才能适用于电磁对抗环境中。

### 2.3 通信意图推理

用频行为分析和网络拓扑识别分别回答了通信态势感知任务中“谁在通信”和“谁与谁通信”的问题,而通信意图推理则旨在回答“如何通信”与“为何通信”,以实现对战场态势更高层次的感知。通信

行为识别和通信网络结构分析是实现通信意图推理的主要技术支持,通过了解通信行为与通信层级结构,明晰当前局势辅助决策部署。

### 2.3.1 通信行为识别

在电磁对抗环境下的通信网络中,不同通信主体由于职责划分、业务性质和层级部署的不同,在通信行为上也显示出不同的特征。对通信网络拓扑识别可以完成通信网络基础结构的建立,在此基础上对通信实体间的通信行为进行识别,可以进一步感知当前通信态势,实现通信意图推理。本文中通信行为是相对于通信频谱行为的狭义概念,指通信主体在通信过程中表现出的与通信意图相关的活动特征,例如:通信频次、通信时长、通联规律和交互行为规律等。最传统直观的通信行为识别和通信意图推理方法是监听与破译,通过监听方式截获信号<sup>[49-52]</sup>,然后对所截获信号的内容进行分析和识别。此类方法的优点是可以准确把握通信行为甚至理解通信内容,获得深层次的情报信息,但此类方法也存在诸多问题。首先,对监测数据的质量要求较高,这对监测环境、监测设备皆有极高要求。同时,技术方法复杂,实际操作困难,对监听数据进行破译通常需要冗长而复杂的分析过程,难以适用于缺乏先验信息并具有高实时性需求的电磁频谱对抗环境。为此,文献[53]证明了在不了解通信内容的前提下,仅凭监测到的物理层频谱感知数据进行通信行为识别的可行性。这意味着在未知信号内容、信号形式等具体技术细节的条件下,可以利用频谱感知数据所呈现出的特征实现对通信行为的识别。

在通信行为识别问题研究中以深度学习为代表的人工智能方法在近期得到了快速的发展<sup>[54]</sup>。面对电磁对抗条件下监测数据不完全、数据量匮乏等问题,深度神经网络、迁移学习和生成对抗网络等技术在解决各类数据困境上都展现出不俗的效果。

为直接利用物理层通信行为监测数据,文献[55]将通信行为识别问题转化为图像识别问题,利用DenseNet进行通信行为识别。文献[56]使用改进的Lenet对双谱特征矩阵进行识别,从而实现非合作条件下的短波电台通信行为识别。由于深度学习对训练数据量要求高,而电磁频谱对抗条件下的监测数据往往面临“小样本”难题,生成对抗网络方法(Generative adversarial network, GAN)<sup>[57]</sup>被广泛应用于“小样本”条件下频谱数据的增强。辅助分类生成对抗网络(Auxiliary classifier GAN, ACGAN)能够有效增强非合作短波电台的通信连接建立行为数据,实验表明,在“小样本”条件下经过ACGAN进行数据增强的样本可以提升相同网络模型的通信行为识别准确率<sup>[58]</sup>。当所研究频段的样本数据匮乏,而其他频段具有相似通信行为的样本数据充足时,可以将GAN技术与迁移学习融合,通过一种联合框架解决频谱数据稀缺的问题<sup>[59]</sup>。在识别以用户交互方式为特征的通信行为时,为应对稀缺频谱数据带来的“小样本”难题,文献[60]提出基于深度卷积生成对抗网络(Deep convolutional GAN, DCGAN)的数据增强通信行为识别方案以应对数据稀缺带来的识别困难,其识别结果如图7所示。横坐标表示基于DCGAN数据增强方法进行数据增强后加入训练样本的数据量,即增强样本数据量。纵坐标中是原始样本与增强样本共同训练的通信行为识别网络的识别准确率。不同颜色与图标表示不同的原始样本量。从结果上看在原始样本量不足情况下,通信行为识别准确率会随着增强样本量的增加而显著增加,因为增强样本的加入改善了因样本量不足所导致的网络欠拟合问题。原始样本经增强后能够逼近甚至超越10倍原始数据量才能实现的识别准确率。同

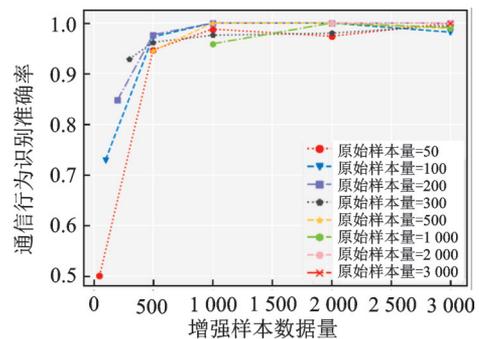


图7 基于DCGAN数据增强的通信行为识别方法准确率  
Fig.7 Accuracy of DCGAN based communication behavior recognition method

时,作者对使用GAN方法所带来的时间、空间复杂度进行了讨论,其中使用基于DCGAN的数据增强识别方案对比只使用CNN识别网络在时间复杂度和空间复杂度上分别增加2和1个数量级。这说明虽然GAN技术的应用缓解了由数据稀缺带来的通信行为识别准确率低的问题,却增加了识别算法中的计算复杂度和时间复杂度。

可见,利用深度学习方法可以应对电磁对抗条件下数据稀缺和先验知识不足的问题,但是在应用中存在知识、数据条件与模型复杂度之间的匹配问题。先验知识的不足可以利用深度学习的特征提取能力弥补,但要以大规模的训练样本为代价。当数据量不足时,使用深度网络中的数据增强模型能够一定程度地缓解困境,但与之相应的是模型计算成本的大幅增加。因此,根据实际场景中的知识、数据条件,提出与之匹配的通信频谱行为分析方案是电磁频谱行为分析问题中的全新挑战。

### 2.3.2 网络结构分析

在电磁对抗环境中,通信网络结构分析是在已知通信主体与通联关系的基础上,结合通信行为特征,对通信网络中组织架构、层级结构进行的归纳整合,是通信意图推理研究中的重点环节。

社团结构是现实世界网络的重要特征,可以揭示网络的结构和动态特征。社团结构检测是指根据网络中相互作用节点的结构特性来识别它们的过程<sup>[61]</sup>。电磁对抗环境中,在完成通信行为识别的前序工作后可以掌握通信网络中大量通信行为相关特征,从而对通信网络中的社团结构进行检测。

现存的各类社团检测方法同样适用于通信网络。文献[62]从层次分析法的角度提出一种基于可达通信距离排序的社团检测算法。通过构建多分辨率的通信密度嵌入树,可以显示社团内的层次结构和关键成员。通过修剪嵌入树,可以降低社团检测和层次结构分析过程中的计算复杂度。文献[63]提出一种基于IP节点之间通信行为相似性的社团结构检测方法,通过分析网络节点之间的通信关系和交互频率,将具有最高相似度的节点迭代添加到社团中,以形成最终的社团划分结果,实验显示在4类网络数据集上的误差均小于5%。文献[64]基于已有的关系谱分析方法,利用节点分布和高维空间中的坐标特征,结合计算机视觉分析方法在构建全局拓扑结构的过程中对节点和边界进行筛选和过滤,从而实现对网络拓扑的探索和可视化。由于网络的多样性,任何社团结构检测算法都无法通用于所有类型的网络<sup>[65-66]</sup>,适应一种网络类型的算法可能在另一种网络类型中的性能就会较差。传统社团检测中存在的困难包括混合类型数据的聚类、评估困难、全局信息可用性、瞬时社团检测和社团数量估计等,这些问题同样存在于通信网络的社团结构检测,也是电磁对抗条件下网络结构分析需要关注的问题。

网络结构分析在前序工作的基础上进行,电磁对抗环境中频谱数据的局限性虽然不直接作用于其分析结果,但前序工作的误差仍然会影响网络结构分析的准确度,过于复杂的分析过程和严苛的先验信息条件也会降低方法在对抗环境中的适应性。考虑结合模糊理论分析前序结果确信度,形成具有决策导向的结论,同时对算法复杂度的考量也应纳入分析方法评价体系。当前电磁对抗条件下的网络结构分析研究还存在较大可探索空间。

## 3 结束语

本文对电磁频谱对抗条件下通信频谱行为相关研究进行综述,从用频行为分析、网络拓扑识别和通信意图推理3个方面,总结各类方法的发展现状。从研究现状上看,当前电磁频谱行为分析正在完成由“认知”向“智能”的转变,以深度学习为代表的人工智能技术在频谱数据增强、特征提取、模式识别等方面的融合应用,在解决实际频谱对抗条件下的数据不完全、“小样本”难题等实际困难上具有良好效果。表1分别展示了用频行为分析、网络拓扑识别和通信意图推理对应技术方法的总结与比较。

表1 通信频谱行为分析方法总结与比较

Table 1 Comparison of communication spectral behavior analysis methods

| 研究目标   | 技术问题       | 方法  | 优点                        | 缺陷   |
|--------|------------|---|---------------------------|--|
| 用频行为分析 | 频谱感知       | 传统方法 <sup>[5,6,8-11]</sup> :匹配滤波器检测、波形检测等       | 数据量需求低                    | 对先验知识、数据质量要求高; 时间成本较高; 方法普适性差                |
|        |            | 深度学习方法 <sup>[14-16]</sup> :CNN                  | 对先验知识要求低; 感知精度较高          | 对有标签样本量要求高; 训练阶段时间成本较高                       |
|        | 频谱预测       | 传统方法 <sup>[17-19]</sup> :相关性分析                  | 预测模型可解释性强                 | 模型准确率受模型计算复杂度制约; 响应延时大                       |
|        |            | 深度学习方法 <sup>[20-23]</sup> :DBN、RNN、ResNet、LSTM等 | 数据条件适应性强; 对先验知识要求低; 预测精度高 | 对有标签样本量要求高; 训练阶段时间成本较高                       |
| 网络拓扑识别 | 辐射源个体识别    | 传统方法 <sup>[25-34]</sup> :基于电平突变、小波变换等特征提取方法     | 在理想条件下识别精度较高              | 对先验知识、数据质量要求高; 技术复杂性高; 特征提取过程的时间成本较高; 方法普适性差 |
|        |            | 深度学习方法 <sup>[36-39]</sup> :CNN、ResNet           | 对先验知识要求低; 识别精度高           | 对有标签样本量要求高; 训练阶段时间成本较高                       |
|        | 通联关系挖掘     | 基于先验知识 <sup>[41-43]</sup>                       | 方法简单易于理解                  | 对先验知识、数据质量要求高; 特征提取过程的时间成本较高                 |
|        |            | 基于聚类算法 <sup>[45-47]</sup>                       | 无需先验知识                    | 对数据质量要求高; 特征提取的过程时间成本较高                      |
| 通信意图推理 | 通信行为识别相关问题 | 传统方法 <sup>[49-52]</sup> :基于内容                   | 能够了解通信内容, 深度理解通信意图        | 对先验知识、数据质量要求高; 技术难度大; 处理过程时间成本高              |
|        |            | 深度学习方法 <sup>[55-56]</sup> :CNN                  | 识别准确率较高                   | 对有标签样本量要求高; 训练阶段时间成本较高                       |
|        | 网络结构分析     | 基于层次聚类 <sup>[62]</sup>                          | 可识别重叠网络结构; 算法简单           | 聚类数量估计困难                                     |
|        |            | 基于相似性监测 <sup>[63]</sup>                         | 算法简单                      | 对全局信息的要求较高                                   |
|        |            | 关系谱分析 <sup>[64]</sup>                           | 准确度较高                     | 先验知识要求高; 无法识别重叠网络结构                          |

从整体上看,传统方法的主要缺点是对先验信息的要求高,且大多技术难度较高、处理过程较为漫长。而基于深度学习的方法通过训练深度模型自动提取特征,凭借对细微特征的提取能力在识别任务中具有较高的精度,并且能以数据增强的方式缓解数据量不足带来的特征学习困难问题,但随之而来的是算法复杂度的上升。对通信频谱行为分析方法的选择主要取决于知识与数据条件。较强的先验知识和高质量的监测频谱数据可以使用简单的分析方法,缺乏先验知识或监测数据的情况则需要选择

较为复杂的模型,牺牲复杂度以换取高性能的分析。在不同的数据条件下,应根据实际需求进行权衡,采用适宜的电磁通信频谱行为分析策略。回顾上文对通信频谱行为分析研究现状的综述,结合电磁对抗环境中存在的挑战,当前通信频谱行为分析方法的研究中仍存在诸多局限:

(1) 频谱行为分析领域聚焦通信意图推理的研究较少。频谱感知与预测技术在民用领域影响广泛,但在以通信意图推理为目的的频谱行为分析领域尚存空白。当前对通信网络拓扑识别的研究大多停留在通信网络中的通联关系层面,解决了“有无通信”、“谁在通信”的问题,但对不同通信行为(包括通信的意图、性质等)的关注较少,缺乏从点到面的全局视野。然而,实现以通信意图推理为目标的通信频谱行为分析是明晰当前局势、决策行动部署的关键依据,其对提升频谱侦察能力、增强电磁频谱战的核心战斗力至关重要。

(2) 对电磁对抗环境下电磁频谱行为分析过程的时效性关注不够。利用深度学习通信频谱行为时,不论是行为分析模型还是数据增强模型,其训练过程都极为耗时,与实战条件下实时决策的需求产生矛盾。如何在不影响通信频谱行为分析准确性的前提下,尽可能提高网络训练速度,实现高效化生成、识别有待进一步探究。

(3) 对电磁对抗环境下知识、数据条件的关注较少。在实际频谱对抗中,不同时间、地点和环境中获得的知识、数据条件是不同的。知识、数据条件的不同决定了对数据的运用方式的差异,当前研究把注意力更多地放在频谱数据的分析方法上,而对其所利用的数据条件关注较少。如何适应性地综合利用数据条件,选择与之适配的方法进行电磁频谱行为分析是值得进一步研究的方向。

综上,展望未来电磁对抗环境下的电磁通信频谱行为分析研究,需要在智能化背景下,关注行为逻辑,落脚通信意图,提升分析结果的决策辅助力;优化网络模型,提升方法时效性,寻求识别准确率与效率之间的平衡;增强运用不同知识、数据条件的能力,设计实用、高效的频谱行为分析方案。最终实现通信电磁频谱态势从“感知”到“认知”,从“认知”到“智能”的跨越,提升我军在未来电磁频谱战中的核心战斗力。

#### 参考文献:

- [1] 王沙飞. 人工智能与电磁频谱战[J]. 网信军民融合, 2018(1): 20-22.  
WANG Shafei. Artificial intelligence and electromagnetic spectrum warfare[J]. Civil-Military Integration on Cyberspace, 2018 (1): 20-22.
- [2] 丁国如, 孙佳琛, 王海超, 等. 复杂电磁环境下频谱智能管控技术探讨[J]. 航空学报, 2021, 42(4): 200-212.  
DING Guoru, SUN Jiachen, WANG Haichao, et al. Discussion on technologies of intelligent spectrum management and control under complex electromagnetic environments[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2021, 42(4): 200-212
- [3] DARPA. Behavioral learning for adaptive electronic warfare (BLADE) broad agency announcement[EB/OL]. [2021-12-3] <http://www.darpa.mil/i2o/solicit/solicit-closed.asp>.
- [4] 王沙飞, 鲍雁飞, 李岩. 认知电子战体系结构与技术[J]. 中国科学:信息科学, 2018, 48(12): 1603-1613.  
WANG Shafei, BAO Yanfei, LI Yan. The architecture and technology of cognitive electronic warfare[J]. Scientia Sinica Informationis, 2018, 48(12): 1603-1613.
- [5] WANG C W, WANG L C. Analysis of reactive spectrum handoff in cognitive radio networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2012, 30(10): 2016-2028.
- [6] TANDRA R, SAHAI A. Fundamental limits on detection in low SNR under noise uncertainty[C]// Proceedings of the International Conference on Wireless Networks, Communications and Mobile Computing. Maui, HI: [s.n.], 2005: 464-469.
- [7] SHANKAR S, CORDEIRO C, CHALLAPALI K, et al. Spectrum agile radios: Utilization and sensing architectures[C]// Proceedings of the 1st IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks. Baltimore, MD: IEEE, 2005: 160-169.
- [8] TANG H Y. Some physical layer issues of wide-band cognitive radio systems[C]// Proceedings of the 1st IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks. Baltimore, MD: IEEE, 2005: 151-159.

- [9] ONER M, JONDRAL F. Cyclostationarity based air interface recognition for software radio systems[C]// Proceedings of the IEEE Radio and Wireless Conference (RAWCON). Atlanta, GA: IEEE, 2004: 19-22.
- [10] SUN H, NALLANATHAN A, WANG C X, et al. Wideband spectrum sensing for cognitive radio networks: A survey[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2013, 20(2): 74-81.
- [11] AXELL E, LEUS G, LARSSON E G, et al. State-of-the-art and recent advances spectrum sensing for cognitive radio state-of-the-art and recent advances[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2012, 29(3): 101-116.
- [12] SALANDINE F, KAABOUCH N, EL GHAZI H. A survey on compressive sensing techniques for cognitive radio networks [J]. *Physical Communication*, 2016, 20: 61-73.
- [13] MAO Q, HU F, HAO Q. Deep learning for intelligent wireless networks: A comprehensive survey [J]. *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, 2018, 20(4): 2595-2621.
- [14] DONG H, SOBABE G C, CHENJIE Z, et al. Spectrum sensing for cognitive radio based on convolution neural network[C]// Proceedings of 10th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI). Shanghai, China: [s.n.], 2017: 1-6.
- [15] LEE W, KIM M, CHO D H. Deep cooperative sensing: Cooperative spectrum sensing based on convolutional neural networks [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(3): 3005-3009.
- [16] XIE J D, LIU C, LIANG Y C, et al. Activity pattern aware spectrum sensing: A CNN-based deep learning approach[J]. *IEEE Communication Letters*, 2019, 23(6): 1025-1028.
- [17] XING X, JING T, CHENG W, et al. Spectrum prediction in cognitive radio networks[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2013, 20(2): 90-96.
- [18] YUCEK T, ARSLAN H. A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications [J]. *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, 2009, 11(1): 116-130.
- [19] YIN S, CHEN D, ZHANG Q, et al. Mining spectrum usage data: A large-scale spectrum measurement study[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2012, 11(6): 1033-1046.
- [20] CUI Y H, JING X J, SUN S L, et al. Deep learning based primary user classification in cognitive radios[C]// Proceedings of 15th International Symposium on Communications and Information Technologies (ISCIT). Nara, Japan: [s. n.], 2015:165-168.
- [21] AGARWAL A, GANGOPADHYAY R. Predictive spectrum occupancy probability-based spatiotemporal dynamic channel allocation map for future cognitive wireless networks[J]. *Transactions on Emerging Telecommunications Technologies*, 2018, 29(8): 3442.
- [22] YU L, CHEN J, ZHANG Y M, et al. Deep spectrum prediction in high frequency communication based on temporal-spectral residual network[J]. *China Communications*, 2018, 15(9): 25-34.
- [23] LIN F D, CHEN J, SUN J C, et al. Cross-band spectrum prediction based on deep transfer learning[J]. *China Communications*, 2020, 17(2): 66-80.
- [24] 李京华, 丁国如, 徐以涛, 等. 面向电磁频谱战的群体智能初探 [J]. *航空兵器*, 2020, 27(4): 56-63.  
LI Jinghua, DING Guoru, XU Yitao, et al. Preliminary study on group intelligence for electromagnetic spectrum warfare[J]. *Aero Weaponry*, 2020, 27(4): 56-63.
- [25] 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.
- [26] SHAW D, KINSNER W. Multi-fractal modelling of radio transmitter transients for classification[C]// Proceedings of IEEE WESCANEX Communications, Power and Computing Conference (WCPC). Winnipeg, Canada: IEEE, 1997: 306-312.
- [27] URETEN O, SERINKEN N. Wireless security through RF fingerprinting[J]. *Canadian Journal of Electrical and Computer Engineering-Revue Canadienne De Genie Electrique Et Informatique*, 2007, 32(1): 27-33.
- [28] HALL J, BARBEAU M, KRANAKIS E. Detection of transient in radio frequency fingerprinting using signal phase[C]// Proceedings of IASTED International Conference on Wireless and Optical Communications(WOC). Banff, Alberta: [s. n.], 2003: 13-18.
- [29] URETEN O, SERINKEN N. Bayesian detection of wifi transmitter rf fingerprints[J]. *Electronics Letters*, 2005, 41(6): 373-384.

- [30] YUAN Y J, HUANG Z T, WU H, et al. Specific emitter identification based on hilbert-huang transform-based time-frequency-energy distribution features[J]. *IET Communications*, 2014, 8(13): 2404-2412.
- [31] BERTONCINI C, RUDD K, NOUSAIN B, et al. Wavelet fingerprinting of radio-frequency identification (RFID) tags[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2012, 59(12): 4843-4850.
- [32] ZHANG X D, SHI Y, BAO Z. A new feature vector using selected bispectra for signal classification with application in radar target recognition[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2001, 49(9): 1875-1885.
- [33] ZHANG J, WANG F, DOBRE O A, et al. Specific emitter identification via hilbert-huang transform in single-hop and relaying scenarios[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2016, 11(6): 1192-1205.
- [34] CAI Z W, LI J D. Study of transmitter individual identification based on bispectra [J]. *Journal of China Institute of Communications*, 2007, 28(2): 75-79.
- [35] 张绪. 基于深度学习的复杂环境下通信辐射源个体识别[D]. 北京: 北京邮电大学, 2021.  
ZHANG Xu. Individual identification of communication emitter in complex environment based on deep learning[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2021.
- [36] 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.
- [37] 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.
- [38] YU J B, HU A Q, LI G Y, et al. A robust RF fingerprinting approach using multi-sampling convolutional neural network[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(4): 6786-6799.
- [39] PAN Y W, YANG S H, PENG H, et al. Specific emitter identification based on deep residual networks[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 54425-54434.
- [40] 张君毅, 高元峰, 李佳, 等. 通信对抗侦察信息处理技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2021.  
ZHANG Junyi, GAO Yuanfeng, LI Jia, et al. Communication countermeasure reconnaissance information processing technology[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2021.
- [41] 路林. 即时通信协议的特征与通联关系分析[D]. 郑州: 解放军信息工程大学, 2012.  
LU Lin. Analysis on instant message protocol feature and communication relationship[D]. Zhengzhou: PLA Information Engineering University, 2012.
- [42] PAN T, WU X, YAO C, et al. Communication behavior structure mining based on electromagnetic spectrum analysis[C]// *Proceedings of the 8th IEEE Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference (ITAIC)*. Chongqing, China: IEEE, 2019: 1611-1616.
- [43] LIU C K, WU X R, YAO C H, et al. Discovery and research of communication relation based on communication rules of ultrashort wave radio station[C]// *Proceedings of 4th IEEE International Conference on Big Data Analytics (ICBDA)*. Suzhou, China: IEEE, 2019: 112-117.
- [44] TONG W N, LIU S, GAO X Z. A density-peak-based clustering algorithm of automatically determining the number of clusters [J]. *Neurocomputing*, 2021, 45(8): 655-666.
- [45] LIU C K, WU X R, ZHU L, et al. The communication relationship discovery based on the spectrum monitoring data by improved DBSCAN[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 121793-121804.
- [46] LIU C K, WU X R, YAO C H, et al. Research on discovery of radio communication relationship based on correlation analysis [C]// *Proceeding of 5th International Conference on Environmental Science and Material Application (ESMA)*. Xi'an, China: [s. n.], 2020: 440-446.
- [47] LIU C K, WU X R, ZHU L, et al. Research on communication network structure mining based on spectrum monitoring data[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 3945-3959.
- [48] 张海波, 姚昌华, 王磊, 等. 基于频谱数据端到端的电台通联关系研究[J]. *通信技术*, 2020, 53(11): 2745-2748.  
ZHANG Haibo, YAO Changhua, WANG Lei, et al. End-to-end radio communication relationship recognition based on spectrum monitoring data[J]. *Communications Technology*, 2020, 53(11): 2745-2748.
- [49] ZENG Y, ZHANG R. Wireless information surveillance via proactive eavesdropping with spoofing relay[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2016, 10(8): 1449-1461.

- [50] XU J, DUAN L J, ZHANG R. Proactive eavesdropping via cognitive jamming in fading channels[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2017, 16(5): 2790-2806.
- [51] HAN Y T, DUAN L J, ZHANG R. Jamming-assisted eavesdropping over parallel fading channels[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2019, 14(9): 2486-2499.
- [52] MOON J, LEE H, SONG C, et al. Proactive eavesdropping with full-duplex relay and cooperative jamming[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2018, 17(10): 6707-6719.
- [53] ZHOU H J, YANG L F, WU Z L, et al. Feasibility analysis of tactical radio station communication behaviors cognition[C]// *Proceedings of the Asia-Pacific Conference on Communications Technology and Computer Science (ACCTCS)*. Shenyang, China: [s.n.], 2021: 22-24.
- [54] QIN Z J, ZHOU X W, ZHANG L, et al. 20 years of evolution from cognitive to intelligent communications[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2020, 6(1): 6-20.
- [55] WU Z L, CHEN H, LEI Y K, et al. Recognizing automatic link establishment behaviors of a short-wave radio station by an improved unidimensional DenseNet [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 96055-96064.
- [56] WU Z L, CHEN H, LEI Y K. Recognizing non-collaborative radio station communication behaviors using an ameliorated LeNet [J]. *Sensors*, 2020, 20(15): 4320.
- [57] GOODFELLOW I J, POUGET A J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets[C]// *Proceedings of the 28th Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS)*. Montreal, Canada: [s.n.], 2014: 8-13.
- [58] WU Z L, CHEN H, LEI Y K. Unidimensional ACGAN applied to link establishment behaviors recognition of a short-wave radio station[J]. *Sensors*, 2020, 20(15): 4270.
- [59] LIN F D, CHEN J, DING G R, et al. Spectrum prediction based on GAN and deep transfer learning: A cross-band data augmentation framework[J]. *China Communications*, 2021, 18(1): 18-32.
- [60] CHENG K X, ZHU L, YAO C H, et al. DCGAN based spectrum sensing data enhancement for behavior recognition in self-organized communication network[J]. *China Communications*, 2021, 18(11): 182-196.
- [61] YANG J, MCAULEY J, LESKOVEC J. Community detection in networks with node attributes[C]// *Proceedings of IEEE 13th International Conference on Data Mining(ICDM)*. Shenzhen, China: IEEE, 2014: 1151-1156.
- [62] CHEN H C, LI Y H, LIU L X. Communication network community detection algorithm orienting hierarchical structure analysis [J]. *Computer Engineering (China)*, 2011, 37(21): 74-79.
- [63] ZHANG S Z, ZHANG Y N, ZHOU M, et al. Community detection based on similarities of communication behavior in IP networks[J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2022, 13(3): 1451-1461.
- [64] HU X L, LU A D, WU X T. Spectrum-based network visualization for topology analysis[J]. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 2013, 33(1): 58-68.
- [65] PLANTIÉ M, CRAMPES M. *Survey on social community detection*[M]. London: Springer, 2013: 65-85.
- [66] YANG Z, ALGESHEIMER R, TESSONE C. A comparative analysis of community detection algorithms on artificial networks [J]. *Social Science Electronic Publishing*, 2017, 6: 30750.

#### 作者简介:



程凯欣(1993-),女,博士研究生,研究方向:通信安全防护、通信行为识别、深度学习, E-mail: cckx\_paper@outlook.com.



朱磊(1973-),通信作者,男,教授,研究方向:智能网电运维,网络规划与管理, E-mail: zhuleipaper@126.com.



杨炜伟(1981-),男,副教授,研究方向:通信安全、隐蔽通信。



姚昌华(1982-),男,教授,研究方向:无人机群优化、网络安全、数据分析、人工智能。

(编辑:陈璐)