

• 专题一:双清论坛“低空经济信息系统与安全管理理论及关键技术” •

DOI: 10.3724/BNSFC-2025-0022

## 低空无线电频谱安全管理关键技术研究\*

吕泽芳<sup>1†</sup> 周洪<sup>2†</sup> 彭劲搏<sup>1</sup> 朱焯<sup>2</sup> 唐波<sup>3</sup>  
马晔<sup>3</sup> 孔雷星<sup>1</sup> 陈哲<sup>1</sup> 高跃<sup>1\*\*</sup>

1. 复旦大学 空间互联网研究院,上海 200433
2. 上海市无线电监测站,上海 200031
3. 上海低空经济产业发展有限公司,上海 200335

**[摘要]** 无线电频谱安全管理是低空经济安全发展的基础保障,旨在为无人机等低空设备的通信、导航和定位等系统可靠运行提供稳定的电磁环境。本文首先综述了当前频谱感知、信号识别和信号源定位等频谱安全管理关键技术研究现状,深入分析了该技术在立体低空空域复杂高动态场景下面临的挑战,并展望了未来发展趋势。依托频谱大数据与人工智能技术,实现复杂电磁环境下低空频谱态势的实时感知、智能推理与自主决策,是应对复杂动态低空场景新挑战的可行技术路径,为构建低空安全体系奠定技术基础。因此,本文进一步探讨了人工智能技术赋能的低空无线电频谱安全管理这一未来可行探索方向,结合当前人工智能技术的最新进展和未来低空无线电频谱安全管理的发展需求,展望了低空无线信号数据集构建、基于大语言模型的低空无线电频谱安全管理和高效协同推理等关键技术及其未来研究方向。最后,介绍了上海市低空测试基地,该基地作为国内首个具备城市复杂电磁环境模拟能力的低空综合测试场域,为低空无线电频谱安全管理关键技术提供了实证研究平台。

**[关键词]** 低空经济;低空网络;频谱管理;频谱干扰;人工智能;大语言模型

随着低空经济的快速发展,无人机、电动垂直起降飞行器和飞行汽车等多样化的低空飞行器在物流配送、城市管理、应急救援、农业监测和海洋监测等领域的应用日益广泛。低空飞行器的安全运行依赖于无线电频谱的安全管理,是通信、导航、定位、监控及避障等关键功能的基础保障,关系到低空经济的安全稳定健康发展。然而,电磁频谱的开放特性和低空复杂的电磁环境导致无线电频谱干扰问题日益严峻,可能造成低空设备通信中断或导航失灵等问题,进而引发设备失控、碰撞甚至坠毁等事故<sup>[1]</sup>。低空设备数量的快速增长也使得频谱资源供需矛盾加剧,进一步增加了信号干扰和碰撞风险<sup>[2]</sup>。此外,低空飞行器“黑飞”入侵等问题日益突

出,不仅威胁空域安全,还可能引发隐私泄露和恶意攻击等风险<sup>[3]</sup>。

低空无线电频谱安全管理通过频谱感知、信号识别和信号源定位等关键技术,对3 000米以下低空空域的无线电频谱资源进行监测、保护和风险防控,防范频谱干扰、非法占用和电磁攻击等频谱安全威胁,确保低空飞行器的通信安全和空域效率,是构建稳定可靠低空电磁环境的综合技术体系。其中,频谱感知技术通过动态监测频谱使用情况,发现噪声干扰或未授权信号等异常用频行为,为信号识别和定位提供原始频谱数据,是频谱安全管理的前提和基础<sup>[4]</sup>。信号识别技术采用深度学习等技术从复杂信号中提取信号特征,实现无人机等合

收稿日期:2025-07-30; 修回日期:2025-09-17

† 共同第一作者。

\* 本文根据国家自然科学基金委员会第407期“双清论坛”讨论的内容整理。

\*\* 通信作者,Email:gao.yue@fudan.edu.cn

本文受到国家自然科学基金专项项目(62341105)、上海市2024年度“科技创新行动计划”项目(24DP1500400)和国家资助博士后研究人员计划(GZC20252299)的资助。

**引用格式:** 吕泽芳,周洪,彭劲搏,等. 低空无线电频谱安全管理关键技术研究. 中国科学基金,2026,40(1):35-47.

Lyu ZF,Zhou H,Peng JB,et al. Research on key technologies for low-altitude radio spectrum security management. Bulletin of National Natural Science Foundation of China,2026,40(1):35-47.(in Chinese)

法信号与干扰信号、非法接入信号的精准区分,是频谱安全管理的关键<sup>[5]</sup>。信号源定位技术通过多点协同定位以及基于到达时间差(Time Difference of Arrival, TDOA)和到达角度(Angle of Arrival, AOA)等测量的定位方法,对低空非法信号源进行精准定位,实现频谱安全威胁的响应和消除<sup>[6]</sup>。如图1所示,频谱感知、信号识别和信号源定位共同构成低空无线电频谱安全管理中的“监测—分析—响应”闭环框架,以防范低空频谱干扰等安全威胁,为低空飞行器运行提供可靠稳定的电磁环境,进而保障物流配送和应急救援等应用的安全可靠运行。

然而,低空无线电频谱安全管理面临立体空域复杂电磁环境、大规模异构飞行器共存以及节点高移动性等挑战,加大了信号感知、识别以及定位的难度<sup>[7]</sup>。一方面,低空空域的电磁环境复杂高动态变化,建筑物反射、多径效应以及其他无线设备干扰导致低空无线信号的传播特性复杂多变,显著增加了频谱感知与信号识别的难度。另一方面,未来大规模部署的低空设备将采用Wi-Fi或5G等多种通信协议进行数据传输,节点的异构性和频段需求差异对频谱管理的统一性与兼容性提出了更高要求。低空设备的高移动性也使得频谱资源需求动态变化,频谱资源供需矛盾也随着低空设备数量激增而日益突出。此外,“黑飞”设备的伪造信号和非法频段占用等恶意行为,进一步增加了频谱安全管理的复杂性。

综上所述,低空无线电频谱安全管理作为低空经济安全发展的核心支撑,亟需在技术体系上实现持续突破。依托频谱大数据与人工智能技术,可以实现复杂电磁环境下信号的精准感知与识别,有望为低空安全体系构建奠定技术基础。因此,本文沿着“研究现状—技术展望—实证平台”的路线,首先综述了当前频谱感知、信号识别与信号源定位等关键技术研究现状,分析了其在复杂立体空域、大规模部署和高移动性场景下面临的新挑战;然后,展望了未来结合大语言模型(Large Language Model,

LLM)等人工智能技术实现低空无线电频谱安全管理值得探索的研究方向,围绕低空无线信号数据集构建、基于大语言模型的无线电频谱安全管理及高效协同推理等方向,为应对低空频谱安全管理新挑战开辟可行路径。在此基础上,介绍了上海市城市市场景低空测试基地,为相关技术的验证与落地提供真实复杂的电磁环境,支撑低空无线电频谱安全管理体系的完善和应用化发展。

## 1 无线电频谱安全管理发展现状

低空无线电频谱安全管理是低空经济安全健康发展的核心保障,旨在为无人机等低空设备提供稳定的电磁环境,确保导航、通信和避障等系统的可靠运行,主要包括感知、识别和定位等关键技术。感知技术负责检测复杂电磁环境中的无线信号,识别技术用于分析信号类型和来源,定位技术则实现对信号源的精确空间定位,这些技术共同构成了低空频谱安全管理的基石,应对干扰、黑飞入侵以及信号碰撞等潜在风险。然而,随着无人机等低空设备应用的快速增长,低空无线电频谱呈现出频段复杂、多源异构和高动态性等新特征,显著增加了无线电频谱安全管理技术的实现难度<sup>[7-9]</sup>。国内外研究在频谱感知、信号识别和定位技术等方面取得了重要进展,但仍然面临采样率限制、识别精度低以及多径效应干扰等挑战。本章节将系统性地梳理低空无线电频谱安全管理关键技术的研究现状,并分析现有方法的优势与不足。

### 1.1 频谱感知

频谱感知作为低空无线电频谱安全管理的首要环节,核心目标是从复杂的电磁环境中检测并捕获无线信号。在低空电磁环境中,无人机等低空设备的信号与Wi-Fi以及各类工业、科学和医疗(Industrial Scientific Medical, ISM)频段信号共存,多种信号在2.4 GHz和5.8 GHz等频段内重叠,极易引发干扰。在认知无线电

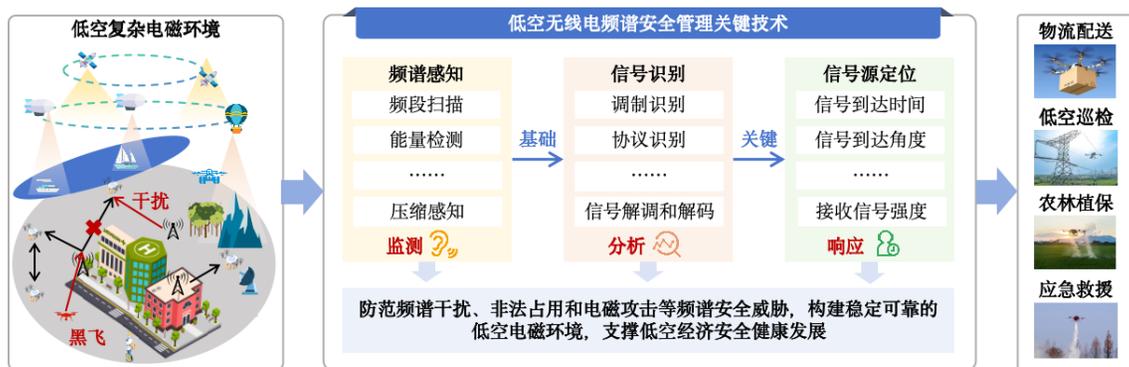


图1 低空无线电频谱安全管理关键技术  
Fig.1 Key Technologies for Low-altitude Radio Spectrum Security Management

和动态频谱接入技术的框架下<sup>[4,10-12]</sup>,频谱感知通过实时监测频谱占用情况,令低空设备在接入时避开已占用频段,从而降低干扰风险,同时为非法信号的检测和定位提供支撑<sup>[13-15]</sup>。然而,由于低空信号通常分布在宽频段范围内,感知整个频谱需要极高的采样率,对硬件性能和感知算法提出了严峻挑战。

频段扫描与能量检测是频谱感知的基础方法。频段扫描使用低速率模数转换器逐一扫描并感知目标频段,以降低硬件负担,并利用能量检测方法判断特定频段是否存在信号活动。能量检测通过测量频段内的信号能量,快速确定频谱占用情况,方法简单且计算复杂度低,已被广泛应用于频谱监测设备中<sup>[16-20]</sup>。在频段扫描的基础上,Shi等<sup>[18]</sup>通过学习频谱行为模式,优化扫描策略,在有限的采样率下提高感知准确率。Guddeti等<sup>[19]</sup>使用连续频谱扫描代替跳频降低扫描开销。Subbaraman等<sup>[20]</sup>设计了100 GHz/s的扫描感知框架,并引入自适应增益机制应对频谱中信号强度的动态变化。尽管这些方法能够有效降低硬件负担,但其在低空的应用面临挑战:低空空域的电磁环境因无人机的高速移动和城市建筑的多径效应而快速变化,传统基于能量检测的方法对噪声和干扰极为敏感,误报率高。同时,其逐频段扫描的特性难以满足低空任务对实时性、多信号同时广域感知的需求,对于无人机通信中常见的跳频和宽带信号,检测效率较低。

以压缩感知为代表的多频带欠奈奎斯特采样技术能够实现宽频带信号的同时检测,有效降低硬件需求和计算成本<sup>[21-25]</sup>。与传统能量检测方法不同,宽频带压缩感知利用信号的稀疏性,通过伪随机测量在低于奈奎斯特采样率的条件下捕获信号,不仅能捕获频段内的功率谱,还能保留信号幅度、相位等信息,为后续信号分析提供数据基础。当前的宽频带压缩感知采样技术包括伪随机时间偏移交错采样的多陪集采样<sup>[21-23]</sup>和伪随机信号混叠的调制宽带转换器采样<sup>[24,25]</sup>。然而,在低空应用中,多种异构信号(如无人机通信、Wi-Fi、地面干扰等)在有限频段内共存,导致信号的稀疏性假设难以满足,进而造成感知性能下降。此外,压缩感知技术的解算过程涉及复杂的重构算法,计算复杂度高,对实时性要求较高的低空应用带来了新的挑战。

近年来,深度学习感知技术在频谱感知领域展现出显著优势<sup>[26-29]</sup>,能够克服频段扫描和能量检测的局限性。有效的电磁信号通常具有特定的时频模式或统计特征,深度学习通过训练神经网络模型,从复杂信号中提取这些模式,从而显著提高检测准确率。Uvaydov等人<sup>[27]</sup>提出基于卷积神经网络(Convolutional Neural

Network, CNN)的瞬态信号检测系统,通过分析信号的时频特征,在高噪声环境下实现了较高的检测精度,并通过硬件优化增强推理实时性。Zhang等<sup>[28]</sup>进一步引入自注意力机制优化频谱感知的性能和效率。Zhang等<sup>[29]</sup>将深度学习与多陪集采样相结合,突破了基于压缩感知的稀疏度限制,以更低的采样率实现准确的频谱感知。尽管如此,深度学习感知技术在低空应用中仍面临独特挑战。低空无线电信号特征快速变化,难以构建包含所有场景的通用数据集。高质量的标注数据获取成本高昂,且模型的计算复杂度较高,对无人机或小型化基站等边缘设备的算力要求较大,限制了其在低空应用中的部署和实时性能。

## 1.2 信号识别

信号识别技术旨在分析感知到的信号,通过提取信号的调制模式、协议类型或内容信息,解析信号的配置模式,不仅能够快速区分合法信号与非法信号(如黑飞无人机信号),还能为信号行为分析、异常检测和低空网络优化提供依据,为构建低空安全体系提供核心保障<sup>[5,30]</sup>。在低空无线电频谱安全管理中,信号识别是实现“可管可控”的关键一步。它能够将抽象的频谱数据转化为有意义的信号信息,帮助管理者和安全系统识别出不同类型的低空通信,尤其是在军民用无人机、航空交通管制以及各类地面物联网设备信号混杂的复杂环境中,对非法或异常信号的精准识别是实施有效干扰或定位追踪的基础。目前信号识别技术主要包括调制识别、协议识别以及信号解调和解码等。

调制识别旨在判断信号的调制类型,例如振幅键控、频移键控和正交幅度调制(Quadrature Amplitude Modulation, QAM)等。传统的调制识别主要通过分析高阶累积量和循环平稳特征等信号的高阶统计特性提取信号的独特标识<sup>[31-34]</sup>,其优点在于算法复杂度较低,易于快速部署。然而,该方法需要较多的采样点以获取足够的统计信息,当采样点不足时,准确率会明显下降,且该方法对频偏和相位噪声等干扰较为敏感,在复杂电磁环境中可能因多径效应或噪声等因素导致特征提取不准确。随着深度学习技术的发展,调制识别逐渐转向基于神经网络的智能识别方法,实现鲁棒的信号特征提取。O'Shea等<sup>[35]</sup>创新性地将深度学习引入到调制识别研究中,并构建了标准化的调制识别数据集RadioML,基于卷积神经网络<sup>[36,37]</sup>和自注意力机制<sup>[38,39]</sup>的调制识别算法也被进一步提出。Xiao等<sup>[40]</sup>提出基于对比学习的调制识别技术,通过自监督学习减少对大规模标注训练数据的依赖,提升了算法在多样化信号共存环境中的适应性。

协议识别通过分析信号的通信协议(如Wi-Fi协议、蓝牙协议或大疆无人机信号等),确定信号来源或设备类型。传统方法通过关联协议前导码进行识别信号,但在多种信号类型存在的场景下面临实现复杂度高和识别准确率低的问题<sup>[41]</sup>。Uvaydov等<sup>[42]</sup>以及Zhang等<sup>[43]</sup>引入卷积神经网络和循环神经网络等深度学习技术,提升了对Wi-Fi、4G长期演进(Long Term Evolution, LTE)、5G新空口(New Radio, NR)、蓝牙和ZigBee等协议信号的识别准确率。Belgiovine等<sup>[41]</sup>基于Transformer网络,实现了Wi-Fi信号的精细化分类,提升了信号频域重叠场景下的分类精度。Peng等<sup>[44]</sup>将信号识别从基带单一信号识别扩展到宽带多信号识别。Zhao等<sup>[45]</sup>构建了无人机信号数据集,将图像识别领域的深度学习技术迁移到无人机信号识别领域,进行无人机类型和设备指纹识别。然而,无人机信号协议多为私有协议,缺乏公开标准,数据标注和协议解析存在较高的技术难度,且训练数据可能无法覆盖所有协议类型,导致算法的泛化性受限。

信号的解调和解码技术深入到对电磁信号实际传输信息的嗅探,通过提取其内容或元信息(如设备ID和控制指令等),进一步确认信号来源或用途。深度学习凭借其强大的参数估计和信号解析能力被应用于信号解调和解码,Hanna等<sup>[46]</sup>结合基于模型的方法和若干小型神经网络,设计了未知信号偏移补偿、均衡、调制识别和解调的系统。Xie等<sup>[47]</sup>实现了LTE信号的网络嗅探,实时获取各个信号的协议头元信息。Peng等<sup>[44]</sup>在宽频多信号识别的基础上,提出多信号同时解调的深度学习算法。Gao等<sup>[48]</sup>利用Wi-Fi信号协议头设计的冗余,提出在有损采样的情况下完美解码Wi-Fi协议头的算法。

尽管上述方法在信号识别方面取得了显著进展,但仍面临模型泛化性能有限和数据集难以构建等挑战。一方面,由于低空设备的型号、调制方式和通信协议的多样性,深度学习模型难以识别训练集未涵盖的信号内容,且城市多径效应和乡村的开阔环境等不同的信道环境对信号特征影响显著,导致模型的跨环境泛化性受限。另一方面,基于深度学习的算法性能高度依赖于数据集质量<sup>[42]</sup>,而低空无线信号的直接采集和标注成本极高,尤其是对于私有协议的无人机信号,缺乏公开标准和协议逆向分析难度大等因素导致协议类型的标注极为困难。此外,在多频带信号场景下,多种信号的频谱重叠和动态变化进一步增加了数据标注的复杂性,导致高质量数据集的构建成为制约识别技术发展的瓶颈。

### 1.3 信号源定位

信号源定位技术通过解析无线信号特性,定位无人

机等信号源的三维位置,为低空空域监管提供可靠支持<sup>[49-51]</sup>。在低空无线电频谱管理中,信号源定位技术将抽象的频谱数据和已识别的信号转化为具体的空间位置信息,是实现“管”与“控”的终极手段。通过对异常信号源进行精准定位,管理者可以进一步采取针对性措施,例如引导执法人员对异常信号源进行排查或指挥反制设备进行精确打击,从而彻底消除干扰信号或非法行为。因此,信号源定位技术是保障低空无线电频谱安全的关键。然而,低空节点的高速移动、城市建筑物引起的信号反射以及非视距传播等特点,对定位精度和实时性带来了挑战。传统信号源定位方法依赖信号的物理测量,而新兴的深度学习技术通过数据驱动提升了复杂场景的适应性,非视距(Non-Line-of-Sight, NLOS)定位则针对城市环境中的视线遮挡问题进行研究。

传统定位技术主要包括到达时间(Time of Arrival, TOA)、TDOA、AOA和接收信号强度指示(Received Signal Strength Indicator, RSSI)等方法。TOA方法通过测量从已知位置的发射器到接收节点的信号传播时间确定节点间距离,几何上表现为以锚节点为中心的圆,未知节点位于这些圆的交点上,该方法依赖于锚节点与未知节点之间的高精度同步,否则可能导致较大定位误差<sup>[52,53]</sup>。AOA方法利用定向天线测量信号入射角度,采用三角测量或三角定位,通过至少两个非共线锚节点的射线交点计算未知节点位置,但该方法的角度测量精度受限于反射、衍射和散射等现象<sup>[54,55]</sup>。TDOA方法通过比较信号到达两个时间同步锚节点的时间差,生成以锚节点为焦点的双曲线,并用多条双曲线的交点确定未知节点位置<sup>[56,57]</sup>。RSSI方法基于接收信号的能量水平计算节点距离,该方法依赖于发射功率、接收功率、天线特性和传输介质等因素,成本较低,但在干扰或非视距环境下精度较差<sup>[58,59]</sup>。综上,TOA和TDOA需至少三个锚节点通过多边测距定位,AOA通过三角测量仅需两个锚节点,而RSSI成本最低但精度受限,易受非视距和信号幅度变化影响。

深度学习技术在信号源定位中展现出显著潜力,其核心思路是将定位视为一个回归问题,通过构建端到端的非线性映射模型,利用大量已知的信号特征和对应的位置坐标作为训练数据,学习并建立信号特征与位置之间的映射关系,从而摆脱传统方法对精确信道建模和理想传播环境的依赖。这类方法能够自动提取信号的时频特征、空间特征或统计特征,进而在复杂电磁传播条件下保持较强的鲁棒性和适应性,适用于低空移动、室内外混合等多样化场景,相关研究在广泛区域内保持了较高定位精度<sup>[60-62]</sup>。Gharghan等<sup>[60]</sup>提出结合粒子群优

化与神经网络的混合算法,提升了无线传感器网络在室内外环境中的节点定位精度,相比传统RSSI方法在不同环境下都显著降低了定位误差。Ibrahim等<sup>[61]</sup>提出基于接收信号强度(Received Signal Strength,RSS)时序数据的卷积神经网络室内定位方法,通过构建RSS特征图并输入模型,实现了在多建筑多楼层环境下的高精度定位。Li等<sup>[62]</sup>提出基于深度强化学习的无线定位方法,将连续定位过程建模为马尔可夫决策过程,并利用无标签RSS数据设计奖励机制,实现了无监督条件下的无线信号源定位。

在非视距(NLOS)环境中,由于信号传播路径被障碍物阻挡,导致接收信号到达时间或强度测量值出现正向偏差,进而严重影响定位精度。因此,非视距环境中定位方法的关键思想在于识别并减轻这些非视距误差的影响,常见方法包括识别并剔除受NLOS影响的测量值、将NLOS测量作为定位区域的约束或通过随机建模和滤波方法持续校正偏差。例如,Hu等<sup>[63]</sup>提出基于扩展卡尔曼滤波的室内移动目标定位算法,通过测量锚节点与目标之间的距离,对测量残差进行分析,自动识别并抑制由NLOS效应引起的异常值。Xia等<sup>[64]</sup>则进一步针对低空移动目标追踪问题,提出基于TDOA的非合作信号跟踪方案,利用已知位置的基站和改进的蒙特卡洛粒子滤波器,结合恒定速度、转弯和加速度三种移动模型,检测并切换视距与非视距信道,但未进一步探讨基站与目标的通信同步问题,影响实际部署可行性。

## 2 低空无线电频谱安全管理新挑战

低空环境的复杂立体空域、大规模设备部署以及节点高移动性等特征,使得无线电频谱安全管理在感知、识别和定位等方面均面临新的挑战问题,包括复杂变化立体低空空域电磁频谱精准感知难,动态空地网络多源异构节点信号快速识别难以及复杂环境下高机动低空节点定位精度低。

### 2.1 复杂变化立体低空空域电磁频谱精准感知难

低空网络具有高动态性、立体覆盖和大规模设备部署的特征,导致立体低空空域的电磁环境复杂动态变化,难以对频谱态势进行实时精准感知。低空电磁环境呈现三维空间特性,信号传播受建筑物和地形等障碍物影响,导致NLOS干扰加剧,难以准确建模频谱态势变化,且无人机和电动垂直起降飞行器等低空节点的快速移动和高度变化对频谱感知实时性提出了更高要求。此外,低空网络未来将涌入大量异构设备执行通信、导航和遥感等任务,信号重叠和噪声干扰等现象日益严峻,传统能量检测等方法易失效。因此,亟需研究自适

应实时低空频谱感知技术,结合人工智能技术预测信号变化趋势,构建三维动态低空频谱数据库,以应对低空复杂电磁环境下的感知需求。

### 2.2 动态空地网络多源异构节点信号快速识别难

未来低空网络面临多种通信协议并存和非合作信号激增等挑战,导致信号识别速度和精度下降。具体地,低空设备采用5G、Wi-Fi以及私有协议等多样化的通信协议进行数据传输,且大量未经授权的“黑飞”信号以及恶意干扰和GPS欺骗等虚假信号增多,使得信号识别技术不仅需要区分其协议类型,还需判断信号意图,而传统基于指纹库的识别方法难以应对未知调制方式或自定义协议。此外,低空电磁环境复杂,多普勒效应和多径衰落等因素造成信号严重失真,进而导致低信噪比条件下识别准确率下降。因此,未来需结合大语言模型等技术进行信号时频空多维特征提取,实现低空设备多源异构信号快速精准分类。

### 2.3 复杂环境下高机动低空节点定位精度低

低空网络的三维空间特性、节点高移动性以及复杂的信号传播环境导致现有定位技术难以满足高精度定位需求。物流无人机等低空飞行器需要高精度定位以确保安全飞行,但传统TDOA等技术受限于信号时延和多基站同步问题,难以满足实时性需求。城市环境中的建筑物等障碍物导致非视距误差,进一步使定位误差增加。此外,低空频谱资源紧张,高精度定位技术的通信带宽需求高。因此,未来需进一步融合5G基站、卫星、雷达和视觉等多源多模态定位数据,探索通信—感知一体化技术,并借助人工智能技术优化信号路径预测和定位锚点选择,提升复杂环境下的定位可靠性。

## 3 未来的探索方向

依托频谱大数据与人工智能技术,有望实现复杂电磁环境下低空无线信号的精准感知识别与定位,为构建低空安全体系奠定技术基础。作为人工智能技术的研究前沿,LLM在信号处理领域展现出了独特优势<sup>[65]</sup>,为复杂低空环境的无线电频谱安全管理提供了可行技术路径。为此,如图2所示,本文针对复杂立体空域、大规模部署和节点高移动性等特征带来的新挑战,展望了未来人工智能技术赋能的低空无线电频谱安全管理这一可行的解决方案,沿着训练数据集构建、架构设计以及推理框架的系统性研究路径,分别提出了低空无线信号数据集构建、基于LLM的低空无线电频谱安全管理及其高效协同推理等未来值得探索的方向,并探讨了未来的发展趋势和面向大规模数据集构建和模型部署及性能优化的可行研究方向。

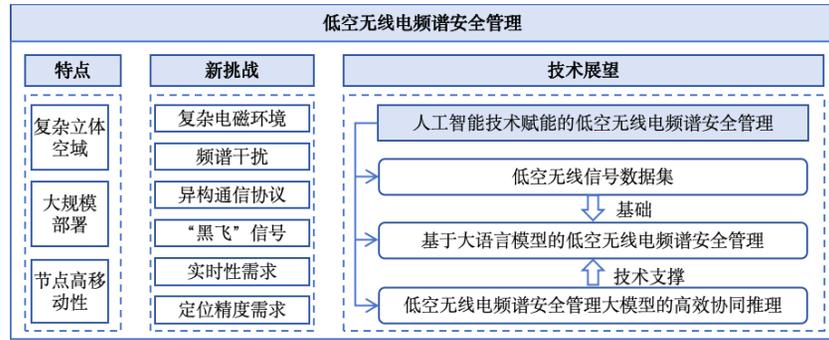


图2 低空无线电频谱安全管理技术展望

Fig.2 Prospects for Low-altitude Radio Spectrum Security Management Technology

### 3.1 低空无线信号数据集

高质量的低空无线信号数据集是人工智能模型训练的基础。然而,当前公开数据集较为匮乏,且真实场景下的数据采集成本高、难度大。为此,在上海市经济和信息化委员会的支持下,本文首先公开了一个实测数据和模拟生成数据融合的低空无线信号数据集,并进一步探讨了未来面向复杂应用场景下频谱安全管理应用需求的大规模数据集构建的可行研究方向。

#### 3.1.1 采集方案和数据集描述

数据集包括模拟生成信号和真实采集信号,其中模拟生成信号由MATLAB仿真生成,真实采集信号包括室内采集信号和室外采集信号。信号占用的频段为2.4 GHz – 2.4835 GHz的ISM频段,每次采集的对象为多个信号同时存在的整体频段。在采集真实信号之前,首先随机设定场景的信号组合设置,确定同时存在的信号个数、各个信号的类型、中心频率、信号的调制方式和占用带宽等参数。然后按照设定的信号参数组合,开启相应信号的发送设备,或使用软件无线电使其按照参数配置稳定发射信号。发送设备在距离接收机8米的范围内,同时尽量保证接收机8米内无其他信号源。发射信号重复且稳定后,使用接收机采集2.4 GHz—2.835 GHz频段的信号。室外数据采集与室内采集相似,在室外场景下使用无人机搭载信号发射源,令发射源能够按照参数设定稳定发射信号。搭载信号发射源的无人机悬停于距离接收机20米的范围内。

数据集包含Wi-Fi、蓝牙低功耗(Bluetooth Low Energy, BLE)、ZigBee、远距离无线电(Long Range Radio, LoRa)和自定义模式等6大类信号, QAM和正交相移键控(Quadrature Phase Shift Keying, QPSK)等不同调制方式和带宽下的18小类信号,如表1所示。数据集涵盖对2.4 GHz—2.483 5 GHz的IQ采样,数据的采样率为100 MS/s,每个采样点为32位的复数,其中实部16位表示I路采样结果,虚部16位表示Q路采样结果。所有数据均为1毫秒内的连续

IQ采样,也就是100 000个采样点。每条采样表示的数字信号包含多个窄带信号,同时存在的窄带信号的个数最少为2个,最多为6个。数据集中有一共包含30 000条数据,总共的数据大小约为20 GB。数据标签包括每个窄带信号占据的频谱范围和信号类型,一条典型数据的频谱图如图3所示。

#### 3.1.2 大规模频谱数据集构建的未来研究方向

未来低空无线电频谱安全管理的模型训练和优化依赖于大规模高质量的数据集,以适应复杂应用场景下的频谱感知与安全管理需求。因此,未来值得进一步探索的研究方向包括:针对城市多径反射和大规模无人机群运行导致的复杂电磁干扰难以全面精确感知的挑战,可研究自适应采样算法,实现对动态电磁行为的高效捕获,提升频谱数据感知精度和效率;针对实测环境中存

表1 信号采集类型及参数  
Table 1 Signal Acquisition Types and Parameters

序号	信号类型	具体参数
1	Wi-Fi	调制方式QPSK,带宽20 MHz
2	Wi-Fi	调制方式16QAM,带宽20 MHz
3	Wi-Fi	调制方式64QAM,带宽20 MHz
4	Wi-Fi	调制方式QPSK,带宽40 MHz
5	Wi-Fi	调制方式16QAM,带宽40 MHz
6	Wi-Fi	调制方式64QAM,带宽40 MHz
7	Wi-Fi	调制方式16QAM,带宽5 MHz
8	Wi-Fi	调制方式64QAM,带宽5 MHz
9	BLE	1M速率低功耗蓝牙
10	BLE	2M速率低功耗蓝牙
11	ZigBee	调制方式O-QPSK,带宽2 MHz
12	LoRa	扩频因子7,码率4/5,带宽250 kHz
13	OcuSync	无人机专用协议1
14	LightBridge	无人机专用协议2
15	自定义信号	根升余弦单载波,调制方式QPSK,带宽10 MHz
16	自定义信号	根升余弦单载波,调制方式16QAM,10 MHz
17	自定义信号	调幅调制,带宽200 kHz
18	自定义信号	调频调制,带宽200 kHz

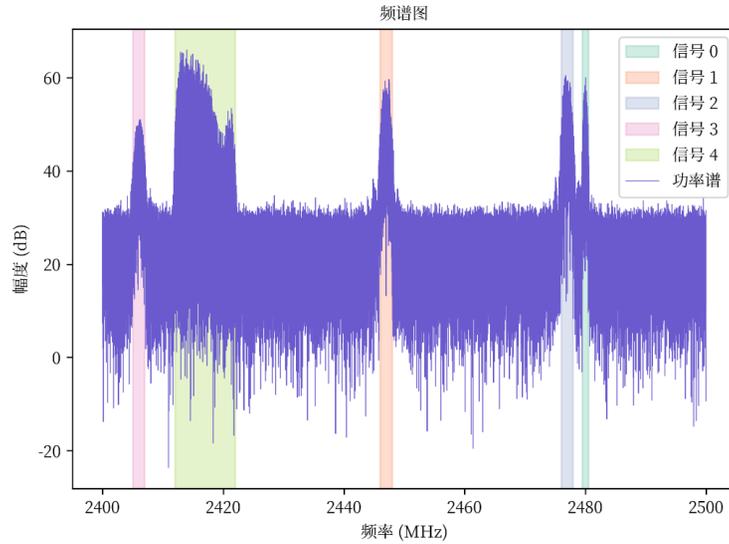


图3 数据集中典型信号频谱图  
Fig.3 Typical Signal Spectrum in the Dataset

在数据采集盲区 and 标注成本高的问题,可结合信号传播模型生成模拟信号数据,并引入基于生成对抗网络的自动标注机制,实现对信号类型和调制方式等特征的智能识别,提升频谱数据集的完备性与准确性;针对无人机物流、城市管理等跨场景应用中频谱特征多样、模型泛化能力不足的挑战,构建涵盖IQ数据、时频特征与频谱图等多模态特征的跨域开放数据库,为人工智能模型训练与优化提供高质量数据支撑。通过对上述研究方向的探索,有望解决低空频谱感知数据不足、标注困难与泛化能力有限等瓶颈,为智能化的低空无线电频谱安全管理奠定坚实基础。

### 3.2 基于大语言模型的低空无线电频谱安全管理

LLM具有强大的多模态数据融合和上下文理解能力,能够有效融合频谱数据、设备状态信息和环境特征,提升复杂电磁环境的认知能力。相较于传统方法,LLM

的迁移学习特性使其能够快速适应低空场景多种协议共存和信号非平稳等挑战<sup>[66]</sup>。因此,首先提出基于LLM的低空无线电频谱安全管理架构,为低空无线电频谱安全管理提供智能化新范式,并探讨了复杂变化环境下提升模型性能和适应性的可行研究方向。

#### 3.2.1 基于大语言模型的低空无线电频谱安全管理架构

基于LLM的低空无线电频谱安全管理通过时空信号多维特征提取和频谱安全管理的多任务协同学习,实现低空频谱态势精准感知、无线信号智能识别和三维空间精确定位的闭环优化。该架构有望突破传统算法在低空高动态复杂电磁环境中的性能瓶颈,且其持续自进化能力更能适应未来低空网络的技术演进需求。如图4所示,基于LLM的低空无线电频谱安全管理架构包括指令解析、多模态频谱数据特征提取以及信号感知识别定位等模块。指令解析模块接收用户或系统的自然语言

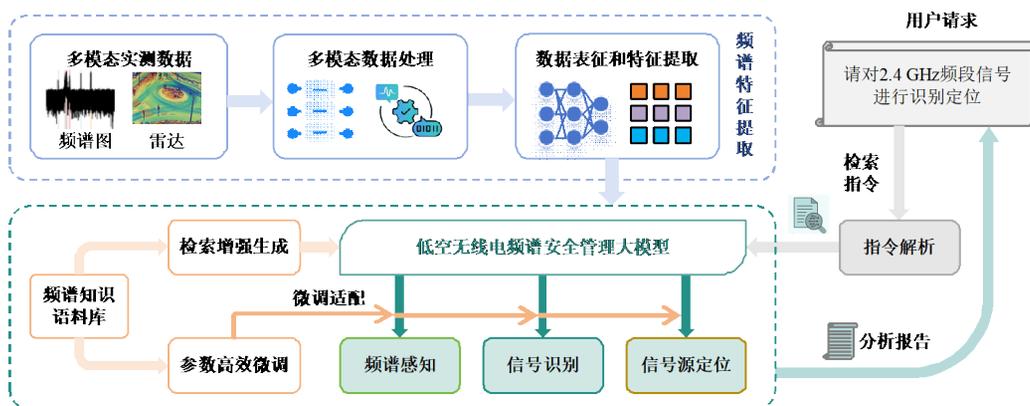


图4 基于大语言模型的低空无线电频谱安全管理架构  
Fig.4 Low-altitude Radio Spectrum Security Management Architecture Based on Large Language Model

指令,如“请对2.4 GHz频段内的信号进行识别定位”或“检测5G频段干扰”,利用自然语言处理技术将指令分解为结构化任务,通过识别频段、优先级和任务类型等关键参数,转化为频段扫描、干扰抑制或资源分配等可执行的子任务,并生成控制指令传递至低空无线电频谱安全管理大模型。频谱特征提取模块利用LLM的多模态数据处理与分析能力,提取毫米波雷达等设备采集的时域、频域信号及环境参数等多模态实测数据的关键特征,并采用CNN或Transformer<sup>[67]</sup>等深度学习模型对多模态数据进行预处理与对齐,以增强数据一致性。进一步利用注意力机制<sup>[67]</sup>等技术,获取频谱信号的语义特征与时空动态信息并生成紧凑的特征表示,然后基于特征融合技术形成频谱指纹,用于干扰识别与频谱分配优化等低空频谱管理任务。

低空无线电频谱安全管理大模型基于指令解析和频谱特征提取模块的输出信息,生成涵盖频谱感知、信号识别和信号源定位的用户指令分析报告。此外,通过引入检索增强生成(RAG)<sup>[68]</sup>和参数高效微调(Parameter-efficient fine-tuning, PEFT)<sup>[69]</sup>技术,可以进一步优化LLM的任务适配与学习效率。其中,RAG技术通过频谱管理语料库检索历史频谱数据、技术文档和频谱管理协议等相关知识,以增强LLM对复杂指令的理解与生成能力,精准匹配低空用户频谱管理需求;PEFT技术基于频谱管理语料库对LLM进行微调适配,采用低秩适配或指令微调等技术,优化模型在面临信号源定位或干扰分类等特定任务时的性能。最后,低空无线电频谱安全管理大模型生成针对用户需求的分析报告,包括频段占用情况等频谱感知结果、信号类型与调制方式等信号识别结果以及无人机坐标等信号源定位信息,为低空频谱安全管理提供智能化支持。

### 3.2.2 LLM赋能频谱安全管理的未来研究方向

通过部署具备持续自演进能力的大语言模型,低空无线电频谱安全管理系统有望在应对新场景和新任务时显著提升泛化能力。然而,在复杂多变的低空电磁环境中,其实际应用仍面临性能优化与环境适应性等挑战。因此,未来值得深入探索的研究方向包括:针对低空电磁环境多径效应强、干扰类型复杂导致信号特征难以稳定提取的问题,优化多模态频谱数据融合机制,设计鲁棒的特征提取算法,增强系统在复杂电磁条件下的稳健感知与识别能力;针对大模型知识更新滞后和复杂指令理解不足等挑战导致频谱安全管理性能下降问题,增强基于RAG的频谱知识语料库扩展与实时更新机制,提升语义解析精度和动态适应能力;针对特定任务和业务频段下模型微调代价高、泛化能力不足的问题,研究

自适应模型微调策略,降低不同低空场景下的适配成本,并在保持性能的同时提升跨应用能力。通过对上述研究方向的探索,有望突破大语言模型在低空频谱安全管理中的应用瓶颈,实现在真实场景中的高效与可靠落地。

### 3.3 低空无线电频谱安全管理大模型的高效协同推理

基于LLM的低空无线电频谱安全管理架构面临实时性要求高和边缘设备计算资源受限等挑战,需高效处理多模态数据并快速响应用户指令。因此,首先展望了基于拆分推理的低空无线电频谱安全管理大模型的高效协同推理框架,并进一步探讨了未来提高计算资源受限和复杂电磁环境条件下无线电频谱安全管理大模型协同推理性能的可行研究方向。

#### 3.3.1 高效协同推理框架

高效协同推理框架将无线电频谱安全管理大模型进行拆分,分别部署于云端与边缘设备,协同优化频谱感知、信号识别与定位任务的推理性能,并进一步采用强化学习自适应优化拆分策略,权衡计算与通信效率,提升系统响应速度与鲁棒性。如图5所示,以基于Transformer<sup>[67]</sup>的多模态大型语言模型为例,根据模型计算复杂性,将基于CNN的特征提取器等轻量化子模型部署于无人机搭载的嵌入式平台等边缘设备,处理时域IQ样本、频域功率谱与毫米波雷达数据等实时多模态数据,生成初步特征表示以减少数据传输量。将注意力机制与联合信源信道编码等计算模型部署于云端服务器,执行语义特征提取与多模态融合计算。根据用户任务优先级和节点计算资源配置,采用深度Q网络和Actor-Critic等强化学习算法<sup>[70]</sup>动态优化大模型拆分点、计算资源分配和任务调度等协同推理策略,并基于推理时延、精度、服务满意度和能耗等推理性能评估实时奖励函数对强化学习模型进行训练,进一步提升协同推理效率与鲁棒性,适应低空环境变化。

#### 3.3.2 频谱安全管理大模型协同推理的未来研究方向

部署自适应协同推理机制有望提升低空无线电频谱安全管理大模型的响应速度,但在计算资源受限和复杂电磁环境条件下,其有效性仍需进一步验证。未来值得探索的研究方向主要包括:针对低空复杂电磁环境中强干扰导致的数据传输时延和稳定性不足问题,可设计面向特定频谱管理大模型协同推理的数据传输机制,以降低延迟并增强传输鲁棒性,同时在真实低空场景中进行实测验证,确保其可行性;针对边缘设备算力差异大、频谱数据处理需求高的挑战,开发面向差异化边缘设备的高性能硬件平台,结合异构计算架构与专用人工智能芯片,实现计算效率与实时性的提升,支持大规模频谱

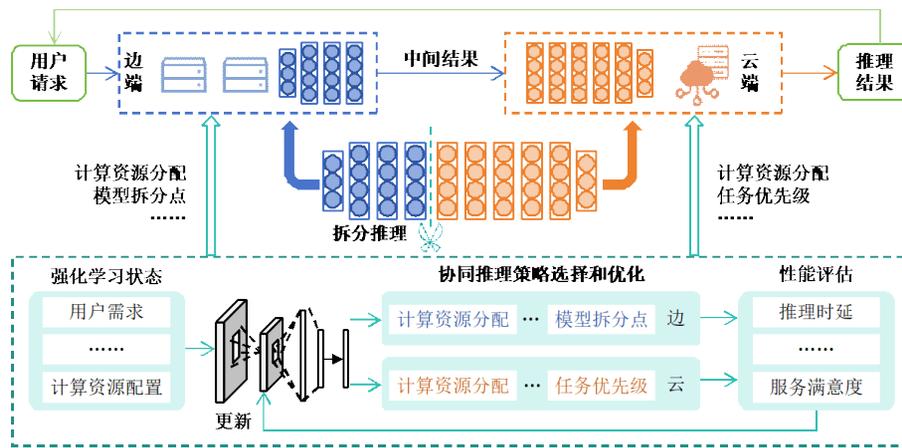


图5 低空无线电频谱安全管理大模型的高效协同推理框架

Fig.5 Efficient Collaborative Inference Framework for Low-altitude Radio Spectrum Security Management Large Language Model

数据的实时处理与分析。通过上述研究路径,有望突破当前协同推理机制在资源受限和环境复杂性下的应用瓶颈,为低空无线电频谱安全管理的高效落地提供坚实支撑。

#### 4 城市低空电磁环境监测验证场域构建:以上海城市场景测试基地为例

在低空无线电频谱安全管理技术体系中,复杂城市环境下的电磁兼容性与干扰监测能力验证是制约技术突破的关键瓶颈。为解决这一难题,上海市城市场景低空测试基地(以下简称“测试基地”)依托传统煤化工产业外迁后形成的物理隔离空域,构建了国内首个具备城市复杂电磁环境模拟能力的低空综合测试场域,旨在为低空关键技术验证提供实证研究平台。测试基地的核心价值在于构建了高度仿真的城市电磁传播测试环境。如图6所示,基地内密集分布的生产设施、高层建筑群及沿江码头等构筑物,形成了具有多重反射和遮蔽效应的

“楼宇森林”地貌,不仅能复现城市峡谷风场等物理环境,更重要的是构建了多径效应显著和遮挡损耗复杂的电磁传播场景。在此环境下,飞行器开展巡航、起降测试时,其通信导航系统不可避免地面临信号衰减、多普勒频移及邻频干扰等挑战,从而为低空无线电设备的电磁兼容性测试与抗干扰算法验证提供了真实、可控且不可替代的实验条件,有效弥补了传统郊外试飞“温室测试”导致的数据失真问题。

测试基地的建设与运行为低空无线电频谱安全管理关键技术的研究与优化提供了重要的实证平台,为我国低空频谱安全标准的制定奠定了核心依据,并推动该领域逐步从理论探索迈向工程化与应用化阶段。未来,依托基地所构建的真实复杂电磁环境测试条件,可开展大规模低空信号数据采集,以支撑自适应采样算法与跨域多模态数据库的构建与验证;同时,基地能够为大语言模型在多径干扰、复杂指令理解等场景下的性能评估与优化提供实验环境,并支撑RAG知识库扩展及模型微



图6 城市低空电磁环境监测验证场域构建

Fig.6 Construction of Monitoring and Verification Field for Urban Low-altitude Electromagnetic Environment

调策略的实地测试。此外,基地的多网络协同架构与异构硬件设施条件,也为协同推理机制的低时延验证和边缘计算平台适配提供了可行路径。通过真实环境测试和智能化技术迭代,测试基地可在推动低空无线电频谱安全管理的理论创新、模型优化与工程落地之间发挥桥梁作用,为低空经济的安全可持续发展提供坚实保障。

## 5 结语

本文面向低空经济的安全健康发展需求,聚焦低空无线电频谱安全管理这一低空安全的基础保障,对频谱感知、信号识别和信号源定位等关键技术以及现有技术,在低空立体复杂电磁环境下面临的新挑战进行了总结与讨论。针对该技术在低空复杂环境下的新挑战,对基于大语言模型等人工智能技术的低空频谱安全管理未来发展范式进行了展望构想,通过构建低空无线信号数据集助力人工智能模型训练和技术落地,并提出基于大语言模型的低空无线电频谱安全管理架构及其高效协同推理框架等未来值得进一步探索的研究方向,为低空安全体系构建提供核心技术支撑。此外,本文介绍了上海市低空电磁环境监测验证场域,为低空无线电频谱安全管理关键技术的实证研究和标准制定提供核心依据。未来人工智能驱动的无线电频谱安全管理技术的进步与革新,必将推动低空经济信息网络向高效、智能和安全可控的方向发展,为发展低空经济新质生产力提供坚实的理论与技术基础。

## 参 考 文 献

- [1] 杨华, 黄宁. 低空经济面临的频谱干扰挑战. 中国无线电, 2025(3):44—46.  
Yang H, Huang N. Spectrum interference challenges of the low-altitude economy. China Radio, 2025(3):44—46. (in Chinese)
- [2] 刘玉佩, 李一鸣, 王春琦, 等. 面向低空空域的频谱态势认知体系架构研究与展望. 中国无线电, 2025(5):31—33, 36.  
Liu YP, Li YM, Wang CQ, et al. Survey on spectrum situation awareness system architecture for low-altitude airspace. China Radio, 2025(5):31—33, 36. (in Chinese)
- [3] 董超, 经宇涛, 屈毓铤, 等. 面向低空智联网频谱认知与决策的云边端融合体系架构. 通信学报, 2023, 44(11):1—12.  
Dong C, Jing YQ, Qu YB, et al. Cloud-edge-device fusion architecture oriented to spectrum cognition and decision in low-altitude intelligence network. Journal on Communications, 2023, 44(11):1—12. (in Chinese)
- [4] Wang BB, Ray Liu KJ. Advances in cognitive radio networks: A survey. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2011, 5(1):5—23.
- [5] 周鑫, 何晓新, 郑昌文. 基于图像深度学习的无线电信号识别. 通信学报, 2019, 40(7):114—125.  
Zhou X, He XX, Zeng CW. Radio signal recognition based on image deep learning. Journal on Communications, 2019, 40(7):114—125. (in Chinese)
- [6] Trelvakis SE, Boulogeorgos AA, Pliatsios D, et al. Localization as a key enabler of 6G wireless systems: A comprehensive survey and an outlook. IEEE Open Journal of the Communications Society, 2023, 4:2733—2801.
- [7] Jiang YH, Li XY, Zhu GX, et al. Integrated sensing and communication for low altitude economy: Opportunities and challenges. IEEE Communications Magazine, 2025, PP(99):1—7.
- [8] Matheou KJ, Apaza RD, Downey AN, et al. Analysis of at-altitude LTE power spectra for small unmanned aircraft system C2 communications. 2019 Integrated Communications, Navigation and Surveillance Conference (ICNS). Herndon, VA, USA. IEEE, 2019:1—12.
- [9] Shang BD, Marojevic V, Yi Y, et al. Spectrum sharing for UAV communications: Spatial spectrum sensing and open issues. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2020, 15(2):104—112.
- [10] Liang YC, Chen KC, Li GY, et al. Cognitive radio networking and communications: An overview. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2011, 60(7):3386—3407.
- [11] Zhao Q, Sadler BM. A survey of dynamic spectrum access. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(3):79—89.
- [12] Song M, Xin CS, Zhao YX, et al. Dynamic spectrum access: From cognitive radio to network radio. IEEE Wireless Communications, 2012, 19(1):23—29.
- [13] 盖建新, 薛宪峰, 吴静谊, 等. 基于深度卷积神经网络的协作频谱感知方法. 电子与信息学报, 2021, 43(10):2911—2919.  
Gai JX, Xue XF, Wu JY, et al. Cooperative spectrum sensing method based on deep convolutional neural network. Journal of Electronics & Information Technology, 2021, 43(10):2911—2919. (in Chinese)
- [14] 王磊, 郑宝玉, 李雷. 基于随机矩阵理论的协作频谱感知. 电子与信息学报, 2009, 31(8):1925—1929.  
Wang L, Zheng BY, Li L. Cooperative spectrum sensing based on random matrix theory. Journal of Electronics & Information Technology, 2009, 31(8):1925—1929. (in Chinese)
- [15] 郭云玮, 刘全, 高俊. 认知无线电中频谱感知技术的研究进展. 中兴通讯技术, 2010, 16(6):39—43.  
Guo YW, Liu Q, GAO J. A survey on spectrum sensing techniques in cognitive radio network. ZTE Technology Journal, 2010, 16(6):39—43. (in Chinese)
- [16] Boulogeorgos AA, Chatzidiamantis ND, Karagiannidis GK. Energy detection spectrum sensing under RF imperfections. IEEE Transactions on Communications, 2016, 64(7):2754—2766.
- [17] Abdulsattar MA. Energy detection technique for spectrum sensing in cognitive radio: A survey. International Journal of Computer Networks & Communications, 2012, 4(5):223—242.
- [18] Shi L, Bahl P, Katabi D. Beyond sensing: Multi-GHz realtime spectrum analytics//12th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation (NSDI), 2015:159—172.
- [19] Guddeti Y, Subbaraman R, Khazraee M, et al. Sweep sense: Sensing 5 GHz in 5 milliseconds with low-cost radios//16th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation (NSDI 19). 2019:317—330.
- [20] Subbaraman R, Mills K, Schulman A, et al. Crescendo: Towards wide-

- band, real-time, high-fidelity spectrum sensing systems. Proceedings of the 29th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. Madrid Spain. ACM, 2023: 1-14.
- [21] Yang J, Song ZH, Gao Y, et al. Adaptive compressed spectrum sensing for multiband signals. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, 20(11): 7642—7654.
- [22] Hamdaoui B, Khalfi B, Guizani M. Compressed wideband spectrum sensing: Concept, challenges, and enablers. *IEEE Communications Magazine*, 2018, 56(4): 136—141.
- [23] Mishali M, Eldar YC. Blind multiband signal reconstruction: Compressed sensing for analog signals. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(3): 993—1009.
- [24] Mishali M, Eldar YC. From theory to practice: Sub-nyquist sampling of sparse wideband analog signals. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2010, 4(2): 375—391.
- [25] Mishali M, Elron A, Eldar YC. Sub-Nyquist processing with the modulated wideband converter. 2010 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Dallas, TX, USA. IEEE, 2010: 3626—3629.
- [26] Gao JB, Yi XM, Zhong CJ, et al. Deep learning for spectrum sensing. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2019, 8(6): 1727—1730.
- [27] Uvaydov D, D'Oro S, Restuccia F, et al. DeepSense: Fast wideband spectrum sensing through real-time in-the-loop deep learning. *IEEE INFOCOM 2021 - IEEE Conference on Computer Communications*. Vancouver, BC, Canada. IEEE, 2021: 1-10.
- [28] Zhang WS, Wang Y, Chen X, et al. Spectrum transformer: An attention-based wideband spectrum detector. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(9): 12343—12353.
- [29] Zhang H, Yang J, Gao Y. Machine learning empowered spectrum sensing under a sub-sampling framework. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(10): 8205—8215.
- [30] 张承畅, 余洒, 徐余, 等. 神经网络在调制识别中的应用综述. *重庆邮电大学学报(自然科学版)*, 2022, 34(2): 181—192.  
Zhang CC, Yu S, Xu Y, et al. Survey of artificial neural network applied to modulation recognition. *Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition)*, 2022, 34(2): 181—192. (in Chinese)
- [31] Dobre OA, Bar-Ness Y, Su W. Higher-order cyclic cumulants for high order modulation classification. *IEEE Military Communications Conference*, 2003. MILCOM 2003. Boston, MA, USA. IEEE, 2003: 112—117.
- [32] Liu LK, Xu JD. A novel modulation classification method based on high order cumulants. 2006 International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing. Wuhan, China. IEEE, 2006: 1—5.
- [33] Swami A, Sadler BM. Hierarchical digital modulation classification using cumulants. *IEEE Transactions on Communications*, 2000, 48(3): 416—429.
- [34] 吕铁军, 王河, 肖先赐. 新特征选择方法下的信号调制识别. *电子与信息学报*, 2002, 24(5): 661—666.  
Lv TJ, Wang H, Xiao XC. Recognition of modulation signal based on a new method of feature selection. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2002, 24(5): 661—666. (in Chinese)
- [35] O'Shea TJ, Corgan J, Clancy TC. Convolutional radio modulation recognition networks. *Engineering Applications of Neural Networks*. Cham: Springer International Publishing, 2016: 213—226.
- [36] Huynh-The T, Hua CH, Pham QV, et al. MCNet: An efficient CNN architecture for robust automatic modulation classification. *IEEE Communications Letters*, 2020, 24(4): 811—815.
- [37] Peng SL, Jiang HY, Wang HX, et al. Modulation classification using convolutional Neural Network based deep learning model. 2017 26th Wireless and Optical Communication Conference (WOCC). Newark, NJ, USA. IEEE, 2017: 1—5.
- [38] Cai JJ, Gan FM, Cao XH, et al. Signal modulation classification based on the transformer network. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2022, 8(3): 1348—1357.
- [39] Hamidi-Rad S, Jain S. MCformer: A transformer based deep neural network for automatic modulation classification. 2021 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). Madrid, Spain. IEEE, 2021: 1—6.
- [40] Xiao CH, Yang SY, Feng ZX, et al. MCLHN: Toward automatic modulation classification via masked contrastive learning with hard negatives. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(10): 14304—14319.
- [41] Belgiovine M, Groen J, Sirera M, et al. T-PRIME: Transformer-based protocol identification for machine-learning at the edge. *IEEE INFOCOM 2024 - IEEE Conference on Computer Communications*. Vancouver, BC, Canada. IEEE, 2024: 1031—1040.
- [42] Uvaydov D, Zhang ML, Robinson CP, et al. Stitching the spectrum: Semantic spectrum segmentation with wideband signal stitching. *IEEE INFOCOM 2024 - IEEE Conference on Computer Communications*. Vancouver, BC, Canada. IEEE, 2024: 2219—2228.
- [43] Zhang WH, Feng MJ, Krunz M, et al. Signal detection and classification in shared spectrum: A deep learning approach. *IEEE INFOCOM 2021 - IEEE Conference on Computer Communications*. Vancouver, BC, Canada. IEEE, 2021: 1—10.
- [44] Peng JB, Chen Z, Lin Z, et al. Sums: Sniffing unknown multiband signals under low sampling rates. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2025, 24(9): 7822—7835.
- [45] Zhao TY, Domae BW, Steigerwald C, et al. Drone RF signal detection and fingerprinting: UAVSig dataset and deep learning approach. *MILCOM 2024 - 2024 IEEE Military Communications Conference (MILCOM)*. Washington, DC, USA. IEEE, 2024: 431—436.
- [46] Hanna S, Dick C, Cabric D. Signal processing-based deep learning for blind symbol decoding and modulation classification. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2022, 40(1): 82—96.
- [47] Xie YX, Jamieson K. NG-scope: Fine-grained telemetry for NextG cellular networks. Abstract Proceedings of the 2022 ACM SIGMETRICS/IFIP PERFORMANCE Joint International Conference on Measurement and Modeling of Computer Systems. Mumbai India. ACM, 2022: 27—28.
- [48] Gao ZH, Zhang YJ, Chen TJ. DeepMon: Wi-Fi monitoring using sub-nyquist sampling rate receivers with deep learning. Proceedings of the 30th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. Washington D.C. DC USA. ACM, 2024: 2401—2406.
- [49] 李斌飞, 崔世钢, 施国英, 等. 基于无迹卡尔曼滤波的农用无人机定位研究. *中国农机化学报*, 2020, 41(9): 156—161.  
Li BF, Cui SG, Shi GY, et al. Research on agricultural unmanned aerial

- vehicle positioning based on unscented Kalman filter. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2020, 41(9): 156—161. (in Chinese)
- [50] 蔡伯根,李智宇,王剑,等. 面向铁路巡检的低空无人机智能感知与精密定位研究. *铁路通信信号工程技术*, 2025, 22(1): 1—12.  
Cai BG, Li ZY, Wang J, et al. Research on intelligent sensing and precise positioning of low-altitude UAV for railway inspection. *Railway Signalling & Communication Engineering*, 2025, 22(1): 1—12. (in Chinese)
- [51] 陈智博,郭道省. 基于稀疏张量补全与密度峰值聚类的低空智能网多辐射源定位算法. *电子与信息学报*, 2025, 47(5): 1310—1321.  
Chen ZB, Guo DX. A localization algorithm for multiple radiation sources in low-altitude intelligent networks based on sparse tensor completion and density peaks clustering. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2025, 47(5): 1310—1321. (in Chinese)
- [52] Caffery J, Stuber GL. Subscriber location in CDMA cellular networks. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 1998, 47(2): 406—416.
- [53] Kaplan ED, Hegarty CJ. *Understanding GPS/GNSS: Principles and applications* third edition. Artech House, 2016.
- [54] Niculescu D, Nath B. Ad hoc positioning system (APS) using AOA. *IEEE INFOCOM 2003. Twenty-second Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies*. San Francisco, CA, USA. IEEE, 2003: 1734—1743.
- [55] Peng R, Sichitiu ML. Angle of arrival localization for wireless sensor networks. *2006 3rd Annual IEEE Communications Society on Sensor and Ad Hoc Communications and Networks*. Reston, VA, USA. IEEE, 2006: 374—382.
- [56] Bucher R, Misra D. A synthesizable VHDL model of the exact solution for three-dimensional hyperbolic positioning system. *VLSI Design*, 2002, 15(2): 935925.
- [57] Gustafsson F, Gunnarsson F. Positioning using time-difference of arrival measurements. *2003 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 2003. *Proceedings. (ICASSP'03)*. Hong Kong, China. IEEE, 2003: VI—553.
- [58] Mondinelli F, Kovacs-Vajna ZM. Self-localizing sensor network architectures. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2004, 53(2): 277—283.
- [59] Patwari N, Hero AO III. Using proximity and quantized RSS for sensor localization in wireless networks. *Proceedings of the 2nd ACM International Conference on Wireless Sensor Networks and Applications - WSNA'03*. San Diego, CA, USA. ACM, 2003: 20.
- [60] Gharghan SK, Nordin R, Ismail M, et al. Accurate wireless sensor localization technique based on hybrid PSO-ANN algorithm for indoor and outdoor track cycling. *IEEE Sensors Journal*, 2016, 16(2): 529—541.
- [61] Ibrahim M, Torki M, ElNainay M. CNN based indoor localization using RSS time-series. *2018 IEEE Symposium on Computers and Communications (ISCC)*. Natal, Brazil. IEEE, 2018: 1044—1049.
- [62] Li Y, Hu X, Zhuang Y, et al. Deep reinforcement learning (DRL): Another perspective for unsupervised wireless localization. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(7): 6279—6287.
- [63] Hu N, Lin C, Luan FJ, et al. A mobile localization method based on a robust extend Kalman filter and improved M-estimation in Internet of Things. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 2020, 16(9): 155014772096123.
- [64] Xia N, Weitnauer MA. TDOA-based mobile localization using particle filter with multiple motion and channel models. *IEEE Access*, 2019, 7: 21057—21066.
- [65] Liu XY, Gao SJ, Liu BX, et al. LLM4WM: Adapting LLM for wireless multi-tasking. *IEEE Transactions on Machine Learning in Communications and Networking*, 2025, 3: 835—847.
- [66] Javaid S, Fahim H, He B, et al. Large language models for UAVs: Current state and pathways to the future. *IEEE Open Journal of Vehicular Technology*, 2024, 5: 1166—1192.
- [67] Vaswani A, Shazeer NM, Parmar N, et al. Attention is all you need. *Neural Information Processing Systems*, 2024.
- [68] Zhou H, Hu CM, Yuan D, et al. Large language models for wireless networks: An overview from the prompt engineering perspective. *IEEE Wireless Communications*, 2025, 32(4): 98—106.
- [69] Ding N, Qin YJ, Yang G, et al. Parameter-efficient fine-tuning of large-scale pre-trained language models. *Nature Machine Intelligence*, 2023, 5(3): 220—235.
- [70] Feriani A, Hossain E. Single and multi-agent deep reinforcement learning for AI-enabled wireless networks: A tutorial. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2021, 23(2): 1226—1252.

## Research on Key Technologies for Low-altitude Radio Spectrum Security Management

Zefang Lyu<sup>1†</sup> Hong Zhou<sup>2†</sup> Jinbo Peng<sup>1</sup> Ye Zhu<sup>2</sup> Bo Tang<sup>3</sup>  
Ye Ma<sup>3</sup> Leixing Kong<sup>1</sup> Zhe Chen<sup>1</sup> Yue Gao<sup>1\*</sup>

1. *Institutes of Space Internet, Fudan University, Shanghai 200433, China*

2. *Shanghai Radio Monitoring Station, Shanghai 200031, China*

3. *Shanghai Low Altitude Economic Industry Development Co., Ltd., Shanghai 200335, China*

**Abstract** As a foundational guarantee for the safe development of the low-altitude economy, radio spectrum security management aims to provide a stable electromagnetic environment for the reliable operation of communication, navigation, and localization systems of low-altitude devices, such as drones. Firstly, this paper reviews the key technologies of spectrum security management, including spectrum sensing, signal identification, and signal localization, analyzes the challenges of

† Contributed equally as co-first authors.

\* Corresponding Author, Email: gao.yue@fudan.edu.cn

these technologies in complex, highly dynamic low-altitude scenarios, and gives future development trends. Leveraging spectrum big data and artificial intelligence technologies to achieve real-time spectrum situational awareness, intelligent inference, and autonomous decision-making in complex electromagnetic environments is a feasible technical pathway to address new challenges in dynamic low-altitude scenarios, potentially laying the technical foundation for building a low-altitude security system. Therefore, this paper further explores the future feasible direction of low-altitude radio spectrum security management empowered by artificial intelligence technology. Combining the latest progress of artificial intelligence technology and the future development needs of low-altitude radio spectrum security management, this paper prospect some key technologies such as the construction of low-altitude wireless signal datasets, low-altitude radio spectrum security management based on large language models, and efficient collaborative inference, as well as their future research directions. Finally, this paper introduces the low-altitude testing base in Shanghai. As the first low-altitude test site in China with the ability to simulate complex urban electromagnetic environments, this testing base provides an empirical research platform for key technologies in low-altitude radio spectrum security management.

**Keywords** low-altitude economy; low-altitude networks; spectrum management; spectrum interference; artificial intelligence; large language models

**高 跃** 复旦大学教授,国际电气电子工程师学会会士、中国通信学会会士,现任复旦大学空间互联网研究院院长。主要从事天空地一体化网络和卫星互联网研究,主持国家自然科学基金专项项目和科技部政府间重点专项等项目。

**吕泽芳** 博士,复旦大学空间互联网研究院博士后。主要从事无人机网络和通信及智能通信等研究,发表学术论文30余篇,入选国家资助博士后研究人员计划。

**周 洪** 硕士,上海市无线电监测站高级工程师。主攻无线电监测领域,专注无线信号识别分析与频谱特性研究,以专业技术支撑无线通信频谱高效管理与安全保障。

(责任编辑 王磊 张强)