

## Key Technologies and Future Prospects of Cognitive Intelligence in Electromagnetic Spectrum

ZHANG Hairen<sup>1</sup>, RUAN Tianchen<sup>1,2</sup>, LIU Chunyu<sup>1</sup>, ZHOU Fuhui<sup>1,2</sup>, WU Qihui<sup>1\*</sup>

(1. Key Laboratory of Dynamic Cognitive System of Electromagnetic Spectrum Space, Ministry of Industry and Information Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China; 2. College of Artificial Intelligence, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

**Abstract:** Electromagnetic spectrum resources are strategically scarce national resources, and the electromagnetic spectrum space has become the sixth-dimensional operational domain. Against the backdrop of the development of the sixth-generation mobile communication (6G) and the acceleration of the low-altitude economy, the scale of frequency-using equipment continues to expand, and the demand for spectrum use is becoming increasingly complex and diverse. The spectrum environment exhibits highly dynamic and time-varying characteristics, leading to the intensification of spectrum resource scarcity, the increasingly prominent spectrum security threat, and more intense spectrum confrontation situations. Traditional spectrum management systems based on passive sensing face significant bottlenecks in terms of sensing accuracy, response timeliness, and collaborative capabilities. Electromagnetic spectrum cognitive intelligent management and control, driven by emerging technologies such as large spectrum models, relies on multimodal spectrum sensing, multi-level spectrum cognition, and multi-factor spectrum decision-making to establish an integrated “Observe-Cognition-Decide-Act” cognitive decision-making loop. It promotes the evolution of spectrum management from static planning and passive response to dynamic allocation and proactive regulation, gradually moving toward higher levels of intelligence and automation, to support spectrum management needs in future complex electromagnetic environments. This paper systematically reviews the technical system architecture, the cognitive decision-making loop mechanism, and key technologies of electromagnetic spectrum cognitive intelligence, and offers an outlook on future trends. It aims to provide theoretical reference and technical guidance for addressing the challenges of efficient spectrum management in complex electromagnetic environments and for constructing the next-generation, fully autonomous cognitive intelligent spectrum management system.

### Highlights:

1. This paper innovatively proposes an integrated cognitive decision-making closed loop driven by a cognitive intelligence engine, promoting the paradigm shift of spectrum management from static planning and passive response to dynamic allocation and proactive control.
2. This paper systematically constructs the cognitive intelligence technology system for the electromagnetic spectrum and the evolution path of next-generation full-domain autonomous control systems, providing theoretical references and technical guidance for addressing the challenges of efficient spectrum management in complex electromagnetic environments.

**Key words:** electromagnetic spectrum management; cognitive intelligence; large spectrum models; agent communication; embodied intelligence

---

**Foundation item:** National Natural Science Foundation of China (No.62231015).

**Received:** 2026-04-13; **Revised:** 2026-05-03

**\*Corresponding author, E-mail:** wuqihui@nuaa.edu.cn.

# 电磁频谱认知智能关键技术与未来展望

张海仁<sup>1</sup>, 阮天宸<sup>1,2</sup>, 刘纯玉<sup>1</sup>, 周福辉<sup>1,2</sup>, 吴启晖<sup>1</sup>

(1. 南京航空航天大学电磁频谱空间认知动态系统工业和信息化部重点实验室, 南京 211106; 2. 南京航空航天大学人工智能学院, 南京 211106)

**摘要:** 电磁频谱资源是国家战略稀缺资源, 电磁频谱空间已成为第六维作战空间。在第6代移动通信(Sixth-generation mobile communication, 6G)与低空经济加速发展的背景下, 用频设备规模持续扩大, 用频需求日趋复杂多元, 频谱环境呈现高度动态时变特性, 导致频谱资源稀缺问题不断加剧、频谱安全威胁日益凸显, 频谱对抗态势愈发激烈。传统基于被动感知的频谱管控系统在感知精度、响应时效与协同能力等方面面临显著瓶颈。电磁频谱认知智能管控以频谱大模型等新兴技术为引擎, 依托多模态频谱感知、多层次频谱认知与多要素频谱决策, 构建形成“感知-认知-决策-行动”一体化的认知决策闭环, 推动频谱管控模式从静态规划、被动响应向动态调配、主动调控演进, 并逐步向更高层级的智能化、无人化方向发展, 以支撑未来复杂电磁环境中的频谱管控需求。本文系统综述了电磁频谱认知智能的技术体系架构、认知决策闭环机制及其关键技术, 并对未来趋势进行了展望, 旨在为破解复杂电磁环境下高效频谱管控的难题以及构建下一代全域自主的认知智能频谱管控体系提供理论参考与技术指引。

**关键词:** 电磁频谱管控; 认知智能; 频谱大模型; 智能体通信; 具身智能

**中图分类号:** TN911 **文献标志码:** A

**引用格式:** 张海仁, 阮天宸, 刘纯玉, 等. 电磁频谱认知智能关键技术与未来展望[J]. 数据采集与处理, 2026, 41(3): 642-662. ZHANG Hairan, RUAN Tianchen, LIU Chunyu, et al. Key technologies and future prospects of cognitive intelligence in electromagnetic spectrum[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2026, 41(3): 642-662.

## 引言

电磁频谱是信息传递的载体, 更是支撑第6代移动通信(Sixth-generation mobile communication, 6G)、低空智联网以及天地一体化网络等国家重大战略发展的关键基础资源, 其战略地位已提升至与陆、海、空、天、网并列的“第六维作战域”<sup>[1]</sup>。随着无线设备与应用呈现指数级增长, 电磁频谱环境日益呈现出环境多域、态势多维、信号密集及行为动态的极端复杂性<sup>[2]</sup>。频谱资源的供需矛盾空前尖锐, 频谱安全与电磁对抗的态势也日趋严峻。在此背景下, 如何实现频谱资源的高效、智能管控, 已成为关乎国计民生与国防安全的核心议题。早期的电磁频谱管控采用固定频段划分与专属牌照授权的方式进行静态频谱管理。该模式初步实现了不同无线电系统和业务间的干扰规避与有序运行。同时, 其静态独占模式导致频谱资源在空间和时间维度存在大量空闲, 整体利用率极低, 无法应对其后爆发式增长的无线通信业务需求与海量设备接入。

为突破静态分配导致的资源匮乏困境,以频谱空洞感知和机会式动态接入为核心的认知无线电技术应运而生<sup>[3]</sup>。该技术广泛引入了能量检测、循环平稳特征检测等技术,并与近年来兴起的基于深度学习的信号分类等感知技术相结合,通过终端设备对电磁环境进行被动的信号检测、特征提取与识别,实现了先感知后分配的管控机制,显著提升了频谱资源的动态利用率和复用机会。然而,该模式面临三重根本性局限:(1)感知模态单一,其探测依赖于终端对局部射频信号的被动能量或特征检测,缺乏对通信、雷达、导航等多源异构信号的协同采集与跨域数据融合,难以构建全面、准确的电磁态势画像;(2)认知深度不足,其分析主要停留在物理层信号特征识别与分类,未能深入分析更高层次的语义信息、用频行为模式与战术意图,无法支撑高层的策略生成;(3)决策要素局限,其决策优化目标多限于局部的频谱可用性与干扰规避,未能将时、频、空、功率、轨迹、行为意图等多维资源与约束纳入统一的协同优化框架,难以实现系统性能的全局最优。

随着无线网络向超密集与天地一体化演进,上述被动响应式的频谱管控算法面临着维数灾难、模型非凸以及决策信令开销过大等严峻挑战,已难以应对未知干扰、对抗性博弈以及高速机动场景。现代复杂的电磁博弈对感知的实时性、认知的精准性以及决策的时效性提出了前所未有的更高要求,迫切需要系统具备主动感知、深度认知与预先决策的能力。认知智能管控以频谱大模型、知识图谱及多智能体强化学习等新兴技术为核心驱动力,依托多模态感知、多层次认知与多要素决策,构建形成了“感知-认知-决策-行动”一体化的认知决策闭环,推动了频谱管控从静态规划、被动响应向动态调配、主动干预的深刻演进,并逐步向更高层级的智能化、无人化方向发展。这一范式转变得到了学术界的广泛关注:一方面,体系架构从早期的观察-判断-决策-行动(Observe-orient-decide-act, OODA)单向环,向融合“端-边-云”分层协同、多智能体联合决策的频谱认知体演进<sup>[4-5]</sup>;另一方面,使能技术正从单一数据驱动<sup>[6]</sup>,迈向数据与知识协同驱动<sup>[7]</sup>,包括基于频谱大模型的态势理解与预测<sup>[8]</sup>、支撑跨域协同感知与决策的数字孪生与多智能体强化学习<sup>[9]</sup>以及实现认知闭环的智能体通信与协同机制等<sup>[9-10]</sup>。

本文旨在对电磁频谱认知智能管控做出系统性综述。首先,深入阐述频谱认知智能管控的体系框架与认知闭环的决策机制。进而,聚焦频谱认知智能领域的频谱大模型、多模态感知、多层次认知及多要素决策等关键技术集群,梳理国内外研究现状。其后,对该领域内涌现的科学问题与前沿方向进行系统性梳理。最后,总结当前该领域面临的问题和机遇,展望未来发展方向,以期构建自主、高效的下一代智能频谱管控系统提供理论参考与技术支持。

## 1 电磁频谱认知智能管控

### 1.1 认知智能的内涵和特性

业界与学术界普遍将人工智能领域的演进轨迹,划分为计算智能、感知智能与认知智能3个递进的发展阶段。计算智能赋予了机器强大的海量记忆与高速的数值演算能力,感知智能使机器具备了视觉、听觉、触觉等基础的环境数据表征能力,认知智能则更加强调从关联到因果的深度理解。美国国防高级研究计划局(Defense Advanced Research Projects Agency, DARPA)在其提出的人工智能发展战略中,明确将具备语境适应、逻辑推理与自主学习能力的技术定义为“第3代人工智能”<sup>[11]</sup>。

从核心内涵来看,认知智能旨在赋予机器类似于人类大脑皮层的高级神经活动与心智功能,使其能够突破单纯的数据拟合与浅层的模式识别,进而具备概念抽象、逻辑推理、知识表达、联想记忆、因果分析、自主学习与长期规划等高阶智能。在认知科学与电磁频谱交叉的广阔视角下,认知智能的本质是建立从无结构化、海量多源的数据到结构化、语义化的知识,再从静态知识到动态智慧推理的映射机制。其要求机器能够超越离散的数据点,将外部世界的信息抽取为概念、实体、属性及其复杂的拓扑关系网络,并进行高维度的内在表征;强调探究事物背后的机理与物理因果链条,能够利用先验知识在不

确定、不完备的开放环境中进行演绎、归纳与溯因推理,以实现数据、知识与逻辑的融合。

相较于传统数据驱动的频谱管控技术,认知智能展现出了诸多优势。其首要特性是数据与知识的协同驱动。传统的深度学习等感知模型对海量、高质量的标注样本存在极强的依赖,且容易陷入局部最优与过拟合。认知智能通过引入常识知识库、领域专家经验以及先验物理规则,构建了“神经-符号”融合等新型计算架构<sup>[12]</sup>。这种驱动机制使得智能系统不仅能在数据丰富的条件下保持高维特征提取的精度,更能在小样本甚至零样本的严苛条件下,依靠知识泛化、类比与迁移,维持极高的鲁棒性。其次,认知智能实现了从统计相关性到结构因果性的跨越。传统机器学习模型多建立在联合概率分布与统计相关性基础上,难以挖掘到表层特征后隐藏的物理机理;认知智能结合大模型、多智能体强化学习等新兴技术,通过构建结构因果模型,发掘变量间的真实因果驱动机制,辅助理解和迭代。此外,强解释性和高透明度也是认知智能的重要表征。通过引入知识库和逻辑规则推理,认知智能打破了传统深度神经网络由于参数庞大而形成的黑盒属性。其推理过程可追溯、决策依据可审查,兼顾了决策结论正确和逻辑推演清晰,保障了系统的可靠性。同时,认知智能具备自主进化与持续学习能力,能够在持续与开放非平稳环境的交互中主动获取新知识,有效克服传统神经网络中常见的灾难性遗忘难题,实现跨周期的自我迭代。

## 1.2 电磁频谱认知智能管控框架

如引言所述,电磁频谱环境日益呈现出环境多域、态势多维、信号密集以及行为动态的极端复杂性,传统基于静态规则分配与被动感知响应的频谱管控模式已难以为继。在此背景下,认知智能技术体系与电磁频谱管控实践的深度交叉融合,催生了电磁频谱认知智能管控这一全新技术范式。从被动、碎片化的频谱监测走向主动、全局化的认知管控,是应对当今频域供需尖锐矛盾、消解复杂电磁安全危机、实现频谱资源效能最大化的必然选择。

近年来,随着人工智能发展进入快车道,特别是知识图谱、大规模语言模型与多智能体强化学习等技术的突破性进展,频谱管控内涵已经实现了数据到语义、语义到行为、单域到跨域和单层到多层的跃升<sup>[13]</sup>。电磁频谱认知智能管控,是指在拥挤、动态且高度对抗的复杂电磁环境中,系统以认知智能理论为指导,以OODA闭环为基础,以电磁频谱大模型、知识图谱、多智能体强化学习等技术为引擎,通过软硬件协同的智能体决策集群架构,对频谱空间进行多模态数据高效感知、多层次态势精确认知、多要素频谱主动决策与反馈改进,从而实现频谱资源的高效动态分配、用频冲突的智能消解、未知威胁的精准识别以及电磁防御的主动响应。与传统频谱管控相比,认知智能的主要优势如表1所示。

表1 传统电磁频谱管控与电磁频谱认知智能管控对比

Table 1 Comparison of traditional electromagnetic spectrum management and cognitive intelligent electromagnetic spectrum management

对比维度	传统电磁频谱管控	电磁频谱认知智能管控
核心范式	被动响应	主动认知
核心驱动	数据或知识驱动	数据知识双驱动
认知深度	聚焦物理特征	理解行为意图
可解释性	弱	强
进化能力	模型固定	自主进化
协同架构	单点或有限协同	多智能体深度协同
代表性技术	能量检测、循环平稳特征和深度学习	频谱大模型、数据知识双驱动网络、频谱知识图谱、多智能体强化学习以及具身智能管控

OODA 环理论最早于机械战争时代被提出,用于描述对抗演化过程并制定决策方案,其由观察、判断、决策和行动4个环节构成,结构呈现为单一入口的单向线性循环,存在认知粒度低、难以处理多域复杂信息的局限性<sup>[14]</sup>。随着信息技术的快速发展,OODA 2.0演进为以信息获取为核心的系统级循环,强调对战场态势信息的获取与战术反馈<sup>[15]</sup>。随着算法的智能化演进,OODA 3.0概念应运而生,其将描述对象从单体平台提升至多域联合的体系级智能博弈,核心驱动进化为人工智能算法。在这一演进历程中,OODA 环的认知粒度被不断细化与增强,传统的“观察-判断-决策-行动”被具有更深层语义的“感知-认知-决策-行动”所取代<sup>[16]</sup>,显著凸显了认知与决策环节在应对复杂博弈环境中的主导作用。

如图1所示,电磁频谱认知智能管控以 OODA 3.0 思想为指导,结合认知学习特点,将高度抽象的认知过程,具象化为4个紧密耦合的技术执行维度,共同构成了“感知-认知-决策-行动”组成的 OODA 决策闭环,深刻映射了人类大脑处理复杂系统问题的认知闭环机理。首先是多模态数据获取与感知,作为 OODA 环的起点,包含采集数据、处理数据和融合数据等任务。系统根据任务目标与先验知识,动态协调多域传感器阵列,实现对电磁、雷达、视觉等数据的针对性捕获与处理。在此过程中,系统不仅执行信号存在性检测,更通过对信号的调制类型、接入方式和辐射源特征进行精细化识别,借助多节点协同机制提升在复杂信道条件下的感知鲁棒性,为后续环节提供高质量、多模态输入数据。其次是多层次态势认知与推理,在获得多模态异构数据基础上,系统进一步融合物理模型、知识图谱与时空关联分析,精确重建缺失的环境态势、预测频谱演变趋势,并识别辐射源之间的行为关联与全局的用频意图,实现“信号-语义-行为-意图”的逐层深度认知,为精准决策提供直接支撑。接着是多要素自主协同

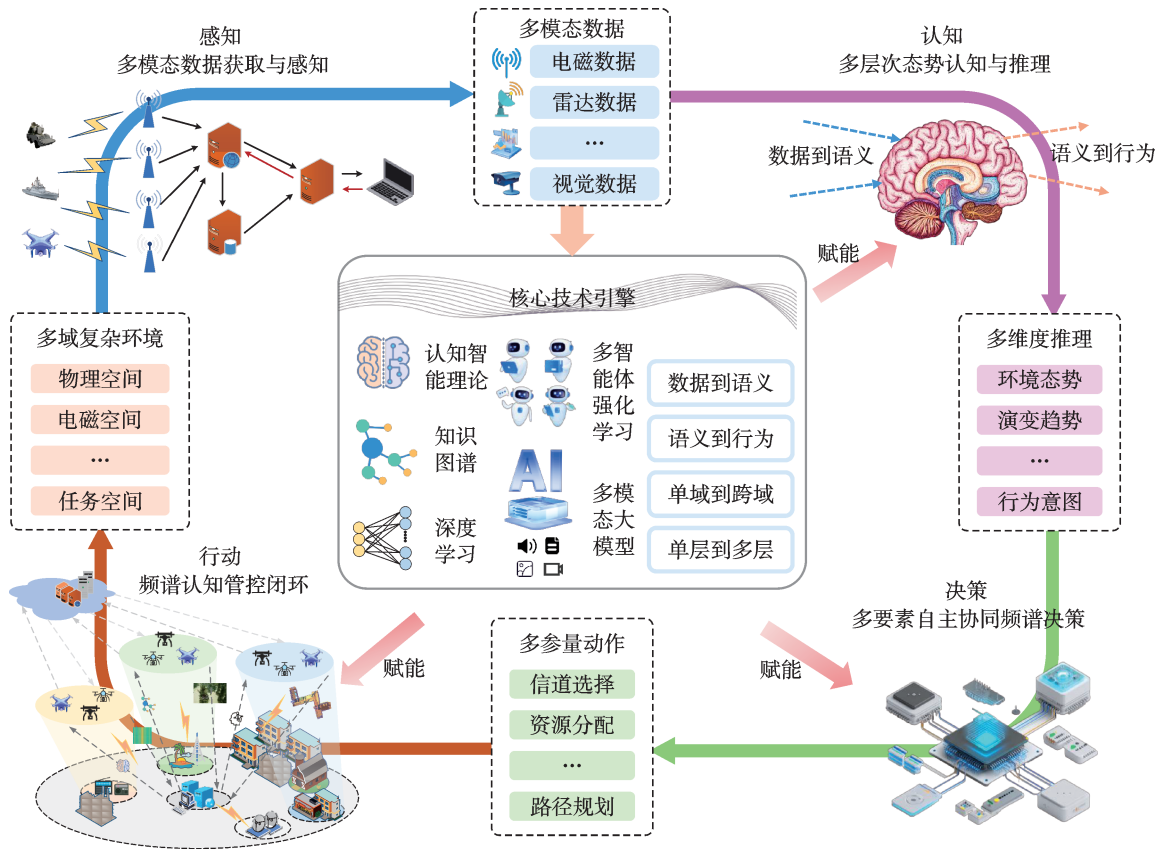


图1 电磁频谱认知智能管控框架

Fig.1 Electromagnetic spectrum cognitive intelligent management and control framework

频谱决策,基于对态势的深度理解,认知系统在部分可观测、高动态的电磁环境中,运用深度强化学习、多智能体协同优化等方法,在信道选择、资源分配和路径规划等多要素进行联合策略优化。系统能够在庞大策略空间中自主生成资源调度、抗干扰或网络重构方案,实现从被动响应到主动预先决策的决策模式转变,有效应对复杂对抗场景中的不确定性与实时性要求;最后是频谱认知管控闭环,决策指令被迅速下发至边缘执行单元进行参数重配,同时系统实时评估多域复杂环境对自身行动的反馈,将所得的新的结构化知识写入认知记忆库,驱动系统在线优化策略,实现OODA环整体效率的提高。

电磁频谱认知智能管控这一全新范式,突破了传统频谱管控模式在复杂对抗环境下的根本性瓶颈,是掌控电磁空间这一核心资源的关键。在技术层面,它实现了从被动感知到主动认知的能力跃迁。通过赋予系统态势认知与意图推理能力,穿透信号表象,理解行为模式与行为意图。同时,其构建的动态OODA闭环,使得系统具备在时、空、频、能量等多域进行灵活资源调配与自主协同决策的能力,可应对低空智联网等高动态场景。面对未知威胁,其强大的泛化与因果推理能力,能实现快速检测、主动防御与网络自愈,极大提升了体系韧性。从长期发展层面,该范式是化解未来频谱资源危机与夺取电磁决策优势的必然选择。作为构建更加智能化、更具韧性的下一代频谱信息基础设施的核心,电磁频谱认知智能在极端条件下建立具有高度生命力的用频网络生态、赢得频谱博弈奠定了坚实基础。

## 2 关键技术

### 2.1 电磁频谱认知智能管控引擎

电磁频谱认知智能管控引擎是支撑复杂电磁环境下OODA闭环高效流转的核心基础,其将海量多源感知数据转化为高维认知特征,并为多智能体集群提供全局协同策略支持。近年来,随着通用人工智能理论的突破,频谱大模型、知识图谱和世界模型等技术逐渐成为构建该引擎的核心支柱,如图2所示。电磁环境和频谱任务高度动态,频谱领域知识难以利用和迁移,传统任务驱动的深度神经网络泛化能力、可解释性和推理能力有限,在面对复杂多变的真实对抗环境时逐渐失去优势。面对这一现状,电磁频谱大模型利用原始信号、功率谱密度和时频图等海量无标注电磁数据进行自监督预训练,使用实时监测数据、电磁仿真数据、时空数据和用频行为数据等进行微调,运用专家知识、结合检索增强生成等技术进行辅助,从信号样本中提取语义特征,助力用频行为和战术意图推理,实现高效认知管控,

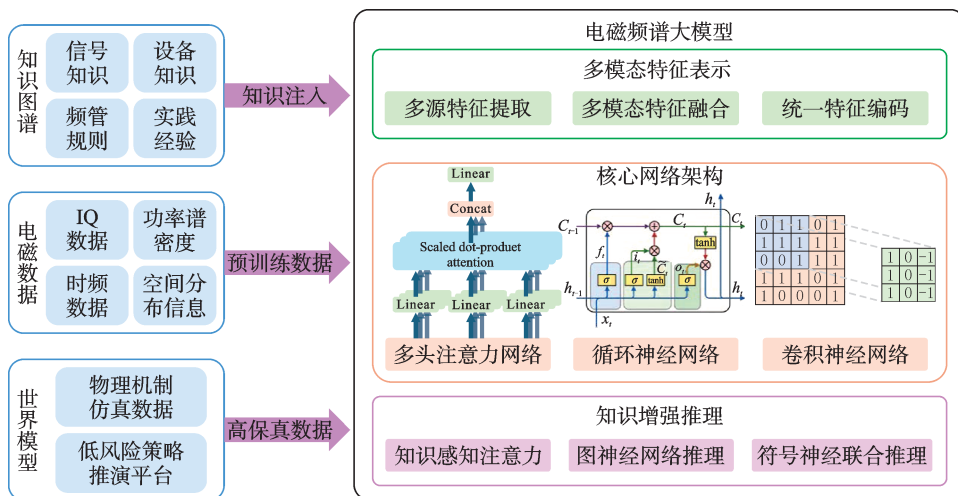


图2 电磁频谱认知智能管控引擎

Fig.2 Electromagnetic spectrum cognitive intelligence management and control engine

具有良好的模型泛化能力。在感知任务中,其强大的泛化能力和多模态信息处理能力,可有效提取多模态特征,进行融合和表征。在认知过程中,利用自学习和领域微调得到的语义理解能力,使其得以充分提取语义信息,完成补全、预测等任务,赋能行为意图推理。在决策环节,大模型依据专家知识库指引,对多要素进行协同考量,完成频谱高效规划,并在行动反馈后,依据反馈结果进行实时调整。

目前,应用于频谱任务的大模型主要分为完全基于海量频谱数据进行全量训练的频谱基座模型和结合通用预训练语言大模型训练的微调类模型。全量训练的大规模频谱基座模型,使用开源数据结合实测数据共同训练,借助掩码信号重构与下一时隙信号预测等自监督学习任务,可有效捕获底层信号的复杂依赖关系,为智能频谱管控提供了全新范式<sup>[17]</sup>。针对时空异构数据,基于掩蔽自编码器的网络结构,利用异构信道状态信息数据,设计多个掩码重建任务用于自监督预训练,可有效捕捉信道的时空变化状况,具备良好的预测能力<sup>[18]</sup>。利用大语言模型赋能无线通信领域,设计基于知识对齐、知识融合和知识演进的频谱大模型,结合检索增强生成、多模态预训练等技术,可深度处理复杂的通信协议与网络运行逻辑<sup>[19]</sup>。面对传输过程中收发存在的高时延问题,通过将专家网络分布在移动设备,分解大模型中的混合专家层,并优化专家选择策略,在保障性能的前提下可有效降低端到端延迟<sup>[20]</sup>。频谱大模型彻底打破了以往任务定制化的研究模式,具有强大的模态对齐和语义泛化能力,为实现全域通用的电磁频谱认知管控提供了强大的认知引擎支持。

针对大模型输入数据表征方式相对单一、知识难以系统性嵌入决策系统等挑战,知识图谱技术在频谱管控领域得到了初步应用<sup>[21]</sup>。知识图谱利用图模型的边和节点表示复杂的知识结构,具备简明完备的语义特征。其早期被用于搜索引擎中利用结构化知识表征,抽取和维护结构化的语义信息<sup>[22-24]</sup>。在频谱管控任务中,通过结构化组织频谱资源、用频设备和用频行为等之间的关系,表征频谱领域的各类复杂语义,使得机器得以充分理解频谱管控系统中的各类信息。通过结合频管规则和管控实践,有效强化了知识在频谱任务中的辅助作用,大大提升了频谱管控的可解释性<sup>[21]</sup>。

针对大模型高质量训练数据有限、实际空间内决策风险较大等挑战,世界模型的引入进一步弥补了数据驱动方法的物理局限性<sup>[25]</sup>。世界模型早期被用于自动驾驶、自主机器人等领域,通过生成与真实世界物理规则相符的虚拟高保真数据,有效支撑了场景模拟、实施决策等任务<sup>[26-27]</sup>。随着技术的不断进步,其理解复杂数据关系和产生可控输出的能力不断增长。在认知智能管控中,其通过构建面向AI原生6G网络的无线世界模型,利用扩散模型整合多源多模态异构数据,并通过移动的网络数据与时空上下文、用户行为、优化策略等多种条件因素的联合分布进行建模,可具备生成元素级观测数据和系统级性能指标的能力,进一步实现高精度的跨模态空间信道推断,以较低成本在虚拟空间为最优规划策略推演提供高保真的灵活环境仿真<sup>[28]</sup>。

认知智能范式下,以电磁频谱大模型、知识图谱和世界模型等为核心支撑的电磁频谱认知智能管控引擎,正在实现由单一数据驱动向数据、知识与物理机理联合驱动的跨越。频谱大模型依托海量数据预训练与多模态对齐,赋予了系统从底层信号到高层语义的理解和泛化能力;知识图谱通过实体关系的拓补网络化,将碎片化信息组织为严密的专家规则,保障了算法的可解释性;世界模型构建了符合物理规律的高保真数据仿真平台,使得系统能够在低风险的虚拟空间中开展高效的策略推演与闭环反馈。三大支柱技术深度融合,共同构筑了强韧的认知智能管控引擎基础,为应对未来更加激烈、动态的电磁博弈提供了坚实的支持。

## 2.2 多模态频谱感知

频谱感知是电磁频谱智能管控的逻辑起点。在复杂多变的电磁空间中,为了实时、准确地探测电磁能量分布并判定频谱占用情况,感知技术正经历从单一数据源向包括电磁、雷达和视觉等多模态数据深度融合的跨越,如图3所示。传统频谱感知的首要任务是解决主用户信号是否存在“二元检测”的

问题,主要依赖时序、能量或统计量之一的单模态的电磁信号特征,方法主要有匹配滤波器检测、循环平稳特征检测、协方差检测和能量检测等方法<sup>[29]</sup>。其中,匹配滤波检测方法使用用户先验信息和实时采集到的信号进行计算,并将得到的检验统计量与设定的阈值进行比较,得到感知结果<sup>[30]</sup>,其可以在短时间内达到一定的虚警概率或漏检概率<sup>[31]</sup>。循环平稳特征检测利用信号周期性统计量用于感知<sup>[32-33]</sup>,协方差检测通过对接收信号的协方差矩阵进行奇异值分解以实现频谱感知<sup>[34]</sup>,能量检测则通过将采样的能量值和阈值进行比较,执行感知任务<sup>[35]</sup>。上述算法中,基于能量模态的算法因其易于实现、对先验知识的要求较低、所需设备更简单以及算法复杂度较低等优点而得到了最为广泛的应用。传统算法往往更加关注单模态、单节点信息用于感知任务,对其他模态信息可能带来的巨大感知精度增益关注不足。这使其具有一些固有的缺点,如信号在传播时信道条件差、易受区域性干扰影响<sup>[36]</sup>等,接收信号往往经历了严重的多径效应和阴影衰落,并受到其他设备的信号影响,使得接收端呈现出极低的信噪比,单模态、单节点频谱感知精度受到节点数据质量的极大影响。

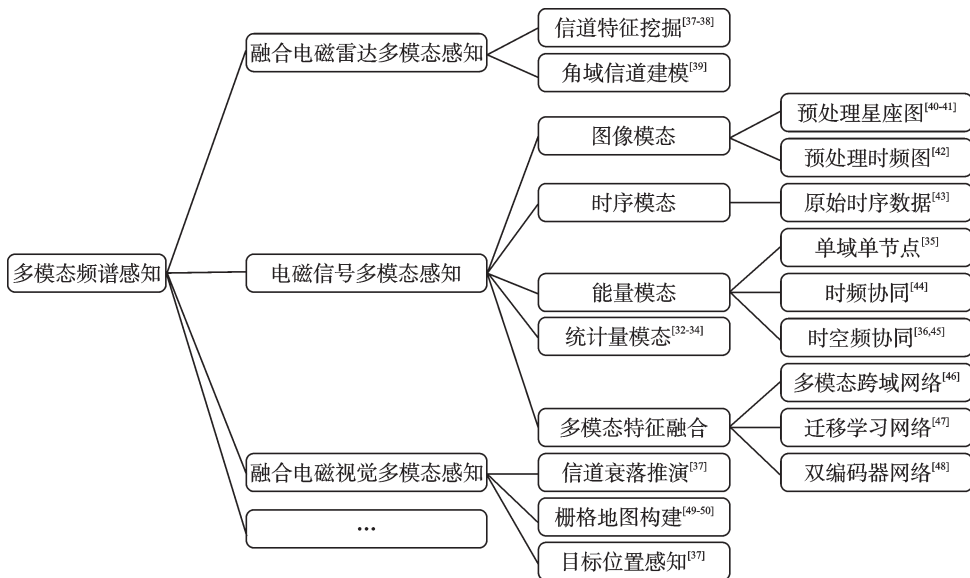


图3 多模态频谱感知算法梳理

Fig.3 Overview of multimodal spectrum sensing algorithms

基于上述挑战,认知智能利用电磁信号的时间、空间和频率等多模态数据,结合多节点数据进行协同感知,实现了更高的感知质量。在存在性检测任务中,对于三维频谱异构空间中的联合时空信号感知问题,结合时空频模态信息,建立三维时空机会感知模型,可推导出单节点级和全网络级的时空虚警概率和感知概率<sup>[36]</sup>,利用优化算法推导最优协同感知系数,可大幅提高衰落信道下的微弱信号感知性能<sup>[51]</sup>。进而推导最优融合准则,在可接受的误差内最小化协作节点数量<sup>[52]</sup>。为进一步高效整合多模态多节点信息,集中式认知无线传感器网络中的并行协作频谱感知模型提升了局部感知性能,并依据样本在数据传输状态下的一致性,优化了融合权重,实现了更好的感知性能和网络吞吐量<sup>[45]</sup>,进一步引入多时隙协同模式,实现了多节点感知协同增益<sup>[44]</sup>。

随着电磁环境的日益复杂与智能管控需求的不断提升,频谱感知的内涵进一步得到扩展,其目标不再局限于简单的占用状态判别,而是进一步延伸至对信号的准确判别,包括识别信号的调制类型、接入方式<sup>[53-55]</sup>,甚至区分特定辐射源<sup>[56-59]</sup>。这一演进标志着频谱感知正从支撑机会式接入的底层辅助功

能,跃升为理解复杂频谱态势、实现精准管控的重要前置环节。面对上述更加精细化的感知需求,传统单一模态的电磁信号特征在信息维度与特征表达上已显露瓶颈,难以应对复杂场景。因此,亟需继续深入挖掘电磁信号的多模态特征表达,通过创新的多模态表征与数据融合算法,以胜任复杂环境下的精准目标识别与智能态势感知任务。作为感知任务的关键一环,调制类型识别旨在识别接收信号的调制格式,其本质是一个多类别分类问题,是信号解调、干扰识别与频谱管控的另一重要前置步骤<sup>[60]</sup>,在无线通信与电磁对抗中均具有核心价值。传统单模态自动调制识别(Automatic modulation classification, AMC)方法主要分为基于似然比的判决理论方法和基于特征的统计模式识别方法<sup>[61-62]</sup>。然而,前者常面临计算复杂度高的问题,后者则受限于特征设计与在低信噪比下的性能衰退。近年来,深度学习技术,特别是卷积神经网络,凭借其强大的自动特征提取与非线性映射能力,已成为AMC领域的主流方案。其早期主要关注电磁信号的时序数据模态,将时序样本作为卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)的输入<sup>[43]</sup>。为了充分利用CNN在图像处理中的优势,主流方法逐渐向图像模态延伸。通过将信号转换为二维图像模态表示,将预处理的星座图<sup>[40-41]</sup>、时频谱图<sup>[42]</sup>等信息输入网络,从而在不同信噪比下取得了更高的分类精度。

最新文献将电磁信号的图像模态、时序模态、频率模态和空间模态等多模态信息融合,建立跨域感知网络,以更低复杂度实现了较高识别的准确率<sup>[46]</sup>。高阶累积量作为一种经典的、对高斯噪声具有鲁棒性的信号统计量模态,可以与图像模态进行互补。双编码器调制识别网络,同时以星座图等图像模态和高阶累积量等统计量模态作为输入,融合了数据特征与知识特征<sup>[48]</sup>。由同向和正交信号(In-phase and quadrature, IQ)融合模块、一维信号特征处理模块和一个分类器组成的多模态小样本调制识别框架,在小样本情况下实现了高于基准模型的识别精度<sup>[63]</sup>。引入迁移学习算法,首先学习各类调制格式的普遍特征,再使用特定调制格式训练,在低样本量条件下兼顾了普适性和精确性<sup>[47]</sup>。这些认知智能驱动的多模态调制识别方法证明:将通信领域的先验知识与深度学习的数据拟合能力相结合,是突破现有性能瓶颈、实现更智能和更鲁棒频谱感知的有效途径。

为进一步突破电磁数据特征挖掘的性能上限,近年来频谱感知逐渐向跨物理域的多模态数据融合方向演进。在复杂的非平稳无线环境中,仅依赖电磁模态数据已难以全面刻画物理环境的三维几何特征与动态变化,这促使研究人员引入雷达模态、视觉模态等物理空间信息,通过跨模态数据的深度融合重构电磁频谱态势。这种多模态跨域协同感知极大地丰富了感知维度,使频谱管控系统具备了对复杂物理环境与电磁传播机制之间深刻映射关系的理解能力。

在融合电磁雷达多模态数据感知方面,主动式雷达探测与被动式电磁感知形成了显著的优势互补。雷达系统能够直接获取物理空间中移动目标与潜在散射体的高精度距离、速度及方向等运动学状态信息。在三维异构空间中,将雷达测量值转化为先验信息并与电磁域的信道参数深度融合,可以有效剥离复杂的环境背景噪声,解决接收端多径效应带来的严重干扰问题<sup>[37]</sup>。不仅如此,雷达模态还能辅助构建动态场景下时空一致性的演进规律,使得感知系统能够在强干扰和低信噪比环境下,精准区分动态有效簇与静态环境背景,从而大幅提升局部感知精度与网络整体的鲁棒性<sup>[38]</sup>。在高动态信道条件下,通过对原始雷达模态与电磁模态的叠加预处理,可有效降低其数据计算复杂度,并进一步挖掘角域信道特征,保障感知精确性<sup>[39]</sup>。

进一步地,结合视觉模态的多模态融合感知则将频谱认知的边界拓展到了更深层次的语义与结构层面。通过将电磁模态、雷达模态和视觉模态等多模态数据融合对齐,充分利用视觉传感器捕获的物理环境中稠密语义信息与三维空间结构,对视觉模态进行特征提取与深度学习分析,可挖掘并建立物理空间实体与通信信道之间的深层映射关系<sup>[37]</sup>,精确构建出包含数据点、障碍物信息的栅格地图,并通过聚类或机器学习算法感知环境中的目标信息<sup>[49-50]</sup>。不同频谱感知算法对比如表2所示。

表 2 多模态频谱感知算法对比表

Table 2 Comparison of multimodal spectrum sensing algorithms

类别	代表性方法	特点与优势
电磁信号 多模态感知	能量模态 <sup>[35,36,44,45,51,52]</sup>	能量检测、时空频协同感知 算法复杂度低,对先验知识要求低,协同模式可大幅提高衰落信道及强干扰下的感知精度。
	统计量模态 <sup>[32-34]</sup>	循环平稳特征检测、协方差检测 利用信号周期性特征或矩阵统计特性,不依赖特定先验信息即可进行存在性判定。
	时序模态 <sup>[43]</sup>	时序数据卷积网络自动调制识别 利用神经网络强大的自动特征提取能力,直接处理原始时序样本,克服传统特征设计瓶颈。
	图像模态 <sup>[40-42]</sup>	预处理星座图、时频谱图输入卷积神经网络 充分发挥 CNN 在图像处理领域的非线性映射优势,显著提升不同信噪比下的分类精度。
多模态融合 <sup>[46-48,63]</sup>	跨域感知网络、双编码器网络、小样本框架、迁移学习 深度融合数据特征与领域知识特征,在低样本量或复杂环境下具备更强的鲁棒性。	
融合电磁雷达 多模态感知 <sup>[37-39]</sup>	主被动互补感知、雷达辅助信道参数融合 利用雷达获取的运动学状态,有效剥离环境噪声,解决多径效应干扰,区分动态簇与背景。降低高动态信道条件下的计算复杂度,通过挖掘多域特征保障感知的实时性与精确性。	
融合电磁视觉 多模态感知 <sup>[49-50]</sup>	视觉语义特征提取、跨模态数据对齐 建立物理空间实体与通信信道间的深层映射关系,从语义层面理解电磁传播机制。可利用视觉稠密语义信息构建包含障碍物的栅格地图,实现对复杂物理环境的结构化理解。	

认知智能范式下的频谱感知算法,正经历从单模态、单节点向多模态、多节点协同的转变。通过联合挖掘并深度融合电磁、雷达和视觉等多模态异构数据,多模态感知算法有效克服了单一模态在衰落、阴影及强干扰等恶劣条件下的观测盲区与不确定性,在复杂多变的电磁空间与物理空间中实现了高维特征的优势互补。这种从单点感知到多点协同、从单模态观测到多模态联合的演进,是构建高精度、高可靠全域电磁频谱态势图的基础,为后续频谱理解与智能决策提供了高质量的数据输入。

### 2.3 多层次频谱认知

频谱认知是连接底层感知数据与高层智能决策的核心枢纽,其目标在于超越对信号存在性、调制方式和接入方式等类别的初步判别,实现对电磁频谱活动行为和意图的深刻洞察。电磁频谱管控自此从被动的刺激-响应模式和跨越数据层,向语义层和行为意图层的认知范式跃迁。通过数据与知识协同驱动的认知智能范式和将海量异构、碎片化的感知数据,梳理为结构化的、蕴含语义与行为的全域态势知识,从而为精准决策提供直接依据,摆脱传统管控方法面临的数据丰富而知识贫乏的困境。

在语义层面,频谱认知主要聚焦于频谱态势补全、频谱趋势预测两大核心任务,如图 4 所示。在实际的广域电磁监测中,受限于传感器布设稀疏、地理遮挡或未知干扰,频谱观测数据往往存在大量缺失与空洞,难以呈现连续、完整的频谱态势。频谱态势补全技术利用时空频域的关联性与先验知识,从这些不完整的观测中高精度地重建全域的频谱占用状态。早期方法多基于空间插值,如克里金法等<sup>[64-65]</sup>,但其难以刻画复杂的非线性空间相关性。当前,该领域的研究深度融合了模型驱动与数据驱动方法<sup>[66]</sup>:一方面,基于压缩感知与张量补全的模型驱动方法利用频谱地图在空-时-频域固有的低秩性与稀疏性,从少量随机观测中恢复完整数据,计算效率高,但对模型假设的准确性依赖较强<sup>[67-68]</sup>;另一方面,

基于深度学习的生成式数据驱动方法展现出强大优势。生成对抗网络和变分自编码器能够学习历史完整频谱地图的数据分布,从而对缺失区域进行语义级的内容生成与补全,其重建结果不仅在数值上连续,在视觉上也更符合真实电磁环境的传播特征<sup>[69-70]</sup>,但仍普遍存在可解释性差和鲁棒性较弱的问题,且对数据质量要求较高。为解决上述问题,融合了物理信息的补全方法正在成为前沿,通过将电磁传播模型作为物理约束嵌入神经网络训练,或利用图神经网络显式建模监测节点间的拓扑关系,显著提升了在复杂传播环境下的补全精度与泛化能力<sup>[71]</sup>。这些方法共同为构建全域实时频谱态势底图提供了关键技术支撑。知识增强语义谱图补全框架,结合物理信号传播模型中的专家知识约束,有效避免了陷入表面数据分布的思维模式<sup>[72]</sup>。利用不同频率下、不同频谱图之间的频率相关性,将联合频率-空间频谱表示方法与深度学习数据驱动技术相结合,可在目标频段数据缺失的情况下补全构建出高精度频谱图<sup>[73]</sup>。近年来,扩散模型在频谱补全任务中得到了广泛应用,基于去噪扩散模型的补全方法,将频谱地图补全重建建模为条件生成问题,实现了高质量重构结果<sup>[74]</sup>。

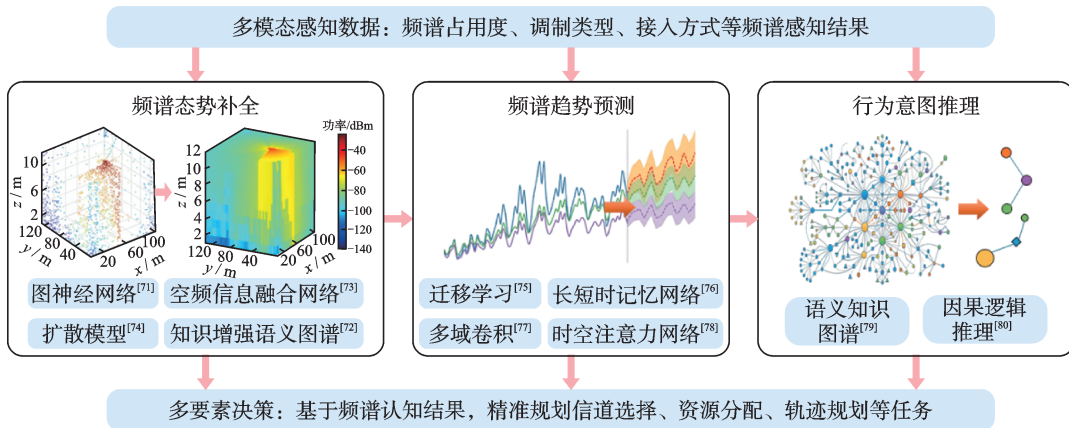


图4 频谱认知任务与方法

Fig.4 Spectrum cognition tasks and methods

在此基础上,频谱预测基于历史与当前的频谱观测数据,推断未来一段时间内频谱资源的占用状态变化,是实现前瞻性动态频谱接入、规避潜在干扰、进行资源预调度的另一重要基础。其核心挑战在于对频谱使用中复杂的时空依赖关系进行准确捕捉并建模。高精度的频谱预测能大幅降低认知无线网络在感知过程中的能量消耗,是实现高效频谱资源调度的前提。现代电磁频谱时空演化呈现出高度非平稳性,认知智能的引入推动现有的预测方法逐渐从纯数据驱动转向数据与知识协同驱动,从一维时间序列建模向多域、长序列演进<sup>[77]</sup>。数据与知识双驱动的频谱预测混合框架的研究在结构上继承并改进了经典的自回归模型,使其具备了良好的模型可解释性<sup>[76]</sup>。同时,引入长短期记忆网络模块,通过深度学习方式对模型参数进行联合训练与优化,从而获得了更精确的参数估计,提升了预测性能。迁移学习被用于具有稀疏频谱数据的时间频谱预测,实现了频谱数据增强和知识共享<sup>[75]</sup>。利用知识蒸馏的方法,将利用预训练网络学习到的知识迁移至新节点的训练中,实现跨域的增强频谱预测框架,有效提高了预测精度<sup>[81]</sup>。针对多域长时间跨度的预测需求,三维长序列时空频谱预测网络利用时空频谱图卷积模块捕获跨时隙、跨地理位置的协同变化,并结合时频注意力模块联合表征多时间尺度的演化规律<sup>[78]</sup>。这种跨时空的联合建模标志着认知智能范式下的频谱预测正从局部的数值拟合跃升为全局演化规律的认知。

在行为意图层面,从物理维度的特征分类深入到行为层的频谱行为推理,以解决频谱占用、异常用频行为发现以及非法和恶意用户干扰问题,是电磁频谱认知智能的进一步跃迁<sup>[82]</sup>。为了突破纯数据驱动模型的黑盒局限,认知智能引入知识图谱与因果推断进行“神经-符号”联合推理。知识图谱首先将辐射源、信号、平台、地理位置、时间和事件等实体,以及它们之间的关系进行结构化建模,形成描述电磁空间活动的语义图谱网络<sup>[13]</sup>。进一步,基于此图谱,利用规则推理、图神经网络和概率图模型等方法进行逻辑推理<sup>[79]</sup>。频谱知识图谱采用表征相互关系的三元组作为核心的知识表示方法,设计了一个由图谱层、设备层与场景层共同构成的认知智能管控框架,适用于用频策略推荐、频谱资源搜索与面向自然语言的频谱知识问答等任务<sup>[59]</sup>。面对实际电磁博弈中极具欺骗性的干扰信号,因果推断被引入以打破基于统计相关性的推理陷阱。通过构建结构因果模型并结合反事实推理机制,认知系统能够将环境偏置从观测数据中剥离,精准提取目标用频行为与其底层动机之间的因果效应,提升推理的鲁棒性<sup>[80]</sup>。频谱认知任务与方法对比如表3所示。

表3 频谱认知任务与方法对比表

Table 3 Comparison of spectrum cognition tasks and methods

认知任务	代表性方法	特点与优势
频谱态势 补全	空间插值 <sup>[64-65]</sup>	经典方法,基于空间相关性,难以刻画复杂的非线性关系。
	压缩感知与张量补全 <sup>[67-68]</sup>	利用空-时-频域的低秩性与稀疏性,计算效率高,但依赖模型假设的准确性。
	生成式网络 <sup>[69-70]</sup>	学习历史数据分布,实现语义级的内容生成,结果在数值和视觉上更具连续性。
	图神经网络 <sup>[71]</sup>	显式建模监测节点间的拓扑关系,提升在复杂传播环境下的泛化能力。
	语义图谱补全 <sup>[72]</sup>	引入物理信号传播模型等专家知识约束,避免模型陷入纯表面的数据分布。
频谱趋势 预测	扩散模型 <sup>[74]</sup>	将补全重建建模为条件生成问题,实现高质量、高逼真度的重构结果。
	多域卷积 <sup>[77]</sup>	从一维时间序列向多域建模演进,捕捉更丰富的频谱演化特征。
	长短时记忆网络 <sup>[76]</sup>	结合了经典模型的可解释性与深度学习的非线性拟合能力,参数估计更精确。
	迁移学习 <sup>[75,81]</sup>	实现知识共享与跨域迁移,有效解决稀疏数据或新节点训练精度低的问题。
行为意图 推理	三维长序列时空注意力网络 <sup>[78]</sup>	利用图卷积与时频注意力机制捕获跨时隙、跨地理位置的协同变化规律。
	频谱知识图谱 <sup>[79]</sup>	结构化建模辐射源、事件等实体关系,支撑策略推荐、资源搜索与知识问答。
	因果推断 <sup>[80]</sup>	剥离环境偏置,精准提取用频行为与底层动机间的因果效应,提升推理鲁棒性。
	序列模式挖掘与博弈推理	挖掘长时间序列规律,识别非合作方协同策略,支撑战术意图研判。

通过对长时间、多模态频谱数据进行序列模式挖掘的语义提取和行为分析,可以识别出非合作方的用频规律和协同策略。结合频谱知识图谱、强化学习与博弈论知识,可以对其切换跳频图案、实施电子对抗等行为进行预测,进一步对通信、干扰、侦察和探测等战术意图进行推理研判,支撑后续更精确可靠的频谱决策。

### 2.4 多要素频谱决策

随着低空经济、天地一体化网络以及异构物联网的迅猛发展,电磁频谱管控的最终落脚点正向以频谱决策与行动反馈为核心的智能化闭环演进。传统频谱决策模型决策要素单一,只关注信道选择、资源分配、轨迹规划过程中的单一要素,或在预设规则下进行被动调整。面对日益复杂的电磁环境,基于单一要素的决策往往顾此失彼,甚至引发连锁式的用频冲突。现代频谱决策需求已演进为多要素联合优化,需基于频率、时间、空间、功率乃至调制编码方案等多个要素,进行系统性协同策略生成。这种高维、耦合的联合决策空间,使得基于传统凸优化理论的求解方法面临计算复杂度过高、难以满足实时性要求的严峻挑战。此外,在强对抗场景下,对手的动态、非合作行为使得环境模型高度不确定,传统基于静态假设的决策方法极易失效。因此,频谱决策范式必须实现从依赖事后分析的被动响应到基于主动感知与理解的预先主动决策的根本性转变,利用频谱感知与理解得到的先验知识,在冲突发生前或威胁形成初期生成并执行最优或近似最优的多要素管控策略。其演进路径与关键技术如图5所示。

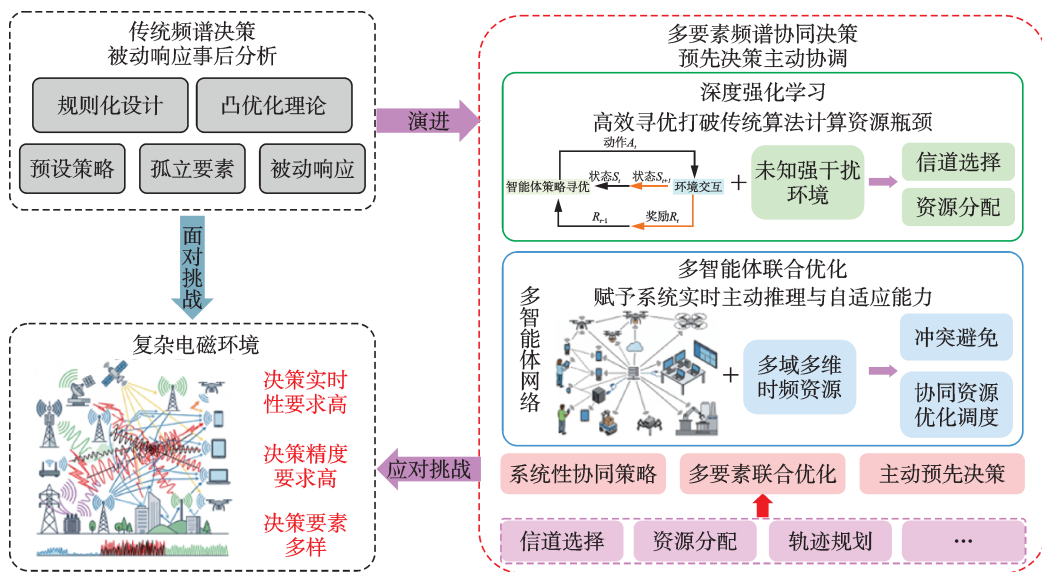


图5 频谱决策演进路径与关键技术

Fig.5 Spectrum decision evolution path and key technologies

在实现上述范式转变的过程中,主动式多要素决策的优势日益凸显。传统的被动响应频谱分配与切换机制,往往在系统检测到信号碰撞、误码率激增或遭受恶意干扰发生后,才会触发信道重新评估与资源重配。这种滞后性不可避免地引入了高昂的业务中断延迟,并带来严重的系统抗毁性隐患。相比于反应式频谱切换技术,主动式频谱决策机制通过在干扰发生前提前预测和选择安全信道,能够在动态复杂的电磁环境中实现更低的传输延迟、更少的接入冲突以及显著提升的系统总体吞吐量<sup>[83]</sup>。为了实现这种主动且高效的管控,系统必须具备高精度的态势预测能力。

在多要素联合决策任务执行层面,深度强化学习<sup>[84-86]</sup>及其多智能体分布式扩展<sup>[87-89]</sup>凭借其强大的序列探索与寻优能力,成为了破解复杂多要素决策问题的主流技术路径。针对海量节点的接入方式、频点选择、功率控制以及空间轨迹等多要素的联合主动分配,会导致计算复杂度骤增。通过深度强化学习(Deep reinforcement learning, DRL)等算法对工业物联网等高动态环境中的信道分配与功率控制进行联合优化,能够打破传统算法不可接受的计算延迟,赋予系统极强的实时主动推理与自适应能力<sup>[90]</sup>。针对频谱接入方式、频点选择与功率控制的多要素耦合难题,可将联合决策问题分解为信道选

择和功率分配策略的双层分层强化学习架构,显著压缩了单层神经网络的动作空间,使系统能够在未知强干扰环境下快速学习到最优的主动抗干扰分配策略<sup>[84]</sup>。当决策维度进一步向物理空间延伸时,优化的复杂性呈指数级攀升。针对先进空中移动网络的高动态特性,多智能体深度强化学习方法的应用,实现了无人机三维空间轨迹与时频资源的联合主动优化,在严格保障飞行安全的同时最大化频谱利用效率<sup>[87]</sup>。

依托深度强化学习与多智能体联合优化等算法,多要素频谱决策通过将行动反馈实时引入决策算法的奖励机制与策略评估中,赋能认知智能管控系统在连续的OODA环内自主修正其价值网络与动作选择逻辑。这种OODA环的闭环演化机制,有效克服了静态模型在复杂电磁环境中的泛化瓶颈,促使认知智能体在不断的试错与反思中实现经验积累与能力进化,最终推动电磁频谱管控向全域主动协同范式跃迁。

### 3 未来展望

#### 3.1 范式演进

深度决策系统存在黑盒属性且缺乏物理闭环交互。现有的大多数智能决策算法由于在纯虚拟状态空间内训练,其内部推理路径缺乏可追溯性与量化评估机制,因此缺乏与真实物理环境的连续行动-反馈闭环。这使得系统在下达关键频域资源重配指令时极易陷入局部最优,无法满足更高可靠性要求场景的绝对安全需求。认知智能管控系统基于真实环境反馈,形成完整的智能演化闭环。这一过程促使电磁频谱认知智能向具身智能管控范式的终极形态演进。基于“感知-认知-决策-行动”的完整闭环结构,具身智能频谱管控能够敏锐捕获真实物理电磁环境对执行动作的客观反馈,进而持续在线修正先验认知模型与决策网络<sup>[91]</sup>。在高度非凸的反馈驱动探索过程中,复杂的决策智能体极易陷入局部最优的策略困境,导致行动策略严重僵化。认知逃逸学习框架,通过模拟人类大脑前额叶皮层的多领域知识整合与跳跃式思维机制,决策系统能够在执行多维反馈任务时有效跳出局部最优陷阱,大幅提升复杂频谱联合决策任务的实时性能与全局收敛能力<sup>[92]</sup>。通过不间断的物理空间行动反馈与认知模型的自我迭代,电磁频谱管控真正实现了从被动单维信息响应向高维、具身和主动协同的认知智能范式的颠覆性跨越<sup>[91]</sup>。

#### 3.2 数据需求

尽管电磁频谱认知智能已经展现出了惊人潜力,但其算法的性能上限仍在一定程度上受制于多模态高质量训练数据的匮乏。不同于自然语言和计算机视觉领域拥有海量开源语料,电磁信号呈现出极高的异构性、强背景噪声及复杂的时频结构。虽然领域内已有一些工作关注相关数据集的构建<sup>[93-95]</sup>,目前仍缺乏全面覆盖多频段、多通信体制,以及包含真实对抗干扰样本的统一标准化数据集,亟需行业协作构建千万级、涵盖信号调制方式、信道状态、射频指纹及意图标签的语义知识丰富的大规模开源电磁多模态数据集支撑训练。此外,多模态数据特征对齐与语义泛化性仍面临显著瓶颈。电磁信号具有采样率极高但语义信噪比极低的先天特性,难以将底层物理特征与高维的行为与意图无缝对齐,导致在面对未知信号体制、复杂多径信道或动态跳频时,模型易遭遇泛化崩溃与灾难性遗忘。未来研究需继续围绕上述挑战,推动数据、算法与评估体系的协同发展。

#### 3.3 技术前沿

空天地海一体化网络等高机动场景中,各边缘用频节点受限于带宽和地理遮挡,往往只能获取局部的观测切片。如何在不可靠通信链路下实现高效、低开销的资源共享,并在遭遇恶意节点注入虚假信息时保障安全性,是构筑全球范围内军民频谱资源共享系统落地中的重大难题。针对上述挑战,建立高效、可靠且安全的智能体间通信机制至关重要。具备显式通信能力的多智能体深度强化学习技术

能够显著提升智能体集群在无线频谱管控等复杂网络系统中的协同效率<sup>[96]</sup>。为了进一步提升协同的深度,在联合决策问题中,诸如可微智能体间学习与通信网络等架构,允许智能体在神经网络的隐藏层直接交换连续的特征向量与梯度信息,从而实现端到端的策略联合优化<sup>[97]</sup>。同时,随着大规模预训练模型的引入,多智能体研究正从孤立的强化学习模型,向以协作为中心、基于角色或大模型驱动的协同通信协议快速转变<sup>[98]</sup>,这极大地增强了系统处理全球频谱管控任务的能力。在开放和高度对抗的电磁环境中,对智能体通信面临的不可靠节点、恶意干扰以及虚假信息注入等严重安全威胁研究其解决方案。一方面,通过引入基于可信度与奖励优化的通信框架,可以使智能体量化评估通信对象的信誉,并通过信息熵正则化来选择性地与高价值节点进行可靠通信,从而在剔除冗余和欺骗性信息的同时,以极低的通信开销提升决策性能<sup>[99]</sup>。另一方面,为了主动抵御恶意通信干扰和对抗性攻击,可采用主动防御多智能体通信框架,能够使智能体自动评估接收消息的可靠性,并通过可分解的决策结构,有效降低潜在有害信息对最终多智能体决策的破坏<sup>[100]</sup>。随着生成式人工智能在边缘节点的广泛应用,针对大模型驱动的智能体设计安全的通信协议与底层防御对策,是防止虚假或有害指令,在多智能体网络中发生级联传播的关键<sup>[101]</sup>。这些先进的通信与安全协议,使得全球范围内的频谱资源能够真正迈向基于可靠信息共享与意图协商的智能协同共享。

### 3.4 体系推广

随着6G愿景的逐步清晰,频谱认知智能管控的全球范围推广需要权威的国际标准护航。国际电信联盟发布了IMT-2030框架,明确了包含人工智能与通信融合、通信感知一体化、泛在连接在内的六大6G场景体系<sup>[102]</sup>。3GPP也于2024年启动了Release 19的6G需求研究,并计划在2028年底交付首批6G商业技术规范<sup>[103]</sup>。未来,在认知智能频谱管控层面,需继续加速推动智能体间通信协议、大模型跨网协同调度接口,以及智能动态频谱共享安全机制的标准化进程,以广泛消除行业内的技术壁垒。同时,频谱资源日趋枯竭要求打破传统的军民频段绝对物理隔离,走向动态智能共享。以美国战争部推进的大规模演示频谱共享技术项目为代表<sup>[104]</sup>,探索军民用频在密集频段的安全共存将成为未来重要趋势。在此过程中,如何基于主动感知的认知闭环理论,在检测到军方关键用频行为的毫秒级内,通过智能调度民用设备自觉避让或降低发射功率,实现频谱安全共享,仍是需继续攻克的重大课题。近年来,随着星链等超大规模低轨卫星星座的密集部署<sup>[105]</sup>,电磁频谱管控的范畴进一步从地面蔓延至太空,传统孤立监测网已无法应对跨国界、跨地区的复杂干扰问题。未来,构建覆盖空、天、地、海的全球化智能频谱监测体系势在必行。其依托区块链、联邦学习等隐私保护技术,利用分布式协同感知,在保障各国数据主权的前提下,实现全球海量监测节点态势数据的可信共享。频谱认知智能未来展望示意图如图6所示。

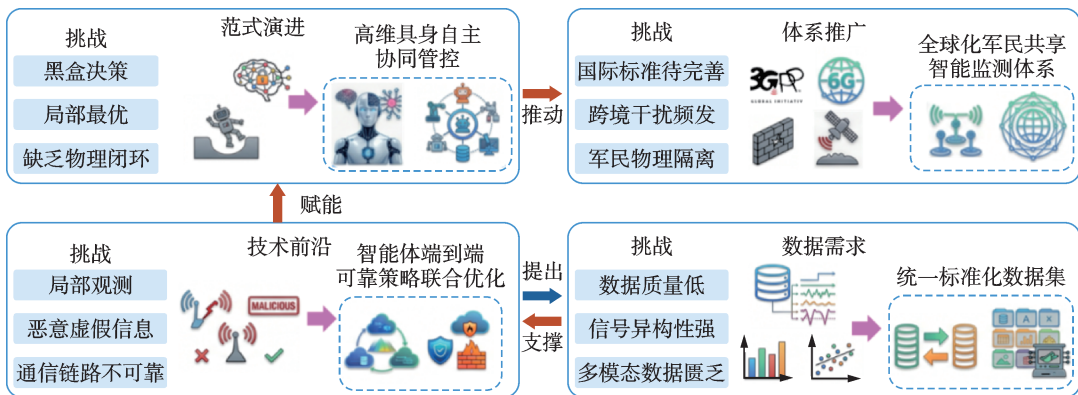


图6 频谱认知智能未来展望示意图

Fig.6 Schematic diagram of future prospects for spectrum cognitive intelligence

## 4 结束语

本文从计算智能、感知智能向认知智能发展的角度,系统梳理了频谱认知智能范式的演进脉络。电磁频谱管控向认知智能管控的跃迁,是复杂电磁对抗环境下管控系统发展的必然趋势。本文全面阐述了频谱大模型、世界模型、知识图谱、智能体通信与具身智能等前沿技术,对认知智能的未来范式演进、数据需求、技术前沿及体系推广提出展望。未来的认知智能频谱管控系统,必将成长为更加自主、更具韧性的智能中枢,持续赋能全域信息。

### 参考文献:

- [1] 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.
- [2] 阮天宸, 吴启晖, 赵世瑾, 等. 认知学习: 电磁频谱空间机器学习新范式[J]. 电子学报, 2023, 51(6): 1430-1442.  
RUAN Tianchen, WU Qihui, ZHAO Shijin, et al. Cognitive learning: A new paradigm for machine learning in electromagnetic spectrum environment[J]. Acta Electronica Sinica, 2023, 51(6): 1430-1442.
- [3] MITOLA J, MAGUIRE G Q. Cognitive radio: Making software radios more personal[J]. IEEE Personal Communications, 1999, 6(4): 13-18.
- [4] 白成超, 张琦, 谢旭东, 等. 面向复杂决策的OODA环: 智能赋能与认知增强[J]. 指挥与控制学报, 2024, 10(3): 284-297.  
BAI Chengchao, ZHANG Qi, XIE Xudong, et al. OODA ring theory for complex decision-making: Intelligent empowerment and cognitive enhancement[J]. Journal of Command and Control, 2024, 10(3): 284-297.
- [5] 董超, 经宇骞, 屈毓铤, 等. 面向低空智联网频谱认知与决策的云边缘融合体系架构[J]. 通信学报, 2023, 44(11): 1-12.  
DONG Chao, JING Yuqian, QU Yuben, et al. Cloud-edge-device fusion architecture oriented to spectrum cognition and decision in low altitude intelligence network[J]. Journal on Communications, 2023, 44(11): 1-12.
- [6] RAFIE I F M, LIM S Y, CHUNG M J H. Path loss prediction in urban areas: A machine learning approach[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2023, 22(4): 809-813.
- [7] WANG J, LIN Z, ZHU Q, et al. 3D spectrum mapping and reconstruction under multi-radiation source scenarios[J]. China Communications, 2026, 23(2): 20-34.
- [8] YU L, SHI L, ZHANG J, et al. ChannelGPT: A large model toward real-world channel foundation model for 6G environment intelligence communication[J]. IEEE Communications Magazine, 2025, 63(10): 68-74.
- [9] NDIAYE M N, BERGOU E H, EL HAMMOUTI H. Multi-agent proximal policy optimization for data freshness in UAV-assisted networks[C]//Proceedings of 2023 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops). Rome, Italy: IEEE, 2023: 1920-1925.
- [10] ZHANG R, LIU G, LIU Y, et al. Toward edge general intelligence with agentic AI and agentification: Concepts, technologies, and future directions[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2026, 28: 4285-4318.
- [11] Defense Advanced Research Projects Agency. New effort will expedite pioneering AI research, rapidly moving from idea to award[EB/OL]. (2018-07-20)[2026-03-01]. <https://www.darpa.mil/news/2018/promising-artificial-intelligence-concepts>.
- [12] YANG X W, SHAO J J, GUO L Z, et al. Neuro-symbolic artificial intelligence: Towards improving the reasoning abilities of large language models[C]//Proceedings of the Thirty-Fourth International Joint Conference on Artificial Intelligence. Montreal, Canada: International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization, 2025: 10770-10778.
- [13] 周博, 马欣怡, 况婷妍, 等. 电磁频谱空间态势认知新范式: 频谱语义和频谱行为[J]. 数据采集与处理, 2022, 37(6): 1198-1207.  
ZHOU Bo, MA Xinyi, KUANG Tingyan, et al. New paradigm of electromagnetic spectrum space situation cognition: Spectrum semantic and spectrum behavior[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2022, 37(6): 1198-1207.
- [14] BOYD J. A discourse on winning and losing[M]. Maxwell AFB, AL: Air University Press, 2018.
- [15] SCHUCK T, BLASCH E. OODA loop 2.0: Information, not agility, is life[EB/OL]. (2017-5-11)[2026-03-01]. <https://>

- breakingdefense.com/2017/05/ooda-loop-2-0-information-not-agility-is-life/.
- [16] 杨伟. 关于未来战斗机发展的若干讨论[J]. 航空学报, 2020, 41(6): 1-12.  
YANG Wei. Development of future fighters[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(6): 1-12.
- [17] ZHOU F, LIU C, ZHANG H, et al. SpectrumFM: A foundation model for intelligent spectrum management[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2026, 44: 4471-4488.
- [18] LIU B, GAO S, LIU X, et al. WiFo: Wireless foundation model for channel prediction[J]. Science China Information Sciences, 2025, 68(6): 162302.
- [19] SHAO J, TONG J, WU Q, et al. WirelessLLM: Empowering large language models towards wireless intelligence[J]. Journal of Communications and Information Networks, 2024, 9(2): 99-112.
- [20] XUE N, SUN Y, CHEN Z, et al. WDMoE: Wireless distributed large language models with mixture of experts[C]// Proceedings of GLOBECOM 2024—2024 IEEE Global Communications Conference. Cape Town, South Africa: IEEE, 2025: 2707-2712.
- [21] 孙佳琛, 王金龙, 丁国如, 等. 频谱知识图谱: 面向未来频谱管理的智能引擎[J]. 通信学报, 2021, 42(5): 1-12.  
SUN Jiachen, WANG Jinlong, DING Guoru, et al. Spectrum knowledge graph: An intelligent engine facing future spectrum management[J]. Journal on Communications, 2021, 42(5): 1-12.
- [22] KEJRIWAL M. Domain-specific knowledge graph construction[M]. Cham: Springer International Publishing, 2019.
- [23] MILLER G A. WordNet: A lexical database for English[J]. Communications of the ACM, 1995, 38(11): 39-41.
- [24] LIU H, SINGH P. ConceptNet: A practical commonsense reasoning tool-kit[J]. BT Technology Journal, 2004, 22(4): 211-226.
- [25] HA D, SCHMIDHUBER J. World models[EB/OL]. (2018-03-28)[2026-03-01]. <https://zenodo.org/record/1207631>.
- [26] YANG S, DU Y, GHASEMIPOUR K, et al. Learning interactive real-world simulators[EB/OL]. (2023-10-09)[2026-03-01]. <https://arxiv.org/abs/2310.06114>.
- [27] WANG X, ZHU Z, HUANG G, et al. DriveDreamer: Towards real-world-driven world models for autonomous driving[EB/OL]. (2023-09-18)[2026-03-01]. <https://arxiv.org/abs/2309.09777>.
- [28] CHAI H, YUAN Y, LI Y. MobiWorld: World models for mobile wireless network[EB/OL]. (2025-07-13)[2026-03-01]. <https://arxiv.org/abs/2507.09462>.
- [29] YUCEK T, ARSLAN H. A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2009, 11(1): 116-130.
- [30] SIBBETT T, MORADI H, BOROUJENY B. Normalized matched filter for blind interference suppression in filter bank multicarrier spread spectrum systems[J]. IEEE Access, 2022, 10: 64270-64282.
- [31] MATHUR C N, SUBBALAKSHMI K P. Digital signatures for centralized DSA networks[C]//Proceedings of 2007 4th IEEE Consumer Communications and Networking Conference. Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2007: 1037-1041.
- [32] NIE D, XIE K, ZHOU F, et al. A correlation detection method of low SNR based on multi-channelization[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2020, 27: 1375-1379.
- [33] KIM K, AKBAR I A, BAE K K, et al. Cyclostationary approaches to signal detection and classification in cognitive radio[C]// Proceedings of 2007 2nd IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks. Dublin, Ireland: IEEE, 2007: 212-215.
- [34] CHEN A Z, SHI Z P. Covariance-based spectrum sensing for noncircular signal in cognitive radio networks with uncalibrated multiple antennas[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 9(5): 662-665.
- [35] LIANG Y C, ZENG Y, PEH E C Y, et al. Sensing-throughput tradeoff for cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2008, 7(4): 1326-1337.
- [36] SHEN F, DING G, WANG Z, et al. UAV-based 3D spectrum sensing in spectrum-heterogeneous networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(6): 5711-5722.
- [37] JIANG S, ALKHATEEB A. Sensing aided OTFS massive MIMO systems: Compressive channel estimation[C]// Proceedings of 2023 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops). Rome, Italy: IEEE, 2023: 794-799.

- [38] MUNDLAMURI R, GANGULA R, THOMAS C K, et al. Sensing aided channel estimation in wideband millimeter-wave MIMO systems[C]//Proceedings of 2023 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops). Rome, Italy: IEEE, 2023: 1404-1409.
- [39] 程翔, 张浩天, 李思江, 等. 机器联觉: 通信与多模态感知的智能融合[J]. 模式识别与人工智能, 2023, 36(11): 967-986.  
CHENG Xiang, ZHANG Haotian, LI Sijiang, et al. Synesthesia of machines towards intelligent multi-modal sensing-communication integration[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2023, 36(11): 967-986.
- [40] SAMARKANDI A, ALMARHABI A, ALHAZMI H, et al. Combined signal representations for modulation classification using deep learning: Ambiguity function, constellation diagram, and eye diagram[C]//Proceedings of 2023 32nd Wireless and Optical Communications Conference (WOCC). Newark, NJ, USA: IEEE, 2023: 1-4.
- [41] MAO Y, DONG Y Y, SUN T, et al. Attentive Siamese networks for automatic modulation classification based on multitime constellation diagrams[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2023, 34(9): 5988-6002.
- [42] ZENG Y, ZHANG M, HAN F, et al. Spectrum analysis and convolutional neural network for automatic modulation recognition[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2019, 8(3): 929-932.
- [43] MENG F, CHEN P, WU L, et al. Automatic modulation classification: A deep learning enabled approach[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(11): 10760-10772.
- [44] LIANG H, WU J, LIU T, et al. Efficient cooperative spectrum sensing in UAV-assisted cognitive wireless sensor networks [J]. IEEE Sensors Letters, 2024, 8(10): 7500904.
- [45] WU J, SU M, QIAO L, et al. Quick parallel cooperative spectrum sensing in cognitive wireless sensor networks[J]. IEEE Sensors Letters, 2024, 8(8): 7500704.
- [46] LI A, LI Y, ZHANG Q. A synergistic cross-domain network integrating time-frequency-spatial features for modulation recognition[J]. IEEE Communications Letters, 2025, 29(11): 2596-2600.
- [47] ZHANG J, LI Y, HU S, et al. Joint modulation format identification and OSNR monitoring using cascaded neural network with transfer learning[J]. IEEE Photonics Journal, 2021, 13(1): 7200910.
- [48] TRIARIDIS K, DOUMANIDIS C, CHATZIDIAMANTIS N D, et al. MM-Net: A multi-modal approach toward automatic modulation classification[J]. IEEE Communications Letters, 2024, 28(2): 328-331.
- [49] WIRGES S, FISCHER T, FRIAS J B, et al. Object detection and classification in occupancy grid maps using deep convolutional networks[C]//Proceedings of 2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). Maui, HI, USA: IEEE, 2018.
- [50] STEYER S, LENK C, KELLNER D, et al. Grid-based object tracking with nonlinear dynamic state and shape estimation[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 21(7): 2874-2893.
- [51] LIU X, GUAN M, ZHANG X, et al. Spectrum sensing optimization in an UAV-based cognitive radio[J]. IEEE Access, 2018, 6: 44002-44009.
- [52] ZHANG H, ZHANG H, DA X, et al. Multi-UAV cooperative spectrum sensing in cognitive UAV network[C]//Proceedings of the 5th International Conference on Communication and Information Processing. Chongqing, China: ACM, 2020: 273-278.
- [53] GONG J, QIN X, XU X. Multi-task based deep learning approach for open-set wireless signal identification in ISM band[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2022, 8(1): 121-135.
- [54] KUMAR V, LI F, YE F, et al. Autonomous wireless technology detection in seamless IoT applications[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(20): 20322-20330.
- [55] KULIN M, KAZAZ T, MOERMAN I, et al. End-to-end learning from spectrum data: A deep learning approach for wireless signal identification in spectrum monitoring applications[J]. IEEE Access, 2018, 6: 18484-18501.
- [56] ZHANG Z, YUAN L, ZHOU F, et al. Data-and-knowledge dual-driven radio frequency fingerprint identification[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(13): 11944-11945.
- [57] SHEN G, ZHANG J, MARSHALL A, et al. Radio frequency fingerprint identification for LoRa using spectrogram and CNN [C]//Proceedings of IEEE INFOCOM 2021—IEEE Conference on Computer Communications. Vancouver, BC, Canada: IEEE, 2021: 1-10.
- [58] AL-QABBANI T N, OLIGERI G, QARAQE M. Authentication by intelligent learning: A novel hybrid deep learning/

- machine-learning radio frequency fingerprinting scheme[J]. *IEEE Journal of Radio Frequency Identification*, 2025, 9: 17-31.
- [59] 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): 194-206.  
DING Guoru, SUN Jiachen, WANG Haichao, et al. Discussion on technologies for intelligent spectrum management and control under complex electromagnetic environments[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2021, 42(4): 194-206.
- [60] DOAN V S, HUYNH-THE T, HUA C H, et al. Learning constellation map with deep CNN for accurate modulation recognition[C]//*Proceedings of GLOBECOM 2020—2020 IEEE Global Communications Conference*. Taipei, China: IEEE, 2021: 1-6.
- [61] CHENNAGIRI R, SEHGAL S, RAVINDER Y. A survey on automatic modulation classification techniques[C]//*Proceedings of 2024 Intelligent Systems and Machine Learning Conference (ISML)*. Hyderabad, India: IEEE, 2025: 94-100.
- [62] ASLAM M W, ZHU Z, NANDI A K. Automatic modulation classification using combination of genetic programming and KNN[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2012, 11(8): 2742-2750.
- [63] WANG Y, BAI J, XIAO Z, et al. MsmcNet: A modular few-shot learning framework for signal modulation classification[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2022, 70: 3789-3801.
- [64] MAO D, SHAO W, QIAN Z, et al. Constructing accurate radio environment maps with Kriging interpolation in cognitive radio networks[C]//*Proceedings of 2018 Cross Strait Quad-Regional Radio Science and Wireless Technology Conference (CSQRWC)*. Xuzhou, China: IEEE, 2018: 1-3.
- [65] SATO K, FUJII T. Kriging-based interference power constraint: Integrated design of the radio environment map and transmission power[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2017, 3(1): 13-25.
- [66] GAO Q, ZHU Q, LIN Z, et al. Time-variant radio map reconstruction with optimized distributed sensors in dynamic spectrum environments[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2025, 12(12): 20927-20941.
- [67] ZHANG G, FU X, WANG J, et al. Spectrum cartography via coupled block-term tensor decomposition[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020, 68: 3660-3675.
- [68] KHALFI B, HAMDAOUI B, GUIZANI M, et al. Scalable spectrum database construction mechanisms for efficient wideband spectrum access management[J]. *Physical Communication*, 2021, 46: 101318.
- [69] CHEN G, LIU Y, ZHANG T, et al. A graph neural network based radio map construction method for urban environment[J]. *IEEE Communications Letters*, 2023, 27(5): 1327-1331.
- [70] ZOU H, CHEN C L, LI M, et al. Adversarial learning-enabled automatic WiFi indoor radio map construction and adaptation with mobile robot[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(8): 6946-6954.
- [71] CHEN G, LIU Y, ZHANG T, et al. A graph neural network based radio map construction method for urban environment[J]. *IEEE Communications Letters*, 2023, 27(5): 1327-1331.
- [72] WU W, WANG L, ZHOU F, et al. Knowledge-driven 3D semantic spectrum map: KE-VQ-transformer-based AAV semantic communication and map completion[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2026, 12: 5120-5135.
- [73] ZHOU F, WANG C, WU G, et al. Accurate spectrum map construction for spectrum management through intelligent frequency-spatial reasoning[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2023, 71(7): 3932-3945.
- [74] WANG X, TAO K, CHENG N, et al. RadioDiff: An effective generative diffusion model for sampling-free dynamic radio map construction[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2025, 11(2): 738-750.
- [75] LI K, LI C, CHEN J, et al. Boost spectrum prediction with temporal-frequency fusion network *via* transfer learning[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2023, 22(6): 3209-3223.
- [76] DING R, XU M, ZHOU F, et al. RFML-driven spectrum prediction: A novel model-enabled autoregressive network[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(18): 18164-18165.
- [77] WANG L, HU J, ZHANG C, et al. Deep learning models for spectrum prediction: A review[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2024, 24(18): 28553-28575.
- [78] ZHANG X, ZHENG X, MA Y, et al. Multi-scale spatio-temporal representation-based 3-D long-term spectrum prediction[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2026, 12: 1821-1833.
- [79] MA Y, LIU Z, YANG N, et al. Research on knowledge graph construction and semantic representation of low earth orbit

- satellite spectrum sensing data[J]. *Electronics*, 2024, 13(4): 672.
- [80] WEI Y, WANG X, NIE L, et al. Causal inference for knowledge graph based recommendation[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2023, 35(11): 11153-11164.
- [81] SHANG Z, QIAO X, JI H, et al. The cross-domain enhanced spectrum prediction framework using knowledge distillation[J]. *IEEE Communications Letters*, 2025, 29(11): 2501-2505.
- [82] DING G, JIAO Y, WANG J, et al. Spectrum inference in cognitive radio networks: Algorithms and applications[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2018, 20(1): 150-182.
- [83] AKANDE D, OJO S, ADEBAYO D, et al. Comparative analysis of reactive and proactive spectrum handoff techniques in a cognitive radio system[J]. *LAUTECH Journal of Engineering and Technology*, 2025, 19(1): 196-203.
- [84] LIU X, XU Y, JIA L, et al. Anti-jamming communications using spectrum waterfall: A deep reinforcement learning approach [J]. *IEEE Communications Letters*, 2018, 22(5): 998-1001.
- [85] CHEN R, HE C, WANG J, et al. Anti-jamming communication in UWSNs with dynamic spectrum waterfall: A double-DQN approach[C]//*Proceedings of 2024 IEEE 10th International Conference on Underwater System Technology: Theory and Applications (USYS)*. Xi'an, China: IEEE, 2025: 1-6.
- [86] NI D, LIU X, DU J, et al. Intelligent anti-jamming decision-making technology based on knowledge graph and DQN[J]. *Sensors*, 2025, 25(24): 7658.
- [87] LI Q, LI H, KNOBLOCK E J. 3D trajectory and spectrum optimization for advanced air mobility: A multi-agent deep reinforcement learning approach[C]//*Proceedings of GLOBECOM 2025—2025 IEEE Global Communications Conference*. Taipei, China: IEEE, 2026: 278-283.
- [88] SONG Y, XIAO Y, LIU J. Enabling adaptive optimization of energy efficiency and quality of service in NR-V2X communications via multiagent deep reinforcement learning[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2025, 12(4): 4022-4037.
- [89] GONG S, WANG M, GU B, et al. Bayesian optimization enhanced deep reinforcement learning for trajectory planning and network formation in multi-UAV networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(8): 10933-10948.
- [90] TANG L, ZHONG S, LI H, et al. Joint optimization of channel allocation and power control algorithm for AoI-aware industrial IoT with deep reinforcement learning[C]//*Proceedings of 2024 IEEE 24th International Conference on Communication Technology (ICCT)*. Chengdu, China: IEEE, 2025: 326-332.
- [91] 金立民, 王海超, 谷江春, 等. 低空具身智能频谱管控技术研究[J]. *数据采集与处理*, 2025, 40(1): 45-55.  
JIN Limin, WANG Haichao, GU Jiangchun, et al. Research on low-altitude embodied artificial intelligence-enabled spectrum management and control technology[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2025, 40(1): 45-55.
- [92] ZHAO S, WU Q, ZHOU F, et al. Cognitive escape reinforcement learning for complex decision making[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2026, 75(2): 1754-1766.
- [93] TEKBIYIK K, EKTİ A R, GÖRÇİN A, et al. Robust and fast automatic modulation classification with CNN under multipath fading channels[C]//*Proceedings of 2020 IEEE 91st Vehicular Technology Conference (VTC2020-Spring)*. Antwerp, Belgium: IEEE, 2020: 1-6.
- [94] O'SHEA T J, ROY T, CLANCY T C. Over-the-air deep learning based radio signal classification[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2018, 12(1): 168-179.
- [95] O'SHEA T J, CORGAN J, CLANCY T C. *Convolutional radio modulation recognition networks[M]*//*Engineering Applications of Neural Networks*. Cham: Springer, 2016.
- [96] ZHU C, DASTANI M, WANG S. A survey of multi-agent deep reinforcement learning with communication[J]. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 2024, 38(1): 4.
- [97] WIBISONO A, SONG H K, LEE B M. A survey of multi-agent reinforcement learning for cooperative control in multi-AUV systems[J]. *IEEE Access*, 2025, 13: 161505-161528.
- [98] TRAN K T, DAO D, NGUYEN M D, et al. Multi-agent collaboration mechanisms: A survey of LLMs[EB/OL]. (2025-01-10)[2026-03-01]. <https://arxiv.org/abs/2501.06322>.
- [99] LIN Y Y, ZENG X J. Enhancing multi-agent communication through credibility and reward-based optimisation[J]. *International Journal of General Systems*, 2025. DOI: <https://doi.org/10.1080/03081079.2025.2503785>.

- [100] YU L, QIU Y, YAO Q, et al. Robust communicative multi-agent reinforcement learning with active defense[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. [S.l.]: AAAI, 2024: 17575-17582.
- [101] KONG D, LIN S, XU Z, et al. A survey of LLM-driven AI agent communication: Protocols, security risks, and defense countermeasures[EB/OL].(2025-06-24)[2026-03-01]. <https://arxiv.org/abs/2506.19676>.
- [102] IMT-2030(6G). 国际电信联盟无线电部门通过 6G 框架和总体目标建议书[EB/OL]. (2023-10-10)[2026-03-01]. <https://www.imt2030.org.cn/html//default/zhongwen/xinwendongtai/1711678217363976194.html?index=4>.
- [103] 3GPP. Release 19[EB/OL]. [2026-03-01]. <https://www.3gpp.org/specifications-technologies/releases/release-19>.
- [104] 全球技术地图. 美国国防部准备在 2025 年首次大规模演示频谱共享技术[EB/OL].(2025-04-25)[2026-03-01]. <http://www.globaltechmap.com/document/view?id=46689>.
- [105] 王迪, 骆盛, 毛锦, 等. Starlink 卫星系统技术概要[J]. 航天电子对抗, 2020, 36(5): 51-56.  
WANG Di, LUO Sheng, MAO Jin, et al. Overview of Starlink satellite system technology[J]. Aerospace Electronic Warfare, 2020, 36(5): 51-56.

## 作者简介:



张海仁(1999-),男,博士研究生,研究方向:认知频谱导航、轻量化频谱大模型, E-mail: zhanghairan@nuaa.edu.cn。



阮天宸(1997-),男,助理研究员,研究方向:认知学习、具身智能、信号源识别与搜索, E-mail: ruan-tianchen@nuaa.edu.cn。



刘纯玉(1999-),男,博士研究生,研究方向:电磁大模型、电磁智能体, E-mail: chunyu.liu@nuaa.edu.cn。



周福辉(1988-),男,教授,博士生导师,研究方向:频谱认知智能、具身智能频谱管控, E-mail: zhou-fuhui@nuaa.edu.cn。



吴启晖(1970-),通信作者,男,教授,博士生导师,研究方向:认知科学与应用、电磁空间频谱认知智能管控、无人机认知集群, E-mail: wuqihui@nuaa.edu.cn。

(编辑:张黄群)