

电磁频谱具身智能概念、研究现状及发展趋势

邝艺欣, 李献斌*, 覃俊祥, 马超, 瞿智, 陈建云, 刘楷博

(中国人民解放军国防科技大学智能科学学院, 湖南长沙 410073)

摘要: 电磁频谱作为无线通信与感知的核心资源,在智能化技术的推动下正经历着从被动管理向主动认知的范式跃迁。电磁频谱具身智能通过将智能体与电磁环境深度耦合,实现对频谱资源的自主感知、认知与控制。本文系统综述了电磁频谱具身智能的理论框架、关键技术与应用前景。从具身认知理论出发,论证了“电磁器官”作为智能体身体组成部分的合理性,将电磁频谱重新定义为与三维物理空间并列的关键环境维度,构建了电磁具身闭环的数学模型,揭示了电磁频谱具身智能“智能源于身体与环境动态耦合”的本质。基于“感知—认知—行动”三层架构,系统分析了电磁频谱具身智能的核心使能技术:在电磁感知层,从信号域、空间域、多域融合三个维度阐述了软件定义无线电、认知雷达、协同频谱感知、多模态融合感知等关键技术如何实现从物理信号到语义理解的跨越;在认知与决策层,针对载体约束与多载体协同两类场景,详细分析了轻量级强化学习、在线元学习、多智能体协同决策、博弈论优化等方法如何支撑智能体在动态对抗环境中的自主决策与群体协同;在行动与反馈层,从电磁环境交互与具身载体重构两个方面,探讨了动态频谱接入、干扰对抗、波形重构、硬件可重构等技术如何将认知策略转化为电磁行为并形成闭环反馈。总结了电磁频谱具身智能在6G移动通信、低轨巨型星座智能电磁体系、智慧城市频谱治理、智能战场电磁作战等典型场景中的应用实践与技术优势。针对当前研究面临的实时性约束、样本效率、安全鲁棒性、可解释性等挑战,展望了电磁频谱具身智能的未来发展趋势,包括标准化体系建设、产业生态培育、跨学科理论融合、大规模工程部署等方向。本文的研究为电磁频谱智能化应用提供了系统性的理论参考与技术路线,对推动电磁频谱治理体系现代化和支撑国家信息基础设施建设具有重要意义。

关键词: 电磁频谱;具身智能;电磁器官;强化学习;多智能体系统

基金项目: 国家自然科学基金(No.62403481)

中图分类号: TN97;TP18

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(XXXX)XX-0001-36

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20251178

Concept of Embodied Intelligence in the Electromagnetic Spectrum, Current Research Status, and Development Trends

KUANG Yixin, LI Xianbin*, QIN Junxiang, MA Chao, QU Zhi, CHEN Jianyun, LIU Kaibo

(Department of Intelligence Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China)

Abstract: As the core resource for wireless communications and sensing, the electromagnetic spectrum is undergoing a paradigm shift from passive management to active cognition under the impetus of intelligent technologies. Electromagnetic-spectrum embodied intelligence deeply couples the agent with the electromagnetic environment to achieve autonomous sensing, cognition, and control of spectrum resources. This paper provides a systematic review of the theoretical framework, enabling technologies, and application prospects of electromagnetic-spectrum embodied intelligence. Starting from embodied-cognition theory, it argues for the legitimacy of “electromagnetic organs” as components of the body of an agent, reconceptualizes the electromagnetic spectrum as a key environmental dimension on par with three-dimensional physical space, constructs a mathematical model of the electromagnetic embodied closed loop, and reveals the essence that intelligence emerges from the dynamic coupling between body and environment. Building on a three-layer “sensing-cognition-action” architecture, we analyze core enabling technologies: at the electromagnetic sensing layer, across the signal, spatial, and multi-domain-fusion dimensions, we explain how software-defined radio, cognitive radar, cooperative spectrum sensing, and multimodal fusion enable a leap from physical signals to semantic understanding; at the cognition and decision-making layer, for both platform-constrained and multi-platform collaborative scenarios, we examine how lightweight reinforcement learning, online meta-learning, multi-agent collaborative decision-making, and game-theoretic optimization support autonomous decision-making and collective coordination in dynamic, adversarial environments; at the action-and-feedback layer,

from electromagnetic-environment interaction to embodied-platform reconfiguration, we discuss how dynamic spectrum access, jamming and counter-jamming, waveform reconfiguration, and hardware reconfigurable technology translate cognitive policies into electromagnetic behaviors and close the loop. We summarize application practices and advantages in representative scenarios such as 6G mobile communications, intelligent electromagnetic system of LEO mega-constellations spectrum governance for smart cities, and electromagnetic operations on intelligent battlefields. In view of current challenges—including real-time constraints, sample efficiency, safety and robustness, and interpretability—we outline future trends involving standardization, ecosystem development, cross-disciplinary theoretical integration, and large-scale engineering deployment. The study offers a systematic theoretical reference and a technical roadmap for intelligent spectrum management, contributing to the modernization of spectrum-governance systems and supporting the construction of national information infrastructure.

Keywords: electromagnetic spectrum; embodied artificial intelligence; electromagnetic organ; reinforcement learning; multi-agent systems

Foundation Item(s): National Natural Science Foundation of China (No.62403481)

0 引言

具身智能是当前人工智能领域的前沿热点,在学术界和工业界均受到广泛关注,并呈现出快速发展趋势^[1]。其概念可以追溯到1950年,图灵在论文“Computing Machinery and Intelligence”中首次提出:基于环境反馈的学习机制,能够使机器产生超越编程者预设的自主性智能行为,这一前瞻性构想为具身智能的理论雏形埋下了关键种子^[2]。其中,通过为机器配置高效传感单元,使其模拟婴儿“感知—学习”的认知发育路径,这一核心思路历经后续研究演进,逐渐成为具身智能的标志性特征。1991年,Brooks^[3]在其研究中进一步深化了具身智能的核心内涵,明确提出“智能源于身体与环境的动态耦合”这一关键论断,与图灵早年的环境反馈学习思想形成跨时代呼应,共同奠定了“交互优先”的通用智能哲学内核。2004年,Pfeifer等人^[4]于专著《Embodied Artificial Intelligence》中正式界定“具身智能”的科学定义,标志着该领域成为人工智能研究的独立分支。随着机器人技术与计算机科学的协同演进,具身智能逐步完成从理论框架到实际应用的跨越:2021年,Roy等人^[5]领域权威学者在综述研究中指出,具身智能并非机器学习的单纯应用场景拓展,而是驱动下一代机器学习技术革新核心引擎,并系统性提出归纳偏置、架构设计、表示与逻辑、形态学作用及评估验证五大研究方向,为领域发展提供了清晰的技术路线图。当前,大规模预训练模型的突破为具身智能赋予了感知、理解、决策与执行的全链路能力升级^[6],具身智能因此受到更多的关注,逐渐从概念走向实际应用,而如何利用目前具身智能的优异表现在各个专用领域则逐渐成为学界与产业界的关注重点。

电磁频谱作为自然界中信息传输的核心载体,涵盖了从无线电波到伽马射线的广阔频段,是现代通信体系的基础支撑资源,电磁频谱在军事通信^[7]、6G无

线通信^[8]、卫星互联网^[9-10]、智能设备通信^[11]等关键领域发挥着重要作用。相较于传统认知中单纯的“通信信道”功能,电磁频谱的核心价值更体现在其蕴含的多维环境信息:不同频段的信号特征能够映射环境物理属性、目标活动状态等关键参数,使其成为智能体实现环境感知的重要媒介。随着毫米波通信、光电探测及高速信号处理技术的持续突破,地面与卫星通信、多频段技术的融合提升了通信效率^[12],电磁频谱的可利用频段范围因此不断拓宽,通信与感知的融合能力显著提升,为无线通信、感知技术与智能系统的深度协同提供了底层支撑,有效强化了智能体在复杂动态环境中的自适应能力。

在此背景下,具身智能与电磁频谱技术的深度融合成为领域发展的必然趋势:具身智能的核心诉求是实现智能体与环境的高效交互,而电磁频谱恰好为这种交互提供了“感知—认知—行动”的全链路媒介;通过将电磁频谱构建为智能体的“感知维度”与“行动空间”,能够突破传统物理传感的局限,实现对环境的全域感知与动态适配,推动智能体从“物理交互”向“频谱—物理协同交互”的范式革新。这种融合不仅能提升具身智能的环境适应能力^[13],更能拓展电磁频谱资源的智能化应用场景,为通信感知一体化、频谱智能管控等新兴领域提供理论与技术创新动力。

鉴于此,本文提出电磁频谱具身智能(Embodied Intelligence in Electromagnetic Spectrum, EIES)概念,从“理论—架构—技术”的角度介绍电磁和具身智能的有机结合,并分析预测电磁频谱具身智能系统的应用前景与挑战,为希望了解该领域的研究人员提供更多的参考。

本文内容安排如下:第1章从理论基础、智能行为的表现、运行与生成机制的角度讲述电磁频谱具身智能的内涵与协同体系,给出电磁频谱具身智能的完

整定义及其必要性;第2章讨论其目前发展面临的问题与挑战;第3章根据通用参考架构,归纳分析每个层次的关键技术;第4章总结电磁频谱具身智能系统的典型应用前景,并预测未来发展趋势。

1 电磁频谱具身智能的理论框架

具身智能,并非泛指“具有物理载体的智能系统”,而是特指智能体的认知能力并非仅由内部算法产生,而是源于其身体结构、感知方式与环境之间的持续动态耦合,且认知过程依赖于这种耦合关系的实时维持与调节。该过程将人工智能系统融入具有身体形态的代理中,使其通过感知—行动循环在真实或物理环境中自主交互、适应与学习。其中,身体是形态、传感器和执行器共同构成的实体,环境是产生感知与反馈的外部物理世界及其动态结构,其核心思想是:人工智能只有拥有身体并与环境持续互动,才能像生物一样产生真正的智能^[4]。而将电磁频谱引入可以拓展智能体的感知与行动边界。

现有非具身电磁系统要么是将电磁信号视为需符号化处理的数据对象,依赖频谱分析与模式识别生成环境表征,但这割裂了感知与行动的连续性,难以应对毫秒级剧变的复杂频谱环境;要么将感知与行动视为独立过程,忽视智能体在电磁空间中的物理存在与能动适应性,使传统通信与雷达系统因静态配置而缺乏自组织、自调节能力,频谱利用率与抗干扰性受限。面对这样的瓶颈,电磁频谱不得不走向具身智能,如图1所示,电磁频谱的智能演化经历了由符号智能、认知智能到具身智能的阶段性跃迁。该演化过程反映出智能体从被动感知世界到主动认知、再到与具身智能融合的转变,为电磁频谱具身智能的提出奠定了理论脉络。智能体依靠调节自身电磁状态与环境共演,而非依赖外部模型,从而利用电磁场的连续性与可耦合性获得自组织、自适应与能动调节能力,在瞬态、动态频谱中保持稳定高效的认知与控制。

本章将从具身认知理论出发,系统性地论证电磁频谱在智能体认知中的作用,旨在构建“电磁频谱具身智能”的理论基础,探讨其核心概念与逻辑框架。首先,本章提出“电磁器官”的概念,认为雷达、天线等电磁器件不仅是感知工具,更是智能体“身体”的组成部分。通过“对等性原则”与“形态计算”理论,论证其物理形态直接参与信息处理与行为决策,构成智能体与电磁场交互的物理基础^[14-18]。其次,本章挑战传统“环境”模型,提出电磁频谱作为与物理空间并列的关键维度。借鉴“可供性”理论,将频谱视为动态、可交互的“场域”,其时频空间特性可建模为多维信息资源,支持智能体行为决策^[19-20]。最后,本章

探讨电磁领域特有的“感知—认知—行动”闭环机制,分析智能体如何通过电磁器官与频谱环境的动态交互实现认知与行为调整。通过理论框架的构建,本章为后续研究提供概念基础与逻辑支撑。

1.1 电磁频谱与具身智能的理论融合

传统具身智能理论强调物理身体与环境的直接交互,其身体可以根据功能像生物体一样拆分为多类“器官系统”,如感知器官、计算器官、运动器官等,这些器官共同构成支持智能产生的物理基础。金立门团队^[21]提出,具身智能作为新一代人工智能理论与应用突破的重要窗口,与电磁的融合具有重要意义,电磁传感和辐射阵列应视为“身体器官”,这为电磁频谱具身智能的理论框架提供了形态学依据。因此,当具身智能体在电磁频谱空间中与环境交互时,可以将其物理载体定义为“电磁器官”,它们承担着对外界电磁场的感知、辐射与调控功能,相当于生物体的感觉与运动系统在电磁域的对体,并且符合具身智能对身体的严格定义。与传统意义上仅用于信号采集的电子器件不同,电磁器官具备双向交互特性:既能主动发射并塑造外部电磁环境,又能实时接收并解析环境反馈,从而在闭环中实现感知认知功能,使智能体能够在频谱空间中完成认知、决策与行为调节的全流程。值得注意的是,电磁器官并非以器件类型或材料形态为界定标准,而是以其是否构成具身智能体在电磁频谱空间中的“感知—行动”闭环为核心判据:形状记忆合金天线、液态金属天线与液晶可重构表面等是典型的电磁器官,它们是“形态即计算”“环境即输入”特征的高度具身化实现形式,但并非电磁器官的必要条件;传统天线阵列、雷达与射频前端在被纳入实时闭环决策、其物理状态直接参与环境交互与行为生成时,同样可视为电磁器官。

要论证电磁器官合理性及其在智能生成中的地位,必须回到具身智能的理论根基——“具身认知”理论。该理论主张:认知并非仅由中枢神经网络单独完成,而是感觉—运动系统与动态环境持续耦合所产生的整体行为。换言之,认知的主体不是一个孤立的大脑或算法,而是一个拥有物理或虚拟身体、能够通过与环境互动而产生学习与智能行为的智能体^[22]。众多实验结果表明,电磁过程同样符合机器人与认知系统领域的量化约定^[15-18]:只要信息可被系统实时调用,且其缺失会显著降低认知性能,该通道即视为身体功能的延展。基于此,再结合“对等性原则”^[14],即若外部过程在功能上等同于颅内认知过程,则该过程本身即属认知,将天线阵列、相控阵等电磁器件视为电磁器官并非隐喻,而是身体边界在频谱维度的自然延伸。经典研究把耦合界面限定为“力—化学—光

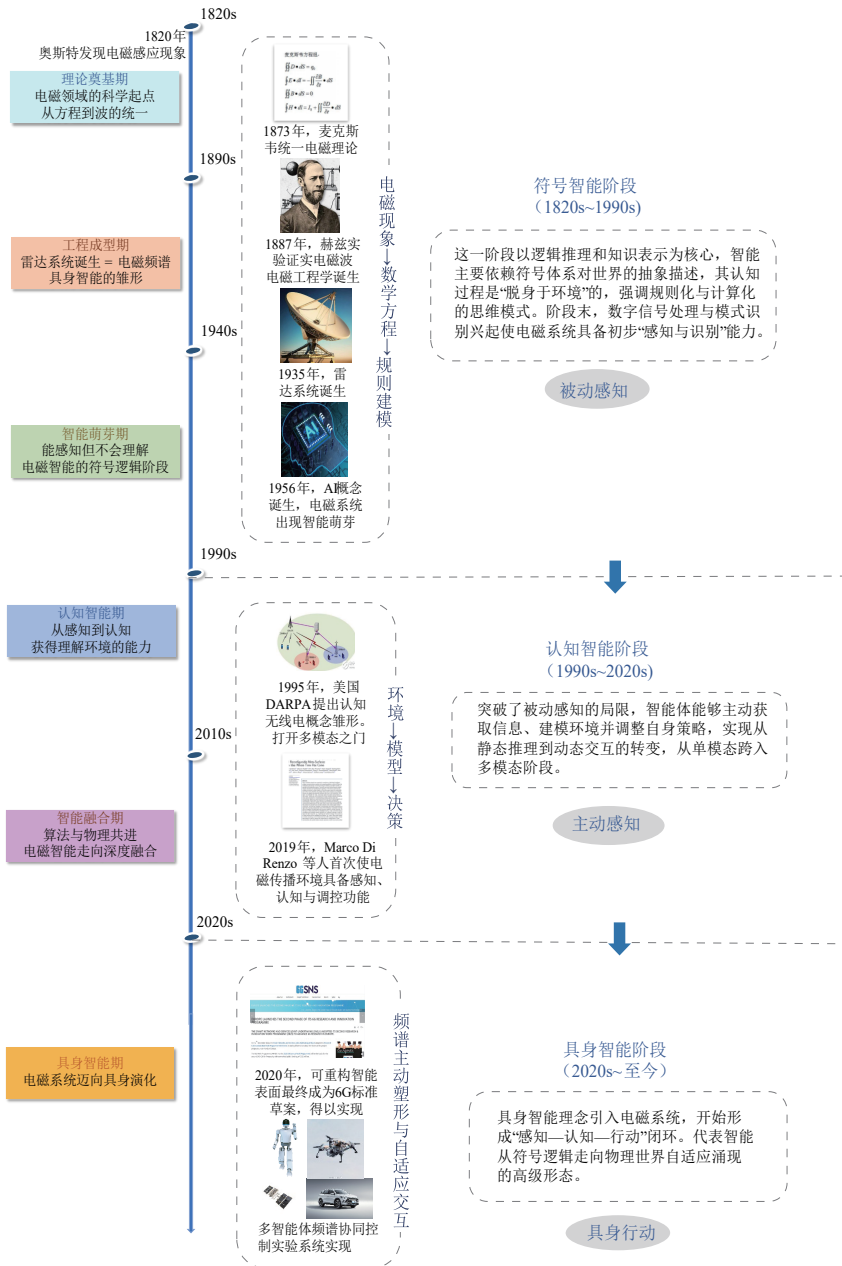


图1 电磁频谱智能发展概况

Figure 1 Development overview of electromagnetic spectrum intelligence

学”通道,而当传感器到执行器的工作频段扩展到毫米波/太赫兹后,电磁波的穿透、衍射与极化相位结构提供了新的感知模态。

刘华平等人^[23]提出:智能体的物理形态(即身体)与其智能行为密不可分,形态不仅是行为的执行者,也参与并影响了计算过程,是实现高效、鲁棒智能的关键,因此他们提出利用身体的形状、材质与动态特性分担计算任务的“形态计算”概念。在电磁领域,智能体与环境的交互主要通过雷达和天线等传感与发射装置完成,天线的形状、尺寸与布局决定其方

向性、增益和波束形成能力,激光雷达的安装位置本身就对感知信息进行了预处理。所以合理的传感器形态设计能够天然减少后续算法处理的模糊性与复杂性,即通过物理结构完成部分计算任务,从而将原本需要AI算法处理的复杂度“卸载”到形态之上。因此,电磁传感与发射器官的物理形态直接影响其计算与信息处理能力,可视为典型的“形态计算”装置。这些器官并非简单的数据采集器,而是具有内在计算能力的物理结构,其形态设计本身就是智能体优化电磁交互行为的策略,理应被纳入“身体”这一计算实

体的一部分。电磁器官作为身体,使得具身性仍然满足具身智能三要素:具备可作用于环境的身体结构,身体与环境存在不可分离的耦合,智能来源于耦合动力学而非纯内部计算,这构成了具身智能理论在电磁域的“等价形式扩展”

在上述概念框架下,电磁器官与传统电磁器件的差异并非体现在器件类型或材料选用上,而是体现在其是否深度参与具身闭环以及由此产生的交互范式差异。为便于工程层面的对比分析,本文通过三类核心指标量化表征对二者进行量化刻画:(1)双向交互响应时延,从环境电磁刺激到器官感知、决策处理、再到执行动作改变场分布的完整闭环时延。传统器件受限于数字处理链路需经历多级流水线延迟,而电磁器官模拟神经回路直接驱动形态重构,如通过形状记忆合金直接响应电场梯度实现波束偏转^[24],液态金属天线通过电润湿效应毫秒级改变形态可达30~90 ms^[25];(2)形态计算贡献度,通过物理形态变化直接完成的计算任务占总计算量的比例。液晶可重构表面通过电场诱导分子排列直接改变相位分布^[26],而传统器件所有计算在数字域完成;(3)环境耦合系数,环境电磁参数变化对器官性能的归一化影响强度。传统器件通过屏蔽抑制环境影响,而生物电磁器官主动利用环境耦合获取信息,如弱电鱼通过水体电导率变化调整放电策略^[27]—这种从“抑制干扰”到“提取信号”的范式转变是器官与器件的核心差异。需要说明的是,建立如统一的耦合系数定义这样标准化的环境适应性测量协议,是未来工作的重要方向,将为跨系统性能对比提供更严格的定量基准。

电磁频谱在电磁频谱具身智能中还作为“环境”存在,从“可供性”可以得到论证,即环境为生物体提供的行动可能性或机会^[28]。可供性是具身智能的认知基础,而具身智能是可供性在行动中的实现:Ambrosini等人^[19]指出可供性是环境向行动者提供的“实际可能性”,同时要考虑身体的限制才能决定哪些“可供性”是可利用的,这说明在具身认知/具身智能视角下,可供性确实是连接感知与行动的“中介”或“基础”;Hardcastle^[20]从具身认知出发讨论意识、认知与可供性的关系,认为感知可供性与身体—环境的相互作用密切相关,进一步支持将可供性视为具身认知体系的重要组成。

在具身智能的研究中,电磁频谱可以被理解为一种具有丰富“行动潜能”的动态环境资源,它突破了传统以单一模态感知为核心的限制,将环境视作一个具有多重结构和多样“行动线索”的“场域”,因此电磁频谱不再只是被动的信息载体,而是一个融合多频段信息、激发各种潜在行动可能的“环境结构”,这符

合“可供性”的概念。在实际应用中,充分理解和激发电磁频谱“可供性”的潜能,将成为推动具身智能系统实现全方位、多维度自主交互的关键。Li等人^[29]指出:频谱态势是“时—频—空”三维张量,频谱不再只是“通信媒介”,而是可感知、可建模、可预测、可决策的“智能资源”,通过构建“频谱态势图”,可以实现对低轨卫星通信系统的智能用频、动态共享、冲突规避与资源优化。沈峰等人^[30]进一步将“频谱环境”视为多维度、可视化、可映射的信息空间,可直接用于指导无人机的路径与用频决策。因此在具身智能领域中,“频谱地图”可以成为指导智能系统行为决策的外部依据,频谱场成为结构化、可采样、可演算的外部信息空间,具备成为“新维度”的物理基础。

通常情况下,具身智能领域对“环境”的形式化表述为“ $\mathbf{R}^3 \times \text{时间} \times \text{光照/材质属性}$ ”的笛卡尔积,其中 \mathbf{R}^3 被隐含地等同于“三维物理空间”本身——也就是说,把环境直接当成一个均匀的三维欧氏空间,而忽略掉其中真正对智能体行为产生约束与机会的物理场。然而,在开放电磁空间中,电场与磁场本身构成一种动态、不可见却可测量的物理场,其强度、方向、频谱与干扰图案随时间与空间快速演化,形成与光学、几何空间并行的独立维度^[21]。所以,在电磁频谱具身智能领域,“频谱环境”应被视为新的关键维度,与三维空间、时间并列,共同构成智能体的完整环境模型,可形式化为

$$\text{Environment} = \mathbf{R}^3 \times \text{Time} \times \int_{\text{频谱场}} \quad (1)$$

其中, Γ 为频谱场,定义为

$$\Gamma: \mathbf{R}^3 \times \text{Time} \rightarrow [0, 1]^{N_f}, (x, y, z, t) \mapsto [o_1, o_2, \dots, o_{N_f}] \quad (2)$$

其中, N_f 为离散频点数量(如每1 MHz一个频点); $o_i \in [0, 1]$ 表示第 i 个频点在位置 (x, y, z) 、时刻 t 的占用概率(0为完全空闲,1为完全占用); \mathbf{R}^3 与Time是频谱场的变量。在实际电磁监测场景中,由于时间、空间与频率等观测维度规模差异显著,频谱数据往往呈现高度非平衡张量结构。已有研究指出,非平衡张量条件下传统低秩补全算法性能显著下降,因此需通过结构重构与张量列车分解等方法恢复其低秩特性^[31]。

综上所述,在电磁频谱具身智能的理论话语中,“身体”必须包含电磁传感—发射器官,“环境”必须内含时变电磁场,二者共同构成新一代智能系统的最小自治单元如图2。

1.2 电磁领域的具身闭环

传统具身智能理论强调,智能体通过物理身体与外部环境的动态交互实现认知,经典研究多聚焦于机械运动或视觉感知领域,如机器人抓取、导航与视觉反馈控制等。然而,在电磁频谱空间中,智能体的认

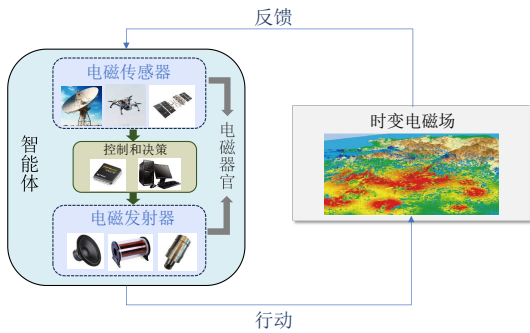


图2 电磁智能系统自治单元结构图

Figure 2 Structure diagram of autonomous unit for electromagnetic Intelligent System

知过程呈现出不同于机械交互的特征:其一,电磁环境具有高度的动态性,频谱能量分布、信号强度与噪声特征随时间与空间快速变化;其二,电磁互动具有隐式性,其信息交换通过信号调制、频谱占用与反射散射等方式实现,不依赖显性的物理接触。因此,智能体的认知活动必须依托与电磁物理混合环境的实时感知、调控与反馈,从复杂的电磁信号中提取语义信息并动态调整行为策略。

值得强调的是,相较于部分具身智能定义中“感知—行动”直接耦合的单层结构,电磁领域的具身智能闭环呈现出更加丰富的层级性。智能体在获取电磁场的底层物理量之后,必须首先在内部形成对环境的认知表征,包括信号类别推断、干扰源意图识别、频谱占用趋势预测等;随后基于任务需求,生成可执行的决策策略,如选择工作频段、设定发射功率、规划波束指向、判断是否规避干扰等。因此,电磁具身智能的实质是一个“感知—认知—行动”的层级化闭环,而不仅是直接的感知—运动耦合。

在文献[22]中,Wilson等人将“光”广义地定义为结构化的电磁能量阵列,强调具身认知并不限于可见光视觉,而是一种基于能量场分布的普适认知形式。可见电磁感知过程被视为具身认知的自然延伸:智能体通过感知与行动的动态耦合,对环境实现直接表征。这一机制是具身认知的核心,强调认知并非对外界的被动重构,而是通过主动探索和持续调节形成的稳定反馈回路。Gibson^[28]提出的正向视觉理论进一步揭示了这一关系,他指出,环境中的“光学阵列”蕴含了可供直接利用的信息,特别是其中的不变量,这些不变量反映了环境的结构特征以及与观察者之间的动态关系。感知者通过运动改变观察角度,从光学阵列中提取不变量,实现对环境的直接认知,而无需符号化表征。在电磁感知领域,这一思想可被推广:电磁场同样可被视作“环境光学阵列”的扩展形态。智能体通过发射与接收电磁波,与环境形成动态能量

耦合,当其能够维持某些如恒定角速度、零多普勒频移等的电磁不变量时,便可实现与视觉生态学中“直接感知”相似的功能,无需复杂推理即可完成避障、跟踪或目标识别。这表明,电磁感知并非简单的信号接收,而是一种基于能量结构与行动耦合的直接认知过程,体现了具身智能从“视觉光学阵列”向“电磁场阵列”的自然演化。然而,与视觉生态学中的直接感知不同,电磁具身智能体面临的任務往往更加复杂:多载体协同、对抗性频谱竞争、时频资源优化等场景都需要智能体在连续感知的基础上执行更高层次的推理、预测与规划。因此,电磁具身知觉中的“直接感知”必须与“内部认知”协同工作:智能体先在电磁场中提取不变量和可供性,再通过内部的决策引擎生成基于任务目标的最优行为策略,实现从“环境耦合”到“意图驱动”的闭环调节。

当智能体以自身发射的电磁波照射目标并接收回波,或监听外部射频信号时,其发射功率、波形与方向,与接收回波的频谱、时延和相位共同构成实时的闭环反馈系统。该系统可用微分方程表示,其核心在于通过电磁变量的不变约束维持认知稳定性。为了进一步刻画认知和决策对物理层行为的调控,本节将传统感知—行动方程拓展为引入任务需求驱动项与策略调节项的统一动力学结构,使其能够表达具身智能体如何在环境耦合反馈之外,结合内部决策目标实现动态策略选择。

对比 Fink 等人^[32]为理解视觉—运动闭环提供的数学模型的线性光学变量与光学加速度抵消理论,将“光学变量”替换为“电磁变量”,从而使模型既具备物理合理性,又具备具身智能框架下的行为可解释性。为刻画电磁频谱具身闭环中智能体在“能量输出—环境感知—行为反馈”三个环节的连续动力学机制,本文给出闭环模型,其中发射控制公式如下:

$$\frac{dP(t)}{dt} = -\frac{1}{T_p}(P(t) - P_0) + k_p u_p(t), P(t) \in \Pi_{[0, P_{\max}]}(P(t)) \quad (3)$$

式中参数含义如表1, $P(t)$ 为发射功率(单位为 W),该式刻画了发射功率在连续时间下的动态调节过程,其形式对应于带物理约束的一阶功率执行器模型。其中,第一项描述了发射机功率调节回路的固有动力学特性,使发射功率在无外部控制驱动时自然收敛至参考功率 P_0 从而保证系统的被动稳定性与连续可实现性;第二项 $k_p u_p(t)$ 表示由频谱感知与任务反馈共同生成的控制输入,其通过增益系数映射为实际的功率变化速率,实现了从认知决策到物理发射层的有效耦合。区间投影算子显式引入了工程与法规约束,确保发射功率始终位于可实现范围内,从而避免理想化模型中可能出现的非物理功率跃迁或发射饱和问题。

T_p 决定了功率调节的快慢,其存在使系统避免了瞬时、大幅度功率震荡,是后续系统稳定性的基础。

表1 发射控制公式参数含义表

Table 1 Parameter meaning of transmit control formula

符号	含义
T_p	功率调节时间常数,单位为s
P_0	功率参考值/稳态偏置,单位为s
$u_p(t)$	代表“根据感知与任务误差产生的控制输入”,无量纲
k_p	把无量纲控制量映射到功率变化率的增益,单位为W/s
$\Pi_{[0,P_{max}]}$	区间投影

令 $S(f,t)$ 为接收端在频率 f 处的功率谱密度估计(单位为 W/Hz)。采用一个标准的一阶“注入—泄放”模型,得到频谱感知公式如下:

表2 频谱感知公式参数含义表

Table 2 Parameter meaning of spectrum sensing formul

符号	含义
$S(f,t)$	接收端功率谱密度,单位为 W/Hz
T_s	频谱估计时间常数,单位为s
$ H(f,t) ^2$	功率增益型信道频率响应,包含传播损耗/阴影衰落/小尺度衰落等的等效影响,无量纲
$Q(f)$	发射端频谱形状/归一化分配函数,单位为 1/Hz
$\eta(f,t)$	测量噪声/扰动项,单位为 W/(Hz·s)

令 $\varphi(t)$ 为系统动作/策略变量,可以是无量纲的“行为强度”,也可以是控制器内部状态。它由两部分驱动:对加权频谱能量的响应,用于“避让/趋利”;对任务指标误差的反馈校正。根据概念得出行动反馈公式如下:

$$\frac{d\varphi(t)}{dt} = -\frac{1}{T_\varphi} \varphi(t) + k_\varphi \int_F \tilde{S}(f,t) W(f) df + k_\tau (\tau_{target} - \tau_{measured}(t)) \quad (5)$$

参数含义如表3,第一项体现了动作状态的惯性与阻尼特性,使系统行为随时间平滑演进,避免因感知波动导致的频繁策略切换;第二项通过对频谱感知结果在频域上的加权积分,将高维频谱信息压缩为低维决策驱动力,从而实现对整体电磁态势的综合评估并降低对单一频点异常的敏感性;第三项引入任务性能误差反馈,使系统决策不仅受外部电磁环境约束,同时具备明确的目标导向性。该动态模型将感知信息、任务需求与行为生成过程有机耦合,为后续发射控制提供连续、可调且稳定的策略输入。

式(3)~(5)构成“发射功率—频谱感知—行动反馈”的闭环动力学模型。为避免不同物理量纲的直接线性拼接,本文将功率控制量 $P(t)$ 保持在瓦特(W)域,并通过投影算子显式施加功率约束。频谱感知状态 $S(f,t)$ 采用功率谱密度(W/Hz)表述,其注入项由发

$$\frac{dS(f,t)}{dt} = -\frac{1}{T_s} S(f,t) + \frac{1}{T_s} \left(P(t) |H(f,t)|^2 Q(f) \right) + \eta(f,t) \quad (4)$$

其中参数含义如表2,注入项 $P(t) |H(f,t)|^2 Q(f)$ 明确描述了发射功率经由信道频率响应和频谱分配函数映射至接收端频域的物理传播过程,反映了发射功率→空间传播 $|H(f,t)|^2$ → 频谱分配 $Q(f)$ 对观测频谱能量的综合影响;泄放项则引入有限记忆效应,使历史观测逐步衰减,从而避免过时信息对当前频谱态势判断的持续干扰。噪声项 $\eta(f,t)$ 反映感知不确定性。该式刻画了频谱感知并非瞬时测量,而是一个具有记忆与平滑特性的动态估计过程。 T_s 决定了系统对电磁环境变化的响应速度。

表3 行动反馈公式参数含义表

Table 3 Parameter meaning of action feedback formula

符号	含义
$\varphi(t)$	动作/策略状态,无量纲
T_φ	动作状态的衰减/平滑时间常数,单位为s
$\tilde{S}(f,t)$	取 $S(f,t)$ 的归一化,无量纲
$W(f)$	频段权重/代价函数
k_φ	单位为 1/s
$\tau_{target} - \tau_{measured}$	任务指标误差,单位是s
k_τ	单位为 $-1/(s \cdot [\tau])$
F	频域

射功率经信道功率增益 $|H(f,t)|^2$ 以及归一化频谱形状 $Q(f)$ 映射得到,从而保证量纲一致。行动变量 $\varphi(t)$ 由加权谱能量与任务指标误差共同驱动,各增益参数的单位由相应状态量纲唯一确定,确保模型具有可解释的物理/工程意义与可实现性。

这些公式共同构成了一个电磁具身闭环系统,该闭环无需提取符号或重建图像,而是通过电磁场变量实现对环境直接耦合;同时又能够基于任务目标实现高层次策略调节,从而在瞬态、动态与对抗性的频谱环境中保持稳定与自适应能力。为统一描述任务需求与内部策略对物理层行为的调控,本文将控制律中的调节系数视为由认知与决策输出驱动的策略调

节项(记作 $u(t)$)的函数;该项由上层生成,通过参数化方式影响发射、感知与指向控制,但不改变公式的基本结构。这与我们在模型中“引入任务需求驱动项与策略调节项的统一动力学结构”的处理一致。其系统框架以及各个公式之间的关系如图3所示。

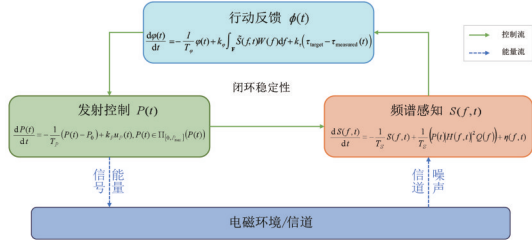


图3 电磁具身闭环数学框图

Figure 3 Mathematical block diagram of electromagnetic embodied closed-loop

为了定性考察电磁具身闭环模型在不同环境条件下的动态行为及其稳定性相关趋势,本文开展示例性数值实验。针对由式(3)~(5)构成的电磁具身闭环系统,在数值仿真中给出离散化方法、参数取值、

信道与噪声模型以及初始条件,用以保证实验过程的可复现性。

连续时间动力学采用显式欧拉法离散,采样周期为 Δt ,离散形式为

$$\mathbf{x}[k+1] = \mathbf{x}[k] + \Delta t \cdot \dot{\mathbf{x}}[k] \quad (6)$$

并对发射功率施加区间投影 $P[k] \leftarrow \Pi_{[0, P_{\max}]}(P[k])$ 以满足工程/法规约束。频谱感知状态 $S(f, t)$ 在频域上离散为 M 个频点,积分项采用数值求积近似:

$$\int_F \tilde{S}(f, t) W(f) df \approx \sum_{m=1}^M \tilde{S}(f_m, t) W(f_m) \Delta f \quad (7)$$

信道采用频率选择性模型 $H(f, t)$,由确定性频响 $H_0(f)$ 与随机衰落分量;噪声项 $\eta(f, t)$ 建模为零均值高斯过程,并在扩展场景中叠加非周期突发干扰以模拟随机电磁占用。任务测量量 $\tau_{\text{measured}}(t)$ 由文中给定的测量模型生成并叠加测量噪声。

基于上述设定本文进行数值仿真实验,用于对比不同环境条件下闭环系统状态演化的整体特征及其耦合关系。主要参数设置如表4。

表4 仿真参数设置表

Table 4 Simulation parameter settings

类别	参数符号	含义说明	数值/分布
时间	Δt	时间步长,单位为 s	0.01
时间	T	仿真时长,单位为 s	10
频域	F	频带宽度,单位为 GHz	1\2\3\4\5
频域	M	频点数	220
频域	Δf	频率分辨率,单位为 Hz	$(f_{\max} - f_{\min}) / (M - 1)$
发射功率	T_p	功率控制时间常数,单位为 s	0.6
发射功率	P_0	初始功率,单位为 W	0.4
发射功率	P_{\max}	最大功率,单位为 W	3.0
频谱感知	T_s	感知周期,单位为 s	0.35
频谱感知	σ_η	感知噪声标准差,单位为 W/(Hz·s)	0.06
信道	$g_s(t)$	阴影衰落,单位为 dB	对数正态
信道	$g_f(t)$	快衰落	Rayleigh
行动反馈	T_ϕ	行动反馈延迟,单位为 s	1.2
行动反馈	k_ϕ	衰减系数,单位为 s^{-1}	-0.9
任务测量	σ_T	测量噪声标准差,单位为 s	0.01

进一步地,我们在快衰落与非周期突发干扰条件下重复仿真,观察到 $P(t)$ 、 $\tau_{\text{measured}}(t)$ 与 $\phi(t)$ 的宏观演化轨迹在数值层面与基准场景呈现出较高的一致性。该结果表明,在所选参数配置与仿真时域范围内,闭

环反馈机制与功率投影约束共同作用,使系统状态的整体演化趋势对外界扰动不表现出明显偏离。不同场景之间的主要差异更多体现在 $S(f, t)$ 的局部波动形态及其高阶统计特征上,而非均值轨迹或稳态水平的

位置。基于这一考虑,为避免展示高度重合的曲线,在能够表现这些参数随时间呈现出阶段性演化特征的图4中,仅给出基准场景结果。与此同时,图5表现出多频点感知密度 $S(f,t)$ 在不同场景下呈现出差异化的时间演化特征。

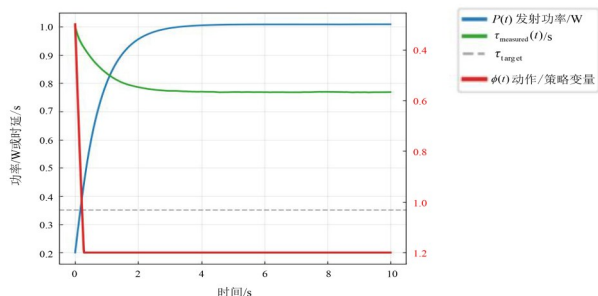


图4 电磁具身闭环系统的典型数值响应特征

Figure 4 Typical numerical response characteristics of electromagnetic embodied closed-loop system

图4所示, $P(t)$ 在初始阶段快速调整,并在有限时间内进入相对稳定的区间; $\tau_{\text{measured}}(t)$ 随之由初始偏离状态逐步向目标时延 τ_{target} 靠近;对应地 $\phi(t)$ 在早期完成主要调节后进入受限区间并保持不变。这表明在所选参数与仿真时间尺度内,闭环模型的宏观轨迹能够形成一致的任务级响应趋势。与之相比,环境条件的影响主要体现在频谱感知状态的动态细节上。如图5所示,基准场景中,各频点的 $S(f,t)$ 随时间变化相

对平滑;在快衰落场景下,由于信道增益的快速时变,频谱密度曲线表现出更明显的起伏与短时波动;而在突发干扰场景中,部分频段的 $S(f,t)$ 则呈现出间歇性的显著抬升,体现出非周期扰动的影响。这些结果表明,尽管闭环机制在任务相关变量层面减弱了扰动对平均行为的影响,但环境变化仍会在感知层引入明显的局部动态差异。尤其是在突发干扰条件下,频谱感知结果中可能出现高幅值、短持续时间的能量集中现象,从而使频谱分布表现出更强的非平稳性和重尾特征。

综上所述,数值仿真结果显示,在所考虑的不同电磁环境条件下,系统的宏观闭环轨迹及其稳态水平在数值层面保持较高一致性,体现出闭环结构在当前参数配置下的稳定性相关特征;与此同时,环境差异主要反映在频谱感知状态的局部动态行为及高阶统计特性上。该结果表明,所提出的模型在任务层面维持整体行为一致的同时,仍能够通过频谱感知层刻画外部电磁环境变化,为后续针对环境感知与任务调控协同设计的研究提供了数值参考。

为降低数学模型的理解门槛,同时保留电磁具身闭环的核心机理,本文给出一个工程化的等效简化示例。原式(3)~(5)所描述的电磁控制、感知与反馈机制,可统一概括为一个参数更新形式的闭环模型,如式(8)所示。

$$\theta_{t+1} = \theta_t + \lambda I(\varepsilon(\theta_t, M_t)) \quad (8)$$

其中的状态变量含义如表5。

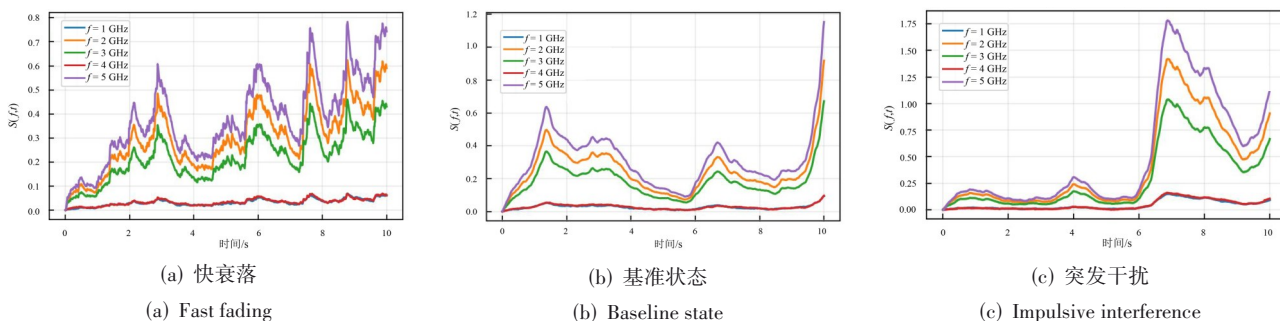


图5 频谱感知状态对比图

Figure 5 Comparison of spectrum sensing states

表5 状态变量含义表

Table 5 Meaning of state variables

符号	含义
θ_t	电磁器官在时刻 t 的可调参数向量(如发射功率、波形、频率等)
M_t	电磁环境状态(介质、反射体、噪声、目标等)
$\varepsilon(\cdot)$	电磁传播与环境耦合算子(等效地概括模型中的场传播、衰减、反馈)
$I(\cdot)$	感知—决策映射(从电磁响应中提取可用于调节的反馈信息)
λ	调节步长

该等效模型以电磁器官参数 θ 为状态变量,将电磁传播与环境耦合过程视为算子 $\varepsilon(\cdot)$,并通过感知—决策映射 $I(\cdot)$ 实现对参数的自适应更新。该表达式在工程实现中具有直观意义,有助于理解电磁具身智能中“感知—行动—环境反馈”构成的闭环优化机制。

针对电磁的研究发展至今,已有大量成果在电磁领域实现了具身闭环:Kaushik^[33]实现在多功能电磁表面完成亚波长尺度下的感知—行动闭环;肖义德^[34]提出的基于广义随机共振的双门限协作频谱感知算法在协作频谱感知框架下运行,通过设置双门限来克服噪声不确定性对频谱感知性能的影响,并对不确定区域内的信号进行随机共振处理,提高检测概率;现代相控阵雷达系统通过实时调整波束指向、脉冲参数和波形设计,根据目标回波特征动态优化探测策略,形成完整闭环。至此,电磁互动从被动信号采集转变为主动参与环境塑造,形成具身认知的电磁范式,实现了从“电磁即感知”向“电磁即认知”的进一步跃迁。

1.3 电磁频谱具身智能的概念特征

基于以上论证,我们可以给出电磁频谱具身智能的严格定义:电磁频谱具身智能是指智能体通过包括天线、发射机、接收机等电磁器件的电磁“身体”与电磁环境进行实时、连续、双向互动,以电磁场变量作为直接感知媒介和行动控制参数,无需符号化表征或中介处理,直接在电磁域实现感知—认知—行动耦合闭环。其核心内涵包括:载体的物理特性与电磁环境相互约束、相互影响;系统通过“电磁感知获取信息—认知与决策生成策略—行动与反馈作用于环境或者自身”的循环,自主优化频谱行为;多载体协同时,系统整体智能超越个体智能的简单叠加。

基于此,电磁频谱具身智能在多模态、多主体与多层频谱环境中实现自组织、自适应与智能涌现。“多模态”指射频、光学、红外、声学和网络信号等异源数据的联合感知与语义级融合;“多主体”指由异构智能体组成的分布式群体,这些主体在感知、通信、决策与行动层面具备不同能力与资源约束,通过交互实现整体协同;“多层频谱环境”则强调在物理传播层—波形/协议层—管理/地理层三重维度下的运行空间。其内在机制并非仅限于单一主体认知的延伸,而是强调跨平台^[35-37]、跨层级^[38-45]耦合中的协同演化:系统通过信息流、能量/功率流与控制/策略流的多维交互,实现从个体学习到群体智能的跃迁,构建动态协调的整体智能格局。

电磁频谱具身智能的核心特征可以系统化为图6五个方面:电磁—环境耦合智能、频谱行动动力学、

频谱生态生存性、频谱交互涌现智能、非物质动作具身等价性。

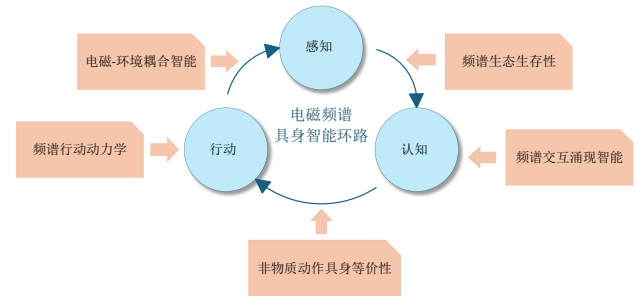


图6 电磁频谱具身智能环路与核心特征示意图

Figure 6 Schematic diagram of electromagnetic spectrum embodied intelligence loop and core characteristics

电磁—环境耦合智能,指智能体通过电磁器官与环境形成的动态耦合实现自适应感知与决策。形成了一种区别于机械具身智能的“场域具身性”。其物理基础在于:“电磁器官”在作用时会与环境产生强耦合—反射、散射、吸收、屏蔽、多径与材料特性会直接改变智能体的感知与行动性能,智能体对环境的“感知”来自电磁传播特性,而其行动又会立即改变场分布并影响后续感知,使得身体—环境耦合在电磁层级发生。其智能性体现在三个层面。(1)自适应感知策略:如弱电鱼根据水体电导率变化自动调整放电频率与波形^[27],鲨鱼在不同盐度海域动态调节劳伦氏壶腹的感知阈值^[46]; (2)环境外化计算:智能体无需在内部完整建模三维环境,而是通过调整身体姿态、电磁辐射模式等方式,直接利用环境的电磁响应特性“计算”最优路径; (3)闭环优化:感知—行动—环境反馈形成实时闭环,智能体在持续交互中不断优化电磁器官与环境的耦合方式,实现复杂任务,如metaAgent通过调节发射功率、波形结构与感知参数,使其电磁感知与决策策略随环境反馈实时更新^[47]。这种“场域具身性”区别于机械具身智能,将计算过程外化到电磁场域中,智能涌现于器官—场—环境的三元动态耦合。

频谱行动动力学,即电磁频谱具身智能的“行动”不是移动肢体,而是通过其物理本体发出的电磁波形来改变行动状态:行动包括波束赋形、阵列相位控制、发射功率调整、频率切换、极化重构等,都依赖于智能体身体的物理结构,成为对身体辐射形态的直接操控。

频谱生态生存性,指智能本体必须在有限的频谱生态中生存:在多个本体的传统具身智能情景中,本体之间因为工作环境以及方式都不一致而几乎不存在竞争,但电磁频谱具身智能包含多个“电磁器官”,

环境干扰、竞争占用、功率限制、空间阻塞等构成了生存压力,智能体需要通过优化辐射图形、动态接入空洞频段、调节空间方向图、形成协作式波束、避开主瓣干扰等方式获得其“频谱生存空间”,这一生存机制与自然生态中的生态位竞争类似,但其竞争维度是频率—时间—空间—极化四维的电磁“存在位点”。

频谱交互涌现智能,即电磁智能本体辐射出的电磁场在环境中形成复杂场分布:多个智能体之间通过场的叠加、干扰、同步与相干性等物理现象产生不可预期的高阶交互,从而涌现智能一如自组织式波束协同、隐式干扰规避、自发信道对齐等,这种涌现源自身体—环境—多源场的多层耦合,具有典型的去中心化、非线性、自组织与不可还原性特征^[48],并可从环境适应性、自主性与协同性三方面加以刻画:智能体在动态频谱环境中可通过局部感知、邻域交互与自适应策略形成稳定可扩展的响应模式,展现出系统在扰动与规模变化下的自适应结构^[49-55];智能体依托内部学习机制在无外部指令条件下生成新的行为结构与策略,实现从被动感知到自主决策的演化,同时伴随非平稳学习带来的潜在不稳定性^[56-61];多智能体群体可在缺乏集中控制的条件下通过局部一致性、信息共享与策略耦合形成全局协同结构,并在动态网络中保持鲁棒性,但亦可能出现同步过度导致的系统退化风险。

与传统具身智能相比,电磁频谱具身智能的独特性在于非物质动作具身等价性:身体是物质性的但行动是非物质性的,智能并非源于物质身体的机械动作,而是源于物质身体可产生的电磁行为及其与环境的物理耦合。

综上所述,将电磁频谱具身智能与具身智能的传统应用—机器人的对比如表6,电磁频谱具身智能以场的相互作用与波的传播为核心,从根本上改变了智能体与环境的交互范式。

表6 具身电磁系统与具身机器人对比表

Table 6 Comparison between embodied electromagnetic system and embodied robot

维度	具身机器人	电磁频谱具身智能
物理载体	机械身体(关节、肢体)	电磁身体(天线、射频前端)
环境媒介	机械力场、视觉光线	电磁场全频谱
感知模态	触觉、视觉、听觉	电磁波接收、频谱感知
行动模态	运动、位移、抓取	电磁辐射、频谱调制
耦合机制	力—位移、光—运动	场—场耦合、频—时耦合
信息载体	光学阵列、机械接触	电磁场时空分布
闭环特征	离散时空采样	连续场域交互
认知涌现	基于几何—运动学	基于场论—波动力学

此外,电磁频谱具身智能的核心优势在于以光速传播带来的极低链路时延。电磁波在自由空间传播的延迟通常以纳秒至微秒计,这使信息传输、感知反馈与行动调制能够在极短时间内闭环,大幅弱化了传统具身智能受机械惯性与信号处理延迟制约的瓶颈。凭借这一时延优势,智能体可在毫秒级乃至微秒级的频谱变化中持续响应,支撑高带宽的实时认知与自适应控制。同时,电磁场的波动性与空间连续性使感知与决策可以在物理层面直接耦合,减少中间环节的缓冲与等待。基于光速传输的这一范式显著提升了信息交互效率与系统协同速度,并为多智能体之间的同步、协作与广域感知提供了坚实的物理基础,因此具身电磁系统对比传统非具身电磁系统有一些明显不同(表7)。

表7 具身电磁系统与传统非具身电磁系统对比表

Table 7 Comparison between embodied electromagnetic system and traditional non-embodied electromagnetic system

指标	传统非具身电磁系统	具身电磁系统
感知—决策时延	100 ms级	10 ms级
环境变化响应	规则/离线	在线自适应
协同能力	中心化	分布式/涌现
频谱利用率	静态或半动态	动态优化
系统鲁棒性	规则失效风险	学习自适应

2 问题与挑战

电磁频谱具身智能旨在通过“电磁器官”与动态环境的持续交互,实现从感知、认知到行动的闭环智能。但其从概念验证走向工程化部署仍面临多方面挑战,与传统智能频谱管理系统不同,电磁频谱具身智能强调“感知—认知—行动”的强耦合闭环,这使得系统在实时性、学习效率与安全可控性等方面面临更为严苛的约束。结合当前研究现状,相关问题可从电磁感知层、认知与决策层、行动与反馈层三个层面进行分析。

在感知层面,传统被动式频谱感知依赖能量检测与特征匹配,而在无人机载通信、认知雷达以及6G通感一体化等典型应用场景中,频谱占用状态往往呈现出明显的非平稳特性,其变化时间尺度可达到毫秒级^[62-63]。例如,在跳频通信或对抗干扰条件下,单一频点的驻留时间通常仅为1~10 ms,这要求感知系统在极短时间内完成宽带采样、特征提取以及态势更新。然而,宽带频谱感知通常涉及100 MHz甚至GHz级的瞬时采样带宽,对应的原始数据吞吐率可达到Gbps乃至十Gbps量级^[18,64]。在此条件下,即便采用FPGA与GPU等异构计算架构,在严格的时延约束下完成高维信号处理和语义级特征提取,仍然构成电磁

频谱具身智能面临的首要挑战。现有感知方法缺乏将物理层信号转化为语义级环境表征的主动建模能力,这导致智能体虽能“看见”信号,却难以“理解”场景,出现感知与认知之间的结构性断裂,输出结果难以直接支撑后续的认知与决策过程,这使得感知层难以持续、可靠地为具身闭环提供高质量输入。

在决策层面,基于强化学习的决策机制虽具备环境自适应性,但其策略生成过程呈现黑箱特性,缺乏可解释性与安全性保障。在多智能体场景中,个体策略易陷入震荡或“公地悲剧”,难以收敛到全局最优;同时,现有方法缺乏对物理约束、博弈均衡与长期稳定性的系统化优化机制。已有研究表明,典型深度强化学习算法在复杂无线环境中往往需要 $10^5\sim 10^6$ 交互样本才能实现稳定收敛^[43,58]。这一样本需求在仿真环境中尚可接受,但在真实电磁系统中却意味着大量试探性发射行为,不仅会显著增加能耗和系统负担,还可能引入额外干扰甚至违反频谱监管约束。因此,在通常为 $10^2\sim 10^3$ 量级的有限交互次数条件下实现有效学习,成为制约电磁频谱具身智能实际部署的重要瓶颈。此外,开放电磁环境中不同节点策略的持续演化会不断改变环境分布,从而破坏传统强化学习所依赖的平稳假设^[29,30]。在此背景下,决策策略易出现震荡、收敛缓慢甚至系统性能退化等问题,而这类不稳定性一旦通过具身闭环反馈放大,将直接影响系统的整体可靠性。

在行动层面,电磁频谱具身智能的决策结果需要通过电磁场的主动调控得以体现,例如波束赋形、功率调整、频率切换或波形重构等。这些行动涉及天、空、地、海等异构平台的协同执行,必须在与感知和认知过程高度同步的条件下完成,才能维持具身闭环的有效性。然而,受限于射频前端调谐速度、功率

放大器响应时间以及硬件可重构能力,各平台在射频能力、机动性与能源约束上差异显著,难以形成统一的行为逻辑。当行动响应滞后于环境变化时,将出现性能下降甚至闭环失稳,该问题在高速移动平台或强对抗场景中尤为突出。与此同时,电磁频谱具身智能还需面对复杂对抗环境带来的安全性与鲁棒性挑战。已有研究表明,在无线深度学习系统中,引入幅度低于-20 dB的对抗性扰动即可显著降低信号识别与分类性能^[65]。但更关键的是,当前系统缺乏从物理层到任务层的跨层级闭环反馈机制,导致行为调整无法有效反作用于感知与认知,系统难以实现安全的自组织演化。

在电磁频谱具身智能所面对的高动态、强对抗环境中,实时性约束、样本效率、安全鲁棒性与可解释性等挑战并非相互独立,而是呈现出显著的耦合关系和优先级差异。从系统运行角度看,实时性约束通常构成首要工程瓶颈。具身电磁系统需要在毫秒级甚至微秒级频谱变化下完成感知、决策与行动闭环,这对算法推理速度、模型规模和系统架构提出了硬约束^[66]。在此基础上,样本效率不足会进一步加剧实时性压力:当学习算法依赖大量在线交互或长时间探索才能收敛时,系统难以在有限时延内生成可靠策略,导致实时响应能力下降^[67]。与此同时,安全性与鲁棒性挑战与样本效率高度耦合。在对抗性电磁环境中,样本分布往往非平稳且存在欺骗与干扰,低样本效率不仅降低学习速度,还可能放大对异常样本和对抗扰动的敏感性,从而引发策略失稳或性能退化^[68]。相比之下,可解释性问题更多影响系统的可验证性与可信部署,虽不直接制约实时运行,但在高安全场景中对系统落地具有重要约束作用^[69]。其耦合关系总结为下表8。

表8 电磁频谱具身智能关键挑战之间的耦合关系分析表

Table 8 Analysis of coupling relationship among key challenges of electromagnetic spectrum embodied intelligence

挑战维度	实时性约束	样本效率	安全与鲁棒性	可解释性
实时性约束	—	强耦合(样本不足增加推理与学习压力)	中等耦合	弱耦合
样本效率	强耦合	—	强耦合(低样本易放大对抗风险)	中等耦合
安全与鲁棒性	中等耦合	强耦合	—	中等耦合
可解释性	弱耦合	中等耦合	中等耦合	—

这些挑战的解决需要在电磁感知层、认知与决策层、行动与反馈层三个层面引入新的技术机制与体系架构,以实现电磁频谱具身智能从理论到实践的跨越。因此第四章将围绕上述三层展开,进一步分析电磁频谱具身智能的关键支撑技术与优化路径,从工程实现角度探索在复杂电磁环境下实现稳定、受控涌现的可能途径。

3 电磁频谱具身智能技术的研究现状与分析

针对第三章所揭示电磁频谱具身智能的三大核心挑战,本章将从系统结构出发,探讨其关键支撑技术与优化路径,电磁频谱具身智能的通用参考架构应当涵盖电磁感知层、认知与决策层、行动与反馈层三个主要层次,形成一个闭环的“感知—认知—行动”

系统,并通过反馈与演进机制实现动态适应。其整体逻辑如图7所示。

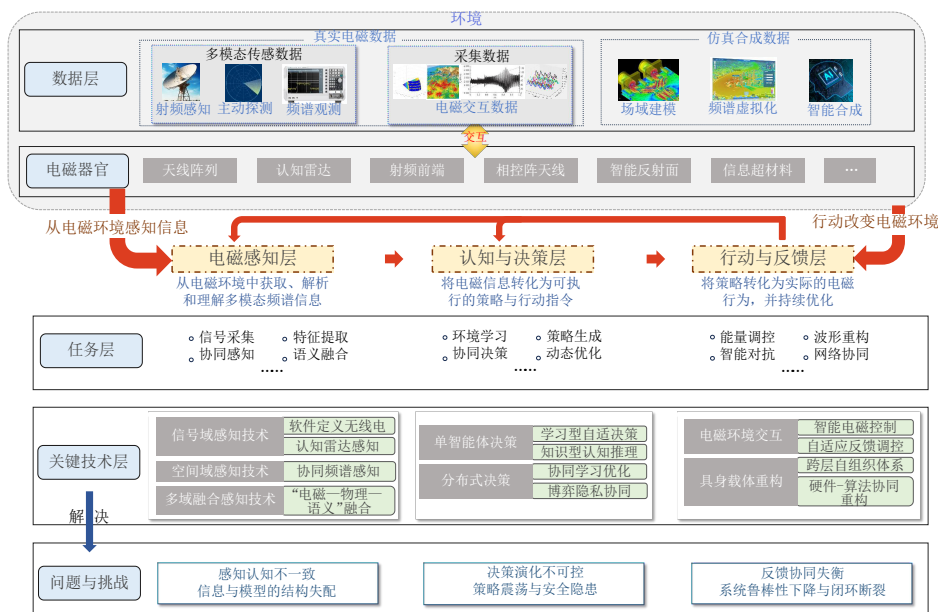


图7 电磁频谱具身智能架构框图

Figure 7 Architecture block diagram of electromagnetic spectrum embodied intelligence

在这一架构中,电磁感知层对应于智能体的“感官系统”,主要负责多源电磁信息的采集、融合与结构化表征;认知与决策层承担跨域推理与任务规划,实现“从感知到理解”的跃迁;行动与反馈层则通过可编程超材料、重构天线、波控阵列等执行机构,将认知结果转化为电磁场的有序调控,实现对环境的主

动作用与自适应反馈。这一三层逻辑正对应第三章所提出的感知、认知、行动三维挑战,为具身智能的可控演化提供了技术基础。为便于对比各类技术特征,并分析其在整体架构中的作用,在此章节表9抽象出五个可扩展维度。

表10~表14中各类技术在可扩展维度上的“高/

表9 可扩展维度说明

Table 9 Description of scalable dimensions

维度名称	含义说明	对应体系层	“高/中/低”的判断标准
时域扩展性	技术能否适应不同时间尺度的信号动态变化	各层适用	高:可在毫秒级-秒级时间尺度内实时或准实时自适应调整; 中:在秒级-分钟级时间尺度内周期性调整; 低:仅支持离线或静态配置,无法随环境变化在线更新
空域扩展性	感知节点在空间分布和覆盖范围的可拓展性	电磁感知层 行动与反馈层	高:支持多节点协同、分布式部署,覆盖范围可随节点数扩展; 中:支持有限数量节点或局部区域扩展; 低:依赖单节点或固定空间布局
频域扩展性	技术在多频段、多信道间的通用性	电磁感知层 行动与反馈层	高:支持跨频段、宽带或多信道灵活工作; 中:支持有限数量频段或可切换频段; 低:仅适用于单一或窄带频段
任务扩展性	技术能否支持跨任务(通信、感知、定位等)协同	认知与决策层	高:可在通信、感知、定位等多任务间迁移复用; 中:可适配相近任务类型; 低:仅适用于特定单一任务场景
计算复杂度	完成感知—决策—行动闭环所需的计算资源规模及其实时可实现性	认知与决策层 行动与反馈层	高:依赖高维状态建模或集中式优化,计算复杂度随节点数或状态维度呈指数或高阶多项式增长,需依托高性能计算或离线/准实时处理; 中:计算复杂度随系统规模呈线性或低阶多项式增长,可在边缘计算或分布式架构下满足秒级或亚秒级实时需求; 低:主要依赖规则驱动、局部信息或形态计算,计算负担较小,可在嵌入式或实时控制硬件上在线运行

中/低”评价,均基于表9所给出的统一判别标准进行归类,以保证不同技术之间的横向可比性。通过这三层技术路径的协同优化,电磁频谱具身智能有望在开放、动态与复杂的电磁环境中实现稳定的自演化与受控涌现,为未来智能电磁体系的可持续运行奠定基础。本章将系统分析这些关键技术如何赋予智能体高动态、自适应的电磁频谱认知与交互能力。

3.1 电磁感知层

电磁感知层是电磁频谱具身智能系统的“感官系统”,负责从复杂动态的电磁环境中获取、解析和理解多模态频谱信息。依据 Mitola^[62]提出的认知循环理论,感知层不仅提供即时观测,还通过本地模型构建“取向信息”,为认知层的态势表征与决策生成奠定基础。

在电磁频谱具身智能体系中,感知层不仅是信号采集入口,更是智能体与电磁环境实现“身体—场域耦合”的物理接口,其形态直接决定了系统的感知能力与计算效率。因此,电磁感知层技术的发展本质上是在拓展智能体的认知边界—通过信号域、空间域与多域融合三个维度的技术演进,使智能体在更宽频段、更大空域、更深语义层面实现对电磁环境的直接认知。

因此,本节将电磁感知技术按照感知维度划分为三类:信号域感知技术聚焦于单节点对电磁信号的高效获取与特征提取,包括软件定义无线电(Software-Defined Radio, SDR)和认知雷达感知;空间域感知技术利用多节点协同克服单点感知的局限性;多域融合感知技术将电磁信号与其他模态信息进行跨域融合,实现从“信号检测”到“语义理解”的认知跃迁。这些技术共同为后续认知决策与行动反馈提供了坚实的信息基础,各个关键技术可扩展维度对比分析如表10所示。其中,多域融合感知系统往往面向特定场景,例如目标识别、场景理解等,模型与任务紧耦合,虽具多模态融合能力,但难以跨任务复用,任务扩展性相对较低。

为更清晰地展现每一类技术的内涵与实现路径,图8从技术实现的角度,进一步具体化为四条典型的路径,并完整展示其从“信号源”到“输出结果”的处理流程。

技术路径,并完整展示其从“信号源”到“输出结果”的处理流程。

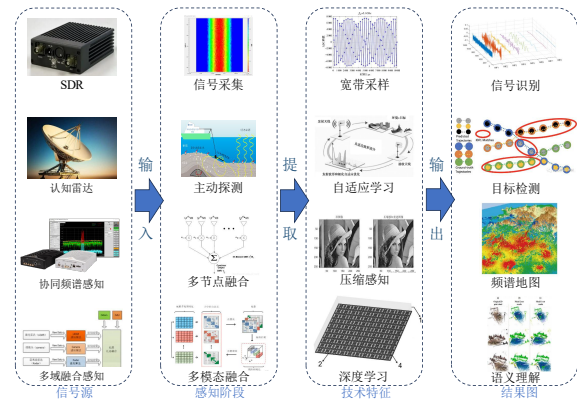


图8 电磁感知层多技术路径处理流程

Figure 8 Processing flow of multi-technology paths in electromagnetic sensing layer

3.1.1 信号域感知技术

信号域感知是电磁感知层的第一维度,通过可重构射频前端实现宽带采样、特征提取与信号识别,使智能体获得电磁观测,为认知决策提供原始数据与初级特征。在具身智能视角下,软件定义无线电与认知雷达技术将电磁波转化为可计算的数字表征,构成智能体感知电磁环境的基础能力。前者侧重灵活采集与重构,后者强调主动探测与感知过程优化,共同完成信号域从被动到主动的演进。

在概念源头上, Kinney^[70]首次系统定义了SDR的开放式架构,指出其可通过软件控制射频链路及信号处理单元,灵活加载不同波形与协议; Ta^[71]在此框架上引入宽带前端与高速ADC,实现多信道并行采样与频谱监测,使智能体在毫秒级尺度感知频谱占用。SDR为信号域感知提供可编程射频前端,通过软件实现传统硬件无线电的核心功能,使具身智能体能够灵活配置工作频率、调制方式和带宽,从而在复杂电磁环境中快速适应与多任务重构,这一特性直接解决第三章所述的“感知认知不一致”问题,是电磁频谱具身智能理想的“感知器官”。

随着环境复杂度上升与观测带宽扩展,实时高通量处理成为SDR的关键瓶颈,异构计算逐渐成为性能跃迁的主线。Molina-Tenorio等人^[72]展示了多台SDR组成的集中式协作感知网络,并将卷积网络用于实时多带感知; Hu等人^[73]通过非均匀滤波器组实现动态数字信道化,支撑快速信道划分与切换。在算力侧, Akeela等人^[64]表明通过GPU并行计算可将SDR信号处理速度提升约47倍,显著增强实时性与能效; Harrison等人^[74]更早证明了在通用GPU上进行多通

表10 电磁感知层可扩展维度对比分析

Table 10 Comparative analysis of scalable dimensions in electromagnetic sensing layer

技术类别	时域扩展性	空域扩展性	频域扩展性	任务扩展性	计算复杂度
软件定义无线电	中	高	高	中	中
认知雷达感知	高	中	高	中	高
协同频谱感知	中	高	中	高	高
多域融合感知	中	中	高	低	高

道FFT与多相滤波的可行性。Chen等人^[18]系统采用“高速ADC+FPGA前端预处理+GPU并行计算”的异构架构,正在重塑SDR数据通路,形成面向具身感知的“高速神经中枢”。面向应用层的任务多样性与标准异构,SDR还需具备跨制式、跨频段的在线重构能力。相关研究^[75]表明,可通过模块化加载不同波形组件,在统一硬件上实现WiFi、LTE、5G等多制式间快速切换,并与感知算法联动形成任务自适应流程,使SDR由“固定功能外设”演进为具备自配置能力的“可塑性感官系统”。

综上,Kinney、Ta等关于开放架构、宽带前端和异构计算的研究,其代表性特征见表10中“软件定义无线电”一类。SDR实现了电磁感知从“被动接收”向“主动结构化感知”的范式转变,使智能体可依据频谱占用、干扰类型与任务优先级动态选择工作频段、调整带宽与调制方式,并重配置多通道并行感知。

认知雷达是信号域感知的进一步演化形态,通过闭环反馈实现对目标的自适应检测与跟踪,其核心思想是:雷达主动感知环境、推理目标特征,并实时优化发射波形与接收策略,在动态电磁场景下实现智能识别与能量最优分配,体现具身智能中“身体参与认知”的理念。

Haykin在奠基性论文《Cognitive Radar》^[76]中首次提出基于贝叶斯推理的闭环框架,明确雷达可根据环境反馈实时调整波形与接收滤波参数,从而具备自主学习与自适应能力,标志着雷达从“被动感知”向“主动认知”转型。随后,以信息论准则为核心的波形优化方法成为主流方向:崔国龙等人^[77]系统总结了基于互信息的波形优化策略,为波形设计提供统一度量;肖宇等人^[78]提出双阶段互信息模型,在精度与复杂度之间取得平衡;余若峰等人^[79]将信息论框架扩展至多任务情境,验证了其可迁移性与泛化能力。这一系列研究共同构建了以互信息为核心的认知雷达波形优化理论。

工程实现层面,Ni等人^[80]提出多指标加权的信熵优化模型,实现了通信速率、检测概率与能量效率的协同平衡;Liu等人^[81]则在OFDM波形下利用相对熵优化信号能量分布,通过凸优化获得闭式“注水解”,验证了在高维约束下的信息论最优性;进一步地,王兴家等人^[82]引入元学习思想,使波形优化模型具备跨场景迁移与快速收敛能力。Wu等人^[83]提出基于交替投影算法的恒模波形优化方法,通过最大化信噪比在闭环结构中融合先验知识与观测数据,实现目标检测性能的动态最优;Zhang等人^[84]和Tang等人^[85]分别针对海杂波与多输入多输出场景提出了环境约束下的波形优化策略,证明认知雷达在动态频谱

环境中保持检测性能的自适应优势。近期工作中,通过DQN的波形自学习机制与Lu等人^[86]提出多目标强化学习框架,认知雷达已能在时间、频率、空间与能量多维约束下实现资源调度与策略优化。

因此,Haykin及崔国龙、Ni等工作统一视为“认知雷达感知技术”的代表,在本章表10中体现了其拓展性特征。认知雷达将“感知”提升为“主动探测—动态优化”的闭环过程,体现了“感知即行动、行动即感知”的耦合机制。

总体来看,信号域感知技术完成了从传统接收机的“被动接收”,到SDR的“灵活重构”,再到认知雷达的“主动认知”的演进。宽带采样与并行监测、异构算力与智能处理、主动优化与闭环反馈,使感知过程成为智能体与环境交互的有机组成,为复杂电磁环境下的自主认知与动态适应提供了物理与算法基础。

3.1.2 空间域感知技术

空间域感知作为电磁感知层的第二维度,通过多节点空间分布与协同融合,克服单点感知的局限,解决“如何利用空间多样性,在通信受限、节点异构、环境对抗条件下提升感知可靠性”的问题。当单个智能体因信道恶劣难以感知时,多个节点可通过信息互补形成全局一致的频谱认知。在具身智能框架下,这一过程可视为“分布式身体的协同观测”:多个感知单元构成“虚拟巨型阵列”,显著提升等效孔径与抗干扰能力,呈现协同智能的涌现特性。本节重点关注协同频谱感知(Cooperative Spectrum Sensing, CSS),涵盖分布式检测、分层融合、压缩感知优化与对抗环境下的鲁棒机制。

协同频谱感知系统工作流程如图9,其本质是将“空间多样性”转化为“认知可靠性”。在存在阴影衰落、多径干扰的场景中,单节点易出现“隐藏终端”,而多节点联合观测可通过融合补偿局部失效,从而增强系统对环境不确定性的鲁棒性,体现出频谱交互涌现智能的“环境适应性涌现”特征。工程上,CSS研究逐步从理论模型走向层级化结构与量化优化。Luo等人^[87]中提出软硬结合决策结构,将簇内软判决与簇间硬判决结合,在保证检测精度的同时有效控制通信与计算开销。Fu等人^[88]引入自适应量化机制,节点可根据信道条件与融合性能需求动态调整上报比特数,在通信负载降低90%以上的前提下,将检测性能损失控制在2 dB以内,显著提升了可扩展性与能效。

随着系统规模扩大,通信开销成为主要瓶颈。Polo等人^[89]首次提出基于随机投影矩阵的压缩感知架构,在稀疏频谱中通过低维采样实现了仅10%采样率仍可维持90%以上检测概率的突破;Hamdaoui

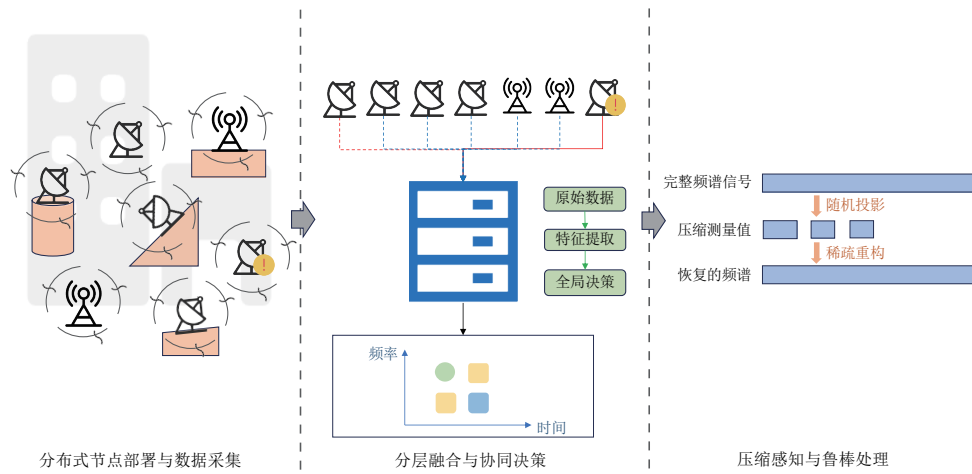


图9 协同频谱感知系统工作流程

Figure 9 Working flow of cooperative spectrum sensing system

等人^[90]和 Fang 等人^[91]进一步完善了该框架,证明压缩采样不仅能减轻前端采样与回传负载,又能借助稀疏重建算法准确恢复宽带频谱图谱,实现了高效采样、低通信负载与高检测精度的统一。在开放无线环境中,协同节点还需面对恶意攻击与虚假数据注入,因此提升鲁棒性很有必要。Zhang 等人^[92]提出基于聚类的鲁棒融合算法,无需识别恶意节点即可抑制异常数据; Wu 等人^[93]构建基于 Beta 分布的贝叶斯声誉机制,通过节点权重动态调整抵御拜占庭攻击。二者共同形成对抗环境下的鲁棒融合与信任管理框架。类比生物免疫系统识别并隔离病原体,协同感知网络通过统计学习识别并降权恶意节点,体现具身智能系统的“自组织免疫能力”。

空间感知的深层逻辑,在于它将“空间”这一物理维度转化为“认知资源”:不同节点从不同位置观测电磁环境,获得互补的局部信息,协同感知将这些异质信息融合为全局态势,使整体感知能力远超单节点的线性叠加。这种“ $1+1 > 2$ ”的涌现效应正是具身智能“群体大于个体之和”理念的体现。

综上, Luo 和 He、Fu 等工作从量化策略与压缩感知等方面系统扩展了协同频谱感知能力,是本章表 10 中“协同频谱感知”技术类别的主要代表。协同频谱感知实现了从“多节点协同检测”,到“高效融合优化”,再到“鲁棒自适应防御”的系统化演进,集中体现了空间域感知的三重特性。(1)协作性:多节点分布式融合形成全局认知;(2)高效性:压缩采样与通信优化提升信息获取效率;(3)鲁棒性:对抗环境中的可信融合保障系统稳定。这些成果为具身智能体在大规模、动态、对抗性电磁环境中实现稳健、高效、自治的频谱感知提供了完整支撑。

3.1.3 多域融合感知技术

单一电磁信号难以回答“这是什么设备”“意图是什么”等高层语义问题,需要引入材料、视觉及先验知识等多域信息联合推理。多域融合感知作为第三维度,其核心在于将电磁信号与材料特性、语义标签、空间形态等多模态信息跨层级整合,实现从“信号检测”向“语义理解”的跃迁,回答“如何将多源异构信息融合为统一环境表征”的问题。在具身智能框架下,它对应“跨模态感官整合”:类似人类通过视觉、听觉、触觉综合判断属性,智能体通过电磁、材料与语义通道融合获得对电磁环境的深层理解。图 10 为“电磁—物理—语义”三元融合的认知生成机制,其中 Add&Norm 的术语名称是残差连接与层归一化。

刘彻等人^[94]第一次系统提出了“电磁—物理—语义”三域融合感知体系,通过信息超材料与 FPGA 可编程电路实现对波束方向、相位和幅度的动态控制,使感知系统能够同时捕获电磁波传播特征、场景物理结构与语义关联信息。文中智能室内超表面机器人与可编程人工智能机以电磁波为媒介,通过反射、折射等物理行为完成对环境的多维度信息采集,将单一的电磁信号检测拓展为“电磁特征—物理场景—语义标签”的融合表征,实现了从比特级数据到结构化环境描述的跨越。这一思路与王雪松等人^[95]提出的多模态协同感知框架形成互补。后者强调应将电磁信号与视觉、声学、环境传感等异质模态联合建模,构建统一环境语义表征。通过跨模态采集与融合,频谱数据获得明确物理与语义内涵,完成从“能量测量”到“场景级语义感知”的跃迁,为后续智能处理提供更丰富、结构化的输入。

将“形态计算”引入到电磁感知设计。可在材料

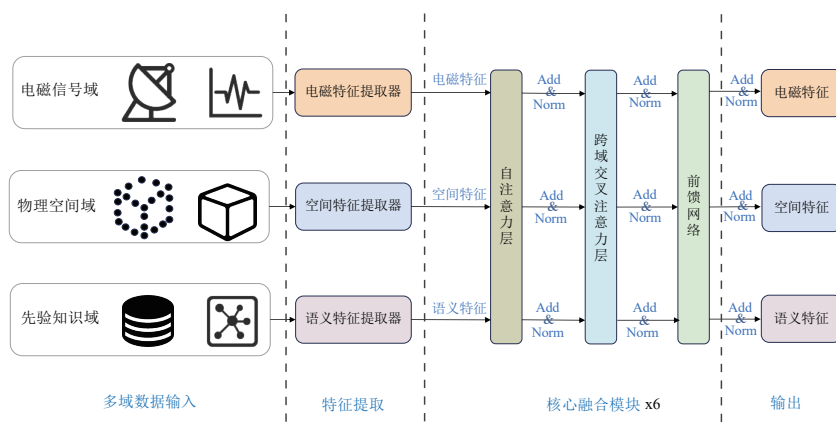


图10 “电磁—物理—语义”三元融合的认知生成机制

Figure 10 Cognitive generation mechanism of “electromagnetic-physical-semantic” triadic fusion

或天线结构中直接编码特定响应模式,使信号采集与特征提取一体化完成。北京大学团队进一步提出具备自然语言理解能力的电磁超材料感知系统 meta-Agent^[47],将大语言模型嵌入可编程超材料,使系统能够直接理解模糊的语义指令(如增强特定方向的信号覆盖),并将自然语言任务转化为具体的电磁感知配置参数。通过语义解析与波束调制的直接映射,metaAgent 首次实现了从语义层输入到电磁层感知配置的端到端转换,使超材料从被动的信号接收器进化为能够理解任务意图的智能感知单元,标志着“电磁—语义融合感知”的成形。

总体来看,以上文献分别从电磁—物理—语义融合、多模态协同与语义驱动超材料三个方向推进了多域融合感知,在表 10 中统一归纳为“多域融合感知”技术类别,电磁感知层正由“单模态信号检测”迈向“多域融合语义感知”。这一趋势表现为:电磁波由单一信号载体演变为多模态信息媒介,物理形态由被动硬件结构演变为主动感知载体,感知目标上升为“语义理解与场景表征”。这不仅拓展了传统频谱感知边界,也为电磁具身智能体在复杂环境中的跨模态感知、语义驱动配置与自适应采集提供了新基础。

3.2 认知与决策层

认知与决策层是电磁频谱具身智能系统的“智能中枢”,负责将感知层的多源异构信息转化为可执行策略与行动指令,工作机制如图 11。不同于依赖预设规则的传统决策系统,电磁频谱具身智能强调“从环境中学习”;通过在线学习、强化反馈与多智能体协同,使系统在动态、对抗、资源受限的环境中实现自主优化与持续演化。

在具身智能视角下,认知与决策层设计需同时考虑载体的物理约束与环境的非平稳性:一方面,算力、能耗与带宽有限,要求决策算法轻量化、实时化;另一方面,频谱环境不断变化,系统必须具备持续学习与快速适应能力。当多个智能体共存于同一电磁空间时,还需在个体与整体之间平衡,避免“公地悲剧”式资源冲突。针对第三章指出的“反馈协同失衡”问题,本节聚焦于行动与反馈层的闭环调控方法,通过跨平台闭环控制与多层时标同步,系统在行为执行与环境响应之间建立了实时反馈回路,实现了具身智能的安全自组织与稳定演化。

电磁频谱具身智能的认知与决策技术可按协同规模划分为两类:载体约束下的单智能体决策技术解

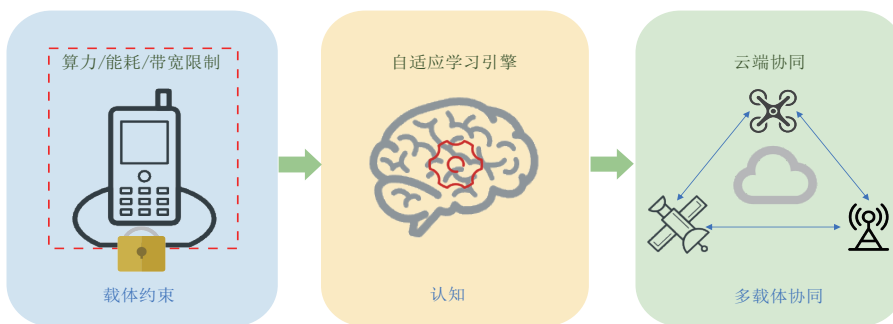


图11 认知与决策层工作机制

Figure 11 Working mechanism of cognition and decision-making layer

决“如何在资源受限条件下实现高效自主决策”的问题,使单个智能体能够在算力、能耗与实时性约束下完成频谱接入、功率控制等任务,并通过在线学习持续优化策略;多载体协同下的分布式决策技术则解决“如何在多智能体交互中实现全局最优与局部自治的平衡”的问题,通过信息共享、博弈学习与层级协调,使系统在大规模、异构、动态的电磁环境中展现出协同智能涌现特性。二者形成层次递进:单智能体决策确保每个载体具备独立的“感知—认知—行动”闭环,即便通信中断或中心失效,仍可维持基本功能;多智能体协同则在此基础上通过跨节点融合与策略博弈,使系统整体性能超出个体能力简单叠加,实现频谱效率、抗干扰与任务成功率的全局优化,共同构建“个体自治—群体协同”的决策架构。

3.2.1 载体约束下的单智能体决策技术

在无人机、认知无线节点、传感器终端等资源受限载体上实现高效决策,是电磁频谱具身智能的基础能力。从决策范式看,可分为两类:一类是依赖经验数据的学习型自适应决策:自适应强化学习、基于模型的策略优化,前者通过与环境交互迭代更新值函数或策略,后者利用模型预测未来状态以提升决策效率;一类是依托规则的知识型认知推理:启发式与博弈近似方法、知识驱动决策,前者依托规则搜索、动态规划或势博弈结构,后者利用知识图谱或符号逻辑实现结构化推理。各个方法之间可扩展维度对比如表 11。

表 11 载体约束下的单智能体决策技术可扩展维度对比分析

Table 11 Comparative analysis of scalable dimensions for single-agent decision-making technologies under platform constraints

技术类别	时域扩展性	空域扩展性	频域扩展性	任务扩展性	计算复杂度
自适应强化学习决策	高	高	中	中	高
基于模型的策略优化	高	中	中	高	中
启发式与博弈近似方法	中	中	高	中	低
知识驱动决策	中	高	中	高	中

基于 Q-learning 的动态信道选择算法将每条信道视为可选动作,节点通过与频谱环境的实时交互获取即时奖励并在线更新 Q 值函数,从而逐步逼近长期最优信道选择策略^[96]。该方法结构简单、计算量低,无需预知信道转移概率或奖励函数,可随统计特性变化自适应调整,体现“以感知驱动行为”的轻量化理念。深度 Q 网络进一步在有限算力条件下实现低延迟频谱接入策略更新^[97]。将功率控制建模为马尔可夫决策过程,利用深度确定性策略梯度算法在连续动作空间中学习最优功率分配,实现了能效与干扰之间的平衡^[98]。迁移学习则在统计特性相近的频谱环境间实

现任务快速自适应与跨域泛化,显著提升异构环境下的决策效率^[99]。这些方法都展示了通过与环境的持续交互更新值函数或策略网络,使节点能够在不完整感知下学习近似最优策略的能力,统一属于“自适应强化学习决策”。然而,传统强化学习在非平稳电磁环境中难以直接应用,因为环境条件的快速变化会导致策略震荡、泛化能力下降或性能退化。为应对这一挑战,一种关键路径是采用分层强化学习框架,将毫秒级的频谱选择与长时尺度的策略优化解耦,以提升实时响应性与整体策略稳定性^[100]。另一种是引入元强化学习与快速自适应机制,在多样环境上离线训练,使智能体能利用少量样本快速调整策略,这对周期性或可预测的电磁变化尤为有效^[101]。此外,结合模型辅助与预测机制,在决策过程中融入环境演化趋势预测,有助于减少对平台平稳性的依赖^[102]。同时通过鲁棒与安全强化学习方法,如风险约束、对抗训练等,可以在环境突变或电磁对抗场景中保证策略的最坏性能下界,从而提升系统在工程应用中的稳定性和可靠性^[103]。

此外,model-based RL 的综述^[104]显示,通过模型辅助可以显著提升资源受限载体的决策效率,包含“基于模型的策略优化”。Marden 等人^[105]提到的用于合作控制的势博弈框架,Han 等人^[106]的无线通信博弈论专著,均展示了博弈理论在干扰管理与资源分配中的近似最优性,归纳为“启发式与博弈近似方法”。电磁防护与语义建模任务中,通过构建干扰模式与响应策略的知识结构,可实现物理层与策略层的联动,典型的知识图谱方法^[107-109]为此类模型提供了统一表征能力,因此可归为“知识驱动决策”。

单智能体决策之所以关键,在于它确保每个智能体在物理资源受限、通信受阻甚至无中心控制时仍具基本决策能力。这种“个体自治”是系统鲁棒性的根基:即便拓扑频繁变化、部分节点失效,具备本地决策能力的载体仍可独立完成频谱感知、接入选择与功率控制,避免整体瘫痪。同时,轻量化与在线学习机制使这种自治能力具备演化性,能随环境与任务变化持续优化,体现具身智能中“智能自主性涌现”的核心特征。

在载体约束条件下,单智能体决策技术的复杂度主要体现在算法计算量与在线更新开销两个方面。自适应强化学习方法通常以神经网络为策略或价值函数逼近器,其推理复杂度与网络参数规模呈线性关系,在线训练阶段还需额外的样本交互与梯度更新开销,因此对算力和能耗较为敏感。基于模型的策略优化方法在决策阶段计算量相对可控,但依赖环境模型的构建与维护,其复杂度随模型精度提升而增加。相

比之下,启发式与博弈近似方法通常采用规则或解析近似,计算复杂度较低,适合资源受限载体,但在动态环境中的适应能力有限。知识驱动决策方法需要维护结构化知识库或图模型,其推理复杂度取决于知识规模与推理深度,在任务扩展性较高的同时,对存储与推理效率提出了更高要求。

3.2.2 多载体协同下的分布式决策技术

当多个智能体共存于同一电磁空间时,单纯的个体优化往往导致频谱冲突、干扰加剧与资源浪费。多载体协同下的分布式决策技术通过多智能体间的信息共享、策略博弈与层级协调,使系统在缺乏集中控制的条件下实现全局最优,展现出“协同智能涌现”。该层关键技术可以分为两大核心方向:一个是依赖于分布式学习与策略一致性的协同学习优化类:包含多智能体强化学习、共识与图强化学习,前者通过价值分解、集中训练、分布执行等结构实现多体策略一致性,后者利用图结构表达节点关联,通过图共识或图神经网络强化全局协同;另一个是关注多主体间策略博弈与安全协作的博弈与隐私协同类:博弈论与协同均识机制、联邦学习与隐私协同决策,前者以势博弈、演化博弈或层级博弈建模多主体交互,实现收敛均衡,后者在不共享原始数据的条件下,通过联邦式更新实现隐私可控的跨节点学习。

在多智能体强化学习中,基于价值分解的协同学习是分布式决策的重要机制。通过价值分解将全局频谱效率目标映射为各节点的本地收益函数,智能体在仅依赖局部观测的条件下即可形成近似全局最优的行为共识^[58],显著降低通信与计算开销。均值场理论进一步为大规模协同学习提供了可计算的共识近似:Yang等人^[110]提出Mean Field Q-learning与Mean Field Actor-Critic算法将多智能体间的高维博弈简化为平均场响应,使无人机蜂群、电磁阵列等分布式具身系统在非理想拓扑下仍能保持学习一致性,体现“多体共识—局部学习—全局最优”的协同优化特征。同时,陈平平等^[111]提出的基于MAPPO的多信道动态频谱接入方法,通过频谱感知—决策—反馈的循环交互机制,使认知用户在时变电磁环境中形成稳定协同策略,体现了电磁环境作为智能体“外部场域”的动态约束与反馈作用,是频谱具身决策闭环的一种典型实现形式。

研究中通常采用图结构对多智能体系统进行建模,基于图结构的共识算法的核心思想是通过局部信息交互,使系统状态在迭代过程中逐步收敛到一致解,从而实现分布式协调与全局一致性。Olfati-Saber^[112]的共识算法理论为多智能体之间的图结构建模与分布式一致性更新提供了重要基础。在此基

础上,后续研究将共识机制与强化学习相结合,形成了依托图结构的“共识与图强化学习方法”。

协同博弈与均衡机制则推动个体学习走向制度化共识。高层集中控制器(或策略生成器)基于任务语义与资源约束形成“制度性共识”,即在全局范围确立规则与激励;底层智能体在该制度框架内进行自主学习与博弈调度,形成“制度设定—局部博弈—策略收敛”的闭环^[113]。典型如主/次用户频谱接入可建模为带价格与干扰约束的分层博弈:上层给出资源限额与价格,下层通过策略演化自组织出兼顾公平与效率的平衡解^[37]。在更高层的制度化场景中,数据库辅助的授权共享接入机制^[114]可视为制度共识的工程实现:集中数据库作为跨组织共识载体,提供安全信道、访问规则与权限验证,在算法共识、制度共识与行为共识之间建立映射,标志协同逻辑从“算法自治”向“共识治理”延伸。

联邦学习与隐私协同学习则关注非平稳环境下的鲁棒安全与策略保密。将动态频谱接入建模为随机博弈,使智能体能够在不完全信息下通过自博弈形成策略均衡^[115]。这类方法在对抗场景中表现出较高鲁棒性:即便节点失效、存在恶意干扰或数据泄露,系统仍可维持稳定学习与能量均衡^[58]。Zhou等人^[116]从能量共享与波束共振角度表明,协同节点可获得超线性功率增益,为“能量—隐私—效率”三维空间内的稳健协同提供理论支撑。

因此,多载体协同下的分布式决策不仅关乎算法性能,更体现了具身智能的内在逻辑:通过共识驱动的协同学习、制度约束下的博弈协作以及隐私保护的鲁棒优化,系统实现了从个体自治到群体智慧的跨越,形成可自组织、自演化的智能频谱生态。

各个方法之间可拓展维度对比如表12。

表12 多载体协同下的分布式决策技术可扩展维度对比分析

Table 12 Comparative analysis of scalable dimensions for distributed decision-making technologies under multi-platform collaboration

技术类别	时域扩展性	空域扩展性	频域扩展性	任务扩展性	计算复杂度
多智能体强化学习	高	中	中	高	高
共识与图强化学习	高	中	高	中	高
博弈论与协同均衡机制	中	高	高	中	中
联邦学习与隐私协同决策	中	高	高	中	高

多载体协同决策技术在提升系统整体性能的同时,也引入了额外的通信与协调复杂度。多智能体强化学习方法通常采用集中训练、分布执行或价值分解结构,其计算复杂度随智能体数量和状态维度增加而上升,同时需要一定规模的信息共享以维持策略一致

性。共识与图强化学习方法通过图结构刻画节点关系,在保证局部自治的同时降低全局通信需求,但其计算与通信复杂度仍与网络规模和拓扑结构密切相关。博弈论与协同均衡机制在理论上计算复杂度较低,但在大规模系统中往往需要迭代求解或近似实现。联邦学习与隐私协同决策通过减少原始数据交换降低通信压力,但增加了模型聚合与同步开销,对系统时延和稳定性提出更高要求。

3.3 行动与反馈层

行动与反馈层是电磁频谱具身智能系统的“执行终端”,负责将认知与决策层输出的策略转化为具体电磁行为,并根据环境反馈持续调整。不同于传统通信中预设的固定收发流程,该层强调动作与环境的闭环交互,使智能体在真实物理场中试探、学习与适应,实现从“被动执行指令”到“主动塑造环境”的转变。

在具身智能框架下,该层设计需同时兼顾电磁环境的开放性与载体的可重构性:一方面,每一次发射、接入或功率调整都会改变频谱占用与干扰格局,

影响自身及他人感知与决策;另一方面,载体的硬件资源有限但可调,如何通过硬软重构提升行为灵活性与效率,是能否实现智能涌现的关键。

因此,可将行动与反馈技术按交互对象划分为两类:面向电磁环境的交互技术:通过波形设计、功率与波束控制、多址接入策略等主动探测、塑形与优化电磁环境,并以信道质量、干扰水平、吞吐量等反馈为依据持续优化行为策略;面向具身载体的重构技术:通过波形、射频前端与网络架构的多层重构,增强载体的行为灵活性与环境适应性,使其可根据任务与环境变化实时调整天线配置、频率选择与调制编码,完成从“固定功能”向“可编程智能”的转变。前者是“对外作用机制”,决定智能体如何在频谱空间施加影响,并从环境反馈中提取学习信号;后者是“对内调控手段”,决定其能生成何种电磁行为,以及能否低时延、低能耗地执行决策。二者共同构成“策略生成—行为执行—环境反馈—策略优化”的闭环,使系统在持续交互中实现自主学习与动态进化如图12所示。



图12 电磁—物理—语义三元融合的认知生成机制

Figure 12 Closed-loop mechanism of policy-execution-feedback-optimization

3.3.1 面向电磁环境的交互技术

该类技术聚焦智能体如何通过主动行为探测、塑造与优化电磁环境,其核心是设计高效行动策略(发射波形、功率分配、波束控制等),在频谱竞争中实现高效利用与干扰规避,并依托环境反馈持续优化。从具身智能视角,可分为两类:一个是侧重从传播环境层面对电磁场进行塑形的智能电磁控制类:其中“智

能反射与散射调控”通过数据驱动或优化方法动态调整 RIS 或元表面的反射配置,而“分布式电磁场反馈控制”依托共识算法或拓扑调整实现对场分布的协同调节;另一个是侧重系统内部反馈回路与分布式调节自适应反馈调控类:“可编程超材料”控制利用可调反射相位或幅度实现对传播路径的物理重构,“波束与功率自优化机制”结合强化学习或优化模型实时

调整波束方向和发射功率。本节围绕动态频谱接入、干扰对抗与具身防护三个典型场景,对上述两类机制进行展开。

动态频谱接入属于自适应反馈调控类的典型应用,其演进过程体现了从被动感知到主动预期的具身化反馈能力。快速响应与实时重配置是动态接入的首要挑战,Laine^[16]展示了基于GNU Radio框架的实时动态接入实现,利用SDR平台完成采集、处理与切换全流程,使认知无线节点在通信过程中感知频谱变化并快速重配信道,验证了“感知—决策—行动”闭环在毫秒级时标上可行,为实时交互奠定工程基础。但纯被动感知存在空洞检测延迟,易造成可用资源浪费。为突破这一瓶颈,López等人^[117]通过深度学习预测主用户行为,提前识别频谱占用模式,实现空闲时隙预判与提前切换,显著降低了频谱浪费,使系统具备类似生物神经的“预期感知”能力。许瑞琛等人^[118]将频谱检测建模,提出毫秒级空洞检测与接入机制,在保证检测精度的同时将冲突概率压至最低,适用于高动态、多用户并发场景。

干扰对抗机制则属于智能电磁控制类范畴,强调对传播环境的主动塑形与策略博弈能力。Zhang等人^[119]提出基于认知波束成形与有效干扰信道估计的干扰抑制策略,首次在不依赖主用户协作的前提下实现主次系统的同频共存,为频谱共享的实用化奠定了算法基础。Lee等人^[120]提出基于每子载波干扰预算的功率分配模型,在满足主用户吞吐量的同时优化次用户功率,实现干扰塑形与频谱复用平衡,将干扰从“必须避免的威胁”转化为“可精细调控的资源”。Jagannath等人^[121]通过跨层联合优化,将频谱接入与路由调度耦合优化,在实验中验证了端到端时延下降与系统吞吐提升,打破传统分层设计,使智能体在物理、链路与网络层之间实现全局优化。

在复杂对抗环境中,具身智能体进一步融合了智能电磁控制与自适应反馈调控两类机制,通过自学习与策略演化实现“感知—防护—重构”的动态闭环。Xu等人^[65]提出基于对抗强化学学习构建波形优化框架,通过模拟发射端与干扰端的博弈,使智能体学得鲁棒的调制星座策略,在强干扰下仍保持较高信噪比与低误码率,体现出对抗环境中的自进化能力。李剑锋等^[122]提出结合信号感知与自适应优化的抗干扰架构,前端识别干扰类型,后端实时调整抗扰策略与波形参数,显著提升系统鲁棒性与自愈能力。

传统的扩频与跳频技术依然是现代智能抗干扰机制的根基。Scholtz^[123]全面总结了扩频通信的抗干扰机理,从能量增益与信号隐蔽性论证其稳健性,为智能通信提供可追溯依据。Xu等人^[124]则从具身智

能视角重释电磁防护,将PIN限幅器视作具身智能体:前门耦合对应主动响应,后门耦合对应环境被动作用。通过物理模型与1D-CNN结合,使PIN限幅器可动态调整电路参数抑制干扰,成为“电磁感知—防护具身化”的典型范例,展示了材料层实现认知与防护统一的可能。

动态频谱接入与波束/功率控制相关工作^[16,117-121],从不同维度展示了通过“波形与功率自优化机制”与环境进行交互的能力;对抗强化学学习与具身电磁防护研究^[65,122-124]则说明可编程结构与物理器件本身也可以作为“可编程超材料控制”和“智能反射与散射调控”的实现载体;在多节点条件下,“分布式电磁场反馈控制”结合了分布式共识算法和网络优化,应用于多节点无线网络中的协同干扰抑制。上述类别在表13中以统一形式加以对比。

表13 面向电磁环境的交互技术可扩展维度对比分析

Table 13 Comparative analysis of scalable dimensions for interaction technologies oriented to electromagnetic environments

技术类别	时域扩展性	空域扩展性	频域扩展性	任务扩展性	计算复杂度
智能反射与散射控制	高	中	高	中	中
分布式电磁场反馈控制	中	高	中	高	高
可编程超材料	中	高	高	中	中
波束与功率自优化机制	高	中	高	中	中

总体而言,面向电磁环境的交互技术正从传统的“被动适应”向“主动共生”转变。动态频谱接入提供了快速感知与接入通道,智能干扰对抗实现了策略博弈与自学习优化,而具身化的物理防护机制则让智能体具备从电路层面到信号层面的全域感知与自调节能力。三者共同构成了具身驱动的电磁交互体系,使电磁智能体能够在高度动态、强干扰的环境中实现自学习、自防护与自进化的闭环交互。

面向电磁环境的交互技术在复杂度上主要体现在实时控制精度与系统响应速度之间的权衡。智能反射与散射控制、波束与功率自优化机制通常需要在较短时间尺度内完成参数更新,其计算复杂度取决于优化变量数量与策略模型规模,对实时计算能力要求较高。分布式电磁场反馈控制在单节点计算负担相对可控的前提下,引入了节点间协调与一致性维护,其系统复杂度随协同范围扩大而增加。可编程超材料相关技术在算法复杂度上相对较低,但在硬件层面引入了可重构单元与控制接口,其工程实现复杂度更多体现在硬件设计与系统集成方面。

3.3.2 面向具身载体的重构技术

面向具身载体的重构技术是电磁具身智能实现“可塑性”和“自我进化”的核心机制,通过波形、硬件

与网络架构多层重构,使智能体能在不同任务与环境下自适应调整通信、感知与交互行为,体现从“固定功能设备”向“动态可重构实体”的转变。该方向可分为两类:一个是关注全层动态重构的跨层自组织体系类:包括“多模态具身智能体”与“跨层自组织机制”,前者将感知、通信、定位与控制等能力在同一载体上深度融合,实现跨模态重构;后者通过物理层、链路层与网络层的联合重构,实现阵列位置、波束形态及协议结构的多层自适应;另一个是强调物理可塑性与信号/算法协同类:包括“具身可重构载体架构”与“硬件—算法联合优化”,前者通过可编程 SDR 和重构硬件实现频率、制式和链路结构的动态变更,后者通过算法驱动射频前端、阵列结构或芯片侧优化,使硬件配置与任务目标协同演化。表 14 对这四类技术的可扩展性进行了定性对比。

实现“具身可重构载体架构”,自适应调制编码是基础技术。Zarka 等人^[125]验证自适应调制编码在不同信道质量下通过动态调整调制阶数与编码率,在高信噪比时提升速率、低信噪比时保障可靠性,实现性能与鲁棒性的平衡。Renfors 等人^[126]指出,传统 OFDM 存在频谱泄漏严重的问题,而滤波多载波凭借更好的频谱局部化显著降低邻道干扰,提高系统容量与频谱利用率,是下一代多载波的重要候选。Bombay 等人^[127]进一步证明,结合自适应保护间隔与功率分配的 OFDM 能在低信噪比场景下保持可靠通信,为多干扰环境下的频谱自适应传输提供支持。总体看,波形重构使具身电磁智能体能够根据信道状态、干扰水平与任务需求按需调节波形参数,实现灵活编码与智能频谱分配。

射频前端重构则将可塑性下沉至物理层,其挑战在于如何在有限硬件资源下实现频率、极化、增益与波束的多维调整。杨国等人^[128]将 Ka 波段超宽带天线与 PIN 二极管可重构带通滤波器级联,融合了通信、定位与环境感知能力,构建具备频率与极化双可变结构的可重构滤波天线;Shakibafar 等人^[129]展示的多波段 SDR 前端可根据飞行环境信道状态自动调整带宽与功放增益,实现了任务驱动的“软硬结合”优化以及多模态传感与智能控制的协同机制。两者为具身智能系统提供了“物理层适应性接口”,使射频前端在环境变化时实现硬件级重构,共同实现了“多模态具身智能体”和“硬件—算法联合优化”。

属于“跨层自组织体系类”的,是在系统级实现动态适配的网络协议与体系重构。Zhu 等人^[130]提出移动阵列波束赋形策略,通过在物理空间调整阵列位置与姿态,即便信道变化也能保持阵列增益并形成干扰零陷,将波束赋形从“固定阵列权值优化”推广为“移

动阵列空间重构”,使无人机等具身载体可通过机动优化波束性能。Murshed 等人^[131]引入自监督对比学习方法,实现 CSI 不完美条件下的波束自校正与鲁棒控制,从算法层面验证了波束重构的可行性。

综合来看,面向具身载体的重构技术体现了从“局部可塑”到“系统自演化”的双重逻辑:一方面,硬件—算法协同重构通过波形与射频前端的联合优化,使智能体在物理与信号层具备自适应塑形能力;另一方面,跨层自组织机制通过网络协议与体系架构的动态调整,构建从感知、通信、控制到决策的全层协同,使智能体群体具备体系级自组织与演化能力。二者耦合形成“结构—功能—策略”的共生闭环,使具身电磁智能体能在动态电磁环境中持续重构、自我进化并逼近全局最优。

表 14 面向具身载体的重构技术可扩展维度对比分析

Table 14 Comparative analysis of scalable dimensions for reconfiguration technologies oriented to embodied platforms

技术类别	时域扩展性	空域扩展性	频域扩展性	任务扩展性	计算复杂度
多模态具身智能体	中	高	中	高	高
跨层自组织机制	中	中	高	高	高
具身可重构载体架构	高	中	中	高	中
硬件—算法联合优化	高	中	高	中	高

面向具身载体的重构技术在系统复杂度上具有明显的层级特征。多模态具身智能体与跨层自组织机制涉及感知、通信与控制等多个功能模块的协同,其系统复杂度主要体现在跨层接口设计与时序协调上,对系统架构设计提出较高要求。具身可重构载体架构通过硬件可重构能力提升灵活性,其复杂度更多体现在射频前端与控制逻辑的设计与验证成本上。硬件—算法联合优化方法需要在算法迭代与硬件配置之间形成闭环,其计算与实现复杂度虽高于单一层面优化,但能够在整体性能、能效与适应性之间取得更优平衡。

4 应用前景与发展趋势

电磁频谱具身智能作为新一代智能系统的核心范式,正在重塑从军事对抗到民用通信的多个领域。本章将系统梳理其在典型场景中的应用实践,深入剖析技术挑战与发展趋势,并前瞻性地推演未来演进路径,为电磁频谱具身智能的理论创新与工程落地提供参考。

4.1 应用前景

在解决感知精度、决策自适应性与行动反馈等关键问题后,电磁频谱具身智能技术已具备支撑大规模工程化应用的可行性。为进一步说明该体系在实际

中的价值与发展潜力,图 13 汇总了其在未来多个重要领域的代表性应用,包括 6G 及未来移动通信网络、

智慧城市的电磁具身化治理以及智能战场电磁频谱作战。

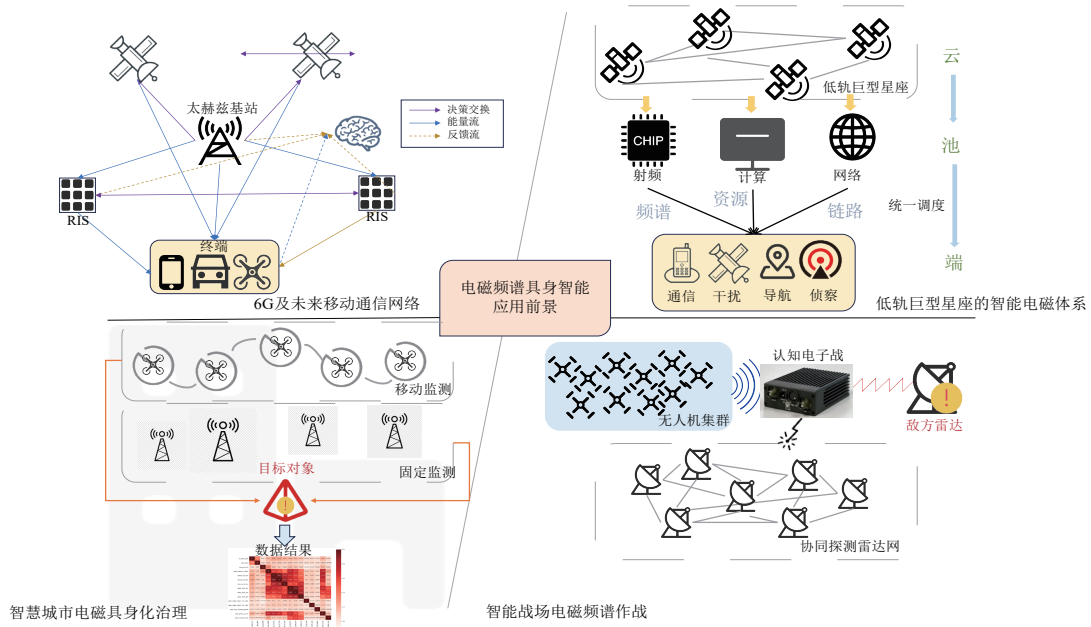


图 13 电磁频谱具身智能应用前景可视化

Figure 13 Visualization of application prospects for electromagnetic spectrum embodied intelligence

4.1.1 6G 及未来移动通信网络

6G 网络被视为支撑未来数字社会的关键基础设施,其愿景包括太赫兹通信、通感一体化(Integrated Sensing And Communication, ISAC)、智能反射面、空天地一体化等颠覆性技术。这些技术将引入更高维度的频谱资源与更复杂的电磁环境,传统频谱管理方法难以应对如此高的复杂度,具身智能成为 6G 网络智能化的核心使能技术。

在太赫兹频段智能管理方面,具身智能展现出对环境的深度感知与动态交互能力。太赫兹频段智能管理是 6G 面临的首要挑战。太赫兹频段拥有极其丰富的频谱资源,但其传播特性与传统微波频段截然不同,需要全新的频谱管理范式。具身智能系统能够通过太赫兹电磁环境的持续交互,自主学习不同频点的传播特性、最优波束赋形策略、动态功率控制参数,无需依赖复杂的信道建模与离线优化。在室内密集场景中,太赫兹信号的反射、散射、绕射行为极其复杂,传统射线追踪方法计算成本过高且精度有限,具身智能可通过实测数据驱动的学习直接建立从环境到最优配置的映射关系,实现实时自适应。

在 ISAC 资源调度方面,具身智能体现出多域融合与协同决策的优势。6G 网络将深度融合通信与感知功能,同一硬件平台既要服务通信用户又要执行雷达探测、环境感知、目标定位等任务。频谱、时间、功

率等资源如何在通信与感知间动态分配,如何在保证通信的同时最大化感知性能,是典型的多目标优化问题。具身智能系统能够通过学习不同业务的需求模式、环境动态特性、资源利用效率,自主制定资源调度策略,实现通感性能的帕累托最优。实验原型研究已经证明 ISAC 系统在实际设备上可行:华为与沃达丰联合开发的 140 GHz 太赫兹 ISAC 原型机采用 4 发 16 收多发多收架构与 8 GHz 大带宽,通过虚拟孔径技术解决了便携设备物理尺寸受限与高精度感知需大孔径的矛盾,在 50 cm 探测距离下对 8 cm 直径金属目标实现了毫米级成像分辨率,并验证了在 75% 稀疏采样条件下仍能保持清晰的轮廓识别能力,并展示了具体感知精度与资源共享效率等指标,为应用场景仿真数据提供了现实对照支撑^[132]。在智能交通场景中,路侧单元需要同时为车辆提供高速通信并对道路进行毫米波雷达探测,具身智能使系统能够根据交通密度、车速分布、通信负载动态调整通感资源分配,既保证安全关键信息的实时传输,又维持对道路态势的持续感知。

与此同时,智能反射面技术的演进进一步体现了具身智能的自主认知特性。可重构智能反射面通过大量可控反射单元动态调整电磁波传播路径,实现信号增强、干扰抑制、覆盖优化等功能。但如何优化成千上万个反射单元的配置参数以适应动态环境是巨

大挑战。具身智能可让可重构智能反射系统通过与环境的持续交互自主学习最优反射策略:基站与可重构智能反射面构成联合智能体,通过观察用户分布、信道状态、干扰情况,协同优化发射波束与反射配置,无需人工建模或离线优化,显著降低部署复杂度与运维成本。多个可重构智能反射面可进一步形成分布式智能反射网络,协同构建“软件定义的电磁传播环境”,使无线信号像光纤中的光一样可控可调。

进一步地,空天地一体化网络的智能协同展现了具身智能的群体协同与演化特征。卫星通信、高空平台、地面蜂窝网的深度融合将构建覆盖全球的立体通信网络,但不同层级网络的频谱协调、切换管理、干扰控制面临巨大挑战。具身智能可赋能网络各层节点自主感知频谱环境、协同决策频谱使用策略、动态优化网络拓扑,实现“天地一体、频谱统筹”的智能化。在低轨卫星星座通信中,卫星高速移动导致频谱环境快速变化,传统固定频率分配方式难以适应,具身智能卫星能够根据地面用户分布、干扰状况、链路质量动态调整频率使用,最大化系统容量与服务质量。地面网络与卫星网络的频谱共享需要精细化干扰管理,具身智能使地面基站与卫星终端能够自主协商频谱使用、动态调整发射功率与波束方向,在保护卫星通信的同时充分利用地面频谱资源。

4.1.2 低轨巨型星座的智能电磁体系

低轨巨型星座凭借其全球覆盖能力、低时延通信特性以及分布式架构所带来的高生存韧性,正逐步发展成为未来天基信息体系的重要组成部分,在通信保障、态势感知与导航定位等方面展现出显著优势。然而,现有低轨星座系统整体仍以地面集中管控和预配置策略为主,星上自主智能水平有限,任务响应与资源调度依赖地面链路完成,难以适应复杂电磁环境下高动态、强对抗和多任务并发的应用需求。在太空电磁对抗与频谱竞争日趋激烈的背景下,传统星座体系在智能化、协同化和环境适应性方面的不足愈发凸显。

电磁频谱具身智能为低轨巨型星座的体系演进提供了新的发展方向。通过将“感知—认知—行动”闭环能力直接嵌入卫星节点及星座系统,使星座不再仅作为被动执行指令的通信与感知平台,而是演进为能够自主感知电磁环境、在线决策并协同执行的具身智能系统群。在该模式下,电磁频谱被视为可感知、可建模、可调控的动态环境资源,星座整体通过与频谱环境的持续交互实现策略调整与性能优化,从而在复杂电磁条件下保持稳定运行能力。

在具体运行层面,具身智能卫星节点具备电磁感知、在轨计算与频谱行动的基础能力,通过高分辨率

频谱感知与多域信息融合实时获取环境状态,并结合自适应博弈与学习算法,在星上完成频段选择、功率控制与波束调整等决策过程。这种在轨自主闭环显著缩短了传统“回传地面—集中处理—指令下发”的控制链路,使卫星能够在毫秒级频谱变化条件下快速响应,有效提升系统的时效性与安全性。与此同时,星间链路与分布式计算架构支撑多星之间的信息共享与协同决策,使局部最优行为在系统层面逐步收敛为全局协调的频谱使用策略。

从系统视角看,电磁频谱具身智能巨型星座可依托“云—池—端”一体化架构构建天基资源池,实现频谱、计算与链路资源的统一调度。具身智能卫星资源池化结构如图14所示,低轨卫星群承担边缘频谱感知与局部资源调配任务,中高轨或核心节点负责全局信息汇聚、策略协调与规则更新,形成“分布式感知—集中式协同—在轨执行”的运行模式。该模式既保留了分布式体系在鲁棒性与生存性方面的优势,又通过系统级协同避免资源冲突与频谱拥塞,为大规模星座在高动态电磁环境中的长期稳定运行提供保障。

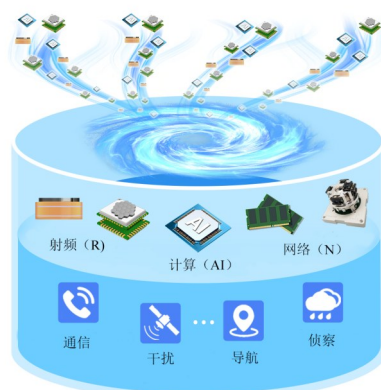


图14 具身智能卫星资源池化结构图^[133]

Figure 14 Resource pooling structure of embodied intelligence satellites

进一步地,电磁频谱具身智能将推动低轨巨型星座由功能型系统向任务型系统转变。星座服务不再以固定功能划分,而是围绕具体任务需求进行组织,任务可由覆盖目标区域的多颗卫星协同完成,并根据执行时间、区域范围与资源约束动态拆解为多个子业务。通过资源虚拟化与共享机制,不同卫星在保证自身收益与能耗约束的前提下参与资源池构建,实现资源利用效率与系统整体性能的平衡。这一机制不仅提升了星座在复杂任务场景下的灵活性,也减少了资源闲置与重复配置问题。

在更宏观的应用层面,具身智能低轨巨型星座为开放式、可重构的天基系统提供了实现路径。通过长期在轨学习与效能反馈机制,星座可持续优化运行策

略,并在不同轨道弧段、不同区域上空按需重构服务能力。开放式具身智能巨星座的服务模式如图 15 所示,这种模式有助于推动天基系统从以国家为单位的封闭建设模式,向面向全球、按需服务与协同共享的开放体系演进。在军事通信、电磁对抗等高强度应用场景中,该体系可显著提升响应能力与体系韧性;在灾害监测、国际搜救与全球科学研究等民用领域,则有望以租用或协作方式提供高性价比的天基信息服务,促进空间资源的和平利用与可持续发展。

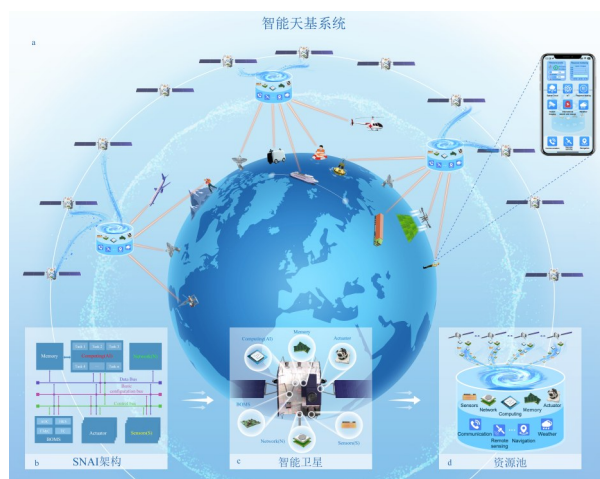


图 15 具身智能卫星资源共享场景^[133]

Figure 15 Resource sharing scenario of embodied intelligence satellites

在电磁频谱具身智能的理论框架下,卫星星座的自主决策能力需要依托高效的智能算法与评估体系予以实现。近期,北京航空航天大学研究团队在该领域取得了重要进展:基于 AEOS-Bench 数据集训练了基于 Transformer 架构的内嵌约束调度模型 AEOS-Former,能够在不同规模的场景有效完成卫星规划,并在仿真闭环测试环境下对多个模型进行了系统评估,采用六项指标进行量化分析,涵盖任务完成度、时效性和能源效率^[134]。作为对比,测试了四个基线模型的性能,包括随机模型、优化模型以及强化学习模型。实验结果显示 AEOS-Former 在所有测试数据划分中均优于基线模型,其中最为突出的是能耗控制表现,该模型在测试集上将平均功耗降至 40.91 Wh,低于对比模型的三分之一,大幅提升了卫星在轨运行的能源效率。这一成果为低轨巨型星座的星上自主调度与资源优化提供了可落地的技术路径,进一步验证了具身智能架构在提升星座系统智能化水平方面的有效性。

总体而言,电磁频谱具身智能为低轨巨型星座注入了自主认知、协同决策与体系演化能力,使其从传统的被控星座系统升级为面向复杂环境的智能化天基系统群。这一演进不仅拓展了低轨星座的应用边

界,也为未来空天一体化信息体系的构建奠定了重要基础。

4.1.3 智慧城市的电磁具身化治理

随着无线技术的普及,电磁空间已成为支撑现代社会运转的关键基础设施。频谱资源的高效利用、电磁环境的有序管理、关键系统的干扰防护,都依赖于对电磁空间态势的精准感知与智能管理。电磁频谱具身智能通过赋能监测设备自主感知、分析、决策能力,推动频谱管理从被动监测向主动治理、从人工巡检向智能预警的转变。

全域频谱监测网络构建是态势感知的基础能力。传统频谱监测依赖固定监测站与人工巡检,存在覆盖盲区多、响应速度慢、成本高昂等问题。具身智能监测系统可通过部署智能移动监测平台(无人机、车载设备)与分布式固定传感器网络,构建低成本、广覆盖的监测体系。每个监测节点不仅采集数据,更能自主决策:根据任务优先级规划监测路径与频段、识别异常信号特征、评估威胁等级、动态调整监测策略。在城市核心区,固定监测站负责重点频段的持续监控,移动监测平台根据投诉举报或异常告警自主前往疑似区域进行精细化排查,形成“固定哨所+机动巡逻”的立体监测网。在偏远农村地区,部署密集监测站成本过高,具身智能无人机可按需巡航,自主发现并追踪非法信号,大幅降低监管盲区。

非法信号智能识别与执法解决频谱监管难题。电磁空间中充斥着各类非法信号:黑广播干扰航空通信、伪基站诈骗短信、无证对讲机占用公共频段、非法无人机威胁公共安全。传统人工识别方式效率低下且准确率有限。具身智能监测系统通过持续学习合法信号特征库与非法信号样本,能够自动识别异常信号、分类威胁类型、定位发射源位置。在黑广播的治理中,系统通过分析信号调制方式、发射功率、播出内容特征,自动区分航空通信、合法广播与非法黑广播,生成执法线索。伪基站识别更具挑战性,因其信号特征与合法基站高度相似,具身智能系统可通过学习异常行为模式识别伪基站活动,并通过多站测向快速定位,为公安机关提供实时情报。

频谱资源使用效率评估与优化为政策制定提供科学依据。频谱是稀缺的国家战略资源,但现有分配机制存在“占而不用、用而不足”等问题。具身智能评估系统通过长期监测分析各频段的实际占用率、时空分布特征、业务类型构成,量化评估频谱使用效率。系统不仅统计占用时间百分比,更能识别长期分配但极少使用、占用带宽远超实际需求、时间或空间上可与其他业务共存。系统还能模拟不同频谱分配方案的效果,预测引入新技术或业务后的频谱供需平

衡,辅助监管机构科学决策。

电磁干扰智能诊断与防护保障关键系统安全运行。民航导航、卫星地面站、气象雷达、广电传输等敏感系统极易受到电磁干扰影响,传统干扰排查依赖专家经验与人工排查,往往耗时数日且难以定位间歇性干扰。具身智能诊断系统持续监测受保护频段,一旦检测到干扰立即启动智能分析:通过信号特征识别干扰类型、通过多站测向定位干扰源、通过时域分析确定干扰规律、通过频谱相关性追溯来源。在某机场导航台受扰案例中,具身智能系统发现干扰信号与附近工业园区某设备的工作周期高度相关,通过分析设备启动时间、功率变化、频谱特征,24 h内锁定违规使用大功率工业加热设备的企业并完成整治,而传统方式可能需要数周。在卫星地面站保护中,系统自主学习周边新建基站、雷达站等设施的信号特征,实时评估对卫星接收的潜在影响,提前预警并协调整改,避免干扰发生。

重大活动频谱保障与应急管理提升公共安全保障能力。大型赛事、国际会议、重要庆典等活动期间,通信需求激增且频谱使用复杂,需要精细化管理与快速应急响应。具身智能保障系统可提前预测活动区域的频谱需求、评估潜在干扰风险、制定频率协

调方案。在活动期间,系统实时监测频谱使用态势,自动识别非法无人机信号、定位干扰源、协调应急频率、压制非法信号。在突发公共事件中(如地震、火灾),系统自动评估灾区频谱可用性、协调应急通信频率、压制非法信号、保障生命救援通信畅通。

跨部门协同管理平台建设提升治理效能。电磁空间管理涉及无线电管理、通信监管、公安、民航、气象等多个部门,传统条块分割模式导致信息孤岛、响应迟缓。具身智能管理平台实现跨部门数据融合、态势共享、协同决策。平台汇聚各方监测数据,生成统一的电磁空间态势图,各部门可按权限访问相关信息。在黑广播治理中,无线电管理部门负责监测定位,公安部门负责执法查处,平台自动推送线索、跟踪处置进度、评估治理效果。系统学习不同部门的业务流程与决策偏好,自动生成符合各方需求的态势报告与处置建议,减少沟通成本,提升协同效率。

针对智慧城市频谱治理场景,电磁频谱具身智能可采用分层、分布式的工程化部署方案,如图16。底层由固定监测站与移动监测节点构成感知网络,监测节点密度可根据城市功能区动态配置:在核心城区与重点频段区域采用高密度部署,在普通区域采用稀疏覆盖,以兼顾监测精度与成本控制。

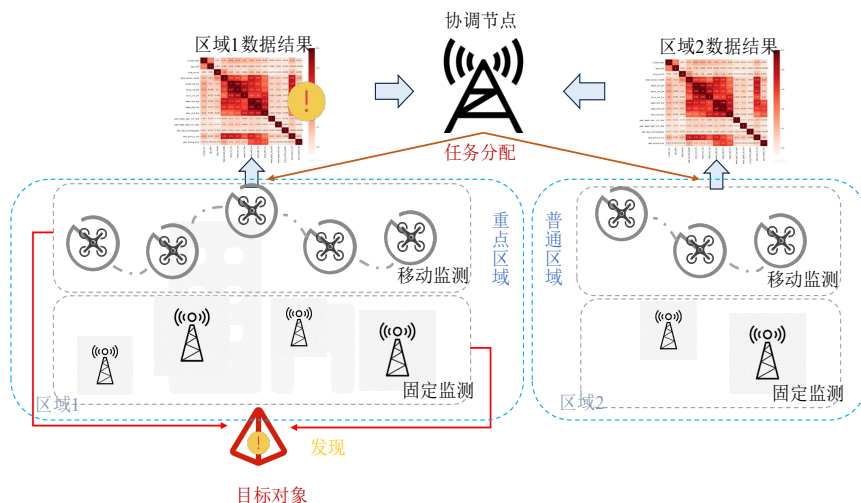


图16 智慧城市频谱治理工程化部署

Figure 16 Engineering deployment of spectrum governance in smart cities

各监测节点通过协同频谱感知与分布式决策机制形成区域级频谱态势图,并由上层协调节点进行跨区域融合与策略下发,实现“局部自治—全局协同”的治理流程。当检测到异常占用或干扰行为时,系统可自动触发协同测向、任务重分配与重点频段加密监测,实现从被动监测向主动治理的转变。该框架为电磁频谱具身智能在智慧城市中的规模化部署提供了可行的工程路径。

4.1.4 智能战场电磁频谱作战

现代战争已进入“电磁频谱争夺”时代,制电磁权成为与制空权、制海权同等重要的作战要素。在国际军事领域中,美军最早系统化提出“电磁频谱作战”的概念,明确将其定义为“利用、攻击、防护与管理电磁作战环境的军事行动,以在作战环境中确立并保持电磁优势”。这一表述最早见于美军《联合电磁频谱作战条令》^[135],随后在《电磁频谱优势战略》^[136]中对

该定义进行了系统梳理,指出美军通过将“利用一攻击一防护一管理”四类活动纳入统一的频谱作战框架,实现了从传统电子战向全域电磁频谱作战的战略转型^[137]。电磁频谱具身智能可赋能无人机集群、认知电子战系统、智能雷达网络等装备实现自主频谱感知、干扰规避、协同通信与对抗欺骗能力,从根本上改变战场电磁对抗的形态。针对动态电磁环境下的抗干扰需求,多项工作如Chen等人^[138],针对ISAC场景提出了基于Stackelberg博弈引导的深度确定性策略梯度联合信道选择与功率分配算法。在基站配备16单元均匀线阵、同时服务5个通信用户并跟踪2个雷达目标的条件下,仿真验证了在恶意干扰功率高达1.2 W的强对抗环境中,该算法通过博弈论动态选择通信信道规避干扰,并结合深度强化学习优化功率分配,可使系统可达总和速率较传统仅优化波束成形的基准方法提升约300%;同时,在干扰功率1 W条件下仍能保持高主瓣增益的感知波束图案,确保对双目标的检测分辨能力,为智能战场电磁作战场景下的动态频谱接入与抗干扰通感一体化提供了性能对照基准。

无人机集群协同通信是具身智能在军事领域的典型应用。传统无人机编队依赖预设频率与固定协议进行通信,一旦遭遇强干扰或频谱拥塞,整个编队通信链路将瘫痪。具身智能无人机能够实时感知电磁环境、识别干扰源特征、动态切换频率与波形、调整通信拓扑结构,即使在高强度电子对抗环境中也能保持稳定通信。更进一步,多架具身智能无人机可通过分布式协同学习形成“集群智能”,自主发现并利用敌方电子系统的频谱盲区、响应延迟、功率限制等脆弱性,实现协同干扰与欺骗。这种能力在反无人机作战、电子侦察、通信中继等任务中具有颠覆性优势。

认知电子战系统是智能战场电磁作战的典型代表,代表着电子战从“火力压制”向“智能对抗”的演进。传统电子战系统依赖预编程的干扰样式与固定频率策略,面对自适应雷达、跳频通信等智能化对手时效能大幅下降。具身智能电子战系统能够通过持续观察对手的频谱行为、信号特征、响应模式,自主学习对手的决策逻辑与脆弱点,并动态生成针对性干扰策略,实现从“盲目压制”到“精准打击”的跨越,正如王沙飞等人^[139]、黄知涛等人^[140]、陈小瑜等人^[141]所综述的,认知电子战系统集感知、分析决策、行动于一体,通过软件定义硬件实现灵活的电磁交互,以认知引擎作为智能核心,形成高效、自主、动态的智能闭环。美军近年来大力发展的“认知电子战”计划正是这一理念的典型体现,其目标是让电子战系统具备类似人类专家的“战场频谱认知能力”,能够在复杂

对抗环境中自主决策、快速响应、持续进化。在未来高强度冲突中,具身智能电子战系统将与敌方智能系统展开“算法对算法”的动态博弈,谁的学习速度更快、适应能力更强、协同效率更高,谁就能掌握战场电磁主动权。该系统不仅是电磁交互技术的综合应用,更代表了电磁作战从“预设规则”向“自主认知”的范式跃迁。

智能雷达网络展示了具身智能在传感系统中的应用潜力。传统雷达网络采用固定扫描模式与预设参数配置,难以应对隐身目标、电子欺骗、复杂气象等挑战。具身智能雷达能够根据目标特性、干扰环境、任务优先级动态调整工作频率、波形参数、扫描策略,实现自适应探测与抗干扰。多部雷达通过协同学习可形成分布式智能传感网络,自主优化探测资源分配、协同目标跟踪、融合多源信息,大幅提升探测概率与定位精度。在反隐身作战中,具身智能雷达网络可通过学习隐身目标的微弱散射特征、预测目标机动模式、优化照射角度与频率组合,显著提升对隐身目标的探测能力。

此外,在具体作战应用中,电磁频谱具身智能还可能体现在以下方面:首先,多模态电磁感知融合射频、红外、激光等多类型传感器,构建全维度电磁态势图,为认知决策提供丰富的数据支撑;其次,自适应频谱对抗通过强化学习与博弈论算法,实现干扰策略的实时优化与动态调整,有效应对敌方频谱跳变与波形调制;最后,协同电子战支持多平台、多智能体的分布式协同,通过频谱资源的智能分配与任务的动态协调,形成体系化对抗优势。

然而,智能战场的强对抗性也带来了独特挑战。敌方可能通过对抗样本攻击、模型投毒等手段削弱智能体的决策能力,正如相关研究^[142]所指出的无线通信中的对抗攻击问题。此外,战场环境的高度不确定性要求系统具备开放环境下的自适应认知能力,能够在城市峡谷、战场迷雾等复杂场景中动态调整感知策略与行动规则。

4.2 发展趋势

电磁频谱具身智能的突破有赖于多学科方法的深度融合。其中,与数字孪生技术的结合为复杂电磁环境下的验证与训练提供了关键支撑:通过构建高保真电磁一行为数字孪生体^[143],可在虚拟环境中进行大规模策略训练、安全验证与极端场景测试^[144],显著缓解真实系统中样本获取困难与安全风险。此外,与大模型技术的融合为跨任务泛化与语义级认知提供了新切入点。大规模基础模型可作为频谱感知与决策的通用表征引擎,将多模态频谱数据映射到统一语义空间,并通过指令驱动或策略提示机制,实现跨场

景、跨任务的快速适配。这种“具身智能体+大模型”的协同架构,有望降低任务定制成本,提升系统的通用性与可扩展性^[145]。

沿着清晰的技术成熟度曲线加速演进,电磁频谱具身智能的发展大致可分为三个阶段:短期内聚焦于实验室原型向小规模试点的转化与验证,中期进入区域规模部署与产业化落地,长期则迈向深度嵌入未来信息基础设施的全面智能化阶段。随着标准体系、产业生态与监管机制的逐步完善,具身智能正从技术探索走向体系化应用,推动频谱管理模式从人工决策向自主协同演化。

短期内,实验室原型系统将向小规模试点应用转化,重点在军事演习、工业园区、智慧城市试点等受控环境中验证技术可行性。这一阶段的关键任务是建立开放共享的数据集与评测基准、完善仿真工具链与开发平台、形成初步的技术标准草案。IEEE、ITU、3GPP等标准化组织已启动相关标准制定工作,学术界与产业界通过开源项目与DARPA Spectrum Collaboration Challenge等公开挑战赛推动技术快速迭代。标准化进程将为产业发展奠定基础:统一的接口规范使不同厂商设备能够互操作,标准化的性能指标体系为技术评估提供客观依据,规范的测试认证流程保障产品质量与安全性。

中期内,技术将从试点走向区域规模部署,具身智能频谱管理系统有望在5G/6G网络、工业互联网、车联网等领域实现商用部署。硬件成本的下降与性能的提升将打破规模化应用的瓶颈,监管政策的创新(动态频谱接入规则、智能系统认证机制)将为技术落地扫清制度障碍。产业链生态将在这一阶段逐步成熟:上游芯片与器件供应商提供高性能、低成本的硬件平台,中游设备制造商开发标准化、模块化的系统产品,下游网络运营商与行业用户进行大规模部署与运营。这一阶段将出现如智能工厂的无线自动化改造、智慧城市的频谱统一管理平台、车联网的动态频谱协调系统等,这些成功案例将树立行业标杆并带动相关领域的广泛采用。

长期来看,电磁频谱具身智能将成为无线通信系统的标准配置,深度嵌入到6G网络、万物互联、空天地一体化通信等未来信息基础设施中。频谱智能将从“辅助功能”演进为“核心能力”,系统设计理念将从“为人类专家提供决策辅助”转变为“智能体自主管理频谱全生命周期”。这种范式转变将带来架构性创新:网络节点不再被动执行中心化控制器的指令,而是具备自主感知、学习、决策、进化的完整能力;频谱管理不再依赖静态规划与人工干预,而是通过分布式智能体的自组织与协同涌现实现全局最优。

5 结论

电磁频谱具身智能作为人工智能与电磁频谱技术深度融合的新兴范式,正在重塑我们理解和利用电磁空间的方式。本文系统梳理了电磁频谱具身智能的理论基础、关键技术与应用前景,揭示了这一领域从概念萌芽到工程实践的演进脉络。

从理论层面看,电磁频谱具身智能突破了传统“感知—行动”的线性范式,将智能体的认知过程深度嵌入电磁环境的物理交互之中。感知技术使智能体能够从复杂电磁信号中提取语义信息,决策技术支撑其在不确定性与对抗性下做出最优选择,而行动和交互技术则将智能转化为对电磁环境的主动塑造。这三个维度的有机融合构成了电磁频谱具身智能的完整闭环,标志着电磁系统从“被动适配”向“主动认知”的范式跃迁。

从技术层面看,深度学习、强化学习、博弈论等人工智能算法为电磁频谱决策提供了强大的工具,软件定义硬件、认知引擎等技术使智能体具备了灵活重构的能力。然而,正如本文所分析的,实时性、安全性、样本效率与可解释性等方面的挑战仍然制约着系统的实际部署。这些挑战不仅是技术问题,更触及人工智能可信性、鲁棒性的本质,需要在算法创新、系统工程与理论突破等多个层面协同攻关。

从应用层面看,电磁频谱具身智能已在6G通信、频谱管理、智能战场等领域展现出巨大价值。6G网络通过智能频谱共享释放了稀缺资源的潜力,态势感知系统通过主动认知保障了电磁空间的安全有序,认知电子战系统通过自主适应实现了对复杂对抗环境的灵活应对。这些应用不仅验证了电磁频谱具身智能的技术可行性,更预示了其在国防安全、经济发展、社会服务等领域的广阔前景。

电磁频谱具身智能的发展将呈现以下趋势:基于大模型的端到端学习将实现从信号到语义的直接映射,开放环境下的自适应认知将使智能体在未知场景中保持鲁棒,多智能体协同与博弈将推动分布式智能的涌现,数字孪生技术将为系统验证提供安全可控的虚拟环境。这些趋势的交织演进,必将推动电磁频谱具身智能从当前的“初步智能化”向“深度自主化”跨越,最终实现电磁空间的真正智能化。

致谢 感谢国家自然科学基金(No.62403481)对本项目的支持。

参考文献

- [1] 孙健,程龙,贺威,等.具身智能专题简介[J].中国科学:信息科学,2025,55(5):1251-1252.

- Sun Jian, Cheng Long, He Wei, et al. Special topic: Embodied intelligence[J]. *Scientia Sinica Informationis*, 2025, 55(5): 1251-1252. (in Chinese)
- [2] Turing A M. I.—computing machinery and intelligence[J]. *Mind*, 1950, LIX(236): 433-460.
- [3] Brooks R A. Intelligence without representation[J]. *Artificial Intelligence*, 1991, 47(1/2/3): 139-159. DOI: 10.1016/0004-3702(91)90053-M.
- [4] Pfeifer R, Iida F. Embodied artificial intelligence: Trends and challenges[M]//Iida F, Pfeifer R, Steels L, et al. Embodied artificial intelligence. Berlin: Springer, 2004: 1-26. DOI: 10.1007/978-3-540-27833-7_1.
- [5] Roy N, Posner I, Barfoot T, et al. From machine learning to robotics: Challenges and opportunities for embodied intelligence[EB/OL]. (2021-10-28) [2026-05-21]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2110.15245>.
- [6] 王文晟, 谭宁, 黄凯, 等. 基于大模型的具身智能系统综述[J]. *自动化学报*, 2025, 51(1): 1-19. DOI: 10.16383/j.aas.c240542.
- Wang Wensheng, Tan Ning, Huang Kai, et al. Embodied intelligence systems based on large models: A survey[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2025, 51(1): 1-19. (in Chinese)
- [7] 温敬朋, 杨健, 王沙飞. 电子战装备技术发展现状与展望[J]. *信息对抗技术*, 2022, 1(1): 1-10.
- Wen Jingpeng, Yang Jian, Wang Shafei. Development status and prospect of electronic warfare equipment technology[J]. *Information Countermeasure Technology*, 2022, 1(1): 1-10. (in Chinese)
- [8] Li Pengfei, Fan Jiaxin, Wu Jianhong. Exploring the key technologies and applications of 6G wireless communication network[J]. *iScience*, 2025, 28(5): 112281. DOI: 10.1016/j.isci.2025.112281.
- [9] 苗可可. 针对弱信号检测的抗干扰方法研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2014.
- Miao Keke. Research on interference mitigation methods based on weak signal detection[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2014. (in Chinese)
- [10] 金亚秋, 徐丰. 面向未来空间电磁信息的综合分析[J]. *中国科学基金*, 2021, 35(5): 688-693.
- Jin Yaqiu, Xu Feng. General analysis for future spatial electromagnetic information technologies[J]. *Bulletin of National Natural Science Foundation of China*, 2021, 35(5): 688-693. (in Chinese)
- [11] 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): 524750.
- 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): 524750. (in Chinese)
- [12] He Cuiwei, Ali W. Advances in visible light communication[J]. *Photonics*, 2023, 10(11): 1277.
- [13] Rodwell M. Ultra high frequency electronics and near-THz semiconductor devices: Emerging technologies, applications, propagation properties[R/OL]. Santa Barbara: University of California, Santa Barbara, 2004[2026-05-21]. https://web.ece.ucsb.edu/Faculty/rodwell/publications_and_presentations/seminars/rodwell_submmwave_technology.pdf.
- [14] Vold K. The parity argument for extended consciousness[J]. *Journal of Consciousness Studies*, 2015, 22(3/4): 16-33.
- [15] Shen Feng, Wang Zheng, Ding Guoru, et al. 3D compressed spectrum mapping with sampling locations optimization in spectrum-heterogeneous environment[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(1): 326-338. DOI: 10.1109/TWC.2021.3095342.
- [16] Laine M. Design of a software-defined radio (SDR) system for real-time signal processing in cognitive radio networks using GNU radio[J]. *International Journal of Electrical and Data Communication*, 2025, 6(1): 1-6. DOI: 10.22271/27083969.2025.v6.i1a.66.
- [17] Zhang Xiaowen, Liu Xingzhao. Adaptive waveform design for cognitive radar in multiple targets situation[J]. *Entropy*, 2018, 20(2): 114. DOI: 10.3390/e20020114.
- [18] Chen Jingye, Li Ziyu, Chen Lei, et al. High-speed real-time spectrum analysis system based on FPGA and GPU parallel arithmetic[C]//Proceedings of the 4th International Conference on Machinery, Materials and Computing Technology. Paris: Atlantis Press, 2016: 1091-1094. <https://doi.org/10.2991/icmmct-16.2016.215>.
- [19] Ambrosini E, Scorolli C, Borghi A M, et al. Which body for embodied cognition affordance and language within actual and perceived reaching space[J]. *Consciousness and Cognition*, 2012, 21(3): 1551-1557. DOI: 10.1016/j.concog.2012.06.010.
- [20] Hardcastle V G. The consciousness of embodied cognition, affordances, and the brain[J]. *Topoi*, 2020, 39(1): 23-33. DOI: 10.1007/s11245-017-9503-7.
- [21] 靳立民, 王海超, 顾江春, 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. (in Chinese)
- [22] Wilson A D, Golonka S. Embodied cognition is not what you think it is[J]. *Frontiers in Psychology*, 2013, 4: 58. DOI: 10.3389/fpsyg.2013.00058.
- [23] Zhao Zikai, Wu Qiuxuan, Wang Jian, et al. Exploring embodied intelligence in soft robotics: A review[J]. *Biometrics*, 2024, 9(4): 248.
- [24] Shah S I H, Shah S S, Bernhardsson E, et al. Shape memory alloy-based fluidically reconfigurable metasurfaced beam steering antenna[J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 102271-102278. DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3315318.
- [25] Paracha K N, Butt A D, Alghamdi A S, et al. Liquid metal antennas: Materials, fabrication and applications[J]. *Sensors*, 2020, 20(1): 177. DOI: 10.3390/s20010177.
- [26] Fu Yuan, Li Yuanbo, Fu Xiaojian, et al. A dual-broadband liquid-crystal programmable metasurface and its application in terahertz wireless communications[J]. *Engineering*, 2026, 59: 352-363. DOI: 10.1016/j.eng.2025.08.040.
- [27] Heiligenberg W. The jamming avoidance response in the weakly electric fish *Eigenmannia*[J]. *Naturwissenschaften*, 1980, 67(10): 499-507. DOI: 10.1007/BF01047630.
- [28] Gibson J J. The ecological approach to visual perception: Classic edition[M]. New York: Psychology Press, 2014.
- [29] Li G, Wang W, Wu Q H. Cognitive intelligent spectrum management and control for low earth orbit satellite system[J]. *ZTE Technology Journal*, 2021, 27(5): 7-11. DOI: 10.12142/ztej.202105003.
- [30] 沈锋, 丁国如, 李婕, 等. 电磁频谱多维态势压缩测绘技术研究进展[J]. *通信学报*, 2023, 44(11): 25-42. DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2023174.
- Shen Feng, Ding Guoru, Li Jie, et al. Research progress on electromagnetic spectrum multidimensional situation compressed mapping technology[J]. *Journal on Communications*, 2023, 44(11): 25-42. DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2023174. (in Chinese)
- [31] 王欣, 申滨, 黄晓舸. 基于重叠Ket增强和张量列车的非平衡频谱制图算法[J]. *电子学报*, 2024, 52(7): 2468-2476.
- Wang Xin, Shen Bin, Huang Xiaoge. Unbalanced spectrum cartography algorithm based on overlapping ket augmentation and tensor train[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2024, 52(7): 2468-2476. (in Chinese)
- [32] Fink P W, Foo P S, Warren W H. Catching fly balls in virtual reality: A critical test of the outfielder problem[J]. *Journal of Vision*, 2009, 9(13): 14. DOI: 10.1167/9.13.14.
- [33] Sengupta K, Nagatsuma T, Mittleman D M. Terahertz integrated electronic and hybrid electronic-photonics systems[J]. *Nature Electronics*, 2018, 1(12): 622-635.
- [34] 肖义德. 认知无线电频谱感知技术研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2021. DOI: 10.27075/d.cnki.ghzdc.2021.000440.
- Xiao Yide. Research on cognitive wireless spectrum sensing technology[D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2021. DOI: 10.27075/d.cnki.ghzdc.2021.000440. (in Chinese)
- [35] Xiao Weixuan, Kaneko M, Rachkidy N EL, et al. Integrating LoRa collision decoding and MAC protocols for enabling IoT massive connectivity[J]. *IEEE Internet of Things Magazine*, 2022, 5(3): 166-173. DOI: 10.1109/IOTM.001.2200055.
- [36] Hafez D T M I. Development of spectrum sharing protocol for cognitive radio internet of things[D]. Avignon: University of Avignon; Cairo: American University in Cairo, 2020.
- [37] Sun Wei, Yu Jiadi, Liu Tong. A distributed spectrum sharing algorithm in cognitive radio networks[C]//2014 20th IEEE International Conference on Parallel and Distributed Systems. Piscataway: IEEE, 2014: 510-517. DOI: 10.1109/PADSW.2014.7097848.
- [38] Gupta A, Kausar R, Tanwar S, et al. Efficient spectrum sharing in 5G and beyond network: A survey[J]. *Telecommunication Systems*, 2025, 88(1): 29. DOI: 10.1007/s11235-025-01261-7.
- [39] AL-Habashna A, Menard J, Wainer G, et al. Decentralized and joint resource allocation, beamforming, and beamcombining for 5G networks with heterogeneous MARL[J]. *IEEE Access*, 2025, 13: 101491-101506. DOI: 10.1109/ACCESS.2025.3576190.
- [40] Shen Bin, Zhao Chengshi, Zhou Zheng. User clusters based hierarchical cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks[C]//2009 4th International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications. Piscataway: IEEE, 2009: 1-6. DOI: 10.1109/CROWNCOM.2009.5189384.
- [41] Rajesh R, Darak S J, Jain A, et al. Hardware-software co-design of statistical and deep-learning frameworks for wideband sensing on Zynq system on chip[J]. *IEEE Transactions on Very Large Scale Integration (VLSI) Systems*, 2023, 31(1): 79-89.
- [42] Cho K W. Hardware-software co-design for programmable smart radio environments[C]//Proceedings of the 23rd

- Annual International Conference on Mobile Systems, Applications and Services. New York: ACM, 2025: 687-688. DOI: 10.1145/3711875.3736680.
- [43] Wang Ying, Lei Jianjun, Shang Fengjun, et al. A comprehensive survey of multi-agent deep reinforcement learning for wireless spectrum management[J]. *Neurocomputing*, 2025, 653: 131236. DOI: 10.1016/j.neucom.2025.131236.
- [44] Zhang H, Zhou F, Wu Q, et al. Spectrum cognition: Semantic situation for next-generation spectrum management[J]. *IEEE Network*, 2025: 1-10. DOI: 10.1109/MNET.2025.3604901.
- [45] Voicu A M, Simić L, Petrova M. Survey of spectrum sharing for inter-technology coexistence[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2019, 21(2): 1112-1144.
- [46] Kalmijn A J. The electric sense of sharks and rays[J]. *Journal of Experimental Biology*, 1971, 55(2): 371-383. DOI: 10.1242/jeb.55.2.371.
- [47] Hu Shengguo, Li Mingyi, Xu Jiawen, et al. Electromagnetic metamaterial agent[J]. *Light: Science & Applications*, 2025, 14(1): 12. DOI: 10.1038/s41377-024-01678-w.
- [48] Altmann P, Schönberger J, Illium S, et al. Emergence in multi-agent systems: A safety perspective[C]//Proceedings of 12th International Symposium on Leveraging Applications of Formal Methods, Verification and Validation. Rigorous Engineering of Collective Adaptive Systems. Cham: Springer, 2024: 104-120.
- [49] Hlavacek D, Chang J M. A layered approach to cognitive radio network security: A survey[J]. *Computer Networks*, 2014, 75: 414-436. DOI: 10.1016/j.comnet.2014.10.001.
- [50] Kailkhura B, Brahma S, Varshney P K. Consensus based detection in the presence of data falsification attacks[PP/OL]. V1. arXiv (2015-04-14)[2025-10-05]. <https://arxiv.org/abs/1504.03413>.
- [51] Qadir J, Ahmed N, AHAD N. Building programmable wireless networks: An architectural survey[J]. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2014, 2014(1): 172. DOI: 10.1186/1687-1499-2014-172.
- [52] Iqbal A, Nauman A, Khurshaid T, et al. A scalable reinforcement learning framework for ultra-reliable low-latency spectrum management in healthcare internet of things[J]. *Mathematics*, 2025, 13(18): 2941. DOI: 10.3390/math13182941.
- [53] Fraz M, Muslam M M A, Hussain M, et al. Smart sensing enabled dynamic spectrum management for cognitive radio networks[J]. *Frontiers in Computer Science*, 2023, 5: 1271899. DOI: 10.3389/fcomp.2023.1271899.
- [54] Chen Xu, Huang Jianwei. Distributed spectrum access with spatial reuse[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2013, 31(3): 593-603. DOI: 10.1109/JSAC.2013.130323.
- [55] Zhang Yan, Zheng Jun, Chen H H, et al. Cognitive radio networks: Architectures, protocols, and standards[M]. Boca Raton: CRC Press, 2010. DOI: 10.1201/EBK1420077759.
- [56] Jha A, Gupta T, Rawat S S, et al. Strategic pseudo-goal perturbation for deadlock-free multi-agent navigation in social mini-games[C]//2024 9th International Conference on Control and Robotics Engineering (ICCRE). Piscataway: IEEE, 2024: 264-269.
- [57] Bai Weiwei, Zheng Guoqiang, Xia Weibing, et al. Multi-user opportunistic spectrum access for cognitive radio networks based on multi-head self-attention and multi-agent deep reinforcement learning[J]. *Sensors*, 2025, 25(7): 2025. DOI: 10.3390/s25072025.
- [58] Tan Xiang, Zhou Li, Wang Haijun, et al. Cooperative multi-agent reinforcement-learning-based distributed dynamic spectrum access in cognitive radio networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(19): 19477-19488. DOI: 10.1109/JIOT.2022.3168296.
- [59] Yu F R, Tang Helen, Huang Minyi, et al. Distributed consensus-based cooperative spectrum sensing in cognitive radio mobile ad hoc networks[M]//Yu F R. Cognitive radio mobile ad hoc networks. New York: Springer, 2011: 3-35.
- [60] Patil A, Iyer S, López O L A, et al. A comprehensive survey on spectrum sharing techniques for 5G/B5G intelligent wireless networks: Opportunities, challenges and future research directions[J]. *Computer Networks*, 2024, 253: 110697. DOI: 10.1016/j.comnet.2024.110697.
- [61] Hernandez-Leal P, Kaisers M, Baarslag T, et al. A survey of learning in multiagent environments: Dealing with non-stationarity[EB/OL]. (2019-03-11) [2026-05-21]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1707.09183>.
- [62] Mitola III J. Cognitive radio architecture: The engineering foundations of radio XML[M]. Hoboken: John Wiley & Sons, Inc., 2006.
- [63] Haykin S. Cognitive radar: A way of the future[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2006, 23(1): 30-40. DOI: 10.1109/MSP.2006.1593335.
- [64] Akeela R, Dezfouli B. Software-defined radios: Architecture, state-of-the-art, and challenges[J]. *Computer Communications*, 2018, 128: 106-125.
- [65] Xu Yizhou, Xie Haidong, Ji Nan, et al. Dynamic adversarial

- jamming-based reinforcement learning for designing constellations[J]. *Digital Communications and Networks*, 2024, 10(5): 1471-1479. DOI: 10.1016/j.dcan.2023.05.012.
- [66] Martin I C, Mukherjee S, Baimagambetov A, et al. Evolving machine learning: A survey[EB/OL]. (2025-06-26)[2026-05-21]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2505.17902>.
- [67] 袁磊, 张子谦, 李立恒, 等. 开放环境下的协作多智能体强化学习进展[J]. *中国科学: 信息科学*, 2025, 55(2): 217-268.
Yuan Lei, Zhang Ziqian, Li Liheng, et al. Progress on cooperative multi-agent reinforcement learning in open environment[J]. *Scientia Sinica Informationis*, 2025, 55(2): 217-268. (in Chinese)
- [68] Pfrommer S. Safety, robustness, and interpretability in machine learning[R/OL]. Berkeley: University of California, Berkeley, (2025-05-15) [2026-01-22]. <https://www2.eecs.berkeley.edu/Pubs/TechRpts/2025/EECS-2025-67.html>.
- [69] Vouros G A. Explainable deep reinforcement learning: State of the art and challenges[J]. *ACM Computing Surveys*, 2023, 55(5): 1-39. DOI: 10.1145/3527448.
- [70] Kinney S L. Trusted platform module basics: Using TPM in embedded systems[M]. Newton: Newnes, 2006.
- [71] Ta D T. Channel surveillance strategy and interference reduction in future wireless networks[D/OL]. Paris: Télécom ParisTech, 2018[2026-05-21]. <https://hal.science/tel-04563320>.
- [72] Molina-Tenorio Y, Prieto-Guerrero A, Rodriguez-Colina E, et al. Gramian angular field and convolutional neural networks for real-time multiband spectrum sensing in cognitive radio networks[J]. *Sensors*, 2025, 25(12): 3580. DOI: 10.3390/s25123580.
- [73] Hu Junpeng, Zuo Zhen, Huang Zhiping, et al. Dynamic digital channelizer based on spectrum sensing[J]. *PLOS One*, 2015, 10(8): e0136349. DOI: 10.1371/journal.pone.0136349.
- [74] Harrison G, Sloan A, Myrick W, et al. Polyphase channelization utilizing general-purpose computing on a GPU[C]// *Proceedings of the SDR '08 Technical Conference and Product Exposition*. Washington, DC: SDR Forum, Inc., 2008.
- [75] Bhat A. Reconfigurable, cognitive software-defined radio[R]. Washington, DC: NASA, 2015.
- [76] NATO Science and Technology Organization. Cognitive radar[R]. Brussels, Belgium: NATO Science and Technology Organization (STO), 2020.
- [77] 崔国龙, 余显祥, 杨婧, 等. 认知雷达波形优化设计方法综述[J]. *雷达学报*, 2019, 8(5): 537-557.
- Cui Guolong, Yu Xianxiang, Yang Jing, et al. An overview of waveform optimization methods for cognitive radar[J]. *Journal of Radars*, 2019, 8(5): 537-557. (in Chinese)
- [78] 肖宇, 邓正宏, 张展. 基于双阶段互信息准则的多目标检测波形设计[J]. *系统工程与电子技术*, 2022, 44(9): 2736-2742.
Xiao Yu, Deng Zhenghong, Zhang Zhan. Waveform design based on two-stage mutual information for multi-target detection[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2022, 44(9): 2736-2742. (in Chinese)
- [79] 余若峰, 杨威, 付耀文, 等. 面向不同雷达任务的认知波形优化综述[J]. *电子学报*, 2022, 50(3): 726-752.
Yu Ruofeng, Yang Wei, Fu Yaowen, et al. A review on cognitive waveform optimization for different radar missions[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2022, 50(3): 726-752. (in Chinese)
- [80] Ni Zhitong, Zhang J A, Yang Kai, et al. Waveform optimization with multiple performance metrics for broadband joint communication and radar sensing[EB/OL]. (2020-11-22)[2026-05-21]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2011.10943>.
- [81] Liu Yongjun, Liao Guisheng, Yang Zhiwei. Robust OFDM integrated radar and communications waveform design based on information theory[J]. *Signal Processing*, 2019, 162: 317-329. DOI: 10.1016/j.sigpro.2019.05.001.
- [82] 王兴家, 王彬, 刘岳巍, 等. 基于元知识转移的认知雷达波形设计[J]. *雷达科学与技术*, 2024, 22(4): 443-453.
Wang Xingjia, Wang Bin, Liu Yuewei, et al. Cognitive radar waveform design based on meta-knowledge transfer[J]. *Radar Science and Technology*, 2024, 22(4): 443-453. (in Chinese)
- [83] Wu Caihao, Huang Chuan, Li Yaowen, et al. Adaptive waveform design for cognitive radar target detection with constant modulus constraint[C]// *2024 IEEE International Conference on Signal, Information and Data Processing (ICSIDP)*. Piscataway: IEEE, 2024: 1-5. DOI: 10.1109/ICSIDP62679.2024.10868382.
- [84] Zhang Linke, Wei Na, Du Xuhao. Waveform design for improved detection of extended targets in sea clutter[J]. *Sensors*, 2019, 19(18): 3957. DOI: 10.3390/s19183957.
- [85] Tang Bo, Li Jian. Spectrally constrained MIMO radar waveform design based on mutual information[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2019, 67(3): 821-834. DOI: 10.1109/TSP.2018.2887186.
- [86] Lu Ziyang, Kalia S, Gursoy M C, et al. Multi-objective re-

- inforcement learning for cognitive radar resource management[C]//ICASSP 2025 - 2025 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Piscataway: IEEE, 2025: 1-5.
- [87] Luo Junhai, He Xiaoting. A soft-hard combination decision fusion scheme for a clustered distributed detection system with multiple sensors[J]. *Sensors*, 2018, 18(12): 4370. DOI: 10.3390/s18124370.
- [88] Fu Yuanhua, Yang Fan, He Zhiming. A quantization-based multibit data fusion scheme for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks[J]. *Sensors*, 2018, 18(2): 473. DOI: 10.3390/s18020473.
- [89] Polo Y L, Wang Ying, Pandharipande A, et al. Compressive wide-band spectrum sensing[C]//2009 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway: IEEE, 2009: 2337-2340. DOI: 10.1109/ICASSP.2009.4960089.
- [90] Hamdaoui B, Khalfi B, GUIZANI M. Compressed wide-band spectrum sensing: Concept, challenges, and enablers[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2018, 56(4): 136-141. DOI: 10.1109/MCOM.2018.1700719.
- [91] Fang Jun, Wang Bin, Li Hongbin, et al. Recent advances on sub-nyquist sampling-based wideband spectrum sensing[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2021, 28(3): 115-121. DOI: 10.1109/MWC.001.2000353.
- [92] Zhang Shunchao, Wang Yonghua, Wan Pin, et al. Clustering algorithm-based data fusion scheme for robust cooperative spectrum sensing[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 5777-5786. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2963512.
- [93] Wu Jun, Liu Tianle, Zhao Rui. Beta distribution function for cooperative spectrum sensing against Byzantine attack in cognitive wireless sensor networks[J]. *Electronics*, 2024, 13(17): 3386. DOI: 10.3390/electronics13173386.
- [94] 刘彻, 杨恺乔, 鲍江涵, 等. 智能电磁计算的若干进展[J]. *雷达学报*, 2023, 12(4): 657-683.
Liu Che, Yang Kaiqiao, Bao Jianghan, et al. Recent progress in intelligent electromagnetic computing[J]. *Journal of Radars*, 2023, 12(4): 657-683. (in Chinese)
- [95] 王雪松, 李健兵, 徐丰, 等. 电磁空间信息资源的认知与利用[J]. *中国科学基金*, 2021, 35(5): 682-687. DOI: 10.16262/j.cnki.1000-8217.2021.05.002.
Wang Xuesong, Li Jianbing, Xu Feng, et al. Cognition and utilization of electromagnetic space information resources[J]. *Bulletin of National Natural Science Foundation of China*, 2021, 35(5): 682-687. DOI: 10.16262/j.cnki.1000-8217.2021.05.002. (in Chinese)
- [96] Jang S J, Han C H, Lee K E, et al. Reinforcement learning-based dynamic band and channel selection in cognitive radio ad-hoc networks[J]. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2019, 2019(1): 131. DOI: 10.1186/s13638-019-1433-1.
- [97] Ukpong U C, IDOWU-Bismark O, Adetiba E, et al. Deep reinforcement learning agents for dynamic spectrum access in television whitespace cognitive radio networks[J]. *Scientific African*, 2025, 27: e02523. DOI: 10.1016/j.sciaf.2024.e02523.
- [98] Zhou Shiyang, Cheng Yufan, Lei Xia, et al. Deep deterministic policy gradient with prioritized sampling for power control[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 194240-194250. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3033333.
- [99] Nguyen C T, Van Huynh N, Chu N H, et al. Transfer learning for future wireless networks: A comprehensive survey[EB/OL]. (2021-08-08) [2026-05-21]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2102.07572>.
- [100] Zhou Ye, Ho H W. Online robot guidance and navigation in non-stationary environment with hybrid hierarchical reinforcement learning[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2022, 114: 105152. DOI: 10.1016/j.engappai.2022.105152.
- [101] Bing Zhenshan, Lerch D, Huang Kai, et al. Meta-reinforcement learning in non-stationary and dynamic environments[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2023, 45(3): 3476-3491. DOI: 10.1109/TPAMI.2022.3185549.
- [102] Pourshamsaei H, Nobakhti A. Predictive reinforcement learning in non-stationary environments using weighted mixture policy[J]. *Applied Soft Computing*, 2024, 153: 111305. DOI: 10.1016/j.asoc.2024.111305.
- [103] Padakandla S, K J P, Bhatnagar S. Reinforcement learning algorithm for non-stationary environments[J]. *Applied Intelligence*, 2020, 50(11): 3590-3606. DOI: 10.1007/s10489-020-01758-5.
- [104] Luong N C, Hoang D T, Gong S, et al. Applications of deep reinforcement learning in communications and networking: A survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2019, 21(4): 3133-3174.
- [105] Marden J R, Arslan G, Shamma J S. Cooperative control and potential games[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 2009, 39(6): 1393-1407. DOI: 10.1109/TSMCB.2009.2017273.
- [106] Dasilva L, Bogucka H, Mackenzie A. Game theory in wireless networks[J]. *IEEE Communications Magazine*,

- 2011, 49(8): 110-111. DOI: 10.1109/MCOM.2011.5978423.
- [107] Wang Quan, Mao Zhendong, Wang Bin, et al. Knowledge graph embedding: A survey of approaches and applications[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2017, 29(12): 2724-2743. DOI: 10.1109/TKDE.2017.2754499.
- [108] Yang Hailu, Zhang Jin, Luo Yang, et al. Representation learning on knowledge graph: A path attention-based method[J]. *Wireless Networks*, 2026, 32(1): 15-30. DOI: 10.1007/s11276-025-04041-y.
- [109] Lin Yankai, Liu Zhiyuan, Sun Maosong, et al. Learning entity and relation embeddings for knowledge graph completion[J]. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2015, 29(1): 2181-2187. DOI: 10.1609/aaai.v29i1.9491.
- [110] Yang Yaodong, Luo Rui, Li Minne, et al. Mean field multi-agent reinforcement learning[C]//*Proceedings of the 35th International Conference on Machine Learning*. St. John's, Canada: JMLR Workshop and Conference Proceedings, 2018: 5567-5576.
- [111] 陈平平, 张旭, 谢肇鹏, 等. 基于多智能体近端策略优化的多信道动态频谱接入[J]. *电子学报*, 2024, 52(6): 1824-1831.
- Chen Pingping, Zhang Xu, Xie Zhaopeng, et al. Multi-channel dynamic spectrum access based on multi-agent proximal policy optimization[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2024, 52(6): 1824-1831. (in Chinese)
- [112] OLFATI-Saber R, Fax J A, Murray R M. Consensus and cooperation in networked multi-agent systems[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2007, 95(1): 215-233. DOI: 10.1109/JPROC.2006.887293.
- [113] Yan Zijiang, Zhou Hao, Pei Jianhua, et al. Hierarchical and collaborative LLM-based control for multi-UAV motion and communication in integrated terrestrial and non-terrestrial networks[PP/OL]. (2025-06-06) [2026-05-21]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2506.06532>.
- [114] Jokela T, Kokkinen H, Kalliovaara J, et al. Trial of spectrum sharing in 2.3GHz band for two types of PMSE equipment and mobile network[C]//*2018 IEEE International Symposium on Broadband Multimedia Systems and Broadcasting (BMSB)*. Piscataway: IEEE, 2018: 1-5. DOI: 10.1109/BMSB.2018.8436685.
- [115] Xu Yuhua, Wang Jinlong, Wu Qihui, et al. Dynamic spectrum access in time-varying environment: Distributed learning beyond expectation optimization[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2017, 65(12): 5305-5318.
- [116] Zhou Liang, Chen Mingwei. Optimizing collaborative beamforming strategies for energy-efficient wireless sensor networks in large-scale IoT deployments[J]. *Nuvern Applied Science Reviews*, 2025, 9(1): 1-14.
- [117] López D, Rivas E, Gualdrón O. Primary user characterization for cognitive radio wireless networks using a neural system based on Deep Learning[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2019, 52(1): 169-195. DOI: 10.1007/s10462-017-9600-4.
- [118] 许瑞琛, 蒋挺. 基于 POMDP 的认知无线电自适应频谱感知算法[J]. *通信学报*, 2013, 34(6): 49-56.
- Xu Ruichen, Jiang Ting. Cognitive radio auto-adaptive sensing algorithm based on POMDP[J]. *Journal on Communications*, 2013, 34(6): 49-56. (in Chinese)
- [119] Zhang Rui, Gao Feifei, Liang Yingchang. Cognitive beamforming made practical: Effective interference channel and learning-throughput tradeoff[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2010, 58(2): 706-718.
- [120] Lee H W, Chang W, Jung B C. Optimal power allocation and allowable interference shaping in cognitive radio networks[J]. *Computers & Electrical Engineering*, 2018, 71: 265-272. DOI: 10.1016/j.compeleceng.2018.07.015.
- [121] Jagannath J, Furman S, Melodia T, et al. Design and experimental evaluation of a cross-layer deadline-based joint routing and spectrum allocation algorithm[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2019, 18(8): 1774-1788. DOI: 10.1109/TMC.2018.2866093.
- [122] 李剑锋, 代健, 郝新红, 等. 无线电引信认知抗干扰模型及关键技术综述[J]. *探测与控制学报*, 2022, 44(5): 1-9.
- Li Jianfeng, Dai Jian, Hao Xinhong, et al. Review of cognitive anti-jamming model and key technology of Radio Fuze[J]. *Journal of Detection & Control*, 2022, 44(5): 1-9. (in Chinese)
- [123] Simon M K, Omura J K, Scholtz R A, et al. *Spread spectrum communications handbook*[M]. New York: McGraw-Hill, 1994.
- [124] Li Rui, Xu Le. Application of computational electromagnetics techniques and artificial intelligence in the engineering[J]. *Electronics*, 2024, 13(10): 1835. DOI: 10.3390/electronics13101835.
- [125] Zarka N, Khalil A, Assimi A. Adaptive modulation and coding simulations for mobile communication networks[C]//*Proceedings of the International Conference for Young Researchers in Informatics and Mathematics (ICYRIME 2016)*. Damascus: Higher Institute

- for Applied Sciences and Technology, 2016: 36-40.
- [126] Renfors M, Siohan P, Farhang-Boroujeny B, et al. Filter banks for next generation multicarrier wireless communications[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2010, 2010(1): 314193. DOI: 10.1155/2010/314193.
- [127] Nadkar T, Thumar V, Tej G P S, et al. Adaptive guard interval and power allocation for OFDM-based cognitive radio[J]. ICTACT Journal on Communication Technology, 2011, 2(2): 314-322. DOI: 10.21917/IJCT.2011.0044.
- [128] 杨国, 施鸿强, 黎小聪, 等. 大频率比的毫米波频率可重构滤波天线[J]. 物理学报, 2025, 74(1): 018401. Yang Guo, Shi Hongqiang, Li Xiaocong, et al. Millimeter-wave frequency-reconfigurable filtering antenna with high frequency turning ratio[J]. Acta Physica Sinica, 2025, 74(1): 018401. (in Chinese)
- [129] Shakibafar B, Farhangian F, Gagne J M, et al. An adaptive RF front-end architecture for multi-band SDR in avionics[J]. Sensors, 2024, 24(18): 5963. DOI: 10.3390/s24185963.
- [130] Zhu Lipeng, Ma Wenyan, Zhang Rui. Movable-antenna array enhanced beamforming: Achieving full array gain with null steering[J]. IEEE Communications Letters, 2023, 27(12): 3340-3344. DOI: 10.1109/LCOMM.2023.3323656.
- [131] Murshed R U, Ullah M S, Saquib M, et al. Self-supervised contrastive learning for 6G UM-MIMO THz communications: Improving robustness under imperfect CSI[PP/OL]. V2. arXiv (2024-01-21)[2025-10-11]. <https://arxiv.org/abs/2401.11376>.
- [132] Li Oupeng, He Jia, Zeng Kun, et al. Integrated sensing and communication in 6G: A prototype of high resolution multichannel THz sensing on portable device[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2022, 2022(1): 106. DOI: 10.1186/s13638-022-02172-w.
- [133] Yang Jun, Qin Junxiang, Guo Xiye, et al. Open and shared sustainable mega-constellation[J]. National Science Review, 2025, 12(11): nwaf344. DOI: 10.1093/nsr/nwaf344.
- [134] Wang Luting, Xiang Yinghao, Huang Hongliang, et al. Towards realistic earth-observation constellation scheduling: Benchmark and methodology[PP/OL]. V1. arXiv (2025-10-30)[2025-12-24]. <https://arxiv.org/abs/2510.26297>.
- [135] Joint Chiefs of Staff. Joint electromagnetic spectrum operations (JP 3-85)[R]. Washington, DC: Joint Chiefs of Staff, 2020-05-22.
- [136] U.S. Department of Defense. Electromagnetic spectrum superiority strategy[R]. Washington, DC: U.S. Department of Defense, 2020-10-29.
- [137] 张春磊, 裴琴, 易楷翔. 美电磁频谱作战技术体系与应对策略研究[J]. 中国电子科学研究院学报, 2022, 17(5): 439-444. Zhang Chunlei, Pei Qin, Yi Kaixiang. Study on the technological architecture of U.S. electromagnetic spectrum operations and countermeasures[J]. Journal of China Academy of Electronics and Information Technology, 2022, 17(5): 439-444. (in Chinese)
- [138] Chen Yihui, Yang Helin, Ou Xiaoyu, et al. Anti-jamming resource allocation for integrated sensing and communications based on game-guided reinforcement learning[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2025, 14(1): 223-227. DOI: 10.1109/LWC.2024.3496437.
- [139] 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. (in Chinese)
- [140] 黄知涛, 王翔, 赵雨睿. 认知电子战综述[J]. 国防科技大学学报, 2023, 45(5): 1-11. Huang Zhitao, Wang Xiang, Zhao Yurui. Overview of cognitive electronic warfare[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2023, 45(5): 1-11. (in Chinese)
- [141] 陈小瑜. 认知雷达及其对抗技术浅析[J]. 新一代信息技术, 2022, 5(9): 12-17. Chen Xiaoyu. An analysis of cognitive radar and its countermeasure[J]. New Generation of Information Technology, 2022, 5(9): 12-17. (in Chinese)
- [142] Wu K S, Wang L, Chen Y J, eds. Edge computing and IoT: Systems, management and security: Proceedings of the 2nd EAI International Conference, ICECI 2021[C]. Cham: Springer International Publishing, 2022. <https://doi.org/10.1007/978-3-031-04231-7>.
- [143] Zhen Pan, Zhu Bowen, Wang Ning, et al. Electromagnetic twin space: When digital twins meet the electromagnetic space[J]. Electronics, 2025, 14(22): 4546. DOI: 10.3390/electronics14224546.
- [144] Jiang Shuaifeng, Qu Qi, Pan Xiaqing, et al. Learnable wireless digital twins: Reconstructing electromagnetic field with neural representations[J]. IEEE Open Journal of the Communications Society, 2025, 6: 1568-1590.

DOI: 10.1109/OJCOMS.2025.3535959.

[145] Jiang Feibo, Pan Cunhua, Dong Li, et al. A comprehensive survey of large AI models for future communica-

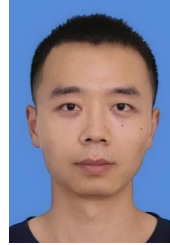
tions: Foundations, applications, and challenges[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2026, 28: 4731-4764. DOI: 10.1109/COMST.2026.3660844.

作者简介



邝艺欣 女,2003年8月出生于湖南省长沙市。现为中国人民解放军国防科技大学智能科学学院博士研究生。主要研究方向为电磁、天基智能。

E-mail: kuangyixin.123@nudt.edu.cn



瞿智 男,1986年6月出生于湖北省十堰市。现为国防科技大学智能科学学院副教授、硕士生导师。主要研究方向为天基智能与云边协同、集群网络时频同步等。

E-mail: qu27@163.com



李献斌 男,1982年8月出生于河南省濮阳市。现为国防科技大学智能科学学院副研究员、硕士生导师。主要研究方向为天基智能理论与技术、空间仪器等。

E-mail: lixianbin23@nudt.edu.cn



陈建云 男,1975年3月出生于云南昆明。现为国防科技大学智能科学学院研究员、博士生导师。主要研究方向为空间仪器工程、无人作战系统通信组网与测量。

E-mail: kdcjy@sina.com



覃俊祥 男,1992年11月出生于广西壮族自治区玉林市。现为国防科技大学助理研究员。主要研究方向为天基智能技术。

E-mail: qinjx163@163.com



刘楷博 男,2002年12月出生于河北省石家庄市。现为国防科技大学硕士研究生。主要研究方向为机会信号定位及其应用。

E-mail: lkb857572898@163.com



马超 男,1991年11月出生于内蒙古自治区呼伦贝尔市。现为国防科技大学智能科学学院副研究员、硕士生导师。主要研究方向为无人系统对抗、空间仪器等。

E-mail: machao14@nudt.edu.cn