

面向6G的源-境-场一体化电磁空间智能孪生

承楠¹, 孙瑞锦¹, 尹志胜¹, 雷雨欣¹, 李茗¹, 沈学民²

(1. 西安电子科技大学通信工程学院, 陕西 西安 710071; 2. 滑铁卢大学电子与计算机工程系, 加拿大 安大略省 滑铁卢 N2L 3G1)

摘要: 第六代移动通信技术(6G, sixth generation mobile communications)正推动无线网络从传统信息传输向环境感知与空间智能融合系统演进。电磁空间作为6G网络与物理环境交互的核心载体,其精准认知直接决定感知、通信与决策的协同效能,是实现6G网络按需服务的关键前提。然而,复杂电磁空间难以实现高精度、实时可预测的数字化表征,制约了6G网络电磁空间智能孪生技术的发展。传统建模方法难以兼顾精度、实时性与泛化性,且现有研究多聚焦辐射源(源)、传播环境(境)、电磁场(场)三要素中的单一要素,缺乏对三要素耦合关系的系统刻画。针对上述问题,提出了电磁空间智能孪生“源-境-场”一体化认知模型。该模型通过参数估计、行为识别等技术实现“源”的精细化表征,依托三维几何重构与电磁传播效应建模完成“境”的物理重构,采用多尺度策略与物理-数据融合方法开展“场”的孪生建模。进一步,本文从一体化认知视角对现有技术在三类协同链路中的作用进行归纳:可微射线追踪、神经辐射场及生成式电磁地图(RM, radio map)等现有技术主要可为“源-境到场”的正向预测环节提供方法支撑;源定位与参数反演方法可支撑“场-境到源”的反向求解;环境结构与电磁材质反演方法则可支撑“场-源到境”的逆向推演。然后,结合6G网络、空天地一体化通信、应急救援及国防安全等典型场景,探讨了电磁空间智能孪生的潜在应用。最后,本文总结了当前研究面临的主要挑战,并展望面向6G的电磁空间统一建模理论、物理约束数据驱动方法及与大模型协同演化的发展方向。

关键词: 6G; 电磁空间智能孪生; 源-境-场; 数字化表征; 电磁空间; AI赋能

中图分类号: TN92

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.

Electromagnetic intelligence twin via source-environment-field integration for 6G

CHENG Nan¹, SUN Ruijin¹, YIN Zhisheng¹, LEI Yuxin¹, LI Ming¹, SHEN Xuemin²

1. School of Telecommunications Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China

2. Department of Electrical and Computer Engineering, University of Waterloo, Waterloo, ON N2L 3G1, Canada

Abstract: Sixth generation mobile communications (6G) is driving the evolution of wireless networks from traditional information transmission toward integrated systems that combine environmental perception with spatial intelligence. As the central medium through which 6G networks interact with the physical environment, electromagnetic space and its precise cognition directly determines the synergistic efficiency of perception, communication, and decision making; thus, it serves as a critical prerequisite for realizing on demand services in 6G networks. However, the inherent complexity of electromagnetic space makes it challenging to achieve high precision, real-time, and predictable digital representations,

收稿日期: 2026-05-20; 修回日期: 2026-07-30

通信作者: 承楠, nancheng@xidian.edu.cn

基金项目: 国家重点研发计划青年科学家项目(No. 2024YFB2907500); 国家自然科学基金面上项目(No. 62571402); TCL青年学者计划

Foundation Items: The Young Scientist Project of the National Key Research and Development Program of China(No. 2024YFB2907500), The General Program of the National Natural Science Foundation of China(No.62571402), The TCL Young Scholars Program

thereby constraining the development of intelligent digital twin technologies for 6G electromagnetic environments. Traditional modeling approaches struggle to simultaneously balance accuracy, real-time performance, and generalizability; moreover, existing research often focuses on only one of the three fundamental elements-radiation sources ("Source"), propagation environments ("Environment"), and electromagnetic fields ("Field")-without systematically characterizing their coupled relationships. To address these issues, an integrated "Source-Environment-Field" cognitive model for intelligent electromagnetic space twins was proposed. The model achieves a fine-grained representation of the "Source" through techniques such as parameter estimation and behavior recognition, completes the physical reconstruction of the "Environment" through 3D geometric reconstruction and electromagnetic propagation-effect modeling, and performs digital-twin modeling of the "Field" using multiscale strategies and physics-data fusion methods. Furthermore, from an integrated cognitive perspective, this paper summarizes the roles of existing techniques in three collaborative links: existing techniques such as differentiable ray tracing, neural radiance fields, and generative radio map (RM) can mainly support the "Source-Environment-to-Field" forward prediction; source localization and parameter inversion methods can support the "Field-Environment-to-Source" inverse solving; and environmental structure and electromagnetic material inversion methods can support the "Field-Source-to-Environment" reverse inference. Subsequently, the paper explores the potential applications of intelligent electromagnetic space twins across various typical scenarios, including 6G networks, integrated space-air-ground communication systems, emergency rescue operations, and national defense security. Finally, the paper summarizes the major challenges currently facing this field of research and outlines future directions for the development of unified electromagnetic space modeling theories, physics-constrained data-driven methodologies, and collaborative evolutionary approaches involving large-scale models-all geared toward the 6G era.

Key words: 6G, electromagnetic intelligence twin, Source-Environment-Field, digital representation, electromagnetic space, AI empowerment

0 引言

第六代移动通信技术 (6G, sixth generation mobile communications) 以实现太比特级数据速率、毫秒级超低时延与每平方公里百万级连接密度为核心目标, 正推动无线通信系统由传统的单一信息传输范式, 向集成高速通信、精准感知与智能决策于一体的多功能协同系统演进^[1]。该过程催生了通感一体化、空天地海协同通信、智能体通信等新兴应用场景, 进而对电磁空间的感知精度、动态适应性与实时响应能力提出了前所未有的高要求^[2]。作为 6G 系统与物理环境交互的核心载体, 电磁空间的信道特性、频谱分布及电磁干扰态势直接影响通信与感知功能的协同性能。因此, 对电磁空间的态势、特性及动态演化规律的精准刻画, 已成为实现 6G 智能化按需服务愿景的关键前提^{[3][4]}。

从电波传播预测与场态重建角度看, 现有方法主要分为确定性电磁计算模型、统计信道模型和数据驱动智能模型三类^[5]。这三类方法主要服务于电磁特性表征、传播预测与场态重建, 虽是电磁空间建模的重要基础, 但尚不能独立实现对辐射源、传播环境、电磁场态及其耦合关系的系统级刻画。确

定性模型 (如射线追踪) 能够精细描述电磁传播过程, 但计算和存储开销较大、实时性不足, 难以适应 6G 大规模动态场景; 统计信道模型复杂度较低, 但通常仅提供统计近似, 难以刻画复杂环境中的精细结构与突变特征^[6]。随着人工智能 (AI, artificial intelligence) 的发展, 数据与 AI 融合驱动的建模方法受到广泛关注^[7], 其能够在建模精度与计算效率之间取得一定折中, 但高度依赖大规模高质量实测数据, 仍存在物理一致性不足、细节表征能力弱和跨场景泛化受限等问题^[8]。总体而言, 现有方法在精度、实时性、数据成本与动态适应能力之间仍难以兼顾, 尤其在非合作或稀疏采样场景下性能明显下降^[9], 已成为制约 6G 电磁空间智能感知与决策能力提升的重要瓶颈。

进一步从电磁空间智能孪生视角看, 相关研究不仅涉及信道或电磁场态的建模预测, 还需要覆盖辐射源、传播环境与电磁场三类要素的数字化表征与协同映射。已有无线信道数字孪生和面向 B5G/6G 的数字孪生信道研究表明, 数字孪生可通过物理模型、数据驱动模型与在线更新机制, 为无线信道建模、环境感知和网络优化提供重要支撑^[10-11]。然而, 现有研究多侧重于信道或场态层面的数字孪

×-×

生建模，对辐射源参数与行为、传播环境结构与材料属性、电磁场态分布之间的耦合关系刻画仍不充分，难以支撑复杂6G场景下从源参数识别、环境重构到场态预测的一体化闭环认知。

基于上述研究基础与不足，本文面向6G更广义的电磁空间认知需求，提出融合物理机理、电磁特性表征与前沿智能算法的电磁空间智能孪生技术范式。该范式通过构建电磁空间的数字化映射体，综合利用位置信息、环境结构特征、信道参数与频谱状态等多维信息，实现对电磁空间的实时映射、动态预测与智能优化，为6G系统提供高精度、可预测的电磁空间先验支撑，但6G网络中电磁环境的捷变性，对该技术范式的适配性与精细化建模能力提出了更高要求，其复杂特性直接制约着电磁空间智能孪生的应用效能。

从系统特性上看，6G网络中的电磁空间呈现出显著的复杂异构性与高度动态性特征^[12]。一方面，多频段协同运行、多场景并存的情况，使得电磁传播效应复杂多样，加剧了多径衰落、阴影效应等现象相互叠加；另一方面，高速移动终端、动态散射体等因素导致电磁特性随时间快速变化，传统以静态假设为基础的建模方法难以有效应对上述挑战^[13]。此外，在电磁环境建模过程中，需要整合的信息涵盖信号参数、环境结构、场态分布等多种类型，这些不同维度、不同格式的多模态感知数据，其复杂异构性进一步增加了电磁空间精准建模的难度^[14]。

从系统建模视角出发，电磁空间的形成与演化过程可抽象为由“信号发射源（源）-传播环境（境）-电磁场态（场）”共同决定的非线性耦合过程^[15]。其中，“源”并非狭义电磁空间的本体组成，而是电磁活动的激发端和智能孪生建模中的必要输入要素，发射源的功率、频率与波束方向等参数决定电磁信号的产生与辐射方式；传播环境中的地形地貌、建筑结构及材料属性主导信号的反射、衍射

与散射行为，云、雨、湿度、大气折射率等无线电气象因素则进一步影响信号衰减、散射与折射特性；而电磁场在空间中的分布特性与干扰态势又反向约束发射源参数配置与环境适配策略^[16]。现有研究多聚焦于单一要素的独立建模，缺乏对“源-境-场”三要素耦合关系的系统刻画与协同建模能力，难以支撑从源参数优化、环境特征自适应到场态预测的全链路闭环决策过程^[17]。

现有电磁空间认知方法多围绕场态预测、源参数估计或环境属性反演等单一任务展开，源、境、场信息相互割裂，难以实现跨任务共享、反向校正与闭环更新。针对这一问题，本文提出“源-境-场”一体化电磁空间智能孪生框架，将三要素及其关联任务纳入统一认知体系，融合多模态感知数据与信道知识进行精细化表征，并构建“源、境到场”正向预测、“场、境到源”反向求解和“场、源到境”逆向推演三类协同链路，形成场态预测、源参数校正与环境模型更新相互支撑的闭环，以提升复杂动态6G场景下的电磁空间认知、预测与智能决策能力。

本文其余部分的结构如下。第1节围绕“源-境-场”三要素，分别阐述电磁场的孪生建模方法、发射源的表征机制以及传播环境的物理与电磁重构技术；第2节提出“源-境-场”一体化认知框架，在介绍各要素独立建模方法的基础上，重点分析三要素的协同互推机制及关键实现技术；第3节结合典型应用场景，探讨该框架在未来无线通信中的应用潜力。第4节系统分析当前面临的关键技术挑战与未来发展方向；第5节对全文进行了总结。

1 电磁空间三要素表征方法

电磁空间作为无线通信、雷达探测与电子对抗等各类电磁活动的核心载体，其复杂特性由“源-境-场”三大核心要素共同决定。三要素在时空维度上呈现高度耦合、相互制约的内在关系，构成了

电磁空间认知与建模的基础框架。其中,“源”刻画电磁能量的激发主体及其行为特征,“境”表征电磁传播所依赖的物理环境,“场”描述电磁能量的传播形态与空间分布。对三要素进行系统、精准表征,是实现电磁空间感知、建模与调控的关键

前提。基于此,本节围绕“源-境-场”的内在逻辑关联,系统梳理电磁空间三要素的表征方法,为后续一体化建模与智能决策奠定理论与技术基础,相关表征关系如图1所示。

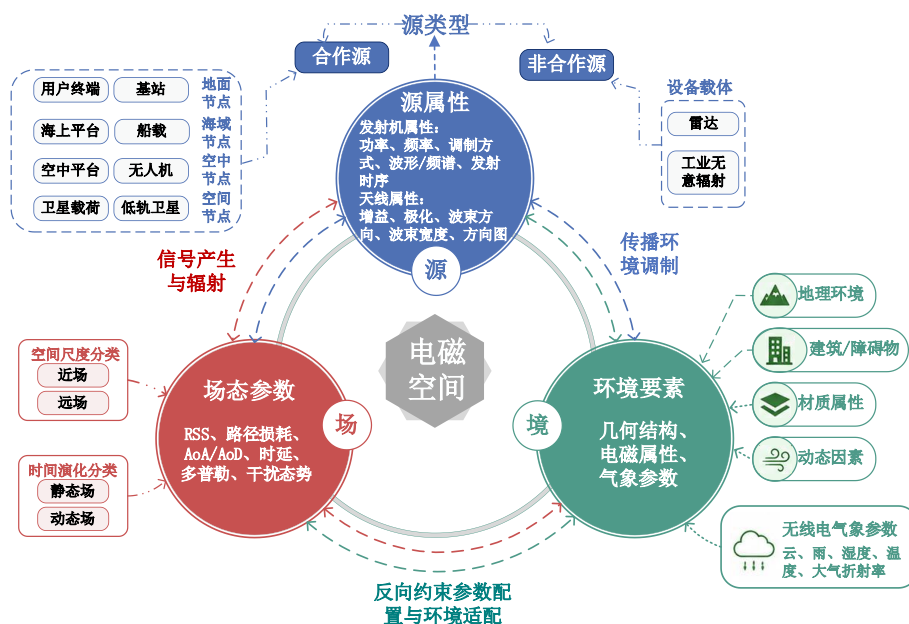


图1 电磁空间“源-境-场”三要素表征关系

1.1 源:辐射源的表征

辐射源是激发并向外辐射电磁波的实体或系统,其属性与工作模式直接影响电磁场的分布、频谱及传播规律。参数估计、行为识别和天线方向图重建分别对应参数属性、行为状态与空间辐射特性,共同构成辐射源表征的主要内容。依据通信协议及与接收端的交互关系,辐射源可分为合作源与非合作源。其属性主要包括发射功率、载波频率、调制方式、波形、发射时序,以及天线增益、极化方式、波束方向、波束宽度和方向图等。合作源遵循预设协议并与接收端协同交互,涵盖地面、海域、空中及空间通信节点,如用户终端、基站、无人机(UAV, unmanned aerial vehicle)和低轨卫星等,其信号特性可通过发射机与天线参数进行调控。非合作源缺乏协同协议,辐射行为具有随机性与不确定性,主要包括雷达、电子对抗设备及工业、民用电子设备等,通常需借助盲检测和频谱分析实现感知与状态识别。

在电磁空间智能孪生框架下,辐射源表征主要通过合作源参数同步、设备状态交互和场态观测反

演,实现关键参数与行为状态的动态刻画,涵盖参数估计、行为识别和天线方向图重建等任务。对于合作源,可将发射功率、载波频率、波形、天线方向图、波束配置及工作状态等信息同步至孪生空间,以提高表征的实时性与可靠性;对于非合作源、参数缺失或观测不完整场景,则需结合物理环境、电磁场分布和稀疏观测数据,反演并校正源位置、发射参数和行为状态。在参数估计方面,LocUNet利用路径损耗辐射图与接收信号强度(RSS, received signal strength)实现城市环境定位,并对辐射图误差具有较强鲁棒性^[18];LocSwinUNet进一步融合RSS与到达时间(ToA, time of arrival)信息,通过Swin Transformer提取局部与全局特征,在高斯噪声场景下仍保持较好性能^[19];张量分解方法则利用多模态辐射特征实现源位置联合估计^[20]。上述方法易受测量噪声、环境建模误差和先验完整性影响,更适合作为非合作源识别、参数补全和孪生体校正的辅助手段,难以替代合作源与孪生体之间的直接参数交互。

源行为识别可融合设备状态交互信息与辐射图

的时空变化,辅助判断辐射源的工作模式和故障状态。对于基站等合作源,可结合状态上报、控制指令和运行日志,以及调制类型、功率等级等辐射特征,识别正常通信、休眠节能等工作模式;电磁场分布的突变还可用于功率异常预警和故障校验,为网络运维与资源调度提供依据^[21]。对于非合作源,则在缺乏先验协议和协作信息的条件下,利用被动接收信号及电磁态势信息,结合频谱特征、时域波形和空间场分布变化,通过盲检测、模式聚类与异常判别等方法,识别开关机、发射/静默、调制切换及波束扫描等行为,从无标注观测数据中提取行为指纹,实现态势感知与意图推断^[22]。

另外,天线方向图重建也是辐射源表征的重要内容之一。参考数字孪生信道体系架构,合作源可将天线阵列结构、安装姿态、波束码本、发射功率和运行状态等先验知识同步至孪生体,并与辐射图采样、角度功率谱等观测数据共同支撑方向图重建与孪生体状态校正^[11]。已有研究通过辐射图离散采样点的强度与角度信息,结合物理约束与矩阵分解方法,实现对天线主瓣方向与波束宽度的精准反演^[23];在5G大规模多输入多输出(MIMO, multiple-input multiple-output)系统中,利用多天线阵列采集的角度功率谱(APS, angular power spectrum)信息,可完成天线方向图的精细化重建^[24];此外,基于RadioUNet的路径损耗预测结果,也能为天线方向图的实时优化提供高效技术支持^[25]。

1.2 境:环境的物理重构

传播环境是电磁场形成与演化的重要载体,其几何结构、材料电磁属性和无线电气象参数共同影响信号传播路径与场分布。因此,环境建模主要包括三维几何重构、材料属性表征、无线电气象参数建模及传播效应刻画。其中,几何重构描述地形、建筑和障碍物的空间形态与遮挡关系,材料属性表征反映介质对反射、透射和吸收的影响,传播效应刻画则描述环境对电磁波传播的综合作用。当前电磁地图(RM, radio map)、射线追踪和信道孪生建模主要关注几何结构与材料属性,而云、雨、湿度、温度及大气折射率等无线电气象因素虽考虑较少,但在高频、远距离、低空、卫星及空天地一体化通信场景中会显著影响信号衰减、散射、折射与链路稳定性。

在三维几何重构方面,NeRF²利用稀疏图像与信号测量数据训练多层感知机(MLP, multilayer perceptron),实现复杂室内场景重构并表征电磁衰减特性^[11];R-NeRF结合两阶段射线追踪,面向智能反射面(RIS, reconfigurable intelligent surface)环境重构三维场景及RIS反射路径^[12]。传统LiDAR点云与网格重建可为射线追踪提供高精度几何信息,WRF-GS进一步采用3D高斯点表征场景,渲染速度较NeRF提升一个数量级,并支持毫秒级辐射图更新^[26],但较依赖材质参数标注。上述方法主要适用于地形、建筑物、障碍物及RIS等准静态结构;对于云、雨、湿度、温度和大气折射率等无线电气象参数,则需融合气象观测、传感器测量和数值天气预报进行时空建模,并与几何及材料属性模型耦合,以支撑高频、远距离、低空、卫星及空天地一体化场景下的传播预测。

在电磁传播效应建模方面,反射、透射、衍射、折射和吸收共同影响场分布,其中反射、透射与衍射是射线追踪和神经场建模重点刻画的传播机制。反射建模依据镜面反射定律并结合障碍物材质属性,NeRF²与R-NeRF均将其融入神经辐射场训练^[11-12];透射建模主要依据材质透射系数和衰减特性,结合参数数据库与物理模型进行计算;衍射建模则利用一致性绕射理论(UTD, uniform theory of diffraction)描述障碍物边缘的传播过程,并通过适当简化物理模型平衡建模精度与计算复杂度^[17]。此外,折射与吸收效应可结合大气折射率、湿度、降雨衰减和材料吸收系数进行修正,主要适用于高频、远距离、低空、卫星及空天地一体化传播场景。

环境材质的电磁属性(如介电常数、磁导率)是影响传播效应建模精度的关键因素,其表征主要依赖参数反演、材质数据库和特性学习。参数反演可利用实测信号估计关键电磁参数,并结合深度学习提升效率^[27];材质数据库通过整理建筑材料的频率相关参数,为建模提供先验;特性学习则利用数据驱动方法建立环境特征与电磁特性之间的映射,并结合可微射线追踪和神经材质参数化降低动态干扰影响^[28]。GeNeRT等神经射线追踪框架还可基于预训练模型和少量实测数据实现跨场景迁移,并借助GPU加速提高建模效率与稳定性^[29]。

1.3 场:电磁场的孪生建模

电磁场是无线通信和雷达探测等技术的物理基础,由电荷、电流及其时变过程激发,并遵循麦克斯韦方程组。按照时间演化特性,可分为静态场与动态场:静态场由静止电荷或恒定电流产生,场量不随时间变化;动态场由时变电荷或电流激发,伴随能量辐射,其传播受反射、衍射和散射等效应影响。按照空间尺度,又可分为近场与远场。对于电小尺寸辐射源,通常以 $\lambda/2\pi$ (λ 为信号波长)作为特征尺度:近场以感应场为主,能量集中于辐射源附近;远场以辐射场为主,在自由空间中电场与磁场强度之比约为 $377\ \Omega$,能量以球面波或平面波形式传播,是无线通信系统的主要工作区域。

电磁场传播特性随空间尺度变化,因而需采用多尺度建模策略。大尺度模型主要描述百米至千米范围内的平均路径损耗及其与环境宏观结构的关系,典型方法包括自由空间模型、对数距离路径损耗模型和射线追踪模型;小尺度模型则关注米级至厘米级范围内的信号波动,利用多径时延谱、APS等参数刻画多径叠加与干涉特性,典型包括瑞利和莱斯衰落模型。相关参数可通过实测数据校准或物理模型推导,为链路预算与调制编码优化提供支撑。

多尺度模型能够揭示电磁波传播的物理与统计规律,但复杂空间中的全域态势感知仍依赖辐射图重建,其目标是利用有限采样恢复连续电磁场分布。早期纯数据驱动方法主要提升重建效率与泛化能力:RadioUNet基于U-Net,以环境地图和发射源位置为输入,可快速生成高分辨率辐射图,重建误差控制在1 dB以内^[13];RME-GAN采用条件生成对抗网络,通过全局传播模式提取与局部阴影效应学习,在非均匀稀疏采样条件下仍保持较低的归一化均方误差^[14]。上述方法在保证精度的同时提升了推理效率,为实时电磁孪生提供了可行路径。

近年来,物理模型与数据驱动融合方法受到广泛关注,能够较好兼顾复杂传播环境下的建模精度与泛化能力。NeRF²将神经辐射场扩展至射频域,通过MLP学习连续电磁场函数,并引入Friis方程和射线追踪先验,仅依赖少量测量数据即可完成全域场重建,其合成数据还能提升到达角(AoA, angle of arrival)估计精度^[11];R-NeRF面向RIS场景,采用发射端-RIS与RIS-接收端的两阶段射线追

踪,刻画RIS介入后的场分布^[12]。RF-GS融合3D高斯splatting与神经网络,以3D高斯点作为虚拟发射源,实现毫秒级辐射图重建^[15];RadioMamba^[16]与RadioDiff-Flux^[17]则通过线性复杂度建模和扩散轨迹复用,进一步改善精度与效率的权衡。此类方法兼具物理可解释性与数据拟合能力,已成为连接多尺度建模与电磁孪生应用的重要技术方向。

2 源-境-场一体化认知框架

本节面向源、境、场三要素的协同认知需求,构建“源-境-场”一体化认知框架。首先阐明电磁空间智能孪生与RM的关系,分析三类认知链路的协同运行、偏差校正及虚实闭环机制;在此基础上,分别讨论基于环境与源参数的场预测、基于场测量与环境的源定位,以及基于辐射信号与源信息的环境反演方法。

2.1 一体化认知模型与闭环运行机制

电磁空间智能孪生与RM在概念层级和功能范畴上并不等同。前者是以源、境、场三要素及其耦合关系为基础,面向真实电磁空间开展感知、建模、推演、决策与反馈调控的动态虚实交互体系;后者则是对电磁场态、信道特征及其时空关联进行地图化组织的数据与知识载体,是孪生体系中的重要支撑模块。从电磁空间智能孪生建模视角看,源、境、场是决定电磁空间形成与演化的三类关键要素,三者相互作用、动态耦合。传统方法通常在给定源参数和环境条件下开展场分布预测,主要体现为“源-境到场”的单向建模,对三要素之间的信息共享、反向推演与相互校正支撑不足。本文所称“源-境-场一体化认知”,并非重新提出场预测、源定位或环境反演等单项任务,而是将其统一组织为相互关联的认知链路,通过正向预测、反向求解与逆向推演,实现虚拟场态生成、源参数校正与环境模型更新的协同运行。其中,RM可由“源-境到场”链路生成或更新,并为“场-境到源”“场-源到境”反向推演及网络优化提供信息支撑。传统电磁空间认知方法与本文所提一体化认知模型的具体差异如表1所示。

围绕孪生体“建模-校正-更新”的功能需求,该模型将场预测、源反演和环境反演组织为三类相互耦合的协同链路。真实网络采集的源参数、环境感知信息和电磁场态测量共同作为孪生体的输入。

其一，“源、境到场”正向预测链路基于源参数与环境特征生成电磁场分布，对应虚拟场态生成；其二，预测场态与实测场态结合环境约束，共同驱动“场、境到源”反向求解链路，反演辐射源位置及相关参数，对应源参数校正；其三，场态特征与源信息共同输入“场、源到境”逆向推演链路，反向推断环境几何结构与电磁属性，对应环境模型更

新。校正后的源参数和更新后的环境模型再次回流至正向预测链路，生成新的场态结果并与实测场态进行一致性检验。由此，三类链路通过输入共享、结果回流与协同触发，形成虚拟场态生成、源参数校正和环境模型更新相互驱动的循环过程，而非三个任务的简单并列，共同支撑电磁空间的认知、预测与调控，框架整体结构如图2所示。

表1 传统电磁空间认知方法与“源-境-场”一体化认知模型对比

对比维度	传统单要素/单向认知方法	本文“源-境-场”一体化认知模型
认知对象	主要面向源、境或场中的单一要素，或仅考虑部分要素关系。	将源、境、场三要素纳入统一认知体系。
任务组织	场预测、源定位和环境反演等任务通常独立建模。	将三类任务组织为相互关联的协同认知链路。
信息流向	以“源、境到场”的单向正向建模为主。	同时包含正向预测、反向求解和逆向推演。
结果共享与校正	不同任务结果难以跨任务复用和相互校正。	场态、源参数和环境信息可跨链路共享并相互校正。

考虑到测量噪声、参数缺失、环境模型失配及模型泛化误差可能导致三类认知链路产生偏差，需通过偏差评估与信息反馈实现协同校正。对于“源、境到场”正向预测，可采用观测场态与预测场态之间的归一化误差评价预测偏差；对于源参数和环境属性反演，在真实参数可获得时可直接计算参数估计误差，在真实参数不可获得时，可将反演结果代入正向模型，通过场态重构误差检验其一致性，并利用预测方差或置信区间表征不确定性。

上述偏差信息可结合空间分布、时间变化及要素敏感性在三类链路间复用：源相关偏差用于源参数校正，环境相关偏差用于环境模型更新，难以归因于单一要素的偏差则通过跨链路一致性约束联合修正。校正过程可从数据层、要素层和框架层逐级展开，并在误差超过阈值或预测置信度下降时触发局部增量更新。由此，一体化框架可通过多链路信息共享与交叉校验降低单项任务独立建模的不确定性，并采用预测误差降低率、置信区间覆盖率和置信度校准误差等指标评价协同增益。

从虚实联动角度看，“建模-校正-更新”反映的是虚拟孪生体内部的功能协同，而真实电磁空间与虚拟孪生体之间则形成双向交互：真实网络中的设备参数、环境感知与场态测量用于构建和更新孪生体，实现“由实构虚”；孪生体生成的场态预测、

源参数校正和环境模型更新结果进一步用于发射参数配置、资源调度、平台部署与干扰规避等真实网络优化，实现“以虚导实”；相关决策执行后的新状态与测量结果再次反馈至孪生体，从而形成持续更新的虚实闭环。在该框架中，RM是电磁空间认知结果的一种地图化组织形式，既可由“源、境到场”链路生成或更新，也可由“场、境到源”和“场、源到境”反向推演提供场域信息支撑。

2.2 基于环境与源参数的场预测方法

基于源参数与环境特征协同驱动的电磁场建模与预测，是“源-境-场”一体化认知框架中表征场态的核心路径。该过程融合发射功率、位置、极化方式等源参数，以及拓扑结构、材质分布和障碍物布局等环境先验，复现信号传播、衰减、反射与衍射过程，进而表征三维空间中RSS及小尺度信道信息的分布，实现未采样区域场态预测，为频谱调度、空中平台部署和异常频谱监测提供支撑。在一体化框架下，场预测被组织为“源、境到场”的正向建模链路，并结合生成式AI与亥姆霍兹方程约束，提高稀疏采样和复杂场景下预测结果的物理一致性、重建精度与泛化能力。

从技术实现范式来看，现有场预测方法均围绕源信息与环境先验的融合策略展开，依据场预测中的主导建模机制，即数据驱动、物理约束嵌入和稀

疏观测反演补全,可归纳为三类典型技术方案,各类方法的技术特性、适配场景及性能优劣对比详见表2。

第一类为数据驱动与环境先验融合的深度学习方法。该类方法以测量数据为基础,结合地理环境、拓扑结构等先验信息,挖掘“源-境-场”之间的潜在关联。例如, GAN-CRME将环境地图与分

布式RSS测量数据联合输入生成对抗网络,实现高精度RM重建^[30]; FPTC-GANs进一步融合发射机位置、功率及障碍物几何信息,通过自注意力机制捕捉长距离空间依赖,实现无线电环境地图(REM, radio environment map)的初始预测与误差校正;跨接入点(AP, access point)信道知识图推理方法则利用已有AP信道图谱与地理环境的

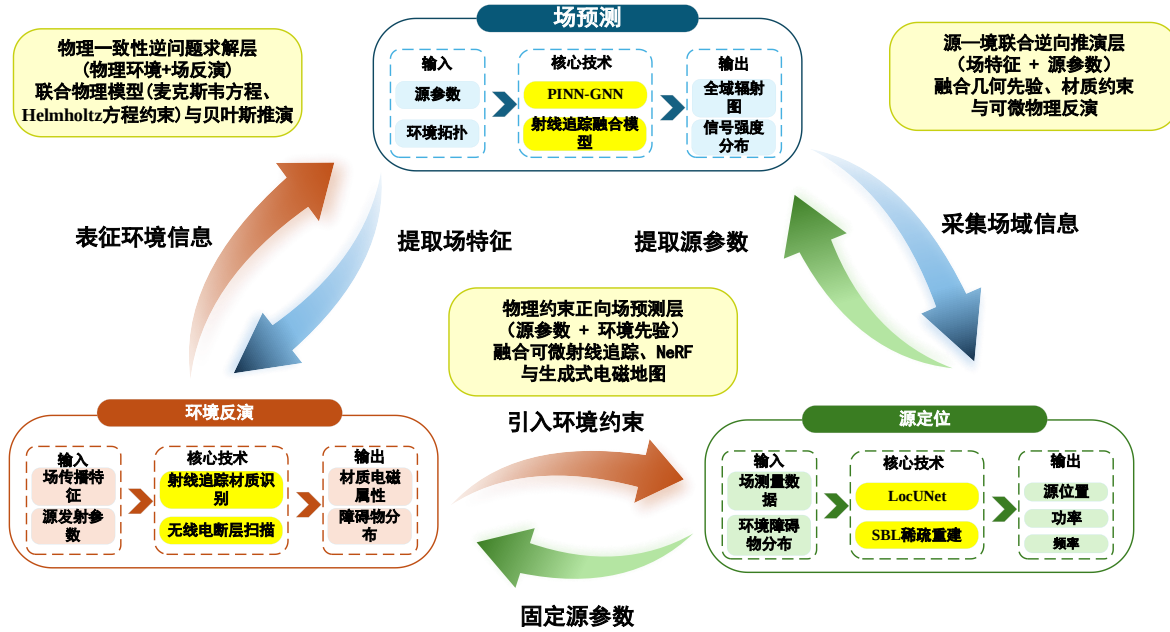


图2 “源-境-场”一体化认知框架

相关性,通过UNet生成新信道图谱,无需额外测量,可降低部署成本^[31]。

第二类为物理引导的神经网络建模方法,通过将电磁传播规律嵌入网络训练,在保留数据驱动拟合能力的同时提高预测结果的物理一致性,并改善复杂场景下的精度与泛化能力。PINN-GNN框架^[32]将麦克斯韦方程组等物理约束与图神经网络结合,融合辐射源参数和环境几何信息,实现多径传播参数预测;NeRF²-SS模型^[33]依据场景结构设计非均匀采样机制,并结合传播衰减与多径先验,在保证精度的同时提升大规模空间频谱预测效率。此类方法以射线追踪、几何光学等传播机理为支撑,可缓解传统确定性模型计算开销大、复杂场景适应性不足的问题,提高场量预测的可靠性。

表2 电磁场孪生建模技术对比

在合作态势反演方面,现有研究主要面向陆地室外与室内场景,未来还需结合海域、低空和卫星链路先验,向6G陆海空天一体化场景扩展。室外

场景中, RadioDiff^[34]将无采样RM构建建模为条件生成问题; RadioDiff- k^2 ^[35]进一步引入亥姆霍兹方程约束,提高复杂多径环境下的物理一致性与重建精度。Radio-Mamba^[16]采用Mamba-UNet混合架构提取全局与局部特征, Radio-Flux^[17]则通过两阶段潜在扩散和中点复用减少冗余去噪,提升推理效率。RadioDiff-3D^[36]基于UrbanRadio3D数据集和3D卷积扩散模型,将RM构建由二维扩展至三维,实现三维电磁场的高精度生成与泛化预测。室内场景中, iRadioDiff针对复杂多径、非视距及动态环境进行优化,提升了密集遮挡和强散射条件下的重建性能。

在非合作态势反演方面,针对传统方法中的已知导频、发射功率等先验信息,以及对稀疏测量噪声鲁棒性不足、对高精度环境与基站信息依赖度高难点, Radio-Inverse^[37]将该类非合作电磁建模为贝叶斯逆问题,并将最大后验滤波依赖未知先验分布的局限性,转化为利用扩散模型从数据中隐式学

习场分布先验，同步完成RM重建、环境感知与基站定位三大任务，使其具有免训练快速部署、成本低等优势^{[12][25]}。另外，针对传统依赖视距信号定位技术受多径传播干扰及发射功率未知的影响而失效问题，RadioDiff-Loc^[38]提出一种基于条件扩散模型的生成推理框架，该框架基于“绕射电磁能量集中于建筑边缘”的物理特性，设计稀疏接收信号强度采样策略，构建功率不变的RM；训练条件扩散模型，基于环境布局与稀疏RSS观测值重建完整RM，通过定位RM上的最亮点位实现信号源定位。

2.3 基于场测量与环境的源定位理论

场与环境的协同建模为辐射源定位提供了核心理论基础，其本质是在“境作用-场响应”框架下的反向应用。其基本原理在于：辐射源的位置与发射参数决定了信号的初始注入方式与传播特性，而传播环境通过对信号路径的调制（反射、衍射、遮挡等）改变信号传播轨迹，最终影响场分布的空间特征，因此可从经环境作用后的场分布特征中反向确定辐射源的位置与参数信息。

在辐射源定位研究中，融合REM与环境信息的定位方法得到广泛应用，该方法可有效提升复杂环境下的定位精度。通过重构目标区域的REM，结合环境中的障碍物分布、地形地貌等特征，可对异常辐射源（如非法发射体、主动窃听节点等）进行精准定^[39]。在三维REM构建方案中^[40]，相关研究人员利用基于环境信息构建的场景相关字典，结合稀疏频谱测量数据，通过SBL算法实现辐射源的三维定位，即使在低采样率条件下仍能保持较高的定位精度，适配复杂场景下的定位需求。

针对多辐射源共存场景，多源分离与参数联合估计成为提升定位性能的核心问题。通过引入最大均值差异等聚类方法，同时基于场分布特征的差异性将不同辐射源的信号特征在场域中加以区分，结合环境对各源信号的差异化影响，实现多辐射源位置、发射功率等参数的联合估计。此外，基于最大互信息准则的采样点优化策略，可自适应选择最具判别力的场测量位置，减少冗余测量，同时提升多源定位与分离的效率与准确性，为复杂多源场景下的定位任务提供技术支撑。

2.4 基于辐射信号与源信息的电磁材质反演

场与源的协同建模能够实现对环境几何结构与电磁材料属性的反演，其本质是在“源激发-场响

应”物理框架下求解电磁逆问题。不同环境结构（如障碍物形态与空间布局）及不同电磁材料（如金属、混凝土、木材等）对电磁波传播行为的影响最终体现在空间电磁场分布差异上，从而为结构与材料参数的逆向推断提供可观测的物理依据。

现有电磁材料参数反演研究主要有三个方向：计算机视觉的神经场景表示、无线通信的神经辐射场扩展，以及传统电磁反演方法。三维REM构建研究表明，场景相关字典与稀疏测量可为源-境-场关联建模提供环境约束启示^[39]。神经辐射场侧重辐射强度重建，其中Plenoxels、3D Gaussian Splatting和NeuS分别体现了显式体素、高斯点和隐式表面在场景表示中的作用^[41-43]，但仍缺乏对物理属性的显式映射。射频神经场本质为正问题建模，R-NeRF、NeWRF、GWRF、RF-3DGS和神经对象射线追踪分别启示了RIS环境建模、辐射场重建、泛化无线传播建模、无线信道建模和复杂目标射线追踪的可行性^[12, 44-47]，但难以实现物理参数反演。传统电磁反演方法虽有严格物理基础，其中逆散射理论、天线理论和大规模参数估计方法分别为反演建模、场源关系描述和数值求解提供支撑^[48-50]，但存在强非凸性、数据依赖高、对初值和噪声敏感等问题。近年来结合深度学习的方法虽提升了效率，其中人工电磁材料逆向设计、物理信息深度对比源反演和近场毫米波MIMO雷达逆渲染分别体现了数据驱动逆映射、物理约束嵌入和材料重建的研究进展^[51-53]，但缺乏几何先验约束，导致物理一致性与泛化能力不足。

针对上述问题，NEMF提出神经电磁场框架，通过解耦几何结构、材料属性与多径传播效应，实现兼具几何保真度和物理一致性的电磁材料反演。该框架利用多模态数据分阶段求解，将不适定逆问题转化为条件良态问题：首先基于图像数据重建高保真三维几何骨架，以几何先验约束入射场求解；随后引入物理监督反演模块，通过匹配预测入射场与反向传播测量场构建监督信号，并结合可微物理层反演相对介电常数和电导率。合成数据集实验表明，该框架可高精度重建三维电磁参数分布，构建的功能型数字孪生模型能够支持信道预测等下游任务，性能优于基线方法。

3 潜在应用场景

本节围绕“源-境-场”一体化电磁空间智能孪生在6G无线通信、应急救援及国防安全等场景中的潜在应用展开。RM作为电磁空间认知结果的地图化载体,可为孪生体的状态表征、预测分析与优化决策提供支撑。在MIMO系统中,可用于信道预测、波束设计及天线参数配置;在空天地一体化网络中,可支撑频谱分配、路由选择、平台部署与轨迹规划;在应急救援场景中,可辅助通信节点部署与资源调度;在国防安全场景中,可用于频谱机动、干扰规避及对抗策略调整。上述策略执行后,产生的新设备状态、环境变化与场态测量结果可反馈至虚拟孪生体,实现持续校正与更新,体现“由实构虚、以虚导实”的双向闭环特征,典型应用如图3所示。

3.1 6G无线通信关键场景应用

在6G万物智联的核心需求驱动下,RM凭借位置-信道映射的核心优势,为无线通信系统从单点参数优化到跨域网络协同提供全方位支撑,成为突破传统通信性能瓶颈的关键术。其中,低空经济与城市基建可作为6G无线通信关键场景下的典型应用示例,其核心需求集中体现为低空平台协同、城市基础设施感知与跨域网络协同优化。

3.1.1 MIMO系统优化

RM通过构建物理位置与信道参数的映射关系,为超大规模MIMO、动态天线等6G场景中的信道估计、波束设计与天线优化提供支撑。在信道估计与重建方面,位置关联先验可用于无导频估计、低开销毫米波信道重建及动态MIMO-OFDM建模;具体而言,信道知识地图(CKM, channel knowledge map)可辅助XL-MIMO信道估计^[54],信道路径地图(CPM, channel path map)可支撑毫米波大规模MIMO信道重建^[55],动态CKM可适配时变信道建模并降低估计开销^[56-57]。在波束与信道状态信息(CSI, channel state information)预测方面,CKM可支持环境感知混合波束成形和瞬时CSI预测^[58-59];在新型天线架构中,还可为6D可移动天线提供预测信道先验,并结合流形优化实现轨迹优化^[60]。

3.1.2 空天地一体异构网络协同

6G空天地一体异构网络由低轨卫星、地面蜂

窝与UAV网络协同构成,面临频谱冲突、信道时变和跨域干扰等问题。RM可支撑协作估计^[30]、低轨卫星4D RM构建^[61]、低空预测性通信^[62]、路由与资源分配^[63]、UAV三维路径规划^[64]、城市3D RM估计^[65]及动态预测^[66]。在星地协同场景中,Deep RM结合神经压缩感知与张量分解构建4D RM,实现频谱监测,生成对抗网络可用于协作RM估计。低空UAV场景中,RM可辅助预测性通信、路由分配和“无线导航”;高斯过程回归、视觉变换器和RadioMamba分别提升地图恢复、动态预测与构建效率,其中RadioMamba较扩散模型提速约20倍^[16]。此外,贝叶斯图推理可规划UAV感知轨迹,提高主动RM构建的能效与智能化水平^[67]。

3.2 应急救援与极端环境通信

极端灾害场景下的通信基础设施易受损毁,而救援业务对通信链路的可靠性、时延性提出严苛要求,RM通过与多智能体、联邦学习等技术融合,构建弹性通信保障服务体系,实现极端环境下的通信能力与业务质量提升。

3.2.1 灾害区域应急通信

当地震、洪水等极端灾害造成地面通信基础设施损毁或瘫痪时,RM可作为核心支撑技术应用于UAV集群临时弹性通信网络的部署与协同运行。通过融合物理环境地图与RM的多维感知信息,可为智能体提供场景深度认知、自主避障路径规划及中继拓扑结构优化的底层数据支撑;二值RM能够为UAV空中基站的部署位置优化及用户关联策略制定提供技术支撑,实现应急通信骨干网络的快速搭建。同时,利用CKM赋能的路由机制与联邦学习架构,多智能体能够协同预测链路中断概率并降低实时信息交互开销,保障救援指令与现场感知数据的可靠传输^[68-69]。

3.2.2 沉浸式通信体验

灾后远程医疗、XR沉浸式指挥等业务要求通信链路具备低时延、高带宽、高可靠性,RM通过精准建模环境与信道状态,为多维资源动态调度提供支撑,以保障业务运营。引入环境与信道知识图后,智能体可联合优化UAV 3D飞行轨迹与视频播放速率,实现用户体验质量最大化;元强化学习与信道知识图的融合技术,能显著提升触觉互联网等毫秒级时延场景下的超可靠低时延通信的响应速度与鲁棒性,其中,Geo2ComMap等深度学习框架还

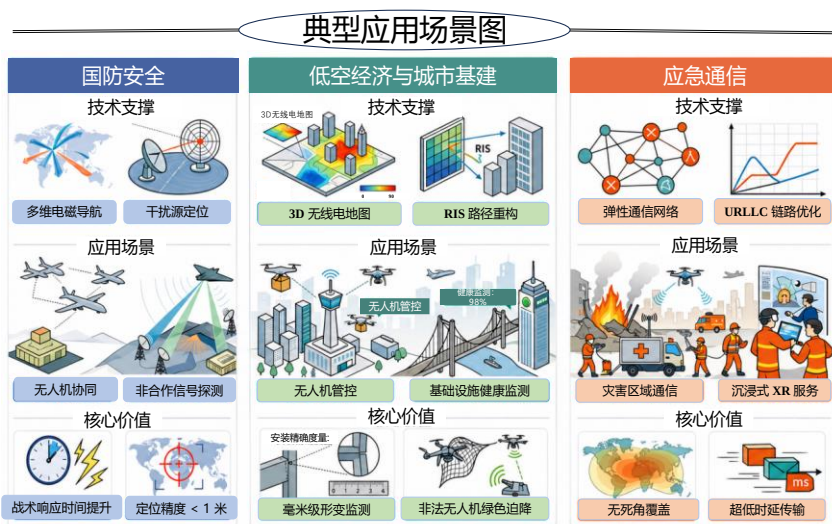


图3 典型应用场景

可基于RM理念，通过地理数据库预判MIMO区域吞吐量，实现基站与卫星资源精准协同调度^[70-72]。

3.3 国防安全

电磁空间作为国家安全博弈的核心战略域，RM依托其对电磁环境的高精度感知与动态建模能力，可广泛应用于非合作信号探测与动态频谱机动等国防关键场景，为电磁对抗、频谱资源管控等核心任务提供技术支撑。

3.3.1 非合作信号探测与干扰源定位

RM依托分布式感知网络，实现非合作信号的广域时空探测、特征识别及干扰源高精度定位，为电磁态势感知与反干扰决策提供支撑。信号探测层面，RM融合多节点观测数据，利用空间一致性特征区分合法与非合作信号的信道指纹差异，完成非合作信号逆向解析与类型识别；干扰源定位层面，结合传感器阵列空间分集特性与信道知识图的位置-信道映射关系，采用最大后验估计、粒子滤波等算法可实现三维高精度定位，其中特高频频段多辐射点定位精度可优于1 m，针对全球卫星导航系统欺骗干扰场景，基于多普勒-钟漂双差的定位技术，同时借助RM辅助的信道特征分析，能实现欺骗干扰源测向与定位^[73-76]。

3.3.2 动态频谱机动与电子战

RM通过历史信道统计信息并实时更新频谱状态，为动态频谱管理与电子战决策提供核心支撑，降低传统“人在环路”机制的响应延迟。美军《联合电磁频谱作战手册》将电磁作战环境融入全域态势感知框架，RM作为核心建模工具，可预测战场

频谱冲突风险与干扰源活动规律，自动生成频谱机动方案辅助战术决策；其驱动的动态频谱选择技术，能为准静态车载通信、机动战术平台设计自适应接入算法缓解频谱拥堵，同时可通过预测干扰威胁、分析干扰特征，提前规划备用资源、调整传输参数，制定自适应对抗策略，维持战场电磁优势^[77-78]。

4 开放挑战与未来研究方向

在三要素表征、一体化认知框架及典型应用分析的基础上，进一步总结电磁空间智能孪生的开放挑战与未来方向。面向6G高频段、超大规模组网和强动态场景，现有研究仍面临作用机理认知不足、建模实时性与物理一致性难以兼顾、多源数据融合受限及低信噪比信息提取困难等问题，制约了RM由离线静态表征向在线动态演化。未来需加强跨频段、跨场景泛化建模，深化物理先验与数据驱动融合，并探索RM与大模型协同演进，推动其向具备自主推理和动态演化能力的电磁空间智能孪生模型升级，相关挑战与方向如图4所示。

4.1 现有挑战

围绕电磁空间智能孪生从建模机理、生成效率、数据融合到信号辨识的完整流程，现有挑战可归纳为机理认知不足、实时生成受限、多源数据融合困难和弱信号辨识能力不足四个方面。

4.1.1 机理认知与建模的局限性

(1) 相互作用机理认知不足

当前主流电磁环境建模方法普遍依赖理想化假

设条件,对电磁波与复杂目标、动态环境之间的微观相互作用机理缺乏深层次认知。传统静态中心模型的设计初衷聚焦于刚体目标,难以适配非刚体、高动态目标的特征提取与实时重构需求。此外,现有神经网络方法虽能通过数据拟合实现建模目标,但对底层物理规律的内嵌程度不足,导致模型在面对垂直维度拓展或复杂拓扑结构场景时,泛化能力受到物理一致性的制约^[36,79]。

(2) 实时生成效率受限

高保真无线数字孪生技术要求在数字空间实时映射物理电磁环境的动态变化,而现有高精度电磁计算方法存在计算复杂度高、耗时显著的问题,生成大规模无线图谱往往需要数十分钟甚至更久。尽管最新的轻量化生成模型通过优化采样机制将推理速度提升至数十毫秒级别^[80],但与6G系统超低时延场景的需求相比,仍存在明显的数量级差距,实时生成效率瓶颈尚未得到有效突破^[81]。

4.1.2 数据获取与处理的难题

(1) 多源数据孤岛与融合困难

全域电磁空间智能孪生的构建离不开卫星、地面基站、UAV等多源异构数据的协同采集与深度融合,但实际应用中“数据孤岛”问题突出,不同

实体因隐私保护顾虑难以实现原始数据共享。现有联邦学习方案虽尝试在隐私保护框架下开展协同估计,但在多源数据标准不统一、采样点分布极度不均匀的场景中,其融合效率与建模性能均受到显著限制^[82]。同时,在陌生区域探测或高动态场景应用中,频谱数据的获取、回传与实时更新能力较弱^[83]。

(2) 信号与噪声辨识难

在非视距主导的复杂城市或室内环境中,信号经多重反射与散射后,信噪比极低,对传感器灵敏度及智能算法的去噪能力提出了极高要求。尤其是在极低信号强度或超低采样率条件下,如何从复杂电磁背景噪声中有效提取有用信号,已成为亟待解决的关键问题。现有基于扩散模型的去噪方法虽在图像领域表现优异,但在处理电磁波相位敏感信息及精细化WiFi信号图谱时,难以完全克服由极低采样率带来的信息缺失问题^[22]。此外,当前尚缺乏面向“源-境-场”一体化认知框架的统一数据集、任务基线与评价体系,难以在统一条件下比较一体化框架与单链路独立模型在预测误差、置信区间覆盖率及置信度校准误差等方面的性能,也难以量化多链路协同对建模精度和预测可靠性的实际增益。

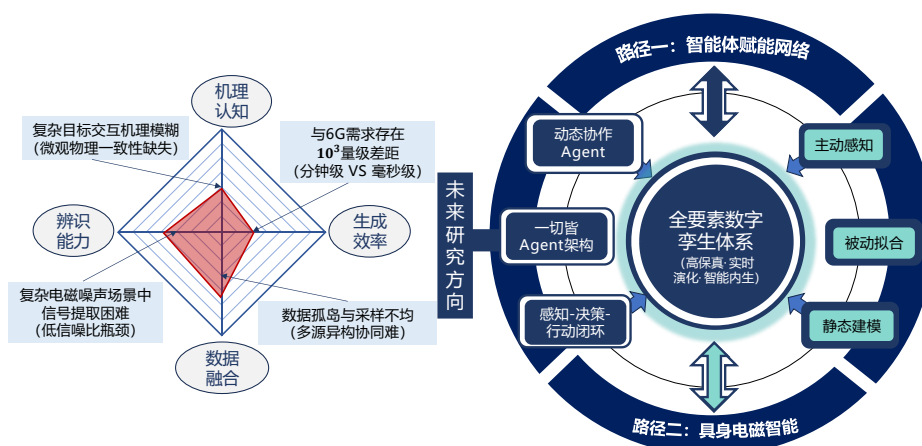


图4 技术挑战与未来研究方向演进

4.2 未来研究方向

针对上述机理认知不足、实时生成效率受限、多源数据融合困难和弱信号辨识难等挑战,未来研究可从RM统一表征与跨域建模、物理先验与数据驱动融合构建范式,以及RM与大模型协同演进三个方面展开。其中,统一表征与跨域建模主要面向跨频段、跨场景和跨平台泛化能力不足问题;物理先验与数据驱动融合主要面向纯数据驱动模型物理

一致性不足、数据稀疏和实时建模效率受限问题;RM与大模型协同演进则面向多源异构数据融合、在线更新和智能决策能力不足问题。未来还需构建统一的数据集、任务基线与评价体系,对一体化框架和单链路独立模型开展对比验证,从而量化多链路协同对建模精度和预测可靠性的实际增益。

4.2.1 面向泛化能力的电磁地图表征与跨域建模

理论

现有RM研究多依赖特定场景、频段及固定网络拓扑下的大规模测量数据，模型在训练域外易出现性能衰减，限制了其在6G泛在网络中的应用^[84]。因此，构建具备跨频段、跨场景和跨平台泛化能力的统一表征与建模理论，是未来的重要研究方向。RM本质上刻画无线信道在空间、频率和时间维度上的高维映射，但不同频段与网络形态的传播机理存在差异，传统经验特征或单域学习模型难以直接迁移^[85]。未来可提取几何结构、散射分布和大尺度衰落等跨域共享特征，并结合迁移学习、元学习和域自适应，构建低样本或零样本条件下的RM迁移机制；同时刻画域间分布偏移并引入泛化误差约束，为评估未知环境中的性能上界和动态6G网络应用提供理论支撑^[86]。

4.2.2 物理先验与数据驱动融合的电磁地图新型构建范式

深度学习虽能提高RM构建精度与效率，但纯数据驱动方法仍存在可解释性不足、数据依赖强和环境适应性有限等问题。无线传播遵循电磁理论、几何光学和随机过程规律，为物理先验与数据驱动融合提供了基础^[87-88]。未来可将路径损耗、几何散射和阵列方向性等约束嵌入学习模型，构建物理引导的数据驱动RM，典型方法包括物理约束神经网络、射线追踪辅助的混合监督学习及多径结构可解释网络，以提升稀疏数据条件下的精度、稳定性与可解释性^[89]。面向低空UAV和星地协同等动态场景，还可结合不确定性建模与贝叶斯推理评估感知误差和环境变化，为通信决策与资源分配提供可信先验^[71]。

4.2.3 电磁地图与大模型的协同演进路径

随着基础模型与大模型在感知、推理和决策中的跨任务泛化能力不断增强，RM与大模型协同演进正成为6G智能无线系统的重要趋势^[90]。RM可视作为无线环境的结构化“世界模型”，大模型则具备知识迁移与长期推理能力，二者融合有望重塑无线网络的运行与优化范式^[91]。RM可为大模型提供高维时空电磁先验，支撑跨层决策、预测式资源调度和自主网络管理；大模型则可借助多模态学习与知识迁移，增强RM的建模、演化及未观测区域推断能力^[92-93]。未来需重点研究模型规模控制、在线更新、安全可信及面向通信任务的定制化训练，避免

复杂度过高带来的实时性与能耗问题，推动RM在6G网络中的规模化应用^[92,94-95]。

5 结束语

围绕6G网络对电磁空间智能认知的需求，系统论述了“源-境-场”一体化电磁空间智能孪生的理论基础、关键技术与应用前景。在分析传统电磁建模方法局限性的基础上，提出融合物理机理与数据驱动的智能孪生范式，梳理源、境、场三要素的表征方法，构建三要素协同认知框架，为源参数、环境特征与电磁场态的联合推演、反演和动态校正提供支撑。结合MIMO优化、空天异构网络协同、应急通信和电磁对抗等场景，分析了该框架在系统优化、环境适应与智能决策中的应用价值。针对机理认知、实时生成、多源数据融合及低信噪比处理等挑战，提出未来应加强跨域泛化建模、物理信息融合及与大模型协同演进，推动电磁孪生向实时、动态、可信的智能环境模型发展。

参考文献：

- [1] 郑一,王承祥,冯瑞,等. 6G超大规模MIMO信道测量与容量优化评估[J]. 电波科学学报, 2025, 40(1): 89-95+123.
ZHENG Y, WANG C X, FENG R, et al. Channel measurements and capacity optimization evaluation for 6G ultra-massive MIMO [J]. Chinese Journal of Radio Science, 2025, 40(1): 89-95+123.
- [2] 刘东,吴启晖, Tony Q. S. Quek. 面向航空6G的频谱认知智能管控[J]. 物联网学报, 2020, 4(1): 12-18.
LIU D, WU Q H, Tony Q. S. Quek. Spectrum cognitive intelligent management and control for aviation 6G[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2020, 4(1): 12-18.
- [3] HUANG Z W, LU S L, BAI L, et al. LLM4MG: Adapting large language model for multipath generation via synesthesia of machines[J]. arXiv preprint arXiv:2509.14711, 2025.
- [4] 胡泽杨,成国梁,游昌盛. 基于信道知识地图的智能通信与感知技术[J]. 无线电工程, 2025, 55(4): 757-766.
HU Z Y, CHENG G L, YOU C S. Intelligent communication and sensing technology based on channel knowledge map[J]. Radio Engineering, 2025, 55(4): 757-766.
- [5] 吴迪,曾勇. AI使能的信道知识地图高效构建与应用[J]. 移动通信, 2024, 48(8): 61-67.
WU D, ZENG Y. Efficient construction and application of AI-empowered channel knowledge maps[J]. Mobile Communications, 2024, 48(8): 61-67.
- [6] 李坤. 面向环境认知通信的信道知识地图构建方法研究[D]. 南京: 东南大学, 2023.
LI K. Research on construction methods of channel knowledge

- map for environment-aware communication[D]. Nanjing: South-east University, 2023.
- [7] MA Y L, ZHANG C Y, HE C L, et al. Radio map estimation using a CycleGAN-based learning framework for 6G wireless communication[J]. *Digital Communications and Networks*, 2025, 11(6): 1822-1830.
- [8] LUO Z Q, ZHENG X, PEREZ D L, et al. SRCON: A data-driven network performance simulator for real-world wireless networks [J]. *IEEE Communications Magazine*, 2023, 61(6): 96-102.
- [9] LI M Y, WU T, DONG Z R, et al. DeepRT: A hybrid framework combining large model architectures and ray tracing principles for 6G digital twin channels[J]. *Electronics*, 2025, 14(9): 1849.
- [10] 官科, 张美文, 何丹萍, 等. 无线信道数字孪生关键技术现状及展望[J]. *电波科学学报*, 2025, 40(5): 789-799.
- GUAN K, ZHANG M W, HE D P, et al. The current situation and prospects of the critical digital twin technology for wireless channels[J]. *Chinese Journal of Radio Science*, 2025, 40(5): 789-799.
- [11] 王健, 杨闯, 闫宁宁. 面向B5G和6G通信的数字孪生信道研究[J]. *电波科学学报*, 2021, 36(3): 340-348+385.
- WANG J, YANG C, YAN N N. Study on digital twin channel for the B5G and 6G communication[J]. *Chinese Journal of Radio Science*, 2021, 36(3): 340-348+385.
- [12] YANG H Y, JIN Z H, WU C H, et al. R-NeRF: Neural radiance fields for modeling RIS-enabled wireless environments[C]// *GLOBECOM 2024-2024 IEEE Global Communications Conference*. Piscataway: IEEE, 2024: 3859-3864.
- [13] LEVIE R, YAPAR Ç, KUTYNIOK G, et al. RadioUNet: Fast radio map estimation with convolutional neural networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, 20(6): 4001-4015.
- [14] ZHANG S Y, WIJESINGHE A, DING Z. RME-GAN: A learning framework for radio map estimation based on conditional generative adversarial network[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(20): 18016-18027.
- [15] WANG X C, ZHENG P L, CHENG N, et al. Multi-Path Aware Radio Map Construction for 6G Environment-Aware Communication: A Helmholtz Equation-Informed Approach[C]// *2025 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC)*. Piscataway: IEEE, 2025: 1-6.
- [16] JIA H G, CHENG N, WANG X C, et al. RadioMamba: Breaking the accuracy-efficiency trade-off in radio map construction via a hybrid Mamba-Unet[J]. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2026, 13: 2454-2468.
- [17] WANG X C, ZHENG P L, JIA H G, et al. RadioDiff-flux: Efficient radio map construction via generative denoise diffusion model trajectory midpoint reuse[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2026, 12: 4882-4895.
- [18] YAPAR C, LEVIE R, KUTYNIOK G, et al. Real-time outdoor localization using radio maps: A deep learning approach[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, 22(12): 9703-9717.
- [19] HU M H, XU S H, LIU Q L, et al. LocSwinUNet: A neural network for urban wireless localization using ToA and RSS radio maps[C]// *2023 IEEE 33rd International Workshop on Machine Learning for Signal Processing (MLSP)*. Piscataway: IEEE Press, 2023: 1-6.
- [20] CHEN J T, MITRA U. A tensor decomposition technique for source localization from multimodal data[C]// *2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 4074-4078.
- [21] GONG X R, LU A A, LIU X F, et al. Deep learning based fingerprint positioning for multi-cell massive MIMO-OFDM systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 73(3): 3832-3849.
- [22] LIU Z Y, ZHANG S H, LIU Q Y, et al. WiFi-Diffusion: Achieving fine-grained WiFi radio map estimation with ultra-low sampling rate by diffusion models[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2025, 43(11): 3796-3812.
- [23] CHEN J T, MITRA U. Data clustering using matrix factorization techniques for wireless propagation map reconstruction[C]// *2018 IEEE Statistical Signal Processing Workshop (SSP)*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 856-860.
- [24] HU Z N, CHEN X, ZHOU Z Y, et al. Localization with cellular signal RSRP fingerprint of multiband and multicell[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2024, 42(9): 2380-2394.
- [25] YAPAR Ç, LEVIE R, KUTYNIOK G, et al. Dataset of pathloss and ToA radio maps with localization application[J]. *arXiv preprint arXiv:2212.11777*, 2022.
- [26] WEN C Z, TONG J W, HU Y D, et al. Wrf-gs: Wireless radiation field reconstruction with 3D gaussian splatting[C]// *IEEE INFOCOM 2025-IEEE Conference on Computer Communications*. Piscataway: IEEE Press, 2025: 1-10.
- [27] VIRK U T, NGUYEN S L H, HANEDA K, et al. On-site permittivity estimation at 60 GHz through reflecting surface identification in the point cloud[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2018, 66(7): 3599-3609.
- [28] HOYDIS J, AOUDIA F A, CAMMERER S, et al. Learning radio environments by differentiable ray tracing[J]. *IEEE Transactions on Machine Learning in Communications and Networking*, 2024, 2: 1527-1539.
- [29] BIAN K J, TAO M X, SUN S, et al. GeNeRT: A physics-informed approach to intelligent wireless channel modeling via generalizable neural ray tracing[J]. *arXiv preprint arXiv:2506.18295*, 2025.
- [30] ZHANG Z Z, ZHU G X, CHEN J T, et al. Fast and accurate cooperative radio map estimation enabled by GAN[C]// *2024 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops)*. Piscataway: IEEE, 2024: 1641-1646.
- [31] DAI Z Y, WU D, XU X L, et al. Generating CKM using others' data: Cross-AP CKM inference with deep learning[J]. *IEEE Trans-*

- actions on Vehicular Technology, 2026, 75(2): 3360-3365.
- [32] LIU L Z, CHEN X H, TANG Z H, et al. PINN and GNN-based RF map construction for wireless communication systems[C]//2025 International Conference on Future Communications and Networks (FCN). Piscataway: IEEE Press, 2025: 1-6.
- [33] LIU K C, JIANG W J, YUAN X J. Scene structure based neural radio-frequency radiance fields for channel knowledge map construction[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2026, 15: 171-175.
- [34] WANG X C, YUAN T W, CAO Y, et al. iRadioDiff: Physics-informed diffusion model for indoor radio map construction and localization[J]. arXiv preprint arXiv: 2511.20015, 2025.
- [35] WANG X C, ZHANG Q M, CHENG N, et al. RadioDiff-k²: Helmholtz equation informed generative diffusion model for multi-path aware radio map construction[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2026, 44: 2318-2333.
- [36] WANG X C, ZHANG Q M, CHENG N, et al. RadioDiff-3D: A 3D×3D radio map dataset and generative diffusion based benchmark for 6G environment-aware communication[J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2026, 13: 3773-3789.
- [37] WANG X C, FANG Z S, CHENG N, et al. RadioDiff-inverse: Diffusion enhanced bayesian inverse estimation for ISAC radio map construction[J]. arXiv preprint arXiv: 2504.14298 (2025).
- [38] WANG X C, ZHANG Q M, CHENG N. RadioDiff-Loc: Diffusion model enhanced scattering cognition for NLoS localization with sparse radio map estimation[J]. arXiv preprint arXiv: 2509.01875, 2025.
- [39] WANG J, ZHU Q M, LIN Z P, et al. Sparse bayesian learning-based 3-D radio environment map construction--sampling optimization, scenario-dependent dictionary construction, and sparse recovery[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2024, 10(1): 80-93.
- [40] LI Z M, Wang H J, Shen Z X, et al. A secure wireless transmission scheme: Reconstructing spatial radio environment map and redirecting electromagnetic signal propagation path[J]. IEEE Open Journal of the Communications Society, 2025, 6: 7441-7458.
- [41] FRIDOVICH-KEIL S, YU A, TANCIK M, et al. Plenoxels: Radiance fields without neural networks[C]//Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. Piscataway: IEEE Press, 2022: 5491-5500.
- [42] KERBL B, KOPANAS G, LEIMKUEHLER T, et al. 3d gaussian splatting for real-time radiance field rendering[J]. ACM Trans. Graph., 2023, 42(4): 139:1-139:14.
- [43] WANG P, LIU L J, LIU Y, et al. Neus: Learning neural implicit surfaces by volume rendering for multi-view reconstruction[J]. arXiv preprint arXiv: 2106.10689, 2021.
- [44] LU H F, VATTHEUER C, MIRZASOLEIMAN B, et al. Newrf: A deep learning framework for wireless radiation field reconstruction and channel prediction[J]. arXiv preprint arXiv: 2403.03241, 2024.
- [45] YANG K, CHEN Y N, DU W. Gwrf: A generalizable wireless radiance field for wireless signal propagation modeling[J]. arXiv e-prints, 2025: arXiv: 2502.05708.
- [46] ZHANG L H, SUN H J, BERWEGGER S, et al. RF-3DGS: Wireless channel modeling with radio radiance field and 3d gaussian splatting[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2026, 25: 10419-10433.
- [47] CHEN X Y, FENG Z H, QIAN K, et al. Radio frequency ray tracing with neural object representation[J]. arXiv preprint arXiv: 2411.18635, 2024.
- [48] COLTON D L, KRESS R. Inverse acoustic and electromagnetic scattering theory[M]. Berlin: Springer, 1998.
- [49] BALANIS C A. Antenna theory: Analysis and design[M]. Hoboken: John Wiley & sons, 2016.
- [50] HABER E, ASCHER U M. Preconditioned all-at-once methods for large, sparse parameter estimation problems[J]. Inverse Problems, 2001, 17(6): 1847-1864.
- [51] REN S M, MAHENDRA A, KHATIB O, et al. Inverse deep learning methods and benchmarks for artificial electromagnetic material design[J]. Nanoscale, 2022, 14(10): 3958-3969.
- [52] SUN H R, LIU D Q, ZHOU H Y, et al. Physics-informed deep contrast source inversion: a unified framework for inverse scattering problems[J]. arXiv preprint arXiv:2508.10555, 2025.
- [53] HOFMANN N, WIRTH V, BRAUNIG J, et al. Inverse rendering of near-field mmwave MIMO radar for material reconstruction[J]. IEEE Journal of Microwaves, 2025, 5(2): 356-372.
- [54] QIU Y L, WU D, ZENG Y, et al. AI-based environment-aware XL-MIMO channel estimation with location-specific prior knowledge enabled by CKM[J]. arXiv preprint arXiv:2507.06066, 2025.
- [55] GAO Q D, LI Z Y, ZHANG W C, et al. Channel reconstruction for mmWave massive MIMO systems based on channel path map[J]. Physical Communication, 2023, 61: 102232.
- [56] JIANG W J, YUAN X J, LIU C C, et al. Dynamic channel knowledge map construction in MIMO-OFDM systems[J]. arXiv preprint. arXiv:2512.23470, 2025.
- [57] DENG C, SUN R J, CHENG N, et al. Channel knowledge map empowered low-overhead channel estimation scheme in MIMO-OFDM systems[C]//2025 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC). Piscataway: IEEE Press, 2025.
- [58] WU D, ZENG Y, JIN S, ZHANG R. Environment-aware hybrid beamforming by leveraging channel knowledge map[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(5): 4990-5005.
- [59] WANG X L, SHI Y, WANG T C, et al. Can channel knowledge map help to predict instantaneous MIMO channel state information? [C]//2024 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). Piscataway: IEEE Press, 2024.
- [60] CHENG N, YANG S Y, SUN R J, et al. Channel knowledge map-enabled 6D movable antenna systems with kinematic constraints: a manifold optimization approach[J]. IEEE Transactions on Wire-

- less Communications, 2026, 25: 8968-8981.
- [61] YUAN H, CHEN Z, LIN Z, et al. Constructing 4D radio map in LEO satellite networks with limited samples[J]. arXiv preprint arXiv:2501.02775, 2025.
- [62] CHEN J T, LI B W, SUN H, et al. Predictive communications for low-altitude networks[J]. IEEE Internet of Things Magazine, 2026, Early Access: 1-8.
- [63] LI B W, CHEN J T. Radio map-assisted routing and predictive resource allocation over dynamic low-altitude networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2026, 25: 9955-9970.
- [64] ZHANG S W, ZHANG R. Radio map-based 3D path planning for cellular-connected UAV[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(3): 1975-1989.
- [65] CHEN X W, ZHONG X F, ZHANG Z J, et al. High-efficiency urban 3D radio map estimation based on sparse measurements[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2025, 74: 16488-16493.
- [66] NGUYEN D M Q, LIU C, NGUYEN H T, et al. 3D dynamic radio map prediction using vision transformers for low-altitude wireless networks[J]. arXiv preprint arXiv:2511.19019, 2025.
- [67] LU W L, GAO S J, WEN M W, et al. Bayesian-driven graph reasoning for active radio map construction[J]. arXiv preprint arXiv: 2508.09142, 2025.
- [68] LI B, CHEN J. Radio map-assisted approach for interference-aware predictive UAV communications[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(11): 16725-16741.
- [69] LIU J, DING G, XU Y, et al. Channel knowledge map-assisted routing scheme for low-altitude economy[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2025, Early Access: 1-16.
- [70] ZHAN C, HU H, LIU Z, et al. Aerial video streaming over 3D cellular networks: An environment and channel knowledge map approach[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(2): 1432-1446.
- [71] PENG H, KALLEHAUGE T, TAO M, et al. Fast transmission control adaptation for URLLC via channel knowledge map and meta-learning[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2025, 12(9): 13097-13111.
- [72] LIN F H, HUANG T H, WEN C K, et al. Geo2ComMap: Deep learning-based MIMO throughput prediction using geographic data[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2025, 14(6): 1831-1835.
- [73] DONG Y R, HE C, WANG Z J. Dynamic object tracking by multi-UAV with time-variant radio maps[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(7): 7471-7487.
- [74] WU D, ZENG Y. Secure communication and eavesdropper localization via channel knowledge map[C]//2025 IEEE 101st Vehicular Technology Conference (VTC2025-Spring). Piscataway: IEEE Press, 2025.
- [75] 杨顺, 张帆, 张伟, 等. 基于干涉仪阵列的无人机非合作辐射点定位方法[J]. 航空学报, 2024, 45(17): 530192.
- YANG S, ZHANG F, ZHANG W, et al. Non-cooperative radiant positioning of UAV via EM interferometer array[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2024, 45(17): 530192.
- [76] 王仲潇, 李洪, 周子恒, 等. 一种面向商用接收机的 GNSS 欺骗干扰源测向方法[J]. 中国科学: 信息科学, 2022, 52(4): 658-674.
- WANG Z X, LI H, ZHOU Z H, et al. A direction-finding method for GNSS spoofing interference sources for commercial receivers[J]. Scientia Sinica Informationis, 2022, 52(4): 658-674.
- [77] Joint Chiefs of Staff. CJCSM 3320.01D: Joint electromagnetic spectrum operations[R]. Washington, DC: Joint Chiefs of Staff, 2025.
- [78] SROKA P, KRYSZKIEWICZ P, KLIKS A. Radio environment maps for dynamic frequency selection in V2X communications[J]. arXiv preprint arXiv:2203.11604, 2022.
- [79] ZHAO L, FEI Z S, WANG X Y, et al. 3D-RadioDiff: An altitude-conditioned diffusion model for 3D radio map construction[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2025, 14(7): 1969-1973.
- [80] WANG X C, ZHENG P L, CHENG N, et al. RadioDiff-Turbo: Lightweight generative large electromagnetic model for wireless digital twin construction[C]//IEEE INFOCOM 2025 - IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS). Piscataway: IEEE Press, 2025.
- [81] LUO X H, LI Z Z, PENG Z Y, et al. Denoising diffusion probabilistic model for radio map estimation in generative wireless networks[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2025, 11(2): 751-763.
- [82] MA H X, ZHANG Z Z, CHEN K, et al. FedRME: Importance-aware cooperative radio map estimation empowered by vertical federated learning[C]//2025 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops). Piscataway: IEEE Press, 2025.
- [83] WU D, WU Z J, QIU Y L, et al. CKMImageNet: A comprehensive dataset to enable channel knowledge map construction via computer vision[C]//2024 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC Workshops). Piscataway: IEEE Press, 2024.
- [84] SUNG C J, LIN F H, HUANG T H, et al. CommUNext: Deep learning-based cross-band and multi-directional signal prediction[J]. arXiv preprint arXiv:2511.05860, 2025.
- [85] 谭海东, 杨晶晶, 黄铭. 基于卷积神经网络和注意力机制的无线电地图构建方法研究[J]. 电波科学学报, 2025, 40(6): 1069-1077.
- TAN H D, YANG J J, HUANG M. A study on the methodology for constructing radio maps utilizing convolutional neural network and attention mechanisms[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2025, 40(6): 1069-1077.
- [86] ZHU Q M, DU X F, WU Q H, et al. Research on three-dimensional spectrum mapping driven by propagation model[J]. Journal of Geography and Cartography, 2022, 5(2): 1-14.
- [87] JAISWAL R K, ELNOURANI M, DESHMUKH S, et al. A data-driven transfer learning method for indoor radio map estimation

- [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2026, 75(3): 4261-4277.
- [88] JIA H Z, CHEN W S, HUANG Z H, et al. Physics-informed representation alignment for sparse radio-map reconstruction[C]//Proceedings of the 33rd ACM International Conference on Multimedia. New York: ACM, 2025: 12352-12360.
- [89] CHEN T Q, ZHOU Z K, FANG Z, et al. RadioDUN: A physics-inspired deep unfolding network for radio map estimation[J]. arXiv preprint arXiv:2506.08418, 2025.
- [90] WU M F, SKOCAJ M, BOBAN M. Radio map prediction via neural networks with ground truth shortcuts and selective sampling [C]//2025 IEEE 35th International Workshop on Machine Learning for Signal Processing (MLSP). Piscataway: IEEE Press, 2025.
- [91] TARKOMA S, MORABITO R, SAUVOLA J. AI-native interconnect framework for integration of large language model technologies in 6G systems[J]. arXiv preprint arXiv:2311.05842, 2023.
- [92] CHATZISTEFANIDIS I, LEONE A, NIKAEIN N. Maestro: LLM-driven collaborative automation of intent-based 6G networks[J]. IEEE Networking Letters, 2024, 6(4): 227-231.
- [93] WANG X C, 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.
- [94] DUAN Z R, WEI Y H, NAN G S, et al. Sensing and understanding the world over air: A large multimodal model for mobile networks[J]. arXiv preprint arXiv:2511.21707, 2025.
- [95] SARFI A, THÉRIEN B, LIDIN J, et al. Overcoming the Communication-Performance Tradeoff in LLM Pretraining[J]. arXiv preprint arXiv:2508.15706, 2025.