

面向6G无线环境可预测的感知重构、语义表征及应用



Sensing Reconstruction, Semantic Representation and Application Towards 6G Predictive Wireless Environment

张建华/ZHANG Jianhua, 田艺璇/TIAN Yixuan,
孙语瞳/SUN Yutong, 于力/YU Li

(北京邮电大学 网络与交换技术国家重点实验室, 中国 北京 100876)
(Beijing University of Posts and Telecommunications, State Key Lab of
Networking and Switching Technology, Beijing 100876, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202305007

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20231016.0909.004.html>

网络出版日期: 2023-10-17

收稿日期: 2023-08-10

摘要: 面对6G通信多样复杂的应用场景, 精确低复杂的环境信息和信道模型是实现6G智简传输和组网的基础。面向6G无线环境可预测, 对无线环境的感知重构、语义表征与应用展开研究, 分析了现有的环境感知技术与重构算法, 并对无线环境可预测的语义表征方法进行总结。围绕目前存在的信道建模与预测难题, 介绍了信道在线预测的6G网络设计与感知重构平台。相关实验验证了该平台的可行性和准确性。认为未来无线环境可预测的关键是提高无线环境感知精度, 提升无线环境语义的可解释性, 建立一个面向6G信道的通用性系统模型。

关键词: 无线环境; 环境感知; 环境重构; 语义表征; 可预测信道

Abstract: In view of the diverse and complex application scenarios of 6G communications, accurate and low-complexity environment information, and channel models are the basis for achieving the 6G wisdom-evolutionary and primitive-concise network. The sensing reconstruction, semantic representation, and application of wireless environments toward 6G predictive wireless environment are investigated. The existing environment sensing techniques and reconstruction algorithms are analyzed, and the semantic representation methods are summarized for a predictive wireless environment. Focusing on the existing channel modeling and prediction challenges, we introduce the 6G network design method for channel online prediction and the predictive radio environment for digital twin communication platform. The key to future predictive wireless environment is to improve the accuracy of wireless environment sensing, enhance the interpretability of wireless environment semantics, and establish a universal system model for 6G channels.

Keywords: wireless environments; environment sensing; environment reconstruction; semantic representation; predictive channel

引用格式: 张建华, 田艺璇, 孙语瞳, 等. 面向6G无线环境可预测的感知重构、语义表征及应用 [J]. 中兴通讯技术, 2023, 29(5): 38-44. DOI: 10.12142/ZTETJ.202305007

Citation: ZHANG J H, TIAN Y X, SUN Y T, et al. Sensing reconstruction, semantic representation and application towards 6G predictive wireless environment [J]. ZTE technology journal, 2023, 29(5): 38-44. DOI:10.12142/ZTETJ.202305007

第6代移动通信系统(6G)的愿景是提供跨越物理世界和数字世界的即时、高效、智能的通信^[1]。信息论奠基人香农将信道列为通信系统模型的六大模块之一, 信道所呈现的特性依赖于电波传播的无线环境及其物理属性。然而, 一方面, 6G面临Sub-10 GHz、毫米波、太赫兹等多频段, 通感一体化^[2]、超高速移动、智能反射面、超大规模多输入多输出(MIMO)等新技术和多样应用的挑战, 呈现更

加复杂和高动态的无线环境; 另一方面, 为了满足未来通信服务高质量、全覆盖的要求, 6G网络还面临着复杂多样通信场景带来的巨大挑战^[3-4]。

传统的系统设计方式是先依次得到典型场景的电波传播模型, 然后通过离线仿真进行网络设计^[5]。这种方式存在着传输性能远离瞬态最优、环境适应性不足、系统优化成本高、迭代周期长的问题, 因此我们迫切需要探索基于物理环境感知重建的自底向上的无线信道预测新范式^[6]。2019年, 文献[7]提出基于大数据方法的信道预测框架和思路, 并对场景级、米级和波长级的信道特征预测进行分析, 进而提出

基金项目: 国家自然科学基金项目(92167202、61925102、62201086、62101069、62201087)

从模型到预测的范式转变。然而，随着通信频率的升高、传输速率的增加以及散射体材质的多样化，电波在实际环境传播过程中发生反射、折射、衍射时所产生的传播路径和特性变得复杂^[8]。因此，需要对无线环境进行语义表征，并实现信道动态特性的抽象，从而支撑智能化信道预测，如图1所示。

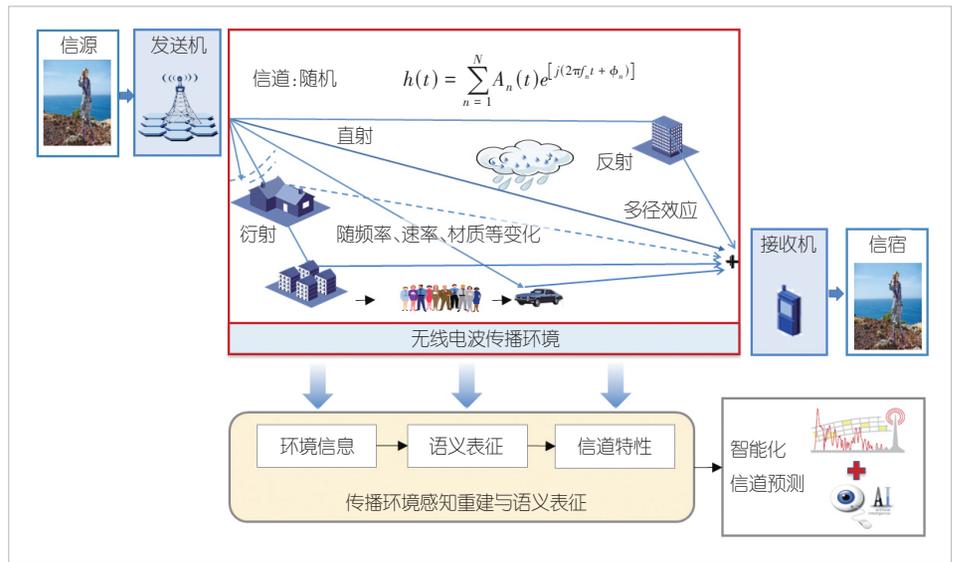
随着人工智能（AI）领域中深度学习（DL）、强化学习（RL）等技术的快速发展，通信系统汇聚了感知和预测的基础能力^[9-11]。一方面，6G网络支持无处不在的连接，通过各种传感器设备，如雷达、位置传感器和摄像头等，能够对物理环境进行实时感知；另一方面，6G的人工智能和计算能力是分析物理环境信息的有力工具，这使得基于感知增强的无线环境预测成为可能。

1 无线环境感知重构

无线环境感知重构即利用传感器和感知技术来获取环境信息，并通过环境重构方法对这些信息进行处理和还原。环境感知是获取环境信息的基础，环境重构的目的则是将感知数据转化为更高层次的环境模型，从而为智能系统的应用和决策提供重要支撑。所以环境感知和三维环境重构是自动驾驶、智能交通系统、机器人导航、数字孪生和虚拟现实等领域的重要组成部分^[12-13]。

1.1 环境感知技术

在复杂高动态的6G无线通信环境中，散射体数量多、



▲图1 6G通信系统中动态无线环境的语义表征与预测

种类繁多、包含大量环境信息，仅利用单一感知手段难以实现全面、完备的感知。针对不同场景特性，需要结合传感器自身特点加以部署并采集多模态环境数据，从而实现复杂场景下全面的环境感知，支撑6G场景下的无线环境重构。目前的感知设备主要分为视觉和非视觉两种。针对不同设备采集数据的特点，我们在表1中对感知数据类型、设备特点及智能应用进行了总结。

摄像头因具有便捷、成本低等优点成为目前最常用的视觉感知手段之一，能够获取环境中的图像和视频信息。目前主要应用2D计算机视觉技术，如目标检测^[14]、物体跟踪^[15]和语义分割^[16]等方法，对图像中的环境物体和语义信息进行识别和提取。为了感知三维信息，也可以利用多个相机实现视差计算^[17]，对场景的深度信息进行估计，但多设备在三维感知方面的应用目前比较有限。双目相机由两个摄像头集成，不仅可以直接获得左右两个视角的相机图像，实现场景

▼表1 视觉和非视觉感知手段特点及其智能应用

手段	感知设备	感知数据类型	设备特点	智能应用
视觉感知	摄像头	图像、视频	部署广泛,丰富的颜色、纹理、形状信息,适用于室内近距离场景、正常光照场景	目标检测、物体跟踪、语义分割
	红外摄像头	红外图像、红外视频	热像化,有夜视功能,无可见光干扰,适用于低光、夜间等特殊场景。	目标检测、语义分割、人体识别
	双目摄像头	双视角图像、视频	丰富的颜色、纹理、形状、深度信息,适用于室内近距离场景、正常光照场景	深度感知、目标跟踪、物体识别
非视觉感知	激光雷达	环境点云	高精度三维信息,不受光照影响,适用于室外远距离场景,多种光照条件场景	三维目标检测、点云语义分割
	毫米波雷达	距离、角度、速度	高抗干扰能力、高穿透能力、低功耗,适用于复杂天气条件场景	目标检测、距离测量、速度测量
	GPS	物体位置	高精度、全球测量,适用于室外场景	定位算法、地图匹配
	超声波传感器	距离测量	不受天气影响、成本低,适用于室内、室外近距离场景	环境映射、距离测量

GPS: 全球卫星定位系统

物体的深度感知，还可以提供更准确的目标跟踪和物体识别能力^[18]。红外摄像头弥补了摄像头的光线缺陷，在低光照或无可见光的情况下可以进行目标检测^[19]、语义分割^[20]和人体识别^[21]等处理。

激光雷达是三维感知技术使用的主流传感器，所获取的点云数据可以提供高精度的距离和形状信息，目前主要应用于三维环境重建、三维物体检测^[22]和目标跟踪^[23]等3D计算机视觉技术。此外，激光雷达不受光照条件的影响，可以适用于室外远距离场景和其他各种光线条件场景。但是激光束的穿透能力较差，容易受到浓雾、雨雪天气的影响。毫米波雷达作为经典传感器类型，其感知技术较为成熟，已经被装配于实际的车辆传感中。通过发射毫米波信号来探测物体的距离和速度，毫米波雷达利用目标检测、距离测量、速度测量、障碍物避障等技术从雷达原始信号中提取环境信息^[24-25]。相比激光雷达而言，毫米波雷达信号具有较强的穿透能力，适用于复杂天气条件场景。除此之外，超声波传感器和全球卫星定位系统（GPS）可用于室内、室外场景中目标物体的位置、距离测量，通常应用于物体定位技术。

1.2 三维环境重构技术

在三维环境重构中，运动结构恢复（SfM）、多视点立体视觉（MVS）和点云处理算法是3种主要的技术手段。SfM算法从多视角图像中提取特征点，然后根据这些特征点的匹配关系恢复出相机的运动轨迹和场景的三维结构^[26]。SfM算法生成稀疏点云，适用于静态场景定位，但是在处理大规模场景时容易受到内存和计算资源的限制。MVS算法通过多个视角的图像信息，对场景中的每个像素点进行深度估计^[27]。MVS算法生成稠密点云，可以提供更丰富的场景信息，适用于复杂场景和大规模场景的三维重建。在利用SfM和MVS算法生成环境的点云数据后，使用重建网格^[28]、点云配准^[29]、表面重建^[30]等算法进行点云数据处理，可以生成更精确、完整的三维环境模型。如图2所示，利用双目相机从无线三维环境中获取红绿蓝（RGB）图像和深度图像以构建三维稠密点云图，并采用追踪、局部优化及回环检测进行优化，最终能够生成完整的点云地图。在无线通信系统中，利用环境感知技术和重建方法，感知环境中的障碍物、移动散射体等信息^[6,31]，

对无线环境数据进行实时采集和建模，可以帮助通信系统更好地适应复杂多变的6G通信场景。

2 无线环境语义表征

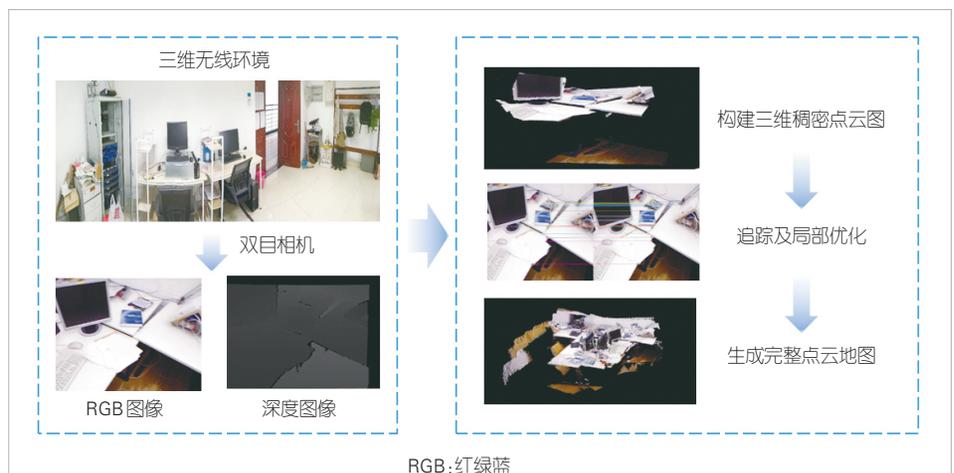
信道传播特性由无线环境决定。无线电波从发射端发出，经与传播路径中的各种散射体发生反射、散射、绕射等相互作用，然后到达接收端。这些接收得到的无线电波会呈现出多径聚簇特征。散射体的形状、位置和材质等都会对电波传播特性产生影响。2016年，文献[32]提出了利用计算机视觉对三维环境进行重构，并定义无线环境散射体与统计簇匹配的簇核（CN）。基于CN的建模方法，我们首先对物理环境的边界以及其中散射体的大小、位置、材质进行重建，然后基于射线追踪（RT）方法实现簇核匹配，赋予簇物理意义^[33]。簇核与信道的匹配关系可以表示为：

$$h(t, \tau) = \sum_{n=1}^N f(\text{CN}_n, \Omega_n) \delta(\tau - \tau_n) e^{j2\pi v_n t} \quad (1)$$

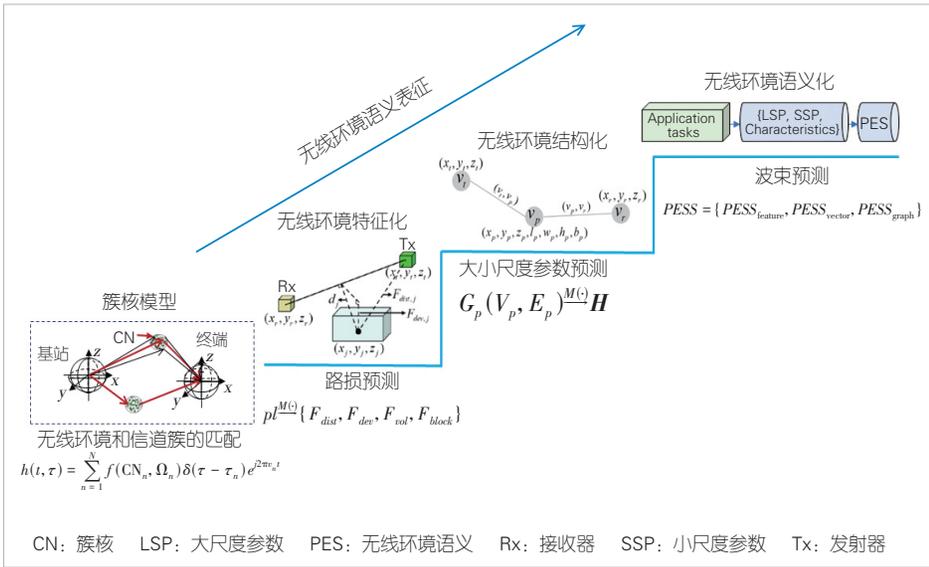
其中， $h(t, \tau)$ 表示信道系数， $f(\text{CN}_n, \Omega_n)$ 表示CN与散射体之间的映射关系， $\delta(\tau)$ 表示时延 τ 的狄拉克函数， v_n 表示第 n 个CN的多普勒频移。

为了进一步研究无线环境与信道的匹配映射关系，我们对无线环境进行特征化^[34]、结构化^[35]、语义化^[36]，实现对无线环境的解构和表征，并进一步利用不同无线传播的特征实现信道预测，如图3所示。

我们首先对无线环境进行特征化解构，提出了一种基于环境特征的路损预测模型^[34]。该预测模型用散射体距离、偏移、体积以及直射径（LOS）遮挡情况4种低维特征来表征环境，并基于所提环境特征利用随机森林算法进行路损预测。路损和特征的映射关系可以表示为：



▲图2 无线环境三维重构



▲图3 无线环境语义表征

$$pl^{M(c)}\{F_{dist}, F_{dev}, F_{vol}, F_{block}\}, \quad (2)$$

其中， pl 为路径损耗， $M(\cdot)$ 为映射函数， F_{dist} 、 F_{dev} 、 F_{vol} 、 F_{block} 分别为距离、偏移、体积、直射径遮挡情况4个环境特征。

仿真结果表明，相比于基于人工神经网络（ANN）和卷积神经网络（CNN）方法的模型，该模型可以提供与基于RT方法接近的结果，并且不同特征组合可以适用于环境信息获取和预测精度的不同要求。

不同于大尺度参数与全局环境特征相关这一特征，小尺度参数对环境的布局更加敏感。为了实现无线环境的结构化表征，我们利用图结构数据对无线环境进行抽象，提出了一种基于图神经网络（GNN）的信道预测方法^[35]。该方法首先以散射体为中心构建通信环境图（CEG），通过实现有效散射体（参与传播的散射体）以及一次传播散射体进行识别；然后根据识别结果构建相应的无线环境图（PEG），并基于GNN分别实现大尺度参数（LSP）和小尺度参数（SSP）预测。用 $G_p(V_p, E_p)$ 表示具有节点 V_p 、边 E_p 和节点特征向量 $X_v (v \in V_p)$ 的传播环境图。则环境图结构与信道的映射关系可以表示为：

$$G_p(V_p, E_p)^{M(c)}H, \quad (3)$$

其中， $M(\cdot)$ 为映射函数， H 为信道矩阵。

为了进一步解决无线环境高维度信息如何解构，以及其与信道参数的复杂映射机理难题，我们对无线环境进行了语义化表征，提出了一种以任务为导向的通信任务-信道特性-无线环境的3层解构框架，明确了无线环境语义（PES）

的概念，指出PES是影响无线传播特性（衰落）的主要环境变量，可以采用无线环境语义符号（PES）作为基本单元进行表示^[36]。PES包括特征 $PES_{feature}$ 、线性向量 PES_{vector} 以及非线性图 PES_{graph} ：

$$PES = \{PES_{feature}, PES_{vector}, PES_{graph}\}. \quad (4)$$

在这项工作中，以信道特性为桥梁，利用任务-信道以及信道-环境的先验知识，给出任务导向的无线环境语义构建方法。具体步骤包括：首先，针对通信任务需求相关的信道特性，包括LSP、SSP、LOS遮挡特性，将无线环境从全局以及

局部维度进行解构；然后，分别针对全局以及局部环境信息，进行环境结构化和特征化表征；最后，以波束预测任务为例验证所提方法性能，针对信道质量评估以及波束预测分别给出无线环境语义的构建方法，并基于机器学习算法部署预测模型。研究表明，相比于目前的基于环境图像的信道预测方法，所提方法精度至少提高6%，并且预测时间降低一个数量级。

3 无线环境可预测

目前环境感知增强在无线通信系统中的应用受到了广泛的关注，如信道大小尺度参数预测、波束赋形、遮挡预测、天线选择、资源管理、干扰控制等。通过感知环境中的物理参数、障碍物、移动散射体等信息，为信道预测算法提供可靠的输入数据，帮助系统预测信道的动态变化和多径传播特性。基于由簇核建模到基于AI的信道预测的研究方法，针对无线通信网络面临的复杂多变的无线环境和信道问题，文献[6]从电波传播角度，提出了一种6G可预测网络——EWaveNet，即利用增强感知实现物理无线环境的重构。EWaveNet设计与传统网络不同的包括感知、预测和决策三大功能的预测平面，并分析设计了网络架构在跨层优化、隔离性和灵活性方面的优势。其中的环境感知增强模块可以利用普通相机、深度相机、激光雷达等多种设备实现多模态数据采集，并利用特征工程、特征学习相关技术提取环境的低级基本、中级隐性和高级语义的多维度特征，建立完备的三维环境数据集。

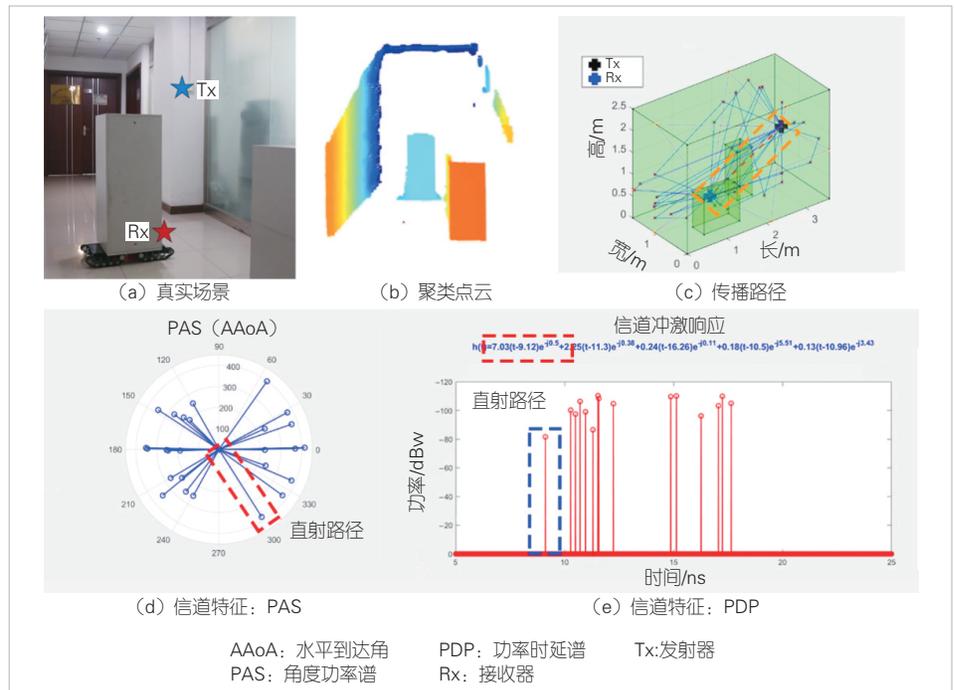
进一步地，预测模块从无线电波传播机理出发，通过感

知物理环境来建立相应的三维重构环境。基于簇核匹配和电场计算方法，利用由多维环境特征和信道数据构成的环境数据集，实现信道参数和特性的快速预测。决策模块利用预测结果支撑通信传输算法设计及组网优化，例如实现信道链路的提前切换，预判用户移动轨迹上的遮挡并提前选择最优波束，支持高速移动、高低频融合等场景下的空-时-频信道推演，简化信道估计，减少反馈开销等。

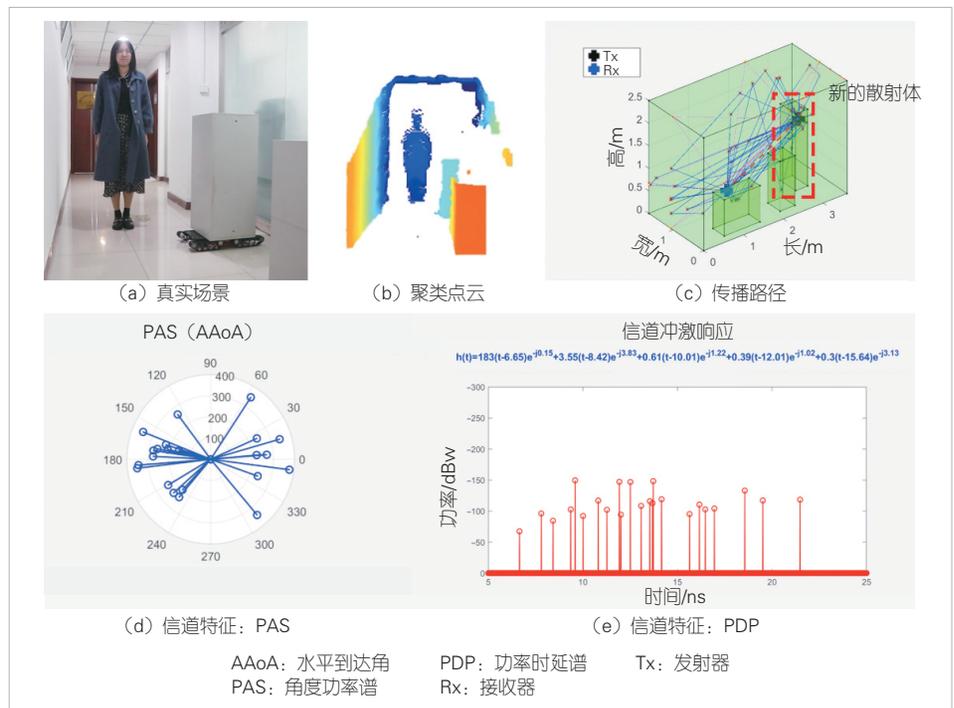
EWaveNet 创新性地实现了一种自底向上的物理环境感知、信道信息预测、智能传输设计和组网性能优化的孪生网络，在此基础上，文献[37]搭建了感知增强的无线环境预测与重建平台——PREDICT-Plat。该平台由3个模块组成：环境感知模块、电波传播预测模块、数据处理和可视化模块。首先，环境感知模块通过引入计算机视觉技术，利用传感设备实时采集环境信息并生成点云数据，配合特征提取计算散射体的位置、尺寸等信息，实现环境散射体的实时采集与自动重建；然后，电波传播预测模块采用优化的超快速、高精度的电场计算方法和环境信道关联数据库，在重建的环境中进行电磁计算，以获取电波传播路径信息，包括传播方向、反射和衍射，并且计算路径参数，例如幅度、时延和角度；最后，数据处理和可视化模块实现时变场景下信道衰落实时预测和展示，直观地呈现当前环境下的信道特性，如信道冲激响应（CIR）、功率时延谱（PDP）和角度功率谱（PAS）。平台通过时变场景快速感知和动态电磁仿真技术，可高精度模拟推演无线环境变化（散射体移动）规律。

该平台在 28 GHz 室内场景下通过了视距/非视距、有人/无人情况的实测验证。视距传播场景和遮挡场景预测结果分别如图 4 和图 5

所示。当散射体实时移动和人员走动时，平台能通过感知设备快速捕捉环境变化，生成聚类点云并完成环境重构，随后通过预测模块实时更新信道衰落预测结果，从而验证了平台的可行性和准确性。该平台解决了复杂应用场景下环境感知数据的快速实时处理和多维多尺度无线环境预测难题，有望自底向上地提高 6G 网络对环境变化的适应能力，是面向 6G



▲图4 视距场景的信道衰落预测结果^[33]



▲图5 存在行人的信道衰落预测结果^[33]

无线环境“数字孪生”的初步形态。但是目前该平台仍受到采集设备精度和电磁计算效率等因素的限制。未来,在更先进的传感器和强大计算能力的支持下,该平台可以完成6G网络多种场景下无线环境的重构与预测。

4 未来挑战与展望

1) 提高环境感知的精度

目前感知技术受到传感器设备精度、采集数据质量、算法复杂度和实时性等多方面的限制,这导致最终重构出的环境也存在一定误差。同时感知算法的高复杂性,对计算设备的内存和算力提出了较大的挑战。提升环境感知技术的精度需要从传感器技术、数据质量、算法改进、实时性优化等多个方面入手。提高感知设备和算法在各种应用场景下的准确性和稳定性,获取丰富的信息,有助于实现较高的无线环境感知精度。

2) 提升无线环境语义可解释性、泛化性

现有信道预测研究大多使用深度学习技术进行信道下游任务的预测,然而深度学习模型由大量的神经元和权重组成,导致其决策过程难以直观理解,通常在语义可解释性方面存在挑战。同时机器学习模型在测试数据或实际应用中表现较差,相关的应用场景及数据较为固定。提高语义可解释性和泛化性是不断探索和优化的方向,这使得机器学习模型更可靠、更具实用性,从而提高无线环境语义表征的场景适应性。

3) 普适化无线环境的可预测框架

不同的通信场景和下游任务需要不同类型的感知设备进行信息采集。文献[38]对基于完整环境图像及基于语义目标图像的波束预测方法进行了对比。结果表明,基于语义目标的方法能有效去除环境冗余信息,增强预测模型的鲁棒性。现有的基于环境信息进行信道预测的工作大多为任务导向,面向不同的下游信道预测任务进行信道预测,缺乏一个通用性的统一架构。因此,如何设计一个大而统的无线环境可预测框架也是一个亟待解决的难题。

5 结束语

到目前为止,虽然自动驾驶领域的环境感知重构技术已经基本成熟,但是无线环境可预测仍处于研究的初级阶段。本文面向6G网络中信道复杂动态变化的难题,总结了现有的感知重构、语义表征与信道可预测的研究进展。然而,现有研究存在感知技术精度较低、无线环境语义可解释性和泛化性较差、环境可预测受到任务限制等问题。如何提高无线环境感知精度,提升无线环境语义的可解释性,建立一个面

向6G信道的通用性系统模型,是今后研究的关键所在。

参考文献

- [1] ZHANG P, XU W J, GAO H, et al. Toward wisdom-evolutionary and primitive-concise 6G: a new paradigm of semantic communication networks [J]. *Engineering*, 2022, 8: 60-73. DOI: 10.1016/j.eng.2021.11.003
- [2] ZHANG J H, WANG J L, ZHANG Y X, et al. Integrated sensing and communication channel: measurements, characteristics, and modeling [J]. *IEEE communications magazine*, 2023, (99): 1-7. DOI: 10.1109/MCOM.020.2300165
- [3] LIU G Y, LI N, DENG J, et al. The SOLIDS 6G mobile network architecture: driving forces, features, and functional topology [J]. *Engineering*, 2022, 8: 42-59. DOI: 10.1016/j.eng.2021.07.013
- [4] ZHANG J H, LIN J X, TANG P, et al. Channel measurement, modeling, and simulation for 6G: a survey and tutorial [EB/OL]. (2023-05-26)[2023-08-08]. <https://arxiv.org/abs/2305.16616.pdf>
- [5] 张建华, 唐盼, 姜涛, 等. 5G信道建模研究的进展与展望 [J]. *中国科学基金*, 2020, 34(2): 163-178. DOI: 10.13443/j.cjors.2017091505
- [6] NIE G F, ZHANG J H, ZHANG Y X, et al. A predictive 6G network with environment sensing enhancement: from radio wave propagation perspective [J]. *China communications*, 2022, 19(6): 105-122. DOI: 10.23919/JCC.2022.06.009
- [7] LI W, ZHANG J H, MA X C, et al. The way to apply machine learning to IoT driven wireless network from channel perspective [J]. *China communications*, 2019, 16(1): 148-164. DOI: 10.12676/j.cc.2019.01.014
- [8] ZHANG J H, TANG P, YU L, et al. Channel measurements and models for 6G: current status and future outlook [J]. *Frontiers of information technology & electronic engineering*, 2020, 21(1): 39-61. DOI: 10.1631/FITEE.1900450
- [9] 刘留, 张建华, 樊圆圆, 等. 机器学习在信道建模中的应用综述 [J]. *通信学报*, 2021, 42(2): 134-153. DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2021001
- [10] ZHANG Z, ZHANG J H, ZHANG Y X, et al. AI-based time-, frequency-, and space-domain channel extrapolation for 6G: opportunities and challenges [J]. *IEEE vehicular technology magazine*, 2023, 18(1): 29-39. DOI: 10.1109/MVT.2023.3234169
- [11] ZHANG Z, ZHANG J H, ZHANG Y X, et al. Deep reinforcement learning based dynamic beam selection in dual-band communication systems [J]. *IEEE transactions on wireless communications*, 2023, (99): 1. DOI: 10.1109/TWC.2023.3300830
- [12] 刘光毅, 邓娟, 郑青碧. 基于数字孪生网络的6G无线网络自治 [J]. *中兴通讯技术*, 2023, 29(3): 2-7. DOI: 10.12142/ZTETJ.202303002
- [13] 段向阳, 康红辉, 吕星哉, 等. 面向6G的无线接入网络数字孪生技术 [J]. *中兴通讯技术*, 2023, 29(3): 32-37. DOI: 10.12142/ZTETJ.202303007
- [14] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection [C]//*Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. IEEE, 2016: 779-788. DOI: 10.1109/CVPR.2016.91
- [15] WOJKE N, BEWLEY A, PAULUS D. Simple online and realtime tracking with a deep association metric [C]//*Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. IEEE, 2018: 3645-3649. DOI: 10.1109/ICIP.2017.8296962
- [16] CHEN L C, PAPANDREOU G, KOKKINOS I, et al. DeepLab: semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs [J]. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2018, 40(4): 834-848. DOI: 10.1109/TPAMI.2017.2699184
- [17] CHEN Y L, LIU S, SHEN X Y, et al. DSGN: deep stereo geometry network for 3D object detection [C]//*Proceedings of 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. IEEE, 2020: 12533-12542. DOI: 10.1109/CVPR42600.2020.01255
- [18] LAGA H, JOSPIN L V, BOUSSAID F, et al. A survey on deep learning techniques for stereo-based depth estimation [J]. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2022, 44(4): 1738-1764. DOI: 10.1109/TPAMI.2020.3032602
- [19] MUKHERJEE S, COUDERT O, BEARD C. UNIMODAL: UAV-aided infrared imaging based object detection and localization for search and disaster recovery [C]//*Proceedings of 2022 IEEE International Symposium on Technologies for Homeland Security (HST)*. IEEE, 2023: 1-6. DOI: 10.1109/HST56032.2022.10025436
- [20] XU Z G, WANG J, WANG L Y. Infrared image semantic segmentation based on improved DeepLab and residual network [C]//*Proceedings of*

- 2018 10th International Conference on Modelling, Identification and Control (ICMIC). IEEE, 2018: 1–9. DOI: 10.1109/ICMIC.2018.8530003
- [21] KOPACZKA M, SCHOCK J, NESTLER J, et al. A combined modular system for face detection, head pose estimation, face tracking and emotion recognition in thermal infrared images [C]//Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques (IST). IEEE, 2018: 1–6. DOI: 10.1109/IST.2018.8577124
- [22] CHARLES R Q, HAO S, MO K C, et al. PointNet: deep learning on point sets for 3D classification and segmentation [C]//Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2017: 77–85. DOI: 10.1109/CVPR.2017.16
- [23] XIANG Z H. A simultaneous object detection and tracking framework based on point cloud [C]//Proceedings of 2022 14th International Conference on Computer Research and Development (ICCRD). IEEE, 2022: 225–229. DOI: 10.1109/ICCRD54409.2022.9730356
- [24] GAO X Y, XING G B, ROY S, et al. RAMP-CNN: a novel neural network for enhanced automotive radar object recognition [J]. IEEE sensors journal, 2021, 21(4): 5119–5132. DOI: 10.1109/JSEN.2020.3036047
- [25] MEYER M, KUSCHK G, TOMFORDE S. Graph convolutional networks for 3D object detection on radar data [C]//Proceedings of 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW). IEEE, 2021: 3053–3062. DOI: 10.1109/ICCVW54120.2021.00340
- [26] DING L, ELLIETHY A, SHARMA G. 3D georegistration of wide area motion imagery by combining SFM and chamfer alignment of vehicle detections to vector roadmaps [C]//Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2018: 1487–1491. DOI: 10.1109/ICIP.2017.8296529
- [27] BERRA E F, PEPPA M V. Advances and challenges of uav sfm mvs photogrammetry and remote sensing: short review [C]//Proceedings of 2020 IEEE Latin American GRSS & ISPRS Remote Sensing Conference (LAGIRS). IEEE, 2020: 533–538. DOI: 10.1109/LAGIRS48042.2020.9285975
- [28] LUO Q, LI Y, QI Y. Distributed refinement of large-scale 3D mesh for accurate multi-view reconstruction [C]//Proceedings of 2018 International Conference on Virtual Reality and Visualization (ICVRV). IEEE, 2019: 58–61. DOI: 10.1109/ICVRV.2018.00018
- [29] WANG H Q, HUANG L, YU K, et al. Deep-learning-based multiview RGBD sensor system for 3-D face point cloud registration [J]. IEEE sensors letters, 2023, 7(5): 1–4. DOI: 10.1109/LENS.2023.3267948
- [30] WANG Z Y, ISLER V, LEE D D. Surface Hof: surface reconstruction from A single image using higher order function networks [C]//Proceedings of 2020 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2020: 2666–2670. DOI: 10.1109/ICIP40778.2020.9190842
- [31] ALKHATEEB A, CHARAN G, OSMAN T, et al. DeepSense 6G: a large-scale real-world multi-modal sensing and communication dataset [J]. IEEE communications magazine, 2023, (99): 1–7. DOI: 10.1109/MCOM.006.2200730
- [32] ZHANG J H. The interdisciplinary research of big data and wireless channel: a cluster-nuclei based channel model [J]. China communications, 2016, 13(Supplement2): 14–26. DOI: 10.1109/CC.2016.7833457
- [33] YU L, ZHANG Y X, ZHANG J H, et al. Implementation framework and validation of cluster-nuclei based channel model using environmental mapping for 6G communication systems [J]. China communications, 2022, 19(4): 1–13. DOI: 10.23919/JCC.2022.04.001
- [34] SUN Y T, ZHANG J H, ZHANG Y X, et al. Environment features-based model for path loss prediction [J]. IEEE wireless communications letters, 2022, 11(9): 2010–2014. DOI: 10.1109/LWC.2022.3192516
- [35] SUN Y T, ZHANG J H, ZHANG Y X, et al. Environment information-based channel prediction method assisted by graph neural network [J]. China communications, 2022, 19(11): 1–15. DOI: 10.23919/JCC.2022.11.001
- [36] SUN Y T, ZHANG J H, YU L, et al. How to define the propagation environment semantics and its application in scatterer-based beam prediction [J]. IEEE wireless communications letters, 2023, 12(4): 649–653. DOI: 10.1109/LWC.2023.3237827
- [37] MIAO Y H, ZHANG Y X, ZHANG J H, et al. Demo abstract: predictive radio environment for digital twin communication platform via enhanced sensing [C]//Proceedings of IEEE INFOCOM 2023–IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS). IEEE, 2023: 1–2. DOI: 10.1109/INFOCOMWKSHPS57453.2023.10225977
- [38] SUN Y T, ZHANG J H, WANG J L, et al. PC-SC: a predictive channel-based semantic communication system for sensing scenarios [J]. Electronics, 2023, 12(14): 3129. DOI:10.3390/electronics12143129

作者简介



张建华，北京邮电大学教授、理学院副院长、博士生导师，北邮-中国移动联合创新中心主任；研究方向为6G移动通信技术、人工智能、数据挖掘，主要包括智能信道建模、大规模MIMO和太赫兹信道建模、信道仿真仪和OTA测试；发表论文300余篇，授权专利50余项。



田艺璇，北京邮电大学在读硕士研究生；主要研究方向为信道预测和环境感知。



孙语瞳，北京邮电大学在读博士研究生；主要研究方向为信道预测、环境感知、计算机视觉。



于力，北京邮电大学博士后；主要研究方向为智能信道建模、信道预测和机器学习。