

# 6G 数字孪生信道的三个使能技术: 多模态感知、环境知识和大模型



## Three Enabling Technologies for 6G Digital Twin Channel: Multimodal Sensing, Environment Knowledge, and Large Model

于力/YU Li, 张建华/ZHANG Jianhua, 蔡逸辰/CAI Yichen

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

DOI: 10.12142/ZTETJ.202504004

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.tn.20250711.1948.006.html>

网络出版日期: 2025-07-14

收稿日期: 2025-05-16

**摘要:** 未来6G移动通信系统中, 智能机器类通信 (MTC) 将在工业自动化、车联网等场景中发挥关键作用, 对通信系统中无线信道建模的精度、实时性与自适应能力提出了前所未有的挑战。数字孪生信道 (DTC) 作为一种新兴的信道表征范式, 能够在数字世界中构建物理信道的高保真映射, 为6G系统提供动态环境下的感知、预测与决策支持。为推动DTC从理论概念走向实际应用, 进一步提升其多模态数据融合以及多场景泛化能力, 首次将信道大模型 (ChannelLM) 引入DTC实现框架, 并围绕其核心架构展开关键技术设计与验证。具体而言, DTC架构由多模态环境感知与重构、无线环境知识 (WEK), 以及可泛化的ChannelLM三大核心技术支持, 分别实现对物理环境的高精度建模、环境-信道关系的可解释性构建, 以及基于知识驱动的信道预测与通信策略生成。MTC典型场景的实验结果表明, 所提方案在信道预测精度与场景泛化性方面显著提升, 为DTC技术在6G网络中的应用落地提供了有效的支撑路径。

**关键词:** 数字孪生信道; 多模态感知; 环境重构; 信道预测; 无线环境知识; 信道大模型

**Abstract:** In future 6G mobile communication systems, intelligent machine-type communication (MTC) will play a pivotal role in scenarios such as industrial automation and vehicular networks, posing unprecedented challenges to the accuracy, real-time performance, and adaptability of wireless channel modeling. As an emerging paradigm for channel representation, the digital twin channel (DTC) enables high-fidelity mapping of physical channels into the digital domain, providing sensing, prediction, and decision-making support for 6G systems in dynamic environments. To promote the transition of DTC from theoretical concept to practical engineering application, and to enhance its multimodal data fusion and cross-scenario generalization capabilities, this work integrates the channel large model (ChannelLM) into the DTC framework, focusing on the design and implementation of core technologies. Specifically, the DTC architecture is enabled by three key components: multimodal environment sensing and reconstruction, wireless environment knowledge (WEK) construction, and a generalizable ChannelLM. These components respectively support high-precision modeling of physical environments, interpretable construction of environment-channel relationships, knowledge-driven channel prediction, and communication strategy generation. Experimental results across typical MTC scenarios demonstrate that the proposed framework achieves high channel prediction accuracy and strong environmental adaptability, offering a viable pathway for the practical deployment of DTC in future 6G networks.

**Keywords:** digital twin channel; multimodal sensing; environment reconstruction; channel prediction; wireless environment knowledge; channel large model

**引用格式:** 于力, 张建华, 蔡逸辰. 6G数字孪生信道的三个使能技术: 多模态感知、环境知识和大模型 [J]. 中兴通讯技术, 2025, 31(4): 19-28. DOI: 10.12142/ZTETJ.202504004

**Citation:** YU L, ZHANG J H, CAI Y C. Three enabling technologies for 6G digital twin channel: multimodal sensing, environment knowledge, and large model [J]. ZTE technology journal, 2025, 31(4): 19-28. DOI: 10.12142/ZTETJ.202504004

6G移动通信系统正朝着“泛在无线智能”的愿景<sup>[1-3]</sup>加速演进。其中, 智能机器类通信 (MTC) 被广泛认为是支撑未来智慧城市、自动化工业、智能交通等关键应用场景的

重要通信范式<sup>[4]</sup>。MTC强调设备间的高频交互与系统级协同, 对无线网络在空口时延、可靠性、连接密度等关键性能指标提出了更高要求。

然而, 面向6G MTC典型应用场景的无线环境往往复杂多变, 通信过程可控性差。例如, 工业互联网 (IIoT) 场景

基金项目: 国家自然科学基金项目 (62401084, 62525101)

中的移动设备会引发严重的遮挡和时变的通信环境,设备材质电磁特性随频率与温度的改变而发生动态变化,导致信号进一步抖动<sup>[5-7]</sup>。车载无线通信(V2X)场景则受到高速多普勒频移和路径遮挡影响,例如建筑物、车辆遮挡使通信环境变化频繁且难以预测,影响通信稳定性。

作为无线信号传播的物理介质,电磁波在无线环境中的传播特性将直接影响通信系统的整体性能。因此,如何在MTC场景中实现对信道的快速、准确、可泛化建模与预测,成为保障系统可靠性的核心课题。近年来,已有部分研究为面向6G的MTC信道表征奠定了初步基础,例如较低信令开销的鲁棒性用户检测和信道估计<sup>[8]</sup>、基于边缘云无线接入网络架构的超可靠MTC信道建模<sup>[9]</sup>、基于任务权重和用户需求的自适应分配资源等<sup>[10]</sup>。但整体来看,当前仍缺乏一套可统一适配多种场景和通信任务的快速、精确信道建模范式。

在此背景下,本文首次提出了多模态环境感知、环境知识与人工智能(AI)大模型技术使能的数字孪生信道(DTC)架构,实现了MTC场景下信道表征的智能演进<sup>[11-25]</sup>。通过将物理世界中的信道映射到数字空间,DTC可实现对环境变化与信道衰落状态的实时表征与响应,构建通信系统与环境之间的动态交互机制。这一体系具有精确建模、实时交互、自我更新、任务导向四大关键特性,能够全面复现物理世界状态,精准刻画动态信道演化过程,并在复杂多样异质

的6G MTC场景中,实现基于任务需求的在线预测与系统自适应优化。

所提DTC架构在支撑6G MTC网络方面展现出巨大潜力,但需要在理论框架的基础上进一步明确技术实现流程并完成系统验证。为此,本文进一步引入大模型能力,并围绕环境感知、环境-信道映射、信道预测等核心模块展开系统设计与技术实现。此外,本文在IIoT和V2X典型MTC场景下完成了对DTC的实验验证,有效证明了其在复杂动态环境下的可用性与实用性,为其在6G网络中的工程落地奠定了坚实的技术基础。

### 1 信道数字孪生架构

为实现面向6G MTC的高可靠低时延信道预测,所提出的DTC架构包含3项主要使能技术:多模态环境感知和重构、无线环境知识(WEK)和信道大模型(ChannelLM),如图1所示。

多模态环境感知与重构技术用于实现物理环境向数字空间的映射。系统通过激光雷达、相机、全球定位系统(GPS)等多种异构传感器获取来自不同模态、互为补充的环境感知数据,并将其融合还原为高精度、完整的三维场景模型。这一技术实现了DTC的精确建模能力,确保系统能够基于真实、细粒度的环境信息开展信道预测与通信策略

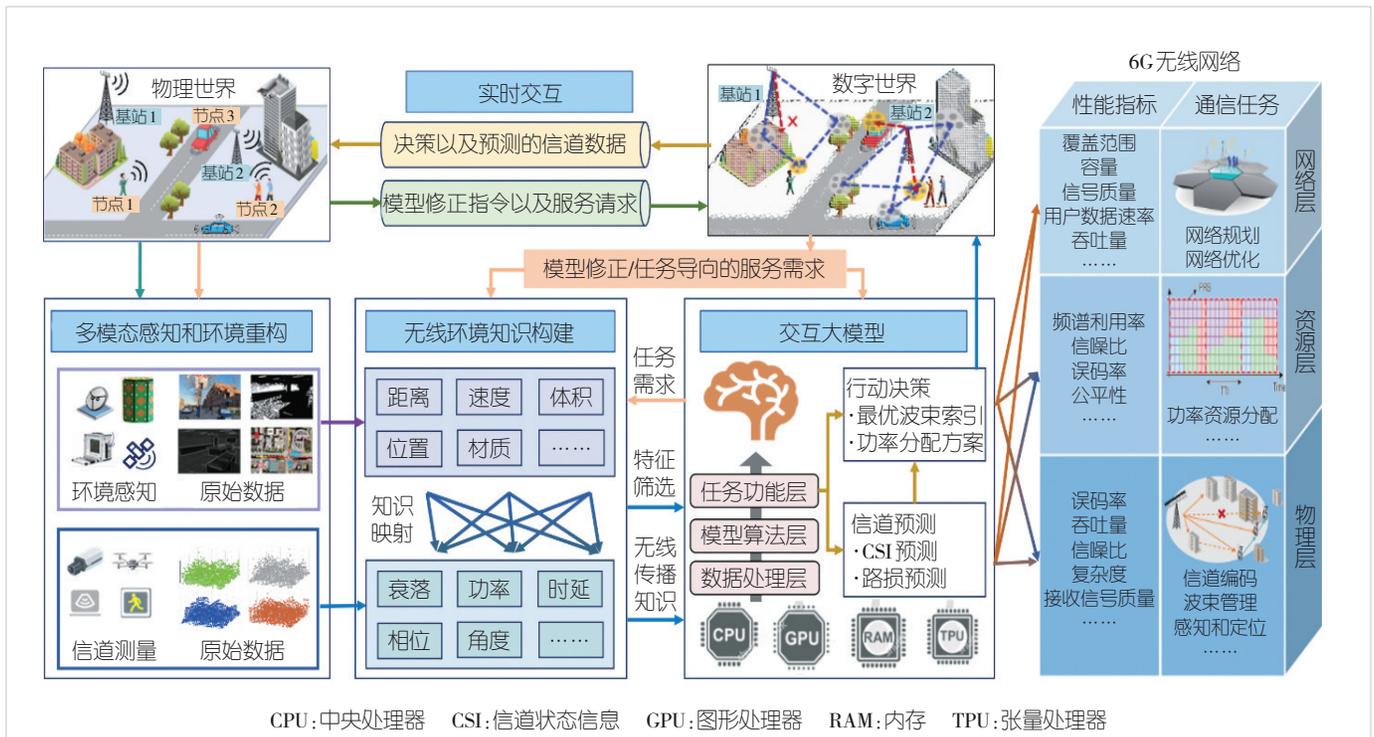


图1 多模态感知、无线环境知识和信道大模型驱动的数字孪生信道实现框架

优化。

WEK建立环境和信道之间本质、固化的映射关系,为后续基于环境信息的信道特性预测提供了基础。这一技术提升了DTC的可解释性、泛化性,并支撑了任务导向性,使其能够根据不同服务质量(QoS)需求进行调整。

然而,由于通信任务、场景、频段等给模型的推理和计算能力带来极大挑战,传统小模型在多模态数据融合、多任务适配等方面难以胜任。为此,本文首次提出ChannelLM以满足多场景泛化、多任务并行、多模态融合等需求。在基础数据与无线传播先验知识的支撑下,模型可实现信道的参数预测、波束选择与功率控制等关键任务。

同时,系统具备动态反馈机制,可根据实时环境状态调整模型推理结果,并对物理世界执行的通信策略进行修正,从而实现DTC的实时交互与自我更新能力。上述架构首次定义了DTC的功能分工。为实现该架构的工程化部署,本文将分别对3项核心使能技术的具体实现方式进行详细描述。

## 2 信道数字孪生关键技术实现

### 2.1 多模态感知和环境重构

为了实现对传播环境的准确建模,DTC依赖于多模态感知技术,通过多类传感器协同获取丰富、互补的环境信息,构建完整的三维场景模型。

#### 2.1.1 无线环境的感知

随着感知技术的快速发展,通信系统可以通过单目相机、深度相机、激光雷达(LiDAR)等传感器采集包含丰富环境信息的感知数据。然而,单一模态的传感器在实际部署中往往面临局限性。

例如,单目相机可以捕捉物体的颜色、纹理等丰富的语义信息。然而,其数据缺乏深度信息,这意味着传播环境信息的不完整性。深度相机弥补了单目相机在尺度信息上的不足,能够感知三维空间信息。这对于通信系统在复杂环境中的信道建模和估计非常有帮助。但这类视觉传感器对光照条件较为敏感,夜间或强光照等环境下难以获取准确信息。相比之下,LiDAR作为一种主动传感器,通过发射激光脉冲生成三维点云数据,具有精细的空间分辨率,能够精确反映环境中物体的几何形状、尺寸和位置。此外,LiDAR不受光照条件影响,在极端照明条件下也能提供可靠的环境感知。然而,LiDAR的成本较高,且在远距离时点云数据稀疏,这可能限制其在大规模通信系统中的应用。

为克服上述局限,系统需引入多模态感知方法以获得最

大限度的感知视角,融合不同传感器的优势,减少感知盲区,提高系统的稳定性。在融合策略方面,常见的融合方式包含数据级、特征级和决策级的融合。其中,数据级的融合要求不同模态的数据在时间、空间上严格对齐,对多模态数据的固有错位较为敏感;而决策级融合则忽略了模态间潜在的相关性,难以挖掘中间特征中的深层信息。在此背景下,特征级融合被广泛应用于复杂场景中,它能够在保持信息有效性的基础上,捕捉不同模态之间的互补性,从而实现更优的融合效果。

除了感知数据本身的融合外,传感器的物理部署策略也对实现稳定、有效的环境感知具有重要影响。以视觉传感器为例,相机几何模型用于评估视觉传感器对目标场景的覆盖范围。可通过相机内参和视场角快速计算投影平面上的最大观测区域及其在三维空间中的对应深度范围,从而辅助安装位置优化,以提升覆盖效率并降低冗余。在进行LiDAR设备部署时,需要综合考虑视野遮挡、安装高度、数据处理能力以及环境适应性等多重因素,确保在关键区域实现稳定的三维感知覆盖。在给定系统参数下的最远有效探测距离表示为:

$$R_{\max} = \left( \frac{P_t G_t G_r \lambda^2}{(4\pi)^3 P_{\min} L} \right)^{\frac{1}{2}} \quad (1),$$

其中, $P_t$ 为发射功率, $G_t$ 、 $G_r$ 为发射/接收天线增益, $\lambda$ 为波长, $P_{\min}$ 为最小可检测功率, $L$ 为路径损耗因子。由于LiDAR垂直扫描角固定,安装高度越高,其在地面的覆盖范围就越大,但点云密度会随之降低。因此,安装高度需根据应用需求在覆盖范围与感知精度之间权衡选择。

合理的系统设计和设备部署是确保环境感知系统稳定运行的基础,也为DTC架构的环境重构模块提供可靠支撑。图2展示了在实际环境中采集的多视角图像与LiDAR点云的数据结果。

#### 2.1.2 无线环境的重构

在获取互补的多模态感知数据后,首先需要对物理传播环境进行建模与重构,以生成可用于信道特性分析的高精度三维场景模型。

已有研究表明,不同环境特征对信道参数具有显著影响。文献[26–28]指出,环境几何结构、散射体密度、天线布局及材料反射吸收特性共同决定信号的路径损耗、延迟扩展和多径分布。表1总结了常见的感知手段,环境特征及对应被影响的信道参数。



图2 北京亦庄自动驾驶区多模态环境感知:多视角图像与LiDAR点云

表1 常见的感知手段、环境信息特征及对应被影响的信道参数

感知手段	环境信息特征	影响的信道参数
深度相机、激光雷达	天线高度	路径损耗、时延扩展、角度扩展、莱斯K因子
深度相机、激光雷达、毫米波雷达、GPS、	Tx和Rx距离	路径损耗、莱斯K因子
深度相机、激光雷达	散射体尺寸	路径损耗、角度扩展
深度相机、激光雷达、毫米波雷达、GPS	散射体位置	路径损耗、角度扩展
摄像头、激光雷达	散射体密度	RMS DS、RMS AS、莱斯K因子
摄像头	散射体材质	路径损耗和时延扩展

AS:角度扩展 DS:时延扩展 GPS:全球定位系统 RMS:均方根 Rx:接收机 Tx:发射机

因此，环境重构不仅要还原三维几何形态和物理属性，更要为提取信道关键信息并将其映射为射线追踪或机器学习模型的输入做好准备。在多源传感器支持下，环境重构过程通常包括数据配准与格式转换、点云融合、深度图还原、图像-几何联合建模等环节。通过对视觉、激光和定位数据的统一处理，能够构建一个与物理世界对应的数字无线环境，进而实现精确的信道预测，并为可泛化大模型提供真实的场景描述，从而在数字孪生系统中支撑后续的智能决策与优化。

## 2.2 无线环境知识构建

通过多模态感知与环境重构，系统获得了全面、精准的物理环境模型。然而，这一模型本身仍属于几何层级的信息表示，无法直接用于信道建模与系统优化。为了实现从环境到信道的有效映射，系统需进一步解构环境要素与信道特性之间的内在关系。为此，本文首次提出WEK，以便面向通信任务挖掘结构化、低维度、信道高相关性的环境特征，进而通过利用轻量化的神经网络实现无线环境到信道特性参数的可泛化、高精度推理预测。上述流程建立了环境特征到信道状态之间的可解释映射<sup>[29-30]</sup>，从而构成了WEK的核心。

WEK通过理论推导、语义构建等可解释性的过程，挖掘并构建环境和信道之间的本质相关性。从广义角度看，

WEK被认为是从环境信息  $\Phi \in \mathbb{R}^D$  到信道知识  $k \in \mathbb{C}^J$  的可解释关系映射  $K(\cdot)$  的集合，可表示为：

$$\mathcal{K} = \{K(\cdot): \mathbb{R}^D \rightarrow \mathbb{C}^J\} \quad (2)$$

其中， $\Phi \in \mathbb{R}^D$  表示在物理世界中获得的  $D$  维环境信息的集合。 $\mathbb{R}$  包含基站 (BS)、用户终端 (UT) 和散射体的环境信息，例如位置、体积、材料、天线高度等。 $D$  是与场景相关的维度，随着不同类型的场景而变化。例如，在非视距 (NLoS) 条件下需要引入遮挡属性，导致其环境信息具有维度比视距 (LoS) 条件更大的描述维度。 $k \in \mathbb{C}^J$  表示与特定通信任务相关且具有环境普适性的知识，其中  $J$  取决于任务的信道需求。 $K(\cdot)$  表示 WEK 环境到信道的映射函数，其目标是学习或推导环境信息与信道知识之间的稳定、可解释关系。该映射关系可通过知识图谱、关系图、树形图等多种形式存在。

为解决环境与信道关系构建研究中环境信息冗余、关系不可解释、关系构建复杂度高问题，文献[31]首次提出了一种电磁特性启发式的 WEK 构建与应用方法，相关框架如图3所示。该方法通过建模信号在环境中发生的直射、反射、衍射等传播行为，推导环境特征与信道特性之间的数学关系，并量化各类传播机制的贡献权重，形成可用于信道建模的结构化知识表达。

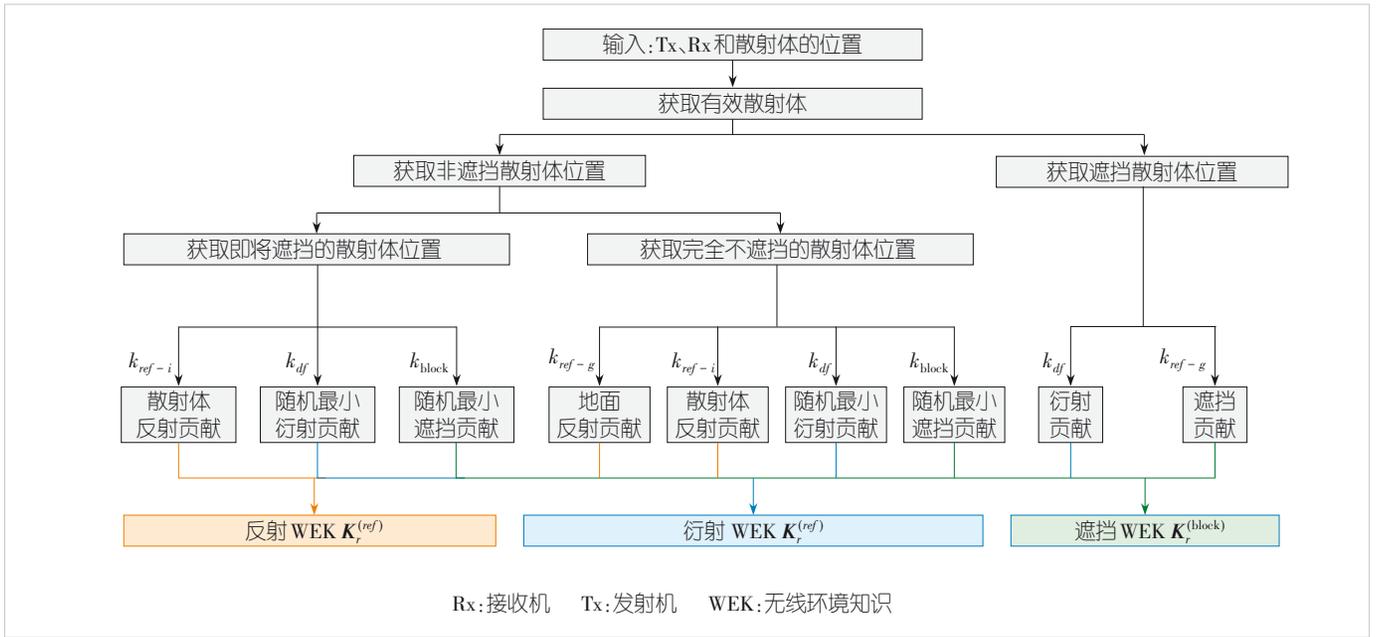


图3 所提WEK构建框架及流程

无线信道由不同传播机制的多径叠加形成，信道模型表示为：

$$h(t) = h_{\text{ias}}(t) + h_{\text{ref}}(t) + h_{\text{df}}(t) \quad (3),$$

$$h_i(t) = \sum_{N_i}^{n=1} \beta_{n,i}(t) e^{j(2\pi\nu_{i,n}t + \phi_{i,n}(t))} \quad (4),$$

其中， $i$ 为传播类型，即直射、反射和衍射。 $N_i$ 是类型 $i$ 产生的信道多径数。 $\beta_{n,i}(t)$ 、 $\phi_{i,n}(t)$ 、 $\nu_{i,n}$ 分别表示时变路径损耗、相位和多普勒频移。

由于总路径增益的值由多个子路径的叠加决定，这些子路径是根据发射机 (Tx) 和接收机 (Rx) 之间的环境结构产生的。因此，构建的 WEK 由两个部分组成：基于环境信息的传播知识 M 和知识系数 C，具体可表示为：

$$\mathbf{K}(\mathbf{M}, \mathbf{C}); \{P_i, P_r, P_t\} \rightarrow \text{WEK} \quad (5),$$

其中， $P_i$ 、 $P_r$ 、 $P_t$ 分别为第 $i$ 个散射体、第 $r$ 个 Rx 和 Tx 的位置。传播知识根据环境信息解释当前场景中传播模式的贡献程度，知识系数反映不同场景中传播模式的权重。

电磁波特性启发式的无线环境知识构建首先需要通过三维环境模型获得 Tx、Rx 和散射体的位置信息。为判定哪些散射体参与传播过程，我们引入有效散射体检测机制，并基于第一菲涅尔区定义、随机几何理论以及 Tx、Rx 之间的几何结构，构建散射体椭圆模型，设计参与信号传播的散射体判定方法。此外，为了更好地表征 NLoS 区域的电磁波传播特性，定义遮挡散射体，并设计遮挡散射体的几何判定机

制。这类散射体存在以下几何关系：散射体到 Tx 和 Rx 连线的垂直距离小于其对角线长度的一半。

利用几何光学理论，设计真实环境下基于位置信息确定反射点的方法，并根据该反射点，基于几何光学理论推导环境与散射体反射、环境与地面反射之间的数学关系。散射体反射贡献  $K_{\text{ref}-i}$  和地面反射贡献  $K_{\text{ref}-g}$  分别定义为：

$$K_{\text{ref}-i} = \frac{k_{\text{ref}-i} \|P_t - P_r\|}{\|P_r - RP\| + \|RP - P_t\|} \quad (6),$$

$$K_{\text{ref}-g} = \frac{k_{\text{ref}-g} \|P_t - P_r\|}{\sqrt{(d_t + d_r)^2 + (h_t + h_r)^2}} \quad (7),$$

其中， $k_{\text{ref}-i}$  和  $k_{\text{ref}-g}$  分别表示散射体和地面反射的知识系数， $d_t$  和  $d_r$  分别为 Tx 和 Rx 到地面反射点的水平距离， $h_t$  和  $h_r$  分别为 Tx 和 Rx 的天线高度。 $K_{\text{ref}-i}$  和  $K_{\text{ref}-g}$  用于刻画散射体与地面反射对总信道增益的贡献。

基于一致性几何绕射理论，沿着实际的无线电波传播路径，散射体开始落入第一菲涅耳区时，就会发生衍射损耗，这将导致接收功率和信号质量下降。从散射体的顶点到连接 Tx 和 Rx 的距离的垂线称为菲涅耳间隙。以菲涅耳区中心高度为参考，设遮挡散射体高度为  $h_b$ ，散射体到 Tx 和 Rx 的水平距离分别为  $d_t$  和  $d_r$ ，发射天线高度为  $h_t$ ，接收天线高度为  $h_r$ ，则散射体衍射贡献表示为：

$$K_{\text{df}} = k_{\text{df}} \left( h_b - h_r - \frac{(h_t - h_r) d_r}{d_t + d_r} \right) \quad (8).$$

基于Tx、Rx和遮挡散射体之间的几何关系，环境与散射体遮挡之间的映射关系表示为：

$$K_{\text{block}} = \frac{\|\mathbf{P}_b \cdot \overrightarrow{\mathbf{P}_t \mathbf{P}_r}\|}{\|\mathbf{P}_t \mathbf{P}_r\|} \cdot \frac{k_{\text{block}}}{\sqrt{l_b^2 + w_b^2}} \quad (9),$$

其中， $l$ 和 $w$ 分别表示散射体的长度和宽度。

上述工作中仅考虑散射体材质单一的室外场景，设置的知识系数 $k$ 皆为常量。在此基础上，文献[32]进一步考虑了IIoT等复杂场景中散射体的不同材质，根据菲涅尔电磁理论，首次提出了反映材质电磁和频率特性的反射和衍射知识系数：

$$\{c_{\text{ref}-i}, c_{\text{df}-i}\} \sim F(\varepsilon) \quad (10),$$

其中， $F(\cdot)$ 表示映射函数， $\varepsilon$ 为复介电常数（反映材质的电磁特性）。基于材质相关的知识系数，进一步更新WEK表示方法：

$$K_{\text{ref}-i} = \frac{c_{\text{ref}-i} \|\mathbf{P}_t - \text{RP}\|}{\|\mathbf{P}_t - \text{RP}\| + \|\text{RP} - \mathbf{P}_r\|} \quad (11),$$

$$K_{\text{df}-i} = c_{\text{df}-i} \sqrt{\frac{\|\mathbf{P}_t - \text{DP}\|}{\|\text{DP} - \mathbf{P}_r\| \cdot (\|\mathbf{P}_t - \text{DP}\| + \|\text{DP} - \mathbf{P}_r\|)}} \quad (12),$$

其中，RP和DP分别表示散射体上对应的反射点和衍射点坐标。

所述方法将散射体材质信息引入WEK构建过程，基于菲涅尔电磁理论、几何光学理论和一致性绕射理论，建立了环境与不同电磁传播类型（反射、衍射）以及散射体遮挡之

间的量化关系，实现了对复杂场景的动态自适应与精细化建模。更新后的WEK不仅有效简化了判断和计算过程，还将环境中材质的电磁和频率特性转化为具备物理意义的可解释知识表示，提升了模型的场景泛化能力和信道预测精度。相比于端到端的黑盒学习方式，WEK为DTC提供了一套可物理推导的环境-信道关系图。在此基础上，后续的大模型模块能够在明确的物理机制指引下，完成更具可信性的信道预测与策略决策。

### 2.3 信道大模型

尽管WEK为通信系统提供了结构化、可解释的知识输入，但要充分发挥其价值，仍需具备强大的模型能力，以便对其输出的环境信息进行深度理解与有效利用。

DTC性能受限于框架中AI模型参数规模和泛化能力。目前大多数现有模型的参数规模较小，且大多针对特定任务或场景设计，难以满足DTC多任务、多场景的复杂需求。同时，大语言模型在自然语言处理领域展现出强大泛化性和建模能力，为DTC的智能演进提供参考。为实现DTC的多场景泛化、多任务并行、多模态融合，作者团队首次尝试引入大模型到信道研究中，进而提出了信道大模型（ChannelLM）。ChannelLM作为DTC的智能核心，能够实时处理多模态输入数据并数字化动态重建物理世界，实现信道特征的深度提取与关键参数的精准预测。依托通信网络的反馈机制，ChannelLM在强大硬件算力支持下通过在线学习不断优化模型输出，实现高效训练与低延迟推理。

图4展示了一个以多模态感知数据和无线环境知识作为

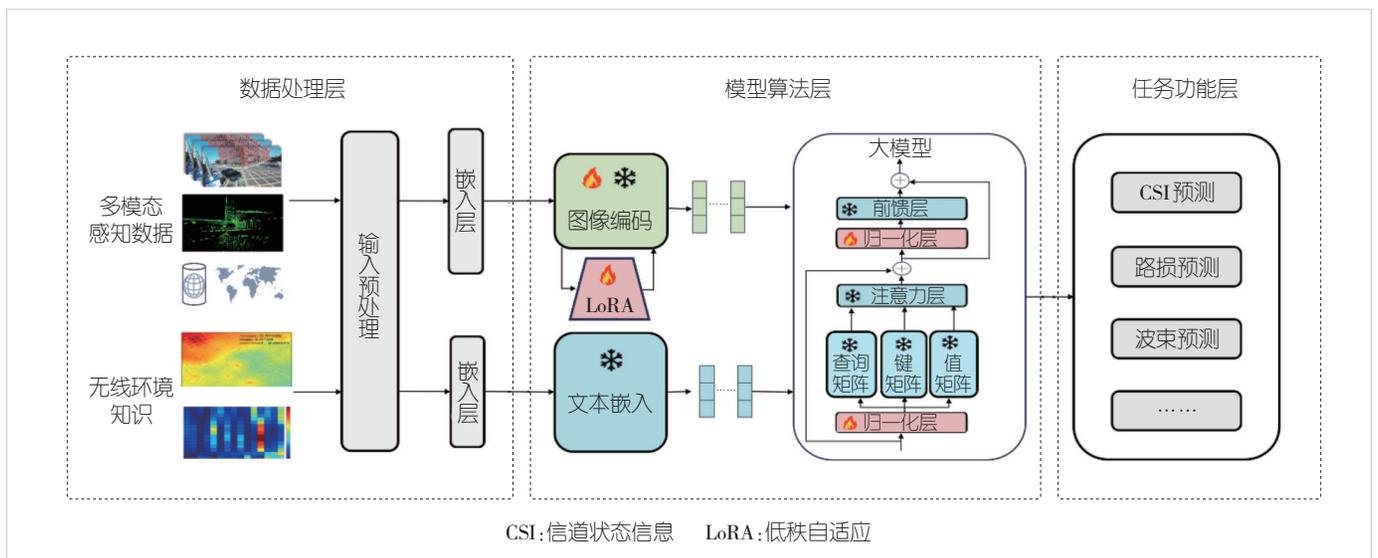


图4 信道大模型原理架构图

输入的 ChannelLM 架构示意图。该 ChannelLM 架构包括数据处理层、模型算法层和任务功能层 3 个部分。

在数据处理层中,由终端传感器获取的多模态感知数据和从 WEK 输出的无线环境知识在经过输入预处理后,由嵌入层分别映射为适用于信道大模型处理的嵌入向量,作为模型算法层的输入。

在模型算法层中,由感知数据和环境知识映射得到的嵌入向量,通过大模型实现多模态融合并提取影响信道传播的关键特征。知识嵌入向量通过分词器将其转化为离散序列,并将离散序列映射为高维连续空间中的嵌入向量,得到文本嵌入。感知嵌入向量通过图像编码模块中的编码器来提取感知数据中的高维语义特征,包括与信道传播相关的遮挡、散射体分布等环境特征,得到能够反映无线传播环境的图像嵌入。在模型的训练过程中,图像编码模块中的注意力权重采用低秩自适应 (LoRA) 技术进行微调,以节省计算资源<sup>[33]</sup>。文本嵌入和图像嵌入之间的关系通过大模型模块中的解码器来建立,从而形成统一的传播环境特征表示。在此基础上,大模型利用其强大的表征能力从融合后的环境特征表示中,提取影响信道传播的潜在关键特征,进而实现后续对无线信道关键参数的准确预测。

在任务功能层中,不同的预测任务如 CSI 预测、路损预测、波束预测等,通过特别设计的网络架构和损失函数进行任务定制化训练,并结合每类任务的误差反馈进行权重更新,使模型能够适应多变的无线环境,以提升整体 DTC 系统的泛化能力与鲁棒性。因此,作为信道数字孪生系统中的智能大脑,ChannelLM 所具有的多模态感知融合、实时推理与任务协同的能力,为实现在线、精确的 DTC 系统奠定了基础。

### 3 仿真与结果

本节进一步通过仿真实验验证所提出关键技术典型 MTC 场景中的实际表现。具体而言,在已构建的多模态环境感知与三维重构基础上,重点对 WEK 构建方法与 ChannelLM 的有效性进行性能展开评估。

#### 3.1 基于多模态环境信息的无线环境知识验证

本节搭建 IIoT 仿真场景,并通过射线跟踪 (RT) 方法构建数据集。基于多模态感知数据,面向路径损耗预测任务,对 2.2 节中的知识系数和 WEK 构建方法进行验证,如图 5 所示。

图 5 (a) 显示了搭建的仿真场景,场景中不同颜色代表不同材质。图 5 (b) 显示了场景中对应 Rx 的 WEK 和路径损耗之间的隐性关系。从统计分析的角度看,为了进一步评

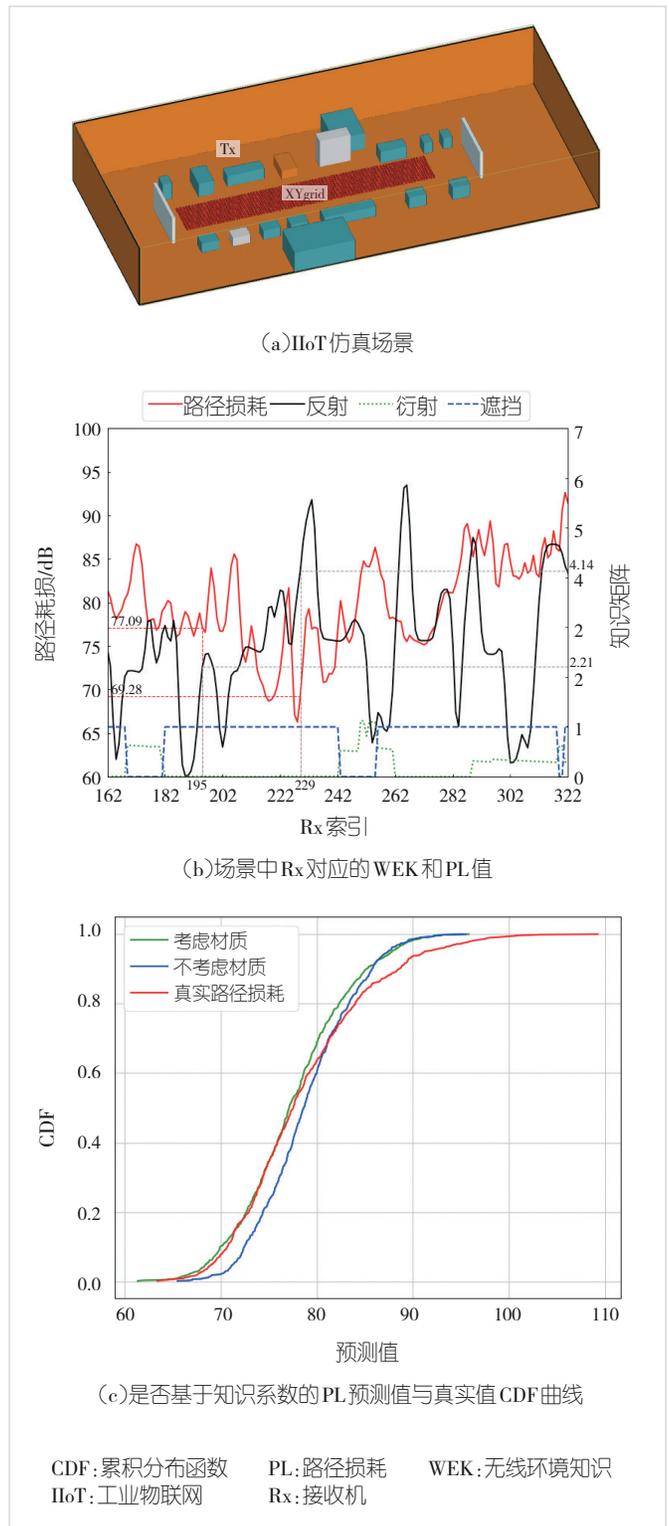


图 5 仿真场景、WEK 构建及 PL 预测结果

估所提出的路径损耗预测框架,我们基于材质系数和默认系数 (设置为 1) 分别构建 WEK。通过卷积神经网络 (CNN) 模型得到的预测值与真实值的累积分布函数 (CDF) 曲线如

图 5 (c) 所示。图 5 验证了 WEK 构建与考虑材质在 IIoT 场景中的有效性。

### 3.2 基于多模态环境信息的信道大模型仿真验证

在 IIoT 仿真场景中, 基于 WEK 与小模型结合的方法在信道预测任务中取得了良好效果。为了进一步验证其在更广泛场景下的适应性与泛化能力, 本文进一步引入大模型架构, 并在真实采集的 V2X 场景多模态数据集上评估 ChannelLM 框架的性能。

本文分别构建了基于 GPT-2<sup>[34]</sup> 的 ChannelGPT<sup>[35-36]</sup> 模型和基于 DeepSeek Janus-Pro-1B 的 ChannelDS 模型<sup>[37]</sup>。在使用仿真场景数据进行微调训练的基础上, 我们进一步引入少量真实场景数据对上述两种模型进行迁移学习, 从而评估其在小样本条件下的泛化能力。

针对 ChannelGPT 模型在真实环境中的路损预测能力验证, 本文构建了一个多模态真实世界数据集。该数据采集环境位于典型城市 T 字路口, 街道总长度为 375 m, 道路宽度为 14 m, 工作频段设定为 14 GHz。通过彩色 (RGB) 摄像头与 GPS 设备获取环境图像与位置信息, 并结合信道测量装置同步采集路径损耗数据, 共获得 2 600 个样本。在模型训练过程中, 设置训练轮数为 100, 学习率为 0.001。本文采用均方根误差 (RMSE) 作为评价指标, 并绘制 CDF 曲线以展示误差分布情况, 如图 6 (b) 所示。仿真结果表明, 在仅使用 5% 和 20% 真实样本进行训练的条件下, ChannelGPT 在整个测试集上的性能均优于深度神经网络 (DNN) 模型。

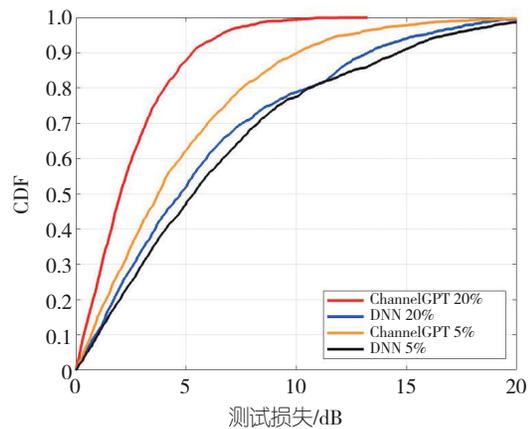
为验证所提出的 ChannelDS 模型在真实场景中的波束预测能力, 本文选用 DeepSense<sup>[38]</sup> 数据集中的一个场景进行实验。该场景位于一条宽约 12 m 的双向三车道街道, 车辆类型多样, 通信频段为 60 GHz。车辆端搭载全向天线、GPS 定位模块和 ZED 2 广角摄像头, 最终共采集到 22 500 个样本, 每个样本包含位置信息、车辆视角图像及最佳波束索引。为评估模型在小样本条件下的泛化能力, 我们选取 30% 的样本对 ChannelDS 模型和 3 种基线模型进行微调, 并采用交叉熵损失函数进行优化。各模型在 Top-1 至 Top-5 准确率下的性能对比如图 7 (b) 所示。实验结果表明, ChannelDS 模型的 Top-5 准确率达到 95.1%, 比其他 3 种基线方法高出 14% 以上。

## 4 未来挑战和展望

随着 DTC 系统架构的建立及关键技术的实现, 其在 6G MTC 中展现出良好应用潜力。为进一步推动 DTC 系统的落地与演进, 未来研究可围绕以下 3 个方面展开:



(a) 路损预测真实场景图



(b) 不同模型路损预测误差的 CDF 对比

CDF: 累积分布函数 GPT: 生成式预训练转换器  
DNN: 深度神经网络

图 6 ChannelGPT 模型路损预测仿真结果

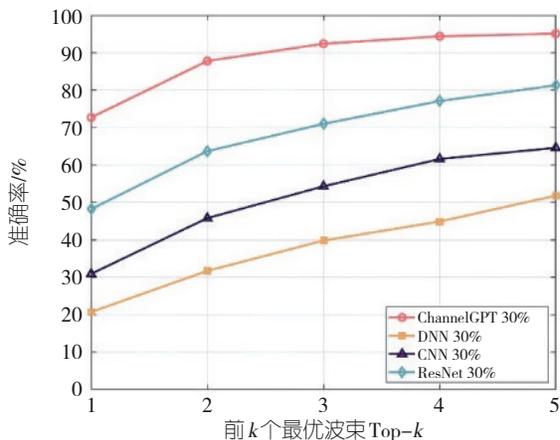
首先, 围绕 WEK 的持续构建与扩展, 进一步通过神经网络、语义提取、数学推导等方法, 提取包含具体环境特征、抽象语义向量在内的多层次无线环境信息。构建具备层次性、泛化性和可更新的无线环境知识表征模型以支持 DTC 的长期演进。

其次, 实现物理世界与孪生世界的实时交互。当前 DTC 仍面临高频率信道更新带来的计算负担、多模态融合的延迟瓶颈及建模精度不足等问题。未来应提升感知-建模-预测流程的集成度与响应速度, 以实现动态环境下的闭环优化。

最后, 探索大模型与信道建模的融合路径。未来可通过结合物理层信号处理技术、引入持续学习和实时反馈等机制, 使 LLM 具备处理更深层次环境信道语义的能力, 支撑更高层级的通信智能决策。



(a) 波束预测真实场景图



(b) 不同模型Top-1至Top-5波束预测准确率对比

CDF:累积分布函数 CNN:深度神经网络  
DNN:深度神经网络 GPT:生成式预训练转换器

图7 ChannelDS模型波束预测仿真结果

## 5 结束语

本文围绕6G MTC需求,构建了DTC系统的整体框架,并从多模态环境感知、无线环境知识和可泛化的信道大模型3个方面,系统性设计并实现了支撑DTC应用的关键技术。IIoT以及V2X场景的实验结果验证了所提方案在信道建模精度、系统实时性与环境适应性方面的优势,为DTC从概念走向工程落地提供了技术支撑。未来研究将聚焦于知识表达多样化、物理-数字空间实时闭环交互以及大模型与信道建模的融合,进一步提升DTC的智能预测能力和多场景、多任务泛化性。

## 致谢

感谢北京邮电大学在读硕士研究生赵乙竹、张兆灵、宋焱、王凯,以及副研究员张宇翔对本文内容提供的帮助,同时也感谢中国移动研究院对本文相关研究工作的大力支持!

## 参考文献

- [1] 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
- [2] 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)[2025-03-21]. <https://arxiv.org/abs/2305.16616>
- [3] 张建华, 王珩, 张宇翔, 等. 6G信道新特性与建模研究: 挑战、进展与展望[J]. 中国科学: 信息科学, 2024, 54(5): 1114-1143. DOI: 10.1360/SSI-2023-0259
- [4] LIU G Y, HUANG Y H, LI N, et al. Vision, requirements and network architecture of 6G mobile network beyond 2030[J]. China communications, 2020, 17(9): 92-104. DOI: 10.23919/JCC.2020.09.008
- [5] 张建华, 王玉洁, 唐盼, 等. 工业互联网信道特性与建模研究综述[J]. 电波科学学报, 2023, 38(1): 3-14. DOI: 10.13443/j.cjors.2022070401
- [6] MO Q M, ZHANG Y X, WANG J L, et al. Multi-frequency channel measurement in smart factories: comparative analysis with 3GPP InF scenarios [C]//2024 IEEE 100th Vehicular Technology Conference (VTC2024-Fall). IEEE, 2024: 1-5. DOI: 10.1109/VTC2024-Fall63153.2024.10757555
- [7] JIANG T, ZHANG J H, TANG P, et al. 3GPP standardized 5G channel model for IIoT scenarios: a survey [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(9):7196-7210. DOI:10.1109/JIOT.2020.3048992
- [8] AHN Y, KIM W, SHIM B. Active user detection and channel estimation for massive machine-type communication: deep learning approach [J]. IEEE Internet of Things journal, 2021, 9(14): 11904-11917. DOI: 10.1109/JIOT.2021.3132329
- [9] KHAREL B, LÓPEZ O L A, ALVES H, et al. Ultra-reliable communication for critical machine type communication via CRAN-enabled multi-connectivity diversity schemes [J]. Sensors (basel), 2021, 21(23): 8064. DOI: 10.3390/s21238064
- [10] SHARMILA M, SATYANARAYANA R V S. An intelligent resource allocation strategy for machine type communication environment [J]. International journal of communication systems, 2024, 37(1): e5628. DOI: 10.1002/dac.5628
- [11] WANG H, ZHANG J H, NIE G F, et al. Digital twin channel for 6G: concepts, architectures and potential applications [J]. IEEE communications magazine, 2025, 63(3): 24-30. DOI: 10.1109/MCOM.001.2400213
- [12] ZHANG J H. The interdisciplinary research of big data and wireless channel: a cluster-nuclei based channel model [J]. China communications, 2016, 13(2): 14-26. DOI: 10.1109/CC.2016.7405719
- [13] 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
- [14] 张建华, 杨育捷, 张平. 确定智能基站位置的方法、装置及存储介质: ZL201811176132.4 [P]. 2018-10-10
- [15] ZHANG Z, ZHANG Y X, ZHANG J H, et al. Adversarial training-aided time-varying channel prediction for TDD/FDD systems [J]. China communications, 2023, 20(6): 100-115. DOI: 10.23919/JCC.fa.2020-0698.202306
- [16] WANG K, YU L, ZHANG J H, et al. Multi-modal environmental sensing based path loss prediction for V2I communications [EB/OL]. (2024-12-10)[2025-06-20]. <https://arxiv.org/abs/2412.07681>
- [17] LIU G Y, WANG J Z, LI R P, et al. Artificial-intelligence-empowered digital-twin-based network autonomy [J]. Frontiers of information technology & electronic engineering, 2025, 26(2): 157-160. DOI: 10.1631/FITEE.2510000
- [18] LIU G Y, ZHU Y H, KANG M C, et al. Native design for 6G digital

- twin network: use cases, architecture, functions and key technologies [EB/OL]. (2025-03-24) [2025-05-15]. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10937141>
- [19] SHI L Z, ZHANG J H, YU L, et al. Can wireless environment information decrease pilot overhead: a channel prediction example [J]. IEEE wireless communications letters, 2025, 14(3): 861-865. DOI: 10.1109/LWVC.2025.3526271
- [20] 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
- [21] SHEN Z B, YU L, ZHANG Y X, et al. DataAI-6G: a system parameters configurable channel dataset for AI-6G research [C]// Proceedings of IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps). IEEE, 2023: 1910-1915. DOI: 10.1109/GCWkshps58843.2023.10464657
- [22] 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
- [23] 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
- [24] 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, 2024, 23(4): 2591-2606. DOI: 10.1109/TWC.2023.3300830
- [25] WANG J L, ZHANG J H, ZHANG Y X, et al. Radio environment knowledge pool for 6G digital twin channel [J]. IEEE communications magazine, 2025, 63(5): 158-164. DOI: 10.1109/MCOM.003.2400168
- [26] GUAN Y C, ZHANG J H, TIAN L, et al. A comparative study for indoor factory environments at 4.9 and 28 GHz [C]//Proceedings of 14th European Conference on Antennas and Propagation (EuCAP). IEEE, 2020: 1-5. DOI: 10.23919/EuCAP48036.2020.9135294
- [27] ZHANG X, QIU G, ZHANG J H, et al. Analysis of millimeter-wave channel characteristics based on channel measurements in indoor environments at 39 GHz [C]//2019 11th International conference on wireless Communications and Signal Processing (WCSP). IEEE, 2019: 1-6. DOI: 10.1109/WCSP.2019.8928017
- [28] WANG F Y, ZHANG Y X, TANG P, et al. Effects of inaccuracies of indoor environment databases on ray tracing results [C]// Proceedings of IEEE 93rd Vehicular Technology Conference (VTC2021-Spring). IEEE, 2021: 1-7. DOI: 10.1109/vtc2021-spring51267.2021.9448968
- [29] ZHANG J H, CAI Y C, YU L, et al. Wireless environment information sensing, feature, semantic, and knowledge: four steps towards 6G AI-enabled air interface [EB/OL]. (2024-09-28)[2025-03-21]. <https://arxiv.org/abs/2409.19331>
- [30] ZHANG J H, YU L, LIU S Y, et al. Wireless environmental information theory: a new paradigm towards 6G online and proactive environment intelligence communication [EB/OL]. (2024-12-16)[2025-03-21]. <https://arxiv.org/abs/2412.11479>
- [31] WANG J L, ZHANG J H, SUN Y T, et al. Electromagnetic wave property inspired radio environment knowledge construction and artificial intelligence based verification for 6G digital twin channel [J]. Frontiers of information technology & electronic engineering, 2025, 26(2): 260-277. DOI: 10.1631/fitee.2400464
- [32] 张兆灵, 于力, 张宇翔, 等. 无线环境知识表示方法研究——工业互联网场景的应用 [J]. 移动通信, 2025, 49(5): 63-66. DOI: 10.13982/j.cnki.mtc.2025.05063
- [33] HU E J, SHEN Y, WALLIS P, et al. LoRA: low-rank adaptation of large language models [EB/OL]. (2021-06-17) [2025-06-20]. <https://arxiv.org/abs/2106.09685>
- [34] RADFORD A, WU J, CHILD R, et al. Language models are unsupervised multitask learners [EB/OL]. (2019-02-14) [2025-06-20]. <https://openai.com/blog/better-language-models/>
- [35] YU L, SHI L Z, ZHANG J H, et al. ChannelGPT: a large model to generate digital twin channel for 6G environment intelligence [EB/OL]. (2025-06-06) [2025-06-20]. <https://arxiv.org/abs/2410.13379>
- [36] 张建华, 史廉正, 于力, 等. 信道通用预训练大模型赋能数字孪生信道: 原理与实践 [J]. 无线电工程, 2025, 55(4): 679-686. DOI: 10.1360/SSI-2023-0355
- [37] ZHAO Y Z, YU L, SHI L Z, et al. Multi-modal large models based beam prediction: an example empowered by DeepSeek [EB/OL]. (2025-06-06)[2025-06-20]. <https://arxiv.org/abs/2506.05921>
- [38] 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, 61(9): 122-128. DOI: 10.1109/MCOM.006.2200730

## 作者简介



于力, 北京邮电大学网络与交换技术全国重点实验室博士后; 主要研究方向为信道建模和预测、机器学习、环境感知重构、数字孪生、信道大模型等。



张建华, 北京邮电大学教授、博士生导师, 网络与交换技术全国重点实验室副主任, 北邮-移动联合研究院执行院长; 主要研究方向为6G移动通信技术、人工智能、数据挖掘、智能信道建模、大规模MIMO和太赫兹信道建模、信道仿真仪、OTA测试等。



蔡逸辰, 北京邮电大学在读博士研究生; 主要研究方向为深度学习、信道预测、信道数字孪生等。