

AI 驱动的无线室内定位的研究进展与挑战

黄心灵, 冯光升, 吕宏武, 高凯旋, 王慧强

(哈尔滨工程大学计算机科学与技术学院, 黑龙江 哈尔滨 150006)

摘 要: 无线室内定位已深度融入交通导航、工业制造与公共安全等众多场景, 是 6G 时代感知万物的重要基石。然而, 室内环境中信号的非视距传播与多径特性严重影响定位精度, 而且环境噪声与干扰也削弱其鲁棒性。人工智能的深度应用和 6G 通感一体化能力的持续强化, 为缓解上述难题提供了新契机。基于此, 提出了面向任务特性的 AI 室内定位技术框架, 从提升定位精度、增强环境感知以及生成定位数据 3 类任务出发, 深刻揭示由“单点位置估计”向“整体空间认知”再到“数据反向优化”的递进关系。其次, 提出了面向 AI 定位系统的综合评价指标, 重点突出 AI 驱动无线定位的独特特征与多维差异。最后, 讨论了 AI 驱动的无线室内定位技术的关键挑战与发展趋势, 为新一代定位技术发展提供新视角。

关键词: 无线室内定位; AI 驱动; 6G; 环境感知; 数据生成

中图分类号: TP393

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2026065

Advances and challenges of AI-driven wireless indoor positioning

Huang Xinling, Feng Guangsheng, Lyu Hongwu, Gao Kaixuan, Wang Huiqiang

College of Computer Science and Technology, Harbin Engineering University, Harbin 150006, China

Abstract: Wireless indoor positioning was deeply integrated into numerous scenarios including transportation navigation, industrial manufacturing, and public safety, serving as a crucial pillar for ubiquitous sensing in the 6G era. However, positioning accuracy was severely degraded by non-line-of-sight propagation and multipath characteristics in indoor environments, while its robustness was further undermined by environmental noise and interference. As artificial intelligence was deeply applied in wireless systems and 6G's integrated sensing and communication capabilities continue to advance, new opportunities were identified to mitigate the aforementioned challenges. A task-oriented technical framework for AI indoor positioning was established, by which a profound progression “single-point location estimation” to “holistic spatial cognition” and further to “data-driven reverse optimization” was revealed across three task categories, namely improving positioning accuracy, enhancing environmental perception and generating positioning data. Subsequently, a comprehensive set of evaluation metrics tailored specifically for AI positioning systems was proposed, which highlighted the distinctive characteristics and multidimensional variations of AI-driven wireless positioning. Finally, critical challenges and future trends in AI-driven wireless indoor positioning technology were discussed, offering fresh insights for next-generation positioning technology advancement.

Keywords: wireless indoor positioning, AI-driven, 6G, environmental awareness, data generation

收稿日期: 2025-12-04; 修回日期: 2026-03-01

通信作者: 冯光升, fengguangsheng@hrbeu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No.62272126)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No.62272126)

0 引言

位置服务不仅广泛应用于航天发射、工业生产、公共安全等社会发展与国家安全的关键领域,也深刻地改变了快递物流、餐饮服务和交通导航等日常生活方式,已成为与电力、通信一样必不可少的基础公共设施^[1-2]。据相关报道,人们 70% 以上的时间在室内驻留。然而与室外环境不同,室内环境信号衰减与多径干扰更为显著,成熟的全球定位系统、格洛纳斯和北斗等卫星定位技术无法发挥作用^[3-4],对定位技术提出了更高要求。室内环境在广义上是指具有强遮挡、富多径且非视距严重(non-line-of-sight, NLoS)的场景,包含室内外过渡区域与 NLoS 复杂的半封闭空间,例如城市峡谷、公路隧道与地下停车场。

视觉定位依赖图像特征匹配与三维重建,易受光照、遮挡及隐私约束限制;惯性导航系统基于传感器积分实现位姿推算,存在误差累积与长期漂移问题。相比之下,无线室内定位在隐私性、适用范围和部署成本上具有综合优势^[5],在广泛场景中得到了应用。近年来,蜂窝网络、Wi-Fi、蓝牙及超宽带等无线技术的进步显著改善了室内定位性能,但基于测距和指纹定位等传统方法在定位精度、鲁棒性以及对环境适应性方面仍存在明显不足^[6]。与此同时,人工智能(artificial intelligence, AI)在计算机视觉(computer vision, CV)和自然语言处理(natural language processing, NLP)等领域取得突破性进展,为室内定位发展提供了一条新路径。AI 模型具备更强的特征提取能力、更优的环境自适应性以及更高的稳定泛化能力,为无线室内定位所面临的挑战提供了新的解决方案。

1 相关工作

1.1 现存工作

无线室内定位一直备受瞩目,诸多文献都从不同视角对其进行了概述。本节重点分析近年来本领域高质量综述型论文^[2, 5, 7-15]。表 1 总结了本文与现有工作在研究视角、分类框架与关注重点上的差异。综合分析发现,现有综述主要遵循两种思路:一种是从定位关键技术出发进行分类对比,另一种则聚焦特定网络类型,如蜂窝网络^[2, 5]、Wi-Fi^[7]等。

第一类思路以定位算法为核心。大多数文献关注于对不同定位方法和定位原理的讨论,分析测距、测角以及指纹定位的技术特点与局限性^[3, 9]。此外,部分工作更关注细分领域,例如文献[10]重点讨论了载波相位增强的定位方法,文献[11]探讨了利用多源融合定位技术区分定位高程值。近年来,AI 的广泛应用使无线室内定位技术发展进入新阶段。文献[8, 15]重点讨论了基于机器学习(machine learning, ML)定位算法的优劣,而文献[7]则系统梳理了深度学习(deep learning, DL)驱动的室内定位技术。上述工作为本文提供了重要启发。

第二类思路紧扣网络类型与应用场景。尤其是 5G 商用与 6G 研发的推进,蜂窝网络的定位能力被更多工作所关注。文献[2]对 5G 网络中的定位技术进行了深入调查,重点介绍第三代合作伙伴计划(3rd Generation Partnership Project, 3GPP)标准中 Rel-16 至 Rel-19 的定位增强方案。文献[12]提出了“通信-定位协同设计”架构,从网络空间形态与部署架构角度出发,探讨了位置感知在通信不同层级中的应用。伴随毫米波(millimeter wave, mmWave)、太赫兹(terahertz, THz)和空天地一体化网络等前沿技术,文献[5, 13]对这些技术支持的定位系统进

表 1 现有相关工作的研究总结					
代表工作	分类逻辑	核心关注点	AI 技术覆盖	任务特性分析	评价指标
文献[2,5,12]	按照蜂窝网络与标准分类	3GPP 协议、5G/6G 定位增强及通感一体化架构	低: 侧重信号、协议与无线技术	无	关注精度、成本等传统定位指标
文献[7-8,15]	根据 AI 算法分类	深度学习定位 ^[7] 、机器学习定位算法优劣分析 ^[8, 15]	高: 以 ML/DL 为算法工具	部分涉及环境变化影响	关注定位传统指标 ^[8] 、模型识别准确率 ^[9]
文献[9-11]	遵循定位原理/方法机制分类	指纹匹配原理 ^[9] 、载波相位增强 ^[10] 、楼层识别技术方案 ^[11]	中: 侧重匹配算法与融合策略	无	无
本文	按照定位任务特性分类	AI 技术与多样化定位任务需求的关联	高: 涵盖从信号预处理、特征空间表征到跨域性能优化的全流程 AI 驱动方法	显式区分不同定位任务	涵盖了传统定位指标和模型评价指标

行了调查和探讨。这些工作虽紧密结合网络标准与新型无线技术，却忽略了AI在无线定位中展现出的潜力，而这正是当下研究热点。

综上所述，针对AI驱动的定位技术尚需要进一步调研，以适应AI发展引入的新特征。本文从定位任务视角出发，重点探讨AI在无线室内定位的应用，以弥补现有工作空白。

1.2 本文工作

本文围绕AI技术在无线室内定位中的应用，提出一种面向任务特性的AI室内定位分类体系，并探讨高精度定位表现出的新兴特征和挑战。具体而言，本文的主要贡献如下。

1) 系统梳理了AI驱动的无线室内定位研究脉络，构建面向任务特性的室内定位技术3层框架，将现有方法归类为提升定位精度、增强环境感知以

及生成定位数据。该框架不仅横向对比同类定位任务的代表性研究，更从纵向维度反映了由“单点位置估计”走向“整体空间认知”，最后能够“生成定位数据”反馈于定位精度提升的发展路径。

2) 本文提出了一套面向AI定位系统的综合评价指标，从定位精度、数据质量、泛化能力、计算开销、实时性以及鲁棒性6个关键维度展开。在兼顾传统指标的基础上，进一步引入面向数据与模型特性的评价指标，并按照模型特征、性能表现与资源开销3个层面进行综合划分，深刻揭示AI驱动无线定位的独特特征与多维差异。

3) 结合3层分类框架，深入讨论了AI驱动的无线室内定位在物理层、数据层与语义层的前沿挑战与发展机遇，为本领域的未来发展提供参考和指引。本文整体架构如图1所示。

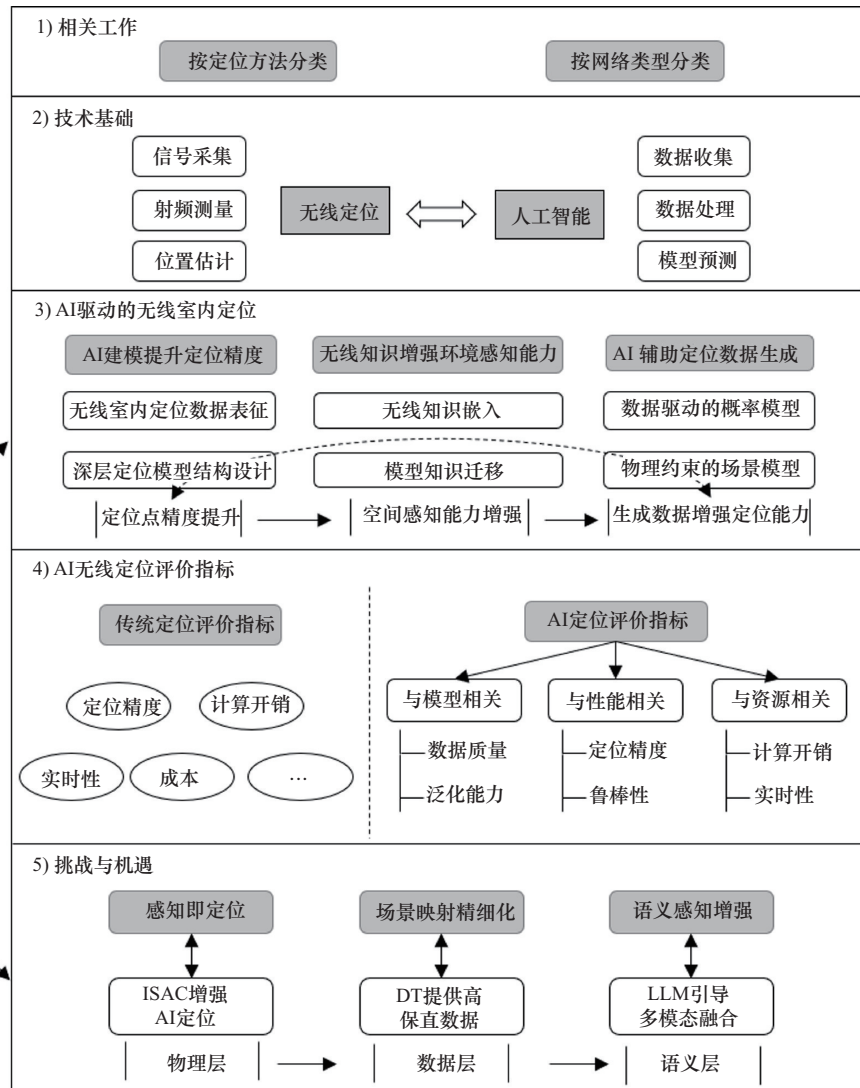


图1 本文整体架构

2 技术基础

2.1 无线定位技术基础

无线定位技术本质上是通过射频测量获取发射端与接收端之间信号传播特性,并据此解算目标位置。传统无线定位主要依赖通信系统中的上下行导频或主辅同步信号来进行测距或测角,精度与覆盖范围受限。随着3GPP Rel-18将通感一体化(integrated sensing and communication, ISAC)作为核心演进方向之一,专用或增强型的定位信号逐渐成为融合定位与感知的关键载体。其中,定位参考信号是专门为高精度定位设计的信号,具备灵活的时频配置与低互干扰特性,是5G定位的核心信号^[2]。信道状态信息(channel state information, CSI)参考信号除用于信道质量评估外,在3GPP Rel-16之后也被引入定位框架,辅助角度测量和信道特性分析^[16]。进一步地,侧链定位参考信号于Rel-17至Rel-18标准中正式提出,实现网络覆盖受限场景下的分布式定位与协同感知^[17]。这些信号为高精度定位提供了丰富的测量信息。

一般而言,定位流程包括3个关键环节,即信号采集、射频测量以及位置解算。传统定位方法主要为基于几何/传播模型与基于指纹匹配的定位方法。位置解算通常基于几何测量完成,例如到达时间(time of arrival, ToA)、到达时间差(time difference of arrival, TDoA)、到达角(angle of arrival, AoA)、往返传播时延(round-trip time, RTT)和接

收信号强度(received signal strength, RSS)等测距与测角方法。系统对多个参考点的测量结果进行三边或多边定位,估算用户设备(user equipment, UE)。而基于指纹匹配的定位方法在离线阶段构建环境信号特征数据库,在线阶段将实时测量与指纹库进行匹配,从而实现位置估计。不同定位方法对比如表2所示。

2.2 传统定位挑战与AI驱动新契机

尽管传统定位方法已有较为成熟的技术体系,但在复杂室内环境中仍面临挑战。基于几何/传播模型的定位方法易受NLoS与多径引起的测量偏差与误差累积;而基于指纹匹配的定位方法依赖静态指纹特征,难以适应环境动态变化。近年来,AI模型可以从高维无线信号中自适应提取鲁棒特征,显著提升定位系统在复杂环境下的精度与稳健性。

2.2.1 基于几何/传播模型的定位方法

该类方法通过物理模型提取定位参数,其性能依赖参数估计精度与误差统计假设。在复杂室内环境中,这一前提往往难以满足。

环境变化引发的参数估计偏差:基站与UE之间的精确参数估计对此类方法至关重要。然而,在NLoS室内环境中,直接传播路径缺失导致测量参数严重偏差,引发显著的估计误差。即便在LoS场景中,多径传播也会在直接路径与其他路径间引入干扰,使信号峰值检测产生模糊性,严重降低估计精度^[4]。此外,硬件缺陷会进一步加剧估计不确定性。针对上述挑战,AI技术能够从数据中学习多

表2 不同定位方法对比

类型	方法	实现原理	优点	缺点
基于时间测距	ToA	将信号传播时间转换为传播距离,计算被测对象的准确位置	结构简单,易于实现	需要高精度时钟同步,受NLoS影响
	TDoA	测量信号到达多个同步接收机的时间差来推算发射机的位置	结构简单,易于实现,待测节点不需要时钟同步	基站需严格同步,受NLoS影响
	RTT	测量信号在基站与终端间的往返时间,转换为传播距离,完成定位	不需要严格的时钟同步,硬件设计上更为简便	需双向通信,通信开销导致额外误差
基于传播模型测距	RSS	通过信号衰减模型将信号强度换算为传播距离,完成定位解算	结构简单、易于实现,不需要时钟同步	易受多径和干扰影响,精度误差大
基于相位测角	AoA	比较信号在天线阵列各个元件上的到达时间差,推算信号入射接收机的方向	不需要时钟同步,近距离定位精度高	硬件成本较高且计算复杂度高,受NLoS影响
基于指纹匹配	RSS	离线阶段建立指纹数据库,在线阶段将未知位置的指纹与数据库指纹匹配以估算UE位置	不需要时间同步,部署成本低,易实现	离线训练阶段耗时长,定位精度受环境影响
	CSI		包含丰富多径信息,分辨率和定位精度高	离线训练阶段耗时长,硬件需求高,信道估计误差敏感

径特征与硬件缺陷,从而在严苛环境下实现更精确、更稳健的参数估计^[5]。

几何解算带来的误差累积:在几何解算时,距离或角度测量的误差会明显放大定位误差。尽管某些方法尝试通过加权最小二乘法、最大似然估计等技术缓解误差,但它们高度依赖误差统计假设,而该假设在动态环境中难以准确获取与长期保持。相比之下,AI能够自适应学习参数估计中的不确定性,例如自动识别NLoS链路,或根据测量信道特征对基站可靠性进行加权,实现更稳健精确的定位。

2.2.2 基于指纹匹配的定位方法

与前述方法不同,此类方法通过构建位置-信号映射关系实现定位,核心在于无线电地图的表征能力与匹配算法的判别性能。然而,其性能受限于特征维度、数据库质量与环境稳定性。

数据粒度不足导致指纹泛化受限:指纹识别基于已知参考点处的低维无线测量数据,通过插值或拟合在目标区域构建无线电地图。由于RSS特征维度有限且表征能力不足,地图泛化性与鲁棒性较弱。同时,该方法难以应对无线传播环境中的指纹老化与环境变化问题^[14]。相比之下,AI模型可直接学习高维信道状态信息(CSI)与位置间的映射关系,提取更细粒度的空间特征^[18-19]。进一步地,AI通过微调或迁移学习(transfer learning, TL)展现出对指纹老化与环境动态的强韧性,降低环境变化时重新采集指纹的需求。

基于指纹匹配的定位方法的性能瓶颈:指纹匹配通常采用K最近邻(K-nearest neighbor, KNN)或加权KNN等简单算法进行相似度匹配^[20-21]。此类方法易受噪声、环境变化和数据库稀疏性影响,导致定位精度下降。随着离线数据库规模扩大,匹配算法的计算复杂度将显著增加。AI模型可通过学习指纹特征与空间位置的非线性映射来替代传统匹配,其推理速度不受离线数据库规模限制。借助深层神经网络,这类模型能从噪声指纹中稳健提取高阶特征,实现卓越的定位性能与鲁棒性。

2.3 AI无线定位技术基础

传统无线定位方法依赖显式的物理模型或几何关系,而AI方法则能够直接从大规模数据中自动学习隐含的非线性映射,可以有效克服信号传播中的多径效应、噪声干扰与环境动态性问题,从而提

升定位系统的精度与鲁棒性。

作为数据驱动范式的代表,AI在无线定位中的底层逻辑可抽象为通过最小化定位误差损失函数实现信号-位置映射的泛化过程。给定数据训练集 $\mathcal{D}_{\text{train}} = \{(x_i, y_i)\}$, x_i 是输入无线信号, y_i 是对应位置标签,其目标是最大程度地减少整个数据集的定位误差。据此,可将通用定位损失函数表示为

$$\min_{\theta} \mathbb{E}_{\{x_i, y_i\} \sim \mathcal{D}_{\text{train}}} \ell(F(x_i; \theta), y_i) \quad (1)$$

其中, $\ell(\cdot, \cdot)$ 表示定位损失函数,用来衡量预测值与真实值之间的误差, $F(\cdot, \theta)$ 代表具有参数 θ 的位置估计预测模型。该过程捕捉信号与位置间的隐含非线性关系,通过端到端学习克服多径效应和噪声干扰,进而提升定位精度。

在AI技术推动无线室内定位迈向智能化的过程中,神经网络已成为核心支撑力量。例如卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)^[22-27]、长短期记忆网络(long short term memory, LSTM)^[28-31]、Transformer^[23, 32-34]以及自编码器(autoencoder, AE)^[35-37]。其多层非线性结构可实现高维时空特征的自动提取与融合,在密集室内环境中已展现厘米级高精度定位。此外,各种学习范式^[5, 38-39]与生成式模型^[40-42]进一步提升了模型泛化性能和数据利用效率。鉴于上述AI技术已在现有文献中充分讨论^[5, 43-44],故本文重点比较不同AI方法在无线定位中的应用。无线定位中不同AI方法对比如表3所示。

3 AI驱动的无线定位方法

伴随AI技术的深入应用,无线室内定位正逐步从传统工程建模范式向数据驱动和知识驱动范式转变。据此,本文提出的面向任务特性的AI室内定位技术框架如图2所示,从提升定位精度、增强环境感知以及生成定位数据3个方面展开论述,并针对不同任务特性,讨论其在模型构建与性能优化的优缺点。

3.1 AI建模提升定位精度

在无线室内定位领域中,定位精度始终是评估定位系统的首要指标。随着深度学习与信号处理技术的日益融合,AI模型凭借强大的非线性拟合能力与端到端特征学习优势,已成为提升定位精度的重要方法。简单来说,AI模型可抽象为输入-模型-输出3个部分。其中,定位任务的输出通常为三维

表3 无线定位中不同AI方法对比			
模型	优点	缺点	适用定位任务
CNN	空间特征提取能力强, 可以实现高效的参数共享	数据依赖明显, 对环境高度敏感	处理高维无线信号, 为基于指纹的定位系统构建无线地图
LSTM	捕获长期依赖性并动态适应顺序输入	难以并行化, 训练和推理复杂度高	处理时域信道脉冲响应 (channel impulse response, CIR), 建模动态 CSI, 跟踪设备轨迹
Transformer	擅长建模全局依赖关系, 有效整合多源序列	长序列的计算和内存成本高, 需要大量数据才能进行有效训练	适用于大规模 CSI 建模, 动态环境定位和多模态数据融合
AE	有效处理未标记数据, 对噪声和失真数据的适应能力强	潜在空间表达能力有限, 定位精度受制约, 计算复杂性较高	适用于数据压缩、去噪等任务, 应对硬件缺陷场景
迁移学习	降低标注工作量, 提升模型跨域适应能力	对目标域差异敏感, 容易过度使用有限的目标数据	将预训练的定位模型从模拟调整到现实环境或跨不同场景
扩散模型	生成逼真的合成样本, 提升数据多样性	训练过程复杂, 计算开销大	生成虚拟指纹数据, 适用于数据稀缺场景下的增强训练
生成对抗网络	促进数据增强, 解决类别不平衡问题	训练不稳定, 容易受到模式崩溃的影响	生成无线信号数据以增强有限标记数据条件下的模型训练

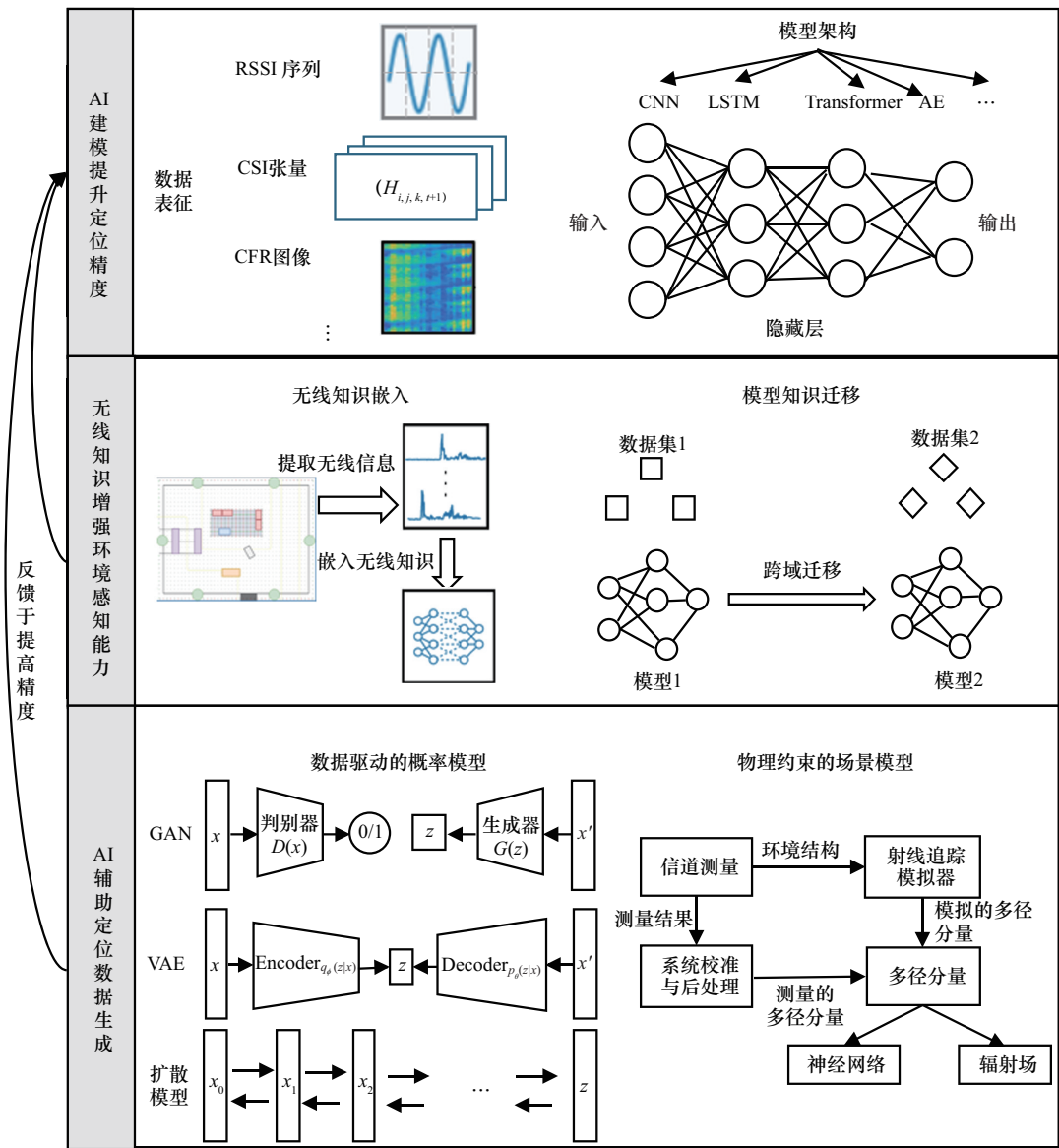


图2 面向任务特性的AI室内定位技术框架

空间坐标, 本文对此不作赘述。模型架构是 AI 定位系统的核心环节, 决定了输入数据在模型中如何被理解和利用, 直接影响定位系统的优劣。但即便是再精巧的网络结构, 若数据表征欠佳, 模型性能也难以发挥至最优。反之, 若能从原始无线信号中提炼出更具有判别力的特征, 即可为后续模型学习提供高质量“燃料”。因此, 数据表征与模型架构相辅相成, 而现有工作通常忽略了前者的重要性。本文重点从这两个关键环节展开论述, 系统梳理其在提升定位精度方面的研究进展与关键技术。

3.1.1 无线室内定位数据表征

数据表征是 AI 定位的前提, 通过将复杂、多维的信号信息转化为模型可高效学习的特征形式, 捕捉时频域中潜在的空间关系与多径效应, 从而为后续网络训练与坐标推断奠定坚实基础。

RSS 因其简单性和低成本成为无线定位系统中最广泛使用的信号之一。原始 RSS 通常被组织为与环境中各接入点或天线对应的指纹向量, 并通过归一化、滤波及降维等预处理手段提炼出稳定且判别力强的特征表示^[22, 28, 45-49]。然而, 它仅反映整个信号带宽上的平均接收功率, 缺乏细粒度的时频与空间信息, 易受多径效应和干扰, 并随着时间推移导致较高的变异性。相比之下, CSI 提供了子载波级的物理层测量, 包含不同发射-接收天线对之间的幅度与相位响应, 更适合构建高分辨率位置指纹。然而, CSI 的高维特性也带来了挑战。一方面, 从原始 CSI 数据中提取与位置相关的有效特征并不容易, 因为通常很难界定哪些特征对定位任务更重要。另一方面, CSI 的高维、复值以及时空相关等特性, 增加了 AI 模型复杂性^[50]。

为从 CSI 中提取与位置相关的有效特征, 研究者提出了多种预处理与表示方式。部分工作直接将 CSI 张量作为模型输入^[32, 50]。Zhang 等^[23]将三维 CSI 张量映射为“图像”, 其中天线与子载波维度对应空间维度, 复信道响应的实部与虚部作为通道维度, 从而利用 CNN 提取空间-频率特征。CSI 根据变换域不同, 常以 CIR 和信道频率响应 (channel frequency response, CFR) 形式用于定位。为显式提取 AoA、ToA 等几何特征, 一些研究应用了离散傅里叶变换^[24, 51]进行 CIR 特征提取。Kim 等^[30]保留原始 CIR 的复值形式以维持相位信息, 并进一步结合高分辨率阵列处理方法, 估计多径分量的时

延、增益和到达角, 构建角度-时延通道功率矩阵^[30, 35] (angle-delay channel power matrix, ADCPM) 高分辨率指纹, 从而增强位置相关的多径表达能力。此外, 也有研究采用 CFR 作为模型输入^[26-27, 35-36]。Gao 等^[26]将多输入多输出 (multiple-input multiple-output, MIMO) 信道特征扁平化处理为 CFR 图像并进行数据增强。在此基础上, 作者进一步引入更细粒度的信道幅相响应 (channel amplitude-phase response, CAPR) 定位特征^[27], 下倾天线的影响和高维信道特征被嵌入 CAPR 图像中, 提高了特征表达的独立性和密度。进一步丰富了空间信息。

除了上述常用的测量指标外, Zheng 等^[52]针对广播调频信号构建了基于短时傅里叶变换时频表示的深度学习框架。在获得时频表示数据后纳入注意力机制, 使其能够关注时频表示中更重要的部分, 又适配 CNN 对空间结构化数据的处理能力。Talviti 等^[53]通过差分载波相位测量消除时钟误差影响, 实现设备的动态跟踪。

3.1.2 深层定位模型结构设计

在输入特征得到充分表达的基础上, 进一步提升定位性能的关键在于网络结构设计。模型结构不仅决定了特征信息如何在网络中传播与融合, 还关系到模型对时空和信道特性的理解能力。AI 驱动的无线定位模型如表 4 所示, 总结了本领域 4 种常见模型, 并解析不同模型结构在特征学习方面的独到之处。

CNN 因其在提取空间局部特征的优越性能, 成为定位系统中应用最广泛的模型之一^[22-26, 33, 48, 54]。许多工作通过修改残差结构, 增强网络在多径环境中局部与全局特征融合能力^[22, 25-26, 54]。Zhang 等^[23]引入注意力增强残差块, 可捕捉远距离天线与子载波的关联并动态关注重要特征。进一步地, Gao 等^[26-27]将 CSI 映射为图像, 通过构建特殊尺寸的滤波器和多路径特征传播结构, 有效利用多径信号而非将其视作干扰。此外, Zheng 等^[52]调整堆栈深度和特征维度以更好地适应输入数据的特征, 使其在长时间跨度内的定位任务中表现出更强的鲁棒性和泛化能力。还有一些研究将 CNN 与相似性度量结合, 提升动态跟踪系统中的定位性能^[24, 33]。Wang 等^[33]通过相似性度量模块测量样本之间的局部与全局相似性, 并利用相似性融合提高定位能力;

表4

AI驱动的无线定位模型

模型类型	输入特征	无线结构	同步/校准要求	关键洞察
CNN	RSS ^[22, 48] CSI特征矩阵 ^[23, 33, 54] CIR/角度-时延域CSI ^[24-25] CFR/空间-频率域CSI ^[26-27]	利用多天线间的空间相关性与子载波间的频率相关性	需对CSI的实部、虚部或相位进行精细预处理,以消除多径环境中的非平稳相位偏移	借助卷积结构提取CSI空间局部特征,促进多径信号和信道特性的提取能力
LSTM	RSS ^[28] 信道统计特征 ^[29] ADCPM ^[30] 时域特征矩阵 ^[31]	利用无线信号的时变规律,以及信道状态随时间变化的相关性	侧重于样本间的时序一致性,但通常不依赖纳秒级精确同步	利用时序模型捕获信道的时间依赖性,实现轨迹预测和误差补偿
Trans-former	CSI特征矩阵 ^[23, 33-34, 55] CIR/角度-时延域CSI ^[32]	不同天线或子载波间的长程结构信息,不受固定窗口限制	涉及相位、角度或时延特征时,对同步和阵列校准更为敏感	通过自注意力机制捕捉全局依赖关系,灵活建模空间-频率特征与长程结构信息
AE	ADCPM ^[35-36] IQ样本与统计特征 ^[37]	硬件非理想性导致的相位/幅度畸变在统计分布上的结构特征	不依赖时间同步或阵列几何校准,同步误差与硬件偏差通常被吸收到潜在表示中	采用无监督压缩和重建,从原始信号中提取潜在特征,增强对噪声和硬件缺陷的鲁棒性

Hejazi等^[24]对比实测角度延迟谱(angle-delay profile, ADP)与预测附近位置ADP的相似度,融合预测的ADP与数据库中邻近位置的ADP,恢复真实ADP并精确定位。更进一步, Rizk等^[22]提出新颖的“虚拟空间”概念,将物理空间的定位问题转化为虚拟空间的图像识别问题,结合数据增强和自适应CNN架构,打破了传统定位模型对物理环境的依赖。

无线信号在传播过程中具备显著的时空关联性,当前时刻的信道状态往往依赖于历史观测。LSTM凭借其捕捉长期依赖和时序动态的能力,在时变无线环境下的室内定位任务中展现出独特优势。为此,部分工作采用LSTM来解决NLoS场景或用户连续移动轨迹预测的定位问题^[28-31]。文献^[29, 31]将注意力机制引入LSTM,能够更全面地捕捉信道状态的前后依赖关系,充分挖掘用户轨迹与CSI数据随时间演化的模式。Kim等^[30]将LSTM用于补偿NLoS传播带来的时变误差,采用设备间距离误差的训练策略,使模型具备更强的跨位置泛化能力。在大规模MIMO系统中,LSTM还被用于优化RSS轨迹的时序整合,即使在用户运动轨迹较短或数据稀疏的情况下,也能恢复稳定的位置信息^[28]。

区别于CNN或LSTM,Transformer不依赖固定的卷积窗口或时间步,而是通过注意力机制动态捕捉长程特征依赖,使其在处理空间-频率分布、细长结构的CSI时具有天然优势^[23, 32-34, 55]。因此,该结构常被用来解决CSI失真、信息缺失等问

题^[32, 55]。Xu等^[32]利用层次化窗口注意力,在本地窗口内提取CSI的细粒度特征,并跨窗口交互全局结构。Salihu等^[34]通过自适应信道变换与双层特征学习机制,实现对多径衰落与系统失真的不变性CSI表征。这表明Transformer在处理稀疏-密集、局部-全局场景间的结构适配性方面具有独特优势。

室内无线信号易受噪声与硬件非理想因素影响,导致特征维度高、信息冗余严重。AE通过自监督重构任务,可有效提取关键信息并增强模型对噪声和失真数据的鲁棒性,特别适用于硬件缺陷和通道状态不稳定的场景^[35-37]。Tedeschini等^[35]通过潜在空间重构误差判断NLoS状态,并结合内核密度估计器建模潜在分布,实现对通道环境的敏感识别与位置感知。Rivetti等^[37]联合优化预编码器与定位估计器,同时估计到达角与用户位置,在硬件缺陷条件下依然保持稳定精度,展现出AE在增强定位鲁棒性方面的优势。

3.2 无线知识增强环境感知能力

单点定位依赖局部信号特征进行位置判别,难以形成对传播环境的整体认知,在动态变化的室内场景下缺乏鲁棒性。已有研究者提出知识辅助的AI定位,将物理模型和特定环境特征集成为AI模型的基础。一方面,可借助无线知识嵌入实现领域特性的深度融合,增强模型的环境感知与空间理解能力;另一方面,依托模型知识迁移可增强在各种环境中的泛化能力,使其更能抵御外部变化。根据所使用的知识类型及其在定位过程中的作用,表5清晰呈现了不同知识来源通过特定注入/迁移机制

表5 知识驱动的定位方法分类

类别	范畴	知识来源	知识注入/迁移方式	适用场景	代表工作
无线知识嵌入	知识驱动的部署缺陷缓解措施	部署缺陷, 例如硬件缺陷、校准错误和时钟偏移	将硬件缺陷相关的传播特性与系统约束, 转化为模型训练目标或优化条件	存在硬件缺陷或部署不一致问题的定位系统	文献[37, 58]
	来自无线信号特性的知识	从网络配置中获得知识	特征层融合, 多频信道特征的联合表示构建	多频段、频谱资源受限的室内无线定位系统	文献[56, 59, 71]
		来自不同信道相关任务的知识	通过信道相关任务获得的特征表示注入定位模型	具有多维无线测量的复杂传播环境	文献[57-58]
	来自物理环境结构的知识	基于室内平面的环境结构约束	将环境物理结构和障碍物分布转化为定位的强约束, 限制定位解空间	具有已知平面图的室内环境	文献[60]
		多径传播几何与反射结构先验	利用多径传播关系反推反射体位置, 作为位置约束和多径传播的几何规则	重度 NLoS 场景的毫米波或宽带定位系统	文献[61-62]
	来自未标记无线数据的知识	基于生成的自监督预训练	利用生成式任务构造预训练目标, 将与位置无关的通用无线表示注入模型中	标注数据稀缺的无线定位场景	文献[72-74]
		基于对比的自监督预训练	提取信道传播特性与环境语义, 将无线知识注入编码器中	跨环境、跨设备条件下的定位场景	文献[75]
模型知识迁移	多任务迁移	联合学习多任务表示	通过共享隐层表示, 学习可迁移的公共特征	跨环境、跨设备条件下的定位场景	文献[25, 64, 67]
	参数迁移	参数选择与负迁移抑制	通过参数初始化、冻结或选择性更新进行迁移	跨场景部署且目标域样本有限的定位任务	文献[63-64]
		模型参数共享/微调	共享源域模型参数并在目标域进行轻量级微调	源域与目标域分布相对接近的定位环境	文献[65]
	域自适应迁移	基于潜在空间对齐	在特征空间中对齐源域与目标域分布	少量标注的跨环境无线定位	文献[67-68]
		基于对抗式特征对齐	通过域判别器与对抗训练, 学习域不变特征	跨时间、跨设备或跨建筑的动态部署场景	文献[69-70]

适配各类复杂场景的方式。

3.2.1 无线知识嵌入

尽管 AI 模型能从数据中自动学习特征, 但由于无线信号复杂、频谱多样性以及硬件非理想等问题, 其泛化性和鲁棒性往往受限。大量研究致力于将无线领域知识整合到 AI 模型中以优化定位系统。结合无线领域知识, AI 模型能够有效解决无线信道特征提取^[56-57]和硬件缺陷^[39, 58]等问题, 从而改善模型的鲁棒性。

多项研究已利用无线信道的内在特性来提升基于 AI 定位系统的鲁棒性^[56-57, 59]。例如, 为了解决无线网络中的频谱多样性挑战, Chen 等^[56]针对频分多址系统中频谱多样性问题提出多频融合学习方法, 通过共享机制从各子载波的 CSI 中独立提取位置信息并进行特征融合。Klus 等^[59]联合频域和时域特征, 在频域层面引入资源块间的相对相位差和接收功率; 在时域层面, 则整合 AoA、RTT 和 RSS

等参数, 以共同提升定位精度。除信道特性外, 硬件缺陷也是影响定位鲁棒性的重要因素。射频链路和天线阵列中常存在相位噪声、增益失配及时钟偏移等非理想效应, 这些误差会导致信号失真与分布漂移, 使模型难以保持特征一致性与跨设备泛化能力。针对上述问题, Rivetti 等^[37]通过自编码器架构实现发射端与接收端的联合优化, 在端到端学习框架下有效补偿硬件误差。Bayraktar 等^[58]针对智能超表面 (reconfigurable intelligent surface, RIS) 辅助毫米波系统中的时钟偏移、阵列缺陷以及 RIS 单元间的耦合效应, 提出基于字典学习的方法校准这些硬件缺陷, 显著提升了 RIS 辅助环境下的定位性能。上述研究证明了在实现精准且稳健的本地化过程中, 硬件缺陷的考量不可忽视。

上述方法侧重从无线信号中被动学习环境特征, 仍缺乏对物理空间的深刻理解。部分研究开始主动将几何结构与物理约束引入定位流程, 以增强

模型的环境感知能力。一类代表性工作是以平面图为环境载体,将墙体与障碍物转化为定位约束。例如,Yu等^[60]通过限定可行传播路径并修正遮挡引起的测量偏差,在LoS/NLoS混合场景下显著提升精度与鲁棒性。另一类典型工作则利用多径几何特性构造虚拟锚点(virtual anchor, VA),将反射多径等效为直达路径,并依据环境结构与反射规律将VA限制在特定的激活区域内,从而在重度NLoS场景下实现受物理约束的定位推理^[61-62]。此外,mmWave雷达与RIS作为ISAC的关键技术,能直接获取并调控物理信息,使定位系统具备更强的主动环境感知能力。mmWave雷达通过主动发射高分辨率电磁波来实时获取环境点云,而RIS则通过可编程的电磁特性动态重构无线传播路径,从而将物理信道转化为模型可利用的确定性位置约束^[5, 13]。因此,无线知识的嵌入不仅能让AI模型被动地学习环境特征,更能主动地理解并利用环境的物理信息,在动态变化的室内环境中保持定位稳健性。

3.2.2 模型知识迁移

TL是一种利用已在源任务中获得的知识来提升目标任务性能的ML技术,尤其适用于目标任务数据有限的场景。与DL需要从零开始训练大量数据不同,TL将已训练的模型作为新任务的起点,通过特征对齐、参数共享或损失函数重构等策略,实现跨域知识的迁移与复用,有效缓解定位系统在跨场景部署中的性能退化问题^[63-64]。Li等^[63]设计增量集成定位模型和异构知识迁移策略,从样本、特征、模型层面引入多重约束,提取稳定且可迁移的共享表示。

域自适应(domain adaptation, DA)作为TL的一种变体,专注于在源域与目标域任务保持一致但数据分布存在偏移的情况下实现有效知识迁移。该方法不需要大量目标域标注数据,能够自动对齐不同分布的数据特征空间,特别适用于数据驱动的定位方法。DA可在不重新采集大规模标注数据的前提下完成域迁移,显著降低系统部署与维护成本^[25, 65-67]。例如,Wang等^[67]通过多目标域适应网络学习时间不变、时间相关和位置感知特征,结合域选择与离群点检测模块降低存储与训练成本。但是DA依赖与目标域相关性较高的源域数据,若源域与目标域之间差异过大,模型迁移效果将受到限制。此外,当目标域样本较少时,模型在特征对齐

过程中容易发生过拟合,影响泛化能力。

域对抗训练(domain-adversarial training, DAT)是实现DA的一种重要手段,被广泛应用于提升模型的跨域鲁棒性^[49, 68-70]。其通过构建特征提取器与域分类器之间的博弈关系,实现分布对齐与特征鲁棒性。Prasad等^[68]利用AE降维提取低维鲁棒特征,并结合梯度反转层实现域对抗训练,从而同时解决高维噪声和域偏移问题。Zhang等^[69]通过动态对抗适应网络实现射频地图自动适配,结合全局-局部分布对齐及预测不确定性抑制策略,平衡环境适应性与位置判别性。

3.3 AI辅助定位数据生成

尽管AI模型显著提升了定位精度,但其性能依赖于大量高质量数据,而无线定位中的数据采集往往受限于环境变化、标注成本与设备条件,难以构建覆盖全面的数据集。随着人工智能生成内容(artificial intelligence generated content, AIGC)在CV和NLP领域大放异彩,其在无线领域的潜力近年来也逐渐显现。AIGC不仅可以合成多样化的无线信号数据,解决了传统方法对大量现场数据的依赖,而且能够通过学习环境的内在规律,在不同场景中生成适配的定位数据,提升泛化能力和鲁棒性。因此,学术界已开展多种定位数据生成方法的研究。如表6所示,本节依据生成范式的不同归纳了该领域的代表性工作,分析各类方法如何通过融合深度网络与物理先验来提升合成信号的多样性与保真度。

3.3.1 数据驱动的概率模型

数据驱动的概率模型通过学习真实无线数据的潜在分布特征,能够在缺乏测量样本的情况下生成与之相似的新样本。本质上,这类模型通过刻画信号分布并捕捉数据间的复杂关联,从统计学角度有效合成高质量的定位数据。这一技术缓解了大规模标注数据需求,在数据稀缺或难采集的定位场景中展现出显著优势。

现有研究利用了生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)和变分自编码器(variational auto-encoder, VAE)等模型来增强射频(radio frequency, RF)数据集^[40-41]。GAN通过生成器与判别器之间的博弈,使生成器产生的样本能够“欺骗”判别器,进而优化生成器的能力。优化以下损失函数来进行训练。

表6 无线定位数据生成模型汇总

任务类型	关键技术	代表工作	方法理念
数据驱动的概率模型	GAN	Chen 等 ^[40]	在生成器中集成卷积注意力模块和转置模块, 生成高质量无线电地图
		信道合成研究 ^[41]	将频率相关结构编码为输入条件, 结合迁移预训练与簇参数建模, 生成高维信道统计特征
	VAE	Hieu 等 ^[42]	设计满足功率约束的压缩矩阵, 并在接收端利用 VAE 从含噪压缩信号中重建无线信号
	扩散模型	RF-Diffusion ^[76]	构建频域模糊与时域扰动双通道扩散过程, 结合 Transformer 结构生成原始射频时序数据
		FPDiffusion ^[77]	将射频信号编码为二维时序图, 通过 U 形解码网络实现反向去噪与结构保持的信号合成
物理约束的场景模型	射线追踪模型	射线追踪与统计结合的信道模型 ^[79-78]	通过射线追踪与多径聚类构建无线信道分布, 实现空间结构感知下的无线数据模拟
	神经辐射场	NeRF ^[81]	以稀疏观测数据优化神经场体积函数, 引入涡轮融合机制生成结构一致的 RF 数据

$$\min_G \max_D \mathbb{E}_{x \sim p_{\text{data}}(x)} [\ln D(x)] + \mathbb{E}_{z \sim p_z(z)} [\ln (1 - D(G(z)))] \quad (2)$$

其中, G 是生成器, D 是判别器, $p_{\text{data}}(x)$ 是真实数据分布, $p_z(z)$ 是潜在变量的先验分布。Chen 等^[40]将 GAN 应用于无线电环境重建, 能够有效重建稀疏的室内定位数据, 显著提高信号精度。Hu 等^[41]结合 GAN 和 Transformer 进行 THz 信道建模, 其生成的信道参数与实测数据高度吻合, 且计算效率大幅优于射线追踪方法。然而, 生成器和判别器之间的竞争关系使 GAN 的训练过程往往不稳定, 容易出现模式崩溃或梯度消失问题。

与此不同, VAE 通过优化变分下界和编码解码机制来实现生成模型的稳定性, 并广泛应用于复杂信号恢复与生成任务。VAE 的损失函数包括重构误差和 KL 散度, 具体为

$$\mathcal{L}_{\text{VAE}} = \mathbb{E}_{q(z|x)} [\ln (x|z)] - D_{\text{KL}}(q(z|x) \| p(z)) \quad (3)$$

其中, $q(z|x)$ 是编码器输出的后验分布, $p(x|z)$ 是解码器输出的似然函数, $p(z)$ 是潜在变量的先验分布。VAE 能够在高噪声或数据稀缺的环境中生成稳定且较高可信度的信号。例如, Hieu 等^[42]结合压缩感知技术, 提出可从稀疏信号中提取高效特征的生成框架, 为后续位置感知与环境重建提供了高质量数据支持。

此外, 扩散模型近年来被引入用于 RF 指纹数据增强^[76-77]。与上述生成模型相比, 其独特的加噪和去噪迭代过程可精确捕捉错综复杂的原始数据分布。而且它的训练不涉及对抗优化, 也不依赖精细的微调, 避免了模式崩溃或收敛等典型问题。针对 RF 信号的时间序列、频域信息和复值特性, Chi

等^[76]提出基于时频扩散理论的 RF 信号生成模型, 结合时频域噪声添加模糊处理的正向过程和反向恢复过程, 在多场景下生成适用于定位任务的通用性时序原始 RF 信号。

尽管合成数据能够在统计意义上增强模型的泛化能力, 但它与真实数据之间存在严重的域差异问题。其差异主要源于 3 类情况: 其一, 现有生成模型缺乏对物理环境及信号交互过程的精细刻画, Gao 等指出^[66]不同建筑形态、材料与天线部署导致的信道统计分布变化, 使单场景训练的生成模型难以覆盖目标环境; 其二, 射频前端增益、相位噪声与 IQ 失衡等硬件非理想效应在不同设备间呈现系统性差异, 而生成模型通常隐含“设备一致性”假设, 这使模型未能考虑到设备间的细微差异, 影响了合成数据的真实性^[58]; 其三, 人员移动与临时遮挡引入的时变信道变化在静态数据生成过程中往往产生影响^[56], 现有生成模型仍存在域差异问题。此外, 一些新研究通过条件生成、硬件噪声注入、多域联合引入环境先验等策略^[37, 56, 59, 63], 来减小域差异的分布偏移。

3.3.2 物理约束的场景模型

物理约束的场景模型通过将物理模型与 ML/DL 方法相结合, 能够模拟无线信号与周围环境之间的相互作用。其利用 RF 信号的传播特性, 结合空间结构和磁导率等信息, 建立环境感知的数学表示, 生成反映现实环境特征的信号数据。这种具备物理约束的生成方法不仅提升了对复杂场景的建模精度, 还能够增强模型在相似结构环境的可扩展性。

环境建模中最常见的物理模型是射线追踪法。但该方法依赖精确的场景建模,且难以刻画非直达路径及多径传播的统计特性^[78]。mmWave作为5G及向6G过渡阶段的重要频段,穿透性较差,导致射线追踪难以实现精准建模,同时数据收集标注昂贵。为此,Zhang等^[79]提出了基于视觉的mmWave合成训练框架,通过“合成-真实”数据联合训练显著提升了模型在复杂环境下的泛化能力。随着6G推进,THz频段因其超高频谱带宽而成为新一代定位系统的关键技术。然而,该频段信号对环境细节更为敏感,微小的模型误差可能导致较大的信号传播预测偏差。针对这一挑战,Chen等^[78]提出多径聚类与射线追踪的混合建模方法,通过射线追踪生成主导路径,并引入统计模型补充难以准确建模的次级路径,从而在捕捉信号的时空特性方面显著优于传统的统计模型与3GPP基于几何的随机通道模型。

值得注意的是,近年来文献[80]中的神经辐射场(neural radiance field, NeRF)模型凭借在三维空间表示上的细粒度和连续性,正展现出巨大潜能。它不仅在CV、隐式即时定位与地图构建中表现优异,在定位数据生成中亦显示出强大生命力。Zhao等^[81]进一步提出NeRF²,通过使用稀疏的输入信号测量集优化底层连续体积场景函数,将场景表示为神经辐射场。采用涡轮学习机制融合物理合成与真实数据,显著提升室内定位精度与5G MIMO系统性能,同时具备更少的参数量和更高的计算效率。但该方法尚处于初期阶段,未来仍需深入研究以进一步探索其潜能。

4 AI无线定位评价指标

现有综述多基于精度、成本与能效等传统定位指标进行评估^[5, 8, 12, 15],难以衡量AI模型的特殊属性。为此,本文结合数据与模型特性提出6个关键指标,按模型特征、性能表现与资源开销3个层面进行评价。鉴于不同工作在信号处理、实验设置及应用场景等方面差异显著,难以进行统一量化排序。本文参考文献[3, 5, 9],采用3级打分制(高、中、低)表示各指标在不同工作中的相对表现。不同指标的评级与任务目标密切相关。具体而言,精度提升类工作强调高精度与高鲁棒性;环境感知类侧重高泛化以保持跨场景稳定性,精度达亚米级即

可;数据生成类以数据质量与泛化能力为核心,对实时性与开销约束相对较弱。以文献[26]为例,模型依赖精准地理标记与动态序列数据,对样本质量及分布均衡性要求严苛,故需要的数据质量高;文中讨论了模型在典型室内与室外环境的表现,但缺乏跨场景的性能迁移验证,因此泛化能力表现适中;在LoS/NLoS阻塞及富多径干扰下,误差能够维持在厘米级,展现出高鲁棒性;在资源需求方面,该工作分析了算法复杂度,计算开销可以控制在主流模型中位区间;但受制于串行多步计算及历史数据缓存,系统存在明显延迟,故实时性低。基于上述原则,表7依托公开文献报告的实验验证,为不同研究工作提供相对可比的定性参考。

4.1 定位精度

定位精度是评估定位系统有效性最直观的标准,也是一切定位方法孜孜以求的最终目标。定位精度用于衡量位置估计与真实位置的接近程度,常见量化形式包括均方根误差、累积分布函数以及在给定误差阈值下的区域检测率^[3]。一些研究还结合深度学习的不确定性估计,通过置信区间对精度进行概率化表征。根据3GPP标准,定位精度可分为亚米级(<1 m)和厘米级(<0.3 m)等,以满足不同行业和应用场景的功能需求^[16]。例如,位置推荐类服务不需要高精度位置估计;室内AR导航等新兴应用受益于高精度位置信息,从而改善用户体验^[5]。然而,高精度会导致额外成本。多数定位方法通过使用噪声滤波器消除信号噪声和系统误差来提高精度。

4.2 数据质量

数据是支撑AI驱动的无线定位模型性能的基础,其质量直接决定了特征表征与模型学习的有效性。因为高质量数据能有效捕捉无线信号的多径效应和时空关系,避免特征提取过程中的信息丢失或偏差。高质量数据不仅应具备足够的数量与空间覆盖率,还需在类别分布上保持均衡,避免某些参考点样本稀缺导致区域性偏差。通常,数据质量通过量化数据噪声水平、数据均衡性指标、空间覆盖率以及信号特征分布一致性来进行评估。在生成模型中,数据质量采用统计指标,如方差分析或分布相似度进行评估,用于检验真实无线测量数据与合成数据之间的匹配度。高质量且高保真的数据不仅能有效提升模型的训练效率与泛化能力,还能增强系

表 7

AI 驱动的无线室内定位评价指标对比

任务类别	代表工作	与模型相关		与性能相关		与资源相关	
		数据质量	泛化能力	定位精度	鲁棒性	计算开销	实时性
AI 模型提升 定位精度	Zhang 等 ^[23]	○	○	亚米级~厘米级	○	○	○
	Hejazi 等 ^[24]	●	○	亚米级~厘米级	●	○	○
	Gao 等 ^[26-27]	●	○	亚米级~厘米级	○	○	○
	Kim 等 ^[30]	○	●	亚米级	●	○	○
	Xu 等 ^[32]	●	○	亚米级~厘米级	●	○	●
	Wang 等 ^[33]	○	○	亚米级	○	○	○
	Salihu 等 ^[34]	○	●	亚米级~厘米级	●	○	○
	Tedeschini 等 ^[35]	○	○	亚米级	○	○	○
	Zheng 等 ^[52]	○	●	亚米级	●	○	○
无线知识增强环境 感知能力	Rivetti 等 ^[37]	○	○	亚米级	●	○	○
	Chen 等 ^[56]	○	○	亚米级~厘米级	●	○	○
	Bayraktar 等 ^[58]	○	○	亚米级	●	●	○
	Klus 等 ^[59]	●	○	亚米级~厘米级	●	●	○
	Li 等 ^[63]	○	●	亚米级~厘米级	○	○	○
	Wang 等 ^[67]	○	●	亚米级	●	○	○
	Prasad 等 ^[68]	○	●	亚米级	○	○	○
AI 辅助定位 数据生成	Chen 等 ^[40]	○	○	—	○	○	○
	Hu 等 ^[41]	●	○	—	○	○	○
	Hieu 等 ^[42]	○	○	—	○	○	●
	Chi 等 ^[76]	●	●	—	○	●	○
	Chen 等 ^[78]	●	○	—	○	●	○
	Zhang 等 ^[79]	●	●	—	○	●	○
	Zhao 等 ^[81]	●	○	—	●	○	○

注:1)指标量化分为3个级别,○=低,◎=中,●=高,数据质量、泛化能力与鲁棒性分别依据对标注数据依赖、跨场景性能及复杂环境下的稳定性评定,计算开销与实时性依据模型规模与推理复杂度评定;2)模型结构的特征学习与知识增强环境感知能力两类方法的数据质量指模型所需的样本质量要求,反映输入数据纯净度、覆盖率与均衡性的依赖程度。

统在复杂环境中的稳健性与可扩展性。

4.3 泛化能力

泛化能力衡量定位模型在未见分布数据上的性能保持能力,反映其能否学习到普适性的信号与位置映射关系。该指标通过在独立测试集上的定位误差、交叉验证以及不同数据分割下的性能进行评估,包括跨建筑或跨楼层划分、跨设备划分以及跨时间划分^[63, 65-66]。例如,文献[66]不仅在大厅-研讨室进行了跨建筑验证,还开展了数字域-现实域的跨域验证。在上述设置下,以独立测试集上的定位误差作为主要指标,并报告相对于同域测试的性

能退化率。此外,对于迁移或自适应方法,可以进一步采用迁移增益与负迁移率量化跨域带来的性能变化,以全面检验模型的跨域鲁棒性。

4.4 计算开销

计算开销反映AI定位模型对计算资源的需求,是影响模型实际部署的重要指标。不同的神经网络架构在参数规模、内存占用以及时间复杂度方面存在显著差异。该指标通过理论推导模型参数量、每秒浮点运算次数(floating point operation, FLOP)以及能耗水平等方式进行评价。文献[36]通过FLOP和定位所需的推理时间,分析所提局部化方

法的计算复杂度。研究者采用模型压缩、剪枝、蒸馏等方法降低计算开销,在保证精度的同时减少资源消耗。

4.5 实时性

实时性对应应急救援、资产跟踪等应用提出了毫秒级的响应要求,尤其是在5G空口架构、工业IoT与手持终端对时延极度敏感的场景中。在AI驱动的无线定位中,实时性主要由模型推理复杂度与输入规模共同决定。对于参数规模较大或输入特征复杂的模型,推理时延成为限制因素,尤其在资源受限设备上更为突出^[82]。文献[27]针对无人机资源受限终端,通过评估模型在不同算力平台上的推理时延与定位刷新率,实现了超过1 000 Hz的定位刷新率,验证了AI模型在动态追踪任务中具备毫秒级的实时感知能力。

4.6 鲁棒性

鲁棒性是衡量定位系统在干扰、信号衰落及环境动态变化等不确定因素下维持高精度服务的能力。由于信道时变、设备异构及遮挡等因素引发的精度劣化甚至失效风险^[5],定位系统需具备环境自适应与抗扰特性。在实际应用中,可通过受控扰动实验进行评估,包括随机信号丢失、噪声注入、遮挡引入以及设备或信道参数扰动。文献[29]通过模拟不同视距因子($k_{\text{LoS}}=0、1、2、3$)下的静态阻塞和随机阻挡3个发射机射线的动态阻塞,评估了模型在静态和动态环境中的鲁棒性,并通过注入随机噪声来验证其对噪声干扰的能力。其中, k_{LoS} 值量化了接收机从3个发射机处接收到的视距射线数量。

5 挑战与机遇

在以6G网络为代表的ISAC时代,高精度的定位能力需求剧增。未来AI定位需在物理层、数据层与语义层实现系统级增强,构建高精度、高鲁棒性的新一代智能定位范式。为此,本文围绕以上3个层次,从物理层ISAC感知增强、数字孪生(digital twin, DT)精细化映射及多模态语义融合3个核心方向,探讨未来高精度定位的挑战与机遇。

5.1 感知即定位——ISAC增强AI定位

长期以来,通信系统与无线电传感并行发展,但通信和传感都在向更高频段、更大天线阵列和小型化方向迈进,从而在信道特性和信号处理方面变

得越来越相似^[83]。如何在统一信号框架下协同通信与传感,以提升定位的精度与鲁棒性,是当前系统设计的关键挑战。

ISAC系统利用回波信号感知周围环境,提取AoA、ToA及多普勒偏移等关键参数,为定位提供高分辨率的物理层支撑^[13],并支持NLoS识别等环境感知能力^[84]。ISAC为上层AI算法提供了共同的原始感知数据,拓宽了物理观测维度。未来的6G网络将超越传统通信,提供无所不在的感知服务,以测量甚至成像周围环境,实现“所感即所知、所知即所位”的通感一体化定位体系。

5.2 场景映射精细化——DT提供高保真数据

高质量标注数据是AI驱动定位的核心前提。尽管已有生成模型缓解无线数据稀缺问题,但模拟信道与真实信道特性间的差异,使得在合成数据上训练的模型难以在现实环境中有效运行^[85],这一直是悬而未决的难题。

作为6G网络的关键技术之一,DT通过精准映射物理与网络世界之间的交互,构建起一个高保真的动态数字镜像。DT利用射线追踪方法生成具有物理一致性的射频特征,提供高保真训练样本。进一步地,借助DT在线更新机制,可持续校准训练与验证环境,为ISAC框架提供了高度拟真、实时反馈的模拟器^[86-87]。这种高保真的数据环境不仅解决了样本稀缺性,更因其丰富的信息维度,为高层语义特征的理解与推理奠定了基础。

5.3 语义感知增强——LLM引导多模态融合

在城市峡谷、公路隧道与地下停车场等场景中,NLoS传播与强动态性会造成复杂且富多径的信道分布,严重降低定位算法精度。AI模型对大规模、多样化数据的依赖使其难以抽象无线信道的底层语义,导致定位认知仍缺乏统一语义框架的定位基础模型。

大语言模型(large language model, LLM)凭借其跨模态语义关联与异构特征对齐能力,为缓解上述问题提供了新的研究路径。通过将射频特征与视觉、传感信息联合编码,由LLM负责跨模态语义对齐与空间约束,从高层语义空间建立不同模态之间的映射关系。已有工作表明,LLM与无线信号数据的融合为室内定位带来显著增益^[72]。进一步将LLM嵌入DT环境,构建AI驱动的语义感知定位系统,不仅能“知其然”,更能“知其所

以然”。

综上,未来6G定位系统将由ISAC在物理层收集更广泛观测信息,DT在数据层提供高保真数字镜像,LLM在语义层实现空间认知与推理。三者共同构建一个物理-数据-语义深度融合的分层协同架构。未来研究难点不再是孤立的算法优化,而是三者端到端的联合优化,实现跨层协同设计与实时闭环反馈,最终支撑6G全场景高精度泛在定位愿景。

6 结束语

本文结合AI驱动的特点,围绕精度提升、环境感知与数据生成3个关键维度,系统讨论了无线室内定位技术的最新发展,表明AI正推动无线室内定位由传统的单点位置估计向兼具环境理解与数据生成能力的智能化方向发展。在此基础上,综合分析了面向AI定位系统的评价指标,并对比不同AI定位方法在模型特性、性能表现与资源开销上的能力差异。最后,展望了AI驱动的无线室内定位的前沿挑战与发展机遇,为无线室内定位技术的进一步发展提供参考。

参考文献:

- [1] Chen W S, Lin X Q, Lee J, et al. 5G-advanced toward 6G: past, present, and future[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2023, 41(6): 1592-1619.
- [2] Italiano L, Camajori Tedeschini B, Brambilla M, et al. A tutorial on 5G positioning[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2025, 27(3): 1488-1535.
- [3] 王慧强,高凯旋,吕宏武.高精度室内定位研究评述及未来演进展望[J]. 通信学报, 2021, 42(7): 198-210.
Wang H Q, Gao K X, Lyu H W. Survey of high-precision localization and the prospect of future evolution[J]. Journal on Communications, 2021, 42(7): 198-210.
- [4] Nkrow R E, Silva B, Boshoff D, et al. NLOS identification and mitigation for time-based indoor localization systems: survey and future research directions[J]. ACM Computing Surveys, 2024, 56(12): 1-41.
- [5] Yang Y, Chen M Z, Blankenship Y, et al. Positioning using wireless networks: applications, recent progress, and future challenges[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2024, 42(9): 2149-2178.
- [6] Sonny A, Kumar A, Cenkeramaddi L R. A survey of application of machine learning in wireless indoor positioning systems[PP]. (2024-03-07) [2025-12-04]. arXiv: arXiv. 2403.04333.
- [7] Lin Y R, Yu K G, Zhu F Y, et al. The state of the art of deep learning-based Wi-Fi indoor positioning: a review[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(17): 27076-27098.
- [8] Farahsari P S, Farahzadeh A, Rezazadeh J, et al. A survey on indoor positioning systems for IoT-based applications[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(10): 7680-7699.
- [9] Zhu X Q, Qu W Y, Qiu T, et al. Indoor intelligent fingerprint-based localization: principles, approaches and challenges[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2020, 22(4): 2634-2657.
- [10] Nikonowicz J, Mahmood A, Ashraf M I, et al. Indoor positioning in 5G-advanced: challenges and solution toward centimeter-level accuracy with carrier phase enhancements[J]. IEEE Wireless Communications, 2024, 31(4): 268-275.
- [11] Ashraf I, Bin Zikria Y, Garg S, et al. Enabling technologies and techniques for floor identification[J]. ACM Computing Surveys, 2025, 57(1): 1-48.
- [12] Xiao Z Q, Zeng Y. An overview on integrated localization and communication towards 6G[J]. Science China Information Sciences, 2022, 65(3): 131301.
- [13] Zhu X Q, Liu J Q, Lu L Y, et al. Enabling intelligent connectivity: a survey of secure ISAC in 6G networks[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2025, 27(2): 748-781.
- [14] Jang B, Kim H. Indoor positioning technologies without offline fingerprinting map: a survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2019, 21(1): 508-525.
- [15] Mallik M, Panja A K, Chowdhury C. Paving the way with machine learning for seamless indoor - outdoor positioning: a survey[J]. Information Fusion, 2023, 94: 126-151.
- [16] 3GPP. Service requirements for the 5G system[R].2024.
- [17] 3GPP. Physical channels and modulation[R].2025.
- [18] Sun X Y, Wu C, Gao X Q, et al. Fingerprint-based localization for massive MIMO-OFDM system with deep convolutional neural networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(11): 10846-10857.
- [19] Si M H, Wang Y J, Siljak H, et al. A lightweight CIR-based CNN with MLP for NLOS/LOS identification in a UWB positioning system[J]. IEEE Communications Letters, 2023, 27(5): 1332-1336.
- [20] 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.
- [21] Wang B Y, Gan X L, Liu X L, et al. A novel weighted KNN algorithm based on RSS similarity and position distance for Wi-Fi fingerprint positioning[J]. IEEE Access, 2020, 8: 30591-30602.
- [22] Rizk H, Sakr A, Ghazal A, et al. Indoor localization system for seamless tracking across buildings and network configurations[C]//Proceedings of the 2023 IEEE Global Communications Conference. Piscataway: IEEE Press, 2023: 776-782.
- [23] Zhang B W, Sifaou H, Li G Y. CSI-fingerprinting indoor localization via attention-augmented residual convolutional neural network[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2023, 22(8): 5583-5597.
- [24] Hejazi F, Vuckovic K, Rahnavard N. DyLoc: dynamic localization for massive MIMO using predictive recurrent neural networks[C]//Proceedings of the IEEE INFOCOM 2021 - IEEE Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-9.
- [25] Chu L, Alghafis A, Molisch A F. Exploiting semantic localization in highly dynamic wireless networks using deep homoscedastic domain

- adaptation[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2025, 73(3): 2032-2046.
- [26] Gao K X, Wang H Q, Lv H W, et al. Toward 5G NR high-precision indoor positioning via channel frequency response: a new paradigm and dataset generation method[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2022, 40(7): 2233-2247.
- [27] Gao K X, Wang H Q, Lyu H W, et al. A DL-based high-precision positioning method in challenging urban scenarios for B5G CCUAVs[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2023, 41(6): 1670-1687.
- [28] Wu X G, Jiang M. Diffractive RSS based multinet network aided 3D positioning for distributed massive MIMO systems[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2022, 70(6): 3865-3878.
- [29] Fan S K, Wu Y Z, Han C, et al. SIABR: a structured intra-attention bi-directional recurrent deep learning method for ultra-accurate terahertz indoor localization[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2021, 39(7): 2226-2240.
- [30] Kim D H, Farhad A, Pyun J Y. UWB positioning system based on LSTM classification with mitigated NLOS effects[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(2): 1822-1835.
- [31] Bakirtzis S, Qiu K H, Wassell I, et al. Deep-learning-based multivariate time-series classification for indoor/outdoor detection[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(23): 24529-24540.
- [32] Xu X D, Zhu F Z, Han S J, et al. Swin-loc: transformer-based CSI fingerprinting indoor localization with MIMO ISAC system[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(8): 11664-11679.
- [33] Wang Y J, Wang Y, Liu Q Q, et al. Dynamic Wi-Fi indoor positioning based on the multi-scale metric learning[J]. *Computer Communications*, 2024, 213: 49-60.
- [34] Salihi A, Rupp M, Schwarz S. Self-supervised and invariant representations for wireless localization[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(8): 8281-8296.
- [35] Tedeschini B C, Nicoli M, Win M Z. On the latent space of mmWave MIMO channels for NLOS identification in 5G-advanced systems[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2023, 41(6): 1655-1669.
- [36] Tedeschini B C, Nicoli M. Cooperative deep-learning positioning in mmWave 5G-advanced networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2023, 41(12): 3799-3815.
- [37] Rivetti S, Miguel Mateos-Ramos J, Wu Y B, et al. Spatial signal design for positioning via end-to-end learning[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2023, 12(3): 525-529.
- [38] Neyshabur B, Sedghi H, Zhang C Y. What is being transferred in transfer learning[C]//*Proceedings of the 34th International Conference on Neural Information Processing Systems*. New York: ACM Press, 2020: 512-523.
- [39] Hospedales T, Antoniou A, Micaelli P, et al. Meta-learning in neural networks: a survey[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2022, 44(9): 5149-5169.
- [40] Chen Q, Yang J, Huang M. ACT-GAN: radio map construction based on generative adversarial networks with ACT blocks[J]. *IET Communications*, 2014, 18(19): 1541-1550.
- [41] Hu Z D, Li Y B, Han C. Transfer learning enabled transformer-based generative adversarial networks for modeling and generating terahertz channels[J]. *Communications Engineering*, 2024, 3: 153.
- [42] Hieu N Q, Hoang D T, Nguyen D N, et al. Reconstructing human pose from inertial measurements: a generative model-based compressive sensing approach[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2024, 42(10): 2674-2687.
- [43] Jiao L C, Shao Y L, Sun L, et al. Advanced deep learning models for 6G: overview, opportunities, and challenges[J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 133245-133314.
- [44] Velastegui R, Tatarchenko M, Karaoglu S, et al. Image semantic segmentation of indoor scenes: a survey[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2024, 248: 104102.
- [45] Dong Y H, Arslan T, Yang Y J. Real-time NLOS/LOS identification for smartphone-based indoor positioning systems using Wi-Fi RTT and RSS[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(6): 5199-5209.
- [46] Fu Q, Liu W, Chen Y Z, et al. An attention auxiliary network-based method for WiFi fingerprint indoor localization[C]//*Proceedings of the 2024 9th International Conference on Intelligent Computing and Signal Processing (ICSP)*. Piscataway: IEEE Press, 2024: 554-558.
- [47] Etiabi Y, Njima W, Amhoud E M. Federated learning based hierarchical 3D indoor localization[C]//*Proceedings of the 2023 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*. Piscataway: IEEE Press, 2023: 1-6.
- [48] Quezada-Gaibor D, Torres-Sospedra J, Nurmi J, et al. Lightweight hybrid CNN-ELM model for multi-building and multi-floor classification[C]//*Proceedings of the 2022 International Conference on Localization and GNSS (ICL-GNSS)*. Piscataway: IEEE Press, 2022: 1-6.
- [49] Zhang M X, Fan Z P, Shibasaki R, et al. Domain adversarial graph convolutional network based on RSSI and crowdsensing for indoor localization[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(15): 13662-13672.
- [50] Pan G J, Gao Y, Gao Y L, et al. AI-driven wireless positioning: fundamentals, standards, state-of-the-art, and challenges[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2026, 28: 4394-4428.
- [51] Chen B J, Chang R Y, Poor H V. Fast-adapting environment-agnostic device-free indoor localization via federated meta-learning[C]//*Proceedings of the ICC 2023 - IEEE International Conference on Communications*. Piscataway: IEEE Press, 2023: 198-203.
- [52] Zheng S L, Hu J C, Zhang L X, et al. FM-based positioning via deep learning[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2024, 42(9): 2568-2584.
- [53] Talvitie J, Säily M, Valkama M. Orientation and location tracking of XR devices: 5G carrier phase-based methods[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2023, 17(5): 919-934.
- [54] Foliadis A, Castañeda García M H, Stirling-Gallacher R A, et al. Multi-environment based meta-learning with CSI fingerprints for radio based positioning[C]//*Proceedings of the 2023 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*. Piscataway: IEEE Press, 2023: 1-6.
- [55] Li W, Meng X X, Zhao Z, et al. LoT: a transformer-based approach based on channel state information for indoor localization[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(22): 28205-28219.
- [56] Chen Z R, Zhang Z Y, Xiao Z R, et al. Deep learning-based multi-user

- positioning in wireless FDMA cellular networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2023, 41(12): 3848-3862.
- [57] Oh M S, Bijoy Das A, Kim T, et al. Minimum description feature selection for complexity reduction in machine learning-based wireless positioning[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2024, 42(9): 2585-2600.
- [58] Bayraktar M, González-Prelcic N, Alexandropoulos G C, et al. RIS-aided joint channel estimation and localization at mmWave under hardware impairments: a dictionary learning-based approach[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(12): 19696-19712.
- [59] Klus R, Talvitie J, Equi J, et al. Robust NLoS localization in 5G mmWave networks: data-based methods and performance[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2025, 74(1): 1534-1550.
- [60] Yu H Y, She C Y, Hu Y K, et al. Floor-plan-aided indoor localization: zero-shot learning framework, data sets, and prototype[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2024, 42(9): 2472-2486.
- [61] Amiri R, Yerramalli S, Yoo T, et al. Indoor environment learning via RF-mapping[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2023, 41(6): 1859-1872.
- [62] Li Q, Liao X W, Li A, et al. Automatic indoor radio map construction and localization via multipath fingerprint extrapolation[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, 22(9): 5814-5827.
- [63] Li L, Guo X S, Zhang Y K, et al. Long short-term indoor positioning system via evolving knowledge transfer[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(7): 5556-5572.
- [64] Si H N, Guo X S, Ansari N. Multi-agent interactive localization: a positive transfer learning perspective[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2024, 10(2): 553-566.
- [65] Li Z, Rao X P. Toward long-term effective and robust device-free indoor localization via channel state information[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(5): 3599-3611.
- [66] Gao J, Wu D Z, Yin F, et al. MetaLoc: learning to learn wireless localization[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2023, 41(12): 3831-3847.
- [67] Wang J K, Zhao Z H, Ou M L, et al. Automatic update for Wi-Fi fingerprinting indoor localization via multi-target domain adaptation[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2023, 7(2): 1-27.
- [68] Prasad G, Pandey A, Kumar S. Domain adaptation for localization using combined autoencoder and gradient reversal layer in dynamic IoT environment[J]. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2024, 11(1): 685-695.
- [69] Zhang L Y, Wu S H, Zhang T T, et al. Automatic radio map adaptation for robust indoor localization with dynamic adversarial learning[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2025, 21(2): 1615-1624.
- [70] Khelifi F, Bradai A, Benslimane A, et al. A survey of localization systems in Internet of things[J]. *Mobile Networks and Applications*, 2019, 24(3): 761-785.
- [71] Hu J Z, Chen Z, Zheng T Y, et al. HoloFed: environment-adaptive positioning via multi-band reconfigurable holographic surfaces and federated learning[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2023, 41(12): 3736-3751.
- [72] Pan G J, Huang K X, Chen H, et al. Large wireless localization model (LWLM): a foundation model for positioning in 6G networks[PP]. (2025-05-15)[2025-12-04]. arXiv: arXiv. 2505. 10134.
- [73] Wang J, Fang W, Xiao J, et al. Signal-guided masked autoencoder for wireless positioning with limited labeled samples[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2025, 74(1): 1759-1764.
- [74] Zhang T Y, Zhang D H, Geng R X, et al. Lessons from deploying learning-based CSI localization on a large-scale ISAC platform[PP]. (2025-04-24)[2025-12-04]. arXiv: arXiv. 2504.17173.
- [75] Deng J Q, Shi W, Zhang J Z, et al. Supervised contrastive CSI representation learning for massive MIMO positioning[J]. *IEEE Communications Letters*, 2022, 26(8): 1799-1803.
- [76] Chi G X, Yang Z, Wu C S, et al. RF-Diffusion: radio signal generation via time-frequency diffusion[C]//*Proceedings of the 30th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*. New York: ACM Press, 2024: 77-92.
- [77] 艾浩军, 曾维珂, 陶荆杰, 等. 基于扩散模型的室内定位射频指纹数据增强方法[J]. *通信学报*, 2023, 44(11): 201-212.
- Ai H J, Zeng W K, Tao J J, et al. Radio frequency fingerprint data augmentation for indoor localization based on diffusion model[J]. *Journal on Communications*, 2023, 44(11): 201-212.
- [78] Chen Y, Li Y B, Han C, et al. Channel measurement and ray-tracing-statistical hybrid modeling for low-terahertz indoor communications[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, 20(12): 8163-8176.
- [79] Zhang X T, Li Z J, Zhang J. Synthesized millimeter-waves for human motion sensing[C]//*Proceedings of the 20th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems*. New York: ACM Press, 2022: 377-390.
- [80] Mildenhall B, Srinivasan P P, Tancik M, et al. NeRF: representing scenes as neural radiance fields for view synthesis[C]//*Proceedings of the International Congress of Basic Science*. New York: ACM Press, 2021: 99-106.
- [81] Zhao X P, An Z L, Pan Q R, et al. NeRF²: neural radio-frequency radiance fields[C]//*Proceedings of the 29th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*. New York: ACM Press, 2023: 1-15.
- [82] Zafari F, Gkelias A, Leung K K. A survey of indoor localization systems and technologies[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2019, 21(3): 2568-2599.
- [83] Liu F, Cui Y H, Masouros C, et al. Integrated sensing and communications: toward dual-functional wireless networks for 6G and beyond[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2022, 40(6): 1728-1767.
- [84] Lu S H, Liu F, Hanzo L. The degrees-of-freedom in monostatic ISAC channels: NLoS exploitation vs. reduction[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(2): 2643-2648.
- [85] Shi X F, Xuan X L, Huang X Y, et al. Digital twin empowered wireless positioning: prospects, architecture, and challenges[J]. *IEEE Network*, 2025, PP(99): 1.
- [86] 王友祥, 唐雄燕. 6G网络架构和关键技术展望[J]. *中兴通讯技术*, 2023, 29(5): 21-27.

Wang Y X, Tang X Y. Prospect of 6G network architecture and key technologies[J]. ZTE Technology Journal, 2023, 29(5): 21-27.

- [87] Manalastas M, Farooq M U B, Zaidi S M A, et al. From simulators to digital twins for enabling emerging cellular networks: a tutorial and survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2025, 27(4): 2693-2732.

[作者简介]



黄心灵 (2001-), 女, 河南淮滨人, 哈尔滨工程大学博士生, 主要研究方向为无线室内定位、通感一体化等。



冯光升 (1980-), 男, 山东禹城人, 博士, 哈尔滨工程大学教授、博士生导师, 主要研究方向为网络智能感知、边缘智能与无线网络安全等。



吕宏武 (1983-), 男, 山东日照人, 博士, 哈尔滨工程大学教授、博士生导师, 主要研究方向为网络智能感知、5G高精度定位等。



高凯旋 (1995-), 男, 北京人, 博士, 哈尔滨工程大学讲师, 主要研究方向为室内定位、未来网络与认知网络、网络安全与信息安全等。



王慧强 (1960-), 男, 河南周口人, 博士, 哈尔滨工程大学教授、博士生导师, 主要研究方向为未来网络与认知网络、网络安全与信息安全、云系统与软件可信性、智慧社区与物联网等。