

低空立体覆盖网络中的关键技术: 网络规划与优化



Key Technologies in Low-Altitude Three-Dimensional Coverage Networks: Network Planning and Optimization

李昕昊/Li Xinhao^{1,2}, 李宵杰/Li Xiaojie³, 张翼/Zhang Yi¹,
韩凯峰/Han Kaifeng⁴, 朱光旭/Zhu Guangxu¹

(1. 深圳市大数据研究院, 中国 深圳 518172;

2. 香港中文大学(深圳), 中国 深圳 518172;

3. 东南大学, 中国 南京 211189;

4. 中国信息通信研究院, 中国 北京 100083)

(1. Shenzhen Institute of Big Data, Shenzhen 518172, China;

2. The Chinese University of Hong Kong, Shenzhen, Shenzhen 518172, China;

3. Southeast University, Nanjing 211189, China;

4. China Academy of Information and Communication Technology, Bei-

jing 100083, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202602003

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/34.1228.TN.20260424.1635.002>

网络出版日期: 2026-04-26

收稿日期: 2026-01-25

摘要: 随着低空经济的蓬勃发展, 无人机(UAV)物流、空中巡检及城市空中交通等应用场景对无线通信网络提出了全新的挑战, 传统的地面二维网络覆盖已无法满足低空立体空间的通信需求。深入探讨了低空立体覆盖网络中的两大核心环节: 网络规划与网络优化。在网络规划方面, 介绍了一种基于解耦表征学习的低空网络覆盖预测框架, 重点分析了如何利用专家知识与深度学习解决基站波束方向图无法获取以及数据稀疏性问题。在网络优化方面, 聚焦于低空通信场景下的覆盖增强策略, 重点阐述了初始接入阶段的覆盖场景配置对低空覆盖的影响, 以及天线面板角度的优化方法。本研究旨在为构建高效、可靠的低空立体智能网络提供理论依据与技术参考。

关键词: 网络优化; 网络规划; 低空经济; 通信网络; 天线朝向优化; 覆盖场景优化; 立体覆盖

Abstract: With the vigorous development of the low-altitude economy, application scenarios such as unmanned aerial vehicle (UAV) logistics, aerial inspection, and urban air mobility pose brand-new challenges to wireless communication networks. Traditional ground-based 2D network coverage can no longer meet the communication needs of the low-altitude 3D space. This paper deeply explores two core links in the low-altitude 3D coverage network: network planning and network optimization. In terms of network planning, this paper presents a low-altitude network coverage prediction framework based on disentangled representation learning, focusing on analyzing how to use expert knowledge and deep learning to solve the problems of unavailable base station beam patterns and data sparsity. In terms of network optimization, this paper focuses on coverage enhancement strategies in low-altitude communication scenarios, elaborating on the impact of coverage scenario configuration on low-altitude coverage during the initial access phase, as well as the optimization mechanism of antenna panel angles. This paper aims to provide a theoretical basis and technical reference for building efficient and reliable low-altitude 3D intelligent networks.

Keywords: network optimization; network planning; low-altitude economy; wireless communication networks; antenna orientation optimization; coverage scenario optimization; 3D coverage

引用格式: 李昕昊, 李宵杰, 张翼, 等. 低空立体覆盖网络中的关键技术: 网络规划与优化 [J]. 中兴通讯技术, 2026, 32(2): 9-17. DOI: 10.12142/ZTETJ.202602003

Citation: Li X H, Li X J, Zhang Y, et al. Key technologies in low-altitude three-dimensional coverage networks: network planning and optimization [J]. ZTE technology journal, 2026, 32(2): 9-17. DOI: 10.12142/ZTETJ.202602003

1 低空立体网络概述

随着低空经济快速发展, 无人机(UAV)物流、空中巡检和城市空中交通等应用对无线通信网络提出了更高

要求。低空立体网络并非单一的UAV通信问题, 而是融合空域运行、无线连接、感知定位以及算力与数据闭环的复杂系统工程。低空立体网络的相关研究通常被概括为低空“智能网”, 即在低空空域内构建面向低空应用的通信、感知、导航、气象和算力等多网协同能力^[1]。

基金项目: 广东省基础与应用基础研究重大项目(2023B0303000001); 国家自然科学基金项目(U25A20394, 62522118); 国家自然科学基金面上项目(62271081)

在标准化层面,蜂窝网支持UAV已成为低空网络的重要研究方向。以5G新空口(NR)为例,3GPP已开始针对高度变化带来的传播与干扰差异,引入高度相关测量上报、分层配置以及基于航迹信息的资源与移动性管理机制,以提升低空场景下的网络适配能力^[2]。

低空场景与地面二维覆盖的本质区别,不仅在于增加了高度维度,更在于传播与干扰结构发生了系统性变化。经典蜂窝网络主要面向地面终端优化设计:基站天线通常下倾以抑制小区域干扰并增强地面覆盖;因此UAV在空中往往处于天线旁瓣覆盖内,链路增益稳定性差^[3]。与此同时,空中传播更接近自由空间,视距(LoS)传播概率上升带来两个直接后果:其一,空中终端会受到来自多个小区的下行同频干扰;其二,上行发射也可能对多个邻区站点产生明显干扰,影响地面用户体验。因此,空地协同首先是一个“干扰外溢与干扰承受能力”问题,而不仅是“空中信号够不够强”的覆盖问题。低空立体覆盖网络的规划与优化一般会存在3类结构性矛盾。第一类矛盾是“空中覆盖提升”与“地面体验保护”的冲突:如果为了服务空中用户将辐射能量上抬(减小下倾或增加上倾/上瓣能量),地面用户可能受到更强的同频干扰或覆盖变差;而若完全维持地面最优配置,则空中链路质量与稳定性不足。该冲突已在面向UAV走廊/空中通道的网络设计研究中得到证实:为实现真正的3D连接,往往需要调整原本只为地面优化的天线参数与小区形状,但这一调整会与地面用户需求产生矛盾,需要在目标函数里显式建模权衡^[4]。第二类矛盾是“全空域泛在覆盖”与“走廊化供给”的取舍:从监管与安全角度,未来UAV更可能在被划定的航道/走廊中运行;网络侧因此可能从追求“全空域一致覆盖”转向“重点走廊可靠覆盖”,这促使网络规划与优化的目标函数发生转变,并影响数据采集策略与关键绩效指标(KPI)的设定。围绕该取舍,已有的高维贝叶斯优化研究指出:当目标从“空域处处可用”转向“走廊可靠”时,优化得到的配置可能更利于空中可靠性且对地面影响较小;反之若以“整个天空都好”为目标,地面速率可能下降^[4]。第三类矛盾是“标准化可获得信息”与“现场可用信息”的差距:从算法角度,路径损耗与天线增益、波束与多径角谱都需要足够可观测;但在实际网络中,精细的天线方向图/波束细节、设备侧参数以及大规模低空测量数据往往难以充分获取。仅以路径损耗建模为例,过往的工作^[5]指出,若要建模路径损耗往往需要基站天线增益、方位角等参数,而这些信息可能因技术或安全等原因难以获得,于是往往转而采用参考信号接收功率(RSRP)/参考信号接收质量(RSRQ)等更“终端可观测”的指标作为路径损耗建模任务

的目标。

面对上述挑战,必须从低空立体网络全生命周期的角度重新审视“网络规划”与“网络优化”这两个核心环节。一般而言,低空立体网络规划是指在网络建设或扩容初期,根据目标区域或航道的覆盖与容量需求,科学确定基站的选址、天线挂高及初始工程参数配置,其核心在于“从无到有”或“查漏补缺”地构建物理连接底座。这里存在两大核心应用:一是根据现网已布放基站工程参数(简称“工参”)配置(选址、天线挂高、初始基站参数配置等),识别低空航道不同高度网络的覆盖空洞;二是针对需要弥补的覆盖空洞,优化新基站工参配置。针对上述应用与挑战,关键技术是利用基站工参配置实现对低空网络覆盖(如RSRP、SINR等)的预测。低空立体网络优化是在低空网络建成后的运行维护阶段,通过精细调整天线机械/电子下倾角、发射功率、波束方向等参数,解决低空立体场景下的信号弱覆盖、高干扰等问题,其重点在于“精益求精”地提升服务质量(QoS)。然而,现有的4G/5G网络规划与优化手段主要依赖于地面二维路测数据和经验模型,难以直接应用于复杂的低空三维场景。低空路测成本高昂导致数据极度稀疏,且基站波束等关键信息往往呈黑盒状态,这使得低空网络的精准规划与高效优化成为亟待解决的瓶颈问题,因此亟需一种能够融合真实网络数据与智能算法的架构。

以图1所示的低空立体网络为例,本文聚焦低空立体网络智能规划与优化的两类关键技术路线,其共同输入为真实世界蜂窝网络数据(基站工参、三维环境数据、实测信号采样等),目标是构建高效、可靠的低空智联网络覆盖能力:

1) 低空立体网络规划关键技术:采用解耦表征学习框架解决数据稀疏下的覆盖预测问题。该技术可实现对已有基站覆盖的评估,进一步识别覆盖空洞;并可对任意待布放基站在给定工参下的覆盖进行预测,进而指导工参配置优化。

2) 低空立体网络优化关键技术:通过低空同步广播块(SSB)波束码本设计与覆盖场景配置优化,结合天线机械/电子角度协同优化,实现覆盖增强。所提关键技术可以兼顾低空与地面的网络覆盖需求,并能以实采数据加解析模型双驱动的方式对热点地区进行在地化信道建模^[6],并以黑盒零阶优化^[7]的方式对紧密耦合的全网通信性能进行优化。

2 低空立体网络规划

2.1 现状与挑战

传统4G/5G覆盖预测主要面向地面场景,常采用经验模型、随机几何模型或射线追踪方法。但经验模型难以准确刻

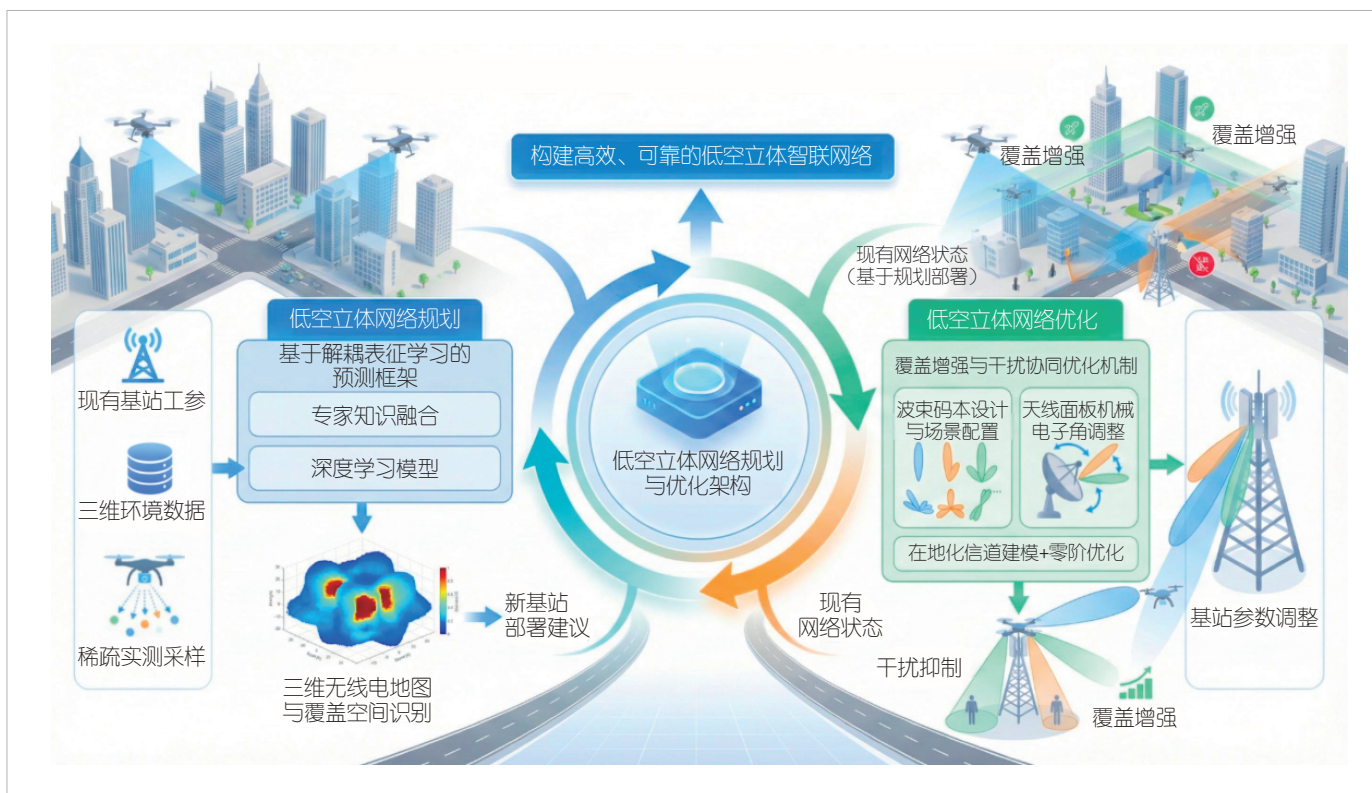


图1 低空立体网络智能规划与优化架构的关键技术路线

画环境影响，射线追踪方法又存在建模和计算代价高的问题。近年来，结合测量数据的深度学习以及“仿真+测量”的混合范式，为提升覆盖预测精度与效率提供了新思路^[8-10]。

随着低空经济发展，低空覆盖预测的重要性日益突出。与地面场景不同，低空链路更易受直射径和多基站波束协同影响，因此基站波束的对空辐射特性成为预测中的关键因素。然而，天线方向图通常难以直接获取，只能借助工参信息间接表征。

基于工参进行低空覆盖预测仍面临两方面挑战：一是 UAV 采样通常呈现局部、不均匀分布，难以支持采样外位置的准确预测；二是工参维度高、变化复杂，如何利用有限样本实现对任意工参配置的泛化预测，仍是一大难点。为此，可采用结合专家知识的解耦表征学习方法，从有限运维参数和稀疏采样中学习基站辐射特性，从而实现未知区域的低空覆盖预测^[11]。

2.2 解耦表征

如图2所示，为了利用基站工参配置实现低空覆盖预测，首先需从繁多的基站工程参数中选择与覆盖相关的工参，并将其分类为绝对位置、动态波束、静态波束和加性功

率特征。在工参分类的基础上，基于通信专家知识实现特征压缩，一方面，在空间域特征转化中，结合低空采样点，将基站绝对位置、动态波束特征以及低空采样点位置特征，转化为低维的采样点在基站波束域的极坐标相对位置（距离和角度），在减少输入特征维度的同时使用更易学习的极坐标表征；另一方面，在标签解耦中，不直接对RSRP覆盖进行预测，而是在dB域剥离加性功率特征（功率和带宽）的影响，进一步减少需输入的特征。在前述特征压缩基础上，根据对数距离路径损耗模型（LDPL）模型，信号传播过程中天线的波束增益和路损是天然解耦的，且影响路损的距离和频段特征是近似解耦的，且这些因素的影响在dB域是加性的关系。因此不同的特征可以被送到不同的神经网络学习，学习的表征通过加性融合得到，即

$$y_{m,n} = f_1(x_1) + f_2(x_2) + f_3(x_3) \quad (1)$$

其中， $y_{m,n}$ 表示第 m 个栅格、第 n 个波束待预测的覆盖目标（经标签解耦）， x_1 、 x_2 、 x_3 分别为距离、频段和影响波束增益的特征， f_1 、 f_2 、 f_3 分别为特征映射函数，为了提高特征表示能力，这些函数各自采用多层感知神经网络实现。需要指出的是，在解耦表征学习网络设计中，也可以用其他神经网络

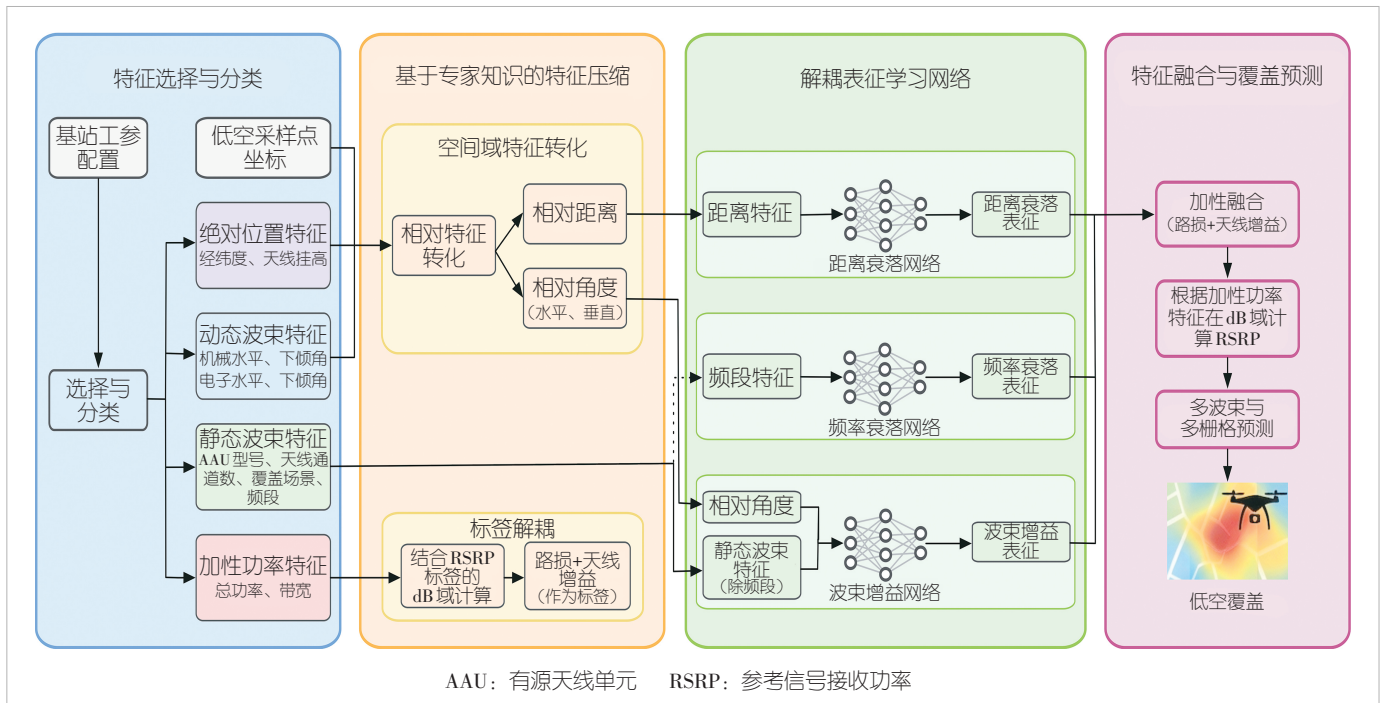


图2 解耦表征学习框架

实现特征映射。完成特征融合后，仅需结合已知的加性功率特征对RSRP进行反推，再对不同波束、栅格RSRP进行预测，即可得到相应的低空覆盖。

理论分析表明，这种受先验知识约束的模型结构在保持与全连接网络相当的学习能力的同时，显著降低了过拟合风险，提升了泛化能力。

2.3 结果

为了验证解耦表征学习方法的性能，研究团队在江西南昌150 m、300 m、500 m低空共采集了93 839个覆盖样本，涉及142个基站（即有142组工参配置）。实验中通过绑定基站和对应的低空覆盖样本，并按基站划分数据集，确保实验验证泛化性的科学性。

在消融实验中，训练、验证、测试集划分比例为1:1:8，通过20次随机划分并平均，分别验证了采用和不采用基于专家知识的特征压缩和解耦表征网络的性能。表1展示了不同模块设计的有效性。值得指出的是，根据所考虑模型先验知识的不同，所介绍的解耦表征学习方法有可能进一步提高性

表1 消融实验结果

基于专家知识的特征压缩	解耦表征网络	平均绝对误差/dB
采用	采用	6.3
采用	未采用	6.5
未采用	未采用	7.7

能。该消融实验结果仅为所考虑信号传播模型下的实验结果。

除此之外，为了验证解耦表征学习方法的泛化性，研究团队使用南昌采集的数据集训练所得到的预测方法，对赣州的地面基站进行覆盖预测，并使用赣州低空150 m高度一条航道上的RSRP实测值进行性能评估。如图3所示，基于基站工参得到的低空覆盖预测结果以栅格均值形式进行了可视化。

为了进一步对航道上的预测和实际采集进行评估，图4

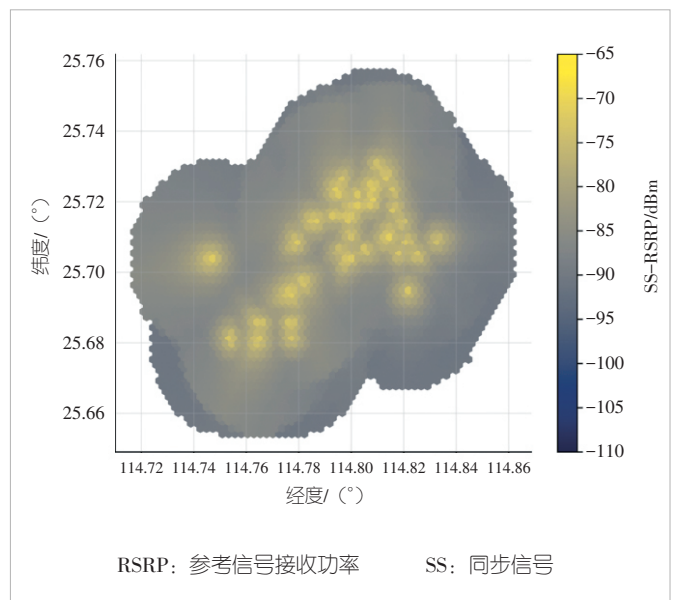


图3 基于基站工参的覆盖结果(栅格均值)

(a)至图4(c)给出了赣州场景中低空实测覆盖、基于工参的预测覆盖以及对应的预测绝对误差空间分布。其中,图4(a)展示了沿低空航道采集的实测SS-RSRP分布,图4(b)

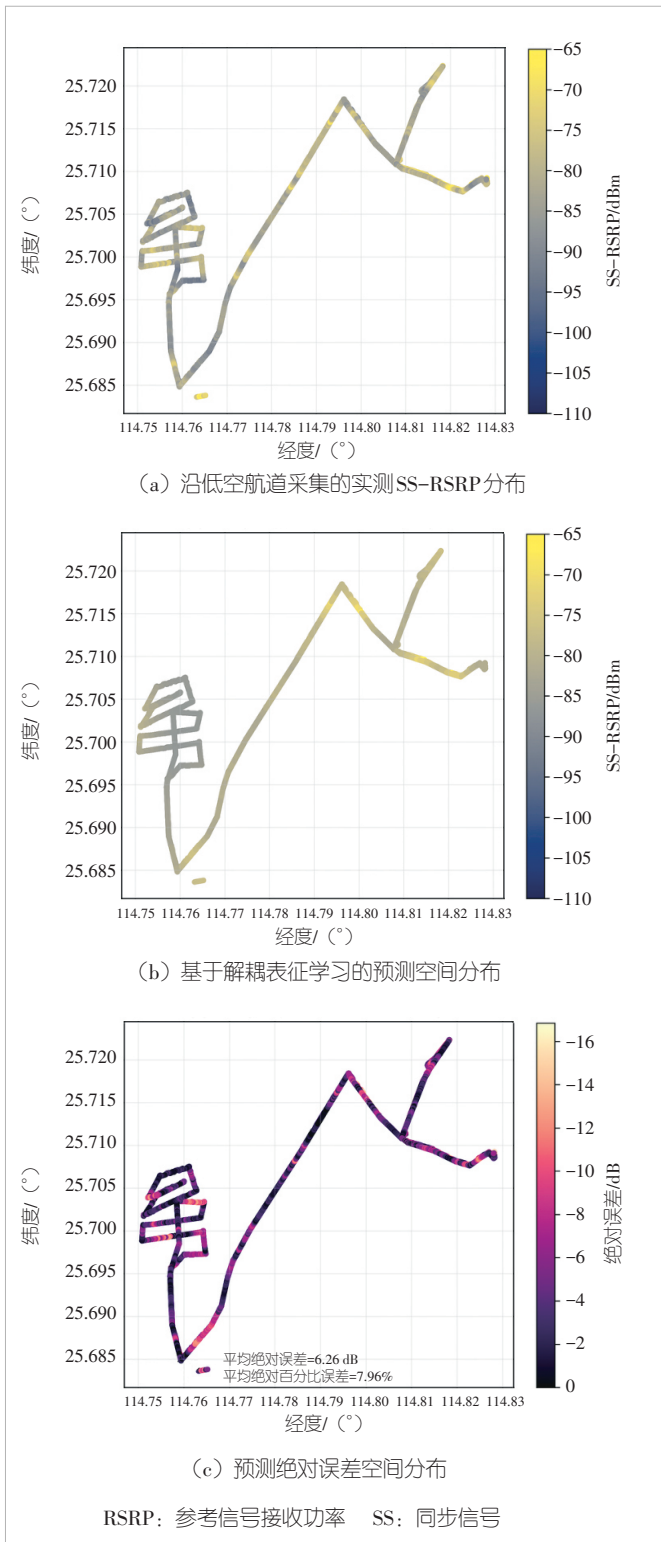


图4 典型区域低空SS-RSRP实测与预测结果对比分析

为工参预测得到的SS-RSRP空间分布,其整体趋势与实测结果保持一致,尤其是在主航道区域,预测结果能够较好地重现信号强弱变化的空间结构。这一现象表明,所提出的解耦表征学习方法在跨城市、跨基站配置的场景下,仍能保持稳定的空间泛化能力。

从图4(c)所示的预测绝对误差空间分布可以看出,大多数采样点的预测误差处于较低水平,预测误差在空间上未呈现大面积聚集或系统性偏移,仅在个别局部区域出现相对较大的误差值。这些误差往往对应于航道转折、局部遮挡或基站切换较为频繁的位置,说明模型在整体泛化良好的前提下,对局部复杂传播条件仍存在一定挑战。总体而言,误差的空间分布特征验证了该方法在未知区域进行低空覆盖预测时的稳定性与鲁棒性。

为进一步从统计角度评估预测性能,图5给出了赣州场景下预测误差的累积分布函数(ECDF)。可以看出,约一半的采样点预测误差低于5.3 dB,90%和95%分位误差分别约为11.8 dB和13.4 dB,对应的平均绝对误差(MAE)为6.26 dB,平均绝对百分比误差(MAPE)为7.96%。该结果表明,在完全未参与训练的城市和基站配置下,模型仍能保持较为集中的误差分布,未出现明显的长尾失效现象,进一步验证了解耦表征学习框架在跨区域低空覆盖预测任务中的有效性。

基于真实低空网络数据的实验验证了该规划方法的有效性。解耦表征框架在数据稀疏的情况下表现出极强的鲁棒性。在实际的未知区域(如赣州飞行路径)进行跨区域、跨设备厂商的预测验证中,该方法实现了5 dB级别的平均绝对误差。

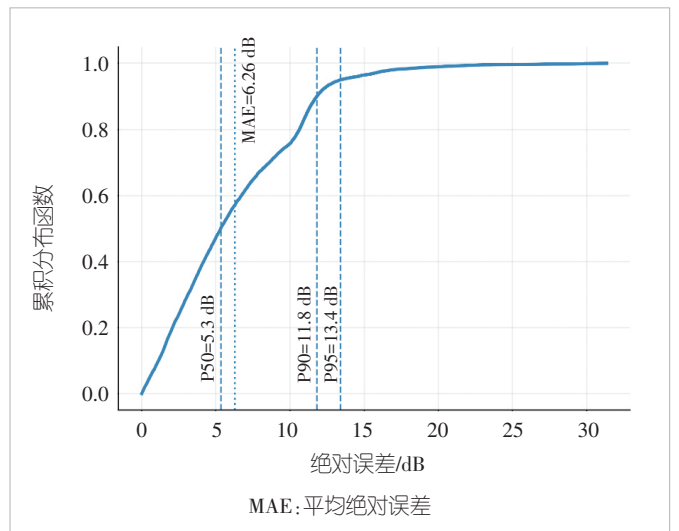


图5 预测误差的累积分布特性

3 低空立体网络优化

3.1 现状与挑战

在传统蜂窝网络中,天线下倾是影响覆盖与容量权衡的重要参数,已有研究表明其可通过改善小区覆盖和抑制邻区干扰提升系统性能^[12]。针对 UAV 场景,近年来逐步形成了面向空中走廊的优化范式,即不再追求对整个天空的均匀覆盖,而是面向重点航路实现更可靠的空地协同保障^[13]。这类研究表明,低空网络优化的难点不在于单参数调节,而在于参数变化会引发多小区、多高度和多用户类型间的耦合联动,因此本质上属于系统级、黑盒、多目标优化问题。为应对这一挑战,本文从初始接入波束覆盖场景和天线面板角度两方面开展协同优化,并结合在地化信道建模与零阶优化方法实现全网性能提升^[6-7]。

3.2 空地协同覆盖优化:覆盖场景优化与天线朝向优化

面向低空立体覆盖场景,网络优化需要同时解决“UAV 能否接入”和“接入后能否稳定覆盖”两类问题。前者主要取决于同步广播信号在目标空域内的可达性,后者则进一步受到天线整体辐射方向、空地干扰关系以及业务波束覆盖能力的共同影响。因此,低空网络覆盖优化应从广播接入层和天线辐射层两个层面协同展开:一方面,通过 SSB 波束覆盖场景优化改善低空用户的初始接入能力;另一方面,通过天线下倾角与方向角协同调节,对三维空间中的覆盖形态进行重构,从而在增强低空覆盖的同时兼顾地面覆盖质量与邻区干扰控制。

1) 初始接入优化: SSB 波束覆盖场景优化

在 5G 网络中,同步信号块(SSB)是用户设备进行小区搜索、同步和初始接入的基础。对于低空 UAV 用户而言,能否在复杂的空中信道环境下稳定接收到 SSB 信号,直接决定了其能否顺利接入网络以及后续的通信质量。传统的地面网络通常采用面向地面用户优化的宽波束或水平波束扫描策略,这导致低空区域往往处于波束覆盖的盲区或弱覆盖区。因此,针对低空立体覆盖场景,自定义 SSB 波束的码本设计,即覆盖场景配置优化,显得尤为关键。通过调整有源天线单元(AAU)内部的波束权值,可以生成不同形状和指向的 SSB 波束组合,以适应不同的空域覆盖需求。

针对低空场景,可以设计特定的覆盖场景配置,使 SSB 波束在垂直维度上具有更宽的覆盖范围或更上翘的指向,从而增强对空中用户的信号辐射。如图 6 所示,通过对比常规的默认水平覆盖场景配置与针对立体覆盖场景的配置,可以

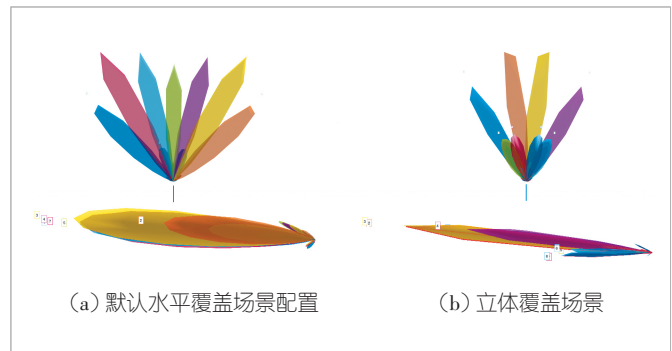


图6 8个SSB波束在不同覆盖场景配置下的形状对比

明显观察到波束能量在空间分布上的差异。优化的码本设计能够确保多个 SSB 波束在空域形成有效的包络,减少覆盖空洞。

2) 天线朝向优化:下倾角与方向角协同

除了波束码本的数字域优化外,天线面板的物理与电子角度配置也是影响低空覆盖的关键因素。现代大规模多输入多输出(MIMO)基站支持灵活的电子下倾、电子方位和机械下倾、机械方位调节。电子倾角与机械倾角对 SSB 广播波束与信道状态信息参考信号(CSI-RS)业务波束的赋形影响机制存在显著差异,在低空优化中需要进行精细的协同调节。以下说明与示例均以以下倾角为例。

电子下倾角主要通过调整天线阵列单元的相位来实现波束在垂直方向上的扫描。值得注意的是,电子下倾通常是针对特定波束或波束组进行的。此外,还需要关注 SSB 波束与信道状态信息参考信号(CSI-RS)波束之间的关系。SSB 主要负责广播和公共控制信道覆盖,其波束通常较宽;而 CSI-RS 用于精确的信道测量和业务波束赋形,波束通常更窄且指向性更强。在低空优化中,两者需要协同设计,确保 SSB 的覆盖范围能够包含 CSI-RS 的业务覆盖范围,避免出现“有业务无接入”或“能接入无业务”的现象。

在某些天线设备实现中,调整电子下倾角会对 SSB 广播波束产生显著的指向改变,但对 CSI-RS 业务波束的影响可能受限于预定义的码本包络而不会改变。图 7 对比展示了这一现象:当增加电子下倾角时,SSB 广播波束的垂直指向发生明显下压,而 CSI-RS 业务波束包络没有变化,揭示了两者在电子调节下的非同步性特征。理解这一差异对于避免空地覆盖失衡至关重要。

相比之下,机械下倾角是通过物理调整天线面板的倾斜角度来实现的。机械下倾的调整会对天线发射的所有信号(包括 SSB、CSI-RS 以及所有数据信道)产生一致的旋转效果。这意味着,增加机械下倾角会同时压低 SSB 和

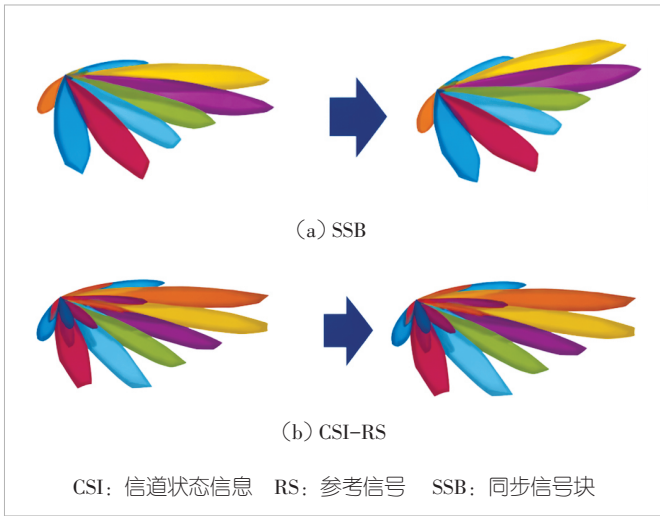


图7 电子下倾角调节对SSB和CSI-RS波束影响的对比

CSI-RS的覆盖范围。在低空优化中,机械下倾角往往被用作“粗调”手段,用于设定基站整体的覆盖基准面,特别是用于抑制对高空远端基站的干扰;而电子下倾角则作为“精调”手段,用于在机械下倾的基础上微调业务波束的指向。图8对比展示了调节机械下倾角时,SSB波束和CSI-RS波束的覆盖包络同步发生刚性旋转,两者的相对位置关系保持不变。

为了在复杂的空地干扰环境中找到最优的机械角度配置,可以结合在地化信道建模(LSCM)技术^[6]与零阶优化算法^[7]。通过LSCM技术精准重构当前环境的多径信道结构,并利用零阶优化算法在巨大的参数空间中自动搜索最优的机械下倾角与机械方位角组合。这种方法能够量化分析不同机械角度对空地SS-RSRP的具体影响,从而找到一个既能保

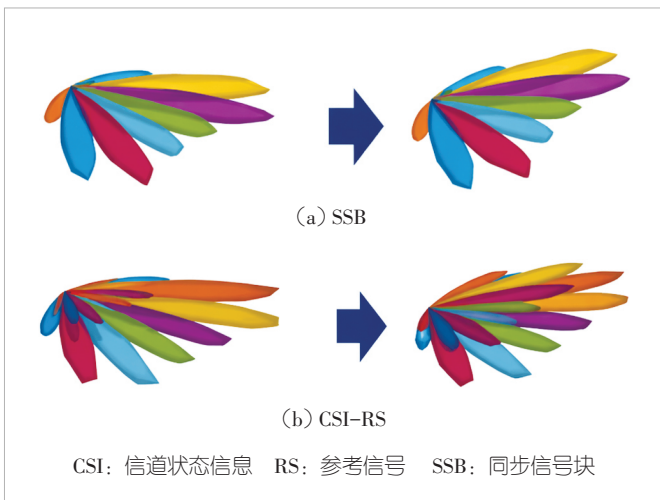


图8 机械下倾角调节对SSB和CSI-RS波束影响的对比

证地面用户覆盖,又能最大化低空UAV接入信号质量的平衡点。

3.3 实验结果

不同覆盖场景配置对低空通信性能影响显著。由图9和图10可见,采用适配低空场景的SSB波束配置后,150 m高度用户的平均接收信号强度(SS-RSRP)由-82.15 dBm提升至-80.41 dBm,平均接收信号信噪比(SS-SINR)由2.93 dB提升至3.55 dB。说明立体覆盖场景配置能够有效增强低空接入信号并改善覆盖质量。

图11对比了两类配置对低空通信性能的影响。从SS-RSRP的概率密度曲线可以看出,采用立体覆盖场景配置后,能够显著提升低空终端接收到的信号强度,有效缓解了传统地面网络对空覆盖不足的问题。立体覆盖场景下的SS-SINR分布同样表现出更优的统计特性,其曲线峰值更靠近高信噪比区间。

由表2可知,相较于优化前状态,基于一维路损模型(First-order)和LSCM的机械角度优化均能提升空地覆盖质量,其中LSCM表现更优。在150 m低空空域中,LSCM将平均RSRP从-73.09 dBm提升至-69.90 dBm,覆盖率(RSRP

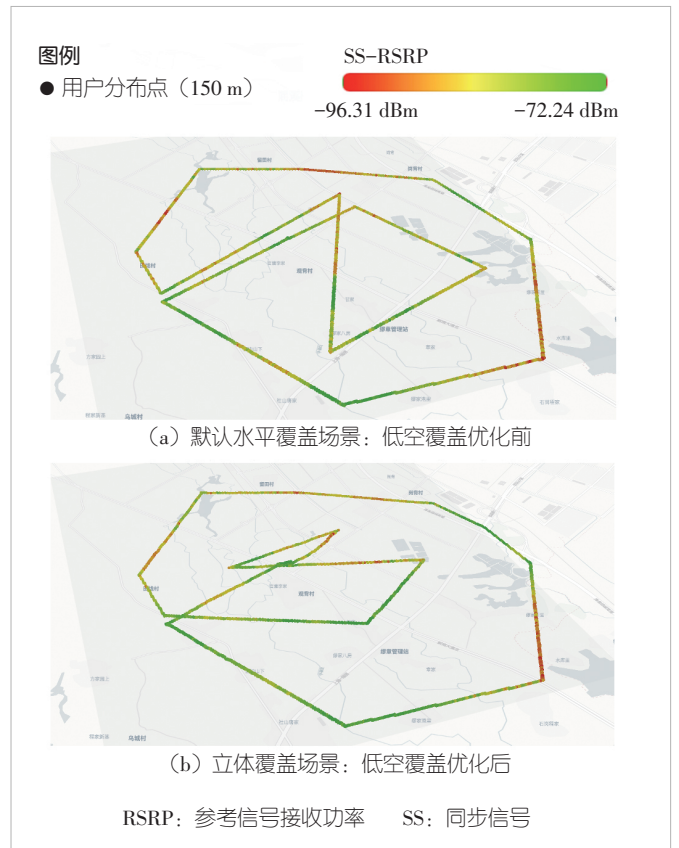


图9 不同覆盖场景配置下低空通信覆盖性能对比(SS-RSRP)

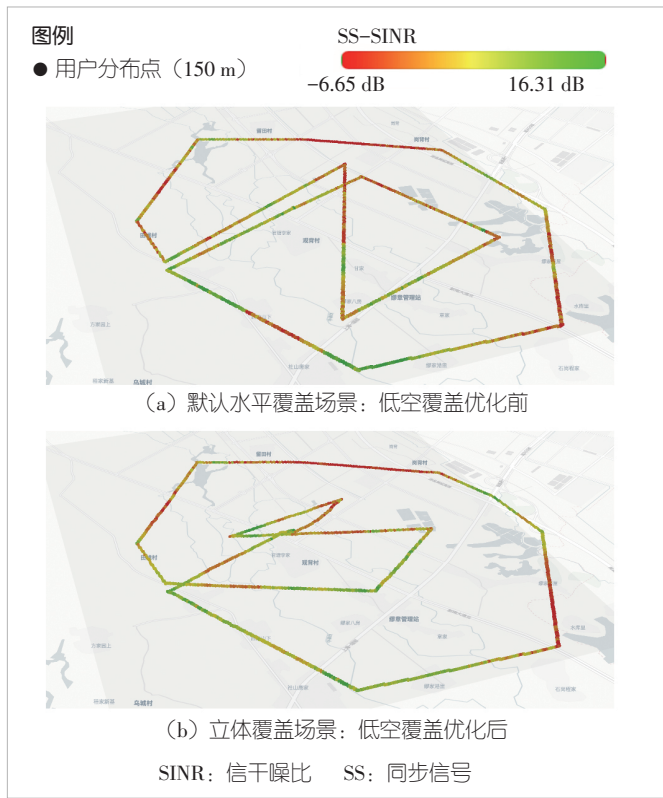


图10 不同覆盖场景配置下低空通信覆盖性能对比(SS-SINR)

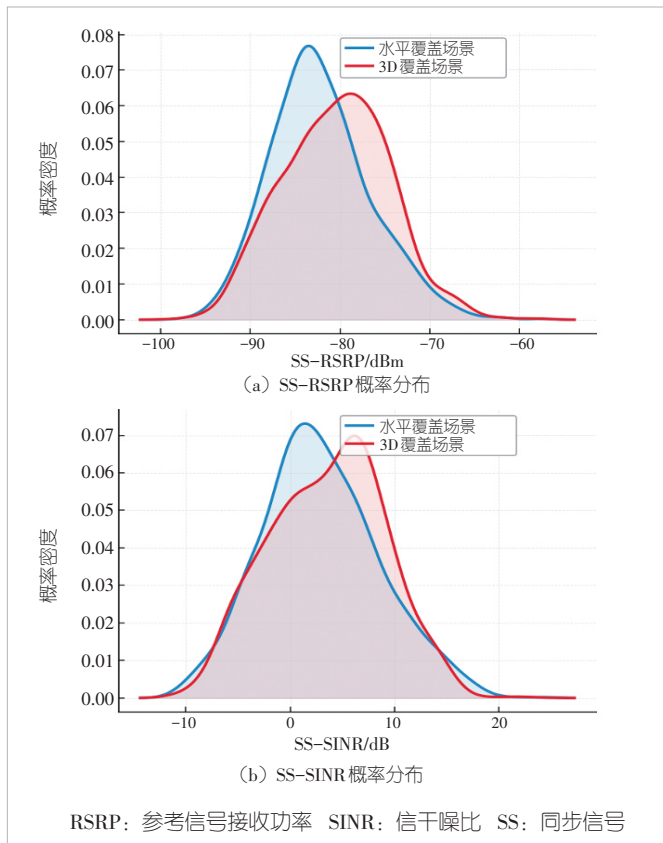


图11 不同覆盖场景配置下的低空通信覆盖性能概率分布特性对比

表2 天线机械角度优化后的空地RSRP覆盖提升对比

	平均RSRP (0 m+150 m)	平均RSRP (150 m)	覆盖率 (0 m + 150 m)	覆盖率 (150 m)
覆盖优化前	-73.47	-73.09	0.26	0.19
一维路损模型	-72.08	-71.85	0.36	0.33
在地化信道建模	-70.56	-69.90	0.45	0.42

RSRP: 参考信号接收功率

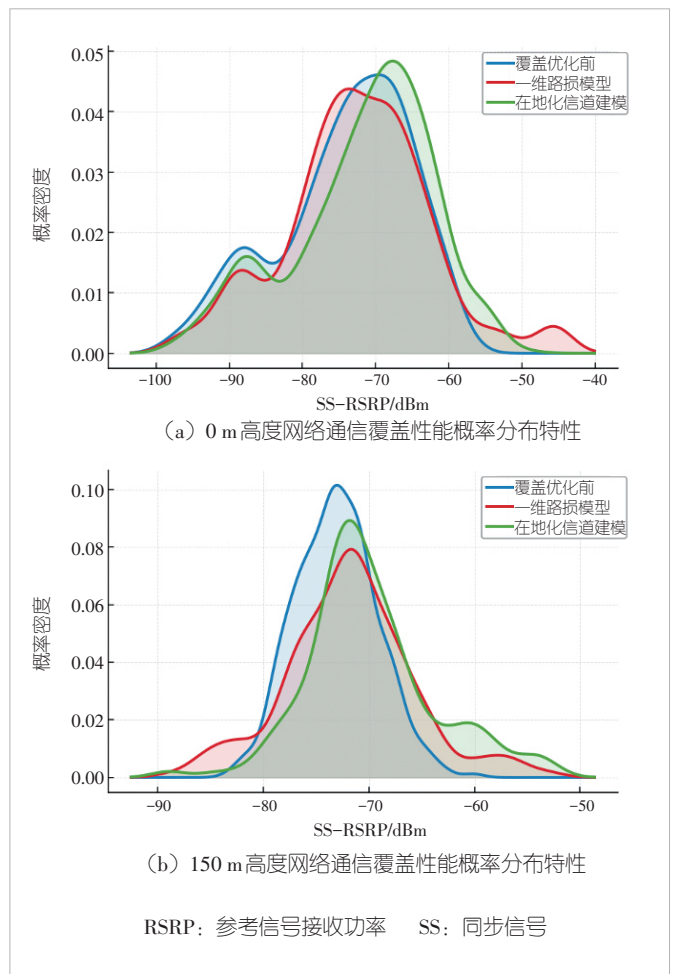


图12 基于不同信道建模方法对低空立体网络通信覆盖性能概率分布特性对比

大于-70 dBm的栅格比例)由0.19提升至0.42;在空地综合维度(0 m+150 m)上,平均RSRP提升至-70.56 dBm,综合覆盖率达0.45。图12中的概率分布变化进一步验证了LSCM在改善低空链路覆盖质量方面的优势。

4 结束语

低空立体覆盖网络是低空经济发展的重要基础设施。本

文围绕网络规划与网络优化两类关键问题,介绍了解耦表征学习驱动的低空覆盖预测方法,以及面向初始接入和三维覆盖重构的优化策略。相关方法在真实低空数据和实测场景中验证了有效性,可为低空智能网的规划建设与运行优化提供技术参考。

参考文献

- [1] 广东省通信学会, 中国信息通信研究院, 中国联合网络通信有限公司广东省分公司. 低空智能网发展研究报告 [R]. 2024
- [2] 3GPP. NR support for UAVs [EB/OL]. (2023-07-06) [2026-02-25]. <https://www.3gpp.org/technologies/nr-uav>
- [3] Ericsson. How mobile networks can support drone communication [EB/OL]. [2026-02-25]. <https://www.ericsson.com/en/blog/2017/11/how-mobile-networks-can-support-drone-communication>
- [4] Benzaghta M, Geraci G, López-Pérez D, et al. Cellular network design for UAV corridors via data-driven high-dimensional Bayesian optimization [J]. *IEEE transactions on wireless communications*, 2025, 24(9): 7530–7545. DOI: 10.1109/TWC.2025.3561066
- [5] Behjati M, Zulkifley M A, Alobaidy H A H, et al. Reliable aerial mobile communications with RSRP & RSRQ prediction models for the Internet of drones: a machine learning approach [J]. *Sensors*, 2022, 22(15): 5522. DOI: 10.3390/s22155522
- [6] Zhang S T, Ning X Z, Zheng X, et al. A physics-based and data-driven approach for localized statistical channel modeling [J]. *IEEE transactions on wireless communications*, 2024, 23(6): 5409–5424. DOI: 10.1109/twc.2023.3326209
- [7] He P C, Lu S Y, Xu F, et al. A parallel zeroth-order framework for efficient cellular network optimization [J]. *IEEE transactions on wireless communications*, 2024, 23(11): 17522–17538. DOI: 10.1109/TWC.2024.3454106
- [8] Feng B, Zheng M, Liang W, et al. A recent survey on radio map estimation methods for wireless networks [J]. *Electronics*, 2025, 14(8): 1564. DOI: 10.3390/electronics14081564
- [9] Li Y M, Li Z Y, Gao Z H, et al. Geo2SigMap: high-fidelity RF signal mapping using geographic databases [C]//Proceedings of IEEE International Symposium on Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN). IEEE, 2024: 277–285. DOI: 10.1109/dyspan60163.2024.10632773
- [10] 李昕昊, 韩凯峰, 朱光旭. 基于现实网络数据的通信感知一体化网络覆盖预测与优化 [J]. *中兴通讯技术*, 2024, 30(4): 57–64. DOI: 10.12142/ZTETJ.202404009
- [11] Li X J, Cai Z J, Qi N, et al. A disentangled representation learning framework for low-altitude network coverage prediction [J]. *IEEE transactions on mobile computing*, 2026, 25(5): 6261–6276. DOI: 10.1109/TMC.2025.3637091
- [12] Dandanov N, Al-Shatri H, Klein A, et al. Dynamic self-optimization of the antenna tilt for best trade-off between coverage and capacity in mobile networks [J]. *Wireless personal communications*, 2017, 92(1): 251–278. DOI: 10.1007/s11277-016-3849-9
- [13] Bernabè M, Lopez-Perez D, Gesbert D, et al. On the

optimization of cellular networks for UAV aerial corridor support [C]//Proceedings of 2022 IEEE Global Communications Conference. IEEE, 2022: 2969–2974. DOI: 10.1109/GLOBECOM48099.2022.10001469

作者简介



李昕昊, 香港中文大学(深圳)与深圳市大数据研究院联合培养在读博士研究生; 主要研究领域为无线通信中的网络优化等。



李宵杰, 东南大学在读博士研究生; 主要研究领域为频谱感知、智能无线接入网络、超大规模MIMO系统等。



张翼, 深圳市大数据研究院副研究员; 主要从事通感一体化、基于电磁理论的信道建模相关研究。



韩凯峰, 中国信息通信研究院高级工程师; 主要研究方向为面向6G的无线人工智能、通信感知一体化技术; 主持和参与国家级和省部级研究项目10余项, 获国内外最佳论文奖4次, 发表论文50余篇。



朱光旭, 深圳市大数据研究院网络与机器智能中心研究员、国家级青年人才; 主要从事边缘智能和无线网络优化与网络规划研究。