

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



A Real-World Data-Based Network Coverage Prediction and Optimization for Integrated Sensing and Communications

李昕昊/LI Xinhao^{1,2}, 韩凯峰/HAN Kaifeng³,
朱光旭/ZHU Guangxu^{1,2}

(1. 香港中文大学(深圳), 中国 深圳 518172;

2. 深圳市大数据研究院, 中国 深圳 518172;

3. 中国信息通信研究院, 中国 北京 100083)

(1. Chinese University of Hong Kong, Shenzhen, Shenzhen 518172, China;

2. Shenzhen Institute of Big Data, Shenzhen 518172, China;

3. China Academy of Information and Communication Technology,

Beijing 100083, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202404009

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20240722.1608.006.html>

网络出版日期: 2024-07-23

收稿日期: 2024-06-12

摘要: 传统基于人工经验、试错迭代的低效方法已无法适应未来多功能网络的参数优化。为了提升通信感知一体化 (ISAC) 网络的优化效率以及服务质量, 亟需建立系统级全局网络性能建模与优化新范式。为此, 提出了一种面向6G的ISAC网络覆盖预测与优化框架。该框架利用离线的现实网络数据与多波束信道建模的方法, 实现任意天线参数下的ISAC网络性能预测, 并且利用零阶块坐标下降等数学优化工具求解黑盒优化问题, 实现网络参数的精准寻优。基于所提框架, 我们对现实世界中的空地协同ISAC网络进行了系统级性能仿真, 并对低空用户进行感知性能优化, 对地面用户进行通信性能优化。基于真实网络数据的实验结果表明, 所提方法在性能上显著超越了传统的建模与优化方法。

关键词: 网络智能优化技术; 通信感知一体化; 本地化信道估计; 覆盖预测; 零阶优化; 低空经济

Abstract: The conventional network optimization methods, based on manual experience and trial-and-error iterations are no longer suitable for parameter optimization of future multifunctional networks. To enhance the optimization efficiency and service quality of integrated sensing and communication (ISAC) networks, there is an urgent need to establish a new paradigm for system-level network performance modeling and optimization. To this end, a 6G-oriented ISAC network coverage prediction and optimization framework is proposed. This framework utilizes offline real network data and multi-beam channel modeling methods to predict ISAC network performance under various parameters and employs advanced mathematical optimization tools such as zero-order block coordinate descent to solve black-box optimization problems, achieving precise network parameter optimization. Based on the proposed framework, we conducted system-level performance simulations for real-world aerial-ground cooperative ISAC networks, optimizing sensing performance for low-altitude users and communication performance for ground users. Experimental results demonstrate that our method significantly outperforms traditional modeling and optimization methods.

Keywords: network optimization; integrated sensing and communication (ISAC); localized statistical channel estimation; coverage prediction; zero-order optimization; low-altitude economy

引用格式: 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

Citation: LI X H, HAN K F, ZHU G X. A real-world data-based network coverage prediction and optimization for integrated sensing and communications [J]. ZTE technology journal, 2024, 30(4): 57-64. DOI: 10.12142/ZTETJ.202404009

当 代蜂窝移动通信技术专注于提供高效、可靠的无线连接服务, 同时为了进一步满足未来网络在环境监测、

智能物联网 (IoT)、车联网 (V2X)、虚拟现实 (VR) 和增强现实 (AR) 等领域的应用, 蜂窝网络的智能化和通信感知一体化 (ISAC) 技术的发展, 为实现此类领域更智能、更自动化的服务提供了可能^[1]。不只局限于当代蜂窝网络提供的一般用户设备 (UE) 定位功能, 通过对通信和感知的频谱、能源、硬件框架的统一化设计, 通信感知一体化技术

基金项目: 第八届中国科协青年人才托举工程项目 (2022QNRC001); 广东省基础与应用基础研究重大项目 (2023B0303000001); 国家自然科学基金面上项目 (62371313); 广东省基础与应用基础研究基金面上项目 (2022A1515010109); 深圳市龙岗区科技创新专项资金项目 (LGKCSPT2023002)

不仅进一步增强了网络对环境的感知能力，还同时赋能通信，获得显著的集成增益^[2]。

国际电信联盟（ITU）已将ISAC确定为第6代（6G）移动通信网络的六大典型场景之一。这不仅标志着ISAC技术在未来通信发展中的核心地位，而且也意味着ISAC网络的设计与优化成为了推动6G技术创新的关键因素。因此，对ISAC技术的研究和开发，尤其是在网络设计与优化方面的深入探索，对如今6G关键技术的研发愈加重要^[1]。为了实现更加有效的ISAC网络无线电资源管理和更高质量的ISAC服务，未来支持大规模接入的通信感知一体化网络优化问题将变得更加具有挑战性：一是ISAC网络性能与网络参数之间的关系仍然难以预测，二是巨大的网络参数解空间使得一般的寻优算法效率低下^[3]。

近年来，许多研究团队通过资源分配、波束赋形、检测策略优化和波形设计来提升ISAC网络性能。Xu等^[4]在分布式天线网络（DANs）中研究了ISAC的资源分配问题，提出了一个分阶段的方法，以避免干扰并通过协调波束赋形和感知阶段的持续时间来优化能耗。为了减轻ISAC协调蜂窝网络中的自干扰，LIU等^[5]引入了多基地雷达框架，从而实现更低干扰和更优的发射与接收波束赋形策略，进一步提升了感知精度。ALI和CHAFII^[6]提出了一种动态传输策略和联合检测方法，以改善大规模网络中的雷达性能，尽管在通信性能上存在一些权衡，但雷达检测质量得到显著提高。LI等^[7]提出了一种多基站通信感知一体化场景下的波束赋形设计方法，实现无缝的感知覆盖。LIU等^[8]通过ISAC波形设计研究了高斯信道下感知和通信之间的确定性-随机权衡。总之，虽然在ISAC网络优化方面取得了进展，但在实际应用中实现高精度预测和高效优化仍然面临诸多挑战。

第5代（5G）无线通信的物理层设计支持用户设备进行基于多波束的参考信号接收功率（RSRP）测量报告，为现实世界的网络优化和建模提供了更好的技术基础，同时也使得传统驾驶测试（DT）^[9]在一次测试中能够收集更高维度的空间信息，提高了DT效率。但是在网络参数调节时，传统驾驶测试仍只能评估在测量过程中运行的配置。在实际工程中，网络专家通常需要根据工程经验尝试多种配置，并对每种配置进行DT，这样的方法得到的解很可能是次优的。为了解决现实网络优化问题，LUO等^[3]提出了通信网络的模拟现实框架（SRCON），通过整合白盒模型与机器学习技术，实现用于现实世界网络的精确有效的离线模拟和优化。SRCON通过统计孪生信道建模的方法，大幅减少了大规模DT的需求，使得从大规模网络参数解空间中获得最优网络配置成为可能。然而，现有的通信网络的模拟现实框架主要

面向5G通信网络优化场景，因此需要一个能够精确预测通信感知一体化网络行为的框架，以适应6G网络中通信与感知的高度融合。

面向现实世界通信感知一体化网络优化的方法一般面临两大挑战。一方面，为了在实际通信网络中部署，需要一种快速且准确的系统级网络仿真方法，以便能够建模实际网络中的无线通信与感知的传播环境，并高效利用现有DT数据。另一方面，这种基于系统级仿真的优化问题往往被构造成一个黑盒优化问题，且求解复杂，没有收敛保障，并容易陷入次优解。为了实现解决此类高维非凸的大规模ISAC网络性能优化问题，需要一种高效的ISAC性能优化方法。

系统级网络仿真方法一般分为基于统计模型和基于确定性模型两类方法。统计模型在特定环境仿真和性能优化方面的局限性，限制了此类方法在精确模拟现实世界网络环境方面的应用。此外，基于射线追踪的确定性建模方法，尽管在模拟精度上具有优势，但由于高精度地图和配置参数获取的难度以及计算成本问题，面临计算复杂度过高的难题。为了解决上述两方面的问题，对现实世界无线网络行为进行高效、准确的仿真，基于无线网络孪生的系统级网络仿真方法^[10]被提出。这个方法关注从真实无线网络中构建统计孪生网络，不止局限于固定的简化场景，利用多波束信息充分探测无线信道环境，利用有效的稀疏优化方法恢复信道角度功率谱（APS），为大规模ISAC网络优化奠定了网络信道环境建模基础。

在面向现实世界的ISAC网络优化中，除了快速准确应对系统级网络仿真的挑战外，另一个关键挑战在于如何从庞大的参数解空间中高效地找出最优的ISAC网络参数组合，尤其是考虑到低空网络与地面网络的协同部署时，这一问题将变得更加复杂。低空网络和地面网络通常会在同一地点部署。地面网络由于建筑物的阻挡，需要密集部署基站以确保覆盖，其基站参数组合的可能性可能高达数十亿级，即便各参数仅限定于有限的离散取值。而低空网络因受阻挡较少，可以稀疏部署基站。然而，由于这两种网络在覆盖区域上存在重叠，因此需要进行协调以减少相互干扰^[11]，这使得ISAC网络优化更具挑战。此外，当低空网络与地面网络同频部署时，基站信号主要覆盖地面，这会限制空域的覆盖范围，并导致空地用户的信号干扰增加，从而加大了网络优化的难度。

此外，网络优化的目标函数通常呈现不连续性，甚至缺少明确的数学表达，这进一步增加了性能评估的复杂性和耗时程度，导致传统的基于梯度的优化技术在此情境下不再适用。一些基于随机梯度下降（SGD）和零阶（ZO）优化的

方法被提出^[12-14]用于优化网络覆盖率。然而，这些方法仍存在挑战：一方面，因为使用了近似的优化目标^[13]使得问题难以捕捉真实网络的特性；另一方面，基于系统级仿真的优化方法^[12,14]往往难以高效，且缺乏有保证的收敛性。这些问题使得现有方法难以应用于大规模 ISAC 网络的优化。

综上所述，现有 ISAC 网络优化框架尚存两大挑战：一是基于统计模型或射线追踪的系统级网络仿真方法，在确保真实网络仿真精度与降低计算复杂度之间难以兼顾；二是基于近似优化目标的方法和基于系统级仿真的优化策略，在精确捕捉空地 ISAC 协同网络特性与确保优化过程高效收敛之间难以兼顾。

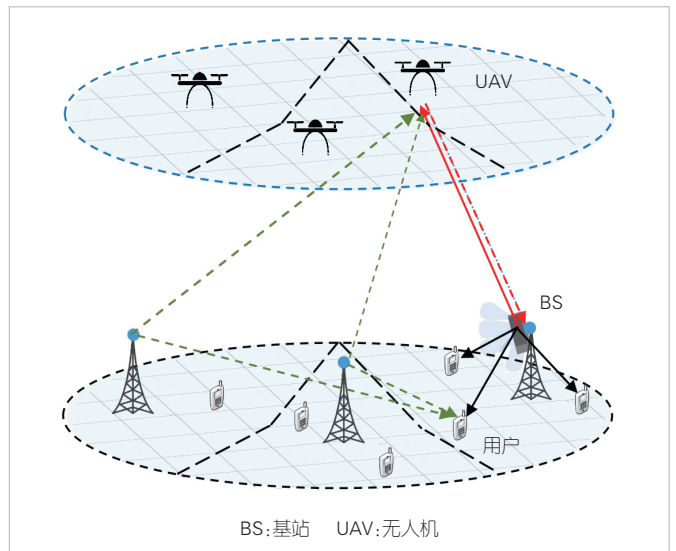
为了实现准确、快速、有效的大规模 ISAC 网络优化，我们提出一种基于真实数据的通信感知一体化网络建模优化框架。整体框架由 ISAC 系统级网络仿真方法和 ISAC 网络优化方法构成。具体而言，在系统级网络仿真方法上，我们提出基于多波束统计信道建模 (MBCM) 的 ISAC 网络覆盖预测方法。首先建立信道角度功率谱与一轮实际 DT 测量到的 RSRP 的统计关系，接着利用多波束统计信道建模方法估计信道 APS，然后利用信道 APS 预测不同天线参数配置下的通信信干噪比 (SINR) 和感知信干噪比，最后根据通信和感知 SINR 计算 ISAC 覆盖率。尽管现实网络中基站参数与用户侧 ISAC 性能的关系难以捕捉，本文所提的系统级网络仿真方法通过多波束统计信道建模，建立网络参数到 ISAC 覆盖率的映射。在特定 ISAC 网络场景下，估计到的大尺度信道统计信息与真实网络有统计一致性，确保了所提方法对 ISAC 网络性能的准确评估。在估计信道 APS 时使用的稀疏恢复算法，因为较低的计算复杂度也使得所提方法可以对 ISAC 覆盖率执行相对快速的预测。在 ISAC 网络优化方法方面，基于我们使用的系统级 ISAC 网络仿真方法，ISAC 网络覆盖问题被构造为一个优化网络参数以最大化 ISAC 网络覆盖率的黑盒优化问题。尽管这个问题缺乏导数信息，优化变量维度高且非凸，本文提出的零阶块坐标下降 (ZOBCD) 的黑盒优化方法仍然可以执行快速有效的优化策略，找到最优的网络参数配置。该方法基于块坐标下降的方法加速求解速度，并利用布伦特法 (Brent)^[15]使每个维度的搜索都有质量保证，同时减少了计算量。基于所提框架，我们对现实世界中的空地协同 ISAC 网络进行了覆盖预测与优化，对低空用户和地面用户进行系统级通信与感知性能仿真和 ISAC 覆盖预测，并对低空无人机用户的感知与通信覆盖率，以及地面用户的通信覆盖率进行优化。基于现实网络数据的实验结果验证了所提方案的有效性。与基准优化方案相比，所提方案使得 ISAC 网络的整体通信-感知覆盖能力显著提升。

1 系统模型

现实世界通信感知一体化网络的基站、用户、感知目标拓扑复杂，信道环境复杂，空地协同的感知与通信覆盖困难。在本工作中，考虑一种空地协同的 ISAC 融合网络。如图 1 所示，单站并置 ISAC 基站 (BS) 被部署在网络中，与低空用户和地面用户进行下行通信，同时感知低空目标。基站配置 $N = N_x \times N_y$ 个发射天线的均匀平面阵列 (UPA) 用于参考信号发送，并使用 N 个天线进行感知回波接收。用户均配备单天线接收设备，每个用户可能同时接收到来自多个基站的信号，低空中目标采用非合作方式被感知。低空中和地面区域均被划分成若干栅格，每个栅格具有相同的几何形状和面积。

对于通信模型，使用 $\mathbf{W} \in \mathbb{C}^{N \times M}$ 表示预定义的 M 个波束的预编码矩阵。该矩阵的项可表示为 $w_m[n] = \frac{1}{\sqrt{N}} (e^{-j\varphi_n^{(m)}})$ ，其中 $\varphi_n^{(m)}$ 表示第 m 个波束对应于第 n 个天线的相位。 $\mathbf{S} \in \mathbb{C}^{N \times Q}$ 表示 UPA 天线导向矩阵，它的每一列可表示为 $\mathbf{s}(\theta_{N_x}, \varphi_{N_y}) = [1, \dots, e^{-j\psi_x(N_x-1)}, \dots, e^{-j\psi_y(N_y-1)}, \dots, e^{-j(\psi_x(N_x-1) + \psi_y(N_y-1))}]^T / \sqrt{N}$ ，其中 $\psi_x = \frac{2\pi}{\lambda} d_x \sin\theta_{N_x}$, $\psi_y = \frac{2\pi}{\lambda} d_y \cos\theta_{N_x} \sin\varphi_{N_y}$ 。 $Q = N_x \times N_y$ 表示天线球坐标系的角度分辨率， d_x 和 d_y 表示相邻天线间隔。自由空间中的离开下倾角 (AoD) $\theta_i (1 \leq i \leq N_x)$ 和离开方位角 $\varphi_j (1 \leq j \leq N_y)$ 被分别均匀离散为 N_x 个下倾角度和 N_y 个方位角。

在现实网络中，可调天线参数 Θ 包括覆盖场景、数字下倾角、机械下倾角和机械方位角等。 Θ 调整的影响可以被



▲图1 通信感知一体化网络

建模为天线系数矩阵关于天线参数的隐函数^[16]。因为天线机械角度的调整会同时影响控制业务波束和公共波束^[17]，所以在这个工作中我们关注机械下倾角 $t = [t_1, \dots, t_k]$ ，和机械方位角 $a = [a_1, \dots, a_k]$ 的调整，即 $\Theta = (t_1, \dots, t_k, a_1, \dots, a_k)$ 。因为实际系统的限制， t 和 a 有各自的可调范围限制^[14]。假设天线面板进行机械下倾角和机械方位角调整时只改变导向矩阵 S 。

首先基于 DT 得到真实 RSRP 测量值，低维 RSRP 测量值和高维信道 APS 向量的统计关系可以被表示为^[16]：

$$\mathbf{rsrp} = \mathbb{E}[\mathbf{rsrp}(t)] = \left(\mathbf{W}^H \mathbf{S} \right)^2 \mathbf{x}_t \in \mathbb{R}^M, \quad (1)$$

其中 $\mathbf{x}_t \in \mathbb{R}^Q$ 代表 APS 在 Q 个角度分辨率上的期望。基站 k 到栅格 l 的 RSRP 可以被表示为 $\mathbf{rsrp}_{k,l} = \max_m \mathbf{rsrp}_{k,l}$ 。栅格 l 的 SINR 可以被表示为：

$$\text{sinr}_l^c = 10 \log_{10} \left(\frac{10^{\max_k \mathbf{rsrp}_{k,l}/10}}{\sum_k 10^{\mathbf{rsrp}_{k,l}/10} - 10^{\max_k \mathbf{rsrp}_{k,l}/10}} \right). \quad (2)$$

对于雷达模型，假设基站作为单站共置雷达，因此信号到达角 (AoA) 和 AoD 被假设相等，感知目标的响应矩阵 $\mathbf{G}_R \in \mathbb{C}^{N \times N}$ 可以表示为：

$$\mathbf{G}_R = \alpha x^2 [\theta_{N_s}, \varphi_{N_s}] \mathbf{s}(\theta_{N_s}, \varphi_{N_s}) \mathbf{s}^H(\theta_{N_s}, \varphi_{N_s}), \quad (3)$$

其中 α 表示雷达散射截面 (RCS)， $x^2 [\theta_{N_s}, \varphi_{N_s}]$ 表示估计的回波路损。假设基站和感知目标之间存在视距传输 (LOS) 路径，且具有最大增益的路径方向即为 LOS 方向。因此，BS 接收到的回波信号 $\mathbf{y}_R \in \mathbb{R}^M$ 可以表示为：

$$\mathbf{y}_R^H = \mathbf{u}^H \mathbf{G}_R \mathbf{W} + \mathbf{z}_R^H, \quad (4)$$

其中 $\mathbf{z}_R \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_R^2 \mathbf{I}_N)$ 是 BS 侧的加性高斯白噪声 (AWGN)。

我们利用接收波束赋形向量 $\mathbf{u} \in \mathbb{C}^N$ 来接受想要的回波信号。因此，为了衡量从第 l 个目标的反射信号中可以获得的环境信息量，目标在 BS 处的感知 SINR 可以表示为：

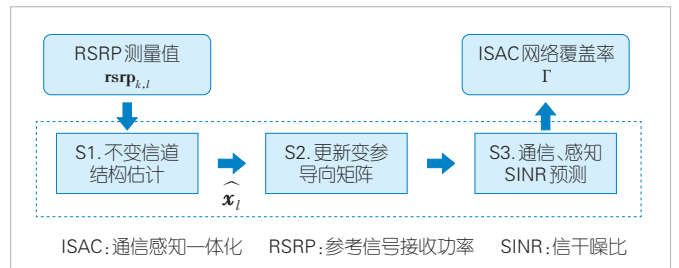
$$\text{sinr}_l^i = 10 \log_{10} \left(\frac{\mathbb{E} \left\| \mathbf{u}_l^H \mathbf{G}_{R,l} \mathbf{W}_l \right\|_{\infty}^2}{\mathbb{E} \{ |\mathbf{z}_R|^2 \}} \right). \quad (5)$$

感知 SINR 可以表示从特定目标反射的信号中提取环境信息的能力，可用于优化传感波形设计^[8]，还可应用于发射波束赋形设计^[7]。通信 SINR 和感知 SINR 可被作为 ISAC 网络性能指标。

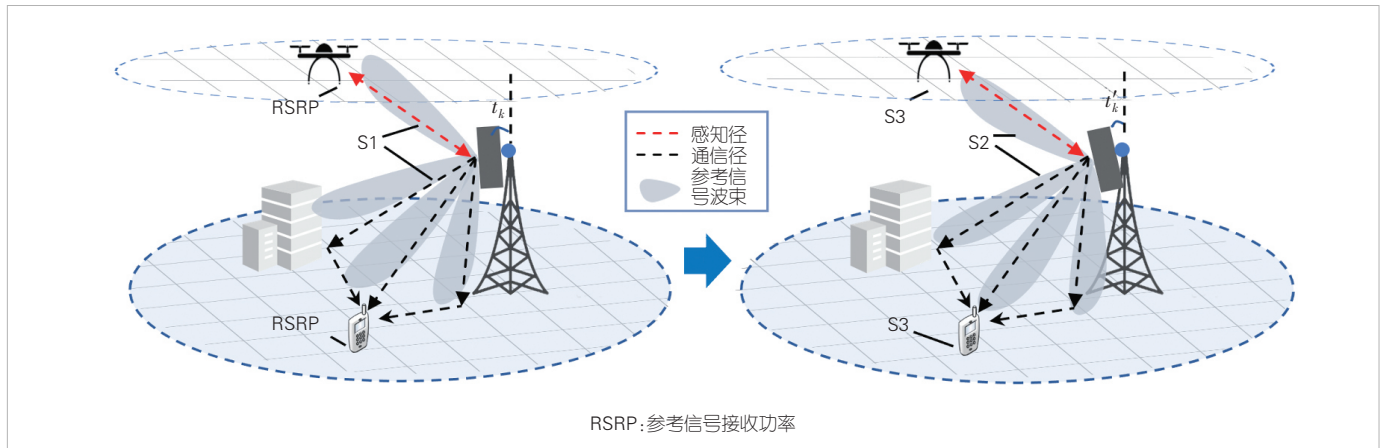
2 ISAC 网络覆盖预测

本节中我们提供 ISAC 网络通信和感知 SINR 的预测方法，并定义 ISAC 网络覆盖指标。

现实网络的复杂性使得一般的统计模型，比如一维路损模型，无法对特定环境进行精确仿真，而基于射线追踪的确定性建模方法因为高计算复杂度的限制无法进行高效系统级网络仿真。因此，我们提出一种如图 2 所示的三阶段 ISAC 网络覆盖预测方法，利用多波束信号充分探测无线信道环境，从而提供准确快速的的天线参数调整后的通信和感知 SINR 预测。图 3 具体展示了天线机械下倾角调整后的通信和



▲图 2 ISAC 网络覆盖预测流程图



▲图 3 预测天线调整后的通感信干噪比

感知 SINR 预测方法。首先对低空目标和地面目标进行第一轮 DT, 获得多波束 RSRP 测量值, 以及基站侧包括波束信息和机械参数等在内的信息。在第 1 阶段 (S1), 对天线机械参数变化前后不变的信道和感知径进行估计, 获得径的方向和增益, 经过 S1 的信道 APS 表示为 $\hat{\mathbf{x}}_i$ 。然后, 天线机械参数发生变化 (在图 3 的示例中, 天线机械下倾角加大, 由 t_k 调整为 t'_k), 在第 2 阶段 (S2), 通过更新导向矩阵获得参数变化后的参考信号波束。在第 3 阶段 (S3), 对低空和地面目标重新计算通信和感知 SINR。最后统计所有基站下全部低空和地面栅格信息, 计算 ISAC 网络覆盖率, 完成系统级 ISAC 网络仿真。接下来将详细描述每一阶段方法。

1) 第 1 阶段: 不变信道结构估计

这一阶段的目标是根据多波束的通信 RSRP 测量值估计信道 APS 向量 \mathbf{x}_i 。根据公式(1), 因为 \mathbf{x}_i 的稀疏特性, 一些稀疏恢复算法可以被用来恢复 \mathbf{x}_i 。然而, 实际网络中的天线系数矩阵 $|\mathbf{W}^H \mathbf{S}|^2$ 通常具有不均匀且高度相干的列。为了准确地恢复 \mathbf{x}_i , ZHANG 等^[6]提出的二阶加权正交匹配追踪算法 (SWOMP) 可以有效解决这个问题。这是因为 \mathbf{x}_i 很好地描述了特定环境中 APS 的统计特性和多径信道结构。为了更准确地恢复多径信道结构, 需要使用多个参考信号来尽量检测多方向的信道多径和物理传播环境, 从而实现更好的信道拓刻画。在特定 ISAC 网络场景下, 估计到的大尺度信道统计信息与真实网络具有统计相似性, 这确保了本文所提方法对 ISAC 网络性能的准确评估。在估计信道 APS 时会使用稀疏恢复算法, 该算法计算复杂度较低, 也使得所提方法可以对 ISAC 覆盖率进行相对快速的预测。经过第 1 阶段估计到的信道 APS 可以被表示为 $\hat{\mathbf{x}}_i$ 。

2) 第 2 阶段: 更新变参导向矩阵

这一阶段将计算天线参数调整后的导向矩阵, 并关注机械下倾角 $\mathbf{t} = [t_1, \dots, t_k]$, 和机械方位角 $\mathbf{a} = [a_1, \dots, a_k]$ 的调整。假设 t_k 和 a_k 的调整只改变导向矩阵 \mathbf{S}_k 。机械角度的改变分别表示为 $\Delta \mathbf{t} = \mathbf{t} - \mathbf{t}'$ 和 $\Delta \mathbf{a} = \mathbf{a} - \mathbf{a}'$ 。我们将某天线 i 的导向矢量 $\mathbf{r} \in \mathbb{C}^Q$ 表示为 $\mathbf{r}^H = \mathbf{S}(\cdot, i) = [r_{11}, r_{12}, \dots, r_{1N_v}, r_{21}, \dots, r_{N_v, N_h}]$ 。 \mathbf{r} 可以被重新写成矩阵形式 $\mathbf{R} \in \mathbb{C}^{N_v \times N_h}$, 具体表示为:

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1N_h} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2N_h} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{N_v, 1} & r_{N_v, 2} & \cdots & r_{N_v, N_h} \end{bmatrix} \quad (6)$$

随后, 可以将机械旋转表示为对 $\mathbf{R}(i, j)$ 的坐标变换。具体来说, 需要把 \mathbf{t} 和 \mathbf{a} 调整前的坐标表示为 $\mathbf{p}^H = [i, j, 1]$ 。考虑

的空间球坐标系中垂直方向上的角度范围为 $[-90^\circ, 91^\circ]$, 水平方向上的角度范围为 $[-90^\circ, 269^\circ]$, 然后定义变换矩阵 T 为:

$$T = \begin{bmatrix} \frac{N_v}{182} & 0 & \frac{N_v \Delta t_k}{182} \\ 0 & \frac{N_h}{360} & \frac{N_h \Delta a_k}{360} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

于是参数调整后的坐标 $(\mathbf{p}')^H = [i', j', 1] = T\mathbf{p}$ 。在进行坐标变换时同时应注意边界值的处理。如果 $j' \geq N_h$, 则令 $j' = j' - 270$; 如果 $i' \geq N_v$, 则令 $i' = 360 - i'$ 。于是可以获得机械参数变换后的矩阵形式的导向矢量 $\mathbf{R}'(i', j') = \mathbf{R}(i, j)$ 。基于 \mathbf{R}' , 可以得到参数变化后的导向矩阵 \mathbf{S}' 。

3) 第 3 阶段: 通感 SINR 预测

这一阶段主要对参数调整后的通信和感知 SINR 进行预测。因为基站参数变化不影响物理信道传播环境, 第 1 阶段估计到的信道 APS $\hat{\mathbf{x}}_i$, 可以被用来计算天线参数变换后的通信 SINR 和感知 SINR。天线参数变化后的导向矩阵为 \mathbf{S}' , 假设 $\hat{\mathbf{x}}_i$ 在一段时间内不变, 则基站参数变化后的 RSRP 可表示为:

$$\widehat{\text{rsrp}}' = \left(|(\mathbf{W})^H \mathbf{S}'|^2 \hat{\mathbf{x}}_i \right) \in \mathbb{R}^M \quad (8)$$

类似地, 天线参数变化后的通信 SINR 和感知 SINR 分别被表示为 $(\text{sinr}_i^c)'$ 和 $(\text{sinr}_i^s)'$, 具体表达式为:

$$(\text{sinr}_i^c)' = 10 \log_{10} \left(\frac{10^{\max_i \text{rsrp}'_i / 10}}{\sum_k 10^{\text{rsrp}'_k / 10} - 10^{\max_i \text{rsrp}'_i / 10}} \right) \quad (9)$$

$$(\text{sinr}_i^s)' = 10 \log_{10} \left(\frac{\mathbb{E} \left\| \mathbf{u}_i^H \mathbf{G}'_{R,1} \mathbf{W}_i \right\|^2}{\mathbb{E} \{ |z_R|^2 \}} \right) \quad (10)$$

这样我们就能获得参数调整后的通信和感知 SINR 的预测值。

在所提的模型中, 因为基站被用作单站共置雷达, 信号 AoA 和 AoD 被假设相等, 此时的参考信号波束不仅可以探测环境中的通信径, 还可以探测感知径。这在以视距传输的低空感知场景中尤为适用, 此时的感知目标响应矩阵 $\mathbf{G}'_{R,1}$ 可以根据公式 (3) 计算。

最后, 基于上述的通感 SINR 预测, 进一步计算任意天线参数调整后的 ISAC 覆盖率,

并使用公式 (2) 和 (5) 定义 ISAC 覆盖率指标:

$$\Gamma = \frac{1}{L} \sum_i \left(\frac{w_c}{1 + e^{-\lambda_i (\text{sinr}_i^c - \mu_c)}} + \frac{w_s}{1 + e^{-\lambda_i (\text{sinr}_i^s - \mu_s)}} \right) \quad (11)$$

其中, μ_c 、 μ_s 和 λ_c 、 λ_s 分别代表通信 SINR 和感知 SINR 的阈值和正则系数。与传统覆盖率指标 $\Gamma_0 = \frac{1}{L} \sum_i (w_c \times \mathbb{1}(\text{sinr}_i^c > \mu_c) + w_s \times \mathbb{1}(\text{sinr}_i^s > \mu_s))$ 相比, Γ 也使用了通信权重因子 w_c 和感知权重因子 w_s , 来控制通信和感知覆盖作为优化目标的权重。此外, Γ 还使用了 Logistic 函数来避免 Γ_0 中的二值函数 $\mathbb{1}(\cdot)$ 带来的不可微分的问题。将 $(\text{sinr}_i^c)'$ 和 $(\text{sinr}_i^s)'$ 代入公式 (11) 后即可得到天线参数调整后的 ISAC 覆盖率。

3 ISAC 网络性能优化

本节将构造 ISAC 网络性能优化问题, 并使用适当的黑盒优化算法获得优化后的 ISAC 网络性能。

为了最大化 ISAC 网络的通信感知覆盖率, 需要优化天线机械下倾角 $\mathbf{t} = [t_1, \dots, t_k]$ 和方位角 $\mathbf{a} = [a_1, \dots, a_k]$ 。优化问题可以表示为:

$$\begin{aligned} \text{(P1): } \max_{\mathbf{t}, \mathbf{a}} \quad & \Gamma(\mathbf{t}, \mathbf{a}) \\ \text{s.t.} \quad & t_k^{\min} \leq t_k \leq t_k^{\max}, \forall k, \\ & a_k^{\min} \leq a_k \leq a_k^{\max}, \forall k, \end{aligned} \quad (12)$$

其中两个限制条件分别代表下倾角和方位角的调节范围。可以看出, 空地融合网络的覆盖优化问题需要有多重考量。对于每个待优化小区的基站, 在调整下倾角和方位角时, 要在最大化主区覆盖率的同时避免对相邻小区产生严重干扰, 在提升对空覆盖率的同时也应避免对地覆盖劣化。同时, 小区边缘栅格覆盖的提升也对于整网优化至关重要。(P1) 中的 ISAC 覆盖率关于天线的参数并没有闭式表达, 对此可采用零阶优化类的黑盒优化方法^[14]来有效求解此类问题。如算法 1 借助 Brent 方法^[15]来执行坐标搜索, 没有使用差分梯度估计, 并用块坐标下降减少收敛所需的迭代次数。Brent 方法结合了黄金分割搜索和抛物线插值, 用于无导数的一维函数优化, 能够在没有梯度信息的情况下有效地找到函数的最小值。通过使用 Brent 方法, 并结合块坐标下降, 收敛所需的迭代次数显著减少。

算法 1: 基于 Brent 方法的块坐标下降 (BCD) 算法

输入: \mathbf{x}_0 , 块索引, 容差

1: 重复

2: for all $i \in$ 块索引 do

3: $\mathbf{d}_i \leftarrow \mathbf{e}_i$ (\mathbf{e}_i 是标准基向量)

4: 定义 $f_i(\alpha) = f(\mathbf{x} + \alpha \mathbf{d}_i)$

5: $x_i^* f_i^* \leftarrow \text{Brent}(f_i, \text{下界}_i, \text{上界}_i, \text{容差})$

6: $\Delta x_i \leftarrow x_i^* - x_i$ {计算步长}

7: $\mathbf{x} \leftarrow \mathbf{x} + \Delta x_i \mathbf{d}_i$ {沿方向 \mathbf{d}_i , 更新变量}

8: end for

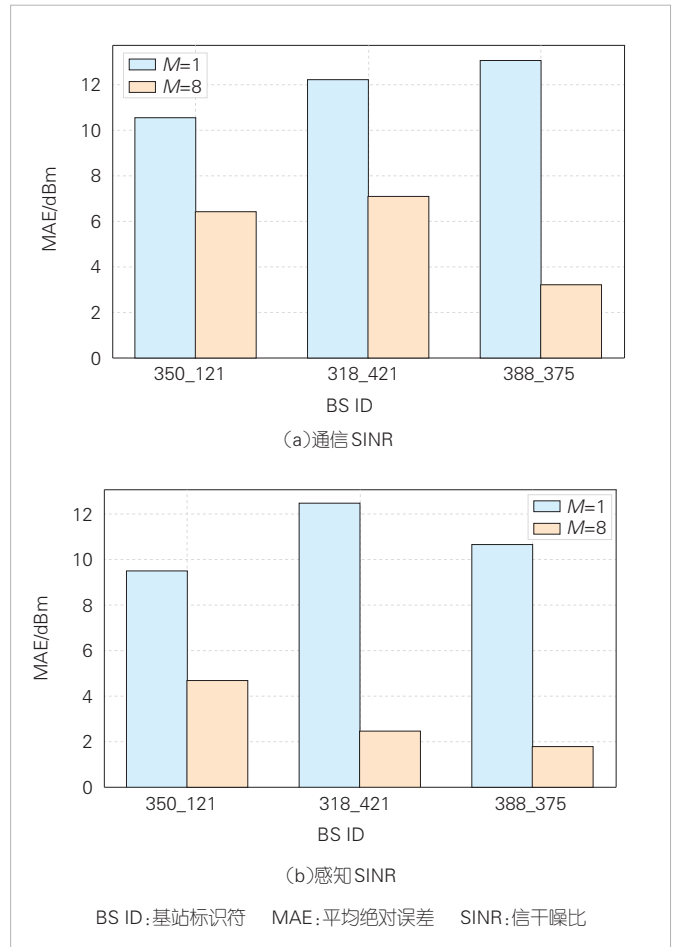
9: 直到满足收敛条件

10: 返回 \mathbf{x}

4 仿真结果

本节中, 我们提供数值结果来评估所提方法的有效性, 使用现实世界采集的数据进行信道建模。一个城区地面 ISAC 网络场景的天线参数调节后的估计误差如图 4 所示。这个场景包含 59 个栅格和 3 个基站, 其中 $\sigma_R^2 = -80$ dBm, $\alpha = 1$ m²。栅格形状为 10 m × 10 m 的正方形。在我们使用 MBCM 辅助的信号 SINR 预测中, 波束数量被设置为 $M = 8$ 。以传统一维路损模型方法^[14]为基准, 其中 $M = 1$, 基于公式 (8) 的计算, 我们使用平均绝对误差 (MAE) 来衡量所提方法的性能:

$$\text{MAE} = \frac{1}{M} \left\| \widehat{\text{rsrp}'} - \text{rsrp}' \right\|_1. \quad (13)$$

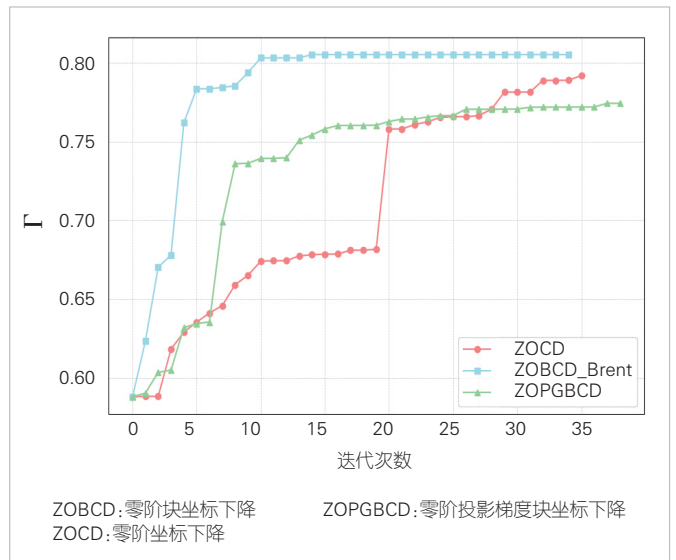


▲图 4 天线参数调节后的估计误差

类似地，我们也可以预测天线参数变化后的 sinr_i^c 和 sinr_i^s ，并获得相应的 MAE。在所有 3 个基站的实验中，与基准方法相比，MBCM 辅助的方法在通信和感知 SINR 的预测中都可以获得更低的 MAE。这是因为 MBCM 提供了更精确的多径信道模型，从而使天线参数调整后的预测更加准确。

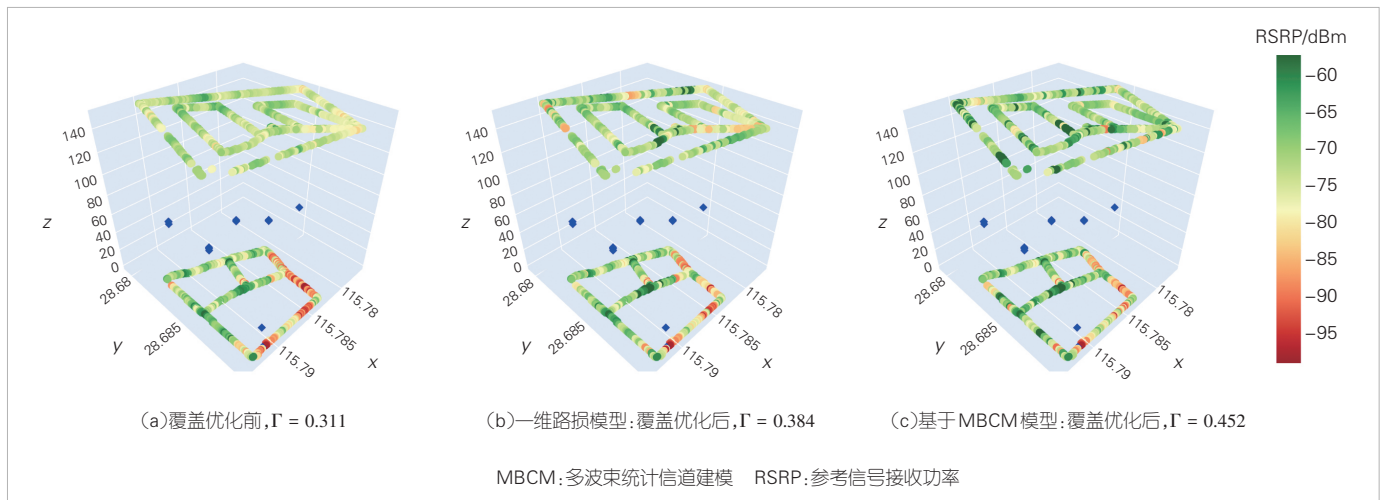
图 5 展示了使用不同零阶优化算法的对比结果。通感覆盖率（公式 11）被作为算法迭代次数的函数。其中，ZOBCD_Brent 算法如算法 1 所示，ZOCD 算法仅使用自适应的坐标搜索和步长调整策略，ZOPGBCD 算法由文献^[14]提出。参数设置为： $\lambda_c = \lambda_s = 0.3$ ， $\mu_c = 12 \text{ dB}$ ， $\mu_s = -70 \text{ dBm}$ 。对于地面用户，优化问题只关注通信覆盖，通信权重因子设置为 1，感知权重因子为 0；对于低空用户，优化问题只关注感知覆盖，通信权重因子设置为 0，感知权重因子为 1。感知 SINR 参数设置与图 4 场景相同。为了提高基站参数调整建议的可靠性，机械下倾角的调节范围基于现网配置再增加或减少 20° ，机械方向角的调节范围基于现网配置再增加或减少 40° 。可以看到，本文所提算法在求解速度和求解质量上都优于其他算法。这是因为 BCD 算法使求解速度变得更快，Brent 方法使每个维度的搜索都有质量保证。由于实际数据集的差异，基于差分估计梯度的优化策略（ZOPGBCD）并不能很好地指导整个优化过程。

图 6 展示了使用不同信道建模方法辅助的 ISAC 网络覆盖优化结果。我们采用基于一维路损模型的传统网络优化方法^[14]为基准进行对比。地面和低空区域一共被分为 698 个栅格，待优化基站数量为 31，蓝色点标识出了部分待优化基站的位置。我们对每个基站的下倾角和方位角进行了优化，以获得最佳的低空覆盖率和地面通信覆盖率。参数设置与图 4、图 5 场景相同。经过基于 ZOBCD_Brent 的黑盒优化后，



▲图 5 零阶梯度优化算法对比

基于一维路损模型的方法可以将 ISAC 覆盖率 Γ 从 0.311 提升到 0.384，基于 MBCM 的方法可以将覆盖率 Γ 提升到 0.452。如果使用传统覆盖率指标 Γ_0 ，则覆盖优化前和使用两种建模方式进行覆盖优化后的覆盖率则分别为 0.262、0.401、0.477。由此可见，基于 MBCM 的网络优化实现了更高的 ISAC 覆盖率，这是因为它通过更多的探测信号提供了更准确的信道信息，从而有助于构建更准确的覆盖预测模型，大大提升后续黑盒优化模块的效果。虽然低空栅格覆盖优化仅关注感知 SINR，但由图 6 可知低空和地面通信覆盖同时得到了提升。更高的感知覆盖能力意味着更强的环境信息提取能力。对于 ISAC 系统来说，增强的通信覆盖可以提高环境信息提取能力。因此，感知性能的提升也会使通信覆盖同步提升。



▲图 6 通信感知一体化网络覆盖优化

5 结束语

为了解决6G时代ISAC网络优化设计问题，我们提出了一种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框架。该框架采用多波束统计信道建模方法，获得了高效准确的大尺度信道结构估计，并提出了仅需单一工参样本观测的强泛化网络覆盖性能预测模型。在此基础上，利用零阶块坐标下降的优化方法实现了高效的黑盒天线参数优化策略。基于所提框架，我们对现实世界中的低空和地面用户进行了系统级ISAC性能仿真、覆盖预测和优化。基于现网真实数据的实验结果表明，所提方法在性能上显著优于基准方法。

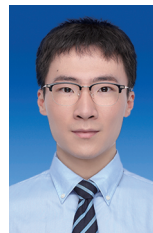
参考文献

- [1] ZHU G X, LYU Z H, JIAO X, et al. Pushing AI to wireless network edge: an overview on integrated sensing, communication, and computation towards 6G [J]. Science China information sciences, 2023, 66(3): 130301. DOI: 10.1007/s11432-022-3652-2
- [2] LIU F, CUI Y H, MASOUIROS 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. DOI: 10.1109/JSAC.2022.3156632
- [3] LUO Z Q, ZHENG X, LÓPEZ-PÉREZ D, et al. SRCON: a data-driven network performance simulator for real-world wireless networks [J]. IEEE communications magazine, 2023, 61(6): 96-102. DOI: 10.1109/MCOM.001.2200179
- [4] XU D F, KHALILI A, YU X H, et al. Integrated sensing and communication in distributed antenna networks [EB/OL]. (2023-05-02) [2024-06-25]. <https://arxiv.org/abs/2210.14880>. DOI: 10.48550/arXiv.2210.14880
- [5] XU D F, LIU C, SONG S H, et al. Integrated sensing and communication in coordinated cellular networks [C]//Proceedings of IEEE Statistical Signal Processing Workshop (SSP). IEEE, 2023: 90-94. DOI: 10.1109/SSP53291.2023.10207991
- [6] ALI K S, CHAFIL M. Integrated sensing and communication for large networks using joint detection and a dynamic transmission strategy [EB/OL]. (2023-05-23) [2024-06-25]. <https://arxiv.org/abs/2211.09466>. DOI: 10.48550/arXiv.2211.09466
- [7] LI R G, XIAO Z Q, ZENG Y. Toward seamless sensing coverage for cellular multi-static integrated sensing and communication [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2024, 23(6): 5363-5376. DOI: 10.1109/TWC.2023.3325849
- [8] LIU F, XIONG Y F, WAN K, et al. Deterministic-random tradeoff of integrated sensing and communications in Gaussian channels: a rate-distortion perspective [C]//Proceedings of IEEE International Symposium on Information Theory (ISIT). IEEE, 2023: 2326-2331. DOI: 10.1109/ISIT54713.2023.10206462
- [9] BARIK D K, MALI S, ALI F A, et al. Design and analysis of RF optimization in 2G GSM and 4G LTE network [C]//Innovation in Electrical Power Engineering, Communication, and Computing Technology. 2022: 11-18. DOI: 10.1007/978-981-16-7076-3_2
- [10] 张树韬, 薛焱, 史清江, 等. 无线网络孪生中的统计信道建模方法: 现状与前沿 [J]. 中兴通讯技术, 2023, 29(3): 26-31. DOI: 10.12142/ZTETJ.202303006
- [11] LI Y, XU S Y, WU Y P, et al. Network energy-efficiency maximization in UAV-enabled air-ground-integrated deployment [J]. IEEE Internet of Things journal, 2022, 9(15): 13209-13222. DOI: 10.1109/JIOT.2022.3142073
- [12] LI W J, LÓPEZ-PÉREZ D, GENG X L, et al. A zeroth-order continuation method for antenna tuning in wireless networks [C]//Proceedings of ICC 2021 - IEEE International Conference on Communications. IEEE, 2021: 1-6. DOI: 10.1109/ICC42927.2021.9500847
- [13] LIU Y X, HUANGFU W, ZHANG H J, et al. An efficient stochastic gradient descent algorithm to maximize the coverage of cellular networks [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2019, 18(7): 3424-3436. DOI: 10.1109/TWC.2019.2914040
- [14] HE P C, LU S Y, GUAN X, et al. A zeroth-order block coordinate gradient descent method for cellular network optimization [C]//Proceedings of International Symposium on Wireless Communication Systems (ISWCS). IEEE, 2022: 1-6. DOI: 10.1109/ISWCS56560.2022.9940430
- [15] D G, BRENT R P. Algorithms for minimization without derivatives [J]. Mathematics of computation, 1974, 28(127): 865. DOI: 10.2307/2005713
- [16] 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
- [17] 3GPP. Physical channels and modulation: 3GPP TS 38.211 [S]. 2023

作者简介



李昕昊, 香港中文大学(深圳)理工学院在读硕士研究生; 主要研究领域为无线通信中的网络优化、通信感知一体化等; 已发表论文2篇。



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研究员、信息系统大数据实验室副主任; 主要从事边缘智能和通信感知一体网络的研究工作; 先后主持多个国家自然科学基金项目、广东省基础研究重大项目等, 担任国际权威期刊IEEE TWC和IEEE WCL编委; 曾获IEEE通信学会亚太区最杰出青年学者奖和最佳论文奖、浙江省自然科学奖二等奖; 发表论文70余篇。