

基于可重构夹持天线系统的低空物联网空地立体覆盖优化

景泽伟^{1,2}, 陈翔宇², 张展西¹, 牛冠冲², 钱丽萍³, 张海君⁴, 吴远¹

(1. 澳门大学智慧城市物联网全国重点实验室, 澳门特别行政区; 2. 西安电子科技大学广州研究院, 广东 广州 510555; 3. 中山大学海洋工程与技术学院, 广东 珠海 519082; 4. 北京科技大学人工智能学院, 北京 100083)

摘要: 针对低空物联网中传统固定天线难以同时兼顾空中用户与地面用户覆盖性能的问题, 提出一种基于可重构波导馈电夹持天线 (pinching-antenna, PA) 系统的空地立体覆盖优化方法。首先, 通过联合优化波导上夹持天线的位置及波导功率分配, 在满足系统总功率约束、用户最小信干噪比约束以及 PA 几何约束的条件下, 构建以空地加权频谱效率最大化为目标的覆盖优化模型。其次, 针对由于用户与波导之间离散关联所导致的非凸性与非光滑性问题, 引入软关联机制对优化问题进行平滑近似, 并通过变量偏移变换有效处理 PA 几何约束。最后, 提出一种基于原始-对偶投影梯度的联合 PA 位置和波导功率分配优化算法。仿真结果表明, 所提算法能够提升空地用户的信干噪比与频谱效率, 实现三维覆盖均衡增强。

关键词: 夹持天线系统; 天线位置优化; 波导功率分配; 立体覆盖优化

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

Reconfigurable PASS-based air-ground 3D coverage optimization for low-altitude intelligent networks

Jing Zewei^{1,2}, Chen Xiangyu², Zhang Zhanxi¹, Niu Guanchong², Qian Liping³, Zhang Haijun⁴, Wu Yuan¹

1. State Key Laboratory of Internet of Things for Smart City, University of Macau, Macau SAR, China

2. Guangzhou Institute of Technology, Xidian University, Guangzhou 510555, China

3. School of Ocean Engineering and Technology, Sun Yat-Sen University, Zhuhai 519082, China

4. School of Artificial Intelligence, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China

Abstract: To address the difficulty of conventional fixed antennas in simultaneously ensuring satisfactory coverage performance for both aerial users (AUEs) and ground users (GUEs) in low-altitude intelligent networks, a three-dimensional (3D) coverage optimization method based on a reconfigurable waveguide-fed pinching-antenna (PA) system is proposed. First, by jointly optimizing PA positions along the waveguides and the waveguide power allocation, a coverage optimization model is formulated to maximize the weighted spectral efficiency of AUEs and GUEs, subject to the total system power constraint, the minimum signal-to-interference-plus-noise ratio (SINR) constraints of users, and the PA geometric constraints. Second, to address the non-convexity and non-smoothness caused by the discrete association between users and waveguides, a soft association mechanism is introduced to obtain a smooth approximation of the optimization problem, while a variable-shift transformation is employed to effectively handle the PA geometric constraints. Finally, a joint

收稿日期: 2026-07-26; 修回日期: 2026-XX-XX

通信作者: 吴远, yuanwu@um.edu.mo

基金项目: 澳门青年学者计划 (No.AM2025021); 国家自然科学基金委员会与澳门科学技术发展基金联合科研资助基金 (No. 62561160097, FDCT0028/2025/AFJ); 澳门科技发展基金项目 (No.0021/2025/RIA1); 国家自然科学基金资助项目 (No. 62571491); 中央高校基本科研业务费 (No.QTZX26068)

Foundation Items: The Macao Youth Scholars Program (No.AM2025021); The joint funding scheme between Natural Science Foundation of China and the Science and Technology Development Fund of Macau SAR (No.62561160097, FDCT0028/2025/AFJ); The Science and Technology Development Fund of Macau SAR (No.0021/2025/RIA1); The National Natural Science Foundation of China (No.62571491); The Fundamental Research Funds for the Central Universities (No.QTZX26068)

optimization algorithm for PA positioning and waveguide power allocation is developed based on the primal-dual projected gradient method. Simulation results demonstrate that the proposed algorithm can significantly improve the SINR and spectral efficiency of both AUEs and GUEs, thereby achieving balanced 3D coverage enhancement.

Key words: Pinching antenna system, PA position optimization, waveguide power allocation, 3D coverage optimization

0 引言

随着低空无人机业务的快速发展,低空智联网正成为未来无线网络覆盖的重要场景^[1]。与传统主要面向地面用户的蜂窝网络不同,低空智联网需要同时服务空中用户和地面用户,其覆盖需求由传统二维地面平面扩展到三维立体空间^[2]。然而,现有蜂窝基站大多面向地面用户部署,天线通常采用下倾配置,空中无人机往往只能依赖旁瓣获得覆盖,容易导致空中链路覆盖不连续、信号质量下降以及小区间干扰等问题^[3]。针对以上问题,已有研究尝试通过天线倾角优化^[4]、三维波束成形^[5]、站内协同多点传输^[6]、低空专用基站与天线部署^[7]、干扰协调^[8]、无人机基站部署^[9]以及空地一体化组网^[10]等方式改善空中覆盖性能。尽管这些方法能够在一定程度上提升空地立体覆盖质量,但其核心仍主要依赖固定天线结构或额外基站资源,难以从基站侧灵活调整实际信号发射位置,并根据空中用户和地面用户在空间分布、传播条件及干扰特征上的差异性进行细粒度的三维覆盖优化。在此背景下,具备天线发射位置可重构能力的可旋转天线^[11]、流体天线^[12]、波导馈电夹持天线系统(pinching-antenna system, PASS)等新型天线系统受到学术界和工业界的广泛关注。

相较于传统固定天线系统, PASS的核心优势在于其波导上天线发射位置具有可重构能力。Ding等^[13]指出,夹持天线(pinching-antenna, PA)可以在波导上灵活改变位置,使其更靠近目标用户,从而减小路径损耗。同时, Ding等^[14]指出这种位置调整还能够改变天线与用户之间视距(line-of-sight, LoS)/非视距(non-LoS, NLoS)传播条件,在提升目标用户信号质量的同时减少对非目标方向的干扰。在三维覆盖方面, Wang等^[15]建立了PASS的三维空间模型,其研究结果表明,依托PA位置可重构特性, PASS能够根据空中用户与地面用户在高度、距离和空间分布上的差异有效调整天线发射位置,从而具备同时支撑空中覆盖与地面覆盖的潜力。Chen等^[16]在多用户传播场景中进一步指出,

通过动态优化PA在波导上的位置,从而提升弱覆盖用户的链路质量和多用户服务公平性,可为空地用户协同覆盖和公平性保障提供有效支撑。

波导上PA位置优化可以调整信号在三维空间中的辐射位置,波导功率分配则可以调节不同波导对不同空间区域的覆盖强度,二者协同作用有助于实现空地用户的差异化服务与覆盖均衡。为此, Zhao等人^[17]提出波分多址机制,将波导本身视为一种新的无线资源。Hu等^[18]面向低空无人机场景研究了多波导PASS系统,论证了多波导功率分配在提升通信频谱效率和动态覆盖性能方面的作用。Chang等^[19]在多波导PASS系统中联合优化PA位置与多波导功率分配,验证了联合优化对提升通信性能的有效性。与此同时, Li等^[20]联合优化夹持天线阵列的收发划分与波束成形,拓展了PASS在通感一体化中的应用。针对上述联合优化问题的非凸性,已有研究通常采用迭代式方法求解,例如分块坐标下降^[21]、逐次凸逼近^[22]、交替优化^[17]、粒子群优化-遗传算法^[19]、多用户注水算法^[23]。

现有研究主要聚焦于一般通信场景中的PA位置优化、功率分配与系统性能分析。然而,面向低空智联网中空中用户与地面用户异构共存场景的相关研究尚不充分。在三维覆盖场景中,用户按照最强接收信号强度准则确定服务波导^[24],导致目标函数和约束呈现非光滑特性。此外,PA位置受到波导物理几何结构的约束,其不仅需要位于波导允许的部署范围内,还需满足有序排列约束以及相邻PA之间的最小间距要求。这导致各PA位置变量之间相互耦合,进一步增加了优化求解难度^[25]。因此,如何在空地异构用户共存场景下,进一步考虑基于最强RSS准则的动态用户与波导关联,并联合优化PA位置与多波导功率分配,在兼顾空中用户和地面用户覆盖性能的同时处理关联切换所引入的非光滑性,仍是一个亟待解决的问题。

针对上述问题,本文研究基于PASS的低空智联网空地三维覆盖优化问题。通过联合优化PA位置和多波导发射功率分配,在满足基站总功率、用户最低信干噪比(signal-to-interference-plus-noise

ratio, SINR) 以及 PA 几何约束的条件下, 最大化系统加权频谱效率。针对最强 RSS 动态关联导致的服务波导离散切换及目标函数非光滑问题, 引入软关联机制构造连续可微的关联代理, 在保持实际系统最大 RSS 硬关联规则不变的前提下, 平滑优化过程中用户与波导之间的关联变化。针对空中用户与地面用户覆盖需求不同的问题, 通过加权系数调节两类用户的性能权衡。针对 PA 位置受边界、排列顺序和最小间距等几何约束限制的问题, 采用偏移变量变换, 对位置约束进行等价重构。最后, 针对 SINR 约束非凸性带来的求解困难, 构造拉格朗日原始-对偶优化框架, 实现 PA 位置与波导功率的联合优化求解。本文的主要贡献包括:

1) 针对基于最强 RSS 准则的动态用户与波导关联所引起的服务波导离散切换及目标函数非光滑问题, 采用软关联机制构造连续关联代理, 根据不同波导的 RSS 为其分配连续变化的关联权重, 从而平滑优化过程中的关联切换; 同时, 针对 PA 位置受边界、排列顺序和最小间距等几何约束限制的问题, 采用偏移变量变换对 PA 位置约束进行等价重构。从而将原本难以直接处理的位置优化问题转化为更便于求解的形式。

2) 在上述重构基础上, 本文提出了一种基于原始-对偶投影梯度的联合 PA 位置和波导功率分配优化 (Joint PA positioning and waveguide power allocation optimization, JPPPAO) 算法, 用于求解由 PA 位置与多波导功率分配在目标函数和 SINR 约束中非线性耦合所形成的非凸联合优化问题。在每次迭代中, JPPPAO 结合拉格朗日原始-对偶机制, 交替更新 PA 位置变量与多波导功率分配变量, 并利用基于二分法的欧氏投影, 分别保证总功率约束和 PA 几何约束成立, 同时根据 SINR 约束残差对对应的对偶变量进行梯度下降与非负投影, 从而实现重构问题的求解。

3) 通过多组仿真实验验证了所提 JPPPAO 算法的有效性。仿真结果表明, 联合优化 PA 位置与多波导功率分配能够显著提升系统加权频谱效率和用户 SINR 水平, 并改善弱覆盖用户的服务质量。同时, 进一步分析了波导个数、PA 个数、空地用户权重、SINR 门限、软关联参数和对偶步长等因素对系统性能和算法收敛性的影响, 验证了所提方法在空地用户共存三维覆盖场景中的适用性和稳

定性。

1 系统模型及问题表述

1.1 网络模型

本文研究基于 PASS 的单基站三维空地覆盖优化问题。如图 1 所示, 基站侧采用 PASS 架构, 发射信号经馈电端口注入多根介质波导, 并由波导上的 PA 向空间辐射, 从而使信号发射位置能够随覆盖需求进行调整。PASS 中的 PA 与传统阵列天线中的独立辐射单元存在区别。传统阵列天线通常由多个独立馈电的辐射单元组成, 每个阵元具有独立射频端口, 其辐射性能主要由单元方向图、阵元间距以及幅相激励共同决定。而 PASS 利用介质波导作为射频传输媒介, PA 通过波导上的局部耦合结构从波导中提取能量并向自由空间辐射, 并非传统意义上的独立馈电阵元。因此, PA 的辐射特性由其结构参数及波导与 PA 耦合关系共同决定, PASS 的可重构能力主要来源于 PA 沿波导方向的位置调整以及波导功率配置, 而非固定阵列中的阵元间距和幅相控制。设波导集合为 $\mathcal{M} = \{1, 2, \dots, M\}$, 第 m 根波导上的 PA 索引集合为 $\mathcal{N}_m = \{1, 2, \dots, N_m\}$, 其发射功率记为 p_m , 所有波导的功率分配变量表示为 $\mathbf{p} = [p_1, p_2, \dots, p_M]^T$ 。空中平面和地面平面分别位于三维空间区域 $\Omega \subset \mathbb{R}^3$ 内的低高度层和高高度层, 对应的空中用户和地面用户集合分别记为 $\mathcal{U}_G$ 和 $\mathcal{U}_A$, 并统一表示为 $\mathcal{U} = \mathcal{U}_G \cup \mathcal{U}_A$ 。本文面向低空物联网中空中用户与地面用户共存条件下的多用户同时通信场景。在该场景下, 用户的位置分布被视为已知条件, PASS 系统根据用户空间分布特征, 通过调整 PA 的空间位置以及波导间功率配置, 实现对有限用户集合的动态覆盖优化。

为描述用户与 PASS 辐射单元之间的空间关系, 以基站为原点建立三维坐标系。用户 $u \in \mathcal{U}$ 的坐标记为 $\mathbf{q}_u$, 第 m 根波导的馈电点坐标记为 $\mathbf{q}_m$ 。该波导上第 n 个 PA 的三维位置由其沿波导的一维位置 $s_{m,n} \in [0, L_m]$ 确定, 可写为 $\mathbf{q}_{m,n} = \mathbf{r}_m(s_{m,n})$, 其中 $\mathbf{r}_m(\cdot)$ 为波导空间轨迹映射函数。从空间辐射角度来看, PASS 结构确实可以等效理解为一种二维可重构辐射阵列, 但其阵列布局方式与传统固定阵列天线存在区别。传统面阵天线通常由固定位置排列的辐射单元组成, 其二维阵列结构由阵元间距和阵列规模在设计阶段确定。而 PASS 利用介质波导

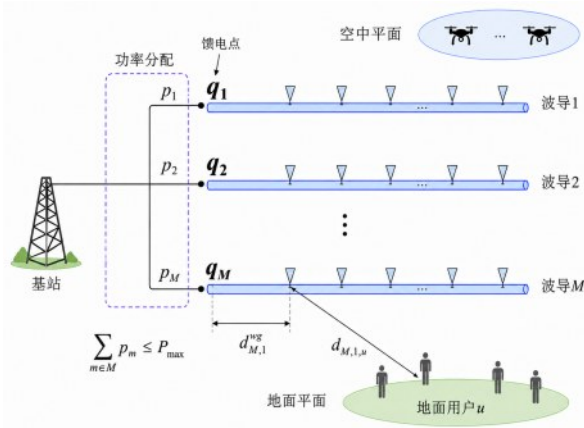


图1 基于夹持天线系统的低空智能网空地立体覆盖场景图

和可移动PA共同形成二维空间辐射结构，其中一个空间维度由波导布局决定，另一个空间维度由PA沿波导方向的位置决定。目前已有研究提出了连续位置重构和离散位置选择两种实现方式，连续位置方案通过机械夹持结构使PA沿波导方向移动，实现辐射位置的连续调整；离散位置方案则在波导上预先设计多个候选PA位置，通过选择不同位置实现等效空间重构。第 m 根波导上所有PA的一维位置按PA索引顺序堆叠为向量 $\mathbf{s}_m = [s_{m,1}, s_{m,2}, \dots, s_{m,N_m}]^T$ ，所有波导上的PA位置进一步堆叠为全局位置向量 $\mathbf{s} = [\mathbf{s}_1^T, \mathbf{s}_2^T, \dots, \mathbf{s}_M^T]^T$ 。分别用 $d_{m,n,u} = \|\mathbf{q}_{m,n} - \mathbf{q}_u\|$ 和 $d_{m,n}^{\text{wg}} = \|\mathbf{q}_{m,n} - \mathbf{q}_m\|$ 表示第 m 根波导上第 n 个PA到用户 u 的空间距离及该PA到其对应波导馈电点的波导内传播距离。

1.2 信道模型

本文基于3GPP标准的大尺度传播模型描述PA与用户之间的统计信道质量。首先根据用户类型确定其衰落模型，地面用户链路采用3GPP TR 38.901^[26]中城市宏小区(UMa)场景，空中用户链路采用3GPP TR 36.777^[27]中面向空中用户的UMa-AV模型，第 m 根波导上第 n 个PA与用户 u 之间大尺度传播损耗由3GPP标准可以写为：

$$\beta_{m,n,u}^{\text{dB}} = \text{PL}_{m,n,u}^{\nu_{m,n,u}}(d_{m,n,u}, h_u, f_c) + X_{m,n,u}^{\nu_{m,n,u}} \quad (1)$$

其中 h_u 为用户 u 的高度； f_c 为系统载波频率； $\nu_{m,n,u} \in \{\text{LoS}, \text{NLoS}\}$ 表示链路传播状态，用于判断路径损耗和阴影衰落采用哪种路径传播模型； $\text{PL}_{m,n,u}^{\nu_{m,n,u}}(d_{m,n,u}, h_u, f_c)$ 和 $X_{m,n,u}^{\nu_{m,n,u}}$ 分别表示第 m 根波导上第 n 个PA与用户 u 之间的路径损耗和阴影衰落。将

大尺度衰落转化为倍数形式 $\beta_{m,n,u} = 10^{-\beta_{m,n,u}^{\text{dB}}/10}$ 。

本文基于PASS信号传播过程建立PA与用户之间的等效信道模型。由于PASS采用波导馈电结构，射频信号首先在介质波导中传播，并通过波导与PA之间的耦合结构实现能量提取和空间辐射。因此，波导输入功率决定各波导上的辐射能量分布，而PA与用户之间的空间传播特性则由PA的位置决定。本文通过波导传播响应和PA与用户空间信道相结合的方式描述PASS链路特性。首先基于上述大尺度信道衰落模型，第 m 根波导上第 n 个PA到用户 u 的无线信道传播模型可表示为：

$$\mathbf{h}_{m,n,u}^{\text{rad}} = \sqrt{\beta_{m,n,u}} \exp\left(-j \frac{2\pi}{\lambda_c} d_{m,n,u}\right) \quad (2)$$

其中 $\lambda_c = c/f_c$ 为载波波长(c 为光速)；等号右侧第二项为自由空间传播的相位偏移项。

进一步地，将第 m 根波导上全部 N_m 个PA到用户 u 的无线信道系数按索引 n 堆叠，可得到：

$$\begin{aligned} \mathbf{h}_{m,u}^{\text{rad}} &= [\mathbf{h}_{m,1,u}^{\text{rad}}, \dots, \mathbf{h}_{m,N_m,u}^{\text{rad}}]^T \\ &= \left[\sqrt{\beta_{m,1,u}} e^{-j \frac{2\pi}{\lambda_c} d_{m,1,u}}, \dots, \sqrt{\beta_{m,N_m,u}} e^{-j \frac{2\pi}{\lambda_c} d_{m,N_m,u}} \right]^T \end{aligned} \quad (3)$$

第 m 根波导内的信号传播会受到馈电点至各PA距离的影响，因此采用波导响应矩阵统一描述波导内的相位偏移和功率分配。波导内信道统一用矩阵 $\mathbf{g}_m$ 表示：

$$\begin{aligned} \mathbf{g}_m &= \\ &= \frac{1}{\sqrt{N_m}} \left[\exp\left(-j \frac{2\pi}{\lambda_g} d_{m,1}^{\text{wg}}\right), \dots, \exp\left(-j \frac{2\pi}{\lambda_g} d_{m,N_m}^{\text{wg}}\right) \right]^T \end{aligned} \quad (4)$$

其中 λ_g 为波导内等效波长，通常写为 $\lambda_g = n_{\text{eff}} \lambda_c$ ； n_{eff} 为波导有效折射率； $1/\sqrt{N_m}$ 是等功率分配系数，表示波导上的总功率在 N_m 个PA之间均分，因此各PA的幅度权重相同，这可根据各PA所在位置处的剩余导波功率，对相应波导与PA间的耦合系数及有效耦合长度进行针对性设计，以调节各PA从主波导中提取的功率比例。由于行波沿传播方向逐级向前传输，前级PA完成能量提取后，后级PA所对应的剩余导波功率会相应降低，因此不同位置处PA所需的耦合比例通常并不相同。根据波导传播方向上剩余功率的变化，对不同位置PA的耦合强度进行合理设计，使靠近馈电端和远离馈电端的PA均能够从波导中提取相应比例的能量，从而补

偿沿传播方向逐渐降低的导波功率, 最终实现各 PA 辐射功率近似一致的等功率辐射配置。综合考虑波导内信道传播响应和各 PA 到用户的自由空间信道传播响应, 可得到第 m 根波导到用户 u 的整体统计等效信道模型, 表示为:

$$h_{m,u} = \mathbf{g}_m^\top \mathbf{h}_{m,u}^{\text{rad}} = \sum_{n \in \mathcal{N}_m} g_{m,n} h_{m,n,u}^{\text{rad}} \quad (5)$$

1.3 波导关联规则与加权频谱效率

给定波导上 PA 的一维位置向量 $\mathbf{s}$ 与波导功率分配 $\mathbf{p}$, 波导 m 到用户 u 的接收信号强度 (received signal strength, RSS) 可表示为:

$$\text{RSS}_{m,u}(\mathbf{s}, \mathbf{p}) = \left| \sqrt{p_m} h_{m,u} \right|^2 = p_m |h_{m,u}|^2 \quad (6)$$

假设每个用户同时只能由一根波导提供服务, 并采用基于最强 RSS 的关联规则, 用户 u 的服务波导索引 m_u 可由下式给出:

$$m_u = \arg \max_{m \in \mathcal{M}} \text{RSS}_{m,u}(\mathbf{s}, \mathbf{p}) \quad (7)$$

其余波导对用户 u 产生同频干扰, 于是用户 u 的 SINR 可表示为:

$$\text{SINR}_u(\mathbf{s}, \mathbf{p}) = \frac{\text{RSS}_{m_u,u}(\mathbf{s}, \mathbf{p})}{\sum_{m \in \mathcal{M} \setminus \{m_u\}} \text{RSS}_{m,u}(\mathbf{s}, \mathbf{p}) + \sigma_u^2} \quad (8)$$

其中 σ_u^2 为用户 u 接收器的噪声功率。任意用户 $u \in \mathcal{U}$ 的单位带宽频谱效率由下式给出:

$$S_u(\mathbf{s}, \mathbf{p}) = \log_2(1 + \text{SINR}_u(\mathbf{s}, \mathbf{p})) \quad (9)$$

1.4 问题表述

本文以 PA 位置和波导发射功率为联合优化变量, 在满足总功率约束、用户最低 SINR 约束和 PA 几何约束的同时, 最大化空中用户与地面用户的加权频谱效率, 以兼顾空地覆盖性能。对应优化问题可建模为:

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_0: \max_{\mathbf{s}, \mathbf{p}} F(\mathbf{s}, \mathbf{p}) &= \sum_{u \in \mathcal{U}} a_u S_u(\mathbf{s}, \mathbf{p}) \\ \text{s.t. C1: SINR}_u(\mathbf{s}, \mathbf{p}) &\geq \gamma_{\min}^u, \forall u \in \mathcal{U} \\ \text{C2: } \sum_{m \in \mathcal{M}} p_m &\leq P_{\max} \\ \text{C3: } p_m &\geq 0, \forall m \in \mathcal{M} \\ \text{C4: } 0 &\leq s_{m,1} \leq s_{m,2} \leq \dots \leq s_{m,N_m} \leq L_m, \forall m \in \mathcal{M} \\ \text{C5: } s_{m,n+1} - s_{m,n} &\geq d_{\min}, \forall n \in \mathcal{N}_m \setminus \{N_m\}, m \in \mathcal{M} \end{aligned} \quad (10)$$

其中 a_u 表示用户 u 的权重系数, 具体地, 若 $u \in \mathcal{U}_G$

则令 $a_u = a_G$; 若 $u \in \mathcal{U}_A$ 则令 $a_u = a_A$, 两类权重满足 $a_G + a_A = 1$ 且 $a_G, a_A \in (0,1)$, 用于刻画对地面用户与空中用户性能的加权偏好; C1 为用户最低 SINR 约束, $\gamma_{\min}^u$ 为用户 u 的 SINR 门限; C2 和 C3 为波导功率分配约束, $P_{\max}$ 为基站总功率预算; C4 和 C5 分别为 PA 位置的边界、排列顺序和最小间距几何约束, $d_{\min}$ 为相邻 PA 的最小间距。

由式(10)可知, PA 位置与波导功率分配的联合优化问题 $\mathbf{P}_0$ 具有明显的非凸性和非光滑性, 其求解难点主要体现在三个方面。首先, PA 位置和波导功率同时影响用户接收信号与干扰项, 使加权频谱效率和 SINR 约束之间相互影响, 难以独立优化。其次, 用户服务波导由最强 RSS 准则确定, 当 PA 位置或功率发生变化时, 服务波导可能发生突变, 导致优化函数出现非连续和不可微特征。最后, PA 位置需同时满足波导边界、排列顺序和最小间距约束, 各位置变量之间存在耦合关系, 难以通过独立更新直接保证可行性。因此, 需要对用户关联关系和 PA 位置约束进行适当重构, 以便后续设计可求解的联合优化算法。

2 基于软关联平滑近似的优化问题重构

针对上述挑战, 首先对原优化问题 $\mathbf{P}_0$ 进行重构: 一方面采用偏移变量描述 PA 位置, 另一方面利用软关联机制平滑用户与波导之间的服务关系。

2.1 基于偏移变量变换的 PA 位置约束重构

为高效处理 PA 位置的最小间距与边界长度约束, 首先引入偏移变量 $\Delta s_{m,n} \geq 0, \forall n \in \mathcal{N}_m$, 将原始优化变量 $s_{m,n}$ 重新表述为更易处理的形式^[25]。具体地, 对每根波导 m 上相邻两根 PA 的间距约束 $\Delta s_{m,n+1} = s_{m,n+1} - s_{m,n} - d_{\min} \geq 0$, 引入非负偏移变量, 其中 $\Delta s_{m,n+1}$ 表示第 $n+1$ 个 PA 相对于第 n 个 PA 在满足最小间距 $d_{\min}$ 之后的额外位移, 同时令第一个 PA 的位置表示为 $s_{m,1} = \Delta s_{m,1}$, 且 $\Delta s_{m,1} \geq 0$, 由此可递推得到各 PA 位置的等价表达式:

$$s_{m,n} = \begin{cases} \Delta s_{m,1}, & n = 1 \\ \Delta s_{m,1} + \sum_{j=2}^n \Delta s_{m,j} + (n-1)d_{\min}, & n = 2, \dots, N_m \end{cases} \quad (11)$$

基于上述变量变换, 相邻 PA 之间的最小间距约束已被自动满足。进一步考虑波导长度约束, 第 m 根波导上最后一个 PA 的位置应满足 $s_{m,N_m} \leq L_m$,

约束可以写为 $\Delta s_{m,1} + \sum_{j=2}^{N_m} \Delta s_{m,j} + (N_m - 1)d_{\min} \leq L_m$, 为方便处理, 令 $\Delta L_m = L_m - (N_m - 1)d_{\min}$, 转化后约束条件可以写为:

$$\sum_{n \in \mathcal{N}_m} \Delta s_{m,n} \leq \Delta L_m \quad (12)$$

综上所述, 对原 PA 位置变量 $\mathbf{s}$ 的优化等价于对 PA 位置偏移变量 $\Delta \mathbf{s} = [\Delta s_1^\top, \Delta s_2^\top, \dots, \Delta s_M^\top]^\top$ 的优化, 其中 $\Delta s_m = [\Delta s_{m,1}, \Delta s_{m,2}, \dots, \Delta s_{m,N_m}]^\top$. 偏移变量 $\mathbf{s}$ 的可行域可简化为:

$$\Delta \mathbf{S} = \left\{ \Delta \mathbf{s} \mid \sum_{n \in \mathcal{N}_m} \Delta s_{m,n} \leq \Delta L_m, \Delta s_{m,n} \geq 0, \forall n \in \mathcal{N}_m, m \in \mathcal{M} \right\} \quad (13)$$

2.2 软关联估计

在多波导 PASS 系统中, 若用户 u 始终按照最强 RSS 选择服务波导, 则 PA 位置或功率的微小变化可能引起服务波导突变, 进而导致目标函数和 SINR 约束出现非光滑性。为缓解这一问题, 本文引入软关联权重 $w_{m,u}$ 描述第 m 根波导对用户 u 的服务贡献^[28]。与硬关联中只选择一个服务波导的方式不同, 软关联根据各波导到用户的接收信号强度, 为候选波导分配连续权重, 使用户关联关系随优化变量平滑变化, 从而便于后续梯度求解。上述软关联 SINR 仅作为优化过程中的连续代理量, 并不表示实际系统中用户同时由多根波导提供服务。实际通信过程中, 用户仍按照最大 RSS 准则选择唯一服务波导, 平滑后软关联权重可表示为:

$$w_{m,u}(\Delta \mathbf{s}, \mathbf{p}) = \frac{\exp(\tau \text{RSS}_{m,u}(\Delta \mathbf{s}, \mathbf{p}))}{\sum_{m \in \mathcal{M}} \exp(\tau \text{RSS}_{m,u}(\Delta \mathbf{s}, \mathbf{p}))} \quad (14)$$

其中 $\tau > 0$ 为平滑参数, τ 越小时, 概率分布越平滑, 权重分布越均匀, τ 越大时, 权重越集中, 而当 τ 趋近于无穷时, 权重几乎全部集中在 RSS 最大的波导上, 从而逼近硬关联的最强 RSS 关联。

采用软关联估计后, 每个用户 u 的近似 SINR 可表示为对所有候选波导 SINR 的加权平均, 即:

$$\overline{\text{SINR}}_u(\Delta \mathbf{s}, \mathbf{p}) = \sum_{m \in \mathcal{M}} w_{m,u}(\Delta \mathbf{s}, \mathbf{p}) \text{SINR}_{m,u}(\Delta \mathbf{s}, \mathbf{p}) \quad (15)$$

2.3 优化问题重构

基于上述偏移变量变换和软关联估计可将原问题 $\mathbf{P}_0$ 转换为下式:

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_1: \max_{\{\Delta \mathbf{s}, \mathbf{p}\}} \overline{F}(\Delta \mathbf{s}, \mathbf{p}) &= \sum_{u \in \mathcal{U}} a_u \overline{S}_u(\Delta \mathbf{s}, \mathbf{p}) \\ \text{s.t. C1': } \overline{\text{SINR}}_u(\Delta \mathbf{s}, \mathbf{p}) &\geq \gamma_{\min}^u, \forall u \in \mathcal{U} \\ \text{C2: } \sum_{m \in \mathcal{M}} p_m &\leq P_{\max} \\ \text{C3: } p_m &\geq 0, \forall m \in \mathcal{M} \\ \text{C6: } \sum_{n \in \mathcal{N}_m} \Delta s_{m,n} &\leq \Delta L_m, \forall m \in \mathcal{M} \\ \text{C7: } \Delta s_{m,n} &\geq 0, \forall n \in \mathcal{N}_m, m \in \mathcal{M} \end{aligned} \quad (16)$$

其中 $\overline{F}(\Delta \mathbf{s}, \mathbf{p})$ 和 $\overline{S}_u(\Delta \mathbf{s}, \mathbf{p})$ 均基于软关联估计后的 $\overline{\text{SINR}}_u(\Delta \mathbf{s}, \mathbf{p})$ 求出; C1' 为基于软关联估计的近似用户最低 SINR 约束; C6 和 C7 为偏移变量变换后的等价 PA 位置约束。

以下定理刻画了由于软关联估计引入的 SINR 和系统加权频谱效率误差。

定理 1 对于任意用户 u , 由软关联估计引入的 SINR 误差上界为:

$$|\overline{\text{SINR}}_u - \text{SINR}_u| \leq 2(M-1) \text{SINR}_{\max} \exp(-\tau \delta_u) \quad (17)$$

由软关联估计引入的系统加权频谱效率误差上界为:

$$\begin{aligned} |F(\mathbf{s}, \mathbf{p}) - \overline{F}(\Delta \mathbf{s}, \mathbf{p})| \\ \leq \frac{2(M-1) \text{SINR}_{\max}}{\ln 2} \sum_{u \in \mathcal{U}} a_u \exp(-\tau \delta_u) \end{aligned} \quad (18)$$

其中 $\text{SINR}_{\max}$ 是系统中用户可接收的最大可能 SINR 值; $\delta_u = \min_{m \neq m_u} (\text{RSS}_{m_u,u} - \text{RSS}_{m,u}) > 0$ 表示用户 u 实际服务波导选择与近似选择之间的最小 RSS 差值。当 δ_u 较大时, 误差上界随 τ 增大而快速减小; 当 δ_u 趋近于 0 时, 不同波导的 RSS 接近, 硬关联服务波导本身处于切换边界, 此时上述误差界将趋于宽松。因此, 该误差界主要用于刻画存在明确优势服务波导时软关联对硬关联的逼近程度。

证明: 证明过程见附录 6.1。

定理 1 表明系统加权频谱效率误差可由波导数量 M 、最大 SINR、最小 RSS 差值及平滑参数 τ 共同约束, 通过合理选择 τ 可将误差控制在可接受范围内, 从而保障平滑优化的有效性。

3 基于原始-对偶投影梯度的优化算法设计

3.1 拉格朗日对偶问题

重构后的优化问题 $\mathbf{P}_1$ 仍包含波导功率分配约束、PA 位置偏移变量约束以及近似用户最低 SINR

约束。其中,波导功率分配约束和 PA 位置偏移变量约束主要体现为非负性约束、总功率预算约束以及波导长度约束,具有相对简单的可行域结构,可在原始变量更新后通过分块欧氏投影直接保证。相比之下,用户最低 SINR 约束同时受到 PA 位置偏移变量 $\Delta \mathbf{s}$ 和波导功率分配变量 $\mathbf{p}$ 的共同影响,且信号项与干扰项之间存在非线性耦合,具有明显的非凸性,难以直接并入简单可行域进行投影求解。为此,仅对用户最低 SINR 约束进行拉格朗日松弛,并将其以约束惩罚项的形式引入目标函数,从而构造原始-对偶优化框架^[29]。在该框架下,原始变量用于更新 PA 位置偏移变量和波导功率分配变量,对偶变量用于刻画用户 SINR 约束的违反程度,从而在提升加权频谱效率的同时逐步满足用户最低 SINR 要求。

便于统一表示原始变量更新,定义联合优化变量为 $\mathbf{x} = [\Delta \mathbf{s}^\top, \mathbf{p}^\top]^\top$ 。然后,对每个用户 u 的最低 SINR 约束引入非负拉格朗日乘子(对偶变量) $\lambda_u \geq 0, \forall u \in \mathcal{U}$ 。由此,拉格朗日函数可定义为:

$$L(\mathbf{x}; \boldsymbol{\lambda}) = F(\mathbf{x}) + \sum_{u \in \mathcal{U}} \lambda_u (\overline{\text{SINR}_u(\mathbf{x})} - \gamma_{\min}^u) \quad (19)$$

其中 $\boldsymbol{\lambda} = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{|\mathcal{U}|}]^\top$ 表示由所有对偶变量组成的向量,令 $\mathcal{X} = \Delta \mathcal{S} \times \mathcal{P}$ 为联合优化变量 $\mathbf{x}$ 的可行域,其中 $\times$ 为笛卡尔积,其中 $\mathcal{P}$ 为波导功率分配变量 $\mathbf{p}$ 的可行域,即:

$$\mathcal{P} = \left\{ \mathbf{p} \mid \sum_{m \in \mathcal{M}} p_m \leq P_{\max}, p_m \geq 0, \forall m \in \mathcal{M} \right\} \quad (20)$$

根据拉格朗日函数的定义,可以将对偶函数 $D(\boldsymbol{\lambda})$ 定义为在所有 $\mathbf{x} \in \mathcal{X}$ 上取得的最大拉格朗日函数值:

$$D(\boldsymbol{\lambda}) = \max_{\mathbf{x} \in \mathcal{X}} L(\mathbf{x}; \boldsymbol{\lambda}) \quad (21)$$

对偶函数不再将 SINR 约束作为硬约束强制满足,而是通过拉格朗日项 $\sum_{u \in \mathcal{U}} \lambda_u (\overline{\text{SINR}_u(\mathbf{x})} - \gamma_{\min}^u)$ 对其违反进行惩罚,该对偶函数除了 $\mathbf{x}$ 的可行域以外是无约束的,因此可以通过传统算法来求解。

显而易见,在原问题的可行解上,所有 SINR 约束均满足 $\overline{\text{SINR}_u(\mathbf{x})} - \gamma_{\min}^u \geq 0$ 且 $\lambda_u \geq 0$, 因此惩罚项在可行域内必然非负,这说明拉格朗日函数在可行点处不小于原目标函数值。进一步,由于对偶函数 $D(\boldsymbol{\lambda})$ 是在更大的集合上对拉格朗日函数取最

大值得到的,因此对任意 $\boldsymbol{\lambda} \geq \mathbf{0}$ 均有 $D(\boldsymbol{\lambda}) \geq F_c$, 其中 F_c 为原问题最优值。为了使对偶函数尽可能逼近原问题目标值,进一步对 $D(\boldsymbol{\lambda})$ 进行最小化,可得到如下对偶问题:

$$D^* = \min_{\boldsymbol{\lambda} \geq \mathbf{0}} D(\boldsymbol{\lambda}) \quad (22)$$

其中对偶最优值 D^* 是原问题最优值 F_c 的最佳上界逼近,二者之差 $D^* - F_c$ 称为对偶差距。根据弱对偶性,对于任意满足对偶可行性的非负拉格朗日乘子,对偶函数值均构成原问题最优值的上界。对对偶函数进行最小化可得到相应的最紧对偶上界,其与原问题最优值之差定义为对偶差距。仅当强对偶条件成立时,对偶差距为零。由于本文重构后的联合优化问题仍为非凸问题,本文不预设强对偶性成立,而是基于拉格朗日原始-对偶框架构造迭代求解方法,并进一步从一阶最优性角度分析其收敛性质。

3.2 基于原始-对偶投影梯度的 JPPPAO 算法设计

基于前文拉格朗日松弛与对偶化构造,对偶问题可等价表述为如下标准的 min-max 鞍点问题:

$$\min_{\boldsymbol{\lambda} \geq \mathbf{0}} \max_{\mathbf{x} \in \mathcal{X}} L(\mathbf{x}; \boldsymbol{\lambda}) \quad (23)$$

针对上述鞍点问题,本文提出基于原始-对偶投影梯度的 JPPPAO 算法。算法具体流程如算法 1 所示。

算法 1 基于原始-对偶投影梯度的 JPPPAO 算法

- 1) **输入:** 波导集合 $\mathcal{M}$; 用户集合 $\mathcal{U}$; 总功率预算 $P_{\max}$; 最低 SINR 门限 $\gamma_{\min}^u$; 波导长度 L_m ; PA 最小间距 $d_{\min}$; 噪声功率 σ_u^2 ; 更新步长序列 $\eta_x, \eta_\lambda > 0$; 用户权重 a_G, a_A ; 平滑系数 τ ; 最大迭代次数 $T_{\max}$;
- 2) **初始化:** $\mathbf{x}^0, \boldsymbol{\lambda}^0$; 并设置步长;
- 3) **while** $k < T_{\max}$ **do**
- 4) 根据当前 PA 位置偏移变量 $\Delta \mathbf{s}^k$ 和波导功率分配 $\mathbf{p}^k$, 更新各波导到用户的统计等效信道增益 $h_{m,u}$;
- 5) 计算各波导到用户的 RSS $m_{m,u}$ 以及 SINR $m_{m,u}$;
- 6) 根据 RSS $m_{m,u}$ 计算软关联权重 $w_{m,u}$;
- 7) 计算拉格朗日函数在 $\mathbf{x}^k = [(\Delta \mathbf{s}^k)^\top, (\mathbf{p}^k)^\top]^\top$ 处的梯度:
 $\nabla_{\mathbf{x}} L(\mathbf{x}^k; \boldsymbol{\lambda}^k) = \nabla_{\mathbf{x}} F(\mathbf{x}^k) + \sum_{u \in \mathcal{U}} \lambda_u \nabla_{\mathbf{x}} \overline{\text{SINR}_u(\mathbf{x}^k)}$
- 8) 根据(24)式对原变量执行梯度上升,并调用算法 2 将其投影到可行域。
- 9) 根据(25)式更新对偶变量;
- 10) 令 $k = k + 1$;
- 11) **end while**
- 12) 根据(11)式计算 PA 位置向量 $\mathbf{s}$ 。
- 13) **输出:** PA 位置向量 $\mathbf{s}$ 、波导功率分配 $\mathbf{p}$, 对偶变量 $\boldsymbol{\lambda}$ 。

算法 1 的主要迭代过程如下:

在第 k 次迭代过程中,首先固定 $\boldsymbol{\lambda}^k$, 对原始变

量 $\mathbf{x}$ 进行梯度上升更新, 以最大化拉格朗日函数 $L(\mathbf{x}; \boldsymbol{\lambda})$, 并通过投影算子保证更新后的变量满足所有硬约束, 更新公式为:

$$\mathbf{x}^{k+1} = \Pi_{\mathcal{X}}(\mathbf{x}^k + \eta_x \nabla_{\mathbf{x}} L(\mathbf{x}^k; \boldsymbol{\lambda}^k)) \quad (24)$$

其中 η_x 为 $\mathbf{x}$ 的更新步长, $\Pi_{\mathcal{X}}(\cdot)$ 是 $\mathbf{x}$ 的投影算子, 将更新后的变量投影到可行域内可确保每次更新后仍满足位置约束与功率预算。随后, 基于更新后的 $\mathbf{x}^{k+1}$ 计算各用户的 SINR 残差, 并对对偶变量 $\boldsymbol{\lambda}$ 做一次梯度下降更新, 以惩罚 SINR 约束违反, 并通过非负投影保证对偶变量的可行性:

$$\lambda_u^{k+1} = \left[\lambda_u^k - \eta_{\lambda} (\overline{\text{SINR}_u(\mathbf{x}^{k+1})} - \gamma_{\min}^u) \right]_+ \quad (25)$$

其中 η_{λ} 为对偶变量更新步长; $[\cdot]_+$ 表示非负投影运算。该更新规则本质上是沿对偶函数的负梯度方向进行迭代, 能够有效减小 SINR 约束的违反程度; 同时, 非负投影保证对偶乘子始终满足 $\boldsymbol{\lambda} \geq \mathbf{0}$ 的对偶可行性条件, 从而使整个迭代过程始终在可行域内演化。在获得优化后的 PA 位置和波导功率配置后, 根据各波导到用户的 RSS 重新确定最大 RSS 服务波导, 从而恢复实际硬关联关系, 并据此重新计算用户 SINR 及系统频谱效率。需要说明的是, 软关联权重仅用于优化过程中的连续近似, 不作为系统最终的实际用户 - 波导关联结果。

由于 PA 位置变量与波导功率分配变量在目标函数和 SINR 约束中存在非线性耦合, 重构后的对偶问题仍属于非凸优化问题, 因此难以保证 JPPPAO 算法收敛至全局最优解。本文转而从一阶最优性角度分析算法的收敛性能, 即考察原始变量和对偶变量的投影梯度映射 $\mathbf{G}_x^k = 1/\eta_x (\mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{x}^k)$, $\mathbf{G}_{\lambda}^k = 1/\eta_{\lambda} (\boldsymbol{\lambda}^k - \boldsymbol{\lambda}^{k+1})$ (由于原始变量采用梯度上升而对偶变量采用梯度下降, 两类投影梯度映射的差分方向相反) 和 SINR 约束违反残差 $c(\mathbf{x}^k) = \sum_{u \in \mathcal{U}} \lambda_u (\overline{\text{SINR}_u(\mathbf{x}^k)} - \gamma_{\min}^u)$ 能否随迭代逐渐减小。为建立相应的收敛结论, 现对对偶问题及算法 1 更新过程作出以下假设:

假设 A1: 经 PA 位置变量重构后, 联合优化变量 $\mathbf{x}$ 的硬约束可行域 $\mathcal{X}$ 是非空、凸、闭合且有界的集合。

假设 A2: 对偶变量 $\boldsymbol{\lambda}$ 有界, 即存在 $B > 0$ 使得 $\|\boldsymbol{\lambda}^k\| \leq B$ 对迭代过程中的任意 k 均成立。

假设 A3: 对任意有界 $\boldsymbol{\lambda}$, 拉格朗日函数

$L(\mathbf{x}; \boldsymbol{\lambda})$ 在可行域 $\mathcal{X}$ 上对原变量 $\mathbf{x}$ 是 L_x -光滑的, 即存在常数 $L_x > 0$, 对任意 $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathcal{X}$, 均有 $\|\nabla_{\mathbf{x}} L(\mathbf{x}; \boldsymbol{\lambda}) - \nabla_{\mathbf{x}} L(\mathbf{y}; \boldsymbol{\lambda})\| \leq L_x \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|$ 。

假设 A4: 原始变量和对偶变量的更新步长分别满足 $0 < \eta_x \leq 1/L_x$, $0 < \eta_{\lambda} \leq \bar{\eta}_{\lambda}$, 其中 $L_x > 0$ 为拉格朗日函数关于原变量梯度的 Lipschitz 常数, $\bar{\eta}_{\lambda} > 0$ 是为保证对偶变量稳定更新的步长上界。

上述假设分别保证了投影操作的可行性、对偶变量的有界性、拉格朗日函数的一阶光滑性以及迭代更新的稳定性。在此基础上, 可以得到 JPPPAO 算法的一阶收敛结论。

定理 2 在假设 A1-A4 成立的条件下, JPPPAO 算法具有近似一阶收敛性。具体而言, 对于任意最大迭代次数 $T \geq 1$, 至少存在一次迭代 $k^* \in \{1, \dots, T\}$, 使得:

$$\|\mathbf{G}_x^{k^*}\|^2 + \|\mathbf{G}_{\lambda}^{k^*}\|^2 + \|c(\mathbf{x}^{k^*})\|^2 \leq \frac{C}{T} \quad (26)$$

其中 C 为有限常数。

证明: 证明过程见附录 6.2。

定理 2 表明, 随着迭代次数增加, 原始变量和对偶变量的投影梯度映射以及约束互补残差均会逐渐减小直到小于预先设定的允许误差。此时, 继续对 PA 位置和波导功率分配进行小幅可行调整, 已难以获得显著的性能改善, 从而得到近似一阶最优解。

3.3 基于二分法的低复杂度变量投影

由于不同波导的 PA 位置偏移约束彼此独立, 且波导功率分配约束与 PA 位置偏移约束之间不存在交叉变量, 因此将原始变量的欧氏投影分解为 M 个相互独立的 PA 位置偏移投影子问题和一个波导功率分配投影子问题, 并采用算法 2 进行求解。可以看出, 上述 $M+1$ 个投影子问题具有相同的数学形式, 以波导功率分配的欧氏投影为例, 其余 M 个子问题采用类似的方法求解, 波导功率分配投影子问题可等价写为:

$$\min_{\mathbf{p} \in \mathcal{P}} \frac{1}{2} \|\mathbf{p}^k - \hat{\mathbf{p}}^k\|_2^2 \quad (27)$$

其中 $\hat{\mathbf{p}}^k = \mathbf{p}^{k-1} + \eta_x \nabla_{\mathbf{p}} L(\mathbf{p}^{k-1}; \boldsymbol{\lambda}^{k-1})$ 是经过梯度上升得到的临时功率分配向量, 通过欧氏投影得到向量 $\mathbf{p}^k = \Pi_{\mathcal{P}}(\hat{\mathbf{p}}^k)$ 。

该问题为严格凸二次规划, 因此具有唯一最优解, 其具体结构由下述定理给出。

定理3 波导功率分配投影子问题的唯一最优解可表示为:

$$p_m^* = \max \{0, \hat{p}_m - \theta^*\}, \quad \forall m \in \mathcal{M} \quad (28)$$

其中 $\theta^* \geq 0$ 为截断阈值, 若 $\sum_{m \in \mathcal{M}} \max \{0, \hat{p}_m\} \leq P_{\max}$, 则 $\theta^* = 0$, 否则; 且满足 $\sum_{m \in \mathcal{M}} \max \{0, \hat{p}_m - \theta^*\} = P_{\max}$, 其中 $p_m^*, \hat{p}_m$ 分别为 $\mathbf{p}^k$ 和 $\hat{\mathbf{p}}^k$ 向量的第 m 个元素。

证明: 证明过程见附录6.3。

定理3表明, 投影问题的求解关键在于确定截断阈值 θ^* 。当临时向量经过非负截断后已经满足总和上界约束时, 无需进一步压缩, 投影结果即为其非负截断值; 否则, 可通过对临时向量进行非增排序, 再对排序后的元素逐个累加, 判断哪些元素在减去截断阈值后仍大于0, 并据此计算最优截断阈值。基于定理3, 可得到算法2所示的欧氏投影求解过程。算法2的总体计算复杂度为 $O(M \log M)$, 属于低复杂度投影算法。该算法在保证非负约束和总和上界约束成立的同时, 可获得与原临时向量欧氏距离最小的唯一投影解。

算法2 基于二分法的低复杂度波导功率分配算法

```

1) 输入: 未投影功率分配向量  $\hat{\mathbf{p}}^k$ , 最大功率  $P_{\max} > 0$ , 波导个数  $M$ ;
2) if  $\sum_{m \in \mathcal{M}} \max \{0, \hat{p}_m\} \leq P_{\max}$  then
3)    $p_m^* = \max \{0, \hat{p}_m\}, \forall m \in \mathcal{M}$ ;
4) else
5)   将  $\hat{\mathbf{p}}^k$  向量中的元素按非增顺序排列为  $\hat{p}_1 \geq \hat{p}_2 \geq \dots \geq \hat{p}_M$ ;
6)   初始化前缀和  $S_0 = 0$ , 截断阈值  $\theta^* = 0$ ;
7)   for  $i = 1, 2, \dots, M$  do
8)     更新前缀和  $S_i = S_{i-1} + \hat{p}_i$ ;
9)     计算候选阈值  $\theta_i = (S_i - P_{\max})/i$ ;
10)    if  $\theta_i \geq 0, \hat{p}_i > \theta_i$  且  $(i = M \text{ 或 } \hat{p}_{i+1} \leq \theta_i)$  then
11)      令  $\theta^* = \theta_i$ , 退出循环;
12)    end if
13)  end for
14) end if
15) 按原始顺序更新  $p_m^* = \max \{0, \hat{p}_m - \theta^*\}, \forall m \in \mathcal{M}$ ;
16) 输出:  $\mathbf{p}^k = [p_1^*, p_2^*, \dots, p_M^*]^T$ 

```

4 仿真结果与分析

本节通过仿真实验评估所提 JPPPAO 算法在空地异构用户场景下的三维覆盖性能。设基站部署于城市宏小区环境中, 基站高度设为 25 m。仿真覆盖区域为长 600 m、宽 200 m 的矩形区域。地面用户和空中用户分别分布在高度为 1.5 m 和 75 m 的水平平面内, 并在各自平面内均匀随机生成 120 个测

试点。除非另外说明, 其余系统参数、信道模型参数及算法超参数设置见表1。

表1	仿真参数	
参数	符号	数值
波导个数	M	3
每波导 PA 个数	N_m	10
每波导长度	L_m	200 m
PA 最小间距	$d_{\min}$	0.5 m
载频	f_c	28 GHz
波导有效折射率	n_{eff}	1.5
波导等效波长	λ_g	0.0071 m
空中/地面用户权重	a_A, a_G	0.5
总发射功率	$P_{\max}$	60 W
SINR 门限	$\gamma_{\min}^u$	0 dB
接收器噪声功率	σ_u^2	1.26×10^{-12} W
原始变量更新步长	η_x	0.01
对偶变量更新步长	η_λ	0.001
平滑系数	τ	1×10^9

为进一步验证所提 JPPPAO 算法的有效性, 本文通过改变系统参数并设置多种对比方案, 对算法性能进行综合评估。采用的对比方案包括均匀线性阵列 (uniform linear array, ULA) 方案、等功率分配 (equal power allocation, EPA) 方案以及 ULA+EPA 基准方案。其中, ULA 方案将 PA 以固定间隔均匀排列于波导上, 仅优化波导功率分配; EPA 方案对各波导进行等功率分配, 仅优化 PA 位置; ULA+EPA 方案采用 PA 均匀排列和波导等功率分配, 不对 PA 位置和波导功率进行联合优化, 作为基准方案。通过上述对比, 可分别评估 PA 位置优化、波导功率分配及二者联合优化对空地立体覆盖性能的贡献对比。

4.1 系统资源规模对加权频谱效率的影响

图2和图3分别展示了每根波导 PA 个数和波导个数对系统加权频谱效率的影响。由图可见, 随着波导个数和 PA 个数的增多, 各方案的加权频谱效率均有所提升, 但性能增益逐渐减小并趋于饱和。对于波导个数, 增加波导可以提供更多候选服务链路, 并扩大波导功率分配的可优化空间, 使系统能够更加灵活地适应空地用户的空间分布, 从而提高加权频谱效率。然而, 当波导个数增加到一定程度

后,不同波导的有效覆盖区域逐渐重叠,波导间同频干扰也可能随之增强,新增波导所提供的服务链路难以继续转化为等比例的性能增益。因此,系统加权频谱效率的增长幅度逐渐减小。

对于PA个数,增加PA可以提供更多可重构辐射位置,增强系统对用户空间分布和传播条件的适配能力,从而改善空地覆盖性能。当PA数量较少时,新增PA能够显著拓展位置优化空间;当PA数量达到一定规模后,现有辐射位置已能够较好地覆盖主要用户区域,继续增加PA所带来的位置调控增益逐渐减弱。此外,受波导长度、PA最小间距和系统总功率预算等约束,新增PA无法持续带来同等幅度的有效辐射增益,因此系统性能最终趋于稳定。

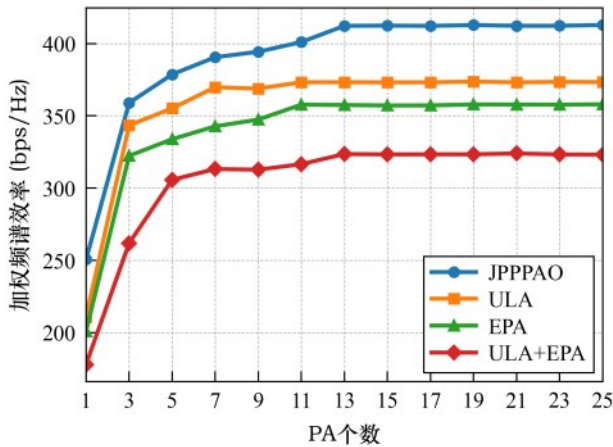


图2 不同PA个数下的加权频谱效率对比

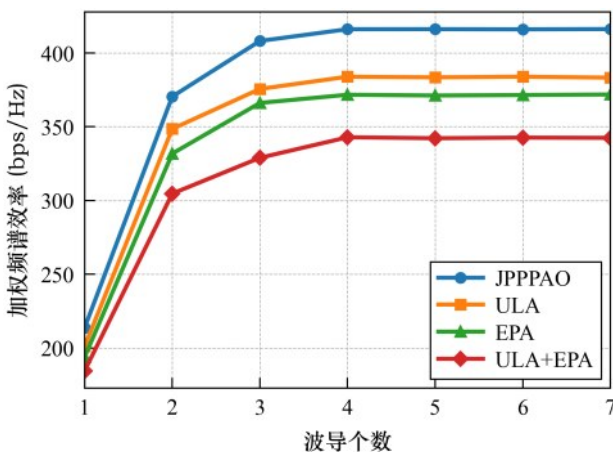


图3 不同波导个数下的加权频谱效率对比

从不同方案的对比结果来看,图2和图3呈现出基本一致的性能排序,即JPPPAO方案始终获得最高的加权频谱效率,ULA和EPA方案次之,

ULA+EPA基准方案性能最低。这表明,系统性能不仅取决于可用硬件资源的规模,还取决于对新增空间自由度和功率自由度的利用能力。ULA方案采用固定的PA均匀布置,无法根据用户分布动态调整辐射位置,因此对新增PA资源的利用能力受到限制;EPA方案虽然能够优化PA位置,但各波导采用等功率分配,无法根据不同波导的覆盖需求和信道条件灵活配置发射功率。相比之下,JPPPAO方案能够联合优化PA位置和波导功率分配,协同调整信号辐射位置与功率配置,因此在不同波导数量和PA数量下均表现出更优的性能。

综上,增加波导个数主要提升了系统的候选服务链路数量和功率配置自由度,而增加PA数量主要增强了辐射位置的空间调控能力。二者均有助于提升PASS系统的可重构覆盖能力,但单纯扩展硬件资源并不能保证系统性能持续增长。只有通过JPPPAO对PA位置和波导功率进行联合优化,才能更充分地挖掘新增系统资源的性能潜力。

4.2 用户SINR覆盖分布与覆盖保障性能分析

图4给出了不同优化方案下用户SINR的累积分布函数(cumulative distribution function, CDF)。可以看出,JPPPAO方案的CDF曲线总体位于其他方案右侧,表明该方法在多数SINR区间内均能提升用户SINR,且对低SINR用户的改善尤为显著。该性能增益主要来源于PA位置与波导功率分配的协同优化。一方面,PA位置重构能够改善辐射单元与用户之间的空间距离及传播条件;另一方面,波导功率分配能够根据各波导的覆盖需求调节发射功率,在增强期望信号的同时降低波导间干扰。相比采用固定PA位置或等功率分配的方案,JPPPAO能够更充分地适应空中用户与地面用户的三维空间分布,从而提升用户整体SINR水平,并改善弱覆盖用户的链路质量。

图5分析了SINR门限对用户覆盖性能的影响。当SINR门限由0 dB提高至6 dB时,CDF曲线的

下尾部分逐渐向右移动,表明弱覆盖用户的SINR得到改善。其原因在于,较高的最低SINR约束增强了低SINR用户在优化过程中的约束作用,JPPPAO算法通过联合优化PA位置和波导功率分配,将更多辐射资源倾向于覆盖条件较差的用户,从而改善SINR分布的下尾性能。随着SINR门限提高,系统可行域及资源调节自由度相应减小,资源

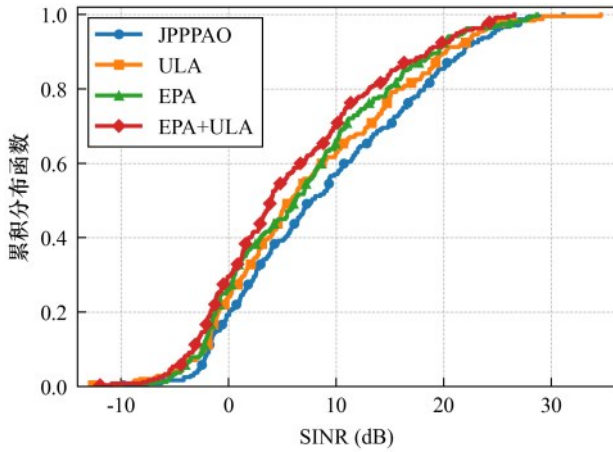


图4 不同优化方案下用户 SINR 的 CDF

配置逐渐由提升整体频谱效率转向满足弱覆盖用户的 SINR 约束,使部分原本具有较高 SINR 的用户无法进一步获得性能提升。当 SINR 门限增大时,受总发射功率和 PA 几何配置等约束限制,可行资源配置空间将进一步收缩, SINR 门限对覆盖性能的改善呈现边际递减特征。

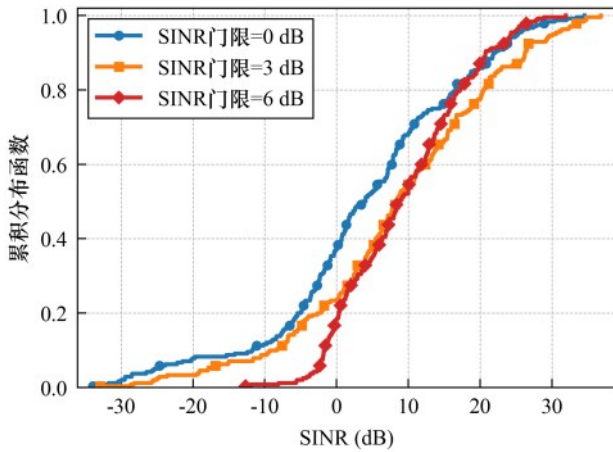


图5 不同 SINR 门限下用户 SINR 的 CDF

图6展示了不同PA个数下用户 SINR 的 CDF 变化。随着每根波导上 PA 数量增加,系统获得了更多可重构辐射位置,能够更加灵活地适应用户的三维空间分布和传播条件,因此 CDF 曲线整体向右移动,用户 SINR 水平得到提升。当 PA 数量进一步增加时,不同曲线之间的差距逐渐减小,这与图3中加权频谱效率增益趋于饱和的现象一致。其原因在于,在系统总功率预算、波导长度及 PA 最小间距等约束下,现有 PA 已能够覆盖主要用户区域,新增 PA 所提供的位置调控自由度和覆盖增益逐渐

减弱。因此,增加 PA 个数能够改善用户覆盖性能,但其性能收益呈现明显的边际递减特征。

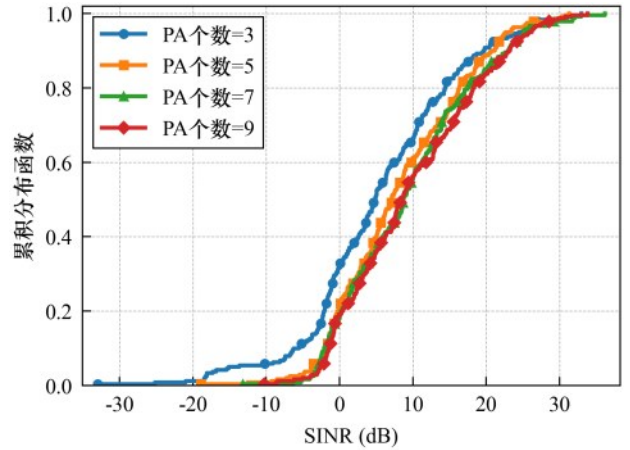


图6 不同 PA 个数下用户 SINR 的 CDF

4.3 软关联参数与算法收敛性分析

图7给出了不同软关联平滑参数下系统加权频谱效率的变化趋势。可以看出,随着平滑参数增大,系统加权频谱效率逐步提高,并逐渐接近硬关联方案的性能。这是因为,当平滑参数较小时,各波导对应的关联权重分布较为均匀,虽然能够增强用户关联函数的平滑性并保证目标函数连续可导,但也会增大软关联与最强 RSS 硬关联之间的近似误差。随着平滑参数增大,关联权重逐渐向接收信号最强的服务波导集中,软关联结果因而更加接近硬关联结果。然而,过大的平滑参数可能使关联权重变化过于陡峭,削弱平滑近似带来的数值优化优势。因此,平滑参数需要在关联近似精度与梯度求解稳定性之间进行合理权衡。该结果表明,软关联机制能够在保持关联关系连续可导的同时,通过适当设置平滑参数有效减小与硬关联结果之间的性能差距,从而为 PA 位置与波导功率分配的梯度型联合优化提供良好的求解基础。

图8分析了不同对偶步长 η_k 下 JPPAO 算法的收敛性能。可以看出,在所测试的对偶步长范围内,各目标函数曲线均随迭代逐渐进入稳定区间,表明所提原始-对偶投影梯度方法具有较好的数值稳定性。较小的对偶步长能够使对偶变量及 SINR 约束惩罚项的更新更加平稳,但对约束违反的调整速度较慢,因此需要更多迭代次数才能达到稳定状态。适当增大对偶步长能够提高算法对 SINR 约束残差的响应速度,加快约束修正和目标函数收敛。

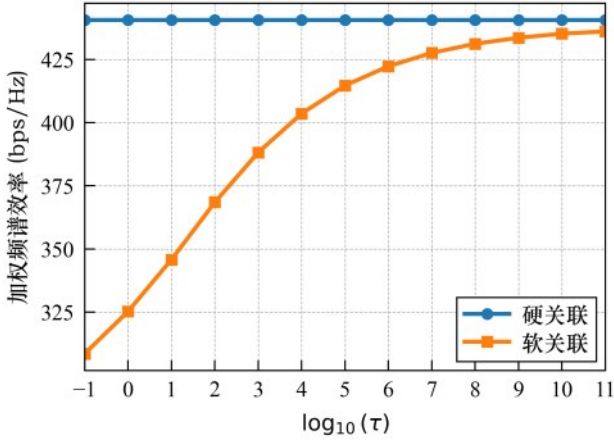


图7 软关联平滑参数对加权频谱效率的影响

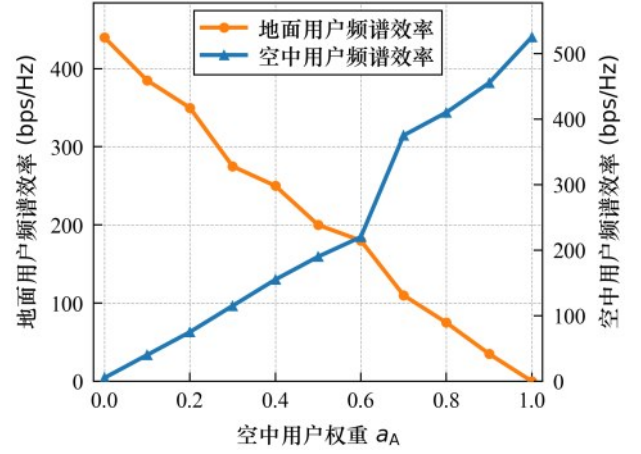


图9 不同权重下空地用户频谱效率

若对偶步长设置过大, 对偶变量可能因更新幅度过大而在稳定点附近反复调整, 进而引起目标函数波动, 甚至降低迭代过程的稳定性。因此, 对偶步长应在收敛速度与稳态波动之间进行折中选择, 以兼顾算法的求解效率和数值稳定性。

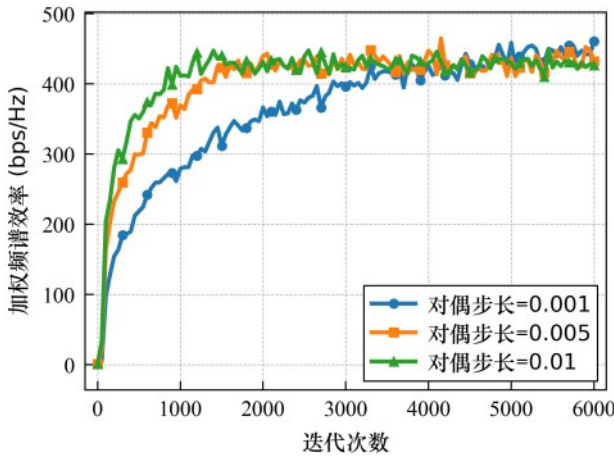


图8 不同对偶步长下算法收敛性能

4.4 空地用户性能权衡分析

图9给出了不同空中用户权重下两类用户频谱效率的变化趋势。可以看出, 随着空中用户权重增加, 空中用户频谱效率逐渐提升, 而地面用户频谱效率相应下降, 说明权重系数能够有效调节系统资源在空地用户之间的分配倾向。当空中用户权重较低时, 系统更倾向于保障地面用户覆盖; 随着权重逐渐增加, 优化资源逐步向空中用户倾斜, 并在中等权重区域实现空地用户性能的较好平衡; 当权重进一步提高时, 系统优先满足空中用户需求, 但地面用户性能会受到明显影响。

5 结束语

本文针对低空智能网中传统固定天线难以同时满足空中用户与地面用户覆盖需求的问题, 提出了一种基于PASS的空地三维覆盖优化方法。该方法通过联合优化PA位置与波导功率分配, 在满足系统功率约束、用户SINR约束以及PA几何约束的条件下, 实现空地用户加权频谱效率的提升。同时, 针对用户与波导离散关联导致的非光滑问题, 引入软关联机制进行平滑建模, 并结合原始-对偶投影梯度方法实现高效求解。相比固定PA部署和等功率分配方案, 所提方法能够充分利用PASS系统的位置可重构和功率调控能力, 有效提升用户SINR水平和系统覆盖性能。仿真结果表明, 所提JPPPAO算法在不同系统资源配置和空地用户权重条件下均具有良好的性能表现, 能够实现低空智能网场景下空地覆盖性能的有效提升。

6 附录

6.1 定理1的证明

由于硬关联下每个用户仅能选择一个服务波导, 因此可用硬关联向量 $\mathbf{v}_u = [0, \dots, 1_{m_u}, \dots, 0]^T \in \mathbb{R}^M$ 刻画用户 u 的关联结果, 其中仅服务波导 m_u 对应的位置取值为1, 其余分量均为0。将软关联下用户 u 的关联权重向量记为 $\mathbf{w}_u = [w_{1,u}, \dots, w_{M,u}]^T \in \mathbb{R}^M$ 。那么用户 u 的硬关联向量与软关联向量之间误差上界满足如下引理。

引理1 硬关联向量与软关联向量之间的误差上界满足:

$$\|\mathbf{w}_u - \mathbf{v}_u\|_1 \leq 2(M-1)\exp(-\tau\delta_u) \quad (29)$$

其中 $\|\cdot\|_1$ 表示 $L1$ 曼哈顿距离。

证明 将 $\|\mathbf{w}_u - \mathbf{v}_u\|_1$ 展开可得:

$$\begin{aligned} \|\mathbf{w}_u - \mathbf{v}_u\|_1 &= \sum_{m \in \mathcal{M}} |w_{m,u} - v_u[m]| \\ &= |w_{m_u,u} - 1| + \sum_{m \in \mathcal{M} \setminus \{m_u\}} |w_{m,u}| \end{aligned} \quad (30)$$

由于软关联权重满足概率归一化约束 $\sum_{m \in \mathcal{M}} w_{m,u} = 1$, 因此有:

$$|w_{m_u,u} - 1| = 1 - w_{m_u,u} = \sum_{m \in \mathcal{M} \setminus \{m_u\}} w_{m,u} \quad (31)$$

将其代入(30)式可得:

$$\|\mathbf{w}_u - \mathbf{v}_u\|_1 = 2 \sum_{m \in \mathcal{M} \setminus \{m_u\}} w_{m,u} \quad (32)$$

对于用户 u , 由于软关联系数分母含有 RSS 最大的波导索引 m_u 对应的项, 可得:

$$\begin{aligned} w_{m,u} &= \frac{\exp(\tau \text{RSS}_{m,u})}{\sum_{m \in \mathcal{M}} \exp(\tau \text{RSS}_{m,u})} \leq \frac{\exp(\tau \text{RSS}_{m,u})}{\exp(\tau \text{RSS}_{m_u,u})} \\ &\leq \exp(-\tau(\text{RSS}_{m_u,u} - \text{RSS}_{m,u})) \leq \exp(-\tau\delta_u) \end{aligned} \quad (33)$$

将(33)式代入(32)式即得:

$$\|\mathbf{w}_u - \mathbf{v}_u\|_1 \leq 2(M-1)\exp(-\tau\delta_u) \quad (34)$$

证毕。

软关联引入了 SINR 近似误差, 根源在于硬关联向量 $\mathbf{v}_u$ 与软关联向量 $\mathbf{w}_u$ 之间的差异。根据软关联 $L1$ 误差界 (由引理 1 证明), 真实 SINR 与软关联 $\widehat{\text{SINR}}_u$ 的绝对误差为:

$$\begin{aligned} |\text{SINR}_u - \widehat{\text{SINR}}_u| &= \left| \sum_{m \in \mathcal{M}} (v_{m,u} - w_{m,u}) \text{SINR}_{m,u} \right| \\ &\leq \sum_{m \in \mathcal{M}} |v_{m,u} - w_{m,u}| \text{SINR}_{m,u} \end{aligned} \quad (35)$$

假设每个 $\text{SINR}_{m,u}$ 均有上界 $\text{SINR}_{m,u} \leq \text{SINR}_{\max}$, 有:

$$|\text{SINR}_u - \widehat{\text{SINR}}_u| \leq 2(M-1)\text{SINR}_{\max} \exp(-\tau\delta_u) \quad (36)$$

为推导目标函数误差的上界, 首先利用绝对值三角不等式对误差项进行分解:

$$\begin{aligned} &|F(\mathbf{s}, \mathbf{p}) - \widehat{F}(\Delta \mathbf{s}, \mathbf{p})| \\ &= \left| \sum_{u \in \mathcal{U}} a_u (\log_2(1 + \text{SINR}_u) - \log_2(1 + \widehat{\text{SINR}}_u)) \right| \\ &\leq \sum_{u \in \mathcal{U}} \left| a_u (\log_2(1 + \text{SINR}_u) - \log_2(1 + \widehat{\text{SINR}}_u)) \right| \end{aligned} \quad (37)$$

由于对数函数 $\log_2(\cdot)$ 在 $[1, \infty)$ 是 Lipschitz 连续的, 根据拉格朗日中值定理, 对任意 $a, b > 1$ 有:

$$\begin{aligned} &|\log_2(a) - \log_2(b)| \\ &= \frac{1}{\ln 2} |\ln a - \ln b| \leq \frac{1}{\ln 2} \cdot \frac{|a - b|}{\min\{a, b\}} \leq \frac{1}{\ln 2} \cdot |a - b| \end{aligned} \quad (38)$$

取 $a = 1 + \text{SINR}_u$, $b = 1 + \widehat{\text{SINR}}_u$, 由于 $\text{SINR}_u \geq 0$, 可得 $\min\{a, b\} \geq 1$, 将赋值后的 a, b 带入对数函数不等式可得:

$$\begin{aligned} &|\log_2(1 + \text{SINR}_u) - \log_2(1 + \widehat{\text{SINR}}_u)| \\ &\leq \frac{1}{\ln 2} |\text{SINR}_u - \widehat{\text{SINR}}_u| \end{aligned} \quad (39)$$

将式(36)和(39)代入到式(37)可证得:

$$\begin{aligned} &|F(\mathbf{s}, \mathbf{p}) - \widehat{F}(\Delta \mathbf{s}, \mathbf{p})| \\ &\leq \frac{2(M-1)\text{SINR}_{\max}}{\ln 2} \sum_{u \in \mathcal{U}} a_u \exp(-\tau\delta_u) \end{aligned} \quad (40)$$

证毕。

6.2 定理 2 的证明

基于假设 A3, 拉格朗日函数 $L(\mathbf{x}; \boldsymbol{\lambda})$ 关于原始变量 $\mathbf{x}$ 满足 L_x -光滑性, 根据光滑函数的一阶泰勒展开上界, 有:

$$\begin{aligned} L(\mathbf{x}^{k+1}, \boldsymbol{\lambda}^k) &\geq L(\mathbf{x}^k, \boldsymbol{\lambda}^k) \\ &+ \langle \nabla_x L(\mathbf{x}^k, \boldsymbol{\lambda}^k), \mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{x}^k \rangle - \frac{L_x}{2} \|\mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{x}^k\|^2 \end{aligned} \quad (41)$$

其中, 第一项表示当前迭代点的拉格朗日函数值, 第二项为梯度方向与变量更新方向之间的内积, 第三项用于刻画梯度变化造成的二阶误差。

另一方面, 根据欧式投影的最优性条件, 对于任意 $\mathbf{x} \in \mathcal{X}$, 投影 $\mathbf{x}^{k+1} = \Pi_{\mathcal{X}}(\mathbf{x}^k + \eta_x \nabla_x L(\mathbf{x}^k; \boldsymbol{\lambda}^k))$ 满足:

$$\langle \mathbf{x}^{k+1} - (\mathbf{x}^k + \eta_x \nabla_x L(\mathbf{x}^k; \boldsymbol{\lambda}^k)), \mathbf{x} - \mathbf{x}^{k+1} \rangle \geq 0 \quad (42)$$

令 $\mathbf{x} = \mathbf{x}^k$, 可得:

$$\langle \nabla_x L(\mathbf{x}^k, \boldsymbol{\lambda}^k), \mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{x}^k \rangle \geq \frac{1}{\eta_x} \|\mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{x}^k\|^2 \quad (43)$$

将(43)代入(41), 再结合 $0 < \eta_x \leq 1/L_x$ 与 $\mathbf{G}_x^k = 1/\eta_x (\mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{x}^k)$ 可得:

$$\begin{aligned} L(\mathbf{x}^{k+1}, \boldsymbol{\lambda}^k) - L(\mathbf{x}^k, \boldsymbol{\lambda}^k) \\ \geq \left(\frac{1}{\eta_x} - \frac{L_x}{2} \right) \|\mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{x}^k\|^2 \geq \frac{\eta_x}{2} \|\mathbf{G}_x^k\|^2 \end{aligned} \quad (44)$$

由于 $L(\mathbf{x}, \boldsymbol{\lambda})$ 是关于 $\boldsymbol{\lambda}$ 的线性函数, 可得:

$$\begin{aligned} L(\mathbf{x}^{k+1}; \boldsymbol{\lambda}^k) - L(\mathbf{x}^{k+1}; \boldsymbol{\lambda}^{k+1}) \\ = \langle \nabla_{\boldsymbol{\lambda}} L(\mathbf{x}^{k+1}, \boldsymbol{\lambda}^k), \boldsymbol{\lambda}^k - \boldsymbol{\lambda}^{k+1} \rangle \end{aligned} \quad (45)$$

对于 $\boldsymbol{\lambda}^{k+1} = [\boldsymbol{\lambda}^k - \eta_{\lambda} \nabla_{\boldsymbol{\lambda}} L(\mathbf{x}^{k+1}; \boldsymbol{\lambda}^k)]_+$ 也可利用投影最优性, 利用和 $\mathbf{x}$ 相同的证明方法可得:

$$\langle \nabla_{\boldsymbol{\lambda}} L(\mathbf{x}^{k+1}, \boldsymbol{\lambda}^k), \boldsymbol{\lambda}^k - \boldsymbol{\lambda}^{k+1} \rangle \geq \frac{1}{\eta_{\lambda}} \|\boldsymbol{\lambda}^{k+1} - \boldsymbol{\lambda}^k\|^2 \quad (46)$$

将(46)代入(45), 再结合 $\mathbf{G}_{\lambda}^k = 1/\eta_{\lambda} (\boldsymbol{\lambda}^k - \boldsymbol{\lambda}^{k+1})$ 可得:

$$L(\mathbf{x}^{k+1}; \boldsymbol{\lambda}^k) - L(\mathbf{x}^{k+1}; \boldsymbol{\lambda}^{k+1}) \geq \eta_{\lambda} \|\mathbf{G}_{\lambda}^k\|^2 \quad (47)$$

构造势函数:

$$\Phi^k = L(\mathbf{x}^*, \boldsymbol{\lambda}^k) - L(\mathbf{x}^k, \boldsymbol{\lambda}^k) \quad (48)$$

其中, $(\mathbf{x}^*, \boldsymbol{\lambda}^*)$ 表示拉格朗日函数的鞍点解, Φ^k 用于衡量当前迭代点与鞍点之间的偏离程度。将(44)和(47)代入 $\Phi^{k+1} - \Phi^k$ 可以得到:

$$\Phi^{k+1} - \Phi^k \leq -\alpha \|\mathbf{G}_x^k\|^2 - \beta \|\mathbf{G}_{\lambda}^k\|^2 \quad (49)$$

其中 $\alpha = 2/\eta_x$, $\beta = \eta_{\lambda}/2$ 。

根据假设 A1, 原始变量的可行域为闭合、有界集合, 因此原始变量序列 $\mathbf{x}^k$ 始终保持有界; 根据假设 A2, 对偶变量序列 $\boldsymbol{\lambda}^k$ 同样受到有限范围约束。此外, 由假设 A3 可知, 拉格朗日函数梯度满足 Lipschitz 连续条件, 因此迭代过程中的函数值变化量保持有界。因此势函数 Φ^k 存在有限上界。

对 $k = 1, \dots, T$, 求和得:

$$\sum_{k=1}^T \left(\alpha \|\mathbf{G}_x^k\|^2 + \beta \|\mathbf{G}_{\lambda}^k\|^2 \right) \leq \Phi^1 - \Phi^{T+1} \leq C_{\Phi} \quad (50)$$

其中 $C_{\Phi} > 0$ 为有限常数。易推得:

$$\min_{1 \leq k \leq T} \|\mathbf{G}_x^k\|^2 \leq \frac{C_{\Phi}}{\alpha T}, \quad \min_{1 \leq k \leq T} \|\mathbf{G}_{\lambda}^k\|^2 \leq \frac{C_{\Phi}}{\beta T} \quad (51)$$

对于投影 $\boldsymbol{\lambda}^{k+1} = [\boldsymbol{\lambda}^k - \eta_{\lambda} \nabla_{\boldsymbol{\lambda}} L(\mathbf{x}^{k+1}; \boldsymbol{\lambda}^k)]_+$, 在 $\boldsymbol{\lambda}^{k+1} = 0$ 和 $\boldsymbol{\lambda}^{k+1} > 0$ 两种情况下, 均可得到:

$$(\boldsymbol{\lambda}^{k+1})^{\top} \nabla_{\boldsymbol{\lambda}} L(\mathbf{x}^{k+1}; \boldsymbol{\lambda}^k) = (\boldsymbol{\lambda}^{k+1})^{\top} \mathbf{G}_{\lambda}^k \quad (52)$$

另外, 通过观察易得 $c(\mathbf{x}^{k+1}) =$

$(\boldsymbol{\lambda}^{k+1})^{\top} \nabla_{\boldsymbol{\lambda}} L(\mathbf{x}^{k+1}, \boldsymbol{\lambda}^k)$, 将(52)代入可得 $c(\mathbf{x}^{k+1}) = (\boldsymbol{\lambda}^{k+1})^{\top} \mathbf{G}_{\lambda}^k$, 由柯西-施瓦茨不等式可得:

$$|c(\mathbf{x}^{k+1})| \leq \|\boldsymbol{\lambda}^{k+1}\| \|\mathbf{G}_{\lambda}^k\| \quad (53)$$

根据假设 A2 对偶变量的有界性, 有 $\|\boldsymbol{\lambda}^{k+1}\| \leq B$, 因此可得 $|c(\mathbf{x}^{k+1})|^2 \leq B^2 \|\mathbf{G}_{\lambda}^k\|^2$ 。

综上, 存在 $k^* \in \{1, \dots, T\}$, 使得:

$$\|\mathbf{G}_x^{k^*}\|^2 + \|\mathbf{G}_{\lambda}^{k^*}\|^2 + |c(\mathbf{x}^{k^*})|^2 \leq \frac{C}{T} \quad (54)$$

其中 C 为有限常数。因此, 在假设 A1 - A4 成立的条件下, 算法 1 产生的迭代序列满足:

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \left(\|\mathbf{G}_x^k\|^2 + \|\mathbf{G}_{\lambda}^k\|^2 + |c(\mathbf{x}^k)|^2 \right) = 0 \quad (55)$$

即原始变量和对偶变量的一阶最优性残差以及约束违背程度均逐渐趋于零, 算法最终收敛至一个满足一阶最优解。

6.3 定理 3 的证明

为了证明算法 2 可以得到欧氏投影, 首先构造拉格朗日函数:

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(\mathbf{p}, \theta^*, \boldsymbol{\mu}) = \\ \frac{1}{2} \|\mathbf{p}^k - \hat{\mathbf{p}}^k\|_2^2 + \theta^* \left(\sum_{m \in \mathcal{M}} p_m - P_{\max} \right) - \sum_{m \in \mathcal{M}} \mu_m p_m \end{aligned} \quad (56)$$

由于投影目标函数为欧式距离平方形式, 其目标函数具有严格凸性; 同时, 投影约束集合由线性不等式构成, 因此为闭合凸集。综上, 该投影问题属于严格凸优化问题, 存在唯一最优解, 其拉格朗日函数满足 KKT 条件, 如下:

$$\begin{aligned} a): p_m^* - \hat{p}_m - \mu_m + \theta^* &= 0, \forall m \in \mathcal{M}, \\ b): \sum_{m \in \mathcal{M}} p_m^* &\leq P_{\max}, p_m^* \geq 0, \forall m \in \mathcal{M}, \\ c): \mu_m &\geq 0, \theta^* \geq 0, \forall m \in \mathcal{M}, \end{aligned} \quad (57)$$

$$d): \mu_m p_m^* = 0, \theta^* \left(\sum_{m \in \mathcal{M}} p_m^* - P_{\max} \right) = 0, \forall m \in \mathcal{M}$$

结合 a) 和 d), p_m^* 可分情况写为:

$$p_m^* = \begin{cases} 0, & \mu_m > 0, \\ \hat{p}_m - \theta^*, & \mu_m = 0, \end{cases} \quad \forall m \in \mathcal{M} \quad (58)$$

综合以上的两种情况可以得到:

$$p_m^* = \max \{0, \hat{p}_m - \theta^*\}, \quad \forall m \in \mathcal{M} \quad (59)$$

此外, 由 $\theta^* (\sum_{m \in \mathcal{M}} p_m^* - P_{\max}) = 0$ 可知, 若 $\theta^* > 0$, 则 $\sum_{m \in \mathcal{M}} p_m^* = P_{\max}$; 若 $\theta^* = 0$ 则

$\sum_{m \in \mathcal{M}} p_m^* \leq P_{\max}$ 。因此在算法中先判断 $\sum_{m \in \mathcal{M}} \max \{0, \hat{p}_m\} \leq P_{\max}$ 。若成立,则投影解直接为 $p_m^* = \max \{0, \hat{p}_m\}, \forall m \in \mathcal{M}$ 。若不成立,则需要求解一个满足 $\theta^* > 0$ 的阈值,使得 $\sum_{m \in \mathcal{M}} \max \{0, \hat{p}_m - \theta^*\} = P_{\max}$ 并由此得到投影解 $p_m^* = \max \{0, \hat{p}_m - \theta^*\}, \forall m \in \mathcal{M}$ 。

证毕。

参考文献:

- [1] 董超, 经宇骞, 屈毓铤, 等. 面向低空物联网频谱认知与决策的云边端融合体系架构[J]. 通信学报, 2023, 44(11): 1-12.
Dong C, Jing Y Q, Qu Y B, et al. Cloud-edge-device fusion architecture oriented to spectrum cognition and decision in low altitude intelligence network [J]. Journal on Communications, 2023, 44(11): 1-12.
- [2] 张治, 熊天波, 陈建桥, 等. 无人机三维空地信道模型的空间特性研究[J]. 通信学报, 2020, 41(2): 123-130.
Zhang Z, Xiong T B, Chen J Q, et al. Research on the spatial characterization of a 3D UAV air-to-ground channel model [J]. Journal on Communications, 2020, 41(2): 123-130.
- [3] Maeng S J, Güvenç İ. UAV corridor coverage analysis with base station antenna uptilt and strongest signal association[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2024, 60(4): 5621-5630.
- [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.
- [5] Chen Z, Zhao N, So D K C, et al. Joint altitude and hybrid beamspace precoding optimization for UAV-enabled multiuser mmWave MIMO system[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(2): 1713-1725.
- [6] Jo J, Kim M, Kim M, et al. Intra-site coordinated multi-point transmission for non-terrestrial networks[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2024, 13(12): 3271-3275.
- [7] Li M, Hou F, Ding H W, et al. Fish-scale LA-GNB deployment for low-altitude networks: coverage-interference tradeoffs in dense airspaces[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2026. DOI: 10.1109/TVT.2026.3686900.
- [8] Burhanuddin L A B, Liu X, Deng Y S, et al. Inter-cell interference mitigation for cellular-connected UAVs using MOSDS-DQN[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2023, 9(6): 1596-1609.
- [9] Ma C, Jing Z W, Yang Q H, et al. Hierarchical Optimization of UAV Deployment and Resource Allocation for ISAC-Enabled Low-Altitude Wireless Networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2026, 25: 21213-21226.
- [10] Jing Z W, Zhang J X, Chen X Y, et al. 3D Coverage Enhancement for Air-Ground Integrated Low-Altitude Wireless Networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2026.
- [11] Li S J, Tang J, Zheng B X, et al. Rotatable antenna system empowered low-altitude economy: opportunities and challenges[J]. IEEE Wireless Communications, 2026, 33(1): 116-123.
- [12] Wu T, Zhi K D, Yao J T, et al. Fluid antenna systems enabling 6G: principles, applications, and research directions[J]. IEEE Wireless Communications, 2025.
- [13] Ding Z G, Schober R, Poor H V. Flexible-antenna systems: a pinching-antenna perspective[J]. IEEE Transactions on Communications, 2025, 73(10): 9236-9253.
- [14] Ding Z G, Poor H V. LoS blockage in pinching-antenna systems: curse or blessing? [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2025, 14(9): 2798-2802.
- [15] Wang Y L, Liu Y L, Fu Y, et al. Pinching-antenna systems for indoor immersive communications: a 3D-modeling based performance analysis[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2026, 15: 1040-1044.
- [16] Chen J C, Wu P C, Wong K K. Dynamic placement of pinching antennas for multicast MU-MISO downlinks[J]. IEEE Open Journal of the Communications Society, 2025, 6: 5611-5625.
- [17] Zhao J J, Mu X D, Cai K Q, et al. Waveguide division multiple access for pinching-antenna systems (PASS)[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2026, 25: 13761-13775.
- [18] Hu Y L, Zhang T K, Xu X X, et al. Pinching antenna-enabled integrated sensing and communication for low-altitude UAV[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2026, 75(6): 11728-11733.
- [19] Chang Y H, Zhang F G, Zhu F C, et al. Research on collaborative optimization of near-field ISAC systems based on multi-waveguide pinching antenna arrays[J]. IEEE Open Journal of the Communications Society, 2026, 7: 4294-4311.
- [20] Li M, Shu F, Yang T, et al. DQN-enabled joint pinching antenna array partitioning and beamforming for secure ISAC systems[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2026.
- [21] Zhao R T, Hu S K, Mishra D, et al. Resource allocation for multi-waveguide pinching antenna-assisted broadcast networks[C]//2025 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps). Taipei, Taiwan: IEEE, 2025: 842-848.
- [22] Zhang L Y, Mu X D, Liu A, et al. Two-timescale joint transmit and pinching beamforming for pinching-antenna systems[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2025, 14(9): 2897-2901.
- [23] Yang H, Xing C, Gong S, et al. A framework for energy-efficiency optimization in MA-aided MU-MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2026, 25: 7551-7568.
- [24] Bernabè M, Lopez-Perez D, Gesbert D, et al. On the optimization of cellular networks for UAV aerial corridor support[C]//GLOBECOM 2022—2022 IEEE Global Communications Conference. Rio de Janeiro, Brazil: IEEE, 2022: 2969-2974.
- [25] Wang Z, Zhang G P, Xu H B, et al. Joint transmit and pinching beamforming optimization in pinching antenna-assisted symbiotic radio systems[EB/OL]. arXiv:2508.07002, 2026.
- [26] 3GPP. TR 38.901: Study on channel model for frequencies from 0.5 to 100 GHz[S]. Release 16, 2019.
- [27] 3GPP. TR 36.777: Enhanced LTE support for aerial vehicles[S]. Release 15, 2017.
- [28] Liu Y X, Huang W, Zhang H, 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.
- [29] Eisen M, Zhang C, Chamon L F O, et al. Learning optimal resource al-

locations in wireless systems[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2019, 67(10): 2775-2790.



景泽伟 (1993-), 男, 山东德州人, 澳门大学和西安电子科技大学博士后, 主要研究方向为低空智联网、通感算一体化。

牛冠冲 (1991-), 男, 河南洛阳人, 西安电子科技大学准聘副教授, 主要研究方向为边缘计算、智能感知与通信、大模型驱动网络智能化。



陈翔宇 (2001-), 河南信阳人, 男, 西安电子科技大学在读硕士, 主要研究方向为低空智联网, 夹持天线系统。



张展西 (2000-), 女, 陕西宝鸡人, 澳门大学博士生, 主要研究方向为低空智联网, 通感一体化等。