

面向复杂环境的无人机通感一体化多阶段轨迹与资源联合优化

许文轩^{1,2}, 吴子君^{1,2}, 张海君^{1,2*}, 马 旭^{1,2}, 张晓奇^{1,2}

(1. 北京科技大学智能与通信融合北京市重点实验室, 北京 100083;

2. 北京科技大学河北省空地智能通信重点实验室, 北京 100083)

摘 要: 随着低空经济的蓬勃发展, 无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)作为低空网络的核心节点, 其通信感知一体化能力对于实现全天候泛在连接与环境重构至关重要。然而, 在建筑物密集的复杂城市环境中, 低空 UAV 面临视距链路频繁遮挡与信道质量剧烈波动的严峻挑战, 传统基于理想自由空间模型的轨迹规划难以适配实际需求, 亟需设计能够主动规避遮挡并动态适应环境变化的智能规划方法。针对这一问题, 本文提出一种面向复杂环境的基于概率视距信道模型的多阶段轨迹与资源联合优化方法。首先, 构建依赖仰角的概率视距模型以量化城市峡谷遮挡效应, 将轨迹规划导向无线链路可靠性最优。其次, 设计多阶段规划框架, 通过分阶段更新目标状态估计动态调整飞行策略, 以应对环境不确定性与状态估计误差。在此基础上, 考虑运动学与能量约束, 构建最大化预期加权通信速率与有效感知费希尔信息矩阵的联合优化问题, 在通信与感知性能之间实现自适应权衡。针对问题中概率指数项引发的强非凸性, 提出一种基于块坐标下降与逐次凸逼近的迭代算法。仿真结果表明, 该方法在高密度城市场景下能引导无人机主动规避盲区, 保持链路稳定与感知精度。与传统方案相比, 系统通信总容量提升约 80.8%, 目标定位误差降低约 81.4%, 显著增强了低空通感网络的鲁棒性与效能。

关键词: 无人机(UAV); 通感一体化; 轨迹设计; 资源分配; 克拉美罗界

基金项目: 国家自然科学基金(No.62225103, No.U22B2003, No.U2441227, No.62561160097, No.62541102, No.U24A20211); 北京市自然科学基金(No.L253003, No.L241008); 中央高校基本科研业务费(No.FRF-BD-25-053)

中图分类号: TN929.532

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2026)06-2598-11

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20260176

Multi-Stage Trajectory and Resource Joint Optimization for UAV-Enabled ISAC in Complex Environments

XU Wenxuan^{1,2}, WU Zijun^{1,2}, ZHANG Haijun^{1,2*}, MA Xu^{1,2}, ZHANG Xiaoqi^{1,2}

(1. Beijing Key Laboratory of Intelligent and Communication Integration, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083,

China; 2. Hebei Key Laboratory of Space-Air-Ground Intelligent Communication, University of Science and Technology Beijing,

Beijing 100083, China)

Abstract: With the rapid development of the low-altitude economy, unmanned aerial vehicles (UAVs), as core nodes in low-altitude networks, play a critical role in enabling ubiquitous connectivity and environmental reconstruction through integrated sensing and communication (ISAC) capabilities. However, in complex urban environments characterized by dense building layouts, low-altitude UAVs face severe challenges such as frequent line-of-sight (LoS) link blockages and drastic fluctuations in channel quality. Traditional trajectory planning methods based on ideal free-space models struggle to meet practical application requirements, necessitating the design of intelligent planning approaches capable of proactively avoiding blockages and dynamically adapting to environmental variations. To address this issue, this paper proposes a multi-stage trajectory and resource joint optimization method based on a probabilistic LoS channel model for complex environments. First, an elevation-dependent probabilistic LoS model is constructed to quantify the canyon effect in urban areas, steering trajectory planning toward the optimization of wireless link reliability. Second, a multi-stage planning framework is designed to dynamically adjust flight strategies through stage-wise updates of target state estimation, thereby addressing environmental uncertainty and state estimation errors. On this basis, considering kinematic and energy constraints, a joint optimization problem is formulated to maximize the expected weighted communication rate and the effective Fisher information matrix for sensing, achieving an adaptive trade-off between communication and sensing performance. To tackle the

strong non-convexity induced by the probabilistic exponential terms, an iterative algorithm based on block coordinate descent and successive convex approximation is developed. Simulation results demonstrate that the proposed method effectively guides UAVs to actively avoid blind zones in high-density urban scenarios while maintaining stable links and high sensing accuracy. Compared with conventional approaches, the proposed method achieves an approximately 80.8% improvement in total communication capacity and an 81.4% reduction in target localization error, significantly enhancing the robustness and effectiveness of low-altitude ISAC networks.

Keywords: unmanned aerial vehicle; integrated sensing and communication; trajectory design; resource allocation; Cramér-Rao bound

Foundation Item(s): National Natural Science Foundation of China (No.62225103, No.U22B2003, No.U2441227, No.62561160097, No.62541102, No.U24A20211); Beijing Natural Science Foundation (No.L253003, No.L241008); Fundamental Research Funds for the Central Universities (No.FRF-BD-25-053)

0 引言

随着第六代移动通信(6G)技术的愿景逐渐清晰以及国家低空经济发展战略的全面铺开,无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)凭借其灵活的三维机动能力、按需部署的特性以及视距(Line of Sight, LoS)传输的天然优势,正逐渐从单一的消费级终端演变为构建空地一体化泛在网络的关键空中节点^[1]。然而,受限于空气动力学设计与电池技术瓶颈,UAV在尺寸、重量及功耗方面面临着严格的物理约束,难以同时搭载多套独立的通信与雷达硬件系统^[2]。在此背景下,通感一体化(Integrated Sensing and Communication, ISAC)技术应运而生,该技术通过共享频谱资源、硬件平台与波形设计,使得UAV能够在执行对地高速数据传输任务的同时,利用无线信号实现对地面目标的精准定位、跟踪与成像,从而显著提升频谱效率与硬件集成度^[3]。同时,该技术为应急救援和城市安防等复杂场景提供了全新的解决方案,引起了学术界与工业界的广泛关注^[4-5]。

相较于位置固定的传统地面基站,UAV所具备的三维空间高机动性构成了其赋能ISAC系统的核心优势。通过对UAV飞行轨迹与通信资源分配策略的联合优化,系统能够主动重构与地面节点及目标之间的几何位置关系。这种主动式的空间自由度不仅能够显著提升通信链路的大尺度衰落增益,更能构建出有利于目标特征提取的观测几何构型,从而有效降低目标参数估计的克拉美罗界(Cramér-Rao Bound, CRB)^[6-7]。然而,通信性能与感知精度在空间位置选择上往往存在内生的竞争关系,例如通信链路通常追求距离最小化以获取高信噪比,而雷达感知则可能需要特定的角度分集以提升定位精度,这使得多目标联合优化成为一项极具挑战性的任务^[8]。因此,现有的UAV-ISAC轨迹设计研究主要致力于在严格满足飞行运动学约束与通感服务质量要求的前提下,挖掘通信与感知在时空频域的耦合机理,寻求兼顾二者性能的

最优飞行策略。

在求解方法的演进层面,现有研究主要呈现出基于数据驱动与基于模型驱动两大主流技术路线。数据驱动方法主要利用深度强化学习解决高度动态或环境模型未知场景下的轨迹规划问题,智能体通过与环境的持续交互试错来学习最优策略,虽然具有较强的环境适应性,但往往面临巨大的训练样本开销且难以从理论上保证在安全关键场景下的收敛稳定性^[9-10]。相比之下,基于模型驱动的凸优化方法则基于明确的物理模型,利用块坐标下降(Block Coordinate Descent, BCD)和逐次凸逼近(Successive Convex Approximation, SCA)等数学工具处理非凸优化问题,能够将复杂的非凸目标函数转化为一系列易于求解的凸子问题,以较低的计算复杂度获得性能良好的局部最优解,在工程可实现性方面具有显著优势^[11-12]。特别值得注意的是,针对感知目标位置先验信息缺失这一实际难题,文献[13]提出了一种多阶段轨迹设计(Multi-Stage Trajectory Design, MSTD)框架,通过在飞行过程中收集观测数据并迭代更新目标估计位置,动态调整后续飞行路径,从而有效解决了轨迹规划对初始信息的依赖问题。此外,随着应用场景向多用户与多目标扩展,如何在复杂的干扰环境下实现频谱资源的精细化管理也至关重要,联合优化飞行轨迹、发射功率及波束成形矢量已成为提升系统能量效率、保障通信及感知精度的前沿研究热点^[14-15]。

尽管上述研究在理论层面取得了显著成果,但在系统建模方面仍存在一定程度的理想化假设,导致理论增益难以在复杂的实际环境中完全实现。现有大多数文献在进行轨迹规划时,为了简化计算,通常假设空对地(Air-to-Ground, A2G)信道严格遵循自由空间路径损耗模型,即默认UAV与地面节点之间始终存在稳定的LoS链路^[16]。然而,国际电信联盟(International Telecommunication Union, ITU)发布的信道模型及大量实测数据表明,在典型的城市峡谷环境中,建筑物遮挡是不可忽视的干扰因素。UAV与地

面用户之间的 LoS 链路存在显著的概率性特征,且该概率直接取决于 UAV 相对于地面节点的飞行仰角^[17]。若忽略这一物理特性,传统算法规划出的轨迹往往倾向于在低仰角区域飞行以换取较短的水平几何距离,以降低飞行能耗。但这在实际应用中极易因建筑物遮挡而导致通信链路频繁中断或感知回波信噪比急剧下降,缺乏工程应用所需的鲁棒性^[18]。针对能耗敏感的 UAV 系统,如何在复杂的遮挡环境下平衡飞行能耗与链路可靠性,避免因盲目追求路径最短而陷入信号盲区,已成为当前亟待解决的关键问题^[19]。此外,概率信道模型的引入使得优化目标中包含了复杂的指数项,进一步增加了轨迹与资源联合优化的求解难度,需要设计更高效的算法予以求解^[20-21]。

针对上述挑战,本文在 MSTD 框架的基础上,提出了一种面向复杂环境的 UAV-ISAC 多阶段轨迹与资源联合优化方法。不同于现有工作仅关注几何距离的优化,本文引入仰角依赖的概率 LoS 信道模型,将轨迹规划的导向从几何距离最小化转变为无线链路可靠性最大化。首先,提出了面向复杂环境的改进型 MSTD 框架,利用环境适应性机制应对城市环境的随机遮挡风险,通过分阶段更新机制逐步逼近目标真实位置。其次,建立了基于概率 LoS 感知的轨迹与功率联合优化模型,利用一阶泰勒展开与松弛变量技术解决了复杂概率指数约束下的非凸优化难题,实现了通信速率与感知精度的帕累托平衡。最后,通过仿真实验揭示了复杂环境下的最佳仰角效应,验证了所提方法在保证算法收敛性的同时,能显著降低实际环境中的通信中断率并提升有效感知精度。

1 系统模型

1.1 网络模型

本文考虑一个基于旋翼式 UAV 的下行 ISAC 系统,系统包含一架单天线 UAV、 M 个位置已知的地面通信用户 (Communication User, CU) 以及 K 个位置未知的感知目标 (Sensing Target, ST)。UAV 从位于 $[x_B, y_B]^T$ 的充电站出发,在固定高度 H 上飞行,服务区域为 $L_x \times L_y$ 的矩形区域。UAV 在飞行过程中同时执行两项任务:向地面 CU 发送下行通信信号,并利用该信号在 ST 表面反射的回波对其进行精准定位。充电站作为无人机飞行轨迹的唯一一起点,为整个飞行周期提供初始能量,多节点下行协同服务,系统模型如图 1 所示。

记第 m 个 CU 的水平坐标为 $\mathbf{w}_m = [x_m^c, y_m^c]^T \in \mathbb{R}^2$, 第 k 个 ST 的真实水平坐标为 $\mathbf{u}_k = [x_k^s, y_k^s]^T \in \mathbb{R}^2$ 。由于

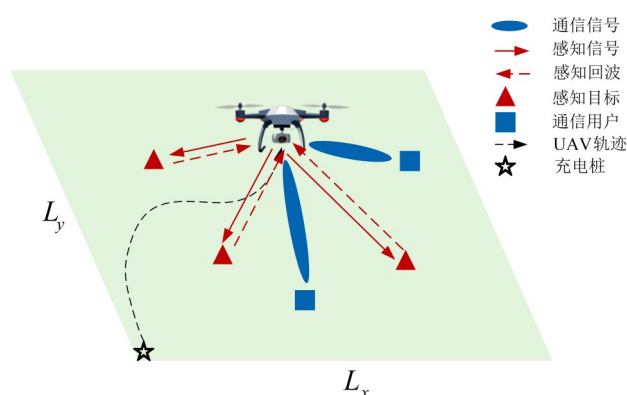


图1 无人机下行协同服务通感一体化系统模型图

Figure 1 Model diagram of the integrated system of communication and sensing for the downward collaborative service of unmanned aerial vehicles

$\mathbf{u}_k$ 初始未知,本文采用 MSTD 框架。该框架将飞行任务划分为 J 个阶段。在第 j 阶段开始前,UAV 基于第 $j-1$ 阶段积累的观测数据,利用最大似然估计 (Maximum Likelihood Estimation, MLE) 算法更新对 ST 位置的估计值 $\hat{\mathbf{u}}_{k,j-1}$ 。随后,UAV 基于该估计位置规划第 j 阶段的轨迹 S_j 与资源分配策略。

为了处理连续时间的轨迹优化问题,采用离散化方法,将第 j 阶段的飞行时间 T_j 划分为 N_j 个时隙,每个时隙长度为 δ_t ,定义 UAV 在第 j 阶段第 n 个时隙的水平位置为 $\mathbf{s}_{n,j} = [x_{n,j}, y_{n,j}]^T \in \mathbb{R}^2$,速度为 $\mathbf{v}_{n,j}$,UAV 的运动受限于最大速度 $V_{\max}$ 和最大加速度 $a_{\max}$ 。

1.2 概率 LoS 信道模型

在复杂的城市环境中,无线信道的质量高度依赖于收发机之间的 LoS 链路是否存在。不同于传统研究中假设的自由空间路径损耗模型,本文考虑实际建筑物遮挡的影响,引入仰角依赖的概率 LoS 信道模型。

对于第 j 阶段第 n 时隙,UAV 与地面节点 (第 m 个 CU 或第 k 个 ST) 之间的水平距离为 $d_{n,j} = \|\mathbf{s}_{n,j} - \mathbf{p}\|$,其中 $\mathbf{p}$ 为地面节点的坐标。此时,UAV 相对于地面节点的仰角 $\theta_{n,j}$ 可表示为

$$\theta_{n,j} = \frac{180}{\pi} \arctan \left(\frac{H}{\|\mathbf{s}_{n,j} - \mathbf{p}\|} \right) \quad (1)$$

根据 ITU-R P.1410 建议书及相关实测模型,该时刻存在 LoS 链路的概率 P_{LoS} 是关于仰角 $\theta_{n,j}$ 的函数:

$$P_{\text{LoS}}(\theta_{n,j}) = \frac{1}{1 + a \cdot \exp(-b(\theta_{n,j} - a))} \quad (2)$$

其中,参数 a 和 b 分别具体表征了实际城市场景中的建筑物分布密度与高度起伏特征,这些参数直观反映

了环境对无线电波的物理遮挡强度,对应的非视距(Non-Line of Sight, NLoS)概率为 $P_{\text{NLoS}} = 1 - P_{\text{LoS}}$ 。在该模型下,平均路径损耗 PL_{avg} 定义为 LoS 路径损耗与 NLoS 路径损耗的加权和:

$$\text{PL}_{\text{avg}}(\mathbf{s}_{n,j}) = P_{\text{LoS}}(\theta_{n,j}) \cdot \eta_{\text{LoS}} \left(\frac{4\pi f_c d_{3D}}{c} \right)^\alpha + P_{\text{NLoS}}(\theta_{n,j}) \cdot \eta_{\text{NLoS}} \left(\frac{4\pi f_c d_{3D}}{c} \right)^\alpha \quad (3)$$

其中: $d_{3D} = \sqrt{H^2 + \|\mathbf{s}_{n,j} - \mathbf{p}\|^2}$ 为三维直线距离; c 为光速; f_c 为载波频率; α 为路径损耗指数; η_{LoS} 和 η_{NLoS} 分别表示 LoS 和 NLoS 链路下的额外衰减因子,通常 $\eta_{\text{NLoS}} \gg \eta_{\text{LoS}}$ 。

1.3 性能指标

基于上述概率信道模型,通信链路的性能不再由瞬时信噪比唯一确定,而是由其统计期望决定。对于第 m 个用户,其接收信号的功率谱密度主要受路径损耗支配。假设 UAV 发射功率为 P_t , 分配给第 m 个用户的带宽比例为 $\beta_{m,n,j}$, 噪声功率谱密度为 N_0 。考虑到 NLoS 链路通常伴随较大的信号衰减,为简化计算且保证通信可靠性,本文主要关注 LoS 链路贡献的预期通信速率。

第 m 个用户在第 j 阶段第 n 个时隙的预期可达速率 $\bar{R}_{m,n,j}$ 表示为

$$\bar{R}_{m,n,j} = \beta_{m,n,j} B \cdot P_{\text{LoS}}(\theta_{m,n,j}) \cdot \log_2 \left(1 + \frac{P_t h_0}{\sigma^2 (H^2 + \|\mathbf{s}_{n,j} - \mathbf{w}_m\|^2)} \right) \quad (4)$$

其中, B 为系统总带宽, h_0 为参考距离处的信道增益, $\sigma^2 = N_0 B$ 为噪声功率。该式表明,为了获得较高的预期速率, UAV 不仅需要缩短与用户的水平距离 $\|\mathbf{s}_{n,j} - \mathbf{w}_m\|$ 以提升信噪比,还需尽可能增大仰角 $\theta_{m,n,j}$ 以提高 P_{LoS} 。

感知性能通过目标位置估计的均方误差 (Mean Squared Error, MSE) 下界,即 CRB 来衡量。CRB 定义为费希尔信息矩阵 (Fisher Information Matrix, FIM) 的逆矩阵的迹。

在概率信道环境下,仅当存在 LoS 链路时, UAV 接收到的回波信号才能提供高精度的时延与多普勒信息;而在 NLoS 情况下,回波信号往往被视为杂波或测量噪声极大。因此,本文定义“有效 FIM” $\bar{\mathbf{J}}_{k,j}$, 它是各观测时刻 FIM 的概率加权和。

假设 UAV 在第 j 阶段选取 N_h 个悬停点 (Hovering Points, HP) 进行感知,第 i 个 HP 位置为 $\mathbf{q}_{i,j}$, 对于第 k 个目标,其有效 FIM 表示为

$$\bar{\mathbf{J}}_{k,j} = \sum_{i=1}^{N_h} P_{\text{LoS}}(\theta_{k,i,j}) \cdot \mathbf{J}_{\text{LoS}}(\mathbf{q}_{i,j}, \hat{\mathbf{u}}_{k,j-1}) \quad (5)$$

其中, $\theta_{k,i,j}$ 为 UAV 在 HP $\mathbf{q}_{i,j}$ 处相对于目标估计位置 $\hat{\mathbf{u}}_{k,j-1}$ 的仰角。 $\mathbf{J}_{\text{LoS}}$ 为标准 LoS 条件下的 FIM,其表达式由回波信号的参数估计精度决定。根据文献[5]的推导, $\mathbf{J}_{\text{LoS}}$ 可表示为与几何分布相关的矩阵形式:

$$\mathbf{J}_{\text{LoS}}(\mathbf{q}, \mathbf{u}) = \xi \cdot \frac{1}{d^4} \begin{bmatrix} (x-x_t)^2 & (x-x_t)(y-y_t) \\ (x-x_t)(y-y_t) & (y-y_t)^2 \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中, ξ 为与雷达散射截面及发射功率相关的常数, d 为 UAV 与目标的距离。 $\bar{\mathbf{J}}_{k,j}$ 的定义体现了轨迹设计的核心思想:感知的有效性不仅取决于几何分布,更取决于能否以高概率建立 LoS 观测链路。

最终,第 j 阶段感知目标的预期 CRB 表示为

$$\overline{\text{CRB}}_{k,j} = \text{tr} \left(\left(\sum_{l=1}^j \bar{\mathbf{J}}_{k,l} \right)^{-1} \right) \quad (7)$$

该指标综合了从第 1 阶段到当前第 j 阶段所有有效观测信息的累积贡献。

2 优化问题的构建

2.1 无人机能耗模型

在 MSTD 过程中, UAV 的续航能力是限制其性能的关键因素。 UAV 的能量消耗主要由推进系统产生,该部分能耗与飞行速度密切相关。为了准确评估第 j 阶段的能量开销,本文采用旋翼式 UAV 的功率消耗模型。假设 UAV 在第 n 个时隙的飞行速度为 $\mathbf{v}_{n,j}$, 其瞬时推进功率 $P_{\text{UAV}}(\|\mathbf{v}_{n,j}\|)$ 可表示为

$$P_{\text{UAV}}(\|\mathbf{v}_{n,j}\|) = P_0 \left(1 + \frac{3 \|\mathbf{v}_{n,j}\|^2}{U_{\text{tip}}^2} \right) + P_i \left(\sqrt{1 + \frac{\|\mathbf{v}_{n,j}\|^4}{4\mathbf{v}_0^4}} - \frac{\|\mathbf{v}_{n,j}\|^2}{2\mathbf{v}_0^2} \right)^{1/2} + \frac{1}{2} d_0 \rho s A \|\mathbf{v}_{n,j}\|^3 \quad (8)$$

其中: P_0 和 P_i 分别代表悬停状态下的叶片型面功率和诱导功率; U_{tip} 为旋翼叶尖速度; $\mathbf{v}_0$ 为悬停时的平均诱导速度; d_0 为机身阻力系数; ρ 为空气密度; s 为旋翼实度; A 为旋翼盘面积。该模型表明, UAV 的能耗是关于速度的非线性函数。

在第 j 阶段, UAV 的总能耗由飞行能耗与悬停感知能耗两部分组成。假设 UAV 在该阶段进行了 N_h 次悬停感知,每次悬停时长为 t_h , 则第 j 阶段的总能耗 E_j 必须满足当前剩余能量 E_{rem} 的约束:

$$E_j = \sum_{n=1}^{N_j} \delta_t P_{\text{UAV}}(\|\mathbf{v}_{n,j}\|) + N_h t_h P_{\text{UAV}}(0) \leq E_{\text{rem}} \quad (9)$$

2.2 联合优化问题的数学表述

为了实现通信与感知性能的帕累托最优,本文通过引入权重因子 η 将多目标优化转化为单目标加权求和问题。考虑到通信速率与感知CRB在量纲及数值量级上存在显著差异,直接求和会导致优化结果有偏。因此,本文采用基于上一阶段性能值的归一化处理方法。

定义第 j 阶段的通信性能增益 $\Delta\Psi_c$ 为所有用户预期和速率的提升量,感知性能增益 $\Delta\Psi_s$ 为目标位置估计精度的改善量,即CRB的下降量。为了保证用户间的通信公平性与目标间的感知公平性,分别采用最大化最小用户速率和最小化最大目标CRB的准则。由于最小化和最大化算子是非光滑的,难以直接求导,本文利用对数指数和(Log-Sum-Exp, LSE)函数对其进行光滑近似。

具体而言,对于通信性能,目标是最大化所有用户中预期速率最低者的性能。利用LSE近似,第 j 阶段的通信效用函数 U_c 可表示为

$$U_c(S_j, B_j) = -\frac{1}{\mu} \ln \left(\sum_{m=1}^M \exp \left(-\mu \sum_{n=1}^{N_j} \bar{R}_{m,n,j} \right) \right) \quad (10)$$

其中, μ 为平滑参数, S_j 为轨迹变量, B_j 为带宽分配变量。同理,对于感知性能,目标是最大化所有目标中预期CRB最高者的误差。第 j 阶段的感知效用函数 U_s 定义为

$$U_s(S_j) = \frac{1}{\mu} \ln \left(\sum_{k=1}^K \exp(\mu \cdot \overline{\text{CRB}}_{k,j}) \right) \quad (11)$$

基于上述定义,第 j 阶段的轨迹与资源联合优化问题 $P(j)$ 表述如下:

$$\begin{aligned} \max_{S_j, V_j, B_j} \quad & \eta \frac{U_c(S_j, B_j) - \Psi_c^{(j-1)}}{\Psi_c^{(j-1)}} - (1-\eta) \frac{U_s(S_j) - \Psi_s^{(j-1)}}{\Psi_s^{(j-1)}} \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{s}_{n+1,j} = \mathbf{s}_{n,j} + \mathbf{v}_{n,j} \delta_t, \quad \forall n=1, \dots, N_j-1 \\ & \|\mathbf{v}_{n,j}\| \leq V_{\max}, \quad \forall n=1, \dots, N_j \\ & \mathbf{s}_{n,j} \in \mathcal{D}, \quad \forall n=1, \dots, N_j \\ & \sum_{m=1}^M \beta_{m,n,j} \leq 1, \quad \beta_{m,n,j} \geq 0, \quad \forall n, m \\ & \sum_{n=1}^{N_j} \delta_t P_{\text{UAV}}(\|\mathbf{v}_{n,j}\|) + N_h t_h P_0 \leq E_{\text{rem}} \end{aligned} \quad (12)$$

其中, V_j 为速度集合, $\Psi_c^{(j-1)}$ 和 $\Psi_s^{(j-1)}$ 分别为截止上一阶段结束时累计的通信与感知性能值。约束条件分别对应了UAV的运动学方程、最大速度限制、飞行区域 $\mathcal{D}$ 限制、带宽资源分配约束以及剩余能量约束。需要指出的是,该优化问题具有高度非凸性。一方

面,目标函数中包含复杂的概率LoS项与LSE函数;另一方面,能耗约束中的功率函数关于速度是非凸的。因此,直接求解该问题是困难的,需要通过变量代换与SCA技术将其转化为一列凸子问题进行迭代求解,具体的求解算法将在下一章详细阐述。

3 优化问题的求解

在前一节构建的第 j 阶段联合优化问题 $P(j)$ 中,目标函数涉及位置变量的非线性概率函数耦合,且约束条件中包含UAV飞行速度的非凸功率模型,这使得 $P(j)$ 成为一个典型的非凸优化问题,难以直接获得全局最优解。为了有效地求解该问题,本文提出一种基于BCD和SCA的迭代算法。核心思想是将原问题分解为资源分配与轨迹优化两个子问题,通过交替迭代直至收敛。

3.1 资源分配子问题

首先,固定UAV的飞行轨迹变量 S_j 和速度变量 V_j ,优化带宽分配系数 B_j 。此时,原问题的约束条件退化为仅包含带宽分配的线性约束。观察目标函数可知,预期通信速率关于带宽分配系数是凹函数,而感知效用函数在此子问题中为常数。因此,资源分配子问题 $P_1(j)$ 是一个标准的凸优化问题:

$$\max_{B_j} \quad \eta \frac{U_c(B_j | S_j) - \Psi_c^{(j-1)}}{\Psi_c^{(j-1)}} \quad (13)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{m=1}^M \beta_{m,n,j} \leq 1, \quad \beta_{m,n,j} \geq 0 \quad (14)$$

该问题可以通过标准的CVX凸优化工具箱或内点法高效求解,获得最优资源分配策略 B_j^* 。

3.2 轨迹优化子问题

在获得资源分配策略后,固定 B_j ,求解轨迹优化子问题 $P_2(j)$ 。该子问题是本文求解的难点,其非凸性主要来源于两方面:一是目标函数中通信与感知效用均包含位置依赖的LoS概率 $P_{\text{LoS}}(\theta)$,二是能量约束中的推进功率模型。本节分别针对这两部分进行处理。

针对目标函数的非凸性,由于目标函数是关于轨迹变量 S_j 的复杂复合函数,直接寻找其凸包较为困难。本文采用一阶泰勒展开法寻找其局部代理函数。记 $f(S_j)$ 为 $P(j)$ 的目标函数。在第 l 次迭代中,基于上一次迭代得到的轨迹 $S_j^{(l-1)}$,对 $f(S_j)$ 进行一阶泰勒展开,构建其全局下界:

$$\begin{aligned} f(S_j) \approx \tilde{f}(S_j) = & f(S_j^{(l-1)}) \\ & + \sum_{n=1}^{N_j} \nabla_{\mathbf{s}_{n,j}} f(S_j^{(l-1)})^T (\mathbf{s}_{n,j} - \mathbf{s}_{n,j}^{(l-1)}) \end{aligned} \quad (15)$$

其中,梯度项 $\nabla_{s_{n,j}} f$ 的计算需利用链式法则,涉及 LoS 概率函数 $P_{\text{LoS}}(\theta)$ 关于仰角及位置坐标的导数。由于 P_{LoS} 是平滑的 S 型函数,其导数存在且连续。通过最大化该线性近似函数 $\tilde{f}(S_j)$,可以保证原目标函数的函数值在迭代过程中非递减,从而引导算法向局部最优解收敛。

3.3 非凸能量约束的处理

针对能量约束中推进功率 $P_{\text{UAV}}(\|\mathbf{v}\|)$ 的非凸性,本文采用松弛变量引入法。首先,引入辅助变量 $\delta_{n,j}$ 和 $\xi_{n,j}$,将原功率表达式中的非凸项进行代换。原非凸约束转化为以下不等式组:

$$E_j \geq \sum_{n=1}^{N_j} \delta_{n,j} \left[P_0 \left(1 + \frac{3 \|\mathbf{v}_{n,j}\|^2}{U_{\text{tip}}^2} \right) + P_i \delta_{n,j} + \frac{1}{2} d_0 \rho s A \|\mathbf{v}_{n,j}\|^3 \right] + E_{\text{hover}} \quad (16)$$

$$\delta_{n,j}^2 \leq \delta_{n,j}^2 + \frac{\|\mathbf{v}_{n,j}\|^2}{\mathbf{v}_0^2} \quad (17)$$

$$\xi_{n,j}^2 \geq \delta_{n,j}^2 + \frac{\|\mathbf{v}_{n,j}\|^2}{\mathbf{v}_0^2} \quad (18)$$

即便引入了辅助变量,上述约束中仍存在如 $\delta_{n,j}^{-2}$ 和 $\|\mathbf{v}_{n,j}\|^3$ 等非凸项。为此,利用 SCA 技术,对凸函数项进行一阶泰勒展开,得到其仿射下界。例如,对于 $\|\mathbf{v}_{n,j}\|^3$ 项,引入非负变量 $y_{n,j}$ 满足 $y_{n,j} \geq \|\mathbf{v}_{n,j}\|$,则 $\|\mathbf{v}_{n,j}\|^3$ 可近似为 $y_{n,j}^3$ 的凸下界。对于 $\delta_{n,j}^{-2}$ 形式的约束,在迭代点 $\delta_{n,j}^{(l-1)}$ 处展开为

$$\frac{1}{\delta_{n,j}^2} \geq \frac{1}{(\delta_{n,j}^{(l-1)})^2} - \frac{2}{(\delta_{n,j}^{(l-1)})^3} (\delta_{n,j} - \delta_{n,j}^{(l-1)}) \quad (19)$$

通过上述一系列变换与松弛,轨迹优化子问题 $P_2(j)$ 被转化为一个二阶锥规划问题或凸二次规划问题,可利用 CVX 工具箱高效求解。

3.4 整体算法流程

算法 1 概述了本文提出的联合优化算法流程。首先,根据上一阶段的终点状态和简单的直线飞行假设,分别初始化第 j 阶段的轨迹 $S_j^{(0)}$ 、速度 $V_j^{(0)}$ 及辅助变量。进入迭代循环后,算法依次执行以下步骤:步骤 1 求解资源分配子问题 $P_1(j)$ 更新 B_j ;步骤 2 固定资源分配策略 $B_j^{(l)}$,利用 SCA 技术求解轨迹优化子问题 $P_2(j)$ 更新 S_j 和 V_j 。随后判断当前目标函数值的增量是否小于预设阈值 ϵ ,若满足则停止迭代,输出当前阶段的最优轨迹与资源分配方案,否则令 $l = l + 1$ 继续迭代。

由于子问题 $P_1(j)$ 是精确求解,而子问题 $P_2(j)$ 通过 SCA 方法得到的解能够保证目标函数的非递减性,且系统总能量有限,使得目标函数值存在明确上界,

因此该 BCD 迭代算法理论上能够保证收敛。算法的计算复杂度主要取决于迭代次数以及每次迭代中求解二阶锥规划 (Second-Order Cone Programming, SOCP) 问题的规模,主要由时隙数 N_j 决定,整体呈现多项式时间复杂度,能够满足离线轨迹规划场景对计算效率的实际需求。

算法 1 第 j 阶段联合轨迹设计与资源分配迭代算法

INPUT: 上一阶段的终点状态,系统总能量 E_{tot} ,最大迭代次数 L_{max} ,收敛阈值 ϵ

OUTPUT: 第 j 阶段的最优轨迹 S_j^* 、速度 V_j^* 及资源分配策略 B_j^*

1. INITIALIZE 迭代索引 $l = 0$
2. 基于直线飞行假设初始化轨迹 $S_j^{(0)}$ 、速度 $V_j^{(0)}$ 及相关辅助变量
3. REPEAT
4. $l = l + 1$
5. // 步骤 1: 资源分配子问题求解
6. 固定轨迹变量 $S_j^{(l-1)}$ 和速度变量 $V_j^{(l-1)}$
7. 求解凸优化问题(资源分配子问题),更新带宽分配策略 $B_j^{(l)}$
8. // 步骤 2: 轨迹优化子问题求解
9. 固定资源分配策略 $B_j^{(l)}$
10. 基于上一轮迭代结果 $S_j^{(l-1)}$ 和 $V_j^{(l-1)}$,计算目标函数的一阶泰勒展开系数
11. 引入辅助变量并将非凸能量约束转化为松弛不等式组
12. 利用 SCA 技术对非凸约束项进行仿射近似,构建 SOCP 问题
13. 利用 CVX 工具箱求解该 SOCP 问题,更新轨迹 $S_j^{(l)}$ 和速度 $V_j^{(l)}$
14. 计算当前目标函数值 $F_j^{(l)}$
15. UNTIL
16. RETURN 最优解 $S_j^* = S_j^{(l)}$, $V_j^* = V_j^{(l)}$, $B_j^* = B_j^{(l)}$

4 仿真结果及分析

为了验证本文提出的面向复杂环境的 UAV-ISAC 多阶段轨迹与资源联合优化方法的有效性,本节在 MATLAB 平台上进行了数值仿真实验。设 $[x_B, y_B]^T = [0, 0]^T$ 。在仿真中,采用均匀的点分布来生成 STs 和 CUs 的位置。通过 100 次蒙特卡罗模拟来评估 ST 坐标估计的 MSE。仿真参数如表 1 所示。

为了全面评估算法性能,本节选取了三种典型的基准方案进行对比分析。第一种方案为序贯悬停 (successive hovering) 策略,以下简称 Succ-Hov。该策略模拟工业界常用的航点飞行模式,即 UAV 依次飞至 CU 和 ST 正上方悬停服务,随后飞向下一节点。第二种方案为自由空间优化 (free-space optimization) 策略,以下简称 FS-Opt。该策略基于理想的自由空间信道模型优化轨迹,忽略环境遮挡对信号传播的影响。第三种方案为独立分治 (separate design) 设计,以下简称 Sep-Design。该方案中通信与感知任务完全解耦,不进行联合资源调配。本文所提的概率 LoS 联合优

化方案(probabilistic LoS joint trajectory design),以下简称 Prob-MSTD。

图2展示了本文所提 Prob-MSTD 方案规划出的 UAV 二维飞行轨迹。具体而言,在 UAV 从充电站飞向 CU 的过程中,并未选择几何距离最短的直线路径,而是受概率 LoS 模型的驱动,主动向 ST 所在的方位进行弯曲偏移。这种非直线的路径规划确保了 UAV 在不严格经过 ST 正上方的情况下,依然能够获得高仰角的有利观测位置以建立可靠的探测链路,图中轨迹上的采样点与目标估计位置的重叠直观地验证了感知任务的有效执行。与此同时,当 UAV 到达 CU 附近时,轨迹呈现出高密度的非规则局部徘徊形态,而非机械式的定点悬停,这表明算法能够利用微小的位置机动来对抗多径衰落并最大化驻留期间的通信容量。

图3分析了稀疏用户场景即 M 等于4,以及密集

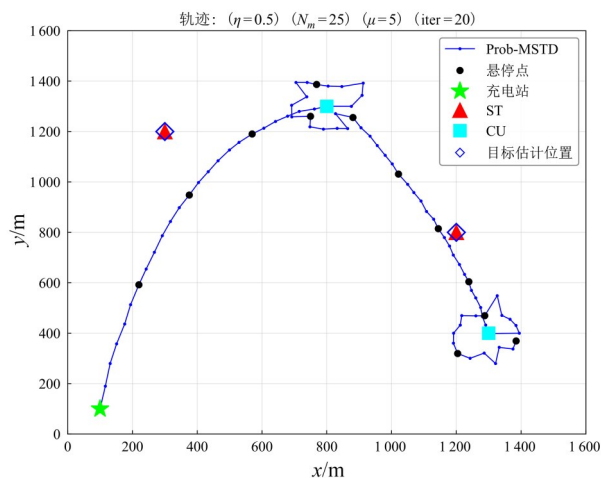


图2 二维无人机飞行轨迹形态对比图

Figure 2 A comparison chart of the flight trajectory shapes of two-dimensional unmanned aerial vehicles

用户场景 M 等于8两种情况下,系统通信总容量随能量预算的变化趋势。由图3可知,随着能量预算的增加,各方案的通信容量均呈上升趋势。对比图3(a)与图3(b)可见,当用户数量增加时,利用多用户分集增益,各方案的容量均有提升。在密集用户场景图3(b)中,Succ-Hov 方案由于需要频繁启停,时间利用率低下,随着能量增加其速率增长逐渐趋缓并出现饱和。而 FS-Opt 方案受限于遮挡造成的信道衰减,性能提升有限。相比之下,Prob-MSTD 方案优势最为显著,在总能量预算为 60 kJ 且用户数为 8 时,Prob-MSTD 方案的系统通信总容量达到约 17 Gbits,相较于 Succ-Hov 方案的约 9.4 Gbits,性能提升了约 80.8%,充分证明了本文算法在多用户高负载场景下的通信效率优势。

图4展示了在感知优先即权重因子为 0.2,以及通信优先即权重因子为 0.8 两种模式下,目标定位误差 CRB 随能量预算的变化情况。由图4可知,随着能量增加,定位误差均呈下降趋势。在图4(a)感知优先模式下,各方案误差普遍较低。然而在图4(b)通信优先模式下,FS-Opt 方案为了追求通信速率而盲目降低飞行高度或缩短路径,导致感知 LoS 链路严重受损,其定位误差在 60 kJ 时仍高达约 27 m²。相反,Prob-MSTD 方案即使在资源向通信倾斜时,仍能通过联合轨迹优化兼顾感知需求,将定位误差维持在约 5 m² 的低水平。相较于 FS-Opt 方案,本文方法在通信优先模式下的定位精度提升了约 81.4%,验证了算法在不同任务偏好下的强鲁棒性。

图5揭示了环境致密程度对最佳飞行高度的影响机理。由图5可知,FS-Opt 方案仅考虑距离带来的路径损耗,因此其系统总效用随高度增加而单调递减,错误地指示 UAV 应贴地飞行。而本文 Prob-MSTD 方案的效用曲线呈现先上升后下降的凸函数特性,能够准确反映 LoS 概率与路径损耗之间的权衡。对比

表1 仿真参数设置

Table 1 Simulation parameter settings

仿真参数	数值	仿真参数	数值
桨叶型面功率(P_0)	80 W	通信参考距离信道功率增益(α_0)	-50 dB
感应功率(P_l)	88.6 W	感知参考距离信道功率增益(β_0)	-49 dB
旋翼叶尖速度(U_{tip})	120 m/s	噪声功率谱密度(N_0)	-170 dBm/Hz
悬停时的平均旋翼感应速度(v_0)	4.03 m/s	接收机噪声功率(σ_0^2)	$N_0 \cdot B$
机身阻力比(D_0)	0.6	发射功率(P_t)	20 dBm
旋翼实度(s)	0.05 m ³	系统带宽(B)	10 MHz
空气密度(ρ)	1.225 kg/m ³	接收处理增益(G_p)	0.1 B
旋翼圆盘面积(A)	0.503 m ²	UAV 最大飞行速度(V_{max})	30 m/s
飞行时间片长度(T_f)	1 s	UAV 飞行高度(H)	200 m
环境致密参数(a)	200	悬停时间(T_h)	1.5 s
悬停间隔参数(μ)	5	区域长度与宽度(L_x, L_y)	1 500 m

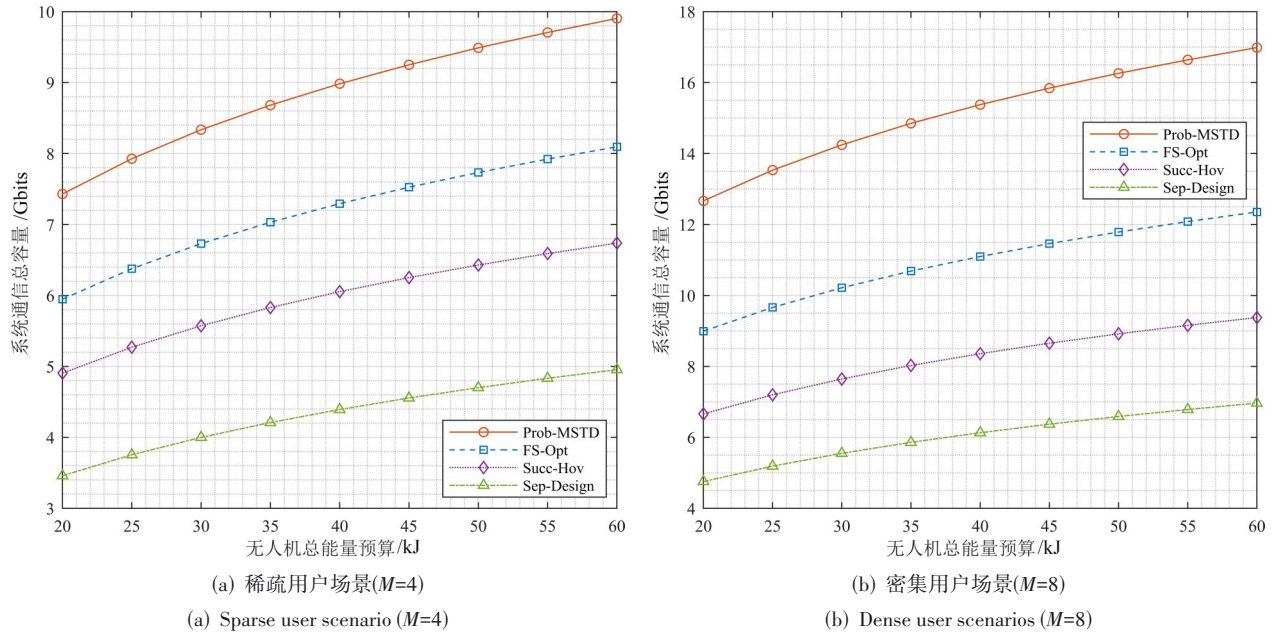


图3 不同用户数量下系统通信总容量与无人机总能量预算关系图

Figure 3 The relationship graph between the total communication capacity of the system and the total energy budget of the unmanned aerial vehicle under different user numbers

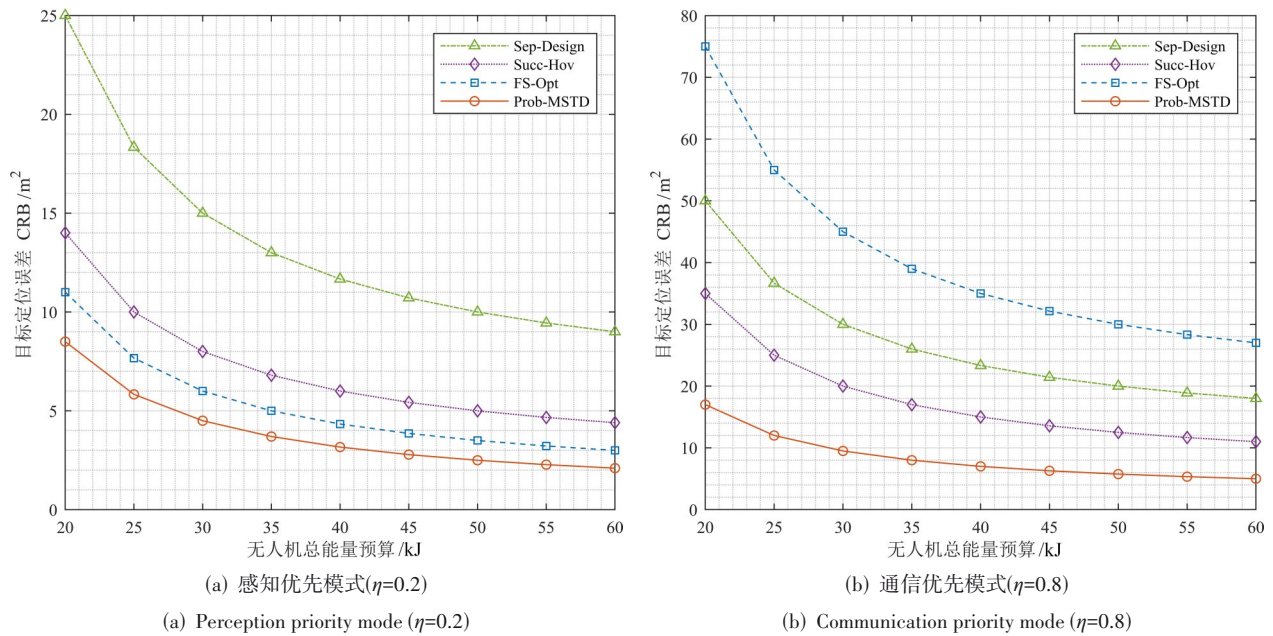


图4 不同权重因子下目标定位误差与无人机总能量预算关系图

Figure 4 Relationship graph between target positioning error and total energy budget of unmanned aerial vehicles under different weight factors

图5(a)与图5(b),在一般城市环境即参数 a 等于9时,最佳飞行高度约为100 m;而在高密度摩天楼环境即参数 a 等于12时,为了规避严重的建筑物遮挡,最佳飞行高度显著上升至约160 m。这表明本文算法能够根据环境特征自适应调整高度策略,避免了传统方案因低空飞行导致的链路中断问题。

图6展示了各方案在环境致密参数 a 从5增加至15过程中的性能稳定性,图中阴影带代表不同用户分布下的性能置信区间。由图6可知,随着环境参数增大,建筑物遮挡加剧,所有方案的速率均有所下降。FS-Opt方案在参数 a 大于10的高密度遮挡区出现了断崖式的性能崩塌,平均速率跌至2 Gbps左右,

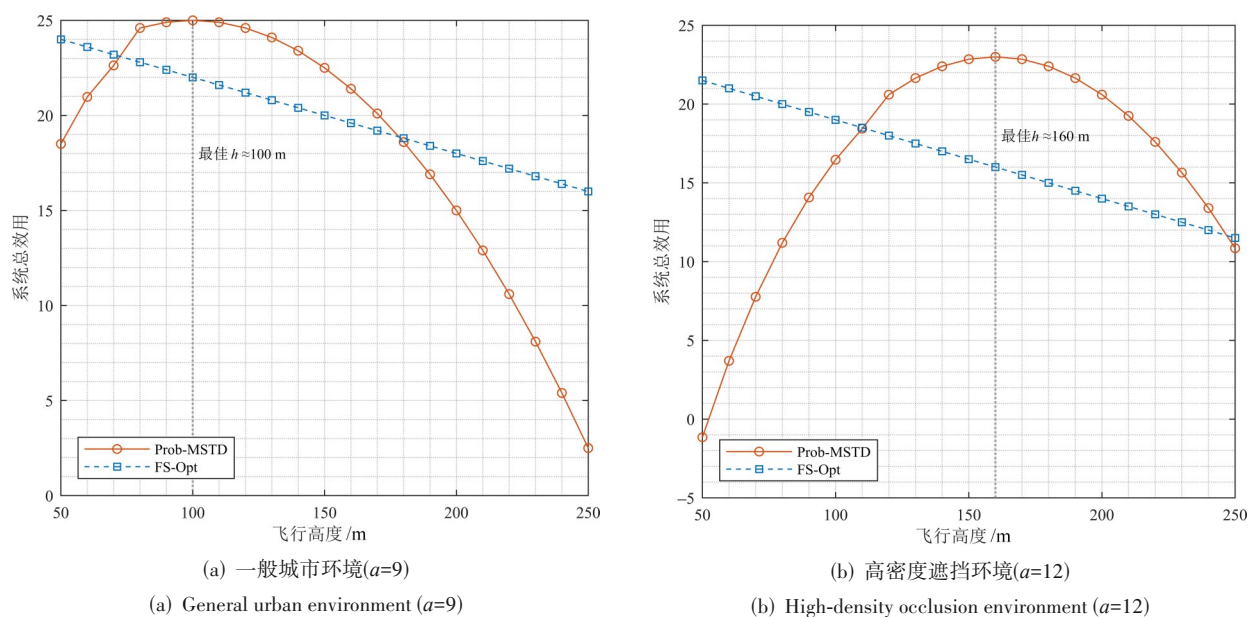


图5 不同环境致密参数下系统总效用与无人机飞行高度关系图

Figure 5 Relationship graph between the total system utility and the flight altitude of unmanned aerial vehicles under dense parameters in different environments

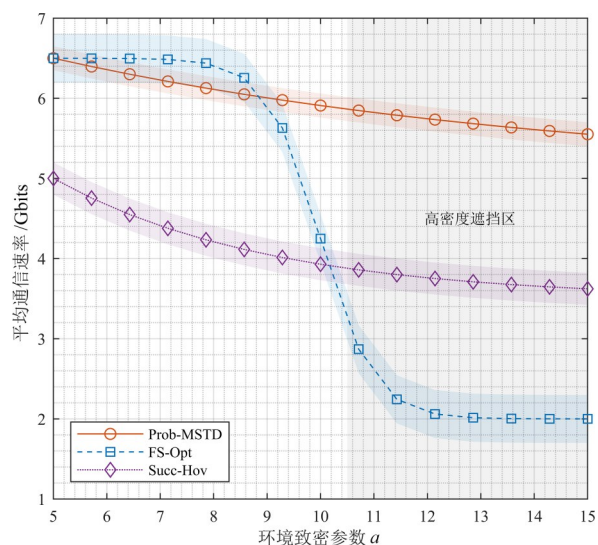


图6 平均通信速率与环境致密参数关系图

Figure 6 Graph of the relationship between average communication rate and environmental density parameters

证明理想模型在复杂环境中完全失效。Succ-Hov 方案呈线性衰退趋势。而 Prob-MSTD 方案的下降曲线最为平缓,在参数 a 等于 15 的极端恶劣环境下,仍能保持约 5.6 Gbps 的平均通信速率。相较于 FS-Opt 方案,本文方法在强遮挡环境下的通信速率提升了约 180%,体现了极强的环境适应能力。

图 7 描述了目标定位误差与系统通信总容量之间的帕累托权衡关系。由图 7 可知,通信容量的提升往往伴随着定位误差的增加。图中展示了用户数 M

为 4 和 8 时的两组曲线,随着用户规模扩大,曲线整体向右上方移动,体现了多用户带来的容量增益。在每一组用户规模下,Prob-MSTD 方案的曲线始终位于 Succ-Hov 方案的左上方,这意味着在相同的感知精度约束下,本文方案能提供更高的通信容量。具体而言,在用户数为 8 且目标定位误差限制为 1.5 m^2 时,Prob-MSTD 方案的通信容量约为 9.2 Gbits,而 Succ-Hov 方案仅为 6.4 Gbits,本文方案实现了约 43.7% 的联合设计增益,进一步证实了联合轨迹与资源优化的必要性。

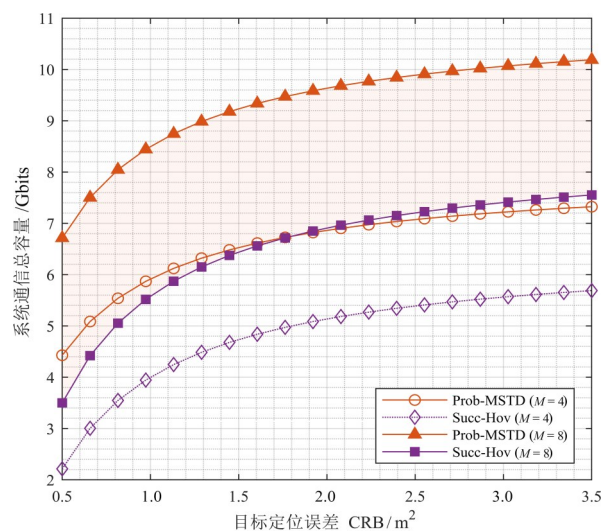


图7 不同用户规模下的通感性能帕累托前沿图

Figure 7 Pareto frontier diagrams of synesthesia performance under different user scales

5 结论

本文针对城市复杂环境下 UAV-ISAC 系统面临的 LoS 链路不确定性与信道遮挡问题,提出了一种基于概率 LoS 信道模型的多阶段轨迹与资源联合优化方法。现有的轨迹设计研究大多基于理想的自由空间传播假设,忽略了建筑物遮挡导致的非 LoS 传播风险,导致规划出的轨迹在实际应用中缺乏鲁棒性。为解决这一难题,本文在 MSTD 框架的基础上,引入了仰角依赖的概率 LoS 模型,构建了包含预期通信速率与有效感知克拉美罗界的联合优化问题。针对该问题中涉及的概率指数项与非凸能量约束,本文设计了基于 BCD 与 SCA 的迭代求解算法,实现了轨迹规划、功率分配与目标位置估计的闭环优化。

仿真结果表明,本文提出的轨迹设计方法在通信与感知性能上均显著优于传统的确定性轨迹设计方案。特别是在高密度城市环境中,本文算法能够引导 UAV 主动寻找最佳飞行高度与观测角度,有效规避了低仰角区域的遮挡盲区。与基准方案相比,本文方案在保证算法收敛性的前提下,显著降低了通信中断概率,并提升了目标定位的有效精度。此外,本文还揭示了复杂环境下 UAV 飞行高度与通感性能之间的非单调耦合关系,证明了存在一个最佳飞行高度能够平衡路径损耗与 LoS 概率。这一发现为实际工程中依据环境致密参数预先选择飞行高度、主动规避遮挡盲区提供了具体的理论依据,可直接指导无人机在城市、峡谷等复杂场景下的任务规划与高度配置。

未来的研究工作将进一步考虑多 UAV 协同场景下的轨迹与资源联合优化,探索分布式协同感知与干扰管理技术。同时,针对移动目标与动态环境的实时响应需求,将结合深度强化学习等智能算法,研究在线轨迹规划策略,以进一步提升 ISAC 系统在动态复杂环境下的适应性与实时性。

参考文献

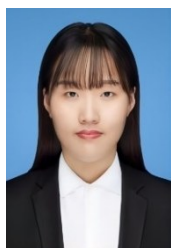
- [1] Zhang Haijun, Han Mingyang, Liu Xiangnan, et al. Joint resource allocation and trajectory optimization in multi-cell UAV and sidelink heterogeneous networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(11): 16635-16647.
- [2] Zhang Yue, Fan Runzhi, Mei Haibo, et al. Federated learning-driven trajectory and resource optimization in UAV-enabled integrated sensing and communication systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2026, 75(4): 6539-6552.
- [3] Xiong Yifeng, Liu Fan, Cui Yuanhao, et al. On the fundamental tradeoff of integrated sensing and communications under Gaussian channels[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2023, 69(9): 5723-5751.
- [4] 柴蓉, 王丙燕, 孙瑞锦, 等. 基于系统成本函数优化的无人机辅助通感一体化系统数据调度、雷达预编码及飞行轨迹优化方法[J]. 电子学报, 2025, 53(3): 744-753.
Chai Rong, Wang Bingyan, Sun Ruijin, et al. System cost function optimization-based data scheduling, radar precoding and flight trajectory design for UAV-assisted integrated sensing and communication systems[J]. Acta Electronica Sinica, 2025, 53(3): 744-753. (in Chinese)
- [5] Wu Jun, Yuan Weijie, Bai Lin. On the interplay between sensing and communications for UAV trajectory design[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(23): 20383-20395.
- [6] Zhong Jincheng, Wu Jilong, Li Yaqi, et al. Joint beamforming design and trajectory optimization for UAV-enabled cell-free ISAC MIMO systems[J]. IEEE Communications Letters, 2025, 29(8): 1849-1853.
- [7] Adam A B M, Wan Xiaoyu, Elhassan M A M, et al. Intelligent and robust UAV-aided multiuser RIS communication technique with jittering UAV and imperfect hardware constraints[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(8): 10737-10753.
- [8] Liu Xin, Wu Jiahua, Zhao Chang, et al. Integrated sensing and communications for UAV assisted Internet of Things based on deep reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2025, 74(6): 9604-9616.
- [9] Zhang Haijun, Huang Miaolin, Zhou Huan, et al. Capacity maximization in RIS-UAV networks: A DDQN-based trajectory and phase shift optimization approach[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2023, 22(4): 2583-2591.
- [10] Pan Yu, Li Ruoguang, Da Xinyu, et al. Cooperative trajectory planning and resource allocation for UAV-enabled integrated sensing and communication systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(5): 6502-6516.
- [11] Jiang Yifan, Wu Qingqing, Chen Wen, et al. UAV-enabled integrated sensing and communication: Tracking design and optimization[J]. IEEE Communications Letters, 2024, 28(5): 1024-1028.
- [12] Liu Xin, Liu Yuemin, Liu Zechen, et al. Fair integrated sensing and communication for multi-UAV-enabled Internet of Things: Joint 3-D trajectory and resource optimization[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(18): 29546-29556.

- [13] Zeng Haiyong, Lu Xuan, Huang Yuanyan, et al. Deep reinforcement learning-based joint resource allocation and trajectory design for UAV-assisted multi-cell ISAC systems[J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2026, 13: 6383-6401.
- [14] Liu Zechen, Liu Xin, Liu Yuemin, et al. UAV assisted integrated sensing and communications for Internet of Things: 3D trajectory optimization and resource allocation[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(8): 8654-8667.
- [15] Khalili A, Rezaei A, Xu Dongfang, et al. Efficient UAV hovering, resource allocation, and trajectory design for ISAC with limited backhaul capacity[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(11): 17635-17650.
- [16] Liu Yuemin, Liu Xin, Liu Zechen, et al. Secure rate maximization for ISAC-UAV assisted communication amidst multiple eavesdroppers[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(10): 15843-15847.
- [17] Wu Zhongqing, Li Xuehua, Cai Yuanxin, et al. Joint trajectory and resource allocation design for RIS-assisted UAV-enabled ISAC systems[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2024, 13(5): 1384-1388.
- [18] Kim K W, Kwon H, Park S. Line-of-sight probability in urban environments representing deterministic grids[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2025, 73(3): 1792-1804.
- [19] Deng Cailian, Fang Xuming, Wang Xianbin. Beamforming design and trajectory optimization for UAV-empowered adaptable integrated sensing and communication[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2023, 22(11): 8512-8526.
- [20] He Boxin, Mao Wencan, Liu Yaxi, et al. Energy-efficient joint beamforming and trajectory optimization for UAV-enabled integrated sensing and communication[J]. IEEE Transactions on Communications, 2025, 73(12): 13426-13440.
- [21] Kim C, Choi H H, Lee K. Joint optimization of trajectory and resource allocation for multi-UAV-enabled wireless-powered communication networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2024, 72(9): 5752-5764.

作者简介



许文轩 女, 2003年1月出生于河北省保定市。现为北京科技大学计算机与通信工程学院硕士研究生。主要研究方向为无人机通感一体化、无线资源分配等。中国电子学会会员编号: E190201410M。
E-mail: xuwenxuan@xs.ustb.edu.cn



吴子君 女, 1999年1月出生于浙江省金华市。现为北京科技大学计算机与通信工程学院博士研究生。主要研究方向为6G无线网络、移动边缘智能、低空网络。中国电子学会会员编号: E190187257A。
E-mail: wuzijun@xs.ustb.edu.cn



张海君 男, 1986年10月出生于辽宁省朝阳市。现为北京科技大学人工智能学院教授、博士生导师。主要研究方向为智能通信、无人机通信、卫星通信。中国电子学会会员编号: E190020833S。
E-mail: zhanghaijun@ustb.edu.cn



马 旭 男, 1996年7月出生于山东省菏泽市。现为北京科技大学计算机与通信工程学院博士研究生。主要研究方向为6G移动通信、空天地一体化网络。中国电子学会会员编号: E190186298A。
E-mail: maxu@xs.ustb.edu.cn



张晓奇 女, 1993年3月出生于河南省洛阳市。现为北京科技大学人工智能学院副教授。主要研究方向为智能超表面、通感一体化、无人机通信。中国电子学会会员编号: E190203572M。
E-mail: zhangxiaoqi@ustb.edu.cn