

doi:10.13682/j.issn.2095-6533.2026.05.003

通感算一体化网络覆盖率最大化资源分配方案

刘伯阳, 吕涛, 李泽, 李迪, 王晨

(西安邮电大学 通信与信息工程学院, 陕西 西安 710121)

摘要: 针对通感一体化网络中能量和算力有限所导致的网络服务覆盖率低的问题, 提出一种通感算一体化 (Integrated Sensing, Communication and Computing, ISCC) 网络服务覆盖率最大化资源分配方案。通过联合优化决策变量、接收滤波器矢量、中央处理器 (Central Processing Unit, CPU) 频率、通信和感知波束成形矢量等变量, 实现 ISCC 网络服务覆盖率最大化。针对所提出的耦合非凸优化问题, 使用块坐标下降法 (Block Coordinate Descent, BCD) 的迭代算法, 结合拉格朗日对偶变换、二次变换、连续凸近似 (Successive Convex Approximation, SCA) 和半正定松弛 (Semidefinite Relaxation, SDR) 算法迭代求解。仿真结果表明, 所提方案在不同参数下可有效提高网络覆盖率, 最高可提升 37.5%, 能够更有效地优化资源分配并实现网络覆盖率最大化。

关键词: 通感算一体化; 非正交多址接入; 物理层安全; 资源分配; 连续凸近似算法; 块坐标下降算法

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

文章编号: 2095-6533(2026)05-0030-11

Resource allocation scheme for coverage maximization in integrated sensing, communication and computing networks

LIU Boyang, LYU Tao, LI Ze, LI Di, WANG Chen

(School of Communications and Information Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China)

Abstract: To address the issue of low network service coverage caused by limited energy and computing power in integrated sensing, communication and computing (ISCC) networks, a resource allocation scheme for maximizing service coverage in ISCC networks is proposed. By jointly optimizing variables such as decision parameters, receiver filter vectors, central processing unit (CPU) frequencies, communication and sensing beamforming vectors, this scheme achieves maximal network service coverage. To solve the resulting coupled non-convex optimization problem, an iterative block coordinate descent (BCD) algorithm, integrating Lagrangian dual transform, quadratic transform, successive convex approximation (SCA), and semidefinite relaxation (SDR) techniques is adopted. Simulation results demonstrate that the proposed solution can effectively enhance network coverage by up to 37.5% under various parameter configurations, which can optimizing the resource allocation more efficiency to maximize coverage performance.

Keywords: integrated sensing, communication and computing; non-orthogonal multiple access; physical layer security; resource allocation; successive convex approximation; block coordinate descent

收稿日期: 2025-07-02

基金项目: 陕西省自然科学基金基础研究计划项目(2020JQ-851); 陕西省普通高校青年杰出人才支持计划项目

引文格式: 刘伯阳, 吕涛, 李泽, 等. 通感算一体化网络覆盖率最大化资源分配方案[J]. 西安邮电大学学报, 2026, 31(5): 30-40.

LIU Boyang, LYU Tao, LI Ze, et al. Resource allocation scheme for coverage maximization in integrated sensing, communication and computing networks[J]. Journal of Xi'an University of Posts and Telecommunications. 2026, 31(5): 30-40.

随着第六代(The Sixth Generation, 6G)移动通信技术的发展,通信感知一体化(Integrated Sensing and Communication, ISAC)已经成为 6G 中典型的应用场景^[1-5]。ISAC 技术通过将无线通信功能与感知功能集成于同一移动基站,实现了硬件资源与时频资源的共享,从而有效降低了硬件成本并提升了频谱效率。然而,通信与感知功能被集成于同一移动基站,导致通信与感知信号间产生了显著的互干扰。并且,ISAC 网络中的移动基站不仅需要进行通信信号的调制解调,还需处理复杂的雷达回波信号,对基站的算力提出了更高的要求^[6]。

移动边缘计算(Mobile Edge Computing, MEC)技术可以有效缓解 ISAC 网络中的移动基站算力不足的问题^[7]。其在网络边缘部署计算和存储设备,以实现就近提供计算和存储能力给用户,减少数据传输延迟^[8]。将 MEC 与 ISAC 结合,构建通感算一体化(Integrated Sensing, Communication and Computing, ISCC)网络,可以使移动基站同时具备通信、感知和强大的计算能力^[9-10],然而通信与感知信号会相互干扰,导致通信速率下降,影响感知精度。

非正交多址(Non-Orthogonal Multiple Access, NOMA)技术能缓解 ISCC 网络中通信与感知信号的相互干扰。基站依据信道质量为感知信号和各通信信号分配不同功率^[11]。接收端先解码感知信号,再用串行干扰消除(Successive Interference Cancellation, SIC)技术从混合信号中去除,减少对通信信号干扰^[12]。基站接收混合信号后,依信道质量逐级解码,优先分离功率强的感知信号,降低上行通信信号对感知信号的干扰^[13]。由于无线信道的开放特性,通信和感知信号在传播过程中容易受到恶意窃听,导致网络中敏感信息和隐私信息泄露。

针对 ISCC 网络中的信息安全问题,物理层安全(Physical Layer Security, PLS)技术可以利用信道之间的物理差异实现保密通信^[14-15]。PLS 技术根据信道环境设计友好干扰或合作干扰策略,削弱潜在窃听用户对需保密信息的接收信噪比,保证信息传输的安全速率满足保密性需求^[16]。

目前关于 MEC、NOMA、PLS 与 ISAC 网络的结合已经得到了较为广泛的研究。文献[17]研究了 RIS-NOMA-ISAC 系统中通信性能与感知性能权衡问题,并提出一种交替优化算法最大化波束方向图增益的最小值。文献[18]研究设计了一种基于用户分簇的 NOMA 传输机制。构建了目标为最

大化波束方向图增益的优化问题。文献[19]研究了 RIS-NOMA-ISAC 系统中的安全通信问题,提出了一种迭代优化算法来最大化用户的通信保密率。文献[20]提出了一种 RIS 辅助的 NOMA-ISAC 网络。通过对基站的发射波束成形矢量以及 RIS 相移进行联合优化,实现系统吞吐量的最大化。文献[21]提出了一种在多输入单输出 ISAC 系统中利用主动 RIS 来增强系统保密性能的方法。在满足对目标的感知性能时,最大化系统的保密速率。文献[22]在主动 RIS 辅助的太赫兹 ISAC 系统中,通过联合优化基站的波束成形矢量、传输功率和 RIS 的反射系数,最大化最差情况下保密速率。目前,对于 ISAC 网络的研究均考虑基站能够完全满足网络中所有用户的通信需求与对所有目标的感知。在实际应用中,ISAC 基站的算力是有限的,当网络中的目标与用户数量较多时,基站可能无法满足所有用户的需求。因此,如何合理分配资源来提高基站服务覆盖率成为 ISAC 网络中的关键问题。

综上所述,将 NOMA 技术和 PLS 技术引入 ISCC 网络中,提出通感算一体化网络覆盖率最大化资源分配方案,通过合理分配资源提升基站覆盖率。在满足上下行通信用户的通信速率、保密速率约束、雷达回波信干噪比(Signal-to-Interference-plus-Noise Ratio, SINR)约束、基站计算速率约束、基站发射功率约束、下行 NOMA 功率分配等约束的前提下最大化服务覆盖率。为求解所建立的非凸优化问题,提出一种结合拉格朗日对偶变换、二次变换和连续凸近似(Successive Convex Approximation, SCA)算法的块坐标下降法(Block Coordinate Descent, BCD)迭代算法。最后,通过仿真结果证明所提算法的正确性与有效性。

1 系统模型

考虑一个基于 PLS 和 NOMA 辅助的 ISCC 系统,系统模型如图 1 所示。该系统包含一个搭载 MEC 服务器的全双工 ISAC 基站,其具有 N_t 根发射天线和 N_r 根接收天线、 M 个单天线下行用户(Downlink User, DL)、 K 个单天线上行用户(Uplink User, UL)以及一个单天线待感知目标。用集合 $\mathcal{M}=\{1, 2, \dots, M\}$ 和 $\mathcal{K}=\{1, 2, \dots, K\}$ 分别表示 DLs 与 ULs 集合。假设感知目标为潜在的窃听者,对上下行通信信号进行窃听。基站为 M 个 DLs 提供通信服务,同时对目标进行持续感知。 K 个 ULs

$$\gamma_{m,r} = \frac{| \mathbf{g}_{Bm}^H \mathbf{w}_r |^2}{\sum_{j=1}^M | d_j \mathbf{g}_{Bm}^H \mathbf{w}_{Bj} |^2 + \sum_{k=1}^K P_u | u_k \mathbf{g}_{km}^H |^2 + \sigma_m^2}, \quad \forall m \in \mathcal{M} \quad (7)$$

根据 SIC,对于满足 $1 \leq m \leq M-1$ 的用户 DLs 首先解码功率更高的用户信号。因此,在第 m 个 DL 处解码第 n 个 DL 信号的 SINR 表示为

$$\gamma_{m,n} = \frac{| d_n \mathbf{g}_{Bm}^H \mathbf{w}_{Bn} |^2}{\sum_{j=1}^{n-1} | d_j \mathbf{g}_{Bm}^H \mathbf{w}_{Bj} |^2 + \sum_{k=1}^K P_u | u_k \mathbf{g}_{km}^H |^2 + \sigma_m^2}, \quad \forall m \in \mathcal{M}, m+1 \leq n \quad (8)$$

第 m 个 DL 的通信速率表示为 $R_m = \log_2(1 + \gamma_m)$ 。

2) 上行 NOMA。上行 NOMA 应用 SIC 技术来解码 ULs 信号,并将解码的信号从接收信号中消除。一般来说,信道增益较高用户的信号先被解码,假设基站与用户间的信道增益满足 $\| \mathbf{g}_{1B} \|^2 \geq \dots \geq \| \mathbf{g}_{KB} \|^2$ 的递减顺序。解码顺序进一步取决于 $\| \mathbf{q}_1^H \mathbf{g}_{1B} \|^2 \geq \dots \geq \| \mathbf{q}_k^H \mathbf{g}_{kB} \|^2 \geq \dots \geq \| \mathbf{q}_K^H \mathbf{g}_{KB} \|^2$ 。

基站在利用 SIC 去除所有增益较强的用户信号后,接收第 k 个用户的有效信号可以表示为

$$\mathbf{y}_{B,k} = u_k \sqrt{P_u} \mathbf{g}_{kB} s_{kB} + \sum_{\substack{\tilde{u} \in K, k > \tilde{k}}} \tilde{u} \sqrt{P_u} \tilde{\mathbf{g}}_{kB} \tilde{s}_{kB} + \mathbf{G}\mathbf{x} + \mathbf{n}_B, \quad \forall k \in \mathcal{K} \quad (9)$$

第 k 个 UL 到 BS 的通信速率为

$$R_{k,u} = \log_2 \left[1 + \frac{P_u | u_k \mathbf{q}_k^H \mathbf{g}_{kB} |^2}{\sum_{\substack{\tilde{u} \in K, k > \tilde{k}}} P_u | \tilde{u} \tilde{\mathbf{q}}_{\tilde{k}}^H \tilde{\mathbf{g}}_{kB} |^2 + | \mathbf{q}_k^H |^2 R_e + | \mathbf{q}_k^H |^2 \sigma_B^2} \right], \quad \forall k \in \mathcal{K} \quad (10)$$

雷达回波信号带来的干扰为

$$\mathbf{R}_e = \sum_{m=1}^M | d_m \mathbf{G} \mathbf{w}_{Bm} |^2 + | \mathbf{G} \mathbf{w}_r |^2 \quad (11)$$

2.3 感知与计算模型

基站接收处目标感知回波 SINR 可表示为

$$\gamma_T = \frac{\sum_{m=1}^M | d_m \mathbf{q}_e^H \mathbf{G} \mathbf{w}_{Bm} |^2 + | \mathbf{q}_e^H \mathbf{G} \mathbf{w}_r |^2}{| \mathbf{q}_e^H |^2 \sigma_B^2} \quad (12)$$

式中: $\mathbf{q}_e \in \mathbb{C}^{N_r \times 1}$ 为雷达回波信号的接收滤波器。

基站计算速率可以表示为

$$r_{k,u} = \frac{f_{k,u}}{\phi_k}, \quad \forall k \in \mathcal{K} \quad (13)$$

式中: $f_{k,u}$ 表示分配给第 k 个 UL 的 CPU 周期频率; ϕ_k 表示基站处理 1 bit 数据所需的计算周期。

BS 的计算功耗表示为

$$E_{B,c} = \sum_{k=1}^K \kappa f_{k,u}^3 = \sum_{k=1}^K \kappa (\phi_k r_{k,u})^3 \quad (14)$$

式中: κ 是与 BS 的 CPU 架构相关的功率因子。

令 $\mathbf{u} = \{u_k\}_{k \in \mathcal{K}}$ 和 $\mathbf{d} = \{d_m\}_{m \in \mathcal{M}}$ 表示基站的决策变量集合, $\mathbf{f}_u = \{f_{k,u}\}_{k \in \mathcal{K}}$ 表示基站 CPU 时钟频率集合, $\mathbf{w}_B = \{\mathbf{w}_{Bm}\}_{m \in \mathcal{M}}$ 表示基站通信波束成形矢量集合, $\mathbf{q} = \{\mathbf{q}_k\}_{k \in \mathcal{K}}$ 表示基站对 UL 信号的接收滤波器矢量集合, $\mathbf{q}_e$ 表示雷达回波的接收滤波器矢量, $\mathbf{w}_r$ 表示雷达波束成形矢量。系统服务覆盖率最大化问题建模为

$$P_0: \max_{\mathbf{u}, \mathbf{d}, \mathbf{f}_u, \mathbf{w}_B, \mathbf{w}_r, \mathbf{q}_e, \mathbf{q}} \left(\sum_{k \in \mathcal{K}} u_k + \sum_{m \in \mathcal{M}} d_m \right) \quad (15)$$

s. t. C1: $R_m \geq d_m R_{\min,d}, \forall m \in \mathcal{M}$,

C2: $R_{k,u} \geq u_k R_{\min,u}, \forall k \in \mathcal{K}$,

C3: $R_{e,m} \geq d_m R_{s,d}, \forall m \in \mathcal{M}$,

C4: $R_{e,k} \geq u_k R_{s,u}, \forall k \in \mathcal{K}$,

C5: $\gamma_T \geq \gamma_{\min,s}$,

C6: $r_{k,u} \geq BR_{k,u}, \forall k \in \mathcal{K}$,

C7: $0 \leq \sum_{k=1}^K u_k f_{k,u} \leq f_{\max}$,

C8: $E_{B,c} \leq E_{\max}$,

C9: $\sum_{m=1}^M \| d_m \mathbf{w}_{Bm} \|^2 + \| \mathbf{w}_r \|^2 \leq P_{B,\max}$,

C10: $\begin{cases} | \mathbf{g}_{BM}^H \mathbf{w}_r |^2 \geq | d_M \mathbf{g}_{BM}^H \mathbf{w}_{BM} |^2 \geq \\ \max_{j=1, \dots, M-1} | d_j \mathbf{g}_{BM}^H \mathbf{w}_{Bj} |^2 \\ \vdots \\ | \mathbf{g}_{Bm}^H \mathbf{w}_r |^2 \geq | d_M \mathbf{g}_{Bm}^H \mathbf{w}_{BM} |^2 \geq \dots \geq \\ | d_m \mathbf{g}_{Bm}^H \mathbf{w}_{Bm} |^2 \geq \max_{j=m-1, \dots, 1} | d_j \mathbf{g}_{Bm}^H \mathbf{w}_{Bj} |^2 \\ \vdots \\ | \mathbf{g}_{B1}^H \mathbf{w}_r |^2 \geq | d_M \mathbf{g}_{B1}^H \mathbf{w}_{BM} |^2 \geq \dots \geq \\ | d_2 \mathbf{g}_{B1}^H \mathbf{w}_{B2} |^2 \geq | d_1 \mathbf{g}_{B1}^H \mathbf{w}_{B1} |^2 \end{cases}$

C11: $\min \gamma_{j,m} \geq \gamma_{th}^m, \forall j \leq m, \forall m \in \mathcal{M}_1$,

C12: $\gamma_{m,r} \geq \gamma_{th}^r, \forall m \in \mathcal{M}$,

C13: $\gamma_1 \geq \gamma_{th}^1$,

C14: $u_k \in \{0, 1\}, d_m \in \{0, 1\}, \forall k \in \mathcal{K}, \forall m \in \mathcal{M}$,

C15: $\| \mathbf{q}_e \|^2 = 1$,

C16: $\| \mathbf{q}_k \|^2 = 1, \forall k \in \mathcal{K}$ 。

式中: $R_{\min,u}$ 和 $R_{\min,d}$ 分别为上下行通信的最低可实现速率; $R_{s,u}$ 和 $R_{s,d}$ 分别为上下行最低安全速率; $\gamma_{\min,s}$ 为雷达回波 SINR 门限; $f_{\max}$ 为 BS 的最大 CPU 周期频率; $P_{B,\max}$ 为 BS 最大功率; γ_{th}^m 为第 m 个用户解调其自身信号的 SINR 门限; γ_{th}^r 为解码雷达信号

的 SINR 门限; γ_{th}^1 为第一个用户解码 SINR 门限。 C_1 和 C_2 分别表示上下行的最小通信速率约束; C_3 和 C_4 分别表示上下行的保密速率约束; C_5 表示雷达回波 SINR 约束; C_6 表示 BS 计算速率约束; C_7 表示基站 CPU 周期频率约束; C_8 表示基站计算功耗约束; C_9 表示基站功率约束; C_{10} 表示下行 NOMA 功率分配约束; C_{11} 保证了第 j 个用户解码第 m 个用户信号的 SINR 不小于第 m 个用户解码其自身信号的 SINR; C_{12} 表示用户解码雷达回波信号 SINR 约束; C_{13} 表示用户 1 解码 SINR 约束; C_{14} 表示决策变量约束; C_{15} 和 C_{16} 分别表示接收滤波器矢量约束。

3 优化问题求解

考虑上述问题仍为非凸, 采用 BCD 算法进行迭代求解。第一步, 将变量 w_B, w_r, d, u, q_e, f_u 固定, 对变量 q 进行求解。第二步, 采用所得变量值 q 的最优解, 同时固定 w_B, w_r, d, u 和 q_e 对变量 f_u 进行求解。第三步, 采用所得变量 q 和 f_u 的最优解, 同时固定 w_B, w_r, d 和 u 对变量 q_e 进行优化求解。第四步, 采用所得变量 q, f_u 和 q_e 的最优解, 同时固定 d 和 u 对变量 w_B 和 w_r 进行求解。第五步, 采用所得变量 q, f_u, q_e, w_r 和 w_B 的最优解, 对变量 d 和 u 进行求解。

3.1 子问题 1: 优化变量 q

原始目标函数中不包含优化变量 q , 为使问题有更优可行解, 将约束 C_6 的右边作为目标函数, 对应的优化问题可表示为

$$P_1: \min_q \sum_{k=1}^K BR_{k,u} \quad (16)$$

s. t. C_2, C_6, C_{16} 。

由于目标函数非凸, 基于拉格朗日对偶变换法和二次变换法^[23], 引入辅助变量 $c = \{c_k\}_{k \in \mathcal{K}}$ 和 $\beta = \{\beta_k\}_{k \in \mathcal{K}}$, 将 P_1 转换为

$$P_{1.1}: \max_{q, c, \beta} \left(\sum_{k=1}^K B \log_2(1 + c_k) - Bc_k + \sum_{k=1}^K 2 \sqrt{B(1 + c_k)} \operatorname{Re}(\beta_k^* T_{1k}) - |\beta_k|^2 T_{2k} \right) \quad (17)$$

s. t. C_2, C_6, C_{16} 。

其中,

$$T_{1k} = q_k^H \left(\sum_{k \in \mathcal{K}, k > k} P_u u_k \tilde{g}_{kB} \tilde{g}_{kB}^H + \sum_{m=1}^M d_m G w_{Bm} + G w_r \right),$$

$$T_{2k} = 2 \left(\sum_{k \in \mathcal{K}, k > k} P_u |u_k \tilde{q}_k^H \tilde{g}_{kB} \tilde{g}_{kB}^H|^2 + \sum_{m=1}^M |d_m q_k^H G w_{Bm}|^2 \right) +$$

$$2 |q_k^H G w_r|^2 + P_u |u_k q_k^H \tilde{g}_{kB} \tilde{g}_{kB}^H|^2.$$

针对问题 $P_{1.1}$ 中的优化参数耦合问题, 采用分块迭代算法对问题进行求解。首先固定变量 q , 对辅助变量 c 和 β 进行求解。然后, 将求解获得的变量 c 和 β 的值带入, 对变量 q 进行求解。

当 q 固定时, 优化辅助变量 c 和 β 只需要将 f_{obj1} 关于 c_k 和 β_k 求偏导, 即可得到 c_k 和 β_k 的最优值。求得 $c_k^* = 1 + \delta_k / \ln 2 - 1$ 和 $\beta_k^* = \sqrt{B(1 + c_k^*)} \cdot T_{1k} / T_{2k}$ 为最优闭式解。

令 $c^* = \{c_k^*\}_{k \in \mathcal{K}}$, $\beta^* = \{\beta_k^*\}_{k \in \mathcal{K}}$ 。将求解出的最优值 c^* 和 β^* 带入问题 $P_{1.1}$, 可以重新表述为

$$P_{1.2}: \max_q \left(\sum_{k=1}^K 2 \sqrt{B(1 + c_k)} \operatorname{Re}(\beta_k^* T_{1k}) - |\beta_k|^2 T_{2k} \right) \quad (18)$$

s. t. C_2, C_6, C_{16} 。

由于问题 $P_{1.2}$ 为非凸问题, 对目标函数和约束进行变量替换。问题可重新表示为

$$P_{1.3} \max_{\hat{Q}} \left(\sum_{k=1}^K \operatorname{Tr}(\mathbf{Z}_k \hat{Q}_k) - 2 |\beta_k|^2 \operatorname{Tr}(\hat{O}_k \hat{Q}_k) \right) \quad (19)$$

s. t. $C_2: P_u u_k^2 \operatorname{Tr}(\hat{S}_{kB} \hat{Q}_k) \geq (2^{u_k R_{\min, u}} - 1) \operatorname{Tr}(\hat{J}_k \hat{Q}_k),$
 $\forall k \in \mathcal{K},$
 $C_6: P_u u_k^2 \operatorname{Tr}(\hat{S}_{kB} \hat{Q}_k) \leq (2^{u_k f_{k,u} / B \phi_k} - 1) \operatorname{Tr}(\hat{J}_k \hat{Q}_k),$
 $\forall k \in \mathcal{K},$
 $C_{17}: [\hat{Q}_k]_{N+1, N+1} = 1, \forall k \in \mathcal{K},$
 $C_{18}: \hat{Q}_k \geq 0, \forall k \in \mathcal{K},$
 $C_{19}: \operatorname{Rank}(\hat{Q}_k) = 1, \forall k \in \mathcal{K}.$

其中, $\mathbf{Z}_k = \begin{bmatrix} 0 & \mathbf{z}_k \\ \mathbf{z}_k^H & 0 \end{bmatrix}, \hat{Q}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{O}_k & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \hat{Q}_k = \hat{q}_k \hat{q}_k^H$ 。

并且 $\mathbf{z}_k = \sqrt{B(1 + c_k)} \beta_k^* \left(\sum_{k \in \mathcal{K}, k > k} P_u u_k \tilde{g}_{kB} \tilde{g}_{kB}^H + G w_r \right) +$

$$\sqrt{B(1 + c_k)} \beta_k^* \left(\sum_{m=1}^M d_m G w_{Bm} \right), \mathbf{O}_k = \frac{1}{2} P_u u_k^2 (\mathbf{g}_{kB} \mathbf{g}_{kB}^H) +$$

$$\sum_{k \in \mathcal{K}, k > k} P_u u_k^2 (\mathbf{g}_{kB} \mathbf{g}_{kB}^H) + \sum_{m=1}^M d_m^2 (G^H w_{Bm} w_{Bm}^H G) +$$

$$(G^H w_r w_r^H G), \hat{q}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{q}_k \\ 1 \end{bmatrix}, \hat{S}_{kB} = \begin{bmatrix} \mathbf{S}_{kB} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & 0 \end{bmatrix}, \hat{J}_k =$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{J}_k & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & 0 \end{bmatrix}, \mathbf{J}_k = \sum_{k \in \mathcal{K}, k > k} P_u u_k^2 (\mathbf{g}_{kB} \mathbf{g}_{kB}^H) + \sum_{m=1}^M d_m^2 (G^H w_{Bm}$$

$$w_{Bm}^H G) + (G^H w_r w_r^H G) + \sigma^2, \mathbf{S}_{kB} = \mathbf{g}_{kB} \mathbf{g}_{kB}^H。$$

问题 $P_{1.3}$ 中, 存在非凸的秩一约束 C_{17} , 可采用半正定松弛 (Semidefinite Relaxation, SDR) 方法, 将问题转换为一个标准的半正定规划问题, 便于凸优化工具包迭代求解^[24]。

3.2 子问题 2: 优化变量 f_u

由于原始目标函数中不包含优化变量 f_u , 为了使问题有更好的可行解, 将约束 C_6 的左边作为目标函数, 对应的优化问题可表示为

$$P_2: \sum_{k=1}^K \max_{f_u} \frac{u_k f_{k,u}}{\phi_k} \quad (20)$$

s. t. C_6, C_7, C_8 .

观察问题 P_2 可知, 优化问题为凸问题, 可直接使用现有凸优化工具包直接进行求解。

3.3 子问题 3: 优化变量 q_e

对 q_e 进行优化, 其优化问题可以表示为

$$P_3: \max_{q_e} \left(\sum_{k \in \mathcal{K}} u_k + \sum_{m \in \mathcal{M}} d_m \right) \quad (21)$$

s. t. C_5, C_{15} .

由于目标函数中不包含优化变量 q_e , 其仅出现在约束 C_5 中。为了更好的求解该优化问题, 将约束 C_5 的左边作为目标函数。因此, 优化问题可重新表示为

$$P_{3.1}: \max_{q_e} \frac{q_e^H \left(\sum_{m=1}^M d_m^2 (\mathbf{G} \mathbf{w}_{Bm}) (\mathbf{G} \mathbf{w}_{Bm})^H + (\mathbf{G} \mathbf{w}_r) (\mathbf{G} \mathbf{w}_r)^H \right) q_e}{q_e^H \sigma^2 \mathbf{I} q_e} \quad (22)$$

问题 $P_{3.1}$ 为广义瑞利商形式。根据广义瑞利商的性质, 最优解 q_e^* 位于矩阵 $((\mathbf{G} \mathbf{w}_r) (\mathbf{G} \mathbf{w}_r)^H + \sum_{m=1}^M d_m^2 (\mathbf{G} \mathbf{w}_{Bm}) (\mathbf{G} \mathbf{w}_{Bm})^H) (\sigma^2)^{-1}$ 的最大特征值对应的单位特征矢量^[25]。

3.4 子问题 4: 优化变量 w_B 和 w_r

原始目标函数中不包含优化变量 w_B 和 w_r , 为了使问题有更好的可行解, 将约束 C_3 和约束 C_4 的左边求和最小化变为目标函数。考虑到 UL 的信号干扰较小, 可以忽略对应的干扰, 优化问题可表示为

$$P_4: \max_{w_B, w_r} \left(\sum_{m=1}^M R_{e,m} + \sum_{k=1}^K \log_2 R_{e,k} \right) \quad (23)$$

s. t. $C_1 \sim C_6, C_9 \sim C_{13}$.

由于目标函数非凸, 因此引入辅助变量 $\tau = \{\tau_m\}_{m \in \mathcal{M}}, \xi = \{\xi_m\}_{m \in \mathcal{M}}, \psi = \{\psi_k\}_{k \in \mathcal{K}}, v = \{v_k\}_{k \in \mathcal{K}}$ 。通过最大化目标函数的上界来逼近原始优化问题的最优解, 优化问题 P_4 可重述为

$$P_{4.1}: \max_{w_B, w_r, \tau, \xi, \psi, v} \left(\sum_{m=1}^M (\tau_m - \xi_m) + \sum_{k=1}^K (\psi_k - v_k) \right) \quad (24)$$

s. t. $C_{20}: e^{\tau_m} \geq \sum_{i \in \mathcal{M}} |d_i \mathbf{g}_{Be}^H \mathbf{w}_{Bi}|^2 + |\mathbf{g}_{Be}^H \mathbf{w}_r|^2 + \sigma^2,$
 $\forall m \in \mathcal{M},$
 $C_{21}: e^{\xi_m} \leq \sum_{i \in \mathcal{M}, i \neq m} |d_i \mathbf{g}_{Be}^H \mathbf{w}_{Bi}|^2 + |\mathbf{g}_{Be}^H \mathbf{w}_r|^2 +$

$$\sigma^2, \forall m \in \mathcal{M},$$

$$C_{22}: e^{\psi_k} \geq \sum_{i \in \mathcal{K}} P_u |u_i \mathbf{g}_{ei}^H|^2 + |\mathbf{g}_{Be}^H \mathbf{w}_r|^2 +$$

$$\sum_{m=1}^M |d_m \mathbf{g}_{Be}^H \mathbf{w}_{Bm}|^2 + \sigma^2, \forall k \in \mathcal{K},$$

$$C_{23}: e^{v_k} \leq \sum_{i \in \mathcal{M}, i \neq m} P_u |u_i \mathbf{g}_{ei}^H|^2 + |\mathbf{g}_{Be}^H \mathbf{w}_r|^2 +$$

$$\sum_{m=1}^M |d_m \mathbf{g}_{Be}^H \mathbf{w}_{Bm}|^2 + \sigma^2, \forall k \in \mathcal{K},$$

$$C_1 \sim C_6, C_9 \sim C_{13}.$$

约束 C_{20} 仍存在非凸项, 采用 SCA 算法对上述问题进行求解^[26]。SCA 算法通过对原始非凸项进行凸近似, 针对约束 C_{20} 的非凸项 e^{τ_m} , 令 $f_\tau = e^{\tau_m}$, 使用一阶泰勒展开作为其凸下界可得 $f_\tau \geq e^{\tau_m^{(j)}} (\tau_m - \tau_m^{(j)} + 1) \triangleq \tilde{f}_\tau, \forall m \in \mathcal{M}$ 。式中: $\tau_m^{(j)}$ 表示 SCA 算法在第 j 次迭代时的可行点, j 表示迭代次数。

同理, 对非凸约束 C_{22} 采用 SCA 算法进行求解。令 $f_\psi = e^{\psi_k}$, 使用一阶泰勒展开作为其凸下界可得 $f_\psi \geq e^{\psi_k^{(j)}} (\psi_k - \psi_k^{(j)} + 1) \triangleq \tilde{f}_\psi, \forall k \in \mathcal{K}$ 。其中, $\psi_k^{(j)}$ 表示 SCA 算法在第 j 次迭代时的可行点。

基于上述变换, 令 $\mathbf{W}_B = \{\mathbf{W}_{Bm}\}_{m \in \mathcal{M}}$, 优化问题 $P_{4.1}$ 可以重新表示为

$$P_{4.2}: \max_{w_B, w_r, \tau, \xi, \psi, v} \left(\sum_{m=1}^M (\tau_m - \xi_m) + \sum_{k=1}^K (\psi_k - v_k) \right) \quad (25)$$

s. t. $C_1: d_m^2 \text{Tr}(\mathbf{W}_{Bm} \mathbf{S}_{Bm}) \geq (2^{d_m^{R_{\min, d}}} - 1) \cdot$
 $\left(\sum_{j=1}^{m-1} d_j^2 \text{Tr}(\mathbf{W}_{Bj} \mathbf{S}_{Bm}) + \sigma^2 \right), \forall m \in \mathcal{M},$

$$C_2: P_u u_k^2 \text{Tr}(\mathbf{Q}_k \mathbf{S}_{kB}) \geq (2^{u_k^{R_{\min, u}}} - 1) \cdot$$

$$\left(\sum_{k \in \mathcal{K}, k > k} P_u u_k^2 \text{Tr}(\mathbf{Q}_k \mathbf{S}_{kB}) + \sum_{m=1}^M d_m^2 \text{Tr}(\mathbf{W}_{Bm} \mathbf{H}_k) + \text{Tr}(\mathbf{W}_r \mathbf{H}_k) + \text{Tr}(\mathbf{Q}_k) \sigma^2 \right),$$

$$\forall k \in \mathcal{K},$$

$$C_3: d_m^2 \text{Tr}(\mathbf{W}_{Bm} \mathbf{S}_{Bm}) \leq (2^{d_m^{(R_{\min, d} - R_s)}} - 1) \cdot$$

$$\left(\sum_{i \in \mathcal{M}, i \neq m} d_i^2 \text{Tr}(\mathbf{W}_{Bi} \mathbf{S}_{Be}) + \text{Tr}(\mathbf{W}_r \mathbf{S}_{Be}) + \sigma^2 \right), \forall m \in \mathcal{M},$$

$$C_4: P_u |u_k \mathbf{g}_{ek}^H|^2 \leq (2^{u_k^{(R_{\min, u} - R_s)}} - 1) \cdot$$

$$\left(\sum_{i \in \mathcal{M}, i \neq m} P_u |u_i \mathbf{g}_{ei}^H|^2 + \text{Tr}(\mathbf{W}_r \mathbf{S}_{Be}) + \sum_{m=1}^M d_m^2 \text{Tr}(\mathbf{W}_{Bm} \mathbf{S}_{Be} + \sigma^2) \right), \forall k \in \mathcal{K},$$

$$C_5: \left(\sum_{m=1}^M d_m^2 \text{Tr}(\mathbf{W}_{Bm} \mathbf{H}_e + \text{Tr}(\mathbf{W}_r \mathbf{H}_e)) \right) \geq$$

$$\begin{aligned}
& \gamma_{\min, s} \text{Tr}(\mathbf{Q}_e) \sigma^2, \\
C_6: & P_u u_k^2 \text{Tr}(\mathbf{Q}_k \mathbf{S}_{kB}) \leq \left(2^{\frac{u_k f_{k,u}}{B_k}} - 1 \right) \cdot \\
& \left(\sum_{k \in K, k > k} P_u u_k^2 \text{Tr}(\mathbf{Q}_k \mathbf{S}_{kB}) + \sum_{m=1}^M d_m^2 \text{Tr}(\mathbf{W}_{Bm} \mathbf{H}_k) + \text{Tr}(\mathbf{W}_r \mathbf{H}_k) + \text{Tr}(\mathbf{Q}_k) \sigma^2 \right), \\
& \forall k \in \mathcal{K}, \\
C_9: & \sum_{m=1}^M \text{Tr}(\mathbf{W}_{Bm}) + \text{Tr}(\mathbf{W}_r) \leq P_{B, \max}, \\
C_{10}: & \begin{cases} d_{i+1}^2 \text{Tr}(\mathbf{S}_{Bm} \mathbf{W}_{Bi+1}) \geq d_i^2 \text{Tr}(\mathbf{S}_{Bm} \mathbf{W}_{Bi}), \\ i \in \{1, \dots, M-1\}, \forall m \in \mathcal{M}, \\ \text{Tr}(\mathbf{S}_{Bm} \mathbf{W}_r) \geq \text{Tr}(\mathbf{S}_{Bm} \mathbf{W}_{Bm}), \forall m \in \mathcal{M} \end{cases} \\
C_{11}: & d_m^2 \text{Tr}(\mathbf{W}_{Bm} \mathbf{S}_{Bj}) \geq d_m \gamma_{m, \max} \cdot \\
& \left(\sum_{n=1}^{m-1} d_n^2 \text{Tr}(\mathbf{W}_{Bn} \mathbf{S}_{Bj}) + \sigma^2 \right), \forall j \leq m, \\
& m \in \mathcal{M}_1, \\
C_{12}: & \text{Tr}(\mathbf{W}_r \mathbf{S}_{Bm}) \geq \gamma_{th} \cdot \left(\sum_{j=1}^M d_j^2 \text{Tr}(\mathbf{W}_{Bj} \cdot \right. \\
& \left. \mathbf{S}_{Bm}) + \sigma_m^2 \right), \forall m \in \mathcal{M}, \\
C_{13}: & d_1^2 \text{Tr}(\mathbf{W}_{B1} \mathbf{S}_{B1}) \geq \gamma_{th}^1 \sigma_1^2, \\
C_{20}: & \tilde{f}_r \geq \sum_{i \in M} d_i^2 \text{Tr}(\mathbf{W}_{Bi} \mathbf{S}_{Be}) + \text{Tr}(\mathbf{W}_r \cdot \\
& \mathbf{S}_{Be}) + \sigma^2, \forall m \in \mathcal{M}, \\
C_{21}: & e^{\varepsilon_m} \leq \sum_{i \in M, i \neq m} d_i^2 \text{Tr}(\mathbf{W}_{Bi} \mathbf{S}_{Be}) + \text{Tr}(\mathbf{W}_r \cdot \\
& \mathbf{S}_{Be}) + \sigma^2, \forall m \in \mathcal{M}, \\
C_{22}: & \tilde{f}_\psi \geq \sum_{i \in K} P_u |u_i g_{ei}^H|^2 + \text{Tr}(\mathbf{W}_r \mathbf{S}_{Be}) + \\
& \sum_{m=1}^M d_m^2 \text{Tr}(\mathbf{W}_{Bm} \mathbf{S}_{Bj}) + \sigma^2, \forall k \in \mathcal{K}, \\
C_{23}: & e^{\nu_k} \geq \sum_{i \in M, i \neq m} P_u |u_i g_{ei}^H|^2 + \text{Tr}(\mathbf{W}_r \mathbf{S}_{Be}) + \\
& \sum_{m=1}^M d_m^2 \text{Tr}(\mathbf{W}_{Bm} \mathbf{S}_{Bj}) + \sigma^2, \forall k \in \mathcal{K}, \\
C_{24}: & \mathbf{W}_{Bm} \geq 0, \forall m \in \mathcal{M}, \\
C_{25}: & \mathbf{W}_r \geq 0, \\
C_{26}: & \text{Rank}(\mathbf{W}_r) = 1, \text{Rank}(\mathbf{W}_{Bm}) = 1, \forall m \\
& \in \mathcal{M}.
\end{aligned}$$

其中, $\mathbf{W}_{Bm} = \mathbf{w}_{Bm} \mathbf{w}_{Bm}^H$, $\mathbf{S}_{Bm} = \mathbf{g}_{Bm} \mathbf{g}_{Bm}^H$, $\mathbf{Q}_k = \mathbf{q}_k \mathbf{q}_k^H$, $\mathbf{S}_{kB} = \mathbf{g}_{kB} \mathbf{g}_{kB}^H$, $\mathbf{H}_k = (\mathbf{G}^H \mathbf{q}_k) (\mathbf{G}^H \mathbf{q}_k)^H$, $\mathbf{W}_r = \mathbf{w}_r \mathbf{w}_r^H$, $\mathbf{H}_e = (\mathbf{G}^H \mathbf{q}_e) (\mathbf{G}^H \mathbf{q}_e)^H$, $\mathbf{Q}_e = \mathbf{q}_e \mathbf{q}_e^H$.

考虑问题 $P_{4.2}$ 中, C_{26} 的秩一约束, 可采用 SDR 方法对其进行松弛, 从而将问题 $P_{4.2}$ 转换为标准的半正定规划问题, 便于凸优化工具包迭代求解。

3.5 子问题 5: 优化变量 d 和 u

由于 d 和 u 是二进制变量, 对二进制变量进行松弛, 使其变为连续变量取值范围为 $0 \sim 1$ 。优化问题可表示为

$$\begin{aligned}
P_5: & \max_{u, d} \bar{\omega}_u \left(\sum_{k \in \mathcal{K}} u_k + \bar{\omega}_d \sum_{m \in \mathcal{M}} d_m \right) \\
\text{s. t. } & C_{27}: u_k \in [0, 1], d_m \in [0, 1], \\
& C_1 \sim C_{13}.
\end{aligned} \quad (26)$$

对于非凸约束 C_1 , 消去 d_m , 引入辅助变量 $\rho =$

$$\{\rho_m\}_{m \in \mathcal{M}}, \text{ 令 } |\mathbf{g}_{Bm}^H \mathbf{w}_{Bm}|^2 / \left(\sum_{i=1}^{m-1} |d_i \mathbf{g}_{Bm}^H \mathbf{w}_{Bj}|^2 + \sigma^2 \right) \geq 1/\rho_m, \text{ 经过数学变换, } C_1 \text{ 可重新表示为}$$

$$\log_2(\rho_m + 1) - \log_2(\rho_m) \geq d_m R_{\min, d}, \forall m \in \mathcal{M} \quad (27)$$

约束仍存在非凸项, 采用 SCA 算法进行凸近似, 针对非凸项, 令 $f_\rho = \log_2(\rho_m)$, 使用一阶泰勒展开构造其上界函数 $f_\rho \leq \log_2(\rho_m^{(j)}) + (\rho_m - \rho_m^{(j)}) / \ln 2 \rho_m^{(j)} \triangleq \tilde{f}_\rho$, $\forall m \in \mathcal{M}$, 这里 $\rho_m^{(j)}$ 表示 SCA 算法在第 j 次迭代时的可行点。

同理, 对于约束 C_2 , 消去 u_k 并引入辅助变量 $v =$

$$\{\mathcal{G}_k\}_{k \in \mathcal{K}}, \text{ 令 } i_k = P_u |u_k^H \mathbf{q}_k^H \mathbf{g}_{kB}|^2 + \sum_{m=1}^M |d_m \mathbf{q}_k^H \mathbf{G} \mathbf{w}_{Bm}|^2, \\
P_u |\mathbf{q}_k^H \mathbf{g}_{kB}|^2 / \left(\sum_{k \in K, k > k} i_k + |\mathbf{q}_k^H \mathbf{G} \mathbf{w}_r|^2 + |\mathbf{q}_k^H|^2 \sigma^2 \right) \geq 1/\mathcal{G}_k,$$

将约束 C_2 式左边表示为 $\log_2(1 + 1/\mathcal{G}_k)$, 经过数学变换, C_2 可重新表示为

$$\log_2(\mathcal{G}_k + 1) - \log_2(\mathcal{G}_k) \geq u_k R_{\min, u}, \forall k \in \mathcal{K} \quad (28)$$

采用 SCA 算法进行凸近似, 针对约束中非凸项, 令 $f_g = \log_2(\mathcal{G}_k)$, 使用一阶泰勒展开构造其上界函数

$$f_g \leq \log_2(\mathcal{G}_k^{(j)}) + (\mathcal{G}_k - \mathcal{G}_k^{(j)}) / \ln 2 \mathcal{G}_k^{(j)} \triangleq \tilde{f}_g \quad (29)$$

式中: $\mathcal{G}_k^{(j)}$ 表示 SCA 算法第 j 次迭代时的可行点。

优化问题 P_5 可以重新表示为

$$\begin{aligned}
P_{5.1}: & \max_{u, d} \sum_{k \in \mathcal{K}} u_k \sum_{m \in \mathcal{M}} d_m \\
\text{s. t. } & C_{28}: \rho_m |\mathbf{g}_{Bm}^H \mathbf{w}_{Bm}|^2 \geq \sum_{j=1}^{m-1} |d_j \mathbf{g}_{Bm}^H \mathbf{w}_{Bj}|^2 + \sigma^2, \\
& \forall m \in \mathcal{M},
\end{aligned} \quad (30)$$

$$C_{29}: \log_2(\rho_m + 1) - \tilde{f}_\rho \geq d_m R_{\min, d}, \forall m \in \mathcal{M},$$

$$\begin{aligned}
C_{30}: & \mathcal{G}_k P_u |\mathbf{q}_k^H \mathbf{g}_{kB}|^2 \geq \sum_{k \in K, k > k} P_u |u_k^H \mathbf{q}_k^H \mathbf{g}_{kB}|^2 + \\
& \sum_{k \in K, k > k} \sum_{m=1}^M |d_m \mathbf{q}_k^H \mathbf{G} \mathbf{w}_{Bm}|^2 + |\mathbf{q}_k^H \mathbf{G} \mathbf{w}_r|^2 + \\
& |\mathbf{q}_k^H|^2 \sigma^2, \forall k \in \mathcal{K},
\end{aligned}$$

$$C_{31}: \log_2(g_k + 1) - \tilde{f}_\theta \geq u_k R_{\min, u}, \forall k \in \mathcal{K},$$

$$C_{32}: d_m |g_{Be}^H w_{Bm}|^2 \leq (2^{(R_{\min, d} - R_s)} - 1).$$

$$\left(\sum_{i \in M, i \neq m} |d_i g_{Be}^H w_{Bi}|^2 + |g_{Be}^H w_r|^2 + \sum_{k=1}^K P_u |u_k g_{ek}^H|^2 + \sigma^2 \right), \forall m \in \mathcal{M},$$

$$C_{33}: u_k P_u |g_{ek}^H|^2 \leq (2^{(R_{\min, u} - R_s)} - 1).$$

$$\left(\sum_{i \in M, i \neq k} P_u |u_i g_{ei}^H|^2 + |g_{Be}^H w_r|^2 + \sum_{m=1}^M |d_m g_{Be}^H w_{Bm}|^2 + \sigma^2 \right), \forall k \in \mathcal{K},$$

$$C_{34}: \left(2^{\frac{f_{k,u}}{B_{\theta k}}} - 1 \right) \left(\sum_{k \in \mathcal{K}, k > k} P_u |u_k \tilde{q}_k^H g_{kB}^H|^2 + \sum_{m=1}^M |d_m q_k^H G w_{Bm}|^2 - \sum_{k \in \mathcal{K}, k > k} |q_k^H G w_r|^2 + |q_k^H|^2 \sigma^2 \geq u_k P_u |q_k^H g_{kB}^H|^2 \right), \forall k \in \mathcal{K},$$

$$C_5, C_7 \sim C_{13}, C_{27}.$$

此时优化问题 $P_{5.1}$ 为凸优化问题,可利用凸优化工具包对优化问题直接进行求解。

3.6 整数变量恢复

BCD 算法后,可得到非整数变量 d 和 u ,需将其恢复为整数变量。采用排序法对整数变量进行恢复,算法伪代码如下。

算法: 整数变量恢复

输入: 非整数变量集合 d 和 u

输出: 目标函数值为集合 $\hat{z}$ 中 1 的个数

- 1: 将 d 与 u 合并为一个集合 $z = \{d, u\}$, 前 K 个为下行用户的服务决策变量, $K+1$ 至 $K+M$ 为上行用户的服务决策变量
- 2: 对集合 z 中元素按照从小到大的顺序进行重新排序, 得到集合 $\hat{z}$, 并生成索引对应的矩阵 $I_{dex} = [I_1, I_2, \dots, I_{M+K}]$, 其中 $I_n, n=1, 2, \dots, K+M$ 表示集合 $\hat{z}$ 中的第 n 项所对应集合 z 中的第几项
- 3: for $i=1: K+M$ do
- 4: $\hat{z}(1:i) = \text{zeros}(1, i)$
- 5: $\hat{z}(i+1:\text{end}) = \text{ones}(1, K+M-i)$
- 6: 根据索引对应矩阵 I_{dex} 将集合 $\hat{z}$ 中置 0 与置 1 的元素在集合 z 中进行相同赋值
- 7: 将集合 z 中生成的整数 d, u 带入问题 P_0
- 8: 采用 BCD 算法对问题进行 P_0 求解
- 9: if 问题 P_0 有可行解 do
- 10: break
- 11: end if
- 12: end for

4 仿真结果及分析

4.1 仿真环境及参数

本文对 PLS、NOMA 辅助的 ISCC 网络服务覆盖率问题,使用计算机仿真软件进行仿真以及性能分析。本次仿真在一个 $50 \text{ m} \times 50 \text{ m}$ 的二维区域进行,基站的位置位于坐标原点 $(0, 0)$,假设发射天线数量和接收天线数量相等 $N_t = N_r = 8$,天线间距为半波长。考虑 UL 数 $K=20$, DL 数 $M=20$ 随机分布在 $50 \text{ m} \times 50 \text{ m}$ 的区域中。窃听者位于基站 45° 方向上,距离基站 30 m 。上行用户发送功率为 5 mW ,假设每个上行用户的任务复杂度 $\phi_k = 1000$ 相同,假设每个下行用户解码自身 SINR 门限相同,假设系统中所有通信链路服从存在大尺度衰落与小尺度衰落的瑞利衰落分布,则系统中设备 x 到设备 y 的信道衰落表示为 $g_{x,y} = \sqrt{\beta_0 d_{x,y}^{-\alpha}} \tilde{g}_{x,y}$, 其中 $\beta_0 = \text{JP}-30 \text{ dB}$ 表示参考距离为 1 m 时的信道增益, $\alpha=2$ 表示信道衰落指数; $d_{x,y}$ 表示设备 x 与设备 y 之间的距离, $\tilde{g}_{x,y}$ 表示设备 x 到设备 y 之间的信道小尺度衰落。当不进行特殊说明时,其余参数设置如下:噪声功率 $\sigma^2 = 1 \times 10^{-9} \text{ W}$, 上行安全速率阈值 $R_{s,u} = 1 \times 10^{-3} \text{ bit} \cdot \text{s}^{-1} \cdot \text{Hz}^{-1}$, 下行安全速率阈值 $R_{s,d} = 1 \times 10^{-3} \text{ bit} \cdot \text{s}^{-1} \cdot \text{Hz}^{-1}$, 雷达回波 SINR 门限 $\gamma_{\min, s} = 5 \text{ dB}$, 带宽 $B = 1 \times 10^4 \text{ Hz}$, 用户发射功率 $P_u = 5 \times 10^{-2} \text{ W}$, 基站发射功率 $P_{B, \max} = 5 \text{ W}$, 基站最大 CPU 周期频率 $f_{\max} = 1 \times 10^9 \text{ Hz}$ 。

4.2 仿真结果及分析

不同基站最大功率与用户发射功率 $P_{B, \max}$ 对服务覆盖率 P_u 的影响如图 2 所示。

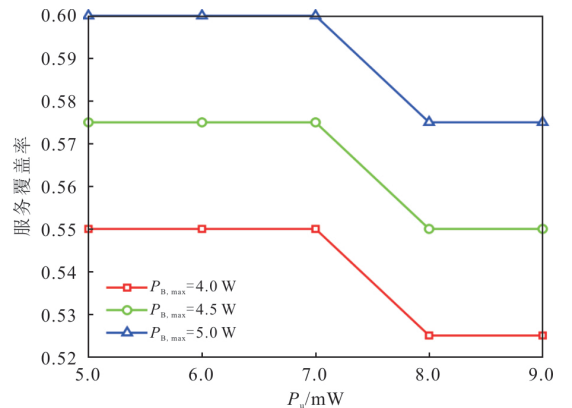


图 2 基站最大功率与用户发射功率对服务覆盖率影响

由图 2 可知,随着 UL 发射功率的增加,服务覆盖率呈现下降趋势。这是因为 UL 发射功率增加,UL 的任务量就会增加,而基站的算力有限,难以

同时处理过多的 UL 请求,从而导致服务覆盖率降低。另一方面,可观察到随着基站最大功率的增加,服务覆盖率随之上升。这是因为基站的功率增加,基站可以对更多的 UL 提供安全保障,同时也可对更多的 DL 提供速率保障,进而提高了服务覆盖率。

不同用户任务复杂度 ϕ 与基站最大算力 $f_{\max}$ 对服务覆盖率的影响如图 3 所示。

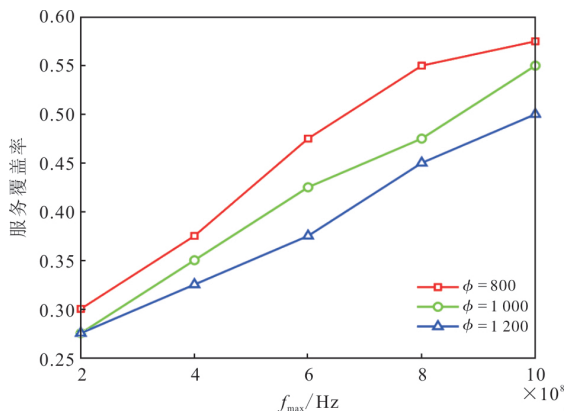


图3 用户任务复杂度与基站算力对服务覆盖率影响

由图 3 可知,随着用户任务复杂度的增加,服务覆盖率随之下降。这是因为用户任务复杂度越高,基站需要分配给用户的算力就越多。但由于基站的算力有限,因此基站能够服务的用户数量减少,从而导致服务覆盖率下降。同时可以看到,随着基站最大功率的增加,服务覆盖率随之上升。这是因为基站的算力越高,基站可以处理的用户请求就越多,从而提高了服务覆盖率。

不同用户解码自身 SINR 与 γ_0 最小雷达回波 SINR $\gamma_{\min,s}$ 对服务覆盖率的影响如图 4 所示。

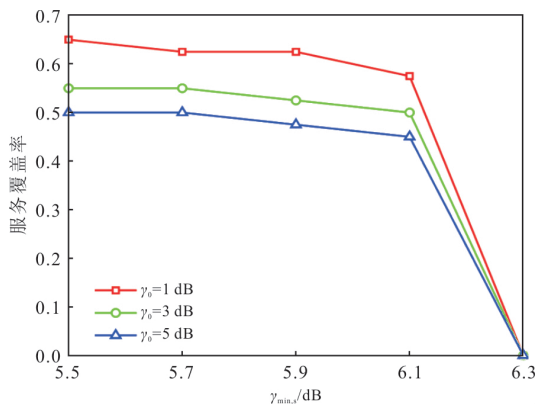


图4 用户解码 SINR 与雷达回波 SINR 对服务覆盖率影响

由图 4 可知,随着用户解码自身 SINR 的增加,服务覆盖率随之下降。这是因为根据 NOMA 的解码策略,用户 j 处解码用户 m 的信号 SINR 不应小于用于用户 m 解码其自身信号的 SINR 要求。用户解码自身的 SINR 越高,基站需要分配给 DL

的功率就越多。然而基站的能量有限,因此基站分配给 UL 的算力会相应减少,从而导致服务覆盖率下降。同时可以看到,随着最小雷达回波 SINR 要求的增加,服务覆盖率呈下降趋势。这是因为最小雷达回波 SINR 要求越高,基站需要将更多的能量集中在雷达信号部分,以满足感知性能要求。因此导致分配给 UL 任务的算力减少,以及分配给 UL 的接收和 DL 的发送的功率相应减少,从而降低了服务覆盖率。当雷达回波 SINR 要求大于 6.3 dB 时,基站需要将近乎全部功率都分配给雷达信号,导致服务覆盖率接近于 0。

不同 DL 的最低可实现速率 $R_{\min,d}$ 与 UL 的最低可实现速率 $R_{\min,u}$ 对服务覆盖率的影响如图 5 所示。

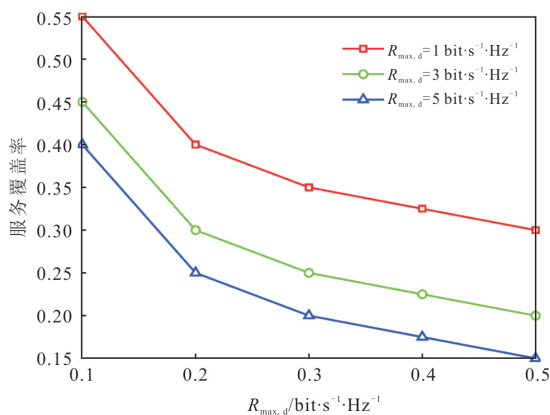


图5 上下行用户的最低可实现速率对服务覆盖率影响

由图 5 可知,随着 DL 的最低可实现速率增加,服务覆盖率逐渐下降。这是因为 DL 的最低可实现速率越高,基站需要将更多的功率集中分配给下行传输。然而,基站的功率有限,这导致基站所分配给 UL 的算力相应减少,基站所服务 UL 的数量就会减少,从而使服务覆盖率降低。同时可以看到,随着 UL 的最低可实现速率的增加,服务覆盖率呈下降趋势。这是因为 UL 的最低可实现速率越高,基站需要分配给 UL 的算力越多。由于基站的功率有限,这导致基站对 DL 的服务质量降低,进而使服务覆盖率下降。

5 结语

针对 ISAC 网络中能量和算力有限,导致实际应用当中目标与用户数量较多时可能无法满足所有用户任务需求的问题,提出了一种 NOMA 辅助 ISCC 网络资源分配方案,并对该方案中的信号模型、感知模型和计算模型进行建模。通过联合优化决策变量、接收滤波器矢量、通信和感知波束成形

矢量等变量,构建了网络覆盖率最大化问题。但由于优化问题为复杂的非凸优化问题,因此提出了一种基于BCD的迭代算法。将目标问题分为5个子问题,利用拉格朗日对偶变换、二次变换和SCA算法来求解子问题的最优解。仿真结果表明,所提方案在不同参数下可有效提高网络覆盖率,最高可提升37.5%。

参 考 文 献

[1] 谢峰. 6G 网络架构研究进展及建议[J]. 中兴通讯技术, 2023, 29(5): 28-37.
Xie Feng. 6G network architecture: A survey [J]. ZTE Technology Journal, 2023, 29(5): 28-37.

[2] 汤婵娟. 电力线 OFDM 载波通信感知一体化干扰消除系统设计[J]. 电子设计工程, 2025, 33(16): 129-132.
Tang Chanjuan. Design of perception integrated interference elimination system for power line OFDM carrier communication[J]. Electronic Design Engineering, 2025, 33(16): 129-132.

[3] 李飞, 王媛媛, 李汀, 等. 双 IRS 辅助的低空复杂场景通感一体化联合波束成形与反射设计[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2025, 45(2): 1-12.
Li Fei, Wang Yuanyuan, Li Ting, et al. Design of the double-IRS-assisted ISAC system joint beamforming and reflection for low altitude complex scenes [J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2025, 45(2): 1-12.

[4] Giordani M, Polese M, Mezzavilla M, et al. Toward 6G networks: Use cases and technologies[J]. IEEE Communications Magazine, 2020, 58(3): 55-61.

[5] 徐金雷, 赵俊涅, 卢华兵, 等. 面向 6G 的多维扩展通感一体化研究综述[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(5): 1672-1683.
Xu Jinlei, Zhao Junsheng, Lu Huabing, et al. An overview on multi-dimensional expanded integrated sensing and communication for 6G[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2024, 46(5): 1672-1683.

[6] Liu P, Fei Z S, Wang X Y, et al. Joint beamforming and offloading design for integrated sensing, communication, and computation system[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2025, 74(9): 14933-14937.

[7] Abbas N, Zhang Y, Taherkordi A, et al. Mobile edge computing: A survey[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 5(1): 450-465.

[8] 刘伯阳, 魏晨松, 李伟, 等. 多次用户认知边缘计算网络资源分配方案[J]. 西安邮电大学学报, 2022, 27(3): 8-15.
Liu Boyang, Wei Chensong, Li Wei, et al. Resource allocation scheme for multip-secondary user cognitive mobile edge computing networks[J]. Journal of Xi'an University of Posts and Telecommunications, 2022, 27(3): 8-15.

[9] Spinelli F, Mancuso V. Toward enabled industrial verticals in 5G: A survey on MEC-based approaches to provisioning and flexibility[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2021, 23(1): 596-630.

[10] Nowak T W, Sepczuk M, Kotulski Z, et al. Verticals in 5G MEC-use cases and security challenges [J]. IEEE Access, 2021, 9: 87251-87298.

[11] 施丽琴, 刘璇, 卢光跃. 面向数据压缩的 NOMA-MEC 系统能耗最小化研究[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(7): 2888-2897.
Shi Liqin, Liu Xuan, Lu Guangyue. Research on energy consumption minimization for a data compression based NOMA-MEC system[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2024, 46(7): 2888-2897.

[12] Abd-Elnaby M, Sedhom G G, El-Rabaie E M, et al. NOMA for 5G and beyond: Literature review and novel trends [J]. Wireless Networks, 2023, 29(4): 1629-1653.

[13] Ouyang C J, Liu Y W, Yang H W. Revealing the impact of SIC in NOMA-ISAC[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2023, 12(10): 1707-1711.

[14] Mitev M, Chorti A, Poor H V, et al. What physical layer security can do for 6G security[J]. IEEE Open Journal of Vehicular Technology, 2023, 4: 375-388.

[15] 罗延翠, 李光球, 叶明珠, 等. 中继选择 NOMA 无线系统的物理层安全[J]. 电信科学, 2024, 40(3): 116-127.
Luo Yancui, Li Guangqiu, Ye Mingzhu, et al. Physical layer security of relay selection NOMA wireless systems[J]. Telecommunications Science, 2024, 40(3): 116-127.

[16] Illi E, Qaraqe M, Althunibat S, et al. Physical layer security for authentication, confidentiality, and malicious node detection: A paradigm shift in securing IoT networks[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2024, 26(1): 347-388.

[17] Lyu W T, Xiu Y, Li X Y, et al. Hybrid NOMA assisted integrated sensing and communication via RIS [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(5): 7368-7373.

[18] Xue N, Mu X D, Liu Y W, et al. Simultaneously

transmitting and reflecting (STAR)-RIS empowered ISAC with NOMA [C]//GLOBECOM 2023 - 2023 IEEE Global Communications Conference. Kuala Lumpur; IEEE, 2023; 6511-6516.

[19] Jiang C J, Zhang C S, Huang C W, et al. Exploiting RIS in secure beamforming design for NOMA-assisted integrated sensing and communication[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(17): 28123-28136.

[20] Yu Y, Li D D, Wang B, et al. Joint beamforming and reflection optimization for NOMA-ISAC via IRS[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2025, 24(2): 1060-1073.

[21] Salem A A, Ismail M H, Ibrahim A S. Active reconfigurable intelligent surface-assisted MISO integrated sensing and communication systems for secure operation[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(4): 4919-4931.

[22] Sun G C, Shi H, Shang B L, et al. Secure transmission for active RIS-assisted THz ISAC systems with delay alignment modulation[J]. IEEE Communications Letters, 2024, 28(5): 1019-1023.

[23] Shen K M, Yu W. Fractional programming for communication systems; Part II: Uplink scheduling via matching[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(10): 2631-2644.

[24] Gros S. A Newton algorithm for distributed Semi-Definite Programs using the primal-dual interior-point method[C]//53rd IEEE Conference on Decision and Control. Los Angeles; IEEE, 2014: 3222-3227.

[25] Hakimi A, Zargari S, Tellambura C. Integrated sensing and communication with symbiotic radio and RIS-assisted backscatter[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2025, 14(1): 38-42.

[26] Wu W, Wang Z, Zhou F H, et al. Joint sensing and transmission optimization in IRS-assisted CRNs; Throughput maximization [C]//GLOBECOM 2022-2022 IEEE Global Communications Conference. Rio de Janeiro; IEEE, 2022: 2438-2443.

[作者简介]



刘伯阳(1988—),男,陕西延安人,博士,西安邮电大学副教授,主要研究方向为边缘计算、认知无线电等。
E-mail: liuboyang@xupt.edu.cn



吕涛(2001—),男,陕西延安人,西安邮电大学硕士研究生,主要研究方向为边缘计算、通感一体化及软件无线电。
E-mail: 15091416881@stu.xupt.edu.cn



李泽(2000—),男,陕西渭南人,西安邮电大学硕士研究生,主要研究方向为边缘计算、通感一体化及软件无线电。
E-mail: lize@stu.xupt.edu.cn



李迪(2001—),女,陕西咸阳人,西安邮电大学硕士研究生,主要研究方向为边缘计算、通感一体化及软件无线电。
E-mail: 230121215ld@stu.xupt.edu.cn



王晨(2001—),女,陕西咸阳人,西安邮电大学硕士研究生,主要研究方向为边缘计算、通感一体化及软件无线电。
E-mail: 2733499263@stu.xupt.edu.cn

[责任编辑:蔡秀梅]