

Resource Optimization Scheme for Movable Antennas Enabled Wireless Powered Heterogeneous Bit and Semantic Communication Network

WU Juai^{1*}, XIE Jiahao², LYU Bin²

(1. School of Automation, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China; 2. School of Communications and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: To address the limited energy supply and insufficient transmission performance of heterogeneous bit and semantic communication networks (HBSCNs), this paper investigates a movable antenna enabled wireless powered HBSCN (WP-HBSCN). In the considered network, a hybrid access point (HAP) equipped with multiple movable antennas (MAs) first broadcasts radio-frequency energy signals to bit users and semantic users. Then, the users transmit bit and semantic information to the HAP by time-division multiple access using the harvested energy. By dynamically adjusting the positions of the MAs, additional spatial degrees of freedom are exploited to construct favorable channels for both downlink wireless energy transfer and uplink information transmission. To enhance the bit transmission performance while guaranteeing the quality-of-service requirements of semantic users, the total number of bit data maximization problem is formulated by jointly optimizing the energy beamforming vector, user transmit power, time-slot allocation, and MA positions. The formulated problem is challenging to solve directly because of the coupled optimization variables, nonlinear energy harvesting model, and non-convex antenna position constraints. To address this difficulty, an alternating optimization algorithm is developed based on the block coordinate descent framework. Specifically, the energy beamforming and power allocation subproblem is handled by successive convex approximation, the time-slot allocation subproblem is solved through convex optimization, and the MA position optimization subproblem is addressed using particle swarm optimization. Simulation results verify the convergence of the proposed algorithm and show that the MA-enabled scheme achieves a higher total number of bit data than the benchmark schemes, including the sparrow search-based scheme, equal time-slot allocation scheme, random beamforming scheme, and fixed-position antenna scheme. These results demonstrate the effectiveness of introducing MAs into the WP-HBSCN.

Highlights:

1. This paper proposes a movable-antenna-enabled wireless powered heterogeneous bit and semantic communication network to enhance both downlink energy transfer and uplink information transmission.
2. The total number of bit data maximization problem is formulated by jointly optimizing energy beamforming, transmit power, time-slot allocation, and movable antenna positions under semantic users' QoS constraints.
3. An alternating optimization algorithm combining successive convex approximation, convex optimization, and particle swarm optimization is developed, and simulation results verify its convergence and performance superiority over the benchmark schemes.

Key words: movable antennas; wireless powered communication; heterogeneous bit and semantic communication; alternating optimization algorithm; particle swarm optimization

Foundation item: Natural Science Foundation of Jiangsu Province (No. BK20230369).

Received: 2025-03-28; **Revised:** 2025-06-03

***Corresponding author, E-mail:** wujuai@foxmail.com.

可移动天线赋能的无线供电混合比特语义通信网络资源优化方案

吴巨爱¹, 谢家豪², 吕 斌²

(1. 南京邮电大学自动化学院, 南京 210003; 2. 南京邮电大学通信与信息工程学院, 南京 210003)

摘 要: 针对混合比特语义通信网络(Heterogeneous bit and semantic communication network, HBSCN)存在的能量供应受限和传输性能不足问题, 本文构建了无线供电混合比特语义通信网络(Wireless powered HBSCN, WP-HBSCN), 并提出了可移动天线(Movable antennas, MAs)赋能的高效传输方案。在该方案中, 混合接入点(Hybrid access point, HAP)首先向所有用户发送射频信号以实现远程能量供应, 然后比特用户和语义用户分别利用收集的能量以时分多址方式向HAP传输比特信息和语义信息。通过在HAP中部署MAs并调整其位置来构建良好的信道条件, 实现下行能量传输效率和上行信息传输效率的提升。在保证语义用户的服务质量(Quality of service, QoS)约束的前提下, 定义了总比特信息量最大化问题。为了处理该问题的非凸性, 设计了基于连续凸近似(Successive convex approximation, SCA)方法和粒子群优化(Particle swarm optimization, PSO)算法的交替优化算法。仿真结果表明, 相较于参考方案, 所提出的方案最多可以将系统的总比特信息量提升100%。

关键词: 可移动天线; 无线供电通信; 混合比特语义通信; 交替优化算法; 粒子群优化

中图分类号: TN92 **文献标志码:** A

引用格式: 吴巨爱, 谢家豪, 吕斌. 可移动天线赋能的无线供电混合比特语义通信网络资源优化方案[J]. 数据采集与处理, 2026, 41(3): 896-908. WU Juai, XIE Jiahao, LYU Bin. Resource optimization scheme for movable antennas enabled wireless powered heterogeneous bit and semantic communication network[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2026, 41(3): 896-908.

引 言

随着物联网(Internet of things, IoT)技术的快速发展, IoT的应用场景也在持续拓展。从智能家居、智能交通、医疗健康到工业自动化等, IoT技术已深度渗透至社会的各个领域, 催生出了海量IoT设备的部署需求。然而, 海量IoT设备日益增长的数据传输对频谱资源和能量资源提出了更高的要求。当前基于香农理论的比特通信技术已经逼近了理论容量极限, 难以满足IoT设备在未来的智能化应用场景需求^[1]。近年来, 随着深度学习技术的快速发展, 语义通信也得到了快速发展。相比于传统通信系统, 语义通信通过直接提取所关注消息的语义内容, 可显著减少需要传输的数据量, 在节省能量和频谱资源方面展现出显著优势^[2]。特别地, 在低信噪比条件下, 语义通信系统具有较强的鲁棒性。此外, 语义通信系统采用的是端到端的联合优化设计, 有望打破基于离式优化设计的传统通信系统的性能瓶颈^[3]。当前, 面向语义通信的网络资源优化设计成为了研究热点。文献[4]提出了一种基于语义感知网络的资源分配模型, 定义了语义速率和语义频谱效率, 通过最大化所有用户的整体语义频谱效率来处

理语义通信的资源分配问题。文献[5]探究了基于速率分割的无线语义通信网络中的无线资源分配和语义信息提取问题,设计算法最小化网络的总能耗。针对车联网的视频传输场景,文献[6]研究了视频语义驱动的资源分配优化问题。文献[7]提出了基于深度强化学习的动态资源分配方案,以最大化面向任务的语义网络的长期传输效率。文献[8]考虑了蜂窝密集场景,以语义相似度、功率和用户之间的干扰为约束条件,研究了语义传输速率的最大化。

得益于语义通信的出色性能,迫切需要推进从比特通信网络向语义通信网络的转型。然而,为了最大限度地减少对现有基础设施的冲击,确保通信网络的连续性和稳定性,混合比特语义通信网络(Heterogeneous bit and semantic communication network, HBSCN)^[9-11]应运而生。该网络是比特通信网络向语义通信网络演进过程的过渡性网络,允许比特用户和语义用户共存,并最终过渡到语义通信网络。文献[10]深入研究HBSCN中多址接入技术的设计。面向蜂窝网络中的HBSCN,文献[11]研究了关于用户关联、模式选择和带宽分配的联合优化问题。文献[12]提出了一种新型的HBSCN框架,设计了适应比特用户和语义用户的空间波束赋形方案。

目前,面向比特通信和语义通信的IoT设备主要依赖于容量受限的内置电池供电,这种能量供应方法极大地制约了设备的使用寿命。针对该问题,面向比特通信的无线供电通信网络(Wireless powered communication network, WPCN)^[13]与面向语义通信的无线供电语义通信网络(Wireless powered semantic communication network, WPSCN)^[14]引起了国内外学者的广泛关注。然而,针对HBSCN中基于比特通信模式的IoT设备和基于语义通信模式的IoT设备同时存在的供电问题,如何构建无线供电HBSCN(Wireless powered HBSCN, WP-HBSCN)是亟待解决的问题。

此外,由于WP-HBSCN中同时存在的能量传输、比特信息传输和语义信息传输问题等,亟需利用新方法、新技术来提升网络性能。然而,当前关于WPCN^[13]和WPSCN^[14]的研究都采用了固定位置天线(Fixed position antennas, FPA),其空间自由度(Degrees of freedom, DoF)没有得到充分利用,影响了系统性能。为进一步提升系统性能,一种新兴的天线范式可移动天线(Movable antenna, MA)^[15]被提出。与FPA系统不同,MA系统的天线通过柔性电缆与射频链连接并配备步进电机等驱动元件,可动态调整位置以优化传输信道,从而获得更高信道增益^[15]。目前,众多研究成果充分展现了MA赋能通信系统的潜力^[16]。例如,文献[17]研究了MA赋能的多用户多输入单输出通信系统,而文献[18]研究了MA赋能的多输入多输出通信系统。此外,文献[19-21]则将MA应用到移动边缘计算系统和共生无线电系统等。尽管关于MA的研究引起了广泛的关注,但MA赋能的WP-HBSCN尚未报道。根据上述描述,本文提出了MA赋能的WP-HBSCN。具体贡献总结如下:

(1)研究了基于MA赋能WP-HBSCN。在该网络中,混合接入点(Hybrid access point, HAP)配备多个MAs,通过调整MAs的位置来构建良好的信道条件,以改善从HAP到比特用户/语义用户的下行能量传输效率和从比特用户/语义用户到HAP的上行信息传输效率。

(2)在保证语义用户传输信息的服务质量(Quality of service, QoS)约束条件下,通过联合优化波束赋形向量、发射功率、时隙分配和MAs的位置来最大化比特用户传输的总比特信息量。为了求解该问题,基于块坐标下降(Block coordinate descent, BCD)^[22]算法将该问题分拆为优化HAP处波束赋形向量和用户处发射功率分配、优化用户的时隙分配和优化MAs的位置3个子问题。针对HAP处波束赋形向量和用户处发射功率分配子问题,利用连续凸近似(Successive convex approximation, SCA)方法求解。针对优化用户的时隙分配子问题,利用凸优化技术直接求解。针对优化MAs的位置子问题,采用粒子群优化(Particle swarm optimization, PSO)算法来获得MAs的最优位置。

(3)仿真结果表明,相较于麻雀搜索方案、等时隙分配方案、随机波束赋形方案和FPA方案,本文提出的MA方案可以分别将总比特信息量提升9.5%、18.6%、63.0%和16.5%。

1 系统模型

如图1所示,本文考虑了一个MA赋能的WP-HBSCN模型。该模型包含了1个配备 M 个MA的HAP,一组比特用户组和一组语义用户组,比特用户组和语义用户组中分别包含 K_b 个配备单FPA的比特用户和 K_s 个配备单FPA的语义用户。假设语义用户支持DeepSC模型^[1],例如语音控制的智能设备^[14]。用户用符号 $U_{i,k}$ 表示, $k \in \mathcal{K}_i, \mathcal{K}_i = \{1, 2, \dots, K_i\}, i \in \{s, b\}, i = b$ 表示比特用户组, $i = s$ 表示语义用户组。HAP的每个MA都通过柔性电缆与射频链连接,并由步进电机驱动^[15]。因此,在给定区域 C 内,HAP处的MA可以机械地调整其位置,以改善用户的信道条件。第 m 个MA的位置可以用二维笛卡尔坐标 $\mathbf{r}_m = [x_m, y_m]^\top \in C$ 表示,其中 $m \in \mathcal{M} \triangleq \{1, 2, \dots, M\}$ 。不失一般性,假设 C 为 $A \times A$ 的正方形区域。

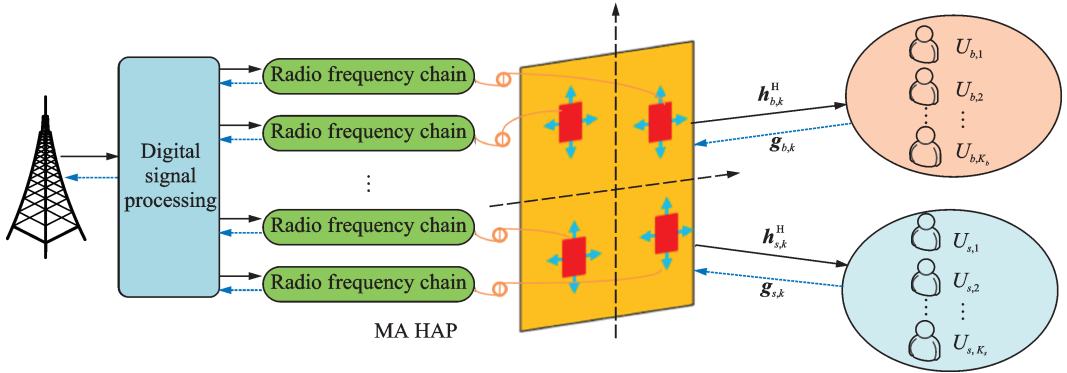


图1 MA赋能的无线供电混合比特语义通信网络示意图

Fig.1 Schematic illustration of an MA-enabled wireless-powered hybrid bit and semantic communication network

根据HTT协议^[13],HAP首先向比特用户和语义用户发射携带能量的射频信号,用户从接收到的射频信号中收集能量,然后将收集的能量用于信息传输。为了避免比特用户和语义用户之间的干扰,将系统的传输过程分为3个阶段:下行能量传输阶段、上行比特信息传输阶段和上行语义信息传输阶段,对应的时隙调度方案如图2所示。在下行能量传输阶段,所有用户在周期为 τ_0 的时隙收集来自HAP的能量,并将收集的能量存储在其电池内;在上行比特信息传输阶段,比特用户通过时分多址方式依次向HAP传输比特信息,分配给比特用户 $U_{b,k}$ 的时隙周期表示为 $\tau_{b,k}$ 。在上行语义信息传输阶段,语义用户也通过时分多址方式依次向HAP传输语义信息,分配给语义用户 $U_{s,k}$ 的时隙周期表示为 $\tau_{s,k}$ 。

考虑单位时间的时隙传输过程,对应的时隙约束条件为 $\tau_0 + \sum_{k=1}^{K_b} \tau_{b,k} + \sum_{k=1}^{K_s} \tau_{s,k} \leq 1$ 。

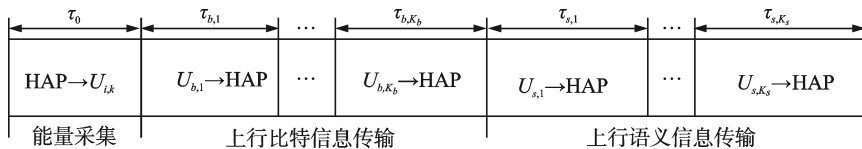


图2 时隙调度方案

Fig.2 Illustration of time-slot scheduling scheme

考虑准静态块衰落信道,令 $L_{i,k}$ 表示HAP和 $U_{i,k}$ 之间的信道路径数, $\theta_{k,l}^i \in [0, \pi]$ 和 $\phi_{k,l}^i \in [0, \pi]$ 分别表示HAP与 $U_{i,k}$ 之间的第 l 条发射路径的仰角和方位角, $l \in \mathcal{L}_i \triangleq \{1, 2, \dots, L_{i,k}\}$,则对于该信道路径,位置 \mathbf{r}_m 与参考点 $\mathbf{r}_0 = [0, 0]$ 之间的信号传播差表示为^[15]

$$\rho_{k,l}^i(\mathbf{r}_m) = x_m \sin \theta_{k,l}^i \cos \phi_{k,l}^i + y_m \cos \theta_{k,l}^i \quad (1)$$

则从HAP第 m 个MA到 $U_{i,k}$ 的发射场响应向量表示为

$$\mathbf{f}_{i,k}(\mathbf{r}_m) = \left[e^{j\frac{2\pi}{\lambda}\rho_{k1}^i(\mathbf{r}_m)}, e^{j\frac{2\pi}{\lambda}\rho_{k2}^i(\mathbf{r}_m)}, \dots, e^{j\frac{2\pi}{\lambda}\rho_{kL_{i,k}}^i(\mathbf{r}_m)} \right]^T \in \mathbf{C}^{L_{i,k} \times 1} \quad (2)$$

式中 λ 为载波波长。对应的场响应矩阵表示为

$$\mathbf{F}_{i,k}(\tilde{\mathbf{r}}) \triangleq [\mathbf{f}_{i,k}(\mathbf{r}_1), \mathbf{f}_{i,k}(\mathbf{r}_2), \dots, \mathbf{f}_{i,k}(\mathbf{r}_M)] \in \mathbf{C}^{L_{i,k} \times M} \quad (3)$$

式中 $\tilde{\mathbf{r}} = [\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \dots, \mathbf{r}_M] \in \mathbf{R}^{2 \times M}$ 表示为 M 个MA的坐标集合。因此,从HAP到 $U_{i,k}$ 信道向量为

$$\mathbf{h}_{i,k}^H(\tilde{\mathbf{r}}) = \mathbf{q}_{i,k}^H \mathbf{F}_{i,k}(\tilde{\mathbf{r}}) \in \mathbf{C}^{1 \times M} \quad (4)$$

式中 $\mathbf{q}_{i,k}^H \in \mathbf{C}^{1 \times L_{i,k}}$ 为 $U_{i,k}$ 处的接收场路径响应向量, $k \in \mathcal{K}_i$ 且 $\mathcal{K} = \{1, 2, \dots, K_i\}$ 。根据信道互易性,可得从 $U_{i,k}$ 到HAP的信道向量为 $\mathbf{g}_{i,k}(\tilde{\mathbf{r}}) = \mathbf{h}_{i,k}(\tilde{\mathbf{r}})$ 。

1.1 下行能量传输

在下行能量传输阶段,HAP发射的射频能量信号表示为 $\mathbf{x} = \mathbf{w}_0 \delta$, δ 表示单位功率的射频信号, $\mathbf{w}_0 \in \mathbf{C}^{M \times 1}$ 表示能量波束赋形向量,其满足 $\|\mathbf{w}_0\|_2^2 \leq P_H$, P_H 表示HAP处的最大发射功率。在 τ_0 内,用户 $U_{i,k}$ 的接收信号为

$$y_{i,k} = \mathbf{h}_{i,k}^H \mathbf{x} + n_{i,k} \quad k \in \mathcal{K}_i \quad (5)$$

式中 $n_{i,k}$ 为 $U_{i,k}$ 处的噪声。需要注意的是,相比于来自HAP的信号功率, $U_{i,k}$ 处的噪声功率通常很小,因而在能量收集过程中忽略了噪声功率的影响。为了捕捉能量收集过程的非线性特征,本文采用实用的非线性能量收集模型^[23]。根据该模型,用户 $U_{i,k}$ 在 τ_0 内收集的能量为

$$E_{i,k} = \left(\frac{X_{i,k}}{1 + e^{-a_{i,k}(|\mathbf{h}_{i,k}^H \mathbf{w}_0|^2 - b_{i,k})}} - Y_{i,k} \right) \tau_0 \quad k \in \mathcal{K}_i \quad (6)$$

式中: $a_{i,k}$ 和 $b_{i,k}$ 为表征电路规格的常数, $X_{i,k} = M_{i,k}(1 + e^{a_{i,k}b_{i,k}})/e^{a_{i,k}b_{i,k}}$, $Y_{i,k} = M_{i,k}/e^{a_{i,k}b_{i,k}}$, $M_{i,k}$ 表示用户 $U_{i,k}$ 所能收集到的最大功率。

1.2 上行比特信息传输

在上行比特信息传输阶段,用 $x_{b,k}$ 表示比特用户 $U_{b,k}$ 传输的符号,则在 $\tau_{b,k}$ 内,HAP接收的比特信号可以表示为

$$y_b = \mathbf{g}_{b,k} \sqrt{p_{b,k}} \mathbf{x}_{b,k} + n_b \quad (7)$$

式中: $p_{b,k}$ 是发射功率, $n_b \sim \text{CN}(0, \sigma_b^2)$ 表示HAP处的高斯白噪声。因而,在 $\tau_{b,k}$ 内,HAP处的信噪比为

$$\gamma_{b,k} = \frac{\|\mathbf{g}_{b,k}\|^2 p_{b,k}}{\sigma_b^2} \quad k \in \mathcal{K}_b \quad (8)$$

对应的,HAP接收来自 $U_{b,k}$ 的比特信息量为

$$I_{b,k} = B \tau_{b,k} \log_2(1 + \gamma_{b,k}) \quad k \in \mathcal{K}_b \quad (9)$$

式中 B 表示系统带宽。

1.3 上行语义信息传输

在上行语义信息传输阶段,用 $x_{s,k}$ 表示语义用户 $U_{s,k}$ 传输的符号。则在 $\tau_{s,k}$ 内,HAP接收的语义信号可以表示为

$$y_s = \mathbf{g}_{s,k} \sqrt{p_{s,k}} \mathbf{x}_{s,k} + n_s \quad (10)$$

式中: $p_{s,k}$ 是发射功率, $n_s \sim \text{CN}(0, \sigma_s^2)$ 表示HAP处的高斯白噪声。则用户 $U_{s,k}$ 在HAP处的信噪比为

$$\gamma_{s,k} = \frac{\|\mathbf{g}_{s,k}\|^2 p_{s,k}}{\sigma_s^2} \quad k \in \mathcal{K}_s \quad (11)$$

因此, HAP接收来自 $U_{s,k}$ 信息的可达速率为

$$S_{s,k} = \frac{I_0 B}{NL} \tilde{\epsilon}_N(\gamma_{s,k}) \quad k \in \mathcal{K}_s \quad (12)$$

式中: I_0 表示句子中包含的平均语义信息量, N 表示平均语义符号数。根据文献[10], $\tilde{\epsilon}_N(\gamma_{s,k})$ 的显式表达式

$$\tilde{\epsilon}_N(\gamma_{s,k}) \triangleq A_{N,1} + \frac{A_{N,2} - A_{N,1}}{1 + e^{-(C_{N,1}\gamma_{s,k} + C_{N,2})}} \quad (13)$$

式中: $A_{N,1}$ 表示下渐近线, $A_{N,2}$ 表示上渐近线, $C_{N,1} > 0$ 表示逻辑曲线增长速率, $C_{N,2}$ 表示逻辑曲线中点。则在 $\tau_{s,k}$ 时间内, 语义用户 $U_{s,k}$ 传输的有效语义信息量表示为

$$I_{s,k} = \frac{I_0 B \tau_{s,k}}{NL} \left(A_{N,1} + \frac{A_{N,2} - A_{N,1}}{1 + e^{-(C_{N,1}\gamma_{s,k} + C_{N,2})}} \right) \quad k \in \mathcal{K}_s \quad (14)$$

2 问题定义及求解

在满足语义用户信息传输 QoS 约束下, 本节通过联合优化用户处发射功率、HAP 处发射波束赋形向量、时隙分配和 MAs 的位置, 最大化所有比特用户的信息传输量 I_{sum} 。该问题定义为 P1, 如下所示

$$\begin{aligned} \max_{\tau, \mathbf{w}_0, \mathbf{p}, \tilde{\mathbf{r}}} I_{\text{sum}} &= \sum_{k=1}^{K_b} I_{b,k} \\ \text{s.t. C1: } & p_{i,k} \tau_{i,k} \leq E_{i,k} \quad \forall k \in \mathcal{K}_i, i \in \{s, b\} \\ \text{C2: } & \tau_0 + \sum_{k \in \mathcal{K}_b} \tau_{b,k} + \sum_{k \in \mathcal{K}_s} \tau_{s,k} \leq 1 \\ \text{C3: } & \|\mathbf{w}_0\|^2 \leq P_H \\ \text{C4: } & I_{s,k} \geq \tilde{I}_s \quad \forall k \in \mathcal{K}_s \\ \text{C5: } & \tilde{\mathbf{r}} \in \mathbf{C} \\ \text{C6: } & \|\mathbf{r}_m - \mathbf{r}_{m'}\|_2 \geq D \quad m \neq m' \end{aligned}$$

式中: $\tau = [\tau_0, \boldsymbol{\tau}_b, \boldsymbol{\tau}_s]$, $\boldsymbol{\tau}_b = [\tau_{b,k}, \forall k \in \mathcal{K}_b]$, $\boldsymbol{\tau}_s = [\tau_{s,k}, \forall k \in \mathcal{K}_s]$, $\mathbf{p} = [\mathbf{p}_s, \mathbf{p}_b]$, $\mathbf{p}_b = [p_{b,k}, \forall k \in \mathcal{K}_b]$, $\mathbf{p}_s = [p_{s,k}, \forall k \in \mathcal{K}_s]$ 。C1 表示 $U_{s,k}$ 和 $U_{b,k}$ 发送信息所消耗的能量不大于所收集到的能量; C2 是时隙约束; C3 表示 HAP 的最大发射功率限制; C4 表示语义用户传输的 QoS 约束, 其中 \tilde{I}_s 表示语义用户传输的最小有效语义信息量; C5 表示 MAs 只能在给定的范围移动; C6 表示为避免发射区内 MAs 之间的耦合效应, 每对 MAs 之间的距离需要不小于 D 。由于问题 P1 的目标函数中存在变量间的高度耦合, 且约束 C1、C4、C6 呈现出显著的非凸性, 这使得该问题构成典型的非凸优化问题, 很难直接求解。为此, 基于 BCD 算法, 本节将原问题分拆为 3 个子优化问题: 优化 HAP 处波束赋形向量和用户处发射功率分配的子问题; 优化用户的时隙分配的子问题; 优化 MAs 的位置的子问题。

(1) 优化 $\{\mathbf{w}_0, \mathbf{p}\}$

观察问题 P1 可知, 在给定 $\{\boldsymbol{\tau}\}$ 和 $\{\mathbf{r}_m\}_{m=1}^M$, 问题 P1 可以转化为 P2, 如下所示

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{w}_0, \mathbf{p}} I_{\text{sum}} \\ \text{s.t. C1, C3, C4} \end{aligned}$$

由于约束条件 C1、C4 的非凸性, 问题 P2 是个非凸优化问题。因此, 为有效求解 P2, 首先处理 C1 的非凸性。式(6)包含 Logistic 函数 $\frac{X_{i,k}}{1 + e^{-a_{i,k}(\|\mathbf{h}_{i,k}^H \mathbf{w}_0\|^2 - b_{i,k})}}$, 其核心特性是二阶导数在定义域内先正后负, 导致函数整体呈现非凸性。为此引入辅助变量 $z_{i,k}$, 令其满足

$$z_{i,k} = \exp\left(-a_{i,k}\left(|\mathbf{h}_{i,k}^H \mathbf{w}_0|^2 - b_{i,k}\right)\right) \quad (15)$$

则式(6)可以改写为

$$E_{i,k} = \tau_0 \left(\frac{X_{i,k}}{1+z_{i,k}} - Y_{i,k} \right) \quad \forall k \in \mathcal{K}_i \quad (16)$$

然后,利用SCA方法^[24],通过泰勒展开将非凸函数 $\frac{1}{1+z_{i,k}}$ 近似转化为凸函数,对应的表达式为

$$\frac{1}{1+z_{i,k}} \geq \frac{1}{1+z_{i,k}^r} - \frac{1}{(1+z_{i,k}^r)^2} (z_{i,k} - z_{i,k}^r) \triangleq g(z_{i,k}|z_{i,k}^r) \quad (17)$$

式中常数 $z_{i,k}^r$ 为SCA方法对应的第 r 次迭代的可行解。据此, $E_{i,k}$ 近似表示为

$$E_{i,k} = \tau_0 \left(g(z_{i,k}|z_{i,k}^r) X_{i,k} - Y_{i,k} \right) \quad (18)$$

对式(15)中的函数 $|\mathbf{h}_{i,k}^H \mathbf{w}_0|^2$ 利用SCA方法进行泰勒展开,近似为

$$|\mathbf{h}_{i,k}^H \mathbf{w}_0|^2 \geq 2\text{Re}\left\{ (\mathbf{h}_{i,k}^H \mathbf{w}_0)^H (\mathbf{h}_{i,k}^H \mathbf{w}_0^r) \right\} - |\mathbf{h}_{i,k}^H \mathbf{w}_0^r|^2 \triangleq \mathbf{h}_{i,k}(\mathbf{w}_0|\mathbf{w}_0^r) \quad (19)$$

式中常数 \mathbf{w}_0^r 为SCA方法对应的第 r 次迭代的可行解。

根据式(15,18,19),约束C1可以改写为

$$\text{C7: } z_{i,k} = \exp\left(-a_{i,k}\left(\mathbf{h}_{i,k}(\mathbf{w}_0|\mathbf{w}_0^r) - b_{i,k}\right)\right) \quad \forall k \in \mathcal{K}_i$$

$$\text{C8: } p_{i,k} \tau_{i,k} \leq \tau_0 \left(g(z_{i,k}|z_{i,k}^r) X_{i,k} - Y_{i,k} \right) \quad \forall k \in \mathcal{K}_i$$

处理约束C4的非凸性,根据式(14),约束C4可以转化为

$$\text{C9: } \|\mathbf{g}_{s,k}\|^2 p_{s,k} - A_{s,k} \sigma_s^2 \geq 0$$

$$\text{式中 } A_{s,k} = 10^{\frac{-C_{N,2} - \ln\left(\frac{A_{N,2} - A_{N,1}}{\frac{I_{NL}}{B I_0 \tau_{s,k}} - A_{N,1}} - 1\right)}{10 \times C_{N,1}}}$$

最后,基于约束C3、C7、C8和C9,问题P2可以转化为问题P2.1,如下所示

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{w}_0, \mathbf{z}_i, \mathbf{p}} \quad & I_{\text{sum}} \\ \text{s.t.} \quad & \text{C3, C7} \sim \text{C9} \end{aligned}$$

式中 $\mathbf{z}_i = \{\mathbf{z}_b, \mathbf{z}_s\}$, $\mathbf{z}_b = \{z_{b,k}, k \in \mathcal{K}_b\}$, $\mathbf{z}_s = \{z_{s,k}, k \in \mathcal{K}_s\}$ 。问题P2.1为凸优化问题,可以用CVX工具箱求解^[25]。

(2) 优化 $\{\tau\}$

给定 $\{\mathbf{w}_0, \mathbf{p}\}$ 和 $\{\mathbf{r}_m\}_{m=1}^M$,关于 τ 的优化问题可以简化为P3,如下所示

$$\begin{aligned} \max_{\tau} \quad & I_{\text{sum}} \\ \text{s.t.} \quad & \text{C1, C2, C4} \end{aligned}$$

由于给定 $\{\mathbf{w}_0, \mathbf{p}\}$ 和 $\{\mathbf{r}_m\}_{m=1}^M$,约束C1、C2和C4都是线性的。此外,目标函数也是线性函数,所以该问题是凸优化问题,可以使用CVX直接求解。

(3) 优化 $\{\tilde{\tau}\}$

给定 $\{\tau, \mathbf{w}_0, \mathbf{p}\}$,优化 $\{\mathbf{r}_m\}_{m=1}^M$,问题P1可以转化为P4,如下所示

$$\begin{aligned} \max_{\tilde{\tau}} \quad & I_{\text{sum}} \\ \text{s.t.} \quad & \text{C1, C4} \sim \text{C6} \end{aligned}$$

由于问题P4的高度非凸性,利用PSO算法^[26]求解。

为实现PSO算法,将 J 个粒子的位置和速度分别初始化为 $\mathcal{R}^{(0)} = \{\tilde{r}_1^{(0)}, \tilde{r}_2^{(0)}, \dots, \tilde{r}_J^{(0)}\}$ 和 $\mathcal{V}^{(0)} = \{\tilde{v}_1^{(0)}, \tilde{v}_2^{(0)}, \dots, \tilde{v}_J^{(0)}\}$ 。其中 $\tilde{r}_j^{(0)} = [\tilde{r}_{j,1}^{(0)}, \tilde{r}_{j,2}^{(0)}, \dots, \tilde{r}_{j,M}^{(0)}]$ 代表问题P4的一个可行解, $\tilde{r}_{j,m}^{(0)} = [x_{j,m}^{(0)}, y_{j,m}^{(0)}]$ 代表第 m 个MA的位置。为保证约束C5, $x_{j,m}^{(0)}$ 和 $y_{j,m}^{(0)}$ 分别满足 $-A/2 \leq x_{j,m}^{(0)} \leq A/2$, $-A/2 \leq y_{j,m}^{(0)} \leq A/2$ 。接着,各粒子根据已知局部最佳位置 $\tilde{r}_{j,\text{pbest}}$ 和已知全局最佳位置 \tilde{r}_{gbest} 更新其位置。在第 t 次迭代过程中,第 j 个粒子的速度和位置分别更新为

$$\tilde{v}_j^{(t+1)} = \omega \tilde{v}_j^{(t)} + c_1 \tau_1 (\tilde{r}_{j,\text{pbest}} - \tilde{r}_j^{(t)}) + c_2 \tau_2 (\tilde{r}_{\text{gbest}} - \tilde{r}_j^{(t)}) \quad (20)$$

$$\tilde{r}_j^{(t+1)} = \tilde{r}_j^{(t)} + \tilde{v}_j^{(t+1)} \quad (21)$$

式中: c_1 和 c_2 分别表示个体学习因子和社会学习因子, τ_1 和 τ_2 是介于 $[0, 1]$ 间的随机数, ω 为速度的惯性权重,其更新公式表示为^[27]

$$\omega = \omega_{\max} \times \left(\frac{\omega_{\min}}{\omega_{\max}} \right)^{1/(1+10t/\mathcal{T})} \quad (22)$$

式中: ω_{\max} 和 ω_{\min} 分别为 ω 的最大值和最小值, \mathcal{T} 为最大迭代次数。

为了保证约束条件C5成立,即确保更新的解在可行区域内。根据文献[26],执行如下投影操作,即

$$x_{j,m}^{(t)} = \begin{cases} -\frac{A}{2} & x_{j,m}^{(t)} < -\frac{A}{2} \\ \frac{A}{2} & x_{j,m}^{(t)} \geq \frac{A}{2} \\ x_{j,m}^{(t)} & \text{其他} \end{cases} \quad (23)$$

$$y_{j,m}^{(t)} = \begin{cases} -\frac{A}{2} & y_{j,m}^{(t)} < -\frac{A}{2} \\ \frac{A}{2} & y_{j,m}^{(t)} \geq \frac{A}{2} \\ y_{j,m}^{(t)} & \text{其他} \end{cases} \quad (24)$$

此外,定义了适应度函数来评估位置优化对传输的总比特信息量 $I_{\text{sum}}(\tilde{r}_j^{(t)})$ 的影响,其表达式为

$$\mathcal{F}(\tilde{r}_j^{(t)}) = I_{\text{sum}}(\tilde{r}_j^{(t)}) - \xi \left| \mathcal{P}(\tilde{r}_j^{(t)}) \right| \quad (25)$$

式中 $\mathcal{P}(\tilde{r}_j^{(t)})$ 为包含所有违反约束C6的MAs对位置元素的集合,表示为

$$\mathcal{P}(\tilde{r}_j^{(t)}) = \left\{ (r_m^{(t)}, r_{m'}^{(t)}) \mid \|r_m^{(t)} - r_{m'}^{(t)}\|_2 < D \right\} \quad 1 < m < m' < M \quad (26)$$

$|\mathcal{P}(\tilde{r}_j^{(t)})|$ 为集合 $\mathcal{P}(\tilde{r}_j^{(t)})$ 的基数, ξ 为惩罚参数。为满足约束条件C6, ξ 一般为较大的正数。

通过对每个粒子进行适应度评估,根据式(20,21)更新粒子的个体和全局最优位置,直到收敛。求解问题P4的主要过程如算法1所示。

算法1 通过PSO求解P4的算法

初始化 J 个粒子的位置 $R^{(0)}$ 和速度 $V^{(0)}$

根据式(25)计算每个粒子的适应度值

获得局部最佳位置 $\tilde{r}_{j,\text{pbest}} = \tilde{r}_j^{(0)}$ 和全局最佳位置 $\tilde{r}_{\text{gbest}} = \arg \max_{\tilde{r}_j^{(0)}} \{F(\tilde{r}_1^{(0)}), F(\tilde{r}_2^{(0)}), \dots, F(\tilde{r}_J^{(0)})\}$

从 $t = 1$ 循环至 $t = T$

通过式(22)更新权重 ω

从 $j=1$ 循环至 $j=J$

通过式(20,21)分别更新粒子的速度和位置

结束

根据(23,24)调整可行区域以外的粒子位置

根据式(25)评估粒子 j 的适应度

如果 $F(\tilde{\mathbf{r}}_j^{(t)}) > F(\tilde{\mathbf{r}}_{j,\text{pbest}}^{(t)})$

$$\tilde{\mathbf{r}}_{\text{pbest}}^{(t)} \leftarrow \tilde{\mathbf{r}}_j^{(t)}$$

如果 $F(\tilde{\mathbf{r}}_j^{(t)}) > F(\tilde{\mathbf{r}}_{\text{gbest}}^{(t)})$

$$\tilde{\mathbf{r}}_{\text{gbest}}^{(t)} \leftarrow \tilde{\mathbf{r}}_j^{(t)}$$

收敛,结束

返回粒子位置 $\tilde{\mathbf{r}} = \tilde{\mathbf{r}}_{\text{gbest}}^{(t)}$

算法2 求解P1的算法

初始化:算法的迭代索引 $t=0$,时隙分配 $\tau^{(t)}$,粒子位置 $\tilde{\mathbf{r}}^{(t)}$ 以及阈值 ϵ

重复

使用 CVX 求解问题 P2.1,更新 $\mathbf{w}_0^{(t)}$ 和 $\mathbf{p}^{(t)}$

使用 CVX 求解问题 P3,更新 $\tau^{(t)}$

利用算法1求解问题 P4,更新 MAs 位置 $\tilde{\mathbf{r}}^{(t)}$

直到 P1 的目标函数增加值小于阈值 ϵ

下面对问题 P1 的求解进行了总结,如算法 2 所示。接着,分析算法 1 和算法 2 的收敛性。针对算法 2,当 MA 位置向量对应的适应度值最大时,该位置被指定为全局最优位置。而全局最佳位置的适应度在迭代过程中始终保持不变或增加,所以算法 1 可以收敛到一个驻点。而对于算法 2,定义算法 2 在第 t 次迭代时的最优解为 $(\mathbf{w}_0^{(t)}, \mathbf{p}^{(t)}, \tau^{(t)}, \tilde{\mathbf{r}}^{(t)})$,其所对应的目标函数值为 $I(\mathbf{w}_0^{(t)}, \mathbf{p}^{(t)}, \tau^{(t)}, \tilde{\mathbf{r}}^{(t)})$,考虑到第 t 次迭代的最优解同时也是第 $(t+1)$ 次迭代的可行解,所以第 $(t+1)$ 次迭代时问题 P2.1 的最优解为 $(\mathbf{w}_0^{(t+1)}, \mathbf{p}^{(t+1)}, \tau^{(t)}, \tilde{\mathbf{r}}^{(t)})$,其对应的目标函数值满足

$$I(\mathbf{w}_0^{(t)}, \mathbf{p}^{(t)}, \tau^{(t)}, \tilde{\mathbf{r}}^{(t)}) \leq I(\mathbf{w}_0^{(t+1)}, \mathbf{p}^{(t+1)}, \tau^{(t)}, \tilde{\mathbf{r}}^{(t)}) \quad (27)$$

由于问题的最优解对应的结果一定不小于前一次求解得到的结果,而第 $(t+1)$ 次迭代时问题 P3 的最优解为 $(\mathbf{w}_0^{(t+1)}, \mathbf{p}^{(t+1)}, \tau^{(t+1)}, \tilde{\mathbf{r}}^{(t)})$,则其对应的目标函数值满足

$$I(\mathbf{w}_0^{(t)}, \mathbf{p}^{(t)}, \tau^{(t)}, \tilde{\mathbf{r}}^{(t)}) \leq I(\mathbf{w}_0^{(t+1)}, \mathbf{p}^{(t+1)}, \tau^{(t)}, \tilde{\mathbf{r}}^{(t)}) \leq I(\mathbf{w}_0^{(t+1)}, \mathbf{p}^{(t+1)}, \tau^{(t+1)}, \tilde{\mathbf{r}}^{(t)}) \quad (28)$$

同理,第 $(t+1)$ 次迭代时问题 P4 的最优解为 $(\mathbf{w}_0^{(t+1)}, \mathbf{p}^{(t+1)}, \tau^{(t+1)}, \tilde{\mathbf{r}}^{(t+1)})$,其对应的目标函数值满足

$$I(\mathbf{w}_0^{(t)}, \mathbf{p}^{(t)}, \tau^{(t)}, \tilde{\mathbf{r}}^{(t)}) \leq I(\mathbf{w}_0^{(t+1)}, \mathbf{p}^{(t+1)}, \tau^{(t)}, \tilde{\mathbf{r}}^{(t)}) \leq I(\mathbf{w}_0^{(t+1)}, \mathbf{p}^{(t+1)}, \tau^{(t+1)}, \tilde{\mathbf{r}}^{(t)}) \leq I(\mathbf{w}_0^{(t+1)}, \mathbf{p}^{(t+1)}, \tau^{(t+1)}, \tilde{\mathbf{r}}^{(t+1)}) \quad (29)$$

式(29)表明,在交替优化过程中,问题 P1 的目标函数是非减的,同时由于目标函数是有界连续函数,所以算法 2 满足收敛性。两个算法的收敛性能将通过图 3 进行验证。

最后,分析算法 1,2 的计算复杂度。问题 P2 的求解复杂度为 $O(L_{\text{SCA}}(2K_b + 2K_s + 1)^{3.5})^{[28]}$, L_{SCA} 为 SCA 收敛所需的迭代次数。接着问题 P3 的求解复杂度为 $O(K_b + K_s + 1)$, $K_b + K_s + 1$ 为变量的个数,而算法 1 的复杂度为 $O(\mathcal{I})$ 。因此,算法 2 的复杂度为 $O(L_{\text{BCD}}(L_{\text{SCA}}(2K_b + 2K_s + 1)^{3.5} + K_b + K_s + 1 + \mathcal{I}))$,其中 L_{BCD} 为实现整个算法收敛所需的迭代次数。

3 仿真结果及分析

本节通过数值仿真来评估所提方案的性能。将提出的MA方案与下列4种方案进行对比：

(1)等时隙分配方案:假设各个时隙的时间相同,其他变量联合优化。

(2)随机波束赋形方案:随机给定波束赋形向量,其他变量联合优化。

(3)FPA方案:固定HAP处天线位置,其他变量联合优化。

(4)麻雀搜索方案:在该方案中,利用麻雀搜索算法^[29]来优化MA的位置,其他变量的优化方法不变。

将通信网络建模为一个二维坐标系的网络拓扑,假设HAP位于 x 坐标轴上,坐标为 $(0\text{ m}, 0\text{ m})$,用户 $U_{b,k}$ 和 $U_{s,k}$ 分别随机分布在以 $(6\text{ m}, 8\text{ m})$ 和 $(6\text{ m}, -8\text{ m})$ 为圆心, $r=6\text{ m}$ 为半径的圆内,其坐标为 $(x_{i,k}, y_{i,k})$ 。MA的移动区域设置为一个方形区域 $[-3\lambda/2, 3\lambda/2] \times [-3\lambda/2, 3\lambda/2]$,其中 $\lambda=0.1\text{ m}$ 。假设发送路径数与接收路径数设置相同且满足 $L_{b,k}=L_{s,k}=5$ ^[16]。假设用户 $U_{i,k}$ 处的接收场路径响应向量 $\mathbf{q}_{i,k}^H$ 满足 $\text{CN}(0, C_0 d^{-\alpha}/L)$,其中 $C_0=-10\text{ dBm}$ 表示参考距离 1 m 处的路径损耗, $\alpha=2.8$ 表示路径损耗指数, d 表示HAP到用户之间的距离。接着,将非线性能量收集模型的参数设置为 $a_{i,k}=200, b_{i,k}=0.012, M_{i,k}=2.4\text{ mW}$ 。此外,天线数 M 设置为 $7, K_b$ 设置为 $2, K_s$ 设置为 2 ,信道带宽 B 的设置设置为 10 Hz ,噪声的功率谱密度 N_0 设置为 -60 dBm , T 设置为 1 s ,最大发射功率 P_H 设置为 30 dBm , \tilde{I}_s 设置为 0.2 语义单元, $\rho=0.8, D=0.5\lambda, A=3\lambda, J=300, c_1=c_2=1.4, d_1=0.2, d_2=7, \mathcal{T}=200, \omega_{\max}=0.9, \omega_{\min}=0.4, \xi=10\ 000, A_{N,1}=0.319\ 67, A_{N,2}=0.967\ 42, C_{N,1}=2.043\ 41, C_{N,2}=-1.976\ 74$ ^[30]。此外,考虑到句子的期望语义量 I_0 和句子长度 L 都是常量,这使得 I_0/L 的设定并不会影响问题求解。因此,在仿真求解过程中,将 I_0/L 的值设置为常量 1 ^[30]。

图3展示了算法1和算法2的收敛性。从图3中可以看出,传输的总比特信息量随着迭代次数的增加而动态增加,并最终收敛于一个固定值,验证了算法1和算法2的收敛性。同时,从图3(a)中可以看出,PSO算法在迭代次数达到20次的时候趋近于收敛。而从图3(b)可以看出,在迭代次数为3时,算法2可以实现收敛。

图4描述了不同方案的总比特信息量与发射功率的关系曲线。由图4可知,所提方案和对比方案的总比特信息量都随着功率的增大而增大。相较于对比方案,本文所提出的方案提升了总比特信息量。对比麻雀搜索方案,PSO算法凭借其高效的群体信息共享与稳定的搜索机制,在提高传输的总比特信息和方面获得了更优的性能表现。对比等时隙分配方案,对于信噪比较高的用户,所提出的方案分配更多的时间从而传输更多的信息,实现了用户传输的总比特信息量的增加。对比随机波束赋形方案,所提出的方案通过优化波束赋形向量,提升了无线能量的传输效率,使得用户有足够的能量用

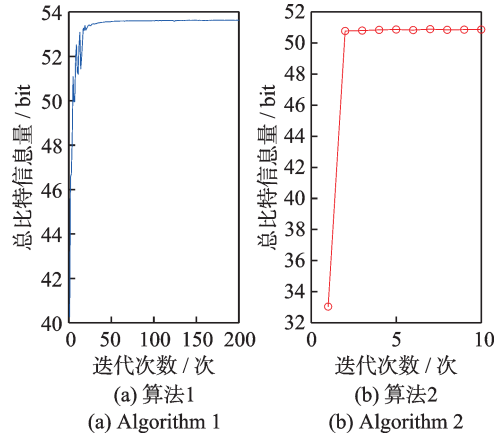


图3 总比特信息量与迭代次数的关系

Fig.3 Total number of bit data versus iteration count

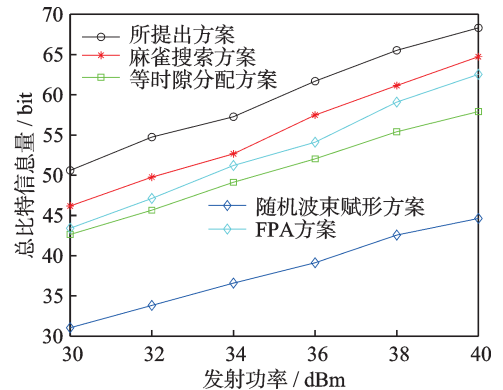


图4 总比特信息量与发射功率的关系曲线

Fig.4 Total number of bit data versus the transmit power

于比特信息传输,进而增加了总比特信息量。对比固定天线方案,所提出的方案通过优化MAs的位置向量,充分利用DoF,即提升了下行能量传输效率和上行信息传输效率,进而增加了总比特信息量。

图5反映了天线数量对总比特信息量的影响。根据图5可知,随着天线数量的增加,所提方案与对比方案的总比特信息量均呈上升趋势。这是因为随着HAP天线数量的增加,系统可以获得更高的天线增益。一方面,在下行能量传输阶段,发射天线数量的增加可以提高HAP向用户的能量传输效率,从而提高了用户所收集的能量;另一方面,接收天线数量的增加也可以提高上行信息传输的效率。

图6展示了信道路径数对总比特信息量的影响。从图6可以清楚地看到,随着信道路径数的增加,各个方案的总比特信息量均呈上升趋势。这是因为随着信道路径数的增加,小尺度衰落效应变得更加显著,导致信道容量在发射和接收区域出现更明显的波动,这种波动为系统提供了更多的DoF,从而有助于提升信道容量。此外,还可以发现,根据所提出的MA方案和麻雀搜索方案得到的总比特数量均大于FPA方案获得的总比特信息量,进一步验证了MA赋能方案的有效性。

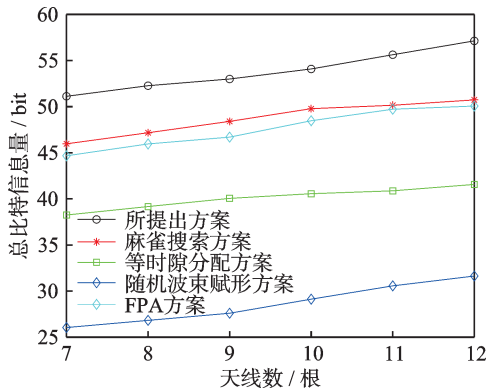


图5 总比特信息量与天线数量的关系曲线

Fig.5 Total number of bit data versus the number of antennas

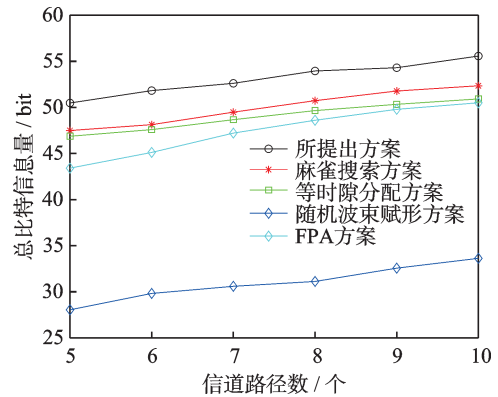


图6 总比特信息量与信道路径数的关系曲线

Fig.6 Total number of bit data versus the number of channel paths

图7给出了语义用户传输的最小有效语义信息量与总比特信息量的关系曲线。根据图7可知,所提出的MA方案、麻雀搜索方案、等时隙分配方案、随机波束赋形方案和FPA方案的总比特信息量均随着语义用户传输的最小有效语义信息量的增加而下降。这是因为语义用户传输的最小语义信息量越大,所分配给语义用户的资源就越多,分配给比特用户的资源就会越少,从而导致总比特信息量的减少。

4 结束语

本文构建了MA赋能的WP-HBSCN。通过在HAP上部署可以动态调整的MAs,提升信道增益,改善下行能量传输效率和上行信息传输效率。在保证语义用户传输信息的QoS约束下,定义了总比特信息量最大化的优化问题。该问题是关于用户处发射功率、HAP处发射波束赋形向量、时隙分配和MAs位置的联合优化问题。为求解该问题,设计了一种基于SCA技

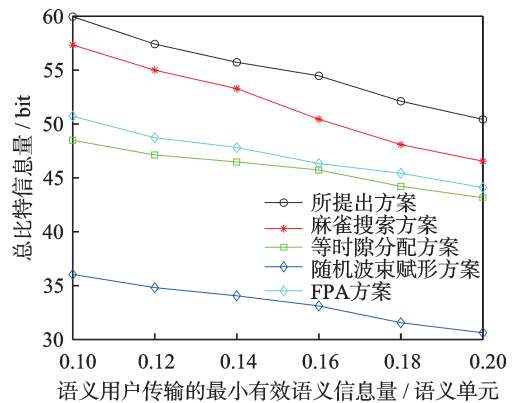


图7 总比特信息量与语义用户传输的最小有效语义信息量的关系曲线

Fig.7 Total number of bit data versus the minimum effective semantic information of semantic users

术和PSO算法的交替优化算法。仿真结果证明了本文所提方案性能的优越性。

参考文献:

- [1] 牛凯, 张平. 语义通信的数学理论[J]. 通信学报, 2024, 45(6): 7-59.
NIU Kai, ZHANG Ping. A mathematical theory of semantic communication[J]. Journal on Communications, 2024, 45(6): 7-59.
- [2] XIE H Q, QIN Z J, LI G Y, et al. Deep learning enabled semantic communication systems[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2021, 69: 2663-2675.
- [3] 张平, 牛凯, 姚圣时, 等. 面向未来的语义通信: 基本原理与实现方法[J]. 通信学报, 2023, 44(5): 1-14.
ZHANG Ping, NIU Kai, YAO Shengshi, et al. Semantic communications for future: Basic principle and implementation methodology[J]. Journal on Communications, 2023, 44(5): 1-14.
- [4] YAN L, QIN Z J, ZHANG R, et al. Resource allocation for text semantic communications[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2022, 11(7): 1394-1398.
- [5] YANG Z H, CHEN M Z, ZHANG Z Y, et al. Energy efficient semantic communication over wireless networks with rate splitting[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2023, 41(5): 1484-1495.
- [6] 陈九九, 冯春燕, 郭彩丽, 等. 车联网中视频语义驱动的资源分配算法[J]. 通信学报, 2021, 42(7): 1-11.
CHEN Jiuju, FENG Chunyan, GUO Caili, et al. Video semantics-driven resource allocation algorithm in internet of vehicles [J]. Journal on Communications, 2021, 42(7): 1-11.
- [7] ZHANG H, WANG H, LI Y, et al. DRL-driven dynamic resource allocation for task-oriented semantic communication[J]. IEEE Transactions on Communications, 2023, 71(7): 3992-4004.
- [8] ROMANO F, BENEDETTA P. Multi-user semantic communications system with spectrum scarcity[J]. Journal of Communications and Information Networks, 2022, 7(4): 375-382.
- [9] ZHANG M, ZHONG R K, MU X D, et al. Resource management for heterogeneous semantic and bit communication systems [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Communications Workshops. [S.l.]: IEEE, 2023: 1629-1634.
- [10] MU X D, LIU Y W, GUO L, et al. Heterogeneous semantic and bit communications: A semi-NOMA scheme[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2023, 41(1): 155-169.
- [11] XIA L, SUN Y, NIYATO D, et al. Wireless resource optimization in hybrid semantic/bit communication networks[J]. arXiv preprint, arXiv: 2408.07820, 2024.
- [12] ZHANG M, ZHU G, JIN R, et al. Beamforming design for semantic-bit coexisting communication system[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2025, 43(4): 1262-1277.
- [13] RAMEZANI P, JAMALIPOUR A. Toward the evolution of wireless powered communication networks for the future internet of things[J]. IEEE Network, 2017, 31(6): 62-69.
- [14] LIEW Z Q, CHENG Y, LIM W Y B, et al. Economics of semantic communication system in wireless powered internet of things[C]//Proceedings of 2022 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. [S.l.]: IEEE, 2022: 8637-8641.
- [15] ZHU L P, MA W Y, ZHANG R. Modeling and performance analysis for movable antenna enabled wireless communications [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(6): 6234-6250.
- [16] 虞湘宾, 钱盼盼, 蔡鸿飞. 面向6G无线通信的可移动天线技术研究综述[J]. 南京航空航天大学学报, 2024, 56(5): 773-783.
YU Xiangbin, QIAN Panpan, CAI Hongfei. Overview of movable antenna for 6G wireless communication[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2024, 56(5): 773-783.
- [17] CHENG Z Q, LI N X, ZHU J C, et al. Sum-rate maximization for fluid antenna enabled multiuser communications[J]. IEEE Communications Letters, 2024, 28(5): 1206-1210.
- [18] MA W Y, ZHU L P, ZHANG R. MIMO capacity characterization for movable antenna systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(4): 3392-3407.
- [19] CHENG P C, YANG Y X, LYU B, et al. Movable antenna-enhanced wireless powered mobile edge computing systems[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(21): 35505-35518.

- [20] LYU B, LIU H, HONG W Q, et al. Primary rate maximization in movable antennas empowered symbiotic radio communications[C]//Proceedings of 2024 IEEE Conference on Vehicular Technology. [S.l.]: IEEE, 2024.
- [21] ZHOU C, LYU B, YOU C S, et al. Movable antenna enabled symbiotic radio systems: An opportunity for mutualism[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2024, 13(10): 2752-2756.
- [22] 吕斌, 曹怡, 李健, 等. IRS辅助的认知反向散射通信网络性能增强方案[J]. 通信学报, 2021, 42(12): 172-181.
LYU Bin, CAO Yi, LI Jian, et al. Performance enhancement scheme for IRS-assisted cognitive backscatter communication network[J]. Journal on Communications, 2021, 42(12): 172-181.
- [23] BOSHKOVSKA E, NG D W K, ZLATANOV N, et al. Practical non-linear energy harvesting model and resource allocation for SWIPT systems[J]. IEEE Communications Letters, 2015, 19(12): 2082-2085.
- [24] MENG H, WU Q Q. Throughput maximization for IRS-aided MIMO FD-WPCN with non-linear EH model networks[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2022, 16(5): 918-932.
- [25] BOYD S, VANDENBERGH E. Convex optimization[M]. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2004.
- [26] XIAO Z, PI X, ZHU L, et al. Multiuser communications with movable-antenna base station: Joint antenna positioning, receive combining, and power control[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(12): 19744-19759.
- [27] 郁磊, 史峰, 王辉, 等. MATLAB智能算法30个案例分析[M]. 2版. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2015.
YU Lei, SHI Feng, WANG Hui, et al. MATLAB intelligent algorithm: Analysis of 30 cases[M]. 2nd ed. Beijing: Beihang University Press, 2015.
- [28] LUO Z Q, MA W K, SO A M C, et al. Semidefinite relaxation of quadratic optimization problems[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2010, 27(3): 20-34.
- [29] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: Sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [30] 谢家豪, 吕斌, 周超, 等. 无线供电语义通信网络资源优化方案研究[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2024, 44(6): 35-43.
XIE Jiahao, LYU Bin, ZHOU Chao, et al. A resource optimization scheme for wireless powered semantic communication networks[J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2024, 44(6): 35-43.

作者简介:



吴巨爱(1989-),通信作者,男,副教授,研究方向:无线通信、信息物理社会系统,E-mail:wuji'ai@foxmail.com。



谢家豪(2000-),男,硕士研究生,研究方向:语义通信、无线供电通信等,E-mail:1222014724@njupt.edu.cn。



吕斌(1989-),男,博士,副教授,研究方向:网络性能优化、无线供电通信等,E-mail:blyu@njupt.edu.cn。

(编辑:陈珺)