

STAR-RIS 辅助的无源物联网上行和速率最大化研究： SDMA 对比 NOMA

陈沿明, 吕斌, 杨震, 李飞

(南京邮电大学通信与信息工程学院, 江苏 南京 210003)

摘要: 为了解决可重构智能表面 (RIS) 辅助无源物联网存在的半空间限制以及信息传输效率低问题, 提出了一种同时透射和反射的 RIS (STAR-RIS) 辅助传输方案。在无源设备 (BD) 与访问接入点间部署 STAR-RIS, 以协助 BD 向访问接入点传输信息, 实现 BD 的全空间分布。此外, 在配置多天线的能量站构建波束成形以提高入射信号的强度。为了最大化系统和速率, 分别基于空分多址接入 (SDMA) 和非正交多址接入 (NOMA), 考虑了 BD 反射系数、波束成形矢量和 STAR-RIS 元件系数联合优化问题。为求解 SDMA 方式下优化问题, 提出了一种基于块坐标下降 (BCD) 框架的迭代算法。针对 NOMA 方式下优化问题的非凸性, 将目标函数转化为易于求解的形式, 并提出另一种基于 BCD 框架的迭代算法。仿真结果表明, 在相同多址方式下, 所提方案的性能优于参照方案; 在相同方案下, NOMA 系统的性能优于 SDMA 系统。

关键词: 无源物联网; 反向散射通信; 同时透射和反射可重构智能表面; 多址接入; 和速率最大化

中图分类号: TN92

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2024207

Research on uplink sum-rate maximization for STAR-RIS assisted batteryless IoT: SDMA versus NOMA

CHEN Yanming, LYU Bin, YANG Zhen, LI Fei

School of Communications and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China

Abstract: To address the limitations of half-space coverage, low information transmission efficiency of RIS assisted batteryless IoT, a STAR-RIS assisted transmission scheme was proposed. Specifically, a STAR-RIS was deployed between the batteryless device (BD) and the access point, facilitating the uplink information transmission from the BD to the access point, thereby achieving full-space network coverage of the BD. To further enhance energy transmission efficiency, energy beamforming was designed at the power station. To this end, the system sum-rate maximization problems for both space division multiple access (SDMA) and non-orthogonal multiple access (NOMA) scenarios were investigated, with jointly optimization of the reflection coefficients of the BD, the energy beamforming vector at the base station and the coefficient matrices of the STAR-RIS. For the SDMA scenario, an iterative algorithm based on the block coordinate descent (BCD) framework was proposed to solve the optimization problem. Similarly, to address the non-convexity of the optimization problem in the NOMA scenario, the objective function was transformed to simplify its solution, and another iterative algorithm based on the BCD framework was proposed. Numerical results show the superiorities of the proposed schemes over the benchmark schemes. Moreover, the utilization of the NOMA achieves better performance than the SDMA.

Keywords: batteryless IoT, backscatter communication, STAR-RIS, multiple access, sum-rate maximization

收稿日期: 2024-07-19; 修回日期: 2024-11-12

通信作者: 吕斌, blyu@njupt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.62271265, No.62071242)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.62271265, No.62071242)

0 引言

随着物联网 (IoT, Internet of things) 的迅速发展, 无线设备被广泛地部署在生产生活的各个领域。然而, 由于无线设备的电池容量有限, 其使用寿命受到了较大限制。虽然可以通过更换电池或对电池进行重新充电等方式延长其使用寿命, 但这些方法会显著增加网络部署的成本^[1]。特别是在即将到来的 6G 中, 海量的无线设备将接入网络, 这将导致组网成本急剧上升, 成为 IoT 进一步发展的主要瓶颈之一。近年来, 基于反向散射通信 (BackCom, backscatter communication) 技术的无源物联网逐渐受到关注。在无源物联网中, 基于 BackCom 技术的无源设备 (BD, batteryless device) 无须配备电池, 而是利用环境中的射频 (RF, radio frequency) 信号能量来满足其能量需求, 并通过周期性调节负载阻抗来反射瞬时入射信号, 实现信息传输^[2-6]。这种特性为解决上述 IoT 发展瓶颈提供了新的可能性。然而, BD 存在通信距离有限、路径损耗较高等问题, 限制了无源物联网的通信覆盖范围和传输效率。

可重构智能表面 (RIS, reconfigurable intelligent surface) 作为 6G 通信的重要技术之一, 能够通过智能调控信号的相移和幅度来实现对信道的灵活控制^[7-8]。这一技术在无源物联网中具有广泛的应用前景, 能够辅助设备间的通信, 从而提升网络通信覆盖范围和信息传输效率。当前, 许多学者已对 RIS 与无源物联网的结合开展了相关研究。文献[9-10]系统综述了 RIS 辅助无源物联网的基本概念、分类及其在提升系统性能方面的优势, 并指出了该技术在实际应用中所面临的挑战及未来研究方向。文献[11]针对 RIS 辅助的无源物联网系统, 提出了通过联合优化波束成形矢量与 RIS 元件相移来最小化载波发射器发射功率的系统性能优化方案。文献[12]研究了 RIS 在无源物联网中的部署位置对通信链路性能的影响。文献[13]提出了一种 RIS 增强的基于非正交多址接入 (NOMA, non-orthogonal multiple access) 的无源物联网, 并通过联合优化 BD 反射系数和 RIS 元件相移, 最大化系统和速率。文献[14]则引入 RIS 技术以提高无源物联网中 BD 的能量采集效率, 提出通过优化 RIS 元件相移来最大化系统的可达速率。然而, 文献[9-14]中所研究的 RIS 普遍存在半空间限制, 即 BD 仅能部署在 RIS 的反射

区域或透射区域, 难以满足实际应用中 BD 全空间分布的需求。

同时透射和反射的 RIS (STAR-RIS, simultaneously transmitting and reflecting RIS) 作为 RIS 的扩展技术, 有效克服了 RIS 的半空间限制^[15]。得益于该特性, STAR-RIS 在无源物联网中的应用具有重要的研究价值。目前, 已有学者对 STAR-RIS 辅助的无源物联网系统进行了性能优化^[16-17]和性能分析^[18-19]方面的研究。文献[16]提出了一种 STAR-RIS 辅助的无源物联网通信系统, 该系统包含下行主动通信链路和上行 BackCom 通信链路, 并在上下行链路中均采用 NOMA 以提升频谱效率。通过联合优化基站波束成形矢量、STAR-RIS 元件的相移和幅度, 以及下行 NOMA 解码顺序, 实现系统加权和速率的最大化。文献[17]针对 BD 与能量站距离较远导致的严重路径损耗问题, 提出了一种 STAR-RIS 辅助无源物联网通信系统, 以提高 BD 空间部署的灵活性。在上行链路采用空分多址接入 (SDMA, space division multiple access) 来提高通信效率, 通过联合优化 STAR-RIS 元件的相移和 BD 的反射系数, 达到了能量站发送功率最小化。文献[18-19]在一种基于帧的传输协议下, 对 STAR-RIS 辅助的无源物联网系统性能进行了分析。文献[18]对系统的有效容量进行了详细研究, 推导出了 Nakagami-m 衰落信道下有效容量的闭式解。文献[19]则进一步推导了 Nakagami-m 衰落信道的统计分布, 并在延迟服务质量 (QoS, quality of service) 约束下进行了有效容量的分析, 同时给出了系统性能的渐近分析和有效容量的上限推导。然而, 尽管文献[16-19]分别探讨了不同接入方式下的系统性能, 但未能充分研究 NOMA 和 SDMA 方案的性能差异。此外, 文献[16-19]仅考虑部分参数对系统性能的影响, 未考虑 BD 反射系数、能量站波束成形矢量以及 STAR-RIS 元件相移和幅度的联合优化问题, 这限制了系统性能的进一步提升。

为解决上述问题, 本文分别在 SDMA 和 NOMA 这 2 种方式下, 对 STAR-RIS 辅助的无源物联网传输和性能优化问题进行了研究, 并对 2 种接入方式下的系统性能进行了对比分析。与此同时, 本文通过联合优化 BD 反射系数、能量站波束成形矢量以及 STAR-RIS 元件的相移和幅度, 以提升 BD 到访问接入点的信息传输效率。相较

于文献[16-17], 本文分别研究了SDMA和NOMA方式下系统性能优化问题, 并对两者的性能进行了对比分析。与文献[16,18-19]相比, 本文进一步探讨了BD反射系数对系统性能的影响。此外, 相较于文献[17-19], 本文还考虑了STAR-RIS元件幅度对系统性能的影响, 并通过在能量站配置多天线, 以提高BD处入射信号的强度, 进一步优化了系统性能。

本文的主要研究工作如下。

1) 构建了基于SDMA和NOMA的STAR-RIS辅助无源物联网系统模型。在该模型中, BD分布于STAR-RIS的两侧, 利用STAR-RIS将携带自身信息的反向散射信号透射或反射至访问接入点, 从而实现与访问接入点的通信。在这2种系统模型下, 通过联合优化BD反射系数、能量站波束成形矢量以及STAR-RIS元件的相移和幅度, 以最大化系统和速率。

2) 为了求解SDMA方式对应优化问题, 提出了一种基于块坐标下降(BCD, block coordinate descent)框架的迭代算法, 并将原优化问题分解为3个子问题, 分别是BD反射系数优化子问题、能量站波束成形矢量优化子问题以及STAR-RIS元件的相移和幅度优化子问题。对于BD反射系数优化子问题, 采用逐次凸逼近(SCA, successive convex approximation)方法进行求解; 对于能量站波束成形矢量优化子问题, 引入辅助变量, 并利用半正定松弛(SDR, semidefinite relaxation)技术和SCA方法进行求解; 对于STAR-RIS元件的相移和幅度优化子问题, 同样引入辅助变量, 并采用罚函数法^[20]与SCA方法进行求解。

3) 由于NOMA方式对应优化问题具有非凸性, 将目标函数转化为易于求解的形式, 并提出了另一种基于BCD框架的迭代算法, 将原问题分解为2个子问题, 分别是BD反射系数优化子问题以及能量站波束成形矢量与STAR-RIS元件系数联合优化子问题。对于BD反射系数优化子问题, 推导出了关于最优BD反射系数的闭式解; 对于优化能量站波束成形矢量与STAR-RIS元件系数联合优化子问题, 采用一种基于双层框架的迭代算法, 在外层循环中, 逐步增加罚函数项系数, 直至算法收敛; 在内层循环中, 通过罚函数法、SCA方法和SDR技术进行求解。

4) 仿真结果表明, 在相同多址接入方式下,

所提方案的性能优于参照方案; 在相同方案的比较中, NOMA系统的性能优于SDMA系统。

1 系统模型

如图1所示, 本文研究了一种STAR-RIS辅助的无源物联网。该网络由具有充足能量供应的能量站、STAR-RIS、访问接入点和 N 个BD($U_i, i = 1, \dots, N$)组成。其中, 能量站配置的天线数量为 M , 访问接入点和BD都配置单根天线, STAR-RIS包含 L 个元件。每个BD都装配有BackCom电路, 其可以反向散射来自能量站的RF信号, 并借此传送自身要发送的信息。由于存在障碍物, 假设BD和访问接入点之间无法直接通信, 必须通过STAR-RIS协助通信。假设 $U_i, i = 1, \dots, N_1$ 分布在STAR-RIS的反射区域, 经其反向散射的信号经过STAR-RIS反射至访问接入点; $U_i, i = N_1 + 1, \dots, N$ 分布在STAR-RIS的透射区域, 经其反向散射的信号经过STAR-RIS透射至访问接入点。假设 $\mathbf{h}_{p,u}^H \in \mathbb{C}^{1 \times M}$ 表示能量站到BD的信道, $\mathbf{g}_{u,r} \in \mathbb{C}^{L \times 1}$ 表示BD到STAR-RIS的信道, $\mathbf{g}_{r,a}^H \in \mathbb{C}^{L \times 1}$ 表示STAR-RIS到访问接入点的信道。

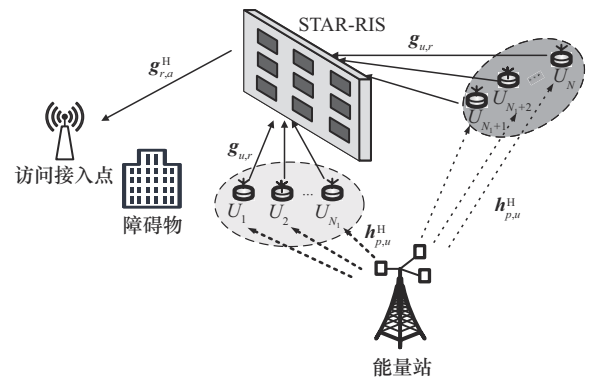


图1 STAR-RIS辅助的无源物联网

STAR-RIS工作在能量分割(ES, energy splitting)协议, 入射到STAR-RIS的信号被分割为透射信号和反射信号两部分^[15]。 $\sqrt{\beta_{t,l}} e^{j\varphi_{t,l}}$ 和 $\sqrt{\beta_{r,l}} e^{j\varphi_{r,l}}$ 分别表示STAR-RIS第 l 个元件对应的透射系数和反射系数, 其中, $\sqrt{\beta_{t,l}} \in [0,1]$ 和 $\sqrt{\beta_{r,l}} \in [0,1]$ 为对应系数的幅度, $\varphi_{t,l} \in (0,2\pi]$ 和 $\varphi_{r,l} \in (0,2\pi]$ 为对应系数的相移。根据能量守恒定律, 幅度参数应满足等式约束: $\beta_{t,l} + \beta_{r,l} = 1, \forall l \in \mathcal{L}$ 。其中, $\mathcal{L} \triangleq \{1,2,\dots,L\}$ 。

能量站发送的信号为

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{w}s(t) \quad (1)$$

其中, \mathbf{w} 为能量波束成形矢量, 且满足 $\|\mathbf{w}\|^2 \leq P_H$, P_H 为能量站的最大发送功率; $s(t)$ 是预先产生的单位功率序列。 U_i 接收到的来自能量站的信号可表示为

$$y_i = \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w}s(t) + n_{i,u} \quad (2)$$

其中, $n_{i,u}$ 表示 U_i 处的加性白高斯噪声。

值得注意的是, U_i 需要吸收一部分接收的信号能量以保证 BackCom 电路的正常工作^[21]。 U_i 的反射系数为 ρ_i , 且满足 $0 < \rho_i \leq 1$ 。 U_i 瞬间吸收的功率 $P_{p,u}$ 可表示为

$$P_{p,u} = (1 - \rho_i) \left| \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w} \right|^2 \quad (3)$$

U_i 满足下面的功率因果关系约束

$$P_{c,u} \leq P_{p,u} \quad (4)$$

其中, $P_{c,u}$ 是 U_i 的电路功耗。

U_i 反向散射的信号可表示为

$$u_i = \sqrt{\rho_i} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w}s(t) c_i(t) + n_{i,u} \sqrt{\rho_i} c_i(t) \quad (5)$$

其中, $c_i(t)$ 是 U_i 需要发送的信号, 且满足 $\mathbb{E}[|c_i(t)|^2] = 1$ 。

为了方便起见, 令 U_i 与访问接入点之间的级联信道为 $\mathbf{g}_{s,i}$, 其可以表示为

$$\mathbf{g}_{s,i} = \mathbf{g}_{r,a}^H \boldsymbol{\Theta}_s \mathbf{g}_{u,r} s \in \{t, r\} \quad (6)$$

其中, $\boldsymbol{\Theta}_s = \text{diag}(\sqrt{\beta_{s,1}} e^{j\varphi_{s,1}}, \sqrt{\beta_{s,2}} e^{j\varphi_{s,2}}, \dots, \sqrt{\beta_{s,L}} e^{j\varphi_{s,L}})$ 表示 STAR-RIS 元件的系数矩阵。当 $s = r$ 时, BD 位于 STAR-RIS 的反射区域; 当 $s = t$ 时, BD 位于 STAR-RIS 的透射区域。

针对 BD 的信息传输, 分别考虑 SDMA 和 NOMA 这 2 种多址接入方式。

1.1 SDMA 方式

当系统采用 SDMA 方式时, 所有 BD 在 STAR-RIS 协助下同时向访问接入点传输信息。访问接入点接收到的信号可表示为

$$y = \sum_{i=1}^N \mathbf{g}_{s,i} u_i + n_{r,a} = \sum_{i=1}^N \sqrt{\rho_i} \mathbf{g}_{s,i} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w}s(t) c_i(t) + \sum_{i=1}^N \mathbf{g}_{s,i} n_{i,u} \sqrt{\rho_i} c_i(t) + n_{r,a} s \in \{t, r\} \quad (7)$$

其中, $n_{r,a}$ 为访问接入点处的加性白高斯噪声。一般来说, 表达式 $\sum_{i=1}^N \mathbf{g}_{s,i} n_{i,u} \sqrt{\rho_i} c_i(t)$ 中的功率比噪声

$n_{r,a}$ 的功率小很多, 为了便于研究, 可以将其忽略^[22]。

于是, U_i 到访问接入点的 SINR 可表示为

$$\gamma_{s,i}^{\text{SDMA}} = \begin{cases} \frac{\rho_i \left| \mathbf{g}_{r,i} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w} \right|^2}{\sum_{j=1, j \neq i}^{N_1} \rho_j \left| \mathbf{g}_{r,j} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w} \right|^2 + \sum_{j=N_1+1}^N \rho_j \left| \mathbf{g}_{t,j} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w} \right|^2 + \sigma_{r,a}^2}, & i = 1, \dots, N_1 \\ \frac{\rho_i \left| \mathbf{g}_{t,i} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w} \right|^2}{\sum_{j=1}^{N_1} \rho_j \left| \mathbf{g}_{r,j} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w} \right|^2 + \sum_{j=N_1+1, j \neq i}^N \rho_j \left| \mathbf{g}_{t,j} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w} \right|^2 + \sigma_{r,a}^2}, & i = N_1 + 1, \dots, N \end{cases} \quad (8)$$

因而, U_i 到访问接入点的可达速率可表示为

$$R_{s,i}^{\text{SDMA}} = \text{lb}(1 + \gamma_{s,i}^{\text{SDMA}}) \quad (9)$$

1.2 NOMA 方式

当系统采用 NOMA 方式时, 访问接入点接收到的信号仍可由式(7)表示。对于上行 NOMA 系统, 访问接入点通常优先解码自信道增益较高的 BD 的信号。然而, 由于 STAR-RIS 的引入, 它可能会调整信道特性, 使得这一解码顺序不再适用。在 STAR-RIS 辅助的无源物联网中, 访问接入点对各个 BD 信号的解码顺序可能存在 $M!$ 种不同组合。对于任意 2 个无源设备 U_i 和 U_j , 若其对应的级联信道增益满足 $|\mathbf{g}_{s,i}| > |\mathbf{g}_{s,j}|$, 则访问接入点会在解码 U_i 的信号之后再解码 U_j 的信号。为了便于研究, 假设下面的不等关系成立

$$|\mathbf{g}_{s,1}| > |\mathbf{g}_{s,2}| > \dots > |\mathbf{g}_{s,N-1}| > |\mathbf{g}_{s,N}| \quad (10)$$

那么, 第 i 个 BD 的信号在访问接入点处的解码顺序为 i 。

根据 NOMA 协议^[23], U_i 的 SINR 可表示为

$$\gamma_{s,i}^{\text{NOMA}} = \frac{\rho_i \left| \mathbf{g}_{s,i} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w} \right|^2}{\sum_{j=i+1}^N \rho_j \left| \mathbf{g}_{s,i} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w} \right|^2 + \sigma_{r,a}^2} \quad (11)$$

于是, U_i 到访问接入点的可达速率为

$$R_{s,i}^{\text{NOMA}} = \text{lb}(1 + \gamma_{s,i}^{\text{NOMA}}) \quad (12)$$

2 系统和速率最大化

2.1 基于 SDMA 的系统和速率最大化

当系统采用 SDMA 方式时, 系统和速率最大化问题可定义为

$$\begin{aligned}
& \max_{\mathbf{w}, \boldsymbol{\theta}_s, \rho_{s,i}, R_{s,i}} \sum_{i=1}^N R_{s,i}^{\text{SDMA}} \\
& \text{s.t. C1: } \|\mathbf{w}\|^2 \leq P_H \\
& \quad \text{C2: } \beta_{r,l} + \beta_{t,l} \leq 1, 0 \leq \beta_{r,l}, \beta_{t,l} \leq 1 \\
& \quad \text{C3: } \varphi_{s,l} \in (0, 2\pi], s \in \{t, r\} \\
& \quad \text{C4: } P_{c,u} \leq P_{p,u}, \forall i \\
& \quad \text{C5: } 0 < \rho_i \leq 1, \forall i
\end{aligned} \quad (13)$$

上述优化问题的目标函数存在耦合变量 \mathbf{w} 、 $\boldsymbol{\theta}_s$ 和 ρ_i , 因此为非凸优化问题。为此, 提出一种基于 BCD 框架的迭代算法, 并将该问题转化为 3 个子问题进行求解。

首先, 固定优化变量 \mathbf{w} 和 $\boldsymbol{\theta}_s$, 通过求解优化问题式(14)来更新变量 ρ_i 。

$$\begin{aligned}
& \max_{\rho_r, R_{s,i}} \sum_{i=1}^N R_{s,i}^{\text{SDMA}} \\
& \text{s.t. C4: } P_{c,u} \leq P_{p,u}, \forall i \\
& \quad \text{C5: } 0 < \rho_i \leq 1, \forall i
\end{aligned} \quad (14)$$

优化问题式(14)的目标函数由 2 个凸函数之差构成。为此, 采用 SCA 方法来近似求解, 在 SCA 方法的第 n 次迭代中, 给定 $\rho_i^{(n)}$, 并对 $R_{s,i}^{\text{SDMA}}$ 进行一阶泰勒展开, 可得

$$\left\{ \begin{aligned}
& R_{s,i}^{\text{SDMA}} \geq [R_{s,i}^{\text{SDMA}}]^{\text{lb}} \triangleq \\
& \text{lb} \left(\sum_{j=1}^{N_1} \rho_j |\mathbf{g}_{r,j} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w}|^2 + \sum_{j=N_1+1}^N \rho_j |\mathbf{g}_{t,j} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w}|^2 + \sigma_{r,a}^2 \right) - \\
& \text{lb} \left(\sum_{j=1, j \neq i}^{N_1} \rho_j^{(n)} |\mathbf{g}_{r,j} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w}|^2 + \sum_{j=N_1+1}^N \rho_j^{(n)} |\mathbf{g}_{t,j} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w}|^2 + \sigma_{r,a}^2 \right) - \\
& \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^{N_1} (\rho_j - \rho_j^{(n)}) |\mathbf{g}_{r,j} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w}|^2 + \sum_{j=N_1+1}^N (\rho_j - \rho_j^{(n)}) |\mathbf{g}_{t,j} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w}|^2}{\ln 2 \left(\sum_{j=1, j \neq i}^{N_1} \rho_j^{(n)} |\mathbf{g}_{r,j} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w}|^2 + \rho_j^{(n)} |\mathbf{g}_{t,j} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w}|^2 + \sigma_{r,a}^2 \right)} , i = 1, \dots, N_1 \\
& R_{s,i}^{\text{SDMA}} \geq [R_{s,i}^{\text{SDMA}}]^{\text{lb}} \triangleq \\
& \text{lb} \left(\sum_{j=1}^{N_1} \rho_j |\mathbf{g}_{r,j} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w}|^2 + \sum_{j=N_1+1}^N \rho_j |\mathbf{g}_{t,j} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w}|^2 + \sigma_{r,a}^2 \right) - \\
& \text{lb} \left(\sum_{j=1}^N \rho_j^{(n)} |\mathbf{g}_{r,j} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w}|^2 + \sum_{j=N_1+1, j \neq i}^N \rho_j^{(n)} |\mathbf{g}_{t,j} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w}|^2 + \sigma_{r,a}^2 \right) - \\
& \frac{\sum_{j=1}^N (\rho_j - \rho_j^{(n)}) |\mathbf{g}_{r,j} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w}|^2 + \sum_{j=N_1+1, j \neq i}^N (\rho_j - \rho_j^{(n)}) |\mathbf{g}_{t,j} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w}|^2}{\ln 2 \left(\sum_{j=1}^{N_1} \rho_j^{(n)} |\mathbf{g}_{r,j} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w}|^2 + \sum_{j=N_1+1, j \neq i}^N \rho_j^{(n)} |\mathbf{g}_{t,j} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w}|^2 + \sigma_{r,a}^2 \right)} , i = N_1 + 1, \dots, N
\end{aligned} \right. \quad (15)$$

于是, 优化问题式(14)可转化为优化问题式(16), 具体如下

$$\begin{aligned}
& \max_{\rho_i, R_{s,i}} \sum_{i=1}^N [R_{s,i}^{\text{SDMA}}]^{\text{lb}} \\
& \text{s.t. C4: } P_{c,u} \leq P_{p,u}, \forall i \\
& \quad \text{C5: } 0 < \rho_i \leq 1, \forall i
\end{aligned} \quad (16)$$

可以看出, 优化问题式(16)是一个标准的 SDP 问题, 可以通过 CVX^[24] 进行求解。

接下来, 固定优化变量 $\boldsymbol{\theta}_s$ 和 ρ_i , 对变量 \mathbf{w} 进行

优化。此时优化问题式(13)可转化为如下等价的优化问题

$$\begin{aligned}
& \max_{\mathbf{w}, R_{s,i}} \sum_{i=1}^N R_{s,i}^{\text{SDMA}} \\
& \text{s.t. C1: } \|\mathbf{w}\|^2 \leq P_H \\
& \quad \text{C4: } P_{c,u} \leq P_{p,u}, \forall i
\end{aligned} \quad (17)$$

为了便于问题求解, 引入辅助变量 $\mathbf{W} = \mathbf{w}\mathbf{w}^H$, 且 $\text{Rank}(\mathbf{W}) = 1$, $\mathbf{W} \succeq 0$ 和 $\text{Tr}(\mathbf{W}) \leq P_H$ 。因此, $R_{s,i}^{\text{SDMA}}$ 可以被重新表示为

$$\left\{ \begin{array}{l} \bar{R}_{s,i}^{\text{SDMA}} = \text{lb} \left(\sum_{j=1}^{N_1} \rho_j \text{Tr}(\mathbf{H}_r \mathbf{W}) + \sum_{j=N_1+1}^N \rho_j \text{Tr}(\mathbf{H}_t \mathbf{W}) + \sigma_{r,a}^2 \right) - \\ \text{lb} \left(\sum_{j=1, j \neq i}^{N_1} \rho_j \text{Tr}(\mathbf{H}_r \mathbf{W}) + \sum_{j=N_1+1}^N \rho_j \text{Tr}(\mathbf{H}_t \mathbf{W}) + \sigma_{r,a}^2 \right), i = 1, \dots, N_1 \\ \bar{R}_{s,i}^{\text{SDMA}} = \text{lb} \left(\sum_{j=1}^{N_1} \rho_j \text{Tr}(\mathbf{H}_r \mathbf{W}) + \sum_{j=N_1+1}^N \rho_j \text{Tr}(\mathbf{H}_t \mathbf{W}) + \sigma_{r,a}^2 \right) - \\ \text{lb} \left(\sum_{j=1}^{N_1} \rho_j \text{Tr}(\mathbf{H}_r \mathbf{W}) + \sum_{j=N_1+1, j \neq i}^N \rho_j \text{Tr}(\mathbf{H}_t \mathbf{W}) + \sigma_{r,a}^2 \right), i = N_1 + 1, \dots, N \end{array} \right. \quad (18)$$

其中, $\mathbf{H}_s = (\mathbf{g}_{s,j} \mathbf{h}_{p,u}^H)^H (\mathbf{g}_{s,j} \mathbf{h}_{p,u}^H)$, $s \in \{t, r\}$ 。

优化问题式(17)可转化为

$$\begin{array}{l} \max_{\mathbf{W}, R_{s,i}} \sum_{i=1}^N \bar{R}_{s,i}^{\text{SDMA}} \\ \text{s.t. } \bar{C}1: \text{Tr}(\mathbf{W}) \leq P_H \\ \bar{C}4: (1 - \rho_i) \text{Tr}(\mathbf{h}_{p,u} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{W}) \geq P_{c,u}, \forall i \\ \bar{C}6: \text{Rank}(\mathbf{W}) = 1, \mathbf{W} \geq 0 \end{array} \quad (19)$$

根据式(18), 优化问题式(19)的目标函数由 2 个凸函数之差构成。此外, 约束条件 C6 中存在 $\text{Rank}(\mathbf{W}) = 1$ 的限制。因此, 优化问题式(19)仍为非凸优化问题。为此, 采用 SCA 方法来近似求解, 在 SCA 方法的第 n 次迭代中, 给定 $\mathbf{W}^{(n)}$, 并对 $\bar{R}_{s,i}^{\text{SDMA}}$ 进行一阶泰勒展开, 可得

$$\left\{ \begin{array}{l} \bar{R}_{s,i}^{\text{SDMA}} \geq [\bar{R}_{s,i}^{\text{SDMA}}]^{\text{lb}} \triangleq \\ \text{lb} \left(\sum_{j=1}^N \rho_j \text{Tr}(\mathbf{H}_r \mathbf{W}) + \sum_{j=N_1+1}^N \rho_j \text{Tr}(\mathbf{H}_t \mathbf{W}) + \sigma_{r,a}^2 \right) - \text{lb} \left(\sum_{j=1, j \neq i}^N \rho_j \text{Tr}(\mathbf{H}_r \mathbf{W}^{(n)}) + \sum_{j=N_1+1}^N \rho_j \text{Tr}(\mathbf{H}_t \mathbf{W}^{(n)}) + \sigma_{r,a}^2 \right) - \\ \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^{N_1} \rho_j \text{Tr}(\mathbf{H}_r (\mathbf{W} - \mathbf{W}^{(n)})) + \sum_{j=N_1+1}^N \rho_j \text{Tr}(\mathbf{H}_t (\mathbf{W} - \mathbf{W}^{(n)}))}{\ln 2 \left(\sum_{j=1, j \neq i}^{N_1} \rho_j \text{Tr}(\mathbf{H}_r \mathbf{W}^{(n)}) + \sum_{j=N_1+1}^N \rho_j \text{Tr}(\mathbf{H}_t \mathbf{W}^{(n)}) + \sigma_{r,a}^2 \right)}, i = 1, \dots, N_1 \\ \bar{R}_{s,i}^{\text{SDMA}} \geq [\bar{R}_{s,i}^{\text{SDMA}}]^{\text{lb}} \triangleq \\ \text{lb} \left(\sum_{j=1}^{N_1} \rho_j \text{Tr}(\mathbf{H}_r \mathbf{W}) + \sum_{j=N_1+1}^N \rho_j \text{Tr}(\mathbf{H}_t \mathbf{W}) + \sigma_{r,a}^2 \right) - \text{lb} \left(\sum_{j=1}^N \rho_j \text{Tr}(\mathbf{H}_r \mathbf{W}^{(n)}) + \sum_{j=N_1+1, j \neq i}^N \rho_j \text{Tr}(\mathbf{H}_t \mathbf{W}^{(n)}) + \sigma_{r,a}^2 \right) - \\ \frac{\sum_{j=1}^N \rho_j \text{Tr}(\mathbf{H}_r (\mathbf{W} - \mathbf{W}^{(n)})) + \sum_{j=N_1+1, j \neq i}^N \rho_j \text{Tr}(\mathbf{H}_t (\mathbf{W} - \mathbf{W}^{(n)}))}{\ln 2 \left(\sum_{j=1}^{N_1} \rho_j \text{Tr}(\mathbf{H}_r \mathbf{W}^{(n)}) + \sum_{j=N_1+1, j \neq i}^N \rho_j \text{Tr}(\mathbf{H}_t \mathbf{W}^{(n)}) + \sigma_{r,a}^2 \right)}, i = N_1 + 1, \dots, N \end{array} \right. \quad (20)$$

于是, 优化问题式(19)可进一步转化为

$$\begin{array}{l} \max_{\mathbf{W}, R_{s,i}} \sum_{i=1}^N [\bar{R}_{s,i}^{\text{SDMA}}]^{\text{lb}} \\ \text{s.t. } \bar{C}1: \text{Tr}(\mathbf{W}) \leq P_H \\ \bar{C}4: (1 - \rho_i) \text{Tr}(\mathbf{h}_{p,u} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{W}) \geq P_{c,u}, \forall i \\ \bar{C}6: \text{Rank}(\mathbf{W}) = 1, \mathbf{W} \geq 0 \end{array} \quad (21)$$

针对 C6 中的秩 1 约束, 可以采用 SDR 技术松弛约束条件 $\text{Rank}(\mathbf{W}) = 1$, 进而对优化问题进行求解。可以证明, 应用 SDR 技术不会改变求解结果的最优性^[25]。不难看出, 此时优化问题式(21)是一个标准的 SDP 问题, 可以借助 CVX 工具进行求解。

最后, 固定优化变量 \mathbf{w} 和 ρ_i , 通过求解优化问

题式(22)来更新变量 $\boldsymbol{\Theta}_s$ 。

$$\begin{aligned} & \max_{\boldsymbol{\Theta}_s, \beta_s, R_{s,i}} \sum_{i=1}^N \hat{R}_{s,i}^{\text{SDMA}} \\ & \text{s.t. C2: } \beta_{r,l} + \beta_{t,l} \leq 1, 0 \leq \beta_{r,l}, \beta_{t,l} \leq 1 \\ & \quad \text{C3: } \varphi_{s,l} \in (0, 2\pi], s \in \{t, r\} \end{aligned} \quad (22)$$

为了方便问题求解, 引入辅助变量 $\boldsymbol{Q}_s = \mathbf{q}_s \mathbf{q}_s^H$, $\mathbf{q}_s = [\sqrt{\beta_{s,1}} e^{j\varphi_{s,1}}, \sqrt{\beta_{s,2}} e^{j\varphi_{s,2}}, \dots, \sqrt{\beta_{s,L}} e^{j\varphi_{s,L}}]^H$, 其中 $\text{Rank}(\boldsymbol{Q}_s) = 1$, $\text{diag}(\boldsymbol{Q}_s) = \boldsymbol{\beta}_s$, $\boldsymbol{\beta}_s \triangleq [\beta_{s,1}, \beta_{s,2}, \dots, \beta_{s,L}]$ 。于是, 可以进行如下的等式转换

$$\left| \mathbf{g}_{r,a}^H \boldsymbol{\Theta}_s \mathbf{g}_{u,r} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w} \right|^2 = \left| \mathbf{h}^H \mathbf{q}_s \right|^2 = \text{Tr}(\boldsymbol{Q}_s \mathbf{h} \mathbf{h}^H), s \in \{t, r\} \quad (23)$$

其中, $\mathbf{h}^H = \mathbf{g}_{r,a}^H \text{diag}(\mathbf{g}_{u,r}, \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w})$ 。据此, $R_{s,i}^{\text{SDMA}}$ 可以被重新表示为

$$\begin{aligned} \hat{R}_{s,i}^{\text{SDMA}} = & \begin{cases} \text{lb} \left(\sum_{j=1}^{N_1} \text{Tr}(\boldsymbol{Q}_r \mathbf{h} \mathbf{h}^H) + \sum_{j=N+1}^N \rho_j \text{Tr}(\boldsymbol{Q}_t \mathbf{h} \mathbf{h}^H) + \sigma_{r,a}^2 \right) - \\ \text{lb} \left(\sum_{j=1, j \neq i}^N \rho_j \text{Tr}(\boldsymbol{Q}_r \mathbf{h} \mathbf{h}^H) + \sum_{j=N+1}^N \rho_j \text{Tr}(\boldsymbol{Q}_t \mathbf{h} \mathbf{h}^H) + \sigma_{r,a}^2 \right), \\ i = 1, \dots, N_1 \\ \text{lb} \left(\sum_{j=1}^{N_1} \rho_j \text{Tr}(\boldsymbol{Q}_r \mathbf{h} \mathbf{h}^H) + \sum_{j=N+1}^N \rho_j \text{Tr}(\boldsymbol{Q}_t \mathbf{h} \mathbf{h}^H) + \sigma_{r,a}^2 \right) - \\ \text{lb} \left(\sum_{j=1}^N \rho_j \text{Tr}(\boldsymbol{Q}_r \mathbf{h} \mathbf{h}^H) + \sum_{j=N+1, j \neq i}^N \rho_j \text{Tr}(\boldsymbol{Q}_t \mathbf{h} \mathbf{h}^H) + \sigma_{r,a}^2 \right), \\ i = N_1 + 1, \dots, N \end{cases} \end{aligned} \quad (24)$$

综上, 优化问题式(22)可转化为如下优化问题

$$\begin{aligned} & \max_{\boldsymbol{Q}_s, \beta_s, R_{s,i}} \sum_{i=1}^N \hat{R}_{s,i}^{\text{SDMA}} \\ & \text{s.t. C2: } \beta_{r,l} + \beta_{t,l} \leq 1, 0 \leq \beta_{r,l}, \beta_{t,l} \leq 1 \\ & \quad \text{C7: } \text{diag}(\boldsymbol{Q}_s) = \boldsymbol{\beta}_s, s \in \{r, t\} \\ & \quad \text{C8: } \text{Rank}(\boldsymbol{Q}_s) = 1, s \in \{r, t\} \end{aligned} \quad (25)$$

优化问题式(25)中的约束条件C8为秩1约束, 为了方便优化问题求解, 可以将其转化为如下等价的约束

$$\|\boldsymbol{Q}_s\|_* - \|\boldsymbol{Q}_s\|_2 = 0, \forall s \in \{t, r\} \quad (26)$$

其中, $\|\boldsymbol{Q}_s\|_* = \sum_i \sigma_i(\boldsymbol{Q}_s)$ 和 $\|\boldsymbol{Q}_s\|_2 = \sigma_1(\boldsymbol{Q}_s)$ 分别表示

\boldsymbol{Q}_s 的核范数和谱范数, $\sigma_i(\boldsymbol{Q}_s)$ 表示 \boldsymbol{Q}_s 的奇异值按递增排列后的第 i 个奇异值。对于任意矩阵 \boldsymbol{Q}_s , 若满足 $\boldsymbol{Q}_s \in \mathbb{H}^L$, $\boldsymbol{Q}_s \succeq 0$, 则式(27)总是成立

$$\|\boldsymbol{Q}_s\|_* - \|\boldsymbol{Q}_s\|_2 \geq 0 \quad (27)$$

当且仅当矩阵 \boldsymbol{Q}_s 的秩为1时, 式(27)的等号成立。所以, 式(26)只在矩阵 \boldsymbol{Q}_s 秩为1时成立。换言之, 式(26)与约束条件C8等价, 因此可以用等式约束式(26)替代约束条件C8。然而等式约束式(26)的引入也会增加优化问题求解的复杂性。为此, 采用罚函数方法来求解优化问题式(22)。于是, 可以将优化问题式(22)转化为如下优化问题

$$\begin{aligned} & \max_{\boldsymbol{Q}_s, \beta_s, R_{s,i}} \sum_{i=1}^N \hat{R}_{s,i}^{\text{SDMA}} - \eta \sum_{s \in \{t, r\}} (\|\boldsymbol{Q}_s\|_* - \|\boldsymbol{Q}_s\|_2) \\ & \text{s.t. C2: } \beta_{r,l} + \beta_{t,l} \leq 1, 0 \leq \beta_{r,l}, \beta_{t,l} \leq 1 \\ & \quad \text{C6: } \text{diag}(\boldsymbol{Q}_s) = \boldsymbol{\beta}_s, s \in \{r, t\} \end{aligned} \quad (28)$$

可以看出, 等式约束式(26)被松弛, 并被乘以罚项系数 η ($\eta \geq 0$) 后添加到优化问题式(28)的目标函数。当矩阵 \boldsymbol{Q}_s 秩不为1时, 罚函数项的存在将导致目标函数值的降低。可以验证, 当 η 趋于无穷大时, 优化问题式(25)的最优解满足等式约束C8, 即优化问题式(28)与优化问题式(25)等价^[26]。然而, 如果罚项系数 η 的初始值过大, 则罚函数项在优化问题式(28)的目标函数中占比过高, 从而显著减弱了 $\sum_{i=1}^N \hat{R}_{s,i}^{\text{SDMA}}$ 对优化问题式(28)目标函数的影响。为了避免此问题, 首先将 η 的初始值设定较小, 以便找到一个良好的初始点, 然后逐步增加 η 的值。经过多次迭代后, 可以获得优化问题式(25)的可行解。

罚函数项和 $\hat{R}_{s,i}^{\text{SDMA}}$ 均由2个凸函数的差构成, 因此是非凸的。因此, 即便在给定罚函数项系数 η 时, 优化问题式(28)仍为一个非凸优化问题。为此, 可以采用SCA方法来获得优化问题式(22)的次优解。在SCA方法的第 n 次迭代中, 给定点 $\boldsymbol{Q}_s^{(n)}$, 通过对罚函数项进行一阶段泰勒展开, 可以得到其上界, 具体表示为

$$\|\boldsymbol{Q}_s\|_* - \|\boldsymbol{Q}_s\|_2 \leq \|\boldsymbol{Q}_s\|_* - \bar{\boldsymbol{Q}}_s^{(n)} \quad (29)$$

其中, $\bar{\boldsymbol{Q}}_s^{(n)} \triangleq \|\boldsymbol{Q}_s^{(n)}\|_2 + \text{Tr} \left[\bar{\mathbf{u}}(\boldsymbol{Q}_s^{(n)}) (\bar{\mathbf{u}}(\boldsymbol{Q}_s^{(n)}))^H (\boldsymbol{Q}_s - \boldsymbol{Q}_s^{(n)}) \right]$

$\mathbf{Q}_s^{(n)})$], $\bar{\mathbf{u}}(\mathbf{Q}_s^{(n)})$ 表示矩阵 \mathbf{Q}_s 最大特征值对应的特征向量。

类似地, 通过对 $\hat{R}_{s,i}^{\text{SDMA}}$ 进行一阶段泰勒展开, 可以获得其下界, 具体表示为

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{R}_{s,i}^{\text{SDMA}} \geq [\hat{R}_{s,i}^{\text{SDMA}}]^{\text{lb}} \triangleq \\ \text{lb} \left(\sum_{j=1}^N \rho_j \text{Tr}(\mathbf{Q}_r \mathbf{h} \mathbf{h}^H) + \sum_{j=N_1+1}^N \rho_j \text{Tr}(\mathbf{Q}_t \mathbf{h} \mathbf{h}^H) + \sigma_{r,a}^2 \right) - \text{lb} \left(\sum_{j=1, j \neq i}^{N_1} \rho_j \text{Tr}(\mathbf{Q}_r^{(n)} \mathbf{h} \mathbf{h}^H) + \sum_{j=N_1+1}^N \rho_j \text{Tr}(\mathbf{Q}_t^{(n)} \mathbf{h} \mathbf{h}^H) + \sigma_{r,a}^2 \right) - \\ \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^N \rho_j \text{Tr}(\mathbf{H}_r(\mathbf{Q}_r - \mathbf{Q}_r^{(n)}) \mathbf{h} \mathbf{h}^H) + \sum_{j=N_1+1}^N \rho_j \text{Tr}(\mathbf{H}_t(\mathbf{Q}_t - \mathbf{Q}_t^{(n)}) \mathbf{h} \mathbf{h}^H)}{\ln 2 \left(\sum_{j=1, j \neq i}^{N_1} \rho_j \text{Tr}(\mathbf{Q}_r^{(n)} \mathbf{h} \mathbf{h}^H) + \sum_{j=N_1+1}^N \rho_j \text{Tr}(\mathbf{Q}_t^{(n)} \mathbf{h} \mathbf{h}^H) + \sigma_{r,a}^2 \right)} \end{array} \right., i = 1, \dots, N_1$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{R}_{s,i}^{\text{SDMA}} \geq [\hat{R}_{s,i}^{\text{SDMA}}]^{\text{lb}} \triangleq \\ \text{lb} \left(\sum_{j=1}^N \rho_j \text{Tr}(\mathbf{Q}_r \mathbf{h} \mathbf{h}^H) + \sum_{j=N_1+1}^N \rho_j \text{Tr}(\mathbf{Q}_t \mathbf{h} \mathbf{h}^H) + \sigma_{r,a}^2 \right) - \text{lb} \left(\sum_{j=1}^N \rho_j \text{Tr}(\mathbf{Q}_r^{(n)} \mathbf{h} \mathbf{h}^H) + \sum_{j=N_1+1, j \neq i}^N \rho_j \text{Tr}(\mathbf{Q}_t^{(n)} \mathbf{h} \mathbf{h}^H) + \sigma_{r,a}^2 \right) - \\ \frac{\sum_{j=1}^{N_1} \rho_j \text{Tr}(\mathbf{H}_r(\mathbf{Q}_r - \mathbf{Q}_r^{(n)}) \mathbf{h} \mathbf{h}^H) + \sum_{j=N_1+1, j \neq i}^N \rho_j \text{Tr}(\mathbf{H}_t(\mathbf{Q}_t - \mathbf{Q}_t^{(n)}) \mathbf{h} \mathbf{h}^H)}{\ln 2 \left(\sum_{j=1}^{N_1} \rho_j \text{Tr}(\mathbf{Q}_r^{(n)} \mathbf{h} \mathbf{h}^H) + \sum_{j=N_1+1, j \neq i}^N \rho_j \text{Tr}(\mathbf{Q}_t^{(n)} \mathbf{h} \mathbf{h}^H) + \sigma_{r,a}^2 \right)} \end{array} \right., i = N_1 + 1, \dots, N$$

(30)

于是, 优化问题式(28)可转化为优化问题式(31), 具体为

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{Q}_s, \beta_s, R_{s,i}} \sum_{i=1}^N [\hat{R}_{s,i}^{\text{SDMA}}]^{\text{lb}} - \eta \sum_{s \in \{r,t\}} (\|\mathbf{Q}_s\|_* - \bar{\mathbf{Q}}_s^{(n)}) \\ \text{s.t. C2: } \beta_{r,l} + \beta_{t,l} \leq 1, 0 \leq \beta_{r,l}, \beta_{t,l} \leq 1 \\ \text{C6: } \text{diag}(\mathbf{Q}_s) = \beta_s, s \in \{r,t\} \end{aligned} \quad (31)$$

可以看出, 优化问题式(31)是一个标准的 SDP 问题, 它可以通过 CVX 进行求解。

优化问题式(13)的求解过程如算法 1 所示。

算法 1 求解优化问题式(13)的算法

初始化 $\mathbf{Q}_s^{(0)}$ 、 $\mathbf{W}^{(0)}$ 和 $\rho_i^{(0)}$, 基于 BCD 框架迭代算法的迭代系数 $k = 0$;

- 1) 循环
- 2) 初始化: SCA 迭代系数 $x = 0$;
- 3) 循环
- 4) 求解优化问题式(16), 获得 $\rho_i^{(x)}$;
- 5) 更新 $\rho_i^{(0)} = \rho_i^{(x)}$;
- 6) 更新 $x = x + 1$;

7) 直到优化问题式(16)的目标函数收敛。

8) 初始化: SCA 迭代系数 $m = 0$;

9) 循环

10) 求解松弛约束条件 $\text{Rank}(\mathbf{W}) = 1$ 后的优化问题式(21), 获得 $\mathbf{W}^{(m)}$;

11) 更新 $\mathbf{W}^{(0)} = \mathbf{W}^{(m)}$;

12) 更新 $m = m + 1$;

13) 直到优化问题式(21)的目标函数收敛。

14) 初始化: SCA 迭代系数 $n = 0$, $\eta = 0$;

15) 循环

16) 循环

17) 初始化: $\mathbf{Q}_s^{(n)} = \mathbf{Q}_s^{(0)}$;

18) 求解优化问题式(31), 获得 $\mathbf{Q}_s^{(n+1)}$;

19) 更新 $n = n + 1$;

20) 直到优化问题式(31)的目标函数收敛。

21) 更新 $\mathbf{Q}_s^{(0)} = \mathbf{Q}_s^{(n)}$;

22) 更新 $\eta = \omega \eta$;

23) 直到 $\mathbf{Q}_s^{(n+1)}$ 的秩收敛于 1;

24) 更新 $k = k + 1$;

25) 直到优化问题式(13)的目标函数收敛。

下面对算法1的收敛性进行理论分析。首先分析算法1中求解 \mathbf{Q}_s 部分算法的收敛性,该部分算法包含内外两层循环。在内循环中,罚函数项系数固定,通过求解优化问题式(31)以优化 \mathbf{Q}_s 。假设优化问题式(31)在第 n 次迭代和第 $n+1$ 次迭代的最优解分别为 $\mathbf{Q}_s^{(n)}$ 和 $\mathbf{Q}_s^{(n+1)}$,用 $R_1(\cdot)$ 表示优化问题式(31)的目标函数,因为 $\mathbf{Q}_s^{(n+1)}$ 是以 $\mathbf{Q}_s^{(n)}$ 为条件的最优解,所以有 $R_1(\mathbf{Q}_s^{(n)}) \leq R_1(\mathbf{Q}_s^{(n+1)})$ 。该式表明,优化问题式(31)的目标函数值在每一次内循环迭代后总是非递减的。同时,其最优解对应的目标函数存在上限。在外循环中,随着迭代次数增加,罚函数项系数逐渐增大,直到罚函数项小于门限值时,外循环结束。因此,当罚函数项系数逼近无穷大时,求解 \mathbf{Q}_s 部分算法可以保证收敛。接着分析算法1整体收敛性。假设优化问题式(16)存在可行解 $(\rho^{(k)}, \mathbf{W}^{(k)}, \mathbf{Q}_s^{(k)})$,上标 k 表示算法1的第 k 次迭代,值得注意的是, $(\rho^{(k)}, \mathbf{W}^{(k)}, \mathbf{Q}_s^{(k)})$ 也是优化问题式(21)的可行解。假设优化问题式(16)在第 $k+1$ 次迭代的最优解为 $(\rho^{(k+1)}, \mathbf{W}^{(k)}, \mathbf{Q}_s^{(k)})$ 。用 $R_2(\cdot)$ 表示优化问题式(13)的目标函数,因为 $(\rho^{(k+1)}, \mathbf{W}^{(k)}, \mathbf{Q}_s^{(k)})$ 是以 $(\rho^{(k)}, \mathbf{W}^{(k)}, \mathbf{Q}_s^{(k)})$ 为条件的最优解,所以有 $R_2(\rho^{(k)}, \mathbf{W}^{(k)}, \mathbf{Q}_s^{(k)}) \leq R_2(\rho^{(k+1)}, \mathbf{W}^{(k)}, \mathbf{Q}_s^{(k)})$ 。假设优化问题式(21)和式(31)在第 $k+1$ 次迭代的最优解为 $(\rho^{(k+1)}, \mathbf{W}^{(k+1)}, \mathbf{Q}_s^{(k)})$ 和 $(\rho^{(k+1)}, \mathbf{W}^{(k+1)}, \mathbf{Q}_s^{(k+1)})$,类似可得, $R_2(\rho^{(k+1)}, \mathbf{W}^{(k)}, \mathbf{Q}_s^{(k)}) \leq R_2(\rho^{(k+1)}, \mathbf{W}^{(k+1)}, \mathbf{Q}_s^{(k)})$ 和 $R_2(\rho^{(k+1)}, \mathbf{W}^{(k+1)}, \mathbf{Q}_s^{(k)}) \leq R_2(\rho^{(k+1)}, \mathbf{W}^{(k+1)}, \mathbf{Q}_s^{(k+1)})$ 。综上所述有 $R_2(\rho^{(k)}, \mathbf{W}^{(k)}, \mathbf{Q}_s^{(k)}) \leq R_2(\rho^{(k+1)}, \mathbf{W}^{(k+1)}, \mathbf{Q}_s^{(k+1)})$ 。该式表明,优化问题式(13)的目标函数在每次迭代后都是非递减函数,且目标函数在优化问题式(13)的可行解集合是连续的,因此算法1可以保证收敛。

下面对算法1的计算复杂度进行分析。

根据文献[27],求解优化问题式(16)的复杂度为 $C_1 = \mathcal{O}\left(\sqrt{3N} \log\left(\frac{1}{\epsilon}\right) (n_1^3 + n_1^2(3N) + n_1(3N))\right)$,求解优化问题式(21)的复杂度为 $C_2 = \mathcal{O}\left(\sqrt{1+2N+M} \log\left(\frac{1}{\epsilon}\right) (n_2^3 + n_2^2(1+2N+M^2) + n_2(1+2N+M^3))\right)$,求解优化问题式(31)的复杂度为 $C_3 = \mathcal{O}\left(\sqrt{8L+N} \log\left(\frac{1}{\epsilon}\right) (n_3^3 + n_3^2(8L+N) + n_3(8L+N))\right)$,

其中, $n_1 = 2N$, $n_2 = M^2 + N$, $n_3 = 2L^2 + 2L + N$ 。

因此,算法1总的计算复杂度为 $\mathcal{O}(I_1 I_2 C_1 + I_1 I_3 C_2 + I_1 I_4 I_5 C_3)$,其中, I_1 是基于BCD框架迭代算法的迭代次数, I_2 是求解优化问题式(16)的SCA方法的迭代次数, I_3 是求解优化问题式(21)的SCA方法的迭代次数, I_4 是求解优化问题式(31)的外层循环的迭代次数, I_5 是求解优化问题式(31)的SCA方法的迭代次数。

2.2 基于NOMA的系统 and 速率最大化

当系统采用NOMA方式时,系统和速率最大化问题可定义为

$$\begin{aligned} & \max_{\mathbf{w}, \boldsymbol{\rho}, \beta, R_{s,i}} \sum_{i=1}^N R_{s,i}^{\text{NOMA}} \\ & \text{s.t. C1: } \|\mathbf{w}\|^2 \leq P_H \\ & \quad \text{C2: } \beta_{r,l} + \beta_{t,l} \leq 1, 0 \leq \beta_{r,l}, \beta_{t,l} \leq 1 \\ & \quad \text{C3: } \varphi_{s,l} \in (0, 2\pi], s \in \{t, r\} \\ & \quad \text{C4: } P_{c,u} \leq P_{i,u}, \forall i \\ & \quad \text{C5: } 0 < \rho_i \leq 1, \forall i \end{aligned} \quad (32)$$

不难看出,优化问题式(32)的目标函数以及约束条件C1和C4具有非凸性,因此其为非凸优化问题。为了方便优化问题求解,对优化问题式(32)的目标函数进行转化

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^N R_{s,i}^{\text{NOMA}} &= \sum_{i=1}^N \text{lb} \left[1 + \frac{\rho_i |\mathbf{g}_{s,i} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w}|^2}{\sum_{j=i+1}^N \rho_j |\mathbf{g}_{s,i} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w}|^2 + \sigma_{r,a}^2} \right] \stackrel{(a)}{=} \\ & \text{lb} \left[1 + \frac{\sum_{i=1}^N \rho_i |\mathbf{g}_{s,i} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w}|^2}{\sigma_{r,a}^2} \right] \end{aligned} \quad (33)$$

其中,(a)处的等号成立是因为系统和速率的表达式中存在裂项积。由于对数函数 $\text{lb}(\cdot)$ 是单调增函数,因此,对 $\text{lb} \left[1 + \frac{\sum_{i=1}^N \rho_i |\mathbf{g}_{s,i} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w}|^2}{\sigma_{r,a}^2} \right]$ 进行最大化

等价于对 $\sum_{i=1}^N \rho_i |\mathbf{g}_{s,i} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w}|^2$ 求最大值。于是,优化问题式(32)可等价转化为

$$\begin{aligned}
 & \max_{\mathbf{w}, \boldsymbol{\theta}_s, \rho_i, R_{s,i}} \sum_{i=1}^N \rho_i \left| \mathbf{g}_{s,i} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w} \right|^2 \\
 \text{s.t. C1: } & \|\mathbf{w}\|^2 \leq P_H \\
 & \text{C2: } \beta_{r,l} + \beta_{t,l} \leq 1, 0 \leq \beta_{r,l}, \beta_{t,l} \leq 1 \\
 & \text{C3: } \varphi \in (0, 2\pi], s \in \{t, r\} \\
 & \text{C4: } P_{c,u} \leq P_{i,u}, \forall i \\
 & \text{C5: } 0 < \rho_i \leq 1, \forall i
 \end{aligned} \quad (34)$$

不难看出, 优化问题式(34)存在耦合变量, 其仍为非凸优化问题。为此, 提出一种基于BCD框架的迭代算法, 并将其转化为2个子问题进行求解。

首先, 固定优化变量 ρ_i , 通过求解优化问题式(35)来更新优化变量 \mathbf{w} 和 $\boldsymbol{\theta}_s$ 。

$$\begin{aligned}
 & \max_{\mathbf{w}, \boldsymbol{\theta}_s, R_{s,i}} \sum_{i=1}^N \rho_i \left| \mathbf{g}_{s,i} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w} \right|^2 \\
 \text{s.t. C1: } & \|\mathbf{w}\|^2 \leq P_H \\
 & \text{C2: } \beta_{r,l} + \beta_{t,l} \leq 1, 0 \leq \beta_{r,l}, \beta_{t,l} \leq 1 \\
 & \text{C3: } \varphi \in (0, 2\pi], s \in \{t, r\} \\
 & \text{C4: } P_{c,u} \leq P_{i,u}, \forall i
 \end{aligned} \quad (35)$$

为了方便优化问题求解, 对目标函数做进一步转化

$$\begin{aligned}
 \left| \mathbf{g}_{s,i} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w} \right|^2 &= \left| \mathbf{g}_{r,a}^H \boldsymbol{\theta}_s \mathbf{g}_{u,r} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w} \right|^2 = \\
 \left| \mathbf{q}_s^T \text{diag}(\mathbf{g}_{r,a}^H) \mathbf{g}_{u,r} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w} \right|^2 &= \left| \mathbf{q}_s^T \mathbf{h} \mathbf{w} \right|^2
 \end{aligned} \quad (36)$$

其中, $\mathbf{q}_s = [\sqrt{\beta_{s,1}} e^{j\varphi_{s,1}}, \sqrt{\beta_{s,2}} e^{j\varphi_{s,2}}, \dots, \sqrt{\beta_{s,L}} e^{j\varphi_{s,L}}]^H$, $\mathbf{h} = \text{diag}(\mathbf{g}_{r,a}^H) \mathbf{g}_{u,r} \mathbf{h}_{p,u}^H$ 。引入辅助变量 $\mathbf{Q}_s = \mathbf{q}_s \mathbf{q}_s^H$, 其中 $\mathbf{Q}_s \succeq 0$, $\text{Rank}(\mathbf{Q}_s) = 1$, $\text{diag}(\mathbf{Q}_s) = \boldsymbol{\beta}_s$ 。类似地, 引入辅助变量 $\mathbf{W} = \mathbf{w} \mathbf{w}^H$, 其中 $\text{Rank}(\mathbf{W}) = 1$, $\mathbf{W} \succeq 0$, $\text{Tr}(\mathbf{W}) \leq P_H$ 。

综上, 优化问题式(35)可转化为

$$\begin{aligned}
 & \max_{\mathbf{w}, \mathbf{Q}_s, \boldsymbol{\beta}_s} \sum_{i=1}^N \rho_i \text{Tr}(\mathbf{Q}_s \mathbf{h} \mathbf{W} \mathbf{h}^H) \\
 \text{s.t. } & \overline{\text{C1}}: \text{Tr}(\mathbf{W}) \leq P_H, \\
 & \text{C2: } \beta_{r,l} + \beta_{t,l} \leq 1, 0 \leq \beta_{r,l}, \beta_{t,l} \leq 1 \\
 & \text{C3: } \varphi_{s,l} \in (0, 2\pi], s \in \{t, r\} \\
 & \overline{\text{C4}}: (1 - \rho_i) \text{Tr}(\mathbf{h}_{p,u} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{W}) \geq P_{c,u}, \forall i \\
 & \text{C5: } \text{diag}(\mathbf{Q}_s) = \boldsymbol{\beta}_s \\
 & \text{C6: } \text{Rank}(\mathbf{Q}_s) = 1, s \in \{t, r\} \\
 & \text{C7: } \text{Rank}(\mathbf{W}) = 1 \\
 & \text{C8: } \mathbf{Q}_s \succeq 0, \mathbf{W} \succeq 0
 \end{aligned} \quad (37)$$

优化问题式(37)的目标函数存在耦合变量 \mathbf{Q}_s 和 \mathbf{W} , 且约束条件C6和C7为秩1约束, 所以其为非凸优化问题。根据参考文献[15], $\text{Tr}(\mathbf{Q}_s \mathbf{h} \mathbf{W} \mathbf{h}^H)$ 可转化为如下形式

$$\begin{aligned}
 \text{Tr}(\mathbf{Q}_s \mathbf{h} \mathbf{W} \mathbf{h}^H) &= \frac{1}{2} \left\| \mathbf{Q}_s + \mathbf{h} \mathbf{W} \mathbf{h}^H \right\|_F^2 - \\
 \frac{1}{2} \left\| \mathbf{Q}_s \right\|_F^2 - \frac{1}{2} \left\| \mathbf{h} \mathbf{W} \mathbf{h}^H \right\|_F^2 &\triangleq \gamma_i
 \end{aligned} \quad (38)$$

同时, 将约束条件C6改写为如下等价约束

$$\left\| \mathbf{Q}_s \right\|_* - \left\| \mathbf{Q}_s \right\|_2 = 0, \forall s \in \{t, r\} \quad (39)$$

根据2.1节可知, 等式约束式(39)与约束条件C6是等价的。

优化问题式(37)可以采用罚函数法进行求解, 综合式(38)和约束条件式(39), 可以将优化问题式(37)转化如下问题

$$\begin{aligned}
 & \max_{\mathbf{w}, \mathbf{Q}_s, \boldsymbol{\beta}_s} \sum_{i=1}^N \rho_i \gamma_i - \eta \sum_{s \in \{t, r\}} \left(\left\| \mathbf{Q}_s \right\|_* - \left\| \mathbf{Q}_s \right\|_2 \right) \\
 \text{s.t. } & \overline{\text{C1}}: \text{Tr}(\mathbf{W}) \leq P_H \\
 & \text{C2: } \beta_{r,l} + \beta_{t,l} \leq 1, 0 \leq \beta_{r,l}, \beta_{t,l} \leq 1 \\
 & \text{C3: } \varphi_{s,l} \in (0, 2\pi], s \in \{t, r\} \\
 & \overline{\text{C4}}: (1 - \rho_i) \text{Tr}(\mathbf{h}_{p,u} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{W}) \geq P_{c,u}, \forall i \\
 & \text{C5: } \text{diag}(\mathbf{Q}_s) = \boldsymbol{\beta}_s \\
 & \text{C7: } \text{Rank}(\mathbf{W}) = 1 \\
 & \text{C8: } \mathbf{Q}_s \succeq 0, \mathbf{W} \succeq 0
 \end{aligned} \quad (40)$$

根据2.1节, 可以验证, 当 η 趋于无穷大时, 优化问题式(40)与式(37)是等价的。同样, 在采用罚函数方法求解时, 应将 η 初始值设定得较小, 以便找到合适的起始点。通过逐次迭代, 逐步增大 η 取值, 当 η 增大到某个适当的值时, 即可获得优化问题的可行解。

可以发现, 优化问题式(40)中的罚函数项和 γ_i 均由2个凸函数之差构成, 因此都是非凸的。因此优化问题式(40)是非凸优化问题, 可以采用SCA方法进行求解。根据2.1节, 在SCA方法的第 n 次迭中, 给定点 $\mathbf{Q}_s^{(n)}$, 通过对罚函数项进行一阶段泰勒展开, 可以获得其上界。在SCA方法的第 n 次迭中, 给定点 $\mathbf{Q}_s^{(n)}$ 和 $\mathbf{W}^{(n)}$, 可以获得 γ_i 的凸下界

$$\begin{aligned}
 \gamma_i \geq \frac{1}{2} \left\| \mathbf{Q}_s^{(n)} + \mathbf{h} \mathbf{W}^{(n)} \mathbf{h}^H \right\|_F^2 + \text{Tr} \left(\left(\mathbf{Q}_s^{(n)} \right)^H \mathbf{Q}_s \right) - \\
 \left\| \mathbf{Q}_s^{(n)} \right\|_F^2 + \text{Tr}(\mathbf{h} \mathbf{W}^{(n)} \mathbf{h}^H \mathbf{Q}_s) -
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& 2 \operatorname{Tr}(\mathbf{Q}_s^{(n)} \mathbf{h} \mathbf{W}^{(n)} \mathbf{h}^H) + \operatorname{Tr}(\mathbf{h} \mathbf{W} \mathbf{h}^H \mathbf{Q}_s^{(n)}) + \\
& \operatorname{Tr}\left(\left(\mathbf{h}^H \mathbf{h} \mathbf{W}^{(n)} \mathbf{h}^H \mathbf{h}\right)^H \mathbf{W}\right) - \left\|\mathbf{h} \mathbf{W}^{(n)} \mathbf{h}^H\right\|_F^2 - \\
& \frac{1}{2}\left\|\mathbf{Q}_s\right\|_F^2 - \frac{1}{2}\left\|\mathbf{h} \mathbf{W} \mathbf{h}^H\right\|_F^2 = \\
& \operatorname{Tr}\left(\left(\mathbf{Q}_s + \mathbf{h} \mathbf{W} \mathbf{h}^H\right)\left(\mathbf{Q}_s^{(n)} + \mathbf{h} \mathbf{W}^{(n)} \mathbf{h}^H\right)\right) - \\
& \frac{1}{2}\left\|\mathbf{Q}_s^{(n)} + \mathbf{h} \mathbf{W}^{(n)} \mathbf{h}^H\right\|_F^2 - \\
& \frac{1}{2}\left\|\mathbf{Q}_s\right\|_F^2 - \frac{1}{2}\left\|\mathbf{h} \mathbf{W} \mathbf{h}^H\right\|_F^2 \triangleq \left[Y_i\right]^{\text{lb}} \quad (41)
\end{aligned}$$

于是, 给定 $\mathbf{Q}_s^{(n)}$ 、 $\mathbf{W}^{(n)}$, 优化问题式(40)可进一步转化为

$$\begin{aligned}
& \max_{\mathbf{W}, \mathbf{Q}_s, \beta_s} \sum_{i=1}^N \rho_i \left[Y_i\right]^{\text{lb}} - \eta \sum_{s \in \{t, r\}} \left(\left\|\mathbf{Q}_s\right\|_* - \bar{\mathbf{Q}}_s^{(n)}\right) \\
& \text{s.t. } \bar{\text{C1}}: \operatorname{Tr}(\mathbf{W}) \leq P_H \\
& \quad \text{C2}: \beta_{r,l} + \beta_{i,l} \leq 1, 0 \leq \beta_{r,l}, \beta_{i,l} \leq 1 \\
& \quad \text{C3}: \varphi_{s,l} \in (0, 2\pi], s \in \{t, r\} \\
& \quad \bar{\text{C4}}: (1 - \rho_i) \operatorname{Tr}(\mathbf{h}_{p,u} \mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{W}) \geq P_{c,u}, \forall i \\
& \quad \text{C5}: \operatorname{diag}(\mathbf{Q}_s) = \beta_s \\
& \quad \text{C7}: \operatorname{Rank}(\mathbf{W}) = 1 \\
& \quad \text{C8}: \mathbf{Q}_s \geq 0, \mathbf{W} \geq 0 \quad (42)
\end{aligned}$$

由于约束条件 C7 为秩 1 约束, 优化问题式(42)仍为非凸优化问题。为此, 采用 SDR 技术松弛 C7。同样可以证明, 应用 SDR 技术不会改变求解结果的最优性。

不难看出, 松弛约束条件 C7 后的优化问题式(42)是一个标准的 SDP 问题, 可以用 CVX 进行求解。

接下来, 固定优化变量 \mathbf{w} 和 \mathbf{Q}_s , 通过求解优化问题式(43)来更新优化变量 ρ_i 。

$$\begin{aligned}
& \max_{\rho_i, R_{s,i}} \sum_{i=1}^N R_{s,i}^{\text{NOMA}} \\
& \text{s.t. } \text{C4}: P_{c,u} \leq P_{i,u}, \forall i \\
& \quad \text{C5}: 0 < \rho_i \leq 1, \forall i \quad (43)
\end{aligned}$$

从式(33)可以看出, 优化问题式(43)的目标函数是关于 ρ_i 的单调递增函数, 且约束条件 C4 和 C5 为线性约束, 因此, 可以推导出优化问题式(43)的闭式解如下

$$\rho_i = 1 - \frac{P_{c,u}}{\left|\mathbf{h}_{p,u}^H \mathbf{w}\right|^2}, \forall i \quad (44)$$

优化问题式(32)的求解过程如算法 2 所示。

算法 2 求解优化问题式(32)的算法

初始化 $\mathbf{Q}_s^{(0)}$ 、 $\mathbf{W}^{(0)}$ 和 $\rho_i^{(0)}$, 基于 BCD 框架迭代算法的迭代系数 $k = 0$, 设定罚项系数 $\eta = 0$;

1) 循环

2) 循环

3) 设定内循环迭代系数 $n = 0$;

4) 循环

5) 初始化: $\mathbf{Q}_s^{(0)} = \mathbf{Q}_s^{(n)}$ 、 $\mathbf{W}^{(n)} = \mathbf{W}^{(0)}$;

6) 求解松弛约束条件 C7 后的优化问题式(42), 获得 $\mathbf{Q}_s^{(n+1)}$ 、 $\mathbf{W}^{(n+1)}$;

7) 更新 $n = n + 1$;

8) 直到优化问题式(42)的目标函数值收敛或达到最大迭代次数。

9) 更新 $\mathbf{Q}_s^{(0)} = \mathbf{Q}_s^{(n)}$ 、 $\mathbf{W}^{(0)} = \mathbf{W}^{(n)}$;

10) 更新 $\eta = \omega \eta$;

11) 直到罚函数项小于门限值。

12) 根据式(44), 获得 $\rho_i^{(k)}$;

13) 更新 $\rho_i^{(0)} = \rho_i^{(k)}$;

14) 更新 $k = k + 1$;

15) 直到优化问题式(42)的目标函数值收敛或达到最大迭代次数。

16) 返回优化问题式(32)目标函数最优解

$$\text{lb} \left[1 + \frac{\sum_{i=1}^N \rho_i \operatorname{Tr}(\mathbf{Q}_s^{(n+1)} \mathbf{h} \mathbf{W}^{(n+1)} \mathbf{h}^H)}{\sigma_{r,a}^2} \right]$$

类似算法 1 的收敛性分析, 可以分析出算法 2 也可以保证收敛。

类似算法 1 的计算复杂度进行分析, 可得算法 2 的计算复杂度为 $\mathcal{O}(I_6 I_7 I_8 \sqrt{3 + 10L + N + M} \cdot$

$\log\left(\frac{1}{\epsilon}\right) (n_4^3 + n_4^2 (3 + 8L + N + 2L^2 + M^2) + n_4 (3 + 8L + N + 2L^3 + M^3)))$, 其中, $n_4 = M^2 + 2L^2 + 2L$, I_6 是基于 BCD 框架迭代算法的迭代次数, I_7 是求解优化问题式(42)的外层循环的迭代次数, I_8 是求解优化问题式(42)的 SCA 方法的迭代次数。

3 仿真分析

本节给出数值仿真来分析所提方案的性能优越性。将仿真场景建立在一个二维直角坐标系中, 能量站、STAR-RIS 和访问接入点的坐标分别为 (0, 0) m、(4.5, 2) m 和 (7.5, -0.5) m。共有 4 个 BD, 分别位于

反射区域和透射区域。其中，位于反射区域的 2 个 BD 的坐标分别为(3.2, 0.5) m 和(5.7, 0.5) m，位于透射区域的 2 个 BD 的坐标分别为(3.1, 3.5) m 和(5.8, 3.5) m。大尺度衰落模型为 $C_0 \left(\frac{d_{m,n}}{d_0} \right)^{-\alpha}$ ，其中， $C_0 = \left(\frac{\zeta}{4\pi} \right)^2$ 是在参考距离 $d_0 = 1$ m 处的路径损耗， ζ 为载波波长，其对应的频率为 75 MHz； $d_{m,n}$ 为设备 m 和 n 之间的距离。BD 与 STAR-RIS 之间信道、STAR-RIS 与访问接入点之间信道的小尺度衰落为莱斯衰落，信道可分别表示为

$$\mathbf{g}_{u,r} = \sqrt{C_0 \left(\frac{d_{u,r}}{d_0} \right)^{-\alpha_{u,r}}} \left(\sqrt{\frac{K_{u,r}}{K_{u,r} + 1}} \mathbf{g}_{u,r}^{\text{LoS}} + \sqrt{\frac{1}{K_{u,r} + 1}} \mathbf{g}_{u,r}^{\text{NLoS}} \right) \quad (45)$$

$$\mathbf{g}_{r,a} = \sqrt{C_0 \left(\frac{d_{r,a}}{d_0} \right)^{-\alpha_{r,a}}} \left(\sqrt{\frac{K_{r,a}}{K_{r,a} + 1}} \mathbf{g}_{r,a}^{\text{LoS}} + \sqrt{\frac{1}{K_{r,a} + 1}} \mathbf{g}_{r,a}^{\text{NLoS}} \right) \quad (46)$$

其中， $d_{u,r}$ 和 $d_{r,a}$ 分别表示 BD 和 STAR-RIS、STAR-RIS 和访问接入点之间的距离， $\alpha_{u,r}$ 和 $\alpha_{r,a}$ 分别为 2 个信道对应的路径损耗， $K_{u,r}$ 和 $K_{r,a}$ 分别为 2 个信道对应的莱斯衰落系数， $\mathbf{g}_{u,r}^{\text{LoS}}$ 和 $\mathbf{g}_{r,a}^{\text{LoS}}$ 分别为 2 个信道的确定的视距部分， $\mathbf{g}_{u,r}^{\text{NLoS}}$ 和 $\mathbf{g}_{r,a}^{\text{NLoS}}$ 分别为 2 个信道的随机的非视距部分，其采用瑞利衰落模型。其他仿真参数如表 1 所示。

表 1 仿真参数

参数	取值
能量站的最大发送功率/W	15
访问接入点处的噪声功率/dBm	-70
$h_{p,u}^H$ 对应的路径损耗指数	2.2
$\mathbf{g}_{u,r}$ 对应的路径损耗指数	2.2
$\mathbf{g}_{r,a}^H$ 对应的路径损耗指数	2.2
$\mathbf{g}_{u,r}$ 对应的莱斯衰落系数	3
$\mathbf{g}_{r,a}^H$ 对应的莱斯衰落系数	3
参考距为 1 m 处的路径损耗/dB	-10
罚函数项系数初始值	10^{-4}
罚函数项系数增长步长	10

为了进行性能比较分析，给出如下参照方案。

1) 所提方案 ($\rho_i = 1$): 该方案中，STAR-RIS 元件的幅度和相移同时优化， $\rho_i = 1$ 。

2) 固定幅度方案: 该方案中，STAR-RIS 元件的幅度固定，且满足 $\beta_{t,l} = 0.6$ ， $\beta_{r,l} = 0.4$ 。

3) 随机幅度方案: 该方案中，STAR-RIS 元件的幅度随机生成，且 $\beta_{t,l} = \bar{\beta}^t$ ， $\beta_{r,l} = \bar{\beta}^r$ ， $\forall l \in \mathcal{L}$ ， $0 \leq \bar{\beta}^t, \bar{\beta}^r \leq 1$ ， $\bar{\beta}^t + \bar{\beta}^r = 1$ 。

4) 传统 RIS 方案: 该方案中，一个仅反射 RIS 和一个仅透射 RIS 共同组成一个混合 RIS。为了保证比较分析的公平性，设定仅反射 RIS 和仅透射 RIS 的元件数量均为 $\frac{L}{2}$ (假设 L 为偶数)。

以上 4 种参照方案对应的 SDMA 和 NOMA 这 2 种方式下的优化问题可以分别采用算法 1 和算法 2 求解。

图 2 为系统和速率与能量站发送功率的关系曲线。从图 2 可以看出，所有方案的系统和速率都会随能量站发送功率的增大而提高，这是因为能量站发送功率越大，BD 将以更大的功率来反向散射自身要发送的信息，从而提升了 BD 到 STAR-RIS 之间的通信性能。从图 2 还可以看出，在相同多址方式下，所提方案性能优于随机幅度方案和固定幅度方案，这是因为所提方案同时优化了元件的幅度和相移，而随机幅度方案和固定幅度方案仅对元件的相移进行了优化；在相同多址方式下，传统 RIS 方案性能最差，这是因为传统 RIS 采用固定数量的透射和反射元件，因此与其他方案相比自由度较低；在 NOMA 方式下，所提方案 (优化 ρ_i) 性能低于所提方案 ($\rho_i = 1$)，这是因为所提方案 (优化 ρ_i) 考虑了 BD 的电路功耗，使得 BD 反向散射的信号能量小于所提方案 ($\rho_i = 1$)，从而降低了反射信号的强度；在 SDMA 方式下，所提方案 (优化 ρ_i) 性能优于所提方案 ($\rho_i = 1$)，这是因为所提方案 (优化 ρ_i) 对 BD 反射系数的优化可以降低 SDMA 存在的干扰。此外，NOMA 方式下的系统性能优于 SDMA 方式下的系统性能，这主要是因为 NOMA 方式可以避免一部分干扰，而 SDMA 方式干扰会更严重；SDMA 方式下，所提方案 (优化 ρ_i) 和所提方案 ($\rho_i = 1$) 较其他参照方案性能提升比 NOMA 方式下更为明显，

这主要是因为所提方案对元件相移和幅度联合优化可以在一定程度上降低 SDMA 存在的干扰。

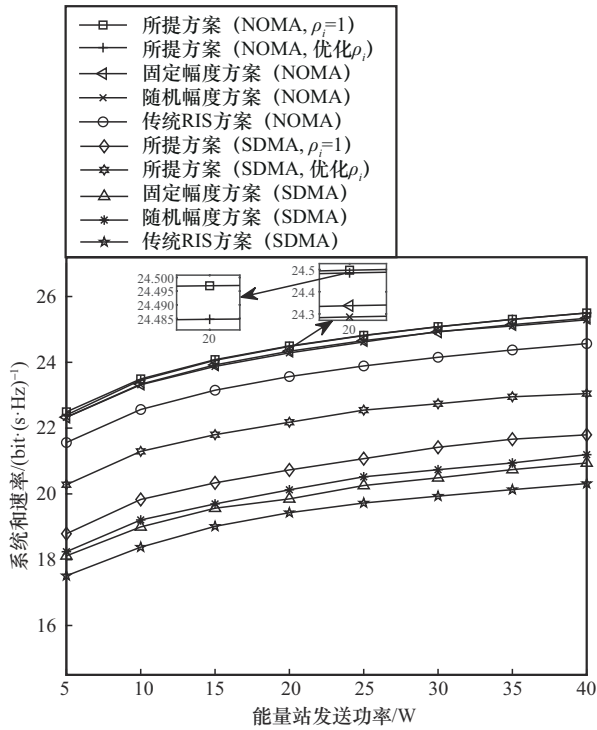


图2 系统和速率与能量站发送功率的关系曲线

图3为系统和速率与能量站天线数量的关系曲线。从图3可以看出，随着能量站天线数量增加，所有方案的系统和速率均增加，这主要是因为天线数量的增加带来更多的分集，从而提高了BD处入射信号的强度。从图3还可以看出，在相同多址方式下，所提方案（优化 ρ_i ）和所提方案（ $\rho_i = 1$ ）性能始终优于其他参照方案，并且在NOMA方式下，各方案性能都优于SDMA方式下的相应方案。

图4为系统和速率与STAR-RIS元件数量的关系曲线。从图4可以看出，随着STAR-RIS元件数量增加，所有方案的系统和速率均增加。这是因为STAR-RIS元件数量增加会带来更大的透射和反射波束成形增益，从而提升STAR-RIS与BD之间的信息传输效率。此外，从图4同样可以看出，在相同多址方式下，所提方案（优化 ρ_i ）和所提方案（ $\rho_i = 1$ ）性能始终优于其他参照方案，且NOMA方式下各方案性能都优于SDMA方式下的相应方案。

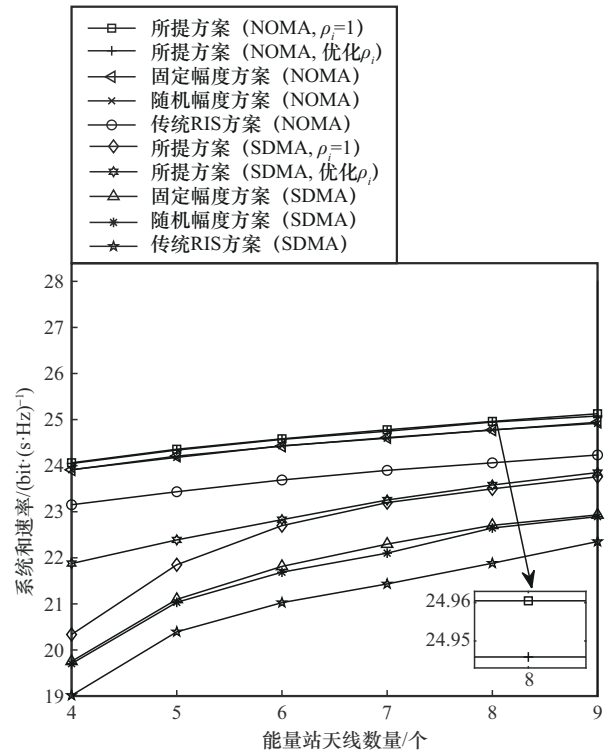


图3 系统和速率与能量站天线数量的关系曲线

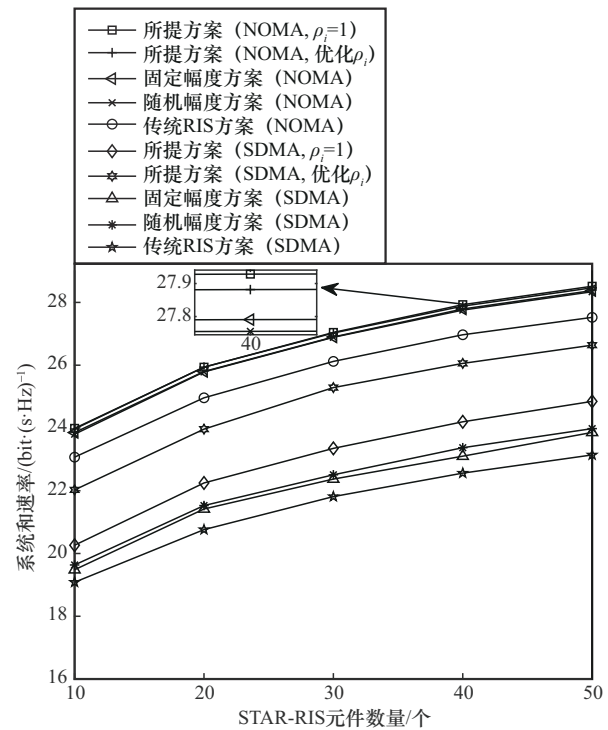


图4 系统和速率与STAR-RIS元件数量的关系曲线

图5为系统和速率与访问接入点横坐标的关系曲线。从图5中可以看出，随着访问接入点横坐标的增大，即访问接入点和STAR-RIS距离增大，所有方案的系统和速率均减小。这是因为随着访问接

入点和 STAR-RIS 距离增大, 访问接入点和 STAR-RIS 间信道损耗变大, 影响了 STAR-RIS 到访问接入点的传输速率。

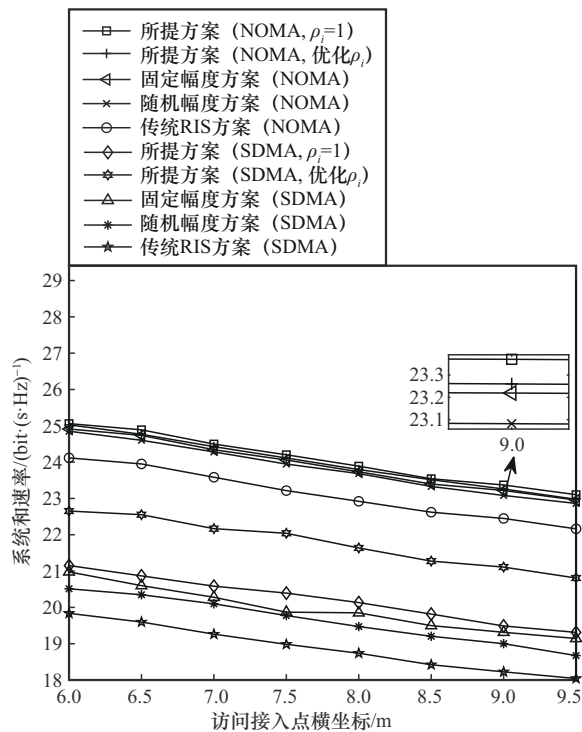


图5 系统和速率与访问接入点横坐标的关系曲线

4 结束语

本文分别针对 SDMA 和 NOMA 这 2 种多址接入方式研究了 STAR-RIS 辅助的无源物联网传输及其性能优化问题。首先, 构建了系统模型, 借助 STAR-RIS 实现 BD 全空间分布, 并通过透射或反射将反向散射信号传输至访问接入点。接着, 分别定义了 SDMA 方式和 NOMA 方式下的系统和速率最大化问题。为了求解 SDMA 方式对应优化问题, 提出一种基于 BCD 框架的迭代算法, 并引入辅助变量, 采用 SDR、SCA 和罚函数方法进行求解; 针对 NOMA 方式对应优化问题, 将目标函数进行转化, 提出另一种基于 BCD 框架的迭代算法, 结合推导出的 BD 反射系数的闭式解, 采用 SDR、SCA 和罚函数方法进行优化。最后, 通过数值仿真对系统性能进行比较分析, 结果表明, 在相同多址方式下, 所提方案 (优化 ρ_i) 和所提方案 ($\rho_i = 1$) 性能优于其他参照方案, 且 NOMA 系统性能优于 SDMA 系统。所提方案可广泛应用于停车场的车辆定位与管理、物流仓库管理以及城市环境检测等场

景。未来的研究方向包括: 针对信道状态信息不完美的情况, 进行鲁棒资源优化; 在能量站或访问接入点引入新兴的可移动天线技术等, 以进一步提升系统性能。

参考文献:

- [1] GONG S Q, MA S D, XING C W, et al. Optimal beamforming and time allocation for partially wireless powered sensor networks with downlink SWIPT[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2019, 67(12): 3197-3212.
- [2] LIU V, PARKS A, TALLA V, et al. Ambient backscatter: wireless communication out of thin air[C]//Proceedings of the ACM SIGCOMM 2013 conference on SIGCOMM. New York: ACM Press, 2013: 39-50.
- [3] BOYER C, ROY S. Backscatter communication and RFID: coding, energy, and MIMO analysis[J]. IEEE Transactions on Communications, 2014, 62(3): 770-785.
- [4] XU J, LI J C, GONG S M, et al. Passive relaying game for wireless powered Internet of Things in backscatter-aided hybrid radio networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(5): 8933-8944.
- [5] JAMEEL F, RISTANIEMI T, KHAN I, et al. Simultaneous harvest-and-transmit ambient backscatter communications under Rayleigh fading[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2019, 2019(1): 166.
- [6] LU X, LI G X, JIANG H, et al. Performance analysis of wireless-powered relaying with ambient backscattering[C]//Proceedings of the 2018 IEEE International Conference on Communications (ICC). Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-6.
- [7] WU Q Q, ZHANG R. Towards smart and reconfigurable environment: intelligent reflecting surface aided wireless network[J]. IEEE Communications Magazine, 2020, 58(1): 106-112.
- [8] WU Q Q, ZHANG R. Joint active and passive beamforming optimization for intelligent reflecting surface assisted SWIPT under QoS constraints[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(8): 1735-1748.
- [9] BASHARAT S, HASSAN S A, MAHMOOD A, et al. Reconfigurable intelligent surface-assisted backscatter communication: a new frontier for enabling 6G IoT networks[J]. IEEE Wireless Communications, 2022, 29(6): 96-103.
- [10] LIANG Y C, ZHANG Q Q, WANG J, et al. Backscatter communication assisted by reconfigurable intelligent surfaces[J]. Proceedings of the IEEE, 2022, 110(9): 1339-1357.
- [11] JIA X L, ZHOU X Y, NIYATO D, et al. Intelligent reflecting surface-assisted bistatic backscatter networks: joint beamforming and reflection design[J]. IEEE Transactions on Green Communications and Networking, 2022, 6(2): 799-814.
- [12] CHEN Y F. Performance of ambient backscatter systems using reconfigurable intelligent surface[J]. IEEE Communications Letters, 2021, 25(8): 2536-2539.
- [13] ZUO J K, LIU Y W, YANG L, et al. Reconfigurable intelligent surface enhanced NOMA assisted backscatter communication system[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(7): 7261-7266.

- [14] LOKU GALAPPATHTHIGE D, REZAEI F, TELLAMBURA C, et al. RIS-empowered ambient backscatter communication systems[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2023, 12(1): 173-177.
- [15] MU X D, LIU Y W, GUO L, et al. Simultaneously transmitting and reflecting (STAR) RIS aided wireless communications[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(5): 3083-3098.
- [16] HUANG A, MU X D, GUO L. STAR-RIS assisted downlink active and uplink backscatter communications with NOMA[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(11): 14516-14530.
- [17] PENG M X, NI Y Y, XU Z R, et al. Transmit power minimization for STAR-RIS aided bistatic backscatter networks[C]//Proceedings of the 2023 IEEE 98th Vehicular Technology Conference (VTC2023-Fall). Piscataway: IEEE Press, 2023: 1-5.
- [18] BASHARATS, ALI HASSAN S, JUNG H, et al. Effective capacity analysis of delay-constrained STAR-RIS assisted BAC-NOMA systems[C]//Proceedings of the ICC 2023 - IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2023: 5793-5798.
- [19] BASHARAT S, ALI HASSAN S, JUNG H, et al. On the statistical channel distribution and effective capacity analysis of STAR-RIS-assisted BAC-NOMA systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(5): 4675-4690.
- [20] NOCEDAL J, WRIGHT S J. Numerical optimization[M]. 2nd ed. New York: Springer, 2006.
- [21] HOANG D T, NIYATO D, WANG P, et al. Ambient backscatter: a new approach to improve network performance for RF-powered cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2017, 65(9): 3659-3674.
- [22] GONG S M, HUANG X X, XU J, et al. Backscatter relay communications powered by wireless energy beamforming[J]. IEEE Transactions on Communications, 2018, 66(7): 3187-3200.
- [23] LIU Y W, QIN Z J, ELKASHLAN M, et al. Nonorthogonal multiple access for 5G and beyond[J]. Proceedings of the IEEE, 2017, 105(12): 2347-2381.
- [24] BOYD S P, VANDENBERGHE L. Convex optimization[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004.
- [25] LYU B, ZHOU C, GONG S M, et al. Robust secure transmission for active RIS enabled symbiotic radio multicast communications[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2023, 22(12): 8766-8780.
- [26] BEN-TAL A, ZIBULEVSKY M. Penalty/barrier multiplier methods for convex programming problems[J]. SIAM Journal on Optimization,

1997, 7(2): 347-366.

- [27] WANG K Y, SO A M C, CHANG T H, et al. Outage constrained robust transmit optimization for multiuser MISO downlinks: tractable approximations by conic optimization[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(21): 5690-5705.

[作者简介]



陈沿明 (1985-), 男, 江苏宿迁人, 南京邮电大学博士生, 主要研究方向为无线通信系统性能优化、无线供电与反向散射通信等。



吕斌 (1989-), 男, 江苏连云港人, 博士, 南京邮电大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为网络性能优化、无线供电通信等。



杨震 (1961-), 男, 江苏武进人, 博士, 南京邮电大学教授、博士生导师, 主要研究方向为无线通信与网络信号处理、语音处理与现代语音通信等。



李飞 (1966-), 女, 湖南长沙人, 博士, 南京邮电大学教授、博士生导师, 主要研究方向为智能通信、量子智能计算等。