



RIS 辅助认知反向散射通信网络吞吐量最大化算法

徐勇军^{1,2*}, 田秦语^{1,2}, 陈前斌^{1,2}, 王公仆³, 杨刚⁴

1. 重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065

2. 移动通信技术重庆市重点实验室, 重庆 400065

3. 北京交通大学计算机与信息技术学院, 北京 100044

4. 电子科技大学通信抗干扰技术国家级重点实验室, 成都 611731

* 通信作者. E-mail: xuyj@cqupt.edu.cn

收稿日期: 2023-11-06; 修回日期: 2024-02-09; 接受日期: 2024-04-15; 网络出版日期: 2024-08-05

国家自然科学基金 (批准号: 62271094, U23A20279)、重庆市自然科学基金重点项目 (批准号: CSTB2022NSCQ-LZX0009, CSTB2023NSCQ-LZX0079)、重庆市教委科学技术研究重点项目 (批准号: KJZD-K202200601) 和重庆研究生科研创新项目 (批准号: CYS23450, CYB23241) 资助

摘要 为了提高频谱利用率与解决反向散射通信存在障碍物阻挡导致通信质量急剧下降的问题, 基于实际非线性能量收集模型, 本文研究了智能超表面 (reconfigurable intelligent surface, RIS) 辅助的认知反向散射通信网络吞吐量最大化问题. 考虑最大干扰功率、最小能量收集与 RIS 相移约束, 建立了一个联合优化传输时间、发射功率、反射系数与 RIS 相移的多变量耦合资源分配模型. 利用变量替换、二次变换和半正定松弛方法, 将原问题转换为凸优化问题求解, 并提出一种基于迭代的吞吐量最大化资源分配算法. 仿真结果表明, 与传统线性能量收集算法相比, 所提算法平均吞吐量提升了 15.0%; 与传统无 RIS 辅助算法相比, 所提算法平均吞吐量提升了 22.7%.

关键词 智能超表面, 认知无线电, 反向散射通信, 吞吐量最大化, 非线性能量收集

1 引言

在物联网系统中, 随着无线终端和传感器数量急剧增加, 系统对频谱和能量的需求也越来越大^[1]. 为解决频谱拥挤问题, 认知无线电作为一种能够有效提升频谱利用率的技术而被提出, 该技术允许非授权用户机会式地共享授权用户空闲的频谱资源, 从而提升了频谱利用效率, 但其网络用户需要对周围环境频谱状态进行周期性检测, 这一行为增加了能量消耗、减少了设备待机时间, 不满足绿色互联通信的需求^[2,3]. 反向散射通信作为一种节能、低成本的通信技术, 既能利用环境中的射频信号进行无线能量收集, 又能将自己的信号调制到射频信号上, 实现无源反射通信, 从而为新一代物联网技术

引用格式: 徐勇军, 田秦语, 陈前斌, 等. RIS 辅助认知反向散射通信网络吞吐量最大化算法. 中国科学: 信息科学, 2024, 54: 1970–1982, doi: 10.1360/SSI-2023-0350

Xu Y J, Tian Q Y, Chen Q B, et al. Throughput maximization algorithm for RIS-aided cognitive backscatter communication networks (in Chinese). Sci Sin Inform, 2024, 54: 1970–1982, doi: 10.1360/SSI-2023-0350

的发展提供了契机^[4]. 近年来, 认知反向散射通信作为低功耗物联网一种潜在关键技术, 因能同时解决频谱与能量资源短缺问题而备受关注^[5]. 在该系统中, 认知反向散射节点可以共享授权用户的频谱, 同时能够利用环境中的射频信号进行无线充电与反向散射传输, 从而使得系统谱效与传输性能都有较大程度的提升^[6].

综上所述, 由于认知反向散射通信高频谱效率与低功耗特性, 受到了大量学者广泛关注, 例如, 在物理层安全^[7]、性能分析^[8]和资源分配^[9~17]等角度进行了研究. 具体来讲, 针对一个混合通信模式的认知反向散射通信系统, 文献^[9]通过优化时间因子使得认知次系统吞吐量最大化, 并提出了一种结合收集再转发 (harvest-then-transmit, HTT) 与反向散射的通信模式, 但其优化问题仅考虑单用户场景, 在实际系统中过于理想. 文献^[10]针对多次用户认知反向散射通信场景, 采取时分多址接入 (time division multiple access, TDMA) 与 HTT 混合模式, 通过优化传输时间使次系统传输速率最大化, 但仅考虑设备具有线性能量收集能力, 这与实际非线性电路特征不吻合. 在文献^[10]的基础上, 文献^[11]进一步考虑更实际的非线性能量收集模型, 提出了一种基于最大最小吞吐量的资源分配算法. 但上述工作^[9~11]忽略了次用户对主用户通信性能的保护, 即缺少次用户对主用户的最大干扰约束, 导致主用户会遭受有害的干扰, 从而无法保证其正常通信. 为此, 文献^[12]在文献^[11]基础上考虑主用户最大干扰约束, 通过优化传输时间与能量收集时间使得次系统吞吐量最大化, 但其算法复杂度较高. 为平衡算法复杂度与最优性关系, 文献^[13]在文献^[12]的基础上设计了一种低复杂度的吞吐量最大化资源分配算法. 为提高频谱效率和增加用户设备接入数量, 文献^[14]研究了非正交多址接入 (non-orthogonal multiple access, NOMA) 下认知反向散射通信系统速率最大化问题, 但假设系统仅存在一个主用户. 针对多主用户认知反向散射通信系统, 文献^[15]通过优化反射系数与传输时间使得次系统速率最大. 然而, 实际系统中反射链路与直传链路可能会被障碍物阻挡, 导致本来信号微弱的反射链路传输性能急剧下降, 甚至出现传输中断情况. 为此, 文献^[16]研究了智能超表面 (reconfigurable intelligent surface, RIS) 辅助网络的安全通信问题, 并推导出了遍历可达速率的表达式, 但只考虑了单用户通信场景, 且不适用于认知反向散射通信场景. 针对多用户 RIS 辅助认知反向散射通信网络, 文献^[17]考虑线性能量收集与传输时间约束, 通过联合优化传输时间、发射功率和 RIS 相移使次系统吞吐量最优. 然而, 它没有考虑次发射机对主接收机的最大干扰约束, 导致主接收机可能发生通信中断. 同时, 它忽略了对次发射机反射系数¹⁾的优化, 导致系统性能不能达到最优. 此外, 它采用了线性能量收集模型, 而实际的能量收集电路由于含有非线性器件 (如电感、电容等) 而呈现非线性特征, 因此使用线性能量收集模型将会导致资源失配, 系统性能下降.

基于此, 针对 RIS 辅助认知反向散射通信网络, 本文研究了一种吞吐量最大化资源分配算法. 首先, 考虑实际的非线性能量收集约束、主接收机最大干扰功率约束、RIS 相移约束、主基站最大发射功率约束与传输时间约束, 建立了一个联合优化时间分配、反射系数、发射功率和 RIS 相移的吞吐量最大化资源分配问题. 其次, 利用交替优化方法将原非凸问题分解为两个子问题, 即资源分配子问题与波束成形子问题. 然后, 利用变量替换法求解资源分配子问题, 并利用二次变换法和半正定松弛法求解波束成形子问题. 最后, 提出一种基于迭代的吞吐量最大化资源分配算法. 仿真结果表明, 相较于传统线性能量收集算法, 所提算法平均吞吐量提升了 15.0%; 与传统无 RIS 辅助算法相比, 所提算法平均吞吐量提升了 22.7%.

符号定义: $(\cdot)^*$, $(\cdot)^T$ 和 $(\cdot)^H$ 分别表示共轭、转置和共轭转置; $\mathbb{E}\{\cdot\}$ 表示期望; $|\cdot|$ 和 $\|\cdot\|_2$ 分别表示绝对值和向量二范数; $\text{diag}(\cdot)$, $\text{Tr}(\cdot)$ 和 $\text{Rank}(\cdot)$ 分别表示对角化、矩阵的迹和秩; $\mathcal{CN}(\mu, \sigma^2)$ 表示均

1) 在认知反向散射通信系统中, 对次发射机 (通常为无源的反射节点) 的反射系数进行优化既能有效减少信号间的同频干扰, 提高信道容量和速率, 还能有效抑制多路径衰落, 提升用户通信质量.

表 1 缩略词
Table 1 Abbreviations

Abbreviation	Full name	Abbreviation	Full name
HTT	Harvest-then-transmit	NOMA	Non-orthogonal multiple access
PBS	Primary base station	PR	Primary receiver
RIS	Reconfigurable intelligent surface	SR	Secondary receiver
ST	Secondary transmitter	TDMA	Time division multiple access

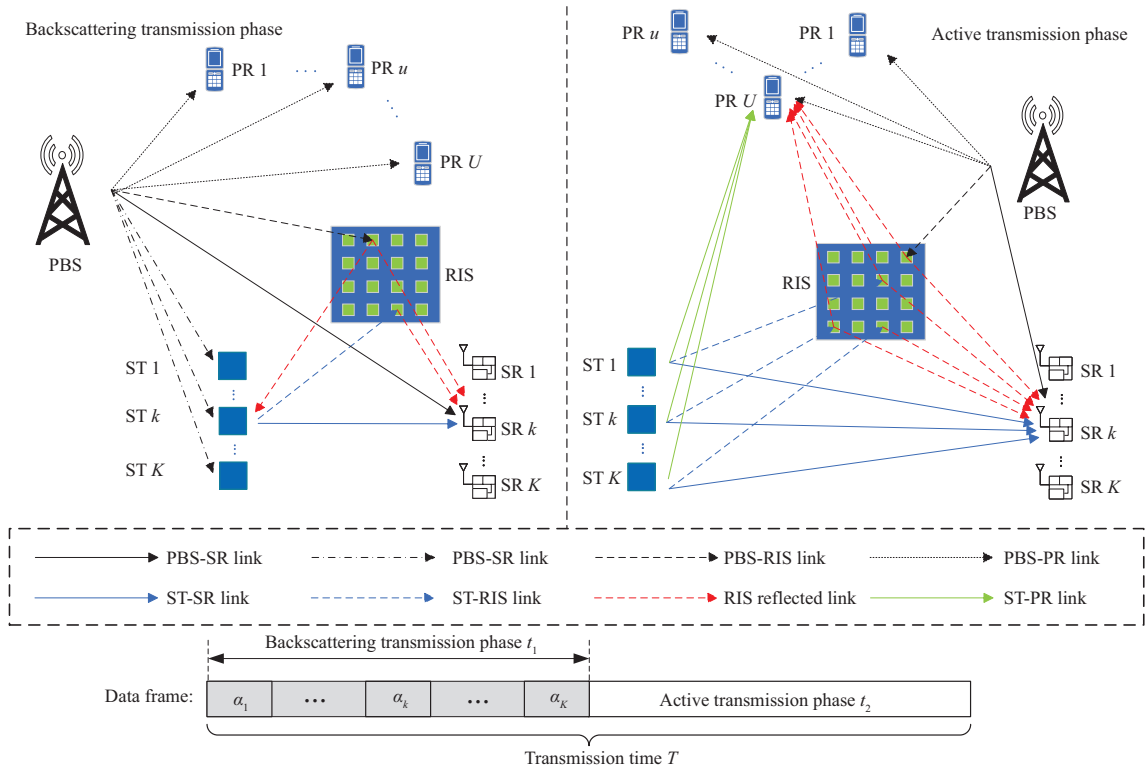


图 1 (网络版彩图) RIS 辅助多用户认知反向散射通信网络
Figure 1 (Color online) RIS-aided multiuser cognitive backscatter communication network

值为 μ 方差为 σ^2 的高斯分布; $\mathbb{C}^{N \times M}$ 表示 $N \times M$ 维的复数矩阵; $\text{Re}\{\cdot\}$ 表示复数的实部; $\mathbf{A} \succeq \mathbf{0}$ 表示 \mathbf{A} 为半正定矩阵. 缩略词如表 1 所示.

2 系统模型及问题描述

图 1 给出了一个 RIS 辅助多用户认知反向散射通信网络. 该网络由一个主基站 (primary base station, PBS), U 个主接收机 (primary receiver, PR), 一个配置有 N 个反射单元的 RIS 和 K 对次发射机 (secondary transmitter, ST) - 次接收机 (secondary receiver, SR) 组成, 其中该网络中所有设备均为单天线 [12~15]. 每个 ST 配备有射频能量收集模块和反向散射电路, 能够同时进行射频能量采集和无线信号反向散射, 此外还能够将采集到的能量进行存储用于主动传输 [7~11]. 因此, ST 可通过反向散射传输模式或主动传输模式与对应 SR 进行通信, 但这两种模式不会同时进行 [11~14]. 为提升次

表 2 系统参数
Table 2 System parameters

Parameter	Description	Parameter	Description
p_u	Transmission power allocated to PR u	P_k^C	Circuit power of ST k
P_k	Active transmission power of ST k	ρ_k	Backscatter coefficient of ST k
$f_{1,k}$	Channel gain from the PBS to ST k	$f_{2,k}$	Channel gain from the PBS to SR k
\mathbf{h}	Channel gain from the PBS to the RIS	\mathbf{h}_k	Channel gain from ST k to the RIS
\mathbf{g}_u	Channel gain from the RIS to PR u	$\mathbf{g}_{1,k}$	Channel gain from the RIS to ST k
$\mathbf{g}_{2,k}$	Channel gain from the RIS to SR k	I_u^{\max}	Maximum interference power of PR u
$q_{k,u}$	Channel gain from ST k to PR u	$q_{k,k}$	Channel gain from ST k to SR k

用户性能与降低 PR 处干扰, 将 RIS 部署在系统中, 从而可以通过调整 RIS 反射单元的相移, 增强 SR 接收到的信号强度同时降低主用户处的干扰. 然而, 由于 RIS 反射链路的路径损耗较大, 本文只考虑 RIS 的一阶反射^[17~19]. 假设 PBS 在一个时间帧 T 内持续向 PR 传输信号. 从图 1 传输过程可知, 时间 T 被分为两个阶段, 即反向散射传输阶段 t_1 与主动传输阶段 t_2 , 且 $T = t_1 + t_2$. 具体来讲, 在 t_1 内, ST 在 RIS 辅助下以 TDMA 方式向对应 SR 进行反向散射通信. 当第 k 个 ST 在 α_k 内进行反向散射传输时, 其他 ST 进行能量采集, 且 α_k 满足 $\sum_{k=1}^K \alpha_k = t_1$. 在 t_2 内, ST 在 RIS 辅助下以频分复用方式²⁾进行主动传输. 假设所有信道服从块衰落信道模型, 即信道在一个时间帧内保持不变, 但是在其他帧内可能会发生变化, 且收发端已知完美的信道状态信息^[9~15]. 不失一般性, 定义 \mathcal{U} 为主接收机集合, 且满足 $\mathcal{U} = \{1, \dots, U\}$ ($\forall u \in \mathcal{U}$), \mathcal{K} 为次收发机集合, 且满足 $\mathcal{K} = \{1, \dots, K\}$ ($\forall k \in \mathcal{K}$), \mathcal{N} 为 RIS 反射单元集合, 且满足 $\mathcal{N} = \{1, \dots, N\}$ ($\forall n \in \mathcal{N}$). 系统参数如表 2 所示.

定义 s_u 为 PBS 向第 u 个 PR 传输的信息符号, 且满足 $\mathbb{E}\{|s_u|^2\} = 1$. 根据图 1 的信号传输过程, PBS 的发射信号可表示为 $x = \sum_{u=1}^U \sqrt{p_u} s_u$. 则在 α_k 内, 第 k 个 ST 接收到的信号为

$$y_{1,k}^I = (f_{1,k} + \mathbf{g}_{1,k}^H \mathbf{\Phi}_k \mathbf{h})x + n_{1,k}^I, \quad (1)$$

其中, $n_{1,k}^I$ 为反向散射传输阶段第 k 个 ST 处均值为零方差为 $\sigma_{1,k}^2$ 的背景噪声, 即 $n_{1,k}^I \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_{1,k}^2)$. $\mathbf{\Phi}_k = \text{diag}(\phi_{1,k}, \dots, \phi_{N,k})$ 为 RIS 在 α_k 内的反射矩阵, 其中 $\phi_{n,k} = \beta_{n,k} e^{j\theta_{n,k}}$ 表示 RIS 反射单元 n 在 α_k 内的反射系数. $\theta_{n,k} \in [0, 2\pi)$ 表示第 n 个反射单元在 α_k 内的相移, $\beta_{n,k}$ 为其对应的幅度. 为使反射信号最大, 定义 $\beta_{n,k}$ 为 1^[17~19]. 定义 c_k 为第 k 个 ST 传输的信息符号, 且满足 $\mathbb{E}\{|c_k|^2\} = 1$. 则在 α_k 内, 第 k 个 SR 的接收信号为

$$y_{2,k}^I = \sqrt{\rho_k} y_{1,k}^I (q_{k,k} + \mathbf{g}_{2,k}^H \mathbf{\Phi}_k \mathbf{h}_k) c_k + (f_{2,k} + \mathbf{g}_{2,k}^H \mathbf{\Phi}_k \mathbf{h})x + n_{2,k}^I, \quad (2)$$

其中, $n_{2,k}^I$ 表示反向散射传输阶段第 k 个 SR 处均值为零方差为 $\sigma_{2,k}^2$ 的背景噪声, 即 $n_{2,k}^I \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_{2,k}^2)$. 则在 α_k 内, 第 k 个 SR 的传输速率可表示为

$$R_k^I = \log_2 \left(1 + \frac{\rho_k P_0 |f_{1,k} + \mathbf{g}_{1,k}^H \mathbf{\Phi}_k \mathbf{h}|^2 |q_{k,k} + \mathbf{g}_{2,k}^H \mathbf{\Phi}_k \mathbf{h}_k|^2}{P_0 |f_{2,k} + \mathbf{g}_{2,k}^H \mathbf{\Phi}_k \mathbf{h}|^2 + \sigma_{2,k}^2} \right), \quad (3)$$

其中, $P_0 = \sum_{u=1}^U p_u$ 表示 PBS 总传输功率.

2) 在主动传输阶段, 相较于 TDMA 传输模式^[10~13], 本文采取频分复用方式使 ST 与 SR 进行通信, 进一步提升了系统频谱利用率和吞吐量. 此外, ST 同时进行数据传输将会加剧 PR 处的干扰, 增加了资源分配算法求解难度.

为真实反映反向散射节点的能量收集特性, 基于非线性能量收集模型^[20], 第 k 个 ST 的收集功率可表示为

$$P_k^{\text{EH}}(P_k^{\text{in}}) = \frac{aP_k^{\text{in}} + b}{P_k^{\text{in}} + c} - \frac{b}{c}, \quad (4)$$

其中, $P_k^{\text{in}} = P_0 |f_{1,k} + \mathbf{g}_{1,k}^H \Phi_k \mathbf{h}|^2$ 表示第 k 个 ST 的接收信号功率, $a = 2.463$, $b = 1.635$ 和 $c = 0.826$ 是通过标准曲线拟合确定的常数^[20]. 考虑实际收发机对稀疏分布特性^[21], 忽略在第 k 个 ST 进行反向散射时对其他 ST 进行能量收集的影响. 因此, 第 k 个 ST 收集到的总能量为

$$E_k^{\text{EH}} = (t_1 - \alpha_k) P_k^{\text{EH}}(P_k^{\text{in}}) + \alpha_k P_k^{\text{EH}}((1 - \rho_k) P_k^{\text{in}}), \quad (5)$$

且满足如下关系

$$TP_k^{\text{C}} + t_2 P_k \leq E_k^{\text{EH}}. \quad (6)$$

在 t_1 内, 由于双重衰落, 可忽略 ST 对 PR 接收性能的影响^[10~13]. 但在 t_2 内, ST 能利用反向散射传输阶段收集到的充足能量进行主动传输以满足吞吐量提升, 导致 PR 在该阶段受到的多径干扰要远远大于反向散射传输阶段. 因此, 为保护主用户服务质量, 第 k 个 PR 接收到的干扰功率应满足^[20]

$$\sum_{k=1}^K P_k |q_{k,u} + \mathbf{g}_u^H \Phi_0 \mathbf{h}_k|^2 \leq I_u^{\text{max}}, \quad (7)$$

其中, $\Phi_0 = \text{diag}(\phi_{1,0}, \dots, \phi_{N,0})$ 表示 RIS 在 t_2 内的反射矩阵, 其中 $\phi_{n,0} = \beta_{n,0} e^{j\theta_{n,0}}$ 表示 RIS 反射单元 n 在 t_2 内的反射系数. $\theta_{n,0} \in [0, 2\pi)$ 为第 n 个反射单元在 t_2 内的相移, $\beta_{n,0}$ 为其对应的幅度.

根据图 1, 在 t_2 内第 k 个 SR 的接收信号为

$$y_k^{\text{II}} = \sqrt{P_k} (q_{k,k} + \mathbf{g}_{2,k}^H \Phi_0 \mathbf{h}_k) c_k + \underbrace{(f_{2,k} + \mathbf{g}_{2,k}^H \Phi_0 \mathbf{h}) x}_{\text{来自PBS的干扰}} + \underbrace{\sum_{i=1, i \neq k}^K \sqrt{P_i} (q_{i,k} + \mathbf{g}_{2,k}^H \Phi_0 \mathbf{h}_i) c_i + n_k^{\text{II}}}_{\text{来自除ST } k \text{ 外其他ST的干扰}}, \quad (8)$$

其中, n_k^{II} 表示主动传输阶段第 k 个 SR 处均值为零方差为 σ_k^2 的背景噪声, 即 $n_k^{\text{II}} \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_k^2)$. 因此, 其在主动传输阶段对应的传输速率为

$$R_k^{\text{II}} = \log_2 \left(1 + \frac{P_k |q_{k,k} + \mathbf{g}_{2,k}^H \Phi_0 \mathbf{h}_k|^2}{\sum_{i=1, i \neq k}^K P_i |q_{i,k} + \mathbf{g}_{2,k}^H \Phi_0 \mathbf{h}_i|^2 + P_0 |f_{2,k} + \mathbf{g}_{2,k}^H \Phi_0 \mathbf{h}|^2 + \sigma_k^2} \right). \quad (9)$$

结合式 (3) 和 (9), 次系统吞吐量可表示为

$$R^{\text{SUM}} = \sum_{k=1}^K (\alpha_k R_k^{\text{I}} + t_2 R_k^{\text{II}}). \quad (10)$$

为使次系统性能最优且避免对主用户造成不可容忍的干扰, 本文所考虑的吞吐量最大化资源分配

模型可描述为

$$\begin{aligned}
& \max_{\rho_k, \alpha_k, \theta_{n,k}, \theta_{n,0}, t_2, P_k} R^{\text{SUM}} \\
& \text{s.t. C1: } \sum_{k=1}^K \alpha_k + t_2 \leq T, \\
& \text{C2: } \sum_{k=1}^K P_k |q_{k,u} + \mathbf{g}_u^H \Phi_0 \mathbf{h}_k|^2 \leq I_u^{\text{max}}, \\
& \text{C3: } TP_k^C + t_2 P_k \leq E_k^{\text{EH}}, \\
& \text{C4: } |\theta_{n,k}| = 1, |\theta_{n,0}| = 1, \\
& \text{C5: } 0 \leq \rho_k \leq 1, \text{C6: } P_k \geq 0,
\end{aligned} \tag{11}$$

其中, C1 为传输时间约束, C2 保证了每个 PR 的服务质量, C3 为第 k 个 ST 的最小能量收集约束, C4 为 RIS 相移约束, C5 为 ST 的反射系数约束, C6 为主动传输阶段 ST 的发射功率约束. 由于优化变量在目标函数和约束 C2, C3 中耦合, 该问题是一个非凸优化问题, 难以直接求解.

3 资源分配算法设计

为便于求解, 对级联信道进行以下处理:

$$\begin{cases}
\mathbf{g}_u^H \Phi_0 \mathbf{h}_k = \phi_0^H \text{diag}(\mathbf{g}_u^H) \mathbf{h}_k = \phi_0^H \mathbf{G}_{k,u}, \\
\mathbf{g}_{1,k}^H \Phi_k \mathbf{h} = \phi_k^H \text{diag}(\mathbf{g}_{1,k}^H) \mathbf{h} = \phi_k^H \mathbf{F}_{1,k}, \\
\mathbf{g}_{2,k}^H \Phi_j \mathbf{h} = \phi_j^H \text{diag}(\mathbf{g}_{2,k}^H) \mathbf{h} = \phi_j^H \mathbf{F}_{2,k}, \forall j \in \{0, k\}, \\
\mathbf{g}_{2,k}^H \Phi_j \mathbf{h}_k = \phi_j^H \text{diag}(\mathbf{g}_{2,k}^H) \mathbf{h}_k = \phi_j^H \mathbf{G}_{2,k}, \forall j \in \{0, k\},
\end{cases} \tag{12}$$

其中, $\phi_n = [\phi_{n,1}, \dots, \phi_{n,N}]^T \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ ($\forall n \in \{0, k\}$). $\mathbf{G}_{k,u} = \text{diag}(\mathbf{g}_u^H) \mathbf{h}_k \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 表示第 k 个 ST 经过 RIS 到第 u 个 PR 的等效信道, $\mathbf{F}_{1,k} = \text{diag}(\mathbf{g}_{1,k}^H) \mathbf{h} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 表示 PBS 经过 RIS 到第 k 个 ST 的等效信道, $\mathbf{F}_{2,k} = \text{diag}(\mathbf{g}_{2,k}^H) \mathbf{h} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 表示 PBS 经过 RIS 到第 k 个 SR 的等效信道, $\mathbf{G}_{2,k} = \text{diag}(\mathbf{g}_{2,k}^H) \mathbf{h}_k \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 表示第 k 个 ST 经过 RIS 到第 k 个 SR 的等效信道. 基于此, 目标函数、C2 和 C3 可重写为

$$\max_{\rho_k, \alpha_k, \theta_{n,k}, \theta_{n,0}, t_2, P_k} \sum_{k=1}^K (\bar{R}_k^{\text{I}} + \bar{R}_k^{\text{II}}), \tag{13}$$

$$\bar{\text{C2}}: \sum_{k=1}^K P_k |q_{k,u} + \phi_0^H \mathbf{G}_{k,u}|^2 \leq I_u^{\text{max}}, \tag{14}$$

$$\bar{\text{C3}}: TP_k^C + t_2 P_k \leq (t_1 - \alpha_k) P_k^{\text{EH}} (\bar{P}_k^{\text{in}}) + \alpha_k P_k^{\text{EH}} ((1 - \rho_k) \bar{P}_k^{\text{in}}), \tag{15}$$

其中, $\bar{P}_k^{\text{in}} = P_0 |f_{1,k} + \phi_k^H \mathbf{F}_{1,k}|^2$, $\bar{R}_k^{\text{I}} = \alpha_k \log_2(1 + \bar{\gamma}_k^{\text{I}})$, $\bar{\gamma}_k^{\text{I}} = \frac{\rho_k P_0 |f_{1,k} + \phi_k^H \mathbf{F}_{1,k}|^2 |q_{k,k} + \phi_k^H \mathbf{G}_{2,k}|^2}{P_0 |f_{2,k} + \phi_k^H \mathbf{F}_{2,k}|^2 + \sigma_{2,k}^2}$, $\bar{R}_k^{\text{II}} = t_2 \log_2(1 + \bar{\gamma}_k^{\text{II}})$, $\bar{\gamma}_k^{\text{II}} = \frac{P_k |q_{k,k} + \phi_0^H \mathbf{G}_{2,k}|^2}{I_k + P_0 |f_{2,k} + \phi_0^H \mathbf{F}_{2,k}|^2}$, $I_k = \sum_{i=1, i \neq k}^K P_i |q_{i,k} + \phi_0^H \mathbf{G}_{2,k}|^2 + \sigma_k^2$.

因此, 问题 (11) 可重新表述为

$$\max_{\rho_k, \alpha_k, \theta_{n,k}, \theta_{n,0}, t_2, P_k} \sum_{k=1}^K (\bar{R}_k^{\text{I}} + \bar{R}_k^{\text{II}}) \tag{16}$$

s.t. C1, $\bar{\text{C2}}$, $\bar{\text{C3}}$, C4, C5, C6.

问题 (16) 是一个多变量耦合的非凸优化问题. 为求解该问题, 首先利用交替优化法将原问题解耦为两个子问题: (1) 资源分配子问题. 固定 $\{\theta_{n,k}, \theta_{n,0}\}$, 求 $\{\rho_k, \alpha_k, t_2, P_k\}$; (2) 波束成形子问题. 基于已知的 $\{\rho_k, \alpha_k, t_2, P_k\}$, 求 $\{\theta_{n,k}, \theta_{n,0}\}$. 其中, 利用变量替换法将资源分配子问题转换为凸问题并求解, 利用二次变换法^[22] 先将波束成形子问题转换为非凸二次约束二次规划问题, 再利用半正定松弛法^[23] 将其转换为凸问题并求解.

(1) 资源分配子问题: 固定 $\{\theta_{n,k}, \theta_{n,0}\}$, 求 $\{\rho_k, \alpha_k, t_2, P_k\}$.

资源分配子问题可表示为

$$\begin{aligned} \max_{\alpha_k, \rho_k, t_2, P_k} \sum_{k=1}^K (\bar{R}_k^I + \bar{R}_k^{II}) \\ \text{s.t. C1, } \bar{\text{C}}3, \text{C5, C6.} \end{aligned} \quad (17)$$

由于 α_k, ρ_k, t_2 和 P_k 在目标函数和约束 $\bar{\text{C}}3$ 中耦合, 子问题 (17) 非凸. 为解决该非凸问题, 利用变量替换法引入辅助变量 $\bar{\rho}_k = \alpha_k \rho_k$ 和 $\bar{P}_k = t_2 P_k$, 且分别满足 $0 \leq \bar{\rho}_k \leq \alpha_k$ 和 $\bar{P}_k \geq 0$. 基于此, 子问题 (17) 可重新表述为

$$\begin{aligned} \max_{\alpha_k, \bar{\rho}_k, t_2, \bar{P}_k} \sum_{k=1}^K (\tilde{R}_k^I + \tilde{R}_k^{II}) \\ \text{s.t. C1, } \tilde{\text{C}}3 : TP_k^C + \bar{P}_k \leq (t_1 - \alpha_k) P_k^{\text{EH}}(\bar{P}_k^{\text{in}}) + \alpha_k \tilde{P}_k^{\text{EH}}, \\ \tilde{\text{C}}5 : 0 \leq \bar{\rho}_k \leq \alpha_k, \tilde{\text{C}}6 : \bar{P}_k \geq 0, \end{aligned} \quad (18)$$

其中, $\tilde{R}_k^I = \alpha_k \log_2(1 + \tilde{\gamma}_k^I)$, $\tilde{\gamma}_k^I = \frac{\bar{\rho}_k P_0 |f_{1,k} + \phi_k^H \mathbf{F}_{1,k}|^2 |q_{k,k} + \phi_k^H \mathbf{G}_{2,k}|^2}{\alpha_k (P_0 |f_{2,k} + \phi_k^H \mathbf{F}_{2,k}|^2 + \sigma_{2,k}^2)}$, $\tilde{R}_k^{II} = t_2 \log_2(1 + \tilde{\gamma}_k^{II})$, $\tilde{\gamma}_k^{II} = \frac{\bar{P}_k |q_{k,k} + \phi_0^H \mathbf{G}_{2,k}|^2}{t_2 (I_k + P_0 |f_{2,k} + \phi_0^H \mathbf{F}_{2,k}|^2)}$, $\tilde{P}_k^{\text{EH}} = P_k^{\text{EH}}((1 - \frac{\bar{\rho}_k}{\alpha_k}) P_0 |f_{1,k} + \phi_k^H \mathbf{F}_{1,k}|^2)$. 由文献 [11] 可知, $\alpha_k \tilde{P}_k^{\text{EH}}$ 是关于优化变量 α_k 和 $\bar{\rho}_k$ 的联合凹函数. 此外, 由于目标函数 $x \log(1 + y/x)$, $x > 0, y > 0$ 的凹函数特性, 问题 (18) 是一个凸优化问题, 可利用 CVX 工具箱对该子问题进行求解^[24].

(2) 波束成形子问题: 基于已知的 $\{\rho_k, \alpha_k, t_2, P_k\}$, 求 $\{\theta_{n,k}, \theta_{n,0}\}$.

优化 RIS 相移可等价于优化 $\{\phi_k, \phi_0\}$, 即波束成形子问题可表示为

$$\begin{aligned} \max_{\phi_k, \phi_0} \sum_{k=1}^K (\bar{R}_k^I(\phi_k) + \bar{R}_k^{II}(\phi_0)) \\ \text{s.t. } \bar{\text{C}}2, \bar{\text{C}}3, \bar{\text{C}}4 : \|\phi_k\|_2 = 1, \|\phi_0\|_2 = 1. \end{aligned} \quad (19)$$

由于问题 (19) 的目标函数中存在非凸的分数形式, 子问题 (19) 是一个非凸优化子问题. 但由于目标函数中 $\log(\cdot)$ 为凹函数且单调递增, 利用二次变换法可将目标函数中的分数形式转换为二次形式, 即引入辅助变量 $\mathbf{y}^I = [y_1^I, \dots, y_K^I]^T$ 和 $\mathbf{y}^{II} = [y_1^{II}, \dots, y_K^{II}]^T$, 目标函数可转换为

$$\begin{aligned} f_1(\phi_k, \phi_0, \mathbf{y}^I, \mathbf{y}^{II}) = \sum_{k=1}^K \log_2 \left(1 + 2\text{Re} \left\{ (y_k^I)^* \sqrt{A_k^I(\phi_k)} \right\} - |y_k^I|^2 B_k^I(\phi_k) \right) \\ + \sum_{k=1}^K \log_2 \left(1 + 2\text{Re} \left\{ (y_k^{II})^* \sqrt{A_k^{II}(\phi_0)} \right\} - |y_k^{II}|^2 B_k^{II}(\phi_0) \right), \end{aligned} \quad (20)$$

其中, $A_k^I(\phi_k) = \rho_k P_0 |f_{1,k} + \phi_k^H \mathbf{F}_{1,k}|^2 |q_{k,k} + \phi_k^H \mathbf{G}_{2,k}|^2$, $B_k^I(\phi_k) = P_0 |f_{2,k} + \phi_k^H \mathbf{F}_{2,k}|^2 + \sigma_{2,k}^2$, $A_k^{II}(\phi_0) = P_k |q_{k,k} + \phi_0^H \mathbf{G}_{2,k}|^2$, $B_k^{II}(\phi_0) = I_k(\phi_0) + P_0 |f_{2,k} + \phi_0^H \mathbf{F}_{2,k}|^2$. 由式 (20) 易知, 当优化变量 ϕ_k 和 ϕ_0 固定

时, 目标函数为关于辅助变量 \mathbf{y}^I 和 \mathbf{y}^II 的联合凹函数. 因此, 由 $\partial f_1/\partial \mathbf{y}_k^I = 0$ 和 $\partial f_1/\partial \mathbf{y}_k^{II} = 0$ 可得 y_k^I 和 y_k^{II} 的最优值, 即

$$y_{\text{opt},k}^I = \frac{\sqrt{\rho_k P_0 |f_{1,k} + \phi_k^H \mathbf{F}_{1,k}|^2 |q_{k,k} + \phi_k^H \mathbf{G}_{2,k}|^2}}{P_0 |f_{2,k} + \phi_k^H \mathbf{F}_{2,k}|^2 + \sigma_{2,k}^2}, \quad (21)$$

$$y_{\text{opt},k}^{II} = \frac{\sqrt{P_k |q_{k,k} + \phi_0^H \mathbf{G}_{2,k}|^2}}{I_k + P_0 |f_{2,k} + \phi_0^H \mathbf{F}_{2,k}|^2}. \quad (22)$$

将式 (21) 和 (22) 代入到目标函数 (20) 中, 子问题 (19) 可重新表述为

$$\begin{aligned} & \max_{\phi_k, \phi_0} f_2(\phi_k, \phi_0) \\ & \text{s.t. } \tilde{C}2: -\phi_0^H \mathbf{A}_3 \phi_0 + 2\text{Re}\{\phi_0^H \mathbf{B}_3\} + C_3 \leq I_u^{\max}, \\ & \quad \tilde{C}3: TP_k^C + t_2 P_k \leq (t_1 - \alpha_k) P_k^{\text{EH}}(g_k(\phi_k)) + \alpha_k P_k^{\text{EH}}((1 - \rho_k)g_k(\phi_k)), \\ & \quad \tilde{C}4: \|\phi_k\|_2 = 1, \|\phi_0\|_2 = 1, \end{aligned} \quad (23)$$

其中, 目标函数的表达式为

$$\begin{aligned} f_2(\phi_k, \phi_0) = & \sum_{k=1}^K \log_2(-\phi_k^H \mathbf{A}_1 \phi_k + 2\text{Re}\{\phi_k^H \mathbf{B}_1\} + C_1) \\ & + \sum_{k=1}^K \log_2(-\phi_0^H \mathbf{A}_2 \phi_0 + 2\text{Re}\{\phi_0^H \mathbf{B}_2\} + C_2), \end{aligned} \quad (24)$$

其中, $\mathbf{A}_1 = P_0 |y_{\text{opt},k}^I|^2 \mathbf{F}_{2,k} \mathbf{F}_{2,k}^H - 2\sqrt{\rho_k P_0} \text{Re}\{(y_{\text{opt},k}^I)^* \mathbf{G}_{2,k} \mathbf{F}_{1,k}^H\}$, $\mathbf{B}_1 = -P_0 \mathbf{f}_{2,k}^* |y_{\text{opt},k}^I|^2 \mathbf{F}_{2,k} + (y_{\text{opt},k}^I)^* \sqrt{\rho_k P_0} (\mathbf{f}_{1,k}^* \mathbf{G}_{2,k} + \mathbf{q}_{k,k}^* \mathbf{F}_{1,k})$, $C_1 = 1 + 2\sqrt{\rho_k P_0} \text{Re}\{(y_{\text{opt},k}^I)^* q_{k,k}\} - |y_{\text{opt},k}^I|^2 (P_0 f_{2,k}^2 + \sigma_{2,k}^2)$, $\mathbf{A}_2 = |y_{\text{opt},k}^{II}|^2 (P_0 \mathbf{F}_{2,k} \mathbf{F}_{2,k}^H + \sum_{i=1, i \neq k}^K P_i \mathbf{G}_{2,k} \mathbf{G}_{2,k}^H)$, $\mathbf{B}_2 = -|y_{\text{opt},k}^{II}|^2 (P_0 \mathbf{f}_{2,k}^* \mathbf{F}_{2,k} + \sum_{i=1, i \neq k}^K P_i \mathbf{q}_{i,k}^* \mathbf{G}_{2,k}) + (y_{\text{opt},k}^{II})^* P_k \mathbf{G}_{2,k}$, $C_2 = 1 + 2P_k \text{Re}\{(y_{\text{opt},k}^{II})^* q_{k,k}\} - |y_{\text{opt},k}^{II}|^2 (\sum_{i \neq k, i=1}^K P_i q_{i,k}^2 + P_0 f_{2,k}^2 + \sigma_k^2)$, $\mathbf{A}_3 = -\sum_{k=1}^K P_k \mathbf{G}_{k,u} \mathbf{G}_{k,u}^H$, $\mathbf{B}_3 = \sum_{k=1}^K P_k \mathbf{q}_{k,u}^* \mathbf{G}_{k,u}$, $C_3 = \sum_{k=1}^K P_k q_{k,u}^2$, $g_k(\phi_k) = -\phi_k^H \mathbf{A}_4 \phi_k + 2\text{Re}\{\phi_k^H \mathbf{B}_4\} + C_4$, $\mathbf{A}_4 = -P_0 \mathbf{F}_{1,k} \mathbf{F}_{1,k}^H$, $\mathbf{B}_4 = P_0 \mathbf{f}_{1,k}^* \mathbf{F}_{1,k}$, $C_4 = P_0 f_{1,k}^2$.

显然, 问题 (23) 是一个非凸的二次约束二次规划问题. 为处理该非凸问题, 首先引入辅助变量 t , 即定义 $\bar{\phi}_j = [\phi_j \ t]^T, \forall j \in \{0, k\}$, 然后定义 $\Theta_j = \bar{\phi}_j \bar{\phi}_j^H$, 且满足 $\text{Rank}(\Theta_j) = 1$ 和 $\Theta_j \succeq \mathbf{0}$, 则问题 (23) 可等价于

$$\begin{aligned} & \max_{\Theta_k, \Theta_0} \sum_{k=1}^K \log_2(\text{Tr}(\Theta_k \bar{\mathbf{A}}_1) + C_1) + \sum_{k=1}^K \log_2(\text{Tr}(\Theta_0 \bar{\mathbf{A}}_2) + C_2) \\ & \text{s.t. } \tilde{C}2: \text{Tr}(\Theta_0 \bar{\mathbf{A}}_3) + C_3 \leq I_u^{\max}, \\ & \quad \tilde{C}3: TP_k^C + t_2 P_k \leq (t_1 - \alpha_k) P_k^{\text{EH}}(\text{Tr}(\Theta_k \bar{\mathbf{A}}_4) + C_4) + \alpha_k P_k^{\text{EH}}((1 - \rho_k)(\text{Tr}(\Theta_k \bar{\mathbf{A}}_4) + C_4)), \\ & \quad \tilde{C}4: \text{Rank}(\Theta_j) = 1, \Theta_j \succeq \mathbf{0}, \forall j \in \{0, k\}, \end{aligned} \quad (25)$$

其中,

$$\bar{\mathbf{A}}_m = \begin{bmatrix} -\mathbf{A}_m & \mathbf{B}_m \\ \mathbf{B}_m^H & \mathbf{0} \end{bmatrix}, \quad \forall m \in \{1, 2, 3, 4\}.$$

然而, 由于秩一约束 $\tilde{C}4$, 问题 (25) 仍然是非凸的. 为处理该非凸约束, 本文采用半正定松弛法松弛掉秩一约束. 由于松弛后的问题是一个凸优化问题, 可利用 CVX 工具箱对其进行求解. 然而, 该方法获

算法 1 An iteration-based resource allocation algorithm for throughput maximization

Input: Initialize $U, N, K, T, P_0, \sigma_{1,k}^2, \sigma_{2,k}^2, \sigma_k^2, P_k^C, a, b, c, R^{\text{SUM}(0)}$; Set the initial iteration $d = 0$, the maximum number of iterations D , and the convergence accuracy ω ;

- 1: **while** $|R^{\text{SUM}(d)} - R^{\text{SUM}(d-1)}| \geq \omega$ and $d \leq D$ **do**
- 2: Update the iteration $d = d + 1$;
- 3: Fix $\{\theta_{n,k}^{(d-1)}, \theta_{n,0}^{(d-1)}\}$ and obtain $\{\alpha_k^{(d)}, \rho_k^{(d)}, t_2^{(d)}, P_k^{(d)}\}$ according to problem (18);
- 4: Update $y_k^{\text{I}(d)}$ and $y_k^{\text{II}(d)}$ according to (21) and (22), respectively;
- 5: Under the fixed $\{\alpha_k^{(d)}, \rho_k^{(d)}, t_2^{(d)}, P_k^{(d)}\}$, obtain $\Theta_j^{(d)*} (\forall j \in \{0, k\})$ according to problem (25). If the rank of $\Theta_j^{(d)*}$ is equal to 1, the optimal solutions $\{\theta_{n,k}^{(d)*}, \theta_{n,0}^{(d)*}\}$ can be obtained by using the eigenvalue decomposition method; Conversely, the suboptimal solutions can be obtained by using the Gaussian randomization method;
- 6: Calculate and update $R^{\text{SUM}(d)}$ according to problem (11);
- 7: **end while**

Output: $\alpha_k^*, \rho_k^*, t_2^*, P_k^*, \theta_{n,k}^*, \theta_{n,0}^*$.

得的解仅是问题 (25) 的上界. 因此, 本文利用高斯随机化方法构造 $\Theta_j (\forall j \in \{0, k\})$ 的唯一解. 假设通过问题 (25) 获得的解是 Θ_j^* , 若 $\text{Rank}(\Theta_j^*) = 1$, 则利用特征值分解法获得最优的 $\bar{\phi}_j^*$; 若 $\text{Rank}(\Theta_j^*) \neq 1$, 则利用高斯随机化方法获得问题 (25) 的近似解^[25]. 因此, 基于迭代的吞吐量最大化资源分配算法步骤如算法 1 所示.

收敛性与计算复杂度分析. 由于问题 (18) 和 (25) 均为标准凸优化问题, 在每次迭代后获得的解 $\{\alpha_k, \rho_k, t_2, P_k\}$ 和 $\{\theta_{n,k}, \theta_{n,0}\}$ 能够保证问题 (11) 的目标函数值均不下降. 此外, 由于 $\{\alpha_k, \rho_k, t_2, P_k\}$ 受限于非线性能量收集约束, $\{\theta_{n,k}, \theta_{n,0}\}$ 受限于跨层干扰功率约束, 因此所提算法收敛. 此外, 由于所提算法中步骤 4 能够获得辅助变量的最优解, 其复杂度可忽略不计^[26]. 因此, 算法的计算复杂度主要来源于步骤 3 和 5. 由文献 [27] 可知, 步骤 3 的复杂度为 $\mathcal{O}(K)$, 步骤 5 的复杂度为 $\mathcal{O}((N+1)^{3.5})$. 因此, 该算法的计算复杂度为 $\mathcal{O}(D_{\max}(K + (N+1)^{3.5}))$, 其中 D_{\max} 为最大迭代次数, K 为次用户数, N 为 RIS 反射单元数.

4 仿真结果与分析

本节通过与其他算法进行对比仿真来验证所提算法的有效性. 假设路径损耗模型为 $\Gamma(d) = \Gamma_0 \cdot (d_i/d_0)^{-\alpha}$ ^[21], 其中, $\Gamma_0 = -30$ dBm 表示在参考距离 $d_0 = 1$ m 时的路径损耗, d_i 表示收发机之间距离, $\alpha = 3$ 表示路径损耗指数^[14]. 假设 PBS 到 RIS 的距离为 6 m; PR 位于 (0, 9) 处; RIS 位于 (3, 3) 处, ST-SR 对随机分布在圆心为 (1, 0), 半径为 1 m 的圆内. 其他仿真参数为: $U = 2, K = 2, N = 4, T = 1$ s, $\sigma_{1,k}^2 = \sigma_{2,k}^2 = \sigma_k^2 = 10^{-8}$ W, $P_0 = 2$ W^[11], $P_k^C = 0.2$ W^[17], $I_u^{\max} = 17$ dBm^[17], $\omega = 10^{-5}$, $D = 10^6$. 本文对比算法如下所示.

传统无 RIS 辅助算法^[12]. 目标函数与问题 (11) 相同, 但在网络场景中没有考虑布置 RIS 来增强信息传输与抑制干扰, 即没有考虑对 RIS 相移的优化和约束.

传统线性能量收集算法^[17]. 网络场景与目标函数与问题 (11) 相同, 但未考虑对反射系数的优化, 且次用户发射机采用线性能量收集模型进行供电.

图 2 描述了次系统吞吐量的收敛性能图. 从图可知, 本文算法具有良好的收敛性. 随着 N 增加, 次系统吞吐量增加. 因为增加 RIS 反射单元数量能使 ST 在反向散射传输阶段收集到更多的能量, 从而能在主动传输阶段以更高的功率向对应的 SR 传输信息, 同时, SR 也能在两个传输阶段中接收到更多的有用信号, 从而增大了次系统吞吐量.

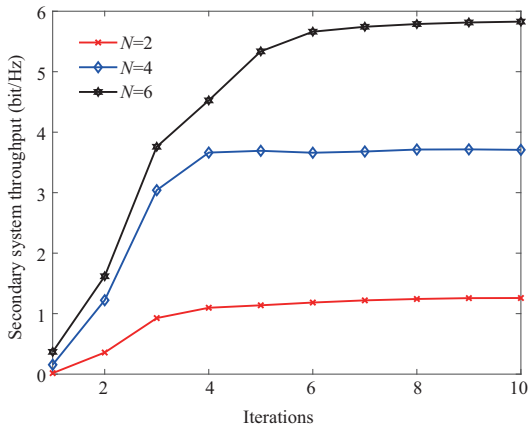


图 2 (网络版彩图) 所提算法收敛图

Figure 2 (Color online) Convergence of the proposed algorithm

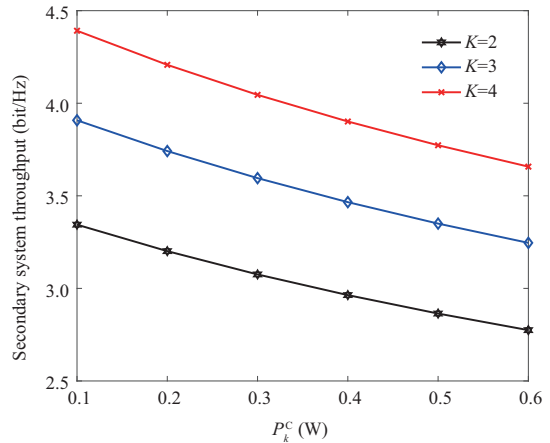


图 3 (网络版彩图) 次系统吞吐量与 P_k^C 的关系

Figure 3 (Color online) Secondary system throughput versus P_k^C

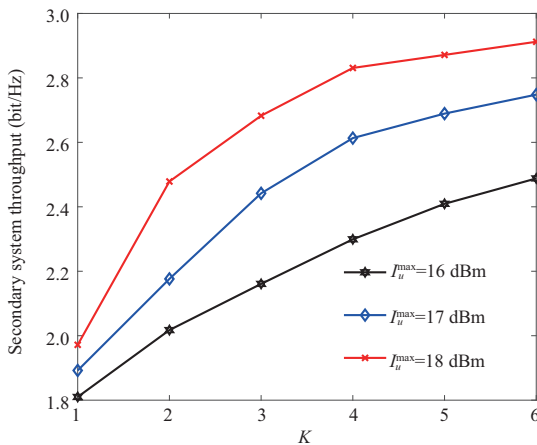


图 4 (网络版彩图) 次系统吞吐量与 K 的关系

Figure 4 (Color online) Secondary system throughput versus K

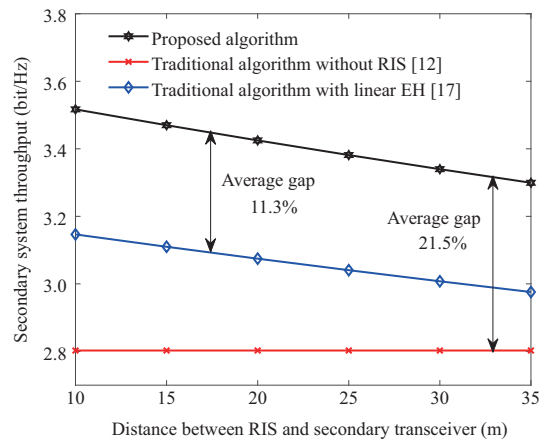


图 5 (网络版彩图) 次系统吞吐量与 RIS 到次收发机距离的关系

Figure 5 (Color online) Secondary system throughput versus distance between RIS and secondary transceiver

图 3 描述了次系统吞吐量与 P_k^C 在不同 ST-SR 数下的关系. 从图可知, 随着 P_k^C 增大, 次系统吞吐量减少. 因为增大 P_k^C 会导致 ST 将消耗更多的能量用于电路, 使其在主动传输阶段的发射功率降低, 进而使 SR 接收到的信号强度变低, 从而降低了次系统吞吐量. 此外, K 增大使得系统会有更多的接收机接收信号, 从而提升了吞吐量.

图 4 描述了次系统吞吐量与不同 ST-SR 数在不同 I_u^{\max} 下的关系. 从图可知, 随着 K 增加, 次系统吞吐量增大. 在相同的 K 下, 次系统吞吐量随着 I_u^{\max} 的增大而增大. 因为 I_u^{\max} 增大使 ST 在主动传输阶段发射功率的可行域增大, 从而能以更大的功率进行信息传输, 进一步使 SR 能接收到更强的有用信号, 使得次系统吞吐量增加.

图 5 描述了次系统吞吐量与 RIS 到次收发机距离在不同算法下的关系. 从图可知, 次系统吞吐量

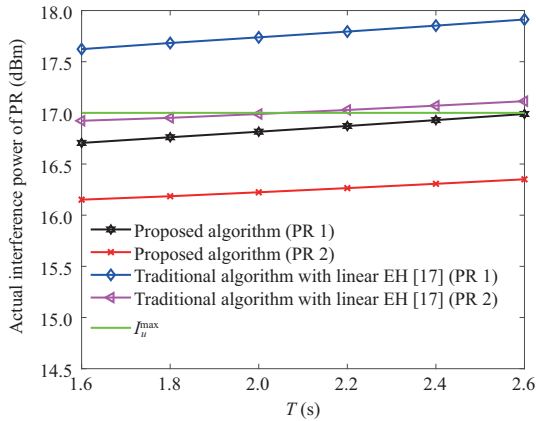
图 6 (网络版彩图) PR 的实际干扰功率与 T 的关系

Figure 6 (Color online) Actual interference power of PR versus T

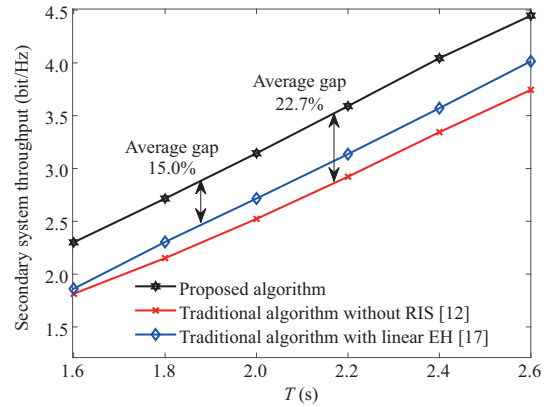
图 7 (网络版彩图) 次系统吞吐量与 T 的关系

Figure 7 (Color online) Secondary system throughput versus T

随着 RIS 到次收发机距离增加而减少. 因为随着 RIS 与次收发机距离增加, RIS 反射链路受到的路径损耗增大, 导致 ST 在反向散射传输阶段收集到的能量减少, 降低了其在主动传输阶段的发射功率, 次系统吞吐量减少, 同时, SR 在两个传输阶段接收的信号强度也会随之降低, 进一步降低了次系统吞吐量. 另一方面, 相较于线性能量收集模型, ST 能够通过非线性能量收集获得更多的能量, 以提高其在主动传输阶段的发射功率, 从而促使次系统吞吐量增加. 此外, RIS 辅助场景下的次系统吞吐量远大于无 RIS 辅助场景. 这是因为 RIS 可以在增强接收信号强度的同时抑制干扰, 大幅提升次系统吞吐量. 相较于传统线性能量收集算法, 本文算法平均吞吐量提升了 11.3%; 相较于传统无 RIS 辅助算法, 本文算法平均吞吐量提升了 21.5%.

图 6 描述了 PR 的实际干扰功率与 T 的关系. 从图可知, 传统线性能量收集算法 PR 的实际干扰功率远大于本文算法且超出了 PR 的最大干扰门限. 因为该算法忽略了次用户对主用户的最大干扰约束, ST 在主动传输阶段会以较大的功率进行点对点信息传输, 使得主用户会受到更多来自次用户有害的干扰, 从而导致主用户发生通信中断 (实际干扰功率大于最大干扰门限). 此外, 由于 ST 能够分配到更多的时间进行主动信息传输, PR 的实际干扰功率随着 T 增大而增大.

图 7 描述了次系统吞吐量与 T 在不同算法下的关系. 从图可知, 次系统吞吐量随着 T 增大而增大. 在相同的 T 下, 本文算法具有最高的次系统吞吐量, 而传统无 RIS 辅助算法吞吐量最低. 因为本文算法在系统中部署 RIS 以增强信息传输的同时, 考虑了对反向散射与主动传输时间的优化, 使系统能分配给 ST 合适的时间进行反向散射与主动传输, 而传统无 RIS 辅助算法没有考虑 RIS, 使得 SR 接收到的信号强度较低, 导致其次系统吞吐量最低. 相较于线性能量收集算法, 本文算法平均吞吐量提升了 15.0%; 相较于传统无 RIS 辅助算法, 本文算法平均吞吐量提升了 22.7%.

5 结论

针对 RIS 辅助认知反向散射通信网络, 本文通过利用交替优化、变量替换、二次变换和半正定松弛等方法, 提出了一种基于迭代的吞吐量最大化多维资源分配算法. 通过仿真验证, 相较于传统能量收集算法和无 RIS 辅助算法, 所提资源分配算法在能够保证主用户服务质量的同时分别提升系统平

均吞吐量 15.0% 和 22.7%。进一步, 由于反射节点的信号处理能力较弱, 其关联链路准确的信道状态信息较难获取, 在 RIS 辅助的认知反向散射通信网络中研究不完美信道状态信息下对资源分配算法的影响是一个较好的研究方向。

参考文献

- 1 Xu Y, Gui G, Gacanin H, et al. A survey on resource allocation for 5G heterogeneous networks: current research, future trends, and challenges. *IEEE Commun Surv Tut*, 2021, 23: 668–695
- 2 Xu Y, Zhao X, Liang Y C. Robust power control and beamforming in cognitive radio networks: a survey. *IEEE Commun Surv Tut*, 2015, 17: 1834–1857
- 3 Haykin S. Cognitive radio: brain-empowered wireless communications. *IEEE J Sel Areas Commun*, 2005, 23: 201–220
- 4 Xu C, Yang L, Zhang P. Practical backscatter communication systems for battery-free Internet of Things: a tutorial and survey of recent research. *IEEE Signal Process Mag*, 2018, 35: 16–27
- 5 Guo H, Long R, Liang Y C. Cognitive backscatter network: a spectrum sharing paradigm for passive IoT. *IEEE Wireless Commun Lett*, 2019, 8: 1423–1426
- 6 Zhang Q Q. Research on mutualistic transmission theory and resource allocation method in cognitive backscatter communications. Dissertation for Ph.D. Degree. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2021 [张倩倩. 认知反向散射通信互惠传输理论与资源配置方法研究. 博士学位论文. 成都: 电子科技大学, 2021]
- 7 Li X, Zheng Y, Khan W U, et al. Physical layer security of cognitive ambient backscatter communications for green Internet-of-Things. *IEEE Trans Green Commun Netw*, 2021, 5: 1066–1076
- 8 Lu X, Wang P, Li G, et al. Short-packet backscatter assisted wireless-powered relaying with NOMA: mode selection with performance estimation. *IEEE Trans Cogn Commun Netw*, 2022, 8: 216–231
- 9 Kishore R, Gurugopinath S, Sofotasios P C, et al. Opportunistic ambient backscatter communication in RF-powered cognitive radio networks. *IEEE Trans Cogn Commun Netw*, 2019, 5: 413–426
- 10 Gao X, Wang P, Niyato D, et al. Auction-based time scheduling for backscatter-aided RF-powered cognitive radio networks. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2019, 18: 1684–1697
- 11 Ye Y, Shi L, Chu X, et al. Throughput fairness guarantee in wireless powered backscatter communications with HTT. *IEEE Wireless Commun Lett*, 2021, 10: 449–453
- 12 Lyu B, Guo H, Yang Z, et al. Throughput maximization for hybrid backscatter assisted cognitive wireless powered radio networks. *IEEE Int Things J*, 2018, 5: 2015–2024
- 13 Jafari R, Fapojuwo A O. Maximizing secondary users' sum-throughput in an in-band full-duplex cognitive wireless powered backscatter communication network. *IEEE Syst J*, 2022, 16: 4082–4093
- 14 Zhuang Y, Li X, Ji H, et al. Optimal resource allocation for RF-powered underlay cognitive radio networks with ambient backscatter communication. *IEEE Trans Veh Technol*, 2020, 69: 15216–15228
- 15 Xiao S, Guo H, Liang Y C. Resource allocation for full-duplex-enabled cognitive backscatter networks. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2019, 18: 3222–3235
- 16 Xu J D, Yuen C, Huang C W, et al. Reconfiguring wireless environments via intelligent surfaces for 6G: reflection, modulation, and security. *Sci China Inf Sci*, 2023, 66: 130304
- 17 Lyu B, Cao Y, Li J, et al. Performance enhancement scheme for IRS-assisted cognitive backscatter communication network. *J Commun*, 2021, 42: 172–181 [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. *通信学报*, 2021, 42: 172–181]
- 18 Zamanian S F, Razavizadeh S M, Wu Q. Vertical beamforming in intelligent reflecting surface-aided cognitive radio networks. *IEEE Wireless Commun Lett*, 2021, 10: 1919–1923
- 19 Zheng Y, Bi S, Zhang Y J, et al. Intelligent reflecting surface enhanced user cooperation in wireless powered communication networks. *IEEE Wireless Commun Lett*, 2020, 9: 901–905
- 20 Chen Y, Zhao N, Alouini M S. Wireless energy harvesting using signals from multiple fading channels. *IEEE Trans Commun*, 2017, 65: 5027–5039
- 21 Xu Y, Xie H, Liang C, et al. Robust secure energy-efficiency optimization in SWIPT-aided heterogeneous networks with a nonlinear energy-harvesting model. *IEEE Int Things J*, 2021, 8: 14908–14919
- 22 Shen K, Yu W. Fractional programming for communication systems-part I: power control and beamforming. *IEEE*

- Trans Signal Process, 2018, 66: 2616–2630
- 23 Zhou C, Xu Y, Li D, et al. Energy-efficient maximization for RIS-aided MISO symbiotic radio systems. *IEEE Trans Veh Technol*, 2023, 72: 13689–13694
- 24 Boyd S, Vandenberghe L. *Convex Optimization*. Cambridge: Cambridge University Press, 2004. 141–160
- 25 Zheng Y, Bi S, Zhang Y J A, et al. Joint beamforming and power control for throughput maximization in IRS-assisted MISO WPCNs. *IEEE Int Things J*, 2021, 8: 8399–8410
- 26 Yang G, Liao Y, Liang Y C, et al. Reconfigurable intelligent surface empowered device-to-device communication underlaying cellular networks. *IEEE Trans Commun*, 2021, 69: 7790–7805
- 27 Cui M, Zhang G, Zhang R. Secure wireless communication via intelligent reflecting surface. *IEEE Wireless Commun Lett*, 2019, 8: 1410–1414

Throughput maximization algorithm for RIS-aided cognitive backscatter communication networks

Yongjun XU^{1,2*}, Qinyu TIAN^{1,2}, Qianbin CHEN^{1,2}, Gongpu WANG³ & Gang YANG⁴

1. *School of Communications and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;*

2. *Chongqing Key Laboratory of Mobile Communications Technology, Chongqing 400065, China;*

3. *School of Computer and Information Technology, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China;*

4. *National Key Laboratory of Science and Technology on Communications, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China*

* Corresponding author. E-mail: xuyj@cqupt.edu.cn

Abstract To improve the spectrum utilization and solve the problem of communication performance degradation due to obstacle blocking in backscatter communication, based on the practical non-linear energy harvesting (EH) model, a throughput maximization problem is investigated for reconfigurable intelligent surface (RIS)-aided cognitive backscatter communication networks. Considering the maximum interference power constraint, the minimum EH constraint, and the phase shift of RIS constraint, a multivariate coupled resource allocation model is formulated by jointly optimizing transmission time, transmit power, reflection coefficient, and phase shift of RIS. Then, the original problem is transformed into a convex optimization problem using the variable substitution approach, quadratic transform method, and semi-definite relaxation method, and then an iteration-based resource allocation algorithm for throughput maximization is proposed. Simulation results verify that the average throughput of the proposed algorithm is increased by 15.0% compared with the traditional algorithm with the linear EH, and 22.7% compared with the traditional algorithm without RIS.

Keywords reconfigurable intelligent surface, cognitive radio, backscatter communication, throughput maximization, non-linear energy harvesting