

IRS 辅助的认知反向散射通信网络性能增强方案

吕斌, 曹怡, 李健, 齐婷

(南京邮电大学宽带无线通信与传感网技术教育部重点实验室, 江苏 南京 210003)

摘 要: 为解决认知无线网络 (CRN) 的可持续供电问题和改善其通信效率, 面向 Overlay 场景, 提出了智能反射面 (IRS) 辅助的高效多模式融合传输方案。特别地, 次发射机 (ST) 可以在反向散射通信 (BackCom) 和收集再传输 (HTT) 模式间切换, IRS 被用以提升 ST 的能量采集、信息被动反射和信息主动传输效率。为了最大化系统和速率, 定义了关于 IRS 相移、时隙调度和发射功率的联合优化问题。由于所定义的问题是非凸的, 因此通过设计基于块坐标下降 (BCD) 的迭代优化算法获得了次优解。仿真结果表明, 相较于参照方案, 所提方案最多可将系统和速率提高 200%。

关键词: 认知无线电; 智能反射面; 反向散射通信; 收集再传输; 联合优化

中图分类号: TN92

文献标识码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2021233

Performance enhancement scheme for IRS-assisted cognitive backscatter communication network

LYU Bin, CAO Yi, LI Jian, QI Ting

Key Lab of Broadband Wireless Communication and Sensor Network Technology, Ministry of Education,
Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China

Abstract: In order to achieve the self-sustainable cognitive radio network (CRN) and improve its communication efficiency, an efficient multi-mode switching scheme assisted by the intelligent reflecting surface (IRS) for the overlay scenario was proposed. In particular, the secondary transmitter (ST) could work in either backscatter communication (BackCom) mode or harvest-then-transmit (HTT) mode. The IRS was exploited to enhance the energy harvesting, information backscattering, and information transmission efficiencies at the ST. To maximize the system sum-rate, an optimization problem about the phase shifts at the IRS, time scheduling, and power allocation was formulated. Since the formulated problem was non-convex, an efficient block coordinate descent (BCD) based algorithm was proposed to achieve the sub-optimal solution. Simulation results confirm that the proposed scheme can achieve up to 200% sum-rate gain over the benchmark schemes.

Keywords: cognitive radio, intelligent reflecting surface, backscatter communication, harvest-then-transmit, joint optimization

收稿日期: 2021-09-10; 修回日期: 2021-12-01

通信作者: 齐婷, qit18@njupt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61901229); 江苏省博士后科研基金资助项目 (No.SBH20002, No.SBH20003); 江苏省自然科学基金资助项目 (No.BK20200759); 江苏省高等学校自然科学基金资助项目 (No.19KJB510009); 南京邮电大学科研启动基金资助项目 (No.219012, No.219013)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61901229), Postdoctoral Research Funding Program of Jiangsu Province (No.SBH20002, No.SBH20003), The Natural Science Foundation of Jiangsu Province (No.BK20200759), The Natural Science Research of Higher Education Institutions of Jiangsu Province (No.19KJB510009), Research Startup Funding Program of Nanjing University of Posts and Telecommunications (No.219012, No.219013)

1 引言

近年来,随着 5G/B5G 的发展,物联网得到了蓬勃的发展。在物联网应用中,需要部署大量的低功耗无线设备(传感器),这类设备通常依赖于内置的电池供电。然而,电池的容量通常是有限的,这严重限制了无线设备的使用寿命^[1]。如何解决无线设备的可持续供电问题成为学者关注的热点问题。为了解决上述问题,基于射频信号的无线能量传输(WPT, wireless power transfer)^[2]技术应运而生。基于 WPT 技术,无线设备可以从能量源发射的射频信号中收集能量。

认知无线网络(CRN, cognitive radio network)作为一种智能无线网络,旨在高效利用日益稀缺的频谱资源。WPT 技术可以有效解决 CRN 中次系统(SS, secondary system)的能量供应问题。为此,基于 WPT 的 CRN 引起了学者的广泛关注。在基于 WPT 的 CRN 中,次发射机(ST, secondary transmitter)利用收集再传输(HTT, harvest-then-transmit)模式从主网络发射的信号中收集能量,并利用收集的能量向次接收机(SR, secondary receiver)主动传输^[3-4]。需要注意的是,HTT 模式需要专用的能量采集时隙。针对 Overlay 场景,ST 可能无法获得足够的时间来收集能量或者传输信息,这严重影响了网络的性能。为此,迫切需要设计面向 WPT-CRN 的新型传输方案。

当前,反向散射通信(BackCom, backscatter communication)^[5]在无线通信有着广泛的应用。BackCom 通过实时被动反射入射信号实现信息的传输。基于 BackCom 模式的无线设备可以通过实时吸收部分入射信号实现能量的收集,从而避免了专用能量传输时隙的使用。为了充分利用 HTT 模式和 BackCom 模式的特点,面向 Overlay 场景,文献[6]提出了 2 种通信模式融合的传输方案。基于该方案,ST 不仅可以利用 HTT 模式从主发射机(PT, primary transmitter)收集能量,还可以通过实时反射来自 PT 的入射信号实现信息的传输,从而有效提高了网络的时隙利用率。然而,文献[6]提出的方案仍存在能量传输、信息被动反射和信息主动传输效率低下的问题。此外,文献[6]只考虑单个 ST 场景,这并不符合实际通信需求。

智能反射面(IRS, intelligent reflecting surface)的出现为有效改善无线通信网络性能提供了可能

的解决方案^[7]。IRS 由大量低成本的反射元件组成,能够调整通信环境并为能量和信息传输创造有利条件。文献[8]研究了 IRS 辅助的多用户下行链路能量效率最大化问题,并通过联合优化功率分配和 IRS 相移有效提高了系统能效。文献[9]利用 IRS 来同时增强下行能量传输和上行信息传输的效率。文献[10]研究了基于 IRS 的反向散射通信网络的发射功率最小化问题。研究表明,IRS 的引入可以显著降低网络的发射功率。然而,面向 Overlay-CRN,如何利用 IRS 来提高融合传输方案的性能仍有待研究。

基于上述分析,本文提出了基于 IRS 辅助的 Overlay-CRN 多模式融合传输方案,其中 IRS 被用以提高多个 ST 的能量采集、信息反射和信息传输的效率。特别地,在 PT 忙碌阶段,设计了高效的时隙调度方案。当一个 ST 通过 BackCom 模式反射信息时,其他 ST 同时采集能量。IRS 被用以同时提高次发射机的信息反射速率和所收集到的能量。在 PT 空闲阶段,IRS 被用以依次提高次发射机的信息传输效率。基于此,通过联合优化 IRS 的相移、网络的时隙调度和功率分配来最大化系统和速率。本文所定义的问题为非凸优化问题,该类问题通常很难求解。为此,进一步设计了基于块坐标下降(BCD, block coordinate descent)的迭代优化算法,并通过半正定松弛(SDR, semidefinite relaxation)、高斯随机化、泰勒近似等技术得到了次优解。仿真结果表明,相较于参照方案,本文提出的方案最多可将系统和速率提高 200%。

2 系统模型

本文采用如图 1 所示的 IRS 辅助的 Overlay-CRN 模型,该模型由主系统(PS, primary system)、SS 和 IRS 组成。PS 由 PT 和主接收机(PR, primary receiver)构成,PT 和 PR 均为单天线;SS 由 K 个次发射机(ST_1, ST_2, \dots, ST_K)和 SR 构成,ST 和 SR 也同样均为单天线;IRS 由 N 个被动反射元件构成,被用以辅助 SS 的能量收集和信息反射/传输。链路 $PT \rightarrow ST_k$ 、 $PT \rightarrow SR$ 、 $PT \rightarrow PR$ 、 $ST_k \rightarrow SR$ 、 $ST_k \rightarrow PR$ 的信道表示为 $h_i \in C^{1 \times 1}$, 其中, $k \in \{1, 2, \dots, K\}$, $i \in \{PT_k, PR, PP, T_k R, T_k P\}$; 链路 $PT \rightarrow IRS$ 、 $ST_k \rightarrow IRS$ 、 $IRS \rightarrow PR$ 的信道表示为 $h_i \in C^{N \times 1}$, 其中, $k \in \{1, 2, \dots, K\}$, $i \in \{PI, T_k I, IP\}$;

链路 $IRS \rightarrow SR$ 、 $IRS \rightarrow ST_k$ 的信道表示为 $h_i^H \in C^{1 \times N}$ ，其中， $k \in \{1, 2, \dots, K\}$ ， $i \in \{IR, IT_k\}$ 。当前已有大量关于 IRS 辅助系统的信道估计方案^[11-12]。基于这些方案，假设信道状态信息是已知的。需要注意的是，基于该假设得到的系统和速率可以当作系统性能的上限。

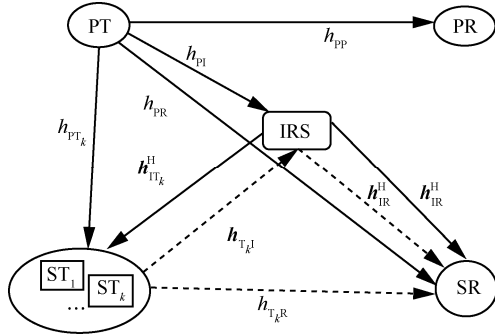


图 1 IRS 辅助的 Overlay-CRN 模型

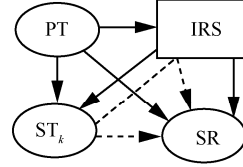
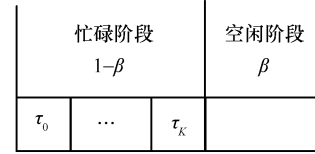
假设 PT 具有稳定的能量供应，而 ST_k 则为能量受限设备，其依赖于来自 PT 的能量来维持自身的运行。假设 ST_k 具备支撑 HTT 和反向散射模式的电路^[6]，并利用切换器在这 2 种工作模式间选择。在 Overlay 场景下，根据 PT 是否传输信息，可以将归一化的传输时隙分为 2 个阶段，分别为忙碌阶段和空闲阶段，其时长分别为 $1-\beta$ 和 β 。

时隙的分配示意如图 2 所示，其中忙碌阶段被分为 $(K+1)$ 个子时隙，其时长为 τ_k ， $k \in \{0, 1, 2, \dots, K\}$ 。由此可得， $\sum_{k=0}^K \tau_k \leq 1-\beta$ 。当 PS 处于忙碌阶段时， ST_k ($k \in \{1, 2, \dots, K\}$) 在 τ_k 内利用来自 PT 的入射信号实现信息的反射传输，此时其他次发射机 ST_i ($i \neq k$) 则收集来自 PT 的能量。由此可知，每个 ST_k 的能量收集时间为 $\left(\sum_{i=0, i \neq k}^K \tau_i \right)$ 。当 PS 处于空闲阶段时， ST_k 利用收集的能量进行信息的主动传输。假设 ST_k 以时分多址 (TDMA, time division multiple access) 进行信息传输，则空闲阶段被分为 K 个子时隙，每个子时隙的时长为 t_k ， $k \in \{1, 2, \dots, K\}$ ，其对应的约束条件为 $\sum_{k=1}^K t_k \leq \beta$ 。

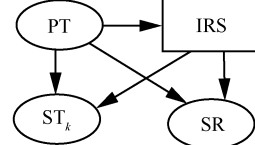
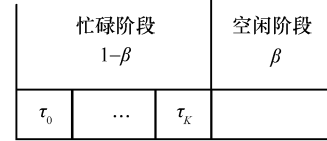
1) PT 忙碌阶段

PT 处发射的信号为

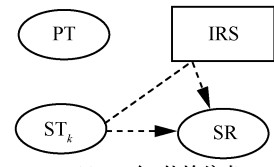
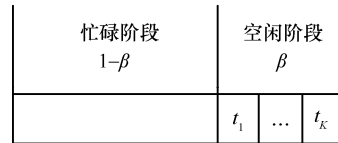
$$x_{PT} = \sqrt{P}s(t) \quad (1)$$



(a) ST_k 在 τ_k 进行反向散射



(b) ST_k 在除 τ_k 外其余忙碌时隙收集能量



(c) ST_k 在 t_k 传输信息

图 2 时隙的分配示意

其中， P 表示 PT 处的发射功率， $s(t)$ 表示单位功率发射信号。 ST_k 通过直接链路 $PT \rightarrow ST_k$ 和间接链路 $PT \rightarrow IRS \rightarrow ST_k$ 的接收信号为

$$y_{ST_k} = \left(h_{IT_k}^H \Theta_e h_{PI} + h_{PT_k} \right) x_{PT} + n_{ST_k} = \sqrt{P} \left(h_{IT_k}^H \Theta_e h_{PI} + h_{PT_k} \right) s(t) + n_{ST_k} \quad (2)$$

其中， Θ_e 表示忙碌阶段 IRS 相移。设忙碌阶段第 n 个 IRS 元件相移为 $\theta_n \in [0, 2\pi)$ ，从而得到 $\Theta_e = \text{diag}\{v_1, v_2, \dots, v_N\}$ ，其中 $v_n = e^{j\theta_n}$ 且满足 $|v_n| = 1$ ， $n_{ST_k} \sim \text{CN}(0, \sigma_{ST_k}^2)$ 表示 ST_k 处加性白高斯噪声。因而 ST_k 收集到能量为

$$E_k = \left(\sum_{i=0, i \neq k}^K \tau_i \right) P \left| \left(h_{IT_k}^H \Theta_e h_{PI} + h_{PT_k} \right) \right|^2 \quad (3)$$

ST_k 的反射信号为

$$x_{\text{ST}_k} = \sqrt{\alpha_k} b_k(t) y_{\text{ST}_k} = \sqrt{\alpha_k} \sqrt{P} b_k(t) (\mathbf{h}_{\text{PT}_k}^H \boldsymbol{\Theta}_e \mathbf{h}_{\text{PT}_k} + h_{\text{PT}_k}) s(t) \quad (4)$$

其中, $b_k(t)$ 表示 ST_k 基带信号^[10], 其为单位功率; $\alpha_k \in [0, 1]$ 表示反向散射效率。不失一般性, 假设所有 ST_k 的反射效率相同, 即 $\alpha_k = \alpha$ 。需要注意的是, 不考虑 ST_k 工作在 BackCom 模式下的功耗问题。这是因为相比较于 HTT 模式的主动传输, 信息反射所产生的功率很低, 通常可以忽略不计^[6]。此外, 当 ST_k 进行信息反射时, 其仍可以吸收部分入射信号的能量来维持自身的运行。在 τ_k 内通过链路 PT→SR、PT→IRS→SR、ST_k→SR 和 ST_k→IRS→SR 的接收混合信号表示为

$$y_{\text{SR}} = \sqrt{P} h_{\text{PR}} s(t) + \sqrt{P} \mathbf{h}_{\text{IR}}^H \boldsymbol{\Theta}_e \mathbf{h}_{\text{PI}} s(t) + n_{\text{SR}} + \sqrt{\alpha} \sqrt{P} b_k(t) (\mathbf{h}_{\text{IR}}^H \boldsymbol{\Theta}_e \mathbf{h}_{\text{T}_k\text{I}} + h_{\text{T}_k\text{R}}) \cdot (\mathbf{h}_{\text{PT}_k}^H \boldsymbol{\Theta}_e \mathbf{h}_{\text{PI}} + h_{\text{PT}_k}) s(t) \quad (5)$$

其中, $n_{\text{SR}} \sim \text{CN}(0, \sigma_{\text{SR}}^2)$ 表示 SR 处加性白高斯噪声。在式(5)中, 等号右边第一项和第二项为干扰信号, 第四项为有用信号。由于来自 PT 的信号强度通常大于 ST_k 的反射信号强度, 因此可以利用连续干扰抵消 (SIC, successive interference cancellation) 技术将来自 PT 的干扰消除。经过 SIC 处理后, 剩余的信号表示为

$$y_{\text{SR}} = \sqrt{\alpha} \sqrt{P} b_k(t) (\mathbf{h}_{\text{IR}}^H \boldsymbol{\Theta}_e \mathbf{h}_{\text{T}_k\text{I}} + h_{\text{T}_k\text{R}}) \cdot (\mathbf{h}_{\text{PT}_k}^H \boldsymbol{\Theta}_e \mathbf{h}_{\text{PI}} + h_{\text{PT}_k}) s(t) + n_{\text{SR}} \quad (6)$$

因而, 在 τ_k 内 SR 处的信噪比 (SNR, signal-to-noise ratio) 为

$$\gamma_k = \frac{P \alpha |h_{1,k} h_{2,k}|^2}{\sigma_{\text{SR}}^2} \quad (7)$$

其中, $h_{1,k} = \mathbf{h}_{\text{IR}}^H \boldsymbol{\Theta}_e \mathbf{h}_{\text{T}_k\text{I}} + h_{\text{T}_k\text{R}}$, $h_{2,k} = \mathbf{h}_{\text{PT}_k}^H \boldsymbol{\Theta}_e \mathbf{h}_{\text{PI}} + h_{\text{PT}_k}$ 。因而, 在忙碌阶段, ST_k 基于 BackCom 模式的可达速率为

$$R_{b_k} = \tau_k \text{lb}(1 + \gamma_k) \quad (8)$$

2) PT 空闲阶段

在 PT 空闲阶段, PT 不发送消息。此时, ST_k 利用收集的能量在 t_k 内主动发送消息。SR 接收来自 ST_k 的信号为

$$y_{\text{SR}} = \sqrt{P_k} b_k(t) (\mathbf{h}_{\text{IR}}^H \boldsymbol{\Theta}_{d,k} \mathbf{h}_{\text{T}_k\text{I}} + h_{\text{T}_k\text{R}}) + n_{\text{SR}} \quad (9)$$

其中, P_k 表示 ST_k 处的发射功率。根据能量的约束条件, 可得 $P_k t_k + P_{c,k} t_k \leq E_k$ ($k \in \{1, 2, \dots, K\}$), 其中, $P_{c,k}$ 表示 ST_k 的电路功耗, $\boldsymbol{\Theta}_{d,k}$ 表示空闲阶段 ST_k 对应的 IRS 相移。设空闲阶段 ST_k 对应的第 n 个 IRS 元件相移为 $\theta_{d,k,n} \in [0, 2\pi)$, 从而得到 $\boldsymbol{\Theta}_{d,k} = \text{diag}\{v_{d,k,1}, v_{d,k,2}, \dots, v_{d,k,N}\}$, 其中 $v_{d,k,n} = e^{j\theta_{d,k,n}}$ 且满足 $|v_{d,k,n}| = 1$, $n_{\text{SR}} \sim \text{CN}(0, \sigma_{\text{SR}}^2)$ 表示 SR 处加性白高斯噪声。由此可得 SR 处 t_k 时间内的 SNR 为 $\frac{P_k \left| (\mathbf{h}_{\text{IR}}^H \boldsymbol{\Theta}_{d,k} \mathbf{h}_{\text{T}_k\text{I}} + h_{\text{T}_k\text{R}}) \right|^2}{\sigma_{\text{SR}}^2}$ 。因而, 在空闲阶段, ST_k 基于 HTT 模式的可达速率为

$$R_{h_k} = t_k \text{lb} \left(1 + \frac{P_k |h_{3,k}|^2}{\sigma_{\text{SR}}^2} \right) \quad (10)$$

其中, $h_{3,k} = \mathbf{h}_{\text{IR}}^H \boldsymbol{\Theta}_{d,k} \mathbf{h}_{\text{T}_k\text{I}} + h_{\text{T}_k\text{R}}$ 。

根据式(8)和式(10)可得, ST_k 在整个传输时隙内的传输速率为

$$R_k = R_{b_k} + R_{h_k} \quad (11)$$

3 次系统和速率最大化

3.1 优化问题定义

本节通过联合优化空闲阶段和忙碌阶段的 IRS 相移、时间分配、ST_k 处的功率分配来最大化次系统的和速率。次系统和速率最大化问题定义为

$$\begin{aligned} \text{P1: } R &= \max_{\boldsymbol{\Theta}_e, \{\boldsymbol{\Theta}_{d,k}\}_{k=1}^K, \boldsymbol{\tau}, \boldsymbol{P}} \sum_{k=1}^K R_k \\ \text{s.t. } \text{C1: } &\tau_k \geq 0, \forall k \in \{0, 1, \dots, K\} \\ \text{C2: } &t_k \geq 0, \forall k \in \{1, 2, \dots, K\} \\ \text{C3: } &\sum_{k=0}^K \tau_k \leq 1 - \beta \\ \text{C4: } &\sum_{k=0}^K t_k \leq \beta \\ \text{C5: } &|v_{e,n}| = 1, \forall n \\ \text{C6: } &|v_{d,k,n}| = 1, \forall k, \forall n \\ \text{C7: } &P_k t_k + P_{c,k} t_k \leq E_k, \forall k \\ \text{C8: } &P_k \geq 0, \forall k \end{aligned}$$

其中, $\boldsymbol{t} = [t_1, t_2, \dots, t_K]$, $\boldsymbol{\tau} = [\tau_0, \tau_1, \dots, \tau_K]$, $\boldsymbol{P} = [P_1, P_2, \dots, P_K]$ 。由于问题 P1 中 t_k 和 P_k 以及 τ_k 和

θ_e 存在变量耦合, P1 是非凸优化问题。由于该类问题很难直接求解, 因此提出了基于 BCD 的交替迭代算法进行求解。

3.2 优化 $\theta_{d,k}$

观察问题 P1 可知, 优化空闲阶段 ST_k 传输信息对应的 IRS 相移 $\theta_{d,k}$ 与其他变量无关。因而, 首先优化 $\theta_{d,k}$, 其最优解在定理 1 中给出。

定理 1 在 $t_k (k=1, 2, \dots, K)$ 内, IRS 的各个元件的最优相移为

$$\theta_{d,k,n}^* = \arg(h_{T_k,R}) - \arg(h_{IR,n}^H) - \arg(h_{T_k,I,n}) \quad (12)$$

其中, $h_{IR,n}^H$ 是 h_{IR}^H 的第 n 个元素, $h_{T_k,I,n}$ 是 $h_{T_k,I}$ 的第 n 个元素, $n \in \{1, 2, \dots, N\}$, $\arg(x)$ 是 x 的相位。具体证明过程参考文献[9]的附录 A。

3.3 优化 θ_e, t, τ, P

根据定理 1 得到 $\theta_{d,k}^*$, 进一步优化 θ_e, t, τ 和 P , 优化问题 P1 可以简化为

$$P2: R = \max_{\theta_e, t, \tau, P} \sum_{k=1}^K \left[t_k \text{lb} \left(1 + \frac{P_k \bar{\gamma}_k}{\sigma_{SR}^2} \right) + \tau_k \text{lb}(1 + \gamma_k) \right]$$

s.t. C1~C5, C7~C8

其中, $\bar{\gamma}_k = \left| (h_{IR}^H \theta_{d,k}^* h_{T_k,I} + h_{T_k,R}) \right|^2$ 。由于问题 P2 中 t_k 和 P_k 以及 τ_k 和 θ_e 存在变量耦合, P2 仍然是非凸优化问题。引入 $e = [e_1, e_2, \dots, e_K]$, $e_k = P_k t_k, \forall k$ 。因而 C7 可以改写为

$$C9: e_k + P_{c,k} t_k \leq \left(\sum_{\substack{i=0 \\ i \neq k}}^K \tau_i \right) P \left| (h_{IT_k}^H \theta_e h_{PI} + h_{PT_k}) \right|^2$$

因此, P2 可以转化成

P2.1:

$$R = \max_{\theta_e, t, \tau, P} \sum_{k=1}^K \left[t_k \text{lb} \left(1 + \frac{e_k \bar{\gamma}_k}{t_k \sigma_{SR}^2} \right) + \tau_k \text{lb}(1 + \gamma_k) \right]$$

s.t. C1~C5, C9

C10: $e_k \geq 0, \forall k$

由于 P2.1 中 τ_k 和 θ_e 存在变量耦合, P2.1 是非凸的, 很难直接求解, 因此通过设计交替迭代算法来求解问题 P2.1。

1) 求 t, τ, P

对于给定的随机初始相位 $v_{e0} = [e^{j\theta_1}, e^{j\theta_2}, \dots,$

$e^{j\theta_N}]^H$, 可以得到 θ_e 的值, 并记该初始值为 $\theta_{e0} = \text{diag}(v_{e0})$ 。根据 θ_{e0} , 令

$$P_{b,k,0} = P\alpha \left| (h_{IR}^H \theta_{e0} h_{T_k,I} + h_{T_k,R}) (h_{IT_k}^H \theta_{e0} h_{PI} + h_{PT_k}) \right|^2,$$

从而 P2.1 可以转化为

P2.2:

$$R = \max_{t, \tau, P} \sum_{k=1}^K \left[t_k \text{lb} \left(1 + \frac{e_k \bar{\gamma}_k}{t_k \sigma_{SR}^2} \right) + \tau_k \text{lb} \left(1 + \frac{P_{b,k,0}}{\sigma_{SR}^2} \right) \right]$$

s.t. C1~C4, C9~C10

易证问题 P2.2 为凸优化问题。因而可以利用凸优化工具 (例如 CVX^[13]) 进行求解, 并得到问题 P2.2 的最优解 t^*, τ^*, e^* , 以及此时对应的目标函数值。

2) 求 θ_e

在给定 t^*, τ^*, e^* 的情况下, 问题 P2.1 可以改写为

P3:

$$\max_{\theta_e} \left| (h_{IR}^H \theta_e h_{T_k,I} + h_{T_k,R}) (h_{IT_k}^H \theta_e h_{PI} + h_{PT_k}) \right|^2$$

s.t. C5

$$C11: e_k^* + P_{c,k} t_k^* \leq \left(\sum_{\substack{i=0 \\ i \neq k}}^K \tau_i^* \right) P \left| (h_{IT_k}^H \theta_e h_{PI} + h_{PT_k}) \right|^2$$

由于问题 P3 中存在 θ_e 的多次项, 因此 P3 仍然是非凸问题, 很难直接求解。为了得到 θ_e 的最优解, 可以将平方项展开, 即

$$\left| (h_{IR}^H \theta_e h_{T_k,I} + h_{T_k,R}) \right|^2 = v_e^H \Phi_{T_k,IR} \Phi_{T_k,IR}^H v_e + v_e^H \Phi_{T_k,IR} h_{T_k,R}^H + h_{T_k,R} \Phi_{T_k,IR}^H v_e + |h_{T_k,R}|^2 \quad (13)$$

其中, $\Phi_{T_k,IR} = \text{diag}(h_{IR}^H) h_{T_k,I}$, $v_e = [e^{j\theta_1}, e^{j\theta_2}, \dots, e^{j\theta_N}]^H$, 满足 $|v_{e,n}| = 1, \forall n$ 。式(13)可以写成一个标量项与平方项的和, 即

$$\left| (h_{IR}^H \theta_e h_{T_k,I} + h_{T_k,R}) \right|^2 = \bar{v}_e^H R_k \bar{v}_e + |h_{T_k,R}|^2 \quad (14)$$

$$\text{其中, } R_k = \begin{bmatrix} \Phi_{T_k,IR} \Phi_{T_k,IR}^H & \Phi_{T_k,IR} h_{T_k,R}^H \\ h_{T_k,R} \Phi_{T_k,IR}^H & 0 \end{bmatrix}, \quad \bar{v}_e = \begin{bmatrix} v_e \\ 1 \end{bmatrix}.$$

同样, 可以得到

$$\left| (h_{IT_k}^H \theta_e h_{PI} + h_{PT_k}) \right|^2 = v_e^H \Phi_{PI,T_k} \Phi_{PI,T_k}^H v_e + v_e^H \Phi_{PI,T_k} h_{PT_k}^H + h_{PT_k} \Phi_{PI,T_k}^H v_e + |h_{PT_k}|^2 = \bar{v}_e^H S_k \bar{v}_e + |h_{PT_k}|^2 \quad (15)$$

$$\text{其中, } \Phi_{\text{PT}_k} = \text{diag}(\mathbf{h}_{\text{PT}_k}^{\text{H}}) \mathbf{h}_{\text{PI}}, \mathbf{S}_k = \begin{bmatrix} \Phi_{\text{PT}_k} \Phi_{\text{PT}_k}^{\text{H}} & \Phi_{\text{PT}_k} \mathbf{h}_{\text{PT}_k}^{\text{H}} \\ \mathbf{h}_{\text{PT}_k} \Phi_{\text{PT}_k}^{\text{H}} & 0 \end{bmatrix}.$$

将式(14)和式(15)代入 P3, 从而可以得到

$$F(\bar{\mathbf{v}}_e) = \left| \left(\mathbf{h}_{\text{IR}}^{\text{H}} \Theta_e \mathbf{h}_{\text{T}_k} + h_{\text{T}_k, \text{R}} \right) \left(\mathbf{h}_{\text{IT}_k}^{\text{H}} \Theta_e \mathbf{h}_{\text{PI}} + h_{\text{PT}_k} \right) \right|^2 = \bar{\mathbf{v}}_e^{\text{H}} \mathbf{S}_k \bar{\mathbf{v}}_e \bar{\mathbf{v}}_e^{\text{H}} \mathbf{R}_k \bar{\mathbf{v}}_e + c_1 \bar{\mathbf{v}}_e^{\text{H}} \mathbf{S}_k \bar{\mathbf{v}}_e + c_2 \bar{\mathbf{v}}_e^{\text{H}} \mathbf{R}_k \bar{\mathbf{v}}_e + c_1 c_2 \quad (16)$$

其中, $c_1 = |h_{\text{T}_k, \text{R}}|^2$, $c_2 = |h_{\text{PT}_k}|^2$ 。由 $\bar{\mathbf{v}}_e^{\text{H}} \mathbf{R}_k \bar{\mathbf{v}}_e = \text{tr}(\mathbf{R}_k \bar{\mathbf{v}}_e \bar{\mathbf{v}}_e^{\text{H}})$, 令 $\bar{\mathbf{V}}_e = \bar{\mathbf{v}}_e \bar{\mathbf{v}}_e^{\text{H}}$, 其中 $\text{rank}(\bar{\mathbf{V}}_e) = 1$ 。由于式(16)是关于 $\bar{\mathbf{v}}_e$ 的四次多项式, 很难直接对其进行处理, 因此这里采用泰勒近似方法。根据文献[10], 可得二阶泰勒展开式为

$$f(\mathbf{x}) \geq f(\mathbf{x}_0) + \text{Re}\left\{ \nabla f(\mathbf{x}_0)^{\text{H}} (\mathbf{x} - \mathbf{x}_0) \right\} - \frac{\ell}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_0\|^2 \quad (17)$$

其中, $\mathbf{x}_0 \in \mathbb{C}^N$, ∇ 表示微分, ℓ 表示 $f(\mathbf{x})$ 的最大曲率。根据式(17), 式(16)可以改写为

$$\begin{aligned} F(\bar{\mathbf{v}}_e) &\geq \bar{\mathbf{v}}_e^{\text{H}} \mathbf{S}_k \bar{\mathbf{v}}_e \bar{\mathbf{v}}_e^{\text{H}} \mathbf{R}_k \bar{\mathbf{v}}_e + c_1 \bar{\mathbf{v}}_e^{\text{H}} \mathbf{S}_k \bar{\mathbf{v}}_e + \\ &c_2 \bar{\mathbf{v}}_e^{\text{H}} \mathbf{R}_k \bar{\mathbf{v}}_e + \bar{\mathbf{v}}_e^{\text{H}} \mathbf{T}_k (\bar{\mathbf{v}}_e - \bar{\mathbf{v}}_e^0) + \\ &(\bar{\mathbf{v}}_e - \bar{\mathbf{v}}_e^0)^{\text{H}} \mathbf{T}_k \bar{\mathbf{v}}_e + c_1 c_2 - \\ &\frac{\ell}{2} \left(\bar{\mathbf{v}}_e^{\text{H}} \bar{\mathbf{v}}_e - \bar{\mathbf{v}}_e^{\text{H}} \bar{\mathbf{v}}_e^0 - \bar{\mathbf{v}}_e^{\text{H}} \bar{\mathbf{v}}_e^0 + \|\bar{\mathbf{v}}_e^0\|^2 \right) = - \\ &\frac{\ell}{2} \left(\bar{\mathbf{v}}_e^{\text{H}} \bar{\mathbf{v}}_e - \bar{\mathbf{v}}_e^{\text{H}} \bar{\mathbf{v}}_e^0 - \bar{\mathbf{v}}_e^{\text{H}} \bar{\mathbf{v}}_e^0 + \|\bar{\mathbf{v}}_e^0\|^2 \right) + \\ &\bar{\mathbf{v}}_e^{\text{H}} \mathbf{T}_k \bar{\mathbf{v}}_e + \bar{\mathbf{v}}_e^{\text{H}} \mathbf{T}_k \bar{\mathbf{v}}_e^0 + c = \\ &-\frac{\ell}{2} \left[\bar{\mathbf{v}}_e^{\text{H}} \mathbf{I} \bar{\mathbf{v}}_e + \bar{\mathbf{v}}_e^{\text{H}} \left(-\frac{2}{\ell} \mathbf{T}_k \bar{\mathbf{v}}_e^0 - \mathbf{I} \bar{\mathbf{v}}_e^0 \right) + \right. \\ &\left. \left(-\frac{2}{\ell} \mathbf{T}_k \bar{\mathbf{v}}_e^0 - \mathbf{I} \bar{\mathbf{v}}_e^0 \right)^{\text{H}} \bar{\mathbf{v}}_e \right] + c \end{aligned} \quad (18)$$

其中, $\bar{\mathbf{v}}_e^0$ 表示给定的初始相位, $\mathbf{T}_k = \mathbf{R}_k \bar{\mathbf{v}}_e^0 \bar{\mathbf{v}}_e^0 \mathbf{S}_k + \mathbf{S}_k \bar{\mathbf{v}}_e^0 \bar{\mathbf{v}}_e^0 \mathbf{R}_k + c_2 \mathbf{R}_k + c_1 \mathbf{S}_k$, c 表示所有仅与 $\bar{\mathbf{v}}_e^0$ 有关的常数项。令 $\mathbf{U}_{e,k} =$

$$-\frac{\ell}{2} \begin{bmatrix} \mathbf{I} & -\frac{2}{\ell} \mathbf{T}_k \bar{\mathbf{v}}_e^0 - \mathbf{I} \bar{\mathbf{v}}_e^0 \\ \left(-\frac{2}{\ell} \mathbf{T}_k \bar{\mathbf{v}}_e^0 - \mathbf{I} \bar{\mathbf{v}}_e^0 \right)^{\text{H}} & 0 \end{bmatrix},$$

$\bar{\mathbf{v}}_e^0 = \begin{bmatrix} \mathbf{v}_e^0 \\ 1 \end{bmatrix}$, $\bar{\mathbf{v}}_e = \begin{bmatrix} \mathbf{v}_e \\ 1 \end{bmatrix}$, $\bar{\bar{\mathbf{V}}}_e = \bar{\mathbf{v}}_e \bar{\mathbf{v}}_e^{\text{H}}$, 其中 $\text{rank}(\bar{\bar{\mathbf{V}}}_e) = 1$, 那么 C11 可转化为

$$\text{C12: } e_k^* + P_{c,k} t_k^* \leq \left(\sum_{\substack{i=0 \\ i \neq k}}^K \tau_i^* \right) P \left(\text{tr}(\bar{\mathbf{S}}_k \bar{\bar{\mathbf{V}}}_e) + |h_{\text{PT}_k}|^2 \right)$$

且 $P\alpha \left| \left(\mathbf{h}_{\text{IR}}^{\text{H}} \Theta_e \mathbf{h}_{\text{T}_k} + h_{\text{T}_k, \text{R}} \right) \left(\mathbf{h}_{\text{IT}_k}^{\text{H}} \Theta_e \mathbf{h}_{\text{PI}} + h_{\text{PT}_k} \right) \right|^2$ 可转化为

$$P\alpha \left(\text{tr}(\mathbf{U}_{e,k} \bar{\bar{\mathbf{V}}}_e) + c \right), \text{ 其中 } \bar{\mathbf{S}}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{S}_k & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^{(N+2) \times (N+2)}.$$

从而 P3 可以改写为

$$\text{P3.1: } \max_{\bar{\mathbf{V}}_e} \text{tr}(\mathbf{U}_{e,k} \bar{\bar{\mathbf{V}}}_e) + c$$

s.t. C12

$$\text{C13: } \bar{\bar{V}}_{e,n,n} = 1, \forall n \in \{1, 2, \dots, N+2\}$$

$$\text{C14: } \bar{\bar{\mathbf{V}}}_e \succeq \mathbf{0}$$

$$\text{C15: } \text{rank}(\bar{\bar{\mathbf{V}}}_e) = 1$$

由于秩为 1 的约束条件的存在, 问题 P3.1 仍然是非凸的。采用半正定松弛 (SDR, semidefinite relaxation) 技术, 将 C15 松弛掉, 进而求解半正定规划 (SDP, semidefinite programming) 问题。利用 CVX, 即可得到松弛后 P3.1 的解。但此时得到的解可能无法满足秩为 1 的条件, 为此可以利用高斯随机化方案构建秩为 1 的近似解。设 CVX 得到的解为 $\bar{\bar{\mathbf{V}}}_{e, \text{SDR}}$, 对 $\bar{\bar{\mathbf{V}}}_{e, \text{SDR}}$ 进行奇异值分解 (SVD, singular value decomposition) 得到 $\bar{\bar{\mathbf{V}}}_{e, \text{SDR}} = \mathbf{U}_e \boldsymbol{\Sigma}_e \mathbf{U}_e^{\text{H}}$, 其中 $\mathbf{U}_e \in \mathbb{C}^{(N+2) \times (N+2)}$ 是单位矩阵, $\boldsymbol{\Sigma}_e \in \mathbb{C}^{(N+2) \times (N+2)}$ 是对角阵。根据高斯随机化方案, P3.1 的近似解为 $\bar{\bar{\mathbf{v}}}_{e, \text{SDR}} = \mathbf{U}_e \sqrt{\boldsymbol{\Sigma}_e} \mathbf{r}_e$, 其中 \mathbf{r}_e 是随机向量并满足 $\mathbf{r}_e \sim \text{CN}(0, \mathbf{I}_{N+2})$, 将 $\bar{\bar{\mathbf{v}}}_{e, \text{SDR}}$ 进行归一化得到 $\bar{\mathbf{v}}_{e, \text{SDR}}$, 并将令 $F(\bar{\mathbf{v}}_e)$ 最大化的高斯随机变量 $\bar{\mathbf{v}}_{e, \text{SDR}}$ 记为 $\bar{\mathbf{v}}_{e, \text{SDR}}^*$ 。

求解 P1 的算法如算法 1 所示。

算法 1 求解 P1 的算法

- 1) 初始化 \mathbf{v}_e , 令 $\bar{\mathbf{v}}_e = [\mathbf{v}_e; 1]$
- 2) 根据定理 1 找到空闲阶段 IRS 最优相移 $\Theta_{d,k}^*$
- 3) 求解 P2.2, 得到 t^* 、 τ^* 、 e^* 及目标函数值
- 4) 重复
- 5) 根据 $\bar{\mathbf{v}}_e$ 得到 $F(\bar{\mathbf{v}}_e)$
- 6) 重复
- 7) 求解 P3.1 得到最优的 $\bar{\bar{\mathbf{V}}}_{e, \text{SDR}}$
- 8) 进行高斯随机化, 并获得 $F(\bar{\mathbf{v}}_{e, \text{SDR}}^*)$

$$9) \quad \text{令 } \bar{\mathbf{v}}_{e,\text{SDR}}^* = \arg \max_{\bar{\mathbf{v}}_{e,\text{SDR}}} F(\bar{\mathbf{v}}_{e,\text{SDR}}),$$

$$\bar{\mathbf{v}}_e = \bar{\mathbf{v}}_{e,\text{SDR}}^*$$

$$10) \quad F(\bar{\mathbf{v}}_e) = F(\bar{\mathbf{v}}_{e,\text{SDR}}^*)$$

11) 直至 $F(\bar{\mathbf{v}}_e)$ 收敛

12) 求解 P2.2, 得到 \mathbf{t}^* 、 $\boldsymbol{\tau}^*$ 、 \mathbf{e}^* 及目标函数值

13) 直至目标函数值收敛

14) 得到最终的目标函数值

下面, 对算法 1 的收敛判断问题进行分析。首先判断内循环中泰勒近似是否收敛。由于 P3.1 是经过泰勒近似而得到的, 为了避免数值误差过大, 需要判断泰勒近似是否收敛。将给定的初始相位 $\bar{\mathbf{v}}_{e0}$ 代入式(18), 将迭代后的最优相位 $\bar{\mathbf{v}}_{e,\text{SDR}}^*$ 代入式(18), 根据两式的变化率, 判断泰勒近似是否收敛。若两式的变化率小于阈值 ε , 则认为泰勒近似已收敛, 进而判断和速率是否收敛; 反之, 则认为泰勒近似不收敛, 继续进行泰勒近似, 寻找最优的 $\bar{\mathbf{v}}_{e,\text{SDR}}^*$, 直至泰勒近似收敛。

泰勒近似收敛后, 则需判断外循环是否收敛。将泰勒近似收敛时的最优相位 $\bar{\mathbf{v}}_{e,\text{SDR}}^*$ 作为下一次迭代的初始相位 $\bar{\mathbf{v}}_{e0}$, 并经归一化后得到 \mathbf{v}_{e0} , 从而得到 $\boldsymbol{\Theta}_e^* = \text{diag}(\mathbf{v}_{e0})$, 然后代入 P2.1 并求解, 根据 P2.1 目标函数值变化率判断和速率是否收敛。若此时得到的目标函数值与上一次迭代得到的目标函数值的变化率小于阈值 ζ , 则认为和速率已收敛, 优化问题 P1 求解完毕; 反之, 则继续迭代, 直至和速率收敛。

接下来, 对算法 1 的收敛性进行理论分析。由算法 1 可知, 算法 1 的收敛性由步骤 4)~步骤 12) 控制。假设在步骤 5)~步骤 11) 中存在问题 P3.1 的可行解 $(\bar{\mathbf{v}}_e^{(n+1)}, \mathbf{t}^{(n)}, \boldsymbol{\tau}^{(n)}, \mathbf{e}^{(n)}, \boldsymbol{\Theta}_{d,k}^*)$, 其中上标 n 表示算法 1 的第 n 次迭代。需要注意的是, $(\bar{\mathbf{v}}_e^{(n+1)}, \mathbf{t}^{(n)}, \boldsymbol{\tau}^{(n)}, \mathbf{e}^{(n)}, \boldsymbol{\Theta}_{d,k}^*)$ 也是问题 P2.2 的可行解。那么在经过步骤 12) 求解问题 P2.2 后, 可得 P2.2 新的可行解 $(\bar{\mathbf{v}}_e^{(n+1)}, \mathbf{t}^{(n+1)}, \boldsymbol{\tau}^{(n+1)}, \mathbf{e}^{(n+1)}, \boldsymbol{\Theta}_{d,k}^*)$ 。由于 $(\bar{\mathbf{v}}_e^{(n+1)}, \mathbf{t}^{(n+1)}, \boldsymbol{\tau}^{(n+1)}, \mathbf{e}^{(n+1)}, \boldsymbol{\Theta}_{d,k}^*)$ 为问题 P2.2 在第 $(n+1)$ 次迭代的最优解, 因此可得

$$R(\bar{\mathbf{v}}_e^{(n+1)}, \mathbf{t}^{(n)}, \boldsymbol{\tau}^{(n)}, \mathbf{e}^{(n)}, \boldsymbol{\Theta}_{d,k}^*) \leq R(\bar{\mathbf{v}}_e^{(n+1)}, \mathbf{t}^{(n+1)}, \boldsymbol{\tau}^{(n+1)}, \mathbf{e}^{(n+1)}, \boldsymbol{\Theta}_{d,k}^*) \quad (19)$$

在第 $(n+2)$ 次迭代中, 可得问题 P3.1 和问题 P2.2 的最优解分别为 $(\bar{\mathbf{v}}_e^{(n+2)}, \mathbf{t}^{(n+1)}, \boldsymbol{\tau}^{(n+1)}, \mathbf{e}^{(n+1)}, \boldsymbol{\Theta}_{d,k}^*)$ 和 $(\bar{\mathbf{v}}_e^{(n+2)}, \mathbf{t}^{(n+2)}, \boldsymbol{\tau}^{(n+2)}, \mathbf{e}^{(n+2)}, \boldsymbol{\Theta}_{d,k}^*)$ 。由于最优解总能使当前求解得到的结果不小于前一次求解得到的结果, 因此可得

$$\begin{aligned} R(\bar{\mathbf{v}}_e^{(n+1)}, \mathbf{t}^{(n+1)}, \boldsymbol{\tau}^{(n+1)}, \mathbf{e}^{(n+1)}, \boldsymbol{\Theta}_{d,k}^*) &\leq \\ R(\bar{\mathbf{v}}_e^{(n+2)}, \mathbf{t}^{(n+1)}, \boldsymbol{\tau}^{(n+1)}, \mathbf{e}^{(n+1)}, \boldsymbol{\Theta}_{d,k}^*) &\leq \\ R(\bar{\mathbf{v}}_e^{(n+2)}, \mathbf{t}^{(n+2)}, \boldsymbol{\tau}^{(n+2)}, \mathbf{e}^{(n+2)}, \boldsymbol{\Theta}_{d,k}^*) &\quad (20) \end{aligned}$$

式(20)表明问题 P1 的目标函数值在每一次迭代后总是非递减的, 并且由于目标函数在问题 P1 的可行解集合上是连续的^[13], 因而算法 1 是可以收敛的。

最后, 对本文所提算法进行复杂度分析。由算法 1 可知, 算法 1 的复杂度主要由迭代求解问题 P3.1 产生, 根据文献[14]可知, 利用 CVX 求解问题 P3.1 的复杂度为 $O((N+2)^{4.5} \text{lb}(1/\varepsilon))$, 其中 ε 为执行 CVX 的计算精度。利用随机高斯方案产生问题 P3.1 的近似解的复杂度为 $O(D)$, 其中 D 为随机高斯的次数。假设步骤 6)~步骤 11) 的循环次数为 I_1 , 步骤 4)~步骤 12) 的迭代次数为 I_2 , 因而算法 1 的复杂度可以近似为 $O(((N+2)^{4.5} \text{lb}(1/\varepsilon) + D)I_1I_2)$ 。

4 仿真结果及分析

本节通过数值仿真来验证所提方案的性能优越性。为了进行性能比较, 将无 IRS 的融合传输方案、仅 BackCom 传输方案和仅 HTT 传输方案作为参照方案。如图 3 所示, 模拟网络拓扑为二维坐标系, 其中 PT、PR、IRS 和 SR 的坐标分别为 $(0,0)$ 、 $(0,1)$ 、 (x_r, x_h) 和 $(x_u, 1)$, ST 则随机部署在以 $(x_u, 0)$ 为中心、0.2 m 为半径的圆形区域内。

本文采用文献[15]中的信道模型。大尺度衰落建模为 $A(d/d_0)^{-\delta}$, 其中 A 是参考距离 $d_0 = 1$ m 处的路径损耗, 并设置为 $A = -10$ dB, d 为两节点间的距离, δ 为路径损耗指数。根据文献[10], 将所有链路间的路径损耗指数均设为 2.1, 并将小尺度衰落建模为莱斯衰落。从 PT 到 IRS 的小尺度信道可以表示为

$$\bar{\mathbf{h}}_r = \sqrt{\frac{\beta_{\text{pt,irs}}}{\beta_{\text{pt,irs}} + 1}} \bar{\mathbf{h}}_r^{\text{-LOS}} + \sqrt{\frac{1}{\beta_{\text{pt,irs}} + 1}} \bar{\mathbf{h}}_r^{\text{-NLOS}} \quad (21)$$

其中, $\beta_{pt,irs}$ 为 PT-IRS 链路的莱斯因子, $\bar{\mathbf{h}}_r^{\text{LOS}}$ 为视距信道分量, $\bar{\mathbf{h}}_r^{\text{NLOS}}$ 为服从复高斯分布的瑞利衰落分量, 满足均值为 0、方差为 1 的随机变量。其余小尺度衰落也类似定义。将链路 PT-IRS、IRS-ST、IRS-SR、IRS-PR 的莱斯因子均设为 3, 并将其余链路的莱斯因子均设为 0。如非特殊说明, $\alpha = 0.8$, $\sigma_{\text{SR}}^2 = -50 \text{ dBm}$, $P_{c,k} = 20 \text{ mW}$, $k \in \{1, 2, \dots, K\}$, $N = 20$, $K = 5$, $P = 32 \text{ dBm}$, $\beta = 0.2$, $x_r = 4.5 \text{ m}$, $x_h = 0.4 \text{ m}$, $x_u = 6 \text{ m}$, $\ell = 2.5 \times 10^{-16}$ 。

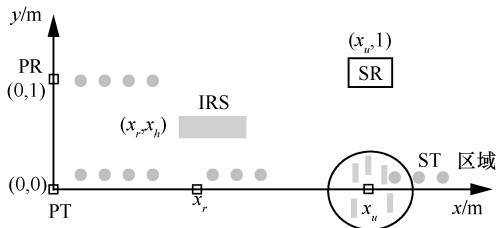


图 3 网络拓扑示意

图 4 为和速率与 PT 发射功率的关系曲线。从图 4 中可以看出,随着 PT 发射功率的提高,ST_k 可以收集到更多的能量用于空闲阶段的信息传输,从而提升了系统的和速率。当 PT 发射功率相同时,本文提出的融合模式方案在和速率方面显著高于 3 种参照方案。这是因为相较于无 IRS 的融合模式方案,本文提出的方案可以为忙碌阶段的信息被动反射和空闲阶段的信息主动传输提供额外的传输链路;相较于仅 BackCom 模式方案,本文提出的方案可以充分利用空闲阶段进行信息反射;相较于仅 HTT 模式方案,本文提出的方案可以在 PT 忙碌阶段利用 BackCom 模式进行信息反射。

图 5 研究了当 PT 发射功率为 32 dBm 时,IRS 反射元件数量对和速率的影响。从图 5 可以观察到,随着 IRS 元件数量的增加,除无 IRS 的融合模式方案外,和速率均呈递增的趋势。这是因为增加 IRS 反射元件的数量,可以为忙碌阶段的信息被动反射和空闲阶段的信息主动传输提供更多额外的传输链路,从而可以提高系统的和速率。此外也可以看出,本文提出的基于 IRS 的融合模式方案的和速率明显优于无 IRS 的融合模式方案、仅 BackCom 模式方案与仅 HTT 模式方案,这也进一步验证了本文提出的方案在提高系统和速率上的有效性。

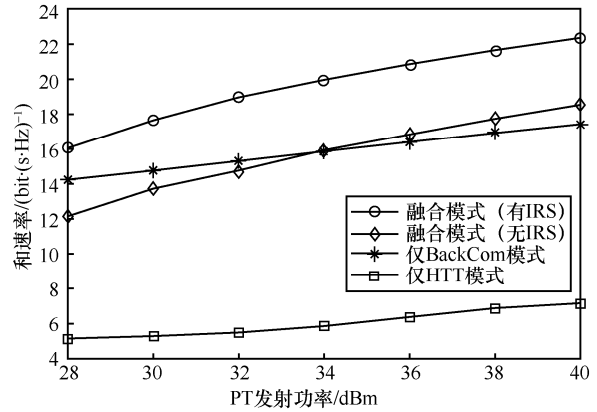


图 4 和速率与 PT 发射功率的关系曲线

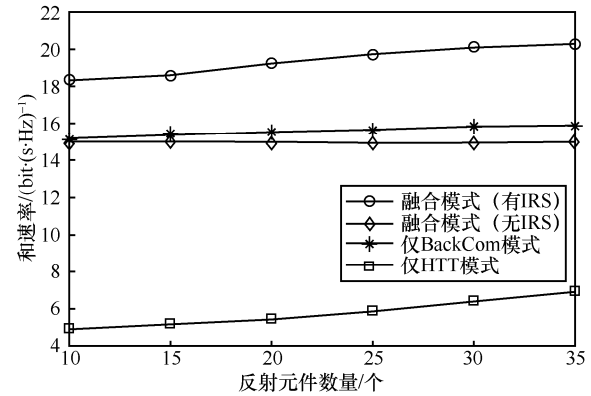


图 5 和速率与 IRS 反射元件数量的关系曲线

图 6 给出了 PT 发射功率为 32 dBm 时,和速率与次发射机数量的关系曲线。同样地,本文提出的基于 IRS 的方案具有最佳的和速率,并且明显优于无 IRS 的融合模式方案、仅 BackCom 模式方案与仅 HTT 模式方案。从图 6 中可以观察到,和速率随次发射机数量的增加而增加。这是因为随次发射机数量的提升,其在忙碌阶段可以收集的总能量有所提升。但是,当次发射机数量达到较高数量时,和速率将不再增加。这是因为次发射机数量的增加导致其在空闲阶段用以信息传输的时间减少。同时也发现,融合模式方案可以在 BackCom 模式和 HTT 模式之间最优切换,通过对时间进行合理分配,实现了和速率最大化。

图 7 展示了当 PT 发射功率为 32 dBm 时,和速率和空闲阶段时长 β 的关系曲线。从图 7 可以清楚地看到,随着空闲阶段时长 β 的增加,在仅 HTT 模式方案中,次发射机用以信息传输的时间增加,从而提高了系统和速率。相应地,随着空闲阶段时长 β 的增加,则忙碌阶段的时长 $1 - \beta$ 随之减少,在仅 BackCom 模式方案中,用于信息反射的时间减

少,从而使仅 BackCom 模式方案中的和速率随之减少。在融合模式方案中,和速率随着空闲阶段时长 β 的增加而先增后减,这是因为随着空闲阶段时长的增加,信息传输时间增加,但 BackCom 时间减少,如果 HTT 模式和速率的增加可以弥补 BackCom 模式和速率的减少,那么总和速率可以提高,否则总和速率减少。本文提出的方案明显优于无 IRS 的融合模式方案,这是因为本文提出的方案为忙碌阶段的信息被动反射和空闲阶段的信息主动传输提供额外的传输链路,从而提高系统的和速率。

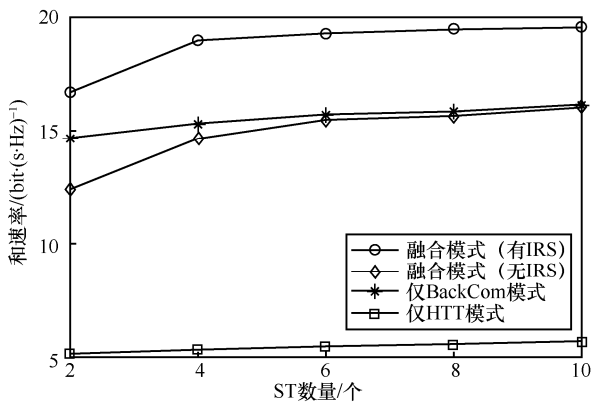


图 6 和速率与 ST 数量的关系曲线

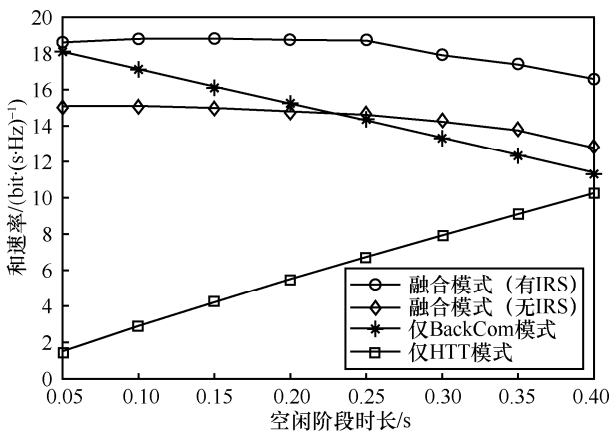


图 7 和速率与空闲阶段时长的关系曲线

图 8 展示了算法 1 迭代次数与 PT 发射功率的仿真曲线。从图 8 中可以清晰地看到,尽管 PT 的发射功率发生变化,但是算法 1 经过 5~6 次迭代均可实现收敛,表明算法 1 具有良好的收敛性。

5 结束语

面向基于无线能量供应的 Overlay-CNR,本文提出了 IRS 辅助的多模式融合传输方案。在主

发射机忙碌阶段,当一个次发射机利用 BackCom 模式向次接收机被动反射信息时,其他次发射机同时收集能量;在主发射机空闲阶段,次发射机利用收集的能量依次向次接收机主动传输信息。IRS 用以提高能量采集、信息被动反射和信息主动传输的效率。为了实现系统和速率最大化,本文定义了关于 IRS 时移、时隙调度和发射功率的联合优化问题,并通过设计高效的迭代优化算法得到了次优解。仿真结果验证了所提方案的性能优越性。

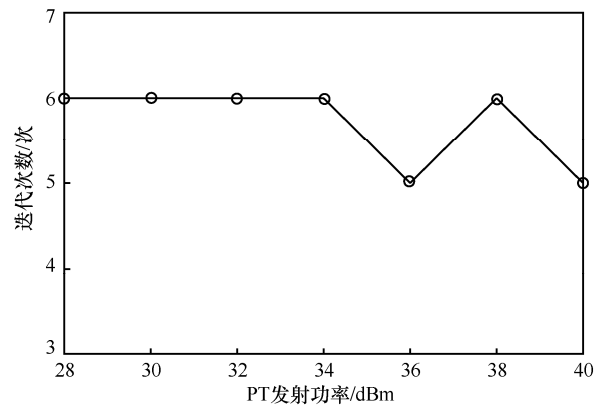


图 8 算法 1 迭代次数与 PT 发射功率的关系曲线

参考文献:

- [1] XU J, ZHANG R. Throughput optimal policies for energy harvesting wireless transmitters with non-ideal circuit power[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2014, 32(2): 322-332.
- [2] KANG X, HO C K, SUN S M. Full-duplex wireless-powered communication network with energy causality[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14(10): 5539-5551.
- [3] LEE S, ZHANG R. Cognitive wireless powered network: spectrum sharing models and throughput maximization[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2015, 1(3): 335-346.
- [4] KIM J, LEE H, SONG C, et al. Sum throughput maximization for multi-user MIMO cognitive wireless powered communication networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(2): 913-923.
- [5] LIU V, PARKS A, TALLA V, et al. Ambient backscatter[J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2013, 43(4): 39-50.
- [6] 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.
- [7] WU Q Q, ZHANG R. Towards smart and reconfigurable environment: intelligent reflecting surface aided wireless network[J]. IEEE Commu-

nications Magazine, 2020, 58(1): 106-112.

- [8] HUANG C W, ZAPPONE A, ALEXANDROPOULOS G C, et al. Reconfigurable intelligent surfaces for energy efficiency in wireless communication[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(8): 4157-4170.
- [9] LYU B, RAMEZANI P, HOANG D T, et al. Optimized energy and information relaying in self-sustainable IRS-empowered WPCN[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(1): 619-633.
- [10] 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, 2020, PP(99): 1.
- [11] WANG Z R, LIU L, CUI S G. Channel estimation for intelligent reflecting surface assisted multiuser communications: framework, algorithms, and analysis[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(10): 6607-6620.
- [12] AN J C, WANG L, XU C, et al. Optimal pilot power based channel estimation improves the throughput of intelligent reflective surface assisted systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(12): 16202-16206.
- [13] BOYD S, VANDENBERGHE L. Convex optimization[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004.
- [14] 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.
- [15] WU Q Q, ZHANG R. Weighted sum power maximization for intelligent reflecting surface aided SWIPT[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 9(5): 586-590.

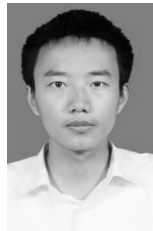
[作者简介]



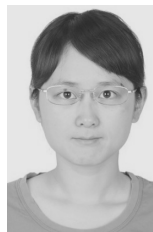
吕斌(1989-), 男, 江苏连云港人, 博士, 南京邮电大学副教授, 主要研究方向为网络性能优化、无线供电通信等。



曹怡(1998-), 女, 江苏无锡人, 南京邮电大学硕士生, 主要研究方向为 IRS 辅助的无线通信系统性能优化等。



李健(1996-), 男, 江苏扬州人, 南京邮电大学硕士生, 主要研究方向为 IRS 辅助的无线通信系统性能优化等。



齐婷(1990-), 女, 安徽安庆人, 博士, 南京邮电大学讲师, 主要研究方向为大规模接入与传输、无线供电通信等。