

# 长短包混合传输的互惠共生无线电系统 资源分配方法研究

施丽琴<sup>1</sup>,高旭力<sup>1</sup>,宋 曦<sup>2,3</sup>,叶迎晖<sup>1\*</sup>,卢光跃<sup>1</sup>

(1. 西安邮电大学陕西省信息通信网络及安全重点实验室,陕西西安 710121;  
2. 华北电力大学电气与电子工程学院,河北保定 071003;3. 国网甘肃省电力公司,甘肃兰州 730030)

**摘要:** 物联网(Internet of Things, IoT)旨在将物理世界映射到数字世界,借助无线通信技术实现人与人、人与物、物与物之间的泛在连接,是未来6G“万物智联”的关键技术之一。随着IoT技术在垂直行业的广泛应用,海量IoT节点以无线方式接入网络,加剧了频谱资源稀缺与IoT业务频谱需求日益增长之间的矛盾。另一方面,受制造成本与体积限制,IoT节点的电池容量十分有限,且难以频繁更换,使得能量受限问题尤为突出。目前,反向散射赋能的互惠共生无线电(Mutualistic Symbiotic Radio, MSR)已被业界公认为解决上述问题的频谱共享携能新范式,其核心是允许IoT节点与环境中的主系统发射机(Primary System Transmitter, PST)共享频谱与能量资源。在MSR网络中,IoT节点以PST信号作为反向散射通信的载体与能量来源,不仅通过信号复用实现被动信息反射,还可利用能量收集技术补充自身能量,有效缓解能量受限难题。与此同时,合作接收机(Cooperative Receiver, CR)利用IoT节点反射信号中包含PST符号信息这一特征,结合主次链路调制速率的差异,将反射信号转化为有益多径分量,从而提升PST通信容量,最终实现主次链路互惠共生。考虑到PST通常传输块长无限的长包数据,而IoT节点通常采用短包来承载低数据量业务,本文考虑了PST长包通信、多个IoT节点短包通信(Short Packet Communication, SPC)的MSR网络,并面向该网络研究PST发射功率最小化资源分配方案。具体而言,考虑到IoT节点SPC的误包率会对主链路传输性能产生直接影响,本文理论推导了主链路传输速率的下界解析表达式。在此基础上,在每个IoT节点的服务质量、能量因果性以及保障主链路吞吐量增益等约束下,建立一个以最小化PST发射功率为目标的优化问题。为了求解所建立的非凸优化问题,本文提出一种基于二分法与块坐标下降(Block Coordinate Descent, BCD)的混合优化算法。具体地,采用二分法迭代更新PST发射功率来简化原问题,通过收缩可行域来求解原问题。在每次迭代中,根据固定PST发射功率,利用BCD方法将简化后的问题进一步解耦为两个独立的子问题,通过交替迭代求解子问题实现原问题的近似最优解。仿真结果表明所提算法具备快速收敛性,且验证了所提方案在降低PST发射功率方面的性能优势。

**关键词:** 互惠共生无线电;反向散射通信;短包通信;资源分配;功率最小化;块坐标下降

**基金项目:** 国家自然科学基金(No.62301421)

**中图分类号:** TN926

**文献标识码:** A

**文章编号:** 0372-2112(2026)02-0589-12

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.12263/DZXB.20250605

## Resource Allocation for Mutualistic Symbiotic Radio with Hybrid Long-Short Packets Transmissions

SHI Liqin<sup>1</sup>, GAO Xuli<sup>1</sup>, SONG Xi<sup>2,3</sup>, YE Yinghui<sup>1\*</sup>, LU Guangyue<sup>1</sup>

(1. Shaanxi Key Laboratory of Information Communication Network and Security, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an, Shanxi 710121, China; 2. School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Baoding, Hebei 071003, China; 3. State Grid Gansu Electric Power Company, Lanzhou, Gansu 730030, China)

**Abstract:** The internet of things (IoT) aims to map the physical world into the digital world and enable ubiquitous connectivity among people, as well as between people and devices, and among devices themselves through wireless communication technologies. As one of the key enablers of the 6G vision of intelligent connection of everything, IoT has been widely adopted across various vertical industries. However, the massive access of IoT nodes has exacerbated the inherent contradiction between the scarcity of available spectrum resources and the surging demand for spectrum from IoT services. On the other hand, constrained by manufacturing costs and physical size, IoT nodes are typically equipped with limited battery capacity and are not suitable for frequent battery replacement, making energy limitation a critical challenge. Recently, backscatter-aided mutualistic symbiotic radio (MSR) has been widely recognized as a promising spectrum- and energy-shar-

ing paradigm to address these challenges. Its core idea is to allow IoT nodes to share both spectrum and energy resources with ambient primary system transmitter (PST). In an MSR network, IoT nodes utilize PST signals as the carrier and energy source for backscatter communication. They not only achieve passive information reflection through signal reuse but also harvest energy from incident radio frequency signals to replenish their energy supply, thereby effectively alleviating energy constraints. Meanwhile, by exploiting the fact that backscattered signals contain PST symbols and leveraging the difference in modulation rates between the primary and backscatter links, the cooperative receiver (CR) can convert the backscattered signals into beneficial multipath components to enhance the capacity of the primary link, thus realizing mutualism between the primary and secondary links. Considering that PSTs typically transmit long-packet data with infinite blocklength, while IoT nodes tend to use short packets for low-data-rate services, this paper investigates an MSR network that supports long-packet communication from a PST and short-packet communication (SPC) from multiple IoT nodes. A resource allocation scheme is studied to minimize the transmit power of the PST. Specifically, given that the error probability of SPC from IoT nodes directly affects the transmission performance of the primary link, a closed-form lower bound expression for the transmission rate of the primary link is derived. On this basis, an optimization problem is formulated to minimize the PST transmit power under the constraints of quality of service for each IoT node, energy causality, and guaranteed throughput gain of the primary link. To solve the formulated non-convex optimization problem, a hybrid optimization algorithm based on the bisection method and block coordinate descent (BCD) is proposed. Specifically, the bisection method is employed to iteratively update the PST transmit power and shrink the feasible region, thereby simplifying the original problem. In each iteration, with the PST transmit power fixed, the BCD method is applied to decouple the simplified problem into two independent subproblems. These subproblems are solved alternately to obtain an approximate optimal solution to the original problem. Simulation results demonstrate that the proposed algorithm converges rapidly and verify the superiority of the proposed scheme in reducing the transmit power of the PST.

**Keywords:** mutualistic symbiotic radio; backscatter communications; short packet communications; resource allocation; power minimization; block coordinate descent

**Foundation Item(s):** National Natural Science Foundation of China (No.62301421)

## 0 引言

在数字化浪潮奔涌向前的时代背景下,物联网(Internet of Things, IoT)有望真正实现人、机、物全域泛在互联的宏伟愿景,从根本上改变人类的生活模式<sup>[1]</sup>。预计到2027年底,IoT连接量将超过110亿,其中低功耗IoT节点将占到20%。随着IoT节点呈现出前所未有的爆发式增长态势,亟需同时支持高谱效和高能效双重需求的通信技术,而共生无线电(Symbiotic Radio, SR)被广泛认为是一种潜在的解决方案<sup>[2]</sup>。与环境反向散射通信(Backscatter Communications, BackCom)不同,SR系统中主、次系统通过有机协作可有效降低甚至消除频谱共享导致的共道干扰。具体地,合作接收机(Cooperative Receiver, CR)首先在接收信号中解码主用户信息,再利用连续干扰消除(Successive Interference Cancellation, SIC)技术从接收信号中消除来自主链路的共道干扰,最后从剩余信号中解码IoT节点反射的信息。根据BackCom链路与主链路符号调制速率之间的关系,SR系统可以进一步分为寄生SR(Parasitic SR, PSR)和互惠SR(Mutualistic SR, MSR)。对于PSR,主链路与BackCom链路传输的符号调制速率相等,因此BackCom链路会对主链路传输

产生干扰。但对于MSR,BackCom链路的符号调制速率远小于主链路的符号调制速率,因此可以将BackCom链路视为主链路传输的一个附加多径分量,从而实现主链路通信性能的增强。

目前,学者对SR系统性能展开了广泛研究。文献[3]针对单IoT节点的PSR和MSR网络,依次最大化了主链路和BackCom链路的加权和速率,以及最小化主系统发射机(Primary System Transmitter, PST)的发射功率。文献[4]在瑞利衰落信道模型下,通过联合优化PST发射功率和IoT节点的功率反射系数(Power Reflection Coefficient, PRC),分别最大化了PSR与MSR系统中主链路和BackCom链路的加权和速率。与文献[3]和文献[4]不同,文献[5]研究了多IoT节点的PSR和MSR网络,并通过联合优化PST发射功率、各IoT节点的PRC和BackCom时间,来最大化系统能效。文献[6]从理论上严格证明了硬件损伤的非理想条件下,主链路与BackCom链路之间依然存在互惠关系,并分别针对单IoT节点和多IoT节点场景,最大化所有链路的加权和速率。为进一步提升SR性能,文献[7]将可重构智能表面(Reconfigurable Intelligent Surface, RIS)引入了MSR系统,构建了一个多RIS-多CR的下行MSR网络,其中每个RIS作为IoT节点向相

应的 CR 传输信息,并通过联合优化 PST 发射功率和 IoT 节点的 PRC 来最大化所有链路的加权和速率。与文献[7]考虑下行 MSR 网络不同,文献[8]中进一步考虑了一个多 RIS-多 CR 的上行 MSR 网络,其中每个 RIS 协助附近的一个 CR 向 PST 传输信息,同时作为 IoT 节点向 PST 反射信息,并通过联合设计 PST 的发射波束成形与 RIS 的移相矩阵,最大化了所有上行链路的加权和速率。为了支持 IoT 节点的大规模接入,文献[9]将非正交多址接入技术引入到 MSR 网络,并面向该网络研究了所有链路的加权和速率最大化方法。

上述关于 SR 的研究均采用长包通信(Long Packet Communications, LPC),即主链路和 BackCom 链路均假设数据包包长无限,并基于香农定理进行理论性能分析与资源优化。然而,在大多数 IoT 应用中,如工厂自动化、智能交通和智能电网,IoT 节点通常传输有限块长的短数据包。与 LPC 不同,短包通信(Short Packet Communications, SPC)的可实现速率无法使用基于无限块长假设推导的香农容量来描述<sup>[10-12]</sup>。此外, IoT 节点中的 SPC 始终存在非零误包率(Error Probability, EP)<sup>[13]</sup>,因此上述研究结果不适用于涉及 SPC 的 IoT 场景。为了解决含有 SPC 的 IoT 场景下节点的接入与低功耗传输问题,有必要开展长短包混合传输的 SR 系统的研究。具体地,文献[14-17]针对长短包混合传输的 PSR 系统依次分析了主链路 LPC 的中断概率及 BackCom 链路 SPC 的 EP。与 PSR 相比, MSR 网络中的主链路通信性能得到增强,促进了主用户积极参与主次链路协作。因此,本文着重针对主用户执行 LPC、次用户(即 IoT 节点)执行 SPC 的 MSR 网络开展研究。针对支持长短包混合传输的 MSR 系统,目前仅文献[18]和文献[19]展开研究。其中,文献[18]通过优化 PST 的发射波束成型向量,实现了系统能效的最大化与 PST 发射功率的最小化;文献[19]通过联合优化各 IoT 节点的短包块长、PRC 和 EP 来最大化所有 IoT 节点的加权和吞吐量。但以上工作仍存在局限性:第一,文献[18]局限于单 IoT 节点场景,但在多节点场景下,各 IoT 节点资源存在多维耦合关系,现有单节点的资源分配方案无法直接适用;第二,文献[18]忽略了 IoT 节点 SPC 的 EP 对主链路传输的影响,根据联合解码方案<sup>[20]</sup>,估计短包信息时不可避免的 EP 会降低主链路传输性能,从而直接影响主链路可实现速率。虽然文献[19]考虑了这一点,但其将 PST 发射功率视为固定参数,未纳入优化变量范畴,而 PST 作为主链路信号源,其发射功率直接决定系统整体能耗水平,固定功率的设定既无法实现全局资源最优分配,

也难以适配“低功耗”的核心需求。综上,亟需在降低 PST 发射功率方面对长短包混合传输的 MSR 系统展开研究。

受此启发,本文研究了长短包混合的多 IoT 节点 MSR 网络,其中 PST 将其长包数据传输到 CR,而多个 IoT 节点通过 BackCom 依次将其短数据包反射到 CR<sup>①</sup>。针对该网络,本文研究了 PST 发射功率最小化问题。主要贡献总结如下。

(1)考虑到各 IoT 节点 SPC 的 EP 对主链路的影响,推导了主链路传输速率的下界表达式。基于该速率表达式,在考虑 IoT 节点的服务质量(Quality-of-Service, QoS)、能量因果性及主链路吞吐量增益等约束条件下,通过联合优化 PST 发射功率、各 IoT 节点的短包块长、PRC 和 EP,构建了 PST 发射功率最小化的优化问题。该优化问题为一个高度非凸的非线性整数规划问题。

(2)为解决该非凸问题,提出一种基于二分法迭代与块坐标下降(Block Coordinate Descent, BCD)的混合优化方案。首先,采用二分法迭代更新 PST 发射功率来简化原问题,通过动态收缩可行域来求解原问题。具体地,每次迭代固定当前 PST 发射功率后,利用 BCD 方法将简化后的问题进一步解耦为两个子问题:一个优化所有 IoT 节点的 EPs,另一个优化所有 IoT 节点的短包块长和 PRCs。前者可利用 CVX 工具求解,后者则通过连续凸逼近(Successive Convex Approximation, SCA)方法解决。接着通过交替迭代上述两个子问题直到算法收敛,从而得到简化后问题的解。最后,当二分法迭代达到收敛时,得到最小化的 PST 发射功率。

(3)仿真结果表明,本文算法具有快速收敛特性,并且在降低 PST 发射功率方面优于现有方案。

## 1 系统模型

如图 1 所示,考虑了一个支持长短包混合传输的多节点 MSR 网络,其中 PST 将其长包数据传输至 CR,而  $K$  个 IoT 节点依次通过 BackCom 将其短包数据传输

①本文考虑的长短包混合传输 MSR 网络,尽管与存在干扰的多链路传输场景(如现有 MSR 网络)在系统结构上相似,但在主、次用户速率表达、优化问题建模和求解方面存在显著差异。具体而言,主、次用户的速率表达式均与短包 EP 相关,因此与现有 MSR 网络中的速率表达式有所不同。在优化问题建模过程中,复杂的主、次用户速率表达式导致非凸约束条件,且短包 EP 与其他优化变量之间存在复杂耦合关系,同时引入了高计算复杂度的整数优化问题,这显著增加了优化问题的复杂性,进而使问题求解更具挑战性。需要注意的是,以上求解难点在现有 MSR 网络优化问题的求解过程中并未出现。因此,本文需设计新的求解方法。

至 CR<sup>®</sup>。假设所有的信道服从块衰落,其中所有信道系数在一个传输块  $T$  内保持不变,但在不同传输块之间可能发生变化。令  $h_0, h_{1,k}$  和  $h_{2,k}, k \in \{1, 2, \dots, K\}$  分别

表示 PST 到 CR、PST 到第  $k$  个 IoT 节点以及第  $k$  个 IoT 节点到 CR 的信道增益。假设所有信道增益可在每个传输块开始时通过多种信道估计技术进行估计<sup>[21]</sup>。

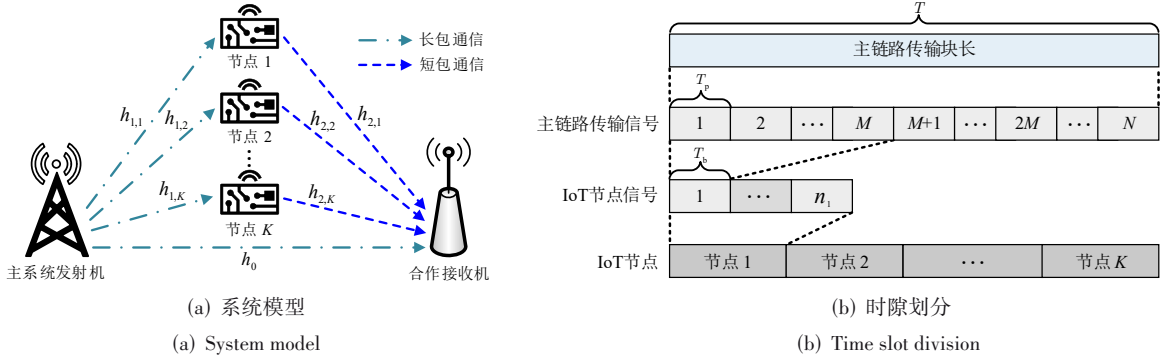


图1 长短包混合的多节点 MSR 网络  
Figure 1 A multi-node MSR network with hybrid long and short packets

令  $x_p$  表示由 PST 传输的长包信息符号,且满足  $\mathbb{E}[|x_p|^2] = 1$ , 其中,  $\mathbb{E}[\cdot]$  表示期望运算符。假设每个传输块中的信道使用数为  $N$ , 则有  $T = NT_p$ , 其中,  $T_p$  是  $x_p$  的符号周期。在主链路中,  $K$  个 IoT 节点依次将其短包信息符号  $x_{b,k}$  (满足  $\mathbb{E}[|x_{b,k}|^2] = 1, \forall k$ ) 反射至 CR。假设  $T_b$  表示每个 IoT 节点短包符号的符号周期, 由于每个 IoT 节点的 BackCom 调制速率较低, 因此每个 IoT 节点的符号周期覆盖  $M (M \gg 1)$  个主符号周期, 即  $T_b = MT_p$ 。此外, 为了避免不同节点之间的同频干扰, 将  $T$  划分为  $K$  个子阶段, 其中第  $k$  个节点仅在第  $k$  个子阶段执行 BackCom, 并在其他子阶段进行能量收集。设  $n_k$  表示第  $k$  个节点的短包块长, 则有  $\sum_{k=1}^K n_k T_b = \sum_{k=1}^K n_k M T_p \leq T = NT_p$ 。

### 1.1 主链路 LPC 的速率分析

令  $P_t$  为 PST 的发射功率, 则在第  $k$  个子阶段中, 第  $k$  个 IoT 节点接收到的信号为

$$y_{1,k} = \sqrt{P_t h_{1,k}} x_p + n_1 \quad (1)$$

其中,  $n_1 \sim \mathcal{CN}(0, \sigma^2)$  是加性高斯白噪声 (Additive White Gaussian Noise, AWGN)。然后, 接收信号将根据  $\beta_k$  分为两部分, 其中  $0 \leq \beta_k \leq 1$  表示第  $k$  个 IoT 节点的 PRC。具体来说,  $\sqrt{\beta_k} y_{1,k}$  被分配用于短包 BackCom, 剩余部分用于能量收集。在第  $k$  个子阶段, CR 同时接收到主链路 LPC 信号和 BackCom 链路的 SPC 信号, 接收信号可表示为

$$y_{R,k} = \sqrt{P_t h_0} x_p + \sqrt{\beta_k P_t h_{1,k} h_{2,k}} x_p x_{b,k} + n_R \quad (2)$$

其中,  $n_R \sim \mathcal{CN}(0, \sigma^2)$  是 AWGN。

假设 CR 具有强大的计算能力, 使其能够进行联合解码以恢复  $x_p$  和  $x_{b,k}$ 。根据文献 [20] 中的联合解码方案, CR 首先将  $\sqrt{\beta_k P_t h_{1,k} h_{2,k}} x_p x_{b,k}$  视为多径分量, 在每个可能的  $x_{b,k}$  条件下解码  $x_p$ , 获得的  $x_p$  估计记为  $\hat{x}_p |_{x_{b,k}}$ 。然后, 利用所有可能的  $\hat{x}_p |_{x_{b,k}}$  获得  $x_{b,k}$  的估计值, 记为  $\hat{x}_{b,k}$ , 并使其平方误差最小。最后, 基于  $\hat{x}_p |_{\hat{x}_{b,k}}$ , CR 采用 SIC 技术从  $y_{R,k}$  中消除  $\sqrt{P_t h_0} \hat{x}_p |_{\hat{x}_{b,k}}$ , 然后从剩余信号中解码  $x_{b,k}$ 。

综上所述, 估计  $x_{b,k}$  时的任何错误都可能对主链路传输性能产生不利影响。由于 SPC 总是存在非零的 EP, 因此在 MSR 系统中, 主链路传输的可实现速率受到 IoT 节点短包 BackCom 的 EP 的影响。为了描述这种影响, 针对  $x_p$  的解码考虑两种情况。

情况 1: 当 CR 成功估计  $x_{b,k}$  时, 由于  $x_{b,k}$  在  $M$  个主符号周期内保持不变, 所以  $\sqrt{\beta_k P_t h_{1,k} h_{2,k}} x_p x_{b,k}$  可被视为  $x_p$  通过一个慢变信道  $\sqrt{\beta_k P_t h_{1,k} h_{2,k}} x_{b,k}$ 。因此, 在  $x_{b,k}$  的符号周期内解码  $x_p$  的信噪比 (Signal to Noise Ratio, SNR) 由下式给出:

$$\gamma_p^s(x_{b,k}) = \frac{P_t h_0 + \beta_k P_t h_{1,k} h_{2,k} |x_{b,k}|^2}{\sigma^2} \quad (3)$$

情况 2: 当 CR 估计  $x_{b,k}$  失败时, 表征相应的 SNR 极具挑战性。为便于分析, 在这种情况下, 将

② 本文考虑了一个多节点 MSR 网络。相比于单节点 MSR 网络, 多节点 MSR 网络的核心挑战在于优化变量数量与用户数量成正比增加。受限于有限的通信资源, 如何合理分配各 IoT 节点之间的通信资源, 以提升整体通信性能, 是该网络资源分配的关键问题。另外, 本文的多用户特性也体现在多节点网络模型、能量因果及主次链路互惠共生关系等多个方面。

$\sqrt{\beta_k P_t h_{1,k} h_{2,k}} x_p x_{b,k}$  视为共道干扰,以得到主链路传输速率的下界。相应地,  $x_p$  的解码信干噪比 (Signal to Interference plus Noise Ratio, SINR) 由下式给出:

$$\gamma_p^f(x_{b,k}) = \frac{P_t h_0}{\beta_k P_t h_{1,k} h_{2,k} |x_{b,k}|^2 + \sigma^2} \quad (4)$$

利用全概率定理,第  $k$  个子阶段的主链路传输速率下界 (比特/秒) 可由下式确定:

$$R_{p,k} = \mathbb{E}_{x_{b,k}} \left[ (1 - \varepsilon_k) \log_2(1 + \gamma_p^s(x_{b,k})) + \varepsilon_k \log_2(1 + \gamma_p^f(x_{b,k})) \right] \quad (5)$$

讨论 1: 令  $\varepsilon_k$  表示 IoT 节点短包 BackCom 的 EP, 当每个 IoT 节点都执行 LPC 时有  $\varepsilon_k = 0, \forall k$ , 此时式 (5) 可简化为  $\mathbb{E}_{x_{b,k}} \left[ \log_2(1 + \gamma_p^s(x_{b,k})) \right]$ , 与文献 [3] 中的式 (11) 一致。这表明在执行 LPC 的 MSR 网络中, 主链路的可实现速率可视为式 (5) 的一种特殊情况。此外, 对于  $\varepsilon_k = 1, \forall k$  的情况, CR 始终无法有效估计  $x_{b,k}$ 。依据联合解码方案, 在此类场景下  $\sqrt{\beta_k P_t h_{1,k} h_{2,k}} x_p x_{b,k}$  并不能增强主链路传输性能。相应地, 主链路传输的可实现速率可近似表达为  $\mathbb{E}_{x_{b,k}} \left[ \log_2(1 + \gamma_p^f(x_{b,k})) \right]$ 。

## 1.2 BackCom 链路 SPC 的速率分析

若 PST 以速率  $R_{p,k}$  传输长包数据, 其发送信息可被 CR 成功解码。在执行 SIC 完全消除主链路引起的干扰后, CR 采用最大比合并 (Maximal Ratio Combining, MRC) 技术来解码  $x_{b,k}$ 。此时对应的 SNR 为

$$\gamma_k = \frac{M \beta_k P_t h_{1,k} h_{2,k}}{\sigma^2} \quad (6)$$

相应的速率 (每个短包块长传输的比特数) 确定为

$$R_{b,k} = \log_2(1 + \gamma_k) - \sqrt{\frac{V(\gamma_k)}{n_k}} Q^{-1}(\varepsilon_k) \quad (7)$$

其中:  $V(\gamma_k) = 1 - (1 + \gamma_k)^{-2}$  表示信道色散;  $Q^{-1}(\cdot)$  表示高斯  $Q$  函数的逆, 且  $Q(x) = \int_x^{+\infty} \frac{e^{-t^2}}{\sqrt{2\pi}} dt$ 。

## 1.3 IoT 节点的总能量收集

对于第  $k$  个 IoT 节点, 不仅在第  $k$  个子阶段进行能量收集, 还在其他子阶段进行能量收集。因此, 第  $k$  个 IoT 节点的总能量收集可以计算为

$$E_{h,k} = n_k T_b (1 - \beta_k) \eta P_t h_{1,k} + (T - n_k T_b) \eta P_t h_{1,k} \quad (8)$$

其中,  $\eta$  表示固定的能量转换效率。

## 2 发射功率最小化

为了降低 PST 的能耗, 本节在考虑主链路传输吞吐量增益等约束条件下, 最小化了基于长短包混合传输的 MSR 网络中 PST 的发射功率。具体而言, 通过联

合优化 PST 的发射功率、每个 IoT 节点的短包块长、PRC 和 EP, 来构建发射功率最小化问题<sup>③</sup>。由于该优化问题是高度非凸的, 因此提出高效算法进行求解。

### 2.1 优化问题建立

根据文献 [10], 第  $k$  个 IoT 节点的有效吞吐量可以表示为

$$C_{b,k} = (1 - \varepsilon_k) n_k R_{b,k} \quad (9)$$

基于式 (9), 第  $k$  个 IoT 节点的 QoS 约束可以表示为

$$C_{b,k} = (1 - \varepsilon_k) n_k R_{b,k} \geq C_{\min,k}, \forall k \quad (10)$$

其中,  $C_{\min,k}$  表示第  $k$  个 IoT 节点所需的最小有效吞吐量。

为了确保 IoT 节点的短包 BackCom 顺利执行, 其用于 BackCom 的能耗不应超过其自身收集的能量。设  $P_{c,k}$  表示第  $k$  个 IoT 节点 BackCom 的电路功耗, 则其能量因果约束表示为

$$\begin{aligned} P_{c,k} n_k T_b &\leq n_k T_b (1 - \beta_k) \eta P_t h_{1,k} + (T - n_k T_b) \eta P_t h_{1,k}, \forall k \\ &\Rightarrow P_{c,k} n_k \leq (N_s - n_k \beta_k) \eta P_t h_{1,k}, \forall k \end{aligned} \quad (11)$$

其中,  $N_s = N/M$ 。

对于主链路传输, 其吞吐量下界可以表示为

$$\begin{aligned} C_p &= B \sum_{k=1}^K n_k T_b R_{p,k} + B \left( T - \sum_{k=1}^K n_k T_b \right) R_{p,0} \\ &= B T_b \sum_{k=1}^K n_k \mathbb{E}_{x_{b,k}} \left[ (1 - \varepsilon_k) \log_2(1 + \gamma_p^s(x_{b,k})) \right. \\ &\quad \left. + \varepsilon_k \log_2(1 + \gamma_p^f(x_{b,k})) \right] + B \left( T - \sum_{k=1}^K n_k T_b \right) R_{p,0} \end{aligned} \quad (12)$$

其中:  $B$  是系统带宽;  $R_{p,0} = \log_2(1 + P_t h_0 / \sigma^2)$  表示所有 IoT 节点均不参与 BackCom 时主链路的可达速率。

需要注意的是, 对于没有任何 IoT 节点参与 BackCom 的主链路传输, 其每个传输块的吞吐量为  $BTR_{p,0}$ 。通过比较  $C_p$  和  $BTR_{p,0}$ , 可以观察到每个 IoT 节点的 EP 可能会破坏主链路与 BackCom 链路之间的互惠关系, 原因是主链路的吞吐量增益可能无法始终得到保证。例如, 当  $\varepsilon_k$  较大时,  $R_{p,k}$  可能小于  $R_{p,0}$ , 此时主链路传输吞吐量可能小于  $BTR_{p,0}$ 。因此, 为了保证主链路传输的最小吞吐量增益, 应考虑以下约束

<sup>③</sup>如文献 [11] 所示, SPC 的最大传输速率受 EP 影响。也就是说, EP 既是关键性能指标也是优化变量。通过选择合适的 EP, 并结合发射功率、短包块长和 PRC 等其他因素, 可以实现传输比特数、调制方案和其他相关参数的选择。截至目前, 对 SPC 中 EP 的优化已经有广泛的研究<sup>[10,17-19]</sup>。此外, PRC 的大小不仅直接影响 IoT 节点的通信性能, 还对主链路的传输产生重要影响。因此, 在满足 IoT 节点能量因果约束和主链路传输最小吞吐量增益约束等条件下, 需通过合理设计 PRC 以实现 PST 发射功率的最小化。

条件:

$$C_p - BTR_{p,0} = BT_b \sum_{k=1}^K n_k \left( \mathbb{E}_{x_{b,k}} \left[ \left( (1 - \varepsilon_k) \log_2 \left( 1 + \gamma_p^s(x_{b,k}) \right) + \varepsilon_k \log_2 \left( 1 + \gamma_p^f(x_{b,k}) \right) \right) \right] - R_{p,0} \right) \geq \Delta \quad (13)$$

其中,  $\Delta > 0$  表示主链路传输所需的最小吞吐量增益。

基于式(10)、(11)和(13), 发射功率最小化问题可以表述为

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_0: \min_{P_t, \beta, n, \varepsilon} P_t \\ \text{s.t. } & C1:(10), C2:(11), C3:(13), \\ & C4: \sum_{k=1}^K n_k \leq \lfloor N_s \rfloor, \\ & C5: 0 \leq \beta_k \leq 1, \forall k, \\ & C6: 0 \leq \varepsilon_k \leq \varepsilon_{\max}, \forall k, \\ & C7: n_k \in \mathbb{Z}, \forall k, \\ & C8: 0 \leq P_t \leq P_{\max} \end{aligned} \quad (14)$$

其中:  $\beta = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_K]$ ,  $n = [n_1, n_2, \dots, n_K]$ ,  $\varepsilon = [\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_K]$ ;  $\lfloor \cdot \rfloor$  表示向下取整;  $\varepsilon_{\max}$  表示每个 IoT 节点可容忍的最大 EP;  $\mathbb{Z}$  表示非负整数集;  $P_{\max}$  表示 PST 允许的最大发射功率。

在  $\mathbf{P}_0$  中, C1 和 C2 分别是每个 IoT 节点的 QoS 约束和能量因果约束; C3 确保了主链路传输的最小吞吐量增益; C4 限制所有 IoT 节点的短包 BackCom 在一个传输块内完成; C5 和 C6 分别规定了  $\beta_k$  和  $\varepsilon_k$  的范围; C7 表示每个 IoT 节点的短包块长应为非负整数; C8 规定了 PST 发射功率的范围。

经分析,  $\mathbf{P}_0$  的非凸性主要由三方面因素导致: 其一, 在  $C_{b,k}$  和  $C_p$  的表达式中, 变量  $P_t$ 、 $\beta_k$ 、 $n_k$  和  $\varepsilon_k$ ,  $\forall k$  之间存在高度耦合, 直接导致了 C1 和 C3 的非凸性; 其二,  $R_{b,k}$  固有的复杂性进一步增加了  $C_{b,k}$  的难度; 其三, 由于整数变量  $n_k$ ,  $\forall k$  的计算复杂度较高, 使得优化工作难度增加。

## 2.2 优化问题转换与求解

观察  $\mathbf{P}_0$ , 可以发现其目标函数仅与  $P_t$  相关, 且是  $P_t$  的单调函数。因此, 当  $P_t$  固定时,  $\mathbf{P}_0$  可简化为

$$\begin{aligned} \text{find } \mathcal{A} = \{ \beta, n, \varepsilon \} \\ \text{s.t. } C1 \sim C7 \end{aligned} \quad (15)$$

若能得到式(15)的解, 就可以利用二分法找到  $\mathbf{P}_0$  对应的最小  $P_t$ 。具体来说, 假定  $P_{\text{low}}$  和  $P_{\text{upp}}$  分别为  $P_t$  的下界和上界, 由 C8 可知,  $P_{\text{low}} = 0$  且  $P_{\text{upp}} = P_{\max}$ 。设最大容错率为  $\varepsilon_2$ , 若满足  $P_{\text{upp}} - P_{\text{low}} > \varepsilon_2$ , 则首先计算  $P_{\text{mid}} = (P_{\text{low}} + P_{\text{upp}})/2$ , 并令  $P_t = P_{\text{mid}}$  来求解式(15), 得到相应的解。如果得到的解可行, 则集合  $\mathcal{A}$  为非空集, 表明在满足约束条件 C1~C7 的情况下,  $P_t$  仍可

进一步降低, 则令  $P_{\text{upp}} = P_{\text{mid}}$ 。反之, 如果得到的解不可行, 为确保满足所有约束条件,  $P_t$  必须增大, 此时令  $P_{\text{low}} = P_{\text{mid}}$ 。不断更新  $P_{\text{low}}$  或  $P_{\text{upp}}$ , 直到满足  $P_{\text{upp}} - P_{\text{low}} \leq \varepsilon_2$ , 此时  $\mathbf{P}_0$  的最小  $P_t$  输出为  $(P_{\text{low}} + P_{\text{upp}})/2$ 。因此, 为了求解  $\mathbf{P}_0$ , 需要在固定  $P_t$  的前提下求解式(15)。

通过观察, 式(15)已经消除了  $P_t$  与其他变量之间的耦合关系。为了更易于处理, 式(15)重新表述为

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_1: \max_{\beta, n, \varepsilon} C_p - BTR_{p,0} \\ \text{s.t. } C1, C2, C4 \sim C7 \end{aligned} \quad (16)$$

值得强调的是, 当且仅当  $\mathbf{P}_1$  满足可行条件, 即  $C_p - BTR_{p,0}$  的最大值不小于  $\Delta$  时, 集合  $\mathcal{A}$  才是非空集; 否则,  $\mathcal{A}$  是一个空集。然而, 由于约束条件 C1 和 C2 中  $\beta_k$ 、 $n_k$  和  $\varepsilon_k$ ,  $\forall k$  之间的耦合关系依然存在,  $\mathbf{P}_1$  仍然是非凸的。为了以较低的计算复杂度求解  $\mathbf{P}_1$ , 本文采用 BCD 法将  $\mathbf{P}_1$  解耦为两个子问题:

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{1a}: \max_{\varepsilon} C_p - BTR_{p,0} \\ \text{s.t. } C1, C6 \end{aligned} \quad (17)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{1b}: \max_{\beta, n} C_p - BTR_{p,0} \\ \text{s.t. } C1, C2, C4, C5, C7 \end{aligned} \quad (18)$$

在  $\mathbf{P}_{1a}$  中固定变量  $\beta$  和  $n$ , 通过优化  $\varepsilon$  以实现  $C_p - BTR_{p,0}$  的最大化; 在  $\mathbf{P}_{1b}$  中固定变量  $\varepsilon$ , 通过联合优化  $\beta$  和  $n$  来使  $C_p - BTR_{p,0}$  最大化。因此, 求解  $\mathbf{P}_1$  的主要挑战在于如何处理这两个子问题, 进而求解原问题。

### 2.2.1 误包率 $\varepsilon$ 优化

为了求解  $\mathbf{P}_{1a}$ , 首先需要证明其凸性。

**命题 1** 固定  $\beta$  和  $n$  时,  $\mathbf{P}_{1a}$  是一个凸优化问题。

**证明** 通过观察,  $\mathbf{P}_{1a}$  的目标函数关于  $\varepsilon$  是线性的, 且约束条件 C6 也是一个线性约束。因此, 接下来只需证明约束条件 C1 是否为凸。

令  $A_k = n_k \log_2(1 + \gamma_k)$  和  $B_k = \sqrt{n_k V(\gamma_k)}$ ,  $\forall k$ , 则  $C_{b,k}$  可以表示为  $(1 - \varepsilon_k)(A_k - B_k Q^{-1}(\varepsilon_k))$ 。然后, 对  $C_{b,k}$  关于  $\varepsilon_k$  求一阶导数和二阶导数, 得到:

$$\frac{\partial C_{b,k}}{\partial \varepsilon_k} = B_k Q^{-1}(\varepsilon_k) - (1 - \varepsilon_k) B_k \frac{\partial Q^{-1}(\varepsilon_k)}{\partial \varepsilon_k} - A_k \quad (19)$$

$$\frac{\partial^2 C_{b,k}}{\partial \varepsilon_k^2} = 2B_k \frac{\partial Q^{-1}(\varepsilon_k)}{\partial \varepsilon_k} - (1 - \varepsilon_k) B_k \frac{\partial^2 Q^{-1}(\varepsilon_k)}{\partial \varepsilon_k^2} \quad (20)$$

其中:  $\frac{\partial Q^{-1}(\varepsilon_k)}{\partial \varepsilon_k} = -\sqrt{2\pi} \exp\left(\frac{1}{2}(Q^{-1}(\varepsilon_k))^2\right)$  与  $\frac{\partial^2 Q^{-1}(\varepsilon_k)}{\partial \varepsilon_k^2} = 2\pi Q^{-1}(\varepsilon_k) \exp\left(\frac{1}{2}(Q^{-1}(\varepsilon_k))^2\right)$  分别是  $Q^{-1}(\varepsilon_k)$  关于  $\varepsilon_k$  的一阶导数和二阶导数。由于  $\frac{\partial Q^{-1}(\varepsilon_k)}{\partial \varepsilon_k} < 0$  和  $\frac{\partial^2 Q^{-1}(\varepsilon_k)}{\partial \varepsilon_k^2} > 0$

始终成立,则可以得到  $\frac{\partial^2 C_{b,k}}{\partial \varepsilon_k^2} < 0$ 。因此,  $C_{b,k}$  是关于  $\varepsilon_k, \forall k$  的凹函数。相应地, C1 也是一个凸约束。因此,  $\mathbf{P}_{1a}$  是一个凸优化问题。证毕。

尽管在命题 1 中已经证明  $\mathbf{P}_{1a}$  是凸的,但由于  $C_{b,k}$  中存在复杂的高斯  $Q$  函数,  $\mathbf{P}_{1a}$  仍无法通过凸优化工具(如 CVX)求解。接下来,重点分析  $\mathbf{P}_{1a}$  的解。

令  $\varepsilon_k^+, \forall k$  表示在满足约束条件 C6 时,使  $C_{b,k}$  达到最大的 EP。将  $\frac{\partial C_{b,k}}{\partial \varepsilon_k}$  记为  $F_k(\varepsilon_k)$ , 则有  $F_k(\varepsilon_k) = \frac{\partial C_{b,k}}{\partial \varepsilon_k} = B_k Q^{-1}(\varepsilon_k) - (1 - \varepsilon_k) B_k \frac{\partial Q^{-1}(\varepsilon_k)}{\partial \varepsilon_k} - A_k$ , 其中,  $A_k = n_k \log_2(1 + \gamma_k)$  且  $B_k = \sqrt{n_k V(\gamma_k)}, \forall k$ 。下面将分两种情况进行讨论。

情况 1: 对于  $F_k(\varepsilon_{\max}) \geq 0$  的情况, 由于  $\frac{\partial^2 C_{b,k}}{\partial \varepsilon_k^2} < 0$ , 可得  $F_k(\varepsilon_k) \geq F_k(\varepsilon_{\max}) \geq 0$ , 即  $C_{b,k}$  随  $\varepsilon_k$  单调递增, 此时  $\varepsilon_k^+ = \varepsilon_{\max}$ 。

情况 2: 对于  $F_k(\varepsilon_{\max}) < 0$  的情况, 当  $\varepsilon_k$  从 0 变化到  $\varepsilon_{\max}$  时, 可通过求解  $F_k(\varepsilon_k) = 0$  来得到  $\varepsilon_k^+$ 。基于  $\frac{\partial^2 C_{b,k}}{\partial \varepsilon_k^2} < 0, F_k(\varepsilon_k)$  随  $\varepsilon_k$  单调递减, 并且可以使用二分法求解  $F_k(\varepsilon_k) = 0$  得到相应的  $\varepsilon_k^+$ 。

综上所述,  $\varepsilon_k^+$  由下式给出:

$$\varepsilon_k^+ = \begin{cases} \varepsilon_{\max}, & \text{if } F_k(\varepsilon_{\max}) \geq 0 \text{ is met} \\ F_k^{-1}(0), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (21)$$

其中,  $F_k^{-1}(\cdot)$  是  $F_k(\varepsilon_k)$  的反函数。

基于  $\varepsilon_k^+, \forall k$ , 可以推导出在约束条件 C6 下各 IoT 节点的最大有效吞吐量, 记为  $C_{b,k} \Big|_{\varepsilon_k = \varepsilon_k^+}$ 。若  $C_{b,k} \Big|_{\varepsilon_k = \varepsilon_k^+} < C_{\min,k}, \forall k$  成立, 则问题  $\mathbf{P}_{1a}$  不可行; 若  $C_{b,k} \Big|_{\varepsilon_k = \varepsilon_k^+} = C_{\min,k}, \forall k$  满足, 则  $\mathbf{P}_{1a}$  的解  $\varepsilon_k$ , 记为  $\varepsilon_k^{\ddagger}$ , 可由  $\varepsilon_k^+$  给出。反之, 则存在至少一个  $\varepsilon_k$  满足  $C_{b,k} = C_{\min,k}, \forall k$ , 此时还需进一步确定其取值范围。为此, 设  $\varepsilon_k^{\text{low}}$  和  $\varepsilon_k^{\text{upp}}$  分别表示  $\varepsilon_k, \forall k$  的下界和上界, 并且可以通过联合约束条件 C1 和 C6 来确定。

(1) 对于  $\varepsilon_k^{\text{low}}$ , 由于在  $[0, \varepsilon_k^+]$  这个区间内,  $C_{b,k}$  随  $\varepsilon_k$  单调递增, 所以可通过在  $\varepsilon_k \in [\varepsilon_k^+, \varepsilon_{\max}]$  范围内, 利用二分法求解  $C_{b,k} = C_{\min,k}$  得到  $\varepsilon_k^{\text{low}}$ 。

(2) 至于  $\varepsilon_k^{\text{upp}}$ , 如果满足  $C_{b,k} \Big|_{\varepsilon_k = \varepsilon_{\max}} \geq C_{\min,k}$ , 那么  $\varepsilon_k^{\text{upp}} = \varepsilon_{\max}$ 。否则, 可以通过在  $\varepsilon_k \in [\varepsilon_k^+, \varepsilon_{\max}]$  范围内, 利用二分法求解  $C_{b,k} = C_{\min,k}$  得到  $\varepsilon_k^{\text{upp}}$ 。

在这种情况下,  $\varepsilon_k^{\ddagger}$  可通过求解以下优化问题

得到:

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{2a}: \max_{\varepsilon} C_p - \text{BTR}_{p,0} \\ \text{s.t. } C8: \varepsilon_k^{\text{low}} \leq \varepsilon_k \leq \varepsilon_k^{\text{upp}}, \forall k \end{aligned} \quad (22)$$

显然,  $\mathbf{P}_{2a}$  是一个线性优化问题, 使用现有的凸优化工具(如 CVX)便可轻松求解。

## 2.2.2 功率反射系数 $\beta$ 和短包块长 $n$ 优化

为求解  $\mathbf{P}_{1b}$ , 首先将整数变量  $n_k$  连续化, 并引入辅助变量  $x_k = \beta_k n_k$ , 将  $\mathbf{P}_{1b}$  转化为连续形式  $\mathbf{P}_{2b}$ , 即

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{2b}: \max_{x,n} B \sum_{k=1}^K (C'_{p,k} - n_k R_{p,0}) T_b \\ \text{s.t. } C1-1: R_k^{(1)}(x_k, n_k) - R_k^{(2)}(x_k, n_k) \geq \frac{C_{\min,k}}{1 - \varepsilon_k}, \forall k, \end{aligned} \quad (23)$$

$$C2-1: C_k n_k \leq N_s - x_k, \forall k, C4,$$

$$C5-1: 0 \leq x_k \leq n_k, \forall k, C7-1: n_k \geq 0, \forall k$$

其中:  $C'_{p,k} = n_k \mathbb{E}_{x_{b,k}} \left[ \log_2 \left( 1 + \frac{P_s h_0}{\sigma^2} + \frac{x_k b_k}{n_k} \right) - \varepsilon_k \log_2 \left( 1 + \frac{x_k b_k}{n_k} \right) \right]$ ,

这里  $b_k = P_s h_{1,k} h_{2,k} |x_{b,k}|^2 / \sigma^2$ ;  $R_k^{(1)}(x_k, n_k) = n_k \log_2(1 + a_k x_k / n_k)$ ,

$a_k = M P_s h_{1,k} h_{2,k} / \sigma^2$ ;  $R_k^{(2)}(x_k, n_k) = \sqrt{n_k V(a_k x_k / n_k)}$ ,  $Q^{-1}(\varepsilon_k)$

且  $C_k = P_{c,k} / \eta P_s h_{1,k}$ 。

**命题 2** 由于目标函数和约束条件 C1-1 中均为两个凹函数之差的形式,  $\mathbf{P}_{2b}$  仍然是非凸的。

**证明** 通过观察  $\mathbf{P}_{2b}$  的目标函数, 可以发现  $C'_{p,k}$  包含两个凹函数, 分别是  $n_k \mathbb{E}_{x_{b,k}} \left[ \log_2 \left( 1 + P_s h_0 / \sigma^2 + x_k b_k / n_k \right) \right]$  和  $\mathbb{E}_{x_{b,k}} \left[ n_k \varepsilon_k \log_2 \left( 1 + x_k b_k / n_k \right) \right]$ 。对于 C1-1, 根据透视函数的保凸特性,  $R_k^{(1)}(x_k, n_k)$  的凸性与  $\log_2(1 + a_k x_k)$  的凸性相同。由于  $\log_2(1 + a_k x_k)$  是凹函数, 所以  $R_k^{(1)}(x_k, n_k)$  也为凹函数。下面证明  $R_k^{(2)}(x_k, n_k)$  的凸性。

令  $y_k = a_k x_k / n_k$ , 对  $R_k^{(2)}(x_k, n_k)$  分别关于  $x_k$  和  $n_k$  求二阶偏导, 得到:

$$\frac{\partial^2 R_k^{(2)}(x_k, n_k)}{\partial x_k^2} = - \frac{E_{1,k} a_k \left( V(y_k)^{-1} + 3(1 + y_k)^2 \right)}{(1 + y_k)^6} \quad (24)$$

$$\frac{\partial^2 R_k^{(2)}(x_k, n_k)}{\partial n_k^2} = - \frac{E_{1,k}}{2a_k} \left( \frac{V(y_k)^{-1} E_{2,k}}{2} + \frac{6y_k^2}{(1 + y_k)^4} \right) \quad (25)$$

其中, 有  $E_{1,k} = n_k^{-\frac{3}{2}} Q^{-1}(\varepsilon_k) a_k V(y_k)^{-\frac{1}{2}} > 0$  和  $E_{2,k} = V(y_k) - 2y_k / (1 + y_k)^3$ , 所以  $\frac{\partial^2 R_k^{(2)}(x_k, n_k)}{\partial x_k^2} < 0$ 。

对  $R_k^{(2)}(x_k, n_k)$  分别关于  $x_k$  和  $n_k$  求二阶混合偏导, 得:

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 R_k^{(2)}(x_k, n_k)}{\partial x_k \partial n_k} &= E_{1,k} \left( \frac{-V(y_k)^{-1} E_{2,k}}{2(1+y_k)^3} + \frac{3y_k}{(1+y_k)^4} \right) \\ &= \frac{\partial^2 R_k^{(2)}(x_k, n_k)}{\partial n_k \partial x_k} \end{aligned} \quad (26)$$

则  $\nabla^2 R_k^{(2)}(x_k, n_k)$  的二阶顺序主子式由下式给出:

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 R_k^{(2)}(x_k, n_k)}{\partial x_k^2} \cdot \frac{\partial^2 R_k^{(2)}(x_k, n_k)}{\partial n_k^2} - \left( \frac{\partial^2 R_k^{(2)}(x_k, n_k)}{\partial x_k \partial n_k} \right)^2 \\ = 3E_{1,k}^2 V(y_k)^{-1} \left( \frac{E_{2,k}^2}{4(1+y_k)^4} + \frac{y_k^2}{(1+y_k)^{10}} + \frac{y_k E_{2,k}}{(1+y_k)^7} \right) \\ > 0 \end{aligned} \quad (27)$$

因此,  $R_k^{(2)}(x_k, n_k)$  是一个凹函数。综上, 目标函数和约束条件 C1-1 中均为两个凹函数之差的形式, 这导致了  $\mathbf{P}_{2b}$  的非凸性。证毕。

根据命题 2 可知,  $\mathbf{P}_{2b}$  的非凸性主要由  $C'_{p,k}$  中的凹函数  $\mathbb{E}_{x_{b,k}}[n_k \varepsilon_k \log_2(1 + x_k b_k/n_k)]$  以及  $R_k^{(2)}(x_k, n_k)$  导致。为解决这一问题, 采用 SCA 法, 即用  $\mathbb{E}_{x_{b,k}}[n_k \varepsilon_k \log_2(1 + x_k b_k/n_k)]$  和  $R_k^{(2)}(x_k, n_k)$  的一阶泰勒展开式来替代它们, 从而为  $\mathbf{P}_{2b}$  提供一个下界。然后, 通过逐次对  $\mathbf{P}_{2b}$  的下界进行优化, 就可以得到  $\mathbf{P}_{2b}$  的近似解。

假设  $n_k^{(0)}$  和  $x_k^{(0)}$ ,  $\forall k$  分别表示  $n_k$  和  $x_k$ ,  $\forall k$  的初始值, 则可以得到  $\mathbb{E}_{x_{b,k}}[n_k \varepsilon_k \log_2(1 + x_k b_k/n_k)]$  的上界为

$$\begin{aligned} \mathbb{E}_{x_{b,k}} \left[ n_k \varepsilon_k \log_2 \left( 1 + \frac{x_k b_k}{n_k} \right) \right] &\leq C_k^{\text{up}}(x_k^{(0)}, n_k^{(0)}, x_k, n_k) \\ &= \mathbb{E}_{x_{b,k}} \left[ n_k^{(0)} \varepsilon_k \log_2 \left( 1 + \frac{x_k^{(0)} b_k}{n_k^{(0)}} \right) \right] \\ &\quad + D_k^{(1)}(x_k^{(0)}, n_k^{(0)})(x_k - x_k^{(0)}) \\ &\quad + D_k^{(2)}(x_k^{(0)}, n_k^{(0)})(n_k - n_k^{(0)}) \end{aligned} \quad (28)$$

其中:  $D_k^{(1)}(x_k^{(0)}, n_k^{(0)})$  和  $D_k^{(2)}(x_k^{(0)}, n_k^{(0)})$  是在令  $x_k = x_k^{(0)}$  且  $n_k = n_k^{(0)}$  时,  $\mathbb{E}_{x_{b,k}}[n_k \varepsilon_k \log_2(1 + x_k b_k/n_k)]$  分别关于  $x_k$  和  $n_k$  的一阶导数。  $D_k^{(1)}(x_k^{(0)}, n_k^{(0)})$  和  $D_k^{(2)}(x_k^{(0)}, n_k^{(0)})$  的表达式推导如下:

$$D_k^{(1)}(x_k^{(0)}, n_k^{(0)}) = \mathbb{E}_{x_{b,k}} \left( \frac{b_k n_k^{(0)} \varepsilon_k}{(n_k^{(0)} + x_k^{(0)} b_k) \ln 2} \right) \quad (29)$$

$$D_k^{(2)}(x_k^{(0)}, n_k^{(0)}) = \mathbb{E}_{x_{b,k}} \left( \varepsilon_k \log_2 \left( 1 + \frac{x_k^{(0)} b_k}{n_k^{(0)}} \right) - \frac{x_k^{(0)} b_k \varepsilon_k}{(n_k^{(0)} + x_k^{(0)} b_k) \ln 2} \right) \quad (30)$$

同理,  $R_k^{(2)}(x_k, n_k)$  的上界由下式确定:

$$\begin{aligned} R_k^{(2)}(x_k, n_k) &\leq R_k^{\text{up}}(x_k^{(0)}, n_k^{(0)}, x_k, n_k) \\ &= R_k^{(2)}(x_k^{(0)}, n_k^{(0)}) + D_k^{(3)}(x_k^{(0)}, n_k^{(0)})(x_k - x_k^{(0)}) \\ &\quad + D_k^{(4)}(x_k^{(0)}, n_k^{(0)})(n_k - n_k^{(0)}) \end{aligned} \quad (31)$$

其中:  $D_k^{(3)}(x_k^{(0)}, n_k^{(0)})$  和  $D_k^{(4)}(x_k^{(0)}, n_k^{(0)})$  是在令  $x_k = x_k^{(0)}$  且  $n_k = n_k^{(0)}$  时,  $R_k^{(2)}(x_k, n_k)$  分别关于  $x_k$  和  $n_k$  的一阶导数。  $D_k^{(3)}(x_k^{(0)}, n_k^{(0)})$  和  $D_k^{(4)}(x_k^{(0)}, n_k^{(0)})$  的表达式推导如下:

$$\begin{aligned} D_k^{(3)}(x_k^{(0)}, n_k^{(0)}) &= \frac{\partial R_k^{(2)}(x_k, n_k)}{\partial x_k} \Big|_{x_k = x_k^{(0)}, n_k = n_k^{(0)}} \\ &= \frac{a_k(n_k^{(0)})^{\frac{5}{2}} \left( V(a_k x_k^{(0)}/n_k^{(0)}) \right)^{-\frac{1}{2}} Q^{-1}(\varepsilon_k)}{(n_k^{(0)} + a_k x_k^{(0)})^3} \end{aligned} \quad (32)$$

$$\begin{aligned} D_k^{(4)}(x_k^{(0)}, n_k^{(0)}) &= \frac{\partial R_k^{(2)}(x_k, n_k)}{\partial n_k} \Big|_{x_k = x_k^{(0)}, n_k = n_k^{(0)}} \\ &= \frac{1}{2} (n_k^{(0)})^{-\frac{1}{2}} \left( V(a_k x_k^{(0)}/n_k^{(0)}) \right)^{\frac{1}{2}} Q^{-1}(\varepsilon_k) \\ &\quad - \frac{D_k^{(3)}(x_k^{(0)}, n_k^{(0)}) x_k^{(0)}}{n_k^{(0)}} \end{aligned} \quad (33)$$

基于式 (28) 和式 (31), 在给定  $n_k^{(0)}$  和  $x_k^{(0)}$ ,  $\forall k$  的情况下, 可得到  $\mathbf{P}_{2b}$  的下界, 表征为

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{3b}: \max_{x, n} B \sum_{k=1}^K (C_k^{\text{low}} - n_k R_{p,0}) T_b \\ \text{s.t. } C1-2: R_k^{\text{low}} \geq \frac{C_{\text{min},k}}{1 - \varepsilon_k}, \forall k, \\ C2-1, C4, C5-1, C7-1 \end{aligned} \quad (34)$$

其中, 有  $R_k^{\text{low}} = R_k^{(1)}(x_k, n_k) - R_k^{\text{up}}(x_k^{(0)}, n_k^{(0)}, x_k, n_k)$  和  $C_k^{\text{low}} = n_k \mathbb{E}_{x_{b,k}} \left[ \log_2 \left( 1 + \frac{p_k h_0}{\sigma^2} + \frac{x_k b_k}{n_k} \right) \right] - C_k^{\text{up}}(x_k^{(0)}, n_k^{(0)}, x_k, n_k)$ 。

可以看出问题  $\mathbf{P}_{3b}$  是凸的, 可利用凸优化工具高效求解。因此,  $\mathbf{P}_{2b}$  可通过迭代求解  $\mathbf{P}_{3b}$  直到收敛来解决。假设  $\{n_k^{\dagger}\}$  和  $\{\beta_k^{\dagger}\}$  表示  $\mathbf{P}_{2b}$  的解。然而, 所有  $k$  对应的  $n_k^{\dagger}$  值可能不是整数, 导致  $\mathbf{P}_{1b}$  中的约束条件 C7 无法满足。此外, 简单地将  $n_k^{\dagger}$  进行四舍五入可能违反  $\mathbf{P}_{1b}$  中的约束 C4。为此, 本文采用类似文献 [22] 中的整数转换方法, 在满足所有约束的前提下, 将  $n_k^{\dagger}$  转换为整数值, 以得到  $\mathbf{P}_{1b}$  的整数解。

### 2.3 迭代算法

本文提出了一种基于 BCD 的迭代算法来获得  $\mathbf{P}_1$  的解, 如算法 1 中所述。算法 1 的每次迭代同时处理  $\mathbf{P}_{2a}$  和  $\mathbf{P}_{2b}$ , 得到相应的解, 即  $\{n_k^{\dagger}\}$ ,  $\{\beta_k^{\dagger}\}$  与  $\{\varepsilon_k^{\dagger}\}$ 。对于  $\mathbf{P}_{2a}$ , 首先利用式 (19) 计算  $\varepsilon_k^{\dagger}$ ,  $\forall k$ , 然后根据二分法确定所有 IoT 节点的  $\varepsilon_k^{\text{low}}$  和  $\varepsilon_k^{\text{up}}$  以简化  $\mathbf{P}_{2a}$ , 最后使用 CVX 工具进行求解, 得到相应的解  $\{\varepsilon_k^{\dagger}\}$ 。

对于  $\mathbf{P}_{2b}$ , 提出了一种基于 SCA 的迭代算法, 如算法 2 中所述。在算法 2 的每次迭代中将  $\mathbf{P}_{2b}$  近似为

**算法 1 用于求解  $\mathbf{P}_1$  的基于 BCD 的迭代算法**

1. 设定最大容错率为  $\epsilon_0$ ,  $\{\epsilon_k\}$  的初始值  $\{\epsilon_k^{(0)}\}$ , 且设置 Flag = 0
2. REPEAT
3. 在给定  $\epsilon_k^{(0)}$ ,  $\forall k$  的情况下, 利用算法 2 求解问题  $\mathbf{P}_{2b}$ , 并得到相应的解, 即  $\{n_k^{\dagger}\}$  和  $\{\beta_k^{\dagger}\}$
4. 利用类似于文献[22]中的整数转换方法将  $\{n_k^{\dagger}\}$  转换成整数值
5. 计算 PST 的最大性能增益  $C_{\text{gain}}^{(1)}$
6. 根据式(22)计算  $\epsilon_k^+$ ,  $\forall k$
7. IF  $C_{b,k} \Big|_{\epsilon_i = \epsilon_i^+} \geq C_{\text{min},k}$ ,  $\forall k$  THEN
8. 通过在  $[0, \epsilon_k^+]$  和  $[\epsilon_k^+, \epsilon_{\text{max}}]$  区间内利用二分法求解  $C_{b,k} = C_{\text{min},k}$ ,  $\forall k$  得到  $\epsilon_k^{\text{low}}$  和  $\epsilon_k^{\text{upp}}$
9. 利用 CVX 工具求解问题  $\mathbf{P}_{2a}$ , 得到相应的解  $\{\epsilon_k^{\dagger}\}$  以及 PST 的性能增益  $C_{\text{gain}}^{(2)}$
10. ELSE
11.  $\mathbf{P}_{1a}$  是不可行的, 且设置 Flag = 1
12. END IF
13. IF 设置  $|C_{\text{gain}}^{(1)} - C_{\text{gain}}^{(2)}| < \epsilon_1$  THEN
14. 输出  $\mathbf{P}_1$  的解  $\{n_k^{\dagger}\}, \{\beta_k^{\dagger}\}$  与  $\{\epsilon_k^{\dagger}\}$
15. 计算相应的性能增益  $C_{\text{gain}}^{\dagger}$ , 且设置 Flag = 1
16. ELSE
17. 设置  $\epsilon_k^{(0)} = \epsilon_k^{\dagger}$ ,  $\forall k$
18. END IF
19. UNTIL Flag = 1

$\mathbf{P}_{3b}$ , 然后利用 CVX 工具求解  $\mathbf{P}_{3b}$ , 得到本次迭代的解  $n_k^+$  和  $x_k^+$ ,  $\forall k$ 。当该 SCA 算法收敛时, 即可得到  $\mathbf{P}_{2b}$  的解  $n_k^{\dagger} = n_k^+$  和  $\beta_k^{\dagger} = x_k^+/n_k^+$ ,  $\forall k$ , 并且通过类似于文献[22]中的整数转换方法将  $\{n_k^{\dagger}\}$  转换成整数值以满足约束 C7。求解  $\mathbf{P}_{2a}$  和  $\mathbf{P}_{2b}$  后, 计算 PST 相应的最大性能增益, 分别表示为  $C_{\text{gain}}^{(1)}$  和  $C_{\text{gain}}^{(2)}$ 。如果满足停止条件  $|C_{\text{gain}}^{(1)} - C_{\text{gain}}^{(2)}| < \epsilon_1$ , 则  $\mathbf{P}_1$  的解为  $\{n_k^{\dagger}\}, \{\beta_k^{\dagger}\}$  与  $\{\epsilon_k^{\dagger}\}$ , 然后计算相应的性能增益  $C_{\text{gain}}^{\dagger}$ 。否则, 将所有 IoT 节点的  $\epsilon_k^{(0)}$  更新为  $\epsilon_k^{\dagger}$ , 重复上述步骤, 直到满足上述条件。

为了解决  $\mathbf{P}_0$ , 本文进一步开发了一种基于二分法的迭代算法, 如算法 3 中所述。具体来说, 算法 3 的每次迭代固定  $P_t = P_{\text{mid}}$ , 然后利用算法 1 来解决  $\mathbf{P}_1$ , 从而获得相应的 PST 性能增益  $C_{\text{gain}}^{\dagger}$ 。若满足条件  $C_{\text{gain}}^{\dagger} \geq \Delta$ , 则表明式(15)中的集合  $\mathcal{A}$  为非空集, 此时将  $P_{\text{upp}}$  缩小为  $P_{\text{mid}}$ ; 反之, 集合  $\mathcal{A}$  为空集, 则将  $P_{\text{low}}$  更新为  $P_{\text{mid}}$ 。随着不断迭代,  $P_{\text{upp}}$  与  $P_{\text{low}}$  不断更新, 从而导致  $P_{\text{upp}} - P_{\text{low}}$  的值减小。当  $P_{\text{upp}} - P_{\text{low}} < \epsilon_2$  条件满足时, 算法 3 达到收敛状态, 最终输出最小化的  $P_t$  取值为  $(P_{\text{low}} + P_{\text{upp}})/2$ 。

**3 仿真结果与分析**

本节评估了所提资源分配方案的性能。除非另有说明, 基本系统参数设置参考文献[3, 23]。令 IoT 节点个数为  $K=4$ , 整个传输块时长为  $T=1\text{s}$ , 系统带

**算法 2 用于求解  $\mathbf{P}_{2b}$  的基于 SCA 的迭代算法**

1. 设定最大容错率为  $\epsilon_1$ ,  $\{n_k\}$  和  $\{\beta_k\}$  的初始值  $\{n_k^{(0)}\}$  和  $\{\beta_k^{(0)}\}$
2. 计算  $\{x_k\}$  的初始值  $x_k^{(0)} = n_k^{(0)} \beta_k^{(0)}$ ,  $\forall k$ , 且设置 Flag = 0
3. 设定所有 IoT 节点的吞吐量初始值  $C_{\text{ws}}$  为  $C_{\text{ws}}^{(0)} = 0$
4. REPEAT
5. 在给定  $n_k^{(0)}$  和  $x_k^{(0)}$ ,  $\forall k$  的情况下, 利用 CVX 工具求解问题  $\mathbf{P}_{3b}$ , 并得到其解, 即  $n_k^+$  和  $x_k^+$ ,  $\forall k$
6. 根据上述所得到的解计算此时的最大吞吐量  $C_{\text{ws}}^+ = \sum_{k=1}^K (1 - \epsilon_k) R_k^{\text{low}}(x_k^+, n_k^+)$
7. IF  $|C_{\text{ws}}^+ - C_{\text{ws}}^{(0)}| < \epsilon_0$  THEN
8. 设置  $n_k^{\dagger} = n_k^+$ ,  $\beta_k^{\dagger} = x_k^+/n_k^+$ ,  $\forall k$ , 且设置 Flag = 1
9. ELSE
10. 设置  $n_k^{(0)} = n_k^+$ ,  $x_k^{(0)} = x_k^+$ ,  $\forall k$  和  $C_{\text{ws}}^{(0)} = C_{\text{ws}}^+$
11. END IF
12. UNTIL Flag = 1

**算法 3 用于求解  $\mathbf{P}_0$  的基于二分法的迭代算法**

1. 设定最大容错率为  $\epsilon_2$ , 且设置  $P_{\text{low}} = 0$  和  $P_{\text{upp}} = P_{\text{max}}$
2. REPEAT
3. 设置  $P_{\text{mid}} = (P_{\text{low}} + P_{\text{upp}})/2$
4. 利用算法 1 求解问题  $\mathbf{P}_1$ , 并得到相应的 PST 的性能增益  $C_{\text{gain}}^{\dagger}$
5. IF  $C_{\text{gain}}^{\dagger} \geq \Delta$  THEN
6. 设定  $P_{\text{upp}} = P_{\text{mid}}$
7. ELSE
8. 设定  $P_{\text{low}} = P_{\text{mid}}$
9. END IF
10. UNTIL  $P_{\text{upp}} - P_{\text{low}} < \epsilon_2$
11. 最小的发射功率  $P_t = (P_{\text{low}} + P_{\text{upp}})/2$
12. UNTIL Flag = 1

宽为  $B=100\text{kHz}$ , PST 最大发射功率为  $P_{\text{max}}=30\text{dBm}$ , IoT 节点的固定能量转换效率为  $\eta=0.7$ , 总信道使用数  $N=10^5$ , 短包信号中 PST 信号的数量  $M=128$ , 第  $k$  个节点的最小吞吐量为  $C_{\text{min},k}=200\text{bits}$ , 主链路传输的最小吞吐量增益  $\Delta=100\text{bits}$ , 所有节点的最大可容忍 EP 为  $\epsilon_{\text{max}}=0.1$ , 噪声功率谱密度  $-120\text{dBm/Hz}$ 。此外, 采用标准信道衰落模型, 各链路的信道增益由相应的小尺度与大尺度衰落分量的乘积表示。PST 到 CR 的距离以及第  $k$  个 IoT 节点到 PST 和 CR 的距离分别表示为  $d_0, d_{1,k}$  和  $d_{2,k}$ , 具体设置为  $d_0=55\text{m}, d_{1,1}=d_{1,4}=12\text{m}, d_{1,2}=15\text{m}, d_{1,3}=13\text{m}, d_{2,1}=d_{2,4}=45\text{m}, d_{2,2}=48\text{m}, d_{2,3}=46\text{m}$ 。每条链路的路径损耗指数设为  $\alpha=3$ 。

为验证所提方案的优越性, 本节将其性能与以下四种基准方案进行比较<sup>④</sup>。

<sup>④</sup>虽然文献[18]与本工作的优化目标相同, 但由于其在系统模型、约束条件等方面与本工作存在较大差异, 因此, 纳入文献[18]中的方案进行性能对比并不可行。

(1) 固定 EP 方案: 该方案固定每个 IoT 节点的 EP, 通过所提 SCA 算法求解  $\mathbf{P}_{2b}$ 。为了方便起见, 在命题 1 与命题 2 的证明中, 为每个 IoT 节点设置  $\varepsilon_k = 10^{-3}$  或  $10^{-4}, \forall k$ 。

(2) MSR-LPC 方案: 该方案针对基于 LPC 的多节点 MSR 网络, 通过所提 SCA 算法求解  $\mathbf{P}_{2b}$ 。同样地, 在接下来的内容中, 为每个 IoT 节点设置  $\varepsilon_k = 10^{-3}$  或  $10^{-4}, \forall k$ 。

(3) 固定 PRC 方案: 该方案固定每个 IoT 节点的 PRC, 通过算法 3 求解  $\mathbf{P}_0$  来最小化 PST 发射功率。为了方便起见, 在命题 1 与命题 2 的证明中, 为每个 IoT 节点设置  $\beta_k = 0.5$  或  $0.9, \forall k$ 。

(4) 文献 [19]: 该研究工作通过联合优化各 IoT 节点的短包块长、PRC 和 EP 来最大化所有 IoT 节点的加权和吞吐量。

图 2 描述了 PST 的发射功率  $P_t$  与总信道使用数  $N$  的关系, 其中  $C_{\min} = 1\ 280$  bits,  $\Delta = 20$  bits。可以看出, 除文献 [19] 和 MSR-LPC 方案外, 所有方案的  $P_t$  都随着  $N$  的增加而减小, 而文献 [19] 和 MSR-LPC 方案中的  $P_t$  保持不变。此现象可以解释为对于本文所提方案、固定 EP 方案和固定 PRC 方案,  $N$  的增加意味着可以分配更多的短包块长给 IoT 节点, 以实现 PST 发射功率的最小化; 相反, MSR-LPC 方案似乎不适合长短包混合传输的 MSR 网络, 导致性能较差; 而文献 [19] 的优化目标是所有 IoT 节点的加权和吞吐量最大化, 并未对 PST 发射功率进行优化, 因此其 PST 发射功率为常数。相比之下, 所提方案始终能够实现最低的  $P_t$ , 显示出其优越性。

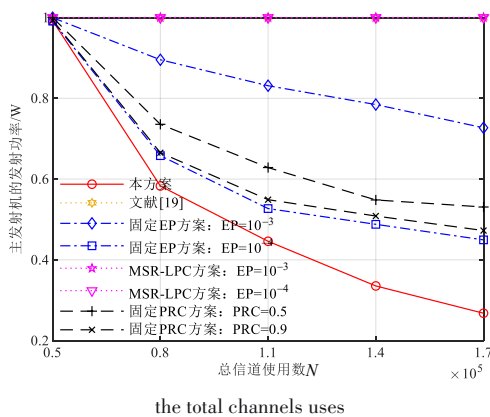


图 2 PST 的发射功率与总信道使用数的关系

Figure 2 The transmit power of the PST versus the number of the total channels uses

图 3 展示了 PST 的发射功率  $P_t$  随主链路最小吞吐量增益  $\Delta$  的变化情况, 其中  $C_{\min}$  设置为  $1\ 280$  bits。可以观察到, 除文献 [19] 和 MSR-LPC 方案外, 其他方

案下的  $P_t$  随着  $\Delta$  的增加而增加。这是因为较大的  $\Delta$  对约束条件 C3 提出了更严格的要求, 需要为 PST 分配更多的发射功率以满足该约束。值得注意的是, 所提方案始终能够实现最低的  $P_t$ , 这说明了其在降低 PST 发射功率方面的优越性能。

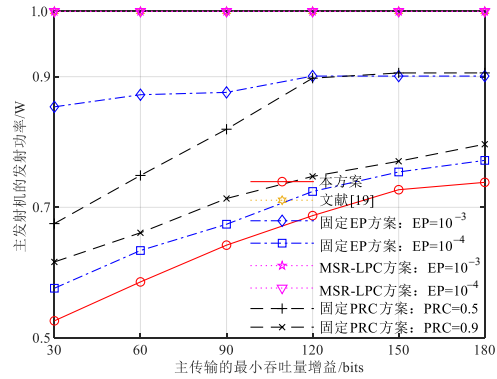


图 3 PST 的发射功率与主链路最小吞吐量增益的关系

Figure 3 The transmit power of the PST versus the minimum throughput gain for the primary link

图 4 刻画了在不同  $C_{\min}$  和  $P_t$  设置下, 算法 1 和算法 3 的收敛性分析。图 4 的上子图将  $P_t$  分别设置为  $0.2\ W$ 、 $0.5\ W$  和  $0.7\ W$ 。可以观察到,  $\mathbf{P}_{1a}$  和  $\mathbf{P}_{2b}$  都收敛到相同的  $C_{\text{gain}}$  值, 这说明算法 1 的有效性性与收敛性。图 4 的下子图将  $C_{\min}$  分别设置为  $1\ 280$  bits、 $2\ 000$  bits 和  $2\ 300$  bits。可以观察到, 算法 3 在经过 9 次迭代之后均能达到收敛状态, 表明算法 3 具有快速收敛性。

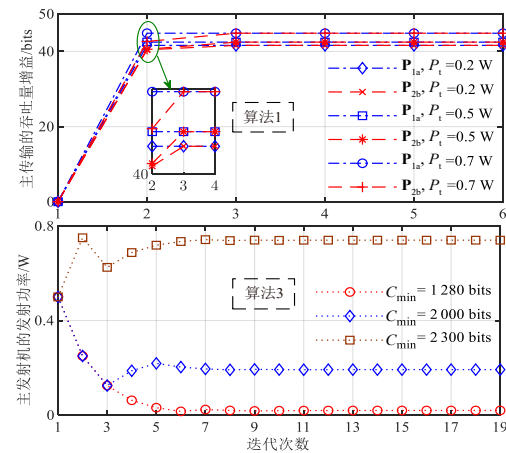


图 4 迭代算法的收敛性

Figure 4 The convergence of the proposed iterative algorithms

### 4 结论

本文研究了支持长短包混合传输的多节点 MSR 网络中的资源分配方案。首先, 考虑到 IoT 节点 EP 对主链路传输的影响, 推导了主链路传输速率的下界表

站式。随后,在确保主链路的吞吐量增益的同时,提出了最小化 PST 发射功率的资源分配方案。仿真结果验证了所提迭代算法的快速收敛特性,并表明所提方案在降低 PST 发射功率方面优于现有方案。此外,还得到了以下两点发现:首先,每个 IoT 节点的 EP 可能会破坏主链路 with BackCom 链路之间的互惠关系,尤其是在 IoT 节点的 EP 较大时;其次,现有的基于 LPC 的 MSR 方案在采用长短包混合传输的 MSR 网络中会导致资源失配,从而导致性能较差。

#### 参考文献

- [1] Xue Qing, Chen Yunshu, Zhang Haibo, et al. 6G green IoT: Sensing-driven passive reflective symbiotic communication[J]. *IEEE Internet of Things Magazine*, 2025, 8(4): 102-107.
- [2] Zhang Qianqian, Zhou Hu, Liang Yingchang, et al. On the capacity region of reconfigurable intelligent surface assisted symbiotic radios[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2025, 24(12): 10408-10423.
- [3] Long Ruizhe, Liang Yingchang, Guo Huayan, et al. Symbiotic radio: A new communication paradigm for passive Internet of Things[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(2): 1350-1363.
- [4] Guo Huayan, Liang Yingchang, Long Ruizhe, et al. Resource allocation for symbiotic radio system with fading channels[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 34333-34347.
- [5] Yang Haohang, Ye Yinghui, Liang Kai, et al. Energy efficiency maximization for symbiotic radio networks with multiple backscatter devices[J]. *IEEE Open Journal of the Communications Society*, 2021, 2: 1431-1444.
- [6] Ye Yinghui, Shi Liqin, Chu Xiaoli, et al. Mutualistic cooperative ambient backscatter communications under hardware impairments[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2022, 70(11): 7656-7668.
- [7] Hu Jinlin, Liang Yingchang, Pei Yiyang. Reconfigurable intelligent surface enhanced multi-user MISO symbiotic radio system[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2021, 69(4): 2359-2371.
- [8] Hu Jinlin, Liang Yingchang, Pei Yiyang, et al. Reconfigurable intelligent surface based uplink MU-MIMO symbiotic radio system[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, 22(1): 423-438.
- [9] Zhang Yan, Lv Lu, Yang Long, et al. Symbiotic NOMA: A mutualism communication paradigm toward green massive access[J]. *IEEE Communications Letters*, 2024, 28(10): 2437-2441.
- [10] Chen Jie, Zhang Lin, Liang Yingchang, et al. Resource allocation for wireless-powered IoT networks with short packet communication[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(2): 1447-1461.
- [11] Durisi G, Koch T, Popovski P. Toward massive, ultrareliable, and low-latency wireless communication with short packets[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2016, 104(9): 1711-1726.
- [12] 蔡穗华, 王义文, 白宝明, 等. 面向高可靠低时延通信的信道编码技术研究综述[J]. *电子学报*, 2025, 53(2): 629-644.
- [13] Cai Suihua, Wang Yiwen, Bai Baoming, et al. Channel coding techniques for ultra-reliable and low-latency communication[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2025, 53(2): 629-644. (in Chinese)
- [14] Zhu Yao, Hu Yulin, Yuan Xiaopeng, et al. Joint convexity of error probability in blocklength and transmit power in the finite blocklength regime[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, 22(4): 2409-2423.
- [15] Shi Jiayao, Shi Liqin, Ye Yinghui, et al. Performance analysis for ambient backscatter communications with hybrid long-short packets[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2024, 13(5): 1325-1329.
- [16] Zhao Zhongyuan, Cai Yifan, Hong Wei, et al. On the design of backscatter communications with retransmissions[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2022, 11(12): 2555-2559.
- [17] Shi Liqin, Shi Jiayao, Ye Yinghui, et al. Ambient backscatter communication with HARQ assisted hybrid long-short packets[J]. *IEEE Communications Letters*, 2024, 28(10): 2258-2262.
- [18] Song Xi, Han Dongsheng, Shi Liqin, et al. Relay assisted cooperative ambient backscatter communication with hybrid long-short packets[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(9): 12890-12903.
- [19] Chu Zheng, Hao Wanming, Xiao Pei, et al. Resource allocations for symbiotic radio with finite blocklength backscatter link[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(9): 8192-8207.
- [20] Shi Liqin, Ye Yinghui, Chu Xiaoli, et al. Resource allocation for multi-IoT-node mutualistic symbiotic radio with hybrid long and short packets[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2026, 25: 1842-1856.
- [21] Liang Yingchang, Zhang Qianqian, Larsson E G, et al. Symbiotic radio: Cognitive backscattering communications for future wireless networks[J]. *IEEE Transactions on*

Cognitive Communications and Networking, 2020, 6(4): 1242-1255.

- [21] Zawawi Z B, Huang Yang, Clerckx B. Multiuser wirelessly powered backscatter communications: Nonlinearity, waveform design, and SINR-energy tradeoff[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(1): 241-253.
- [22] Gao Xuli, Shi Liqin, Ye Yinghui, et al. Reliability-orient-

ed resource allocation in short-packet backscatter communications[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2025, 74(2): 3468-3473.

- [23] Shi Liqin, Chu Xiaoli, Sun Haijian, et al. Wireless-powered OFDMA-MEC networks with hybrid active-passive communications[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(12): 10484-10496.

### 作者简介



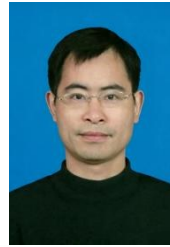
**施丽琴** 女,1993年出生于安徽省铜陵市。现为西安邮电大学通信与信息工程学院副教授。主要研究方向为携能通信、短包通信。  
E-mail: liqinshi@hotmail.com



**叶迎晖** 男,1991年出生于浙江省丽水市。现为西安邮电大学通信与信息工程学院副教授。主要研究方向为携能通信。  
E-mail: connectyih@126.com



**高旭力** 男,2001年出生于陕西省渭南市。现为西安邮电大学通信与信息工程学院硕士研究生。主要研究方向为反向散射通信、短包通信。  
E-mail: xuligao@126.com



**卢光跃** 男,1971年出生于河南省南阳市。现为西安邮电大学通信与信息工程学院教授、博士生导师。主要研究方向为数字信号处理、携能通信。  
E-mail: tonylugy@163.com



**宋曦** 男,1982年出生于甘肃省兰州市。现为华北电力大学电气与电子工程学院博士研究生。主要研究方向为携能通信、短包通信。  
E-mail: songxi\_sgcc@163.com