

doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2020.01.011

# 无线回传网络中队列感知在线功率分配策略

胡光桃, 唐 伦

(重庆邮电大学 通信与信息工程学院, 重庆 400065)

**摘要:**无线回传技术因其能大幅降低运营商成本开销、给用户终端提供根本上的灵活性并提高网络整体频谱效率等优势,是下一代移动网络中具有前景的解决方案之一。通过利用李雅普诺夫(Lyapunov)优化框架和凸优化理论,提出了一种基于队列感知的带内全双工无线回传网络功率分配算法。该算法在每个离散的资源调度时隙内,通过综合考虑信道和队列状态信息,动态地为各用户的接入链路和小基站的回传链路分配功率,以实现在保证网络稳定性和满足各用户服务质量需求的同时,最大化网络平均和频谱效率。此外,理论分析和仿真结果显示,所提出的算法可通过调整引入的控制参量的取值灵活地实现时延与谱效间的动态平衡。

**关键词:**无线回传网络;资源分配;队列稳定性;李雅普诺夫

中图分类号:TN929.5

文献标志码:A

文章编号:1000-582X(2020)01-100-13

## Queue-aware online power allocation strategy in wireless backhaul networks

HU Guangtao, TANG Lun

(College of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, P. R. China)

**Abstract:** Wireless backhaul technology is one of the promising solutions for next-generation mobile communication networks due to its merits of significantly reducing operator's cost, providing user equipment (UE) with fundamental flexibility and improving the network overall spectrum efficiency. By leveraging the Lyapunov stochastic optimization framework and convex optimization theory, this paper proposes a queue-aware power allocation algorithm for in-band full-duplex wireless backhaul networks. Specifically, in each discrete resource scheduling time slot, the algorithm dynamically allocates power for each user's downlink backhaul and access links by comprehensively taking channel state information (CSI) and queue state information (QSI) into consideration, so as to maximize the network average total spectrum efficiency (SE) while ensuring network stability and meeting the quality of service (QoS) requirements of users. In addition, the theoretical analysis and simulation results reveal that the proposed algorithm can flexibly strike a balance between SE and delay by simply tuning an introduced control parameter.

**Keywords:** wireless backhaul network; resource allocation; queue stability; Lyapunov

收稿日期:2019-06-15

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61571073)。

Support by National Natural Science Foundation of China(61571073).

作者简介:胡光桃(1984—),女,硕士,主要从事下一代移动通信方向研究,(Tel)15086721711;

(E-mail)182426891@qq.com。

随着无线网络中低功率节点(pico femtocell)的密集化部署,运营商能够为小区边缘用户提供无缝覆盖的同时,实现更大程度的空间复用和百倍级的系统容量提升<sup>[1]</sup>。然而,密集化部署低功率节点意味着网络将要部署比以往更为密集的回传链路,且部署和运维开销对运营商来说是难以承受的,网络也因此会更加复杂。因此,无线回传技术<sup>[2-5]</sup>的优势显现出来,并得到学者们的广泛关注和深入研究。无线回传技术不仅避免了安装新的电线或光纤,也给用户终端提供了根本上的灵活性。用户可以将接入节点部署在任何有通信需求或是通信需求未被满足的地方<sup>[6]</sup>。在有线回传可用的情况下,其还可被作为备份或是提高网络可靠性的多样化解决方案。

另一方面,无线回传技术需要和前传(fronthaul)链路共享可用的无线资源,从而限制了网络容量的进一步提升,因此,无线回传网络中高效的资源分配策略显得尤为重要。文献[7-8]探究了半双工(HD, half-duplex)自回传小蜂窝密集异构网络中下行接入和回传链路的资源分配、调度和流控制问题,以实现长期内用户吞吐量对数和的最大化。文献[9-11]通过联合考虑功率和子载波分配,研究了具有无线回传的大规模 MIMO 异构网络中高能效率的资源分配问题,其中宏基站(MBS, macro base station)采用毫米波通信,小基站(SBS, small base station)采用蜂窝通信的频段和正交频分多址技术(OFDMA, orthogonal frequency division multiple access)。此外,随着自干扰消除技术的快速发展<sup>[12-13]</sup>,全双工(FD, full-duplex)通信使小基站能够同时同频的接收和发送数据,弥补了传统半双工自回传策略中带宽受限的约束,实现几乎成倍的频谱效率提升。文献[14]提出了一种大规模 MIMO 和 FD 技术相结合的小蜂窝网络自回传策略,使用户的接入链路和小基站的回传链路实现同时同频传输,以实现系统频谱效率的最大化。

当无线回传网络中小基站的接入和回传链路使用相同频率发送数据时,网络中存在包括跨层干扰、同层干扰和自干扰的多种干扰源,使得无线网络的运维管理非常复杂(控制变量高度耦合),无线资源的优化配置会产生极高的计算复杂度,且对基站和终端设备中天线、编解码器等元器件的设计带来严峻的挑战。因此,现有的关于无线回传网络的研究工作大多假设系统中用户的接入链路和小基站的回传链路间无线资源的正交分配,限制了网络容量的进一步提升。此外,现有的文献大多以实现网络高谱效和高能效为目标,忽略了用户间在时延、速率等方面各异的 QoS 需求,也没有考虑数据业务到达的随机性和有限性以及网络稳定性的问题。针对大规模 MIMO 系统下带内全双工无线回传网络中的无线资源管理问题,提出了一种基于队列感知的联合功率分配算法,其通过综合考虑信道和队列状态信息,在每一时隙内动态地为各用户的接入和小基站的回传链路分配功率,以实现在保证网络稳定性和满足各用户 QoS 需求的同时,最大化网络平均和频谱效率。

## 1 系统模型

### 1.1 系统场景

考虑一个无线异构回传网络的下行传输场景,如图 1 所示。网络由一个配备了  $M$  根天线的 MBS 和其覆盖范围内  $N$  个单天线的无线回传 SBS 组成。为了充分利用频谱资源,每个 SBS 均配有全双工硬件,因而具备全双工通信能力,进而假设 MBS 和 SBSs 复用全部可用的频谱资源,也即 SBSs 为带内自回传小基站。当 SBSs 工作在半双工模式下,SBSs 只能接收来自 MBS 的下行回传链路数据并将其暂存在缓存队列中,或者只能给其用户(SUE, small-cell UE)传输下行接入链路数据。当 SBSs 工作在全双工模式下,SBSs 可以在接收 MBS 下行回传链路数据的同时,利用相同的频谱资源给其 SUEs 提供下行接入链路数据传输服务。在这种机制下,SBSs 能够有效地进行自回传,消除了对额外的回传设备和独立的回传频谱资源的需求。

MBS 服务  $K$  个单天线用户(MUE, macro user equipment),令  $K = \{1, 2, \dots, K\}$  表示 MUE 集合,每个 SBS 服务一个单天线用户 SUE, SBS/SUE 集合用  $N = \{1, 2, \dots, N\}$  表示。考虑大规模 MIMO 系统( $K + N \ll M$ ),MBS 利用波束赋形技术使用相同的频率资源同时给多个用户传送数据。为了获得大规模 MIMO 天线的性能增益,信道状态信息(CSI, channel state information)须在 MBS 发射端是已知的,因此假设所考虑的无线异构自回传网络采用时分双工(TDD, time division duplex)协议。根据信道互易性原理,MBS 可以利用其用户发送的上行导频信号来估计其下行链路。

在所考虑的无线回传网络场景中,SBSs 可被看作是特殊的 MUEs, MBS 同时给 MUEs 和 SBSs 分别传

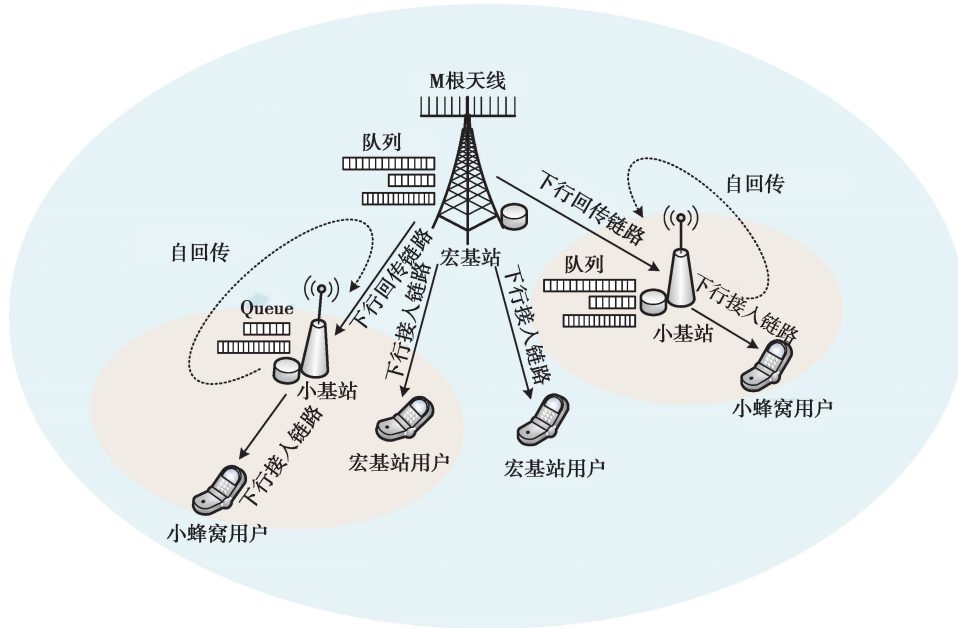


图 1 带内全双工无线回传网络下行传输场景

Fig. 1 Downlink transmission scenario in in-band full-duplex wireless backhaul networks

输下行接入和回传链路数据,同时 SBSs 使用相同的频率资源为其用户传输下行接入链路数据。换句话说,通过在大规模 MIMO 系统下采用全双工技术,不仅可以实现 MUEs 和 SUEs 的同时同频传输,还能实现 SBSs 接入与回传链路的同频传输。这种机制可以显著提高频谱效率,降低回传基础设施的费用开销。

## 1.2 信道模型和用户速率

传输节点至接收节点的信道矩阵表示为  $\mathbf{G} = \mathbf{D}^{\frac{1}{2}} \mathbf{H}$ ,  $\mathbf{D} = \text{diag}\{1/\beta_1, 1/\beta_2, \dots, 1/\beta_I\}$ , 其中,  $I$  表示接收节点的数目,元素  $\beta_i = p l_i \cdot \zeta$  是由路径损耗和阴影衰落构成的慢衰落,其中,  $p l_i$  表示传输节点和接收节点间的路径损耗,  $\zeta$  表示阴影衰落,其满足标准正态分布  $\zeta \sim N(0, 1)$ 。快衰矩阵  $\mathbf{H} = [\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \dots, \mathbf{h}_I]^T \in \mathbb{C}^{I \times J}$ , 其中,  $J$  表示传输节点的天线数,  $\mathbf{h}_i \sim \text{CN}(0, 1)$  为平坦衰落。MBS 采用迫零 (ZF, zero-forcing) 波束赋形近乎完美地消除用户间的同层干扰,设 MBS 下行预编码矩阵为  $\mathbf{W} = (\mathbf{w}_k^m, \forall k \in K, \mathbf{w}_n^b, \forall n \in N) \in \mathbb{C}^{M \times (K+N)}$ 。综上所述,考虑的无线回传网络下行传输场景一共存在 3 类干扰:跨层干扰、同层干扰和自干扰,具体如图 2 所示。

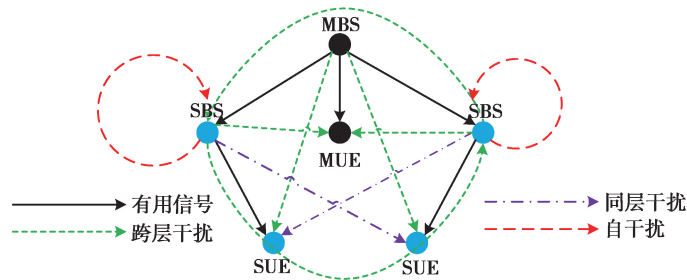


图 2 带内全双工无线回传网络下行链路干扰示意图

Fig. 2 Downlink interference graph in in-band full-duplex wireless backhaul networks

对于 MUE  $k$ ,其接收来自 MBS 的下行接入链路数据,同时受到来自 SBSs 的跨层干扰。因此, MUE  $k$  接收到的信号可表示为

$$y_k^m(t) = \sqrt{p_k^m(t)/\beta_k^m(t)} h_k^m(t) \omega_k^m(t) s_k^m(t) + \sum_{n=1}^N \sqrt{p_n^s(t)/\beta_{n,k}^s(t)} h_{n,k}^s(t) s_n^s(t) + r_k^m(t), \quad (1)$$

其中:  $(\cdot)^m$  和  $(\cdot)^s$  分别表示与 MBS 和 SBS 下行接入链路有关的变量;  $s$  为传输符号;  $r$  表示噪声。因此,

MUE  $k$  的信干噪比(SINR, signal to interference plus noise ratio)和频谱效率(SE, spectral efficiency)可分别计算如下

$$\epsilon_k^m(t) = \frac{p_k^m(t)/\beta_k^m(t) \|h_k^m(t)\omega_k^m(t)\|^2}{\sum_{n \in N} p_n^s(t)/\beta_{n,k}^s(t) |h_{n,k}^s(t)|^2 + \sigma^2}, \quad (2)$$

$$R_k^m(t) = \log(1 + \epsilon_k^m(t)), \quad (3)$$

对于 SBS  $n$ , 它从 MBS 接收下行回传链路数据, 并同时同频地发送下行接入链路数据给用户。因此, 它会受到来自其它 SBSs 的跨层干扰和因工作在全双工模式下而产生的自干扰。SBS  $n$  接收到的信号可以表示为

$$y_n^b(t) = \sqrt{p_n^b(t)/\beta_n^b(t)} h_n^b(t) \omega_n^b(t) s_n^b(t) + \sum_{n' \in N, n' \neq n} \sqrt{p_{n'}^s(t)/\beta_{n',n}^s(t)} h_{n',n}^s(t) s_{n'}^s(t) + \sqrt{\gamma p_n^s(t)} s_n^s(t) + r_n^b(t), \quad (4)$$

其中:  $(\cdot)^b$  表示与 MBS 下行回传链路有关的变量;  $\sqrt{\gamma p_n^s(t)} s_n^s(t)$  表示自干扰信号;  $\gamma$  为自干扰消除系数, 其值由自干扰消除技术决定。同式(2)、(3)类似, 令 SBS  $n$  的 SINR 和频谱效率分别表示为  $\epsilon_n^b(t), R_n^b(t)$ 。

对于 SUE  $n$ , 其接收来自服务 SBS 的有用信号, 同时受到来自 MBS 的跨层干扰和其它 SBSs 的同层干扰。因此, SUE  $n$  接收到的信号可表示为

$$y_n^s(t) = \sqrt{p_n^s(t)/\beta_n^s(t)} h_n^s(t) s_n^s(t) + \sum_{n' \in N, n' \neq n} \sqrt{p_{n'}^s(t)/\beta_{n',n}^s(t)} h_{n',n}^s(t) s_{n'}^s(t) + r_n^s(t) + \sum_{k \in K} \sqrt{p_k^m(t)/\beta_n^m(t)} h_n^m(t) \omega_k^m(t) s_k^m(t) + \sum_{n' \in N} \sqrt{p_{n'}^b(t)/\beta_n^b(t)} h_n^b(t) \omega_{n'}^b(t) s_{n'}^b(t), \quad (5)$$

令 SUE  $n$  的 SINR 和 SE 分别表示为  $\epsilon_n^s(t), R_n^s(t)$ 。

### 1.3 队列模型

考虑一个离散时间排队网络, MBS 和 SBSs 均带有一个缓存空间用于暂时存放还未来得及发送给用户的数据。考虑的网络场景中一共存在 2 类队列。首先, MUEs 和 SUEs 请求的业务数据在宏基站处排队, 令  $\alpha_k^m(t)$  和  $\alpha_n(t)$  分别表示 MUE  $k$  和 SUE  $n$  在时隙  $t$  内的随机数据包到达率, 假设其在时隙间是满足均值  $E[\alpha_k^m(t)] = \lambda_k^m$  和  $E[\alpha_n(t)] = \lambda_n$  的独立同分布的泊松随机变量。进一步, 设每个数据包大小为 1 bit, 且平均业务到达率向量  $\lambda = \{\lambda_k^m, \forall k \in K, \lambda_n, \forall n \in N\}$  在系统容量域内。令  $\mathbf{Q}(t) = (\mathbf{Q}_k^m(t), \forall k \in K, \mathbf{Q}_n(t), \forall n \in N)$  表示 MBS 在时隙  $t$  的队列状态向量, 其中,  $\mathbf{Q}_k^m(t)$  和  $\mathbf{Q}_n(t)$  分别按下式更新

$$\mathbf{Q}_k^m(t+1) = [\mathbf{Q}_k^m(t) + \alpha_k^m(t) - R_k^m(t)\tau]^+, \quad (6)$$

$$\mathbf{Q}_n(t+1) = [\mathbf{Q}_n(t) + \alpha_n(t) - R_n^b(t)\tau]^+, \quad (7)$$

其中,  $\tau$  为一个时隙的长度。

其次, MBS 发送的下行回传数据会在 SBS 处暂存, 定义  $\mathbf{D}(t) = (D_n(t), \forall n \in N)$  为 SBS 在时隙  $t$  的队列状态向量, 其中,  $D_n(t)$  如下式更新

$$D_n(t+1) = [D_n(t) + R_n^b(t)\tau - R_n^s(t)\tau]^+, \quad (8)$$

下面给出网络稳定性的定义。

定义 1: 单个离散队列  $\mathbf{Q}(t)$  是稳定的当前满足

$$\bar{\mathbf{Q}} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} E[\mathbf{Q}(t)] < \infty, \quad (9)$$

定义 2: 一个离散时间排队网络是稳定的当且仅当网络中所有队列均是稳定的。

### 1.4 问题描述

时隙  $t$  内网络下行和频谱效率表示为

$$R(t) = \sum_{k \in K} R_k^m(t) + \sum_{n \in N} R_n^s(t), \quad (10)$$

令  $\mathbf{P}(t) = [p_k^m(t), \forall k \in K, p_n^b(t), p_n^s(t), n \in N]$  表示时隙  $t$  内网络传输功率向量。在所考虑的带内全双工无线回传网络中, 功率分配是一个关键的问题, 其不仅决定了网络中的干扰和能耗水平, 又因 MBS 需分配额

外的功率以支持 SUE 的回传链路传输,因此,其还影响了网络的频谱效率。主要探究无线回传网络中最优的功率分配策略,以实现在满足各用户 QoS 需求和系统稳定性的前提下,最大化网络平均和谱效,问题具体描述如下

$$\begin{aligned}
 & \max_P \bar{R} \\
 & \text{s.t.} \\
 & \text{C1. } \bar{Q}_k^m < \infty \forall k \in K \\
 & \quad \bar{D}_n < \infty, \bar{Q}_n < \infty \forall n \in N; \\
 & \text{C2. } \sum_{k \in K} p_k^m(t) + \sum_{n \in N} p_n^b(t) \leq p_{\max}^m; \\
 & \text{C3. } p_n^s(t) \leq p_{\max}^s \forall n \in N; \\
 & \text{C4. } p_k^m(t) \geq 0 \forall k \in K \\
 & \quad p_n^b(t) \geq 0, p_n^s(t) \geq 0 \forall n \in N; \\
 & \text{C5. } R_k^m(t) \geq R_k^{\text{thr}} \forall k \in K; \\
 & \text{C6. } R_n^s(t) \geq R_n^{\text{thr}} \forall n \in N.
 \end{aligned} \tag{11}$$

其中:C1 为网络稳定性约束;C2 和 C3 分别为 MBS 和 SBS 的发射功率有限性约束; $p_{\max}^m$  和  $p_{\max}^s$  分别表示 MBS 和 SBS  $n$  的最大发射功率;C4 为发射功率非负性约束;C5 和 C6 分别为 MUE 和 SUE 关于频谱效率的 QoS 约束。

## 2 问题转化与算法提出

优化问题(11)是非凸的,且其约束条件中存在与时间平均有关约束,直接求解该问题是非常棘手的。因此,接下来先利用 Lyapunov<sup>[15]</sup> 优化框架将其转化为每一时隙内的非凸问题,并进而通过连续凸逼近(SCAM, successive convex approximation method)法和等效的变量替换将各时隙内的优化问题转化成一个凸优化问题<sup>[16-17]</sup>,最后结合拉格朗日对偶和凸优化理论提出了一种基于队列感知的带内全双工系统无线接入与回传联合功率分配算法。

### 2.1 问题转化

首先利用 Lyapunov 优化框架将原优化问题(11)转化为每一时隙内的优化问题,通过最小化 Lyapunov 偏移与加权代价函数之和的上界来选择最优的功率分配策略。为了刻画出队列拥塞程度的标量度量,定义 Lyapunov 函数为

$$L(t) = \frac{1}{2} \left( \sum_{k \in K} (Q_k^m(t))^2 + \sum_{n \in N} (Q_n(t))^2 + \sum_{n \in N} (D_n(t))^2 \right), \tag{12}$$

其中,较小的  $L(t)$  意味着网络当前业务排队队列中积压的数据量相对较少,系统有较好的稳定性。进一步,定义 Lyapunov 偏移为

$$\Delta(t) = E[L(t+1) - L(t) | \mathbf{Q}(t), \mathbf{D}(t)], \tag{13}$$

Lyapunov 偏移与加权代价函数之和可表示为  $\Delta(t) - VE[R(t) | \mathbf{Q}(t), \mathbf{D}(t)]$ ,其中, $V$  是一个非负实数,用于调节网络稳定性和网络平均和谱效间的相对重要程度。

定理 1:对于任意的功率分配策略、 $V \geq 0$  和队列状态向量  $\mathbf{Q}(t), \mathbf{D}(t)$ , Lyapunov 偏移与加权代价函数之和具有如下上界<sup>[18]</sup>

$$\begin{aligned}
 \Delta(t) - VE[R(t) | \mathbf{Q}(t), \mathbf{D}(t)] & \leq B + E \left[ \sum_{k \in K} Q_k^m(t) (\lambda_k^m - R_k^m(t) \tau) + \sum_{n \in N} Q_n(t) (\lambda_n - R_n^b(t) \tau) \right. \\
 & \quad \left. + \sum_{n \in N} D_n(t) (R_n^b(t) \tau - R_n^s(t) \tau) \right] - VE[R(t) | \mathbf{Q}(t), \mathbf{D}(t)],
 \end{aligned} \tag{14}$$

其中, $B$  是一个正常数。

由 Lyapunov 优化理论可知,问题(11)的最优解可通过最小化式(14)的上界获得,因此,原始非凸优化问



题(11)的最优功率分配策略可转化为在每一时隙内求解如下优化问题得到

$$\begin{aligned} \min_{P(t)} f(t) = & - \sum_{k \in K} (Q_k^m(t)\tau + V)R_k^m(t) - \sum_{n \in N} (Q_n(t) - D_n(t))\tau R_n^b(t) - \\ & \sum_{n \in N} (D_n(t)\tau + V)R_n^s(t), \\ \text{s.t.} \\ \text{C2.} & \sum_{k \in K} p_k^m(t) + \sum_{n \in N} p_n^b(t) \leq p_{\max}^m; \\ \text{C3.} & p_n^s(t) \leq p_{\max}^s \quad \forall n \in N; \\ \text{C4.} & p_k^m(t) \geq 0 \quad \forall k \in K \\ & p_n^b(t) \geq 0, p_n^s(t) \geq 0 \quad \forall n \in N; \\ \text{C5.} & R_k^m(t) \geq R_k^{thr} \quad \forall k \in K; \\ \text{C6.} & R_n^s(t) \geq R_n^{thr} \quad \forall n \in N. \end{aligned} \quad (15)$$

## 2.2 基于队列感知的无线接入与回传联合功率分配算法

针对优化问题(15),利用凸优化和拉格朗日对偶分解理论设计了一种基于队列感知的无线接入与回传联合功率分配算法。为了表达方便,在接下来叙述中省略时隙索引  $t$ 。首先,对于任一满足  $Q_n \leq D_n$  的 SBS  $n$ ,令  $p_n^b = 0$ ,即当前时隙 MBS 不给 SBS  $n$  分配回传功率,此时 SBS  $n$  要么工作在半双工模式(只发送下行接入链路数据),要么处于静默状态( $p_n^s = 0$ )。

其次,利用 SCAM 和有效的变量变换将问题(15)转为成一个凸优化问题。首先,充分利用式(16)的下界

$$c \log z + \mu \leq \log(1 + z), \quad (16)$$

其中,当给定一个值  $z_0$  且近似常数  $c, \mu$  分别按照下式取值时,式(16)的等号成立

$$c = \frac{z_0}{1 + z_0}, \quad (17)$$

$$\mu = \log(1 + z_0) - \frac{z_0}{1 + z_0} \log z_0, \quad (18)$$

将式(16)和变量变换  $\tilde{p} = \ln p$  分别代入到  $R_k^m, R_n^b$  和  $R_n^s$  中,得到各用户频谱效率的近似表达  $\tilde{R}_k^m, \tilde{R}_n^b$  和  $\tilde{R}_n^s$ 。以  $\tilde{R}_k^m$  为例,有

$$\begin{aligned} \tilde{R}_k^m = & c^m \log(\epsilon_k^m) + \mu_k^m = \\ & c_k^m \{ a \tilde{p}_k^m + \log(1/\beta_k^m \| h_k^m \omega_k^m \|^2) - \log(\sum_{n \in N} e^{\tilde{p}_n^h} (1/\beta_{n,k}^s | h_{n,k}^s |^2 + \sigma^2)) \} + \mu_k^m, \end{aligned} \quad (19)$$

其中,  $a = 1/\ln 2$ 。接着,令  $\tilde{R} = \sum_{k \in K} \tilde{R}_k^m + \sum_{n \in N} \tilde{R}_n^s$ ,则问题(15)可被松弛为如下凸优化问题

$$\begin{aligned} \min_{\tilde{p}} f = & - \sum_{k \in K} (Q_k^m \tau + V) \tilde{R}_k^m - \sum_{n \in N} (Q_n - D_n) \tau \tilde{R}_n^b - \sum_{n \in N} (D_n \tau + V) \tilde{R}_n^s, \\ \text{s.t.} \\ \text{C2.} & \sum_{k \in K} e^{\tilde{p}_k^m} + \sum_{n \in N} e^{\tilde{p}_n^h} \leq p_{\max}^m, \\ \text{C3.} & e^{\tilde{p}_n^h} \leq p_{\max}^s \quad \forall n \in N, \\ \text{C5.} & \tilde{R}_k^m \geq R_k^{thr} \quad \forall k \in K, \\ \text{C6.} & \tilde{R}_n^s \geq R_n^{thr} \quad \forall n \in N, \end{aligned} \quad (20)$$

显然,  $\tilde{f}(t) \geq f(t)$ ,这意味着优化问题(20)实际上是在最小化问题(15)的目标函数的一个上界,因此,可以通过迭代更新  $c, \mu$  的值从而不断收紧问题(15)的上界。 $c, \mu$  按下式迭代更新

$$[z_0]^i = [\varepsilon]^i \forall \varepsilon_k^m, \varepsilon_n^b, \varepsilon_n^s, \quad (21)$$

其中,  $i$  为迭代索引, 在每次迭代中, 只需求解优化问题(20)即可。优化问题(15)的具体求解步骤如表 1 所示。

表 1 算法 1 基于 SCAM 的迭代优化算法

Table 1 Algorithm1 (Iterative optimization algorithm based on SCAM)

序号	算法步骤
1	初始化最大迭代次数 $T_1^{\max}$ 、最大允许误差 $\Delta_1$ 和迭代索引 $i_1=0$ ; 初始化可行点 $(\tilde{\mathbf{P}})^0$
2	Repeat:
3	根据得到的 $(\tilde{\mathbf{P}})^{i_1}$ 分别计算式(21)、(17)和(18), 获得更新后的 $c^{i_1}, \mu^{i_1}$
4	求解优化问题(20), 更新当前(近似)最优解 $(\hat{\mathbf{P}})^{i_1+1}$ , 并令 $i_1 = i_1 + 1$
5	Until $\ \bar{f}((\tilde{\mathbf{P}})^{i_1}) - \hat{f}((\tilde{\mathbf{P}})^{i_1-1})\  \leq \Delta_1$ or $i_1 \geq T_1^{\max}$
6	输出:(近似)最优功率分配策略 $\tilde{\mathbf{P}} = (\tilde{\mathbf{P}})^{i_1}$

针对凸优化问题(20), 利用拉格朗日对偶法和 KKT 条件对其求解。定义问题(20)的部分拉格朗日函数为

$$L(\tilde{\mathbf{P}}, \alpha, \beta, \eta, \nu) = \overset{\gg}{f} + \sum_{n \in N} \alpha_n (e^{\tilde{p}^h} - p_{\max}^s) + \beta (\sum_{k \in K} e^{\tilde{p}^m} + \sum_{n \in N} e^{\tilde{p}^b} - p_{\max}^m) + \sum_{k \in K} \eta_k (R_k^{\text{mthr}} - \overset{\gg}{R}_k^m) + \sum_{n \in N} \nu_n (R_n^{\text{sthr}} - \overset{\gg}{R}_n^s), \quad (22)$$

其中,  $\alpha_n, \beta, \eta_k$  和  $\nu_n$  为拉格朗日乘子。与优化问题(20)相对应的原始问题可表示为

$$\min_{\tilde{\mathbf{P}}} \max_{\alpha, \beta, \eta, \nu} L(\tilde{\mathbf{P}}, \alpha, \beta, \eta, \nu), \quad (23)$$

下面, 令  $L(\tilde{\mathbf{P}}, \alpha, \beta, \eta, \nu)$  分别对  $\tilde{\mathbf{P}}_k^m, \tilde{\mathbf{P}}_n^b$  和  $\tilde{\mathbf{P}}_n^s$  求偏导可得

$$\frac{\partial L(\tilde{\mathbf{P}}, \alpha, \beta, \eta, \nu)}{\partial \tilde{\mathbf{P}}_k^m} = -(\mathbf{Q}_k^m \tau + V + \eta_k) \cdot c_k^m a - \sum_{n \in N} (D_n \tau + V + \nu_n) \frac{\partial \overset{\gg}{R}_n^s}{\partial \tilde{\mathbf{P}}_k^m} + \beta e^{\tilde{p}^m}, \quad (24)$$

$$\frac{\partial L(\tilde{\mathbf{P}}, \alpha, \beta, \eta, \nu)}{\partial \tilde{\mathbf{P}}_n^b} = -(\mathbf{Q}_{n'} - D_{n'}) \tau c_{n'}^b a - \sum_{n \in N} (D_n \tau + V + \nu_n) \frac{\partial \overset{\gg}{R}_n^s}{\partial \tilde{\mathbf{P}}_n^b} + \beta e^{\tilde{p}^b}, \quad (25)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial L(\tilde{\mathbf{P}}, \alpha, \beta, \eta, \nu)}{\partial \tilde{\mathbf{P}}_n^s} &= -(D_{n'} \tau + V + \nu_n) c_{n'}^s a - \sum_{k \in K} (\mathbf{Q}_k^m \tau + V + \eta_k) \frac{\partial \overset{\gg}{R}_k^m}{\partial \tilde{\mathbf{P}}_n^s} \\ &\quad - \sum_{n \in N} (\mathbf{Q}_n - D_n) \tau \frac{\partial \overset{\gg}{R}_n^b}{\partial \tilde{\mathbf{P}}_n^s} + \alpha_{n'} e^{\tilde{p}^{b'}}. \end{aligned} \quad (26)$$

一般地, 令偏导为 0 即可反解出最优解, 但观察可以发现, 式(24)、(25)和(26)不仅是隐函数, 且每个偏导式中还包含了除自变量以外的其它待优化参量。因此, 仍可通过迭代的方式获得近似最优的功率分配策略。进一步, 利用次梯度法迭代更新拉格朗日乘子, 在第  $i$  次迭代中, 拉格朗日乘子按下式更新

$$l^{i+1} = [l^i + \delta \frac{\partial L(\tilde{\mathbf{P}}, \alpha, \beta, \eta, \nu)}{\partial l^i}]^+, \quad l = \{\alpha_n, \beta, \eta_k, \nu_n\}, \quad (27)$$

其中,  $\delta$  为步长。优化问题(20)的具体求解流程如表 2 所示。

表 2 算法 2 基于拉格朗日对偶法的迭代优化算法

Table 2 Algorithm2 (Iterative optimization algorithm based on Lagrange dual method)

序号	算法步骤
1	初始化最大迭代次数 $T_2^{\max}, T_3^{\max}$ 、最大允许误差 $\Delta_2, \Delta_3$ 、拉格朗日乘子 $\alpha_n^0, \beta^0, \eta_k^0, \nu_n^0$ ; 初始化迭代索引 $i_2, i_3 = 0$ 并令 $\tilde{\mathbf{P}}_{i_3}^0 = \tilde{\mathbf{P}}_{i_2}^0 = \tilde{\mathbf{P}}^{i_1}$
2	Repeat:
3	按照式(27)更新拉格朗日乘子并令 $i_3 = 0$
4	Repeat
5	将 $\alpha_n^{i_2+1}, \beta^{i_2+1}, \eta_k^{i_2+1}, \nu_n^{i_2+1}$ 和 $(\tilde{\mathbf{P}}_{i_3})^{i_3}$ 分别代入式(24)、(25)和(26), 令其为 0 求出近似最优解 $(\tilde{\mathbf{P}}_{i_3})^{i_3+1}$
6	Until $\ L((\tilde{\mathbf{P}}_{i_3})^{i_3+1}, \mathbf{I}^{i_2+1}) - L((\tilde{\mathbf{P}}_{i_3})^{i_3}, \mathbf{I}^{i_2+1})\  \leq \Delta_3$ or $i_3 + 1 \geq T_3^{\max}$ , then stop $(\tilde{\mathbf{P}}_{i_2})^{i_2+1} = (\tilde{\mathbf{P}}_{i_3})^{i_3+1}$ . Otherwise, $i_3 = i_3 + 1$ 并返回第 4 步
7	Until $\ f((\tilde{\mathbf{P}}_{i_2})^{i_2+1}) - f((\tilde{\mathbf{P}}_{i_2})^{i_2})\  \leq \Delta_2$ or $i_2 + 1 \geq T_2^{\max}$ , then stop. Otherwise, $i_2 = i_2 + 1$ 并返回第 2 步
8	输出: $(\tilde{\mathbf{P}})^{i_1+1} = (\tilde{\mathbf{P}}_{i_3})^{i_3+1}$

算法 2 第 5 步中令偏导为 0 后的等式是一个超越方程, 而超越方程的解析解至今仍无有效且范式化的方法求解, 因而无法通过简单的数学变换求得其极值点。但是, 通过分别对偏导数(24)、(25)和(26)再次求导可以发现, 偏导数的导数恒为正, 这说明偏导数(24)、(25)和(26)均是单调递增的, 因此, 可以利用二分搜索以较低的复杂度获得式(24)、(25)和(26)的一个精度较高的数值解, 也即近似最优功率分配。具体地, 以

式(26)为例, 首先任意选择 2 个初始可行点  $q_l$  和  $q_r$ , 使偏导数  $\frac{\partial L(\tilde{\mathbf{P}}, \alpha, \beta, \eta, \nu)}{\partial \mathbf{P}_n^s}$  分别小于 0 和大于 0, 则近似

最优功率在  $q_l$  至  $q_r$  范围内。其次, 通过判断  $q_l$  和  $q_r$  的平均值下的偏导数取值正负情况, 不断更新  $q_l$  和  $q_r$  的取值, 缩小近似最优功率分配  $(\tilde{\mathbf{P}}_{i_3}^s)_{i_3+1}$  所在的范围。最终, 上述过程会在允许误差内逼近最优功率分配, 从而获得一个较好的近似最优功率分配策略。

综上, 根据算法 2, 求出凸优化问题(20)的近似最优解, 再结合算法一, 迭代地计算出单时隙优化问题(15)的近似最优解, 即每一时隙内的近似最优功率分配策略。通过在每一时隙内求解优化问题(15), 最终获得优化问题(11)的近似最优解。问题(11)的整体求解流程如表 3 所示。

表 3 算法 3 基于队列感知的无线接入与回传联合功率分配算法

Table 3 Algorithm3 (Joint Power Allocation Algorithms for Wireless Access and Backhaul Based on Queue Perception)

序号	算法步骤
1	初始化 $V, T^{\max}, Q_n(0), D_n(0), \forall n \in N, Q_k^m(0), \forall k \in K, \alpha_k^m(t), \forall k \in K, \alpha_n(t), \forall n \in N$
2	for $t = 0, 1, \dots, T^{\max} - 1$
3	$\forall n \in N$ : if $Q_n(t) < D_n(t)$ , then $p_n^b(t) = 0$



续表

序号	算法步骤
4	根据算法 1 和 2 求出当前时隙的近似最优功率分配策略 $\tilde{\mathbf{P}}(t)$
5	按照式(6)、(7)和(8)更新各用户业务队列长度
6	end for
7	输出: $\mathbf{P}(t), \forall t$

需要说明的是,提出的基于队列感知的无线接入与回传联合功率分配算法是一种在线算法,这是因为由算法 3 的流程和上述将原始优化问题(11)通过 Lyapunov 随机优化理论转化为式(20)的讨论分析过程可以看出,将具有时间平均优化目标的非凸优化问题转化为每一时隙内的凸优化问题,进而在每一时隙内根据各用户当前的排队队列长度和网络随机信道环境,实时动态地为其分配合适的功率,以实现在维持网络稳定的同时优化系统平均性能。因此,提出的算法(算法 3)是一种在线动态算法。

### 3 性能分析

利用 Lyapunov 随机优化理论对所提出的算法的性能进行理论分析。

定理 2: 设  $0 \leq E[L(0)] < \infty$ , 且平均业务到达率向量  $\lambda$  在系统容量域  $\Lambda$  内, 则对任意  $V > 0$ , 提出的基于队列感知的无线接入与回传联合功率分配算法具有如下性能界<sup>[8]</sup>

a) 网络平均队列长度

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} [\sum_{k \in K} Q_k^m(t) + \sum_{n \in N} Q_n(t) + \sum_{n \in N} D_n(t)] \leq \frac{B + VR^{\max}}{\epsilon}, \quad (28)$$

其中,  $\epsilon$  是常数,  $R^{\max}$  为最大网络和谱效。

b) 网络平均和谱效

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} R(t) \geq \bar{R}^{\text{opt}} - \frac{B}{V}, \quad (29)$$

其中,  $\bar{R}^{\text{opt}}$  为理论上最优的平均网络和谱效。

证明:

定义独立同分布算法为一种在各时隙内按照某一分布在预先定义的策略空间中独立且随机地选择功率分配策略的随机稳态算法。为了便于理解,首先回顾一个 Lyapunov 优化理论中的基本结论。其证明可参考文献[19]。

引理 1: 假定平均业务到达率向量  $\lambda$  在容量域  $\Lambda$  内, 且存在一个正数  $\epsilon$  也满足  $\lambda + \epsilon \in \Lambda$ 。进一步, 优化问题(11)是可行的, 则对于任意  $\delta > 0$ , 存在一个独立同分布随机稳态算法  $\mathbf{P}^*(t)$  满足

$$E[R^*(t)] \geq \bar{R}^{\text{opt}} - \varphi, \quad (30)$$

$$E[R_n^{s*}(t)\tau] \geq E[R_n^{b*}(t)\tau] \geq (\lambda_n + \epsilon), \quad (31)$$

$$E[R_k^{m*}(t)\tau] \geq (\lambda_k^m + \epsilon), \quad (32)$$

其中,  $R^*(t)$ 、 $R_n^{s*}(t)$ 、 $R_n^{b*}(t)$  和  $R_k^{m*}(t)$  均为独立同分布功率分配策略  $\mathbf{P}^*(t)$  下产生的结果。

由于提出的基于队列感知的无线接入与回传联合功率分配算法是通过最小化式(14)的右边项(即上界)得到的, 因而有

$$\begin{aligned} \Delta(t) - VE[R(t) | \mathbf{Q}(t), \mathbf{D}(t)] &\leq B + E[\sum_{k \in K} Q_k^m(t)(\lambda_k^m - R_k^{m*}(t)\tau) + \sum_{n \in N} Q_n(t)(\lambda_n - R_n^{b*}(t)\tau) \\ &\quad + \sum_{n \in N} D_n(t)(R_n^{b*}(t)\tau - R_n^{s*}(t)\tau)] - VE[R^*(t) | \mathbf{Q}(t), \mathbf{D}(t)], \end{aligned} \quad (33)$$

其中,  $R_k^{m*}(t)$ 、 $R_n^{b*}(t)$ 、 $R_n^{s*}(t)$  和  $R^*(t)$  是在任意可行的功率分配策略(包括独立同分布随机稳态算法)下

获得的结果。将式(30)~(32)代入式(33)并令  $\delta \rightarrow 0$  可得

$$\begin{aligned} \Delta(t) - VE[R(t) | \mathbf{Q}(t), \mathbf{D}(t)] &\leq B - \epsilon \sum_{k \in K} Q_k^m(t) - \epsilon \sum_{n \in N} Q_n(t) - \\ &c \sum_{n \in N} D_n(t) - VE[R^*(t) | \mathbf{Q}(t), \mathbf{D}(t)], \end{aligned} \quad (34)$$

其中,  $c = E[R_n^{s*}(t)\tau] - E[R_n^{b*}(t)\tau]$  是一个常数。

对式(34)进一步拆分讨论,首先,由上式可得

$$\Delta(t) \leq B - \epsilon \sum_{k \in K} Q_k^m(t) - \epsilon \sum_{n \in N} Q_n(t) + VR^{\max}, \quad (35)$$

将式(35)对每个时隙  $t \in \{0, 1, \dots, T-1\}$  累加,将结果除以  $T$  并令  $T \rightarrow \infty$  则有

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} \left( \sum_{k \in K} Q_k^m(t) + \sum_{n \in N} Q_n(t) \right) \leq \frac{B + VR^{\max}}{\epsilon}, \quad (36)$$

类似地,针对  $D_n(t), n \in N$ ,根据式(34)可以得到

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} \sum_{n \in N} D_n(t) \leq \frac{B + VR^{\max}}{c}, \quad (37)$$

综合式(36)和式(37),定理 2 中 a) 得证。

对于定理 2 中 b),由式(34)可得

$$\begin{aligned} \Delta(t) &\leq B + VE[R(t) | \mathbf{Q}(t), \mathbf{D}(t)] - VE[R^*(t) | \mathbf{Q}(t), \mathbf{D}(t)] \\ &\leq B + VE[R(t) | \mathbf{Q}(t), \mathbf{D}(t)] - \bar{V}R^{opt}, \end{aligned} \quad (38)$$

将上式对每个时隙  $t \in \{0, 1, \dots, T-1\}$  累加,将结果除以  $T$  并令  $T \rightarrow \infty$  则有

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} R(t) \geq \bar{R}^{opt} - \frac{B}{V}, \quad (39)$$

定理 2 中 b) 得证。综上所述,定理 2 得证。

定理 2 说明可以通过设置足够大的  $V$  而任意接近最优的平均网络和谱效。此外,网络的平均时延(平均队列长度)和网络平均和谱效间存在  $[O(V), O(1/V)]$  的权衡关系,这意味着,可以通过灵活调整  $V$  的取值从而实现时延与频谱效率间的动态平衡。

## 4 仿真结果与分析

基于表 4 给出的主要仿真参数,通过仿真验证所提出的基于队列感知的无线接入与回传联合功率分配算法的有效性。在仿真场景中,考虑一个  $500 \text{ m} \times 500 \text{ m}$  的矩形区域,MBS 位于中心,SBS 随机部署在场景范围内。进一步,还将所提出的算法与文献[7]中的半双工自回传策略(HD Self-backhaul)和文献[20]中的反向时分复用(RTDD,reverse time division duplex)策略进行性能比较。

表 4 仿真参数

Table 4 Simulation parameters

仿真参数	值
MBS 最大发射功率/dbm	46
SBS 最大发射功率/dbm	20
MBS 天线数	128
噪声功率谱密度/dbm/Hz	-174
路径损耗模型	$157.4 + 32\log_{10}(d)$
用户业务到达	泊松分布

图 3 描述了平均队列长度随时间的变化。可以看出,网络中各队列的平均数据包积压量均随着时间趋

于稳定,因此,网络维持了稳定性。

图 4 显示了用户平均谱效随时间的变化。可以看出,MUE 的平均谱效随时间逐渐降低,SUE 的平均谱效随时间逐渐增大,最终,MUE 和 SUE 的平均谱效均趋于平稳。这是因为在网络开始的时隙内,MBS 和 SBS 上各排队队列中的数据包包积压量均较少,因而网络此时主要以提高网络下行和谱效为目标,又由于 MBS 发射功率较大,且 MBS 和 SBS 是同时同频传输,因此,网络会优先考虑 MBS 的功率分配问题,并同时降低 SBS 的发射功率以减小同频干扰。但随着时间的推移,SUE 在 MBS 和 SBS 处堆积的数据包越来越多,为了维持网络的稳定性,系统此时会以牺牲部分谱效为代价优先考虑 SUE 的回传和接入数据传输,并同时降低 MBS 下行接入链路发射功率以减少干扰。

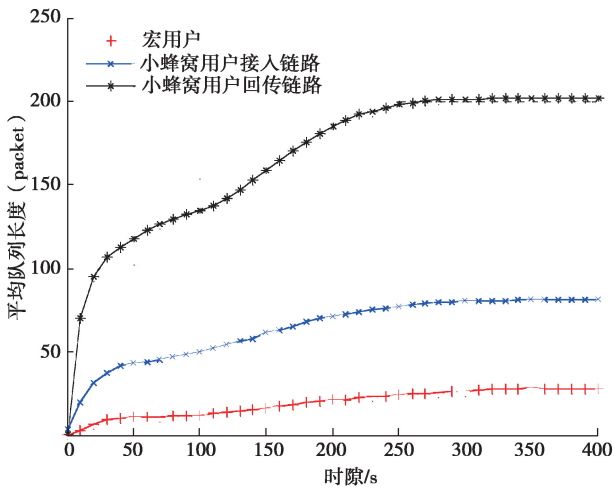


图 3 平均队列长度

Fig. 3 Time-varying graph of average queue length

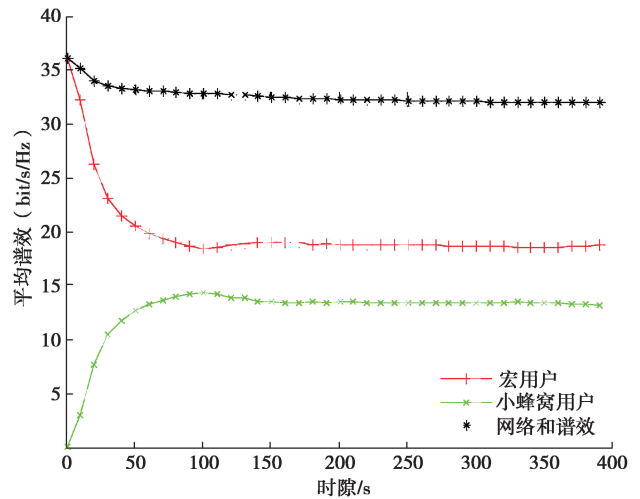


图 4 平均谱效

Fig. 4 Time-varying graph of average spectrum efficiency

图 5 描绘了平均队列长度随控制参量  $V$  的不同取值的变化情况。可以看出,平均队列长度随着  $V$  取值的增大呈线性增长。此外,平均业务到达率越大,用户平均队列长度也越大。这是因为每一时隙内随机到达的数据包越多,各排队队列积压的数据包量也会增大(资源有限)。类似地,图 6 描绘了平均网络和谱效随控制参量  $V$  的变化情况。平均网络和谱效随着  $V$  的增大以速度  $O(1/V)$  增加并逐渐收敛至最优值,且平均业务到达率越大,平均网络和谱效也增大。图 5 和图 6 联合验证了定理 2 中的性能分析结果,平均队列长度(时延)与网络平均和谱效间存在  $[O(V), O(1/V)]$  的权衡关系,通过调整  $V$  的取值灵活地实现二者间的动态平衡。

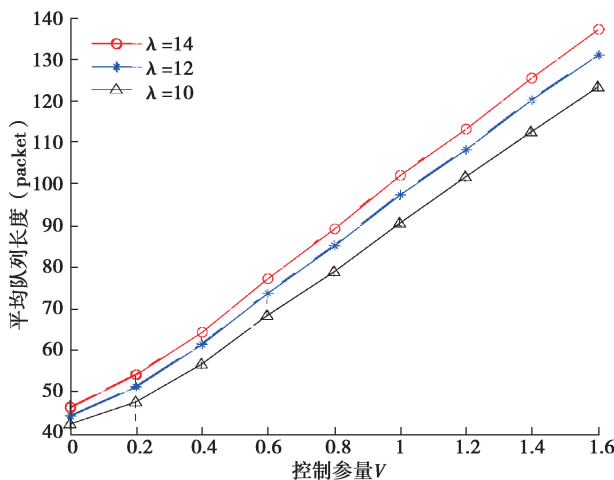


图 5 平均队列长度 vs 控制参量  $V$

Fig. 5 Average queue length vs control parameter  $V$

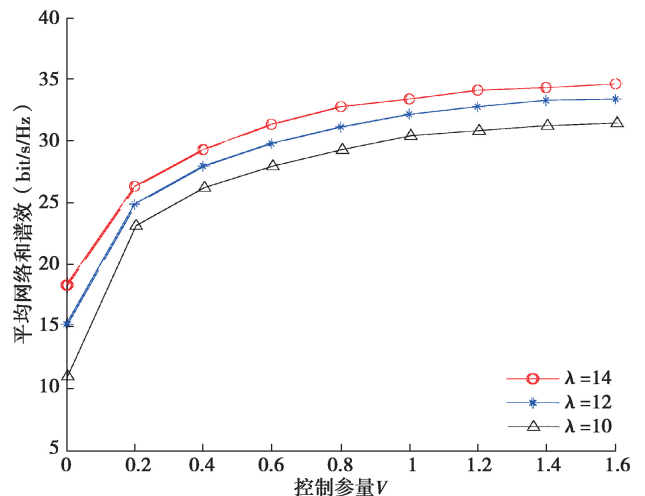


图 6 平均网络和谱效 vs 控制参量  $V$

Fig. 6 Average network and spectrum efficiency vs control parameter  $V$

图 7 比较了不同平均业务到达率下不同算法在时延方面的性能,其中,所提出的算法用“FD Self-backhaul”表示。可以看出,3 种算法下的时延均随着平均业务到达率的增大而降低,且提出的基于队列感知的无线接入与回传联合功率分配算法具有最优的时延性能。这是因为所提出的算法在每一时隙内通过观察和利用网络信道状态和队列状态信息,及时的将队列中积压过多的数据包发送出去,且 MBS 和 SBS 同时同频传输数据,极大地提升了网络的频谱效率和吞吐量。

图 8 比较了不同算法在不同平均业务到达率下的平均网络和谱效。由图可知,3 种算法下的平均网络和谱效均随着平均业务到达率的增大而提高,且提出的算法具有最好的平均网络和谱效性能。这是因为考虑 MBS 和 SBS 的同时同频传输,并结合大规模 MIMO 技术降低网络中的干扰水平,极大地提高了资源利用率,提升了系统容量。

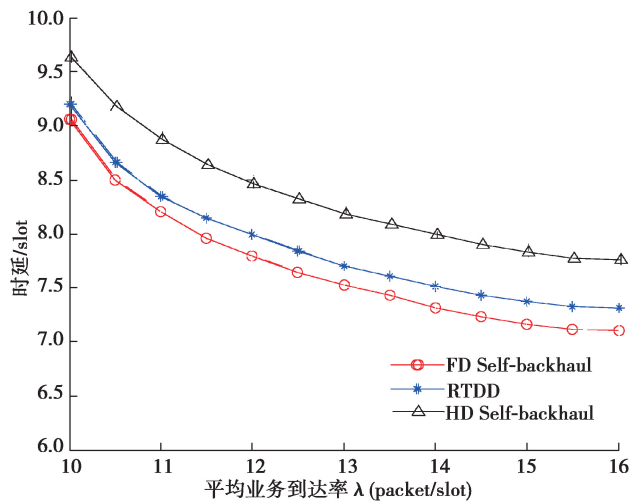


图 7 时延 vs 平均业务到达率

Fig. 7 Delay vs average service arrival rate

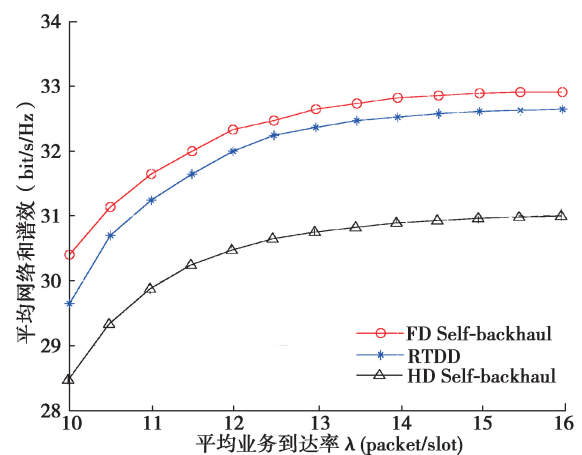


图 8 平均网络和谱效 vs 平均业务到达率

Fig. 8 Average network and spectrum efficiency vs average service arrival rate

## 5 结 语

针对带内全双工无线回传网络中动态资源分配问题,通过综合考虑 CSI 和 QSI,基于 Lyapunov 随机优化理论,提出了一种基于队列感知的无线接入与回传联合功率分配算法,该算法通过在每一时隙内观察系统当前时刻的随机网络环境(信道状态信息)和各用户当前的业务队列(队列状态信息),动态地为服务服务分配适当的功率,以实现在维持网络稳定性和满足各用户 QoS 需求的同时,最大化网络平均和谱效。此外,该算法还可简单地通过调整控制参量的取值实现时延与频谱效率间的动态平衡。

### 参考文献:

- [1] Tri M N, Animesh Y, Wessam A, et al. Resource allocation in two-tier wireless backhaul heterogeneous networks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2016, 15(10): 6690-6704.
- [2] Pham Q V, Le L B, Chung S H, et al. Mobile edge computing with wireless backhaul: Joint task offloading and resource allocation[J]. IEEE Access, 2019, 7:16444 -16459.
- [3] Taghizadeh O, Sirvi P, Narasimha S, et al. Environment-aware minimum-cost wireless backhaul network planning with full-duplex links[J/OL]. IEEE Systems Journal, 2018: [2018-11-25]. [https://www.researchgate.net/publication/322634639\\_Environment-Aware\\_Minimum-Cost\\_Wireless\\_Backhaul\\_Network\\_Planning\\_With\\_Full-Duplex\\_Links](https://www.researchgate.net/publication/322634639_Environment-Aware_Minimum-Cost_Wireless_Backhaul_Network_Planning_With_Full-Duplex_Links)
- [4] Li Z, Sichert M L, Qiu X. Fog radio access network: a new wireless backhaul architecture for small cell networks [J]. IEEE Access, 2018, 7:14150 -14161.
- [5] Hu B, Hua C, Chen C, et al. Multicast beamforming for wireless backhaul with user-centric clustering in Cloud-RANs[C/OL]. IEEE International Conference on Communications. New York, USA: IEEE, 2016 [2018-09-25]. <https://>

- ieeexplore.ieee.org/document/7511577/.
- [6] Hui D, Axnas J. Joint routing and resource allocation for wireless self-backhaul in an indoor ultra-dense network[C/OL]. 2013 IEEE 24th Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications (PIMRC). New York, USA:IEEE, 2013:(2013-11-25)[2018-09-25].<https://ieeexplore.ieee.org/document/6666676?arnumber=6666676>
- [7] Gupta R, Kalyanasundaram S. Resource allocation for self-backhauled networks with half-duplex small cells [C/OL]. 2017 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops). New York, USA:IEEE, 2017:(2017-07-03)[2018-09-25].<https://ieeexplore.ieee.org/document/7962657>.
- [8] Li Y. Energy-efficient transmission in heterogeneous wireless networks: a delay-aware approach[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(9): 7488-7500.
- [9] Hao W, Zeng M, Chu Z, et al. Energy-efficient resource allocation for mmWave massive MIMO HetNets with wireless backhaul[J]. IEEE Access, 2018, 6:2457-2471.
- [10] Vu T K, Bennis M, Debbah M, et al. Joint path selection and rate allocation framework for 5G self-backhauled mmWave networks[J/OL]. Networking and Internet Architecture, 2018[2018-11-25].<https://arxiv.org/abs/1805.07743>.
- [11] Tang L, Wei Y N, Chen W, et al. Delay-aware dynamic resource allocation and ABS configuration algorithm in HetNets based on Lyapunov optimization[J]. IEEE Access, 2017, 5: 23764-23775.
- [12] Nwankwo C D, Zhang L, Quddus A, et al. A survey of self-interference management techniques for single frequency full duplex systems[J]. IEEE Access, 2018, 6: 30242-30268.
- [13] Khaledian S, Farzami F, Smida B, et al. Inherent self-interference cancellation for in-band full-duplex single-antenna systems[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2018, 66(6): 2842-2850.
- [14] Chen L, Yu F R, Ji H, et al. Dynamic resource allocation in next generation cellular networks with full-duplex self-backhauls[J/OL]. Wireless Networks, 2016[2018-11-25].<https://arxiv.org/abs/1611.06302>.
- [15] 刘红兵. 组稀疏表示算法和应用研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2017.  
LIU Hongbing. Research on group sparse representation algorithms and applications [D]. Chongqing: Chongqing University, 2017.(in Chinese)
- [16] 胡佩. 基于 AR 模型的压缩感知视频序列重构算法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2017.  
HU Pei. Compressed sensing video reconstruction algorithm based on autoregressive model[D]. Chongqing: Chongqing University, 2017.(in Chinese)
- [17] 陈娜. 柔性搅拌轴强化流体混沌混合行为研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2016.  
CHEN Na. Chaotic mixing enhanced by flexible stirring shaft in stirred vessel[D]. Chongqing: Chongqing University, 2016.(in Chinese)
- [18] Tang L, Wei Y N, He L Q, et al. Queue-aware dynamic resource reuse and joint allocation algorithm in self-backhaul small cell networks[J]. IEEE Access, 2018, 6: 61077-61090.
- [19] Neely M J. Stochastic network optimization with application to communication and queueing systems[J]. Synthesis Lectures on Communication Networks, 2010, 3(1): 1-211.
- [20] Niu J P, Li G Y, Chen X J, et al. Resource allocation in reverse TDD wireless backhaul HetNets with 3D massive antennas[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 7(1): 30-33.

(编辑 侯 湘)