

基于不完美 CSI 的异构 NOMA 网络能效优化算法

徐勇军^{1,2}, 谢豪¹, 陈前斌¹, 林金朝¹, 刘期烈¹

(1. 重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065; 2. 移动通信技术重庆市重点实验室, 重庆 400065)

摘 要: 为了提高异构网络的能量效率和参数摄动抑制能力, 减小跨层干扰, 提出了一种基于能量效率最大的异构非正交多址接入网络稳健资源分配算法。首先, 考虑宏用户干扰功率约束、小蜂窝基站功率约束、资源块分配约束及小蜂窝用户服务质量约束, 将资源优化问题建模为混合整数非线性分式规划问题。其次, 考虑椭球有界信道不确定模型, 利用凸松弛法、Dinkelbach 法和连续凸近似法, 将原问题转化为等价的凸优化形式, 并利用拉格朗日对偶方法获得解析解。仿真结果表明, 与完美 CSI 算法相比, 所提算法具有较好的能效和稳健性。

关键词: 不完美信道状态信息; 异构网络; 非正交多址接入; 稳健资源分配; 能效最大化

中图分类号: TN918.82

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.2020101

Energy efficiency optimization algorithm for heterogeneous NOMA network based on imperfect CSI

XU Yongjun^{1,2}, XIE Hao¹, CHEN Qianbin¹, LIN Jinzhao¹, LIU Qilie¹

1. School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

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

Abstract: In order to improve the suppression capability of parametric perturbation and energy efficiency (EE) of heterogeneous networks (HetNets), a robust resource allocation algorithm was proposed to maximize system EE for reducing cross-tier interference power in non-orthogonal multiple access (NOMA) based HetNets. Firstly, the resource optimization problem was formulated as a mixed integer and nonlinear programming one under the constraints of the interference power of macrocell users, maximum transmit power of small cell base station (BS), resource block assignment and the quality of service (QoS) requirement of each small cell user. Then, based on ellipsoid bounded channel uncertainty models, the original problem was converted into the equivalent convex optimization problem by using the convex relaxation method, Dinkelbach method and the successive convex approximation (SCA) method. The analytical solutions were obtained by using the Lagrangian dual approach. Simulation results verify that the proposed algorithm had better EE and robustness by comparing it with the existing algorithm under perfect channel state information.

Key words: imperfect CSI, heterogeneous network, NOMA, robust resource allocation, energy efficiency maximization

收稿日期: 2020-02-03; 修回日期: 2020-03-08

通信作者: 刘期烈, liuql@cqupt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61601071, No.61671091); 重庆市教委科学技术研究计划基金资助项目 (No.KJQN201800606); 重庆市自然科学基金资助项目 (No.cstc2019jcyj-xfkxX0002); 重庆市科技创新领军人才支持基金资助项目 (No.CSTCCXLJRC201908)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61601071, No.61671091), The Science and Technology Research Program of Chongqing Municipal Education Commission (No.KJQN201800606), The Natural Science Foundation of Chongqing (No.cstc2019jcyj-xfkxX0002), Chongqing Science and Technology Innovation Leading Talent Support Program (No.CSTCCXLJRC201908)

1 引言

手机、电脑等智能设备数量的快速增长导致网络数据量越来越大,下一代无线通信系统在系统容量方面将面临严峻挑战^[1]。异构网络可以提高系统的吞吐量和覆盖率,解决小区边缘用户资源分配不均,因此受到广泛关注^[2]。异构网络由传统的宏基站和许多小型基站组成^[3-5],在该网络中跨层干扰、资源分配将面临很大的挑战^[6]。

从另一个层面讲,由于频谱资源越来越稀缺,因此非正交多址接入(NOMA, non-orthogonal multiple access)技术被提出并用于解决频谱资源稀缺问题。由于高频谱效率和高系统容量的特点,NOMA技术被认为是未来通信系统中具有前景的一种技术^[7-9]。NOMA不同于传统的正交多址接入,它允许多个用户在同一频段上以不同的功率等级复用频谱资源,在发送端使用叠加编码信号,并主动引入干扰信息,在接收端使用串行干扰消除(SIC, successive interference cancellation)技术实现正确的解调。因此,基于NOMA异构网络的相关研究具有重要意义。

近年来,针对NOMA异构网络,大量学者主要从吞吐量最大和能量效率最大的角度进行研究。在吞吐量最大方面,文献[10]研究了完美信道状态信息下的单蜂窝NOMA网络的下行链路,利用匹配理论对其进行资源优化,即匹配用户对中的2个用户可以通过共享相同的频谱来提高系统吞吐量。文献[11]研究了一种基于全双工NOMA系统的联合子载波和功率分配问题,提出了一种近似于最优性能的次优迭代方案来提高系统吞吐量。文献[12]提出了一种基于Stackelberg博弈的分布式功率分配方法,针对单蜂窝异构NOMA网络,在每个用户的最小数据速率约束下最大化系统吞吐量。在基于NOMA的异构认知网络中,采用了交织式频谱共享的方法,并且通过联合优化带宽分配和功率分配来最大化小蜂窝的总吞吐量^[13]。上述工作都是研究吞吐量最大化的问题,忽略了系统的功率消耗问题。文献[14]通过优化子信道分配和功率分配来最大化NOMA网络下行传输链路的能量效率,并提出了一种新的跨子信道功率分配算法进一步提高能量效率。在异构NOMA网络中通过子信道分配和功率分配最大化整个系统的能量效率(包含宏蜂窝和小蜂窝),考虑了同层干扰与跨层干扰,并提出

了一种次优的资源分配算法^[15]。

上述工作大部分是基于完美信道状态信息,缺乏对不完美信道状态信息的讨论。实际应用中受物理信道的估计误差、反馈时延和量化误差的影响,很难获取真实的信道状态信息。在不完美信道状态信息条件下,文献[16]对用户调度和功率分配进行了迭代优化,使系统的能效最大化,并证明了所提用户调度和功率分配方案优于正交多址接入方案,然而其研究的是单蜂窝网络,现实中往往是多用户多蜂窝网络,同时实际系统的参数估计误差不一定服从高斯分布。因此,研究多用户多蜂窝网络下的稳健资源分配具有重要意义。

本文研究基于NOMA异构网络稳健资源分配算法,以多用户多蜂窝网络为系统模型,最大化系统能效。主要贡献如下。

1) 建立了一个基于多用户多蜂窝的NOMA异构网络模型。考虑了小蜂窝基站功率约束、宏用户跨层干扰功率约束、资源块分配约束及小蜂窝用户服务质量约束,建立了整个小蜂窝总能效最大化的资源优化问题。该资源优化问题是一个混合整数非线性分式规划问题,不易获得解析解。

2) 为了实现频谱共享和保证用户的服务质量,在原模型中引入随机信道不确定性参数。基于椭球不确定模型,使原问题变成无限维优化问题。利用松弛变量将离散的资源块分配变成一个连续优化问题;基于最坏准则原理将含不确定性参数的约束条件转化为确定性的凸约束;利用Dinkelbach法^[17]将分式目标函数转化为相减形式,并通过连续凸近似方法将原问题转化为凸问题,利用拉格朗日对偶原理及次梯度更新算法来得到解析解。

3) 仿真结果表明,与非稳健算法相比,本文算法具有较好的收敛性、能量效率及摄动抑制能力。

2 系统模型及问题描述

本文考虑一个多蜂窝多用户NOMA异构网络。 M 个宏用户通过上行传输的方式与宏基站进行数据传输,小蜂窝基站通过下行传输的方式向小蜂窝用户传输数据。系统模型如图1所示。

系统中有一个宏蜂窝网络和 N 个小蜂窝网络。假设每一个用户和基站都配备单根天线,每一个小蜂窝用户在一个时隙上只能连接一个小蜂窝基站,但每个小蜂窝基站能够同时服务多个小蜂窝用户,并且多个小蜂窝数据能在同一信道上传输。假设每

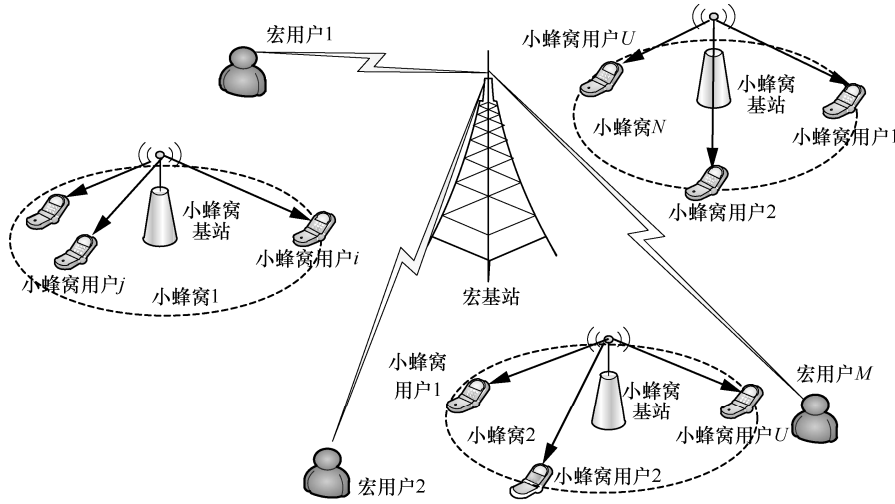


图 1 系统模型

个资源块都是单位带宽，且由于低功率和很强的穿墙损耗的特点，不同小蜂窝之间的相互干扰可以忽略^[15]。宏蜂窝网络中有 N 个小蜂窝网络，每个小蜂窝基站服务 U 个小蜂窝用户，其中 $\forall n \in \mathcal{N} = \{1, 2, \dots, N\}$, $\forall i, j \in \mathcal{U} = \{1, 2, \dots, U\}$ ，并定义宏用户集合为 $\forall m \in \mathcal{M} = \{1, 2, \dots, M\}$ 。假设有 K 个资源块，定义资源块集合为 $\mathcal{K} = \{1, 2, \dots, K\}$, $\forall k \in \mathcal{K}$ 。每个资源块只能被一个宏用户使用，但是基于 NOMA 协议，多个小蜂窝用户可以占用同一资源块，其中小蜂窝基站和小蜂窝用户使用了叠加编码和 SIC 技术。宏用户和小蜂窝用户可以通过共享频谱来提高频谱效率和整个小蜂窝的吞吐量。假设系统为块衰落信道，则信道增益在同一个资源块里面是一个常数，但是在不同的信道里面会有变化^[15]。系统参数及其含义如表 1 所示。

表 1 系统参数

符号	含义
$p_{i,k}^n$	第 n 个小基站经过资源块 k 对第 i 个小蜂窝用户的分配功率
$h_{i,k}^n$	第 n 小基站经过资源块 k 到第 i 个小蜂窝用户的信道增益
p_m^k	第 m 个宏蜂窝用户经过资源块 k 的发射功率
$g_{i,k}^m$	第 m 个宏用户发射机经资源块 k 到第 i 个小蜂窝用户的信道增益
$\alpha_{i,k}^n$	资源块分配因子
G_m^n	第 n 个小基站到第 m 个宏蜂窝用户的信道增益
I_m^{th}	第 m 个宏蜂窝用户的干扰阈值
$R_{i,k}^{n,\text{min}}$	第 n 个小蜂窝中第 i 个小蜂窝用户的最小传输速率
P_c	所有小蜂窝的电路总能耗
$r_{i,k}^n$	第 n 个小基站中第 i 个小蜂窝用户经过资源块 k 的信干噪比

基于下行链路功率域 NOMA 准则，对于任意

的 $j > i$ ，第 j 个小蜂窝用户能够解码第 i 个小蜂窝用户的信号并且能够将其从自己的信号中消除，但是对于任意 $j < l$ ，第 l 个小蜂窝用户的信号将会被第 j 个小蜂窝用户视为干扰。根据香农公式，在第 n 个小蜂窝里的第 i 个小蜂窝用户通过第 k 个资源块的传输速率为

$$R_{i,k}^n = \text{lb}(1 + r_{i,k}^n) \quad (1)$$

其中，有

$$r_{i,k}^n = \frac{p_{i,k}^n h_{i,k}^n}{h_{i,k}^n \sum_{j=i+1}^U p_{j,k}^n + p_m^k g_{i,k}^m + \delta^2} \quad (2)$$

式(2)中分母的第一项表示来自其他小蜂窝用户的蜂窝内干扰，第二项表示来自宏蜂窝用户发射机的跨层干扰，第三项 δ^2 表示均值为零的加性高斯白噪声。

本文的目标是在小蜂窝用户的 QoS 约束、资源块分配约束、小蜂窝基站的最大发射功率约束及宏用户的跨层干扰约束下，最大化所有小蜂窝用户的能效。因此，在完美信道状态信息下，这个目标可以通过联合优化发射功率和资源块分配因子来表示，如式(3)所示。

$$\begin{aligned} \text{Pl: } \max_{\alpha_{i,k}^n, p_{i,k}^n} & \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U \alpha_{i,k}^n R_{i,k}^n}{\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U \alpha_{i,k}^n p_{i,k}^n + P_c} \\ \text{s.t. Cl: } & \alpha_{i,k}^n \in \{0, 1\}, \sum_{k=1}^K \alpha_{i,k}^n = 1 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{C2: } & \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U \alpha_{i,k}^n p_{i,k}^n \leq P_n^{\max} \\
 \text{C3: } & \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^U \alpha_{i,k}^n p_{i,k}^n G_m^n \leq I_m^{\text{th}} \\
 \text{C4: } & \sum_{k=1}^K \alpha_{i,k}^n R_{i,k}^n \geq R_i^{n,\min} \quad (3)
 \end{aligned}$$

其中, C1 表示资源块分配因子约束条件, 保证每个资源块只分配给一个小蜂窝; C2 表示第 n 个小蜂窝基站的最大发射功率约束; C3 和 C4 保证每个用户的 QoS, C3 表示所有小蜂窝基站对第 m 个宏蜂窝用户的跨层干扰约束条件, C4 表示第 n 个小蜂窝中的第 i 个小蜂窝用户的最小速率约束条件。

3 稳健资源分配

由于约束条件 C1, 优化问题 P1 是一个混合整数非线性分式规划问题, 它的全局最优解很难获得。资源块分配因子 $\alpha_{i,k}^n$ 是个离散的变量, 因此使用凸松弛法将变量 $\alpha_{i,k}^n$ 松弛为一个 $[0,1]$ 中的连续实数变量。由于 $\alpha_{i,k}^n \in [0,1]$, 可以将其考虑为对于资源块 k 的一个时间共享因子, 这意味着在一个块传输时间内第 n 个小蜂窝中第 i 个小蜂窝用户占用资源块 k 的时间比例, 另外, 为了简化符号, 引入辅助变量 $S_{i,k}^n = \alpha_{i,k}^n p_{i,k}^n$ 。因此, P1 优化问题可以重新表述为 P2, 如式(4)所示。

$$\begin{aligned}
 \text{P2: } & \max_{\alpha_{i,k}^n, S_{i,k}^n} \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U \alpha_{i,k}^n R_{i,k}^n}{\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U S_{i,k}^n + P_c} \\
 \text{s.t. } & \bar{\text{C1}}: 0 \leq \alpha_{i,k}^n \leq 1 \\
 & \bar{\text{C2}}: \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U S_{i,k}^n \leq P_n^{\max} \\
 & \bar{\text{C3}}: \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^U S_{i,k}^n G_m^n \leq I_m^{\text{th}} \\
 & \text{C4} \quad (4)
 \end{aligned}$$

为了克服不确定性的影响, 优化问题 P2 考虑了信道的不确定性。P2 中的信道不确定性存在于以下几个方面: 小蜂窝基站到小蜂窝用户之间的链路、小蜂窝基站对宏蜂窝用户的干扰链路、宏蜂窝用户发射机对小蜂窝用户的干扰链路。因此可以得到优化问题 P3, 如式(5)所示。

$$\begin{aligned}
 \text{P3: } & \max_{\alpha_{i,k}^n, S_{i,k}^n} \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U \alpha_{i,k}^n R_{i,k}^n}{\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U S_{i,k}^n + P_c} \\
 \text{s.t. } & \bar{\text{C1}}, \bar{\text{C2}}, \bar{\text{C3}}, \text{C4}, \\
 & \text{C5: } \Delta h_{i,k}^n \in \mathcal{R}_h, \Delta g_{i,k}^m \in \mathcal{R}_g, \Delta G_m^n \in \mathcal{R}_G \quad (5)
 \end{aligned}$$

其中, 约束条件 C5 包含了不确定参数集合, \mathcal{R}_h 代表小蜂窝用户和小蜂窝基站之间链路的信道不确定性集合, \mathcal{R}_g 表示宏蜂窝用户发射机和小蜂窝用户之间链路的信道不确定性集合, \mathcal{R}_G 表示小蜂窝基站和宏蜂窝用户之间的信道不确定性集合。

3.1 跨层干扰中的信道不确定性

根据稳健优化理论, 考虑有界信道误差, 将小蜂窝基站和宏蜂窝用户之间的信道不确定性用椭圆有界不确定性集合来表示, 如式(6)所示。

$$\mathcal{R}_G = \left\{ \Delta G_m^n \mid G_m^n = \bar{G}_m^n + \Delta G_m^n : \sum_{n=1}^N |\Delta G_m^n|^2 \leq (\varepsilon_m)^2 \right\} \quad (6)$$

其中, \mathcal{R}_G 的大小取决于信道估计的准确度, \mathcal{R}_G 的形状取决于误差源, 比如高斯噪声、信道反馈时延、多普勒频移、量化误差, $|\cdot|$ 表示绝对值, $\varepsilon_m \geq 0$ 表示误差上界, \bar{G}_m^n 和 ΔG_m^n 分别表示信道估计值和对应的估计误差。

稳健优化理论是处理稳健约束的著名理论, 基于最坏准则, 在最坏不确定性情况下, 约束能够得到保证, 即最大化最坏估计误差。根据 Cauchy-Schwartz 不等式, 可得

$$\begin{aligned}
 & \max_{\Delta G_m^n \in \mathcal{R}_G} \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^U S_{i,k}^n G_m^n = \\
 & \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^U S_{i,k}^n \bar{G}_m^n + \max_{\Delta G_m^n \in \mathcal{R}_G} \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^U S_{i,k}^n (G_m^n - \bar{G}_m^n) = \\
 & \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^U S_{i,k}^n \bar{G}_m^n + \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U \max_{\Delta G_m^n \in \mathcal{R}_G} \left(\sum_{n=1}^N S_{i,k}^n (G_m^n - \bar{G}_m^n) \right) = \\
 & \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^U S_{i,k}^n \bar{G}_m^n + \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U \max_{\Delta G_m^n \in \mathcal{R}_G} \left(\sum_{n=1}^N S_{i,k}^n \Delta G_m^n \right) \leq \\
 & \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^U S_{i,k}^n \bar{G}_m^n + \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U \max_{\Delta G_m^n \in \mathcal{R}_G} \sqrt{\sum_{n=1}^N (S_{i,k}^n)^2 \sum_{n=1}^N (\Delta G_m^n)^2} \leq \\
 & \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^U S_{i,k}^n \bar{G}_m^n + \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U \varepsilon_m \sum_{n=1}^N S_{i,k}^n = \\
 & \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^U S_{i,k}^n (\bar{G}_m^n + \varepsilon_m) \quad (7)
 \end{aligned}$$

其中, $\sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^U S_{i,k}^n \bar{G}_m^n$ 是确定的; $\max_{\Delta G_m^n \in \mathcal{Y}_G} \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U \sum_{n=1}^N S_{i,k}^n \cdot (G_m^n - \bar{G}_m^n)$ 是扰动部分, 称为保护函数。保护函数会受到 \mathcal{Y}_G 的形状与大小的影响。保护函数常用于平衡稳健性和最优性之间的关系。当保护函数很大时, 为避免随机不确定性带来的中断概率, 稳健算法对每个用户提供了更多保护; 当保护函数较小时, 其目的是获得更多的最优性。

因此, 约束条件 C3 变成了一个凸约束, 即

$$\sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^U S_{i,k}^n (\bar{G}_m^n + \varepsilon_m) \leq I_m^{\text{th}} \quad (8)$$

3.2 传输速率中的信道不确定性

为了保证每一个小蜂窝用户基本的 QoS 要求, 要考虑小蜂窝用户最小传输速率约束中的不确定参数。同样地, 小蜂窝用户和小蜂窝基站之间的信道不确定性、宏蜂窝用户发射机到小蜂窝用户之间的信道不确定性分别用有界不确定性集合 \mathcal{Y}_h 和 \mathcal{Y}_g 来表示, 如式(9)和式(10)所示。

$$\mathcal{Y}_h = \left\{ \Delta h_{i,k}^n \mid h_{i,k}^n = \bar{h}_{i,k}^n + \Delta h_{i,k}^n : |\Delta h_{i,k}^n| \leq \delta_{i,k}^n \right\} \quad (9)$$

$$\mathcal{Y}_g = \left\{ \Delta g_{i,k}^m \mid g_{i,k}^m = \bar{g}_{i,k}^m + \Delta g_{i,k}^m : |\Delta g_{i,k}^m| \leq \nu_{i,k}^m \right\} \quad (10)$$

其中, $\delta_{i,k}^n \geq 0$ 和 $\nu_{i,k}^m \geq 0$ 表示误差上界。

同样地, 约束条件 C4 等价于式(11)。

$$\sum_{k=1}^K \alpha_{i,k}^n \bar{R}_{i,k}^n + \min_{\Delta h_{i,k}^n \in \mathcal{Y}_h, \Delta g_{i,k}^m \in \mathcal{Y}_g} \sum_{k=1}^K \alpha_{i,k}^n R_{i,k}^n (\Delta h_{i,k}^n, \Delta g_{i,k}^m) \geq R_{i,k}^{\text{min}} \quad (11)$$

式(11)中, 第一项是确定的, 并且 $\bar{R}_{i,k}^n =$

$$\text{lb} \left(1 + \frac{p_{i,k}^n \bar{h}_{i,k}^n}{\bar{h}_{i,k}^n \sum_{j=i+1}^U p_{j,k}^n + p_m^k \bar{g}_{i,k}^m + \delta^2} \right);$$

第二项是扰动部分, 也称为保护函数。

由于用户的传输速率 $R_{i,k}^n$ 是关于 $r_{i,k}^n$ 的单调递增函数, 因此, 有

$$\begin{aligned} \min_{\Delta h_{i,k}^n \in \mathcal{Y}_h, \Delta g_{i,k}^m \in \mathcal{Y}_g} \sum_{k=1}^K \alpha_{i,k}^n R_{i,k}^n &\Leftrightarrow \min_{\Delta h_{i,k}^n \in \mathcal{Y}_h, \Delta g_{i,k}^m \in \mathcal{Y}_g} r_{i,k}^n = \\ &= \frac{p_{i,k}^n}{\sum_{j=i+1}^U p_{j,k}^n + \max_{\Delta h_{i,k}^n \in \mathcal{Y}_h, \Delta g_{i,k}^m \in \mathcal{Y}_g} p_m^k \frac{g_{i,k}^m}{h_{i,k}^n} + \frac{\delta^2}{h_{i,k}^n}} \\ &= \frac{p_{i,k}^n}{\sum_{j=i+1}^U p_{j,k}^n + \max_{\Delta h_{i,k}^n \in \mathcal{Y}_h, \Delta g_{i,k}^m \in \mathcal{Y}_g} \left(p_m^k \frac{\bar{g}_{i,k}^m + \Delta g_{i,k}^m}{\bar{h}_{i,k}^n + \Delta h_{i,k}^n} + \frac{\delta^2}{\bar{h}_{i,k}^n + \Delta h_{i,k}^n} \right)} \end{aligned} \quad (12)$$

根据式(9)和式(10)中的不确定性集合, 有

$$\max_{\Delta h_{i,k}^n \in \mathcal{Y}_h} \frac{\delta^2}{\bar{h}_{i,k}^n + \Delta h_{i,k}^n} = \frac{\delta^2}{\bar{h}_{i,k}^n - \delta_{i,k}^n}, \quad \text{由于} \quad \max_{\Delta h_{i,k}^n \in \mathcal{Y}_h, \Delta g_{i,k}^m \in \mathcal{Y}_g}$$

$$\left(p_m^k \frac{\bar{g}_{i,k}^m + \Delta g_{i,k}^m}{\bar{h}_{i,k}^n + \Delta h_{i,k}^n} \right)$$

中有 $\Delta h_{i,k}^n$ 和 $\Delta g_{i,k}^m$ 这 2 个耦合的估计误差, 因此很难求解。考虑使用二元函数泰勒展开式来解决, 定义 $F = \frac{g_{i,k}^m}{h_{i,k}^n} = \frac{\bar{g}_{i,k}^m + \Delta g_{i,k}^m}{\bar{h}_{i,k}^n + \Delta h_{i,k}^n}$, 因此, 泰勒展开式为

$$\begin{aligned} F &= \frac{\bar{g}_{i,k}^m}{\bar{h}_{i,k}^n} + \left(\Delta g_{i,k}^m \frac{\partial F}{\partial g_{i,k}^m} \Big|_{(\bar{g}_{i,k}^m, \bar{h}_{i,k}^n)} + \Delta h_{i,k}^n \frac{\partial F}{\partial h_{i,k}^n} \Big|_{(\bar{g}_{i,k}^m, \bar{h}_{i,k}^n)} \right) + \\ &o(\Delta g_{i,k}^m, \Delta h_{i,k}^n) \approx \frac{\bar{g}_{i,k}^m}{\bar{h}_{i,k}^n} + \frac{\Delta g_{i,k}^m}{\bar{h}_{i,k}^n} - \frac{\Delta h_{i,k}^n}{(\bar{h}_{i,k}^n)^2} \end{aligned} \quad (13)$$

其中, $o(\Delta g_{i,k}^m, \Delta h_{i,k}^n)$ 表示高阶无穷小, 则

$$\max_{\Delta h_{i,k}^n \in \mathcal{Y}_h, \Delta g_{i,k}^m \in \mathcal{Y}_g} \left(p_m^k \frac{\bar{g}_{i,k}^m + \Delta g_{i,k}^m}{\bar{h}_{i,k}^n + \Delta h_{i,k}^n} \right)$$

$$\max_{\Delta h_{i,k}^n \in \mathcal{Y}_h, \Delta g_{i,k}^m \in \mathcal{Y}_g} \left(p_m^k \frac{\bar{g}_{i,k}^m + \Delta g_{i,k}^m}{\bar{h}_{i,k}^n + \Delta h_{i,k}^n} \right) \leq \frac{1}{\bar{h}_{i,k}^n} p_m^k \bar{g}_{i,k}^m +$$

$$\begin{aligned} &\frac{1}{\bar{h}_{i,k}^n} \max_{\Delta g_{i,k}^m \in \mathcal{Y}_g} (p_m^k \Delta g_{i,k}^m) + \frac{1}{\bar{h}_{i,k}^n} \min_{\Delta h_{i,k}^n \in \mathcal{Y}_h} p_m^k \frac{\Delta h_{i,k}^n}{\bar{h}_{i,k}^n} \leq \\ &\frac{1}{\bar{h}_{i,k}^n} p_m^k \left(\bar{g}_{i,k}^m + \nu_{i,k}^m - \frac{\delta_{i,k}^n}{\bar{h}_{i,k}^n} \right) \end{aligned} \quad (14)$$

基于以上转化过程, 约束条件 C4 可以转化为

$$\sum_{k=1}^K \alpha_{i,k}^n \tilde{R}_{i,k}^n \geq R_{i,k}^{\text{min}} \quad (15)$$

其中, 有

$$\tilde{R}_{i,k}^n = \text{lb} \left(1 + \frac{p_{i,k}^n \bar{h}_{i,k}^n}{I_{i,k}^n + \left(p_m^k \left(\nu_{i,k}^m - \frac{\delta_{i,k}^n}{\bar{h}_{i,k}^n} \right) + \frac{\delta_{i,k}^n \delta^2}{\bar{h}_{i,k}^n - \delta_{i,k}^n} \right)} \right) \quad (16)$$

其中, $I_{i,k}^n = \bar{h}_{i,k}^n \sum_{j=i+1}^U p_{j,k}^n + p_m^k \bar{g}_{i,k}^m + \delta^2$ 表示确定的干扰功率。

因此, 优化问题 P3 可以重新表述为 P4, 如式(17)所示。

$$\text{P4: } \max_{\alpha_{i,k}^n, S_{i,k}^n} \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U \alpha_{i,k}^n \tilde{R}_{i,k}^n}{\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U S_{i,k}^n + P_c}$$

$$\begin{aligned} \text{s.t. } \hat{C}3: & \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^U S_{i,k}^n (\bar{G}_m^n + \varepsilon_m) \leq I_m^{\text{th}} \\ \hat{C}4: & \sum_{k=1}^K \alpha_{i,k}^n \tilde{R}_{i,k}^n \geq R_i^{n,\min} \\ & \bar{C}1, \bar{C}2 \end{aligned} \quad (17)$$

优化问题 P4 是一个非线性分式规划问题，很难获得它的全局最优解。因此，基于 Dinkelbach 法，分式规划问题可以改写成式(18)形式。

$$\begin{aligned} \max_{\alpha_{i,k}^n, S_{i,k}^n} & \frac{\sum_{i=1}^U \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \alpha_{i,k}^n \tilde{R}_{i,k}^n}{\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U S_{i,k}^n + P_c} \Rightarrow \max_{\alpha_{i,k}^n, S_{i,k}^n} \sum_{i=1}^U \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \alpha_{i,k}^n \tilde{R}_{i,k}^n - \\ & t \left(\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U S_{i,k}^n + P_c \right) \end{aligned} \quad (18)$$

其中， $t \geq 0$ 为辅助变量，表示整个小蜂窝网络的总能量效率。因此，可以定义

$$f(t) \triangleq \max_{\alpha_{i,k}^n, S_{i,k}^n} \sum_{i=1}^U \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \alpha_{i,k}^n \tilde{R}_{i,k}^n - t \left(\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U S_{i,k}^n + P_c \right) \quad (19)$$

从式(19)中可以看到，当 t 趋于正无穷时， $f(t)$ 是负数；当 t 趋于负无穷时， $f(t)$ 是正数。因此，可以证明 $f(t)$ 是关于 t 的凸函数，并且是关于 t 严格递减函数。定义 $\alpha_{i,k}^{n,*}$ 和 $S_{i,k}^{n,*}$ 分别表示该问题的最优资源块分配因子和最优分配功率，因此，当且仅当式(20)成立时，能够实现最大能效 t^* 。

$$f(t^*) = \sum_{i=1}^U \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \alpha_{i,k}^{n,*} \tilde{R}_{i,k}^n - t^* \left(\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U S_{i,k}^{n,*} + P_c \right) = 0 \quad (20)$$

其中，所有小蜂窝的最大能效 t^* 可表示为

$$t^* = \frac{\sum_{i=1}^U \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \alpha_{i,k}^{n,*} \tilde{R}_{i,k}^n}{\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U S_{i,k}^{n,*} + P_c} \quad (21)$$

因此，优化问题 P4 可以转换为式(22)所示的优化问题 P5。

$$\begin{aligned} \text{P5: } & \max_{\alpha_{i,k}^n, S_{i,k}^n} \sum_{i=1}^U \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \alpha_{i,k}^n \tilde{R}_{i,k}^n - t \left(\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U S_{i,k}^n + P_c \right) \\ \text{s.t. } & \bar{C}1, \bar{C}2, \hat{C}3, \hat{C}4 \end{aligned} \quad (22)$$

为了解决优化问题 P5，本文使用连续凸近似法将优化问题 P5 转化成凸优化问题，利用下界迭代来得到最优解，如式(23)所示。

$$\alpha \text{lb}Q + \theta \leq \text{lb}(1+Q) \quad (23)$$

其中， α 和 θ 分别为

$$\alpha = \frac{Q_0}{1+Q_0} \quad (24)$$

$$\theta = \text{lb}(1+Q_0) - \frac{Q_0}{1+Q_0} \text{lb}Q_0 \quad (25)$$

当 $Q = Q_0$ 时，式(23)的等号成立。首先，定义 $\gamma_{i,k}^n$ 为

$$\gamma_{i,k}^n = \frac{p_{i,k}^n \bar{h}_{i,k}^n}{I_{i,k}^n + \left\{ p_m^k \left(v_{i,k}^m - \frac{\delta_{i,k}^n}{h_{i,k}^n} \right) + \frac{\delta_{i,k}^n \delta^2}{h_{i,k}^n - \delta_{i,k}^n} \right\}} \quad (26)$$

因此，数据速率可以近似为

$$\hat{R}_{i,k}^n = a_{i,k}^n \text{lb}\gamma_{i,k}^n + \theta_{i,k}^n \quad (27)$$

其中，

$$a_{i,k}^n = \frac{\bar{\gamma}_{i,k}^n}{1 + \bar{\gamma}_{i,k}^n} \quad (28)$$

$$\theta_{i,k}^n = \text{lb}(1 + \bar{\gamma}_{i,k}^n) - \frac{\bar{\gamma}_{i,k}^n}{1 + \bar{\gamma}_{i,k}^n} \text{lb}\bar{\gamma}_{i,k}^n \quad (29)$$

定义 $\bar{\gamma}_{i,k}^n$ 为第 n 个小蜂窝中经过资源块 k 的第 i 个小蜂窝用户前一次迭代的信干噪比。针对第一次迭代，使用初始值去计算 $\bar{\gamma}_{i,k}^n$ ，可以得到式(30)所示的等价凸优化问题 P6。

$$\begin{aligned} \text{P6: } & \max_{\alpha_{i,k}^n, S_{i,k}^n} \sum_{i=1}^U \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \alpha_{i,k}^n \hat{R}_{i,k}^n - t \left(\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U S_{i,k}^n + P_c \right) \\ \text{s.t. } & \tilde{C}4: \sum_{k=1}^K \alpha_{i,k}^n \hat{R}_{i,k}^n \geq R_i^{n,\min} \\ & \bar{C}1, \bar{C}2, \hat{C}3 \end{aligned} \quad (30)$$

优化问题 P6 是一个确定的凸优化问题，有唯一的最优解，因此可以通过拉格朗日对偶法解决。

3.3 稳健资源分配算法求解

优化问题 P6 的拉格朗日函数如式(31)所示。

$$\begin{aligned} L(\alpha_{i,k}^n, S_{i,k}^n, t, \lambda_n, \phi_m, \varphi_{n,i}, \kappa_{i,k}^n) = & \sum_{i=1}^U \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \alpha_{i,k}^n \hat{R}_{i,k}^n - \\ & t \left(\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U S_{i,k}^n + P_c \right) + \sum_{n=1}^N \lambda_n \left(P_n^{\max} - \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U S_{i,k}^n \right) + \\ & \sum_{m=1}^M \phi_m \left[I_m^{\text{th}} - \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^U S_{i,k}^n (\bar{G}_m^n + \varepsilon_m) \right] + \end{aligned}$$

$$\sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^U \varphi_{n,i} \left(\sum_{k=1}^K \alpha_{i,k}^n \hat{R}_{i,k}^n - R_i^{n,\min} \right) + \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^U \kappa_{i,k}^n (1 - \alpha_{i,k}^n) \quad (31)$$

其中, $\lambda_n \geq 0$, $\phi_m \geq 0$, $\varphi_{n,i} \geq 0$, $\kappa_{i,k}^n \geq 0$ 表示优化问题 P6 约束条件所对应的拉格朗日乘子。因此, 拉格朗日函数可以描述为

$$\begin{aligned} L(\alpha_{i,k}^n, S_{i,k}^n, t, \lambda_n, \phi_m, \varphi_{n,i}, \kappa_{i,k}^n) = & \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U L_k(\alpha_{i,k}^n, S_{i,k}^n, t, \lambda_n, \phi_m, \varphi_{n,i}, \kappa_{i,k}^n) - \\ & tP_c + \sum_{n=1}^N \lambda_n P_n^{\max} + \sum_{m=1}^M \phi_m I_m^{\text{th}} - \\ & \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^U \varphi_{n,i} R_i^{n,\min} + \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^U \kappa_{i,k}^n \end{aligned} \quad (32)$$

其中,

$$\begin{aligned} L_k(\alpha_{i,k}^n, S_{i,k}^n, t, \lambda_n, \phi_m, \varphi_{n,i}, \kappa_{i,k}^n) = & (1 + \varphi_{n,i}) \alpha_{i,k}^n \hat{R}_{i,k}^n - (t + \lambda_n) S_{i,k}^n - \\ & \sum_{m=1}^M \phi_m S_{i,k}^n (\bar{G}_m^n + \varepsilon_m) - \kappa_{i,k}^n \alpha_{i,k}^n \end{aligned} \quad (33)$$

优化问题 P6 的对偶问题为

$$\begin{aligned} \min_{\lambda_n, \phi_m, \varphi_{n,i}, \kappa_{i,k}^n} D(\lambda_n, \phi_m, \varphi_{n,i}, \kappa_{i,k}^n) \\ \text{s.t. } \lambda_n \geq 0, \phi_m \geq 0, \varphi_{n,i} \geq 0, \kappa_{i,k}^n \geq 0 \end{aligned} \quad (34)$$

其中,

$$D(\lambda_n, \phi_m, \varphi_{n,i}, \kappa_{i,k}^n) = \max_{\alpha_{i,k}^n, S_{i,k}^n, t} L(\alpha_{i,k}^n, S_{i,k}^n, t, \lambda_n, \phi_m, \varphi_{n,i}, \kappa_{i,k}^n) \quad (35)$$

根据 KKT (Karush-Kuhn-Tucker) [18] 条件, 最优分配功率求解为

$$p_{i,k}^{n,*} = \frac{S_{i,k}^n}{\alpha_{i,k}^n} = \left[\frac{(1 + \varphi_{n,i}) \alpha_{i,k}^n}{\ln 2 [(t + \lambda_n) + \sum_{m=1}^M \phi_m (\bar{G}_m^n + \varepsilon_m)]} \right]^+ \quad (36)$$

其中, $[x]^+ = \max\{0, x\}$ 。

为了获得资源块分配因子 $\alpha_{i,k}^n$, 对拉格朗日函数求偏导数, 有

$$\frac{\partial L_k(\cdot)}{\partial \alpha_{i,k}^n} = H_{i,k}^n - \kappa_{i,k}^n \begin{cases} < 0, & \alpha_{i,k}^n = 0 \\ = 0, & 0 < \alpha_{i,k}^n < 1 \\ > 0, & \alpha_{i,k}^n = 1 \end{cases} \quad (37)$$

其中,

$$H_{i,k}^n = (1 + \varphi_{n,i}) \hat{R}_{i,k}^n - (t + \lambda_n) p_{i,k}^n - \sum_{m=1}^M \phi_m p_{i,k}^n (\bar{G}_m^n + \varepsilon_m) \quad (38)$$

因此, 第 k 个资源块总是分配给 $H_{i,k}^n$ 最大的第 n 个小蜂窝基站中第 i 个小蜂窝用户, 即

$$\alpha_{i,k}^n = 1 | k^* = \max_k H_{i,k}^n, \forall i, n \quad (39)$$

采用次梯度法更新拉格朗日乘子, 如式(40)~式(43)所示。

$$\lambda_n(l+1) = \left[\lambda_n(l) - d_1(l) \left(P_n^{\max} - \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U S_{i,k}^n \right) \right]^+ \quad (40)$$

$$\phi_m(l+1) = \left[\phi_m(l) - d_2(l) \left(I_m^{\text{th}} - \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^U S_{i,k}^n (\bar{G}_m^n + \varepsilon_m) \right) \right]^+ \quad (41)$$

$$\varphi_{n,i}(l+1) = \left[\varphi_{n,i}(l) - d_3(l) \left(\sum_{k=1}^K \alpha_{i,k}^n \hat{R}_{i,k}^n - R_i^{n,\min} \right) \right]^+ \quad (42)$$

$$\kappa_{i,k}^n(l+1) = [\kappa_{i,k}^n(l) - d_4(l)(1 - \alpha_{i,k}^n)]^+ \quad (43)$$

其中, l 表示迭代次数, d_1 、 d_2 、 d_3 和 d_4 表示步长。

基于凸优化理论, 当 $\sum_{l=1}^{\infty} d_z(0) = \infty$, $\lim_{l \rightarrow \infty} d_z(0) = 0$,

$\forall z \in \{1, 2, 3, 4\}$ 时, 本文算法能够保证收敛到最优值[19]。小蜂窝迭代能效资源分配算法如算法 1 所示。

算法 1 小蜂窝迭代能效资源分配算法

初始化 $K, M, N, U, \delta^2, h_{i,k}^n, g_{i,k}^m, G_m^n, P_c$; 阈值为 $I_m^{\text{th}}, R_i^{n,\min}, P_n^{\max}$; 辅助变量 t ; 估计误差上界为 $\varepsilon_m, \delta_{i,k}^n, v_{i,k}^m$; 定义最大迭代次数为 X_{\max} ; 收敛精度为 ϖ ; 初始化外层迭代次数 $x = 0$ 。

while $\left| \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U \alpha_{i,k}^n \hat{R}_{i,k}^n(x)}{\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U S_{i,k}^n(x) + P_c} - t(x-1) \right| > \varpi$ 或

$x \leq X_{\max}$;

do

初始化拉格朗日乘子及对应步长; 定义内层最大迭代次数 L_{\max} ; 初始化内层迭代次数 $l = 0$;

for $m = 1 : 1 : M$

for $n = 1 : 1 : N$

for $k = 1 : 1 : K$

for $i = 1 : 1 : U$

- 1) 根据式(36)计算最优发射功率 $p_{i,k}^{n*}$;
- 2) 根据式(38)计算 $H_{i,k}^n$;
- 3) 根据式(39)计算资源块分配因子 $\alpha_{i,k}^n$;
- 4) 根据式(40)~式(43)更新拉格朗日乘子 $\lambda_n(l)$, $\phi_m(l)$, $\varphi_{n,i}(l)$, $\kappa_{i,k}^n(l)$;

```

        end for
    end for
end for
更新  $l = l + 1$ ;
until 收敛或  $l = L_{\max}$ ;
更新  $x = x + 1$  和  $t(x) = \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U \alpha_{i,k}^n \hat{R}_{i,k}^n(x-1)}{\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U S_{i,k}^n(x-1) + P_c}$ ;

```

end while

3.4 稳健资源分配算法复杂度分析

假设外层能量效率和内层拉格朗日法的最大迭代次数分别为 X_{\max} 和 L_{\max} 。对每个资源块进行最优分配需要 $O(NU)$ 次运算。根据式(40)~式(43)，拉格朗日乘子的更新复杂度为 $O(MNKU)$ 。由于内层迭代次数 L_{\max} 是一个关于迭代次数的多项式，需要 $O(L_{\max} MN^2 KU^2)$ 次运算。Dinkelbach 法外循环求解的最大计算复杂度是一个超线性时间复杂度形式 $O(X_{\max})$ [20]。因此，本文算法的多项式时间复杂度为 $O(X_{\max} L_{\max} MN^2 KU^2)$ 。

4 仿真分析

本节通过仿真分析验证本文算法的有效性。假设系统中存在一个宏蜂窝网络、2 个宏蜂窝用户和 2 个小蜂窝网络，每个小蜂窝网络中含有 2 个小蜂窝用户。宏蜂窝和每个小蜂窝的半径分别是 500 m 和 20 m，不同小蜂窝之间的最小距离是 40 m。信道衰落模型包含瑞利衰落、阴影衰落和路径损耗，其中路径损耗指数为 3，其他参数如表 2 所示。

表 2 仿真参数

参数	值	参数	值
P_c / W	0.3	I_m^{th} / mW	0.22
$R_i^{n,min} / (\text{bit} \cdot (\text{s} \cdot \text{Hz})^{-1})$	0.5	K	10
M	2	δ^2 / W	10^{-8}
N	2	X_{\max}	10^4
U	2	σ	10^{-6}

本文算法的收敛性能曲线如图 2 所示。假设每个小蜂窝基站的最大发射功率为 1.2 W。从图 2 中可以看出，本文算法具有较好的收敛性。在迭代初期，随着迭代次数的增加，每个小蜂窝用户的发射功率总体呈增加趋势，当迭代大约 12 次时，小蜂窝用户的发射功率达到收敛。收敛后能够满足小蜂窝基站的最大发射功率约束，说明本文算法可以很好地保障小蜂窝用户的通信质量。

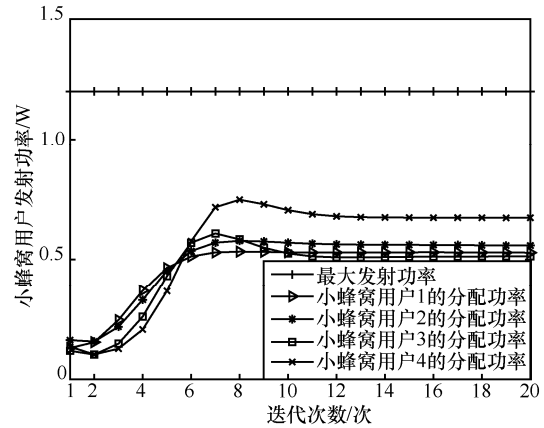


图 2 本文算法的收敛性能

小蜂窝网络最大发射功率和系统电路功耗对能量效率的影响如图 3 所示。假设其他系统参数相同，可以看出，当电路功耗不变时，随着最大发射功率阈值的增加，小蜂窝网络的能量效率增加。因为小蜂窝网络最大发射功率阈值越大，允许小蜂窝基站分配越多的功率给小蜂窝用户，传输速率越快，因此小蜂窝网络的能量效率越大。从另一个层面讲，考虑相同的发射功率阈值，能量效率会随着电路功耗的增加而减小。这是因为电路功耗越大，小蜂窝网络消耗的功率越多，能量效率也就越小。

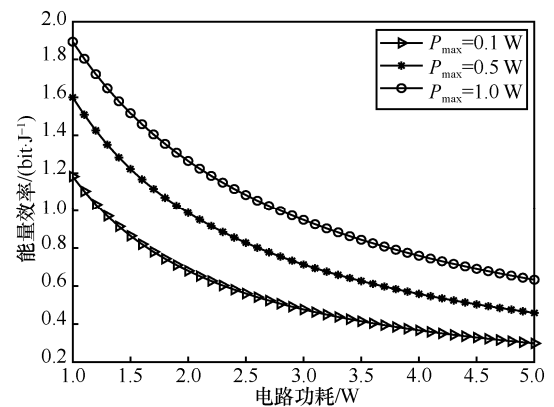


图 3 最大发射功率和系统电路功耗对能量效率的影响

跨层干扰阈值和最小数据速率对小蜂窝网络能量效率的影响如图 4 所示。可以看出，在相同最小数据速率下，小蜂窝网络的能量效率随跨层干扰阈值增大而增大。因为增大跨层干扰阈值会增大发射功率的可行域。另一方面，考虑相同的跨层干扰阈值，能量效率随着最小数据速率增加而减小，这是因为为了满足最小速率的要求，小蜂窝基站必须提升发射功率，因此小蜂窝网络的功率消耗会增大，导致能量效率的降低。

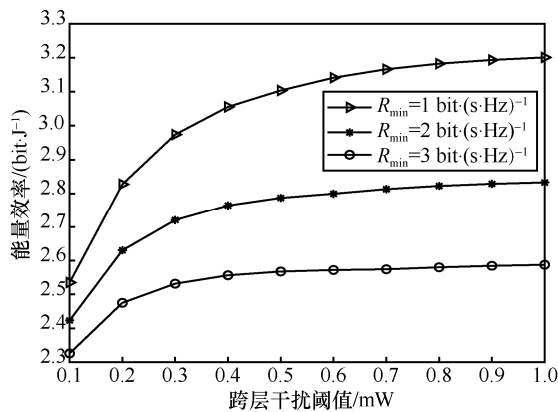


图 4 跨层干扰阈值和最小数据速率对能量效率的影响

干扰功率约束中不确定性对能量效率的影响如图 5 所示。设置不确定参数上界 ϵ_m 分别为 0.2、0.4、0.6。可以看出，在相同的跨层干扰阈值下，随着不确定参数的增大，小蜂窝网络的能量效率也增大。通过式(8)可知，不确定性增大会使发射功率减小，导致小蜂窝网络的功率消耗减小，因此能量效率会增大。

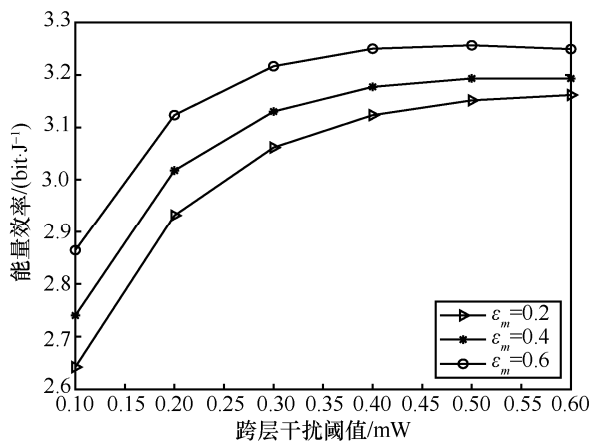


图 5 干扰功率约束中不确定性对能量效率的影响

速率的不确定性对能量效率的影响如图 6 所示。可以看出，考虑相同的跨层干扰阈值和不确定参数

$\delta_{i,k}^n$ ，能量效率随着不确定参数 $v_{i,k}^m$ 的增大而增大。因为不确定参数 $v_{i,k}^m$ 的增大会导致信干噪比减小，连续凸近似法中的系数 $a_{i,k}^n$ 会减小，从而发射功率减小，小蜂窝网络的功率消耗减小，因此能量效率会增大。另一方面，考虑相同的跨层干扰阈值和不确定参数 $v_{i,k}^m$ ，随着 $\delta_{i,k}^n$ 增加，能量效率会降低，这是因为 $\delta_{i,k}^n$ 越大，信道环境越差，从而导致小蜂窝网络能量效率越低。

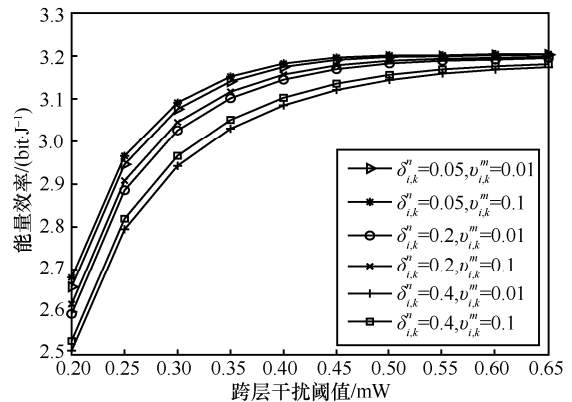


图 6 速率的不确定性对能量效率的影响

不确定性对小蜂窝用户数据速率的影响如图 7 所示。可以看出，随着信道不确定性 Δh 的增加，小蜂窝用户的数据速率会增加；随着 Δg 的增加，数据速率会减小。另一方面，当信道不确定性达到一定值后，非稳健算法的数据速率低于最小数据速率，而本文算法能够很好地控制在最小数据速率以上，这说明本文算法具有良好的稳健性。

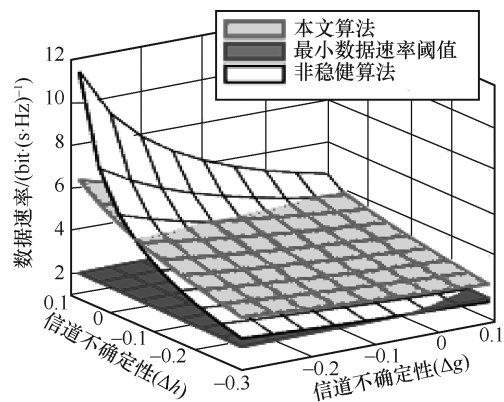


图 7 不确定性对小蜂窝用户数据速率的影响

5 结束语

本文针对基于能效最大的 NOMA 异构网络稳健资源分配问题进行研究。考虑了小蜂窝用户的

QoS 约束、小蜂窝基站最大发射功率约束、宏用户干扰功率约束及资源块分配约束,建立了多用户能效最大的资源分配问题。针对难以求得解析解,利用凸松弛法、Dinkelbach 法和连续凸近似法,将原问题转化成等价的凸优化问题,并通过拉格朗日对偶法求得解析解。仿真结果表明本文算法具有良好的能效和稳健性。

参考文献:

- [1] 徐勇军, 杨洋, 刘期烈, 等. 认知网络干扰效率最大稳健功率与子载波分配算法[J]. 通信学报, 2020, 41(1): 1-10.
XU Y J, YANG Y, LIU Q L, et al. Robust power and subcarrier allocation algorithm for cognitive network based on interference efficiency maximization[J]. Journal on Communications, 2020, 41(1): 1-10.
- [2] SIDDIQUE U, TABASSUM H, HOSSAIN E, et al. Channel-access-aware user association with interference coordination in two-tier downlink cellular networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(7): 5579-5594.
- [3] 徐勇军, 胡圆, 李国权, 等. 异构携能通信网络稳健资源分配算法[J]. 通信学报, 2019, 40(7): 186-196.
XU Y J, HU Y, LI G Q, et al. Robust resource allocation algorithm for heterogeneous wireless network with SWIPT[J]. Journal on Communications, 2019, 40(7): 186-196.
- [4] SENEL K, AKAR M. A power allocation algorithm for multi-tier cellular networks with heterogeneous QoS and imperfect channel considerations[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(11): 7184-7194.
- [5] XU Y J, LI G Q, YANG Y, et al. Robust resource allocation and power splitting in SWIPT enabled heterogeneous networks: a robust minimax approach[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(6): 10799-10811.
- [6] ZHANG H J, JIANG C X, CHENG J L, et al. Cooperative interference mitigation and handover management for heterogeneous cloud small cell networks[J]. IEEE Wireless Communications, 2015, 22(3): 92-99.
- [7] DAI L L, WANG B C, YUAN Y F, et al. Non-orthogonal multiple access for 5G: solutions, challenges, opportunities, and future research trends[J]. IEEE Communications Magazine, 2015, 53(9): 74-81.
- [8] DING Z G, LEI X F, KARAGIANNIDIS G K, et al. A survey on non-orthogonal multiple access for 5G networks: research challenges and future trends[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2017, 35(10): 2181-2195.
- [9] DING Z G, DAI L L, POOR H V. MIMO-NOMA design for small packet transmission in the internet of things[J]. IEEE Access, 2016(4): 1393-1405.
- [10] LIANG W, DING Z G, LI Y H, et al. User pairing for downlink non-orthogonal multiple access networks using matching algorithm[J]. IEEE Transactions on Communications, 2017, 65(12): 5319-5332.
- [11] SUN Y, NG D W K, DING Z G, et al. Optimal joint power and subcarrier allocation for full-duplex multicarrier non-orthogonal multiple access systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2017, 65(3): 1077-1091.
- [12] SONG Z Y, NI Q, SUN X. Distributed power allocation for nonorthogonal multiple access heterogeneous networks[J]. IEEE Communications Letters, 2018, 22(3): 622-625.
- [13] XU W P, QIU R H, JIANG X Q. Resource allocation in heterogeneous cognitive radio network with non-orthogonal multiple access[J]. IEEE Access, 2019(7): 57488-57499.
- [14] FANG F, ZHANG H J, CHENG J L, et al. Energy-efficient resource allocation for downlink non-orthogonal multiple access network[J]. IEEE Transactions on Communications, 2016, 64(9): 3722-3732.
- [15] FANG F, CHENG J, DING Z. Joint energy efficient subchannel and power optimization for a downlink NOMA heterogeneous network[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(2): 1351-1364.
- [16] FANG F, ZHANG H W J, CHENG J L, et al. Joint user scheduling and power allocation optimization for energy-efficient NOMA systems with imperfect CSI[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2017, 35(12): 2874-2885.
- [17] DINKELBACH W. On nonlinear fractional programming[J]. Management Science, 1967, 13(7): 492-498.
- [18] BOYD S, VANDENBERGHE L. Convex optimization[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004.
- [19] ZHOU X, LI Q Z. Energy efficiency for SWIPT in MIMO two-way amplify-and-forward relay networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(6): 4910-4924.
- [20] ZAPPONE A, JORSWIECK E. Energy efficiency in wireless networks via fractional programming theory[M]. Boston: Now Publishers, 2015.

[作者简介]



徐勇军(1986-), 男, 湖北赤壁人, 博士, 重庆邮电大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为认知无线电、异构无线网络传输技术等。



谢豪(1997-), 男, 重庆人, 重庆邮电大学硕士生, 主要研究方向为异构无线网络、稳健资源分配和反向散射通信等。

陈前斌(1967-), 男, 四川南充人, 博士, 重庆邮电大学教授、博士生导师, 主要研究方向为无线通信与网络。

林金朝(1966-), 男, 四川蓬溪人, 博士, 重庆邮电大学教授、博士生导师, 主要研究方向为无线通信传输技术、BAN 与信息处理技术等。

刘期烈(1974-), 男, 四川隆昌人, 博士, 重庆邮电大学教授、硕士生导师, 主要研究方向为无线传感器网络、无线 Mesh 网络、卫星通信、车载网络、UWB 室内定位、大数据等。