

# 异构无线网络干扰效率最大顽健资源分配算法

徐勇军<sup>1,2</sup>, 李国权<sup>1</sup>, 陈前斌<sup>1</sup>, 林金朝<sup>1</sup>

(1. 重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065; 2. 山东大学山东省无线通信技术重点实验室, 山东济南 250100)

**摘要:** 针对能效提升、宏用户干扰减小的问题, 该文研究了基于干扰效率最大的异构无线网络顽健资源分配算法. 首先, 考虑宏用户干扰约束、微蜂窝用户速率需求约束和最大发射功率约束, 将资源优化问题建模为多变量非线性规划问题. 其次, 考虑有界信道不确定性模型, 利用 Dinkelbach 辅助变量方法和连续凸近似方法结合对数变换方法, 将原分式规划顽健资源分配问题转换为等价的确定性凸优化问题, 并利用拉格朗日对偶算法获得解析解. 理论分析了计算复杂度和参数不确定性对性能的影响. 仿真结果表明该算法具有较好的干扰效率和鲁棒性.

**关键词:** 异构无线网络; 干扰效率; 顽健资源分配; 连续凸近似

**中图分类号:** TN929.5      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2020)03-0545-09

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2020.03.018

## Robust Resource Allocation for Interference-Efficiency Heterogeneous Wireless Networks

XU Yong-jun<sup>1,2</sup>, LI Guo-quan<sup>1</sup>, CHEN Qian-bin<sup>1</sup>, LIN Jin-zhao<sup>1</sup>

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

2. Shandong Provincial Key Lab of Wireless Communication Technologies, Shandong University, Jinan, Shandong 250100, China)

**Abstract:** To improve energy efficiency and reduce the interference to macro users (MUs), this paper studies robust resource allocation for interference efficiency (IE) maximization in heterogeneous wireless networks. Firstly, considering the maximum interference power constraint of MU, the minimum rate requirements of femto users (FUs) and the maximum transmit power constraint of femto base station, the resource allocation problem is modeled as a multivariate nonlinear programming problem. Secondly, under bounded channel uncertainties, the original fractional programming problem is converted into a convex optimization problem by using Dinkelbach's method, logarithmic transformation and the successive convex approximation, where the analytical solution is resolved by using Lagrangian dual approach. And computational complexity and the cost of robustness are also analyzed. Finally, simulation results show that the proposed algorithm has better IE and robustness.

**Key words:** heterogeneous wireless networks; interference efficiency; robust resource allocation; successive convex approximation

### 1 引言

随着新一代互联网技术的到来和无线终端设备数量的快速增长, 可用的频谱资源变得越来越少. 导致用户对无线通信带宽需求的持续增长和有限的频谱资源之间的矛盾变得愈加明显. 如何提升频谱利用率是 5G 通信网络技术发展的一个重要方向. 异构无线网络<sup>[1-3]</sup>

因允许多个微蜂窝和宏蜂窝基于频谱复用的模式来提高频谱资源利用率、减小覆盖盲区, 成为下一代通信技术的热点.

在异构无线网络中, 宏蜂窝网络通常提供广域覆盖, 而对于室内通信场景往往无法提供可靠的支持, 存在很多的覆盖盲点. 微蜂窝网络 (或称之为家庭基站) 可以为室内或局部通信提供很好的数据服务和吞吐

收稿日期: 2019-07-04; 修回日期: 2019-09-28 责任编辑: 梅志强

基金项目: 国家自然科学基金项目 (No. 61601071); 重庆市教委科学技术研究计划基金资助项目 (No. KJQN201800606); 山东大学山东省无线通信技术重点实验室开放课题 (No. SDKLWCT-2019-04); 重庆市基础研究与前沿探索专项面上项目 (No. cstc2019jcyj-msxmX0666); 重庆市自然科学基金重点项目 (No. 2019jcyj-zdxmX0008)

量,是一种有效解决无缝覆盖和提升频谱效率的技术.但是,为了实现该复杂网络场景下的资源共享和网络共存,资源分配因能够缓解用户间干扰、提高网络容量,成为学术界的研究热点<sup>[4]</sup>.具体来讲,可以通过基站选择、发射功率调节来实现宏蜂窝-微蜂窝组成的异构网络干扰控制、性能提升的目标.

现阶段,对异构无线网络资源分配问题的研究已取得了许多有意义的研究成果.概括起来可以分为三类:(1)干扰管理与协调,减小两类重叠网络间的干扰;(2)传输速率/吞吐量最大,主要是使得微蜂窝网络用户总速率或吞吐量最大;(3)能量效率最大,主要是使得总速率与总的传输功率消耗的比值最大,提高单位能量利用率.在干扰管理方面,Ahuja 等人<sup>[5]</sup>提出了一种分布式干扰管理策略来消除异构网络中相邻用户间的干扰.Shifat 等人<sup>[6]</sup>利用博弈论来研究异构网络中干扰管理和服务质量监督问题.Elsherif 等人<sup>[7]</sup>提出了一种自适应图着色方法来实现干扰管理和用户公平性传输.Liu 等人<sup>[8]</sup>利用图着色理论和博弈论方法研究了异构蜂窝网络中协作多点分簇和内蜂窝干扰管理.进一步,作者在文献<sup>[9]</sup>中研究了异构网络中用户服从六角形和泊松分布下的干扰管理和收敛范围分析.上述干扰管理方法虽然可以有效缓解与控制不同网络与用户间的干扰,但是无法提升整体网络服务体验.针对用户服务体验提升方面,Al-Zahrani 等人<sup>[10]</sup>研究了总速率最大的功率控制算法,为了分析和求解问题的方便性,每个微蜂窝网络中假设只有一个用户,并假设信道状态信息可以完美得到.该模型过于理想,无法满足实际网络的需求.Huang 等人<sup>[11]</sup>研究了微蜂窝网络总吞吐量最大的分布式资源分配算法,并保证了用户的公平性.上述成果可以有效改善整体通信质量,但是无法进一步提升能量利用率.为了提升单位能量消耗的传输速率,Zhang 等人<sup>[12]</sup>利用梯度辅助的二进制搜索算法研究了能量效率最大的功率分配和无线回程带宽分配问题.考虑多用户认知异构网络,Xie 等人<sup>[13]</sup>研究了微蜂窝用户能效最大化资源分配问题.考虑用户服务质量(Quality of Service, QoS)约束,基于非合作博弈模型,BACCI 等人<sup>[14]</sup>研究了正交频分多址接入异构网络上行传输能量效率最大的功率分配问题.针对宏蜂窝和微蜂窝组成的异构网络,LI 等人<sup>[15]</sup>研究了基于用户优先级的能效最大化资源分配问题.

现有的研究工作主要考虑能效优化和单蜂窝场景,很少考虑多蜂窝多用户和干扰效率问题.在异构无线网络中,影响频谱共享和宏用户通信质量的核心是跨层干扰功率约束,系统效用往往很难在达到最大发射功率条件下实现.因此分析干扰效率(最大化速率与干扰功率的比值)对系统性能的影响是十分有必要的.

考虑信道不确定性,本文提出了一种新的干扰效率最大的顽健资源分配算法.具体来讲,将多用户资源分配问题考虑成一个多变量非线性规划问题,并通过问题转换与算法求解来获得解析解,仿真验证了本文算法具有很好的干扰效率和鲁棒性.本文的主要贡献有:

(1)考虑宏用户和微蜂窝用户 QoS 约束,建立多用户分式规划优化模型.该问题是一个非凸、非线性规划问题,不易得到全局最优解.

(2)假设非完美信道状态信息下,信道不确定性满足球形不确定性集合,利用连续凸近似方法,对数变换和 Dinkelbach 辅助变量法将原问题转换为凸优化问题,利用拉格朗日对偶算法获得最优解,同时分析了该算法的复杂度.利用泰勒级数展开方法理论分析了鲁棒性代价.

(3)仿真结果表明,与传统能效最大、速率最大等算法对比,本文算法具有较好的干扰效率和摄动抑制能力,并具有良好的能量效率.

## 2 系统模型及问题描述

在本文考虑的下行传输异构无线网络中,包含 1 个宏蜂窝网络和 1 个微蜂窝网络,每个用户和基站均配备单根天线,因此在此不考虑波束成形问题.宏蜂窝网络中有  $N$  个宏用户,微蜂窝网络中有  $K$  个用户.假设采用下垫式频谱接入方式共享宏蜂窝网络的频谱资源,因此需要保证微蜂窝对任意宏用户接收机的干扰限定在某一干扰门限下.定义宏用户和微用户集合为  $\forall n \in N = \{1, 2, \dots, n\}$  和  $\forall i, k \in K = \{1, 2, \dots, k\}$ . 并且不失一般性,本文将每个子带宽归一化处理,即  $B = 1\text{Hz}$ . 系统参数归纳如表 1 所示.

根据信息论可知,微蜂窝网络中第  $k$  个微蜂窝用户接收机端的信干噪比可以描述为

$$\gamma_k = \frac{p_k h_k}{\sum_{i \neq k} p_i h_i + \sum_n p_n G_{n,k} + \sigma} \quad (1)$$

其中,  $z_k = \sum_{i \neq k} p_i h_i + \sigma_k$  是干扰加噪声之和,并且  $\sigma_k = \sum_n p_n G_{n,k} + \sigma$ . 式(1)分母中的第 1 项为微蜂窝网络间的内蜂窝干扰;第 2 项为来自宏蜂窝的跨层干扰.

根据香农容量定理,可以得到微蜂窝用户  $k$  的数据速率为

$$R_k = \log_2(1 + \gamma_k) \quad (2)$$

由于基站不可能提供无限大的传输功率,因此微蜂窝基站的发射功率需要满足如下约束

$$\sum_k p_k \leq P^{\max} \quad (3)$$

为了保证每个微蜂窝用户的基本传输质量,每个用户需要满足如下最小速率约束

表 1 系统参数描述

符号	定义	符号	定义
$N$	宏蜂窝用户数量	$K$	微蜂窝用户数量
$p_k$	微蜂窝基站分配给微蜂窝用户 $k$ 的发射功率	$h_k$	微蜂窝基站与微用户 $k$ 间的信道增益
$p_n$	宏基站分配给第 $n$ 个用户的发射功率	$\sigma$	在接收机处的背景噪声
$G_{n,k}$	宏基站到微蜂窝用户 $k$ 的信道增益	$g_{k,n}$	微蜂窝用户 $k$ 与宏用户 $n$ 间的信道增益
$\gamma_k$	微蜂窝网络第 $k$ 个用户接收机端的信干噪比	$z_k$	第 $k$ 个微用户接收机端的干扰与噪声之和
$R_k$	微蜂窝网络中第 $k$ 个用户接收机端的数据速率	$R_k^{\min}$	第 $k$ 个微蜂窝用户的最小传输速率门限
$A_n$	第 $n$ 个宏用户接收机的最大干扰门限	$\eta$	微蜂窝网络总的干扰效率
$p^{\max}$	微蜂窝基站允许最大的发射功率门限	$\eta_E$	微蜂窝用户的能效

$$R_k \geq R_k^{\min}, \forall k \quad (4)$$

为了保证每个宏用户不受到严重的干扰,微蜂窝用户的发射功率应该满足如下干扰约束:

$$\sum_k p_k g_{k,n} \leq A_n, \forall n \quad (5)$$

为了实现宏蜂窝网络和微蜂窝网络资源共享,必须同时满足宏用户的性能,而且需要保证微蜂窝用户的 QoS,并且使得系统达到一定的最优性能. 在实现更多数据速率的同时尽可能减小对宏用户的干扰,本文设计如下干扰效率函数

$$\eta = \sum_k R_k / \left( \sum_n \sum_k p_k g_{k,n} \right) \quad (6)$$

因此,根据式(3)~(6)的条件,基于干扰效率最大的资源优化问题描述式(7)所示.

$$\begin{aligned} \max_{p_k} \eta &= \frac{\sum_k R_k}{\sum_n \sum_k p_k g_{k,n}} \\ \text{s. t. } C1: &\sum_k p_k \leq p^{\max} \\ C2: &\sum_k p_k g_{k,n} \leq A_n, \forall n \\ C3: &R_k \geq R_k^{\min}, \forall k \end{aligned} \quad (7)$$

其中,约束条件 C2 和 C3 是为了保护各自网络中用户的 QoS. 约束条件 C1 和 C2 共同限制发射功率的上限. 优化问题式(7)的目标函数的物理意义为:在尽可能减小对宏用户的干扰下,来最大化微蜂窝网络总的传输速率. 传统能效目标函数可以描述为

$$\eta_E = \sum_k R_k / \left( \sum_k p_k + P_c \right) \quad (8)$$

其中, $P_c$  为微蜂窝基站实现资源分配时的电路功率消耗. 本文所研究的问题与传统能效优化问题的区别为:传统能效优化函数是在总功率消耗尽量最小的情况下,来最大化总的传输速率. 但是从优化问题式(7)可知,发射功率的上界由 C1 和 C2 共同约束. 从物理意义讲,通常最大发射功率门限要远远大于干扰门限. 因此,总目标函数性能由于干扰来限制显得更加合理.

由于信道时延和量化误差的影响,信道增益真实值  $h_i, g_{k,n}$  很难精确得到. 当微蜂窝链路存在信道不确定性时,微蜂窝用户的最小速率 C3 就可能无法满足;另外,当跨层干扰链路存在信道不确定性时,由于微蜂窝系统对宏用户产生的实际干扰功率出现误判,从而导致宏用户可能产生中断,从而无法实现资源共享. 因此,非常有必要提前考虑信道不确定性对系统性能的潜在影响,设计合理的顽健资源分配算法.

### 3 顽健资源分配算法

#### 3.1 凸优化问题转换

由于分式目标函数的影响,优化问题式(7)是一个非凸的、分式优化问题,不易获得解析解. 另一方面,信干噪比中的耦合发射功率变量的影响依然使得上述问题是一个不易求解的非凸优化问题. 加之信道增益随机不确定性的影响,从而使得顽健资源分配问题更加难以求解.

基于加性不确定性建模方法<sup>[16]</sup>,不确定性参数可以描述为

$$\begin{cases} h_i = \bar{h}_i + \Delta h_i, \Delta h_i \in \mathbf{R}_h, \forall i \\ g_{k,n} = \bar{g}_{k,n} + \Delta g_{k,n}, \Delta g_{k,n} \in \mathbf{R}_g, \forall k, n \end{cases} \quad (9)$$

其中  $\bar{h}_i$  和  $\bar{g}_{k,n}$  表示对应信道增益的估计值,  $\Delta h_i$  和  $\Delta g_{k,n}$  表示信道估计误差,该值为随机不确定性量. 在传统资源分配问题中,该值不容易确定,对资源分配问题的求解具有很大的挑战.  $\mathbf{R}_h$  和  $\mathbf{R}_g$  表示不确定参数满足的集合. 因此,顽健资源分配问题可以描述如下:

$$\begin{aligned} \max_{p_k} \eta &= \frac{\sum_k R_k}{\sum_n \sum_k p_k g_{k,n}} \\ \text{s. t. } C1: &\sum_k p_k \leq p^{\max} \\ C2: &\sum_k p_k g_{k,n} \leq A_n, \forall n \\ C3: &R_k \geq R_k^{\min}, \forall k \\ C4: &\Delta g_{k,n} \in \mathbf{R}_g, \Delta h_i \in \mathbf{R}_h \end{aligned} \quad (10)$$

上述问题是含摄动参数的顽健资源优化问题,由于不确定性的引入,从而使得上述问题是一个非凸、无限维的资源分配问题,很难获得功率分配的解析解。

根据 Dinkelbach 方法<sup>[17]</sup>,问题式(10)的分式目标函数可以描述为如下相减形式

$$f(\eta) = \sum_k R_k - \eta \sum_n \sum_k p_k g_{k,n} \quad (11)$$

从式(11)中可以看出,当变量  $\eta \rightarrow +\infty$ ,  $f(\eta) < 0$ ; 反之,  $f(\eta) \geq 0$ . 因此效用函数  $f(\eta)$  是关于变量  $\eta$  的单调递减凸函数. 假设最优解为  $p_k^*$ , 由于  $\eta \geq 0$ , 因此最大干扰效率  $\eta^*$  可以通过如下方程进行求解

$$f(\eta^*) = \sum_k R_k(p_k^*) - \eta^* \sum_n \sum_k p_k^* g_{k,n} = 0 \quad (12)$$

因此最优  $\eta^*$  为

$$\eta^* = \frac{\sum_k R_k(p_k^*)}{\sum_n \sum_k p_k^* g_{k,n}} \quad (13)$$

因此,优化问题式(10)可以转换为如下优化问题

$$\begin{aligned} & \max_{p_k, \eta} \sum_k R_k - \eta \sum_n \sum_k p_k g_{k,n} \\ \text{s. t. } & C1: \sum_k p_k \leq p^{\max} \\ & C2: \sum_k p_k g_{k,n} \leq A_n, \forall n \\ & C3: R_k \geq R_k^{\min}, \forall k \\ & C4: \Delta g_{k,n} \in \mathbf{R}_g, \Delta h_i \in \mathbf{R}_h \end{aligned} \quad (14)$$

在确定的  $\eta$  下,上述问题是关于变量  $p_k$  的顽健资源分配问题. 求解上述问题的关键是:(1)如何将不确定性优化问题转换为凸的形式;(2)如何建立信道不确定性模型;(3)如何将非凸速率约束转换为凸约束形式. 根据连续凸近似方法<sup>[18]</sup>,数据速率  $R_k$  可以近似为

$$\log_2(1 + \gamma_k) \geq a_k \log_2(\bar{\gamma}_k) + b_k \quad (15)$$

其中

$$a_k = \bar{\gamma}_k / (1 + \bar{\gamma}_k) \quad (16)$$

$$b_k = \log_2(1 + \bar{\gamma}_k) - a_k \log_2(\bar{\gamma}_k) \quad (17)$$

当  $\gamma_k = \bar{\gamma}_k$  时,不等式等号成立. 因此传输速率近似为

$$\bar{R}_k = a_k \log_2\left(\frac{p_k h_k}{z_k}\right) + b_k \geq a_k \log_2\left(\frac{p_k h_k}{q_k}\right) + b_k \quad (18)$$

其中,  $q_k \geq z_k$  为辅助变量. 因此我们可以得到如下等价的凸优化问题

$$\begin{aligned} & \max_{p_k, \eta, q_k} \sum_k \{a_k \log_2(p_k h_k q_k^{-1}) + b_k\} - \eta \sum_n \sum_k p_k g_{k,n} \\ \text{s. t. } & C1, C2, C4 \\ & \bar{C3}: p_k h_k \geq q_k \bar{R}_k^{\min}, \forall k \\ & C5: \left(\sum_{i \neq k} p_i h_i + \sigma_k\right) \leq q_k, \forall k \end{aligned} \quad (19)$$

其中  $\bar{R}_k^{\min} = 2^{(R_k^{\min} - b_k)/a_k}$ .

在摄动参数处理方面,主要有随机误差模型和有界误差模型. 因为对于实际复杂的异构无线通信场景,信道估计误差存在的可能性有多种,不易确定该随机参数的统计模型. 由于在实际通信系统中,信道估计误差是一个有界量,不可能无穷大,因此本文在此假设信道估计误差满足有界不确定性模型. 基于球形不确定性描述方法,我们有

$$\mathbf{R}_g = \{\mathbf{g}_n \mid \|\mathbf{g}_n - \bar{\mathbf{g}}_n\| \leq \varepsilon_n\} \quad (20)$$

$$\mathbf{R}_h = \{\mathbf{h}_k \mid \|\mathbf{h}_k - \bar{\mathbf{h}}_k\| \leq v_k\} \quad (21)$$

其中  $\varepsilon_n$  和  $v_k$  分别表示第  $n$  个宏用户接收机和第  $k$  个微蜂窝用户接收机能够容忍的最大不确定性上界,该上界值可以通过随机误差测量方法得到<sup>[19]</sup>.  $\mathbf{h}_k = [h_1, h_2, \dots, h_k]^T$  和  $\mathbf{g}_n = [g_{1,n}, g_{2,n}, \dots, g_{k,n}]^T$ . 约束条件式(20)的物理意义为:所有微蜂窝用户到第  $n$  个宏用户的干扰链路的信道增益不确定性平方和小于一个上界. 约束条件式(21)的物理意义在于:所有微蜂窝用户到当前第  $k$  个用户的干扰链路不确定性平方和小于某一上界.

为了很好的保护系统性能,防止中断概率事件发生,考虑最坏的信道不确定性影响,优化问题式(10)可以等价于如下最大化-最小效应函数的优化问题:

$$\begin{aligned} & \max_{p_k} \frac{\min_{\Delta h_i} \left( \sum_k R_k \right)}{\max_{\Delta g_{k,n}} \left( \sum_n \sum_k p_k g_{k,n} \right)} \\ \text{s. t. } & C1, C4 \\ & \bar{C2}: \sum_k p_k \bar{g}_{k,n} + \Delta_n^{\text{viloate}} \leq A_n, \forall n \\ & C3: \min_{\Delta h_i} R_k(\bar{h}_i, \Delta h_i) \geq R_k^{\min}, \forall k \end{aligned} \quad (22)$$

其中,干扰功率的保护函数  $\Delta_n^{\text{viloate}}$  为

$$\Delta_n^{\text{viloate}} = \max_{\Delta g_{k,n} \in \mathbf{R}_g} \sum_k \Delta g_{k,n} p_k \quad (23)$$

通过该保护函数的调节可以确定对宏用户的保护程度. 当该函数越大,说明有更多的不确定性引入,从而需要最大程度降低微蜂窝用户的传输功率来避免对宏用户带来有害干扰. 当该函数较小时,微蜂窝用户通过提升功率上限来提高传输速率和改善用户服务质量,同时也意味着信道不确定性较少.

根据式(19)~(23),可以得到等价的顽健资源分配问题

$$\begin{aligned} & \max_{p_k, \eta, q_k} \sum_k \{a_k \log_2(p_k h_k q_k^{-1}) + b_k\} - \eta \max_{\Delta g_{k,n} \in \mathbf{R}_g} \sum_n \sum_k p_k g_{k,n} \\ \text{s. t. } & C1, \bar{C3} \\ & \bar{C2}: \sum_k p_k \bar{g}_{k,n} + \Delta_n^{\text{viloate}} \leq A_n, \forall n \\ & \bar{C5}: \left(\sum_{i \neq k} p_i \bar{h}_i + \sigma_k + \Delta_k\right) \leq q_k, \forall k \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
C4: \Delta_k &= \max_{\Delta h_i \in \mathbf{R}_h} \left( \sum_{i \neq k} p_i \Delta h_i \right) \\
\mathbf{R}_g &= \{ \mathbf{g}_n \mid \| \mathbf{g}_n - \bar{\mathbf{g}}_n \| \leq \varepsilon_n \} \\
\mathbf{R}_h &= \{ \mathbf{h}_k \mid \| \mathbf{h}_k - \bar{\mathbf{h}}_k \| \leq \mathbf{v}_k \}
\end{aligned} \quad (24)$$

定义  $\mathbf{p} = [p_1, p_2, \dots, p_k]^T$ , 根据柯西-施瓦茨不等式, 则

$$\begin{aligned}
\Delta_n^{\text{violate}} &= \max_{\Delta g_{k,n} \in \mathbf{R}_g} \sum_k \Delta g_{k,n} p_k \leq \sqrt{\| \Delta \mathbf{g}_n \|^2} \sqrt{\| \mathbf{p} \|^2} \\
&\leq \varepsilon_n \sum_k p_k
\end{aligned} \quad (25)$$

同理,

$$\Delta_k = \max_{\Delta h_i \in \mathbf{R}_h} \left( \sum_{i \neq k} p_i \Delta h_i \right) \leq \mathbf{v}_k \sum_{i \neq k} p_i \quad (26)$$

由于前向信道相比于同层干扰信道更容易估计得到, 可以假设  $\bar{h}_k \approx h_k^{[20]}$ . 因此, 问题式(24)变为如下确定性优化问题

$$\begin{aligned}
\max_{p_k, \eta, q_k} \sum_k \{ a_k \log_2(p_k \bar{h}_k q_k^{-1}) + b_k \} - \eta \sum_n \sum_k p_k (\bar{g}_{k,n} + \varepsilon_n) \\
\text{s. t. } C1: \sum_k p_k \leq p^{\max}
\end{aligned}$$

$$\bar{C2}: \sum_k p_k (\bar{g}_{k,n} + \varepsilon_n) \leq A_n, \forall n \quad (27)$$

$$\bar{C3}: p_k \bar{h}_k \geq q_k \bar{R}_k^{\min}, \forall k$$

$$\bar{C5}: \left( \sum_{i \neq k} p_i (\bar{h}_i + \mathbf{v}_k) + \sigma_k \right) \leq q_k, \forall k$$

定义  $p_k = e^{x_k}$  和  $q_k = e^{y_k}$ , 问题式(27)可以等价

$$\begin{aligned}
\max_{x_k, \eta, y_k} \sum_k \{ a_k \log_2(\bar{h}_k e^{x_k - y_k}) + b_k \} - \eta \sum_n \sum_k p_k (\bar{g}_{k,n} + \varepsilon_n) \\
\text{s. t. } \bar{C1}: \sum_k e^{x_k} \leq p^{\max}
\end{aligned}$$

$$\bar{C2}: \sum_k e^{x_k} (\bar{g}_{k,n} + \varepsilon_n) \leq A_n, \forall n \quad (28)$$

$$\bar{C3}: e^{y_k} \bar{R}_k^{\min} \leq e^{x_k} \bar{h}_k, \forall k$$

$$\bar{C5}: e^{-y_k} \left( \sum_{i \neq k} e^{x_i} (\bar{h}_i + \mathbf{v}_k) + \sigma_k \right) \leq 1, \forall k$$

基于凸优化理论<sup>[21]</sup>, 对数-指数和函数为凸函数, 因此优化问题式(14)变为一个凸优化问题, 可以利用拉格朗日对偶原理获得解析解.

### 3.2 资源分配算法求解

基于拉格朗日对偶原理<sup>[21]</sup>, 可以构建如下拉格朗日函数:

$$\begin{aligned}
L(x_k, y_k, \eta, \beta, \chi_n, \alpha_k, \lambda_k) &= \\
&- \sum_k \{ a_k \log_2(\bar{h}_k e^{x_k - y_k}) + b_k \} \\
&+ \eta \sum_n \sum_k e^{x_k} (\bar{g}_{k,n} + \varepsilon_n) + \beta \left( \sum_k e^{x_k} - p^{\max} \right) \\
&+ \sum_n \chi_n \left\{ \sum_k e^{x_k} (\bar{g}_{k,n} + \varepsilon_n) - A_n \right\} \\
&+ \sum_k \alpha_k (e^{y_k} \bar{R}_k^{\min} - e^{x_k} \bar{h}_k) \\
&+ \sum_k \lambda_k \left\{ e^{-y_k} \left( \sum_{i \neq k} e^{x_i} (\bar{h}_i + \mathbf{v}_k) + \sigma_k \right) - 1 \right\}
\end{aligned} \quad (29)$$

其中,  $\lambda_k \geq 0, \beta \geq 0, \chi_n \geq 0$  和  $\alpha_k \geq 0$  是问题式(28)约束条件所对应的拉格朗日乘子. 因此, 拉格朗日函数可以

重新描述为

$$\begin{aligned}
L(x_k, y_k, \eta, \beta, \chi_n, \alpha_k, \lambda_k) &= \\
&= \sum_k L_k(x_k, y_k, \eta, \beta, \chi_n, \alpha_k, \lambda_k) - \sum_k b_k - \beta p^{\max} \\
&- \sum_n \chi_n A_n + \sum_k \alpha_k e^{y_k} \bar{R}_k^{\min} - \sum_k \lambda_k
\end{aligned} \quad (30)$$

其中

$$\begin{aligned}
L_k(\cdot) &= -a_k \log_2(\bar{h}_k e^{x_k - y_k}) + \beta e^{x_k} \\
&+ \sum_n (\eta + \chi_n) e^{x_n} (\bar{g}_{k,n} + \varepsilon_n) - \alpha_k e^{x_k} \bar{h}_k \\
&+ \lambda_k e^{-y_k} \left( \sum_{i \neq k} e^{x_i} (\bar{h}_i + \mathbf{v}_k) + \sigma_k \right)
\end{aligned} \quad (31)$$

优化问题式(28)的对偶问题为

$$\begin{aligned}
\min_{\lambda_k, \beta, \chi_n, \alpha_k} D(\lambda_k, \beta, \chi_n, \alpha_k) \\
\text{s. t. } \lambda_k \geq 0, \beta \geq 0, \chi_n \geq 0, \alpha_k \geq 0
\end{aligned} \quad (32)$$

其中

$$D(\lambda_k, \beta, \chi_n, \alpha_k) = \max_{x_k, y_k, \eta} L(\cdot) \quad (33)$$

根据 KKT 条件<sup>[21]</sup>, 最优功率分配求解为

$$p_k^* = e^{x_k^*} = \frac{a_k \log_2 e}{\beta + \omega_k + \lambda_k \theta_k} \quad (34)$$

其中

$$\omega_k = \sum_n (\eta + \chi_n) (\bar{g}_{k,n} + \varepsilon_n) - \alpha_k \bar{h}_k \quad \text{和} \quad \theta_k = \sum_{i \neq k} e^{-y_i} (\bar{h}_i + \mathbf{v}_k).$$

同理, 辅助变量为

$$e^{y_k} = \lambda_k \left( \sum_{i \neq k} p_i (\bar{h}_i + \mathbf{v}_k) + \sigma_k \right) / (a_k \log_2 e) \quad (35)$$

基于次梯度算法, 上述拉格朗日乘子更新律如下

$$\beta^{t+1} = [\beta^t + d_1 \times (\sum_k p_k^t - p^{\max})]^+ \quad (36)$$

$$\chi_n^{t+1} = [\chi_n^t + d_2 \times (\sum_k p_k^t (\bar{g}_{k,n} + \varepsilon_n) - A_n)]^+ \quad (37)$$

$$\alpha_k^{t+1} = [\alpha_k^t + d_3 \times (e^{y_k^t} \bar{R}_k^{\min} - p_k^t \bar{h}_k)]^+ \quad (38)$$

$$\begin{aligned}
\lambda_k^{t+1} &= [\lambda_k^t + d_4 \times \{ e^{-y_k^t} \left( \sum_{i \neq k} p_i^t (\bar{h}_i + \mathbf{v}_k) \right. \\
&\left. + \sigma_k \right) - 1 \}]^+
\end{aligned} \quad (39)$$

其中,  $t$  为迭代次数;  $d_1, d_2, d_3$  和  $d_4$  为大于零的拉格朗日乘子更新步长, 且  $[x]^+ = \max(0, x)$ .

### 3.3 计算复杂度与鲁棒性分析

计算复杂度: 不失一般性, 可以假设外层干扰效率和内层拉格朗日乘子的最大迭代次数分别为  $L$  和  $T$ . 根据式(36) ~ (39) 可以看出, 总共需要  $O(NK)$  次运算. 由于内层迭代次数  $T$  是一个关于迭代次数的多项式, 因此需要  $O(NKT)$  次运算. 又由于外层迭代最大需要  $L$  次运算<sup>[22]</sup>, 因此总的计算复杂度为  $O(LKNT)$ . 当选择合适的步长, 可以降低运算次数, 从而减小总的计算复杂度. 顽健资源分配算法实现步骤如算法 1 所示.

### 算法 1 基于迭代更新的顽健资源分配算法

初始化系统参数和辅助变量  $\eta, a_k, b_k$ ; 定义外层迭代次数初始值为  $l=0$ ; 算法控制精度为  $\varepsilon$ ;

While  $\left| \frac{\sum_k \bar{R}_k(l)}{\sum_n \sum_k p_k(l)(\bar{g}_{k,n} + \varepsilon_n)} - \eta(l-1) \right| > \varepsilon$  和  $l \leq L$  do

初始化迭代步长和拉格朗日初始值, 并设置内层迭代次数初始值为  $t=0$ ;

While  $t \leq T$  或所有拉格朗日乘子迭代精度都大于  $\varepsilon$  do

For  $k=1:1:K$

For  $n=1:1:N$

根据式(34)和式(35)计算最优功率  $p_{k,m}$ ;

根据式(36)~式(39)更新拉格朗日乘子  $\beta, \chi_n, \alpha_k$  和  $\lambda_k$ .

根据辅助变量  $a_k, b_k$  的表达式式(16)、(17)更新该值  $a_k(t), b_k(t)$ , 其中  $\bar{\gamma}_k = \gamma_k(t)$ .

End For

End For

更新  $t=t+1$ ;

End While

更新  $l=l+1$  和

$$\eta(t) = \frac{\sum_k \bar{R}_k(t-1)}{\sum_n \sum_k p_k(t-1)(\bar{g}_{k,n} + \varepsilon_n)};$$

End while

鲁棒性分析: 为了量化最优资源分配问题式(7)和顽健资源分配问题式(22)效用函数之间的差距, 量化不确定参数对性能的影响. 定义  $L_{\text{gap}} = L^{\text{robust}} - L^{\text{non-robust}}$ , 设置初始干扰效率为  $\eta=0$ , 最优拉格朗日乘子及最优功率  $p_k^*$ , 根据局部灵敏度分析方法<sup>[23]</sup>, 根据式(22)和式(27)可以定义等价顽健资源分配问题为

$$\begin{aligned} U^*(\Delta h_i, \Delta g_{k,n}) &= \inf \left\{ -\max \left( \sum_k (a_k \log_2(p_k h_k q_k^{-1}) + b_k) \right. \right. \\ &\quad \left. \left. - \eta \left( \sum_n \sum_k p_k g_{k,n} + \sum_n \Delta_n^{\text{violate}} \right) \right) \right\}, \\ &\quad p_k \bar{h}_k \geq q_k \bar{R}_k^{\min}, \sum_{i \neq k} p_i \bar{h}_i + \Delta_k + \sigma_k \leq q_k \\ &\quad \left. \sum_k p_k \bar{g}_{k,n} + \Delta_n^{\text{violate}} \leq A_n \right\} \end{aligned} \quad (40)$$

如果估计误差  $\Delta h_i, \Delta g_{k,n}$  很小时, 根据泰勒级数展开, 式(40)可以描述为

$$\begin{aligned} U^*(\Delta h_i, \Delta g_{k,n}) &= U^*(\Delta h_i, \Delta g_{k,n}) \Big|_{\Delta h_i=0, \Delta g_{k,n}=0} + \sum_k \Delta_k \frac{\partial U^*(0, \Delta g_{k,n})}{\partial \Delta h_i} \\ &\quad + \sum_n \Delta_n^{\text{violate}} \frac{\partial U^*(\Delta h_i, 0)}{\partial \Delta g_{k,n}} - \eta \sum_n \Delta_n^{\text{violate}} + o \end{aligned} \quad (41)$$

其中, 第一项为非顽健优化问题的效应函数, 即  $L^{\text{non-robust}}$ , 根据微小扰动变量灵敏度分析<sup>[23]</sup>并结合拉格朗日函数式(29), 则

$$\frac{\partial U^*(0, \Delta g_{k,n})}{\partial \Delta h_i} \approx -\lambda_k^* \quad (42)$$

$$\frac{\partial U^*(\Delta h_i, 0)}{\partial \Delta g_{k,n}} \approx -\chi_n^* \quad (43)$$

则性能间隙为

$$\begin{aligned} L_{\text{gap}} &= U^*(\Delta h_i, \Delta g_{k,n}) - U^*(\Delta h_i, \Delta g_{k,n}) \Big|_{\Delta h_i=0, \Delta g_{k,n}=0} \\ &= -\sum_k \lambda_k \Delta_k - \sum_n (\eta + \chi_n) \Delta_n^{\text{violate}} \end{aligned} \quad (44)$$

由于微小扰动参数下假设初始  $\eta$  对系统性能影响忽略不计, 结合式(25)和式(26), 则

$$L_{\text{gap}} = -\sum_{i \neq k} \sum_k \lambda_k^* v_k p_i^* - \sum_n \sum_k \chi_n^* \varepsilon_n p_k^* \quad (45)$$

从式(45)中可以看出  $L_{\text{gap}} \leq 0$ , 说明最优资源分配算法的系统性能优于顽健资源分配算法, 换一句话说, 顽健资源分配算法通过损失部分性能来提高用户的鲁棒性. 该部分从仿真分析中将得以验证.

## 4 性能分析

本文针对多蜂窝网络对所提出的算法进行仿真验证. 假设有一个宏蜂窝和一个微蜂窝小区, 存在两个宏蜂窝用户, 并且所有用户随机分布在各小区. 宏蜂窝和每个微蜂窝的小区半径分别为 500m 和 20m. 宏用户基站发射功率为 46dBm. 每个微蜂窝在归一化带宽下最小传输速率需求为  $R_k^{\min} = 1\text{bps/Hz}$ . 噪声功率谱密度为  $\sigma = -174\text{dBm/Hz}$ . 路损模型假设满足 3GPP 异构网络标准<sup>[24]</sup>, 且路损指数为 3. 为了验证算法的有效性, 与传统基于速率最大化的优化算法<sup>[11]</sup>和基于能效最大的优化算法<sup>[13]</sup>进行对比. 同时定义本文最优算法为  $v_k = \varepsilon_n = 0$ .

图 1 给出了算法的收敛性能曲线, 干扰门限为 0.001mW,  $v_k = \varepsilon_n = 0.01$ . 从图中可以看出算法具有较好的收敛性. 且随着用户数量增大, 干扰效率增大, 意味着对宏用户的干扰减小并提升了网络中用户的和速率.

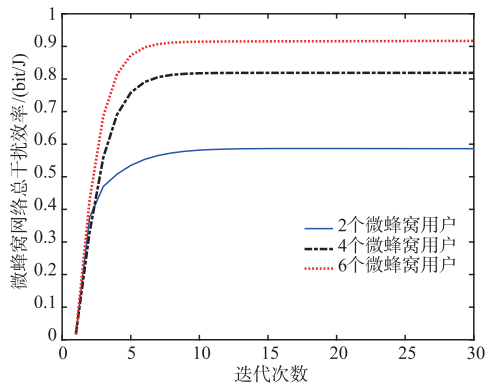


图1 干扰效率收敛性能

图 2 给出了干扰效率在不同算法对比下随不同干扰门限的变化曲线, 用户数定义为  $K=2$ . 从图中可以

看出,随着干扰门限的增加,所有算法的干扰效率都降低.因为较大的干扰门限为进一步提高速率提供了可能,但同时提高了对宏用户的干扰;另外,总的干扰效率是关于最优功率的递减函数.同时,可以看出本文最优算法具有最小的干扰效率,而基于速率最大的资源分配算法由于基于单目标优化问题的资源分配算法没有考虑能量、干扰与最优速率性能之间的平衡关系,因此该算法干扰效率较低.另外,从干扰效率性能角度讲,本文算法性能也优于传统能效算法,且鲁棒资源分配算法的干扰效率略低于最优资源分配算法.

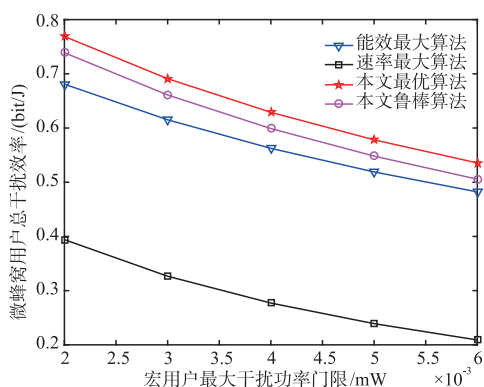


图2 总干扰效率随干扰门限的变化性能

图3给出了系统总能效与干扰门限的对比关系.从图中可以看出,基于能效最大的算法在能效性能方面具有最好的性能.本文提出的算法也同样具有较好的性能,但速率最大算法具有最差的能效.

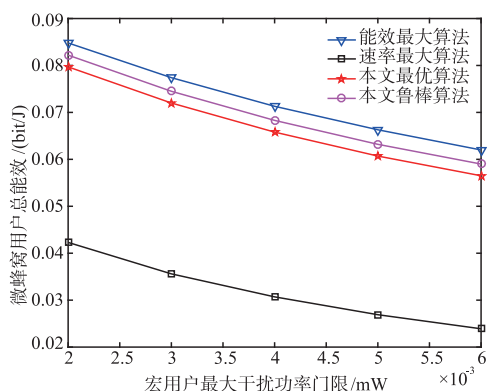


图3 系统总能效与干扰门限的对比关系

图4给出了宏用户接收到的干扰功率与最大发射功率门限的关系.从图中可以看出,本文算法具有较小的干扰功率.而基于能效最优的算法,虽然考虑了用户速率和能量消耗的平衡关系,但是对宏用户的干扰考虑较少.本文算法能够平衡干扰与速率间的关系,降低对宏用户干扰的同时损失较小的传输速率.

图5给出了不同算法在信道扰动下的中断概率性能.从图中可以看出,随着信道估计值偏离真实信道增

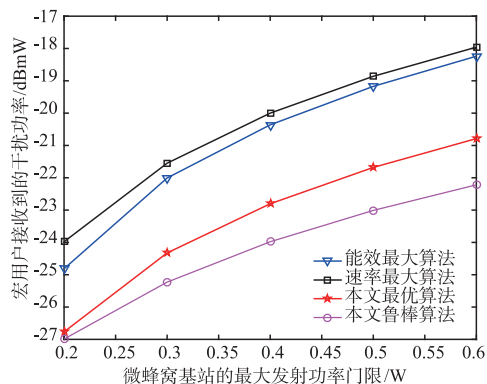


图4 宏用户干扰功率与基站发射功率门限的关系

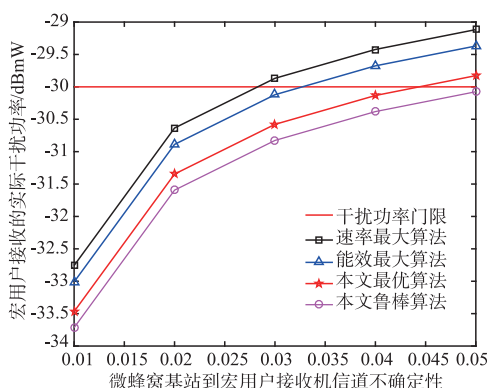


图5 干扰效率与信道不确定性关系

益越大,所有算法的干扰功率都随之增大.当实际干扰功率超过干扰门限时,宏用户产生中断.从图中看出,在较小参数不确定性下,没有中断产生.随着信道不确定性的增大,基于速率最大的算法最早超过干扰门限,产生中断;因为该算法在总速率最大性能上具有自私性,没有考虑降低一定的能量来保护宏用户的性能.基于能效最大的算法和本文算法都考虑能量消耗与速率间的平衡关系,从而对宏用户的影响较小.本文所提出的鲁棒算法具有最优性,不会导致宏用户的干扰,因为提前考虑了信道不确定性.在参数出现估计误差时降低发射功率上界来对宏用户提供更多的保护.从另一方面来讲,本文鲁棒算法通过降低宏用户中断,提高鲁棒性,但牺牲了干扰效率最优性和能效最优性.

图6给出了不同参数不确定性对性能损失的影响.将式(45)两边取负号,并且第一部分为速率损失函数,第二项为干扰损失函数.从图中可以看出,随着不确定性上界的增大,损失函数逐渐增大,说明最优资源分配算法的性能与鲁棒算法性能差逐渐增大.同时,较大微蜂窝用户数的性能损失更为严重.因为由于层内干扰的影响,当用户数量增大时,速率损失代价比干扰损失代价高.

图7给出了不同用户数量下微蜂窝用户总的干扰效率性能.从实验结果中可以发现,随着用户数量增

大,总的干扰性能随之增大. 因为接入网络用户数量越多,会对总的速率有较大程度提升. 另外,本文鲁棒算法和最优算法的干扰效率间隙逐渐增大,因为多用户链路引入会导致更多的不确定性因子引入,从而导致差异增大,该结论也可以从式(45)中得出.

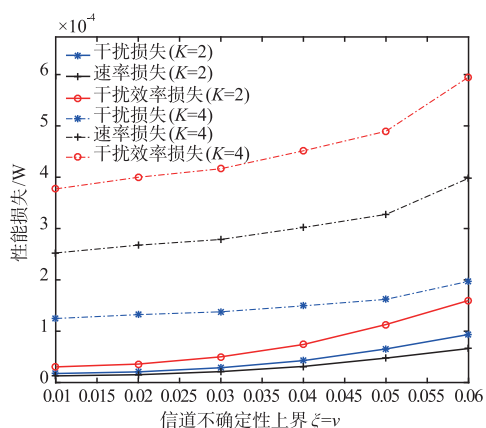


图6 性能损失曲线

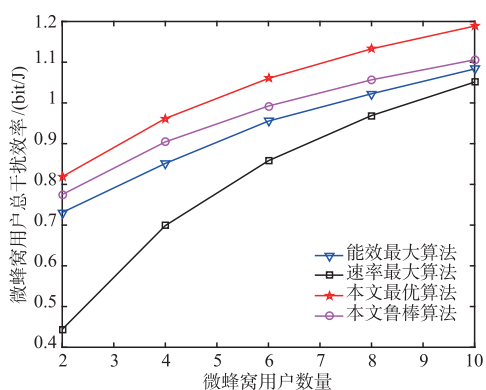


图7 不同用户数量下干扰效率对比

## 5 结论

本文提出了一种基于干扰效率的异构无线网络顽健资源分配算法来实现干扰抑制和提升网络传输速率. 针对多蜂窝和多用户双层异构无线网络场景,考虑基站选择、最大发射功率、最小传输速率和跨层干扰功率等约束条件,建立了多用户干扰效率最大的资源分配问题. 针对原非凸优化难以求得解析解的问题,利用 Dinkelbach 方法和连续凸近似方法,结合对数变换法,将原问题转换为凸优化问题,并通过拉格朗日对偶分解方法和次梯度更新方法获得分布式资源分配算法,同时分析了算法的复杂度,并分析了顽健算法和最优算法的性能差异. 仿真结果表明本文算法具有在损失较小能效代价下,具有较好的干扰效率和较小的干扰,并有很好的鲁棒性能.

## 参考文献

[1] DAMNJANOVIC A, MONTOJO J, WEI Y B, et al. A sur-

vey on 3GPP heterogeneous networks [J]. IEEE Wireless Communications, 2011, 18(3): 10-21.

[2] 盛洁, 马冬. 异构无线网络业务接入多目标优化控制算法[J]. 电子学报, 2016, 44(2): 282-288.

SHEN J, MA D. Multi-objective optimal based service access control algorithm for heterogeneous wireless networks [J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(2): 282-288. (in Chinese)

[3] 马彬, 汪栋, 谢显中. 异构无线网络中新的成本感知网络切换方案[J]. 电子学报, 2018, 46(5): 1227-1233.

MA B, WANG D, XIE X Z. A novel cost-aware network handoff scheme in heterogeneous wireless network [J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(5): 1227-1233. (in Chinese)

[4] 徐勇军, 李国权, 徐鹏, 等. 异构无线网络资源分配算法研究综述[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2018, 30(3): 289-299.

XU Y J, LI G Q, XU P, et al. Survey on resource allocation in heterogeneous wireless networks [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2018, 30(3): 289-299. (in Chinese)

[5] AHUJA K, XIAO Y, SCHAAR M V. Distributed interference management policies for heterogeneous small cell networks [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2015, 33(6): 1112-1126.

[6] SHIFAT A, CHOWDHURY M Z, JANG Y M. Game-based approach for QoS provisioning and interference management in heterogeneous networks [J]. IEEE Access, 2018, 6: 10208-10220.

[7] ELSHERIF A R, CHEN W, ITO A, et al. Adaptive resource allocation for interference management in small cell networks [J]. IEEE Transactions on Communications, 2015, 63(6): 2107-2125.

[8] LIU L, ZHOU Y, GARCIA V, et al. Load aware joint CoMP clustering and inter-cell resource scheduling in heterogeneous ultra dense cellular networks [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(3): 2741-2755.

[9] LIU L, ZHOU Y, ZHUANG W, et al. Tractable coverage analysis for hexagonal macrocell-based heterogeneous UDNs with adaptive interference-aware CoMP [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(1): 503-517.

[10] ZAHIRANI A Y, YU F R. An energy-efficient resource allocation and interference management scheme in green heterogeneous networks using game theory [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(7): 5384-5396.

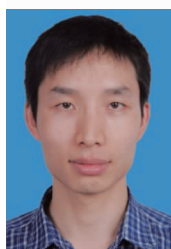
[11] HUANG X, ZHANG D, TANG S, et al. Fairness-based distributed resource allocation in two-tier heterogeneous

- networks[J]. IEEE Access,2019,7:40000 – 40012.
- [12] ZHANG H J, LIU H, CHENG J L, et al. Downlink energy efficiency of power allocation and wireless backhaul bandwidth allocation in heterogeneous small cell networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2018, 66 (4): 1705 – 1716.
- [13] XIE R C, YU F, JI H, et al. Energy-efficient resource allocation for heterogeneous cognitive radio networks with femtocells[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications. ,2012,11(11):3910 – 3920.
- [14] BACCI G, BELMEGA E V, MERTIKOPOULOS P, et al. Energy-aware competitive power allocation for heterogeneous networks under QoS constraints[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14 (9): 4728 – 4742.
- [15] LI R, CAO N. , MAO M H, et al. Load-aware energy efficiency with unequal user priority in downlink heterogeneous network system [J]. IEEE Access, 2019, 7: 106275 – 106283.
- [16] XU Y J, ZHAO X H, LIANG Y C. Robust power control and beamforming in cognitive radio networks: a survey [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials,2015,17(4):1834 – 1857.
- [17] XU Y J, YANG Y, LIU Q L, et al. Joint energy-efficient resource allocation and transmission duration for cognitive HetNets under imperfect CSI [J]. Signal Processing, 2019,167(2020):1 – 12.
- [18] PAPANTRIPOULOS J, EVANS J S. SCALE: a low-complexity distributed protocol for spectrum balancing in multiuser DSL networks[J]. IEEE Transactions on Information Theory,2009,55(8):3711 – 3724.
- [19] ZHENG G, WONG K K, OTTERSTEN B. Robust cognitive beamforming with bounded channel uncertainties[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57 (12): 4871 – 4881.
- [20] SUN S, NI W, ZHU Y. Robust power control in cognitive radio networks: a distributed way[A]. 2011 IEEE International Conference on Communications (ICC) [C]. Kyoto:IEEE,2011. 1 – 6.
- [21] BOYD S, VANDENBERGHE L. Convex Optimization[M]. Cambridge,UK:Cambridge University Press,2004.
- [22] FANG F, DING Z G, LIANG W, et al. Optimal energy efficient power allocation with user fairness for uplink MC-NOMA systems[J]. IEEE Wireless Communications Letter,2019,8(4):1133 – 1136.
- [23] BEN-TALA, NEMIROVSKI A. Selected topics in robust convex optimization [J]. Mathematical Programming, 2007,112(1):125 – 158.
- [24] FANG F, CHENG J L, DING Z G. Joint energy efficient subchannel and power optimization for a downlink NOMA heterogeneous network[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology,2019,68(2):1351 – 1364.

### 作者简介



**徐勇军** 男,1986 年生于湖北省赤壁市,博士. 现为重庆邮电大学副教授、硕士生导师,主要研究方向为异构无线网络、鲁棒资源分配等.  
E-mail:xuyj@cqupt.edu.cn



**李国权(通信作者)** 男,1980 年生于河南省方城县. 现为重庆邮电大学通信与信息工程学院副教授,主要研究方向为 MIMO 无线通信传输技术、异构无线网络传输技术等.  
E-mail:ligq@cqupt.edu.cn



**陈前斌** 男,1967 年生于四川省南充人. 现为重庆邮电大学教授、博士生导师,主要研究方向为无线通信与网络.



**林金朝** 男,1966 年 7 月生于四川省蓬溪县人. 现为重庆邮电大学教授、博士生导师. 主要研究方向为无线通信传输技术、BAN 网络与信息处理技术等.