

基于干扰效率多蜂窝异构无线网络最优基站选择及功率分配算法

李国权^① 徐勇军*^{①②} 陈前斌^①

^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 济南 250100)

摘要: 针对多蜂窝多用户异构无线网络干扰管理和效率提升问题, 该文研究了基于干扰效率最大的下行链路基站(BS)-用户匹配和功率分配问题。首先, 考虑宏用户和微蜂窝用户的服务质量, 将问题建模为多变量混合整数非线性规划问题。其次将原问题分解为基站选择和功率分配两个子问题。针对基站选择问题, 利用凸优化问题获得最优基站选择策略; 针对功率分配问题, 利用二次变换法和Dinkelbach辅助变量法, 将功率分配问题转换为凸优化问题求解。仿真结果表明, 与现有算法对比, 该算法具有较好的干扰效率和干扰控制性能。

关键词: 异构无线网络; 干扰效率; 资源分配; 基站选择

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)04-0957-08

DOI: 10.11999/JEIT190419

Interference Efficiency-based Base Station Selection and Power Allocation Algorithm for Multi-cell Heterogeneous Wireless Networks

LI Guoquan^① XU Yongjun^{①②} CHEN Qianbin^①

^①(School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

^②(Shandong Provincial Key Laboratory of Wireless Communication Technologies, Shandong University, Jinan 250100, China)

Abstract: To solve interference management and efficiency improvement of multi-cell multi-user heterogeneous wireless networks, the downlink Base Station (BS)-user matching and power allocation problem are studied to maximize the interference efficiency of femtocells. Firstly, consideration of quality of service of macro cell users and femtocell users, the problem is formulated as a multivariate mixed integer nonlinear programming problem. Secondly, the problem is decomposed into two subproblems. The BS selection problem is solved by convex optimization technique. The power allocation problem is firstly converted into a convex one by using quadratic transformation method and Dinkelbach approach, then the problem is resolved by using Lagrange dual methods and subgradient methods. Simulations results show the effectiveness of the proposed algorithm by comparing with the existing algorithms in terms of interference efficiency and interference management.

Key words: Heterogeneous wireless networks; Interference efficiency; Resource allocation; Base Station (BS) selection

收稿日期: 2019-06-07; 改回日期: 2020-01-18; 网络出版: 2020-02-20

*通信作者: 徐勇军 xuyj@cqupt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61601071), 重庆市教委科学技术研究计划项目(KJQN201800606), 重庆市基础研究与前沿探索专项面上项目(cstc2019jcyj-msxmX0666, cstc2019jcyj-xfkkX0002), 重庆市科技创新领军人才项目(CSTCCXLJRC201908), 山东省无线通信技术重点实验室开放课题(SDKLWCT-2019-04)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61601071), The Science and Technology Research Program of Chongqing Municipal Education Commission (KJQN201800606), The Natural Science Foundation of Chongqing (cstc2019jcyj-msxmX0666, cstc2019jcyj-xfkkX0002), The Chongqing Science and Technology Innovation Leading Talent Support Program (CSTCCXLJRC201908), The Open Research Fund from Shandong Provincial Key Laboratory of Wireless Communication Technologies (SDKLWCT-2019-04)

1 引言

近年来,随着智能终端和无线设备的快速增长,导致频谱资源短缺、通信盲区等问题的出现。为了解决上述问题,支持不同用户接入、提供无缝连接的异构无线网络备受关注^[1]。在该复杂网络场景下,资源分配因能够缓解用户间干扰、提高网络容量而成为学术界的研究热点^[2]。

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。概况起来可以分为两类:(1)传输速率/吞吐量最大的资源分配,主要是使得小蜂窝网络用户总速率最大;(2)能量效率最大的资源分配,主要是使得总速率与总的传输功率消耗的比值最大,提高单位能量下的利用率。针对正交频分复用多蜂窝异构无线网络能耗问题,利用梯度辅助的二进制搜索算法,文献^[3]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,文献^[4]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,文献^[5]研究了正交频分多址接入异构无线网络上行传输能量效率最大的功率分配问题。针对宏蜂窝和微微蜂窝组成的异构网络,文献^[6]研究了基于用户优先级的能效最大化资源分配问题。考虑单蜂窝异构无线网络场景,文献^[7]利用凸优化理论研究功率分配和带宽分配的联合优化问题,使得微蜂窝网络用户总容量最大化。针对由1个宏蜂窝和多个微微蜂窝组成的异构无线网络,文献^[8]研究了比例公平性最大化目标函数下的资源分配和用户连接问题。为了实现多终端并行接入,文献^[9]研究了速率最大的功率分配和带宽分配问题。针对正交频分多址接入异构无线网络,文献^[10]研究了微蜂窝网络吞吐量最大的功率分配和子载波分配问题。

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能效。在异构无线网络中,影响频谱共享和微蜂窝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。本文针对下行多蜂窝多用户异构无线网络场景,提出了一种干扰效率最大的基站选择和功率分配算法,将多网络多用户资源分配问题建模成一个多变量混合整数非线性规划问题,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抑制与干扰效率。本文的主要贡献有:

(1)考虑宏用户干扰功率约束,微蜂窝用户最小速率需求约束,最大发射功率约束,建立多蜂窝

网络基站选择与功率分配混合优化模型。该问题是一个非凸、整数非线性规划问题,不易得到全局最优解。

(2)上述问题分解为基于干扰效率最大的基站选择子问题和基于干扰效率最大的功率分配子问题。利用二次变换法和Dinkelbach辅助变量法将原问题转换为凸优化问题,利用拉格朗日对偶原理和次梯度更新算法获得最优解。同时理论分析了本文算法的复杂度。

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

2 系统模型及问题描述

多蜂窝异构无线网络下行传输模型如图1所示。系统模型中包含1个宏基站和 N 个微基站组成的异构无线网络,并且宏网络中有 M 个宏用户,每个微蜂窝网络有 K^n 个用户。每个用户和基站都是配备单根天线,因此不考虑波束成形问题。假设用 K 表示总用户个数,则 $K = \sum_{n=1}^N K^n$ 。多个微蜂窝用户采用下垫式频谱接入方式共享宏蜂窝网络的频谱资源。因此需要控制微蜂窝对任何宏用户接收机干扰限制在一定的干扰门限值下。定义宏用户和微用户集合为 $\forall m \in \{1, 2, \dots, M\}$ 和 $\forall k \in \{1, 2, \dots, K\}$ 。微蜂窝基站集合为 $\forall n, i \in \{1, 2, \dots, N\}$ 。并且不失一般性,本文将每个子带宽归一化处理,即 $B = 1$ Hz。定义 $\alpha_{n,k}$ 表示蜂窝选择因子,如果用户 k 利用第 n 个微蜂窝进行通信,则 $\alpha_{n,k} = 1$;否则 $\alpha_{n,k} = 0$ 。

根据香农容量定理,微基站 n 传输给用户 k 的用户数据速率 $R_{n,k}$ 可以表示为

$$R_{n,k} = \log_2(1 + \gamma_{n,k}) \quad (1)$$

其中, $\gamma_{n,k}$ 为用户的信干噪比,其表达式为

$$\gamma_{n,k} = \frac{p_n g_{n,k}}{\sum_{i \neq n} p_i g_{i,n,k} + P G_{n,k} + \sigma} \quad (2)$$

其中,分母的第1项为来自邻近微蜂窝的同层网络干扰,第2项为来自宏蜂窝的跨层干扰。 p_n 和 p_i 分别表示第 n 个和第 i 个微蜂窝基站的发射功率; $g_{n,k}$ 和 $g_{i,n,k}$ 分别表示微基站 n 到第 k 个用户的下行链路信道增益和微基站 i 对第 n 个微蜂窝网络中用户 k 的干扰信道增益; P 表示宏基站发射功率; $G_{n,k}$ 为宏基站到第 n 个微蜂窝网络中微用户 k 接收机间的干扰信道增益; σ 表示接收机端的背景噪声,本文假设所有接收机端具有相同的背景噪声系数。

为了实现宏蜂窝网络和微蜂窝网络资源共享,

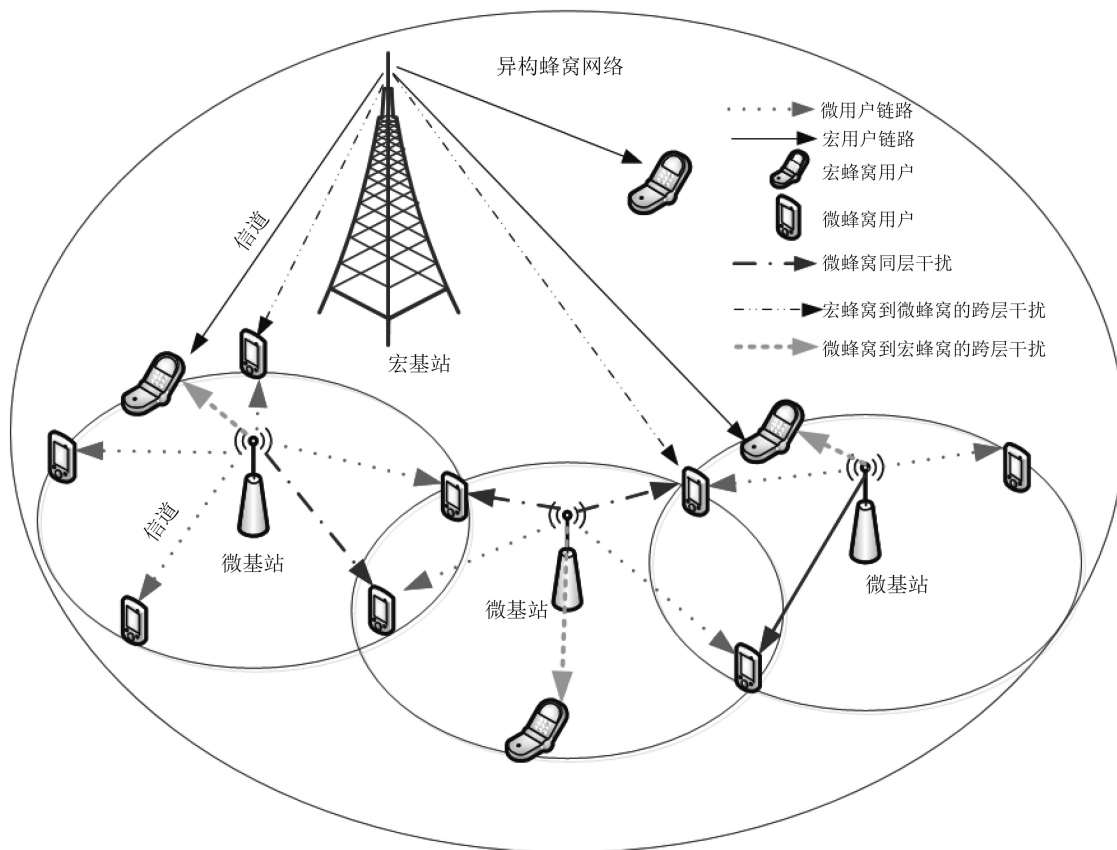


图 1 多蜂窝异构无线网络下行系统模型

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。为了很好的保护宏用户，本文设计如式(3)所示干扰效率最大的资源优化问题

$$\begin{aligned}
 \max_{p_n, \alpha_{n,k}} \quad & \eta = \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \alpha_{n,k} R_{n,k}}{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N p_n h_{n,m}} \\
 \text{s.t.} \quad & \text{C1: } \sum_{n=1}^N p_n h_{n,m} \leq I_m^{\text{th}} \\
 & \text{C2: } \alpha_{n,k} R_{n,k} \geq R_{n,k}^{\text{min}} \\
 & \text{C3: } p_n \leq p_n^{\text{max}} \\
 & \text{C4: } \sum_{n=1}^N \alpha_{n,k} \leq 1, \alpha_{n,k} = \{0, 1\} \\
 & \text{C5: } \sum_{k=1}^K \alpha_{n,k} = K^n, 0 \leq K^n \leq K
 \end{aligned} \quad (3)$$

其中， I_m^{th} 为第 m 个宏用户接收机端的干扰门限值， p_n^{max} 为第 n 个微蜂窝基站的最大发射功率， $h_{n,m}$ 表示第 n 个微蜂窝基站到第 m 个宏用户接收机的信道增益， $R_{n,k}^{\text{min}}$ 表示微蜂窝网络 n 中第 k 个微蜂窝用户接

收机端的最小传输速率门限， K^n 表示第 n 个微蜂窝允许接入的最大用户数。C1是保护宏用户的QoS，C2是保护每个微蜂窝用户的QoS，C3是基站最大发射功率约束，C4是基站选择约束，C5是每个微蜂窝能接入的最大用户数量约束。优化问题式(3)的目标函数的物理意义在于，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。该优化问题与传统的能效优化问题的区别在于：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(3)中发射功率的上界由C1和C3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。

3 最优资源分配算法

3.1 最优基站-用户匹配问题

假设最优功率已知，基于优化问题式(3)，联合目标函数分母与优化变量无关的特点，得到如式(4)的基站-用户匹配的问题

$$\begin{aligned}
 \max_{\alpha_{n,k}} \quad & \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \alpha_{n,k} R_{n,k}, \\
 \text{s.t.} \quad & \text{C2, C4, C5}
 \end{aligned} \quad (4)$$

上述优化问题的拉格朗日函数为

$$L(\alpha_{n,k}, \lambda_{n,k}, \beta_k, \chi_n) = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \alpha_{n,k} R_{n,k} + \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \lambda_{n,k} \cdot (\alpha_{n,k} R_{n,k} - R_{n,k}^{\min}) + \sum_{k=1}^K \beta_k \left(1 - \sum_{n=1}^N \alpha_{n,k} \right) + \sum_{n=1}^N \chi_n \left(K^n - \sum_{k=1}^K \alpha_{n,k} \right) \quad (5)$$

其中, $\lambda_{n,k} \geq 0, \beta_k \geq 0, \chi_n \geq 0$ 是拉格朗日乘子。因此拉格朗日对偶函数可以描述为

$$D(\lambda_{n,k}, \beta_k, \chi_n) = \max_{\alpha_{n,k}} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K L_{n,k}(\alpha_{n,k}, \lambda_{n,k}, \beta_k, \chi_n) - \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \lambda_{n,k} R_{n,k}^{\min} + \sum_{k=1}^K \beta_k + \sum_{n=1}^N \chi_n K^n \quad (6)$$

其中, 对应每个用户的拉格朗日函数为

$$L_{n,k}(\alpha_{n,k}, \lambda_{n,k}, \beta_k, \chi_n) = (1 + \lambda_{n,k}) \alpha_{n,k} R_{n,k} - (\chi_n - \beta_k) \alpha_{n,k} \quad (7)$$

根据式(7)对变量求导数可得, $\frac{\partial L_{n,k}(\alpha_{n,k}, \lambda_{n,k}, \beta_k, \chi_n)}{\partial \alpha_{n,k}} = (1 + \lambda_{n,k}) R_{n,k} - \chi_n - \beta_k$, 为了使得原问题式(4)达到最大值, 最优基站-用户配对因子可以求得为

$$\alpha_{n,k} = \begin{cases} 1, & n = n^* \\ 0, & n \neq n^* \end{cases} \quad (8)$$

其中, 最优的蜂窝编号 n^* 为

$$n^* = \arg \max_{\forall n} \{ (1 + \lambda_{n,k}) R_{n,k} - \chi_n - \beta_k \} \quad (9)$$

其中, 拉格朗日乘子可以利用次梯度更新算法获得

$$\beta_k(t+1) = \left[\beta_k(t) - s_1(t) \cdot \left(1 - \sum_{n=1}^N \alpha_{n,k}(t) \right) \right]^+ \quad (10)$$

$$\chi_n(t+1) = \left[\chi_n(t) - s_2(t) \cdot \left(K^n - \sum_{k=1}^K \alpha_{n,k}(t) \right) \right]^+ \quad (11)$$

$$\lambda_{n,k}(t+1) = \left[\lambda_{n,k}(t) - s_3(t) \cdot (\alpha_{n,k}(t) R_{n,k}(t) - R_{n,k}^{\min}) \right]^+ \quad (12)$$

其中, t 为迭代次数; $s_1(t), s_2(t)$ 和 $s_3(t)$ 为大于0的拉格朗日乘子更新步长, 且 $[x]^+ = \max(0, x)$ 。基站-用户匹配算法如表1所示。

3.2 最优功率分配问题

基于3.1节中的最优基站选择, 可以将问题式(3)退化成一个如下式(13)的功率分配问题

$$\max_{p_n} \eta, \quad \text{s.t. C1, C2, C3} \quad (13)$$

因为问题式(13)是一个不易求解的分式非线性规划问题, 基于辅助变量方法^[11], 可以转换为非分式优化问题为

$$\max_{p_n, \eta} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \alpha_{n,k} R_{n,k} - \eta \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N p_n h_{n,m}, \quad \text{s.t. C1, C2, C3, C6: } \eta \geq 0 \quad (14)$$

其中, η 是一个非负的干扰功率加权参数。当 η 偏大时, 微蜂窝用户对宏用户的干扰项对总效用函数影响较大; 反之, 影响较小。另外, 由于速率函数

表1 基站-用户匹配选择算法

初始化微蜂窝网络能服务的最大用户数 K^n , 最小用户速率需求门限 $R_{n,k}^{\min}$ 和发射功率 $p_n(t) = p_0$;

初始化拉格朗日乘子 $\beta_k(0) = \beta_{k,0}, \chi_n(0) = \chi_{n,0}$ 和 $\lambda_{n,k}(0) = \lambda_{n,k,0}$; 初始化网络用户数量和基站用户数 M, N 和 K ; 初始化步长 $s_1(t), s_2(t)$ 和 $s_3(t)$ 。初始化第 n 个微蜂窝所接入用户数量集合为 $U_n = \emptyset, |U_n|$ 为集合中有多少个元素。

While $t \leq T^{\max}$ 或者 $\|\varphi(t+1) - \varphi(t)\|_2 \leq \varepsilon$; 其中 T^{\max} 为最大迭代次数; ε 为拉格朗日乘子收敛精度; $\varphi(t) = [\beta_k(t), \chi_n(t), \lambda_{n,k}(t)]^T$ 。

For $k=1:1:K$

For $n=1:1:N$

if $|U_n| \leq K^n$

根据式(9)计算 n^* , 从而根据式(8)计算 $\alpha_{n,k}$; 根据式(10)–式(12)更新拉格朗日乘子。

Else

Break;

End if

End For

将用户编号 k 存储在 U_n 中。

End For

End while

$R_{n,k}$ 是关于耦合变量 p_n 和 p_i 的函数，因此是一个非凸函数。由于传统的连续凸近似方法会导致次优解和增加辅助参数选择问题，本文在此利用2次变换方法^[12]，目标函数中 $R_{n,k}$ 可以描述为

$$\hat{R}_{n,k} = \log_2(1 + 2x_{n,k}\sqrt{p_n g_{n,k}} - x_{n,k}^2 z_{n,k}) \quad (15)$$

其中， $z_{n,k} = \sum_{i \neq n} p_i g_{i,n,k} + PG_{n,k} + \sigma$ ； $x_{n,k}$ 是一个非负的辅助变量，其最优值为

$$x_{n,k}^* = \sqrt{p_n g_{n,k}} / z_{n,k} \quad (16)$$

根据文献^[12]定理1的性质，结合式(14)，可以得到关于传输功率等价的凸优化问题

$$\begin{aligned} \max_{p_n, x_{n,k}} \quad & \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \alpha_{n,k} \hat{R}_{n,k} - \eta \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N p_n h_{n,m} \\ \text{s.t. C1, C3, C2: } \quad & \alpha_{n,k} \hat{R}_{n,k} \geq R_{n,k}^{\min} \end{aligned} \quad (17)$$

$$L^P(\cdot) = \sum_{n=1}^N f^n(p_n, x_{n,k}, \mu_m, \theta_n, \lambda_{n,k}^p) + \sum_{m=1}^M \mu_m I^{\text{th}} - \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \lambda_{n,k}^p R_{n,k}^{\min} + \sum_{n=1}^N \theta_n p_n^{\max} \quad (19)$$

其中，

$$f^n(p_n, x_{n,k}, \mu_m, \theta_n, \lambda_{n,k}^p) = \sum_{k=1}^K (1 + \lambda_{n,k}^p) \alpha_{n,k} \hat{R}_{n,k} - \sum_{m=1}^M (\eta + \mu_m) p_n h_{n,m} - \theta_n p_n \quad (20)$$

根据式(20)和卡罗需-库恩-塔克(Karush-Kuhn-Tucker, KKT)条件^[13]，最优功率可以得到

$$x_{n,k}^* = \sqrt{p_n g_{n,k}} / z_{n,k} \quad (21)$$

$$p_n^* = \frac{(1 + \varphi)(1 - x_{n,k}^2 z_{n,k})^2 + H/\varphi + 2(x_{n,k}^2 z_{n,k} - 1)\sqrt{(1 - x_{n,k}^2 z_{n,k})^2 + H/\varphi}}{8x_{n,k}^2 g_{n,k}} \quad (22)$$

其中， $\varphi = \theta_n + M\eta + \sum_{m=1}^M \mu_m h_{n,m}$ 和 $H = 8x_{n,k}^2 \alpha_{n,k} (1 + \lambda_{n,k}^p)$ 。拉格朗日乘子可以通过梯度下降法更新，即

$$\theta_n(t+1) = [\theta_n(t) - s_4(t) \cdot (p_n^{\max} - p_n)]^+ \quad (23)$$

$$\mu_m(t+1) = \left[\mu_m(t) - s_5(t) \cdot \left(I^{\text{th}} - \sum_{n=1}^N p_n h_{n,m} \right) \right]^+ \quad (24)$$

$$\lambda_{n,m}^p(t+1) = \left[\lambda_{n,m}^p(t) - s_6(t) \cdot (\alpha_{n,k} \hat{R}_{n,k} - R_{n,k}^{\min}) \right]^+ \quad (25)$$

其中， $s_4(t)$ ， $s_5(t)$ 和 $s_6(t)$ 为大于0的拉格朗日乘子更新步长。功率分配算法实施步骤如表2所示。

3.3 计算复杂度分析

在表2中，假设了分式规划外层循环和内层梯度更新算法最大迭代次数分别为 J 和 T^{\max} 。在每次内层循环中，根据式(9)–式(12)，微蜂窝网络进行基站选择参数更新分别需要 $O(N)$ ， $O(K)$ ， $O(N)$ 和 $O(NK)$ 。因此获得最优基站选择完成用户配对的运算次数为 $O(NK)$ 。同理，根据式(23)–式(25)

因此可以根据拉格朗日对偶分解方法来求解上述问题。问题式(17)的拉格朗日函数构造为

$$\begin{aligned} L^P(p_n, x_{n,k}, \mu_m, \theta_n, \lambda_{n,k}^p) &= \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \alpha_{n,k} \hat{R}_{n,k} - \eta \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N p_n h_{n,m} \\ &+ \sum_{m=1}^M \mu_m \left(I_m^{\text{th}} - \sum_{n=1}^N p_n h_{n,m} \right) \\ &+ \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \lambda_{n,k}^p (\alpha_{n,k} \hat{R}_{n,k} - R_{n,k}^{\min}) \\ &+ \sum_{n=1}^N \theta_n (p_n^{\max} - p_n) \end{aligned} \quad (18)$$

其中， $\mu_m \geq 0$ ， $\theta_n \geq 0$ 和 $\lambda_{n,k}^p \geq 0$ 是关于功率约束的拉格朗日乘子。式(18)可以等价描述为

需要 $O(NM)$ 次操作，式(21)–式(22)最大需要 $O(NK)$ ，因此需要 $O(NMK)$ 次运算。由于内层次梯度更新最大次数 T^{\max} 是一个关于该层迭代的多项式函数关系^[13]，即获得最优功率需要 $O(NMK T^{\max})$ 。因此总的计算复杂度为 $O(N^2 K^2 M J T^{\max})$ 。当选择合适的拉格朗日初始值和迭代步长，会使得迭代次数 J 变得足够小，从而减小整体算法复杂度。

4 性能分析

本文针对多蜂窝网络对所提算法进行仿真验证。假设有1个宏蜂窝和多个微蜂窝小区，并且用户随机分布在各小区，且 $K^n = 2$ 。宏蜂窝和每个微蜂窝的小区半径分别为500 m和20 m。宏用户基站发射功率为46 dBm。每个微蜂窝在归一化带宽下最小传输速率需求为 $R_{n,k}^{\min} = 1$ bps/Hz。噪声功率谱密度为 $\sigma = -174$ dBm/Hz。路损模型假设满足3GPP异构网络标准^[14]，且路损指数为3。为了验证算法的有效性，与传统基于能效最大的优化算法^[15]和基于速率最大化的优化算法^[16]进行对比。

在不同微蜂窝网络数量下，图2给出了干扰效

表2 最优功率分配算法

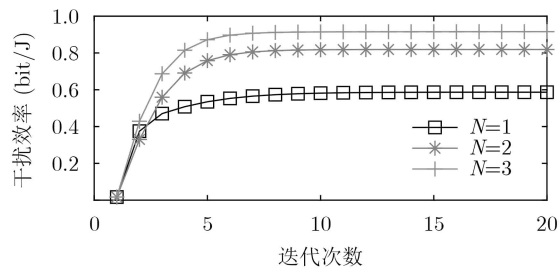
初始化微蜂窝网络能服务的最大用户数 K^n ，最小用户速率需求门限 $R_{n,k}^{\min}$ 和发射功率 $p_n(t) = p_0$ ；
 初始化拉格朗日乘子，网络用户数量和基站用户数，初始化步长和干扰效率。
While $j \leq J$ 或者 $\left| \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \alpha_{n,k} R_{n,k}(j)}{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N p_n(j) h_{n,m}} - \eta(j-1) \right| > \varepsilon$; 其中 T^{\max} 为最大迭代次数; ε 为收敛精度;
For $m=1:1:M$
 For $k=1:1:K$
 For $n=1:1:N$
 根据式(21)、式(22)计算变量 $x_{n,k}$ 和最优功率 p_n ;
 根据式(23)–式(25)更新拉格朗日乘子 $\theta_n, \mu_m, \lambda_{n,m}^p$ 。
 End For
 End For
End For
End For
Until $t = T^{\max}$ 或收敛。
更新 $j = j + 1$ 和 $\eta(j) = \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \alpha_{n,k} R_{n,k}(j-1)}{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N p_n(j-1) h_{n,m}}$ 。
End while

率和能量效率收敛特性。从图2中可以看出，算法能够很快收敛达到最优值，且随着微蜂窝网络数量的增加，系统干扰效率和能量效率也增加。由于多蜂窝互相干扰影响，干扰效率不能随着蜂窝数量成倍的增加。

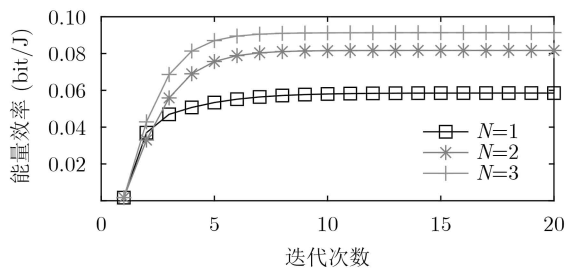
在不同干扰门限下，图3对比了不同算法的干扰效率性能。从图3中可以看出，随着干扰门限增大，即，宏用户接收机容忍干扰能力增强或微蜂窝发射机到宏用户接收机间的信道变弱，干扰效率逐渐减小。因为随着干扰门限增大，可以允许微蜂窝基站传输更多的功率来提高微蜂窝用户的传输质

量，同时增加了宏用户接收机端的干扰，因此干扰效率降低。此外，可以看出本文算法具有最好的干扰效率性能。

图4对比了不同算法的能量效率性能。假设基



(a) 干扰效率收敛性能



(b) 能量效率收敛性能

图2 算法收敛性能图

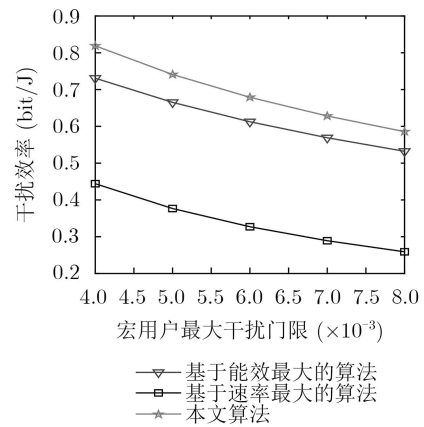


图3 最大干扰门限对干扰效率的影响

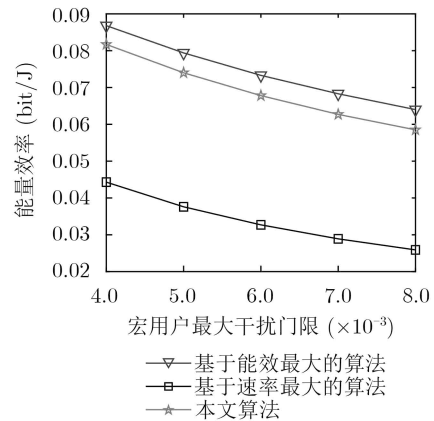


图4 最大干扰门限对能量效率的影响

站电路功率消耗为 $P_c=0.5\text{ W}$ 。从图4中可以看出，本文算法的能量效率优于传统基于速率最大的资源分配算法，而低于基于能效最大的资源分配算法。因为，基于能效最大的资源分配算法通过减小单位总功率消耗下来提高系统总的速率，从而增加了对宏用户的干扰。而本文算法是在减小单位干扰功率条件下来努力提高传输速率。在多网络共存场景，控制对邻近网络的干扰(即跨层干扰大小)往往是决定网络性能上界的主要原因。其原因在于，最大功率约束往往远远大于干扰门限值。因此，本文算法以牺牲少量的能效为代价来提高干扰效率，减小对宏网络的干扰。

图5给出了在不同基站功率门限下，不同算法干扰效率的性能。为了更好地分析其特性，假设微蜂窝用户具有较好的前向信道增益且宏用户接收机离微蜂窝基站较远，网络中只有一个宏用户接收机。从图中可以看出，本文算法依然具有较好的干扰效率。同时，随着发射功率门限增加，发射功率上限增大，从而使得系统效用函数减小。

图6给出了不同基站功率门限下能量效率性能对比。从图6中可以看出，基于速率最大的资源分

配算法具有最好的能量效率。其原因在于，在良好信道环境下，增加发射功率门限，从而增加了传输速率。而基于能效最大的算法在保持一定的传输速率时，同时需要尽可能的降低功率消耗，从而使得能效低于没有考虑能量消耗的速率最大算法。

图7给出了不同基站功率门限下干扰功率性能对比。从图7中可以看出，本文算法对宏用户接收机的干扰功率最小。而基于速率最大的算法具有最大的有害干扰。其原因是，通过调节功率达到最大功率门限，没有考虑能量消耗或干扰因子的影响，从而造成较大的干扰功率。

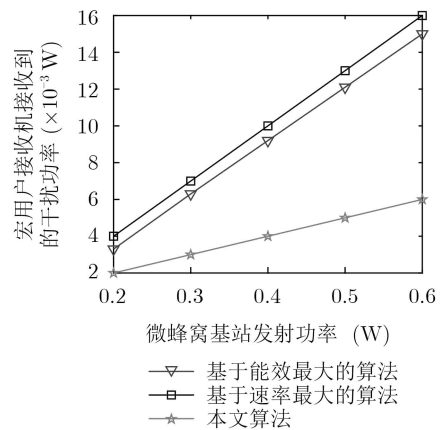


图7 发射功率门限对宏用户接收机处干扰的影响

5 结论

本文提出了一种基于干扰效率的异构无线网络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，将原问题分解为基站选择和功率分配两个子问题，并通过拉格朗日对偶分解方法和次梯度更新方法求解。针对功率耦合问题，利用2次变换方法将其转换为凸优化问题求解，同时分析了算法的复杂度。仿真结果表明本文算法具有较好的干扰效率和较小的干扰功率。

参考文献

[1] DAMNJANOVIC A, MONTOJO J, WEI Yongbin, et al. A survey on 3GPP heterogeneous networks[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2011, 18(3): 10-21. doi: 10.1109/MWC.2011.5876496.

[2] 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. doi: 10.3979/j.issn.1673-825X.2018.03.001.

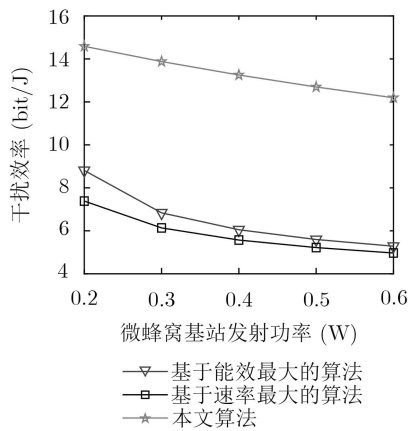


图5 发射功率门限对干扰效率的影响

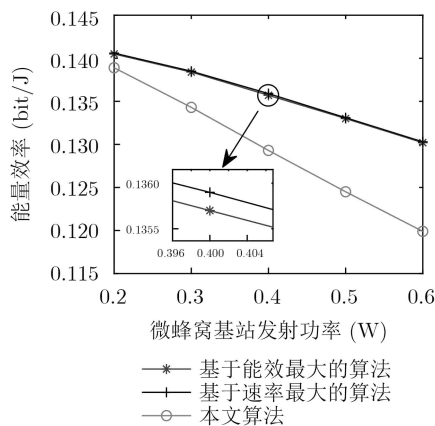


图6 发射功率门限对能量效率的影响

- XU Yongjun, LI Guoquan, XU Peng, *et al.* Survey on resource allocation in heterogeneous wireless network[J]. *Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications: Natural Science Edition*, 2018, 30(3): 289–299. doi: [10.3979/j.issn.1673-825X.2018.03.001](https://doi.org/10.3979/j.issn.1673-825X.2018.03.001).
- [3] ZHANG Haijun, LIU Hao, CHENG Julian, *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. doi: [10.1109/TCOMM.2017.2763623](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2017.2763623).
- [4] XIE Renchao, YU F R, JI Hong, *et al.* Energy-efficient resource allocation for heterogeneous cognitive radio networks with femtocells[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2012, 11(11): 3910–3920. doi: [10.1109/TWC.2012.092112.111510](https://doi.org/10.1109/TWC.2012.092112.111510).
- [5] 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. doi: [10.1109/TWC.2015.2425397](https://doi.org/10.1109/TWC.2015.2425397).
- [6] LI Rui, CAO Ning, MAO Minghe, *et al.* Load-aware energy efficiency with unequal user priority in downlink heterogeneous network system[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 106275–106283. doi: [10.1109/ACCESS.2019.2920149](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2920149).
- [7] MIAO Jie, HU Zheng, YANG Kun, *et al.* Joint power and bandwidth allocation algorithm with QoS support in heterogeneous wireless networks[J]. *IEEE Communications Letters*, 2012, 16(4): 479–481. doi: [10.1109/LCOMM.2012.030512.112304](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2012.030512.112304).
- [8] CHOI Y, KIM H, HAN S W, *et al.* Joint resource allocation for parallel multi-radio access in heterogeneous wireless networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2010, 9(11): 3324–3329. doi: [10.1109/TWC.2010.11.100045](https://doi.org/10.1109/TWC.2010.11.100045).
- [9] FOOLADIVANDA D and ROSENBERG C. Joint resource allocation and user association for heterogeneous wireless cellular networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2013, 12(1): 248–257. doi: [10.1109/TWC.2012.121112.120018](https://doi.org/10.1109/TWC.2012.121112.120018).
- [10] NGO D T, KHAKUREL S, and LE-NGOC T. Joint subchannel assignment and power allocation for OFDMA femtocell networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2014, 13(1): 342–355. doi: [10.1109/TWC.2013.111313.130645](https://doi.org/10.1109/TWC.2013.111313.130645).
- [11] BOYD S and VANDENBERGHE L. *Convex Optimization*[M]. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2004.
- [12] SHEN Kaiming and YU Wei. Fractional programming for communication systems-Part I: Power control and beamforming[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, 66(10): 2616–2630. doi: [10.1109/TSP.2018.2812733](https://doi.org/10.1109/TSP.2018.2812733).
- [13] FANG Fang, DING Zhiguo, LIANG Wei, *et al.* Optimal energy efficient power allocation with user fairness for uplink MC-NOMA systems[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2019, 8(4): 1133–1136. doi: [10.1109/LWC.2019.2908912](https://doi.org/10.1109/LWC.2019.2908912).
- [14] XU Yongjun, LI Guoquan, YANG Yang, *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. doi: [10.1109/JIOT.2019.2941897](https://doi.org/10.1109/JIOT.2019.2941897).
- [15] XU Quansheng, LI Xi, JI Hong, *et al.* Energy-efficient resource allocation for heterogeneous services in OFDMA downlink networks: Systematic perspective[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2014, 63(5): 2071–2082. doi: [10.1109/TVT.2014.2312288](https://doi.org/10.1109/TVT.2014.2312288).
- [16] WANG Haining, WANG Jiaheng, and DING Zhi. Distributed power control in a two-tier heterogeneous network[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2015, 14(12): 6509–6523. doi: [10.1109/TWC.2015.2456055](https://doi.org/10.1109/TWC.2015.2456055).
- 李国权: 男, 1980年生, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为多蜂窝网络性能分析.
- 徐勇军: 男, 1986年生, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为异构无线网络资源分配.
- 陈前斌: 男, 1967年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为下一代移动通信.