

# 异构携能通信网络顽健资源分配算法

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

(1. 重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065; 2. 重庆邮电大学生物医学工程研究中心, 重庆 400065)

**摘要:** 为了提高异构携能通信网络能效和顽健性, 研究了能效最大的顽健联合发射功率和功率分流资源分配问题。基于最小最大概率机和 Dinkelbach 理论, 将原 NP-hard 问题转换为凸优化形式, 提出了分布式对偶资源分配算法, 并分析了算法的计算复杂度和顽健灵敏度。仿真结果表明, 所提算法在信道不确定性下能同时保障宏蜂窝用户和飞蜂窝用户的服务质量。

**关键词:** 异构无线网络; 携能通信; 能量效率优化; 顽健资源分配算法

**中图分类号:** TP302

**文献标识码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.1000-436x.2019160

## Robust resource allocation algorithm for heterogeneous wireless network with SWIPT

XU Yongjun<sup>1,2</sup>, HU Yuan<sup>1</sup>, LI Guoquan<sup>1</sup>, LIN Jinzhao<sup>1</sup>, CHEN Qianbin<sup>1</sup>

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

2. Research Center of Biomedical Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

**Abstract:** To improve energy efficiency and robustness of heterogeneous wireless networks with wireless information and power transfer, the robust joint transmit power and power splitting resource allocation problem was studied. Based on mini-max probability machine and Dinkelbach method, the original NP-hard problem was transformed into a solvable convex optimization form, meanwhile a distributed dual resource allocation algorithm was proposed. Additionally, both computational complexity and robust sensitivity were analyzed. Simulation results show that the proposed algorithm can guarantee the quality of service requirements of macro cellular users and femtocell users under channel uncertainties.

**Key words:** heterogeneous wireless network, simultaneous wireless information and power transfer, energy-efficiency maximization, robust resource allocation

### 1 引言

随着通信终端业务呈现出多样化、智能化和宽屏化的特点, 移动设备的能量消耗变得尤为严重。然而能源日益枯竭的今天, 寻找可再生能源成为社会发展的必然趋势。为了降低二氧化碳排放并延长通信系统寿命, 无线携能通信(SWIPT, simultaneous

wireless information and power transfer) 技术应运而生<sup>[1]</sup>。SWIPT 技术通过从周围环境无线电信号中吸收电磁波能量, 给设备进行充电从而延长设备寿命, 提高通信系统的能量利用率。异构携能通信网络结合了 SWIPT 技术和异构无线网络的优点, 在提高网络覆盖范围、减小通信盲区的同时, 延长网络运行寿命、实现绿色通信, 因此成为当前 5G 通

收稿日期: 2019-02-14; 修回日期: 2019-06-11

通信作者: 李国权, ligq@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)

**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)

信技术的研究热点<sup>[2]</sup>。

在异构携能通信网络中，如何有效地干扰管理、提升服务质量是实现多网共存的关键，因此资源分配技术被学术界广泛研究<sup>[3]</sup>。文献[4]针对由一个宏小区网络和多个微小区组成的下行异构网络，考虑跨层干扰约束、微小区基站的最大发射功率约束和区内干扰约束，提出了一种基于总速率最大化的资源分配算法。文献[5]研究了基于正交频分多址的异构网络联合功率控制和接入控制的资源分配算法，同时考虑对宏蜂窝用户的干扰控制和次用户设备的最小速率约束，旨在最大化网络的频谱效率和网络能量效率。文献[6]研究了下行异构无线网络的链路传输问题，为了减小区间干扰和区内干扰，采用部分频率复用（FFR, fractional frequency reuse）方式，提出了一种基于能量效率的节能资源分配算法。然而上述研究都是假设在完美信道状态信息下实现异构无线网络资源分配。在实际物理通信场景中，环境干扰、信道时延、估计误差都会导致完美的信道状态信息很难获得。

针对上述问题，有很多学者开始研究异构无线网络顽健资源分配问题。文献[7]针对正交频复用的双层异构网络顽健功率控制问题，考虑每个飞蜂窝用户链路上的不确定性，同时避免对宏蜂窝用户带来严重的跨层干扰约束，提出了用户速率最大化的顽健功率控制算法。文献[8]针对认知异构无线网络中的能量消耗问题，考虑主用户干扰控制和次用户速率要求及用户公平性约束，提出了一种基于启发式算法的顽健资源分配算法。文献[9]研究异构无线网络下的多目标优化问题，考虑干扰信道不确定性的情况，寻找系统频谱分配和功率分配的最优解，实现蜂窝用户的能量效率/频谱效率最大化。

随着密集小区布局的深入，更多的飞蜂窝用户接入宏蜂窝网络频谱资源，然而由于电池容量的有低蜂窝用户，飞蜂窝用户无法进一步提升自己的性能。因此，部分学者开始针对异构携能通信网络资源分配问题展开相关研究。文献[10]研究了双层异构携能通信网络的下行链路资源分配问题，采用时间切换和功率切换方法，在保障宏蜂窝小区用户最小吞吐量的需求下，设定可变的干扰阈值来控制飞蜂窝网络对宏蜂窝用户造成的干扰，联合优化能量收集速率与飞蜂窝网络吞吐量。文献[11]针对异构携能网络上行传输资源分

配模型，考虑用户最小速率需求约束和最大传输功率约束，在优化网络资源（用户数据速率）的同时最大化小蜂窝网络的能量利用率，提出了基于双层博弈理论的资源分配算法。然而上述工作并没有考虑信道不确定性所带来的影响，因此，研究异构携能通信网络联合顽健功率控制和功率分流具有十分重要的理论意义。

本文考虑不完美信道状态信息与非线性能量收集模型，研究双层异构携能通信网络下行传输顽健资源分配问题。首先，考虑飞蜂窝基站最大发射功率约束、宏蜂窝用户中断概率约束和飞蜂窝用户最小传输速率约束，建立飞蜂窝网络能量利用率最大化的顽健资源分配模型。其次，针对含概率约束的非凸优化问题，采用最小最大概率机方法将中断概率约束转换为凸约束条件，并利用 Dinkelbach 原理将分式目标函数下的资源优化问题转换为一个凸优化问题。再次，利用拉格朗日对偶原理获得解析解，并进行顽健性能分析。最后，通过与传统资源分配算法对比，仿真分析验证了本文所提算法的有效性。本文主要贡献如下。

1) 建立了基于能量收集的多用户宏蜂窝-飞蜂窝异构携能通信网络模型。考虑飞蜂窝用户最小速率约束、保护宏蜂窝用户 QoS 的跨层干扰约束和最大发射功率约束，给出了用户能量效率最大的资源优化问题。

2) 为了有效地保护宏蜂窝用户性能，建立了顽健资源优化模型。与传统假设已知不确定性参数统计模型不同，本文在假设未知不确定性参数模型条件下，已知参数估计误差和方差，基于最小最大概率机方法，将传统不易求解的非线性不确定性优化问题转换为确定性的凸优化问题。

3) 将多变量优化问题分解为功率分配子问题和功率分流子问题，利用 Dinkelbach 方法将分式目标函数转换为非分式形式，并利用拉格朗日对偶解方法及次梯度更新算法来获得解析解。

4) 仿真结果通过算法收敛性、能量效率和对比不同算法的顽健性来验证本文所提算法的有效性。

## 2 系统模型

本文考虑由宏蜂窝和飞蜂窝组成的两层异构无线网络下行传输场景。系统中有一个宏蜂窝基站服务  $M$  个宏蜂窝用户和一个飞蜂窝基站服务  $N$  个飞蜂窝用户，如图 1 所示。

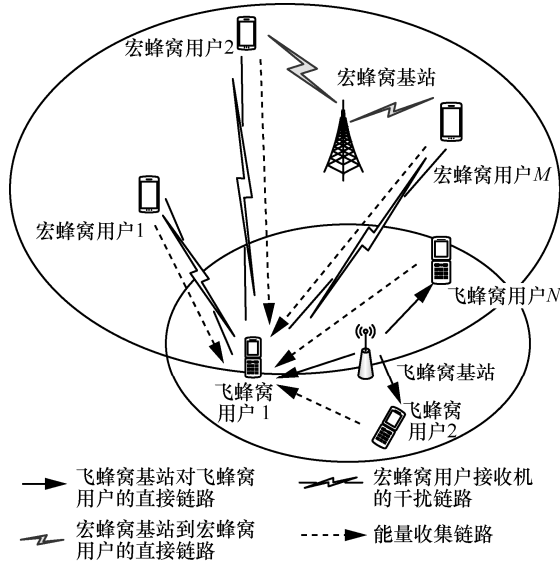


图1 异构无线携能通信网络系统模型

宏蜂窝网络是具有大覆盖范围、高功率的主网络，是频谱资源的拥有者，具有较高的频谱资源利用优先级，因此任何其他网络共存或用户接入不应该对当前宏蜂窝网络用户的性能造成无法容忍的影响。飞蜂窝网络是部署在宏蜂窝网络覆盖范围内来解决密集节点传输与室内覆盖盲区或通信质量差等问题的网络，通常具有较低的频谱利用权限。当飞蜂窝与宏蜂窝网络共存时，彼此之间会出现跨层干扰（即非同层干扰）。因此，在功率分配或功率调节时，飞蜂窝用户需要有效控制其传输功率的大小来避免对已经存在相同频谱资源的宏蜂窝用户带来有害干扰。网络共存的核心是既需要提高当前网络性能，减小遮蔽效应带来的影响，同时还需要保

证当前网络用户能够正常通信，减小中断。假设飞蜂窝用户设备具有 SWIPT 技术，通过提取接收信号的能量有效地向各种终端设备供电，解决传统有线供电或电池供电能量受限的不足。本文采用功率分流方案，在飞蜂窝用户接收机端将接收到的信号分成两部分：信息解码信号和能量收集信号，并在信息解码器和能量收集器中共享。定义宏蜂窝用户集合  $\forall i \in \mathcal{M} \triangleq \{1, 2, \dots, M\}$  和飞蜂窝用户集合  $\forall j \in \mathcal{N} \triangleq \{1, 2, \dots, N\}$ 。本文物理参数描述如表 1 所示。

在上述异构携能网络频谱共享模式下，当宏蜂窝用户是授权用户时具有高的频谱使用优先级，因此飞蜂窝在共享频谱时，不能影响宏蜂窝用户正常的通信质量。为了保护每个宏蜂窝用户接收机的基本通信质量（即最小速率需求或最小信干噪比（SINR, signal to interference plus noise ratio）需求），网络中所有飞蜂窝用户对任意宏蜂窝用户的干扰功率应该满足

$$\sum_{j \in \mathcal{N}} p_j h_{j,i} \leq I_{th} \quad (1)$$

与此同时，由于飞蜂窝基站发射功率受到物理电路的条件限制，不可能提供无限大的能量，因此飞蜂窝基站传输功率同时应满足

$$\sum_{j \in \mathcal{N}} p_j \leq P^{\max} \quad (2)$$

考虑宏蜂窝网络与飞蜂窝网络间的跨层干扰和飞蜂窝内部之间的多址干扰，每个飞蜂窝用户接收机端实际接收到的信干噪比可以描述为

表 1 本文物理参数描述

符号	物理意义	符号	物理意义
$M$	宏蜂窝用户数量	$N$	飞蜂窝用户数量
$p_j$	飞蜂窝基站分配给第 $j$ 个飞蜂窝用户接收机的发射功率	$p_n$	飞蜂窝基站分配给第 $n$ 个飞蜂窝用户接收机的发射功率
$h_{j,i}$	飞蜂窝基站对第 $j$ 个飞蜂窝用户服务时对第 $i$ 个宏蜂窝用户接收机的干扰信道增益	$I_{th}$	宏蜂窝用户接收机能够容忍的最大干扰阈值
$p^{\max}$	飞蜂窝基站最大发射功率约束	$\rho_j$	第 $j$ 个接收机信号功率中信息信号的比例系数
$g_j$	飞蜂窝基站到第 $j$ 个飞蜂窝用户接收机链路上的直接信道增益	$I_j$	宏蜂窝网络对第 $j$ 个飞蜂窝用户接收机的干扰功率
$h_{n,j}$	邻近飞蜂窝用户之间的多址干扰信道增益	$\sigma^2$	接收机端的背景噪声
$R_j$	第 $j$ 个飞蜂窝用户接收机端的实际速率	$R_j^{\min}$	第 $j$ 个飞蜂窝用户接收机端的最小传输速率需求
$P_c$	电路功率损耗	$\theta$	能量收集效率
$\varepsilon_i$	宏蜂窝用户 $i$ 的中断概率阈值	$\bar{h}_{j,i}$	飞蜂窝到宏蜂窝用户的干扰信道增益估计值

$$\gamma_j = \frac{\rho_j p_j g_j}{\rho_j (I_j + \sum_{n \neq j, n \in \mathcal{N}} p_n h_{n,j}) + \sigma^2} \quad (3)$$

其中,  $\rho_j \in [0,1]$  为信号功率中信息信号的比例系数。

基于香农定理<sup>[12]</sup>, 飞蜂窝用户  $j$  的传输速率可以表示为

$$R_j = \text{lb}(1 + \gamma_j) \quad (4)$$

同时, 为了保证每个飞蜂窝用户的基本服务质量, 假设每个飞蜂窝用户满足某一最小传输速率约束要求, 即

$$R_j \geq R_j^{\min} \quad (5)$$

随着 SWIPT 技术的引入, 在功率消耗部分可以通过收集到的能量进行功率补偿, 因此, 基站处总功率消耗可以描述为

$$Q_{\text{total}} = P^{\text{total}} + P_C - Q_{\text{EH}}(p_j, \rho_j) \quad (6)$$

其中,  $P^{\text{total}} = \sum_{j \in \mathcal{N}} p_j$  表示飞蜂窝基站对飞蜂窝用户的实际总发射功率,  $Q_{\text{EH}}(p_j, \rho_j)$  表示在能量收集器处收集到的功率。  $Q_{\text{EH}}(p_j, \rho_j)$  的具体计算式为

$$Q_{\text{EH}}(p_j, \rho_j) = \theta(1 - \rho_j) \sum_{j \in \mathcal{N}} A_j \quad (7)$$

其中,  $0 < \theta < 1$  为能量收集效率,  $A_j = I_j + \sum_{n \neq j, n \in \mathcal{N}} p_n h_{n,j}$ 。

基于上述分析, 假设系统参数能够精确得到, 可以得到异构携能通信网络能量效率最大化的资源分配问题为

$$\begin{aligned} \max_{p_j, \rho_j} \eta_{\text{EE}} &= \frac{R}{Q_{\text{total}}} \\ \text{s.t. } C_1 &: \sum_{j \in \mathcal{N}} p_j \leq P^{\max} \\ C_2 &: \sum_{j \in \mathcal{N}} p_j h_{j,i} \leq I_{\text{th}} \\ C_3 &: R_j \geq R_j^{\min} \\ C_4 &: 0 \leq \rho_j \leq 1 \end{aligned} \quad (8)$$

其中,  $R = \sum_{j \in \mathcal{N}} R_j$  为飞蜂窝网络的总传输速率。式(8)

没有考虑参数(如信道增益)的不确定性, 通常被称为名义模型<sup>[13]</sup>, 然而由于信道时延、系统估计误

差、能量收集非线性等特性的影响, 完美信道状态信息在实际通信系统中往往很难获得, 因此需要考虑该网络下的顽健资源分配问题。

### 3 顽健资源分配

为了最大限度地保护宏蜂窝用户的通信质量, 本文考虑飞蜂窝基站发射机到宏蜂窝用户接收机链路上的信道不确定性, 因为该不确定性可能对宏蜂窝用户造成无法容忍的干扰。因此, 为了提高系统的顽健性, 需要将系统的冗余性提前考虑到资源分配算法设计中, 本文假设在信道不确定性的条件下, 宏蜂窝用户能够容忍一定的中断概率。因此基于干扰中断概率约束的顽健资源分配问题描述为

$$\begin{aligned} \max_{p_j, \rho_j} \eta_{\text{EE}} &= \frac{R}{Q_{\text{total}}} \\ \text{s.t. } C_1 &: \sum_{j \in \mathcal{N}} p_j \leq P^{\max} \\ C_2 &: \Pr\{\sum_{j \in \mathcal{N}} p_j h_{j,i} \leq I_{\text{th}}\} \geq 1 - \varepsilon_i, \forall i \\ C_3 &: R_j \geq R_j^{\min} \\ C_4 &: 0 \leq \rho_j \leq 1 \end{aligned} \quad (9)$$

其中,  $\varepsilon_i \in [0,1]$  为宏蜂窝用户  $i$  的中断概率阈值。由于  $C_2$  概率约束的引入, 式(9)是一个难以求解的 NP-hard 问题。

#### 3.1 随机优化问题

针对概率约束处理方式, 已经有很多文献研究过松弛概率积分<sup>[14]</sup>和伯恩斯坦方法(Bernstein approximation method)<sup>[15]</sup>, 然而上述2种方法都需要知道不确定参数的精确概率统计分布模型。在实际的异构无线网络场景中, 随着用户接入的动态变化和信道衰落的影响, 得到这些不确定参数的准确统计模型往往难以实现, 因此, 需要引入最小最大概率机方法来求解随机参数概率分布模型未知的不确定性概率约束转化问题。考虑式(10)所示的概率约束问题

$$\inf_{\mathbf{y} \sim (\bar{\mathbf{y}}, \mathbf{E})} \Pr\{\mathbf{a}^T \mathbf{y} \leq b\} \geq 1 - \varepsilon \quad (10)$$

其中,  $\inf$  表示下确界;  $\mathbf{y}$  表示不确定性变量;  $\varepsilon \in [0,1]$  表示中断概率, 即在参数  $\mathbf{y}$  存在不确定性的条件下, 仍然使不等式保持成立的最大概率阈值。假设随机变量  $\mathbf{y}$  的均值和方差分别用  $\bar{\mathbf{y}}$  和  $\mathbf{E}$  表

示, 可以得到

$$\sup_{y \sim (\bar{y}, E)} \Pr\{\mathbf{a}^T \mathbf{y} \geq b\} = \frac{1}{1+d^2} \quad (11)$$

其中, 有

$$d^2 = \inf_{\mathbf{a}^T \mathbf{y} \geq b} (\mathbf{y} - \bar{\mathbf{y}})^T \mathbf{E}^{-1} (\mathbf{y} - \bar{\mathbf{y}}) = \frac{\max((b - \mathbf{a}^T \bar{\mathbf{y}}), 0)^2}{\mathbf{a}^T \mathbf{E} \mathbf{a}} \quad (12)$$

由于式(10)等价于  $\sup_{y \sim (\bar{y}, E)} \Pr\{\mathbf{a}^T \mathbf{y} \geq b\} \leq \varepsilon$ , 将式(12)代入其中, 可得

$$\varepsilon \geq \frac{1}{1+d^2} \quad (13)$$

根据上述分析, 可以得到

$$\max((b - \mathbf{a}^T \bar{\mathbf{y}}), 0) \geq \kappa(\varepsilon) \sqrt{\mathbf{a}^T \mathbf{E} \mathbf{a}} \quad (14)$$

其中,  $\kappa(\varepsilon) = \sqrt{\frac{1-\varepsilon}{\varepsilon}}$ 。同时, 由于在题设中是  $\mathbf{a}^T \bar{\mathbf{y}} \leq b$ , 则  $\max((b - \mathbf{a}^T \bar{\mathbf{y}}), 0) = b - \mathbf{a}^T \bar{\mathbf{y}}$ , 综上所述, 概率约束式(10)可转换为

$$b - \mathbf{a}^T \bar{\mathbf{y}} \geq \kappa(\varepsilon) \sqrt{\mathbf{a}^T \mathbf{E} \mathbf{a}} \quad (15)$$

由于本文考虑飞蜂窝基站发射机到宏蜂窝用户接收机链路上的信道不确定性, 即干扰信道增益存在扰动, 的情况下,  $h_{j,i}$  可以当作一个随机变量。定义  $h_{j,i}$  的均值和方差分别为  $\bar{h}_{j,i}$  和  $E_{j,i}$ , 通过上述分析, 可以将不确定性约束条件  $C_2$  转换为

$$\sum_{j \in \mathcal{N}} p_j \bar{h}_{j,i} + \kappa(\varepsilon_i) \sqrt{\sum_{j \in \mathcal{N}} p_j^2 E_{j,i}} \leq I_{th} \quad (16)$$

利用柯西不等式<sup>[16]</sup>对  $\sum_{j \in \mathcal{N}} p_j^2 E_{j,i}$  进行放缩处理, 有

$$\sum_{j \in \mathcal{N}} p_j^2 E_{j,i} \leq \sqrt{\sum_{j \in \mathcal{N}} p_j^4} \sqrt{\sum_{j \in \mathcal{N}} E_{j,i}^2} \leq \sum_{j \in \mathcal{N}} p_j^2 \sum_{j \in \mathcal{N}} E_{j,i} \quad (17)$$

则式(16)可转换为

$$\sum_{j \in \mathcal{N}} p_j \bar{h}_{j,i} + \kappa(\varepsilon_i) \sqrt{\sum_{j \in \mathcal{N}} p_j^2} \sqrt{\sum_{j \in \mathcal{N}} E_{j,i}} \leq I_{th} \quad (18)$$

令  $f(p) = \sum_{j \in \mathcal{N}} p_j \bar{h}_{j,i} + \kappa(\varepsilon_i) \sqrt{\sum_{j \in \mathcal{N}} p_j^2} \sqrt{\sum_{j \in \mathcal{N}} E_{j,i}}$ , 考虑最坏情况 (worst-case) 准则, 则式(18)的等价形式为

$$\max f(p) \leq I_{th} \quad (19)$$

利用不等式缩放性质

$$\sqrt{\sum a_i^2} \leq \sum \sqrt{a_i^2} = \sum a_i \quad (20)$$

可以得到

$$\begin{aligned} \sup\{f(p)\} &= \sum_{j \in \mathcal{N}} p_j \bar{h}_{j,i} + \kappa(\varepsilon_i) \sqrt{\sum_{j \in \mathcal{N}} p_j^2} \sqrt{\sum_{j \in \mathcal{N}} E_{j,i}} \leq \\ &= \sum_{j \in \mathcal{N}} p_j \bar{h}_{j,i} + \kappa(\varepsilon_i) \sqrt{\sum_{j \in \mathcal{N}} E_{j,i}} \sum_{j \in \mathcal{N}} p_j = \\ &= \sum_{j \in \mathcal{N}} p_j (\bar{h}_{j,i} + \kappa(\varepsilon_i) \sqrt{\sum_{j \in \mathcal{N}} E_{j,i}}) \end{aligned} \quad (21)$$

则优化问题式(9)可变为

$$\begin{aligned} \max_{p_j, \rho_j} \eta_{EE} &= \frac{R}{Q_{total}} \\ \text{s.t. } C_1 &: \sum_{j \in \mathcal{N}} p_j \leq P^{\max} \\ \bar{C}_2 &: \sum_{j \in \mathcal{N}} p_j H_j \leq I_{th} \\ C_3 &: R_j \geq R_j^{\min} \\ C_4 &: 0 \leq \rho_j \leq 1 \end{aligned} \quad (22)$$

其中,  $H_j = \bar{h}_{j,i} + \kappa(\varepsilon_i) \sqrt{\sum_{j \in \mathcal{N}} E_{j,i}}$ , 将约束条件  $C_2$  转换成了凸约束条件  $\bar{C}_2$ 。

### 3.2 顽健资源分配问题

根据能量效率的定义可知, 目标函数是一个分式规划问题, 因此, 式(22)是一个非线性规划问题, 根据 Dinkelbach 方法<sup>[17]</sup>, 将目标函数转换成参数加减的形式, 即

$$F(p_j, \rho_j) = \sum_{j \in \mathcal{N}} R_j - \eta_{EE} [P^{\text{total}} + P_C - \theta(1 - \rho_j) \sum_{j \in \mathcal{N}} A_j] \quad (23)$$

为了获得式(22)的解析解, 需要将其转换成凸优化的形式, 得到如下资源分配问题。

$$\begin{aligned} \min_{p_j, \rho_j} &(-F) \\ \text{s.t. } C_1 &: \sum_{j \in \mathcal{N}} p_j - P^{\max} \leq 0 \\ \bar{C}_2 &: \sum_{j \in \mathcal{N}} p_j H_j - I_{th} \leq 0 \\ C_3 &: R_j^{\min} - R_j \leq 0 \\ C_4 &: \rho_j - 1 \leq 0 \end{aligned} \quad (24)$$

由于约束条件  $C_1$ 、 $\bar{C}_2$  和  $C_4$  为线性约束条件, 根据凸优化函数和凸条件定义<sup>[18]</sup>, 该约束为凸约束。由于飞蜂窝通常情况下采用低功率节点传输, 因此约束条件  $C_3$  和目标函数的凸性可以通过优化变量的海森矩阵正定性证明得到<sup>[19-21]</sup>。另外, 函数  $R_j$  是关于优化变量  $\rho_j$  的单调递增函数, 是一个凸优化问题。综上所述, 优化问题式(24)变成了可求解的凸优化形式。本文联合优化发射功率  $p_j$  与信息

信号系数  $\rho_j$ , 采用双循环变量法, 将原优化问题分解成 2 个等价的子问题进行求解。

#### 4 顽健资源分配算法求解

##### 4.1 功率分配求解

针对式(24)的凸优化问题, 利用拉格朗日对偶原理<sup>[22]</sup>, 可以求解该问题。构建关于功率分配因子  $p_j$  的拉格朗日函数, 如式(25)所示。

$$L(p_j, \lambda, \varphi, v_j) = -F(p_j) + \lambda \left( \sum_{j \in \mathcal{N}} p_j - P^{\max} \right) + \varphi \left[ \sum_{j \in \mathcal{N}} (p_j H_j) - I_{\text{th}} \right] + \sum_{j \in \mathcal{N}} v_j (R_j^{\min} - R_j) \quad (25)$$

其中,  $\lambda$ 、 $\varphi$  和  $v_j$  分别是约束条件  $C_1$ 、 $\bar{C}_2$  和  $C_3$  所对应的非负拉格朗日乘子。式(25)的对偶函数可以写为

$$D(\lambda, \varphi, v_j, z_j) = \min_{p_j} L_1(p_j, \lambda, \varphi, v_j) + S_j^1 + C \quad (26)$$

其中,  $S_j^1 = \sum_{j \in \mathcal{N}} (v_j R_j^{\min} - \eta_{\text{EE}} \theta (1 - \rho) A_j)$ ,  $C = \eta_{\text{EE}} P_C - \lambda P^{\max} - \varphi I_{\text{th}}$ , 令  $G_j = \frac{\rho g_j}{A_j \rho + \sigma^2}$ , 则式(25)中以拉格朗日乘子为优化变量的对偶优化问题可变为

$$L_1(p_j, \lambda, \varphi, v_j, z_j) = \sum_{j \in \mathcal{N}} [(\eta_{\text{EE}} + \lambda + \varphi H_j) p_j - (1 + v_j) \text{lb}(1 + p_j G_j)] \quad (27)$$

假设存在最优解  $p_j^*$  使优化问题式(24)目标函数最优, 且满足所有约束条件。根据库恩塔克(KKT, Karush-Kuhn-Tucker)条件, 可求得最优功率解为

$$p_j^* = \left[ \frac{(1 + v_j) G_j - (\eta_{\text{EE}} + \lambda + \varphi H_j) \ln 2}{G_j (\eta_{\text{EE}} + \lambda + \varphi H_j) \ln 2} \right]^+ \quad (28)$$

##### 4.2 信息系数求解

将求得的最优功率  $p_j^*$  代入优化问题式(24)中, 重新构造以信息信号系数  $\rho$  为优化变量的拉格朗日函数为

$$L(p_j, \rho_j, \lambda, \varphi, v_j, z) = -F(p_j, \rho_j) + \lambda \left( \sum_{j \in \mathcal{N}} p_j^* - P^{\max} \right) + \varphi \left[ \sum_{j \in \mathcal{N}} (p_j^* H_j) - I_{\text{th}} \right] + \sum_{j \in \mathcal{N}} v_j (R_j^{\min} - R_j) + z(\rho_j - 1) \quad (29)$$

其中,  $z$  是约束条件  $C_4$  对应的拉格朗日乘子。根据拉格朗日对偶原理, 得出对偶函数为

$$D(p_j^*, \rho_j, \varphi, v_j, z) = \min_{\rho} L_2(p_j^*, \rho_j, \varphi, v_j, z) + S_j^2 + C + \lambda P^{\max} \quad (30)$$

其中,  $S_j^2 = \sum_{j \in \mathcal{N}} [(\eta_{\text{EE}} + \varphi H_j) p_j^* - \eta_{\text{EE}} \theta A_j + v_j R_j^{\min} - z]$ , 式(29)中以拉格朗日乘子为优化变量的对偶优化问题计算式为

$$L_2(p_j^*, \rho_j, \varphi, v_j, z) = \sum_{j \in \mathcal{N}} [(z + \eta_{\text{EE}} \theta A_j) \rho_j] - \sum_{j \in \mathcal{N}} [(1 + v_j) \text{lb}(1 + \frac{\rho_j p_j^* g_j}{A_j \rho_j + \sigma^2})] \quad (31)$$

令  $X_j = A_j p_j^* g_j + A_j^2$ ,  $Y_j = 2A_j \sigma^2 + p_j^* g_j \sigma^2$ ,  $Z_j = \sigma^4 - \frac{(1 + v_j) p_j^* g_j \sigma^2}{(\eta_{\text{EE}} \theta A_j + z) \ln 2}$ , 利用 KKT 条件, 得到

$$\rho_j^* = \left[ \frac{\sqrt{Y_j^2 - 4X_j Z_j} - Y_j}{2X_j} \right]^+ \quad (32)$$

根据次梯度更新算法, 得到拉格朗日因子的更新式为

$$\lambda(t+1) = [\lambda(t) + d_1 \left( \sum_{j \in \mathcal{N}} p_j - P^{\max} \right)]^+ \quad (33)$$

$$\varphi(t+1) = [\varphi(t) + d_2 \left( \sum_{j \in \mathcal{N}} p_j H_j - I_{\text{th}} \right)]^+ \quad (34)$$

$$v_j(t+1) = [v_j(t) + d_3 (R_j^{\min} - R_j)]^+ \quad (35)$$

$$z(t+1) = [z(t) + d_4 (\rho_j - 1)]^+ \quad (36)$$

其中,  $t$  表示迭代次数,  $d_1 \geq 0$ ,  $d_2 \geq 0$ ,  $d_3 \geq 0$  和  $d_4 \geq 0$  为步长, 通过选择合适的步长, 可以保证次梯度更新算法的收敛性<sup>[23]</sup>。

综上所述, 本文提出的基于能量效率的顽健资源分配算法步骤如算法 1 所示。

##### 算法 1 顽健资源分配算法

1) 初始化系统参数  $d_1 \geq 0$ ,  $d_2 \geq 0$ ,  $d_3 \geq 0$ ,  $d_4 \geq 0$ ,  $I_{\text{th}} > 0$ ,  $P^{\max} > 0$ ,  $R_j^{\min} > 0$ ,  $p_j > 0$ , 设定网络用户数和最大迭代次数为  $T$ , 算法收敛精度为  $\xi$ 。初始化功率分流系数  $\rho_j > 0$ , 初始化能量效率  $\eta_{\text{EE}}$ , 初始化迭代次数  $t = 0$ 。

2) 当  $\left| \frac{R(p_i(t), \rho_j(t))}{Q_{\text{total}}(p_i(t), \rho_j(t))} - \eta_{\text{EE}}(t-1) \right| \geq \xi$  满足时,

进入主循环。

3) 根据式(28)计算飞蜂窝用户的最优发射功率  $p_j^*$ ，并更新拉格朗日乘子。

4) 判断飞蜂窝基站发射功率总和、宏蜂窝用户接收机收到的干扰、飞蜂窝用户传输速率等是否满足设定阈值，若都满足，则继续；否则，返回步骤2)。

5) 根据式(32)得到次优功率分流比系数  $\rho_j^*$ 。

6) 更新迭代次数  $t = t + 1$ 。

7) 若  $t \geq T$ ，则终止；否则，计算能量效率  $\eta_{EE}(t+1)$ ，返回步骤3)。

8) 输出最优解  $p_j^*$ 、次优解  $\rho_j^*$ ，得到飞蜂窝网络能量效率  $\eta_{EE}^*$ ，算法结束。

### 4.3 复杂度和灵敏度分析

本节考虑由飞蜂窝网络和宏蜂窝网络构成的异构无线网络，提出了联合发射功率和信息系数的飞蜂窝网络能量利用率最大化的顽健资源分配算法。假设算法收敛最大迭代次数为  $T$ ，飞蜂窝用户个数为  $N$ 。根据式(28)、式(32)~式(36)可知，在同层循环内，主变量  $p_j$ 、 $\rho_j$  和  $v_j$  需要的计算复杂度为  $O(N)$ ，而其他拉格朗日乘子需要的计算复杂度为  $O(1)$ 。又因为 Dinkelbach 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  $O(T)$ <sup>[24]</sup>，因此本文算法的多项式时间复杂度为  $O(NT)$ 。

由于本文考虑链路  $j$  上飞蜂窝用户到链路  $i$  上宏蜂窝用户的干扰信道增益不确定性，实际的干扰信道增益定义为  $h_{j,i} = \tilde{h}_{j,i} + \Delta h_{j,i}$ ，其中， $\tilde{h}_{j,i}$  表示干扰信道增益估计值， $\Delta h_{j,i}$  表示干扰信道增益的摄动值。由于本文提前将参数不确定性考虑进来，则会牺牲一定的能量效率性能来保障系统的顽健性。 $E_{\text{non}}^*$  和  $E_{\Delta}^*$  分别表示名义优化模型和顽健资源分配模型下的能量效率值，因此，能量效率牺牲的代价可以用  $E_{\text{gap}} = E_{\text{non}}^* - E_{\Delta}^*$  来衡量。

根据泰勒级数展开定理，可以将  $E_{\Delta}^*$  展开成如式(37)所示的形式。

$$E_{\Delta}^*(\Delta h) = E_{\Delta}^*(0) + \frac{\partial E_{\Delta}^*(0)}{\partial \Delta h} \Delta h + o(\Delta h) \quad (37)$$

其中， $E_{\Delta}^*(0)$  表示扰动参数为 0 时能量效率的最优解，即  $E_{\Delta}^*(0) = E_{\text{non}}^*$ ， $o(\Delta h)$  表示泰勒级数展开的截断误差。式(37)中等号右边第二项的计算式为

$$\frac{\partial E_{\Delta}^*(0)}{\partial \Delta h} = \frac{\partial E_{\Delta}^*(\Delta h)}{\partial \Delta h} \Big|_{\Delta h=0} = \frac{\varphi(\mathcal{T}_1 - G_j \mathcal{T}_2)}{(1 + p_j^* A_j) \mathcal{T}_1^2} - \mathcal{P}' + \theta \sum_{j \in \mathcal{N}} A_j \mathcal{J}' \quad (38)$$

其中，有

$$\mathcal{T}_1 = G_j [\eta_{EE} + \lambda + \varphi(\tilde{H}_j + \Delta h)] \ln 2 \quad (39)$$

$$\mathcal{T}_2 = (1 + v_j) G_j - [\eta_{EE} + \lambda + \varphi(\tilde{H}_j + \Delta h)] \ln 2 \quad (40)$$

$$\mathcal{T}_3 = Y_j^2 - 4 X_j Z_j \quad (41)$$

$$\mathcal{P}' = \frac{\partial p_j^*}{\partial \Delta h} = \frac{\varphi \ln 2 (\mathcal{T}_1 - G_j \mathcal{T}_2)}{\mathcal{T}_1^2} \quad (42)$$

$$\mathcal{J}' = \frac{\partial \rho_j^*}{\partial \Delta h} = \frac{X_j \mathcal{P}' [\mathcal{T}_3^{-\frac{1}{2}} (Y_j - 4 \mathcal{P}') - 1] - [\mathcal{T}_3^{-\frac{1}{2}} - Y_j] \mathcal{P}'}{4 X_j^2} \quad (43)$$

综上，结合式(37)与式(38)可以得到

$$E_{\text{gap}} = E_{\text{non}}^* - E_{\Delta}^* = \left[ \frac{\varphi(\mathcal{T}_1 - G_j \mathcal{T}_2)}{(1 + p_j^* A_j) \mathcal{T}_1^2} - \mathcal{P}' + \theta \sum_{j \in \mathcal{N}} A_j \mathcal{J}' \right] \Delta h \quad (44)$$

## 5 仿真结果与分析

本节为了验证所提算法的有效性，在相同仿真环境下，从不同角度对比分析基站发射功率阈值、干扰功率阈值参数对系统能量效率和中断概率的影响。中断概率的定义式为

$$P_{\text{out}} = \begin{cases} \frac{I_{\text{act}} - I_{\text{th}}}{I_{\text{th}}}, & I_{\text{act}} \geq I_{\text{th}} \\ 0, & I_{\text{act}} < I_{\text{th}} \end{cases} \quad (45)$$

其中， $I_{\text{act}} = \sum_{j \in \mathcal{N}} p_j^* (\tilde{h}_{j,i} + \Delta h_{j,i})$ 。用 MREA (MPM-based robust energy efficiency algorithm) 表示本文提出的顽健能量效率优化算法，用 BREa (Berstein-based robust energy efficiency algorithm) 表示伯恩斯坦-顽健能量效率优化算法<sup>[8]</sup>，用 MRRA (MPM-based robust rate maximization algorithm) 表示 MPM-顽健速率优化算法<sup>[25]</sup>，用 NREA (non-robust EE algorithm) 表示非顽健能量效率优化算法<sup>[26]</sup>，用 WREA (worst case-based robust EE algorithm) 表示最坏准则顽健资源分配算法<sup>[27]</sup>，直接信道增益和干扰信道增益在一定范围内随机取值<sup>[28]</sup>，其他参数如表 2 所示。

假设用户均随机分布在基站的周围，为了验证本文算法的快速收敛性，假设飞蜂窝网络中存在 2 个飞蜂窝用户，即  $N=2$ 。从图 2(a)中可以看出，本文所提算法具有很好的收敛性，飞蜂窝基站通过不断调整对飞蜂窝用户的发射功率，来保障飞蜂窝用户的通信质量，同时总发射功率并没有超过最大

表 2 仿真参数

参数名称	参数值
基站发射功率阈值 $P^{\max} / \text{W}$	1.5
背景噪声功率 $\sigma^2 / \text{W}$	$10^{-8}$
干扰功率阈值 $I_{\text{th}} / \text{W}$	0.1
中断概率阈值 $\varepsilon$	0.2
能量效率 $\theta / (\text{bit} \cdot \text{J}^{-1})$	0.5
最小传输速率 $R_j^{\min} / (\text{bit} \cdot (\text{s} \cdot \text{Hz})^{-1})$	2
电路损耗功率 $P_c / \text{W}$	0.2

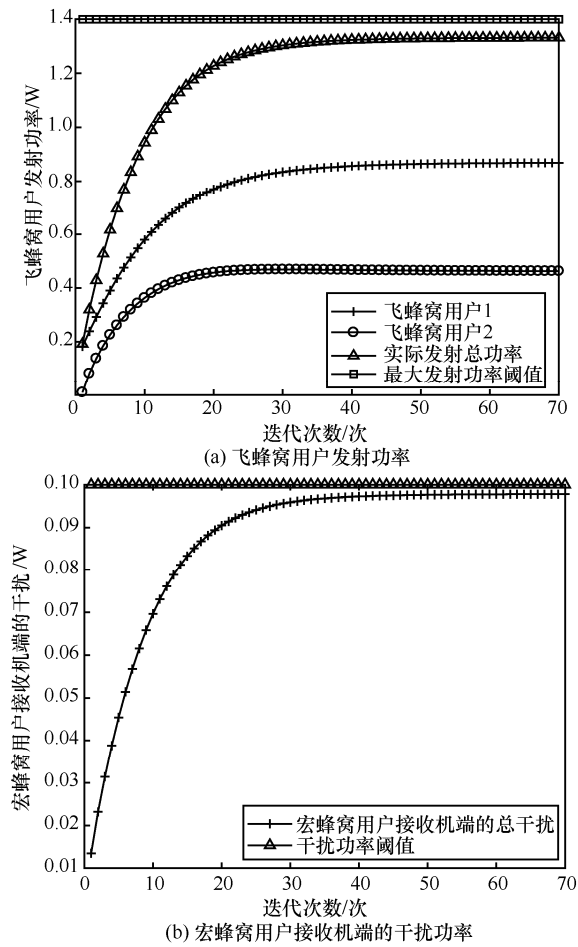


图 2 飞蜂窝用户发射功率收敛性和宏蜂窝用户接收机端干扰功率控制

发射功率阈值。同时，从图 2(b)中可以看出，飞蜂窝用户对宏蜂窝用户产生的干扰并没有超过干扰功率阈值，从而也可以保证宏蜂窝用户的通信质量。

为了研究飞蜂窝基站最大发射功率和系统电路损耗功率对能量效率的影响，假设其他系统参数相同。从图 3 中可以看出，当电路损耗功率值不变时，飞蜂窝网络的能量效率随着最大发射功率阈值的增加而增加。因为发射功率阈值越大，允许飞蜂

窝基站对用户的发射功率越大，传输速率越快，从而系统容量随之增加，飞蜂窝网络能量效率增加。当系统最大发射功率值一定时，随着电路损耗功率的增加，能量效率显然会随之减小，电路损耗功率越大，整个系统消耗的功率越多。

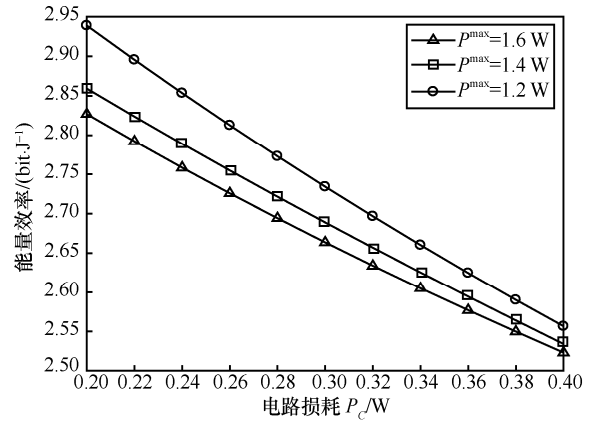


图 3 电路损耗功率和最大发射功率阈值对能量效率的影响

为了验证信道参数对能量效率的影响，假设其他系统参数不变，图 4 说明了干扰信道增益参数(方差、均值)对能量效率的影响。从图 4 中可以看出，当均值  $\bar{h}_{j,i}$  一定时，方差  $E_{j,i}$  越大，能量效率越小。因为方差值越大说明这组信道参数偏离均值的程度越大，信道环境越差，从而导致系统能量效率降低。同时，当方差值一定时，能量效率随着均值的增加而减小，均值越大，说明干扰信道增益越大，对宏蜂窝用户接收机产生的干扰越大，因此，系统能量效率降低。

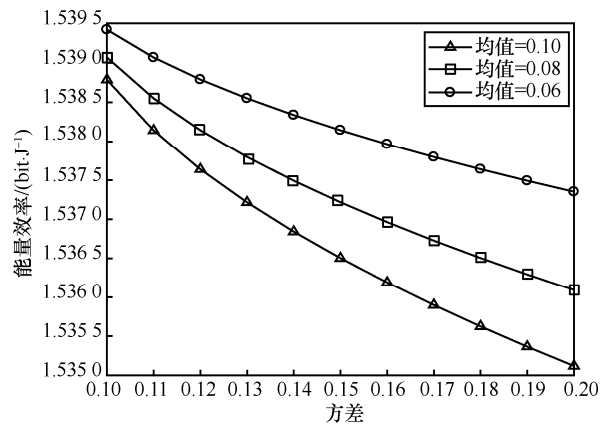


图 4 信道参数方差和均值对能量效率的影响

为了进一步验证本文所提算法的有效性，从系统性能和收敛性两方面，将本文所提算法与不同算法进行对比分析。从图 5(a)中可以看出，随着迭代次

数的增加, 4种算法都逐渐趋于收敛值, 但是本文所提算法趋于收敛值时的迭代次数最低, 即收敛性最好。因为采用伯恩斯坦近似法会设定大量参数, 从而提高了算法的复杂度, 所以收敛性较差。同时从图 5(b)中可以看出, 随着信息系数的增加, 4种算法下的能量效率都随之降低。因为信息系数越大, 从干扰信号中收集的能量越多, 导致飞蜂窝用户的信干噪比降低, 从而影响飞蜂窝用户的通信质量。结合图 5(a)和图 5(b)可以看出, 本文所提算法 MREA 的能量效率是最高的, 因为 WREA 是考虑最坏情况下的资源分配, 虽然避免了用户发射中断的情况, 但是却牺牲了能量效率, 同时 MRRA 由于考虑速率最优, 却忽略了最小化功率损耗部分。

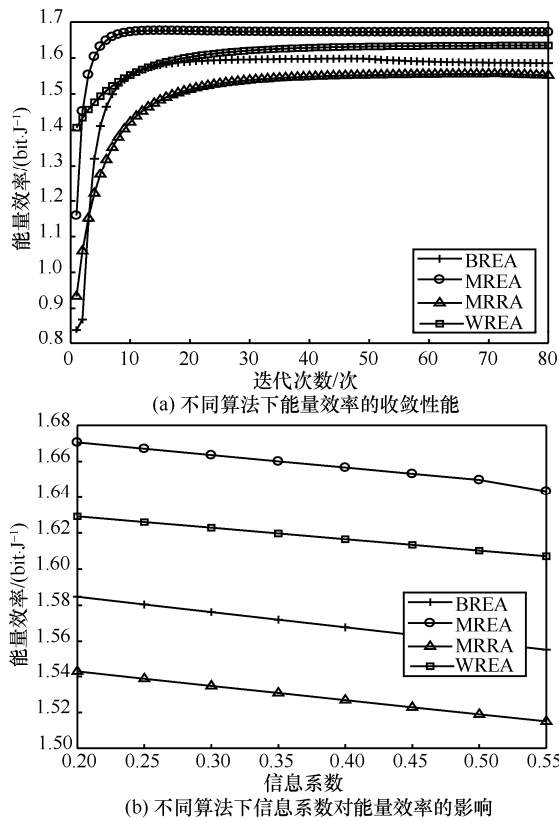


图 5 不同算法下的能量效率对比

图 6 描述了在干扰功率和信道参数影响下, 不同算法下的中断概率对比值。图 6(a)中对比的 3 种算法都是顽健资源分配算法, 可以看出, 在干扰功率阈值一定的情况下, 本文所提算法的中断概率是最低的, 并且中断概率随着干扰功率阈值的增加而减小。因为干扰功率阈值越大, 宏蜂窝用户接收机端可以容忍的干扰越大, 因此, 宏蜂窝用户发生的中断概率降低。

另外, 为了验证本文所提算法的顽健性, 考虑信道扰动参数对中断概率的影响, 实际干扰信道增益为  $h_{j,i} = \tilde{h}_{j,i} + \Delta h_{j,i}$ , 其中,  $\tilde{h}_{j,i}$  为信道估计值,  $\Delta h_{j,i}$  为扰动参数。从图 6(b)中可以观察到, 随着扰动参数的增加, 中断概率随之增加。因为扰动参数越大, 信道增益波动越大, 则宏蜂窝用户发生中断的概率变大。同时, 可以看出, 本文所提的顽健能量效率优化算法的中断概率最低, 非顽健算法中断概率最高。因为顽健算法提前将参数不确定性考虑进去, 可以减小用户发生中断的概率, 保障了系统的顽健性。

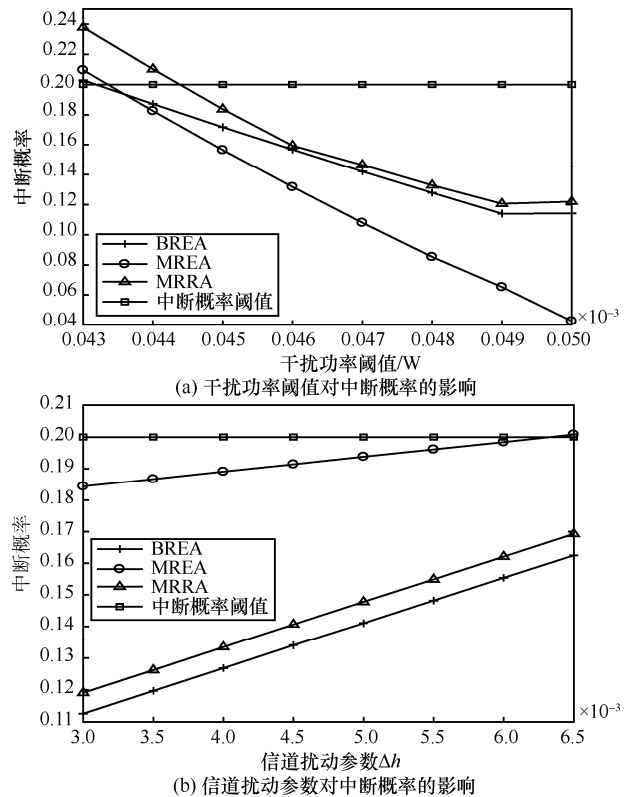


图 6 不同算法下干扰功率和信道参数对中断概率的影响

为了进一步验证算法的有效性, 图 7 给出了已知统计模型处理方法与本文在不同估计误差和中断概率方面的能量效率对比。定义情况 1 为基于高斯随机变量的顽健算法, 情况 2 为基于均匀分布的顽健算法。图 7 表明, 在固定中断概率阈值要求下, 随着估计误差方差的增大, 3 种算法的能量效率都增加。本文所提的 MREA 明显好于另外 2 种已知概率分布下的顽健算法。因为无线信道的随机性和量化误差影响, 并不能保证估计误差时刻满足高斯分布或均匀分布特性, 因此本文算法更具有一般性。图 8 表明, 随着中断概率阈值要求增加, 3 种算法的能量效率都减小,

并且本文所提的 MREA 好于另外 2 种算法。由于实际系统模型失配 (即算法假设模型与实际系统模型不符), 会使已知模型算法性能降低。

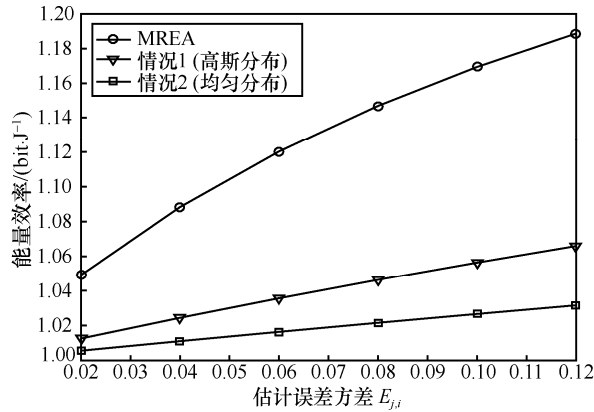


图7 估计误差对能量效率的影响

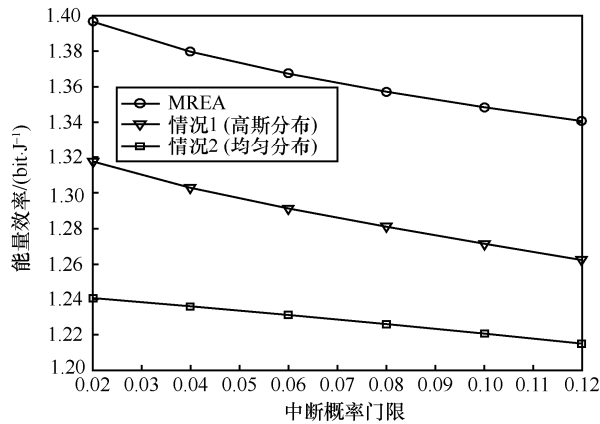


图8 中断概率阈值对能量效率的影响

## 6 结束语

本文以提高飞蜂窝网络系统能量利用率为目标, 研究了信道不确定性下的异构携能网络顽健资源分配问题, 考虑飞蜂窝基站最大发射功率约束及用户最小速率约束、宏蜂窝用户接收机干扰约束, 提出了一种联合功率和信息系数分配的顽健资源分配算法。由于求解最大化能量利用率的效用函数属于非线性规划问题, 本文利用 Dinkelbach 方法, 将原分式规划问题转换成线性规划形式, 并基于最小最大概率机方法, 将原机会式约束条件转换成凸优化形式。最后将发射功率和信息系数的联合优化过程分解成 2 个等价的迭代子问题进行求解。仿真结果表明, 本文所提的顽健资源分配算法在保障飞蜂窝用户和宏蜂窝用户的通信质量前提下, 能够有效地提升飞蜂窝网络的能量利用率, 并且能较好地

保障系统的顽健性。

## 参考文献:

- [1] ZHOU X, ZHANG R, HO C K. Wireless information and power transfer: architecture design and rate-energy tradeoff[J]. IEEE Transactions on Communications, 2013, 61(11): 4754-4767.
- [2] TANG J, SHOJAEIFARD A, SO D K C, et al. Energy efficiency optimization for CoMP-SWIPT heterogeneous networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2018, 66(12): 6368-6383.
- [3] AKBAR S, DENG Y, NALLANATHAN A, et al. Simultaneous wireless information and power transfer in K-tier heterogeneous cellular networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2016, 15(8): 5804-5818.
- [4] XU Y J, HU Y, CHEN Q B, et al. Optimal power allocation for multi-user OFDM-based cognitive heterogeneous networks[J]. China Communication, 2017, 14(9): 52-61.
- [5] LAI W, CHANG T, LEE T. Power and admission control for spectral and energy efficiency maximization in heterogeneous OFDMA networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2016, 15(5): 3531-3547.
- [6] DAVASLIOGLU K, COSKUN C C, AYANOGLU E. Energy-efficient resource allocation for fractional frequency reuse in heterogeneous networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14(10): 5484-5497.
- [7] XU Y J, HU Y, LI G Q. Robust rate maximization for heterogeneous wireless networks under channel uncertainties[J]. Sensors, 2018, 18(2): 1-18.
- [8] WANG S W, SHI W, WANG C. Energy-efficient resource management in OFDM-based cognitive radio networks under channel uncertainty[J]. IEEE Transactions on Communications, 2015, 63(9): 3092-3102.
- [9] HAO Y, NI Q, LI H, et al. Robust multi-objective optimization for EE-SE tradeoff in D2D communications underlying heterogeneous networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2018, 66(10): 4936-4949.
- [10] LOHANI S, HOSSAIN E, BHARGAVA V K. On downlink resource allocation for SWIPT in small cells in a two-tier HetNet[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2016, 15(11): 7709-7724.
- [11] MUNIR H, HASSAN S A, PERVAIZ H, et al. Energy efficient resource allocation in 5G hybrid heterogeneous networks: a game theoretic approach[C]//IEEE Vehicular Technology Conference (VTC 2017). IEEE, 2017: 24-27.
- [12] 夏玮玮, 丁兆明, 沈连丰. 异构网络中基于负载传递的联合接纳控制算法[J]. 通信学报, 2018, 39(5): 34-47.
- [13] XIA W W, DING Z M, SHEN L F. Joint admission control algorithm based on load transfer in heterogeneous networks[J]. Journal on Communications, 2018, 39(5): 34-47.
- [14] XU Y J, ZHAO X H. Optimal power allocation for multiuser underlay cognitive radio networks under QoS and interference temperature constraints[J]. China Communications, 2013, 10(10): 91-100.
- [15] YAN J, PU W, LIU H, et al. Robust chance constrained power allocation scheme for multiple target localization in co-located MIMO radar system[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(15): 3946-3957.
- [16] LEE H, KWAK J, LE L B. Robust power allocation in cognitive radio networks with uncertain knowledge of interference[J]. IEEE Wireless

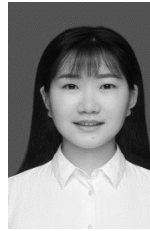
Communications Letters, 2016, 5(5): 468-471.

- [16] XU Y J, HU Y, CHEN Q B, et al. Robust resource allocation for multi-tier cognitive heterogeneous networks[C]//IEEE International Conference on Communications (ICC 2017). IEEE, 2017: 21-25.
- [17] LI S, NI Q, SUN Y J, et al. Energy-efficient resource allocation for industrial cyber-physical IoT systems in 5G Era[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(6): 2618-2628.
- [18] BOYD S, VANDENBERGHE L. Convex optimization[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004.
- [19] NADKAR T, THUMAR V, TEJ G P S, et al. Distributed power allocation for secondary users in a cognitive radio scenario[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2012, 11(4): 1576-1586.
- [20] LEE C, CHANG R, LIN C, et al. Sum-rate maximization for energy harvesting-aided D2D communications underlaid cellular networks[C]//IEEE 28th Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications (PIMRC).IEEE, 2017: 1-6.
- [21] FANG F, CHENG J, 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.
- [22] XU Y J, ZHAO X H, LIANG Y C. Robust power control and beamforming in cognitive radio networks: a survey[J]. IEEE Communications Surveys and Tutorials, 2015, 17(4): 1834-1857.
- [23] ZHOU X, LI Q. Energy efficiency for SWIPT in MIMO two-way amplify-and-forward relay networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(6): 4910-4924.
- [24] ZAPPONE Z, JORSWIECK E. Energy efficiency in wireless networks via fractional programming theory[J]. Foundations and Trends Communications and Information Theory, 2015, 11(3): 185-396.
- [25] XU Y J, LIU Y C, LI G Q, et al. Robust uplink power allocation for two-tier heterogeneous networks[C]//2017 9th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP). IEEE, 2017: 11-13.
- [26] ZHANG H J, LIU H, CHENG J L. Downlink energy efficiency of power allocation and wireless backhaul bandwidth allocation in heterogeneous small cell networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2017, 66(4): 1705-1716.
- [27] XU Y J, HU Y, LI G Q. Robust resource allocation for heterogeneous wireless network: a worst-case optimization[J]. IET Communications, 2018, 12(9): 1064-1071.
- [28] 徐勇军, 赵晓晖. 认知无线电系统的顽健资源分配算法[J]. 通信学报, 2014, 35(4): 124-129.  
XU Y J, ZHAO X H. Robust resource allocation algorithm for cognitive radio system[J]. Journal on Communications, 2014, 35(4): 124-129.

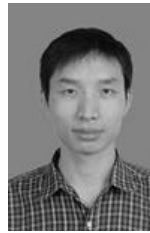
### [作者简介]



**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。



**胡圆** (1995- ), 女, 新疆阿克苏人, 重庆邮电大学硕士生, 主要研究方向为异构无线网络、顽健资源分配、能量效率优化和无线携能技术等。



**李国权** (1980- ), 男, 河南方城人, 博士, 重庆邮电大学副教授、硕士生导师, 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。



**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 网络与信息处理技术等。



**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。