

认知异构网络中基于不完全频谱感知的资源分配算法

庄 陵 尹耀虎

(重庆邮电大学重庆移动通信重点实验室 重庆 400065)

摘 要 针对认知异构网络中的干扰抑制问题,文中研究了如何降低其对宏用户(MU)的干扰并提高系统吞吐量。通过全面分析干扰来源,建立不完全频谱感知下的干扰模型;结合用户拓扑信息,综合考虑总功率约束和干扰约束,以最大化下行链路的吞吐量为准则构建优化问题;然后分析 KKT 条件,简化优化问题,进而设计出基于不完全频谱感知的分步式资源分配算法。仿真结果及性能分析表明,相比于基于完全频谱感知的资源分配算法,所提算法对 MU 造成的干扰更小,并且获得了更优的吞吐量性能。

关键词 认知异构网络,干扰抑制,资源分配,频谱感知

中图分类号 TN929.5 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.05.008

Resource Allocation Algorithm for Cognitive Heterogeneous Networks Based on Imperfect Spectrum Sensing

ZHUANG Ling YIN Yao-hu

(Chongqing Key Laboratory of Mobile Communication, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract In order to solve the problem about interference mitigation in the cognitive heterogeneous networks, this paper studied how to reduce the interference to macrocell users(MU) and improve system throughput. By analyzing the source of interference completely, the interference model with imperfect spectrum sensing is established. Based on the user's topology information, the optimize problem is built to maximize the downlink throughput with considering total power constraint and interference constraint. Then the problem is simplified based on the analysis of Karush-Kuhn-Tucker(KKT) conditions, and the resource allocation algorithm is designed with the imperfect spectrum sensing. Simulation results and performance analysis show that the proposed algorithm has less interference to MU than the algorithm with perfect spectrum sensing, and achieves better throughput performance.

Keywords Cognitive heterogeneous networks, Interference mitigation, Resource allocation, Spectrum sensing

1 引言

随着无线数据传输速率的飞速提升,新一代无线设备在传输层面的需求急剧增长。然而,移动通信频带中的无线频谱资源非常稀缺,这成为开发各种无线应用的瓶颈。异构网络是解决该问题的一种实用方案,该方案部署了具有不同容量和操作功能的通信节点,包括宏基站(Macrocell Base Station, MBS)、微基站(Microcell Base Station)、微微基站(Pico-cell Base Station)、家庭基站(femtocell)和中继基站(Relay Base Station),通过增强区域频谱的再利用率来提高频谱利用率。由宏蜂窝(macrocell)和 femtocell 构成的 Macro/Femtocell 新一代异构网络,在提高热点区域内的网络性能、降低业务时延、提高系统吞吐量以及保证用户的服务需求(Quality of Service, QoS)方面具有很大的优势。不论是工业界还是学术界, femtocell 在近些年都得到了极大关注。为了充分获得 femtocell 的潜在收益,需要解决许多关键问题,如干扰抑制、频谱接入、资源分配和 QoS 保障。异构网络在带来诸多

优势的同时,也带来了干扰问题。宏小区和 femtocell 之间缺乏协同,当使用相同的信道时,可能会带来严重的跨层干扰。当 femtocell 之间使用相同的信道时,可能会带来同层干扰。

认知无线电(Cognitive Radio, CR)的最初目的是提高频谱利用率,其也被认为是异构网络资源分配中最有效的干扰管理方案^[1]。femtocell 与 CR 相结合,可以动态识别蜂窝系统的无线电环境,并且选择接入对 MU 产生最小干扰的子信道。认知能力可以进一步提升频谱效率和无线资源利用率,并通过有效的频谱感知、干扰感知和自适应传输来进行干扰抑制。因此, femtocell 与 CR 结合可以进一步提高系统性能^[2]。在 CR 中引入多载波技术,可以满足其物理层设置中灵活接入的需求。正交频分多址(Orthogonal Frequency Division Multiple Access, OFDMA)凭借其固有的灵活分配无线资源的优势,被认为是长期演进(Long Term Evolution, LTE)femtocell 的空中接口技术^[3]。OFDMA 技术通过利用 femtocell 之间的正交无线资源来消除复杂的干扰。

认知异构网络中的资源分配问题受到越来越多的关注。

到稿日期:2017-02-15 返修日期:2017-04-04 本文受重庆市教委科学技术研究项目(KJ1500435, KJ1400437),中兴 5G 高速连续接入技术方案与试验系统研发项目(2016ZX03001010-004)资助。

庄 陵(1978—),女,博士,副教授,主要研究方向为宽带无线通信网络中的资源优化、宽带多载波技术、多速率信号处理等, E-mail: zhuangling@cqupt.edu.cn(通信作者);尹耀虎(1991—),男,硕士生,主要研究方向为无线资源管理, E-mail: cyyinyao@163.com。

通过资源分配和干扰抑制,认知 femtocell 网络可以提高网络的覆盖能力并从宏小区网络中分担部分数据流量。文献[4]应用干扰协调技术分析了 CR 网络中频谱感知和干扰抑制的相关问题。文献[5]分析了频谱共享模式中上行链路认知家庭用户(Femtocell Users, FU)的最优能效功率分配问题。文献[6]针对开放接入场景提出了一种有效的算法,以提高认知 femtocell 网络的吞吐量。文献[7]考虑了认知用户信噪比和信道容量的情况,其提出的算法分 3 步解决多信道调度问题,以实现频谱接入机会、性能和能效的均衡,但算法复杂度较高。文献[8]提出一种混合接入模式下的动态频谱分配方案,在 FU 速率和 femtocell 总功率约束下最大化系统效用函数,并采用对偶分解法求解,但其考虑的干扰来源不够全面。

上述研究并没有考虑频谱感知错误,然而在实际通信环境中,由于传播损耗、阴影衰落、多径衰落、CR 接收器灵敏度等因素的影响,频谱感知并非完全正确,会产生误差,从而会对 MU 造成干扰,因此需要建立不完全频谱感知的干扰模型。文献[9]综合考虑不完全信道感知和用户 QoS 需求,提出一种低复杂度的且联合功率和信道分配的离散随机算法,但没有考虑主用户的干扰限制,且其对接入的用户数量也有严格限制。文献[10]提出了一种基于不完全频谱感知和不确定信道状态下的快速资源分配算法, MU 在干扰门限的约束下最大化 CR 系统吞吐量。在文献[11-12]中,子载波分配和功率分配方案都是根据完整的积分算法实现的,但内循环和外循环的存在导致其具有较高的计算复杂度。

为了全面考虑干扰来源,降低 FU 对 MU 的干扰,提高 CR 系统的吞吐量,降低算法复杂度,本文基于 OFDMA 多载波技术提出了不完全频谱感知的资源分配算法,建立了不完全频谱感知下的干扰模型,并在此干扰模型的基础上进行了资源分配。该算法既考虑总功率约束,又考虑干扰约束,将优化问题分为子载波分配和功率分配两个步骤:首先估算用户所需的子载波数目,并根据最大信道增益准则进行子载波分配;然后对优化问题进行分步组合并应用拉格朗日乘子法求解,从而利用几何注水算法进行功率分配。该算法在上述两个步骤中均考虑了功率约束和干扰约束,保证了系统吞吐量的最大化。

本文首先给出系统模型,然后讨论并建立干扰模型,确定资源分配的干扰限制,并对资源分配问题进行简化从而得到问题的解,最后通过仿真对所提算法进行验证分析并给出结论。

2 系统模型和问题描述

2.1 系统模型

3GPP 标准规定的城市部署场景^[13]中有 7 个宏小区, MBS 位于宏小区的中心,且每个宏小区分为 3 个扇区。本文分析只有一个宏小区的场景,包括一个 MBS 和 F 个 femtocell 接入点(Femtocell Base Station, FBS)。认知异构网络下行链路的系统架构如图 1 所示。femtocell 在宏小区覆盖范围内进行部署,OFDMA 系统的带宽为 B_H ,分成 N_{total} 个子信道。每个子信道的信道模型包括路径损耗和瑞利衰落。在图 1 中, FU 通过认知 FBS 随机接入宏小区网络的频谱资源。在每个时隙中,认知网络可以感知到 N_{total} 个子信道,通过基

于能量检测的频谱感知机会性地接入空闲信道。在一个频谱感知周期中,认知 femtocell 网络能感知到授权给宏小区网络的信道,并且确定可用的空闲子信道。文中假设认知 femtocell 和 FU/MU 之间具有完全的信道状态信息(Channel State Information, CSI),因此在实际场景中可将本文资源分配方案的认知 femtocell 网络总容量作为信道估计误差的容量上限。

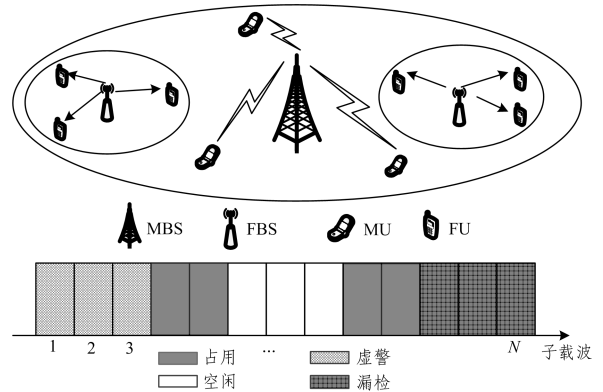


图 1 认知异构 macro/femtocell 网络下行链路的系统架构

Fig. 1 System architecture of cognitive heterogeneous macro/femtocell network downlink

2.2 不完全频谱感知干扰建模

通过采用协作频谱感知方案,认知 FU 感知子载波并且将感知结果发送到认知 FBS,最后由认知 FBS 判断子载波是否处于空闲状态。认知 femtocell 网络对宏小区网络的干扰有两个方面:带外泄漏和频谱感知错误。认知 FU 在第 n 个子载波上用单位功率传输数据时对宏用户 l 造成的干扰为:

$$I_{l,n} = \int_{|f_n - f_l| - B_l/2}^{|f_n - f_l| + B_l/2} |g_{n,l}|^2 \Phi_n(f) df \quad (1)$$

其中, f_n 为子载波的中心频率, B_l 为 MU 的带宽, f_l 为 MU 的中心频率, $g_{n,l}$ 表示子载波 n 与第 l 个 MU 的信道增益。

认知 FU 的第 n 个子载波功率谱密度可以表示为 $\Phi_n(f) = T_s (\sin \pi f T_s / \pi f T_s)$, 其中 T_s 为 OFDM 信号的采样间隔。

在由认知 femtocell 网络和宏小区网络组成的认知异构网络中,不完全频谱感知会对 MBS 造成严重的共信道干扰,导致网络性能下降。认知 FBS 对子载波是否被 MBS 占用有以下 4 种判断结果:1)子载波 n 在宏小区网络中处于空闲状态,认知 FBS 检测到子载波 n 处于空闲状态;2)子载波 n 在宏小区网络中处于空闲状态,认知 FBS 检测到子载波 n 被占用;3)子载波 n 在宏小区网络中被占用,认知 FBS 检测到子载波 n 处于空闲状态;4)子载波 n 在宏小区网络中被占用,认知 FBS 检测到子载波 n 被占用。其中,结果 1)和 4)是认知 FBS 判断正确的状态;结果 2)为虚警;结果 3)为漏检。虚警概率和漏检概率分别为 q_n^f 和 q_n^m 。假设 H_n^o 表示子载波 n 被占用, \tilde{H}_n^o 表示认知 FBS 判定子载波 n 被占用, H_n^i 表示子载波 n 在宏小区网络中处于空闲状态, \tilde{H}_n^i 表示认知 FBS 判定子载波 n 处于空闲状态,则以上 4 种结果的概率分别为:

$$\begin{aligned} \omega_{1,n} &= \Pr\{H_n^o | \tilde{H}_n^o\} \\ &= \frac{\Pr\{\tilde{H}_n^o | H_n^o\} \Pr\{H_n^o\}}{\Pr\{\tilde{H}_n^o | H_n^o\} \Pr\{H_n^o\} + \Pr\{\tilde{H}_n^o | H_n^i\} \Pr\{H_n^i\}} \\ &= \frac{(1 - q_n^f)(1 - q_n^m)}{(1 - q_n^f)(1 - q_n^m) + q_n^m q_n^f} \quad (2) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\omega_{2,n} &= \Pr\{H_n^o | \widetilde{H}_n^o\} \\ &= \frac{\Pr\{\widetilde{H}_n^o | H_n^o\} \Pr\{H_n^o\}}{\Pr\{\widetilde{H}_n^o | H_n^o\} \Pr\{H_n^o\} + \Pr\{\widetilde{H}_n^o | H_n^f\} \Pr\{H_n^f\}} \\ &= \frac{(1-q_n^f)q_n^f}{(1-q_n^f)q_n^f + (1-q_n^m)q_n^m}\end{aligned}\quad (3)$$

$$\begin{aligned}\omega_{3,n} &= \Pr\{H_n^o | \widetilde{H}_n^o\} \\ &= \frac{\Pr\{\widetilde{H}_n^o | H_n^o\} \Pr\{H_n^o\}}{\Pr\{\widetilde{H}_n^o | H_n^o\} \Pr\{H_n^o\} + \Pr\{\widetilde{H}_n^o | H_n^f\} \Pr\{H_n^f\}} \\ &= \frac{q_n^m q_n^p}{(1-q_n^f)(1-q_n^m) + q_n^m q_n^p}\end{aligned}\quad (4)$$

$$\begin{aligned}\omega_{1,n} &= \Pr\{H_n^o | \widetilde{H}_n^o\} \\ &= \frac{\Pr\{\widetilde{H}_n^o | H_n^o\} \Pr\{H_n^o\}}{\Pr\{\widetilde{H}_n^o | H_n^o\} \Pr\{H_n^o\} + \Pr\{\widetilde{H}_n^o | H_n^f\} \Pr\{H_n^f\}} \\ &= \frac{(1-q_n^m)q_n^p}{(1-q_n^f)q_n^f + (1-q_n^m)q_n^p}\end{aligned}\quad (5)$$

其中, q_n^p 表示子载波 n 被 MU 占用的概率。 $\omega_{1,n}$ 表示子载波 n 处于空闲状态的概率, 在建立资源分配问题的目标函数时将用到概率 $\omega_{1,n}$, 令 $\omega_{1,n} = \omega_n$ 。

基于上述分析, 子载波 n 对第 l 个 MU 造成的干扰为:

$$I_{ln} = p_{n,k} \left(\sum_{n \in N_v} \omega_{3,n} I_{l,n} + \sum_{n \in N_o} \omega_{1,n} I_{l,n} \right) = p_{n,k} \widetilde{I}_n \quad (6)$$

其中, N_v 和 N_o 分别表示处于空闲和被占用状态的子载波集合, $\sum_{n \in N_v} \omega_{3,n} I_{l,n}$ 表示子载波带外泄漏产生的干扰, $\sum_{n \in N_o} \omega_{1,n} I_{l,n}$ 表示频谱感知错误产生的干扰。

2.3 问题描述

为了标明分配给用户的信道情况, 首先定义二进制变量

$a_{n,k}$:

$$a_{n,k} = \begin{cases} 1, & \text{子载波 } n \text{ 分配给用户 } k \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

由香农定理知, 一个符号中第 k 个 FU 在子载波 n 上的最大传输速率为:

$$R_{n,k} = \Delta f \log_2 \left(1 + \frac{r_{n,k} p_{n,k}}{\Gamma} \right) \quad (8)$$

其中, Δf 为子信道带宽; Γ 是一个取决于误码率、编码方案和调制方式的常数, 在 MQAM 下, $\Gamma = \frac{-\ln(5BER)}{1.5}$, 为了不失去一般性, 假设 $\Gamma = 1$ (除非另有说明); $r_{n,k}$ 为信干噪比 (SINR), 表达式如下:

$$r_{n,k} = \frac{|g_{n,k}|^2}{\sum_{l=1}^L J_n^l + \sigma_{\text{AWGN}}^2} = \frac{|g_{n,k}|^2}{\sigma_n^2} \quad (9)$$

其中, σ_{AWGN}^2 表示加性高斯白噪声, J_n^l 表示第 l 个 MU 传输数据时对子载波 n 造成的干扰。假设 σ_n^2 在每个子载波上都相同, 即 $\sigma_n^2 = \sigma^2$, 则进一步得到第 k 个 FU 的速率为:

$$R_k = \sum_{n \in N_v} a_{n,k} \Delta f R_{n,k} = \sum_{n \in N_v} a_{n,k} \Delta f \log \left(1 + \frac{|g_{n,k}|^2 p_{n,k}}{\sigma^2} \right) \quad (10)$$

假设每个子信道都近似经历平坦衰落, 同时基站能完全获得所有子载波的 CSI。优化问题的目标是最大化系统的吞吐量, 同时使发送功率和 MU 受到的干扰都满足相应的门限值。优化问题的具体表述如下:

$$\text{R1: max} \sum_{k=1}^K \sum_{n \in N_v} a_{n,k} \omega_n \Delta f \log \left(1 + \frac{|g_{n,k}|^2 p_{n,k}}{\sigma^2} \right) \quad (11)$$

$$\text{s. t.} \sum_{k=1}^K a_{n,k} \leq 1, \forall n \in N_v \quad (12)$$

$$a_{n,k} \in \{0, 1\}, \forall n \in N_v, \forall k \quad (13)$$

$$\sum_{k=1}^K \sum_{n \in N_v} a_{n,k} p_{n,k} \leq P_T \quad (14)$$

$$\sum_{k=1}^K \sum_{n \in N_v} a_{n,k} I_{ln} \leq I_{th}^l, \forall l \quad (15)$$

$$p_{n,k} \geq 0, \forall n \in N_v, \forall k \quad (16)$$

其中, P_T 表示 CR 系统的总发送功率门限值, I_{th}^l 表第 l 个 MU 的干扰门限值。

3 资源分配算法的解决方案

优化问题 R1 是一个混合整数非线性规划问题, 其计算复杂度随着数据的增加呈指数增长, 在实际蜂窝系统中直接求解该问题是不可行的。为了找到全局最优解, 需要对所有可行功率分配空间以及所有可能的子信道分配组合进行搜索。本文分两步来解决该问题: 先进行子载波分配, 给每个 FU 分配子载波; 再给每个子载波分配功率。当确定子载波分配以后, 该系统实质上成为了单用户系统, 其计算复杂度将大大降低。

3.1 基于需求的子载波分配

根据文献[14], 如果将子载波分配给具有最大信道增益的 FU, 则 macro/femtocell 系统能获得下行链路中的最大传输速率。根据最大信道增益准则, 如果分配给第 k 个 FU 的子载波数目 N_k 满足该用户的子载波数目需求, 则停止为该用户分配子载波。继续根据最大信道增益准则对剩余的子载波进行分配, 整个分配流程持续进行, 直到所有 FU 的子载波需求得到满足。

首先, 对第 k 个 FU 需要的子载波数进行预估:

$$\widetilde{N}_k = \lceil R_k^k / \Delta f \log_2 \left(1 + \frac{\overline{|g_k|^2} \overline{p_k}}{\sigma^2} \right) \rceil \quad (17)$$

其中, $\lceil \cdot \rceil$ 表示向上取整, $\overline{p_k} = \frac{P_T}{N}$ 是第 k 个 FU 的子载波平均

功率, $\overline{g_k} = \frac{\sum_{n=1}^N g_{n,k}}{N}$ 是第 k 个 FU 的平均信道增益。具体的子载波分配算法如下:

- 1) 初始化参数, 设置 $a_{n,k} = 0, \forall n \in N_v, \forall k$;
- 2) 计算 $\widetilde{N}_k, \forall k$;
- 3) 从 $n=1$ 到 $n = \sum_{k=1}^K \widetilde{N}_k$, 执行 $k^* = \arg \max_k g_{n,k}, a_{n,k^*} = 1, N_{k^*} = N_{k^*} + 1$;
- 4) 如果 $N_{k^*} = \widetilde{N}_{k^*}$, 则令 $g_n^{k^*} = 0, \forall n \in N_v, \forall k$;
- 5) 从 $n = \sum_{k=1}^K \widetilde{N}_k + 1$ 到 $n = N$, 执行 $k^* = \arg \max_k g_{n,k}, a_{n,k^*} = 1$ 。

步骤 3) 保证了将子载波分配给具有最大信道增益的 FU; 步骤 5) 保证了能够继续根据最大信道增益准则将剩余的子载波完全分配给 FU。

3.2 功率分配

子载波分配结束后, 子载波分配因子的值随之确定。将优化问题 R1 做如下简化:

$$R2: \max \sum_{n \in N_v} \omega_n \Delta f \log(1 + \frac{|g_n|^2 p_n}{\sigma^2}) \quad (18)$$

$$\text{s. t. } \sum_{n=1}^N p_n \leq P_T \quad (19)$$

$$\sum_{n=1}^N p_n \tilde{I}_n \leq I_{th}^l, \forall l \quad (20)$$

$$p_n \geq 0, \forall n \in N_v \quad (21)$$

R2 属于非线性凸优化问题, 可通过拉格朗日乘子法求解。其拉格朗日函数为:

$$L = - \sum_{n=1}^N \Delta f \log_2(1 + \frac{p_n |g_n|^2}{\sigma^2}) + \alpha (\sum_{n=1}^N p_n - P_T) + \sum_{l=1}^L \gamma_l (\sum_{n \in N_l} p_n \tilde{I}_n - I_{th}^l) - \sum_{n=1}^N \beta_n p_n \quad (22)$$

其中, $\alpha, \beta_n, \gamma_l$ 是拉格朗日乘子, $\alpha \geq 0, \beta_n \geq 0, \gamma_l \geq 0$ 。对于任意给定的用户调度和参考用户选择, 其相应的最优功率分配必须满足 KKT 条件。根据 KKT 条件求解该拉格朗日函数, 可得函数解:

$$p_n^* = [\frac{\omega_n \Delta f}{\alpha + \gamma_l \tilde{I}_n} - \frac{\sigma^2}{|g_n|^2}]^+ \quad (23)$$

其中, $[x]^+ = \max(0, x)$ 。由于最优解的求解复杂度仍较高, 并不适用于实际的无线通信系统, 因此继续分解此问题。忽略总功率约束, 只考虑干扰约束, 则函数解可以表示为:

$$p_n = [\frac{\omega_n \Delta f}{\gamma_l \tilde{I}_n} - \frac{\sigma^2}{|g_n|^2}]^+ \quad (24)$$

式(24)保证了子载波 n 对 MU 造成的干扰满足约束条件, 同时每个子载波分配的最大功率不超过 p_n^{\max} , $p_n^{\max} = p_n$ 。将式(24)代入 $\sum_{n \in N_l} p_n \tilde{I}_n = I_{th}^l$, 得到拉格朗日乘子 γ_l :

$$\gamma_l = \frac{|N_v|}{I_{th}^l + \sum_{n \in N_v} (\sigma^2 \tilde{I}_n / |g_n|^2)} \quad (25)$$

分析约束条件(19)和(21)下的优化问题, 即分配给所有子载波的功率和不超过系统的总功率, 则满足干扰约束的总功率约束问题可描述如下。

$$R3: \max \sum_{n \in N_v} \omega_n \Delta f \log_2(1 + \frac{p_n^{WF} |g_n|^2}{\sigma^2}) \quad (26)$$

$$\text{s. t. } \sum_{n=1}^N p_n^{WF} \leq P_T \quad (27)$$

$$0 \leq p_n^{WF} \leq p_n^{\max}, \forall n \in N_v \quad (28)$$

R1, R2 和 R3 的目标函数中都含有权重因子 ω_n , R3 的解 p_n^{WF} 满足系统的总功率限制。由于 $p_n^{WF} \leq p_n^{\max}$, 因此所有分配给子载波的功率不超过最大值, 从而保证了对 MU 的干扰不超过干扰门限 I_{th}^l 。在进行子载波功率的分配时, 需要按照每个子载波的权重因子进行分配。使用峰值功率约束的几何注水算法 (Geometric Water-Filling with Peak Power constraints, GWFPF)^[15] 求解 R3, 得到分配给子载波最终功率, 进而最大化系统的吞吐量。

具体的资源分配算法如下。

1) 参数初始化: 设置 $O = N$ 。

2) 确定功率上限 p_n^{\max} 。

① 对于 $\forall n \in O$, 将 $\{T_n = \frac{\sigma^2 \tilde{I}_n}{|g_n|^2}\}$ 降序排列, 序列标号为 i ;

② 计算 $T_{\text{sum}} = \sum_{n \in O} T_n, \gamma_l = \frac{|O|}{I_{th}^l + T_{\text{sum}}}, m = 1$;

③ 当 $\gamma_l > T_{i(m)}^{-1}$ 时, 执行: $T_{\text{sum}} = T_{\text{sum}} - T_{i(m)}, O = O - \{i(m)\}, \gamma_l = \frac{|O|}{I_{th}^l + T_{\text{sum}}}, m = m + 1$;

④ $p_n^{\max} = \omega_n \Delta f / \gamma_l \tilde{I}_n - \sigma^2 / |g_n|^2, \forall n \in O, p_n^{\max} = 0, \forall n \notin O$, 且令 $p_n^{\max} = p_n$ 。

3) 执行 GWFPF 算法。

① 参数初始化: 对于 $n = 1, 2, \dots, N, \{d_n\}, \{\omega_n\}, \{p_n^{\max}\}, W_s = 0, P_M = P^* = P_T, i = 1, E = \{1, 2, \dots, N\}$;

② 对序列 $\{d_n = \frac{1}{\alpha_n \omega_n}\}$ 进行升序排列, 序列标号为 k , 其中, $\alpha_n = \frac{|g_n|^2}{\sigma^2 \tilde{I}_n}, W_s \leq W_s + \omega_n, P^* \leq P^* - (d_{i+1} - d_i) W_s,$

$i \leq i + 1$, 符号“ \leq ”表示赋值操作;

③ 若 $P^* > 0$ 且 $i \leq N, P_M = P^*$, 则返回②, 否则输出数据: $k^* = i - 1, W_s = W_s - \omega_i, s_k^* = \frac{\omega_k^*}{W_s} P_M$;

④ 计算分配给子载波 i 的功率: $s_i = [\frac{s_k^*}{\omega_k^*} + (d_k^* - d_i)] \omega_i, 1 \leq i \leq k^*, s_i = 0, k^* \leq i \leq N$;

⑤ 设置集合 $\Lambda = \{i | s_i > P_i^{\max}, i \in E\}$, 若 $\Lambda = \emptyset$, 输出 $\{s_i\}_{i=1}^N$, 算法结束, 否则 $s_i = P_i^{\max}$;

⑥ 更新数据: $E = E \setminus \Lambda, P_T = P_T - \sum_{i \in \Lambda} s_i$, 返回②。

4 仿真结果及分析

针对图 1 所示的认知 macro/femtocell 系统模型进行仿真。设定宏基站和 femtocell 采用共频谱方案, 并采用全频率复用方式。 q_b^d, q_b^f, q_m^d 分别在区间 $[0, 1], [0.05, 0.10], [0.01, 0.05]$ 上服从均匀分布。信道增益是均值为 1 的瑞利随机变量, 加性高斯白噪声的方差为 $\sigma_{\text{AWGN}}^2 = 10^{-6}$ 。信道模型主要考虑穿墙损耗、阴影衰落和天线增益等, 仿真参数如表 1 所列。仿真主要分析 MU 受到的干扰和认知 femtocell 系统的吞吐量, 对比的算法包括次优化资源分配 LCA 算法^[16] 和联合迭代 JIA 算法^[17]。

表 1 仿真参数设置

Table 1 Setting of simulation parameters

仿真参数	参数值
宏基站最大发射功率/dBm	46
FBS 发射功率(最大/最小)/dBm	20/0
用户数目	3MUE/扇区 2FUE/FBS
天线增益(宏基站/FBS)/dBi	14/5
信道衰落模型	瑞利衰落
载波频率/MHz	2000
子载波数	32
系统带宽/MHz	10

图 2 给出了 FU 对 MU 造成的干扰与不同干扰门限的关系, 认知 femtocell 网络的总功率为 1 W。从图中可以看出, 随着干扰门限的增大, FU 对 MU 的干扰始终未超过 MU 的干扰门限, 从而验证了上述优化问题中的干扰约束条件, 保证了认知 FU 在接入空闲子载波时 MU 的正常通信。考虑了频谱感知错误的 FU 对 MU 引起的干扰始终小于未考虑感知错

误的 FU 引起的干扰。因为在系统发生频谱感知错误时,如果不考虑感知错误, FU 则会接入感知错误的子载波,导致 MU 和 FU 的信号同时出现在感知错误的子载波上, FU 和 MU 的接收端将无法解调出原始信号,从而严重影响 FU 和 MU 的正常通信。

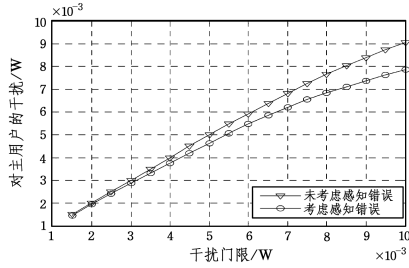


图 2 不同干扰门限下 FU 对 MU 的干扰

Fig. 2 Interference of FU into MU with different interference thresholds

图 3 给出了不同干扰门限值下的系统吞吐量, 认知 femtocell 系统的总功率为 1 W。从图中可以看出, 所提算法的系统吞吐量比未考虑感知错误时的系统吞吐量大约提高了 1.5 Mbps, 并且考虑频谱感知错误的算法的吞吐量最大, 因为该算法比不考虑感知错误的算法的干扰小, 子载波可以获得更多的功率, 对 MU 造成的干扰最小。从整体来看, 所提算法的吞吐量最大, 文献[16]中的次优化算法次之, JIA 算法的吞吐量最低。另外, 所提算法的吞吐量曲线增长较慢, 这是因为所提算法比其他算法造成的干扰更小, 分配给每个子载波的功率接近最大值; 在其他 3 种算法下的系统吞吐量随着干扰门限的增大而增大, 系统子载波分配的功率都相应增大。

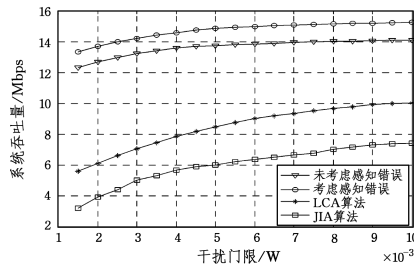


图 3 不同干扰门限下系统的吞吐量

Fig. 3 System throughput with different interference thresholds

在一些特定场景中, MU 对认知用户接入授权频段有严格的要求。图 4 给出了低干扰门限值下的系统吞吐量。在低干扰门限下, MU 对干扰的容忍能力下降, 此时, 在优化问题的约束条件中干扰门限约束将占主导地位。

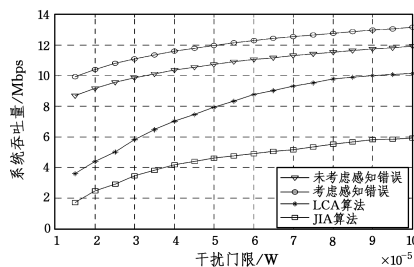


图 4 不同干扰门限(低)下系统的吞吐量

Fig. 4 System throughput with different interference (low) thresholds

从图 4 中可以看到, 考虑感知错误的算法的吞吐量仍然高于其他算法的吞吐量, 说明所提算法在 MU 干扰容忍能力较弱的情况下仍具有较好的吞吐量性能; 由于低水平下的门限值增加较缓慢, 因此所提算法的吞吐量差异逐渐趋于稳定。

图 5 给出了不同总功率门限下系统的吞吐量, 干扰门限设定为 $I_{th} = 0.01$ W。从图中可以看出, 考虑感知错误的吞吐量比不考虑感知错误的吞吐量提高约 2 Mbps, 随着总功率门限的增加, 系统吞吐量逐渐提升。随着总功率门限的增大, 系统吞吐量的增加趋势变得缓慢, 因为随着功率的增大, 认知 FU 对 MU 的干扰接近门限值, 即使增大总功率, 系统的吞吐量也不会有明显提升。本文算法根据用户的需求分配子载波, 使用几何注水算法分配子载波上的功率, 并且考虑了频谱感知错误, 因此能有效提升系统的吞吐量。

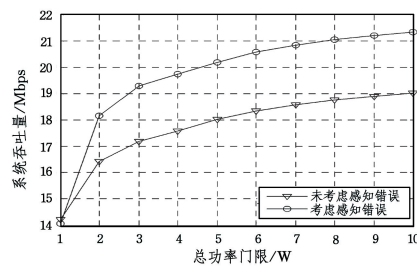


图 5 不同总功率门限下系统的吞吐量

Fig. 5 System throughput with different total power thresholds

结束语 本文基于认知异构 macro/femtocell 双层网络, 综合考虑小区干扰来源, 提出一种基于不完全频谱感知的认知异构网络资源分配算法。该算法充分考虑不完全频谱感知下的干扰来源, 并建立不完全频谱感知下的干扰模型, 以最大化系统吞吐量为优化目标, 并考虑总发送功率和干扰约束条件, 从而建立数学模型; 根据用户对子载波的需求分配子载波资源, 随后分步组合优化问题以进行简化, 最后利用 GWFPF 算法分配功率。仿真对比实验表明, 基于不完全频谱感知的算法对 MU 造成的干扰较小, 相比其他算法, 其充分利用了子载波资源, 提升了系统吞吐量。

参 考 文 献

[1] KPOJIME H O, SAFDAR G A. Interference Mitigation in Cognitive-Radio-Based Femtocells[J]. IEEE Communications Survey & Tutorials, 2015, 17(3): 1511-1534.

[2] AL-RUBAYE S, AL-DULAIMI A, J. COSMAS. Cognitive Femtocell[J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2011, 6(1): 44-51.

[3] SAQUIB N, HOSSAIN E, LE L B, et al. Interference management in OFDMA femtocell networks; Issues and approaches[J]. IEEE Wireless Commun, 2012, 19(3): 86-95.

[4] HU D, MAO S. On medium grain scalable video streaming over femtocell cognitive radio networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2012, 30(3): 641-651.

[5] PARK T, HWANG T. Energy-Efficient Power Control of Cognitive Femto Users for 5G Communications[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2016, 34(4): 772-785.