

博弈论框架下认知小蜂窝网络的 动态资源分配算法

贾亚男, 岳殿武

(大连海事大学信息科学技术学院, 辽宁大连 116026)

摘 要: 为提高认知小蜂窝网络(CSCN)的系统容量,本文基于博弈论框架分析了上行链路中频谱、小蜂窝基站和功率的动态分配行为.传统的频谱分配方案只考虑了异质网络中相互独立频带间的最优分配,而没有考虑可重叠频段间的分配模式和上行链路资源的联合优化.基于此,本文提出了一种具有频带可交叉特性的联合分配模型.通过引入干扰温度限制、全新的干扰算子和记忆因子构造了一种新型的上行注水功率算法.仿真结果表明,基于博弈论的动态选择特性和干扰温度的干扰避免准则,本算法可以有效提高 CSCN 的吞吐量和鲁棒性.

关键词: 认知小蜂窝网络(CSCN); 博弈论; 频谱分配; 功率分配; 纳什均衡

中图分类号: TN92 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2015)10-1911-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.10.005

Dynamic Resource Allocation Algorithm Based on Game Theory in Cognitive Small Cell Networks

JIA Ya-nan, YUE Dian-wu

(College of Information Science & Technology, Dalian Maritime University, Dalian, Liaoning 116026, China)

Abstract: In order to improve the capacity of the cognitive small cell network (CSCN), this paper analyzed the dynamic allocation of the spectrum, small cell base stations (SBS) and transmission power in the uplink based on the game theory. The traditional allocation scheme only considered the optimal allocation among independent frequency bands in heterogeneous networks, without taking into account the mutually overlapped frequency bands and the joint resource allocation in the uplink. For this reason, the joint optimal allocation etiquette is proposed. The interference temperature constraints, the new interference operator and the memory factor were introduced in the new uplink water-filling algorithm. Based on the characteristic of dynamic selection and the interference avoidance rule of interference temperature. Simulation results show that our algorithm can effectively improve the throughput and robustness of the CSCN.

Key words: cognitive small cell networks (CSCN); game theory; spectrum allocation; power allocation; Nash equilibrium

1 引言

近年来,人们对高速率、低能耗和优质覆盖网络的需求越来越多.研究表明约有三分之二的语音服务和90%的数据服务发生在室内环境下,但是由于无线信号进入室内环境后经历了比较严重的路径损耗,导致网络覆盖信号变差和空洞的出现.小蜂窝网络(SCN)^[1,2]的提出很好的适应了移动通信的发展趋势,小蜂窝基站(SBS)是一种远小于传统蜂窝基站的通信设备,其具有低能耗、自组织、即插即用等特点,且可以通过光纤和ADSL等基

于IP的有线传输介质作为回传网络.能够复用空闲频谱资源的认知无线电理论与SCN的结合形成了具有更高频谱利用率的认知小蜂窝网络(CSCN)^[3,4].在不影响主用户通信的情况下,认知小蜂窝用户(SCU)可以选择空闲频谱或不超过干扰容限的频段进行通信,并把频谱利用方式分为独立式、共享式和交织式^[5].尽管SCN有很多优点,但也面临着诸多挑战,在异质网络中不同网络间重叠覆盖,SCN部署的致密化和随机化增加了同层和跨层网络间干扰^[6,7].为动态利用频谱资源,本文在开放式的接入模式下采用信道共享方式进行通信^[8,9].

收稿日期:2014-04-23;修回日期:2014-07-29;责任编辑:李勇锋

基金项目:国家自然科学基金(No.61371091, No.61301228);高等学校博士学科点专项科研基金(No.20132125110006);中央高校基本科研业务费专项基金;大连海事大学优秀科技创新团队培育计划(No.3132013334)

传统的频谱分配模型中认知用户只能感知其在独立信道上的干扰水平,而不能利用部分重叠的信道资源,如参考文献[10]只讨论了相互独立频段间的频谱共享算法.而一些通信系统如:MT-CDMA(多音 CDMA)和扩频通信等,其通信频段间能够有部分重叠,文献[10]中的算法将不能进行有效的频谱共享.文献[10~13]中认知用户只能以固定的功率进行数据通信,当系统中有大量 SCU 同时进行通信时,使得部分认知用户在所选频段上的累计干扰超过了干扰容限,降低了用户的服务质量.文献[7,14,15]中讨论了认知用户在可用资源块上不同载波间的能量分配算法,而没有考虑同一载波被不同认知用户同时使用时各个认知用户的功率分配情况,且没有对同一载波上的干扰温度条件进行分析.基于此,本文结合认知无线电和小蜂窝网络通信的特点,提出了一种新型的联合频谱、SBS 和功率分配的通用模型,此模型中干扰不仅可以存在于独立的信道中而且在可重叠信道中也有所反映,通过引入干扰温度和新型的干扰算子构造一种改进的干扰函数,并在满足干扰温度的情况下通过基于代价因子的注水功率分配算法来最大化系统容量.本文建立了两种不同类型的博弈模型,并通过迭代算法求解 SCU 的最优分配策略.仿真结果表明此算法使得系统具有更强的鲁棒性,而且频谱利用效率和系统的吞吐量也得到有效地改善.

2 系统模型

本文的 CSCN 存在于由多个 Wi-Fi 热点(AP)网络、一个 Wi-Max 基站(BS)和多个 SBS 组成的异质网络中. BS 和 Wi-Fi 网络服务的用户为主用户(PUs). 基于 802.11b 标准的 Wi-Fi 无线通信设备使用直接序列扩频(DSSS)技术,每个信道有 22MHz 的带宽和 14 个可重叠的信道被分配在 ISM 频段上[16]. Wi-Max 无线通信系统采用 OFDM 技术,每个信道有 20MHz 的带宽和 4 个非重叠信道.如图 1 所示,假定编号为 a 的 Wi-Fi 信道和编号为 1 的 Wi-Max 信道的中心频率对齐为 2412MHz.

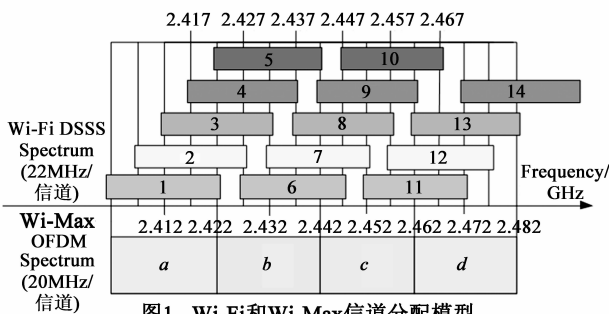


图1 Wi-Fi和Wi-Max信道分配模型

假设 CSCN 中各个 $SBSm \in \Omega_M = \{1, 2, \dots, M\}$ 所服

务的对象为 $SCUn_m \in \Omega_N = \{1, 2, \dots, N_m\}$, 频谱资源包含带宽和频率两种属性,其集合为 $\Omega_K = \{1, 2, \dots, K\}$, 且 $K < N_m$, SCU 集合为 $\Omega_N = \{1, 2, \dots, N\}$, 满足 $N = \sum_{m=1}^M N_m$, $\Omega_N = \bigcup_{m=1}^M \Omega_{N_m}$. 为合理利用可重叠的频谱资源,并表征 SCU 分配不同的通信频率和带宽时所受到的其它用户干扰,本文提出一种新型干扰算子 $\sigma(f_{n_i}, f_{n_m})$, 并定义为:

$$\sigma(f_{n_i}, f_{n_m}) = \begin{cases} \frac{\max\{(B_{n_i} + B_{n_m})/2 - \Delta f_{n_i, n_m}, 0\}}{(B_{n_i} + B_{n_m})/2}, & \Delta f_{n_i, n_m} \geq \Delta B_{n_i, n_m} \\ \frac{B_{n_m}}{(B_{n_i} + B_{n_m})/2}, & \Delta f_{n_i, n_m} < \Delta B_{n_i, n_m} \end{cases} \quad (1)$$

其中 B_{n_i} 和 f_{n_i} 分别表示 SCU n_i 发送信号的带宽和中心频率, $\Delta f_{n_i, n_m} = |f_{n_i} - f_{n_m}|$, $\Delta B_{n_i, n_m} = |B_{n_i} - B_{n_m}|/2$, 干扰算子的物理意义表征为不同频段间重叠的比重. 在上行通信中, SBS m 在频谱资源 $k \in \Omega_K$ 上接收到来自 SCU n_m 的信号为:

$$y_n^k = \sqrt{p_n^k} H_{n_m, m}^k x_{n_m}^k + \underbrace{\sum_{n_i \in \Omega_N, n_i \neq n_m} \sqrt{p_{n_i}^k} x_{n_i}^k H_{n_i, m}^k}_{\text{用户 } n_m \text{ 在频谱资源 } k \text{ 上受到的同层干扰}} + \underbrace{\sum_{n_j \in (\Omega_N \cap \Omega_N^t)} \sqrt{p_{n_j}^k} x_{n_j}^k H_{n_j, m}^k \sigma(f_{n_j}, f_{n_m})}_{\text{用户 } n_m \text{ 在频谱资源 } k \text{ 上受到的跨层干扰}} + N_0 \quad (2)$$

其中 $x_{n_m}^k$, $p_{n_m}^k$ 和 $H_{n_m, m}^k$ 分别表示 SCU n_m 在频谱资源 k 上的传输数据信息、发射功率和信道增益, $n_m \in \Omega_N^t = \{1, 2, \dots, N^k\}$ 表示使用频谱资源 k 的 SCU, 且 $N = \sum_{k=1}^K N^k$, $\Omega_N = \bigcup_{k=1}^K \Omega_N^t$, N_0 是包含其它主用户干扰和热噪声的加性白高斯噪声(AWGN), 其均值为 0, 方差为 $\gamma_{n_m}^2$, $H_{n_i, m}$ ($n_i \neq n_m$) 是其它 SCU n_i 和 SBS m 之间的干扰增益. 频谱资源 k 上传输链路的信干噪比为:

$$\text{SINR}_{n_m, m}^k = \frac{p_{n_m}^k |H_{n_m, m}^k|^2}{I_{d_{n_m}}^k + \bar{I}_{d_{n_m}} + \gamma_{n_m}^2} \quad (3)$$

$$I_{d_{n_m}}^k \triangleq \sum_{n_i \in \Omega_N, n_i \neq n_m} p_{n_i}^k |H_{n_i, m}^k|^2 \quad (4)$$

$$\bar{I}_{d_{n_m}} \triangleq \sum_{n_j \in (\Omega_N \cap \Omega_N^t), n_m \in \Omega_N^t} p_{n_j}^k |H_{n_j, m}^k|^2 \sigma(f_{n_j}, f_{n_m}) \quad (5)$$

$I_{d_{n_m}}^k, \bar{I}_{d_{n_m}}$ 分别为 SCU 所感知到的同层和跨层干扰.

3 博弈论框架下三种资源的分配算法

3.1 SBS 选择和频谱分配算法

博弈论是应用数学领域用于描述和分析参与者间相互作用的决策模型. 博弈论在资源分配和优化选择方面的独特优势[17,18]使其已在认知无线电、协作通信、

MIMO 和小蜂窝网络等通信领域展现出其广阔的应用前景。

不同于文献[10]中参与者为认知通信对的情形, 本文的参与者是在 CSCN 下进行上行通信的 SCU, 并以利他的思想建模为位势博弈模型:

$$G_1 = \langle \Omega_N, \{\tilde{\mathcal{F}}_{n_m}\}_{n_m \in \Omega_N}, \{U_{n_m}\}_{n_m \in \Omega_N} \rangle \quad (6)$$

其中 Ω_N 代表 SCU(决策者)集, $\tilde{\mathcal{F}}_{n_m} \subseteq \Omega_K$ 为 SCU n_m 的可选策略集, n_m 表示选择了 SBS m 的 SCU, 效用函数 U_{n_m} 满足下面的映射关系 $\tilde{\mathcal{F}}: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$, $\tilde{\mathcal{F}} = \tilde{\mathcal{F}}_1 \times \cdots \times \tilde{\mathcal{F}}_N$ 为所有 SCU 策略的笛卡尔乘积. 为了使 SCU 在所选频谱资源上的通信满足服务质量要求, 本文引入了干扰温度限制 $g(f_{n_m}, \mathbf{f}_{-n_m}) \leq P_0$, 其中 $f_{n_m} \in \tilde{\mathcal{F}}_{n_m}$, $\mathbf{f}_{-n_m} = (f_1, \dots, f_{n_m-1}, f_{n_m+1}, \dots, f_N)$ 是除 SCU n_m 外其它 SCU 所选策略的组合, $g(f_{n_m}, \mathbf{f}_{-n_m})$ 为 SCU 选择频率 f_{n_m} 时所受到的干扰, P_0 是根据 SCU 的服务质量需求而设定的门限值. 系统中 SCU 以最大化其效用函数 $U_{n_m}(f_{n_m}, \mathbf{f}_{-n_m})$ 为目标来选择合适的行动策略, 数学模型可表示为耦合最优问题^[19]:

$$\begin{aligned} & \underset{f_{n_m}}{\text{maximize}} U_{n_m}(f_{n_m}, \mathbf{f}_{-n_m}) \\ & \text{subject to } f_{n_m} \in \tilde{\mathcal{F}}_{n_m}, g(f_{n_m}, \mathbf{f}_{-n_m}) \leq P_0 \end{aligned} \quad (7)$$

当 $\mathbf{f} = (f_1, f_2, \dots, f_N)$ 满足式(8)时, 则 NE 存在.

$$U_{n_m}(f) \geq U_{n_m}(f'_{n_m}, \mathbf{f}_{-n_m}), \forall n_m \in \Omega_N, f'_{n_m} \in \tilde{\mathcal{F}}_{n_m} \quad (8)$$

根据以上讨论可知, 效用函数的选择既要具有明确的物理意义, 也要有一定的数学特性以保证算法的可实施性和 NE 的存在性. 基于此, 本文对文献[10]中的效用函数进行了改进和补充, 可表示为:

$$U_{n_m}(f_{n_m}, \mathbf{f}_{-n_m}) = -I_{d_{n_m}} - I_{o_{n_m}} + p_{n_m} |H_{n_m, m}|^2, \forall n_m \in \Omega_N \quad (9)$$

$$I_{d_{n_m}} \triangleq \sum_{n_i \in \Omega_N, n_i \neq n_m} p_{n_i} |H_{n_i, m}|^2 \sigma(f_{n_i}, f_{n_m}), \forall n_m \in \Omega_N \quad (10)$$

$$I_{o_{n_m}} \triangleq \sum_{n_i \in \Omega_N, n_i \neq n_m} p_{n_i} |H_{n_m, i}|^2 \sigma(f_{n_m}, f_{n_i}), \forall n_m \in \Omega_N \quad (11)$$

其中 $I_{d_{n_m}}$ 表示 SCU n_m 在所选频率上受到的其它 SCU 的干扰; $I_{o_{n_m}}$ 表示 SCU n_m 对邻近 SBS 所产生的干扰; $p_{n_m} |H_{n_m, m}|^2$ 表示 SCU 选择 SBS m 时, SBS m 接收到的信号强度. 式(9)综合考虑了 SCU 上行通信时所选策略的接收信号强度、外界干扰和其自身对外界的干扰等具有相同属性的能量因素. 位势博弈是标准形式博弈的一种特殊类型, 可反映参与者单边背离所导致的收益值变化, SCU 利益与系统利益是一致的^[10]. 当博弈中的有利单边背离策略序列有限时, 则至少存在一个 NE, 其位

势函数为:

$$\begin{aligned} & \text{Pot}(\tilde{\mathcal{F}}_{n_m}) = \text{Pot}(f_{n_m}, \mathbf{f}_{-n_m}) \\ & = \sum_{n_m \in \Omega_N} \frac{1}{2} (-I_{d_{n_m}} - I_{o_{n_m}} + p_{n_m} |H_{n_m, m}|^2), \forall n_m \in \Omega_N \end{aligned} \quad (12)$$

3.2 功率分配算法

算法需要合理的功率分配机制以进一步优化系统吞吐量. 在上行链路中, SBS 能够将相关信道状态信息发送给相邻 SBS, 使得 CSCN 能够从系统的角度优化资源配置. 这些复杂的交互和处理过程大都发生在 SBS 间, 只需将其处理结果发送给 SCU, 避免移动设备过多的参与复杂耗能的运算.

CSCN 在已知 SCU 所选频谱和 SBS 的情况下, 各个 SCU 以最大化其效用函数为目标进行功率的优化配置, 其过程可以建模为博弈论模型:

$$G_2 = \langle \Omega_N, \{\mathfrak{P}_{n_m^k}\}_{n_m \in \Omega_N, k \in \Omega_K}, \{U_{n_m^k}\}_{n_m \in \Omega_N, k \in \Omega_K} \rangle \quad (13)$$

其中 Ω_N 为 SCU 集, $U_{n_m^k}$ 为其对应的效用函数, $\mathfrak{P}_{n_m^k}$ 为 SCU n_m 在频谱资源 k 上的传输功率策略集:

$$\mathfrak{P}_{n_m^k} \triangleq \{p^k \in \mathbb{R}^N : \sum_{n_m \in \Omega_N} p_{n_m}^k \leq N^k \cdot \bar{P}, 0 \leq p_{n_m}^k \leq P_{\text{mask}}^k\} \quad (14)$$

其中 \bar{P} 为 SCU 的平均发射功率, P_{mask}^k 为 SCU 在频谱资源 k 上的最大发射功率. 在分布式的框架下, SCU 以最大化自身容量为效用函数进行功率分配:

$$\begin{aligned} & \underset{p_{n_m}^k}{\text{maximize}} \hat{U}_{n_m}^k(p_{n_m}^k, \mathbf{p}_{-n_m}^k) = B_{n_m} \log_2(1 + \text{SINR}_{n_m}^k) \\ & \text{subject to } p_{n_m}^k \in \mathfrak{P}_{n_m^k} \end{aligned} \quad (15)$$

其中 $\mathbf{p}_{-n_m}^k = (p_1^k, \dots, p_{n_m-1}^k, p_{n_m+1}^k, \dots, p_N^k)$ 为使用频谱资源 k 的其它 SCU 的发射功率, B_{n_m} 为 SCU n_m 的频谱带宽. 博弈框架中各个 SCU 以自私的方式进行功率分配, 其 NE 往往不能达到帕累托最优^[7, 13]. 而我们希望得到使系统总容量达到最大的均衡解, 即满足式(16)的功率分配策略, 其中 $\omega_{n_m}^k$ 为分配给 SCU n_m 的权重.

$$\begin{aligned} & \underset{p}{\text{maximize}} \sum_{k \in \Omega_N} \sum_{n_m \in \Omega_N} \omega_{n_m}^k \hat{U}_{n_m}^k(p_{n_m}^k, \mathbf{p}_{-n_m}^k) \\ & \text{subject to } p_{n_m}^k \in \mathfrak{P}_{n_m^k}, \forall k \in \Omega_K \end{aligned} \quad (16)$$

为实现分布式运算, 算法在效用函数(15)中引入了线性代价因子, 其数学表示为:

$$\begin{aligned} & \underset{p_{n_m}^k}{\text{maximize}} U_{n_m}^k(p_{n_m}^k, \mathbf{p}_{-n_m}^k) = \omega_{n_m}^k \hat{U}_{n_m}^k(p_{n_m}^k, \mathbf{p}_{-n_m}^k) \\ & \quad - \lambda_{n_m}^k \cdot p_{n_m}^k \end{aligned} \quad (17)$$

当式(17)的 NE 解为帕累托最优时, 为求解其代价

因子 λ_n^k , 在满足限制条件 $\mathfrak{R} n_m^k$ 的情况下, 我们引入两个拉格朗日函数 \mathfrak{S} 和 \mathfrak{S}_n^k .

$$\mathfrak{S} = \sum_{k \in \Omega_k} \sum_{n_m \in \Omega_{N^k}} \omega_{n_m}^k \widehat{U}_{n_m}^k + \sum_{k \in \Omega_k} \sum_{n_m \in \Omega_{N^k}} \alpha_{n_m}^k p_{n_m}^k - \sum_{k \in \Omega_k} \sum_{n_m \in \Omega_{N^k}} \beta_{n_m}^k (p_{n_m}^k - P_{\text{mask}}^k) \quad (18)$$

$$- \sum_{k \in \Omega_k} \sum_{n_m \in \Omega_{N^k}} [\mu_{n_m}^k (\sum_{n \in \Omega_{N^k}} p_n^k - N^k \cdot \bar{P})]$$

$$\mathfrak{S}_n^k = \omega_{n_m}^k (\widehat{U}_{n_m}^k - \lambda_{n_m}^k) + \alpha_{n_m}^k p_{n_m}^k - \beta_{n_m}^k (p_{n_m}^k - P_{\text{mask}}^k) - \mu_{n_m}^k (\sum_{n \in \Omega_{N^k}} p_n^k - N^k \cdot \bar{P}) \quad (19)$$

其中 $\alpha_{n_m}^k, \beta_{n_m}^k$ 和 $\mu_{n_m}^k$ 分别为满足 K.K.T. 条件的拉格朗日乘子.

为得到相同的最优解, 通过对 \mathfrak{S} 和 \mathfrak{S}_n^k K.K.T. 条件的推导可知^[13], 代价因子必须满足如下表达式:

$$\lambda_{n_m}^k(p_{n_m}^k) = -\frac{1}{\omega_{n_m}^k} \sum_{n_i \in \Omega_{N^k}, n_i \neq n_m} \omega_{n_i}^k \frac{\partial \widehat{U}_{n_i}^k}{\partial p_{n_m}^k}$$

$$= \frac{1}{\omega_{n_m}^k} \sum_{n_i \in \Omega_{N^k}, n_i \neq n_m} \omega_{n_i}^k \cdot \frac{p_{n_i}^k |H_{n_i}^k|^2 |H_{n_m}^k|^2}{(I_{dn_i}^k + \bar{I}_{dn_i} + \gamma_{n_i}^2)(I_{dn_i}^k + p_{n_i}^k |H_{n_i}^k|^2 + \bar{I}_{dn_i} + \gamma_{n_i}^2)} \quad (20)$$

$$I_{dn_i}^k \triangleq \sum_{n_j \in \Omega_{N^k}, n_j \neq n_i} p_{n_j}^k |H_{n_j}^k|^2 \quad (21)$$

$$\bar{I}_{dn_i} \triangleq \sum_{n_j \in (\Omega_{N^k} \cap \Omega_{N^k}), n_i \in \Omega_{N^k}} p_{n_j}^k |H_{n_j}^k|^2 \sigma(f_{n_j}, f_{n_i}) \quad (22)$$

SBS 在已知代价因子和信道状态信息的情况下, 通过求解式(17)可得到其所服务的 SCU n_m 的传输功率 $p_{n_m}^k$ 满足如下注水解表达式:

$$p_{n_m}^k \triangleq \left[\frac{\omega_{n_m}^k}{\mu^k + \lambda_{n_m}^k(p_{n_m}^k)} - \text{INSR}_{n_m}^k(p_{n_m}^k) \right]_0^{P_{\text{mask}}} \quad \forall n_m \in \Omega_{N^k} \quad (23)$$

$$\text{INSR}_{n_m}^k(p_{n_m}^k) \triangleq \frac{\sum_{n_i \in \Omega_{N^k}, n_i \neq n_m} p_{n_i}^k |H_{n_i}^k|^2 + \bar{I}_{dn_m} + \gamma_{n_m}^2}{|H_{n_m}^k|^2} \quad (24)$$

符号 $[\cdot]_a^b, b \geq a$ 表示区间 $[a, b]$ 上的欧几里得映射, 参数 μ^k 满足式(14)中的传输总功率限制.

NE 解的收敛性和存在性证明与文献 [13] 和文献 [20] 的证明过程一致. NE 可以通过迭代注水的方法进行求解, 其迭代过程可分为逐次迭代、并行迭代和异步迭代^[13,20], 而这些方法需要通信设备具有较高的精度. 因此可以采用松弛的迭代方案, 方案中要求 SCU 和 SBS 能够储存其自身和其它设备最近的行动策略, 其第 l 次

迭代的数学表示为:

$$p_{n_m}^k(l) = \zeta p_{n_m}^k(l-1) + (1-\zeta) WF_{n_m}^k(p_{n_m}^k(l-1)) \quad \forall n_m \in \Omega_{N^k} \quad (25)$$

其中因子 $\zeta \in [0, 1]$ 为记忆因子, 其值越大, 系统就具有越好的记忆能力和鲁棒性, 而代价为较慢的收敛速度.

4 仿真结果与分析

本文在 CSCN 中引入了 MAC 协议, 通过分布式的方案来解决 SCU 的资源分配问题. CSCN 需要满足如下条件: 系统具有公共的控制信令信道, 且其功率为常量; SBS 间能够通过回传网络广播其状态信息表; 通信设备间的信道增益是对称的, 且在一个算法周期内是静态或准静态的.

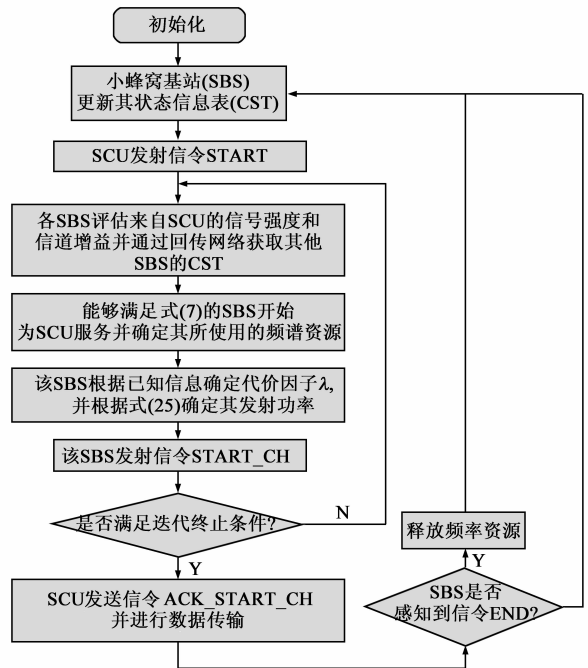


图2 系统算法流程图

本文所设计的三次握手 MAC 协议不同于 IEEE 802.11 协议中 RTS-CTS-DTS 的数据包交换协议, 通过此 MAC 协议可以使 CSCN 中的通信设备进行传输参数的共享, 并以此为博弈条件来求解 NE 解. 控制信令需要在一个竞争时隙内进行交互传输, 其中竞争时隙包含接入窗口和训练窗口, 当满足收敛条件后在传输时隙上进行数据传输^[13]. 其算法步骤如图 2 所示. 在 CSCN 的框架下以 MATLAB 为平台进行算法仿真, 并采用频率选择性高斯干扰信道进行数据传输. CSCN 位于一个主基站的覆盖下并与若干个 Wi-Fi 设备共存, 其工作在 $50\text{m} \times 50\text{m}$ 的大型商场同层中, 有 M 个 SBS 和 N 个需要进行上行通信服务的 SCU 随机分布于商场中, 如图 3

所示.信号在室内的传输损耗符合对数正态阴影衰落模型,其数学表示为:

$$PL(d)[dB] = 20 \log_{10}\left(\frac{4\pi d_0}{\lambda}\right) + 10\gamma \log_{10}\left(\frac{d}{d_0}\right) + \psi_{dB} \quad (26)$$

其中 d_0 为天线远场的参考距离, d 为传输设备间的直线距离, λ 为载波波长, γ 为路径损耗因子, ψ_{dB} 为均值为 0, 标准差为 σ 的高斯随机变量.

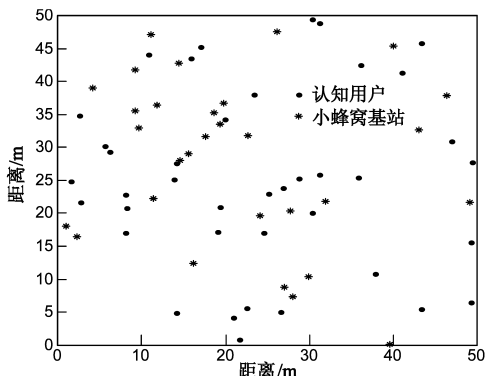


图3 小蜂窝基站和认知用户的随机分布图

假设 Wi-Max 主网络总是在工作状态,而 Wi-Fi 网络是随机运行的.为了提高频谱利用效率并降低系统干扰,假定索引为 1,5,9,13,14 的信道可供 SCU 使用,如图 1 所示,为便于仿真,将其分别表示为 1 到 5 个可用频率资源.初始状态假设用户的发射功率、选择的频谱资源和 SBS 分别为 0.1W、频谱资源 1 和 SBS 1. 详细的仿真参数由下表可知:

表 1 仿真参数

| 仿真对象 | 参数设置 |
|----------------------|-------------------------|
| SBS 数量 M | 30 |
| SCU 数量 N | 40 |
| 载波数 K | 5 |
| 单个载波带宽 B | 22[MHz] |
| 带宽效率 | 0.85 |
| SCU 平均传输功率 \bar{P} | 0.1[W] |
| 热噪声 N_0 功率 | $-174 + 10\lg(B)$ [dBm] |
| 阴影衰落标准差 σ | 4[dB] |
| 路径损耗因子 γ | 2.2 |
| 参考距离 d_0 | 1[m] |
| 记忆因子 ζ | 0.1, 0.8 |
| 最大传输功率 P_{\max}^k | 0.4[W] |

首先,图 4 和图 5 验证了 3.1 节算法的收敛性,文中选取 6 个 SCU 进行说明,通过并行的迭代算法能够使得 SCU 的策略在 3 至 5 次的迭代后趋于稳定状态.

且由图 6 的位势函数变化趋势可知,随着博弈的进

行,位势函数值在不断的发生变化并趋于稳定状态,其结果表明用户通过改变自己的效用会影响到网络的整体效用,仿真结果与文中位势博弈的理论分析相一致.

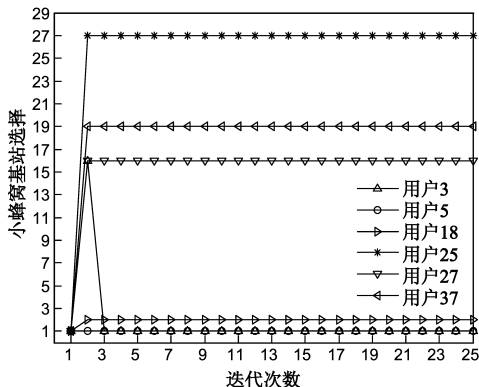


图4 选择小蜂窝基站的状态图

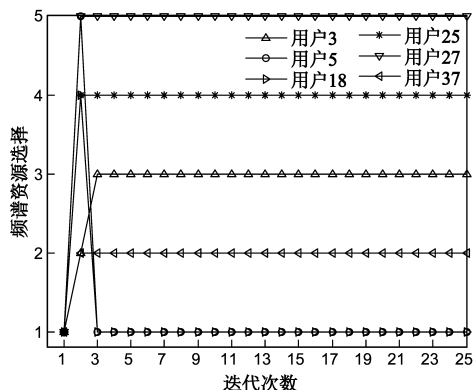


图5 选择频谱的状态图

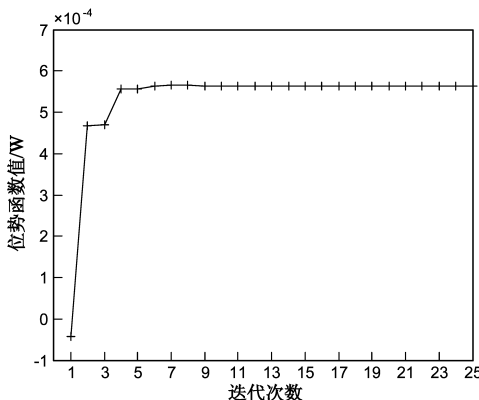


图6 位势函数值的收敛状态图

由图 7 可知,SCU 根据不同的信道状态信息进行合理的注水功率分配,当信道状态较好时,所分配的功率也相应较大,如 SCU 37 在均衡状态时能够以系统所规定的最大发射功率进行通信,而 SCU 18 的发射功率则随着信道状态的不断变差而趋于 0.

由图 8 可知,传统的注水算法自私的最大化自身效益来分配功率,未考虑系统的性能,使得系统容量小于

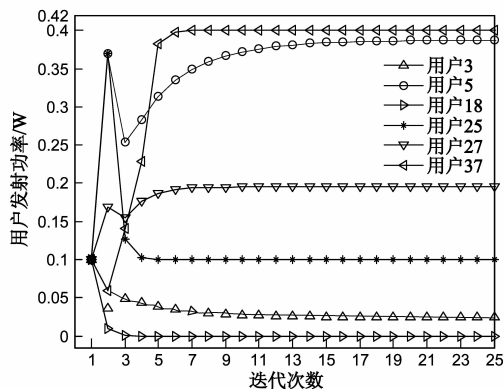


图7 用户发射功率状态图

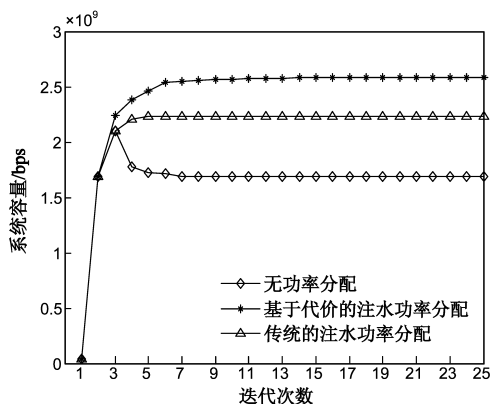


图8 系统容量状态图

本文基于代价的注水算法;当算法无功率分配时,系统的容量小于有功率分配的情况,且由于算法中缺少合理的功率分配机制,使得系统的容量出现了下降的趋势,但随着迭代的运行最终会趋于稳定状态。

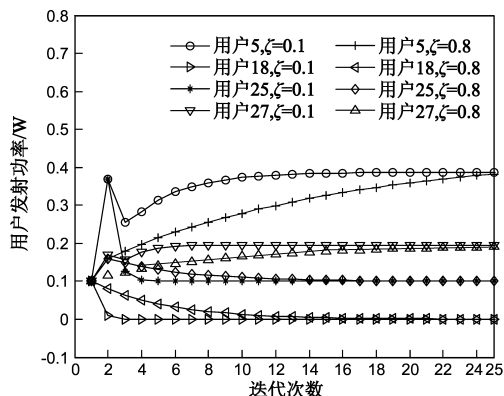


图9 不同记忆因子的系统容量均衡图

图9表示在不同记忆因子下,用户的发射功率具有不同的收敛速度,当记忆因子为0.1时,系统容量在经过7次迭代运算时就已经很接近稳定状态值了,当记忆因子为0.8时,其所需的迭代次数将达到20次左右,此仿真结果与文中的理论分析相一致。

5 结论

本文基于认知小蜂窝网络框架提出了一种新型的基于博弈论的频带可重叠的动态资源分配算法.通过引入一种新型的干扰算子来提高频谱利用效率,使得算法不仅可以表示相互独立频带间的干扰水平,也能体现出交叉频带间的干扰;并提出一种新型的用于进行频谱和 SBS 选择的位势函数模型;为进一步提高系统容量,又引入了具有较强鲁棒性的注水功率算法。

参考文献

- [1] Hoydis J, Kobayashi M, Debbah M. Green small-cell networks [J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2011, 6(1): 37 - 43.
- [2] Fehske A J, Viering I, Voigt J, Sartori C, Redana S, Fettweis G P. Small-cell self-organizing wireless networks [J]. Proceedings of the IEEE, 2014, 102(3): 334 - 350.
- [3] Shin-Ming Cheng, Shou-Yu Lien, Feng-Seng Chu, Kwang-Cheng Chen. On exploiting cognitive radio to mitigate interference in macro/femto heterogeneous networks [J]. IEEE Wireless Communications, 2011, 18(3): 40 - 47.
- [4] Wildemeersch M, Quek T Q S, Slump C H, Rabbachin A. Cognitive small cell networks: energy efficiency and trade-offs [J]. IEEE Transactions on Communications, 2013, 61(9): 4016 - 4029.
- [5] Goldsmith A, Jafar S A, Maric I, Srinivasa S. Breaking spectrum gridlock with cognitive radios: an information theoretic perspective [J]. Proceedings of the IEEE, 2009, 97(5): 894 - 914.
- [6] Wei Wang, Guanding Yu, Aiping Huang. Cognitive radio enhanced interference coordination for femtocell networks [J]. IEEE Communications Magazine, 2013, 51(6): 37 - 43.
- [7] Ahmed F, Dowhuszko A A, Tirkkonen O. Distributed algorithm for downlink resource allocation in multicarrier small cell networks [A]. IEEE International Conference on Communications [C]. Ottawa, 2012. 6802 - 6808.
- [8] Dong-Chan Oh, Yong-Hwan Lee. Cognitive radio based resource allocation in femto-cells [J]. Journal of Communications and Networks, 2012, 14(3): 252 - 256.
- [9] Yongkang Liu, Cai L X, Xuemin Shen, Hongwei Luo. Deploying cognitive cellular networks under dynamic resource management [J]. IEEE Wireless Communications, 2013, 20(2): 82 - 88.
- [10] Nie N, Comaniciu C. Adaptive channel allocation spectrum etiquette for cognitive radio networks [A]. IEEE Symp New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks [C]. Baltimore, MD, 2005. 269 - 278.
- [11] Prabodini Semasinghe, Kun Zhu, Ekram Hossain. Distributed

- resource allocation for self-organizing small cell networks: an evolutionary game approach[A]. Globecom 2013 Workshop-Heterogeneous and Small Cell Networks[C]. Atlanta, GA, 2013. 702 – 707.
- [12] Bennis M, Perlaza SM, Blasco P, Zhu Han, Poor H V. Self-organization in small cell networks: a reinforcement learning approach[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12(7): 3202 – 3212.
- [13] Fan Wang, Krunz M, Shuguang Cui. Price-based spectrum management in cognitive radio networks[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2008, 2(1): 74 – 87.
- [14] Jong-Shi Pang, Scutari G, Facchinei F, Chaoxiong Wang. Distributed power allocation with rate constraints in Gaussian parallel interference channels[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2008, 54(8): 3471 – 3489.
- [15] Sardellitti S, Barbarossa S. Joint optimization of collaborative sensing and radio resource allocation in small-cell networks [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(18): 4506 – 4520.
- [16] Jing X, Mau S, Raychaudhuri D, et al. Reactive cognitive radio algorithms for co-existence between IEEE 802.11b and 802.16a networks[A]. IEEE Global Telecommunication Conference[C]. St Louis, MO, USA, 2005. 2465 – 2469.
- [17] Jorswieck E A, Larsson E G, Luise M, Poor H V. Game theory in signal processing and communications[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2009, 26(5): 17.
- [18] Akyildiz I F, Lo B F, Balakrishnan R. Cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks: a survey [J]. Physical Communication (Elsevier) Journal, 2011, 4(1): 40 – 62.
- [19] Scutari G, Palomar D, Facchinei F, et al. Convex optimization, game theory, and variational inequality theory in multiuser communication systems[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2010, 27(3): 35 – 49.
- [20] Scutari G, Palomar D P, Barbarossa S. Asynchronous iterative water-filling for Gaussian frequency-selective interference channels: a unified framework[A]. IEEE 7th Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications[C]. Cannes, 2006. 1 – 5.

作者简介



贾亚男 男, 1986 年出生于河南商丘. 大连海事大学博士生, 主要研究方向为小蜂窝网络、认知无线电、最优化理论和博弈论等.
E-mail: jiayanan666@163.com



岳殿武 男, 1965 年出生于吉林四平. 大连海事大学教授, 博士生导师, 主要研究方向为 MIMO 无线通信、协作通信、认知无线电和纠错编码等.
E-mail: dianwuyue@yahoo.com