

认知无线电中基于 Stackelberg 博弈的分布式功率分配算法

罗荣华 杨震

(南京邮电大学信号处理与传输研究院 南京 210003)

摘要: 在 underlay 认知无线电场景中, 为了让认知用户能随机地接入主用户正在使用的授权频段, 且对主用户产生的干扰不高于主用户能够容忍的干扰温度门限, 该文采用 Stackelberg 博弈机制进行认知用户的发射功率分配。将主用户作为模型中的 leader, 认知用户作为 follower, 认知用户使用主用户的授权频段时需以干扰功率为单位支付给主用户相应的费用, 而主用户则可以通过调整价格, 限制认知用户产生的总干扰功率不高于其所能容忍的干扰温度门限, 以便获得最大收益。同时, 不同认知用户间根据主用户制定的价格, 进行非协作博弈。仿真结果表明, 与集中式的最优功率分配算法相比, 该文可通过简单的分布式功率分配算法获得与其相近的系统性能, 且主用户与认知用户间只需进行少量的信息交互, 这与需进行大量信息交互的集中式最优算法相比, 具有较大的优势。

关键词: 认知无线电; 分布式功率分配; Stackelberg 博弈; 非协作博弈

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2010)12-2964-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2010.00374

Stackelberg Game-based Distributed Power Allocation Algorithm in Cognitive Radios

Luo Rong-hua Yang Zhen

(The Institute of Signal Processing and Transmission, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: In underlay cognitive radio scene, secondary users can opportunistically access the licensed spectrum under the constraint of interference temperature. In this paper, Stackelberg game is adopted for allocating power resource. In this model, the primary user acts as leader, secondary users act as followers. When using the licensed spectrum, secondary users must make payments to the primary user based on the induced interference power to the primary user. Meanwhile, the primary user aims at maximizing its own revenue through adjusting its price, under the constraint of interference temperature. Given specified price, the secondary users compete with each other using the non-cooperative game theory. Simulation shows that, compared with the centralized optimal power allocation algorithm, the proposed distributed power allocation algorithm not only can achieve close-to-optimal performance, but also needs much less communicating overhead than the optimal algorithm which is very beneficial.

Key words: Cognitive radio; Distributed power allocation; Stackelberg game; Non-cooperative game

1 引言

在过去的几十年里, 随着无线业务的飞速增长, 频谱资源已变得日益稀缺。认知无线电技术^[1]允许将非授权用户动态地接入已授权频段, 使得频谱利用率得到有效的提高。通常, 认知无线电系统根据频谱复用方式被分为 3 类: underlay, overlay 和 interweave。在 underlay 认知无线电系统中, 认知用户(非授权用户)与主用户(授权用户)同时共享频谱资源, 且需对主用户的干扰低于其干扰温度门限,

故需对认知用户的发射功率进行灵活有效地控制。

对于存在资源共享的无线通信系统, 文献[2]提出两种拍卖机制用于功率分配, 但其搜索最优价格的算法较为复杂。在 overlay 认知无线电场景下, 文献[3,4]引入频谱租赁机制, 主用户将授权频谱出租给认知用户一段时间以换取认知用户的协作(中继)。在 underlay 认知无线电场景下, 其中文献[5,6]将 Stackelberg 博弈机制用于 underlay 认知无线电场景下的功率分配, 主用户向认知用户以发射功率为单位收取费用, 虽然实现了主用户收益的最大化, 但文献[5]并未考虑认知用户对主用户的干扰需低于干扰温度门限的问题。文献[7-9]考虑主用户在保证

2010-04-16 收到, 2010-08-30 改回

国家 863 计划项目(2009AA01Z241)资助课题

通信作者: 罗荣华 luoronghua@sohu.com

其最小服务质量的同时, 动态地调整干扰温度门限(根据认知用户的干扰需求)并相应地调整其发射功率以使其收益最大化。文献[10]中, 主用户根据认知用户对其产生的干扰功率收取相关费用, 且主用户通过调整其带宽及干扰温度门限值使得收益最大。

本文在 underlay 认知无线场景下, 采用 Stackelberg 博弈机制, 将主用户作为 leader, 认知用户作为 follower, 主用户在保持其发射功率不变(且其设置的干扰温度门限同样保持不变)的条件下, 将授权频谱租赁给认知用户, 根据认知用户对其产生的干扰功率为单位收取费用, 通过调整价格, 主用户在满足其最小服务质量需求即认知用户对主用户的干扰不超过主用户所能容忍的干扰温度门限的前提下, 使其收益得到最大。理论分析和仿真结果表明, 与最优功率分配算法^[1]相比, 本文算法可进行分布式功率分配, 仅需少量的信息交互即以得到与最优算法近似的性能。

2 系统干扰模型

考虑由 1 个主用户(PT-发射机, PR-接收机)和 N 个认知用户(ST _{i} -发射机 i)组成的 underlay 认知无线场景, 仅考虑上行链路通信, 如图 1 所示。主用户以固定的功率 p_P 进行发射, 认知用户 i 以可变的功率 p_i 进行发射, 采用 CDMA 接入机制, 在认知基站(BS), 认知用户 i 的信干噪比(Signal to Interference plus Noise Ratio, SINR)可表示为

$$\gamma_i(p_i, \mathbf{p}_{-i}) = c \frac{p_i h_i}{\sum_{j=1, j \neq i}^N p_j h_j + p_P g_{PB} + \sigma^2} \quad (1)$$

其中信道增益 $h_i = A/d_i^m$ 。 A 为常数增益, d 为认知用户与基站的距离, m 为路径衰减因子, 取值范围通常为 2-6。 g_{PB} 为主用户发射端与认知用户基站之间的信道增益。 σ^2 为背景噪声功率, c 表示扩频增益。 \mathbf{p}_{-i} 表示除认知用户 i 外其它认知用户的功率矢量。

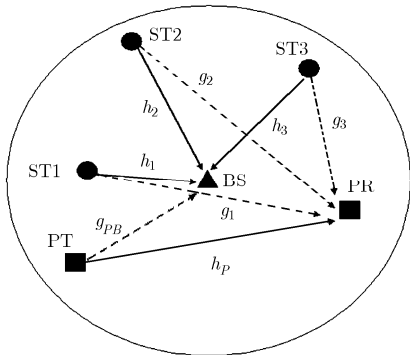


图 1 认知无线场景

3 算法描述

3.1 Stackelberg 博弈模型

对于认知用户 i , 采用其 SINR 的对数函数作为效用函数, 由于与香农容量公式(采用单位带宽)成正比, 因而此效用函数可近似表示用户 i 的最大可达速率。并以认知用户对主用户产生的干扰功率作为支付函数^[10], 则认知用户 i 的收益函数表示如下:

$$U_i(p_i, \mathbf{p}_{-i}) = \ln(1 + \gamma_i) - \pi p_i g_i \quad (2)$$

这里, π 为主用户设置的单位价格, g_i 为认知用户发射端到主用户接收端的信道增益。由式(2), 在 π 已知的条件下, 认知用户间可通过以下非协作博弈方式进行竞争:

$$G = \left\{ \Omega, \{P_i\}_{i \in \Omega}, \{U_i(p_i, \mathbf{p}_{-i})\}_{i \in \Omega} \right\} \quad (3)$$

其中 $\Omega = \{1, 2, \dots, N\}$ 表示认知用户集合, $P_i = \{p_i : 0 \leq p_i \leq p_i^{\max}\}$ 表示认知用户 i 的功率集合, $U_i(p_i, \mathbf{p}_{-i})$ 表示认知用户 i 的收益函数。

主用户从认知用户得到的收益为

$$U_p = \pi \sum_{i=1}^N p_i^* g_i \quad \text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^N p_i^* g_i \leq Q \quad (4)$$

其中 p_i^* 表示认知用户达到纳什均衡时的发射功率, Q 为主用户设置的干扰温度门限。主用户作为 leader, 为了得到最大收益需对价格 π 进行调整, 同时需要满足其干扰温度约束条件, 这将对认知用户间的博弈产生影响。若 π 较大, 则认知用户必然采用较小的发射功率, 反之亦然。

3.2 认知用户的分布式功率分配

定理: 对于主用户给定的任意价格 π , 认知用户间的非协作博弈必存在唯一的纳什均衡解。

证明 根据博弈论^[12]可知, 若某一博弈模型满足以下两个条件, 则存在纳什均衡:

- (1) 策略空间是欧几里得空间 R^N 中非空的, 有界的闭凸集。
- (2) 收益函数在其策略空间上连续, 且为拟凸(凹)函数。

显然, 本文中认知用户的策略空间 $\{P_i\}$ 满足条件(1), 且收益函数 $U_i(p_i, \mathbf{p}_{-i})$ 在策略空间上连续, 因此只需证明其为拟凸(凹)函数即可。首先, 对功率 p_i 求一阶导数如下

$$\frac{\partial U_i}{\partial p_i} = \frac{c h_i}{I_{-i} + c p_i h_i + \sigma^2 + p_P g_{PB}} - \pi g_i \quad (5)$$

其中 $I_{-i} = \sum_{j \neq i, j=1}^N p_j h_j$ 。二阶导数为

$$\frac{\partial^2 U_i}{\partial^2 p_i} = - \frac{(c h_i)^2}{(I_{-i} + c p_i h_i + \sigma^2 + p_P g_{PB})^2} \quad (6)$$

显然, 收益函数的二阶导数小于 0, 为拟凹函数。由此可知, 认知用户间的非协作博弈存在纳什均衡。

由式(5), 当 $\partial U_i/\partial p_i = 0$ 时, 可得认知用户 i 的最佳响应(best-response)为

$$\mathcal{R}_i(\mathbf{p}_{-i}) = \frac{1}{\pi g_i} - \frac{I_{-i}}{ch_i} - \frac{\sigma^2 + p_{PB}g_{PB}}{ch_i} = \frac{1}{h_i} \left(a_i - \frac{I_{-i}}{c} \right) \quad (7)$$

其中 $a_i = \frac{h_i}{\pi g_i} - \frac{\sigma^2 + p_{PB}g_{PB}}{c}$ 。

由文献[13]的结论可知, 对于主用户给定的任意价格 π , 首先对认知用户进行排序: 若 $a_i < a_j$, 则 $i > j$, 而若 $a_i = a_j$, 则可随意进行排序。假设 M 满足下述公式且 \widehat{M} 为其最大值, 同时 $\widehat{M} \leq N$

$$a_M > \frac{1}{c + M - 1} \sum_{j=1}^M a_j \quad (8)$$

则认知用户通过博弈可得到唯一的正纳什均衡解, 其中认知用户 $\widehat{M} + 1, \dots, N$ 的发射功率 $p_j^*(\pi) = 0, \forall j \geq \widehat{M} + 1$, 而其它 \widehat{M} 个认知用户的发射功率均衡值皆为正, 可表示为

$$p_i^*(\pi) = \frac{1}{h_i} \left\{ \frac{c}{c-1} \left(a_i - \frac{1}{c + \widehat{M} - 1} \sum_{j \in \widehat{M}} a_j \right) \right\}, \quad i \in \{1, 2, \dots, \widehat{M}\} \quad (9)$$

针对以上结论, 本文提出如下分布式迭代功率分配算法:

(1) $n = 0$, 给定初始价格 π , 设定 p_i^{\max} 值, 并选择任意的功率初始值 $\mathbf{p}^0 = (p_1^0, p_2^0, \dots, p_N^0)$, 且 $0 \leq p_i^0 \leq p_i^{\max}, \forall i \in \{1, \dots, N\}$;

(2) 根据式 (7) 进行迭代运算, $p_i^{n+1} = \max\{\min\{\mathcal{R}_i(\mathbf{p}_{-i}^n), p_i^{\max}\}, 0\}$, $i = 1, 2, \dots, N$;

(3) $n = n + 1$, 若 $p_i^{n+1} = p_i^n$, 停止迭代; 否则, 回到(2)。

在以上分布式迭代功率分配过程中, 认知用户 i 需知道以下信息: 其中, 扩频因子 c 是公共信息, 价格信息 π 可以通过主用户对认知用户进行广播获得, 而 g_i 可通过认知用户发射端进行环境感知获得, I_{-i}, h_i, σ^2 和 $p_{PB}g_{PB}$ 均可通过接收端(基站)对认知用户 i 的发射端进行信息反馈(通过反馈信道)获得。

这后 5 项均为认知用户 i 的本地信息, 除此之外, 认知用户 i 并不需要获得其它认知用户的信息, 因此可采用分布式的方式进行迭代功率分配。

3.3 主用户的收益最大化

与文献[6]类似, 将式(9)代入主用户收益函数 $U_p = \pi \sum_{i=1}^N p_i^* g_i$ 可得

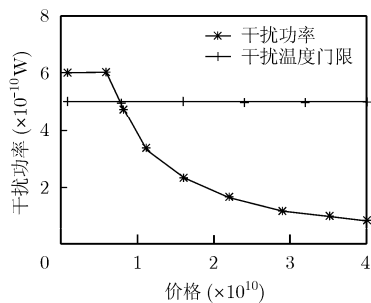
$$U_p = \sum_{i=1}^{\widehat{M}} \frac{g_i}{h_i} \left\{ \frac{c}{c-1} \left(\frac{h_i}{g_i} - \frac{1}{c + \widehat{M} - 1} \sum_{j=1}^{\widehat{M}} \frac{h_j}{g_j} - \pi \left(\frac{c-1}{c + \widehat{M} - 1} (\sigma^2 + p_{PB}g_{PB}) \right) \right) \right\} \quad (10)$$

显然, 主用户收益随价格 π 增大而线性递减。且由式(9), 认知用户的发射功率与价格呈反比, 当 π 过小, 认知用户采用很大的发射功率进行传输, 对主用户产生的干扰功率将超过干扰温度门限值, 这是不被允许的。当增加 π 使得

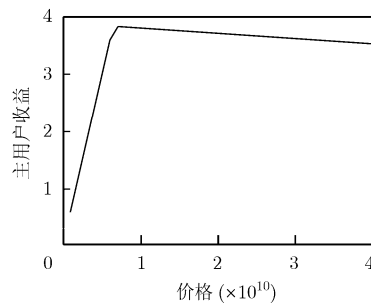
$$\sum_{i=1}^{\widehat{M}} \frac{g_i}{h_i} \left\{ \frac{c}{c-1} \left(\frac{h_i}{\pi g_i} - \frac{1}{c + \widehat{M} - 1} \sum_{j=1}^{\widehat{M}} \frac{h_j}{\pi g_j} - \left(\frac{c-1}{c + \widehat{M} - 1} (\sigma^2 + p_{PB}g_{PB}) \right) \right) \right\} \leq Q$$

时, 即认知用户产生的干扰功率小于等于干扰温度门限时, 认知用户才被允许接入主用户授权频带。而若 π 越高, 认知用户采用的发射功率越小, 对主用户产生的干扰功率将小于干扰温度门限, 此时主用户收益减小, 且容易导致认知用户因为价格过高其传输代价过大而采用退出主用户授权频带的策略。因此在干扰温度约束条件下, 当主用户设置的价格使得认知用户对其产生的总干扰功率与干扰温度门限相等时, 主用户可获得最大收益。为了更加方便和直观, 本文运用作图的方法粗略地对主用户收益与价格以及认知用户对主用户产生的总干扰功率与价格的关系进行了分析, 如第 4 节中图 2 所示。

在实际应用中, 由于主用户缺乏认知用户的本地信息, 如功率策略空间以及用户间的信道增益等,



(a) 干扰功率与价格的关系



(b) 主用户收益与价格的关系

图 2 主用户性能随价格变化曲线

故无法通过计算得到认知用户博弈产生的纳什均衡功率解进而直接计算出最优的价格。本文采用如下次优的双向搜索迭代算法来调整价格 π 以使存在干扰温度约束条件下, 主用户得到近似最大的收益:

(1) $k = 0$, 设置任意初始价格 $\pi > 0$;

(2) $k = k + 1$, 若 $Q - \varepsilon \leq Q_{\text{Measured}} \leq Q$, $\pi^{k+1} = \pi^k$, 停止迭代。否则, $\pi^{k+1} = \pi^k + \lambda(Q_{\text{Measured}} - Q)$ 。这里, $Q_{\text{Measured}} = \sum_{i=1}^N p_i^* g_i$, 表示主用户接收端测得的总干扰功率, ε 为任意小的正数, 其大小决定了算法收敛的精度, 若 ε 越大, 算法收敛精度越低, 反之, 则收敛精度越高。 $\lambda > 0$ 为选取的步长, 其大小影响了算法收敛的速度。若 λ 取值较小, 则算法收敛速度较慢, 反之, 则算法收敛速度较快, 但若 λ 取值过大, 容易导致价格无法收敛, 相应主用户收益也无法得到收敛。因此需要对 λ 的选取采用折中的方法, 使其收敛速度在可接受范围内, 保证主用户得到近似最大收益。从上述迭代算法可知, 在主用户和认知用户的博弈过程中, 主用户仅需检测出所有认知用户对其产生的干扰功率和, 进而确定合适的价格 π 向认知用户进行广播, 这与需进行大量信息交换的集中式最优功率分配算法相比, 具有很大的优势。

4 仿真结果

本文基于 CDMA 的单蜂窝小区, 基站位于小区中央, 认知用户随机分布在半径为 1 km 的小区范围内, 扩频增益 c 设为 256, $p_i^{\max} = 4\text{W}, \forall i \in \{1, \dots, N\}$, 主用户的发射功率 $p_p = 4\text{W}$ 。不考虑阴影衰落、快衰落及多径时延对信号的影响, 信道增益 $h_i = A/d_i^m$, $A = 10^{-11}$, $m = 2$ 。为方便比较, 将文献[11]中的最优功率分配算法用于本文采用的认知无线电场景中

$$\left. \begin{array}{l} \text{maximize } \sum_{i=1}^N \ln(1 + \gamma_i) \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^N p_i g_i \leq Q \\ 0 \leq p_i \leq p_i^{\max} \end{array} \right\} \quad (11)$$

利用 K-K-T 条件^[14], 式(11)的约束最优化问题可以通过拉格郎日乘法极值求解, 可求得此最优算法的功率分配迭代公式如下

$$p_i^{n+1} = \left[\frac{1}{u g_i} - \frac{I_{-i}^n + \sigma^2}{c h_i} \right]_0^{p_i^{\max}} \quad (12)$$

其中 $I_{-i}^n = \sum_{j \neq i}^n p_j^* h_j + p_p g_{PB}$, 将式(12)代入式(11)的干扰约束条件中, 可得

$$u = \frac{N}{\sum_{i=1}^N \frac{g_i (I_{-i}^* + \sigma^2)}{c h_i} + Q} \quad (13)$$

由式(13)可知, 在进行集中式最优功率分配时需要大量的信息, 如不同认知用户发射端与接收端的信道增益信息、不同认知用户接收端所测量到的干扰信息以及不同认知用户发射端与主用户接收端的信道增益信息等。

采用 $N = 4$, $\lambda = 2 \times 10^{10}$, 图 2 显示, 当价格很小时, 若不限发射功率, 认知用户将采用很大的发射功率(高于功率上限)进行传输, 这显然是不现实的, 一般认知用户均采用发射功率上限值进行传输, 由于主用户收益定义为价格与总干扰功率的乘积, 此时主用户收益并不大。当价格逐渐增高, 并低于 0.6×10^{10} 时, 认知用户继续采用发射功率上限值传输, 此时对主用户产生的干扰保持不变, 而主用户收益因为价格的增长则呈递增趋势。随着价格继续增高, 认知用户采用的发射功率将小于功率上限值, 当价格增加到 0.8×10^{10} 左右时, 认知用户对主用户产生的总干扰功率约等于干扰温度门限, 此时主用户收益达到最大值。当价格继续增高, 由于认知用户采用的发射功率继续减小, 主用户收益则逐渐减小, 而当价格增高到一定程度时, 认知用户将均采用退出主用户的授权频段作为相应策略, 此时主用户收益将减小为 0。综上所述, 图 2 的结果与第 3 节关于主用户收益与价格的关系分析一致。

同样采用 $N = 4$, $\lambda = 2 \times 10^{10}$, 图 3(a)显示当迭代次数约为 10 次时, 主用户的价格达到收敛值。图 3(b)中, 随迭代次数增加, 主用户收益也随之收敛。图 3(c)中显示了不同认知用户的发射功率随迭代次数的收敛曲线。可见, 随迭代次数增加, 主用户与认知用户的性能曲线均可达到收敛。

图 4 为本文算法与最优功率分配算法的性能比较。从图 4(a)中可知, 在 2 种算法中, 随认知用户数增多, 认知用户总的吞吐量均呈递增趋势, 其中本文算法中得到的吞吐量略低于最优算法。在图 4(b)中, 由于本文算法在迭代运算中设置了很小的干扰误差 ε , 认知用户产生的总干扰功率总是略小于干扰温度门限值, 而最优功率分配算法中认知用户产生的总干扰功率恒等于干扰温度门限值。图 4(c)显示, 2 种算法中认知用户的发射功率收敛值非常接近, 其中本文算法用户的发射功率收敛值略低于最优算法, 同时本文算法收敛速度略低于最优算法。从图 4(d)可知, 本文算法采用的价格因子与最优算法中的约束因子大小近似相等, 这说明在最优算法

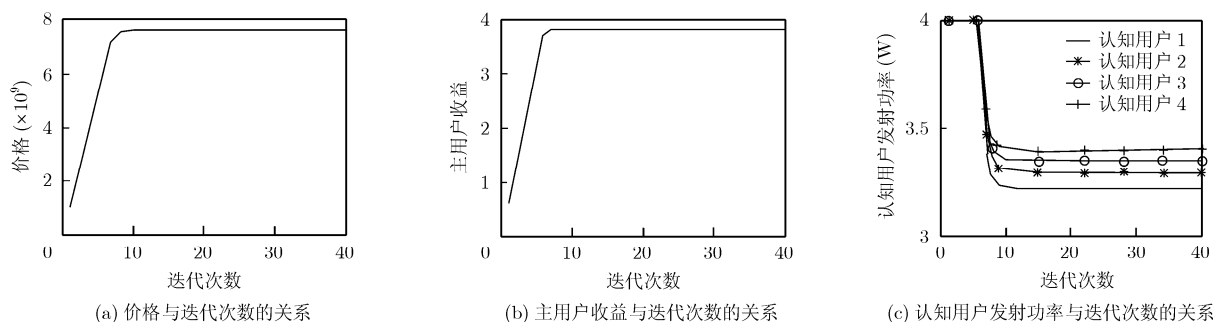


图3 本文算法用户的性能随迭代次数变化曲线

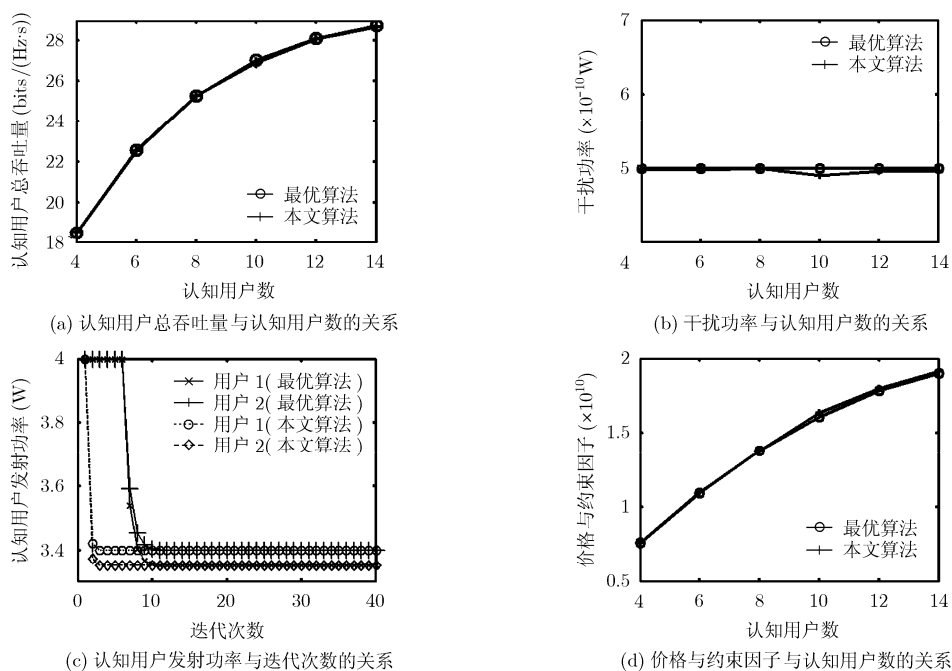


图4 本文算法与最优功率分配算法的性能比较

中,约束因子的作用等同于本文 Stackelberg 博弈中的价格因子。综上所述,本文算法的性能与最优功率分配算法近似相等,其最大的不同在于本文算法利用 Stackelberg 博弈机制进行功率分配,主用户作为 leader,认知用户作为 follower,认知用户在使用主用户的授权频谱时需支付给主用户相应的费用,因而此种机制对于主用户主动参与博弈具有一定的激励作用。而最优功率分配算法需采用集中控制的方式进行功率分配,认知用户无需向主用户支付任何费用。但对于整个网络(包括所有主用户和认知用户)而言,本文算法得到的总收益与最优功率分配算法近似相等。

5 结论

本文在 underlay 认知无线电场景下,采用 Stackelberg 博弈机制进行分布式功率分配。理论分析与仿真结果表明,通过认知用户与主用户间的博

弈,及认知用户间的博弈,本文的分布式功率分配算法能得到与集中式的最优功率分配算法相仿的系统性能,且主用户与认知用户间仅需要很少的信息交互,这与需进行大量信息交互的最优功率分配算法相比具有较大的优势,而本文算法的缺点仅在于迭代次数比最优算法略多,但相比于本文算法的优点而言这点代价是值得的。

参考文献

- [1] Haykin S. Cognitive radio: brain-empowered wireless communications [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2005, 23(2): 201-220.
- [2] Jianwei H, Berry R, and Honig M. Auction-based spectrum sharing [J]. *Mobile Networks and Applications*, 2006, 11(3): 405-418.
- [3] Simeone O, Stanojev I, Savazzi S, Bar-Ness Y, Spagnolini U, and Pickholtz R. Spectrum leasing to cooperating secondary

- ad hoc networks [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2008, 26(1): 203–213.
- [4] Zhang Jin and Zhang Qian. Stackelberg game for utility-based cooperative cognitive radio networks [C]. ACM MobiHoc, New Orleans, LA, USA, 2009: 23–32.
- [5] Daoud A A, Alpcan T, Agarwal S, and Alanyali M. A stackelberg game for pricing uplink power in wide-band cognitive radio networks [C]. IEEE Conference on Decision and Control, Cancun, Mexico, 2008: 1422–1427.
- [6] Yu Hui, Gao Lin, Li Zheng, Wang Xin-bing, and Hossain E. Pricing for uplink power control in cognitive radio networks. <http://iwct.sjtu.edu.cn/Personal/xwang8/paper/TVT2010.pdf>, 2010, January.
- [7] Jayaweera S K and Tianming L. Dynamic spectrum leasing in cognitive radio networks via primary-secondary user power control games [J]. *IEEE Transaction on Wireless Communications*, 2009, 8(6): 3300–3310.
- [8] Jayaweera S K and Mosquera C. A dynamic spectrum leasing (DSL) framework for spectrum sharing in cognitive radio networks [C]. Proceeding on 43rd Annual Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Pacific Grove, 2009: 1819–1823.
- [9] Jayaweera S K, Hakim K, and Mosquera C. A game-theoretic framework for dynamic spectrum leasing (DSL) in cognitive radios [C]. 5th IEEE Workshop on Broadband Wireless Access Co-located with Globecom'09, Honolulu, HI, 2009: 1–6.
- [10] Jianwei H and Xiwei H. Revenue management for cognitive spectrum underlay networks: an interference elasticity perspective [C]. Proceedings of the 15th Asia-Pacific conference on Communications, Shanghai, China, 2009: 104–107.
- [11] Bansal G, Hossain M J, and Bhargava V K. Adaptive power loading for OFDM-based cognitive radio systems [C]. IEEE Conference on Communications, Glasgow, Scotland, 2007: 5137–5142.
- [12] MaKenzie A and DaSilva L. Game Theory for Wireless Engineers. San Francisco, USA: Morgan & Claypool publishers, 2006, Chapter 3.
- [13] Alpcan T, Basar T, Srikant R, and Altman E. CDMA uplink power control as a noncooperative game [J]. *Elsevier Wireless Networks*, 2002, 8(6): 659–670.
- [14] Berstekas D P. Constrained Optimization and Lagrange Multiplier Methods [M]. New York: Academic Press, 1982, Chpater 4.
- 罗荣华: 女, 1980 年生, 博士生, 研究方向为无线通信与网络信号处理。
- 杨 震: 男, 1961 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为无线通信与网络信号处理、语音处理与现代语音通信技术、信息安全技术等。