

基于 OFDM 的多用户认知无线电系统的 基于效用函数的跨层资源优化分配^{*}

裴二荣¹, 王 晟²

(1. 重庆邮电大学 通信与信息工程学院, 重庆 400065; 2. 电子科技大学, 成都 611731)

摘 要: 提出了一个基于 OFDM 的多用户认知无线电系统的基于效用函数的跨层资源优化分配算法, 该算法不仅能控制认知用户因为频谱泄露导致的对主用户的干扰, 而且能够在多个认知子用户间平衡资源分配中的资源使用效率和公平性的问题。仿真结果显示, 提出的算法就平均吞吐量或平均效用与现有的最具代表性的两种典型算法相比有更好的性能, 同时认知子用户也获得了公平性的资源分配。

关键词: 认知无线电; OFDM; 功率分配; 凸优化; 跨层优化; 效用函数

中图分类号: TN911 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)09-3386-05

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.09.049

Utility based cross-layer resource allocation in multiuser OFDM-based cognitive radio systems

PEI Er-rong¹, WANG Sheng²

(1. School of Communication & Information Engineering, Chongqing University of Posts & Telecommunications, Chongqing 400065; 2. University of Electronic Science & Technology of China, Chengdu 611731, China)

Abstract: This paper proposed a utility-based cross-layer resource allocation algorithm in multiuser OFDM-based cognitive radio systems, which could not only control the interference to primary users caused by secondary users, but also balance the efficiency and fairness among cognitive users in resource allocation. Simulation shows that the proposed algorithm can obtain the best performance in term of the average rate or utility compared with existing two representative algorithms, and all the users obtain fair resource allocation.

Key words: cognitive radio; OFDM; power allocation; convex optimization; cross-layer optimization; utility function

0 引言

认知无线电通过重复使用主用户的授权频段来提高频谱使用效率, 从而极大地缓解了最近越来越凸显的频谱资源短缺的问题。作为一种有望解决频谱短缺问题的先进技术, 认知无线电获得了极高的关注度^[1]。

在认知无线电中, 为了有效地填充主用户空闲的频谱间隙, 要求认知用户在发送信号的频谱整形方面要有高度的灵活性。OFDM(orthogonal frequency-division multiplexing) 技术就是具有这样性能的一种候选技术方案。OFDM 技术可以有选择地保留一部分子载波不使用, 从而提供灵活的信号频谱整形以便不干扰主用户^[2]。在一个纯 OFDM 的系统中, 因为 OFDM 发送信号是正交的, 并且能被 OFDM 接收器分离, 因而 OFDM 信号功率不会对邻近的子载波导致任何干扰。但是, 即使假定主用户也是基于 OFDM 的无线通信系统, 也不能保证它们有相同的子载波带宽以及能够完全同步, 因此, 主用户信号和认知用户信号必然地不能够正交, 进而在实际的基于 OFDM 的认知无线电系统中, 认知用户与主用户之间必然存在相互的干

扰, 并且认知用户子载波在主用户子载波上导致的干扰大小取决于该子载波分配功率的大小以及这两个子载波频谱距离^[3]。

在传统的基于 OFDM 的多用户无线通信系统中, 资源分配已经有了非常广泛的研究^[4-6]。最近基于 OFDM 的认知无线电系统的资源分配也吸引了相当多的注意^[7-13]。与传统的基于 OFDM 无线通信系统相比, 基于 OFDM 的认知无线电系统必须与主用户系统共用频谱段。因为这两个异构网络系统发送信号的非正交性, 导致了认知用户与主用户之间的相互干扰^[2,3,11]。这部分干扰使得认知无线电资源分配更加复杂, 但是也必须加以考虑, 特别是认知用户对主用户的干扰, 否则将给主用户导致不可接受的干扰, 进而破坏认知无线电使用的基础。因此, 基于 OFDM 的传统的无线通信系统推导出的算法不能应用于基于 OFDM 的认知无线电系统中。

在现有的基于 OFDM 的多用户认知无线电系统的资源分配的文献中, 大多数都是最大化多用户的容量和, 以便尽可能地获得最大的次容量(认知用户的容量)^[7-10]。然而这些文献提出的算法, 对于同一个认知系统的不同的子用户来说, 可能

收稿日期: 2011-11-20; **修回日期:** 2011-12-27 **基金项目:** 国家“973”重点基金资助项目(2007CB307104); 国家自然科学基金资助项目(60973160); 国际科技合作项目(S2010GR0902); 重庆邮电大学基金项目(A2009-38, A2009-32)

作者简介: 裴二荣(1978-), 男, 江西新余人, 博士, 主要研究方向为认知无线电的资源优化分配(cqpeier@qq.com); 王晟(1970-), 男, 教授, 博导, 主要研究方向为网络优化。

导致极度的不平衡。具体地讲,为了获得尽可能大的次容量,这些算法往往给信道质量较好的用户分配最好的频谱段和更多的功率,而信道质量较差的用户却完全相反,这将导致多用户之间资源分配的极度不公平性。因此本文考虑了资源分配在多个认知子用户之间的公平性。然而资源分配中的绝对公平性必将导致绝对的资源浪费。为了平衡资源分配中的公平性以及资源使用效率,本文考虑使用效用函数来衡量资源分配的效益。

在经济领域中,效用函数常常用来量化某种资源使用的收益。在通信领域中,效用函数常常用来评估用户业务获得的满意度。无论是在有线领域还是无线通信领域,效用函数均获得了很多应用。在本文中,使用效用函数来平衡多个认知子用户之间资源分配的公平性和资源使用效率,并且它还能充当物理层和 MAC 层跨层资源优化的桥梁。

在基于效用函数的基于 OFDM 的传统无线通信系统跨层资源优化分配方面,文献[6]做了大量的工作,然而文献[6]提出的算法在迭代中如果恰好某个子载波分配的发送功率为 0 时,该算法无法工作,特别是在认知无线电系统中,因为要控制认知用户对主用户的干扰,约束条件增加,子载波分配到 0 的概率大幅度增加,导致这个算法无法工作。因此文献[6]提出的算法不能应用于认知无线电环境。基于上述原因,本文提出了一种新的基于效用函数的算法,这种算法既能有效地控制认知用户对主用户导致的干扰,又能平衡在多个认知子用户之间资源分配中的资源使用效率与公平性的问题。

1 系统建模和问题描述

本文考虑了一个采用 OFDM 调制技术的认知无线电系统的下行链路,如图 1 所示。该认知系统是一个集中式的无线通信系统,由一个接入点(access point, AP)和它的 K 个子用户组成,它采用伺机频谱接入的方式伺机地接入到主用户的授权频谱上进行工作。认知系统的接入点负责感知周边的无线环境以及根据感知的结果分配频谱和功率等资源。假定认知系统接入点已经探测出有 N 个频谱段被主用户占用,它们的带宽用 B_N 表示。假定空闲频谱段也被精准探测得到,基于 OFDM 技术,将它们划分成 M 个子载波,每个子载波的带宽用 Δf 表示,如图 2 所示。

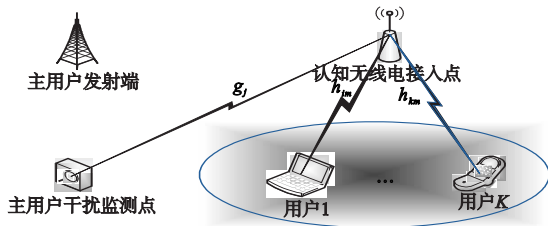


图1 主用户和认知用户共存场景

假定主用户采用的频谱接入机制或调制方式并不为认知用户所知。无论主用户采用的调制方式是否是 OFDM 方式,因为主用户和认知无线电系统的异构性以及异步性,认知用户使用空闲频谱时因为频谱泄露必然地给主用户占用频段导致干扰^[3],如果这些干扰不加以考虑,无法保证主用户通信的质量,认知无线电使用原则也将遭到破坏。 h_{im} 表示认知系统接

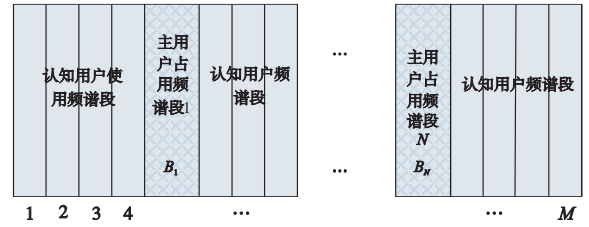


图2 主用户和认知用户占用频段分布

入点到它的第 i 用户在子载波 m 上的信道功率增益, g_i 表示从认知系统接入点到主用户干扰监测点(可以是最接近于认知系统接入点的主接收器,也可以是一个专门用来测量干扰功率的监测点)在占用频段 j 上的信道功率增益。结合现有的技术,假定认知接入点 AP 能够完全获知信道的 CSI 以及拥有完美的频谱感知能力。另外为了简单,也假定所有涉及到这个场景中的信道均为块衰落(blocking fading, BF)信道模型。

对主用户导致的干扰由认知用户的 OFDM 信号的频谱泄露引起。假定认知用户的每个载波的发送信号是一个奈奎斯特(Nyquist)脉冲(也可以是升余弦脉冲,这种情况下,它的功率密度谱不一样,但是问题是一样的),那么子载波 m 的功率密度谱能表示为^[3,11]

$$\Phi(f) = T_s \left(\frac{\sin \pi f T_s}{\pi f T_s} \right)^2 \quad (1)$$

其中:子载波 m 总的发送功率被归一化为 1, T_s 是 OFDM 符号长度。

让 η_m 表示由子载波 m 频谱泄露对主用户导致的总的干扰功率,那么它可以表述为

$$\eta_m = \sum_{j \in \mathcal{N}} g_{ij} \int_{f_j - \Delta f/2}^{f_j + \Delta f/2} \Phi(f - f_m) df \quad (2)$$

其中: $\mathcal{N} = \{1, \dots, N\}$ 是主用户占用的频谱段的集合。

为了确保认知系统的多个子用户间资源分配的有效性以及公平性,本文引入了效用函数,将一个用户分配的网络资源映射成一个实数。在大多数无线通信系统中,一个可靠的数据传输率是决定用户满意度的最重要因素。因此,效用函数应该是速率的非递减函数。当效用函数充当物理层和 MAC 层适应性技术的优化目标时,它能为不同的应用优化无线资源分配,以及在物理层、MAC 层和更高层之间建立一个桥梁。当效用函数用于捕获用户的感受,如分配某种资源的满意度时,它不能仅仅依靠理论推导来获得,也应该从主观调查中进行评估。对于“尽力而为”的流量模型来说,效用函数表示为^[6]

$$u(r) = 0.16 + 0.8 \ln(r - 0.3) \quad (3)$$

其中: $u(r)$ 表示效用函数,速率 r 的单位是 kbps。为了避免分配太多的资源给信道质量较好的用户,效用函数的斜率应该是关于速率的递减函数,也就是说效用函数应该是一个凹函数。

本文认知系统的 K 个子用户分享 M 个空闲的子载波,其目的是优化子载波和功率分配,以便在总的功率约束和干扰约束下获得认知系统的最大效用值(即认知各子用户效用的和)。使用认知子用户效用和作为目标函数,以便认知子用户获得公平且有效的资源分配。数学上,本文考虑的优化问题表述为

$$\text{OP1: } \max_{x, p} \sum_{i \in \mathcal{K}} u_i(r_i)$$

$$\begin{aligned}
\text{s. t. } r_i &= \Delta f \sum_{m \in \mathcal{M}} \log(1 + p_m h_{im}) x_{im} \\
\sum_{i \in \mathcal{K}} \sum_{m \in \mathcal{M}} p_m \eta_m x_{im} &\leq I_{th} \\
\sum_{m \in \mathcal{M}} p_m &\leq p_{total} \\
p_m &\geq 0, \forall m \in \mathcal{M} \\
x_{im} &\in \{0, 1\}, \forall i \in \mathcal{K}, m \in \mathcal{M} \\
\sum_{i \in \mathcal{K}} x_{im} &= 1, \forall m \in \mathcal{M}
\end{aligned}$$

其中: r_i 表示认知子用户 i 的速率; $x_{im} \in \{0, 1\}$ 表示子载波 m 是否被认知子用户 i 使用; $\mathcal{M} = \{1, \dots, M\}$, $\mathcal{K} = \{1, \dots, K\}$; $x = [x_{11}, \dots, x_{1M}, \dots, x_{K1}, \dots, x_{KM}]^T$, $p = [p_1, \dots, p_M]^T$; p_m 为子载波 m 分配到的功率; I_{th} 是主用户能够容忍的最大的干扰阈值; P_{total} 是认知用户总的发送功率。

注意到每个子载波的背景噪声功率, 统一假定为 $N_0 \Delta f = 1$, 其中, N_0 为 AWGN 的功率谱密度。另外, 主用户由于其信号能量的扩散, 也能对认知用户导致干扰, 但是相对于认知用户对主用户的干扰来说小得多, 况且随着子载波离主用户占用频段距离越远, 干扰迅速地衰减^[3]; 再者笔者主要关心的是在本文研究的场景下最优的资源分配, 而对于实际认知用户获得容量的多少却并不关心, 因此, 为了简化表达式, 主用户对认知用户导致的干扰假定全部被包含在背景噪声功率中。

2 优化算法

优化问题 OP1 涉及到二元变量 x_{im} 和连续变量 p_m , 因而它属于混合的非线性规划优化问题, 这种问题最优解的求解是已知的 NP 难问题。对于认知系统的 K 个子用户和空闲的 M 个子载波来说, 因为已经假定了一个子载波只能分配给一个认知子用户, 所以它们共有 K^M 个可能的子载波分配方案。对某一个给定的子载波分配, 一个最优的功率分配能最大化认知子用户效用和, 同时确保对主用户产生的干扰不大于某个阈值, 但它仅仅是局部最优值。在所有的 K^M 个子载波分配的方案中, 寻找一个最优的功率分配算法即在所有的子载波的分配方案中求得它们的最大效用和是一个全局的最优值, 这对应的子载波分配和功率分配就是最优的资源分配方案。然而要找到这个全局的最优值就计算复杂度来说, 很显然是不可接受的。

为了极大地降低计算复杂度, 首先将优化问题 OP1 分解为两个优化问题, 即给定功率分配的子载波分配优化问题 OP2 和给定的子载波分配的功率分配优化问题 OP3。

$$\begin{aligned}
\text{OP2: } \max_x \sum_{i=1}^K u_i(r_i) \\
\text{s. t. } r_i &= \Delta f \sum_{m \in \mathcal{M}} \log(1 + p_m h_{im}) \\
x_{im} &\in \{0, 1\}, i \in \mathcal{K}, m \in \mathcal{M} \\
\sum_{i \in \mathcal{K}} x_{im} &= 1, \forall m \in \mathcal{M} \\
\text{OP3: } \max_p \sum_{i=1}^K u_i(r_i) \\
\text{s. t. } r_i &= \Delta f \sum_{m \in \mathcal{Q}_i} \log(1 + p_m h_{im}) \\
\sum_{i=1}^K \sum_{m \in \mathcal{Q}_i} p_m \eta_m &\leq I_{th} \\
\sum_{m=1}^M p_m &\leq P_{total}
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
p_m &\geq 0 \\
\mathcal{Q}_i \cap \mathcal{Q}_j &= \emptyset, i \neq j, \forall i, j \in \mathcal{K} \\
\bigcup_{i \in \mathcal{K}} \mathcal{Q}_i &\subseteq \mathcal{M}
\end{aligned}$$

其中: $\mathcal{Q}_i$ 表示分配给认知子用户的子载波集。

当给定一个功率分配方案时, 优化问题 OP1 能简化为优化问题 OP2, 实际上是一个子载波分配优化问题。如前所述, 因为每个子载波被限定为只能被一个子用户使用, 所以对于认知系统的 K 个子用户和空闲的 M 个子载波来说, 共有 K^M 个可能的子载波分配方案。如果采用穷度搜索算法来进行最优选择, 计算复杂度太高以至于在实际中根本就不可行。

一个可替代方法可以使得这个优化问题更加容易实现, 即松弛优化问题 OP2 的第二个约束条件, 也就是说, 假定一个子载波能分配给多个认知子用户使用, 这时 x_{im} 能被解释为认知子用户 i 对子载波 m 分享因子, 即 $x_{im} \in (0, 1]$ 。因此, 优化问题 OP2 转换为优化问题 OP4:

$$\begin{aligned}
\text{OP4: } \max_x \sum_{i=1}^K u_i(r_i) \\
\text{s. t. } r_i &= \Delta f \sum_{m \in \mathcal{M}} \log(1 + \frac{p_m h_{im}}{x_{im}}) x_{im} \\
\sum_{i \in \mathcal{K}} x_{im} &= 1, \forall m \in \mathcal{M} \\
x_{im} &\in (0, 1], i \in \mathcal{K}, m \in \mathcal{M}
\end{aligned}$$

定理 1 优化问题 OP2 的最优解为

$$i^* = \arg \max_{i \in \mathcal{K} - (\frac{1}{W(a_i)} + 1)} \frac{p_m h_{im}}{W(a_i)}, \forall m \in \mathcal{M} \quad (4)$$

其中: $W(\cdot)$ 表示朗伯 (Lambert) W 函数; $a_i = -e^{-(1 + \frac{\omega_m}{u'_i})}$; ω_m 表示与约束条件 $\sum_{i \in \mathcal{K}} x_{im} = 1, \forall m \in \mathcal{M}$ 对应的拉格朗日因子, 因而 $\omega_m \in (0, 1)$ 。

证明 首先证明目标函数 r_i 在所属凸集内是凹函数。

很容易得到函数 r_i 的 Hessian 矩阵为

$$\nabla^2 r_i(x_{im}, p_m) = \frac{p_m h_{im}^2}{(x_{im} + p_m h_{im})^2} \begin{bmatrix} -\frac{p_m}{x_{im}} & 1 \\ 1 & -\frac{x_{im}}{p_m} \end{bmatrix} \quad (5)$$

因为 p_m, h_{im}, x_{im} 均为非负值, 得到函数 r_i 为半负定, 因此, 函数 r_i 为凹函数。

根据前面讨论, 效用函数 $u_i(r_i)$ 对于 r_i 来说必须是凹函数, 得到 $u_i(\gamma_i)$ 对 (x_{im}, p_m) 来说也为凹函数, 而又根据凹函数性质, 得到 $\sum_{i \in \mathcal{K}} u_i(r_i)$ 对 (x_{im}, p_m) 来说也为凹函数。

因此, 优化问题 OP4 是一个凸优化问题, 进而能使用标准的凸优化技术求解这个问题^[14]。松弛约束条件 $\sum_{i \in \mathcal{K}} x_{im} = 1, \forall m \in \mathcal{M}$, 得到 OP4 的拉格朗日函数为

$$L(x_{im}, \omega) = -\sum_{i=1}^K u_i(r_i) + \sum_{m \in \mathcal{M}} w_m (\sum_{i \in \mathcal{K}} x_{im} - 1) \quad (6)$$

对式 (6) 针对 x_{im} 进行求导, 并令其为 0, 可得

$$\frac{\partial L}{\partial x_{im}} = -u'_i(\log(1 + \frac{p_m h_{im}}{x_{im}}) - \frac{x_m}{1 + \frac{p_m h_{im}}{x_m}}) + \omega_m = 0 \quad (7)$$

令 $z = 1 + \frac{p_m h_{im}}{x_{im}}$, 那么式 (7) 可转换为

$$-z^{-1}e^{-z^{-1}} = -e^{-(1+\frac{\omega_m}{u_i})} \quad (8)$$

使用朗伯(Lambert) W 函数求解式(8)^[15],并且得到它的解为

$$-z^{-1} = W(-e^{-(1+\frac{\omega_m}{u_i})}) \quad (9)$$

求解式(9),得到优化问题 OP4 的最优解为

$$x_{im} = \frac{p_m h_{im}}{-\left(\frac{1}{W(-e^{-(1+\frac{\omega_m}{u_i})})} + 1\right)}, \forall m \in \mathcal{M} \quad (10)$$

又因为在优化问题 OP2 中, $x_{im} \in \{0, 1\}$, 因此从其中选择最大的分享因子 x_{im} 作为优化问题 OP2 的最优解:

$$i^* = \arg \max_{i \in \mathcal{K}} x_{im}, \forall m \in \mathcal{M} \quad (11)$$

因此,定理1得证。

假定子载波分配方案确定,那么优化问题 OP1 能简化为优化问题 OP3。用前面同样的方法很容易地得到 OP3 也是一个凸优化问题,因而它的对偶间隙为0。本文使用凸优化技术以及对偶分解技术来求解^[14,16]。

松弛 OP3 中的干扰约束条件以及发射功率约束条件,能得到 OP3 的拉格朗日函数为

$$L(\lambda, \mu, p) = \sum_{i=1}^K u_i(r_i) - \sum_{i=1}^K \sum_{m \in \mathcal{D}_i} \lambda p_m \eta_m - \sum_{i=1}^K \sum_{m \in \mathcal{D}_i} \mu p_m + \lambda I_{th} + \mu P_{total} \quad (12)$$

其中: λ 、 μ 表示分别与干扰约束条件和发射功率约束条件对应的拉格朗日因子。

那么它的对偶函数能表述为

$$g(\lambda, \mu) = \max_{p \geq 0} L(\lambda, \mu, p) \quad (13)$$

进而得到优化问题 OP3 的对偶问题为

$$\begin{aligned} \text{OP5: } \min_{\lambda, \mu} & g(\lambda, \mu) \\ \text{s. t. } & \lambda \geq 0; \mu \geq 0 \end{aligned} \quad (14)$$

通过使用拉格朗日对偶分解技术^[16],这个对偶问题可以分解为 K 个独立的优化子问题,每个都对应于一个认知子用户 i ,它们具有同样的结构:

$$\begin{aligned} \text{OP6: } \max_{r_i} & u_i(r_i) - \sum_{m \in \mathcal{D}_i} \lambda p_m \eta_m - \sum_{m \in \mathcal{D}_i} \mu p_m \\ \text{s. t. } & r_i = \sum_{m \in \mathcal{D}_i} \Delta f \log(1 + p_m h_{im}) \\ & p_m \geq 0 \end{aligned}$$

OP6 也是凸优化问题,其最优解直接可以从它的 KKT 优化条件中得到^[14]

$$p_m^* = \left[\frac{\Delta f u_i'(r_i)}{\lambda \eta_m + \mu} - \frac{1}{h_m} \right]^+, m \in \mathcal{D}_i \quad (15)$$

其中: $[\cdot]^+ = \max(0, \cdot)$; λ 、 μ 能通过求解 OP3 的对偶问题 OP5 的最优解得到,而 OP5 的最优解可以通过椭圆法由次梯度的方法得到^[16]。

注意到这个最优解 p_m^* 涉及到一个未知变量 r_i ,而 r_i 也是关于 p_m^* 的一个函数,所以最优解 p_m^* 的求解必须通过迭代算法来计算。本文考虑到 Frank-Wolfe 算法的强收敛性以及它的简便性,选择使用 Frank-Wolfe 算法进行迭代计算。

优化问题 OP1 的全局最优解显然必须同时满足 OP2 和 OP3,因而同时考虑了 OP2 和 OP3 的最优解,即通过使用子载

波的最优分配算法和功率的最优分配算法进行迭代。因此这是一个物理层和 MAC 层跨层的优化算法。算法的具体实现见算法1。

算法1 跨层的资源分配迭代算法

a) 初始化 $p, r^{(n)}, \varepsilon$, 重复步骤 b) ~ d)。

b) 对于所有子载波 m , 如果 $p_m = 0$, 那么 $i^* = \arg \max_{i \in \mathcal{K}} h_{im}$; 否则, 由

式(4)决定子载波的分配。

c) 使用式(15)计算各子载波的功率, 使用 $y_i^{(n)} = \sum_{m \in \mathcal{D}_i} \Delta f \log(1 + p_m h_{im})$ 计算认知子用户速率。

d) 如果 $\Delta u(r^{(n)})^T (y^{(n)} - r^{(n)}) \leq \varepsilon$, 则停止迭代; 否则, 重复步骤(a)和(b)。

(a) 计算 $q^{(n)} = y^{(n)} - r^{(n)}$, $\lambda^{(n)} = \arg \max_{0 \leq \lambda^{(n)} \leq 1} u(r^{(n)} + \lambda^{(n)} q^{(n)})$ 。

(b) $r^{(n+1)} = r^{(n)} + \lambda_i^n q^{(n)}$, $n+1 \rightarrow n$ 。

算法1 中: $p = [p_1, \dots, p_M]^T$, $r = [r_1, \dots, r_K]^T$, $u(r) = \sum_{i=1}^K u_i(r_i)$, $\Delta u(r) = [u_1'(r_1), \dots, u_K'(r_K)]^T$, ε 是一个大于0的很小的值; $q^{(n)}$ 是 Frank-Wolfe 算法中的搜索方向。注意到在迭代中, 如果 $p_m = 0$, 从式(4)(10)中可以看到, 对于所有的认知子用户来说, x_{im} 均为0, 这时算法无法工作。因此, 在步骤 b) 中修改了算法, 即添加了步骤 b) 中的前半部分。这样做的目的是, 当算法无法考虑到认知子用户资源分配的效用时, 只考虑资源的使用效率, 即分配时使其获得最大的吞吐量, 也就是说, 此时将信道分配给信道质量最好的用户。

假定用 T 表示执行一次算法需要的时间(它的值取决于 ε 的大小), 那么整个算法的收敛时间为 $O(TMK)$ 。因此, 该算法的计算复杂度与其最优算法相比具有低得多的计算复杂度, 完全可应用于当前的实际系统, 特别是在慢衰落信道中。

3 算法仿真及分析

将文献[5]与文献[6]提出的算法进行比较。文献[5]提出的算法也称做两步法, 即首先进行子载波分配, 然后在上一步确定子载波分配的基础上进行最优的功率分配; 文献[6]提出的算法在认知环境中不能够顺利进行, 为了能够顺利地进行仿真而又不影响它的性能, 在仿真中遇到 $p_m = 0$ 时, 令 $p_m = \text{eps}$ (MATLAB 中的最小精度)。

在仿真中, 场景中的所有信道均假定为瑞利衰落信道, 而信道功率增益都服从指数分布, 假定均值 $E(h_{im}) = 1, \forall i, m, E(g_j) = 1, \forall j$ 。而对于效用函数的选择, 正如前文所述, 不仅仅需要理论性的推导, 而且也需要根据具体的应用而进行修正。例如广泛被接受的“尽力而为”流量模型的效用函数为式(3)。在仿真中, 仅仅是为了计算上的方便, 本文选择仅仅符合理论推导的效用函数 $u(r) = \log r$ 。另外, 其他的一些仿真设置值如下: 子载波带宽 $\Delta f = 60$ kHz, 认知子用户数 $K = 5$, 主用户干扰阈值 $I_{th} = 0.3$ W, 发送总功率 $P_{total} = 10$ W, OFDM 符号长度 $T_s = \frac{1}{\Delta f}$, 空闲子载波数 $M = 24$, 主用户占用频段 $N = 3$ 。假定 f_s 是授权频段的起点频率, f_o^1, f_o^2, f_o^3 分别是三个占用频段的中心频率, 且 $f_o^1 = f_s + 6 \times \Delta f + \frac{B_1}{2}$, $f_o^2 = f_s + 14 \times \Delta f + \frac{B_2}{2}$,

$f_o^3 = f_s + 22 \times \Delta f + \frac{B_3}{2}$ 。这里假定占用频谱段的带宽 $B_1 = B_2 = B_3 = 2 \times \Delta f = 120 \text{ kHz}$ 。

因为仿真中每次实现的信道功率增益不一致,为了获得稳定的仿真结果,其值都是5 000次实现的平均值。

仿真结果如图3~5所示。图中算法1即为本文所提出的算法,算法2是在文献[6]中提出的算法,算法3是在文献[5]中提出的算法。在图3中,本文与其他两种算法就认知子用户的平均吞吐量和平均效用作了比较。从图中可以看出,本文提出的算法就平均吞吐量和平均效用来说都是最好的,算法2(即两步法)最差,算法3(跨层算法)处于这两者之间。也就是说,提出的算法不仅平均吞吐量最大,认知子用户获得资源分配的满意度也是最高的。图4给出了三种算法每个认知子用户的平均吞吐量的比较。从图中可以看出,本文提出的算法对于每个认知子用户来说,它的吞吐量都是最大的,并且它们有着几乎相差不大的资源分配(保证了资源分配公平性),因此总的资源分配的满意度最高(即总的平均效用最高)。图5给出了提出的算法和最优算法的比较。对于5个认知子用户和24个子载波的认知系统来说,最优算法几乎无法实现。为了方便找到最优的算法,笔者另外选择了一组数据:2个认知子用户和8个空闲子载波(被一个带宽为 $2 \times \Delta f$ 占用频谱段间隔)。图5就是基于简化后的数据得到的仿真结果图。从图中可以看出,提出的算法就平均吞吐量来说接近于最优算法。虽然在一个实际的系统中认知子用户数和子载波数可能比仿真中用到的数据更大,但仍然可以期待提出的算法接近于最优算法,因为本文提出的算法是对最优的子载波分配算法和最优的功率分配算法的共同的迭代。

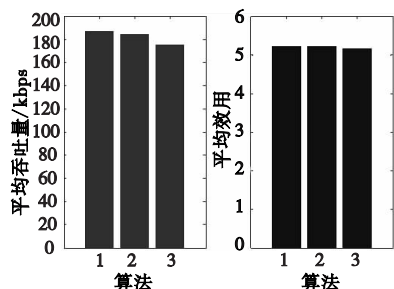


图3 三种算法的平均吞吐量和平均效用的比较

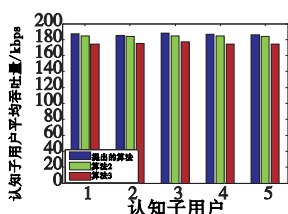


图4 三种算法的单个认知子用户平均吞吐量的比较

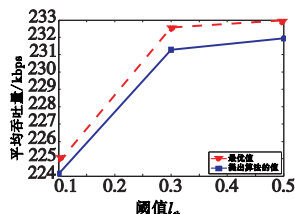


图5 提出的算法与最优算法的比较

4 结束语

为了控制认知用户因为频谱泄露导致的对主用户的干扰,以及确保在多个认知子用户间资源分配的公平性和有效性,本文提出了一种基于效用函数的跨层资源优化算法。虽然不能达到最优值,然而却是实际可行的优化算法。仿真结果显示,与现有的其他两种最具代表性的算法相比,本文提出的算法无

论就平均吞吐量或平均效用来说都是最好的算法,同时确保了资源分配中的公平性。

参考文献:

- [1] HAYKINS S. Cognitive radio: brain-empowered wireless communications[J]. *IEEE Journal of Selected Areas Communications*, 2005, 23(2): 201-220.
- [2] WEISS T A, JONDRA F K. Spectrum pooling: an innovative strategy for the enhancement of spectrum efficiency[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2004, 42(3): S8-S14.
- [3] WEISS T, HILLENBRAND J, KROHN A, et al. Mutual interference in OFDM-based spectrum pooling systems[C]//Proc of IEEE Vehicular Technology Conference Spring. Milan: IEEE Press, 2004: 1873-1877.
- [4] WONG C Y, CHENG R S, LETAIEF K B, et al. Multiuser OFDM with adaptive subcarrier, bit, and power allocation[J]. *IEEE Journal on Selected Areas Communications*, 1999, 17(10): 1747-1758.
- [5] SHEN Zu-kang, ANDREWS J G, EVANS B L. Adaptive resource allocation in multiuser OFDM systems with proportional rate constraints[J]. *IEEE Trans on Wireless Communications*, 2005, 4(6): 2726-2737.
- [6] SONG Gong-cong, LI Ye. Cross-layer optimization for OFDM wireless networks—part II: algorithm development[J]. *IEEE Trans on Wireless Communications*, 2005, 4(2): 625-634.
- [7] ZHANG Yong-hong, LEUNG C. Cross-layer resource allocation for mixed services in multiuser OFDM-based cognitive radio systems[J]. *IEEE Trans on Vehicular Technology*, 2009, 58(8): 4605-4619.
- [8] CHENG Peng, ZHANG Z, CHEN H, et al. Optimal distributed joint frequency, rate, and power allocation in cognitive OFDMA systems[J]. *IET Communications*, 2008, 2(6): 815-826.
- [9] WANG Rui, LAU V, LV L, et al. Joint cross-layer scheduling and spectrum sensing for OFDMA cognitive radio systems[J]. *IEEE Trans on Wireless Communications*, 2009, 8(5): 2410-2416.
- [10] ATTAR A, HOLLAND O, NAKHAI M R, et al. Interference-limited resource allocation for cognitive radio in OFDM networks[J]. *IET Communications*, 2008, 2(6): 806-814.
- [11] BANSAL G, HOSSAIN M J, BHARGAVA V K. Optimal and sub-optimal power allocation schemes for OFDM-based cognitive radio systems[J]. *IEEE Trans on Wireless Communications*, 2008, 7(11): 4710-4720.
- [12] WANG Peng, ZHAO Ming, XIAO Li-min, et al. Power allocation in OFDM-based cognitive radio systems[C]//Proc of IEEE Global Communications Conference. 2007: 4061-4065.
- [13] HASAN Z, BANSAL G, HOSSAIN E. Energy-efficient power allocation in OFDM-based cognitive radio systems: a risk-return model[J]. *IEEE Trans on Wireless Communications*, 2009, 8(12): 6078-6088.
- [14] BOYS S, VANDENBERGHE L. Convex optimization[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004: 243-247.
- [15] CORLESS R M, GONNET G H, HARE D E G, et al. On the lambert W function[J]. *Advances in Computational Mathematics*, 1996, 5(2): 329-359.
- [16] PALOMAR D P, CHIANG M. A tutorial on decomposition methods for network utility maximization[J]. *IEEE Journal of Selected Areas Communication*, 2006, 24(8): 1439-1451.