

认知无线网络中一种基于匹配和干扰量化的 LTE-A 上行资源共享机制

费新伟^① 王满喜^② 白铂^{*①} 陈巍^① 曹志刚^①

^①(清华大学微波与数字通信国家重点实验室 北京 100084)

^②(电子信息系统复杂电磁环境效应国家重点实验室 洛阳 471003)

摘要: 认知无线网络中基于 OFDMA 的次系统(SS)与 LTE-A 主系统(PS)以重叠方式共享频谱的问题越来越受到学术界重视,该文关注上述场景中的资源分配和干扰避免问题。该问题的困难在于资源分配子问题中带耦合干扰的功率分配问题是 NP-难的。为了满足研究场景提出的时延约束,该文将提出两阶段资源分配算法:子载波分配阶段的最大权匹配方法和功率分配阶段的干扰量化分配方法,简记为 MQRA 算法。理论分析和仿真结果表明,该文提出的 MQRA 算法能够很好地平衡性能和复杂性,并适用于 LTE-A 主系统下的频谱共享问题。

关键词: 认知无线网络; LTE-A; 频谱重叠共享; 子载波分配; 功率分配

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2014)07-1686-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.01241

LTE-A Uplink Resource Sharing Mechanism Based on Matching and Interference Quantizing in Cognitive Radio Network

Fei Xin-wei^① Wang Man-xi^② Bai Bo^① Chen Wei^① Cao Zhi-gang^①

^①(State Key Laboratory on Microwave and Digital Communications, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

^②(State Key Laboratory of Complex Electromagnetic Environmental Effects on Electronics and Information System, Luoyang 471003, China)

Abstract: In cognitive radio network, the underlay coexistence problem of the OFDMA based Secondary System (SS) with LTE-A systems is more and more important. This paper focuses on the resource allocation and interference mitigation issues in the aforementioned scenario. The difficulty lies in the fact that even the subproblem, or power allocation with interference, is NP-Hard. Therefore, this paper proposes a two-phase Resource Allocation algorithm using maximum weighted Matching in the subcarrier allocation phase and interference Quantizing in the power allocation phase, referred to as the MQRA algorithm. As presented in this paper, the proposed MQRA algorithm has a good balance in performance and complexity, which fulfills the stringent delay requirement of LTE-A systems.

Key words: Cognitive radio network; LTE-A; Spectrum underlay sharing; Subcarrier allocation; Power allocation

1 引言

在认知无线网络中,次系统(Secondary System, SS)可在不对主系统(Primary System, PS)造成有害干扰的情况下,寻找机会接入授权给 PS 的频带。主次系统的共存问题引起了学术界和工业界的高度重视,共存方式主要有两种:频谱交叉共享(spectrum overlay)和频谱重叠共享(spectrum underlay)。在频谱交叉共享模式中,次用户(Secondary User, SU)只被允许使用空闲频谱;而在频谱重叠共享模式中,SU可以在一定干扰约束条件

下接入主用户(Primary User, PU)正在使用的频谱,以进一步提高频谱利用率^[1]。本文研究场景关注基于 OFDMA 的 SS 与 LTE-A 系统的频谱重叠共享问题。LTE-A 系统的资源占用情况在不同的子帧上会发生变化,SS 需要根据 PS 的资源占用情况进行 SS 的资源分配,从而尽量减少对 PS 的干扰。因此,SS 共享 PS 的频谱资源在时延上受限于 LTE-A 的子帧长度,即 LTE-A 主系统带来的挑战在于它对 SS 的优化策略提出了严格的复杂度和时延要求。

由主次系统共存问题衍生出来的分支课题已经被学术界广泛研究。其中部分研究更加关注于设计有效的资源分配(子载波分配和功率分配)算法,从而达到干扰控制的目的^[2-4]。文献[5,6]引入最大匹配理论应用于子载波分配,从而得到最小中断概率的近似表达;文献[7]利用几何规划和连续凸近似方法

2013-08-15 收到,2014-03-14 改回

电子信息系统复杂电磁环境效应国家重点实验室开放课题和清华大学电子工程系传信研究基金资助课题

*通信作者:白铂 ceebobai@tsinghua.edu.cn

解决了大部分情况下的功率分配问题；文献[8,9]提出了 MAPEL 算法，能够获得耦合干扰功率分配问题的全局最优解，给后续研究者提供了一个算法性能的参考标准，但是该算法复杂度不能确定^[10]；文献[11]提出了一种分布式算法在没有耦合干扰的场景中解决了子载波和功率分配问题。根据调研，针对以 LTE-A 为主系统的主次系统频谱重叠共存问题，现存的研究结果由于性能或者复杂度的原因都无法直接应用。

本文考虑设计一种资源分配算法，以在性能和复杂度之间取得折中。该问题的难点在于频谱重叠模式中复杂的耦合干扰，会导致功率分配问题是 NP-难的。本文提出了一种包括 M(Matching)阶段和 Q(Quantizing)阶段的资源分配 (Resource Allocation)算法，记为 MQRA 算法。在 M 阶段中，应用组合数学中的最大权匹配理论^[12]解决子载波分配问题；在 Q 阶段中，提出一种干扰量化的方法设计低复杂度功率分配算法。分析表明，MQRA 算法的优势在于它仅有多项式时间复杂度，即 $\mathcal{O}(KJ^3 + LKJ)$ ，其中 K, J, L 分别代表 SS 小区个数、子载波个数、量化长度。最后，仿真结果表明，MQRA 算法能够获得接近最优结果的系统与用户吞吐量性能，很好地平衡了性能和复杂性，能够满足 LTE-A 主系统的时延约束。

2 系统模型

考虑如图 1 所示的认知无线网络场景。在该场景中，PS 设定为 LTE-A 系统的上行链路，由多个小区构成。SS 为基于 OFDMA 技术的多小区网络，并设定为下行。这里考虑多个 SS 小区分布在 PS 小区边缘的情况。特别地，所有的次基站都接入一个频谱协调器，集中式无线资源分配算法部署在频谱协调器中，以有效地利用频谱资源并且保证 SS 对 PS 的干扰低于统一的干扰门限 I_{th} 。

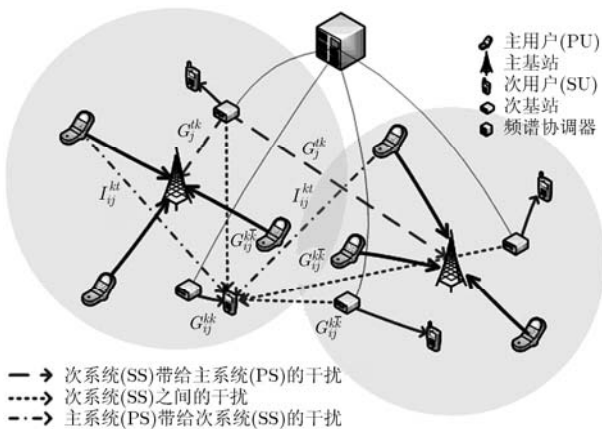


图 1 系统模型

为表述方便，分别记场景中 SU、子载波、SS 小区和 PS 小区的集合为 $\mathcal{I} = \{1, 2, \dots, I\}$ ， $\mathcal{J} = \{1, 2, \dots, J\}$ ， $\mathcal{K} = \{1, 2, \dots, K\}$ 和 $\mathcal{T} = \{1, 2, \dots, T\}$ 。本文中，在每一个 SS 小区内部要进行子载波分配，即下标中 j 表示第 j 个子载波， i 表示第 i 个 SU；在不同的 SS 小区之间对接入同一个子载波的 SU 要进行功率分配，即上标中 k 表示第 k 个 SS 小区， t 表示第 t 个 PS 小区。在第 k 个 SS 小区中，当第 j 个子载波分配给第 i 个 SU 时，该 SU 接收到的总干扰功率记为 η_{ij}^k 。如图 1 所示， η_{ij}^k 由两部分叠加构成：PS 带来的干扰和其它 SS 小区带来的干扰。令 P_j^k 表示分配给第 k 个 SS 小区中接入第 j 个子载波的某个 SU 的功率，该 SU 由子载波分配确定，这里不做标记。令 G_{ij}^k 表示当第 j 个子载波分配给第 i 个 SU 时，SS 小区之间的信道增益矩阵，这里假设信道是慢衰落，即信道参数在资源分配期间未发生变化。令 I_{ij}^{kt} 表示当第 j 个子载波分配给第 i 个 SU 时，第 t 个 PS 小区对第 k 个 SS 小区的干扰功率。这样，当前考虑的 SU 接收到的总干扰功率为

$$\eta_{ij}^k = \sum_{\bar{k} \in \mathcal{K} \setminus k} G_{ij}^{k\bar{k}} P_j^{\bar{k}} + \sum_{t \in \mathcal{T}} I_{ij}^{kt} \quad (1)$$

其中 $\bar{k} \in \mathcal{K} \setminus k$ ，加号前一部分表示其它 SS 小区带来的叠加干扰，加号后一部分表示 PS 带来的干扰之和。令 n_{ij}^k 表示噪声，则在第 k 个 SS 小区中，当第 j 个子载波分配给第 i 个 SU 时的接收信干噪比 γ_{ij}^k 为

$$\gamma_{ij}^k = \frac{G_{ij}^{kk} P_j^k}{\sum_{\bar{k} \in \mathcal{K} \setminus k} G_{ij}^{k\bar{k}} P_j^{\bar{k}} + \sum_{t \in \mathcal{T}} I_{ij}^{kt} + n_{ij}^k} \quad (2)$$

需要指出的是，SS 小区之间的信道增益矩阵 G_{ij}^k 以及 PS 对 SS 的干扰 I_{ij}^{kt} 可以通过信道测量得到^[11]。根据香农公式，在第 k 个 SS 小区中，当第 j 个子载波分配给第 i 个 SU 时，可达到的传输速率为

$$R_{ij}^k = \log_2(1 + \gamma_{ij}^k) \quad (3)$$

本文基于前述模型假设，主要研究 SS 的无线资源分配策略，包括子载波分配和功率分配。目标是在保证 SS 对 PS 不产生有害干扰的约束下，最大化 SS 的和容量。该问题可以归纳为

$$\left. \begin{aligned} & \max \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{j \in \mathcal{J}} \sum_{i \in \mathcal{I}} R_{ij}^k x_{ij}^k \\ & \text{s.t.} \quad \sum_{i \in \mathcal{I}} x_{ij}^k = 1, \quad \forall j \in \mathcal{J}, \quad \forall k \in \mathcal{K} \\ & \quad \sum_{k \in \mathcal{K}} G_j^{tk} P_j^k \leq I_{th}, \quad \forall j \in \mathcal{J}, \quad \forall t \in \mathcal{T} \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

在式(4)中，子载波分配变量 $x_{ij}^k \in \{0, 1\}$ 表示在第 k 个 SS 小区中第 j 个子载波分配给了第 i 个 SU，功率分配变量 $P_j^k \in [0, P_{\max}]$ 。第 1 个约束条件表示在一个

SS 小区中每个子载波仅被分配给一个 SU。第 2 个约束条件为干扰约束,表示 SS 带给 PS 的总干扰必须低于干扰门限 I_{th} , 其中 G_j^{tk} 表示第 k 个 SS 小区到第 t 个 PS 小区的信道增益, 用来计算 SS 带给 PS 的总干扰。式(4)在数学上被称为混合整数规划问题, 且式(4)中功率分配子问题已被证明是 NP-难的^[8], 因为计算式(2)中的信干噪比时涉及了复杂的耦合干扰。解决此问题的时间复杂度将随着子载波个数 J 和 SS 小区个数 K 指数增长。而在研究场景所设定的问题中, 有非常苛刻的时延要求。因此, 第 3 节主要关注于设计一种资源分配算法, 以平衡性能和复杂度。

3 MQRA 算法

本节将提出一种能够有效平衡性能和复杂度的两阶段资源分配算法, 记为 MQRA 算法:

(1)M 阶段, 应用组合数学中的最大权匹配理论解决子载波分配问题;

(2)Q 阶段, 提出一种干扰量化的方法设计低复杂度功率分配算法。

3.1 基于最大权匹配的子载波分配

介绍算法之前有必要先介绍组合数学中的最大权匹配理论。图 2 是最大权匹配问题^[12]的二分图示例, 其中连接二分图的每一条边 $U_i C_j$ 都被赋予非负的权重 $w_{i,j}$, 并且在上述二分图中找到一个可以最大化权重之和的匹配矩阵 \mathbf{X} , 其中 $[\mathbf{X}]_{i,j} \triangleq x_{i,j} \in \{0,1\}$ 。数学上常用式(5)中的权重矩阵来描述最大权匹配问题。

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots \\ w_{21} & w_{22} & \cdots \\ \vdots & \vdots & \ddots \end{bmatrix}_{m \times n} \quad (5)$$

需要注意的是, 最小权匹配问题和最大权匹配问题可以相互转换。这里只需将权重 $w_{i,j}$ 替换为 $N_{large} - w_{i,j}$, 其中 N_{large} 是一个较大的常数。图论中已有 Kuhn-Munkres 算法^[12]可以有效地解决最大权匹配问题, 要求算法的输入权重矩阵 \mathbf{W} 是方阵, 并且匹配规则是一一对应, 即不能一个端点匹配多个

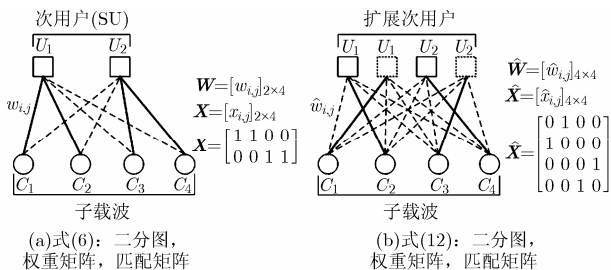


图 2 基于最大权匹配的子载波分配方法示例图

端点。对于 $n \times n$ 的权重矩阵 \mathbf{W} , 其时间复杂度为 $\mathcal{O}(n^3)$ 。

回顾式(4), 假设首先固定 k , 用 (k) 表示。考虑在第 (k) 个 SS 小区中的子载波分配问题, 有式(6)

$$\left. \begin{aligned} \max \quad & \sum_{j \in \mathcal{J}} \sum_{i \in \mathcal{I}} R_{ij}^{(k)} x_{ij}^{(k)} \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i \in \mathcal{I}} x_{ij}^{(k)} = 1, \quad \forall j \in \mathcal{J} \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

定理 1 式(6)可以等价于以 SU 和子载波为端点的二分图上的最大权匹配问题, 假设 SS 小区之间是等功率分配, 则其权重矩阵 $\mathbf{W}^{(k)}$ 由式(7)和式(8)给出。

$$\mathbf{W}^{(k)} = \begin{bmatrix} R_{11}^{(k)} & R_{12}^{(k)} & \cdots \\ R_{21}^{(k)} & R_{22}^{(k)} & \cdots \\ \vdots & \vdots & \ddots \end{bmatrix}_{I \times J} \quad (7)$$

$$R_{ij}^{(k)} = \log_2 \left\{ 1 + G_{ij}^{kk} I_{th} / \left[\sum_{\bar{k} \in \mathcal{K} \setminus k} G_{ij}^{k\bar{k}} I_{th} + \left(\sum_{t \in \mathcal{T}} I_{ij}^{kt} + n_{ij}^k \right) \cdot \max_{t \in \mathcal{T}} \left\{ \sum_{k \in \mathcal{K}} G_j^{tk} \right\} \right] \right\} \quad (8)$$

证明 根据最大权匹配问题的定义^[12]和式(6)的定义容易得到二分图上的端点对应以及权重矩阵有式(7)的形式。由干扰约束条件可知, SS 带给 PS 的干扰小于等于门限 I_{th} , 即干扰最大值为 I_{th}

$$\max_{t \in \mathcal{T}} \left\{ \sum_{k \in \mathcal{K}} G_j^{tk} P_j^k \right\} = I_{th}, \quad \forall j \in \mathcal{J} \quad (9)$$

同时, 由于 SS 小区之间是等功率分配, 即 P_j^k 对于任意的 k 取值一样, 可以解出 P_j^k

$$P_j^k = \frac{I_{th}}{\max_{t \in \mathcal{T}} \left\{ \sum_{k \in \mathcal{K}} G_j^{tk} \right\}}, \quad \forall j \in \mathcal{J}, \quad \forall k \in \mathcal{K} \quad (10)$$

将式(10)代入式(3)中, 可整理得到式(6)中的 $R_{ij}^{(k)}$ 如式(8)。

证毕

需要指出的是, 实际系统中的子载波数往往远大于 SU 的个数, 即 $J \gg I$, 每一个 SU 可能会被分配多个子载波。因此, 式(6)对应的匹配问题不能直接由 Kuhn-Munkres 算法求解。此外, 出于公平性考虑, 约定分配给第 i 个 SU 的子载波个数为

$$N_i = \lceil J \omega_i \rceil \quad (11)$$

其中 $0 \leq \omega_i \leq 1$ 并且 $\sum_{i \in \mathcal{I}} \omega_i = 1$, 于是有 $\sum_{i \in \mathcal{I}} N_i = J$ 。

现考虑将式(6)对应的二分图中的匹配问题做一点扩展变形, 规则为: (1) $\forall i \in \mathcal{I}$, 将第 i 个 SU 对应的二分图上的一个端点扩展为 N_i 个, 并且给扩展后的每一个端点设置与原端点相同的连接边和权

重；(2)约定每个SU只被分配一个子载波，每个子载波只被分配给一个SU。经过变形，可以得到式(12)

$$\left. \begin{aligned} \max \quad & \sum_{j \in \mathcal{J}} \sum_{i \in \hat{\mathcal{I}}} \hat{R}_{ij}^{(k)} \hat{x}_{ij}^{(k)} \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i \in \hat{\mathcal{I}}} \hat{x}_{ij}^{(k)} = 1, \quad \forall j \in \mathcal{J} \\ & \sum_{j \in \mathcal{J}} \hat{x}_{ij}^{(k)} = 1, \quad \forall i \in \hat{\mathcal{I}} \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

其中 $\hat{x}_{ij}^{(k)}$ 是对 $x_{ij}^{(k)}$ 的扩展，权重 $\hat{R}_{ij}^{(k)}$ 是对权重 $R_{ij}^{(k)}$ 的扩展，集合 $\hat{\mathcal{I}}$ 是对集合 \mathcal{I} 的扩展。同时，式(12)的权重矩阵 $\hat{\mathbf{W}}^{(k)}$ 将由 $\hat{R}_{ij}^{(k)}$ 如式(7)构成。根据文献[6]，本文有以下结论。

定理2 权重矩阵 $\hat{\mathbf{W}}^{(k)}$ 是方阵。

证明 根据变形规则第(1)条以及式(11)可知扩充之后的SU端点个数为 J ，即 $\hat{I} = J$ ，集合 $\hat{\mathcal{I}}$ 和集合 \mathcal{J} 大小相同。因此，权重矩阵 $\hat{\mathbf{W}}^{(k)}$ 是方阵。再结合变形规则第(2)条，可知式(12)对应的最大权匹配问题可用 Kuhn-Munkres 算法求解。证毕

定理3 权重矩阵等式： $\hat{\mathbf{W}}^{(k)}$ 与 $\mathbf{W}^{(k)}$ 满足式(13)；匹配矩阵等式： $\hat{\mathbf{X}}^{(k)}$ 与 $\mathbf{X}^{(k)}$ 满足式(14)。

$$\hat{\mathbf{W}}^{(k)} = \begin{bmatrix} \mathbf{1}_{N_1^{(k)} \times 1} & & & & \\ & \mathbf{1}_{N_2^{(k)} \times 1} & & & \\ & & \ddots & & \\ & & & \mathbf{1}_{N_I^{(k)} \times 1} & \\ & & & & \mathbf{1}_{J \times I} \end{bmatrix} \cdot \mathbf{W}^{(k)} \quad (13)$$

$$\mathbf{X}^{(k)} = \begin{bmatrix} \mathbf{1}_{1 \times N_1^{(k)}} & & & & \\ & \mathbf{1}_{1 \times N_2^{(k)}} & & & \\ & & \ddots & & \\ & & & \mathbf{1}_{1 \times N_I^{(k)}} & \\ & & & & \mathbf{1}_{I \times J} \end{bmatrix} \cdot \hat{\mathbf{X}}^{(k)} \quad (14)$$

证明 根据变形规则第(1)条，扩充之后的端点保留了原端点的连接边和权重，即 $R_{ij}^{(k)}$ 与对应的 N_i 个 $\hat{R}_{ij}^{(k)}$ 相等， $\mathbf{W}^{(k)}$ 中的第 i 行与对应的 $\hat{\mathbf{W}}^{(k)}$ 中的 N_i 行相同。观察式(13)， $\hat{\mathbf{W}}^{(k)}$ 恰好是将 $\mathbf{W}^{(k)}$ 的第 i 行重复 N_i 次，这与变形规则第(1)条完全一致。此外，由式(6)与式(12)对 $\mathbf{X}^{(k)}$ 与 $\hat{\mathbf{X}}^{(k)}$ 的定义以及变形规则第(2)条可知， $\hat{\mathbf{X}}^{(k)}$ 是将 $\mathbf{X}^{(k)}$ 中第 i 行的 N_i 个非0元在保持列序号不变的情况下扩散到 N_i 行中，以保证每行每列都只有一个非0元。观察式(14)，恰好满足前述结论。证毕

根据前述定理，容易得到原子载波分配问题的求解过程如下：先根据定理1得到 $\mathbf{W}^{(k)}$ ，然后根据定理3的式(13)可以得到 $\hat{\mathbf{W}}^{(k)}$ ，再根据定理2，可以调用 Kuhn-Munkres 算法求解出 $\hat{\mathbf{X}}^{(k)}$ ，最后根据定理3的式(14)可以得到 $\mathbf{X}^{(k)}$ ，即原子载波分配问题的解。

3.2 基于干扰量化的功率分配

通过求解式(6)，可对所有 k 都求得了 $\mathbf{X}^{(k)}$ 。固定 j 为 (j) ，考虑在第 (j) 个子载波上的功率分配问题，即单独考虑 $P_{(j)}^k \in [0, P_{\max}]$ 。代入式(4)可以得到式(15)

$$\left. \begin{aligned} \max \quad & \sum_{k \in \mathcal{K}} R_{(j)}^k \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{k \in \mathcal{K}} G_{(j)}^{tk} P_{(j)}^k \leq I_{\text{th}}, \quad \forall t \in \mathcal{T} \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

其中， $R_{(j)}^k$ 表示确定子载波分配之后的速率。目标函数 $\sum_{k \in \mathcal{K}} R_{(j)}^k$ 可以由式(3)对 k 求和得到

$$\sum_{k \in \mathcal{K}} R_{(j)}^k = \log_2 \left(\prod_{k \in \mathcal{K}} \frac{\sum_{\bar{k} \in \mathcal{K}} G_{(j)}^{k\bar{k}} P_{(j)}^{\bar{k}} + \sum_{t \in \mathcal{T}} I_{(j)}^{kt} + n_{(j)}^k}{\sum_{\bar{k} \in \mathcal{K} \setminus k} G_{(j)}^{k\bar{k}} P_{(j)}^{\bar{k}} + \sum_{t \in \mathcal{T}} I_{(j)}^{kt} + n_{(j)}^k} \right) \quad (16)$$

其中 $I_{(j)}^{kt}$ 表示确定子载波分配之后PS对SS的干扰。式(16)分母中SS小区之间的复杂耦合干扰导致式(15)是非凸的。常规的功率分配思路不可避免地需要求解复杂的非凸优化问题，这里考虑换一种思路来简化原问题，本文称之为干扰分配。为描述方便，这里先引入一些辅助变量。令 $v_{(j)}^{tk}$ 表示在第 j 个子载波上第 k 个SS小区对第 t 个PS小区的干扰，则式(15)可以转换成式(17)，本文称之为干扰分配问题。

$$\left. \begin{aligned} \max \quad & \sum_{k \in \mathcal{K}} R_{(j)}^k \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{k \in \mathcal{K}} v_{(j)}^{tk} \leq I_{\text{th}}, \quad \forall t \in \mathcal{T} \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

注意到式(16)中 $P_{(j)}^k = v_{(j)}^{tk} / G_{(j)}^{tk}, \forall k \in \mathcal{K}$ ，因此可视 $R_{(j)}^k$ 为 $v_{(j)}^{tk}$ 的函数，变量 $v_{(j)}^{tk} \in [0, G_{(j)}^{tk} P_{\max}]$ 。值得注意的是，干扰约束变成了简单的变量求和形式。因此，可引入干扰量化分配方法来简化原始功率分配问题。

(1) PS单小区情况：设 Δv 为干扰微元，它只能被分配给某一个SS小区，且量化长度为 L ，从而 $I_{\text{th}} = L \Delta v$ 。这样式(17)可简化为分成 L 步将干扰微元 Δv 分给SS并且最大化目标函数。令 $l \in \{1, 2, \dots, L\}$ 表示第 l 步， Δv^l 表示第 l 步的干扰微元。在单小区情况，每一步的干扰微元可以设为相等

$$\Delta v^l = \Delta v = I_{\text{th}} / L \quad (18)$$

其中，当 Δv^l 分配给第 k 个SS小区时，对应的功率微元由式(19)给出

$$\Delta P_{(j)}^k = \frac{\Delta v^l}{G_{(j)}^{tk}}, \quad \forall k \in \mathcal{K} \quad (19)$$

(2) PS多小区情况：这里SS会干扰多个PS小区，假设仍然通过 L 步将干扰微元分给SS，则

$$\Delta v^l = \frac{I_R}{L+1-l} \quad (20)$$

其中, I_R 表示每一步的剩余干扰, 它在每一步都按照式(21)更新

$$I_R = I_{th} - \sum_{k \in \mathcal{K}} G_{(j)}^{tk} P_{(j)}^k \quad (21)$$

其中功率分配向量 $P_{(j)}$ 也在每一步依据干扰微元对应的功率微元更新。考虑到有多个 PS 小区受到干扰, 当 Δv^l 分配给第 k 个 SS 小区时, 对应的功率微元应对 PS 小区取最小值, 由式(22)给出

$$\Delta P_{(j)}^k = \min_t \left\{ \frac{\Delta v^l}{G_{(j)}^{tk}} \right\}, \forall k \in \mathcal{K} \quad (22)$$

以上的转换使得本文可以用贪婪法简化干扰分配, 令 $F_{(j)}(\Delta v^l, k)$ 表示当 Δv^l 分配给第 k 个 SS 小区时对应的式(16)中的目标函数。在每一步中, 将 Δv^l 分给能带来最大 $F_{(j)}(\Delta v^l, k)$ 的 SS 小区(编号 π^l), 则

$$\pi^l = \arg \max_k \left\{ F_{(j)}(\Delta v^l, k) \right\} \quad (23)$$

如表 1 中的算法所示, 最后的功率分配向量 $P_{(j)}$ 将在 L 步之后得到。

表 1 MQRA 算法, 由 M 阶段(子载波分配)和 Q 阶段(功率分配)组成

M 阶段 子载波分配 (第 k 个 SS)
(1) 假设 SS 之间等功率分配, 对 $\forall i \in \mathcal{I}, \forall j \in \mathcal{J}$ 计算式(8)的 $R_{ij}^{(k)}$;
(2) 式(6)的权重矩阵 $\mathbf{W}^{(k)}$ 由式(7)给出;
(3) 由式(11)计算 $N_i^{(k)}$;
(4) 式(12)的权重矩阵 $\widehat{\mathbf{W}}^{(k)}$ 由式(13)给出;
(5) 由 $\widehat{\mathbf{W}}^{(k)}$ 调用 Kuhn-Munkres 算法得到 $\widehat{\mathbf{X}}^{(R)}$;
(6) 式(6)的分配结果 $\mathbf{X}^{(k)}$ 可以由式(14)得到。
Q 阶段 功率分配 (第 j 个子载波)
(1) 令 $l = 1$, 初始化剩余干扰和功率向量 $I_R = I_{th}$, $P_{(j)} = \mathbf{0}$;
(2) REPEAT
(3) 由式(20)计算干扰微元 Δv^l ;
(4) 对于 $\forall k \in \mathcal{K}$, 由式(22)、式(16) 和 $P_{(j)}$ 计算目标函数 $F_{(j)}(\Delta v^l, k)$;
(5) 由式(23)计算 π^l ;
(6) 更新 $P_{(j)}$, $P_{(j)}^{\pi^l} = P_{(j)}^{\pi^l} + \Delta P_{(j)}^{\pi^l}$;
(7) 更新 $I_R = I_{th} - \sum_{k \in \mathcal{K}} G_{(j)}^{tk} P_{(j)}^k$;
(8) $l = l + 1$;
(9) UNTIL $l == L$ 。

3.3 MQRA 算法的复杂度分析

在分析复杂度之前, 有必要先介绍算法的执行细节。如表 1 所示, M 阶段和 Q 阶段都有需要重复执行的部分, 其中 M 阶段对于不同的 SS 小区可以并行执行, Q 阶段对于不同的子载波可以并行执行。

在 M 阶段, 权重矩阵 $\widehat{\mathbf{W}}^{(k)}$ 可以被预先计算出来, 本文仅需要考虑最大权匹配问题的复杂度, 即 Kuhn-Munkres 算法的时间复杂度 $\mathcal{O}(n^3)$ 。由于权重矩阵 $\widehat{\mathbf{W}}^{(k)}$ 的维度为 $J \times J$, 对于一个固定的 k , M 阶段的时间复杂度为 $\mathcal{O}(J^3)$ 。在 Q 阶段, 时间复杂度主要取决于干扰量化的过程。对于每一个干扰微元的分配过程, 其分配操作 $\pi^l = \arg \max_k \{F_{(j)}(\Delta v^l, k)\}$ 是一元搜索, 复杂度为 $\mathcal{O}(K)$ 。因此, Q 阶段的时间复杂度为 $\mathcal{O}(LK)$ 。M 阶段执行 K 次, Q 阶段执行 J 次, 从而 MQRA 算法的复杂度为 $\mathcal{O}(KJ^3 + LKJ)$, 其中 K, J, L 分别代表 SS 小区个数、子载波个数、量化长度。

表 2 给出了 MQRA 算法和现有算法组合的时间复杂度比较。M 阶段与比例公平(PF)算法比较, Q 阶段与 MAPEL 算法比较。前文提到的 MAPEL 算法与 MQRA 算法的 Q 阶段解决的问题类似, MAPEL 算法提供了解决此问题的性能标准, 但其时间复杂度为不确定的高复杂度^[8-10]。表 2 中可以看出, MQRA 算法提供了多项式时间复杂度, 较之于 PF+MAPEL 算法组合在时延上有较大优势。

表 2 算法组合之间的复杂度比较

算法	复杂度
PF+MAPEL	不确定
MQRA(M 阶段+Q 阶段)	$\mathcal{O}(KJ^3 + LKJ)$

4 仿真结果

本节用数值仿真来比较 MQRA 算法和现有算法的性能, 仿真参数如下: PS 小区和 SS 小区个数分别为 2 和 4, PS 小区和 SS 小区半径分别为 500 m 和 150 m, SS 小区中的 SU 个数为 4, 子载波个数为 100, 路径损耗模型(d, km)为 $128.1 + 37.6 \lg(d)$, 热噪声密度为 -174 dBm/Hz , 干扰门限为 -125.9 dBm 。

图 3 比较了 MQRA 算法 Q 阶段(功率分配部分)和 MAPEL 算法(精度参数 $\delta = 0.01$)的平均性能, MAPEL 算法能够求得耦合干扰功率分配问题的全局最优解, 本文以 MAPEL 算法的性能为参考标准。可以看到, 随着量化长度的增加, Q 阶段的平均性能能够达到参考标准的 94% 以上。Q 阶段和 MAPEL 都是集中式算法, 而表 3 则比较了 Q 阶段和文献[8]中分布式功率分配算法(Asynchronous Distributed Pricing, ADP)的性能, 其中 MAPEL 算法为参考值 100%, ADP 算法的平均性能参考了文献[8]中的 TABLE I。MAPEL 算法提供了同类干扰耦合问题的性能标杆, 但 MAPEL 算法有无法确定的高复杂度。而分布式的 ADP 算法问题在于需要进行大量的

表3 MQRA 算法功率分配部分、ADP 算法与 MAPEL 算法(性能为参考值 100%)的比较

次小区数	ADP 算法 平均性能(%)	MQRA 算法 Q 阶段 平均性能(%)
4	94.3	94.4
6	93.4	93.7
8	92.7	93.0

消息交换, 因此也无法像集中式算法一样保证时延要求。MQRA 算法功率分配部分的优势在于在满足时延要求的同时, 提供了接近最优的性能。

图4比较了不同算法组合随着干扰门限 I_{th} 的提

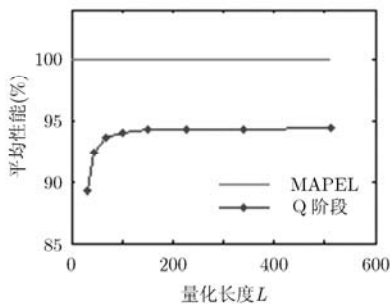


图3 MQRA 算法 Q 阶段和 MAPEL 算法(参考标准)的性能比较

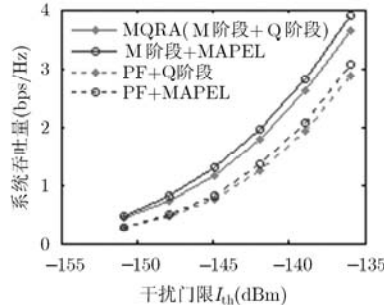


图4 MQRA 算法与不同算法组合之间的系统吞吐量比较

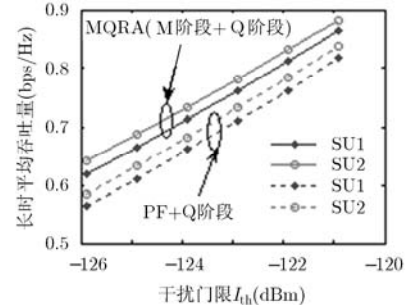


图5 MQRA 算法(较之于 PF+Q 阶段)提升所有用户吞吐量示意图

高能达到的系统吞吐量。可以看到, MQRA 算法(标*实线)能获得接近最优的性能(标 o 实线)。而子载波分配部分 M 阶段(实线)相对于 PF(虚线)有一个明显的吞吐量增益, 等价于可以放宽 1 dB 的干扰门限。

图5中, 实线是指 MQRA 算法的每一个用户长时平均吞吐量, 虚线是指 PF+Q 阶段算法组合的每一个用户长时平均吞吐量。可以看到, MQRA 算法在长期平均来看提升了每一个用户的吞吐量, 系统吞吐量的增益分散给了每一个用户。因此较之于 PF+Q 阶段算法组合, MQRA 算法的系统吞吐量增益并不是以牺牲某些用户为代价, 而是在长时平均来看增益来源于提升了每一个用户的吞吐量。

综合仿真结果, 可知 MQRA 算法能获得接近最优结果的系统与用户吞吐量。

5 结束语

本文主要研究以 LTE-A 为 PS 的认知无线系统中的主次系统共存问题, 该问题的挑战在于必须兼顾算法的性能与复杂度。在上述场景假设下, 本文提出 MQRA 算法来解决 SS 的资源分配和干扰控制问题。复杂度分析表明 MQRA 算法仅有多项式复杂度 $\mathcal{O}(KJ^3 + LKJ)$, 其中 K, J, L 分别代表 SS 小区个数、子载波个数、量化长度。同时, 仿真结果表明 MQRA 算法能获得接近最优结果的系统与用户吞吐量。因此, 本文提出的 MQRA 算法很好地平衡了性能和复杂性, 能够适用于 LTE-A 主系统下的频谱共享问题。此外, 研究过程中提炼的认知识别问题^[13]以及基于经济规则的资源分配算法^[14,15]可作为下一步的研究方向。

参考文献

[1] Wang Bei-bei and Liu K J R. Advances in cognitive radio networks: a survey[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2011, 5(1): 5-23.
 [2] 桂丽, 钟晓峰, 邹仕洪. 认知无线网络基于信号博弈的分布式功率控制算法[J]. *电子与信息学报*, 2012, 34(10): 2527-2531.

Gui Li, Zhong Xiao-feng, and Zou Shi-hong. Decentralized power control algorithm based on signaling games in cognitive radio networks[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(10): 2527-2531.
 [3] 左勇, 刘学勇, 刘海洋, 等. 基于对偶分解的 OFDMA 系统资源分配算法[J]. *电子与信息学报*, 2012, 34(12): 2843-2849. Zuo Yong, Liu Xue-yong, Liu Hai-yang, et al. A dual-decomposition-based resource allocation algorithm for OFDMA systems[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(12): 2843-2849.
 [4] Parsaefard S and Sharafat A R. Robust distributed power control in cognitive radio networks[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2013, 12(4): 609-620.
 [5] Bai Bo, Chen Wei, Cao Zhi-gang, et al. Max-matching diversity in OFDMA systems[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2010, 58(4): 1161-1171.
 [6] Bai Bo, Chen Wei, Letaief K B, et al. Diversity-multiplexing tradeoff in OFDMA systems: an \mathcal{H} -matching approach[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2011, 10(11): 3675-3687.
 [7] Chiang M, Tan C W, Palomar D P, et al. Power control by geometric programming[J]. *IEEE Transactions on Wireless*

- Communications*, 2007, 6(7): 2640-2651.
- [8] Qian Li-ping, Zhang Ying-jun, and Huang Jian-wei. MAPEL: achieving global optimality for a non-convex wireless power control problem[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2009, 8(3): 1553-1563.
- [9] Qian Li-ping and Ying Jun. Monotonic optimization for non-concave power control in multiuser multicarrier network systems[C]. 2009 IEEE International Conference on Computer Communications (INFOCOM 2009), Rio de Janeiro, Brazil, 2009: 172-180.
- [10] Phuong N T H and Tuy H. A unified monotonic approach to generalized linear fractional programming[J]. *Journal of Global Optimization*, 2003, 26(3): 229-259.
- [11] Ngo D T and Le-Ngoc T. Distributed resource allocation for cognitive radio Ad-Hoc networks with spectrum-sharing constraints[C]. 2010 IEEE Global Telecommunications Conference (GLOBECOM 2010), Miami, USA, 2010: 1-6.
- [12] Lovász L and Plummer M D. *Matching Theory*[M]. USA: American Mathematical Soc., 2009: 357-379.
- [13] 饶毓, 陈巍, 曹志刚. 认知无线电系统对TD-LTE主用户系统上下行配置类型的识别[J]. *电子与信息学报*, 2013, 35(11): 2541-2546.
- Rao Yu, Chen Wei, and Cao Zhi-gang. Downlink/uplink configuration identification of TD-LTE primary systems in cognitive radios[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(11): 2541-2546.
- [14] Chen L, Iellamo S, Coupechoux M, et al. An auction framework for spectrum allocation with interference constraint in cognitive radio networks[C]. 2010 IEEE International Conference on Computer Communications (INFOCOM 2010), San Diego, USA, 2010: 1-9.
- [15] Zhang Y, Lee C, Niyato D, et al. Auction approaches for resource allocation in wireless systems: a survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2013, 15(3): 1020-1041.
- 费新伟: 男, 1989年生, 硕士生, 研究方向为认知无线电、无线资源分配等.
- 王满喜: 男, 1979年生, 助理研究员, 研究方向为无线通信与通信信道建模、复杂电磁环境效应机理等.
- 白 铂: 男, 1982年生, 讲师, 硕士生导师, 研究方向为无线通信、信息论、随机图、组合优化等.
- 陈 巍: 男, 1980年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为认知与协同通信、信息论、网络编码等.
- 曹志刚: 男, 1939年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为无线通信、数字通信、卫星通信等.