

认知小蜂窝网络中基于干扰温度限制的下行能效资源分配算法

贾亚男¹, 岳殿武^{1,2}

(1. 大连海事大学信息科学技术学院, 辽宁大连 116026;

2. 杭州电子科技大学浙江省数据存储传输及应用技术研究重点实验室, 浙江杭州 310000)

摘要: 为最大化认知小蜂窝基站的能量效率, 本文基于博弈论模型分析了下行联合频谱资源块和功率分配行为. 在干扰受限环境下, 多个基站采用分布式结构共享空闲频谱资源. 为避免累加干扰损害主用户的通信, 算法中引入了功率和干扰温度限制. 由于具有耦合限制的分数形式的能量效用函数是非凸最优的, 通过将其转化为等价的减数形式进行迭代求解. 给定频谱资源块分配策略后, 主博弈模型可被重新建模为便于求解发射功率的等价子博弈模型, 并通过代价的形势解除耦合限制. 仿真结果表明, 本文所提算法能够收敛到纳什均衡, 并有效提高了系统资源利用率和能量效率.

关键词: 认知小蜂窝网络; 能量效率; 干扰温度; 频谱分配; 功率分配

中图分类号: TN929.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2017)04-0844-11

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.04.012

Energy-Efficient Downlink Resource Allocation Algorithm Under Temperature-Interference Constraints in Cognitive Small Cell Networks

JIA Ya-nan¹, YUE Dian-wu^{1,2}

(1. College of Information Science & Technology, Dalian Maritime University, Dalian, Liaoning 116026, China;

2. Zhejiang Provincial Key Lab of Data Storage and Transmission Technology, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou, Zhejiang 310000, China)

Abstract: In order to maximize the energy efficiency (EE) of a cognitive small cell base station, this paper analyzes downlink joint spectrum resource blocks (SRBs) and power allocation based on game theory. In an interference-limited environment, base stations can share unused spectrum resources in a distributed architecture. The proposed algorithm introduces power and interference temperature constraints to avoid harmful accumulated interference on primary users. It is non-convex optimal to optimize the fractional form EE under multiple coupling constraints. The maximization problem is transmitted into an equivalent problem in subtractive form which can be solved from the iterative point of view. After obtaining the SRBs allocation strategies, the original game can be re-modeled as equivalent sub-games, then the transmission power can be solved more easily after decoupling power constraints based on pricing. Simulation results show that the proposed algorithm can converge to a Nash equilibrium and effectively improve system resources utilization and EE.

Key words: cognitive small cell networks; energy efficiency; interference temperature; spectrum allocation; power allocation

1 引言

随着移动互联网以及物联网的飞速发展, 人们渴望享受到更多优质的通信服务, 以宏蜂窝网络为基础

架构的无线技术已无法满足大数据时代人们对高速率通信的需求. 为满足未来 5G 网络大容量和绿色通信需求, 经济有效的方法就是缩小单个基站的覆盖范围并重复利用频谱^[1-3]. 具有优质传输特性的频谱属于稀缺

收稿日期: 2015-07-01; 修回日期: 2015-09-01; 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); 浙江省数据存储传输及应用技术研究重点实验室 (杭州电子科技大学) 开放基金 (No. 201401)

资源,现有通信技术的频谱利用率较低^[4].而认知无线电^[5,6]能够充分利用频谱空穴,在不对授权设备产生有害干扰的情况下能够提高频谱效率,增加系统吞吐量.由于小蜂窝基站(Small Cell Base Stations, SCBSs)覆盖范围较小,认知技术的引入将进一步提高频谱资源的复用率.因此,认知小蜂窝网络(Cognitive Small Cell Networks, CSCNs)技术已逐渐成为人们研究的热点^[7-9].

SCBSs的随机部署对设备的分布式自组织能力提出了较高的要求^[10,11],使其在满足即插即用的同时最优化通信系统性能^[12].文献[10]采用强化学习算法从频谱效率(SE, Spectrum Efficiency)的角度分析了小蜂窝网络(SCNs, Small Cell Networks)中自组织的资源分配问题,但算法未考虑对主用户(PUs, Primary Users)的干扰限制,且其发射功率为固定的离散值.文献[12]依据干扰统计模型分析了SCNs中资源分配算法对PUs的干扰,但算法缺乏自组织能力,且PUs不能感知SCNs干扰.大量SCBSs的随机部署使得网间干扰问题变得更加复杂,所消耗能量也将不断增加.如何有效地提高能量效率(EE, Energy Efficiency)已成为无线通信研究的重点^[13-15].文献[16,17]从EE的角度分析了资源分配问题,但缺乏对PUs的干扰限制.文献[16]分析了单网络的下行资源分配问题,该算法未考虑存在同层和跨层干扰的通信环境;文献[17]虽然分析了多个同层网络中的资源分配问题,但算法是在集中式结构下分析资源的分配问题.文献[18]分析了宏网络和WIFI网络共存时最小化单位比特信息所消耗能量的资源分配问题,算法中只考虑了异构网络间的能量消耗问题.因此,本文在满足PUs和次用户服务质量需求(QoS, Quality of Service)的情况下构建了一种新型能量效用模型,以最优化单个SCBS的EE为目标进行资源配置.

在下行链路中SCBSs和宏基站(MBS, Macro Base Station)采用OFDMA技术共享频谱资源.为不影响PUs的正常通信,文中引入了干扰温度准则,并在满足认知小蜂窝用户(CSCUs, Cognitive Small Cell Users)最小链路容量需求的前提下,以最大化单个SCBS的EE为目标自适应地调整通信参数.采用分布式方案进行频谱资源块(SRBs, Spectrum Resource Blocks)和功率的联合分配,并将该竞争过程建模为非合作博弈模型^[19].由于求解该博弈模型的非凸最优效用函数是一个NP难问题,将该具有多个耦合限制条件的非凸最优问题转化为等价的双层迭代子问题进行求解.首先,在外层迭代中将分数形式的最优问题转化为便于求解的等价减数形式.其次,在内层迭代中将SRBs和发射功率的求解过程分解为两个子问题.通过动态频谱资源块分配(DSRBA, Dynamic Spectrum Resource Blocks Allocation)

算法求得SCBSs中SRBs的分配策略.给定该分配策略的前提下,对SCBSs的发射功率分配过程进行重新建模,将最大化单个SCBS能量效率的主博弈问题转化为等价的多个子博弈模型,并以最大化CSCU的链路容量为效用函数.由于子博弈中发射功率间存在耦合限制,其属于广义博弈模型,我们将该广义博弈表示为变分不等式(VI, Variational Inequality)的形式^[20],以证明发射功率纳什均衡(NE, Nash Equilibrium)解的存在性和唯一性.在求解发射功率时,根据非线性互补理论将干扰温度限制条件以代价的形式引入效用函数,以解除SCBSs间在同一SRB上的功率耦合限制,且发射功率解可表示为注水映射形式.

2 系统模型

CSCNs系统模型中存在一个MBS和 L 个SCBSs,分别表示为集合 $O = \{1\}$ 和 $\Gamma = \{1, \dots, L\}$,且SCBSs随机分布于MBS的网络边缘,如图1.假设PUs的集合为 $\Theta = \{1, \dots, P\}$,CSCNs服务 Q 个CSCUs,其中SCBS l 服务的用户集合为 $Q_l = \{1, \dots, Q_l\}$,并满足 $Q = \sum_{l \in \Gamma} Q_l, T_l \subseteq \Gamma$ 表示其相邻SCBS的集合.系统以LTE-A中的OFDMA技术为基础,假设 N 个子载波的集合为 $\mathcal{N} = \{1, 2, \dots, N\}$,可划分为 M 个SRBs,其集合为 $\mathcal{M} = \{1, 2, \dots, M\}$,其中单个资源块包含 K 个正交子载波,满足 $MK = N$.模型中PUs可以使用多个连续的SRBs,我们定义 $\Psi_{m,p}^o$ 为MBS分配给PUs的资源块策略,其数学表达式为:

$$\Psi_{m,p}^o = \begin{cases} 1, & \text{宏基站将资源块 } m \text{ 分配给主用户 } p, m \in \mathcal{M} \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (1)$$

且 $\sum_{p=1}^P \Psi_{m,p}^o = 1, \forall m \in \mathcal{M}$ 表示资源块 m 一次只能被一个PU使用.假设 $M \geq Q_l$,并定义 $S_{m,q}^l$ 为SCBS l 中的资源

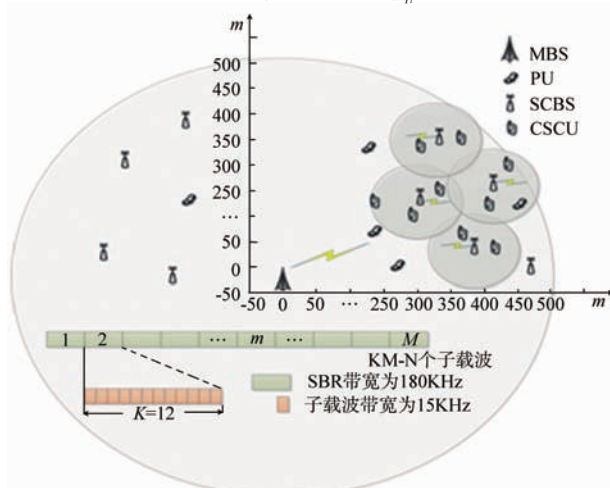


图1 系统模型图

块分配策略,其数学表达式为:

$$S_{m,q_l}^l = \begin{cases} 1, & \text{基站 } l \text{ 将资源块 } m \text{ 分配给用户 } q_l \\ 0, & \text{其它} \end{cases}, m \in \mathcal{M} \quad (2)$$

且 $\sum_{m=1}^M S_{m,q_l}^l = 1, \forall q_l \in Q_l$ 和 $\sum_{q_l=1}^{Q_l} S_{m,q_l}^l = 1, \forall m \in \mathcal{M}$ 表示 SCNs 内不存在同频干扰.

本文采用共享式频谱接入方式,并从下行的角度分析 SRBs 和发射功率的联合分配问题,PU p 和 CSCU q_l 在子载波 $n \in \mathcal{N}$ 上的接收信号分别为:

$$y_p(n) = \underbrace{\sqrt{p_p(n)}H_{p,o}(n)x_p(n)}_{\text{SCBSs对主用户 } p \text{ 的干扰}} + \sum_{l \in \Gamma} \underbrace{\sqrt{p_{q_l}(n)}H_{p,l}(n)x_{q_l}(n)}_{\text{SCBSs对主用户 } p \text{ 的干扰}} + N_o \quad (3)$$

$$y_{q_l}(n) = \underbrace{\sqrt{p_{q_l}(n)}H_{q_l,l}(n)x_{q_l}(n)}_{\text{相邻SCBSs的干扰}} + N_{r_l} + \sum_{g \in \Gamma_l} \underbrace{\sqrt{p_{q_g}(n)}H_{q_l,g}(n)x_{q_g}(n)}_{\text{相邻SCBSs的干扰}} + \underbrace{\sqrt{p_p(n)}H_{q_l,o}(n)x_p(n)}_{\text{主用户 } p \text{ 的干扰}} \quad (4)$$

其中 $x_p(n)$ 、 $p_p(n)$ 、 $H_{p,o}(n)$ 和 $H_{p,l}(n)$ 分别为 MBS 在子载波 n 上的数据信息、发射功率、信道增益和来自 SCBS l 的干扰增益, N_o 为加性白高斯噪声 (AWGN, Additive White Gaussian Noise), 均值为 0, 方差为 σ_p^2 ; $x_{q_l}(n)$ 、 $p_{q_l}(n)$ 和 $H_{q_l,l}(n)$ 分别为 SCBS l 在子载波 n 上的传输数据信息、发射功率、信道增益, $H_{q_l,g}(n)$ 和 $H_{q_l,o}(n)$ 分别为来自其它 SCBS g 和 MBS 的干扰增益, N_{r_l} 为 AWGN, 均值为 0, 方差为 $\sigma_{q_l}^2$. PU 和 CSCU 在 n 上的接收信干噪比 (SINR, signal-to-interference plus noise power ratio) 分别为:

$$\text{SINR}_p^n = \frac{|H_{p,o}(n)|^2 p_p(n)}{\sum_{l \in \Gamma} |H_{p,l}(n)|^2 p_{q_l}(n) + \sigma_p^2(n)} = p_p(n) \text{CINR}_p^n \quad (5)$$

$$\text{SINR}_{q_l}^n = \frac{|H_{q_l,l}(n)|^2 p_{q_l}(n)}{\sum_{g \in \Gamma_l} |H_{q_l,g}(n)|^2 p_{q_g}(n) + |H_{q_l,o}(n)|^2 p_p(n) + \sigma_{q_l}^2(n)} = p_{q_l}(n) \text{CINR}_{q_l}^n \quad (6)$$

其中 CINR_p^n 和 $\text{CINR}_{q_l}^n$ 分别为 PU 和 CSCU 的载干噪比.

3 基于博弈论的联合频谱资源块和功率分配

3.1 博弈论模型

分布式结构下的全频谱共享使得 SCBS 的资源分配策略不但影响自身网络的性能,同时也影响相邻 SCNs 的性能. 我们将该模型建模为以 SCBSs 为参与者的非合作博弈模型, SCBSs 间的相互作用可以表示为由其传输参数确定的数学博弈模型:

$$\mathcal{G}_1 = \langle \Gamma, \{\mathcal{P}_l(\mathbf{P}_{-l})\}_{l \in \Gamma}, \{U_l\}_{l \in \Gamma} \rangle \quad (7)$$

其中 $\Gamma = \{1, 2, \dots, L\}$ 表示参与者 SCBSs 的集合, $\mathcal{P}_l(\mathbf{P}_{-l})$ 为 SCBS l 的策略空间, 由 SRBs 和发射功率联合构成, 令 $\mathbf{P}_l = (p_1, \dots, p_{q_l}, \dots, p_{Q_l})$ 和 $p_{q_l} = S_{m,q_l}^l (p_{q_l}(n))_{n=(m-1)K+1}^{mK}$, \mathbf{P}_{-l} 为除 SCBS l 外其它 SCBSs 的策略集, U_l 为 SCBS l 的效用函数. SCBSs 在满足 CSCUs 最小链路容量需求的同时引入了干扰温度限制, 这使得 SCBSs 间的传输策略具有耦合效应, 策略空间 \mathcal{P}_l 具有动态变化的特性. 因此, 该博弈模型的求解属于广义纳什均衡问题 (GENP, General Nash Equilibrium Problem)^[19,22,23]. 模型中任意 SCBS l 在已知其它 SCBSs 传输策略的情况下, 以最大化其效用函数为目标来求解广义纳什均衡 (GNE, General Nash Equilibrium), 数学表达式为:

$$\begin{aligned} \max_{P_l} U_l(\mathbf{P}_l, \mathbf{P}_{-l}) \\ \text{s. t. } \mathbf{P}_l \in \mathcal{P}_l(\mathbf{P}_{-l}) \end{aligned} \quad \forall l \in \Gamma \quad (8)$$

而 GNE $\bar{\mathbf{P}} = (\bar{\mathbf{P}}_1, \dots, \bar{\mathbf{P}}_L)$ 为所有 SCBSs 的组合最优策略集, 对于任意 SCBS l 满足如下表达式:

$$U_l(\bar{\mathbf{P}}_l, \bar{\mathbf{P}}_{-l}) \geq U_l(\mathbf{P}_l, \bar{\mathbf{P}}_{-l}), \forall \mathbf{P}_l \in \mathcal{P}_l(\bar{\mathbf{P}}_{-l}) \quad (9)$$

3.2 效用函数等价变换

封闭式接入模式下, 为不损害 PUs 的通信和避免 SCBSs 间产生有害干扰, 下行通信时 SCBS l 需满足一定的发射功率限制. 为避免链路容量不满足服务需求而产生资源浪费, 算法中引入了针对 CSCUs 的最小链路容量限制, 即 $S_{m,q_l}^l R_{m,q_l} \geq R_{q_l}^0, \forall q_l \in Q_l, R_{m,q_l}$ 可表示为:

$$R_{m,q_l} = \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} B \log_2(1 + \text{SINR}_{q_l}^n) \quad (10)$$

其中 B 为子载波带宽. 而 SCBS l 的发射功率需满足:

$$\mathcal{P}_l \triangleq \left\{ \begin{aligned} p_{q_l} \in \mathbb{R}^K: \sum_{q_l=1}^{Q_l} \sum_{m=1}^M S_{m,q_l}^l \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} p_{q_l}(n) &\leq P_l^0 \\ 0 \leq p_{q_l}(n) &\leq p_{q_l}^{\max}(n), \forall n \in \mathcal{N} \\ S_{m,q_l}^l R_{m,q_l} &\geq R_{q_l}^0, \forall q_l \in Q_l \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

其中 P_l^0 为 SCBS l 发射功率上限, $p_{q_l}^{\max}(n)$ 为 SCBS l 在子载波 n 上的最大发射功率. 随着 SCBSs 随机部署数量的增加, PUs 所受累加干扰将可能超过最低噪声门限. 因此, 模型中引入了干扰温度准则, 对于任意 PU $p \in \Theta$ 需满足如下表达式:

$$\left\{ \begin{aligned} \sum_{l=1}^L \sum_{q_l=1}^{Q_l} \sum_{m=1}^M \Psi_{m,p}^0 S_{m,q_l}^l \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} |H_{p,l}(n)|^2 p_{q_l}(n) &\leq P_{p,tot}^{\text{ave}} \\ \sum_{l=1}^L \Psi_{[n/K].p}^0 |H_{p,l}(n)|^2 p_{q_l}(n) &\leq P_{p,n}^{\text{peak}}, \forall n \in \mathcal{N} \end{aligned} \right. \quad (12)$$

其中 $\Psi_{[n/K].p}^0 = 1$ 表示 PU p 在宏网络中使用子载波 n , $H_{p,l}(n)$ 为 SCBS l 与 PU p 间在 n 上的干扰增益, $P_{p,tot}^{\text{ave}}$ 和 $P_{p,n}^{\text{peak}}$ 分别表示 PU p 上的干扰温度和单载波干扰容限.

综合以上分析可知, SCBS l 的策略集合 $\mathcal{P}_l(\mathbf{P}_{-l})$ 需满足如下限制条件:

$$\hat{\mathcal{P}}_l \triangleq \hat{\mathcal{P}}_1 \times \cdots \times \hat{\mathcal{P}}_L \quad (13)$$

$$\mathcal{P}^r \triangleq \hat{\mathcal{P}}_r \cap \left\{ \begin{array}{l} \sum_{l=1}^L \sum_{q_l=1}^{Q_l} \sum_{m=1}^M \Psi_{m,p}^0 S_{m,q_l}^l \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} |H_{p,l}(n)|^2 p_{q_l}(n) \leq P_{p,tot}^{ave}, \\ \forall p \in \Theta \\ \sum_{l=1}^L \Psi_{[n/K],p}^0 |H_{p,l}(n)|^2 p_{q_l}(n) \leq P_{p,n}^{peak}, \forall n \in \mathcal{N}, \forall p \in \Theta \end{array} \right\} \quad (14)$$

$$\mathcal{P}_l(\mathbf{P}_{-l}) = \{ \mathbf{P}_l : (\mathbf{P}_l, \mathbf{P}_{-l}) \in \mathcal{P}^r \} \quad (15)$$

本文以最大化 SCBSs 的 EE 为目标求解 \mathcal{S}_1 , 任取 SCBS l , 其效用函数 $U_l(\mathbf{P}_l, \mathbf{P}_{-l})$ 可表示为如下形式:

$$U_l(\mathbf{P}_l, \mathbf{P}_{-l}) = \eta_{EE}^l(\mathbf{P}_l, \mathbf{P}_{-l}) = \frac{B\eta_{SE}^l(\mathbf{P}_l, \mathbf{P}_{-l})}{P_E^l(\mathbf{P}_l)} \quad (16)$$

$$\eta_{SE}^l(\mathbf{P}_l, \mathbf{P}_{-l}) = \sum_{q_l=1}^{Q_l} \sum_{m=1}^M S_{m,q_l}^l \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} \log_2(1 + \text{SINR}_{q_l}^n) \quad (17)$$

$$P_E^l(\mathbf{P}_l) = \sum_{q_l=1}^{Q_l} \sum_{m=1}^M S_{m,q_l}^l \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} p_{q_l}(n) + P_{E_0}^l \quad (18)$$

其中 η_{SE}^l 为 SCBS l 的 SE, P_E^l 为 SCBS l 总功率消耗, 包含信号发射功率和基站处理单元功率 $P_{E_0}^l$.

由此可知, 对于任意 SCBS l 的最优 SRBs 和功率分配问题, 可表示为如下最优问题:

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{P}_l} \eta_{EE}^l(\mathbf{P}_l, \mathbf{P}_{-l}) \\ \text{s. t. } \mathbf{P}_l \in \mathcal{P}_l(\mathbf{P}_{-l}) \end{aligned} \quad (19)$$

由于目标函数 (19) 是非凸最优的, 本文采用非线性分数规划算法^[24]进行求解. 定义 $\tilde{\eta}_{EE}^l$ 为 SCBS l 的最大 EE 值, 且满足下式:

$$\tilde{\eta}_{EE}^l = \frac{B\eta_{SE}^l(\bar{\mathbf{P}}_l, \mathbf{P}_{-l})}{P_E^l(\bar{\mathbf{P}}_l)} = \max_{\mathbf{P}_l} \frac{B\eta_{SE}^l(\mathbf{P}_l, \mathbf{P}_{-l})}{P_E^l(\mathbf{P}_l)}, \quad (20)$$

$$\forall \mathbf{P}_l \in \mathcal{P}_l(\mathbf{P}_{-l})$$

其中 $\bar{\mathbf{P}}_l$ 为 EE 最大时的资源分配策略. 由文献[24]可知, 当且仅当如下表达式成立时, 则存在最大 EE 值 $\tilde{\eta}_{EE}^l$,

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{P}_l} B\eta_{SE}^l(\mathbf{P}_l, \mathbf{P}_{-l}) - \tilde{\eta}_{EE}^l P_E^l(\mathbf{P}_l) \\ = B\eta_{SE}^l(\bar{\mathbf{P}}_l, \mathbf{P}_{-l}) - \tilde{\eta}_{EE}^l P_E^l(\bar{\mathbf{P}}_l) \\ = 0, \forall \mathbf{P}_l \in \mathcal{P}_l(\mathbf{P}_{-l}) \end{aligned} \quad (21)$$

其中 $\eta_{SE}^l(\mathbf{P}_l, \mathbf{P}_{-l}) \geq 0, P_E^l(\mathbf{P}_l) > 0$.

本文将等价的减数形式表达式作为优化目标函数, 并采用迭代方法求解 (19) 的最优资源分配问题, 详细步骤见算法 1. 由于在博弈过程中, 单个 SCBS 资源分配策略的改变将影响其它 SCBSs 中 CSCUs 的干扰水平. 为保证在求解最大 EE 时 η_{SE}^l 为定值, 就需要在一个博弈周期内进行多次迭代运算, 直到该次博弈中的 EE

达到最大值. 但该博弈方案增加了系统总体的迭代次数和运算复杂度. 因此, 本文将博弈过程和最大化 EE 的迭代更新过程进行了合并, 在一次博弈中只进行一次 EE 的更新, 但随着博弈的实施, 该迭代算法最终会达到稳定状态, 仿真结果也验证了该算法的收敛性.

算法 1 主循环资源分配算法

1. 初始化最大博弈迭代次数 I_{\max} 和最大差值 $\tilde{\omega}$, 各 SCBS 采用并行 (Par, parallel) 方案进行资源分配.
2. 设置迭代系数 $i = 1$, 令 S_{m,q_l}^l 为随机分配, p_{q_l} 为等功率分配, 则可获得 $\mathbf{P}_l^{(1)}$, 并根据式 (16) 求得初始状态的能量效率值 $\eta_{EE}^l(0)$.
3. 重复 { 主循环 }
4. 已知 $\eta_{EE}^l(i-1)$ 和 $\mathbf{P}_{-l}^{(i-1)} = (\mathbf{P}_1^{(i-1)}, \dots, \mathbf{P}_{l-1}^{(i-1)}, \mathbf{P}_{l+1}^{(i-1)}, \dots, \mathbf{P}_L^{(i-1)})$, 求解循环内的等价最优问题 (22), 并求得资源分配策略 $\mathbf{P}_l^{(i)}$.
若 $B\eta_{SE}^l(\mathbf{P}_l^{(i)}, \mathbf{P}_{-l}^{(i)}) - \eta_{EE}^l(i-1)P_E^l(\mathbf{P}_l^{(i)}) \leq \tilde{\omega}$, 则满足收敛条件, 可令 $\bar{\mathbf{P}}_l = \mathbf{P}_l^{(i)}, \tilde{\eta}_{EE}^l = \frac{B\eta_{SE}^l(\mathbf{P}_l^{(i)}, \mathbf{P}_{-l}^{(i)})}{P_E^l(\mathbf{P}_l^{(i)})}$;
若不满足条件,
则令 $\eta_{EE}^l(i) = \frac{B\eta_{SE}^l(\mathbf{P}_l^{(i)}, \mathbf{P}_{-l}^{(i)})}{P_E^l(\mathbf{P}_l^{(i)})}, i = i + 1$, 继续下次博弈运算.
5. 当满足收敛条件或 $i = I_{\max}$ 时, 结束迭代.

由上可知, 主循环中在已知 $\eta_{EE}^l(i-1)$ 和 $\mathbf{P}_{-l}^{(i)}$ 的情况下, 每次迭代需求解如下最优问题:

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{P}_l^{(i)}} B\eta_{SE}^l(\mathbf{P}_l^{(i)}, \mathbf{P}_{-l}^{(i)}) - \eta_{EE}^l(i-1)P_E^l(\mathbf{P}_l^{(i)}) \\ \text{s. t. } \mathbf{P}_l^{(i)} \in \mathcal{P}_l(\mathbf{P}_{-l}^{(i)}) \end{aligned} \quad \forall l \in \Gamma \quad (22)$$

由于式 (22) 的最优解 $\mathbf{P}_l^{(i)}$ 是关于 S_{m,q_l}^l 和 $p_{q_l}(n)_{n \in \mathcal{N}}$ 的向量组合, 且定义域中引入了耦合限制, 使得求解该最大化问题变得更加复杂. 为此, 通过以下数学推导和理论分析将最优问题 (22) 分解为易于求解的两个子问题.

$$\text{令 } f_i^l(\mathbf{P}_l^{(i)}, \mathbf{P}_{-l}^{(i)}) = B\eta_{SE}^l(\mathbf{P}_l^{(i)}, \mathbf{P}_{-l}^{(i)}) - \eta_{EE}^l(i-1)P_E^l(\mathbf{P}_l^{(i)}),$$

则存在下式:

$$\begin{aligned} f_i^l(\mathbf{P}_l^{(i)}, \mathbf{P}_{-l}^{(i)}) &= B\eta_{SE}^l(\mathbf{P}_l^{(i)}, \mathbf{P}_{-l}^{(i)}) - \eta_{EE}^l(i-1)P_E^l(\mathbf{P}_l^{(i)}) \\ &= \sum_{q_l=1}^{Q_l} \sum_{m=1}^M S_{m,q_l}^l(i) \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} B \log_2(1 + \text{SINR}_{q_l}^n) - \eta_{EE}^l(i-1)P_{E_0}^l \\ &\quad - \sum_{q_l=1}^{Q_l} \sum_{m=1}^M S_{m,q_l}^l(i) \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} \eta_{EE}^l(i-1)p_{q_l}(n) \quad (23) \\ &= \sum_{q_l=1}^{Q_l} \sum_{m=1}^M S_{m,q_l}^l(i) g^m(\mathbf{p}_{q_l}^{(i)}, \mathbf{p}_{-q_l}^{(i)}) - \eta_{EE}^l(i-1)P_{E_0}^l \\ &\quad g^m(\mathbf{p}_{q_l}^{(i)}, \mathbf{p}_{-q_l}^{(i)}) \\ &= \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} [B \log_2(1 + \text{SINR}_{q_l}^n) - \eta_{EE}^l(i-1)p_{q_l}(n)] \end{aligned} \quad (24)$$

其中 $p_{-q_l}^{(i)}$ 为第 i 次迭代时除 SCBS l 外其它 SCBSs 在

SRB m 上的发射功率. 由式(23)和(24)可知, 最大化问题(22)是关于 S_{m,q_l}^l 和 $p_{q_l}(n)_{n \in \mathcal{N}}$ 的函数. 因此, 可将其分解为分别求解 S_{m,q_l}^l 和 $p_{q_l}(n)_{n \in \mathcal{N}}$ 的两个迭代子问题.

3.3 动态频谱资源块和功率分配算法

主循环中, 给定 $p_{q_l}(n)_{n \in \mathcal{N}}$ 和 $\eta_{EE}^l(i-1)$, 各 SCBS 根据其信道状态信息为 CSCUs 动态地分配 SRBs. 由式(23)和式(24)可知, SRBs 分配策略 S_{m,q_l}^l 和式(24)中的 $\text{SINR}_{q_l}^n$ 一一对应. 为求解最优 S_{m,q_l}^l , 且能够收敛, 采用穷举搜索 (ES, Exhaustive Search) 方法求解最优问题(25).

$q_l =$

$$\arg \max_{q_l \in \mathcal{Q}_l} \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} \left(|H_{q_l,l}(n)|^2 p_{q_l}(n) - \sum_{g \in \mathcal{T}_l} |H_{q_l,g}(n)|^2 p_{q_l}(n) - |H_{q_l,o}(n)|^2 p_p(n) - \gamma_{q_l}^2(n) \right), \forall m \in \mathcal{M} \quad (25)$$

上式从最大化信号与干扰和噪声差 (SIND, signal to interference and noise power difference) 角度进行 SRBs 选择. 其中加数项为 CSCU q_l 在第 m 个 SRB 上的接收信号, 而减少项为对应的干扰和噪声.

当求得 S_{m,q_l}^l 后, 由式(23)可知, 最大化 $f_i^l(\mathbf{P}_l^{(i)}, \mathbf{P}_{-l}^{(i)})$ 的过程可分解为 Q_l 个具有相同属性的子问题, 并可通过逐个求解使得(24)最大的所有 CSCUs 的分配功率来获得整个 SCBS l 的功率分配策略. 由于单个 SCBS 所服务的 CSCUs 数小于 SRBs 数, 且 CSCU 一次只能使用一个 SRB, 可通过求解 SCBS l 在 M 个 SRBs 上的发射功率来获得 CSCUs 的功率分配策略. 为便于公式表示, 在如下表达式中将不再考虑系数 i . 令 $\Omega_m = \{q_1, q_2, \dots, q_L\}$, $S_{m,q_l}^l = 1, \forall q_l \in \Omega_m, \forall l \in \Gamma$ 表示选择 SRB m 的用户集合, $g^m(\mathbf{p}_{q_l}, \mathbf{p}_{-q_l})$ 为 q_l 在 SRB m 上的效用函数, 当 SCBS l 不使用 SRB m 时, SRB m 上分配的功率为 0, 即 $p_{q_l}(n)_{n \in \{(m-1)K+1, \dots, mK\}} = 0$, 对应的效用函数也将为 0. 因此, 求解(22)的最大值问题可分解为 M 个等价子问题. 该子问题可表示为各 SCBS 在同一 SRB 上分别求解满足最大化(24)的发射功率策略, 对于任意 SRB m , 并可将其建模为非合作子博弈模型(26):

$$\mathcal{G}_2^m = \langle \Omega_m, \{\mathcal{P}_{q_l}^m(\mathbf{p}_{-q_l})\}_{q_l \in \Omega_m}, \{U_{q_l}^m\}_{q_l \in \Omega_m} \rangle \quad (26)$$

其中 Ω_m 为参与者集合, $\mathcal{P}_{q_l}^m$ 为 q_l 的策略空间, \mathbf{p}_{-q_l} 为 Ω_m 中除 q_l 外其它用户所分配到的发射功率, $U_{q_l}^m = g^m(\mathbf{p}_{q_l}, \mathbf{p}_{-q_l})$ 为效用函数. \mathcal{G}_2^m 的数学最优表示为:

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{p}_{q_l}} & g^m(\mathbf{p}_{q_l}, \mathbf{p}_{-q_l}) \\ \text{s. t.} & \mathbf{p}_{q_l} \in \mathcal{P}_{q_l}^m(\mathbf{p}_{-q_l}) \end{aligned}, \forall q_l \in \Omega_m \quad (27)$$

其中策略空间 $\mathcal{P}_{q_l}^m(\mathbf{p}_{-q_l})$ 可表示为如下形式:

$$\mathcal{P}_{q_l}^m \triangleq \left\{ \begin{array}{l} \mathbf{p}_{q_l} \in \mathbb{R}^K: \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} p_{q_l}(n) \leq P_{q_l}^0, \\ 0 \leq p_{q_l}(n) \leq p_{q_l}^{\max}(n) R_{m,q_l} \leq R_{q_l}^0, \\ \forall n \in \{(m-1)K+1, \dots, mK\}, \\ \forall q_l \in \Omega_m \end{array} \right\} \quad (28)$$

$$\mathcal{P}_{\Omega_m}^m \triangleq \mathcal{P}_{q_1}^m \times \dots \times \mathcal{P}_{q_L}^m \quad (29)$$

$$\mathcal{P}^m \triangleq \mathcal{P}_{\Omega_m}^m \cap \left\{ \begin{array}{l} \sum_{l=1}^L \Psi_{m,p}^0 \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} |H_{p,l}(n)|^2 p_{q_l}(n) \leq P_{p,m}^{\text{ave}}, \\ \forall p \in \Theta \\ \sum_{l=1}^L \Psi_{\lfloor n/K \rfloor, p}^0 |H_{p,l}(n)|^2 p_{q_l}(n) \leq P_{p,n}^{\text{peak}}, \\ \forall n \in \mathcal{N}, \forall p \in \Theta \end{array} \right\} \quad (30)$$

$$\mathcal{P}_{q_l}^m(\mathbf{p}_{-q_l}) = \{\mathbf{p}_{q_l}: (\mathbf{p}_{q_l}, \mathbf{p}_{-q_l}) \in \mathcal{P}^m\} \quad (31)$$

为保证上述限制条件与单个 SCBS 限制条件的一致性和有效性, 任取 $q_l \in \Omega_m$ 和 $n \in \{(m-1)K+1, \dots, mK\}$,

需满足 $p_{q_l}^{\max}(n) \leq P_{q_l}^0 \leq \sum_{\tilde{n}=(m-1)K+1}^{mK} p_{q_l}^{\max}(\tilde{n})$, 且 $\sum_{q_l=1}^{Q_l} P_{q_l}^0 \leq P_l^0$, $\forall l \in \Gamma$ 和 $\sum_{m=1}^M P_{p,m}^{\text{ave}} \leq P_{p,\text{tot}}^{\text{ave}}, \forall p \in \Theta$.

由 \mathcal{S}_2^m 的策略空间 $\mathcal{P}_{q_l}^m(\mathbf{p}_{-q_l})$ 可知, 最小链路容量限制和对 PUs 的干扰温度限制使得 SCBSs 间的发射功率存在耦合关系. 本文将 \mathcal{S}_2^m 中 NE 的求解看作 VI 进行分析, 并借助 VI 来求解和证明 \mathcal{S}_2^m 的均衡策略^[25].

为将 \mathcal{S}_2^m 表示为 VI 问题, 定义 \mathcal{P}^m 为所有参与者的联合策略空间, $\mathbf{F}^m(\mathbf{p}) \triangleq (\mathbf{F}_{q_1}^m(\mathbf{p}))^T, \mathbf{F}_{q_2}^m(\mathbf{p})^T, \dots, \mathbf{F}_{q_L}^m(\mathbf{p})^T)^T$ 为效用函数 $U_{q_l}^m = -g_{q_l}^m(\mathbf{p}_{q_l}, \mathbf{p}_{-q_l})$ 对 \mathbf{p}_{q_l} 的一介偏导向量组, 且 $\mathbf{F}_{q_l}^m(\mathbf{p})$ 可表示为如下表达式:

$$\begin{aligned} \mathbf{F}_{q_l}^m(\mathbf{p}) & \triangleq -\frac{\partial g_{q_l}^m(\mathbf{p}_{q_l}, \mathbf{p}_{-q_l})}{\partial \mathbf{p}_{q_l}} \\ & = \left(\eta_{EE}^l(i-1) - \frac{B \cdot \log_2 e}{\text{INCR}_{q_l}^n(\mathbf{p}_{-q_l}) + p_{q_l}(n)} \right)_{n=(m-1)K+1}^{mK} \end{aligned} \quad (32)$$

$$\begin{aligned} \text{INCR}_{q_l}^n(\mathbf{p}_{-q_l}) & = \frac{1}{\text{CINR}_{q_l}^n} \\ & = \frac{\sum_{g \in \mathcal{T}_l} |H_{q_l,g}(n)|^2 p_{q_g}(n) + |H_{q_l,o}(n)|^2 p_p(n) + \mathcal{N}_{q_l}^2(n)}{|H_{q_l,l}(n)|^2} \end{aligned} \quad (33)$$

其中 $\mathbf{p} = (\mathbf{p}_{q_1}, \mathbf{p}_{q_2}, \dots, \mathbf{p}_{q_L})$, $\text{INCR}_{q_l}^n(\mathbf{p}_{-q_l})$ 为 q_l 在子载波 n 上接收到的载干噪比倒数. 因此, \mathcal{S}_2^m 可表示为变分不等式 VI($\mathcal{P}^m, \mathbf{F}^m$)^[19,22,23]. 由于 $\mathbf{F}^m(\mathbf{p})$ 在闭式有限凸集 \mathcal{P}^m 上满足连续强单调性, 则存在唯一解 $\tilde{\mathbf{p}}$ 满足下式:

$$(\mathbf{p} - \tilde{\mathbf{p}}) \mathbf{F}^m(\tilde{\mathbf{p}}) \geq 0, \forall \mathbf{p} \in \mathcal{P}^m \quad (34)$$

其中 $\tilde{\mathbf{p}}$ 即为 \mathcal{S}_2^m 的 NE 解^[4,22,23].

干扰温度使得 VI 在求解时需 SCBSs 相互协作, 而非线性互补算法通过迭代求解实现了分布式结构下 SCBSs 的独立运算^[4,26], 并可表示为如下最大化问题:

$$\begin{aligned}
& \max_{\mathbf{p}_e} g^m(\mathbf{p}_{q_l}, \mathbf{p}_{-q_l}) - \sum_{p=1}^P \lambda_{p,m} \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} |H_{p,l}(n)|^2 p_{q_l}(n) \\
& - \sum_{p=1}^P \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} \lambda_{p,n}^{\text{peak}} |H_{p,l}(n)|^2 p_{q_l}(n), \forall q_l \in \Omega_m \\
& \text{s. t. } \mathbf{p}_{q_l} \in \hat{\mathcal{P}}_{q_l}^m
\end{aligned} \quad (35)$$

其中 $\lambda_{p,m}$ 和 $\lambda_{p,n}^{\text{peak}} = \{\lambda_{p,n}^{\text{peak}}\}_{n=(m-1)K+1}^{mK}$ 为 PUP 根据所受干扰强度而设定的代价因子,并满足如下互补限制条件:

$$\begin{aligned}
0 & \leq \lambda_{p,m} \perp P_{p,m}^{\text{ave}} - \sum_{l=1}^L \Psi_{m,p}^0 \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} |H_{p,l}(n)|^2 p_{q_l}(n) \geq 0 \\
& \forall p \in \Theta \\
0 & \leq \lambda_{p,n}^{\text{peak}} \perp P_{p,n}^{\text{peak}} - \sum_{l=1}^L \Psi_{\lfloor n/K \rfloor, p}^0 |H_{p,l}(n)|^2 p_{q_l}(n) \geq 0 \\
& \forall p \in \Theta, \forall n = (m-1)K+1, \dots, mK
\end{aligned} \quad (36)$$

上式中 $0 \leq a \perp b \geq 0$ 表示 $ab = 0$, 且 $a \geq 0, b \geq 0$. 由此可知,在满足对 PUP 的干扰限制条件下,存在非负代价因子使得上式具有正交性.若定义 $\boldsymbol{\lambda} = [\boldsymbol{\lambda}_m, \boldsymbol{\lambda}^{\text{peak}}]^T$, $\boldsymbol{\lambda}^{\text{peak}} = [\lambda_1^{\text{peak}}, \lambda_2^{\text{peak}}, \dots, \lambda_p^{\text{peak}}]^T$, $\boldsymbol{\lambda}_m = [\lambda_{1,m}, \lambda_{2,m}, \dots, \lambda_{p,m}]^T$, 且满足如下映射关系:

$$\begin{aligned}
\mathcal{H}: \boldsymbol{\lambda} \rightarrow & \left(\begin{array}{l} (P_{p,m}^{\text{ave}} - \sum_{l=1}^L \Psi_{m,p}^0 \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} |H_{p,l}(n)|^2 \tilde{p}_{q_l}(n; \boldsymbol{\lambda}))_{p=1}^P \\ ((P_{p,n}^{\text{peak}} - \sum_{l=1}^L \Psi_{\lfloor n/K \rfloor, p}^0 |H_{p,l}(n)|^2 \tilde{p}_{q_l}(n; \boldsymbol{\lambda}))_{n=(m-1)K+1}^{mK})_{p=1}^P \end{array} \right)
\end{aligned} \quad (37)$$

则存在唯一代价因子 $\boldsymbol{\lambda}$ 满足表达式为(38)的非线性互补问题(NCP, Nonlinear Complementary Problem).

$$\text{NCP}(\mathcal{H}): 0 \leq \boldsymbol{\lambda} \perp \mathcal{H}(\boldsymbol{\lambda}) \geq 0 \quad (38)$$

由于 $\tilde{p}_{q_l}(n; \boldsymbol{\lambda})$ 可表示为 $\boldsymbol{\lambda}$ 的函数,且具有一一映射的关系,从而可以确定存在唯一的 NE 解 $\tilde{\mathbf{p}}_{q_l}$. 为求解子博弈问题(27)的最优解,对于任意 $\text{CSCU}_{q_l} \in \Omega_m$, 假设已知 PU 的频谱策略 $\Psi_{m,p}^0$, 可引入拉格朗日函数为:

$$\begin{aligned}
\mathcal{L}(\mathbf{p}_{q_l}, \boldsymbol{\lambda}_m, \boldsymbol{\lambda}^{\text{peak}}, \boldsymbol{\zeta}_{q_l}, \boldsymbol{\mu}_{q_l}, \boldsymbol{\gamma}_{q_l}) & = -g(\mathbf{p}_{q_l}, \mathbf{p}_{-q_l}) \\
& + \sum_{p=1}^P \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} \lambda_{p,n}^{\text{peak}} \left(\sum_{l=1}^L |H_{p,l}(n)|^2 p_{q_l}(n) - P_{p,n}^{\text{peak}} \right) \\
& + \sum_{p=1}^P \lambda_{p,m} \left(\sum_{l=1}^L \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} |H_{p,l}(n)|^2 p_{q_l}(n) - P_{p,m}^{\text{ave}} \right) \\
& + \gamma_{q_l} (R_{q_l}^0 - R_{m,q_l}) + \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} \zeta_{q_l,n} (p_{q_l}(n) - p_{q_l}^{\text{max}}(n)) \\
& + \mu_{q_l} \left(\sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} p_{q_l}(n) - P_{q_l}^0 \right)
\end{aligned} \quad (39)$$

其中 $\boldsymbol{\zeta}_{q_l} = [\zeta_{q_l, (m-1)K+1}, \zeta_{q_l, (m-1)K+2}, \dots, \zeta_{q_l, mK}]$, 参数 $\lambda_{p,m}$, $\lambda_{p,n}^{\text{peak}}$, $\zeta_{q_l,n}$, μ_{q_l} 和 γ_{q_l} 分别为对应限制条件下的拉格朗日乘子. 式(27)的最优化问题可表示为如下等价的耦合最优形式:

$$\max_{\boldsymbol{\lambda}_m, \boldsymbol{\lambda}^{\text{peak}}, \boldsymbol{\zeta}_{q_l}, \boldsymbol{\mu}_{q_l}, \boldsymbol{\gamma}_{q_l}} \min_{\mathbf{p}_{q_l}} \mathcal{L}(\mathbf{p}_{q_l}, \boldsymbol{\lambda}_m, \boldsymbol{\lambda}^{\text{peak}}, \boldsymbol{\zeta}_{q_l}, \boldsymbol{\mu}_{q_l}, \boldsymbol{\gamma}_{q_l}) \quad (40)$$

其 K. K. T. 限制条件满足表达式(41).

$$\begin{aligned}
0 & \leq p_{q_l}(n) \perp \frac{-(1 + \gamma_{q_l}) B \log_2 e}{\text{INCR}_{q_l}^n(\mathbf{p}_{-q_l}) + p_{q_l}(n)} \\
& + \sum_{p=1}^P |H_{p,l}(n)|^2 (\lambda_{p,m} + \lambda_{p,n}^{\text{peak}}) \\
& + \eta_{\text{EE}}^l (i-1) + \zeta_{q_l,n} + \mu_{q_l} \geq 0, \\
& \forall n = (m-1)K+1, \dots, mK, \forall q_l \in \Omega_m \\
0 & \leq \gamma_{q_l} \perp R_{m,q_l} - R_{q_l}^0 \geq 0, \forall q_l \in \Omega_m \\
0 & \leq \zeta_{q_l,n} \perp p_{q_l}^{\text{max}}(n) - p_{q_l}(n) \geq 0, \\
& \forall n = (m-1)K+1, \dots, mK, \forall q_l \in \Omega_m \\
0 & \leq \mu_{q_l} \perp P_{q_l}^0 - \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} p_{q_l}(n) \geq 0, \forall q_l \in \Omega_m \\
0 & \leq \lambda_{p,m} \perp P_{p,m}^{\text{ave}} - \sum_{l=1}^L \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} |H_{p,l}(n)|^2 p_{q_l}(n) \geq 0, \\
& \forall p \in \Theta \\
0 & \leq \lambda_{p,n}^{\text{peak}} \perp P_{p,n}^{\text{peak}} - \sum_{l=1}^L \Psi_{\lfloor n/K \rfloor, p}^0 |H_{p,l}(n)|^2 p_{q_l}(n) \geq 0, \\
& \forall n = (m-1)K+1, \dots, mK, \forall p \in \Theta
\end{aligned} \quad (41)$$

由此可知, NCP(\mathcal{H}) 属于 VI($\mathcal{S}^m, \mathbf{F}^m$) 的 K. K. T. 系统,且代价因子 $\boldsymbol{\lambda}$ 是关于干扰温度的拉格朗日乘子. 基于代价的最优问题(35)的解可表示为注水映射的形式^[27], 即 $WF_{q_l}(\mathbf{p}_{-q_l}; \boldsymbol{\lambda}): \mathbf{p}_{-q_l} \rightarrow \hat{\mathcal{P}}_{q_l}^m, \forall q_l \in \Omega_m$, 而 $WF_{q_l}(\mathbf{p}_{-q_l}; \boldsymbol{\lambda})$ 为:

$$\begin{aligned}
(WF_{q_l}(\mathbf{p}_{-q_l}; \boldsymbol{\lambda}))_n & \triangleq \left[\begin{array}{l} \frac{(1 + \gamma_{q_l}) B \log_2 e}{\mu_{q_l} + \eta_{\text{EE}}^l (i-1) + \sum_{p=1}^P |H_{p,l}(n)|^2 (\lambda_{p,m} + \lambda_{p,n}^{\text{peak}})} \\ - \text{INCR}_{q_l}^n(\mathbf{p}_{-q_l}) \end{array} \right]_0^{p_{q_l}^{\text{max}}(n)} \\
& , \forall n \in \mathcal{N}
\end{aligned} \quad (42)$$

其中 $[x]_a^b = \min(b, \max(a, x))$, $0 \leq a \leq b$. 详细求解功率分配的迭代映射算法见算法 2.

算法 2 基于代价的子博弈发射功率求解算法

1. 初始化迭代次数 J_{max} , 给定 $\eta_{\text{EE}}^l (i-1)$, 任取 $\boldsymbol{\lambda}^{(1)} \geq 0$, $\mathbf{p}_{q_l}^{(1)} \in \hat{\mathcal{P}}_{q_l}^m, \forall q_l \in \Omega_m$ 和 $\Delta > 0$.
2. 设置迭代系数 $j = 1$, 如果 $(\boldsymbol{\lambda}^{(j)}, \mathbf{p}^{(j)})$ 满足迭代收敛条件则退出循环.
3. 重复 { 内循环 }
4. 在已知 $\boldsymbol{\lambda}^{(j)}$ 的情况下, 根据式(42)并采用并行方案求解 Ω_m 中 CSCU_{q_l} 的发射功率(静态博弈), $\vartheta \in [0, 1)$ 为记忆因子. $\mathbf{p}_{q_l}^{(j+1)} = \vartheta \mathbf{p}_{q_l}^{(j)} + (1 - \vartheta) WF_{q_l}(\mathbf{p}_{q_l}^{(j)}, \dots, \mathbf{p}_{q_{l-1}}^{(j)}, \mathbf{p}_{q_{l+1}}^{(j)}, \dots, \mathbf{p}_{q_L}^{(j)}; \boldsymbol{\lambda}^{(j)})$
5. PUP $p \in \Theta$ 根据次梯度算法(44)和(45)更新 $\boldsymbol{\lambda}$, 并将其广播给 SCB-Ss.

$$\begin{aligned}
\lambda_{p,m}^{(j+1)} & = \\
& \left[\lambda_{p,m}^{(j)} + \Delta^{-1} \left(\sum_{l=1}^L \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} |H_{p,l}(n)|^2 p_{q_l}^{j+1}(n; \boldsymbol{\lambda}^{(j)}) - P_{p,m}^{\text{ave}} \right) \right]^+
\end{aligned} \quad (44)$$

$$\lambda_{p,n}^{\text{peak}(j+1)} = \left[\lambda_{p,n}^{\text{peak}(j)} + \Delta^{-1} \left(\sum_{l=1}^L |H_{p,l}(n)|^2 p_{ql}^{j+1}(n; \lambda^{(j)}) - P_{p,n}^{\text{peak}} \right) \right]^+ \quad (45)$$

6. 当满足收敛条件或 $j = J_{\text{max}}$ 时, 结束迭代.

4 仿真结果与分析

文章在 CSCNs 框架下以 MATLAB 软件为平台对系统性能进行了仿真说明. 假设 SCBSs 随机分布于宏网络的边缘, 如图 2 所示, CSCUs 为静止或者准静止状态, 有 5 个 PUs 分布于 CSCNs 中, 且每个 PU 使用连续的 5 个 SRBs. 信道满足频率选择性加性白高斯干扰特性, 且传输损耗符合对数正态阴影衰落模型^[28]:

$$PL(d) [\text{dB}] = 20 \log_{10} \left(\frac{4\pi d_0}{\alpha} \right) + 10\beta \log_{10} \left(\frac{d}{d_0} \right) + \chi_{\text{dB}} \quad (46)$$

其中 $d_0 = 1\text{m}$ 为天线远场参考距离, d 为传输设备间直线距离, α 为载波波长, β 为路径损耗因子, χ_{dB} 为阴影衰落引起的均值为 0、标准差为 σ 的高斯随机变量.

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
SCBS 数量 L	9
PU 数量 P	5
CSCU 数量 Q_i	24 ~ 25 每个 SCBS
系统带宽 B_0	5 [MHz]
SRB 数量 M	25
子载波数 K	12
子载波带宽 B	15 [KHz]
带宽效率 ζ	0.9
热噪声 N_o, N_f 功率	-174 + 10lg(B) [dBm]
阴影衰落标准差 σ	4 [dB]
记忆因子 ϑ	0.2, 0.6
单用户最大发射功率 P_{ql}^0	30 [dBm]
SCBSs 的额定功率 P_{E0}^l	40 [dBm]

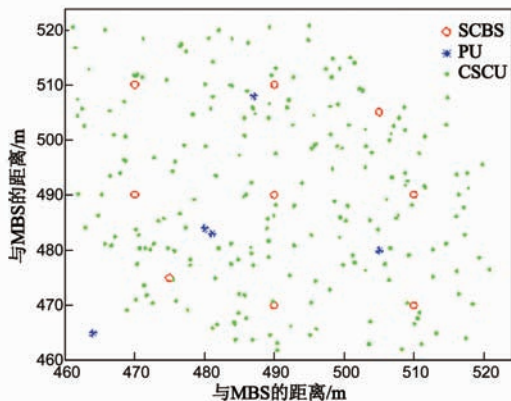
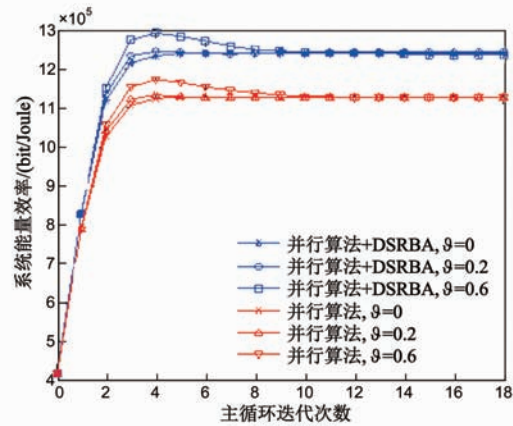


图 2 SCBSs、PUs 及 CSCUs 随机分布图

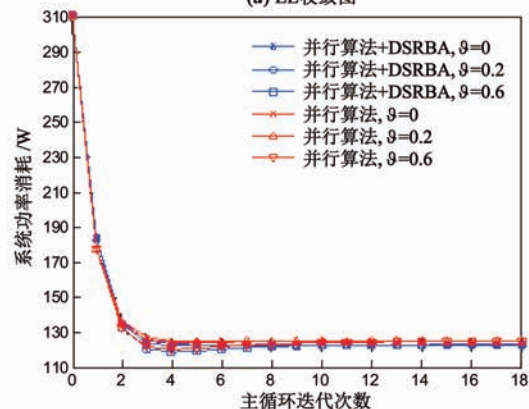
图 3(a) 和 3(b) 分别仿真了不同记忆因子和是否存在 DSRBA 时, 并行迭代方案下系统 EE 和功率消耗

的收敛状态图. 由两图可知, 当算法引入 DSRBA 时, 合理的 SRBs 分配策略使得 SCBSs 能够选择最优信道进行功率分配以减小同频段干扰的影响, 进而在消耗相似功率的情况下比未引入 DSRBA 时获得更大 EE 提升, 其稳定状态下系统 EE 提高了约 9.3%, 这说明了合理的 SRBs 分配能够有效提高系统性能. 由图 3(a) 可知, 当采用较大记忆因子时, 算法的收敛速度将变慢, 如: ϑ 分别为 0、0.2 和 0.6 时, 系统到达稳定状态的迭代次数分别约为 4、6 和 10 次. 较大的记忆因子使得系统具有较强的记忆能力, 算法较依赖于以前的分配策略, 而付出的代价则是较慢的收敛速度.

为避免仿真图形过于拥挤, 文章选择了 PU4 的干扰状态图和有害干扰收敛图来验证本文算法在干扰温度限制下的有效性, 如图 4(a) 和 4(b) 所示. 仿真中 PU4 使用的 SRBs 序号为 15 ~ 20, 其中当 $P_{p,n}^{\text{peak}} = -32\text{dBm}$ 时, PU4 设定了较为宽松的干扰温度, 此时 PU4 的等效代价为 0, 并以此为基准对比存在较严格干扰温度时的情况. 由图 4(a) 可知, 稳定状态时 PU4 所受干扰都能满足干扰温度限制. 而图 4(b) 表明, 内循环迭代算法中 PU4 通过增加干扰代价来降低 SCBSs 的发射功率, 其所受有害干扰在约 9 次迭代后收敛到了零值, 进而满足了 PU4 所设定的干扰温度限制条件.

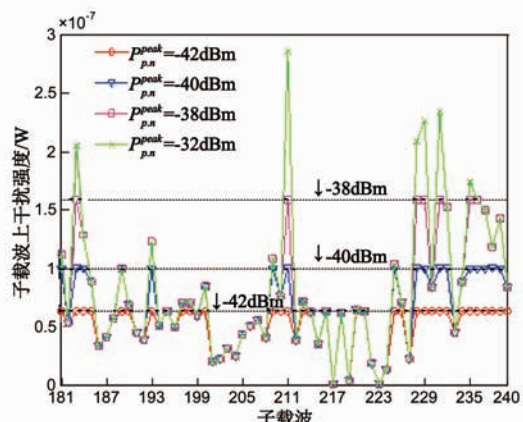


(a) EE 收敛图

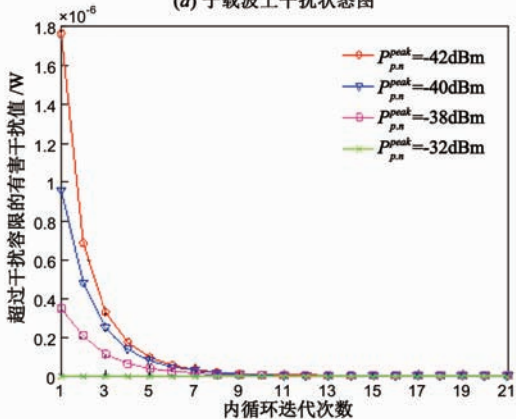


(b) 功率消耗收敛图

图 3 系统 EE 和功率消耗收敛图



(a) 子载波上干扰状态图

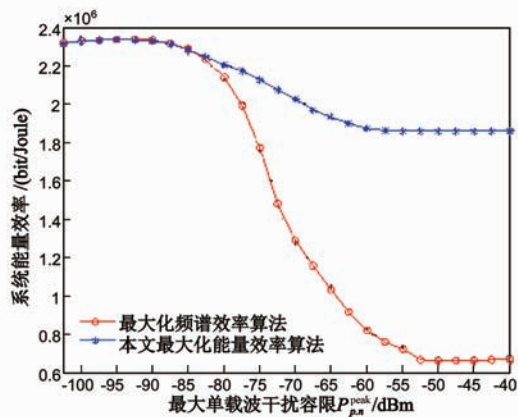
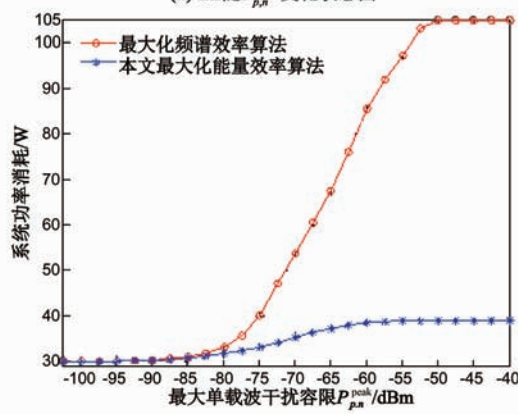


(b) 有害干扰收敛图

图4 PU4在子载波上所受阻于干扰状态图和有害干扰收敛图

为有效地说明不同强度的干扰温度限制条件对系统 EE 的影响,随机选择了 3 个 SCBSs 进行仿真,而 5 个 PUs 的位置不变.由图 5(a)可知,随着 $P_{p,n}^{\text{peak}}$ 的不断增大,即干扰温度限制条件的减弱,系统 EE 在最大化 SE 算法和本文最大化 EE 算法下都出现了下降趋势,并最终达到了稳定状态.虽然不同 $P_{p,n}^{\text{peak}}$ 下系统 EE 已是最佳值,但随着 $P_{p,n}^{\text{peak}}$ 的增加,对应干扰代价也将减小,使得 SCBSs 能够分配更多功率给所服务的 CSCUs.系统功率消耗也将不断增加,并趋于稳定状态,如图 5(b)所示.在干扰受限环境下,系统整体干扰水平的增加使系统 EE 出现了下降趋势.当 $P_{p,n}^{\text{peak}}$ 大于一定门限值后,可认为 PUs 所受 SCBSs 的干扰可以忽略,SCBSs 也将不再考虑干扰温度限制而始终采用对应的最佳发射功率策略,系统 EE 将不再下降.由图 5(a)可知, $P_{p,n}^{\text{peak}}$ 较小时,两种算法下系统 EE 的下降趋势一致.但当 $P_{p,n}^{\text{peak}} > -85\text{dBm}$ 后,最大化 SE 算法下的系统 EE 衰减幅度更大,达到稳定状态时所需的 $P_{p,n}^{\text{peak}}$ 门限值更大,且其系统 EE 值比最大化 EE 的算法降低了约 65%.因此,相比于文献[10]最大化 SE 的算法,本文最大化 EE 的算法在满足对 PUs 干扰温度条件情况下能够有效提高系统 EE.

为验证本文最大化 EE 算法中最小链路容量限制

(a) EE随 $P_{p,n}^{\text{peak}}$ 变化状态图(b) 功率消耗随 $P_{p,n}^{\text{peak}}$ 变化状态图图5 系统EE和功率消耗随 $P_{p,n}^{\text{peak}}$ 变化状态图

条件对系统性能的影响,首先仿真了只存在一个 SCBS 时的情况.为清晰展示 CSCUs 的链路容量,我们分别仿真了 $R_{q_i}^0$ 等于 2.6、3.4、3.8、4.8 和 6.4Mbps 时 CSCUs 的链路容量状态图和累积分配函数(CDF, Cumulative Distribution Function)图,如图 6(a)和 6(b)所示.图 6(a)中 $R_{q_i}^0 = 6.4\text{Mbps}$ 的曲线可等价于 SCBS 采用最大发射功率策略时 CSCUs 的链路容量图,而 $R_{q_i}^0 = 2.6\text{Mbps}$ 的曲线可等价于 SCBS 采用最优发射功率策略时 CSCUs 的链路容量图,且该曲线可作为 $R_{q_i}^0 > 2.6\text{Mbps}$ 时 CSCUs 链路容量曲线的基准参考.由图 6(a)和 6(b)可知,在满足最大单载波发射功率和单用户发射功率的限制条件下,当 SCBS 有能力满足 CSCUs 的最小链路容量需求时,算法能够在满足该限制条件下最大化系统 EE.如,当 $R_{q_i}^0 = 3.8\text{Mbps}$ 时,系统中 CSCUs 链路容量小于 3.8Mbps 的用户数量为 0,算法满足了最小链路容量的限制条件,而 $R_{q_i}^0 = 2.6\text{Mbps}$ 的基准参考曲线中链路容量小于 3.8Mbps 的用户数高达 60%.因此,本文的算法能够在满足 CSCUs 最小链路容量的前提下最大化系统 EE,而不是单纯地追求最大化系统 EE,这更符合实际通信系统的需求.

而图 7(a)和 7(b)分别仿真了系统 EE 和容量随

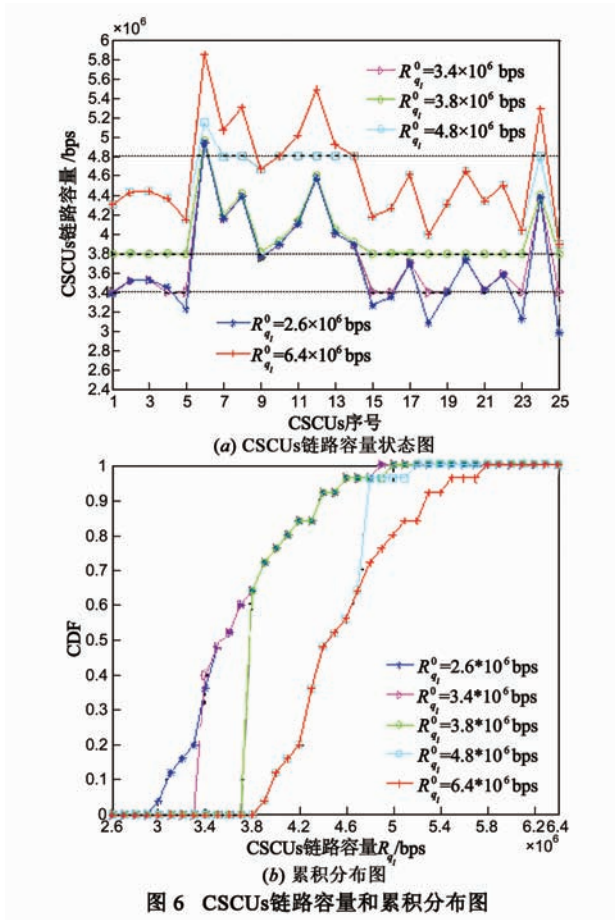


图 6 CSCUs链路容量和累积分布图

R_q^0 变化的状态图. 当 CSCUs 的最小链路容量限制较小时, 可认为该限制不影响 SCBS 的功率分配. 由图 7(a) 和 7(b) 可知, 在较小 R_q^0 限制下, SCBS 所提供的总发射功率将保持不变, 此时能获得最优的系统 EE. 但随着 R_q^0 不断增加, SCBS 需为 CSCUs 提供更大的发射功率来满足其 QoS, 系统容量也会随之增加, 如图 7(b) 所示. 但系统 EE 则随之减小, 主要是由于 SCBS 的发射功率策略不再是无最小链路限制时的最优发射功率策略. SCBS 的最大总发射功率限制使得系统 EE 和容量在 $R_q^0 \geq 5.8 \text{ Mbps}$ 后都趋于稳定状态.

当 CSCNs 中有 9 个 SCBSs 同时工作时, 相比于只有 1 个 SCBS 存在的情况, 采用 DSRBA 的算法在消耗相似功率的情况下能够获得更大的 EE 提升, 如图 8(a) 和 8(b) 所示. 且在该同频带干扰严重的环境下, 系统 EE 在 $R_q^0 \geq 10 \text{ kbps}$ 后就出现下降趋势, 这说明本文算法更加适合大量设备进行小速率通信的无线环境.

5 结论

本文在 CSCNs 框架下提出了以最大化单个 SCBS 的能量效率为效用函数的非合作博弈模型, 并引入了干扰温度和最小链路容量等限制. 由于最大化具有耦

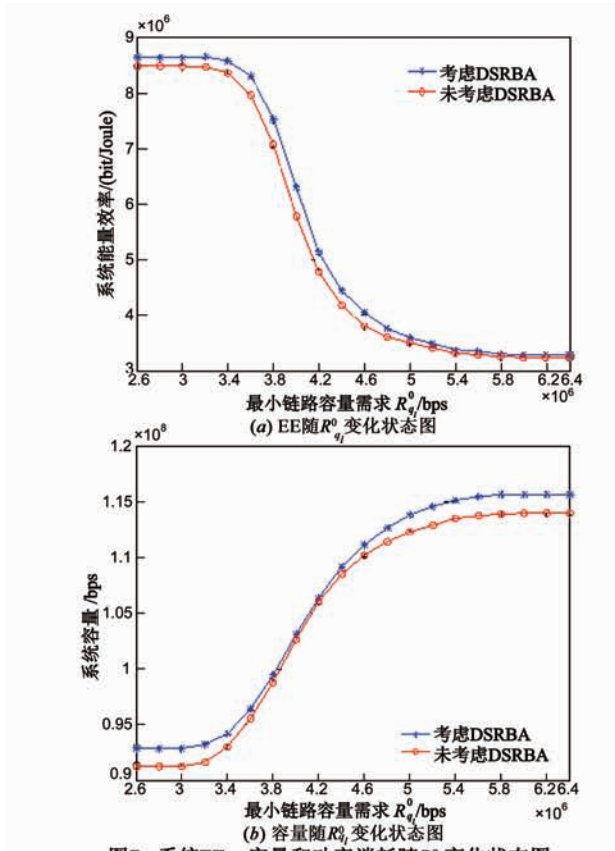


图 7 系统EE、容量和功率消耗随 R_q^0 变化状态图

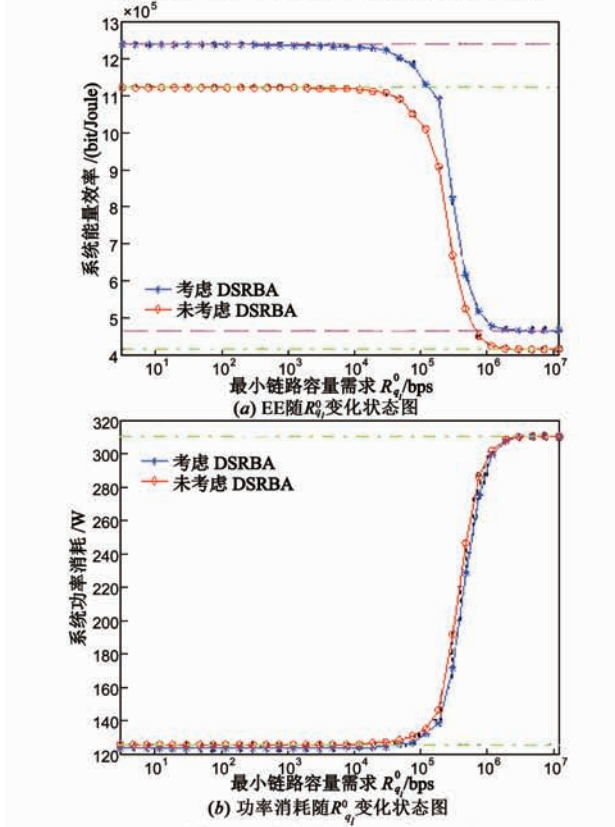


图 8 系统EE和功率消耗随 R_q^0 变化状态图

合限制的 EE 效用函数是非凸最优的,我们将该分数形式最优问题转化为等价的减少形式问题,并将 SRBs 和发射功率的联合优化过程分解为两个等价迭代子问题进行求解.仿真结果表明,本文所提出的下行能效资源分配算法在满足干扰温度限制下使得 SCBSs 能够在分布式框架下以较优的 EE 为 CSCUs 提供可靠服务.

参考文献

- [1] Chen S, Zhao J. The requirements, challenges, and technologies for 5G of terrestrial mobile telecommunication [J]. *IEEE Communications Magazine*, 2014, 52(5): 36–43.
- [2] Hoydis J, Kobayashi M, Debbah Me. Green small-cell networks: a cost-and energy-efficient way of meeting the future traffic demands [J]. *IEEE Vehicular Technology Magazine*, 2011, 6(1): 37–43.
- [3] Andrews J G, Buzzi S, Choi W, et al. What will 5G be? [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2014, 32(6): 1065–1082.
- [4] Pang J-S, Scutari G, Palomar D P, et al. Design of cognitive radio systems under temperature-interference constraints: a variational inequality approach [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(6): 3251–3271.
- [5] Haykin S. Cognitive radio: brain-empowered wireless communications [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2005, 23(2): 201–220.
- [6] Akyildiz I F, Lo B F, Balakrishnan R. Cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks: a survey [J]. *Physical Communication*, 2010, 48(1): 40–62.
- [7] Cheng S-M, Lien S-Y, Chu F-S, et al. On exploiting cognitive radio to mitigate interference in macro/femto heterogeneous networks [J]. *IEEE Wireless Communications*, 2011, 18(3): 40–47.
- [8] Wildemeersch M, Quek T Q S, Slump C H, et al. Cognitive small cell networks: energy efficiency and trade-offs [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2013, 61(9): 4016–4029.
- [9] Jungnickel V, Manolakis K, Zirwas W, et al. The role of smallcells, coordinated multipoint, and massive MIMO in 5G [J]. *IEEE Communications Magazine*, 2014, 52(5): 44–51.
- [10] Bennis M, Perlaza S M, Blasco P, et al. Self-organization in small cell networks: a reinforcement learning approach [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2013, 21(7): 3202–3212.
- [11] Fehske A J, Viering I, Voigt J, et al. Small-cell self-organizing wireless networks [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2014, 102(3): 334–350.
- [12] 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.
- [13] Feng D, Jiang C, Lim G, et al. A survey of energy-efficient wireless communications [J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2013, 15(1): 167–178.
- [14] Rao J B, Fapojuwo A h O. A survey of energy efficient resource management techniques for multicell cellular networks [J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2014, 16(1): 154–180.
- [15] Hu R Q, Qian Y. An energy efficient and spectrum efficient wireless heterogeneous network framework for 5G systems [J]. *IEEE Communications Magazine*, 2014, 52(5): 94–101.
- [16] Ng D W K, Lo E S, Schober R. Energy-efficient resource allocation in OFDMA systems with large numbers of base station antennas [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2012, 11(9): 3292–3304.
- [17] Ng D W K, Lo E S, Schober R. Energy-efficient resource allocation in multi-cell OFDMA systems with limited backhaul capacity [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2012, 11(10): 3618–3631.
- [18] Kim S, Lee B G, Park D. Energy-per-bit minimized radio resource allocation in heterogeneous networks [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2014, 13(4): 1862–1873.
- [19] Scutari G, Palomar D P, Facchinei F, et al. Convex optimization, game theory, and variational inequality theory [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2010, 27(3): 35–49.
- [20] Scutari G, Palomar D P, Pang J-S, et al. Flexible design of cognitive radio wireless systems: from game theory to variational inequality theory [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2009, 26(5): 107–123.
- [21] Xiong C, Li G Y, Zhang S, et al. Energy and spectral efficiency tradeoff in downlink OFDMA networks [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2011, 10(11): 3874–3886.
- [22] Facchinei F, Fischer A, Piccialli V. On generalized Nash games and variational inequalities [J]. *Operations Research Letters*, 2007, 35(2): 159–164.
- [23] Harker P T. Generalized Nash games and quasi-variational inequalities [J]. *European Journal of Operational Research*, 1991, 54(1): 81–94.
- [24] Dinkelbach W. On nonlinear fractional programming [J]. *Management Science*, 1967, 13(7): 492–498.
- [25] Stupia I, Vandendorpe L. A generalized Nash game for energy efficiency optimization: a quasi variational inequality approach [A]. *Signal Processing Conference (EUSIPCO) [C]*. Marrakech: IEEE, 2013. 1–5.

- [26] Facchinei F, Pang J-S. Finite-Dimensional Variational Inequalities and Complementarity Problem [M]. New York: Springer-Verlag, 2003.
- [27] Palomar D P, Fonollosa J R. Practical algorithms for a family of waterfilling solutions [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(2): 686 – 695.
- [28] Cho Y S, Kim J, Yang W Y, et al. MIMO-OFDM Wireless Communications with MATLAB[®] [M]. New York: John Wiley & Sons (Asia) Pte Ltd, 2010. 1 – 65.

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: dwyue@hotmail.com