

认知小蜂窝网络中基于能效的下行资源分配算法

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: 在认知小蜂窝网络框架下, 对基于 OFDMA 技术的下行联合频谱资源块和功率分配问题进行了研究。小蜂窝基站在分布式结构下采用开放式接入方式共享空闲频谱资源以最大化其能量效率, 基站间的竞争关系使系统资源的动态分配过程可建模为非合作博弈模型。由于最大化具有多个限制条件的分数形势的能量效用函数属于非凸最优问题, 可通过将其转化为等价的减数形势, 并从串行和并行迭代的角度进行求解。在给定资源块分配策略后, 原有博弈模型可被重新建模为便于独立求解发射功率的等价子博弈模型。仿真结果表明, 所提算法在干扰受限的通信环境下能收敛到纳什均衡, 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; 博弈论; 纳什均衡; 频谱分配; 功率分配

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

Energy efficiency-based downlink resource allocation in cognitive small cell networks

JIA Ya-nan¹, YUE Dian-wu^{1,2}

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

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

Abstract: Joint downlink spectrum resource block (SRB) and power allocation was studied based on OFDMA in cognitive small cell networks. In a distributed framework, small cell base stations (SCBS) could share free spectrum resources with open access to maximize their energy efficiency (EE) respectively. The competition among SCBS made the dynamic resources allocation problem be modeled as a non-cooperative game. It was non-convex optimal to optimize the EE in a fractional form under multiple interference constraints. The maximization problem was transmitted into an equivalent problem in subtractive form which could be solved from the sequential and parallel iteration points of view. After obtaining the SRB allocation strategies, the master game could be re-modeled as equivalent sub-games for solving the transmission power more easily. Simulation results show the proposed algorithm can converge to a Nash equilibrium and effectively improve system resources utilization and EE in interference-limited communication environments.

Key words: cognitive small cell networks, energy efficiency, game theory, Nash equilibrium, spectrum allocation, power allocation

收稿日期: 2015-06-17; 修回日期: 2015-11-17

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61371091, No.61301228); 高等学校博士学科点专项科研基金资助项目 (No.20132125110006); 中央高校基本科研业务费专项基金资助项目 (No.3132013334); 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开放基金资助项目 (No.201401)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61371091, No.61301228), The Specialized Research Fund for the Doctoral Program of Higher Education (No.20132125110006), The Fundamental Research Funds for the Central Universities (No. 3132013334), The Open Research Fund of Zhejiang Provincial Key Lab of Data Storage and Transmission Technology, Hangzhou Dianzi University (No. 201401)

1 引言

随着移动互联网以及智能手机的飞速发展,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通信技术已无法满足大数据时代人们对高速率通信的需求。为了满足未来5G通信1000倍现有网络容量的提升和绿色通信的需求,一种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空闲的频谱资源^[1-3]。为应对高速增长无线通信服务需求,以小蜂窝基站(SCBS, small cell base station)为中心的小蜂窝网络技术成为人们关注的热点。具有优质传输特性的频谱属于稀缺资源,而现有的通信技术对频谱的利用率较低,研究表明平均仅为15%~85%的授权频谱资源被充分利用^[4]。而认知无线电技术^[5,6]能够充分利用频谱空穴资源,在不对授权通信设备产生有害干扰的情况下能够提高频谱资源的利用率,增加系统吞吐量。由于SCBS具有较小的覆盖范围,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(CSCN, cognitive small cell network)技术已逐渐成为人们研究的热点^[7-9]。

SCBS的随机部署对设备的分布式自组织能力提出了较高要求^[10,11],而具有认知特性的SCBS能够通过感知其周围的无线通信环境自适应地调整其通信参数^[12],使其在满足即插即用特性的同时最优化通信系统的整体性能。文献[10]采用强化学习的算法从频谱效率(SE, spectrum efficiency)的角度分析了小蜂窝网络中具有自组织功能的资源分配问题,但其算法中的发射功率为固定的离散值,而未采用注水算法进行最优功率策略的求解。文献[12]依据干扰统计模型分析了小蜂窝网络中资源分配算法对主用户(PU, primary user)的干扰,但算法缺乏自组织能力,且PU不能接入小蜂窝网络,当多个SCBS同时工作时累积干扰将会对PU的正常通信产生干扰。大量SCBS的随机部署使同层网络和跨层网络间的干扰问题变得更加复杂,且随着SCBS数量的不断增多,所消耗的能量也在不断增加,如何有效提高单位能量所带来的系统容量,即最大化能量效率(EE, energy efficiency)已成为无线通信的研究重点^[13-17]。文献[18,19]从能量效率的角度分析了资源的分配问题。其中,文献[18]分析了单个网络中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[19]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,算法缺乏自组织能力。文献[20]分析了宏网络和WiFi共存的异质网络框架下最小化单位比特信息所消耗能量的资源分配问题,算法中只考虑了异质网络间的能量消耗问题,而未考虑同层网络间的干扰影响。因此,本文在CSCN框架下构造了一种新型的能量效用模型,分析了干扰受限环境下多网络共存的资源分配问题。

在下行链路中,SCBS和宏基站(MBS, macro base station)采用OFDMA技术共享频谱资源,为不影响PU的正常通信,文中SCBS采用开放式接入模式,并在满足一定限制条件下以最大化单个SCBS的EE为目标自适应地调整通信参数。本文采用分布式方案进行频谱资源块(SRB, spectrum resource block)和功率的联合分配,并将该过程建模为非合作博弈模型^[21,22]。由于求解该博弈模型的非凸最优效用函数是一个NP难题,本文将该具有多个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势的最优问题转化为便于求解的减数形式,并求解对应的EE值。其次,根据外层迭代中减数形式最优目标函数的结构特点,在内层迭代中将SRB和发射功率的求解过程分解为2个子问题。通过动态频谱资源块分配(DSRBA, dynamic spectrum resource blocks allocation)算法求SCBS中SRB的分配策略。并在给定该分配策略的前提下,对SCBS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。该子博弈以最大化同一SRB上认知小蜂窝用户(CSCU, cognitive small cell user)的链路容量之和为目标,其发射功率解可以表示为注水映射的形式,并证明了发射功率纳什均衡(NE, Nash equilibrium)解的存在性和唯一性。

本文的主要创新点可总结为:1)在开放式接入模式下,从最大化单个小蜂窝基站能量效率的角度给出了一种新型的动态频谱资源块和功率联合分配模型;2)以博弈论算法为基础,将具有多个限制条件的非凸最优问题转化为便于求解的等价双层迭代子问题,极大地降低了计算复杂度;3)在进行频谱资源块分配时,通过给出次最优的简化分配算法进一步降低了计算复杂度,并提出了一种新型的中心式分配算法,在较少信令交互的情况下,能够使算法收敛到更好的状态。

性能。本文将该模型建模为以 SCBS 为参与者的非合作博弈模型

$$G_l = \langle G, \{P_l(\mathbf{P}_{-l})\}_{l \in G}, \{U_l\}_{l \in G} \rangle \quad (7)$$

其中, $G = \{1, 2, L, L\}$ 表示参与者 SCBS 的集合, $P_l(\mathbf{P}_{-l})$ 为 SCBS l 的策略空间, 由 SRB 和发射功率联合构成, 令 $\mathbf{P}_l = (p_1, L, p_{q_1}, L, p_{Q_l})$, $p_{q_1} = S_{m,q_1}^l (p_{q_1}(n))_{n=(m-1)K+1}^{mK}$, $\forall q_1 \in Q_l$, \mathbf{P}_{-l} 为其他 SCBS 的策略集, U_l 为 SCBS l 的效用函数。该博弈模型中 SCBS 以最大化其效用函数为目标来求解 NE, 数学表达式为

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

而 NE $\mathbf{P}^* = (\mathbf{P}_1^*, L, \mathbf{P}_L^*)$ 为所有 SCBS 的组合最优策略集, 对于任意 SCBS l , 需满足如下表达式

$$U_l(\mathbf{P}_l^*, \mathbf{P}_{-l}^*) \geq U_l(\mathbf{P}_l, \mathbf{P}_{-l}^*), \forall \mathbf{P}_l \in P_l(\mathbf{P}_{-l}^*) \quad (9)$$

在开放式接入模式下, 为满足 PU 的最低通信服务需求, SCBS 需尽可能使用较少的 SRB 为 PU 服务, 这样就可以提供更多空闲的 SRB。主用户 p 切换到 SCBS l 后, 在子载波 n 上的接收信号为

$$y_p(n) = \sqrt{p_p(n)} H_{p,l}(n) x_p(n) + N_p + \sum_{q_g \in Q_l, q_g \neq l} \sqrt{p_{q_g}(n)} H_{p,g}(n) x_{q_g}(n) \quad (10)$$

其他 SCBS 对主用户 p 的干扰

为减少主用户 p 切换到 SCBS 的复杂度, 本文采用同频切换, 并将具有最大载干噪比之和的 SCBS 作为目标切换基站, 其数学表达式分别为

$$l = \arg \max_{l \in G} \sum_{m=1}^M Z_{m,p}^l \Psi_{m,p}^O \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} \text{CINR}_p^n(l), \forall p \in \Theta \quad (11)$$

$$\text{CINR}_p^n(l) = \frac{|H_{p,l}(n)|^2}{\sum_{g \in G, g \neq l} |H_{p,g}(n)|^2 p_{q_g}(n) + N_p^2(n)} \quad (12)$$

$$Z_{m,p}^l = \begin{cases} 0, & p \text{ 切换到 } l \text{ 后未使用 } m \\ 1, & \text{其他} \end{cases}, m \in M \quad (13)$$

其中, $Z_{m,p}^l$ 表示主用户 p 切换到 SCBS l 后的 SRB 分配策略, N_p 为加性白高斯噪声(AWGN), 其均值为 0, 方差为 N_p^2 。切换后 CSCU 将不再使用原 SRB。

本文以最大化 SCBS 的能量效用为目标, 对任

意 SCBS l , 给定所服务 PU, 效用函数 $U_l(\mathbf{P}_l, \mathbf{P}_{-l})$ 为

$$U_l(\mathbf{P}_l, \mathbf{P}_{-l}) = h_{EE}^l(\mathbf{P}_l, \mathbf{P}_{-l}) = \frac{C_q^l(\mathbf{P}_l, \mathbf{P}_{-l}) + C_p^l}{P_q^l(\mathbf{P}_l) + P_p^l + P_{E_0}^l} \quad (14)$$

$$C_q^l(\mathbf{P}_l, \mathbf{P}_{-l}) = \sum_{q_1=1}^{Q_l} \sum_{m=1}^M S_{m,q_1}^l R_{m,q_1} \quad (15)$$

$$C_p^l = \sum_{p=1}^P \sum_{m=1}^M Z_{m,p}^l \Psi_{m,p}^O R_{m,p} \quad (16)$$

$$P_q^l(\mathbf{P}_l) = \sum_{q_1=1}^{Q_l} \sum_{m=1}^M S_{m,q_1}^l \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} p_{q_1}(n) \quad (17)$$

$$P_p^l = \sum_{p=1}^P \sum_{m=1}^M Z_{m,p}^l \Psi_{m,p}^O \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} p_p(n) \quad (18)$$

$$R_{m,q_1} = \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} \text{Blb}(1 + \text{SINR}_{q_1}^n) \quad (19)$$

$$R_{m,p} = \sum_{m=1}^M Z_{m,p}^l \Psi_{m,p}^O \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} \text{Blb}(1 + p_p(n) \text{CINR}_p^n(l)) \quad (20)$$

其中, C_q^l 为 SCBS l 提供给 CSCU 的容量, 可表示为 S_{m,q_1}^l 和 p_{q_1} 的函数; C_p^l 为 SCBS l 提供给 PU 的容量; $P_q^l(\mathbf{P}_l)$ 和 P_p^l 分别表示 SCBS l 分配给 CSCU 和 PU 的总发射功率, $P_{E_0}^l$ 为基站处理单元的静态功率消耗; R_{m,q_1} 和 $R_{m,p}$ 分别为 CSCU 和 PU 的链路容量。

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

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{P}_l} h_{EE}^l(\mathbf{P}_l, \mathbf{P}_{-l}) \\ \text{s.t. } \mathbf{P}_l \in P_l(\mathbf{P}_{-l}) \end{aligned} \quad (21)$$

其中, $P_l(\mathbf{P}_{-l}) = \{\mathbf{P}_l : (\mathbf{P}_l, \mathbf{P}_{-l}) \in P^G\}$ 为 SCBS l 的可选策略空间, P^G 满足如下限制条件为

$$P^G @ \hat{P}_1 \times L \times \hat{P}_L \quad (22)$$

$$\hat{P}_l @ \left\{ \begin{array}{l} p_{q_1} \in [0, K] : P_q^l(\mathbf{P}_l) + P_p^l - P_l^0, \forall l \in G \\ 0 \leq p_{q_1}(n) \leq p_{q_1}^{\max}(n), \forall n \in N, \forall q_1 \in Q_l \\ \sum_{m=1}^M Z_{m,p}^l \Psi_{m,p}^O R_{m,p} \leq C_p^0, \forall p \in \Theta \end{array} \right. \quad (23)$$

其中, P_l^0 为 SCBS l 总可分配功率, $p_{q_1}^{\max}(n)$ 为 SCBS l 在 n 上的最大发射功率, C_p^0 为 PU 的最低容量需求。

由于目标函数式(21)是非凸最优的,若采用暴力匹配的算法来求解其最优分配策略将带来指数级运算复杂度。为此,引入了非线性分数规划的求解算法^[23]。令 η_{EE}^l 为SCBS l 的最大能量效率,且满足

$$\eta_{EE}^l = \frac{C_q^l(\mathbf{P}_l, \mathbf{P}_{-l}) + C_p^l}{P_q^l(\mathbf{P}_l) + P_p^l + P_{E_0}^l}$$

$$= \max_{\mathbf{P}_l} \frac{C_q^l(\mathbf{P}_l, \mathbf{P}_{-l}) + C_p^l}{P_q^l(\mathbf{P}_l) + P_p^l + P_{E_0}^l}, \forall \mathbf{P}_l \in \mathcal{P}_l(\mathbf{P}_{-l}) \quad (24)$$

其中, \mathbf{P}_l^* 为能量效率最大时的策略。由文献[23]可知, 当且仅当式(25)成立时, 存在最大能量效率值 η_{EE}^l 。

$$\max_{\mathbf{P}_l} (C_q^l(\mathbf{P}_l, \mathbf{P}_{-l}) + C_p^l) - \eta_{EE}^l (P_q^l(\mathbf{P}_l) + P_p^l + P_{E_0}^l)$$

$$= (C_q^l(\mathbf{P}_l^*, \mathbf{P}_{-l}) + C_p^l) - \eta_{EE}^l (P_q^l(\mathbf{P}_l^*) + P_p^l + P_{E_0}^l)$$

$$= 0, \forall \mathbf{P}_l \in \mathcal{P}_l(\mathbf{P}_{-l}) \quad (25)$$

其中, $C_q^l(\mathbf{P}_l, \mathbf{P}_{-l}) + C_p^l > 0, P_q^l(\mathbf{P}_l) + P_p^l + P_{E_0}^l > 0$ 。

本文采用迭代方法求解式(21)的最优资源分配问题, 该迭代算法的具体过程可总结为算法 1, 其收敛性数学证明与文献[19,23]的附录 A 相似。为保证在求解最大 EE 时其他 SCBS 的干扰为定值, 需要在一次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迭代次数和运算复杂度。因此, 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 更新, 但随着博弈的不断进行, 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 ν , 各 SCBS 采用串行(Seq, sequential)方案或者并行(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(14)求得初始状态的能量效率值 $h_{EE}^l(0)$ 。

3) 重复{主循环}。

4) 令 $f_i^l(\mathbf{P}_l(i), \mathbf{P}_{-l}(i)) = (C_q^l(\mathbf{P}_l(i), \mathbf{P}_{-l}(i)) + C_p^l) - h_{EE}^l(i-1)(P_q^l(\mathbf{P}_l(i)) + P_p^l + P_{E_0}^l)$, 给定 $h_{EE}^l(i-1)$ 和 $\mathbf{P}_{-l}(i)$, 求解循环内的等价问题式(26), 并获得 $\mathbf{P}_l(i)$ 。

当 $\mathbf{P}_{-l}(i) = (\mathbf{P}_1(i), \mathbf{L}, \mathbf{P}_{l-1}(i), \mathbf{P}_{l+1}(i-1), \mathbf{L}, \mathbf{P}_L(i-1))$ 时表示串行迭代运算, 当 $\mathbf{P}_{-l}(i) = (\mathbf{P}_1(i-1), \mathbf{L}, \mathbf{P}_{l-1}(i-1), \mathbf{P}_{l+1}(i-1), \mathbf{L}, \mathbf{P}_L(i-1))$ 时表示并行迭代运算。

如果 $f_i^l(\mathbf{P}_l(i), \mathbf{P}_{-l}(i)) > \nu$, 则满足收敛条件, 可令 $\mathbf{P}_l^l = \mathbf{P}_l(i), \eta_{EE}^l = \frac{C_q^l(\mathbf{P}_l(i), \mathbf{P}_{-l}(i)) + C_p^l}{P_q^l(\mathbf{P}_l(i)) + P_p^l + P_{E_0}^l}$; 如果不

满足条件, 则令 $h_{EE}^l(i) = \frac{C_q^l(\mathbf{P}_l(i), \mathbf{P}_{-l}(i)) + C_p^l}{P_q^l(\mathbf{P}_l(i)) + P_p^l + P_{E_0}^l}$,

$i = i + 1$, 继续进行下次博弈运算。

5) 当满足收敛条件或 $i = I_{\max}$ 时, 结束迭代。

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

$$\max_{\mathbf{P}_l(i)} f_i^l(\mathbf{P}_l(i), \mathbf{P}_{-l}(i))$$

$$\text{s.t. } \mathbf{P}_l(i) \in \mathcal{P}_l(\mathbf{P}_{-l}(i)), \forall l \in G \quad (26)$$

由于式(26)的最优解 $\mathbf{P}_l(i)$ 是以 S_{m,q_l}^l 和 $p_{q_l}(n)_{n \in N}$ 为变量的向量组合, 且定义域中引入了功率限制条件, 求解过程比较复杂。可通过以下数学推导将该问题分解为分别求解SRB和功率策略的2个迭代子问题。

$$f_i^l(\mathbf{P}_l(i), \mathbf{P}_{-l}(i)) = \sum_{q_l=1}^{Q_l} \sum_{m=1}^M S_{m,q_l}^l(i) \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} \text{Blb}(1 + \text{SINR}_{q_l}^n) -$$

$$\sum_{q_l=1}^{Q_l} \sum_{m=1}^M S_{m,q_l}^l(i) \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} h_{EE}^l(i-1) p_{q_l}(n) +$$

$$C_p^l - h_{EE}^l(i-1)(P_p^l + P_{E_0}^l)$$

$$= \sum_{q_l=1}^{Q_l} \sum_{m=1}^M S_{m,q_l}^l(i) g^m(p_{q_l}(i), p_{-q_l}(i)) + C_p^l -$$

$$h_{EE}^l(i-1)(P_p^l + P_{E_0}^l) \quad (27)$$

$$g^m(p_{q_l}(i), p_{-q_l}(i))$$

$$= \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} (\text{Blb}(1 + \text{SINR}_{q_l}^n) - h_{EE}^l(i-1) p_{q_l}(n)) \quad (28)$$

其中, $p_{-q_l}(i)$ 表示第 i 次迭代时除 SCBS l 外其他 SCBS 在 SRB m 上的发射功率, C_p^l, P_p^l 和 $P_{E_0}^l$ 为已知的常数项。由式(27)和式(28)可知, 最大化问题式(26)是关于 SRB 分配策略 S_{m,q_l}^l 和功率分配策略 $p_{q_l}(n)_{n \in N}$ 的函数。基于上述表达式的特征, 可将该最大化过程分解为分别求解 S_{m,q_l}^l 和 $p_{q_l}(n)_{n \in N}$ 的 2 个迭代子问题进行求解, 其具体步骤见算法 2。

算法 2 迭代子问题求解步骤

1) 第 i 次主循环中, 给定 $h_{EE}^l(i-1)$ 和 $\mathbf{P}_{-l}(i)$, 根据式(27)和式(28)的推导, 将求解式(26)的最大值问题转化为等价的 2 个迭代子问题: 求解 SRB 分配

策略 S_{m,q_l}^l 和功率分配策略 $p_{q_l}(n)_{n \in N}$ 。

2) 首先求解 S_{m,q_l}^l ，给定 SCBS 第 i 次发射功率 $p_{q_l}(n)_{n \in N}$ ，求解式(27)最大的分配策略 S_{m,q_l}^l ，详细求解过程将在 3.3 节进行介绍。

3) 其次求解 $p_{q_l}(i+1)$ ，给定步骤 2 中获得的 S_{m,q_l}^l ，并根据式(27)的特点，将最大化 $f_i^l(P_l(i), P_{-l}(i))$ 的过程可分解为 Q_l 个具有相同属性的子问题，并根据注水算法求解功率分配 $p_{q_l}(i+1)$ ，为下次迭代求解 S_{m,q_l}^l 做准备，具体求解过程将在 3.3 节进行详细介绍。

4) 返回算法 1 的步骤 4)中。

3.2 频谱资源块分配

给定 $p_{q_l}(n)_{n \in N}$ 和 $h_{EE}^l(i-1)$ ，为求解式(27)的最优分配策略 S_{m,q_l}^l ，需采用穷举搜索(ES, exhaustive search)方法，但具有较高计算复杂度 $O(A_M^{Q_l})$ 。基于此，本文提出了一种次最优的逐次搜索(SS, sequential search)方法。在算法 1 的一次迭代中， S_{m,q_l}^l 和式(28)中的 $SINR_{q_l}^n$ 是一一对应的。SCBS l 可通过求解式(29)逐次为 CSCU 分配 SRB，即满足 $S_{m,q_l}^l(i) = 1$ 。

$$q_l = \arg \max_{q_l \in Q_l} \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} \text{Blb}(1 + \text{SINR}_{q_l}^n), \forall m \in M \quad (29)$$

该 SS 方法的复杂度为 $O\left(MQ_l - (Q_l - 1)\frac{Q_l}{2}\right)$ ，

当具有较大 CSCU 和 SRB 数时，该方案能够有效降低计算复杂度。为避免强干扰环境下上述算法出现乒乓效应，本文又从联合最小化干扰和最大化接收信号的角度进行 SRB 分配，即最大化信号与干扰和噪声差(SIND, signal to interference and noise difference)，并满足如下表达式

$$q_l = \arg \max_{q_l \in Q_l} \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} \left(|H_{q_l,l}(n)|^2 p_{q_l}(n) - g_{q_l}^2(n) - \sum_{g \in T_l} |H_{q_l,g}(n)|^2 p_{q_g}(n) - |H_{q_l,o}(n)|^2 p_p(n) \right), \forall m \in M \quad (30)$$

上述表达式能够有效减弱分布式算法(DA, distributed algorithm)的收敛限制条件，但只能得到次最优分配策略。为使算法收敛到最优的系统性能，可随机选择一个 SCBS 作为中心控制单元来判别每次迭代后的总体系统性能，并以 $h_{EE}^G(i)$ 为判别指标。

$$h_{EE}^G(i) = \frac{B \sum_{l \in G} h_{SE}^l(i)}{\sum_{l \in G} P_E^l(i)} \quad (31)$$

不同于传统的集中式算法，该中心控制单元只进行性能判定而不参与 SCBS 具体的 SRB 策略分配过程，该中心式算法(CA, centralized algorithm)的具体实施过程如图 2 所示。

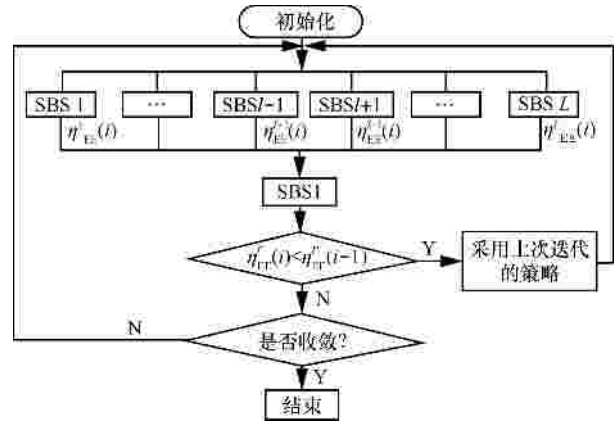


图 2 中心式 SRB 分配流程

3.3 功率分配

给定 S_{m,q_l}^l 和 $h_{EE}^l(i-1)$ 的情况下，由式(27)可知，最大化 $f_i^l(P_l(i), P_{-l}(i))$ 的过程可分解为 Q_l 个具有相同属性的子问题。由于单个 SCBS 服务的 CSCU 数小于 SRB 数，且 CSCU 一次只能使用一个 SRB，本文将求解 SCBS l 在 M 个 SRB 上的发射功率的角度来表示 CSCU 的功率分配策略。为便于公式表示，将不在本节的功率表达式中考虑迭代系数 i 。令 $\Omega_m = \{q_1, q_2, \dots, q_L\}$ 和 $S_{m,q_l}^l = 1, \forall q_l \in \Omega_m, \forall l \in G$ 表示选择 SRB m 的用户集合， $g^m(p_{q_l}, p_{-q_l})$ 为 q_l 选择 SRB m 的效用函数，当 SCBS l 不使用 SRB m 时 $p_{q_l}(n)_{n \in \{(m-1)K+1, \dots, mK\}} = 0$ 。因此，求解式(26)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式(28)的发射功率策略，并可将其建模为相应的非合作子博弈模型，对于任意 SRB m ，该子博弈的数学表示为

$$G_2^m = \left\langle \Omega_m, \left\{ P_{q_l}^m(p_{-q_l}) \right\}_{q_l \in \Omega_m}, \left\{ U_{q_l}^m \right\}_{q_l \in \Omega_m} \right\rangle \quad (32)$$

其中， Ω_m 为子博弈用户的集合， $P_{q_l}^m$ 表示用户 q_l 的策略空间， p_{-q_l} 为集合 Ω_m 中除用户 q_l 外其他用户分配到的发射功率， $U_{q_l}^m = g^m(p_{q_l}, p_{-q_l})$ 为用户 q_l 的效用函数。该子博弈模型可以表示为如下最优问题。

$$\begin{aligned} & \max_{\mathbf{p}_{q_l}} g^m(\mathbf{p}_{q_l}, \mathbf{p}_{-q_l}) \\ & \text{s.t. } \mathbf{p}_{q_l} \in \mathbf{P}_{q_l}^m(\mathbf{p}_{-q_l}) \end{aligned}, \forall q_l \in \Omega_m \quad (33)$$

其中, 策略空间 $\mathbf{P}_{q_l}^m(\mathbf{p}_{-q_l})$ 可表示为

$$\mathbf{P}_{q_l}^m(\mathbf{p}_{-q_l}) = \left\{ \mathbf{p}_{q_l} : (\mathbf{p}_{q_l}, \mathbf{p}_{-q_l}) \in \mathbf{P}^m \right\} \quad (34)$$

$$\mathbf{P}^m @ \hat{\mathbf{P}}_{q_l}^m \times \mathbf{L} \times \hat{\mathbf{P}}_{q_l}^m \quad (35)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_{q_l}^m @ \left\{ \begin{aligned} & \mathbf{p}_{q_l} \in \mathbf{i}^K : \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} p_{q_l}(n) \leq P_{q_l}^0, \\ & 0 \leq p_{q_l}(n) \leq p_{q_l}^{\max}(n), \\ & \forall n \in \{(m-1)K+1, \dots, mK\}, \forall q_l \in \Omega_m \end{aligned} \right\} \quad (36)$$

为保证上述限制条件与单个 SCBS 中的限制条件的一致性和有效性, 需满足 $\sum_{q_l=1}^{Q_l} P_{q_l}^0 \leq P_l^0 - P_l^l$,

$$\forall l \in G \text{ 和 } p_{q_l}^{\max}(n) \leq P_{q_l}^0 + \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} p_{q_l}^{\max}(n)。$$

为求解具有功率约束条件的子博弈问题式(33), 对任意认知用户 $q_l \in \Omega_m$, 引入拉格朗日函数为

$$\begin{aligned} & L_{q_l}(\mathbf{p}_{q_l}, \mathbf{z}_{q_l}, m_{q_l}) = -g(\mathbf{p}_{q_l}, \mathbf{p}_{-q_l}) + \\ & m_{q_l} \left(\sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} p_{q_l}(n) - P_{q_l}^0 \right) + \\ & \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} z_{q_l,n} (p_{q_l}(n) - p_{q_l}^{\max}(n)) \end{aligned} \quad (37)$$

其中, $\mathbf{z}_{q_l} = [z_{q_l,(m-1)K+1}, z_{q_l,(m-1)K+2}, \dots, z_{q_l,mK}]$, 参数 $z_{q_l,n}$ 和 m_{q_l} 分别表示对应限制条件下的拉格朗日乘子, 则式(33)的最优化问题可表示为等价的耦合最优形式为

$$\max_{\mathbf{z}_{q_l}, m_{q_l}} \min_{\mathbf{p}_{q_l}} L_{q_l}(\mathbf{p}_{q_l}, \mathbf{z}_{q_l}, m_{q_l}), \forall q_l \in \Omega_m \quad (38)$$

其 K.K.T.限制条件^[24]为

$$\begin{aligned} & 0 \leq p_{q_l}(n) \leq \frac{-Blbe}{INCR_{q_l}^n(\mathbf{p}_{-q_l}) + p_{q_l}(n)} + \\ & h_{EE}^l(i-1) + z_{q_l,n} + m_{q_l} = 0, \forall n = \\ & (m-1)K+1, \dots, mK, \forall q_l \in \Omega_m \\ & 0 \leq z_{q_l,n} \leq p_{q_l}^{\max}(n) - p_{q_l}(n) = 0, \\ & \forall n = (m-1)K+1, \dots, mK, \forall q_l \in \Omega_m \\ & 0 \leq m_{q_l} \leq P_{q_l}^0 - \sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} p_{q_l}(n) = 0, \forall q_l \in \Omega_m \end{aligned} \quad (39)$$

给定 $h_{EE}^l(i-1)$, 式(38)的解可表示为注水映射形式, 即 $WF_{q_l}(\mathbf{p}_{-q_l}; h_{EE}^l(i-1)) : \mathbf{P}_{-q_l}^m \ni \mathbf{p}_{-q_l} \rightarrow \mathbf{P}_{q_l}^m$,

$\forall q_l \in \Omega_m$, 注水算子 $WF_{q_l}(\mathbf{p}_{-q_l}; h_{EE}^l(i-1))$ 可表示为

$$\begin{aligned} & \left(WF_{q_l}(\mathbf{p}_{-q_l}; h_{EE}^l(i-1)) \right)_n \\ & @ \left[\frac{Blbe}{m_{q_l} + h_{EE}^l(i-1)} - INCR_{q_l}^n(\mathbf{p}_{-q_l}) \right]_0^{p_{q_l}^{\max}(n)}, \forall n \in \mathbf{N} \end{aligned} \quad (40)$$

其中, $[x]_a^b = \min(b, \max(a, x))$, $0 \leq a \leq b$, 需根据注水算法^[25]求解注水因子 m_{q_l} 来满足 CSCU q_l 在 SRB m

上功率限制 $\sum_{n=(m-1)K+1}^{mK} (WF_{q_l}(\mathbf{p}_{-q_l}; h_{EE}^l(i-1)))_n \leq P_{q_l}^0$ 。

发射功率 NE 解的收敛性和存在性证明可参考文献[25, 26], 并可通过串行迭代注水(动态博弈)和并行迭代注水(静态博弈)2 种方法进行求解。为增强系统的顽健性, 降低通信设备评估精度和复杂度, 在一次博弈过程中, 发射功率的更新将采用松弛的迭代方案, 其第 i 次串行迭代的数学表示为

$$\begin{aligned} & \mathbf{p}_{q_l}(i+1) = J \mathbf{p}_{q_l}(i) + (1-J) WF_{q_l} \\ & (\mathbf{p}_{q_l}(i+1), \mathbf{p}_{q_{l-1}}(i+1), \mathbf{p}_{q_{l+1}}(i), \mathbf{L}, \mathbf{p}_{q_L}(i); l(i)) \end{aligned} \quad (41)$$

而第 i 次并行迭代为

$$\begin{aligned} & \mathbf{p}_{q_l}(i+1) = J \mathbf{p}_{q_l}(i) + (1-J) WF_{q_l} \\ & (\mathbf{p}_{q_l}(i), \mathbf{L}, \mathbf{p}_{q_{l-1}}(i), \mathbf{p}_{q_{l+1}}(i), \mathbf{L}, \mathbf{p}_{q_L}(i); l(i)) \end{aligned} \quad (42)$$

其中, 式(41)和式(42)中的符号 $J \in [0, 1]$ 为记忆因子, 其值越大, SCBS 就具有越长的记忆能力, 而付出的代价是较慢的算法收敛速度。

4 仿真结果与分析

本文在 CSCN 框架下以 MATLAB 软件为平台对系统性能进行仿真说明。假设 SCBS 随机分布于宏网络的边缘, 如图 3 所示, CSCU 为静止或者准静止状态, 能够满足算法收敛时间需求。仿真中已知 SCBS 中所服务 PU 的相关信息, 将只考虑 SCBS 间的资源分配问题。室内环境下, 信道满足频率选择性加性白高斯干扰特性, 且符合对数正态阴影衰落模型^[27], 其数学表达式为

$$PL(d) = 20 \lg \left(\frac{4pd_0}{a} \right) + 10b \lg \left(\frac{d}{d_0} \right) + c_{dB} \quad (43)$$

其中, $d_0 = 1 \text{ m}$ 为天线远场距离, d 为设备间直线

距离, a 为载波波长, b 为路径损耗因子, c_{dB} 为阴影衰落下的均值为 0、标准差为 s 的高斯随机变量。

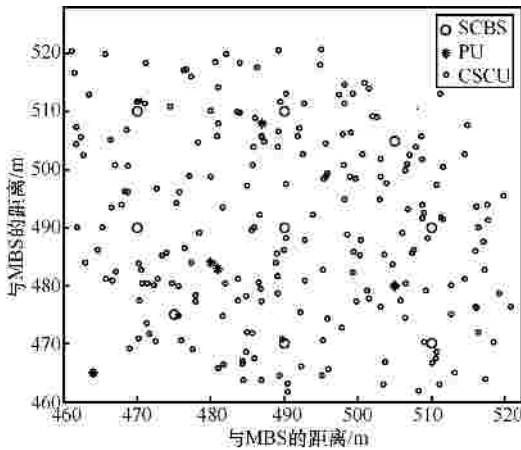


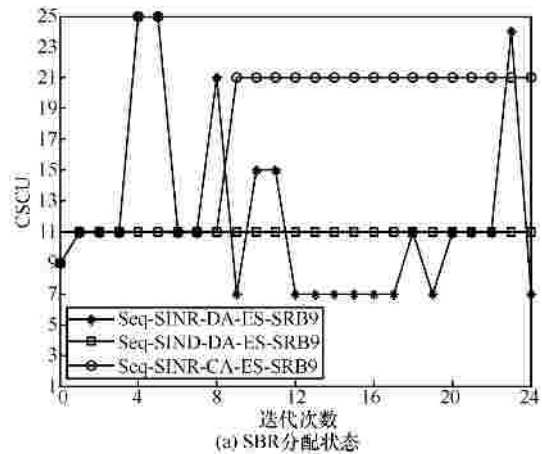
图 3 SCBS、PU 和 CSCU 随机分布

初始状态时 SCBS 采用随机分配的方式为 CSCU 分配 SRB, 发射功率为等功率分配。仿真中根据不同的路径损耗和阴影衰落, 采用 100 000 次独立自适应的蒙特卡洛仿真实验来获得相关仿真图中的统计平均样点。详细仿真参数如表 1 所示。

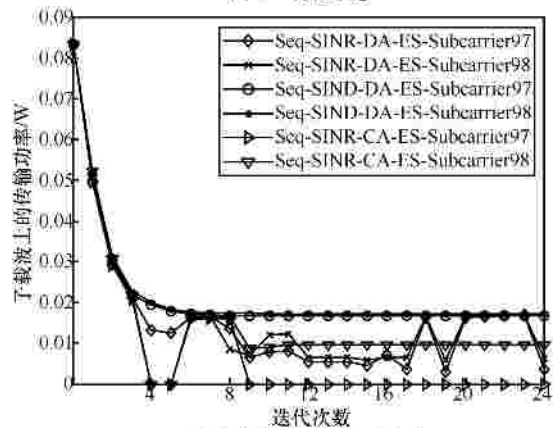
表 1	仿真参数
仿真对象	参数设置
SCBS 数量 L	9, 36, 1
CSCU 数量 Q_c	24~25 每个 SCBS
系统带宽 B_0 /MHz	5
SRB 数量 M	25
子载波数 K	12
子载波带宽 B /kHz	15
带宽效率 V	0.9
热噪声 N_0, N_G 功率/dBm	-174+10lg(B)
阴影衰落标准差 s /dB	4
记忆因子 J	0.2, 0.6
单用户最大发射功率 $P_{q_i}^0$ /dBm	30
SCBS 的静态功率 $P_{e_c}^l$ /dBm	40

当存在 9 个 SCBS 时, 为清晰地展示串行算法迭代过程中 SCBS 所选 SRB 策略和发射功率, 本文选择了 SCBS1 中第 9 个 SRB 的分配状态和该 SRB 中前 2 个子载波 97 和 98 上的发射功率状态进行说明, 如图 4 所示。在多个 SCBS 共存的强干扰环境

下, 若采用 ES 方式进行 SRB 的最优分配, 基于最大化 SINR 的分布式 SRB 分配算法不能收敛, 而本文所提出的最大化 SINR 的中心式算法和最大化 SIND 的分布式算法都能够收敛, 但其均衡状态下的 SRB 和功率策略各不相同。图 5 分别仿真了不同 SRB 分配方案下系统 EE 的收敛状态。由图 5 可知, 若各个 SCBS 以 SIND 为效用函数独立地进行 SRB 分配时, SS 算法和 ES 算法都能够收敛, 且稳定状态的 EE 值较初始状态值都有较大幅度提升。而采用较小计算复杂度的 SS 算法所获得的 EE 值比 ES 算法降低了 3.3% 左右, 因此需要在 EE 和系统计算复杂度之间进行折中。若各个 SCBS 以最大化 SINR 为目标, 即方案“Seq-SINR-DA-ES”进行 SRB 分配时, 系统 EE 虽然比最大化 SIND 的方案“Seq-SIND-DA-ES”时略高些, 但却不能到达稳定状态, 而本文所设计的中心式算法(CA)能够在满足较少信令交互的情况下收敛, 且其均衡 EE 值比采用分布式算法时更大。



(a) SBR 分配状态



(b) 子载波上的发射功率状态

图 4 串行方案下 SCBS1 中 SBR 分配状态和子载波上的发射功率状态

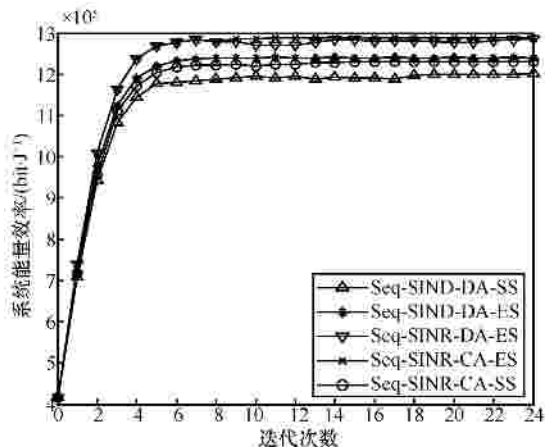
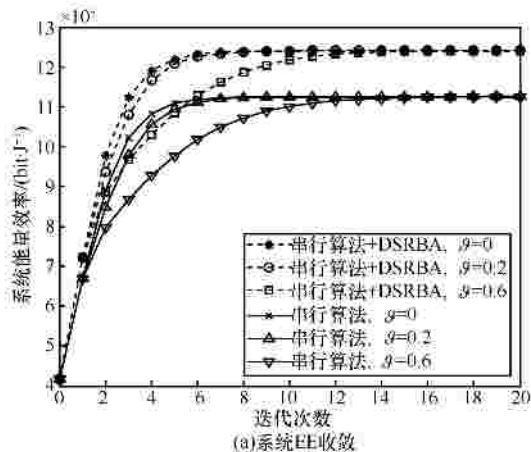


图 5 系统 EE 收敛

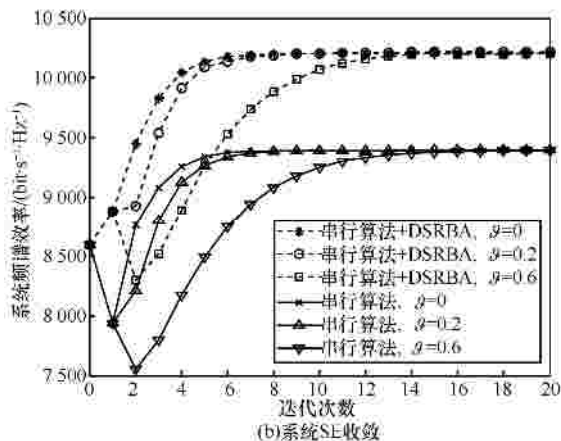
图 6 分别仿真了不同记忆因子和是否存在 DSRBA 时, 串行迭代方案下系统 EE、SE 和消耗功率的收敛状态, 其中, DSRBA 采用“Seq-SIND-DA-ES”方案。由图 6(a)和图 6(b)可知, 记忆因子为 0 时, 算法能够在 6 次迭代后达到稳定状态, 且稳定状态时系统的 EE 和 SE 值得到了显著提升; 而由图 6(c)可知, 迭代中系统通过减小发射功率来减小各 SCBS 间的同频段干扰, 并保证以最少的能量消耗来获得最大的系统性能提升; 且从图 6 可知, 当采用 DSRBA 时, 在消耗相似功率的情况下比未采用 DSRBA 时获得更大的 EE 和 SE 提升, 其稳定状态下系统 EE 提高了约 9.3%, SE 提高了约 8%, 而系统功率消耗却基本相同, 这充分说明了本文的 SRB 分配算法能够有效提高系统性能。由图 6(a)和图 6(b)可知, 当具有较大记忆因子值时, 算法具有较慢的收敛速度, 如记忆因子 $J = 0.6$ 时系统需要约 14 次迭代才能到达稳定状态, 但此时系统具有较强的记忆能力, 算法较依赖于以前的分配策略, 系统具有较强的顽健性。

为突出串行算法与并行算法收敛速度间的差异, 仿真中将 SCBS 增加到 36 个, 单个 SCBS 服务的 CSCU 数不变。图 7 分别仿真了串行算法和并行算法在是否存在 DSRBA 时系统 EE、SE 和消耗功率的收敛状态。由图 7 可知, 串行算法和并行算法在均衡状态时具有相同的 EE、SE 和功率消耗数值。但由于并行算法中各个 SCBS 能够根据上次迭代结果同时更新其传输策略, 而无需像串行算法那样按次序进行策略更新, 仿真结果表明并行算法经过 4~5 次迭代后 EE 基本达到稳定状态, 而串行算法则需要 7~8 次迭代。由图 7(b)可知, 并行算法在经过 1~2 次迭代后系统 SE 基本达到最大值, 但系统 EE 却在继续增加, 并在 4~5

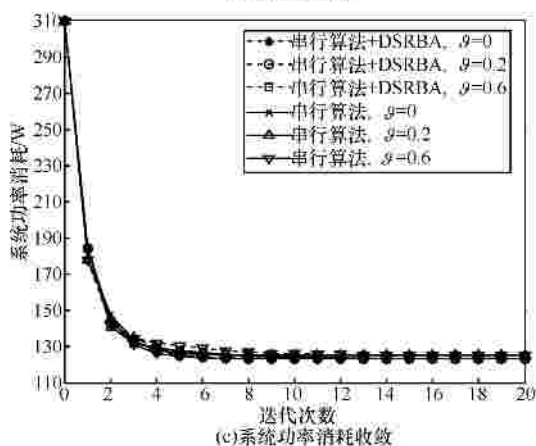
次迭代后达到最大值, 此时系统 EE 的增加主要来自于消耗功率的减少, 这说明了当存在多个 SCBS 时, 同频段干扰会随着 SCBS 发射功率的减少而减少, 算法能够在消耗较小发射功率的情况下保持系统 SE 基本不变。而合理的 DSRBA 使系统 SE 比未采用 DSRBA 时获得更大提升, 且其稳定状态时所消耗的功率基本相同, 这进一步说明了同频段干扰较严重的环境中, 选择合理的 SRB 能够有效地提升系统性能。



(a) 系统 EE 收敛



(b) 系统 SE 收敛



(c) 系统功率消耗收敛

图 6 系统 EE、SE 和功率消耗收敛

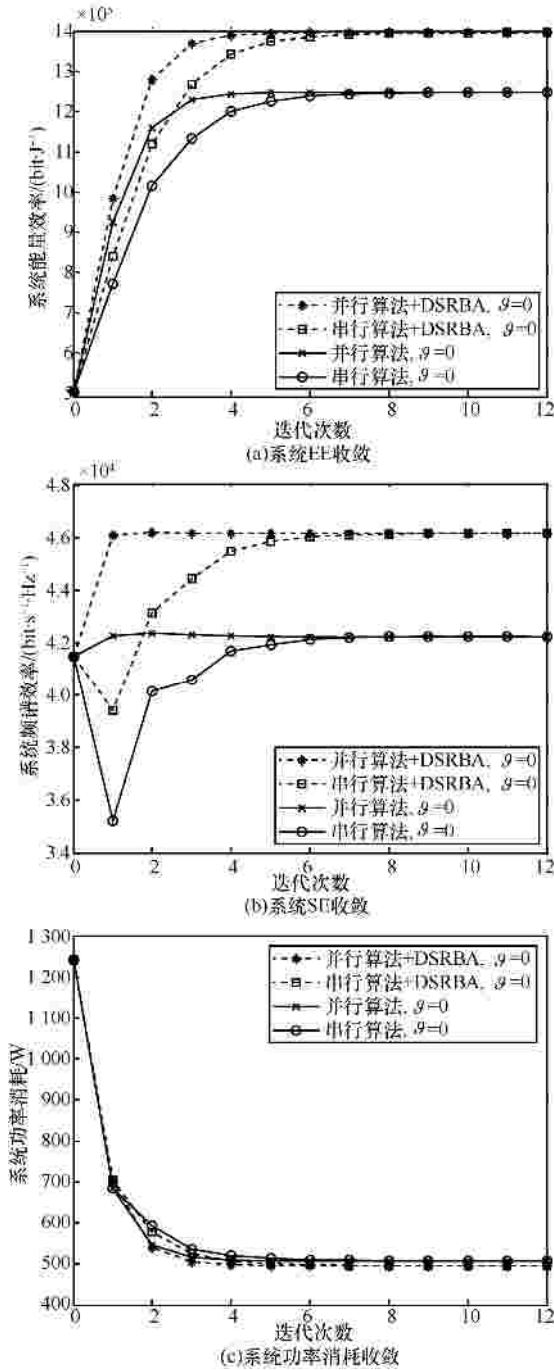


图 7 存在 36 个 SCBS 时, 串行和并行算法的系统 EE、SE 和功率消耗收敛

为验证采用不同最大单用户发射功率 $P_{q_i}^0$ 时本文算法的有效性, 仿真中假设只有一个 SCBS 为 25 个 CSCU 提高服务。由图 8 中的 EE、SE 和功率消耗随 $P_{q_i}^0$ 变化的曲线可知, 在最大化 SE 的算法中 EE 会随着 $P_{q_i}^0$ 的增加先增加后减小, 并在 $P_{q_i}^0 \approx 21$ dBm 时达到最大值, 而 SE 则保持增加的趋势; 本文最大化 EE 的算法中 EE 和 SE 则随着 $P_{q_i}^0$ 的增加而增

加, 并在 $P_{q_i}^0 = 21$ dBm 后保持最大值。其原因是, 最大化 EE 的算法中, 当 SCBS 达到最大 EE 后将不再为 CSCU 分配更多的功率, 以免降低 EE, 而最大化 SE 的算法由于缺乏合理的功率控制机制而始终采用最大的发射功率为 CSCU 服务, 如图 8(c) 中发射功率的状态所示。而只有一个 SCBS 的环境中同频带干扰较弱, 采用 DSRBA 的算法所带来的性能提升也相对较小。

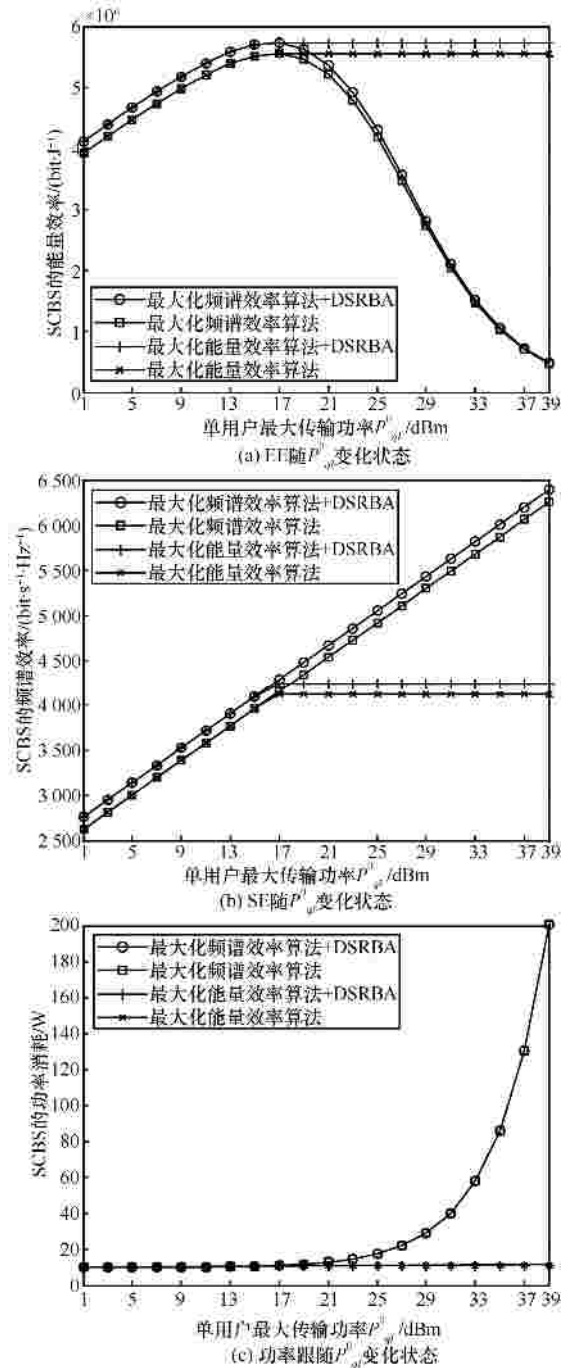


图 8 存在一个 SCBS 时, EE、SE 和功率消耗随 $P_{q_i}^0$ 变化状态

当存在 9 个 SCBS 时,由图 9(a)中系统 SE 随 $P_{q_i}^0$ 的变化曲线可知,由于 SCBS 间存在较强的同频带干扰,随着 $P_{q_i}^0$ 的不断增大,本文最大化 EE 的功率分配算法在 $p_{q_i}^{\max} = 30$ dBm 和 $p_{q_i}^{\max} = 40$ dBm 时比最大化 SE 的功率分配算法能够获得更大的系统 SE,并且当 $P_{q_i}^0 = 23.5$ dBm 后系统 SE 基本不再发生变化。而最大化 SE 的功率分配算法在 $P_{q_i}^0 = 15$ dBm 左右时达到最大值,当 $p_{q_i}^{\max} = 30$ dBm 时,在 $P_{q_i}^0 > 30$ dBm 后系统 SE 会出现下降的趋势。在干扰受限环境下,该仿真结果进一步验证了不能单纯地通过增加 $P_{q_i}^0$ 来提高系统 SE 的结论。图 9(b)中系统 EE 随 $P_{q_i}^0$ 的变化曲线表明系统 EE 会随着 $P_{q_i}^0$ 的不断增大而减小,但本文最大化 EE 的功率分配算法在 $P_{q_i}^0 > 25$ dBm 左右时将不再降低。这说明了最大化 EE 功率分配算法在达到最大 EE 后 SCBS 将不再为 CSCU 分配更多的功率。而最大化 SE 的功率

分配算法则始终采用最大的发射功率策略为 CSCU 服务,同频带干扰的增加使系统 EE 随之不断减少。

5 结束语

本文在 CSCN 框架下提出了以最大化单个 SCBS 的下行能量效率为效用函数的非合作博弈模型,并分析了开放式接入模式下的资源分配过程。由于求解最大化 EE 的效用函数属于非凸最优问题,本文将该分数形势的最优问题转化为等价的减少形式问题,并将 SRB 和发射功率的联合优化过程分解为 2 个等价的迭代子问题进行求解。仿真结果表明,所提出的算法在不对 PU 产生干扰的情况下使 SCBS 在分布式框架下以最优的能量效率为 CSCU 提供服务,且在干扰受限环境下,相比于传统的最大化频谱效率的资源分配算法,本文算法所获得的能量效率增益会随着干扰的增强而变大。

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 M E. 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] 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.
- [5] 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.
- [6] JUNGNIKEL V, MANOLAKIS K, ZIRWAS W, et al. The role of small cells, coordinated multipoint, and massive MIMO in 5G [J]. IEEE Communications Magazine, 2014, 52(5): 44-51.
- [7] PANG J S, SCUTARI G, 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.
- [8] HAYKIN S. Cognitive radio: brain-empowered wireless communications [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2005, 23(2): 201-220.
- [9] 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.
- [10] BENNIS M, PERLAZA S M, BLASCO P, et al. Self-organization

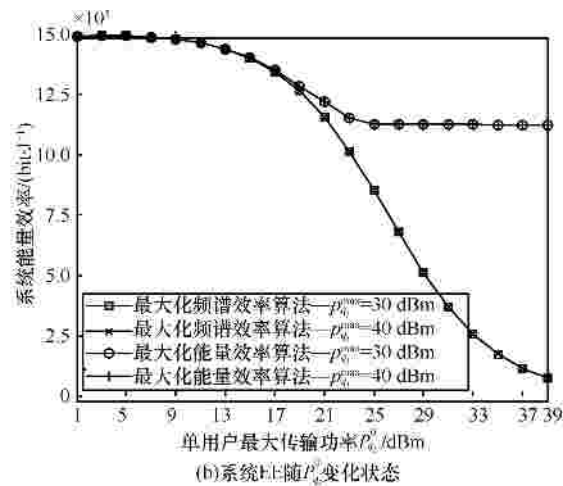
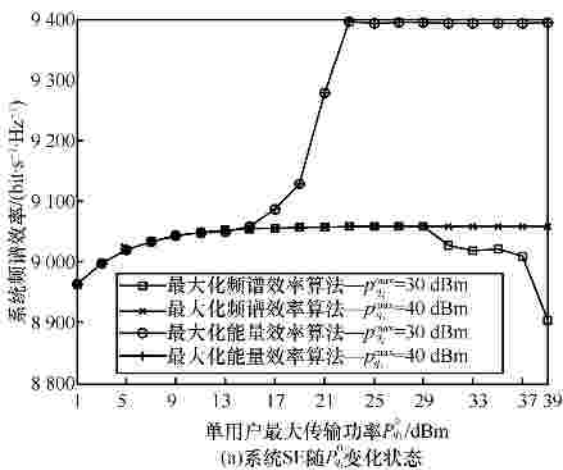


图 9 系统 SE 和 EE 随 $P_{q_i}^0$ 变化状态

- 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] YU G, JIANG Y, XU L, et al. An energy efficient and spectrum efficient wireless heterogeneous network framework for 5G systems [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2015, 33(10): 2118-2127.
- [17] YU G, CHEN Q, YIN R, et al. Joint downlink and uplink allocation for energy-efficient carrier aggregation [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14(6): 3207-3218.
- [18] NG D W K, LO E S, SCHOBBER 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.
- [19] NG D W K, LO E S, SCHOBBER 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.
- [20] 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.
- [21] 贾亚男, 岳殿武. 博弈论框架下认知小蜂窝网络的动态资源分配算法[J]. 电子学报, 2015, 43(10): 1911-1917.
- JIA Y N, YUE D W. Dynamic resource allocation algorithm based on game theory in cognitive small cell networks[J]. Acta Electronica, Sinica, 2015, 43(10): 1911-1917.
- [22] SCUTARI G, PALOMAR D P, FACCHINI F, et al. Convex optimization, game theory, and variational inequality theory [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2010, 27(3): 35 - 49.
- [23] DINKELBACH W. On nonlinear fractional programming [J]. Management Science, 1967, 13(7): 492-498.
- [24] BOYD S, VANDENBERGHE L. Convex optimization[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004.
- [25] 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.
- [26] SCUTARI G, PALOMAR D P, BARBAROSSA S. Asynchronous iterative water-filling for gaussian frequency-selective interference channels: a unified framework [C]//IEEE 7th Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications. Cannes, France, 2006: 1-5.
- [27] 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.

作者简介：



贾亚男（1986-），男，河南商丘人，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、多天理论、最优化理论和博弈论等。



岳殿武（1965-），男，吉林四平人，博士，大连海事大学教授、博士生导师，主要研究方向为协作通信、多天理论、纠错编码、信息安全等。