

基于博弈策略的能效优化的子载波分配方法

张 婷^{1,2}, 张德干^{1,2}, 赵彭真^{1,2}, 龚倡乐^{1,2}, 周 舫^{1,2}

(1. 天津理工大学天津市智能计算及软件新技术重点实验室, 天津 300384;
2. 天津理工大学计算机视觉与系统省部共建教育部重点实验室, 天津 300384)

摘 要: 本文引入显示当前子载波质量的信道状态矩阵, 以系统总功耗、单个子载波上的功耗、总时延、干扰温度限和单个子载波上的次用户数等为约束条件, 以能效为目标函数, 建立多约束条件下的分式规划机制. 设计演化博弈算子, 为每个次用户建立效用函数, 当每个次用户的效用函数达到最优时, 演化博弈达到 Nash 均衡点, 此时的策略组合认为是能效相对最优的资源分配状态. 通过实验仿真对比, 本文给出的 EESA-EG (Energy Efficient Subcarrier Allocation with Evolutionary Game) 算法的能效相对最优, 且给出了相对最为合理的子载波分配方案, 为信道状态更优的子载波分配了更多的子载波.

关键词: 认知网络; 子载波; 资源分配; 博弈; 最优

中图分类号: TP393 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2019)12-2561-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.12.015

A Kind of Novel Sub-carrier Dispatching Approach Based on Game Strategy for EEO

ZHANG Ting^{1,2}, ZHANG De-gan^{1,2}, ZHAO Peng-zhen^{1,2}, GONG Chang-le^{1,2}, ZHOU Shan^{1,2}

(1. Tianjin Key Lab of Intelligent Computing & Novel software Technology, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China;
2. Key Laboratory of Computer Vision and System (Tianjin University of Technology), Ministry of Education, Tianjin 300384, China)

Abstract: A kind of novel sub-carrier dispatching approach based on game strategy for EEO (named EESA-EG) has been put forward. In this approach, we adopted the channel state matrix to show the quality of sub-carriers under the banner of relative constraint factors with the height of secondary user, the total data transmission rate limit, total power consumption constraint and power consumption constraint on a single sub-carrier. At the same time, the nonlinear fractional programming mechanism is designed to pursue the maximum of energy efficiency, which is used as the objective function. The utility function for each secondary user is set up when the game operator is developed. If the utility function reaches the optimization, the evolutionary game process will become Nash equilibrium, which is regarded as the relatively optimal energy efficient resource dispatching status. Based on our experimental tests, our proposed approach gives the relatively reasonable sub-carrier dispatching effect, which can dispatch more sub-carriers with relatively better channel state.

Key words: cognitive network; sub-carrier; resource dispatching; game; optimization

1 引言

认知无线网络 (Cognitive Radio Network, CRN)^[1] 是一种由认知用户构成的无线通信网络, 相比于传统无线通信网络, 认知无线网络的频谱效率更高, 该网络也被作为下一代无线通信网络的关键技术之一. 作为潜在的 CRN 的调制技术, 正交频分复用 (Orthogonal

Frequency Division Multiplexing, OFDM) 技术^[2] 在网络遇到异步传输时, 因为其不完美的时间和频率同步, 数据传输速率相应地受影响; 同时异步传输会引起子载波间干扰, 某一条子载波会影响到相邻的子载波. 而滤波器组多载波 (Filter Bank Multi-Carrier, FBMC)^[3,4] 调制技术作为一种替代调制方法, 相比于 OFDM, 在异步通信时不会过多降低数据传输速率, 具有对载波频偏不

收稿日期: 2018-11-06; 修回日期: 2019-07-03; 责任编辑: 梅志强

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 61571328); 天津市重大科技专项 (No. 15ZXDSCX00050, No. 16ZXFJGX00010); 天津市科技支撑重点项目 (No. 17YFZCGX00360); 天津市自然科学基金 (No. 18JCZDJC96800); 天津市科技创新和 131 人才团队 (No. TD12-5016, No. TD13-5025, No. 2015-23)

敏感和高频效高能效的优势,并且不需要循环前缀,在结合偏移正交幅度调制(Offset Quadrature Amplitude Modulation, OQAM)和多相网络后,大大降低了实现的复杂度.关于基于 FBMC 的多用户频谱共享的 CRN 的资源分配问题^[5-9]中已有研究,如利用干扰温度来限制二级网络到具有使用相同频谱的优先级的一级网络的干扰,CRN 中的干扰温度界限为自变量的基于子信道选择和功率分配的对偶分解等.然而,在上述所有论文中,作者并未把能效作为优化目标,而无线通信网络的一个重要指标就是能效.

最近有很多研究工作着眼于能效资源分配^[10-12].可见能效已经吸引了大量的学术界和工业界的关注,并被认为是会对 CRN 产生重大影响^[13].合理的能效资源分配^[14]已经成为未来扩大无线网络传输范围、提高网络吞吐量、提高链路可靠性的前沿技术^[15,16].博弈论在资源分配中的应用越来越广泛,相关研究可以在^[17,18]中找到.如势博弈已经被证明是多小区无线系统资源分配的一个有效方法,以试图最大限度提高用户的信噪比和能效等.但现有的以文献[19]为例的大多数文献中存在一个问题,即只考虑了物理层性能(比如吞吐量)而没有考虑 SUs 中数据突发到达和时延需求.文献[20,21]基于纳什议价提出一种基于 OFDM 系统的保障物理层安全的合作方法.

2 系统模型设计

为求解能效优化的子载波分配问题,本文借助演化博弈的思想进行子载波分配.在设计网络模型时,本文考虑一个多用户 CRN 场景^[6-8],如图 1 所示.该网络中有 L 个子载波,总带宽为 B .网络中有一个主基站, M 个次用户随机分布于 K 个小区内.不考虑天线分集情景,假设每个主用户和次用户的收发机上都含有一根天线.对于 FBMC,各子载波之间不完全正交,存在冲突与竞争,因此需要引入合理的博弈策略来减小冲突.而普通的非协作博弈对参与博弈的主体提出了很高的理性要求,且主体任何理性上的缺陷都会导致 Nash 均衡的不可实现,故采用演化博弈方法优化子载波分配.演化博弈优化方法(Evolutionary Game Optimization Approach, EGOA)可以用一个五元组简单表示如式(1):

$$\text{EGO}A = (G(0), S(0), E, \alpha, \tau) \quad (1)$$

式中, $G(0)$ 是初始博弈结构, $S(0)$ 是初始的策略集, E 是演化博弈算子, α 是参与演化博弈的主体 I 的集合, τ 是停止准则.由于网络的结构特性,无需次用户基站对网络中总的信道信息收集与处理,用户间可以通过彼此的信息交换来实现功率控制.

定义 1 系统总传输功率.用 $P_{k,m,l}$ 表示第 l 个子载波上分配的第 k 个小区内第 m 个次用户的功率, $\zeta_{k,m,l}$ 表

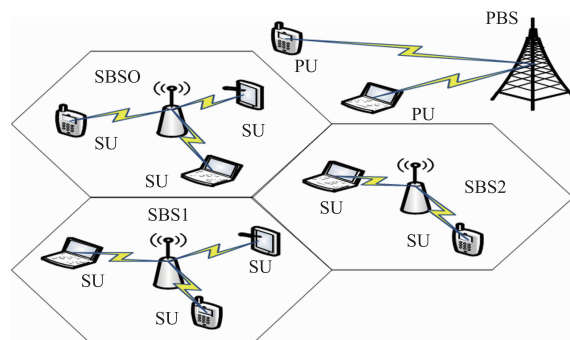


图1 系统模型

示子载波分配矩阵,其中 $\zeta_{k,m,l} = 1$ 表示第 k 个小区内的第 m 个次用户在第 l 个子载波上进行数据传输; $\zeta_{k,m,l} = 0$ 表示第 k 个小区内的第 m 个次用户不在第 l 个子载波上进行数据传输.因此系统总传输功率 P_{tot} 可以表示为

$$P_{\text{tot}} = \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^L H_l \zeta_{k,m,l} (\xi P_{k,m,l} + P_c) \quad (2)$$

式中, H_l 为子载波状态矩阵,表示当前子载波的质量, ξ 表示功率放大器漏极效率的倒数, P_c 表示电路的功率消耗.

定义 2 干扰温度.文献[3]中作者提到利用 FBMC 多址技术所产生的邓类干扰会影响至多 3 个子载波.本文使用文献[3]给出的干扰权重向量.如没有另行指出,该权重向量由 $\mathbf{V} = [\mathbf{V}_0, \mathbf{V}_1]$ 表示.

不同小区的次基站发送端对次用户接收端的干扰表示如下:

$$I_{\text{SBS}} = \sum_{m'=1}^M \sum_{l'=1}^L \zeta_{k,m',l'} P_{k,m',l'} \mathbf{V}_{|l-l'|} \mathbf{G}_{k,m',l'} \quad (3)$$

式中, $\mathbf{G}_{k,m',l'}$ 表示在第 l' 个子载波内第 k 个次基站与第 m' 个次用户之间的信道增益.相应地,主基站发送端对次用户接收端的干扰表示如式(4):

$$I_{\text{PBS}} = \sum_{l=1}^L \zeta_{k,m,l} P_{k,m,l} \mathbf{V}_{|l-l'|} \mathbf{G}_{k,p,l'} \quad (4)$$

式中, $\mathbf{G}_{k,p,l'}$ 表示在第 l' 个子载波内主基站和第 k 个次基站内的第 m 个次用户之间的信道增益.综上所述,第 l 个子载波上的第 k 个小区第 m 个次用户的干扰温度 $I_{k,m,l}$ 如式(5):

$$\begin{aligned} I_{k,m,l} &= I_{\text{SBS}} + I_{\text{PBS}} \\ &= \sum_{m'=1}^M \sum_{l'=1}^L \zeta_{k,m',l'} P_{k,m',l'} \mathbf{V}_{|l-l'|} \mathbf{G}_{k,m',l'} \\ &\quad + \sum_{l'=1}^L \zeta_{k,m,l} P_{k,m,l} \mathbf{V}_{|l-l'|} \mathbf{G}_{k,p,l'} \end{aligned} \quad (5)$$

定义 3 信噪比和系统总传输速率.定义第 k 个小区内的第 m 个次用户发送端的信噪比 $\psi_{k,m,l}$ 表示如式(6):

$$\boldsymbol{\psi}_{k,m,l} = \mathbf{P}_{k,m,l} \mathbf{G}_{k,m,l} / (N_0 + \mathbf{I}_{k,m,l}) \quad (6)$$

式中, N_0 表示一个子载波内的热噪声, $\mathbf{G}_{k,m,l}$ 表示第 l 个子载波上第 k 个小区的次基站与该小区内第 m 个次用户之间的信道增益. 根据香农定理, 系统的总数据传输速率 R_{tot} 表示如式(7):

$$\begin{aligned} R_{\text{tot}} &= \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^L \mathbf{H}_l \boldsymbol{\zeta}_{k,m,l} \log_2(1 + \boldsymbol{\psi}_{k,m,l}) \\ &= \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^L \mathbf{H}_l \boldsymbol{\zeta}_{k,m,l} \log_2\left(1 + \frac{\mathbf{P}_{k,m,l} \mathbf{G}_{k,m,l}}{(N_0 + \mathbf{I}_{k,m,l})}\right) \end{aligned} \quad (7)$$

式中, $\frac{B}{L}$ 表示一个子载波内的传输带宽.

定义 4 排队时延. 假设每个小区中的信道 F_k 都对应于一个虚拟队列 \bar{Q}_k , 整个小区所有分配在信道 F_k 上运输的分组完成在物理队列中的排队后, 都进入信道 F_k 对应的虚拟队列 \bar{Q}_k , 在虚拟队列 \bar{Q}_k 中排队之后, 该分组才可以在信道 F_k 上进行发送.

虚拟队列的输入分组流是整个小区所有用户分配在信道 F_k 上的传输速率的叠加, 可以视为泊松过程,

$$\bar{R}_k = \sum_{m=1}^M R_{k,m} \quad (8)$$

在 M/G/1 排队系统中, 假定第 l 个子载波上的第 k 个小区第 m 个次用户的服务时间为 $\mathbf{X}_{k,m,l}$, $\mathbf{X}_{k,m,l}$ 是独立同分布的, 并且与到达间隔相互独立. 第 k 个小区的服务时间的均值和二阶矩为:

平均服务时:

$$\bar{\mathbf{X}}_k = (E[\mathbf{X}_{1,m,l}], E[\mathbf{X}_{2,m,l}], \dots, E[\mathbf{X}_{K,m,l}])^T;$$

服务时间二阶矩:

$$\bar{\mathbf{X}}_k^2 = (E[\mathbf{X}_{1,m,l}^2], E[\mathbf{X}_{2,m,l}^2], \dots, E[\mathbf{X}_{K,m,l}^2])^T.$$

根据式(2)所述, M/G/1 排队系统一个小区内的平均等待时间为

$$W_k = \bar{R}_k \bar{\mathbf{X}}_k^2 / [2(1 - \bar{R}_k \bar{\mathbf{X}}_k)] \quad (9)$$

由式(2)可得该系统一个小区内的平均时延为

$$T_k = \bar{\mathbf{X}}_k + W_k = \bar{\mathbf{X}}_k + \bar{R}_k \bar{\mathbf{X}}_k^2 / [2(1 - \bar{R}_k \bar{\mathbf{X}}_k)] \quad (10)$$

式中, $\bar{R}_k \bar{\mathbf{X}}_k$ 为到达速率与服务速率之比, 反映了系统的繁忙程度.

本文的子载波分配问题以能效为目标函数, 加上总功率、每个子载波上的功率、每个子载波上的次用户数、虚拟队列延迟和干扰温度限等约束条件, 可以理解为一种非线性约束下的非线性规划问题, 具体表述如式(11):

$$\begin{aligned} \max EE(\boldsymbol{\zeta}_{k,m,l}, \mathbf{P}_{k,m,l}) &= \frac{R_{\text{tot}}}{P_{\text{tot}}} \\ &= \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^L \mathbf{H}_l \boldsymbol{\zeta}_{k,m,l} \log_2(1 + \mathbf{P}_{k,m,l} \mathbf{G}_{k,m,l} / (N_0 + \mathbf{I}_{k,m,l}))}{\sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^L \mathbf{H}_l \boldsymbol{\zeta}_{k,m,l} (\xi \mathbf{P}_{k,m,l} + P_c)} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{s. t. } (C1) \quad & \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^L \mathbf{H}_l \boldsymbol{\zeta}_{k,m,l} (\xi \mathbf{P}_{k,m,l} + P_c) \leq P_{\text{tot}}^{\max} \\ (C2) \quad & \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \mathbf{H}_l \boldsymbol{\zeta}_{k,m,l} (\xi \mathbf{P}_{k,m,l} + P_c) \leq P_l^{\max} \\ (C3) \quad & \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L \boldsymbol{\zeta}_{k,m,l} \leq 1 \\ (C4) \quad & \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \boldsymbol{\zeta}_{k,m,l} \leq SUS^{\max} \\ (C5) \quad & \bar{\mathbf{X}}_k + \bar{R}_k \bar{\mathbf{X}}_k^2 / [2(1 - \bar{R}_k \bar{\mathbf{X}}_k)] \leq T_k^{\text{th}} \\ (C6) \quad & \mathbf{I}_{k,m,l} \leq I^{\text{th}} \end{aligned} \quad (11)$$

3 基于演化博弈的能效优化的子载波分配方法

由于目标函数为非凸函数, 不能用传统的凸优化方法求解. 现在还没有一个标准方法可以解决该问题. 现进行 $\hat{\mathbf{P}}_{k,m,l} = \ln \mathbf{P}_{k,m,l}$ 的变量转换, 即用 $e^{\hat{\mathbf{P}}_{k,m,l}}$ 代替 $\mathbf{P}_{k,m,l}$, 之后引入一个辅助变量 $\boldsymbol{\Psi}_{k,m,l} \in (0, \boldsymbol{\psi}_{k,m,l}]$. 该变量表示网络中每一个用户的信干噪比都不会低于某一向量 $\boldsymbol{\Psi}_{k,m,l}$. 因此优化问题式(11)可以重写为:

$$\begin{aligned} \max EE(\boldsymbol{\zeta}_{k,m,l}, \mathbf{P}_{k,m,l}, \boldsymbol{\Psi}_{k,m,l}) &= \frac{R_{\text{tot}}}{P_{\text{tot}}} \\ &= \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^L \mathbf{H}_l \boldsymbol{\zeta}_{k,m,l} \log_2(1 + \boldsymbol{\Psi}_{k,m,l})}{\sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^L \mathbf{H}_l \boldsymbol{\zeta}_{k,m,l} (\xi e^{\hat{\mathbf{P}}_{k,m,l}} + P_c)} \\ \text{s. t. } (C1) \quad & \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^L \mathbf{H}_l \boldsymbol{\zeta}_{k,m,l} (\xi e^{\hat{\mathbf{P}}_{k,m,l}} + P_c) \leq P_{\text{tot}}^{\max} \\ (C2) \quad & \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \mathbf{H}_l \boldsymbol{\zeta}_{k,m,l} (\xi e^{\hat{\mathbf{P}}_{k,m,l}} + P_c) \leq P_l^{\max} \\ (C3) \quad & \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L \boldsymbol{\zeta}_{k,m,l} \leq 1 \\ (C4) \quad & \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \boldsymbol{\zeta}_{k,m,l} \leq SUS^{\max} \\ (C5) \quad & \bar{\mathbf{X}}_k + \bar{R}_k \bar{\mathbf{X}}_k^2 / [2(1 - \bar{R}_k \bar{\mathbf{X}}_k)] \leq T_k^{\text{th}} \\ (C6) \quad & \hat{\mathbf{I}}_{k,m,l} \leq I^{\text{th}} \\ (C7) \quad & \boldsymbol{\Psi}_{k,m,l} \leq e^{\hat{\mathbf{P}}_{k,m,l}} \mathbf{G}_{k,m,l} / (N_0 + \hat{\mathbf{I}}_{k,m,l}) \end{aligned} \quad (12)$$

通过两步变换, 原问题式(11)的目标函数转化成凹函数除以凸函数的形式, 如式(12)所示. 令 $G[I, S, U]$ 为一个博弈, 对于变量 $(\boldsymbol{\zeta}, \hat{\mathbf{P}}, \boldsymbol{\Psi})$ 的每一个分量 $(\boldsymbol{\zeta}_{k,m,l}, \hat{\mathbf{P}}_{k,m,l}, \boldsymbol{\Psi}_{k,m,l})$, 用对应的一个博弈主体的策略表示, 即 $I = \{1, 2, \dots, m\}$; 各博弈主体的策略集为 $S_I = (\boldsymbol{\zeta}_{k,m,l}, \hat{\mathbf{P}}_{k,m,l}, \boldsymbol{\Psi}_{k,m,l})$, $l \in I$; 假设各主体的效用函数相同, 建立如下效用函数:

$$\begin{aligned} U(\boldsymbol{\zeta}_{k,m,l}, \hat{\mathbf{P}}_{k,m,l}, \boldsymbol{\Psi}_{k,m,l}, \omega) &= \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^L \mathbf{H}_l \boldsymbol{\zeta}_{k,m,l} \log_2(1 + \boldsymbol{\Psi}_{k,m,l}) \\ &\quad - \omega \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^L \mathbf{H}_l \boldsymbol{\zeta}_{k,m,l} (\xi e^{\hat{\mathbf{P}}_{k,m,l}} + P_c) \\ \text{s. t. } (C1) \quad & \sim (C4), (C6) \end{aligned}$$

$$(C5) \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^L \mathbf{H}_l \zeta_{k,m,l} \log_2(1 + \Psi_{k,m,l})$$

$$\leq \frac{2(T_k^{\text{th}} - \bar{X}_k)}{2(T_k^{\text{th}} - \bar{X}_k)\bar{X}_k + \bar{X}_k^2}$$

$$(C7) \Psi_{k,m,l} e^{-\hat{P}_{k,m,l}} \leq \mathbf{G}_{k,m,l} / (N_0 + \hat{\mathbf{I}}_{k,m,l}) \quad (13)$$

式中, ω 为惩罚因子, 博弈主体策略组合 S 若不遵守约束, 则对其进行惩罚, 从而使其相应的主体效用降低. 在后面的演化博弈模型中, 并不需要知道违反约束条件的策略组合的效用, 只需要根据相关的策略组合优劣准则进行判断.

定理 1 效用函数 U 和优化问题式(11)的目标函数可以等价转换, 即

$$\omega_0 = R_{\text{tot}}(P_0) / P_{\text{tot}}(P_0) = \max \{ R_{\text{tot}}(P) / P_{\text{tot}}(P) \mid P \in S \}$$

当且仅当

$$F(\omega_0) = F(\omega_0, P_0) = \max \{ R_{\text{tot}}(P) - \omega_0 P_{\text{tot}}(P) \mid P \in S \}$$

证明 在证明该定理之前先给出以下引理及其证明.

引理 1 $F(\omega) = \max \{ R_{\text{tot}}(P) - \omega P_{\text{tot}}(P) \mid P \in S \}$ 在 E^1 上为凸函数.

证明 令 pt 可以求得当 $\omega' \neq \omega''$ 和 $0 \leq t \leq 1$ 时 $F(t\omega' + (1-t)\omega'')$ 的最大值, 则有

$$F(t\omega' + (1-t)\omega'')$$

$$= R_{\text{tot}}(pt) - (t\omega' + (1-t)\omega'')P_{\text{tot}}(pt)$$

$$= t[R_{\text{tot}}(pt) - \omega'P_{\text{tot}}(pt)] +$$

$$(1-t)[R_{\text{tot}}(pt) - \omega''P_{\text{tot}}(pt)]$$

$$\leq t \cdot \max \{ R_{\text{tot}}(P) - \omega'P_{\text{tot}}(P) \mid P \in S \} +$$

$$(1-t) \max \{ R_{\text{tot}}(P) - \omega''P_{\text{tot}}(P) \mid P \in S \}$$

$$= tF(\omega') + (1-t)F(\omega'') \quad (14)$$

引理 2 $F(\omega) = \max \{ R_{\text{tot}}(P) - \omega P_{\text{tot}}(P) \mid P \in S \}$ 是严格单调递减函数, 即若 $\omega' < \omega''$, $\omega', \omega'' \in E^1$, 则 $F(\omega'') < F(\omega')$.

证明 令 p'' 为取得 $F(\omega'')$ 的最大值时的自变量值, 则有

$$F(\omega'') = \max \{ R_{\text{tot}}(p) - \omega''P_{\text{tot}}(p) \mid p \in S \}$$

$$= R_{\text{tot}}(p'') - \omega''P_{\text{tot}}(p'')$$

$$< R_{\text{tot}}(p'') - \omega'P_{\text{tot}}(p'')$$

$$\leq \max \{ R_{\text{tot}}(p) - \omega'P_{\text{tot}}(p) \mid p \in S \}$$

$$= F(\omega') \quad (15)$$

引理 3 令 $P^+ \in S$, 且 $\omega^+ = R_{\text{tot}}(P^+) / P_{\text{tot}}(P^+)$, 则 $F(\omega^+) \geq 0$.

证明 $F(\omega^+) = \max \{ R_{\text{tot}}(p) - \omega^+P_{\text{tot}}(p) \mid p \in S \} \geq R_{\text{tot}}(\omega^+) - \omega^+P_{\text{tot}}(p^+) = 0$. 因此 $F(\omega^+) \geq 0$.

下面证明定理 1:

(a) 令 p_0 为问题 $\max \{ R_{\text{tot}}/P_{\text{tot}} \}$ 的一个解, 则对于所有 $p \in S$, 有

$$\omega_0 = R_{\text{tot}}(p_0) / P_{\text{tot}}(p_0) \geq R_{\text{tot}}(p) / P_{\text{tot}}(p) \quad (16)$$

因此:

(1) 对于所有 $p \in S$ 有 $R_{\text{tot}}(p) - \omega_0 P_{\text{tot}}(p) \leq 0$;

(2) $R_{\text{tot}}(p_0) - \omega_0 P_{\text{tot}}(p_0) = 0$.

从(1)中可得 $F(\omega_0) = \max \{ R_{\text{tot}}(p) - \omega_0 P_{\text{tot}}(p) \mid p \in S \} = 0$; 从(2)中可知函数达到最大值, 比如 p_0 . 因此该定理证明的第一部分得证.

(b) 令 p_0 为问题 $\max \{ R_{\text{tot}} - \omega P_{\text{tot}} \}$ 的一个解, 这样 $R_{\text{tot}}(p_0) - \omega_0 P_{\text{tot}}(p_0) = 0$. 问题 $\max \{ R_{\text{tot}} - \omega P_{\text{tot}} \}$ 的定义意味着对于所有 $p \in S$ 有

$$R_{\text{tot}}(p) - \omega_0 P_{\text{tot}}(p) \leq R_{\text{tot}}(p_0) - \omega_0 P_{\text{tot}}(p_0) \quad (17)$$

因此:

(1) 对于所有 $p \in S$ 有 $R_{\text{tot}}(p) - \omega_0 P_{\text{tot}}(p) \leq 0$;

(2) $R_{\text{tot}}(p_0) - \omega_0 P_{\text{tot}}(p_0) = 0$.

从(1)可得对于所有 $p \in S$ 有 $\omega_0 \geq R_{\text{tot}}(p) / P_{\text{tot}}(p)$, 也就是说 ω_0 是问题 $\max \{ R_{\text{tot}}/P_{\text{tot}} \}$ 的最大值; 从(2)可知 $\omega_0 \geq R_{\text{tot}}(p_0) / P_{\text{tot}}(p_0)$, 也就是说 p_0 是问题 $\max \{ R_{\text{tot}}/P_{\text{tot}} \}$ 的一个解.

由定理 1 的结论, 在设计演化博弈算子时可以用效用函数替代原优化问题的目标函数. 根据凸优化理论, 引入拉格朗日乘子 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 和 λ_4 , 建立效用函数式(13)的拉格朗日函数如下:

$$L(\zeta_{k,m,l}, \hat{P}_{k,m,l}, \Psi_{k,m,l}, \omega, \lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4)$$

$$= \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^L \mathbf{H}_l \zeta_{k,m,l} \log_2(1 + \Psi_{k,m,l})$$

$$- \omega \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^L \mathbf{H}_l \zeta_{k,m,l} (\xi e^{\hat{P}_{k,m,l}} + P_c)$$

$$- \lambda_1 \left(\sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^L \mathbf{H}_l \zeta_{k,m,l} (\xi e^{\hat{P}_{k,m,l}} + P_c) - P_{\text{tot}}^{\text{max}} \right)$$

$$- \lambda_2 \left(\sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \mathbf{H}_l \zeta_{k,m,l} (\xi e^{\hat{P}_{k,m,l}} + P_c) - P_l^{\text{max}} \right)$$

$$- \lambda_3 \left(\sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^L \mathbf{H}_l \zeta_{k,m,l} \log_2(1 + \Psi_{k,m,l}) \right.$$

$$\left. - \frac{2(T_k^{\text{th}} - \bar{X}_k)}{2(T_k^{\text{th}} - \bar{X}_k)\bar{X}_k + \bar{X}_k^2} \right) - \lambda_4 \left(\Psi_{k,m,l} e^{-\hat{P}_{k,m,l}} \right.$$

$$\left. - \frac{\mathbf{G}_{k,m,l}}{N_0 + \hat{\mathbf{I}}_{k,m,l}} \right) \quad \left\{ \begin{array}{l} \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L \zeta_{k,m,l} \leq 1 \\ \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \zeta_{k,m,l} \leq \text{SU}_s^{\text{max}} \\ \hat{\mathbf{I}}_{k,m,l} \leq \mathbf{I}^{\text{th}}, \lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4 \geq 0 \end{array} \right. \quad (18)$$

如果用遍历搜索的方法寻找最优解, 可以找到理论最优解, 但是计算复杂度过高. 因此引入拉格朗日对偶方法, 拉格朗日对偶函数表示如下:

$$D(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4)$$

$$\triangleq \max_{\zeta_{k,m,l}, \hat{P}_{k,m,l}, \Psi_{k,m,l}, \omega} L(\zeta_{k,m,l}, \hat{P}_{k,m,l}, \Psi_{k,m,l}, \omega, \lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4)$$

s. t. (C1), (C2), (C5), (C7) (19)

拉格朗日对偶函数的优化问题表示如下:

$$G(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4)$$

$$\begin{aligned}
&= \min_{\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4 \geq 0} D(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4) \\
&= \min_{\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4 \geq 0} \max_{\xi_{k,m,l}, \hat{P}_{k,m,l}, \Psi_{k,m,l}, \omega} L(\xi_{k,m,l}, \hat{P}_{k,m,l}, \Psi_{k,m,l}, \omega, \lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4) \\
\text{s. t. } & (C1), (C2), (C5), (C7) \quad (20)
\end{aligned}$$

效用函数式(13)的最优解表示为 OP, 该问题的对偶问题的最优解表示为 DOP. 效用函数的最优解与对偶问题的最优解的差值定义为对偶间隙 DG, 并且 DG = OP-DOP. 对偶间隙表示原问题的最优解与对偶问题的最优解之间的差值.

各主体从自己的策略空间中随机选择一个策略构成初始策略组合 $S_{\xi_{k,m,l}, \hat{P}_{k,m,l}, \Psi_{k,m,l}}(0)$, 这是主体进行演化博弈的起点. 记博弈回合数为 t , 在第 t 回合时第 l 个主体的策略为 $S_l(t)$. 随着博弈的进行, 主体 l 需要根据新的策略组合替换旧的策略组合, 若第 t 回合的策略组合 $S(t)$ 优于主体 l 的旧策略组合, 则该策略组合将更新为 $S(t)$. 对拉格朗日函数对 $\hat{P}_{k,m,l}$ 和 $\Psi_{k,m,l}$ 求偏导, 并令结果为零, 可得 $\hat{P}_{k,m,l}$ 和 $\Psi_{k,m,l}$ 在第 $t+1$ 个博弈回合中的更新方程, 如下式表示:

$$\hat{P}_{k,m,l}(t+1) = \left[\frac{1}{2} \ln \left(\frac{\lambda_4 \Psi_{k,m,l}(t)}{(\omega + \lambda_1 + \lambda_2) \mathbf{H}_l \xi_{k,m,l} \xi} \right) \right]^+ \quad (21)$$

$$\Psi_{k,m,l}(t+1) = \left[\frac{(1 - \lambda_3) \cdot \mathcal{B} \mathbf{H}_l \xi_{k,m,l}(t) e^{P_{k,m,l}(t)}}{L \cdot \ln 2 \cdot \lambda_4} - 1 \right]^+ \quad (22)$$

在利用上式更新 $\hat{P}_{k,m,l}$ 和 $\Psi_{k,m,l}$ 后, 下面利用两个变量求子载波矩阵. 将其代入式(19), 对偶问题表示为 $D(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4) \triangleq \max_{\xi_{k,m,l}, \omega} \mathcal{A}(\xi_{k,m,l}) + \mathcal{B}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4)$ s. t. (C1), (C2), (C5), (C7) (23) 式中, $\mathcal{A}(\xi_{k,m,l})$ 和 $\mathcal{B}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4)$ 分别有如下定义:

$$\begin{aligned}
\mathcal{A}(\xi_{k,m,l}) &= \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^L \frac{B}{L} \mathbf{H}_l \xi_{k,m,l} \log_2(1 + \Psi_{k,m,l}) \\
&\quad - \lambda_3 \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^L \frac{B}{L} \mathbf{H}_l \xi_{k,m,l} \log_2(1 + \Psi_{k,m,l}) \\
&\quad - (\omega + \lambda_1) \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^L \mathbf{H}_l \xi_{k,m,l} (\xi e^{\hat{P}_{k,m,l}} + P_c) \\
&\quad - \lambda_2 \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \mathbf{H}_l \xi_{k,m,l} (\xi e^{\hat{P}_{k,m,l}} + P_c) \quad (24)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\mathcal{B}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4) &= \lambda_1 P_{\text{tot}}^{\max} + \lambda_2 P_l^{\max} + \lambda_3 \frac{2(T_k^{\text{th}} - \bar{X}_k)}{2(T_k^{\text{th}} - \bar{X}_k) \bar{X}_k + \bar{X}_k^2} \\
&\quad - \lambda_4 \left(\Psi_{k,m,l} e^{-\hat{P}_{k,m,l}} - \frac{\mathbf{G}_{k,m,l}}{N_0 + \hat{\mathbf{I}}_{k,m,l}} \right) \quad (25)
\end{aligned}$$

从 $\mathcal{A}(\xi_{k,m,l})$ 和 $\mathcal{B}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4)$ 的表达式中可以看出, $\mathcal{A}(\xi_{k,m,l})$ 依赖于 $\xi_{k,m,l}$ 的取值, 而 $\mathcal{B}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4)$ 的取值与 $\xi_{k,m,l}$ 无关. 对于给定的 $\hat{P}_{k,m,l}$ 和 $\Psi_{k,m,l}$, 找到子载波矩阵 $\xi_{k,m,l}$ 使得 $\mathcal{A}(\xi_{k,m,l})$ 取得最大值, 即

$$\xi_{k,m,l}^* = \begin{cases} 1, & \text{对于 } (k, m, l) = \arg \max_{k,m,l} \mathcal{A}(\xi_{k,m,l}) \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (26)$$

在找到 $\hat{P}_{k,m,l}$ 、 $\Psi_{k,m,l}$ 和 $\xi_{k,m,l}$ 的最优值即 $\hat{P}_{k,m,l}^*$ 、 $\Psi_{k,m,l}^*$ 和 $\xi_{k,m,l}^*$ 后, 对偶方程可表示为

$$\begin{aligned}
D(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4) &\triangleq \\
&\max_{\xi_{k,m,l}, \hat{P}_{k,m,l}, \Psi_{k,m,l}, \omega} L(\xi_{k,m,l}, \hat{P}_{k,m,l}, \Psi_{k,m,l}, \omega, \lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4) \\
\text{s. t. } & (C1), (C2), (C5), (C7) \quad (27)
\end{aligned}$$

利用凸优化中的次梯度算法, 在第 $t+1$ 个博弈回合中对偶方程的自变量 λ_1 、 λ_2 、 λ_3 和 λ_4 可由下列更新方程求得:

$$\begin{aligned}
\lambda_1(t+1) &= \\
&[\lambda_1(t) + \alpha_1(t) \left(\sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^L \mathbf{H}_l \xi_{k,m,l}^* (\xi e^{\hat{P}_{k,m,l}} + P_c) - P_c^{\max} \right)]^+ \quad (28)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\lambda_2(t+1) &= \\
&\left[\lambda_2(t) + \alpha_2(t) \left(\sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \mathbf{H}_l \xi_{k,m,l}^* (\xi e^{\hat{P}_{k,m,l}} + P_c) - P_l^{\max} \right) \right]^+ \quad (29)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\lambda_3(t+1) &= \\
&\left[\lambda_3(t) + \alpha_3(t) \left(\sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^L \frac{B}{L} \mathbf{H}_l \xi_{k,m,l}^* \log_2(1 + \Psi_{k,m,l}^*) \right. \right. \\
&\quad \left. \left. - \frac{2(T_k^{\text{th}} - \bar{X}_k)}{2(T_k^{\text{th}} - \bar{X}_k) \bar{X}_k + \bar{X}_k^2} \right) \right]^+ \quad (30)
\end{aligned}$$

$$\lambda_4(t+1) = \left[\lambda_4(t) + \alpha_4(t) \left(\Psi_{k,m,l}^* e^{-\hat{P}_{k,m,l}^*} - \frac{\mathbf{G}_{k,m,l}}{N_0 + \hat{\mathbf{I}}_{k,m,l}} \right) \right]^+ \quad (31)$$

式中, α_1 、 α_2 、 α_3 和 α_4 为步长且 $\alpha_i > 0, i \in \{1, 2, 3, 4\}$.

在博弈收敛后, 根据最优策略组合计算出的效用计算惩罚因子. 第 $t+1$ 次博弈回合中 ω 的更新方程如下:

$$\omega(t+1) = \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^L \frac{B}{L} \mathbf{H}_l \xi_{k,m,l}^* \log_2(1 + \Psi_{k,m,l}^*)}{\sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^L \mathbf{H}_l \xi_{k,m,l}^* (\xi e^{\hat{P}_{k,m,l}^*} + P_c)} \quad (32)$$

整个演化博弈过程可以表述如下: 在演化博弈开始阶段各主体从自己的策略空间中随机选择一个策略构成初始策略组合 $S_{\xi_{k,m,l}, \hat{P}_{k,m,l}, \Psi_{k,m,l}}(0)$. 在第 t 回合中策略组合 $S_{\xi_{k,m,l}, \hat{P}_{k,m,l}, \Psi_{k,m,l}}$ 中的成员 $\hat{P}_{k,m,l}$ 、 $\Psi_{k,m,l}$ 和 $\xi_{k,m,l}$ 通过式(21)、(22)和(26)来更新, 若第 t 回合的策略组合 $s(t)$ 优于主体 l 的旧策略组合, 则该策略组合将更新为 $s(t)$. 在找到使效用函数式(13)最大的策略组合 $S_{\xi_{k,m,l}, \hat{P}_{k,m,l}, \Psi_{k,m,l}}$ 后结束循环. 惩罚因子 ω 则由式(32)更新. 直到博弈达到 Nash 均衡点算法结束, 此时的策略组合 $S_{\xi_{k,m,l}, \hat{P}_{k,m,l}, \Psi_{k,m,l}}$ 认为是能效最优的资源分配方法. 算法的伪代码如算法 1 表示.

算法 1 能效最优子载波分配方法 EESA-EG

- 1 初始化 ω 和 l_{te}
- 2 重复
- 3 初始化 $\hat{\xi}_{k,m,l}(0)$ 、 $\hat{P}_{k,m,l}(0)$ 、 $\Psi_{k,m,l}(0)$ 、 λ_1 、 λ_2 、 λ_3 和 λ_4
- 4 重复
- 5 根据式(26)更新 $\hat{\xi}_{k,m,l}$
- 6 根据式(21)和(22)更新 $\hat{P}_{k,m,l}$ 和 $\Psi_{k,m,l}$
- 7 根据式(28)~(31)更新 λ_1 、 λ_2 、 λ_3 和 λ_4
- 8 利用策略组合 $S_{\hat{\xi}_{k,m,l}, \hat{P}_{k,m,l}, \Psi_{k,m,l}}$ 计算效用函数值
- 9 直到找到使效用值最大的策略组合 $S_{\hat{\xi}_{k,m,l}, \hat{P}_{k,m,l}, \Psi_{k,m,l}}$
- 10 根据式(32)更新 ω
- 11 $l_{te} \leftarrow l_{te} + 1$
- 12 直到达到 Nash 均衡点

4 实验测试

通过重复多次蒙特卡洛模拟得出的数值结果,对提出的算法 EESA-EG 以及 EESA-EDP (EESA with Equally Distributed Power) 和 UDRSA (Uniform Distributed Random Subcarrier Allocation) 三种算法一并进行性能评估. 其中 EESA-EDP 算法和 UDRSA 算法均为非基于演化博弈的资源分配方法,前者在功率分配环节使用平均分配策略,后者则均匀分布子载波. 性能评估部分本文使用模拟城市区域实验场景. 基本实验仿真参数如下:系统总带宽 $B = 240\text{kHz}$,子载波数 $L = 25$;功率放大器漏极效率的倒数 $\xi = 3.8$,电路的功率消耗 $P_c = 0.5\text{W}$,干扰权重向量 $\mathbf{V} = [8.23 \times 10^{-1}, 8.81 \times 10^{-2}]$. 系统热噪声的功率谱密度为 -174dBm/Hz ;系统总功率消耗限制 $P_{\text{tot}}^{\text{max}} = 3 \times 10^3\text{W}$,排队最大时延限制 $T_k^{\text{th}} = 1\text{s}$.

在模拟城市区域场景中,多用户频谱共享的认知无线网络由一个主基站、两个次基站和 200 个用户组成. 网络的大小为 $200\text{m} \times 20\text{m}$,所有用户均匀分布在网络的中部,即用户位于一条横向的道路上,道路两侧为楼房,基站假设在房顶上. 多用户频谱共享的认知无线网络如图 2 表示.

系统能效与惩罚因子的迭代次数的关系如图 3 所示. 图中 F3-A 表示 EESA-EG 算法的能效曲线, F3-B 表示 EESA-EDP 算法的能效曲线, F3-C 表示 UDRSA 算法的能效曲线. 在三种算法中, EESA-EG 的性能最优,其次是 EESA-EDP, UDRSA 较差. 本文给出的 EESA-EG 算法在收敛速度不减慢很多的情况下具有最好的性能. 图 4 表示了系统能效与网络中次用户数的关系,图中 F4-A 表示 EESA-EG 算法的能效曲线, F4-B 表示 EESA-EDP 算法的能效曲线, F4-C 表示 UDRSA 算法的能效曲线. 随着网络中的次用户数的增加, EESA-EDP 和 UDRSA 算法均呈现下降趋势,而本文给出的 EESA-EG 算法

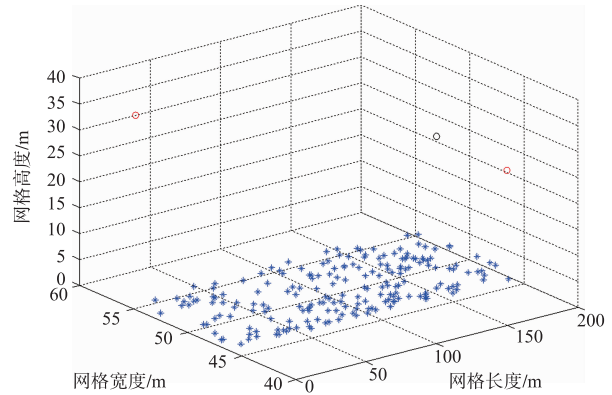


图2 城市场景中多用户频谱共享的认知无线网络模型

并没有因网络中次用户数增加受过多影响.

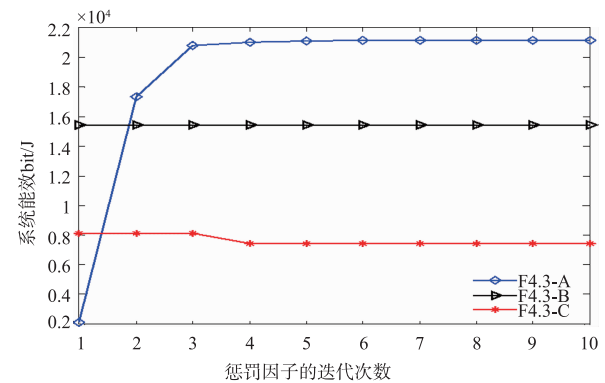


图3 城市场景中能效与惩罚因子的迭代次数的关系

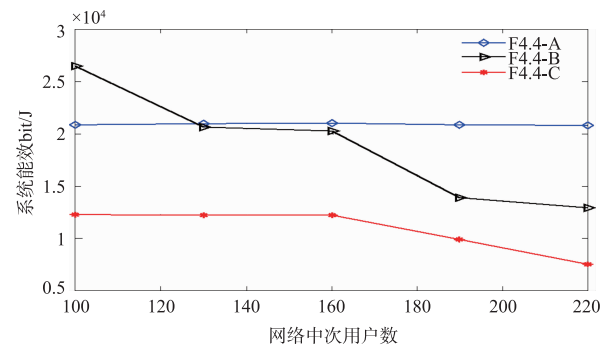


图4 城市场景中能效与网络中次用户数的关系

图 5 表示了随着惩罚因子的迭代次数的增加,系统总功率消耗情况. F5-A 曲线表示 EESA-EG 算法总功率消耗曲线; F5-B 曲线表示 EESA-EDP 算法总功率消耗曲线; F5-C 曲线表示 UDRSA 算法总功率消耗曲线. 图 6 表示了随着惩罚因子的迭代次数的增加,系统总功率消耗情况. F6-A 曲线表示 EESA-EG 算法总功率消耗曲线; F6-B 曲线表示 EESA-EDP 算法总功率消耗曲线; F6-C 曲线表示 UDRSA 算法总功率消耗曲线. 三种算法收敛后消耗的总功率相比, EESA-EG 最多, EESA-EDP 最少,但均未超过系统总功率限约束.

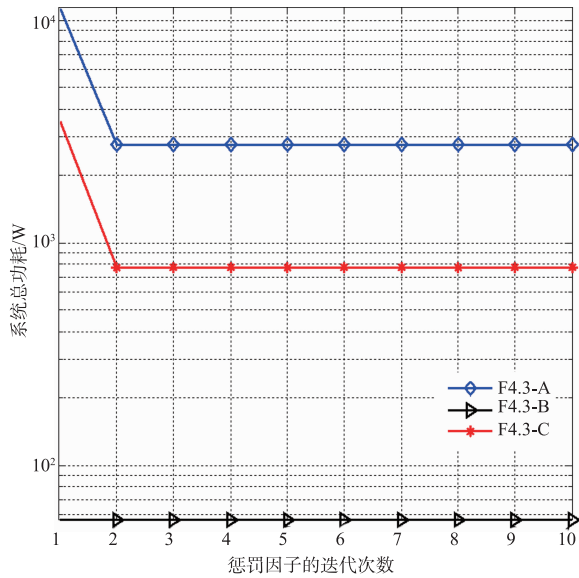


图5 系统总功率消耗与惩罚因子迭代次数的关系

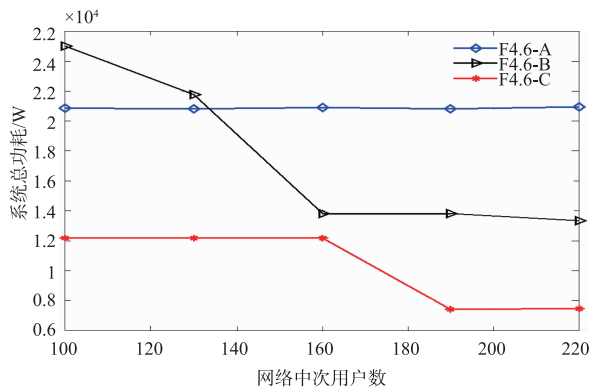


图6 系统总功率消耗与网络中次用户数的关系

5 结束语

本文创新地引入信道状态矩阵以显示当前子载波的质量,以能效为目标函数,建立一个多约束条件下的分式规划问题.其次设计演化博弈算子,为每个次用户建立效用函数,当每个次用户的效用函数达到最优时,系统整体达到最优.最后是演化博弈的过程设计.在演化博弈开始阶段各主体从自己的策略空间中随机选择一个策略构成初始策略组合.通过与 EESA-EDP 和 UDRSA 算法的对比,本文给出的 EESA-EG 算法的能效最优,且给出了最为合理的子载波分配方案.

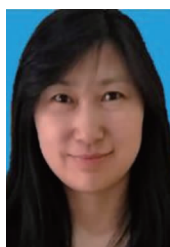
参考文献

- [1] Zhao Q, Sadler B. A survey of dynamic spectrum access [J]. IEEE, Signal Processing Magazine, 2007, 24 (3) : 79 - 89.
- [2] Zhang D G, Li G. An energy-balanced routing method

- based on forward-aware factor for wireless sensor network [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2014, 10 (1) : 766 - 773.
- [3] Farhang B. B. OFDM versus filter bank multicarrier [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2011, 28 (3) : 92 - 112.
- [4] Medjahdi Y, Terre M. Performance analysis in the downlink of asynchronous OFDM/FBMC based multi-cellular networks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2011, 10 (8) : 2630 - 2639.
- [5] Jiang C. Joint spectrum sensing and access evolutionary game in cognitive radionetworks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12 (5) : 2470 - 2483.
- [6] Zhang D G, Liu S, Zhang T. Novel unequal clustering routing protocol considering energy balancing based on network partition & distance for mobile education [J]. Journal of Network and Computer Applications, 2017, 88 (15) : 1 - 9.
- [7] Zhang D G. A novel approach to mapped correlation of ID for RFID Anti-collision [J]. IEEE Transactions on Services Computing, 2014, 7 (4) : 741 - 748.
- [8] Zheng K, Zhao D X. Novel quick start (QS) method for optimization of TCP [J]. Wireless Networks, 2016, 22 (1) : 211 - 222.
- [9] Niu H L, Liu S. Novel PEECR-based clustering routing approach [J]. Soft Computing, 2017, 21 (24) : 7313 - 7323.
- [10] Gao J X, Liu X H. Novel approach of distributed & adaptive trust metrics for MANET [J]. Wireless Networks, 2019, 25 (6) : 3587 - 3603.
- [11] Zhou S. A low duty cycle efficient MAC protocol based on self-adaption and predictive strategy [J]. Mobile Networks and Applications, 2018, 23 (4) : 828 - 839.
- [12] Zhang T, Liu X H. Novel self-adaptive routing service algorithm for application of VANET. [J]. Applied Intelligence, 2019, 49 (5) : 1866 - 1879.
- [13] Liu S. Dynamic analysis for the average shortest path length of mobile Ad Hoc networks under random failure scenarios [J]. IEEE Access, 2019, 7 : 21343 - 21358.
- [14] Zhang T. A kind of novel method of power allocation with limited cross-tier interference for CRN [J]. IEEE Access, 2019, 7 (1) : 1 - 12.
- [15] 张德干. 基于局域世界的 WSN 拓扑加权演化模型 [J]. 电子学报, 2012, 40 (5) : 1000 - 1004.
ZHANG De-gan. Local-world weighted topology evolving model for wireless sensor networks [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40 (5) : 1000 - 1004. (in Chinese)
- [16] 张德干. 一种基于前向感知因子的 WSN 能量均衡路由方法 [J]. 电子学报, 2014, 42 (1) : 113 - 118.
ZHANG De-gan. A kind of routing protocol based on forward-aware factor for energy balance [J]. Acta Electronica

- Sinica, 2014, 42(1):113 – 118. (in Chinese)
- [17] 张德干. 一种基于 Q-Learning 策略的自适应车联网路由新算法[J]. 电子学报, 2018, 46(10):2325 – 2332.
ZHANG De-gan. A kind of new routing algorithm with adaptivity for mobile IoT based on Q-Learning[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(10):2325 – 2332. (in Chinese)
- [18] Liu S, Liu X H. Novel dynamic source routing protocol (DSR) based on genetic algorithm-bacterial foraging optimization (GA-BFO)[J]. International Journal of Communication Systems, 2018, 31(18):1 – 20.
- [19] Zhang T, Dong Y. Novel optimized link state routing protocol based on quantum genetic strategy for mobile learning[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2018, 2018(122):37 – 49.
- [20] Zhang D G, Ge H, Zhang T. New multi-hop clustering algorithm for vehicular Ad Hoc networks[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 20(4):1517 – 1530.
- [21] Zhang T, Zhang J. A kind of effective data aggregating method based on compressive sensing for wireless sensor network[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2018, 2018(159):1 – 15.

作者简介



张婷 女, 1972 年, 天津理工大学计算机科学与工程学院在读博士生, 研究方向为网络通信、物联网、无线传感器网络等。
E-mail: 873432318@qq.com



张德干 男, 1970 年, 天津理工大学计算机科学与工程学院教授/博士, 博导, 研究方向为物联网、无线传感器网络等。
E-mail: gandegande@qq.com



赵彭真 男, 1996 年, 天津理工大学计算机科学与工程学院在读硕士生, 研究方向为网络通信、物联网、无线传感器网络等。 E-mail: 1140207721@qq.com



龚倡乐 男, 1995 年, 天津理工大学计算机科学与工程学院在读硕士生, 研究方向为物联网、无线传感器网络等。
E-mail: 1289854673@qq.com



周舫 男, 1993 年, 天津理工大学计算机科学与工程学院硕士生, 研究方向为物联网、网络通信等。
E-mail: 1134983090@qq.com