控制与决策
Control and Decision

保证公平的最大化OFDMA系统容量策略

孙明， 曹伟， 李大辉， 马志晟

引用本文:
孙明, 曹伟, 李大辉, 等. 保证公平的最大化OFDMA系统容量策略[J]. 控制与决策, 2020, 35(5): 1175−1182.

在线阅读 View online: https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1221

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于TODIM的直觉模糊双边公平满意匹配方法

Method for intuitionistic fuzzy two−sided fair and satisfied matching based on TODIM

控制与决策. 2019, 34(6): 1338−1344 https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.1596

改进人工蜂群算法求解分布式柔性作业车间调度问题

Improved artificial bee colony algorithm for distributed and flexible job−shop scheduling problem

控制与决策. 2019, 34(12): 2527−2536 https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0336

加权中心人工蜂群算法

Artificial bee algorithm with weighted center

控制与决策. 2019, 34(10): 2115−2124 https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0139

多目标跟踪中基于信息熵测度的传感器控制方法

Sensor control method based on information entropy measure for multi−target tracking

控制与决策. 2018, 33(2): 337−344 https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.1424

相对公平关切下考虑产品设计的再制造合作模式与供应链协调

Decisions of remanufacturing cooperation mode and coordination in supply chain considering relative fairness concern and product design

控制与决策. 2018, 33(12): 2234−2242 https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.1084

基于改进蜂群算法的K−means算法

K−means algorithm based on improved artificial bee colony algorithm

控制与决策. 2018, 33(1): 181−185 https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.1252

基于鲁棒多目标优化的智能体群组协同任务规划

Cooperative task scheduling method for agent group using robust multi−objective optimization approach

控制与决策. 2016, 31(11): 2045−2052 https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2015.1573

混合分散搜索算法求解带容量约束车辆路径问题

Hybrid scatter search algorithm for capacitated vehicle routing problem

控制与决策. 2015, 30(11): 1937−1944 https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2014.1738

文章编号: 1001-0920(2020)05-1175-08 DOI: 10.13195/j.kzyjc.2018.1221

保证公平的最大化OFDMA系统容量策略

孙 明†, 曹 伟, 李大辉, 马志晟

(齐齐哈尔大学 计算机与控制工程学院，黑龙江 齐齐哈尔 161006)

摘 要: 针对正交频分多址系统中容量与公平之间的矛盾,提出在子载波分配中兼顾公平、在功率分配中保证公平度门限的最大化系统容量策略. 该策略首先将现有子载波方法与匈牙利算法结合,在优先最大化系统容量的基础上兼顾公平;然后利用基于公平度门限的人工蜂群功率分配算法,在优先保证公平度门限的基础上最大化系统容量. 实验结果表明:该策略的子载波分配方法能够最大化系统容量并兼顾用户的公平,可实现系统容量和用户公平度的同时提升;该策略的人工蜂群功率分配方法具有较好的稳健性和全局寻优能力,即使在用户数较大时也能够实现所要求的公平度门限并最大化系统容量. 研究结果验证了所提出策略的有效性.

关键词: 资源分配；匈牙利算法；人工蜂群；容量；公平

中图分类号: TP273 **文献标志码:** A

Strategy of maximizing capacity of OFDMA system for ensuring fairness

SUN Ming†, CAO Wei, LI Da-hui, MA Zhi-sheng

(College of Computer and Control Engineering，Qiqihar University，Qiqihar 161006，China)

Abstract: In order to solve the contradiction between capacity and fairness in orthogonal frequency division multiple access (OFDMA) systems, this paper proposes a strategy of maximizing the system capacity by considering fairness during the subcarrier allocation and ensuring fairness threshold during the power allocation. The proposed strategy firstly combines the current subcarrier method with Hungarian algorithm to preferentially maximize the system capacity and then take into account fairness among users. After that, a fairness threshold based artificial bee colony algorithm for power allocation is applied to preferentially ensure fairness threshold and then maximize the system capacity. The experimental results show that the subcarrier allocation method of the proposed strategy can not only maximize the system capacity and consider fairness among users, but also improve both the system capacity and fairness among users at the same time, and that the artificial bee colony power allocation method of the proposed strategy has better robustness and global optimization ability, and can achieve the required fairness threshold and maximize the system capacity even when the number of users is larger. The study results verity the effectiveness of the proposed strategy.

Keywords: resource allocation；Hungarian algorithm；artificial bee colony；capacity；fairness

0 引 言

正交频分复用(orthogonal frequency division multiple, OFDM)将系统的带宽划分成多个相互正交的子载波,有效地提高了频谱资源的利用率和数据的传输速率[1]. 通过正交频分多址(orthogonal frequency division multiple access, OFDMA)技术,在下行链路中基站可根据信道信息为多用户进行子载波和功率分配,从而提高OFDMA系统的容量,因而备受研究者的广泛关注[2-17].

速率自适应(rate adaptive, RA)准则[13]是在OFDMA系统总发射功率的约束下,对系统中的子载波和功率资源进行分配,以实现最大化系统速率. 目前,较多的基于RA准则的研究[8, 10-16]并非单纯地以最大化系统速率为目标,而是更加倾向于在兼顾速率比例公平的同时提高系统的容量. 对子载波和功率进行分配尽管有利于保证最优,但已证实为NP难问题,往往需要耗费巨大的计算资源[16]. 为了避免计算资源的浪费,文献[8, 10-16]转而寻求问题的次优解,即分别对子载波和功率进行分配. Wong等[12]对速率比例的约束条件进行了松弛,先按照用户子载波比例分配一部分子载波,然后再分配剩余的子载波,有效地提高了系统的容量;文献[10, 13]以Wong的子载波

收稿日期: 2018-09-08；**修回日期:** 2018-12-04.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61872204, 61672304, 71803095)；黑龙江省自然科学基金项目(F2015025).

责任编委: 魏秀琨.

†通讯作者. E-mail: snogisunming@163.com.

分配为基础,分别提出了基于人工鱼群和人工蜂群的功率分配方法,提高了系统中用户的公平度水平. 相比于文献[10]的人工鱼群算法,文献[13]的人工蜂群算法能够获得更大的系统容量和更高的公平度,但其公平度随着用户数的增加而递减,这说明仍有可能达不到用户要求的公平度. 受Wong子载波分配方法的启发,文献[8]提出了一种基于公平度门限实现公平度和系统容量折中的子载波分配方法,在子载波分配达不到公平度门限时再利用基于粒子群算法的功率分配达到所要求的公平度;文献[14]采用了与文献[8]相同的子载波分配方法,但在子载波分配达不到公平度门限时,利用基于外点惩罚函数的人工蜂群算法对功率进行分配. 与Wong的子载波分配方法相比,文献[8, 14]在子载波分配过程中能够利用公平度门限调整系统容量,但是,所采用的折中策略只能通过降低公平度门限来提高系统容量,因此,其子载波分配方法无法实现公平度和容量的同时提升. 文献[15-16]以用户所需的子载波数为约束,利用神经网络和注水算法对子载波和功率进行分配,能够在兼顾用户速率公平的同时最大化系统容量,但对于不同的仿真实例,需要对神经网络的参数进行调节才能得到最优的结果. 另外,无线智能终端的普及使得用户数量越来越大、子载波资源越来越紧缺,因而需要算法在用户数相对较大时也能够有效地对资源进行分配. 但以上方法[8, 10-16]在仿真中设置的用户数均小于等于16,在用户数相对较大时是否有效需要进一步验证.

结合上述研究,针对正交频分多址系统中容量和公平此消彼长的矛盾,本文提出在子载波分配中兼顾公平、在功率分配中保证公平度门限的最大化系统容量策略:在子载波分配上,该策略将Wong方法与匈牙利(Hungarian)算法相结合,在优先最大化系统容量的基础上兼顾用户公平;在功率分配上,该策略利用基于公平度门限的人工蜂群算法,在优先保证用户公平度门限的基础上最大化系统容量. 最后通过仿真实验验证所提出方法的有效性.

1 系统模型

假设某OFDMA系统中有N个子载波、K个用户,每个子载波只能分配给1个用户,所有子载波的发射功率总和为P_T,并假设用户的信道状态信息对基站而言是已知的,则带有用户速率比例公平的约束优化问题可表示如下:

$$\max_{p_{k,n},c_{k,n}} \sum_{k=1}^{K}\sum_{n=1}^{N}\frac{B}{N}c_{k,n}\log_2\Big(1+\frac{p_{k,n}|h_{k,n}|^2}{N_0B/N}\Big). \quad (1)$$

$$\text{s.t.}\ \sum_{k=1}^{K}c_{k,n}=1,\ c_{k,n}\in\{0,1\},\ \forall k,n; \quad (2)$$

$$\sum_{k=1}^{K}\sum_{n=1}^{N}c_{k,n}p_{k,n}\leqslant P_T,\ p_{k,n}\geqslant 0,\ \forall k,n; \quad (3)$$

$$R_1:R_2:\ldots:R_k:\ldots:R_K=$$
$$\lambda_1:\lambda_2:\ldots:\lambda_k:\ldots:\lambda_K. \quad (4)$$

其中:式(1)表示找到符合约束项(2)~(4)的$c_{k,n}$、$p_{k,n}$,以使系统容量最大化,B为信道的带宽;N_0为加性高斯白噪声的功率谱密度,$h_{k,n}$为用户k在子载波n上的信道增益. 式(2)表示子载波n只能分配给一个用户;$c_{k,n}$表示子载波n是否分配给用户k,若子载波n分配给用户k,则$c_{k,n}=1$,否则$c_{k,n}=0$. 式(3)表示每个子载波的发射功率需大于等于0且所有子载波的发射功率总和不能超过P_T,$p_{k,n}$为用户k在子载波n上的发射功率. 式(4)表示用户间需要满足的速率比例关系,R_k为用户k的速率,其表达式为

$$R_k=\sum_{n=1}^{N}\frac{B}{N}c_{k,n}\log_2\Big(1+\frac{p_{k,n}|h_{k,n}|^2}{N_0B/N}\Big). \quad (5)$$

用户公平度可用以下公平度函数[8]来度量:

$$\text{Fairness}=\Big(\sum_{k=1}^{K}\frac{R_k}{\lambda_k}\Big)^2\Big/K\sum_{k=1}^{K}\Big(\frac{R_k}{\lambda_k}\Big)^2. \quad (6)$$

公平度函数Fairness的取值范围为(0, 1]. 用户间的公平性越好,该公平度函数的取值就越大. 当用户间的速率满足式(4)时,公平度函数取值为1.

2 Wong-Hungarian(W-H)子载波分配方法

2.1 子载波分配模型

文献[4]证明了信噪比较大时等功率分配的系统容量与注水功率分配的系统容量几乎一致. 由此,本文假定在子载波分配中所有子载波的发射功率均为单位功率,此时带有用户速率比例公平的约束优化问题可简化为

$$\max_{c_{k,n}} \sum_{k=1}^{K}\sum_{n=1}^{N}\frac{B}{N}c_{k,n}\log_2\Big(1+\frac{|h_{k,n}|^2}{N_0B/N}\Big). \quad (7)$$

$$\text{s.t.}\ \sum_{k=1}^{K}c_{k,n}=1, c_{k,n}\in\{0,1\},\ \forall k,n; \quad (8)$$

$$R_1:R_2:\ldots:R_k:\ldots:R_K=$$
$$\lambda_1:\lambda_2:\ldots:\lambda_k:\ldots:\lambda_K. \quad (9)$$

式(7)~(9)中各符号的意义与式(1)、(2)、(4)相同.

为了提升系统的容量,Wong方法将式(9)所示的用户间的速率比例松弛为用户间的子载波比例,如下所示[12]:

$$N_1 : N_2 : \ldots : N_k : \ldots : N_K \approx$$
$$\lambda_1 : \lambda_2 : \ldots : \lambda_k : \ldots : \lambda_K, \tag{10}$$

其中N_k表示用户k所获得的子载波数. 由此,系统中的子载波数N被分为了N_λ和$N_{\rm rest}$两部分,即$N = N_\lambda + N_{\rm rest}$,其中$N_\lambda$和$N_{\rm rest}$表示如下:

$$N_\lambda = \sum_{k=1}^{K} N_k = \sum_{k=1}^{K} \left\lfloor \frac{N\lambda_k}{\sum_{k=1}^{K}\lambda_k} \right\rfloor, \tag{11}$$

$$N_{\rm rest} = N - N_\lambda. \tag{12}$$

Wong方法首先对N_λ个子载波采用用户速率比例的方式进行分配,然后对剩下的$N_{\rm rest}$个子载波采用最大化系统容量的贪婪方法进行分配.

2.2 W-H子载波分配方法及步骤

文献[5]采用了Hungarian算法对子载波进行分配,最大化系统的容量,但没有考虑用户间的公平性,无法满足用户对公平性的要求. 为了利用Hungarian算法保证用户的公平性,文献[11]对剩余的$N-K$个子载波采用了对每个子载波都运行一次Hungarian算法的子载波分配策略,但当剩余的子载波数量较多时,Hungarian算法的多次运行无疑将导致计算量的急剧增加.

为了在兼顾用户速率比例公平的同时最大化系统的容量,并为了最大程度地降低Hungarian算法对计算量的影响,本文提出W-H子载波分配方法,即首先对N_λ个子载波采用用户速率比例的方式进行分配,然后对剩下的$N_{\rm rest}$个子载波采用Hungarian算法进行分配. 该W-H子载波分配方法的详细步骤如下.

step 1: 对于$k \in \{1,2,\ldots,K\}$、$n \in \{1,2,\ldots,N\}$,令$c_{k,n}=0, R_k=0, p_{k,n}=1, \Omega=\{1,2,\ldots,N\}$.

step 2: 令$k=1$,并执行以下步骤:

step 2.1: 找到满足$n = \arg\max\limits_{n\in\Omega}(|h_{k,n}|^2)$的子载波$n$;

step 2.2: $c_{k,n}=1, N_k=N_k-1, \Omega=\Omega-\{n\}$;

step 2.3: $R_k = R_k + \dfrac{B}{N}\log_2\left(1+\dfrac{|h_{k,n}|^2}{N_0B/N}\right)$;

step 2.4: $k=k+1$;

step 2.5: 若$k \leqslant K$,则返回到step 2.1,否则进入step 3.

step 3: 令$\Phi=\{1,2,\ldots,K\}$,如果$|\Omega| > N_{\rm rest}$,则循环执行以下步骤:

step 3.1: $k = \arg\min\limits_{k\in\Phi}\dfrac{R_k}{\lambda_k}, n = \arg\max\limits_{n\in\Omega}|h_{k,n}|^2$;

step 3.2: 如果$N_k>0$,则令$c_{k,n}=1$、$N_k=N_k-1$、$\Omega=\Omega-\{n\}$、$R_k = R_k + \dfrac{B}{N}\log_2\left(1+\dfrac{|h_{k,n}|^2}{N_0B/N}\right)$,否则令$\Phi=\Phi-\{k\}$.

step 4: 当$|\Omega| = N_{\rm rest}$时,利用Hungarian算法将剩余的$N_{\rm rest}$个子载波在K个用户间进行分配:

step 4.1: 由于$N_{\rm rest} < K$[10]且Hungarian算法的输入为方阵,需要扩展$K-N_{\rm rest}$个虚拟子载波以形成大小为$K\times K$的信道增益方阵$\boldsymbol{M}$;

step 4.2: 对信道增益方阵$\boldsymbol{M}$进行修改:找到方阵$\boldsymbol{M}$的最大值$M_{\max}$,用$M_{\max}$减去$\boldsymbol{M}$中的每一个元素,形成新的方阵$\boldsymbol{M}$;

step 4.3: 将新方阵$\boldsymbol{M}$输入到Hungarian算法中,得到剩余的$N_{\rm rest}$个子载波在K个用户上的分配方案.

当$N_{\rm rest} \neq 0$时,由于Hungarian算法能够为分配问题找到一个全局最优的分配方案[5],本文提出的W-H子载波分配方法能够从全局上对剩下的$N_{\rm rest}$个子载波进行最优分配,从而能够更加有效地提高系统的容量.

3 基于人工蜂群的功率分配

3.1 功率分配模型

子载波分配完成后,$c_{k,n}$随即确定,此时带有用户速率比例公平的约束优化问题可表示为

$$\max_{p_{k,n}} \sum_{k=1}^{K}\sum_{n=1}^{N} \frac{B}{N} c_{k,n}\log_2\left(1+\frac{p_{k,n}|h_{k,n}|^2}{N_0B/N}\right). \tag{13}$$

$$\text{s.t. } \sum_{k=1}^{K}\sum_{n=1}^{N} p_{k,n} \leqslant P_T,\ p_{k,n} \geqslant 0,\ \forall k,n; \tag{14}$$

$$R_1 : R_2 : \ldots : R_K = \lambda_1 : \lambda_2 : \ldots : \lambda_K. \tag{15}$$

式(13)~(15)中各符号的意义与式(1)、(3)、(4)相同.

由于人工蜂群算法具有可调参数少、全局寻优能力强等优点[17-18],本文运用人工蜂群算法对式(13)所示的复杂优化问题进行求解. 为了降低计算复杂度,本文将功率向量$\boldsymbol{p}=(p_1,p_2,\ldots,p_K)$定义为蜜源变量,并令$p_{k,n}=p_k/\mathcal{N}_k (n\in\{1,2,\ldots,N\})$,其中$\mathcal{N}_k$为分配给用户$k$的子载波数. 为了提升系统的容量,本文令公平度松弛为$\varepsilon<1$,并将约束项(15)修改为Fairness $\geqslant \varepsilon$. 其中:ε为公平度门限,Fairness为公平度函数. 综上所述,功率分配约束优化问题可表示为

$$\max_{p_k} \sum_{k=1}^{K}\sum_{n\in\Omega_k} \frac{B}{N}\log_2\left(1+\frac{p_k}{\mathcal{N}_k}\frac{|h_{k,n}|^2}{N_0B/N}\right). \tag{16}$$

$$\text{s.t. } g_1(\boldsymbol{p}) = P_T - \sum_{k=1}^{K} p_k \geqslant 0,\ p_k \geqslant 0,\ \forall k; \tag{17}$$

$$g_2(\boldsymbol{p}) = \text{Fairness} - \varepsilon \geqslant 0. \tag{18}$$

其中: Ω_k 为用户 k 的子载波集合, $|\Omega_k| = \mathcal{N}_k$.

3.2 适应度函数

对于式(16)所示的非线性约束优化问题,本文采用Deb规则[19]对可行域内、外的蜜源进行比较和选择,以使蜜源从非可行域收敛到可行域,由此采用如下公式作为人工蜂群算法的适应度函数:

$$\text{Fit}(\boldsymbol{p}) = \begin{cases} 1/(1+F(\boldsymbol{p})),\ F(\boldsymbol{p}) \geqslant 0; \\ 1+|F(\boldsymbol{p})|,\ F(\boldsymbol{p}) < 0. \end{cases} \tag{19}$$

$$F(\boldsymbol{p}) = \begin{cases} f(\boldsymbol{p}),\ g_j(\boldsymbol{p}) \geqslant 0,\ j \in \{1,2\}; \\ f_0 + \sum\limits_{j=1}^{2} h(g_j(\boldsymbol{p})),\ \text{otherwise}. \end{cases} \tag{20}$$

$$f(\boldsymbol{p}) = -\sum_{k=1}^{K}\sum_{n\in\Omega_k} \frac{B}{N}\log_2\Big(1+\frac{p_k}{\mathcal{N}_k}\frac{|h_{k,n}|^2}{N_0 B/N}\Big). \tag{21}$$

$$h(x) = \begin{cases} 0,\ x \geqslant 0; \\ -x,\ x < 0. \end{cases} \tag{22}$$

式(20)为目标函数,其中 f_0 为一正数. 由式(20)~(22)可知:若蜜源 $\boldsymbol{p}_i$ 位于可行域内, $F(\boldsymbol{p}_i)$ 小于0,且蜜源 $\boldsymbol{p}_j$ 位于可行域外, $F(\boldsymbol{p}_j)$ 大于0,则由式(19)可得 $\text{Fit}(\boldsymbol{p}_i)$ 大于 $\text{Fit}(\boldsymbol{p}_j)$,即可行域内蜜源的适应度要好于可行域外蜜源的适应度;若蜜源 $\boldsymbol{p}_i$、$\boldsymbol{p}_j$ 均位于可行域内且 $F(\boldsymbol{p}_i) < F(\boldsymbol{p}_j) < 0$,则由式(19)可得 $\text{Fit}(\boldsymbol{p}_i)$ 大于 $\text{Fit}(\boldsymbol{p}_j)$,即可行域内蜜源目标函数值较小的适应度要好于可行域内蜜源目标函数值较大的适应度;若蜜源 $\boldsymbol{p}_i$、$\boldsymbol{p}_j$ 均位于可行域外且 $F(\boldsymbol{p}_i) > F(\boldsymbol{p}_j) > 0$,则由式(19)可得 $\text{Fit}(\boldsymbol{p}_i)$ 小于 $\text{Fit}(\boldsymbol{p}_j)$,即可行域外蜜源违反约束程度较小的适应度要好于违反约束程度较大的适应度. 通过上述分析可见,本文采用的适应度函数(19)~(22)能够使人工蜂群算法的蜜源从非可行域收敛到可行域.

3.3 蜜源被选择的概率

本文采用下式作为蜜源被跟随(onlooker)蜂选择的概率,表示为

$$P(\boldsymbol{p}_i) = \begin{cases} \dfrac{1}{2}\Big(1+\dfrac{\text{Fit}(\boldsymbol{p}_i)}{\sum\limits_{j=1}^{S}\text{Fit}(\boldsymbol{p}_j)}\Big),\ g_m(\boldsymbol{p}_i) \geqslant 0; \\ \dfrac{1}{2}\Big(1-\dfrac{H(\boldsymbol{p}_i)}{\sum\limits_{j=1}^{S}H(\boldsymbol{p}_j)}\Big),\ \text{otherwise}. \end{cases} \tag{23}$$

其中: $m \in \{1,2\}$,且有

$$H(\boldsymbol{p}_i) = \sum_{m=1}^{2} h(g_m(\boldsymbol{p}_i)), \tag{24}$$

函数 $\text{Fit}(\cdot)$ 及 $h(\cdot)$ 的定义见式(19)和(22), S 为人工蜂群的蜜源数, $\boldsymbol{p}_i$ 为第 i 个蜜源, $H(\boldsymbol{p}_i)$ 为蜜源的违反约束程度. 式(23)表示:当蜜源满足约束即位于可行域内时,其被跟随蜂选择的概率将高于0.5,并且可行域内蜜源的适应度越大,其被跟随蜂选择的概率也将越大;当蜜源不能满足约束即位于可行域外时,其被跟随蜂选择的概率将低于0.5,并且可行域外蜜源的违反约束程度越大,其被跟随蜂选择的概率也将越小. 因此,本文采用的式(23)不仅能够使人工蜂群算法的蜜源从非可行域收敛到可行域,而且有利于人工蜂群算法的蜜源收敛到局部最优解.

3.4 人工蜂群的功率分配步骤

本文采用的人工蜂群邻域搜索方式[17]如下:

$$\boldsymbol{p}'_{ij} = \begin{cases} \boldsymbol{p}_{ij} + \varphi_{ij}(\boldsymbol{p}_{ij} - \boldsymbol{p}_{sj}),\ r_j < \delta; \\ \boldsymbol{p}_{ij},\ \text{otherwise}. \end{cases} \tag{25}$$

$$\boldsymbol{p}'_{ij} = \boldsymbol{p}_{ik} + \varphi_{ik}(\boldsymbol{p}_{ik} - \boldsymbol{p}_{sk}). \tag{26}$$

对于所有的蜜源变量 $\boldsymbol{p}_i$ 以及其任意元素 $\boldsymbol{p}_{ij}(i \in \{1,2,\ldots,S\}$、$j \in \{1,2,\ldots,K\})$,若该蜜源变量的所有 $j(j \in \{1,2,\ldots,K\})$ 均没有产生 $\boldsymbol{p}'_{ij}$,则随机产生 $k \in \{1,2,\ldots,K\}$,并执行式(26)来保证人工蜂群的邻域搜索.

在式(25)和(26)中, $s \in \{1,2,\ldots,S\}$ 为产生的不同于 i 的随机值, φ_{ij}、φ_{ik} 为产生的位于 $[-1,1]$ 之间的随机数, r_j 为产生的位于 $[0,1]$ 之间的随机数, $\delta \in [0,1]$ 为设定的蜜源修改率.

所提出的人工蜂群功率分配的详细步骤如下.

step 1: 将功率向量设为蜜源变量,并初始化以下参数:蜜源变量的上下限、蜜源维数 K、蜜源个数 S、正常数 f_0、蜜源修改率 δ、侦察蜂转化周期 ρ、蜜源的开采次数限定值 L、每个蜜源被连续开采而没有改善的次数 F_i、最大进化代数MaxCycle、当前的进化代数Cycle、公平度门限 ε.

step 2: 随机产生 S 个蜜源,根据式(6)、(9)、(24)计算出每个蜜源的约束违反程度 $H(\boldsymbol{p}_i)$、适应度值 $\text{Fit}(\boldsymbol{p}_i)$、公平度Fairness,并找出适应度值最大的蜜源.

step 3: 雇佣蜂阶段:雇佣蜂运用式(25)、(26)对现有的蜜源 $\boldsymbol{p}_i$ 进行邻域搜索,产生新的蜜源 $\boldsymbol{p}'_i$,并计算出新蜜源的约束违反程度 $H(\boldsymbol{p}'_i)$、适应度值 $\text{Fit}(\boldsymbol{p}'_i)$、

公平度Fairness′. 若Fit($\boldsymbol{p}_i'$) > Fit($\boldsymbol{p}_i$),则用新蜜源的$\boldsymbol{p}_i'$、$H(\boldsymbol{p}_i')$、Fit($\boldsymbol{p}_i'$)、Fairness′更新原蜜源的相应值,并令$F_i = 0$;否则,丢弃新蜜源,保持原蜜源的相应值不变,并令$F_i = F_i + 1$.

step 4: 运用式(23)产生每个蜜源被选择的概率.

step 5: 跟随蜂阶段:跟随蜂根据蜜源被选择的概率,以轮盘赌的方式选择相应的蜜源,然后运用与step 3相似的方式对蜜源和F_i进行更新.

step 6: 侦察蜂阶段:若当前进化代数达到所设置的侦察蜂转化周期ρ,则查找蜜源被连续开采而没有改善的次数的最大值,并判断此最大值是否超过限定值. 如果超过限定值,则丢弃相对应的蜜源,同时将雇佣蜂转化为侦察蜂,产生新的蜜源,并计算出新蜜源的约束违反程度、适应度值、公平度,并初始化该蜜源的F_i.

step 7: 更新最优蜜源:找出当前蜜源适应度的最大值,若大于先前记录的适应度最大值,则更新最优蜜源.

step 8: 判断当前进化代数Cycle是否等于最大进化代数MaxCycle,若等于则停止;否则令Cycle = Cycle + 1,并转入step 3.

4　仿真分析

在仿真实验中采用瑞利衰落信道,信道带宽B为1 MHz,噪声的功率谱密度N_0为−80 dBW/Hz,子载波数N为64,总发射功率P_T为1W. 仿真中,用户数K在4 ～ 28之间变化. 为了更好地反映各种算法的性能,本文均为每个不同的用户数K产生了200个不同的仿真实例,并通过200个仿真结果的平均值比较各种算法的性能.

4.1　子载波分配仿真分析

在子载波分配仿真中,本文将提出的W-H子载波分配方法与Shen[7]、Wong[12]、公平度门限[8]等子载波分配方法进行比较,并对单位功率采用注水分配以比较各种子载波分配方法对系统容量和公平度的影响.

在$R_1 : R_2 : \ldots : R_K = 1 : 1 : \ldots : 1$时,各种子载波分配方法对不同用户数$K$下的200个不同仿真实例进行仿真,所得的系统容量平均值和公平度平均值仿真结果如图1和图2所示.

由图1可见,随着用户数的增加,所提出的W-H子载波分配方法在系统容量上有着越来越优于Wong方法和Shen方法的趋势. 一方面是由于W-H子载波分配方法能够利用Hungarian算法从全局上对剩余子载波数进行最优分配;另一方面是由于剩余子载波数N_{rest}随着用户数的增加有上升的趋势,使得Hungarian算法的优势更加明显. 由图1不难发现,当N_{rest}较大时,W-H子载波分配算法对容量的提高程度一般较大;当N_{rest}较小时,W-H子载波分配算法对容量的提高程度一般较小;当$N_{\text{rest}} = 0$时,W-H子载波分配算法则与Wong方法相同.

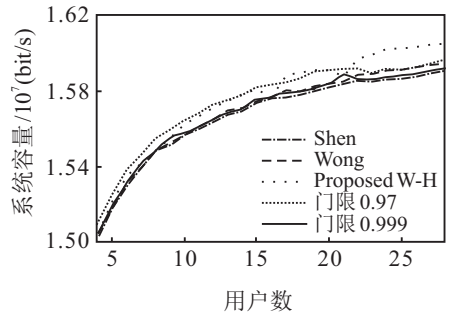


图 1　不同子载波分配方法对系统容量的影响

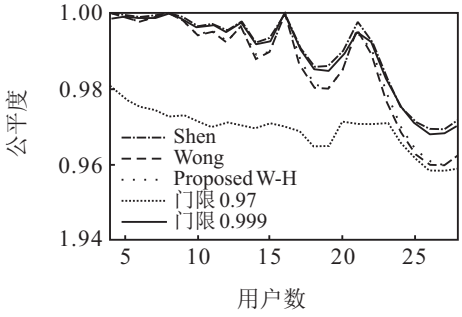


图 2　不同子载波分配方法对公平度的影响

同时结合图1和图2可看出,本文提出的W-H子载波分配方法既能够获得高于Wong方法的系统容量,又能够获得相近于或高于Wong方法的公平度. 而基于公平度门限的子载波分配方法[8]与Wong方法相比,无法实现公平度和容量的同时提升:该方法在公平度门限为0.999时得到的公平度高于Wong方法、系统容量低于Wong方法;而在公平度门限为0.97时得到的系统容量高于Wong方法、公平度低于Wong方法. 另外,与本文提出的W-H子载波分配方法相比,基于公平度门限的子载波分配方法在公平度门限为0.97时能够在用户数较小时得到较高的系统容量;但在用户数较大时,例如当系统用户数在22～28范围内变化时,其得到的系统容量和公平度水平均低于本文的W-H子载波分配方法.

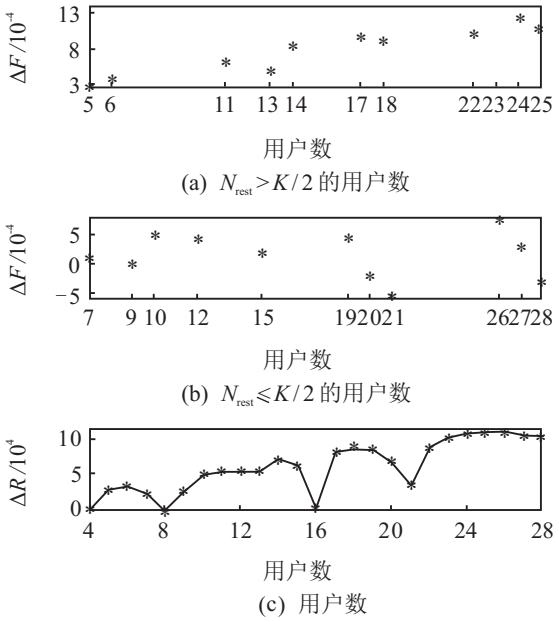
以下从仿真角度对提出的W-H子载波分配方法与Wong方法进行进一步比较,以更加深入地反映W-H子载波分配方法不同于Wong方法的特性. 仿真考察了用户速率比$R_1 : R_2 : \ldots : R_K$在$1 : 1 : 1 : 1 : \ldots : 1$、$8 : 4 : 2 : 1 : \ldots : 1$两种情况下的系统容量以及$N_{\text{rest}} > K/2$、$N_{\text{rest}} \leqslant K/2$对公平度的影响. 为了

更加直观,仿真中利用W-H子载波分配方法与Wong方法的平均系统容量差ΔR和平均公平度差ΔF来度量这两种方法的不同. 平均系统容量差ΔR和平均公平度差$\triangle F$的定义如下:

$$\Delta R = R_{\text{W-H}} - R_{\text{Wong}}, \tag{27}$$

$$F = \text{Fairness}_{\text{W-H}} - \text{Fairness}_{\text{Wong}}. \tag{28}$$

其中: $R_{\text{W-H}}$、$\text{Fairness}_{\text{W-H}}$、$R_{\text{Wong}}$、$\text{Fairness}_{\text{Wong}}$分别为W-H子载波分配方法和Wong方法对不同用户数K的200个仿真实例进行仿真得到的平均系统容量和平均公平度. 仿真结果如图3和图4所示.

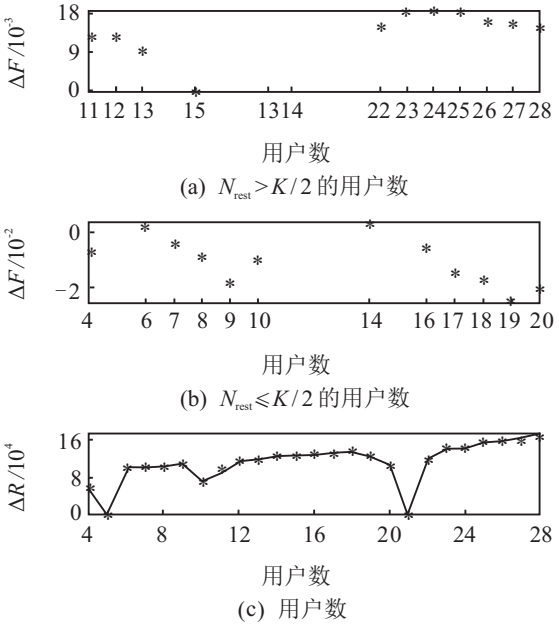


(a) $N_{\text{rest}} > K/2$的用户数

(b) $N_{\text{rest}} \leqslant K/2$的用户数

(c) 用户数

图3 用户速率比为$1:1:\ldots:1$时W-H子载波分配方法与Wong方法的系统容量差和公平度差



(a) $N_{\text{rest}} > K/2$的用户数

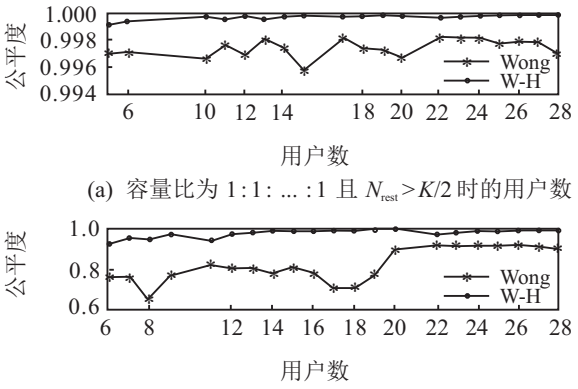
(b) $N_{\text{rest}} \leqslant K/2$的用户数

(c) 用户数

图4 用户速率比为$8:4:2:1:\ldots:1$时W-H子载波分配方法与Wong方法的系统容量差和公平度差

由图3(a)和图4(a)可知,当剩余子载波数$N_{\text{rest}} > K/2$时,W-H子载波分配方法与Wong方法的平均公平度差ΔF大于0的比率分别为1(11/11)、0.91(10/11);由图3(b)和图4(b)可知,当剩余子载波数$N_{\text{rest}} \leqslant K/2$时,W-H子载波分配方法与Wong方法的平均公平度差ΔF大于0的比率分别为0.64(7/11)、0.17(2/12);由图3(c)和图4(c)可知,W-H子载波分配方法与Wong方法的平均容量差ΔR大于等于0的比率均为1. 由以上对仿真结果的分析可知,当剩余子载波数$N_{\text{rest}} > K/2$时,W-H子载波分配方法更有可能同时得到比Wong方法更大的公平度及系统容量.

导致W-H子载波分配方法公平度高于Wong方法公平度的一个根本原因是:在分配剩余的N_{rest}个子载波时,与Wong方法采用的贪婪方法相比,W-H方法采用的Hungarian算法能够获得更高的公平度. 分配剩余的N_{rest}个子载波的仿真结果如图5所示.



(a) 容量比为$1:1:\ldots:1$且$N_{\text{rest}} > K/2$时的用户数

(b) 容量比为$8:4:2:1:\ldots:1$且$N_{\text{rest}} > K/2$时的用户数

图5 $N_{\text{rest}} > 1$时W-H子载波分配方法与Wong子载波分配方法在2种用户速率比情况下的公平度比较

由于$N_{\text{rest}} \leqslant 1$时无法比较公平度,图5中只显示了$N_{\text{rest}} > 1$时W-H子载波分配方法与Wong子载波分配方法在两种用户速率比情况下的公平度比较结果. 显而易见,W-H方法采用的Hungarian算法能够获得高于Wong方法采用的贪婪算法的公平度. 由此,当剩余子载波数$N_{\text{rest}} > K/2$时,Wong方法采用的贪婪方法极易为用户选择更多的致使公平度降低的子载波,因而最终导致在N_{rest}大于$K/2$时,Wong方法获得的公平度极易低于W-H子载波分配方法获得的公平度.

4.2 功率分配仿真分析

本文对公平度达不到要求的子载波分配进行了功率分配仿真. 为了比较算法在不同仿真实例中的稳健性,本文将不同的功率分配方法在每个仿真实例上只运行1次. 假定系统要求的公平度门限$\varepsilon = 0.99$,其他的相关参数设置为:总发射功率$P_T = 1$、蜜源变量的上下限分别为1和0、蜜源个数$S = 80$、正常数

$f_0 = 200$、蜜源修改率$\delta = 0.6$、侦察蜂转化周期$\rho = 10$、蜜源的开采次数限定值$L = 6$、最大进化代数MaxCycle = 500,蜜源维数与用户数K相同.

本文以速率比为1 : 1 : . . . : 1情况下子载波的分配结果为功率分配的基础,对用户数$K = 28$的200个仿真实例进行功率分配仿真,公平度和容量的仿真结果如图6和图7所示.

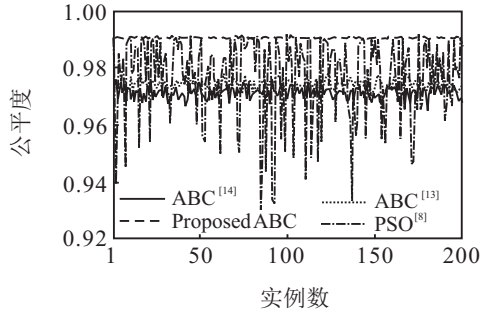


图 6　功率分配中用户数$K = 28$的200个实例的公平度

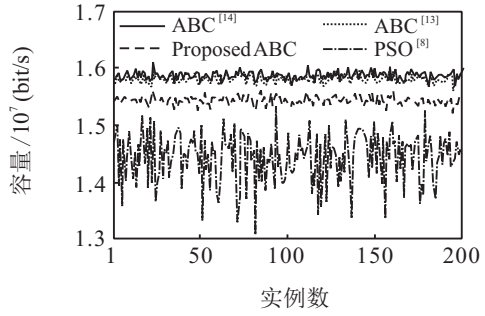


图 7　功率分配中用户数$K = 28$的200个实例的容量

从图6中不难看出,本文提出的人工蜂群功率分配方法能够通过1次运行使用户数$K = 28$的200个实例达到所要求的公平度0.99. 而粒子群功率分配方法(PSO)通过1次运行只能使一部分实例达到所要求的公平度0.99. 同时,由图7可见,所提出的人工蜂群功率分配方法得到的系统容量明显高于文献[8]的粒子群功率分配方法. 因此,与文献[8]的粒子群功率分配方法相比,所提出的人工蜂群功率分配方法既具有更好的稳健性,又具有更好的全局寻优能力.

图6中的仿真结果显示,文献[13]和文献[14]的人工蜂群功率分配方法在用户数$K = 28$的200个实例上均达不到所要求的公平度0.99. 主要原因是,在文献[13-14]构造的适应度函数中,系统容量对适应度函数的影响过大,从而导致在用户数K较大时,人工蜂群算法的优化结果不能保证达到所要求的公平度门限. 也正是由于上述分析的原因,图7中文献[13-14]的人工蜂群功率分配方法得到的系统容量大于所提出的人工蜂群功率分配方法得到的系统容量.

在与上述仿真条件相同的情况下,用户数K为14 ～ 28的平均公平度和平均系统容量的仿真结果如图8和图9所示.

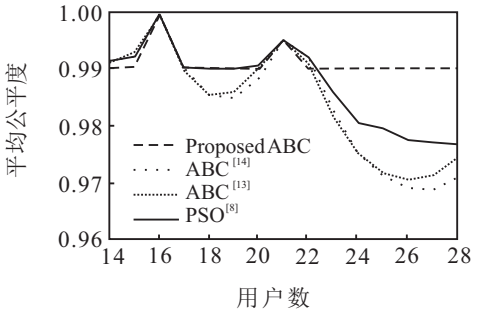


图 8　功率分配中用户数K为14 ～ 28的平均公平度

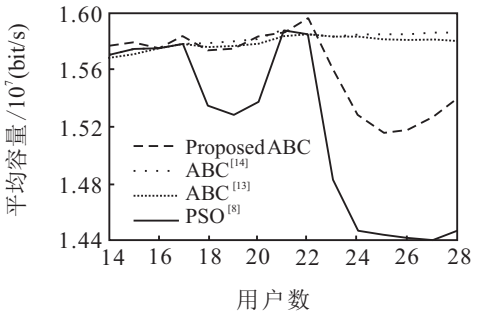


图 9　功率分配中用户数K为14 ～ 28的平均容量

由图8可见,本文提出的人工蜂群功率分配方法在所有用户数的仿真中均能达到所要求的公平度门限0.99,而文献[8]的粒子群功率分配算法、文献[13-14]的人工蜂群功率分配算法在用户数较大时不能保证实现所要求的公平度门限0.99. 另外,结合图8和图9可以看出,在用户数较大时,例如在用户数为23 ～ 28时,本文提出的人工蜂群功率分配方法是通过牺牲系统容量的方式保证了所要求的公平度.

由以上的仿真和分析可知: 本文提出的W-H子载波分配方法能够优先最大化系统容量,并尽可能地兼顾用户公平;所提出的人工蜂群功率分配方法能够优先保证用户公平度门限,并尽可能地最大化系统容量.

5　结　论

所提出的保证公平的最大化系统容量策略是由W-H子载波分配方法和基于公平度门限的人工蜂群功率分配方法两个部分实现的. 所提出的W-H子载波方法能够在系统容量和用户公平上同时提升原有方法的性能: 该子载波分配方法在剩余子载波数N_{rest}大于0时能够获得较高的系统容量,并且其在系统容量上的优势随着N_{rest}的增加越来越明显,而在剩余子载波数N_{rest}大于$K/2$时能够获得较高的公平度. 所提出的基于公平度门限的人工蜂群功率分配方法具有较好的稳健性和全局寻优能力: 该功率分配方法在所有实例上可通过1次运行就能达到所

要求的公平度门限,而且在用户数较大时也能保证实现所要求的公平度门限,并能最大化系统容量. 以上研究结果验证了本文提出的策略的有效性.

参考文献(References)

[1] Shams F, Bacci G, Luise M. A survey on resource allocation techniques in OFDM(A) networks[J]. Computer Networks, 2014, 65: 129-150.

[2] Shi J, Yang L L. Novel subcarrier-allocation schemes for downlink MC DS-CDMA systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2014, 13(10): 5716-5728.

[3] Liu Y F, Dai Y H. On the complexity of joint subcarrier and power allocation for multi-user OFDMA systems[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 583-596.

[4] Jang J, Lee K B. Transmit power adaptation for multiuser OFDM systems[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2003, 21(2): 171-178.

[5] Forouzan N, Ghorashi S A. New algorithm for joint subchannel and power allocation in multi-cell OFDMA-based cognitive radio networks[J]. IET Communications, 2014, 8(4): 508-515.

[6] Rhee W, Cioffi J M. Increase in capacity of multiuser OFDM system using dynamic subchannel allocation[C]. Proceedings IEEE Vehicular Technology Conference. Tokyo: IEEE, 2000: 1085-1089.

[7] Shen Z K, Andrews J G, Evans B L. Adaptive resource allocation in multiuser OFDM systems with proportional rate constraints[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2005, 4(6): 2726-2737.

[8] 张春发, 赵晓晖. 基于公平度门限的多用户OFDM系统自适应资源分配算法[J]. 通信学报, 2011, 32(12): 65-71.
(Zhang C F, Zhao X H. Adaptive resource allocation in multiuser OFDM system based on fairness threshold[J]. Journal of Communication, 2011, 32(12): 65-71.)

[9] Sharma N, Anpalagan A. Bee colony optimization aided adaptive resource allocation in OFDMA systems with proportional rate constraints[J]. Wireless Networks, 2014, 20(7): 1699-1713.

[10] 汪照, 李有明, 陈斌, 等. 基于鱼群算法的OFDMA自适应资源分配[J]. 物理学报, 2013, 62(12): 509-515.
(Wang Z, Li Y M, Chen B, et al. OFDMA adaptive resource allocation based on fish swarm algorithm[J]. Acta Physica Sinica, 2013, 62(12): 509-515.)

[11] 张海波, 彭星萤, 陈善学. 宏-飞蜂窝双层网络中基于毫微微基站分组的资源分配[J]. 计算机应用, 2017, 37(5): 1311-1316.
(Zhang H B, Peng X Y, Chen S X. Resource allocation based on femto base station in macrocell-femtocell networks[J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(5): 1311-1316.)

[12] Wong I C, Shen Z, Evans B L, et al. A low complexity algorithm for proportional resource allocation in OFDMA systems[C]. IEEE Workshop on Signal Processing Systems. Austin: IEEE, 2004: 1-6.

[13] 袁建国, 南蜀崇, 张芳, 等. 基于人工蜂群算法的多用户OFDM自适应资源分配方案[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2019, 49(2): 624-630.
(Yuan J G, Nan S C, Zhang F, et al. Adaptive resource allocation for multi-user OFDM based on bee colony algorithm[J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2019, 49(2): 624-630.)

[14] 袁建国, 张芳, 王竟鑫, 等. 基于公平度和罚函数的OFDMA自适应资源分配[J]. 系统工程与电子技术, 2018, 40(2): 427-434.
(Yuan J G, Zhang F, Wang J X, et al. OFDMA adaptive resource allocation based on fairness and penalty function[J]. Systems Engineering and Electronics, 2018, 40(2): 427-434.)

[15] Zhang H, Wang X, Li F, et al. Channel-aware adaptive resource allocation for multicast and unicast services in orthogonal frequency division multiplexing systems[J]. IET Communications, 2012, 6(17): 3006-3014.

[16] Sun M, Lee K Y, Xu Y Q, et al. Hysteretic noisy chaotic neural networks for resource allocation in OFDMA system[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2018, 29(2): 273-285.

[17] Karaboga D, Akay B. A modified artificial bee colony (ABC) algorithm for constrained optimization problems[J]. Applied Soft Computing, 2011, 11: 3021-3031.

[18] Li J Q, Wang J D, Pan Q K, et al. A hybrid artificial bee colony for optimizing a reverse logistics network system[J]. Soft Computing, 2017, 21(20): 6001-6018.

[19] Deb K. An efficient constraint handling method for genetic algorithms[J]. Computer Methods in Applied Mechanics & Engineering, 2000, 186: 311-338.

作者简介

孙明(1979−), 男, 教授, 博士, 从事智能优化算法、深度学习等研究, E-mail: snogisunming@163.com;

曹伟(1977−), 男, 副教授, 博士, 从事智能控制、迭代学习等研究, E-mail: gjg1998@126.com;

李大辉(1968−), 男, 教授, 博士, 从事深度学习等研究, E-mail: 18645213579@163.com;

马志晟(1981−), 男, 讲师, 博士, 从事深度学习的研究, E-mail: xiaomagemzs@126.com.

(责任编辑: 闫 妍)