

# NC-OFDM 多种群自适应免疫优化子载波分配算法

郑航, 郭建新, 周东旭

(空军工程大学信息与导航学院, 西安, 710077)

**摘要** 资源分配是认知无线网络中的关键问题,为实现认知用户总发射功率最小,针对 NC-OFDM 系统提出了一种多种群自适应免疫优化子载波分配算法。给出了算法的基本思想及实现流程,设计了合适的自适应算子,加快算法收敛速率的同时避免陷入局部最优。仿真结果表明,相同条件下与已有算法收敛速率提升 20%,系统总功率降低 10%,实现了快速、高效的子载波分配。

**关键词** 免疫优化;NC-OFDM;子载波分配;多种群自适应

**DOI** 10.3969/j.issn.1009-3516.2015.03.016

**中图分类号** TN92 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2015)03-0077-05

## Multi-colony Adaptive Immune Optimization Based Subcarrier Allocation Algorithm in NC-OFDM

ZHENG Hang, GUO Jianxin, ZHOU Dongxu

(Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

**Abstract:** The solution of resource allocation is a significant issue in cognitive wireless network. For minimizing total power of second users, an subcarrier allocation algorithm of multi-colony adaptive immune optimization in NC-OFDM system is proposed. The basic idea and processes of multi-colony adaptive immune algorithm are given. And suitable adaptive operators are designed to speed up the convergence rate and simultaneously avoid the remaining local optimal. The simulation results show that the use of the algorithm can advance 20 percent in the reach of convergence state and make the total power of whole system decline 10 percent, and so it is an efficient subcarrier allocation algorithm of fast convergence speed.

**Key words:** immune optimization; NC-OFDM; subcarrier allocation; multi-colony adaptive

近年来,非连续正交频分复用(Non Contiguous-Orthogonal Frequency Division Multiplexing, NC-OFDM),因具有较高传输速率和优异的抗衰落特性,受到了业界广泛关注,被认为是认知无线电最为理想的实现方式之一<sup>[1]</sup>。在 NC-OFDM 系统中子载波分配是直接影响系统性能的瓶颈技术之一,因

此如何实现高效的子载波分配成为目前国内外研究机构关注的焦点。

子载波分配就是通过调整认知用户间子载波资源配置使整个系统目标性能达到最优。其实质上是目标优化问题。由于免疫遗传算法在解决优化问题方面性能优异,成为了子载波分配的重要方法<sup>[2-5]</sup>。

**收稿日期:** 2015-01-26

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61401499)

**作者简介:** 郑航(1991-),男,河南鹤壁人,硕士生,主要从事认知无线电研究.E-mail:zhenghang0118 @163.com

**引用格式:** 郑航,郭建新,周东旭. NC-OFDM 多种群自适应免疫优化子载波分配算法[J]. 空军工程大学学报:自然科学版,2015,16(2):77-81. ZHENG Hang, GUO Jianxin, ZHOU Dongxu. Multi-colony Adaptive Immune Optimization Based Subcarrier Allocation Algorithm in NC-OFDM[J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2015, 16(3): 77-81.

文献[2]提出了一种基于组合混沌遗传算法的无线电资源分配方法,有效改善了求解结果,但存在出现局部最优的缺点;文献[3]提出了一种多用户的人工免疫分配算法,实现了更好的收敛特性,但仍未解决“早熟”现象;文献[4]提出了一种基于混沌免疫选择优化的求解方法,采用单种群免疫优化取得了较好的求解效果,但算法收敛速度较慢、运行时间较长;文献[5]提出了一种主从式并行免疫优化的频谱分配算法,在多个种群中同时平行计算抗体亲和力,提升了分配效率,但并行种群间没有差异,在寻优范围和收敛速度上仍有进一步提高空间。针对以上问题,本文在余量自适应(Marginal Adaptive, MA)<sup>[6]</sup>准则下,提出了一种多种群自适应免疫优化子载波分配算法。通过设置不同自适应算子参数将种群划分为多种类型,将原有的单一大种群分解为多个规模较小的种群,以提升算法的寻优范围和收敛速度,使算法快速收敛于全局最优解,产生最优分配方案,提高系统的整体效能。

## 1 系统模型

类似文献[4],假设在频谱感知和信道估计完成后,在多用户的 NC-OFDM 系统中授权用户和认知用户同时使用相邻无保护间隔的频段,网络中共有  $M$  个认知用户,  $N$  个可用空闲子载波,则认知用户总发射功率可表示为:

$$P = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \frac{P_m(b_{m,n})}{a_{m,n}^2} \quad (1)$$

式中:  $a_{m,n}$  为第  $m$  个认知用户使用第  $n$  个子载波瞬时信道增益;  $b_{m,n}$  为第  $m$  个认知用户使用第  $n$  个子载波时获得的比特数;  $P_m(b_{m,n})$  为第  $m$  个认知用户在符合误码率  $P_e$  时使用第  $n$  个子载波传输  $b_{m,n}$  比特所需的最小功率;  $P_m(b_{m,n}) = (D/2)(2^{b_{m,n}} - 1)[Q^{-1}(P_e/4)]$ ;  $D$  为高斯白噪声频谱密度功率(常数);  $Q^{-1}$  为  $Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^\infty e^{-t^2/2} dt$  的反函数。

以系统总功率最小(即  $\min P$ )作为子载波分配的目标函数,还应加入一系列约束条件,来保证分配结果是系统可实现的。约束条件如下:

$$\text{条件 1} \quad \lambda_{m,n} = \begin{cases} 0 & b_{m,n} = 0 \\ 1 & b_{m,n} \neq 0 \end{cases}, \quad \sum_{m=1}^M \lambda_{m,n} = 1,$$

$\lambda_{m,n}$  表示第  $m$  个认知用户使用第  $n$  个子载波的情况。该条件表示若第  $m$  个认知用户使用第  $n$  个子载波传输  $\lambda_{m,n}$  为 1,否则取 0 且每个子载波仅能被分配给一个认知用户;

$$\text{条件 2} \quad b_m \geq \sum_{n=1}^N \lambda_{m,n} b_{m,n}, \quad b_m \text{ 为在该 OFDM}$$

符号周期内第  $m$  个认知用户要发射的总比特数。该条件表示在一个符号周期内分配给认知用户的比特数应小于或等于认知用户总比特需求,避免载波资源的浪费;

**条件 3**  $P_e \leq P_{e\max}$ , 其中  $P_{e\max}$  为系统最大误码率容限。该条件表示分配结果应满足系统误码率要求;

$$\text{条件 4} \quad \sum_{n=1}^N \frac{P_m(b_{m,n})}{a_{m,n}^2} \leq P_{\max},$$

$\sum_{n \in Q} \sum_{m=1}^M \beta_n \frac{P_m(b_{m,n})}{a_{m,n}^2} < P_{i\max}$ ,  $P_{\max}$  为系统总功率最大容限,  $P_{i\max}$  为主用户干扰容限,  $Q$  为临近主用户的子载波集合,  $\beta_n$  为临近子载波的功率加权,随着子载波与授权用户距离的增加逐渐变小。该条件表示各认知用户发射功率应满足系统最大功率要求,且不对主用户造成干扰。

## 2 多种群自适应免疫优化算法

### 2.1 算法描述

多种群自适应免疫优化算法(Multi-colony Adaptive Immune Algorithm, MCAIA)是在传统免疫算法<sup>[7-8]</sup>上进行了改进。建立多个抗体种群进行并行免疫操作,并且在每一代进化结束后,进行杂交打破各种群之间的隔离。通过在种群间有较好亲和度抗体优良基因的交换来克服传统免疫算法抗体种群过大,记忆库基因单一,易出现过早收敛的情况。可以很好的提高收敛速度,扩大寻优范围,高效地得出全局最优解。算法主要包括抗原抗体编码、亲和度函数、自适应算子、进化终止条件。

#### 2.1.1 抗原抗体编码

在子载波分配问题中,用信道估计得出的认知用户使用各子载波瞬时信道增益情况表示抗原,用各子载波上分配给认知用户的比特数表示抗体。通过抗原和亲和度函数来选择出最优抗体即最优子载波分配方案。为了方便对子载波分配问题的求解,使用矩阵形式编码来映射到抗原和抗体。

抗原矩阵:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \cdots & a_{1,N-1} & a_{1,N} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \cdots & a_{2,N-1} & a_{2,N} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ a_{M-1,1} & a_{M-1,2} & \cdots & a_{M-1,N-1} & a_{M-1,N} \\ a_{M,1} & a_{M,2} & \cdots & a_{M,N-1} & a_{M,N} \end{bmatrix}$$

抗体矩阵:

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} b_{1,1} & b_{1,2} & \cdots & b_{1,N-1} & b_{1,N} \\ b_{2,1} & b_{2,2} & \cdots & b_{2,N-1} & b_{2,N} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ b_{M-1,1} & b_{M-1,2} & \cdots & b_{M-1,N-1} & b_{M-1,N} \\ b_{M,1} & b_{M,2} & \cdots & b_{M,N-1} & b_{M,N} \end{bmatrix}$$

抗原与抗体矩阵均使用  $M \times N$  矩阵表示。如果对每个元素进行编码则会造成抗体的长度过长且冗余较大。在此仅对矩阵中非零位进行编码,则抗体长度为  $N$  ( $N$  个子载波),每一个抗体基因位为在该子载波上认知用户  $m$  分配到的比特数。

### 2.1.2 亲和度函数

亲和度是免疫算法中衡量抗体性能的指标,反映了抗体的优劣程度,分为抗体亲和度函数、抗体相似度函数<sup>[9]</sup>。对亲和度函数的选取将直接影响到算法的性能及分配结果的好坏。

抗体亲和度是反映抗体与抗原的亲合程度,根据子载波分配的目标函数将免疫算法的亲和度函数设置为认知用户的总功率即  $f = P$ ,来判断抗体与抗原的亲合程度。亲和度函数的值越小,抗体与抗原之间的亲和度越高,抗原越符合要求。

抗体相似度反应种群内抗体间的相似程度,抗体  $w$  与抗体  $v$  间相似度为:

$$e_{w,v} = \frac{1}{1 + H(2)} = \frac{1}{1 + \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M -p_{nm} \log p_{nm}} \quad (2)$$

式中:  $H(2)$  为第  $w$  个抗体和第  $v$  个抗体的信息熵;  $p_{nm}$  为抗体第  $n$  位上的基因表示子载波分配给第  $m$  个认知用户的概率。

### 2.1.3 自适应算子

在多种群自适应免疫算法中,对种群赋予不同的任务将其划分为探测种群、后卫种群、综合种群。在探测种群中设置较大的交叉、变异概率算子用于扩大搜索范围、防止“早熟”,在后卫种群中设置的较小用于快速的局部寻优,在综合种群设置适中兼顾两者的功能。同时算子要根据优化的程度自适应调节,在进化初期以扩大寻优的范围避免进入局部最优为主要目的,因此可以把基因交叉和变异概率设置为较大的值来提高种群的多样性。而到了进化的后期应减小基因交叉和变异的概率尽快收敛到最优解。

交叉是指将同种群中的 2 个不同抗体间的 2 列进行交叉互换,即 2 个子载波的分配方式互换从而产生 2 种新的抗体的过程,进行交叉操作的交叉概率算子为:

$$p_c = \begin{cases} (1 - \frac{g}{g_{\max}}) \frac{k_1(f_{\min} - f')}{(f_{\min} - f_{\text{avg}})} & , f' < f_{\text{avg}} \\ k_2 & , f' \geq f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $g$  为进化代数;  $g_{\max}$  为最大进化代数;  $f_{\min}$  为种群中亲和度函数的最小值;  $f'$  为交叉抗体中亲和度较大的值;  $f_{\text{avg}}$  种群中亲和度函数平均值;  $k_1$ 、 $k_2$  为常数。

变异是指将同种群中的抗体的 2 行进行互换,即将 2 个认知用户的子载波分配方式进行互换从而产生两种新的抗体的过程,进行变异操作的变异概率算子为:

$$p_m = \begin{cases} k_3(1 - \frac{g}{g_{\max}}) \sin\left(\frac{\pi}{2} \frac{f_{\min} - f}{f_{\min} - f_{\text{avg}}}\right) & , f < f_{\text{avg}} \\ k_4 & , f \geq f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $f$  为抗体的亲和度函数值;  $k_3$ 、 $k_4$  为常数。

杂交是指将各种群记忆库中的抗体进行互换,从而在各种群间实现基因交流,进行杂交操作的杂交概率算子为:

$$p_b = k_5 \frac{g}{g_{\max}} \quad (5)$$

式中:  $g$  为进化代数;  $g_{\max}$  为最大进化代数;  $k_5$  为常数。

克隆规模是在抗体产生下一代抗体过程中对其自身克隆数量的一个参数,其根据抗体亲和度和相似度的不同而变化。克隆规模算子为:

$$K_i = \text{Round}\left(\frac{k_6 K}{ie_i}\right) \quad (6)$$

式中:  $K$  为种群规模;  $i$  为进行克隆的抗体在种群内按亲和度函数值由小到大排序后的序号;  $e_i$  为在种群中排序为  $i$  的抗体的相似度  $e_i = \sum_{m=1, m \neq i}^M e_{i,m}$ ;  $\text{Round}()$  为取整;  $k_6$  为常数。

### 2.1.4 进化终止条件

传统算法中通常将终止条件设置为达到最大进化代数  $g_{\max}$ ,而这有可能会已产生最优解而未达到最大进化代数的情况,降低了算法效率。在此将进化终止条件设置为达到最大进化代数  $g_{\max}$  或达到最小进化代数  $g_{\min}$  后在  $g'$  代内最小抗体亲和度函数值均未发生变化时,终止进化,输出最优抗体进行解码。

## 2.2 算法步骤

步骤如下:

**Step1** 抗原识别。根据信道衰落特性对各认知用户的信道增益情况进行编码。

**Step2** 生成初始抗体种群。令  $g = 0$ ,种群规模为  $K$ ,将随机生成的抗体通过 Logistic 映射进行扩充,并根据约束条件对该种群进行前期处理生成一个规模为  $K$  的初始种群,其每一个抗体对应一种可能的子载波分配方案。

**Step3** 划分多个初始种群。假设种群数为  $T$ ，根据 **Step2** 产生  $T$  个抗体种群，并将其设置为探测种群、后卫种群和综合种群对其自适应算子中的  $k_1, k_2, k_3, k_4$  赋值。

**Step4** 计算各种群抗体的亲和度。由于本文目的是要得到满足优化目标的最小总功率，因此亲和度函数值越小，亲和度越高，抗体越优秀。同时计算各抗体的相似度。

**Step5** 产生下一代抗体种群并更新记忆库。在各种群中加入其记忆库中的抗体按照亲和度由大至小的顺序分别对抗体进行排序，取出前  $K$  个抗体产生下一代抗体种群，取  $g = g + 1$ 。将新一代种群前  $S(S < K)$  个抗体更新到其记忆库中。

**Step6** 判断算法是否达到终止条件。如果达到，则终止进化，将亲和度最大的抗体解码输出，得到最优子载波分配方案；否则，转至 **Step7**。

**Step7** 抗体产生的促进和抑制。在各种群中根据各抗体的克隆规模  $K_i$  对其进行复制，在克隆中抗体亲和度较大、抗体相似度较小的抗体将会产生较多的克隆抗体。

**Step8** 新抗体产生。各种群间记忆库中的抗体按照杂交概率算子  $p_b$  进行杂交操作，各种群中的抗体分别按照交叉概率算子  $p_c$  和变异概率算子  $p_m$  进行交叉和变异并改造使其满足约束条件，之后转至 **Step4**。

### 3 仿真分析

在 MATLAB 仿真环境下，假设信道为频率选择性衰落，高斯白噪声功率谱密度  $D = 10^{-7} \text{ W/Hz}$ ，子载波数  $N = 32$ ，采用 64QAM 调制，子载波瞬时信道增益  $a_{m,n}$  服从平均信道增益为 1 的瑞利分布，最大误码率容限  $P_{e\max} = 10^{-3}$ ，最大总功率容限  $P_{m\max} = 1 \text{ W}$ ，最大进化代数  $g_{\max} = 200$ ，最小进化代数  $g_{\min} = 100$ ， $g' = 20$ ，种群规模  $K = 50$ ， $S = 10$ ，种群数  $T = 9$ ，各自适应算子参数设置见表 1。

表 1 算子参数

Tab.1 Operator parameter						
种群类别	$k_1$	$k_2$	$k_3$	$k_4$	$k_5$	$k_6$
探测种群	0.7	0.9	0.1	0.2	4	
后卫种群	0.6	0.7	0.025	0.1	0.6	4
综合种群	0.65	0.8	0.05	0.15	0.6	4

为了验证算法性能，在参数设置相同的情况下将本文算法运行 100 次取平均值与文献[4]、文献[5]中算法进行比较，其中文献[4]为单一种群的免疫优化子载波算法，文献[5]为并行多种群免疫优化

子载波分配算法。表 2 是各算法收敛效率比较。

表 2 三种算法收敛效率对比

Tab.2 The comparison of three algorithm about the convergence efficiency

算法	最优结果	平均结果	最优解出现次数	平均收敛代数
文献[4]	26.19	27.56	17	162
文献[5]	26.08	26.25	36	126
本文算法	26.03	26.11	42	98

从表 2 可以看出在最优结果、平均结果、出现最优解次数、平均收敛代数上较其他 2 种算法均有提高。本算法平均在 98 代就进入了收敛状态，相对于其他 2 种算法提前了 30 到 60 代，且最优解出现次数分别多出了 6 次和 25 次，具有更强的搜寻全局最优解的能力和收敛效率。

图 1 为 3 种算法总发射功率随进化代数变化情况比较。其中，认知用户数  $M = 10$ 。从图 1 可以看出在进化前期即第 5 代至 40 代 3 种算法的系统总功率均随进化代数迅速降低。但本文算法系统总功率下降明显更快，在约 100 代开始收敛，而文献[4]文献[5]分别在约 130 代和 160 代开始收敛。这是因为本文算法设计的自适应算子在进化的不同时期和不同种群对参数赋值不同。在进化前期提高寻优范围，在后期加快收敛能力，且种群规模较小记忆库多样避免了“早熟”的情况。在迭代时提前约 20% 进去收敛状态，因此本文算法更节省运行时间，在子载波分配上具有更好的实时性。

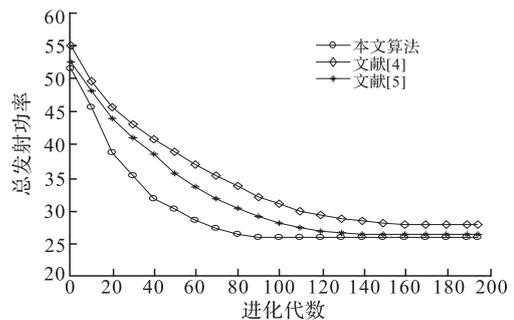


图 1 进化代数与总发射功率关系

Fig.1 The relationship between evolution generation and total transmit power

从图 2 可以看出随着用户数的增长，所有算法总发射功率均有所增加。当用户数小于 4 时 3 种算法性能基本相当，这是因为有充足的子载波供认知用户选择。但当认知用户达到 6 以后，本文算法的总发射功率明显小于文献[4]、文献[5]的算法，当用户达到 20 时，本文算法比文献[5]算法的系统总功率降低了约 10%。原因在于本文算法在多种群中设置了探测种群，通过提高其变异概率，增加了算法

的全局寻优能力,因此在多用户的情况下会表现出更好的性能。

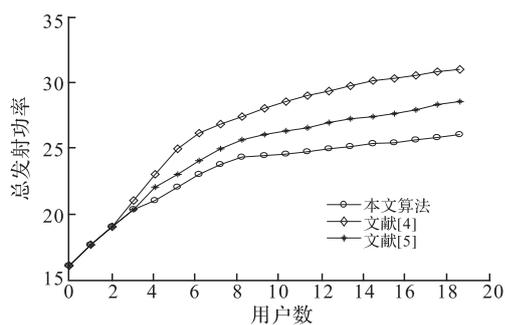


图2 用户数与总发射功率关系

Fig.2 The relationship between user numbers and total transmit power

## 4 结语

本文分析了多用户 NC-OFDM 系统的子载波分配问题,通过引入多种群自适应免疫优化对其进行求解,对不同种群赋予不同任务,设置不同的自适应的交叉、变异概率,增加了算法的收敛效率和寻优能力。仿真结果表明,本算法降低了系统的总功率,有效减少了算法迭代次数,缩短了收敛时间,适合于对实时性要求较高的 NC-OFDM 系统的子载波分配。在接下来的研究中还要考虑根据不同的分配准则,进一步对算法进行改进。

### 参考文献 (References):

[1] Akyildiz I F, Lee W Y, Vuran M C, et al. Next Generation/Dynamic Spectrum Access/Cognitive Radio Wireless Networks: A Survey [J]. *Computer Networks*, 2006, 50(13): 2127-2159.

[2] 俎云霄, 周杰. 基于组合混沌遗传算法的认知无线电资源分配[J]. *物理学报*, 2011, 60(7): 1-7.  
Zu Yunxiao, Zhou jie. Cognitive Radio Resource Allocation Based on Combined Chaotic Genetic Algorithm [J]. *Acta Physica Sinica*, 2011, 60(7): 1-7. (in Chinese)

[3] Gong Maoguo, Jiao Licheng, Ma Wenping, et al. Intelligent Multi-User Detection Using An Artificial Immune System[J]. *Science in China Series F: Information Sciences*, 2009, 52(12): 2342-2653.

[4] 柴争义, 郑丽萍, 朱思峰. 混沌免疫算法求解认知无线网络资源分配问题[J]. *物理学报*, 2012, 61(11): 8801-8806.  
CHAI Zhengyi, ZHENG Liping, ZHU Sifeng. Chaotic Immune Optimization Based Resource Allocation In Cognitive Radio Network [J]. *Acta Physica Sinica*, 2012, 61(11): 8801-8806. (in Chinese)

[5] 吴欣慧, 王秉, 柴争义. 一种采用并行免疫优化的频谱分配算法[J]. *西安电子科技大学学报*, 2014, 41(4): 111-115.  
WU Xinhui, WANG Bing, CHAI Zhengyi. Spectrum Allocation Algorithm Based on Parallel Immune Optimization [J]. *Journal of Xidian University*, 2014, 41(4): 111-115. (in Chinese)

[6] Zhao Zhi-jin, Peng Z, Zheng Shi-lian. Cognitive Radio Spectrum Allocation Using Evolutionary Algorithms [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2006, 11(4): 555-576.

[7] 张伟华, 魏萌. 基于云免疫算法的认知无线网络参数优化[J]. *计算机应用*, 2014, 34(3): 628-631.  
ZHANG Weihua, WEI Meng. Parameter Optimization of Cognitive Wireless Network Based on Cloud Immune Algorithm [J]. *Journal of Computer Applications*, 2014, 34(3): 628-631. (in Chinese)

[8] 孟宪福, 解文利. 基于免疫算法多目标约束 P2P 任务调度策略研究[J]. *电子学报*, 2011, 39(1): 101-107.  
MENG Xianfu, XIE Wenli. Research on P2P Task Scheduling with Multi-Objective Constraints Based on Immune Algorithm [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(1): 101-107. (in Chinese)

[9] 柴争义, 刘芳. 基于免疫克隆选择优化的认知无线网络频谱分配[J]. *通信学报*, 2010, 31(11): 92-100.  
CHAI Zhengyi, LIU Fang. Spectrum Allocation of Cognitive Wireless Network Based on Immune Clone Selection Optimization [J]. *Journal on Communications*, 2010, 31(11): 92-100. (in Chinese)

[10] 丁晓群, 周春泉, 杨保, 等. 基于多种群免疫算法的分布式电源选址与定容[J]. *电测与仪表*, 2014, 51(4): 29-34.  
DING Xiaoqun, ZHOU Chunquan, YANG Bao, et al. The Location And Capacity of Distributed Power Supply Based on Immune Algorithms [J]. *Electrical Measurement and Instrumentation*, 2014, 51(4): 29-34. (in Chinese)

[11] 王钦辉, 叶保留, 田宇, 等. 认知无线网络频谱分配算法研究[J]. *电子学报*, 2012, 40(1): 147-154.  
WANG Qinhui, YE Baoliu, TIAN Yu, et al. Survey on Spectrum Allocation Algorithms for Cognitive Radio Networks [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2012, 40(1): 147-154. (in Chinese)

(编辑: 姚树峰)