

混沌免疫算法求解认知无线网络资源分配问题*

柴争义[†] 郑丽萍 朱思峰

(河南工业大学信息科学与工程学院, 郑州 450001)

(2011年9月21日收到; 2011年10月26日收到修改稿)

为了优化认知无线网络中多用户正交频分复用子载波的资源分配, 将其转换为一个约束优化问题, 进而提出了一种基于混沌免疫优化的求解方法. 给出了算法的实现过程和关键技术, 设计了适合算法求解的编码、克隆、重组、变异算子. 实验结果表明, 在满足认知用户速率、所需误码率及干扰约束的条件下, 本文所用算法减小了整个系统所需的总发射功率, 同时收敛速度较快, 能够得到较优的子载波分配方案, 进而提高频谱利用效率.

关键词: 免疫优化, 认知无线网络, 资源分配, 混沌

PACS: 88.80.ht, 64.60.aq

1 引言

认知无线(电)网络是一种智能感知的通信系统, 次用户可以在不干扰主用户工作的前提下, 实现频谱资源的动态共享和自适应分配^[1]. 正交频分复用(OFDM)是一种多载波并行的无线传输技术, 可以灵活分配子载波, 有利于实现非连续频谱的有效利用, 非常适合认知无线网络中的资源传输^[2]. 如何对认知多用户OFDM系统中的下行资源进行自适应分配, 以提高频谱利用率, 引起了国内外研究者的普遍关注. 根据不同的优化准则^[3], 认知OFDM资源分配可以分为两类: 一种为速率自适应(RA), 即在一定的误码率及性能限制下, 调整功率分配, 使系统传输速率最大化; 另一种为余量自适应(MA), 即在一定的传输速率和误码率限制下, 调整各个子载波的分配方式, 使系统发射功率最小化. 针对不同的优化准则, 研究者提出了不同的解决方法, 如文献[4—6]研究了RA准则下的解决方案, 文献[7—10]研究了MA准则下的解决方案. 由于MA优化准则更适合实时业务的传输^[3], 本文研究MA准则下子载波的优化分配. 认知无线网络中的子载波分配是一个非线性优化问

题, 求得最优解是非确定性问题^[3,5]. 传统的数学优化方法或贪婪算法计算复杂度和求解难度都较高. 许多学者提出了不同的次优子载波分配算法, 获得了与最优算法相近的性能, 复杂度大大降低^[5,7,10]. 已经证明, 生物启发的智能算法非常适合求解认知无线网络中的非线性优化问题^[11,12]. 文献[10]提出了MA准则下基于遗传算法的子载波分配算法, 取得了较好的求解效果, 但并未克服遗传算法易陷入局部最优的缺点, 并且没有考虑认知用户对主用户的干扰, 求解效果和实用性还有待进一步优化. 基于此, 本文利用免疫算法高效的寻优能力, 在主用户可接受的干扰下, 提出一种基于免疫优化的子载波优化分配方法. 仿真实验表明, 本算法可以获得更小的总发射功率, 并且收敛速度更快.

2 认知OFDM子载波资源分配模型

认知OFDM网络中, 当感知模块检测到可用的空闲频谱后, 将同时获取所有认知用户(次用户)在可用频谱上的信道衰落特性及整个功率覆盖范围内的授权用户信息, 然后实时地在多个认知用户中完成功率和子载波的分配. 在频率选择性衰落信道

* 国家高技术研究发展计划(批准号: 2009AA12Z210)、国家自然科学基金(批准号: 61001202, 61003199, 61072139)、高等学校博士学科点专项科研基金(批准号: 20090203120016, 20100203120008)、河南省重点科技攻关项目(批准号: 112102210221)和河南省教育厅自然科学研究计划(批准号: 2012A520055)资助的课题.

[†] E-mail: super_chai@tom.com

中,不同的子信道受到不同的衰落而具有不同的传输能力,在多用户系统中,某个用户不适用的子信道对于其他用户可能是条件很好的子信道^[3,5].因此,可根据信道衰落信息充分利用信道条件较好的子载波,以合理利用资源,获得更高的频谱效率.为了不干扰授权用户的正常工作,认知用户的功率分配不能超过功率上限^[7,8].

本文研究在系统的频谱利用达到最优的前提下,认知 OFDM 系统中下行链路的子载波分配算法.一个基站服务一个主用户和 M 个认知用户,授权用户和认知用户使用相邻的频段,认知用户使用 OFDM 传输技术,共有 N 个子载波.我们要解决的问题是在满足用户速率要求和误码率要求的情况下,如何给用户分配子载波,以达到系统总发射功率最小化的优化目标.具体建模如下.

假设信道估计完成后,多用户 OFDM 系统有 M 个认知用户, N 个空闲的子载波.设定每个 OFDM 符号期间用户 m ($m = 1, 2, \dots, M$) 要发射的比特数为 R_m ,第 m 个用户分配到第 n ($n = 1, 2, \dots, N$) 个子载波获得的比特数为 $b_{m,n}$ ($b_{m,n} \in [0, L]$), L 为每个子载波允许传输的最大比特数; $\lambda_{m,n}$ 表示第 m 个用户是否占用第 n 个子载波, $b_{m,n}$ 决定了每个载波每次传输的自适应调制方式,则有

$$R_m = \sum_{n=1}^N \lambda_{m,n} b_{m,n},$$

并且

$$\sum_{m=1}^M \lambda_{m,n} = 1.$$

第 n 个子载波对应第 m 个用户的瞬时信道增益为 $g_{m,n}^2$, $P_m(b_{m,n})$ 表示第 m 个用户在满足误码率 p_e 的情况下在第 n 个子载波上传输(可靠接收) $b_{m,n}$ bit 所需的最小功率,则有^[4-6]

$$P_m(b_{m,n}) = (D_0/3)[Q^{-1}(p_e/4)]^2(2^{b_{m,n}} - 1),$$

其中, D_0 表示对所有用户和子载波都相同的噪声频谱密度功率(常数); Q 表示调制方式为自适应正交幅度调制(QAM),则所有用户所需的总的发射功率为

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

由于本文的优化目标为最小化总发射功率,因此,本文的求解目标转换为求(1)式的最小值.

约束条件为

$$R_m = \sum_{n=1}^N \lambda_{m,n} b_{m,n}, \quad (1a)$$

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

$$p_e \leq p_t, \quad (1c)$$

其中,约束条件(1a)表示必须满足 m 个用户所需的总速率 R_m 要求;约束条件(1b)表示一个子载波只能被一个用户占用;约束条件(1c)表示误码率 p_e 必须不大于误码率最大值 p_t .同时,考虑次用户对主用户的干扰,必须满足约束条件

$$\sum_{n=1}^N \frac{P_m(b_{m,n})}{g_{m,n}^2} \leq P_s, \quad (1d)$$

其中, P_s 为用户的传输功率最大值.

由此可见,本文研究的资源分配问题是一个约束优化问题.因此,在基本信道参数给定的情况下,本文问题转换为:在满足上述约束条件的前提下,求解用户对应的子载波分配方案 $b_{m,n}$ ($b_{m,n}$ 决定了 $\lambda_{m,n}$),使得总发射功率最小.

3 算法关键技术与实现

3.1 免疫克隆优化算法

人工免疫系统是一种受启发于生物免疫系统的智能优化方法.克隆选择算法是人工免疫系统的主要算法之一,已在通信多用户检测^[13]、网络组播路由^[14]、频谱分配^[15]等工程优化领域得到广泛应用.基于此,本文设计了一种基于免疫克隆优化的子载波分配方案.本算法中,使用矩阵进行抗体编码,一个抗体即为一种可能的子载波分配方案 $b_{m,n}$ (候选解),然后通过比例克隆、亲和度评价、重组、变异、克隆选择对候选解进行进化,当算法满足结束条件时(本文为达到最大进化代数),亲和度最高的抗体即为最终的子载波分配方案.约束条件可以在算法求解过程中通过对解的修正进行处理.

3.2 算法关键技术

3.2.1 编码方式

编码将抗体表示与求解结果进行映射,是免疫算法求解问题的关键步骤.由于本文目的是求

得分配方案 $b_{m,n}$, 为了表示直观, 采用 $M \times N$ 的矩阵编码表示, 其中矩阵的行表示用户 m ($m = 1, 2, \dots, M$), 列表示子载波 n ($n = 1, 2, \dots, N$), 即

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

其中, $b_{m,n} \in [0, L]$. 根据约束条件 (1b) 可知, 一个子载波只能被一个用户占用, 表现在编码矩阵中, 则为矩阵的每列只能有一个非零元素. 经过编码后, 一个抗体代表一种子载波分配方案.

3.2.2 抗体种群初始化

免疫克隆算法必须有一个初始种群以便进化. 为了确保抗体产生的随机性并遍历所有抗体空间, 本文初始抗体种群的产生使用 logistic 映射: $x^{n+1} = \mu x_n(1 - x_n)$, 其中, $n = 1, 2, \dots, N$, $\mu = 4$ (此时系统处于完全混沌状态, 其状态空间为 $(0, 1)^{[10]}$). 随机产生第一个抗体, 然后按照 logistic 映射依次生成规模为 N 的抗体种群.

此外, 本文在抗体种群的初始化过程中, 考虑了约束条件和先验知识, 对种群进行预处理. 由于优化目标要在满足用户速率的前提下进行 (约束条件 (1a)), 因此, 每个用户 m 的最小子载波数应该满足 $b_m = \lfloor R_m/L \rfloor$ ($\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整), 则系统所需的最少总子载波数 $N' = \sum_{m=1}^M b_m$, 并有 $N' < N$. 具体初始化过程如下: 对每个用户 m 随机分配 b_m 个载波, 剩下的子载波 ($N - N'$) 在用户间随机分配, 并保证每列只有一个元素为非零. 同时, 进行干扰约束条件 (1d) 的处理, 满足约束条件的抗体成为候选抗体. 至此, 在误码率要求给定的情况下, 问题转换为无约束优化问题. 按照种群规模, 重复进行以上过程, 得到初始的抗体种群 (初始候选子载波分配方案).

3.2.3 亲和度函数

亲和度函数用来度量候选解 (抗体) 的好坏. 由于本文的优化目标为最小化总发射功率, 因此, 直接将 (1) 式作为亲和度函数. 亲和度函数值越小, 说明抗体越优秀.

3.3 基于免疫优化的算法实现过程

步骤 1 初始化

设进化代数 t 为 0, 按照上面的方法初始化种群 A , 规模为 k . 则初始化种群记为

$$A(t) = \{A_1(t), A_2(t), \dots, A_k(t)\},$$

其中, 每一个 $A_i(t)$ ($1 < i < k$) 对应于一种可能的子载波分配方案 B . 同时设置记忆种群 $M(t)$, 规模为 s ($s = k \cdot d\%$), 其中 d 为正整数, $d\%$ 表示选取的百分比. $M(t)$ 初始时, 从 $A(k)$ 中随机选取, 则

$$M(t) = \{M_1(t), M_2(t), \dots, M_s(t)\}.$$

步骤 2 亲和度评价

根据 (1) 式对抗体种群 $A(t)$ 进行亲和度评价, 计算每个抗体的亲和度 $f(A_i(t))$. (1) 式值越小, 表示亲和度越高. 将抗体按照亲和度值升序排列, 选择前 s 个抗体更新记忆种群 $M(t)$.

步骤 3 终止条件判断

如果达到最大进化次数 $t_{\max}$, 算法终止, 将记忆种群 $M(t)$ 中保存的亲和度值最小的抗体进行映射 (见编码方式), 即得到了最佳的子载波分配方案; 否则, 转步骤 4.

步骤 4 克隆扩增 T_c

对这 s 个抗体进行克隆操作 T_c , 形成种群 $B(t)$. 克隆操作 T_c 定义为

$$B(t) = T_c(M(t)) \\ = [T_c(M_1(t)), T_c(M_2(t)), \dots, T_c(M_s(t))].$$

具体克隆方法为: 假设选出的 s 个抗体按亲和度值升序排序为 $M_1(t), M_2(t), \dots, M_s(t)$, 则对第 i 个抗体 $M_i(t)$ ($1 \leq i \leq s$) 的 q_i 克隆产生的抗体数目为

$$q_i(t) = \text{Int} \left(n_t \times \frac{f(M_i(t))}{\sum_{j=1}^s f(M_j(t))} \right).$$

其中, $\text{Int}(\cdot)$ 表示向上取整, n_t ($n_t > s$) 表示克隆控制参数, $f(\cdot)$ 代表亲和度函数的计算. 本文按照亲和度的大小进行克隆, 保证了优秀抗体有更多的机会进化到下一代. 第 t 代克隆产生的抗体种群总个数为

$$Q = N(t) = \sum_{i=1}^s q_i(t).$$

步骤 5 克隆重组 T_r

免疫重组操作有利于保持抗体多样性, 寻找最优解, 并提高收敛速度^[7]. 本文引入重组算子, 依照概率 p_c 对不同抗体的两列进行交叉重组, 生成新的抗体 $C(t)$.

步骤6 克隆变异 T_m

依据概率 p_m 对克隆后的种群 $C(t)$ 进行变异操作 T_m , 得到抗体种群 $D(t)$. 定义为

$$D(t) = T_m^c(C(t)).$$

由于本算法采用矩阵编码, 本文设计的变异方式为, 对某个抗体依变异概率 p_m 选择某列上的两个元素, 交换其在矩阵的位置. 这样做的优势在于, 变异后抗体仍是可行解, 简化了求解过程.

对于变异概率, 本文设计了一种自适应调整方法 $p_m = p_m \times \left(1 - \frac{t}{t_{\max}}\right)$. 其中, t 表示当前进化代数, $t_{\max}$ 为最大进化代数.

变异后的种群为

$$D(t) = \{D_1(t), D_2(t), \dots, D_Q(t)\}.$$

步骤7 克隆选择 T_s

定义 $A(t+1) = T_s(D(t) \cup A(t))$. 具体方法为, 计算 $D(t)$ 中的抗体亲和度, 并与 $A(t)$ 一起, 选择 k 个亲和度高的抗体组成下一代种群 $A(t+1)$; 并选择前 s 个亲和度高的抗体更新记忆种群 $M(t+1)$; 令 $t = t + 1$; 转步骤3.

4 仿真实验结果**4.1 实验环境和参数设置**

假设系统为一个基站服务一个主用户和 M 个认知用户, 考虑下行链路的资源分配, 系统为频率选择性衰落信道. 信道中单边功率谱密度 $D_0 = 1$, 系统信道增益 $g_{m,n} = 1$, 物理层采用自适应 64QAM 调制方式, 子载波为 $N = 32$, 最大传输比特数 $R_m = 1024$ bit, 每个用户在一个 OFDM 符号中要传输的比特数 L 至少为 20 bit. 为了充分验证算法性能, 取 $p_e \leq p_t = 10^{-5} - 10^{-1}$, $P_s = 0.5 - 1.5$ W, 次用户数为 $M = 2 - 12$, 实验环境为 Windows XP 系统, 采用 MATLAB 编程实现.

通过反复实验, 免疫克隆算法的参数设置为, 最大进化代数 $t_{\max} = 200$; 种群规模 $k = 30$, 抗体编码长度等于子载波的个数 ($N = 32$), 记忆单元规模 $s = 0.3 \times k$; 克隆控制参数 $n_t = 20$, 重组概率 $p_c = 0.01$, 变异概率 $p_m = 0.2$.

4.2 实验结果及分析讨论

为了验证算法性能, 在相同的参数设置下, 将算法运行 100 次, 取平均值, 并与 MA 准则下采用遗传优化的代表性文献 [10] 进行对比.

由于本算法考虑了次用户对主用户的干扰, 即传输功率限制, 因此, 首先验证了不同 P_s 下算法的运行性能. 其中, 误码率 $p_e = 10^{-3}$, 用户数 $M = 6$. 结果如图 1 所示.

从图 1 可以看出, 随着主用户可接受干扰功率的增大, 系统总的发射功率也在增大. 这是因为, 主用户可接受干扰功率越大, 允许的次用户传输功率会有所增加, 因此, 系统总的发射功率增大, 理论分析与实验结果一致.

图 2 为随着进化代数变化, 两种算法得到的总发射功率的对比. 其中, 用户数 $M = 6$, 误码率 $p_e = 10^{-3}$, $P_s = 1.0$ W. 从图 2 中可以看出, 在迭代次数相同的情况下, 本文算法所需的总传输功率明显小于文献 [10], 说明本文算法可以得到更优的子载波分配方案. 同时, 可以看出, 本文算法在约 140 代开始收敛, 而文献 [10] 在约 180 代开始收敛, 说明本文算法收敛较快, 节约了运行时间, 这主要因为本文算法设计的各种算子有效加快了收敛速度. 因此, 本文算法具有一定的优越性.

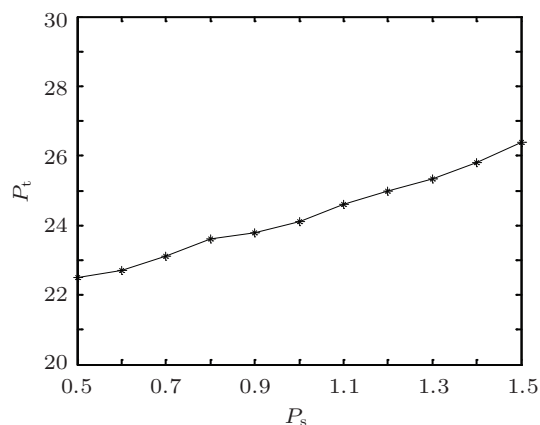


图1 不同 P_s 时系统的总发射功率

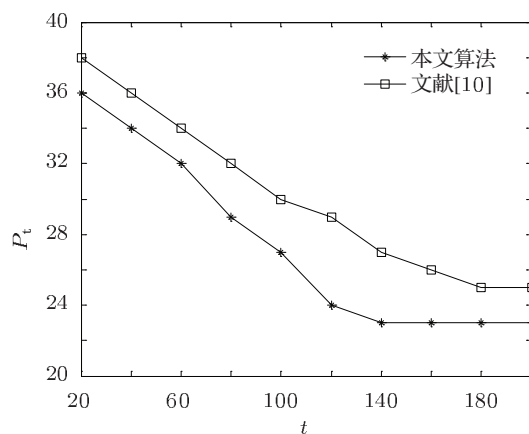


图2 进化代数与发射功率的关系

图3验证了不同用户数下,系统总发射功率的变化情况,其中 $p_e = 10^{-3}$, $P_s = 1.0$ W.从图3中可以看出,随着用户数的增长,两种算法的总发射功率都在增加,这与理论相符.当用户数较少时,两种算法性能相当.随着用户数的增长,本算法性能明显优于文献[10].其主要原因在于,本文算法根据问题设计了各种有效的免疫算子,增强了算法的寻优能力,在用户数增多时,表现出了较强的优越性.

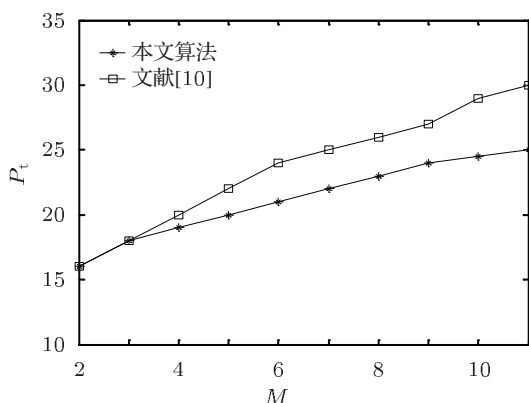


图3 用户数与总发射功率的关系

图4为系统用户数 $M = 6$ 时,在不同的误码率 p_t 下(干扰功率 $P_s = 1.0$ W),相关算法的误码率与信噪比的关系曲线.从图4中可以看出,在误码率相同的情况下,本文算法比文献[10]所得到的信噪比小大约2 dB,说明需要的总发射功率较小.

同时随着对误码率要求的逐渐降低,两种算法所需传输功率的差值也逐渐增大,进一步验证了算法的有效性.

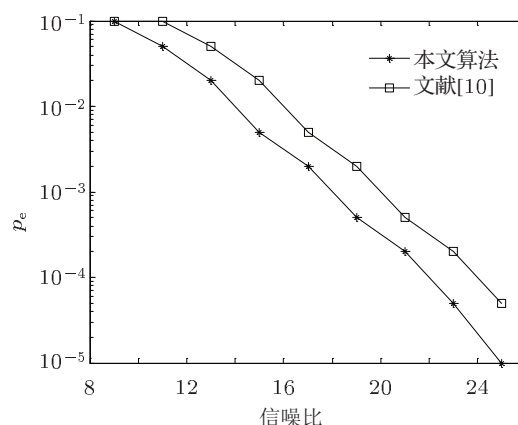


图4 信噪比与误码率的关系

5 结论

本文提出了一种基于混沌免疫优化的多用户认知OFDM子载波资源分配方案.算法考虑了主用户可接受的干扰功率限制.实验结果表明,本算法减小了整个系统所需的发射功率,同时收敛速度较快,更适合认知无线网络中子载波资源分配的优化.下一步的研究工作是结合实际的认知系统,如认知自组织网络等,进一步完善算法.

[1] Haykin S 2008 *IEEE J. Sel. Area Comm.* **23** 201
 [2] Bokharaiee S, Nguyen H H, Shwedyk E 2011 *IEEE T. Veh. Technol.* **60** 858
 [3] Yucek T, Arslan H 2009 *IEEE Commun. Surveys Tutorials* **11** 116
 [4] Zhou J, Zu Y X 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 7508 (in Chinese) [周杰, 祖云霄 2010 物理学报 **59** 7508]
 [5] Mahmoud H, Yucek T, Arslan H 2009 *IEEE Wirel. Commun.* **16** 6
 [6] Chai Z Y, Liu F 2010 *J. Commun.* **31** 92 (in Chinese) [柴争义, 刘芳 2010 通信学报 **31** 92]
 [7] Zhao N, Li S Y, Wu Z L 2011 *Wireless. Pers. Commun.* **58** 1
 [8] Ayman E H 2009 *The Ninth IEEE Malaysia International Conference on Communications* (Chicago: Springer) p1

[9] Chai Z Y, Liu F, Zhu S F 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 096401 (in Chinese) [柴争义, 刘芳, 朱思峰 2012 物理学报 **61** 096401]
 [10] Zu Y X, Zhou J 2011 *Acta. Phys. Sin.* **60** 079501 (in Chinese) [祖云霄, 周杰 2011 物理学报 **60** 079501]
 [11] Chai Z Y, Liu F, Zhu S F 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 028801 (in Chinese) [柴争义, 刘芳, 朱思峰 2012 物理学报 **61** 028801]
 [12] Mackenzie A B, Reed J H 2009 *IEEE Commun. Lett.* **97** 660
 [13] Yang D D, Jiao L C, Gong M G, Feng J 2010 *Comput. Intell.* **26** 359
 [14] Gong M G, Jiao L C, Liu F, Ma W P 2010 *Knowl. Inf. Syst.* **25** 523
 [15] Chai Z Y, Liu F, Zhu S F 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 068803 (in Chinese) [柴争义, 刘芳, 朱思峰 2011 物理学报 **60** 068803]

Chaotic immune optimization based resource allocation in cognitive radio network*

Chai Zheng-Yi[†] Zheng Li-Ping Zhu Si-Feng

(*School of Information Science and Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China*)

(Received 21 September 2011; revised manuscript received 26 October 2011)

Abstract

In order to optimize the multi-user subcarrier allocation of cognitive wireless network, it is converted into a constraint optimization problem. A chaotic immune optimization algorithm is proposed to solve it. The key techniques and implementation processes are given. The operators, such as coding, clonal, crossover, and mutation, are designed. The experimental results show that in conditions of user rate, the bit error rate and inference constraints, the algorithm minimizes the total transmit power and converges rapidly. It can obtain the better allocation scheme and improve the utilization efficiency of high frequency spectrum.

Keywords: immune optimization, cognitive radio network, resource allocation, chaotic

PACS: 88.80.ht, 64.60.aq

* Project supported by the National High Technology Research and Development Program of China (Grant No. 2009AA12Z210), the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 61001202, 61003199, 61072139), the Specialized Research Fund for the Doctoral Program of Higher Education of China (Grant Nos. 20090203120016, 20100203120008), the Key Science and Technology Program of Henan Province, China (Grant No. 112102210221), and the Natural Research Program of Education Department of Henan Province, China (Grant No. 2012A520055).

[†] E-mail: super_chai@tom.com