

基于免疫克隆选择的认知无线网络频谱分配研究

王晓飞* 陈岳兵 张希 张权 唐朝京

(国防科技大学电子科学与工程学院 长沙 410073)

摘要: 该文提出了图论和免疫优化理论相结合的认知无线网络频谱分配方法。采用基于矩阵的二进制抗体编码,从效率和公平性考虑设计了随机约束满足算子和公平约束满足算子,提出一种基于免疫克隆选择(ICS)的频谱分配算法。对经典克隆选择算法进行改进,增加约束满足操作保证种群编码能够满足频谱干扰限制,实现了频谱分配的约束优化。理论证明了约束满足操作的有效性,分析了算法的计算复杂性和适用性。仿真结果表明:ICS算法与颜色敏感图论着色算法相比,网络带宽明显提高;在频谱干扰严重的情况下,采用公平约束满足算子的ICS算法能显著提高网络的公平性;与参考智能算法相比,ICS算法具有较快的收敛速度。

关键词: 认知无线网络; 频谱分配; 免疫克隆选择; 约束优化

中图分类号: TN915

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2011)07-1561-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2010.01127

Immune-clonal-selection based Spectrum Assignment for Cognitive Radio Networks

Wang Xiao-fei Chen Yue-bing Zhang Xi Zhang Quan Tang Chao-jing

(School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: A spectrum assignment scheme for cognitive radio networks is proposed by means of combining graph theory with immune optimization algorithm. A binary matrix coding scheme is introduced to represent antibody population. Two operators Random-Constraint Satisfaction Operator (RCSO) and Fair-Constraint Satisfaction Operator (FCSO) are designed to guarantee efficiency and fairness respectively. A novel spectrum assignment algorithm based on Immune-Clonal-Selection (ICS) is proposed, which is an improvement of the classical immune clonal selection algorithm. With Constraint Satisfaction Operation (CSO) applied to the encoded populations, the constraints can be satisfied to achieve the global optimization. The CSO is proved to be effective theoretically, and then the computational complexity and applicability are analyzed. Simulation results show that, compared to the Color-Sensitive Graph Coloring (CSGC) algorithm, the ICS can significantly increase the network utilization. Especially when the spectrum conflict is severe, the fairness reward is efficiently improved by using the ICS with FCSO. Meanwhile, its high convergence speed is validated by simulation.

Key words: Cognitive Radio Networks (CRN); Spectrum assignment; Immune Clonal Selection (ICS); Constrained optimization

1 引言

随着无线通信技术及其应用的迅猛发展,频谱资源稀缺的问题日益凸显。研究^[1]表明,频谱稀缺并非频谱资源的物理稀缺,主要是现行频谱管理和分配政策导致的传统频谱接入方式降低了频谱利用率。认知无线网络(Cognitive Radio Networks, CRN)利用认知无线电技术,通过动态频谱接入方式可以有效降低频谱干扰,提高频谱利用率。

实现高效公平的动态频谱接入是CRN需要解决的关键问题之一。针对不同的网络体系结构和应用,

研究人员提出了多种动态频谱理论模型和分配方法。马尔科夫模型^[2]适合有规律的网络环境,计算依赖于转移概率的获得,需长时间才能达到稳定平衡。经济学模型采用博弈论^[3]、拍卖理论^[4],具有较完备的理论基础,能较好地对频谱资源进行量化,但存在执行困难,用户间恶性竞争等问题。智能模型^[5]具备一定学习能力,能适应网络环境的动态变化,算法执行收敛较慢。图论模型执行简单,能快速收敛,具有较强的可扩展性。文献[6]提出了基于List着色的频谱分配算法,以获得最大的频带分配数,文献[7]提出了颜色敏感图论着色算法,并证明满足约束条件的最优频谱分配是NP问题,文献[8]提出了一种基于量子遗传算法的频谱分配方案,验证了遗传算法在图论模型中的可行性。免疫克隆选择算法

2010-10-20 收到, 2011-05-18 改回

国家自然科学基金(60872052)资助课题

*通信作者: 王晓飞 wxfmudt@gmail.com

作为一种新型的智能算法，可以有效抑制或避免求解过程中的早熟现象，兼具全局搜索和局部搜索能力，在很多应用中取得了较好的效果^[9]，目前将其用于CRN频谱分配的研究还鲜见报道。

本文以图论模型为基础，结合免疫优化理论研究CRN频谱分配问题。首先，建立CRN频谱分配模型，将问题转化为约束优化问题。由于经典克隆选择算法不能直接用于约束优化问题的求解，对其进行改进，提出基于免疫克隆选择的CRN频谱分配算法。新算法将频谱分配矩阵编码后的二进制矩阵作为种群的抗体，针对该编码方式设计随机约束满足算子和公平约束满足算子，保证处理后的种群编码能够满足约束限制。然后，证明和分析算法特性。最后，建立计算机仿真实验平台，验证本文算法的有效性和优越性。

2 频谱分配模型

CRN的频谱分配需要考虑认知用户对主用户的干扰、认知用户之间的干扰以及网络的效益和公平性3个方面的限制因素。利用图论方法可以方便地描述用户间的干扰和约束关系，因此，本文采用无向加权图来建模频谱分配问题。

首先建立CRN的拓扑结构模型。假定在一个 $X \times Y$ 的区域中，随机分布 P 个主用户， N 个认知用户，认知用户利用认知无线电技术感知和使用频谱；网络中可用频谱被划分为 M 个完全正交的频带，认知用户在满足分配原则的前提下可以同时使用多个频带。假设用户间的干扰仅由相互距离决定，主用户和认知用户均使用全向天线；主用户 p ($p = 1, 2, \dots, P$) 在频带 m ($m = 1, 2, \dots, M$) 上的覆盖区域是以用户为中心，以 $dp_{p,m}$ 为半径的圆形区域；认知用户 n 或认知用户 k ($n, k = 1, 2, \dots, N$)，在频带 m 上的覆盖区域是以用户为中心，以 $ds_{n,m}$ (或 $ds_{k,m}$)为半径的圆形区域；当用户在某一频带上的覆盖区域存在重叠时即表明用户在该频带上存在相互干扰。为便于描述和分析，将文中使用的部分符号^[7]进行总结，如表1所示。

基于上述假设和定义，将频谱分配建模为一个无向加权图 $G = (V, E_C, L_B)$ ，其中 $V = \{v_n\}$ 是图的顶点集合，每个顶点代表一个认知用户； $E_C = \{C^{(m)}\}$ 是图的边集合，考虑到频谱的差异性，设图 G 是含重边的，每条边代表认知用户在使用某一频带时的干扰，根据用户间频谱干扰约束关系生成； $L_B = \{l_{B_{n,m}} \mid l_{B_{n,m}} = l_{n,m} \cdot b_{n,m}\}$ 表示认知用户的信道可用性及其效益权重，根据空闲频谱矩阵和频谱效益矩阵生成。

表1 符号体系

符号	名称	定义
L	空闲频谱矩阵	$L = \{l_{n,m} \mid l_{n,m} \in \{0,1\}\}_{N \times M}$
B	频谱效益矩阵	$B = \{b_{n,m} \mid b_{n,m} = (ds_{n,m})^2\}_{N \times M}$
$C^{(m)}$	频带 m 干扰约束矩阵	$C^{(m)} = \{c_{n,k}^{(m)} \mid c_{n,k}^{(m)} \in \{0,1\}\}_{N \times N}$
C	频谱干扰约束集	$C = \{C^{(m)} \in C \mid C^{(m)} = (c_{n,k}^{(m)})_{N \times N}\}$
A	有效频谱分配矩阵	$A = \{a_{n,m} \mid a_{n,m} \in \{0,1\}, a_{n,m} \leq l_{n,m}, c_{n,k}^{(m)} = 1, a_{n,m} \cdot a_{k,m} = 0\}_{N \times M}$
R	用户效益向量	$R = \left\{ \beta_n \mid \beta_n = \sum_{m=1}^M a_{n,m} \cdot b_{n,m} \right\}_{1 \times N}$
$U(R)$	频谱分配目标函数	$U(R) = \{F(A, B)\}$

频谱分配问题可以归结为一个约束优化问题，其中，以频谱分配决策矩阵为变量，使认知用户和主用户，认知用户和认知用户之间无频谱干扰为约束条件，最大化频谱分配目标函数值为优化目标。不失一般性，可以将问题描述为

$$\left. \begin{aligned} & \text{maximize } U(R) = F(A^*, B) \\ & \text{s.t. } C_L \cap C_C \\ & A^* = (a_{n,m}^*)_{N \times M} \\ & L = (l_{n,m})_{N \times M} \\ & C^{(m)} = (c_{n,k}^{(m)})_{N \times N} \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

其中 $A^* \in \Omega \subseteq \Psi$ 为频谱分配决策矩阵， Ω 为频谱分配可行域， Ψ 为频谱分配决策空间； $C_L = \{a_{n,m}^* \leq l_{n,m}\}$ 表示空闲频谱矩阵 L 对频谱分配决策矩阵 A^* 的约束限制； $C_C = \{a_{n,m}^* \cdot a_{k,m}^* = 0 \mid c_{n,k}^{(m)} = 1\}$ 表示频谱干扰约束集 C 对频谱分配决策矩阵 A^* 的约束限制。

定义1(频谱分配可行域) Ω 为频谱分配可行域当且仅当

$$\Omega = \{A \in \Omega \mid A = (a_{n,m})_{N \times M}, a_{n,m} \in \{0,1\}, a_{n,m} \leq l_{n,m}, \text{if } c_{n,k}^{(m)} = 1, a_{n,m} \cdot a_{k,m} = 0\} \quad (2)$$

Ω 是由同时满足 C_L 和 C_C 限制的所有可行频谱分配矩阵构成的集合。

定义2(频谱分配决策空间) Ψ 为频谱分配决策空间

$$\Psi = \{A^* \in \Psi \mid A^* = (a_{n,m}^*)_{N \times M}, a_{n,m}^* \in \{0,1\}, a_{n,m}^* \leq l_{n,m}\} \quad (3)$$

其中 A^* 是满足 C_L 限制的频谱分配决策矩阵。

定义3(最优频谱分配矩阵) A_{opt} 为最优频谱分配矩阵当且仅当

$$\mathbf{A}_{\text{opt}} \in \Omega, \forall \mathbf{A} \in \Omega, \neg \exists F(\mathbf{A}, \mathbf{B}) > F(\mathbf{A}_{\text{opt}}, \mathbf{B}) \quad (4)$$

该问题是典型的NP问题，下文将应用免疫优化理论实现最优频谱分配矩阵的求解。

3 算法设计

免疫克隆选择算法^[10]是模仿生物免疫系统功能的一种智能算法。它受克隆选择原理的启发，在传统进化算法的基础上，引入亲合度成熟、克隆和记忆机理，并利用相应的克隆操作、变异操作以及克隆选择操作等新型算子，保证算法能快速收敛到全局最优解。在最优化应用中，通常将求解问题的目标函数对应于入侵生物体的抗原，最优问题的解对应于免疫系统产生的抗体，用抗原和抗体的亲合度来描述可行解与最优解的逼近程度。具体地，在CRN频谱分配优化问题中，将式(1)定义为抗原，将频谱分配决策矩阵 \mathbf{A}^* 定义为抗体。

3.1 种群编码

CRN频谱分配可以视为一个0-1规划问题，故采用二进制编码方式。频谱分配决策矩阵 \mathbf{A}^* 已经具备二进制编码的形式，但经典免疫克隆选择算法仍不能对 \mathbf{A}^* 进行直接处理，需要将 \mathbf{A}^* 转换成二进制编码串。考虑到对于任意 $\mathbf{A}^* \in \Psi$ 均满足 C_L 的约束限制，即与 \mathbf{L} 中值为0的项对应的 \mathbf{A}^* 中的项必然为0，仅将与 \mathbf{L} 中值为1的项对应的 \mathbf{A}^* 中的项进行种群编码，得到该频谱分配的抗体编码 $\mathbf{A}_t^* = a_{t_1}^* a_{t_2}^* \cdots a_{t_q}^*$ ， $a_{t_j}^* \in \{0, 1\}$ ， $j = 1, 2, \dots, q$ 。

\mathbf{A}_t^* 的编码长度等于 \mathbf{L} 中值为1的项的总数，记为 q ，频谱分配决策空间 Ψ 的规模为 2^q 。显然，在确定的 C_L 约束限制下， \mathbf{A}^* 与 \mathbf{A}_t^* 是一一对应的，即抗体编码 \mathbf{A}_t^* 的每一种基因组合表示一种频谱分配。

为便于直接处理，采用基于矩阵的抗体种群表示法：将一个抗体编码串作为矩阵的一行， s 个抗体编码依次排列构成抗体种群 $\mathbf{A}_t^c = [(\mathbf{A}_{t_1}^*)^T, \dots, (\mathbf{A}_{t_s}^*)^T]^T$ ， s 表示种群规模。

3.2 约束满足操作及其算子

一组抗体编码可能对应频谱分配问题的一个解，但将 \mathbf{A}_t^* 中的任意项 $a_{t_j}^*$ 随机赋0或1得到的抗体编码并不一定满足 C_C 的约束限制，因此提出约束满足操作的概念。约束满足操作的对象是一组抗体编码，目的是解决存在干扰关系的多个认知用户在分配同一频带时发生的冲突。根据分配原则的不同，设计两种约束满足算子：随机约束满足算子(RCSO)和公平约束满足算子(FCSO)。RCSO的操作方式是：当两个认知用户在某个频带上存在频谱共用干扰时，随机允许其中一个使用该频带。FCSO的主要设计思想是将所有频带视为整体，已经分配到频

带的认知用户在分配新的频带时降低优先级，改善频谱分配的公平性，避免出现少数认知用户总是无法分配到频带的问题。FCSO的操作方式是：当认知用户 n 和 k 在频带 m 上存在频谱共用干扰时，查询频带1到 $m-1$ 的分配结果，如果认知用户 n 和 k 均已经分配或均未分配到频带，则将频带 m 随机地分配给其中一个用户使用；如果认知用户 n 已分配到频带且认知用户 k 未分配到任何频带，则将频带 m 分配给认知用户 k ，反之亦然。

3.3 亲合度函数

经过约束满足操作处理的抗体编码可满足约束限制条件，频谱分配问题转换为无约束优化问题，证明见4.1节。本文设计的亲合度函数 $\text{fit}(\mathbf{A}_t^*) = F(\mathbf{A}^*, \mathbf{B})$ ，其中 $F(\mathbf{A}^*, \mathbf{B})$ 分别采用网络总带宽、网络平均带宽和公平性效益作为频谱分配目标函数进行亲合度测量。

网络总带宽(network utilization)用于衡量网络的吞吐能力，定义其为网络中所有认知用户获得的频谱效益的总和，其计算公式为

$$F_{\text{sum}}(\mathbf{A}^*, \mathbf{B}) = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M a_{n,m}^* \cdot b_{n,m} \quad (5)$$

网络平均带宽(mean reward)用于衡量网络的平均吞吐能力，定义其为网络中所有认知用户获得的频谱效益的平均值，其计算公式为

$$F_{\text{mean}}(\mathbf{A}^*, \mathbf{B}) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M a_{n,m}^* \cdot b_{n,m} \quad (6)$$

网络公平性效益(fairness reward)用于衡量网络中各认知用户获得效益的公平性能，其计算公式为

$$F_{\text{fairness}}(\mathbf{A}^*, \mathbf{B}) = \left(\prod_{n=1}^N \left(\sum_{m=1}^M a_{n,m}^* \cdot b_{n,m} + 10^{-4} \right) \right)^{1/N} \quad (7)$$

3.4 算法流程

本文提出的基于ICS的频谱分配算法流程如图1所示，具体步骤如下：

步骤1 初始化参数。给定最大执行代数 g ，初始种群规模 s ，克隆规模 w ，变异概率 pm ，随机产生初始抗体种群 $\mathbf{A}_t^c(1) = \{\mathbf{A}_{t_1}^*, \mathbf{A}_{t_2}^*, \dots, \mathbf{A}_{t_s}^*\}$ ，并对抗体编码执行约束满足操作，产生抗体种群 $\mathbf{A}_{t_c}^c(1) = \{\mathbf{A}_{t_{c1}}^*, \mathbf{A}_{t_{c2}}^*, \dots, \mathbf{A}_{t_{cs}}^*\}$ ；

步骤2 终止判断。判断是否满足终止条件，若满足则终止迭代执行，当前种群中最优抗体编码对应的频谱分配矩阵是最终解，否则，继续步骤3；

步骤3 克隆操作。对当前的第 k 代父种群 $\mathbf{A}_{t_c}^c(k)$ 进行克隆操作，得到 $\mathbf{A}_{t_c}^{c1}(k)$ ；

步骤4 变异操作。以概率 pm 对 $\mathbf{A}_{t_c}^{c1}(k)$ 进行变

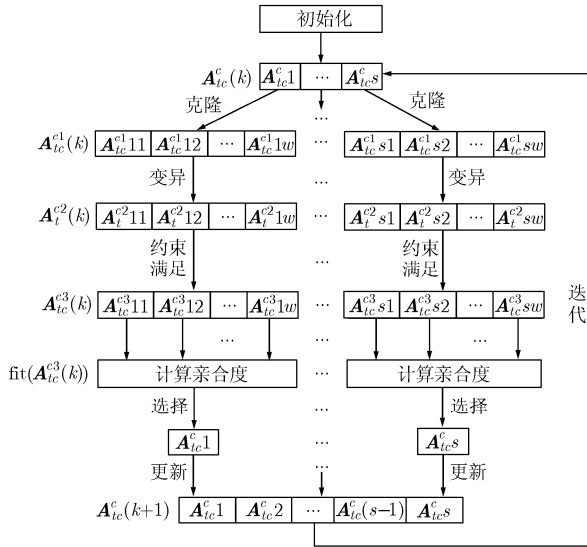


图1 ICS 算法操作流程

异操作, 得到 $\mathbf{A}_t^{c2}(k)$;

步骤5 约束满足操作。对 $\mathbf{A}_t^{c2}(k)$ 进行约束满足操作, 得到 $\mathbf{A}_t^{c3}(k)$;

步骤6 计算亲合度函数。计算每个个体的亲合度值 $\text{fit}(\mathbf{A}_{ic}^{c3}(k))$;

步骤7 克隆选择操作。在子种群中, 选择变异后抗体亲合度值优秀的个体, 形成新的种群 $\mathbf{A}_{ic}^c(k+1)$, 准备进入 $k+1$ 代的迭代过程;

步骤8 $k = k+1$, 转向步骤2。

算法的终止条件是达到最大执行代数, 或最优亲合度值在连续50次迭代中不被更新。克隆操作、变异操作、克隆选择操作参见文献[10]。

4 算法分析

4.1 约束满足操作有效性

引理1 频谱分配决策矩阵与其抗体编码具有相同的约束限制满足特性。

证明 根据空闲频谱矩阵 \mathbf{L} 的限制, 对任意频谱分配决策矩阵 \mathbf{A}^* 进行种群编码操作所得的抗体编码 \mathbf{A}_t^* 与 \mathbf{A}^* 是一一对应的, 都表示同一频谱分配, 其对 C_L 和 C_C 的满足状态不变。证毕

定理1 经约束满足操作处理的抗体编码满足 C_L 和 C_C 的约束限制。

证明 由种群编码的定义, 可知抗体编码满足 C_L 的约束限制, 约束满足操作执行过程中依照空闲频谱矩阵 \mathbf{L} 进行转换操作, 转换后的抗体编码 \mathbf{A}_{ic}^* 仍满足 C_L 的约束限制。

对于在频带 m 上存在频谱共用干扰的任意认知用户 n 和 k , 当两个用户欲同时请求频带 m 时, 将根据 RCSO 或 FCSO 的定义将频带分配给两者之一使用, 存在冲突的另一用户不使用该频带, 即对于

任意 $a_{n,k}^{(m)} = 1$, 经过约束满足操作处理后 $a_{n,m}^* = 0$ 或 $a_{k,m}^* = 0$, 则 $a_{n,m}^* \cdot a_{k,m}^* = 0$ 成立, 即 \mathbf{A}_c^* 满足 C_C 的约束限制, 由引理1可得, 抗体编码 \mathbf{A}_{ic}^* 满足 C_C 的约束限制。证毕

推论1 经约束满足操作处理的抗体编码所对应的频谱分配决策矩阵在频谱分配可行域内。

证明 由定理1可得, 经约束满足操作处理的抗体编码 \mathbf{A}_{ic}^* , 同时满足 C_L 和 C_C 的约束限制, 由引理1可得, 与之相对应的频谱分配决策矩阵 \mathbf{A}_c^* 满足 C_L 和 C_C 的约束限制, 则 $\mathbf{A}_c^* \in \Omega$ 。证毕

因此, 约束满足操作可以将频谱分配约束优化问题转化为无约束优化问题进行处理, 保证了 ICS 算法所求解的有效性。

4.2 计算复杂性分析

ICS 算法的时间复杂度包括计算频谱分配模型矩阵的时间复杂度和执行种群迭代的时间复杂度。在计算频谱分配模型矩阵阶段, \mathbf{L} 的复杂度为 $O(P \cdot N \cdot M)$; \mathbf{B} 的复杂度为 $O(N \cdot M)$; \mathbf{C} 的复杂度为 $O(N \cdot N/2 \cdot M)$, 该阶段的复杂度为 $O(N \cdot M^2/2 + P \cdot N \cdot M)$ 。在执行种群迭代阶段, 对每个抗体克隆 w 个相同抗体以及执行变异的复杂度为 $O(s \cdot w \cdot q)$; 对每个抗体, 执行 RCSO 操作的复杂度为 $O(N^2 \cdot M)$, 执行 FCSO 操作的复杂度为 $O(N^2 \cdot M^2)$; 计算抗体亲和度的复杂度为 $O((s \cdot w) \cdot (N \cdot M))$; 克隆选择操作的复杂度为 $O(s \cdot w)$ 。由此可得采用 RCSO 或 FCSO 执行一代的复杂度分别为 $O(s \cdot w \cdot N^2 \cdot M)$ 和 $O(s \cdot w \cdot N^2 \cdot M^2)$ 。因此, ICS 算法的时间复杂度与约束满足操作有关, 采用 RCSO 时为 $O(P \cdot N \cdot M + g \cdot s \cdot w \cdot (N^2 \cdot M))$; 采用 FCSO 时为 $O(P \cdot N \cdot M + g \cdot s \cdot w \cdot (N^2 \cdot M^2))$ 。

ICS 算法的空间复杂度主要包括频谱分配模型矩阵的存储和种群中抗体的存储。 \mathbf{L} 的存储空间为 $O(N \cdot M)$; \mathbf{B} 的存储空间为 $O(N \cdot M)$; \mathbf{C} 的存储空间为 $O(N^2 \cdot M)$ 。每个抗体的存储空间为 $O(q)$ 。综上, ICS 算法的空间复杂度为 $O(N^2 \cdot M + s \cdot w \cdot q)$ 。

4.3 适用性分析

本文提出的频谱分配方法适用于集中式架构的 CRN。以 IEEE 802.22 WRAN^[11] 为例, 基站(BS)控制认知用户设备(CPE)同步检测多个频带上主用户的行为, 检测结果周期性地报告给基站, 基站对数据进行融合并判决各频带上主用户的占用状态, 通过频谱管理和频谱分配来实现动态频谱接入。频谱分配是一个周期性的过程, 基站根据频带占用状态和地理位置等信息决定认知用户在指定时段内使用的频带, 下一个时段的频谱分配根据新的感知结果重新计算产生。

ICS算法通过种群编码，将抗体编码长度由 $N \cdot M$ 减为 q ，频谱分配决策空间 Ψ 的规模由 $2^{N \cdot M}$ 降为 2^q 。由于一般情况下 $q \ll N \cdot M$ ，本方案可以有效避免抗体编码的大量冗余，减小搜索空间和存储空间，有利于算法快速收敛。计算复杂性分析表明，增加约束满足操作后，算法仍具有多项式时间的复杂度。考虑到在集中式CRN中，频谱分配主要由基站完成，基站具有较强的计算能力和足够的存储空间，因此，本算法的计算开销是可以接受的。

5 仿真实验

利用Matlab建立仿真实验环境，验证采用免疫克隆选择算法解决CRN频谱分配问题的有效性。通过仿真，比较ICS算法与颜色敏感图论着色(CSGC)算法的性能，验证两种约束满足算子对算法公平性和收敛性的影响。

为了仿真结果具有可比性，实验中网络拓扑根据文献[7]附录I提供的伪代码随机产生。在给定的矩形区域中，随机分布 P ($5 \leq P \leq 25$) 个主用户、 N ($5 \leq N \leq 25$) 个认知用户，频带总数为 M ($5 \leq M \leq 25$)，认知用户通过动态频谱接入方式访问网络。经过大量试验，确定ICS算法参数的取值，最大执行代数 $g = 200$ ，种群规模 $s = 10$ ，克隆规模 $w = 5$ ，变异概率 $pm = 0.1$ 。为了保证仿真的可靠性，每组实验根据 P, N, M 值，随机生成40种不同的网络拓扑进行蒙特卡洛仿真。

实验1 比较ICS算法与CSGC算法的性能。

取 $P = 20$ ， $N = 10$ ， $M = 10$ 时，ICS算法与CSGC算法的性能变化曲线如图2所示，其中图2(a)描述的是网络总带宽，图2(b)描述的是网络平均带宽。图中，实线表示采用RCSO的ICS算法的性能，虚线表示采用CSUM准则的CSGC算法的性能。由图可见，ICS算法的网络总带宽和网络平均带宽都较明显的大于CSGC算法的网络总带宽和网络平均带宽。在不同 P, N, M 组合下进行100次蒙特卡洛仿真，ICS算法比CSGC算法获得的网络总带宽

和平均带宽平均高7%~10%，验证了ICS算法的有效性和优越性。

实验2 验证两种约束满足算子对算法公平性的影响。取3种不同的 P, N, M 组合，ICS算法分别采用FCSO和RCSO，记为FCSO-ICS和RCSO-ICS(下同)，所获得的公平性效益变化曲线如图3所示，其中图3(a), 3(b), 3(c)各子图的参数如其子标题所示，下文将用其子标题号指代各组合。如图3(a)所示，两种约束满足算子的公平性效益十分接近，采用FCSO的性能比采用RCSO提高仅1%左右；如图3(b), 图3(c)所示，采用FCSO比采用RCSO在公平性效益上有显著提升，性能分别提高8%和35%。这是由于在频谱环境复杂，冲突和干扰严重的情况下，采用FCSO更有优势，对公平性的改善也更加显著。在3种情况中，图3(a)的认知用户数最少，可用频带数最多，频谱冲突和干扰最小，采用FCSO对公平性的改善不再明显；图3(c)比图3(b)的性能提高幅度更大，因为图3(c)和图3(b)的主用户数和认知用户数相同，但图3(c)的可用频带数仅有图3(b)可用频带数的一半，所以频谱冲突和干扰更严重，采用FCSO对公平性效益的提高也更加明显。以上仿真结果表明，采用FCSO在频谱资源有限，干扰和冲突严重的情况下能实现更公平的频谱分配。

实验3 验证两种约束满足算子对算法收敛性的影响。本组实验将ICS算法步骤2的终止条件设置为：达到最大执行代数，即每次实验ICS算法均执行200次迭代。取 $P = 20$ ， $N = 10$ ， $M = 10$ ，以网络总带宽为亲和度函数，采用FCSO和RCSO对ICS算法收敛性的影响如图4所示，其中图4(a)描述了算法的平均收敛趋势，图4(b)描述了其中一次仿真的实际收敛过程。图中曲线A和曲线C表示算法每一代中亲和度的最优值，曲线B和曲线D表示算法每一代中亲和度的平均值。由图可见，两种算子都具有良好的收敛性和稳定性。在执行50代后可

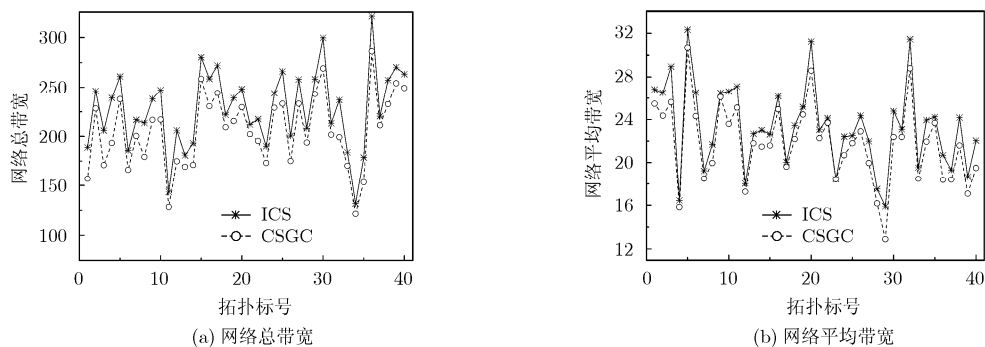


图2 ICS算法与CSGC算法的性能对比

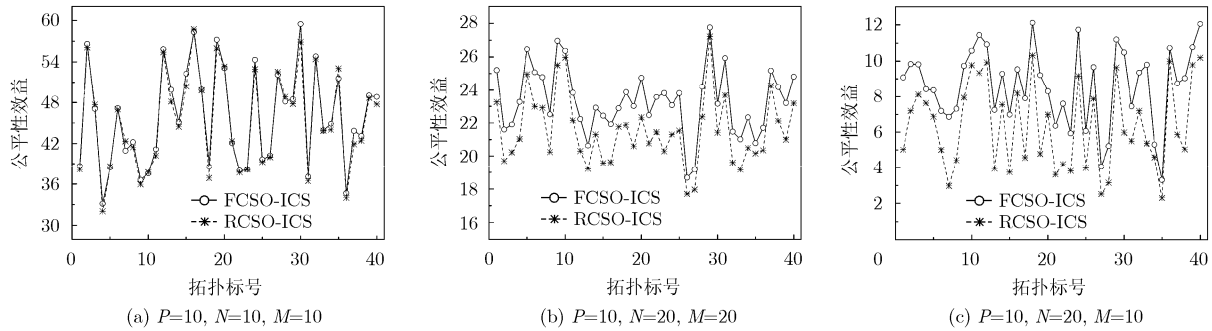


图3 不同约束满足算子对ICS算法公平性效益的影响

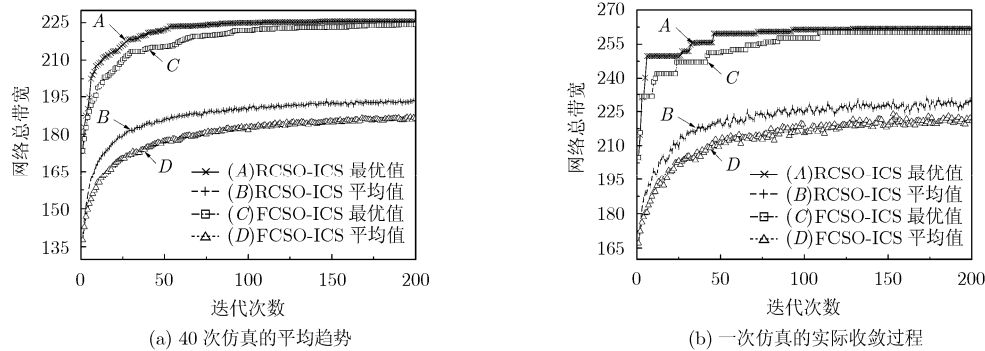


图4 不同约束满足算子对ICS算法收敛性的影响

达到最优值的98%以上；在执行100代后可达到最优值的99.5%以上；在执行150代后已十分接近或收敛至最优值。比较而言，采用RCSO的收敛速度比采用FCSO更快，尤其在前100代的执行过程中表现更明显，这也与实际仿真中两种算子的耗时情况相吻合。仿真结果表明，本算法具有稳定的收敛性，能在200代内收敛至最优解。

与解决CRN频谱决策问题的二进制粒子群算法^[12](PSO)，遗传算法^[13](GA)，多目标免疫遗传算法^[14](MIGA)进行比较，算法收敛所需执行代数的对比情况如表2所示。需要指出的是，表中方法采用的模型，实验设置不尽相同，但这些智能算法的收敛速度具有一定的参考价值。由表可见，ICS算法收敛到最优解所需的执行代数最小，具有较快的收敛速度。

表2 收敛所需执行代数比较

算法	PSO	GA	MIGA	ICS
收敛所需执行代数	1000	1000	250	200

6 结束语

本文提出了图论和免疫优化理论相结合的CRN频谱分配方法。该方法将频谱分配的约束优化问题作为抗原，待求解的频谱分配矩阵作为抗体。为了

求得最优频谱分配，对现有克隆选择算法进行改进，增加约束满足操作，提出了一种基于免疫克隆选择的频谱分配算法—ICS。理论证明了约束满足操作的有效性，评估和分析表明算法具有多项式时间复杂度，可用于解决集中式CRN频谱分配问题。仿真结果验证了本算法的有效性和优越性。

参考文献

- [1] Haykin S. Cognitive radio: brain-empowered wireless communications[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2005, 23(2): 201-220.
- [2] Zhao Q, Tong L, and Swami A, et al. Decentralized cognitive MAC for opportunistic spectrum access in Ad Hoc networks: a POMDP framework[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2007, 25(3): 589-600.
- [3] Felegyhazi M, Cagalj M, and Hubaux J. Efficient MAC in cognitive radio systems: a game-theoretic approach[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2009, 8(4): 1984-1995.
- [4] Saad W, Zhu Han, and Debbah M, et al. Coalitional games for distributed collaborative spectrum sensing in cognitive radio networks[C]. *IEEE International Conference on Computer Communications (INFOCOM)*, Rio de Janeiro, Brazil, 2009: 2114-2122.
- [5] Bernardo F, Agusti R, and Perez-Romero J, et al. A self-organized spectrum assignment strategy in next generation

- OFDMA networks providing secondary spectrum access[C]. IEEE International Conference on Communications (ICC), Dresden, Germany, 2009: 1-5.
- [6] Wang W and Liu X. List-coloring based channel allocation for open-spectrum wireless networks[C]. IEEE Vehicular Technology Conference (VTC), Dallas, USA, 2005: 690-694.
- [7] Peng C, Zheng H, and Zhao B. Utilization and fairness in spectrum assignment for opportunistic spectrum access[J]. *Mobile Networks and Applications*, 2006, 11(4): 555-576.
- [8] 赵知劲, 彭振, 郑仕链, 等. 基于量子遗传算法的认知无线电频谱分配[J]. *物理学报*, 2009, 58(2): 1358-1363.
- Zhao Z J, Peng Z, and Zheng S L, *et al.* Cognitive radio spectrum assignment based on quantum genetic algorithm[J]. *Acta Physica Sinica*, 2009, 58(2): 1358-1363.
- [9] 焦李成, 杜海峰, 刘芳, 公茂果. 免疫优化计算、学习与识别[M]. 北京: 科学出版社, 2006: 92-120.
- Jiao L C, Du H F, Liu F, and Gong M G. Immune Optimization Computation, Learning and Recognition[M]. Beijing: Science Press, 2006: 92-120.
- [10] De Castro L N and Von Zuben F J. Learning and optimization using the clonal selection principle[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Special Issue on Artificial Immune Systems*, 2002, 6(3): 239-251.
- [11] Stevenson C, Chouinard G, and Lei Z, *et al.* IEEE 802.22: the first cognitive radio wireless regional area network standard[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2009, 47(1): 130-138.
- [12] 赵知劲, 徐世宇, 郑仕链, 杨小牛. 基于二进制粒子群算法的认知无线电决策引擎[J]. *物理学报*, 2009, 58(7): 5118-5125.
- Zhao Z J, Xu S Y, Zheng S L, and Yang X N. Cognitive radio decision engine based on binary particle swarm optimization[J]. *Acta Physica Sinica*, 2009, 58(7): 5118-5125.
- [13] Chantaraskul S and Moessner K. Implementation of a genetic algorithm-based decision making framework for opportunistic radio[J]. *IET Communications*, 2010, 4(5): 495-506.
- [14] Liu Y, Jiang H, and Huang Y. Design of cognitive radio wireless parameters based on multi-objective immune genetic algorithm[C]. International Conference on Communications and Mobile Computing, Kunming, China, 2009: 92-96.
- 王晓飞: 男, 1981年生, 博士生, 研究方向为认知无线网络、信息安全等.
- 陈岳兵: 男, 1980年生, 博士生, 研究方向为人工免疫系统、信息安全等.
- 张希: 男, 1983年生, 博士生, 研究方向为延迟容忍网络等.
- 张权: 男, 1974年生, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为信息安全、量子通信等.
- 唐朝京: 男, 1962年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为通信网信息安全与对抗等.