

基于约束模板实现认知无线网络频谱分配的遗传算法^①

李一兵^{②*} 杨蕊^{*} 叶方^{*} 高振国^{**}

(^{*} 哈尔滨工程大学信息与通信工程学院 哈尔滨 150001)

(^{**} 哈尔滨工程大学自动化学院 哈尔滨 150001)

摘要 对遗传算法用于解决认知无线网络频谱分配中的无干扰约束条件问题进行分析,提出一种基于约束模板进行认知无线网络频谱分配的遗传算法模型,该模型以系统效用最大化为目标求得无干扰的约束模板,利用约束模板的标号组合构成染色体,再通过遗传算子的进化选择适应度函数更大的约束模板组合,最终得到无干扰的可行分配策略。仿真结果表明,该算法可以避免利用传统遗传算法进行频谱分配的模型在进化过程中对种群中染色体重复性的无干扰约束处理,及由于无干扰约束处理引起的适应度函数减小等问题,可获得更高的系统效用。

关键词 认知无线电, 频谱分配, 遗传算法, 约束条件, 约束模板

0 引言

认知无线电作为一种有效提高频谱利用率的通信技术成为通信领域中的研究热点。认知无线电技术通过对周围环境的感知来发现处于空闲状态的频谱资源,实现动态的频谱分配,即对检测到的空闲状态的频谱资源进行重新分配满足认知用户的需求,使系统达到最佳性能^[1]。遗传算法由于具有较好的寻优能力而被引入到认知无线电系统中以优化无线通信性能来适应不断变化的通信需求^[2]。Rieser 等设计了无线通信系统遗传算法控制模块,实现了认知无线电系统的各参数的优化^[3,4]。Newman 等对认知无线网络遗传算法优化过程中的种群进行了研究,采用上一次分配的结果建立自适应的种群,减少遗传算法优化所需的迭代次数^[5]。赵知劲等利用量子遗传算法讨论了集中式网络的频谱分配问题,能够更好地实现网络效益的最大化^[6,7]。本文在此基础上提出了基于约束模板实现认知无线网络频谱分配的遗传算法模型,该模型利用无干扰的约束模板组合的标号构成染色体,通过遗传算子完成频谱分配矩阵模板组合的进化,避免了遗传算法进化过程中对更新得到的种群中染色体重复进行无

干扰约束处理等环节,提高了算法的效率及系统效用。

1 认知无线网络频谱分配模型

假设可用频谱范围可被划分成互相不重叠的子信道,网络中存在 N 个认知用户,竞争 M 个正交子信道,认知用户可通过频谱感知得到周围环境信息。在认知无线电系统的频谱分配研究中,可将频谱分配模型抽象为由可用信道矩阵 L 、干扰约束矩阵 C 、效益矩阵 B 、分配矩阵 A 组成的网络模型^[7-10]。

(1) 可用信道矩阵 L

$L = \{l_{nm} \mid l_{nm} \in \{0,1\}\}_{N \times M}$, 表征 N 个认知用户的信道可用情况。 $l_{nm} = 1$ 时,信道 m 对认知用户 n 可用; $l_{nm} = 0$ 时,信道 m 被节点 n 附近的授权用户占用。

(2) 干扰约束矩阵 C

$C = \{c_{ij} \mid c_{ij} \in \{0,1\}\}_{N \times N}$, 表征用户间的相互干扰情况。如果 $c_{ij} = 1$, 则认知用户 i 与认知用户 j 使用相同的信道会产生干扰;反之 $c_{ij} = 0$, 认知用户 i 与认知用户 j 可以使用相同的信道。认知用户之间是否存在干扰取决于认知用户之间的距离、传输功率等。

① 国家自然科学基金(60703090)和中央高校基本科研业务费专项资金(HEUCF100809)资助项目。

② 男,1967 年生,博士,教授;研究方向:认知无线电,超宽带信号检测与处理;联系人, E-mail: liyibing@hrbeu.edu.cn (收稿日期:2011-03-10)

(3) 效益矩阵 B

$B = \{b_{nm} \mid b_{nm} > 0\}_{N \times M}$, 表征认知用户可获得信道的收益, b_{nm} 为认知用户 n 使用信道 m 可获得的收益, 可根据认知用户的不同需求选择不同的效益矩阵, 如用户的覆盖范围、最大传输带宽或吞吐量等。

(4) 分配矩阵 A

$A = \{a_{nm} \mid a_{nm} \in \{0, 1\}\}_{N \times M}$, 若 $a_{nm} = 1$, 则信道 m 被分配给认知用户 n , 否则 $a_{nm} = 0$ 。分配矩阵必须满足干扰约束矩阵的条件, 即满足

$$a_{im} a_{jm} c_{ij} = 0 \quad \forall i, j = 1, \dots, N, m = 1, \dots, M \quad (1)$$

本文以最大化系统效用为目标, 完成认知无线电网的频谱分配, 目标函数可以表示为

$$A^* = \max_{\Lambda} \sum_{n=0}^N \sum_{m=0}^M a_{nm} b_{nm} \quad (2)$$

其中 Λ 表示满足式(1)的可行分配组合。

2 基于遗传算法的认知网络频谱分配

遗传算法是基于遗传选择和自然淘汰的生物进化理论提出的一种优化计算模型, 可通过模拟自然进化过程搜索出问题的近似最优解。认知无线电网的频谱分配可以理解为如何对检测到的空闲频谱资源进行重新分配, 满足认知用户的通信需求, 使系统的效用达到最大。因此, 遗传算法可作为一种寻找最优频谱分配的优化算法应用于认知无线电网中。利用遗传算法解决频谱分配问题, 需要将频谱分配模型与遗传算法中的染色体、种群等建立对应关系。

由于认知无线电网的频谱分配需要得到无干扰的分配矩阵, 因此, 在利用遗传算法来探讨认知无线电网的频谱分配问题过程中约束条件的处理尤为重要。文献[6]对遗传算法在频谱分配过程中的应用进行了深入分析, 提出仅对可用信道矩阵 L 中值为 1 的元素进行编码, 可减小染色体的长度^[6,7]。同时由于认知无线电网的频谱分配要求分配矩阵 A 满足无干扰的约束条件(如式(1)所示), 对于初始化及遗传算子更新产生种群中的染色体需要进行约束条件的检测, 如果存在同频干扰则随机将染色体中一位设置为 0, 另一位保持不变, 最终映射得到可行的分配矩阵^[6,7]。

这种附加的检测干扰约束环节的遗传算法虽然可以得到无干扰的可行分配矩阵, 但要求对于每次

进化得到的种群对应的分配矩阵均需检测其是否存在同频干扰, 而种群的更新是遗传算法中重复执行的重要环节, 计算量相对较大。此外, 对进化得到的染色体进行无干扰约束处理后, 也会减小该染色体的适应度函数值。针对基于遗传算法的认知无线电频谱分配问题中的无干扰约束问题, 本文提出了一种基于约束模板解决认知无线网络频谱分配的遗传算法模型, 该模型以系统效用最大化为目标产生无干扰的约束模板, 将分配矩阵等效为 M 个无干扰的约束模板的集合, 通过遗传算子优化分配矩阵中所选择的约束模板集合。

2.1 约束模板的设计

约束模板可以理解成 N 个认知用户对于某一信道的可行分配, 由不同约束模板组成分配矩阵时, 认知用户间满足无同频干扰的约束条件。本文以系统效用最大化为目标产生无干扰的约束模板, 即考虑干扰约束矩阵 C 的影响, 对于某信道存在干扰的用户间分配策略的不同组合, 与其无干扰的用户尽可能选择占用该信道。对于存在 N 个认知用户的网络, 无干扰的约束模板 $T = \{t_k\}$, k 为整数, 矩阵 T 的长度与干扰约束矩阵 C 有关, t_k 为 $1 \times N$ 的可行分配。

为简化计算, 这里采用 $N \times N$ 的上三角阵来表示干扰矩阵, 即如果认知用户 i 和认知用户 j 间存在干扰, 则 $c_{ij} = 1, c_{ji} = 0, i > j$ 。初始状态下的约束模板中的元素均为 1, 对于各用户根据干扰约束矩阵 C 的限制, 使尽可能多的用户占用信道, 产生无干扰的分配组合。约束模板的计算流程如图 1 所示, 其主要步骤如下:

(1) 通过干扰约束矩阵 C 检测用户 i 与其他认知用户 $j(j = i + 1, \dots, N)$ 的干扰情况, 如果用户 i 与其他用户无干扰, 直接复制上一轮的约束模板。

(2) 如果用户 i 与其他用户存在干扰, 检测已形成的约束模板, 对于此位分配为 0 的约束模板, 直接复制。对于此位分配为 1 的约束模板, 继续步骤(3)。

(3) 复制步骤(2)此位分配为 1 的约束模板, 置此位分配为 0, 其他位置的元素直接复制, 得到一组更新模板; 置此位分配为 1, 与其存在干扰用户的分配为 0, 得到另一组更新模板。继续检测剩余用户干扰情况, 返回步骤(1), 直至对认知用户循环结束。

以此规律产生的约束模板是以干扰矩阵 C 为依据, 以最大化系统效用为目标, 描述了对于同一信道, 无干扰的可行分配组合。以此模板作为遗传算

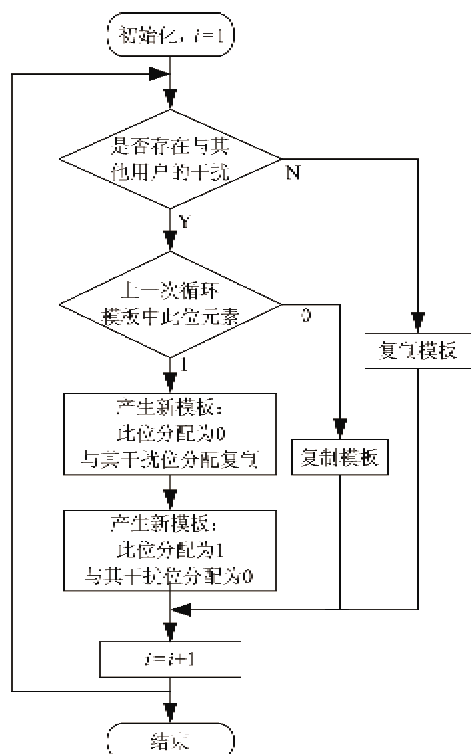


图1 产生无干扰约束模板流程图

法中的染色体的组成元素,可以避免对仅由遗传算法产生的分配附加无干扰约束处理的过程。

2.2 基于约束模板的认知无线网络频谱分配

利用2.1节产生无干扰的约束模板进行认知无线网络的频谱分配可以更好地解决遗传算法进化过程中约束条件问题。本文将基于约束模板的认知无线网络频谱分配模型分为以下几部分:

(1)染色体的编码:本文在产生无干扰的约束模板的基础上利用遗传算法完成认知无线网络的频谱分配,将分配矩阵对应为染色体,即选取 M 个约束模板组合得到分配矩阵 A 。为了使计算更加方便,本文采用 M 个约束模板的标号组成染色体,即染色体中的基因代表分配矩阵选择约束模板中的某种分配的标号,遗传算法的进化需要选择约束模板标号的组合,使染色体适应度函数的值达到最大。

(2)生成初始种群:本文根据认知用户数,适当选取种群数 p ,种群即为 p 组不同约束模板标号的组合。

(3)种群适应度的计算:设 A^p 为种群中由约束模板构成的染色体 p 对应的分配矩阵, a_{nm}^p 为其中的元素,适应度函数可以被定义为

$$f(p) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N a_{nm}^p b_{nm}^p l_{nm} \quad (3)$$

即由约束模板组成的染色体与信道空闲矩阵 L 的

乘积来定义来得到可行的分配矩阵。

(4)遗传算子:遗传算法的核心运算是选择、交叉和变异。首先根据种群中各染色体的适应度函数值,利用适应度最大的染色体替换适应度最小的染色体。为了保持种群的优良特性,从种群中随机选择两组染色体作为父代染色体,按照染色体长度随机选取两个点作为交叉位置以概率 p_c 完成染色体的交叉。选择算子和交叉算子虽然可以起到种群进化的作用,但无法保证未曾出现在种群中的优良基因能够被找到。因此需要以一定概率引入变异算子产生新个体。这里对种群中的染色体随机选择变异位置以概率 p_m 使染色体中约束模板标号随机发生变化,以更新种群。

(5)检测是否满足遗传算法的终止条件,如果不满足继续步骤(3)、(4)。本文采用迭代次数及种群适应度函数的差作为判定遗传算法是否终止的依据。

3 仿真分析

本文通过 Matlab 仿真软件验证基于约束模板进行认知无线网络频谱分配的遗传算法模型的有效性。设认知无线网络中存在6个授权用户,5个认知用户,6个可用信道。授权用户均匀固定在 1000×1000 的区域内,随机分配已占用信道,认知用户均匀随机分布。为计算的简便,这里取认知用户的效益矩阵 B 中的元素 b_{nm} 均为1,实际应用中可根据认知用户的不同需求选择认知用户 n 占用信道 m 获得的信道容量、最大传输速度及吞吐量等。

图2给出了可用信道数一定时,不同认知用户数条件下基于约束模板进行认知无线电频谱分配的遗传算法模型与传统遗传算法及基于量子遗传算法的频谱分配模型的仿真结果。图3为认知用户数一定时,这三种算法的性能随可用信道数的变化。由图2、图3可知,基于约束模板的遗传算法频谱分配模型与传统遗传算法及量子遗传算法的频谱分配模型相比可获得更高的系统效用。量子遗传算法引入了量子门旋转实现种群的更新,使得各染色体趋向更高适应度的染色体的方向,性能较传统遗传算法有一定提升。但由于传统遗传算法与量子遗传算法均需对每次更新得到的种群进行无干扰约束处理,而遗传算法主要通过种群的更新寻找适应度更大的染色体,而随种群的更新重复的无干扰处理环节的运算也相应增加,降低了算法的效率。同时无干扰

约束处理使种群的随机搜索能力受到限制,适应度函数减小,系统效用受到一定影响。而基于约束模板的遗传算法频谱分配模型首先根据用户间的约束条件,以系统效用最大为目标产生多组频谱分配模板,以此模板的组合构成分配矩阵,利用遗传算子的进化选择系统效用最大的分配模板组合,无需叠加重复性的无干扰约束检测环节,并能显著提高系统效用。

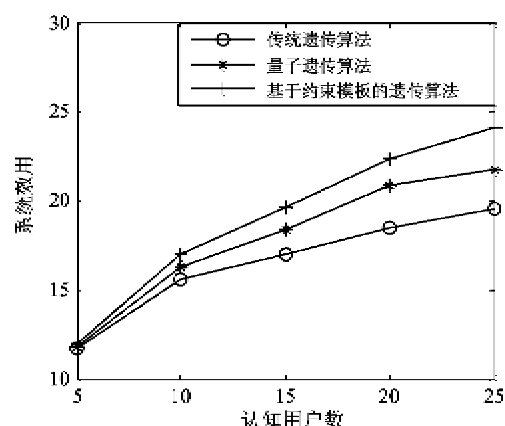


图2 不同认知用户数 N 下的系统效用变化 ($M = 6$)

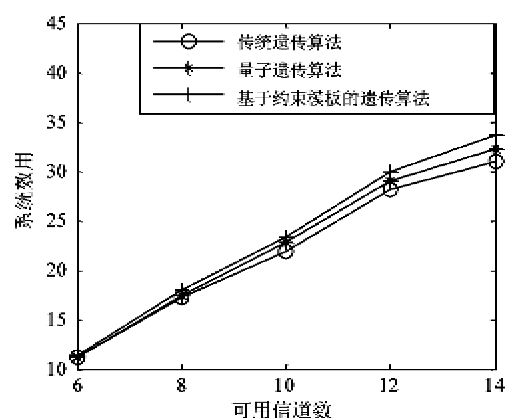


图3 不同可用信道数 M 下的系统效用变化 ($N = 5$)

这里以算法执行消耗的时间粗略衡量不同算法的复杂度。图4为不同认知用户数条件下基于约束模板的遗传算法频谱分配模型与传统遗传算法及量子遗传算法频谱分配模型的执行消耗时间的仿真结果比较。由图4可知,在认知用户数较少时,基于约束模板的遗传算法频谱分配模型复杂度相对较小,但认知用户数较多时,基于约束模板的遗传算法频谱分配模型复杂度增加较快。这是由于在认知用户数较少时,干扰约束矩阵的维数较小,对应的约束模板数量较少,此时采用基于约束模板的遗传算法分配模型可以较快地得到系统效用较高的可行分配矩

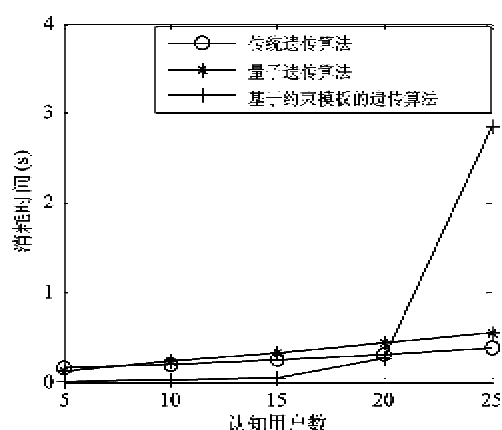


图4 不同认知用户数时三种算法的计算复杂度比较

阵;而认知用户数较多时,随干扰约束矩阵维数的增加,约束模板的数量增加,计算约束模板的复杂度随之增加。

4 结 论

分析了遗传算法在认知无线网络频谱分配中的应用,针对传统遗传算法求解过程中约束条件的问题进行深入分析,根据认知用户间干扰关系,以系统效用最大化为目标产生无干扰的约束模板,提出了一种基于约束模板进行认知无线网络频谱分配的遗传算法模型,并传统遗传算法及量子遗传算法的频谱分配模型进行比较,仿真结果表明基于约束模板的遗传算法频谱分配模型可得到可行分配矩阵同时提高系统效用,且在认知用户数较少的条件下可以减少计算的复杂度。

参考文献

- [1] Haykin S. Cognitive radio: brain-empowered wireless communications. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2005, 23(2): 201-220
- [2] Fette B A. Cognitive Radio Technology. San Diego: Elsevier Inc., 2006. 239-258
- [3] Rieser C J, Rondeau T W, Bostian C W, et al. Cognitive radio testbed: further details and testing of a distributed genetic algorithm based cognitive engine for programmable radios. In: *Proceedings of IEEE Military Communications Conference*, Monterey, USA, 2004. 1437-1443
- [4] Rondeau T W, Rieser C J, Le B, et al. Cognitive radios with genetic algorithms: intelligent control of software defined radios. In: *Proceedings of the SDR Forum Technical Conference*, Phoenix, USA, 2004. C3-C8
- [5] Newman T R, Rajbanshi R, Wyglinski A M, et al. Popu-

- lation adaptation for genetic algorithm-based cognitive radios. *Mobile Networks and Applications*, 2008, 13 (5): 442-451
- [6] 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. *物理学报*,2009,58(2):1358-1363
- [7] Zhao Z, Peng Z, Zheng S, et al. Cognitive radio spectrum allocation using evolutionary algorithms. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2009, 8(9): 4421-4425
- [8] Wang W, Liu X. List-coloring based channel allocation for open-spectrum wireless networks. In: *Proceedings of IEEE the 62nd Vehicular Technology Conference*, Dallas, USA, 2005. 690-694
- [9] Peng C, Zheng H, Zhao B, et al. Utilization and fairness in spectrum assignment for opportunistic spectrum access. *Mobile Networks and Applications*, 2006, 11 (4): 555-576
- [10] 李一兵,杨蕊,高振国. 基于着色理论的认知无线电频谱分配算法. *系统工程与电子技术*,2010,32(6):1109-1112

A genetic algorithm for spectrum assignment in cognitive radio networks based on constraint templates

Li Yibing^{*}, Yang Rui^{*}, Ye Fang^{*}, Gao Zhenguo^{**}

(^{*} College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001)

(^{**} College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001)

Abstract

This paper discusses the noninterference constraints of the genetic algorithm based spectrum assignment problem in cognitive radio networks, and proposes a model for spectrum assignment using the genetic algorithm based on constraints templates. The noninterference constraint templates are calculated aiming at maximizing the system utility, and the chromosome in the proposed algorithm is composed of the indexes of the constraint templates. Thus the combination of the constraint templates with high fitness is obtained through the evolution of genetic operators, and then the feasible spectrum assignment strategy without interference is achieved. The simulation results show that the proposed spectrum assignment model can improve the system utility and avoid some problems in conventional genetic spectrum assignment models, such as repetitive constraints-free process of the population and the corresponding reduction of fitness function caused by the constraints-free process.

Key words: cognitive radio, spectrum assignment, genetic algorithm, constraint condition, constraint templates