

基于离散人工蜂群算法的认知无线电频谱分配

李鑫滨, 刘磊, 马锴

(燕山大学工业计算机控制工程河北省重点实验室, 河北 秦皇岛 066004)

摘要: 针对二进制粒子群优化算法在认知无线电频谱分配中容易陷入局部最优等问题, 将人工蜂群算法引入到认知无线电频谱分配中, 提出了基于离散人工蜂群算法的认知无线电频谱分配方法。针对一种认知无线网络模型, 将离散人工蜂群算法中的蜜源位置离散化, 与模型中的可用频谱矩阵相结合产生分配矩阵, 对目标函数进行优化, 并且使用了一种新的比例公平性目标函数评价该算法的性能; 通过仿真比较了本文算法与二进制粒子群优化算法的频谱分配方法的性能, 同时在使用电视频段的认知无线电系统进行了验证, 结果表明本文算法的高效性和优越性。

关键词: 认知无线电; 频谱分配; 离散人工蜂群算法; 二进制粒子群优化算法

中图分类号: TP 18

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2012.10.27

Cognitive radio spectrum allocation based on discrete artificial bee colony algorithm

LI Xin-bin, LIU Lei, MA Kai

(Key Lab of Industrial Computer Control Engineering of Hebei Province, Yanshan University, Qinhuangdao, 066004, China)

Abstract: In order to avoid the defect that spectrum allocation based on Binary Particle Swarm Optimization algorithm in cognitive radio is easy to trap into a local optimization. Cognitive radio spectrum allocation based on discrete artificial bee colony algorithm (DABC) is presented. For a given cognitive radio network topology model, the randomly generated food source positions are transformed to discrete states by a sigmoid function. The channel allocation matrix is obtained based on discrete food source positions and the channel availability matrix, and then the objective function is optimized. In addition, a new fairness objective function is used to evaluate the performance of the algorithms. The high efficiency and superiority of the discrete artificial bee colony algorithm are demonstrated in the TV band.

Keywords: cognitive radio; spectrum allocation; discrete artificial bee colony; binary particle swarm optimization

0 引言

随着无线通信技术的飞速发展, 频谱资源短缺以及频谱利用不均衡的现象越来越严重, 因而使得认知无线电技术逐渐受到研究人员的广泛关注^[1]。认知无线电(cognitive radio, CR)是一个智能的无线通信系统, 其特点是在不影响授权用户正常通信的条件下, 非授权用户(认知用户)具有发现授权频段内的空闲频谱的能力, 并能够通过动态频谱接入技术, 实现对该空闲频谱的利用, 从而提高了频谱的利用率^[2]。实现动态频谱接入的关键是如何有效地

分配可用空闲频谱, 本文主要研究在认知用户完成对空闲频谱的检测后, 通过认知基站实现空闲频谱资源在认知用户间的分配问题。

对于动态频谱分配问题, 已有研究方法主要包括议价机制^[3]、博弈论^[4]、拍卖理论^[5]、图论着色^[6]等。文献[7-8]针对下行认知无线电系统, 以实现信息传输速率的最大化为目标, 分别给出了频谱资源的分配与共享算法。基于文献[7-8]所考虑的模型, 文献[9]研究了二进制粒子群优化(binary particle swarm optimization, BPSO)算法和遗传算法在资源管理中的应用。在干扰和功率限制条件下, 基

收稿日期: 2011-03-28; 修回日期: 2012-07-21。

基金项目: 国家自然科学基金(61172095), 河北省自然科学基金(F2012203138)资助课题

作者简介: 李鑫滨(1969-), 男, 教授, 博士研究生导师, 主要研究方向为智能优化算法及其应用、认知无线电技术等。

E-mail: lixb@ysu.edu.cn

于 BPSO 的无线电资源管理方法比基于遗传的无线电资源管理方法能提供更大的系统容量。文献[10]建立了一种基于图论着色理论的频谱分配模型,并采用颜色敏感的图论着色算法对其进行优化。该算法相对于博弈论、拍卖理论和议价机制能最大化频谱利用率,降低计算的复杂度。但由于基于颜色敏感的图论着色频谱分配算法具有不公平性、存在贫困用户的问题以及时间开销比较大等缺点,因此人们把认知无线电频谱分配归化为一个优化问题,引入了进化算法。针对文献[10]所研究的认知无线电频谱分配模型,文献[11]给出了一种基于量子遗传算法的频谱分配方法,与图论着色理论的频谱分配算法进行比较,前者能更好地实现网络效益最大化。文献[12]则采用 BPSO 算法来实现频谱分配,与基于遗传算法、量子遗传算法的频谱分配方法均进行了比较,得出基于 BPSO 算法的频谱分配方法更好地实现了网络效益最大化和认知用户之间的公平性的结论。文献[13]也采用了粒子群优化算法,分别对只考虑最大化系统吞吐量、只考虑认知用户公平性、系统吞吐量和认知用户公平性两者都考虑等三种模式下的频谱分配问题进行了优化。然而,粒子群优化算法容易陷入局部极值,因此,本文针对文献[10]所考虑的图论着色频谱分配模型,提出引入人工蜂群 (artificial bee colony, ABC) 算法^[14]解决此类优化问题,将蜜源位置信息与频谱分配模型中的可用频谱矩阵相结合对应于新的频谱分配策略。进而得出了一种全新的基于离散人工蜂群 (discrete artificial bee colony, DABC) 算法^[15]的频谱分配方法,该算法避免了容易陷入局部最优的问题,并通过仿真对基于 DABC 算法的频谱分配方法和基于 BPSO 算法的频谱分配方法的性能进行了比较。

1 DABC 算法

1.1 ABC 算法

ABC 算法是 2005 年土耳其学者 Karaboga 提出的一种群集智能随机优化算法,模拟蜜蜂群的智能采蜜行为。蜜蜂各自进行不同的活动,并实现蜂群之间信息的共享和选择,从而找到问题的最优解。文献[16]证明了人工蜂群算法在解决多目标和多极值函数问题时,收敛速度、收敛精度和稳定性均优于遗传算法、差分进化算法和粒子群优化算法,避免了陷入局部最优,能有效的解决高维、多极值等工程问题。

在 ABC 算法中,蜂群由采蜜蜂、守望蜂和侦察蜂组成,每个蜜源的位置代表优化问题的一个可行解。采蜜蜂专门进行采集,守望蜂等待着观看采蜜蜂表演的摇摆舞,侦察蜂进行随机搜索。其中,采蜜蜂与守望蜂的数量 (N_b) 都等于蜜源的数量 (N_s)。每个解 x_i 是一个 D 维向量,其中, $i = 1, 2, \dots, N_s$, 蜜源的花粉量对应优化问题解的质量 (适应度值)。

ABC 算法中,每个循环搜索过程都由以下三部分组成:采蜜蜂采集蜜源的位置信息并计算其花粉量;守望蜂评估其来自采蜜蜂分享的蜜源信息,并以花粉量的概率值选取蜜源;侦察蜂发现新的蜜源去取代被抛弃的蜜源。首先

初始化蜜源的位置,并计算其适应度值。采蜜蜂依赖于记忆中的信息产生一个邻近的新的蜜源,并评估新的蜜源的花粉量。在新的蜜源与旧的蜜源中进行贪心选择,即新蜜源的花粉量值高于前一个,那么这只蜜蜂记忆新解,否则,仍记忆旧解。在采蜜蜂完成搜索过程后,守望蜂评估来自所有采蜜蜂在跳舞区与其分享关于蜜源花粉量及其位置的信息,并以相关于花粉量的概率值选取蜜源,随着蜜源的花粉量的增加,相应蜜源被选择的可能性也在增加。和采蜜蜂一样,守望蜂也在其记忆中产生一个邻近的新的位置,并评估这一竞争位置的花粉量。然后进行贪心选择。如果一个蜜源被抛弃,则侦察蜂随机产生一个蜜源去取代被抛弃的蜜源。

守望蜂选取蜜源由相关蜜源的概率值 p_i 决定,通过式(1)计算:

$$p_i = \frac{fit_i}{\sum_{n=1}^{N_s} fit_n} \quad (1)$$

式中, fit_i 为蜜源位置 i 的适应度值。

ABC 算法中,由式(2)产生一个旧的位置的竞争食物位置:

$$v_{ij} = x_{ij} + \phi_{ij} \cdot (x_{ij} - x_{kj}) \quad (2)$$

式中, $k \in \{1, 2, \dots, N_b\}$, $j \in \{1, 2, \dots, D\}$ 。 k 是不同于 i 的随机数。 ϕ_{ij} 是 $[-1, 1]$ 之间的随机数。它控制了 x_{ij} 邻近蜜源位置的产生,这代表了蜜蜂视觉上对邻近蜜源的比较。

ABC 算法中,如果一个位置经过预先设定的称为“*lim it*”的循环数之后不能被改进,则这一蜜源被放弃。若被抛弃的蜜源位置是 x_i 和 $j \in \{1, 2, \dots, D\}$, 那么由侦察蜂产生一个新的蜜源去取代 x_i , 这一操作可通过式(3)计算:

$$x_i^j = x_{\min}^j + \text{rand}(0, 1)(x_{\max}^j - x_{\min}^j) \quad (3)$$

在每个竞争者位置 v_{ij} 产生后,计算其适应度值,并与旧的位置 x_{ij} 进行比较,采用贪心选择机制。如果新的蜜源比旧的蜜源好,则取代;否则,保留旧的蜜源位置信息。

1.2 DABC 算法

最初的人工蜂群算法主要针对解决连续空间函数优化问题,为了解决实际工程中众多的组合优化问题,人们又提出了离散人工蜂群算法^[16]。

ABC 算法中,蜜源是随机产生的,然而在 DABC 算法中,将蜜源位置标示为 0 或 1。0 表示蜜蜂不对该蜜源进行采蜜,1 表示蜜蜂对该蜜源进行采蜜。在 DABC 算法中,蜜源首先像 ABC 算法一样,随机产生,接着通过一个 S 函数进行转换,如式(4):

$$\text{sig}(x_{ij}) = \frac{1}{1 + \exp(-x_{ij})} \quad (4)$$

蜜源通过式(5)进行转换:

$$y_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{rand} < \text{sig}(x_{ij}) \\ 0, & \text{rand} \geq \text{sig}(x_{ij}) \end{cases} \quad (5)$$

式中, x_{ij} 是方案 (蜜源), $i = 1, \dots, N_s$, N_s 是蜜源的数量, $j = 1, \dots, D$, D 是目标问题的维数。 y_{ij} 是转换后的方案, rand 是 $[0, 1]$ 之间的一个随机数。以后蜜蜂的搜索过程都是在表示为 1 的方案中进行搜索,其他的部分与基本的 ABC 类似。

2 基于离散人工蜂群算法的认知无线电频谱分配方法

2.1 认知无线电频谱分配模型

本文所研究的 CR 网络模型如图 1 所示^[8],其中包括授权用户、认知基站和认知用户。认知用户通过认知基站进行通信,且使用授权频段的前提条件是不能对授权用户产生干扰。在实际 CR 网络应用环境中,授权用户的出现和其所占频段带的释放是随机的,为了简化分析通常假设一次分配中 CR 用户的可用频段固定不变。

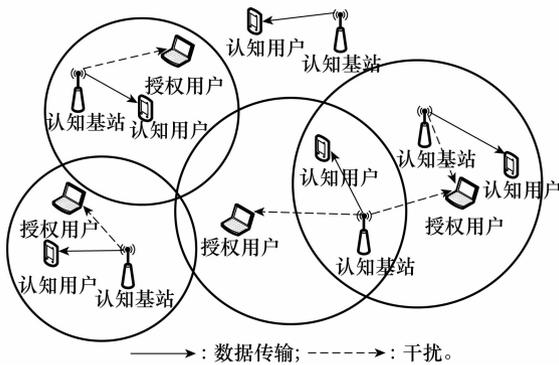


图 1 CR 网络模型

设认知用户总数为 N ,其标号为 $0, 1, \dots, N-1$; 可用的频段数为 M ,其标号为 $0, 1, \dots, M-1$,且各频段间相互正交。本文考虑的 CR 频谱分配模型^[10]由可用频谱矩阵、效益矩阵、干扰矩阵和分配矩阵进行表示。由于 CR 系统进行频谱分配的时间相对于环境变化时间来说较短,因此各矩阵在分配周期内保持不变且定义如下:

定义 1 可用频谱矩阵 L : $L = \{l_{n,m} | l_{n,m} \in \{0, 1\}\}_{N \times M}$ 是一个 $N \times M$ 维的二元可用频谱矩阵。如果 $l_{n,m} = 0$ 表示频带 m 不可被认知用户 n 使用, $l_{n,m} = 1$ 表示频带 m 可以被认知用户 n 使用。

定义 2 效益矩阵 B : $B = \{b_{n,m}\}_{N \times M}$ 是一个 $N \times M$ 维的效益矩阵。 $b_{n,m}$ 表示认知用户 n 在频带 m 上获得的最大带宽、吞吐量等。

定义 3 干扰矩阵 C : $C = \{c_{n,k,m} | c_{n,k,m} \in \{0, 1\}\}_{N \times N \times M}$ 是一个 $N \times N \times M$ 维的矩阵,表示认知用户之间的相互干扰约束。 $c_{n,k,m} = 1$ 表示用户 n 和用户 k 使用同一频带时会产生干扰。当 $n = k$ 时, $c_{n,n,m} = 1 - l_{n,m}$ 。

定义 4 分配矩阵 A : $A = \{a_{n,m} | a_{n,m} \in \{0, 1\}\}_{N \times M}$ 是一个 $N \times M$ 维的二元分配矩阵。其中, $a_{n,m} = 0$ 表示认知用户 n 不能利用频带 m , $a_{n,m} = 1$ 表示认知用户 n 可以利用频带 m 。分配矩阵 A 必须满足如下无干扰约束条件:

$$a_{n,m} + a_{k,m} \leq 1, c_{n,k,m} = 1, \forall 0 \leq n, k < N, 0 \leq m < M.$$

给定某一频谱分配,认知用户利用空闲的授权频谱所获得的网络效益向量为: $R = \{\beta_n = \sum_{m=0}^{M-1} a_{n,m} b_{n,m}\}_{N \times 1}$,其中 β_n 表示用户 n 获得的总效益。用 $U(R) = \sum_{n=0}^{N-1} \beta_n$ 表示频谱分

配的网络总效益,频谱分配矩阵集合用 $\mathbf{A}(L, C)_{N, M}$ 表示,本文的目标函数如下:

(1) 最大网络总效益目标函数 $U(R)$,即

$$A^* = \arg \max_{A \in \mathbf{A}(L, C)_{N, M}} U(R) \quad (6)$$

式中, A^* 为最优的无干扰频谱分配矩阵。

(2) 比例公平性目标函数 $F(R)$,即

$$A^* = \arg \max_{A \in \mathbf{A}(L, C)_{N, M}} F(R) \quad (7)$$

式中, $F(R) = \sum_{n=0}^{N-1} \lg(\beta_n)$ 。

2.2 基于 DABC 算法的认知无线电频谱分配

本文提出的基于 DABC 算法的频谱分配方法中,每只蜜蜂对应的蜜源位置表示一种可能的频谱分配策略。如果可用频谱矩阵 L 中的元素 $l_{n,m}$ 为 1,表示该频谱可用,所对应的频谱分配矩阵 A 中元素 $a_{n,m}$ 可以为 1 也可以为 0;若 L 中的元素 $l_{n,m}$ 为 0,表示该频谱不可用,所相对应的 A 中的元素 $a_{n,m}$ 必定为 0。为提高计算速度,根据文献^[11]处理 L 矩阵的方法,仅将与 L 矩阵中值为 1 的元素所对应的分配矩阵 A 中的元素进行编码。

图 2 给出了 $N=4, M=5$ 时得到可用频谱分配矩阵示例。若 A 中所有元素均用二进制位进行编码,则所需的二进制维数为 $N \times M = 20$ 。根据上面的介绍可知,无干扰分配矩阵 A 受到可用频谱矩阵 L 的约束限制,因此可以仅将 L 中为 1 的元素映射为蜜源的位置信息,从而使得蜜源位置维数由 20 维降为 6 维,大大地减少了寻优所需的时间。在算法中对可行解 x_i 进行适应度评估时,需要将一维矢量再次映射为二维分配矩阵 A ,此时,只需将可用频谱矩阵 L 中为 1 的元素按行替换成可行解中的元素,即可得到相应的频谱分配矩阵 A ,如图 2 中箭头所示。

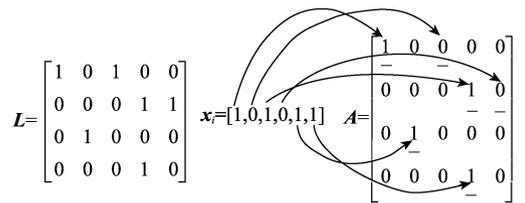


图 2 蜜蜂位置结构示例

初始的蜜源位置(即频谱分配策略)是以随机方式产生的,在按照式(4)和式(5)进行二进制处理后并不一定满足式(6)所定义的无干扰约束条件。参照文献^[11]的方法,本文对蜜源位置进行如下的无干扰约束处理:对任意频带 $m(0 \leq m < M)$,寻找满足 $c_{n,k,m} = 1$ 的所有的 n 和 k ,检查 A 中第 m 列第 n 行和第 m 列第 k 行元素对应的蜜源位置是否均为 1,若是,则随机将其中一维置 0,另一维保持不变。经过上述处理,此时的蜜源位置信息式(6)的无干扰约束条件,即该蜜源位置所代表的频谱分配方案可行。同时,将算法中衡量蜜源(解)性能的适应度函数值定义为频谱分配的目标函数值 $U(R)$ 和 $F(R)$ 。

综上所述,本文提出的基于 DABC 算法的频谱分配方法流程如下:

(1) 给定频谱矩阵 $L = \{l_{n,m} | l_{n,m} \in \{0,1\}\}_{N \times M}$, 效益矩阵 $B = \{b_{n,m}\}_{N \times M}$ 和干扰矩阵 $C = \{c_{n,k,m} | c_{n,k,m} \in \{0,1\}\}_{N \times N \times M}$, 记录矩阵 L 中值为 1 的各元素所对应的 n 和 m 值, 即令 $L_1 = \{(n,m) | l_{n,m} = 1\}$, L_1 中的元素按照 n 和 m 递增的顺序排列, 设定 $D = l = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M l_{n,m}$.

(2) 初始化种群, 并按式(4)和式(5)进行离散化处理。

(3) 将所有种群的第 j 位映射为 $a_{n,m}$, 其中 (n,m) 是 L_1 中的第 j 个元素 ($j=1,2,\dots,D$); 对所有 m ($0 \leq m < M$), 寻找所有满足 $c_{n,k,m} = 1$ 的 n 和 k , 检查 A 中第 m 列第 n 行和第 m 列第 k 行元素对应的两位测量值是否均为 1, 若是, 则随机将其中的一位置 0, 另一位不变。

(4) 计算每个种群的适应度。

(5) 按式(2)产生新解, 并按式(4)和式(5)进行离散化处理, 重复步骤(3), 计算种群适应度, 进行贪心选择过程。

(6) 按概率 p_s 选取守望蜂, 产生新解, 并按式(4)和式(5)进行离散化处理, 重复步骤(3), 计算适应度, 进行贪心选择过程。

(7) 对于侦查蜂算出放弃的解, 如果存在, 由式(3)随机产生的新解将其替换, 记忆到目前为止的最好解。

(8) 如果达到最大进化次数, 算法终止; 如果没有, 转步骤(5)。

基于 DABC 算法的频谱分配流程如图 3 所示。

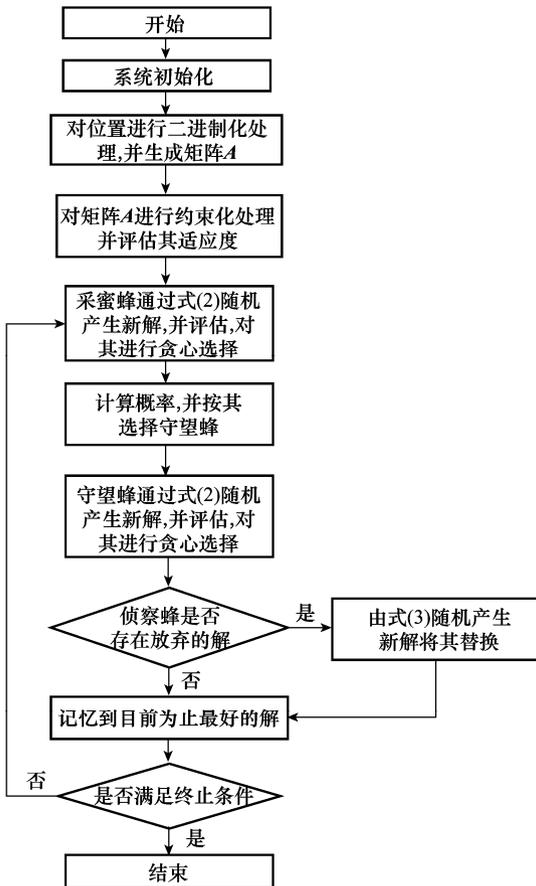


图 3 DABC 算法的频谱分配基本流程

3 性能仿真及结果分析

3.1 仿真实验

针对第 2.1 节所述的频谱分配模型, 本文对基于 DABC 算法的频谱分配方法与文献[12]提出的基于二进制粒子群优化的频谱分配方法进行了性能比较。为了表明 DABC 算法的优越性, 本文选取算例的参数与文献[12]相同, 假设认知无线网络模型中认知用户的个数为 20, 可用频带数为 22, 即 $N=20, M=22$ 。其中 BPSO 算法参数设置如下: $P=20, c_1=c_2=2$ [12], 最大迭代次数为 1 000。而本文所采用的 DABC 算法参数为: $P=20, limit=10$, 最大迭代次数为 1 000。

当 $N=20, M=22$ 时, 图 4 和图 5 给出了以最大网络总效益和比例公平性为目标函数, 基于不同分配算法的比较结果。为充分进行比较, 在多次的仿真测试中, 每次所选的 L, B, C 矩阵其初始值都不同; 但在同一次仿真测试中, 为公平比较, DABC 算法和 BPSO 算法所采用的 L, B, C 矩阵初始值相同。其中, 可用矩阵 L : 随机生成的 $0, 1$ 矩阵; 效益矩阵 B : 元素取值从 1 到 10 中随机选取; 干扰矩阵 C : 各矩阵为随机生成的 $0, 1$ 二元对称矩阵。

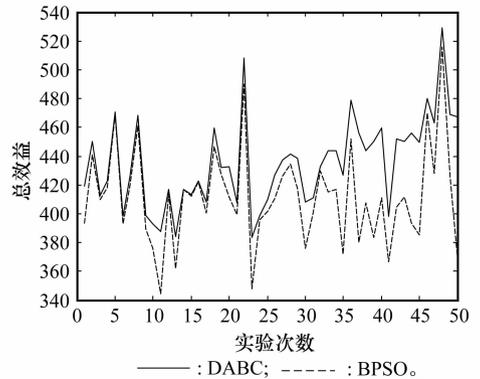


图 4 DABC 与 BPSO 的网络总效益比较

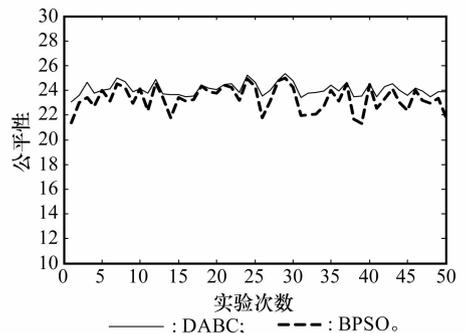


图 5 DABC 和 BPSO 的公平性比较

由图 4 和图 5 可知, 采用 DABC 算法进行频谱分配所获得的网络总效益优于 BPSO 算法下的频谱分配网络总效益, 且其比例公平性比基于 BPSO 算法的频谱分配方法稳定, 且通常优于 BPSO 算法。

当 $M=30$ 时,平均效益随认知用户数 N 的变化曲线如图 6 所示,平均效益表示网络中每个用户可以获得的收益。由图可知,平均效益随着用户数 N 的增加呈递减趋势。基于 DABC 算法均大于基于 BPSO 算法的频谱分配方法所得到的平均效益。

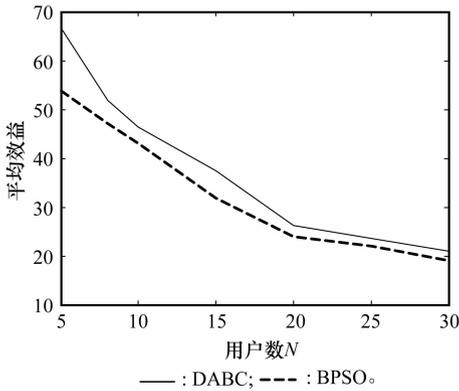


图 6 N 变化时算法性能

当 $N=15$ 时,两种算法下平均效益随可用频谱数 M 的变化曲线如图 7 所示。由图可知,平均效益随着频带数 M 增加呈递增趋势,基于 DABC 算法均大于基于 BPSO 算法的频谱分配方法所获得的平均效益,进一步表明了本文所提出的频谱分配方法的优越性。

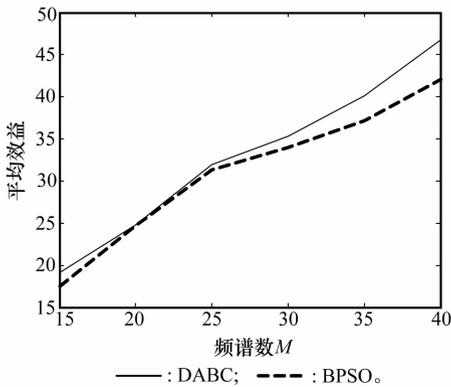


图 7 M 变化时算法性能

3.2 在电视频段 CR 系统中的应用

为了进一步验证 DABC 算法的有效性,针对一类使用电视频段的 CR 系统,采用本文所提算法来实现空闲电视频段的合理分配,进而提高电视频段的利用率。假定一个由 4 个 TV 基站和 8 个认知基站构成的电视频段 CR 系统模型,如图 8 所示。TV 基站为授权用户提供通信,使用的电视频段分别为 A、B、C、D,认知用户通过认知基站接入可用空闲电视频段。由图可知,认知用户 1 到 8 的可用频段分别为 $\{B, C, D\}$ 、 $\{B, D\}$ 、 $\{A, B, D\}$ 、 $\{A, D\}$ 、 $\{A, C, D\}$ 、 $\{A, B, C\}$ 、 $\{A, B\}$ 、 $\{A, B, C, D\}$ 。

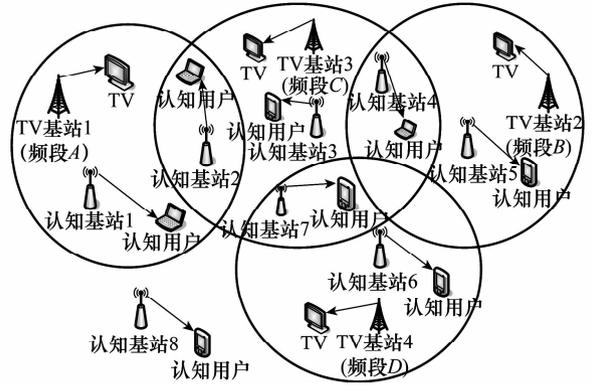


图 8 电视频段 CR 系统模型

采用本文提出的 DABC 算法与基于 BPSO 的方法分别对该电视频段 CR 系统模型进行仿真分析。在仿真环境中,假设 8 个认知用户均匀分布在 10×10 的区域内,同时存在 4 个授权用户均匀分布在固定区域内,可用频带数为 4, L, B, C 根据文献[10]附录 I 提供的伪码产生。

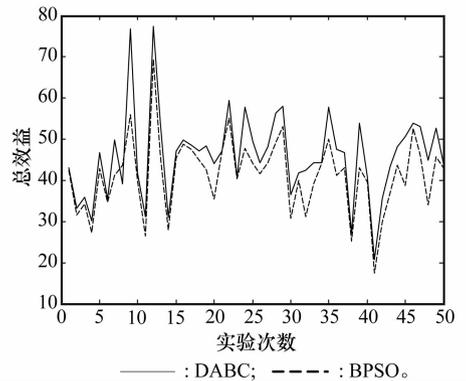


图 9 DABC 与 BPSO 的网络总效益比较

由图 9 可知,基于 DABC 算法的频谱分配在 50 次独立实验中所获得的网络效益均大于基于 BPSO 算法所获得的网络效益。

4 结 论

本文考虑了 CR 网络的频谱分配问题,提出了基于 DABC 算法的 CR 频谱分配方法,与基于 BPSO 算法的频谱分配方法进行了性能比较,并针对电视频道 CR 系统进行了仿真验证。仿真结果表明基于 DABC 算法的 CR 频谱分配方法比基于 BPSO 算法的 CR 频谱分配方法能获得更大的网络效益和更好地体现认知用户之间的公平性,并能更好地满足网络需求,且 DABC 算法在搜索效率、收敛精度和稳定性等方面均有较大的优越性。

参考文献:

[1] Federal Communications Commission, Facilitating opportunities

- for flexible, efficient, and reliable spectrum use employing cognitive radio technologies; notice of proposed rule making and order[S]. FCC Document ET Docket, 2003;03 - 108.
- [2] Haykin S. Cognitive radio: brain-empowered wireless communications[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2005, 23(02): 201 - 220.
- [3] Cao L L, Zheng H T. Distributed spectrum allocation via local bargaining[C]// *Proc. of the Sensor and Ad Hoc Communication and Networks*, 2005;475 - 486.
- [4] Nie N, Comaniciu C. Adaptive channel spectrum etiquette for cognitive radio networks[J]. *Journal Mobile Networks and Applications*, 2006, 11(6): 779 - 797.
- [5] Huang J, Berry R, Honig M L. Auction-based spectrum sharing[J]. *Journal Mobile Networks and Applications*, 2006, 11(3): 405 - 418.
- [6] Zheng H T, Peng C Y. Collaboration and fairness in opportunistic spectrum access[J]. *IEEE International Conference on Communications*, 2005;16 - 20.
- [7] 张然然, 刘思扬, 谢刚, 等. 认知无线电下行链路中的频谱共享算法[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(5): 1086 - 1089. (Zhang R R, Liu S Y, Xie G, et al. Spectrum sharing algorithm for downlink cognitive radio systems[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(5): 1086 - 1089.)
- [8] 张然然, 刘元安, 林晓峰, 等. 认知无线电下行链路中的 OFDMA 资源分配算法[J]. 电子学报, 2010, 38(3): 632 - 637. (Zhang R R, Liu Y A, Lin X F, et al. OFDMA-based resource allocation for downlink cognitive radio systems, 2010, 38(3): 632 - 637.)
- [9] Muhammad W, Anni C. Evolutionary algorithms for radio resource management in cognitive radio network[C]// *Proc. of the International Performance Computing and Communications Conference*, 2009;431 - 436.
- [10] Peng C Y, Zheng H T, Zhao B Y. Utilization and fairness in spectrum assignment for opportunistic spectrum access[J]. *Journal Mobile Networks and Applications*, 2006, 11(4): 555 - 576.
- [11] 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, Zheng S Y, et al. Cognitive radio spectrum assignment based on quantum genetic algorithm[J]. *Acta Physical Sinica*, 2009, 58(2): 1358 - 1363.)
- [12] Zhao Z J, Peng Z, Zheng S L. Cognitive radio spectrum allocation using evolution algorithms[J]. *IEEE Trans. on Wireless Communications*, 2009, 8(9): 4421 - 4425.
- [13] Zhang B W. Spectrum allocation in cognitive radio networks using swarm intelligence[C]// *Proc. of the International Conference on Communication Software and Networks*, 2010; 26 - 28.
- [14] Dervis K, Bahriye B. On the performance of artificial bee colony (ABC) algorithm[J]. *Applied Soft Computing*, 2008, 8(1): 687 - 697.
- [15] Dervis K, Bahriye A. A comparative study of artificial bee colony algorithm[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2009, 214(1): 108 - 132.
- [16] Marinakis Y, Marinaki M, Matsatsinis N. A hybrid discrete artificial bee colony-GRASP algorithm for clustering [C] // *Proc. of the International Conference on Computers and Industrial Engineering*, 2009;548 - 553.