

基于混沌量子蜂群算法的认知无线电频谱分配

薛 伟, 张玉兵, 林法杰

(江南大学 物联网工程学院, 江苏 无锡 214122)

摘 要: 在图论着色模型的基础上, 提出了一种基于混沌量子蜂群算法的认知无线电频谱分配方法. 该算法基于人工蜂群理论, 结合量子计算的高效性和混沌初始化的遍历性来实现频谱分配的优化问题. 通过实验仿真比较了此算法与颜色敏感度图论算法、量子遗传算法、量子蜂群算法的性能, 结果表明该算法具有更好的收敛性和网络效益.

关键词: 混沌量子蜂群算法; 认知无线电; 频谱分配; 图论着色

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2014)08-0072-04

Cognitive Radio Spectrum Allocation Based on Chaos Quantum Honey Bee Algorithm

XUE Wei, ZHANG Yu-bing, LIN Fa-jie

(School of IOT, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: On the basis of classical graph coloring model, a cognitive radio spectrum allocation algorithm based on chaos quantum honey bee is presented. The algorithm is based on the theory of artificial colony, combining with the efficiency of quantum computing and the ergodicity of chaotic initialization to realize the spectrum allocation optimization problem. The simulation experiments show that compared with the color sensitive graph coloring algorithm, the spectrum allocation based on quantum-inspired genetic algorithm, and the spectrum allocation based on quantum-inspired bee colony optimization algorithm, the algorithm in this paper has good convergence and performances

Key words: chaos quantum honey bee algorithm; cognitive radio; spectrum allocation; graph coloring

1 引言

根据权威机构调查显示, 目前已授权的频谱利用率很低, 所以如何更好地利用这些授权频谱已成为无线通信领域需要解决的关键问题. 认知无线电(CR)技术^[1]是能够感知周边频谱环境, 检测频谱空穴, 使用人工智能从环境中学习, 并实时地改变系统的工作参数, 使频谱资源得到“二次利用”, 从而提高频谱利用率. 如何有效地实现频谱资源管理成了实现可靠通信的关键. 对于动态频谱分配的频谱模型有博弈论模型^[2]、竞价议价、图论色模型模型等^[3].

认知无线电的频谱分配问题实质上是一个 NP 问题, 求解此类问题的最优解非常复杂且难以实现. 随着研究的深入, 研究者们发现智能进化算法具有

较成熟的高鲁棒性, 能够有效地处理此类优化问题^[4-5], 另外, 在经典的图论 CSGC 算法中, 算法没有考虑 SU 用户对频谱资源的需求, 从而导致一些用户分配到的频谱资源过多, 造成频谱资源浪费. 所以本文考虑认知用户对频谱的需求情况, 评定认知用户的满意度, 均衡用户间的公平性. 结合混沌初始化的遍历性、量子计算的高效性^[6]及人工蜂群算法提出了一种基于混沌量子蜂群算法求解认知无线电频谱分配的方法.

2 混沌量子蜂群算法

2.1 人工蜂群算法简介

一个蜂群由采蜜蜂、守望蜂和侦查蜂组成. 蜂群的目标是找到食物源(蜜源), 并获得最好的花粉量.

每个食物源(蜜源)的位置信息就代表优化问题的一个可行解. 采蜜蜂和守望蜂的数量等于食物源的数量(h), 每个可行解 x_i 是一个 l 维向量. 其中, $i = 1, 2, 3, \dots, l$. 蜜源的花粉量代表了优化问题解的适应度值. 蜂群搜索过程如下: 搜索初期, 采蜜蜂对食物源位置进行采集并计算花粉量, 守望蜂根据采蜜蜂分享的食物源信息, 对食物源进行评估而选取食物源, 侦查蜂发现新的食物源取代被抛弃的食物源.

2.2 量子蜜蜂及量子位置

量子的最小单位是量子比特(Q-bit), 使用一对实数(α, β) 定义一个量子位. 在量子蜂群算法中, 量子蜜蜂的量子位置是由一串量子位表示, 通常使用 $|\varphi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle$ 表示量子位, 其中, α 和 β 分别表示状态 $|0\rangle$ 和状态 $|1\rangle$ 的概率幅. 且满足条件 $|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1$. 定义种群中第 i 只量子蜜蜂的量子位置为 $v_i = \begin{bmatrix} \alpha_{i1} & \alpha_{i2} & \dots & \alpha_{il} \\ \beta_{i1} & \beta_{i2} & \dots & \beta_{il} \end{bmatrix}$ 其中: $|\alpha_{ij}|^2 + |\beta_{ij}|^2 = 1, j = 1, 2, 3, \dots, l$. 采用量子位编码后, 量子蜜蜂的位置可以表示为 $V(g) = \{v_1^g, v_2^g, v_3^g, \dots, v_h^g\}$, 其中 g 为种群进化的代数, h 表示种群中量子蜜蜂的多少即种群大小. 本文使用种群蜜蜂搜索到的蜜源位置表示 $V(g)$. 则相应第 i 个食物源的位置可表示为 $q_i^g (i = 1, 2, \dots, h)$ 表示第 g 代种群中量子蜜蜂 i 的位置, 食物源的位置标示为: $Q(g) = \{q_1^g, q_2^g, q_3^g, \dots, q_h^g\}$.

2.3 种群更新

量子蜂群算法通过更新量子位置来实现种群的进化. 本文中使用的量子旋转门更新具体操作如下:

$$\begin{bmatrix} \alpha_{ij}^{g+1} \\ \beta_{ij}^{g+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta_{ij}^g & -\sin\theta_{ij}^g \\ \sin\theta_{ij}^g & \cos\theta_{ij}^g \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_{ij}^g \\ \beta_{ij}^g \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中, $\begin{bmatrix} \alpha_{ij}^{g+1} \\ \beta_{ij}^{g+1} \end{bmatrix}$ 为种群更新后的量子位, θ_{ij}^g 表示第 g 代进化的量子旋转角. 在 $\theta_{ij}^g = 0$ 时, 量子蜜蜂以微量变化在蜜源附近搜索新位置, 以量子非门 N 进行更新, 即 $q_{ij}^{g+1} = Nq_{ij}^g = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} q_{ij}^g$.

在量子蜂群中, 量子蜜蜂根据进化规则搜索食物源, 食物源的花粉量决定食物源的优劣. 搜索过程中, 定义 $b_i = (b_{i1}, b_{i2}, \dots, b_{il})$ 为第 i 只量子蜂搜索到最好的食物源位置即局部最优位置. 则对于整个量子蜂群, 量子蜜蜂搜索到的全局最优位置(全局最优位置)可以表示为 $b_g = (b_{g1}, b_{g2}, \dots, b_{gl})$. 每次循环中, 第 i 只采蜜蜂的第 d 维的量子位更新如下:

$$\theta_{ij}^{g+1} = e_1(b_{id}^g - q_{id}^g) + e_2(b_{id}^g - q_{id}^g) \quad (2)$$

式中, $i = 1, 2, \dots, h, d = 1, 2, \dots, l$, e_1 和 e_2 为 2 个影响因子. 采蜜蜂完成搜索后, 观察蜂对来自采蜜蜂在跳舞区及其分享的食物源信息进行评估, 并以一定的概率选择食物源. 第 i 只采蜜蜂被观察法轮盘赌选择的概率为: $profit_i = \frac{fit_i}{\sum_{i=1}^h fit_i}$, 式中, fit_i 代表第

i 只采蜜蜂局部最优位置的适应度. 食物源被选中后, 按式(2) 更新位置, 并计算其适应度.

通过观察蜜源位置 $Q(g)$ 的状态, 生成一组由 $\{0, 1\}$ 组成的普通解 $P(g) = \{p_1^g, p_2^g, \dots, p_h^g\}$. 每个 $p_i^g (1 < i < h)$ 是长度为 l 的二进制串, 且 p_{ij}^g 由 q_{ij}^g 的概率 $|\alpha_{ij}^g|^2$ 确定:

$$p_{ij}^g = \begin{cases} 1, & rand(0, 1) > |\alpha_{ij}^g|^2 \\ 0, & rand(0, 1) < |\alpha_{ij}^g|^2 \end{cases}.$$

3 基于混沌量子蜂群算法的认知无线电频谱分配方法

3.1 认知无线电频谱分配模型

对频谱进行有效的分配, 还需对优化问题建立频谱分配模型, 本文采用经典的图论着色模型. 模型由可用频谱矩阵, 效益矩阵, 干扰矩阵, 无干扰分配矩阵和 SU 用户需求矩阵描述. 具体定义如下:

可用频谱矩阵 $L: L = \{l_{n,m} | l_{n,m} \in \{0, 1\}\}_{N \times M}$, 此矩阵表示在某段时间内, 频谱 m 对认知用户 n 是否可用. 若 $l_{n,m} = 1$, 则表示信道 m 对用户 n 可用; 反之, 则不可用.

效益矩阵 $B: B = \{b_{n,m}\}_{N \times M}$, 此矩阵表示认知用户 n 在频谱 m 上可以获得的最大带宽或网络效益. 当 $l_{n,m} = 1$ 时, $b_{n,m}$ 才存在. 所以认知用户 n 在频谱 m 所获得的实际效益为 $l_{n,m} \cdot b_{n,m}$.

干扰矩阵 $C: C = \{c_{n,k,m} | c_{n,k,m} \in \{0, 1\}\}_{N \times N \times M}$. 此矩阵表示 CR 用户在同时使用同一频谱时的干扰状况. $c_{n,k,m} = 1$ 表示 CR 用户 n 和 k 同时使用频谱 m 时存在用户间的干扰, 故不能同时使用频谱 m . 反之则不存在干扰, 频谱 m 可分配给用户 n 和用户 k 同时使用.

无干扰分配矩阵 A :

$A = \{a_{n,m} | a_{n,m} \in \{0, 1\}\}_{N \times M}$, 此矩阵用来表示频谱分配情况. 当 $a_{n,m} = 1$ 时, 表示频谱 m 被分配给用户 n 使用. 反之 $a_{n,m} = 0$. A 需满足约束条件:

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

次用户需求矩阵 D :

$D = \{d_n | d_n \in \{0, 1, 2, \dots\}\}$, 其中 d_n 表示次用户 n 所需要的信道数目。

满足度矩阵 F :

$F =$

$$\{f_n | f_n \in (0, 1]\}, f_n = \begin{cases} \frac{\sum_{m=1}^M a_{n,m} + 1}{d_n + 1}, d_n \neq 0, \\ 1, d_n = 0 \end{cases}$$

式中, f_n 表示在某次分配中, CR 用户实际分配到的信道数与用户需求信道数之比, 其值越接近 1 表示用户满足度越高。

上文简述了每个认知用户获得的实际效益为 r_n

$$= \sum_{m=1}^M a_{n,m} \cdot l_{n,m}, \text{ 所以认知用户所获得的总效益为 } R$$

$$= \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M a_{n,m} \cdot l_{n,m}.$$

本文定义的收益函数 $U(R)$ 采用以下二种准则:

(1) 最大化带宽总和(MSR), 其目标是最大化网络效益, 优化问题表示为: $U_{\text{sum}} = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M a_{n,m} \times b_{n,m}$, 本文中定义的效益函数为平均网络效益函数:

$$U(R) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M a_{n,m} \times b_{n,m} \quad (3)$$

(2) 最大比例公平(MPF), 其目标是最大化各用户间的公平性本文定义效益函数如下:

$$U(R) = U_{\text{fair}} = \frac{1}{\sum_{n=1}^N \frac{f_n^2}{N} - \left(\sum_{n=1}^N \frac{f_n}{N}\right)^2} \quad (4)$$

3.2 种群编码

种群编码采用一种降维的编码方式. 图 1 表示了 $N = 4, M = 4$ 时的频谱可用矩阵 L . 若 A 中所有元素都用二进制进行编码, 则所需维数为 $4 \times 4 = 16$. 由于 A 受矩阵 L 的限制, 仅将 $l_{n,m} = 1$ 的元素映射为二进制位, 则使得食物源位置可以由 16 维降为 6 维, 寻优空间由 2^{16} 压缩至 2^6 . 对可行解 p_i 进行适应度评估时, 需要将一维矢量映射到二维矩阵 A , 具体方法如图 1 中箭头所示。

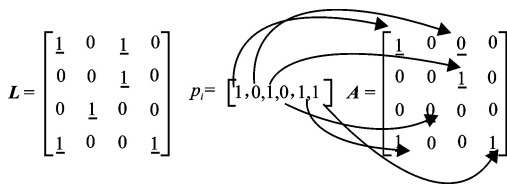


图 1 蜜蜂位置结构示例

3.3 问题描述及算法步骤

本文所研究的认知无线电频谱分配模型描述如下: 在已知 L, B, C, D 的情况下, 在不同的分配准则下, 找到最优的分配矩阵 A . 从而得到最优的网络效益 $U(R)$, 提高授权频谱的利用率. 本文提出的基于混沌量子蜂群算法求解频谱分配问题的具体步骤如下:

Step1: 给出 L, B, C, D . 通过矩阵 L 确定频谱分配优化问题的维数 $l = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M l_{n,m}$, 定义矩阵 $L_1 = \{(n, m) | l_{n,m} = 1\}$ 记录 L 中为 1 的元素, L_1 中元素按 n 和 m 递增的顺序排列, L_1 元素个数为 l 值。

Step2: 混沌初始化种群. 令 $g = 0$, 依据 Logistic 映射产生 l 个混沌变量:

$$x_{i+1,j} = \mu_j x_{i,j} (1 - x_{i,j}) \quad (j = 1, 2, \dots, l) \quad (5)$$

式中, $\mu_j = 4$, Logistic 处于完全混沌, l 为可行解的维数. 定义 $i = 0$, 随机生成 l 个不同的初始值, $0 < x_{0,j} < 1, x_{0,j} \neq 0.5$. 代入上式得到 l 个不同的混沌变量 $x_{1,j} (j = 1, 2, \dots, l)$. 再令 $i = 1, 2, \dots, h-1$, 产生另外 $(h-1)$ 个食物源的初始位置. 然后利用这些混沌变量初始化种群的量子位, $\alpha_{i,j} = \cos(2\pi x_{i,j}), \beta_{i,j} = \sin(2\pi x_{i,j})$.

Step3: 由 $Q(g)$ 生成 $P(g)$.

Step4: 将 p_i^g 的第 j 位映射为 $a_{n,m}$. 其中 (n, m) 是 L_1 中第 j 个元素 ($j = 1, 2, \dots, l$). 然后, 对于所有的 $m (0 < m \leq M)$, 寻找满足 $c_{n,k,m} = 1, n \neq k$ 的所有 n 和 k , 检查矩阵 A 中的第 n 行第 m 列的元素和第 k 行第 m 列所对应的食物源位置是否都为 1, 如果是, 随机将其中一个元素置 0, 另一位不变. 同时更新 $P(g)$.

Step5: 计算种群适应度值, 确定量子蜜蜂的全局最优位置. 将 $P(g)$ 中最优解保存到 $B(g)$ 中。

Step6: 终止条件判断. 如果 g_{max} 达到设置的最大值, 则算法终止, 将最优解 $B(g)$ 映射到分配矩阵 A 中, 得到最优的分配结果. 否则, 继续进化, $g = g + 1$.

Step7: $g = g + 1$, 更新种群, 并计算适应度值, 进行贪心选择. 确定局部最优位置和全局最优位置, 作为下一循环量子位的演进目标. 转至 Step3.

基于混沌量子蜂群算法的认知无线电频谱分配流程图如图 2 所示。

4 仿真实验分析

为验证本文的混沌量子蜂群算法(CQBC)求解

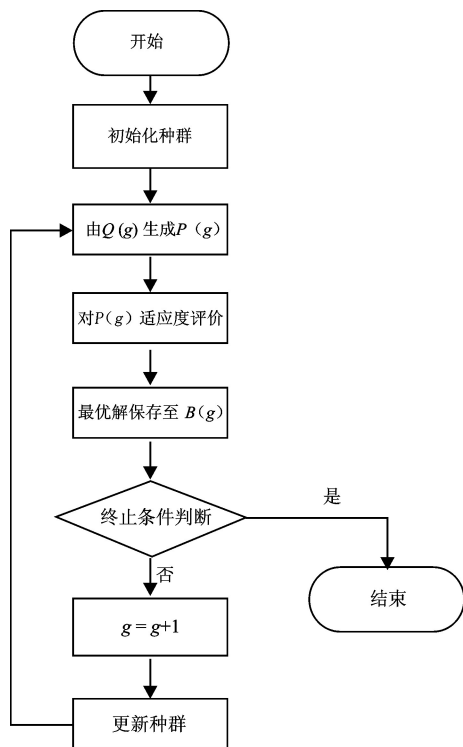


图 2 基本流程图

认知无线电频谱分配问题的可行性和优越性,使其与经典的图论着色算法(CSGC)、量子遗传算法(QGA)和量子蜂群算法(QBCO)求解频谱分配优化问题进行实验仿真比较.实验通过 Matlab 仿真完成.

本实验中的矩阵 L, B, C 参照文献[3]产生,矩阵 D 随机产生,且值不大于总信道数.为便于实验方便,实验中的其他参数设置参照文献[5],本算法中设置种群大小 $h = 20$,迭代次数最大为 $g_{\max} = 200$,参数 $e_1 = 0.06, e_2 = 0.03$.实验结果为 50 次仿真运行后取的平均值.上表 1 中给出了 $N = M = 20$ 时各算法在对应分配准则下的平均网络收益.

从实验结果可以看出本文 CQBC 算法在网络效益上整体优于 QBCO、QGA、CSGA 算法.在 MSR 准则下,CQBC 算法开始时网络效益和 QBCO 差不多,但随着进化代数的增加,效益明显优于 QBCO 算法,且收敛性强于其他算法.在 MPF 准则下,CQBC 和 QBCO 算法的网络效益相差不大,在进化代数在 $0 \sim 20$ 时,QBCO 网络效益略优于 CQBC.在收敛性上也几乎差不多.综合来讲,本文算法较其它算法在性能上更具优势.

5 结束语

提出了一种新的认知无线电频谱分配算法.研

表 1 平均网络效益对比

进化代数	算法	分配准则	
		MSR	MPF
20	CQBC	127.13	98.62
	QBCO	126.71	98.74
	QGA	126.52	95.92
100	CQBC	131.32	103.27
	QBCO	130.28	103.04
	QGA	129.93	103.14
200	CQBC	131.32	103.27
	QBCO	130.28	103.04
	QGA	129.93	103.14
	CSGC	127.32	95.82

究了混沌量子蜂群算法的求解原理和步骤.算法利用了混沌的遍历性和量子计算的高效性,使用量子旋转门更新种群,并在算法中考虑用户对频谱资源的需求.最后通过 Matlab 仿真实验与 CSGC、QGA、QBCO 等算法进行了比较,仿真结果表明,本文算法在收敛性和网络收益方面有一定的优越性.

参考文献:

- [1] Joseph M III. Cognitive radio for flexible mobile multimedia communications [J]. MONET, 2001, 6(5): 435-441.
- [2] 黄丽亚,刘臣,王锁萍. 改进的认知无线电频谱共享博弈模型[J]. 物理学报, 2010, 31(2):136-140.
- [3] Peng C Y, Zheng H T, Zhao B Y. Utilization and fairness in spectrum assignment for opportunistic spectrum access[J]. Mobile Networks and Applications, 2006, 11(4):555-576.
- [4] Zhao Zhijin, Peng Zhen, Zheng Shilian, et al. Cognitive radio spectrum allocation using evolutionary algorithms[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2009, 8(9): 4421-4425.
- [5] 高洪元,曹金龙. 量子蜂群算法及其在认知频谱分配中的应用[J]. 中南大学学报, 2012, 43(12): 4743-4749.
- [6] 孙晓雅,林焰. 改进的人工蜂群算法求解任务指派问题[J]. 微电子学与计算机, 2012, 29(1):23-26.

作者简介:

薛伟 男,副教授,硕士生导师.研究方向为通信信号处理、软件无线电、认知无线电研究、嵌入式系统与智能应用.

张玉兵 男,硕士研究生.研究方向为认知无线电、频谱分配.

林法杰 男,硕士研究生.研究方向为认知无线电、频谱接入与切换.