

混沌量子克隆算法求解认知无线网络 频谱分配问题*

柴争义^{1)2)†} 刘芳¹⁾ 朱思峰¹⁾

1) (西安电子科技大学计算机学院, 西安 710071)

2) (河南工业大学信息科学与工程学院, 郑州 450001)

(2010年7月23日收到; 2010年8月30日收到修改稿)

对认知无线网络中的频谱进行有效分配是实现动态频谱接入的关键技术. 考虑3次用户对频谱的需求和分配的公平性, 给出了频谱分配的数学模型, 并将其转换为以最大化网络收益为目标的带约束优化问题, 进而提出一种采用混沌量子克隆优化求解的认知无线网络频谱分配算法, 并证明了该算法以概率1收敛. 最后, 通过仿真实验比较了本文算法与颜色敏感图着色算法、基于遗传算法的频谱分配、基于量子遗传算法的频谱分配的性能. 结果表明: 本文算法性能较优, 能更好地实现网络收益最大化.

关键词: 混沌量子克隆算法, 认知无线网络, 频谱分配

PACS: 88.80.ht, 64.60.aq

1. 引言

目前, 由于无线通信业务的快速增长, 导致无线频谱资源日益紧缺. 已有的频谱管理机理是将频谱分配给授权用户, 非授权用户任何时候都不能使用该频段. 而美国联邦通信委员会(FCC)的研究报告表明, 已有授权用户对频谱的占用率并不高^[1]. 为了有效提高对无线频谱资源的利用, 在下一代认知网络中, 提出了动态频谱接入机理. 在认知无线网络中, 非授权用户(次用户)可以在不干扰授权用户(主用户)通信的前提下, 通过实时感知频谱使用状况, 动态接入主用户的空闲频谱, 从而最大限度地提高频谱资源的使用效率. 因此, 如何对认知无线网络的频谱进行更有效的分配, 已经成为研究者关注的热点问题之一^[1].

根据认知无线网络架构、频谱感知等技术不同, 已有的频谱分配方法主要包括博弈论^[2-5]、拍卖理论^[6-10]、以及图着色等^[11-17]. 由于基于图着色的频谱分配方法具有较好的泛化能力, 引起了广泛研究. 文献[11]提出了一种基于穷举着色的频谱分配

算法; 文献[12]提出了基于图着色的频谱分配模型和算法(CSGC), 并详细讨论了分配的收益和公平性; 文献[13]提出了一种频谱分配的并行图着色实现; 文献[14]提出了启发式的、具有较短汇聚时间的频谱分配算法; 文献[15, 16]引入进化算法, 提出了基于遗传算法(GA-SA)和量子遗传算法的频谱分配方法(QGA-SA); 文献[17]进一步将蛙跳算法用于频谱感知.

频谱分配问题本质上是一个优化问题, 同时其最优着色算法是一个NP难问题. 因此, 用智能方法求解此问题是非常适合的. CSGC分配模型中, 没有考虑不同的次用户(节点)对频谱的不同需求, 可能造成对频谱需求量较小的次用户反而得到了较多的频谱资源, 导致频谱的利用率降低. 基于此, 本文将次用户对频谱的需求引入分配模型, 并充分利用了混沌搜索的遍历性和量子计算的高效性, 以及免疫克隆算法快速的收敛速度、较好的种群多样性以及避免早熟收敛的特性, 提出了一种新的基于混沌量子克隆优化的认知无线网络频谱分配方法, 并通过仿真及对比试验, 验证了本方法的优越性.

* 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, 61072139和61003199)、高等学校博士学科点专项科研基金(批准号:20090203120016, 20100203120008)和郑州市科技发展计划(批准号:2010GYXM374)资助的课题.

† E-mail: czy_lw@tom.com

2. 认知无线网络的频谱分配模型

2.1. 认知无线网络频谱分配的图着色模型

根据认知无线网络的特点,其频谱分配必须考虑3方面的问题:1)次用户(认知用户)对主用户的干扰;2)次用户相互之间的干扰;3)认知无线网络系统的总收益和次用户间的公平性.在基于图着色的频谱分配模型中,将频谱分配给认知用户,相当于为图中节点着色.具体建模过程如下:

将某时刻感知到的网络结构转化为一个无向冲突图 $G = (V, S, E)$. $V = \{v_i | i = 1, 2, \dots, n\}$ 是顶点集合,一个顶点代表认知无线网络中的一个认知用户; S 代表每个节点的颜色列表,即可用频谱; $E = \{e_{ij} | i, j = 1, 2, \dots, n\}$ 是图中无向边的集合, $e_{ij} = 0$ 表示顶点 i, j 不相连,其代表的认知用户可以使用同一频谱;相应地, $e_{ij} = 1$ 代表的认知用户不能使用同一频谱,即它们相互冲突(由干扰约束决定).因此,满足条件的有效频谱分配对应的着色条件可以描述为:当两个不同顶点间存在一条颜色为 m (频谱 m) 的边时,这两个顶点不能同时着 m 色,即不能同时使用频谱 $m (m \in S)$.

2.2. 认知无线网络的频谱分配模型

根据以上分析,本文将频谱分配模型建模为以下矩阵:空闲(leisure)频谱矩阵 L 、收益(benefit)矩阵 B 、干扰(constraint)矩阵 C 、无干扰分配(allocation)矩阵 A 、次用户需求(demand)矩阵 D 、满足度(fitness)矩阵 F 分别定义如下:

定义 1 空闲频谱矩阵 L ,表示一个频谱对次用户是否可用,记为 $L = \{l_{n,m} | l_{n,m} \in \{0,1\}\}_{N \times M}$. $l_{n,m} = 1$ 表示频谱 $m (1 \leq m \leq M)$ 对次用户 $n (1 \leq n \leq N)$ 可用, $l_{n,m} = 0$ 表示频谱 m 对次用户 n 不可用.

定义 2 收益矩阵 B ,次用户 $n (1 \leq n \leq N)$ 使用不同的空闲频谱 $m (1 \leq m \leq M)$ 获得的不同收益用 B 表示为 $B = \{b_{n,m}\}_{N \times M}$. 由于只有可用的频谱才有相应的 B ,因此,当 $l_{n,m} = 0$ 时,必有 $b_{n,m} = 0$.

定义 3 干扰矩阵 C ,次用户之间由于使用相同的可用频谱而产生的干扰用 C 表示: $C = \{c_{n,k,m} | c_{n,k,m} \in \{0,1\}\}_{N \times N \times M}$. 其中,次用户 n 和 $k (1 \leq n, k \leq N)$ 同时使用频谱 $m (1 \leq m \leq M)$ 产生干扰表示为 $c_{n,k,m} = 1$,反之, $c_{n,k,m} = 0$. C 由 L 决定. 当 $n = k$

时, $c_{n,n,m} = 1 - l_{n,m}$. 并且同时满足 $c_{n,k,m} \leq l_{n,m} \times l_{k,m}$, 即频谱 m 如果同时对次用户 n 和 k 均可用时,就可能产生干扰.

定义 4 无干扰分配矩阵 A ,将可用、无干扰的频谱分配给用户,得到 $A = \{a_{n,m} | a_{n,m} \in \{0,1\}\}_{N \times M}$, 其中 $a_{n,m} = 1$ 表示将频带 m 分配给次用户 n ,反之, $a_{n,m} = 0$. 同时,矩阵 A 必须满足 C 定义的如下约束条件:

$$a_{n,m} \times a_{k,m} = 0, \text{ 若 } c_{n,k,m} = 1, \forall n, k < N, m < M,$$

定义 5 次用户需求矩阵 D ,将不同的次用户对频谱的需求定义为 $D = \{d_n | d_n \in \{0,1,2,\dots\}\}_N$. $d_i (1 \leq i \leq n)$ 表示次用户 i 所需要的频谱数量.

定义 6 满足度矩阵 F ,

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

f_n 表示在当前分配情况下,次用户得到的频谱与其需求之比. f_n 越接近 1,说明对其需求满足度越高.

分析上面的定义可知,满足条件的 A 不止一个,用 Λ_N, M 表示所有满足分配限制条件的矩阵 A 的集合. 给定某一具体的 A ,次用户 n 获得的总收益表示为收益向量 R 为

$$R = \{r_n = \sum_{m=1}^M a_{n,m} \times b_{n,m}\}_{N \times 1}.$$

认知无线网络频谱分配的根本目标即最大化网络收益 $U(R)$, 因此,频谱分配即为如下的优化问题:

$$A^* = \operatorname{argmax}_{A \in \Lambda(L,C,N,M)} U(R),$$

其中 $\operatorname{arg}(\cdot)$ 表示网络收益最大时所对应的 A 的集合. 因此, A^* 即为所求的满足条件的最优分配矩阵. 不同的应用需求需要用不同的收益函数来衡量,本文定义的 $U(R)$ 采用如下 3 种形式:

1) 最大化网络收益总和 (MSR), 其目标是整个网络的总收益最大,优化问题表示为

$$U_{\text{sum}} = \sum_{n=1}^N r_n = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M a_{n,m} \times b_{n,m}.$$

本文使用平均收益代替总收益,以保证与下面的两种收益函数有相同的尺度. 定义平均最大化网络收益总和 (MSRM) 为

$$U_{\text{mean}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N r_n = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M a_{n,m} \times b_{n,m}.$$

2) 最大化最小带宽 (MMR), 其目标是最大化受限用户对频谱的利用率. 优化问题表示为

$$U_{\min} = \min_{1 \leq n \leq N} r_n = \min_{1 \leq n \leq N} \left(\sum_{m=1}^M a_{n,m} \times b_{n,m} \right).$$

3)最大比例公平性度量 MPF. 其目标是考虑每个用户使用频谱资源的公平性. 本文考虑次用户对频谱的需求,定义分配公平性为

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

3. 基于混沌量子克隆算法的频谱分配具体实现

3.1. 算法基本实现

本文的无线认知网络频谱分配问题描述为:在 L, B, C, D 已知的情况下,如何找到最优的 A , 使得网络收益 $U(R)$ 达到最大.

这里, Q 表示量子种群, q 表示一个量子抗体, P 表示普通抗体种群, P 表示一个普通抗体. 本文设计的混沌量子克隆算法求解的频谱分配问题基本步骤共有如下 8 步.

第 1 步 初始化.

初始种群的产生使用以下 l 个抛物映射产生 l 个混沌变量: $x_{i+1}^j = \mu_j x_i^j (1 - x_i^j)$ ($j = 1, 2, \dots, l$). 其中, $\mu_j = 4, l$ 为抗体编码的长度. 令 $i = 0$, 分别给定 l 个混沌变量不同的初始值, 利用上式产生 l 个混沌变量 x_1^j ($j = 1, 2, \dots, l$), 然后用这 l 个混沌变量初始化种群中第一个抗体上的量子位. 令 $i = 1, 2, \dots, s - 1$, 产生另外 $s - 1$ 个抗体, 则初始化种群 $Q(g) = \{q_1^g, q_2^g, \dots, q_s^g\}$, s 为种群规模, g 为进化代数. 其中, 第 i 个抗体 $q_i = \begin{bmatrix} \alpha_1^g \alpha_2^g \dots \alpha_l^g \\ \beta_1^g \beta_2^g \dots \beta_l^g \end{bmatrix}$ ($i = 1, 2, \dots, s$), 并且满足 $|\alpha_j|^2 + |\beta_j|^2 = 1$ ($1 < j < l$). 在初始化种群 $Q(g)$ 中, 将 α_j^g, β_j^g ($1 < j < l$) 分别初始化为 $\cos(2x_1^j \pi), \sin(2x_1^j \pi)$. 每个抗体长度 $l = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M l_{n,m}$, 即 l 为 L 中元素值不为 0 的元素个数.

第 2 步 由 $Q(g)$ 生成 $P(g)$.

通过观察 $Q(g)$ 的状态, 生成一组普通解 $P(g) = \{P_1^g, P_2^g, \dots, P_s^g\}$. 每个 P_i^g ($1 < i < s$) 是长度为 l 的二进制串, 由概率幅 $|\alpha_j^g|^2, |\beta_j^g|^2$ ($j = 1, 2, \dots, l$) 观察得到. 在本文中, 观察方法如下: 随机产生一个 $[0, 1]$ 数, 若大于 $|\alpha_j^g|^2$ 则取 1, 否则取 0. 观察生成

的每个抗体 p_i^g ($1 < i < s$) 代表了一种可能的频谱分配方案. 同时, 分别记录 L 中值为 1 的元素所对应的 n 与 m , 并将其依次按 n, m 递增的方式保存在 $L_1 = \{(n, m) | l_{n,m} = 1\}$. 显然, L_1 中的元素个数为 l .

第 3 步 抗体表示到频谱分配方案的映射.

将种群中每个抗体 p_i^g ($1 < i < s$) 的每一位 j ($1 \leq j \leq l$) 映射为 A 的元素 $a_{n,m}$, 其中 (n, m) 的值为 L_1 中相应的第 j 个元素 j ($1 \leq j \leq l$). 此时, 所对应的 A 就是一种可能的频谱分配方案.

第 4 步 干扰约束条件的处理.

A 必须满足 C , 因此, 对其进行处理如下: 对任意 m , 如果 $c_{n,k,m} = 1$, 则查看矩阵 A 中第 m 列的第 n 行和第 k 行元素值是否同时为 1. 若满足, 则随机将其中一个位修改为 0, 另一位保持不变. 此时得到的分配矩阵 A 则为经过约束处理的一个可行解; 同时, 将相应的抗体表示进行映射, 更新 $P(g)$.

第 5 步 对 $P(g)$ 进行亲合度函数评价, 保持最优解.

频谱分配的根本目标就是最大化网络收益 $U(R)$, 因此, 本文直接将 $U(R)$ 作为亲合度函数. 对 $P(g)$ 中的 s 个抗体进行亲合度计算, 结果按从大到小降序排序. 将亲合度最大的抗体放入 $B(g)$, 其所对应的 A 即为所求的最优频谱分配方案.

第 6 步 终止条件判断.

如果达到最大进化代数 g_{\max} , 则算法终止. 此时, 将 $B(g)$ 中保存的亲合度最高的抗体映射为 A 的形式, 即得到了最佳的频谱分配方案; 否则转第 7 步.

第 7 步 克隆变异.

本文采取从含有 s 个抗体的种群中, 选取亲合度高的前 t 个抗体进行克隆. 对克隆操作 T_c^c 定义为: $P'(g) = T_c^c(P(g)) = [T_c^c(P_1^g), T_c^c(P_2^g), \dots, T_c^c(P_t^g)]^T$. 具体克隆方法如下: 设选出的 t 个抗体按亲合度降序排序为: $P_1^g, P_2^g, \dots, P_t^g$, 则对第 k 个抗体 P_i^g ($1 \leq k \leq t$) 克隆产生的抗体数目为: $N_k = \text{Int}(\eta s/k)$, 其中 $\text{Int}(\cdot)$ 表示向上取整, η 是控制参数. 为了保持群体规模 s 稳定, 当 $\sum_{i=1}^t N_i < s$ 时, 随机 (参考第 1 步) 产生 $s - \sum_{i=1}^t N_i$ 个新的抗体进行补充; 否则, 取前 s 个抗体组成新的抗体种群.

克隆的具体过程由量子旋转门改变抗体量子位的相位来实现. 转角 $\Delta\theta_j^k = \lambda_k x_{i+1}^j$. 其中, λ_k 为克

隆幅值. 为使遍历范围呈现双向性, 混沌变量 x_{i+1}^j 的计算公式为 $x_{i+1}^j = 8x_i^j(1 - x_i^j) - 1$. 此时, $\Delta\theta_j^k$ 的遍历范围为 $[-\lambda_k, \lambda_k]$. 对于需要克隆的母体, 亲和力越高, 扩增时所叠加的混沌扰动越小. 因此, λ_k 可选为 $\lambda_k = \lambda_0 \exp((k - t)/t)$. 其中, λ_0 为控制参数, 用来控制对抗体所附加的混沌扰动的大小.

设第 k 个克隆母体为

$$q_k = \begin{vmatrix} \cos(\theta_1^k) \cos(\theta_2^k) \cdots \cos(\theta_l^k) \\ \sin(\theta_1^k) \sin(\theta_2^k) \cdots \sin(\theta_l^k) \end{vmatrix},$$

应用量子旋转门克隆后的抗体为

$$p_{k\delta} = \begin{vmatrix} \cos(\theta_1^k + \Delta\theta_{1\delta}^k) \cdots \cos(\theta_l^k + \Delta\theta_{l\delta}^k) \\ \sin(\theta_1^k + \Delta\theta_{1\delta}^k) \cdots \sin(\theta_l^k + \Delta\theta_{l\delta}^k) \end{vmatrix}.$$

其中 $\delta = 1, 2, \dots, N_k$.

从克隆的过程可以看出, 选出的具有较高亲和力的优良抗体本身具有优化路标的作用. 在小区域中引入混沌变量增强了局部优化的遍历性. 此外, 量子旋转门转角的方向不需要与当前最优抗体比较, 有利于提高种群的多样性和优化效率.

对克隆后的抗体实施观察, 计算每个抗体的亲和力. 通过量子旋转门对抗体量子位的相位实施混沌扰动, 对亲和力最低的 $v(v < s)$ 个抗体进行变异操作: 将 v 个亲和力最低的抗体, 按升序排列, 第 k 个抗体的变异幅值 $\lambda'_k = \lambda'_0 \exp((v - k)/v)$. 其中 λ'_k 表示量子旋转门的转角范围, λ'_0 为控制参数, 此时转角的遍历范围为 $[-\lambda'_k, \lambda'_k]$. 通常, 取 $\lambda'_0 = 6\lambda_0$. 可见, 抗体量子位的幅角遍历范围较大. 因此, 使用抗体的变异操作提高了算法的全局搜索能力. 这种变异方法克服了传统的量子非门变异旋转大小固定, 方向单一, 缺乏遍历性的缺陷.

第 8 步 进化代数 $g = g + 1$; 转第 2 步.

3.2. 算法特点和优势分析

该算法具有如下特点和优势:

1) 抗体编码长度较短, 有效减少了解的搜索空间.

本文只对 L 中值为 1 的元素对应的 A 中的元素进行编码, 避免了对 A 中所有元素均进行编码产生的大量冗余, 故抗体的长度为 L 中值为 1 的元素个数, 有效减小了解的搜索空间.

2) 抗体采用量子编码的形式, 一个抗体上带有多个状态信息, 带来丰富的种群; 采用随机观察的方式由量子抗体产生新的个体, 能较好保持种群的多样性, 有效克服早熟收敛; 并且量子具有较好的

并行性, 抗体群体规模较小.

3) 克隆算子使得当前最优个体的信息能够很容易的扩大到下一代来引导变异, 具有高效的局部寻优能力, 使得种群以大概率向着优良模式进化, 加快了收敛速度. 因此, 算法将全局搜索和局部寻优进行了有机的结合.

4) 算法充分利用了混沌搜索的遍历性和量子计算的高效性. 在量子旋转门中使用了两种不同幅值的混沌变量改变转角的大小. 小幅值混沌变量用于优良抗体的克隆扩增, 实现局部搜索; 大幅值混沌变量用于较差个体的变异, 实现全局搜索. 对于转角方向的确定, 避免了传统基于查询表的方式^[18,19], 提高了算法收益.

3.3. 算法收敛性分析

定理 1 混沌量子克隆算法 (chaos quantum clonal algorithm, 简记为 CQCA) 的种群序列 $\{P_g, g \geq 0\}$ 是有限齐次马尔可夫链.

证明 由于 CQCA 采用量子比特抗体, 抗体的取值是离散的 0 和 1. 本文中抗体的长度为 l , 种群规模为 s , 种群所在的状态空间大小为 $s \times 2^l$. 因而, 种群是有限的, 而算法中采用的克隆算子都与 g 无关^[20]. 因此, P_{g+1} 只与 P_g 有关, 即 $\{P_g, g \geq 0\}$ 是有限齐次马尔可夫链. 定理 1 得证.

设 $P(g) = \{P_1, P_2, \dots, P_s\}$, 下标 g 表示进化代数, $P(g)$ 表示在第 g 代时的一个种群, P_i 表示第 i 个个体. 设 f 是 $P(g)$ 的亲合度函数, 令

$$B^* = \{P \mid \max(f(P)) = f^*\} (P \in P(g))$$

称 B^* 为最优解集, 其中 f^* 为全局最优值, 则有如下定义:

定义 7 设 $f_g = \max\{f(P_i) : i = 1, 2, \dots, s\}$ 是一个随机变量序列, 该变量代表在时间步 g 状态中的最高亲合度. 当且仅当

$$\lim_{g \rightarrow \infty} p\{f_g = f^*\} = 1,$$

则称算法收敛. 也就是, 当算法迭代到足够多的次数后, 群体中包含全局最优解的概率接近 1.

定理 2 本文量子免疫克隆算法 CQCA 以概率 1 收敛.

证明 本算法的状态转移由马尔可夫链来描述. 将规模为 s 的群体认为是状态空间 U 中的某个点, 用 $u_i \in U$ 表示 u_i 是 U 中的第 i 个状态. 相应的, 本算法的 $u_i = \{P_1, P_2, \dots, P_s\}$ (注: P 表示抗体种群, P 表示一个抗体, p 表示概率). 显然, P_g^i 表示在

第 g 代种群 \mathbf{P}_g 处于状态 u_i , 其中随机过程 $\{\mathbf{P}_g\}$ 的转移概率为 $p_{ij}(g)$, 则 $p_{ij}(g) = p\{\mathbf{P}_{g+1}^j / \mathbf{P}_g^i\}$.

由于本算法中采用保留最优个体进行克隆选择, 因此, 对任意的 $g \geq 0$, 有 $f(\mathbf{P}_{g+1}) \geq f(\mathbf{P}_g)$. 即种群中的任何一个个体都不会退化. 设 $I = \{i | u_i \cap B^* \neq \emptyset\}$, 则

当 $i \in I, j \notin I$ 时, 有
$$p_{ij}(g) = 0. \tag{1}$$

即当父代出现最优解时, 最优解不论经过多少代都不会退化.

当 $i \notin I, j \in I$, 因为 $f(\mathbf{P}^j) \geq f(\mathbf{P}^i)$, 所以,
$$p_{ij}(g) > 0. \tag{2}$$

设 $p_i(g)$ 为种群 \mathbf{P}_g 处在状态 u_i 的概率, $p_{(g)} = \sum_{i \in I} p_i(g)$, 则由马尔可夫链的性质, 有

$$\begin{aligned} p_{(g+1)} &= \sum_{u_i \in U} \sum_{j \in I} p_i(g) p_{ij}(g) \\ &= \sum_{i \in I} \sum_{j \in I} p_i(g) p_{ij}(g) \\ &\quad + \sum_{i \notin I} \sum_{j \in I} p_i(g) p_{ij}(g). \end{aligned} \tag{3}$$

由于

$$\begin{aligned} \sum_{i \in I} \sum_{j \in I} p_i(g) p_{ij}(g) + \sum_{i \notin I} \sum_{j \in I} p_i(g) p_{ij}(g) \\ = \sum_{i \in I} p_i(g) = p_{(g)}, \end{aligned} \tag{4}$$

所以,

$$\sum_{i \in I} \sum_{j \in I} p_i(g) p_{ij}(g) = p_{(g)} - \sum_{i \notin I} \sum_{j \in I} p_i(g) p_{ij}(g). \tag{5}$$

把(5)式代入(3)式, 同时利用(1)式和(2)式, 可得

$$0 \leq p_{(g+1)} < \sum_{i \in I} \sum_{j \in I} p_i(g) p_{ij}(g) + p_{(g)} = p_{(g)}.$$

因此, $\lim_{g \rightarrow \infty} p_{(g)} = 0$, 又因为 $\lim_{g \rightarrow \infty} \{f_g = f^*\} = 1 - \lim_{g \rightarrow \infty} \sum_{i \in I} p_i(g) = 1 - \lim_{g \rightarrow \infty} p_{(g)}$, 所以 $\lim_{g \rightarrow \infty} \{f_g = f^*\} = 1$. 定理 2 得证.

4. 仿真实验与结果对比分析

在微软视窗 (windows) 环境下, 使用 Matlab7.0 对算法进行编程实现. 为了验证这里的混沌量子克隆算法 (chaos quantum clonal algorithm-spectrum allocation, 简记为 CQCA-SA) 的性能, 与经典的颜色敏感图着色 (color sensitive graph coloring, 简记为 CSGC) 及遗传算法求解频谱分配 (GA-spectrum allocation, 简记为 GA-SA)、量子遗传算法求解频谱

分配 (QGA-spectrum allocation, 简记为 QGA-SA) 算法作了比较. 对比实验中采用的 L, B, C, D 相同, 并取 50 次实验的平均结果. 结果采用 MSRM, MMR, MPF 作为衡量指标.

4.1. L, B, C, D 的生成

假设系统一次完整的频谱分配过程中, L, B, C, D 保持不变. L, B, C 的生成采用文献[12]附录 1 提供的伪代码产生. 每个 D 的值随机生成并不大于总信道数量. 同时, 各矩阵元素的值必须同时满足定义 2 和定义 3 的约束条件. N 取值范围为 1—20, M 取值范围为 1—30. 更详细的介绍请参考文献 [12].

4.2. 相关算法参数的设置

为了便于比较, 算法参数设置与文献[15]保持一致. 3 种算法中, 种群规模均设置为 $s = 20$, 最大进化代数均为 $g_{\max} = 200$. 其中 GA-SA 中, 交叉概率 0.8, 变异概率 0.01, 每一代种群更新比例为 85%; QGA-SA 中, 量子门旋转角度从 0.1π 到 0.005π (按进化代数线性递减); QICA-SA 中, 其他参数的取值为 $t = 0.3 \times s$, 克隆控制参数 $\eta = 0.3, v = 0.2 \times s, \lambda_0 = 2$.

4.3. 实验结果及对比分析

实验验证了 M, N 取不同值时, 算法运行 50 次所得到的平均收益, 其中表 1 给出了 $M = N = 20$ 时不同算法的网络收益.

表 1 网络收益比较 ($M = N = 20$)

进化代数	算法	MSRM	MMR	MPF
20	CQCA-SA	104.86	29.98	62.68
	QGA-SA	103.86	28.98	65.48
	GA-SA	100.37	27.56	52.38
100	CQCA-SA	108.74	36.38	83.63
	QGA-SA	105.72	33.65	85.76
	GA-SA	100.82	32.68	76.34
200	CQCA-SA	108.74	36.38	88.63
	QGA-SA	105.72	33.65	85.76
	GA-SA	102.82	32.80	78.65
	CSGC	98.74	30.23	60.12

为了便于比较, 将相关算法在每一代获得的平均收益显示于图 1—3. 图中 $M = N = 20$.

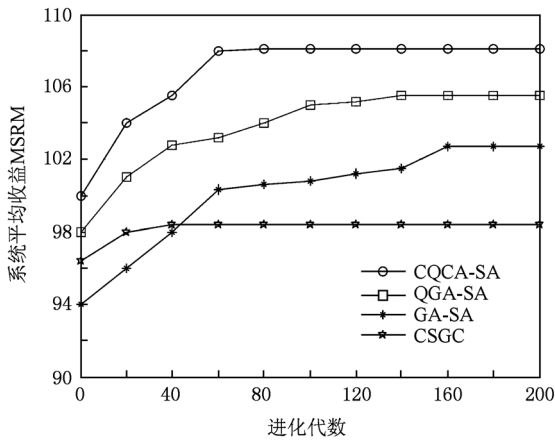


图1 相关算法随进化代数变化的MSRM收益

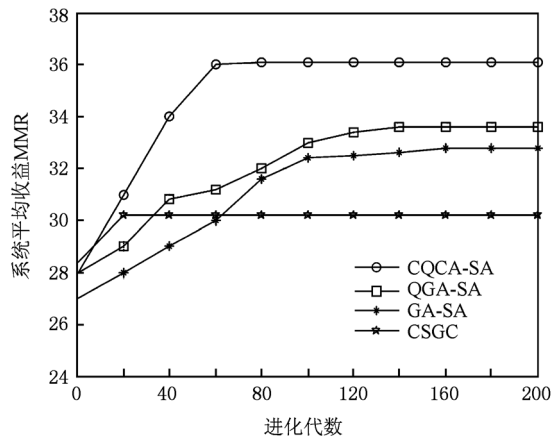


图2 相关算法随进化代数变化的MMR收益

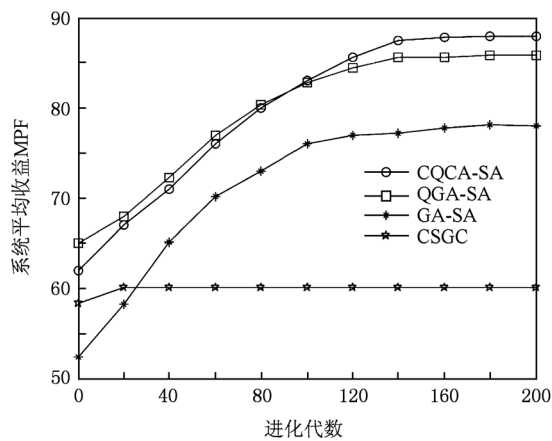


图3 相关算法随进化代数变化的MPF收益

从表1以及图1—3中可以看出,本算法CQCA-SA在网络收益的3个指标上整体优于CSGC算法、GA-SA算法及QGA-SA算法,仅在部分情况下比较

接近.在MPF指标上,虽然QGA-SA在开始结果好于本算法,但在进化100次之后,收益还是低于本算法.算法在40次迭代之后,其他3种算法的收益均好于CSGC算法.同时,从图中也可以看出,在迭代速度上,基于混沌量子克隆的算法CQCA-SA在运行60代后趋于收敛,QGA-SA在100代后算法收敛,均快于普通GA-SA.由于CQCA-SA算法采用了克隆变异等操作,在网络收益上取得了更好的效果,表明本算法寻优能力较强.综上所述,本算法具有较好的表现性能.

表2给出了各种算法得到的网络收益与理想最优分配方案值的比较,理想最优值为性能所能达到的上限,由穷举搜索得到.由于理想最优分配值的寻求是一个NP难题^[12],为保证搜索计算的可行性,本文中设置 $N = M = 5$.相对误差的计算方法如下:设理想最优值为 T_{opt} ,某次具体实验算法得到的最优值为 T ,则相对误差为 $1 - T/T_{opt}$.

表2 相关算法与最优值的比较

进化代数	算法	相对误差(%)		
		MSRM	MMR	MPF
20	CQCA-SA	0	0	0
	QGA-SA	0	0	0.237
	GA-SA	0.056	3.569	3.389
100	CQCA-SA	0	0	0
	QGA-SA	0	0	0.012
	GA-SA	0.028	2.682	2.342
200	CQCA-SA	0	0	0
	QGA-SA	0	0	0.001
	GA-SA	0	2.544	3.650
	CSGC	0.622	3.238	6.124

从表3的结果可以看出,本算法在20次迭代之后,在3个衡量指标上均可以找到最优解.QGA-SA算法性能在20次迭代之后,在MSRM,MMR指标上可以找到最优解,而在MPF上还略有偏差.而GA-SA算法在200次迭代之后,只有在MSRM指标上可以找到最优解.而所有3种方法的性能均优于CSGC.从上面的分析可以看出,本算法寻优能力较强,具有一定的优越性.

5. 结 论

认知无线网络中,如何对感知到的空闲频谱进

行有效分配是解决无线频谱资源紧缺的一个关键问题. 本文考虑了次用户对频谱的需求, 对频谱分配模型进行了改进, 并将其转换为一个优化问题, 进而使用混沌量子克隆算法求解此问题. 算法充分利用了混沌的遍历性、量子算法的高效性, 设计的算法在量子旋转门中使用了两种不同幅值的混沌

变量改变转角的大小, 并且对于量子转角方向的确, 不使用传统基于查询表的方式, 提高了算法的搜索效率. 通过仿真实验与 CSGC, GA-SA, QGA-SA 等求解认知无线网络频谱分配的算法进行了性能比较. 仿真结果表明, 本文算法能更好地实现网络收益的最大化, 具有一定的优越性.

- [1] Akyildiz I, Li W Y, Vuran M 2006 *Comput. Netw. J.* **9** 2127
- [2] Ji Z, Liu K J R 2007 *IEEE Comm. Mag.* **45** 88
- [3] Niyato D, Hossain E 2008 *IEEE J. Sel. Area Comm.* **26** 192
- [4] Zou C, Jin T, Chigan C 2008 *Comput. Netw.* **52** 864
- [5] Huang L Y, Liu C, Wang S P 2010 *J. Commun.* **31** 136 (in Chinese) [黄丽亚、刘 臣、王锁萍 2010 通信学报 **31** 136]
- [6] Gandhi S, Buragohain C, Cao L L 2007 *IEEE Commun. Mag.* **32** 22
- [7] Ji Z, Liu K J R 2008 *IEEE J. Sel. Area Commun.* **26** 182
- [8] Wang F, Krunz M, Cui S 2008 *IEEE J. Sel. Top. Signa.* **2** 74
- [9] Gandhi S, Buragohain C, Cao L 2008 *Comput. Netw.* **52** 879
- [10] Xu Y Y, Gao L 2009 *J. Univ. Sci. Technol. Chin.* **39** 1064 (in Chinese) [徐友云、高 林 2009 中国科学技术大学学报 **39** 1064]
- [11] Wang W, Liu X 2005 *IEEE Vehicular Technology Conference Dallas, USA September 25—28, 2005* p690
- [12] Peng C Y, Zheng H T, Zhao B Y 2006 *Mobile Netw. Appl.* **11** 555
- [13] Liao C L, Chen J, Tang Y X, Liao S Q 2007 *J. Electr. Inf. Technol.* **29** 1608 (in Chinese) [廖楚林、陈 劫、唐友喜、廖少谦 2007 电子与信息学报 **29** 1608]
- [14] Hao D D, Zhou S H, Cheng S D 2008 *J. Software* **19** 479 (in Chinese) [郝丹丹、邹仕洪、程时端 2008 软件学报 **19** 479]
- [15] Zhao Z Z, Peng Z, Zheng S L, Shang J N 2009 *IEEE Trans. Wirel. Commun.* **8** 4421
- [16] Zhao Z Z, Peng Z, Zheng S L, Xu S Y, Lou C Y, Yang X N 2009 *Acta. Phys. Sin.* **58** 1358 (in Chinese) [赵知劲、彭振、郑仕链、徐世宇、楼才义、杨小牛 2009 物理学报 **58** 1358]
- [17] Zheng S L, Lou C Y, Yang X N 2010 *Acta. Phys. Sin.* **59** 3611 (in Chinese) [郑仕链、楼才义、杨小牛 2010 物理学报 **59** 3611]
- [18] Li Y Y, Jiao L C 2007 *Chin. J. Comp.* **30** 176 (in Chinese) [李阳阳、焦李成 2007 计算机学报 **30** 176]
- [19] Wu Q Y, Jiao L C, Li Y Y 2009 *Prog. Nat. Sci.* **19** 1341
- [20] Du, H F, Gong M G, Liu R C 2009 *Sci. China Ser. F* **19** 237

Chaos quantum clonal algorithm for spectrum allocation of cognitive wireless network^{*}

Chai Zheng-Yi^{1)2)†} Liu Fang¹⁾ Zhu Si-Feng¹⁾

1) (School of Computer Science and Technology, Xidian University, Xi'an 710071, China)

2) (School of Information Science and Engineering, Hennan University of Technology, Zhengzhou 450001, China)

(Received 23 July 2010; revised manuscript received 30 August 2010)

Abstract

Efficient spectrum allocation of cognitive wireless network is the key technology to dynamic spectrum access. Taking into account the needs of secondary users for the spectrum and the fairness allocation of the spectrum, mathematical model of spectrum allocation is given, and then it is converted into a constrained optimization problem with the goal of maximizing network profits. A chaos quantum clonal optimization algorithm is proposed to solve the problem, and then the convergence of the algorithm with probability 1 is proved. Finally, the simulation experiments are done to test the algorithm. The results show that compared with the color-sensitive graph coloring algorithm, the spectrum allocation based on genetic algorithm, and the spectrum allocation based on quantum-inspired genetic algorithm, the algorithm has good performances. It can achieve the maximization of network profits.

Keywords: chaos quantum clonal algorithm, cognitive wireless network, spectrum allocation

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, 61072139, 61003199), the Specialized Research Fund for the Doctoral Program of Higher Education of China (Grant Nos. 20090203120016, 20100203120008), and the Science and Technology Development Program of Zhengzhou, China (Grant No. 2010GYXM374).

[†] E-mail: czy_lw@tom.com