

# 基于改进的量子遗传算法的认知无线网络频谱分配方法<sup>①</sup>

刘 刚<sup>②</sup> 赵海洋 陈 华 郝晓辰

(燕山大学 河北省测试计量技术及仪器重点实验室 秦皇岛 066004)

**摘要** 为了提高认知无线网络频谱分配的效果,根据认知无线网络的特性,提出了基于改进的量子遗传算法(IQGA)的认知无线网络频谱分配方法。该方法利用混沌搜索初始化种群染色体编码,在迭代过程中采用动态调整量子旋转角度更新染色体,并通过变异阈值对染色体进行选择性变异,最终将频谱分配的分配矩阵和基于混沌搜索的量子遗传算法的可行解相对应,以提高网络系统的平均效益为目标函数,实现空闲信道的合理分配。仿真结果表明,基于 IQGA 的认知无线网络频谱分配方法具有更快的收敛速度和更好的寻优性能,能有效地提高网络系统的整体效益。

**关键词** 认知无线网络, 频谱分配, 量子遗传算法(QGA), 混沌搜索, 变异阈值

## 0 引言

相关研究结果表明,在无线通信技术发展的过程中,频谱资源短缺已成为制约无线通信领域发展的重要因素,而导致频谱资源短缺的关键原因是频谱资源利用率过低<sup>[1]</sup>。为了提高频谱资源的利用效率,解决频谱利用不均衡问题,Mitola 在软件无线电的基础上提出了认知无线电(Cognitive Radio, CR)的概念<sup>[2]</sup>。认知无线电技术通过实时检测来发现空闲频谱资源,进而重新进行频谱分配以满足认知用户的需求,实现高效的频谱利用。现有的动态频谱分配方法主要包括博弈论<sup>[3,4]</sup>、拍卖理论<sup>[5-7]</sup>和图论着色<sup>[8-10]</sup>等方法,其中图论着色方法具有灵活高效的特点,因此成为频谱分配研究的重点。文献[9]提出了一种基于图论着色理论的频谱分配方法,奠定了图论着色方法在频谱分配领域应用的基础,但该方法存在时间开销大以及分配不公平性等问题。之后,一些经典的智能寻优算法与图论着色频谱分配模型相结合,应用到频谱分配研究当中。文献[11]提出了基于遗传算法的频谱分配算法,通

过个体适应度的高低来对个体进行遗传操作,进而种群通过进化形成新一代种群并持续执行,该算法提高了网络系统的总收益,但是存在容易陷入局部最优的缺点。文献[12]提出了基于量子遗传算法(quantum genetic algorithm, QGA)的频谱分配方法,该方法在寻优能力和收敛速度方面得到了提高,但是,仍然没有解决容易陷入局部最优的缺点。本文通过图论着色频谱分配模型,提出了改进的量子遗传算法(improved quantum genetic algorithm, IQGA),该算法在染色体初始化阶段采用混沌搜索方法来增加初始种群的多样性,在进化过程中采用动态调整量子旋转角度更新染色体来加快算法的收敛速度,并设定了变异阈值,根据阈值来判断染色体是否产生变异。通过以上三方面的改进,量子遗传算法在频谱分配的寻优能力和收敛速度上得到了进一步的提升。

## 1 认知无线电频谱分配模型

基于图论着色理论的频谱分配方法对网络拓扑

<sup>①</sup> 国家自然科学基金(61403336),河北省自然科学基金(F2015203291)和秦皇岛市科学技术研究与发展计划(201401A037)资助项目。

<sup>②</sup> 男,1973 年生,博士,讲师;研究方向:认知无线网络,移动自组织网络;联系人,E-mail: liugang@ysu.edu.cn  
(收稿日期:2015-01-20)

结构可用不同的矩阵来表示,包括可用频谱矩阵  $\mathbf{L}$ 、效益矩阵  $\mathbf{B}$ 、干扰约束矩阵  $\mathbf{C}$ 、无干扰分配矩阵  $\mathbf{A}$ 。我们设定网络系统中认知用户数目为  $N$ , 授权用户和信道数目为  $M$ 。

### (1) 可用频谱矩阵 $\mathbf{L}$

$\mathbf{L} = \{l_{n,m} \mid l_{n,m} \in \{0,1\}\}_{N \times M}$ , 如果  $l_{n,m} = 1$  表示信道  $m$  被认知用户  $n$  占用时没有对授权用户产生干扰, 反之, 信道  $m$  不可以被认知用户  $n$  占用。

### (2) 效益矩阵 $\mathbf{B}$

$\mathbf{B} = \{b_{n,m} \geq 0\}_{N \times M}$ , 认知用户  $n$  在成功获取可用信道  $m$  后得到的收益即可以获得的最大带宽/吞吐量(假设没有其他用户干扰的情况下)。

### (3) 干扰约束矩阵 $\mathbf{C}$

$\mathbf{C} = \{c_{n,k,m} \mid c_{n,k,m} \in \{0,1\}\}_{N \times N \times M}$ , 表示认知用户  $n$  和  $k$  在同时使用信道  $m$  时的干扰情况。如果  $c_{n,k,m} = 1$ , 表示认知用户  $n$  和  $k$  共同使用信道  $m$  时会产生干扰, 反之, 两者可以同时使用信道  $m$  且不会产生干扰。当  $n=k$  时,  $c_{n,k,m} = 1 - l_{n,m}$ , 仅由可用频谱矩阵  $\mathbf{L}$  决定。

### (4) 无干扰分配矩阵 $\mathbf{A}$

$\mathbf{A} = \{a_{n,m} \mid a_{n,m} \in \{0,1\}\}_{N \times M}$ , 表示一种可行的频谱分配方案。 $a_{n,m} = 1$  表示系统将信道  $m$  分配给认知用户  $n$ ,  $a_{n,m} = 0$  表示系统没有将信道  $m$  分配给认知用户  $n$ 。无干扰分配矩阵必须满足以下干扰约束条件:

$$a_{n,m} + a_{k,m} \leq 1$$

若  $c_{n,k,m} = 1 \forall 1 \leq n, k \leq N, 1 \leq m \leq M$  (1)

给定某一无干扰分配矩阵, 用户  $n$  获得的总效

益为  $R = \{\beta_n = \sum_{m=1}^M a_{n,m} b_{n,m}\}_{N \times 1}$ , 令  $A(L, C)_{N,M}$  表示无干扰频谱分配集合, 本文以平均网络效益  $U(R)$  作为目标函数, 用下式表示:

$$U(R) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^N \sum_{m=0}^M a_{n,m} b_{n,m} \quad (2)$$

## 2 改进的量子遗传算法(IQGA)

量子遗传算法(QGA)在频谱分配中的应用效果虽然优于经典的遗传算法,但是仍存在容易陷入局部极值、过早收敛等不足,因此具有更好遍历性的

全局优化方法亟待提出。

### 2.1 初始染色体的生成

混沌优化算法具有遍历性、随机性、规律性等特点,能在一定的范围内按照自身的规律不重复地遍历所有的状态,因此,混沌优化算法比随机搜索更具优越性,易于跳出局部最优解。

结合频谱分配问题的特点,假定在一定时间内,频段参数的变化不会影响系统的整体性能,则上一个频谱分配的解在当前环境下仍然较优<sup>[13]</sup>,因此,可将上次频谱分配的解作为混沌优化算法中初始值形成的依据。在混沌优化中,一般应用 Logistic 映射来产生混沌变量,Logistic 映射的形式为

$$x_{i+1}^j = \mu_j x_i^j (1 - x_i^j) \quad (j = 1, 2, \dots, l) \quad (3)$$

其中  $\mu = 4$ 。

利用式(3)所产生的  $l$  个混沌变量来初始化种群中的第一个染色体的量子位,令  $i = 1, 2, \dots, s-1$ , 产生另外  $s-1$  个染色体,则初始化种群为  $Q(g) = \{q_1^g, q_2^g, \dots, q_s^g\}$ ,  $s$  为种群规模,  $g$  为进化代数,其

中,第  $i$  个染色体  $q_i^g = [\alpha_1^g \ \alpha_2^g \ \cdots \ \alpha_l^g]^\top$  ( $i = 1, 2, \dots, s$ )。在初始化种群  $Q(g)$  中,将  $\alpha_{ij}, \beta_{ij}$  分别初始化为  $\cos(0.5x_i^j\pi), \sin(0.5x_i^j\pi)$ 。

### 2.2 染色体的测量

对种群  $Q(g)$  中的染色体进行测量将得到一组状态  $P(g) = \{p_1^g, p_2^g, \dots, p_s^g\}$ , 每个染色体的量子位从  $|0\rangle$  和  $|1\rangle$  的叠加态转化为与目标函数相对应的二进制解,并且  $p_i^g$  中第  $j$  位的取值由  $q_i^g$  中  $\alpha_{ij}^g$  ( $j = 1, 2, \dots, l$ ) 来确定:

$$p_{ij}^g = \begin{cases} 0, & |\alpha_{ij}^g|^2 > \text{rand}(0,1) \\ 1, & |\alpha_{ij}^g|^2 \leq \text{rand}(0,1) \end{cases} \quad (4)$$

### 2.3 染色体的更新

量子遗传算法的染色体更新主要通过量子旋转门来实现,所以量子旋转门的设计成为算法性能提高的关键。旋转门的主要作用是通过增大染色体上每个量子位收敛到 0 或 1 的概率得到最优解。量子旋转操作为

$$R(\theta) = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\theta = \Delta\theta \cdot S \quad (6)$$

其中  $\theta$  为旋转角,  $\Delta\theta$  为旋转角的大小,  $S$  为旋转角的方向。

若染色体  $i$  中第  $j$  个量子位为  $[\alpha_{ij} \quad \beta_{ij}]^T$ , 通过量子旋转门更新后的量子位为  $[\alpha'_{ij} \quad \beta'_{ij}]^T$ , 则更新过程为

$$[\alpha'_{ij} \quad \beta'_{ij}]^T = R(\theta_{ij}) [\alpha_{ij} \quad \beta_{ij}]^T \quad (7)$$

传统的量子遗传算法旋转角  $\theta$  的大小和方向通过查表的方法来确定, 旋转角的幅值往往采用固定的数值, 如果幅值过大, 会导致算法陷入局部最优, 反之则会减慢收敛速度。因此, 本文中, 旋转角  $\theta$  的大小根据当前解的位置与当前最好解的距离来度量, 采用一种变步长调整的搜索策略<sup>[14]</sup>。该策略的基本思想是实现自适应性的调整旋转角  $\theta$  的大小, 量子旋转角度  $\theta$  的大小确定为

$$\theta = \theta_{\min} + f \times (\theta_{\max} - \theta_{\min}) \quad (8)$$

$$f = HamD(A, B) / Chromlens \quad (9)$$

其中,  $\theta_{\min}$  为搜索角度范围区间的最小值, 设定为  $0.005\pi$ ,  $\theta_{\max}$  为搜索角度范围区的最大值, 设定为  $0.1\pi$ ,  $f$  为调整旋转角  $\theta$  的系数, 其值由两个染色体二进制解的汉明距离决定。*ChromLens* 为染色体基因长度,  $A$  为当前个体对应的二进制解,  $B$  为最优个体对应的二进制解,  $HamD(A, B)$  为当前个体  $A$  与最优个体  $B$  的汉明距离, 即两个向量中相应位置不同的个体个数。

由式(8)、(9)可以看出, 当前个体与最优个体之间汉明距离较大时, 表明当前个体的适应度较低, 对应的量子旋转角会较大, 从而加大搜索范围实现全局搜索, 提高算法的收敛速度; 反之减小搜索范围实现局部的搜索, 提高算法的寻优精度。

## 2.4 染色体的变异

在染色体变异阶段, 本文仅对最优染色体以外的个体实施变异操作, 通过设定变异阈值的方法来确定染色体是否要进行变异操作。变异阈值设定如下:

(1) 染色体的二进制解  $p_i$  与最优染色体的二进制解  $p_b$  的汉明距离小于  $0.5l$  ( $l$  为染色体的长度);

(2)  $(f_b - f_i)/f_b \leq 0.1$ , 其中  $f_b$  为最优染色体的适应度值,  $f_i$  为染色体  $i$  的适应度值。

当满足上述两个条件时, 则对染色体  $i$  进行变

异操作。

## 3 基于 IQGA 的认知无线电频谱分配

在基于 IQGA 的频谱分配框架下, 每一个染色体  $q_i$  经过测量后得到的  $p_i$  表示一种可能的频谱分配方案。

文献[12]提出只对矩阵  $L$  中为 1 的元素进行编码。每条染色体  $q_i^g$  ( $i = 1, 2, \dots, s$ ) 和二进制字符串  $p_i^g$  ( $i = 1, 2, \dots, S$ ) 的长度均为矩阵  $L$  中元素为 1 的个数, 大大减少了搜索空间。

在使用 IQGA 算法时, 由  $Q(g)$  测量得到的  $P(g)$  中的二进制解不一定满足式(1)所定义的无干扰约束条件, 故本文对染色体的测量值进行如下无干扰约束处理: 对任意频段  $m$  ( $0 \leq m \leq M$ ), 寻找满足  $c_{n,k,m} = 1$  的所有  $n$  和  $k$ , 检查  $A$  中第  $m$  列第  $n$  行和第  $m$  列第  $k$  行元素对应的染色体测量值是否均为 1, 若是, 随机将其中一个位置变为 0, 另一位保持不变。经过上述处理后,  $P(g)$  中的二进制解将满足无干扰约束,  $p_i$  ( $i = 1, 2, \dots, s$ ) 会代表一种可行的频谱分配方案。评价染色体适应度性能的函数与目标函数相对应, 在本文中将  $U(R)$  作为适应度函数。

基于上述方法, 基于 IQGA 的频谱分配过程如下:

(1) 给定  $L = \{l_{n,m} \mid l_{n,m} \in \{0, 1\}\}_{N \times M}$ ,  $B = \{b_{n,m}\}_{N \times M}$  和  $C = \{c_{n,k,m} \mid c_{n,k,m} \in \{0, 1\}\}_{N \times N \times M}$ , 确定染色体的量子位数  $l = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M l_{n,m}$ , 记录  $L$  中值为 1 的元素对应的下标值  $n$  和  $m$ , 即令  $L_1 = \{(n, m) \mid l_{n,m} = 1\}$ , 且  $L_1$  中元素以  $n$  递增,  $m$  递增排列;

(2) 令  $g = 0$ , 根据式(4)结合混沌搜索方法, 初始化染色体编码  $Q(g) = \{q_1^g, q_2^g, \dots, q_p^g\}$ ;

(3) 对  $Q(g)$  进行测量, 得到测量值  $P(g) = \{p_1^g, p_2^g, \dots, p_p^g\}$ ;

(4) 将测量值  $p_i^g$  ( $i = 1, 2, \dots, P$ ) 的第  $j$  位映射到  $a_{n,m}$ , 其中  $(n, m)$  是  $L_1$  中的第  $j$  个元素 ( $j = 1, 2, \dots, l$ ), 对所有  $m$  ( $0 \leq m \leq M$ ), 寻找满足  $c_{n,k,m} = 1$  的所有  $n$  和  $k$ , 并检查  $A$  中的第  $m$  列第  $n$  行以及第  $m$  列第  $k$  行元素所对应的两个测量值是否均为

1,若是,随机将其中的一位置为0;

(5) 计算  $P(g)$  的适应度值,将  $P(g)$  中的最优解保存至  $B(g)$ ;

(6) 令循环次数  $g = g + 1$ ,根据式(8)、(9)确定量子旋转角  $\theta$  大小,按量子旋转门对染色体进行更新,得到  $Q(g+1)$ ,并对  $Q(g+1)$  进行测量,得到测量值  $P(g+1) = \{p_1^{g+1}, p_2^{g+1}, \dots, p_p^{g+1}\}$ ,然后,再次执行步骤(4)的操作;

(7) 计算  $P(g+1)$  的适应度值,将  $P(g+1)$  和  $B(g)$  中的最优解保存至  $B(g)$ ;

(8) 判断染色体是否满足变异条件,如果满足对染色体实施变异操作,反之跳至下一步;

(9) 如果达到最大进化次数,则算法终止,将最优解映射为  $A$  的形式,即得到最佳的频谱分配方案;否则,跳至步骤(6)继续操作。

#### 4 仿真分析

为了验证本文提出的频谱分配方法的有效性,本节通过 Matlab 仿真软件进行验证。将采用改进的量子遗传算法(IQGA)的频谱分配结果与文献[12]提出的量子遗传算法(QGA)、采用固定旋转角  $\theta$  的传统量子遗传算法(Traditional Quantum Genetic Algorithm, TQGA)的频谱分配结果进行了对比分析。

为了便于比较,在仿真实验中所有智能算法的种群规模和终止迭代次数均相同。所有智能优化算法种群所含个体数均设定为 20,迭代次数为 500。文献[12]提出的 QGA 的量子门旋转角度设定为从  $0.1\pi$  到  $0.005\pi$ (按进化的代数线性递减),TQGA 采用固定的量子旋转角度,本文设定两个角度值,TQGA1 为  $0.005\pi$  和 TQGA2 为  $0.1\pi$ 。此外,试验中所有的可用频谱矩阵  $L$ 、无干扰约束矩阵  $C$  以及效益矩阵  $B$  都采用文献[9]附录 I 中提供的伪代码随机产生。并且同一次试验,不同的算法都采用相同的  $L$ 、 $B$ 、 $C$  矩阵。

在基于平均网络效益的仿真实过程中,设置可用频道和授权用户的数目为 14,认知用户的数目为 14,仿真实结果如图 1 所示。

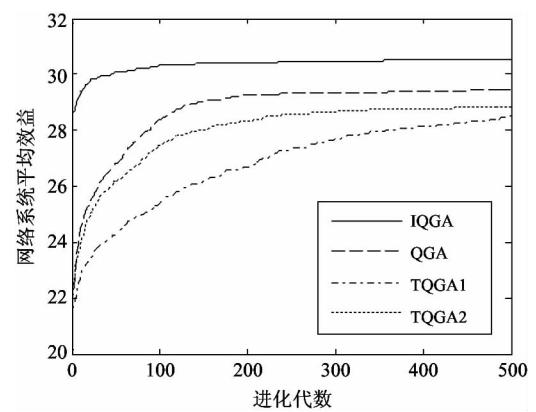


图 1 基于网络系统平均效益频谱分配算法的性能比较

由图 1 的仿真结果可以看出:采用固定旋转角度的传统量子遗传算法在旋转角度为  $0.005\pi$  时,算法的收敛速度较慢,在旋转角度为  $0.1\pi$  时,算法虽然收敛速度提高但是容易陷入局部最优。相对于传统的量子遗传算法,文献[12]所提出的 QGA 在寻优能力上得到了一定的提高,但是仍然不能快速的收敛。本文所提出的 IQGA 在进化到 80 代左右基本达到收敛,而 QGA 在进化到 150 代左右才能达到收敛。此外,在网络效益方面,IQGA 最终得到的网络效益明显大于 TQGA 和 QGA。

由于传统的量子遗传算法在性能上不及文献[12]提出的算法,下面仅对本文提出的 IQGA 与 QGA 在性能上进行比较。图 2 给出了认知用户的数目为 20 时,两种算法的平均网络收益随可用频道数目变化的曲线,图 3 给出了可用频谱数目为 20 时,两种算法的平均网络效益随认知用户数目变化

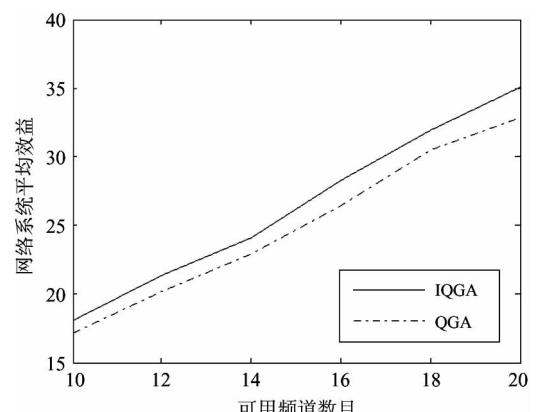


图 2 频道数目增加时的平均网络效益

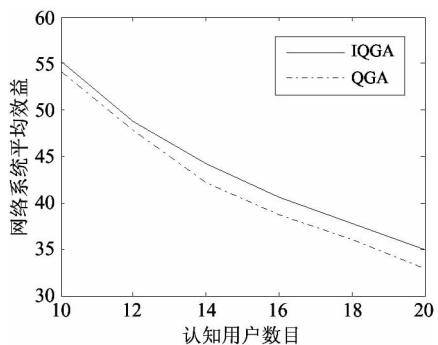


图 3 认知用户数目增加时的平均网络效益

的曲线。由仿真结果可以看出,无论是认知用户数目变化还是频道数目变化,本文提出的 IQGA 的性能明显优于 QGA,证明该分配算法提高了频谱资源的利用率,满足了授权用户和认知用户在收益方面的要求。

## 5 结论

本文基于认知无线网络的特性,提出了融合混沌搜索和动态量子旋转角的量子遗传算法。首先,在染色体初始化时结合频谱分配在短时间内变化缓慢的特点引入混沌搜索的方法,利用混沌搜索的遍历性的特点增加初始种群的多样性,解决陷入局部最优解的问题;其次,采用动态调整量子旋转角的更新策略,有效解决了运算时间长的问题,提高了收敛速度;第三、设定变异阈值,对染色体进行选择性的变异操作,从而避免变异的盲目性,有效地提高算法跳出局部最优的能力。仿真实验结果表明,本算法在各种频谱分配需求下都能有效地提高认知无线网络系统的网络效益,具有良好的适应性。

## 参 考 文 献

- [ 1 ] Sheng F, Ma L, Tian X Z, et al. Spectrum allocation algorithm aware spectrum aggregation in cognitive radio networks. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Instrumentation, Measurement, Computer, Communication and Control, Shenyang, China, 2013. 75-79
- [ 2 ] Mitola J. Cognitive Radio: Software radios more personal. *IEEE Personal Communications*, 1999, (4):13-18
- [ 3 ] Xie Y P, Tang X Z, Liu Y T, et al. Spectrum allocation — 764 —
- [ 4 ] Song L Y, Niyato D, Han Z, et al. Game-theoretic resource allocation methods for device-to-device communication. *IEEE Wireless Communications*, 2014, 21 (3): 136-144
- [ 5 ] Sun G F, Feng X X, Tian X H, et al. Coalitional double auction for spatial spectrum allocation in cognitive radio networks. *IEEE Transactions on Wireless, Communication*, 2014, 13(6):3196-3206
- [ 6 ] Sung H C, La R J. Secondary spectrum trading auction based framework for spectrum allocation and profit sharing. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2014, 21 (1): 1063-6692
- [ 7 ] Wang Q H, Ye B L, Lu S L, et al. A truthful QoS-aware spectrum auction with spatial reuse for large-scale networks. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 2014, 25(10):2499-2508
- [ 8 ] Karim K, Golnaz, Akrira I. Iterative fair channel assignment for wireless networks. *IEEE Wireless Communication Letters*, 2014, 3(2):145-148
- [ 9 ] Peng C Y, Zheng H T, Zhao B Y. Utilization and fairness in spectrum assignment for opportunistic spectrum access. *Mobile Networks and Applications*, 2006, 11(4):555-576
- [ 10 ] Driouch E, Ajib W. Downlink scheduling and resource allocation for cognitive radio MIMO networks. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2013, 62 (8): 3875-3885
- [ 11 ] Zhao Z J, Peng Z. Cognitive radio spectrum allocation using evolutionary algorithms. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2009, 8(9):4421-4425
- [ 12 ] 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
- [ 13 ] Newman, T R, Rajbashi R, Wygliski A M, et al. Population adaptation for genetic algorithm based cognitive radios. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications, Orlando, USA, 2007. 279-284
- [ 14 ] 王竹荣,杨波,吕兴朝等. 一种改进的量子遗传算法研究. *西安理工大学学报*,2012, 28(2):145-151

# Spectrum allocation for cognitive radio networks based on improved quantum genetic algorithm

Liu Gang, Zhao Haiyang, Chen Hua, Hao Xiaochen

(Key Laboratory of Measurement Technology and Instrumentation of Hebei Province,  
Yanshan University, Qinhuangdao 066004)

## Abstract

To improve the effect of spectrum allocation for cognitive radio networks, a new spectrum allocation method based on an improved quantum genetic algorithm (IQGA) is proposed according to the specific properties of cognitive radio networks. The method uses the chaotic searching to initialize the chromosome coding of population, updates the chromosome by dynamic adjustment of the quantum rotating angle during the iterative process, and uses the variation threshold for selective chromosome variation. Finally, it makes the allocation matrix for spectrum allocation correspond to the feasible solutions of the chaotic search based quantum genetic algorithm to achieve the reasonable allocation of the idle spectra with networks' average benefit as the objective function. The simulation results show that the proposed IQGA based spectrum allocation method has the faster convergence speed and better optimization performance, and can increase networks' benefit effectively.

**Key words:** cognitive radio network, spectrum allocation, quantum genetic algorithm, chaotic search, variation threshold