

文章编号: 2095-4980(2021)03-0465-06

基于改进云量子遗传算法的动态频谱分配

焦传海¹, 杜奕航²

(1.陆军炮兵防空兵学院, 安徽 合肥 230031; 2.国防科技大学 第六十三研究所, 江苏 南京 210007)

摘要: 针对无线频谱资源利用率低的问题, 提出一种基于改进云量子遗传算法(MCQGA)的动态频谱分配方法。该方法可动态调整量子门旋转角, 基于云理论进行交叉和变异操作, 以图论着色模型为基础, 综合考虑最大化平均系统收益、最大化最小带宽和最大化比例公平性度量进行频谱分配。选取粒子群算法、传统遗传算法和基本量子遗传算法进行对比仿真实验, 仿真结果表明, 该方法更适用于解决频谱分配问题。

关键词: 认知无线电; 动态频谱分配; 群智能算法; 改进云量子遗传算法

中图分类号: TN926

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2020193

Dynamic spectrum allocation based on MCQGA

JIAO Chuanhai¹, DU Yihang²

(1.Army Academy of Artillery and Air Defense, Hefei Anhui 230031, China;
2.63rd Institute, National University of Defense Technology, Nanjing Jiangsu 210007, China)

Abstract: A Dynamic Spectrum Allocation(DSA) method is proposed to solve the problem of low utilization of wireless spectrum resources based on Modified Cloud Quantum Genetic Algorithm(MCQGA). The method can adjust the rotation angle of the quantum gate dynamically, and uses the cloud theory to cross and mutate. According to the graph theory coloring model, the maximum sum of mean reward, the maximum minimum bandwidth and the maximum proportional fairness measures are considered for spectrum allocation. Particle swarm optimization algorithm, traditional genetic algorithm and basic quantum genetic algorithm are selected for comparative simulation experiment. Simulation results show that the proposed method is more suitable for spectrum allocation.

Keywords: Cognitive Radio(CR); Dynamic Spectrum Allocation; swarm intelligence algorithm; Modified Cloud Quantum Genetic Algorithm

无线通信业务需求迅猛增长和无线频谱资源有限的矛盾日趋突出, 目前主要有两种解决方案: 一是开辟新的可用频谱范围, 现有低频段非常拥挤, 可行的办法就是拓展高频段资源, 如中国划定的 5G 通信频段主要位于 3.3~5 GHz 之间, 还有目前广受关注的太赫兹技术^[1], 有望将可用频谱扩展到更高频段; 二是采用新技术提升频谱利用率, 当前采用的静态频谱资源分配政策是导致频谱使用效率低下的重要原因, 可采用认知无线电(CR)技术^[2]的动态频谱分配(DSA)技术^[3-4]予以缓解。

DSA 是为提升无线频谱资源利用率, 达到 CR 网络整体性能最优而提出的, 是 CR 技术得以实用的关键技术之一。DSA 算法决定 DSA 策略能否顺利实施, 因此, 研究 DSA 算法具有重要意义。近些年, 将人工智能算法用于频谱分配的研究越来越多。认知无线网络的频谱分配问题可视作非确定性多项式(Nondeterministic Polynomial, NP)难问题, 可以将认知无线网络的频谱分配问题转化为满足约束条件的组合优化问题, 进而利用群智能算法予以求解^[5]。目前, 已有一些群智能算法用于认知无线网络频谱分配, 如, 粒子群算法(Particle Swarm Optimization Algorithm, PSO)、遗传算法(Genetic Algorithm, GA)和量子遗传算法(Quantum Genetic Algorithm, QGA)等, 并取得了一定的效果, 但均存在一定缺陷^[6-8]。

本文引入云量子遗传算法(Cloud Quantum Genetic Algorithm, CQGA)^[9]并对其进行改进, 得到改进的云量子遗传算法(MCQGA), 可根据种群中个体的进化程度动态调整量子门旋转角进行种群更新, 同时引入基于云的交

收稿日期: 2020-05-07; 修回日期: 2020-06-11

作者简介: 焦传海(1983-), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为认知无线电、电磁频谱感知与分配等。email:jiao_chuanhai@126.com

又变异，避免算法陷入局部最优，并以图论着色模型为基础，兼顾平均系统收益、最小带宽和比例公平性度量 3 个指标，将所提算法用于解决认知无线网络动态频谱分配问题。

1 问题描述

1.1 系统模型

图论着色模型是将认知无线网络抽象成图论中的一个拓扑结构，如图 1 所示，其中， $PU_1 \sim PU_4$ 代表不同的主用户 (Primary User, PU)，对应使用的信道表示为 X_1, X_2, X_3 和 X_1 。虚线圈表示主用户的覆盖范围，顶点 $CU_1 \sim CU_5$ 表示不同的认知用户 (Cognitive User, CU)，各个顶点间的连线表示二者之间会产生相互干扰。CU 若处于 PU 的覆盖范围中，则不能和该 PU 使用相同的频谱通信，各 CU 可用信道已在图中标注。

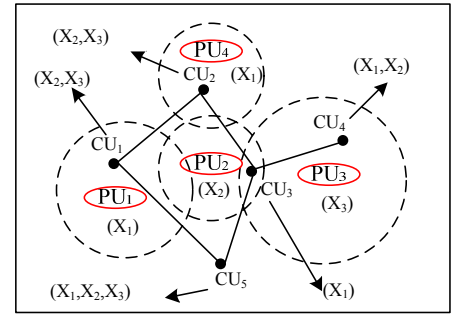


Fig.1 Schematic diagram of cognitive wireless network topology
图 1 认知无线网络拓扑结构示意图

1.2 数学描述

所设计的频谱分配方法基于如下场景：假设某一区域内存在 N 个认知用户、 M 个频谱和 K 个主用户。如果某个认知用户使用某频谱不会干扰主用户和其他认知用户，则该频谱对该认知用户为空闲频谱。本文只考虑各用户之间的距离作为干扰影响因素，若某两个用户在某频谱上的工作范围发生了重叠，则认为它们之间存在干扰现象。

基于图色理论的频谱分配模型，一般采用如下 4 个矩阵描述一个认知无线网络^[5]。

1) 可用频谱矩阵

可用频谱矩阵 L 表征认知用户 n 是否可用频谱 m ，如式(1)所示， $l_{n,m}=1$ 表示可用， $l_{n,m}=0$ 表示不可用。

$$L = \{l_{n,m} | l_{n,m} \in \{0,1\}\}_{N \times M} \tag{1}$$

2) 效益矩阵

效益矩阵 B 表征认知用户 n 在可用频谱 m 上通信所得到的收益，如式(2)所示。

$$B = \{b_{n,m}\}_{N \times M} \tag{2}$$

3) 干扰矩阵

干扰矩阵 C 表征认知用户之间干扰情况，如式(3)所示， $c_{n,k,m}=1$ 表示会产生干扰， $c_{n,k,m}=0$ 则表示不会出现干扰。当 $n=k$ 时， $c_{n,k,m}=1-l_{n,m}$ 。

$$C = \{c_{n,k,m} | c_{n,k,m} \in \{0,1\}\}_{N \times N \times M} \tag{3}$$

4) 分配矩阵

分配矩阵 A 表征无干扰条件下的频谱分配结果，如式(4)~(5)所示。 $a_{n,m}=1$ 表示频谱 m 可分配给认知用户 n ， $a_{n,m}=0$ 表示频谱 m 不可分配给认知用户 n 。

$$A = \{a_{n,m} | a_{n,m} \in \{0,1\}, a_{n,m} \leq l_{n,m}\}_{N \times M} \tag{4}$$

$$a_{n,m} \cdot a_{k,m} = 0 \quad \text{if} \quad c_{n,k,m} = 1, \forall n, k < N, m < M \tag{5}$$

可以看出， A 可能不只一个，若将所有满足要求的分配矩阵 A 用集合 Φ 表示，则认知无线网络的频谱动态分配问题可以视作：从集合 Φ 中寻找使系统收益最大化的分配矩阵 A 。

本文采用最大化平均网络收益总和 (Max-Sum-Mean-Reward, MSMR)、最大化最小带宽 (Max-Min-Bandwidth, MMB) 和最大比例公平性度量 (Max-Proportional-Fairness, MPF) 表示系统的收益。

U_{MSMR} 目标是使整个认知无线电系统的收益最大化。

$$U_{MSMR} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N r_n = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M a_{n,m} \cdot b_{n,m} \tag{6}$$

U_{MMB} 目标是使认知用户的频谱利用率达到最大。

$$U_{MMB} = \min_{1 \leq n \leq N} r_n = \min_{1 \leq n \leq N} \left(\sum_{m=1}^M a_{n,m} \cdot b_{n,m} \right) \tag{7}$$

U_{MPF} 是为了保证系统中的各个用户能够公平使用频谱进行通信：

$$U_{MPF} = \left(\prod_{n=1}^N r_n \right)^{\frac{1}{N}} = \min_{1 \leq n \leq N} \left(\prod_{n=1}^N \sum_{m=1}^M a_{n,m} \cdot b_{n,m} + 10^{-4} \right)^{\frac{1}{N}} \quad (8)$$

2 MCQGA

CQGA 将云理论用于量子遗传算法，利用云模型的条件发生器生成交叉算子和变异算子^[9-11]，较传统算法鲁棒性更佳，但仍会陷入局部最优，为此，本文对其进行改进，进一步提升算法的寻优能力。

2.1 量子门旋转角的动态调整

量子遗传算法主要是通过量子门的调整来寻找最优解，基本思想如下：将当代最优个体的适应度值 f_{max} 与个体 i 的适应度值 f_i 进行比较，若 $f_i > f_{max}$ ，则调整相应旋转角，向有利于 i 出现的方向进化；反之，则向有利于最大值出现的方向调整进化。可见，量子门旋转角步长的大小决定了算法能否快速、准确寻找到最优解。

CQGA 中旋转角步长 $\Delta\theta_i$ 固定不变，MCQGA 根据个体的进化程度，结合量子态的干涉性与纠缠性，改进旋转角步长 $\Delta\theta_i$ 更新策略：当个体较差时，则采取较大的量子门旋转角加快寻优进程；反之，采用较小的旋转角。 $\Delta\theta_i$ 大小可由式(9)确定^[5]。

$$\Delta\theta_i = \theta_{min} + \frac{f_i - f_{min}}{f_{max} - f_{min}} e^{-\frac{g}{g_{max}}} (\theta_{max} - \theta_{min}) \quad (9)$$

式中： θ_{min} 为量子旋转角下限值； θ_{max} 为量子旋转角上限值； f_i 为当前个体 i 的适应度值； f_{min} 为当前最差个体的适应度值； f_{max} 为当前最优个体的适应度值； g_{max} 为进化最大代数； g 为当前进化代数。

2.2 基于云的交叉变异

为保证在寻优过程中不易陷入局部最优解，在种群的进化过程中，参考文献[9-11]，MCQGA 采用云模型的条件发生器产生云交叉算子和云变异算子，对个体进行交叉和互换变异操作，从而保证种群中个体的多样性。

2.3 精英个体保留机制

精英保留策略就是对当前种群个体进行评估，将适应度最高的个体作为精英个体，该精英个体不参与云交叉运算和云变异运算，而是直接用来替换掉本代群体中经过云交叉、变异等操作后得到的适应度最低的个体，以免在种群更新操作过程中丢失。

2.4 算法流程

MCQGA 的流程图如图 2 所示。

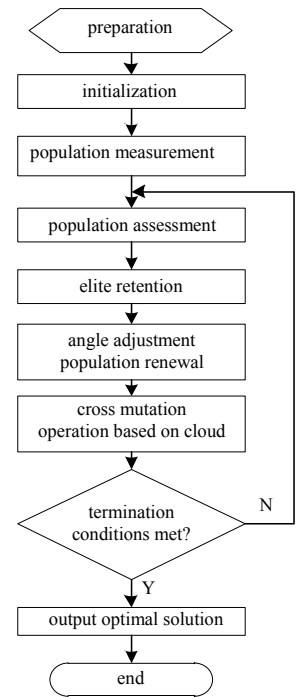


Fig.2 Flow chart of the MCQGA
图 2 MCQGA 流程图

3 基于 MCQGA 的频谱分配方法

基于图论着色模型，运用 MCQGA 求解频谱问题，从符合条件的频谱分配方案中寻找使系统收益最大化的频谱分配方案。

3.1 编码方式

利用 MCQGA 实施认知无线电频谱分配，频谱分配结果用种群个体对应的二进制串表示。当可用频谱矩阵 L 中的 $l_{n,m}=1$ 时，对应的分配矩阵中 $a_{n,m}$ 的值有以下两种可能： $a_{n,m}=1$ 表示认知用户 n 获得频谱 m ； $a_{n,m}=0$ 表示认知用户 n 未获得频谱 m 。反之，当 $l_{n,m}=0$ 时，与之对应的分配矩阵 A 中的 $a_{n,m}=0$ 。这样，可以只对 L 中为 1 位置对应的 A 中的元素进行编码，从而在一定程度上降低了算法复杂度，式(10)确定了种群中个体的量子位数 l 。

$$l = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M l_{n,m} \quad (10)$$

以图 1 所示场景为例, $N=5, M=3$, 对于认知用户, 可用频谱矩阵 L 中为 1 的元素有 6 个, 相应的, 种群个体的量子位数也为 6。假设初始种群经过测量后得到的个体为 p_i , 编码方法是依据其在 L 中的位置逐位映射到 A 中, 如图 3 所示。

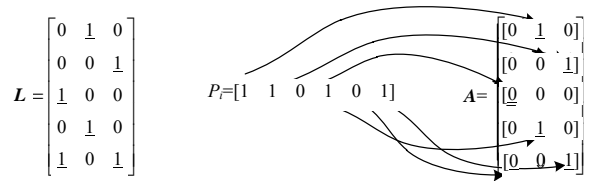


Fig.3 Individual coding example
图 3 个体编码示例

3.2 干扰处理

如果得到的频谱分配结果不满足无干扰分配条件, 则需实施干扰处理。若认知用户 n 与认知用户 k 在频谱 m 上存在干扰, 可依据如下方案分配频谱 m : a) 若认知用户 n 和认知用户 k 拥有的频谱数不一样多, 则将频谱 m 分配给那个拥有频谱数较少的认知用户; b) 若 2 个认知用户拥有的频谱数一样多, 则随机地将频谱 m 分配给其中一个认知用户。

3.3 种群评估

选取最大化平均网络收益总和 U_{MSMR} 、最大化最小带宽 U_{MMB} 和最大比例公平性度量 U_{MPF} 作为适应度函数, 随着种群的不断更新进化, 个体的测量值适应度也增大, 当种群进化达到了设置的最大迭代次数时, 终止迭代, 这时将保存下来的最优解映射为分配矩阵 A 的形式, 则可得到一种最佳的频谱分配方案。

3.4 实现步骤

基于 MCQGA 的频谱分配实现步骤如下:

- Step1 初始化: 种群 $Q=(q_1, q_2, \dots, q_z)$ 中量子位的概率幅(量子幅)初始值均设为 $1/\sqrt{2}$, 设置种群大小、迭代次数和量子门旋转角变化范围, 同时, 创建可用频谱矩阵 L 、效益矩阵 B 和干扰矩阵 C ;
- Step2 个体编码: 将 L 中为 1 的元素的位置记录并存储于矩阵 L_1 中, 即 $L_1 = [(n, m) | l_{n, m} = 1]$;
- Step3 种群测量: 将测量值 $P=(p_1, p_2, \dots, p_z)$ 映射成矩阵 A 形式;
- Step4 干扰处理: 按照 3.2 节描述方案对存在干扰的频谱进行处理;
- Step5 种群评估: 计算个体的适应度值, 记录并保存种群中精英个体;
- Step6 旋转门调整: 根据式(9)计算量子旋转角的大小, 并调整量子旋转门对种群实施更新;
- Step7 云交叉和变异操作: 生成云交叉算子和云变异算子, 从染色体二进制串中随机选取 2 位进行互换;
- Step8 终止条件判断: 若迭代次数已经达到设定的最大值, 则种群终止进化, 并将最终的最优个体映射至矩阵 A 中; 否则, 返回 Step3 继续执行。

4 仿真与分析

假定在同一个频谱分配周期内, 认知无线网络的拓扑结构和各用户及其可用频谱情况都不改变。为了验证所提出的 MCQGA 认知无线电频谱动态分配方面的性能, 在 Matlab 平台上进行仿真测试, 并与 PSO, GA 和 QGA 进行对比分析。

仿真实验参数设置如下: 种群规模 $z=30$, 学习因子 $C_1=C_2=2$, 交叉概率、变异概率分别为 $P_{cr}=0.7, P_{mt}=0.01$, 量子旋转角的变化范围 $[\theta_{min}, \theta_{max}]=[0.005\pi, 0.2\pi]$, 不同场景下仿真实验相应的频谱矩阵 L 、效益矩阵 B 和干扰矩阵 C 不同, 可在仿真程序中进行初始化。分别用 N, M, K 表示认知用户、可用频谱、主用户的数目, 测试结果由算法重复执行 30 次取平均值得到。

当 $N=5, M=10, K=10$ 时, 系统收益情况如表 1 所示, 仿真结果如图 4 所示。

图 5~图 7 分别给出了改变认知用户数 N 、改变可用频谱数 M 、改变主用户数 K 后的仿真结果, 横坐标表示种群进化代数, 纵坐标表示不同分配目标下的系统收益。

表 1 系统收益($N=5, M=10, K=10$)

Table1 System revenue				
generation	algorithm	MSMR	MMR	MPF
10	MCQGA	76.36	49.34	70.37
	QGA	68.64	44.62	62.66
	GA	63.14	38.91	57.15
	PSO	58.13	37.15	55.14
50	MCQGA	81.53	54.13	72.54
	QGA	72.14	48.98	64.12
	GA	65.22	42.53	59.26
	PSO	63.43	42.73	57.41
200	MCQGA	82.34	55.14	74.36
	QGA	72.55	49.53	64.54
	GA	66.03	43.61	60.05
	PSO	64.16	44.76	59.16

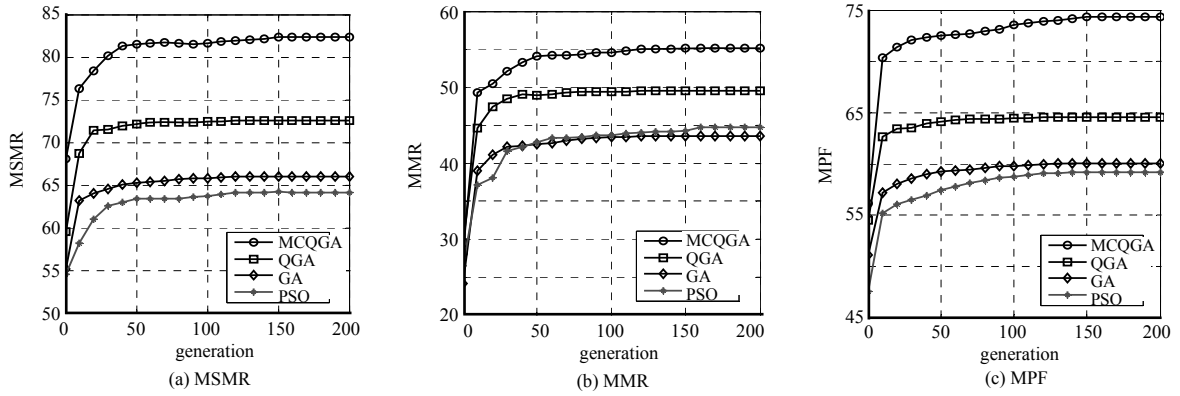


Fig.4 Simulation results of four algorithms($N=5, M=10, K=10$)

图 4 四种算法的仿真结果($N=5, M=10, K=10$)

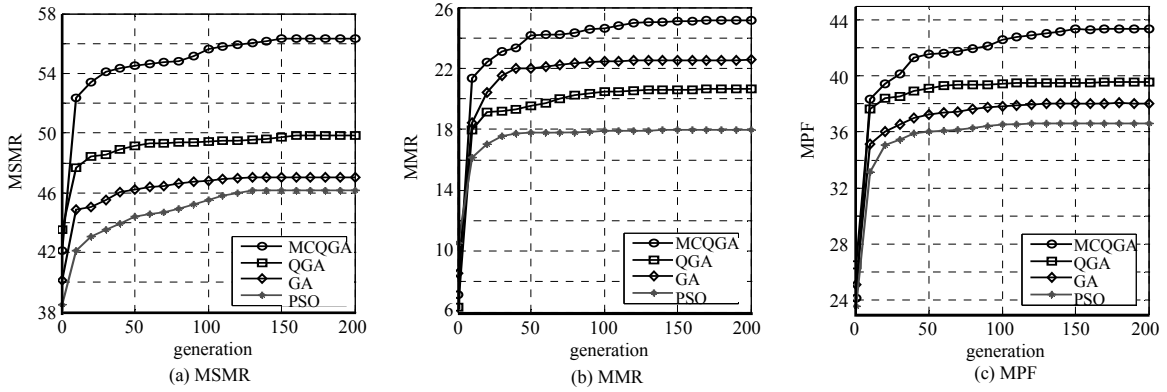


Fig.5 Simulation results after changing the number of cognitive users($N=10, M=10, K=10$)

图 5 改变认知用户数后的仿真结果($N=10, M=10, K=10$)

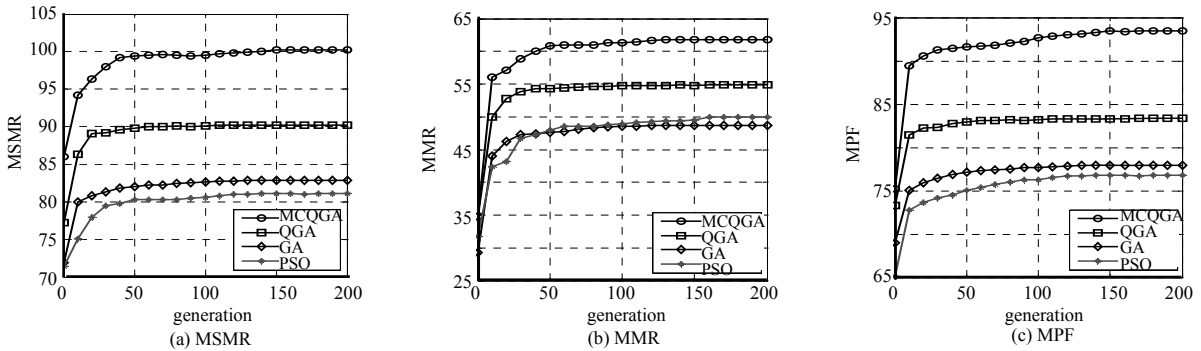


Fig.6 Simulation results after changing the number of available spectrum($N=5, M=15, K=10$)

图 6 改变可用频谱数后的仿真结果($N=5, M=15, K=10$)

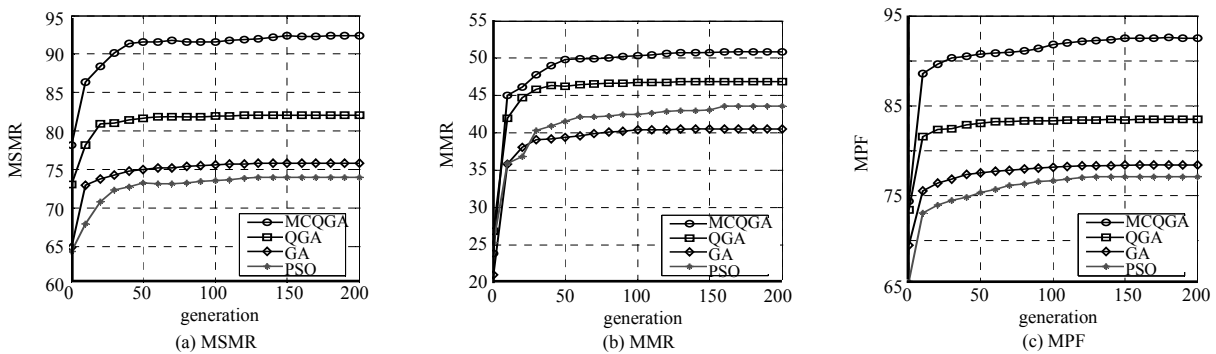


Fig.7 Simulation results after changing the number of primary users($N=5, M=10, K=5$)

图 7 改变主用户数后的仿真结果($N=5, M=10, K=5$)

从仿真结果可以看出,在假定的各种情形下,4种算法均可以收敛,找到各自的最大适应度值。相对于其他3种算法,本文所提出的MCQGA算法具有较快的收敛速度,不易陷入局部最优。与QGA相比,在迭代初期,QGA算法寻找到的最优解更接近于全局极值,但随着迭代过程的进行,QGA采用的是固定的旋转角对种群进行更新,算法的收敛速度要慢于MCQGA算法。在MCQGA算法中动态调整旋转角的大小,且为了避免陷入局部最优,在算法中引入了云交叉和变异操作,使MCQGA具有较好的优化效果,包括求解精确度以及收敛速度。针对所选取的3个分配目标,基于MCQGA的频谱分配算法均取得较好的结果,可见,将MCQGA用于解决认知无线电频谱分配问题是可行的。

5 结论

针对无线频谱资源利用率低的问题,以图论着色模型为基础,将一种改进云量子遗传算法用于动态频谱分配,仿真结果证明了其有效性,有待与实际应用相结合,进一步验证该频谱分配方法的性能。本文假设在一个运算周期内,认知无线网络拓扑结构和周围的频谱环境是不会变化的,且没有考虑认知用户的发射功率问题,但在很多实际无线场景中,用户和环境往往是实时变化的,下一步的研究需考虑实时变化的外界环境的频谱分配,并将频谱分配和功率控制相结合,研究更加实用的动态频谱分配方法。

参考文献:

- [1] 赵明明,余建军. 太赫兹通信系统的研究现状与应用展望[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2018,16(6):931-937. (ZHAO Mingming,YU Jianjun. Terahertz communication system:present and outlook[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2018,16(6):931-937.)
- [2] HAYKIN S,THOMSON J,REED H. Spectrum sensing for cognitive radio[J]. Proceedings of the IEEE, 2009,97(5):849-877.
- [3] 董晓庆,程良伦,郑耿忠,等. 认知异构无线网络中传输速率最大化的频谱资源分配方法[J]. 通信学报, 2019,40(9):124-135. (DONG Xiaoqing,CHENG Lianglun,ZHENG Gengzhong,et al. Spectrum resource allocation method of maximizing transmission rate in cognitive heterogeneous wireless networks[J]. Journal on Communications, 2019,40(9):124-135.)
- [4] 林冉晴,陈跃斌,谭元,等. 基于认知无线网络中用户需求频谱分配算法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2013,11(3):402-405. (LIN Ranqing,CHEN Yuebin,TAN Yuan,et al. Spectrum allocation algorithm based on user requirement in cognitive radio network[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2013,11(3):402-405.)
- [5] 张琳. 基于群体智能的认知无线电频谱分配方法研究及应用[D]. 沈阳:沈阳师范大学, 2019. (ZHANG Lin. Research and application of cognitive radio spectrum allocation method based on swarm intelligence[D]. Shenyang,Liaoning,China: Shenyang Normal University, 2019.)
- [6] 蔡畅,王亚芳,苗兵梅,等. 基于改进遗传算法的认知无线传感网动态频谱分配方案[J]. 电信科学, 2017,33(8):85-93. (CAI Chang,WANG Yafang,MIAO Bingmei,et al. Dynamic spectrum allocation for cognitive radio sensor networks based on improved genetic algorithm[J]. Telecommunications Science, 2017,33(8):85-93.)
- [7] 孔令荣,王昊,殷慧婷,等. 离散二进制粒子群优化的频谱分配算法研究[J]. 自动化仪表, 2018,39(6):62-66. (KONG Lingrong,WANG Hao,YIN Huiting,et al. Research on spectrum allocation algorithm based on discrete binary particle swarm optimization[J]. Process Automation Instrumentation, 2018,39(6):62-66.)
- [8] 刘刚,赵海洋,陈华,等. 基于改进的量子遗传算法的认知无线网络频谱分配方法[J]. 高技术通讯, 2015,25(Z1):760-765. (LIU Gang,ZHAO Haiyang,CHEN Hua,et al. Spectrum allocation method for cognitive radio networks based on improved quantum genetic algorithm[J]. High Technology Communications, 2015,25(Z1):760-765.)
- [9] 刘岩松,王宗彦,石瑞敏,等. 基于云量子遗传算法的核电厂专用桥式起重机减震装置的优化与分析[J]. 科学技术与工程, 2019,19(26):220-226. (LIU Yansong,WANG Zongyan,SHI Ruimin,et al. Optimization and analysis of shock absorber of nuclear bridge crane based on cloud quantum genetic algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2019,19(26):220-226.)
- [10] 毛莉君,王林兵,张燕. 云计算下的一种基于改进的量子遗传算法在资源分配的研究[J]. 科技通报, 2017,33(11):141-144. (MAO Lijun,WANG Linbing,ZHANG Yan. An improved quantum genetic algorithm in resource allocation in cloud computing[J]. Bulletin of Science and Technology, 2017,33(11):141-144.)
- [11] 许波,彭志平,余建平. 一种基于云模型的改进型量子遗传算法[J]. 计算机应用研究, 2011,28(10):3684-3686. (XU Bo,PENG Zhiping,YU Jianping. Improved quantum genetic algorithm based on cloud model theory[J]. Application Research of Computers, 2011,28(10):3684-3686.)