

改进的细菌觅食算法求解认知无线网络频谱分配问题

李岳洪¹ 万频¹ 王永华^{1,2} 邓钦¹ 杨健¹

(广东工业大学自动化学院 广州 510006)¹ (深圳市高性能数据挖掘重点实验室 深圳 518055)²

摘要 认知无线网络中如何进行频谱合理的分配是实现动态频谱接入的关键技术之一。基于图论着色频谱分配模型,以最大化网络效益为目标函数,提出一种具有量子变异操作的改进的二进制细菌觅食优化算法,用以求解认知无线网络中空闲频谱在认知用户间的动态分配问题。通过仿真实验比较了本算法与颜色敏感图论着色算法、传统二进制细菌觅食算法的性能。结果表明:本算法性能明显优于颜色敏感图论着色算法,能更好地实现网络效益最大化,提高用户的平均效益;与传统二进制细菌觅食算法相比,改进后的细菌觅食算法寻优能力更强,收敛速度更快。

关键词 认知无线网络,频谱分配,细菌觅食算法,图论着色,量子变异

中图分类号 TN915.01 **文献标识码** A

Cognitive Radio Spectrum Assignment Based on Binary Bacterial Foraging Optimization Algorithm

LI Yue-hong¹ WAN Pin¹ WANG Yong-hua^{1,2} DENG Qin¹ YANG Jian¹

(School of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)¹

(Shenzhen Key Laboratory of High Performance Data Mining, Shenzhen 518055, China)²

Abstract How to make efficient spectrum allocation of cognitive wireless network is the key technology for dynamic spectrum access. This paper presented an improved binary bacterial foraging optimization algorithm with quantum variation operation based on the graph coloring theory model of spectrum assignment, and used the maximum system efficiency of cognitive wireless network as the objective function, achieving the free radio frequency spectrum's dynamic allocation among the cognitive users. Simulations were conducted to compare this algorithm with color sensitive graph coloring algorithm and traditional binary bacterial foraging optimization algorithm. Results show that the proposed algorithm has better performances. It can achieve the maximization of network utility and increase the second user's average utility. Compared with the traditional binary bacterial foraging optimization algorithm, it has better optimization ability and faster convergence speed.

Keywords Cognitive wireless network, Spectrum assignment, Bacterial foraging optimization algorithm, Graph coloring, Quantum variation operation

认知无线电(Cognitive Radio, CR)^[1]是为了提高频谱资源的利用率而提出的一种新技术。其核心思想是:在无线认知网络中,次用户能够智能地检测周围的无线环境并调整通信系统的通信参数,以适应环境的变化,在对授权用户不造成有害干扰的情况下,从空间、频率、时间采用伺机接入的方式寻找多维频谱空穴,从而达到与授权用户共享频谱的目的^[1,2]。

在频谱空穴检测完成后,如何将其合理有效地分配给认知用户,已成为当前研究者关注的热点问题之一^[2]。现有的动态频谱分配方法主要包括博弈论、拍卖理论和图论着色等^[3-5],其中图论着色已成为研究频谱分配的主要方法。文献^[5,6]提出了一种认知无线网络频谱分配模型和基于图论着色理论的频谱分配算法,并详细讨论了分配的效益和公平性;文献^[7]进一步提出了一种并行着色频谱分配算法。基于图

论着色原理的频谱分配数学模型实际上是一个 NP 问题,经典的颜色敏感图论着色算法(Color sensitive graph coloring, CSGC)^[6]很难直接求到最优解,只能求得次优解,而且算法稳定性较差。为此,可以采用迭代优化算法求解。文献^[8]引入进化算法思想,提出了量子遗传算法的频谱分配方法,取得了较好的效果。文献^[9]采用了混沌量子克隆算法求解频谱分配问题。本文基于图论着色模型,以认知系统总效益为目标函数,利用新兴的二进制细菌觅食算法对目标函数进行优化,同时引入一种简单的量子变异策略对原算法进行改进,进而提出了一种全新的基于改进二进制细菌觅食优化的认知无线网络频谱分配算法。

1 认知无线网络频谱分配模型

基于图论着色理论的认知无线网络频谱分配模型由可用

到稿日期:2012-11-02 返修日期:2013-03-02 本文受国家自然科学基金(61172156,61102034),深圳市生物、互联网、新能源产业发展专项资金(CXB201005250021A),广东工业大学博士启动基金(103042),广东工业大学团队平台重大成果培育基金项目(GDUT2011-10)资助。

李岳洪(1985-),男,硕士生,主要研究方向为认知无线网络, E-mail:liyuehong_ok@163.com;万频 博士,副教授,主要研究方向为信号处理;王永华 博士,讲师,主要研究方向为认知无线网络、物联网。

频谱矩阵、效益矩阵、干扰矩阵和无干扰分配矩阵阐述^[6]。假设认知无线网络中,次用户总数为 N ,可用频谱总数为 M ,则可用频谱矩阵 L 、效益矩阵 B 、干扰矩阵 C 和无干扰分配矩阵 A 分别定义如下:

可用频谱矩阵 $L = \{l_{n,m} | l_{n,m} \in \{0,1\}\}_{N \times M}$ 描述在某一空间内某一段时间内次用户使用频谱的情况,其中 $l_{n,m} = 1$ 表示次用户 n 可使用频带 m , $l_{n,m} = 0$ 表示不能使用频带 m 。

效益矩阵 $B = \{b_{n,m}\}_{N \times M}$ 描述不同次用户在不同频谱空穴上获得的传输效益,如吞吐量。其中 $b_{n,m}$ 表示次用户 n 使用频带 m 获得的效益。

干扰矩阵 $C = \{c_{n,z,m} | c_{n,z,m} \in \{0,1\}\}_{N \times N \times M}$ 描述用户间因不同认知用户可能为争夺某一个可用频带而产生的干扰情况,其中 $c_{n,z,m} = 1$ 表示用户 n 和用户 z 同时使用频带 m 时会产生干扰, $c_{n,z,m} = 0$ 表示不会产生干扰。当 $n = z$ 时, $c_{n,n,m} = 1 - l_{n,m}$ 。

无干扰分配矩阵 $A = \{a_{n,m} | a_{n,m} \in \{0,1\}\}_{N \times M}$ 描述频谱对于认知用户是否有空闲频带可用,其中 $a_{n,m} = 1$ 表示频带 m 已分配给次用户 n , $a_{n,m} = 0$ 表示频带 m 未分配给用户 n 。 A 必须满足如下定义的无干扰约束条件:

$$\begin{aligned} a_{n,m} + a_{z,m} &\leq 1, c_{n,z,m} = 1 \\ \forall 0 \leq n, z < N, 0 \leq m < M \end{aligned} \quad (1)$$

分析上述定义可知,满足条件的 A 有很多个,用 $\Delta(L, C)_{N,M}$ 表示所有满足分配限制条件的矩阵 A 的集合,给定某一个具体的 A ,次用户 n 获得的总效益表示为效益向量 R :

$$R = \{\beta_n = \sum_{m=0}^{M-1} a_{n,m} \cdot b_{n,m}\}_{N \times 1} \quad (2)$$

认知无线网络频谱分配的最终目标即实现网络总效益 $U(R)$ 最大化,因此,频谱分配问题转化为如下的优化问题:

$$A^* = \operatorname{argmax}_{A \in \Delta(L, C)_{N,M}} U(R) \quad (3)$$

式中, $\operatorname{arg}(\cdot)$ 表示网络效益最大时所对应的 A 的集合; A^* 即为所求的满足条件的最优分配矩阵。本文定义认知无线网络系统目标函数 $U(R)$, 并建立如下带约束的数学优化模型:

$$\begin{aligned} \max: U(R) &= \sum_{n=0}^{N-1} \beta_n = \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} a_{n,m} \cdot b_{n,m} \\ \text{s. t. } a_{n,m} + a_{z,m} &\leq 1, c_{n,z,m} = 1 \\ \forall 0 \leq n, z < N, 0 \leq m < M \end{aligned} \quad (4)$$

则相应的网络平均效益可用式(5)表示:

$$U_{\text{mean}} = U(R) / N \quad (5)$$

2 改进细菌觅食算法的频谱分配

2.1 传统二进制 BFOA

细菌觅食优化算法(Bacterial Foraging Optimization Algorithm, BFOA)^[10]是由 Passino 于 2002 年提出的模拟人类大肠杆菌觅食行为的新兴生物进化算法。算法主要通过趋向性操作、复制操作和迁徙操作这 3 大操作的迭代计算来搜寻问题的最优解^[10-12]。

设 $P(j, k, l) = \{\theta^i(j, k, l) | i = 1, 2, \dots, S\}$ 表示细菌的位置集合, S 表示细菌种群大小,在 D 维搜索空间里,每个细菌所处的位置表示问题的一个候选解,设第 i 个细菌的位置表示为 $\theta^i = [\theta_1^i, \theta_2^i, \dots, \theta_D^i]$, $i = 1, 2, \dots, S$, 并设 N_c 、 N_r 、 N_d 分别表示细菌趋向性、复制和迁徙操作次数, j 、 k 和 l 分别是这 3 项操作的计数参数,则传统 BFOA 基本流程如图 1 所示。

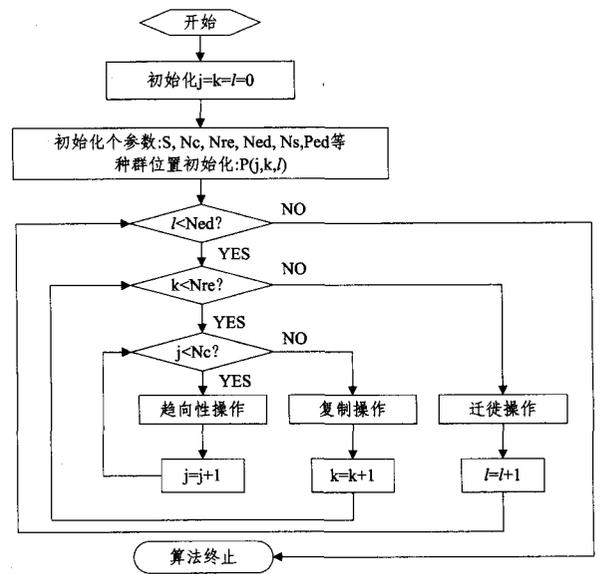


图 1 传统 BFOA 基本流程图

(1) 趋向性操作:细菌 i 的每一步趋向性操作根据式(6)进行位置的更新,其中 $\theta^i(j, k, l)$ 表示细菌 i 在第 j 次趋向性操作、第 k 次复制操作和第 l 次迁徙操作后的位置,进行一次趋向性操作后变为 $\theta^i(j+1, k, l)$; $C^i > 0$ 表示向前游动的步长单位; Φ^i 表示翻转后选择的一个随机前进方向,由式(7)确定; $\Delta(i)$ 表示在 $[-1, 1]$ 之间随机取值的 D 维随机向量。

$$\theta^i(j+1, k, l) = \theta^i(j, k, l) + C^i \Phi^i \quad (6)$$

$$\Phi^i = \frac{\Delta(i)}{\sqrt{\Delta^T(i) \cdot \Delta(i)}} \quad (7)$$

设 $J^i(j, k, l)$ 表示细菌 i 在第 j 次趋向性操作、第 k 次复制操作和第 l 次迁徙操作后的适应度函数值;若细菌 i 根据式(6)更新后的适应度函数值 $J^i(j+1, k, l)$ 优于 $J^i(j, k, l)$, 则在该随机方向 Φ^i 上继续游动一个步长,直到 $J^i(j+1, k, l)$ 不再优于 $J^i(j, k, l)$ 或游动步数达到趋向性操作规定步数 N_c 为止;否则随机生成新的 Φ^i , 进行下一次趋向性操作。

(2) 复制操作

采用健康度函数作为各细菌优劣的评价标准,其表达式见式(8),其中 J_{health}^i 表示细菌 i 的健康度。复制过程中,将所有细菌根据式(8)进行个体位置的优劣排序。淘汰较差的 $S_r = S/2$ 个细菌,剩余较好的 S_f 个细菌进行自我复制,保持种群规模不变。

$$J_{\text{health}}^i = \sum_{j=1}^{N_c} J^i(j, k, l) \quad (8)$$

(3) 迁徙操作

迁徙操作以一定概率进行。给定迁徙概率 p_{ad} , $\operatorname{rand}()$ 是 $[0, 1]$ 区间上均匀分布的随机数,满足迁徙条件(即 $\operatorname{rand}() < p_{ad}$)细菌个体灭亡,并随机产生一个新个体。迁徙操作生成的新个体可能更靠近全局最优解,因而有利于趋向性操作跳出局部极值。

本文基于上述认知无线网络频谱分配的图论着色模型,利用 BFOA 算法进行频谱分配。BFOA 中第 i 个细菌的位置信息可以表示为 $\theta^i = [\theta_1^i, \theta_2^i, \dots, \theta_D^i]$ ($1 \leq i \leq S$), 并将 θ^i 的信息分量 θ_d^i ($1 \leq d \leq D$) 都限定为 0 或 1 两种取值, $\Phi^i = [\phi_1^i, \phi_2^i, \dots, \phi_D^i]$ 表示随机选择的前进方向,其中 ϕ_d^i 为方向分量。为解决本文的组合优化问题,在 BFOA 算法中引入 Sigmoid 函数,

对 BFOA 进行二进制编码。二进制 BFOA 在趋向性操作中细菌 i 的位置更新描述如下:

$$\Delta\theta_d^i = \Delta\theta_d^i + C \cdot \phi_d^i \quad (9)$$

$$\text{sigmoid}(\Delta\theta_d^i) = \frac{1}{1 + \exp(-\Delta\theta_d^i)} \quad (10)$$

$$\theta_d^i = \begin{cases} 1, & \text{rand}() < \text{sigmoid}(\Delta\theta_d^i) \\ 0, & \text{rand}() \geq \text{sigmoid}(\Delta\theta_d^i) \end{cases} \quad (11)$$

式中, $\Delta\theta_d^i$ 表示上一次更新时分量 d 上前进的距离; $\Delta\theta_d^i$ 表示本次更新时位置分量 d 上移动的距离, $\text{rand}() \in [0, 1]$, θ_d^i 取值由式(11)确定。

2.2 改进二进制 BFOA

为了进一步提高算法性能,本文对传统 BFOA 做了适当改进,改进方法是在传统 BFOA 基础上引入一种简单的量子变异操作^[13],通过量子变异快速找到全局最优解。定义如下形式的细菌变异种群 $Q(t)$ 和由种群 $Q(t)$ 生成的二进制解集 $P(t)$:

$$\begin{cases} Q(t) = \{q^1(t), q^2(t), \dots, q^r(t)\} \\ P(t) = \{\theta^1(t), \theta^2(t), \dots, \theta^r(t)\} \end{cases} \quad (12)$$

式中, $q^i(t) = [q_d^i(t), q_b^i(t), \dots, q_b^i(t)]$, $\theta^i(t) = [\theta_d^i(t), \theta_b^i(t), \dots, \theta_b^i(t)]$, $0 \leq q_d^i(t) \leq 1$, $\theta_d^i(t) \in \{0, 1\}$ ($d=1, 2, \dots, D, i=1, 2, \dots, r, t=1, 2, \dots, N_c$); D 为细菌向量维数; 变异个数为 r ; 则 $q_d^i(t)$ 表示在第 t 次变异时细菌 i 向量的第 d 位取状态 0 的概率; 由 $q^i(t)$ 映射为 $\theta^i(t)$, 采用随机观察的方法, 即对于每个 $q_d^i(t)$, 随机产生一个 $[0, 1]$ 之间的数 $\text{rand}()$, 若 $\text{rand}() > q_d^i(t)$, 则 $\theta_d^i(t) = 1$, 否则 $\theta_d^i(t) = 0$ 。

在改进二进制 BFOA 中, 每当所有细菌完成一次趋向性操作后, 从中选取 r 个性能较差的个体进行一次变异操作。本文算法的解向量取值只有 0 或 1, 针对这种二值问题, 变异算子表示如下:

$$Q_{\text{guide}}(t) = \alpha \times P_{\text{gbest}}(t) + (1-\alpha) \times (1 - P_{\text{gbest}}(t)) \quad (13)$$

$$Q(t+1) = Q_{\text{guide}}(t) + \beta \times \text{normrnd}(0, 1) \quad (14)$$

式中, $P_{\text{gbest}}(t)$ 为进化到第 t 代为止种群 S 得到的最优解; $Q_{\text{guide}}(t)$ 为指导个体, 它可引导其它个体向最优解区域靠拢, α ($0 < \alpha < 1$) 为指导个体的影响因子; $\text{normrnd}(0, 1)$ 表示均值为 0、方差为 1 的正态分布随机向量, β 为变异种群随机散布的方差。显而易见, 采用上述的随机观察方法, 若 P 是搜索空间中的最优解, 则种群中的变异个体越接近 Q_{guide} , 得到最优解的机会越大。 α 的取值决定变异种群受 Q_{guide} 的影响程度。一般取 $\alpha \in [0.1, 0.5]$, $\beta \in [0.05, 0.15]$ 。

改进后的算法通过变异操作与趋向性操作相互合作, 共同指导细菌的觅食行为。这样不仅能加快算法的收敛速度, 甚至还可能找到比传统 BFOA 更优的解。改进 BFOA 的总体流程如图 2 所示。

为了使细菌的位置成为满足 C 定义的无干扰约束条件的可行解, 本文对细菌位置进行如下无干扰约束处理: 对任意频段 $m(0 \leq m < M)$, 寻找满足 $c_{n,z,m} = 1$ 的所有 n 和 z , 检查 A 中第 m 列第 n 行和第 m 列第 z 行元素对应的两维细菌位置值是否均为 1, 若是, 则随机将其中一维值取 0, 另一维值保持不变。经过上述处理后, 细菌位置代表了满足无干扰约束条件的一种可行的频谱分配。本文衡量解性能的适应度函数与式(4)定义的网络效益目标函数对应。

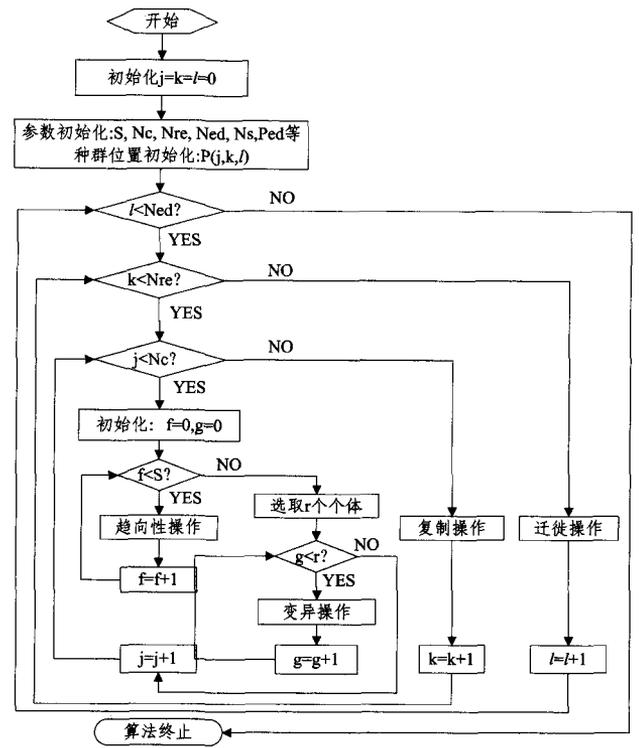


图 2 改进 BFOA 流程图

综上所述, 本文提出的改进 BFOA 频谱分配算法流程如下:

步骤 1(参数初始化) 给定可用频谱矩阵 L 、效益矩阵 B 和干扰矩阵 C , 确定细菌种群规模 S , 确定细菌向量长度 $D = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M l_{n,m}$, 即 D 为 L 中元素值为 1 的个数。记录 L 中值为 1 的元素对应的 n 与 m , 即令 $L_0 = \{(n, m) | l_{n,m} = 1\}$ 且使 L_0 中元素按照 n 递增、 m 递增方式排列, 可知 L_0 中的元素个数为 D ; 同时确定 $N_c, N_{re}, N_{ed}, N_s, P_{ed}, C, \alpha, \beta, r$ 等参数;

步骤 2(种群初始化) 设 N_c, N_{re}, N_{ed} 分别是细菌趋向性、复制和迁徙操作执行的次数, j, k 和 l 分别是这三个操作的计数参数, $P(j, k, l) = \{\theta^i(j, k, l) | i=1, 2, \dots, S\}$ 表示所有细菌个体初始位置(二进制解)的集合, 并令 $j=k=l=0$; 随机初始化种群 $Q(j, k, l) = \{q^i(j, k, l) | i=1, 2, \dots, S\}$, $Q(j, k, l)$ 生成 $P(j, k, l)$, 具体过程为: 对每个 $q^i(j, k, l)$ 的分量 $q_d^i(j, k, l)$ ($0 \leq q_d^i \leq 1, 1 \leq d \leq D$) 采用随机观察法, 即随机产生一个 $[0, 1]$ 之间的数 $\text{rand}()$, 若 $\text{rand}() > q_d^i(j, k, l)$, 则 $\theta_d^i(j, k, l) = 1$, 否则取 0; 由随机观察生成的每个二进制解 $\theta^i(j, k, l)$ 代表一种可能的频谱分配策略;

步骤 3(细菌二进制解映射) 将种群里每个细菌位置 $\theta^i(j, k, l)$ 的每一位 $d(1 \leq d \leq D)$ 映射到 A 得到元素 $a_{n,m}$, 其中 (n, m) 的值为 L_0 中相应的第 d 个元素, 此时, 所对应的 A 是一种可能的频谱分配策略;

步骤 4(对所得的 A 进行满足 C 定义的约束处理) 对任意频段 $m(0 \leq m < M)$, 寻找满足 $c_{n,z,m} = 1$ 的所有 n 和 z , 检查 A 中第 m 列第 n 行和第 m 列第 z 行元素对应的两维细菌位置值是否均为 1, 若是, 则随机将其中一维值取 0, 另一维值保持不变; 此时的 A 为可行的频谱分配解, 更新种群 $Q(j, k, l)$;

步骤 5(迁徙循环) $l = l + 1$;

步骤 6(复制循环) $k = k + 1$;

步骤 7(适应度函数评价, 保存最优解)

频谱分配的根本目标就是最大化网络效益,因此,本文将直接将 $U(\mathbf{R})$ 作为适应度函数,计算所有细菌个体的适应度函数值 $J^i(j,k,l)(i=1,2,\dots,S)$,并将所有个体按适应度值优劣排序,并保存当前全局最优解 $\theta_{best}(j,k,l)$,其对应的 A 即为所求的最优频谱分配方案;

步骤 8(趋向性操作和变异操作循环) $j=j+1$;

(1)趋向性操作:细菌 $i(i=1,2,\dots,S)$ 随机产生一个取值在 $[-1,1]$ 之间的 D 维向量 $\Delta(i)$,并根据式(7)得到单位方向向量 Φ^i ,然后根据式(9)~式(11)进行细菌的位置更新;若更新后的 $\theta^i(j+1,k,l)$ 优于 $\theta^i(j,k,l)$,则细菌 i 在该方向上继续游动一个步长,更新细菌位置直到 $\theta^i(j+1,k,l)$ 不再优于 $\theta^i(j,k,l)$ 或游动步数达到最大步数 N_s 为止;

(2)变异操作:从种群中选取觅食能力较差的细菌个体 $g(g=1,2,\dots,r)$,根据式(13)和式(14)进行更新,更新后的 $q^g(j+1,k,l)$ 采用步骤 2 中的随机观察方法生成二进制解 $\theta^g(j+1,k,l)$,并对其按步骤 3 和步骤 4 进行处理;

步骤 9 若 $j < N_c$,则转向步骤 7;否则转向步骤 10;

步骤 10(复制操作) 将两组种群混合为一个种群,对给定的 j 和 k ,根据式(8)计算所有细菌完成规定进化操作次数 N_c 后的健康度 $J_{health}^i(1 \leq i \leq S)$,按照细菌健康度进行优劣排序,淘汰较差的 $S_r = S/2$ 个细菌,将剩余的 S_r 个细菌进行复制,并保持细菌总数 S 不变;

步骤 11 若 $k < N_m$,则转向步骤 6;否则转向步骤 12;

步骤 12(迁徙操作) 按给定 p_{ad} 对细菌 $i(i=1,2,\dots,S)$ 进行如下操作:随机产生一个 $[0,1]$ 之间的数 R ,若 $R < p_{ad}$,则细菌 i 自身灭亡并随机生成一个新个体,新个体可能具有新的位置 θ^i ;

步骤 13 若 $l < N_{ad}$,则转向步骤 5;否则算法终止,并将最终得到的最优解 $\theta^* = [\theta_1^*, \theta_2^*, \dots, \theta_S^*]$ 映射为 A 的形式,即得到最佳频谱分配。

3 实验结果及对比分析

基于 Matlab7.0 仿真平台对算法进行编程实现。为了验证本文所提出的改进 BFOA 的性能,与经典的 CSGC 及传统 BFOA 求解频谱分配的方法做比较。 B, L, C 由文献[6]附录 I 提供的伪码仿真产生。实验结果以网络效益 $U(\mathbf{R})$ 作为算法性能的衡量指标。

基于 2.2 节分析和相关文献参考,BFOA 算法参数设置如下: $S=40, C=3, N_s=5, p_{ad}=0.25, N_c=20, N_m=5, N_{ad}=2$ 。在改进 BFOA 中, $r=10, \alpha=0.3, \beta=0.1$ 。由于 BFOA 在趋向操作过程中有不固定的直向运动次数,因此本文将 BFOA 每进行的一次趋向性操作(改进 BFOA 包括变异操作)定义为一次进化,则算法最大进化代数可简化为 $N_c * N_m * N_{ad}$ 。本文将 CSGC 算法中每更新一次分配矩阵、干扰矩阵和效益矩阵视为一次进化,以便与本文算法性能进行实验比较。

首先,图 3 给出了当 $N=20, M=25$ 时进行 50 次独立实验的仿真结果,其中每次实验中生成的 B, L, C 不完全相同,同一次实验中 3 种分配算法所采用的 B, L, C 相同。从图中可看出,50 次实验中基于 BFOA 的频谱分配算法所得到的网络效益明显大于 CSGC 获得的网络效益,仅有少数情况较为接近。此外,基于改进 BFOA 的频谱分配算法获得的网络效益大于基于传统 BFOA 的频谱分配算法。

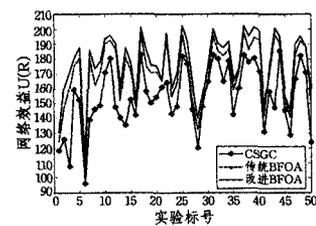


图 3 改进 BFOA 与传统 BFOA、CSGC 性能比较

图 4 分别给出了当 $N=20, M=20$ 和 $N=30, M=30$ 时 3 种频谱分配算法的性能曲线。由图可知,基于改进 BFOA 的频谱分配算法在进化过程中获得的网络效益整体优于其他算法,具有最好的收敛值;CSGC 算法获得的网络效益最差。在收敛速度上,仿真图 4 的(a)和(b)中改进 BFOA 算法分别在进化 60、80 代后收敛,传统 BFOA 算法需要进化到 100、140 代才能获得较好的收敛值。改进 BFOA 算法采用了量子变异操作,因此可获得更好的网络效益,表明改进 BFOA 算法寻优能力较强。

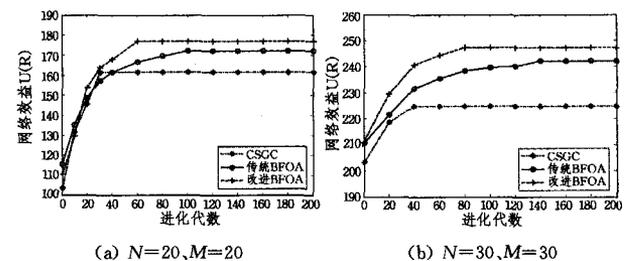


图 4 随进化代数变化的网络效益

图 5 给出了认知网络次用户数 N 和可用频谱数 M 分别取(5,4)、(10,8)、(15,12)和(20,16)时,基于改进 BFOA 和传统 BFOA 的认知无线网络频谱分配的网络效益曲线。由图可知,当用户数 N 和可用频谱数 M 为(5,4)时,改进 BFOA 进化 10 代就收敛了,而传统 BFOA 要进化 15 代才收敛;当 N 和 M 为(10,8)时,改进 BFOA 进化到 30 代收敛,而传统 BFOA 进化到 60 代收敛;当 N 和 M 为(15,12)时,改进 BFOA 进化 80 代收敛,而传统 BFOA 进化 120 代收敛;当 N 和 M 为(20,16)时,改进 BFOA 进化 120 代收敛,而传统 BFOA 要进化 170 代才收敛。算法随次用户数和可用频谱数的增加,需要更多的进化代数才能找到最优值。但改进 BFOA 的收敛速度和寻优能力优于传统 BFOA。

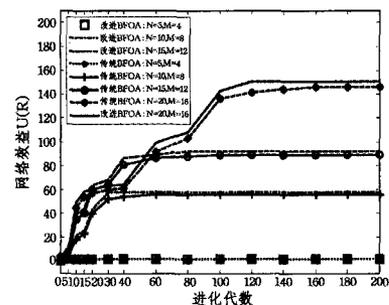


图 5 次用户数和可用频谱数对算法收敛速度的影响

接下来给出了 N, M 分别取不同值时 3 种算法的性能比较。为便于比较,对比实验中采取相同的 B, L, C ,并取 100 次实验的平均结果,实验结果以平均效益 U_{mean} 作为衡量指标。图 6 给出了 $M=25$ 时网络平均效益 U_{mean} 随次用户数 N (下转第 58 页)

[9] 杨双宝, 刘和光, 许可, 等. 合成孔径高度计的海面回波仿真[J]. 遥感学报, 2007, 11(4): 446-451

[10] 李壮志, 张尤赛. 基于 DEM 的雷达地杂波仿真[J]. 计算机仿真, 2007, 24(5): 176-178, 328

[11] Zhang Peng, Liu Chun-yang, Li Nan-jing. The simulation of SAR echo-wave signals for natural target [C]// Proceeding of 2008 8th International Symposium on Antennas, Propagation and EM Theory (ISAPE 2008). Location: Kunming, Nov. 2008; 672-674

[12] Davidson G W, Gumming I G, Ito M R. A Chirp Scaling Approach for Processing Squint Mode SAR Data[J]. Aerospace and Electronic Systems, 1996, 32(1): 798-801

[13] Franceschetti G, Migliaccio M, Riccio D, et al. A Synthetic Aperture Radar (SAR) Raw Signal Simulator [J]. Geoscience and Remote Sensing, 1992, 30(1): 345-349

[14] Guru B S, Hiziroglu H R. 电磁场与电磁波(英文版·第2版)[M]. 北京: 机械工业出版社, 2008; 356-357

[15] 崔占忠, 宋世和. 近感引信原理[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 1998; 18-19

(上接第 52 页)

的变化曲线。由图可知, 随着 $N(5 \sim 25)$ 的增加, 平均效益呈递减趋势, 且基于改进 BFOA 的频谱分配算法所得的平均效益均要大于 CSGC 和传统 BFOA 获得的平均效益。图 7 给出了 $N=20$ 时平均效益随可用频谱数 $M(5 \sim 40)$ 的变化曲线。随着 M 的增加, 平均效益呈递增趋势, 且基于改进 BFOA 的频谱分配算法所得到的平均效益均大于 CSGC 和传统 BFOA 获得的平均效益。综上所述, 本算法具有较好的优化性能, 能得到较优的频谱分配方案。

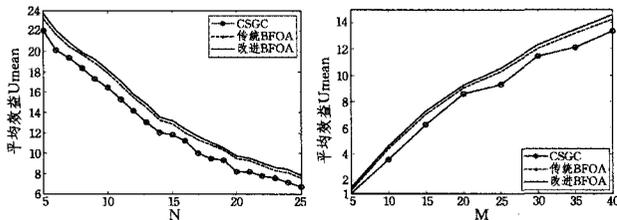


图 6 N 变化时 3 种算法的性能 图 7 M 变化时 3 种算法的性能

表 1 给出了 3 种频谱分配算法的网络平均效益 U_{mean} 与理想最优频谱分配方案值的比较, 理想最优值通过穷举搜索得到。为保证穷举搜索算法的可行性, 本文仅对 $N=4, M=5$ 时的算法性能进行比较。实验中相对误差的计算方法如下: 设某次具体实验算法得到的网络平均效益最优值为 T_0 , 理想最优值为 T_{opt} , 则相对误差为 $1 - T_0/T_{opt}$, 表 1 中的相对误差值均为 100 次实验的平均值。由表 1 可知, 在进化 1 代后, 改进 BFOA 的相对误差比传统 BFOA 的相对误差小, 说明改进 BFOA 求得的最优解更加接近理想最优值; 在进化到第 10 代时, 这两种算法均能找到理想最优值; 而 CSGC 算法却不能找到理想最优值。

表 1 与理想最优值比较

进化代数	算法	相对误差 (%)	
		$N=4$	$M=5$
1	改进 BFOA	0.0342	
	传统 BFOA	0.0574	
10	改进 BFOA	0	
	传统 BFOA	0	
50	改进 BFOA	0	
	传统 BFOA	0	
	CSGC	0.2135	

结束语 认知无线网络频谱分配实际上是一个组合优化问题。为此, 本文给出了一种离散二进制编码的 BFOA, 并在该算法基础上引入了量子变异算子对原算法进行改进, 然后将本文算法用于求解认知无线网络频谱分配问题。实验结果

表明, 改进后的 BFOA 能够避免陷入局部最优, 收敛速度也有所改善; 与基于图论着色的分配算法相比, 基于 BFOA 优化的频谱分配方法能够获得更好的网络效益。

参考文献

[1] Mitola J. Cognitive radio: making software radios more personal [J]. IEEE Personal Communication, 1999, 6(4)

[2] Haykin S. Cognitive radio: brain-empowered wireless communications [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2005, 23(2): 201-220

[3] Zheng H, Cao L. Device-centric spectrum management [C]// IEEE DySPAN. 2005, 11: 56-65

[4] Kloock C, Jaekel H, Jondral F K. Dynamic and local combined pricing, allocation and billing system with cognitive radios [C]// The First IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN). 2005: 73-81

[5] Zheng H, Peng C. Collaboration and fairness in opportunistic spectrum access [C]// Proc. 40th annual IEEE International Conference on Communications (ICC). Seoul, Korea, 2005; 3132-3136

[6] Peng Chun-yi, Zheng Hai-tao, Zhao B Y. Utilization and Fairness in Spectrum Assignment for Opportunistic Spectrum Access [J]. ACM Mobile Networks and Applications, 2006, 11(4): 555-576

[7] 廖楚林, 陈劭, 唐友喜, 等. 认知无线电中的并行频谱分配算法 [J]. 电子与信息学报, 2007, 29(7): 1609-1611

[8] 赵知劲, 彭振, 郑仕健, 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

[9] 柴争义, 刘芳, 朱思峰. 混沌量子克隆算法求解认知无线网络频谱分配问题 [J]. 物理学报, 2011, 60(6): 828-835

[10] Passino K M. Biomimicry of bacterial foraging for distributed optimization and control [J]. IEEE Control Systems Magazine, 2002, 22(3): 52-67

[11] Das S, Biswas A, Dasgupta S, et al. Bacterial foraging optimization algorithm: Theoretical foundations, analysis, and applications [J]. Foundations of Comput Intel, 2009, 3(203): 23-55

[12] Liu Y, Passino K M. Biomimicry of social foraging bacteria for distributed optimization: Models, principles, and emergent behaviors [J]. Optimization Theory and Applications, 2002, 1(3): 603-628

[13] 杨淑媛, 焦李成, 刘芳. 量子进化算法 [J]. 工程数学学报, 2006, 23(2): 235-246