

## 膜量子蜂群优化的多目标频谱分配\*

高洪元<sup>†</sup> 李晨琬

(哈尔滨工程大学信息与通信工程学院, 哈尔滨 150001)

(2014年1月2日收到; 2014年3月4日收到修改稿)

为了解决认知无线电系统中最大和网络效益和用户间公平性联合最优化的多目标频谱分配难题, 基于量子蜂群理论和膜计算, 提出了一种新的离散多目标组合优化算法——膜量子蜂群优化. 所提算法在基础膜可以搜索到单个目标的全局最优解, 在表层膜获得兼顾网络效益和公平的 Pareto 前端解. 通过膜间的通信规则、量子觅食行为的协同演进和非支配解排序可获得能同时求解单目标和多目标优化问题的多目标优化算法, 并与经典的敏感图论着色算法、遗传算法、量子遗传算法和粒子群算法等频谱分配算法在不同的目标函数下进行仿真性能比较. 仿真结果表明: 在不同网络效益函数下所提的膜量子蜂群频谱分配算法都能够较好地找到单目标最优解, 优于经典的频谱分配算法和已有的智能频谱分配算法, 还可获得多目标频谱分配的 Pareto 前端最优解集.

**关键词:** 认知无线电, 多目标频谱分配, 量子蜂群优化, 膜计算

**PACS:** 88.80.ht, 64.60.aq

**DOI:** 10.7498/aps.63.128802

## 1 引言

随着无线通信的快速发展, 无线频谱资源的短缺成为制约其发展的一个关键. 为了解决该问题, 能够感知外界环境的认知无线电系统近年来得到快速发展, 该系统不仅利用人工智能技术在环境中进行智能学习<sup>[1]</sup>, 而且能实时调整某些工作参数<sup>[2,3]</sup>, 实现高可靠性通信及对频谱资源的有效利用<sup>[4]</sup>. 当前, 由于空闲频谱资源有限, 认知用户之间需要竞争使用这些资源. 频谱分配是在频谱检测<sup>[5]</sup>完成后, 把空闲频谱资源在认知用户之间进行分配<sup>[6]</sup>. 能否公平而有效地分配频谱资源<sup>[7]</sup>, 是关系到系统性能能否得到改善或逼近最优状态的关键因素<sup>[8]</sup>. 至今, 许多频谱分配模型被提出, 如基于整数优化的智能计算模型<sup>[9,10]</sup>、图论着色模型<sup>[11,12]</sup>、干扰温度模型<sup>[13]</sup>、定价拍卖模型<sup>[14]</sup>和博弈论模型<sup>[15]</sup>.

认知无线电频谱分配的图论着色模型是被广

泛关注的经典频谱分配模型, 它的求解可看作组合优化问题, 是多项式复杂程度的非确定性(NP)难题. 近年来一些智能计算方法如粒子群算法<sup>[16]</sup>、遗传算法<sup>[17,18]</sup>、量子遗传算法<sup>[18]</sup>和混沌量子克隆算法<sup>[19]</sup>等被用来解决认知无线电中的频谱分配问题, 但这些经典智能计算方法的收敛速度和收敛精度存在矛盾, 在现有计算条件下很难在有限的时间内搜索到全局最优解. 并且认知无线电频谱分配问题是典型的多目标优化问题, 以上单目标优化算法不能使最大和网络效益和公平性同时达到最优, 因此需要根据智能计算理论的新发展设计新算法解决这个问题.

针对现有频谱分配方法在目标优化方面全局收敛性不高和不能有效求解多目标频谱分配问题的不足, 本文提出了一种同时考虑最大化最大和网络效益和最大化用户间公平性的多目标频谱分配算法, 即膜量子蜂群优化(membrane-inspired quantum bee colony optimization, MQBCO). 该算

\* 国家自然科学基金(批准号: 61102106, 61102105)、中国博士后科学基金(批准号: 2013M530148)、中央高校基本科研业务费(批准号: HEUCF140809)和黑龙江省博士后科学基金(批准号: LBH-Z13054)资助的课题.

<sup>†</sup> 通讯作者. E-mail: gaohongyuan@hrbeu.edu.cn

法基于非支配解排序 [20,21], 采用量子蜂群的演化方法 [22], 从而在表层膜内得到分布均匀的非支配解集以及 Pareto 前端解, 并根据拥挤度排序, 在表层膜内的 Pareto 前端解中选择合适的解并输出, 输出的解即为多目标优化的最优解集. 且此方法也能解决单目标优化问题, 在每个基础膜内得到一个全局收敛的单目标最优解, 并把每个单目标最优解从基础膜传出到表层膜中, 并从表层膜输出即可得到单目标优化的最优解. 膜计算的引入, 使得量子蜂群在不同膜之间可以传递经验和信息, 通过把每个基础膜内得到的单目标最优解传递到表层膜中, 还可以提升表层膜的 Pareto 前端的非支配能力. 所提算法结合了量子蜂群和膜计算理论, 具有全局收敛能力, 可有效求解认知无线电频谱分配的单目标和多目标离散优化问题, 具有重要的实际意义及较高的理论价值. 仿真结果验证了本文所提出方法的有效性.

## 2 膜量子蜂群优化

### 2.1 膜结构简介

膜系统是一种受活细胞的结构和功能启发得到的分布式并行计算模型, 一个简单的膜系统结构如图 1 所示. 图 1 的膜结构可以记作  $[0[1[3]3]1[2[4]4[5]5]2[6]6]0$ . 膜系统是由一系列分层排列的膜构成, 所有的非表层膜被嵌在表层膜中, 使它本身和周围的环境分开 [23]. 一个内部再也不包含其他膜的膜被称为基础膜, 每个膜定义一个区间, 每个区间又可以构成膜结构的不同部分, 也可包含其他膜、多个目标集、一系列交流规则和转换规则, 计算结果由表层膜输出.

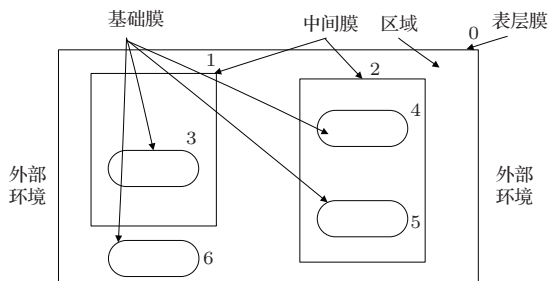


图 1 膜结构示意图

依据文献 [24], 设计膜量子蜂群优化的膜结构如下:

$$\Pi = (\mathbf{V}, \mathbf{T}, \mu, \mathbf{w}_0, \mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_f,$$

$$R_0, R_1, \dots, R_f, i_0), \quad (1)$$

其中,  $\mathbf{V}$  表示一个字母表, 它的元素被称为对象;  $\mathbf{T} \subseteq \mathbf{V}$  表示输出字母表;  $\mu$  表示由  $f + 1$  个膜构成的膜结构, 每个膜及其所围的区域使用标号集  $\{0, 1, 2, \dots, f\}$  中的元素表示,  $f + 1$  称为  $\Pi$  的度数;  $\mathbf{w}_r$  ( $0 \leq r \leq f$ ) 表示膜结构  $\mu$  的第  $r$  个区域含有对象的多重集;  $R_r$  ( $0 \leq r \leq f$ ) 是进化规则的有限集, 是与膜结构  $\mu$  的第  $r$  个区域相关联的, 代表了在  $\mathbf{w}_r$  中使用的演化方法和参数设置;  $i_0$  为 0 和  $f$  之间的整数, 表示了  $\Pi$  的输出膜序号, 本文选择标号为 0 的表层膜为输出膜.

### 2.2 膜量子蜂群优化

为了提出膜量子蜂群优化, 本节将模拟  $P$  系统的结构, 这个结构将使用  $P$  系统的一些要素, 但更多是通过模拟的方式使用  $P$  系统. 下面给出了一个简单和方便的膜结构, 每个基础膜是形状可以任意变化的透明弹性膜, 因此蜜蜂可在基础膜中到达搜索空间的任何位置. 对象是量子比特和二进制比特  $\{0, 1\}$ , 分别作为元素组成的量子位置和位置. 演进规则负责演进膜系统中的量子蜂群, 为演化和交流提供优秀的位置.

蜜蜂的量子位置由一串量子位表示, 第  $i$  只蜜蜂的量子位置为

$$\mathbf{v}_i = \begin{bmatrix} v_{i1} & v_{i2} & \dots & v_{iD} \\ \beta_{i1} & \beta_{i2} & \dots & \beta_{iD} \end{bmatrix}, \quad (2)$$

其中,  $|v_{id}|^2 + |\beta_{id}|^2 = 1$ ,  $d = 1, 2, \dots, D$ . 为便于演化公式设计, 将  $v_{id}$  和  $\beta_{id}$  定义为  $0 \leq v_{id} \leq 1$ ,  $0 \leq \beta_{id} = \sqrt{1 - (v_{id})^2} \leq 1$ , 量子位置可简化为  $\mathbf{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$  [22]. 膜量子蜂群优化通过量子位置的更新来实现整个量子蜂群的演进.  $\theta_{id}^{t+1}$  为第  $t + 1$  次迭代的量子旋转角, 单量子比特  $v_{id}^t$  用量子旋转门进行模拟更新, 第  $i$  只蜜蜂量子位置的第  $d$  个量子位  $v_{id}^t$  的更新如下:

$$v_{id}^{t+1} = |v_{id}^t \cos(\theta_{id}^{t+1}) - \sqrt{1 - (v_{id}^t)^2} \sin(\theta_{id}^{t+1})|. \quad (3)$$

量子非门可用公式  $v_{id}^{t+1} = \sqrt{1 - (v_{id}^t)^2}$  模拟.

膜量子蜂群优化的每个膜中的前半蜜蜂是工蜂, 后半蜜蜂是观察蜂. 每一只工蜂或观察蜂都对应一个量子位置, 对量子位置进行测量得到食物源位置. 每只蜜蜂根据自己和其他蜜蜂的历史经

验信息, 在  $D$  维空间内搜索蜜源含量最高的食物源位置.

在量子蜂群中有  $h$  只蜜蜂, 对应  $h$  个食物源位置, 每个食物源位置用  $D$  维取值  $\{0, 1\}$  的二进制比特代表. 第  $i$  只蜜蜂的量子位置表示为  $\mathbf{v}_i^t = (v_{i1}^t, v_{i2}^t, \dots, v_{iD}^t)$  ( $i = 1, 2, \dots, h$ ), 对量子位置进行测量得到蜜蜂的位置, 即搜索到的食物源位置, 则第  $i$  只蜜蜂搜索到的食物源位置为  $\mathbf{x}_i^t = (x_{i1}^t, x_{i2}^t, \dots, x_{iD}^t)$ , 到目前第  $i$  只蜜蜂搜索到的最优位置, 记为局部最优位置  $\mathbf{p}_i^t = (p_{i1}^t, p_{i2}^t, \dots, p_{iD}^t)$  ( $i = 1, 2, \dots, h$ ). 到现在为止, 在第  $r$  ( $r = 1, 2, \dots, f$ ) 个基础膜的量子蜂群所搜索到的最优位置, 记为第  $r$  个基础膜的全局最优位置  $\mathbf{g}_r^t = (g_{r1}^t, g_{r2}^t, \dots, g_{rD}^t)$ .

在 MQBCO 中,  $R_r$ , ( $0 \leq r \leq f$ ) 是第  $r$  个膜的

演进规则. 把所有的工蜂和观察蜂平均分配给  $f$  个基础膜和 1 个表层膜中, 每个基础膜和表层膜都有  $0.5h/(f+1)$  只工蜂和  $0.5h/(f+1)$  只观察蜂. 并将蜜蜂用  $1, 2, \dots, h$  进行标号, 第  $r$  ( $1 \leq r \leq f$ ) 个基础膜内的蜜蜂标号为

$$i \in \left[ \frac{hr}{f+1} + 1, \frac{h(r+1)}{f+1} \right] \quad (i \in \mathbb{Z}),$$

表层膜的蜜蜂标号为

$$i \in \left[ 1, \frac{h}{f+1} \right] \quad (i \in \mathbb{Z}).$$

其中  $\mathbb{Z}$  表示整数集. 在基础膜内, 每只工蜂的量子旋转角和量子位置通过 (4) 和 (5) 式进行更新.

在第  $r$  ( $1 \leq r \leq f$ ) 个基础膜内, 第  $i$  只工蜂的第  $d$  维量子位的量子演进方程为

$$\theta_{id}^{t+1} = e_1(p_{id}^t - x_{id}^t) + e_2(g_{rd}^t - x_{id}^t), \quad (4)$$

$$v_{id}^{t+1} = \begin{cases} \sqrt{1 - (v_{id}^t)^2} & (\theta_{id}^{t+1} = 0, \gamma_{id}^{t+1} < c_1) \\ |v_{id}^t \cos(\theta_{id}^{t+1}) - \sqrt{1 - (v_{id}^t)^2} \sin(\theta_{id}^{t+1})| & \text{(其他)} \end{cases}, \quad (5)$$

其中,  $d = 1, 2, \dots, D$ ; 分配到第  $r$  ( $1 \leq r \leq f$ ) 个基础膜内的工蜂  $i$  的标号取值为

$$\frac{hr}{f+1} + 1 \leq i \leq \frac{h(r+0.5)}{f+1};$$

$e_1$  和  $e_2$  是两个影响因子, 分别表示第  $i$  个工蜂局部最优位置和膜内全局最优位置对量子旋转角的影响程度;  $t+1$  和  $t$  代表了迭代次数;  $\gamma_{id}^{t+1}$  为  $[0, 1]$  之间均匀分布的随机数;  $c_1$  是旋转角为 0 的量子位的变异概率, 其值可选  $[0, 1/D]$  之间的常数.

在第  $r$  ( $1 \leq r \leq f$ ) 个基础膜内, 每只观察蜂的量子旋转角和量子位置通过 (6) 和 (7) 式进行更新:

$$\theta_{id}^{t+1} = e_3(p_{id}^t - x_{id}^t) + e_4(p_{jd}^t - x_{id}^t) + e_5(g_{rd}^t - x_{id}^t), \quad (6)$$

$$v_{id}^{t+1} = \begin{cases} \sqrt{1 - (v_{id}^t)^2} & (\theta_{id}^{t+1} = 0, \gamma_{id}^{t+1} < c_2) \\ |v_{id}^t \cos(\theta_{id}^{t+1}) - \sqrt{1 - (v_{id}^t)^2} \sin(\theta_{id}^{t+1})| & \text{(其他)} \end{cases}, \quad (7)$$

其中,  $d = 1, 2, \dots, D$ ; 分配到第  $r$  ( $1 \leq r \leq f$ ) 个基础膜内的观察蜂  $i$  的标号取值为

$$\frac{h(r+0.5)}{f+1} + 1 \leq i \leq \frac{h(r+1)}{f+1};$$

$$\mathbf{g}_r^t = (g_{r1}^t, g_{r2}^t, \dots, g_{rD}^t)$$

是第  $r$  个膜至第  $t$  代所发现的全局最优位置; 影响因子  $e_3$ ,  $e_4$  和  $e_5$  分别决定了观察蜂的局部最优位置、工蜂的局部最优位置和该膜中的全局最优位置对量子旋转角的影响程度;  $c_2$  是旋转角为 0 的量子位的变异概率, 其值可选  $[0, 1/D]$  之间的常数;  $\gamma_{id}^{t+1}$  为  $[0, 1]$  之间均匀分布的随机数;

$\mathbf{p}_j^t = (p_{j1}^t, p_{j2}^t, \dots, p_{jD}^t)$  为第  $r$  个膜内第  $j$  只工蜂的局部最优位置, 第

$$i \left( \frac{h(r+0.5)}{f+1} + 1 \leq i \leq \frac{h(r+1)}{f+1} \right)$$

只观察蜂根据轮盘赌规则依概率选择工蜂  $j$ , 使用  $F_r(\mathbf{p}_j^t)$  代表第  $j$  只工蜂在第  $r$  个基础膜内局部最优位置的适应度, 适应度函数是定义域内其值大于 0 的函数, 越优秀的工蜂适应度越大, 被观察蜂选择的概率越大, 则第

$$j \left( \frac{hr}{f+1} + 1 \leq j \leq \frac{h(r+0.5)}{f+1} \right)$$

只工蜂被观察蜂选择的概率为

$$q_j^{t+1} = \frac{F_r(\mathbf{p}_j^t)}{\sum_{l=hr/(f+1)+1}^{(0.5+r)h/(f+1)} F_r(\mathbf{p}_l^t)}. \quad (8)$$

基于量子蜂群的膜框架构成如下:

(i) 有  $f$  个区域包含在标号为 0 的表层膜的膜结构记作  $[0]_1[1]_2 \cdots [f]_f[0]$ ;

(ii) 字母表是由可能的量子位置和二进制位置向量构成的集合;

(iii) 输出端字母表  $\mathbf{T}$ , 使用二进制位置向量表示;

(iv) 量子位置集合构成多重集  $\mathbf{w}_0, \mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \cdots, \mathbf{w}_f$ , 每个膜内的蜜蜂数确定为  $n_i = h/(f+1)$ , 多重集是量子位置的集合, 可记作

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_0 &= \{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \cdots, \mathbf{v}_{n_0}\}, \\ \mathbf{w}_1 &= \{\mathbf{v}_{n_0+1}, \mathbf{v}_{n_0+2}, \cdots, \mathbf{v}_{n_0+n_1}\}, \cdots, \\ \mathbf{w}_f &= \{\mathbf{v}_{n_0+n_1+\cdots+n_{f-1}+1}, \mathbf{v}_{n_0+n_1+\cdots+n_{f-1}+2}, \cdots, \\ &\quad \mathbf{v}_{n_0+n_1+\cdots+n_{f-1}+n_f}\}, \end{aligned}$$

其中  $\mathbf{v}_i (1 \leq i \leq h)$  代表第  $i$  只蜜蜂的量子位置;  $n_j (1 \leq j \leq f)$  是  $\mathbf{w}_j$  中的蜜蜂数;  $\sum_{j=0}^f n_j = h$ , 其中  $h$  是量子蜂群中的蜜蜂总数;

(v) 规则包括演化规则、观察规则和通信规则.

演化规则: 从基础膜 1 到基础膜  $f$ , 每个基础膜都以 1 个相对应的单目标函数对膜内位置进行优劣评判, 根据当前膜内的位置信息确定量子旋转角, 进而模拟量子旋转门去更新量子位置 (具体演进参考 (4)–(7) 式); 基础膜  $r (1 \leq r \leq f)$  中第

$$i \left( \frac{hr}{f+1} + 1 \leq i \leq \frac{h(r+1)}{f+1} \right)$$

只蜜蜂的局部最优位置  $\mathbf{p}_i^t$  通过下式进行更新:

$$\mathbf{p}_i^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{x}_i^{t+1} & (U_r(\mathbf{p}_i^t) < U_r(\mathbf{x}_i^{t+1})) \\ \mathbf{p}_i^t & (U_r(\mathbf{p}_i^t) \geq U_r(\mathbf{x}_i^{t+1})) \end{cases}, \quad (9)$$

其中  $U_r()$  代表第  $r$  个蜜源含量函数, 也可称为第  $r$  个目标函数, 第  $r$  个基础膜中全局最优位置更新公式为

$$\mathbf{g}_r^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{p}_i^{t+1} & (U_r(\mathbf{g}_r^t) < U_r(\mathbf{p}_i^{t+1})) \\ \mathbf{g}_r^t & (U_r(\mathbf{g}_r^t) \geq U_r(\mathbf{p}_i^{t+1})) \end{cases} \left( \frac{hr}{f+1} + 1 \leq i \leq \frac{h(r+1)}{f+1} \right). \quad (10)$$

表层膜包含 1 个子量子蜂群, 蜜蜂个体标号为  $1 \leq i \leq \frac{h}{f+1} (i \in \mathbb{Z})$ , 同时包括两个记忆集合, 一个为单目标最优位置记忆集合, 表层膜内第  $r (r = 1, 2, \cdots, f)$  个目标的最优位置记作  $\mathbf{b}_r^{t+1}$ , 其更新方法如下:

$$\mathbf{b}_r^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{x}_i^{t+1} & (U_r(\mathbf{b}_r^t) < U_r(\mathbf{x}_i^{t+1})) \\ \mathbf{b}_r^t & (U_r(\mathbf{b}_r^t) \geq U_r(\mathbf{x}_i^{t+1})) \end{cases} \left( 1 \leq i \leq \frac{h}{f+1} \right). \quad (11)$$

另一个为非支配精英位置 (解) 集合, 使用多目标演进规则对表层膜内蜜蜂的量子位置进行演化更新, 并把测量得到的位置进行非支配位置排序, 对非支配位置排序等级相同的位置进行拥挤度计算及排序, 把新位置和精英记忆位置集合中的位置混合进行非支配解排序, 选择非支配位置等级小拥挤度较大的  $h_e$  个优秀位置作为非支配精英位置集合.

(4)–(7) 式可以用来更新标号为 0 的表层膜的量子位置, 但公式中的位置  $\mathbf{p}_i^t, \mathbf{p}_j^t, \mathbf{g}_r^t (r = 0)$  都要从非支配精英位置集合中经过非支配解排序和拥挤度计算得到的前 50% 的精英位置中随机选取.

对于最大值多目标优化问题, 对于位置

$\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j \in \mathbf{S}$ , 其中  $\mathbf{S}$  为可行位置集合. 若  $U_r(\mathbf{x}_i) \leq U_r(\mathbf{x}_j) (r = 1, 2, \cdots, f)$  对所有的  $r$  都成立, 且至少有一个严格不等式成立, 则称  $\mathbf{x}_j$  支配  $\mathbf{x}_i$ ,  $\mathbf{x}_j$  为非支配位置. 若  $U_r(\mathbf{x}_i) \geq U_r(\mathbf{x}_j) (r = 1, 2, \cdots, f)$  对所有的  $r$  都成立, 且至少有一个严格不等式成立, 则称为  $\mathbf{x}_i$  支配  $\mathbf{x}_j$ ,  $\mathbf{x}_i$  为非支配解. 否则, 位置  $\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j$  之间不存在任何支配关系.

非支配位置排序的过程如下 [21]: 对待确定等级位置集合中每个位置  $p$ , 计算支配位置  $p$  的位置数目  $m_p$  以及位置  $p$  所支配的位置集合  $\mathbf{S}_p$ . 如果  $m_p = 0$ , 这意味着没有位置支配  $p$ , 则说明位置  $p$  的非支配排序等级为 1. 对于每个  $m_p = 0$  的位置  $p$ , 遍历  $\mathbf{S}_p$  中的每个位置  $q$ , 并且支配  $q$  的位置数



目  $m_q = 0$ , 则将位置  $q$  放在集合  $Q$  中, 这些位置的非支配位置等级为 2. 利用上述过程对  $Q$  中的每个位置重复, 便可以得到非支配位置等级为 3 的位置集合. 此过程重复直至得到所有位置的非支配等级.

对于非支配等级  $I$ , 其中的  $o$  个位置根据目标函数  $U_r (r = 1, 2, \dots, f)$  值由小到大进行排序, 目标函数的最小值  $U_r^{\min}(1)$  和最大值  $U_r^{\max}(o)$  的位置的拥挤度值均初始化为  $\infty$ . 其他位置的拥挤度为其相邻两个位置的目标函数值的差除以最大目标函数和最小目标函数的差值, 即

$$I_r(z)_{\text{distance}} = \frac{U_r(z+1) - U_r(z-1)}{U_r^{\max}(o) - U_r^{\min}(1)} \quad (z = 2, 3, \dots, o-1),$$

对每个位置的每个目标函数  $U_r (r = 1, 2, \dots, f)$  所对应的拥挤度都进行上述计算, 各个拥挤度分量的和就是该位置的最终拥挤度值.

由上述计算过程可知, 为确保得到均匀的 Pareto 前端解集, 要向非支配等级排序为 1 且拥挤度值较大的位置演进.

观察规则根据对量子位置的观察得到蜜蜂的食物源位置 (见 (12) 式).

第  $i$  只蜜蜂的食物源位置可以对量子位置各量子位进行测量得到:

$$x_{id}^{t+1} = \begin{cases} 1 & (\lambda_{id}^{t+1} > (v_{id}^{t+1})^2) \\ 0 & (\lambda_{id}^{t+1} \leq (v_{id}^{t+1})^2) \end{cases}, \quad (12)$$

其中,  $d = 1, 2, \dots, D$ ;  $\lambda_{id}^{t+1}$  为  $[0, 1]$  之间均匀分布的随机数,  $(v_{id}^{t+1})^2$  描述了量子位  $v_{id}^{t+1}$  出现“0”状态概率.

通信规则: 表层膜和基础膜进行信息交流, 第  $r (r = 1, 2, \dots, f)$  个基础膜的  $r$  个目标当前的全局最优位置  $g_r^{t+1}$  和蜜源含量值信息被传送到表层膜, 与单目标最优位置记忆集合中的  $b_r^{t+1}$  比较, 若  $g_r^{t+1}$  优于  $b_r^{t+1}$ , 则  $b_r^{t+1} = g_r^{t+1}$ , 否则  $b_r^{t+1}$  不变. 然后把单目标最优位置记忆集合中的第  $r (r = 1, 2, \dots, f)$  个目标全局最优蜜源含量值的位置信息  $b_r^{t+1}$  返回到相应的基础膜中去替换  $g_r^{t+1}$ , 将其记作第  $r$  个基础膜通信之后的全局最优位置  $g_r^{t+1}$ .

### 3 基于膜量子蜂群优化的多目标频谱分配

#### 3.1 认知无线电多目标频谱分配模型

设有一个认知无线网络中有  $N$  个认知用户 (标号为 1— $N$ ) 去竞争  $M$  个正交频道 (标号为 1— $M$ ) 的使用权. 可用频谱矩阵  $L = \{l_{n,m} | l_{n,m} \in \{0, 1\}\}_{N \times M}$  是一个表示频谱可用性的矩阵. 认知用户  $n$  通过检测相邻授权用户信号判断相邻授权用户当前是否占有频段  $m$ , 并决定该频段是否可用. 若认知用户  $n$  使用频段  $m$  不会对任何授权用户造成干扰, 该频段对于认知用户  $n$  可用, 则  $l_{n,m} = 1$ ; 否则, 认知用户  $n$  不可以使用频段  $m$ , 则  $l_{n,m} = 0$ .  $B = \{b_{n,m}\}_{N \times M}$  是效益矩阵, 表示认知用户  $n$  使用频道  $m$  所获得的效益. 效益正比于认知用户的通信覆盖面积, 如果  $l_{n,m} = 0$ , 则  $b_{n,m} = 0$ .

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

是干扰矩阵, 是描述认知用户  $n$  和  $k$  使用频道  $m$  干扰情况的三维矩阵. 若  $c_{n,k,m} = 1$ , 则认知用户  $n$  和  $k$  在同时使用频道  $m$  时会产生干扰. 干扰矩阵和可用频谱矩阵也有制约关系, 即  $c_{n,k,m} \leq l_{n,m} \times l_{k,m}$ . 当  $n = k$  时,  $c_{n,k,m} = 1 - l_{n,m}$ , 此时表示干扰矩阵  $C$  仅由可用频谱矩阵  $L$  决定.

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

是无干扰分配矩阵, 代表了一种可行的频谱分配方案. 如果将频道  $m$  分配给认知用户  $n$ , 则  $a_{n,m} = 1$ . 无干扰分配矩阵必须满足无干扰约束条件:

$$a_{n,m} + a_{k,m} \leq 1, \quad \text{若 } c_{n,k,m} = 1, \forall 1 \leq n, k \leq N, 1 \leq m \leq M, \quad (13)$$

每个认知用户获得的效益为  $\sum_{m=1}^M a_{n,m} \cdot b_{n,m}$ . 所有可行频谱分配方法的集合为  $\Lambda(L, C)_{N \times M}$ , 认知无线电频谱分配的任务就是从所有可行方案中找到能够使某种网络效益函数  $U_i(A)$  达到最大的频谱分配方法.

频谱分配过程就是寻找使  $U_i(A)$  取最大值的方案, 基于不同目标有不同优化函数. 若  $A^*$  为满足要求的最优解, 则

$$A^* = \arg \max_{A \in \Lambda(L, C)_{N \times M}} U_i(A).$$

采用下面3种网络效益函数, 即  $i \in \{1, \text{MPF}, \text{MMR}\}$ .

1) 基于最大和网络效益 (max-sum-reward, MSR)  $U_1(\mathbf{A})$  定义为

$$U_1(\mathbf{A}) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M a_{n,m} \cdot b_{n,m}, \quad (14)$$

该函数目标是使总网络效益的平均值达到最大.

2) 基于最大比例公平网络效益 (max-proportional-fair, MPF)  $U_{\text{MPF}}(\mathbf{A})$  定义为

$$U_{\text{MPF}}(\mathbf{A}) = \left( \prod_{n=1}^N \left( \sum_{m=1}^M a_{n,m} \cdot b_{n,m} + 10^{-6} \right) \right)^{1/N}, \quad (15)$$

这意味着每个用户都有  $10^{-6}$  的初始网络效益.

3) 基于最大化最小网络效益 (max-min-reward, MMR), 又可形象地称作最大贫困用户网络效益, 用  $U_{\text{MMR}}(\mathbf{A})$  定义为

$$U_{\text{MMR}}(\mathbf{A}) = \min_{1 \leq n \leq N} \sum_{m=1}^M a_{n,m} \cdot b_{n,m}. \quad (16)$$

因为  $U_{\text{MPF}}(\mathbf{A})$  和  $U_{\text{MMR}}(\mathbf{A})$  都是代表用户间公平性的网络效益函数, 若考虑网络效益和用户间公平性同时达到最优, 则要优化的多目标频谱分配函数为

$$\max\{U(\mathbf{A}) = [U_1(\mathbf{A}) \quad U_2(\mathbf{A})]\}, \quad (17)$$

其中,  $U_2(\mathbf{A})$  代表用户间公平性的网络效益函数,

$$U_2(\mathbf{A}) \in \{U_{\text{MPF}}(\mathbf{A}), U_{\text{MMR}}(\mathbf{A})\}$$

可根据实际要求选取.

### 3.2 基于膜量子蜂群优化的认知无线电频谱分配

在膜量子蜂群优化初始化时, 所有量子比特位均被初始化为  $1/\sqrt{2}$ . 蜜源含量函数与网络效益函数相同, 适应度函数与蜜源含量函数相同. 由于无干扰频谱分配矩阵  $\mathbf{A}$  需要满足可用频谱矩阵  $\mathbf{L}$  的约束, 即  $\mathbf{L}$  中为0的元素位置对应  $\mathbf{A}$  中元素位置必为0, 为降低计算量, 仅与  $\mathbf{L}$  中值为1的元素位置对应  $\mathbf{A}$  中元素构成蜜蜂找寻到的食物源位置, 就可得到所需的优化结果. 基于膜量子蜂群优化的多目标频谱分配过程可概括为下述步骤.

**步骤1** 根据系统参数给出可用频谱矩阵

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

效益矩阵  $\mathbf{B}$ , 干扰矩阵  $\mathbf{C}$ . 确定该优化问题的维数为  $D = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M l_{n,m}$ , 矩阵  $\mathbf{L}_1 = \{(n, m) | l_{n,m} = 1\}$  记录  $\mathbf{L}$  中为1的元素, 其中  $\mathbf{L}_1$  的元素按  $n$  递增  $m$  递增的方式排列,  $\mathbf{L}_1$  中元素的个数即为  $D$  的值.

**步骤2** 初始化量子蜂群, 设有  $h$  只蜜蜂, 初始化蜜蜂的量子位置, 测量得到蜜蜂的食物源位置, 把蜜蜂依次平均分配到  $1 + 2$  个膜中, 膜结构为  $[0[1]_1[2]_2]_0$ , 基础膜1和基础膜2分别以第1个和第2个目标函数为优化目标演进量子位置和位置. 表层膜以两个目标函数组成的多目标优化向量为优化目标演进量子位置和位置.

**步骤3** 对于不满足无干扰约束条件的食物源位置, 需进行无干扰约束处理. 首先把食物源位置的第  $j$  位映射到  $a_{n,m}$  中, 其中  $(n, m)$  是  $\mathbf{L}_1$  中第  $j$  个元素, 且  $1 \leq j \leq \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M l_{n,m}$ . 然后对于所有的  $m$ , 寻找所有的  $(n, k)$  满足  $c_{n,k,m} = 1$  且  $n \neq k$ , 检查  $\mathbf{A}$  矩阵的第  $n$  行第  $m$  列的元素和第  $k$  行第  $m$  列的元素是否都为1, 如果是, 则随机的将其中一个变为0, 则食物源位置的相应位也需置0, 把食物源的位置调整为频谱分配的可行解.

**步骤4** 对得到的食物源位置进行蜜源含量评价. 确定基础膜中所有蜜蜂的局部最优位置, 在第  $r$  ( $r = 1, 2$ ) 个基础膜中使用第  $r$  个目标函数计算蜜蜂所在位置的蜜源含量, 确定第  $r$  个基础膜中的全局最优位置. 在表层膜分别计算每个蜜蜂位置的两个目标函数的蜜源含量, 把每个目标的最优位置放入表层膜的单目标最优位置记忆集合, 表层膜中的蜜蜂根据其当前位置的两个目标函数的蜜源含量进行非支配位置排序和拥挤度的计算, 选择非支配位置排序等级为1的位置为初始的非支配精英位置集合.

**步骤5** 在基础膜和表层膜使用不同方式确定蜜蜂的局部最优位置、膜内全局最优位置和选择工蜂的局部最优位置, 然后都可按照 (4)—(7) 式更新基础膜和表层膜中蜜蜂的量子位置, 并通过观察规则获得食物源位置. 详细步骤参见 2.2 节.

**步骤6** 对于每只蜜蜂的新位置, 用步骤3中的方法调整食物源的位置为可行解, 计算蜜源含量. 更新基础膜中每只蜜蜂的局部最优位置、每个基础膜的全局最优位置和表层膜的单目标最优位置记忆集合. 并将在表层膜新产生的位置(解)放入非支配精英位置集合.

**步骤7** 判断每个膜内算法当前迭代次数  $t$  是否满足  $\text{mod}(t, N_g) = 0$ , 即是否满足  $t$  除以  $N_g$  的余数为0, 若是, 使用通信规则, 即各个膜内连续迭代  $N_g$  次使用通信规则进行一次信息交流, 将基础膜中的第  $r(r = 1, 2)$  个目标当前的全局最优位置  $g_r^{t+1}$  与表层膜中单目标最优位置记忆集合中的  $b_r^{t+1}$  比较, 把较优秀的位置选出去更新表层膜的单目标最优位置记忆集合和基础膜的单目标全局最优位置, 并把基础膜中2个单目标当前的全局最优位置信息送出到表层膜的非支配精英位置集合; 若否, 则直接到步骤8.

**步骤8** 对非支配精英位置集中的位置进行非支配位置排序和拥挤度计算, 并对非支配位置排序等级相同的位置进行拥挤度由大到小进行排序, 从中选择最优秀的前  $h_e$  个位置作为新的非支配精英位置集.

**步骤9** 如果演进没有终止(由预先设定的最大迭代次数决定), 设迭代次数加1, 即  $t = t + 1$ , 返回步骤5; 否则, 从表层膜内的非支配精英位置集中选择非支配解等级为1的解作为最终的 Pareto 前端解集并输出, 把基础膜中至今所搜索到的各单目标最优位置传输到表层膜, 更新单目标最优位置集合后, 从表层膜输出各单目标最优解, 算法终止.

### 4 仿真实验与结果分析

认知无线电频谱分配模型中的  $B, L$  和  $C$  矩阵使用文献 [12] 附录提供的伪码产生. 在仿真过程中, 遗传算法 (genetic algorithm, GA)、量子遗传算法 (quantum genetic algorithm, QGA) 和粒子群优化 (PSO) 的参数设置参考文献 [16, 18]. 敏感图论着色 (color sensitive graph coloring, CSGC) 的标号方法为非合作式标号的方式, 其仿真参数设置参考文献 [12].

对于 MQBCO, 在仿真过程中, 每个膜所含蜜蜂数为20, 参数设置如下: 基础膜  $e_1 = 0.06, e_2 = 0.03, e_3 = 0.06, e_4 = 0.03, e_5 = 0.01, c_1 = c_2 = 0$ ; 表层膜  $e_1 = 0.06, e_2 = 0.03, e_3 = 0.06, e_4 = 0.03, e_5 = 0.01, c_1 = c_2 = 1/D; N_g = 10$ . 表层膜的非支配精英位置集所含最大精英解个数为  $h_e = 20$ . GA, QGA 和 PSO 中的个体数都设为20. 所有智能算法终止迭代次数设为1000.

### 4.1 多目标频谱分配的仿真实验

设置授权用户数目为20, 认知用户和可用频道数目均为10, 表层膜输出 Pareto 前端解, 仿真结果如图2和图3所示. CSGC-MSR 和 PSO-MSR 分别代表使用 CSGC 和 PSO 对最大和网络效益 (MSR) 目标函数进行单目标求解, 图2的公平性使用最大比例公平性 (MPF) 目标函数, CSGC-MPF 和 PSO-MPF 分别代表使用 CSGC 和 PSO 对单目标 MPF 求解, 图3的公平性使用最大贫困用户网络效益 (MMR) 目标函数, CSGC-MMR 和 PSO-MMR 分别代表使用 CSGC 和 PSO 对单目标 MMR 求解. 在图2和图3的仿真过程中, 使用相同的  $B, L$  和  $C$  矩阵. 由图2可知, MQBCO 的 Pareto 前端解中有1个解同时支配 CSGC-MPF 和 PSO-MPF, 有1个非支配解同时支配 CSGC-MSR 和 PSO-MSR. 由图3可知, MQBCO 的 Pareto 前端解中有3个非支配解同时支配 CSGC-MMR 和 PSO-MMR, 有1个非支配解同时支配 CSGC-MSR 和 PSO-MSR. MQBCO 的非支配解集中的解可支配 PSO 和 CSGC 单目标优化算法求出的解, 非支配解在任何权重要求下都会优于可支配解.

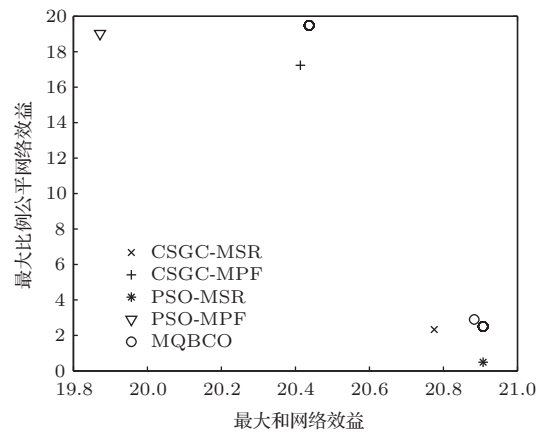


图2  $N = M = 10$  时目标 MSR 和 MPF 的仿真结果

设置授权用户数目为20, 认知用户数目为10, 可用频道数目为20, 仿真结果如图4和图5所示, 仿真过程中使用相同的  $B, L$  和  $C$  矩阵. 由图4可知, MQBCO 的 Pareto 前端解中有1个解同时支配 CSGC-MPF 和 PSO-MPF, 有1个解同时支配 CSGC-MSR 和 PSO-MSR. 由图5可知, MQBCO 的 Pareto 前端解中有9个解同时支配 CSGC-MMR 和 PSO-MMR, 有1个解同时支配 CSGC-MSR 和 PSO-MSR. 从仿真结果可以看出, 所提 MQBCO 在考虑两个目标的情况下所得的 Pareto 前端解中,

就某一单目标而言,存在着比其他算法所获得单目标最优解更优秀的解,且能兼顾另一目标要求.在实际应用中,可根据具体需求在Pareto前端中选择合适的解,从而使得频谱分配过程更加公平有效.

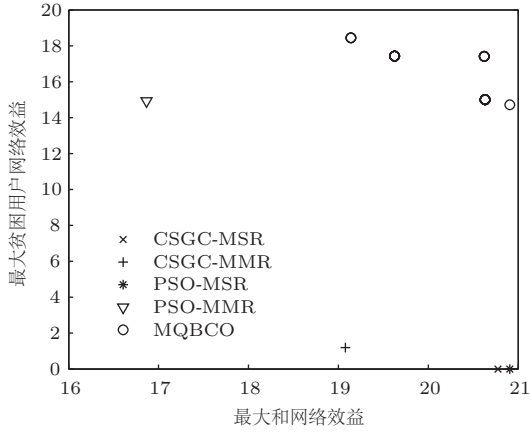


图3  $N = M = 10$  时目标 MSR 和 MMR 的仿真结果

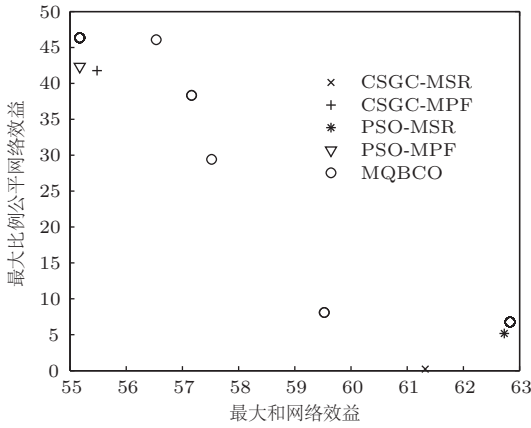


图4  $N = 10, M = 20$  时目标 MSR 和 MPF 的仿真结果

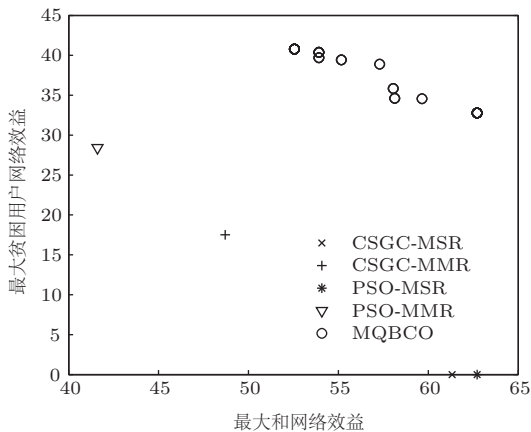


图5  $N = 10, M = 20$  时目标 MSR 和 MMR 的仿真结果

#### 4.2 单目标频谱分配的仿真实验

在对单目标频谱分配仿真时,实验结果为200次仿真结果的平均值.设置频谱池中可用频道的

数目为13,授权用户的数目为13,认知用户的数目为13,则两种网络效益函数的平均值与迭代次数关系曲线如图6和图7.从图6和图7可以看出,与遗传算法、量子遗传算法和粒子群算法相比较,MQBCO具有更快的收敛速度和更好的全局收敛性,收敛精度相对于CSGC高出很多.

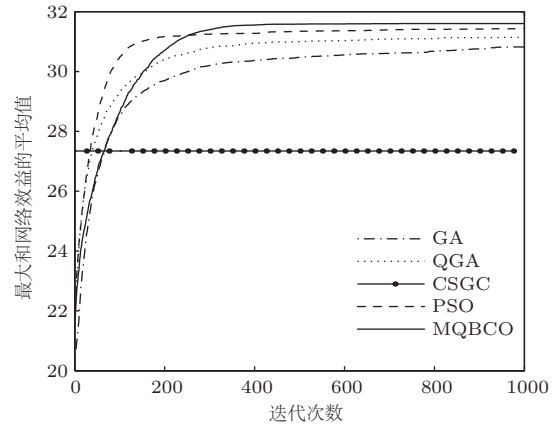


图6 最大和网络效益和迭代次数关系

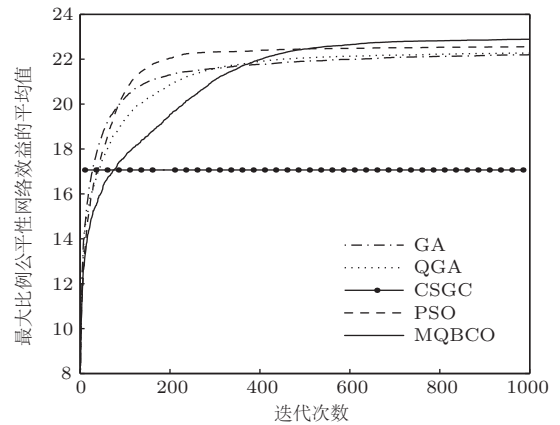


图7 最大比例公平网络效益和迭代次数关系

设置频谱池中的频谱数目和授权用户都为13,随着认知用户数目增加,研究最大和网络效益的变化情况的仿真结果如表1,最大比例公平网络效益随认知用户数的变化情况见表2.随着认知用户数目的增多,用户之间的竞争变得激烈,相邻用户之间产生的干扰也更多,所以用户获得的平均网络效益随认知用户的增多而逐渐减小.可从表1和表2看出,在最大和网络效益和最大比例公平网络效益作为优化目标的情况下,提出的MQBCO频谱分配算法的性能都优于其他3种智能频谱分配算法和敏感图论着色方法.而且使用所提方法1次仿真可同时求解出2个单目标网络效益函数的最优解,而其他方法1次仿真仅可求解出1个网络效益函数的近似最优解.



表1 5种算法的最大和网络效益比较

算法	认知用户数目					
	10	12	14	16	18	20
CSGC	36.806	30.870	27.498	25.280	22.904	20.772
GA	38.505	33.834	28.210	26.091	24.530	21.744
QGA	38.761	34.134	28.514	26.286	24.656	21.817
PSO	41.153	35.695	32.455	29.302	26.633	24.708
MQBCO	41.279	35.842	32.576	29.522	26.784	24.847

表2 5种算法的最大比例公平网络效益比较

算法	认知用户数目					
	10	12	14	16	18	20
CSGC	24.548	19.266	12.839	8.8101	5.8347	4.3041
GA	27.976	24.094	20.837	17.530	15.379	14.248
QGA	28.110	24.281	20.764	17.420	15.217	13.871
PSO	28.275	24.519	21.045	17.782	15.662	14.397
MQBCO	28.759	24.942	21.475	17.904	15.801	14.488

## 5 结 论

在认知无线网络中, 如何对空闲频谱进行有效的多目标分配是解决无线频谱资源紧缺的一个关键问题, 本文提出了一种解决认知无线电多目标频谱分配问题的离散多目标优化新算法——膜量子蜂群优化, 该算法使用简化的模拟量子旋转门和量子非门等操作对蜜蜂的量子位置进行演化, 结合非支配解排序, 增强了蜂群算法求解优化问题的开发和探索能力. 根据演化求解多目标频谱分配问题得到 Pareto 前端解集, 可应用在现有智能频谱分配方法所不能应用的多目标需求环境, 有更广泛的应用环境.

所提的膜量子蜂群频谱分配算法可以有效求解单目标频谱分配问题, 有更好的全局收敛性能, 相对于 CSGC 算法和其他经典演化算法, 如遗传算法、粒子群算法和量子遗传算法等, 能获得更高的网络效益和公平性, 可满足高性能应用需求. 所提 MQBCO 算法与经典的离散优化算法相比有更好的全局收敛性, 说明膜量子蜂群优化有较好的通用性, 易于移植到其他工程优化问题.

## 参考文献

- [1] Chai Z Y, Chen L, Zhu S F 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 058801 (in Chinese) [柴争义, 陈亮, 朱思峰 2012 物理学报 **61** 058801]
- [2] Zheng S L, Yang X N 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 148402 (in Chinese) [郑仕链, 杨小牛 2012 物理学报 **61** 148402]
- [3] Zhao Z J, Xu S Y, Zheng S L, Yang X N 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 5118 (in Chinese) [赵知劲, 徐世宇, 郑仕链, 杨小牛 2009 物理学报 **58** 5118]
- [4] Haykin S 2005 *IEEE J. Select. Areas Commun.* **23** 201
- [5] Liu Y, Peng Q C, Shao H Z, Peng Q H, Wang L 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 078406 (in Chinese) [刘允, 彭启琮, 邵怀宗, 彭启航, 王玲 2013 物理学报 **62** 078406]
- [6] Tang J, Misra S, Xue G 2008 *Computer Networks* **52** 2148
- [7] Chai Z Y, Zheng L P, Zhu S F 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 118801 (in Chinese) [柴争义, 郑丽萍, 朱思峰 2012 物理学报 **61** 118801]
- [8] Wang Z, Li Y M, Chen B, Zhou T 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 128802 (in Chinese) [汪照, 李有明, 陈斌, 邹婷 2013 物理学报 **62** 128802]
- [9] Zu Y X, Zhou J 2012 *Chin. Phys. B* **21** 019501
- [10] Zu Y X, Zhou J, Zeng C C 2010 *Chin. Phys. B* **19** 119501
- [11] Zheng H, Peng C 2005 *Proc. IEEE International Conference on Communications (ICC)* **5** 3132
- [12] Peng C, Zheng H, Zhao B Y 2006 *ACM Mobile Networks and Applications* **11** 555
- [13] Clancy T C 2009 *Annales des Telecommunications Annals of Telecommunications* **64** 573

- [14] Huang J, Berry R A, Honig M L 2006 *ACM Mobile Networks and Applications* **11** 405
- [15] Niyato D, Hossain E 2008 *IEEE Trans. Wireless Commun.* **7** 2651
- [16] Zhao Z J, Peng Z, Zheng S L, Shang J N 2009 *IEEE Trans. Wireless Commun.* **8** 4421
- [17] Thilakawardana D, Moessner K 2008 *IET Commun.* **2** 827
- [18] Zhao Z J, 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]
- [19] Chai Z Y, Liu F, Zhu S F 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 068803 (in Chinese) [柴争义, 刘芳, 朱思峰 2011 物理学报 **60** 068803]
- [20] Srinivas N, Kalyanmoy D 1994 *Evolut. Comput.* **2** 221
- [21] Deb K, Pratap A, Agarwal S, Meyarivan T 2002 *IEEE Trans. Evolut. Comput.* **6** 182
- [22] Gao H Y, Cao J L, Diao M 2013 *Int. J. Comput Appl. Technol.* **46** 244
- [23] Păun G, Rozenberg G 2002 *Theor. Comput. Sci.* **287** 73
- [24] Păun G 2000 *J. Comput. Syst. Sci.* **61** 108

## Membrane-inspired quantum bee colony algorithm for multiobjective spectrum allocation\*

Gao Hong-Yuan<sup>†</sup> Li Chen-Wan

(College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

( Received 2 January 2014; revised manuscript received 4 March 2014 )

### Abstract

In order to solve the problem of the multi-objective spectrum allocation on the joint optimization of maximal network utility and fairness of users in cognitive radio network, based on quantum bee colony theory and membrane computing, a novel multi-objective discrete combinatorial optimization algorithm, named membrane-inspired quantum bee optimization, is proposed. The global optimal solution of single objective can be searched in the elementary membranes, and Pareto front solutions which take account of network utility and fairness, can be obtained from skin membrane with the proposed method. The multi-objective optimization algorithm, which can solve both single objective and multi-objective optimization problems at the same time, is designed by the communication rules between membranes, the cooperative evolution of foraging behavior based on quantum state, and non-dominated sorting. Compared with classical color-sensitive graph coloring algorithm, genetic algorithm, quantum genetic algorithm, and particle swarm optimization under different objective functions, the proposed spectrum allocation method can search the global optimal solution of single objective as shown by the simulation results, and it is superior to classical spectrum allocation algorithms and existing intelligence spectrum allocation methods. The optimal Pareto front solutions of multi-objective spectrum allocation are also obtained.

**Keywords:** cognitive radio, multi-objective spectrum allocation, quantum bee colony optimization, membrane computing

**PACS:** 88.80.ht, 64.60.aq

**DOI:** 10.7498/aps.63.128802

\* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 61102106, 61102105), the China Postdoctoral Science Foundation (Grant No. 2013M530148), the Fundamental Research Fund for the Central Universities, China (Grant No. HEUCF140809), and the Heilongjiang Postdoctoral Fund, China (Grant No. LBH-Z13054).

† Corresponding author. E-mail: [gaohongyuan@hrbeu.edu.cn](mailto:gaohongyuan@hrbeu.edu.cn)