

## 多态蚁群算法的认知无线电频谱分配

张婧怡<sup>1</sup>, 向新<sup>1</sup>, 王锋<sup>1</sup>, 孙晔<sup>1</sup>, 鲁阳<sup>1</sup>, 李斌<sup>2</sup>

(1.空军工程大学航空航天工程学院,西安,710038;2.95952部队,甘肃酒泉,735018)

**摘要** 针对传统蚁群算法在认知无线电频谱分配中搜索时间长、信息素更新效率低等问题,提出了一种新的多态蚁群算法的认知无线电频谱分配方案。改变了传统蚁群算法单一信息素的调控机制,引入侦察蚁并给效益值较高的路径标记信息;以效益值为标准设置多态蚁群的各项指标;利用多态规则进行路径选点并更新信息素;最后与传统蚁群算法就最大平均网络效益和最大比例公平网络效益进行仿真对比。实验结果表明了多态蚁群算法的高效性和优越性。

**关键词** 认知无线电;频谱分配;多态蚁群算法;信息素更新

**DOI** 10.3969/j.issn.1009-3516.2016.02.012

**中图分类号** TN92 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2016)02-0058-06

### Spectrum Allocation Based on Polymorphic Ant Colony Algorithm

ZHANG Jingyi<sup>1</sup>, XIANG Xin<sup>1</sup>, WANG Feng<sup>1</sup>, SUN Ye<sup>1</sup>, LU Yang<sup>1</sup>, LI Bin<sup>2</sup>

(1.Aeronautics and Astronautics Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China;  
2.Unit 95985, Jiuquan 735018, Ganshu, China)

**Abstract:** Aimed at the problems that spectrum allocation based on traditional ant colony algorithm in cognitive radio is long in search time and is low in efficiency on pheromone update, a new cognitive radio allocation scheme based on polymorphic ant colony algorithm is proposed in this paper. The scheme changes the regulation mechanism of the single pheromone in the traditional ant colony algorithm, introduces scouts to the algorithm, and marks information in higher benefit value path. And the scheme takes benefit value as a standard to set the index of polymorphic ant colony algorithm. In addition, the polymorphism rule is applied in path selecting and pheromone updating. Finally, Polymorphic Ant Colony Algorithm (PACA) is compared with traditional Ant Colony Algorithm (ACA) on Max-Sum-Reward and Max-Proportional-Fair. The experiment results show that the proposed spectrum allocation algorithm has a high efficiency and superiority.

**Key words:** cognitive radio; spectrum allocation; polymorphic ant colony algorithm; pheromone update

随着近年来无线通信技术的迅猛发展,频谱资源利用率低下的问题越来越被人们所关注<sup>[1]</sup>,传统的低效率的固定频谱分配方法是导致频谱资源短缺的重要原因,因此一种新型分配机制——认知无线电(Cognitive Radio, CR)应运而生<sup>[2]</sup>。该系统能够

自主地探测环境中的关键信息,最大限度的实现对频谱资源的有效利用,从而完成高质量通信。在认知无线电出现后,频谱分配要求具有实时动态调整的能力,目的是允许认知用户(Second Users, SU)使用当前主用户(Primary Users, PU)未使用的频

收稿日期:2015-04-10

基金项目:陕西省自然科学基金(2014JM2-6106)

作者简介:张婧怡(1991-),女,山西运城人,硕士,主要从事认知无线电研究.E-mail: zhangjy\_1991@163.com

引用格式:张婧怡,向新,王锋,等.多态蚁群算法的认知无线电频谱分配[J].空军工程大学学报:自然科学版,2016,17(2):58-63. ZHANG Jingyi, XIANG Xin, WANG Feng, et al. Spectrum Allocation Based on Polymorphic Ant Colony Algorithm[J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2016, 17(2): 58-63.

谱,从而提高频谱利用率<sup>[3]</sup>。目前已有部分研究针对认知无线电频谱分配展开讨论<sup>[4]</sup>,认知无线电系统频谱分配的模型可归结为 2 种,分别是基于干扰的和基于公平的频谱分配。前者包括图论着色模型<sup>[5]</sup>和干扰温度模型<sup>[6]</sup>,后者包括博弈论模型<sup>[7]</sup>和拍卖模型<sup>[1]</sup>。文中选择图论着色模型进行研究,基于图论的模型中规定了可用矩阵、效益矩阵、干扰矩阵和分配矩阵 4 个基本矩阵。它考虑了对 PU 的干扰以及 SU 的可用频谱的空时差异性。

近些年来,用来求解复杂优化问题的其他仿生优化算法相继出现,如蚁群算法<sup>[8]</sup>、遗传算法、人工鱼群算法和人工免疫算法等,为组合优化问题提供了多样的切实可行的方案。文献[5]中在遗传算法基础上作出改进,引入自适应小生境技术,用来解决频谱分配易陷入局部最优解的问题;文献[9]将离散人工蜂群算法引入到频谱分配中,与可用矩阵相结合产生分配矩阵,并对目标函数进行优化,同样解决了频谱分配易陷入局部最优解的问题。但认知无线电频谱分配的过程中,不仅要注重目标函数的优化,对于收敛速度,算法效率也同样值得研究。

针对上述问题,本文采用了一种新的多态蚁群算法(Polymorphic Ant Colony Algorithm, PAC-A)<sup>[10]</sup>来解决频谱分配的问题。传统蚁群算法的单种蚁群、单种信息素使所有的蚂蚁完成同一项任务,没有提取到蚂蚁这个具有强大组织和分工能力群体的特点。多态蚁群算法引入了多种蚁群,每种蚁群又都有各自不同的信息素调控机制,在蚂蚁的搜索过程中,分工合作无疑会提高算法的效率,加快收敛速度;将算法应用于频谱分配中时,将多态蚁群的各项指标全部设置成以效益值为标准;最后与传统的蚁群算法在不同网络效益函数下的性能相比较。证明了本文算法的可行性和高效性。

## 1 认知无线电频谱分配模型

### 1.1 频谱分配介绍

认知无线网络中包括 PU 和 SU。PU 表示按照相关政策专门分配给授权频段的用户,具有第一优先权;SU 表示未授权频段的用户,但在感知到有空闲频段时,在保证不对 PU 产生干扰或降低到系统所允许的范围内的前提下,可伺机接入此频段。这种动态的频谱分配方法<sup>[6]</sup>可以有效地提高频谱利用率。

### 1.2 频谱分配模型

基于图论的模型<sup>[11]</sup>根据网络拓扑结构中的 PU 接入位置以及 SU 接入的约束条件,设定了 4 个基

本矩阵:可用矩阵  $\mathbf{L}$ 、干扰矩阵  $\mathbf{C}$ 、效益矩阵  $\mathbf{B}$  和分配矩阵  $\mathbf{A}$ <sup>[12]</sup>。设定 SU 用户数为  $N$ (编号  $1 \sim n$ )、信道数为  $M$ (编号  $1 \sim m$ )且认知无线电系统进行频谱分配的时间相对于环境变化时间来说很短,因此假设各矩阵在分配周期内保持不变:

频谱矩阵  $\mathbf{L} = \{l_{n,m} | l_{n,m} \in \{0,1\}\}_{N \times M}$ ,是认知系统能够使用的频谱集合。

干扰矩阵  $\mathbf{C} = \{c_{n,k,m} | c_{n,k,m} \in \{0,1\}\}_{N \times N \times M}$ ,是表示 SU 用户  $n$  和  $k$  使用频道  $m$  时所产生的干扰矩阵。

效益矩阵  $\mathbf{B} = \{b_{n,m}\}_{N \times M}$ ,是表示 SU 用户  $n$  使用频道  $m$  所获得的传输效益。在这里效益  $b_{n,m}$  正比于 SU 用户的通信覆盖面积。

无干扰分配矩阵  $\mathbf{A} = \{a_{n,m} | a_{n,m} \in \{0,1\}\}_{N \times M}$ ,是表示系统中各 SU 的频谱分配情况。必须满足如下约束条件:

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

若给定了无干扰分配矩阵  $\mathbf{A}$ ,可得出用户  $n$  在分配中所获得的总效益  $R$  为:

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

文中定义所有可行频谱分配方法集合为  $\Delta(\mathbf{L}, \mathbf{C})_{N \times M}$ 。认知无线电频谱分配的目的就是从  $\Delta(\mathbf{L}, \mathbf{C})_{N \times M}$  中找到能够使网络效益函数  $F(R)$  达到最大值的频谱分配方法,也就是得到最优的无干扰分配矩阵  $\mathbf{A}^*$ 。

$$\mathbf{A}^* = \arg \max_{\mathbf{A} \in \Delta(\mathbf{L}, \mathbf{C})_{N \times M}} F(R) \quad (3)$$

网络效益函数  $F(R)$  根据频谱分配的要求不同可以分为多种,本文着重考虑 2 种:

1) 平均最大网络效益 (Max-Sum-Reward, MSR)

$$F_{\text{MSR}}(R) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M a_{n,m} b_{n,m} \quad (4)$$

这是一种不考虑认知用户之间的公平性,仅以最大化效益为目标的情况。在具体的问题中,为了便于比较,一般是通过平均效益进行衡量的。

2) 最大比例公平网络效益 (Max-Proportional-Fair, MPF)

$$F_{\text{MPF}}(R) = \left( \prod_{n=1}^N \sum_{m=1}^M a_{n,m} b_{n,m} + e^{-4} \right)^{\frac{1}{N}} \quad (5)$$

式中:  $e^{-4}$  为用户的初始网络效益。该函数可以使每个用户分配所获得效益尽可能平均。这是从统计理论角度来比较认知用户使用信道的效益的。在考虑公平性的同时,总会对整个网络的总体效益做出一定的牺牲。

## 2 多态蚁群算法

### 2.1 蚁群算法(ACA)

ACA是一种具有正反馈、自组织和分布式计算特点的仿生优化算法<sup>[13]</sup>。传统的蚁群算法大致可以分为4个步骤:

设置初始值、路径构建、信息素蒸发与信息素释放。设置初始值是对蚂蚁搜索环境的设定;

路径构建指在每一步中,蚂蚁 $k$ 按照一个称为随机比例规则的概率,来决定下一步将移向哪个节点,这个转移概率主要由之前蚂蚁在路径上释放信息素的大小 $\tau_{ij}$ 和启发式信息 $\eta_{ij}$ 决定;

信息素蒸发指当所有蚂蚁都构建好路径后,所有边上的信息素都会减少一个常量因子的大小, $\tau_{ij} \leftarrow (1-\rho)\tau_{ij}$ ,其中 $\rho \in (0,1)$ 是信息素的蒸发系数,目的是为了避免信息素的无限累积,还可使算法忘记之前所选用的较差的路径;

信息素的蒸发步骤之后,所有蚂蚁都在他们经过的边上释放信息素:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t)$$

$$\Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t) \quad (6)$$

式中: $\Delta\tau_{ij}^k$ 是第 $k$ 只蚂蚁向它经过的边释放的信息素量。

### 2.2 多态蚁群算法(PACA)

PACA将蚂蚁定义为3种:侦察蚁、搜索蚁和工蚁。侦察蚁是以每个点为中心对周围节点做局部侦察,并按一种规则来释放一种叫侦察素的物质,以便给搜索蚁在到达该节点选择下一节点时提供辅助信息;搜索蚁同传统的蚁群一样给走过的路径释放信息素,不同的是要按照侦察蚁标记的侦察素和原来留下的信息素选择下一条路径,直到找到最佳路径为止。工蚁起到一个搬运工的作用,因此不做讨论。

#### 2.2.1 侦察蚁的侦察行为

通常假设侦察蚁的数量等同于节点数的数量,令每个侦察蚁分别放置在对应的节点上,每个侦察蚁以所在节点为中心,侦察其他所有节点,并对其按规则进行标记。

这里首先要明确一个概念 MAXPC, MAXPC的形成是一个逆向思维的过程。假设蚂蚁已经走出了一条最优路径,以 $C_i$ 为中心节点,对其进行画圆,半径从小到大增加直到取得最优路径上与 $C_i$ 邻近的最短距离, $PC_i$ 为圆内的节点数,MAXPC为所有节点的 $PC_i$ 中最大的节点个数,见图1。

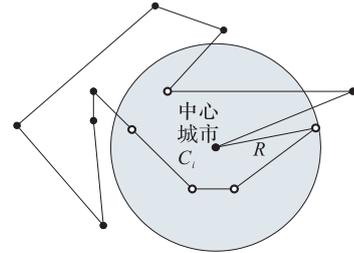


图1 MAXPC的形成过程

Fig.1 The forming process of MAXPC

在频谱分配的应用中要注意,此时的中心节点 $C_i$ 和待选择的节点不是所有节点,而是矩阵 $L$ 中所有的可用节点,假设矩阵 $L$ 中所有的可用节点数为 $\omega$ ,则侦察蚁的个数也为 $\omega$ 。

在算法设计中,将逆向思维转向正向思维,在实验中借鉴了文献[14]的结论,假设MAXPC为已知,求最优路径。侦察蚁在侦察其他个 $\omega-1$ 个节点后,构成侦察素 $s[ij][i'j']$ ( $i, j=0,1,2,\dots,\omega-1$ ;  $i', j'=0,1,2,\dots,\omega-1$ ;  $i \neq j$ ;  $i' \neq j'$ ),标记在从节点 $(i, j)$ 到另一个节点 $(i', j')$ 的路径上。在频谱分配的应用中,节点 $(i, j)$ 代表了信道 $j$ 分配给了用户 $i$ 。选择其中的节点不是单纯的以距离长短来判断,而是以矩阵 $B$ 中的效益值决定,即选取效益最好的几个节点标记侦察素:

$$s[ij][i'j'] = \begin{cases} \frac{B_{i,j}(i',j')}{\tilde{B}_{i,l}(i,l)}, & (i',j') \in \text{MAXPC} \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (7)$$

式中: $B_{i,j}(i',j')$ 表示节点 $(i',j')$ 的效益,即用户 $i'$ 分配给信道 $j'$ 所获得的效益; $\tilde{B}_{i,l}(i,l)$ 表示次用户 $i'$ 使用其他所有信道中获得的最小的效益值。公式(7)表示只有当节点 $(i',j')$ 在MAXPC中时,才对其路径进行侦察素的标记。全部侦察蚁在完成各自的节点侦查并标记后,侦察行为结束。

#### 2.2.2 搜索蚁的搜索行为

在侦察蚁结束侦察后,搜索蚁开始了对路径的探索,同传统蚁群原理相同,也是通过每条路径上的遗留信息来选择下一步,并且给走完的路径释放信息素供后面的搜索蚁参考,这时的路径遗留信息是由侦察蚁标记的侦察素和之前搜索蚁释放的信息素决定的,因此初始时刻各条路径的信息量表示为:

$$\tau_{ij,i'j'}(0) = \begin{cases} c \cdot s[ij][i'j'], & \text{if } s[ij][i'j'] \neq 0 \\ c \cdot \frac{B_{i,j}(i',j')}{\tilde{B}_{i,l}(i,l)}, & \text{else} \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\tilde{B}_{i,l}(i,l)$ 表示次用户 $i'$ 使用其他所有信道中获得的最大的效益值, $c$ 代表初始时刻各条路径的信息量权值。表示了搜索蚁在出发之前,已经对可

能的最优解有所偏向,如此便可以大大减少搜索规模,提升搜索效率。

其次,侦察素还可为搜索蚁在进行状态转移概率计算提供辅助。在频谱分配中,搜索蚁  $x$  的状态转移概率  $p_q^x(e)$  由过去留下的信息素的大小  $\tau_q(e)$  和用户接入此信道获得的效益  $b_q(e)$  来决定,  $\alpha$ 、 $\beta$  相应地表征信息素和启发式信息的重要程度,在这里启发式信息即为信道效益,其中  $q = (i, j)$ ,  $e = (i', j')$ ,  $g = (i', l')$ ; tabu 为禁忌表,即蚂蚁不可选择的路径节点。

$$p_q^x(e) = \begin{cases} \frac{[\tau_q(e)]^\alpha [b_q(e)]^\beta}{\sum_{g \in \text{tabu}_k} [\tau_q(g)]^\alpha [b_q(g)]^\beta}, & e \notin \text{tabu}_k \text{ and } [q][e] \neq 0 \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (9)$$

当所有搜索蚁完成一次迭代后,需要进行信息素更新:

$$\tau_{ij,ij'}(t+1) = \begin{cases} \rho\tau_{ij,ij'}(t) + (1-\rho)\Delta\tau_{ij,ij'}, & \text{if } s[ij][ij'] \neq 0 \\ \rho\tau_{ij,ij'}(t), & \text{else} \end{cases}$$

$$\Delta\tau_{ij,ij'} = \sum_{k=1}^n \Delta\tau_{ij,ij'}^k \quad (10)$$

$$\Delta\tau_{ij,ij'}^k = \begin{cases} Q \frac{B_{i,j}(i',j')}{B_{i,l}(i',l')}, & \text{if } s[ij][ij'] \neq 0 \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$

式中:  $\Delta\tau_{ij,ij'}$  表示本次循环所有蚂蚁释放的信息素;  $\Delta\tau_{ij,ij'}^k$  表示第  $k$  只蚂蚁在本次循环中释放的信息素;  $Q$  表示信息素强度,在这里表示矩阵  $B$  中所有元素和。式(10)中只有当节点  $(i', j')$  在 MAXPC 中时,才对其释放信息素,这也是不同于传统蚁群算法给每条路径都释放信息素的地方,显然,多态蚁群算法可以加快运算速度。

### 3 基于多态蚁群算法的认知无线电频谱分配

#### 3.1 场景设置

设定蚂蚁访问的为一个  $N \times M$  的点阵空间,其中有  $M$  个可用信道供 PU 选择接入,且每个 PU 都有固定的保护范围  $dp$ ,当 PU 接入信道后,  $N$  个待分配信道的 SU 准备接入,每个 SU 的干扰范围  $ds$ 。

#### 3.2 算法步骤

假设将蚂蚁寻找最优路径的过程看作一个频谱分配过程,即蚂蚁走到点  $(n, m)$  时就将信道  $m$  分配给 SU 用户  $n$ 。蚂蚁在各个节点留下的侦察素或信息素信息是由该节点分配可用信道产生的信道效

益决定的。设蚂蚁数为  $X$  (编号  $1 \sim x$ ),算法的迭代次数为  $\epsilon$ ,信息素强度为  $Q$ ,本文频谱分配算法的步骤框图见图 2。

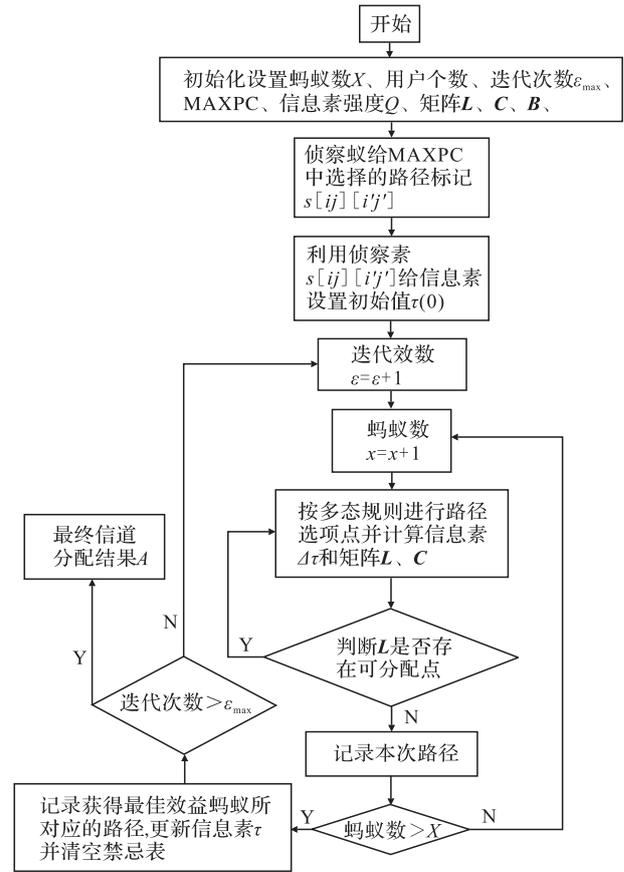


图 2 算法流程图

Fig.2 Flow chart of algorithm

### 3.2 适用范围

本文基于图论模型对 SU 用户进行频谱分配,使用 overlay 频谱分配方式。SU 在 PU 不使用某段频谱时接入认知无线网络,由于算法中加入的侦察蚁是以每个点为中心对周围节点做局部侦察,因此此算法不适合分配给数量很大的信道,这样反而会拖延时间,造成算法的效率降低。

## 4 实验仿真及结果分析

为了评估 PACA 算法的性能,本文以最大平均网络效益和最大比例公平网络效益为评价指标,与 ACA 算法进行比较。

#### 4.1 场景及参数设定

首先设定 10 个 PU 随机分布在一个  $10 \times 10$  的区域中,其中有 10 个可用信道供 PU 选择接入,且每个 PU 都有固定的保护范围  $(dp=2)$ ,当 PU 接入信道后,10 个待分配信道的 SU 准备接入,每个 SU 的干扰范围  $ds$  为  $[2, 4]$ 。

由以上仿真场景可计算出可用矩阵  $L$ 、干扰矩

阵  $C$  和效益矩阵  $B$ 。设定搜索蚁只数  $X = 20$ , 算法迭代次数为  $\epsilon_{\max} = 100$ , 信息素挥发因子  $\rho = 0.1$ , 信息素指数  $\alpha = 1$ , 启发式信息指数  $\beta = 3$ ,  $MAXPC = 20$ , 初始信息量  $c = 5$ , 信息素强度  $Q = 2$ 。仿真进行 50 次独立实验并记录结果, 且每次实验时的矩阵  $L$ 、 $B$  和矩阵  $C$  都是随机生成的。

#### 4.2 基于平均最大网络效益(MSR)的性能仿真

将 PACA 与 ACA 算法对平均最大网络效益的性能进行比较。进行 50 次的仿真实验, 实验结果见图 3。

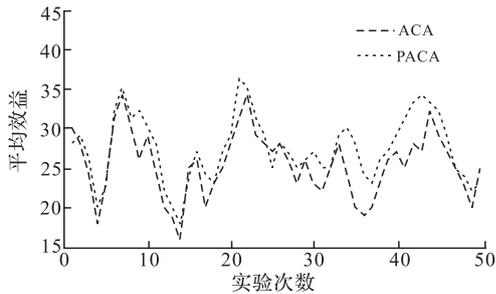


图 3 MSR 性能比较图

Fig.3 Comparison of MSR performance

由图 4 可以看出, 采用 PACA 算法进行频谱分配获得的 MSR 略优于 ACA 算法。这是因为 PACA 算法在侦察素的标记和信息素的释放上主要是由效益矩阵  $B$  决定的, 在设置侦察素时也考虑到陷入局部最优的问题, 因此将 2 个不同效益之比作为每条路径的信息量初始值, 保证了算法的稳定性。图 3 主要展现出了 PACA 算法的有效性。

图 4 显示了平均网络效益与迭代次数的关系曲线, PACA 比 ACA 算法的收敛速度提升很多, 网络效益也有所提高。这是因为侦察素给了搜索蚁一定的辅助导向提示, 提高了实验效率, 加快了算法的收敛速度。图 4 主要展现出了 PACA 算法的高效性。

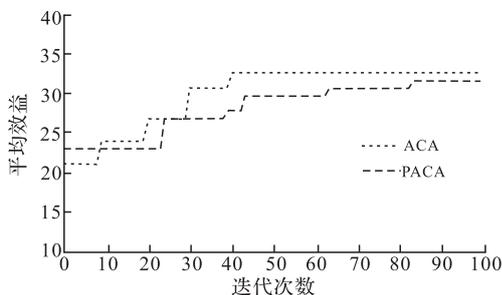


图 4 MSR 收敛性能比较

Fig.4 Comparison of MSR convergence performance

#### 4.3 最大比例公平网络效益(MPF)的性能仿真

将 PACA 与 ACA 算法对最大比例公平网络效益 MPF 的性能进行比较。同样进行 50 次的仿真实验, PACA 的 MPF 结果比 ACA 的效果更好, PACA 的频谱分配更加公平有效。虽然侦察蚁在

搜索蚁之前就已经给搜索蚁提供具有导向性的信息, 但侦察素是由效益大小决定的, 因此从频谱分配角度考虑是公平合理的。见图 5。

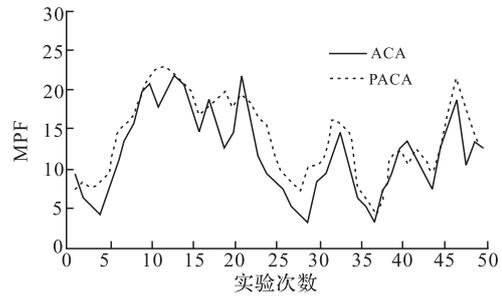


图 5 MPF 性能比较图

Fig.5 Comparison of MPF performance

PACA 与 ACA 算法就收敛速度相比较。同 MSR 的效果一样, 因为多种信息素体制的存在, ACA 收敛速度更快。结果见图 6。

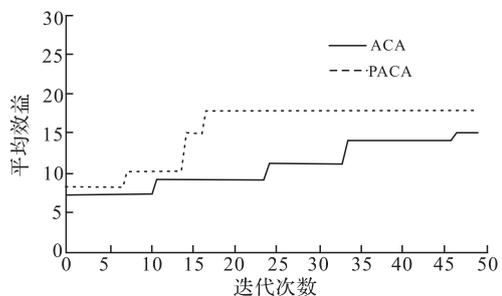


图 6 MPF 收敛性能比较

Fig.6 Comparison of MPF convergence performance

## 5 结论

本文改变了传统蚁群算法单一信息素的调控机制, 提出了一种新的多态蚁群算法的认知无线电频谱分配方案, 利用侦察蚁给效益值较高的路径标记侦察素, 并结合侦察素控制初始时刻各条路径的信息量, 从而给搜索蚁在游走之前提供更多的辅助提示; 在搜索蚁游走结束后, 只对当次游历效益最优路径上释放信息素。这些对于算法的高效性和优越性都作出巨大贡献。由实验结果可知, 以平均最大网络效益和最大比例公平网络效益 2 个目标函数来讨论, 多态蚁群算法在收敛速度方面大大优于传统的蚁群算法; 在函数的效益值方面也略优于传统的蚁群算法。因此, 在对收敛速度着重要求的情况下, 多态蚁群算法是具有实用性的。

#### 参考文献(References):

- [1] HOVEN N K. On The Feasibility of Cognitive Radio: Research Project[D]. Berkeley: University of California, 2005.
- [2] TRAGOS E Z, ZEADALLY S, FRAGKIADAKIS A

- G, et al. Spectrum Assignment in Cognitive Radio Networks; a Comprehensive Survey[J]. IEEE Communications Surveys and Tutorials, 2013, 15(3):1108-1135.
- [3] ANH H T, YING C L. Maximizing Spectrum Utilization of Cognitive Radio Networks Using Channel Allocation and Power Control[C]// Warsaw: 64th IEEE Vehicular Technology Conference, 2006, 33-38.
- [4] LIU Zhiyong, NASSER N, HASSANEIN H S. Heuristic Based Dynamic Spectrum Assignment in Cognitive Radio Network[C]// Vietnam: 2013 International Conference on Computing, Management and Telecommunications, 2013:105-110.
- [5] 郑志刚, 薛菲, 周井泉. 网络效益最大化的认知无线电频谱分配算法[J]. 计算机技术与发展, 2013, 23(8): 91-95.  
ZHENG Zhigang, XUE Fei, ZHOU Jingquan. Cognitive Radio Spectrum Assignment Algorithm With Network Benefit Maximization[J]. Computer Technology and Development, 2013, 23(8): 91-95. (in Chinese)
- [6] 席志红, 王晓光. 基于干扰温度模型的认知无线电动态功率分配算法[J]. 应用科技, 2010, 37(6): 13-15.  
XI Zhihong, WANG Xiaoguang. A Cognitive Radio Power Allocation Algorithm Based on The Interference Temperature Model[J]. Applied Science and Technology, 2010, 37(6): 13-15. (in Chinese)
- [7] 陆卫强, 郭晓川. 认知无线电频谱分配算法研究[J]. 电子测量技术, 2012, 35(2): 37-40.  
LU Weiqiang, GUO Xiaochuan. Spectrum Allocation Algorithm in Cognitive Radio Networks[J]. Electronic Measurement Technology, 2012, 35(2): 37-40. (in Chinese)
- [8] MAVROVOUNOTIS M, YANG Shengxiang, YAO Xin. Multi-colony Ant Algorithms for the Dynamic Travelling Salesman Problem [C]//Orlando: 2014 IEEE Symposium on Computational Intelligence in Dynamic and Uncertain Environments, 2014:9-16.
- [9] 李鑫滨, 刘磊, 马锴. 基于离散人工蜂群算法的认知无线电频谱分配[J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(10):2136-2141.  
LI Xinbin, LIU Lei, MA Kai. Cognitive Radio Spectrum Allocation Based on Discrete Artificial Bee Colony Algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2012, 34(10):2136-2141. (in Chinese)
- [10] WAN Yuwen, YOU Jinxin, GUO Fan, et al. Polymorphic Worms Signature Extraction Based-on Improved Ant Colony Algorithm[C]//Vancouver: 2014 9th International Conference on Computer Science & Education, 2014:723-727.
- [11] LI Jingwen, WANG Cong, WANG Zhiwen. On the Adjacent Vertex-distinguishing Equitable Edge Coloring of Graphs[J]. Acta Mathematicae Applicatae Sinica, 2013, 29(3):615-622.
- [12] GE Yang, SUN Jun, SHAO Shixiang, et al. An Improved Spectrum Allocation Algorithm Based on Proportional Fairness in Cognitive Radio Networks[C]// Nanjing: the 12th IEEE International Conference on Communication Technology, 2010:742-745.
- [13] 杨森, 安建平. 认知无线网络中一种基于蚁群优化的频谱分配算法[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(10): 2306-2311.  
YANG Miao, AN Jianping. An Ant Colony Optimization Algorithm for Spectrum Assignment in Cognitive Radio Networks[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2011, 33(10): 2306-2311. (in Chinese)
- [14] 全惠云, 文高进. 求解 TSP 的子空间遗传算法[J]. 数学理论与应用, 2002, 22(1):36-39.  
QUAN Huiyun, WEN Gaojin. Subspace Genetic Algorithm for TSP[J]. Mathematical Theory and Applications, 2002, 22(1):36-39. (in Chinese)

(编辑:姚树峰)