

引用格式:陈忠云,张达敏,辛梓芸. 共生时变二进制樽海鞘群算法的频谱分配优化[J]. 微电子学与计算机, 2020, 37(4): 43-48. [CHEN Z Y, ZHANG D M, XIN Z Y. Optimization of spectrum allocation for symbiotic and time-variable binary salp swarm algorithm [J]. Microeletronics & Computer, 2020, 37(4): 43-48.]

共生时变二进制樽海鞘群算法的频谱分配优化

陈忠云,张达敏,辛梓芸

(贵州大学 大数据与信息工程学院,贵州 贵阳 550025)

摘 要: 针对认知无线网络中频谱分配优化和寻优收敛精度等难题,在图论模型的基础上提出一种共生时变二进制樽海鞘群算法,并将其运用到认知无线电频谱分配中. 首先,在追随者位置更新中引入共生策略以增强开发能力;其次,在连续空间和离散空间转换过程中,引入时变函数对位置进行离散化;最后,采用改进的二进制樽海鞘群算法以最大化系统总效益和次用户公平性为目标与其它算法进行对比实验. 结果表明,改进的二进制樽海鞘群算法在应用实例中优于其它算法,且能够有效、稳定用于频谱分配优化.

关键词: 认知无线电;频谱分配;二进制樽海鞘群算法;共生策略;时变函数

中图分类号: TN 18

文献标识码: A

文章编号: 1000—7180(2020)04—0043—06

Optimization of spectrum allocation for symbiotic and time-variable binary salp swarm algorithm

CHEN Zhong-yun, ZHANG Da-min, XIN Zi-yun

(School of Big Date and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

Abstract: For the difficult problems of spectrum allocation optimization and optimal convergence accuracy in cognitive radio networks, a symbiotic time-varying binary salp swarm algorithm is proposed to basis of graph theory model and applied to the optimization of cognitive radio spectrum allocation. Firstly, a symbiotic strategy is introduced in the follower location to enhance development capabilities. Secondly, the time-variable function is introduced to disperse the position in the process of continuous space and discrete space conversion. Finally, the improved binary salp swarm algorithm and the other algorithm are compared with the goal of maximizing total system benefit and fairness of secondary user. The results show that the improved binary salp swarm algorithm is superior to other algorithms in the application and can be effectively and stably used for spectrum allocation optimization.

Key words: cognitive radio; spectrum allocation; binary salp swarm algorithm; symbiotic strategy; time-variable function

1 引言

研究表明,固定式的频谱分配已经造成了严重的频谱资源浪费,大部分授权频谱在绝大多数时间内处在空闲状态,利用率仅为 15%~35%^[1]. 为了解决这一问题,1999 年美国 J Mitola 博士提出了认知无线电(Cognitive Radio, CR)这一概念. 认知无线电允许无线通信系统对于周围环境进行感知,将授权用户未使用的频带空洞进行“二次利用”,能够适应环境变化并自动调节系统参数,更加灵活而高

解决这一问题,1999 年美国 J Mitola 博士提出了认知无线电(Cognitive Radio, CR)这一概念. 认知无线电允许无线通信系统对于周围环境进行感知,将授权用户未使用的频带空洞进行“二次利用”,能够适应环境变化并自动调节系统参数,更加灵活而高

效的方式进行频谱利用。

频谱分配优化一直作为研究热点,对于频谱的有效利用至关重要,研究人员提出了各种频谱分配模型,其中经典的分配方法有:图论着色模型^[2]、博弈论模型^[3]、干扰温度模型^[4]、议价机制模型^[5]等,频谱分配模型可以最大化系统效益,且很难准确地控制用户的公平。因此存在不能保证用户公平性和用户间的不公平竞争等缺陷。学者们运用不同的群智能算法来优化频谱分配,使得系统总效益和用户公平性得到更优解。如遗传算法 (Genetic Algorithm, GA)^[6]、粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimization, PSO)^[7]等智能优化算法都被用于认知无线电中频谱分配问题。上述大多数算法在求解问题的时候都出现早熟收敛、停滞和反复求解的缺点。为了克服这些问题并保持种群的多样性,在图论着色模型基础上,本文提出一种改进的二进制樽海鞘群算法 (Improved Binary Salp Swarm Algorithm, IBSSA) 来优化频谱分配。在标准樽海鞘群算法追随者位置中引入共生策略以增强算法开发能力,此外通过引入新的离散函数将樽海鞘个体位置二进位化,以此更好平衡算法探索能力和开发能力。

2 樽海鞘群算法

2.1 标准樽海鞘群算法

樽海鞘群算法^[8]是 Mirjalili 等人揭示的一种全新的智能优化算法,这种算法的思想出自于樽海鞘的聚集行为,即樽海鞘链。以水中的浮游植物(海藻等)为食,通过吸入喷出海水完成在水中的移动。在樽海鞘群算法中,樽海鞘链由两种类型的樽海鞘组成:领导者和追随者。领导者是位于樽海鞘链的最前面,而其它个体则为追随者的角色。

樽海鞘的种群行为与其它算法有所不同,它并不是以“群”分布,而是采用头尾连接的形式,组成“链”的形态,顺次跟随着移动。樽海鞘链中的领导者排在队伍的最前端,它对环境有着最优的判断,但与其它群智能算法不同的是,领导者不会直接影响整个种群的移动方向,而是直接影响紧接着的第二个樽海鞘个体的位置更新,第二个个体影响第三个个体,以此类推。因此,领导者的位置对其余樽海鞘位置影响程度会顺位递减,这使排在后面的个体有着更好的多样性。

在樽海鞘群算法中,定义每个樽海鞘个体的位置矢量 X 用于在 N 维空间中搜索,其中 N 是决策变量的数目。樽海鞘群算法中位置向量 X 将由维度为

d 的 N 个樽海鞘个体组成。因此,种群向量由 $N \times d$ 维矩阵构成,如下公式所示:

$$X = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_2^1 & \cdots & x_d^1 \\ x_1^2 & x_2^2 & \cdots & x_d^2 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ x_1^N & x_2^N & \cdots & x_d^N \end{bmatrix} \quad (1)$$

在樽海鞘群算法中,食物源的位置是所有樽海鞘个体的目标位置。因此,领导者的位置更新公式如下所示:

$$x_j^1 = \begin{cases} F_j + c_1((ub_j - lb_j)c_2 + lb_j) & c_3 \geq 0.5 \\ F_j - c_1((ub_j - lb_j)c_2 + lb_j) & c_3 < 0.5 \end{cases} \quad (2)$$

式中, x_j^1 为第一只樽海鞘(领导者)在第 j 维空间的位置; F_j 为食物源在第 j 维空间的位置; ub_j 为在第 j 维空间的上限; lb_j 为在第 j 维空间的下限; c_2 和 c_3 为区间 $[0, 1]$ 内产生的随机数。实际上,它们决定第 j 维空间的下一个位置应该是朝着正向或负向以及移动的长度。

由式(2)可知,领导者位置更新主要受到食物源位置影响。系数 c_1 是樽海鞘群算法中最重要的参数,可以使 SSA 的探索能力和开发能力处于平衡状态,其定义如下:

$$c_1 = 2e^{-(4t/T_{\max})^2} \quad (3)$$

式中, t 为当前迭代次数, $T_{\max}$ 为最大迭代次数。

在求解测试函数优化问题中,搜索范围变化大。为了使樽海鞘群算法前期搜索具有更好的全局性和随机性,本文选取多个领导者来进行更新,但领导者太多,算法随机性较强,这会导致算法稳定性降低,因此为了权衡算法的随机性和稳定性,本文选取一半的樽海鞘个体作为领导者。

为了更新追随者的位置,使用以下公式(牛顿运动定理):

$$x_j^i = \frac{1}{2}at^2 + v_0t \quad (4)$$

式中, $i \geq 2$; x_j^i 为第 i 只追随者在第 j 维空间的位置; t 为时间; v_0 为初速度; 加速度 $a = (v_{\text{final}} - v_0)/t$, 其中, $v_{\text{final}} = (x_j^{i-1} - x_j^i)/t$, x_j^{i-1} 为第 $i-1$ 只樽海鞘在第 j 维空间的位置。因为优化过程中时间就是迭代过程,迭代之间相差为 1, 所以 $t = 1$, 并且初速度 $v_0 = 0$, 式(4)可表示为:

$$x_j^i = \frac{1}{2}(x_j^i + x_j^{i-1}) \quad (5)$$

因此,由式(2)和式(5)可以模拟樽海鞘链的行为机制。

2.2 二进制樽海鞘群算法

在实际情况下,根据解的类型不同,可以分为连续解空间和离散解空间,而标准樽海鞘群算法只能利用连续域内的位置矢量在搜索空间周围移动.连续解空间和离散解空间的转换可以通过特定的转换函数进行离散.在文献[9]中,提出了使用粒子的速度概率来改变一个元素的位置.一般我们采用 Sigmoid 转换函数^[10],如图1所示:

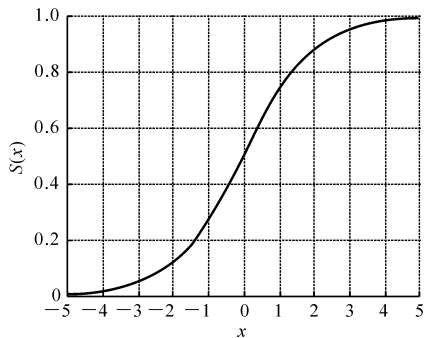


图1 Sigmoid 转换函数

$$S(x_j^i(t)) = \frac{1}{1 + \exp(-x_j^i(t))} \quad (6)$$

式中, $x_j^i(t)$ 为在 t 时刻第 i 个个体第 j 维的速度; $S(x_j^i(t))$ 为该位置 $x_j^i(t)$ 取 1 或 0 的转化概率.

计算完转换概率,需要运用下式^[10]来更新樽海鞘的位置:

$$x_j^i(t) = \begin{cases} 1, & rand \geq S(x_j^i(t)) \\ 0, & rand < S(x_j^i(t)) \end{cases} \quad (7)$$

式中, $x_j^i(t)$ 为 t 时刻第 i 只樽海鞘第 j 维的位置.选取 $X_{\max}$ 为最大位置值,用以限制 $x_j^i(t)$ 的范围,即 $x_j^i(t) \in [-X_{\max}, X_{\max}]$,同时也限制了位置 $x_j^i(t)$ 转化为 1 或 0 的概率.

2.3 共生策略

由式(5)追随者位置更新公式产生的新个体直接替换原个体,此更新方式存在以下缺点:(1)更新后的追随者个体不管适应度值好与坏都直接替换原有个体,具有一定盲目性,会导致收敛速度降低;(2)第 i 只樽海鞘位置会根据第 i 和 $i-1$ 只樽海鞘位置进行更新,对先前个体依赖性较强,缺乏与其它个体学习的部分.若追随者的位置是局部最优解,则会容易陷入局部最优,出现停滞.为增强樽海鞘群算法的开发能力,本文提出一种共生策略对追随者位置进行更新,公式如下:

$$x_j^i = x_j^i + rand(0,1) \times (F_j - C \times R) \quad (8)$$

式中, $rand(0,1)$ 是 $(0,1)$ 之间的随机数; F_j 为食物源在第 j 维空间的位置; $C = (x_j^i + x_j^{i-1})/2$ 称为共生

量,代表樽海鞘链中第 i 和 $i-1$ 只樽海鞘的关系特征, R 为受益参数,随机选取 1 或 2.由式(8)新产生的追随者需判断适应度值是否优劣后再替换原有个体.

在式(8)追随者位置更新策略中,增加了社会部分 $rand(0,1) \times (F_j - C \times R)$,使种群中的最优个体参与追随者的进化.与原来追随者更新公式(5)只使用第 i 和 $i-1$ 只樽海鞘位置进行信息交流的方式相比,社会部分引入更多组合模式,使其不再单一围绕前一个追随者附近搜索,即将追随者从原个体位置指引到食物源位置所在附近.从而提高算法的开发能力.

2.4 基于 BSSA 的时变转换函数

从连续搜索空间到离散空间的转换是通过转换函数实现.因此,选择合适的转换函数来改善二进制算法性能至关重要.首先,转换函数与算法无关,不会影响算法的搜索能力;其次,算法的计算复杂度不会改变;最后,使用转换函数可以提高探索能力和开发能力.常见的二进制算法使用的转换函数(例如: Sigmoid 函数)有一个缺点是它们在搜索最优解过程中不以进化的方式进行探索和开发,即求解过程是以非自适应方式改变参数值的概率.

本文在 Sigmoid 转换函数基础上提出一种动态转换函数.通过采用 Sigmoid 传递函数中加入新控制参数 τ 来实现上述功能,如公式(7)所示,新的动态转换函数如下:

$$S(x_j^i(t), \tau) = \frac{1}{1 + \exp(-x_j^i(t)/\tau)} \quad (9)$$

式中, x_j^i 为第 i 个个体中第 j 维的位置; t 为当前迭代次数; τ 为一个时变变量,以初始值开始,并在迭代中逐渐减小,如下式所示.

$$\tau(t) = (1 - \frac{t}{T})\tau_{\max} + \frac{t}{T}\tau_{\min} \quad (10)$$

式中, $\tau_{\min}$ 和 $\tau_{\max}$ 是控制参数 τ 的最小值和最大值, T 表示最大迭代次数.

对于本文提出的动态转换函数,随着搜索空间的位置向量的增加,其值可以线性增加.在早期阶段(当 $\tau = \tau_{\max}$ 时),改变位置元素的概率更高,这为初始种群提供了更高的探索能力.另一方面,当 $\tau = \tau_{\min}$ 时,改变位置元素的概率变得非常低,这在运行的后期提供了更稳定的开发能力.

3 基于樽海鞘群算法的频谱分配

对于大多数现有的频谱分配的分配方法,研究

主要集中在以下问题:(1)提高频谱分配效率;(2)提高认知用户之间的公平性,降低时间成本和计算复杂性;(3)根据用户需求管理频谱分配.建立分配模型的目的是达到认知用户与主用户间干扰最小化,认知用户间干扰最小化,并且整个网络收益最大化,用户间公平性最大化.因此,本文采用图论模型.

3.1 图论着色频谱分配模型

频谱分配技术其功能在于为认知用户间合理分配可用频谱(信道),满足次用户的资源需求,又能够有效避免对主用户的干扰,实现资源的最大化利用.假定信号传送周期与频谱分配变换对比(即授权用户的方位变更、有用信道数改变所用时间与频谱分配估计时间对比),时间小很多.假设在某一区域内有次用户 N 个,空闲信道(频谱) M 个,则图论着色模型频谱分配的有关定义如下^[2]:

定义 1 空闲矩阵 $\mathbf{L}$. $\mathbf{L} = \{l_{n,m} \in \{0,1\}\}_{N \times M}$, 式中, $l_{n,m}$ 为认知用户使用信道的状况, $l_{n,m} = 0$ 则表示次用户 n 不能使用信道 m , $l_{n,m} = 1$ 表示可以使用.

定义 2 效益矩阵 $\mathbf{B}$. $\mathbf{B} = \{b_{n,m}\}_{N \times M}$, 式中, $\mathbf{B}$ 为一个 $N \times M$ 维的实数矩阵,矩阵内各个元素表示某认知用户在信道上获得的效益. $b_{n,m}$ 表示认知用户在信道 m 上所获得的效益.

定义 3 相干矩阵 $\mathbf{C}$. $\mathbf{C} = \{c_{n,k,m} \mid c_{n,k,m} \in \{0,1\}\}_{N \times N \times M}$, $c_{n,k,m}$ 表示主用户和次用户间道的干扰情况. $c_{n,k,m} = 0$ 表示 n, k 两个次用户共同使用 m 频谱不会发生干扰, $c_{n,k,m} = 1$ 则表示会发生干扰.

定义 4 无干扰分配矩阵 $\mathbf{A}$. $\mathbf{A} = \{a_{n,m} \mid a_{n,m} \in \{0,1\}, a_{n,m} \leq l_{n,m}\}_{N \times M}$, 式中, $a_{n,m}$ 为将信道分配给次用户的可行性, $a_{n,m} = 1$ 表示信道 m 可以被次用户 n 占用.为了不存在干扰,此刻无干扰分配矩阵必定要满足以下条件: $c_{n,k,m} = 1, a_{n,m} \times a_{k,m} = 0, \forall 0 \leq n, k \leq N, 0 \leq m \leq M$, 为保证信道分配的可靠,干扰矩阵 $\mathbf{C}$ 与分配矩阵 $\mathbf{A}$ 不冲突.

定义 5 次用户频谱效益 $\mathbf{R}$. $\mathbf{R} = \{\beta_n\}_{N \times 1}$, 其中, β_n 为在无干扰分配矩阵 $\mathbf{A}$ 情况下,认识用户 n 在所有的信道上取得的效益总之和,其计算如下:

$$\beta_n = \sum_{m=1}^M a_{n,m} \times b_{n,m} \quad (11)$$

定义 6 最大系统总效益 $U(R)$. 其旨在估算整个区域中认知用户取得效益之和的最大化,表示公式如下:

$$U_{\max} = \max \sum_{n=1}^N \beta_n \quad (12)$$

定义 7 最大系统平均效益 U_{mean} .

$$U_{\text{mean}} = \max \sum_{n=1}^N \beta_n / N \quad (13)$$

定义 8 最大比例公平性 $F(R)$. 其目的是确保分配时认知用户间的公平性,表达式如下:

$$F_{\max} = (\prod_{n=1}^N \sum_{m=1}^M a_{n,m} \times b_{n,m} + 10^{-4})^{1/N} \quad (14)$$

上述定义可知,系统获得的总效益、平均效益和用户比例公平性可做当作频谱分配优劣的衡量标准,即可以通过式(12)、(13)、(14)作为目标函数.

3.2 基于改进的二进制樽海鞘群算法的频谱分配

对于本文中提出 IBSSA 算法的频谱分配优化方案中,每个樽海鞘的二进制编码位置代表一个可行的频谱分配策略.为了求解到好的频谱分配方案,则需要解得最大系统总效益情况下的无干扰分配矩阵 $\mathbf{A}$. 根据空闲矩阵中次用户运用信道的状况,即 $l_{n,m} = 0$ 则表示次用户 n 不能利用信道 m ,此刻对应位置矩阵 $\mathbf{A}$ 中的 $a_{n,m}$ 一定为 0,反之,若 $l_{n,m} = 1$,则 $a_{n,m}$ 为 0 或 1 都有可能.在文献[2]中提出对于空闲矩阵 $\mathbf{L}$ 的处理策略,仅对其中数组为 1 的元素进行编号.与此同时,记录矩阵 $\mathbf{L}$ 中元素 1 的个数,即樽海鞘个体的编码长度 D ,计算公式如下:

$$D = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M l_{n,m} \quad (15)$$

如图 2 所示,在当前认知无线网络环境中,次用户数 $N = 4$,信道数 $M = 4$,根据它们的网络拓扑结构,计算出空闲矩阵 $\mathbf{L}$. 找到矩阵 $\mathbf{L}$ 中 1 的位置,并按照递增的顺序,将樽海鞘个体二进制编码的位置 x 映射为分配矩阵 $\mathbf{A}$.

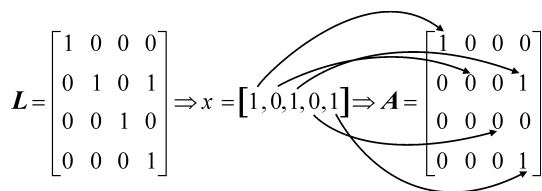


图 2 位置编码与分配矩阵的映射关系

由于樽海鞘初始位置编码是随机产生的,如果遵循上面映射关系的编码形式,此时通过式(7)和式(10)离散化的位置未必满足定义 3 中相干矩阵的约束条件.所以,需要对种群个体的位置实行约束处理.对任何信道 $m(0 \leq m < M)$ 查看相干矩阵 $\mathbf{C}$ 中满足 $c_{n,k,m} = 1$ 的全部 n 和 k ,核实分配矩阵 $\mathbf{A}$ 中的 $a_{n,m}$ 和 $a_{k,m}$ 的值是否同时为 1,倘若都为 1,则把 $a_{n,m}$ 和 $a_{k,m}$

的其中之一反置为 0,另一个不变.通过如上步

骤后,当前樽海鞘位置编码才满足无干扰约束条件,才可以解决频谱分配问题.同时,将式(12)、(13)、(14)作为频谱分配的目标函数值,以此当作频谱分配优劣的衡量标准.

总之,本文提出的用于频谱分配优化的 IBSSA 算法的顺序如下:

Step1 初始化空闲矩阵 $\mathbf{L} = \{l_{n,m} \in \{0, 1\}\}_{N \times M}$, 效益矩阵 $\mathbf{B} = \{b_{n,m}\}_{N \times M}$ 和相干矩阵 $\mathbf{C} = \{c_{n,k,m} \mid c_{n,k,m} \in \{0, 1\}\}_{N \times N \times M}$, 计算矩阵 $\mathbf{L}$ 中数值为 1 的数目,并在 1 的位置记录相应的 n 和 m 的值,即令 $\mathbf{L1} = \{(n,m) \mid l_{n,m} = 1\}$, 矩阵 $\mathbf{L1}$ 里的元素依照 n 和 m 递增的次序罗列,优

化问题的维度为 $D = l = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M l_{n,m}$, 即樽海鞘编码个数.

Step2 初始化个体位置(随机生成二进制编码).

Step3 干扰约束处理,将樽海鞘位置映射为分配矩阵 $\mathbf{A}$,再看相干矩阵 $\mathbf{C}$ 中满足 $c_{n,k,m} = 1$ 的全部 n 和 k ,核实分配矩阵 $\mathbf{A}$ 中的 $a_{n,m}$ 和 $a_{k,m}$ 的值是否同时为 1,倘若都为 1,则把 $a_{n,m}$ 和 $a_{k,m}$ 的其中之一反置为 0,另一个不变.干扰约束处理过后再对应为樽海鞘个体的二进制位置编码.

Step4 根据等式(2)和(8)来更新樽海鞘领导者和追随者的位置.并使用等式(7)和(10)对位置进行离散化映射.

Step5 重复 Step3,对新解实行干扰约束处理,然后根据目标函数计算所有樽海鞘的适应度值,并更新樽海鞘种群的食物源位置.

Step6 重复 Step4 ~ Step5 的更迭过程,如果达到设置的精度要求或规定的最大迭代次数,则终止算法,输出全局最优解.

4 仿真实验与结果分析

4.1 算法对比分析

设定在某一区域范围内,次用户的数值 $N=10$,可用信道数 $M=10$.各种版本的樽海鞘群算法参数设置如下:种群大小 $\text{sizepop}=30$,最大进化代数 $\text{maxgen}=300$.

通过多次试验结果,在不同信道环境下,IBSSA 所取得系统带宽总效益每次都要比另外三种算法要大,且公平性也要比 SBSSA、BSSA 和 GA 更优.

图 3 为某一次实验结果,系统总效益与进化次数的关系.从图可知,IBSSA 算法的系统总效益要

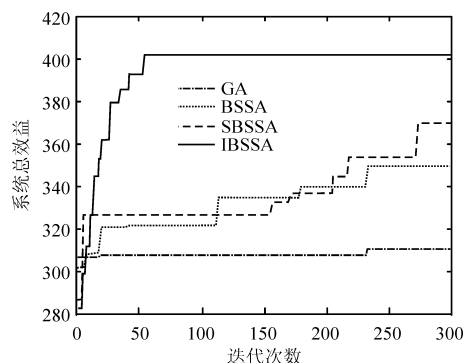


图 3 系统总效益与迭代次数关系

比其它三种算法要大,说明本文改进的二进制樽海鞘群算法的有效性.对标准樽海鞘群算法加入共生策略后的 SBSSA 要比 BSSA 寻优精度提升 6.7%.从图形可知,前期 SBSSA 算法和 BSSA 算法收敛速度和精度相差不大,但后期 SBSSA 要比 BSSA 有更好的收敛精度,验证了第 2.3 节提到的加入共生策略后增强了算法的开发能力.采用时变函数和共生策略的 IBSSA 算法要比 BSSA 寻优精度提升 18.6%.从图可知,IBSSA 在收敛速度和收敛精度都要好于其余三种算法,说明引入时变函数后能够更好平衡算法的探索能力和开发能力.综上可得,IBSSA 在收敛速度和寻找最优解能力都要比另外三种樽海鞘群算法优秀.

4.2 系统效益随用户数和信道数改变的关系

在某以区域范围内,环境中信道数(频谱数)和认知用户的数量并不一直保持不变,其变化会影响整个认知系统.进行以下实验以验证认知用户和信道数量变化对系统效率的影响.图 4 为设定认知用户数 $N=10$ 维持不变,可用信道数 M 从 10 变化到 40 时,平均效益与可用信道变化的关系.从图可知,随着可用信道数量的增大,平均效益的数值也随着变大.出于区域范围内可使用信道数值较多,认知用户取得的效益也随之增多.这也说明本文提出的 IBSSA 算法有效性.

图 5 为通过将可用信道数值 $M=10$ 保持不变,认知用户数量 N 从 10 逐渐增加至 40,显示了平均收益与认知用户变化之间的关系.从图可知,随着认知用户数量的加大,平均效益的数值也逐渐变小.这是因为区域内可用信道数量是一定,而认知用户数量增多造成可用信道数量使用紧张,从而平均效益随着认知用户增加而减小.但是,IBSSA 获取的平均效益值比 SBSSA、BSSA 和 GA 都要高,进一步验证了 IBSSA 在频谱分配优化中的有效性.

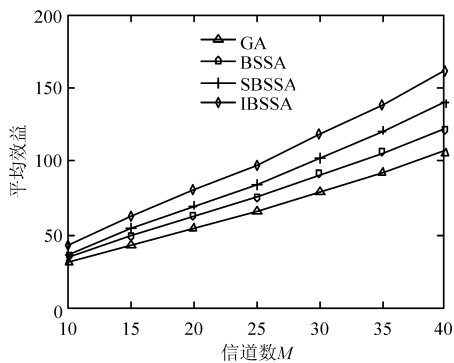


图 4 平均效益与可用信道变化的关系

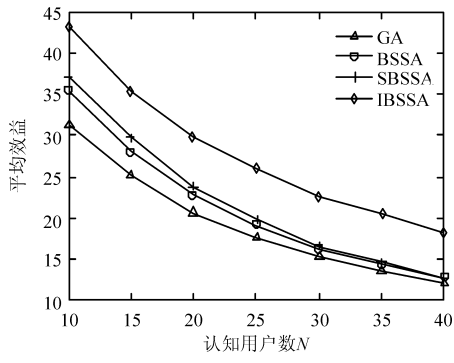


图 5 平均效益与认知用户变化的关系

5 结束语

本文从樽海鞘追随者位置和采用时变离散化函数 2 个方面入手,在标准二进制樽海鞘群算法的基础上提出改进的二进制樽海鞘群算法,并将樽海鞘群算法应用于认知网络频谱分配优化中.研究表明:IBSSA 算法可以获得更好的系统效益和公平性,且收敛到质量更好的最优解,算法的有效性和寻优能力也得到验证.

参考文献:

[1] TANG Z, WEI G, ZHU Y, et al. Weighted sum rate maximization for OFDM-based cognitive radio systems [J]. Telecommunication Systems, 2009, 42 (1): 77-84.

[2] PENG C Y, ZHENG H T, ZHAO B Y. Utilization and fairness in spectrum assignment for opportunistic

spectrum access[J]. Mobile Networks and Applications, 2006, 11(4): 555-576.

[3] ZAYEN B, HAYAR A. Game theory-based resource management strategy for cognitive radio networks [J]. Multimedia Tools and Applications, 2014, 70 (3):2063-2083.

[4] CLANCY T C. Dynamic spectrum access using the interference temperature model[J]. Annales des Telecommunications/Annals of Telecommunications, 2009, 64(8):573-592.

[5] CAO L L, ZHENG H T. Distributed spectrum allocation via local bargaining[C]// IEEE. 2005 Second Annual IEEE Communications Society Conference on Sensor and Ad Hoc Communications and Networks. Santa Clara: IEEE, 2005: 475-486.

[6] ELHACHMI J, GUENNOUN Z. Cognitive radio spectrum allocation using genetic algorithm[J]. Eurasip Journal on Wireless Communications & Networking, 2016, 2016(1): 1-11.

[7] 王大为,朱方方.改进二进制粒子群算法及在频谱分配中的应用[J].计算机工程与应用, 2016, 52(21): 111-115.

[8] MIRJALILI S, GANDOMI A H, MIRJALILI S Z, et al. Salp Swarm Algorithm: A bio-inspired optimizer for engineering design problems[J]. Advances in Engineering Software, 2017, 114(6):163-191.

[9] MIRJALILI S, HASHIM S Z. BMOA: Binary magnetic optimization algorithm[J]. International Journal of Machine Learning and Computing, 2012, 2 (3): 204-208.

[10] KENNEDY J, EBERHART R C. A discrete binary version of the particle swarm algorithm[C]// IEEE. 1997 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Computational Cybernetics and Simulation. Orlando: IEEE, 1997:4104-4108.

作者简介:

陈忠云 男,(1989-),硕士研究生.研究方向为认知无线电、智能算法优化. E-mail:chenzhongyun315@hotmail.com

张达敏 男,(1967-),博士,教授.研究方向为认知无线电、智能算法优化、图像处理.

辛梓芸 女,(1994-),硕士研究生.研究方向智能算法.