

## 基于改进樽海鞘群算法的认知异构蜂窝网络资源分配

张达敏<sup>†</sup>, 邓佳欣, 王义, 田小情  
(贵州大学大数据与信息工程学院, 贵州 贵阳 550025)

**摘要:**针对认知异构蜂窝网络的上行资源分配问题,提出了基于带宽和功率约束的资源分配算法,并使用改进的群智能算法求解.根据认知无线电技术特性推导出认知家庭用户的带宽和功率分配取值范围,在满足用户服务质量(Quality of Services, QoS)的前提下将更多的资源分配给其他用户,以提升网络中用户的传输需求和缓解网络上接入负载的压力.针对樽海鞘群算法存在收敛精度低、收敛慢等缺陷,将疯狂算子和动态精英学习因子分别引入领导者和跟随者中,以提升算法寻优效率和寻优精度.将改进的樽海鞘群算法求解基于带宽和功率约束的资源分配算法.仿真实验表明,引入带宽和功率约束的资源分配算法能有效提升网络性能,且在保证用户 QoS 条件下,能有效提升系统效益和用户接入公平性.

**关键词:**认知异构蜂窝网络;带宽和功率约束;樽海鞘群算法;资源分配;能量效率

**中图分类号:** TN929 **文献标志码:** A

## Cognitive Heterogeneous Cellular Network Resource Allocation Based on Improved Salp Swarm Algorithm

ZHANG Damin<sup>†</sup>, DENG Jiaxin, WANG Yi, TIAN Xiaoqing  
(School of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

**Abstract:** For the uplink resource allocation problem of cognitive heterogeneous cellular networks, a resource allocation algorithm based on bandwidth and power constraints is proposed and solved using an improved swarm intelligence algorithm. Based on the characteristics of cognitive radio technology, a range of bandwidth and power allocation values for cognitive home users are derived, and more resources are allocated to other users under the guarantee of satisfying user quality of services (Quality of Services, QoS) to enhance the transmission demand of users in the network and relieve the uplink access load of the network. To address the shortcomings of the bottleneck swarm algorithm such as low convergence accuracy and slow convergence, the crazy operator and dynamic elite learning factor are introduced into the leader and follower, respectively, to improve the algorithm's optimality-seeking efficiency and optimality-seeking accuracy. The improved Salp swarm algorithm is solved for the resource allocation algorithm based on bandwidth and power constraints. Simulation experiments show that the resource allocation algorithm with the introduction of bandwidth and power constraints can be effective in improving network performance, and it can

\* 收稿日期:2022-07-31

**基金项目:**国家自然科学基金资助项目(62062021, 61872034), National Natural Science Foundation of China(62062021, 61872034); 贵州省科学技术基金(黔科合基础[2020]1Y254), Guizhou Provincial Science and Technology Projects(Guizhou Science Foundation-ZK[2020]1Y254)

**作者简介:**张达敏(1967—),男,贵州六盘水人,贵州大学教授,博士

<sup>†</sup> 通信联系人, E-mail:1203813362@qq.com

effectively improve system efficiency and user access fairness under the condition of ensuring user QoS.

**Key words:** cognitive heterogeneous cellular network; bandwidth and power constraints; Salp swarm algorithm; resource allocation; energy efficiency

随着通信技术的高速发展,手机用户数量呈千倍级增长,终端业务需求显著增加,传统型的单层蜂窝网络已难以满足当前的上行和下行传输速率需求,从而导致室内用户覆盖问题逐步涌现出来<sup>[1]</sup>.为更好地面对用户数量千倍级提升的挑战,研究人员渐渐在传统型以宏蜂窝组网单元为核心的网络中部署微基站、微微基站和皮基站等,以此提升用户的通信传输服务质量(Quality of Services, QoS).但是,网络中部署的小基站覆盖范围有限,其以固定式资源接入的情况,虽然“热点”区域得到一定缓解,但是也占据了大量资源,导致“盲点”区域的QoS下降.后来,随着认知无线电(CR, Cognitive Radio)技术<sup>[2]</sup>的发展,上述引入多层蜂窝基站的方法的优势是引入认知无线电技术,即部署认知家庭基站(Cognitive Family Base Station, CFBS),使认知家庭用户(Cognitive Family User, CFU)通过机会式方法复用资源,在确保宏蜂窝用户(Macro User, MU)闲置下,CFU以一定机会接入,供CFU正常传输,从而提升资源利用率,达到容量提升的目的<sup>[3]</sup>.这样一方面能有效缓解“热点”区域的负载,同时还可为“盲点”区域分配更多资源,使“热点”和“盲点”更好地平衡,提升资源利用效率;另一方面,这种机会式接入方式能有效避免运营商无限制扩充频段,使有限频段能可持续发展.

对于认知异构蜂窝网络的发展,已有相关科研人员深入研究,但大部分都是从传输速率、能量效率、用户QoS保证以及用户的干扰等角度进行分析.如董晓庆等人<sup>[4]</sup>针对认知异构网络的频谱分配问题,以最大化传输速率为目标进行优化,实验表明用户传输速率得到有效提升;庄陵等人<sup>[5]</sup>以认知蜂窝异构网络最大化能量效率为优化目标,从用户带外干扰、层间干扰和QoS需求等问题进行分析,利用拉格朗日算法迭代求解,有效提升系统的能量效率,但对于信道带宽,则采用正交频分多址技术(Orthogonal Frequency Division Multiple Access, OFDMA)接入,且为每个用户分配的带宽大小相同,是一种简单、粗暴的方法,但对于跨层干扰问题考虑并不充分;Chai等人<sup>[6]</sup>对认知网络中的资源特性引入带宽和功率的方

法,以最大化能效为目标,对不同带宽分配模式进行讨论,取得了一定效果,从实验结果上看对公平性影响较大,接入认知用户数量较多时难以达到负载均衡;Xu等人<sup>[7]</sup>利用非正交多址接入(Non Orthogonal Multiple Access, NOMA)技术,以最大化吞吐量和带宽为目标分析了网络性能,利用K-Means算法求解,仿真分析引入NOMA的有效性,实验取得一定的效果,性能得到有效提升.综合前人研究,发现都未讨论MU和CFU之间的实际阈值需求,如认知无线电中MU具有接入优先级,只有当MU闲置时CFU才能接入,且对于不同类型的功率和传输速率需求不一致等.

综上所述,本文将充分考虑用户QoS,包括宏基站(Macro Base Station, MBS)到MU的QoS,CFBS到CFU的QoS,以及实际传输速率应大于最小传输速率等.本文讨论的用户QoS具体体现为功率约束和带宽约束.本文根据QoS保证推导不同类型用户的带宽和功率分配区间,以便后续采用合适的算法更合理、更有效地按照用户需求分配资源,提升网络性能,使有限资源可持续发展.此外,本文将采用改进的樽海鞘群算法求解所推导出问题.利用疯狂算子策略和动态精英学习因子策略对樽海鞘群算法进行改进,通过基准测试函数和CEC测试函数验证改进策略的有效性,将改进的算法运用于问题模型的求解问题中,分析求解问题的能量效率和接入公平性等关键性能,同时与其他智能算法对比,验证改进樽海鞘群算法求解资源分配问题的具体性能.

## 1 网络模型与问题描述

### 1.1 系统模型

本文主要考虑认知异构蜂窝网络的上行链路模型,以Overlay方式接入频谱.异构网络模型中,假设部署一个MBS覆盖整小区,而每个家庭基站(Family Base Station, FBS)覆盖该小区的一个小区域.由1个MBS和S个CFBS组成,系统模型如图1所示.假设系

统中 MU 数量为  $M$  以及 CFU 数量为  $F$ , 每个 CFBS 服务 1~10 个 CFU, 且 MU 和 CFU 随机分配在各自的小区, CFBS 随机部署在 MBS 区域范围内. 同时, 传输过程中所有子信道都服从相同的瑞利衰落和路径传输损耗. 由文献[8]可知, 用户  $i$  的路径损耗模型为:

$$PL_i = 38.46 + 35\lg d(i) + 26\lg(f_c/5) \quad (1)$$

式中:  $PL_i$  为第  $i$  个认知用户的路径损耗;  $d(i)$  为用户到基站的距离, 单位为  $m$ ;  $f_c$  为子载波频率, 取值为 2 GHz. 信道增益由路径和快慢衰落共同确定, 可表示为:

$$g = K\beta\sigma d^{-\alpha} \quad (2)$$

式中:  $\alpha$  为路径损耗系数, 本文取值为 4;  $\beta$  为快速衰落的增益系数, 服从参数为  $\lambda = 1$  的指数分布;  $\sigma$  为服从对数正态分布的慢衰落增益,  $K$  为常数, 根据系统参数调节确定.

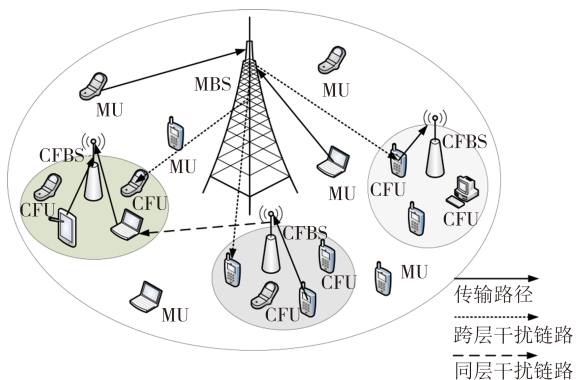


图 1 认知异构蜂窝网络模型

Fig.1 Cognitive heterogeneous cellular network model

## 1.2 功率及带宽的约束边界

由 CR 的技术特征, 只有当主用户 (MU) 不占用资源时, 认知用户 (CFU) 才有机会接入供 CFU 传输, 实现资源复用利用率最大化. 所以, 主用户有更高的传输优先级. 为保证 MU 用户的正常传输, 其 MU 的最小信干噪比 (Signal to Interference plus Noise Ratio, SINR) 应超过确定阈值, 因此, MU 的 SINR 应满足:

$$\text{SINR}_{m,n}^M = \frac{P_{m,n}^M g_{m,n}^{M,F}}{P_{s,f,n}^F g_{s,f,n}^F + \sigma^2} \geq \text{SINR}_m^{\text{th}} \quad (3)$$

式中:  $\text{SINR}_{m,n}^M$  为第  $m$  个 MU 用户在第  $n$  条信道上的信干噪比;  $P_{m,n}^M$  为第  $m$  个 MU 用户在第  $n$  条信道上的功率;  $g_{m,n}^{M,F}$  为第  $m$  个 MU 用户在第  $n$  条信道上的信道增益;  $\text{SINR}_m^{\text{th}}$  为 MU 用户的信噪比阈值;  $\sigma^2$  为系统高斯白噪声;  $P_{s,f,n}^F g_{s,f,n}^F$  为 MU 用户到 CFU 用户间的带外干扰, 即不同层级用户间的干扰. 此外, 认知基站的传输功率需满足:

$$P_{s,f,n}^F \leq \frac{1}{g_{s,f,n}^F} \left( \frac{P_{m,n}^M g_{m,n}^{M,F}}{\text{SINR}_m^{\text{th}}} - \sigma^2 \right) = P_1^{\text{max}} \quad (4)$$

另外, 由于基站的硬件设施限制, 设 MBS 为 CFBS 提供的最大功率预算为  $P_2^{\text{max}}$ , 所以 CFBS 实际能提供的最大传输功率为:

$$P_2^{\text{max}} = \min \{ P_1^{\text{max}}, P_2^{\text{max}} \} \quad (5)$$

所以, 对于每个 CFBS 能提供的传输功率通常为:

$$P_{s,f,n}^F \leq P_2^{\text{max}} \quad (6)$$

对于认知用户而言, 第  $s$  个 CFBS 的第  $f$  个 CFU 用户在第  $n$  个信道上的 SINR 为:

$$\text{SINR}_{s,f,n}^F = \frac{P_{s,f,n}^F g_{s,f,n}^F}{P_{m,n}^M g_{m,n}^{M,F} + \sigma^2} \quad (7)$$

式中:  $\text{SINR}_{s,f,n}^F$ 、 $P_{s,f,n}^F$  和  $g_{s,f,n}^F$  分别为第  $s$  个 CFBS 的第  $f$  个 CFU 用户在第  $n$  条信道上的信干噪比、功率和信道增益. 由香农定理, 第  $s$  个 CFBS 的第  $f$  个 CFU 用户在第  $n$  条信道上的传输速率可表示为:

$$R_{s,f,n}^F = B_{s,f,n} \log_2 \left( 1 + \frac{P_{s,f,n}^F g_{s,f,n}^F}{P_{m,n}^M g_{m,n}^{M,F} + \sigma^2} \right) \quad (8)$$

式中:  $B_{s,f,n}$  为第  $s$  个 CFBS 的第  $f$  个 CFU 用户在第  $n$  条信道上的带宽;  $P_{m,n}^M g_{m,n}^{M,F}$  为认知 CFU 用户与 MU 用户的带外干扰. 在认知异构网络中, 认知用户也需要一定的 QoS 保证, 实际传输速率只有满足最小传输速率  $R_{\min}$  才能有效复用资源进行传输, 由此得到每位用户实际获得的带宽约束应当还满足:

$$B_{s,f,n} \geq \frac{R_{\min}}{\log_2 \left( 1 + \frac{P_{s,f,n}^F g_{s,f,n}^F}{P_{m,n}^M g_{m,n}^{M,F} + \sigma^2} \right)} = B_{\min} \quad (9)$$

所以, 为满足认知用户的基本 QoS 需求, 实际分配带宽还需满足最小带宽  $B_{\min}$  限制.

为保证 CFBS 到 CFU 的信息传输的 QoS, 其 CFU 用户的传输速率应当也有最小 SINR 约束  $\text{SINR}_{s,f,n}^{\text{th}}$ , 由此可推导出每个 CFU 的功率约束为:

$$P_{s,f,n}^F \geq \frac{\text{SINR}_{s,f,n}^{\text{th}} (P_{m,n}^M g_{m,n}^{M,F} + \sigma^2)}{g_{s,f,n}^F} = P_{s,f,n}^{\text{min}} \quad (10)$$

综合式(4)可知, 为满足 CFU 和 MU 的需求, CFU 的功率限制约束为:

$$P_{s,f,n}^{\text{min}} \leq P_{s,f,n}^F \leq P_2^{\text{max}} \quad (11)$$

在用户实际通信传输中, 传输速率往往会受到其他因素的制约, 通信容量不能趋于无穷大, 而是受带宽、传输速率和信干噪比的限制, 即香农约束. 由此, 传输速率 (吞吐量) 有限, 设最大传输速率为  $R_{\text{max}}$ , 联合式(8)可解得最大带宽约束, 最大带宽约束可表



示为:

$$B_{s,f,n} \leq \frac{R_{\max}}{\log_2 \left( 1 + \frac{P_{s,f,n}^{\min} g_{s,f,n}^F}{P_{m,n}^M g_{m,n}^M + \sigma^2} \right)} = B_{\max} \quad (12)$$

再结合式(9),其系统中每个认知用户的带宽约束为:

$$B_{\min} \leq B_{s,f,n} \leq B_{\max} \quad (13)$$

### 1.3 目标问题描述

经过上述对约束条件的推导,假设系统中所有的信道状态均已确定,以最大化系统能量效率(EE, Energy Efficiency)<sup>[9]</sup>为目标函数提升用户的效率和容量.其能量效率可表示为:

$$\eta = \frac{R_i}{P_i + P_0} \quad (14)$$

式中: $\eta$ 为能量效率, $R_i$ 为第*i*个用户传输速率; $P_i$ 为第*i*用户传输功率; $P_0$ 为电路等硬件的功率损耗.网络中 $a_{s,f,n}$ 用于判断是否接入资源,若接入资源, $a_{s,f,n}$ 为1,否则为0.本文主要以小区网络中最大化EE为目标,则CFU用户的总能量效率表示为:

$$EE = \frac{\sum_{s=1}^S \sum_{f=1}^F \sum_{n=1}^N a_{s,f,n} R_{s,f,n}^F}{\sum_{s=1}^S \sum_{f=1}^F \left( \sum_{n=1}^N a_{s,f,n} P_{s,f,n}^F + P_0 \right)} \quad (15)$$

根据单个用户的需求带宽和功率控制的约束条件,认知异构网络的优化数学可描述为

$$\max EE \quad (16)$$

$$\text{s.t. C1: } a_{s,f,n} \in \{0, 1\} \forall s, f, n$$

$$\text{C2: } \sum_{f=1}^F a_{s,f,n} \leq 1 \forall s, n$$

$$\text{C3: } P_{s,f,n}^{\min} \leq P_{s,f,n}^F \leq P^{\max} \forall s, f, n$$

$$\text{C4: } B_{\min} \leq B_{s,f,n} \leq B_{\max} \forall s, f, n$$

$$\text{C5: } R_{m,n}^M \geq R_{\min} \forall m, n$$

$$\text{C6: } \sum_{s=1}^S \sum_{f=1}^F \sum_{n=1}^N a_{s,f,n} B_{s,f,n} \leq B \forall s, f, n$$

式中: $\max EE$ 为最大化系统能量效率.C1~C6为约束,C1为二进制常量,取0表示未接入,取1表示接入;C2要求第*s*个CFBS中同一个信道只被一个用户使用约束;C3和C4要求上述推导满足认知用户和主用户间传输的带宽和功率;C5为MU用户的传输速率需求约束,否则无法保证MU用户QoS;C6表示所有用户的带宽和不超过小区承载的总带宽.

由上述数学描述可看出,当部署更多的CFBS、CFU以及信道规模增大时,最大化EE的求解就演变为NP难题.对于NP难题,智能优化算法具有解决这

些问题的潜力,且算法结构简单,求解速度快,受到研究者重视并深入研究.樽海鞘群算法(SSA, Salp Swarm Algorithm)<sup>[10]</sup>与大量已有智能优化算法相比,具有时间复杂度低,求解稳定、高效和无梯度机制等优点.但SSA算法虽稳定性高,精度相对较低,在求解时往往需要引入有效策略进行改进,提升算法收敛精度.因此,本文利用改进樽海鞘群算法求解认知异构蜂窝网络的资源分配问题.

## 2 樽海鞘群算法及改进

### 2.1 樽海鞘群算法

群智能算法在应用过程中,由于算法本身具有易陷入局部最优、早熟、不收敛等缺点,其求解效果可能无法达到最优.经过研究人员的不断改进和优化,其应用范围逐渐扩大,已经被广泛应用于各种优化问题的解决,如模态参数修正<sup>[10]</sup>、资源调度<sup>[11]</sup>等.近年来,出现了越来越多的新型群智能算法.樽海鞘群算法<sup>[12]</sup>是Mirjalili等人在海洋中发现樽海鞘群体呈“链式”聚集搜寻食物而提出的仿生优化算法,具有优异的全局搜索能力和良好的寻优精度.樽海鞘链由两部分组成,即领导者和跟随者,领导者是群体的精英,引领跟随者寻找食物,从而快速寻找到食物最优位置.SSA算法主要分为三个步骤:初始化、领导者位置更新和跟随者位置更新.

Step1:初始化.由种群大小为*N*,维度为*D*的樽海鞘群体组成,其初始化可表示为

$$X_{i,j} = lb_j + (ub_j - lb_j) \times \text{rand}() \quad (17)$$

式中: $lb_j$ 和 $ub_j$ 分别为第*j*维空间的搜索下边界和上边界; $\text{rand}()$ 为(0,1)的随机数.

Step2:领导者位置更新.樽海鞘群体中,选取精英个体(适应度值最优)作为樽海鞘链的领导者,其位置更新表示为:

$$x_{1,j} = \begin{cases} F_j + c_1(lb_j + c_2(ub_j - lb_j)), & c_3 \geq 0.5; \\ F_j - c_1(lb_j + c_2(ub_j - lb_j)), & c_3 < 0.5 \end{cases} \quad (18)$$

式中: $F_j$ 为第*j*维的适应度值; $x_{1,j}$ 为领导者在*j*维的位置; $c_2$ 和 $c_3$ 为(0,1)随机数;参数 $c_1$ 可决定领导者的位置更新效果,由式(19)决定.

$$c_1 = 2e^{-(4t/T)^2} \quad (19)$$

式中: $t$ 为当前迭代次数, $T$ 为最大迭代次数;结合式(18)可见,参数 $c_1$ 是樽海鞘群体中最重要的参数之一.

Step3:跟随者位置更新.樽海鞘链式结构中,跟

随者受领导者影响,其位置更新也会随领导者变化.为更新跟随者的位置,利用牛顿运动定理进行推导,即:

$$x_{i,j} = \frac{1}{2}at^2 + v_0\Delta t, i \geq 2 \quad (20)$$

式中: $x_{i,j}$ 为樽海鞘个体*i*在第*j*维空间的位置; $v_0$ 为初速度; $a = (v_1 - v_0)/\Delta t$ 为物理加速度,且满足 $v_1 = (x_{i-1,j} - x_{i,j})/\Delta t$ .由于相邻迭代之差为1,当 $\Delta t = 1$ ,跟随者位置可表示为:

$$x_{i,j} = \frac{1}{2}(x_{i,j} + x_{i-1,j}) \quad (21)$$

式中: $x_{i-1,j}$ 为相邻个体*i*-1在第*j*维的位置.

## 2.2 樽海鞘群算法的改进

### 2.2.1 疯狂算子

在基本 SSA 中,樽海鞘群体的领导者在食物搜索中起关键作用.樽海鞘的链式结构中,若樽海鞘链的领导者陷入局部最优,则跟随者会受领导者的指引从而也会陷入局部最优,导致整个樽海鞘链出现搜索停滞现象.在群体移动过程中,由于海洋中食物源位置会发生相对改变,所以,在领导者更新中,引入一个疯狂算子<sup>[13]</sup>,增加群体的意外行为,确保一定疯狂概率下,食物源发生扰动,以此维持个体多样性.引入疯狂算子后,领导者更新公式如下:

$$x_{1,j} = \begin{cases} F_j + c_1(lb_j + c_2(ub_j - lb_j)) + \\ P(c_4)\text{sign}(c_4)x_{\text{crazy}}, c_3 \geq 0.5; \\ F_j - c_1(lb_j + c_2(ub_j - lb_j)) + \\ P(c_4)\text{sign}(c_4)x_{\text{crazy}}, c_3 < 0.5 \end{cases} \quad (22)$$

式中: $x_{\text{crazy}}$ 为食物扰动位置,取值为0.000 1, $c_4$ 为(0, 1)分布的随机数,sign为符号函数,具体表示如下:

$$P(c_4) = \begin{cases} 1, c_4 \leq P_{\text{crazy}}; \\ 0, c_4 > P_{\text{crazy}} \end{cases} \quad (23)$$

$$\text{sign}(c_4) = \begin{cases} -1, c_4 \geq 0.5; \\ 1, c_4 < 0.5 \end{cases} \quad (24)$$

式中: $P_{\text{crazy}}$ 为疯狂概率.若产生均匀随机数低于疯狂概率,则食物源发生扰动,否则不予扰动,由于樽海鞘链移动的概率较小,因此取疯狂概率为0.3.为增强领导者的随机性和全局性,在算法迭代中,选取一半樽海鞘个体作为领导者,以更大概率搜索到最优食物位置,同时领导者越多,跟随者的随机能力更强,更可能快速找到最优解.

### 2.2.2 动态精英学习因子

在樽海鞘群算法的跟随者位置更新中,没有参数影响跟随者位置更新,而跟随者的移动由个体*i*和第*i*-1个体共同确定,从而精英个体的权重影响较

小,所以跟随者对领导者的协助作用较小.利用陈雷等人<sup>[14]</sup>的动态学习权重策略改进跟随者位置更新,添加一个服从指数分布随机数的削减因子削减非精英个体的权重大小,从而增强精英个体的权重值,使其具有更好的跟随作用探索最优解.引入动态学习因子的跟随者位置更新如下:

$$x_{i,j} = \begin{cases} \frac{1}{2}(k \times x_{i,j} + x_{i-1,j}), f(x_{i,j}) < f(x_{i-1,j}); \\ \frac{1}{2}(x_{i,j} + k \times x_{i-1,j}), f(x_{i,j}) \geq f(x_{i-1,j}) \end{cases} \quad (25)$$

式中: $k$ 为一个服从参数为0.5的指数分布随机数.在收敛过程中,跟随者的精英个体能更好为探索最优解发挥协助作用,引导领导者做出更好的决策,不断向最优解靠近,从而提升寻优效率.

## 3 联合改进樽海鞘群算法求解资源分配问题

### 3.1 樽海鞘群算法的离散化

用户只有复用和不复用资源两种情况,所以信道分配矩阵为离散二进制变量.而 SSA 算法不能直接处理离散资源分配问题,需要进行离散化.需要将樽海鞘位置转化为离散位置.对此,利用 Sigmoid 函数对位置进行离散求解本文的资源分配问题. Sigmoid 函数的表达式如下:

$$\text{Sigmoid}(x_{i,j}) = \frac{1}{1 + e^{-x_{i,j}}} \quad (26)$$

$$a_{i,j} = \begin{cases} 1, \text{Sigmoid}(x_{i,j}) > \text{rand}; \\ 0, \text{Sigmoid}(x_{i,j}) \leq \text{rand} \end{cases} \quad (27)$$

利用 Sigmoid 函数转化后,得到一个0到1的离散值,再对离散值进行处理,得到0-1二进制变量,用来决定是否分配资源.

### 3.2 改进离散樽海鞘群算法的资源分配算法

本文采用改进离散樽海鞘群算法求解认知异构蜂窝网络的资源分配问题,考虑以带宽和功率为约束条件,优化网络能量效率和系统总效益等.在认知异构蜂窝网络中的资源分配方案中,将 MU 和 CFU 用户的总的传输速率作为系统总效益,即最大化能量效率作为樽海鞘群算法的适应度评价函数,根据最大化能量效率,可求解最大网络总效益和用户最大公平指数.因此本文的资源分配问题的求解目标就转化为最大能量效率、最大系统总效益和最大公平指数的无干扰分配矩阵A,再根据分配矩阵A可求出系统总效益.设 CFU 用户总数为K,可用信道资源数量为N,无干扰分配矩阵A可表示为A =

$\{a_{k,n} | a_{k,n} \in \{0, 1\}\}_{K \times N}$ , 对于系统总效益和最大化公平指数分别定义为式(28)和式(29).

$$U_{\text{sum}} = \sum_{k=1}^K r_k = \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N a_{k,n} \times r_{k,n} \quad (28)$$

$$U_{\text{fair}} = \left( \prod_{k=1}^K \sum_{n=1}^N a_{k,n} \times r_{k,n} + 10^{-4} \right)^{1/K} \quad (29)$$

式中:  $r_{k,n}$  为 CFU 用户  $k$  在信道  $n$  上的效益, 即为传输速率.

### 3.3 算法步骤

本文利用改进离散樽海鞘群算法求解认知异构蜂窝网络带宽和功率分配算法的资源分配问题, 为保证更合理的资源分配和种群多样性, 在求解过程中, 不改变种群数量, 算法步骤如下:

Step1: 网络参数设置及初始化. 设置 CFU 用户个数为  $K$ , 可用信道资源数量为  $N$ , 且满足  $K \leq N$ , 根据业务需求, 输入每个 CFU 用户的带宽和功率向量. 设置樽海鞘种群大小为  $\text{pop} = 30$  和最大迭代次数  $T$  等相关参数. 然后, 随机产生离散可用信道分配矩阵  $A_{K \times N}$ , 计算效益矩阵  $r_{K \times N}$ , 且任意  $r > 0$ . 同时, 当 CFU 用户复用资源时, 判断是否存在干扰, 生成干扰矩阵  $C = \{c_{k_1, k_2, n} | c_{k_1, k_2, n} \in \{0, 1\}, k_1, k_2 \in K\}_{K \times K \times N}$ , 若存在干扰, 则  $c_{k_1, k_2, n} = c_{k_2, k_1, n} = 1$ , 否则为 0.

Step2: 逐行计算遍历, 判断干扰矩阵的任意两个 CFU 用户是否为 1. 若都为 1, 则需随机将两行中任意一个元素变为 0, 另一个则保持为 1. 然后, 根据式(15)初始化适应度值, 同时初始化樽海鞘群体位置.

Step3: 进入迭代. 按照式(22)更新领导者位置, 然后再按照式(25)更新跟随者位置. 位置更新完成后, 利用式(26)对位置离散化, 然后再逐行遍历干扰矩阵, 输出无干扰矩阵  $C$ , 其次根据式(15)重新计算计算能量效率. 利用贪婪思想与上一次适应度值比较大小, 并将该次迭代比较后的适应度值存入数组.

Step4: 按照上述的分配结果, 对所有分配资源的用户的带宽和功率求和, 并判断是否超过系统总带宽和阈值. 若超过, 则需再初始化分配矩阵.

Step5: 判断是否达到最大迭代次数要求. 若没有, 回到 Step3, 否则跳出迭代循环, 输出最优的能量效率适应度值. 同时, 输出最优分配矩阵  $A$  和效益矩阵.

Step6: 根据已有的最优分配矩阵, 根据式(28)和式(29)分别计算系统总效益和最终的用户公平系

数. 并将分配矩阵  $A$  映射到解向量, 解向量示意图请参考文献[15]. 然后将解向量还原为所属 CFBS 的位置. 算法结束.

### 3.4 算法时间复杂度分析

算法时间复杂度是衡量算法运行效率的主要因素之一, 对求解资源分配问题进行复杂度分析是有必要的. 设算法的目标运算量为  $T(f(n))$ . 设网络初始化, 参数生成, 初始化樽海鞘位置, 计算效益矩阵等过程的时间为  $t_0$ ; 干扰矩阵遍历和判断的时间为  $t_1$ ; 能效的计算时间为  $t_2$ . 所以在迭代前, 算法时间复杂度为  $O(t_0 + t_1)$ . 迭代开始时, 领导者选取种群大小的一半, 即  $\text{pop}/2$ , 因此领导者位置更新的复杂度为  $O(N \times \text{pop}/2)$ ; 剩下一半为跟随者, 时间复杂度也为  $O(N \times \text{pop}/2)$ . 其次, 设带宽和功率阈值判断等操作的时间为  $t_3$ , 所以执行相应更新操作的时间为  $t_1 + t_2 + t_3$ . 迭代过程的时间复杂度为  $O(T \times (N \times \text{pop} + t_1 + t_2 + t_3))$ . 最后更新能量效率和解向量等过程的时间为  $t_4$ . 综上, 资源分配机制的整个算法的时间复杂度表示为:  $T(f(n)) = O(t_0 + t_1 + T \times (N \times \text{pop} + t_1 + t_2 + t_3) + t_4)$ . 从时间复杂度上可看出, 算法复杂度较低, 且性能得到优化, 引入的两种改进策略也并未增加时间复杂度.

## 4 仿真实验及分析

本节将用仿真实验验证认知异构蜂窝网络中基于带宽和功率的资源分配有效性. 实验分为两个部分, 第一部分验证改进樽海鞘群算法的收敛性及其性能分析; 第二部分为利用改进樽海鞘群算法求解基于带宽和功率约束的资源分配问题.

### 4.1 改进樽海鞘群算法性能及收敛性分析

该小节对改进樽海鞘群算法的性能和收敛性进行分析. 将在领导者位置更新处引入疯狂算子的樽海鞘群算法记为 CSSA; 将在跟随者位置更新处引入指数动态学习因子的樽海鞘群算法记为 MSSA; 将混合两种策略的改进樽海鞘群算法记为 CMSSA. 利用四个测试函数对比收敛曲线, 表 1 为四个测试函数的信息.

表 1 中,  $D$  为函数的维度, 设种群大小为 40, 维度为 50, 迭代次数为 1 000. 图 2(a)~(d) 为四个基准测试函数的迭代收敛曲线图.

从图 2 中可看出, 四个测试函数中 CMSSA 都具



表 1 四个基准测试函数信息

Tab.1 Four benchmark function information

函数名	表达式	最优值
Sphere	$f_1(x) = \sum_{d=1}^D x_d^2$	0
Griewank	$f_2(x) = \frac{1}{4000} \sum_{d=1}^D x_d^2 - \prod_{d=1}^D \cos\left(\frac{x_d}{\sqrt{d}}\right) + 1$	0
Quartic	$f_3(x) = \sum_{d=1}^D dx_d^4 + \text{random}[0, 1]$	0
Rastrigin	$f_4(x) = \sum_{d=1}^D [x_d^2 - 10\cos(2\pi x_d) + 10]$	0

备较好的收敛精度和收敛速度.对于未改进的SSA,四个测试函数中均陷入局部最优,其难以跳出局部最优的局限.而对于改进的CMSSA算法,虽然在Griewank和Quartic两个函数中后期陷入局部最优,但前期的收敛能力得到更好的改善.引入的动态学习因子为SSA算法收敛性起到更好作用,因为随着迭代进行,削减了非精英个体的权重,而精英个体能更好发挥地个体搜索优势.此外,为了进一步细化验证改进策略的有效性,避免实验的偶然性,本文在相同参数下分别对这四个函数进行30次独立重复试验,得到实验结果的平均值和标准差,如表2所示.从表2可以看出,疯狂算子策略和动态精英学习因子策略均比原算法有更好的表现,且两者结合的算法表现最好,证明了改进策略的有效性.所以本文引入两种策略改进樽海鞘群算法,有效提升SSA搜索效率,为最优解的寻找提供有效方案.

#### 4.2 网络仿真分析

本小节利用CMSSA算法用于优化认知异构蜂窝网络的性能,验证提出基于带宽和功率约束在资源分配问题中提升网络的性能.由于信道资源是否分配取值只能为0和1,利用3.1节中的Sigmoid函数离散化后,其改进的离散樽海鞘群算法记为BCMSSA.设置宏蜂窝单元网络的小区半径为500 m,而MU和CFU随机分配在网络中,且每个CFU用户就近复用最近的CFBS资源,根据文献[16],具体仿真参数设置如表3所列.

对比分析中,引入传统算法对比出改进樽海鞘群算法的优势.如引入二进制粒子群算法(BPSO)<sup>[17]</sup>、二进制遗传算法(BGA)<sup>[18]</sup>和二进制遗传-粒子群算法(BGAPSO)<sup>[19]</sup>.图3对比了网络能量效率收敛过程曲线,迭代次数为300,部署CFBS的数量为4.

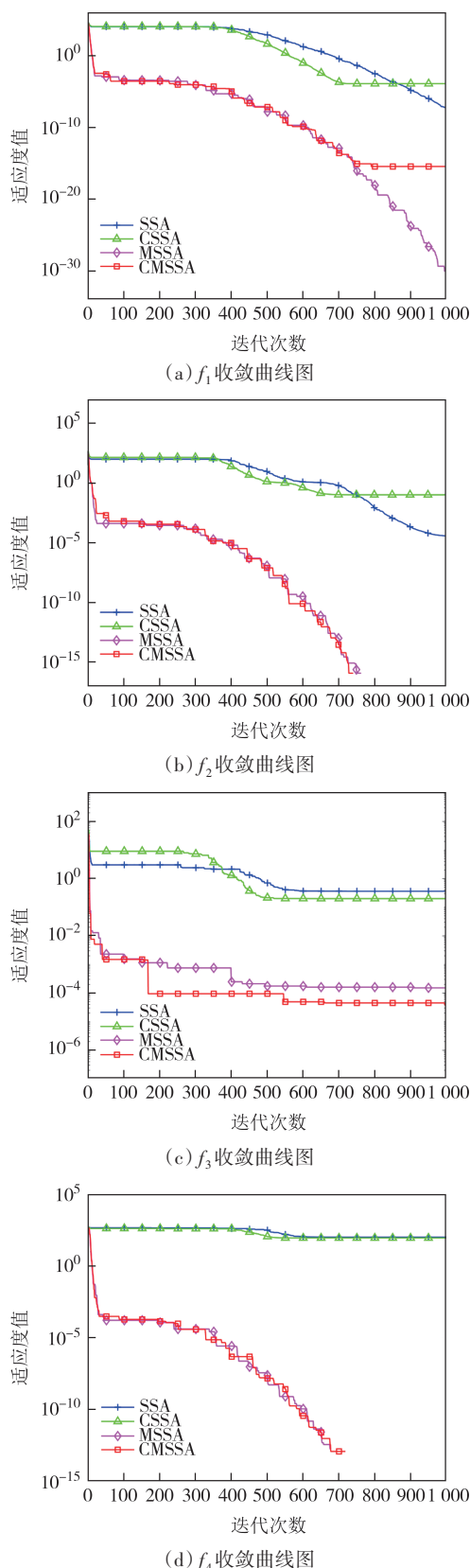


图2 不同测试函数迭代收敛曲线

Fig.2 Iterative convergence curves of different test functions

由图3可看出,BCMSSA算法在前期效果不及SSA,但随着迭代的进行,BCMSSA算法渐渐拥有优

表2 四个测试函数独立实验结果  
Tab.2 Independent experimental results of fourtest functions

算法	函数	平均值	标准差	函数	平均值	标准差
SSA	$f_1$	1.02E-04	1.03E-04	$f_2$	6.82E-03	7.46E-03
CSSA		3.85E-16	1.72E-16		3.82E-02	1.33E-02
MSSA		5.26E-08	1.23E-08		0.00E+00	0.00E+00
CMSSA		3.90E-30	3.63E-30		0.00E+00	0.00E+00
SSA	$f_3$	2.04E-01	7.31E-02	$f_4$	7.79E+01	2.55E+01
CSSA		2.96E-01	1.00E-01		6.85E+01	2.07E+01
MSSA		3.43E-05	4.25E-05		7.58E-15	2.47E-14
CMSSA		3.60E-05	2.70E-05		0.00E+00	0.00E+00

表3 网络仿真参数

Tab.3 Network simulation parameters

参数	取值
信道数量	45
CFU用户数	25
MU用户数	35
路径衰减系数	4
热噪声功率/(dBm/Hz)	-174
载波频率/GHz	2
路径损耗补偿因子	0.8
MBS最大发射功率/dBm	48
CFBS最大发射功率/dBm	26
MU最大发射功率/dBm	24
CFU最大发射功率	15
MU/CFU最小传输速率需求/(bit/s)	1.5e6
资源总带宽/kHz	250
电路功率损耗/dBm	0.000 1

势.且从图中看出,利用BCMSSA来优化能量效率,经300次迭代后能达到4.62 Mbit/(s·J),其次为SSA算法,为4.35 Mbit/(s·J),最差为BGA算法.由此,BCMSSA算法对求解资源分配问题具有良好的优化特性,算法时间复杂度较低,性能得到更好优化.

表4为两种场景下,CFBS=4,独立运行30次的网络的总效益、平均效益以及用户的平均接入公平性.为对比基于带宽和功率约束条件和随机带宽和功率的资源分配优势,两种仿真场景均在CFBS=4时利用各算法进行资源求解对比,凸显引入带宽和功率约束提升资源分配更合理的优势.

从表4中可看出,引入带宽和功率的阈值约束,系统的总效益、平均效益和用户的接入公平性均得到有效提高,而随机为用户分配带宽和功率资源,势必会造成拥挤和无法复用等情况,导致系统效益和接入的公平性达不到最佳.此外,利用不同算法求解资源分配问题具有一定的差异性,合理地选择优化

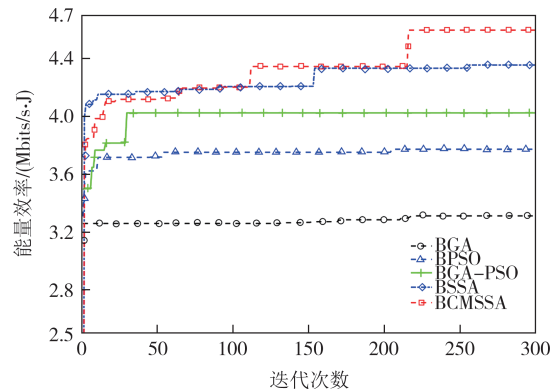


图3 CFBS=4时能量效率曲线对比图

Fig.3 Comparison diagram of energy efficiency curve when CFBS=4

表4 两种场景各算法求解的对比

Tab.4 Comparison of algorithms in two scenarios

算法	场景	总效益	平均效益	接入公平性
BCMSSA	引入约束	137 890.8	4 596.36	52.857
	随机分配	128 571.9	4 285.73	48.625
BSSA	引入约束	130 650.0	4 355.00	50.533
	随机分配	121 335.6	4 044.52	47.120
BGA-PSO	引入约束	120 737.5	4 024.58	46.389
	随机分配	115 945.8	3 864.86	44.255
BPSO	引入约束	113 218.5	3 773.95	44.395
	随机分配	106 877.7	3 562.59	43.577
BGA	引入约束	99 370.8	3 312.36	41.205
	随机分配	93 766.5	3 125.55	39.860

算法,能提升资源分配的合理性.而SSA算法的时间复杂度相比其他算法都要低,且性能得到更好提升.

为对比网络中不同CFU数量下,两种网络模式下用户接入平均公平性和平均能量效率,图4和图5分别绘制30次实验的平均对比图,进一步验证引入带宽和功率约束的有效性和算法求解的有效性.

由图4可看出,CFU用户数量从5到40持续增加,平均能量效率会渐渐降低.在CFU=5时,资源充

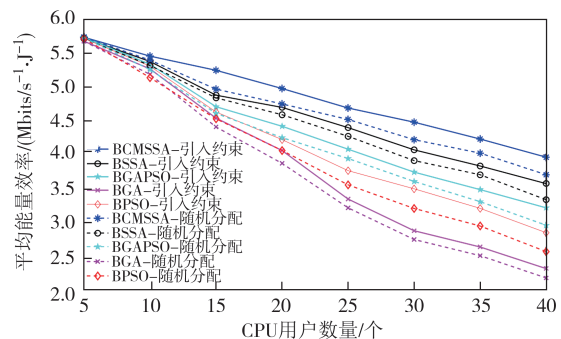


图4 不同CFU数量的平均能量效率对比

Fig.4 Comparison of average energy efficiency of different CFU numbers



足,可随时复用资源,从而利用每个算法及不同场景的算法求解都具有较高的能量效率.而随着 CFU 增加,不同算法求解的能量效率差异渐渐体现出来,且从图 4 中可直观看出,对于同一算法求解,引入带宽和功率约束的资源分配求解总要优于随机分配,由此证明在认知异构网络中引入带宽和功率约束的有效性.当 CFU 超过 30 时,网络的负荷加大,CFU 用户复用资源的竞争更为激烈,每个算法求解的能量效率均降低,且更能直观体现出 BCMSSA 的资源分配优势,与最差的 BGA 算法相比,BCMSSA 平均能量效率能提升接近 2 Mbit/(s · J).

图 5 为最大化能量效率的情况下,算法求得的不同 CFU 用户数量的公平性对比.从图 5 可看出,随着 CFU 用户的增加,整体而言用户接入的公平性会逐渐降低.这是由于网络中的 MU 用户复用资源时相对固定,供 CFU 用户复用就近 CFBS 的资源有限.所以 CFU 用户数越多,可用资源就越紧张,用户接入的竞争就越激烈明显.并且,CFU 用户间也会产生较大干扰,接入的公平性会受到影响且降低.在相同条件下,利用 BCMSSA 算法在不同用户数量下都具有良好的公平性,其他算法次之.对于随机分配和引入带宽和功率限制的两种场景而言,随着用户数增多,虽然公平性在渐渐降低,但同比条件下限制带宽和功率的接入公平性良好,因为资源得到有效节约,可供更多的用户接入.由此,从公平性角度来看,本文引入带宽和功率约束能有效提升用户的公平性.

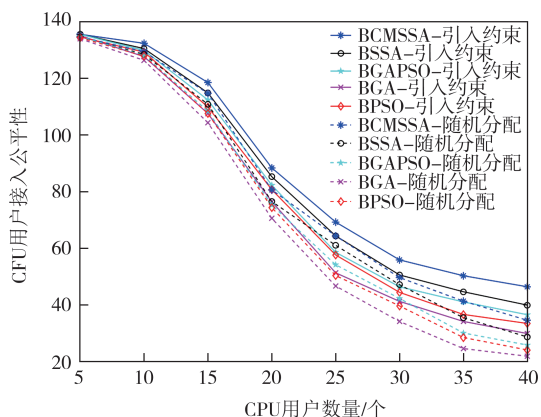


图 5 不同 CFU 用户数量的公平性对比

Fig.5 Fairness comparison of different CFU users

## 5 结论

本文分析了认知异构蜂窝网络的上行资源分配问题,根据 CR 的技术特性,推导出用户带宽和功率

满足 QoS 需求下的取值约束,以最大化能量效率为目标,以带宽、功率和用户 QoS 需求为约束建立了网络性能的优化模型.对于模型的求解,采用了改进的离散樽海鞘群算法(BCMSSA),实验表明 BCMSSA 算法求解资源分配问题具有较好的寻优.对于樽海鞘群算法的改进,引用了两种改进策略:

- 1)在领导者中引入疯狂算子;
- 2)在跟随者中引入指数动态学习因子.

根据 4 个测试函数的收敛曲线图有效证实了引入策略的有效性.网络仿真实验表明,对带宽和功率进行约束处理后,能有效缓解网络负载,提升 CFU 的能量效率和公平性.

## 参考文献

- [1] BING N. Energy efficiency optimization for multiuser OFDM-based cognitive heterogeneous networks [J]. *KSH Transactions on Internet and Information Systems*, 2019, 13(6): 2873-2892.
- [2] MITOLA J, MAGUIRE G Q. Cognitive radio: making software radios more personal [J]. *IEEE Personal Communications*, 1999, 6(4): 13-18.
- [3] SUN X, WANG S W. Resource allocation scheme for energy saving in heterogeneous networks [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2015, 14(8): 4407-4416.
- [4] 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 X Q, CHENG L L, ZHENG G Z, et al. Spectrum resource allocation method of maximizing transmission rate in cognitive heterogeneous wireless networks [J]. *Journal on Communications*, 2019, 40(9): 124-135. (in Chinese)
- [5] 庄陵,尹耀虎,赵旭,等. 认知蜂窝异构网络中能优化的资源分配算法 [J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2018, 46(3): 12-17.  
ZHUANG L, YIN Y H, ZHAO X, et al. Resource allocation algorithm based on energy efficiency optimization in cognitive cellular heterogeneous networks [J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2018, 46(3): 12-17. (in Chinese)
- [6] CHAI R, CHEN Y J, CHEN H, et al. A resource characteristic and user QoS oriented bandwidth and power allocation algorithm for heterogeneous networks [J]. *Wireless Networks*, 2018, 24(6): 2267-2282.
- [7] XU W P, QIU R H, JIANG X Q. Resource allocation in heterogeneous cognitive radio network with non-orthogonal multiple access [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 57488-57499.
- [8] LEE K. Distributed joint optimization of beamforming and power allocation for maximizing the energy efficiency of cognitive heterogeneous networks [J]. *Sensors*, 2021, 21(9): 3186.

- [9] XU Y J, HU Y, CHEN Q B, et al. Optimal power allocation for multiuser OFDM-based cognitive heterogeneous networks [J]. *China Communications*, 2017, 14(9): 52-61. (in Chinese)
- [10] 封周权, 王文赞, 华旭刚, 等. 基于模态参数与改进萤火虫算法的结构模型修正[J]. *湖南大学学报(自然科学版)*, 2022, 49(11): 252-259.  
FENG Z Q, WANG W Z, HUA X G, et al. Structural Model Updating Based On Modal Parameters and modified firefly algorithm [J]. *Journal of Hunan University (Natural Science Edition)*, 2022, 49 ( 11 ) : 252-259.
- [11] 王镇道, 张一鸣, 石雪倩. 基于竞争粒子群算法的云计算资源调度策略[J]. *湖南大学学报(自然科学版)*, 2021, 48(6): 80-87.  
WANG Z D, ZHANG Y M, SHI X Q. Cloud computing resource scheduling strategy based on competitive particle swarm algorithm [J]. *Journal of Hunan University (Natural Sciences)*, 2021, 48(6):80-87. (in Chinese)
- [12] 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: 163-191.
- [13] 张达敏, 陈忠云, 辛梓芸, 等. 基于疯狂自适应的樽海鞘群算法[J]. *控制与决策*, 2020, 35(9): 2112-2120.  
ZHANG D M, CHEN Z Y, XIN Z Y, et al. Salp swarm algorithm based on craziness and adaptive[J]. *Control and Decision*, 2020, 35(9):2112-2120. (in Chinese)
- [14] 陈雷, 蔺悦, 康志龙. 基于衰减因子和动态学习的改进樽海鞘群算法[J]. *控制理论与应用*, 2020, 37(8):1766-1780.  
CHEN L, LIN Y, KANG Z L. Improved salp swarm algorithm based on reduction factor and dynamic learning [J]. *Control Theory & Applications*, 2020, 37(8):1766-1780. (In Chinese)
- [15] 汪志勇, 张沪寅, 徐宁, 等. 认知无线网络中基于随机学习博弈的信道分配与功率控制[J]. *电子学报*, 2018, 46(12):2870-2877.  
WANG Z Y, ZHANG H Y, XU N, et al. Channel assignment and power control based on stochastic learning game in cognitive radio networks [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46 ( 12 ) : 2870-2877. (in Chinese)
- [16] 张达敏, 王义, 邹诚诚, 等. 认知异构蜂窝网络中改进蜉蝣算法的资源分配策略[J]. *通信学报*, 2022, 43(6): 156-167.  
ZHANG D M, WANG Y, ZOU C C, et al. Resource allocation strategies for improved mayfly algorithm in cognitive heterogeneous cellular network [J]. *Journal on Communications*, 2022, 43(6): 156-167. (in Chinese)
- [17] WALEED S, ULLAH I, KHAN W U, et al. Resource allocation of 5G network by exploiting particle swarm optimization [J]. *Iran Journal of Computer Science*, 2021, 4(3): 211-219.
- [18] JERIĆ S V, FIGUEIRA J R. Multi-objective scheduling and a resource allocation problem in hospitals [J]. *Journal of Scheduling*, 2012, 15(5): 513-535.
- [19] WANG W G, SHEN J, ZHAO Y J, et al. An orchestration algorithm for 5G network slicing based on GA-PSO optimization [C]//*International Conference on Computer Engineering and Networks*. Singapore: Springer, 2021: 694-700.