

认知异构蜂窝网络中改进蜉蝣算法的资源分配策略

张达敏¹, 王义¹, 邹诚诚¹, 赵沛雯¹, 张琳娜²

(1. 贵州大学大数据与信息工程学院, 贵州 贵阳 550025;

2. 贵州大学机械工程学院, 贵州 贵阳 550025)

摘要: 针对认知异构蜂窝网络中上行链路资源分配的优化问题, 提出认知异构蜂窝网络中改进离散蜉蝣算法的资源分配算法。认知异构蜂窝网络模型中, 考虑用户层间干扰和带外干扰引入功率控制策略控制发射功率来干扰抑制, 基于用户服务质量 (QoS) 需求和干扰阈值约束, 最大化能量效率为优化目标, 利用改进离散蜉蝣算法优化求解得出最优分配方案。引入不完全 Gamma 和 Beta 分布函数的动态自适应权重、黄金正弦位置更新策略, 提升蜉蝣算法的收敛速度和搜索能力。仿真实验表明, 基于接收 SINR 的闭环功率控制动态调整用户端的发射功率, 能有效抑制用户间的干扰, GSWBMA 求解资源分配问题具有良好的寻优效率和收敛性能, 有效提升系统能量效率和用户传输速率, 保证用户 QoS 需求。

关键词: 认知异构蜂窝网络; 资源分配; 蜉蝣算法; 功率控制; 服务质量

中图分类号: TN929

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2022115

Resource allocation strategies for improved mayfly algorithm in cognitive heterogeneous cellular network

ZHANG Damin¹, WANG Yi¹, ZOU Chengcheng¹, ZHAO Peiwen¹, ZHANG Linna²

1. School of Big Data & Information Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China

2. School of Mechanical Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China

Abstract: Aiming at the optimization of uplink resource allocation in cognitive heterogeneous cellular networks, a resource allocation algorithm based on improved discrete mayfly algorithm was proposed. In the cognitive heterogeneous cellular network model, the power control strategy was introduced to control the interference suppression of transmitted power, and the improved discrete mayfly algorithm was used to optimize and solve the optimal distribution scheme based on the user's quality of service (QoS) requirements and interference threshold constraints to maximize the energy efficiency (EE). In order to improve the convergence rate and search ability of the mayfly algorithm, the dynamic adaptive weights of incomplete Gamma and Beta distribution functions and the golden sine position updating strategy were introduced. The simulation results show that the closed-loop power control based on SINR can dynamically adjust the transmitting power of users and effectively restrain the interference between users. The GSWBMA has good optimization efficiency and convergence performance to solve the resource allocation problem, effectively improve the energy efficiency of the system and the transmission rate of users, and ensure the QoS requirements of users.

Keywords: cognitive heterogeneous cellular network, resource allocation, mayfly algorithm, power control, quality of service

收稿日期: 2022-01-24; 修回日期: 2022-05-09

通信作者: 王义, ywang_gzu@163.com

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.62062021, No.61872034); 贵州省科学技术基金资助项目 (黔科合基础[2020]1Y254); 贵州省自然科学基金资助项目 (黔科合基础[2019]1064)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.62062021, No.61872034), The Science and Technology Foundation of Guizhou Province (No.[2020]1Y254), The Natural Science Foundation of Guizhou Province (No.[2019]1064)

0 引言

随着信息社会科学的快速发展, 移动终端用户数量呈爆炸式增长, 用户服务质量(QoS, quality of service)需求激增, 传统的以宏蜂窝为单元的单小区蜂窝网络已经很难应对当前终端用户激增的挑战, 网络覆盖面积不足、用户分布的“热点”和“盲点”问题明显, 网络拥塞现象难以得到有效控制; 据美国联邦通信委员会报道, 以固定式接入资源频谱方式利用率低下, 约为15%~85%, 更多资源未使用造成频谱资源浪费^[1]。为解决资源复用利用率低的问题, 1999年, Mitola等^[2]首次提出了认知无线电(CR, cognitive radio)技术。该技术将用户类别分为已授权的主用户(PU, primary user)和未授权的认知用户(SU, secondary user), 将未授权的SU机会式地接入PU频段空闲资源, 能有效避免资源浪费, 提升资源利用效率。CR技术自提出以来, 就受到大量通信领域研究者的重视。

显然, 传统的宏蜂窝网络已不能满足通信用户日益增长的需求; 为满足通信网络的可持续发展、千倍级的容量提升和绿色通信的需要, 异构蜂窝网络逐渐成为解决传统蜂窝网络针对性覆盖率低和数据速率需求日益增长的有效技术手段。遗憾的是, 异构蜂窝网络的资源复用依然是固定式接入信道方式, 资源有效利用率低。随着对CR技术的深入研究, 研究者借助CR技术优势, 在异构蜂窝网络中宏蜂窝覆盖区域部署认知家庭基站(CFBS, cognitive family base station), 形成融合CR和异构技术的认知异构蜂窝网络^[3], 感知空闲资源并机会式地接入, 达到提升通信上行容量和资源利用率的目的; 与异构蜂窝网络相比, 引入CR的异构网络能使认知家庭用户(CFU, cognitive family user)更好、更公平地接入CFBS, 为不同用户接入提供高效的QoS需求, 是改善通信网络技术的重要手段。

目前, 对于网络的资源分配问题, 已有相关研究者进行深入研究, 大部分采用的求解方案为博弈论算法^[4-5]、拉格朗日的KKT(Karush-Kuhn-Tucker)条件法^[6-7]、拍卖方法^[8]、图论着色模型^[9]和智能算法^[10-11]等, 这无疑为资源分配问题的求解提供了更多方案。董晓庆等^[11]在认知异构无线网络中利用遗传算法(GA, genetic algorithm)求解资源分配问题, 以最大化用户传输速率为目标, 得出与其他算法相比利用遗传算法求解的优势, 实验证

明了智能算法模型在解决这类问题的优越性, 但该方法一味地追求不同用户业务需求的传输速率, 并没有考虑网络中干扰和功率的影响。Hasan等^[12]针对5G多异构的网络重叠, 按照PU的接入特性和SU需求, 使用改进的遗传算法和粒子群优化(PSO, particle swarm optimization)算法求解资源分配问题, 实验取得了较好的效果, 但并没有考虑资源异构问题, 应用场景相对简单。对于认知异构蜂窝网络的最大化能效优化问题, 庄陵等^[7]在考虑带内干扰、层间干扰和实时用户QoS的基础上, 利用拉格朗日松弛法优化最大化能效, 分析干扰问题, 但并没有为干扰提出有效的解决方案, 造成系统中干扰较大。吕威等^[13]考虑认知异构网络系统中功率控制策略来降低系统干扰, 利用非合作博弈论算法分析了系统干扰问题和能效问题, 但整体而言该算法复杂度较高。Xu等^[14]在异构认知无线网络中采用非正交多址接入(NOMA, non-orthogonal multiple access)技术以用户最大化传输速率和最大化带宽为目标系统分析了网络性能, 利用k-means算法求解取得了较好的资源分配效果, 但干扰问题还是难以得到有效抑制。Xu等^[15]在认知异构网络中考虑用户接入公平性的资源分配方案, 实验为用户取得了良好的公平性, 但是场景简单、网络的仿真实验中用户数量较少, 接入一般网络场景性能不一定能得到保证。

对于认知无线电和异构无线网络融合的资源分配问题已在国内外取得较多研究成果, 但都主要考虑异构网络中用户传输速率、信噪比、功率控制、能效优化等关键绩效指标。虽然都是值得肯定的研究成绩, 但依然还有很多未考虑的地方, 如单一的指标得到提升但并未考虑用户QoS等缺陷, 用户的体验质量(QoE, quality of experience)并未得到各方面的满足。因此对于更好的用户QoS而言, 资源分配问题还存在很大的完善空间。针对认知异构蜂窝网络中考虑用户QoS的资源分配问题, 本文利用改进离散的萤火虫算法(MA, mayfly algorithm)^[16]对含QoS约束的资源分配求解, 而MA的优势主要在于该算法具备与PSO^[17]、GA^[18]和萤火虫算法(FA, firefly algorithm)^[19]已有的优势, 是3个算法的融合, 但算法的深度融合并没有明显提升算法的时间复杂度。因此, 本文基于认知异构蜂窝网络, 做出以下工作内容来提升网络性能。

1) 为满足通信网络发展的绿色需求、提升网

络传输质量，降低认知异构蜂窝网络中的干扰成为需要解决的关键问题之一。由此，在网络初始化阶段引入开环功率控制（OLPC, open-loop power control）策略控制发射端功率，引入闭环功率控制（CLPC, close-loop power control）策略对用户发射功率动态调整，以达到降低干扰的目的，获得更好的传输需求；在干扰分析中，考虑层间干扰和带外干扰问题，为保证用户具有可靠的传输速率，在用户接入时优先选择具有可靠传输速率的资源复用，满足用户 QoS 保证；将 CFU 划分为实时（RT, real time）和非实时（NRT, non-real time）用户集合，在资源复用时，优先为 CFU 中的 RT 用户分配资源。

2) 对认知异构蜂窝网络资源分配问题的求解，引入黄金正弦与自适应权重的离散二进制蜉蝣算法（GSWBMA, gold-sine and weight binary mayfly algorithm）求解。首先将 MA 位置进行二进制离散化，转化为离散的二进制蜉蝣算法（BMA, binary mayfly algorithm），MA 与其他智能算法一样，求解精度低，因此在 MA 中引入不完全 Gamma 和 Beta 函数自适应动态权重策略，使算法能自适应地动态调整搜索趋势，提升算法搜索性能。其次，引入黄金正弦策略，在算法中引入黄金分割算子，借助繁殖阶段的交配行为作为黄金分割因子重新更新算法的速度和位置，提升算法收敛性能和精度。最后，通过 GSWBMA 求解资源分配问题，实验表明 GSWBMA 求解的有效性和优越性。

1 认知异构蜂窝网络模型与问题描述

1.1 网络系统模型

本文主要考虑认知异构蜂窝网络上行链路模型，以 Overlay 模式接入频谱，系统模型如图 1 所示。其中，认知异构蜂窝网络中包含一个覆盖范围最广的宏蜂窝基站（MBS, macro-cell base-station）、 S 个 CFBS、 M 个宏蜂窝用户（MU, macro-cell user）和 F 个 CFU。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，设正交频分多址接入（OFDMA, orthogonal frequency division multiple access）的总带宽为 W ，将其平均分为 N 个子信道，每个子信道所占用的带宽为 $B = \frac{W}{N}$ 。同时，每个子信道都服从相同的瑞利衰落和路径传输损耗模型。

由文献[14]的路径损耗模型可知，认知家庭用户 i 的路径损耗模型定义为

$$PL_i = 38.46 + 35 \lg d(i) + 26 \lg \left(\frac{f_c}{5} \right) \quad (1)$$

其中， PL_i 为第 i 个认知家庭用户的路径损耗， $d(i)$ 为认知家庭用户到 CFBS 的距离，单位为 m； f_c 为子载波频率，本文取 2 GHz。根据文献[20]，信道增益由路径和快慢衰落共同确定，其信道增益模型可表示为

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

其中， K 为常数，根据系统的参数确定； β 为快速衰落增益系数，服从 $\lambda=1$ 的指数函数分布； σ 为服从对数正态分布的慢衰落增益； d 为用户到基站的距离； α 为路径损耗指数，取值为 4。

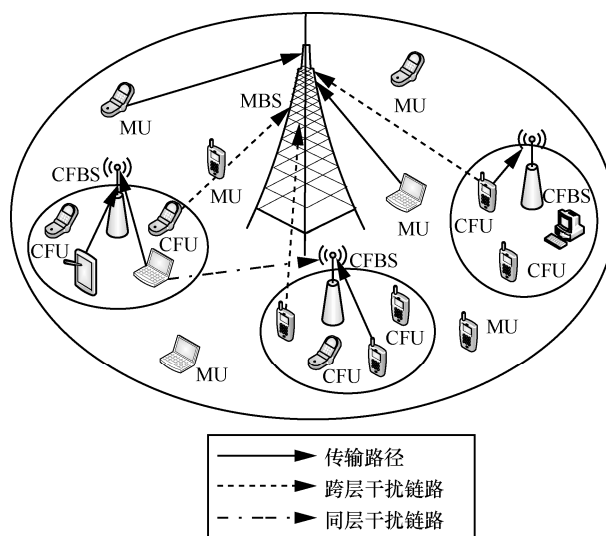


图 1 认知异构蜂窝网络系统模型

在异构蜂窝网络的业务场景，CFN 存在 RT 业务和 NRT 业务，2 种业务集合记为 G_{RT} 和 G_{NRT} 。本文主要目的是满足用户需求的 QoS 保证和干扰约束下最大化认知异构蜂窝网络性能，RT 用户较 NRT 用户拥有优先接入权。设 $g_{s,f,n}^{MF}$ 表示第 s 个 CFBS 中第 f 个 CFU 在第 n 个子信道上到 MBS 的信道增益， $g_{s,f,n}^F$ 表示第 s 个 CFBS 中第 f 个 CFU 在第 n 个子信道上到 CFBS 的信道增益， $g_{m,n}^{MF}$ 表示第 m 个 MU 在第 n 个子信道上到 CFBS 的信道增益，则第 f 个 CFU 在第 n 个子信道上的信干噪比（SINR, signal to interference plus noise ratio）为

$$SINR_{s,f,n}^F = \frac{P_{s,f,n}^F g_{s,f,n}^F}{P_{m,n}^M g_{m,n}^{MF} + \sigma^2} \quad (3)$$

其中, σ^2 为系统的加性白高斯噪声, $P_{s,f,n}^F$ 和 $P_{m,n}^M$ 分别为 CFU 在第 s 个 CFBS 中的第 f 个子载波在第 n 个信道上的发射功率和第 m 个宏蜂窝用户在第 n 个信道上的发射功率, $P_{m,n}^M \mathcal{G}_{m,n}^{MF}$ 为宏蜂窝用户对认知家庭用户通信造成的层间干扰。由香农公式可知, 在第 f 个子载波上的第 n 个信道上的传输速率为

$$R_{s,f,n}^F = B \ln(1 + \text{SINR}_{s,f,n}^F) \quad (4)$$

认知无线网络中, MU 享有资源接入的优先权。此外, 为保证 MU 的可靠资源接入, 其 SINR 需满足

$$\text{SINR}_{m,n}^M = \frac{P_{m,n}^M \mathcal{G}_{m,n}^{MF}}{P_{s,f,n}^F \mathcal{G}_{s,f,n}^F + \sigma^2} \geq \gamma_{\text{th}}^0 \quad (5)$$

其中, γ_{th}^0 为 MU 的 QoS 保证最低 SINR 阈值需求。

CFBS 的传输功率需满足

$$P_{s,f,n}^F \leq \frac{1}{\mathcal{G}_{s,f,n}^M} \left(\frac{P_{m,n}^M \mathcal{G}_{m,n}^{MF}}{\gamma_{\text{th}}^0} - \sigma^2 \right) = P_s^i \quad (6)$$

由于硬件设施限制 MBS 为 CFBS 提供的传输功率预算为 P_s^0 , 则 CFBS 允许的最大传输功率为

$$P_s^{\max} = \min\{P_s^0, P_s^i\} \quad (7)$$

在认知异构蜂窝网络中, 除了用户间的层间干扰外, 通信过程中由于 Overlay 方式的频谱接入过程中会发生旁瓣功率泄露现象, 因此 CFU 还会对 MU 产生带外干扰^[7]。由文献[15]的干扰模型可知, CFU 在第 n 个信道上对宏蜂窝网络占用的子信道造成的带外干扰为

$$I_{s,f,n}^{MF} = \int_{f_n^c + f_n^c - \frac{B}{2}}^{f_n^c + f_n^c + \frac{B}{2}} \mathcal{G}_{s,f,n}^{MF} \varphi_n(f) df \quad (8)$$

其中, $\varphi_n(f)$ 为信号的功率谱密度, f_n^c 和 f_n^c 分别为 2 个子信道的中心频率, $\varphi_n(f)$ 为

$$\varphi_n(f) = T_s \left[\frac{\sin(\pi f)}{\pi f T_s} \right]^2 \quad (9)$$

其中, T_s 为抽样间隔。

1.2 引入接收 SINR 的开/闭环功率控制策略

由式(3)和式(8)分析可知, 认知异构蜂窝网络的用户接入信道会存在层间干扰和带外干扰问题。为有效降低系统的干扰, 利用算法初始化发射端发射功率, 利用算法对用户发射功率进行动态自适应调整^[21]。基站通过调整用户参数下发功率控制命令给用户端, 而用户接收到相应指令后通过上调/下调等方式对发射功率进行控制。引入开环功率控制和闭

环功率控制的发射功率分别为

$$P_o = \min\{P_{\max}, P_1 + 10 \ln M + \alpha_1 \text{PL} + \Delta_{\text{CMS}}(i)\} \quad (10)$$

$$P_c = \min\{P_{\max}, P_1 + 10 \ln M + \alpha_2 \text{PL} + \Delta_{\text{CMS}} + f(\Delta_i)\} \quad (11)$$

其中, P_{\max} 为最大发送功率; α_1 和 α_2 为路径补偿因子, 本文取值为 0.6 和 0.7; PL 为路径损耗, 定义如式(1)所示; Δ_{CMS} 为用户功率偏移量, 与系统编码调制方式有关; P_1 为高层信令的功率基准值, 其主要由两部分组成, $P_1 = \text{额定 } P_1 + \text{用户 } P_1$, 额定 P_1 为小区特定参数, 表示干扰或接收端 SINR 设定的值, 用户 P_1 为终端特定参数, 由终端位置确定, 根据文献[18]中 P_1 的动态范围为[-126 dBm, 23 dBm], 本文取 $P_1 = -80$ dBm; $f(\Delta_i)$ 为闭环功率控制的反馈项, 由 Δ_i 上调或下调功率。对于闭环功率控制策略, LTE 定义了累积式和绝对式为闭环功率的反馈因子, 本文利用累积式对反馈进行调整, 表示为

$$f(\Delta_i) = f(\Delta_{i-1}) + \Delta_{i-k} \Delta_i, \Delta_i \in \{-1, 0, 1, 3\} \quad (12)$$

对于闭环功率控制模型, 首先对用户 $\text{SINR}_{s,f,n}^F$ 与干扰门限阈值 SINR_{th} 进行比较, 取 $\text{SINR}_{\text{low}}^{\text{th}} = -20$ dB 和 $\text{SINR}_{\text{high}}^{\text{th}} = 35$ dB 并利用反馈项进行功率上调或下降, 从而动态自适应地调整用户端的发射功率, 有效控制系统的层间干扰和带外干扰问题。

1.3 问题描述

由上述讨论, 假设 CFU 和 MU 的信道资源和状态均已确定, 在保证用户 QoS 的情况下, 以系统的最大能量效率 (EE, energy efficiency) 为优化目标。EE 的定义为

$$\text{EE} = \frac{R}{P} \quad (13)$$

其中, R 为用户传输速率, 即吞吐量; P 为发射功率。第 s 个 CFBS 在第 f 个 CFU 是否复用信道 n 的资源表示为 $\rho_{s,f,n}$, 若 $\rho_{s,f,n} = 1$, 则表示接入信道, 反之没有。

因此, 根据上述模型可建立本文考虑用户 QoS 的目标函数及约束条件为

$$\max \text{EE} = \frac{\sum_{s=1}^S \sum_{f=1}^F \sum_{n=1}^N \rho_{s,f,n} R_{s,f,n}^F}{\sum_{s=1}^S \sum_{f=1}^F \left(\sum_{n=1}^N \rho_{s,f,n} P_{s,f,n}^F + P_o \right)} \quad (14)$$

$$\text{s.t. } \rho_{s,f,n} = \{0, 1\}, \forall s, f, n \quad (15)$$

$$\sum_{f=1}^F \rho_{s,f,n} \leq 1, \forall s, n \quad (16)$$

$$\sum_{n=1}^N \rho_{s,f,n} R_{s,f,n}^F \geq R_{\min}, \forall s, f \in G_{RT} \quad (17)$$

$$\sum_{n=1}^N \rho_{s,f,n} P_{s,f,n}^F \leq P_{\max}, \forall s, f \quad (18)$$

$$\sum_{s=1}^S \sum_{f=1}^F \rho_{s,f,n} I_{s,f,n}^{MF} \leq I_{th}^n, \forall n \quad (19)$$

$$\text{SINR}_{\text{low}}^{\text{th}} \leq \text{SINR}_{s,f,n}^F, \text{SINR}_{m,n}^M \leq \text{SINR}_{\text{high}}^{\text{th}} \quad (20)$$

其中, P_0 为发射机电路设备功率损耗, P_{\max} 为系统最大传输功率, R_{\min} 为满足 RT 用户的最小传输速率, I_{th}^n 为第 n 个信道上的干扰阈值。因此, 式(14)为能量效率最大化的目标函数, 式(15)为用户接入信道状态, 式(16)表示一个信道最多供一个用户接入, 式(17)为用户传输速率约束, 式(18)为功率控制约束, 式(19)为干扰约束, 式(20)为 SINR 阈值, 超出该阈值则利用 CLPC 进行上调/下调。

由式(14)~式(20)可以看出, 本文为含约束优化的目标优化问题, 考虑到网络用户接入间的分配, 该优化问题属于非线性优化问题, 为 NP 完全问题。以往对 NP 问题的资源分配往往采用穷举搜索求解, 需要遍历所有可能的分配方案, 求解时间复杂度较高。基于此, 本文考虑用离散蜉蝣算法求解本文 NP 非线性组合问题, 能简单、快速地搜索到目标最优分配方案。

2 融合改进离散蜉蝣算法求解认知异构蜂窝网络资源分配问题

2.1 离散蜉蝣算法

蜉蝣算法求解资源分配问题时将蜉蝣群体位置映射为目标优化的可行解, 即是否复用资源; 将全局最优位置作为最优分配方案及函数适应度作为优化效果的判据。原始蜉蝣算法求解目标问题通常是连续的, 而资源分配问题的求解结果需为离散的, 因此先进行蜉蝣算法的离散化。对于连续型蜉蝣算法而言, 雄性蜉蝣和雌性蜉蝣的速度和位置更新略有差异。现对蜉蝣算法的速度和位置更新进行叙述。

1) 雄性蜉蝣速度和位置更新

当雄性蜉蝣投放到有界区域时, 群体之间会发生聚集行为, 且按照一定的社会作用进行速度和位

置的变化。雄性蜉蝣的速度更新式为

$$v_{ij}^{t+1} = \begin{cases} gv_{ij}^t + a_1 e^{-\beta r_p^2} (P_{ij} - x_{ij}^t) + a_2 e^{-\beta r_g^2} (G_j - x_{ij}^t), \\ f(y_i) > f(x_i) \\ gv_{ij}^t + dr, \text{其他} \end{cases} \quad (21)$$

其中, v_{ij}^{t+1} 为雄性蜉蝣 i 在 j 空间上第 $t+1$ 次迭代的速度; a_1 和 a_2 为 2 个正吸引系数; G_j 为第 j 维的全局最优位置; P_{ij} 为蜉蝣的局部最优位置; β 为能见度系数, 用于控制能见范围; d 为舞蹈系数, 且 $d = d_0 \delta^t$, d_0 为舞蹈系数初始值, t 为迭代次数; g 为惯性权重系数, r, δ 均为取值为(0,1)的随机数; r_p 和 r_g 分别为当前位置与 P_{ij} 的笛卡儿距离和当前位置与 G_j 的笛卡儿距离。雄性蜉蝣的位置更新式为

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (22)$$

其中, v_i^{t+1} 是雄性蜉蝣 i 的第 $t+1$ 次迭代的速度, x_i^t 是蜉蝣 i 的第 t 次迭代的位置。

2) 雌性蜉蝣速度和位置更新

与雄性蜉蝣不同的是, 雌性蜉蝣会靠近雄性蜉蝣交配繁殖。因此, 雌性蜉蝣的速度和位置更新式分别为

$$v_{ij}^{t+1} = \begin{cases} gv_{ij}^t + a_3 e^{-\beta r_m^2} (x_{ij}^t - y_{ij}^t), f(y_i) > f(x_i) \\ gv_{ij}^t + flr, \text{其他} \end{cases} \quad (23)$$

$$y_i^{t+1} = y_i^t + v_i^{t+1} \quad (24)$$

其中, a_3 为雄性蜉蝣和雌性蜉蝣之间的吸引系数, β 为能见度系数, r_m 为雄性蜉蝣和雌性蜉蝣的笛卡儿距离, $fl = fl_0 \delta^t$ 为随机游走系数, r, δ 为(0,1)的随机数, g 为惯性权重系数。

3) 交配繁殖

蜉蝣的交配过程表示为交叉算子。首先从雄性蜉蝣中选择一个父本, 雌性蜉蝣中选择一个母本, 父本选择的方式与雄雌吸引的方式一致。采用优胜劣汰机制, 将最优个体的雄性和雌性蜉蝣进行繁殖得到最优个体; 依次类推, 得到的 2 个子代分别为

$$\begin{cases} \text{offspring}_1 = L\text{male} + (1-L)\text{female} \\ \text{offspring}_2 = L\text{female} + (1-L)\text{male} \end{cases} \quad (25)$$

其中, L 为服从高斯分布的随机数, 取值范围为 $(-1,1)$; male 为父本, female 为母本。

根据上述的速度和位置更新式可知, 速度和位置均为连续变量, 对于资源分配问题的求解, 还需

离散化更新方式, 因此利用 sigmoid 函数^[22]将速度映射为(0,1)区间的值, 然后根据式(26)和式(27)将速度离散为 0 或 1。

$$v_{ij}^{t+1} = \begin{cases} 1, \text{rand} < \text{sigmoid}(v_{ij}^t) \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (26)$$

$$\text{sigmoid}(v_{ij}^t) = \frac{1}{1 + e^{-v_{ij}^t}} \quad (27)$$

2.2 改进的离散蜉蝣算法

由于原始蜉蝣算法具有收敛精度低且求解速度慢等特点, 应用于资源分配中也容易导致搜索缓慢等缺陷。本文针对这些缺陷进行改进, 使改进离散蜉蝣算法具备更快的收敛精度及速度, 使算法求解更快、更接近最优分配。

2.2.1 不完全 Gamma 和 Beta 函数自适应权重

惯性权重的引入可以使算法具有一定的先验指导作用, 是继承算法先验信息的能力。在前期, 为了具有方向性搜索, 需根据历史搜索状态更快速地搜索到局部位置附近点。在后期, 群体的大量聚集会因相似度过高和多样性缺失陷入局部最优, 此时需要削减先验信息使种群后期自由探索, 让群体根据社会认知部分进行信息交流合作, 以此来提升后期算法搜索到全局最优的概率。引入不完全 Gamma 函数^[23]和 Beta 分布函数^[24]进行自适应动态调整权重 $g(t)$, 其定义为

$$g(t) = \frac{1}{\lambda} \Gamma\left(\lambda, 1 - \frac{t}{T}\right) + \nu B(\sigma; b_1, b_2) \quad (28)$$

$$\Gamma(\lambda, u) = \int_0^u e^{-t} t^{\lambda-1} dt \quad (29)$$

$$B(\sigma; b_1, b_2) = \frac{1}{B(b_1, b_2)} \int_0^\sigma t^{b_1-1} (1-t)^{b_2-1} dt \quad (30)$$

$$\sigma = \begin{cases} 1, f(x^t) < f(x^{t-1}) \\ \exp\left(\frac{f(x^t) - f(x^{t-1})}{f(x^t)}\right), \text{其他} \end{cases} \quad (31)$$

其中, 动态自适应权重和 λ 、 ν 、 σ 等参数有关, λ 为控制 Gamma 函数的随机变量, ν 为偏移因子, b_1 和 b_2 为服从 Beta 函数的随机数。式(29)和式(30)分别为 Gamma 函数和 Beta 函数, 它们存在转换关系, 因此具备相互调整功能。式(31)中 σ 为非线性控制因子, 起自适应作用, 取值由相邻迭代间的适应度决定, 前期取值较大是因为适应度下降具有差异, 后期适应度取值变化较小, 从而取较小的 σ 控制动态权重 g 。因此, 引入 Gamma 函数和 Beta 函

数, 能自适应动态调整算法的搜索, 有效提升算法的搜索性能。

2.2.2 融合黄金正弦策略

黄金正弦因子是根据传统 0.618 黄金分割法提出的, 现已有黄金正弦算法 Gold-SA^[25]。黄金正弦分割起源于单位圆内的参数优化问题的空间搜索, 具有寻优精度良好、收敛能力快速、复杂度低等特点。黄金分割因子的实现可表示为

$$\begin{cases} g_1 = a(1-h) + bh \\ g_2 = ah + b(1-h) \end{cases} \quad (32)$$

其中, a 、 b 为黄金分割的初始值, h 为黄金分割的比例系数, 黄金正弦的参数推导见文献[25]。与 MA 的子代交配繁殖相比, 黄金分割完整对应于繁殖 2 个子代的过程。Gold-SA 的位置更新式为

$$x_i^{t+1} = x_i^t |\sin(r_1)| - r_2 \sin(r_1) |g_1 P_i^t - g_2 x_i^t| \quad (33)$$

其中, P_i^t 为个体 i 在第 t 次迭代的局部最优位置, x_i^t 为个体 i 在第 t 次迭代的当前位置, r_1 和 r_2 为随机数, 取值分别为 $r_1 \in [0, 2\pi]$, $r_2 \in [0, \pi]$ 。将式(25)的变量分别映射到黄金正弦算法中, 可得到 2 个子代交配后的位置更新式为

$$x_i^{t+1} = x_i^t |\sin(r_1)| - r_2 \sin(r_1) |\text{offspring}_1 P_i^t - \text{offspring}_2 x_i^t| \quad (34)$$

将黄金正弦算法的思想融合到 MA 中的交配繁殖阶段, 有效避免算法交配繁殖的随机性, 使算法在可行解空间得到更好的遍历。每经过一次迭代, 根据黄金分割系数的调整使可行解空间渐渐缩小及向最优位置靠近, 加快算法向最优位置靠近的能力, 使算法能更有目的性、更快速地接近全局最优解, 得到更精确的位置搜索, 提升求解能力。

综上, 本节对 MA 进行改进, 克服算法求解速度慢和收敛精度低等缺陷, 使经过改进的 MA 具备更好的搜索性能, 为后续更好地求解资源分配问题提供新方案。

2.3 基于改进离散蜉蝣算法的资源分配策略

2.3.1 算法步骤及流程

本文利用改进的离散蜉蝣算法进行认知异构蜂窝网络资源分配问题的求解, 其求解步骤如下。

步骤 1 种群初始化。初始化离散蜉蝣算法的位置向量, 设置蜉蝣算法基本参数及种群大小为 P 。RT 和 NRT 用户总数量为 I , RT 用户赋予优先分配权值; 随机产生离散可用的二进制信道

分配矩阵 $A = \{a_{i,n} | \sum_{n=1}^N a_{i,n} \leq 1\}_{I \times N}$ 和效益矩阵 $B = \{b_{i,n}\}_{I \times N}$ 。当 CFU 复用信道资源时所产生的干扰值为 $C_{i,n}$ ，在可用带宽范围内的干扰矩阵为 $C = \{c_{i,j,n} | c_{i,j,n} = c_{j,i,n} \in \{0,1\}\}_{I \times I \times N}$ 。

步骤 2 逐个遍历所有存在干扰的用户。根据每个 CFU 到 CFBS 的实际距离和干扰距离判断是否会发生干扰，若存在干扰，则 $c_{i,j,n} = c_{j,i,n} = 1$ ；否则为 0。同时，判断第 i_1 行和第 j_1 列的元素与第 i_2 行和第 j_2 列的元素是否为 1，若都为 1，则随机将其中一行的干扰元素置 0。

步骤 3 以系统的能量效率作为目标适应度评价函数，按照初始化的效益矩阵 B 及分配矩阵 A 计算出最初适应度值，并记录局部最优位置和全局最优位置。

步骤 4 将所获得的初始能效优化值作为目标函数，并判断是否满足式(15)~式(17)的约束条件。若满足，将分配矩阵 A 、效益矩阵 B 和干扰矩阵 C 和目标函数传递到改进离散蜉蝣算法进行迭代求解。

步骤 5 判断算法是否满足迭代结束条件。若满足，则停止迭代，输出资源分配矩阵和最优能量效率；否则，返回继续执行步骤 3。

步骤 6 算法求解完成。处理分配矩阵，并得出本次最优资源分配矩阵。

步骤 7 将最优资源分配矩阵逆映射为解向量，解向量顺序为信道顺序。映射过程见参考文献[26]。

为更清晰地了解算法的具体执行，图 2 给出了改进的离散蜉蝣算法求解资源分配问题的算法流程。

为进一步探讨本文 GSWBMA 对系统性能的影响，将系统公平性 Fair 和最大网络效益函数进行对比分析。用户公平性评价和网络最大效益的计算式分别为

$$\text{Fair} = \left(\prod_{i=1}^I \sum_{n=1}^N a_{i,n} b_{i,n} + 10^{-6} \right)^{\frac{1}{I}} \quad (35)$$

$$U = \sum_{i=1}^I b_i = \sum_{i=1}^I \sum_{n=1}^N a_{i,n} b_{i,n} \quad (36)$$

$$a_{i,n}^* = \arg \max_{\forall I, N} U \quad (37)$$

s.t.

$$\begin{cases} a_{i,n} + a_{j,n} \leq 1, 0 \leq i, j \leq I, 0 \leq n \leq N \\ c_{i,j,n} = 1 \end{cases} \quad (38)$$

其中，Fair 为用户公平性计算； $a_{i,n}$ 为用户 i 在信道 n 上的占用情况，占用信道资源则为 1，否则为 0； $b_{i,n}$ 为用户 i 在信道 n 上的传输速率； $c_{i,j,n}$ 为用户间的干扰，若存在干扰则为 1，否则为 0。

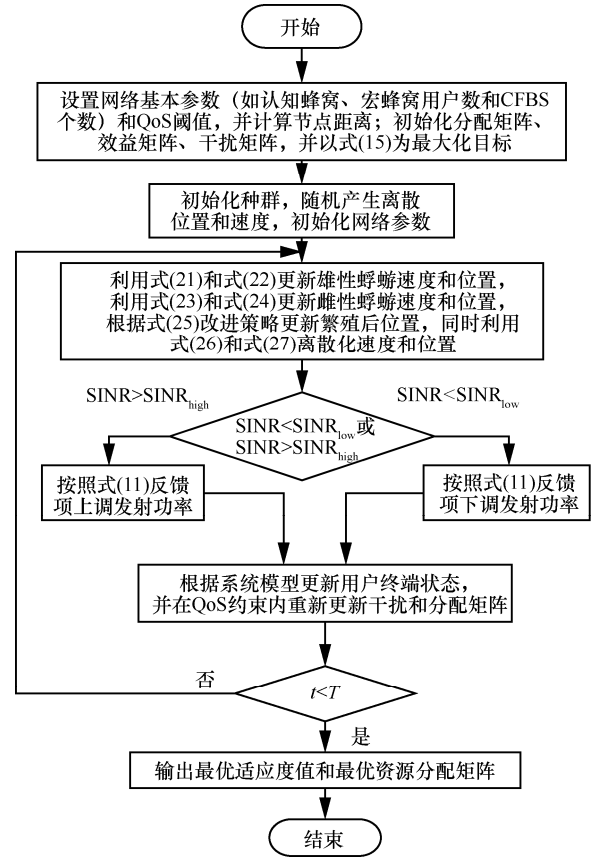


图 2 改进的离散蜉蝣算法求解资源分配问题的算法流程

2.3.2 算法时间复杂度分析

算法时间复杂度是衡量一个算法好坏的基本指标。时间复杂度高会导致求解速度慢、效率低等，时间复杂度低会简化求解时间。设离散蜉蝣算法雌性数量为 N_1 ，雄性数量为 N_2 ，交配后的子代为 N_3 ，迭代次数为 T 。首先，设网络建立和目标函数初始化阶段所需的计算时间为 t_0 ，单次迭代雄性蜉蝣和雌性蜉蝣进行位置更新和速度更新的时间为 t_1 和 t_2 ，复杂度分别为 $O(N_1 dt_1)$ 和 $O(N_2 dt_2)$ ，交配过程的更新时间为 t_3 ，引入黄金正弦，只是增加了 $O(1)$ 的时间复杂度，可忽略不计。那么，算法求解需要利用目标函数和网络状态信息，结合初始化和迭代过程，求解的时间复杂度为 $O(t_0 + T((N_1 t_1 + N_2 t_2) d + t_0 + 1 + t_3))$ ；对 GSWBMA 复杂度简化后，与 MA 相比算法复杂度未明显提高，但算法的收敛能力得到明显改善。

3 实验仿真与分析

本节对改进离散蜉蝣算法的有效性进行验证并对认知异构蜂窝网络的资源分配问题进行求解。设本文二进制离散蜉蝣算法为 BMA、融合改进的二进制离散蜉蝣算法为 GSWBMA。另外，为充分对比算法和其他算法共同求解的有效性，还引入二进制粒子群优化 (BPSO, binary particle swarm optimization) 算法^[17]、二进制遗传算法 (BGA, binary genetic algorithm)^[18]和二进制鲸鱼优化算法 (BWOA, binary whale optimization algorithm)^[27]。表 1 为不同优化算法的参数设置。

表 1 不同优化算法的参数设置

算法	参数
GSWBMA	同 WMA、GSMA、BMA 一致
WMA	$\lambda = \mu = 0.1, b_1 = 1, b_2 = 2$
GSMA	$a = \pi, b = -\pi, h = 0.683$
BMA	$a_1 = 1.2, a_2 = a_3 = 1.6, \beta = 2, d = 5, fl = 1$
BWOA	$a_{\max} = 2, a_{\min} = 0$
BGA	交叉概率 $p_c = 0.65$, 变异概率 $p_m = 0.01$
BPSO	$a_1 = 1.5, a_2 = 1.5$

3.1 改进蜉蝣算法的有效性分析

为验证改进蜉蝣算法的有效性，本文利用 CEC 函数集的 6 个函数进行分析，其函数信息如表 2 所示。同时，表 2 中的函数为无约束优化的连续函数，因此不需要离散化。设改进蜉蝣算法为 GSWBMA，引入动态自适应权重策略的蜉蝣算法为 WMA，黄金正弦因子的蜉蝣算法为 GSMA。实验最大迭代次数为 1 000，雄性蜉蝣和雌性蜉蝣种群个体数均为 20，维度为 30，独立重复 30 次。

表 2 6 个 CEC 测试函数基本信息

函数名	表达式	最优解
Bent Cigar	$f_1(X) = x_1^2 + 10^6 \sum_{i=2}^D x_i^2$	0
High Conditioned Elliptic	$f_2(X) = \sum_{i=1}^D (10^6)^{\frac{i-1}{D-1}} x_i^2$	0
Rosebrock	$f_3(X) = \sum_{i=1}^{D-1} (100(x_i^2 - x_{i+1})^2 + (x_i - 1)^2)$	0
Discus	$f_4(X) = 10^6 x_1^2 + \sum_{i=2}^D x_i^2$	0
Schaffer F7	$f_5(X) = \left[\frac{1}{D-1} \sum_{i=1}^{D-1} (\sqrt{x_i} (\sin(50s_i^{0.2}) + 1)) \right]^2$	0

表 3 记录了 MA 及改进算法在 30 维搜索空间的最优值、平均值及标准差。从表 3 中可看出，函数 f_1 、 f_2 和 f_4 的改进算法可以达到理论值，与 MA 相比具有更好的收敛精度。改进算法中，黄金正弦策略的引入使算法在 f_1 和 f_2 函数中具有良好的搜索优势，直接达到理论值，且从平均值和标准差上看，算法求解的稳定性强；而 MA 最优值和平均值的量级相差大，算法求解不稳定，收敛能力较差。 f_3 函数特征复杂、寻求最优值难度大，但与 MA 相比 GSWBMA 依然能提升算法的收敛精度。对于函数 f_5 ，MA 的最优值达到了理论值，这是由算法的随机性造成的，其平均值和标准差整体而言收敛性不及改进算法，也进一步说明 MA 求解过程的不稳定性造成的偶然误差。综上，算法的收敛性和精度在 5 个函数中得以验证。

表 3 CEC 测试函数的有效性对比

函数	算法	最优值	平均值	标准差
f_1	GSWBMA	0	0	0
	MA	1.099×10^{-16}	1.271×10^{-6}	4.244×10^{-6}
	WMA	7.106×10^{-172}	8.850×10^{-136}	4.438×10^{-135}
f_2	GSWBMA	0	0	0
	MA	1.683×10^{-13}	5.372	2.941×10
	WMA	1.827×10^{-153}	6.008×10^{-133}	3.261×10^{-132}
f_3	GSWBMA	3.715	5.834	3.741
	MA	1.077×10	3.752×10	4.141×10
	WMA	6.668	6.718	3.888×10^{-1}
f_4	GSWBMA	0	0	0
	MA	4.034×10^{-21}	1.384×10^{-12}	7.567×10^{-12}
	WMA	1.862×10^{-155}	2.919×10^{-128}	1.596×10^{-127}
f_5	GSWBMA	0	0	0
	MA	0	4.761×10^{-10}	1.606×10^{-11}
	WMA	2.095×10^{-8}	1.047×10^{-5}	2.431×10^{-5}
	GSMA	2.482×10^{-14}	3.061×10^{-12}	5.076×10^{-10}

通过以上对比分析可知，改进算法在 f_1 、 f_2 和 f_4 上均达到了理论值。为进一步验证算法收敛速度的快慢，得到理论值后，收敛快的算法具有更好的

应用价值，图 3(a)和图 3(b)分别绘制了函数 f_1 和 f_5 的收敛曲线，从迭代过程判断算法的收敛性。由图 3 可知，GSWBMA 的寻优速度最快，在应用中具备良好的应用价值。

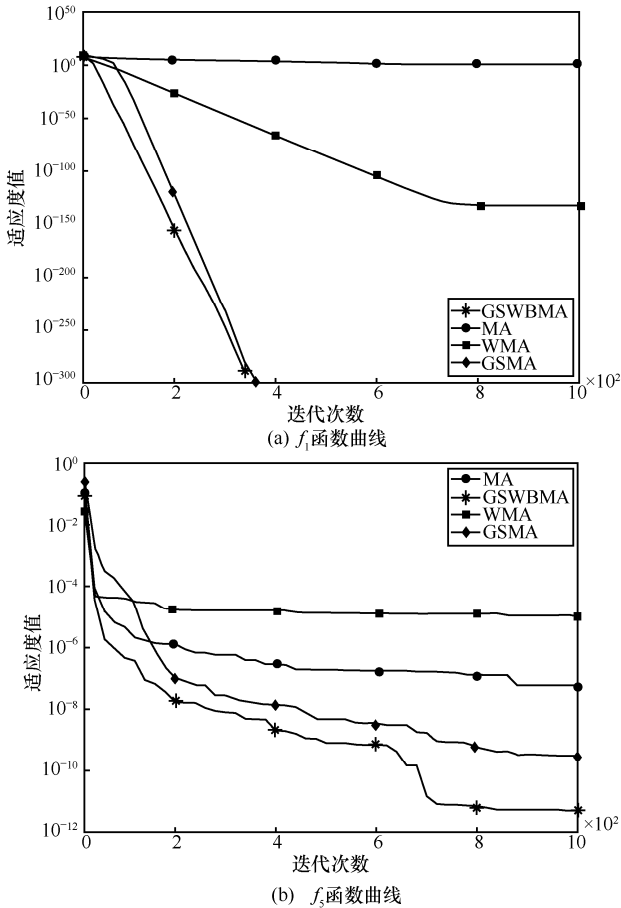


图 3 函数收敛性对比

3.2 不同算法优化对比分析

为验证本文提出的 GSWBMA 求解认知异构蜂窝网络资源分配的潜能，在一定信道数量和用户条件下，通过实验对比算法求解的最大系统总效益和用户获得的公平性等。假设每个 CFBS 服务 CFU 的数量不超过 8，所有 MU 和 CFU 的 QoS 需求相同；由于 MU 享有接入优先权，MU 的发射功率设置比 CFU 大。认知异构蜂窝网络系统参数设置如表 4 所示。

图 4 为 CFBS 数量为 3、迭代次数为 200、独立重复实验次数为 5 的认知家庭网络的能量效率优化对比曲线。由图 4 可知，能量效率收敛性最好的是 GSWBMA，其次是 BMA；除 BMA 外，其他算法在大约 20 次后就达到收敛效果，而 BMA 需要

160 次左右，由此也说明本文改进的 GSWBMA 的寻优精度和收敛速度都得到很大提升。根据实验数据，GSWBMA 较 BMA 而言，EE 算法求解的能量效率提升 0.219 Mbit/(s·J)，而 BGA 的收敛效果最差，经 200 次迭代后的 EE 为 3.351 Mbit/(s·J)，与 GSWBMA 的 4.557 Mbit/(s·J)相比改进离散蜉蝣算法能提升 1.206 Mbit/(s·J)。

表 4 认知异构蜂窝网络系统参数设置

参数	数值
小区半径/km	10
系统带宽/MHz	10
信道数量/个	35
认知蜂窝用户数/个	10
宏蜂窝用户数/个	15
MBS 最大发射功率/dBm	46
CFBS 最大发射功率/dBm	24
宏蜂窝用户干扰半径/m	600
认知蜂窝用户干扰半径/m	200
噪声功率/(dBm·Hz ⁻¹)	-174
额定功率 P_1 /dBm	-78
最小传输速率需求 R_{min} /(bit·s ⁻¹)	10 ⁶
干扰阈值/dBm	-110

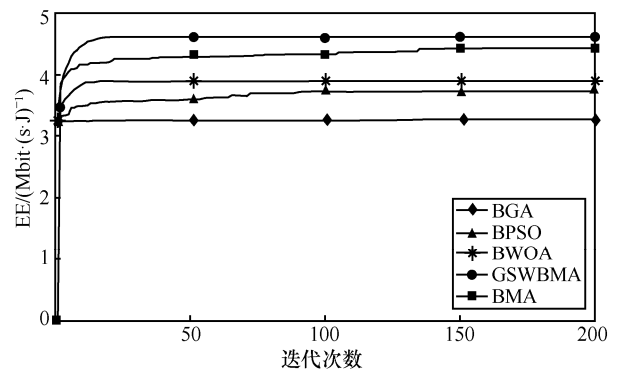


图 4 CFBS=3 的能效优化收敛曲线

能量效率的对比收敛曲线引入了闭环功率控制策略，通过对发射机发射功率进行约束，可有效降低通信系统中的干扰。图 5 绘制了 CFBS=3 时采用 2 种功率控制算法的累积分布函数 (CDF, cumulative distribution function)，在不同 SINR 时满足 RT 用户的最小传输速率的概率，以此验证引入闭环功率控制的降低系统干扰的有效性。

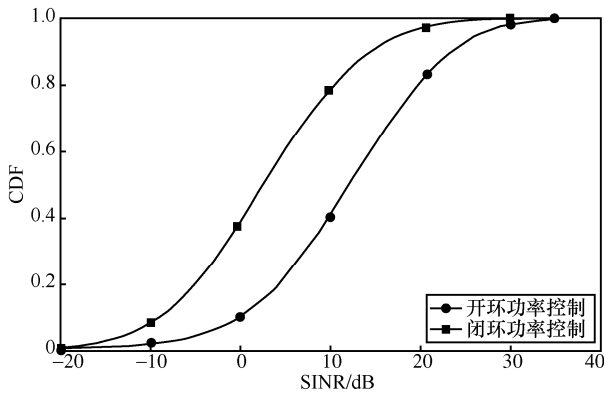


图 5 不同 SINR 的 CDF 分布曲线

由图 5 可知，随着 SINR 的不断提升，能满足 RT 用户的传输需求的概率也在不断上升。当 CDF 取值相同时，引入闭环功率控制策略只需更小的 SINR 就能达到等概率的传输速率需求；当 SINR 相同时，引入闭环功率控制策略能满足用户传输需求的概率更大。由此，通过引入自适应动态控制用户端发射功率能有效降低系统的干扰，提升用户 QoS 需求。表 5 为不同算法求解用户接入信道的公平性和网络最大效益对比，目的是当用户获得较公平的资源接入和最大效益时，对比 CFU 分配资源的公平性。

表 5 不同算法求解用户接入信道的公平性和网络最大效益对比

算法	公平性	网络最大效益
GSWBMA	56.335 3	5 541.85
BMA	50.638 6	5 320.12
BWOA	52.233 3	4 915.77
BPSO	47.309 7	4 492.25
BGA	48.958 5	4 344.55

由表 5 可知，GSWBMA 的公平性和最大系统效益均为最高，且与其他算法相比有更好的优势，即寻优的资源分配矩阵解的效果更好。公平性和网络最大效益越高，资源分配更加合理，且在最大化能效的基础上提升用户接入公平性能使网络容量得到有效提升，算法的遍历搜索更彻底，求解效果更好。公平性最差为 BPSO 算法，为 47.309 7；网络最大效益最差为 BGA。由此可看出 BPSO 和 BGA 对资源分配问题的求解很快就陷入局部最优、收敛能力低。因此 BGA 和 BPSO 不是最优算法。

3.3 不同 CFBS 数量和不同干扰阈值下各算法优化性能对比

上述仿真实验为 CFBS 数量和用户数量一定时

的对比，但仅有单一对比实验不够充分。为进一步验证 GSWBMA 求解认知异构蜂窝网络最优资源分配问题提升网络性能的可靠性，本节对比了不同 CFBS 数量和不同干扰阈值下的性能。为了避免算法求解的随机性和偶然性，实验结果为独立重复 10 次取平均值。

图 6 为不同 CFBS 数量下的能量效率曲线，CFBS 数量从 3 持续增加到 24。由图 6 可知，随着 CFBS 数量的增加，系统的能量效率呈下降趋势，这是因为当 MU 和 CFU 的数量一定时，部署过多的 CFBS 会出现能量损失、用户接入选择性较多、部分资源未利用的情况，导致能量效率降低。由于认知异构蜂窝网络考虑用户 QoS，满足最大化用户传输速率需求，因此在具有充分的可接入资源情况下能选择较好的资源复用。由图 6 可知，随着 CFBS 数量增加，本文 GSWBMA 具有较好的能量效率，资源分配更加合理，同时更好地满足用户 QoS 需求。

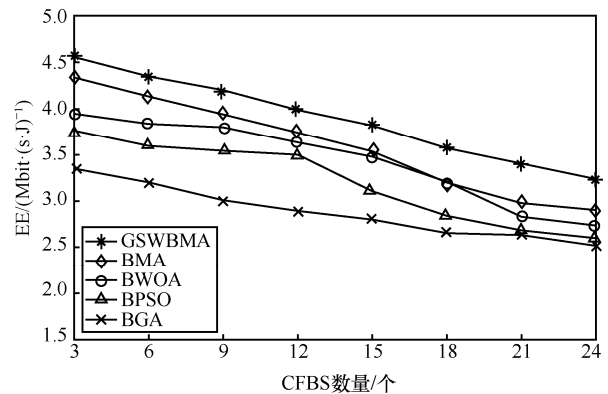


图 6 不同 CFBS 数量下的能量效率曲线

图 7 为抛开 EE 中用户发射功率及损耗情况下不同 CFBS 数量下的 RT 用户平均传输速率对比。由于 RT 业务时间敏感性较强，因此需快速分配资源，具有较高的分配优先级。由图 7 可知，随着 CFBS 数量增多，RT 用户的平均传输速率增大，当 CFBS 数量达到 18 时，各算法求解的传输速率接近，这是因为随着 CFBS 数量增加，用户选择接入的机会增大，各算法求解此类问题的难度变小，从而求解结果接近；当 CFBS 数量较少时，GSWBMA 与其他算法相比有更好的 RT 用户传输速率，由此证实了 GSWBMA 在 RT 用户下分配的优越性。从图 7 可以看出，RT 用户的平均传输速率明显大于最小传输速率需求 (1 Mbit/s)，所有 RT 用户传输速率需求均得到保证。

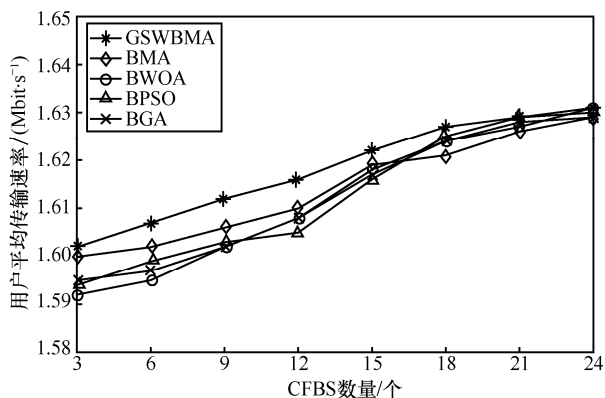


图 7 不同 CFBS 数量下的 RT 用户平均传输速率对比

系统中用户、基站部署的增减都会影响到层间干扰和带外干扰问题，为了对比不同干扰水平下不同算法的传输速率，图 8 给出了不同干扰阈值下 CFN 的平均传输速率曲线。随着干扰阈值门限的上升，CFN 对宏蜂窝网络的干扰程度与干扰阈值门限呈正相关，每个系统的子信道获得的功率随之增大，因此 CFN 的传输速率会增加；而 GSWBMA 在不同干扰阈值下传输速率具有显著优势，尽管干扰阈值门限增加，GSWBMA 求解 CFN 的传输速率也有良好的效果。

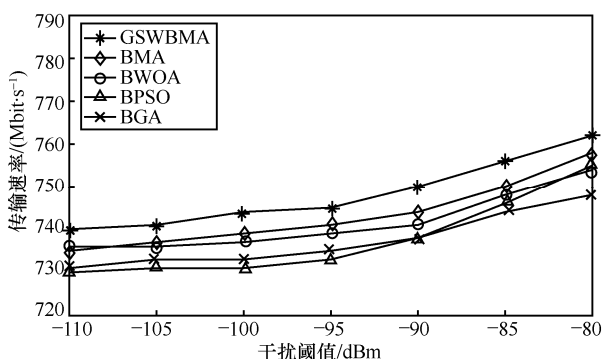


图 8 不同干扰阈值下 CFN 的平均传输速率曲线

图 9 为 CFU 接入 CFBS 对 CFU 间的公平性影响。当 CFU 数量增加时，用户间的干扰冲突也会随之增加，网络负载变得严重，从而导致用户接入公平性降低。由图 9 可知，随着 CFU 数量增加，用户接入公平性会降低，当 CFU 数量达到 20 以上时，总信道数量为 35，MU 和 CFU 的总用户数量超过最大信道数量，资源分配优先满足授权的 MU，其次是认知用户中的 RT 用户，随后是其他业务用户，因此部分 CFU 不能复用资源，从而用户接入公平性降低。当 CFU 数量为 20 时，GSWBMA 的公平性大小为 31.020，其次是 BMA 为 27.681，GSWBMA 的公平性比 BMA 的公平性高 3.339；当 CFU 为 30 时，

GSWBMA 的公平性为 11.37，其次是 BMA 为 9.32，最差是 BGA 为 8.37。随着网络负载增加，CFU 竞争激烈，仅满足部分 CFU 接入，因此 GSWBMA 与其他算法相比求解 CFU 依然具有较好的公平性。

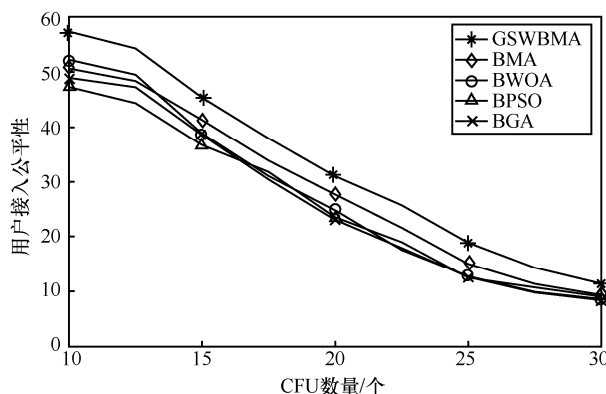


图 9 CFU 接入 CFBS 对 CFU 间的公平性影响

4 结束语

本文主要分析了基于两层认知异构蜂窝网络的资源分配问题，提出了改进离散蜂蟻算法的资源分配策略。在认知异构蜂窝网络中，综合考虑用户的 QoS 需求、层间干扰和带外干扰等，同时为降低系统干扰引入闭环功率控制策略，使系统能够实时反馈调节发射功率，降低系统干扰，提升网络性能。针对蜂蟻算法求解精度低等缺陷，引入不完全 Gamma 和 Beta 函数自适应动态惯性权重和黄金正弦策略，以此提升 MA 的寻优效率和收敛性能，以及求解资源分配问题的有效性，并为求解资源分配算法复杂度进行简要分析。通过算法有效性对比实验，验证算法具有良好的寻优潜力；在保证用户 QoS 需求下，从最大化能量效率、传输速率和不同 CFBS 部署等视角验证 GSWBMA 在认知异构蜂窝网络资源分配问题求解的优越性。同时，实验也表明较好的资源分配方案能有效提升认知异构蜂窝网络的性能。

参考文献:

- [1] PEI E R, PEI J L, LIU S, et al. A heterogeneous nodes-based low energy adaptive clustering hierarchy in cognitive radio sensor network[J]. IEEE Access, 2019, 7: 132010-132026.
- [2] MITOLA J, MAGUIRE G Q. Cognitive radio: making software radios more personal[J]. IEEE Personal Communications, 1999, 6(4): 13-18.
- [3] FOUKALAS F, SHAKERI R, KHATTAB T. Distributed power allocation for multi-flow carrier aggregation in heterogeneous cognitive cellular networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(4): 2486-2498.

- [4] ROHODEN K, ESTRADA R, OTROK H, et al. Stable femtocells cluster formation and resource allocation based on cooperative game theory[J]. *Computer Communications*, 2019, 134: 30-41.
- [5] LIU Z X, ZHOU M H, SHEN Y Y, et al. Robust energy efficient maximization in wireless powered CRNs based on power splitting[J]. *Computer Networks*, 2021, 195: 108204.
- [6] MARTÍNEZ-VARGAS A, ANDRADE Á G. Deployment analysis and optimization of heterogeneous networks under the spectrum underlay strategy[J]. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2015, 2015: 55.
- [7] 庄陵, 尹耀虎, 赵旭, 等. 认知异构蜂窝网络中能效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, 29. 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, 29.
- [8] 张士兵, 张国栋, 包志华. 认知无线网络中基于代理的动态频谱交易算法[J]. *通信学报*, 2013, 34(3): 119-125. ZHANG S B, ZHANG G D, BAO Z H. Agent-based dynamic spectrum trading algorithm in cognitive radio network[J]. *Journal on Communications*, 2013, 34(3): 119-125.
- [9] DEVI M, SARMA N, DEKA S K. A centralized model enabling channel reuse for spectrum allocation in cognitive radio networks[J]. *Cybernetics and Information Technologies*, 2021, 21(2): 183-200.
- [10] XING H X, WU H, CHEN Y, et al. A cooperative interference resource allocation method based on improved firefly algorithm[J]. *Defence Technology*, 2021, 17(4): 1352-1360.
- [11] 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.
- [12] HASAN N U, EJAZ W, EJAZ N, et al. Network selection and channel allocation for spectrum sharing in 5G heterogeneous networks[J]. *IEEE Access*, 2016, 4: 980-992.
- [13] 吕威, 张羽, 李一兵. 基于非合作博弈的认知异构蜂窝网络功率控制算法[J]. *应用科技*, 2020, 47(6): 1-4. LYU W, ZHANG Y, LI Y B. A power control algorithm based on non-cooperative game for cognitive heterogeneous cellular networks[J]. *Applied Science and Technology*, 2020, 47(6): 1-4.
- [14] 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.
- [15] XU L, CAI L, GAO Y S, et al. Security-aware proportional fairness resource allocation for cognitive heterogeneous networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(12): 11694-11704.
- [16] ZERVOUDAKIS K, TSAFARAKIS S. A mayfly optimization algorithm[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2020, 145: 106559.
- [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] JERIC 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] RONO K, TONNY O, KAMUCHA G. Novel resource allocation algorithm for TV white space networks using hybrid firefly algorithm[J]. *International Journal of Computer (IJC)*, 2019, 32(1): 34-53.
- [20] PANAH F H, OHTSUKI T. Analytical modeling of cognitive heterogeneous cellular networks over Nakagami-m fading[J]. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2015, 2015: 61.
- [21] CHEN Z Y, LIU J Z, LIN Z W, et al. Closed-loop active power control of wind farm based on frequency domain analysis[J]. *Electric Power Systems Research*, 2019, 170: 13-24.
- [22] 李浩, 杨海潇, 张兰, 等. 改进离散萤火虫算法的多目标动态网络社区发现[J]. *计算机科学与探索*, 2021: doi.org/10.3778/j.issn.1673-9418.2106011. LI H, YANG H X, ZHANG L, et al. Improved discrete ephemera algorithm for multi-objective dynamic network community discovery[J]. *Computer Science and Exploration*, 2021: doi.org/10.3778/j.issn.1673-9418.2106011.
- [23] ZHAO Y, SALEEM M S, MEHMOOD S, et al. On extended convex functions via incomplete gamma functions[J]. *Journal of Function Spaces*, 2021, 2021: 1924242.
- [24] TANG J X, ZHANG R S, YAO Y B, et al. An adaptive discrete particle swarm optimization for influence maximization based on network community structure[J]. *International Journal of Modern Physics C*, 2019, 30(6): 1950050.
- [25] TANYILDIZI E, DEMIR G. Golden sine algorithm: a novel math-inspired algorithm[J]. *Advances in Electrical and Computer Engineering*, 2017, 17(2): 71-78.
- [26] 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.
- [27] RAJA M, DHANASEKARAN S, VASUDEVAN V. Opposition based joint grey wolf-whale optimization algorithm based attribute based encryption in secure wireless communication[J]. *Wireless Personal Communications*, 2021, 2(3): 1-21.

[作者简介]



张达敏(1967-), 男, 贵州贵阳人, 博士, 贵州大学教授, 主要研究方向为计算机软件、认知无线电、优化计算等。

王义(1997-), 男, 苗族, 贵州遵义人, 贵州大学硕士生, 主要研究方向为认知无线电与异构蜂窝网络融合、优化计算、路由选择等。

邹诚诚(1998-), 女, 布依族, 贵州兴义人, 贵州大学硕士生, 主要研究方向为异构网络、优化计算、资源分配。

赵沛雯(1997-), 女, 贵州贵阳人, 贵州大学硕士生, 主要研究方向为认知无线电、异构无线网络、智能优化算法等。

张琳娜(1997-), 女, 贵州贵阳人, 贵州大学讲师, 主要研究方向为产品缺陷检测、深度学习等。