

控制与决策

Control and Decision

异构网络中基于鸽群优化算法的D2D资源分配机制

张达敏, 张绘娟, 闫威, 陈忠云, 辛梓芸

引用本文:

张达敏, 张绘娟, 闫威, 等. 异构网络中基于鸽群优化算法的D2D资源分配机制[J]. *控制与决策*, 2020, 35(12): 2959–2967.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0526>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

一种基于双编码遗传算法的机动微波接力网组网方法

Mobile microwave relay network construction method based on double coding genetic algorithm

控制与决策. 2020, 35(12): 2915–2922 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0347>

基于改进萤火虫算法的区域交通信号配时优化

Timing optimization of regional traffic signals based on improved firefly algorithm

控制与决策. 2020, 35(12): 2829–2834 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1835>

FMM与改进GBNN模型相结合的多AUV实时围捕算法

Multi-AUV real-time hunting control based on FMM and improved GBNN model

控制与决策. 2020, 35(12): 2845–2854 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0393>

复合类别航站楼分配问题的改进和声搜索算法

Solving composite airport gate allocation problem with improved harmony search

控制与决策. 2020, 35(11): 2743–2751 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0242>

微型无人机集群低时延组网规划方法

A low delay networking planning method for micro UAV swarm

控制与决策. 2020, 35(11): 2696–2706 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1549>

异构网络中基于鸽群优化算法的D2D资源分配机制

张达敏[†], 张绘娟, 闫威, 陈忠云, 辛梓芸

(贵州大学 大数据与信息工程学院, 贵阳 550025)

摘要: 针对异构蜂窝网络中 D2D (device-to-device) 通信用户复用蜂窝用户上行信道产生的频谱资源分配优化问题, 提出一种基于改进离散鸽群算法 (PIO) 的 D2D 通信资源分配机制. 通过设置信干噪比 (SINR) 门限值保证用户的通信服务质量 (QoS), 使用基于改进地图-指南针算子和认知因子的离散鸽群算法 (IMCBPIO) 为 D2D 用户进行资源分配, 并采用基于接收 SINR 的闭环功率控制算法动态调整用户的发送功率, 以减少用户与基站以及用户与用户之间存在的干扰. 仿真结果表明, 所提出方案能够有效抑制异构网络中由于引入 D2D 用户后导致的干扰, 降低通信用户的中断概率, 大大提高频谱利用率和系统吞吐量.

关键词: 异构网络; D2D 通信; 鸽群算法; 资源分配; 功率控制; 吞吐量

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2019.0526

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 张达敏, 张绘娟, 闫威, 等. 异构网络中基于鸽群优化算法的 D2D 资源分配机制 [J]. 控制与决策, 2020, 35 (12): 2959-2967.

Resource allocation for D2D based on pigeon-inspired optimization algorithm in heterogeneous networks

ZHANG Da-min[†], ZHANG Hui-juan, YAN Wei, CHEN Zhong-yun, XIN Zi-yun

(College of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

Abstract: In order to solve the problem of spectrum optimization caused by D2D (device-to-device) communication multiplexing uplink channel of heterogeneous cellular networks, this paper proposes a resource allocation scheme based on improved discrete pigeon-inspired optimization (PIO). In this mechanism, the user's quality of service (QoS) can be guaranteed by setting the signal-to-interference plus noise ratio (SINR) threshold. First, resources are allocated for D2D users with the binary discrete pigeon-inspired optimization based on improved map-compass operators and cognitive factors (IMCBPIO). Then, adjusting the transmission power of the users with the closed-loop power control algorithm based on the receiving SINR to reduce the interference among users, base stations and users. The simulation results show that, the proposed scheme can effectively suppress interference caused by the introduction of D2D users in the heterogeneous network, and reduce the outage probability of communication users, as well as improve the spectrum utilization and the system throughput.

Keywords: heterogeneous networks; device-to-device communication; pigeon-inspired algorithm; resource allocation; power control; throughput

0 引言

D2D 通信技术 (device-to-device) 是指终端与终端之间在基站的控制下直接进行通信, 传输数据不需要通过基站进行转发, 建立短距离 D2D 通信链路可以很大程度减轻基站的负载压力^[1-2]. 当前, D2D 通信技术作为 5G 技术中的关键技术之一, 已被重点研究^[3-5]. 针对蜂窝网络中的资源分配问题, 文献 [6] 采用混沌粒子群优化算法进行资源分配, 获取了较

理想的结果. 当前, 部分学者选择采用基于优化算法的 D2D 资源分配机制^[7-10]. 文献 [7] 提出了基于粒子群-遗传算法的 D2D 资源分配机制, 但未对该融合算法进行改进优化. 文献 [8] 提出了一种基于多对一 Gale-Shapley 算法的 D2D 资源分配机制, 通过构建 D2D 用户和信道的偏好列表, 选择最佳的信道分配方案. 文献 [9] 提出了一种基于 Kuhn-Munkres 算法的共享资源优化算法, 寻求最佳的资源分配方案, 最

收稿日期: 2019-04-25; 修回日期: 2019-08-06.

基金项目: 贵州省自然科学基金项目 (黔科合基础 [2017]1047 号).

责任编辑: 侯忠生.

[†]通讯作者. E-mail: 1203813362@qq.com.

优化系统性能目标. 文献[10]提出了基于博弈论的D2D资源分配机制, 使用偏好关系为D2D用户选择合适的信道资源. 由于D2D用户在复用蜂窝频谱资源时, 用户与用户之间以及用户与基站之间会产生较严重的干扰^[11], 为了降低这种干扰, 部分学者采用联合干扰技术和资源分配算法进行D2D资源分配^[12-14]. 文献[12]提出了一种D2D对分组资源分配算法, 采用匹配算法为D2D寻求最佳复用信道, 通过QOS(quality of service, QoS)要求去掉组内干扰最大的D2D对, 提高了系统的吞吐量. 文献[13]提出联合功率控制、中继选择和资源分配为D2D用户分配频谱, 将资源分配问题转化为可通过Dinkelbach算法求解的参数规划问题, 并借助匈牙利算法在多项式时间内求得最优解. 文献[14]提出了一种基于干扰控制的资源分配, 结合一种新的中继选择方案, 在一定程度上减少端到端的延迟. 上述针对D2D资源分配优化问题进行的分析, 一部分采用群智能优化算法进行D2D资源分配, 另一部分采用干扰控制算法减少系统中存在的干扰问题. 通过比较可知, 文献[7-14]未对提出的资源分配算法进行优化, 并且当资源分配算法与干扰控制算法进行融合时, 也未对D2D资源分配算法进行优化, 导致最后获取的不是最佳D2D资源分配方案.

针对异构蜂窝网络中的D2D资源分配优化和干扰问题, 本文提出一种基于改进离散鸽群算法和闭环功率控制算法的资源管理机制. 采用基于改进离散鸽群算法为D2D用户分配信道资源, 并利用基于接收SINR(signal-to-interference noise ratio)的闭环功率控制算法动态调整终端用户的发射功率, 降低干扰问题. 仿真结果表明, 改进后的资源管理机制能够有效减少通信系统中存在的干扰问题, 提高频谱效率和系统的性能目标吞吐量.

1 系统模型和问题规划

1.1 系统模型

本文研究D2D用户复用蜂窝上行链路信道的资源分配问题, 假设信道总数为 N , 微蜂窝用户数为 L , 宏蜂窝用户数为 J , D2D用户对数为 I , 系统模型如图1所示. 用户随机均匀分布, 基站可以获取各个通信链路的信道状态信息. 集合 $A = \{1, 2, \dots, J\}$, $B = \{1, 2, \dots, L\}$, $C = \{1, 2, \dots, I\}$ 分别为宏蜂窝用户集合, 微蜂窝用户集合和D2D用户集合.

由文献[15], D2D用户 i 和蜂窝用户 j 的路径损耗模型分别为

$$PL_i = 38.47 + 20\log_{10}(d(i)) + 30\log_{10}(f_c), \quad (1)$$

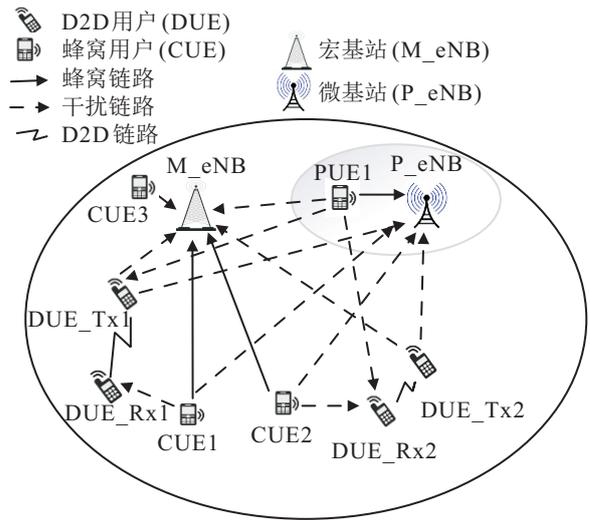


图1 异构蜂窝网络通信系统模型

$$PL_j = 35.24 + 35\log_{10}(d(i)) + 26\log_{10}(f_c/5.0). \quad (2)$$

其中: $d(i)$ 为D2D用户之间的距离; $d(j)$ 为蜂窝用户到基站的距离, 单位m; f_c 为系统的载波频率, 本文取值为2 GHz. 由文献[16]可知, 信道增益由路径和快慢衰落构成, 信道增益表示为

$$g = K\beta\zeta d^{-\alpha}. \quad (3)$$

其中: K 为常数, 由系统参数决定; β 为快衰落增益, 服从瑞利分布; ζ 为服从对数正态分布的慢衰落增益; α 为路径损耗指数, 取值为4.

首先假设 N 个信道资源全部分配给宏蜂窝用户, 二进制变量 θ_j^n 、 ϕ_l^n 、 ρ_i^n 为1时分别表示宏蜂窝用户 j 、微蜂窝用户 l 、D2D用户 i 复用同一信道 n , 为0表示不使用信道 n .

宏蜂窝用户 j 在信道 n 上的信干噪比(SINR)为

$$\text{SINR}_j^n = \frac{P^j g^{j,M}}{\sum_{l \in B} \phi_l^n P^l g^{l,M} + \sum_{i \in C} \rho_i^n P^i g^{i,M} + \sigma_N^2}. \quad (4)$$

其中: P^j 、 P^l 和 P^i 分别为宏蜂窝用户 j 、微蜂窝用户和D2D用户 i 的发射功率, $g^{j,M}$ 、 $g^{l,M}$ 和 $g^{i,M}$ 分别为宏蜂窝用户到宏基站的信道增益、微蜂窝用户到宏基站的信道增益、D2D用户对发射端到宏基站的信道增益, σ_N^2 为噪声功率.

微蜂窝用户 l 在信道 n 上的信干噪比(SINR)为

$$\text{SINR}_l^n = \frac{P^l g^{l,P}}{\sum_{j \in A} \theta_j^n P^j g^{j,P} + \sum_{i \in C} \rho_i^n P^i g^{i,P} + \sigma_N^2}. \quad (5)$$

其中: $g^{l,P}$ 为微蜂窝用户到微基站的信道增益, $g^{j,P}$ 为宏蜂窝用户到微基站的信道增益, $g^{i,P}$ 为D2D用户对发射端到微基站的信道增益.

D2D用户 i 在信道 n 上的信干噪比(SINR)为

$$\text{SINR}_i^n = \frac{P^i g^{it,ir}}{\sum_{l \in B} \phi_l^n P^l g^{l,ir} + \sum_{j \in A} \theta_j^n P^j g^{j,ir} + \sigma_N^2}. \quad (6)$$

其中: $g^{it,ir}$ 为 D2D 用户发射端到其接收端的信道增益, $g^{l,ir}$ 为微蜂窝用户到 D2D 用户对接收端的信道增益, $g^{j,ir}$ 为宏蜂窝用户到 D2D 用户对接收端的信道增益.

由香农公式可知, 用户数据传输速率表达式为

$$R_j^n = W \log_2(1 + \text{SINR}_j^n), \quad (7)$$

$$R_l^n = W \log_2(1 + \text{SINR}_l^n), \quad (8)$$

$$R_i^n = W \log_2(1 + \text{SINR}_i^n). \quad (9)$$

本文采用的频率资源由 12 个连续子载波组成, 其中 1 个子载波的带宽为 15 kHz, 1 个资源块 RB (resource block) 的带宽 W 为 180 kHz.

1.2 问题描述

假设宏蜂窝用户和微蜂窝用户的信道资源都已确定, 在保证两者通信质量正常的前提下, 以最大化系统吞吐量为目标函数为 D2D 用户分配信道资源. 根据香农公式, 目标函数表达式及约束条件如下:

$T_{\max} =$

$$\max_{\theta_j^n, \phi_l^n, \rho_i^n (j \in A, l \in B, i \in C)} \left\{ \sum_{n=1}^N \left[\sum_{j \in A} \theta_j^n \log_2(1 + \text{SINR}_j^n) + \sum_{l \in B} \phi_l^n \log_2(1 + \text{SINR}_l^n) + \sum_{i \in C} \rho_i^n \log_2(1 + \text{SINR}_i^n) \right] \right\}; \quad (10)$$

$$P^j \leq P_{\max}^j, \text{SINR}_j^n \geq \text{SINR}_{j,\text{TH}}^n, \forall j \in A; \quad (11)$$

$$P^l \leq P_{\max}^l, \text{SINR}_l^n \geq \text{SINR}_{l,\text{TH}}^n, \forall l \in B; \quad (12)$$

$$P^i \leq P_{\max}^i, \text{SINR}_i^n \geq \text{SINR}_{i,\text{TH}}^n, \forall i \in C; \quad (13)$$

$$\sum_{n=1}^N \phi_l^n \leq 1, \sum_{l \in B} \phi_l^n \leq 1, \forall l \in B; \quad (14)$$

$$\sum_{n=1}^N \rho_i^n \leq 1, \sum_{i \in C} \rho_i^n \leq 1, \forall i \in C. \quad (15)$$

式(10)为系统最大化吞吐量表达式; 式(11)~(13)分别保证宏蜂窝用户、微蜂窝用户和 D2D 用户的信干噪比大于相应信干噪比的门限值, 各用户的发射功率小于各自发射功率最大值; 式(14)和(15)分别保证微蜂窝用户和 D2D 用户最多复用一个信道资源, 并且一个信道最多允许被一个用户复用.

由式(10)~(15)可知, 本文定义的目标函数和约束条件属于非线性优化问题, 最优解需要遍历所有的可能分配方案, 具有较高的复杂度. 鸽群算法是群智能优化算法中的一种, 其结构较为简单, 鲁棒性和全

局搜索能力都较强, 对目标函数没有限制, 在模型改进和控制参数优化等领域有着广泛应用并取得了研究成果, 因此选择鸽群算法为 D2D 用户寻找最佳信道分配方案.

2 联合改进鸽群算法和功率控制的 D2D 资源分配机制

2.1 基于改进地图指南针算子和认知因子的离散鸽群优化算法

Duan 等^[17]提出了一种仿生群体智能优化算法——鸽群优化算法 (pigeon-inspired optimization, PIO). 算法通过模拟鸽子在寻找目标的不同阶段使用不同导航工具这一策略, 提出地图-指南针算子和地标算子 2 种不同算子模型. 在地图-指南针算子中, 每只鸽子代表一个求解问题的解, 鸽子由位置和速度表示. 针对 D2D 资源分配优化问题, 用一个离散的信道分配矩阵变量 $\rho = \{(i, n) | \rho_i^n\}_{I \times N}$ 表示 D2D 资源分配方案中的优化目标. 假设 Q 个个体组成一个种群在 Z 维搜索空间内搜索, ρ_i^n 为每只鸽子所在位置的最优化可能解, 取值为 0 或 1, 式(10)为适应度函数预测解的质量, 第 i 只鸽子在第 t 次迭代中的速度 V_i 和位置 ρ_i 更新如下:

$$V_i^t = V_i^{t-1} e^{-Rt} + \text{rand}(\rho_{\text{gbest}} - \rho_i^{t-1}), \quad (16)$$

$$\rho_i^t = \rho_i^{t-1} + V_i^t. \quad (17)$$

其中: $i = 1, 2, \dots, I$ 为个体编号, 即 D2D 用户数目; R 为地图-指南针算子, 取值范围为 $0 \sim 1$, 第 i 个个体的历史最佳位置记为 $\rho_{\text{best}i}$, 整个鸽群搜索到的最佳位置为 ρ_{gbest} , 每只鸽子通过多次迭代, 根据其个体的历史最优位置以及全局最优位置发现最优解, 当该循环次数达到所要求的次数后立即停止. 为了进一步分析收敛情况, 令 $E(t) = e^{-Rt}$, 此处 $R = 0.3$, 曲线如图 2 所示. 由图 2 可见, 最大迭代数取 $t = 200$, 当 $t \approx 25$ 时, $E(t) \approx 0$, 即运行最大迭代次数的 1/8 后, 不再进行全局搜索, 陷入局部最优, 导致最终得到的最优解是局部最优解.

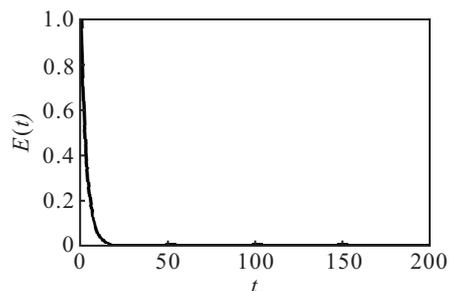


图 2 $E(t)$ 曲线

地图-指南针算子操作结束后进入地标算子, 在

该过程中对鸽群的适应度值进行递减排序,舍弃排在后面1/2远离目的地且不熟悉地标的鸽子,因此每次迭代后鸽子的数量都会减少一半.在剩余的鸽群中找出中心位置,设置 ρ_{center} 为中心位置,作为地标,有

$$\rho_{center}^{t-1} = \frac{\sum_{i=1}^{I^{t-1}} \rho_i^{t-1} F(\rho_i^{t-1})}{I^{(t-1)} \sum_{i=1}^{I^{t-1}} F(\rho_i^{t-1})}; \quad (18)$$

$$I^t = \frac{I^{t-1}}{2}; \quad (19)$$

$$F(\rho_i^{t-1}) = \begin{cases} \frac{1}{\text{fitness}(\rho_i^{t-1}) + \varepsilon}, & \text{针对最小优化问题;} \\ \text{fitness}(\rho_i^{t-1}), & \text{针对最大优化问题.} \end{cases} \quad (20)$$

其中 F 为适应度值,本文针对的是最大优化问题, $\text{fitness}(\rho_i^{t-1}) > 0$.地标算子操作中,通过向剩余鸽群中的中心位置靠近进行寻优,当迭代次数达到最大值后,地标算子停止工作.为了进一步分析算法的收敛性,假设种群数量 $Q = 200$,最大迭代次数 $t_{max} = 200$,每次迭代后鸽群的数量如表1所示.当迭代次数为10时,鸽群数量为1.剩余下的迭代都仅有一只鸽子进行寻优,导致算法过早收敛.

表1 种群数量变化

变量名	变量值											
t	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	...	t_{max}
Q	200	100	50	25	13	7	4	2	1	1	...	1

由上述分析可知,基本鸽群算法易陷入局部最优,导致寻优效果也变差.为了克服该缺点,由文献[18]基于认知因子的交叉鸽群算法改进策略,提出一种基于改进地图-指南针 r 和认知因子 u 的鸽群优化算法.改进后鸽群算法的速度和位置更新公式分别为

$$V_i^t = V_i^{t-1} \times r(t) + u(t) \times \text{rand}(\rho_{gbest} - \rho_i^{t-1}), \quad (21)$$

$$\rho_i^t = \rho_i^{t-1} + V_i^t. \quad (22)$$

针对地图-指南针算子的优化问题,结合改进粒子群算法中基于非线性动态的惯性权重策略对地图指南针算子 r 进行改进^[19],使其呈非线性动态递减趋势.改进的地图-指南针算子 r 为

$$r(t) = r_{end} + (r_{start} - r_{end}) \times e^{-k \times (t/t_{max})^2}. \quad (23)$$

改进的地图-指南针算子 r 表示当前鸽子速度继承的比例,由文献[18]可知, r 的取值范围介于 $0 \sim 1$ 之间. r_{start} 表示地图-指南针算子的初始值,数值为

1; r_{end} 表示地图-指南针算子的终值,数值为0; t_{max} 为最大迭代次数; k 为控制因子,控制 r 与 t 变化曲线的平滑度,本文 k 取值为5.改进后地图-指南针算子的曲线变化趋势如图3所示. r 随迭代次数 t 的增加呈非线性状态缓慢减小,即在整个迭代期间,地图-指南针算子对鸽子的速度都产生影响,从而可以进一步提高鸽群算法的全局搜索能力.

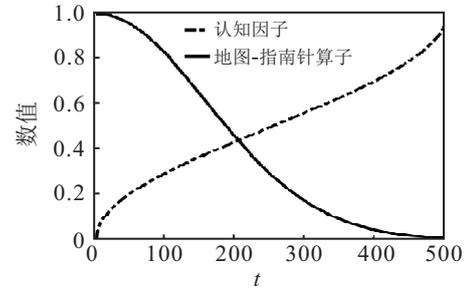


图3 r 和 u 的进化曲线

由文献[18]可知,认知因子 u 随地图-指南针算子 r 的减小逐渐增大,即式(21)随着迭代次数的增加逐渐加大了最优值附近的局部精确搜索.因此,结合改进粒子群算法中基于反余弦策略的非线性学习因子思想对认知因子进行改进^[20].根据分析可知,采用基于反余弦策略的认知因子机制,可以在算法后期设置较为理想的认知因子值,使鸽子保持一定的搜索速度,避免算法过早收敛.改进认知因子 u 为

$$u(t) = u_{start} + (u_{end} - u_{start}) \times (1 - \arccos(-2 \times t/t_{max} + 1)/\pi). \quad (24)$$

由文献[18], $u \in (0, 1)$, u_{start} 表示认知因子的初始值,数值为0, u_{end} 表示认知因子的终值,数值为1,曲线变化趋势见图3.

为了验证改进鸽群算法的性能,选择以下测试函数用于优化实验,具体信息见表2. Sphere和Rosenbrock为单峰函数,后者较为复杂,其值不易获取;Rastrigin和Griewank为非线性多峰函数,通常用来检验算法的全局搜索能力.算法参数设置如下:种群数量200,总迭代次数400,维数10,运行20次取平均值,各测试函数对应实验结果见表3.

表2 测试函数

函数	表达式	最优解
Sphere	$f_1 = \sum_{i=1}^n x_i^2$	0
Griewank	$f_2 = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	0
Rosenbrock	$f_3 = \sum_{i=1}^{n-1} (100 \times (x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2)$	0
Rastrigin	$f_4 = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10)$	0

表 3 两种算法实验结果比较

函数	维数	评价指标	PIO	IMCPIO
f_1	30	优化均值	4.3241×10^{-30}	6.3420×10^{-35}
		标准差	3.2547×10^{-34}	9.3240×10^{-37}
f_2	30	优化均值	2.7894×10^{-3}	4.4281×10^{-5}
		标准差	3.9052×10^{-4}	3.2641×10^{-7}
f_3	30	优化均值	6.3243×10^{-25}	3.2348×10^{-26}
		标准差	2.4321×10^{-27}	7.3429×10^{-28}
f_4	30	优化均值	4.2249	2.4786
		标准差	0.0045	0.0032

表 3 为标准鸽群算法 (PIO) 和本文基于改进地图-指南针算子的鸽群算法 (pigeon-inspired optimization based on improved map-compass operator and cognitive factors, IMCPIO) 在不同测试函数下的优化均值和标准差. 由表 3 可见, 在精度上 IMCPIO 较 PIO 具有更大优势, 且两者均能达到规定的精度. 因此, 改进后的鸽群算法在高维、多维函数上也表现出较强的搜索性能.

信道分配矩阵 ρ_i 是离散变量, 需要将连续 PIO 转换成离散 PIO, 目前, 鸽群优化算法在离散域问题上的求解还比较欠缺, 仍需作进一步研究. 根据文献 [21] 提出的一种基于二进制编码的离散粒子群算法 (binary particle swarm optimization, BPSO) 将连续鸽群算法转换成离散鸽群算法, 通过引入 Sigmoid 函数将鸽群算法中连续的速度值转换成离散的值. Sigmoid 函数为

$$S(V_i^t) = 1/[1 + \exp(-V_i^t)]. \quad (25)$$

位置更新公式表示如下:

$$\rho_i^t = \begin{cases} 1, & \text{rand} < S(V_i^t)k; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (26)$$

其中 $\text{rand} \in [0, 1]$ 为均匀分布产生的随机数. 根据二进制编码规则将连续的 PIO 转换成离散鸽的 PIO, $\rho_{\text{best}i}$ 和 ρ_{gbest} 只在 $[0, 1]$ 内取值, 并将修改后的位置更新策略应用到 D2D 资源分配中.

针对大规模旅行商规划问题, 文献 [22] 提出了一种基于如下变换规则的离散鸽群算法:

$$P = \begin{cases} 1, & f(y) \leq f(x); \\ e^{-(f(y)-f(x))/t_1}, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (27)$$

其中: $f(x)$ 为当前解决方案所需成本; $f(y)$ 为新生成的解决方案所需成本; 自动确定初始温度和冷却温度, 设置温度参数 t_1 , 其值大于 0. 仿真结果表明, 该改进离散鸽群算法能够有效优化 TSP 问题.

由式 (25) 和 (26) 可知, 文献 [21] 通过 Sigmoid 函

数对鸽群算法中每个位置对应的速度值进行处理, 再与产生的随机数进行判断, 最后获取一个整数 0 或 1. 文献 [22] 对该文中每个当前适应度值与新产生的适应度值进行比较后, 获取一个值 1 或 $e^{-(f(y)-f(x))/t_1}$. 为了比较两个变换规则对鸽群优化算法离散化问题产生的影响, 选择拥有多局部极值点的非线性多峰测试函数 Griewank 用于优化实验, 函数表达式见表 2. 算法参数设置如下: 种群数量 200, 总的迭代次数 300, 维数 10. 以下是用于实验测试的 3 个基于不同变换规则的离散鸽群优化算法: 1) 基于二进制编码规则的标准离散鸽群算法 (binary pigeon-inspired optimization, BPIO); 2) 基于文献 [22] 的标准离散鸽群算法 (discrete pigeon-inspired optimization, DPIO); 3) 本文提出的基于二进制编码规则的改进离散鸽群算法 (binary pigeon-inspired optimization based on improved map-compass operator and cognitive factors, IMCBPIO). 3 种离散鸽群算法的仿真结果如图 4 所示.

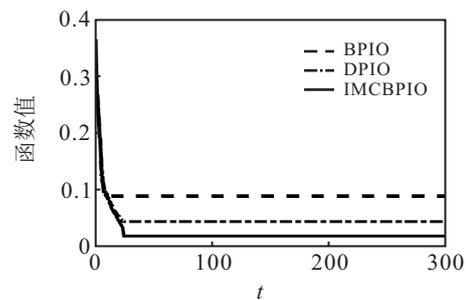


图 4 Griewank 函数进化曲线

由曲线走势可知, BPIO 和 DPIO 的求解精度略低, 两者相差不大, 本文提出的改进离散鸽群算法 (IMCBPIO) 精度较高, 但通过分析可知算法的精度仍存在优化空间. IMCBPIO 得到的函数最优值较高, 优于 BPIO 和 DPIO 获取到的函数值, 表明所提出的改进离散算法能够较好地跳出局部最优, 避免算法停滞, 提高算法的寻优能力.

为了进一步研究改进离散鸽群算法对系统性能目标的影响, 将吞吐量作为系统网络效益, 并对系统性能目标吞吐量进行比较分析. 网络效益函数为

$$U(\mathbf{B}_1)_{\text{sum}} = \sum_{i=1}^I b = \sum_{i=1}^I \sum_{n=1}^N \rho_i^n \times b_i^n, \quad (28)$$

$$\rho_i^{n*} = \arg \max_{\forall I, N} U(\mathbf{B}_1). \quad (29)$$

$$\text{s.t. } \rho_i^n + \rho_s^n \leq 1, 0 \leq i, s < I, 0 \leq n < N;$$

$$c_{i,s,n} = 1. \quad (30)$$

其中: \mathbf{B}_1 为效益矩阵, b_i 为效益变量, $c_{i,s,n}$ 为干扰变量.

2.2 基于改进离散鸽群算法的D2D通信资源分配

针对D2D资源分配优化问题,采用基于改进离散鸽群算法的D2D资源分配机制,以式(10)作为适应度函数,通过迭代寻优找到问题的最优解(D2D用户的最优信道分配矩阵).算法具体实现步骤如下.

step 1: 初始化. 初始化鸽群参数,在解空间上随机生成每只鸽子的位置 ρ_i^t 和速度 V_i^t ,随机产生一个离散的可用信道分配矩阵 $\rho = \{(i, n) | \rho_i^n \leq 1\} I \times N$ 和对应的效益矩阵 $B_1 = \{b_i^n | b > 0\} I \times N$. D2D用户复用信道资源时产生的所有干扰值 $C_{1i,n}$ 构成在频带范围内的干扰矩阵为 $C_1 = \{c_{i,s,n} | c_{i,s,n} \in \{0, 1\}\} I \times I \times N$.

step 2: 判断干扰矩阵 $C_{I \times I \times N}$ 中的第 i 行第 j 列的元素与第 s 行第 j 列的元素是否都为1,若为1,则随机将两行中任意一行对应的元素变为0,另一行值仍为1.

step 3: D2D用户 i 复用第 n 个信道资源时取得的网络效益为 b_i , I 对D2D用户的效益矩阵为 B_1 . 在种群中遍历每只鸽子并按照评估函数计算适应度值,记录个体极值位置 $\rho_{bi}^t = \{\rho_{bi1}^t, \rho_{bi2}^t, \dots, \rho_{biZ}^t\}^T$, 全局极值为 $\rho_g^t = \{\rho_{g1}^t, \rho_{g2}^t, \dots, \rho_{gZ}^t\}^T$. 选择的网络效益性能目标以吞吐量作为评价函数,由式(28)计算,其中 $B_1 = \{b_i = \sum_{n=1}^N \rho_i^n \cdot b_i^n\}$.

step 4: 按照改进离散鸽群算法的策略,采用式(21)、(23)和(24)更新鸽子的速度. 为了保证种群的多样性,当进入地标算子操作时,种群数目保持不变. 在二进制编码规则的基础上,采用式(25)和(26)将连续鸽群算法离散化,以式(10)作为适应度函数,更新鸽子的个体最优位置和全局最优位置,并重复计算step 3,迭代寻优.

step 5: 判断是否达到最大迭代次数,若满足则终止算法,反之重新执行step 3.

step 6: 算法结束,将最终的信道分配矩阵赋予 ρ^* .

2.3 基于接收SINR的闭环功率控制机制

针对系统中存在的干扰问题,采用开环功率控制算法(open-loop power control, OLPC)初始化D2D用户的发射功率,采用闭环功率控制算法(closed-loop power control, CLPC)对用户的发射功率进行动态调整^[23]. 宏基站通过调整用户参数并下达相应的功率控制命令给用户,用户接收到功率控制指令后,通过上调或下调一个步长达到功率控制的目的,增加反馈项 $f(\Delta_i)$. 蜂窝用户和D2D用户的开环功率控制和闭环功率控制分别表达如下:

$$P_o(i) = \min\{P_{\max}, P_0(i) + 10\log_{10}M(i) + \alpha_1 \cdot PL + \Delta_{MCS}(i)\}, \quad (31)$$

$$P = \min\{P_{\max}, P_0 + 10\log_{10}M + \alpha_2 \cdot PL + \Delta_{MCS} + f(\Delta_i)\}. \quad (32)$$

其中: P_{\max} 为最大发送功率;由 P_0 根据高层信令设置的功率基准值^[24],主要由两部分组成, $P_0 =$ 额定 P_0 + 用户 P_0 , 额定 P_0 为小区特定的参数,表示接收 SINR 或干扰水平而设定的值,其取值由无线资源控制(radio resource control, RRC)子层通知每个用户,用户 P_0 为终端特定的参数,根据终端的位置确定,通过 RRC 信令指示给用户, P_0 的动态取值范围为 $[-126 \text{ dBm}, 23 \text{ dBm}]$ ^[24],通过实验测试,本文 P_0 取值为 -78 dBm 时能达到去干扰最佳效果; M 为分配给小区用户资源块的个数,本文取值为1; α_1 和 α_2 均为路径补偿因子,分别取为0.7和0.8; PL 为路径损耗,由式(1)和(2)求解; Δ_{MCS} 与系统确定的调制编码方式有关,表示用户功率的偏移量;反馈项 $f(\Delta_i)$ 根据 Δ_i 进行功率的上调和下调,是UE专用的.

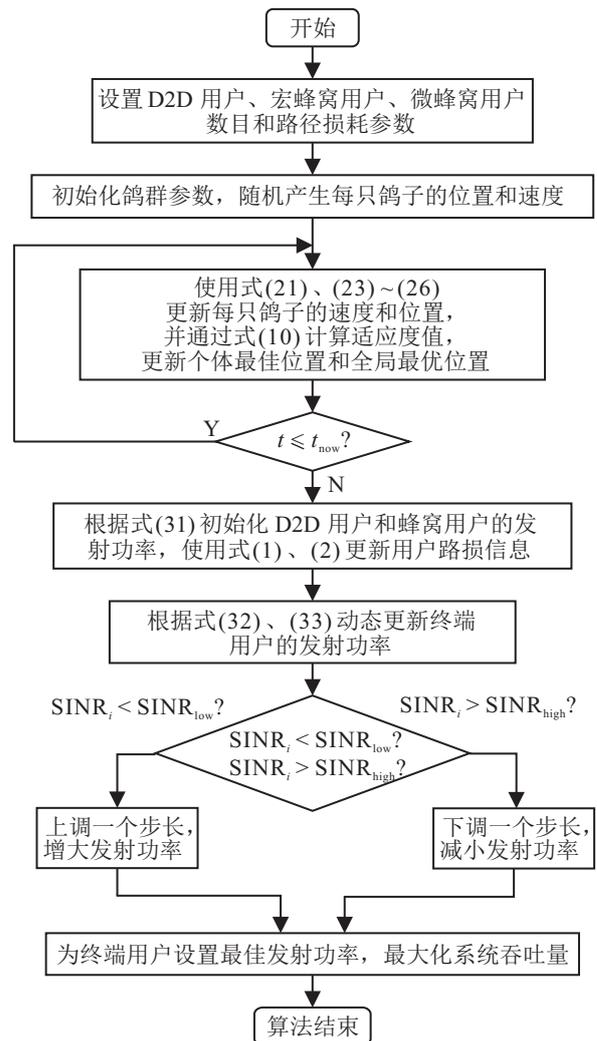


图5 基于联合改进鸽群算法与闭环功率控制算法流程

LTE定义了两种闭环功率控制: 累积式和绝对式. 本文采用累积式对反馈项进行调整, 有

$$f(\Delta_i) = f(\Delta_{i-1}) + \Delta_{i-k}, \Delta_i \in \{-1, 0, 1, 3\}. \quad (33)$$

本文采用的闭环功率控制算法由接收信干噪比和反馈项共同确定, 首先比较用户当前的信干噪比(SINR_i)与信干噪比门限值SINR_{low}、SINR_{high}的大小后, 通过反馈项上调或者下调步长, 从而动态调整用户的发射功率. 根据经验, 信干噪比下限值SINR_{low}为-20 dB.

基于联合改进离散鸽群算法与闭环功率控制的D2D资源管理机制的流程如图5所示.

3 仿真结果及其性能分析

3.1 仿真环境建立

为了验证所提出算法的性能, 采用蒙特卡洛方法每次随机生成2000个分布场景, 根据5G技术标准和文献[16,25-26]中的仿真参数以及经验取值, 仿真参数具体设置如表4所示.

表4 系统仿真参数

参数	数值
小区半径/m	500
宏蜂窝用户数/个	50
微蜂窝用户数/个	15
D2D用户对数/对	25
D2D用户最大距离/m	50
蜂窝用户最大发送功率/dBm	24
D2D用户最大发送功率/dBm	21
热噪声功率/(dBm/Hz)	-174

3.2 复杂度及性能分析

3.2.1 复杂度分析

功率控制算法具有较低的复杂度, 对整个算法的复杂度影响不大, 因此主要比较分析改进鸽群算法对整个方案复杂度的影响. 假设鸽子种群数为 Q , 地图-指南针操作算子中迭代次数为 T_1 , 地标操作算子中迭代次数为 T_2 , 适应度计算时间复杂度为 $O(t)$, 则改进PIO迭代过程的时间复杂度为 $O(Q \times T_1 \times t) + O(Q \times T_2 \times t)$. 鸽群算法拥有地图-指南针算子和地标算子两个操作算子, 因此与粒子群算法相比需要额外的计算复杂度. 随机资源分配算法(random resource allocation algorithm, RA)复杂度随着蜂窝用户数目的增加呈线性增长, 即为 $O(J)$, 其中 J 为宏蜂窝用户数目, 算法计算量较低. 与传统的随机资源算法和粒子群算法相比, 所提出的算法复杂度略高, 但是系统性能得到了优化, 以复杂度为代价来换取系统性能的优化是值得的.

3.2.2 仿真结果及性能分析

图6为4种频谱资源分配算法下系统网络效益总值随着迭代次数的变化趋势. 由曲线走势可见, 系统网络效益值随迭代次数的增加而逐渐变大, 当达到一定迭代次数时, 系统网络效益达到最大值保持不变. 所提出算法(IMCBPIO)在第60代达到收敛, 收敛速度优于BPIO、BPSO和GA三种算法, 对应的网络效益值分别提高了18.01 kbps、28.84 kbps和124.78 kbps.

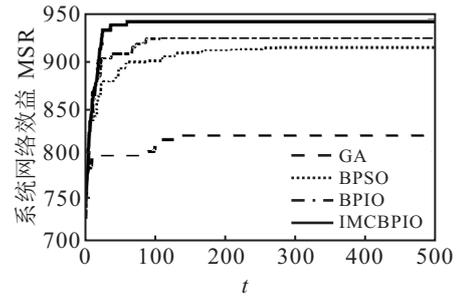


图6 系统总效益值随迭代次数的变化曲线

为了测试本文方案下的D2D用户是否保持正常通信, 采用累计分布函数图(cumulative distribution function, CDF)描述随机变量SINR的概率分布. 当SINR的下限值为-20 dB时, 4种资源管理方案下D2D用户的SINR累计分布函数图的变化趋势如图7所示. 4种资源管理方案分别为: 本文所提出的联合改进离散鸽群算法与闭环功率控制的资源分配方案(IMCBPIO-CLPC)、联合随机资源分配与闭环功率控制的资源分配方案(RA-CLPC)、联合离散粒子群算法与闭环功率控制的资源分配方案(BPSO-CLPC)、联合标准离散鸽群算法与闭环功率控制的资源分配方案(BPIO-CLPC). 由曲线分布可知, D2D用户的SINR均大于门限值-20 dB, 表明该方案能保证D2D用户的正常通信. 同时可知, 当取同一CDF值时, 本文所提出的资源管理方案下对应的SINR值均比另外3种方案下对应的SINR值大, 表明通信过程中产生的噪声较少, 从而提高了D2D用户的通信质量.

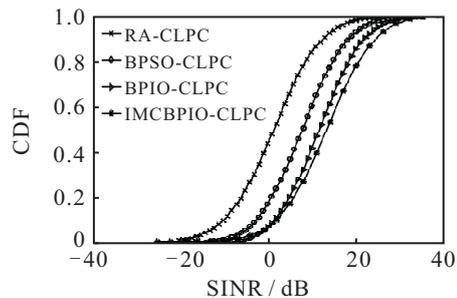


图7 D2D用户SINR累计分布曲线变化趋势

图8为不同资源管理方案下随着D2D用户数目的增多系统平均吞吐量的变化趋势. 由曲线走势可

见,系统平均吞吐量随着D2D用户数目的增多而增大,并且在同一D2D用户数目下,采用所提出资源管理方案(IMCBPIO-CLPC)获得的平均吞吐量均大于另外3种资源管理方案对应的平均吞吐量.

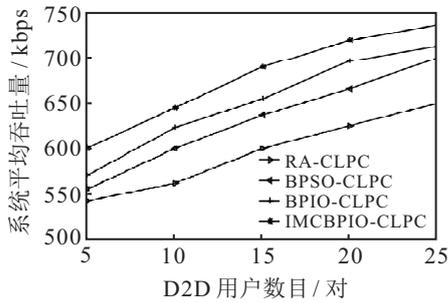


图8 D2D用户数目对系统平均吞吐量的影响

图9为4种资源管理方案下随着D2D用户通信距离的增大,系统平均吞吐量逐渐下降的变化趋势.由曲线的走势可见,随着D2D用户对之间距离的增大,同一通信距离下,所提出资源管理方案(IMCBPIO-CLPC)下的系统平均吞吐量均高于另外3种方案下的系统平均吞吐量,并且本文方案下的系统平均吞吐量下降速度也较慢.

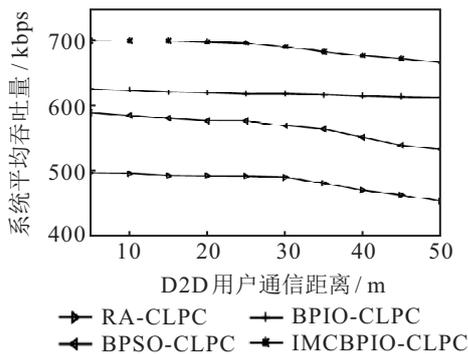


图9 D2D通信距离对系统平均吞吐量的影响

为了分析边缘D2D用户的通信质量,在CDF = 5%时,比较4种资源管理方案下系统吞吐量累计分布函数图的变化趋势,仿真结果如图10所示.由曲线走势可见,所提出方案下系统吞吐量的值约为150 kbps,均大于其他3种资源管理方案对应的吞吐量值.当取同一CDF值时,所提出资源分配方案下的吞吐量都高于BPIO-CLPC、BPSO-CLPC和RA-

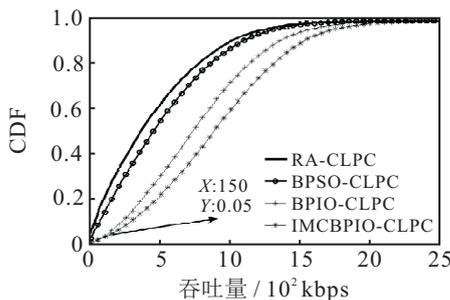


图10 系统吞吐量的累计分布曲线变化趋势

CLPC方案下对应的吞吐量,表明系统性能目标吞吐量得到了提高.

4 结论

针对异构网络中的D2D资源分配问题,本文提出了一种联合改进离散鸽群算法和闭环功率控制的D2D资源管理机制.采用基于改进地图指南针算子和认知因子的鸽群算法,可以较好地解决该算法易陷入局部最优的缺陷.为了减少系统中存在的干扰问题,采用闭环功率控制算法动态调整终端用户的发射功率.最后将改进鸽群算法与闭环功率控制相融合进行D2D资源分配.仿真结果表明,改进后鸽群算法的收敛速度得到了提高,同时改进资源管理机制提高了频谱利用效率,降低了系统中存在的干扰问题,最优化了系统的吞吐量.

参考文献(References)

- [1] Gandotra P, Jha R K, Jain S. A survey on device-to-device (D2D) communication: Architecture and security issues[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2017, 78: 9-29.
- [2] Atat R, Liu L J, Mastrorade N, et al. Energy harvesting-based D2D-assisted machine-type communications[J]. IEEE Transactions on Communications, 2017, 65(3): 1289-1302.
- [3] Mustafa H A, Imran M, Shakir M Z, et al. Separation framework: An enabler for cooperative and D2D communication for future 5G networks[J]. IEEE Communications Surveys and Tutorials, 2016, 18(1): 419-445.
- [4] Noura M, Nordin R. A survey on interference management for Device-to-Device (D2D) communication and its challenges in 5G networks[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2016, 71: 130-150.
- [5] Gui J S, Deng J. Multi-hop relay-aided underlay D2D communications for improving cellular coverage quality[J]. IEEE Access, 2018, 6: 14318-14338.
- [6] 唐美芹, 马锴, 魏新江, 等. 一种基于混沌粒子群优化的OFDM系统资源分配算法[J]. 控制与决策, 2012, 27(7): 1096-1100.
(Tang M Q, Ma K, Wei X J, et al. OFDM resource allocation algorithm based on chaos particle swarm optimization[J]. Control and Decision, 2012, 27(7): 1096-1100.)
- [7] Sun S J, Kim K Y, Shin O S, et al. Device-to-device resource allocation in LTE-advanced networks by hybrid particle swarm optimization and genetic algorithm[J]. Peer-to-Peer Networking and Applications, 2016, 9(5): 945-954.
- [8] Zhou Z Y, Ota K, Dong M, et al. Energy-efficient matching for resource allocation in D2D enabled cellular networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(12): 11453-11463.

- 2017, 66(6): 5256-5268.
- [9] Kou S H, Sun J, Shao S X. Resource allocation scheme for device-to-device communications underlying cellular networks to maximize overall throughput[J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2015, 713/714/715: 1208-1215.
- [10] Ashraf M I, Bennis M, Saad W, et al. Dynamic clustering and user association in wireless small-cell networks with social considerations[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, 66(7): 6553-6568.
- [11] Dominic S, Jacob L. Distributed resource allocation for D2D communications underlying cellular networks in time-varying environment[J]. *IEEE Communications Letters*, 2017, 22(2): 388-391.
- [12] 张祖凡, 王立沙, 陈美铃. 基于D2D对分组的TDD系统资源分配算法[J]. *计算机研究与发展*, 2017, 54(5): 961-968.
(Zhang Z F, Wang L S, Chen M L. Resource allocation algorithm based on D2D pairs grouping in TDD system[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2017, 54(5): 961-968.)
- [13] 曲桦, 朱正仓, 赵季红, 等. 移动中继协助下终端直通中面向能效的联合中继选择和资源分配方案[J]. *电子与信息学报*, 2017, 39(10): 2464-2471.
(Qu H, Zhu Z C, Zhao J H, et al. Energy-Efficient joint relay selection and resource allocation scheme for mobile relay aided device-to-device communication[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(10): 2464-2471.)
- [14] Mishra P K, Pandey S, Biswash S K. Efficient resource management by exploiting D2D communication for 5G networks[J]. *IEEE Access*, 2017, 4(99): 9910-9922.
- [15] Min H, Seo W, Lee J, et al. Reliability improvement using receive mode selection in the device-to-device uplink period underlying cellular networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2011, 10(2): 413-418.
- [16] Feng D Q, Lu L, Yi Y W, et al. Device-to-device communications underlying cellular networks[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2013, 61(8): 3541-3551.
- [17] Duan H B, Qiao P X. Pigeon-inspired optimization: A new swarm intelligence optimizer for air robot path planning[J]. *International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics*, 2014, 7(1): 24-37.
- [18] 陶国娇, 李智. 带认知因子的交叉鸽群算法[J]. *四川大学学报: 自然科学版*, 2018, 55(2): 295-300.
(Tao G J, Li Z. A crossed pigeon-inspired optimization algorithm with cognitive factor[J]. *Journal of Sichuan University: Natural Science Edition*, 2018, 55(2): 295-300.)
- [19] Lu J N, Hu H P, Bai Y P. Generalized radial basis function neural network based on an improved dynamic particle swarm optimization and adaboost algorithm[J]. *Neurocomputing*, 2015, 152: 305-315.
- [20] 白晓波, 吉晓民, 胡刚. 多工况条件下滚针轴承的改进粒子群优化方法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2014, 26(10): 1900-1908.
(Bai X B, Ji X M, Hu G. Optimal design of needle roller bearings under multi-conditions based on improved particle swarm optimization[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2014, 26(10): 1900-1908.)
- [21] Kennedy J, Eberhart R C. A discrete binary version of the particle swarm algorithm[C]. *IEEE International Conference on Systems*. Orlando: IEEE, 1997, 5: 4104-4108.
- [22] Zhong Y W, Wang L J, Lin M, et al. Discrete pigeon-inspired optimization algorithm with Metropolis acceptance criterion for large-scale traveling salesman problem[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2019, 48: 134-144.
- [23] Haider A, Lee S H, Hwang S H, et al. Uplink open loop power control for LTE Het-Net[C]. *KoreaUrsi-Asia-Pacific Radio Science Conference*. Seoul: IEEE, 2017: 83-85.
- [24] 李志华. D2D通信系统功率控制算法研究[D]. 成都: 西南交通大学信息科学与技术学院, 2013.
(Li Z H. Research on power control algorithms for D2D communication system[D]. Chengdu: College of Information Science and Technology, Southwest Jiaotong University, 2013.)
- [25] He Y, Ren J, Yu G, et al. D2D communications meet mobile edge computing for enhanced computation capacity in cellular networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(3): 1750-1763.
- [26] Zhang B, Mao X, Yu J L, et al. Resource allocation for 5G heterogeneous cloud radio access networks with D2D communication: A matching and coalition approach[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(7): 5883-5894.

作者简介

张达敏(1967—), 男, 教授, 博士, 从事认知无线网络、异构网络融合、D2D通信技术等研究, E-mail: 1203813362@qq.com;

张绘娟(1994—), 女, 硕士生, 从事认知无线网络、异构网络融合的研究, E-mail: 1448547735@qq.com;

闫威(1993—), 男, 硕士生, 从事认知无线网络、异构网络融合的研究, E-mail: 349552812@qq.com;

陈忠云(1989—), 男, 硕士生, 从事认知无线网络、异构网络融合的研究, E-mail: 574540001@qq.com;

辛梓芸(1994—), 女, 硕士生, 从事认知无线网络、异构网络融合的研究, E-mail: 623969769@qq.com.

(责任编辑: 郑晓蕾)