



控制与决策
Control and Decision
ISSN 1001-0920, CN 21-1124/TP

《控制与决策》网络首发论文

题目： 异构网络中基于鸽群优化算法的 D2D 资源分配机制
作者： 张达敏, 张绘娟, 闫威, 陈忠云, 辛梓芸
DOI: 10.13195/j.kzyjc.2019.0526
收稿日期: 2019-04-25
网络首发日期: 2019-08-15
引用格式: 张达敏, 张绘娟, 闫威, 陈忠云, 辛梓芸. 异构网络中基于鸽群优化算法的 D2D 资源分配机制[J/OL]. 控制与决策. <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0526>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

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。此方案通过设置信干噪比 (SINR) 门限值来保证用户的通信服务质量 (QoS), 首先使用基于改进地图-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, 再采用基于接收 SINR 的闭环功率控制算法动态调整用户的发送功率, 减少了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, 该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, 降低了通信用户的中断概率, 大大提高了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

The 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 proposed 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 operator 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 which is caused by the introduction of D2D users in heterogeneous network, 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, 但未对此融合

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, 采用此算法寻求最佳的资源分配方案, 最优化系统性能目标。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], 为了降低系统中存在的干扰, 部分学者采用联合干扰技术和资源分配

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资助项目 (黔科合基础 [2017]1047 号).

[†]通讯作者. E-mail: 1203813362@qq.com.

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, 最后通过 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] 提出了一种联合功率控制、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。通过比较分析可知, 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。首先采用基于改进离散鸽群算法为 D2D 用户分配信道资源, 再采用基于接收 SINR (Signal-to-Interference Noise Ratio, SINR) 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, 用户随机均匀分布, 基站可以获得各个通信链路的信道状态信息。集合 $A = \{1, 2, \dots, J\}$, $B = \{1, 2, \dots, L\}$, $C = \{1, 2, \dots, I\}$ 分别代表宏蜂窝用户集合、微蜂窝用户集合和 D2D 用户集合。

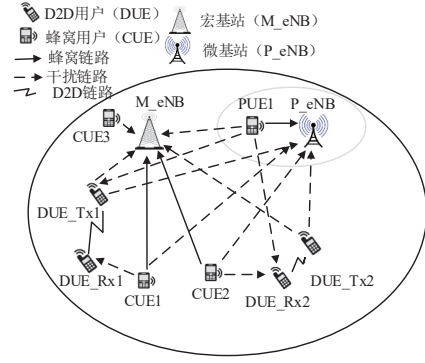


图 1：异构蜂窝网络通信系统模型

根据文献 [15], D2D 用户 i 和蜂窝用户 j 的路径损耗模型分别为:

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

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

其中, $d(i)$ 是 D2D 用户之间的距离, $d(j)$ 表示蜂窝用户到基站的距离, 单位是 m, f_c 是系统的载波频率, 本文取值是 2GHz。根据文献 [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, 其取值为 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 则表示不使用信道 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:

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

$g^{l,P}$ 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:

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

$g^{it,ir}$ 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。

通过香农公式可知, 用户数据传输速率表达式分别如下:

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

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

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

本文采用的频率资源由 12 个连续的子载波组成, 其中 1 个子载波的带宽为 15kHz, 则 1 个资源块 RB (Resource Block, RB) 的带宽 W 为 180kHz。

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经被确定, 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, 目标函数表达式以及约束条件如下

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

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

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

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

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

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

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, 各用户的发射功率要小于各自发射功率最大值。式 (14) 和式 (15) 分别保证微蜂窝用户和 D2D 用户最多复用 1 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) ~ 式 (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很多研究成果, 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)。在此算法中, 通过模拟鸽子在寻找目标的不同阶段使用不同的导航工具这一策略, 提出了 2 种不同的算子模型, 地图-指南针算子和地标算子。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 $\rho = \{(i, n) | \rho_i^n\}_{I \times N}$ 来表示 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一个 Z 维搜索空间内搜索, ρ_i^n 表示每只鸽子所在位置的最优化可能解, 其取值为 0 或 1, 式 (10) 作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 更新公式如下:

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

$$\rho_i^t = \rho_i^{t-1} + \mathbf{V}_i^t \quad (17)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, I$ 为个体编号, 即 D2D 用户数

目, R 表示地图-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录为 ρ_{besti} , 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。为了进一步分析此部分的收敛情况, 令 $E(t) = e^{-Rt}$, 此处 $R = 0.3$, 函数 $E(t)$ 的曲线如图 2, 从曲线的变化趋势可知, 若最大迭代数取 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。

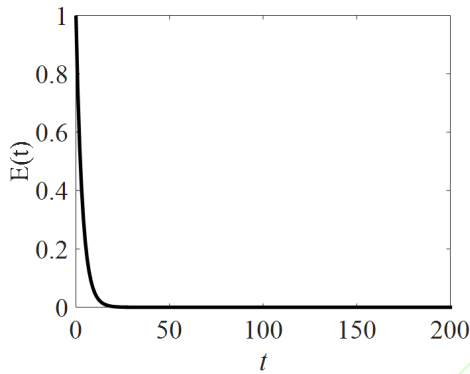


图 2 : 函数 $E(t)$ 曲线图

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} 表示中心位置, 被当作地标, 所列方程如下:

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

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

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

F 表示适应度值, 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来寻优, 当迭代次数达到最大值后, 地标算子则停止工作。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, 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。

由上分析可知, 基本鸽群算法易陷入局部最优, 导致寻优效果也变差。为了克服基本鸽群优化算法的缺点, 根据文献 [18] 中基于认知因子的交叉鸽群算法的改进策略, 本文提出了一种基于改进地图-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如下:

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

$$\rho_i^t = \rho_i^{t-1} + \mathbf{V}_i^t \quad (22)$$

表 1 : 种群数量变化

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

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], 让其呈非线性动态递减趋势。改进的地图-指南针算子 r 的表达式如下:

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

改进地图-指南针算子 r 表示当前鸽子速度继承的比例, 根据文献 [18] 可知, r 的取值范围介于 0 到 1 之间, r_{start} 表示地图-指南针算子的初始值, 其数值为 1, r_{end} 表示地图-指南针算子的终值, 其数值为 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, r 随迭代次数 t 的增加呈非线性状态缓慢减小, 即在整個迭代期间, 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。

根据文献 [18] 可知, 认知因子 u 随着地图-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来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比较理想的认知因子值, 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 的表达式如下:

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

根据文献 [18], $u \in (0, 1)$, u_{start} 表示认知因子的初始值, 其数值为 0, u_{end} 表示认知因子的终值, 其数值为 1, 曲线变化趋势如图 3。

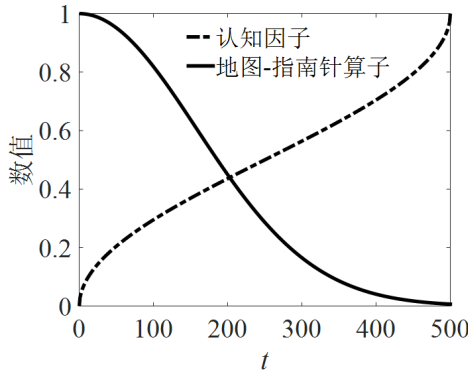


图 3 : r 和 u 的进化曲线

为了验证改进鸽群算法的性能, 本文选择以下几个测试函数用于优化实验, 函数具体信息如表 2, Sphere 和 Rosenbrock 是单峰函数, 后者较为复杂, 其值不易获取, Rastrigin 和 Griewank 函数是非线性多峰函数, 通常用来检验算法的全局搜索能力。算法参数设置: 种群数量为 200, 总的迭代次数为 400, 维数为 10, 并运行 20 次取得平均值, 每个测试函数对应的试验结果如表 3。

表 2 : 测试函数

函数名	表达式	最优解
Sphere	$f_1 = \sum_{i=1}^n x_i^2$	0
Griewank	$f_2 = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) + 1$	0
Rosenbrock	$f_3 = \sum_{i=1}^{n-1} (100 * (x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2)$	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, 从表中的数据可知, 在精度上 IMCPIO 较 PIO 具有更大的优势, 而且都能达到规定的精度。因此, 改进后的鸽群算法在高维、多维函数上也能表现很强的搜索性能。

由于信道分配矩阵 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, 仍需做进一步研究。因此, 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 BPSO (Binary Particle Swarm Optimization, BPSO) 将连续鸽群算法转换成离散鸽群算法, 即通过引入 Sigmoid 函数将鸽群算法中连续的速度值转换成离散的值。Sigmoid 函数的表达式如下:

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

位置更新公式表示如下:

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

其中, $\text{rand} \in [0, 1]$ 是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, 因此, ρ_{besti} 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] 提出了一种基于式 (27) 变换规则的离散鸽群算法, 表达式如下:

$$P = \begin{cases} 1, & \text{if } f(y) \leq f(x) \\ e^{-(f(y)-f(x))/t1}, & \text{其他} \end{cases} \quad (27)$$

其中, $f(x)$ 表示当前解决方案需要的成本, $f(y)$ 表示新生成的解决方案所需成本, 并自动确定初始温度和冷却温度, 设置温度参数 $t1$, 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。

从式 (25) 和式 (26) 的表达式可知, 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] 则是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 $e^{-(f(y)-f(x))/t1}$ 。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, 选择了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, 函数表达式如表 1, 其中, 算法参数设置: 种群

数量为 200, 总的迭代次数为 300, 维数为 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优化算法 (Binary Pigeon-Inspired Optimization, BPIO); 2) 基于文献 [22] 的标准离散鸽群优化算法 (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优化算法 (Binary Pigeon-Inspired Optimization based on Improved Map-compass operator and Cognitive factors, IMCBPIO)。三种离散鸽群优化算法的仿真结果如图 4。

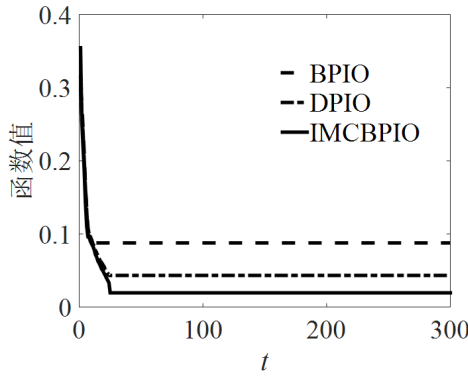


图 4 : Griewank 函数进化曲线

从曲线的走势可知, 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优化算法 (IMCBPIO) 精度较高, 但通过分析可知算法的精度仍存在优化的空间。IMCBPIO 得到的函数最优值较高, 优于 BPIO 和 DPIO 获取到的函数值, 说明本文的改进离散算法能较好地跳出局部最优, 避免算法停滞, 提高了算法的寻优能力。

为了进一步研究改进离散鸽群优化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, 网络效益函数的表达式如下所示:

$$U(\mathbf{B1})_{sum} = \sum_{i=1}^I b = \sum_{i=1}^I \sum_{n=1}^N \rho_i^n \times b_i^n \quad (28)$$

$$\rho_i^{n*} = \arg \max_{\forall I, N} U(\mathbf{B1}) \quad (29)$$

$$s.t. = \begin{cases} \rho_i^n + \rho_s^n \leq 1, 0 \leq i, s < I & 0 \leq n < N \\ c_{i,s,n} = 1 \end{cases} \quad (30)$$

式 (28) 中的 $\mathbf{B1}$ 表示效益矩阵, b_i 表示效益变量, $c_{i,s,n}$ 表示干扰变量。

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, 本文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:

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 \mathbf{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 $\mathbf{B1} = \{b_i^n | b > 0\}_{I \times N}$, D2D 用户复用信道资源时产生的所有干扰值 $C1_{i,n}$ 构成在频带范围内的干扰矩阵为 $\mathbf{C1} = \{c_{i,s,n} | c_{i,s,n} \in \{0, 1\}\}_{I \times I \times N}$

2) 判断干扰矩阵 $\mathbf{C1}_{I \times I \times N}$ 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, 则随机把两行中的任意一行对应的元素变为 0, 另一行值仍为 1。

3) D2D 用户 i 复用第 n 个信道资源时取得的网络效益为, 则 I 对 D2D 用户的效益矩阵为 $\mathbf{B1}$ 。在种群中遍历每只鸽子并按照评估函数计算适应度值, 记录个体极值位置为 $\rho b_i^t = \{\rho b_{i1}^t, \rho b_{i2}^t, \dots, \rho b_{iZ}^t\}^T$, 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, 通过式 (28) 计算。其中, $\mathbf{B1} = \{b_i = \sum_{n=1}^N \rho_i^n \cdot b_i^n\}$

4) 按照改进离散鸽群算法的策略, 采用式 (21)、(23)、(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) 和式 (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, 并重复计算步骤 3), 迭代寻优。

5) 判断是否达到最大迭代次数, 若满足则终止算法, 反之重新执行步骤 3)。

6) 算法结束, 将最终的信道分配矩阵赋给 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, 本文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表达式分别如下:

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

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

式中, P_{\max} 是最大发送功率。根据文献 [24] 可知, P_0 是由高层信令设置的功率基准值, 主要由两部分组成: $P_0 = \text{额定 } P_0(\text{dBm}) + \text{用户 } P_0(\text{dBm})$ 。其中, “额定 P_0 ” 是由小区特定的参数, 表示接收 SINR 或者干扰水平而设定的值, 其取值由无线资源控制 (Radio Resource Control, RRC) 子层来通知每个用户。“用户 P_0 ” 为终端特定的参数, 根据终端的位置来确定, 通过 RRC 信令指示给用户, 由文献 [24] 可知, P_0 的动态取值范围是 $[-126\text{dBm}, 23\text{dBm}]$, 通过实验测试, 本文 P_0 取值为 -78dBm 时, 能达到去干扰最佳效果。M 是指分配给小区用户资源块的个数, 本文取值为 1, α_1 和 α_2 都为路径补偿因子, 本文取值分别为 0.7 和 0.8。PL 为路径损耗, 通过公式 (1), (2) 来求解, 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 $f(\Delta_i)$ 是根据 Δ_i 进行功率的上调和下调, 它是 UE 专用的。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, 公式如下:

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

本文采用的闭环功率控制算法是由接收信干噪比和反馈项共同确定的, 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} 和 SINR_{high} 的大小后, 再通过反馈项来上调或者下调步长, 从而动态调整用户的发射功率。根据经验取值, 信干噪比下限值 SINR_{low} 为 -20dB 。

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:

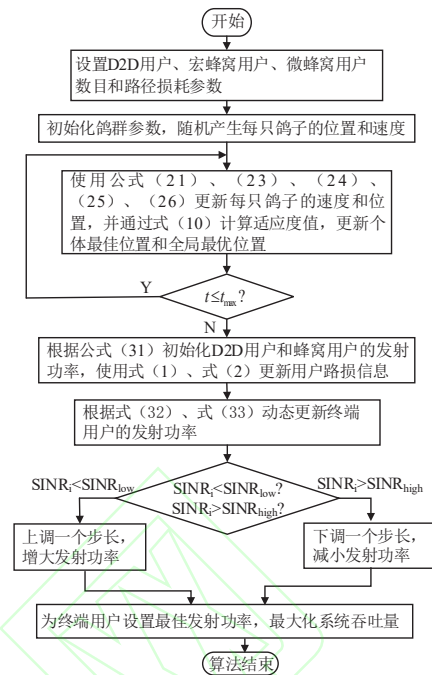


图 5 : 基于联合改进鸽群算法与闭环功率控制算法流程图

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] 和 [26] 中的仿真参数, 根据经验取值, 本文仿真参数具体设置如表 4。

表 4 : 系统仿真参数

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

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, 我们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 , 在地图-指南针操作算子中, 迭代次数为 $T1$, 地标操作算子中, 迭代次数为 $T2$, 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 $O(Q \times T1 \times t) + O(Q \times T2 \times t)$ 。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, 本文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 表示四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。从曲线的走势可知, 系统网络效益值随着迭代次数的增加而逐渐变大, 当达到一定迭代次数时, 系统网络效益值达到最大值保持不变。本文提出的算法 (IMCBPIO) 到第 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 18.01kbps、28.84kbps 和 124.78kbps。

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。SINR 的下限值为 -20dB 时, 四种资源管理方案下 D2D 用户的 SINR 累计分布函数图的变化趋势如图 7。1) 本文所提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), 2) 联合随机资源分配与闭环功率控制的资源分配方案 (RA-CLPC), 3) 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), 4) 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)。从曲线的分布可知, D2D 用户的 SINR 均大于门限值 -20dB, 说明该方案下能保证 D2D 用户的正常通信, 同时由曲线的分布可知, 当取同一 CDF 值时, 本文提出的资源管理方案下对应的 SINR 值都比另外三种方案下对应的 SINR 值要大, 说明通信过程中产生的噪声就减少, 从而提高了 D2D 用户的通信质量。

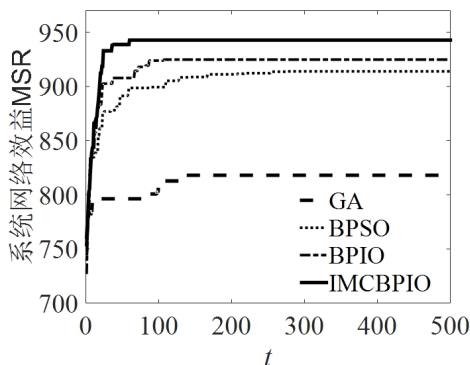


图 6 : 系统总效益值随迭代次数的变化曲线

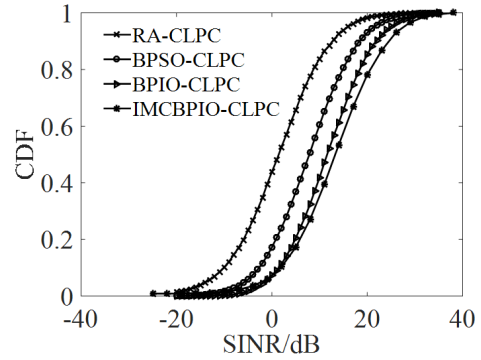


图 7 : D2D 用户 SINR 累计分布曲线变化趋势

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。从曲线的走势可知, 系统的平均吞吐量随着 D2D 用户数目的增多而增大, 并且在同一 D2D 用户数目下, 采用本文提出的资源管理方案 (IMCBPIO-CLPC) 获得的平均吞吐量都大于另外三种资源管理方案对应的平均吞吐量。

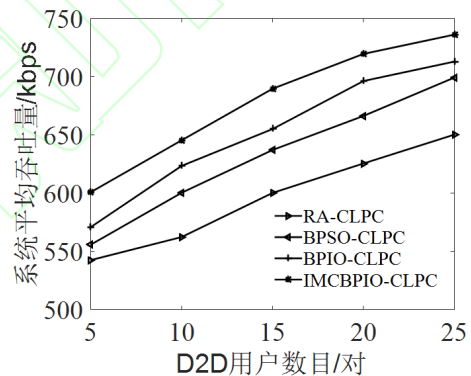


图 8 : D2D 用户数目对系统平均吞吐量的影响

图 9 为四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。从曲线的走势可知, 随着 D2D 用户对之间距离的增大, 同一通信距离下, 本文提出的资源管理方案 (IMCBPIO-CLPC) 下的系统平均吞吐量都高于 BPIO-CLPC、BPSO-CLPC 和 RA-CLPC 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。

为了分析边缘 D2D 用户的通信质量, 即当 $CDF=5\%$ 时, 比较了四种资源管理方案下系统吞吐量的累计分布函数图的变化趋势, 仿真结果如图 10。从曲线走势可知, 本文提出方案下系统的吞吐量值约为 150kbps, 都大于其他三种资源管理方案对应的吞吐量值。当取同一 CDF 值时, 本文提出资源分配方案下的吞吐量都高于 BPIO-CLPC、BPSO-CLPC 和 RA-CLPC 方案下对应的吞吐量, 说明系统性能目标

吞吐量得到了提高。

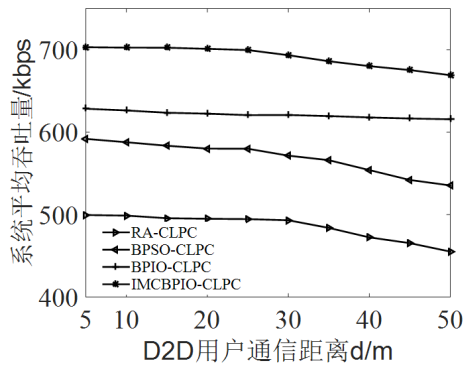


图9 : D2D 通信距离对系统平均吞吐量的影响

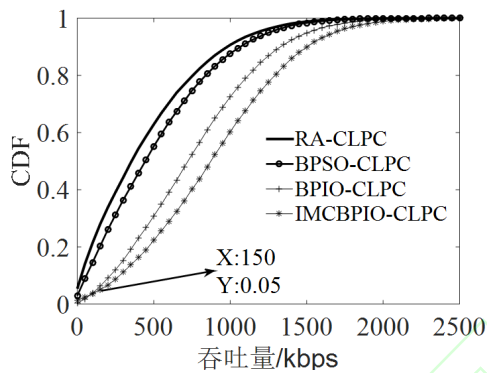


图10 : 系统吞吐量的累计分布曲线变化趋势

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。首先,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进行融合进行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,同时本文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 & Computer Applications, 2017, 78(C):9-29.
- [2] Atat R, Liu L, 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 U, Imran M A, Shakir M Z, et al. Separation framework: an enabler for cooperative

and D2D communication for future 5G networks[J]. IEEE Communications Surveys & 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 & Computer Applications, 2016, 71(C):130-150.
- [5] Gui J, Jian D. 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, 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, 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(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 & Materials, 2015, 713-715:1208-1215.
- [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, Lu L, Yuan-Wu Y, et al. Device-to-Device Communications Underlying Cellular Networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2013, 61(8):3541-3551.
- [17] Duan H, Qiao P. 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, Hu H, Bai Y. 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, FL, USA, USA, 1997, 5:4104-4108.
- [22] Yiwen Zhong, Lijin Wang, Min Lin, Hui Zhang. 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, South, 2017:83-85.
- [24] 李志华. D2D 通信系统功率控制算法研究 [D]. 四川: 西南交通大学信息科学与技术学院, 2013: 20-22.
(Li Z H. Research on power control algorithms for D2D communication system[D]. SiChuan: Information Science and Technology College of Southwest Jiaotong University, 2013: 20-22.)
- [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, 主要研究方向为认知无线网络, 异构网络融合, D2D 通信技术, 网络拥塞控制, 智能算法优化, E-mail: 1203813362@qq.com.

张绘娟(1994—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为认知无线网络, 异构网络融合, D2D 通信技术, 智能算法优化.

闫威(1993—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为认知无线网络, 异构网络融合, 智能算法优化.

陈忠云(1989—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为认知无线网络, 异构网络融合, 智能算法优化.

辛梓芸(1994—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为认知无线网络, 异构网络融合, 智能算法优化.