

异构网络中基于能效优化的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: 针对异构网络中D2D通信复用蜂窝用户频谱时存在的频谱分配问题, 该文提出一种基于改进离散鸽群优化(PIO)算法的D2D通信资源分配机制。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), 采用功率控制算法为用户设置发射功率, 使用基于运动权值的二进制离散鸽群优化(MWBPIO)算法为D2D用户进行资源分配, 并将D2D通信技术与中继技术进行有效结合, 为边缘用户建立D2D中继链路, 保证边缘用户的通信质量, 最大化系统性能目标。仿真结果表明, 该方案有效抑制了异构通信系统中引入D2D用户后导致的干扰问题, 提高了边缘用户的通信质量和系统的频谱利用率以及系统的能效。

关键词: D2D通信; 鸽群优化算法; 资源分配; 中继选择; 能效

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)02-0480-08

DOI: 10.11999/JEIT190042

D2D Resource Allocation Mechanism Based on Energy Efficiency Optimization in Heterogeneous Networks

ZHANG Damin ZHANG Huijuan YAN Wei CHEN Zhongyun XIN Ziyun

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

Abstract: For the problem of spectrum allocation in the multiplexing of cellular user spectrum resources by Device-to-Device (D2D) communication in heterogeneous networks, a D2D communication resource allocation mechanism based on improved discrete Pigeon-Inspired Optimization(PIO) algorithm is proposed. The user's Quality of Service (QoS) is guaranteed by setting the Signal-to-Interference plus Noise Ratio (SINR) threshold, the transmitting power is set for users by power control algorithms. To allocate resources for D2D users, the Binary discrete PIO based on Motion Weight (MWBPIO) algorithm is used. To ensure the communication quality of edge users, the D2D communication technology and relay technology are used to establish D2D relay links, so then the performance of system can be maximized. Simulation results show that the proposed scheme can effectively suppress the interference caused by the introduction of D2D users in heterogeneous communication systems. Moreover, the proposed scheme can effectively improve the communication quality of edge users, and improve the utilization of spectrum resources and the performance of the system.

Key words: Device-to-Device (D2D) communication; Pigeon-Inspired Optimization(PIO); Resource allocation; Relay selection; Energy efficiency

1 引言

随着通信网络终端用户数量呈爆炸式增长, 可实现大规模终端接入的技术受到人们的密切关注。D2D(Device-to-Device, D2D)通信是一种新型短距离直接通信技术, 允许终端复用蜂窝系统的频谱资源进行端到端通信^[1,2]。与传统的蜂窝通信相比,

D2D通信具有增强瞬时数据传输速率和减弱基站负载的优势。异构蜂窝网络中的D2D通信资源分配和干扰控制的研究已成为5G通信领域中的研究热点^[3,4]。针对D2D资源分配问题, 部分学者研究了基于优化算法的资源分配机制^[5,6], 部分选用资源分配与中继选择的联合方案来降低干扰^[7-9]。文献^[5]提出一种基于粒子群遗传算法的资源分配策略, 但未对因D2D用户带来的干扰问题进行分析。文献^[6]提出一种D2D对分组资源分配算法, 根据信道数确定D2D对分组数, 并利用匹配算法进行资源分配, 提高了系统吞吐量。文献^[7]提出联合中继选择和功率分配的信道资源管理方案, 采用匈牙利算法进行信道分

收稿日期: 2019-01-15; 改回日期: 2019-08-20; 网络出版: 2019-09-20

*通信作者: 张达敏 1203813362@qq.com

基金项目: 贵州省自然科学基金(黔科合基础[2017]1047号)

Foundation Item: The Guizhou Province Natural Science Foundation of China ([2017]1047)

配, 所提方案能进一步降低算法的复杂度。文献[8]针对D2D通信的资源管理问题, 提出一种中继选择和功率分配联合优化算法, 系统性能目标得到了一定的提升。文献[9]提出一种D2D资源分配与中继选择联合资源管理方案, 借助匈牙利算法在多项式时间内求得最优解, 优化系统的能效。

不同于上述文献, 本文研究了异构网络中的D2D资源分配问题和干扰控制问题, 比较分析了改进离散鸽群算法对D2D资源分配的影响, 分析讨论了建立中继链路后对边缘D2D用户通信质量的影响, 主要贡献如下: (1)所建立系统模型将用户细化为4种类型, 该系统模型所代表的场景更具实际意义, 制定了联合改进群智能算法、中继技术与功率控制的D2D资源管理方案, 最优化系统能效。(2)针对D2D资源分配问题, 采用基于改进运动权值的离散鸽群算法进行信道分配, 通过迭代寻找最优的D2D信道分配矩阵, 并比较分析不同资源分配机制下系统能效的变化趋势。(3)针对异构网络中存在的干扰问题, 通过采用功率控制算法实时动态调整用户的发射功率, 引入中继技术, 并采用改进离散鸽群算法为边缘D2D用户选择最佳中继节点。仿真结果表明, 本文方案在保证蜂窝用户的通信服务质量正常的前提下, 能够有效减少系统中的干扰问题, 提高能效和最大化系统的能效。

2 系统模型和问题规划

2.1 系统模型

本文提出的系统模型如图1, 异构蜂窝网络中有4种通信模式的用户和2种类型的基站, 微蜂窝用户通过微基站进行通信, 边缘D2D用户可处于空闲状态的蜂窝用户作为中继节点Rs进行通信。假设信道总数为 N , 微蜂窝用户(PUE)数为 L , 宏蜂窝

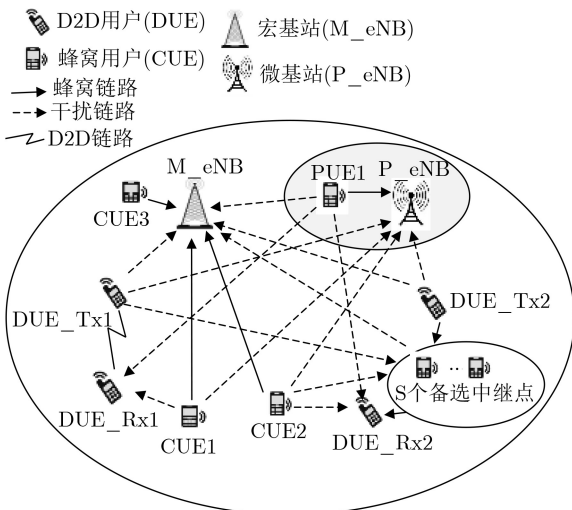


图1 异构蜂窝网络通信系统模型

用户数为 J , 中心D2D用户对数为 I , 边缘D2D用户对数为 IE , $IE < I$, 空闲宏蜂窝用户个数为 S , $S < J$ 。系统中所有用户随机均匀分布, 各基站可以获取各个通信链路的信道状态信息, 微蜂窝用户、宏蜂窝用户、中心D2D用户、中继节点、可用信道和边缘D2D用户集合分别为: $A = \{1, 2, \dots, L\}$, $B = \{1, 2, \dots, J\}$, $C = \{1, 2, \dots, I\}$, $D = \{1, 2, \dots, S\}$, $E = \{1, 2, \dots, N\}$, $F = \{1, 2, \dots, IE\}$ 。

由文献[10]可知, 系统通信链路上的信道增益由路径损耗和快慢衰落构成, 信道增益表示为

$$g = K\beta\zeta d^{-\alpha} \quad (1)$$

其中, K 为常数, 由系统的相关参数确定, β 为快衰落增益, 服从 $\lambda = 1$ 的指数分布, ζ 为对数正态分布的慢衰落增益, d 表示用户之间的通信距离, α 为路径损耗指数, 其取值为4。

二进制变量 ϕ_l^n , φ_j^n 和 ρ_i^n 为1分别表示微蜂窝用户 l , 宏蜂窝用户 j 和中心D2D用户 i 使用同一信道 n , 为0则表示不使用信道 n 。 δ_{ie}^n 为1时, 表示第 ie 对边缘D2D用户选择复用第 s 个中继点的信道 n 实现通信, δ_{ie}^n 为0, 则不需要建立中继链路。

微蜂窝用户 l 在信道 n 上的信干噪比(Signal to Interference plus Noise Ratio, SINR)为

$$\text{SINR}_l^n = \frac{P^l g^{l,p_l}}{\sum_{j \in B} \varphi_j^n P^j g^{j,p_l} + \sum_{i \in C} \rho_i^n P^i g^{i,p_l} + \sum_{ie \in F} \delta_{ie}^n P^{ie} g^{ie,p_l} + \sigma_N^2} \quad (2)$$

其中 P^l , P^j , P^i 和 P^{ie} 分别为微蜂窝用户 l 、宏蜂窝用户 j 、中心D2D用户 i 和边缘D2D用户 ie 的发射功率; g^{l,p_l} , g^{j,p_l} , g^{i,p_l} 和 g^{ie,p_l} 分别为微蜂窝用户 l 、宏蜂窝用户 j 、中心D2D用户发送端和边缘D2D用户发送端到 p_l 的信道增益, σ_N^2 为噪声功率。

宏蜂窝用户 j 在信道 n 上的信干噪比(SINR)为

$$\text{SINR}_j^n = \frac{P^j g^{j,M}}{\sum_{l \in A} \phi_l^n P^l g^{l,M} + \sum_{i \in C} \rho_i^n P^i g^{i,M} + \sum_{ie \in F} \delta_{ie}^n P^{ie} g^{ie,M} + \sigma_N^2} \quad (3)$$

$g^{j,M}$, $g^{l,M}$, $g^{i,M}$ 和 $g^{ie,M}$ 分别为宏蜂窝用户 j 、微蜂窝用户 l 、中心D2D用户和边缘D2D用户发射端到宏蜂窝基站 M 的信道增益。

中心D2D用户 i 在信道 n 上的信干噪比为

$$\text{SINR}_i^n = \frac{P^i g^{i,i_r}}{\sum_{l \in A} \phi_l^n P^l g^{l,i_r} + \sum_{j \in B} \varphi_j^n P^j g^{j,i_r} + \sigma_N^2} \quad (4)$$

其中, g^{i,i_r} , g^{l,i_r} 和 g^{j,i_r} 分别为中心D2D用户发射端

i_t 、微蜂窝用户 l 和宏蜂窝用户 j 到中心D2D用户接收端 i_s 的信道增益。边缘D2D通信通过2个子时隙完成整个D2D通信过程。在第1个子时隙内,中继节点在信道 n 上的信干噪比(SINR)为

$$\begin{aligned} \text{SINR}_{\text{DUE_Tx2-s},1}^n &= \text{SINR}_{s,1}^n \\ &= \frac{P^s g^{\text{DUE_Tx2-s}}}{\sum_{j \in B} \varphi_j^n P^j g^{j,s} + \sum_{i \in C} \rho_i^n P^{i_t} g^{i_t,s} + \sigma_N^2} \end{aligned} \quad (5)$$

第2个子时隙内, DUE_Rx2在信道 n 上的信干噪比为

$$\begin{aligned} \text{SINR}_{s-\text{DUE_Rx2},2}^n &= \text{SINR}_{s,2}^n \\ &= \frac{P^{\text{ic}} g^{s-\text{DUE_Rx2}}}{\sum_{j \in B} \varphi_j^n P^j g^{j,s} + \sum_{i \in C} \rho_i^n P^{i_t} g^{i_t,s} + \sigma_N^2} \end{aligned} \quad (6)$$

其中, P^s , P^{ic} 和 P^{i_t} 分别为备选中继节点 s 、第 i_e 对边缘D2D和DUE_Tx2的发射功率; $g^{\text{DUE_Tx2-s}}$, $g^{j,s}$ 和 $g^{i_t,s}$ 分别为边缘D2D用户发射端DUE_Tx2、宏蜂窝用户和中心D2D用户发送端到备选中继节点 s 的信道增益, $g^{s-\text{DUE_Rx2}}$ 为 s 到边缘D2D用户接收端DUE_Rx2的信道增益。根据香农公式可知,宏蜂窝用户、微蜂窝用户和中心D2D用户的传输速率 R 分别为

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

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

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

其中, W 为资源带宽, 取值为180 kHz。处于边缘区域的D2D中继链路获得的两跳传输速率为

$$R_{\text{DUE_Tx2-s},1} = R_{s,1} = W \log_2(1 + \text{SINR}_{\text{DUE_Tx2-s},1}^n) \quad (10)$$

$$R_{s-\text{DUE_Rx2},2} = R_{s,2} = W \log_2(1 + \text{SINR}_{s-\text{DUE_Rx2},2}^n) \quad (11)$$

由于进行节点选择时需要考虑两个子时隙内D2D通信链路信道差异之间的平衡, 通常选择传输速率较小的一跳通信链路的传输速率, 建立的D2D中继两跳通信链路目的节点的通信传输速率为

$$R_s = \frac{1}{2} \min(R_{\text{DUE_Tx2-s},1}, R_{s-\text{DUE_Rx2},2}) \quad (12)$$

根据文献[11]可知, 能量效率为用户传输速率 R 与其发射功率 P 的比值为

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

则系统能量效率可定义为网络中各用户能量效率之和, 即各通信资源上能量效率之和为

$$U_{\text{EE}} = \sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^I \sum_{l=1}^L \text{EE}_e = \sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^I \sum_{l=1}^L \frac{R_e}{P_e} \quad (14)$$

2.2 问题规划

假设宏蜂窝用户、微蜂窝用户和中继节点的信道资源都已经确定, 以系统的能效为目标函数给D2D用户分配信道资源, 目标函数及约束条件为

$$\begin{aligned} \text{EE}_{\text{max}} &= \max_{\phi_l^n, \varphi_j^n, \rho_i^n, \delta_{ie}^n} (l \in A, j \in B, i \in C, ie \in F) \\ &\left\{ \begin{array}{l} \sum_{n=1}^N \left[\sum_{l \in A} \phi_l^n R_l + \sum_{j \in B} \varphi_j^n R_j + \sum_{i \in C} \rho_i^n R_i + \sum_{ie \in F} \delta_{ie}^n R_s \right] \\ \sum_{l=1}^L \phi_l^n P^l + \sum_{j=1}^J \varphi_j^n P^j + \sum_{i=1}^I \rho_i^n P^i + \sum_{ie=1}^{\text{IE}} \delta_{ie}^n P^{\text{IE}} \end{array} \right\} \end{aligned} \quad (15)$$

s.t.

$$P^l \leq P_{\text{max}}^l, \text{SINR}_l^n \geq \text{SINR}_{l,\text{TH}}^n, \forall l \in A \quad (16)$$

$$P^j \leq P_{\text{max}}^j, \text{SINR}_j^n \geq \text{SINR}_{j,\text{TH}}^n, \forall j \in B \quad (17)$$

$$P^i \leq P_{\text{max}}^i, \text{SINR}_i^n \geq \text{SINR}_{i,\text{TH}}^n, \forall i \in C \quad (18)$$

$$P^{\text{ic}} \leq P_{\text{max}}^{\text{ic}}, \text{SINR}_{ie}^n \geq \text{SINR}_{ie,\text{TH}}^n, \forall ie \in F \quad (19)$$

$$P^s \leq P_{\text{max}}^s, \text{SINR}_{\text{DUE_Tx2-s},1}^n \geq \text{SINR}_{s,\text{TH}}^n, \forall s \in D \quad (20)$$

$$\text{SINR}_{s-\text{DUE_Rx2},2}^n \geq \text{SINR}_{s,\text{TH}}^n, \forall s \in D \quad (21)$$

$$\sum_{n=1}^N \phi_l^n \leq 1, \sum_{l \in A} \phi_l^n \leq 1, \forall l \in A \quad (22)$$

$$\left. \begin{array}{l} \sum_{n=1}^N \varphi_j^n \leq 1, \sum_{j \in B} \varphi_j^n \leq 1 \\ \sum_{n=1}^N \rho_i^n \leq 1, \sum_{i \in C} \rho_i^n \leq 1, \forall j \in B, \forall i \in C \end{array} \right\} \quad (23)$$

$$\sum_{ie=1}^{\text{IE}} \delta_{ie}^n \leq 1, \sum_{ie \in F} \delta_{ie}^n \leq t1, \forall n \in E \quad (24)$$

其中, 式(15)为系统最大化能效; 式(16)–式(21)保证对应用户的SINR大于门限值, 所有用户的发射功率均小于各自的发射功率上限; 式(22)、式(23)和式(24)分别保证微蜂窝用户, 中心D2D用户和边缘D2D用户最多复用1个信道资源, 并且1个信道上最多允许被1个用户复用。

3 基于改进鸽群算法的D2D资源分配机制

3.1 基于改进运动权值的离散鸽群优化算法

鸽群优化(Pigeon-Inspired Optimization, PIO)算法^[12]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，提出了地图-指南针和地标2种算子模型。每只鸽子的位置表示最优化问题的可能解，根据个体的历史最优位置以及全局最优位置发现最优解。令 $\rho_i^n = \rho_{i,n}$ ，该方案中优化目标是一个离散的信道分配矩阵变量 $\rho = \{(i,n) | \rho_{i,n}\}_{I \times N}$ ，假设 Q 个个体组成的种群在一个 Z 维搜索空间内搜索，历史最佳位置记录为 $\rho_{\text{best}i}$ ，整个粒子群搜索到的最佳位置为 ρ_{gbest} ，第 i 只鸽子在第 t 次迭代中的速度和位置更新公式分别为

$$\mathbf{V}_i^t = \mathbf{V}_i^{t-1} e^{-R \times t} + \text{rand}(\rho_{\text{gbest}} - \rho_i^{t-1}) \quad (25)$$

$$\rho_i^t = \rho_i^{t-1} + \mathbf{V}_i^t \quad (26)$$

其中， $i=1,2,\dots,I$ 为个体编号， R 为地图-指南针算子， $R \in [0,1]$ 。当该循环次数达到最大迭代次数后，停止地图-指南针算子的工作，进入地标算子。在地标算子中，每一次迭代后鸽子的数量都会减少一半，主要是通过剩余熟悉地标鸽子的中心位置靠近来寻优， ρ_{center} 是剩余鸽子的中心位置，作为地标，根据文献[12]对地标算子的定义，所列方程为

$$\rho_{\text{center}}^{t-1} = \frac{\sum_{i=1}^{I^{t-1}} \rho_i^{t-1} F(\rho_i^{t-1})}{I^{(t-1)} \cdot \sum_{i=1}^{I^{t-1}} F(\rho_i^{t-1})} \quad (27)$$

$$I^t = \frac{I^{t-1}}{2} \quad (28)$$

$$\rho_i = \rho_i^{t-1} + \text{rand}(\rho_{\text{center}}^{t-1} - \rho_i^{t-1}) \quad (29)$$

由文献[13]可知，基于带认知因子的鸽群算法选用余弦函数模仿运动权值的变化，让运动权值 y 随迭代次数增加在一定范围内非线性衰减。根据文献[14]知，认知因子 u 被视为运动权值的三角函数，在运动权值随时间非线性递减的过程中，认知因子 u 发生相应的递增变化，通过增强两者之间的相互作用来平衡算法的全局搜索能力和局部搜索能力。文献[13]对式(25)进行改进，速度更新公式为

$$\mathbf{V}_i^t = \mathbf{V}_i^{t-1} \cdot y + \text{rand} \cdot u \cdot (\rho_{\text{gbest}} - \rho_i^{t-1}) \quad (30)$$

$$y = a_0 + b_0 \cdot \cos(t \cdot \pi / t_{\text{max}}) \quad (31)$$

$$u = c_0 + d_0 \cdot \cos(y \cdot \pi) \quad (32)$$

其中， y 表示对当前粒子速度继承的比例，介于0到1之间； u 是认知因子， a_0, b_0, c_0, d_0 是常数，取值 $a_0 = b_0 = 0.4, c_0 = d_0 = 0.5, t_{\text{max}}$ 为最大迭代次数，本文取 $t_{\text{max}}=500$ 。运动权值 y 和认知因子 u 的变化曲线如图2， y 值逐渐减小，即随着迭代次数的增大式(30)受运动权值的影响进行全局搜索， u 值逐渐增大，逐渐加强了算法的局部搜索能力。

结合文献[13]和文献[14]，本文提出了一种基于改进运动权值的鸽群算法(MWPPIO)，改进后的运动权值 $r(t)$ 的表达式为

$$r(t) = \begin{cases} e^{-[a+b \cdot \cos((c+d \cdot \cos(t \cdot \pi / t_{\text{max}})) \cdot \pi)]}, & 0 \leq t \leq 0.5t_{\text{max}} \\ e^{-[e+b \cdot \cos((c+d \cdot \cos(t \cdot \pi / t_{\text{max}})) \cdot \pi)]}, & 0.5t_{\text{max}} < t \leq t_{\text{max}} \end{cases} \quad (33)$$

$$\text{令 } r1(t) = e^{-[a+b \cdot \cos((c+d \cdot \cos(t \cdot \pi / t_{\text{max}})) \cdot \pi)]}, \quad r2(t) = e^{-[e+b \cdot \cos((c+d \cdot \cos(t \cdot \pi / t_{\text{max}})) \cdot \pi)]}$$

鸽子的速度和位置更新公式为

$$\mathbf{V}_i^t = \mathbf{V}_i^{t-1} \cdot r(t) + \text{rand}(\rho_{\text{gbest}} - \rho_i^{t-1}) \quad (34)$$

$$\rho_i^t = \rho_i^{t-1} + \mathbf{V}_i^t \quad (35)$$

本文改进后的运动权值 $r(t)$ 随迭代次数的增大而减小的变化趋势如图3。当 $0 \leq t \leq 0.5t_{\text{max}}$ 时，结合指数函数变化趋势和余弦函数在 $[0, \pi]$ 范围内的变化趋势，让 $r(t)$ 缓慢地非线性衰减，根据经验取值，其中 $b=1, c=d=0.3$ 。为了验证所设参数的合理性，通过实验进行选取，给出了在范围(0.5~1.0)内19个不同的 a 值，适应度评价函数Rosenbrock的20次最优值及平均值的变化如表1，当 $a \in (0.50, 0.65)$ 时，算法的适应值较稳定，当 $a=0.55$ 时，适应值较优，因此， a 值取为0.55。在寻优搜索前期，相比于标准鸽群算法中的 $r(t)$ ，本文提出的 $r(t)$ 减小的速度较慢，可以防止算法过早陷入局部最优；试验中给出了在范围(1~3)内9个不同的

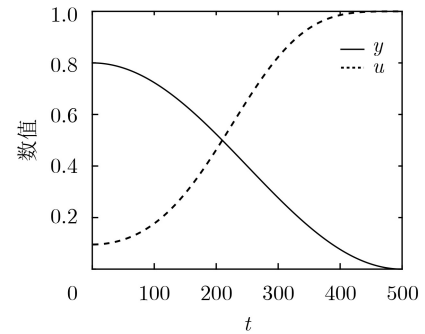


图2 y 和 u 随迭代次数的变化趋势

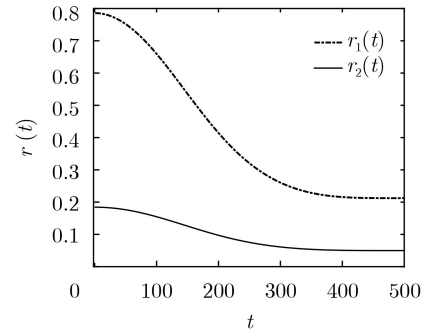


图3 $r(t)$ 随迭代次数的变化趋势

e 值, 适应度评价函数Rosenbrock的20次最优值及平均值的变化如表2, 当 e 介于1.5~2.5, 算法的适应值较稳定, $e=2.0$ 时, 适应度值最佳, 因此 e 值取为2.0。

由于信道分配矩阵 ρ_i 是离散变量, 因此需要将连续的标准PIO的位置更新策略适当调节。根据文献[15]提出的一种求解离散变量的BPSO(Binary Particle Swarm Optimization)算法, 引入Sigmoid函数, 将连续的速度值转换成离散的值。Sigmoid函数的表达式为

$$S(\mathbf{V}_i^t) = 1/[1 + \exp(-\mathbf{V}_i^t)] \quad (36)$$

位置中资源分配的更新方式为

表1 Rosenbrock函数对应不同 a 值的函数值

a	最优值	平均值
0.10	0.0082	0.1029
0.15	0.0836	0.1347
0.20	0.0049	0.1009
0.25	0.0736	0.1342
0.30	0.0623	0.1234
0.35	0.0686	0.1604
0.40	0.1754	0.3342
0.45	0.6249	0.9983
0.50	0.0040	0.0064
0.55	0.0009	0.0002
0.60	0.0041	0.0066
0.65	0.0435	0.1167
0.70	0.4645	0.7743
0.75	0.6623	1.0885
0.80	0.7745	1.2234
0.85	0.8842	1.3354
0.90	0.4678	0.7762
0.95	0.5435	0.9943
1.00	0.6735	0.9984

表2 Rosenbrock函数对应不同 e 值的函数值

e	最优值	平均值
1.0	0.7249	1.1983
1.5	0.0249	0.4983
2.0	0.0199	0.1234
2.5	0.0236	0.4342
3.0	0.6754	1.1942
3.5	0.5549	1.1009
4.0	0.6740	1.1864
4.5	0.5686	1.0604
5.0	0.4836	1.0347

$$\rho_i^t = \begin{cases} 1, & S(\mathbf{V}_i^t) > \text{rand} \\ 0, & S(\mathbf{V}_i^t) \leq \text{rand} \end{cases} \quad (37)$$

其中, $\text{rand} \in [0, 1]$ 。

效益函数的表达式如式(38), D2D用户 i 复用第 n 个信道时获得能效的网络效益为 r_i , $b_{i,n}$ 为具体的效益数值, 式(39)为获取的最佳信道分配矩阵, 式(40)为频谱资源分配约束条件。当 $c_{1i_1, i_2, n} = 1$ 时, 说明第 i_1 行第 j 列和第 i_2 行第 j 列的D2D用户复用同一信道 n 时会产生干扰。

$$U(r_i)_{\text{sum}} = \sum_{i=1}^I r_i = \sum_{i=1}^I \sum_{n=1}^N \rho_{i,n} \times b_{i,n} \quad (38)$$

$$\rho_{i,n}^* = \arg \max_{\forall I, N} U(\rho_i) \quad (39)$$

s. t.

$$\left. \begin{aligned} \rho_{i_1}^n + \rho_{i_2}^n &\leq 1, 0 \leq i_1, i_2 < I, 0 \leq n < N \\ c_{1i_1, i_2, n} &= 1, 0 \leq n < N \end{aligned} \right\} \quad (40)$$

3.2 基于改进鸽群算法的D2D通信资源分配

本文通过改进离散鸽群算法进行寻优, 为了保证算法种群的多样性, 寻优过程中, 不改变种群的数量, 具体实现算法步骤如下:

步骤1 初始化。随机产生一个离散的可用信道分配矩阵 $\rho = \{(i, n) | \rho_{i,n} \leq 1\}_{I \times N}$, 对应的效益矩阵为 $\mathbf{B}_{EE} = \{b_{i,n} | b > 0\}_{I \times N}$, 中心D2D用户复用信道时产生的所有干扰值 $c_{1i_1, i_2, n}$ 构成在频带范围内的干扰矩阵 $\mathbf{C}_1 = \{c_{1i_1, i_2, n} | c_{1i_1, i_2, n} \in \{0, 1\}\}_{I \times I \times N}$ 。

步骤2 判断干扰矩阵 $\mathbf{C}_1_{I \times I \times N}$ 中的第 i_1 行第 j 列的元素与第 i_2 行第 j 列的元素是否为1, 若为1则随机把两行中的任意一行对应元素变为0。并根据D2D用户到中心基站的距离 $d_{i-\text{eNB}}$ 大小来判断是否为边缘D2D用户, 若 $d_{i-\text{eNB}} \leq 2/3R_{\text{cell}}$, 则为中心D2D用户, 反之为边缘D2D用户。

步骤3 选择的网络效益性能目标以能效作为评估函数, I 对D2D用户的效益矩阵用 R_1 来描述。遍历每只鸽子按照评估函数计算适应度值, 记录个体极值位置为: $\rho \mathbf{b}_i^t = (\rho b_{i_1}^t, \rho b_{i_2}^t, \dots, \rho b_{i_Z}^t)^T$, 全局极值为 $\rho_g^t = (\rho_{g1}^t, \rho_{g2}^t, \dots, \rho_{gZ}^t)^T$ 。

步骤4 按照改进离散鸽群算法的策略, 使用式(33)~式(37)来更新全部鸽子的信息, 采用改进离散鸽群算法为边缘用户选择最优中继节点的信道资源, 重复计算步骤3, 迭代寻优。

步骤5 判断是否满足终止条件, 若满足则终止算法, 反之重新执行步骤3。

步骤6 算法结束, 将最终的信道分配矩阵赋给 ρ^* 。具体的算法流程如图4所示。

为了降低系统中的干扰问题, 采用开环功率控

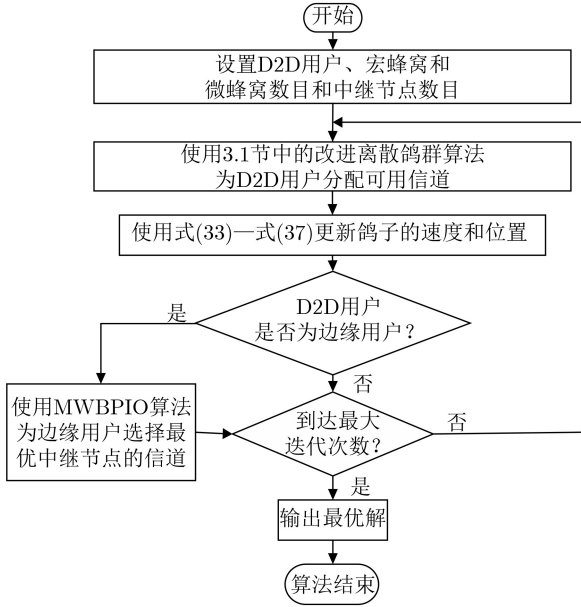


图4 算法流程图

制算法调整用户的发送功率 P ，蜂窝用户和D2D用户的开环功率控制公式为

$$P = \min\{P_{\max}, P_0 + 10 \lg M + \alpha_1 \cdot PL + \Delta_{\text{MCS}}\} \quad (41)$$

其中， P_{\max} 是终端的最大发送功率。根据文献[16]可知， P_0 是由高层信令设置的功率基准值，可以反映上行接收端的噪声水平，主要由两部分组成： $P_0 = \text{额定} P_0(\text{dBm}) + \text{用户} P_0(\text{dBm})$ ，“额定 P_0 ”是由小区特定的参数，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。 P_0 的取值范围是 $[-126 \text{ dBm}, 23 \text{ dBm}]$ ，本文 P_0 取值为 -70 dBm 。 M 是指分配给小区用户资源块的个数，本文取值为1， α_1 为路径损耗补偿系数，本文取值为0.6。PL为用户的路径损耗， Δ_{MCS} 与系统确定的调制编码方式有关，本文取值为0。蜂窝用户和D2D用户的路径损耗模型分别为

$$PL = 40.9 + 37.6 \lg(d_1) + 26 \lg(f_c/5.0) \quad (42)$$

$$PL = 79 + 40 \lg(d_2) + 30 \lg(f_c) \quad (43)$$

d_1 为宏蜂窝用户到基站的距离， d_2 为D2D用户之间的距离，单位是m。 f_c 是系统的载波频率，本文取值2 GHz。

4 仿真结果及其性能分析

4.1 仿真环境建立

蜂窝小区半径设为500 m，采用蒙特卡洛方法随机生成2000个分布场景，仿真参数如表3所示。

4.2 复杂度及性能分析

4.2.1 算法复杂度分析及其性能分析

假设鸽群算法种群数为 Q ，迭代次数为 t ，总

的迭代次数为 T ，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 $O(Q \times t \times T)$ ，算法的移动占据空间为 $O(Q \times T)$ 。与标准的遗传算法和粒子群算法相比，虽然本文算法复杂度略高，但是系统性能得到了优化。

4.2.2 仿真结果及性能分析

本文基于运动权值的二进制离散鸽群优化(Binary discrete Pigeon-Inspired Optimization based on Motion Weight, MWBPIO)算法下的网络效益值随迭代次数增大的变化趋势如图5。从曲线的变化趋势可知，取不同的参数值会得到不同的系统网络效益值，当 $\alpha=0.55$ ， $e=0.5, 1.0, 1.5, 2.0$ 时，得到的最大系统网络效益值不同。当 $e=2.0$ 时，即使算法收敛速度不是最快，但系统总网络效益值可达最大，约为740 Mbit/J。

图6表示4种资源分配算法下系统总网络效益值随迭代次数的增大逐渐增大，当达到一迭代次数时，效益值达到最大值保持不变。从曲线的变化趋势可知，MWBPIO较标准离散鸽群算法(Binary Pigeon-Inspired Optimization, BPIO)、离散粒子群算法BPSO(Binary Particle Swarm Optimization, BPSO)和遗传算法(Genetic Algorithm, GA)的收敛性都好，MWBPIO到第57代就可以收敛，而且对应的总网络效益值比GA, BPSO和BPIO

表3 系统仿真参数

参数	数值
小区半径 R_{cell}	500 m
宏蜂窝用户数	50个
微蜂窝用户数	5个
D2D用户对数	25对
中继节点数	25个
蜂窝用户最大发射功率	24 dBm
D2D用户最大发射功率	15 dBm
热噪声功率	-174 dBm/Hz

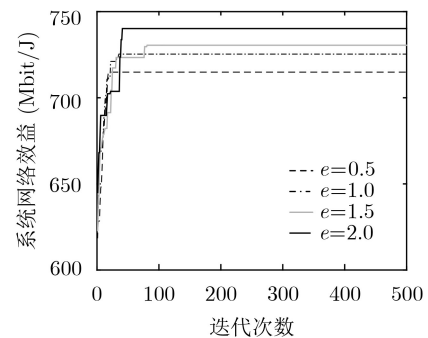


图5 不同 e 值下系统总效益值的变化曲线

对应的总网络效益值分别提高了69.99 Mbit/J, 35.22 Mbit/J和13.22 Mbit/J。

图7表示SINR下限值为-20 dB时, 有无中继节点时SINR累计分布函数(Cumulative Distribution Function, CDF)的变化趋势。从曲线的分布可知, 边缘D2D用户的SINR均大于门限值, 可以保证边缘用户正常的通信性能。当CDF=5%时, 有中继时用户的SINR比无中继时提高了约9 dB。因此, 将资源分配机制与中继选择有效结合, 在一定程度上对信号进行放大, 并保持与原信号相同, 提高了边缘用户的通信质量。

图8为4种资源分配算法下的能效性能比较, 从曲线的走势可知, 随着D2D用户对距离的增加, 4种资源分配机制下的能效都逐渐降低。仿真结果表明, 相比于另外3种算法, 本文提出的改进离散鸽群算法能够获得最优的能效, 当D2D用户通信距离达到最大距离50 m时, MWBPPIO的能效比BPPIO, BPSO, GA的能效分别提高11.19 Mbit/J, 31.3 Mbit/J, 35.5 Mbit/J。

图9分析了不同算法下能效随D2D用户数目增加的变化趋势。随着D2D用户数的增加, 系统能效呈先增后减的趋势, 由于D2D用户数目较少时, 系统有较多的信道资源可供选择, 系统获得的能效也较大; 而随着用户数目的增加, 信道资源紧缺, 导致不满足D2D用户的最低速率要求, 系统的能效也逐渐降低。

图10比较了不同算法下系统能效在迭代寻优过程中的变化趋势, 当迭代次数为25时, 本文算法的能效达到最大值, 较其他3种算法的收敛速度都快。因此, 改进后的鸽群算法具有寻优效果好, 收敛速度快的优点, 而标准的鸽群算法容易陷入局部最优后, 无法跳出循环, 导致收敛速度较慢。

5 结束语

本文提出一种基于改进离散鸽群算法的D2D资源分配机制, 采用功率控制算法为用户设置发射功率, 降低干扰, 为边缘D2D用户建立中继通信链路。采用呈非线性递减的运动权值最优鸽群算法, 将本文所提MWBPPIO与GA, BPSO和BPPIO进行比较和分析。仿真结果表明, 本文所提的改进策略提高了频谱利用率和系统能效, 同时边缘D2D用户的

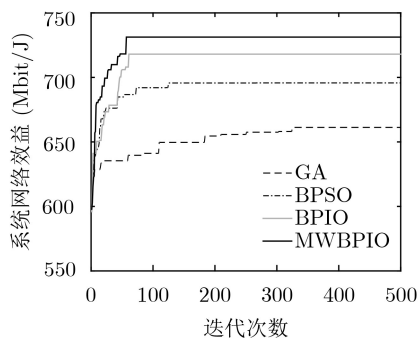


图6 系统总效益值随迭代次数的变化曲线

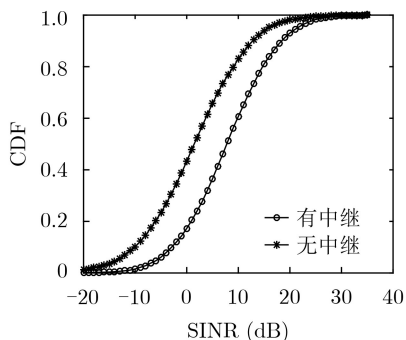


图7 中继链路下D2D边缘用户的SINR累计分布曲线

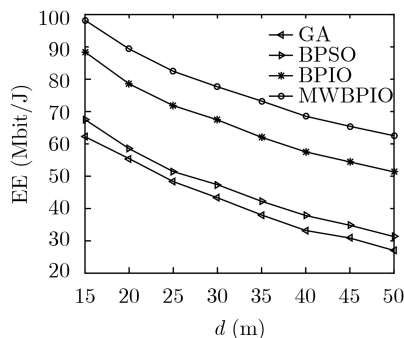


图8 不同D2D通信距离下的系统能效比较

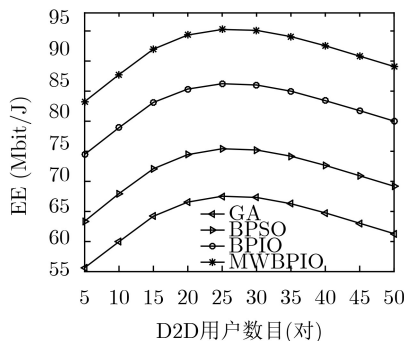


图9 不同D2D数目下的系统能效比较

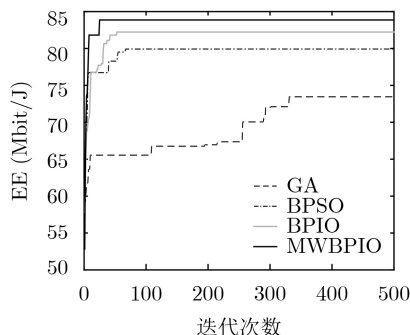


图10 不同算法下能效的收敛速度

通信质量也得到了提高。在接下来的研究工作中, 将进一步研究同本文场景类似的D2D通信资源分配问题, 并考虑研究多小区场景中的多对多D2D通信资源分配问题和干扰问题。

参考文献

- [1] HOANG T D, LE Longbao, and LE-NGOC T. Energy-efficient Resource allocation for D2D communications in cellular networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(9): 6972–6986. doi: [10.1109/TVT.2015.2482388](https://doi.org/10.1109/TVT.2015.2482388).
- [2] LIANG Le, LI G Y, and XU Wei. Resource allocation for D2D-enabled vehicular communications[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2017, 65(7): 3186–3197. doi: [10.1109/TCOMM.2017.2699194](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2017.2699194).
- [3] HUANG Jun, XING Congcong, QIAN Yi, et al. Resource allocation for multicell device-to-device communications underlying 5G networks: A game-theoretic mechanism with incomplete information[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(3): 2557–2570. doi: [10.1109/TVT.2017.2765208](https://doi.org/10.1109/TVT.2017.2765208).
- [4] CHEN Yali, AI Bo, NIU Yong, et al. Resource allocation for device-to-device communications underlying heterogeneous cellular networks using coalitional games[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2018, 17(6): 4163–4176. doi: [10.1109/TWC.2018.2821151](https://doi.org/10.1109/TWC.2018.2821151).
- [5] SUN Shijie, 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. doi: [10.1007/s12083-015-0424-1](https://doi.org/10.1007/s12083-015-0424-1).
- [6] 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. doi: [10.7544/j.issn1000-1239.2017.20151128](https://doi.org/10.7544/j.issn1000-1239.2017.20151128).
ZHANG Zufan, WANG Lisha, and CHEN Meiling. Resource allocation algorithm based on D2D pairs grouping in TDD system[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2017, 54(5): 961–968. doi: [10.7544/j.issn1000-1239.2017.20151128](https://doi.org/10.7544/j.issn1000-1239.2017.20151128).
- [7] KIM T and DONG Miaomiao. An iterative hungarian method to joint relay selection and resource allocation for D2D communications[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2014, 3(6): 625–628. doi: [10.1109/LWC.2014.2338318](https://doi.org/10.1109/LWC.2014.2338318).
- [8] GAO Chuhan, LI Yong, ZHAO Yulei, et al. A two-level game theory approach for joint relay selection and resource allocation in network coding assisted D2D communications[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2017, 16(10): 2697–2711. doi: [10.1109/TMC.2016.2642190](https://doi.org/10.1109/TMC.2016.2642190).
- [9] 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. doi: [10.11999/JEIT161359](https://doi.org/10.11999/JEIT161359).
QU Hua, ZHU Zhengcang, ZHAO Jihong, 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. doi: [10.11999/JEIT161359](https://doi.org/10.11999/JEIT161359).
- [10] EBERHART R C and SHI Yuhui. Particle swarm optimization: Developments, applications and resources[C]. 2001 Congress on Evolutionary Computation, Seoul, South Korea, 2001: 81–86. doi: [10.1109/CEC.2001.934374](https://doi.org/10.1109/CEC.2001.934374).
- [11] JIANG Yanxiang, LIU Qiang, ZHENG Fuchun, et al. Energy-efficient joint resource allocation and power control for D2D communications[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(8): 6119–6127. doi: [10.1109/TVT.2015.2472995](https://doi.org/10.1109/TVT.2015.2472995).
- [12] DUAN Haibin and QIAO Peixin. 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. doi: [10.1108/IJICC-02-2014-0005](https://doi.org/10.1108/IJICC-02-2014-0005).
- [13] 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. doi: [10.3969/j.issn.0490-6756.2018.02.014](https://doi.org/10.3969/j.issn.0490-6756.2018.02.014).
TAO Guojiao and LI Zhi. A crossed pigeon-inspired optimization algorithm with cognitive factor[J]. *Journal of Sichuan University: Natural Science Edition*, 2018, 55(2): 295–300. doi: [10.3969/j.issn.0490-6756.2018.02.014](https://doi.org/10.3969/j.issn.0490-6756.2018.02.014).
- [14] CHEN S M and HSIN W C. Weighted fuzzy interpolative reasoning based on the slopes of fuzzy sets and particle swarm optimization techniques[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2015, 45(7): 1250–1261. doi: [10.1109/TCYB.2014.2347956](https://doi.org/10.1109/TCYB.2014.2347956).
- [15] KENNEDY J and EBERHART R C. A discrete binary version of the particle swarm algorithm[C]. 1997 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Computational Cybernetics and Simulation, Orlando, USA, 1997: 4104–4108. doi: [10.1109/ICSMC.1997.637339](https://doi.org/10.1109/ICSMC.1997.637339).
- [16] 李志华. D2D通信系统功率控制算法研究[D]. [硕士学位论文], 西南交通大学, 2013: 20–22. doi: [10.7666/d.Y2320245](https://doi.org/10.7666/d.Y2320245).
LI Zhihua. Research on power control algorithm for device-to-device communication system[D]. [Master dissertation], Southwest Jiaotong University, 2013: 20–22. doi: [10.7666/d.Y2320245](https://doi.org/10.7666/d.Y2320245).

张达敏: 男, 1967年生, 教授, 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。

张绘娟: 女, 1994年生, 硕士生, 研究方向为认知无线网络、异构网络融合、D2D通信技术, 优化计算。

闫威: 男, 1993年生, 硕士生, 研究方向为认知无线网络、异构网络融合、优化计算。

陈忠云: 男, 1989年生, 硕士生, 研究方向为认知无线网络、异构网络融合、优化计算。

辛梓芸: 女, 1994年生, 硕士生, 研究方向为认知无线网络、异构网络融合、优化计算。