

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2314022

蜂窝网络 D2D 通信资源分配研究*

江超 张治中 冯姣 李鹏 刘利兰
(南京信息工程大学电子与信息工程学院 南京 210044)

摘要:针对 D2D 通信复用蜂窝用户频谱可以提高系统吞吐量和频谱利用率但会产生严重的同频干扰的问题,设计了一种联合资源分配方案,该方案在保证系统用户通信质量的条件下最大化系统吞吐量,首先设计一种基于吞吐量最优化的模式选择方案,然后采用混合遗传算法对 D2D 用户分配信道,最后在已知信道分配向量的前提下通过混合灰狼优化算法对 D2D 用户进行功率优化。仿真结果表明,所提方案相对其他方案能够有效提高 20% 系统总吞吐量和降低 90% 蜂窝用户受到的干扰,还能提高收敛效果和运行速度。

关键词: D2D 通信;联合资源分配方案;混合遗传算法;混合灰狼优化算法

中图分类号: TN929.5 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.99

Study on D2D communication resource allocation in cellular network

Jiang Chao Zhang Zhizhong Feng Jiao Li Peng Liu Lilan

(School of Electronics and Information Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: In view of D2D communication reuse cellular user spectrum can improve the system throughput and frequency utilization, a joint resource allocation scheme is designed to maximize the system throughput under system user communication quality, firstly designing a mode selection scheme based on throughput optimization, and then optimizing D2D users by hybrid grey Wolf optimization algorithm under the premise of known channel allocation vectors. The simulation results show that the proposed scheme can effectively improve the total system throughput by 20% and reduce the interference suffered by cellular users by 90% compared with other schemes, and can also improve the convergence effect and operation speed.

Keywords: D2D communication; joint resource allocation scheme; hybrid genetic algorithm; hybrid grey wolf optimization algorithm

0 引言

随着无线通信技术需求的日益增长,对频谱资源的利用增多,频谱资源短缺问题成为研究热点。对于蜂窝网络来说,如何以有限的频谱资源实现高服务质量的通信尤为重要。其中设备到设备(device to device, D2D)通信成为解决频谱资源有限的很有潜力的解决方案,许多研究者认为 D2D 通信技术是第五代(5G)无线通信的关键技术并对其展开了大量研究^[1]。

D2D 通信中 D2D 用户可以复用蜂窝用户上行链路或下行链路频谱资源进行通信。为了实现更高的效益,减小链路之间的干扰,高效合理的资源分配策略至关重要。Hu 等^[2]在分析最优联合功率控制和信道分配策略的基础上,提出了一种节能迭代算法最大化 D2D 通信效益,该方案能够提高系统吞吐量,但是算法的收敛性和运行速度差,且只

考虑复用模式通信的情况。为了使 D2D 通信设备运行效率最大化,文献[3]中研究了一种基于频谱聚类和非合作博弈的 D2D 通信信道分配方案和资源优化方案,该方案提高 D2D 通信运行效率,但是算法复杂度高和负载压力大。文献[4]中考虑到信道可靠性的约束情况,提出了最大化信道遍历率寻找最优功率分配和利用最大权值二部匹配的匈牙利方法来寻找最优的信道分配的资源分配方案,提高 CUE 遍历和速率,但是没有考虑算法收敛效果和寻优精度。Khanolkar 等^[5]给出了使用一种改进的单级人工蜂群算法去解决联合节能资源分配问题的策略,该方案综合考虑了模式选择、信道分配、资源控制三方面,但是没有考虑收敛性效果和运行速度。由于 D2D 通信会对蜂窝网络造成干扰,旨在实现不影响蜂窝用户的资源分配方案,文献[6]提出了一种基于部分位置信息的信道分配算法,其目标是当

收稿日期:2023-07-04

* 基金项目:工信部行业专项重点项目(TC210H02P/2)资助

蜂窝用户数量变化时最大化 D2D 用户的总吞吐量。文献[7]根据用户间信道复用多对一的准则设计了一种迭代方案对信道和功率联合优化以最大化 D2D 用户对的总能源效率,由于迭代导致算法运行时间长。文献[8]提出了两阶段的资源分配方案,其在初始阶段采用匈牙利算法进行信道分配,在复用阶段根据信道质量优先级和 D2D 用户干扰进行二次信道分配,从而达到最大化 D2D 通信总容量的目的。文献[9]设计了一个基于双重拍卖算法的资源分配方案,能够得到实现较低复杂度的最优解,但是提高吞吐量效果不显著。文献[10]中提出了基于遗传算法的资源分配方案,该方案提高了遗传算法的多样性,具有更好的系统吞吐量和干扰抑制性能,但是算法复杂度高和寻优精度低。

上述文献虽然提高了 D2D 通信效益,但是它们没有考虑运行速度和收敛效果,且没有综合考虑模式选择、信道分配、功率控制 3 方面资源分配的情况。针对上述问题,在满足服务质量约束条件的情况下,本文提出了一种联合资源分配方案,该方案包括 3 个阶段:第 1 阶段设计了基于吞吐量最优的模式选择,确认 D2D 用户是专用模式还是复用模式,第 2 阶段提出了一种混合遗传算法来寻找 D2D 对的最优信道分配,第 3 阶段通过一种新型的混合灰狼优化算法进行功率控制,仿真结果表明,该方案优于其他具有代表性的方案。

1 系统模型与问题描述

图 1 描绘了单小区 D2D 通信系统模型。图 1 中,小区包含基站,D2D 通信用户和蜂窝用户均匀分布在基站周围。本文只考虑蜂窝上行链路的资源分配,假设该小区中 D2D 用户可以采用专用模式,也可以采用复用模式,每个 D2D 用户最多复用 1 个信道,且 1 个信道可以被多个 D2D 用户复用。小区现有 X 个信道可用, $X = \{1, 2, \dots, c, \dots, X\}$, $c \in X$, 每个信道首先按序预分配给蜂窝用户,定义蜂窝用户集合为 $Cell = \{1, 2, \dots, h, \dots, N\}$, $h \in Cell$, D2D 用户对集合为 $D = \{1, 2, \dots, i, \dots, M\}$, $i \in D$, 每一个 D2D 用户对都由 D2D 发射端 DUT_i 和 D2D 接收端 DUR_i 组成, $N > M$ 。 M 个 D2D 通信用户以专用模式或者复用模式接入蜂窝系统,D2D 用户的信道分配集合为 S , 其中第 i 个 D2D 用户的信道分配向量为 $S_i = c, c \in X$ 。为了方便,将服务质量约束条件 QoS 抽象为信噪比,那么 D2D 用户对和蜂窝用户的 SINR 定义如下:

1) 当第 i 个 D2D 用户处于专用模式下时,占用第 j 个蜂窝上行链路信道资源,由于信道事先预分配给蜂窝用户,专用模式信道应从空闲信道选择,故 $j \in \{N + 1, \dots, X\}$, 模式选择向量 $x_i = 1, i \in M$, 其 SINR 如下:

$$\gamma_{i,i}^{D_{x_i}} = \frac{P_d^i U_i^D}{\sum_{\substack{l \neq i \\ S_l = j \\ l \in D}} U_{i,l}^{DD} P_d^l + \sigma_i^D} \quad (1)$$

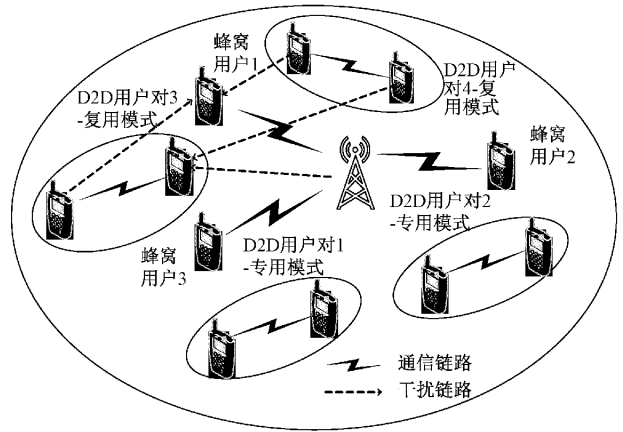


图 1 单小区 D2D 通信系统模型

专用模式是指 D2D 通信对选择专门的信道进行通信,在专用模式下 D2D 用户与蜂窝用户之间不存在干扰,但是会存在多个 D2D 用户占用同一个信道的情况。

2) 当第 i 个 D2D 用户处于复用模式下时,复用第 j 个蜂窝信道,由于是复用蜂窝用户信道,复用模式信道应从预分配给蜂窝用户的信道集选择,故此时 $j \in Cell$, 模式选择向量 $x_i = 2, i \in M$, 其 SINR 如下:

$$\gamma_{i,i}^{D_{x_i}} = \frac{P_d^i U_i^D}{U_{i,j}^{DC} P_c^j + \sum_{\substack{l \neq i \\ S_l = j \\ l \in D}} U_{i,l}^{DD} P_d^l + \sigma_i^D} \quad (2)$$

复用模式是指 D2D 用户复用小区内蜂窝用户的信道资源,在复用模式下 D2D 用户不仅受到蜂窝用户的干扰,也会受到复用同信道的 D2D 用户的干扰。

3) 第 j 个蜂窝用户的 SINR, $j \in Cell$, 如下:

$$\gamma_j^C = \frac{U_{j,B}^C P_c^j}{\sum_{\substack{k \in D \\ S_k = j}} U_{j,k}^{CD} P_d^k + \sigma_j^C} \quad (3)$$

蜂窝用户进行通信时,会受到复用同信道的 D2D 用户发射端的干扰。

式(1)~(3)中, U_i^D 和 $U_{i,l}^{DD}$ 分别表示第 i 对 D2D 用户的路损增益和第 l 对 D2D 用户发射端到第 i 对 D2D 用户接收端的路损增益(第 l 对 D2D 用户与第 i 对 D2D 用户占用相同信道频谱资源), P_d^i 和 P_c^j 表示 D2D 用户和蜂窝用户的发射功率,由于不考虑蜂窝用户的调度问题所以 P_c^j 为固定值,而 P_d^i 的上下界为 P_d^{\max} 和 P_d^{\min} , 表示 D2D 最大发射功率和最小发射功率。 $U_{i,j}^{DC}$ 和 $U_{j,k}^{CD}$ 表示第 j 个蜂窝用户的发射端到第 i 对 D2D 用户接收端的路损增益和第 k 对 D2D 用户的发射端到第 j 个蜂窝用户的接收端的路损增益。 $U_{j,B}^C$ 表示第 j 个蜂窝用户发射端到基站的路损增益。而 σ_i^D 和 σ_j^C 表示第 i 个 D2D 用户和第 j 个蜂窝用户接收端的高斯噪声。于是 D2D 用户和蜂窝用户的吞吐量用香农公式表示如式(4)、(5)所示,而路损增益模型具体公式如式(6)所示。

$$R_{i,j}^{D_i} = B \log_2(1 + \gamma_{i,j}^{D_i}) \quad (4)$$

$$R_j^C = B \log_2(1 + \gamma_j^C) \quad (5)$$

$$U = kd^{-\alpha} \quad (6)$$

式中: k 表示路径损耗衰减系数, α 表示路径损耗衰减指数, d 表示发路径发射端到接收端之间的距离。为了满足服务质量约束条件, 必须达到 D2D 用户和蜂窝用户的最小信噪比即 ψ_{\min}^D 和 ψ_{\min}^C , 为了验证本文所提方案系统吞吐量的性能, 将目标函数定义如下:

$$\max_{p_d^m, S_m} \sum_{m \in D} R_{m, S_m}^{D_{x_m}} + \sum_{h \in Cell} R_h^C \quad (7)$$

其约束条件如下:

$$p_d^{\min} \leq p_d^m \leq p_d^{\max} \quad \forall m \in D \quad (8)$$

$$x_m = \{1, 2\}, \quad \forall m \in D \quad (9)$$

$$S_m \in X, \quad \forall m \in D \quad (10)$$

$$\gamma_h^C \geq \psi_{\min}^C, \quad \forall h \in Cell \quad (11)$$

$$\sum_{S_m \in X} \gamma_{m, S_m}^{D_{x_m}} \geq \psi_{\min}^D, \quad \forall m \in D \quad (12)$$

式(7)~(12)描述了本文的优化框架, 式(7)为本文验证性能的目标函数公式, 包括 D2D 用户和蜂窝用户两部分, 其中式(8)表示 D2D 用户的功率约束条件, 式(9)表示模式选择向量, 当 D2D 用户进行专用模式通信时 $x_m = 1$, 否则 $x_m = 2$ 。式(10)定义了每个 D2D 用户的信道分配向量, 且表示每个 D2D 用户只能占用一个信道, 式(11)和(12)表示满足服务质量约束条件下的信噪比范围界限。

2 联合资源分配方案

由式(7)~(12)可知, 上述目标函数以及约束条件属于混合整数非线性规划问题(mixed-integer nonlinear programming, MINLP), 它也属于 NP-Hard 问题。本文提出了联合资源优化方案。该方案包括 3 部分, 在模式选择部分, 采用基于系统吞吐量最大的最佳模式选择, 在功率控制部分, 根据灰狼捕食猎物行为结合莱维飞行等策略, 提出了一种混合灰狼优化算法计算最优功率分配以实现吞吐量最大化。在信道分配部分, 设计了一种混合遗传算法得到最优信道分配向量, 实质上信道分配优化是在模式选择和功率优化的基础上进行的, 三者联合优化。

2.1 模式选择

本文 D2D 用户模式选择包括专用模式和复用模式, 根据吞吐量最优的原则, 确定 D2D 通信最佳模式, 对于任意第 i 个 D2D 用户, $\forall i \in D$, 其模式选择过程如下:

1) 假设 D2D 用户处于专用模式, 根据式(1)计算 $\gamma_{i,j}^{D_1}$, $j \in \{N+1, \dots, X\}$ 。

2) 假设 D2D 用户处于复用模式, 根据式(2)计算 $\gamma_i^{D_2} = [\gamma_{i,1}^{D_2}, \dots, \gamma_{i,j}^{D_2}, \dots, \gamma_{i,N}^{D_2}]$ 。

3) 若 $\min(\gamma_i^{D_2}) > \gamma_{i,j}^{D_1}$ 且满足式(13), 则 D2D 用户采用复用模式, 否则采用专用模式。

$$U_{i,j}^{DC} P_c^j + \sum_{\substack{l \neq i \\ S_l = j \\ l \in D}} U_{i,l}^{DD} P_d^i < Inter_{\max} \quad (13)$$

其中, $Inter_{\max}$ 表示 D2D 用户最大干扰门限值。

2.2 功率控制

功率控制指的是确定 D2D 用户的最佳发射功率。需要注意的是, 此时信道分配方案是已知, 即已知信道分配矩阵 $S = [S_1, \dots, S_i, \dots, S_M]$, $i \in D$ 。因此, 功率优化问题可以转化为每个 D2D 用户在当前信道分配方案下的功率控制问题。该功率优化模型可以简化为:

$$\max_{p_d^m} \sum_{m \in D} R_{m, S_m}^{D_{x_m}} \quad (14)$$

式(14)的约束条件为式(7)、(9)、(10), 针对该功率优化模型, 本文提出了一种混合灰狼优化算法求解, 该算法的具体步骤如下:

1) 基于 Tent 混沌映射的种群初始化

Tent 映射是一种分段的线性映射, 也是一种二维混沌映射, 由于混沌映射具有随机性和遍历性^[11], 所以本文引入 Tent 混沌映射初始化种群, 使算法具有更快的收敛速度。基于 Tent 混沌映射生成的混沌序列如式(15)所示。

$$Z_{n+1} = \begin{cases} Z_n, & 0 \leq Z_n \leq u \\ u, & u < Z_n \leq 1 \\ \frac{1-Z_n}{1-u}, & u \leq Z_n \leq 1 \end{cases} \quad (15)$$

本文设置种群大小为 $nPop$, 种群维度为 M , 故 $Z_n = rand(nPop, M)$, 而随机因子 u 一般为 0.5, 于是根据生成的混沌序列 Z_{n+1} , 得到的初始化种群如式(16)所示。

$$pop = Z_{n+1}(p_d^{\max} - p_d^{\min}) + p_d^{\min} \quad (16)$$

2) 种群搜索

种群搜索过程与原始灰狼优化 GWO 算法一致, 根据初始化种群位置和目标函数式(14)计算每个种群个体的适应度值, 得到最优解 α 狼 X_α 和优解 β 狼 X_β , 然后根据式(17)和(18)计算 D_α 和 D_β 。

$$D_\alpha = |C_1 X_\alpha - pop(i, j)| \quad (17)$$

$$D_\beta = |C_2 X_\beta - pop(i, j)| \quad (18)$$

式中: C_1 和 C_2 是 $[0, 1]$ 之间的随机数, 而 $pop(i, j)$ 是指种群中的某个个体的位置, 其对应着第 j 个 D2D 用户在第 i 个种群中的发射功率。

3) 引入非线性递减收敛因子

由于 GWO^[12] 算法的收敛因子 a 在算法迭代过程不能适应种群情况, 容易陷入局部最优, 降低寻优精度。故本文考虑引入分段策略, 采用两种不同的非线性收敛因子来控制算法搜索与利用阶段的转化, 具体如式(19)所示。

$$a = \begin{cases} 2 - \frac{3}{2} \sqrt{e^{\frac{l}{l_{\max}}} - 1}, & rand \leq P_a \\ 2 \left(\frac{l}{l_{\max}} \right)^2 - \frac{4l}{l_{\max}} + 2, & rand > P_a \end{cases} \quad (19)$$

其中, l 为当前迭代次数, $l \leq l_{\max}$ 为最大迭代次数, P_a 为收敛因子 a 按指数递减的概率, 一般设置为 0.6, 而 l_{\max} 设置为 100。当 a 以指数形式递减时, 种群个体在较长时间内全局搜索, 增强了算法全局寻优能力。当 a 以多项式形式递减时, 能随机的跳出局部最优, 进一步扩大搜索范围, 提高算法局部收敛速度, 避免算法出现早熟。

4) 引入莱维飞行策略的位置更新

莱维飞行指的是以步长的概率分布为重尾分布的随机行走, 其本质上一种随机游走机制, 是非高斯随机过程中的一类, 可以实现跳出局部最优解, 扩大搜索, 避免出现早熟现象, 其位置更新过程如式(20)所示^[13]。

$$X_{new} = \begin{cases} 0.5(X_a - A_1 D_a + X_\beta - A_2 D_\beta) + \alpha \oplus LEVI(\beta) & A \geq 0.5 \\ 0.5(X_a - A_1 D_a + X_\beta - A_2 D_\beta) & A < 0.5 \end{cases} \quad (20)$$

其中, $A_1 = 2ar_1 - a, A_2 = 2ar_2 - a$, 而 r_1 和 r_2 以及 A 均是 $[0, 1]$ 之间的任意随机数, $\alpha \oplus LEVI(\beta)$ 如式(21)所示。

$$\alpha \oplus LEVI(\beta) \sim 0.01 \frac{\rho}{|\omega|^{-\beta}} (pop(i, j) - X_a) \quad (21)$$

式中: ρ 和 ω 服从正态分布, 具体如式(22)和(23)所示。

$$\rho \sim N(0, \sigma_\rho^2), \omega \sim N(0, \sigma_\omega^2) \quad (22)$$

$$\sigma_\rho = \left[\frac{\Gamma(1 + \beta) \sin(\frac{\pi\beta}{2})}{\Gamma(\frac{1 + \beta}{2}) \beta \cdot 2^{\frac{\beta-1}{2}}} \right]^{\frac{1}{\beta}}, \sigma_\omega = 1 \quad (23)$$

其中, β 为 $[0, 2]$ 之间的任意随机数。

5) 贪婪选择策略

为了让种群更加丰富, 保留种群中更优的个体, 根据贪婪选择策略来淘汰迭代中较差个体, 若新解 X_{new} 的适应度值优于当前解 $pop(i, j)$ 的适应度值, 那么新解将替代当前解, 否则仍保留当前解。

2.3 信道分配

信道分配部分主要是采用混合遗传算法在功率控制反馈下得到最优的信道分配方案, 而本文主要考虑复用模式下的信道分配, 故模式选择向量 $x_m = 2$, 信道分配向量 $S_m \in Cell$ 。于是信道分配模型如式(24)所示。

$$\max_{S_m} \sum_{S_m \in Cell} R_{m, S_m}^{D_2} \quad (24)$$

其约束条件与式(14)一致, 本文设计了一种新型的混合遗传算法去解决这个问题。该混合遗传算法是一种随机全局搜索优化算法, 它从初始种群出发, 通过交叉、变异操作, 产生一群更适合环境的个体, 其具体过程如下:

1) 基于黑寡妇^[14]的种群初始化

(1) 生成第一代种群

首先生成一个随机排列信道分配矩阵 $Cpop_{M \times N}$, 其元素为 $j \in Cell$, 其大小为 $M \times N$ 。

(2) 生殖阶段

根据式(14)计算种群中每个个体即每种信道分配方案

的适应度, 然后根据适应度对种群个体排序, 基于生殖率 PP 选择参与生殖的第一代父母 $Cpop(:, x_1)$ 和 $Cpop(:, x_2)$, 通过 λ 值对父代和母代进行交叉繁殖产生子代 $Cpop_1(:, y_1)$ 和 $Cpop_1(:, y_2)$ 具体如图 2 所示。

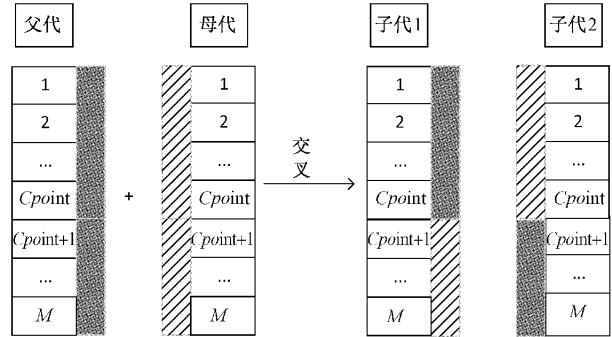


图 2 生殖阶段

图中 $Cpoint = round(\lambda M)$, λ 是 $[0, 1]$ 之间的任意随机数, 设置生殖率 PP 为 0.8, 则第一代种群 $Cpop$ 大小为 $M \times PP \times N$, 与子代种群大小相同。

(3) 同类相食

黑寡妇蜘蛛的同类相食分为性同类相食和兄弟姐妹相食, 性同类相食指的是雌性的黑寡妇会在交配过程将雄性蜘蛛吃掉, 可以根据适应度来判断雌雄, 适应度优的为雌性, 若 $Cpop(:, x_1)$ 的适应度优于 $Cpop(:, x_2)$, 那么 $Cpop(:, x_1)$ 作为雌性保留下来, 于是经过性同类相食后第一代种群大小变为 $M \times 0.5 \times PP \times N$ 。而兄弟姐妹同食是在子代种群中, 根据相食率 CB 淘汰一部分子代个体, 也是根据适应度值来判断幼蛛强弱, 此时子代种群 $Cpop_1$ 大小变为 $M \times (PP \times N \times CB \times 0.5 + PP \times N \times (1 - CB))$, 本文中设置 CB 为 0.5。

(4) 突变

突变阶段是指从第一代种群 $Cpop$ 中根据突变率 PT 随机选择 $PT \times N$ 个黑寡妇进行突变, 其突变率设置为 0.4, 在突变过程中每个黑寡妇随机交换 M 维数组中的两个值达到突变的效果, 然后将突变后的个体组成新种群 $Cpop_2$, 突变过程如图 3 所示。

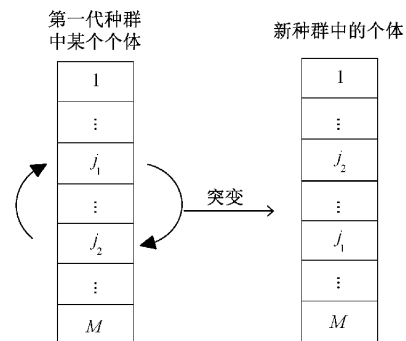


图 3 突变阶段

图 3 中 j_1 和 j_2 是 M 维数组中交换的两个位置, 其为

$[1, M]$ 之间的任意互不相同的整数, 此时新种群大小为 $M \times PT \times N$ 。

(5) 更新种群

将同类相食后保留下来的种群 $Cpop_1$ 和突变后的新种群 $Cpop_2$ 重新组成新种群 pop , 其种群大小仍为 $M \times N$ 。

2) 基于禁忌搜索的交叉和变异

在传统的遗传算法中, 交叉算子可以产生种群新个体, 提高全局搜索能力, 而禁忌搜索的核心思想是不重复已经搜索过的解, 提高搜索效率^[15]。于是结合两者优点, 本文提出了一种基于禁忌搜索的交叉算子, 其具体步骤如下:

(1) 建立禁忌搜索表

根据式(14)计算种群 pop 中每个个体的适应度, 然后对适应度进行排序, 将适应度最优的种群个体加入禁忌搜索表 $Tabu$, 此后将每一代中的最优解加入禁忌表 $Tabu$, 提高搜索效率。

(2) 设置交叉概率和变异概率

本文设置交叉概率上界 P_{max}^c 为 0.85, 交叉概率下界 P_{min}^c 为 0.6, 变异概率上下限分别为 $P_{max}^m = 0.1$ 和 $P_{min}^m = 0.01$, 为了提升群体质量, 引入自适应策略后的交叉概率和变异概率如式(25)和(26)所示。

$$P^c = P_{min}^c + (P_{max}^c - P_{min}^c) \times e^{-5 \times (l/l_{max})^2} \quad (25)$$

$$P^m = P_{max}^m + (P_{max}^m - P_{min}^m) \times (1 - \arccos(-2 \times (l/l_{max}) + 1)) / \pi \quad (26)$$

其中, l 为当前迭代次数, l_{max} 为最大迭代次数。

(3) 基于禁忌搜索的交叉

种群 pop 中每个个体根据个体间的交叉概率 P^c 进行交叉, 即对每个个体的 M 维数组的某个位置相互交换。为种群设置 V_1 值, 它为 $[0, 1]$ 之间的任意数值, 若 $V_1 < P^c$, 则对种群中的每两个个体进行交叉, 其交叉过程与图 2 类似, 若交叉后产生的新个体属于禁忌搜索表 $Tabu$, 则重新交叉, 否则保留产生的新个体加入新种群 pop_1 , 若不进行交叉则保留原来个体加入新种群。

(4) 基于禁忌搜索的变异

根据变异概率 P^m 对种群 pop_1 中的每个个体进行变异, 即对每个个体的 M 维数组的随机两个位置进行交换。同样为种群每个个体设置 V_2 值, 也为 $[0, 1]$ 之间的任意数值, 若 $V_2 < P^m$ 则对种群中的个体开始变异操作, 变异操作与图 3 一样, 若变异后的个体与 $Tabu$ 中的个体相同, 则重新开始变异操作, 否则保留新产生的个体为新种群 pop_2 中的个体。

3) 更新种群和禁忌表

计算原种群 pop 中每个个体和新种群 pop_2 中每个个体的适应度, 然后比较原种群个体和新种群个体的适应度优劣, 将适应度更优的个体保留下来加入 $newpop$, 最后根据适应度进行排序得到最优信道分配方案, 并将最优信道分配方案加入禁忌表, 开始迭代直至达到最大迭代次数为止。

2.4 算法分析

首先, 本文算法在功率控制和信道分配阶段, 采用混合遗传算法和混合灰狼优化算法进行求解, 这两种算法都是基于种群的元启发式算法, 能够大大提高解决 MINLP 问题的能力。其次, 在混合灰狼优化算法中引入 Tent 混沌映射 Tent 进行种群初始化, 并且引入非线性递减收敛因子以及莱维飞行策略的位置更新, 这 3 种策略能够有效提高收敛速度, 避免陷入局部最优解, 具体如上文所示。最后在混合遗传算法中, 采用黑寡妇优化算法种群初始化, 提高多样性, 使用较少的迭代次数就能生成一组具有良好性质的初始解。这可以节省计算时间, 并加速整个优化过程的收敛速度, 并引入禁忌搜索算法和自适应策略改进交叉算子和变异算子, 防止重复生成相似的解, 避免陷入局部最优解, 使算法更具鲁棒性, 加速收敛速度并提高找到全局最优解的机会。

3 仿真结果

本文的主要考虑半径为 500 m 的单一蜂窝小区, 基站位于小区中心位置, 蜂窝用户和 D2D 用户均匀分布在小区周边, 蜂窝小区系统如图 4 所示, 其具体参数如表 1 所示。

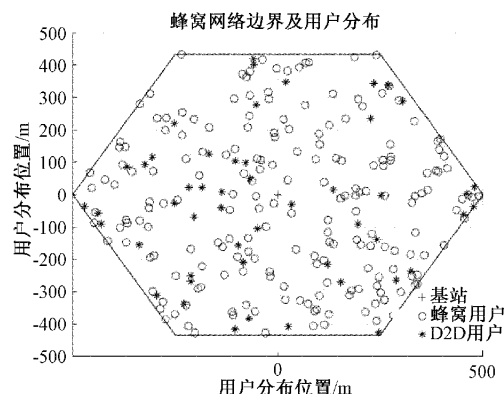


图 4 蜂窝小区系统图

表 1 小区系统参数

参数	参数值
小区半径/m	500
蜂窝用户数	200
D2D 通信对数	5~50
蜂窝用户最大发射功率/dBm	24
系统路径损耗衰减常数 k	4
路径损耗衰减指数 α	0.8
D2D 通信用户发射功率/dBm	[5, 24]
D2D 通信对最小信噪比/dBm	5
系统带宽/kHz	180
噪声功率谱密度 σ^D/σ^C /dBm/Hz	-174
D2D 用户最大干扰门限/dBm	12
信道数量	220
蜂窝用户最小信噪比/dBm	4
D2D 用户间距离	20~200

图 5 中将本文所提的模式选择方案与复用模式和基于信噪比的模式选择方案进行了比较,可以看出本文所提的方案更能提高 D2D 用户效益,吞吐量最优。由于文献[9]算法和文献[10]所提算法在提高吞吐量和降低干扰性能方面不太显著,并且收敛效果和运行速度较差,图 6 和 7 将提出的联合资源分配方案与基于拍卖算法[9]的资源分配方案以及基于遗传算法[10]的资源分配方案对比,本文提出的方案能相对文献[9-10]所提方案提高 20% 的吞吐量和降低 90% 的干扰。

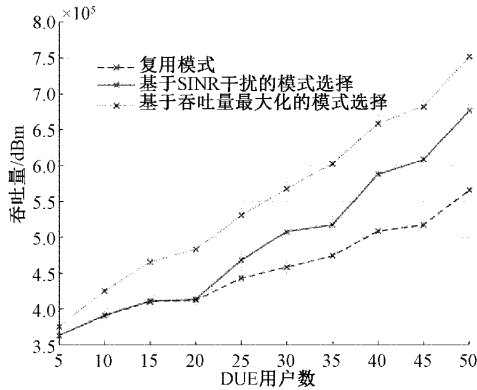


图 5 模式选择方案对比

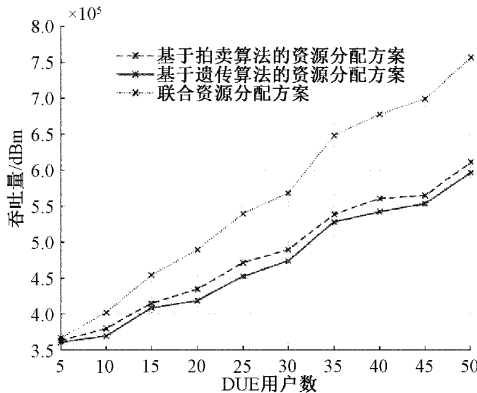


图 6 系统用户吞吐量分布图

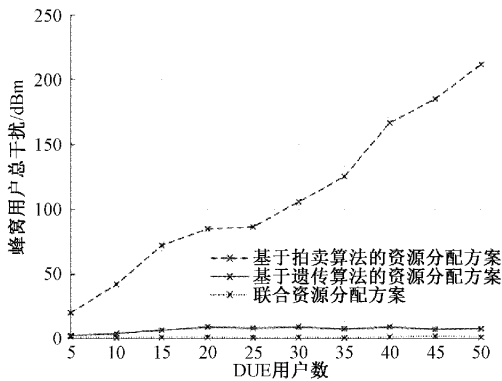


图 7 蜂窝用户总干扰图

由图 8 可知,随着 D2D 用户之间距离的增大,系统用

户吞吐量也会降低。这是因为随着用户间距离的增大,相应的路径损耗会增大,系统用户受到的干扰也会提高。而图 9 反映了系统用户吞吐量的累积分布情况,可知其他方案系统吞吐量小于 6×10^5 dBm 的比例已经达到 100%,而本文所提方案的比例较低。

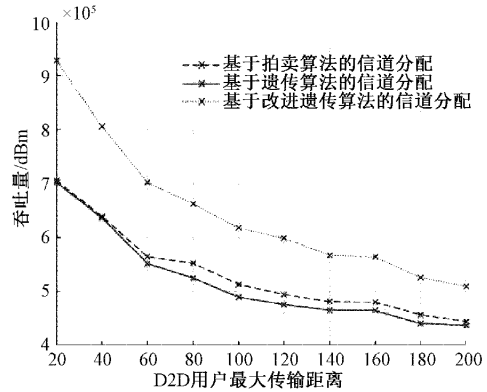


图 8 不同 D2D 用户距离系统用户吞吐量变化图

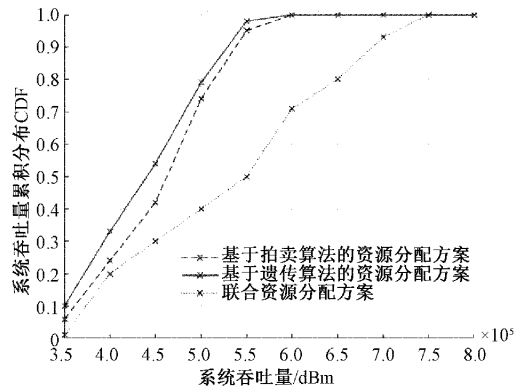


图 9 系统用户吞吐量累积分布 CDF

本文设置种群大小为 10,最大迭代次数为 100,每种算法独立运算 100 次,对基于遗传算法的资源分配算法和联合资源分配算法进行性能比较,仿真结果如图 10 和 11 所示。仿真结果表明本文所提的联合资源分配算法收敛效果更好,寻优精度更高,并且两者的运行速度相差不大仅几百毫秒。

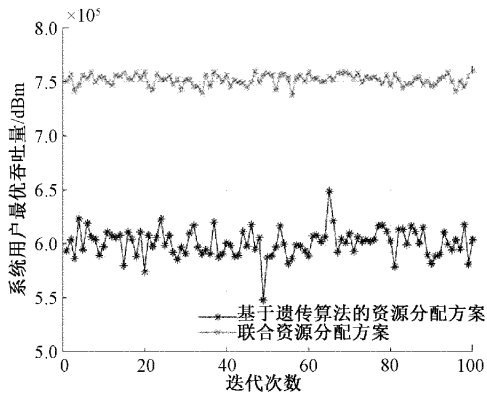


图 10 算法收敛性比较图

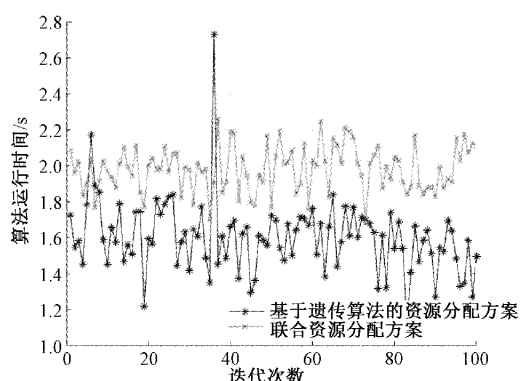


图 11 算法运行速度比较图

4 结 论

本文针对提高 D2D 通信效益的问题进行研究,提出了一种联合资源分配方案,该方案在保证系统用户通信服务质量的条件下,能够最大化吞吐量和降低系统总干扰。并且通过仿真软件与其他算法进行对比验证后,可以知道联合资源分配算法明显优于对比算法,不仅能够显著提高系统用户吞吐量和降低蜂窝用户干扰,还能在保证算法运行速度的同时提高收敛效果和寻优精度。

参考文献

- [1] YU S, LEE J W. Deep reinforcement learning based resource allocation for D2D communications underlay cellular networks[J]. *Sensors*, 2022, 22(23): 9459.
- [2] HU J, HENG W, LI X, et al. Energy-efficient resource reuse scheme for D2D communications underlying cellular networks[J]. *IEEE Communications Letters*, 2017, 21(9): 2097-2100.
- [3] ZHAO S, FENG Y, YU G. D2D communication channel allocation and resource optimization in 5G network based on game theory [J]. *Computer Communications*, 2021, 169: 26-32.
- [4] YI L, HE Y, ZHANG Y, et al. Joint power and channel allocation for D2D communication in cellular networks [M]. Singapore: Springer Nature Singapore, 2022.
- [5] KHANOLKAR S, SHARMA N, ANPALAGAN A. Energy-efficient resource allocation in underlay D2D communication using ABC algorithm [J]. *Wireless Personal Communications*, 2022, 125(2): 1443-1468.
- [6] KUMAR P G, KRISHNA K L, REDDY D S, et al. An efficient resource allocation scheme in multiple d2d communications[C]. 2022 International Conference on Computer Communication and Informatics (ICCCI), IEEE, 2022: 1-6.
- [7] GOUR R, TYAGI A. Joint uplink-downlink resource allocation for energy efficient D2D underlying cellular

networks with many-to-one matching [J]. *Physical Communication*, 2023, 58: 102016.

- [8] MACH P, BECVAR Z, NAJLA M. Resource allocation for D2D communication with multiple D2D pairs reusing multiple channels [J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2019, 8(4): 1008-1011.
- [9] ZHANG Z, WANG Z, GAN C, et al. A double auction scheme of resource allocation with social ties and sentiment classification for Device-to-Device communications[J]. *Computer Networks*, 2019, 155: 62-71.
- [10] ROSAS A A, SHOKAIR M, DESSOUKY M I. Genetic based approach for optimal power and channel allocation to enhance D2D underlaied cellular network capacity in 5G [J]. *Computers, Materials & Continua (CMC)*, 2022, 72(2): 3751-3762.
- [11] KANWAL S, INAM S, OTHMAN M T B, et al. An effective color image encryption based on henon map, tent chaotic map, and orthogonal matrices [J]. *Sensors*, 2022, 22(12): 4359.
- [12] MEIDANI K, HEMMASIAN A P, MIRJALILI S, et al. Adaptive grey wolf optimizer [J]. *Neural Computing and Applications*, 2022, 34 (10): 7711-7731.
- [13] AL-ABAJI M A. Cuckoo search algorithm: Review and its application[J]. *Tikrit Journal of Pure Science*, 2021, 26(2): 137-144.
- [14] DAHIYA P, SAHA A K. Frequency regulation of interconnected power system using black widow optimization [J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 25219-25236.
- [15] SUGANTHI S, UMAPATHI N, MAHDAL M, et al. Multi swarm optimization based clustering with tabu search in wireless sensor network[J]. *Sensors*, 2022, 22(5): 1736.

作者简介

江超, 硕士研究生, 主要研究方向为 5G 移动通信, 人工智能。

E-mail: 2395733663@qq.com

张治中, 博士, 教授, 主要研究方向为移动通信。

E-mail: zhangzz@nuist.edu.cn

冯蛟, 博士, 副教授, 主要研究方向为数字信号处理、无线通信、机器学习等。

E-mail: jiao.feng@nuist.edu.cn

李鹏, 博士, 教授, 主要研究方向为被动波束成形, 信道均衡, 传感网络、卫星通信网络资源优化。

E-mail: peng.li@nuist.edu.cn

刘利兰, 博士, 讲师, 主要研究方向为绿色通信, 资源优化。

E-mail: liull_power@163.com