

D2D 通信中高效率的资源分配算法研究

郝兰兰 赵力强 张耀元

(西安电子科技大学综合业务网国家重点实验室 陕西 西安 710071)

摘要 D2D(Device-to-Device)能够大幅度改善频谱资源匮乏问题,但同时也引入了复杂的同频干扰。提出多个 D2D 对同时共用相同的无线资源的模型,在满足最小频谱效率的要求下,达到最大化 D2D 通信系统能效的目标。提出一个新颖的无线资源管理算法:首先,为简化干扰模型,通过分簇算法完成对 D2D 用户的分组;然后利用广义分式规划理论将分式形式的目标优化问题等价转换为减式优化问题;最后,提出一个高效的功率控制和子载波分配的迭代算法。数值仿真结果显示,该算法在保证频谱效率的约束下,能够显著提高 D2D 通信系统的能效,并且具有很好的收敛性。

关键词 D2D 通信 频谱效率 能量效率 分簇算法 功率控制 子载波分配

中图分类号 TP393 **文献标识码** A **DOI**:10.3969/j.issn.1000-386x.2017.11.026

ENERGY EFFICIENT RESOURCE ALLOCATION ALGORITHM IN D2D COMMUNICATION

Hao Lanlan Zhao Liqiang Zhang Yaoyuan

(State Key Laboratory of Integrated Services Networks, Xidian University, Xi'an 710071, Shaanxi, China)

Abstract D2D can greatly improve the scarcity of spectrum resources, but it also introduces complex same frequency interference. In this paper, we propose multiple D2D models to share the same wireless resources at the same time, and achieve the goal of maximizing the energy efficiency of D2D communication systems under the requirements of minimum spectrum efficiency. We propose a new wireless resource management algorithm. Firstly, in order to simplify the interference model, the clustering algorithm is used to complete the grouping of D2D users. Secondly, the generalized fractional programming theory is used to convert the fractional form objective optimization problem into the reduced optimization problem. Finally, we propose an efficient power control algorithm and an iterative algorithm for subcarrier allocation. Numerical simulation results show that the proposed algorithm can significantly improve the energy efficiency of D2D communication systems under the constraint of spectrum efficiency, and has good convergence.

Keywords D2D communication Spectral efficiency Energy efficiency Clustering algorithm Power control Subcarrier allocation

0 引言

在蜂窝网络下引入 D2D 通信,无论是对系统性能,还是用户体验,都能起到极大的改善作用。因此,该技术已受到广泛关注^[1-4]。然而, D2D 通信在给蜂窝网络带来巨大改善的同时,也带来了复杂的干扰

问题^[5-8]。

无线资源管理是干扰抑制的首选技术,就是通过使用合理的资源分配算法,确定子载波的分配策略和相应的用户的发射功率,完成对多维无线资源的联合优化,来减轻甚至消除干扰,提高系统性能^[9-10]。文献[11]通过一个联合的资源分配和功率控制算法来最大化 D2D 通信网络的能量效率。文献[12]提出一

个基于能效的模式选择和功率分配调度,对所有 D2D 用户可能的组合模式进行穷举搜索。文献[13]以最大化能量效率为目标,在三种不同的资源共享模式下进行功率控制调度。在文献[11-13]中所提的优化场景,都严格地限制一个子载波至多被分配给一个 D2D 用户。在这种场景下,D2D 对间不存在互干扰。然而,这样的子载波复用模式的频谱效率相对较低,不适用于大多数实际应用场景。同时,文献[11-13]的研究主要集中在如何对能量效率进行改善,而忽略了频谱效率。最优的能量效率和频谱效率往往不能同时达到,有时甚至存在冲突,此时可能需要牺牲频谱效率以达到最优的能量效率,这样就违背了引入 D2D 的初衷。

基于上述原因,本文主要研究一个蜂窝用户 CUs (cellular users) 的载波资源同时被多个 D2D 对使用时,如何在保证该载波的频谱效率的前提下,使 D2D 通信系统的能效最大。该问题是一个 NP-hard 问题,求解比较困难。因此,本文提出一个次优但低复杂度的算法来实现该场景下的资源分配以获得更高的频谱效率和能量效率。数值仿真结果显示,该算法可以快速地收敛,且能量效率和频谱效率均可以得到很大的改善。

1 系统模型和问题描述

本文考虑包含一个基站、 M 个 CUs、 M 个子载波和 N 个 D2D 对的单小区网络。D2D 对复用蜂窝系统的上行资源。CUs 和 D2D 用户的集合分别用 $M = \{1, 2, \dots, M\}$ 和 $N = \{1, 2, \dots, N\}$ 来表示。为便于表述,假设第 m 个 CU 恰好使用子载波 m 进行信息传输,则 M 也是子载波的集合。D2D 通信中的具体的干扰情况如图 1 所示,其中,图中建立的两条通信链路共用相同的载波进行信息传输。

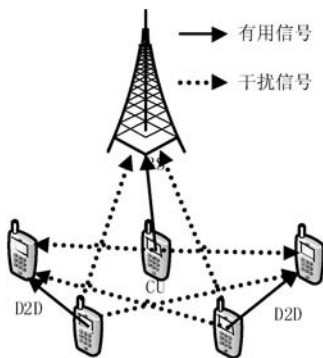


图 1 D2D 网络干扰图

用 g_j 代表第 j 个 D2D 对的发送终端 (D2D-Tx) 和接收终端 (D2D-Rx) 之间的信道功率增益。 $g_{h,j}$ 表示第

h 个 D2D-Tx 与第 j 个 D2D-Rx 之间的干扰信道功率增益。用 $g_{i,j}^c$ 表示第 j 个 D2D-Rx 与第 i 个 CU 之间的干扰信道功率增益。 P^c 为 CU 用于发送信号的功率。 $P_{i,j}$ 表示 D2D 对 j 复用第 i 个 CU 的频谱资源时,D2D-Tx 在该频谱资源上的发送信号功率。 $\rho_{i,j}$ 表示第 j 个 D2D 对是否复用第 i 个子载波,复用则为 1,反之为 0。 N_0 表示噪声功率。第 j 个 D2D 对复用第 i 个 CU 的载波资源的频谱效率为:

$$U_{SE}^{i,j} = \log_2 \left(1 + \frac{P_{i,j} g_j}{\sum_{h=1, h \neq j}^N \rho_{i,h} P_{h,i} g_{h,j} + P^c g_{i,j}^c + N_0} \right) \quad (1)$$

采用地球项目 (EARTH project) 推荐的功耗模型进行链路功耗建模,用 $P_c \geq 0$ 和 $\lambda \geq 1$ 分别表示 D2D 用户终端设备的电路功耗和功率放大器的无效系数。那么,当 D2D 对 j 复用第 i 个 CU 的载波资源时,第 j 对 D2D 链路功耗可表示为:

$$P_{CIR}^{i,j} = \lambda P_{i,j} + 2P_c \quad (2)$$

本文的优化问题是在保证 D2D 载波的频谱效率的前提下,使 D2D 通信系统的能效最大,它可以建模为:

$$U_{EE} = \max_{\rho_{i,j}, P_{i,j}} \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \rho_{i,j} U_{SE}^{i,j}}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \lambda \rho_{i,j} P_{i,j} + P_{CIR}} \quad (3)$$

$$\text{s. t.} \begin{cases} C1: \sum_{j=1}^N \rho_{i,j} U_{SE}^{i,j} \geq U_{SEmin}^i \\ C2: P_{i,j} \geq 0 \\ C3: \rho_{i,j} \in \{0, 1\} \\ C4: \sum_{j=1}^N \rho_{i,j} P_{i,j} \leq P_{max} \end{cases}$$

其中: P_{CIR} 表示网络中所有 D2D 用户终端设备总的电路功耗, C1 表示每个子载波的频谱效率都要大于其最低谱效要求 U_{SEmin}^i , C4 表示所有使用该子载波的 D2D 对在其上的用于发射信号的功率总和都要小于其允许的最大值 P_{max} 。

2 优化算法

目标函数式(3)为混合整数非线性规划 (MINLP) 问题。链路间的频率复用导致的互干扰使得问题更加复杂,单就子载波分配而言,共有 M^N 种的子载波分配组合可能。如此高的计算复杂度使得求得该问题的全局最优解不具有可行性。而且,即使给定子载波分配方案,该问题仍然是非凸的和 NP-hard^[11]。为了降低问题的复杂度,本文首先通过一个子载波共享控制策

略对 D2D 对进行分簇,同一个簇内的 D2D 对与 D2D 对之间的互干扰可以被忽略而不引起 D2D 链路性能的降低,不同簇间不共用相同资源。然后,基于以上分簇结果,利用广义分式规划(GFP)理论对问题进行等价变换,并通过一个高效的迭代算法来进行资源分配和功率控制。

2.1 D2D 分簇算法

D2D 分簇算法的主要思想是根据 D2D 对之间的干扰情况将 D2D 对进行分簇,使得簇内 D2D 对之间因共享相同的载波资源而生成的互干扰可以被忽略。不同的 D2D 簇不共用相同子载波。

首先,构造 $N \times N$ 的干扰矩阵(即参考信号接收功率矩阵) $I = (I_{i,j})$ 。 $I_{i,j}$ 表示第 i 个 D2D 对与第 j 个 D2D 对间的干扰,可按照如下公式计算:

$$I_{i,j} = p_j g_{i,j} \quad (4)$$

$$g_{i,j} = \varepsilon d_{i,j}^{-\kappa} \quad (5)$$

其中: ε 和 κ 分别表示路径损耗常量和指数, $d_{i,j}$ 表示第 i 个 D2D-Tx 与第 j 个 D2D-Rx 之间的距离。在干扰中本文考虑最糟糕的情况,即干扰方以最大的发射功率发射信号。所以, $p_j = P_{\max}$ 表示第 j 个 D2D 对的最大发射功率。

预设一个最大的干扰可忽略门限值 I_{th} , 构建 $N \times N$ 的许可矩阵 $E = (e_{i,j})$, 其中当 $i = j$ 时, $e_{i,j} = 0$, 当 $i \neq j$ 时, $e_{i,j}$ 可按照如下公式计算:

$$e_{i,j} = \begin{cases} 0 & I_{i,j} > I_{th} \\ 1 & I_{i,j} \leq I_{th} \end{cases} \quad (6)$$

即如果第 i 个 D2D 对的接收用户监测到第 j 个 D2D 对的发送用户的参考信号接收功率小于干扰门限值 I_{th} , $e_{i,j} = 1$, 反之, $e_{i,j} = 0$ 。

判断对角元素 $e_{i,j}$ 与 $e_{j,i}$ 是否相等, 如果 $e_{i,j} = e_{j,i} = 1$, 令 $e_{i,j} = e_{j,i} = 1$, 否则令 $e_{i,j} = e_{j,i} = 0$ 。此时, E 是一个 0-1 实对称矩阵, 即:

$$E = \begin{pmatrix} e_{1,1} & e_{1,2} & \cdots & e_{1,N} \\ e_{2,1} & e_{2,2} & \cdots & e_{2,N} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ e_{N,1} & e_{N,2} & \cdots & e_{N,N} \end{pmatrix} \quad (7)$$

$$\text{s. t. } e_{i,j} = e_{j,i} = \begin{cases} 0 & i = j \\ (0,1) & i \neq j \end{cases}$$

根据矩阵 E 构造干扰图 $G(v, \mu)$, 其中 $v = N$ 表示顶点集合, 每个顶点代表一个 D2D 对, μ 表示连接线集合。在本文中, $e_{i,j} = e_{j,i} = 1$, 则 $\mu_{i,j} = 1$, 即顶点 i 和顶点 j 之间有连接线, 反之没有连接线。顶点 n 的度 y_n 表示和 n 有连接的连接线的条数。用 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$ 表示顶点度的集合。图 2 以矩阵 A 为例, 画出了其对应

的干扰图:

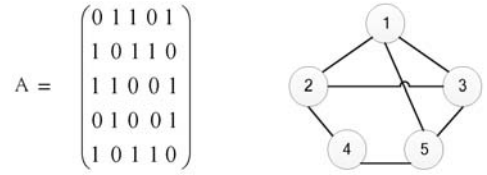


图 2 矩阵及其对应的干扰图

分簇算法的目的是将干扰可忽略的用户放在同一个簇中, 不同簇相交等于 0, 即一个 D2D 对只能属于一个簇。分簇算法的具体流程如算法 1 所述。

算法 1 D2D 分簇算法

- 1: 初始化 $t = 1$;
- 2: 找出并删除 Y 中的最小值 y_n ;
- 3: 在干扰图中删除顶点 n 及其对应的连接线, 并将 n 放入集合 Q 中;
- 4: 重新计算 Y , 重复步骤 2 - 步骤 4, 直到 Y 中每个元素都相等且等于元素个数减 1, 此时, 将干扰图中所有顶点放入第 t 个簇集合 V_t 中;
- 5: 令 $t = t + 1$, 按照集合 Q 中的顶点重新构造干扰图, 并将集合 Q 清空, 计算干扰图中顶点的度数;
- 6: 重复步骤 2 - 步骤 5, 直到所有的顶点都完成了分簇;
- 7: 令 $T = t$ 。

2.2 最大化能效的迭代算法

分簇完成后, 式(3)可简化为:

$$U_{EE} = \max_{\rho_{i,t}, P_{i,t}} \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{t=1}^T \rho_{i,t} \sum_{l \in V_t} \log_2 \left(1 + \frac{P_{i,t} g_{l,i}}{P^c g_{i,l}^c + N_0} \right)}{\sum_{i=1}^M \sum_{t=1}^T \rho_{i,t} \sum_{l \in V_t} \lambda P_{l,i} + P_{CIR}} \quad (8)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} C1: \sum_{i=1}^T \rho_{i,t} \sum_{l \in V_t} \log_2 \left(1 + \frac{P_{i,t} g_{l,i}}{P^c g_{i,l}^c + N_0} \right) \geq U_{SEmin}^i \\ C2: P_{i,t} \geq 0 \\ C3: \sum_{l \in V_t} P_{l,i} \leq P_{\max} \\ C4: \rho_{i,t} \in \{0, 1\} \\ C5: \sum_{i=1}^T \rho_{i,t} \leq 1 \end{cases}$$

式(8)依然是一个 MINLP 问题, 且是非凸的, 求解比较困难。因此, 本文首先利用其分式特性对式(8)进行等价转换。为便于描述, 用 \aleph 表示问题(8)中约束 C1 - C5 形成的可行域, \mathfrak{S} 表示 C1 - C3 形成的可行域。为有效求解优化问题式(8), 我们给出如下定理:

定理 1 最优解 $\{P_{i,t}^*, \rho_{i,t}^*\}$ 被得到当且仅当:

$$\max_{\rho_{i,t}, P_{i,t} \in \aleph} \left\{ \sum_{i=1}^M \sum_{t=1}^T \rho_{i,t} \sum_{l \in V_t} \log_2 \left(1 + \frac{P_{i,t} g_{l,i}}{P^c g_{i,l}^c + N_0} \right) - U_{EE}^* \left(\sum_{i=1}^M \sum_{t=1}^T \rho_{i,t} \sum_{l \in V_t} \lambda P_{l,i} + P_{CIR} \right) \right\} = 0 \quad (9)$$

这是 GFP 的经典结论,文献[14]中有详细证明。定理 1 表明,式(9)和式(8)是等价的,可通过求解式(9)来得到式(8)的解。然而,式(9)中的 U_{EE}^* 并不能提前获知,根据 GFP 理论^[14],用一个迭代更新参数 a 替代式(9)中的 U_{EE}^* ,通过迭代更新 a ,便可得到式(9)的最优解。

为便于表示,定义:

$$f_{i,t}(P_{i,l}) = \sum_{l \in V_t} \left\{ \log_2 \left(1 + \frac{P_{i,t} g_l}{P^c g_{i,l}^c + N_0} \right) - a^k \lambda P_{i,l} \right\} \quad (10)$$

假设 k 表示迭代次数, δ 表示收敛门限。算法 2 展示了该迭代算法的具体流程。

算法 2 迭代算法

1: $k = 1, a^k = 0, \delta = 10^{-4}$ 。

2: 对于给定的 a^k , 求解如下优化问题, 得到最优解集合 $\{P_{i,l}^k, \rho_{i,l}^k\}$ 。

$$F(a^k) = \max_{\{\rho_{i,t}, P_{i,l}\} \in \mathfrak{N}} \sum_{i=1}^M \sum_{t=1}^T \rho_{i,t} f_{i,t}(P_{i,l}) - a^k P_{CR} \quad (11)$$

3: 如果 $F(a^k) \leq \delta$, 那么更新 $\{P_{i,l}^*, \rho_{i,l}^*\} = \{P_{i,l}^k, \rho_{i,l}^k\}$, 同时

$$\text{计算 } U_{EE}^* = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{t=1}^T \rho_{i,t}^k \sum_{l \in V_t} \log_2 \left(1 + \frac{P_{i,t}^k g_l}{P^c g_{i,l}^c + N_0} \right)}{\sum_{i=1}^M \sum_{t=1}^T \rho_{i,t}^k \sum_{l \in V_t} \lambda P_{i,l}^k + P_{CR}}, \text{ 迭代结束。否}$$

则进入第 4 步。

$$4: \text{计算 } a^{k+1} = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{t=1}^T \rho_{i,t}^k \sum_{l \in V_t} \log_2 \left(1 + \frac{P_{i,t}^k g_l}{P^c g_{i,l}^c + N_0} \right)}{\sum_{i=1}^M \sum_{t=1}^T \rho_{i,t}^k \sum_{l \in V_t} \lambda P_{i,l}^k + P_{CR}}, \text{ 更新}$$

迭代次数 $k = k + 1$ 。重复步骤 2 - 步骤 4。

由式(8)中约束 C4 和 C5 可知, 一个子载波只能被分配给一个簇, 簇与簇之间不存在干扰, 因此每个簇的功率分配是相互独立的。所以, 优化问题式(11)的最优解 $P_{i,l}^k$ 一定是 $\max_{P_{i,l} \in \mathfrak{N}} f_{i,t}(P_{i,l})$ 的最优解。此时, 优化问题式(11)的求解可以分为两步执行。首先, 需要分别计算出每个簇复用每个 CU 的无线资源时, 簇内成员最优的用于发射信号功率的分配方案。然后, 根据上一步取得的结果, 完成子载波的分配, 最大化 D2D 通信系统能量效率。

2.2.1 功率分配

为得到每个簇复用每个 CU 的无线资源时, 簇内成员最优的用于发射信号功率的分配方案, 需进行接下来的分析和计算。同时, 为便于分析, 以第 t 个簇复用第 i 个 CU 的频谱资源为例。此时, 优化问题为:

$$\max_{P_{i,l} \in \mathfrak{N}} f_{i,t}(P_{i,l}) \quad (12)$$

对 $f_{i,t}(P_{i,l})$ 求取二阶导数可得:

$$\frac{\partial f_{i,t}(P_{i,l})}{\partial P_{i,l}} = \frac{g_l}{(P_{i,t} g_l + P^c g_{i,l}^c + N_0) \ln 2} - a^k \lambda \quad \forall l \in V_t \quad (13)$$

$$\frac{\partial^2 f_{i,t}(P_{i,l})}{\partial (P_{i,l})^2} = -\frac{g_l^2}{(P_{i,t} g_l + P^c g_{i,l}^c + N_0)^2 \ln 2} < 0 \quad \forall l \in V_t \quad (14)$$

由式(14)可知该目标函数为凸函数, 其约束条件也是凸集, 因此该优化问题是一个标准的凸优化问题。由凸优化的相关理论可知, 式(12)的 Lagrange 函数和对偶函数可分别表示为:

$$\begin{aligned} L(P_{i,l}, \partial_{i,t}, \beta_{i,t}) &= f_{i,t}(P_{i,l}) - \\ &\partial_{i,t} \left(U_{SEmin} - \sum_{l \in V_t} \log_2 \left(1 + \frac{P_{i,t} g_l}{P^c g_{i,l}^c + N_0} \right) \right) - \\ &\beta_{i,t} \left(\sum_{l \in V_t} P_{i,l} - P_{max} \right) \end{aligned} \quad (15)$$

$$\min_{(\partial_{i,t} \geq 0, \beta_{i,t} \geq 0)} Q(\partial_{i,t}, \beta_{i,t}) = \min_{(\partial_{i,t} \geq 0, \beta_{i,t} \geq 0)} \max_{P_{i,l} \in \mathfrak{N}} L(P_{i,l}, \partial_{i,t}, \beta_{i,t}) \quad (16)$$

其中 $\partial_{i,t}$ 和 $\beta_{i,t}$ 分别是式(8)中 C1 和 C3 对应的 Lagrange 乘子。

根据 KKT 条件可知, 对于任意给定 a^k , 最优解 $P_{i,l}^k$ 可以通过 $\frac{\partial L(P_{i,l}, \partial_{i,t}, \beta_{i,t})}{\partial P_{i,l}} = 0, \forall l \in V_t$ 获得。

$$P_{i,l}^k = \left[\frac{1 + \partial_{i,t} (P^c g_{i,l}^c + N_0)}{(a^k \lambda + \beta_{i,t}) \ln 2} - \frac{P^c g_{i,l}^c + N_0}{g_l} \right]^+ \quad \forall l \in V_t \quad (17)$$

其中, $[x]^+ = \max\{0, x\}$ 。由式(17)可知, 最优功率分配遵循标准的注水算法。且若想获得 $P_{i,l}^k$, 需要知道 $\partial_{i,t}$ 和 $\beta_{i,t}$ 。又因为式(12)为凸优化问题^[14], 所以式(12)和式(16)是等价的, 它们的最优值相同, 故 $\partial_{i,t}$ 和 $\beta_{i,t}$ 的值可以通过式(16)进行计算。

由式(15)和式(16)可知, $Q(\partial_{i,t}, \beta_{i,t})$ 是关于 $\partial_{i,t}$ 和 $\beta_{i,t}$ 的一系列的线性函数的最大值, 所以它总是凸的。故式(16)可以通过次梯度投影法来进行求解^[14], 用 m 表示迭代次数, $\partial_{i,t}$ 和 $\beta_{i,t}$ 可通过如下公式进行更新:

$$\partial_{i,t}(m+1) = [\partial_{i,t}(m) - \kappa(m) \nabla \partial_{i,t}(m)]^+ \quad (18)$$

$$\beta_{i,t}(m+1) = [\beta_{i,t}(m) - \ell(m) \nabla \beta_{i,t}(m)]^+ \quad (19)$$

其中, $\kappa(m) = \ell(m) = \frac{0.1}{m}$ 是正数步长, $Q(\partial_{i,t}, \beta_{i,t})$ 的次梯度 $\nabla \partial_{i,t}(m)$ 和 $\nabla \beta_{i,t}(m)$ 可通过如下公式获得:

$$\nabla \partial_{i,t} = U_{SEmin} - \sum_{l \in V_t} \log_2 \left(1 + \frac{P_{i,t} g_l}{P^c g_{i,l}^c + N_0} \right) \quad (20)$$

$$\nabla \beta_{i,t} = \sum_{l \in V_t} P_{i,l} - P_{max} \quad (21)$$

2.2.2 子载波分配

由上面的功率分配算法, 可以得到优化问题式(12)最优的功率分配及其对应的 $f_{i,t}(P_{i,l}^k)$, 此时, 优化问题式(11)为:

$$\begin{aligned} & \max_{\rho_{i,l}} \sum_{i=1}^M \sum_{l=1}^T \rho_{i,l} f_{i,l}(P_{i,l}^k) \\ & \text{s. t.} \begin{cases} C4: \rho_{i,l} \in \{0,1\} \\ C5: \sum_{i=1}^M \rho_{i,l} \leq 1 \end{cases} \end{aligned} \quad (22)$$

该优化问题为典型的子载波分配问题。本文采用简单的贪婪算法进行解决,即将第 i 个子载波分配给第 k 个 D2D 簇,其中 $k = \arg \max_{i \in T} f_{i,l}(P_{i,l}^k)$ 。

3 仿真结果

本节通过仿真来评估所提算法的性能。本文考虑的是一个半径为 200 m 的单小区通信网络场景,其中 $M = 15, N = 20, P_{\max} = 0.2 \text{ W}, P_c = 0.01 \text{ W}, \lambda = 1/0.35, N_0 = 10^{-8}, \varepsilon = 0.01, \kappa = 4$ 。同时,用 r 表示在一个 D2D 链路中 D2D-Tx 和 D2D-Rx 之间的距离。为了验证算法的优劣性,在仿真中同时考虑了本文算法在有谱效约束和无谱效约束两种情况下的性能。同时,本文在仿真中引入文献 [11] 提出的算法作为对比算法。

在图 3 中, CUs 和 D2D 对的位置均随机产生,最低频谱效率 $U_{SEmin}^i = 2 \text{ bps/Hz}, \forall i$,其他参数同前文。图 3 展示了 D2D 网络随迭代次数的增加,其能量效率的变化,分别取了三种不同的 r 值。从图中可以看出这三种情况下的能量效率都是随着迭代次数的增加而增加,最后收敛到某一个值,且通过 3 次迭代即可收敛。

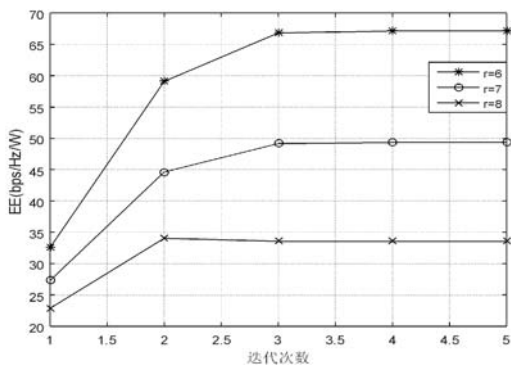


图 3 所提算法的收敛性

图 4 展示了能量效率和 r 的关系。其中 $a = 10^{(-10)}, b = \infty$ 。首先,由图可见,本文所提算法(干扰门限为 a)所获能量效率明显高于对比算法,且本文算法(考虑谱效约束)所获得的能量效率略低于不考虑谱效约束时的结果。其次,从图中还可以看出,随着 r 的增大, D2D 网络的能效呈现出明显的下降趋势, r 是

影响 D2D 网络能效的一个重要因素。从式(5)可知, r 对通信链路的信道增益有着直接的影响,其关系成反比。那么, r 变大, D2D 链路本身的信道增益将会降低。并且,在区域面积一定的情况下, r 增加, D2D 对与 D2D 对、D2D 对与 CUs 之间的距离减少,干扰信道增益提高,互干扰增大。

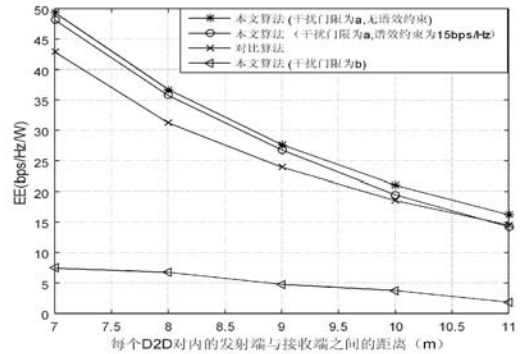


图 4 能效与 r 图

图 5 展示了频谱效率和 r 的关系。其中 $a = 10^{(-10)}, b = \infty$ 。首先可以看到,本文所提算法的频谱效率远远高于对比算法。在对比算法中,一个频谱资源只能被一个 D2D 用户复用,这样虽然避免了 D2D 与 D2D 对之间的互干扰,但频谱复用率过低,导致频谱效率不高。其次, D2D 链路中 D2D-Tx 和 D2D-Rx 之间的距离越大,对比算法和本文算法(不考虑谱效约束)所获得的频谱效率越低,原因同上。对比算法和本文算法(不考虑谱效约束)的频谱效率随着 r 的增大,差异逐渐减少。因为随着 r 的增加, D2D 对与 D2D 对之间的距离减少,导致同层干扰增大,互干扰可忽略的 D2D 对减少, D2D 对复用增益减少。然后,本文算法(考虑谱效约束)的频谱效率基本保持不变,高于不考虑谱效约束时的结果,但其能效与不考虑谱效约束时的结果差异并不大。故可以得出结论,本文所提算法可以同时保证高能效和高谱效。最后,为对比不分组时的结果,本文考虑了一种极端情况,令干扰可忽略门限值为 $b = \infty$,此时,所有的 D2D 用户由于相互之间的干扰都符合该忽略标准而被分为一组,他们都可以共用相同的频谱资源。由图 5 可见,这种情况下的频谱效率明显低与 $a = 10^{(-10)}$ 时获得的结果。因为虽然当 $b = \infty$ 时,一个频谱资源可以分配给所有 D2D 对使用,频谱资源复用率很高,但每个 D2D 对所接收到的来自于其他 D2D 对的干扰很大,所以会导致频谱效率不高。而本文通过设置合理的干扰可忽略门限值,然后根据 D2D 间干扰大小进行分组,使得可忽略相互之间干扰的 D2D 对分为一组,从而更加充分高效

地复用蜂窝资源,提升 D2D 整体系统的容量。同时,从图 4 中可以看到, $b = \infty$ 的情况下所获得能量效率很低。

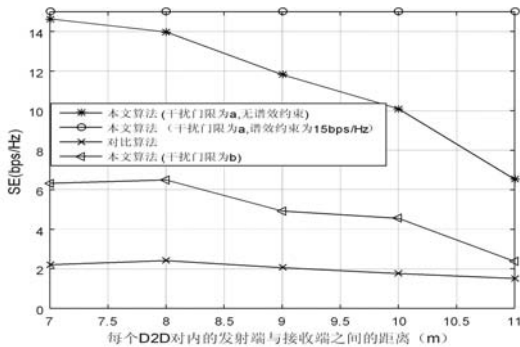


图5 谱效与 r 图

4 结 语

D2D 通信网络中的互干扰问题是影响其性能的重要因素,为减小干扰以获得更高的频谱效率和能量效率,本文设计了一个高效的无线资源管理算法。该算法简化了干扰模型,降低了问题的复杂度,虽然得到的是次优解,但保证了能在较短时间内得到有效的分配结果。仿真结果显示,本文所提出的算法有极快的收敛速度,且在提高能量效率的同时,也极大地提高了网络的频谱效率。

参 考 文 献

- [1] Mach P, Baccar Z, Vanek T, et al. In-Band Device-to-Device Communication in OFDMA Cellular Networks: A Survey and Challenges [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2015, 17(4): 1-38.
- [2] Tehrani M N, Uysal M, Yanikomeroglu H. Device-to-device communication in 5G cellular networks: challenges, solutions, and future directions [J]. IEEE Communications Magazine, 2015, 52(5): 86-92.
- [3] Asadi A, Wang Q, Mancuso V. A survey on device-to-device communication in cellular networks [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2014, 16(4): 1801-1819.
- [4] Lin X Q, Andrews J G, Ghosh A, et al. An overview on 3GPP device-to-device proximity services [J]. IEEE Communications Magazine, 2014, 52(4): 40-48.
- [5] Lee N, Lin X Q, Andrews J G, et al. Power Control for D2D Underlaid Cellular Networks: Modeling, Algorithms, and Analysis [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2015, 33(1): 1-13.
- [6] Amin B S, Ramadan Y R, Ibrahim A S, et al. QoS Oriented

Mode, Spectrum and Power Allocation for D2D Communication Underlying LTE-A Network [C] // Proc of IEEE Wireless Communications and Networking Conference, 2015: 1219-1224.

- [7] Asheralieva A, Miyanaga Y. Power Allocation for Device-to-Device Communication Underlying Massive MIMO Multicasting Networks [C] // Proc of IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016: 1-13.
- [8] Zhang R Q, Cheng X, Yang L Q, et al. Interference-aware graph based resource sharing for device-to-device communications underlying cellular networks [C] // Proc of IEEE Wireless Communications and Networking Conference, 2013: 3844-3850.
- [9] Xiao X, Tao X, Lu J. Energy-Efficient Resource Allocation in LTE-Based MIMO-OFDMA Systems With User Rate Constraints [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 64(1): 185-197.
- [10] Mokari N, Alavi F, Parsaeefard S, et al. Limited-Feedback Resource Allocation in Heterogeneous Cellular Networks [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(4): 2509-2521.
- [11] Jiang Y X, Liu Q, Zheng F C, et al. Energy Efficient Joint Resource Allocation and Power Control for D2D Communications [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 65(8): 6119-6127.
- [12] Jung M, Hwang K, Choi S Y. Joint mode selection and power allocation scheme for power-efficient device-to-device (D2D) communication [C] // Proc of the 75th IEEE Vehicular Technology Conference, 2012: 1-5.
- [13] Qiu X Y, Liao X W, Dong K, et al. Energy efficiency analysis in device-to-device communication underlying cellular networks [C] // Proc of the 10th IEEE Consumer Communications and Networking Conference, 2013: 625-630.
- [14] Boyd S, Vandenberghe L. Convex Optimization [M]. U. K.: Cambridge University Press, 2004.

(上接第 108 页)

- [21] 周卿. 建筑能耗模拟对气象数据的敏感性分析 [D]. 西华大学, 2006.
- [22] 张光华, 傅志盛, 田红光. 造纸湿部因素灰关联分析法的适宜性研究 [C] // 中国造纸学会学术年会, 1999: 78-81.
- [23] 李祚泳, 徐源蔚, 汪嘉杨, 等. 基于前向神经网络的广义环境系统评价普适模型 [J]. 环境科学学报, 2015, 35(9): 2996-3005.
- [24] 何磊. 基于 BP 神经网络的建筑能耗预测 [J]. 浙江建筑, 2008, 25(12): 47-50.