

## 基于不完美CSI的D2D通信网络鲁棒能效资源分配算法

徐勇军<sup>①②</sup> 谷博文<sup>①</sup> 杨洋<sup>\*①</sup> 吴翠先<sup>①</sup> 陈前斌<sup>①</sup> 卢光跃<sup>②</sup>

<sup>①</sup>(重庆邮电大学通信与信息工程学院 重庆 400065)

<sup>②</sup>(西安邮电大学陕西省信息通信网络及安全重点实验室 西安 710121)

**摘要:** 针对设备到设备(D2D)直连通信网络传统最优资源分配算法在随机信道时延、信道估计误差影响下鲁棒性弱的问题, 该文在考虑参数不确定性影响的条件下, 提出D2D用户总能效最大的鲁棒资源分配算法。考虑干扰功率门限、用户最小速率需求、最大传输功率和子信道分配约束, 建立了下垫式频谱共享模式下多用户D2D网络资源分配模型。基于有界信道不确定性模型, 利用最坏准则方法将原非凸鲁棒资源分配问题转换为确定性的凸优化问题。然后利用拉格朗日对偶理论求得资源分配的解析解。仿真结果表明所提出的算法具有很好的鲁棒性。

**关键词:** D2D通信; 能效最大化; 鲁棒资源分配

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)08-2189-10

DOI: 10.11999/JEIT200587

## Robust Energy-efficient Resource Allocation Algorithm in D2D Communication Networks with Imperfect CSI

XU Yongjun<sup>①②</sup> GU Bowen<sup>①</sup> YANG Yang<sup>①</sup> WU Cuixian<sup>①</sup>

CHEN Qianbin<sup>①</sup> LU Guangyue<sup>②</sup>

<sup>①</sup>(School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

<sup>②</sup>(Shaanxi Key Laboratory of Information Communication Network and Security, Xi'an University of Posts & Telecommunications, Xi'an 710121, China)

**Abstract:** Due to the impact of random channel delays and channel estimation errors, traditional optimal resource allocation algorithms in Device-to-Device (D2D) communication networks have weak robustness. In this paper, a robust resource allocation algorithm for the energy-efficient maximization of D2D users is proposed under parametric uncertainties. Specifically, a multi-user resource allocation model in the D2D network with an underlay spectrum sharing mode is established under the constraints of the interference power threshold, the minimum rate requirement, the maximum transmit power, and the sub-channel allocation. Based on the bounded channel uncertainty models, the original non-convex robust resource allocation problem is converted into a deterministic and convex one by using the worst-case approach. Accordingly, the analytical solution of the robust resource allocation problem is obtained by using Lagrange dual theory. Simulation results demonstrate the proposed algorithm has good robustness.

**Key words:** D2D communication; Energy efficiency maximization; Robust resource allocation

收稿日期: 2020-07-16; 改回日期: 2021-03-11; 网络出版: 2021-04-12

\*通信作者: 杨洋 1056395090@qq.com

基金项目: 国家自然科学基金(61601071), 重庆市自然科学基金(cstc2019jcyj-xfkxX0002), 陕西省信息通信网络及安全重点实验室开放课题(ICNS201904), 重庆市研究生科研创新项目(CYS20251, CYS20253)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61601071), The Natural Science Foundation of Chongqing (cstc2019jcyj-xfkxX0002), The Open Funding of Shaanxi Key Laboratory of Information Communication Network and Security (ICNS201904), The Graduate Scientific Research Innovation Project of Chongqing (CYS20251, CYS20253)

## 1 引言

设备与设备(Device-to-Device, D2D)通信技术通过复用蜂窝用户的频谱资源已成为一种新的分布式、协作通信方式<sup>[1-3]</sup>。该通信技术可以允许终端设备在没有基础网络设施的情况下,利用宏蜂窝小区频谱资源完成终端之间直接通信任务,是一种有效提高频谱效率、减小网络负担的新技术。D2D技术的引入,使得原本基于频谱共享的认知无线动态资源分配变得更加复杂。另外,D2D技术的引入同时也导致同频干扰与用户间干扰增加。因此,如何设计有效的资源分配算法对提升D2D网络通信性能至关重要<sup>[4,5]</sup>。

目前,关于动态资源分配的研究主要集中在速率、能效提升两个方面。具体来讲,认知无线电(Cognitive Radio, CR)技术可以动态监测频谱利用情况,并通过频谱共享方式机会式接入到主用户频谱,从而极大提高了无线频谱资源的利用率<sup>[6,7]</sup>。因此,认知无线电与D2D通信结合成为基于认知协作的新型通信方式,可以有效地复用蜂窝用户频谱,获得较好的信道复用增益,是未来第5代通信系统的关键技术。文献[8]利用博弈论研究了全负载多复用D2D蜂窝网络下功率分配问题。文献[9]利用几何注水方法研究了D2D用户总速率最大的资源分配问题,来降低算法计算复杂度。针对能量收集辅助的认知D2D网络,文献[10]通过联合优化功率分配、信道分配、用户配对来实现D2D用户总吞吐量最大。针对认知多播D2D网络,文献[11]研究了总系统容量最大的联合信道分配和功率控制策略,来减小蜂窝网络对D2D用户分簇组的干扰。考虑基站和D2D协同接入模式下,文献[12]利用了进化论的方法来实现D2D用户的资源分配,使得总用户数据速率最大。针对认知D2D全双工通信网络,文献[13]提出了D2D用户速率最大化的功率分配算法,提高了传输速率和频谱效率。针对多天线基站的认知D2D融合网络,文献[14]利用序列分式规划方法研究了能效最大的资源分配问题。针对相同的优化目标,文献[15]利用博弈论和匹配理论来联合优化传输功率和用户信道复用模式。

但上述工作没有考虑实际场景的参数不确定性对资源分配与系统性能的影响,同时也缺少兼顾子信道分配及用户服务质量(Quality of Service, QoS)的需求。由于感知误差、量化误差、信道时延的影响,假设系统参数信息完美已知是不切实际的。因此,传统资源分配算法无法保障系统的鲁棒性和用户的QoS。因此本文在已有研究基础上,提出了一种基于用户QoS保护的D2D网络鲁棒资源分配算法。具体内容:

(1)考虑每个D2D用户的最小速率需求约束,蜂窝用户最大容忍干扰功率约束,资源块分配约束,建立D2D用户总能效最大的联合功率控制和子信道分配的资源分配模型。基于有界信道不确定性,获得对应的鲁棒资源分配模型。该模型是一个含有整数规划的非凸优化问题,很难直接获得解析解。(2)基于最坏准则方法,将鲁棒最小速率约束和最大干扰约束转换为凸约束条件。并结合变量松弛方法将原问题转换为凸优化问题。利用拉格朗日对偶理论求得资源分配的解析解。(3)仿真结果表明,本文提出的算法可以有效保障用户的QoS,具有较好的鲁棒性和能效。

## 2 系统模型

为了提高频谱利用率,本文考虑下垫式频谱共享模式,如图1所示。网络中含有1个蜂窝基站, $M$ 个蜂窝用户和 $N$ 对D2D用户对进行通信,其中D2D用户集合定义为 $n \in \{1, 2, \dots, N\}$ 。为了减小用户间的共道干扰,采用正交频分复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)的方式共享频谱资源。基站给每个蜂窝用户分配1个正交的子信道,定义子信道集合为 $m \in \{1, 2, \dots, M\}$ 。

假设每个子信道由1个蜂窝用户占用,若D2D用户对 $n$ 占用第 $m$ 个子信道,则第 $n$ 个D2D用户接收机的信干噪比为

$$\gamma_{n,m}^D = \frac{p_{n,m} h_{n,m}}{P_m h_{n,m}^C + \sigma_D^2} \quad (1)$$

其中, $p_{n,m}$ 和 $h_{n,m}$ 分别是第 $n$ 个D2D用户在子信道 $m$ 上的传输功率和信道增益; $P_m$ 为蜂窝用户在第 $m$ 个子信道上的传输功率; $h_{n,m}^C$ 为蜂窝用户到第 $m$ 个子信道上D2D用户 $n$ 接收机的信道增益; $\sigma_D^2$ 为接收机端的加性高斯白噪声功率。因此,任意D2D用户在子信道 $m$ 上的实际传输速率为

$$r_{n,m}^D = \alpha_{n,m} \log_2(1 + \gamma_{n,m}^D) \quad (2)$$

其中, $\alpha_{n,m}$ 为子信道分配因子, $\alpha_{n,m} = 1$ 表示第 $m$ 个子信道被分配给第 $n$ 个D2D用户对,否则, $\alpha_{n,m} = 0$ 。

为了使得D2D用户接入到网络中实现频谱共享的同时,不影响蜂窝用户的正常通信质量,需要满足如式(3)的干扰功率约束

$$\sum_{n=1}^N \alpha_{n,m} p_{n,m} g_{n,m}^D \leq I_m^{\text{th}} \quad (3)$$

其中, $I_m^{\text{th}}$ 为蜂窝用户接收机的最大干扰功率阈值; $g_{n,m}^D$ 为第 $n$ 个D2D用户在子信道 $m$ 上到蜂窝用户的信道增益。

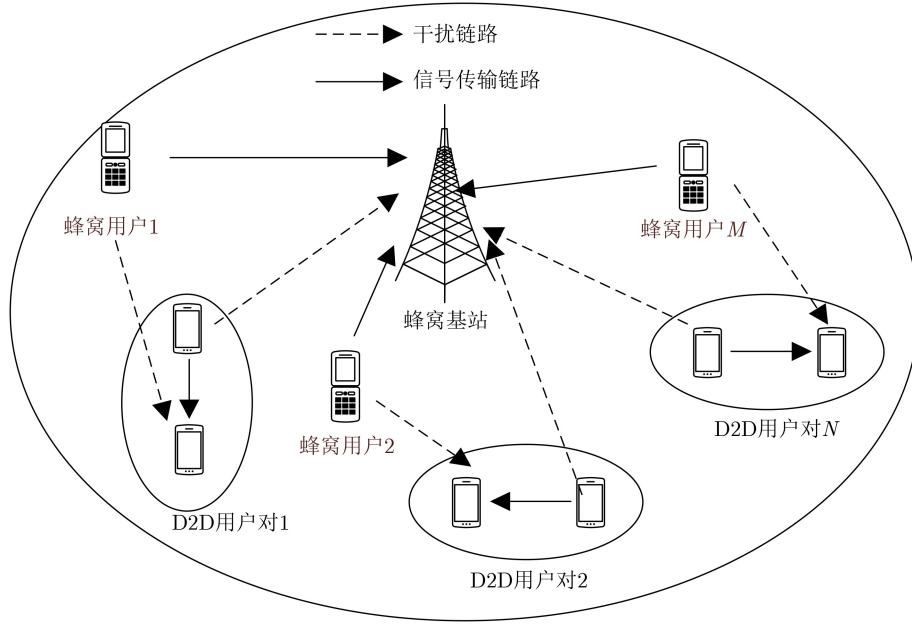


图1 多用户D2D通信网络

因此，考虑每个D2D用户的基本通信质量前提条件下的能效最大化优化问题为

$$\left. \begin{aligned} & \max_{\alpha_{n,m}, p_{n,m}} \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M r_{n,m}^D}{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \alpha_{n,m} p_{n,m} + P_c} \\ & \text{s.t. } C_1: \sum_{m=1}^M r_{n,m}^D \geq r_n^{\min}, \\ & C_2: \sum_{n=1}^N \alpha_{n,m} \leq 1, \alpha_{n,m} \in \{0, 1\}, \\ & C_3: \sum_{n=1}^N \alpha_{n,m} p_{n,m} g_{n,m}^D \leq I_m^{\text{th}}, \\ & C_4: 0 \leq \alpha_{n,m} p_{n,m} \leq p_{n,m}^{\max}, \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

其中， $P_c$ 表示D2D网络总电路功耗。 $C_1$ 表示D2D用户对的传输速率不小于最小传输速率门限 $r_n^{\min}$ ； $C_2$ 表示每个子信道只能被1个D2D用户对占用； $C_3$ 表示蜂窝用户在子信道 $m$ 上的干扰功率不大于干扰阈值约束 $I_m^{\text{th}}$ ； $C_4$ 表示第 $n$ 个D2D用户在子信道 $m$ 上的传输功率不超过其最大传输功率 $p_{n,m}^{\max}$ 。

### 3 鲁棒资源分配算法

#### 3.1 鲁棒问题描述

由于无线通信系统固有的随机性和信道反馈时延，完美的信道状态信息难以获得。因此，实际信道增益可以用式(5)的加性不确定性模型<sup>[16]</sup>描述

$$\left. \begin{aligned} h_{n,m} &= \bar{h}_{n,m} + \Delta h_{n,m}, \Delta h_{n,m} \in \mathcal{R}_h \\ h_{n,m}^C &= \bar{h}_{n,m}^C + \Delta h_{n,m}^C, \Delta h_{n,m}^C \in \mathcal{R}_h^C \\ g_{n,m}^D &= \bar{g}_{n,m}^D + \Delta g_{n,m}^D, \Delta g_{n,m}^D \in \mathcal{R}_g^D \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

其中， $\bar{h}_{n,m}$ 、 $\bar{h}_{n,m}^C$ 和 $\bar{g}_{n,m}^D$ 表示信道增益的估计值； $\Delta h_{n,m}$ 、 $\Delta h_{n,m}^C$ 和 $\Delta g_{n,m}^D$ 表示信道增益的估计误差； $\mathcal{R}_h$ 、 $\mathcal{R}_h^C$ 和 $\mathcal{R}_g^D$ 为对应的信道增益不确定性集合。

本文考虑基于最坏情况准则<sup>[17]</sup>进行信道不确定性建模，假设信道估计误差被限制在封闭的不确定性集合内，则信道增益的不确定性集合可表示为

$$\left. \begin{aligned} \mathcal{R}_h &= \{ \Delta h_{n,m} \mid |h_{n,m} - \bar{h}_{n,m}| \leq \delta_{n,m} \} \\ \mathcal{R}_h^C &= \{ \Delta h_{n,m}^C \mid |h_{n,m}^C - \bar{h}_{n,m}^C| \leq v_{n,m}^C \} \\ \mathcal{R}_g^D &= \{ \Delta g_{n,m}^D \mid |g_{n,m}^D - \bar{g}_{n,m}^D| \leq \epsilon_{n,m}^D \} \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

其中， $\delta_{n,m}$ 、 $v_{n,m}^C$ 和 $\epsilon_{n,m}^D$ 表示对应信道估计误差的上界。

在原名义优化问题式(4)中引入式(5)的信道参数不确定性后，有如式(7)的鲁棒资源分配问题

$$\left. \begin{aligned} & \max_{\alpha_{n,m}, p_{n,m}} \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \bar{r}_{n,m}^D(\Delta h_{n,m}, \Delta h_{n,m}^C)}{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \alpha_{n,m} p_{n,m} + P_c} \\ & \text{s.t. } C_2, C_4, \bar{C}_1: \sum_{m=1}^M \bar{r}_{n,m}^D(\Delta h_{n,m}, \Delta h_{n,m}^C) \geq r_n^{\min}, \\ & \bar{C}_3: \sum_{n=1}^N \alpha_{n,m} p_{n,m} g_{n,m}^D(\Delta g_{n,m}^D) \leq I_m^{\text{th}} \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

其中,  $\bar{r}_{n,m}^D(\Delta h_{n,m}, \Delta h_{n,m}^C) = \alpha_{n,m} \log_2(1 + \bar{\gamma}_{n,m}^D)$ ,  $\bar{\gamma}_{n,m}^D = \frac{p_{n,m} h_{n,m}(\Delta h_{n,m})}{P_m h_{n,m}^C(\Delta h_{n,m}^C) + \sigma_D^2}$ 。由于式(7)是一个存在整数变量的分式优化问题, 因此该问题是非凸的, 难以直接求解。

### 3.2 凸优化问题转化

为求解式(7), 需要将 $C_1$ 和 $C_3$ 转换为确定性约束。基于最坏准则,  $C_1$ 应满足

$$\min_{\Delta h_{n,m}, \Delta h_{n,m}^C} \sum_{m=1}^M \bar{r}_{n,m}^D(\Delta h_{n,m}, \Delta h_{n,m}^C) \Leftrightarrow \frac{\min_{\Delta h_{n,m}} \{p_{n,m} h_{n,m}(\Delta h_{n,m})\}}{\max_{\Delta h_{n,m}^C} \{P_m h_{n,m}^C(\Delta h_{n,m}^C) + \sigma_D^2\}} \quad (10)$$

根据最坏情况准则与信道不确定性集合式(6)的定义, 可以得到

$$\min_{\Delta h_{n,m}} \{p_{n,m} h_{n,m}(\Delta h_{n,m})\} = p_{n,m}(\bar{h}_{n,m} - \delta_{n,m}) \quad (11)$$

$$\max_{\Delta h_{n,m}^C} \{P_m h_{n,m}^C(\Delta h_{n,m}^C)\} = P_m(\bar{h}_{n,m}^C + v_{n,m}^C) \quad (12)$$

因此,  $C_1$ 可转换为如式(13)的确定形式

$$\begin{aligned} \max_{\Delta g_{n,m}^D} \left\{ \sum_{n=1}^N \alpha_{n,m} p_{n,m} g_{n,m}^D(\Delta g_{n,m}^D) \right\} &= \max_{\Delta g_{n,m}^D} \left\{ \sum_{n=1}^N \alpha_{n,m} p_{n,m} (\bar{g}_{n,m}^D + \Delta g_{n,m}^D) \right\} = \sum_{n=1}^N \alpha_{n,m} p_{n,m} \bar{g}_{n,m}^D \\ &+ \max_{\Delta g_{n,m}^D} \left( \sum_{n=1}^N \alpha_{n,m} p_{n,m} \Delta g_{n,m}^D \right) \leq \sum_{n=1}^N \alpha_{n,m} p_{n,m} \bar{g}_{n,m}^D + \sqrt{\sum_{n=1}^N (\alpha_{n,m} p_{n,m})^2} \sqrt{\sum_{n=1}^N (\Delta g_{n,m}^D)^2} \\ &\leq \sum_{n=1}^N \alpha_{n,m} p_{n,m} \bar{g}_{n,m}^D + \varepsilon_{n,m}^D \sqrt{\sum_{n=1}^N (\alpha_{n,m} p_{n,m})^2} \leq \sum_{n=1}^N \alpha_{n,m} p_{n,m} (\bar{g}_{n,m}^D + \varepsilon_{n,m}^D) \end{aligned} \quad (14)$$

因此, 可将 $C_3$ 转换为

$$\sum_{n=1}^N \alpha_{n,m} p_{n,m} G_{n,m}^D \leq I_m^{\text{th}} \quad (15)$$

其中,  $G_{n,m}^D = \bar{g}_{n,m}^D + \varepsilon_{n,m}^D$ 。

因此, 可得到式(16)的确定性优化问题

$$\left. \begin{aligned} \max_{\alpha_{n,m}, p_{n,m}} \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \bar{r}_{n,m}^D}{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \alpha_{n,m} p_{n,m} + P_c} \\ \text{s.t. } C_2, C_4, \hat{C}_1: \sum_{m=1}^M \bar{r}_{n,m}^D \geq r_n^{\min}, \\ \hat{C}_3: \sum_{n=1}^N \alpha_{n,m} p_{n,m} G_{n,m}^D \leq I_m^{\text{th}}, \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

由于二进制整数型变量 $\alpha_{n,m}$ 的存在, 问题式(16)仍然是一个非凸问题。为求解该问题, 采用松弛变量法<sup>[18,19]</sup>, 令 $\tilde{p}_{n,m} = \alpha_{n,m} p_{n,m}$ , 可得式(17)优化问题

$$\min_{\Delta h_{n,m}, \Delta h_{n,m}^C} \sum_{m=1}^M \bar{r}_{n,m}^D(\Delta h_{n,m}, \Delta h_{n,m}^C) \geq r_n^{\min} \quad (8)$$

同理,  $C_3$ 应满足

$$\max_{\Delta g_{n,m}^D} \sum_{n=1}^N \alpha_{n,m} p_{n,m} g_{n,m}^D(\Delta g_{n,m}^D) \leq I_m^{\text{th}} \quad (9)$$

因此, 传输速率 $C_1$ 可以等价描述为

$$\hat{C}_1: \sum_{m=1}^M \bar{r}_{n,m}^D \geq r_n^{\min} \quad (13)$$

其中,  $\bar{r}_{n,m}^D = \alpha_{n,m} \log_2 \left( 1 + \frac{p_{n,m} H_{n,m}}{P_m H_{n,m}^C + \sigma_D^2} \right)$ ,  $H_{n,m} =$

$\bar{h}_{n,m} - \delta_{n,m}$ 和 $H_{n,m}^C = h_{n,m}^C + v_{n,m}^C$ 。

针对约束 $C_3$ , 利用柯西-施瓦茨不等式, 可作如式(14)的等价转换

$$\left. \begin{aligned} \max_{\alpha_{n,m}, \tilde{p}_{n,m}} \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \bar{r}_{n,m}^D}{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \tilde{p}_{n,m} + P_c} \\ \text{s.t. } \tilde{C}_1: \sum_{m=1}^M \bar{r}_{n,m}^D \geq r_n^{\min}, \hat{C}_2: \sum_{n=1}^N \alpha_{n,m} \leq 1, \\ \tilde{C}_3: \sum_{n=1}^N \tilde{p}_{n,m} G_{n,m}^D \leq I_m^{\text{th}}, \hat{C}_4: \tilde{p}_{n,m} \leq p_{n,m}^{\max} \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

其中,  $\bar{r}_{n,m}^D = \alpha_{n,m} \log_2 \left( 1 + \frac{\tilde{p}_{n,m} H_{n,m}}{\alpha_{n,m} (P_m H_{n,m}^C + \sigma_D^2)} \right)$ 。

### 3.3 闭式求解过程

由于问题式(17)目标函数为分式形式, 该问题仍然是一个非凸问题。因此, 基于Dinkelbach法<sup>[20]</sup>, 该分式规划问题可转换为

$$\begin{aligned} \max_{\alpha_{n,m}, \tilde{p}_{n,m}} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \bar{r}_{n,m}^D - \theta \left( \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \tilde{p}_{n,m} + P_c \right) \\ \text{s.t. } \tilde{C}_1 \sim \hat{C}_4 \end{aligned} \quad (18)$$

问题式(18)是一个凸优化问题, 可用拉格朗日

对偶理论<sup>[21]</sup>求得解析解。问题式(18)的拉格朗日函数为

$$\begin{aligned}
 L(\alpha_{n,m}, \tilde{p}_{n,m}, \beta_n, \varpi_m, \lambda_m, \varphi_{n,m}) &= \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \tilde{r}_{n,m}^D - \theta \left( \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \tilde{p}_{n,m} + P_c \right) \\
 &+ \sum_{m=1}^M \varpi_m \left( 1 - \sum_{n=1}^N \alpha_{n,m} \right) \\
 &+ \sum_{m=1}^M \lambda_m \left( I_m^{\text{th}} - \sum_{n=1}^N \tilde{p}_{n,m} G_{n,m}^D \right) \\
 &+ \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \varphi_{n,m} (p_{n,m}^{\text{max}} - \tilde{p}_{n,m}) \\
 &+ \sum_{n=1}^N \beta_n \left( \sum_{m=1}^M \tilde{r}_{n,m}^D - r_n^{\text{min}} \right) \quad (19)
 \end{aligned}$$

其中,  $\beta_n, \varpi_m, \lambda_m$  和  $\varphi_{n,m}$  为非负的拉格朗日乘子。对式(19)通过整理, 可以重新表述为

$$D(\beta_n, \varpi_m, \lambda_m, \varphi_{n,m}) = \max_{\alpha_{n,m}, \tilde{p}_{n,m}} L_{n,m}(\alpha_{n,m}, \tilde{p}_{n,m}, \beta_n, \varpi_m, \lambda_m, \varphi_{n,m}) \quad (23)$$

通过利用KKT条件<sup>[21]</sup>, 并令  $\partial L_{n,m}(\cdot)/\partial \tilde{p}_{n,m} = 0$ , 可得最优传输功率的解析解为

$$p_{n,m}^* = \frac{\tilde{p}_{n,m}^*}{\alpha_{n,m}} = \left[ \frac{1 + \beta_n}{\ln 2(\theta + \lambda_m G_{n,m}^D + \varphi_{n,m})} - \frac{P_m H_{n,m}^C + \sigma_D^2}{H_{n,m}} \right]^+ \quad (24)$$

其中,  $[x]^+ = \max(0, x)$ 。

为得到最优子信道分配策略, 对  $\partial L_{n,m}(\cdot)$  关于子信道分配因子  $\alpha_{n,m}$  求偏导, 有

$$\frac{\partial L_{n,m}(\cdot)}{\partial \alpha_{n,m}} = \pi_{n,m} - \varpi_m \quad (25)$$

其中, 与传输功率取值相关的辅助变量为

$$\begin{aligned}
 \pi_{n,m} &= (1 + \beta_n) \log_2 \left( 1 + \frac{p_{n,m} H_{n,m}}{P_m H_{n,m}^C + \sigma_D^2} \right) \\
 &- p_{n,m} (\theta + \lambda_m G_{n,m}^D + \varphi_{n,m}) \quad (26)
 \end{aligned}$$

因此, 将子信道  $m$  分配给具有最大  $\pi_{n,m}$  值的用户  $n$ , 即

$$\alpha_{n,m} = 1 \mid n^* = \arg \max \pi_{n,m} \quad (27)$$

为得到最优的拉格朗日乘子, 可利用次梯度法<sup>[21]</sup>进行式(28)~式(31)的更新

$$\varpi_m^{t+1} = \left[ \varpi_m^t - d_1^t \times \left( 1 - \sum_{n=1}^N \alpha_{n,m} \right) \right]^+ \quad (28)$$

$$\varphi_{n,m}^{t+1} = [\varphi_{n,m}^t - d_2^t \times (p_{n,m}^{\text{max}} - \alpha_{n,m} p_{n,m})]^+ \quad (29)$$

$$\beta_n^{t+1} = \left[ \beta_n^t - d_3^t \times \left( \sum_{m=1}^M \tilde{r}_{n,m}^D - r_n^{\text{min}} \right) \right]^+ \quad (30)$$

$$L(\alpha_{n,m}, \tilde{p}_{n,m}, \beta_n, \varpi_m, \lambda_m, \varphi_{n,m})$$

$$= \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M L_{n,m}(\alpha_{n,m}, \tilde{p}_{n,m}, \beta_n, \varpi_m, \lambda_m, \varphi_{n,m}) + C \quad (20)$$

$$\begin{aligned}
 \text{其中, } C &= -\theta P_c - \sum_{n=1}^N \beta_n r_n^{\text{min}} + \sum_{m=1}^M \varpi_m + \sum_{m=1}^M \lambda_m I_m^{\text{th}} \\
 &+ \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \varphi_{n,m} p_{n,m}^{\text{max}}, L_{n,m}(\cdot) \text{ 满足}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 L_{n,m}(\alpha_{n,m}, \tilde{p}_{n,m}, \beta_n, \varpi_m, \lambda_m, \varphi_{n,m}) &= (1 + \beta_n) \tilde{r}_{n,m}^D - \theta \tilde{p}_{n,m} - \varpi_m \alpha_{n,m} \\
 &- \lambda_m \tilde{p}_{n,m} G_{n,m}^D - \varphi_{n,m} \tilde{p}_{n,m} \quad (21)
 \end{aligned}$$

因此, 问题式(18)的对偶问题为

$$\left. \begin{aligned}
 &\min_{\beta_n, \varpi_m, \lambda_m, \varphi_{n,m}} D(\beta_n, \varpi_m, \lambda_m, \varphi_{n,m}) \\
 &\text{s.t. } \beta_n \geq 0, \varpi_m \geq 0, \lambda_m \geq 0, \varphi_{n,m} \geq 0
 \end{aligned} \right\} \quad (22)$$

其中, 对偶函数为

$$\lambda_m^{t+1} = \left[ \lambda_m^t - d_4^t \times \left( I_m^{\text{th}} - \sum_{n=1}^N \alpha_{n,m} p_{n,m} G_{n,m}^D \right) \right]^+ \quad (31)$$

其中,  $t$  表示迭代次数,  $d_1 - d_4$  为迭代步长。当步长满足  $\sum_{t=1}^{\infty} d_i^t = \infty$ ,  $\lim_{t \rightarrow \infty} d_i^t = 0, \forall i = \{1, 2, 3, 4\}$ 。通过选择合适的步长, 可以保证算法稳定收敛<sup>[22]</sup>。本文提出的鲁棒资源分配算法具体步骤如**算法1**所示。

### 3.4 计算复杂度和鲁棒性分析

**复杂度分析:** 假设外层能量效率和内层拉格朗日法的最大迭代次数分别为  $L_{\text{max}}$  和  $T_{\text{max}}$ , 根据式(26)和式(27), 对每个子信道进行最优分配需要  $O(NM)$  次运算; 根据式(28)~式(31), 拉格朗日乘子更新的计算复杂度为  $O(NM)$ 。因为内层迭代次数  $T_{\text{max}}$  是  $O(N^2 M^2 T_{\text{max}})$  的多项式函数, 所以算法的最大计算复杂度为  $O(N^2 M^2 T_{\text{max}} L_{\text{max}})$ 。

**鲁棒性分析:** 在本小节中, 为了反映信道不确定性对系统性能的影响, 将分析不确定性参数  $\Delta h_{n,m}$ ,  $\Delta h_{n,m}^C$  和  $\Delta g_{n,m}^D$  对系统总能效的影响。基于泰勒级数展开, 效用函数式(7)可以描述为



$$\begin{aligned}
u^*(\bar{h}_{n,m} + \Delta h_{n,m}, \bar{h}_{n,m}^C + \Delta h_{n,m}^C, \bar{g}_{n,m}^D + \Delta g_{n,m}^D) &= u^*(\bar{h}_{n,m}, \bar{h}_{n,m}^C, \bar{g}_{n,m}^D) \\
&+ \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \frac{\partial(\bar{h}_{n,m}, \bar{h}_{n,m}^C + \Delta h_{n,m}^C, \bar{g}_{n,m}^D + \Delta g_{n,m}^D)}{\partial \Delta h_{n,m}} \Delta h_{n,m} + O[(\Delta h_{n,m})^x] \\
&+ \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \frac{\partial(\bar{h}_{n,m} + \Delta h_{n,m}, \bar{h}_{n,m}^C, \bar{g}_{n,m}^D + \Delta g_{n,m}^D)}{\partial \Delta h_{n,m}^C} \Delta h_{n,m}^C + O[(\Delta h_{n,m}^C)^x] \\
&+ \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \frac{\partial(\bar{h}_{n,m} + \Delta h_{n,m}, \bar{h}_{n,m}^C + \Delta h_{n,m}^C, \bar{g}_{n,m}^D)}{\partial \Delta g_{n,m}^D} \Delta g_{n,m}^D + O[(\Delta g_{n,m}^D)^x]
\end{aligned} \quad (32)$$

其中,  $O[(\Delta h_{n,m})^x]$ ,  $O[(\Delta h_{n,m}^C)^x]$ 和 $O[(\Delta g_{n,m}^D)^x]$ 分别为3个信道不确定参数对应的高阶无穷小量,  $x$ 为阶数;  $u^*(\bar{h}_{n,m}, \bar{h}_{n,m}^C, \bar{g}_{n,m}^D)$ 表示未考虑信道参数不确

定性的效用函数。

忽略高阶无穷小的影响, 本文提出的鲁棒资源分配算法与非鲁棒算法之间的总能效差距可表示为

$$\begin{aligned}
EE_{\text{gap}} &= u_{\text{rob}}^* - u_{\text{non}}^* = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \frac{\partial(\bar{h}_{n,m}, \bar{h}_{n,m}^C + \Delta h_{n,m}^C, \bar{g}_{n,m}^D + \Delta g_{n,m}^D)}{\partial \Delta h_{n,m}} \Delta h_{n,m} \\
&+ \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \frac{\partial(\bar{h}_{n,m} + \Delta h_{n,m}, \bar{h}_{n,m}^C, \bar{g}_{n,m}^D + \Delta g_{n,m}^D)}{\partial \Delta h_{n,m}^C} \Delta h_{n,m}^C \\
&+ \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \frac{\partial(\bar{h}_{n,m} + \Delta h_{n,m}, \bar{h}_{n,m}^C + \Delta h_{n,m}^C, \bar{g}_{n,m}^D)}{\partial \Delta g_{n,m}^D} \Delta g_{n,m}^D
\end{aligned} \quad (33)$$

#### 算法1 基于次梯度的鲁棒资源分配算法

---

1. 初始化系统参数 $M, N, P_c, r_n^{\min}, I_m^{\text{th}}, p_{n,m}^{\max}, \delta_{n,m}, v_{n,m}^C, \epsilon_{n,m}^D$ 和 $\sigma_D^2$ ;
2. 初始化外层最大迭代次数 $L_{\max}$ 和收敛精度 $\psi_O$ , 初始化能效 $\theta^0$ 和传输功率 $p_{n,m}^0$ , 外层迭代次数置零:  $l \leftarrow 0$ ;
3. **while**  $|\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \hat{r}_{n,m}^{D,l} / (\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \alpha_{n,m} p_{n,m}^l + P_c) - \theta^{l-1}| \leq \psi_O$  **or**  $l \leq L_{\max}$ , **do**
  4. 初始化内层最大迭代次数 $T_{\max}$ 和内层收敛精度 $\psi_I$ , 内层迭代次数置零:  $t \leftarrow 0$ , 初始化拉格朗日乘子 $\varpi_m^0, \varphi_{n,m}^0, \beta_n^0$ 和 $\lambda_m^0$ ; 初始化步长 $d_1^0, d_2^0, d_3^0$ 和 $d_4^0$ ;
  5. **while**  $|f^{t+1} - f^t| > \psi_I (f = \varpi_m, \varphi_{n,m}, \beta_n, \lambda_m)$  **or**  $t \leq T_{\max}$ , **do**
    6. **for**  $n = 1 : 1 : N$
    7. **for**  $m = 1 : 1 : M$
    8. 根据式(24)计算最优传输功率 $p_{n,m}$ ;
    9. 根据式(26)和式(27)更新子载波分配因子 $\alpha_{n,m}$ ;
    10. 根据式(28)-式(31)更新拉格朗日乘子 $\varphi_{n,m}^t, \varpi_m^t, \beta_n^t$ 和 $\lambda_m^t$ ;
    11. **end for**
    12. **end for**
    13. 更新内层迭代次数 $t \leftarrow t + 1$ ;
    14. **end while**
    15. 更新外层迭代次数 $l \leftarrow l + 1$ 和 $\theta^l = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \hat{r}_{n,m}^{D,l-1} / (\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \alpha_{n,m} p_{n,m}^{l-1} + P_c)$ ;
    16. **end while**
    17. **output**  $p_{n,m}^*, \alpha_{n,m}^*$ 和 $\theta^*$ .

---

其中,  $u_{\text{rob}}^* = u^*(\bar{h}_{n,m} + \Delta h_{n,m}, \bar{h}_{n,m}^C + \Delta h_{n,m}^C, \bar{g}_{n,m}^D + \Delta g_{n,m}^D)$ ,  $u_{\text{non}}^* = u^*(\bar{h}_{n,m}, \bar{h}_{n,m}^C, \bar{g}_{n,m}^D)$ 。在不确定性参数取值很小的情况下, 有

$$\left. \begin{aligned}
\frac{\partial(\bar{h}_{n,m}, \bar{h}_{n,m}^C + \Delta h_{n,m}^C, \bar{g}_{n,m}^D + \Delta g_{n,m}^D)}{\partial \Delta h_{n,m}} &\approx (1 + \beta_n^*) \\
\frac{\partial(\bar{h}_{n,m} + \Delta h_{n,m}, \bar{h}_{n,m}^C, \bar{g}_{n,m}^D + \Delta g_{n,m}^D)}{\partial \Delta h_{n,m}^C} &\approx -(1 + \beta_n^*) \\
\frac{\partial(\bar{h}_{n,m} + \Delta h_{n,m}, \bar{h}_{n,m}^C + \Delta h_{n,m}^C, \bar{g}_{n,m}^D)}{\partial \Delta g_{n,m}^D} &\approx -\lambda_m^*
\end{aligned} \right\} \quad (34)$$

其中,  $\beta_n^*$ 和 $\lambda_m^*$ 为最优拉格朗日乘子。根据式(33)和式(34), 可得鲁棒资源分配算法与非鲁棒算法总能效差距为

$$\begin{aligned}
EE_{\text{gap}} &= u_{\text{rob}}^* - u_{\text{non}}^* = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \{(1 + \beta_n^*) \Delta h_{n,m} \\
&\quad - (1 + \beta_n^*) \Delta h_{n,m}^C - \lambda_m^* \Delta g_{n,m}^D\} \\
&= \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \{(1 + \beta_n^*) \delta_{n,m} \\
&\quad - (1 + \beta_n^*) v_{n,m}^C - \lambda_m^* \epsilon_{n,m}^D\}
\end{aligned} \quad (35)$$

## 4 仿真结果与分析

本节针对本文所提算法性能进行仿真验证。考虑1个蜂窝基站, 假设其覆盖半径为500 m, 其中蜂窝用户和D2D用户均匀分布在小区内。假设路径损耗模型为 $PL = ld^{-\alpha}$ , 其中 $d$ 是从发送端到接收端的距离。 $\alpha$ 表示路径损耗指数, 在本文仿真中取

$\alpha = 4$ ，小规模衰落模型服从  $l \sim \mathcal{CN}(0, 1)$ 。假设子信道个数  $M = 8$ ，D2D用户最小速率约束  $r_n^{\min} = 1.5$  bit/Hz。每个子信道上最大传输功率阈值  $p_{n,m}^{\max} = 0.1$  W，D2D用户接收机端的噪声功率  $\sigma_D^2$  为  $1 \times 10^{-3}$  W，电路功耗  $P_c = 0.3$  W。

#### 4.1 本文算法性能分析

图2给出了D2D用户传输功率的收敛情况。从图中可以看出，本文算法经过大约10次迭代就能得到收敛，同时用户的传输功率被很好地限制在子信道最大传输功率阈值  $p_{n,m}^{\max}$  以下。这体现了本文算法在满足传输功率约束的情况下具有良好的收敛性能。

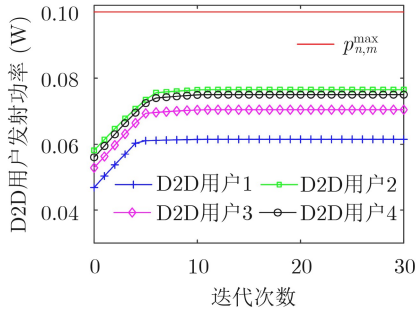


图2 D2D用户传输功率收敛性能

图3给出了不同干扰链路信道估计误差下，蜂窝用户接收到D2D用户的实际干扰功率情况。从图中可知，蜂窝用户接收到的实际干扰功率也能快速收敛。此外，D2D用户对蜂窝用户干扰链路的信道估计误差  $\varepsilon_{n,m}^D$  越大，蜂窝用户接收到的实际干扰功率越小。其原因是信道估计误差越大，D2D用户需要降低传输功率以满足干扰功率约束，使得干扰功率的降低。

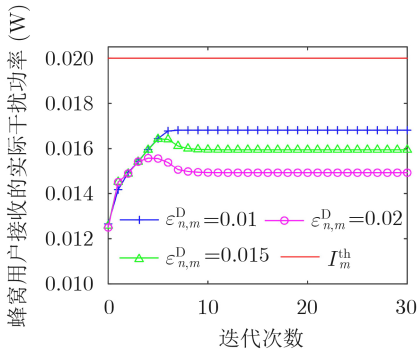


图3 不同信道估计误差下，蜂窝用户接收到的实际干扰功率

图4给出了不同D2D用户速率约束  $r_n^{\min}$  和信道估计误差下，D2D用户总速率与D2D用户数量的关系。由图可知，D2D用户总速率随着D2D用户数量的增加而逐渐提升，但增长的趋势逐渐变缓。其原因是随着D2D用户数量变多，传输链路数量会增加，从而总速率增加。但是，受干扰约束的影响，

总速率的增加趋势逐渐变缓。另外，D2D用户传输链路信道估计误差  $\delta_{n,m}$  和蜂窝用户对D2D用户干扰链路的信道估计误差  $\varepsilon_{n,m}^C$  越大，D2D用户的总速率越高。其原因是信道估计误差越大，D2D用户需要提高传输功率以克服信道不确定性，以满足D2D用户的最小速率约束。

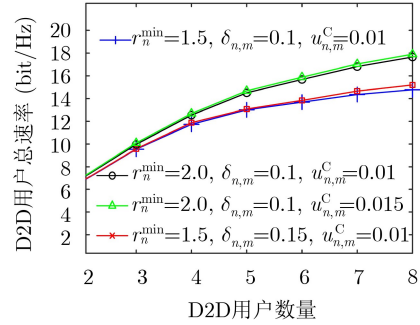


图4 D2D用户总速率与D2D用户数量的关系

图5给出了不同电路功耗  $P_c$  下，D2D用户总能效与信道不确定性  $\Delta h_{n,m}$  和  $\Delta h_{n,m}^C$  之间的关系。从图中可以看出电路功耗  $P_c$  越大，D2D用户总能效越低。这是由于  $P_c$  越大意味着D2D网络电路硬件开销越大，因此网络总能效降低。此外，D2D用户总能效随着传输链路信道不确定性  $\Delta h_{n,m}$  的增加而增加，随着蜂窝用户对D2D用户干扰链路信道不确定性  $\Delta h_{n,m}^C$  的增加而降低。其原因是  $\Delta h_{n,m}$  的增加和  $\Delta h_{n,m}^C$  的减小都会使得D2D用户接收机处的信干噪比增加，从而传输速率增加，进一步使得总能效增加。

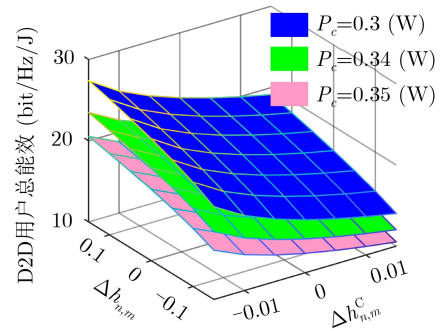


图5 D2D用户总能效与信道不确定性的关系

#### 4.2 算法对比性能分析

本节将通过与现有算法比较，以验证本文所提算法的性能。为方便仿真展示，将本文提出的鲁棒资源分配算法描述为“本文算法”。将文献[9]中基于完美信道状态信息，同时考虑了传输功率约束、干扰功率约束和最小速率约束的速率最大化算法描述为“文献[9]算法”。将文献[23]中考虑了传输功率和干扰约束的最坏情况准则鲁棒资源分配算法描

述为“文献[23]算法”。将文献[24]中基于完美信道状态信息,考虑了传输功率约束、最小速率约束的能效最大化算法描述为“文献[24]算法”。

图6给出了不同算法下,D2D用户总速率与子信道最大传输功率阈值 $p_{n,m}^{\max}$ 之间的关系。由图可知,D2D用户的总速率随着 $p_{n,m}^{\max}$ 的增大而增大,但增加的趋势逐渐变缓。其原因是传输功率阈值增大意味着D2D用户总速率也会随之提升,但是传输功率增加到一定程度后,由于干扰门限的约束,其增长趋势变缓。另外,由于文献[9]算法和文献[23]算法都是基于速率的算法,因此在 $p_{n,m}^{\max}$ 较大的取值下相比于基于能效的算法(本文算法、文献[24]算法)具有更高的总速率。此外,由于本文算法相较于文献[24]算法,对最小速率约束引入了鲁棒性设计,使得发射功率相对较高,因此本文算法中D2D用户总速率高于文献[24]算法。

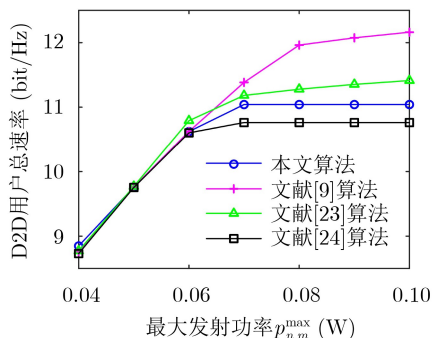


图6 D2D用户总速率与最大传输功率的关系

图7给出了不同算法下,D2D用户总能效与子信道最大传输功率阈值 $p_{n,m}^{\max}$ 之间的关系。由图可知,随着 $p_{n,m}^{\max}$ 的增大,文献[9]算法和文献[23]算法的总能效先升高后降低。其原因是速率最大化算法是随着传输功率的增加,而实现总速率的提升,但一味地提升传输功率会带来系统总能效的降低。另外,本文算法和文献[24]算法以D2D网络总能效为优化目标,不会带来过度的功率消耗。由于本文算法考虑了信道不确定性的影响,相较于文献[24]算法,需要更大的传输功率以克服信道不确定性,使得总能效低于非鲁棒算法。

图8给出了不同算法下,D2D用户实际最小速率与D2D传输信道不确定性上界 $\Delta h_{n,m}$ 的关系。从图中可看出,随着信道不确定性上界 $\Delta h_{n,m}$ 增大,D2D用户实际最小速率逐渐降低。其原因是更大的信道不确定性意味着D2D传输链路更加随机,且复杂的信道环境导致实际最小速率下降。文献[24]算法由于考虑的是理想情况下的最小速率约束,导致在信道不确定性上界较大的情况下,D2D用户实际

最小速率低于最小速率门限,在实际通信系统中可能会引起通信中断。由于本文算法在考虑了最小速率约束并对其引入了鲁棒性设计,保证了D2D用户的服务质量。

图9给出了不同算法下,蜂窝用户接收的实际干扰功率与信道不确定性上界 $\Delta g_{n,m}^D$ 的关系。从图中可以看出,随着D2D用户对蜂窝用户干扰链路信道不确定性 $\Delta g_{n,m}^D$ 的增大,蜂窝用户接收的实际干扰功率增大。其原因是更大的信道不确定性意味着干扰链路更加随机的信道环境,导致蜂窝用户接收的实际干扰功率更大。此外,在 $\Delta g_{n,m}^D$ 较大的情况下,文献[9]算法中蜂窝用户接收的实际干扰功率超过了干扰功率门限。另外,由于本文算法和文献[23]算法都对干扰约束进行了鲁棒设计,两种算法都

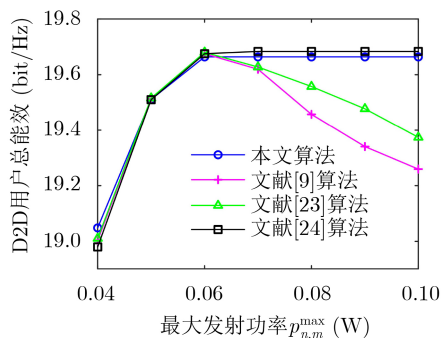


图7 D2D用户总能效与最大传输功率的关系

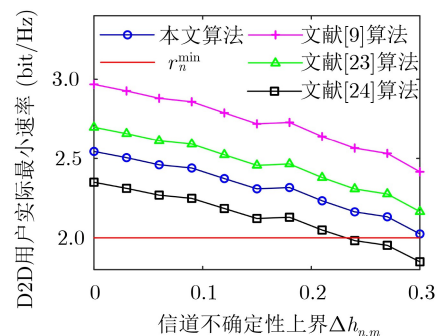


图8 D2D用户最小速率与信道不确定性上界 $\Delta h_{n,m}$ 的关系

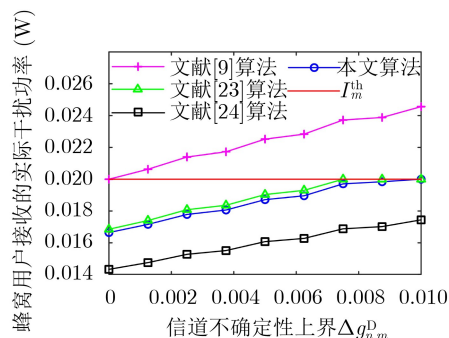


图9 蜂窝用户干扰功率与信道不确定性上界 $\Delta g_{n,m}^D$ 的关系



能够满足干扰功率约束, 以保障蜂窝用户的服务质量。

## 5 结论

本文针对D2D网络多用户复用蜂窝用户时无法克服信道不确定性影响的问题, 研究了下垫式频谱共享模式下的鲁棒能效最大化资源分配问题。首先, 考虑了共道干扰与用户服务质量约束, 建立了多用户D2D网络能效最大化资源分配模型。考虑D2D链路和蜂窝用户与D2D用户链路之间有界信道增益不确定性的影响, 将多变量耦合的、不确定的鲁棒资源分配问题转换为确定性的、凸优化问题求解。利用拉格朗日对偶原理获得资源分配的解析解。最后, 该方案能够有效提高网络的鲁棒性。

## 参 考 文 献

- [1] WAQAS M, NIU Yong, LI Yong, *et al.* A comprehensive survey on mobility-aware D2D communications: Principles, practice and challenges[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2020, 22(3): 1863–1886. doi: [10.1109/COMST.2019.2923708](https://doi.org/10.1109/COMST.2019.2923708).
- [2] AHMED M, LI Yong, WAQAS M, *et al.* A Survey on socially aware device-to-device communications[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2018, 20(3): 2169–2197. doi: [10.1109/COMST.2018.2820069](https://doi.org/10.1109/COMST.2018.2820069).
- [3] LIU Xiaonan, LI Zan, ZHAO Nan, *et al.* Transceiver design and multihop D2D for UAV IoT coverage in disasters[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(2): 1803–1815. doi: [10.1109/JIOT.2018.2877504](https://doi.org/10.1109/JIOT.2018.2877504).
- [4] 钱志鸿, 王雪. 面向5G通信网的D2D技术综述[J]. *通信学报*, 2016, 37(7): 1–14. doi: [10.11959/j.issn.1000-436x.2016129](https://doi.org/10.11959/j.issn.1000-436x.2016129).  
QIAN Zhihong and WANG Xue. Reviews of D2D technology for 5G communication networks[J]. *Journal on Communications*, 2016, 37(7): 1–14. doi: [10.11959/j.issn.1000-436x.2016129](https://doi.org/10.11959/j.issn.1000-436x.2016129).
- [5] LAI Weikuang, WANG Youchun, LIN H C, *et al.* Efficient resource allocation and power control for LTE-A D2D communication with pure D2D model[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(3): 3202–3216. doi: [10.1109/TVT.2020.2964286](https://doi.org/10.1109/TVT.2020.2964286).
- [6] AMJAD M, REHMANI M H, and MAO Shiwen. Wireless multimedia cognitive radio networks: A comprehensive survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2018, 20(2): 1056–1103. doi: [10.1109/COMST.2018.2794358](https://doi.org/10.1109/COMST.2018.2794358).
- [7] AWIN F, ABDEL-RAHEEM E, and TEPE K. Blind spectrum sensing approaches for interweaved cognitive radio system: A tutorial and short course[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2019, 21(1): 238–259. doi: [10.1109/COMST.2018.2863681](https://doi.org/10.1109/COMST.2018.2863681).
- [8] 钱志鸿, 蒙武杰, 王雪, 等. 全负载蜂窝网络下多复用D2D通信功率分配算法研究[J]. *电子与信息学报*, 2020, 42(12): 2939–2945. doi: [10.11999/JEIT190974](https://doi.org/10.11999/JEIT190974).
- [9] QIAN Zhihong, MENG Wujie, WANG Xue, *et al.* Research on power allocation algorithm of multi-to-one multiplexing D2D communication underlying full load cellular networks[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(12): 2939–2945. doi: [10.11999/JEIT190974](https://doi.org/10.11999/JEIT190974).
- [10] SULTANA A, ZHAO Lian, and FERNANDO X. Efficient resource allocation in device-to-device communication using cognitive radio technology[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, 66(11): 10024–10034. doi: [10.1109/TVT.2017.2743058](https://doi.org/10.1109/TVT.2017.2743058).
- [11] WAQAS M, ASLAM S, ALI Z, *et al.* Resource optimization for cognitive radio based device to device communication under an energy harvesting scenario[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 24862–24872. doi: [10.1109/ACCESS.2020.2970464](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2970464).
- [12] WU Xiaolu, CHEN Yueyun, YUAN Xiaopan, *et al.* Joint resource allocation and power control for cellular and device-to-device multicast based on cognitive radio[J]. *IET Communications*, 2014, 8(16): 2805–2813. doi: [10.1049/iet-com.2013.1041](https://doi.org/10.1049/iet-com.2013.1041).
- [13] CHENG Peng, DENG Lei, YU Hui, *et al.* Resource allocation for cognitive networks with D2D communication: An evolutionary approach[C]. 2012 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), Paris, France, 2012: 2671–2676.
- [14] 谢显中, 田瑜, 姚鑫凌, 等. 认知网络中D2D全双工通信的速率最大化功率分配算法[J]. *电子与信息学报*, 2017, 39(4): 1002–1006. doi: [10.11999/JEIT160593](https://doi.org/10.11999/JEIT160593).  
XIE Xianzhong, TIAN Yu, YAO Xinling, *et al.* Power allocation algorithm of maximizing rate for D2D full-duplex communication in cognitive networks[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(4): 1002–1006. doi: [10.11999/JEIT160593](https://doi.org/10.11999/JEIT160593).
- [15] ZAPPONE A, MATTHIESEN B, and JORSWIECK E A. Energy efficiency in MIMO underlay and overlay device-to-device communications and cognitive radio systems[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2017, 65(4): 1026–1041. doi: [10.1109/TSP.2016.2626249](https://doi.org/10.1109/TSP.2016.2626249).
- [16] ZHOU Zhenyu, MA Guifang, XU Chen, *et al.* Energy-efficient resource allocation in cognitive D2D communications: A game-theoretical and matching approach[C]. 2016 IEEE International Conference on Communications (ICC), Kuala Lumpur, Malaysia, 2016: 814–819.
- [17] XU Yongjun, ZHAO Xiaohui, and LIANG Yingchang. Robust power control and beamforming in cognitive radio networks: A survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2015, 17(4): 1834–1857. doi: [10.1109/COMST.2015.2425040](https://doi.org/10.1109/COMST.2015.2425040).

- [17] BEN-TAL A and NEMIROVSKI A. Robust convex optimization[J]. *Mathematics of Operations Research*, 1998, 23(4): 769–805. doi: [10.1287/moor.23.4.769](#).
- [18] PARK M J and KWON O M. Stability and stabilization of discrete-time T-S fuzzy systems with time-varying delay via Cauchy-Schwartz-based summation inequality[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2017, 25(1): 128–140. doi: [10.1109/TFUZZ.2016.2551290](#).
- [19] FANG Fang, CHENG Julian, and DING Zhiguo. Joint energy efficient subchannel and power optimization for a downlink NOMA heterogeneous network[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(2): 1351–1364. doi: [10.1109/TVT.2018.2881314](#).
- [20] DINKELBACH W. On nonlinear fractional programming[J]. *Management Science*, 1967, 13(7): 492–498. doi: [10.1287/mnsc.13.7.492](#).
- [21] BOYD S and VANDENBERGHE L. *Convex Optimization*[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004.
- [22] ZHANG Haijun, JIANG Chunxiao, BEAULIEU N C, *et al.* Resource allocation in spectrum-sharing OFDMA femtocells with heterogeneous services[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2014, 62(7): 2366–2377. doi: [10.1109/TCOMM.2014.2328574](#).
- [23] BAI Zhiqun, LI Mengqi, DONG Yanan, *et al.* Joint fair resource allocation of D2D communication underlaying downlink cellular system with imperfect CSI[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 63131–63142. doi: [10.1109/ACCESS.2018.2873364](#).
- [24] HU Jinming, HENG Wei, LI Xiang, *et al.* Energy-efficient resource reuse scheme for D2D communications underlaying cellular networks[J]. *IEEE Communications Letters*, 2017, 21(9): 2097–2100. doi: [10.1109/LCOMM.2017.2711490](#).
- 徐勇军: 男, 1986年生, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为D2D通信、异构无线网络资源分配、鲁棒资源分配。
- 谷博文: 男, 1996年生, 硕士生, 研究方向为鲁棒资源分配、D2D通信网络资源分配。
- 杨 洋: 男, 1994年生, 硕士生, 研究方向为认知无线电通信、鲁棒资源分配。
- 吴翠先: 女, 1965年生, 正高级工程师, 硕士生导师, 研究方向为通信网新技术、信息化行业关键技术。
- 陈前斌: 男, 1967年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为无线通信、多媒体信息传输与处理。
- 卢光跃: 男, 1971年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为移动通信信号处理。

责任编辑: 陈 倩