

基于NOMA的无线携能D2D通信鲁棒能效优化算法

徐勇军*^{①②} 刘子隼^① 李国权^① 陈前斌^① 林金朝^①

^①(重庆邮电大学通信与信息工程学院 重庆 400065)

^②(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: 针对频谱短缺、基站负荷过高、通信系统功耗较大等问题,考虑不完美的信道状态信息,该文提出一种基于非正交多址接入的无线携能(SWIPT)D2D网络鲁棒能效(EE)最大化资源分配算法(SREA)。考虑用户的服务质量约束以及最大发射功率约束,基于随机信道不确定性建立鲁棒能效最大化资源分配模型。利用Dinkelbach和变量替换方法,将原NP-hard问题转换为确定性的凸优化问题,通过拉格朗日对偶理论求得解析解。仿真结果表明,所提算法在保证蜂窝用户通信质量的同时,能够有效提高D2D用户的能效性和鲁棒性能。

关键词: 非正交多址接入; 无线信息与功率同传; 终端直通; 鲁棒资源分配; 随机不确定性模型

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)05-1289-09

DOI: [10.11999/JEIT200175](https://doi.org/10.11999/JEIT200175)

Robust Energy Efficiency Optimization Algorithm for NOMA-based D2D Communication With Simultaneous Wireless Information and Power Transfer

XU Yongjun*^{①②} LIU Zijian^① LI Guoquan^① CHEN Qianbin^① LIN Jinzhao^①

^①(School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

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

Abstract: In order to resolve the problems of spectrum shortage, large power consumption, and excessive load at base stations, a Simultaneous Wireless Information and Power Transfer (SWIPT)-based Robust Energy Efficiency (EE) Algorithm (SREA) with imperfect channel state information is proposed to maximize the total EE in Non-Orthogonal Multiple Access (NOMA) assisted Device-to-Device (D2D) networks. Considering the users' Quality of Service (QoS) constraints and maximum transmit power constraints, a robust EE maximization-based resource allocation model is established based on random channel uncertainties. Moreover, the original NP-hard problem is transformed into a deterministic convex optimization problem by using Dinkelbach's method and the variable substitution method. And the analytical solutions are obtained through Lagrange dual theory. Simulation results demonstrated that the proposed algorithm can effectively improve the system EE and the robustness of D2D users while ensuring the communication quality of cellular users.

Key words: Non-Orthogonal Multiple Access (NOMA); Simultaneous Wireless Information and Power Transfer (SWIPT); Device-to-Device (D2D); Robust resource allocation; Stochastic uncertainty model

收稿日期: 2020-03-17; 改回日期: 2020-07-24; 网络出版: 2020-08-22

*通信作者: 徐勇军 xuyj@cqupt.edu.cn

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(ICNS201904)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61601071), The National Natural Science Foundation of Chongqing (cstc2019jcyj-xfkxX0002), The Shaanxi Key Laboratory of Information Communication Network and Security (ICNS201904)

1 引言

随着通信技术的迅速发展, 可用的频谱资源越来越少, 海量终端设备接入增加了能源消耗的负担, 基站在满足快速增长的网络容量需求时, 也出现了严重的过载问题。因此, 如何提高频谱利用率和能效, 减少基站负荷成为5G通信技术的重要发展方向。为了解决这些问题, 终端直通(Device to Device, D2D)和无线携能(Simultaneous Wireless Information and Power Transfer, SWIPT)技术应运而生, 一方面D2D通信可以实现两个邻近的用户节点之间直接进行数据传输, 节省了频谱资源并且减少基站的负荷^[1]。另一方面, SWIPT技术可以利用射频信号携带的能量对移动设备进行充电, 实现数据和能量的并行传输, 结合D2D通信设备彼此邻近且功耗小的特性, 可以有效收集射频能量, 提升能量效率的同时延长了设备寿命^[2]。此外, 非正交多址接入(Non-Orthogonal Multiple Access, NOMA)可以通过功率域的复用, 允许多个用户复用同一频率和时间资源, 进一步提高频谱利用率和系统容量^[3]。

虽然基于NOMA的无线携能D2D通信网络可以有效解决上述问题, 但是该网络场景下技术指标变得更加复杂, 为了减少D2D用户与蜂窝用户的共道干扰, 需要合理优化功率分流比、资源块分配因子以及发射功率。因此, 对该网络场景下资源分配问题的研究具有重要意义。

目前, 对NOMA、无线携能和D2D通信相结合的网络场景资源分配问题的研究已取得很多有价值的研究成果。文献[4]研究了基于NOMA的衬底式D2D通信资源分配问题, 考虑了串行干扰消除(Successive Interference Cancellation, SIC)约束, 在保证蜂窝用户服务质量的前提下, 最大化D2D用户的数据速率。文献[5]研究了基于分布式决策框架的数据速率最大化资源分配问题, 提出了一种自适应微分进化算法和一种在固定传输功率下的启发式算法。文献[6]研究了基于能量收集的D2D通信网络的资源分配问题, 提出了一种以最大化吞吐量为目标的低复杂度非迭代算法。为了提高频谱利用率, 文献[7]研究了交织式与衬底式相结合的D2D网络, 利用连续凸逼近、迭代功率分配算法及分支定界法, 得到最优的模式选择和资源分配策略。文献[8]将资源分配问题描述为纳什议价博弈, 并将用户分簇问题建模为一种合作博弈, 提出一种基于卡罗需-库恩-塔克(Karush-Kuhn-Tucker, KKT)条件的迭代算法。文献[9]研究了NOMA与D2D集成网络下的资源分配问题, 利用凸近似和卷积神经网络算法, 求得了最优的控制策略。文献[10]研究了一种基于

衬底式和覆盖式共存的D2D接入方式, 通过联合优化用户配对、模式选择和功率分配来最大化D2D用户接入量。文献[11]研究了功率分配和时间调度的联合优化问题, 以最大化D2D用户的吞吐量为优化目标, 推导出了特定情况下的解析解。

上述研究, 主要考虑了完美信道状态信息^[12]下的资源分配问题。然而, 受限于系统时延及量化误差, 完美的信道状态信息通常难以获取^[13]。因此, 本文考虑随机信道不确定性模型, 研究了基于NOMA的无线携能D2D通信鲁棒能效最大化资源分配问题。本文的主要贡献如下:

(1) 建立了基于NOMA的无线携能D2D网络鲁棒能效资源分配模型。最大化D2D用户总能效, 并使得满足用户服务质量约束、SIC约束、资源块分配约束及最大发射功率约束; 考虑信道不确定性的影响, 建立了基于中断概率的鲁棒资源分配模型。

(2) 针对鲁棒资源分配问题, 提出一种基于SWIPT的鲁棒能效算法(SWIPT-based Robust EE Algorithm, SREA)。利用马尔可夫不等式和卡方分布的性质, 将概率约束问题转换为非概率问题, 基于Dinkelbach和变量替换方法, 将原NP-hard问题转换为确定性的凸优化问题, 并利用拉格朗日对偶理论求得该问题的解析解。

(3) 仿真结果表明本文算法具有良好的收敛性。与传统非鲁棒和非无线携能算法对比, 本文算法具有较好的能效性, 可以为未来5G通信提供高鲁棒性的资源分配策略。

2 系统模型与问题描述

本文考虑基于NOMA的无线携能D2D通信网络, 其中D2D用户配有能量收集电路, 蜂窝用户采用NOMA, 该网络采用下行传输。如图1所示。宏基站覆盖范围内包含 M 个蜂窝用户和 N 对D2D用户; 定义蜂窝用户集合为 $\forall i, j \in \mathcal{M} = \{1, 2, \dots, M\}$, 复用资源块 k 的蜂窝用户数量为 M_k , 且 $M_k \leq M$, D2D用户集合为 $\forall n \in \mathcal{N} = \{1, 2, \dots, N\}$, 资源块集合为 $\forall k \in \mathcal{K} = \{1, 2, \dots, K\}$ 。由于蜂窝用户采用NOMA, 多个用户复用同一资源块; 假设基站到蜂窝用户的信道增益满足 $|h_1^{k,C}| \leq |h_2^{k,C}| \leq \dots \leq |h_M^{k,C}|$, 利用SIC, 按照信道增益递增的顺序依次消除干扰。D2D用户采用衬底式接入, 即D2D通信可以复用蜂窝通信资源块, 且D2D用户与蜂窝用户都只会占用一个资源块。该系统可以有效提高无线传感器网络、物联网等网络场景的频谱利用率和能效, 符合绿色通信的发展要求。系统参数如表1所示。

对于第 i 个蜂窝用户, 能够解码并且移除同一资源块上用户 j 的传输信号, $\forall j < i$, 减少共道干

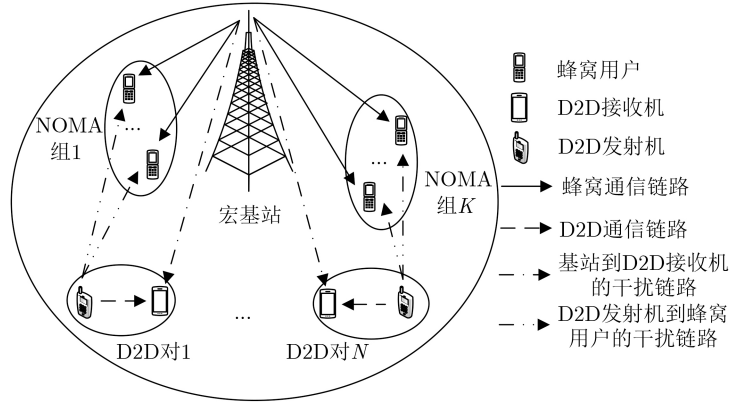


图 1 基于下行NOMA的无线携能D2D通信网络

扰。并且在这种混合网络下，衬底式D2D用户会对占用相同资源块的蜂窝用户造成干扰。因此，第 i 个蜂窝用户的信干噪比为

$$\gamma_i^{k,C} = \frac{p_i^k |h_i^{k,C}|^2}{\sum_{s=i+1}^{M_k} |h_i^{k,C}|^2 p_s^k + \sum_{n=1}^N |g_{n,i}^k|^2 \alpha_n^k q_n^k + \sigma^2} \quad (1)$$

其中， $\alpha_n^k = \{0, 1\}$ 为D2D用户的资源块分配因子。当 $\alpha_n^k = 1$ ，表示D2D用户 n 占用资源块 k ，否则 $\alpha_n^k = 0$ 。根据香农定理，蜂窝用户 i 的数据速率为 $R_i^{k,C} = \log_2(1 + \gamma_i^{k,C})$ 。同时，蜂窝用户 i 解码用户 j 信号的信干噪比可以写作^[4]

$$\gamma_{i \rightarrow j}^{k,C} = \frac{p_j^k |h_i^{k,C}|^2}{\sum_{s=j+1}^{M_k} |h_i^{k,C}|^2 p_s^k + \sum_{n=1}^N |g_{n,i}^k|^2 \alpha_n^k q_n^k + \sigma^2} \quad (2)$$

对于蜂窝用户 j 有 $|h_j^{k,C}| \leq |h_i^{k,C}|$ ，当其解码自身信号时，信干噪比为

$$\gamma_{j \rightarrow j}^{k,C} = \frac{p_j^k |h_j^{k,C}|^2}{\sum_{s=j+1}^{M_k} |h_j^{k,C}|^2 p_s^k + \sum_{n=1}^N |g_{n,j}^k|^2 \alpha_n^k q_n^k + \sigma^2} \quad (3)$$

为了成功执行SIC，蜂窝用户 i 接收到的信干噪比必须不小于用户 j 接收自身信号的信干噪比。即 $\gamma_{i \rightarrow j}^{k,C} \geq \gamma_{j \rightarrow j}^{k,C}$ 。

假设D2D用户 n 与蜂窝用户复用第 k 个资源块，其信干噪比为

$$\gamma_n^k = \frac{\rho_{n,1}^k q_n^k |h_n^k|^2}{\rho_{n,1}^k \left(\sum_{i=1}^{M_k} |g_n^{k,B}|^2 p_i^k + \sum_{d \neq n}^N |g_{d,n}^k|^2 \alpha_d^k q_d^k \right) + \sigma^2} \quad (4)$$

其中， $\rho_{n,1}^k$ 为功率分流系数。将第 n 对D2D链路、基站对D2D用户的干扰链路和D2D用户 d 对D2D用户 n 的干扰链路的信道增益建模为 $h_n^k = H_n^k L_n^k$ ， $g_n^{k,B} = G_n^{k,B} L_n^{k,B}$ 和 $g_{d,n}^k = G_{d,n}^k L_{d,n}^k$ 。其中， H_n^k ， $G_n^{k,B}$ 和 $G_{d,n}^k$ 为瑞利衰落系数， $L_n^k = (d_n^k)^{-\nu}$ ， $L_n^{k,B} = (d_n^{k,B})^{-\nu}$ 和 $L_{d,n}^k = (d_{d,n}^k)^{-\nu}$ ， d_n^k ， $d_n^{k,B}$ 和 $d_{d,n}^k$ 为通信设备间的距离， ν 为路径损耗指数。

由于D2D接收机配有能量收集电路，D2D接收机收集的能量可以描述为

$$E_n = \theta \rho_{n,2}^k \left(\sum_{i=1}^{M_k} |g_n^{k,B}|^2 p_i^k + q_n^k |h_n^k|^2 + \sum_{d \neq n}^N \alpha_d^k q_d^k |g_{d,n}^k|^2 \right) \quad (5)$$

其中， $\rho_{n,2}^k = 1 - \rho_{n,1}^k$ 。从式(5)可以看出，D2D的

表 1 系统参数

参数	含义
N	D2D用户数量
θ	能量收集效率系数
P^{\max}	基站的发射功率
M_k	资源块 k 上的蜂窝用户数量
P_n^{\max}	D2D用户 n 的最大发射功率
h_n^k	D2D用户 n 在资源块 k 上的信道增益
q_n^k	D2D用户 n 在资源块 k 上的发射功率
$h_i^{k,C}$	基站到蜂窝用户 i 在资源块 k 上的信道增益
$g_n^{k,B}$	基站到D2D用户 n 在资源块 k 上的信道增益
K	资源块数量
τ	中断概率门限
M	蜂窝用户总数量
σ^2	接收机的背景噪声功率
P_c^D	D2D用户的电路功率消耗
$R_i^{k,\min}$	蜂窝用户 i 的最小数据速率
p_i^k	基站通过资源块 k 分配给蜂窝用户 i 的发射功率
$g_{n,i}^k$	D2D用户 n 到蜂窝用户 i 在资源块 k 上的信道增益
$g_{d,n}^k$	D2D用户 d 到D2D用户 n 在资源块 k 上的信道增益

接收机收集的能量主要来自D2D链路通信信号、宏基站和其他D2D用户对当前D2D用户的干扰信号。

考虑非完美信道状态下的信道增益, 将信道不确定性建模为加性模型^[4], 不确定性参数可以描述为

$$\left. \begin{aligned} H_n^k &= \bar{H}_n^k + \Delta H_n^k \\ G_n^{k,B} &= \bar{G}_n^{k,B} + \Delta G_n^{k,B} \\ G_{d,n}^k &= \bar{G}_{d,n}^k + \Delta G_{d,n}^k \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

其中, $\bar{H}_n^k \sim \mathcal{CN}(0, 1 - \sigma_1^2)$, $\bar{G}_n^{k,B} \sim \mathcal{CN}(0, 1 - \sigma_2^2)$ 和 $\bar{G}_{d,n}^k \sim \mathcal{CN}(0, 1 - \sigma_3^2)$ 为信道估计值, $\Delta H_n^k \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_1^2)$, $\Delta G_n^{k,B} \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_2^2)$ 和 $\Delta G_{d,n}^k \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_3^2)$ 为信道估计误差。

基于式(6), 将D2D用户 n 的估计数据速率和实际数据速率描述为

$$R_n^k = \sum_{k=1}^K \alpha_n^k \log_2(1 + \bar{\Upsilon}_n^k) \quad (7)$$

$$C_n^k = \sum_{k=1}^K \alpha_n^k \log_2(1 + \Upsilon_n^k) \quad (8)$$

其中,

$$\bar{\Upsilon}_n^k = \frac{\rho_{n,1}^k q_n^k |\bar{h}_n^k|^2}{\rho_{n,1}^k \left(\sum_{i=1}^{M_k} |\bar{g}_n^{k,B}|^2 p_i^k + \sum_{d \neq n}^N |\bar{g}_{d,n}^k|^2 \alpha_d^k q_d^k \right) + \sigma^2}$$

$\bar{h}_n^k = \bar{H}_n^k L_n^k$, $\bar{g}_n^{k,B} = \bar{G}_n^{k,B} L_n^{k,B}$ 和 $\bar{g}_{d,n}^k = \bar{G}_{d,n}^k L_{d,n}^k$ 为信道估计值。

因此, 定义D2D用户的平均中断速率和为

$$\bar{R} = \sum_{n=1}^N R_n^k \Pr[C_n^k \geq R_n^k | \bar{H}_n^k, \bar{G}_n^{k,B}, \bar{G}_{d,n}^k] \quad (9)$$

其中, $\Pr[\cdot]$ 表示D2D用户估计数据速率不大于实际数据速率的概率。

基于上述讨论, 基于能效最大的资源分配问题可以表示为

$$\left. \begin{aligned} & \max_{q_n^k, \alpha_n^k, \rho_{n,1}^k, \rho_{n,2}^k, p_i^k} \frac{\bar{R}}{\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \alpha_n^k q_n^k + N P_c^D - \sum_{n=1}^N E_n} \\ \text{s.t. } & C_1: \Upsilon_{i \rightarrow j}^{k,C} \geq \Upsilon_{j \rightarrow j}^{k,C} \\ & C_2: R_i^{k,C} \geq R_i^{k,\min} \\ & C_3: \Pr[C_n^k \leq R_n^k | \bar{H}_n^k, \bar{G}_n^{k,B}, \bar{G}_{d,n}^k] \leq \tau \\ & C_4: \sum_{k=1}^K \alpha_n^k \leq 1, \alpha_n^k \in \{0, 1\} \\ & C_5: \sum_{k=1}^K \alpha_n^k q_n^k \leq P_n^{\max} \\ & C_6: \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{M_k} p_i^k \leq P^{\max} \\ & C_7: \rho_{n,1}^k + \rho_{n,2}^k = 1, \rho_{n,1}^k \geq 0, \rho_{n,2}^k \geq 0 \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

其中, C_1 为蜂窝用户成功执行SIC的约束, C_2 为蜂窝用户的服务质量约束, C_3 为D2D通信的中断概率约束, C_4 为资源块分配约束, C_5 和 C_6 为发射功率约束, C_7 为功率分流比约束。式(10)是一个存在整数变量的分式规划问题, 难以直接求解。

3 优化问题的转换

3.1 中断概率约束转换

为了将中断概率约束转换为非概率约束形式, 将式(7)和式(8)重新描述为

$$\bar{R}_n^k = \sum_{k=1}^K \alpha_n^k \log_2 \left(1 + \frac{a_n^k}{b_n^k} \right) \quad (11)$$

$$\bar{C}_n^k = \sum_{k=1}^K \alpha_n^k \log_2 \left(1 + \frac{c_n^k}{d_n^k} \right) \quad (12)$$

其中, $a_n^k = \rho_{n,1}^k q_n^k |\bar{h}_n^k|^2$, $b_n^k = \rho_{n,1}^k \left(\sum_{i=1}^{M_k} |\bar{g}_n^{k,B}|^2 p_i^k + \sum_{d \neq n}^N |\bar{g}_{d,n}^k|^2 \alpha_d^k q_d^k \right) + \sigma^2$, $c_n^k = \rho_{n,1}^k q_n^k |h_n^k|^2$, $d_n^k = \rho_{n,1}^k \left(\sum_{i=1}^{M_k} |g_n^{k,B}|^2 p_i^k + \sum_{d \neq n}^N |g_{d,n}^k|^2 \alpha_d^k q_d^k \right) + \sigma^2$ 。基于式(11)和式(12), C_3 等价于 $\Pr \left[\frac{c_n^k}{d_n^k} \leq \frac{a_n^k}{b_n^k} | \bar{H}_n^k, \bar{G}_n^{k,B}, \bar{G}_{d,n}^k \right] \leq \tau$ 。将概率约束松弛表示为

$$\Pr[a_n^k \geq c_n^k | \bar{H}_n^k, \bar{G}_n^{k,B}, \bar{G}_{d,n}^k] = \frac{\tau}{2} \quad (13)$$

$$\Pr[d_n^k \geq b_n^k | \bar{H}_n^k, \bar{G}_n^{k,B}, \bar{G}_{d,n}^k] \leq \frac{\tau}{2} \quad (14)$$

对于式(13), 做出如下推导

$$\begin{aligned} & \Pr[a_n^k \geq c_n^k | \bar{H}_n^k, \bar{G}_n^{k,B}, \bar{G}_{d,n}^k] \\ &= \Pr \left[|H_n^k|^2 \leq \frac{a_n^k}{\rho_{n,1}^k q_n^k (L_n^k)^2} | \bar{H}_n^k, \bar{G}_n^{k,B}, \bar{G}_{d,n}^k \right] \\ &= F_{|H_n^k|^2} \left(\frac{a_n^k}{\rho_{n,1}^k q_n^k (L_n^k)^2} \right) = \frac{\tau}{2} \end{aligned} \quad (15)$$

其中, $|H_n^k|^2 \sim \mathcal{CN}(\bar{H}_n^k, \sigma_1^2)$ 为自由度为2的非中心卡方分布, $F_{|H_n^k|^2}$ 为D2D通信链路功率增益 $|H_n^k|^2$ 的累积分布函数。根据式(15), 可以得到 $a_n^k = F_{|H_n^k|^2}^{-1}(\tau/2) \rho_{n,1}^k q_n^k (L_n^k)^2$ 。其中, $|H_n^k|^2 = |\bar{H}_n^k|^2 + \sigma_1^2$, $F_{|H_n^k|^2}^{-1}$ 为卡方分布的逆累积分布函数。

定义 $I_n^k = \sum_{i=1}^{M_k} |G_n^{k,B}|^2 (L_n^{k,B})^2 p_i^k + \sum_{d \neq n}^N |G_{d,n}^k|^2 (L_{d,n}^k)^2 \alpha_d^k q_d^k$, $|G_n^{k,B}|^2 = |\bar{G}_n^{k,B}|^2 + \sigma_2^2$, $|G_{d,n}^k|^2 = |\bar{G}_{d,n}^k|^2 + \sigma_3^2$ 。对于式(14), 利用马尔可夫不等式进行转换

$$\begin{aligned} & \Pr[d_n^k \geq b_n^k | \bar{H}_n^k, \bar{G}_n^{k,B}, \bar{G}_{d,n}^k] \\ &= \Pr[\rho_{n,1}^k I_n^k \geq b_n^k - \sigma^2 | \bar{H}_n^k, \bar{G}_n^{k,B}, \bar{G}_{d,n}^k] \\ &\leq \frac{E[\rho_{n,1}^k I_n^k]}{b_n^k - \sigma^2} = \frac{\rho_{n,1}^k I_n^k}{b_n^k - \sigma^2} \end{aligned} \quad (16)$$

令 $\frac{\rho_{n,1}^k I_n^k}{b_n^k - \sigma^2} = \frac{\tau}{2}$, 可以得到 $b_n^k = \frac{2}{\tau} \rho_{n,1}^k I_n^k + \sigma^2$ 。

于是, 将 a_n^k 和 b_n^k 代入D2D用户的信干噪比公式得到 $\tilde{\gamma}_n^k = \delta_n^k \rho_{n,1}^k q_n^k / (2\rho_{n,1}^k I_n^k + \tau\sigma^2)$, 其中, $\delta_n^k = \tau F_{|H_n^k|}^{-1}(\tau/2)(L_n^k)^2$; 因为 σ^2 和 τ 都为极小的值, 且 $0 \leq \rho_{n,1}^k \leq 1$ 。因此, $2\rho_{n,1}^k I_n^k + \tau\sigma^2 \leq 2I_n^k$, 可以近似得到信干噪比为 $\hat{\gamma}_n^k = \delta_n^k \rho_{n,1}^k q_n^k / 2I_n^k$ 。根据上述推导, 得到D2D用户 n 的估计数据速率 $\hat{R}_n^k = \sum_{k=1}^K \alpha_n^k \log_2(1 + \delta_n^k \rho_{n,1}^k q_n^k / 2I_n^k)$, 将 \hat{R}_n^k 代入式(9)得到系统的平均中断速率和为

$$\tilde{R} = (1 - \tau) \sum_{n=1}^N \hat{R}_n^k \quad (17)$$

3.2 非凸优化问题转换

对约束条件C₁进行式(18)所示的化简

$$\sum_{n=1}^N \alpha_n^k q_n^k S_n^k \leq \sigma^2 (|h_i^{k,C}|^2 - |h_j^{k,C}|^2) \quad (18)$$

其中, $S_n^k = (|h_j^{k,C}|^2 |g_{n,i}^k|^2 - |h_i^{k,C}|^2 |g_{n,j}^k|^2)$ 。

假设D2D用户 n 与蜂窝用户 i 复用资源块 k , 即 $\alpha_n^k = 1$ 。将约束条件C₂描述为 $p_i^k \geq \vartheta_i \left(\sum_{s=i+1}^{M_k} p_s^k + e_i^k \right)$ 。其中, $\vartheta_i = 2^{R_i^{\min}} - 1$, $e_i^k = \left(\sum_{n=1}^N \alpha_n^k q_n^k |g_{n,i}^k|^2 + \sigma^2 \right) / |h_i^{k,C}|^2$ 。由于式(10)中目标函数随着 p_i^k 的增加而单调递减, 因此, 为了保证蜂窝用户的服务质量并且减小蜂窝通信对D2D通信的干扰, 蜂窝用户最优发射功率 p_i^k 为

$$\bar{p}_i^k = \vartheta_i \left(\sum_{s=i+1}^{M_k} \bar{p}_s^k + e_i^k \right) \quad (19)$$

将式(18)和式(19)代入式(10), 得到式(20)所示的等价优化问题

$$\left. \begin{aligned} & \max_{q_n^k, \alpha_n^k, \rho_{n,1}^k, \rho_{n,2}^k} \tilde{R} / \tilde{P} \\ & \text{s.t. } \bar{C}_1: \sum_{n=1}^N \alpha_n^k q_n^k S_n^k \leq \sigma^2 (|h_i^{k,C}|^2 - |h_j^{k,C}|^2) \\ & \bar{C}_6: \sum_1^K \sum_{i=1}^{M_k} \vartheta_i \left(\sum_{s=i+1}^{M_k} \bar{p}_s^k + e_i^k \right) \leq P^{\max} \\ & C_4, C_5, C_7 \end{aligned} \right\} \quad (20)$$

其中, $\tilde{P} = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \alpha_n^k q_n^k + NP_c^D - \sum_{n=1}^N \hat{E}_n$ 为系统的总能量消耗, 且

$$\begin{aligned} \hat{E}_n = & \theta \rho_{n,2}^k \left(\sum_{i=1}^{M_k} |\bar{G}_n^{k,B}|^2 (L_n^{k,B})^2 \bar{p}_i^k + q_n^k |\bar{H}_n^k|^2 (L_n^k)^2 \right. \\ & \left. + \sum_{d \neq n}^N \alpha_d^k q_d^k |\bar{G}_{d,n}^k|^2 (L_{d,n}^k)^2 \right) \\ & + \theta \rho_{n,2}^k \left(\sum_{i=1}^{M_k} \sigma_2^2 (L_n^{k,B})^2 \bar{p}_i^k + q_n^k \sigma_1^2 (L_n^k)^2 \right. \\ & \left. + \sum_{d \neq n}^N \alpha_d^k q_d^k \sigma_3^2 (L_{d,n}^k)^2 \right) \end{aligned} \quad (21)$$

式(21)中等式右边第1项为收集能量的名义值, 第2项为误差项。当误差项为零时, 即 $H_n^k = \bar{H}_n^k$, $G_n^{k,B} = \bar{G}_n^{k,B}$ 和 $G_{d,n}^k = \bar{G}_{d,n}^k$, 此式等同于式(5)。

由于存在整数变量 α_n^k 及变量耦合形式, 式(20)仍然是一个非凸优化问题。为了便于求解, 将 α_n^k 松弛为区间 $[0, 1]$ 上的连续变量, 并定义 $x_n^k = \alpha_n^k q_n^k$, $T_n^k = \rho_{n,1}^k x_n^k$ 及 $W_n^k = \rho_{n,2}^k q_n^k$ 。利用Dinkelbach方法^[15], 将式(20)重新描述为

$$\left. \begin{aligned} & \max_{x_n^k, \alpha_n^k, T_n^k, W_n^k} (1 - \tau) \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \alpha_n^k \\ & \cdot \log_2 \left(1 + \frac{\delta_n^k T_n^k}{2I_n^k (x_n^k) \alpha_n^k} \right) - \eta \tilde{P}(x_n^k, W_n^k) \\ & \text{s.t. } \bar{C}_1: \sum_{n=1}^N x_n^k S_n^k \leq \sigma^2 (|h_i^{k,C}|^2 - |h_j^{k,C}|^2) \\ & \bar{C}_4: \sum_{k=1}^K \alpha_n^k \leq 1 \\ & \bar{C}_5: \sum_{k=1}^K x_n^k \leq P_n^{\max} \\ & \bar{C}_6: \sum_1^K \sum_{i=1}^{M_k} \vartheta_i \left(\sum_{s=i+1}^{M_k} \bar{p}_s^k + e_i^k \right) \leq P^{\max} \\ & \bar{C}_7: 0 \leq T_n^k \leq x_n^k \end{aligned} \right\} \quad (22)$$

其中, η 为系统总能效。式(22)是一个目标函数为凹函数且包含线性约束条件的凸优化问题, 可以利用拉格朗日对偶理论求得解析解。

3.3 鲁棒资源分配算法设计

定义 $Q = \{\alpha_n^k, x_n^k, T_n^k, W_n^k, \chi^k, \phi_n, \varphi_n, \psi, \lambda_n^k\}$, 式(22)的拉格朗日函数为

$$\begin{aligned}
L(Q) = & (1-\tau) \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \alpha_n^k \log_2 \left(1 + \frac{\delta_n^k T_n^k}{2I_n^k(x_d^k) \alpha_n^k} \right) \\
& - \eta \tilde{P}(x_n^k, W_n^k) + \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \lambda_n^k (x_n^k - T_n^k) \\
& + \sum_{n=1}^N \phi_n (1 - \sum_{k=1}^K \alpha_n^k) + \psi P^{\max} \\
& + \sum_{k=1}^K \chi^k \left(\sigma^2 (|h_i^{k,C}|^2 - |h_j^{k,C}|^2) - \sum_{n=1}^N x_n^k S_n^k \right) \\
& - \psi \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{M_k} \vartheta_i \left(\sum_{s=i+1}^{M_k} \hat{p}_s^k + e_i^k(x_n^k) \right) \\
& + \sum_{n=1}^N \varphi_n \left(P_n^{\max} - \sum_{k=1}^K x_n^k \right) \quad (23)
\end{aligned}$$

其中, $\chi^k, \phi_n, \varphi_n, \lambda_n^k$ 和 ψ 为非负的拉格朗日乘子。拉格朗日函数可以重新描述为

$$\begin{aligned}
L(Q) = & \sum_{n=1}^N L_{nk}(Q) + \sum_{k=1}^K \chi^k \sigma^2 (|h_i^{k,C}|^2 - |h_j^{k,C}|^2) \\
& + \sum_{n=1}^N \phi_n + \sum_{n=1}^N \varphi_n P_n^{\max} + \psi P^{\max} - \eta NP_c^D \\
& - \psi \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{M_k} \vartheta_i \sum_{s=i+1}^{M_k} \hat{p}_s^k \quad (24)
\end{aligned}$$

其中

$$\begin{aligned}
L_{nk}(Q) = & (1-\tau) \alpha_n^k \log_2 \left(1 + \frac{\delta_n^k T_n^k}{2I_n^k(x_d^k) \alpha_n^k} \right) - \eta x_n^k \\
& + \eta \hat{E}_n(W_n^k) - x_n^k S_n^k \chi^k - \phi_n \alpha_n^k \\
& + \lambda_n^k (x_n^k - T_n^k) - \varphi_n x_n^k \\
& - \psi \sum_{i=1}^{M_k} \vartheta_i \left(\frac{x_n^k |g_{n,i}^k|^2 + \sigma^2/N}{|h_i^{k,C}|^2} \right) \quad (25)
\end{aligned}$$

根据KKT条件^[16], 可以得到最优的分配策略

$$T_n^{k*} = \left[\frac{(1-\tau)}{\lambda_n^k \ln 2} - \frac{2I_n^k(x_d^k)}{\delta_n^k} \right]^+ \quad (26)$$

其中, $[x]^+ = \max(0, x)$ 。定义 $Q' = \{\alpha_n^k, x_n^k, W_n^k, \chi^k, \phi_n, \varphi_n, \psi, \lambda_n^k\}$, 将 T_n^{k*} 代入式(25), 得到

$$\begin{aligned}
L'_{nk}(Q') = & (1-\tau) \alpha_n^k \log_2 \left(\frac{\delta_n^k (1-\tau)}{2I_n^k(x_d^k) \lambda_n^k \ln 2} \right) - \eta x_n^k \\
& + \eta \hat{E}_n(W_n^k) - x_n^k S_n^k \chi^k \\
& + \lambda_n^k \left(x_n^k - \frac{(1-\tau)}{\lambda_n^k \ln 2} + \frac{2I_n^k(x_d^k)}{\delta_n^k} \right) - \phi_n \alpha_n^k \\
& - \varphi_n x_n^k - \psi \sum_{i=1}^{M_k} \vartheta_i \left(\frac{x_n^k |g_{n,i}^k|^2 + \sigma^2/N}{|h_i^{k,C}|^2} \right) \quad (27)
\end{aligned}$$

对 x_n^k 求偏导数可以得到 $\partial L'_{nk}/\partial x_n^k = \lambda_n^k - D_n^k$ 。其中, $D_n^k = \eta + \chi^k S_n^k + \varphi_n + \psi \sum_{i=1}^{M_k} \vartheta_i |g_{n,i}^k|^2 / |h_i^{k,C}|^2$ 。利用梯度下降法, 对优化变量进行更新 $x_n^k(l+1) = [x_n^k(l) - \varepsilon_x \times (\partial L'_{nk}/\partial x_n^k)]^+$ 。其中, ε_x 为大于零的步长。

同时, 为了求解最优的资源块分配因子 α_n^k ^[17], 对拉格朗日函数求偏导得到

$$\frac{\partial L'_{nk}}{\partial \alpha_n^k} = i_n^k - \phi_n = \begin{cases} < 0, \alpha_n^k = 0 \\ = 0, 0 < \alpha_n^k < 1 \\ > 0, \alpha_n^k = 1 \end{cases} \quad (28)$$

其中, $i_n^k = (1-\tau) \log_2 \left(\frac{\delta_n^k (1-\tau)}{2I_n^k(x_d^k) \lambda_n^k \ln 2} \right) - q_n^k D_n^k + \lambda_n^k q_n^k$ 。于是, 将第 k 个资源块分配给 i_n^k 最大的 D2D 用户, 即

$$\alpha_n^k = 1 \mid k^* = \max_n i_n^k, \forall n \quad (29)$$

根据 $\rho_{n,1}^k + \rho_{n,2}^k = 1$, $x_n^k = \alpha_n^k q_n^k$ 及 $T_n^k = \rho_{n,1}^k x_n^k$, 可以求得 $\rho_{n,1}^{k*}, \rho_{n,2}^{k*}, q_n^{k*}$ 。同时, 通过梯度下降法对拉格朗日乘子进行更新

$$\phi_n(l+1) = \left[\phi_n(l) - \varepsilon_\phi \times \left(1 - \sum_{k=1}^K \alpha_n^k \right) \right]^+ \quad (30)$$

$$\varphi_n(l+1) = \left[\varphi_n(l) - \varepsilon_\varphi \times \left(P_n^{\max} - \sum_{k=1}^K x_n^k \right) \right]^+ \quad (31)$$

$$\begin{aligned}
\lambda_n^k(l+1) = & \left[\lambda_n^k(l) - \varepsilon_\lambda \times \left(x_n^k - \frac{(1-\tau) \alpha_n^k}{\lambda_n^k \ln 2} \right. \right. \\
& \left. \left. + \frac{2I_n^k(x_d^k) \alpha_n^k}{\delta_n^k} \right) \right]^+ \quad (32)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\chi^k(l+1) = & \left[\chi^k(l) - \varepsilon_\chi \times \left(\sigma^2 (|h_i^{k,C}|^2 - |h_j^{k,C}|^2) \right. \right. \\
& \left. \left. - \sum_{n=1}^N x_n^k S_n^k \right) \right]^+ \quad (33)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\psi(l+1) = & \left[\psi(l) - \varepsilon_\psi \times \left\{ P^{\max} - \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{M_k} \vartheta_i \right. \right. \\
& \left. \left. \cdot \left(\sum_{s=i+1}^{M_k} \hat{p}_s^k + e_i^k(x_n^k) \right) \right\} \right]^+ \quad (34)
\end{aligned}$$

其中, $\varepsilon_\phi, \varepsilon_\varphi, \varepsilon_\chi, \varepsilon_\psi, \varepsilon_\lambda$ 为大于零的步长。鲁棒资源分配算法实施步骤如表2所示。

4 仿真结果与分析

本节对文中所提算法进行仿真分析, 将本文所提算法SREA与基于SWIPT的传统能效算法(SWIPT-based Traditional EE Algorithm, STEA)^[12]、非

表 2 鲁棒资源分配算法

初始化系统参数 $N, M_k, M, K, P_c^D, \sigma^2, \theta, \tau, R_n^{\min}, R_i^{k,\min}, P_n^{\max}, P^{\max}, d$; 给定 $P_n^k, x_n^k, \eta, \rho_{n,1}^k, \rho_{n,2}^k$; 外层迭代次数 $t = 0$; 定义算法收敛精度 ϖ 和 ς , 外层最大迭代次数 T ;

- (1) While $\left| \frac{\tilde{R}(t)}{\tilde{P}(t)} - \eta(t-1) \right| > \varpi$ 和 $t < T$, do
- (2) 初始化迭代步长和拉格朗日乘子, 定义内层最大迭代次数 L , 初始化 $l = 0$;
- (3) While $|q_n^k(l) - q_n^k(l-1)| > \varsigma$ 和 $l < L$, do
- (4) For $m = 1 : 1 : M$
- (5) For $n = 1 : 1 : N$
- (6) For $k = 1 : 1 : K$
- (7) 根据式(26)计算 T_n^k ,更新 x_n^k ;
- (8) 根据式(29)计算 α_n^k ;
- (9) 计算 $\rho_{n,1}^k, \rho_{n,2}^k, q_n^k$ 的最优值;
- (10) 根据式(30)–式(34)更新拉格朗日乘子;
- (11) End For
- (12) End For
- (13) End For
- (14) 更新 $l = l + 1$;
- (15) End While
- (16) 更新 $\eta(t) = \frac{\tilde{R}(t)}{\tilde{P}(t)}, t = t + 1$;
- (17) End While

SWIPT的传统能效算法(Non-SWIPT Traditional EE Algorithm, NSTEA)^[18]以及非SWIPT的能效最大鲁棒算法(Non-SWIPT Robust EE Algorithm, NSREA)^[19]进行对比。假设有一个宏蜂窝小区, 包含9个蜂窝用户。小区半径为500 m。系统资源块数量 $K = 3$, 系统带宽为10 MHz, 且复用同一资源块的蜂窝用户数量为3, 信道模型为 $h = Hd^{-\nu}$, H 为瑞利衰落信道增益, 路径损耗指数为 $\nu = 2$, 背景噪声功率为 $\sigma^2 = 10^{-8}$ W, 宏基站的最大发射功率为5 W, 能量收集效率系数 $\theta = 0.5$ 。

图2给出了算法在D2D接收机到发射机之间不同距离下的收敛情况。D2D用户的数量 $N = 2$, D2D发射机的最大发射功率为250 mW, 中断概率门限为 $\tau = 0.05$, 信道估计误差的方差 $\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \sigma_3^2 = 0.05$ 。从图中可以看出, 在经过约20次迭代后算法取得收敛, 具有较好收敛性能。且D2D发射机到接收机的距离越小, 能效越高。

图3给出了系统总能效在不同D2D用户数量对比下随D2D发射机最大发射功率的变化曲线。从图中可以看出, 随着最大发射功率的增加, 不同D2D用户数量下的总能效都会增加。因为, 更大发射功率门限允许D2D发射机具有更大的发射功率, 从而提高数据速率以及系统能效, 当D2D最大发射功率达到一定值后, 系统总能效趋于收敛。

图4给出了不同中断概率门限下, 系统总能效随D2D用户数量的变化曲线。从图中可以看出, 随着D2D用户数量的增加, 不同中断概率门限下的总

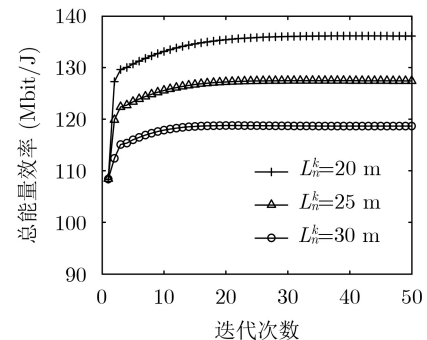


图 2 总能效在不同信道距离下的收敛性能

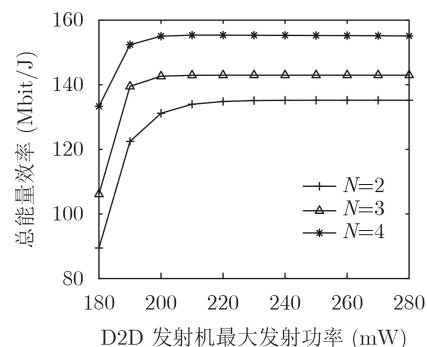


图 3 总能效与D2D发射机最大发射功率的关系

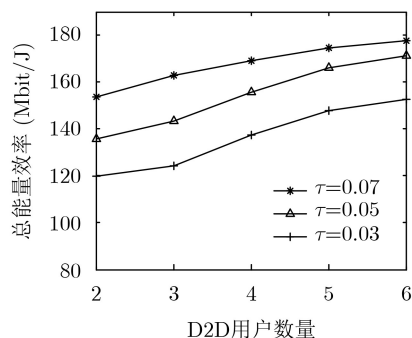


图4 总能效与D2D用户数量在不同中断概率门限下的关系

能效随之增加。当中断概率门限提高时,意味着预期的数据速率提高,D2D发射机通过调节发射功率来提高数据速率以防止中断的发生,因此,当中断概率门限增加时,系统能效随之增加。

图5给出了不同算法下,系统总能效与D2D用户数量的变化曲线。从图中可以看出,随着D2D用户数量的增加,4种算法的系统能效都会随之增加,但是本文提出SREA具有最高的能效,而STEA与NSREA具有近似的能效。其原因为,STEA利用收集射频信号的能量补偿了系统能耗,NSREA通过考虑中断概率约束具有更高的平均数据速率。而NSTEA具有最低的能效。

图6给出了不同信道估计误差的方差下的收敛性能。从图中可以看出,D2D通信链路存在信道估计误差时,系统的能效最低,而其他D2D发射机对此接收机的干扰链路存在估计误差时,系统的能效最高。说明D2D发射机到接收机链路信道估计误差的方差 σ_1^2 对系统能效影响最大,其他干扰链路估计误差的方差对系统能效影响较小。

图7给出了不同算法下,中断概率与D2D通信链路信道估计误差的方差的关系,从图中可以看出,当D2D通信链路信道估计误差的方差 σ_1^2 很小时,实际的信道参数与信道估计值近似,系统中断概率为零。当 σ_1^2 增大,系统的中断概率随之增加。且 σ_2^2 和 σ_3^2 越大,中断概率也越大。相较于STEA,

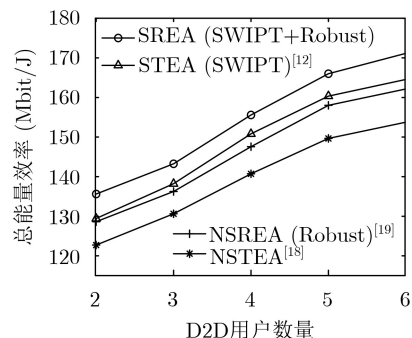


图5 总能效与D2D用户数量在不同算法下的关系

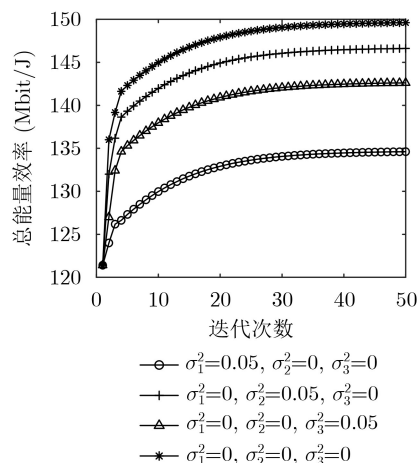


图6 总能效在不同信道估计误差的方差下的收敛性能

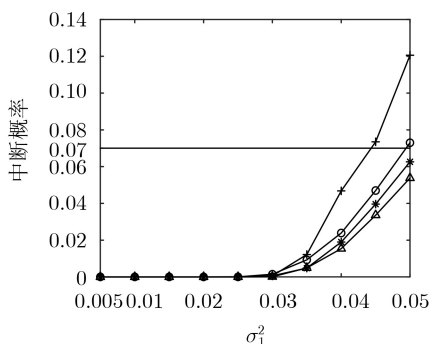


图7 中断概率与信道估计误差的方差的关系

本文提出的SREA中断概率更低且不超过门限值,说明本文算法通过考虑信道参数的不确定性,降低了D2D通信的中断概率,具有很好的鲁棒性能。

5 结论

本文针对基于NOMA的无线携能D2D网络鲁棒能效资源分配问题进行了研究,考虑SIC约束、最大发射功率约束、用户服务质量约束和资源块分配约束,建立基于随机信道不确定性的鲁棒能效最大资源分配模型。利用马尔可夫不等式和卡方分布的性质,将概率约束问题转换为非概率问题,采用Dinkelbach和变量替换方法,将原问题转换为凸优化问题,通过拉格朗日对偶理论求得解析解。仿真结果表明本文算法具有很好的能效性和鲁棒性能。

参考文献

- [1] LEE N, LIN Xingqin, 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. doi: [10.1109/JSAC.2014.2369612](https://doi.org/10.1109/JSAC.2014.2369612).
- [2] PERERA T D P, JAYAKODY D N K, SHARMA S K, *et al.* Simultaneous wireless information and power transfer (SWIPT): Recent advances and future challenges[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2018, 20(1): 264–302. doi: [10.1109/COMST.2017.2783901](https://doi.org/10.1109/COMST.2017.2783901).
- [3] 高东, 梁子林. 基于能量效率的双层非正交多址系统资源优化算法[J]. *电子与信息学报*, 2020, 42(5): 1237–1243. doi: [10.11999/JEIT190048](https://doi.org/10.11999/JEIT190048).
GAO Dong and LIANG Zilin. Energy efficient based resource optimization algorithm for two-tier non-orthogonal multiple access network[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(5): 1237–1243. doi: [10.11999/JEIT190048](https://doi.org/10.11999/JEIT190048).
- [4] PAN Yijin, PAN Cunhua, YANG Zhaohui, *et al.* Resource allocation for D2D communications underlying a NOMA-based cellular network[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2018, 7(1): 130–133. doi: [10.1109/LWC.2017.2759114](https://doi.org/10.1109/LWC.2017.2759114).
- [5] CHEN Jian, JIA Jie, LIU Yuanwei, *et al.* Optimal resource block assignment and power allocation for D2D-enabled NOMA communication[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 90023–90035. doi: [10.1109/ACCESS.2019.2926438](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2926438).
- [6] SALEEM U, JANGSHER S, QURESHI H K, *et al.* Joint subcarrier and power allocation in the energy-harvesting-aided D2D communication[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2018, 14(6): 2608–2617. doi: [10.1109/TII.2018.2794467](https://doi.org/10.1109/TII.2018.2794467).
- [7] DAI Yanpeng, SHENG Min, LIU Junyu, *et al.* Joint mode selection and resource allocation for D2D-enabled NOMA cellular networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(7): 6721–6733. doi: [10.1109/TVT.2019.2916395](https://doi.org/10.1109/TVT.2019.2916395).
- [8] ZHENG Hanyu, HOU Shujuan, LI Hai, *et al.* Power allocation and user clustering for uplink MC-NOMA in D2D underlaid cellular networks[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2018, 7(6): 1030–1033. doi: [10.1109/LWC.2018.2845398](https://doi.org/10.1109/LWC.2018.2845398).
- [9] SUN Huakui, ZHAI Daosen, ZHANG Zhenfeng, *et al.* Channel allocation and power control for device-to-device communications underlying cellular networks incorporated with non-orthogonal multiple access[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 168593–168605. doi: [10.1109/ACCESS.2019.2954467](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2954467).
- [10] ZHAI Daosen, ZHANG Ruonan, WANG Yutong, *et al.* Joint user pairing, mode selection, and power control for D2D-capable cellular networks enhanced by nonorthogonal multiple access[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(5): 8919–8932. doi: [10.1109/JIOT.2019.2924513](https://doi.org/10.1109/JIOT.2019.2924513).
- [11] CHEN Bo, LIU Juan, YANG Xinjie, *et al.* Resource allocation for energy harvesting-powered D2D communications underlying NOMA-based networks[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 61442–61451. doi: [10.1109/ACCESS.2019.2913041](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2913041).
- [12] PEI Lu, YANG Zhaohui, PAN Cunhua, *et al.* Energy-efficient D2D communications underlying NOMA-based networks with energy harvesting[J]. *IEEE Communications Letters*, 2018, 22(5): 914–917. doi: [10.1109/LCOMM.2018.2811782](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2018.2811782).
- [13] 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).
- [14] WANG Xiaoming, ZHENG Fuchun, ZHU Pengcheng, *et al.* Energy-efficient resource allocation in coordinated downlink multicell OFDMA systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(3): 1395–1408. doi: [10.1109/TVT.2015.2413950](https://doi.org/10.1109/TVT.2015.2413950).
- [15] DINKELBACH W. On nonlinear fractional programming[J]. *Management Science*, 1967, 13(7): 492–498. doi: [10.1287/mnsc.13.7.492](https://doi.org/10.1287/mnsc.13.7.492).
- [16] BOYD S and VANDENBERGHE L. *Convex Optimization*[M]. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2004: 61–102.
- [17] 李国权, 徐勇军, 陈前斌. 基于干扰效率多蜂窝异构无线网络最优基站选择及功率分配算法[J]. *电子与信息学报*, 2020, 42(4): 957–964. doi: [10.11999/JEIT190419](https://doi.org/10.11999/JEIT190419).
LI Guoquan, XU Yongjun, and CHEN Qianbin. Interference efficiency-based base station selection and power allocation algorithm for multi-cell heterogeneous wireless networks[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(4): 957–964. doi: [10.11999/JEIT190419](https://doi.org/10.11999/JEIT190419).
- [18] ALEMAISHAT S, SARAEREH O A, KHAN I, *et al.* An efficient resource allocation algorithm for D2D communications based on NOMA[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 120238–120247. doi: [10.1109/ACCESS.2019.2937401](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2937401).
- [19] HAO Yuanyuan, NI Qiang, LI Hai, *et al.* Robust multi-objective optimization for EE-SE tradeoff in D2D communications underlying heterogeneous networks[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2018, 66(10): 4936–4949. doi: [10.1109/TCOMM.2018.2834920](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2018.2834920).
- 徐勇军：男，1986年生，副教授，硕士生导师，研究方向为D2D通信、能量收集、异构无线网络资源分配。
刘子隼：男，1995年生，硕士生，研究方向为D2D通信、鲁棒资源分配。
李国权：男，1980年生，副教授，硕士生导师，研究方向为多蜂窝网络性能分析。
陈前斌：男，1967年生，教授，博士生导师，研究方向为下一代移动通信。
林金朝：男，1966年生，教授，博士生导师，研究方向为无线传输技术、BAN网络与信道处理技术。