

# 基于改进遗传算法的D2D资源分配策略

安浩杰, 彭艺, 刘煜恒, 付晓霞

(昆明理工大学信息工程与自动化学院, 昆明 650500)

**摘要:** 针对D2D(Device to device, D2D)通信技术在蜂窝系统中的资源分配与干扰问题, 提出一种基于改进遗传算法的D2D资源分配策略。首先, 确定保证蜂窝用户和D2D用户通信质量的功率范围, 然后提出一种改进的遗传算法来确定D2D的最佳发射功率, 最大化系统吞吐量。该算法在保证蜂窝系统服务质量(Quality-of-service, QoS)的同时, 让交叉算子和变异算子随进化代数进行自适应变化, 从而达到全局最优。仿真结果表明, 本文所提算法可有效提升系统吞吐量并提高D2D用户的信道利用率。

**关键词:** D2D通信; 资源分配; 遗传算法; 吞吐量

**中图分类号:** TP929.5      **文献标志码:** A

## D2D Resource Allocation Strategy Based on Improved Genetic Algorithm

AN Haojie, PENG Yi, LIU Yuheng, FU Xiaoxia

(Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of resource allocation and interference of D2D (Device to device) communication technology in cellular system, a D2D resource allocation strategy based on the improved genetic algorithm is proposed. Firstly, the power range to ensure the communication quality between cellular users and D2D users is determined, and then an improved genetic algorithm is proposed to determine the optimal transmit power of D2D to maximize the system throughput. The algorithm guarantees the quality-of-service (QoS) of cellular system, and makes crossover operator and mutation operator change adaptively with evolution algebra, so as to achieve the global optimization. Simulation results show that the proposed algorithm can effectively improve system throughput and channel utilization of D2D users.

**Key words:** D2D communication; resource allocation; genetic algorithm; throughput

## 引言

近年来, 随着智能设备的发展以及5G时代的到来, 用户对网络的速度和容量的要求也随之增高, 从而对频谱资源的需求也越来越高。但是传统的蜂窝系统不允许终端设备直接通信, 所有的通信数据都要经过蜂窝网络转发, 效率和资源利用率都不高, 已经无法满足用户日益增长的需求。D2D(Device

to device)通信作为一种终端直通手段开始受到广泛的关注<sup>[1-3]</sup>。D2D技术不需要经过基站转发就能够实现距离较近的两个用户直接进行信息交换,因此有效地提高了通信效率、资源的使用效率以及系统吞吐量。D2D通信按照其复用蜂窝系统资源的方式可以分为正交通信和非正交通信两种模式。正交通信模式中蜂窝用户(Cellular-users, CU)设备与D2D设备频谱是正交的<sup>[4-7]</sup>,工作在此模式下的用户不会产生干扰,但是这种模式的资源利用率较低。非正交通信模式中CU设备与D2D用户的频谱是非正交的,这种模式下资源使用效率较高,但是由于D2D用户的位置是随机的并且在复用蜂窝系统资源的同时会带来严重的干扰<sup>[8-11]</sup>。因此干扰控制是D2D通信中的重要研究方向,而系统内的干扰和D2D的功率息息相关,因此可以通过调节发射功率来限制干扰<sup>[12]</sup>。

D2D用户的功率控制问题一直是近年来的研究热点。文献[13]提出一种启发式算法,当D2D和CU进行信道分配时,会优先满足CU的需要;文献[14]更进一步地对D2D的接入率同各设备之间信道增益的联系进行了分析,并提出了一种基于贪婪思想的启发式资源分配方法,提高了D2D的接入率及系统吞吐量;文献[15]把智能化算法即Q学习应用到D2D资源分配中,提出一种基于Q学习的联合资源分配和功率控制算法,把D2D发射端的功率控制问题转化为Q学习问题。在学习过程中,不断地动态调整发射功率,在保证服务质量(Quality-of-service, QoS)的同时最大化系统吞吐量;文献[16]在兼顾系统吞吐量和D2D对之间互相干扰的情况下,为了控制D2D用户的功率,提出了一种干扰避免与资源管理算法。以上所述文献能从不同方向解决D2D的资源分配问题,但是一般考虑的是CU和D2D只能一对一进行资源复用,这样就对D2D技术的发展有了局限性,没有使系统性能最大化。

因此,本文在当前研究的基础上,对于一个CU的信道资源可以与多个D2D对共用的通信场景,提出一种基于改进自适应遗传算法的资源分配策略。首先计算出能够保证用户QoS的D2D设备的发射功率,然后再利用改进的遗传算法根据适应度条件对这个范围内的候选功率进行测算,根据适应度进行取舍,从而选择出最优的发射功率。仿真结果表明,改进后的遗传算法相对于改进之前的标准遗传算法其信道利用率提高了大约14%。

## 1 系统模型及问题描述

### 1.1 系统模型

本文研究的是蜂窝小区场景下的D2D通信资源分配问题,图1为系统模型。由于D2D用户复用的是CU的上行链路资源,假设当前整个系统处于全负载状态,即所有的资源均被CU占用,且各个CU占用的资源相互正交不存在干扰。假设整个系统中的信道数为 $N$ ,每个CU占有一个信道即CU的数目依然是 $N$ ,同时还有 $M$ 对D2D用户。用集合 $C = \{1, 2, \dots, N\}$ ,  $D = \{1, 2, \dots, M\}$ 分别表示CU集合和D2D用户集合,其中一个D2D对包含一个发射端和一个接收端。

根据文献[17], $CU_i$ 和D2D用户 $j$ 的路径损耗(Path-loss, PL)分别为

$$PL_i = 35.24 + 35 \lg d_i + 30 \lg f \quad (1)$$

$$PL_j = 38.47 + 20 \lg d_j + 26 \lg (f/0.5) \quad (2)$$

式中: $d_i$ 表示CU到基站的距离, $d_j$ 表示D2D对之间的距离, $f$ 表示系统的载波频率。

由文献[18]可以得知,信道增益是由路径损耗、多径衰落带来的快衰落以及阴影衰落带来的慢衰落构成。由此可知,信道增益为

$$G = \Gamma \mu \xi d^{-\tau} \quad (3)$$

式中: $\Gamma$ 为路径损耗常数, $\mu$ 为快衰落增益因子, $\xi$ 为慢衰落增益因子, $d$ 为距离, $\tau$ 为路径损耗指数。

因为一个资源可能被多个D2D用户复用,所以CU就会受到复用相同频谱资源的D2D用户的干

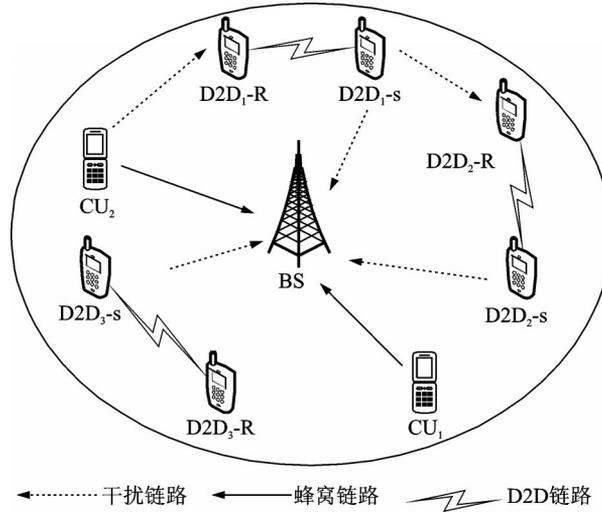


图1 系统模型

Fig.1 System model

扰,把 $\beta_{j,i}$ 作为复用指示因子,当D2D用户 $j$ 复用 $CU_i$ 的频谱资源时 $\beta_{j,i}$ 为1,否则 $\beta_{j,i}$ 为0。因此 $CU_i$ 的SINR( $\gamma_{i,j}^C$ )表示为

$$\gamma_{i,j}^C = \frac{P_C G_{i,B}}{\sum_{j=1}^M \beta_{j,i} P_j^D G_{j,B} + \sigma_N^2} \geq \gamma_{i,\min}^C \quad (4)$$

式中: $P_C$ 表示 $CU$ 的传输功率,为固定值; $P_j^D$ 表示D2D用户复用 $CU$ 信道资源时的传输功率; $G_{i,B}, G_{j,B}$ 分别表示 $CU$ 到 $BS$ 的信道增益和D2D对发射端到 $BS$ 的信道增益; $\sigma_N^2$ 表示噪声功率, $\gamma_{i,\min}^C$ 表示满足 $CU_i$ 通信服务质量的最小SINR。

D2D用户 $j$ 在被复用的 $CU_i$ 信道资源上的SINR为

$$\gamma_{j,i}^D = \frac{P_j^D G_{j_s,j_r}}{\sum_{i=1}^N P_C G_{i,j_s} + \sum_{l=1, l \neq j}^M P_l^D G_{l_s,j_r} + \sigma_N^2} \quad (5)$$

式中: $G_{j_s,j_r}$ 表示D2D用户 $j$ 的发射端到接收端的信道增益, $G_{i,j_s}$ 表示 $CU_i$ 到D2D用户 $j$ 接收端的信道增益, $G_{l_s,j_r}$ 表示D2D用户 $l$ 发射端到D2D用户 $j$ 接收端的信道增益。

由香农公式可知, $CU_i$ 和D2D用户 $j$ 的传输速率(单位:bit/s)分别为

$$R_i^C = B \log_2(1 + \gamma_i^C) \quad (6)$$

$$R_j^D = B \sum_{i=1}^N \beta_{j,i} \log_2(1 + \gamma_{j,i}^D) \quad (7)$$

### 1.2 问题描述

若满足式(4)的条件则 $\beta_{j,i}$ 为1,根据式(4)此时D2D的最小发射功率应该满足

$$P_{j,\min}^D = \frac{P_C G_{i,B} - \gamma_{i,\min}^C \sigma_N^2}{\gamma_{i,\min}^C G_{j_s,B}} \quad (8)$$

在对功率进行限制之后假设 $CU$ 的信道资源都已经确定,在保证其QoS的条件下,将最大化系统吞

吐量作为目标函数为D2D用户分配信道资源。根据式(6)和式(7),则目标函数与约束条件分别为

$$T_{\text{total}} = \max_{\beta_{j,i} \in (1,0], i \in C, j \in D} \left( \sum_{i=1}^N R_i^C + \sum_{j=1}^M R_j^D \right) \quad (9)$$

$$\text{s.t. } \gamma_i^C \geq \gamma_{i,\min}^C \quad \forall i \in C \quad (10)$$

$$P_{j,\min}^D \leq P_j^D \leq P_{\max}^D \quad \forall j \in D \quad (11)$$

$$\sum_{i \in C} \beta_{j,i} \leq 1 \quad \forall i \in C, \forall j \in D \quad (12)$$

$$\beta_{j,i} \in \{0, 1\} \quad \forall i \in C, \forall j \in D \quad (13)$$

式中: $P_{\max}$ 表示D2D的最大发射功率, $\gamma_{i,\min}^C$ 表示满足CU<sub>i</sub>通信服务质量的最小SINR, $P_{\max}^D$ 表示D2D的传输功率限制。其中,式(9)为最大化系统吞吐量的表达式,式(11)表示D2D的传输功率不应该超出限制阈值,式(12)表示一个D2D用户只能复用一個CU的资源,并且一个CU的资源可以被多个D2D复用。由式(9~12)可知,本文定义的目标函数和其约束条件属于混合整数非线性规划问题(Mixed-integer-non-linear-problem, MINLP)。

## 2 改进的自适应遗传算法

然而MINLP问题用一般的方法很难求得最优解,而标准遗传算法通过二进制编码寻找最优解,易陷入部分最优,并且存在算法搜索速度较慢、易早熟等缺点。采用实数方式进行编码的遗传算法能直接搜索解空间,与二进制编码相比更加的快速和准确,因此本文首先采用实数编码的方法,改进了交叉算子和遗传算子的计算方法,并引进精英保存方案避免破坏已经产生的较好个体,在整个限制区域内搜索最优解并确定D2D的最优发射功率。

其次,标准遗传算法中的交叉和变异算子均采用固定值。交叉率越大,进化速度越快,但是进化速度过快很容易把进化时产生的较好个体给破坏掉,容易让算法局部收敛;反之,交叉率越小,又会导致进化搜索过程缓慢甚至停滞。若变异率取值较大,就会使遗传算法变成随机算法,从而使得结果无法达到全局收敛;如果取值较小,就会使得种群产生全新个体的几率变小。因此,对于这两个算子的取值一定要符合进化的实际要求,标准遗传算法的交叉率一般取值在0.4~0.99这个范围内,变异率的取值在0.001~0.2范围内。针对交叉率和变异率的取值问题,本文结合改进粒子群算法中基于非线性动态的惯性权重策略对交叉率进行改进,改进的动态自适应交叉率 $P_c$ 的表达式为

$$P_c = P_{\min}^c + (P_{\max}^c - P_{\min}^c) \times e^{-k \times (t/T)^2} \quad (14)$$

式中: $P_{\min}^c$ 为交叉率最小值,本文取为0.6; $P_{\max}^c$ 为最大值,取为0.85; $t$ 为当前迭代次数; $T$ 为最大进化代数; $k$ 为控制因子,目的是为了控制 $P_c$ 与 $t$ 曲线的平滑度,本文取 $k$ 为4。改进后的交叉率变化趋势如图2所示,在进化初期赋予 $P_c$ 较大的值可以促进适应度低的个体进一步变优,整体来看, $P_c$ 取值随着迭代次数 $t$ 的增加呈现出缓慢减小的趋势,但是降低速度不易过快,否则进化会容易停滞,在进化后期对于高适应度的个体要使用较低的交叉率,避免破坏最佳个体。

对于变异率,本文结合改进粒子群算法中基于反余弦策略的非线性学习因子思想来对变异率进行改进<sup>[19]</sup>,改进的动态自适应变异率 $P_m$ 的表达式为

$$P_m = P_{\max}^m + (P_{\max}^m - P_{\min}^m) \times \left( 1 - \arccos(-2 \times \frac{t}{T} + 1) / \pi \right) \quad (15)$$

式中: $P_{\max}^m$ 为变异率的最大值,取为0.1; $P_{\min}^m$ 为最小值,取为0.01。在进化初期,适应度高的个体应该给予一个相对大的变异率,适应度低的个体变异率在短时间内快速增加,这样在前期可以促进交叉个体快速变优。进化后期,应该给所有个体比较高的变异率,来增强个体的局部搜索能力,避免早熟,更好地寻找全局最优解。 $P_m$ 随着迭代次数 $t$ 的变化曲线如图2所示。

由图2可知,本文设计的自适应交叉率和变异率均满足要求。而文中所说的精英保留方案其实就是择优而取即将每一轮新产生的高适应度个体同上一轮的高适应度个体进行比较,观察二者的适应值高低,若上一轮的适应值更高,则用上一轮的高适应度个体随机替换新一轮中的低适应度个体。精英保留使得最优个体免受遗传操作的破坏。因此,精英保留方案是保证算法收敛的重要方法。

综上所述,本文设计算法的计算流程如图3所示。

### 3 仿真结果及性能分析

#### 3.1 仿真参数

为验证本文提出算法的有效性,使用MATLAB进行仿真分析。本次仿真的蜂窝系统设为半径500 m的正六边形区域,系统中CU和D2D随机分布于其中,其中为了保证QoS,D2D对之间的距离限制在50 m内。主要的仿真参数如表1所示。

#### 3.2 复杂度和仿真结果分析

##### 3.2.1 复杂度分析

除系统性能外,算法的复杂度也是体现算法优劣的重要指标。在此,分析改进的自适应遗传算法对整体复杂度的影响。假设种群大小为 $N$ ,迭代 $T$ 次,并且计算适应值所需的时间复杂度是 $O(t)$ ,那么改进的自适应遗传算法的时间复杂度就是 $O(N \times T \times t)$ 。由于算法只是改进了交叉和变异两个算子,因此与标准遗传算法相比,需要相同的复杂度。虽然和标准遗传算法相比,本文算法的复杂度没有降低,但是系统性能得到了优化,因此优于标准遗传算法。

##### 3.2.2 仿真结果

为了验证本文算法的性能,在仿真参数设置相同的前提下,将本文所提算法与以下3种算法的性能进行了比较:改进之前的标准遗传算法以及两种经典算法即文献[9]提出的启

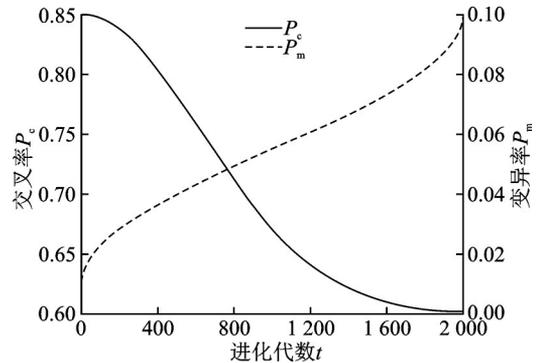


图2 自适应交叉率和变异率

Fig.2 Adaptive crossover rate and mutation rate

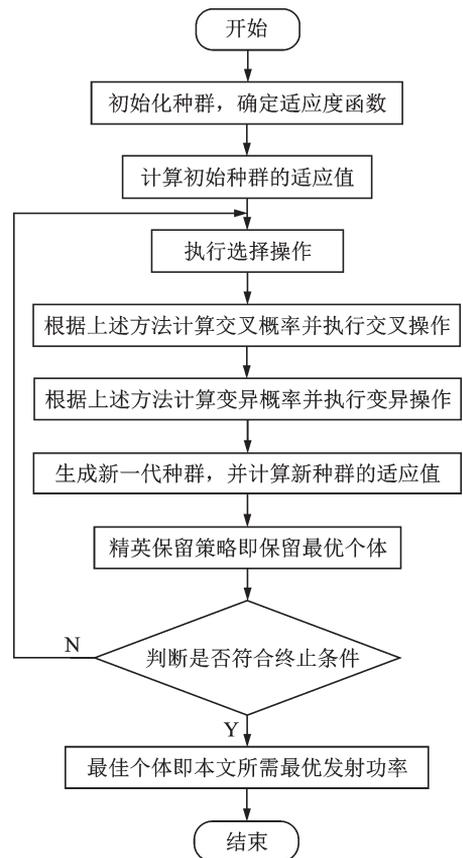


图3 自适应遗传算法流程图

Fig.3 Flow chart of adaptive genetic algorithm

表1 主要仿真参数

Table 1 Main simulation parameters

参数	参数值
BS通信半径/m	500
D2D用户最大距离/m	50
蜂窝用户数	50
D2D对数	20
D2D的最大发射功率/dBm	10
蜂窝用户的传输功率/dBm	23
噪声功率/(dBm·Hz <sup>-1</sup> )	-174
系统带宽/kHz	180
路径损耗指数	4
蜂窝用户的最小SINR/dB	10
D2D用户的最小SINR/dB	10
多径衰落	单位均值的指数分布
阴影衰落	均值为0,方差为8的正态分布

发式算法和随机算法。为了便于比较本文将对比算法进行了多对一情况下的仿真。随机算法就是将D2D发射功率在不超过最大值的前提下随机选择。

在不同的D2D对数条件下,其信道利用率的变化曲线如图4所示。由图可见随着D2D对的增加,系统的信道利用率呈下降趋势,这是因为随着D2D对数的增加D2D对以及CU和D2D之间的干扰越来越复杂,从而导致信道利用率下降。在相同条件下,本文算法分别比标准遗传算法、启发式算法和随机算法的信道利用率提高了14%、19%、27%。

对于不同的D2D用户数目,4种算法的D2D资源分配策略的系统吞吐量变化曲线如图5所示。图5描述的是当CU的数量是50的时候,4种算法的系统吞吐量随着D2D对数量不断增加的变化趋势。并且因为4种算法都能实现多个D2D用户复用同一个频谱资源,因此随着D2D对数量的增加,系统吞吐量也随之不断增加。但是当D2D对的数量超过10之后,吞吐量的增加速度就逐渐降低,这是因为随着用户数目的增多,系统内的干扰也在增加,因此增长趋势逐渐放缓。

为了测试本文方案下的D2D用户的通信质量,采用累计分布函数图描述4种资源分配算法的系统吞吐量的分布情况。4种资源管理方案下D2D用户的系统吞吐量累计分布函数图的变化趋势如图6所示,从图6中的曲线趋势可以看出本文算法在取同一CDF的情况下系统吞吐量明显优于另外3种算法的系统吞吐量,说明系统性能得到了提高。

综上所述,本文所提改进的遗传算法能够解决标准遗传算法搜索速度慢、易早熟以及容易陷入局部最优解等问题,能够有效提升系统性能。

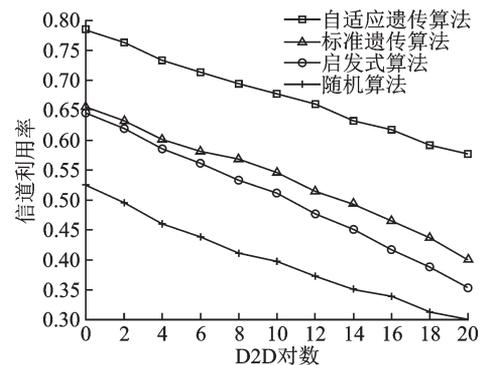


图4 信道利用率变化曲线

Fig.4 Channel utilization curves

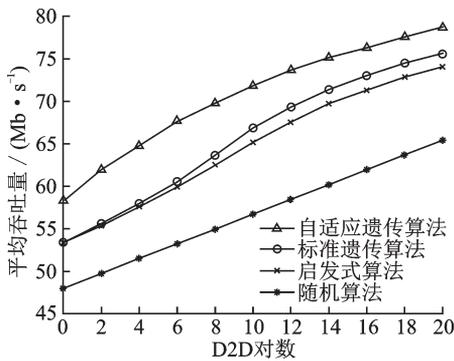


图5 系统吞吐量变化曲线

Fig.5 System throughput change curves

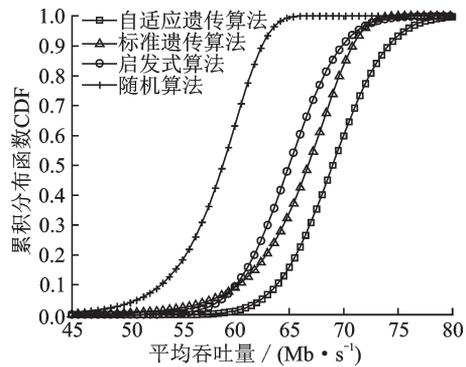


图6 系统平均吞吐量的累积分布函数

Fig.6 Cumulative distribution function of the average throughput of the system

## 4 结束语

本文针对D2D用户在复用蜂窝系统资源时带来的干扰和资源分配问题,提出一种基于改进自适应遗传算法的资源分配策略,该方案在保证QoS的条件下通过寻找D2D用户的最优发射功率,达到降低系统干扰和吞吐量最大化的目的。因为本文是针对多个D2D用户能复用同一CU资源的情况下对比以往的CU与单个D2D对共享资源的情况,资源利用率得到了提升。并且在与其他3种优化方法进行对比测试后,由仿真结果可以看出本文算法明显优于对比算法,能有效地提高信道利用率和系统吞吐量。

### 参考文献:

- [1] AGIWAL M, ROY A, SAXENA N. Next generation 5G wireless networks: A comprehensive survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2016, 18(3): 1617-1655.
- [2] MISHRA P K, PANDEY S, BISWASH S K. Efficient resource management by exploiting D2D communication for 5G networks[J]. IEEE Access, 2017, 4(99): 9910-9922.
- [3] CICALÒ S, TRALLI V. QoS-aware admission control and resource allocation for D2D communications underlying cellular networks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 8(17): 5256-5269.
- [4] WANG X F, ZHANG Y H, LEUNG V C M, et al. D2D big data: Content deliveries over wireless device-to-device sharing in large scale mobile networks[J]. IEEE Wireless Communications, 2018, 25(1): 32-38.
- [5] WANG L, TANG H, WU H Q, et al. Resource allocation for D2D communications underlay in rayleigh fading channels[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(2): 1159-1170.
- [6] DOMINIC S, JACOB L K. Distributed resource allocation for D2D communications under laying cellular networks in time-varying environment[J]. IEEE Communications Letters, 2018, 22(2): 388-391.
- [7] FENG D, LU L, WU Y Y, et al. Device-to-device communications underlying cellular networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2013, 61(8): 3541-3551.
- [8] JANG S J, HAN C H, LEE K W E, et al. Reinforcement learning-based dynamic band and channel selection in cognitive radio ad-hoc networks[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2019(1): 1-25.
- [9] HASSAN M Y, HUSSAIN F, HOSSEN M S, et al. An online resource allocation algorithm to minimize system interference for inband underlay D2D communications[J]. International Journal of Communication Systems, 2019, 32(13): 1-15.
- [10] WU Dapeng, WU Jiaxing, WANG Honggang, et al. User satisfaction-aware resource allocation for D2D enhanced

- communication[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 528-539.
- [11] XU Jun, GUO Chengcheng. Resource allocation for real-time D2D communications underlying cellular networks[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2019, 18(4): 960-973.
- [12] 王玉玺, 刘娅璇, 徐嘉懿, 等. 基于蜂窝网络的D2D通信传输模式选择方案[J]. *数据采集与处理*, 2019, 34(6): 1061-1070.  
WANG Yuxi, LIU Yaxuan, XU Jiayi, et al. D2D communication transmission mode selection scheme based on cellular network [J]. *Data Acquisition and Processing*, 2019, 34(6): 1061-1070.
- [13] XU Y F, YIN R, HAN T, et al. Dynamic resource allocation for device-to-device communication underlying cellular networks[J]. *International Journal of Communication Systems*, 2014, 27(10): 2408-2425.
- [14] WANG Xianxian, LYU Shaobo, WANG Xing, et al. Greedy heuristic resource allocation algorithm for device-to-device aided cellular systems with system level simulations[J]. *Transactions on Internet and Information Systems*, 2018, 12(4): 1415-1435.
- [15] 王倩, 聂秀山, 耿蕾蕾, 等. D2D通信中基于Q学习的联合资源分配与功率控制算法[J]. *南京大学学报(自然科学)*, 2018, 54(6): 1183-1192.  
WANG Qian, NIE Xiushan, GENG Leilei, et al. Joint resource allocation and power control strategy based on Q-learning method in cellular D2D network[J]. *Journal of Nanjing University (Natural Science)*, 2018, 54(6): 1183-1192.
- [16] ZHANG Wei, HE Wanbing, WU Dan, et al. Joint mode selection, link allocation and power control in underlying D2D communication[J]. *Transactions on Internet and Information Systems*, 2016, 10(11): 5209-5228.
- [17] MIN H, SEO W, LEE J, et al. Reliability improvement using receive mode selection in the device-to-device uplink period underlying cellular networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2011, 2(10): 413-418.
- [18] 范康康, 董颖, 钱志鸿, 等. D2D通信的干扰控制和资源分配算法研究[J]. *通信学报*, 2018, 39(11): 198-206.  
FAN Kangkang, DONG Ying, QIAN Zhihong, et al. Research on interference control and resource allocation algorithm of D2D communication[J]. *Journal of Communication*, 2018, 39(11): 198-206.
- [19] 白晓波, 吉晓民, 胡刚. 多工况条件下滚针轴承的改进粒子群优化方法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2014, 26(10): 1900-1908.  
BAI Xiaobo, JI Xiaomin, HU Gang. Improved particle swarm optimization method for needle roller bearing under multiple working conditions[J]. *Journal of Computer Aided Design and Graphics*, 2014, 26(10): 1900-1908.

#### 作者简介:



安浩杰(1996-),男,硕士研究生,研究方向:无线通信, E-mail: 2807645658@qq.com。



彭艺(1975-),通信作者,女,博士,副教授,研究方向:无线通信。



刘煜恒(1995-),男,硕士研究生,研究方向:无线通信。



付晓霞(1994-),女,硕士研究生,研究方向:无线通信。

(编辑:夏道家)