

异构网络中基于吞吐量优化的资源分配机制

张绘娟 张达敏 闫 威 陈忠云 辛梓芸

(贵州大学大数据与信息工程学院 贵阳 550025)

摘 要 针对异构蜂窝网络中 D2D(Device-to-Device)通信用户复用蜂窝用户上行信道产生的干扰问题和频谱资源分配优化问题,提出一种基于改进粒子群算法的 D2D 通信资源分配算法,并将该算法与改进的闭环功率控制算法相结合进行资源管理。此方案通过设置信干噪比(Signal-to-Interference Noise Ratio,SINR)门限值来保证用户的通信服务质量(Quality of Service,QoS),使用改进粒子群算法为 D2D 用户进行资源分配后,再通过基于接收信干噪比的闭环功率控制算法动态调整用户的发射功率,以减少干扰。仿真结果表明,该方案能够有效抑制异构通信系统中由于引入 D2D 用户导致的干扰问题,并提高频谱资源的利用率和系统的吞吐量。

关键词 异构网络,D2D 通信,粒子群优化算法,资源分配,闭环功率控制

中图法分类号 TP393 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/jsjcx.180901787

Throughput Optimization Based Resource Allocation Mechanism in Heterogeneous Networks

ZHANG Hui-juan ZHANG Da-min YAN Wei CHEN Zhong-yun XIN Zi-yun

(College of Big Data and Information Engineering,Guizhou University,Guiyang 550025,China)

Abstract Aiming at the problem of interference and spectrum resource allocation optimization caused by D2D (Device-to-Device)communication multiplexing uplink channel of heterogeneous cellular networks,this paper proposed a resource allocation scheme based on improved particle swarm optimization algorithm,and combined the proposed algorithm with the improved closed-loop power control algorithm for resource management. This scheme ensures user's Quality of Service (QoS) by setting the Signal-to-Interference Noise Ratio (SINR) threshold. After the resource allocation is performed for the D2D user by using the improved particle swarm optimization algorithm,the user's transmit power is dynamically adjusted by the closed-loop power control algorithm based on the received signal-to-interference noise ratio to reduce interference. Simulation results show that the proposed scheme can effectively suppress the interference problems caused by the introduction of D2D users in heterogeneous communication systems,and improve the utilization of spectrumand the throughput of the system.

Keywords Heterogeneous network,D2D communication,Particle swarm optimization,Resource allocation,Closed-loop power control

为了进一步解决频谱资源严重短缺的问题,D2D 通信技术被提出,该技术允许近距离的 D2D 用户直接进行通信。因此,与传统的蜂窝通信相比,D2D 通信有更小的通信延迟,能够通过复用蜂窝用户的频谱资源来提高频谱的利用率。当前,异构蜂窝网络中 D2D 通信资源分配方案的研究已成为 5G 通信领域中的一个研究热点^[1-12]。由于 D2D 用户复用蜂窝频谱资源时,会在蜂窝通信和 D2D 通信中产生较严重的干扰^[13-15],因此目前大量研究工作采用资源分配与功率控制的联合方案来降低干扰^[16-18]。文献[16]提出了基于用户分组的功率控制算法,在部分功率控制算法的基础上,该算法根据路径损耗将用户区分为小区中心用户组和小区边缘用户组,采用传统的轮询算法为 D2D 用户分配信道资源,但仿真效果并不理想。文献[17]提出了粒子群算法的 D2D 资源分配机制,其对传统的粒子群算法进行优化后,合理地地为每对 D2D 用户分配频谱资源,但未考虑引入 D2D 用户后系统中存在的干扰问题。针对 D2D 用户的通信问题,文献[18]提出了基于 Q 学习的功率控制算法,并采用改进后的功率控制算法动态调整用户的发射功率,但未考虑路径损耗补偿因子对系统整体性能的影响。文献[19]提出了基于改进比例公平算法的资源分配方案,并通过不同干扰协调技术来缓解异构网络中存在的干扰问题,但从仿真效果可知,系统的吞吐量并未得到一定的优化。文献[20]提出一种基于混合粒子群遗传算法的资源分配策略,但其未对 D2D 用户带来的干扰问题进行分析。文献[21]提出了一种基于粒子群算法的联合功率控制和资源分配

到稿日期:2018-09-22 返修日期:2019-01-24 本文受贵州省自然科学基金项目(黔科合基础[2017]1047 号)资助。
张绘娟(1994—),女,硕士生,主要研究方向为网络通信、优化计算;张达敏(1967—),男,博士,教授,主要研究方向为网络通信、网络拥塞控制, E-mail:1203813362@qq.com(通信作者);闫 威(1993—),男,硕士生,主要研究方向为网络通信、优化计算;陈忠云(1989—),男,硕士生,主要研究方向为网络通信、优化计算;辛梓芸(1994—),女,硕士生,主要研究方向为网络通信、优化计算。

的策略,其以最大化系统吞吐量为目标,但未对粒子群算法进行优化,因此收敛速度和全局搜索能力不理想。本文针对文献[16-21]存在的不足之处进行改进,提出了一种在异构蜂窝网络中基于改进粒子群算法和资源分配策略的闭环功率控制算法。仿真结果表明,本文提出的方案在保证蜂窝用户的通信服务质量的前提下,能够有效减小系统中存在的干扰问题,提高信道资源利用率并最大化系统吞吐量。

1 系统模型和问题规划

1.1 系统模型

本文研究的是 D2D 用户复用异构蜂窝网络上行链路信道的资源分配问题。假设信道总数为 N ,微蜂窝用户数为 L ,宏蜂窝用户数为 J ,D2D 用户对数为 I 。一个宏蜂窝用户信道只能被一个微蜂窝用户和一个 D2D 用户复用,同时一个微蜂窝用户或者 D2D 用户只能复用一个信道资源。如图 1 所示,异构蜂窝网络中有 3 种通信模式的用户和 2 种类型的基站,微蜂窝用户通过微基站进行通信,宏基站位于小区中心,所有用户都随机且均匀地分布在小区中。各基站可以获取各个通信链路的信道状态信息,集合 $A = \{1, 2, \dots, L\}$, $B = \{1, 2, \dots, J\}$, $C = \{1, 2, \dots, I\}$ 分别代表微蜂窝用户集合、宏蜂窝用户集合和 D2D 用户集合。

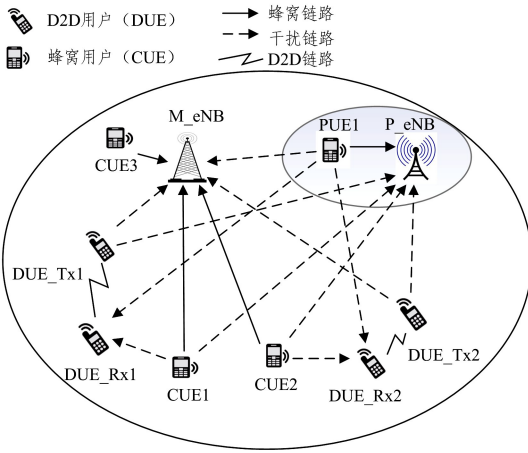


图 1 异构蜂窝网络的通信系统模型

Fig. 1 Communication system model in heterogeneous cellular network

根据文献[22],D2D 用户 i 和蜂窝用户 j 的路径损耗模型分别为:

$$PL_i = 38.47 + 20 * \log_{10}(d(i)) + 30 \log_{10}(f_c) \quad (1)$$

$$PL_j = 35.24 + 35 * \log_{10}(d(j)) + 26 \log_{10}(f_c/5.0) \quad (2)$$

其中, $d(i)$ 是 D2D 用户之间的距离, $d(j)$ 是蜂窝用户到基站的距离(单位是 m), f_c 是系统的载波频率(单位是 GHz)。

信道增益由路径损耗和快慢衰落构成。信道增益可以表示为:

$$g = K\beta\zeta d^{-\alpha} \quad (3)$$

其中, K 为常数,取值为 631,它由系统的相关参数来确定; β 为快衰落增益,服从 $\lambda=1$ 的指数分布; ζ 为对数正态分布的慢衰落增益; α 为衰落指数。

为了进一步研究干扰的严重情况,首先假设 N 个信道资源全部被 J 个宏蜂窝用户占用,每个宏蜂窝只能占用一个信

道,则 $J=N$ 。 L 个微蜂窝用户和 I 对 D2D 用户分别复用这 N 个信道资源。二进制变量 ρ_l^n, ρ_j^n 和 ρ_i^n 为 1 时,表示微蜂窝用户 l 、宏蜂窝用户 j 和 D2D 用户 i 使用信道 n ;其为 0 时,表示不使用信道 n 。

微蜂窝用户 l 在信道 n 上的信干噪比(SINR)为:

$$SINR_l^n = \frac{P^l g^{l,p_l}}{\sum_{j \in B} \rho_j^n P^j g^{j,p_l} + \sum_{i \in C} \rho_i^n P^i g^{i,p_l} + \sigma_N^2} \quad (4)$$

其中, P^l 为微蜂窝用户 l 的发射功率, P^j 为宏蜂窝用户 j 的发射功率, P^i 为 D2D 用户 i 的发射功率; g^{l,p_l} 是微蜂窝用户 l 到微蜂窝基站 p_l 的信道增益, g^{j,p_l} 是宏蜂窝用户 j 到微蜂窝基站 p_l 的信道增益, g^{i,p_l} 是 D2D 用户对发射端到微蜂窝基站 p_l 的信道增益, σ_N^2 是噪声功率。

宏蜂窝用户 j 在信道 n 上的信干噪比为:

$$SINR_j^n = \frac{P^j g^{j,M}}{\sum_{l \in A} \rho_l^n P^l g^{l,M} + \sum_{i \in C} \rho_i^n P^i g^{i,M} + \sigma_N^2} \quad (5)$$

其中, $g^{j,M}$ 为宏蜂窝用户 j 到宏蜂窝基站 M 的信道增益, $g^{l,M}$ 为微蜂窝用户 l 到宏蜂窝基站 M 的信道增益, $g^{i,M}$ 为 D2D 用户 i 到宏蜂窝基站 M 的信道增益。

D2D 用户在信道 n 上的信干噪比为:

$$SINR_{i,j} = \frac{P^i g^{i,i_r}}{\sum_{l \in A} \rho_l^n P^l g^{l,i_r} + \sum_{j \in B} \rho_j^n P^j g^{j,i_r} + \sigma_N^2} \quad (6)$$

其中, g^{i,i_r} 为 D2D 用户发射端 i_t 到 D2D 接收端 i_r 的信道增益, g^{l,i_r} 为微蜂窝用户 l 到 D2D 接收端 i_r 的信道增益, g^{j,i_r} 为宏蜂窝 j 到 D2D 接收端 i_r 的信道增益。

1.2 问题规划

假设宏蜂窝用户和微蜂窝用户的信道资源都已经确定,在保证宏蜂窝用户和微蜂窝用户的通信服务质量的前提下,以最大化系统的吞吐量为目标函数给 D2D 用户分配信道资源。根据香农公式,优化问题的目标函数及约束条件如下:

$$T_{\max} = \max_{\rho_l^n, \rho_j^n, \rho_i^n} \left\{ \sum_{n=1}^N \left[\sum_{l \in A} \rho_l^n \log_2(1 + SINR_l^n) + \sum_{j \in B} \rho_j^n \log_2(1 + SINR_j^n) + \sum_{i \in C, j \in B} \rho_{i,j} \log_2(1 + SINR_{i,j}) \right] \right\} \quad (7)$$

$$P^l \leq P_{\max}^l, SINR_l^n \geq SINR_{l,TH}^n, \forall l \in A \quad (8)$$

$$P^j \leq P_{\max}^j, SINR_j^n \geq SINR_{j,TH}^n, \forall j \in B \quad (9)$$

$$P^i \leq P_{\max}^i, SINR_{i,j} \geq SINR_{i,j,TH}^n, \forall i \in C \quad (10)$$

$$\sum_{n=1}^N \rho_l^n \leq 1, \sum_{l \in A} \rho_l^n \leq 1, \forall l \in A \quad (11)$$

$$\sum_{n=1}^N \rho_j^n \leq 1, \sum_{j \in B, i \in C} \rho_{i,j} \leq 1, \forall j \in B, \forall i \in C \quad (12)$$

式(7)为最大化系统吞吐量;式(8)一式(10)用于保证微蜂窝用户、宏蜂窝用户和 D2D 用户的信干噪比大于门限值,且所有用户的发射功率均小于各自的发射功率上限;式(11)和式(12)分别保证微蜂窝用户和 D2D 用户最多复用一個信道资源,并且一个信道最多允许被一个用户复用。

2 基于改进粒子群的资源分配的闭环功率控制算法

在 1.2 节中,由式(7)一式(10)定义的目标函数和约束条件属于混合整数非线性优化问题,最优解需要遍历所有的可能分配,复杂度较高,实时性强,因此本文将资源分配算法与闭环功率控制相结合。在信道资源分配问题中,由于 D2D 用户获取的最优信道分配方案是一个较大的解空间,因此,本文

选择具有较强的全局搜索能力的粒子群算法。

2.1 基于非线性动态改进惯性权重的离散粒子群算法

粒子群算法是基于“种群”和“进化”概念的最优化算法，通过个体间的协作与竞争,实现复杂空间最优解的搜索^[23]。每个粒子的位置表示最优化问题的可能解,适应度函数可以预测解的质量,每个粒子通过多次迭代并根据其个体的历史最优位置以及全局最优位置发现问题的最优解。该方案中的优化目标是一个离散的信道分配矩阵变量 $\boldsymbol{p} = \{(i, j) \mid \rho_{i,j}\}_{I \times J}$,假设 Q 个粒子组成的一个种群在一个 D 维搜索空间内搜索,其中第 i 个粒子的位置和速度分别为 $\boldsymbol{p}_i$ 和 $\Delta \boldsymbol{p}_i$,第 i 个粒子的历史最佳位置记录为 $\boldsymbol{p}b_{besti}$,整个粒子群搜索到的最佳位置为 $\boldsymbol{p}g_{best}$ 。此时, $t+1$ 次迭代中粒子 i 的速度和位置更新公式为:

$$\Delta \boldsymbol{p}_{id}^{t+1} = w \boldsymbol{p}_{id}^t + c_1 r_1 (\boldsymbol{p}b_{bestid} - \boldsymbol{p}_{id}^t) + c_2 r_2 (\boldsymbol{p}g_{bestid} - \boldsymbol{p}_{id}^t)$$

(13)

$$\boldsymbol{p}_{id}^{t+1} = \boldsymbol{p}_{id}^t + \Delta \boldsymbol{p}_{id}^{t+1}$$

(14)

其中, $i=1,2,\cdots,I$ 为粒子编号; $d=1,2,3,\cdots,D$; w 为惯性权重; c_1 和 c_2 为学习因子,分别决定了粒子的个体经验和群体经验对粒子运行轨迹的影响,反映粒子之间的交流信息,根据经验取 $c_1=c_2=2$; r_1 和 r_2 是 $[0,1]$ 上的均匀随机数。惯性权重的大小对算法的全局和局部搜索能力起着非常关键的作用,为了防止算法陷入局部最优并提高粒子群算法的收敛性,文献[24]提出了一种先增后减的惯性权重方案,此方案保留了惯性权重线性递增和线性递减两个优点。针对 PSO 算法使用惯性权重在运行中耗时、低效的问题,文献[25]提出了一种非线性动态的惯性权重方法。文献[24-25]中惯性权重的表达式分别如式(15)、式(16)所示:

$$w(t) = \begin{cases} 1 \times \frac{t}{t_{\max}} + 0.4, & 0 \leq \frac{t}{t_{\max}} \leq 0.5 \\ -1 \times \frac{t}{t_{\max}} + 1.4, & 0.5 \leq \frac{t}{t_{\max}} \leq 1 \end{cases}$$

(15)

$$w(t) = w_{\text{end}} + (w_{\text{start}} - w_{\text{end}}) \exp(-k_1 \times (t/t_{\max})^2)$$

(16)

其中, $w(t)$ 是当前惯性权重值, w_{start} 表示初始惯性权重, w_{end} 表示终止惯性权重,根据经验取 $w \in [0.4, 0.9]$ 。 t 为当前迭代次数, $t_{\max}$ 为最大迭代次数,本文取 $t_{\max} = 500$ 。 k_1 为控制因子,控制 w 与 t 变化曲线的平滑度, $k_1 \in [0.5, 10]$,其取不同的值会产生不同的惯性权重值,同时惯性权重曲线的平滑度也不同。

结合上述两种惯性权重方法,本文提出了一种改进的非线性动态惯性权重方法,其表达式如下:

$$w(t) = \begin{cases} 0.5 \exp(k_2 \times (-t/t_{\max})^2) - 0.1, & 0 \leq t \leq 0.5 t_{\max} \\ 1.1215 \exp(-k_3 \times (t/t_{\max})^2) - 0.0182, & 0.5 t_{\max} < t \leq t_{\max} \end{cases}$$

(17)

文献[24]的惯性权重变化趋势如图 2 所示,文献[25]的惯性权重变化趋势如图 3 所示。本文提出的惯性权重变化趋势如图 4 所示,由曲线的走向可知,曲线先增后减,即让算法先全局搜索后局部搜索,这样可以解决粒子群算法易陷入局部最优的问题;另外,采用非线性的惯性权重可以加快粒子群算法的收敛速度。

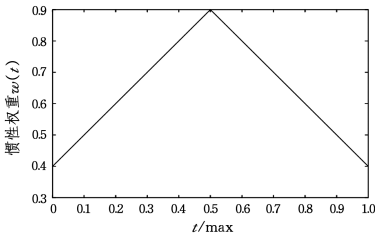


图 2 文献[24]的惯性权重变化趋势

Fig. 2 Variation trend of inertia weight in ref. [24]

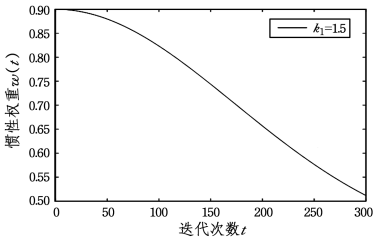


图 3 文献[25]的惯性权重随迭代次数的变化曲线

Fig. 3 Variation of inertia weight with number of iterations in ref. [25]

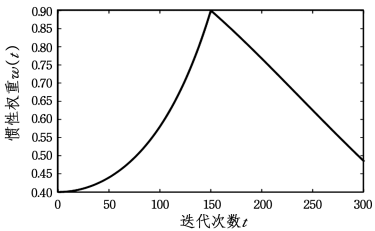


图 4 本文改进惯性权重随迭代次数的变化曲线

Fig. 4 Variation of inertia weight proposedwith number of iterations

从惯性权重的表达式可知,控制因子 k 的取值会直接影响惯性权重和曲线的平滑度。因此,为了确定控制因子 k 的大小,在区间 $[0.5, 5]$ 内取 10 个不同的 k 值,通过实验得出适应度评价函数 Griewank 的 10 次平均最好适应值及标准差的变化情况,如表 1 所列。

表 1 Griewank 函数对应不同权重的函数值

Table 1 Function values corresponding to different weights of

Griewank functions		
k	平均最好适应度值	标准差
0.5	124.8243	22.0411
1.0	41.2866	11.6847
1.5	23.7747	6.8681
2.0	23.6736	6.7642
2.5	23.6623	6.6614
3.0	23.6646	6.6624
3.5	18.1754	5.7342
4.0	20.6249	8.1221
4.5	24.8740	7.4894
5.0	20.9951	4.9065

通过实验数据可知,当 $k \in [1.5, 3.0]$ 时,该函数的平均最好适应度值比较稳定,因此可在此区间内取 k 值,虽然此时标准差比较低,但算法的整体性能并不差。通过反复实验可得,为了保证惯性权重曲线的平滑度最佳, k_3 取值为 1。

由于信道分配矩阵 $\boldsymbol{p}$ 是离散变量,因此需要对连续的标

准 PSO 的位置更新策略进行适当调整。文献[26]提出了一种求解离散变量的 BPSO(Binary PSO)算法,其引入 Sigmoid 函数,将连续的速度值转换成离散的值。Sigmoid 函数的表达式如下:

$$S(\Delta \mathbf{p}_{id}^t) = [1 + \exp(-\Delta \mathbf{p}_{id}^t)] \quad (18)$$

位置中资源分配的更新方式为:

$$\mathbf{p}_{id}^t = \begin{cases} 1, & S(\Delta \mathbf{p}_{id}^t) > rand \\ 0, & S(\Delta \mathbf{p}_{id}^t) \leq rand \end{cases} \quad (19)$$

其中, $rand$ 为 $[0,1]$ 上的服从均匀分布的随机函数。修改后的位置更新策略可以应用到带有离散变量的资源分配问题中。该算法以吞吐量作为网络效益,效益函数的表达式如式(20)所示。

$$U(R)_{\text{sum}} = \sum_{i=1}^I r = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \rho_{i,j} \times b_{i,j} \quad (20)$$

$$\mathbf{p}_{i,j}^* = \arg \max_{\forall i,j} U(R) \quad (21)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} \rho_{i,j} + \rho_{s,j} \leq 1, 0 \leq i, s < I, 0 \leq j < J \\ c_{i,s,j} = 1 \end{cases} \quad (22)$$

2.2 基于改进离散粒子群算法的 D2D 通信资源分配

本文通过改进的离散粒子群算法来寻优,找出最优资源复用策略,算法的具体步骤如下。

1) 初始化。随机产生一个离散的可用信道分配矩阵 $\mathbf{p} = \{(i,j) | \rho_{i,j} \leq 1\}_{I \times J}$, 对应的效益矩阵为 $\mathbf{B} = \{b_{i,j} | b > 0\}_{I \times J}$, 本文中的效益矩阵具体指吞吐量的效益。D2D 用户复用宏蜂窝用户时产生的所有干扰值 $C_{i,j}$ 构成在频带范围内的干扰矩阵 $\mathbf{C} = \{c_{i,s,j} | c_{i,s,j} \in \{0,1\}\}_{I \times I \times J}$ 。

2) 判断干扰矩阵 $\mathbf{C}_{I \times I \times J}$ 中的第 i 行第 j 列的元素与第 s 行第 j 列的元素是否相等且为 1, 若为 1 则随机把两行中任意一行的对应元素变为 0, 另一行仍为 1。

3) 选择的网络效益以吞吐量作为评估函数, D2D 用户 i 复用第 j 个宏蜂窝用户的资源时取得网络效益 $r_i = \sum_{j=1}^J \rho_{i,j} \cdot b_{i,j}$, 则 I 对 D2D 用户的效益矩阵用 $\mathbf{R} = \{r_i = \sum_{j=1}^J \rho_{i,j} \cdot b_{i,j}\}$ 来描述。在种群中遍历每个粒子, 按照评估函数计算适应度值, 记录个体极值的位置为: $\mathbf{p}b_i^t = (\rho_{b_{i1}}^t, \rho_{b_{i2}}^t, \dots, \rho_{b_{iD}}^t)^T$, 全局极值为 $\mathbf{p}_g^t = (\rho_{g1}^t, \rho_{g2}^t, \dots, \rho_{gD}^t)^T$ 。

4) 按照改进的离散粒子群算法的策略, 使用式(13)、式(14)、式(17)来更新全部粒子的信息, 重复计算步骤 3), 迭代寻优。

5) 判断是否满足终止条件, 若满足则终止算法, 否则重新执行步骤 3)。

6) 算法结束, 将最终的信道分配矩阵赋给 $\mathbf{p}^*$ 。

2.3 基于信干噪比的闭环功率控制算法

采用改进粒子群算法为 D2D 用户分配好复用信道资源后, 进一步分析系统中存在的干扰问题。针对系统中存在的干扰问题, 使用开环功率控制方案初始化 D2D 用户的发射功率, 采用闭环功率控制算法对用户的发送功率进行调整^[27]。宏基站调整用户参数并下达相应的功率控制命令(TPC)给用户, 用户接收到功率控制指令后通过上调或下调一个步长来达到功率控制的目的, 反馈选项 $f(\Delta_i)$ 可以根据变化后的信息进行调整。蜂窝用户和 D2D 用户的开环功率控制公式和

闭环功率控制公式分别如下:

$$P_o(i) = \min\{P_{\max}, P_0(i) + 10\log_{10} M(i) + \alpha \cdot PL + \Delta_{MCS}(i)\} \quad (23)$$

$$P = \min\{P_{\max}, P_0 + 10\log_{10} M + \alpha \cdot PL + \Delta_{MCS} + f(\Delta_i)\} \quad (24)$$

其中, $P_{\max}$ 是最大发送功率; P_0 是用户给定的参数, 其取值由终端的位置决定; M 是指分配给小区用户的资源块个数, 本文取 1; PL 为路径损耗, 通过式(1)、式(2)来求解; Δ_{MCS} 与系统确定的调制编码方式有关, 表示用户功率的偏移量。

在闭环功率控制中, 反馈项 $f(\Delta_i)$ 根据 Δ_i 进行功率的上调和下调, 它由蜂窝用户专用。长期演进(Long Term Evolution, LTE)定义了两种闭环功率控制, 分别是累积式和绝对式。本文采用累积式对反馈项进行调整, 公式如下:

$$f(\Delta_i) = f(\Delta_{i-1}) + \Delta_{i-k}, \Delta_i \in \{-1, 0, 1, 3\} \quad (25)$$

通过式(24)可知, 反馈项 $f(\Delta_i)$ 直接影响闭环功率控制算法的性能, 根据信道的实时变化对功率做出调整。本文采用的闭环功率控制算法是由信干噪比和反馈项共同确定的。首先比较用户当前的信干噪比($SINR_i$)与信干噪比门限值的大小, 然后通过反馈项来上调或者下调步长, 从而调整用户的发射功率。根据经验, 设置信干噪比的下限值 $SINR_{\text{low}}$ 为 -20 dB, 上限值 $SINR_{\text{high}}$ 分别为 10 dB, 15 dB, 20 dB, 25 dB, 30 dB, 35 dB, 40 dB。算法的具体操作步骤如下。

1) 当 $SINR_i < SINR_{\text{low}}$ 时, 说明用户当前的信干噪比值较低, 则 D2D 用户受到来自其他用户的干扰较大, 会直接影响 D2D 用户的正常通信。为了提升系统的通信性能, 可以上调用户发射功率, 令 $\Delta_i = +1$ 。

2) 当 $SINR_i > SINR_{\text{high}}$ 时, 说明用户当前的信干噪比值高于上限值。在保证用户正常通信的情况下, 可以通过适当降低用户的发射功率来降低功耗, 同时也可以减小对其他用户造成的干扰, 令 $\Delta_i = -1$ 。

3) 当 $SINR_{\text{low}} \leq SINR_i \leq SINR_{\text{high}}$ 时, 说明用户当前的通信质量较好, 可以不做任何调整。

基于改进离散粒子群资源分配的改进闭环功率控制算法的流程如图 5 所示。

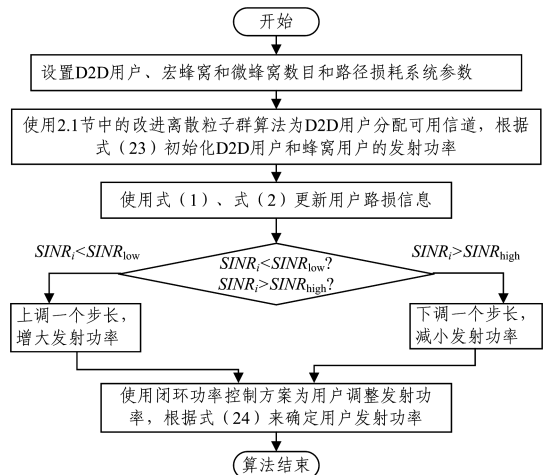


图 5 基于改进粒子群资源分配策略的闭环功率控制算法流程图

Fig. 5 Flow chart of closed-loop power control algorithm based on improved particle swarm resource allocation strategy

3 仿真结果及性能分析

3.1 仿真环境的建立

为了验证所提算法的性能,在异构蜂窝网络系统环境下进行仿真实验。宏蜂窝小区的半径设为 500 m,蜂窝用户及 D2D 用户随机分布在小区中,具体的系统仿真参数设置如表 2 所列。本文的仿真参数是根据当前已改进的资源管理方案中的相关仿真参数进行的合理取值。采用蒙特卡洛方法每次随机生成 2 000 个分布场景,假设每个宏蜂窝用户占据独立的信道资源,且每个信道上都有一个微蜂窝用户与宏蜂窝用户复用资源,接入的 D2D 用户则根据当前的信道状态选择合适的信道进行通信。

表 2 系统仿真参数
Table 2 System simulation parameters

参数	数值
小区半径/m	500
宏蜂窝用户数/个	50
微蜂窝用户数/个	10
D2D 用户对数/对	25
D2D 用户最大距离/m	50
蜂窝用户最大发射功率/dBm	24
D2D 用户最大发射功率/dBm	15
额定发射功率 P_0 /dBm	-78
用户 SINR 门限值/dBm	-10
路径损耗指数	4
噪声指数	基站:5;终端:9
热噪声功率/(dBm/Hz)	-174
资源块带宽/kHz	180
载波频率/GHz	2
用户分布	随机分布
路径损耗补偿因子	0.8

3.2 复杂度及性能分析

为了进一步验证本文所提算法的可靠性,结合文献[16-21]中的改进方案,详细比较分析了几种资源分配算法的复杂度。针对同一异构网络通信系统,从不同角度比较分析了以下几种资源管理方案对系统吞吐量的影响:1)随机资源分配算法联合开环功率控制方案(RP-OLPC);2)随机资源分配算法联合闭环功率控制方案(RP-CLPC);3)随机资源分配算法联合基于用户分组的闭环功率控制方案(RP-GCLPC);4)粒子群算法联合闭环功率控制方案(PSO-CLPC);5)基于动态非线性惯性权重的离散粒子群算法联合基于接收 SINR 的闭环功率控制方案(BPSO-NIW-SCLPC)。

3.2.1 复杂度分析

本文提出的改进资源分配方案采用“先资源分配,后功率控制”的设计思路,由基于改进粒子群算法的资源分配机制和基于接收 SINR 的闭环功率控制方案两部分组成。功率控制并非影响频谱分配的主要参数,并且具有较低的复杂度,对整个算法的复杂度影响不大。因此,本文主要比较分析改进粒子群算法对整个算法复杂度的影响。其中,假设粒子群算法的种群数为 Q ,迭代次数为 G ,适应度计算时间复杂度为 $O(T)$,则改进 PSO 迭代过程的时间复杂度为 $O(Q \times G \times T)$,算法移动占据的空间为 $O(Q \times T)$ 。随机资源分配算法的复杂度随着蜂窝用户数目的增加而线性增长,即为 $O(J)$,其中 J 为宏蜂窝用户数,该算法计算量较小。与传统的随机资源算法相比,虽然本文所提算法的复杂度略高,但是系统性能得到了优化。以复杂度为代价来换取系统性能的优化是值得的。

3.2.2 性能分析

对于本文提出的基于动态非线性惯性权重的离散粒子群算法(BPSO-NIW)中控制因子 k 的取值问题,通过表 1 中的实验数据可知,当 $k \in [1.5, 3.0]$ 时,该函数的平均最好适应度值比较稳定,因此,可在此区间内取 k 值。其中, k_3 取固定值 1。图 6 给出 $k_2 = 1.5, 2, 2.5, 3$ 时,本文 BPSO-NIW 算法下的网络效益值随迭代次数的变化趋势。可以看出,取不同的控制因子会得到不同的最大系统网络总效益值,算法的收敛速度也不一样。从曲线的变化趋势可知,当 $k_2 = 3$ 时,该算法到第 62 代达到收敛,但是得到的最大系统总效益值为 508.08 kbps;当 $k_2 = 1.5$ 和 $k_2 = 2$ 时,虽然最大系统总效益值增加,但算法的收敛速度均有所下降。通过反复实验得到,当 $k_2 = 2.5$ 时,算法收敛速度最快,同时得到的最大系统总效益值为 549.18 kbps。因此,后续实验中,本文改进粒子群算法中的控制因子 k_2 取值为 2.5, k_3 取值为 1。

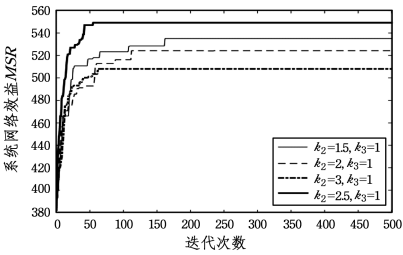


图 6 不同控制因子下 BPSO-NIW 算法的系统总效益值随迭代次数的变化曲线

Fig. 6 Curve of total benefit value of BPSO-NIW algorithm with iteration times under different control factors

图 7 对比了出 4 种信道资源分配算法的网络效益总量随迭代次数的变化趋势。从图中可以看出,系统网络效益值随着迭代次数的增加逐渐变大,当达到一定迭代次数时,系统的网络效益值达到最大值并保持不变,说明所有 D2D 用户已获取复用信道资源。从曲线的变化趋势可知,基于非线性动态惯性权重的离散粒子群信道资源分配算法(BPSO-NIW)比融合粒子群遗传算法(PSO-GA)、粒子群算法(PSO)和遗传算法(GA)的收敛性都好。改进的粒子群算法的迭代次数最小,到第 55 代就可以收敛,而且对应的网络效益值比 GA, PSO 和 PSO-GA 对应的网络效益值分别提高了 114.1 kbps, 41.1 kbps 和 24.92 kbps。

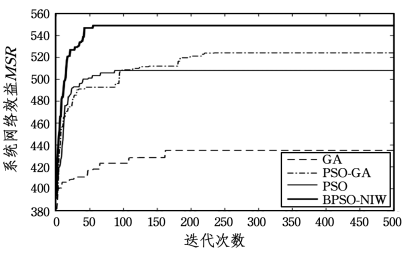


图 7 系统总效益值随迭代次数的变化曲线
Fig. 7 Curve of total benefit value of system with number of iterations

图 8 给出 SINR 的下限值设置为 -20 dB 时,宏蜂窝用户和微蜂窝用户的 SINR 累计分布函数(CDF)的变化趋势。从图中可以看出,宏蜂窝用户和微蜂窝用户的 SINR 均大于门

限值,这样就可以保证用户正常的通信性能。仿真实验结果表明,本文所提算法可以保证宏蜂窝用户和微蜂窝用户通信的服务质量。

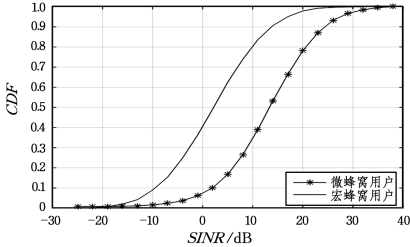


图 8 系统中宏蜂窝用户和微蜂窝用户的 SINR 累计分布曲线

Fig. 8 SINR cumulative distribution curve of macro-cellular users and micro-cellular users in system

信干噪比上限值 $SINR_{high}$ 对系统吞吐量的影响如图 9 所示。从曲线的变化趋势可知,系统吞吐量随着 SINR 上限值的增大而逐渐变大。由此可知,信干噪比门限值的合理设置对系统吞吐量有着一定的影响。通过分析知道, $SINR_{high}$ 设置得越大,越有利于 D2D 用户的通信,因为该值越大,就有越多 D2D 用户的功率不需要降低 1dB,使得 D2D 的通信性能较好,但是这会给蜂窝用户造成很大的干扰,使得蜂窝通信性能变差。根据仿真比较分析,本文中取 $SINR_{high}$ 为 30dB 时效果最佳,同时可以平衡系统中存在的干扰问题。

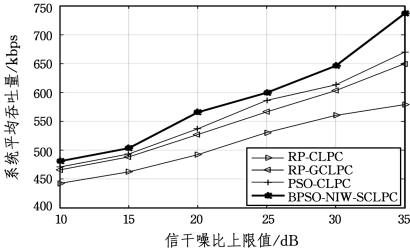


图 9 SINR 门限值对系统吞吐量的影响

Fig. 9 Effect of SINR threshold on system throughput

D2D 通信的最大距离对系统平均吞吐量的影响如图 10 所示。从曲线的变化趋势可知,随着 D2D 用户最大通信距离的增大,系统的平均吞吐量逐渐降低。在相同条件下,通过比较吞吐量的变化趋势来分析 4 种资源管理方案的差异。可以看出,系统吞吐量随 D2D 通信最大距离的增大而减小,但变化幅度不大。仿真结果表明,本文所提方案的吞吐量下降缓慢。同时,在相同的最大 D2D 通信距离下,系统吞吐量也是最大的。

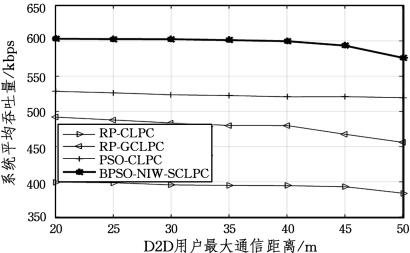


图 10 D2D 最大通信距离对系统吞吐量的影响

Fig. 10 Effect of D2D maximum communication distance on system throughput

分布曲线(CDF)的变化趋势。从曲线的分布可知,当 CDF 为 5% 时,BPSO-NIW-CLPC 对应的吞吐量值为 145 kbps,比其他 3 种资源分配方案下对应的吞吐量值都大,说明此时整个系统的通信性能是最好的。同时,通过比较分析系统的吞吐量可知,取相同的 CDF 分布值时,本文提出的资源管理方案优于另外 3 种资源管理方案。

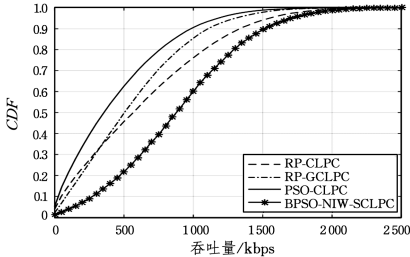


图 11 各资源分配机制下系统吞吐量累计分布曲线的变化趋势

Fig. 11 Trend of system throughput cumulative distribution curve under various resource allocation mechanisms

结束语 本文提出了一种将改进粒子群算法与闭环功率控制相结合的资源管理机制,其能够有效地解决异构网络中 D2D 用户共享蜂窝用户信道的资源分配问题。使用改进后的离散粒子群算法为 D2D 用户分配信道资源,可以解决粒子群算法易陷入局部最优的问题;采用非线性的惯性权重可以提高粒子群算法的收敛速度。为了降低网络系统中存在的干扰问题,采用基于 SINR 的闭环功率控制方案来调整用户的发射功率,从而有效解决了系统中存在的干扰问题,且最大化了系统的吞吐量。通过设计仿真实验,将本文所提算法(BP-SO-NIW-CLPC)、基于粒子群算法的闭环功率控制算法(PSO-CLPC)、基于随机资源分配算法的开环功率控制算法(RP-OLPC)、基于随机资源分配算法的闭环功率控制算法(RP-CLPC)、基于用户分组的闭环控制算法(RP-GCLPC)进行比较和分析。仿真结果表明,本文所提资源管理机制提高了算法的收敛速度,减少了系统中存在的干扰,最优化了系统的吞吐量。

参 考 文 献

[1] ALMOFARI N H, KISHK S, ZAKI F W. Auction based algorithm for distributed resource allocation in multitier-heterogeneous cellular networks[C]// International Conference on Computer Engineering & Systems. IEEE, 2017: 426-433.

[2] CHEN Y, AI B, NIU Y, et al. Resource allocation for Device-to-Device communications underlying heterogeneous cellular networks using coalitional games[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(6): 4163-4176.

[3] YANG H H, LEE J, QUEK T Q S. Heterogeneous cellular network with energy harvesting based D2D communication[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2016, 15(2): 1406-1419.

[4] HAMDI M, YUAN D, ZAIED M. GA-based scheme for fair joint channel allocation and power control for underlying D2D multicast communications[C]// International Wireless Communications and Mobile Computing Conference. IEEE, 2017: 446-451.

图 11 表示在不同的资源分配方案下,系统吞吐量的累计

[5] KAZMI S M A, TRAN N H, SAAD W, et al. Mode Selection and Resource Allocation in Device-to-Device Communications: A Matching Game Approach[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2017, 16(11): 3126-3141.

[6] ALQERM I, SHIHADA B. Sophisticated Online Learning Scheme for Green Resource Allocation in 5G Heterogeneous Cloud Radio Access Networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2018, 17(10): 2423-2437.

[7] PÉREZ-ROMERO J, SÁNCHEZ-GONZÁLEZ J, AGUST R, et al. Power-Efficient resource allocation in a heterogeneous network with cellular and D2D Capabilities[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(11): 9272-9286.

[8] CELIK A, RADAYDEH R M, AL-QAHTANI F S, et al. Joint interference management and resource allocation for device-to-device (D2D) communications underlying downlink/uplink decoupled (DUDe) heterogeneous networks[C]// IEEE International Conference on Communications. IEEE, 2017.

[9] DOMINIC S, JACOB L. Distributed Resource Allocation for D2D Communications Underlying Cellular Networks in Time-Varying Environment[J]. IEEE Communications Letters, 2017, 22(2): 388-391.

[10] JIANG F, WANG B C, SUN C Y, et al. Resource allocation and dynamic power control for D2D communication underlying uplink multi-cell networks[J]. Wireless Networks, 2018, 24(2): 549-563.

[11] SAEED A, KATRANARAS E, DIANATI M, et al. Dynamic femtocell resource allocation for managing inter-tier interference in downlink of heterogeneous networks[J]. Iet Communications, 2016, 10(6): 641-650.

[12] SALAMEH H B. Efficient Resource Allocation for Multicell Heterogeneous Cognitive Networks With Varying Spectrum Availability[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(8): 6628-6635.

[13] WANG H, LEUNG S H, SONG R. Uplink Area Spectral Efficiency Analysis for Multichannel Heterogeneous Cellular Networks With Interference Coordination[J]. IEEE Access, 2018, 6(1): 14485-14497.

[14] ELSHERIF A R, DING Z, LIU X, et al. Resource allocation in Two-Tier heterogeneous networks through Enhanced Shadow Chasing[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12(12): 6439-6453.

[15] ZHENG D, HE C, JIANG L, et al. QoS based resource allocation for multi-D2D communications in heterogeneous networks[C]// IEEE International Conference on Communication workshop. IEEE, 2015: 602-607.

[16] YUAN Q, SUN Y C, LI J L, et al. A LTE uplink closed loop power control algorithm based on division of UEs[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science), 2013, 25(3): 305-309. (in Chinese)

袁泉, 孙彦超, 李校林, 等. 一种基于用户划分的 LTE 上行闭环功率控制算法[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2013, 25(3): 305-309.

[17] SUN S, SHIN Y. Resource allocation for D 2 D communication using Particle Swarm Optimization in LTE networks[C]// International Conference on Information and Communication Technology Convergence. IEEE, 2014: 371-376.

[18] NIE S, FAN Z, ZHAO M, et al. Q-learning based power control algorithm for D2D communication[C]// IEEE, International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications. IEEE, 2016: 1-6.

[19] SONG Q, WANG X, QIU T, et al. An Interference Coordination based Distributed Resource Allocation Scheme in Heterogeneous Cellular Networks[J]. IEEE Access, 2017, 5: 2152-2162.

[20] SUN S, KIM K Y, SHIN O S, et al. Device-to-Device resource allocation in LTE-advanced networks by hybrid particle swarm optimization and genetic algorithm[J]. Peer-to-Peer Networking and Applications, 2016, 9(5): 945-954.

[21] TANG R, DONG J, ZHU Z, et al. Resource Allocation for Underlaid Device-to-Device Communication by Incorporating Both Channel Assignment and Power Control[C]// International Conference on Communication Systems & Network Technologies. IEEE, 2015: 432-436.

[22] 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, 10(2): 413-418.

[23] EBERHART, SHI Y. Particle swarm optimization developments, applications and resources[C]// Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation. IEEE, 2002: 81-86.

[24] CUI H M, ZHU Q B. Convergence analysis and parameter selection in particle swarm optimization[J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(23): 89-91, 131. (in Chinese)

崔红梅, 朱庆保. 微粒群算法的参数选择及收敛性分析[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(23): 89-91, 131.

[25] GAO H J, WANG L. Bird swarm algorithm based on dynamic inertia weight[J/OL]. Application Research of Computers, 2019, 36(5). [2018-09-21]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1196.TP.20180314.1730.038.html>. (in Chinese)

高宏进, 王力. 一种基于动态惯性权重的鸟群优化算法[J/OL]. 计算机应用研究, 2019, 36(5). [2018-09-21]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1196.TP.20180314.1730.038.html>.

[26] KENNEDY J, EBERHART R C. A discrete binary version of the particle swarm algorithm[C]// IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, Computational Cybernetics and Simulation. IEEE, 2002: 4104-4108.

[27] HAIDER A, LEE S H, HWANG S H, et al. Uplink open loop power control for LTE Het-Net[C]// Ursi-Asia-Pacific Radio Science Conference. IEEE, 2017: 83-85.