

D2D 通信系统中节能功率控制算法

代海波^① 陆 忞^② 黄永明^① 俞 菲^① 杨绿溪^{*①}

^①(东南大学信息科学与工程学院 南京 210096)

^②(国网南京供电公司 南京 210019)

摘 要: 针对设备到设备(D2D)通信的功率控制问题, 该文提出一种带有权重的优化异构小区能效的目标以及在该问题下一个基于博弈理论的学习方法。具体地, 在利用一个下界表达式代替原始优化目标的情况下, 建模这个功率控制问题为一个势博弈模型, 并且证明它的最优纳什均衡点就是优化下界的最优解。最后, 为了找到这个最优的纳什均衡点, 设计一个低复杂度和快速收敛的学习算法。仿真结果表明该文提出方法的可行性和有效性。

关键词: D2D 通信; 能量效率; 功率控制; 势博弈

中图分类号: TP929.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2017)04-0997-05

DOI: 10.11999/JEIT160553

Energy-efficient Power Control Algorithm for D2D Communication

DAI Haibo^① LU Wen^② HUANG Yongming^① YU Fei^① YANG Lǔxi^①

^①(School of Information Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

^②(State Grid Nanjing Power Supply Company, Nanjing 210019, China)

Abstract: To address the power control problem for Device-to-Device (D2D) communication in a cellular network to improve the cellular Energy Efficiency (EE), a weighted cellular EE problem is proposed and it is solved by using a game-theoretic learning approach. Specifically, by proposing a lower bound instead of the original optimization objective, it is proved that an exact potential game applies to the power control problem and its best Nash Equilibrium (NE) is the optimal solution of the lower bound. Then, the algorithm with low-complexity and fast convergence is designed. Finally, numerical results verify the effectiveness of the proposed scheme.

Key words: Device-to-Device (D2D) communication; Energy Efficiency (EE); Power control; Potential game

1 引言

为了提升整个网络的通信性能, 设备到设备(Device-to-Device, D2D)通信技术被应用到了传统的蜂窝网络中, 形成了一种异构的通信网络^[1]。蜂窝小区下的D2D通信通过共享授权的小区资源, 能够提升频谱效率, 增加系统容量和减轻基站的通信负担, 同时它又引起了严重的干扰。D2D通信对共享小区资源进行数据传输, 因此资源的优化配置成为一个减轻干扰的重要研究方向。在异构网络中, 有两种资源分配方案: 一个是局部资源分配(固定小区

服务用户的资源和自适应调节D2D对的资源分配); 另一个是全局资源分配(小区服务用户和D2D对联联合分配资源)^[2]。由于D2D通信对相互之间竞争或合作地共享资源, 所以它们个体或团体的行为符合博弈论的内在性质和可以利用其有效地建模和分析^[3]。在文献[4]中, 势博弈被用于建模多个小区的联合功率分配和用户关联中, 进而利用 γ -logit算法获得最优的纳什均衡解。但是, 基于所提出算法的内在特性, 功率控制的可行域必须是离散的。文献[5]利用BRD(Best Response Dynamic)算法收敛到连续可行区域的一个控制解, 进而遍历获得最优的子载波分配。其中存在的两个缺点是随着用户和子载波数目的增加计算的复杂度严重增大和BRD算法只能收敛到一个纳什均衡点。

本文研究了下行异构网络中能效功率控制问题, 该网络包含一个基站和多个D2D通信对。本文工作的主要贡献如下: (1)由于原优化问题算法的设计是很难实现的, 所以给出原加权能效优化目标的一个下界, 并且证明了当天线数是大规模时这个下界是非常紧的。(2)针对这个基于下界的优化问题,

收稿日期: 2016-05-28; 改回日期: 2016-11-03; 网络出版: 2017-01-22

*通信作者: 杨绿溪 lxyang@seu.edu.cn

基金项目: 国家863计划项目(2015AA01A703), 国家自然科学基金(61372101, 61271018, 61422105), 国家电网公司科技项目(2015-0615-2298), 东南大学研究生院科研基金(3204006707)

Foundation Items: The National 863 Program of China (2015AA01A703), The National Natural Science Foundation of China (61372101, 61271018, 61422105), The Natural Science Foundation of State Grid of China (2015-0615-2298), The Scientific Research Foundation of Graduate School of Southeast University (3204006707)

建模了一个博弈模型, 并且证明其是一个势博弈和它存在最优的纳什均衡是该问题的最优解。(3)为了找到这个最优纳什均衡点, 在基站端, 一个虚拟分布式的BRD算法被提出, 其具有更快的收敛速度。在该算法中, 通过缩小可行域把优化每个用户效用的非凸问题转化为凸问题并且不改变其最优解。

2 系统模型与问题描述

2.1 系统模型

在一个蜂窝网络中部署有D2D通信的下行无线通信系统中, 基站端配置 N_{BS} 根发射天线, 用于和 N 个地理位置分散的单天线用户装置(Cellular User Equipments, CUEs)通信, 以及 D 个D2D通信对。D2D通信对和基站用户的集合分别表示为 $\mathcal{D} = \{1, 2, \dots, D\}$ 和 $\mathcal{N} = \{D+1, D+2, \dots, D+N\}$, 整个异构网络中所有的通信设备(Communication Equipments, CE)被表示为 $\mathcal{K} = \{\mathcal{D}, \mathcal{N}\}$ 。每个D2D对的传输端(T-D2D)采用 N_{D2D} 根天线传输数据, 它的接收端使用单天线接收数据。假设整个网络总共雇用 S 个子载波传输数据, 记为 $\mathcal{S} = \{1, 2, \dots, S\}$, 每个D2D对(标记为 $k \in \mathcal{D}$)之间传输数据利用 s_k 个子载波以及基站利用所有的子载波向CUEs发送数据, 即 $\mathcal{S}_k = \{s_k^{(1)}, s_k^{(2)}, \dots, s_k^{(s_k)}\}$ 和 $\mathcal{S}_l = \mathcal{S}$ 。本文只关注D2D通信的功率控制问题, 我们假设所有D2D对的子载波分配策略都已经固定。假设 $p_{i,k}$ 是基站端向CUE($k \in \mathcal{N}$)在子载波 i 上的发射功率, q_k 是D2D对($k \in \mathcal{D}$)之间在每个子载波上的发射功率, 那么CUE k 在所有占用子载波上的功率分配策略为 $p_k = (p_{s_k^{(1)},k}, p_{s_k^{(2)},k}, \dots, p_{s_k^{(s_k)},k})$, 所有CEs的功率分配策略组合表示为 $\mathbf{p} = (p_{D+1}, p_{D+2}, \dots, p_{D+N})$ 和 $\mathbf{q} = (q_1, q_2, \dots, q_D)$ 。另外, $\mathcal{P}_k$ 和 $\mathcal{Q}_k$ 分别表示CUE k 和T-D2D k 的功率可分配的策略空间。因此, CE $k \in \mathcal{K}$ 在子载波 i 上收到的信干噪比为

$$\gamma_{i,k} = q_k \beta_{k,k} \left\| \mathbf{g}_{i,k,k} \right\|^2 \mathbf{I}_{\{k \in \mathcal{D}\}} + p_{i,k} \alpha_k \left\| \mathbf{h}_{i,k} \right\|^2 \mathbf{I}_{\{k \in \mathcal{N}\}} + \sum_{n \in \mathcal{D} \setminus \{k\}} q_n \beta_{k,n} \left(\left| \mathbf{g}_{i,k,n}^H \mathbf{g}_{i,n,n} \right|^2 / \left\| \mathbf{g}_{i,n,n} \right\|^2 \right) \mathbf{I}_{\{c_n^i\}} + \sum_{l \in \mathcal{N} \setminus \{k\}} p_{i,l} \alpha_k \left(\left| \mathbf{h}_{i,k,l}^H \mathbf{h}_{i,l} \right|^2 / \left\| \mathbf{h}_{i,l} \right\|^2 \right) + \sigma_k^2 \quad (1)$$

其中, α_k 和 $\beta_{k,n}$ 分别表示基站或T-D2D n 和CE k 之间的路径损失, $\mathbf{g}_{i,k,n} \in \mathbb{C}^{N_{D2D} \times 1}$ ($\mathbf{h}_{i,k,l} \in \mathbb{C}^{N_{BS} \times 1}$)包含T-D2D n (基站)对CE k 在子载波 i 上的快衰落系数, $\mathbf{v}_{i,n} \in \mathbb{C}^{N_{D2D} \times 1}$ ($\mathbf{w}_{i,l} \in \mathbb{C}^{N_{BS} \times 1}$)是T-D2D n (基站)到它的接收端(CUE l)在子载波 i 上的预编码向量, 这里我们采用最大比合并编码。另外, 若 a 为假

$\mathbf{I}_{\{a\}} = 0$ 和若 a 为真 $\mathbf{I}_{\{a\}} = 1$, ζ_n^i 是一个判别函数, 即如果T-D2D n 选择子载波 i 传输数据它为真(即 $\mathbf{I}_{\{\zeta_n^i\}} = 1$), 否则为假(即 $\mathbf{I}_{\{\zeta_n^i\}} = 0$)。

2.2 问题描述

本文基于文献[5]给出CE k 在子载波 i 上的一个遍历能效函数, 如式(2):

$$\text{EE}_{i,k}(\gamma_{i,k}) = R \frac{M \mathbb{E}\{f(\gamma_{i,k})\}}{L p_{i,k} \mathbf{I}_{\{k \in \mathcal{N}\}} + q_k \mathbf{I}_{\{k \in \mathcal{D}\}}} \quad (2)$$

其中, R 是传输数据速率, L 是一个数据包中的比特总数, $M \leq L$ 是每个包中有用信息的比特数, $f(\cdot)$ 是一个效用函数, 其近似为在包长为 L 中正确接收数据的概率, 即 $f(\gamma_{i,k}) = (\exp^{-\eta/\gamma_{i,k}})^M$ 和 $\eta = \gamma_{i,k}^*/M$ 。根据文献[5]中命题2, $\gamma_{i,k}^*$ 是方程 $\gamma_{i,k} f'(\gamma_{i,k}) = f(\gamma_{i,k})$ 的唯一解。

含有D2D通信的下行异构网络中能效功率控制所对应的约束最大化问题可以表述为

$$P1: \max_{\mathbf{p}, \mathbf{q}} \text{PEE}(\mathbf{p}, \mathbf{q}) \quad (3)$$

$$\sum_{i \in \mathcal{S}} p_{i,k} \leq p^{\max} / |\mathcal{N}|, \forall k \in \mathcal{N} \quad (4a)$$

$$\text{s.t.} \quad q^{\min} \leq q_k \leq q^{\max}, \forall k \in \mathcal{D} \quad (4b)$$

$$p_{i,k} \geq 0, \forall i \in \mathcal{S}, \forall k \in \mathcal{N} \quad (4c)$$

其中, $\text{PEE}(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \prod_{k \in \mathcal{K}} \prod_{i \in \mathcal{S}_k} \omega_k \text{EE}_{i,k}(\gamma_{i,k})$ 利用CEs的乘积作为优化目标, ω_k 是CE k 的权重因子, 体现了异构CEs能效性能的不同要求, $q^{\min}$ 和 $q^{\max}$ 分别表示T-D2D k 在每个子载波上最小和最大的发射功率约束, $p^{\max}$ 是基站的最低发射功率约束。

3 问题转换和博弈理论分析

由于优化问题式(3)P1中的目标函数包含有遍历能效, 这就导致利用传统的优化方法或基于博弈论的学习方法很难求解。由式(3)的自然对数和根据Jensen不等式, 我们推导出: $\ln(\text{PEE}(\mathbf{p}, \mathbf{q})) \geq \text{PLB}(\mathbf{p}, \mathbf{q})$, 其中, $\text{PLB} = \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{i \in \mathcal{S}_k} \left(\ln R M \omega_k - M \eta \mathbb{E} \cdot \{1/\gamma_{i,k}\} - \ln L (p_{i,k} \mathbf{I}_{\{k \in \mathcal{N}\}} + q_k \mathbf{I}_{\{k \in \mathcal{D}\}}) \right)$ 。基于文献[6]相似的证明方法, 命题1给出了两者之间的内在联系。

命题1 假设基站和每个T-D2D能够获取完全的信道状态信息和 $N_{BS}/N_{D2D} = b$, 其中 b 是一个常数, $N_{BS} \geq 2$ 和 $N_{D2D} \geq 2$ 。随着传输天线数 N_{BS} 趋于无穷时, $\ln(\text{PEE}(\mathbf{p}, \mathbf{q}))$ 和 $\text{PLB}(\mathbf{p}, \mathbf{q})$ 趋于相同的优化目标, 即
$$\begin{cases} \ln(\text{PEE}(\mathbf{p}, \mathbf{q})) \rightarrow \text{PI}(\mathbf{p}, \mathbf{q}) \\ \text{PLB}(\mathbf{p}, \mathbf{q}) \rightarrow \text{PI}(\mathbf{p}, \mathbf{q}) \end{cases}, N_{BS} \rightarrow \infty,$$

其中,

$$\text{PI}(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{i \in \mathcal{S}_k} \left[\ln R M \omega_k - \ln L (p_{i,k} \mathbf{I}_{\{k \in \mathcal{N}\}} + q_k \mathbf{I}_{\{k \in \mathcal{D}\}}) \right]$$

根据推出的下界表达式和命题1, D2D 通信的功率控制问题 $P1$ 被转化为求解问题 $P2$:

$$P2: \max_{\mathbf{p}, \mathbf{q}} \text{PLB}(\mathbf{p}, \mathbf{q}) \quad (5)$$

$$\text{s.t. 式(4a), 式(4b), 式(4c)} \quad (6)$$

$$u_k(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \sum_{i \in \mathcal{S}_k} \left(\ln RM\varpi_k - M\eta \frac{\sum_{n \in \mathcal{D} \setminus \{k\}} q_n \beta_{k,n} \mathbf{I}_{\{\zeta_n^i\}} + \sum_{l \in \mathcal{N} \setminus \{k\}} p_{i,l} \alpha_k + \sigma_k^2}{q_k \beta_{k,k} (N_{\text{D2D}} - 1) \mathbf{I}_{\{k \in \mathcal{D}\}} + p_{i,k} \alpha_k (N_{\text{BS}} - 1) \mathbf{I}_{\{k \in \mathcal{N}\}}} - \ln L(p_{i,k} \mathbf{I}_{\{k \in \mathcal{N}\}} + q_k \mathbf{I}_{\{k \in \mathcal{D}\}}) \right) - \sum_{l \in \mathcal{K} \setminus \{k\}} \sum_{i \in \mathcal{S}_l} \left(M\eta \frac{q_l \beta_{l,k} \mathbf{I}_{\{\zeta_k^i\}} \mathbf{I}_{\{k \in \mathcal{D}\}} + p_{i,k} \alpha_l \mathbf{I}_{\{k \in \mathcal{N}\}}}{q_l \beta_{l,l} (N_{\text{D2D}} - 1) \mathbf{I}_{\{l \in \mathcal{D}\}} + p_{i,l} \alpha_l (N_{\text{BS}} - 1) \mathbf{I}_{\{l \in \mathcal{N}\}}} \right) \quad (7)$$

定理 1 如果优化问题 $P2$ 的目标函数被当作博弈模型 $\mathcal{G}$ 的势函数, 即 $\phi(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \text{PLB}(\mathbf{p}, \mathbf{q})$, 那么 $\mathcal{G}$ 是一个势博弈并且存在至少一个纳什均衡点, 并且其中一个系统是能效最大化的全局最优解。

证明 令 $\text{PLB}(\mathbf{p}, \mathbf{q})$ 是 $\mathcal{G}$ 的势函数, 即 $\phi(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \text{PLB}(\mathbf{p}, \mathbf{q})$ 。我们推导出 $\text{PLB}(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = u_k(\mathbf{p}, \mathbf{q}) + \psi(\mathbf{p}_{-k}, \mathbf{q}_{-k})$, 其中, $u_k(\mathbf{p}, \mathbf{q})$ 由式(7)给出, $\psi(\mathbf{p}_{-k}, \mathbf{q}_{-k})$ 是与 k 的选择策略无关的项, $\mathbf{p}_{-k}$ 是除了 CUE k 外所有 CUEs 的联合功率控制策略组合, $\mathbf{q}_{-k}$ 是除了 D2D k 外所有 D2D 通信对的联合功率控制策略组合。进而, 得到式(8):

$$\frac{\partial u_k(\mathbf{p}, \mathbf{q})}{\partial (p_k, q_k)} = \frac{\partial \phi(\mathbf{p}, \mathbf{q})}{\partial (p_k, q_k)}, \quad \forall k \in \mathcal{K} \quad (8)$$

根据文献[7,8]中相同的方法, 定理得证。

为了找到这个最优的纳什均衡点, 我们提出一个基于基站帮助的学习算法。

4 功率控制问题的求解

4.1 每个用户的最优控制

对于任意一个小区用户或 D2D 对 $k \in \mathcal{K}$, 它的最优功率可以通过解式(9)得到

$$P3: \max_{\mathbf{p}, \mathbf{q}} u_k(\mathbf{p}, \mathbf{q}) \quad (9)$$

$$\text{s.t. 式(4a), 式(4b), 式(4c)} \quad (10)$$

为了表述方便, 重写 CE k 的效用函数 $u_k(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \sum_{i \in \mathcal{S}_k} u_{i,k}(\mathbf{p}, \mathbf{q})$, 其中 $u_{i,k}(\mathbf{p}, \mathbf{q})$ 为

$$u_{i,k}(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \Delta_0 - (M\eta\Delta_1 / p_{i,k} + M\eta\Delta_2 p_{i,k}) \mathbf{I}_{\{k \in \mathcal{N}\}} - M\eta(\Delta_3 / q_k + q_k \Delta_4) \mathbf{I}_{\{k \in \mathcal{D}\}} - \ln L(p_{i,k} \mathbf{I}_{\{k \in \mathcal{N}\}} + q_k \mathbf{I}_{\{k \in \mathcal{D}\}}) \quad (11)$$

其中, $\Delta_0 = \ln RM\varpi_k$,

$$\Delta_1 = \frac{\sum_{l \in \mathcal{N} \setminus \{k\}} p_{i,l} \alpha_k + \sum_{n \in \mathcal{D} \setminus \{k\}} q_n \beta_{k,n} \mathbf{I}_{\{\zeta_n^i\}} + \sigma_k^2}{\alpha_k (N_{\text{BS}} - 1)}$$

下面, 建模优化问题 $P2$ 为一个标准的策略型博弈, 其定义为 $\mathcal{G} = \{\mathcal{K}, \{\mathcal{P}_k \times \mathcal{Q}_k\}, \{u_k\}\}$ 。其中, $\mathcal{K}$ 是参与者 CEs 的集合, $\mathcal{P}_k \times \mathcal{Q}_k$ 是 CE $k \in \mathcal{K}$ 的所有可能的策略空间, u_k 是 k 的效用函数和由式(7)给出。

$$\Delta_2$$

$$= \sum_{l \in \mathcal{K} \setminus \{k\}} \frac{\alpha_l \mathbf{I}_{\{i \in \mathcal{S}_l\}}}{q_l \beta_{l,l} (N_{\text{D2D}} - 1) \mathbf{I}_{\{l \in \mathcal{D}\}} + p_{i,l} \alpha_l (N_{\text{BS}} - 1) \mathbf{I}_{\{l \in \mathcal{N}\}}}$$

$$\Delta_3 = \frac{\sum_{n \in \mathcal{D} \setminus \{k\}} q_n \beta_{k,n} \mathbf{I}_{\{\zeta_n^i\}} + \sum_{l \in \mathcal{N} \setminus \{k\}} p_{i,l} \alpha_k + \sigma_k^2}{\beta_{k,k} (N_{\text{D2D}} - 1)}$$

$$\Delta_4$$

$$= \sum_{l \in \mathcal{K} \setminus \{k\}} \frac{\beta_{l,k} \mathbf{I}_{\{\zeta_k^i\}} \mathbf{I}_{\{i \in \mathcal{S}_l\}}}{q_l \beta_{l,l} (N_{\text{D2D}} - 1) \mathbf{I}_{\{l \in \mathcal{D}\}} + p_{i,l} \alpha_l (N_{\text{BS}} - 1) \mathbf{I}_{\{l \in \mathcal{N}\}}}$$

下面, 命题2给出解优化问题 $P3$ 的一个方法。

命题2 (1)对于 $\forall k \in \mathcal{D}$, $P3$ 的优化目标是一个单变量函数, 任意的 D2D 对 $k \in \mathcal{D}$ 的最优传输功率可以由解后面的式(14)得到。(2)对于 $\forall k \in \mathcal{N}$, 通过加入一个限制条件 $p_{i,k} \in [0; 2M\eta\Delta_1]$, 非凸问题 $P3$ 被转化为一个凸优化问题 $P4$ 并且保证最优解不变, 即

$$P4: \max_{\mathbf{p}} u_k(\mathbf{p}) \quad (12)$$

$$\text{s.t. } \begin{cases} \text{式(4a), 式(4c)} \\ p_{i,k} \in [0; 2M\eta\Delta_1], \quad \forall i \in \mathcal{S}_k, k \in \mathcal{N} \end{cases} \quad (13)$$

证明 (1)对于 $\forall k \in \mathcal{D}$, 根据式(11)可以得到

$$u_k(\mathbf{q}) = |\mathcal{S}_k| \Delta_0 - M\eta \sum_{i \in \mathcal{S}_k} \left(\frac{\Delta_3}{q_k} + \Delta_4 q_k \right) - |\mathcal{S}_k| \ln L q_k \quad (14)$$

它是一个单变量优化问题, 很容易获得它在条件式(4b)下的解。(2)对于 $k \in \mathcal{N}$, 通过缩小可行域把非凸问题 $P3$ 转化为一个凸优化问题。对 $u_{i,k}(\mathbf{p}), k \in \mathcal{N}$ 求一阶和二阶导数, 得到

$$\left. \begin{aligned} \partial(u_{i,k}(\mathbf{p})) / \partial p_{i,k} &= M\eta\Delta_1 / p_{i,k}^2 - M\eta\Delta_2 - 1 / p_{i,k} \\ \partial^2(u_{i,k}(\mathbf{p})) / \partial^2 p_{i,k} &= -2M\eta\Delta_1 / p_{i,k}^3 + 1 / p_{i,k}^2 \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

不考虑限制条件式(4a)和式(4c), $u_{i,k}(\mathbf{p}), i \in \mathcal{S}_k, k \in \mathcal{N}$ 的最大值为

$$p_{i,k}^* = \begin{cases} \left(-1 + \sqrt{1 + 4(M\eta)^2 \Delta_1 \Delta_2} \right) / 2M\eta\Delta_2, & \Delta_2 \neq 0 \\ M\eta\Delta_1, & \Delta_2 = 0 \end{cases} \quad (16)$$

并且显然有 $p_{i,k}^* \leq 2M\eta\Delta_1$ 。

下面说明在限制条件式(4a)上再加上限制 $p_{i,k} \in [0; 2M\eta\Delta_1]$ 后, 对优化问题 $P3$ 的影响。根据文献[5]中命题4相似的推导过程, 我们可知 $P3$ 的最优解恰好在区间 $[0; 2M\eta\Delta_1]$ 上, 并且 $P3$ 的目标函数在这个区间上是凸函数。基于以上结论, 命题2被证明。

4.2 功率分配算法

在能够获得优化问题 $P3$ 的最优解的情况下, 可以通过利用学习算法得到 $\mathcal{G}$ 的最优纳什均衡。然而, 大部分基于博弈论的学习算法是依概率的选择策略过程, 能很好解决离散型优化问题但不适用于 $\mathcal{G}$ 。BRD 算法是一个能解连续优化问题的分布式算法但是它的收敛速度慢。因此, 一个基于 BRD 算法的虚拟分布式方法被提出并用于得到 $\mathcal{G}$ 的一个纳什均衡解。由于这个算法被执行在基站端, 所以集中处理的特点被应用于这个算法中以加速收敛如表1所示。

4.3 算法复杂度分析

在算法的每次迭代中, 每个 CE 都需要在假设其他的 CE 不改变自己功率分配策略的情况下求解自己的最优策略。当 $k \in \mathcal{D}$, 对于 q_k 的计算是一个单变量优化问题, 复杂度为 $\mathcal{O}(|\mathcal{S}_k|(D+N))$ 。当 $k \in \mathcal{N}$, 假设采用内点法优化问题 $P4$, 则其复杂度为 $\mathcal{O}\left(\sqrt{|\mathcal{S}_k|}(|\mathcal{S}_k|^3 + |\mathcal{S}_k|^2 + |\mathcal{S}_k|)\lg 1/\epsilon\right)$, 其中 ϵ 是解的精度。同时每个 CE 需要根据其求得的最优策略来计算相应的效用值并做一次比较运算, 复杂度为

表 1 功率分配算法

在基站帮助下的功率分配算法
初始化: 设置初始的指数 $t = 0$, 令 $p_{i,k}(0) = p^{\max} / (\mathcal{S} \mathcal{K})$, $\forall i \in \mathcal{S}, k \in \mathcal{N}$ 和 $q_k(0) = (q^{\min} + q^{\max})/2, k \in \mathcal{D}$ 。
Loop for $t = 1, 2, \dots$,
步骤 1 (搜索可更新的 CE 集合): 设置 $\mathcal{M} = \emptyset$, $\mathcal{M}$ 是更新的 CE 集合。
For $k = 1 : D + N$
CE k 根据下面的最优响应规则更新它的行动策略, 即(1)如果 $k \in \mathcal{N}$, $p_{i,k}(t), \forall i \in \mathcal{S}$ 是优化问题 $P4$ 的最优解。(2)如果 $k \in \mathcal{D}$, 最优解 $q_k(t)$ 由命题2可得到。这里, 除了 CE k 外其它 CE 的功率分配策略在 t 时刻是保持不变的, 即 $\mathbf{p}_{-k}(t) = \mathbf{p}_{-k}(t-1)$ 和 $\mathbf{q}_{-k}(t) = \mathbf{q}_{-k}(t-1)$ 。如果 $u_k(\mathbf{p}_k(t), \mathbf{p}_{-k}(t), \mathbf{q}_k(t), \mathbf{q}_{-k}(t)) - u_k(\mathbf{p}(t-1), \mathbf{q}(t-1)) > \epsilon$, 则 $\mathcal{M} = \mathcal{M} \cup k$, 其中阈值 ϵ 是一个充分小的常数。
End for
步骤 2 (策略更新): 如果 $\mathcal{M} \neq \emptyset$, 从 $\mathcal{M}$ 中随机选择一个 CE k , 更新它在第 t 时刻的分配策略为 $(p_k(t), \mathbf{p}_{-k}(t), q_k(t), \mathbf{q}_{-k}(t))$ 。
End loop

$\mathcal{O}(|\mathcal{S}_k|(D+N))$ 。然后, 需要一个随机数来选择 CE 并更新它在这一时刻的功率分配策略, 复杂度为 $\mathcal{O}(1)$ 。由上分析可知, 每个 CE 最优策略求解和比较计算的复杂度不高, 基于 CE 间的分布式处理特性, 该算法适合应用于实际通信。

5 仿真结果及分析

仿真中设定小区为边长 250 m 的正六边形, 存在 $D = 6$ 个 D2D 通信对和基站服务的 $N = 4$ 个单天线用户, 并且基站配置 $N_{\text{BS}} = 50$ 个传输天线和 D2D 传输端配置 $N_{\text{D2D}} = 10$ 个传输天线。令 $R = 800$ kbit/s, $M = L = 120$, $(q^{\min}, q^{\max}) = (0.3 \times 10^{-6}, 1.5 \times 10^{-6})$ 和 $p^{\max} = 20$ W。基站和 D2D 到各个用户端的路径损耗模型分别为 $34.5 + 38 \lg(d[m])$ 和 $37.8 + 30 \lg(d[m])$ 。进一步假设异构网络用 5 MHz 带宽传输数据, 共被分成 256 个子载波。为了方便计算, 这些可利用的子载波被平分为 $S = 4$ 个簇, 以及每个 D2D 通信对选用 2 个簇传输数据。

首先研究随着传输天线数 N_{BS} 的增加 ($b = 5$) 原优化目标 $\ln \text{PEE}$ 和它的下界 PLB 之间的区别。从图1可知, 当传输天线的部署达到大规模时, 它们之间的界是非常紧的。因此, 在大规模 MIMO 情况下, 本文利用优化问题 $P2$ 代替极其难处理的问题 $P1$ 是合理的和有效的。同时, 我们也可从图中看出, 当 N_{BS} 较小时, 这种转化所引起的性能损失也是有限的和可以接受的。因此, 本文方法可用在实际场景的 D2D 通信中。下面给出了本文提出的算法和传统的最优响应算法[8]之间的收敛性能分析。

根据图2可知, 在本文算法的探测阶段利用遍历的优化方法能够在大约 8 次迭代后达到收敛, 而传统的最优响应算法大约在 25 次迭代后才能够收敛 ($N_{\text{BS}} = 10, b = 5$)。这说明本文所提出算法充分利用了在基站端集中处理的能力, 极大地提高了收敛速度。另外, 在当下的仿真场景中有多组纳什均衡点, 而理论分析表明本文提出的算法每次执行只能确保收敛到一个纳什均衡点。因此, 本文算法需要多次执行学习遍历收敛到所有的纳什均衡点, 以至于能够找到最优的纳什均衡, 并且图2的仿真也表明本文算法能够通过多次学习找到最优的功率控制。

由图3知: 当传输天线数 N_{BS} 和 N_{D2D} 都较小时 ($b = 5$), 通过本文算法优化功率控制能够极大提升整个系统的能效。然而, 当传输天线数 N_{BS} 和 N_{D2D} 按比例增大时, 通过优化功率提升系统性能是非常有限的。这说明了当基站和 D2D 用户都部署大规模天线时, 通过 D2D 用户共享系统资源而产生的干扰变得越来越小, 这源于各个用户间信道的准正交性。

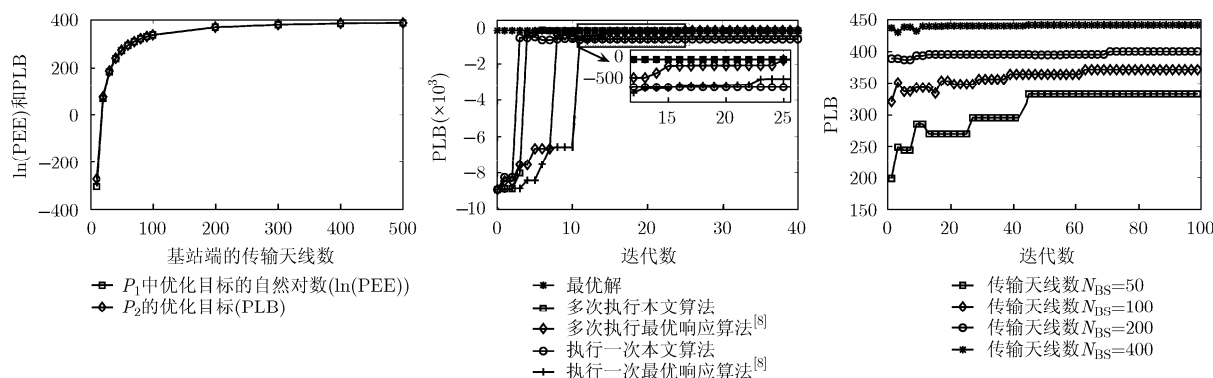
图 1 P_1 和 P_2 中优化目标的变化趋势

图 2 比较分析本文算法和最优响应算法

图 3 本文算法的性能分析

6 结论

本文对含有 D2D 通信的下行蜂窝网络中能效功率控制问题进行了研究。根据一个带有权重的小区遍历能效优化目标, 首先给出它的下界并且证明了在天线数是大规模的情况下它是非常紧的。针对这个基于下界的优化问题, 一个势博弈模型被建模并且存在最优的纳什均衡就是该问题的最优解。进而一个虚拟分布式的 BRD 算法被提出, 用于加快收敛速度和获得最优的纳什均衡点。最后, 借助于仿真工具, 验证了所给出功率控制方法的有效性, 以及获得了较好的能效性能。本文所得到的结论和算法不仅仅适用于异构蜂窝网络, 同时也适用于智能电网等领域类似问题的研究。

参考文献

- [1] TEHRANI M, UYSAL M, and YANIKOMEROGLU H. Device-to-device communication in 5G cellular networks: Challenges, solutions, and future directions[J]. *IEEE Communication Magazine*, 2014, 52(5): 86-92. doi: 10.1109/MCOM.2014.6815897.
- [2] SONG Lingyang, NIYATO D, HAN Zhu, *et al.* Game-theoretic resource allocation methods for device-to-device communication[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2014, 21(3): 136-144. doi: 10.1109/MWC.2014.6845058.
- [3] 杨绿溪, 何世文, 王毅, 等. 面向 5G 无线通信系统的关键技术综述[J]. *数据采集与处理*, 2015, 30(3): 469-485. YANG Lǔxi, HE Shiwen, WANG Yi, *et al.* Key technologies for 5G wireless communication system[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2015, 30(3): 469-485.
- [4] ZHENG Jianchao, CAI Yueming, LIU Yongkang, *et al.*

Optimal power allocation and user scheduling in multicell networks: Base station cooperation using a game-theoretic approach[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2014, 13(12): 6928-6942. doi: 10.1109/TWC.2014.2334673.

- [5] BUZZI S, COLAVOLPE G, SATURNINO D, *et al.* Potential games for energy-efficient power control and subcarrier allocation in uplink multicell OFDMA systems[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2012, 6(2): 89-103. doi: 10.1109/JSTSP.2011.2177069.
- [6] NGO H Q, LARSSON E, and MARZETTA T. Energy and spectral efficiency of very large multiuser MIMO systems[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2013, 61(4): 1436-1449. doi: 10.1109/TCOMM.2013.020413.110848.
- [7] DAI Haibo, HUANG Yongming, and YANG Luxi. Game theoretic max-logit learning approaches for joint base station selection and resource allocation in heterogeneous networks [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2015, 33(6): 1-14. doi: 10.1109/JSAC.2015.2416988.
- [8] MONDERER D and SHAPLEY L S. Potential games[J]. *Games and Economic Behavior*, 1996, 14(1): 124-143.

代海波: 男, 1988 年生, 博士生, 研究方向为异构网络资源分配。

陆 恣: 女, 1983 年生, 工程师, 研究方向为智能电网。

黄永明: 男, 1977 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为 MIMO 通信信号处理、多用户通信信号处理和毫米波通信。

俞 菲: 女, 1980 年生, 副教授, 研究方向为 MIMO 预处理技术。

杨绿溪: 男, 1964 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为移动通信空时信号处理、协作通信和网络编码。