

多载波超密集网络的抗干扰分布式节能功率分配

何云* 申敏 张梦

(重庆邮电大学通信与信息工程学院 重庆 400065)

(重庆邮电大学通信核心芯片、协议及系统应用团队 重庆 400065)

摘要: 该文研究多载波超密集网络(UDN)上行链路能效最优功率分配方案, 基于非合作博弈论提出一种抗干扰分布式功率分配方案, 使每个小区独立优化能效的同时抑制邻小区干扰。由于最大传输功率和QoS约束下的能效函数具有不易解决的非凸特性, 且小小区间存在严重干扰。针对以上挑战, 该文在最佳响应过程中设计了一种高精度低复杂度的阶梯注水算法, 基于该算法利用干扰信道增益提出了一种多用户抗干扰功率分配算法。仿真结果和数值分析表明该算法运算复杂度低, 且能在保证系统频谱效率的同时大幅度提升系统能效。

关键词: 超密集网络; 功率分配; 抗干扰; 阶梯注水算法

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)07-1886-07

DOI: 10.11999/JEIT200388

Anti-Interference Distributed Energy-Efficient Power Allocation for Multi-Carrier Ultra-Dense Networks

HE Yun SHEN Min ZHANG Meng

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

(Innovation Team of Communication Core Chip, Protocols and System Application, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: The energy-efficient power allocation is studied in the uplink of the multi-carrier Ultra-Dense Networks (UDN). Based on the non-cooperative game theory, a distributed anti-interference power allocation scheme is proposed so that each cell can independently optimize energy efficiency while suppressing the inter-cell interference. Due to the fact that the energy efficiency problem under the constraints of the Quality of Service(QoS)and the maximum transmitter power is a challenging nonconvex problem and small cells suffer from the severe inter-cell interference, an accurate and low-complexity stair water-filling algorithm is proposed to solve the nonconvex problem in the best response process. Based on this algorithm, a multi-user anti-interference power allocation algorithm is proposed using interference channel gains. Simulation results and numerical analysis show that this algorithm can improve the system energy efficiency with no reduction in spectrum efficiency performance.

Key words: Ultra-Dense Networks(UDN); Power allocation; Anti-interference; Stair water-filling algorithm

1 引言

用户设备及数据速率需求的迅速增长推动对新一代无线移动网络的研究, 超密集网络(Ultra-Dense Networks, UDN)因基站间间距小, 在保证高质量通信传输的同时可提高系统频谱效率, 引起

广泛的关注。随着移动通信业务量的指数增长, 网络部署基站的密度不断增大, 由基站主导的网络能量消耗也不断提高, 使信息和通信技术(Information and Communication Technology, ICT)的能源消耗和能源污染成为主要的社会和经济问题之一。SMART2020年报告^[1]指出, 与ICT有关的碳排放每年呈10%的增长趋势, 无线通信的巨大能耗将严重影响经济的可持续增长和全球气候变化, 所以提高超密集网络的能效成为一项极其重要的任务。

超密集网络基站的功率调度直接影响其他基站的功率分配, 非合作博弈论很自然地用来解决该

收稿日期: 2020-05-15; 改回日期: 2020-12-09; 网络出版: 2020-12-21

*通信作者: 何云 heyun@cqupt.edu.cn

基金项目: 重庆市教育委员会科学技术研究项目(KJQN201800618)

Foundation Item: The Science and Technology Research Program of Chongqing Education Commission (KJQN201800618)

类上行功率分配优化问题,文献[2]研究干扰受限蜂窝网络中用户在QoS约束下的上行链路节能功率分配方案。由于限制传输功率能进一步减少网络能量消耗,因此兼具QoS和传输功率约束的能效优化问题的研究成为超密集网络的研究重点,文献[3]采用分数规划方法研究QoS和传输功率约束下小小区多载波系统的功率分配问题。文献[4]利用Dinkelbach算法解决多载波的功率分配问题,但是其运算复杂度较高,其钳制解于边界处的操作降低了算法精度。为了提高算法精度并降低运算复杂度,基于几何注水(Geometric Water-Filling, GWF)的算法[5,6]引起了关注。

纳什均衡的收敛问题是非合作博弈论研究的重点,文献[7,8]研究小小区系统带约束条件的能效优化问题的纳什均衡解,但是它们未考虑超密集网络中部署了大量高密度的低功率传输节点带来的小小区间的干扰[9]。为了解决该问题,文献[10-13]研究小小区系统在非合作博弈论框架下的干扰抑制功率分配方案。其中文献[11]在QoS和传输功率约束下,分析SINR对传输功耗的影响,利用非合作博弈论研究用户间的资源竞争策略。文献[14]提出了一种具有干扰抑制功能的能效功率优化方案,其研究发现当用户距离足够远时,所有干扰信道增益接近零,当用户彼此靠近(如超密集网络)时,可能存在多个均衡点。本文的研究重点在于找到系统最小干扰状态下唯一能效最优纳什均衡点,虽然频谱效率最优方案也能使功率收敛于最小干扰均衡点,但是这类方案[15,16]未考虑系统能效性能。为了研究能效最优功率分配方案对频谱效率的影响,本文与文献[17]中的系统总频谱效率最优功率分配方案进行性能对比。

本文主要进行了两方面创新:(1)基于几何注水算法提出一种低复杂度阶梯注水算法用于最佳响应过程,将约束条件转换为注水水位的上下界,在上下界内寻找全局最优解来提高算法精度。(2)为了抑制小小区间干扰,本文提出了一种抗干扰策略,选择最小化干扰信道增益的传输功率进行加权处理,使系统收敛于最小干扰信道增益纳什均衡点。

2 系统模型

超密集网络的系统模型如图1所示,假设有 K 个小小区基站(SBS)为用户(SMS)服务,每个SBS配置 M 个天线,每个SMS配置单天线,SBS和SMS随机分布在该区域。因为基站的密度明显高于活跃用户的密度,所以SBS的数量大于SMS的数量。每个SMS根据参考信号接收功率选择最佳SBS为其服务,构成一个传输对。如图1的SMS1选择最近的

SBS1为其服务,SMS1不仅接收来自SBS1的信号,而且接收来自SBS2-SBS6的干扰信号。假设每个SMS的信道增益函数为 $h_{km,n} = \text{cte}/d_{km,n}^a$ [18],其中cte为传播常数, a 为传播指数。 $h_{kk,n}$ 表示在第 k 个传输对上发送端和接收端在第 n 个子载波上的信道增益, $d_{kk,n}$ 为第 k 个SBS与第 k 个SMS之间的距离。 $h_{km,n}$ 表示在第 k 个传输对受到来自第 m 个SBS的干扰, $d_{km,n}$ 为第 m 个SBS与第 k 个SMS之间的距离。假设每个用户的总带宽为 B 且有 N 个子载波,则子载波带宽为 $B_0 = B/N$ 。用户 k 在子载波 n 的信噪比为 $\gamma_{k,n} = \eta_{k,n} p_{k,n}$,则可达速率为 $R_k = B_0 \sum_{n=1}^N \log_2(1 + \gamma_{k,n})$,其中 $\eta_{k,n} = g_{kk,n} / (\sum_{m \neq k} g_{km,n} p_{m,n} + \sigma^2)$ 为有效信干噪比, $p_{k,n}$ 为传输功率, $g_{km,n} = |h_{km,n}|^2$ 为信道增益, σ^2 为噪声功率。用户 k 和其他用户传输功率分别为 $\mathbf{p}_k = [p_{k,1}, p_{k,2}, \dots, p_{k,N}]$ 和 $\mathbf{p}_{\setminus k} = [p_1, \dots, p_{k-1}, p_{k+1}, \dots, p_K]$,总功率和电路消耗功率分别为 $P_{T,k}$ 和 p_c ,子载波最大传输功率和最小频谱效率分别为 P_{\max} 和 $R_{\min} = NB_0 r_0$,其中 r_0 为最小单位频谱效率,最大传输功率约束C1和QoS约束C2下能效优化问题为

$$\begin{aligned} \max \text{EE}_k(\mathbf{p}_k, \mathbf{p}_{\setminus k}) &= \frac{R_k}{P_{T,k}} \\ &= \frac{B_0 \sum_{n=1}^N \log_2(1 + \eta_{k,n} p_{k,n})}{p_c + \sum_{n=1}^N p_{k,n}} \quad (1) \\ \text{s.t. C1: } &\sum_{n=1}^N p_{k,n} \leq NP_{\max} \\ \text{C2: } &R_k > R_{\min} \quad (2) \end{aligned}$$

多用户能效最优功率分配问题实际上是非合作博弈优化问题,每个用户基于优化自己能效的原则选择传输功率策略,每个用户的选择不可避免地受到其他用户的影响,同时也影响着其他用户,该过

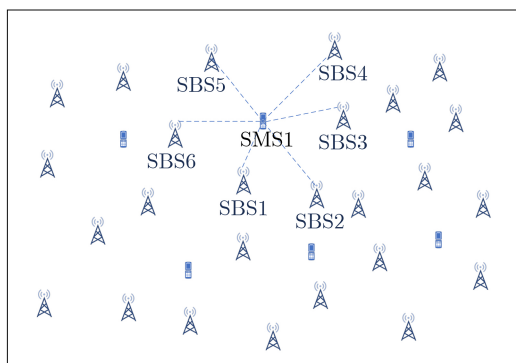


图1 超密集网络系统模型

程为博弈过程 $\mathcal{G} = [\mathcal{K}, \{u_k\}_{k=1}^K, \{\mathcal{P}_k\}_{k=1}^K]$, 这里 \mathcal{K} 为用户设置, u_k 为用户 k 的效用函数, $\mathcal{P}_k = \{\mathbf{p}_k = [p_{k,1}, p_{k,2}, \dots, p_{k,N}] : \forall n = 1, 2, \dots, N, C1, C2\}$ 为用户 k 在约束C1和C2下的功率策略。用户 k 的均衡功率 \mathbf{p}_k^* 依赖于其他用户功率 $\mathbf{p}_{\setminus k}^* = (\mathbf{p}_1^*, \dots, \mathbf{p}_{k-1}^*, \mathbf{p}_{k+1}^*, \dots, \mathbf{p}_K^*)$, 即 $\mathbf{p}_k^* \in \mathcal{P}_k(\mathbf{p}_{\setminus k}^*)$ 。当系统达到广义纳什均衡状态^[19]时, 没有用户能单方面偏离到另一个均衡点而获益, 即

$$u_k(\mathbf{p}_k^*, \mathbf{p}_{\setminus k}^*) \geq u_k(\mathbf{p}_k, \mathbf{p}_{\setminus k}^*), \forall \mathbf{p}_k \in \mathcal{P}_k(\mathbf{p}_{\setminus k}^*), k \in \mathcal{K} \quad (3)$$

$$\mathbf{p}_k^* = \arg \max_{\mathbf{p}_k} u_k(\mathbf{p}_k, \mathbf{p}_{\setminus k}^*) \quad (4)$$

当每个用户的效用函数相同时, 博弈过程 \mathcal{G} 称为潜在博弈过程, 利用最佳响应过程可获得至少一个纯策略纳什均衡点, 用户 k 的潜在博弈的最佳响应^[14]为

$$u_k(\mathbf{p}_k, \mathbf{p}_{\setminus k}) = \tilde{F}_k(\mathbf{I}_k(\mathbf{p}_{\setminus k})) = \arg \max_{\mathbf{p}_k} U(\mathbf{p}_k, \mathbf{I}_k(\mathbf{p}_{\setminus k})) \quad (5)$$

其中, $\mathbf{I}_k(\mathbf{p}_{\setminus k}) = [I_{k,1}(\mathbf{p}_{\setminus k}), I_{k,2}(\mathbf{p}_{\setminus k}), \dots, I_{k,N}(\mathbf{p}_{\setminus k})]$, $I_{k,n}(\mathbf{p}_{\setminus k}) = \sum_{m \neq k} g_{km,n} p_{m,n}$ 为频率选择性信道的用户干扰。 $U(\mathbf{p}_k, \mathbf{I}_k(\mathbf{p}_{\setminus k}))$ 为潜在博弈过程的效用函数, 这里 $U(\mathbf{p}_k, \mathbf{I}_k(\mathbf{p}_{\setminus k})) = \text{EE}_k(\mathbf{p}_k, \mathbf{I}_k(\mathbf{p}_{\setminus k}))$, $\text{EE}_k(\mathbf{p}_k, \mathbf{I}_k(\mathbf{p}_{\setminus k}))$ 为在已知其他用户干扰情况下的能效, 该函数在 \mathbf{p}_k 上为连续拟凸函数, 因此存在均衡点。为了度量干扰信道增益和有用信道增益, 分别对 \mathbf{I}_k 和 \tilde{F}_k 进行求导。

$$\partial \mathbf{I}_k / \partial \mathbf{p}_{\setminus k} = \text{diag}(\bar{g}_{1k}, \dots, \bar{g}_{(k-1)k}, \bar{g}_{(k+1)k}, \dots, \bar{g}_{Kk}) \quad (6)$$

$$\bar{g}_{ik} = \text{diag}(g_{ik,1}, g_{ik,2}, \dots, g_{ik,N}) \quad (7)$$

$$\partial \tilde{F}_k / \partial \mathbf{I}_k = \begin{pmatrix} \frac{\partial p_{k,1}}{\partial I_{k,1}} & \frac{\partial p_{k,2}}{\partial I_{k,1}} & \dots & \frac{\partial p_{k,N}}{\partial I_{k,1}} \\ \frac{\partial p_{k,1}}{\partial I_{k,2}} & \frac{\partial p_{k,2}}{\partial I_{k,2}} & \dots & \frac{\partial p_{k,N}}{\partial I_{k,2}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial p_{k,1}}{\partial I_{k,N}} & \frac{\partial p_{k,2}}{\partial I_{k,N}} & \dots & \frac{\partial p_{k,N}}{\partial I_{k,N}} \end{pmatrix} \quad (8)$$

$\|\partial \mathbf{I}_k / \partial \mathbf{p}_{\setminus k}\| = \sqrt{\sum_{m \neq k} \sum_i g_{km,i}}$ 仅与干扰信道增益有关, $\sup_{\mathbf{I}_k} \|\partial \tilde{F}_k / \partial \mathbf{I}_k\|$ 仅与有用信道增益相关, 当用户 k 的功率变化小于其他用户功率变化时, 即 $\|\partial \mathbf{I}_k / \partial \mathbf{p}_{\setminus k}\| < 1 / \sup_{\mathbf{I}_k} \|\partial \tilde{F}_k / \partial \mathbf{I}_k\|$, 存在唯一均衡点。当用户之间的间距足够大时, 其他用户的传输功率对本用户几乎无影响, 但是在超密集网络中, 用户间距的减少会增大用户间干扰, 这将导致不等

式不成立而产生多个均衡点。为了寻找唯一均衡点, 本文将最小化干扰信道增益作为优化目标

$$\left. \begin{aligned} & \min \mathbf{I}_k(\mathbf{p}_{\setminus k}^*) \\ & \text{s.t. } U(\mathbf{p}_k^*, \mathbf{I}_k(\mathbf{p}_{\setminus k}^*)) \geq U(\mathbf{p}_k, \mathbf{I}_k(\mathbf{p}_{\setminus k}^*)) \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

3 阶梯注水算法

在不考虑多用户干扰且已知其他用户功率 $\mathbf{p}_{\setminus k}$ 时, 式(1)所示的多载波能效优化问题具有分数规划形式, 解决该问题的标准工具为Dinkelbach算法, 比如文献^[4]在采用Dinkelbach算法在整个数值域内搜索最优功率, 当搜索的最优解超出约束条件限制下的可行域时, 将最优解钳制于可行域的边界处。该处理忽略了可行域内可能存在优于边界解的内点解, 降低了算法精度。本文采用阶梯注水算法将多载波功率优化问题转换为多阶梯内注水水位优化问题, 在多阶梯可行域内搜索解集, 该解集包括边界解和内点解, 因此可提高算法精度。

根据注水定理, 注水水位表示为 $p_{k,i} = \text{WF}(d_{k,i}) = [\mu_{k,i} - d_{k,i}]^+$, $i = 1, 2, \dots, N, k = 1, 2, \dots, K$ 。 $d_{k,i} = 1/\eta_{k,i}$ 为用户 k 在子载波 i 的阶梯深度, $\mu_{k,i}$ 为 $d_{k,i}$ 和 $d_{k,i+1}$ 间的注水水位。 $\mathbf{Q}_{k,i} = \{d_{k,t} | d_{k,t} < \mu_{k,i}\}$ 为小于注水水位 $\mu_{k,i}$ 的所有阶梯深度 $d_{k,t}$ 集合, $L_{k,i}$ 为集合大小。相邻阶梯深度构成阶梯区间 $C_{k,i} = [d_{k,i}, d_{k,i+1}]$, 阶梯区间内能效优化问题为

$$\begin{aligned} \mu_{k,i}^* &= \arg \max_{\mu_{k,i} \in C_{k,i}} \text{EE}_k(\mu_{k,i}) \\ &= \frac{\log_2 \mu_{k,i} - \frac{1}{L_{k,i}} \sum_{d_{k,t} \in \mathbf{Q}_{k,i}} \log_2 d_{k,t}}{\frac{\mu_{k,i}}{B_0} - \left(\frac{\sum_{d_{k,t} \in \mathbf{Q}_{k,i}} d_{k,t} - p_c}{B_0 L_{k,i}} \right)} \end{aligned} \quad (10)$$

性质1: 阶梯区间 $C_{k,i}$ 内能效注水水位 $\mu_{k,i}^*$ 解为

$$\left. \begin{aligned} \mu_{k,i}^* &= \arg \max_{\mu_{k,i} \in \{d_{k,i}, d_{k,i+1}, \mu_{k,i}^2\}} \text{EE}_k(\mu_{k,i}), f(d_{k,i}) > 0, \\ & f(d_{k,i+1}) < 0, \mu_{k,i}^* \in \bar{C}_{k,i} \\ \mu_{k,i}^* &= \mu_{k,i}^1, f(d_{k,i+1}) < 0, \mu_{k,i}^1 \in C_{k,i} \\ \mu_{k,i}^* &= \arg \max_{\mu_{k,i} \in \{d_{k,i}, d_{k,i+1}\}} \text{EE}_k(\mu_{k,i}), \text{其他} \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} f(\mu) &= (1/B) \\ & \times \left((1/L_{k,i}) \times \sum_{d_{k,t} \in \mathbf{Q}_{k,i}} \log_2(d_{k,t}) + (1/\lg(2)) \right) - (1/B) \\ & \times \left(\left(\sum_{d_{k,t} \in \mathbf{Q}_{k,i}} d_{k,t} - p_c \right) / (\mu \times L_{k,i} \times \lg(2)) + \log_2 \mu \right) \end{aligned} \quad (12)$$

其中, $\mu_{k,i}^z \in C_{k,i}$ 为 $f(\mu)$ 和 $\partial EE_k(\mu)/\partial \mu$ 在 $C_{k,i}$ 内的零点, $\mu_{k,i}^i = (1/L_{k,i}) \left(\sum_{d_{k,t} \in Q_{k,i}} d_{k,t} - p_c \right)$ 是 $\partial EE_k(\mu)/\partial \mu$ 的拐点, $\partial EE_k(\mu)/\partial \mu = f(\mu)/p(\mu), p(\mu) = (\mu/B_0 - \left(\sum_{d_{k,t} \in Q_{k,i}} d_{k,t} - p_c \right) / (B_0 \times L_{k,i}))^2$, 该性质的证明过程分为以下3种情况。

(1) 当 $\mu_{k,i}^i \in \bar{C}_{k,i}$ 时, 如果 $\partial EE_k(\mu)/\partial \mu$ 不存在零点, 则 $EE_k(\mu)$ 的最大值在边界 $\{d_i, d_{i+1}\}$ 处; 如果 $\partial EE_k(\mu)/\partial \mu$ 存在零点, 则 $EE_k(\mu)$ 的最大值只能出现在 $\mu_{k,i}^i < C_{k,i}$ 的场景中, 且 $\mu_{k,i}^z$ 为函数 $EE_k(\mu)$ 的最大值。可以利用 $f(\mu)$ 在边界点 $\{d_i, d_{i+1}\}$ 的取值判断是否存在 $\mu_{k,i}^z$, 即当 $f(d_{k,i}) > 0, f(d_{k,i+1}) < 0$ 时, 存在零点 $\mu_{k,i}^z$ 。

(2) 当 $\mu_{k,i}^i \in C_{k,i}$ 时, 将 $C_{k,i}$ 划分为两个区间 $D_1 = [d_i, \mu_{k,i}^i]$ 和 $D_2 = [\mu_{k,i}^i, d_{i+1}]$ 。类似情况(1)的分析, 非边界处的最大值出现在 $\partial EE_k(\mu)/\partial \mu$ 的单调递减区间 D_2 内。根据极点处留数性质, 有 $\text{Res}(\partial EE_k(\mu_{k,i}^i)/\partial \mu_{k,i}^i) = 0$, 因此当 $f(d_{k,i+1}) < 0$ 时, 存在零点 $\mu_{k,i}^z = \mu_{k,i}^i$ 。

(3) 其他情况, $EE_k(\mu)$ 的最大值出现在边界点 $\{d_i, d_{i+1}\}$ 。

利用性质1可得到单阶梯能效注水水位解集 $\mathbf{T}_{k,i} = \{d_{k,i}, d_{k,i+1}, \mu_{k,i}^z, \mu_{k,i}^i\}$, 其中除了 $\mu_{k,i}^z$ 需采用求根算法求解外, 其他解都易求解。全局最优解集是所有阶梯解集的集合, 即 $\mathbf{T}_k = \{\mathbf{T}_{k,1} \cup \mathbf{T}_{k,2} \cup \dots \cup \mathbf{T}_{k,N}\} = \{\mathbf{T}_{k,0}, \mu_{k,1}^z, \mu_{k,1}^i, \dots, \mu_{k,N}^z, \mu_{k,N}^i\}$, 其中 $\mathbf{T}_{k,0} = \{d_{k,1}, d_{k,2}, \dots, d_{k,N}\}$ 为初始解集。通过遍历搜索可得满足约束C1和约束C2的注水水位和阶梯个数的上界 $\bar{\mu}_k, \bar{L}$ 和下界 $\underline{\mu}_k, \underline{L}$, 则单用户带约束条件下最优注水水位优化问题为

$$\left. \begin{aligned} \mu_k^* &= \arg \max_{\mu_{k,i} \in \mathbf{T}_k} EE_k(\mu_{k,i}) \\ \mathbf{T}_k &= \{\mathbf{T}_{k,0}, \underline{\mu}_k, \bar{\mu}_k, \mu_{k,1}^z, \mu_{k,1}^i, \dots, \mu_{k,N}^z, \mu_{k,N}^i\} \\ \mathbf{T}_{k,0} &= \{d_{k,i} | d_{k,i} \in [\underline{\mu}_k, \bar{\mu}_k]\} \\ \mu_{k,i}^z &\in C_{k,i} = [d_{k,i}, d_{k,i+1}], \forall i = \underline{L}, \dots, \bar{L}, \\ d_{k,i} &\in [\underline{\mu}_k, \bar{\mu}_k] \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

阶梯注水算法步骤如表1所示。

阶梯注水算法的优势在于其缩小了解的搜索

表1 阶梯注水算法

(1) 通过遍历搜索获取注水水位和阶梯个数的上下界
(2) for $i = \underline{L}, \dots, \bar{L}$
(3) 根据式(11), 求解阶梯区间 $C_{k,i}$ 内解集 $\mathbf{T}_{k,i}$
(4) end
(5) 根据式(13)确定最优注水水位 μ_k^* 和注水功率 $\text{WF}(\mathbf{d}_k) = [\mu_k^* - \mathbf{d}_k]^\dagger$

范围, 仅需当满足式(11)条件1时采用求根法搜索解 $\mu_{k,i}^z$, 而传统的解决分数规划问题的Dinkelbach算法则是全局搜索法, 它等效于在所有阶梯范围内搜索最优解, 因此阶梯注水算法的运算复杂度更低。

4 多用户功率分配

阶梯注水算法可解决单用户能效最优的功率分配问题, 本节考虑存在多用户干扰情况下, 采用非合作博弈框架解决多用户功率分配问题。在非合作博弈模式下, 本用户虽然无法直接获取 $\mathbf{p}_{\setminus k}$, 但是能在本地获取干扰信息, 其中包括了 $\mathbf{p}_{\setminus k}$ 信息, 因此让每个用户测量所有子载波上的干扰功率来确定干扰信道增益。

性质2: 满足

$$\mathbf{Z}_k(\mathbf{p}_k^*, \mathbf{p}_{\setminus k}) = \alpha \mathbf{p}_k^* + (1 - \alpha) \text{WF}(\mathbf{p}_{\setminus k}) \quad (14)$$

的传输功率 $\mathbf{Z}_k(\mathbf{p}_k^*, \mathbf{p}_{\setminus k})$ 能收敛到信道干扰增益均衡点, 其中 \mathbf{p}_k^* 为最优传输功率, $\text{WF}(\mathbf{p}_{\setminus k}) = \text{WF}(\mathbf{d}_k(\mathbf{p}_{\setminus k})) = [\mu_k - \mathbf{d}_k(\mathbf{p}_{\setminus k})]^\dagger$ 为阶梯注水功率, α 为加权系数, $\mathbf{d}_k(\mathbf{p}_{\setminus k}) = [d_{k,1}, d_{k,2}, \dots, d_{k,N}]$, 证明略。

性质2能解决非合作博弈框架下能效最优均衡点收敛问题, 但是不能保证收敛到最小信道干扰增益均衡点。为了能唯一收敛于最小信道干扰增益均衡点, 本文通过迭代的方式调整传输功率, 使干扰信道增益从零开始逐步增加, 直到达到第1次系统均衡。如果干扰信道增益继续增加, 可能达到第2次系统均衡, 但是此时的干扰信道增益大于第1次系统均衡时的干扰信道增益, 因此将第1次系统均衡时的干扰信道增益称为最小信道干扰增益, 产生此干扰的传输功率称为最优传输功率 \mathbf{p}_k^* 。当干扰信道增益处于递增状态时, 将 $\text{WF}(\mathbf{p}_{\setminus k})$ 作为被加权功率之一是合理的, 而当干扰信道增益处于递减状态时, 当前信道传输功率已增加到超出最小干扰信道增益均衡点, 所以需要降低传输功率。非协作博弈框架的能效优化实际处理过程分为4步:

(1) 用户 k 测量 $v + 1$ 时刻所有子载波信干噪比 $\gamma_k(v + 1) = [\gamma_{k,1}(v + 1), \dots, \gamma_{k,N}(v + 1)]$, 估计得到 $\widehat{\eta}_k(v + 1) = \gamma_k(v + 1)/\mathbf{p}_k(v)$ 和 $\widehat{\mathbf{d}}_k(v + 1) = 1/\widehat{\eta}_k(v + 1)$, 其中 $\widehat{\eta}_k(v + 1) = [\widehat{\eta}_{k,1}(v + 1), \widehat{\eta}_{k,2}(v + 1), \dots, \widehat{\eta}_{k,N}(v + 1)]$, $\widehat{\mathbf{d}}_k(v + 1) = [\widehat{d}_{k,1}(v + 1), \widehat{d}_{k,2}(v + 1), \dots, \widehat{d}_{k,N}(v + 1)]$ 。

(2) 计算干扰增益 $\widehat{\mathbf{I}}_k(v + 1) = \widehat{\mathbf{d}}_k(v + 1) \times \mathbf{g}_{kk} - \sigma^2$, 其中 $\mathbf{g}_{kk} = [g_{kk,1}, g_{kk,2}, \dots, g_{kk,N}]$ 。在已知 $\widehat{\mathbf{I}}_k(v + 1)$ 的情况下采用表1求解阶梯注水功率 $\text{WF}(\mathbf{p}_{\setminus k}(v + 1))$ 。

$$\begin{aligned}
& \text{WF}(\mathbf{p}_{\setminus k}(v+1)) \\
&= \underset{\mathbf{p}_k}{\text{argmax}} U(\mathbf{p}_k, \widehat{\mathbf{I}}_k(v+1)) \\
&= \left(B_0 \sum_{n=1}^N \log_2 \left(1 + g_{kk,n} p_{k,n} / \left(\widehat{I}_{k,n}(v+1) + \sigma^2 \right) \right) \right) \\
&\quad / \left(p_c + \sum_{n=1}^N p_{k,n} \right) \quad (15)
\end{aligned}$$

(3) 更新传输功率 $\mathbf{p}_k(v+1)$, \mathbf{p}_k^* 存储每次迭代过程中的最优传输功率, 它使得 $\widehat{\mathbf{I}}_k(v)$ 初步递增直到 t 时刻, 优化过程描述为

$$\left. \begin{aligned}
& \min_t \\
& \text{s.t. } \widehat{\mathbf{I}}_k(t+1) - \widehat{\mathbf{I}}_k(t) \leq \varepsilon \\
& \quad \widehat{\mathbf{I}}_k(v+1) - \widehat{\mathbf{I}}_k(v) \geq 0, \forall v \leq t \\
& \quad \mathbf{p}_k(v+1) = \mathbf{Z}_k(\mathbf{p}_k^*, \mathbf{p}_{\setminus k}(v+1))
\end{aligned} \right\} \quad (16)$$

(4) 由于干扰信道增益为传输功率的单增函数, 当传输功率增长过快以致超出最小干扰增益均衡点时, $\widehat{\mathbf{I}}_k(v+1) - \widehat{\mathbf{I}}_k(v) < 0$ 。如果继续采用传输功率 $\mathbf{Z}_k(\mathbf{p}_k^*, \mathbf{p}_{\setminus k}(v+1))$ 可能使系统收敛于较大的干扰信道增益, 因此基于历史传输功率 $\mathbf{p}_k(v)$ 并采用加权系数 $\beta > \alpha$ 使得 $\mathbf{p}_k(v+1) < \mathbf{p}_k^*$ 来降低传输功率。多用户抗干扰能效功率分配算法的实现步骤如表2所示。

表2将干扰信道增益 $\widehat{\mathbf{I}}_k(v+1)$ 与前次干扰信道增益 $\widehat{\mathbf{I}}_k(v)$ 相比较, 当 $\widehat{\mathbf{I}}_k(v+1) \geq \widehat{\mathbf{I}}_k(v)$ 时, 说明未达到第1次均衡, 干扰信道增益仍可继续增加, 暂时将 $\widehat{\mathbf{I}}_k(v+1)$ 设置为当前最优干扰信道增益, 产生该干扰的 $\mathbf{p}_k(v)$ 设置为当前最优传输功率 \mathbf{p}_k^* , 此时 $\mathbf{p}_k(v+1) > \mathbf{p}_k^*$ 。当 $\widehat{\mathbf{I}}_k(v+1) < \widehat{\mathbf{I}}_k(v)$ 时, 说明当前干扰信道增益过大以致超出均衡状态, 为了减少传输功率, 使用 $\beta > \alpha$ 的加权平均使得 $\mathbf{p}_k(v+1) < \mathbf{p}_k^*$ 。

表2 多用户抗干扰能效功率分配算法

- (1) 选择初始点 $\mathbf{p}(0) = (\mathbf{p}_1(0), \mathbf{p}_2(0), \dots, \mathbf{p}_K(0)) = \mathbf{0}$, 设置 $v = 0$
- (2) **while** $|\mathbf{p}_k(v+1) - \mathbf{p}_k(v)| > \varepsilon$
- (3) **for** $k = 1, 2, \dots, K$
- (4) 测量 $\gamma_k(v+1)$ 得到干扰 $\widehat{\mathbf{I}}_k(v)$
- (5) **if** $\widehat{\mathbf{I}}_k(v+1) \geq \widehat{\mathbf{I}}_k(v)$
- (6) $\mathbf{p}_k^* = \mathbf{p}_k(v)$
- (7) $\mathbf{p}_k(v+1) = \alpha \times \mathbf{p}_k^* + (1 - \alpha) \times \text{WF}(\mathbf{p}_{\setminus k}(v+1))$
- (8) **else**
- (9) $\mathbf{p}_k(v+1) = \beta \times \mathbf{p}_k^* + (1 - \beta) \times \mathbf{p}_k(v)$
- (10) **end**
- (11) **end**
- (12) **end while**

5 复杂度及仿真性能分析

表2为本文算法, 本节将本文算法与文献[4]的能效最优算法进行运算复杂度对比。假设本文算法共 K 个用户需 KM_0 次迭代达到纳什均衡点, M_0 为最佳响应过程的迭代次数。每次迭代过程中阶梯注水算法初始化需计算 N 个阶梯参数 $\{d_{k,n}, \mu_{k,n}^i\}$, 且需在 N_1 个阶梯中求根计算 $\mu_{k,n}^*$, 每个阶梯处理需 M_1 次迭代计算2次 $f(\boldsymbol{\mu})$, 则本文算法的运算量为 $O(M_0K(2N + 2N_1M_1))$ 。仿真结果为 $N_1 = 1, M_1 = 3 \sim 4$, 则本文算法的近似运算量为 $O(M_0K(2N + 8))$ 。文献[4]算法需 KM_0 次迭代达到纳什均衡点, 每次迭代中Dinkelbach算法需要 M_2 次迭代计算 N 个 $\{p_k, R_k, P_{T,k}\}$ 参数, 则文献[4]算法的运算量为 $O(3M_0KNM_2)$ 。仿真结果为 $M_2 = 2 \sim 3$, 则文献[4]算法的近似运算量为 $O(9M_0KN)$, 可以看出本文算法的运算复杂度低于文献[4]算法的运算复杂度。

本文对本文算法、文献[4]算法和文献[17]算法进行性能对比, 采用文献[4]的仿真条件, 其参数如表3所述。用户在最小距离和最大距离范围内随机选择 K 个用户, 迭代注水算法中 $\alpha = 0.6, \beta = 0.9$, 仿真次数为1000次。

图2(a)对比了本文算法、文献[4]算法和文献[17]算法在子载波最大功率 P_{\max} 和 QoS 约束下的平均能效。仿真显示当 P_{\max} 大于某门限时, 3种方案的能效都不受 P_{\max} 影响, 说明3种方案都能收敛到能效最优纳什均衡点。本文算法和文献[4]算法的能效均优于文献[17]的频谱效率最优算法的能效, 结果表明能效最优算法相比于频谱效率最优算法更能最大化系统能效。同时仿真结果表明不论 R_{\min} 的大小, 本文算法的能效都优于文献[4]算法的能效, 这主要有两方面原因: (1) 在每次最佳响应过程中, 本文算法的阶梯注水算法精度高于文献[4]算法的Dinkelbach算法精度。(2) 本文算法具有抗干扰能力,

表3 仿真参数

变量	含义	取值
N	子载波数目	5
N_0	噪声谱密度	3.98×10^{-19} W/Hz
B	总带宽	1 MHz
p_c	电路消耗功率	300 mW
a	传播指数	3.6
cte	传播常数	2.57399×10^{-2}
d_{\min}	最小距离	35 m
d_{\max}	最大距离	250 m
K	用户数	10
M	基站天线数	10

能使系统收敛于最小干扰信道增益均衡点。而文献[4]算法未采用该策略，所以在相同干扰条件下本文算法的能效优于文献[4]算法的能效。

为了说明系统抗干扰能力，图2(b)给出3种算法在相同条件下的频谱效率。仿真结果表明本文算法和文献[4]算法的频谱效率差异不大，但是两者能效相差很大。而与文献[17]算法相比，本文算法虽然降低了频谱效率但是大幅度提升了系统能效。以 $P_{\max} = 3W$, $R_{\min} = 3\text{bit}/(\text{s}\cdot\text{Hz})$ 为例，文献[17]算法的频谱效率为本文算法的1.47倍，而能效却为其1/11.3。本文算法牺牲了少量频谱效率，却大幅度提升了系统能效。

为了进一步分析本文算法和文献[4]算法能效性能差异的原因，图3和图4分别对比两种算法的子载波功率分配策略和迭代性能。图3以 $P_{\max} = 3W$,

$R_{\min} = 3\text{bit}/(\text{s}\cdot\text{Hz})$ 为例，仿真了两种算法的子载波功率分配值。其中柱状簇表示 $K = 10$ 个用户，每个柱状簇中的5个子柱状体表示 $N = 5$ 个子载波功率。图3说明本文算法比文献[4]算法的平均传输功率要小，而文献[4]算法的大部分子载波功率被钳制在最大功率处，因而降低了系统能效。图4仿真了在 $P_{\max} = 0.2W$, $R_{\min} = 1.5\text{bit}/(\text{s}\cdot\text{Hz})$ 条件下，本文算法和文献[4]算法在纳什均衡最佳响应过程中的迭代次数。在10次迭代之后，两种方案都能收敛于均衡点。特别是本文算法在第1次迭代中未采用干扰机制，而是直接采用阶梯注水算法获取最优传输功率，其能效高于文献[4]算法的能效，说明阶梯注水算法的精度优于Dinkelbach算法。在随后的最佳响应迭代过程中，本文算法采用了干扰抑制策略，因此每次迭代的能效都优于文献[4]算法的能效。

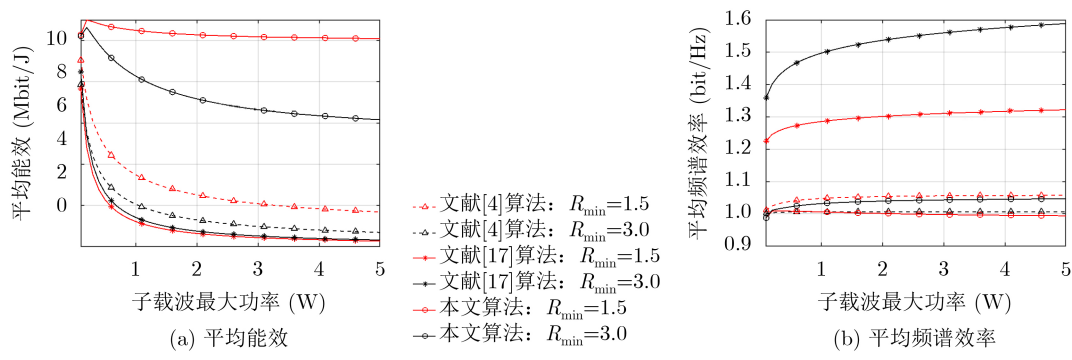


图2 平均能效和平均频谱效率

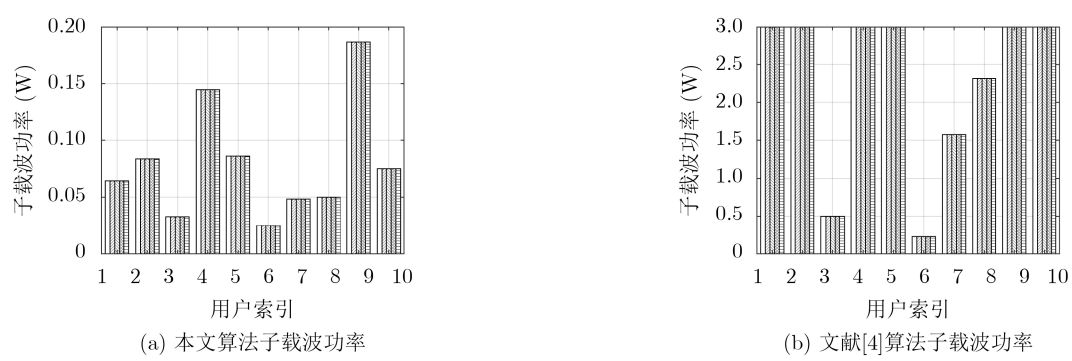


图3 子载波功率

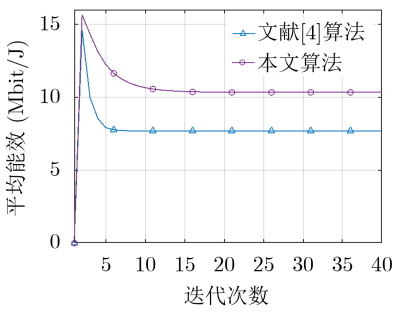


图4 迭代性能对比

6 结束语

本文提出一种基于阶梯注水算法的抗干扰策略解决最大传输功率和QoS约束下的能效最优功率分配问题，阶梯注水算法能解决每次最佳响应过程中的功率分配问题，抗干扰策略则采用迭代算法求最小干扰信道增益纳什均衡功率。仿真结果表明本文算法运算复杂度低，在保证频谱效率的前提下可大幅度提升系统能效。

参考文献

- [1] The Climate Group. Smart 2020: Enabling the low carbon economy in the information age[R]. The Climate Group London, 2008.
- [2] BACCI G, BELMEGA E V, MERTIKOPOULOS P, *et al.* Energy-aware competitive power allocation for heterogeneous networks under QoS constraints[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2015, 14(9): 4728–4742. doi: [10.1109/TWC.2015.2425397](https://doi.org/10.1109/TWC.2015.2425397).
- [3] LAHOUD S, KHAWAM K, MARTIN S, *et al.* Energy-efficient joint scheduling and power control in multi-cell wireless networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2016, 34(12): 3409–3426. doi: [10.1109/JSAC.2016.2611847](https://doi.org/10.1109/JSAC.2016.2611847).
- [4] CHARAR M A, GUENNOUN Z, and ANIBA G. Assessment of a closed-form iterative water filling energy efficient power control algorithm in multi-carrier context[C]. 2017 International Conference on Wireless Networks And Mobile Communications (Wincom), Rabat, Morocco, 2017: 304–309. doi: [10.1109/WINCOM.2017.8238195](https://doi.org/10.1109/WINCOM.2017.8238195).
- [5] HE P, ZHANG Shan, ZHAO Lian, *et al.* Multichannel power allocation for maximizing energy efficiency in wireless networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(7): 5895–5908. doi: [10.1109/tvt.2018.2803126](https://doi.org/10.1109/tvt.2018.2803126).
- [6] HE P and DONG Min. Energy-efficient power allocation maximization with mixed group sum power bound and QoS constraints[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2019, 67(10): 7139–7151. doi: [10.1109/TCOMM.2019.2926454](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2019.2926454).
- [7] DONG Guannan, ZHANG Haixia, JIN Shi, *et al.* Energy-efficiency-oriented joint user association and power allocation in distributed massive MIMO systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(6): 5794–5808. doi: [10.1109/TVT.2019.2912388](https://doi.org/10.1109/TVT.2019.2912388).
- [8] D'ORO S, ZAPPONE A, PALAZZO S, *et al.* A learning-based approach to energy efficiency maximization in wireless networks[C]. 2018 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), Barcelona, Spain, 2018: 1–6. doi: [10.1109/WCNC.2018.8377081](https://doi.org/10.1109/WCNC.2018.8377081).
- [9] LI Yuzhou, ZHANG Yu, LUO Kai, *et al.* Ultra-dense hetnets meet big data: Green frameworks, techniques, and approaches[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2018, 56(6): 56–63. doi: [10.1109/MCOM.2018.1700425](https://doi.org/10.1109/MCOM.2018.1700425).
- [10] 朱晓荣, 朱蔚然. 超密集小蜂窝网中基于干扰协调的小区簇和功率分配算法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(5): 1173–1178. doi: [10.11999/JEIT150756](https://doi.org/10.11999/JEIT150756).
ZHU Xiaorong and ZHU Weiran. Interference coordination-based cell clustering and power allocation algorithm in dense small cell networks[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(5): 1173–1178. doi: [10.11999/JEIT150756](https://doi.org/10.11999/JEIT150756).
- [11] PENG Juan, ZENG Jie, SU Xin, *et al.* A QoS-based cross-tier cooperation resource allocation scheme over ultra-dense HetNets[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 27086–27096. doi: [10.1109/ACCESS.2019.2901506](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2901506).
- [12] XIN Jincan, GAO Hui, TAN Yuande, *et al.* Energy-efficient power control for ultra-dense networks with distributed antenna arrays[C]. 2019 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops), Shanghai, China, 2019: 1–6. doi: [10.1109/ICCW.2019.8757032](https://doi.org/10.1109/ICCW.2019.8757032).
- [13] 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).
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).
- [14] MIAO Guowang, HIMAYAT N, LI G Y, *et al.* Distributed interference-aware energy-efficient power optimization[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2011, 10(4): 1323–1333. doi: [10.1109/twc.2011.021611.101376](https://doi.org/10.1109/twc.2011.021611.101376).
- [15] KWON G and PARK H. Joint user association and beamforming design for millimeter wave UDN with wireless backhaul[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2019, 37(12): 2653–2668. doi: [10.1109/JSAC.2019.2947926](https://doi.org/10.1109/JSAC.2019.2947926).
- [16] KHODMI A, BENREJEB S, and CHOUKAIR Z. Iterative water filling power allocation and relay selection based on two-hop relay in 5G/heterogeneous ultra dense network[C]. The 7th International Conference on Communications and Networking (ComNet), Hammamet, Tunisia, 2018: 1–6. doi: [10.1109/COMNET.2018.8622298](https://doi.org/10.1109/COMNET.2018.8622298).
- [17] ZENG Ming, NGUYEN N P, DOBRE O A, *et al.* Spectral- and energy-efficient resource allocation for multi-carrier uplink NOMA systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(9): 9293–9296. doi: [10.1109/TVT.2019.2926701](https://doi.org/10.1109/TVT.2019.2926701).
- [18] JIANG Yanxiang, LU Ningning, CHEN Yan, *et al.* Energy-efficient noncooperative power control in small-cell networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, 66(8): 7540–7547. doi: [10.1109/TVT.2017.2673245](https://doi.org/10.1109/TVT.2017.2673245).
- [19] FACCHINEI F and KANZOW C. Generalized Nash equilibrium problems[J]. *Annals of Operations Research*, 2010, 175(1): 177–211. doi: [10.1007/s10479-009-0653-x](https://doi.org/10.1007/s10479-009-0653-x).
- 何云: 女, 1979年生, 博士生, 研究方向为移动通信物理层算法、混合预编码。
- 申敏: 女, 1963年生, 教授, 研究方向为通信核心芯片、协议与系统应用技术。
- 张梦: 女, 1988年生, 博士生, 研究方向为移动通信物理层算法、网络安全。