

异构蜂窝网络中基于能效的非正交多址接入下行功率分配算法

张 双 康桂霞*

(河北师范大学职业技术学院 石家庄 050024)

(北京邮电大学信息与通信工程学院 北京 100876)

(无锡北邮感知技术产业研究院 无锡 214000)

摘 要: 该文针对应用非正交多址接入(NOMA)技术的异构蜂窝网络,在考虑层间层内干扰的情况下,提出一种能效最大化的功率分配算法。该算法主要包括两部分,一部分为子信道内用户功率分配因子的求解,主要利用差分优化的方法,迭代求解。另一部分为子信道间的功率分配,主要利用凹凸程序法将原有的非凸问题简化为可解的凸问题,最后利用拉格朗日求解法得出功率最优解。仿真结果表明该算法有良好的迭代性,且新算法表明利用NOMA技术得到的系统能效较利用正交技术得到的系统能效提高了至少44%以上。

关键词: 非正交多址接入; 异构蜂窝网络; 能效; 功率分配

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)11-2656-08

DOI: [10.11999/JEIT190492](https://doi.org/10.11999/JEIT190492)

Energy Efficient Power Allocation with NOMA in Downlink Heterogeneous Networks

ZHANG Shuang KANG Guixia

(College of Career Technology, Hebei Normal University, Shijiazhuang 050024, China)

(School of Information and Communication Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

(Wuxi BUPT Sensory Technology and Industry Institute, Wuxi 214000, China)

Abstract: This paper proposes a power allocation scheme for energy efficiency maximization in a downlink Non-Orthogonal Multiple Access (NOMA)-based Heterogeneous Network (HetNets) with considering the out-of-cell interference and in-cell interference. The scheme contains mainly two parts. One is the power allocation between the users at the same sub-channel, where Difference of Convex (DC) functions -programming is exploited to solve the problem. Another is the power allocation between the sub-channels, in which ConCave-Convex Procedure (CCCP) method and Lagrangian multiplier method are combined to solve the problem. The simulation results show that the fast convergence property, and demonstrate that the EE obtained by the proposed algorithms based on NOMA is at least 44% higher than that obtained by the conventional orthogonal multiple access scheme.

Key words: Non-Orthogonal Multiple Access (NOMA); Heterogeneous Networks (HetNets); Energy efficiency; Power allocation

1 引言

通信技术的飞速发展以及新兴业务和移动应用的爆炸性增长,促使无线网络容量和数据传输速率的要求越来越高。满足该要求的有效办法之一是利

用频谱复用方式来获得较高的容量增益。利用该方式,在传统的宏蜂窝网络中,部署小型蜂窝网络,构建分层异构网络(Heterogeneous Networks, HetNets)。HetNets在增加频谱分裂增益的同时能够有效地解决用户分布不均,热点区域覆盖以及网络拓扑结构扁平化等问题^[1],从而实现大连接和广覆盖。因此, HetNets已经作为第5代移动通信技术(Fifth Generation, 5G)中解决数据1000x增长挑战的一项关键技术。

多址接入技术作为频谱复用的重要方式,也是

收稿日期: 2019-07-02; 改回日期: 2020-04-13; 网络出版: 2020-08-31

*通信作者: 康桂霞 gxkang@bupt.edu.cn

基金项目: 国家重大专项(2017ZX03001022)

Foundation Item: The National Science and Technology Major Project of China (2017ZX03001022)

有效满足数据业务指数增长的方式之一。在最新的多址技术研究中, 以功率域非正交多址接入(Non-Orthogonal Multiple Access, NOMA)技术的研究最为广泛^[2]。NOMA主要采用不同的功率将两个移动用户的信息叠加在一起从而实现同时频传输, 并在接收终端采用串行干扰删除(Successive Interference Cancellation, SIC)接收机进行串行干扰删除^[2], 有效地提高了网络的频谱利用效率。为了进一步提高网络容量和设备连接数, 可以将NOMA技术引入到HetNets中, 通过合理的资源分配技术使用户们在功率域实现功率差, 从而在保证NOMA传输的同时增加系统容量和连接数。

由于HetNets中不同网络同频异频部署方式的不同, HetNets本身存在跨层和同层干扰的问题。而NOMA采用多用户信号叠加的方式传输, 使得用户间存在信号干扰。因此, 干扰问题是HetNets与NOMA技术结合面临的重要问题之一。而合理的资源分配方法能够有效地缓解二者结合带来的干扰影响^[3]。例如, 文献^[4]在考虑层间干扰的前提下, 提出了一种适用于NOMA和HetNets结合场景下, 频谱效率最大化的资源分配策略。然而该算法应用场景受限, 其主要针对于两种典型用户, 即弹性用户和流媒体用户并存的场景。在满足流媒体业务最小数据流的条件下最大化弹性用户的权值速率和。文献^[5]提出了一种基于博弈论的功率分配算法, 该算法在考虑HetNets与NOMA结合下宏蜂窝用户干扰以及NOMA干扰的同时, 实现整个下行蜂窝网络吞吐量的最大化。但该算法并没有考虑同层小区间的干扰。文献^[6]提出了一种基于压缩感知理论的权值受限快速迭代功率分配算法, 该算法在有效缓解HetNets和NOMA结合场景中跨层、同层干扰问题的同时, 实现下行网络吞吐量最大化。但由于该算法采用权值快速迭代, 受权值的影响比较大。与前面的工作不同(前面工作是将NOMA技术单独应用到HetNets的不同网络中, 即宏蜂窝网络中的用户只能和该网络中的用户叠加传输, 不能同小型蜂窝网络中的用户叠加传输), 文献^[7]将NOMA技术联合应用到HetNets中, 实现不同网络中用户的NOMA传输。进一步提升了频谱效率。然而, 在这种情况下, 用户不仅接收到来自同一基站用户的叠加干扰, 还包括其他基站中用户的信号干扰, 这大大增加了用户端SIC的复杂度。上述工作中, 功率分配算法的优化指标为网络吞吐量最大化。然而, 随着小型基站的密集部署以及低功率节点的大规模引入, 蜂窝系统中的能耗问题越来越严重。出于网络运营商对运营开销控制和全球温室效应的考虑, 能量效率(Energy Efficiency, EE), 简称能

效, 已经成为5G发展的另一重要性能指标^[8]。例如, 文献^[9]在基于NOMA的下行HetNets中, 提出了一种基于理想和非理想信道状态信息下能效最大化的信道及功率分配策略。然而, 该功率分配策略是基于信道间的等功率分配, 在一定程度上造成了功率资源的浪费。文献^[3]在考虑HetNets中干扰的前提下, 提出了基于NOMA网络能效最大化的功率分配算法。但是在该文中, 宏蜂窝网络可以占用所有信道资源而小型蜂窝网络只能占用单一信道资源, 降低了资源的使用效率。

针对上述现有NOMA与HetNets结合场景中功率分配算法的不足, 以及进一步提高HetNets中小型基站的能效, 本文在考虑信道衰落以及HetNets层间层内干扰的基础上, 提出了一种基于NOMA技术的HetNets下行功率分配算法。在满足用户传输性能的前提下, 将通信系统中小型基站的能效最大化。创新点如下: (1)在考虑异构网络中层内层间干扰的前提下, 形成了小型蜂窝系统功率分配的能效优化问题。在该问题中, 将用户的传输速率和基站的最大发送功率作为约束条件。(2)利用子信道间的正交性, 将该优化问题转换为求解各个子信道能效最大化的功率分配问题。(3)利用凸差规划(Difference of Convex functions programming, DC programming)^[10]以及凹凸程序(ConCave-Convex Procedure, CCCP)^[11]的方法进行功率问题的求解。

2 系统模型

考虑一个2层HetNets下行链路环境, 假设HetNets由宏基站覆盖区域内叠加密集部署的小基站构成, 第1层为单一宏基站, 部署在网络中心位置, 第2层为 F 个小型基站, 随机部署在宏蜂窝网络中。 k 表示小型基站 $f, f \in \{1, 2, \dots, F\}$ 中的第 k 个用户。为了提高频谱利用率, 采用宏基站和小型基站共享频谱机制, 假设总的网络频谱带宽包含 N 个正交的子信道, 每个子信道的带宽为 B Hz。所有小型基站用户与该基站内的用户采用NOMA的方式进行接入, 在接收端采用SIC的方法对用户信号进行恢复。为了降低SIC在用户端的复杂性, 本文考虑每个子信道容纳2个用户的情况。 $h_{k,f}^n = g_{k,f}^n \sqrt{d_{k,f}^{-a}}$ 表示子信道 n 上基站 f 到用户 k 的信道增益, 其中 $g_{k,f}^n$ 表示对应的小尺度瑞利衰落信道增益, a 表示路径衰落系数, $d_{k,f}$ 表示用户 k 到基站 f 的距离。

2.1 下行NOMA信号模型

在本文中, 利用NOMA原则对该基站中用户的信号进行叠加传输。因此, 基站 f 在子信道 n 上的两用户调制符号 $s_{1,f}, s_{2,f}$ 以式(1)的形式叠加编码

$$x_f^n = \sqrt{\alpha_f^n p_f^n} s_{1,f}^n + \sqrt{(1 - \alpha_f^n) p_f^n} s_{2,f}^n \quad (1)$$

其中, α_f^n ($1/2 < \alpha_f^n < 1$) 为基站 f 中用户 1 在子信道 n 上的功率分配因子, p_f^n 表示基站 f 在子信道 n 上的发送功率。则子信道 n 上, 基站 f 中 k 用户的接收信号为

$$Y_{k,f}^n = h_{k,f}^n x_f^n + \psi_{k,f}^n + \psi_{k,0}^n + w_{k,f}^n \quad (2)$$

其中, $\psi_{k,f}^n = \sum_{f'=1, f' \neq f}^F h_{k,f'}^n x_{f'}^n$ 表示子信道 n 上来自其他小型基站用户的干扰; $\psi_{k,0}^n = h_{k,0}^n \sum_{i=1}^{S_0^n} \sqrt{p_{i,0}^n} x_{i,0}^n$ 表示子信道 n 上来自宏基站用户的干扰, 其中 S_0^n 为宏基站子信道 n 上的用户数; $w_{k,f}^n \sim \text{CN}(0, \sigma^2)$ 表示均值为 0 方差为 σ^2 的加性高斯白噪声。假设子信道 n 上基站 f 中用户 k 的均衡增益为 $H_{k,f}^n = |h_{k,f}^n|^2 / \sigma^2$ 。不失一般性, 本文假设基站 f 在信道 n 上两用户的均衡信道增益关系为 $H_{1,f}^n < H_{2,f}^n$ 。根据 NOMA 原则^[2], 弱用户(信道增益较小的用户, 对应为用户 1)的发送功率必须大于强用户(信道增益较大的用户, 对应为用户 2)的发送功率, 即 $1/2 < \alpha_f^n < 1$ 。令 $\mathbf{P} = (\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_F)$ 表示发送功率向量, 则 $\mathbf{p}_f = (p_f^1, p_f^2, \dots, p_f^N)$ 。假设强用户可以成功无误地解调弱用户的信号, 则基站 f 在子信道 n 上两用户的传输速率和为

$$\begin{aligned} R_f^n(\mathbf{P}, \alpha_f^n) &= B \log_2 \left(1 + \frac{\alpha_f^n p_f^n H_{1,f}^n}{1 + (1 - \alpha_f^n) p_f^n H_{1,f}^n + \Phi_{1,f}^n + \Phi_{1,0}^n} \right) \\ &\quad + B \log_2 \left(1 + \frac{(1 - \alpha_f^n) p_f^n H_{2,f}^n}{1 + \Phi_{2,f}^n + \Phi_{2,0}^n} \right) \end{aligned} \quad (3)$$

其中, $\Phi_{1,f}^n = \sum_{f'=1, f' \neq f}^F H_{1,f'}^n p_{f'}^n$, $\Phi_{2,f}^n = \sum_{f'=1, f' \neq f}^F H_{2,f'}^n p_{f'}^n$, $\Phi_{k,0}^n = H_{k,0}^n \sum_{i=1}^{S_0^n} p_{i,0}^n = H_{k,0}^n P_0^n$ 。

2.2 能效模型

本文中, 基站 f 在子信道 n 上的能效被定义为子信道总的速率和与总的功率消耗 $\bar{p}_f^n = p_f^n + p_c$ 之比。其中, p_c 表示基站 f 在子信道 n 上消耗的静态功率的总和。则基站 f 在子信道 n 上的能效为 $\text{EE}_f^n = R_f^n(\mathbf{P}, \alpha_f^n) / (p_f^n + p_c)$, 那么整个下行小型异构蜂窝网络的能效为

$$\eta_{\text{EE}} = \sum_{f=1}^F \sum_{n=1}^N \text{EE}_f^n \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \min_{\alpha_f^n \in (1/2, 1)} & - \frac{B \log_2 \left(1 + \frac{\alpha_f^n p_f^n H_{1,f}^n}{1 + (1 - \alpha_f^n) p_f^n H_{1,f}^n + \Phi_{1,f}^n + \Phi_{1,0}^n} \right)}{p_f^n + p_c} - \frac{B \log_2 \left(1 + \frac{(1 - \alpha_f^n) p_f^n H_{2,f}^n}{1 + \Phi_{2,f}^n + \Phi_{2,0}^n} \right)}{p_f^n + p_c} \\ \text{s.t. } & \text{C1, C3} \end{aligned} \quad (7)$$

2.3 能效最大化问题的形成

根据 NOMA 模型和能效模型, 小型蜂窝网络的能效最大化问题可以表述为

$$\begin{aligned} \max & \sum_{f=1}^F \sum_{n=1}^N \text{EE}_f^n \\ \text{s.t. } & \text{C1: } R_{k,f}^n \geq R_{\text{req}}^k \\ & \text{C2: } \sum_{n=1}^N p_f^n \leq P_f^{\max} \\ & \text{C3: } \frac{1}{2} < \alpha_f^n < 1 \end{aligned} \quad (5)$$

其中, $R_{k,f}^n$ 表示基站 f 中用户 k 在子信道 n 上的传输速率; R_{req}^k 表示该用户的最小传输速率; $P_f^{\max}$ 表示基站 f 的最大发送功率。在上述问题中, 约束条件 C1 的目的是保证各个用户在子信道上的最小速率要求, 约束条件 C2 给出了每个基站最大发送功率限制。约束条件 C3 确保相同基站和子信道上弱用户的发送功率大于强用户的发送功率。

3 问题分步和算法设计

由于式(5)中需要解决两个子问题, 一个为求解不同基站在各个子信道上的功率分配 p_f^n , 另一个为求解同一基站在每个子信道上 2 个强弱用户的功率分配因子 α_f^n 。为了解决以上 2 个问题, 本文将分别设计算法进行功率的迭代求解。

3.1 DC 迭代求功率分配因子 α_f^n

首先, 要确定同一基站在每个子信道上对 2 个强弱用户的功率分配因子 α_f^n 。因此, 假设 p_f^n 为已知变量。由于子信道间的正交性, 首先将优化式(5)展开成每个子信道上的能效优化问题, 具体形式为

$$\begin{aligned} \max_{\alpha_f^n \in (1/2, 1)} & \frac{B \log_2 \left(1 + \frac{\alpha_f^n p_f^n H_{1,f}^n}{1 + (1 - \alpha_f^n) p_f^n H_{1,f}^n + \Phi_{1,f}^n + \Phi_{1,0}^n} \right)}{p_f^n + p_c} \\ & + \frac{B \log_2 \left(1 + \frac{(1 - \alpha_f^n) p_f^n H_{2,f}^n}{1 + \Phi_{2,f}^n + \Phi_{2,0}^n} \right)}{p_f^n + p_c} \\ \text{s.t. } & \text{C1, C3} \end{aligned} \quad (6)$$

其中, $R_{\text{req}}^1, R_{\text{req}}^2$ 分别为子信道 n 上用户 1 和用户 2 的最小要求速率。考虑到式(6)为非凸问题, 因此, 对式(6)进行变换, 具体变化如式(7)

假设

$$f(\alpha_f^n) = -\frac{B\log_2\left(1 + \frac{\alpha_f^n p_f^n H_{1,f}^n}{1 + (1 - \alpha_f^n)p_f^n H_{1,f}^n + \Phi_{1,f}^n + \Phi_{1,0}^n}\right)}{p_f^n + p_c},$$

$$g(\alpha_f^n) = \frac{B\log_2\left(1 + \frac{(1 - \alpha_f^n)p_f^n H_{2,f}^n}{1 + \Phi_{2,f}^n + \Phi_{2,0}^n}\right)}{p_f^n + p_c}, \text{ 由于 } f(\alpha_f^n)$$

和 $g(\alpha_f^n)$ 均为关于 α_f^n 的凸函数。因此, 可以利用DC programming来进行迭代求解 α_f^n [12]。DC programming的主要思想是: 首先将具有DC结构的优化问题转换为一系列标准的凸优化子问题, 然后利用标准的凸优化解法来对子问题进行逐个求解。利用该方法将 $g(\alpha_f^n)$ 在 $(\alpha_f^n)^c$ 点进行1阶泰勒展开, 即 $g((\alpha_f^n)^c) + \nabla g^T((\alpha_f^n)^c)(\alpha_f^n - (\alpha_f^n)^c)$, 其中 $\nabla g^T((\alpha_f^n)^c)$ 表示 $g(\alpha_f^n)$ 在 $(\alpha_f^n)^c$ 点的梯度; $(\alpha_f^n)^c$ 表示第 c 次迭代时基站 f 在子信道 n 上的功率分配因子。最终, 子问题可以表示为

$$\min_{\alpha_f^n \in (1/2, 1)} \left\{ q(\alpha_f^n) = f(\alpha_f^n) - g((\alpha_f^n)^c) - \nabla g^T((\alpha_f^n)^c)(\alpha_f^n - (\alpha_f^n)^c) \right\} \quad (8)$$

s.t. C1, C3

其中约束条件C1可以线性变化为

$$\left\{ \begin{array}{l} \alpha_f^n p_f^n H_{1,f}^n + (1 - 2^{R_{\text{req}}^1/B}) \\ \cdot [1 + (1 - \alpha_f^n)p_f^n H_{1,f}^n + \Phi_{1,f}^n + \Phi_{1,0}^n] > 0 \\ (1 - \alpha_f^n)p_f^n H_{2,f}^n + (1 - 2^{R_{\text{req}}^2/B}) \\ \cdot (1 + \Phi_{2,f}^n + \Phi_{2,0}^n) > 0 \end{array} \right\} \quad (9)$$

$g(\alpha_f^n)$ 的梯度计算表达式为

$$\nabla g^T(\alpha_f^n) = -\frac{B p_f^n H_{2,f}^n}{\ln 2 (p_f^n + p_c) \left[(1 + \Phi_{2,f}^n + \Phi_{2,0}^n) + (1 - \alpha_f^n) p_f^n H_{2,f}^n \right]} \quad (10)$$

式(8)是一个标准的凸优化问题, 可以采用相关的凸优化工具来进行求解。求解式(8)的功率分配算法在表1中给出。因此, 可以用该功率因子分配算法求出各个基站在每个子信道上的功率分配因子。

表 1 子信道内用户功率分配因子算法

DC programming功率分配因子算法
1. 初始化: 设置 $(\alpha_f^n)^c$ 的初始值; 设置迭代索引 $c = 0$; 设置最大迭代次数 $C_{\max}$ 以及容忍度 μ 的值; 计算式 $q((\alpha_f^n)^0) = f((\alpha_f^n)^0) - g((\alpha_f^n)^0)$ 的值。
2. repeat
3. 计算式(8)获取最优功率分配因子 $(\alpha_f^n)^*$
4. $c = c + 1$, $(\alpha_f^n)^c = (\alpha_f^n)^*$, 计算 $q((\alpha_f^n)^c) = f((\alpha_f^n)^c) - g((\alpha_f^n)^c)$
5. until $ q((\alpha_f^n)^c) - q((\alpha_f^n)^{c-1}) \leq \mu$ or $c > C_{\max}$
6. $(\alpha_f^n)^* = (\alpha_f^n)^c$

3.2 子信道间功率优化

上一小节的迭代优化算法解决了式(5)中功率分配因子的子问题, 这一小节将利用CCCP方法来解决子信道间的功率分配问题。首先, 利用文献[13]中的定理1来对式(5)进行变换。

定理1 如果 $\mathbf{P}^*$ 为式(11)的最优解, 则存在 $(\lambda_f^n)^*, (\gamma_f^n)^*, f = 1, 2, \dots, F; n = 1, 2, \dots, N$, 并且当 $\lambda = \lambda^*, \gamma = \gamma^*, \mathbf{P}^*$ 为式(11)的解

$$\left. \begin{array}{l} \max_{\mathbf{P}} \sum_{f=1}^F \sum_{k=1}^K \lambda_f^n [R_f^n - \gamma_f^n (p_f^n + p_c)] \\ \text{s.t. C1, C2} \\ \text{C3: } R_f^n - \gamma_f^n (p_f^n + p_c) \geq 0 \end{array} \right\} \quad (11)$$

同时 $\mathbf{P}^*$ 也满足等式(12)且有 $\lambda = \lambda^*, \gamma = \gamma^*$

$$\lambda_f^n = \frac{1}{(p_f^n + p_c)}, \quad \gamma_f^n = \frac{R_f^n(p_f^n)}{p_f^n + p_c}, \quad n = 1, 2, \dots, N; f = 1, 2, \dots, F \quad (12)$$

证明 对于式(5), 定义函数

$$\begin{aligned} L(\mathbf{P}, \delta, \beta, \theta, \eta) &= \sum_{f=1}^F \sum_{n=1}^N \beta_f^n \left(\sum_{k=1}^2 R_{k,f}^n - R_{\text{req}}^k \right) \\ &+ \delta \sum_{f=1}^F \sum_{n=1}^N \gamma_f^n + \sum_{f=1}^F \theta_f \left(P_f^{\max} - \sum_{n=1}^N p_f^n \right) \\ &+ \sum_{f=1}^F \sum_{n=1}^N \lambda_f^n (R_f^n - \gamma_f^n (p_f^n + p_c)) \end{aligned} \quad (13)$$

假设 $\bar{g}_f^n = p_f^n + p_c$, $\hat{g}_f^n(\mathbf{P}) = \left(\sum_{k=1}^2 R_{k,f}^n - R_{\text{req}}^k \right)$, 以及 $\tilde{g}_f(\mathbf{P}) = P_f^{\max} - \sum_{n=1}^N p_f^n$ 。根据文献[14]中定理4.2.8, 即Fritz-John优化条件, 存在 $\delta^*, \beta^*, \theta^*, \eta^*$, 满足

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial p_f^n} &= \sum_{f=1}^F \sum_{n=1}^N \lambda_f^n (\nabla R_f^n(\mathbf{P}) - \gamma_f^n \nabla \bar{g}_f^n(\mathbf{P})) \\ &+ \sum_{f=1}^F \sum_{n=1}^N \beta_f^n \nabla \hat{g}_f^n(\mathbf{P}) + \sum_{f=1}^F \theta_f \nabla \tilde{g}_f(\mathbf{P}) = 0, \forall f, n \end{aligned} \quad (14)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \gamma_f^n} = \delta^* - (\lambda_f^n)^*(p_f^n + p_c) = 0, \quad \forall f, n \quad (15)$$

$$\begin{aligned} (\beta_f^n)^* \frac{\partial L}{\partial (\beta_f^n)^*} = (\beta_f^n)^* & \left[\alpha_f^n p_f^n H_{1,f}^n + \left(1 - 2^{\frac{R_{\text{req}}^1}{B}}\right) \right. \\ & \cdot (1 + (1 - \alpha_f^n) p_f^n H_{1,f}^n + \Phi_{1,f}^n + \Phi_{1,0}^n) \\ & + (1 - \alpha_f^n) p_f^n H_{2,f}^n + \left(1 - 2^{\frac{R_{\text{req}}^2}{B}}\right) \\ & \left. \cdot (1 + \Phi_{1,f}^n + \Phi_{1,0}^n) \right] = 0, \quad \forall f, n \quad (16) \end{aligned}$$

$$(\theta_f^n)^* \frac{\partial L}{\partial (\theta_f^n)^*} = (\theta_f^n)^* \left(P_f^{\max} - \sum_{n=1}^F p_f^n \right) = 0, \quad \forall f, n \quad (17)$$

$$(\gamma_f^n)^* \frac{\partial L}{\partial (\gamma_f^n)^*} = (\gamma_f^n)^* [R_f^n - \gamma_f^n (p_f^n + p_c)] = 0, \quad \forall f, n \quad (18)$$

$$C1, C2, C3, \delta^* \geq 0, \beta^*, \theta^*, \eta^* \geq 0 \quad (19)$$

假设 $\delta^* = 0$ ，在式(15)中，对于所有的 $\mathbf{P}$ ，由于 $p_f^n + p_c > 0$ 可以得到 $(\eta_f^n)^* = 0$ 。因此由式(14)，式(16)，式(17)和式(19)可以得到

$$\sum_{f,n \in I(\mathbf{P}^*)} (\beta_f^n)^* \nabla \hat{g}_f^n(\mathbf{P}) = 0, \quad \sum_{f,n \in I(\mathbf{P}^*)} (\beta_f^n)^* \geq 0 \quad (20)$$

其中， $I(\mathbf{P}^*) = \left\{ f, n \left| \sum_{f=1}^F \sum_{n=1}^N \hat{g}_f^n(\mathbf{P}^*) = 0 \cap \sum_{f=1}^F \tilde{g}_f = 0 \right. \right\}$ 。根据Slater条件可知，存在 $\mathbf{P}'$ ，满足

$\nabla \hat{g}_f^n(\mathbf{P}') < 0, \quad \forall f, n$ 。由于 $\hat{g}_f^n(\mathbf{P}^*)$ 为关于 $\mathbf{P}^*$ 的凸函数，因此

$$\nabla \hat{g}_f^n(\mathbf{P}^*)^T (\mathbf{P}' - \mathbf{P}^*) \leq \hat{g}_f^n(\mathbf{P}') - \hat{g}_f^n(\mathbf{P}^*), \quad \forall f, n \in I(\mathbf{P}^*) \quad (21)$$

令 $\mathbf{d} = \mathbf{P}' - \mathbf{P}^*$ 由式(20)和式(21)可得

$$\left(\sum_{f,n \in I(\mathbf{P}^*)} (\beta_f^n)^* \nabla \hat{g}_f^n(\mathbf{P}^*) \right)^T \mathbf{d} < 0 \quad (22)$$

与式(20)相互矛盾。因此 $\delta^* > 0$ 。分别用 $(\gamma_f^n)^*$ 与 $(\beta_f^n)^*$ 代替 $(\gamma_f^n)^* / \alpha^*$ 与 $(\beta_f^n)^* / \alpha^*$ ，通过式(16)与式(18)，可以得到式(13)。当给定 $\gamma_f^n = (\gamma_f^n)^*$ ， $\lambda_f^n = (\lambda_f^n)^*$ ，式(14)、式(15)及式(17)为式(11)的KKT条件，因此对于 $\gamma_f^n = (\gamma_f^n)^*$ ， $\lambda_f^n = (\lambda_f^n)^*$ ， $\mathbf{P}^*$ 为式(11)的一个解。

证毕

根据定理1，式(5)可以等价于式(11)，通过解决式(11)来求解式(5)。将式(11)的优化问题线性化得到

$$\begin{aligned} U(\mathbf{P}) &= U_{\text{cave1}}(\mathbf{P}) - U_{\text{cave2}}(\mathbf{P}) \\ \text{s.t. } & C1, C2, C3 \end{aligned} \quad (23)$$

其中， $U_{\text{cave1}}(\mathbf{P}) = \sum_{f=1}^F \sum_{n=1}^N \lambda_f^n \lambda_f^n \left[B \log_2(1 + p_f^n H_{1,f}^n + \Phi_{1,f}^n + \Phi_{1,0}^n) + B \log_2(1 + (1 - \alpha_f^n) p_f^n H_{2,f}^n + \Phi_{2,f}^n + \Phi_{2,0}^n) \right]$ ， $U_{\text{cave2}}(\mathbf{P}) = \sum_{f=1}^F \sum_{n=1}^N \lambda_f^n \left[B \log_2(1 + (1 - \alpha_f^n) p_f^n H_{1,f}^n + \Phi_{1,f}^n + \Phi_{1,0}^n) + B \log_2(1 + \Phi_{2,f}^n + \Phi_{2,0}^n) + \gamma_f^n (p_f^n + p_c) \right]$ 。因此式(11)等价于式(24)

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{P}} \{ & U_{\text{cave1}}(\mathbf{P}) - U_{\text{cave2}}(\mathbf{P}) \} \\ \text{s.t. } & C1, C2, C3 \end{aligned} \quad (24)$$

通过上述变换，可以看出 $U_{\text{cave1}}(\mathbf{P})$ ， $U_{\text{cave2}}(\mathbf{P})$ 为关于 $\mathbf{P}$ 的凹函数。利用 $U_{\text{cave2}}(\mathbf{P})$ 的可微性以及CCCP方法，通过线性迭代 $U(\mathbf{P})$ 中的凸部分即 $-U_{\text{cave2}}(\mathbf{P})$ ，我们可以求出 $\mathbf{P}$ 最优解。具体步骤描述参见定理2。

定理2 式(24)可以通过求解一系列下列问题来求解

$$\mathbf{P}^{v+1} = \arg \max \{ U_{\text{cave1}}(\mathbf{P}) - \mathbf{P}^T \nabla U_{\text{cave2}}(\mathbf{P}^v) \} \quad (25)$$

其中， $\mathbf{P}^T$ 为 $\mathbf{P}$ 的转置矩阵； $\nabla U_{\text{cave2}}(\mathbf{P}^v) = [\nabla_1^v, \nabla_2^v, \dots, \nabla_N^v]^T$ 为 $\nabla U_{\text{cave2}}(\mathbf{P}^v)$ 在点 $\mathbf{P}^v$ 的梯度。

$$\begin{aligned} \nabla_n^v &= \lambda_f^n \left[\frac{B(1 - \alpha_f^n) H_{1,f}^n}{\ln 2(1 + (1 - \alpha_f^n) p_f^n H_{1,f}^n + \Phi_{1,f}^n + \Phi_{1,0}^n)} + \gamma_f^n \right] \\ &+ \sum_{m=1, m \neq f}^F \lambda_m^n B \left(\frac{H_{1,f}^n}{\ln 2(1 + (1 - \alpha_m^n) p_m^n H_{1,m}^n + \Phi_{1,m}^n + \Phi_{1,0}^n)} \right. \\ &\left. + \frac{H_{2,f}^n}{\ln 2(1 + \Phi_{2,m}^n + \Phi_{2,0}^n)} \right) \end{aligned} \quad (26)$$

证明 用 $\mathcal{P}$ 表示 $\mathbf{P}$ 对应的集合，首先根据文献[11]，构建minorization函数 G 满足

$$U(\mathbf{P}) \geq G(\mathbf{P}, \mathbf{Q}), \quad U(\mathbf{P}) \geq G(\mathbf{P}, \mathbf{P}) \quad \forall \mathbf{P}, \mathbf{Q} \in \mathcal{P} \quad (27)$$

因此， G 为 U 的下界并在 $\mathbf{Q}$ 处等于 U ，根据minimization算法 $\mathbf{P}$ 的迭代为

$$\mathbf{P}^{v+1} = \arg \max_{\mathbf{P}} \{ U_{\text{cave1}}(\mathbf{P}) - \mathbf{P}^T \nabla U_{\text{cave2}}(\mathbf{P}^v) \} \quad (28)$$

当且仅当 $\mathbf{P}^v = \arg \max \{ G(\mathbf{P}, \mathbf{P}^v) \}$ 或者 $\| \mathbf{P}^{v+1} - \mathbf{P}^v \| < \xi$ 算法停止。因此，可以很容易证明在每次迭代中，该迭代算法会使 U 的值单调增加，即

$$U(\mathbf{P}^{v+1})^b \geq G(\mathbf{P}^{v+1}, \mathbf{P}^v)^c \geq G(\mathbf{P}^v, \mathbf{P}^v)^e = U(\mathbf{P}^v) \quad (29)$$

其中 b 与 e 通过式(27)得到， c 可以通过式(28)得到。根据文献[11]，使用泰勒近似构建minorization函数 G 。由于 $-U_{\text{cave2}}(\mathbf{P})$ 为凸函数且可微，因此有不等式(30)成立。

$$-U_{\text{cave2}}(\mathbf{P}) \geq -U_{\text{cave2}}(\mathbf{Q}) - (\mathbf{P} - \mathbf{Q})^T \nabla U_{\text{cave2}}(\mathbf{Q}), \quad \forall \mathbf{P}, \mathbf{Q} \in \mathcal{P} \quad (30)$$

等式两边加上 $U_{\text{cave1}}(\mathbf{P})$ 可以得到

$$U(\mathbf{P}) = U_{\text{cave1}}(\mathbf{P}) - U_{\text{cave2}}(\mathbf{P}) \geq U_{\text{cave1}}(\mathbf{P}) - U_{\text{cave2}}(\mathbf{P}) - (\mathbf{P} - \mathbf{Q})^T \nabla U_{\text{cave2}}(\mathbf{Q}) \quad \forall \mathbf{P}, \mathbf{Q} \in \mathcal{P} \quad (31)$$

定义minorization函数为

$$G(\mathbf{P}, \mathbf{Q}) \triangleq U_{\text{cave1}}(\mathbf{P}) - U_{\text{cave2}}(\mathbf{Q}) - (\mathbf{P} - \mathbf{Q})^T \cdot \nabla U_{\text{cave2}}(\mathbf{Q}), \quad \forall \mathbf{P}, \mathbf{Q} \in \mathcal{P} \quad (32)$$

因此, 可以通过式(33)的凸优化解决问题式(24)

$$\mathbf{P}^{v+1} = \arg \max_{\mathbf{P} \in \mathcal{P}} \{U_{\text{cave1}}(\mathbf{P}) - \mathbf{P}^T \nabla U_{\text{cave2}}(\mathbf{P}^v)\} \quad (33)$$

证毕

式(25)为凸优化问题, 可以利用KKT (Karush-Kuhn-Tucker)最优性条件来获得该问题的最优解, 即

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(\mathbf{P}, \boldsymbol{\rho}, \boldsymbol{\omega}) &= U_{\text{cave1}}(\mathbf{P}^v) - \mathbf{P}^T \nabla U_{\text{cave2}}(\mathbf{P}) \\ &+ \sum_{f=1}^F \rho_f \left(P_f^{\max} - \sum_{n=1}^N p_f^n \right) \\ &+ \sum_{f=1}^F \sum_{n=1}^N \omega_f^n (R_{f,k}^n - R_{\text{req}}^k) \end{aligned} \quad (34)$$

在功率约束对偶变量 $\boldsymbol{\rho} = [\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_F]$, $\boldsymbol{\omega} = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_F]$, $\omega_f = (\omega_f^1, \omega_f^2, \dots, \omega_f^N)$ 确定的情况下, 可以通过解式(35)来获得功率分配的最优解。

$$\left. \frac{\partial \mathcal{L}(\mathbf{P}, \boldsymbol{\rho}, \boldsymbol{\omega})}{\partial p_f^n} \right|_{p_f^n = p_f^{n*}} = 0 \quad (35)$$

利用牛顿插值法求解式(35), 同时可以利用次梯度法迭代更新对偶变量 $\boldsymbol{\rho}, \boldsymbol{\omega}$, 第 $v+1$ 次迭代的表达式为

$$\begin{aligned} \rho_f^{v+1} &= \rho_f^v + o_\rho \left(P_f^{\max} - \sum_{n=1}^N p_f^n \right), \\ (\omega_f^n)^{v+1} &= (\omega_f^n)^v + o_\omega (R_{k,f}^n - R_{\text{req}}^k) \end{aligned} \quad (36)$$

其中, o_ρ, o_ω 为次梯度优化算法中合适的步长^[15], 具体算法过程如表2。

3.3 算法复杂度分析

功率分配算法的复杂度主要包括两部分, 一部分是子信道内用户功率分配因子算法复杂度 M , 另一部分是子信道间的功率分配算法复杂度 W 。前者的复杂度主要来自式(8)。根据文献[16], 式(8)的复杂度为 $O(S_n)$, 其中 S_n 为每个子信道上的用户数。在本文中 $S_n = 2F$, 则 $M = C \cdot O((2F)^3)$, C 为子信道内用户功率分配因子算法的迭代次数, 最大值为 $C_{\max}$ 。子信道间功率分配算法的主要复杂度来自CCCP方法。因此该算法的复杂度为 $W = V \lg(1/\xi)$, V 为该算法的迭代次数, 最大值为 $V_{\max}$ 。

4 仿真结果

本节对上述提出的功率分配算法进行MATLAB仿真。并将该算法在正交多址接入(OFDMA)传输情况下做分析比较。相关参数如下: 每个基站在每个子信道上的用户数为2, 小型基站数 $F = 4$, 子信道数为 $N = 10$, 每个子信道的带宽为 $B = 30$ kHz, 路径损耗因子 $\tau = -3$, 噪声方差 $(\sigma_{k,f}^n)^2 = -70$ dBm, 路径衰落系数 $\alpha = -3$ 。每个子信道上的额外电路功耗为 $p_c = 0.01$ W。宏蜂窝网络中每个子信道上的总功率为 $P_0^n = 32.73$ dBm。误差容忍度 $\theta = \xi = 10^{-3}$ 。最大迭代次数为 $C_{\max} = V_{\max} = 20$ 。基于正交多址接入的子信道上只允许一个用户传输。同一用户可以占用多个子信道。

图1描述了不同小型基站最大发送功率与能效的关系, 其中 $R_{\text{req}}^k = 2$ kbps。由图可知, 整个小型蜂窝系统的能效首先随着基站最大发送功率的增加而增大, 由于最大发送功率的增加在一定程度上提高了频谱效率即提高了网络的传输能力, 从而提高了小型蜂窝网络的能效。然而在 $P_f^{\max} = 3$ W以后能效曲线趋于平坦, 这是因为增加基站最大发送功率在提高网络传输能力的同时也增加了网络能耗和不

表 2 子信道间功率分配算法

CCCP信道功率分配算法	
1: 初始化	设置迭代索引 $v = 0$, 误差容忍度 $\xi > 0$ 。设置初始化 $\mathbf{P}^0$, 最大迭代次数 $V_{\max}$, 计算 $(\lambda_f^n)^0 = 1 / ((p_f^n)^0 + p_c)$, $(\gamma_f^n)^0 = R_f^n ((p_f^n)^0) / ((p_f^n)^0 + p_c)$
2: repeat	
3: 利用拉格朗日对偶求解 $(\mathbf{P}^*)^v$ 即 $\mathbf{P}^{v+1}$ 其中 $(\mathbf{P}^*)^v$ 满足式(35)和式(36)。	
4: 根据式(12)更新 $(\lambda_f^n)^{v+1}$ 和 $(\gamma_f^n)^{v+1}$ 的值。	
5: 设置 $v = v + 1$	
6: until	$\left \max_{\mathbf{P}} \left\{ \sum_{f=1}^F (\lambda_f^n)^v [R_f^n ((p_f^n)^v) (1 + \beta ((p_f^n)^v + p_c) / B) - (\gamma_f^n)^v ((p_f^n)^v + p_c)] \right\} \right \leq \xi$ or $v > V_{\max}$

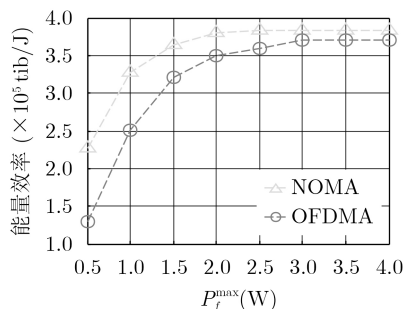


图1 不同最大发送功率下的能效值

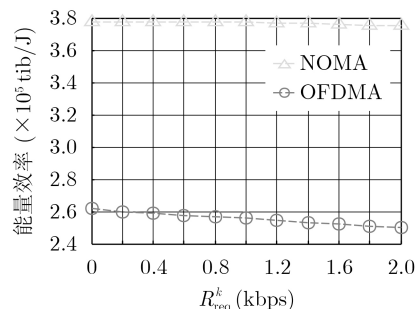


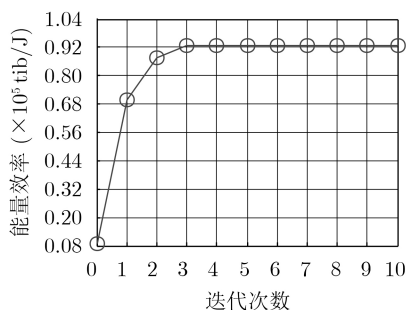
图2 不同用户速率要求下的能效值

同基站间的用户干扰。而当传输能力和功率消耗的比值达到最大时,能效值趋于平坦,不再受基站最大发送功率的影响。此外,我们还可以看出,在整个变化趋势中,基于NOMA的系统能效曲线一直高于基于OFDMA的系统能效曲线。其中在 $P_f^{\max} = 1$ W时系统的能效对比基于OFDMA的系统能效提高了至少44%。

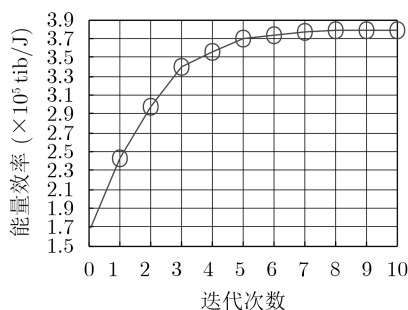
图2描述了不同用户速率与整个小型蜂窝系统的能效关系,其中 $P_f^{\max} = 1$ W。由图可知,整个小型蜂窝系统的能效会随着用户速率要求的增加而减小。因为在相同发射功率下,较高的速率要求会加大用户的功率消耗,从而导致能效的降低。由于NOMA利用功率差实现了信号在相同时频上的叠

加传输,较单用户传输的OFDMA网络来说,更能提高网络的传输容量,因此在相同的速率要求下,OFDMA的能效一直处于较低的水平。

图3分别给出了DC programming功率因子分配算法和CCCP信道功率分配算法的收敛性能。相关参数如下: $R_{\text{req}}^k = 2$ kbps。其中图3(a)为功率分配因子算法的收敛图,能效值为单位子信道下的能效值。从图中可以看出该算法在迭代将近4次之后,能效值趋于稳定。图3(b)为信道功率分配算法的收敛图。从该图中可以看出利用CCCP方法,在该算法迭代8次以后能效值趋于稳定。从图3中可以看出,本文中的两种算法都具有很好的收敛性且迭代次数都不高。



(a) DC programming功率分配因子算法



(b) CCCP信道功率分配算法

图3 算法收敛性能

5 结束语

本文针对应用NOMA技术的HetNets下行网络,在考虑层间层内干扰的前提下,形成了小型蜂窝网络系统能效最大化问题。利用子信道间的正交性,将整个小型蜂窝网络能效问题转化为单独求解每个子信道能效最大值的子问题。基于子问题的分式形式以及层间层内干扰造成的非凸性,本文利用差分优化法求解子信道间用户功率分配因子。最后利用凹凸程序法求解信道间功率分配问题。仿真实验表明,所提出的算法较非正交情况下,能效有大幅度的提高。

参考文献

- [1] DAMNJANOVIC A, MONTOJO J, WEI Yongbin, *et al.* A survey on 3GPP heterogeneous networks[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2011, 18(3): 10–21. doi: 10.1109/MWC.2011.5876496.
- [2] DAI Linglong, WANG Bichai, DING Zhiguo, *et al.* A survey of non-orthogonal multiple access for 5G[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2018, 20(3): 2294–2323. doi: 10.1109/COMST.2018.2835558.
- [3] FANG Fang, CHENG Julian, and DING Zhiguo. Joint energy efficient subchannel and power optimization for a downlink NOMA heterogeneous network[J]. *IEEE*

- Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(2): 1351–1364. doi: [10.1109/TVT.2018.2881314](https://doi.org/10.1109/TVT.2018.2881314).
- [4] MOKDAD A, AZMI P, and MOKARI N. Radio resource allocation for heterogeneous traffic in GFDM-NOMA heterogeneous cellular networks[J]. *IET Communications*, 2016, 10(12): 1444–1455. doi: [10.1049/iet-com.2016.0011](https://doi.org/10.1049/iet-com.2016.0011).
- [5] SONG Zhengyu, NI Qiang, and SUN Xin. Distributed power allocation for nonorthogonal multiple access heterogeneous networks[J]. *IEEE Communications Letter*, 2018, 22(3): 622–625. doi: [10.1109/LCOMM.2017.2789282](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2017.2789282).
- [6] NASSER A, MUTA O, ELSABROUTY M, *et al.* Compressive sensing based spectrum allocation and power control for NOMA HetNets[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 98495–98506. doi: [10.1109/ACCESS.2019.2929185](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2929185).
- [7] NI Dadong, HAO Li, TRAN Q T, *et al.* Power allocation for downlink NOMA heterogeneous networks[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 26742–26752. doi: [10.1109/ACCESS.2018.2835568](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2835568).
- [8] STEFANO B, CHIH L I, THIERR Y E, *et al.* A survey of energy-efficient techniques for 5G networks and challenges ahead[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2016, 34(4): 697–709. doi: [10.1109/JSAC.2016.2550338](https://doi.org/10.1109/JSAC.2016.2550338).
- [9] QIN Zhijin, YUE Xinwei, LIU Yuanwei, *et al.* User association and resource allocation in unified NOMA enabled heterogeneous Ultra dense networks[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2018, 56(6): 86–92. doi: [10.1109/MCOM.2018.1700497](https://doi.org/10.1109/MCOM.2018.1700497).
- [10] AN L T H and TAO P D. The DC (difference of convex functions) programming and DCA revisited with DC models of real world nonconvex optimization problems[J]. *Annals of Operations Research*, 2005, 133(1): 23–46. doi: [10.1007/s10479-004-5022-1](https://doi.org/10.1007/s10479-004-5022-1).
- [11] SRIPERUMBUDUR B K and LANCKRIET G R G. On the convergence of the concave-convex procedure[C]. The 22nd International Conference on Neural Information Processing Systems, Vancouver, British Columbia, Canada, 2009: 1759–1767.
- [12] FANG Fang, ZHANG Haijun, CHENG Julian, *et al.* Energy efficiency of resource scheduling for non-orthogonal multiple access (NOMA) wireless network[C]. 2016 IEEE International Conference on Communications, Kuala Lumpur, Malaysia, 2016: 1–5. doi: [10.1109/ICC.2016.7511239](https://doi.org/10.1109/ICC.2016.7511239).
- [13] CHEN Qimei, YU Guanding, YIN Rui, *et al.* Energy-efficient user association and resource allocation for multistream carrier aggregation[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(8): 6366–6376. doi: [10.1109/TVT.2015.2472558](https://doi.org/10.1109/TVT.2015.2472558).
- [14] BAZARAA M S, SHERALI H D, and SHETTY C M. Nonlinear Programming: Theory and Algorithms[M]. 3rd ed. New York: Wiley, 2013.
- [15] YE Qiaoyang, RONG Beiyu, CHEN Yudong, *et al.* User association for load balancing in heterogeneous cellular networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2013, 12(6): 2706–2716. doi: [10.1109/TWC.2013.040413.120676](https://doi.org/10.1109/TWC.2013.040413.120676).
- [16] KHA H H, TUAN H D, and NGUYEN H H. Fast global optimal power allocation in wireless networks by local D.C. programming[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2012, 11(2): 510–515. doi: [10.1109/TWC.2011.120911.110139](https://doi.org/10.1109/TWC.2011.120911.110139).
- 张 双: 女, 1989年生, 博士生, 研究方向为异构网络、非正交多址接入技术、绿色蜂窝网络。
- 康桂霞: 女, 1972年生, 博士生导师, 研究方向为移动物联网通信、大数据人工智能技术。

责任编辑: 陈 倩