

干扰门限与回程容量限制下 UDN 的能效与谱效联合优化算法

吴宣利, 陈旭

(哈尔滨工业大学通信技术研究所, 黑龙江 哈尔滨 150080)

摘要: 针对回程干扰门限与链路容量限制下的超密集网络 (UDN) 场景, 提出了一种基于整数线性规划和拉格朗日对偶分解的能量效率与频谱效率联合优化算法。所提算法首先将回程容量限制下的用户归属问题建模为整数线性规划 (ILP) 问题, 基于动态规划的思想设计算法求解该问题, 从而完成用户与微基站的连接; 在此基础上, 利用拉格朗日对偶分解, 通过基于迭代的资源分配算法实现频谱资源和功率的分配。仿真结果表明, 相较于传统算法, 所提算法能显著提升系统的能量效率和频谱效率, 同时可以更充分地利用微基站的业务承载能力。

关键词: 超密集网络; 能量效率; 频谱效率; 整数线性规划; 拉格朗日对偶分解

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.2019205

Joint energy efficiency and spectral efficiency optimization algorithm for UDN under the restriction of interference threshold and backhaul capacity

WU Xuanli, CHEN Xu

Communication Research Center, Harbin Institute of Technology, Harbin 150080, China

Abstract: Aiming at the scenarios which consider the constraint of backhaul capacity restriction and interference threshold in ultra-dense networks (UDN), an integer linear programming (ILP) and Lagrangian dual decomposition (LDD) based joint optimization algorithm of energy efficiency and spectrum efficiency was proposed. In the proposed algorithms, the user association problem with the constraint of limited backhaul capacity was modelled as an ILP problem and then finished the connection between the user and the base station of microcell by solving this problem with dynamic programming method. Therefore, Lagrangian dual decomposition (LDD) was applied in an iteration algorithm for spectrum resource allocation and power allocation. The simulation results show that compared with traditional schemes, the proposed algorithm can significantly improve the energy efficiency and spectrum efficiency of system and use the microcell's load capacity more efficiently.

Key words: ultra-dense network, energy efficiency, spectrum efficiency, integer linear programming, Lagrangian dual decomposition

1 引言

智能终端设备数目的迅猛增加和多样化蜂窝业务的深入发展带来了爆炸式增长的数据流量需求。面对第五代移动通信技术 (5G) 中高速率、大

容量、广覆盖的要求, 如何提升系统容量以满足未来业务需求是一个重要研究方向。基于基站密集化部署的超密集网络 (UDN, ultra-dense network) 被认为是一种重要的解决方案^[1]。UDN 源自异构网络, 其利用宏基站 (macrocell base station) 实现区

收稿日期: 2019-05-14; 修回日期: 2019-08-26

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61671179); 国家重点基础研究发展计划 (“973”计划) 基金资助项目 (No.2013CB329003)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61671179), The National Basic Research Program of China (No.2013CB329003)

域覆盖,同时在热点区域密集部署微基站(microcell base station),能够有效满足高速率业务需求,同时显著提升系统容量和频谱效率,因此已经成为 5G 的关键技术之一^[2-3]。

UDN 相较于传统蜂窝网络具有多个优点:微基站部署的灵活性提升;传输距离降低,传输信道状态提升,传输性能提高;微基站复用频带来频率效率的提升^[4]。然而,UDN 也存在诸多亟待解决的问题。首先,在 UDN 中,出于成本和灵活性的考虑,微基站不可避免地需要使用无线回程链路,因而存在回程容量限制^[5];其次,UDN 为干扰受限系统,其干扰相较于传统网络更加剧烈与复杂;最后,除了频谱效率,能量效率作为 5G 通信的核心性能指标之一,在超密集网络中也需要进行有效的优化。此外,对 UDN 的系统优化不仅仅是针对单一性能,更应该是多种指标的联合优化^[6]。

然而,由于 UDN 与传统网络的差异性,传统的算法不再适用于超密集网络的应用场景^[7]。因此,本文针对 UDN 的能量效率与频谱效率,在考虑无线回程容量限制与干扰门限限制的前提下,提出一个联合优化的效用函数,并以此设计用户归属、资源分配和功率分配 3 个过程的优化算法,实现对系统能效与谱效的联合优化。

2 相关工作

由于回程容量限制以及干扰复杂等问题^[6-8],同时为了充分利用 UDN 可以显著提升频谱效率和能量效率的特点,UDN 系统设计应重点关注用户归属、资源分配 2 个过程的优化,前者针对回程容量限制问题,后者针对降低干扰以及提高能量效率的问题。其中,资源分配的优化可以分为频率分配与功率分配 2 个过程。现有文献主要是针对用户归属、频率分配与功率分配中的一个或 2 个过程进行优化,实现对系统性能的提升。文献[8]将频率分配与功率分配相结合,利用交替方向乘法方法,在更小的计算复杂度下实现了对系统能量效率的优化。文献[9]则考虑了用户归属与资源分配,提出一种效用函数,在回程容量限制和功率限制下,有效地优化了系统容量和用户公平性。文献[10]基于广义分式规划理论与拉格朗日对偶分解(LDD, Lagrangian dual decomposition),提出了以最大化能量效率为目标的用户归

属与频率资源分配算法,在保证用户 QoS 需求的情况下,显著提升了系统的能量效率。

但是,上述文献研究的场景皆未考虑干扰门限,即用户受到来自同频复用的其他微基站的干扰最大值^[11]。由于 UDN 干扰受限的特性,算法设计时干扰门限也需要被考虑为限制条件才能更加有效地实现系统性能的提升。在考虑干扰门限的文献中,文献[11]在基于毫米波的 UDN 场景中,将用户归属与功率分配问题建模为混合整数规划(MIP, mixed integer programming)问题并转化为凸优化问题,最后利用拉格朗日对偶方法进行求解,在保证用户速率需求的前提下,实现了对能量效率的优化和负载均衡;文献[12]设定了宏基站与微基站跨层干扰门限,在中继节点辅助通信的场景中研究了毫米波蜂窝网络的用户归属与资源分配问题;文献[13]则以系统容量为目标,同样利用拉格朗日对偶分解的方法进行求解,并设计了频率分配和功率分配算法。

上述文献皆考虑了多种限制条件,以能量效率或者频谱效率作为主要优化目标提出了相应的算法。考虑到 UDN 系统的能量效率与频谱效率变化趋势并不一致^[6,14],这 2 种指标的联合优化也是研究人员关注的一个重要方向,现有文献采取的方法多是利用效用函数综合体现能量效率与频谱效率,并以此作为效用函数进行优化。现有文献中采用的能够综合体现能量效率与频谱效率的效用函数包括能量效率与频谱效率的线性加权和^[15-16]、能量效率与频谱效率的倒数之和的倒数^[17]等。然而,上述联合优化的文献往往是从频率分配和功率分配角度对系统性能进行优化,并没有考虑回程容量限制以及用户归属问题所带来的影响。

在实际场景中,无线回程所带来的回程容量限制不可忽略,同时,更合适的用户归属算法也能够更为有效地提升系统的能量效率和频谱效率。因此,综合考虑了微基站使用无线回程时存在的回程容量、复用相同频段资源的微基站间的同层干扰门限、用户速率需求以及微基站的功率限制等限制条件,本文针对 UDN 的能量效率和频谱效率进行联合优化,提出了一种联合优化效用函数,并基于整数线性规划与拉格朗日对偶分解方法分别提出了用户归属、频率分配与功率分配算法,利用内外迭代嵌套实现了 UDN 系统能量效率与频谱效率的综合提升。

3 系统模型

为了体现网络分布的随机性，对于密集网络的建模，现有文献常利用泊松点过程 (PPP, Poisson point process) 对用户与微基站进行模拟仿真^[18-19]。但是在 PPP 模型中并未考虑用户之间以及基站之间的最小距离限制，与实际应用场景存在一定的不一致性，因此本文采用的系统模型为在 2D 场景中利用硬核点过程 (HCPP, hard core point process) 建模的超密集网络模型。HCPP 模型是基于 PPP 模型提出的一种修正模型，该模型将用户与基站建模为密度分别为 λ_u 和 λ_s 的 PPP 模型，在此基础上考虑到用户以及基站之间的距离不可能无限接近，设置了用户之间以及微基站之间的距离限制，并在依据 PPP 模型所得到的用户与微基站位置的场景图中移除不符合要求的点，从而更好地符合实际应用场景需求。针对 HCPP 模型的距离限制，本文参考了高通公司关于密集微基站的参数设置^[20]，设置用户之间距离不小于 0.1 m，微基站之间距离不小于 5 m。如图 1 所示，在半径为 500 m 的圆形区域内，圆心处为一个宏基站，保证整个区域的覆盖以及微基站间的信令交互，而利用 HCPP 模型模拟的微基站与用户随机分布在整个区域内。考虑未在微基站覆盖范围内的用户由宏基站提供业务，其他用户则为微基站用户，由微基站提供所需业务。本文的研究对象为微基站用户，包括用户连接、频率分配以及功率分配。

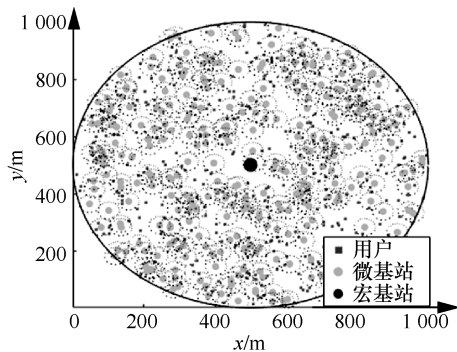


图 1 UDN 的 HCPP 模型仿真

本文研究场景基于 HCPP 模型的 UDN 下行链路。同时，参考 LTE-A 中的时频资源模型，本文将物理资源块 (PRB, physical resource block) 作为资源分配的最小单位。为了简化场景，本文进行了如下假设：微基站能够准确估计用户与基站间的信道

状态，即理想信道估计；考虑单连接场景，即一个用户仅连接一个微基站；所有活跃微基站使用的频谱资源从同一个频谱资源池中选择，即可以出现不同微基站使用同一频谱的情况。

基于上述模型与假设，首先确定用户、微基站及可用 PRB， $k \in S_{\text{SBS}} = \{1, 2, \dots, K\}$ 表示微基站， $i \in S_{\text{UE}} = \{1, 2, \dots, U\}$ 表示微基站用户， $n \in S_{\text{PRB}} = \{1, 2, \dots, N\}$ 表示待分配的 PRB。在该场景中，仅复用相同频谱资源的微基站之间会产生干扰。将用户连接与资源分配指示因子的集合设置为 $A = \{\alpha_{k,i,n} \mid \alpha_{k,i,n} \in \{0, 1\}, k \in S_{\text{SBS}}, i \in S_{\text{UE}}, n \in S_{\text{PRB}}\}$ ，当用户 i 连接微基站 k 且使用 PRB _{n} 时， $\alpha_{k,i,n} = 1$ ；反之，则 $\alpha_{k,i,n} = 0$ 。因此若 $\alpha_{k,i,n} = 1$ ，则用户 i 接收端的信干噪比可以表示为

$$\text{SINR}_{k,i,n} = \frac{p_{k,i,n} h_{k,i,n}}{\sum_{j=1, j \neq k}^K \sum_{v=1}^U p_{j,v,n} h_{j,i,n} + \sigma^2} \quad (1)$$

其中， $p_{k,i,n}$ 表示微基站 k 在 PRB _{n} 上分配给用户 i 的发射功率； $h_{k,i,n}$ 表示微基站 k 到用户 i 在 PRB _{n} 上的信道增益，在 HCPP 模型中，当系统参数 λ_u 和 λ_s 变化时，由于传输距离的变化，信道增益也将随之发生变化； $\sum_{j=1, j \neq k}^K \sum_{v=1}^U p_{j,v,n} h_{j,i,n}$ 表示来自复用相同频谱资源的其他微基站的干扰； σ^2 表示热噪声功率。基于每个用户的信干噪比，利用香农公式即可得到系统容量表达式为

$$C = B \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U \sum_{n=1}^N \alpha_{k,i,n} \text{lb}(1 + \text{SINR}_{k,i,n}) \quad (2)$$

其中， B 为每一个 PRB 的频谱带宽。设保护频带为 B_0 ，进而系统的频谱效率 η_{SE} 与能量效率 η_{EE} 可以分别表示为

$$\eta_{\text{SE}} = \frac{C}{B_{\text{tot}}} = \frac{C}{N(B + B_0)} \quad (3)$$

$$\eta_{\text{EE}} = \frac{C}{\sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U \sum_{n=1}^N \alpha_{k,i,n} p_{k,i,n} + P_c} \quad (4)$$

其中， B_{tot} 与 P_{tot} 分别表示使用的频谱总带宽与总能量损耗， $\sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U \sum_{n=1}^N \alpha_{k,i,n} p_{k,i,n}$ 与 p_c 分别表示信号传输功率损耗与线路损耗功率。

4 能量效率与频谱效率联合优化问题描述

为了实现能量效率与频谱效率的联合优化，现有文献提出了多种效用函数，能量效率与频谱效率的线性加权和、能量效率与频谱效率的倒数之和的倒数等，但是并无公认的最为合适的效用函数。文献[21]将效用函数设置为系统能量效率与使用频谱带宽的比值，综合考虑了能量效率以及频谱带宽的影响，从实现效果来讲能够更为有效地衡量能量效率和频谱效率的效果，从而有助于衡量能量效率与频谱效率联合优化问题的求解效果，因此本文将该效用函数设置为联合优化的效用函数，将问题建模为与用户归属、频率分配以及功率分配相关的规划问题，如式(5)所示。

$$\begin{aligned}
 \max: \quad & \eta = \frac{C}{B_{\text{tot}} \left(\sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U \sum_{n=1}^N \alpha_{k,i,n} p_{k,i,n} + p_c \right)} \\
 \text{s.t.} \quad & \text{C1: } \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \alpha_{k,i,n} \leq 1, \forall i \\
 & \text{C2: } \alpha_{k,i,n} \in \{0,1\}, \forall k, i, n \\
 & \text{C3: } \sum_{n=1}^N \alpha_{k,i,n} R_{k,i,n} \geq R_{k,i}^{\min}, \forall k, i \\
 & \text{C4: } \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^U \alpha_{k,i,n} p_{k,i,n} \leq p_k^{\max}, \forall k \\
 & \text{C5: } \sum_{j=1, j \neq k}^K \sum_{v=1}^U \alpha_{j,v,n} p_{j,v,n} h_{j,i,n} \leq I_{\text{th},i,n}^{\text{SC}}, \forall k, i, n \\
 & \text{C6: } \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^U \alpha_{k,i,n} R_{k,i,n} \leq R_k^{\text{bh}}, \forall k \quad (5)
 \end{aligned}$$

其中，优化目标为最大化效用函数 η ， η 与 $\{\alpha_{k,i,n}\}$ 和 $\{p_{k,i,n}\}$ 相关，前者表示用户归属与频率分配，后者表示功率分配。限制条件 C1 表示每个用户连接一个微基站，且只分配一个 PRB；C2 表示用户归属与频率分配为 0/1 规划问题；C3 表示用户的速率需求限制， $\{R_{k,i}^{\min}\}$ 表示各个用户的最低平均速率需求；C4 表示微基站的功率发射限制，最大发射功率为 $\{p_k^{\max}\}$ ；C5 表示 UDN 中的干扰门限限制， $\{I_{\text{th},i,n}^{\text{SC}}\}$ 代表干扰门限值；C6 表示微基站回程容量限制，即每个微基站提供的最大下行速率， $\{R_k^{\text{bh}}\}$ 为每个微基站的回程容量。

由联合优化问题的效用函数和限制条件可知，该优化问题为混合整数非凸规划问题（NMIP，

non-convex mixed integer programming)。该问题为一个 NP-hard 问题，遍历求解在时间上代价过高，因此本文将该问题分解成多个子问题进行求解，有效降低了求解难度。在本文中，为了简化问题求解，原问题被分解为 2 个问题：1) 回程容量限制下的用户归属问题；2) 频率分配与功率分配问题。用户归属问题与后续频率分配与功率分配分开，将用户归属问题建模为一个整数线性规划问题。为了降低这 2 个问题之间的耦合性，用户归属问题中的参数仅与信道状态、用户需求以及微基站回程容量相关，即微基站将尽量选择连接用户接入信道状态更好的用户和在回程容量限制下服务更多的用户来提高系统的整体性能，通过上述过程可以有效地降低 2 个问题之间的耦合关系，从而保证用户归属算法能够与后续的频率分配算法和功率分配算法有效结合在一起。在完成用户归属后，可以将式(5)中的效用函数从分数表示形式转化为更易求解的减法形式，并利用循环迭代的算法保证其等价性^[22]。在迭代求解过程中，针对最终简化后的联合优化问题，利用拉格朗日对偶分解进行求解，得到最终分配结果，实现 UDN 中能量效率与频谱效率的联合优化。

5 能量效率与频谱效率的联合优化算法

5.1 回程容量限制下的用户归属

本部分主要解决用户归属问题。由于在微基站覆盖范围内用户与微基站的位置关系是随机的，用户可能仅在一个微基站的覆盖范围内，也有可能出现在多个微基站的覆盖范围内。而每个微基站具有回程容量限制，因此，当用户业务不相同，不同用户归属算法会给整体系统性能带来不同的影响。本节首先刻画了“覆盖范围”重叠的多个基站形成的“微基站集”内的覆盖关系，如图 2 所示。此处 2 个微基站的“覆盖范围”重叠是指 2 个微基站实际的覆盖范围重叠，且至少存在一个用户同时可以接受这 2 个微基站的服务；若微基站实际覆盖范围重合但并无用户存在其共同覆盖区域，则认为其覆盖范围不重合。用户与微基站组成二部图，其覆盖情况可以利用二部图对应的关联矩阵来体现，然后以最大化总体用户信道增益作为优化目标，以单连接以及微基站的回程容量作为限制条件，将问题建模为一个整数线性规划问题。

假设形成的微基站集内，微基站用户与微基站

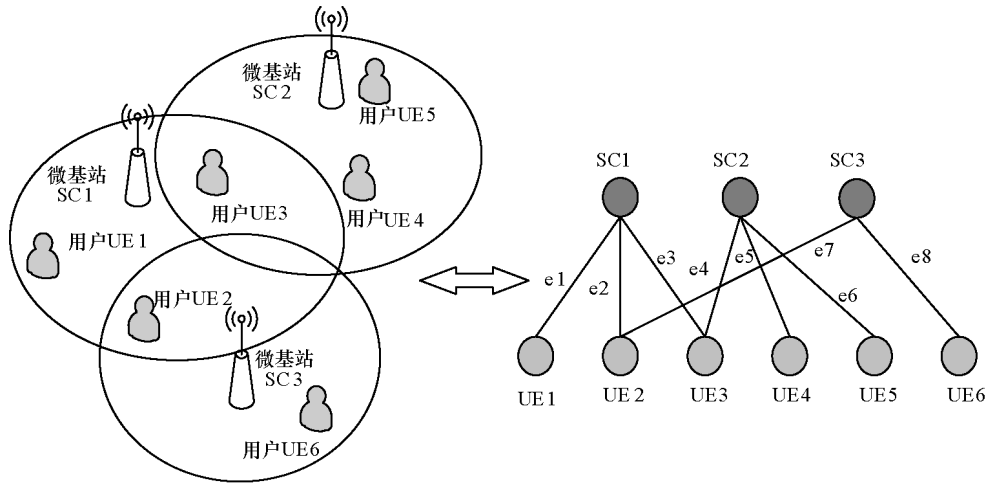


图 2 微基站集内的覆盖关系与对应的二部图

总数为 X ，而每一个微基站与用户的覆盖关系能够形成一条边，如图 2 所示， e_1 、 e_2 、 \dots 、 e_8 表示存在的 8 种覆盖关系，对应 8 条边。设边的总数为 Y ，则二部图的关联矩阵可以表示为

$$M = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & \dots & m_{1Y} \\ m_{21} & m_{22} & \dots & m_{2Y} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ m_{X1} & \dots & \dots & m_{XY} \end{bmatrix} \stackrel{X=\hat{K}+\hat{U}}{=} \begin{bmatrix} M_{\hat{K} \times Y}^{SC} \\ M_{\hat{U} \times Y}^{UE} \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中， $M_{S \times Y}^{SC}$ 与 $M_{(X-U) \times Y}^{UE}$ 分别为微基站与边形成的关联矩阵和用户与边形成的关联矩阵；当用户 i 位于微基站 k 的覆盖范围内，其对应的边为 j 时，矩阵内元素 m_{ij} 与 m_{kj} 同时设置为 1，反之为 0。因此 $M_{S \times Y}^{SC}$ 与 $M_{(X-U) \times Y}^{UE}$ 的数值能够在用户连接微基站之前得到，并在用户归属算法中作为已知参数使用。同时，设边的向量为 $\Phi_{Y \times 1} = [\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3, \dots, \varphi_Y]^T$ ，其中，若边 j 对应的用户与微基站相连接时， $\varphi_j = 1$ ；反之 $\varphi_j = 0$ 。如此， $\Phi_{Y \times 1}$ 可以用以体现用户归属的结果。

用户归属问题需要考虑两方面的要求：1) 让用户连接到信道状态更好的微基站；2) 让微基站在其回程容量限制内实现更多的连接。为了能够同时实现这两方面的要求，并且将问题建模为易于求解的形式，将关联矩阵中的元素进行调整，其中， $M_{\hat{K} \times Y}^{SC}$ 中的元素由 $\{0,1\}$ 转化为 $\{0, R_{k,i}^{\min}\}$ ，表示为 $\hat{M}_{\hat{K} \times Y}^{SC}$ ， $\hat{M}_{\hat{K} \times Y}^{SC}$ 同样可以在用户归属之前通过覆盖关系与用户速率需求直接得到。因此，每个基站集内用户连接的微基站数可表示为一个列向量 $V_{\hat{U} \times 1}^{\text{connect}} =$

$M_{\hat{U} \times Y}^{UE} \Phi_{Y \times 1} = [m_1^{UE}, m_2^{UE}, \dots, m_{\hat{U}}^{UE}]^T \Phi_{Y \times 1}$ ，各个微基站连接的用户业务速率总需求则表示为一个列向量 $V_{\hat{K} \times 1}^{\text{load}} = \hat{M}_{\hat{K} \times Y}^{SC} \Phi_{Y \times 1} = [m_1^{SC}, m_2^{SC}, \dots, m_{\hat{K}}^{SC}]^T \Phi_{Y \times 1}$ ， m_i^{UE} 与 m_k^{SC} 都是长度为 Y 的列向量。为了使用户接入入其信道状态更好的微基站，本文首先利用归一化信道增益向量作为加权向量，相关向量可以表示成一个行向量，记为 $H_{1 \times Y} = [h_1, h_2, h_3, \dots, h_Y]$ ，此时可以得到用户归属的优化模型为

$$\begin{aligned} & \max_{\Phi_{Y \times 1}} H_{1 \times Y} \Phi_{Y \times 1} \\ & \text{s.t. C7: } V_{\hat{U} \times 1}^{\text{connect}} \leq I_{\hat{U} \times 1} \\ & \quad \text{C8: } V_{\hat{K} \times 1}^{\text{load}} \leq R_{\hat{K} \times 1}^{\text{bh}} \end{aligned} \quad (7)$$

其中，优化的效用函数为 $H_{1 \times Y} \Phi_{Y \times 1}$ ，既能尽量保留信道条件好的连接链路，又尽可能多地保留连接链路，这样能够使微基站服务更多优质用户，使用户在相同资源分配结果下具有更高的信干噪比，系统整体容量也就越高，这意味着式(7)问题的优化可以使式(5)中的目标函数在分母相同的情况下，分子的数值更大，即获得更大的效用函数值；限制条件 C7 表示每个用户至多连接一个微基站；限制条件 C8 为微基站的回程容量限制。

通过对式(7)的分析可以发现，回程容量限制下的用户归属问题被建模为一个整数线性规划问题，由于 C7 与 C8 可以分解为多个子限制条件，因此，其相当于一个多维 0/1 背包问题，动态规划是一种求解该问题的思路。利用动态规划求解该多维背包问题，仅需将一维背包问题的状态转移方程进行调整，该状态转移方程可以表示为

$$V(y, y_1, y_2, \dots, y_{\hat{U}+\hat{K}})^{T=\hat{U}+\hat{K}} = \begin{cases} V(y-1, y_1, y_2, \dots, y_T) & y_t < w_t(y), \\ \forall t \in \{1, 2, \dots, T\} \\ \max \left\{ \begin{array}{l} V(y-1, y_1, y_2, \dots, y_T), \\ V(y-1, y_1 - w_1(y), \dots, y_T - w_T(y)) + v(y) \end{array} \right\} & y_t \geq w_t(y), \\ \forall t \in \{1, 2, \dots, T\} \end{cases} \quad (8)$$

其中, $v(y)$ 表示第 y 条边对应的信道状态数值 h_y ; $w_t(y)$ 为第 y 条边关于第 t 个子限制条件需要的代价, 若 $t \leq \hat{U}$, 则 $w_t(y) = m_t^{\text{UE}}(y)$, 反之 $w_t(y) = m_{t-\hat{U}}^{\text{SC}}(y)$; $V(y, y_1, y_2, \dots, y_{\hat{U}+\hat{K}})$ 表示连接了前 y 条边, 同时 C7、C8 每个子限制条件不等号左边数值分别为 $y_1, y_2, \dots, y_{\hat{U}+\hat{K}}$ 时 $\mathbf{H}_{1 \times Y} \Phi_{Y \times 1}$ 的数值。利用式(8)中状态转移方程求得多维状态矩阵, 并利用回溯求得最优解, 回溯的过程如下。从 $y = Y$ 开始, 若 $V(y, y_1, \dots, y_T) = V(y-1, y_1, \dots, y_T)$, 第 y 条边为不保留, $\varphi_y = 0$, 回到 $V(y-1, y_1, y_2, \dots, y_T)$; 若 $V(y, y_1, \dots, y_T) = V(y-1, y_1 - w_1(y), \dots, y_T - w_T(y))$, 则第 y 条边保留, $\varphi_y = 1$, 回到 $V(y-1, y_1 - w_1(y), \dots, y_T - w_T(y))$; 直到 $x=0$ 时结束回溯。

用户归属算法的具体过程如下。

步骤 1 初始化用户与微基站的位置、用户最低速率需求 $\{R_{k,i}^{\text{min}}\}$ 以及各个用户到基站的信道状态信息 $\mathbf{H}_{1 \times Y}$, 初始化关联矩阵 \mathbf{M} 以及边向量 $\Phi_{Y \times 1}$ 。

步骤 2 划分微基站集。对任意一个微基站 k , 判断其是否覆盖已存在的微基站集所覆盖的用户, 如果是, 则微基站 k 纳入该微基站集; 如果不是, 则微基站 k 成为一个新的微基站集。遍历所有微基站, 确定全部微基站集。

步骤 3 针对每一个微基站集, 根据其覆盖范围内的用户, 通过微基站集中微基站与用户的覆盖关系确定关联矩阵 \mathbf{M} , 进而利用用户速率需求计算对应的 $\hat{\mathbf{M}}_{\hat{K} \times Y}^{\text{SC}}$ 。

步骤 4 基于动态规划的思想, 利用式(8)求得不同微基站集的多维状态矩阵, 并利用回溯求得不同微基站集的 $\Phi_{Y \times 1}$ 的最优解。

步骤 5 输出不同微基站集的 $\Phi_{Y \times 1}$, 并以此完成用户与微基站的连接。

在用户归属部分, 用户与微基站实现连接, 这意味着在式(5)最初优化问题中需要求得的 $\{\alpha_{k,i,n}\}$ 在后续分配过程中不再与用户归属有关, 根据 $\Phi_{Y \times 1}$

可对 $\{\alpha_{k,i,n}\}$ 的值进行限定: 设用户 i 与微基站 k 对应的边为 j , 若 $\varphi_j = 0$, 则 $\alpha_{k,i,n}$ 必为 0; 若 $\varphi_j = 1$, 则 $\alpha_{k,i,n}$ 的数值由后续资源分配结果确定。

本文提出的用户归属算法仅涉及用户最低速率需求、用户到基站的信道状态信息以及覆盖状况, 用户到基站的信道状态信息可以通过导频信号进行估计, 因此其得到的结果与后续的资源分配结果无关, 即后续分配结果不会对此部分用户归属结果产生影响, 有效地降低了用户归属与资源分配之间的耦合关系。

5.2 频率分配与功率分配

5.2.1 效用函数 η 的转化

在 5.1 节中, 用户已经与基站完成了连接, 即此时 $\{\alpha_{k,i,n}\}$ 仅与频率分配有关。根据文献[22]中理论 1, 式(5)中的效用函数可以由分数形式转化为减法形式, 则在限制条件不变的情况下联合优化的效用函数可以表示为

$$\max_{\{\alpha_{k,i,n}\}, \{p_{k,i,n}\}} \eta' = C - \eta^* B_{\text{tot}} \left(\sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U \sum_{n=1}^N \alpha_{k,i,n} p_{k,i,n} + p_c \right) \quad (9)$$

其中, η^* 为上一次迭代的效用函数值。迭代算法思路为: 对给定 η^* 求解式(9)问题可以得到在此 η^* 下频率分配与功率分配 (利用 5.2.2 节中算法完成) 的结果, 计算出新的 η ; 而新的 η 作为下一轮迭代计算时的初始给定的 η^* 并进行的式(9)问题的求解, 得到了下一轮迭代中的最佳 η 。通过多次迭代, η 将逐渐增大且收敛到一个稳定值, 而收敛时对应的 η' 即是原分数形式效用函数下的最优解 η 。

5.2.2 干扰门限与回程容量限制下资源分配问题的求解

通过将用户归属问题与分配问题分离, 能够提前确定用户连接关系, 再将分数形式效用函数转化为减法形式效用函数, 原有非凸混合整数规划问题可以得到有效的简化。一方面, 整数因子 $\alpha_{k,i,n}$ 仅与资源分配有关; 另一方面, 式(9)问题的减法形式目标函数可以通过拉格朗日对偶分解进行有效求解。式(9)中减法形式的目标函数与文献[22]中目标函数本质基本相同, 其已经证明拉格朗日对偶能够有效求解该问题, 并且在频谱资源足够的情况下其对偶间隙约等于 0。

针对化简后的优化问题, 本文采用拉格朗日对偶分解完成给定 η^* 情况下的频率分配与功率分配。拉格朗日对偶分解方法根据频率分配与功率分配

相应的数学表达式, 结合拉格朗日乘子的迭代更新能够得到最终的分配结果。参考文献[13], 首先将

限制条件 C5 代入式(2), 进一步化简目标函数。原有系统容量将改写为

$$\hat{C} = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U \sum_{n=1}^N \alpha_{k,i,n} R_{k,i,n}^{\text{lower}} = B \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U \sum_{n=1}^N \alpha_{k,i,n} \text{lb} \left(1 + \frac{p_{k,i,n} h_{k,i,n}}{I_{\text{th},i,n}^{\text{SC}} + \sigma^2} \right) \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(\mathbf{a}, \mathbf{p}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\rho}) &= \mathcal{L}_{\mathbf{a}, \mathbf{p}}(\mathbf{a}, \mathbf{p}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\rho}) + \mathcal{L}_{\boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\rho}}(\boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\rho}) = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U \sum_{n=1}^N \alpha_{k,i,n} R_{k,i,n}^{\text{lower}} - \\ &\eta^* B_{\text{tot}} \left(\sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U \sum_{n=1}^N \alpha_{k,i,n} p_{k,i,n} + p_c \right) + \sum_{k=1}^K \lambda_k \left(p_k^{\text{max}} - \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^U \alpha_{k,i,n} p_{k,i,n} \right) + \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U \gamma_{k,i} \left(\sum_{n=1}^N \alpha_{k,i,n} R_{k,i,n}^{\text{lower}} - R_{k,i}^{\text{min}} \right) + \\ &\sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U \sum_{n=1}^N \mu_{k,i,n} \left(I_{\text{th},i,n}^{\text{SC}} - \sum_{j=1, j \neq k}^K \sum_{v=1}^U \alpha_{j,v,n} p_{j,v,n} h_{j,i,n} \right) + \sum_{k=1}^K \rho_k \left(R_k^{\text{bh}} - \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^U \alpha_{k,i,n} R_{k,i,n}^{\text{lower}} \right) \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \mathcal{L}_{\mathbf{a}, \mathbf{p}}(\mathbf{a}, \mathbf{p}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\rho}) &= \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^U \left(\alpha_{k,i,n} R_{k,i,n}^{\text{lower}} - \eta^* B_{\text{tot}} \alpha_{k,i,n} p_{k,i,n} - \lambda_k \alpha_{k,i,n} p_{k,i,n} + \gamma_{k,i} \alpha_{k,i,n} R_{k,i,n}^{\text{lower}} - \rho_k \alpha_{k,i,n} R_{k,i,n}^{\text{lower}} - \right. \\ &\left. \mu_{k,i,n} \sum_{j=1, j \neq k}^K \sum_{v=1}^U \alpha_{j,v,n} p_{j,v,n} h_{j,i,n} \right) - \eta^* B_{\text{tot}} p_c \end{aligned} \quad (12)$$

$$\mathcal{L}_{\boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\rho}}(\boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\rho}) = \sum_{k=1}^K \lambda_k p_k^{\text{max}} - \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U \gamma_{k,i} R_{k,i}^{\text{min}} + \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^U \sum_{n=1}^N \mu_{k,i,n} I_{\text{th},i,n}^{\text{SC}} + \sum_{k=1}^K \rho_k R_k^{\text{bh}} \quad (13)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}_{\mathbf{a}, \mathbf{p}}}{\partial p_{k,i,n}} = \frac{B \alpha_{k,i,n} h_{k,i,n} (1 + \gamma_{k,i} - \rho_k)}{\ln 2 (I_{\text{th},i,n}^{\text{SC}} + \sigma^2 + p h_{k,i,n})} - \eta^* B_{\text{tot}} \alpha_{k,i,n} - \sum_{g=1, g \neq k}^K \sum_{h=1}^U \mu_{g,h,n} \alpha_{g,h,n} p_{k,i,n} h_{k,h,n} - \lambda_k \alpha_{k,i,n} \leq 0 \quad (14)$$

$$\mathcal{M}_{k,i,n} = (1 + \gamma_{k,i} - \rho_k) B \text{lb} \left(1 + \frac{p_{k,i,n}^* h_{k,i,n}}{I_{\text{th},i,n}^{\text{SC}} + \sigma^2} \right) - \eta^* B_{\text{tot}} p_{k,i,n}^* - \lambda_k p_{k,i,n}^* - \mu_{k,i,n} \sum_{j=1, j \neq k}^K \sum_{v=1}^U \alpha_{j,v,n} p_{j,v,n} h_{j,i,n} \quad (15)$$

由于限制条件 C1 与 C2 可以直接在分配过程中满足, 式(5)中的其他限制条件 C3、C4、C5、C6 与式(9)中的效用函数可得到给定的 η^* 前提下优化问题的拉格朗日函数, 如式(11)所示, 其中 $\boldsymbol{\lambda}$ 、 $\boldsymbol{\gamma}$ 、 $\boldsymbol{\mu}$ 、 $\boldsymbol{\rho}$ 为拉格朗日乘子。同时, 式(11)可以分解为如式(12)与式(13), 前者与 $\{\alpha_{k,i,n}\}$ 、 $\{p_{k,i,n}\}$ 和拉格朗日乘子有关, 后者仅与拉格朗日乘子有关, 因此其关于 $\boldsymbol{\lambda}$ 、 $\boldsymbol{\gamma}$ 、 $\boldsymbol{\mu}$ 、 $\boldsymbol{\rho}$ 的对偶函数可表示为

$$\begin{aligned} \mathcal{G}(\boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\rho}) &= \max_{\mathbf{a}, \mathbf{p}} \mathcal{L}(\mathbf{a}, \mathbf{p}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\rho}) \\ &= \max_{\mathbf{a}, \mathbf{p}} \mathcal{L}_{\mathbf{a}, \mathbf{p}}(\mathbf{a}, \mathbf{p}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\rho}) \end{aligned} \quad (16)$$

因此, 式(9)优化问题的对偶问题可以表示为

$$\min_{\boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\rho}} \mathcal{G}(\boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\rho}) \quad (17)$$

继而, 利用 KKT (Karush-Kuhn-Tucher) 条件, 求解 $\mathcal{L}_{\mathbf{a}, \mathbf{p}}(\mathbf{a}, \mathbf{p}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\rho})$ 关于功率的导数, 如式(14)所示, 令导数等于 0, 求解得到功率分配结果, 可

表示为

$$p_{k,i,n}^* = \left| \frac{B(1 + \gamma_{k,i} - \rho_k)}{\ln 2 (\eta^* B_{\text{tot}} + \lambda_k + \tilde{I}_{k,n})} - \frac{I_{\text{th},i,n}^{\text{SC}} + \sigma^2}{h_{k,i,n}} \right|^+ \quad (18)$$

其中, $|x|^+ = \max\{0, x\}$, 且有

$$\tilde{I}_{k,n} = \sum_{\substack{g=1, h \in U_g, \\ g \neq k}}^K \sum_{\alpha_{g,h,n}=1} \mu_{g,h,n} h_{k,h,n} \quad (19)$$

同时, 为了最大化式中的效用函数值, 当用户 i 已经与微基站 k 相连接时, 可由式(20)确定频率分配结果。

$$\alpha_{k,i,n}^* = 1, \quad i^* = \max_i \mathcal{M}_{k,i,n} \quad (20)$$

其中, $\mathcal{M}_{k,i,n}$ 如式(15)所示。根据得到的功率分配结果表达式(18)与频率分配表达式(20), 可以完成给定

拉格朗日乘子 λ , γ , μ , ρ 情况下的功率分配与资源分配, 然后根据得到的结果更新拉格朗日乘子, 当目标函数式(9)中数值在前后两步迭代中结果差值小于误差门限, 即可判断为收敛。本文采用次梯度法对拉格朗日乘子进行更新。

$$\lambda_k^{(l+1)} = \left[\lambda_k^{(l)} - \nu_\lambda^{(l)} \left(p_k^{\max} - \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^S \alpha_{k,i,n} p_{k,i,n} \right) \right]^+ \quad (21)$$

$$\gamma_{k,i}^{(l+1)} = \left[\gamma_{k,i}^{(l)} - \nu_\gamma^{(l)} \left(\sum_{n=1}^N \alpha_{k,i,n} R_{k,i,n}^{\text{lower}} - R_{k,i}^{\min} \right) \right]^+ \quad (22)$$

$$\mu_{g,i,n}^{(l+1)} = \left[\mu_{g,i,n}^{(l)} - \nu_\mu^{(l)} \left(I_{th,i,n}^{\text{SC}} - \sum_{\substack{j=1, \\ j \neq k}}^K \sum_{v=1}^U \alpha_{j,v,n} p_{j,v,n} h_{j,i,n} \right) \right]^+ \quad (23)$$

$$\rho_k^{(l+1)} = \left[\rho_k^{(l)} - \nu_\rho^{(l)} \left(R_k^{\text{bh}} - \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^S \alpha_{k,i,n} R_{k,i,n}^{\text{lower}} \right) \right]^+ \quad (24)$$

由式(15)~式(24)可以得到给定 η^* 时的频率分配与功率分配。

结合 5.2.1 节与 5.2.2 节的结果, 干扰门限与回程容量限制下频率分配与功率分配算法步骤如下。

步骤 1 初始化频率分配因子 $\{\alpha_{k,i,n}\}$, 功率分配因子 $\{p_{k,i,n}\}$, 拉格朗日乘子 $\lambda^{(1)}$ 、 $\gamma^{(1)}$ 、 $\mu^{(1)}$ 、 $\rho^{(1)}$, 以及 $\eta^{(1)}$, 收敛误差门限 S_1 与 S_2 , 令 $t_1, t_2 = 1$ 。

步骤 2 令 $\eta^* = \eta^{(t_1)}$ 。

步骤 3 根据 η^* 与拉格朗日乘子 $\lambda^{(t_2)}$ 、 $\gamma^{(t_2)}$ 、 $\mu^{(t_2)}$ 、 $\rho^{(t_2)}$, 通过式(18)完成对已经完成用户归属的微基站用户的功率分配。

步骤 4 利用功率分配结果与式(20)完成每个用户的频率分配。

步骤 5 根据分配结果利用式(15)计算式(9)的数值, 判断其与上一次迭代结果差值是否小于误差门限 S_2 , 若是, 即判断其收敛, 则保留分配结果, 令 $t_1 = t_1 + 1$, 转至步骤 6; 反之, 则令 $t_2 = t_2 + 1$, 根据分配结果, 利用式(21)~式(24)更新 $\lambda^{(t_2)}$ 、 $\gamma^{(t_2)}$ 、 $\mu^{(t_2)}$ 、 $\rho^{(t_2)}$, 转至步骤 3。

步骤 6 依据频率分配结果 $\{\alpha_{k,i,n}\}$ 与功率分配结果 $\{p_{k,i,n}\}$, 根据式(5)中效用函数的计算式可以得到新的 $\eta^{(t_1)}$, 判断其是否满足 $|\eta^{(t_1)} - \eta^{(t_1-1)}| \leq S_2$: 若是, 则判断完成分配过程, 保留该分配结果, 转至步骤 7; 反之, 则转至步骤 2。

步骤 7 输出最终分配结果 $\{\alpha_{k,i,n}\}$ 与 $\{p_{k,i,n}\}$, 并利用式(3)与式(4)计算得到最终的能量效率与频谱效率。

谱效率。

6 数值分析

本文采用 Matlab 对提出的干扰门限和回程容量限制下 UDN 的能量效率与频谱效率联合优化算法进行验证。其中, 路径传输损耗参数设置参考 3GPP 在 R14 中给出的视距传输与非视距传输损耗模型^[22], 阴影衰落为标准差为 8 dBm 的对数正态分布, 小尺度衰落考虑块衰落以及典型市区多径模型, 微基站天线考虑为全向天线且增益设置为 2 dBi^[16]。在仿真过程中, 主要研究当微基站密度确定时, 不同用户密度下算法的性能。由于目前针对 UDN 场景微基站密度没有统一标准, 现有文献考虑的密度从 100~20 000 个/km² 不等, 考虑实际的应用场景, 本文设定微基站密度 λ_b 为 500 个/km², 同时用户密度 λ_u 范围为 {400, 600, 800, 1 000, 1 200} 个/km², 此参数能够影响 HCPP 模型中用户与微基站之间传输距离的分布情况, 进而对应的信道增益也将发生改变。本系统中采用的其他仿真参数如表 1 所示。

表 1 仿真参数设置

参数名称	参数数值
PRB 个数	25
PRB 频谱带宽/kHz	180
保护频带带宽/kHz	20
微基站最大发射功率/dBm	10
线路损耗功率/dBm	0
微基站覆盖范围/m	30
微基站回程容量限制/(Mbit·s ⁻¹)	3.6
用户速率需求/(Mbit·s ⁻¹)	1.44/1.8/2.16

为了验证本文所提算法的性能, 本文采用被多个文献使用的最佳参考信号接收功率 (RSRP, reference signal receiving power) 连接算法作为用户归属算法的对比算法, 分别采用传统的轮询频率分配算法以及注水功率分配算法作为资源分配算法的对比算法。

6.1 不同用户归属算法活跃微基站业务承载

图 3 给出了在用户分布密度参数为 1 000 个/km² 和微基站分布密度参数为 500 个/km² 的情况下, 使用本文所提用户归属算法与最大化 RSRP 算法后, 在使用相同的频率分配算法和功率分配算法时, 活跃微基站承载的实际承载速率累积分布图 (CDF,

cumulative distribution function)。从图 3 可以看出，在本文提出的用户归属算法下，活跃微基站的实际承载速率曲线处于最大化 RSRP 算法曲线的右侧，说明了本文提出的用户归属算法能够在给定的资源分配算法基础上，更进一步地提升系统性能，其通过保留各个微基站集内信道条件更好的连接，同时使每个微基站尽可能多地连接用户，更加充分地利用了微基站的业务承载能力。

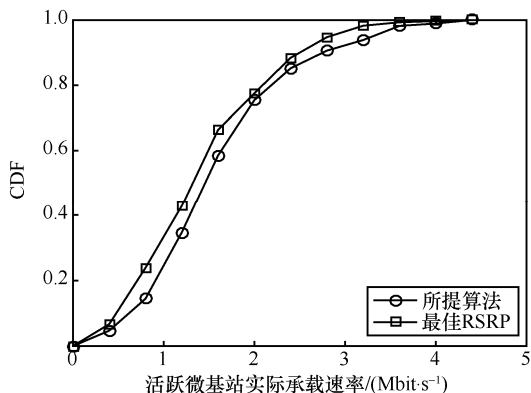


图 3 不同算法下活跃微基站实际承载速率 CDF

6.2 不同干扰门限下算法的收敛性与效用函数值

现有文献已经证明效用函数由分数形式转化为减法形式，需要迭代算法保证其等价性。因此本文首先给出了在不同干扰门限下算法的该迭代算法的收敛曲线以及对应的最佳效用函数值变化情况，分别如图 4 和图 5 所示。

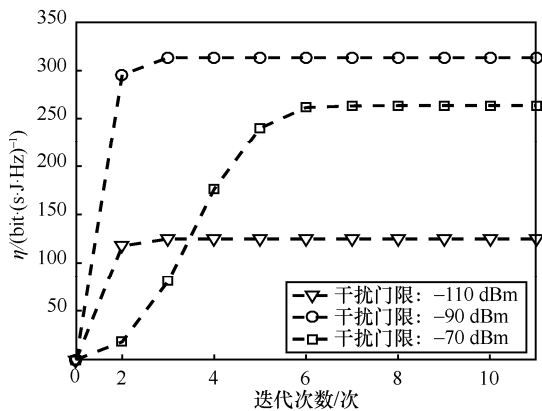


图 4 不同干扰门限下算法收敛性

在图 4 中，本文针对干扰门限分别为-70 dBm、-90 dBm 和-110 dBm 的 3 种场景进行了算法收敛速度的仿真。当干扰门限为-70 dBm 时，算法在第 7 次外部迭代时收敛，当干扰门限为-90 dBm 和-110 dBm 时，在第 3 次迭代后完成收敛。这是由

于当设置的干扰门限较低时，每个用户能够分配的功率更低，在迭代时会更快速地达到干扰门限。同时，在干扰门限为-70 dBm、-90 dBm 和-110 dBm 时效用函数值都在 7 次以内实现了收敛。

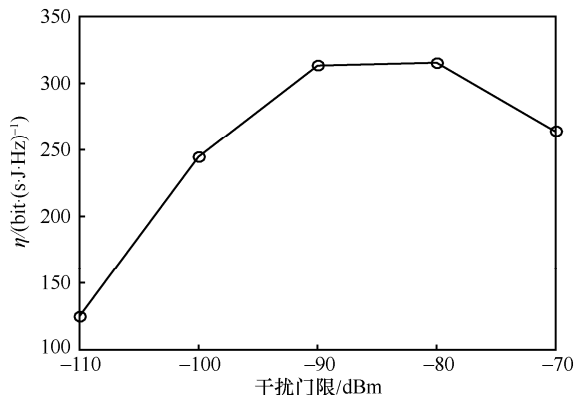


图 5 不同干扰门限下最佳效用函数值

图 5 给出了不同干扰门限下的效用函数值的变化情况。可以看出，干扰门限从-110 dBm 到-70 dBm 时，效用函数值呈现先增大后减小的趋势，在-90 dBm 和-80 dBm 时到达顶峰，其中-80 dBm 时的效用函数值略大于-90 dBm 时的函数值，在干扰门限为-70 dBm 时效用函数值变低。因为干扰门限增加时，每一个频谱资源能容纳更多满足自己速率需求的用户，进而频谱效率能够不断提高。然而另一方面，用户损耗的总功率也会增加。干扰门限低的情况下，当干扰门限增加时频谱效率提升比例高于总功率损耗增加比例，因此，效用函数呈现上升趋势；当干扰门限继续增大，足够多的用户已经满足了需求，此时干扰门限提升带来的频谱效率提升比例将小于总功率损耗增加比例，因此，效用函数呈现下降趋势。本文后续仿真中皆取-80 dBm 作为干扰门限值。

6.3 不同用户密度下的能量效率与频谱效率

本文分别采用最大化 RSRP 算法、轮询算法、注水算法的结合作为对比算法，分别组合成 4 种算法，即本文所提算法、本文所提用户归属算法与轮询和注水算法结合、最大化 RSRP 算法与本文所提联合优化资源分配算法结合、最大化 RSRP 算法与轮询和注水算法结合。

图 6 与图 7 分别给出了不同用户密度参数下，干扰门限为-80 dBm 时，系统频谱效率与能量效率的变化情况。从图 6 和图 7 中可以看出，当用户密度参数为 400 个/km² 时，传统连接方式和本

文提出的用户归属算法在相同的资源分配算法下能量效率与频谱效率很接近，而当用户密度增大时本文的算法则体现出了其优势，并且随着密度增大该优势也在扩大，当用户密度参数为 1 200 个/km² 时，频谱效率提升 10%，能量效率提升 12.5%。本文算法具有性能优势的原因在于，最大化 RSRP 算法主要通过针对随机选取的用户将其连入其信道状态最佳的信道，当能提供最佳信道的微基站回程容量无法承载时该用户则选取次优的微基站（若该用户还处于其他的微基站的覆盖范围），而本文提出的算法则是针对每一个微基站覆盖范围重叠的微基站集，利用求解整数线性规划问题的方式得到对整体系统最有利的连接方式，即尽量保证信道状态更佳连接被使用。最大化 RSRP 算法相当于是一种贪婪算法，当用户数较少时，其性能与本文算法接近，但当用户数增加时，由于其取得的是一个局部最优解，因此其频谱效率低于本文所提算法。在图 7 中，用户分布密度增大到 900 个/km² 时，最大 RSRP 算法的能量效率出现降低，这是由于用户增多时，活跃微基站，即服务用户的微基站数目增多，系统总能量损耗增大，且增大比例高于用户增多带来的系统容量增大比例。

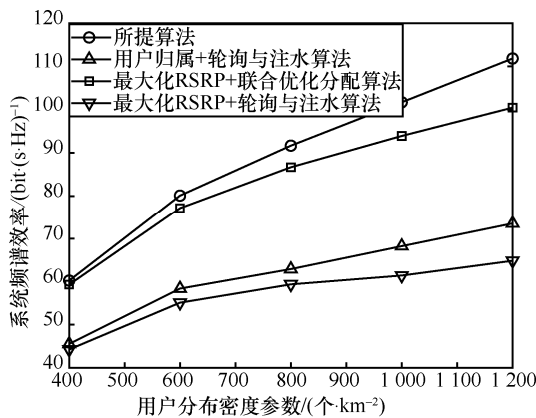


图 6 不同用户密度参数下系统的频谱效率

在相同的用户归属算法条件下，对于轮询算法和注水算法结合使用的算法而言，其注水算法将每个微基站的发射功率根据用户的信道状态全部分配给对应连接的用户，这样虽然使用户接收功率很高，但其并未考虑用户的实际需求，即可能出现分配给用户的功率远大于其需求的功率，导致复用相同频率的其他用户受到更大的干扰，降低整体用户的信干噪比，因此其系统整体容量与频谱效率

低于本文所提分配算法。同样地，由于用户数目的增多，系统容量增大，但相应的活跃微基站也增多，其消耗的传输功率也在增大。由于前文所述注水算法的特性，其功率损耗的增加相较于系统容量的增加更为明显，因此能量效率呈现减小的趋势。本文所提联合优化算法针对 UDN 场景，考虑了干扰门限和用户需求，通过确定效用函数来综合体现能量效率和频谱效率，并求得相应的频率分配和功率分配，相较于轮询和注水算法分别在能效与谱效上都有显著提升。

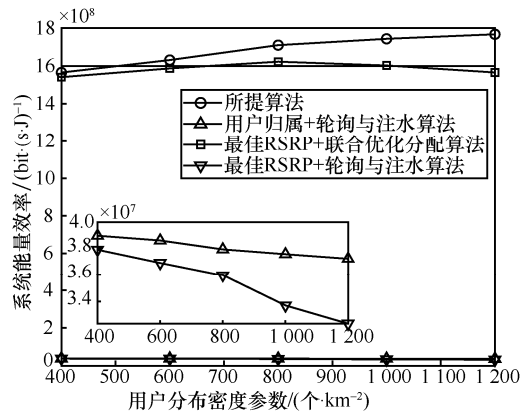


图 7 不同用户密度参数下系统的能量效率

6.4 加权 Jain's 指数

加权 Jain's 指数 F_p 可以代表目标速率加权的公平性，同时也能体现整个系统满足用户速率需求的能力，可以作为系统指标进行仿真对比。其定义如式(25)所示。

$$F_p = \frac{\left(\sum_{i \in S_{UE}} \frac{R_i}{R_i^{\min}} \right)^2}{U \sum_{i \in S_{UE}} \left(\frac{R_i}{R_i^{\min}} \right)^2} \quad (25)$$

其中， R_i 和 R_i^{\min} 分别代表了用户的实际速率和用户速率需求。图 8 给出了 4 种算法组合下，不同用户密度参数下系统的加权 Jain's 参数的对比。可以看出，相比于其他对比算法，本文所提算法在公平性上有最佳的表现，加权 Jain's 指数始终维持在 0.8 以上，这是由于一方面本文提出的用户分配算法能够尽可能保留信道条件好的用户，另一方面本文的资源分配算法将用户的最低速率需求作为限制条件，尽量使用户实际速率与其需求速率相同。因此不同用户的 $\frac{R_i}{R_i^{\min}}$ 的数值尽量趋近于 1， F_p 也就更趋近于 1。

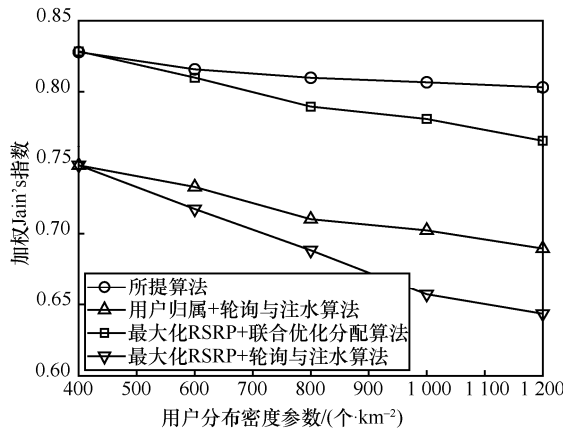


图 8 不同用户分布密度参数下 F_p 的变化情况

7 结束语

本文针对干扰门限限制与回程容量限制下的超密集网络场景，以能量效率与频谱效率联合优化为目标，给出了一个联合优化的效用函数，并提出了对应的联合优化算法进行求解。在求解过程中，频率分配将该优化问题分为 2 个部分。首先，将用户归属问题建模为整数线性规划问题，并基于动态规划的思想进行求解。在此基础上，化简用户归属完成后的分配问题，并将效用函数由分数形式效用函数转化为减法形式，同时利用限制条件进一步化简效用函数，利用拉格朗日对偶分解的方法得到了频率分配和功率分配的结果。仿真结果表明，本文所提用户归属算法能够有效地利用微基站的业务承载能力，即活跃微基站承载的业务更高；本文所提用户归属算法与最大 RSRP 算法相比能够在用户密度较高时显著提升系统的能量效率和频谱效率，在使用相同的本文所提分配算法基础上，当用户数为 1 200 个/km² 时，频谱效率和能量效率分别提升了 10% 和 12.5%；同时相对于传统分配算法，本文提出的分配算法能显著提升能量效率与频谱效率；此外，本文所提算法也可以有效地保证系统的公平性，在不同的用户密度条件下，其加权 Jain's 指数始终维持在 0.8 以上。

在下一步的工作中，需要重点考虑用户分配多个 PRB 和用户多连接的场景，同时也需要考虑如何在联合优化的场景下更好地实现用户归属与资源分配算法之间的解耦。

参考文献:

[1] 杨立, 黄河, 袁戈非, 等. 5G UDN (超密集网络) 技术详解[M]. 北

京: 人民邮电出版社, 2018.

YANG L, HUANG H, YUAN G F, et al. Ultra dense networks of 5th generation mobile communications[M]. Beijing: Post Telecom Press, 2018.

[2] LIN Y, ZHANG R, YANG L, et al. Secure user-centric clustering for energy efficient ultra-dense networks: design and optimization[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2018, 36(7): 1609-1621.

[3] 李建东, 盛敏, 刘俊宇, 等. 5G 超密集无线网络自组织技术[J]. 物联网学报, 2018, 2(1):24-34.

LI J D, SHENG M, LIU J Y, et al. Self-organization networking technology for 5G ultra-dense wireless network[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2018, 2(1):24-34.

[4] SU L, YANG C, CHIH-LIN I. Energy and spectral efficient frequency reuse of ultra dense networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2016, 15(8):1.

[5] JABER M, IMRAN M A, TAFAZOLLI R, et al. 5G backhaul challenges and emerging research directions: a survey[J]. IEEE Access, 2017, 4:1743-1766.

[6] KAMEL M, HAMOUDA W. Ultra-dense networks: a survey[J]. IEEE Communication Surveys&Tutorials, 2017, 18(4):2522-2545.

[7] LIU J, SHENG M, LIU L, et al. Interference management in ultra-dense networks: challenges and approaches[J]. IEEE Network, 2017, 31(6):70-77.

[8] LI W, WANG J, SHAO Q, et al. Efficient resource allocation algorithms for energy efficiency maximization in ultra-dense network[C]//2017 IEEE Global Communication Conference. (GLOBECOM). IEEE, 2017: 1-6.

[9] HAN Q, YANG B, MIAO G, et al. Backhaul-aware user association and resource allocation for energy-constrained HetNets[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 66(1):580-593.

[10] LI Q, YANG Q, QIN M, et al. Energy efficient user association and resource allocation in active array aided HetNets[J]. IET Communications, 2018, 12(6):672-679.

[11] ZHANG H, HUANG S, JIANG C, et al. Energy efficient user association and power allocation in millimeter wave-based ultra dense networks with energy harvesting base stations[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2017, 35(9):1936-1947.

[12] 刘诚毅, 陈庚, 邢松, 等. 基于中继节点辅助的 Femtocell 混合接入控制算法[J]. 通信学报, 2017, 38(1):54-65.

LIU C Y, CHEN G, XING S, et al. Hybrid access control algorithm based on relay node assistant in Femtocell network[J]. Journal on Communications, 2017, 38(1):54-65.

[13] ZHANG H, JIANG C, MAO X, et al. Interference-limited resource optimization in cognitive femtocells with fairness and imperfect spectrum sensing[J]. IEEE Transaction on Vehicular Technology, 2016, 65(3):1761-1771.

- [14] SU L, YANG C, CHIH-LIN I. On energy efficiency and spectral efficiency joint optimization of ultra dense networks[C]//2015 IEEE Global Communication Conference. IEEE, 2015: 1-6.
- [15] PERVAIZ H, MUSAVIAN L, NI Q. Energy and spectrum efficiency trade-off for green small cell networks[C]//2015 IEEE International Conference on Communication. IEEE, 2015: 5410-5415.
- [16] ADEDOYIN M, FALOWO O. Joint optimization of energy efficiency and spectrum efficiency in 5G ultra-dense networks[C]// European Conference on Networks & Communications. 2017:1-6.
- [17] GAO H, WANG M, LV T. Energy efficiency and spectrum efficiency tradeoff in the D2D-enabled HetNet[J]. IEEE Transaction on Vehicular Technology, 2017, 66(11):10583-10587.
- [18] NGUYEN V M, KOUNTOURIS M. Performance limits of network densification[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2017, 35(6):1294-1308.
- [19] 张建敏, 谢伟良, 杨峰义. 5G 超密集组网网络架构及实现[J]. 电信科学, 2016, 32(6): 36-43.
- ZHANG J M, XIE W L, YANG F Y. Architecture and solutions of 5G ultra dense network[J]. Telecommunications Science, 2016, 32(6): 36-43.
- [20] Qualcomm. 1000x: more small cells hyper-dense small cell deployments[R]. (2014-06)[2019-05-14].
- [21] HSU C, CHANG J M, CHOU Z, et al. Optimizing spectrum-energy efficiency in downlink cellular networks[J]. IEEE Transaction on Mobile Computing, 2014, 13(9):2100-2112.
- [22] PENG M, ZHANG K, JIANG J, et al. Energy-efficient resource assignment and power allocation in heterogeneous cloud radio access networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2014, 64(11): 5275-5287.
- [23] 3GPP TR 38.900. Technical specification group radio access network; channel model for frequency spectrum above 6 GHz (Release 14), V14.2.0[R]. (2016-12)[2019-05-14].

[作者简介]



吴宣利 (1980-), 男, 黑龙江哈尔滨人, 博士, 哈尔滨工业大学副教授, 主要研究方向为协作通信、超密集网络、5G 物理层安全、非正交多址技术等。



陈旭 (1997-), 男, 重庆人, 哈尔滨工业大学硕士生, 主要研究方向为超密集网络中的理论分析以及资源分配算法。