

# 基于移动边缘计算的 NOMA 异构网络资源分配

张海君, 张资政, 隆克平

(北京科技大学计算机与通信工程学院, 北京 100083)

**摘要:** 以最大化缓存收益为目标, 针对部署缓存的 NOMA 异构网络下的基站用户匹配及功率分配问题, 结合消息传递及 DC 规划提出了 NOMA 联合优化算法。首先将约束条件合并到目标函数中, 通过计算新的优化问题中函数节点与变量节点间消息传递的边缘得到用户协同结果; 然后将原优化问题变形为 2 个凸函数差的形式, 通过 DC 规划对功率资源进行分配; 最后迭代计算得到最终的用户协同及功率分配结果。仿真结果证明所提算法有效地提升了网络性能。

**关键词:** 移动边缘计算; 非正交多址接入; 异构网络; 用户协同; 功率分配

**中图分类号:** TN92

**文献标识码:** A

**doi:**10.11959/j.issn.1000-436x.2020069

## Resource allocation in NOMA heterogeneous network based on MEC

ZHANG Haijun, ZHANG Zizheng, LONG Keping

School of Computer & Communication Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China

**Abstract:** Aiming at maximizing the cache revenue, a joint user association and power allocation algorithm was proposed for the matching of base stations with users and power allocation in a NOMA heterogeneous network with caches, a NOMA joint optimization algorithm which was achieved by combing with message passing and DC programming was proposed. First, the constraints were incorporated into the objective function, and the user association result was obtained by calculating the marginal of the message passing between the function node and the variable node in the new optimization problem. Then, the original optimization problem was transformed into the form of the difference between two convex functions, and allocate power resources through DC programming. Finally, the final user association and power allocation results are obtained through iterative calculations. Simulation results prove that the proposed algorithm effectively improves network performance.

**Key words:** MEC, NOMA, heterogeneous network, user association, power allocation

### 1 引言

无线通信网络技术飞速发展, 对数据速率、能量消耗都有更高的要求<sup>[1]</sup>。满足用户的通信需求是每代移动通信系统演进的首要驱动, 而新的通信技术则是每代系统演进的必要支撑<sup>[2]</sup>。未来无线通信网络不再是单一的结构, 在小区内的热点区域内部署大量小基站, 从而形成异构网络以提升网络性能<sup>[3]</sup>。此外, 非正交多址接入 (NOMA,

non-orthogonal multiple access) 和移动边缘计算 (MEC, mobile edge computing) 都是未来移动通信网络十分关键的技术, 已成为当前研究的热点<sup>[4-5]</sup>。

NOMA 通过在发射端采用非正交传输方式, 在接收端采用串行干扰删除 (SIC, serial interference cancellation) 技术实现解调, 从而将同一信道分配给多个用户, 实现提高频谱效率的目的<sup>[6]</sup>。社交媒体平台的日益普及导致了更多数据的产生, 因此, 在无线通信网络管理和优化中考虑社交网络和本

收稿日期: 2020-02-06; 修回日期: 2020-03-05

基金项目: 国家优秀青年科学基金资助项目 (No.61822104); 国家自然科学基金资助项目 (No.61771044)

**Foundation Items:** Outstanding Youth Science Foundation (No.61822104), The National Natural Science Foundation of China (No.61771044)

地信息变得越来越重要<sup>[7]</sup>。MEC 指能够在网络边缘执行计算卸载和数据缓存的技术，该技术将当下流行的内容缓存到网络的边缘，从而改善服务，为移动用户提供更高效的存储和传输<sup>[8]</sup>。

通过在 NOMA 异构网络中部署缓存，可以有效提升网络的传输效率，降低网络能耗。然而异构网络中由于宏基站和众多小基站的存在，产生了用户与基站的匹配问题；同时为了降低能耗，需要对有限的功率进行分配。针对部署缓存的 NOMA 异构网络场景下，如何通过匹配用户基站和合理地分配功率以提升网络缓存收益、提高能量效率的问题，本文提出了 NOMA 联合优化算法。

## 2 建立网络模型

部署缓存的 NOMA 下行异构网络如图 1 所示，该网络包含一个宏基站和  $K-1$  个小基站，宏基站与小基站均部署了缓存；允许子信道被多个用户使用，信道条件较差的用户优先被解码，解码信息将被广播给信道条件较好的用户，从而实现干扰消除。在该网络中， $k \in \{1, 2, \dots, K\}$  表示第  $k$  个基站，其中第  $1 \sim (K-1)$  个基站为小基站，第  $K$  个基站为宏基站； $n \in \{1, 2, \dots, N\}$  表示第  $n$  条信道； $l \in \{1, 2, \dots, L\}$  表示第  $l$  个用户。

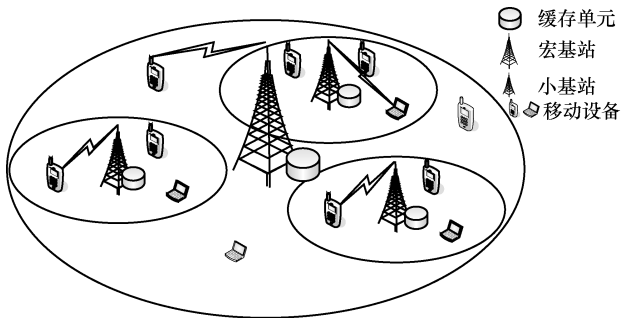


图 1 部署缓存的 NOMA 下行异构网络

定义用户  $l$  与基站  $k$  的缓存参数为  $z_{l,k} \in \{0, 1\}$ ， $z_{l,k} = 0$  表示基站  $k$  中用户  $l$  没有获取缓存； $z_{l,k} = 1$  表示基站  $k$  中用户  $l$  获取了缓存。因此，整个网络的缓存收益可表示为

$$\sum_{k \in K} \sum_{l \in L} q_l o_{l,k} z_{l,k} \quad (1)$$

其中， $q_l$  表示用户  $l$  对内容的请求率， $o_{l,k}$  表示缓存增益。系统内根据不同的收益目标为缓存的增益赋予不同的含义，例如网络带宽利用率的提高、时延的减少、能量效率的提升等<sup>[9]</sup>。本文采用能量效率

的提升作为缓存增益，则式(1)所示的缓存收益变为

$$\Omega_{l,n,k} = q_l \frac{R_{l,n,k}}{p_{l,n,k} + p_c} x_{l,k} z_{l,k} \quad (2)$$

其中， $p_{l,n,k}$  表示用户  $l$  在基站  $k$  下通过信道  $n$  传输分配的功率， $R_{l,n,k}$  表示对应的信息速率， $x_{l,k} \in \{0, 1\}$  表示基站与用户的匹配参数， $p_c$  表示附加的电路功耗。

因此，最大化缓存收益  $P_1$  为

$$\begin{aligned} P_1 : \max & \sum_{k \in K} \sum_{n \in N} \sum_{l \in L} \Omega_{l,n,k} \\ \text{s.t.} & \sum_{l \in L} x_{l,k} = B_k, x_{l,k} \in \{0, 1\} \\ & \sum_{k \in K} x_{l,k} = 1 \\ & P_k \leq P_{k \max} \end{aligned} \quad (3)$$

其中， $B_k$  为基站  $k$  允许的用户接入数量， $P_k$  为基站  $k$  的总发射功率， $P_{k \max}$  为基站  $k$  的最大功率限制。

## 3 NOMA 联合优化算法

### 3.1 消息传递用户协同策略

消息传递用户协同优化通过在多个节点之间分配计算负载来解决复杂问题：通过在节点间多次交换信息并计算节点边缘来得到全局问题的解<sup>[10]</sup>。

为了使用消息传递，定义以  $x_{l,k}$  为函数变量的节点  $W_k(x)$  及  $C_l(x)$  为

$$W_k(x) = \begin{cases} -\sum_{l \in L} \sum_{n \in N} \Omega_{l,n,k}(x_{l,k}), \sum_{l \in L} x_{l,k} = B_k, P_k \leq P_{k \max} \\ +\infty, \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

$$C_l(x) = \begin{cases} 0, \sum_{k \in K} x_{l,k} = 1 \\ +\infty, \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

则  $P_1$  的优化问题可表示为

$$\min_x \left( \sum_{l \in L} C_l(x) + \sum_{k \in K} W_k(x) \right) \quad (6)$$

根据最小和消息传递式，在以  $x_j (1 \leq j \leq J)$  为变量节点和以  $g_r (1 \leq r \leq R)$  为函数节点的消息传递中，由变量节点  $x_j$  向函数节点  $g_r$  传递的消息为

$$m_{x_j \rightarrow g_r}(x_j) = \sum_{b \in R, b \neq r} m_{g_b \rightarrow x_j}(x_j) \quad (7)$$

由函数节点  $g_r$  向变量节点  $x_j$  传递的消息为

$$m_{g_r \rightarrow x_j}(x_j) = \min_{\sim x_j} \left( g_r(x_1, \dots, x_j) + \sum_{i \in J, i \neq r} m_{x_i \rightarrow g_r}(x_i) \right) \quad (8)$$

变量节点  $x$  与函数节点  $C_l(x)$  和  $W_k(x)$  之间的消息传递路径如图 2 所示。将式(4)代入式(8)可得函数节点  $W_k$  向变量节点  $x_{l,k}$  传递的消息, 如式(9)所示。

$$\begin{aligned} m_{W_k \rightarrow x_{l,k}}(x_{l,k}) &= - \sum_{l \in L} \sum_{n \in N} \Omega_{l,n,k}(x_{l,k}) + \\ &\min \left( \sum_{u \in L, u \neq l} \sum_{n \in N} \left( -\Omega_{u,n,k}(x_{u,k}) + m_{x_{u,k} \rightarrow W_k}(x_{u,k}) \right) \right) \\ \text{s.t. } \sum_{l \in L} x_{l,k} &= B_k, \quad P_k \leq P_k^{\max} \end{aligned} \quad (9)$$

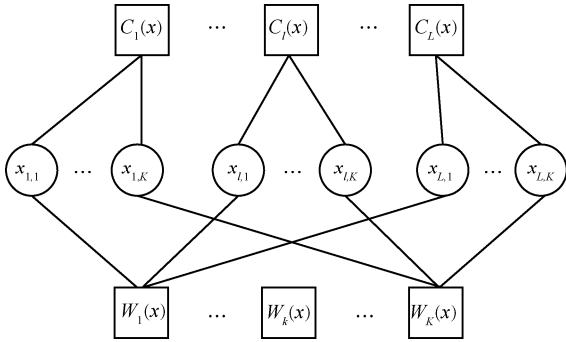


图2 消息传递因子

将式(5)代入式(8)可得函数节点  $C_l$  向变量节点  $x_{l,k}$  传递的消息, 如式(10)所示。

$$m_{C_l \rightarrow x_{l,k}}(x_{l,k}) = \min_{v \in K, v \neq k} \sum_{x_{l,v}} m_{x_{l,v} \rightarrow C_l}(x_{l,v}), \sum_{k \in K} x_{l,k} = 1 \quad (10)$$

将式(9)等号两侧同时减去  $\sum_{u \in L, u \neq l} \sum_{n \in N} m_{x_{u,k} \rightarrow W_k}(0)$ , 可得

$$\begin{aligned} m_{W_k \rightarrow x_{l,k}}(x_{l,k}) - \sum_{u \in L, u \neq l} \sum_{n \in N} m_{x_{u,k} \rightarrow W_k}(0) &= - \sum_{l \in L} \sum_{n \in N} \Omega_{l,n,k}(x_{l,k}) + \\ &\min \left( \sum_{u \in L, u \neq l} \sum_{n \in N} \left( -\Omega_{u,n,k}(x_{u,k}) + m_{x_{u,k} \rightarrow W_k}(x_{u,k}) - m_{x_{u,k} \rightarrow W_k}(0) \right) \right) \end{aligned} \quad (11)$$

由于  $\sum_{l \in L} x_{l,k} = B_k$ , 因此, 当  $x_{l,k} = 1$  时, 对于所有  $u \in L$  且  $u \neq l$ , 存在  $B_k - 1$  个  $x_{u,k}$  满足  $x_{u,k} = 1$ ; 当  $x_{l,k} = 0$  时, 对于所有  $u \in L$  且  $u \neq l$ , 存在  $B_k$  个  $x_{u,k}$  满足  $x_{u,k} = 1$ 。定义标量信息为  $\mu_{k,u}$ , 令  $\mu_{k,u} = m_{x_{u,k} \rightarrow W_k}(1) - m_{x_{u,k} \rightarrow W_k}(0)$ 。定义  $v_{u,k} = \sum_{u \in L, u \neq l} \sum_{n \in N} \left( -\Omega_{u,n,k}(x_{u,k}) + \mu_{k,u} \right)$ 。定义  $\{v_{u,k}\}_{s^{\text{th}}}$  为  $v_{u,k}$  按大小升序排列的集合。

当  $x_{l,k} = 1$  时, 式(11)的值为

$$\begin{aligned} m_{W_k \rightarrow x_{l,k}}(1) - \sum_{v \in K, v \neq k} \sum_{n \in N} m_{x_{u,k} \rightarrow W_k}(0) &= \\ - \sum_{l \in L} \sum_{n \in N} \Omega_{l,n,k}(1) + \sum_{s=1}^{B_k-1} \{v_{u,k}\}_{s^{\text{th}}} \end{aligned} \quad (12)$$

当  $x_{l,k} = 0$  时, 式(11)的值为

$$m_{W_k \rightarrow x_{l,k}}(0) - \sum_{v \in K, v \neq k} \sum_{n \in N} m_{x_{u,k} \rightarrow W_k}(0) = \sum_{s=1}^{B_k} \{v_{u,k}\}_{s^{\text{th}}} \quad (13)$$

定义标量信息  $\mu_{l,k}$ ,  $\mu_{l,k} = m_{W_k \rightarrow x_{l,k}}(1) - m_{W_k \rightarrow x_{l,k}}(0)$ , 则式(12)减去式(13)得

$$\mu_{l,k} = - \sum_{l \in L} \sum_{n \in N} \Omega_{l,n,k}(1) - \left\{ \mu_{k,u} - \sum_{u \in L} \sum_{n \in N} \Omega_{u,n,k}(1) \right\}_{B_k^{\text{th}}} \quad (14)$$

同理, 对式(10)所示的  $m_{C_l \rightarrow x_{l,k}}(x_{l,k})$  求标量信息  $\mu_{k,l} = m_{C_l \rightarrow x_{l,k}}(1) - m_{C_l \rightarrow x_{l,k}}(0)$ , 可得

$$\mu_{k,l} = - \min_{v \in K, v \neq k} \mu_{l,v} \quad (15)$$

通过式(14)和式(15)可求得用户与基站的边缘, 如式(16)所示。

$$\tau_{l,k} = \mu_{l,k} + \mu_{k,l} \quad (16)$$

用户与基站的匹配结果如式(17)所示。

$$x_{l,k} = \begin{cases} 1, & \tau_{l,k} < 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

通过迭代计算, 可得  $x_{l,k}$  最终收敛, 即  $x_{l,k}^{(t)} = x_{l,k}^{(t+1)}$ , 得到最终的用户与基站的匹配结果。

### 3.2 DC 功率分配策略

在 NOMA 异构网络中, 令  $h_{l_i,n,k} = g_{l_i,n,k} \text{PL}^{-1}(d)$  表示在基站  $k$  下通过信道  $n$  的传输第  $l_i$  个用户的信道增益, 其中  $g_{l_i,n,k}$  表示服从瑞利分布的小尺度衰落,  $\text{PL}^{-1}(d)$  为以基站与用户间距离  $d$  为变量的路径损耗函数, 且  $|h_{l_1,n,k}| \geq \dots \geq |h_{l_i,n,k}| \geq \dots \geq |h_{l_I,n,k}|$ 。用户  $l_i$  通过在接收端使用串行干扰删除, 将  $l_{i+1} \sim l_I$  用户的信号解码并消除,  $l_1 \sim l_{i-1}$  用户的信号作为干扰, 其中,  $I$  表示在基站  $k$  下通过信道  $n$  传输的用户数。令  $H_{l_i,n,k} = \frac{|h_{l_i,n,k}|^2}{\sigma_n^2}$ , 其中  $\sigma_n^2$  为信道中加性高斯白噪声的噪声功率。则用户  $l_i$  的信噪比为

$$\text{SINR}_{l_i,n,k} = \frac{p_{l_i,n,k} |h_{l_i,n,k}|^2}{\delta_n^2 + \sum_{e \in L, e > l} p_{l_e,n} |h_{l_e,n,k}|^2} = \frac{p_{l_i,n,k} H_{l_i,n,k}}{1 + \sum_{e \in L, e > l} p_{l_e,n} H_{l_e,n,k}} \quad (18)$$

用户  $l_i$  的信息速率为

$$R_{l_i,n,k} = \text{Dlb}(1 + \text{SINR}_{l_i,n,k}) \quad (19)$$

为了降低接收机的解码复杂度, 考虑每个信道仅分配 2 个用户的情况, 将式(18)代入式(19), 可得用户  $l_1$  和用户  $l_2$  的信息速率分别为

$$\begin{aligned} R_{l_1,n,k} &= \text{Dlb}(1 + p_{l_1,n,k} H_{l_1,n,k}) \\ R_{l_2,n,k} &= \text{Dlb}\left(1 + \frac{p_{l_2,n,k} H_{l_2,n,k}}{1 + p_{l_1,n,k} H_{l_2,n,k}}\right) \end{aligned} \quad (20)$$

令  $p_{n,k} = p_{l_1,n,k} + p_{l_2,n,k}$ , 可得

$$\begin{aligned} p_{l_1,n,k} &= \rho_{n,k} p_{n,k} \\ p_{l_2,n,k} &= (1 - \rho_{n,k}) p_{n,k} \end{aligned} \quad (21)$$

其中,  $\rho_n \in (0,1)$  表示信道带宽。因此, 最大化缓存收益  $P_1$  可表示为  $P_2$ , 如式(22)所示。

$$\begin{aligned} P_2: \max \sum_{k \in K} \sum_{n \in N} & \left( q_{l_1} \frac{\text{Dlb}(1 + \rho_{n,k} p_{n,k} H_{l_1,n,k})}{p_{n,k} + p_c} x_{l_1,k} z_{l_1,k} + \right. \\ & \left. q_{l_2} \frac{\text{Dlb}\left(\frac{1 + p_{n,k} H_{l_2,n,k}}{1 + \rho_{n,k} p_{n,k} H_{l_2,n,k}}\right)}{p_{n,k} + p_c} x_{l_2,k} z_{l_2,k} \right) \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{l \in L} x_{l,k} = B_k, \quad x_{l,k} \in \{0,1\} \\ & \sum_{k \in K} x_{l,k} = 1 \\ & \sum_{n \in N} p_{n,k} \leq P_{k \max}, \quad \rho_{n,k} \in (0,1) \end{aligned} \quad (22)$$

由于  $P_2$  为非凸优化问题, 要找到其全局最优解需要进行穷举搜索, 该搜索过程具有很高的复杂度, 因此采用式(23)所示的 DC(difference of convex) 规划来寻找问题次优解<sup>[11]</sup>。

$$\min_{x \in X} q(x) = f(x) - g(x) \quad (23)$$

DC 规划适用于形式为 2 个凸函数相减的目标函数, 分别令

$$\begin{aligned} f(p_{n,k}) &= -q_{l_1} \frac{\text{Dlb}(1 + \rho_{n,k} p_{n,k} H_{l_1,n,k})}{p_{n,k} + p_c} x_{l_1,k} z_{l_1,k} - \\ & q_{l_2} \frac{\text{Dlb}(1 + p_{n,k} H_{l_2,n,k})}{p_{n,k} + p_c} x_{l_2,k} z_{l_2,k} \end{aligned} \quad (24)$$

$$g(p_{n,k}) = -q_{l_2} \frac{\text{Dlb}(1 + \rho_{n,k} p_{n,k} H_{l_2,n,k})}{p_{n,k} + p_c} x_{l_2,k} z_{l_2,k} \quad (25)$$

$$\begin{aligned} f(\rho_{n,k}) &= -q_{l_1} \frac{\text{Dlb}(1 + \rho_{n,k} p_{n,k} H_{l_1,n,k})}{p_{n,k} + p_c} x_{l_1,k} z_{l_1,k} - \\ & q_{l_2} \frac{\text{Dlb}(1 + p_{n,k} H_{l_2,n,k})}{p_{n,k} + p_c} x_{l_2,k} z_{l_2,k} \end{aligned} \quad (26)$$

$$g(\rho_{n,k}) = -q_{l_2} \frac{\text{Dlb}(1 + \rho_{n,k} p_{n,k} H_{l_2,n,k})}{p_{n,k} + p_c} x_{l_2,k} z_{l_2,k} \quad (27)$$

$f(\rho_{n,k})$  和  $g(\rho_{n,k})$  为严格凸函数、 $f(p_{n,k})$  和  $g(p_{n,k})$  为拟凸函数, 证明过程如下。

**证明** 对于  $f(\rho_{n,k})$  和  $g(\rho_{n,k})$ , 由于变量只存在于分母中, 可求得  $\nabla^2 f(\rho_{n,k}) > 0$  和  $\nabla^2 g(\rho_{n,k}) > 0$ , 故  $f(\rho_{n,k})$  和  $g(\rho_{n,k})$  为严格凸函数。

对于  $f(p_{n,k})$  和  $g(p_{n,k})$ , 令

$$\begin{aligned} u(p_{n,k}) &= -q_{l_1} \text{Dlb}(1 + \rho_{n,k} p_{n,k} H_{l_1,n,k}) x_{l_1,k} z_{l_1,k} - \\ & q_{l_2} \text{Dlb}(1 + p_{n,k} H_{l_2,n,k}) x_{l_2,k} z_{l_2,k} \end{aligned} \quad (28)$$

则  $f(p_{n,k}) = \frac{u(p_{n,k})}{p_{n,k}} + p_c$ , 由于  $\nabla^2 u(p_{n,k}) > 0$ , 因此  $u(p_{n,k})$  为严格凸函数。引入  $f(p_{n,k})$  的  $\alpha$ -水平子集  $S_\alpha$ , 如式(29)所示。

$$S_\alpha = \{p_{n,k} > 0 \mid f(p_{n,k}) \leq \alpha\} \quad (29)$$

当  $S_\alpha$  对于任意  $\alpha$  均为严格凸集时,  $f(p_{n,k})$  为拟凸函数。当  $\alpha \geq 0$  时, 由于  $u(p_{n,k}) < 0$ ,  $p_{n,k} + p_c > 0$ , 因此  $f(p_{n,k}) < 0 \leq \alpha$ , 故当  $\alpha \geq 0$  时,  $S_\alpha$  为严格凸集; 当  $\alpha < 0$  时,  $S_\alpha = \{p_{n,k} > 0 \mid u(p_{n,k}) - \alpha(p_{n,k} + p_c) \leq 0\}$ ,  $\alpha(p_{n,k} + p_c) < 0$ , 由于  $u(p_{n,k})$  为严格凸函数, 故当  $\alpha < 0$  时,  $S_\alpha$  也为严格凸集。因此,  $f(p_{n,k})$  为拟凸函数。同理可证  $g(\rho_{n,k})$  也为拟凸函数。

证毕。

因此,  $P_2$  可以转化为以  $p_{n,k}$  和  $\rho_{n,k}$  为变量的 2 个 DC 规划问题。对这 2 个问题先后进行求解即可得到以最大化缓存收益为目标的局部最优功率分配结果。

### 3.3 NOMA 联合优化算法流程

通过迭代计算 NOMA 联合优化算法, 直至 NOMA 下行网络缓存收益稳定, 得到了最终的用户协同及功率分配结果, 具体算法流程如算法 1 所示, 其中,  $\varepsilon$  表示差值容限, 当小于此值时便停止迭代。

#### 算法 1 NOMA 联合优化算法

1) 初始化部署缓存的 NOMA 下行网络, 初始化用户功率。

## 2) 消息传递用户协同

初始化  $t=0$ ，初始化用户功率，计算  $\Omega_{l,n,k}$ ，

$$\mu_{l,k}^{(0)}=0, \quad \mu_{k,l}^{(0)}=0$$

while  $x_{l,k}^{(t+1)} \neq x_{l,k}^{(t)}$  do

据式(14)计算

$$\mu_{l,k}^{(t+1)} = -\sum_{l \in L, n \in N} \Omega_{l,n,k} (1) - \left\{ \mu_{k,l}^{(t)} - \Omega_{l,n,k} (1) \right\}_{B_k^{\text{th}}}$$

据式(15)计算  $\mu_{k,l}^{(t+1)} = -\min_{v \in K, v \neq k} \mu_{l,k}^{(t+1)}$

据式(16)计算  $\tau_{l,k}^{(t+1)}$

据式(17)计算  $x_{l,k}^{(t+1)}$

end while

## 3) DC 功率分配

① 求  $p_{n,k}$ 

初始化  $p_{n,k}^{(0)}$ ， $i=0$

while  $\left| q(p_{n,k}^{(i+1)}) - q(p_{n,k}^{(i)}) \right| > \varepsilon$  do

定义  $q_1^{(i)}(p_{n,k}) = f(p_{n,k}) - g(p_{n,k}) - \nabla g^T(p_{n,k}^{(i)}) \cdot$

$$(p_{n,k} - p_{n,k}^{(i)})$$

求解  $p_{n,k}^{(i+1)} = \arg \min (q_1^{(i)}(p_{n,k}))$

$i=i+1$

end while

②求  $\rho_{n,k}$ 

初始化  $\rho_{n,k}^{(0)}$ ， $i=0$

while  $\left| q(\rho_{n,k}^{(i+1)}) - q(\rho_{n,k}^{(i)}) \right| > \varepsilon$  do

定义  $q_2^{(i)}(\rho_{n,k}) = f(\rho_{n,k}) - g(\rho_{n,k}^{(i)}) - \nabla g^T(\rho_{n,k}^{(i)}) \cdot$

$$(\rho_{n,k} - \rho_{n,k}^{(i)})$$

求解  $\rho_{n,k}^{(i+1)} = \arg \min (q_2^{(i)}(\rho_{n,k}))$

$i=i+1$

end while

## ③根据式(21)求功率分配结果

4) 对步骤 2)和步骤 3)进行迭代运算，获取网络模型优化的缓存收益

## 4 实验仿真

## 4.1 实验的建立过程

在部署缓存的 NOMA 下行异构网络下，本文对提出的联合用户协同及功率分配算法进行了实验仿真。异构网络模型包含一个宏基站和

19 个小基站，小基站均匀地分布在宏基站的覆盖范围内。在 NOMA 系统中，为减少接收机配置的复杂度，一个信道只分配 2 个用户，在正交频分多址(OFDMA, orthogonal frequency division multiple access)仿真中，采用与 NOMA 联合优化算法相同的算法流程，但不同的是一个信道只分配一个用户。考虑即使用户所属基站中没有所需要的缓存内容，但用户仍有多种方式获取网络中的缓存内容，因此本文默认用户能获取缓存内容。其他实验参数如表 1 所示。

表 1 仿真参数设置

参数	值
宏基站半径/m	500
小基站半径/m	20
噪声功率谱密度/dBm	-173
信道带宽/MHz	6
总发射功率/W	10~60 (图 3 和图 4), 20 (图 5~图 7)
用户数量/个	40 (图 3~图 5), 40~80 (图 6 和图 7)
附加电路功耗 $p_c$ /W	0.4 (图 3 和图 4, 图 6 和图 7), 0.2~1.6 (图 5)

## 4.2 仿真结果分析

系统容量随总发射功率的变化曲线如图 3 所示。从图 3 可以看出，随着总发射功率的增加，系统容量逐渐提升，且提升量逐渐减小，这符合香农公式。本文将 NOMA 联合优化算法与 MPFT-RA (message passing and fractional transmit resource allocation) 次优化算法及 OFDMA 方案进行对比，NOMA 联合优化算法中设置  $\varepsilon$  为 0.01；在 MPFT-RA 次优化算法中， $p_{l_1,n,k} = p_n(H_{l_1,n,k})^{-\alpha}$ ，

$$p_{l_2,n,k} = \frac{p_n(H_{l_2,n,k})^{-\alpha}}{(H_{l_1,n,k})^{-\alpha}}$$

其中， $\alpha \in (0,1)$  表示比例因子，本文将  $\alpha$  设置为 0.7。在总发射功率从 10 W 提升到 60 W 的过程中，本文所提出的 NOMA 联合优化算法的系统容量始终是最高的，MPFT-RA 次优化算法次之，OFDMA 方案最低。这是因为在 OFDMA 方案中，由于一个信道只分配一个用户，频谱资源不能得到充分的利用，而 MPFT-RA 次优化算法只根据信道增益情况以固定的衰减系数来分配功率，因此没有获得更好的缓存收益。

缓存收益随总发射功率的变化曲线如图 4 所示。从图 4 可以看出，随着总发射功率的增加，总缓存收益先上升后缓慢下降，这是因为 NOMA 联合优化算法将缓存增益  $o_{l,k}$  设置为系统的能量

效率，而在能效功率分配过程中，系统的功率消耗和系统容量存在权衡，在权衡的过程中随着总发射功率的增大，能效先达到最大值然后逐渐降低。从图中可以看出，NOMA 联合优化算法的缓存收益高于 MPFT-RA 次优化算法和 OFDMA 方案。在总发射功率为 25 W 时，NOMA 联合优化算法的缓存收益较 MPFT-RA 次优化算法提升了约 14%，较 OFDMA 方案提升了约 23%。

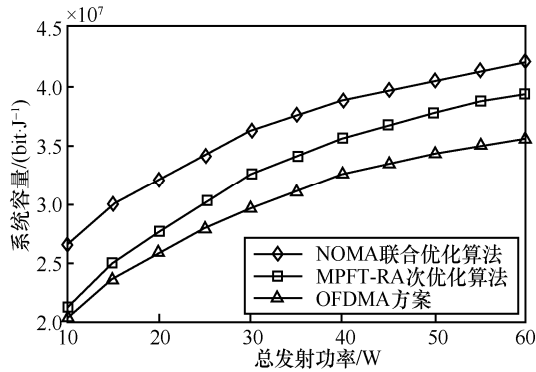


图 3 系统容量随总发射功率的变化曲线

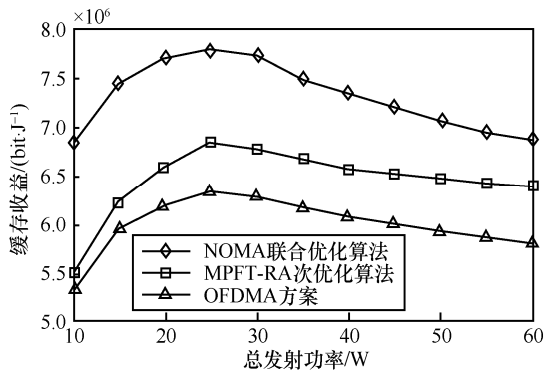


图 4 缓存收益随总发射功率的变化曲线

缓存收益随电路能耗和总发射功率的比值的变化曲线如图 5 所示。设置总发射功率为 20 W，当电路能耗和总功率的比值变大时，意味着电路能耗在小区总能量消耗中所占的比例变大。随着电路能耗和总功率的比值的增大，缓存收益降低，这是因为在缓存收益计算式中，缓存收益与电路能耗与发射功率之和成反比。从图 5 可以看出，NOMA 联合优化算法始终优于 OFDMA 方案。

图 6 和图 7 为缓存收益随总用户数量的变化关系，仿真时用户的数量由 40 个增加到 80 个。从图 6 和图 7 可以看出，随着用户数量的增加，本文所提算法的缓存收益也随之提高，这与香农公式是一致的。图 6 对部署缓存和无缓存 2 种情况下 NOMA

联合优化算法的缓存收益进行了对比。从图 6 可以看出，在部署缓存的情况下缓存收益明显提升。图 7 对 NOMA 联合优化算法与传统的最大化信噪比算法进行对比，从图 7 可以看出，当用户数量为 80 个时，NOMA 联合优化算法的缓存收益约为最大化信噪比算法的 8 倍。这是因为每个基站的负载能力是有限的，NOMA 联合优化算法是在协调系统负载的情况下来寻求最大的缓存收益。而最大化信噪比算法的目标是最大化用户速率，并不考虑负载均衡和缓存收益，因此通常不会达到很高的缓存收益。与最大化信噪比算法相比，本文提出的 NOMA 联合优化算法在缓存收益方面有了显著的提高。

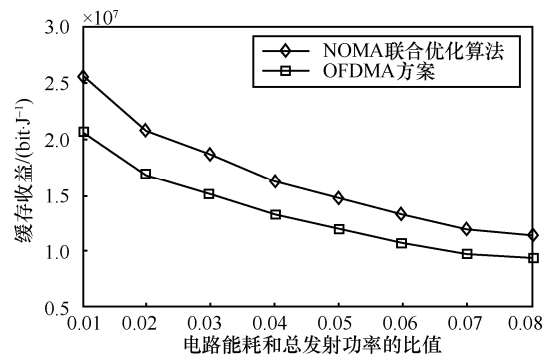


图 5 缓存收益随电路能耗和总发射功率的比值的变化曲线

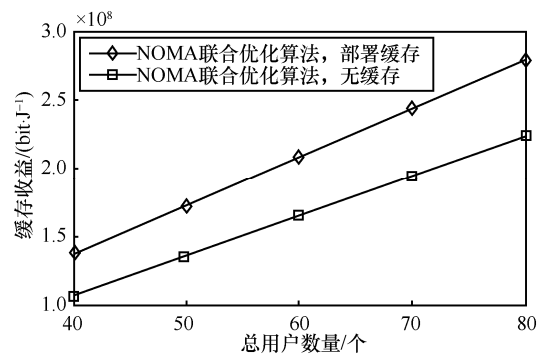


图 6 缓存收益随总用户数量的变化关系（是否部署缓存）

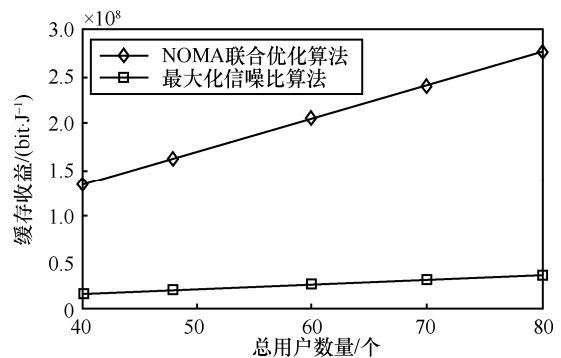


图 7 缓存收益随总用户数量的变化关系

## 5 结束语

由于下一代移动通信网络对数据速率、时延和能耗都有更高的要求,为满足用户的服务需求,在 NOMA 异构网络中部署缓存;为提升网络的缓存收益,提出了一种功率分配和用户协同方案。经过理论分析和仿真验证,与现有方案对比,所提算法能有效地提升缓存收益,这为未来无线异构网络部署缓存提供了理论依据。

### 参考文献:

- [1] THOMPSON J, GE X L, WU H C. 5G wireless communication systems: prospects and challenges [J]. IEEE Communications Magazine, 2014, 52(2): 62-64.
- [2] 张平, 牛凯, 田辉, 等. 6G 移动通信技术展望[J]. 通信学报, 2019, 40(1):145-152.  
ZHANG P, NIU K, TIAN H, et al. Technology prospect of 6G mobile communications[J]. Journal on Communications, 2019, 40(1):145-152.
- [3] YANG K, MARTIN S, QUADRI D. Energy-efficient downlink resource allocation in heterogeneous OFDMA networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(6):5086-5098.
- [4] DING Z G, XU J, DOBRE O A, et al. Joint power and time allocation for NOMA-MEC offloading[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(6): 6207-6211.
- [5] 杨芾, 徐明伟, 陈浩. 5G/后 5G 部署对互联网主干影响的分析与建模[J]. 通信学报, 2019, 40(8):36-44.  
YANG Y, XU M W, CHEN H, et al. Analysis and modeling of Internet backbone traffic with 5G/B5G[J]. Journal on Communications, 2019, 40(8):36-44.
- [6] ZHANG H J, QIU Y, CHU X L, et al. Fog radio access networks: mobility management, interference mitigation, and resource optimization[J]. IEEE Wireless Communications, 2017, 24(6):120-127.
- [7] ZHANG H J, QIU Y, LONG K P, et al. Resource allocation in NOMA-based fog radio access networks[J]. IEEE Wireless Communications, 2018, 25(3):110-115.

- [8] SHI W S. Edge computing: vision and challenges[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2016, 3(5): 637-646.
- [9] WANG X F, CHEN M, TALEB T, et al. Cache in the air: exploiting content caching and delivery techniques for 5G systems[J]. IEEE Communications Magazine, 2014, 52(2):131-139.
- [10] LIU M, SONG T C, HU J. Deep learning-inspired message passing algorithm for efficient resource allocation in cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(1):641-653.
- [11] FANG F, ZHANG H J, CHENG J L. Energy-efficient resource allocation for downlink non-orthogonal multiple access (NOMA) network[J]. IEEE Transactions on Communications, 2016, 64(9):1.

### [作者简介]



张海君(1986-),男,辽宁朝阳人,博士,北京科技大学教授,主要研究方向为 6G 移动通信、人工智能与无线网络、机器学习与大数据等。



张资政(1996-),男,山东临沂人,北京科技大学硕士生,主要研究方向为边缘计算、新一代无线通信等。



隆克平(1968-),男,四川通江人,博士,北京科技大学教授,主要研究方向为新一代网络技术、光互联网关键技术、无线通信技术、人工智能与大数据。