

文章编号:1007-5321(2024)01-0031-07

DOI:10.13190/j.jbupt.2023-003

# 无人机辅助 NOMA 下行的用户分簇与功率分配算法

杨青青, 韩卓廷, 彭 艺

(昆明理工大学 信息工程与自动化学院, 昆明 650500)

**摘要:** 针对用户非均匀分布的无人机辅助非正交多址接入(NOMA)下行通信系统,提出了最大化和速率的用户分簇与功率分配算法。考虑用户服务质量,建立了最大化和速率的功率分配优化问题,为了解决该问题,提出了三步策略降低求解复杂度。首先,确定了无人机的最佳部署位置;其次,基于无人机位置,提出了角度密度的噪声空间聚类算法;最后,使用连续凸逼近方法获得功率分配问题的次优解。仿真结果显示,所提算法的分簇效果与通信性能优于相同场景中的传统算法。

**关键词:** 无人机; 非正交多址接入; 信道增益差异; 用户分簇; 功率分配

中图分类号: TN929.51

文献标志码: A

## User Clustering and Power Allocation Algorithm for Unmanned Aerial Vehicle Assisted NOMA Downlink

YANG Qingqing, HAN Zhuoting, PENG Yi

(Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

**Abstract:** A clustering and power allocation algorithm is proposed for unmanned aerial vehicle assisted non-orthogonal multiple access (NOMA) downlink communication systems with non-uniformly distributed users. The optimization problems for maximizing the sum-rate and ensuring quality of service are established, and a three-step strategy is proposed to reduce the computation complexity. First, the optimal deployment position for the unmanned aerial vehicle is determined. Then, based on the unmanned aerial vehicle position, an angle-density based spatial clustering of applications with noise algorithm is proposed. Finally, a suboptimal solution to the power allocation problem is obtained using the successive convex approximation method. Simulation results show that the proposed algorithm outperforms traditional algorithms in terms of clustering effectiveness and communication performance in the same scenario.

**Key words:** unmanned aerial vehicle; non-orthogonal multiple access; channel gain difference; user clustering; power allocation

近年来,无人机(UAV,unmanned aerial vehicle)因其灵活性高、覆盖能力强、部署方便等优点广泛应用于应急通信等领域<sup>[1]</sup>。与此同时,移动设备数量的爆炸性增长和用户高传输速率需求对第5代移动

通信系统(5G,the fifth generation of mobile communications system)提出了挑战<sup>[2]</sup>。非正交多址接入(NOMA,non-orthogonal multiple access)技术作为5G的关键技术,不仅能满足大规模用户连接,在

收稿日期: 2023-01-08

作者简介: 杨青青(1981—),女,讲师,硕士生导师。

通信作者: 彭 艺(1976—),女,副教授,硕士生导师,邮箱:2331788991@qq.com。

公平性、频谱效率等方面也具备显著优势。基于功率域复用的 NOMA, 在发送端将用户信号叠加在相同频域资源上, 接收端采用基于用户解码顺序的连续干扰消除 (SIC, successive interference cancellation) 技术进行数据分离。NOMA 通信技术的性能很大程度上依赖于用户良好的 SIC, 而这又进一步依赖于用户分簇<sup>[3]</sup>。

在现有研究中, Cui 等<sup>[4]</sup>提出了一种基于  $k$  均值算法的机器学习框架和动态分簇算法, 满足了用户动态特征并降低了计算复杂度。Ali 等<sup>[5]</sup>提出了一种低复杂度的次优用户分簇算法, 利用 NOMA 集群中用户之间的信道增益差异将其分组为单个集群或多个集群, 以提高系统的总吞吐量。Liu 等<sup>[6]</sup>通过优化 UAV 到用户的总路径损耗来优化 NOMA-UAV 网络中 UAV 的位置, 在此基础上优化功率分配, 最终使得用户信息传输和速率最大化。He 等<sup>[7]</sup>提出了基于方位角的  $k$  均值算法, 但是需要预先设置簇数且分簇后不能保证每簇的用户数量近似。Katwe 等<sup>[8]</sup>提出了一种自适应几何分布的用户分簇算法, 该算法能够保证簇用户数相等, 但是对于非均匀分布用户, 会导致簇覆盖范围相差较大。

目前, 尚未有学者针对用户非均匀分布场景进行用户分簇和功率分配。此场景用户分布复杂, 现有分簇算法往往将密集用户划分至一簇, 导致簇内用户数过多, 信道增益差异较小, 且存在单用户簇的情况。为此, 提出了非均匀分布场景下 UAV 辅助 NOMA 的用户分簇与功率分配算法。首先, 确定 UAV 最佳部署位置; 然后, 提出了基于角度密度的噪声空间分簇 (A-DBSCAN, angle density-based spatial clustering of applications with noise) 算法; 最后, 使用连续凸逼近 (SCA, successive convex approximation) 方法获得原优化问题的次优解。仿真结果显示, 所提分簇算法用户的和速率高于相同场景中的  $k$  均值算法。

## 1 系统模型和问题描述

UAV 辅助的下行 NOMA 系统模型如图 1 所示。UAV 工作在固定高度, 为地面用户提供通信服务。假设 UAV 与用户都配备一根天线, 地面非均匀分布着  $N$  个用户, 分成  $K$  个簇, 记第  $k$  个簇为  $Z_k, k \in \{1, 2, \dots, K\}$ , 不同簇中用户数量近似但不相等, 记第  $k$  个簇中第  $i$  个用户为  $u_i^k$ , 其中,  $i \in \{1, 2, \dots, |Z_k|\}$ ,  $|Z_k|$  为第  $k$  个簇的用户数, 且满足  $|Z_1| + |Z_2| + \dots + |Z_K| = N$ 。

分簇后, 簇内用户采用 NOMA 接入共享时频域资源, 簇间采用正交多址接入, 即忽略簇间的干扰。

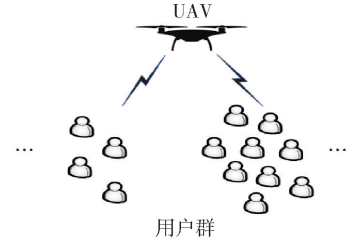


图 1 UAV 辅助 NOMA 下行通信系统模型

$u_i^k$  接收的信号可表示为

$$y_i^k = h_i^k \sqrt{p_i^k} s_i^k + \sum_{\tilde{i} \in |Z_k| \setminus \{i\}} h_i^k \sqrt{p_{\tilde{i}}^k} s_{\tilde{i}}^k + n_i \quad (1)$$

其中:  $h_i^k$  为 UAV 到  $u_i^k$  的信道增益;  $p_i^k$  为系统分配给  $u_i^k$  的功率;  $s_i^k$  为  $u_i^k$  的传输信号;  $\tilde{i} \in |Z_k| \setminus \{i\}$  为第  $k$  个簇中除  $i$  用户外的其他用户;  $n_i$  为高斯白噪声,  $n_i \sim \text{CN}(0, \sigma^2)$ 。

假设簇内用户与 UAV 的相对距离排序为  $d_1^k < d_2^k < \dots < d_{|Z_k|}^k$ , 每簇中信道增益排序为  $|h_1^k|^2 > |h_2^k|^2 > \dots > |h_{|Z_k|}^k|^2$ 。为保证接收端成功进行 SIC, 簇内用户功率分配因子排序为  $\beta_1^k < \beta_2^k < \dots < \beta_i^k < \dots < \beta_{|Z_k|}^k$ ,  $\beta_i^k$  为  $u_i^k$  的功率分配因子, 系统分配给  $u_i^k$  的功率为  $p_i^k = \beta_i^k p^k$ ,  $p^k$  为系统分配给第  $k$  个簇的功率。

基于上述信道增益条件, 假设系统总功率为  $P$ , 则  $u_i^k$  的信干噪比为

$$\gamma_i^k = \frac{\beta_i^k p^k |h_i^k|^2}{\sum_{f=1}^{i-1} \beta_f^k p^k |h_i^k|^2 + \sigma^2} \quad (2)$$

$u_i^k$  有效信息传输速率为

$$r_i^k = \frac{B}{K} \log \left( 1 + \frac{\beta_i^k p^k |h_i^k|^2}{\sum_{f=1}^{i-1} \beta_f^k p^k |h_i^k|^2 + \frac{B}{K} \sigma^2} \right) \quad (3)$$

其中  $B$  为系统总带宽。

因此, 系统中用户的和速率为

$$R_{\text{sum}} = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{|Z_k|} r_i^k \quad (4)$$

为了提升 NOMA 用户的频谱效率和通信性能, 考虑基于系统和速率最大化的用户分簇和功率分配的优化问题, 此问题可以表示为

$$\begin{aligned} & \max_{\mu_i^k, \beta_i^k, x_U, y_U} R_{\text{sum}} \\ & \text{s. t. C1: } \sum_{i=1}^{|Z_k|} \beta_i^k = 1, k \in \{1, 2, \dots, K\} \end{aligned} \quad (5)$$

$$C2: \sum_{k=1}^K \mu_i^k = 1, \mu_i^k \in \{0, 1\}, i \in \{1, 2, \dots, |Z_k|\}$$

$$C3: \gamma_i^k \geq \gamma^{\min}, i \in \{1, 2, \dots, |Z_k|\}, k \in \{1, 2, \dots, K\}$$

$$C4: \min \{x_i^k\} \leq x_U \leq \max \{x_i^k\}, i \in \{1, 2, \dots, |Z_k|\}, k \in \{1, 2, \dots, K\}$$

$$C5: \min \{y_i^k\} \leq y_U \leq \max \{y_i^k\}, i \in \{1, 2, \dots, |Z_k|\}, k \in \{1, 2, \dots, K\}$$

其中:  $\mu_i^k$  为用户  $i$  与第  $k$  个簇的二进制变量, 即  $\mu_i^k = 0$  表示用户  $i$  不属于第  $k$  簇,  $\mu_i^k = 1$  表示用户  $i$  属于第  $k$  簇;  $\gamma^{\min}$  为用户满足 QoS 的最小信干噪比;  $(x_U, y_U)$  为无人机的水平坐标;  $(x_i, y_i)$  为用户  $i$  的水平坐标。约束条件 C1 保证簇内分配总功率等于系统分配给该簇的功率; C2 保证一个用户只能属于一个簇; C3 保证用户满足服务质量 (QoS, quality of service) 需求, C4 和 C5 为 UAV 水平方向的位置约束。

式(5)是一个混合整数非线性规划问题, 为了最大化速率, 可能需要穷举搜索才能得到最优用户分簇与功率分配结果, 而其时间复杂度是指数级别的, 当用户数量大时, 会面临计算复杂度过高、搜索空间过大等问题。为此, 提出了一种三步策略来降低复杂度。首先, 确定 UAV 的最佳位置; 然后, 执行用户分簇算法对用户进行分簇; 最后, 对每簇用户使用功率分配算法得到非凸问题次优解。

## 2 用户分簇与功率分配算法

### 2.1 UAV 位置部署

UAV 作为空中基站, UAV 与用户之间的路径损耗主要由两者之间的相对位置决定。任何静态场景都可视为动态场景的一个切片, 假设在某一时刻用户位置固定不变, UAV 到用户为视距链路 (LOS, line of sight), 用户路径损耗模型为

$$L_i^k = 128.1 + 37.6 \lg d_i^k \quad (6)$$

其中  $d_i^k$  为用户  $i$  到 UAV 的距离, 其计算为

$$d_i^k = \sqrt{H^2 + (x_U - x_i^k)^2 + (y_U - y_i^k)^2} \quad (7)$$

其中  $H$  为 UAV 的飞行高度。

已知  $p_i^k$  为 UAV 给  $u_i^k$  分配的发射功率, 则该用户接收到的功率为

$$\hat{p}_i^k = p_i^k - L_i^k \quad (8)$$

根据文献[6], 可以通过最小化 UAV 到用户的路径损耗找出 UAV 的最佳水平位置为

$$x_U = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{|Z_k|} \frac{x_i^k}{N}, \quad y_U = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{|Z_k|} \frac{y_i^k}{N} \quad (9)$$

因此, 在用户位置固定的静态场景下, UAV 的最佳水平位置在用户群二维水平坐标的质心。

### 2.2 A-DBSCAN 用户分簇算法

NOMA 下行网络中, 同一簇内不同用户间的信道增益差异决定 NOMA 性能上限, 非均匀分布场景下, 如何根据用户分布和数量进行有效分簇至关重要。

DBSCAN 是一种著名的密度聚类算法<sup>[9]</sup>, 它使用一组邻域参数刻画用户分布的紧密程度, 并根据用户间的可连接性扩展聚类簇。与其他聚类算法相比, DBSCAN 算法可以自适应簇数, 且能形成不规则簇。为了使该算法更适用于非均匀分布的 NOMA 用户分簇, 笔者对 DBSCAN 算法进行了改进, 更改了邻域的确定标准, 增加了对边缘用户与密集簇的二次划分, 提出了 A-DBSCAN 算法。

#### 2.2.1 算法基本概念

为了更好地说明 A-DBSCAN 算法, 在此首先定义以下 4 个概念。

1)  $\delta$  邻域: 所有与目标用户  $A$  角度差小于  $\delta$  的用户, 即  $\delta(A) = \{A, B \in N | \angle(A, B) \leq \delta\}$ 。

2) 核心用户: 若目标用户  $A$  的  $\delta$  邻域内至少包含  $M$  个用户, 则定义目标用户  $A$  为核心用户; 其中  $M$  为定义用户为核心用户的最小用户数。

3) 密度直达: 若用户  $B$  在用户  $A$  的  $\delta$  邻域中, 且用户  $A$  为核心用户, 称用户  $B$  由用户  $A$  密度直达。

4) 密度可达: 若用户  $A$  与用户  $B$  都为核心用户, 且用户  $B$  在用户  $A$  的  $\delta$  邻域内, 用户  $D$  只由用户  $B$  密度直达, 称用户  $D$  由用户  $A$  密度可达。

#### 2.2.2 算法流程

##### 1) 自适应划分初始簇

假设所有用户真实位置已知, UAV 水平位置为用户群质心, 初始簇划分伪代码如下。

##### 算法 1 初始簇划分

输入: 用户坐标, 邻域参数  $(\delta, M)$

- 1 根据已知的用户位置, 确定用户群的质心位置。
- 2 以质心位置为顶点, 确定用户的  $\delta$  邻域, 并根据  $M$ , 找到用户中所有的核心用户。
- 3 随机选取一名核心用户, 找出其密度可达的所有用户, 形成聚类簇, 直到所有核心用户已访问。
- 4 没有被分到的边缘用户, 划分到与其角度差最小的用户的簇中。

输出: 初始分簇结果  $Z_1, Z_2, \dots, Z_k$

## 2) 密集簇细化

初始簇由用户分布位置和密度自适应划分得到,簇中用户数区别过大,因此需要对用户数过多的密集簇进一步划分,使得各簇之间用户数近似,以提升用户公平性。密集簇细化伪代码如下。

### 算法 2 密集簇细化

输入: 用户坐标  $u_j = [x_j, y_j, 0]^T$ , 初始簇划分结果

- 1 计算簇平均用户密度,  $\rho = N/k$ ,  $\lambda = \text{round } \rho$
- 2 簇用户数  $\leq \rho$ , 视为合格簇; 簇用户数  $> \rho$ , 则视为密集簇需进一步细化。
- 3 计算密集簇中用户与质心的角度, 并排序。
- 4 令  $\tau_b = \text{ceil}(|Z_b|/\rho)$ ,  $\zeta_b = \text{mod}(|Z_b|, \tau_b)$ ,  $\eta_b = \text{floor}(|Z_b|, \tau_b)$ ,  $|Z_b|$  为密集簇用户数。
- 5 将密集簇用户划分为  $\tau_b$  个小簇。
- 6 if ( $\zeta_b = 0$ ) then
- 7 小簇的用户设置为
- $Z_{b,g} = \{i | i \in \{(g-1)\eta_b + 1, (g-1)\eta_b + 2, \dots, g\eta_b\}\}$ ,  $g \in \{1, 2, \dots, \tau_b\}$
- 8 else
- 9 小簇的用户设置为
- $Z_{b,g} = \{i | i \in \{(g-1)(\lambda-1) + 1, (g-1)(\lambda-1) + 2, \dots, g(\lambda-1)\}\}$ ,  $Z_{b,\tau_b} = Z_b \setminus Z_{b,g}$ ,  $g \in \{1, 2, \dots, \tau_b - 1\}$
- 10 end if
- 11 分簇结束, 将分簇结果进行重新排序。

输出:  $Z_1, Z_2, \dots, Z_K$

所提 A-DBSCAN 算法延续了 DBSCAN 算法的思想, 优化了邻域确定标准, 并对边缘用户与密集簇进行二次处理, 降低了算法对邻域参数的依赖性。A-DBSCAN 算法通过保持近似的簇用户密度和较大的簇内信道增益差异来提高 NOMA 系统中用户的通信性能。

## 2.3 功率分配

所提 A-DBSCAN 算法分簇后只能保证每簇内用户数量近似, 而非完全相等。为了提升用户服务的公平性, 设置了功率因子  $\alpha$  对簇进行功率资源分配。 $\alpha$  由簇内用户数量决定,  $\alpha^k$  为第  $k$  个簇的簇间分配因子,  $\alpha^k = |Z_k|/N$ ,  $p^k = \alpha^k P$ 。

将式(3)中的用户信息传输速率改写为

$$\hat{r}_i^k = \frac{B}{K} \log \left( 1 + \frac{\alpha^k \beta_i^k P |h_i^k|^2}{\sum_{j=1}^{i-1} \alpha^k \beta_j^k P |h_i^k|^2 + \frac{B}{K} \sigma^2} \right) \quad (10)$$

基于 UAV 的位置和 A-DBSCAN 算法的分簇结果, 确保了用户只能从属某一个簇, 因此可以舍去原

优化问题中约束条件 C2, C4 和 C5。原优化问题可表示为

$$\begin{aligned} \max_{\beta_i^k} & \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{|Z_k|} \hat{r}_i^k \\ \text{s. t.} & \text{C1, C3} \end{aligned} \quad (11)$$

为保证 SIC 成功解码, 需保证用户之间的信号强度差异。在 NOMA 的下行通信中, 簇内信道增益最强的用户, 由于没有受到簇内其他用户的干扰, 信噪比为

$$\frac{\alpha^k \beta_1^k P |h_1^k|^2}{\frac{B}{K} \sigma^2} \geq \gamma_{\min} \quad (12)$$

分配给该用户簇内最小功率因子  $\beta^{k(\min)}$ , 变换可得

$$\alpha^k \beta^{k(\min)} P = \frac{\gamma_{\min} B \sigma^2}{K |h_1^k|^2} \quad (13)$$

以满足该用户 QoS 需求。

在速率约束一定的条件下, 根据文献[8]的方法可推导出簇内第  $i$  个用户的最小功率为

$$p_i^k \geq p_i^{k(\min)} = \frac{B}{K} \sigma^2 \left[ \frac{\gamma_{\min}}{|h_i^k|^2} + \gamma_{\min}^2 \sum_{q=1}^{i-1} \frac{(\gamma_{\min} + 1)^{i-q-1}}{|h_q^k|^2} \right] \quad (14)$$

其中  $p_i^{k(\min)}$  为第  $k$  个簇第  $i$  个用户最小功率约束。式(14)可以作为式(11)中约束条件 C3 的等效形式。

式(10)中用户的速率  $\hat{r}_i^k$  根据对数运算法则可以转化为

$$\begin{aligned} \hat{r}_i^k &= \frac{B}{K} \left[ \log \left( \sum_{j=1}^i \alpha^k \beta_j^k P |h_i^k|^2 + \frac{B}{K} \sigma^2 \right) - \right. \\ &\quad \left. \log \left( \sum_{j=1}^{i-1} \alpha^k \beta_j^k P |h_i^k|^2 + \frac{B}{K} \sigma^2 \right) \right] \end{aligned} \quad (15)$$

由于目标函数的非凸性, 首先使用一阶泰勒级数展开将其转化为等效凸形式, 再通过 SCA<sup>[10]</sup> 对其进行求解。令

$$W_i^k = \log \left( \sum_{j=1}^i \alpha^k \beta_j^k P |h_i^k|^2 + \frac{B}{K} \sigma^2 \right) \quad (16)$$

$$V_i^k = \log \left( \sum_{j=1}^{i-1} \alpha^k \beta_j^k P |h_i^k|^2 + \frac{B}{K} \sigma^2 \right) \quad (17)$$

$W_i^k, V_i^k$  的等效凸形式  $\hat{W}_i^k, \hat{V}_i^k$  分别为

$$\begin{aligned} W_i^k &\approx \hat{W}_i^k = W_i^{k(t-1)} + \\ &\quad \frac{\alpha^k P |h_i^k|^2 (\beta_i^{k(t)} - \beta_i^{k(t-1)})}{\left( \sum_{j=1}^i \alpha^k \beta_j^{k(t-1)} P |h_i^k|^2 + \frac{B}{K} \sigma^2 \right) \ln 2} \end{aligned} \quad (18)$$



$$V_i^k \approx \tilde{V}_i^k = V_i^{k(t-1)} + \frac{\alpha^k P |h_i^k|^2 (\beta_i^{k(t)} - \beta_i^{k(t-1)})}{\left( \sum_{j=1}^{i-1} \alpha^k \beta_j^{k(t-1)} P |h_i^k|^2 + \frac{B}{K} \sigma^2 \right) \ln 2} \quad (19)$$

$\beta_i^{k(t)}$  和  $\beta_i^{k(t-1)}$  为第  $t$  次和第  $t-1$  次迭代的功率分配因子。 $\tilde{r}_i^k$  的等效凸形式可以表示为

$$F_i^k = \frac{B}{K} (\tilde{W}_i^k - \tilde{V}_i^k) \quad (20)$$

$F_i^k$  作为仿射函数代替原目标函数进行求解, 优化问题可表示为

$$\begin{aligned} \max_{\beta_i^{k(t)}} & \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{|Z_k|} F_i^{k(t)} \\ \text{s. t. } & \widetilde{\text{C1}}: \sum_{i=1}^{|Z_k|} \beta_i^{k(t)} = 1, k \in \{1, 2, \dots, K\} \end{aligned} \quad (21)$$

$$\widetilde{\text{C3}}: \alpha^k \beta_i^{k(t)} P \geq p_i^{k(\min)}, i \in \{1, 2, \dots, |Z_k|\}, k \in \{1, 2, \dots, K\}$$

$\widetilde{\text{C1}}$  保证簇内分配总功率等于系统分配给该簇的功率;  $\widetilde{\text{C3}}$  保证用户满足 QoS 需求。目标函数转变为仿射形式后可使用 CVX 工具箱对优化问题进行求解, 得到原问题的次优解。

## 2.4 复杂度分析

初始簇的划分主要使用 DBSCAN 算法, 最坏的情况下复杂度近似为  $O(N^2)$ ; 密集簇细化的复杂度主要与密集簇数量有关, 假设密集簇数量为  $q$  个, 该细化算法的复杂度近似为  $O(q \lg q)$ ; 所提 A-DBSCAN 分簇算法总复杂度为  $O(N^2 + q \lg q)$ 。 $k$  均值算法复杂度为  $O(T_{\max} KN)$ , 与最大迭代次数  $T_{\max}$  和总簇数  $K$  相关。所提算法复杂度略高于  $k$  均值算法, 但能获得更平衡更稳定的分簇结果, 同时降低接收端 SIC 的计算复杂度, 性能上也有所提升。在优化问题求解中, 虽然只是获得近似最优解, 但是用户数量较大时, 相比于穷举算法或遗传算法等启发式算法, 所提算法复杂度更低, 更具实时性。

## 3 实验仿真

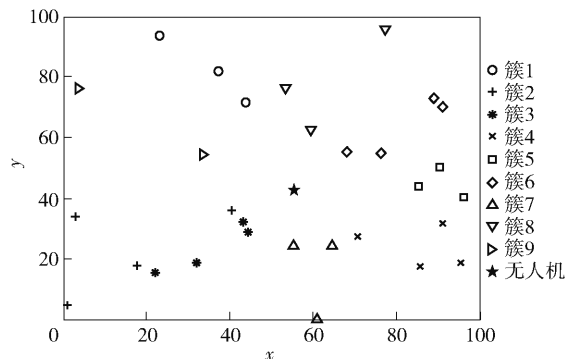
为验证所提算法的有效性, 对比了 A-DBSCAN 算法与  $k$  均值算法的分簇结果与通信性能, 并对比了在邻域参数  $(\delta, M)$  不同时的性能差异。仿真实验参数设置如表 1 所示。

为了更直观分析 A-DBSCAN 算法的分簇优势, 在用户非均匀分布场景下, 对比 A-DBSCAN 算法与  $k$  均值算法的分簇情况, 结果如图 2 所示。可见, 当

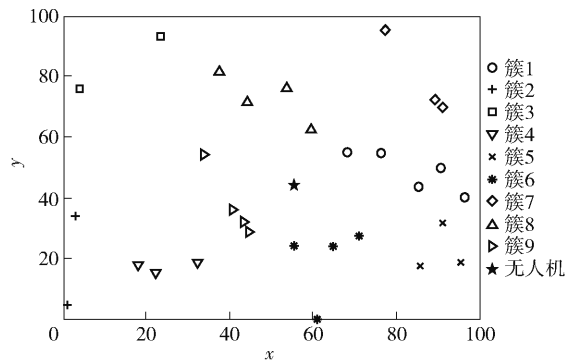
表 1 实验仿真参数

仿真参数	取值
通信范围/m <sup>2</sup>	100 × 100
用户数量	30
UAV 飞行高度 $H$ /m	100
系统带宽 $B$ /MHz	10
噪声功率 $\sigma^2$ /dBm	-174
QoS 约束 $\gamma^{\min}$ /dB	1
最大迭代次数 $T_{\max}$	10

$\delta = 15^\circ, M = 3$  时, A-DBSCAN 算法将用户自适应分为了 9 个用户簇。由于  $k$  均值算法的簇数需要预设, 为保证对比的有效性, 对该算法设置了与 A-DBSCAN 算法相同的簇数。由图 2 可知, A-DBSCAN 算法基于角度的分簇标准, 能更大概率将信道增益差异大的用户分为一簇。



(a) A-DBSCAN算法



(b)  $k$ 均值算法

图 2 用户非均匀分布下 2 种算法的分簇结果

为了说明所提算法带来的性能提升, 对比不同用户分布场景下 A-DBSCAN 算法和  $k$  均值算法的和速率性能随发射功率的变化, 结果如图 3 所示。由图 3 可知, 在 2 种用户分布场景下, A-DBSCAN 算法性能相较于  $k$  均值都能取得较大的性能提升。A-DBSCAN 算法在非均匀场景中能比均匀场景取得更好的性能,  $k$  均值算法则正好相反, 主要原因在于 A-DBSCAN 算法能获得更均匀的用户簇和更大的簇

内信道增益差异,对于非均匀的场景提升更为明显;而  $k$  均值算法依赖用户分布情况,且无法处理边缘用户,导致在非均匀分布场景中有部分性能损失。

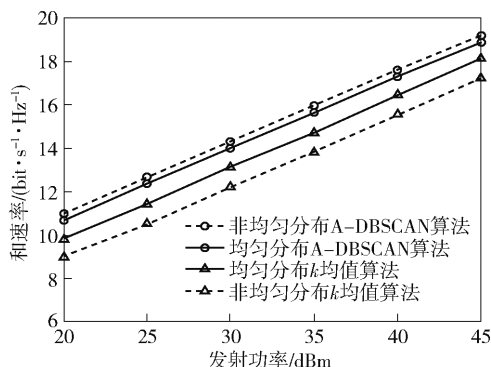


图 3 不同场景下 2 种算法的和速率随发射功率的变化

由于 A-DBSCAN 算法中,邻域参数( $\delta, M$ )的取值决定了分簇结果,为了说明邻域参数在系统性能上的影响,在发射功率为 20 dBm 时,对比不同场景下 A-DBSCAN 算法和  $k$  均值算法的和速率性能随邻域参数的变化,结果如图 4 所示。

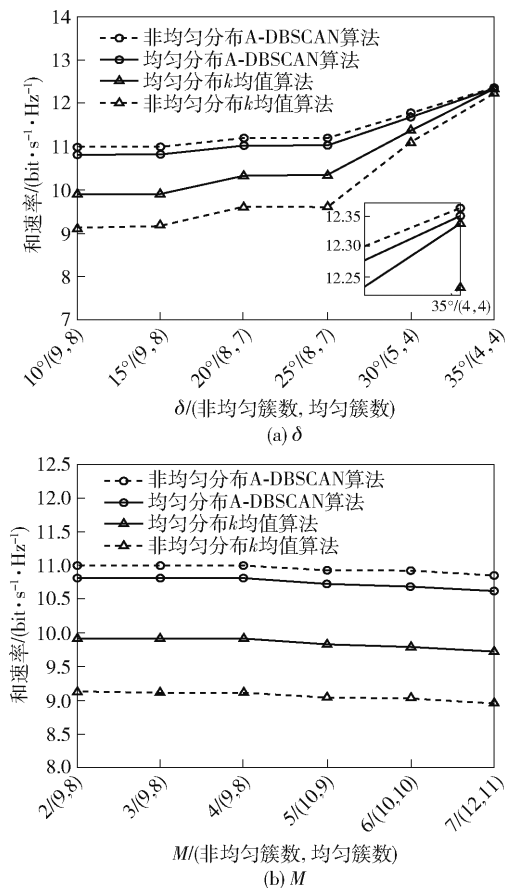


图 4 不同场景下 2 种算法的和速率随  $\delta$  和  $M$  的变化

由图 4(a)可知, $\delta$  较小时,用户被分为更多簇,

随着  $\delta$  的增大,簇数越来越少,每簇频带复用资源增加,以牺牲 SIC 复杂度为代价,和速率性能有所提升。与  $k$  均值算法相比,A-DBSCAN 算法更均衡的分簇结果使性能受簇数影响更小,但是当簇数减少时,二者之间差距逐渐缩小,直至近似。由图 4(b)可知, $M=2,3,4$  时,所提算法分簇结果稳定;当  $M$  继续增大,簇数逐渐增加,性能略有下降。因  $k$  均值算法预设簇数与所提算法相同,所以二者在性能上的变化趋势基本保持一致。

## 4 结束语

为了提升用户非均匀分布时 UAV 辅助 NOMA 下行通信系统的性能,研究了该场景下的用户分簇与功率分配算法。以 QoS 为约束条件,建立了最大化和速率的优化问题,并提出三步策略降低求解复杂度。实验结果表明,A-DBSCAN 算法能获得更稳定更公平的分簇结果,所提算法和速率性能也优于  $k$  均值算法。目前,A-DBSCAN 算法主要适用于用户静态分簇,未来的工作将对动态分簇展开研究,并考虑减少算法预设参数,降低分簇的影响因素。

## 参考文献:

- [1] FENG W M, TANG J, ZHAO N, et al. NOMA-based UAV-aided networks for emergency communications[J]. IEEE China Communications, 2020, 17(11): 54-66.
- [2] 易芝玲,崔春风,韩双峰,等. 5G 蜂窝物联网关键技术分析[J]. 北京邮电大学学报, 2018, 41(5): 20-25.
- [3] YI Z L, CUI C F, HAN S F, et al. Analysis of key technologies of 5G-oriented cellular Internet of things[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2018, 41(5): 20-25.
- [4] 田心记,蒋清丽. 下行 NOMA 系统中最大化能量效率的功率分配方案[J]. 北京邮电大学学报, 2021, 44(1): 38-44.
- [5] TIAN X J, JIANG Q L. Power allocation scheme for maximizing energy efficiency in downlink NOMA systems[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2021, 44(1): 38-44.
- [6] CUI J J, DING Z G, FAN P Z, et al. Unsupervised machine learning-based user clustering in millimeter-wave-NOMA systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(11): 7425-7440.
- [7] ALI M S, TABASSUM H, HOSSAIN E. Dynamic user clustering and power allocation for uplink and downlink

- non-orthogonal multiple access (NOMA) systems [J]. IEEE Access, 2016, 4: 6325-6343.
- [6] LIU X N, WANG J J, ZHAO N, et al. Placement and power allocation for NOMA-UAV networks [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2019, 8(3): 965-968.
- [7] HE H, LIANG Y X, LI S L, et al. Clustering algorithm based on azimuth in mmwave massive MIMO-NOMA system [C] // 2021 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC). Piscataway, NJ: IEEE Press, 2021: 118-122.
- [8] KATWE M, SINGH K, SHARMA P K, et al. Energy efficiency maximization for UAV-assisted full-duplex NOMA system: user clustering and resource allocation [J]. IEEE Transactions on Green Communications and Networking, 2022, 6(2): 992-1008.
- [9] MA L N. An improved and heuristic-based iterative DBSCAN clustering algorithm [C] // IEEE 5th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC). Piscataway, NJ: IEEE Press, 2021: 2709-2714.
- [10] LIU A, LAU V K N, KANANIAN B. Stochastic successive convex approximation for non-convex constrained stochastic optimization [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2019, 67(16): 4189-4203.

(上接第 6 页)

## 参考文献:

- [1] PIRINEN P. A brief overview of 5G research activities [C] // 1st International Conference on 5G for Ubiquitous Connectivity. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2014: 17-22.
- [2] TULLBERG H, POPOVSKI P, LI Z, et al. The METIS 5G system concept: meeting the 5G requirements [J]. IEEE Communications Magazine, 2016, 54(12): 132-139.
- [3] ZHANG L, XIAO M, WU G, et al. A survey of advanced techniques for spectrum sharing in 5G networks [J]. IEEE Wireless Communications, 2017, 24(5): 44-51.
- [4] LI P, PAUL D, NARASIMHAN R, et al. On the distribution of SINR for the MMSE MIMO receiver and performance analysis [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(1): 271-286.
- [5] JI H, PARK S, SHIM B. Sparse vector coding for ultra reliable and low latency communications [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(10): 6693-6706.
- [6] ABEBE A T, KANG C G. Comprehensive grant-free random access for massive & low latency communication [C] // 2017 IEEE International Conference on Communications (ICC). Piscataway, NJ: IEEE Press, 2017: 1-6.
- [7] JIANG S C, YUAN X J, WANG X, et al. Joint user identification, channel estimation, and signal detection for grant-free NOMA [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(10): 6960-6976.
- [8] ZHANG Y Y, YUAN Z D, GUO Q H, et al. Bayesian receiver design for grant-free NOMA with message passing based structured signal estimation [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(8): 8643-8656.
- [9] TAKEDA T, HIGUCHI K. Enhanced user fairness using non-orthogonal access with SIC in cellular uplink [C] // 2011 IEEE Vehicular Technology Conference (VTC Fall). Piscataway, NJ: IEEE Press, 2011: 1-5.
- [10] SCHNITER P, RANGAN S. Compressive phase retrieval via generalized approximate message passing [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 63(4): 1043-1055.