



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

多簇NOMA-UAV网络的节能轨迹与资源优化

李志珂, 徐浣砵

引用本文

李志珂, 徐浣砵. 多簇NOMA-UAV网络的节能轨迹与资源优化[J]. 计算机科学, 2025, 52(12): 285-293.

LI Zhike, XU Wanping. Energy-efficient Trajectory and Resource Optimization for Multi-cluster NOMA-UAV Networks [J]. Computer Science, 2025, 52(12): 285-293.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

基于前馈PID的应急救援四旋翼无人机安全控制研究

Research on Emergency Rescue Quadcopter UAV Safety Control Based on Feedforward PID
计算机科学, 2025, 52(11A): 241200203-9. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.241200203>

考虑需求和航程的无人机物流网络规划方法

UAV Logistics Network Planning Method Considering Demand and Range
计算机科学, 2025, 52(11A): 250200042-5. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.250200042>

基于无人机检视的公路工程施工人员安全帽佩戴实时检测算法

Real-time Helmet Detection Algorithm for Roadway Engineering Construction Based on UAV Visual Inspection
计算机科学, 2025, 52(11A): 250100047-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.250100047>

基于蚁群混合势场法的无人机路径规划

UAV Path Planning Method Based on Ant Colony Mixed Potential Field Method
计算机科学, 2025, 52(11A): 241100179-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.241100179>

基于声纹特征的无人机个体识别技术研究

Research on Individual Unmanned Aerial Vehicles Identification Technology Based on Voiceprint Characteristics
计算机科学, 2025, 52(11): 444-451. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.250300079>

多簇 NOMA-UAV 网络的节能轨迹与资源优化

李志珂 徐浣砾

上海海事大学信息工程学院 上海 201306

(202230310025@stu.shmtu.edu.cn)

摘要 针对无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)辅助多簇非正交多址(Non-Orthogonal Multiple Access, NOMA)下行网络中有限资源下的服务质量(Quality of Service, QoS)保障问题,提出了一种优化方案。UAV 作为空中移动基站,向地面用户提供通信业务。由于能量有限,为使更多能量用于通信,将通信(悬停)时间作为优化变量,通过分别优化用户分簇、簇内用户功率分配和通信时间分配来最大化总吞吐量。由于其非凸性,将其分解为 3 个子问题,其中功率分配问题采用逐次凸逼近方法(Successive Convex Approximation, SCA)求解,而通信时间分配通过线性规划求解。首先,采用均值偏移(Mean Shift)算法进行用户分簇,相较于 K-means 算法,它通过计算局部密度峰值实现分簇,确保簇内用户相对集中;随后,考虑到该算法导致簇间用户数量不均衡,影响个体用户 QoS,提出改进 Mean Shift 分簇算法,将用户数量较多的簇分裂为多个小簇;最后,为避免新增子簇增加飞行距离,提出本簇头悬停方案,并采用遗传算法(Genetic Algorithm, GA)进行轨迹优化,在保证用户 QoS 的前提下,通过减少 UAV 悬停节点的非通信能耗,来提升总吞吐量。该优化方案的计算复杂度较低,具有较强的实时性。仿真结果表明,改进 Mean Shift 算法的优化方案比 K-means 算法减少了非通信能耗,在不同的发射功率下,系统吞吐量平均提升了 5.94%,在不同的用户数量下,能效平均提升了 6.82%。

关键词: 无人机;非正交多址接入;服务质量;能效;轨迹优化

中图分类号 TN929.5;V279

Energy-efficient Trajectory and Resource Optimization for Multi-cluster NOMA-UAV Networks

LI Zhike and XU Wanping

College of Information Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China

Abstract An optimization scheme is proposed to ensure QoS guarantee in UAV-assisted multi-cluster NOMA downlink networks with limited resources. In this paper, the UAV serves as an airborne mobile base station to communicate with ground users. Due to limited energy, hovering time is introduced as an optimization variable to allocate more energy for communication. The total throughput is maximized by optimizing user clustering, intra-cluster power allocation, and communication time allocation. Due to its non-convexity, the optimization problem is divided into three sub-problems. The power allocation problem is addressed using the SCA method, and the communication time allocation is solved via linear programming. First of all, the Mean Shift algorithm is employed for user clustering. Unlike K-means, it clusters users by calculating local density peaks, ensuring higher intra-cluster user concentration. Then, an improved Mean Shift algorithm is proposed to balance user distribution by splitting oversized clusters, thereby ensuring individual user QoS. Finally, an original cluster head hovering scheme is introduced to avoid increasing the UAV's flight distance due to additional sub-clusters, then GA is used for trajectory optimization, enhancing total throughput by reducing the UAV's non-communication energy consumption while ensuring user QoS. The optimization scheme has low computational complexity and strong real-time performance. Simulation results show that the optimization scheme with an improved Mean Shift algorithm reduces the non-communication energy consumption than the K-means algorithm, and improves the system throughput by an average of 5.94% at different transmit power and energy efficiency by an average of 6.82% at different number of users.

Keywords Unmanned Aerial Vehicle, Non-orthogonal multiple access, Quality of service, Energy-efficient, Trajectory optimization

到稿日期: 2025-01-03 返修日期: 2025-03-27

基金项目:上海市青年科技英才扬帆计划(20YF1416700)

This work was supported by the Shanghai Sailing Program(20YF1416700).

通信作者:徐浣砾(wpxu@shmtu.edu.cn)

近年来,由于无人机(UAV)具有高度灵活的部署空间和机动性,UAV充当临时基站(Base Station,BS)被广泛应用于临时热点或应急通信等领域^[1]。目前,UAV辅助无线通信的研究备受关注。Dandapat等^[2]通过优化UAV的三维轨迹,以最大化UAV的服务持续时间。Yuan等^[3]为实现数据采集时间的最小化,提出了联合优化UAV轨迹和用户调度的设计。Tang等^[4]研究了在UAV通信感知一体化系统中,通过联合优化感知目标选择、波束成形和飞行轨迹等来提升系统吞吐量。Katwe等^[5]采用自适应几何分布对用户进行聚类 and 资源分配,以最大化系统能量效率。Wang等^[6]提出一种支持UAV的移动边缘计算(Mobile Edge Computing, MEC)任务卸载框架,实现UAV能耗最小化和负载均衡的目标。在这些研究中,关于UAV能效方面的轨迹设计和资源分配尤为引人关注。

另一方面,数据量不断增加,但频谱资源有限,无法满足日益增长的数据需求。因此,本文将非正交多址接入(NOMA)技术^[7]应用到UAV系统中。NOMA技术允许多个用户同时共享相同的频谱资源,并通过不同的功率和编码方式来区分用户,从而提高频谱效率和系统容量。特别是在能量受限的UAV系统中,NOMA的下行网络具有显著优势,因为NOMA的解码过程发生在接收端,从而实现了节能的效果。目前,许多学者对NOMA-UAV通信进行了研究。Gendia等^[8]使用了两种基于强化学习(Reinforcement Learning, RL)的算法,旨在实现NOMA-UAV通信中的能量高效轨迹规划。Tang^[9]等通过应用逐次凸逼近(SCA)方法和块坐标下降(Block Coordinate Descent,BCD)方法联合优化UAV轨迹设计和功率分配,显著提高了UAV通信系统的保密性能。Xu等^[10]通过BCD和基于惩罚BCD的算法来联合优化通信资源和UAV的轨迹。Ghomri等^[11]提出了基于近端策略优化的创新RL代理,旨在提高NOMA-UAV网络的能效。然而,这些研究中每个子信道中的用户设备数量固定。在NOMA网络中,随着用户数量增加,多个用户共享同一资源块时干扰增大,单个用户的通信服务质量(Quality of Service, QoS)难以满足,因此需要对用户进行分簇处理,从而形成了多簇NOMA网络。

在多簇NOMA网络中,Fang等^[12]提出了子信道分配方法和功率优化方案来最大化系统能效,但每个子信道仅包含两个用户。Chu等^[13]评估了全双工模式下的NOMA-UAV网络的性能,利用K-means算法将用户设备划分为若干个集群并优化UAV位置以提高系统性能。Huang等^[14]通过基于K-means算法的用户聚类、最优路由和共同优化UAV的发射功率、悬停位置和传输时长,实现了多簇NOMA-UAV网络总吞吐量最大化。然而,K-means算法主要依赖于平均距离,当用户数量和位置随时间段变化时,无法有效应对簇内用户密度不均和簇的形状不规则的问题。Lin等^[15]提出将基于密度的噪声空间聚类(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise,DBSCAN)算法应用于NOMA辅助的太赫兹(THz)网络,旨在无需预知簇的数量,自动对次级用户进行聚类,从而提高系统的吞吐量和连接性。然而,DBSCAN算法对参数设置较为敏感,在用户分布形状和密度变

化较大时,聚类效果可能受限,影响其在NOMA-UAV网络中的适用性。

根据上述相关研究工作,本文专注于多簇NOMA-UAV下行网络的研究,提出最大化系统总吞吐量的资源分配问题。本文的主要贡献点如下:

1)针对多簇NOMA-UAV下行网络中保障所有用户QoS的有限资源分配问题,提出了一种优化方案。考虑到UAV的总能量有限,且能耗主要包括通信能耗与非通信能耗,为使更多能量用于通信,将通信(悬停)时间作为优化变量。为此,通过分别优化用户分簇、簇内用户功率分配和通信时间分配,减少非通信能量的消耗,增加UAV在每个簇的通信时间,来提高系统的总吞吐量。该优化方案具有较低的计算复杂度,能够快速实现分簇和资源分配的调整,以适应用户位置的变化,具备较强的实时性。

2)首先采用Mean Shift算法进行初始分簇,该算法通过计算局部密度峰值来进行分簇,使得簇内用户相对集中,簇中心更贴近用户密集区域。然而,该算法会导致簇间用户数量不均衡,影响个体用户QoS。因此,提出了改进后Mean Shift算法,对用户数量过多的簇进行分裂以平衡用户数量。然而分裂后的分簇结果增加了用户簇数,为避免新增子簇带来额外的飞行距离,进一步提出了本簇头悬停方案,以减少UAV飞行距离,降低非通信能耗,提升系统的整体能效。

1 系统模型

如图1所示,在UAV辅助的NOMA下行无线通信网络中,UAV充当空中移动基站向多个地面用户提供通信业务,且UAV与每个地面用户均配备单根天线。其中UAV的起始位置为 $(0,0,H)$,以固定高度 H 水平飞行。假设 M 个地面用户随机分布,被划分为 N 个簇, $N=\{1,\dots,N\}$ 表示分簇标识集。设 U_n 表示第 n 个簇中包含的用户集, $\bigcap_1^N U_n = \emptyset$, $\bigcup_1^N U_n = U$ 表示 N 个簇中的用户不重叠。当用户被分到第 n 个簇, $\alpha_n^u=1$;否则, $\alpha_n^u=0$ 。令 $q_n^u=(x_n^u,y_n^u,0)$ 表示第 n 个簇上第 u 个用户的三维坐标, $L_n=(x_n,y_n,H)$ 表示UAV基站在第 n 个簇悬停时的三维坐标。

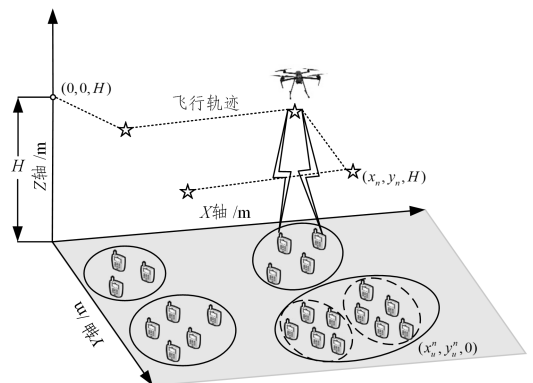


图1 系统模型

Fig.1 System model

假设UAV基站从 $(0,0,H)$ 出发,按顺序遍历每个簇,并在每个簇的聚类中心点悬停,基于NOMA为簇内用户提供下行通信。其中飞行时间为 T_{tr} ,第 n 个簇的通信时间为 τ_n ,

因此,整个持续时间 T 表示为:

$$\sum_{n=1}^N \tau_n + T_{tr} \leq T \quad (1)$$

令 $|U_n|$ 表示第 n 个簇中的用户数,则 UAV 基站对第 n 个簇发送的信号表示为:

$$x_n = \sum_{u=1}^{|U_n|} \sqrt{P_u^n} s_u^n \quad (2)$$

其中, P_u^n 是第 n 个簇上第 u 个用户的信号发射功率; s_u^n 是第 n 个簇上第 u 个用户的调制信号。因此,第 n 个簇上第 u 个用户的接收信号表示为:

$$\begin{aligned} y_u^n &= h_u^n x_n + z_u^n \\ &= h_u^n \sqrt{P_u^n} s_u^n + \sum_{i=1, i \neq u}^{|U_n|} h_i^n \sqrt{P_i^n} s_i^n + z_u^n \end{aligned} \quad (3)$$

其中, h_u^n 表示 UAV 基站到第 n 个簇上第 u 个用户的信道增益; $z_u^n \sim \text{CN}(0, \sigma^2)$ 为加性高斯白噪声。

UAV 基站到第 n 个簇上第 u 个用户的信道增益系数由式(4)表示:

$$h_u^n = g_u^n \cdot PL^{-1}(d_u^n) \quad (4)$$

其中, g_u^n 表示瑞利衰落信道增益; $PL^{-1}(d_u^n)$ 为 UAV 基站到第 n 个簇上第 u 个用户的路径损失函数; d_u^n 为之间的距离,计算式为:

$$d_u^n = \sqrt{H^2 + (x_n - x_u^n)^2 + (y_n - y_u^n)^2} \quad (5)$$

本文采用 NOMA 作为多址接入方式,通过连续干扰消除(Successive Interference Cancellation, SIC)技术在用户接收端对多个叠加信号执行解码。首先解码强用户信号并去除干扰,再依次解码其他用户的信号,实现干扰消除。令每个簇内用户信道增益排序为 $|h_1^n|^2 > |h_2^n|^2 > \dots > |h_{|U_n|}^n|^2$,那么,根据下行 NOMA 原理,相应的信号发射功率为 $P_1^n < P_2^n < \dots < P_{|U_n|}^n$ 。假设 UAV 基站在每个簇的发射功率为 P ,设 β_u^n 为功率分配因子,有 $P_u^n = \beta_u^n P$,因此, $\beta_1^n < \beta_2^n < \dots < \beta_{|U_n|}^n$ 。

第 n 个簇中第 u 个用户的信干噪比为:

$$\gamma_u^n = \frac{\beta_u^n P |h_u^n|^2}{\sum_{j=1}^u \beta_j^n |h_u^n|^2 P + \sigma^2} = \frac{\beta_u^n P H_u^n}{\sum_{j=1}^u \beta_j^n H_u^n P + 1} \quad (6)$$

其中, $\sigma^2 = BN_0$ 是加性高斯白噪声功率; B 为系统总带宽; N_0 是加性高斯白噪声功率谱密度; H_u^n 是归一化后的信道增益。

根据香农公式,第 n 个簇中用户 u 的信息传输速率为:

$$R_u^n = B \log_2(1 + \gamma_u^n) \quad (7)$$

则 NOMA 系统的总速率表示为:

$$R_{\text{sum}} = \sum_{n=1}^N \sum_{u=1}^{|U_n|} R_u^n \quad (8)$$

2 问题描述

基于上述系统模型,UAV 基站基于 NOMA 在悬停点为簇内多个用户提供通信服务。根据 NOMA 下行 SIC 原理,簇内用户数量过多会加剧用户间干扰,可能无法满足单个用户的 QoS。此外,过大的功率差异可能导致低功率用户的信干噪比过低,影响其解码性能和 QoS。因此,为确保所有用户的 QoS 得到满足,合理的用户分簇和功率分配至关重要。考虑到 UAV 的总能量和总传输功率资源有限,本文研究以系统总吞吐量最大化为目标的节能轨迹与资源分配方案。

因此,本文以分簇约束、总传输功率约束、QoS 约束、最小吞吐量约束和总时间约束为优化条件,所构成的优化问题可描述为:

$$\begin{aligned} \max_{\alpha_u^n, \beta_u^n, \tau_n} & \sum_{n=1}^N \sum_{u=1}^{|U_n|} R_u^n \tau_n \\ \text{s. t. C1:} & \sum_{n=1}^N \alpha_u^n = 1, \alpha_u^n \in \{0, 1\}, u \in \{1, 2, \dots, |U_n|\} \\ \text{C2:} & \sum_{u=1}^{|U_n|} \beta_u^n = 1, \forall n \\ \text{C3:} & \gamma_u^n \geq \gamma^{\min}, u \in \{1, 2, \dots, |U_n|\}, \forall n \\ \text{C4:} & R_u^n \tau_n \geq Q^{\min}, u \in \{1, 2, \dots, |U_n|\}, \forall n \\ \text{C5:} & \sum_{n=1}^N \tau_n + T_{tr} \leq T \end{aligned} \quad (9)$$

其中, γ^{\min} 表示最小信干噪比; Q^{\min} 表示最小吞吐量。约束 C1 为分簇约束,保证每个用户仅属于一个簇;约束 C2 为总传输功率约束,保证一个簇中的功率分配系数之和等于 1;约束 C3 为 QoS 约束,保证满足每个用户的 QoS;约束 C4 为最小吞吐量约束,保证满足所有用户的最低吞吐量要求;约束 C5 为总时间约束,保证飞行时间和悬停时间之和不超过整个持续时间。

由于式(9)的目标函数、C3 和 C4 是非凸的,且 C1 存在整数约束,因此,式(9)是混合整数非线性规划问题,为 NP-hard 问题。为有效率求解该问题,将它分解为 3 个子问题分别进行优化,即用户分簇、簇内用户功率分配和通信时间分配。其中,功率分配问题是非凸的,可以使用一阶泰勒近似为凸问题,采用 SCA 方法来求解;而通信时间分配是一个线性规划问题,可以直接求解。

3 问题求解

3.1 基于改进后 Mean Shift 算法的用户分簇

首先,利用分簇算法进行子信道用户分配,该子问题可以表示为:

$$\max_{\alpha_u^n} \sum_{n=1}^N \sum_{u=1}^{|U_n|} R_u^n \tau_n \quad (10)$$

$$\text{s. t. C1:} \sum_{n=1}^N \alpha_u^n = 1, \alpha_u^n \in \{0, 1\}, u \in \{1, 2, \dots, |U_n|\}$$

为求解上述子问题,首先使用 Mean Shift 算法对用户进行分簇,相对于 K-means 算法,它不需要预测簇数,对于用户数量在不同时间段变化较大的群体分簇具有更好的适应性和鲁棒性^[16]。同时,Mean Shift 算法以用户间的相对位置来分簇,即相对位置较近的用户会分配为同一簇。如此一来,UAV 基站停留在聚类中心(簇头)进行服务,与各用户间的信道差异较其他簇而言较小。那么,对于同一 QoS 需求,同簇较异簇能够节省克服大尺度衰落造成的功率消耗。

Mean Shift 算法通过寻找数据点的局部密度峰值,将用户坐标相近的用户划为一簇,以实现簇数自适应的聚类结果。因此,当一个区域中的用户密度较高时,分簇结果将出现簇与簇间数量相差悬殊的情况。对于基于 NOMA 的簇用户下行通信服务方案,用户簇数量差异较大将影响个体用户的服务公平性。因此,本文提出了改进后 Mean Shift 算法,以改善簇用户数量差异导致的个体用户 QoS 问题。

该改进后 Mean Shift 算法基于文献[17]方法对密集簇进行二次划分。令簇平均用户密度为 ρ , 则 $\rho = M/N$, 若 $|U_n| > \rho$, 即视为密集簇。根据密集簇内用户之间的距离关系及密集簇内用户数量对密集簇进行细化划分, 确保每个小簇内的用户数量相对均衡, 以保证 SIC 的正确执行及簇中个体用户的 QoS 需求可以被满足。算法 1 总结了所提算法的具体细节。为了便于在后续实验中说明, 本文将改进后的 Mean Shift 算法称为 AMeanshift 算法。该算法实现了用户的分簇, 消除了式(10)中的约束条件 C1。

算法 1 基于改进后 Mean Shift 算法的用户分簇

输入: 所有用户二维坐标 $\mathbf{q}_u^0 = (x_u^0, y_u^0)$, $u \in \{1, 2, \dots, |U_n|\}$, $\forall n$

输出: 最终分簇结果 U_1, U_2, \dots, U_N

1. 采用 Mean Shift 算法进行初始分簇, 分簇结果为 $\tilde{U}_1, \tilde{U}_2, \dots, \tilde{U}_N$
2. 根据初始分簇结果计算簇平均用户密度 $\rho = M/N$, $\lambda = \text{round}(\rho)$
3. 若 $|U_n| \leq \rho$, 则视为合格簇; 若 $|U_n| > \rho$, 则视为密集簇, 需要进一步细化
4. 选择距离密集簇中心距离最远的用户, 计算该用户与簇内其他用户的距离, 并从小到大排序
5. 令 $\tau_b = \text{ceil}\left(\frac{|U_b|}{\rho}\right)$, $\zeta_b = \text{mod}(|U_b|, \tau_b)$, $\eta_b = \text{floor}(|U_b|, \tau_b)$, $|U_b|$ 为密集簇用户数
6. 将密集簇划分为 τ_b 个小簇
7. if ($\zeta_b = 0$) then
8. 小簇的用户设置为 $U_{b,g} = \{i | i \in \{(g-1)\eta_b + 1, (g-1)\eta_b + 2, \dots, g\eta_b\}\}$, $g \in \{1, 2, \dots, \tau_b\}$
9. else
10. 小簇的用户设置为 $U_{b,g} = \{i | i \in \{(g-1)(\lambda-1) + 1, (g-1)(\lambda-1) + 2, \dots, g(\lambda-1)\}\} \cup U_b \setminus U_{b,g}$, $g \in \{1, 2, \dots, \tau_b - 1\}$
11. end if
12. 分簇结束, 对分簇结果进行重新排序

另外, 基于改进后 Mean Shift 算法的分簇结果, 将新增多个簇头, 按原遍历方案, 将增加 UAV 的飞行距离。考虑到由原密集簇划分后的子簇簇头距离近, 子簇间飞行可能增加飞行距离, 降低服务效率。因此, 保留原密集簇头为该簇划分后子簇簇头, 将这个方案定义为本簇头方案, 它在第 n 个簇的二维悬停坐标表示为 $\bar{L}_{n1} = (x_{n1}, y_{n1})$ 。而基于改进后 Mean Shift 算法分簇结果的各个簇头作为 UAV 的悬停位置, 即为增簇头方案, 它在第 n 个簇的二维悬停坐标表示为 $\bar{L}_{n2} = (x_{n2}, y_{n2})$ 。本文将在后续实验中对这两种悬停方案进行性能比较。

3.2 簇内用户功率分配

3.1 节已经通过分簇算法实现了每个 NOMA 组的用户分配。由于 UAV 在每个簇的发射功率都为 P , 因此, 功率分配问题为簇内用户功率分配。依据 3.1 节的分簇结果和给定通信时间的情况下, 本节考虑对每个簇内用户进行功率分配, 该子问题可表述为:

$$\begin{aligned} \max_{\beta_u^n} \quad & \sum_{n=1}^N \sum_{u=1}^{|U_n|} R_u^n \tau_n \\ \text{s. t. C1:} \quad & \sum_{u=1}^{|U_n|} \beta_u^n = 1, \forall n \\ & \text{C2: } \gamma_u^n \geq \gamma^{\min}, u \in \{1, 2, \dots, |U_n|\}, \forall n \\ & \text{C3: } R_u^n \tau_n \geq Q^{\min}, u \in \{1, 2, \dots, |U_n|\}, \forall n \end{aligned} \quad (11)$$

由于式(11)的目标函数、约束条件 C2 和 C3 相对于 β_u^n 都是非凸的, 该子问题仍难求解。因此, 首先将式(7)转换为对数相减形式:

$$\bar{R}_u^n = B[\log_2(\sum_{j=1}^u H_u^n \beta_j^n P + 1) - \log_2(\sum_{j=1}^{u-1} H_u^n \beta_j^n P + 1)] \quad (12)$$

鉴于式(12)是非凸的, 本文首先使用一阶泰勒级数展开的方法将式(12)转换为等效的凸形式。然后, 利用 SCA^[18]方法对转换后的凸问题进行求解。令:

$$W_u^n = \log_2(\sum_{j=1}^u H_u^n \beta_j^n P + 1) \quad (13)$$

$$V_u^n = \log_2(\sum_{j=1}^{u-1} H_u^n \beta_j^n P + 1) \quad (14)$$

W_u^n 和 V_u^n 的等效凸形式为:

$$\bar{W}_u^n \approx W_u^{n(t-1)} + \frac{PH_u^n(\beta_u^{n(t)} - \beta_u^{n(t-1)})}{(\sum_{j=1}^u H_u^n \beta_j^{n(t-1)} P + 1) \ln(2)} \quad (15)$$

$$\bar{V}_u^n \approx V_u^{n(t-1)} + \frac{PH_u^n(\beta_u^{n(t)} - \beta_u^{n(t-1)})}{(\sum_{j=1}^u H_u^n \beta_j^{n(t-1)} P + 1) \ln(2)} \quad (16)$$

其中, $\beta_u^{n(t)}$ 和 $\beta_u^{n(t-1)}$ 分别为第 t 次和第 $t-1$ 次迭代的功率分配因子。 \bar{R}_u^n 的等效凸形式可表示为:

$$\bar{R}_u^n = B(\bar{W}_u^n - \bar{V}_u^n) \quad (17)$$

在给定 QoS 约束的条件下, 推导可得^[5]簇内每个用户所需的最小功率为:

$$P_u^n \geq P_u^{n(\min)} = \frac{\gamma^{\min}}{H_u^n} + \gamma^{\min^q} \sum_{q=1}^{u-1} \frac{(\gamma^{\min} + 1)^{u-q-1}}{H_q^n} \quad (18)$$

式(11)中的约束 C2 可以用式(18)来替代。

则功率分配优化问题可改写为:

$$\begin{aligned} \max_{\beta_u^n} \quad & \sum_{n=1}^N \sum_{u=1}^{|U_n|} \bar{R}_u^n \tau_n \\ \text{s. t. C1:} \quad & \sum_{u=1}^{|U_n|} \beta_u^n = 1, \forall n \\ & \text{C2: } \beta_u^n P \geq P_u^{n(\min)}, u \in \{1, 2, \dots, |U_n|\}, \forall n \\ & \text{C3: } \bar{R}_u^n \tau_n \geq Q^{\min}, u \in \{1, 2, \dots, |U_n|\}, \forall n \end{aligned} \quad (19)$$

其中, 约束 C1 保证一个簇中的功率分配系数之和等于 1; 约束 C2 保证满足每个用户最低功率需求; 约束 C3 保证满足每个用户最小吞吐量要求。将式(11)转换为上述形式后, 可以使用 CVX 工具箱来求解功率分配问题, 并获得此问题的次优解。

3.3 通信时间分配

基于前两节的用户分簇和功率分配结果, 本节考虑对 UAV 在悬停点的通信时间进行分配。该优化子问题表示为:

$$\begin{aligned} \max_{\tau_n} \quad & \sum_{n=1}^N \sum_{u=1}^{|U_n|} R_u^n \tau_n \\ \text{s. t. C1:} \quad & R_u^n \tau_n \geq Q^{\min}, u \in \{1, 2, \dots, |U_n|\}, \forall n \\ & \text{C2: } \sum_{n=1}^N \tau_n + T_{tr} \leq T \end{aligned} \quad (20)$$

在约束条件 C2 中,由于时间资源有限,需同时供给飞行与传输两方所需时间。因此,通过最小化 UAV 的飞行时间,来获取更多时间用于传输。

为计算 UAV 的飞行时间,假设 UAV 最大飞行速率为 v ,在飞行过程中,UAV 会先加速至最大速度,然后保持恒定速度飞行,最后减速到下一个悬停点。飞行时间表示为:

$$T_{tr} = \frac{S_{\min} - S_a}{v} + T_a \quad (21)$$

其中, S_a 为加速和减速阶段的距离; T_a 为加速和减速阶段的时间; a 为 S_a 和 T_a 的加速度; S_{\min} 是 UAV 的最短飞行距离。

根据经典运动学方程, S_a 和 T_a 可表示为:

$$S_a = 2N \cdot \frac{v^2}{2a} \quad (22)$$

$$T_a = 2N \cdot \frac{v}{a} \quad (23)$$

因此,最小化飞行时间转换为寻找 UAV 的最短飞行路径。最短飞行路径问题被视为旅行商问题 (Travelling Salesman Problem, TSP),是 NP-hard 问题。遗传算法 (GA) 在面对复杂的组合优化问题时通常能够快速求解并获得较好的结果^[19],可以用于解决 TSP 问题,故本节提出了基于 GA 算法的 UAV 悬停位置的最短路径规划,即通过 GA 算法来计算本簇头的最短路径 $S_{\min 1}$ 和增簇头的最短路径 $S_{\min 2}$ 。所提算法的具体细节如算法 2 所示,其中 $\mathcal{Q} = \{1, 2, \dots, G\}$ 定义为 UAV 的可能路由集合,集合中的每个个体表示一个 UAV 路由。

算法 2 基于 GA 算法的 UAV 悬停位置最短路径规划

输入:本簇头悬停坐标 $\bar{L}_{n1} = (x_{n1}, y_{n1}), \forall n$,增簇头悬停坐标 $\bar{L}_{n2} = (x_{n2}, y_{n2}), \forall n$

输出:本簇头最短路径 $S_{\min 1}$,增簇头最短路径 $S_{\min 2}$

1. 初始化:迭代次数 $t=1$,生成 UAV 路由由集合 Ω^t ,种群大小为 G
2. while $t < t_{\max}$ do
3. 计算 Ω^t 的每个个体的适应度
4. 找到适应度最高的个体,并解码对应的距离 S^t 和路线
5. 进行交叉和变异操作生成新的个体
6. 计算新个体的适应度
7. 更新 Ω^t
8. $t=t+1$
9. end

基于算法 2 对 UAV 在本簇头和增簇头两种悬停方案的最短路径规划中,可以计算出两种方案的最短飞行距离。因此,约束 C2 可以转换为:

$$\sum_{n=1}^N \tau_n \leq T - \frac{S_{\min}}{v} - \frac{N \cdot v}{a} \quad (24)$$

此时,式(20)是标准的线性规划问题,使用 CVX 工具箱可以很容易地求解。

3.4 系统框图

图 2 展示了提出的多簇 NOMA-UAV 下行网络优化问题的求解过程。首先,给定初始值 $\{\bar{q}_n^{(0)}, \beta_n^{n(0)}, \tau_n^{(0)}\}$;然后,通过固定其他变量,分别优化每个变量块,从而求解每个子问题的条件最优解;最后,通过组合可得到整体优化问题的次优解 $\{\alpha_u^{n(*)}, \beta_u^{n(*)}, \tau_n^{(*)}\}$ 。

本文的创新点主要在于分簇模块,提出的 AMeanshift 算法分簇策略更适用于 NOMA-UAV 下行网络。相比传统 K-means 算法,它无需预设簇数,通过计算局部密度峰值实现分簇,使簇中心贴近用户密集区域,减少 UAV 飞行距离和非通信能耗。针对密集簇,进一步采用分裂策略保障用户 QoS,并结合本簇头悬停方案降低新增子簇带来的非通信能耗,整体提升系统能效。

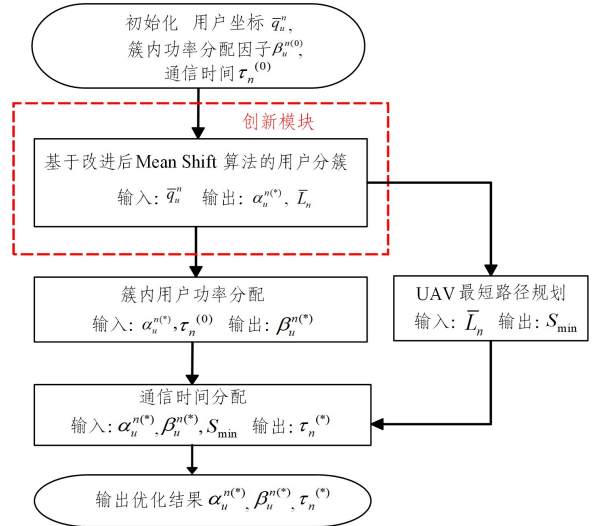


图 2 系统框图

Fig. 2 System diagram

4 收敛性分析与算法复杂度

由图 2 可知,本文将优化问题分解为 3 个子问题,并分阶段逐步优化系统性能,算法的收敛性分析如下:

1) 用户分簇阶段采用基于改进的 Mean Shift 算法,其核心思想是通过计算局部密度峰值来进行分簇。Mean Shift 算法的收敛性已在文献[20]中得到理论证明,最终能够找到最优分簇因子 $\alpha_u^{n(*)}$ 。

2) 簇内用户功率分配阶段在固定分簇因子 $\alpha_u^{n(*)}$ 和通信时间 $\tau_n^{(0)}$ 的条件下,利用 SCA 方法将非凸问题转换为一系列凸子问题,逐步优化目标函数,确保每次迭代收敛,最终获得功率分配因子 $\beta_u^{n(*)}$ 的次优解。

3) 通信时间分配阶段在固定 $\alpha_u^{n(*)}$ 和 $\beta_u^{n(*)}$ 条件下进行,为线性规划问题。由于系统性能指标 Q_{sum} 存在上限,该阶段优化必然稳定收敛,并满足:

$$Q_{\text{sum}}(\alpha_u^{n(*)}, \beta_u^{n(*)}, \tau_n^{(*)}) \geq Q_{\text{sum}}(\alpha_u^{n(*)}, \beta_u^{n(*)}, \tau_n^{(0)})$$

综上所述,由于系统资源有限,性能指标 Q_{sum} 存在上限,且每个阶段的优化结果均能够提升系统性能,因此整个优化过程是收敛的。

接下来,对所提算法进行时间复杂度评估。Mean Shift 算法的复杂度主要取决于用户数据点的数量 M 、数据维度 d 和迭代次数 t_1 ,因此复杂度为 $O(2M^2 t_1)$;而密集簇二次划分的复杂度主要取决于密集簇的数量,假设密集簇的个数为 k ,算法的复杂度为 $O(k \log_2(k))$;则所提 AMeanshift 算法的总复杂度为 $O(2M^2 t_1 + k \log_2(k))$ 。K-means 算法的复杂度取决于数据点的数量 M 、数据维度 d 、簇数 N 和最大迭代次数

t_2 , 它的时间复杂度为 $O(2MNt_2)$ 。尽管 AMeanshift 分簇算法比 K-means 算法的复杂度高, 但它能通过更均衡地分配簇内用户, 减少簇内用户之间的干扰, 从而降低 SIC 技术的计算复杂度, 并提升系统性能^[21]。GA 算法的复杂度为 $O(t_{\max} N^2 G)$, 其中 t_{\max} 是迭代次数, G 是种群大小, N 为分簇个数。穷举算法的复杂度为 $O(N!)$, 随着分簇个数的增加, 其计算复杂度会迅速增加。相比穷举算法, GA 算法在处理大规模和复杂网络结构时具有更低的复杂度。簇内用户功率分配通过 SCA 求解, 其计算复杂度主要取决于迭代次数 I 和优化变量的数量 M , 它的计算复杂度为 $O(IM^3)$ 。通信时间分配是一个线性规划问题, 其计算复杂度可以表示为 $O(N(M+1)^2)$ 。因此, 本文所提优化方案的整体计算复杂度可以近似为 $O(M^2 t_1 + t_{\max} N^2 G + IM^3 + N(M+1)^2)$ 。

5 实验仿真

本文使用的仿真实验工具为配备 Intel Core i5-8265U 处理器的计算机, 动态内存为 8GB。软件平台基于 Windows 11, 使用 MATLAB R2022a 进行仿真和数据处理, 通过大量的蒙特卡罗模拟评估了多簇 NOMA-UAV 系统中提出算法方案的性能。考虑一个边长为 100m 的正方形区域, M 个用户终端随机分布在该区域中。UAV 的飞行高度 H 设置为 100m, 飞行速度 v 为 $8\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$, 加速度 a 为 $4\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$, 整个飞行持续时间 T 为 130s。UAV 飞行相关参数参考文献^[14]获得。无线信道噪声功率谱密度 N_0 为 $-174\text{dBm}\cdot\text{Hz}^{-1}$, 系统带宽 B 为 10MHz, 路径损耗模型的取值为 $128.1 + 37.6\lg d_n^{\alpha}$ 。无线信道相关参数参考文献^[17]获得。此外, 吞吐量约束 Q^{\min} 设置为 45 Mbit, QoS 约束 γ^{\min} 为 2 dB。这两个参数参考文献^[14]中通信系统要求, 并结合本文实验场景进行了适当调整, 以满足性能评估需求。具体仿真实验参数如表 1 所列。在模拟中, 将 NOMA 系统与 OFDMA 系统的性能进行比较。针对这两种系统, 将本文所提 AMeanshift 分簇算法与 K-means 算法进行比较, 由于 K-means 算法需要预设参数, 为保证有

效性, 设置了与 AMeanshift 算法相同的簇数。此外, 还对对比了 AMeanshift 算法下本簇头与增簇头两种悬停方案的性能差异和飞行时间比。

表 1 实验仿真参数

Table 1 Experimental simulation parameters

仿真参数	取值
通信范围/m ²	100×100
UAV 飞行高度 H /m	100
UAV 飞行速度 v /m·s ⁻¹	8
UAV 加速度 a /m·s ⁻²	4
整个持续时间 T /s	130
系统带宽 B /MHz	10
噪声功率谱密度 N_0 /(dBm·Hz ⁻¹)	-174
路径损耗模型	$128.1 + 37.6\lg d_n^{\alpha}$
吞吐量约束 Q^{\min} /Mbit	45
QoS 约束 γ^{\min} /dB	2
Mean Shift 搜索半径 r	25
Mean Shift 收敛阈值 ϵ	3
种群大小 G	50
交叉率	0.6
变异率	0.2
GA 最大迭代次数 t_{\max}	50
蒙特卡罗迭代次数	30

图 3 展示了采用 3 种不同算法进行用户分簇的结果。其中图 3(a) 是 Mean Shift 算法分簇结果, 图 3(b) 是 AMeanshift 算法分簇结果, 图 3(c) 是 K-means 算法分簇结果。实验中, 用户数量为 30, Mean Shift 算法的搜索半径 r 设置为 25, 收敛阈值 ϵ 设置为 3。

图 3(b) 是图 3(a) 簇分裂之后的结果, 从图 3(b) 中可以看出, 簇与簇间的用户数量较图 3(a) 相对均衡, 可以更好地保障簇内单个用户的 QoS。图 3(c) 是与 AMeanshift 算法拥有相同簇数的 K-means 算法分簇结果。从图 3 中可以看出, 用户簇中会出现相互之间离散较远、分布散乱的情况。出现这种情况的主要原因是 K-means 算法主要依赖于平均距离, 这使得在不同簇之间的飞行距离较长, 增加了飞行时间, 进而增加了非通信能耗。

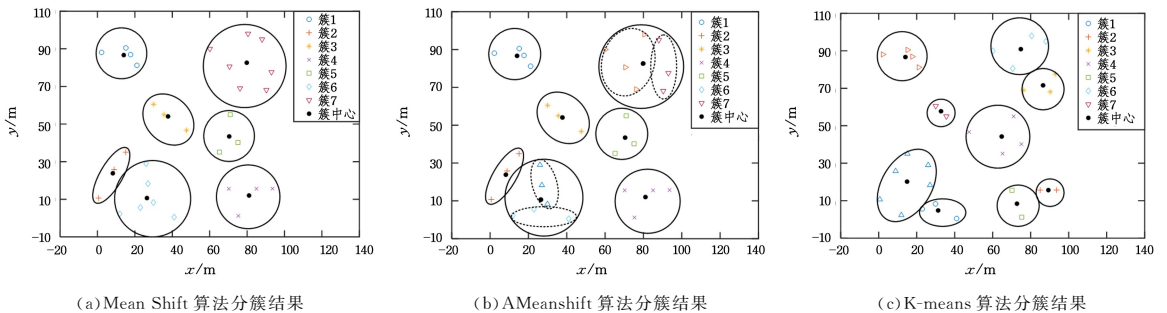


图 3 3 种不同算法的分簇结果

Fig. 3 Clustering results of three different algorithms

图 4 展示了不同网络规模下 AMeanshift 算法的分簇结果, 其中图 4(a) — 图 4(c) 分别对应用户数量为 20, 35, 50 的场景。实验中, 用户数量为 20 时, Mean Shift 算法搜索半径 r 设置为 25, 收敛阈值 ϵ 设置为 3。随着用户数量增加至 35 和 50, 用户分布更为密集, 导致簇内用户干扰增大, 可能影响用户 QoS。因此, 将 r 调整为 20, ϵ 调整为 2。

从图 4(a) 中看出, 用户数量较少时分布较为稀疏, 形

成的簇数量较少且簇内用户相对集中。从图 4(b) 中看出, 随着用户数量增加, 分布密度增大, 簇数和簇内用户数较图 4(a) 有所增加, 每个簇内用户数量较为均衡。从图 4(c) 中看出, 用户数量进一步增加后, 用户分布更加密集, 簇数明显增多, 且簇内用户数量依然较为均衡。结果表明, AMeanshift 算法在上述几种用户规模下均具有较好的适应性。

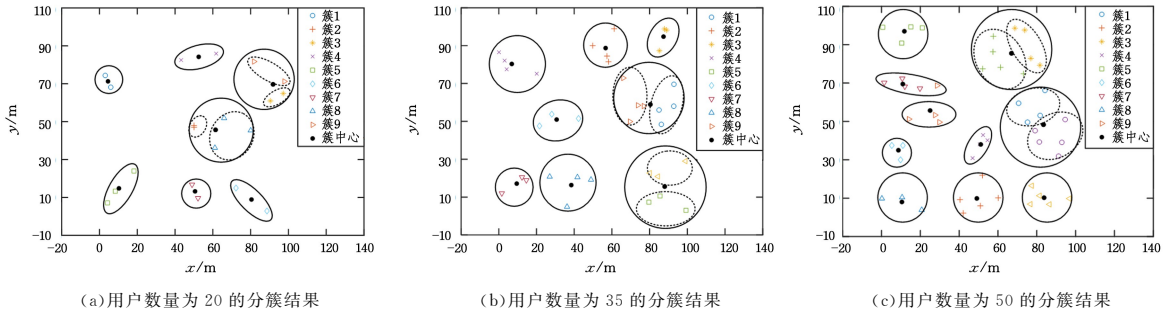


图 4 3 种不同用户规模下的分簇结果

Fig. 4 Clustering results of three different user scales

图 5 展示了采用 GA 算法得到的 UAV 不同悬停方案下的最佳路由和悬停位置,其中用户数量为 30,种群大小 G 设置为 50,交叉率为 0.6,变异率为 0.2,最大迭代次数 t_{max} 为 50,表 2 对应图 5 中的信息。由于遗传算法具有随机性,因此对其进行了 100 次独立运行,并从中选取最小结果,如表 2 所列。从图 5 和表 2 中可以发现,本簇头悬停方案的最佳路由较增簇头悬停方案要短,它的最短路径距离比增簇头的最短路径距离少 29.0731m。这是因为由密集簇划分的子簇的悬停位置都设定为原密集簇的簇中心,减少了 UAV 在子簇间的移动距离,因此基于本簇头的轨迹优化算法的飞行距离少于增簇头。

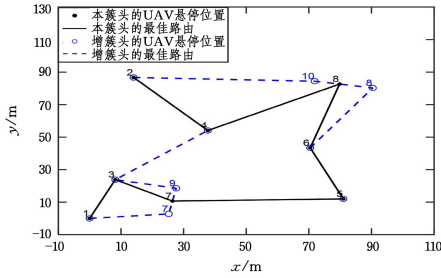


图 5 AMeanshift 算法不同悬停方案的最佳路由

Fig. 5 Optimal routes of different hovering schemes of the AMeanshift algorithm

表 2 AMeanshift 算法不同悬停方案的最佳路由和最短路径距离

Table 2 AMeanshift algorithm's optimal routing and shortest path distance for different hovering schemes

UAV 悬停位置设计	最佳路由	最短路径距离/m
本簇头	1→3→7→5→6→8→4→2	$S_{min 1}$: 266.8867
增簇头	1→7→9→3→4→2→10→8→6→5	$S_{min 2}$: 295.9598

本簇头悬停方案与增簇头悬停方案随用户数量增加的飞行时间比如图 6 所示,其中 P 为 20 dBm。从图 6 中可知,随着用户数量的增加,两种悬停方案的飞行时间比呈增长趋势。原因在于,用户数量的增加使得簇数量增加,飞行时间也增加。采用本簇头悬停方案较增簇头方案的飞行时间比显著下降,平均低 4.82%。这是因为本簇头方案中减少了 UAV 基站在子簇间的飞行距离,从而缩短了飞行时间。换句话说,基于本簇头悬停方案的飞行能耗更小,对于储能一定的 UAV 基站,更短的飞行时间意味着能够贡献更多的通信能量。

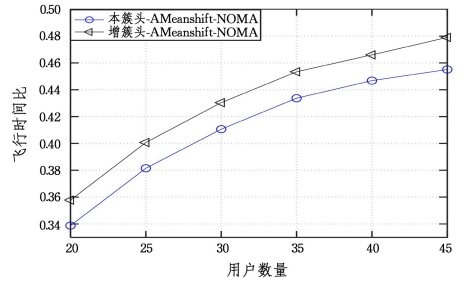


图 6 不同用户数量的飞行时间比

Fig. 6 Flight time ratio of different user numbers

4 种算法方案随着发射功率 P 的增加,系统总吞吐量的变化如图 7 所示,其中设置用户数量为 30。从图 7 中可知,随着发射功率的增加,吞吐量呈现对数级别的增加。这是因为发射功率的增加使得簇的 QoS 增加,通信时间不变,故吞吐量增加。

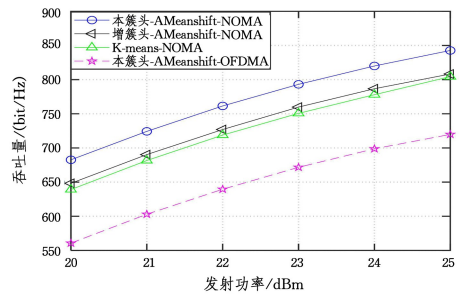


图 7 不同发射功率时的总吞吐量

Fig. 7 Total throughput at different transmission powers

图 7 中,采用 NOMA 方案的吞吐量远远高于 OFDMA 方案的,平均增加 21.77%。这是因为 NOMA 系统在相同频段同时传输多个用户信号,提高了频谱资源利用率。本文 AMeanshift 分簇方案比 K-means 方案的性能平均增加 5.94%。这是因为 AMeanshift 算法对密集簇进行分裂,每个子簇内的用户数量相对均衡,能更好地保证每个用户的 QoS,从而提高了系统性能。另外,在本文 AMeanshift 算法下,采用本簇头悬停方案比增簇头悬停方案的吞吐量平均增加 4.75%,原因在于本簇头方案的飞行时间缩短,使得非通信能耗减少,通信时间增加,进而提升了系统的吞吐量性能。

4 种算法方案随着用户数量增加,系统总吞吐量的变化如图 8 所示,其中 P 设置为 20 dBm。从图 8 中观察到,随着用户数量的增加,系统性能逐渐下降。主要原因在于,用户数量的增加导致飞行时间比增加,非通信能耗增大,导致通信时

间相应缩短,进而降低了系统吞吐量。从图 8 中还可以观察到,本簇头-AMeanshift-NOMA 方案的总吞吐量相比增簇头-AMeanshift-NOMA 方案平均提升了 5.29%。

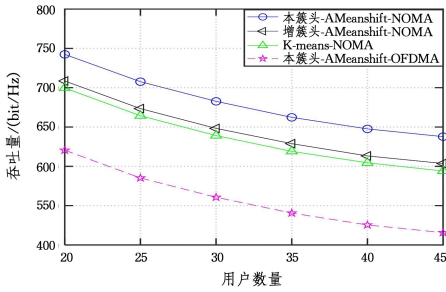


图 8 不同用户数量的总吞吐量

Fig. 8 Total throughput at different numbers of users

在不同发射功率下,两种分簇算法方案随着用户数量的增加,系统能效 $E = Q_{\text{sum}}/P$ 的变化如图 9 所示,其中发射功率 P 分别设置为 20dBm, 23dBm 和 25dBm。从图 9 中可以看出,随着用户数量的增加,系统能效逐渐下降。主要原因是用户数量的增加导致系统吞吐量减少,而发射功率为定值,从而使能效随之降低。并且,在 3 种发射功率场景下,本簇头-AMeanshift-NOMA 方案始终表现出更高的能效。尤其在 20dBm 的场景下,其相较于 K-means-NOMA 能效平均提升了约 6.82%,主要原因在于其通过优化分簇策略降低了 UAV 的非通信能耗,提高了能效。

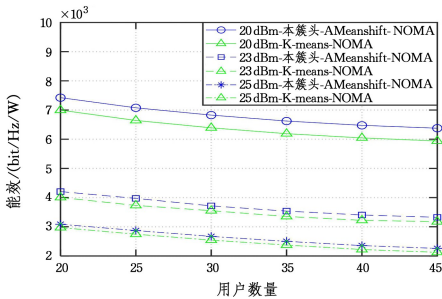


图 9 不同用户数量的系统能效

Fig. 9 Energy efficient of the system at different numbers of users

结束语 本文研究了多簇 NOMA-UAV 下行网络中,在有限资源下如何保障所有用户的 QoS 问题。针对 UAV 能量受限的特点,提出了一种优化方案,将通信(悬停)时间作为优化变量,通过优化用户分簇、簇内用户功率分配和悬停时间分配,实现了系统吞吐量的最大化。仿真结果验证了优化方案的有效性,其在多个关键性能指标上均取得显著提升。

具体而言,改进后的 Mean Shift 算法相较于传统 K-means 算法,显著减少了 UAV 的非通信能耗。在发射功率从 20dBm 增加到 25dBm 的场景中,系统吞吐量平均提升了 5.94%;此外,虽然系统总吞吐量随用户数量增加整体有所下降,但本簇头-AMeanshift-NOMA 方案依然保持显著优势,其总吞吐量相比增簇头方案平均提升了 5.29%。在用户数量从 20 增加到 45 的多发射功率场景中,本簇头-AMeanshift-NOMA 方案始终表现出更高的能效,尤其在发射功率为 20dBm 时,其能效相比 K-means-NOMA 方案平均提升了 6.82%。

本文优化方案在保持较低计算复杂度的同时,通过有效的分簇与资源优化策略显著提升了系统吞吐量和能效,展现了其在资源受限条件下应用的高效性和实用性。

参考文献

- [1] FENG W, TANG J, ZHAO N, et al. NOMA-based UAV-aided networks for emergency communications[J]. China Communications, 2020, 17(11): 54-66.
- [2] DANDAPAT J, GUPTA N, AGARWAL S, et al. Service duration maximization for continuous coverage in UAV-assisted communication system [J]. IEEE Communications Letters, 2022, 26(10): 2445-2449.
- [3] YUAN X, HU Y, ZHANG J, et al. Joint user scheduling and UAV trajectory design on completion time minimization for UAV-aided data collection[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2023, 22(6): 3884-3898.
- [4] TANG J M, HUANG J Q, WANG B W, et al. Resource optimization for multi-UAV assisted communication system based on user scheduling [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2025, 51(4): 1143-1151.
- [5] 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.
- [6] WANG D, TIAN J, ZHANG H, et al. Task offloading and trajectory scheduling for UAV-enabled MEC networks: an optimal transport theory perspective[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2022, 11(1): 150-154.
- [7] DAI L, WANG B, YUAN Y, et al. Non-orthogonal multiple access for 5G: solutions, challenges, opportunities, and future research trends [J]. IEEE Communications Magazine, 2015, 53(9): 74-81.
- [8] GENDIA A, MUTA O, HASHIMA S, et al. Energy-efficient trajectory planning with joint device selection and power splitting for mmWaves-enabled UAV-NOMA networks[J]. IEEE Transactions on Machine Learning in Communications and Networking, 2024, 2(2): 617-632.
- [9] TANG N, TANG H, LI B, et al. Cognitive NOMA for UAV-enabled secure communications: joint 3D trajectory design and power allocation[J]. IEEE Access, 2020, 8: 159965-159978.
- [10] XU Y, ZHANG T, YANG D, et al. Joint resource and trajectory optimization for security in UAV-assisted MEC systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(1): 573-588.
- [11] GHOMRI B I D, BENDIMERAD M Y, BENDIMERAD F T. DRL-driven optimization for energy efficiency and fairness in NOMA-UAV networks [J]. IEEE Communications Letters, 2024, 28(5): 1048-1052.
- [12] FANG F, ZHANG H, CHENG J, et al. Energy-efficient resource allocation for downlink non-orthogonal multiple access network [J]. IEEE Transactions on Communications, 2016, 64(9): 3722-3732.
- [13] CHU T M C, ZEPERNICK H J, DUONG T Q. NOMA-based full-duplex UAV network with K-means clustering for disaster

- scenarios [C]// Proceedings of the 2022 IEEE 96th Vehicular Technology Conference(VTC2022-Fall). Piscataway, NJ: IEEE, 2022;1-7.
- [14] HUANG Q, WANG W, LU W, et al. Resource allocation for multi-cluster NOMA-UAV networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2022, 70(12): 8448-8459.
- [15] LIN Y, WANG K, DING Z. Unsupervised machine learning-based user clustering in THz-NOMA systems[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2023, 12(7): 1130-1134.
- [16] COMANICIU D, MEER P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603-619.
- [17] YANG Q Q, HAN Z T, PENG Y. User clustering and power allocation algorithm for Unmanned Aerial Vehicle assisted NOMA downlink[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2024, 47(1): 31-37.
- [18] 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.
- [19] IMMANUEL S D, CHAKRABORTY U K. Genetic algorithm: An approach on optimization [C]// Proceedings of the 2019 International Conference on Communication and Electronics Systems(ICCES). IEEE, 2019; 701-708.
- [20] COMANICIU D, MEER P. Mean shift analysis and applications [C]// Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision(ICCV). IEEE, 1999; 1197-1203.
- [21] DING Z, SCHOBER R, POOR H V. Unveiling the importance of SIC in NOMA systems—Part 1: State of the art and recent findings[J]. IEEE Communications Letters, 2020, 24(11): 2373-2377.



LI Zhike, born in 1999, postgraduate. Her main research interests include wireless communication and UAV communication.



XU Wanping, born in 1988, Ph.D, postgraduate supervisor. Her main research interests include information and intelligent communication technology and marine Internet.

(责任编辑:何杨)