

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211462

基于 NOMA 的无人机群应急通信系统总和速率优化*

邱斌^{1,2} 李学礼²

(1. 广西嵌入式技术与智能系统重点实验室 桂林 541004; 2. 桂林理工大学信息科学与工程学院 桂林 541004)

摘要: 针对自然灾害后地面基础设施无法有效提供可靠通信的问题,提出基于 NOMA 的无人机群应急通信系统总和速率优化方案。该方案首先在无人机最大发射功率、地面用户服务质量等约束下,构建一种以地面用户总和通信速率最大化为目标的无人机群辅助应急通信模型;其次,通过改进模拟退火算法实现 NOMA 机制下无人机功率分配;最后,通过改进 K-means 算法对地面用户进行聚类,优化无人机与用户的路径损耗及视距链路概率完成无人机 3D 部署,实现系统总和速率最大化。数值仿真结果验证了所提方案的有效性。

关键词: 无人机群;非正交多址;三维部署;改进 K-means

中图分类号: TN92 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.5015

Sum rate optimization for NOMA-based UAVs emergency communication system

Qiu Bin^{1,2} Li Xueli²

(1. Guangxi key Laboratory of Embedded Technology and Intelligent System, Guilin 541004, China;
2. School of Information Science and Engineering, Guilin University of Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: To address the problem that ground infrastructure cannot provide emergency communication effectively after natural disasters, a sum rate optimization scheme for unmanned aerial vehicles swarm-assisted emergency communication system based NOMA technology is proposed. Firstly, the scheme constructs a unmanned aerial vehicles swarm-assisted emergency communication model, the model objective of maximizing the total sum communication rate of ground users under the constraints of maximum UAVs transmitting power and quality of service for ground user; Secondly, the power allocation under the NOMA mechanism is implemented by improving the simulated annealing algorithm; Finally, the ground users are clustered by improved K-means algorithm, and then the path loss and line-of-sight link probability between unmanned aerial vehicles and users are optimized for completing the three-dimensional deployment and maximizing the system sum rate. The numerical simulation results verify the effectiveness of the proposed scheme.

Keywords: unmanned aerial vehicles; non-orthogonal multiple access; three-dimensional deployment; improved K-means clustering

0 引言

当地震、洪涝或台风等自然灾害来临时,现有通信网络、地面电力系统等基础设施易被破坏,进而导致通信网络超载或瘫痪^[1]。因此,建立一个能够快速部署且稳定的应急通信机制对保障人民生命财产安全至关重要。无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)具有灵活度高、移动性强、部署成本低及良好的视距链路等特点^[2],在灾区可作为

基站或基站中继进行应急通信。

研究表明,通过优化无人机发射功率、无人机轨迹及位置部署可优先提高无人机通信系统的性能^[3]。文献[4]提出了基于正交频分多址技术(orthogonal frequency division multiple access, OFDMA)的无人机辅助通信网络方案,通过连续凸逼近(successive convex approximation, SCA)算法优化无人机上行链路信道分配,提高了系统通信速率;文献[5]提出了基于 OFDMA 的无人机中继网络轨迹优化及资源分配

收稿日期:2022-09-20

* 基金项目:广西自然科学基金(2018GXNSFBA281057)、桂林理工大学博士科研启动基金(GUTQDJJ2014042)、广西嵌入式技术与智能系统重点实验室开放基金(2019-2-7)项目资助

算法,该算法将 OFDMA 子信道分配、轨迹优化及功率分配迭代执行,提升了地面用户的平均通信速率;文献[6]提出了基于 OFDMA 的无人机通信系统能效大化方案,使用联合子信道及功率分配优化算法实现了 OFDMA 机制下无人机功率分配及轨迹优化,提升了无人机通信系统能效。然而,以上文献所提的 OFDMA 技术无法很好地适应于频谱资源日益匮乏的物联网及无线通信环境^[7]。事实上,非正交多址技术(non-orthogonal multiple access, NOMA)能够通过功率域复用,从而提高用户的频谱效率和通信速率。文献[8]提出了基于 NOMA 的无人机位置部署方案,将无人机的发射功率与位置优化问题解耦为两个非凸子问题,利用 SCA 算法进行求解,实现了系统速率最大化。文献[9]提出了基于 NOMA 无人机轨迹优化方案,使用 SCA 算法联合优化无人机飞行轨迹及发射功率,旨在实现无人机对地面用户的全覆盖,同时最大化系统吞吐量。文献[10]提出了改进的动态功率分配(fractional transmit power allocation, FTPA)算法优化 NOMA 机制下的无人机发射功率,结果表明,所提算法复杂度低,同时相较于传统固定功率分配(fixed power allocation, FPA)及传统 FTPA 能够获得更高的系统吞吐量。然而,以上所提文献,所考虑的地面用户较少同时仅考虑单无人机的通信场景,不能很好满足应急通信场景下的大规模用户应急通信需求。

实际上单无人机受限于电池容量以及发射功率约束,导致当地面用户过多时无法保障用户服务质量(quality of service, QoS),需要通过无人机群组网来进一步扩大应急通信的覆盖范围。文献[11]提出了基于 NOMA 无人机群辅助通信部署方案,使用 K-means 算法对地面用户进行聚类,利用 SCA 算法寻找各无人机最优平面位置,采用双层迭代法优化无人机发射功率,旨在最大化通信系统速率。文献[12]提出了基于 NOMA 的无人机群上行链路通信辅助方案,使用 K-means 算法将无人机与用户配对,再利用消息传递算法优化无人机发射功率,旨在最大化无人机的能效。然而,以上文献所提的无人机部署方案,虽然提高了系统的速率和能效,并未对无人机的垂直高度进行优化,并且传统 K-means 算法的聚类数目需要人们依据过往经验进行预先设定,在实际应急通信场景中,由于用户分布密度不均及所处通信环境多变,使用无人机进行辅助通信时,需要根据用户实际分布情况进行动态、智能部署。

为此,针对以上不足,本文以地面用户总和速率最大化为目标,提出一种应急通信场景下基于 NOMA 机制的无人机群三维(three dimensions, 3D)部署方案,优化无人机发射功率,通过改进 K-means 算法对地面用户进行聚类,优化无人机与用户之间的路径损耗及视距链路概率完成无人机 3D 部署,实现系统总和速率最大化。

1 系统模型

针对自然灾害后地面基础设施无法有效提供可靠通信

的场景,本文建立的系统模型如图 1 所示,其中,系统包括 N 个无人机和 K 个地面用户,无人机采用 NOMA 的方式与地面用户进行无线通信。所有无人机都配置单天线, G_j 表示第 j 个无人机, $j \in \{1, 2, 3, \dots, N\}$, U_i 表示第 i 个地面用户, $i \in \{1, 2, 3, \dots, K\}$, U_i 从 G_j 处接收到的信号 s_{ij} 可以表示为:

$$s_{ij} = h_{ij}m_i + h_{ij} \sum_{k=1, k \neq i}^C m_k + n_i \quad (1)$$

其中, h_{ij} 为 U_i 与 G_j 间的信道增益; C 为当前无人机 G_j 所服务的用户总数; m_k 代表 U_k 传递的消息; n_i 代表 U_i 处的加性高斯白噪声。

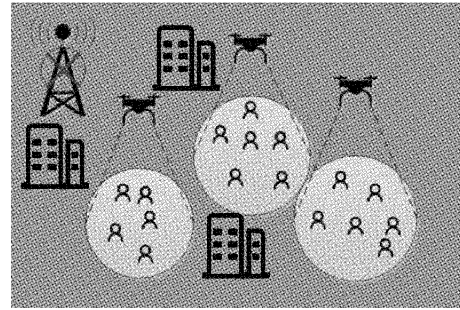


图 1 系统模型

假设用户的水平坐标为 $q_i = (x_i, y_i)$, 无人机的水平坐标为 $F_j = (x_j, y_j)$, 无人机飞行高度为 H , 则 U_i 到 G_j 距离 d_{ij} 可表示为式(2), h_{ij} 可表示为式(3), 其中 ρ 是单位距离下的信道增益。

$$d_{ij} = \sqrt{H^2 + \|q_i - F_j\|^2} \quad (2)$$

$$h_{ij} = \sqrt{\rho d_{ij}^{-\alpha}} \quad (3)$$

根据 NOMA 的串行干扰消除机制,为降低用户之间的同频干扰,应为信道条件差的地面用户分配较大的功率。假设 G_j 所服务用户间的信道条件关系为: $h_{j1} > h_{j2} > h_{j3} > \dots > h_{jC}$ 时,则 G_j 所服务用户间的功率关系有: $0 \leq p_{j1} \leq p_{j2} \leq \dots \leq p_{jC}$ 。

U_i 在解码信息时,根据 NOMA 的串行干扰消除机制原理,需要将 U_{i+1} 至 U_C 的信息从叠加信息中移除,故 U_i 的信干噪比(signal to interference plus noise ratio, SINR)可表示为式(4),其中 σ^2 为加性高斯白噪声功率。

$$SINR_{ij} = \frac{|h_{ij}|^2 p_{ji}}{|h_{ij}|^2 \sum_{k=1}^{i-1} p_{jk} + \sigma^2} \quad (4)$$

至此,本文构建的以地面用户总和通信速率最大化为目标的问题模型可以表示为:

$$\max_{L, P} \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^N b_{ij} \log_2(1 + SINR_{ij}) \quad (5)$$

s. t.

$$b_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{无人机 } j \text{ 为用户 } i \text{ 服务} \\ 0, & \text{无人机 } j \text{ 不为用户 } i \text{ 服务} \end{cases} \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^N b_{ij} = K \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^N b_{ij} p_{ji} \leq N p_{sum} \quad (8)$$

$$0 \leq p_{j1} \leq p_{j2} \leq \dots \leq p_{jc} \quad (9)$$

$$\forall \log_2(1 + SINR_{ij}) \geq \eta \quad (10)$$

$$\text{Max}(q(x)) \geq \text{Max}(F(x)) \quad (11)$$

$$\text{Max}(q(y)) \geq \text{Max}(F(y)) \quad (12)$$

式(5)为所构建的目标函数,旨在通过优化无人机位置 L 及发射功率 P 实现系统总和速率最大化;式(6)为二进制变量,用于判断无人机 j 是否为用户 i 服务;式(7)表示一个用户只能被一个无人机服务;式(8)表示无人机发射功率不能高于 p_{sum} ;式(9)表示无人机 j 所服务的用户收到的功率间的关系;式(10)表示地面用户的通信速率要高于用户 η ;式(11)和(12)表示无人机的横纵坐标最大值不能大于所服务用户的横纵坐标最大值,即边界约束。

所提优化问题是无人机位置部署与发射功率分配的耦合问题,式(5)为非凸函数,难以直接求解,为此本文拟将原问题解耦为两个子问题,即先进行无人机发射功率优化,再对无人机进行位置部署优化。

2 无人机发射功率分配

无人机群的发射功率分配是通过合理分配用户收到的功率,减少用户间的同频干扰,以达到地面用户总和速率最大化的目标。无人机发射功率优化模型可表示为式(13):

$$\max_P \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^K \log_2(1 + SINR_{ij}) \quad (13)$$

s. t.

$$\forall \log_2 \left(1 + \frac{p_{ji}}{\sum_{k=1}^{i-1} p_{jk} + \frac{\sigma^2}{|h_i|^2}} \right) \geq \eta \quad (14)$$

$$\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^N b_{ij} p_{ji} \leq N p_{sum} \quad (15)$$

$$\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^N b_{ij} p_{ji} \leq N p_{sum} \quad (16)$$

$$0 \leq p_{j1} \leq p_{j2} \leq \dots \leq p_{jc} \quad (17)$$

式(13)~(17)为式(5)~(12)的简化模型即固定无人机位置的基础上通过优化无人机的发射功率实现无人机所服务用户总和速率最大化。

在 NOMA 机制下,分配用户功率的不同,用户间的干扰也不同,式(13)为组合优化问题,因此本文采用改进的模拟退火算法(simulate anneal power allocation, SAPA)对该优化问题进行求解。

SAPA 是基于 Monte-Carlo 迭代求解策略的一种随机寻优算法^[13]。其主要由双层循环构成:外部退火循环和内部扰乱循环。外部由降温函数控制,降温函数控制降温速度,内部循环则是由预先设定值 $iter$ 控制。

本文根据每个无人机服务用户数不同的特点改进传统 SAPA 算法中的降温函数,簇群内用户数控制降温速度,以避免陷入局部最优解。传统 SAPA 算法降温函数如式(18)

所示, α 为降温系数,通常固定为 0.99^[13], 本文将其改进为式(19),用于增强降温函数对簇群内用户数的自适应性,使其能根据簇群内用户数量进行调整。

$$T_{i+1} = \alpha T_i \quad (18)$$

$$T_{i+1} = T_i \times (\exp(-1/2C)) \quad (19)$$

其中 T_i 表示当前温度 T_{i+1} 表示变化的温度。改进模拟退火算法流程如下:

步骤 1) 初始化参数:地面用户坐标 q 、无人机坐标 F 、内部迭代次数 $iter$ 及初始温度 T ;

步骤 2) 随机生成功率分配方案 p_0 ;

步骤 3) 计算初始方案 p_0 的用户速率 v_0 ;

步骤 4) 随机扰乱初始方案 p_0 , 生成新方案 p_1 。计算方案 p_1 的用户速率 v_1 。

步骤 5) 计算增量 $\Delta E = v_1 - v_0$, 若 $\Delta E > 0$ 或 $\exp(\Delta E/T) > rand()$, 则 $p_0 = p_1, v_0 = v_1$ 。否则 p_0 不变;

步骤 6) 结束条件判定。根据公式(19)进行降温,若 $T_{i+1} < 0.1$, 输出用户速率 v_0 , 及方案 p_0 , 否则返回步骤 3)。

图 2 是用改进 SAPA 在无人机发射最大功率为 30 mW 和地面用户数为 7 时进行无人机发射功率优化的迭代图。改进 SAPA 在迭代次数到达 300 时,无人机发射功率优化完成,总和通信速率达到最高值。

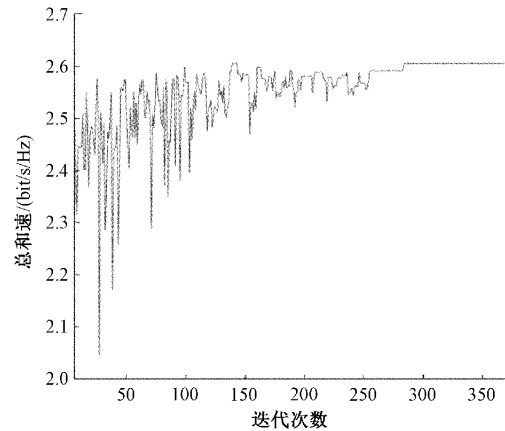


图 2 改进 SAPA 收敛图

3 无人机 3D 部署

本节在对无人机发射功率分配以后,进而对无人机进行位置部署优化。首先是使用改进 K-means 算法对地面用户聚类,解决无人机群与地面用户配对问题,其次是优化簇群内无人机 3D 位置,将无人机 3D 位置解耦为 2D 位置和垂直高度分别优化。

3.1 地面用户聚类

无人机群 3D 部署首先解决无人机群与地面用户配对问题。在实际应急通信场景中,地面用户分布具有随机性且用户所处通信环境多变。由于传统 K-means 算法因对地面用户进行聚类时簇群数目需要预先确定,不能很好满

足实际应急通信场景需求。

为此,本文对传统 K-means 算法进行改进,加入对边缘用户的约束,使其具有自适应性,能够根据地面用户实际情况进行动态智能部署,算法流程如下:

步骤 1) 初始化参数: $q, \sigma^2, \rho, \eta, iter$ 等;

步骤 2) 根据式(11)及(12)随机取 k 个无人机坐标;

步骤 3) 计算地面用户到每个无人机的距离 dis_0 ;

步骤 4) 将地面用户分到与其距离最小的无人机并更新无人机坐标;

步骤 5) 更新地面用户到每个无人机的距离 dis_1 ;

步骤 6) 计算距离增量 $\Delta D = dis_0 - dis_1$, 若 $\Delta D > \min(C)$, 则完成本轮聚类, 否则返回步骤 3);

步骤 7) 获取各个无人机所服务边缘用户速率 $\min v$;

步骤 8) 结束条件判定: 若 $\min v \geq \eta$, 则算法停止迭代, 输出地面用户及无人机坐标; 否则 $k = k + 1$, 返回步骤 2)。

3.2 无人机 2D 位置优化

在 3.1 节中基于改进 K-means 的无人机动态智能部署算法需在每次聚类时更新无人机坐标。本节通过优化簇群内无人机与用户间的路径损耗, 推导出无人机在簇群中的最佳 2D 位置。

考虑到无人机实际应用中由于障碍物引起的信号失真, 采用基于概率的路径损耗模型, G_j 与 U_i 间的路径损耗 L_{Los}^{ij} , 如式(20)所示。

$$L_{Los}^{ij} = 20 \lg \left(\frac{4\pi f_c d_{ij}}{c} \right) + Q \quad (20)$$

其中, $Q = PL\eta_{LoS} + (1 - PL)\eta_{NLoS}$; f_c 为载波频率; c 为光速; PL 为视距链路概率, 如式(21), a 和 b 为无人机与用户所处的环境常数; η_{LoS} 为视距链路(loss of signal, LoS)的额外损耗, η_{NLoS} 为非视距链路的额外损耗, $\theta = \arcsin(\frac{H}{d_{ij}})$ 表示无人机与用户之间的仰角。

$$PL = \frac{1}{1 - a \exp(-b(\frac{180}{\pi}\theta - a))} \quad (21)$$

U_i 的实际功率可以表示为式(22):

$$p_i^* = 10 \lg P_i - L_{Los}^{ij} \quad (22)$$

用户 SINR 与功率成正比, 减少路径损耗, 可以提高用户收到的功率, 因此可进一步将无人机最优 2D 位置优化部署模型, 表示为式(11):

$$\min \sum_{i=1}^c L_{Los}^{ij} \quad (23)$$

s. t. 式(11), (12)

根据式(20)log 函数的特性, 可以进一步将式(23)改写为式(24):

$$\min 20 \lg \left(\prod_{i=1}^c \left(\frac{4\pi f_c d_{ij}}{c} \right) \right) + CQ \quad (24)$$

s. t. 式(11), (12)

根据均值不等式可得:

$$d_{1j} d_{2j} \cdots d_{kj} \leq ((d_{1j} + d_{2j} + \cdots + d_{kj})/C)^c \quad (25)$$

由式(21)可知, P 关于 θ 是单调递增的, 同时 $\theta = \arcsin(H/d)$, θ 随着 d 的减小而增大。同时根据式(25)可知式(24)最小化路径损耗问题可转变为最小化 U_i 与 G_j 的距离 d_{ij} , 如式(26)所示。

$$\min \sum_{i=1}^c d_{ij} \quad (26)$$

s. t. 式(11), (12)

式(26)可变形为式(27):

$$\min \sum_{i=1}^c (y_j - y_i)^2 + (x_j - x_i)^2 \quad (27)$$

s. t. 式(11), (12)

分别对式(27)的目标函数中的 x_j 和 y_j 进行二阶求导, 可知二阶导结果均为 $2C$ 。由于 $2C > 0$, 则当式(27)一阶导结果等于 0 时, 可确定式(27)存在极小值。进一步对式(27)中的 x_j 和 y_j 进行一阶求导, 求导结果如式(28)所示。

$$2Cx_j - 2 \sum_{i=1}^c x_i \quad (28)$$

$$2Cy_j - 2 \sum_{i=1}^c y_i$$

令式(28)和等于 0, 得出无人机最佳 2D 位置, 如式(29)所示。

$$x_j = \sum_{i=1}^c x_i / C \quad (29)$$

$$y_j = \sum_{i=1}^c y_i / C$$

3.3 无人机垂直高度优化

由式(21)可知, 视距链路概率主要由无人机所处环境以及无人机与用户之间的仰角决定。当无人机所处环境以及平面位置确定, 可知路径损耗函数 L_{Los} 是关于无人机高度 H 的连续性函数^[14], 即:

$$L_{Los}'(H) < 0, H = H_1 \quad (30)$$

$$L_{Los}'(H) > 0, H = H_2$$

由零点定理可知, 如 $H_1 < H_2$, 则存在局部最小值 $H_0 \in [H_1, H_2]$ 。对路径损耗函数 L_{Los}^{ij} 求一阶导, 可知:

$$L_{Los}'(H) = W + \frac{180bZ(\eta_{LoS} - \eta_{NLoS})}{\pi(1+Z)^2(1+(h^2/d_{ij}^2))d_{ij}} \quad (31)$$

$$Z = a \exp(-b(-a + \frac{108}{\pi} \arcsin(H/d_{ij}))) \quad (32)$$

$$W = \frac{20H}{(H^2 + d_{ij}^2) \ln 10} \quad (33)$$

其中, d_{ij} 为簇群内 U_i 到与之关联的 G_j 的最大距离。本文将所提场景设定为城市环境, 根据文献[15]可知, 参数设定如下: $a = 9.61$, $b = 0.16$, $\eta_{LoS} = 1$, $\eta_{NLoS} = 20$ 。设 $H_1 = d/2$, $H_2 = d$ 分别带入式(31)得:

$$\begin{aligned} L_{LoS}'(H_1) &< 0 \\ L_{LoS}'(H_2) &> 0 \end{aligned} \quad (34)$$

根据式(30)可知,为使得视距链路概率最大化,无人机存在最佳放置高度 $H^* \in [d/2, d]$ 。

4 仿真分析

为了验证所提方案的有效性,本文通过数值仿真对所提模型及优化方案进行性能评估。假设地面用户随机分布在 $3\,000\text{ m} \times 3\,000\text{ m}$ 的平面区域内。无特别说明情况下,相关参数设置如下: $\rho = -60\text{ dB}$ 、 $\sigma^2 = -100\text{ dBm}$ 、 $\eta = 0.1\text{ bit/s/Hz}$,地面用户数 $K = 30$,无人机数目由改进 K-means 进行自主确定。

图 3 描述了不同优化方案下地面用户总和速率随无人机发射功率的变化关系。由图可知,通过对无人机位置进行部署优化有利于提高用户的总和速率,究其原因是因为所提无人机位置优化部署方案降低了无人机与用户间的路径损耗,进而降低了无人机发射功率损耗。此外,本文所提的改进 SAPA 算法相对于 FTPA 和 FPA 算法更加有利于提高系统的性能,这是因为当簇内的部分用户信道条件相似时,FPA 及 FTPA 算法不能很好的对此类用户进行功率分配。而改进 SAPA 算法在温度的不断变化中跳出局部最优功率分配方案,本文对其降温函数进行改进,使其能够依据簇群内用户数进行调整,因此具备更强的自适应性,能在局部最优解中概率性跳出并趋于全局最优。

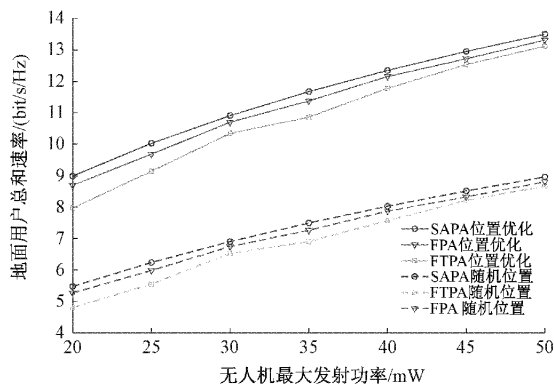


图 3 不同优化方案下地面用户总和速率随无人机发射功率的变化关系

图 4 表示了不同多址下不同用户数总和速率随无人机发射功率变化关系。由图可知,采用 NOMA 技术的无人机辅助通信系统的通信速率优于采取 OFDMA 技术的无人机辅助通信系统通信速率。这是因为 NOMA 技术能够通过功率复用,从而提高用户的频谱效率和用户公平性,同时,通过优化无人机的 3D 部署,减小了无人机与用户的路径损耗,实现了系统总和速率最大化。

图 5 表示了不同无人机数目下地面用户总和速率随地面用户数的变化关系。由图 5 可知,在相同的地面用户数下,无人机的数目越多地面用户总和速率越大,在无人机数

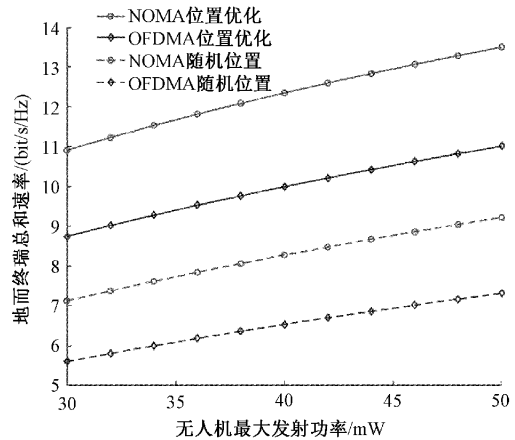


图 4 不同多址技术下地面用户总和速率随无人机发射功率变化关系

目相同时 SAPA 算法均优于 FPA 及 FTPA 算法,如,使用 5 个无人机进行辅助通信时在平均总和速率性能方面 SAPA 算法相对于 FPA 及 FTPA 算法分别提升了 1.61%,5.48%。

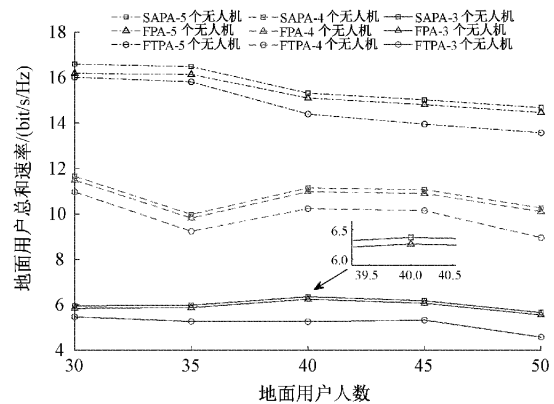


图 5 不同无人机数目下地面用户总和速率随地面用户数的变化关系

图 6 表示了不同优化方案下地面用户总和速率随地面用户数的变化关系。由图 6 可知,无人机采用本文所提位置部署方案在相同用户数下相较于随机位置部署方案地面用户总和速率大大提高,进一步验证了所提位置部署方案的优越性。

图 7 和 8 分别对比传统 K-means 算法和改进 K-means 算法的对地面用户聚类效果。其中传统 K-means 聚类数目依据无人机与用户数的比例进行设定^[16]。由图可知,改进 K-means 算法相较 K-means 算法聚类簇群数更多。这是因为改进 K-means 算法相较于传统 K-means 算法加入了对边缘用户速率的约束,使其能根据用户的实际分布情况,合理调整聚类簇群数目,更加符合无人群应急通信的智能动态部署需求。

图 9 描述了不同用户数下 K-means 算法改进前后簇内边缘用户速率关系。由图可知采用改进 K-means 算法

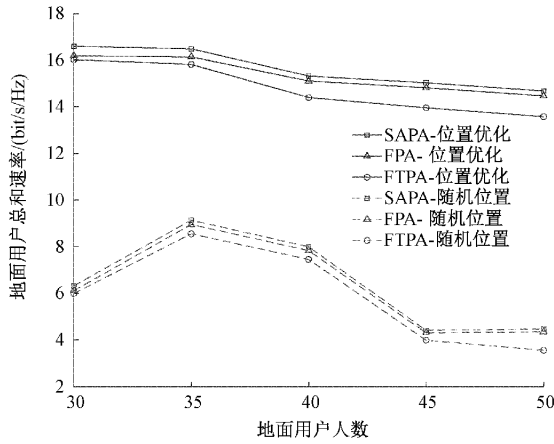


图 6 不同优化方案下地面用户总和速率随地面用户数的变化关系

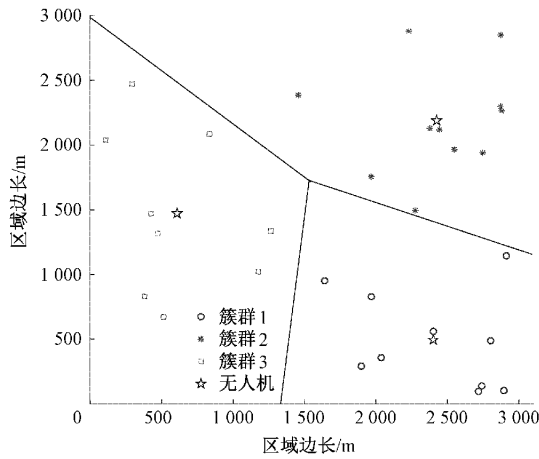


图 7 传统 K-means 聚类效果

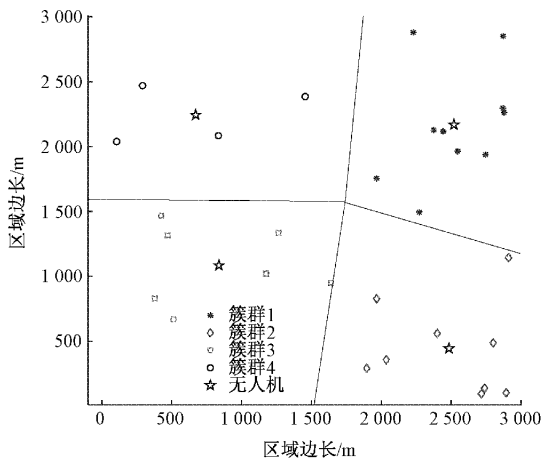


图 8 改进 K-means 聚类效果

边缘用户通信速率远高于采用传统 K-means 算法边缘用户通信速率,改进 K-means 算法下系统所有用户都能有效满足 QoS 所要求的最低通信速率 η 。这是因为改进 K-means 算法加入对边缘用户的约束,使其具有自适应性,

能够根据地面用户实际情况进行动态智能部署,在保证用户的 QoS 下,通过优化无人机的发射功率及位置部署,实现系统总和速率最大化。

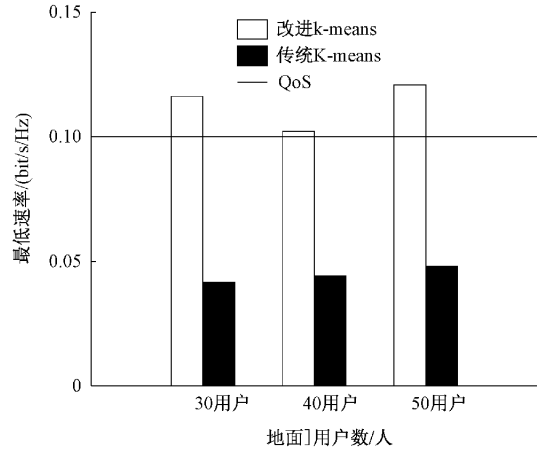


图 9 K-means 算法改进前后簇内边缘用户速率对比图

5 结 论

本文提出了基于 NOMA 技术的无人机群应急通信系统总和速率优化方案,构建了一种以地面用户总和通信速率最大化为目标的无人机群辅助应急通信模型,通过改进 SAPA 实现 NOMA 机制下无人机功率分配;利用改进 K-means 算法对地面用户进行聚类,优化无人机与用户之间的路径损耗及视距链路概率完成无人机 3D 部署,实现了系统总和速率最大化。

参考文献

- [1] WANG C, DENG D, XU L, et al. Resource scheduling based on deep reinforcement learning in UAV assisted emergency communication networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2022, 70(6): 3834-3848.
- [2] AZARI M M, GERACI G, GARCIA-RODRIGUEZ A, et al. UAV-to-UAV communications in cellular networks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(9): 6130-6144.
- [3] 靳晓洁, 石建迈, 伍国华, 等. 无人机基站部署问题综述:模型与算法[J]. 控制理论与应用, 2022, 39(12): 2219-2232.
- [4] YE H T, KANG X, JOUNG J, et al. Joint uplink-and-downlink optimization of 3D UAV swarm deployment for wireless-powered IoT networks [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(17): 13397-13413.
- [5] ZENG S, ZHANG H, DI B, et al. Trajectory optimization and resource allocation for OFDMA UAV relay networks [J]. IEEE Transactions on Wireless

- Communications, 2021, 20(10): 6634-6647.
- [6] LI S, ZHANG N, CHEN H, et al. Joint subcarrier allocation, modulation mode selection, and trajectory design in a UAV-based OFDMA network[J]. IEEE Communications Letters, 2022, 26(9):2111-2115.
- [7] PAN H, LIANG J, LIEW S C. Practical NOMA-based coordinated direct and relay transmission[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2021, 10(1): 170-174.
- [8] LIU X. Placement and power allocation for NOMA-UAV networks[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2019, 8(3): 965-968.
- [9] ZHANG S, FENG T. Trajectory planning UAV emergency networks with potential underlying D2D communication based on K-means [J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2021, 2021(1): 1-19.
- [10] BAI W, YAO T, ZHANG H, et al. Research on channel power allocation of fog wireless access network based on NOMA [J]. IEEE Access, 2019, 7: 32867-32873.
- [11] KATWE M, SINGH K, SHARMA P K, et al. Dynamic user clustering and optimal power allocation in UAV-assisted full-duplex hybrid NOMA system [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(4): 2573-2590.
- [12] WANG J. Multiple unmanned-aerial-vehicles deployment and user pairing for non-orthogonal multiple access schemes[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(3): 1883-1895.
- [13] 曾靖, 李文, 李宏民, 等. 基于模拟退火算法的连续时间系统的时域综合[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(12): 183-189.
- [14] 董瑶瑶, 王亚飞, 姚媛媛, 等. 能效最大化的无人机群三维部署策略分析[J]. 电讯技术, 2022, 62(12): 1766-1773.
- [15] AL-HOURANI A, KANDEEPAN S, JAMALIPOUR A. Modeling air-to-ground path loss for low altitude platforms in urban environments [C]. IEEE Global Communications Conference. Austin, TX, USA: IEEE, 2014: 2898-2904.
- [16] 韩东升, 李新月, 史天浩. 基于效用函数的 UAV 辅助网络负载均衡算法研究[J]. 电子测量技术, 2022, 45(7):160-168.

作者简介

邱斌(通信作者),博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为无线通信、资源优化。

E-mail:qiubin1122@126.com

李学礼,硕士研究生,主要研究方向为无线通信。

E-mail:1772674979@qq.com