文章编号:1674-2974(2025)04-0091-12 DOI:10.16339/j.cnki.hdxbzkb.2025269

视距概率下无人机静态部署与能效优化策略

彭艺[1,2],朱昊[1],杨青青[1,2†],吴桐[1],王健明[1,2],李辉[1,2]
(1. 昆明理工大学 信息工程与自动化学院,云南 昆明 650031;
2. 昆明理工大学 云南省计算机技术应用重点实验室,云南 昆明 650500)

摘 要:无人机通信面临路径损耗和组间干扰等问题.为了满足离散用户通信需求,实现无人机组网的静态部署并最大化能效,本文针对多比凹凸函数分式规划问题进行研究,提出一种凸优化协同群体智能优化策略,该策略将原问题解耦为功率控制与高度优化问题并迭代求解.首先,引入视距概率路径损耗模型,通过俯仰角研究部署高度与水平距离之间关系,将部署问题三维化.其次,利用二次变换解耦原问题,旨在提升视距概率链路下的系统能效.最后,提出快速反馈粒子群算法对高度进行部署,以解决复杂多目标协同优化问题.仿真结果表明,在本文模型下,该策略能够实现算法复杂度与准确性之间平衡,对无人机基站进行高效准确部署.

关键词:无人机通信;视距概率;能效优化;功率控制;高度部署
中图分类号:TN925 **文献标志码**:A

Static Deployment and Energy Efficiency Optimization Strategy of UAV under LoS Probability

PENG Yi[1,2], ZHU Hao[1], YANG Qingqing[1,2†], WU Tong[1], WANG Jianming[1,2], LI Hui[1,2]
(1. School of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650031, China;
2. Yunnan Key Laboratory of Computer Technologies Application, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: Unmanned aerial vehicle (UAV) communication faces challenges such as path loss and intergroup interference. To meet the discrete users' communication needs, achieve static deployment of UAV networks, and maximize energy efficiency, this paper studies a multi-ratio concave-convex fractional programming problem. A convex optimization cooperative swarm intelligence strategy is proposed, which decouples the original problem into separate power control and height optimization problems, solving them iteratively. Firstly, a line-of-sight (LoS) probability average path loss model is introduced to study the relationship between deployment height and horizontal distance, as well as the three-dimensional deployment problem through pitch angles. Secondly, a quadratic

* **收稿日期**:2024-04-10
基金项目:云南省基础研究计划重点资助项目(202401AS070105), Key Project of Yunnan Provincial Basic Research Program (202401AS070105);国家自然科学基金资助项目(61761025), National Natural Science Foundation of China(61761025);云南计算机技术应用重点实验室开放基金资助项目 (2021102), Development Fund of Key Laboratory of Computer Technology Application in Yunnan Province(2021102)
作者简介:彭艺(1975—),女,云南德宏人,昆明理工大学副教授,博士
† 通信联系人,E-mail:526893665@qq.com

transformation is utilized to decouple the original problem, aiming to enhance system energy efficiency under the LoS probability link. Finally, a fast feedback particle swarm algorithm is proposed for accurate deployment of heights, addressing the complex multi-objective cooperative optimization problem. Simulation results demonstrate that, under the proposed model, the strategy achieves the balance between algorithm complexity and accuracy, enabling efficient and accurate deployment of UAV base stations.

Key words: UAV communication; LoS probability; energy efficiency optimization; power control; height deployment

无线通信技术的迅速发展引领了移动通信、互联网普及、物联网应用等革命性变革,连接了全球人类的交流与互动,塑造了智能城市、医疗创新等领域,为未来科技与生活持续演进开辟了广阔空间[1-3].无线通信很大程度上依赖于基础设施,在应急救援场景下,为满足用户通信需求,无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)常搭载通信设备,以提供临时通信覆盖[4].UAV视距通信旨在通过建立视距链路(line of sight, LoS),使传播路径损耗最小化,实现可靠的数据传输.它具有易于部署、配置灵活、高概率LoS通信等优势,成为在现有通信网络热点区域中,提供补充覆盖的有力工具.然而,UAV也面临着通信干扰与路径损耗等问题.其中UAV部署与功率控制是解决上述问题的关键,通过降低传播损耗、减少组间干扰,实现UAV网络能效最佳.

在城市或障碍物密集的区域,UAV难以保证始终处于LoS状态,视距概率描述了在无线通信中信号传输路径与接收器之间没有被障碍物阻挡的可能性,尤其在UAV通信或毫米波通信等场景下,它是影响信号质量的关键因素.路径损耗在LoS状态下通常远低于非视距链路(non line of sight, NLoS)状态下,因此引入视距概率模型有助于更精确地计算UAV通信中的路径损耗,进而优化能效.为了准确预测在不同部署高度和水平距离条件下,UAV与地面用户之间存在视距概率,文献[5]考虑了俯仰角对路径损耗和阴影的影响,文献[6]研究了城市环境下特性参数对不同路径损耗的影响,文献[7]将城市环境下视距概率函数公式进行简化拟合,提高了视距概率公式的实用性.另外,文献[8]提出在空地通信系统中,相关的建模还应考虑垂直维度.视距概率模型能够利用俯仰角将UAV高度部署与能效优化进一步关联,在UAV水平位置与服务关联固定的情况下,通过最大化视距概率,寻求能效最优的高度部署策略.

针对UAV部署高度,文献[9]研究了同信道干扰情况下多UAV覆盖范围最大化的高度部署问题.文献[10]考虑了网络的动态拓扑变化,研究了一种基于连通性和成本最小化的UAV部署算法,在确保网络连通性时有效减少了网络部署成本.文献[11]提出了多种粒子群算法改进的群体智能方法,确定了UAV在三维空间中最佳部署位置.

针对系统能效提升,文献[12-19]研究了多种功率控制策略以及凸优化方法.文献[12]针对频谱共享模式下的认知无线网络的能效问题,提出了一种双重改进的粒子群功率控制优化算法,通过最小化约束条件下认知用户的发射功率以实现网络能效优化.文献[13]提出了一种大规模场景下UAV分时非正交多址传输期间的功率和时间资源分配优化框架,保证UAV通信范围内共同最大化用户之间的能效和下行服务质量(quality of service, QoS).文献[14]研究了一种UAV辅助的NOMA通信网络架构,通过联合优化用户的通信调度、资源分配和UAV飞行轨迹,实现整个系统的能效最大化.文献[15]基于粒子群的优化算法对聚类进行了节能优化.文献[16]提出了一种基于UAV辅助NOMA用户分组与功率分配联合优化算法,在考虑基站最大发射功率和用户分组约束的情况下,最大化用户和速率.文献[17]提出了一种多智能体分散式双深度Q网络算法,优化了用户静态与动态环境下UAV的能效.文献[18]针对UAV辅助NOMA下行通信系统,通过用户动态分簇与功率分配,最大化系统和速率.文献[19]提出了物联网中UAV辅助通信多目标优化问题,通过联合优化位置、传输功率,最大化无人机通信速率.

然而,上述文献仅根据覆盖边缘信干噪比(signal to interference plus noise ratio, SINR)来确定UAV

最佳部署高度,未考虑离散用户情况下UAV部署高度问题,且缺少UAV部署高度对能效优化影响的研究,限制了模型优化过程中达到较为理想能效.此外,在提升能效过程中多采用凸优化策略去寻求变量最优解,然而凸函数约束条件限制了问题建模能力,复杂多目标问题难以直接表示为凸优化问题.因此,本文在上述研究基础上,针对提高UAV在城市环境下应急通信的网络能效,做出以下贡献:

1)改进视距概率路径损耗模型,将UAV部署高度引入能效优化模型中,研究部署高度与能效之间的关系,以找到最佳部署策略.

2)提出一种凸优化协同群体智能算法,对包含高度部署与功率控制的非凸问题进行求解,提升系统能效.

3)权衡算法效率与准确性,减少计算资源需求和执行时间,提出适用于特定问题的优化策略,确保算法在实际应用中具有可行性和实用性.

1　系统模型

1.1　随机用户生成

考虑在城市环境下,固定生成在m个UAV服务区域,UAV水平位置固定在服务区域的中心,令最大服务范围为$d_{\max}$,每个UAV服务k个随机分布在服务范围内的用户,用户总数为$n = mk$.此服务范围内UAV对用户发射功率平均分配,在固定水平位置下调整UAV高度以及总发射功率.将UAV合集与用户合集定义为$\mathbb{S} \triangleq \{\mathbb{S}_1, \mathbb{S}_2, \cdots, \mathbb{S}_m\}$与$k \triangleq \{k_1, k_2, \cdots, k_n\}$,$\mathbb{S}_m$服务用户合集表示为$k_m \triangleq \{k_{m,1}, k_{m,2}, \cdots, k_{m,k}\}$且$\{k_1, k_2, \cdots, k_m\} = \{k_1, k_2, \cdots, k_n\}$.定义用户$k_n$的服务关联向量$\boldsymbol{\Lambda}_n \in \mathbb{R}^{1\times m}$,表示该用户在与所有UAV通信节点服务关联,存在以下服务对应关系:

$$\left\|\boldsymbol{\Lambda}_n\right\|_1 = 1, n \in k \tag{1}$$

上式表示用户$k_{m,k}$仅由单个UAV节点$\mathbb{S}_m$提供通信服务,接收信号为1,其他UAV信号为干扰信号0,其中$\|\cdot\|_1$为向量1-范数.

如图1所示,在三维笛卡儿坐标系中定义$\mathbb{S}_m$坐标$\boldsymbol{q}_m^{\text{uav}} = \left(\boldsymbol{l}_m^{\text{uav}}, h_m\right)$,其中$\boldsymbol{l}_m^{\text{uav}} = \left(x_m^{\text{uav}}, y_m^{\text{uav}}\right)$表示$\mathbb{S}_m$水平坐标,$h_m$表示$\mathbb{S}_m$部署高度,UAV部署高度制约于$H_{\min} \leqslant h_m \leqslant H_{\max}$,其中$H_{\min}$和$H_{\max}$分别为UAV的最小和最大部署高度.UAV位置矩阵$\boldsymbol{q}^{\text{uav}} \in \mathbb{R}^{m\times 3}$包含UAV水平位置矩阵$\boldsymbol{l}^{\text{uav}} \in \mathbb{R}^{m\times 2}$与高度向量$\boldsymbol{h} \in \mathbb{R}^{m\times 1}$.同理,定义地面用户$k_n$位置$\boldsymbol{q}_n^{\text{user}} = \left(\boldsymbol{l}_n^{\text{user}}, 0\right)$,其中$\boldsymbol{l}_n^{\text{user}} = \left(x_n^{\text{user}}, y_n^{\text{user}}\right)$,用户位置矩阵$\boldsymbol{q}^{\text{user}} \in \mathbb{R}^{n\times 3}$.水平欧几里得距离表示为$d_{m,n}^{x,y} = \left\|\boldsymbol{l}_m^{\text{uav}} - \boldsymbol{l}_n^{\text{user}}\right\|$,其中$\|\cdot\|$为向量范数,空间欧几里得距离表示为$d_{m,n} = \left\|\boldsymbol{q}_m^{\text{uav}} - \boldsymbol{q}_n^{\text{user}}\right\|$,$\mathbb{S}_m$与$k_n$之间俯仰角表示为

$$\theta_{m,n} = \frac{180}{\pi}\arctan\frac{h_m}{d_{m,n}^{x,y}} \tag{2}$$

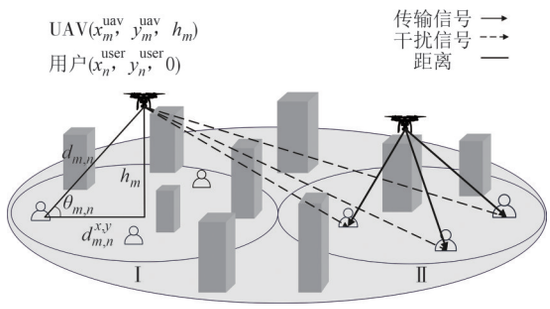


图1　系统模型图

Fig.1　System model diagram

1.2　视距概率路径损耗模型

基于理想介质中电磁波扩散的自由传播模型,载波波长$\lambda = c/f_c$为定值,f_c为载波频率,c为真空中光的速率,考虑UAV发射天线与用户接收天线均为全向天线,将其增益置为1,自由传播损耗表示为

$$\text{FL}_{m,n} = 32.4 + 20\lg d_{m,n} + 20\lg f_c \tag{3}$$

由于密集障碍物所产生的阴影和散射会减弱信号强度,不存在完全的菲涅耳区域,并且UAV在与用户通信的过程当中无法保证所有用户均处于LoS通信状态.忽略地面路径带来的散射、衍射等影响因素,主要考虑阴影衰落引起的传播损耗,对过度路径损耗建模.阴影衰落受城市中建筑高度、密度等因素影响,因素随机性使得阴影衰落效应也呈现随机性,常被建模为正态分布,即$(\mu_{\text{LoS}}, \sigma_{\text{LoS}}^2)$与$(\mu_{\text{NLoS}}, \sigma_{\text{NLoS}}^2)$,$\mu_{\text{LoS}}$与$\mu_{\text{NLoS}}$分别为LoS与NLoS下阴影衰落均值,方差取决于时间、位置或其他因素环境,考虑阴影衰落的强度相对稳定,不会产生显著变化.有关$\mathbb{S}_m$与k_n间仰角$\theta_{m,n}$的视距概率函数表示为[10]

$$P_{m,n}^{\text{LoS}} = \frac{1}{1 + \alpha e^{-\beta\left(\theta_{m,n} - \alpha\right)}}, P_{m,n}^{\text{NLoS}} = 1 - P_{m,n}^{\text{LoS}} \tag{4}$$

式中:α与β为环境参数;$P_{m,n}^{\text{LoS}}$主要与UAV和用户间俯仰角有关.$\mathbb{S}_m$与k_n之间通信过度路径损耗表示为

$$\text{EL}_{m,n} = P_{m,n}^{\text{LoS}}\mu_{\text{LoS}} + P_{m,n}^{\text{NLoS}}\mu_{\text{NLoS}} \tag{5}$$

平均路径损耗在通信中受到自由传播损耗和过度路径损耗影响,表示为

$$L_{m,n} = \text{FL}_{m,n} + \text{EL}_{m,n} \tag{6}$$

尽管提升UAV的部署高度可以增加视距概率,

但会增大自由路径损耗,从而导致QoS恶化;而在降低UAV的部署高度以增加QoS时,会降低视距概率,进一步导致QoS下降.将式(3)~式(5)代入式(6)可得到平均路径损耗$L_{m,n}$关于$d_{m,n}^{x,y}$和h_m的函数,表示为

$$L_{m,n} = 32.4 + 20\lg\sqrt{{h_m}^2 + \left(d_{m,n}^{x,y}\right)^2} + 20\lg f_c + \mu_{\mathrm{NLoS}} + \left(\mu_{\mathrm{LoS}} - \mu_{\mathrm{NLoS}}\right)\left[1 + \alpha \mathrm{e}^{-\beta\left(\frac{180}{\pi}\arctan\frac{h_m}{d_{m,n}^{x,y}} - \alpha\right)}\right]^{-1} \tag{7}$$

在UAV静态部署中,电磁波传播路径较为稳定,信道增益可以近似认为不变,在模型下,仅受到平均路径损耗影响,表示为

$$H_{m,n} = -L_{m,n} \tag{8}$$

1.3 组间干扰模型

UAV服务多用户时,将频带分为若干正交子载波分配给用户,UAV服务范围内各用户间不存在干扰,用户在通信过程中容易受到其他UAV正常通信带来的组间干扰.因此,$\mathbb{S}_m$服务范围内接收用户$k_{m,k}$的SINR表示为

$$\gamma_{m,k} = \frac{H_{m,k}P_{m,k}}{\sum\limits_{s\in\mathbb{S},s\neq m} H_{s,k}P_{s,k} + \sigma^2} \tag{9}$$

式中:σ^2为接收用户处加性高斯白噪声功率.令UAV覆盖范围中所有用户都使用相同频带进行通信,$P_{m,k}$为通信连接状态下$\mathbb{S}_m$向$k_{m,k}$平均分配的发射功率,即$P_{m,k} = P_m/k$,其中P_m表示$\mathbb{S}_m$总发射功率,$\sum\limits_{s\in\mathbb{S},s\neq m} H_{s,k}P_{s,k}$为同频UAV干扰功率.

每架UAV服务范围内用户平均分配传输带宽$B_k = B/k$,B表示总传输带宽.区域范围内下行链路总传输速率表示为

$$C = \sum_{\mathbb{S}}\sum_{k_m} B_k \log_2\left(1 + \gamma_{m,k}\right) \tag{10}$$

当UAV与地面站或终端设备之间距离很远时,传输质量较差,适当提升传输功率才能保证信号强度和可靠性,超过一定发射功率限制可能会干扰其他合法无线电通信,并可能对UAV的控制和安全造成威胁.设定最大发射功率阈值$P_{\max}$,$\mathbb{S}_m$发射功率满足$0 \leqslant P_m \leqslant P_{\max}$.系统能效表示为

$$\eta = \frac{\sum\limits_{\mathbb{S}}\sum\limits_{k_m} B_k \log_2\left(1 + \gamma_{m,k}\right)}{\sum\limits_{\mathbb{S}} P_m} \tag{11}$$

为分析UAV高度对QoS的影响,本文根据门限阈值ψ_{th}定义最低SINR,即$\gamma_{m,k} \geqslant \psi_{\mathrm{th}}$.考虑UAV悬停功率恒定不变,在此模型下,续航时间仅与变量发射功率有关.对UAV高度与发射功率进行联合优化,以最大化系统能效的问题表示为

$$\begin{aligned} \mathrm{P1}: \max \quad & \frac{\sum\limits_{\mathbb{S}}\sum\limits_{k_m} B_k \log_2\left(1 + \gamma_{m,k}\right)}{\sum\limits_{\mathbb{S}} P_m} \\ \text{s.t.} \quad & \left\| \boldsymbol{\Lambda}_n \right\|_1 = 1, n \in k \\ & H_{\min} \leqslant h_m \leqslant H_{\max} \\ & 0 \leqslant P_m \leqslant P_{\max} \\ & \gamma_{m,k} \geqslant \psi_{\mathrm{th}} \end{aligned} \tag{12}$$

2 算法设计

由于上述问题属于分式规划(fractional planning, FP)问题,是一类涉及比率项的优化问题,难以利用传统优化方法求解,本文利用二次变换(quadratic transformation, QT)协同快速反馈粒子群优化(rapid feedback particle swarm optimization, RFPSO)算法,解决UAV部署中高度优化和功率控制问题.QT-RFPSO是一种交替迭代优化算法,结合了传统凸优化算法、反馈机制与智能群体算法[20],为解决复杂多变量优化问题提供了一种新策略.算法在寻找最优解规程中,由于其独特凸优化辅助机制,有助于平衡搜索与收敛,提高了算法的搜索能力.该算法能够在多目标、多约束情况下,实现UAV高度部署和功率控制,提高能效.QT-RFPSO算法具有以下两点优势:多目标优化,协同优化UAV高度与功率,以实现能效最佳;高效性,由于融合了传统群体智能算法与凸优化策略,QT-RFPSO在收敛速度与求解效率方面表现出显著优势,适用于大规模部署问题.

QT-RFPSO算法中包括2个循环迭代部分,后文分别用i与j分别表示算法1与算法4,即主迭代与内部算法的迭代次数,且最大迭代次数分别为$I_{\max}$与$J_{\max}$,QT-RFPSO算法伪代码如表1所示.

表1 QT-RFPSO算法伪代码

Tab.1 QT-RFPSO algorithm pseudocode

算法1:QT-RFPSO算法
输入:UAV水平位置矩阵$\boldsymbol{l}^{\mathrm{uav}}$、用户位置矩阵$\boldsymbol{q}^{\mathrm{user}}$;
输出:功率分配向量$\boldsymbol{P}_{I_{\max}}$、UAV位置矩阵$\boldsymbol{q}_{I_{\max}}^{\mathrm{uav}}$;
初始化UAV位置矩阵$\boldsymbol{q}^{\mathrm{uav}}$、迭代次数$i$以及功率分配向量$\boldsymbol{P}_0$;
Repeat $i = i + 1$;
执行算法2,得到功率分配向量$\boldsymbol{P}_i$;
执行算法4,得到UAV位置矩阵$\boldsymbol{q}_i^{\mathrm{uav}}$;
通过式(7)~式(11)计算能效;
Until 能效收敛或$i = I_{\max}$.

2.1 高度与发射功率初始化

本文考虑在区域内部署 m 架UAV,UAV坐标矩阵 $\boldsymbol{q}^{\text{uav}} \in \mathbb{R}^{m\times 3}$,每个UAV为 k 位终端用户提供服务,通过式(1)得到的服务关联矩阵 $\boldsymbol{\Lambda} \in \mathbb{R}^{n\times m}$,由服务关联向量确定服务对应关系,构成不同用户合集,在UAV优化过程中 $\boldsymbol{\Lambda}$ 保持不变.UAV对每个用户初始发射功率为最大功率,即 $\boldsymbol{P}_0 = \boldsymbol{u}P_{\max}/k \in \mathbb{R}^{m\times 1}$,其中 $\boldsymbol{u} \in \mathbb{R}^{m\times 1}$ 表示 m 维全1列向量;用户平均分配传输带宽,即 $B_k = \boldsymbol{\iota}B_k \in \mathbb{R}^{n\times 1}$,其中 $\boldsymbol{\iota} \in \mathbb{R}^{n\times 1}$ 表示 n 维全1列向量.

在服务范围内产生用户坐标矩阵 $\boldsymbol{q}^{\text{user}} \in \mathbb{R}^{n\times 3}$.由式(7)可得平均路径损耗函数表达式 $L_{m,n}(d_{m,n}^{x,y}, h_m)$,当UAV水平位置保持不变时,为使平均路径损耗最小,UAV对单用户存在最佳服务高度满足临界点方程[21],对于不同的 $d_{m,n}^{x,y}$,寻找最优高度值 h_m^{o},可使函数 $L_{m,n}(d_{m,n}^{x,y}, h_m^{\text{o}})$ 达到最小值.具体地,求解 h_m 关于 $L_{m,n}(d_{m,n}^{x,y}, h_m)$ 的偏导 $\partial L_{m,n}(d_{m,n}^{x,y}, h_m)/\partial h_m = 0$ 得到 h_m^{o},考虑P1中UAV高度约束调整 h_m 以满足区间限制,表示为

$$h_m = \begin{cases} H_{\max}, h_m^{\text{o}} > H_{\max} \\ h_m^{\text{o}}, H_{\min} \leqslant h_m^{\text{o}} \leqslant H_{\max} \\ H_{\min}, h_m^{\text{o}} < H_{\min} \end{cases} \tag{13}$$

为简化计算,取区间内 $d_{m,n}^{x,y}$ 若干离散值 d_k,以上方法可得实际值 $h(d_k)$,通过最小二乘法最小化预测值 $f(d_k)$ 和 $h(d_k)$ 之间的误差平方和来寻找区间最佳拟合函数 $f(d_{m,n}^{x,y})$,即最小化误差函数

$$S = \sum_{k=1}^{n}\left[h(d_k) - f(d_k)\right]^2 \tag{14}$$

可得最小二乘法下最佳拟合函数 $f(d_{m,n}^{x,y})$.将 $d_{m,n}^{x,y}$ 代入拟合函数 $f(d_{m,n}^{x,y})$,得到满足平均路径损耗最小化的个体最优高度矩阵 $\boldsymbol{p}_{\text{best}} \in \mathbb{R}^{n\times m}$,在后续算法迭代中 $\boldsymbol{p}_{\text{best}}$ 保持不变.

由于UAV在服务范围内与多用户进行通信,无法保证UAV服务高度均为期望值,引入高度权重矩阵 $\boldsymbol{X} \in \mathbb{R}^{n\times m}$ 随迭代次数 i 或 j 变化,每次迭代更新后通过权重系数矩阵 $\boldsymbol{X}$ 对UAV部署高度向量 $\boldsymbol{h} \in \mathbb{R}^{1\times m}$ 进行适应性调整,通过重复扩充得到迭代过程中群体最优高度矩阵 $\boldsymbol{g}_{\text{best}} \in \mathbb{R}^{m\times k}$,表示为

$$\begin{aligned} \boldsymbol{h} &= \boldsymbol{\iota}^{\text{T}}(\boldsymbol{X}\odot\boldsymbol{p}_{\text{best}}\odot\boldsymbol{\Lambda})/k \\ \boldsymbol{g}_{\text{best}} &= \boldsymbol{\iota}\boldsymbol{h} \end{aligned} \tag{15}$$

2.2 功率控制

固定UAV水平位置以及高度,并保证服务对应关系不变,对UAV发射功率进行优化,给出功率控制问题模型,将P1变换表示为

$$\begin{aligned} \text{P2: max}\quad & \frac{\sum_{\mathbb{S}}\sum_{k_m} B_k \log_2(1+\gamma_{m,k})}{\sum_{\mathbb{S}} P_m} \\ \text{s.t.}\quad & 0 \leqslant P_m \leqslant P_{\max} \\ & \gamma_{m,k} \geqslant \psi_{\text{th}} \end{aligned} \tag{16}$$

此时P2为最大化能效的功率控制问题.令 $f(P_{m,k}) = B_k\log_2(1+\gamma_{\text{m,k}})$,$h(P_{m,k}) = P_0 + P_{m,k}$,处理分子部分为凹函数,分母部分为凸函数的凹凸函数分式规划问题(concave-convex FP,CCFP),传统方法是将问题的分子和分母解耦进行联合优化,以满足用户通信速率需求.为解决CCFP问题,常用经典技术如Dinkelbach变换,用一个新的辅助变量 $y_{m,k}$ 进行迭代更新,表示为[22]

$$\begin{aligned} \text{P3: max}\quad & f(P_{m,k}) - y_{m,k}h(P_{m,k}) \\ \text{s.t.}\quad & 0 \leqslant P_m \leqslant P_{\max} \\ & \gamma_{m,k} \geqslant \psi_{\text{th}} \end{aligned} \tag{17}$$

式中:$y_{m,k}$ 为 $f(P_{m,k})/h(P_{m,k})$ 的迭代值.上述变换应用到多比率FP问题时,不能保证最优解性质.相比之下,QT可以将单一比率问题推广到涉及多个比率情况,单链路CCFP问题的情况下,P3的QT表示为[23]

$$\begin{aligned} \text{P4: max}\quad & \sum_m\sum_k 2y_{m,k}\sqrt{f(P_{m,k})} - {y_{m,k}}^2 h(P_{m,k}) \\ \text{s.t.}\quad & 0 \leqslant P_m \leqslant P_{\max} \\ & \gamma_{m,k} \geqslant \psi_{\text{th}} \end{aligned} \tag{18}$$

式中:$y_{m,k}$ 为 $P_{m,k}$ 迭代时的更新值,对于固定的 $P_{m,k}$,最优 y_{mk} 存在封闭解,表示为

$$y_{m,k}^{\text{o}} = \frac{\sqrt{f(P_{m,k})}}{h(P_{m,k})} \tag{19}$$

$2y_{m,k}\sqrt{f(P_{m,k})} - {y_{m,k}}^2 h(P_{m,k})$ 在固定 $y_{m,k}$ 时,通过凸优化可以有效地得到最优 $P_{m,k}$.通过式(19)求得最优封闭解矩阵 $\boldsymbol{y} \in \mathbb{R}^{n\times 1}$,由式(18)将P2表示为

$$\begin{aligned} \text{P5: max}\quad & \left\| 2\boldsymbol{y}\odot\sqrt{C(\boldsymbol{P})} - \boldsymbol{y}^2\odot(\boldsymbol{\Lambda}\boldsymbol{P}) \right\|_1 \\ \text{s.t.}\quad & 0 \leqslant \|\boldsymbol{P}\|_\infty \leqslant P_{\max} \\ & \boldsymbol{\gamma} \geqslant \psi_{\text{th}}\boldsymbol{\iota}^{\text{T}} \end{aligned} \tag{20}$$

式中:用户接收速率向量,$C(\boldsymbol{P}) \in \mathbb{R}^{n\times 1}$ 由式(10)求得,$\boldsymbol{\gamma} \in \mathbb{R}^{1\times n}$ 为SINR向量,由式(9)求得,分别表示为

$$C(\boldsymbol{P}) = \boldsymbol{B}\odot\log_2\left[\boldsymbol{\iota} + \frac{\boldsymbol{H}\odot\boldsymbol{\Lambda}\boldsymbol{P}}{\boldsymbol{H}\odot(\boldsymbol{\Lambda}-\boldsymbol{\Lambda})\boldsymbol{P} + \sigma^2\boldsymbol{\iota}}\right] \tag{21}$$

$$\boldsymbol{\gamma}=\frac{\boldsymbol{H}\odot\boldsymbol{\Lambda P}}{\boldsymbol{H}\odot(\boldsymbol{A}-\boldsymbol{\Lambda})\boldsymbol{P}+\sigma^2\boldsymbol{\iota}} \tag{22}$$

式中:$\boldsymbol{A}\in\mathbb{R}^{n\times m}$为全1矩阵,$\boldsymbol{H}\in\mathbb{R}^{n\times m}$为信道增益矩阵,由式(8)可得.式(21)仍为CCFP形式,利用二次变换进一步解耦P5,表示为

$$\begin{aligned}\text{P6: max}\quad & \left\|\begin{matrix}2\boldsymbol{\gamma}\odot\sqrt{\boldsymbol{B}\odot\log_2\left\{\boldsymbol{\iota}+2z\sqrt{\boldsymbol{H}\odot\boldsymbol{\Lambda P}}-z^2\left[\boldsymbol{H}\odot(\boldsymbol{A}-\boldsymbol{\Lambda})\boldsymbol{P}+\sigma^2\boldsymbol{\iota}\right]\right\}}\\-\boldsymbol{\gamma}^2\odot(\boldsymbol{\Lambda P})\end{matrix}\right\|_1\\ \text{s.t.}\quad & 0\leqslant\|\boldsymbol{P}\|_\infty\leqslant P_{\max}\\ & \frac{\boldsymbol{H}\odot\boldsymbol{\Lambda P}}{\boldsymbol{H}\odot(\boldsymbol{A}-\boldsymbol{\Lambda})\boldsymbol{P}+\sigma^2\boldsymbol{\iota}}\geqslant\psi_{\text{th}}\boldsymbol{\iota}^{\mathrm{T}}\end{aligned} \tag{23}$$

在交替迭代中,当其他变量被固定时,辅助变量z存在最优值z^{o}表示为

$$z^{\mathrm{o}}=\frac{\boldsymbol{H}\odot\boldsymbol{\Lambda P}}{\boldsymbol{H}\odot(\boldsymbol{A}-\boldsymbol{\Lambda})\boldsymbol{P}+\sigma^2\boldsymbol{\iota}} \tag{24}$$

当z^{o}更新完,辅助变量$\boldsymbol{\gamma}$存在最优值$\boldsymbol{\gamma}^{\mathrm{o}}$表示为

$$\boldsymbol{\gamma}^{\mathrm{o}}=\frac{\sqrt{C(\boldsymbol{P})}}{\boldsymbol{\Lambda P}} \tag{25}$$

同时固定z^{o}和$\boldsymbol{\gamma}^{\mathrm{o}}$,P6对于$\boldsymbol{P}$是标准凸二次规划问题.CVX是用于构造和求解DCP(disciplined convex program)的建模系统,本文利用CVX工具,通过标准凸优化技术求解该问题[24].由于P6是P2的近似转化,还需连续迭代来近似求解,最终得到原问题最优解,其值可以收敛到原能效问题的一个驻点.在主循环迭代中,QT算法伪代码如表2所示.

表2 QT算法伪代码

Tab.2 QT algorithm pseudocode

算法2:QT算法
输入:功率向量$\boldsymbol{P}_i$、UAV位置矩阵$\boldsymbol{q}_i^{\text{uav}}$、用户位置矩阵$\boldsymbol{q}^{\text{user}}$;
输出:功率分配向量$\boldsymbol{P}_{i+1}$;
根据式(24)计算辅助变量z_i^{o};
根据式(25)计算辅助变量$\boldsymbol{\gamma}_i^{\mathrm{o}}$;
利用CVX求解P6解得$\boldsymbol{P}_{i+1}$.

2.3 高度优化

在UAV确定当前最优发射功率情况下,调整UAV高度实现能效最大化,由于式(10)中对数函数具有单调递增性质,当平均分配用户传输带宽时,P1可以转化为最大化SINR,即最小化平均路径损耗之和的问题,表示为

$$\begin{aligned}\text{P7: min}\quad & \sum_{\mathbb{S}}\sum_{k_m}\left(\text{FL}_{m,k}+\text{EL}_{m,k}\right)\\ \text{s.t.}\quad & H_{\min}\leqslant h_m\leqslant H_{\max}\\ & \gamma_{m,k}\geqslant\psi_{\text{th}}\end{aligned} \tag{26}$$

RFPSO是一种群体智能算法,能够有效解决多目标问题,在搜索空间中通过反馈机制引导个体变化,从而实现目标搜索.在算法迭代过程中,个体会根据适应度反馈更新突变量,同时参考$\boldsymbol{p}_{\text{best}}$与$\boldsymbol{g}_{\text{best}}$来指导更新值[25-26],以获得更佳适应度.考虑个体最优高度对群体最优高度的影响,进一步调整UAV组网高度权重,优化UAV高度位置.利用RFPSO算法对问题(26)中UAV高度进行优化.将优化目标函数值作为适应度,UAV群适应度向量$\boldsymbol{\omega}=\boldsymbol{\iota}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{L}\odot\boldsymbol{\Lambda})/k\in\mathbb{R}^{m\times 1}$,$\boldsymbol{\omega}_0$为零向量.平均路径损耗矩阵$\boldsymbol{L}\in\mathbb{R}^{m\times k}$可由式(7)计算,适应度算法伪代码如表3所示.

表3 适应度算法伪代码

Tab.3 Fitness algorithm pseudocode

算法3:适应度算法
输入:个体最优高度矩阵$\boldsymbol{p}_{\text{best}}$、群体最优高度矩阵$\boldsymbol{g}_{\text{best}}$以及高度权重矩阵$\boldsymbol{X}$;
输出:适应度向量$\boldsymbol{\omega}$;
通过式(15)计算中高度$\boldsymbol{h}$;
更新UAV位置矩阵$\boldsymbol{q}^{\text{uav}}$;
通过式(7)计算平均路径损耗矩阵$\boldsymbol{L}$;
计算适应度向量$\boldsymbol{\omega}$.

在RFPSO迭代过程中产生趋于个体最佳高度与群体最佳高度差的随机突变向量$\boldsymbol{v}$,$\boldsymbol{v}_0$为零向量,初始化$\boldsymbol{g}_{\text{best}\,0}=\boldsymbol{g}_{\text{best}\,i}$,更新随机突变向量$\boldsymbol{v}_{j+1}$,表示为

$$\begin{aligned}\boldsymbol{v}_{j+1}=&\frac{\left(J_{\max}-j\right)c_1}{J_{\max}}\boldsymbol{v}_j+\\ &c_2\,\text{rand}(m,k)\frac{\boldsymbol{p}_{\text{best}}-\boldsymbol{p}_{\text{best}\,j}}{\boldsymbol{g}_{\text{best}\,j}}\end{aligned} \tag{27}$$

式中:c_1为惯性权重,c_2为认知权重,$\text{rand}(m,k)$为随机$m\times k$阶矩阵.引入惯性反馈权重向量$\boldsymbol{u}_{j+1}=\left(\boldsymbol{\omega}_{j+1}>\boldsymbol{\omega}_j\right)$,其中$\boldsymbol{\omega}_{j+1}>\boldsymbol{\omega}_j$为反馈逻辑值,对$\boldsymbol{\omega}$中每个元素进行逻辑判断,用于评价迭代中突变量优劣,进而产生对应元素为0与1的向量.对粒子速度和位置进一步调整可提高算法的有效性,不同UAV根据在随机过程中产生的$\boldsymbol{v}_{j+1}$进行反馈调节,更新权重系数矩阵$\boldsymbol{X}_{j+1}$,表示为

$$\begin{aligned}\boldsymbol{v}_{j+1}&=\boldsymbol{u}_{j+1}\boldsymbol{v}_{j+1}\\ \boldsymbol{X}_{j+1}&=\boldsymbol{X}_j+\boldsymbol{v}_{j+1}\end{aligned} \tag{28}$$

令$\boldsymbol{X}_{i+1}=\boldsymbol{X}_{J_{\max}}$,根据式(15)更新UAV高度向量$\boldsymbol{h}_{i+1}$与$\boldsymbol{g}_{\text{best}\,i+1}$,进而更新$\boldsymbol{q}_{i+1}^{\text{uav}}$,RFPSO算法伪代码如表4所示.

表4　RFPSO算法伪代码

Tab.4　RFPSO algorithm pseudocode

算法4:RFPSO算法
输入:UAV位置矩阵$\boldsymbol{q}_i^{\text{uav}}$、个体最优高度矩阵$\boldsymbol{p}_{\text{best}}$与群体最优高度矩阵$\boldsymbol{g}_{\text{best}i}$;
输出:UAV位置矩阵$\boldsymbol{q}_{i+1}^{\text{uav}}$、群体最优高度矩阵$\boldsymbol{g}_{\text{best}\,i+1}$;
初始化迭代次数j、$\boldsymbol{g}_{\text{best}\,0}$、随机突变向量$\boldsymbol{v}_0$、群适应度向量$\boldsymbol{\omega}_0$以及惯性反馈权重向量$\boldsymbol{u}_0$;
Repeat $j = j + 1$;
执行算法3计算$\boldsymbol{X}_j$下适应度$\boldsymbol{\omega}_j$;
根据式(27)计算更新$\boldsymbol{v}_{j+1}$,$\boldsymbol{X}_{j+1}$;
通过式(15)计算高度$\boldsymbol{g}_{\text{best}\,j+1}$;
执行算法3计算$\boldsymbol{X}_{j+1}$下适应度$\boldsymbol{\omega}_{j+1}$;
根据式(28)更新$\boldsymbol{v}_{j+1}$,$\boldsymbol{X}_{j+1}$;
令$\boldsymbol{X}_{i+1} = \boldsymbol{X}_{j+1}$;
Until 适应度收敛或$j = J_{\max}$;
通过式(15)计算高度$\boldsymbol{h}_{i+1}$以及$\boldsymbol{g}_{\text{best}\,i+1}$;
更新UAV位置矩阵$\boldsymbol{q}_{i+1}^{\text{uav}}$.

3　仿真分析

在本节中,对UAV网络视距概率路径损耗模型与QT-FEPSO算法进行仿真.利用MATLAB 2021a进行仿真,实验CPU为i5-12600k,内存为16 GB,本实验采用的算法收敛阈值为10^{-4},算法部分参数如表5所示.

表5　算法部分参数

Tab.3　Algorithm partial parameters

定义	符号/单位	参数值
最小部署高度	$H_{\min}$/m	100
最大部署高度	$H_{\max}$/m	200
最大发射功率	$P_{\max}$/dBm	30
视距概率参数	α	12.08
视距概率参数	β	0.29
SINR阈值	ψ_{th}/dB	−10
LoS阴影衰落均值	μ_{LoS}/dB	0.2
NLoS阴影衰落均值	μ_{NLoS}/dB	20
加性高斯白噪声功率	σ^2/dB	−105

3.1　应用场景与可行性分析

仿真环境设定为城市或障碍物密集区域,部署若干UAV,为其对应服务范围内的用户提供应急通信服务,保证该区域下正常通信覆盖.假定UAV在下行链路多播场景下,采用2.4 GHz频段进行通信.UAV同时向多个地面用户发送相同的数据,采用正交多址方式为地面用户提供通信服务.国内小型通信UAV飞行高度通常限制在200 m左右,例如中国电信研发的系留无人机最大飞行高度为200 m,移动DG-M20无人机应急通信高空基站常部署在高度200 m的空中.城市环境下较低的飞行高度会导致视距概率降低、电磁信号干扰增加、覆盖范围受限、安全风险增加等系列问题,故设定最低飞行高度为100 m.

由图2可知,在UAV视距概率路径损耗模型下$L_{m,n}$关于$d_{m,n}^{x,y}$和h_m的离散数据函数图,可以看出在$d_{m,n}^{x,y}$=100 m的情况下,h_m=100 m处平均路径损耗最小.随着$d_{m,n}^{x,y}$增大会出现相反情况,较低的h_m会导致QoS迅速恶化,$d_{m,n}^{x,y}$在500 m之后继续增大,路径损耗超过100 dB,可能会导致通信中断或速率下降.为确保通信质量和能效优化的平衡,需要继续提升h_m以保证QoS,但由于高度限制$H_{\max}$的制约,UAV服务较远距离用户时通常处于最大飞行高度$H_{\max}$以保证路径损耗最小.

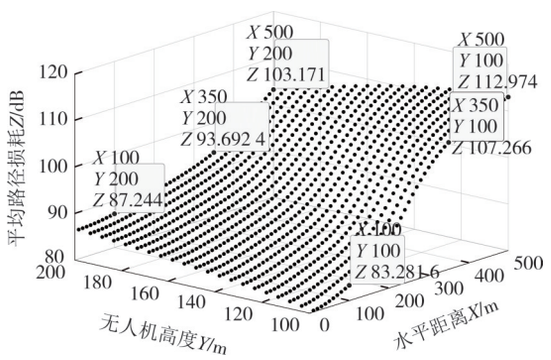


图2　不同水平距离与高度下平均路径损耗

Fig.2　Average path loss at different horizontal distances and heights

图3所示为平均路径损耗在不同取值下的等高线以及最优高度曲线.平均路径损耗86 dB等高线与106 dB等高线有明显差异,调整h_m时需权衡提高视距概率带来的过度路径损耗减小量,与$d_{m,n}$增大带来的自由传播损耗增大量.在$d_{m,n}^{x,y}$相对较小时,UAV与用户之间通信性能优化受自由路径传播损耗变化影响明显;在$d_{m,n}^{x,y}$相对较大时,通信性能受到过度路径损耗变化影响显著;在90 dB等高线附近时,调整h_m对平均路径损耗影响相对较小.并且随着$d_{m,n}$增加,平均路径损耗等高线逐渐密集,QoS急剧恶化.此外,在用户位置固定的情况下,可以通过选择最佳部署高度来最小化平均路径损耗,从而提高通信效率和QoS.

3.2　初始化函数拟合分析

在图3中抽样获取$d_{m,n}^{x,y}$在平均路径损耗最小下对应的h_m,利用式(14)来获取UAV高度与水平距离

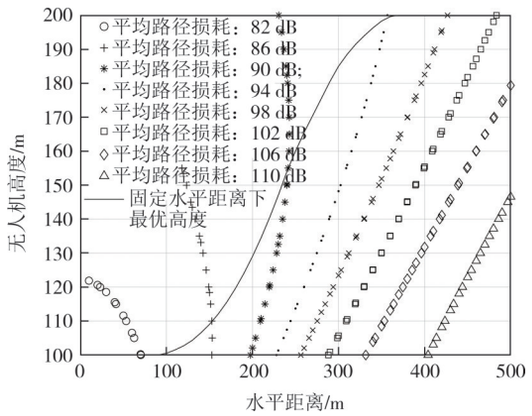
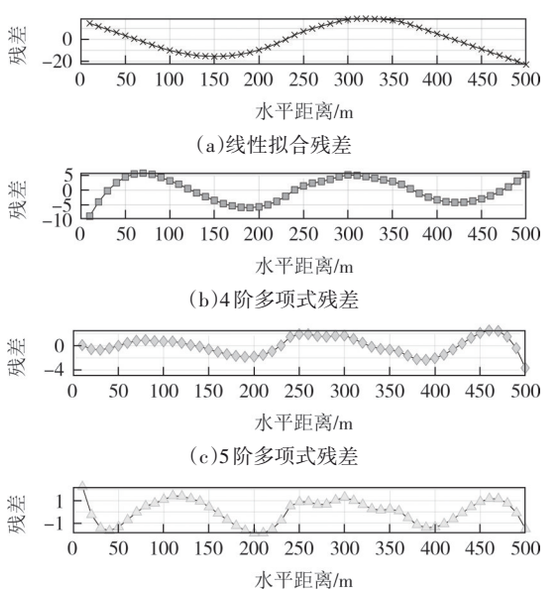


图3 平均路径损耗等高线与最佳高度

Fig.3 Average path loss contour and optimal height

之间最小二乘法线性函数表达式,对该函数分别进行线性函数、不同阶数多项式函数拟合,以提高算法的通用性.多项式拟合直接绘制拟合曲线与实际数据点较好地吻合,对线性函数和阶数为4次、5次、6次的多项式函数拟合残差进一步验证.

由图4可知不同阶数拟合方法的残差情况.4阶多项式残差相较于线性拟合有了明显的减少,波动范围缩小至-10~5之间,仍有一定的偏差.5阶多项式在中间段的拟合较好,但在两端仍有些误差.6阶多项式拟合效果相对最好,但提升效果不明显.



(a)线性拟合残差

(b)4阶多项式残差

(c)5阶多项式残差

(d)6阶多项式残差

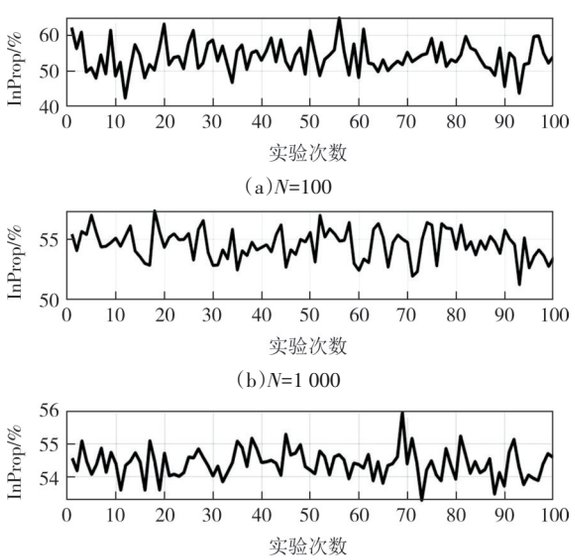
图4 拟合残差

Fig.4 Fitting residual

通过蒙特卡洛实验(Monte Carlo experiment),设定多次总实验次数,在上述范围内生成N个均匀分布的随机数$d_1,d_2,\cdots,d_n$,通过式(13)计算生成点d_n对应的$h(d_n)$,将所有$h(d_n)$值的平均值$\overline{h}(d_n)$作为函数在区间上的估计积分值,并乘以区间长$d_{\max}$,计算该积分值区间占比(interval proportion, IntProp),即

$$\widehat{\text{IntProp}}=\frac{\sum_{n=1}^{N}h(d_n)-NH_{\min}d_{\max}}{N(H_{\max}-H_{\min})d_{\max}} \tag{29}$$

如图5所示,计算$\widehat{\text{IntProp}}$在N为10^2、10^3、10^4的情况下,每次做100组实验的计算值.求得平均值分别为53.734 5%、54.253 4%与54.395 5%.随着N的增加,波动幅度逐渐减小.蒙特卡洛方法样本数量越多,结果的精度越高,随机波动越小.虽然N不同,但各个子图中的IntProp大致维持在53%~55%之间,总体波动保持在一个小范围内.



(a)N=100

(b)N=1 000

(c)N=10 000

图5 蒙特卡洛实验

Fig.5 Monte Carlo experiment

为进一步验证拟合的可靠性,计算拟合曲线均方根误差(root mean square error, RMSE):

$$\text{RMSE}=\sqrt{\frac{\sum_{k=1}^{n}\left(h(d_k)-f(d_k)\right)^2}{n}} \tag{30}$$

以及决定系数(R-squared):

$$R^2=1-\frac{\sum_{k=1}^{n}\left[h(d_k)-f(d_k)\right]^2}{\sum_{k=1}^{n}\left[h(d_k)-\overline{h}(d_k)\right]^2} \tag{31}$$

计算在$d_{\max}$=500 m以及h_m制约条件下IntProp,即

$$\mathrm{IntProp}=\frac{\int_0^{d_{\max}} f\left(d_{m,n}^{x,y}\right)d_{m,n}^{x,y}-H_{\min}d_{\max}}{\left(H_{\max}-H_{\min}\right)d_{\max}} \tag{32}$$

不同拟合曲线拟合参数,结果如表6所示.5阶多项式拟合RMSE与R-squared计算结果分别为1.396 1与0.998 9,对比4阶多项式拟合提升显著,IntProp为54.156 6%,与原始数据估计值基本吻合,后续随着阶数的增加效果提升幅度较低,且存在过拟合的风险.

3.3 优化效果分析

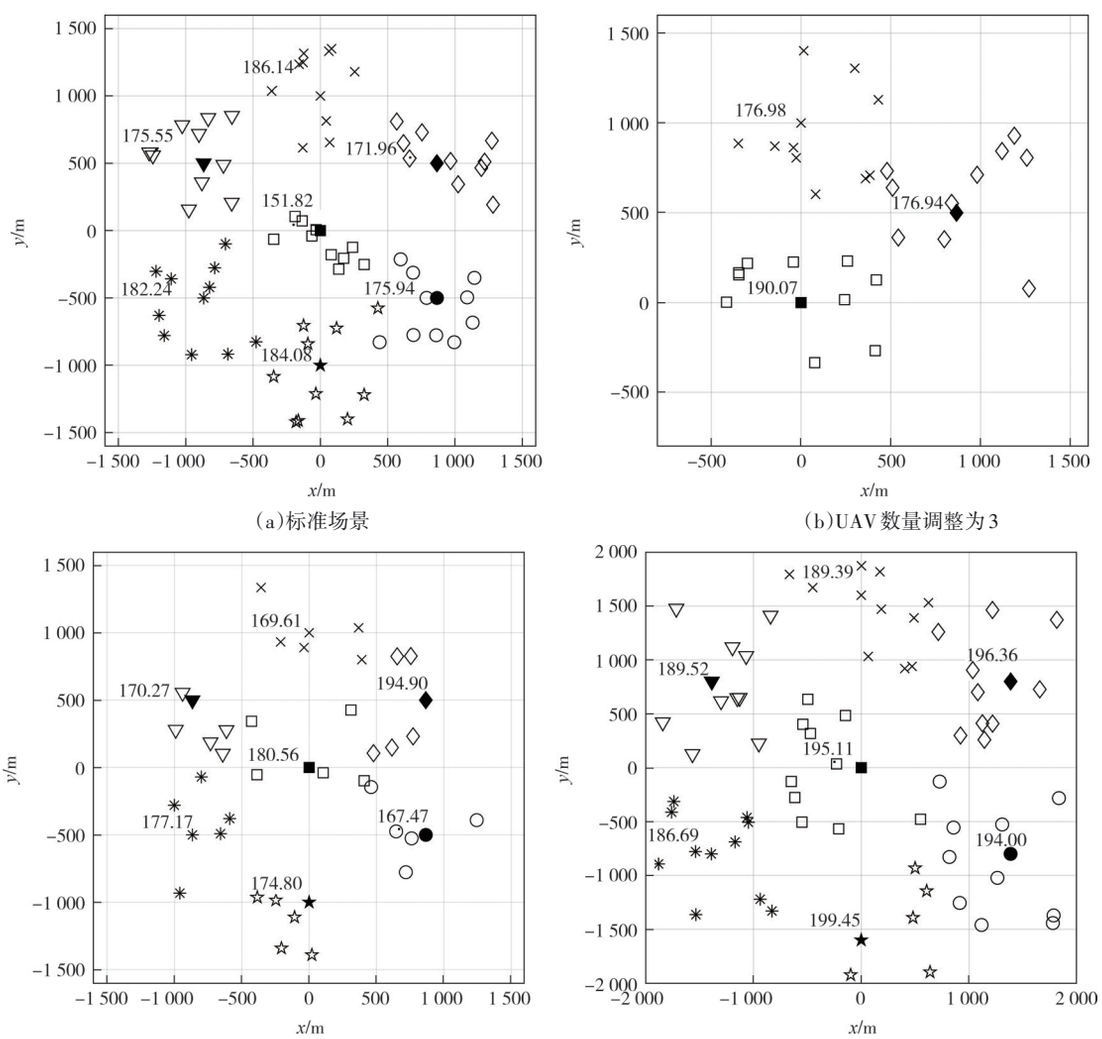
在服务范围内随机生成若干用户,并将服务范围的中心设定为UAV的水平位置.假设UAV数量为7,每个UAV服务10名用户,最大服务范围$d_{\max}$为500 m作为标准场景.

通过调整UAV数量、服务用户数量以及最大服务范围,得到了如图6所示的不同场景初始位置分布.可以观察到,当用户分布在服务范围内且靠近UAV时,用户位置越密集,UAV的初始高度越低.UAV数量或服务用户数量的变化对高度的影响较小,高度随着服务范围的增大而相应调整,以提高视距概率,应对自由空间路径损耗增加所带来的服务质量下降问题.

表6　不同拟合曲线拟合参数对比

Tab.6　Comparison of fitting parameters for different fitting curves

拟合函数	RMSE	R-squared	IntProp/%
线性	12.525 8	0.912 9	53.914 0
4阶多项式	3.923 7	0.991 5	54.149 7
5阶多项式	1.396 1	0.998 9	54.156 6
6阶多项式	1.064 5	0.999 4	54.208 0



(a)标准场景　(b)UAV数量调整为3

(c)服务用户数量调整为5　(d)最大服务范围调整为800 m

图6　不同场景初始位置

Fig.6　Initial position of different scenario

由图7可知在标准场景下QT-RFPSO对UAV发射功率与高度优化前后对比.在保持通信质量的前提下,结果所有UAV发射功率在优化后有不同程度降低,变化率为3.51%~12.29%.QT-RFPSO有效降低了发射功率消耗;优化后的UAV高度整体均做出2.11%~7.79%的适应性调整,初始高度设置具有一定合理性,且QT-RFPSO在该场景下对高度调整有效.

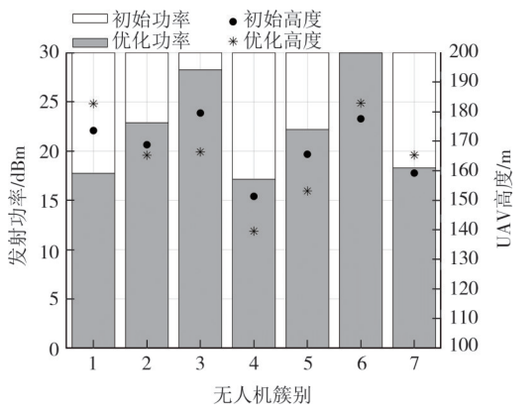


图7 UAV功率与高度优化对比

Fig.7 Comparison of UAV power and height optimization

通过调整UAV数量、服务用户数量以及最大服务范围,考虑到用户生成的随机性,每个场景统计若干次能效优化情况并求平均值,得到了如图8所示的不同场景下能效优化对比.该系统能效随着用户数量的增加而提升,但由于最大发射功率P_{max}制约,系统能效存在上限.不同用户数量下,能效提升率在9.00%~15.80%之间,算法适用于多用户场景.对于UAV数量的变化,随着数量的增加,能效优化相对平稳,但在UAV数量较少时,能效提升不明显,适用于大规模UAV部署场景.在最大距离的变化中,能效优化提升率在最大距离为300 m时效果最佳,达20.09%;随着最大服务范围距离增至1 000 m时,随机用户分布距离服务中心较远,由于高度限制H_{max}的制约,无法继续通过提高视距概率减小路径损耗,故系统能效降低,服务质量差,能效优化仅为2.08%,算法受到一定限制.

3.4 性能与复杂度分析

对标准场景下QT-RFPSO算法进一步分析,由图9可知QT-RFPSO算法在内部不同迭代次数下的优化表现.调整QT-RFPSO算法内部RFPSO算法迭代次数,随着迭代次数从5增加到10,能效提升率由12.26%提升至15.66%,随着内部迭代次数增加到20,能效提升率可达16.98%,且收敛速度有一定提

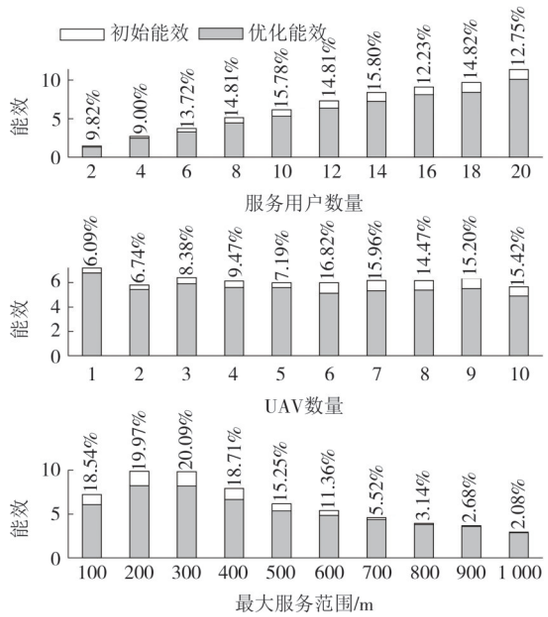


图8 不同场景下能效优化对比

Fig.8 Comparison of energy efficiency optimization in different scenarios

升.当继续提高内部迭代次数,算法内部迭代次数成比例提高,收敛速度与收敛收益减弱,40次时能效提升率仅为17.35%,然而算法复杂度大幅度增加.综合考虑算法收敛速度和优化效果,将内部算法迭代次数设置为20,在一定程度上可平衡优化效果和计算复杂度,从而更有效地使用计算资源,同时也确保了算法在有限时间内能够获得合理的解.

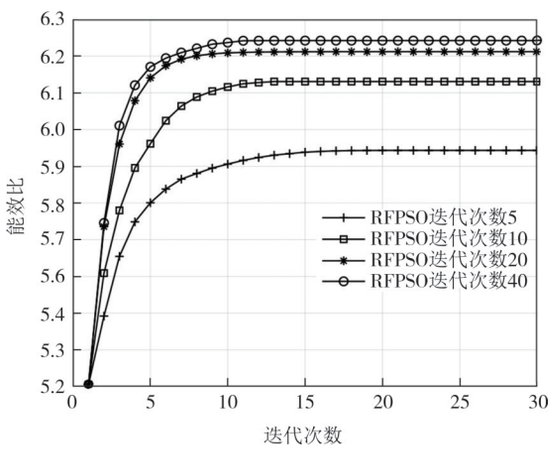


图9 QT-RFPSO算法内部不同迭代次数能效对比

Fig.9 Comparison of different iteration energy efficiencies within the QT-RFPSO algorithm

由图10可知不同协同算法的系统能效随着迭代次数变化而变化的情况,将QT-RFPSO内部RFPSO算法迭代次数设置为20,利用迭代次数同样为20的传统算法优化UAV的高度,联合二次变换控

制功率去共同优化UAV的能效.可以发现,对比QT联合贪婪(greedy algorithm, GA)算法和QT联合模拟退火(simulated annealing, SA)算法,QT-RFPSO在收敛速度以及收敛效果方面均优于两者;相较于QT联合粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法,虽然两者也基本收敛于数值6.22附近,但在收敛速度上有显著优势,但QT-RFPSO在迭代开始阶段能够对UAV进行快速部署调整,能效比提升幅度更为显著.从整个收敛过程可以看出,QT-RFPSO算法可以实现更优的收敛值与更快的收敛速度,进而较大幅度提升系统能效,实现UAV部署最优化.

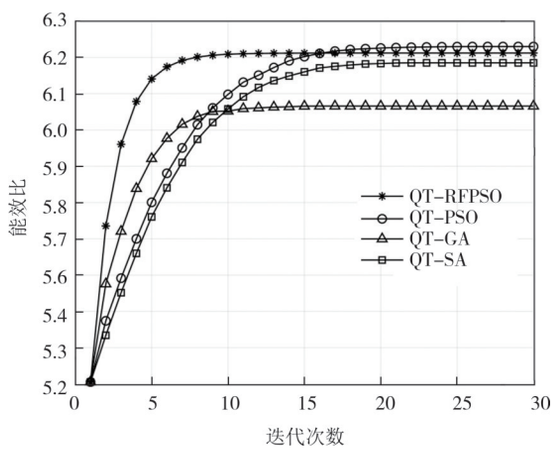


图10　QT-RFPSO与协同传统算法能效对比

Fig.10　Energy efficiency comparison between QT-RFPSO and collaborative traditional algorithms

对QT-RFPSO算法进行时间与空间复杂度分析.该算法主要包括迭代高度优化和功率控制两个核心步骤,算法核心是一个至多执行$I_{\max}$次的循环,为时间复杂度主要决定因素.在主循环内部,算法执行系列计算和优化步骤:

1) CVX工具箱利用内点法涉及矩阵运算,涉及大小为m的功率变量,维度为$N = mn$的信道增益矩阵,时间复杂度包括多项式级别的矩阵运算,故时间复杂度表示为$O(N^3)$.内点法需存储与问题规模相对应的功率控制变量、位置信息与信道增益矩阵,其中信道增益矩阵占用空间最多,其空间复杂度为$O(N)$.

2) 在内部RFPSO算法中,时间复杂度为多项式级别,取决于迭代次数$J_{\max}$、粒子数$N = mn$与比较维度,在每次迭代中需要计算粒子的适应度,则时间复杂度可以表示为$O(J_{\max}N^2)$,需要存储位置信息以及信道增益矩阵,信道增益矩阵的空间复杂度为$O(N)$,高度优化算法复杂度对比如表7所示.

表7　高度优化算法复杂度对比

Tab.7　Comparison of algorithm complexity for height optimization

内部算法	时间复杂度	空间复杂度
RFPSO	$O(J_{\max}N^2)$	$O(N)$
PSO	$O(J_{\max}N^2)$	$O(N)$
GA	$O(J_{\max}N\lg N)$	$O(N)$
SA	$O(J_{\max}N)$	$O(N)$

综上,由于内部迭代次数与用户数量的不确定性,QT-RFPSO算法总体时间复杂度主要取决于同级别两种内部算法时间复杂度之和,表示为$O\left(I_{\max}\left(N^3 + J_{\max}N^2\right)\right)$.由于主循环内部两部分空间复杂度相同,均取决于信道增益矩阵的存储空间大小,故总体空间复杂度为$O(N)$.通过表7可知,QT-RFPSO算法虽然复杂度略高于传统算法,但是该算法可以更好实现复杂度与能效性能之间的权衡.

4　结论

本文针对城市环境应急通信服务,改进了视距概率路径损耗模型,并提出了能效优化复杂分式规划问题,将QT算法结合智能群体算法,提出了QT-RFPSO算法对UAV高度与发射功率联合优化.实验证明,视距概率路径损耗模型对城市环境下的信道状态以及路径损耗描述具有一定的实用性.在上述模型下通过已知UAV与用户的水平距离,寻求该模型下使平均路径损耗最小的部署高度,文中多项式拟合函数在RMSE、R-squared与IntProp分别为1.396 1、0.998 9与54.156 6%,经不同数量蒙特卡洛实验计算,原始数IntProp估计值为54.40%,拟合结果与原始数据高度吻合,具有一定可靠性,在后续算法中一定程度简化了求解部署高度的复杂度.在标准场景下,QT-RFPSO算法对UAV发射功率和部署高度均做出适应性调整,实现了系统性能显著优化,能效提升率可达16.98%.系统能效会随服务用户数量、UAV数量增加而提高,QT-RFPSO算法在不同服务用户数量、UAV数量下能效提升率存在一定幅度波动,在UAV数量较小的情况下能效提升率较低.在UAV服务范围在300 m附近时,该模型算法提升率能达到最佳;随着服务范围提升至1 000 m,算法提升率降低至2.08%,算法受到一定限制.将算法内部迭代次数设定在20时,可以平衡优化效果和计算复杂度.QT-RFPSO算法虽然复杂度略高于传统算

法,但在收敛效果以及收敛速度方面优于大部分传统算法.对比类似算法,QT-RFPSO在迭代开始阶段能对UAV进行更为精确的部署,提升幅度更为明显,实现复杂度与能效性能之间的权衡.

未来的工作考虑通过采用聚类分簇与有效算法对UAV水平位置进行更精准的调整,进一步提升部署的灵活性和能效优化的效果.采用更优的组内功率控制方式,提高算法在更大服务范围的能效提升效率,同时提高系统中用户的公平性.

参考文献

[1] 张海君, 陈安琪, 李亚博, 等. 6G移动网络关键技术[J]. 通信学报, 2022, 43(7): 189-202.
ZHANG H J, CHEN A Q, LI Y B, et al. Key technologies of 6G mobile network[J]. Journal on Communications, 2022, 43(7): 189-202.(in Chinese)

[2] LIU Z X, QI J X, SHEN Y Y, et al. Maximizing energy efficiency in UAV-assisted NOMA-MEC networks [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(24): 22208-22222.

[3] LIU X, FENG J H, LI F, et al. Downlink energy efficiency maximization for RSMA-UAV assisted communications[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2024, 13(1): 98-102.

[4] SU Z J, FENG W M, TANG J, et al. Energy-efficiency optimization for D2D communications underlaying UAV-assisted industrial IoT networks with SWIPT[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(3): 1990-2002

[5] FENG Q X, MCGEEHAN J, TAMEH E K, et al. Path loss models for air-to-ground radio channels in urban environments[C]//2006 IEEE 63rd Vehicular Technology Conference. Melbourne, VIC, Australia. IEEE, 2006: 2901-2905.

[6] AL-HOURANI A, KANDEEPAN S, JAMALIPOUR A. Modeling air-to-ground path loss for low altitude platforms in urban environments[C]//2014 IEEE Global Communications Conference. Austin, TX, USA. IEEE, 2014: 2898-2904.

[7] AL-HOURANI A, KANDEEPAN S, LARDNER S. Optimal LAP altitude for maximum coverage [J]. IEEE Wireless Communi cations Letters, 2014, 3(6): 569-572.

[8] CHEN L, ZHANG W T, KISHK M A, et al. Correlation of line-of-sight probabilities in aerial-terrestrial communications: modeling, analysis, and application [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(5): 7049-7065.

[9] KHUWAJA A A, ZHENG G, CHEN Y F, et al. Optimum deployment of multiple UAVs for coverage area maximization in the presence of co-channel interference[J]. IEEE Access, 2019, 7: 85203-85212.

[10] XU X Z, TAO R T, LI S K, et al. Collaborative UAV deployment and task allocation for environment sensing in multi-UAV networks[C]//2022 IEEE International Conference on Unmanned Systems (ICUS). Guangzhou, China. IEEE, 2022: 738-743.

[11] PLIATSIOS D, GOUDOS S K, LAGKAS T, et al. Drone-base-station for next-generation internet-of-things: a comparison of swarm intelligence approaches [J]. IEEE Open Journal of Antennas and Propagation, 2021, 3: 32-47.

[12] 韩宾, 邓冬梅, 江虹. 基于功率控制的认知无线网络能效研究[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2019, 46(4): 115-120.
HAN B, DENG D M, JIANG H. Study on energy-efficient of cognitive wireless networks based on power control[J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2019, 46(4): 115-120.(in Chinese)

[13] MASARACCHIA A, NGUYEN L D, DUONG T Q, et al. Energy-efficient and throughput fair resource allocation for TS-NOMA UAV-assisted communications [J]. IEEE Transactions on Communications, 2020, 68(11): 7156-7169.

[14] LIU Z X, QI J X, SHEN Y Y, et al. Maximizing energy efficiency in UAV-assisted NOMA-MEC networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(24): 22208-22222.

[15] ARAFAT M Y, MOH S. Localization and clustering based on swarm intelligence in UAV networks for emergency communications [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(5): 8958-8976.

[16] 李国权, 林金朝, 徐勇军, 等. 无人机辅助的NOMA网络用户分组与功率分配算法[J]. 通信学报, 2020, 41(9):21-28.
LI G Q, LIN J Z, XU Y J, et al. User grouping and power allocation algorithm for UAV-aided NOMA network[J]. Journal on Communications, 2020, 41(9): 21-28.(in Chinese)

[17] OMONIWA B, GALKIN B, DUSPARIC I. Optimizing energy efficiency in UAV-assisted networks using deep reinforcement learning [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2022, 11(8): 1590-1594.

[18] 杨青青, 韩卓廷, 彭艺, 等. 基于多密度流聚类的UAV-NOMA用户分簇与功率分配算法[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2024, 51(6): 86-97.
YANG Q Q, HAN Z T, PENG Y, et al. User clustering and power allocation algorithm for UAV-NOMA based on multi-density stream clustering [J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2024, 51(6): 86-97.(in Chinese)

[19] LIU L L, WANG A M, SUN G, et al. Maximizing data gathering and energy efficiency in UAV-assisted IoT: a multi-objective optimization approach [J]. Computer Networks, 2023, 235: 109986.

[20] ABDEL-RAZEQ S, SHAKHATREH H, ALENEZI A, et al. PSO-based UAV deployment and dynamic power allocation for UAV-enabled uplink NOMA network [J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2021, 2021 (1): 2722887.

[21] AL-HOURANI A, KANDEEPAN S, LARDNER S. Optimal LAP altitude for maximum coverage[J]. IEEE Wireless Communi cations Letters, 2014, 3(6): 569-572.

[22] DINKELBACH W. On nonlinear fractional programming [J]. Management Science, 1967, 13(7): 492-498.

[23] SHEN K M, YU W. Fractional programming for communication systems: part Ⅰ: power control and beamforming [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(10): 2616-2630.

[24] NEMIROVSKI A S, TODD M J. Interior-point methods for optimization[J]. Acta Numerica, 2008, 17: 191-234.

[25] PANG J W, LI X H, HAN S. PSO with mixed strategy for global optimization[J]. Complexity, 2023, 2023(1): 7111548.

[26] MA W, FANG Y, FU W, et al. Cooperative localisation of UAV swarm based on adaptive SA-PSO algorithm[J]. The Aeronautical Journal, 2023, 127(1307): 57-75.