

MEC中基于混合元启发的无人机轨迹优化和任务卸载策略

温一虎,王高才,韦燧熠

(广西大学 计算机与电子信息学院, 南宁 530000)

E-mail: wangcgx@163.com

摘要: 在无人机辅助的移动边缘计算通信系统中,无人机作为空中基站接收多个地面移动设备卸载的数据,本文为满足无人机的机动性以及三维避障约束条件,以最大化系统能效(定义为卸载数据总量和无人机能耗的比值)为目标,联合优化无人机飞行轨迹和地面设备任务卸载率,提出一种混合交替元启发式的优化方案。由于该优化问题具有非凸性和分式结构,可先通过Dinkelbach方法将其转化为等价的参数优化问题,然后将其拆分为两个子优化问题分别利用元启发式算法交替进行优化。通过仿真实验验证了所提的联合优化方案的有效性,结果表明,所提方案的无人机通信能效明显高于传统算法,为解决无人机辅助移动边缘计算网络中的能效问题提供了新的思路。

关键词: 移动边缘计算;无人机通信;任务卸载;轨迹优化;三维避障

中图分类号: TP302

文献标识码: A

文章编号: 1000-1220(2026)05-1264-07

Unmanned Aerial Vehicle Trajectory Optimization and Task Offloading Strategy Based on Hybrid Meta Heuristic Algorithm in Mobile Edge Computing

WEN Yihu, WANG Gaocai, WEI Manyi

(School of Computer and Electronic Information, Guangxi University, Nanning 530000, China)

Abstract: In a UAV-assisted mobile edge computing communication system, a UAV acts as an airborne base station to receive data offloaded by multiple ground mobile devices, and in order to satisfy UAV maneuverability as well as 3D obstacle avoidance constraints, and with the goal of maximizing the system energy efficiency (defined as the ratio between the total amount of offloaded data and the UAV's energy consumption), this study jointly optimizes the flight trajectory of the UAV and the ground devices' task offloading rate by proposing an optimization scheme of a hybrid alternating element heuristic. Due to the non-convexity and fractional structure of this optimization problem, it can be transformed into an equivalent parametric optimization problem by Dinkelbach's method, and then split into two sub-optimization problems to be optimized by using the meta-heuristic algorithm alternately respectively. The effectiveness of the proposed joint optimization scheme is verified through simulation experiments, and the results show that the energy efficiency of UAV communication of the proposed scheme is significantly higher than that of the traditional algorithm, which provides a new idea for solving the energy efficiency problem in UAV-assisted mobile edge computing networks.

Keywords: mobile edge computing; UAV communication; task offloading; trajectory optimization; 3D obstacle avoidance

0 引言

随着物联网和通信技术的快速发展,移动终端设备愈发普及,在催生大量智能化应用便利人们生活的同时,也带来了指数级增长的数据量和多元化的数据处理需求^[1]。在传统的云计算模式下,数据需要传输到远程服务器进行处理,这不仅使得延迟和能耗增加,还可能导致带宽瓶颈和数据隐私安全问题。而边缘计算(Edge Computing, EC)作为新兴的计算架构,通过将计算资源和数据存储从云数据中心迁移到离数据源更近的边缘设备上,能够显著提高计算效率和响应速度。

移动边缘计算(Mobile Edge Computing, MEC)是边缘计算的重要补充,与传统固定边缘节点不同,MEC通过移动设备或节点提供灵活的计算支持,特别适用于网络条件动态变

化或基础设施不完善的环境,如智能交通、增强现实和无人机通信等^[2]。

无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)具备灵活部署、机动性强和高效视距通信等特性,通过在无人机上集成计算资源,能够实现对终端设备的高效计算任务辅助处理,降低系统延迟并提升整体能效,是在应对基础设施受限或缺失环境时(如军事、救援和应急响应等)的理想解决方案^[3]。当前,无人机在边缘计算网络系统中主要充当空中数据中继、移动接入点及临时基站等。无论何种形式,其飞行轨迹都关乎网络的能耗和时延,还直接影响到计算效率和服务质量。在此背景下,如何优化无人机的飞行轨迹,合理卸载计算任务,逐渐成为学界和行业研究的热点问题。

本文研究一个无人机辅助移动边缘计算的网络系统,通

过在无人机上搭载缓存与计算资源作为空中基站,为多个处于复杂三维障碍环境中不同高度的地面用户设备提供灵活的通信服务.

本文主要贡献总结如下:

1)研究了在三维空间中,单无人机-多用户场景下,满足无人机机动性以及避障约束条件,接收多个地面移动设备卸载的数据的 MEC 模型.提出通过联合优化无人机飞行轨迹和地面用户设备任务卸载率,以最大限度地提升无人机计算能效,即卸载到无人机的数据比特量与其总能耗的比值.

2)提出一种混合交替元启发式的优化方案.首先利用 Dinkelbach 方法将非线性分式规划问题转化为相应的参数优化问题,然后将其拆分为两个子优化问题分别利用改进的遗传算法和北极海鹦算法交替进行优化.实验结果验证了所提的联合优化方案的有效性,且该方案的无人机能效明显高于传统算法,为解决无人机辅助移动边缘计算网络中的能量效率问题提供了新的思路.

1 相关研究

近年来,无人机技术在 MEC 领域的应用日益广泛.国内外的研究重点围绕无人机轨迹优化、资源调度和计算卸载等关键问题展开.

在无人机轨迹优化方面,文献[4]基于不完全信息通信模型和四旋翼无人机能耗模型,提出一种强化学习求解加速框架,并设计了两种响应式无人机轨迹规划算法以实现能耗优化.文献[5]提出一种三层集成的基于车联网的无人机辅助 MEC 架构,在满足车辆能量消耗状态演化规律的约束条件下,对无人机轨迹进行优化,实现系统总效用最大化.文献[6]提出一种基于逐次凸逼近和块坐标下降法的双无人机-MEC 系统的安全通信方案,有效规划了无人机飞行轨迹来最大化用户的最小安全计算能力.文献[7]提出多种基于元启发式算法和帕累托最优理论的多目标轨迹规划算法,通过准确规划无人机轨迹,以最大限度地降低物联网设备数据传输能耗以及无人机飞行能耗.文献[8]考虑地面用户的任务完成截止时间限制,提出一种离线最优轨迹设计算法以及一种适用于多飞行场景的在线近似算法,通过优化飞行次数和飞行轨迹,最大限度地降低无人机的能耗.

在资源调度和计算卸载方面,文献[9]以最小化总功率为目标,采用集中式多智能体算法和联邦多代理强化学习算法来处理系统中的资源分配和功率控制问题.文献[10]则分别以最小化计算时间和能耗为目标,提出两种基于博弈论的卸载方案,成功求解出最优卸载比例.文献[11]考虑无人机的能量限制,以最大化用户任务迁移吞吐量为目标,提出了一种基于半马尔可夫决策过程和基于深度强化学习的混合方案.文献[12]以降低时延约束下的系统能耗为目标,设计了一种基于遗传算法框架的双层迭代算法,通过优化服务缓存机制、计算卸载策略和资源分配方法来实现系统能效最大化.文献[13]提出一种协作式多智能体深度强化学习框架,使用马尔可夫决策过程优化无人机的计算卸载策略,实现系统延迟最小化以及地面终端之间的公平性.

除上述针对专项问题的研究外,还有不少文献同时针对无人机轨迹、资源调度和计算卸载进行联合优化.文献[14]

为最大限度地降低任务处理延迟,提出一种基于近端策略优化的卸载方案,对无人机飞行轨迹、任务卸载率以及通信资源分配进行了协同优化.文献[15]考虑时延敏感型任务,提出一种基于块坐标下降法的求解方案,共同优化无人机轨迹、资源分配和卸载决策,最大限度地降低设备的总能耗.文献[16]中将无人机作为空中数据中继,提出一种基于粒子群优化的启发式算法,通过联合优化无人机的任务调度和飞行路径,来最小化用户卸载任务的执行时间.文献[17]提出一种基于人工智能的非正交多址接入的无人机辅助边缘计算框架,通过联合优化无人机部署和资源分配,最小化传输延迟和功耗.文献[18]以最大化动态终端用户的最小安全计算能力为目标,提出一种联合动态编程和投标算法,通过对无人机卸载决策、资源分配和轨迹规划进行联合优化.文献[19]提出一种基于李雅普诺夫优化理论的两阶段动态优化方法,通过联合优化任务卸载、通信资源分配及无人机三维轨迹,实现系统综合能耗最小化.文献[20]针对无人机轨迹优化和资源分配问题,提出一种基于深度强化学习的求解方案,在系统性能和无人机能量受限的情况下实现了移动用户能耗的最小化.文献[21]在多无人机辅助网络中,提出一种基于块下降法的交替迭代方法,通过联合优化任务卸载和 MEC 服务器选择决策、传输功率、飞行轨迹和 CPU 频率分配来最小化基于能量和延迟的成本函数.

对现有文献分析发现,在无人机辅助的移动边缘计算研究中仍存在如下问题:

1)上述研究大都以用户设备处于同一平面、无人机定高飞行、场景环境自然空旷为前提.而在无人机辅助边缘计算的现实应用中,尤其是应急救援等复杂场景,其环境条件复杂多变,需要进一步考虑三维空间中的障碍物和用户位置等关键因素.

2)当前研究的性能指标主要集中于延迟、吞吐量、功率、飞行时间以及能耗等,且大都单一或仅为简单加权.为提升系统性能,可综合考虑 MEC 模型中的多个性能指标之间的内在关联,对其进行联合优化.

3)传统的凸优化方法虽在简化模型中有效,但在大规模应用的场景中,系统变量数增加,问题复杂度显著上升,此时传统的凸优化方法将不再适用,可考虑采用更具优势的元启发式算法进行求解.

2 系统模型

本文研究的无人机辅助 MEC 系统模型如图 1 所示.该系

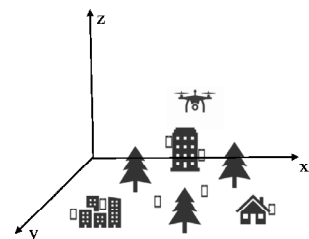


图 1 无人机辅助 MEC 系统模型

Fig. 1 Model of UAV-assisted MEC system

统架构由一架搭载高性能边缘服务器的无人机和 $U(u=1,2,\dots,U)$ 个分布于不同高度层级位置的用户设备组成,场景中

存在 $K(k=1,2,\dots,K)$ 个高威胁障碍物. 无人机从初始位置起飞执行通信服务任务, 在飞行过程中需动态规避障碍物, 同时为用户设备提供稳定的通信服务支持, 在完成服务周期后, 无人机返回起始位置进行能源补给. 用户设备采用部分卸载策略, 将部分任务卸载至无人机边缘服务器处理, 而剩余任务则保留在本地执行.

2.1 网络模型

为实现连续无人机轨迹的离散化处理, 将无人机飞行服务周期 T_f 划分成 N 个等长时隙, 每个时隙长 $\delta_t = \frac{T_f}{N}$.

在三维笛卡尔坐标系下, 无人机在时隙 $t \in \{1, 2, \dots, N\}$ 的飞行高度记为 $h_{(t)}$, 其在水平面的投影坐标 $q_{(t)}$ 表示为 $[x_{(t)}, y_{(t)}]$, 其三维空间中的位置坐标 $c_{(t)}$ 可表示为 $[q_{(t)}, h_{(t)}]$.

由于无人机需在服务周期结束后返回起始点, 其轨迹需满足周期性约束:

$$c_{(1)} = c_{(n)} \quad (1)$$

此外, 无人机飞行过程中飞行高度 $h_{(t)}$ 、飞行速度 $v_{(t)}$ 和飞行加速度 $a_{(t)}$ 分别受其最大飞行高度 h_{max} 、最大飞行速度 v_{max} 和最大飞行加速度 a_{max} 所约束, 则有:

$$h_{(t)} \leq h_{max} \quad (2)$$

$$v_{(t)} = \frac{|c_{(t+1)} - c_{(t)}|}{\delta_t} \leq v_{max} \quad (3)$$

$$a_{(t)} = \frac{|v_{(t+1)} - v_{(t)}|}{\delta_t} \leq a_{max} \quad (4)$$

记用户设备 u 的三维坐标 w_u 为 $[x_u, y_u, z_u]$, 则无人机与第 u 个设备的距离 $d_u(t)$ 表示为 $|w_u - c_{(t)}|$.

为简化分析, 本文以圆柱体对障碍物建模, 第 k 个障碍物的中心坐标 o_k 为 $[x_k, y_k]$, 半径为 r_k , 高为 l_k . 需要确保无人机飞行安全, 可将避障约束分解为水平与垂直两个维度的限制:

$$|q_{(t)} - o_k| \geq r_k + d_{safe} \quad (5)$$

$$h(t) \geq l_k + d_{safe} \quad (6)$$

其中 d_{safe} 为预设安全裕度. 在三维环境中, 无人机只需选择垂直跨越或水平绕行其一即可顺利避开障碍物, 所以将上述两则约束结合为:

$$[|q_{(t)} - o_k| \geq r_k + d_{safe}] \parallel [h(t) \geq l_k + d_{safe}] \quad (7)$$

2.2 信道模型

针对存在障碍物的复杂通信环境, 本文采用莱斯衰落信道模型刻画无人机与用户设备间的无线信道特性, 同时考虑由传播距离决定的大尺度路径损耗和由多径效应(包括障碍物引起的反射、折射和散射等现象)导致的小尺度信号衰落. 用户设备与无人机之间的信道收益表示为:

$$h_u(t) = \sqrt{\beta_{u(t)}} g_u(t) = \sqrt{\beta_0 d_{u(t)}^{-\alpha}} g_u(t) = \sqrt{\beta_0 |w_u - c_{(t)}|^{-\alpha}} g_u(t) \quad (8)$$

其中 $\beta_{u(t)}$ 为大尺度平均信道功率增益, β_0 为发送方与接收方距离为 1m 时的参考信道增益, α 为路径损耗指数. 为小尺度衰落系数, $g_u(t)$ 表示如下:

$$g_u(t) = \sqrt{\frac{k_u(t)}{k_u(t)+1}} g + \sqrt{\frac{1}{k_u(t)+1}} \tilde{g} \quad (9)$$

其中 g 为视距分量且 $|g|=1$, \tilde{g} 为高斯随机变量, $k_u(t)$ 为莱斯因子:

$$k_u(t) = K_1 e^{K_2 \theta_u(t)} \quad (10)$$

式中 K_1, K_2 为环境系数, $\theta_u(t)$ 为时隙 t 用户设备 u 与无人机的仰角, 表示为:

$$\theta_u(t) = \arcsin[(h(t) - z_u)/d_u(t)] \quad (11)$$

由上述可知, 在时隙 t 用户设备 u 与无人机的可达速率可表示为:

$$R_u(t) = B_u(t) \log \left[1 + \frac{|h_u(t)|^2 p_u(t)}{\sigma^2 \Gamma} \right] \quad (12)$$

其中 $B_u(t)$, $p_u(t)$ 分别表示在时隙 t , 第 u 个用户设备与无人机之间的带宽及用户设备卸载任务给无人机时的发送功率, σ^2 表示噪声功率, $\Gamma > 1$ 表示理论高斯信号与实际的调制编码方案间的信噪比(SNR)差距.

2.3 计算模型

系统能耗包括用户设备能耗和无人机能耗, 其中无人机能耗由飞行能耗、任务接收能耗、计算处理能耗和通信能耗四个部分构成. 由于用户设备能耗和无人机能耗之间存在量级差异, 本文仅考虑无人机能耗中受飞行轨迹和卸载数据量影响最大的前 3 类能耗分量.

定义用户设备在时隙 t 内需处理的数据量为 $I_u(t)$, 其中每比特数据处理所需的 CPU 运行周期数为 C_u . 受本地计算能力限制, 用户设备需要将部分任务卸载到无人机进行处理, 任务卸载率记为 $\eta_u(t)$, 且有 $\eta_u(t) \in (0, 1)$, 记 f 表示无人机的计算能力.

时隙 t 用户设备 u 向无人机请求处理的任务数据量为:

$$I_u(t) = I_u(t) \eta_u(t) \quad (13)$$

无人机接收由用户设备发送的待处理任务的能耗为:

$$E_u^{rec}(t) = \frac{p_u(t) I_u(t) \eta_u(t)}{R_u(t)} \quad (14)$$

无人机计算处理其接收到的任务的能耗:

$$E_u^{comp}(t) = I_u(t) \eta_u(t) C_u f^2 \psi \quad (15)$$

其中 ψ 为取决于无人机芯片的电容系数.

无人机飞行能耗主要与其飞行路径及质量有关:

$$E_u^{fly}(t) = \xi \left(\frac{\|c_{(t+1)} - c_{(t)}\|}{\delta_t} \right)^2 \quad (16)$$

其中 $\xi = 0.5M$, M 为无人机有效载荷.

2.4 问题定义

在无人机辅助的移动边缘计算系统中, 有限的机载能量使得无人机能量消耗与计算任务分配之间的平衡成为关键问题. 本文以最大化无人机能效为目标, 在满足无人机机动性约束及其他通信资源限制的条件下, 联合优化无人机三维飞行轨迹和用户设备任务卸载率. 其中能效 γ 定义为无人机成功处理的任务总数据比特数与其消耗总能量的比值, γ 表达式如下:

$$\gamma = \frac{\sum_{t=1}^N \sum_{u=1}^U I_u(t)}{\sum_{t=1}^N \sum_{u=1}^U (E_u^{rec}(t) + E_u^{comp}(t)) + \sum_{t=1}^N E_u^{fly}(t)} \quad (17)$$

其中, $I_u(t)$ 为时隙 t 用户设备 u 卸载至无人机的任务比特数, 无人机总能耗包含飞行能耗 $E_u^{fly}(t)$ 、任务接收能耗 $E_u^{rec}(t)$ 和计算处理能耗 $E_u^{comp}(t)$ 3 部分. 公式(17)量化了任务处理量与总能耗之间的关系, 通过 γ 直接反映无人机的能效性能. 因此, 相应的能效最大化问题可建模为:

$$P1: \max_{c_{(t)}, \eta_u(t)} \gamma_{CSE} \quad (18)$$

$$s. t. C1: [|q_{(t)} - o_k| \geq r_k + d_{safe}] \parallel [h(t) \geq l_k + d_{safe}]$$

$$C2: c_{(1)} = c_{(n)}$$

$$\begin{aligned} C3: & h_{(t)} \leq h_{max} \\ C4: & v_{(t)} \leq v_{max} \\ C5: & a_{(t)} \leq a_{max} \\ C6: & 0 < \eta_u(t) < 1 \end{aligned}$$

在问题 P1 中, C1 表示无人机的避障约束, C2 是无人机服务的周期性约束, C3 ~ C5 分别对无人机的飞行高度、速度和加速度加以限制, C6 规定了每个时隙内用户任务卸载率的可行范围。能效 γ 的优化需通过联合控制无人机轨迹 $c(t)$ 和任务卸载率 $\eta_u(t)$ 实现。轨迹优化直接影响飞行能耗和通信质量, 而卸载率分配决定了计算资源的利用效率。约束 C1 ~ C6 共同保障了无人机在复杂环境中的安全性与服务稳定性, 为后续求解算法设计提供了明确的边界条件。

3 优化问题求解

求解问题 P1 时主要面临两个难点: 1) 目标函数具有非凸特性和分式结构; 2) 优化变量 $c(t)$ 和 $\eta_u(t)$ 间存在复杂的非线性耦合关系。

针对第一个难点, 本文首先基于 Dinkelbach 方法对目标函数的分式结构进行凸转换处理, 将原非凸问题转化为等效的可求解形式。依据 Dinkelbach 方法, 仅在式 (19) 成立时, 可获得原始问题的最优解 γ^* , 该证明过程详见参考文献 [22, 23]。

$$\max_{c(t), \eta_u(t)} \{ \sum_{t=1}^N \sum_{u=1}^U I_u(t) - \gamma^* [\sum_{t=1}^N \sum_{u=1}^U (E_u^{rec}(t) + E_u^{comp}(t)) + \sum_{t=1}^N E^{fy}(t)] \} = 0 \quad (19)$$

由此可以将 P1 等价转换为关于 γ 的参数优化问题:

$$\begin{aligned} P2: \max_{c(t), \eta_u(t)} \{ \sum_{t=1}^N \sum_{u=1}^U I_u(t) - \gamma [\sum_{t=1}^N \sum_{u=1}^U (E_u^{rec}(t) + E_u^{comp}(t)) + \sum_{t=1}^N E^{fy}(t)] \} \\ s. t. \quad C1 \sim C6 \end{aligned} \quad (20)$$

其中 γ 是一个非负参数。求解 P2 时, 先固定一个 γ 值, 然后优化变量 $c(t)$ 和 $\eta_u(t)$, 并根据当前解更新 γ , 迭代至算法收敛得到最优解 γ^* 。

针对第 2 个难点, 可采用交替优化策略在求解优化变量时进行解耦分块, 将原问题分解为两个更易于求解的子问题: 1) 固定无人机轨迹下的用户卸载率优化; 2) 给定卸载率下的无人机轨迹优化。以下分别给出这两个子问题的定义和求解方案。

3.1 用户设备任务卸载优化问题

首先讨论在固定无人机轨迹的条件下, 用户设备 u 在时隙 t 的任务卸载率 $\eta_u(t)$ 的优化问题 P3, 该子问题对应 P1 中的约束条件 C6, 其表达式如下:

$$\begin{aligned} P3: \max_{\eta_u(t)} f_1(\gamma) \\ s. t. \quad C6 \end{aligned} \quad (21)$$

其中, $f_1(\gamma)$ 是关于 γ 的关系式:

$$f_1(\gamma) = \sum_{t=1}^N \sum_{u=1}^U I_u(t) - \gamma \sum_{t=1}^N \sum_{u=1}^U (E_u^{rec}(t) + E_u^{comp}(t)) \quad (22)$$

P3 本质上是一个复杂的组合优化问题, 传统的数学规划方法难以有效求解。本文提出基于遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 的优化方案, 通过仿生进化机制实现卸载率的动态调整, 具体改进如下:

1) 适应度函数设计

最大化 $f_1(\gamma)$ 需平衡数据处理量与能耗成本, 而在无人机轨迹固定时, 飞行能耗 $E^{fy}(t)$ 由路径规划预计算得到, 视为

常数项, 因此可将 $f_1(\gamma)$ 直接作为适应度函数。

2) 编码与种群初始化

采用实数编码策略, 染色体个体由 $U \times N$ 维向量表示, 对应 U 个用户设备在 N 个时隙的卸载率。通过基于预设初始值的平衡初始化策略生成初始种群, 确保 $\eta_u(t) \in (0, 1)$, 以保障种群多样性, 其种群规模 N_p 需权衡搜索效率与计算开销。

3) 遗传操作设计

选择操作: 采用锦标赛选择策略, 从种群中随机选取 k 个个体, 保留适应度最高者进入下一代。该策略既能维持选择压力, 又可避免轮盘赌选择对极端适应度值的过度依赖。

交叉操作: 针对连续变量特性, 使用算术交叉生成子代个体。设父代个体为 η_1 与 η_2 , 子代个体为 η' , 按生成 $\eta' = \alpha_1 \eta_1 + (1 - \alpha_1) \eta_2$, 其中 $\alpha_1 \in [0, 1]$ 为随机权重, 增强全局探索能力。

变异操作: 采用非均匀高斯变异, 对基因 $\eta_u(t)$ 施加扰动 $\eta_u(t)' = \eta_u(t) + N(0, \sigma_t^2)$, 其中 σ_t 为变异强度参数, 随后进行边界修复 (超出时截断)。变异率 P_m 随迭代次数自适应递减, 初期鼓励多样性, 后期加强局部搜索。

4) 约束处理与计算加速

约束 C6 通过编码阶段直接限制与变异后修复双重机制保障。为降低计算复杂度, 目标函数中重复项可预计算缓存, 并行化适应度评估。

3.2 无人机轨迹优化问题

在已知用户设备卸载率的条件下的无人机飞行轨迹优化问题对应求解变量: $c(t) = [q(t), h_{(t)}] = [x_{(t)}, y_{(t)}, z_t]$, 该子问题对应 P1 中的约束条件 C1 ~ C5。问题 P4 表达式为:

$$\begin{aligned} P4: \max_{c(t)} f_2(\gamma) \\ s. t. \quad C1 \sim C5 \end{aligned} \quad (23)$$

其中, $f_2(\gamma)$ 是关于 γ 的关系式:

$$f_2(\gamma) = -\gamma [\sum_{t=1}^N \sum_{u=1}^U (E_u^{rec}(t) + E_u^{comp}(t)) + \sum_{t=1}^N E^{fy}(t)] \quad (24)$$

很明显问题 P4 具有高度的非线性和复杂性, 为平衡计算效率和求解质量, 本文采用北极海鹦优化算法 (Arctic Puffin Optimization, APO) 求解该问题。APO 算法是 Wang 等^[24]提出的一种受北极海鹦生存和捕食行为启发的元启发式优化算法, 因其独特的算法结构和新颖的迭代方法, 具备较强的自适应优化能力。

算法主要包含 3 阶段: 种群初始化、空中飞行 (全局探索) 和 水下觅食 (局部开发), 空中飞行阶段利用 Levy 飞行和速度因子机制提高全局搜索能力, 而水下觅食阶段通过协同效应和自适应变化因子增强局部开发能力。下面给出使用 APO 算法求解问题 P4 的生物学机理及关键描述:

1) 适应度函数设计

基于目标函数 $f_2(\gamma)$, 并结合对应的约束条件设计惩罚函数, 共同构建适应度评价标准 $f_2(\gamma)'$ 。对于违反约束条件的解, 惩罚项定义为:

$$P(\gamma) = \sum_{k=1}^5 C_k \times \max(0, g_k(\gamma))^2 \quad (25)$$

其中 C_k ($k=1, 2, 3, 4, 5$) 为用以调整惩罚力度的动态惩罚系数, 取值随迭代次数递增, $g_k(\gamma)$ 为第 k 项约束条件对应的标准形式的约束函数, 最终适应度函数可表示为:

$$f_2(\gamma)' = f_2(\gamma) + P(\gamma) \quad (26)$$

$f_2(\gamma)'$ 通过权衡目标函数值与约束违反程度, 筛选优质

种群并淘汰低效解。

2) 种群初始化

APO 算法的初始化种群是一个 $N_{p2} \times D_2$ 的矩阵 $X, X = [X_1, X_2, \dots, X_{N_{p2}}]^T$, 其中 N_{p2} 是种群规模, D_2 为变量维数, X_i 是一个 D_2 维变量, 即 $X_i = [X_i^1, X_i^2, \dots, X_i^{D_2}]$, 对应无人机三维轨迹在 N 个时隙的离散坐标。在经典 APO 算法中, 初始个体的位置通常在预设范围内随机生成。这里为提升算法效率, 通过初始值引导搜索方向, 避免完全随机, 加速算法收敛。其中, 初始值根据问题的先验知识获得(对应算法 1 中内层循环交替优化无人机轨迹和卸载率时的前次迭代无人机轨迹坐标), 然后对初始值施加高斯随机扰动引导搜索方向, 以平衡多样性和收敛性。

3) 空中飞行阶段

在空中飞行阶段主要应用两种策略, 第 1 种策略是空中搜索, 通过模拟北极海鹦群体低空协同侦察行为, 寻找猎物丰富且天敌较少的区域, 该策略动态调整位置的更新机制如下:

$$Y_i^{j+1} = X_i^j + (X_i^j - X_i^j) \times L(D_2) + R \quad (27)$$

$$R = \text{round}(0.5 \times (0.05 + \text{rand})) \times \alpha_2 \quad (28)$$

其中, X_i^j 表示当前第 i 只北极海鹦的位置, X_i^j 表示当前种群中除 X_i^j 外随机选择的北极海鹦, $L(D_2)$ 为 Levy 飞行生成的随机数, $\alpha_2 \sim \text{Normal}(0, 1)$ 。

第 2 种策略是俯冲捕食, 当在空中搜索到猎物后, 北极海鹦通过高速俯冲快速改变方向捕食, 该阶段位置更新机制如下:

$$Z_i^{j+1} = Y_i^{j+1} \times S \quad (29)$$

$$S = \tan((\text{rand} - 0.5) \times \pi) \quad (30)$$

其中, 以 S 为速度系数, 模拟俯冲行为。

4) 水下觅食阶段

北极海鹦俯冲入水觅食后, 将针对不同环境动态调整策略。首先是聚集觅食, 通过集体协作觅食策略, 聚集包围鱼群并观察同伴行为以确定最佳潜水点, 位置更新机制如下:

$$W_i^{j+1} = \begin{cases} X_{r_1}^j + F \times L(D_2) \times (X_{r_2}^j - X_{r_3}^j), & \text{rand} \geq 0.5 \\ X_{r_1}^j + F \times (X_{r_2}^j - X_{r_3}^j), & \text{rand} < 0.5 \end{cases} \quad (31)$$

其中 $X_{r_1}^j, X_{r_2}^j$ 和 $X_{r_3}^j$ 表示当前种群中除 X_i^j 外随机选择的 3 个候选解, F 代表合作因子, 用以调节觅食行为。

在聚集觅食后, 当北极海鹦感知当前觅食区域资源枯竭时将采取强化搜索策略, 主动调整潜水位置, 探索新区域以维持食物供给, 该过程位置更新机制如下:

$$Y_i^{j+1} = W_i^{j+1} \times (1 + f_2) \quad (32)$$

$$f_2 = 0.1 \times (\text{rand} - 1) \times \frac{J-j}{J} \quad (33)$$

其中 J 表示总迭代次数, j 表示当前迭代轮次。

北极海鹦在水下可能会遭遇其他捕食者, 此时将利用躲避捕食者策略, 触发群体避险行为, 以协同应对捕食者威胁, 具体位置更新机制如下:

$$Z_i^{j+1} = \begin{cases} X_i^j + F \times L(D_2) \times (X_{r_1}^j - X_{r_2}^j), & \text{rand} \geq 0.5 \\ X_i^j + \beta_2 \times (X_{r_2}^j - X_{r_3}^j), & \text{rand} < 0.5 \end{cases} \quad (34)$$

其中, β_2 为 0 至 1 之间均匀分布的随机数。

最后, 为获得最优解, 将聚集觅食、加强搜索和避开捕食生成的解合并, 按适应度排序后选择前 N 个个体作为新种群。

3.3 联合优化算法设计

1) 算法设计

将本文所提的联合优化无人机飞行轨迹和用户设备任务卸载率的能效最大化算法归纳如下:

算法 1. 基于混合交替元启发式的能效最大化算法 (Hybrid Alternating Metaheuristics for Energy Optimization, HAMEO)

输入: 初始能效值 γ^0 、初始无人机轨迹 $\{c(t)\}^0$ 、初始卸载率 $\{\eta_u(t)\}^0$ 、内、外层最大迭代次数 n_{max}, k_{max} 和收敛阈值 ϵ 。

输出: 最优能效 γ_{cse} 、最优无人机轨迹 $c(t)$ 以及最优任务卸载率 $\eta_u(t)$ 。

外层循环(更新能效 γ):

步骤 1. 固定能效值 $\gamma = \gamma^k$;

内层循环(交替优化 $\eta_u(t)$ 和 $c(t)$):

步骤 2. 给定无人机轨迹 $\{c(t)\}^n$, 通过 GA 算法求解问题 P3, 更新任务卸载率 $\{\eta_u(t)\}^{n+1}$;

步骤 3. 给定任务卸载率 $\{\eta_u(t)\}^{n+1}$, 使用 APO 算法求解问题 P4, 更新无人机飞行轨迹 $\{c(t)\}^{n+1}$;

终止条件: 若达到内层迭代次数上限, 则退出内层循环。

步骤 4. 保存当前最优 $\eta_u(t)$ 和 $c(t)$, 通过式(17)更新能效值 γ^{k+1} 。

终止条件: 若 $\|\gamma^{k+1} - \gamma^k\| \leq \epsilon$ 或外层迭代次数达到 k_{max} , 则退出外层循环。

2) 复杂度分析

该算法计算复杂度由内外两层迭代决定, 外层迭代 k_{max} 次, 内层每次交替执行 GA 算法和 APO 算法, 共 n_{max} 次。

GA 算法单次运行复杂度为 $O(T_{ga} \times N_{p1} \times U \times N)$, APO 算法单次运行复杂度为 $O(T_{apo} \times N_{p2} \times 3 \times N)$, 其中 T_{ga} 和 T_{apo} 是 GA 和 APO 算法内部迭代次数。

因此, 算法计算复杂度可表示为 $O(k_{max} \times n_{max} \times (T_{ga} \times N_{p1} \times U \times N + T_{apo} \times N_{p2} \times 3 \times N))$, 忽略常数项进一步简化为 $O(k_{max} \times n_{max} \times (U \times N))$, 这表明其主要依赖于用户设备数 U 和时隙数 N 。

4 实验结果与分析

考虑一种无人机辅助移动边缘计算的网路架构, 包含单

表 1 实验仿真参数

Table 1 Experimental simulation parameters

参数	符号	设定值
范围	D	100m × 100m × 50m
周期时长	T_f	70s
时隙数	N	40
1m 时的平均信道增益	β_0	-50 dB
噪声功率	σ^2	-100 dBm
信噪比差距	Γ	8.2 dB
路径损耗参数	α	2
信道带宽	$B_u(t)$	1MHz
设备发送功率	$p_u(t)$	30dBm
设备卸载的数据量	$l_u(t)$	[1, 10] Mbit
单位 bit 数据所需 CPU 周期	C_u	10^3 cycles/bit
无人机荷载	M	5kg
无人机最大速度	v_{max}	20 m/s
无人机最大加速度	α_{max}	5m/s ²
无人机计算能力	f	1 GHz
无人机电容系数	ψ	10^{-27}

架无人机和 U 个随机分布的用户设备, 无人机从原点(0,0,0)

出发,完成一个任务周期后返回起点.实验在 WIN10 环境下,基于 MATLAB R2020a 平台进行.硬件配置为 Intel Core i5-12400 处理器,内存 16GB.首先根据表 1 中的仿真参数,在 MATLAB 脚本中定义变量并初始化环境,包括障碍物和用户设备的随机分布、信道模型以及计算任务的配置.然后编程实现本文 HAMEO 算法的核心模块,并与当前主流算法进行性能对比,最后利用 MATLAB 绘图工具箱 (MATLAB Graphics) 实现实验数据的可视化呈现.

4.1 无人机轨迹分析

通过设置不同飞行时隙数的对比实验,绘制了用户设备数量 $U=30$ 时无人机在三维空间中的运动轨迹 (图 2) 及其二

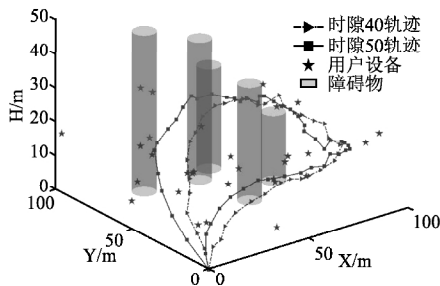


图 2 不同飞行时隙无人机三维轨迹图

Fig. 2 Three-dimensional trajectory maps of UAV with different flight time slots

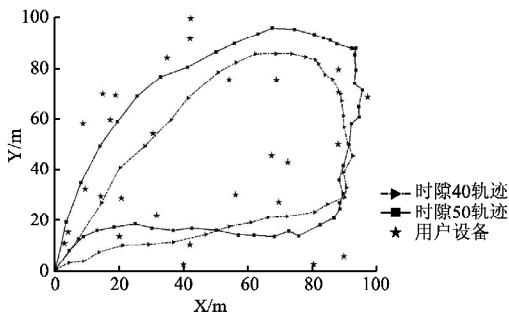


图 3 不同飞行时隙无人机轨迹平面投影图

Fig. 3 Plane projection of UAV trajectories at different flight time slots

维平面投影 (图 3).实验结果表明,本文算法能够有效实现三维避障,无人机在飞行过程中可通过绕行或跨越方式规避障碍物,且路径与障碍物无重叠.结合二维轨迹分析更直观显示,随着时隙数增加,无人机轨迹与用户设备位置的空间匹配度进一步提高,使其能够更接近用户侧,有效提升通信服务质量.

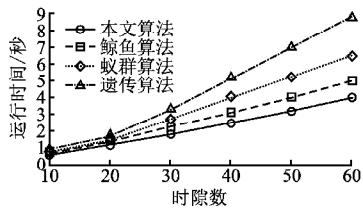


图 4 不同轨迹优化算法耗时

Fig. 4 Time consuming for different trajectory optimization algorithms

为验证 APO 算法在求解问题 P4 时的性能优势,本文将

其与基于 GA 算法^[25]、蚁群算法 (Ant Colony Optimization, ACO)^[26] 和鲸鱼算法 (Whale Optimization Algorithm, WOA)^[27] 的 3 种无人机轨迹规划算法进行对比.

图 4 显示了各算法在不同时隙数下首次实现无人机轨迹稳定所需的运行时间.当时隙数较少时各算法耗时差别不大,随着时隙数增加,GA 算法和 WOA 算法用时快速增长,ACO 算法增长较为缓慢,APO 算法耗时总体保持较低.

4.2 无人机能效分析

为验证本文所提的改进 GA 算法求解问题 P3 时的能效优势,对比另外 3 种不同的卸载策略,即基于 ACO 算法的卸载策略^[28]、基于粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO)^[29] 的卸载策略以及卸载率全为 1 时的完全卸载策略.

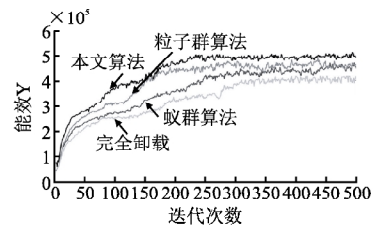


图 5 不同卸载策略性能对比

Fig. 5 Performance comparison of different offloading strategies

实验设置初始能效 $\gamma^0 = 0.1$,最大迭代次数为 500,如图 5 所示,本文所提算法收敛性能良好,且在整个迭代过程中始终保持最优能效.相比之下,基于 PSO 算法和 ACO 算法的优化策略性能稍逊,而 ACO 算法收敛周期较长.完全卸载策略由于缺乏动态优化机制,能效表现显著低于其他 3 种优化算法.

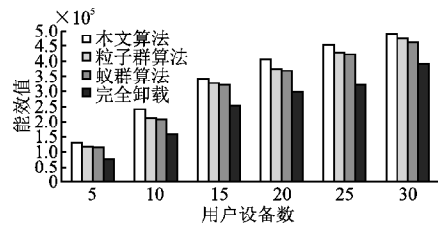


图 6 不同卸载策略下能效变化

Fig. 6 Changes in energy efficiency with different offloading strategies

图 6 对比了不同用户设备数量下各卸载算法的能效表现,随着用户设备数量的增加,所有算法的无人机能量效率均呈现稳定提升趋势,初期增幅比较明显.其中,本文所提算法在所有用户设备数测试场景下均可保持最优性能,进一步验证了其鲁棒性和适应性.

5 总结

本文针对无人机辅助移动边缘计算系统中现有研究的局限性,重点研究了无人机三维轨迹优化与用户设备任务卸载的联合优化问题.首先,基于实际应用场景,建立了包含三维避障约束的系统模型.为优化系统综合性能,以能量效率作为关键性能指标,构建了无人机轨迹与用户任务卸载率的联合

优化模型. 在求解方法上, 采用 Dinkelbach 算法将原非凸问题转化为等效参数优化问题, 进而将其分解为两个子问题分别利用改进 GA 算法和 APO 算法交替进行优化. 最后, 仿真实验验证了所提优化方案的有效性和优越性. 未来研究工作可进一步拓展至多无人机协同场景, 探究多架无人机和用户设备之间的任务调度关系.

References:

- [1] Cao K, Liu Y, Meng G, et al. An overview on edge computing research[J]. *IEEE Access*, 2020, 8(5): 85714-85728.
- [2] Taleb T, Samdanis K, Mada B, et al. On multi-access edge computing: a survey of the emerging 5G network edge cloud architecture and orchestration[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2017, 19(3): 1657-1681.
- [3] Luo J, Wang Z, Xia M, et al. Path planning for UAV communication networks: related technologies, solutions, and opportunities[J]. *ACM Computing Surveys*, 2023, 55(9): 1-37.
- [4] Huang J, Wu B, Duan Q, et al. A fast UAV trajectory planning framework in RIS-assisted communication systems with accelerated learning via multithreading and federating[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2025, doi: 10.1109/TMC.2025.3544903.
- [5] Zhang L, Zhao Z, Wu Q, et al. Energy-aware dynamic resource allocation in UAV assisted mobile edge computing over social internet of vehicles[J]. *IEEE Access*, 2018, 6(9): 56700-56715.
- [6] Lu W, Ding Y, Gao Y, et al. Resource and trajectory optimization for secure communications in dual unmanned aerial vehicle mobile edge computing systems[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2021, 18(4): 2704-2713.
- [7] Abdel Basset M, Mohamed R, Hezam I M, et al. Multiobjective trajectory optimization algorithms for solving multi-UAV-assisted mobile edge computing problem[J]. *Journal of Cloud Computing*, 2024, 13(1): 35.
- [8] Ye W, Zhao L, Zhou J, et al. Energy-efficient flight scheduling and trajectory optimization in UAV-aided edge computing networks[J]. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2024, 11(5): 4591-4602.
- [9] Nie Y, Zhao J, Gao F, et al. Semi-distributed resource management in UAV-aided MEC systems: a multi-agent federated reinforcement learning approach[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(12): 13162-13173.
- [10] Ren Y, Xie Z, Ding Z, et al. Computation offloading game in multiple unmanned aerial vehicle-enabled mobile edge computing networks[J]. *IET Communications*, 2021, 15(10): 1392-1401.
- [11] Li J, Liu Q, Wu P, et al. Task offloading for UAV-based mobile edge computing via deep reinforcement learning[C]//*IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC)*, 2018: 798-802.
- [12] TIAN X Z, MIN X, ZHOU L. UAV-enabled service caching edge computing optimal computation offloading and resource allocation strategy[J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2023, 44(7): 1557-1562.
- [13] Wang S, Song X, Song T, et al. Fairness-aware computation offloading with trajectory optimization and phase-shift design in RIS-assisted multi-UAV MEC network[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(11): 20547-20561.
- [14] YU L S, LI B, YAO Y Z, et al. Performance optimization of blockchain-assisted unmanned aerial vehicle mobile edge computing system[J]. *Netinfo Security*, 2024, 24(9): 1432-1443.
- [15] Li W T, Zhao M, Wu Y H, et al. Collaborative offloading for UAV-enabled time-sensitive MEC networks[J]. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2021, (1): 1-17, doi: 10.1186/s13638-020-01861-8.
- [16] Zhang B, Zhang G, Ma S, et al. Efficient multitask scheduling for completion time minimization in UAV-assisted mobile edge computing[J]. *Mobile Information Systems*, 2020(1): 8791030, doi: 10.1155/2020/8791030.
- [17] Yang Z, Chen M, Liu X, et al. AI-driven UAV-NOMA-MEC in next generation wireless networks[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2021, 28(5): 66-73.
- [18] Zhang Y, Kuang Z, Feng Y, et al. Task offloading and trajectory optimization for secure communications in dynamic user Multi-UAV MEC systems[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2024, 23(12): 14427-14440.
- [19] ZENG Y P, XIA Y T, JIANG W W, et al. Research on UAV-assisted mobile edge computing strategy with weighted energy minimization[J]. *Computer Engineering*, 2024, 50(2): 288-297.
- [20] Chen Y, Yang Y, Wu Y, et al. Joint trajectory optimization and resource allocation in UAV-MEC systems: a Lyapunov-assisted DRL approach[J]. *IEEE Transactions on Services Computing*, 2025, 18(2): 854-867.
- [21] Pervez F, Sultana A, Yang C, et al. Energy and latency efficient joint communication and computation optimization in a multi-UAV-assisted MEC network[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, 23(3): 1728-1741.
- [22] WU Q H, WU W. Algorithm design on energy efficiency maximization for UAV-assisted edge computing[J]. *Journal on Communications*, 2020, 41(10): 15-24.
- [23] Guerekata G M N, Verma R U. *Generalized fractional programming*[M]. New York: Nova Science Publishers, 2017.
- [24] Wang W, Tian W, Xu D, et al. Arctic puffin optimization: a bio-inspired metaheuristic algorithm for solving engineering design optimization[J]. *Advances in Engineering Software*, 2024, 195: 103694, doi: 10.1016/j.advengsoft.2024.103694.
- [25] Xu H, Niu Z, Jiang B, et al. ERRT-GA: expert genetic algorithm with rapidly exploring random tree initialization for multi-UAV path planning[J]. *Drones*, 2024, 8(8): 367, doi: 10.3390/drones8080367.
- [26] Zhang C, Hu C, Feng J, et al. A self-heuristic ant-based method for path planning of unmanned aerial vehicle in complex 3-D space with dense U-type obstacles[J]. *IEEE Access*, 2019, 7(10): 150775-150791.
- [27] Li Y, Gao A, Li H, et al. An improved whale optimization algorithm for UAV swarm trajectory planning[J]. *Advances in Continuous and Discrete Models*, 2024, (1): 40, doi: 10.1186/s13662-024-03841-4.
- [28] Guo Y, Zhao Z, Zhao R, et al. Intelligent offloading strategy design for relaying mobile edge computing networks[J]. *IEEE Access*, 2020, 8(2): 35127-35135.
- [29] You Q, Tang B. Efficient task offloading using particle swarm optimization algorithm in edge computing for industrial internet of things[J]. *Journal of Cloud Computing*, 2021, 10(7): 1-11.

附中文参考文献:

- [12] 田贤忠, 闵旭, 周璐. 无人机辅助的服务缓存边缘计算最优计算卸载决策与资源分配[J]. *小型微型计算机系统*, 2023, 44(7): 1557-1562.
- [14] 余礼苏, 李彪, 姚元志, 等. 区块链辅助无人机移动边缘计算系统的性能优化[J]. *信息安全学报*, 2024, 24(9): 1432-1443.
- [19] 曾耀平, 夏玉婷, 江伟伟, 等. 加权能耗最小化的无人机辅助移动边缘计算策略研究[J]. *计算机工程*, 2024, 50(2): 288-297.
- [22] 吴启晖, 吴伟. 无人机辅助边缘计算的能效最大化算法设计[J]. *通信学报*, 2020, 41(10): 15-24.