

基于轨迹优化的飞行器辅助移动边缘计算中 高能效任务卸载策略

肖川¹, 孙波^{2*}, 张文柱³

(1. 中国空间技术研究院 航天东方红卫星有限公司, 北京 100094;

2. 中国空间技术研究院 北京空间飞行器总体设计部, 北京 100094;

3. 西安建筑科技大学 信息与控制工程学院, 陕西 西安 710055)

摘要: 无人飞行器(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)辅助移动边缘计算作为一种新的服务框架, 能够为偏远地区用户提供计算密集型任务卸载服务。然而, 由于UAV受到自身电量的限制, 难以长时间持续为用户服务。为了提升系统的计算卸载能力和UAV能效, 基于终端功率控制与UAV轨迹优化技术, 设计了UAV辅助计算卸载策略。该策略建立了一个结合智能终端的卸载速率与UAV综合能耗的复合优化函数, 并采用逐次凸近似和二次近似方法求得最优解。通过仿真分析, 验证了所设计的UAV辅助边缘计算卸载策略在提升系统计算卸载能力, 以及在节省UAV综合能耗方面的优越性。

关键词: 无人飞行器; 移动边缘计算; 轨迹优化; 计算卸载

中图分类号: TN929.5; V279

文献标识码: A

doi: 10.62756/csjs.1671-7449.2025084

引用格式: 肖川, 孙波, 张文柱. 基于轨迹优化的飞行器辅助移动边缘计算中高能效任务卸载策略[J]. 测试技术学报, 2025, 39(5): 607-614.

XIAO Chuan, SUN bo, ZHANG Wenzhu. Energy efficient offloading strategy based on trajectory optimization in UAV-assisted edge computing[J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2025, 39(5): 607-614.

Energy Efficient Offloading Strategy Based on Trajectory Optimization in UAV-Assisted Edge Computing

XIAO Chuan¹, SUN Bo^{2*}, ZHANG Wenzhu³

(1. DFH Satellite Co., Ltd., China Academy of Space Technology, Beijing 100094, China;

2. Institute of Spacecraft System Engineering, China Academy of Space Technology, Beijing 100094, China;

3. School of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China)

Abstract: As a new service framework, unmanned aerial vehicle (UAV) assisted mobile edge computing (MEC) can provide users and IoT terminals in remote areas with computing-intensive tasks. However, due to the limitation of the UAV's own power, it is difficult to sustain its services for a long time. To improve the computing offloading capability of the system and the energy efficiency of UAVs, a UAV-assisted computing offloading strategy is designed, which is based on terminal power control and UAV trajectory optimization technology. The strategy establishes a composite optimization function that combines the offloading rate together with the comprehensive energy consumption of UAVs. Through simulation analysis, the superiority of the designed UAV-assisted MEC offloading strategy is verified.

Key words: unmanned aerial vehicle; mobile edge computing; trajectory optimization; computing offloading

收稿日期: 2024-11-25

作者简介: 肖川(1971-), 男, 高级工程师, 主要从事卫星信号处理、移动边缘计算研究。E-mail: xiaochuan1971@sina.com。

* 通信作者: 孙波(1975-), 男, 研究员, 主要从事卫星测试、移动边缘计算研究。E-mail: sunbo75@sina.com。

0 引言

随着新无线通信技术的出现和智能终端数量的增加,超密集无线网络对数据流量的需求正在快速增长。此外,在具有计算密集型功能的智能终端上开发新应用程序需要新兴网络提供更快数据传输速率。受限于硬件条件,目前的智能设备还不能完全支持计算密集型的应用程序。这些应用程序对延迟和带宽的高要求也给5G网络带来了挑战。移动边缘计算(Mobile Edge Computing, MEC)技术是解决应用程序对计算能力的高要求与智能终端的可用计算能力不足的有效手段。在智能终端附近部署具有较强计算能力的MEC服务器,可以提高用户体验质量^[1-3]。然而,传统MEC服务器非常依赖地面基础设施和环境条件,这导致难以在地面基础设施不完善区域应用MEC技术。

然而,无人飞行器(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)支持的MEC可以快速部署并具有灵活的机动性,可以迅速提高覆盖范围和数据速率,能够应对上述挑战^[4-6]。Kalantari等^[7]证明了UAV在这种情况下优于传统的固定接入点,并提到了在5G和其他无线网络中使用UAV的必要性的主要原因。事实上,UAV能够协助传统的固定地面基站在有迫切需求的地方和任何时候提供高数据速率覆盖,特别是在难以预测的情况下。此外,由于UAV的快速部署,它们可在地面基础设施因受到自然灾害破坏时提供临时覆盖。UAV支持的移动边缘计算也可以为物联网、智慧城市等应用提供快速有效的支持,包括数据收集、交换、分析等服务。可见,UAV辅助MEC网络的性能优于地面MEC,能够克服网络中流量过载的动态特性。

目前,很多学者研究UAV辅助的边缘计算卸载技术。Cheng等^[8]引入了一种支持UAV的MEC架构,该架构采用高效的UAV调度和空地合作来协助边缘网络的通信和计算。这项工作扩展到更一般的情况,即UAV被用作云平台,为本地计算能力受限用户提供计算卸载机会^[9]。Jeong等^[10]提出了一种支持MEC的UAV架构,通过优化本地计算位以及完全卸载/下载计算位,将UAV的能源成本降至最低,并研究了非正交多址和正交多址方案的应用。在UAV轨迹优化与资源分配方面,也出现了很多研究成果。Kang等^[11]使用深度确定策略梯度算法获得无人机的最优轨

迹,目标是在UAV完成飞行轨迹的过程中实现低能耗。Yang等^[12]设计了一种在线优化算法,该算法在每个离散时间段内优化移动智能终端的资源分配和UAV的飞行轨迹,在UAV续航距离和保持卸载数据队列稳定性的联合约束下,将全部智能终端的加权平均能耗降至最低。Han等^[13]提出一种新的UAV辅助MEC的任务卸载框架,通过联合优化用户关联和UAV的部署来最小化卸载任务的延迟。

上述研究成果对UAV辅助MEC提供了很多理论和实践支持,但在任务卸载和重新分配过程中仍存在一些挑战。任务卸载决策需要考虑多个因素,包括任务的特征、地面移动终端的发射功率、UAV的位置和可用计算资源以及系统的吞吐量等。当前多数研究工作侧重于优化处理时延和能耗,而对UAV的计算资源约束考虑不足。此外,UAV受其电池电量约束,难以为用户提供长时间持续的MEC服务,UAV提供的总吞吐量是衡量它在单位时间内处理卸载任务能力的重要指标。当前的研究对UAV在执行卸载计算过程中的吞吐量与能耗问题的综合考虑还不够充分。因此,需要设计一种更加平衡的计算卸载策略,在提高UAV续航作业时间的同时提升其吞吐量,确保UAV在电池电量约束的条件下支持智能终端完成卸载任务。

为进一步提高无人机辅助边缘计算的优势,本文基于UAV轨迹优化与智能终端功率控制技术,设计UAV辅助的边缘计算卸载策略,致力于提升系统的计算卸载能力和UAV飞行续航时间。研究成果将有助于推动MEC和UAV技术的融合,为未来智能移动通信领域的发展开辟新的方向。

1 系统模型和问题描述

1.1 通信模型

UAV辅助边缘计算的通信模型是一种将UAV和MEC相结合的网络架构,能够为移动用户提供高效的计算和通信能力。网络模型可以描述为1个搭载MEC服务器的UAV、 M 个地面智能终端和1个云计算中心的网络架构,如图1所示。

地面智能终端包括移动用户或传感器等,用 s_m ($m \in M, M = \{1, 2, \dots, M\}$)表示,UAV滞空工作时间 $t \in [0, T_{\text{total}}]$; t_1, t_2, \dots, t_N 为 $[0, T_{\text{total}}]$ 内 N 个等间隔时刻, $n \in N$ ($N = \{1, 2, \dots, N\}$), 时隙长度 $\tau =$

T_{total}/N 。每个智能终端在一个时隙内均有一个需要执行的计算密集型任务,将智能终端 s_m 需要执行的任务记为 $L_m\{D_m, C_m\}$,其中 D_m 和 C_m 分别表示 s_m 任务的大小(kb)和处理每kb数据所需的CPU周期数(cycle/kb)^[14]。计算任务可以在智能终端本地或卸载到UAV搭载的MEC服务器上执行。UAV上的MEC服务器具有较强的计算能力,能够为地面智能终端执行计算任务卸载服务并将结果发送给地面智能终端设备,但其工作受电池容量的限制。

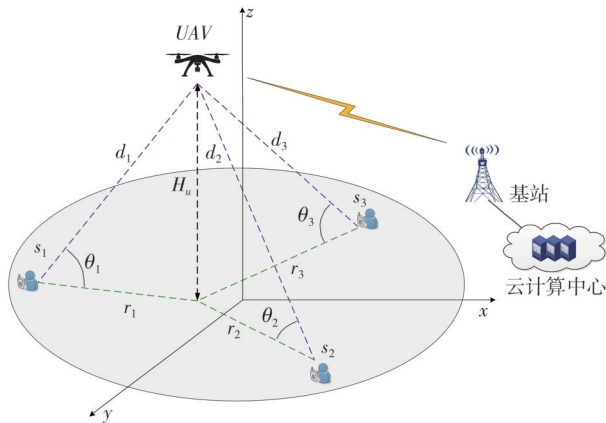


图1 系统模型

Fig. 1 System model

建立一个三维笛卡尔坐标系,智能终端 s_m ($m \in \{1, 2, \dots, M\}$)位于 $z=0$ 的水平面,UAV的飞行高度为 H_u 。智能终端 s_m 在三维坐标系中的坐标可表示为 $I_m(t) = ((x_m(t), y_m(t), 0))$, UAV的坐标可表示为 $I_u(t) = ((x_u(t), y_u(t), H_u))$ 。

1.2 通信模型

本文假定智能终端与UAV之间的地面-空间电波传输为视距链路传输。智能终端 s_m 与UAV之间的三维直角坐标系中的距离为

$$d_{m,u}(t) = \|I_m(t) - I_u(t)\|_3 = \sqrt{(x_m(t) - x_u(t))^2 + (y_m(t) - y_u(t))^2 + H_u^2} \quad (1)$$

智能终端 s_m 与UAV之间的无线信道增益由式(2)确定^[12]。

$$h_{m,u}(t) = \frac{g_0}{d_{m,u}^2(t)} = \frac{g_0}{\|I_m(t) - I_u(t)\|_3^2} \quad (2)$$

式中: g_0 为收、发信机距离为1 m时的信道增益。假设通信信道的干扰是功率谱密度为 N_0 的高斯白噪声,智能终端的发射功率为 $p_m^t(t)$,智能终端至UAV的无线信道带宽为 B_s ,按照香农公式并结合式(1)、式(2),可获得智能终端 s_m 到UAV的上行信道数据传输速率 $r_{m,u}(t)$ 为

$$r_{m,u}(t) = B_s \cdot \log_2 \left(1 + \frac{p_m^t(t) h_{m,u}(t)}{N_0 B_s} \right) = B_s \cdot \log_2 \left(1 + \frac{g_0 p_m^t(t)}{N_0 B_s \cdot \|I_m(t) - I_u(t)\|_3^2} \right) \quad (3)$$

2.3 计算模型与能耗

UAV辅助智能终端计算卸载的步骤包括:首先,智能终端通过上行无线链路将计算密集型任务卸载到UAV,然后由搭载在UAV上的MEC服务器完成计算工作,最后将计算结果通过下行无线链路反馈给智能终端。设UAV搭载的MEC服务器的处理能力为 F_u ,单位是GHz。通常情况下,与上行链路发送的数据量相比,UAV通过下行链路发送给智能终端的计算结果往往数据量非常少,因此可以忽略回程发送时间与能耗^[15]。

设UAV接收智能终端 s_m 发送过来的卸载数据时的接收功率为 p_u^r ,则UAV接收这段数据需要的时间和能耗分别为

$$t_{m,u} = \frac{D_m}{r_{m,u}} \quad (4)$$

$$E_u^r = p_u^r t_{m,u} = \frac{p_u^r D_m}{r_{m,u}} \quad (5)$$

UAV执行 s_m 卸载的计算任务所需时间为

$$t_u^c = \frac{D_m}{F_u} \quad (6)$$

当CPU频率恒定时,计算复杂度与运算时间正相关^[16-17],UAV上搭载的MEC服务器CPU执行计算任务时的功率为 ηF_u^3 , η 为由CPU架构决定的参数。则UAV执行 s_m 卸载的任务所需要的能耗可表示为

$$E_u^c = \eta F_u^3 \cdot t_u^c = \eta F_u^2 D_m \quad (7)$$

设UAV的重量为 M_g ,飞行速度为 $v(t)$,UAV飞行功率常数为 λ ,则UAV在第 n 个时隙内飞行功率 $p_u^f(n)$ 与飞行能耗 $E_u^f(n)$ 分别为

$$p_u^f(n) = \frac{1}{2} \lambda M_g \|v(t_n)\|^2 \quad (8)$$

$$E_u^f(n) = p_u^f(n) \cdot \tau = \frac{1}{2} \lambda M_g \tau \|v(t_n)\|^2 \quad (9)$$

综合式(5)、式(7)、式(9),可以获得UAV在第 n 时隙内的总能耗为

$$E_u^{\text{slot}}(n) = E_u^f(n) + E_u^c(n) + E_u^r(n) \quad (10)$$

2 问题优化模型与求解

2.1 问题优化模型

本文基于优化UAV飞行轨迹,根据卸载任务数量、通信距离等因素,设计智能终端计算卸载

策略,目标是在完成智能终端计算卸载任务的条件下,使UAV的总能耗最小。优化目标函数为

$$\max \sum_{n \in N} \left\{ \sum_{m \in M} \left\{ B_s \cdot \log_2 \left[1 + \frac{g_0 p_m^t(t_n) h_{m,u}(t_n)}{N_0 B_s} \right] \right\} - E_u^{slot}(n) \right\}, \quad (11)$$

s. t. (a) $d_{m,u}(t) < R_{\max} \quad \forall m \in M$,

(b) $L = \{L_m, m \in M\}$,

(c) $I_u(t_1) = (X_0, Y_0, H_u), I_u(t_N) = (X_N, Y_N, H_u)$,

(d) $\frac{\|I_u(t_n) - I_u(t_{n-1})\|_3}{\tau} \leq V_{\max}, n \in N$,

(e) $\sum_n \|I_u(t_n) - I_u(t_{n-1})\|_3 \leq \xi$ 。

式(11)中的约束条件(a)是要求智能终端与UAV之间的距离小于最大通信距离 R_{\max} ;约束条件(b)中的集合L表示UAV要执行的一组卸载任务请求;约束条件(c)指定了UAV的起止位置;约束条件(d)限制了UAV的最大飞行速度;约束条件(e)为控制UAV飞行范围的条件。

2.2 求解方法

寻找非凸函数最优解一般来说比较困难,但是寻找凸函数的最小值方法却非常成熟。通过式(2)可以看到 $h_{m,u}(t)$ 是非凸的,因此,式(11)的优化问题是一个非凸问题。本文利用连续凸近似算法(Successive Convex Approximation, SCA)求解式(11)的最优解。SCA的核心思想是将非凸函数分解为凸函数的和,然后,通过求解每个凸函数的最优解来逼近非凸函数的最优解^[18-19]。针对式(11)的优化问题,本文利用SCA算法将 $h_{m,u}(t)$ 变成凸函数,再通过求解每个凸函数的最优解来逼近非凸函数的最优解,于是可获得式(11)描述优化问题的最优解^[20-22]。具体过程是利用泰勒级数把式(2)所示的 $h_{m,u}(t)$ 展开,利用一阶泰勒展开

$$p_m^t(t_n) \sum_{n \in N} \left\{ \sum_{m \in M} \left\{ -B_s \log_2 \left(1 + \frac{p_m^t(t_n) \cdot h_{m,u}(t_n)}{N_0 B_s} \right) + \tau p_m^t(t_n) \right\} \right\}。 \quad (15)$$

约束条件为: $0 \leq p_m^t \leq p_{\max}^t$, 其中 p_{\max}^t 为智能终端 s_m 的最大发射功率; τ 为时隙间隔, $\tau = T_{\text{total}}/N$ 。

由于不同的智能终端发射功率 $p_m^t(t)$ 之间不存在耦合关系,于是式(15)的优化问题转化为:

$$\begin{cases} \min & p_m^t(t) - B_s \log_2 \left(1 + \frac{p_m^t(t_n) \cdot h_{m,u}(t_n)}{N_0 B_s} \right) + p_m^t(t_n) \cdot \tau, \\ \text{s.t.} & 0 \leq p_m^t(t_n) \leq p_{\max}^t \end{cases} \quad (16)$$

式近似表示 $h_{m,u}(t)$,在求出近似最优解后,再将其代入下一个泰勒展开式,这样就可以找到下一个近似最优解。通过不断迭代逐步逼近最优解,最终得到式(11)的近似最优解。泰勒展开的性质可以保证近似问题与原问题具有相同的一阶性质,具体求解过程如下

$$\begin{aligned} f_m(h_{m,u}(t)) &\approx h_{m,u}(t) |_{I_m(t)=I_m(t')} + \\ &\left(\|I_m(t) - I_u(t)\|_3^2 - \|I_m(t') - I_u(t)\|_3^2 \right) \cdot \\ &\frac{2h_{m,u}(t)}{2\|I_m(t) - I_u(t)\|_3} \Bigg|_{I_m(t)=I_m(t')} \end{aligned} \quad (12)$$

用 $f_m(h_{m,u}(t))$ 替换 $h_{m,u}(t)$,代入式(3),再重新定义一个 $g_m(h_{m,u}(t))$,并重写为

$$\begin{aligned} g_m(h_{m,u}(t)) &\approx B_s \log_2 \left[1 + \frac{p_m^t(t) f_m(h_{m,u}(t))}{N_0 B_s} \right] + \\ &[f_m(h_{m,u}(t)) - f_m'(h_{m,u}(t))] \cdot \\ &\frac{B_s p_m^t(t) f_m'(h_{m,u}(t))}{N_0 B_s + p_m^t(t) f_m'(h_{m,u}(t))} \end{aligned} \quad (13)$$

式(11)描述的优化问题的实质是求最大值问题,用 $g_m(h_{m,u}(t))$ 替换 $r_{m,u}(t)$ 可以将上述求最大值问题替换为

$$\max \sum_{n \in N} \left\{ \sum_{m \in M} g_m(h_{m,u}(t)) - E_u^{slot}(n) \right\}。 \quad (14)$$

下面求解满足条件的最小发射功率 $p_m^t(t)$ 。式(11)中去除与 $p_m^t(t)$ 无关的项,可以获得

式(16)中的负对数函数与比例函数都是凸函数,二者之和仍然是凸函数,因此,优化问题可利用凸函数模型求解方法^[22]。通过迭代优化式(16),更新 $p_m^t(t_n)$,然后依照式(12)更新 $h_{m,u}(t_n)$,就可以获得原始非凸问题式(11)的最优解。为了获得最优 $p_m^t(t_n)$,将式(16)对 $p_m^t(t_n)$ 求一阶导数,可得到

$$p_m^t(t_n) = \frac{B_s}{\tau \cdot \ln 2} - \frac{N_0 B_s}{h_{m,u}(t)} \quad (17)$$

加入约束条件后获得最优发射功率为

$$p_m^*(t) = \begin{cases} 0 & 0 \leq p_i(t_n), \\ p_m^i(t_n) & 0 \leq p_m^i(t_n) \leq p_{\max}^i, \\ p_{\max}^i & p_m^i(t_n) > p_{\max}^i. \end{cases} \quad (18)$$

通过交替调整优化智能终端 m 的发射功率与 UAV 的飞行轨迹, 即可获得式(16)描述得到优化问题的近似最优解。算法流程如图 2 所示。

算法流程

```

k = 1, p_m^i(t_n) = p_m^i(t_{n-1}), I_m(t_n) = I_m(t_{n-1})
while (k < k_max) do
    用公式(18)计算出 p_m^i(t_n)^*
    p_m^i(t_n)_{k+1} = p_m^i(t_n)^*
    把泰勒展开式代入公式(14)中求出 I_m(t_n)^*
    I_m(t_n)_{k+1} = I_m(t_n)^*
    if (||I_m(t_n)_{k+1} - I_m(t_n)_k||_3 + sum_{m in M} |p_m^i(t_n)_{k+1} - p_m^i(t_n)_k| < epsilon)
        break
    end if
    k = k + 1
end while
输出: p_m^i(t_n)^* 和 I_m(t_n)^*

```

图 2 联合优化发射功率与轨迹算法流程

Fig. 2 Flow chart of algorithm for jointly optimizing transmission power and trajectory

在图 2 所示算法中, 通过设置迭代收敛阈值 ϵ 来控制算法的精度。这里需要指出, 使用连续凸近似算法 SCA, 在图 2 所示算法的每次迭代后, 式(16)的目标值单调不递增。由于式(16)的最优值是有限值的下限, 表明搜索方向是原函数值的下降方向, 当获得近似最优解或达到最大迭代次数时算法将终止, 保证算法的收敛性^[20]。参考文献[23]设置 SCA 算法的计算复杂度和迭代次数 k , 以及每次迭代中更新变量的个数。结合本文系统模型参数及在 2.2 节描述的求解过程, 在每个时隙中求解式(11)最优解的计算复杂度表达式为 $O(k_{\max} \cdot M^3)$, 其中, k_{\max} 为算法的迭代次数, M 为地面智能终端的总数。UAV 搭载 MEC 服务器执行上述优化过程。以 MEC 配置为 Intel 酷睿 i5 13600K 处理器为例, 该款处理器采用 6 性能核 + 8 能效核混合架构, 7-ZIP 测试总分 131.8 GIPS, 即每秒可执行 131.8×10^9 个指令, 在地面终端数量 M 不太大的情况下(例如几百数量级), MEC 有足够的计算能力完成上述优化过程。

3 仿真与性能分析

为验证本文所提 UAV 辅助计算卸载策略在

吞吐量和耗能等方面的性能, 开展了基于计算机仿真的评估。考虑水平面 $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$ 的区域, UAV 辅助计算卸载系统使用本文设计的联合优化发射功率与轨迹策略, 并与不采用优化算法的基准方案对比, 评估所设计算法在提升系统吞吐量方面的性能。仿真采用 MATLAB 软件, UAV 搭载的 MEC 服务器采用虚拟设备, MEC 服务器采用的 CPU 型号为 Intel Core i5-13600K, 智能终端采用的处理器型号为 Qcom Snapdragon 845。假设 UAV 飞行高度为 25 m, 其初始位置在水平面(XY 平面)的投影坐标为(0,0), 终止位置在水平面(XY 平面)的投影坐标为(0,100)。在水平面部署 4 个智能终端, 它们在水平面的二维坐标分别为(0,0), (100,0), (100,100), (0,100)。UAV 搭载的 MEC 服务器支持智能终端执行计算卸载任务。表 1 中仿真设计模型的参数值设置参考了文献[24-26], 并根据需要和具体规定进行了适应性调整。

表 1 系统仿真参数

Tab. 1 System simulation parameters

序号	参数描述	量值
1	智能终端数量 M	4
2	上行信道带宽 B_s /MHz	3
3	噪声功率谱密度/(dBm·Hz ⁻¹)	-174
4	智能终端最大发射功率 p_{\max}^i /dBm	27, 30
5	卸载任务大小/KByte	750
6	UAV 飞行高度 H_u /m	25
7	UAV 最大飞行速度 V_{\max} /(m·s ⁻¹)	10
8	UAV 发射功率/dBm	30
9	UAV 接收信号时功率 p_u^r /dBm	21.7
10	UAV 处理能力 F_u /GHz	3.5
11	CPU 架构参数 η /(W·Hz ⁻³)	3E-27
12	UAV 重量 M_g /N	20
13	UAV 飞行功率常数 λ	0.4
14	UAV 同时接受卸载申请数	2
15	仿真时隙数	20, 40
16	迭代收敛阈值 ϵ	0.1
17	仿真最大迭代次数 k_{\max}	500

图 3、图 4 分别表示 $p_{\max}^i = 30 \text{ dBm}$ 时 UAV 的飞行轨迹与 UAV 提供的总吞吐量。从图 3 可以看出, 由于区域中的 4 个智能终端均有卸载需求, UAV 的飞行轨迹从初始位置飞向测试区域的中间位置, 并在区域中心位置附近持续飞行, 最后飞向终止位置。当时隙总数 $N=20$ 时, 在时隙 $t_5 \sim t_{14}$ 期间, UAV 在区域中心位置附近飞行, 此时 UAV 与 4 个智能终端保持均衡的信道增益, UAV 提供约 11.6 Mbps 的较高吞吐量。当时隙总数 $N=40$ 时, 在 $t_5 \sim t_{35}$ 时间段内, UAV 持续在区域中心位置

附近飞行, UAV为4个智能终端保持较长的高质量信道, 持续为智能终端提供卸载服务。

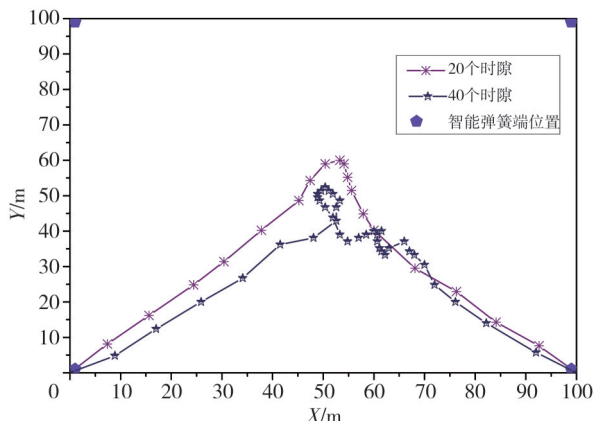


图3 UAV飞行轨迹

Fig. 3 UAV flight trajectory

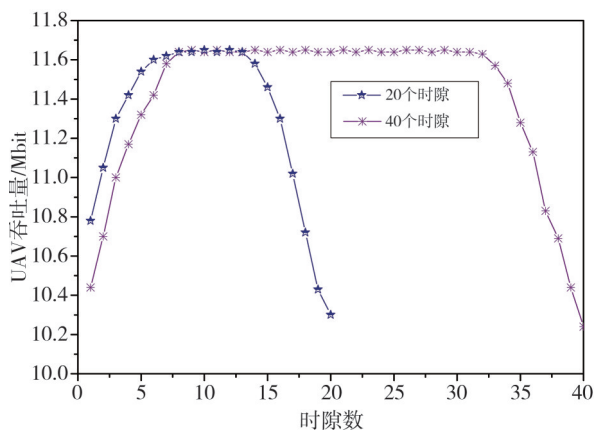


图4 UAV在不同时隙吞吐量

Fig. 4 Throughput of UAV in different time slots

图5表示智能终端 p_{max}^t 分别设置为27 dBm和30 dBm时, 采用轨迹优化与未采用轨迹优化时的吞吐量对比情况。

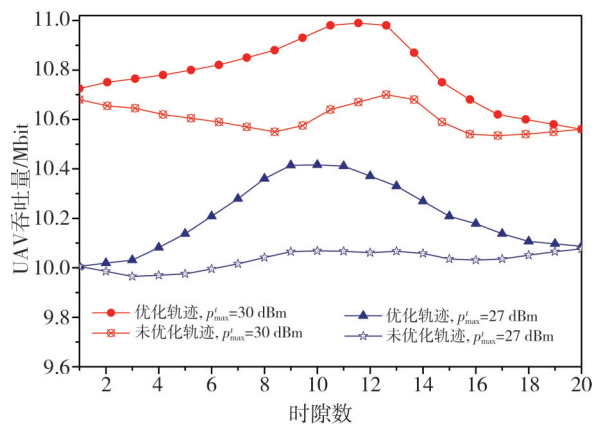


图5 UAV在不同发射功率

Fig. 5 UAV under different transmission powers

当 $p_{max}^t=27$ dBm时, 与未采用轨迹优化算法相比, 采用轨迹优化算法能够获得更高吞吐量,

并且在时隙 $t_9 \sim t_{11}$ 期间获得最大3.6%的吞吐量增量; 当 $p_{max}^t=30$ dBm时, 采用轨迹优化算法同样能够获得更高吞吐量, 并且在时隙 $t_9 \sim t_{12}$ 期间获得3.4%的吞吐量增量。因此, 通过优化飞行轨迹可以提升系统的计算卸载能力。另外, 通过对比不同 p_{max}^t 对应的UAV吞吐量, 可以看出提升智能终端的 p_{max}^t 也能够有效提升系统的计算卸载能力。

图6为交替优化UAV飞行轨迹与智能终端发射功率时系统的吞吐量。

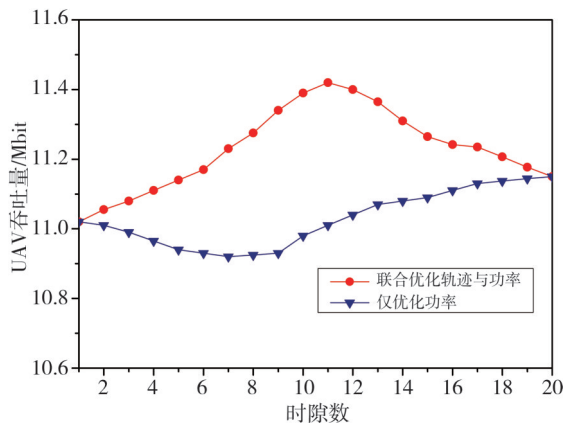


图6 联合优化轨迹与功率

Fig. 6 Joint optimization of trajectory and power

当采用交替优化工作模式时, 在时隙 $t_1 \sim t_9$ 期间, UAV总吞吐量呈上升趋势; 随着时间增加, UAV调整飞行轨迹逐步至区域中心附近并在中心附近盘旋, 在时隙 $t_9 \sim t_{12}$ 期间, 信道质量佳, UAV依次接收智能终端的卸载请求, 吞吐量达到峰值11.5 Mbps; 在时隙 $t_{13} \sim t_{20}$ 期间, 随着UAV自身能耗加大并受到剩余电能约束, UAV向终止位置飞行, 吞吐量呈缓慢下降趋势。对于仅采用功率优化而未优化UAV飞行轨迹的情况, UAV没有在区域中心盘旋的情况。在时隙 $t_1 \sim t_5$ 期间, UAV吞吐量缓慢下降; 在时隙 $t_6 \sim t_9$ 期间, 吞吐量在较低的10.9 Mbps; 在时隙 $t_{10} \sim t_{20}$ 期间, 吞吐量逐渐提高至最大值11.1 Mbps。从上述过程可见, 对比仅仅优化智能终端发射功率的情况, 交替优化UAV飞行轨迹与智能终端发射功率能够提升UAV的吞吐量, 为智能终端提供更多的计算卸载服务。

图7显示了智能终端 $p_{max}^t=30$ dBm、时隙数 $N=20$ 时, 系统采用不同的优化策略时UAV的能耗对比。从图可见, 即使独立采用智能终端发射功率优化或UAV轨迹优化, 均能降低UAV的总能耗。对比不采用优化策略, 系统采用交替优化

智能终端发射功率与 UAV 飞行轨迹的优化策略能够节省大约 19% 的能耗,有效提升 UAV 的工作时间。

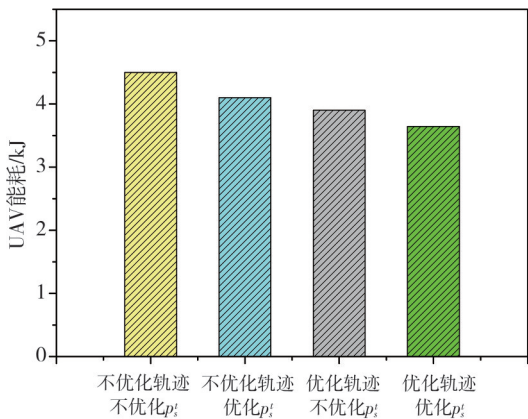


图 7 能耗对比

Fig. 7 Comparison of energy consumption

图 8 所示为本文设计的优化算法的收敛性能。可以观察到,当时隙数 $N=20$ 、收敛阈值 $\epsilon=0.1$,并且联合优化轨迹与功率的情况下,该算法在每个时隙内平均经过 15 次迭代达到收敛。

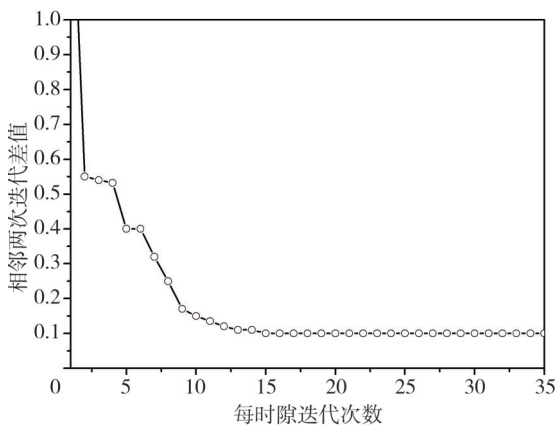


图 8 算法收敛速度

Fig. 8 Convergence speed of the algorithm

4 结 语

针对 UAV 辅助边缘计算场景,设计了一种联合优化智能终端发射功率与 UAV 飞行轨迹的计算卸载策略,以提升系统的执行卸载任务的能力,降低 UAV 承担卸载任务时的能耗和增加滞空工作时间。仿真结果表明,所提出的联合优化计算卸载策略能够提升系统的卸载能力,同时有效节省 UAV 的能耗。这表明终端功率控制与 UAV 飞行轨迹优化策略在 UAV 辅助边缘计算领域起着重要作用。

本文系统模型只考虑了一个 UAV 并采用了

简单的飞行模式。在未来的工作中,我们将进一步研究采用复杂飞行模型的多 UAV 辅助 MEC 系统,研究包括多 UAV 之间的干扰,以及多 UAV 和多地面智能终端之间的计算卸载选择等问题,并推动研究成果的应用和转化。

参考文献:

[1] LI H, XU H, ZHOU C, et al. Joint optimization strategy of computation offloading and resource allocation in multi-access edge computing environment [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(9): 10214-10226.

[2] XIANG K, HE Y. UAV-assisted MEC system considering UAV trajectory and task offloading strategy [C]//ICC 2023-IEEE International Conference on Communications, 2023: 4677-4682.

[3] ZHANG W X, DU Y W. Deep reinforcement learning-based optimization of lightweight task offloading for multi-user mobile edge computing [J]. Journal of Measurement Science and Instrumentation, 2019, 10(4): 219-222.

[4] HUI M, CHEN J, YANG L, et al. UAV-assisted mobile edge computing: optimal design of UAV altitude and task offloading [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23 (10) : 13633-13647.

[5] SHAH Z, JAVED U, NAEEM M, et al. Mobile edge computing (MEC)-enabled UAV placement and computation efficiency maximization in disaster scenario [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(10): 13406-13416.

[6] 胡峰,谷海洋,林军. 无人机协同车载边缘网络中任务卸载策略 [J]. 系统仿真学报, 2023, 35(11) : 2373-2384.

HU Feng, GU Haiyang, LIN Jun. UAV-enabled task offloading strategy for vehicular edge computing networks [J]. Journal of System Simulation, 2023, 35 (11): 2373-2384. (in Chinese).

[7] KALANTARI E, SHAKIR M Z, YANIKOMEROGLU H, et al. Backhaul-aware robust 3D drone placement in 5G wireless networks [C]//2017 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops), 2017: 109-114.

[8] CHENG N, XU W, SHI W, et al. Air-ground integrated mobile edge networks: architecture, challenges, and opportunities [J]. IEEE Communications Magazine, 2018, 56(8): 26-32.

- [9] AN Q, SHEN Y. Air-ground integrated mobile edge computing in vehicular visual sensor networks [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(24): 24395-24405.
- [10] JEONG S, SIMEONE O, KANG J. Mobile edge computing *via* a UAV-mounted cloudlet: optimization of bit allocation and path planning [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(3): 2049-2063.
- [11] KANG H, CHANG X, MIŠIĆ J, et al. Improving dual-UAV aided ground-UAV bi-directional communication security: joint UAV trajectory and transmit power optimization [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022, 71(10): 10570-10583.
- [12] YANG Z, BI S, ZHANG Y A. Dynamic offloading and trajectory control for UAV-enabled mobile edge computing system with energy harvesting devices [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 21(12): 10515-10528.
- [13] HAN Z, ZHOU T, XU T, et al. Joint user association and deployment optimization for de-lay-minimized UAV-aided MEC networks [J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2023, 12(10): 1791-1795.
- [14] FAN L, YAN W, CHEN X, et al. An energy efficient design for UAV communication with mobile edge computing [J]. *China Communications*, 2019, 16(1): 26-36.
- [15] 张良山, 刘旭宁. 资源受限移动边缘计算任务拆分卸载调度决策 [J]. *计算机应用与软件*, 2019, 36(10): 268-273.
ZHANG Genshan, LIU Xuning. Tasks split and offloading scheduling decision in mobile edge computing with limited resources [J]. *Computer Applications and Software*, 2019, 36(10): 268-273. (in Chinese).
- [16] LAGÉN S, PASCUAL-ISERTE A, MUÑOZ O, et al. Energy efficiency in latency-constrained application offloading from mobile clients to multiple virtual machines [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, 66(4): 1065-1079.
- [17] EL-EMARY M, RANJHA A, NABOULSI D, et al. Energy-efficient task offloading and trajectory design for UAV-based MEC Systems [C]//2023 19th International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications, Montreal, Canada, 2023: 274-279.
- [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] TIAN C, LIU A, HUANG G, et al. Successive convex approximation based off-policy optimization for constrained reinforcement learning [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2022, 70: 1609-1624.
- [20] LIPP T, BOYD S. Variations and extension of the convex-concave procedure [J]. *Optimization and Engineering*, 2016, 17(2): 263-287.
- [21] KIM M, CHO H, CUI Y, et al. Joint service caching and computing resource allocation for edge computing-enabled networks [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, 22(12): 9029-9044.
- [22] ZHANG Y, GONG Y, GUO Y. Energy-efficient resource management for multi-UAV-enabled mobile edge computing [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(8): 12026-12037.
- [23] YU Z, FAN G. Joint differential evolution and successive convex approximation in UAV-enabled mobile edge computing [J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 57413-57426.
- [24] XU Y, ZHANG T, LIU Y, et al. UAV-assisted MEC networks with aerial and ground cooperation [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, 20(12): 7712-7727.
- [25] ZENG Y, XU J, ZHANG R. Energy minimization for wireless communication with rotary-wing UAV [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(4): 2329-2345.
- [26] LUO W, SHEN Y, YANG B, et al. Joint 3-D trajectory and resource optimization in multi-UAV-enabled IoT networks with wireless power transfer [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(10): 7833-7848.