

基于区块链和无人机的安全边缘网络卸载策略

余雪勇^{1,2}, 晏云龙^{1,2}, 谭志伟^{1,2}, 朱洪波^{1,2}

(1. 南京邮电大学通信与信息工程学院, 江苏 南京 210003; 2. 南京邮电大学江苏省无线通信重点实验室, 江苏 南京 210003)

摘要: 针对边缘计算中终端接入密集、任务计算压力大的问题, 提出了一种基于区块链与无人机 (unmanned aerial vehicles, UAVs) 的安全边缘计算卸载架构。该架构利用区块链技术整合多个移动边缘计算 (mobile edge computing, MEC) 集群, 实现计算资源的可信协同, 同时提升无人机与终端之间信息交互的安全性。首先, 为提高效率, 该架构对所采用的实用拜占庭容错共识算法进行了优化, 旨在减少区块链任务的计算能耗和时延。其次, 综合考虑了终端的卸载策略、无人机轨迹以及无人机在完成终端卸载任务和区块链任务中的计算资源分配, 构建了一个联合优化问题, 目标是最小化整个网络的时延和能耗。最后, 由于该问题属于混合整数非线性规划问题, 通过交替使用块坐标下降 (block coordinate descent, BCD) 和连续凸近似 (successive convex approximation, SCA) 算法来求解。仿真结果表明, 所提方案能在保证通信安全的同时, 显著地降低系统的时延和能耗, 性能优于其他基线算法。

关键词: 无人机; 移动边缘计算; 区块链; 隐私保护; 轨迹优化

中图分类号:

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.WLW25042

Secure edge network offloading strategy based on blockchain and UAVs

Yu Xueyong^{1,2}, Yan Yunlong^{1,2}, Tan Zhiwei^{1,2}, Zhu Hongbo^{1,2}

1. College of Telecommunications and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China

2. Jiangsu Key Laboratory of Wireless Communications, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China

Abstract: To address the challenges of dense terminal access and high computational pressure in edge computing, a secure edge computing offloading architecture based on blockchain and unmanned aerial vehicles (UAVs) was proposed. The architecture leveraged blockchain technology to integrate multiple mobile edge computing (MEC) clusters, enabling trustworthy collaboration of computing resources while enhancing the security of information exchange between UAVs and terminal devices. Firstly, to improve efficiency, this architecture optimized the adopted practical Byzantine fault tolerance consensus algorithm, aiming to reduce the computational energy consumption and latency of blockchain tasks. Then, considering the terminal offloading strategy, UAV trajectories, and the allocation of computing resources for UAVs in both terminal offloading tasks and blockchain tasks, a joint optimization problem was formulated with the goal of minimizing the overall network latency and energy consumption. Finally, since this problem was a mixed-integer nonlinear programming problem, it was solved by alternately using block coordinate descent (BCD) and successive convex approximation (SCA) algorithms. Simulation results show that the proposed scheme significantly reduces the system latency and the energy consumption while ensuring communication security and outperforms the other baseline algorithms.

Key words: UAV, MEC, blockchain, privacy protection, trajectory optimization

收稿日期: 2025-03-01; 修回日期: 2026-09-04

通信作者: 余雪勇, yuxy@njupt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金项目 (No. 62071247)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No. 62071247)

0 引言

随着物联网 (Internet of things, IoT) 技术的广泛应用, 如人脸识别、自动驾驶等时延敏感型任务不断涌现, 对网络计算能力与通信效率提出了更高的要求^[1-2]。移动边缘计算 (mobile edge computing, MEC) 通过在网络边缘部署计算资源, 有效地降低了时延与能耗, 成为支撑智慧城市等新兴应用的重要技术手段^[3-4]。在终端节点日益密集、业务并发性强的背景下, 固定式 MEC 部署面临资源瓶颈和覆盖弹性不足的问题^[5]。具备灵活部署能力的无人机 (unmanned aerial vehicles, UAVs) 被广泛用于协助 MEC 提供动态计算服务^[6-7]。然而, 由于 UAV 空中通信易受窃听与干扰, 如何保障其在 IoT 场景中的数据安全仍是当前研究的关键挑战^[8-9]。

区块链 (blockchain) 因强大的加密机制和数据可追溯性, 将其部署于边缘服务器上成为了一种热点解决方案^[10-11]。文献[12]探讨了在 MEC 网络中融合区块链, 以数据压缩技术提高计算卸载效率。为安全记录无人机的数据交易, 文献[13]提出了基于区块链的安全数据传输方案, 并设计了一种新型声誉激励机制, 用于选择高声誉无人机执行传感任务。文献[14]引入了支持区块链技术的 MEC 系统, 以保障受损机器通信网络中的数据传输的安全性和可靠性。此外, 文献[15]提出了一种结合 MEC 和区块链技术的无人机辅助物联网系统, 通过区块链记录终端设备与无人机之间的计算事务, 提升系统的安全性和运行效率。文献[16]提出了一种集成区块链和 MEC 的安全空中卸载, 通过采用实用拜占庭容错 (practical Byzantine fault tolerance, PBFT) 共识算法进行区块链任务, 提升了区块链网络的容错性。

上述研究主要存在以下 3 个问题。

(1) 当前的研究主要集中于单集群模式, 将所有无人机部署在单一集群中, 缺乏对多集群架构的探讨。单集群架构的系统模型在扩展性方面存在一定局限, 因此, 考虑多集群架构更贴近实际应用场景。

(2) 缺少对无人机轨迹的讨论。在无人机同时充当边缘计算节点和区块链节点的模型中, 将无人机位置固定, 使其充当空中基站, 导致场景中距离无人机较远的移动终端传输时延和能耗的增加, 这

限制了无人机的移动性和整体网络的性能。

(3) 缺乏对区块链共识算法性能的考虑, 对区块链任务本身的资源消耗关注较少。进行区块链任务时, 只考虑了区块链采用的共识算法对场景安全性的影响, 由于区块链系统的运行涉及区块生成、区块传播和区块验证等卸载任务, 因此, 应该权衡卸载任务和区块链任务的计算资源分配, 以防不必要的资源损失。

针对上述问题, 研究了一种结合移动边缘计算与区块链技术的安全空中卸载网络架构, 旨在降低整个网络的资源损耗, 同时保障数据安全与隐私。在该架构中, 移动终端的卸载策略、无人机轨迹和卸载任务的计算资源分配被视为实现安全计算卸载的核心环节。具体而言, 本文的主要贡献总结如下。

(1) 针对边缘计算中无人机与移动终端间数据传输安全问题, 提出了一种基于区块链和无人机的安全边缘卸载架构。该架构通过引入区块链技术实现多个集群的有效关联, 显著地增强了集群内 UAVs 与终端之间的数据传输安全性及隐私保护能力。

(2) 在所提出的架构中, 区块链系统采用了 PBFT 共识算法, 将整个 UAVs 网络构建为一个联盟链, UAVs 作为区块链节点, 负责对 MEC 系统中的任务卸载记录进行共识和打包, 从而完成对整个网络的隐私保护。

(3) 构建了一个联合优化问题, 综合考虑了 MEC 系统与区块链系统中的计算资源分配、任务卸载调度及 UAVs 轨迹的优化, 目标是最小化网络的时延成本与能耗成本的加权和。为了优化该混合整数非线性规划 (mixed-integer nonlinear programming problem, MINLP) 问题, 采用基于块坐标下降 (block coordinate descent, BCD) 的算法将问题解耦为多个子问题, 交替进行求解。仿真结果表明, 所提算法在性能上优于其他基准算法。

1 系统模型

基于区块链和无人机的安全边缘网络卸载模型如图 1 所示。该架构包括 M 组集群, 每个集群由一架 UAV 和 K 台移动终端组成。每架 UAV 均配备了 MEC 服务器和区块链服务器, 用于支持计算卸载和区块链任务的处理。假设每个移动终端在一个时

隙内有且只有一个卸载任务需要执行，且终端的本地计算资源不足以完成该任务。设集合 $\mathcal{M} = \{1, 2, \dots, M\}$ 表示所有无人机集群，集合 $\mathcal{K} = \{1, 2, \dots, K\}$ 表示每个集群中的移动终端集合。由于每架 UAV 都配备了 MEC 服务器和区块链服务器，这使 UAV 在系统中同时担任计算卸载节点和区块链节点的双重角色，能够并行处理卸载任务和区块链任务。这种设计不仅提升了系统的任务处理能力，还保障了任务卸载过程中的数据安全性和隐私性。针对该架构，考虑到各集群彼此独立且基础设施完全一致，因此，后续的 UAVs 轨迹优化问题简化为单个集群的优化问题，仅须通过区块链层的共识机制实现所有集群间的交互。

如图 1 所示，整个网络被分为两层架构：下层为 MEC-UAV 架构，上层为区块链架构。在 MEC-UAV 层中，UAVs 充当计算节点，对移动终端的计算任务进行处理；在区块链层，UAVs 充当区块链节点，将其处理完的计算结果和终端信息打包成块，节点达成共识后，主节点将区块添加到区块链中。如果交易泄露，可以根据区块链找到报废节点或者恶意节点^[17]，从而修复整个区块链层的正常运转。

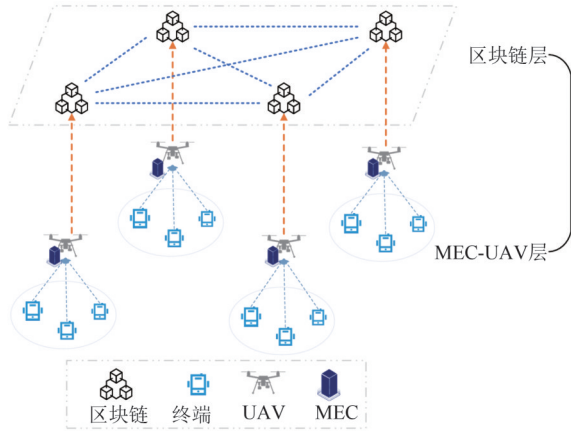


图1 基于区块链和无人机的安全边缘网络卸载模型

1.1 信道模型

信道模型可建模为 UAVs 轨迹和 UAV-user 通信。

(1) UAVs 轨迹：第 k 个移动终端的水平位置表示为 $\mathbf{w}_k = [x_k, y_k]^T$ 。第 m 架 UAV 的飞行周期被定义为 T ，并且假设 UAV 固定在地面以上的高度为 H ，水平位置设为 $\mathbf{q}_m(t) = [u_x(t), u_y(t)]^T$ ，其中， $t \in [0, T]$ 。为了方便无人机轨迹的建模，将连续时

间 T 划分为 $N+1$ 个等长的时隙 $\delta_t = T/(N+1)$ 。因此，第 m 架 UAV 在时隙 n 处的水平位置表示为 $\mathbf{q}_m[n] = [u_x[n], u_y[n]]^T$ ，其中，时隙集合定义为 $\mathcal{N} = \{1, 2, \dots, N+1\}$ ，则第 m 架 UAV 的轨迹可以表示为 $\{\mathbf{q}[n]\}_{n=1}^{N+1}$ 。

(2) UAV-user 通信：将第 m 架 UAV 与移动终端 k 之间的通信链路定义为无限视距（line of sight, LOS）传输，由 UAV 的移动引起的多普勒效应可以被补偿且不计^[18]，因此，UAV 和移动终端 k 之间的信道增益为自由空间路径损耗模型：

$$g_k[n] = \beta_0 d_k^{-2}[n] = \frac{\beta_0}{H^2 + \|\mathbf{q}[n] - \mathbf{w}_k\|^2} \quad (1)$$

其中， $d_k[n]$ 代表了在时隙 n 中 UAV 和移动终端 k 之间的空间距离， β_0 表示当参考距离 $d_0 = 1$ m 时的信道增益。

进一步地，假设移动终端与 UAVs 之间的信息传输采用正交频分多址（orthogonal frequency division multiple access, OFDMA）^[19]，即总的可用带宽 B 被等分为 K 个子载波； $B_k = B/K$ 。因此，第 m 架 UAV 和移动终端 k 在时隙 n 的传输速率表示为：

$$R_k[n] = B_k \log \left(1 + \frac{p_k g_k[n]}{N_0 B_k} \right) = B_k \log \left(1 + \frac{p_k \gamma_0}{H^2 + \|\mathbf{q}[n] - \mathbf{w}_k\|^2} \right) \quad (2)$$

其中， B_k 表示 UAV 与移动终端 k 之间的信道带宽， p_k 表示移动终端 k 的发射功率， $\gamma_0 = \beta_0 / (N_0 B_k)$ 表示 $d_0 = 1$ m 时无人机的参考接收信噪比（signal-to-noise ratio, SNR）， N_0 表示无人机的噪声功率谱密度。

1.2 计算卸载模型

定义在任意时隙 n 内，每个移动终端至多有一个待处理的卸载任务，该任务可表示为 $T_k\{n\} = (S_k[n], C_k[n])$ ，其中， $S_k[n]$ 表示移动终端 k 在时隙 n 传输的卸载任务大小， $C_k[n]$ 表示完成时隙 n 中移动终端 k 的卸载任务所需要的 CPU 周期数。值得注意的是，任意时隙 n ，移动终端 k 的卸载任务数据量应小于该时隙中最大的信息传输量，即：

$$a_k[n] S_k[n] \leq \delta_t R_k[n] \quad (3)$$

其中， $a_k[n] \in \{0, 1\}$ 表示移动终端 k 在时隙 n 是否进行任务卸载， δ_t 表示每个时隙的时间间隔， $\delta_t R_k[n]$ 表示移动终端 k 在时隙 n 中的最大传输信息量。

移动终端卸载任务的处理过程包括时延成本以及能耗成本。

(1) 时延成本：卸载任务处理的时延包括移动终端将任务卸载给 UAVs 的传输时延和 UAVs 处理卸载任务的计算时延。移动终端 k 卸载任务的传输时延为：

$$T_k^{\text{tran}}[n] = \frac{S_k[n]}{R_k[n]} \quad (4)$$

此外，将 MEC-UAV 层中的计算资源分配策略定义为 $F_1 = \{f_k[n], f_k[n] > 0\}$ ，其中， $f_k[n]$ 表示在时隙 n ，UAV 分配给移动终端 k 的计算资源（CPU 周期/s），无人机处理移动终端 k 的卸载任务的计算时延为：

$$T_k^{\text{comp}}[n] = \frac{C_k[n]}{f_k[n]} \quad (5)$$

(2) 能耗成本：卸载任务处理的能耗包括移动终端向 UAVs 传输任务时的传输能耗以及 UAVs 处理任务时的计算能耗。移动终端 k 在时隙 n 时的传输能耗表示为：

$$E_k^{\text{tran}}[n] = p_k T_k^{\text{tran}}[n] = p_k \frac{S_k[n]}{R_k[n]} \quad (6)$$

在 MEC-UAV 层中，MEC 服务器执行卸载任务 $T_k\{n\}$ 的 CPU 频率为：

$$p_C^{\text{exc}} = k_{\text{comp}} f_k^{\text{f}} \quad (7)$$

其中， k_{comp} 表示有效电容开关，其值取决于 MEC 服务器的芯片型号，而 f 对应一个正常数，一般情况下，取值为 3^[20]。因此，UAV 在时隙 n 时处理移动终端 k 的卸载任务所需要的计算能耗为：

$$E_k^{\text{comp}}[n] = p_C^{\text{exc}} T_k^{\text{comp}}[n] = k_{\text{comp}} f_k^2[n] C_k[n] \quad (8)$$

由于卸载任务的大小 $S_k[n]$ 远大于计算结果的大小，因此，忽略 UAVs 将计算结果返回给移动终端的时延和能耗。

此外，定义变量 $A = \{a_k[n] | k \in \mathcal{K}, n \in \mathcal{N}\}$ ，其中， $a_k[n] = 1$ 表示移动终端 k 在第 n 个时隙向 UAV 卸载任务，否则 $a_k[n] = 0$ ，即时隙 n 中移动终端 k 卸载至 UAV 的任务数据量可表示为： $a_k[n] * S_k[n]$ 。须注意的是，在任意时隙 n 中，每架 UAV 仅能处理一个移动终端 k 的卸载任务，即：

$$\sum_{k \in \mathcal{K}} a_k[n] = 1, \forall n \quad (9)$$

基于以上分析，MEC-UAV 层中移动终端 k 的卸载任务 $T_k\{n\}$ 的能耗成本可以表示为：

$$E_k[n] = a_k[n] (E_k^{\text{tran}}[n] + E_k^{\text{comp}}[n]) \quad (10)$$

类似地，移动终端 k 的卸载任务 $T_k\{n\}$ 的时延成本可以表示为：

$$T_k[n] = a_k[n] (T_k^{\text{tran}}[n] + T_k^{\text{comp}}[n]) \quad (11)$$

1.3 区块链模型

在每个集群中，UAVs 上部署了区块链服务器，UAVs 作为区块链节点运行，所有集群中的 UAVs 共同构成联盟链中的完整区块链节点网络，协同执行区块链任务^[21]。在区块链层中，共识节点 UAVs 采用 PBFT 共识算法^[22]，用于验证计算卸载记录的计算结果并生成签名。PBFT 共识算法通常适用于节点数量较少的中小型联盟链场景。即使在联盟链中存在少量恶意节点的情况下，该算法依然能够通过依赖诚实节点的验证信息实现联盟链的共识一致。恶意节点通常指对接收到的消息作出虚假回复甚至伪造信息的节点。然而，PBFT 共识算法可以有效地抵御恶意节点和故障节点的干扰，将由此带来的风险降至最低。

为了增强容错能力，PBFT 共识算法的最大容错节点数量为 $f = (M - 1)/3$ ，其中， M 表示区块链系统的总节点数。区块链共识算法流程如图 2 所示，UAVs 节点分为主节点和副节点。PBFT 共识算法通过选举确定主节点，也可以通过在每轮共识后轮换下一个节点作为主节点，从而保障区块链模型的去中心化特性，实现信息公开透明。在 PBFT 共识协议中，区块链共识的达成需要经历 4 个主要阶段：（1）预准备阶段：所有 UAVs 节点接收来自客户端的请求；（2）准备阶段：UAVs 节点之间相互交换消息以达成初步一致；（3）提交阶段：节点确认信息并记录交易；（4）回复阶段：无人机节点将验证结果反馈给客户端。本模型中，区块仅存储 MEC 节点处理后的结果数据，相较原始任务数据大幅压缩。由于采用节点数量有限的联盟链结构，区块传输开销较小、时延可控，因此本文合理简化

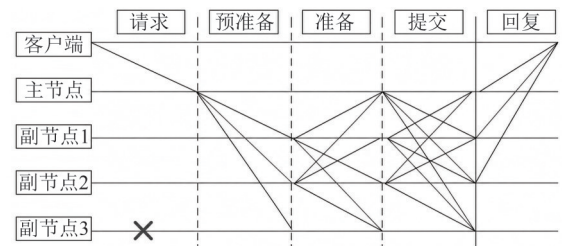


图2 区块链共识算法流程

了 UAVs 在该过程中的通信成本。

客户端首先向主节点发送请求，指示共识过程的启动。系统中的 UAVs 节点从 MEC 系统中收集交易数据，包括加密的用户身份信息、卸载任务结果以及计算卸载记录。主节点需要在接收到事务时验证签名和消息验证码（message authentication code, MAC）。假设所有节点分别需要 γ_1 和 γ_2 CPU 周期来生成或验证一个签名和一个 MAC， ϕ 表示存储在块中的最大事务数， θ 对应于有效事务的比例。因此，主节点的计算成本可以表示为：

$$e_1 = \frac{\phi}{\theta}(\gamma_1 + \gamma_2) \quad (12)$$

当从主节点接收预准备消息时，副节点必须在接收到新区块时继续验证事务的签名和 MAC。然后生成一个签名和 $M-1$ 个 MAC。副节点的计算成本可以表示为：

$$e_2 = \gamma_1 + \gamma_2(M-1) + \phi(\gamma_1 + \gamma_2) \quad (13)$$

在准备阶段，每个副节点都需要向其他节点发送准备消息。节点至少验证 $2f$ 个节点（副节点包括自己）签名和 MAC，然后生成一个签名和 $M-1$ 个 MAC。因此，在此过程中，副节点的计算成本可以表示为：

$$e_3 = \gamma_1 + \gamma_2(M-1) + 2f(\gamma_1 + \gamma_2) \quad (14)$$

在提交阶段，每个节点在接收到来自其他节点的提交消息时都必须验证 $2f$ 个节点签名和 MAC，然后生成一个签名和 MAC。因此，在此过程中，节点的计算成本可以表示为：

$$e_4 = (2f+1)(\gamma_1 + \gamma_2) \quad (15)$$

在回复阶段，当收集 $f+1$ 个匹配的提交消息

$$P(\|\mathbf{v}[n]\|) = P_0 \left(1 + \frac{3\|\mathbf{v}[n]\|^2}{U_{\text{tip}}^2} \right) + P_i \left(\sqrt{1 + \frac{\|\mathbf{v}[n]\|^4}{4v_0^4}} - \frac{\|\mathbf{v}[n]\|^2}{2v_0^2} \right)^{\frac{1}{2}} + \frac{1}{2} d_0 \rho s A_0 \|\mathbf{v}[n]\|^3 \quad (23)$$

其中， P_0 和 P_i 分别表示 UAVs 在悬停状态下的旋翼的轮廓功率和感应功率， U_{tip} 、 v_0 、 d_0 、 ρ 、 s 和 A_0 是与无人机空气动力学相关的参数^[25]。因此，无人机在整段飞行时间内的推进能耗表示为：

$$E_{\text{fly}} = \delta_t \sum_{n=1}^N P(\|\mathbf{v}[n]\|) \quad (24)$$

2 问题制定与优化过程

2.1 优化问题制定

整个 UAVs 系统的总时延成本可以表示为：

时，新的块将成为有效的块，并被广播到区块链系统。在此过程中，计算成本可以表示为：

$$e_5 = (f+1)(\gamma_1 + \gamma_2) \quad (16)$$

在上层区块链架构中，计算资源分配策略被表示为 $F_2 = \{f_m | m \in \mathcal{M}\}$ ， f_m 是区块链节点的计算能力。

基于上述分析，在区块链架构中任务的总时延成本可以由下式给出：

$$T_m = \frac{e_1 + e_2 + e_3 + e_4 + e_5}{f_m} \quad (17)$$

类似于 MEC-UAV 的分析，在区块链架构中，CPU 的计算能力表示为 $p_m = k_{\text{comp}} f_m^3$ 。因此，在区块链系统中任务的总能耗成本可以表示为：

$$E_m = p_m T_m = k_{\text{comp}} f_m^2 T_m \quad (18)$$

1.4 无人机推进模型

由于集群中 UAVs 以固定高度在空中水平飞行推进，因此架构中的能耗成本需要考虑 UAVs 的推进能耗^[23-24]。进一步地，UAV 从初始位置 $\mathbf{q}_0$ 飞行至最终位置 $\mathbf{q}_F$ 的过程中，其飞行速度受到最大飞行速度 V_{max} 的约束。该速度约束确保了 UAVs 在飞行过程中保持稳定的能量消耗，同时为系统设计提供了实际的操作限制条件，因此：

$$\mathbf{q}[1] = \mathbf{q}_0 \quad (19)$$

$$\mathbf{q}[N+1] = \mathbf{q}_F \quad (20)$$

$$\|\mathbf{q}[n+1] - \mathbf{q}[n]\|^2 \leq (\delta_t V_{\text{max}})^2 \quad (21)$$

$$\mathbf{v}[n] = \frac{\mathbf{q}[n+1] - \mathbf{q}[n]}{\delta_t} \quad (22)$$

其中， $\mathbf{v}[n]$ 为 UAVs 在飞行过程中位于时隙 n 处的飞行速度，由此可以得到 UAVs 的飞行功耗为^[25]：

$$T = \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{n \in \mathcal{N}} T_k[n] + \sum_{m \in \mathcal{M}} T_m \quad (25)$$

相应的，整个 UAVs 系统的总能耗成本可以被定义为：

$$E = \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{n \in \mathcal{N}} E_k[n] + \sum_{m \in \mathcal{M}} E_m + \zeta E_{\text{fly}} \quad (26)$$

其中， ζ 是确保无人机推进能耗与无人机处理卸载任务的能耗 $E_k[n]$ 和区块链的共识任务能耗 E_m 有相同水平的映射因子。然后，提出了一个用户关联优化变量 $A = \{a_k[n] | k \in \mathcal{K}, n \in \mathcal{N}\}$ 、无人机轨迹优化

变量 $Q = \{q[n], v[n]\}_{n=1}^N$ 、卸载任务的资源分配变量 $F_1 = \{f_k[n] | k \in \mathcal{K}\}$ 和区块链任务的计算资源分配变量 $F_2 = \{f_m | m \in \mathcal{M}\}$ 的联合优化问题, 以最小化归一化后无人机网络完成卸载任务和区块链共识任务的时延和能耗的加权和为目标, 其中, 时延和能耗分别被归一化为相对于其下界的比值。优化问题为:

$$\begin{aligned}
 \text{P1: } & \min_{A, Q, F_1, F_2} w_1 \frac{E}{E_{\text{LB}}} + (1 - w_1) \frac{T}{T_{\text{LB}}} \\
 \text{s.t. C1: } & q[1] = q_0, q[N] = q_F \\
 \text{C2: } & \|q[n+1] - q[n]\|^2 \leq (\delta_i V_{\max})^2, \forall n \\
 \text{C3: } & v[n] = \frac{q[n+1] - q[n]}{\delta_i}, \forall n \\
 \text{C4: } & \sum_{k \in \mathcal{K}} a_k[n] = 1, \forall n \\
 \text{C5: } & a_k[n] \in \{0, 1\}, \forall k, n \\
 \text{C6: } & S_k[n] \geq 0, \forall k, n \\
 \text{C7: } & \sum_{i=1}^n S_k[n] \leq \sum_{i=1}^n \delta_i R_{k,m}[n], \forall k, n \\
 \text{C8: } & \sum_{k \in \mathcal{K}} a_k[n] f_k[n] + f_m \leq F, \forall m, n \\
 \text{C9: } & f_k[n] \geq 0, f_m \geq 0, \forall k, m, n
 \end{aligned} \tag{27}$$

其中, E_{LB} 与 T_{LB} 分别表示系统能耗 E 与时延 T 可达到的最优下界。 $w_1 (0 \leq w_1 \leq 1)$ 是权重因子, 将目标函数整合为一个整体, 并平衡时延和能耗的权重。 F 表示无人机的最大计算能力, 通过调整 w_1 的值, 可以动态地控制能耗和时延之间的偏好。当无

人机的电池电量不足时, 可以增加 w_1 的值, 以节省更多的计算和通信能耗, 同时, 假如网络要求对时延敏感, 那么则应该减少 w_1 的值以减少时延。约束式 C1 分别对应无人机的初始/终点位置, 约束式 C2 是无人机满足的最大速度约束, 约束式 C3 是无人机的速度约束, 它的速度依靠无人机的前后位置。约束式 C4~C5 是无人机与终端用户之间的任务卸载关系。约束式 C6~C7 表示的是每个终端用户的卸载任务量大小与用户与无人机之间传输容量的因果关系式。约束式 C8 表示的是确保分配给卸载任务和区块链任务的计算资源小于无人机的最大计算能力。优化问题式 P1 是一个典型的 MINLP, 具有较高的求解复杂性。为了解决这一棘手问题, 采用变量解耦合策略, 将问题分解为多个子优化问题^[26], 并通过交替优化的方法对其进行迭代求解, 从而逐步逼近最优解。

2.2 问题求解

2.2.1 MEC-UAV 层优化求解

通过分析目标函数的结构和所提出的优化问题的约束条件, 可以看出二元变量 $a_k[n]$ 的存在使问题式 P1 变得非凸。由于离散变量的优化不适合大规模的问题, 又可见约束式 C5 是离散的, 因此, 为了方便起见, 首先将 $a_k[n]$ 松弛为 $a_k[n] = [0, 1]$, 将 0-1 离散规划问题转化为基于对偶的连续优化方法, 从而有利于算法的构造和实施^[27]。因此, 式中的优化问题可以具体表示为问题式 P2, 如下所示:

$$\begin{aligned}
 \text{P2: } & \min_{A, Q, F_1, F_2} \sum_{n \in \mathcal{N}} \sum_{k \in \mathcal{K}} a_k[n] \left[\frac{w_1}{E_{\text{LB}}} \left(p_k \frac{S_k[n]}{R_k[n]} + k_{\text{comp}} f_k^2[n] C_k[n] \right) + \frac{1 - w_1}{T_{\text{LB}}} \left(\frac{S_k[n]}{R_k[n]} + \frac{C_k[n]}{f_k[n]} \right) \right] + \\
 & \sum_{m \in \mathcal{M}} \left[\frac{w_1}{E_{\text{LB}}} \frac{e_1 + e_2 + e_3 + e_4 + e_5}{f_m} + \frac{1 - w_1}{T_{\text{LB}}} k_{\text{comp}} f_m^2 T_m \right] + \frac{w_1}{E_{\text{LB}}} \zeta \delta_i \sum_{n=1}^N P(\|v[n]\|) \\
 \text{s.t. } & \text{C1} \sim \text{C4}, \text{C6} \sim \text{C9} \\
 & \text{C10: } a_k[n] \in [0, 1], \forall k, n
 \end{aligned} \tag{28}$$

即使处理了 $a_k[n]$ 之后, 问题式 P2 的目标函数的优化变量依旧与其约束相互耦合, 这导致了上述问题还是一个非凸问题。为了解决问题的非凸性, 需要将问题式 P2 分解, 给问题降耦合。首先, 考

虑将上层区块链架构中区块链任务的计算资源分配进行给定赋值, 得到下述优化问题式 P3, 通过求解问题式 P3 可以得到上层 MEC-UAV 架构中用户关联、无人机轨迹和卸载任务的计算资源分配。

$$\begin{aligned}
 \text{P3: } & \min_{A, Q, F_1} \sum_{n \in \mathcal{N}} \sum_{k \in \mathcal{K}} a_k[n] \left[\frac{w_1}{E_{\text{LB}}} \left(p_k \frac{S_k[n]}{R_k[n]} + k_{\text{comp}} f_k^2[n] C_k[n] \right) + \frac{1 - w_1}{T_{\text{LB}}} \left(\frac{S_k[n]}{R_k[n]} + \frac{C_k[n]}{f_k[n]} \right) \right] + \\
 & \sum_{m \in \mathcal{M}} \left[\frac{w_1}{E_{\text{LB}}} \frac{e_1 + e_2 + e_3 + e_4 + e_5}{f_m} + \frac{1 - w_1}{T_{\text{LB}}} k_{\text{comp}} f_m^2 T_m \right] + \frac{w_1}{E_{\text{LB}}} \zeta \delta_i P(\|v[n]\|) \\
 \text{s.t. } & \text{C1} \sim \text{C4}, \text{C6} \sim \text{C10}
 \end{aligned} \tag{29}$$

在上述优化问题式 P3 中, 目标函数包含了 $S_k[n]/R_k[n]$ 项, 其中, $R_k[n]$ 的 q_n 导致函数

非凸。为了解决非凸性，引入了辅助变量 $t_k =$ 题式P3被改写成问题式P4：
 $\{t_k[n] | k \in K\}$ ，满足约束 $t_k[n] \geq (R_k[n])^{-1}$ 。因此问

$$\begin{aligned} \text{P4: } \min_{A, Q, F_1, t_k} \sum_{n \in \mathcal{N}} \sum_{k \in \mathcal{K}} a_k[n] & \left[\frac{w_1}{E_{\text{LB}}} (p_k t_k[n] S_k[n] + k_{\text{comp}} f_k^2[n] C_k[n]) + \frac{1-w_1}{T_{\text{LB}}} \left(t_k[n] S_k[n] + \frac{C_k[n]}{f_k[n]} \right) \right] + \\ & \sum_{m \in \mathcal{M}} \left[\frac{w_1}{E_{\text{LB}}} \frac{e_1 + e_2 + e_3 + e_4 + e_5}{f_m} + \frac{1-w_1}{T_{\text{LB}}} k_{\text{comp}} f_m^3 T_m \right] + \frac{w_1}{E_{\text{LB}}} \xi \delta_t \sum_{n=1}^N P(\|v[n]\|) \\ & \text{s.t. C1} \sim \text{C4, C8} \sim \text{C10} \\ & \text{C11: } t_k[n] \geq (R_k[n])^{-1} \end{aligned} \quad (30)$$

为了后续求解与阅读的便利，记：

$$\Theta_1 = \frac{w_1}{E_{\text{LB}}} (p_k t_k[n] S_k[n] + k_{\text{comp}} f_k^2[n] C_k[n]) + \frac{1-w_1}{T_{\text{LB}}} \left(t_k[n] S_k[n] + \frac{C_k[n]}{f_k[n]} \right) \quad (31)$$

$$\Theta_2 = \frac{w_1}{E_{\text{LB}}} \frac{e_1 + e_2 + e_3 + e_4 + e_5}{f_m} + \frac{1-w_1}{T_{\text{LB}}} k_{\text{comp}} f_m^3 T_m \quad (32)$$

$$\Theta_3 = \frac{w_1}{E_{\text{LB}}} \delta_t P(\|v[n]\|) \quad (33)$$

后续将问题式P4分解成用户关联优化问题、无人机轨迹优化问题和处理卸载任务的计算资源分配优化问题3个子问题进行交替求解，具体流程如下。

(1) 终端用户与UAVs关联：对于给定的UAVs轨迹 Q 、MEC-UAV层的计算资源分配 F_1 以及辅助变量 t_k ，用户关联的优化问题可以表示为问题式P4.1：

$$\begin{aligned} \text{P4.1: } \min_A \sum_{n \in \mathcal{N}} \sum_{k \in \mathcal{K}} a_k[n] \Theta_1 + \sum_{m \in \mathcal{M}} \Theta_2 + \xi \sum_{n=1}^N \Theta_3 \\ \text{s.t. } \sum_{k \in \mathcal{K}} a_k[n] = 1, \forall n \\ a_k[n] \in [0, 1], \forall k, n \\ \sum_{k \in \mathcal{K}} a_k[n] f_k[n] + f_m \leq F, \forall m, n \end{aligned} \quad (34)$$

问题式P4.1的目标函数和约束是关于优化变量 $a_k[n]$ 的凸函数。因此，问题式P4.1是一个凸优化问题，可以通过CVX标准凸程序求解器来解决问题。

(2) 无人机轨迹：对于给定卸载任务的计算资源分配 F_1 和求解出的用户关联变量最优解 A ，无人机的轨迹优化问题可以表示为问题式P4.2：

$$\begin{aligned} \text{P4.2: } \min_{Q, t_k} \sum_{n \in \mathcal{N}} \sum_{k \in \mathcal{K}} a_k[n] \Theta_1 + \sum_{m \in \mathcal{M}} \Theta_2 + \\ \xi \sum_{n=1}^N \Theta_3 \\ \text{s.t. C1} \sim \text{C3, C6} \sim \text{C7, C11} \end{aligned} \quad (35)$$

问题式P4.2中约束式C7和C11为非凸约束，目标函数也是非凸的，因此问题式P4.2是非凸优化问题。首先，为了解决目标函数的非凸性，引入了

辅助变量 $v_n \geq \|v[n]\|$ 。因此推进能耗表达式可以重写为式(36)：

$$\begin{aligned} P(v_n) = P_0 \left(1 + \frac{3v_n^2}{U_{\text{tip}}^2} \right) + \\ P_i \left(\sqrt{1 + \frac{v_n^4}{4v_0^4}} - \frac{v_n^2}{2v_0^2} \right)^{\frac{1}{2}} + \frac{1}{2} d_0 \rho s A_0 v_n^3 \end{aligned} \quad (36)$$

式(36)中第二项是非凸的。这里引入辅助变量 $u_n^2 \geq \sqrt{1 + v_n^4/(4v_0^4)} - v_n^2/(2v_0^2)$ 进行处理，然后转化为：

$$\frac{1}{u_n^2} \leq u_n^2 + \frac{v_n^2}{v_0^2}, \quad \forall n \in N \quad (37)$$

对于不等式(37)的右边部分(right-hand side, RHS)多项式来说，其相对于辅助变量 v_n 和 u_n 是联合凸函数，能够通过一阶泰勒公式展开得到下界；对于 v_n 和 u_n 的任何局部点 $\{v_n^j, u_n^j\}$ (j 表示第 j 次迭代)来说，可以得到其下界函数^[28]：

$$P_n^o = (u_n^j)^2 + 2u_n^j(u_n - u_n^j) + (v_n^j)^2 \frac{1}{v_0^2} + \frac{2v_n^j}{v_0^2} (v_n - v_n^j) \quad (38)$$

在非凸约束式C11和C7的处理中，使用了连续凸近似(successive convex approximation, SCA)算法将其转化为凸约束，可以获得问题的近似解^[29]。通过SCA算法，可以推导出定理1。

定理1 对于在第 r 次迭代任意给定的局部轨迹 $q_m^r[n]$ ，有：

$$\text{lb}\left(1 + \frac{p_k \beta_0}{\sigma^2(H^2 + \|\mathbf{q}_m[n] - \mathbf{w}_k\|^2)}\right) \geq \phi_q\{\mathbf{q}_m[n]\} \quad (39)$$

其中,

$$\phi_q\{\mathbf{q}_m[n]\} = \text{lb}\left(1 + \frac{p_k \beta_0}{\sigma^2 H^2 + \|\mathbf{q}_m^r[n] - \mathbf{w}_k\|^2}\right) - J_r[n] \frac{\|\mathbf{q}_m[n] - \mathbf{w}_k\|^2 - \|\mathbf{q}_m^r[n] - \mathbf{w}_k\|^2}{H^2 + \|\mathbf{q}_m^r[n] - \mathbf{w}_k\|^2} \quad (40)$$

$$J_r[n] = \frac{\beta_0 p_k \text{lb } e}{\sigma^2 H^2 + \beta_0 p_k + \sigma^2 \|\mathbf{q}_m[n] - \mathbf{w}_k\|^2} \quad (41)$$

当等式成立时, 有 $\mathbf{q}_m[n] = \mathbf{q}_m^r[n]$ 。

证明令 $f(x) = \text{lb}\left(1 + \frac{A}{B+x}\right)$, 其中, A 和 B 都是正常数。对于 $x \geq 0$ 来说, 函数 $f(x)$ 是凸函数, 因此在点 x_0 处进行泰勒一阶展开, 得到:

$$f(x) \geq f(x_0) - \frac{\partial f(x)}{\partial x_0}(x - x_0) \quad (42)$$

$$\frac{\partial f(x)}{\partial x_0} = \frac{-(\text{lb } e)A}{(B+x_0)(B+x_0+A)} \quad (43)$$

其中, 式 (43) 是函数 $f(x)$ 在点 x_0 处的一阶导数。证毕。

由定理 1 结果可知, 约束式 C11 被重写为:

$$(t_k[n])^{-1} \leq B_k \phi_q\{\mathbf{q}_m[n]\} \quad (44)$$

其次, 对于约束式 C7, 非凸原因是由 RHS 部分中的 R_k 导致, 因此通过定理 1, 重写约束式 C12:

$$\text{C12: } \sum_{i=1}^n S_k[n] \leq \sum_{i=1}^n \delta_i \phi_q\{\mathbf{q}_m[n]\} \quad (45)$$

因此, 问题式 P4.2 可以被转化为问题式 P4.3, 是凸优化问题; 问题式 P4.3 可以通过 SCA 局部轨迹的迭代来求解, 其过程在算法 1 中进行归纳总结。

$$\text{P4.3: } \min_{Q, t_k} \sum_{n \in \mathcal{N}} \sum_{k \in \mathcal{K}} a_k[n] \Theta_1 + \sum_{m \in \mathcal{M}} \Theta_2 + \xi \sum_{n=1}^N \Theta_3$$

s.t. C1~C3, C6

$$\text{C12: } \sum_{i=1}^n S_k[n] \leq \sum_{i=1}^n \delta_i \phi_q\{\mathbf{q}_m[n]\}, \forall k, n \quad (46)$$

$$\text{C13: } v_n^2 \geq \|\mathbf{v}[n]\|^2, n \in \mathcal{N}$$

$$\text{C14: } \frac{1}{u_n^2} \leq P_n^o, n \in \mathcal{N}$$

$$\text{C15: } (t_k[n])^{-1} \leq B_k \phi_q\{\mathbf{q}_m[n]\}$$

算法 1 SCA 算法求解无人机轨迹 Q

首先, 初始化无人机轨迹 $Q^0 = \{\mathbf{q}^0[n]\}_{n=1}^{N+1}$ 和辅助变量 t_k^0 , 令迭代次数 $r=0$, 并设置最大容忍阈值 $\Theta > 0$ 。将问题式 P4.3 在第 r 次迭代时的目标函

数值记为 $\Omega(r)$ 。在第 r 次迭代中, 给定轨迹 Q^r 和辅助变量 t_k^r , 求解问题式 P4.3, 得到更新后的最优轨迹 Q^{r+1} 和辅助变量 t_k^{r+1} 。随后令 $Q^r = Q^{r+1}$, 并更新 $r = r + 1$ 。重复上述过程, 直至满足 $|\Omega(r) - \Omega(r-1)| \leq \Theta$, 最终得到无人机的优化轨迹 Q 。

(3) 卸载任务的计算资源分配: 在获得移动终端关联 A 、无人机轨迹 Q 和辅助变量 t_k 的最优值后, MEC-UAV 层的卸载任务的计算资源分配的优化问题可以被表述为问题式 P4.4:

$$\begin{aligned} \text{P4.4: } \min_{F_1} & \sum_{n \in \mathcal{N}} \sum_{k \in \mathcal{K}} a_k[n] \Theta_1 + \\ & \sum_{m \in \mathcal{M}} \Theta_2 + \xi \sum_{n=1}^N \Theta_3 \end{aligned} \quad (47)$$

s.t. $\sum_{k \in \mathcal{K}} a_k[n] f_k[n] + f_m \leq F, \forall m, n$
 $f_k[n] \geq 0, \forall k, n$

问题式 P4.4 是凸优化问题, 因此通过标准的凸规划求解器进行求解。此外, 算法 2 总结了求解 UAVs 网络中问题式 P4 的整个流程。

算法 2 BCD 算法求解任务调度 A 、计算资源分配 F_1

首先, 初始化移动终端位置 $\mathbf{w}_k = [x_k, y_k]^T$ 和无人机轨迹 $Q^0 = \{\mathbf{q}^0[n]\}_{n=1}^N$, 令迭代次数 $l = 0$, 并设置最大容忍阈值 $\lambda > 0$ 。将问题式 P2 在第 l 次迭代时的目标函数值记为 $\theta(l)$ 。在第 l 次迭代中, 首先给定 Q^l 、 f_1^l 和 t_k^l , 求解问题式 P4.1, 得到最优解 A^{l+1} ; 随后给定 A^{l+1} 和 f_1^l , 结合算法 1 求解问题式 P4.3, 得到最优解 t_k^{l+1} 和 Q^{l+1} ; 最后给定 A^{l+1} 、 Q^{l+1} 和 t_k^{l+1} , 求解问题式 P4.4, 得到最优解 f_1^{l+1} 。之后令 $l = l + 1$, 重复上述过程, 直至满足 $|\theta(l) - \theta(l-1)| \leq \lambda$ 。最终得到最优解 Q^* 、 A^* 和 f_1^* 。

2.2.2 区块链层优化求解

优化完 EMC-UAV 层的资源后, 问题式 P2 简化为区块链任务的计算资源分配问题式 P5:

$$\begin{aligned} \text{P5: } \min_{F_2} & \sum_{n \in \mathcal{N}} \sum_{k \in \mathcal{K}} a_k[n] \Theta_1 + \\ & \sum_{m \in \mathcal{M}} [w_1 \frac{e_1 + e_2 + e_3 + e_4 + e_5}{f_m} + \\ & (1 - w_1) k_{\text{comp}} f_m^3 T_m] + \xi \sum_{n=1}^N \Theta_3 \end{aligned} \quad (48)$$

$$\text{s.t. } \sum_{k \in \mathcal{K}} a_k[n] f_k[n] + f_m \leq F, \forall m, n$$

$$f_m[n] \geq 0, \forall k, n$$

问题式 P5 是凸优化问题, 因此用 CVX 优化工

具箱来解决区块链任务的计算资源分配问题。

综合上述整个 UAVs 网络中的优化问题求解移动终端关联 A 、无人机轨迹 Q 、卸载任务的计算资源分配 F_1 和区块链任务的计算资源分配 F_2 ，提出了解决问题式 P2 的整体算法，交替优化算法用于解决所提出的优化目标问题如算法 3 所示。

算法 3 交替优化算法用于解决所提出的优化目标问题

首先，令迭代次数 $\theta = 0$ ，并设置最大容忍阈值 $\varepsilon > 0$ ，初始化区块链任务的计算资源分配 $f_2(0)$ 。在给定 $f_2(0)$ 的条件下，通过算法 1 得到任务调度 $A(0)$ 、无人机轨迹 $Q(0)$ 和 MEC 层计算资源分配 $f_1(0)$ ，并计算问题式 P1 的初始目标函数值。在第 θ 次迭代中，给定 $f_2(\theta - 1)$ ，通过算法 2 更新 $A(\theta)$ 、 $Q(\theta)$ 和 $f_1(\theta)$ ；随后，基于已得到的 $A(\theta)$ 、 $Q(\theta)$ 和 $f_1(\theta)$ ，求解问题式 P5，得到区块链任务的计算资源分配 $f_2(\theta)$ ，并计算当前目标函数值。重复上述过程，直至相邻两次迭代的目标函数值之差不超过 ε ，最终得到各优化变量的最优解。

2.3 算法复杂度分析

算法 3 的总体计算复杂度主要由两个部分组成：第 1 部分来自算法 2，其中，BCD 算法的流程是交替求解问题式 P4.1、P4.2 和 P4.4，求解算法 2 的总体复杂度为 $O(KMN)^{3.5}$ ；算法 3 的第 2 部分为区块链任务的计算资源分配，需要 $O(M)^{3.5}$ 次迭代才能得到最优的计算资源分配。设 U_1 代表算法 3 的迭代次数，则算法 3 的总体复杂度可以表示为 $O(U_1(KMN)^{3.5})$ 。

2.4 收敛性分析

命题 SCA，BCD 与算法 3 均是收敛的。

证明 在第 r 次迭代中，首先根据 $r - 1$ 迭代的 $\{A^{r-1}, Q^{r-1}, f_1^{r-1}, t_k^{r-1}\}$ 进行计算 A^r 。通过解决问题式 P4.1 来优化 A^r ，由于目标函数的最小化：

$$\theta(A^{r-1}, Q^{r-1}, t_k^{r-1}, f_1^{r-1}) \geq \theta(A^r, Q^{r-1}, t_k^{r-1}, f_1^{r-1}) \quad (49)$$

然后，根据得到的 $\{A^r, Q^{r-1}, f_1^{r-1}, t_k^{r-1}\}$ 来求解优化变量 $\{Q^r, t_k^r\}$ 。此时根据定理 1，得到：

$$\theta(A^r, Q^{r-1}, t_k^{r-1}, f_1^{r-1}) = \max \{\theta(A^r, Q^r, t_k^r, f_1^{r-1})\} \quad (50)$$

合并式 (49) 与 (50)，得到：

$$\theta(A^{r-1}, Q^{r-1}, t_k^{r-1}, f_1^{r-1}) \geq \theta(A^r, Q^r, t_k^r, f_1^{r-1}) \quad (51)$$

其次，通过已求的 $\{A^r, Q^r, t_k^r, f_1^{r-1}\}$ 进行优化变量 f_1^r 的求解，解决问题式 P4.3，由目标函数的最小

化，得到：

$$\theta(A^r, Q^r, t_k^r, f_1^{r-1}) \geq \theta(A^r, Q^r, t_k^r, f_1^r) \quad (52)$$

合并式 (51) 与 (52)，得到：

$$\theta(A^{r-1}, Q^{r-1}, t_k^{r-1}, f_1^{r-1}) \geq \theta(A^r, Q^r, t_k^r, f_1^r) \quad (53)$$

最后解决问题式 P4.4，同理问题式 P4.3 的处理，由目标函数的最小化，最终得到：

$$\theta(A^{r-1}, Q^{r-1}, t_k^{r-1}, f_1^{r-1}) \geq \theta(A^r, Q^r, t_k^r, f_1^r) \quad (54)$$

因此，所求的优化变量的结果是单调非增的。此外，由于在物理层面上，设备的通信能耗与时延能耗都是严格大于等于 0 的，即目标函数是有下界的。本文所提的算法是收敛的。证毕。

3 仿真结果与分析

3.1 仿真环境及参数设置

仿真实验环境中，共考虑 4 架无人机，高度都固定为 $H = 50$ m，UAVs 飞行时长设置为 $T = 35$ s，每架无人机配有 3 个物联网终端设备，分别分布在 $800 \text{ m} \times 800 \text{ m}$ 的区域的 3 个角上，位置分别为： $\text{User}_1 = [200, 400]^T$ 、 $\text{User}_2 = [600, 600]^T$ 和 $\text{User}_3 = [400, 0]^T$ 。假设无人机与物联网设备终端之间的总带宽为 10 MBand，物联网移动终端设备的发送功率为 $p_k = 0.1$ W，噪声功率为 $\sigma^2 = -60$ dBm。且设物联网终端传输的任务大小以及卸载任务所需的 CPU 周期分别为 20 MB 和 1×10^9 转 CPU。此外，区块链共识模型生成或者验证一个签名所需要的计算能力为 1×10^7 转 CPU，生成或者验证一个 MAC 需 1×10^8 转 CPU。区块中生成的交易数量最多为 1 500 个，且有效事务比例设置为 0.8，系统参数设置见表 1。

接下来，将所提算法与以下 3 种基准方案进行

表 1 系统参数设置

参数	定义	值
p_k	终端传输功率	0.1 W
$N_0 B_k$	噪声功率	-110 dBm
β_0	参考信道增益	-30 dBm
H	无人机高度	50 m
k_{comp}	有效电容参数	1×10^{-23}
w_1	能耗的权重因子	0.6
S_k	卸载任务大小	[20, 28] MB
C_k	所需 CPU 周期	$[2 \times 10^7, 3 \times 10^7]$ 转
F	最大计算能力	$[10^9, 2 \times 10^9]$ 转
δ_t	时隙长度	0.5 s

比较,以突出所提算法的优势。

(1) WOAFK (without considering user association and task resource allocation): 该方案联合优化了 UAVs 轨迹和区块链任务的计算资源分配,但是 UAVs 执行计算任务的资源分配是不变的。

(2) WOUAV (without UAVs trajectory): 该方案联合优化了用户关联任务分配,计算任务和区块链任务的计算资源分配。然而, UAVs 的飞行轨迹是固定的。

(3) OLDBK (with old blockchain model): 该方案联合优化了 UAVs 轨迹、用户关联任务分配、计算任务和区块链任务的计算资源分配。区别于其他基准方案所采用的共识算法, OLDBK 采用的是文献[30]中的区块链的共识算法。

3.2 结果分析

3.2.1 无人机轨迹

UAVs 轨迹优化如图3所示,该图对比了 UAVs 在优化前后的轨迹分布。黑色轨迹表示未经过优化的初始轨迹,红色轨迹为优化后的轨迹。可以观察到,在优化后的轨迹中, UAVs 在靠近移动终端的位置分布更密集,这表明更多的计算任务被优先安排在终端附近进行卸载,从而有效地降低了传输时延和能耗。图3中3个黑色圆圈标出的区域轨迹点较密集,这说明 UAVs 在这些位置停留时间较长,与终端的通信更频繁,从而减少了长距离传输带来的额外开销。相比之下,初始轨迹由于未经过优化, UAVs 与终端距离较远,增加了数据传输的能耗和计算时延。而优化后的轨迹不仅使 UAVs 在关键区域(终端附近)停留更长时间,还保证了整个轨迹的均匀性,使任务调度在整个飞行过程中更合理。因此,优化策略使 UAVs 轨迹更智能化,能够均衡分配计算任务,减少不必要的长距离传输,从而降低系统整体传输能耗并提升计算卸载效率。

3.2.2 算法性能

收敛性能如图4所示,分析了所提算法的收敛性能。从结果可以看出,随着迭代次数的增加,所提算法的目标函数值逐步减小,平均5次迭代后收敛到一个稳定值,证明了算法的收敛性和有效性。此外,目标函数值随着卸载任务规模的增加而显著上升。这是由于卸载任务规模扩大时,系统完成任务所需的处理时延和能耗也相应增加,导致目标函数值的增长,进一步验证了所提算法策略在不同卸

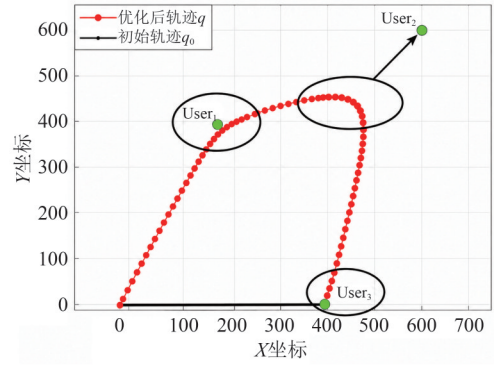


图3 UAVs 轨迹优化

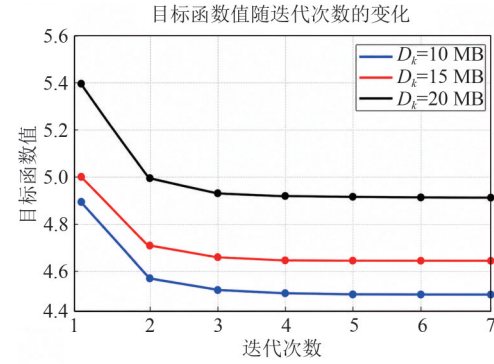


图4 收敛性能

载任务规模下的稳定性和适应性。

时延和最大计算能力 F 的关系如图5所示,展示了不同无人机最大计算能力 F 对任务时延的影响。结果表明,随着 F 的增加,时延逐渐降低,这是由于更高的计算能力使无人机能够分配更多资源以处理任务卸载和区块链计算,从而显著地缩短任务完成时间。进一步分析发现,尽管 WOAFK 和 WOUAV 未采用联合优化策略,但二者均引入了改进后的区块链共识算法;相比之下, OLDBK 采用了传统共识算法,但集成了联合优化策略。实验结果表明,在相同条件下,本文所提出的优化策略

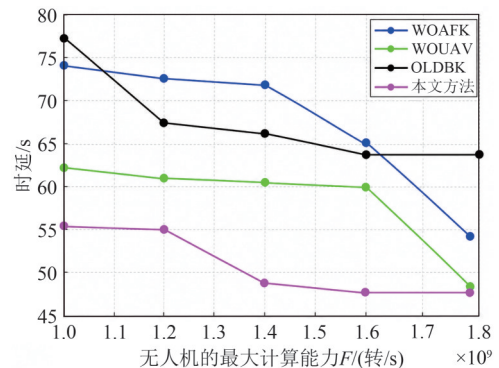


图5 时延和最大计算能力 F 的关系

在时延上优于其他基准方案。具体而言，相较于WOAFK、WOUAV和OLDBK，时延指标分别降低了36.00%、14.54%和31.84%，充分体现了所提方法在计算效率和资源利用方面的优势。

目标函数值与终端计算任务大小的关系如图6所示，时延与终端计算任务大小的关系如图7所示，比较了所提算法与OLDBK算法在不同卸载任务规模下的系统资源消耗。结果表明，随着卸载任务规模的增加，系统资源消耗呈现出同步增长的趋势。这是由于卸载任务规模扩大时，移动终端在任务卸载过程中的传输资源需求增加，导致了计算和时延的总体消耗显著上升。虽然本文算法与OLDBK均采用了相同的策略，即联合优化UAVs轨迹、计算资源分配和移动终端任务调度，但两者在共识算法的设计上存在差异。本文所提的共识算法对OLDBK中的共识算法进行了改进与优化，以提升性能。仿真结果显示，采用本文的区块链共识算法显著地提升了整个UAVs系统的性能，使其相较于OLDBK算法在性能上提高了约28.9%。

目标函数与卸载任务所需CPU周期大小的关系如图8所示，展示了3种不同优化策略下，卸载

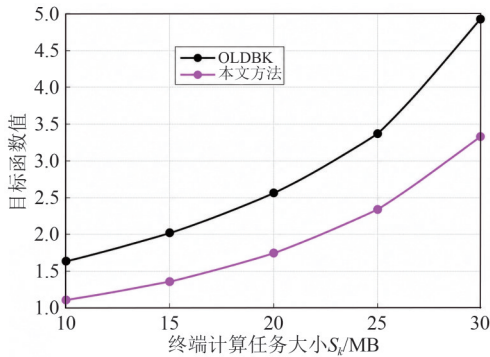


图6 目标函数值与终端计算任务大小的关系

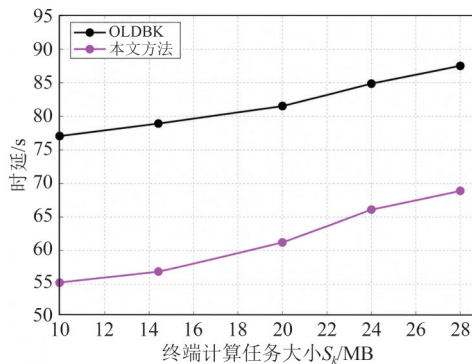


图7 时延与终端计算任务大小的关系

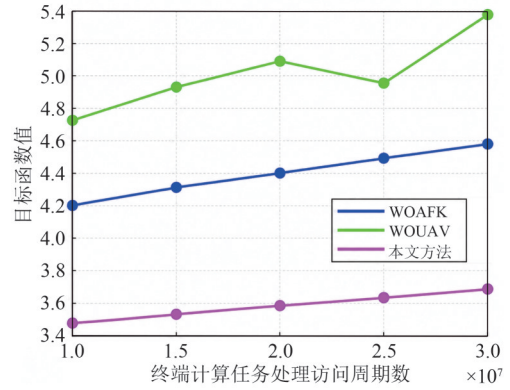


图8 目标函数与卸载任务所需CPU周期大小的关系

任务所需CPU周期对系统总资源消耗的影响，未区分所使用的区块链共识算法。结果表明，卸载任务的CPU周期变化对系统的计算能耗和时延有显著影响，且随着CPU周期的增加，系统的能耗和时延均呈上升趋势。值得注意的是，所提优化策略在能量消耗方面明显优于其他两种策略，表明该策略能够有效地降低卸载任务和区块链任务的能耗与时延，从而显著地提升了系统整体性能。

系统能耗和 w_1 的关系如图9所示，系统时延和 w_1 的关系如图10所示，分别展示了权重参数 w_1 对4种算法的系统能耗和总时延的影响。需要指出的是，所有仿真结果中的总能耗和总时延分别对应问题式P1中的 $w_1 E$ 和 $(1-w_1)T$ 。其中，系统总能耗的权重为 w_1 ，总时延的权重为 $1-w_1$ 。从图9可以观察到，随着 w_1 的增加，系统总能耗呈上升趋势。这是因为在目标函数中，系统总能耗的权重 w_1 增大，系统对能耗的优化力度相应减弱，从而导致完成卸载任务和区块链任务处理的总能耗逐步增加。另一方面，如图10所示，系统总时延随着 w_1 的增加而逐渐减小。原因在于，随着 w_1 的增加，系统总时延的权重 $1-w_1$ 减小，使目标函数对时延的优化要求

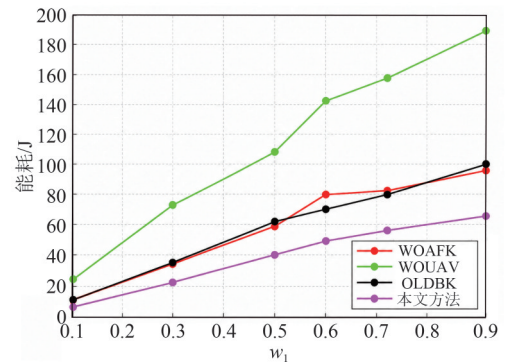
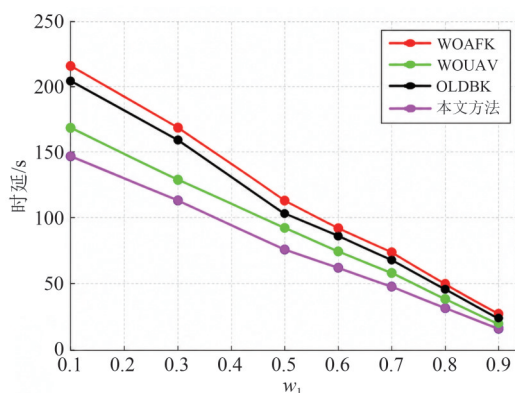


图9 系统能耗和 w_1 的关系

图10 系统时延和 w_1 的关系

得到强化,从而有效地降低了完成卸载任务和区块链任务的总时延。此外,与对比算法 WOAFK、WOUAV 和 OLDBK 相比,所提算法展现出了显著的优势。这是因为所提算法在优化过程中,全面考虑了影响能耗的关键因素,以及完成卸载任务和区块链任务处理的时延。同时,通过对区块链共识算法的优化,进一步提升了整体系统性能。因此,所提算法在系统能耗和时延的平衡优化方面表现优异,总体性能明显优于其他3种算法。

4 结束语

本文提出了一种基于区块链和无人机的安全边缘网络卸载架构,保障了无人机与移动终端间的数据卸载安全与隐私。通过联合优化任务调度、无人机轨迹规划及计算资源分配,最小化 UAVs 网络的能耗与时延加权和。由于该优化问题为 MINLP,通过分解优化变量,将问题转化为多个独立子问题解决。仿真结果表明,无论是联合优化算法还是改进区块链共识算法,该方案在性能上均有显著优势。本文为基于区块链与 UAVs 的移动边缘物联网提供了理论支撑与实践启示,未来将探索更安全的区块链共识算法及更适应复杂用户分布的轨迹规划优化方案,提升信息安全性与网络性能。

参考文献:

- [1] Chiang M, Zhang T. Fog and IoT: an overview of research opportunities[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2016, 3(6): 854-864.
- [2] 田海舰, 杨军, 周伟, 等. 移动边缘计算研究综述[J]. 通信学报, 2018, 39(3): 25-36.
- Tian H J, Yang J, Zhou W, et al. A survey on mobile edge computing[J]. Journal on Communications, 2018, 39(3): 25-36.

- [3] Gill S S, Tuli S, Xu M X, et al. Transformative effects of IoT, blockchain and artificial intelligence on cloud computing: evolution, vision, trends and open challenges[J]. Internet of Things, 2019, 8: 100118.
- [4] Mao Y Y, You C S, Zhang J, et al. A survey on mobile edge computing: the communication perspective[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2017, 19(4): 2322-2358.
- [5] Mach P, Becvar Z. Mobile edge computing: a survey on architecture and computation offloading[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2017, 19(3): 1628-1656.
- [6] Zhang X, Zhang H, Zhang C, et al. Energy-efficient task offloading and resource allocation for mobile edge computing in smart cities[J]. Future Generation Computer Systems, 2020, 107: 830-840.
- [7] Du J B, Zhao L Q, Chu X L, et al. Enabling low-latency applications in LTE-a based mixed fog/cloud computing systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(2): 1757-1771.
- [8] Xie R C, Tang Q Q, Wang Q N, et al. Satellite-terrestrial integrated edge computing networks: architecture, challenges, and open issues[J]. IEEE Network, 2020, 34(3): 224-231.
- [9] 郑哲敏, 刘洪涛, 邱瑞峰, 等. 面向 UAV 通信的安全机制研究综述[J]. 通信学报, 2021, 42(5): 24-35.
- Zheng Z M, Liu H T, Qiu R F, et al. A survey on security mechanisms for UAV communications[J]. Journal on Communications, 2021, 42(5): 24-35.
- [10] Xiong Z H, Zhang Y, Niyato D, et al. When mobile blockchain meets edge computing[J]. IEEE Communications Magazine, 2018, 56(8): 33-39.
- [11] 王靖宇, 魏巍, 程祥. 区块链与边缘计算融合的研究综述[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(9): 2571-2577.
- Wang J Y, Wei W, Cheng X. A survey on the integration of blockchain and edge computing[J]. Application Research of Computers, 2020, 37(9): 2571-2577.
- [12] 韩冰, 尹沛桐, 叶迎晖, 等. 区块链中基于数据压缩的移动边缘计算卸载策略[J]. 北京邮电大学学报, 2024, 47(5): 44-50+106.
- Han B, Yin P T, Ye Y H, et al. MEC offloading strategy based on data compression in blockchain[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2024, 47(5): 44-50+106.
- [13] 郭禹江, 张志才. 基于声誉机制的区块链赋能多无人机系统联邦学习研究[J]. 测试技术学报, 2024, 38(4): 345-353.
- Guo Y J, Zhang Z C. Research on federated learning of blockchain enabled multi UAV system based on reputation mechanism[J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2024, 38(4): 345-353.
- [14] 唐煜. 区块链与多接入边缘计算网络的融合技术研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2023.
- Tang Y. Research on the integration of blockchain and multi-access edge computing networks[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2023.

- [15] 张延华, 赵铖泽, 李萌, 等. MEC和区块链赋能无人机辅助的物联网资源优化[J]. 北京工业大学学报, 2022, 48(9): 935-943.
Zhang Y H, Zhao C Z, Li M, et al. Empower MEC and blockchain to resource optimization for UAV-assisted IoT[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2022, 48(9): 935-943.
- [16] Du J B, Wang J X, Sun A J, et al. Joint optimization in blockchain-and MEC-enabled space-air-ground integrated networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(19): 31862-31877.
- [17] 黄晓舸, 樊伟伟, 崔艺凡, 等. 一种基于区块链技术的雾网络卸载决策和资源分配方法: CN202010582927.6[P]. CN111770073A [2025-0101].
- [18] Zhou F H, Wu Y P, Hu R Q, et al. Computation rate maximization in UAV-enabled wireless-powered mobile-edge computing systems [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2018, 36(9): 1927-1941.
- [19] Li J F, Liu M Q, Tang N J, et al. Non data-aided SNR estimation for UAV OFDM systems[J]. Algorithms, 2020, 13(1): 22.
- [20] Wang Y T, Sheng M, Wang X J, et al. Mobile-edge computing: partial computation offloading using dynamic voltage scaling[J]. IEEE Transactions on Communications, 2016, 64(10): 4268-4282.
- [21] 王宇晨, 齐文慧, 徐立臻. 基于区块链的无人机集群安全协作[J]. 计算机科学, 2021, 48(S2): 528-532, 546.
Wang Y C, Qi W H, Xu L Z. Security cooperation of UAV swarm based on blockchain[J]. Computer Science, 2021, 48(S2): 528-532, 546.
- [22] Castro M, Liskov B. Practical Byzantine fault tolerance and proactive recovery[J]. ACM Transactions on Computer Systems, 2002, 20(4): 398-461.
- [23] Zeng Y, Zhang R. Energy-efficient UAV communication with trajectory optimization[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(6): 3747-3760.
- [24] Guo H Z, Liu J J. UAV-enhanced intelligent offloading for Internet of things at the edge[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(4): 2737-2746.
- [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] Zhao J H, Dong Z Y, Lindsay P, et al. Flexible transmission expansion planning with uncertainties in an electricity market[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2009, 24(1): 479-488.
- [27] Jia C H, Lin K, Deng J. A multi-property method to evaluate trust

of edge computing based on data driven capsule network[C]//Proceedings of the IEEE INFOCOM 2020 - IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS). Piscataway: IEEE Press, 2020: 616-621.

- [28] Boyd S, Vandenberghe L. Convex optimization[M]. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2004.
- [29] Tang Q Q, Fei Z S, Zheng J C, et al. Secure aerial computing: convergence of mobile edge computing and blockchain for UAV networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(11): 12073-12087.
- [30] Zhang Z F, Zeng K W, Yi Y X. Blockchain-empowered secure aerial edge computing for AIoT devices[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(1): 84-94.

[作者简介]



余雪勇(1979—), 男, 博士, 南京邮电大学通信与信息工程学院副教授、硕士生导师, 主要研究方向为物联网技术、移动边缘计算和异构无线网络资源管理。



晏云龙(2001—), 男, 南京邮电大学通信与信息工程学院硕士生, 主要研究方向为无线资源管理、边缘计算和区块链。



谭志伟(2001—), 男, 南京邮电大学通信与信息工程学院硕士生, 主要研究方向为移动边缘计算领域、智能反射面技术。



朱洪波(1956—), 男, 博士, 南京邮电大学通信与信息工程学院教授、博士生导师, 主要研究方向为物联网与无线通信、宽带移动通信、无线通信与电磁兼容等。