

联盟链赋能的多无人机边缘计算中频谱和计算资源交易

侯杰¹, 陈曦², 陶诗飞¹, 杨健³, 侯至阳¹, 胡乃杰², 卢颖鹏⁴

(1. 南京理工大学电子工程与光电技术学院, 江苏南京 210094; 2. 南京理工大学机械工程学院, 江苏南京 210094; 3. 中国人民解放军国防科技大学第六十三研究所, 江苏南京 210007; 4. 江苏曙光光电有限公司, 江苏扬州 225009)

摘要: 为应对 6G 及物联网环境下终端任务计算密集、时延敏感等问题, 本文面向多无人机边缘计算资源交易场景, 提出一种基于联盟链的 CP-RAFT-Stackelberg 两阶段联合优化算法。第一阶段设计协同感知型 CP-RAFT 共识机制, 依据节点状态完成 Leader 选举, 在提升共识效率的同时选出最优调度节点; 第二阶段构建 Stackelberg 博弈下的频谱与计算资源联合分配及动态定价模型, 通过反向归纳求解均衡。仿真结果表明, 所提方法可显著降低系统能耗与时延, 提高多无人机边缘计算系统的计算性能与资源利用效率。

关键词: 联盟链; 多无人机; 边缘计算; Stackelberg 博弈

中图分类号: TN92

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000

Consortium blockchain enabled spectrum and computing resource trading mechanism for Multi-UAV edge computing

Hou Jie¹, Chen Xi², Tao Shifei¹, Yang Jian³, Hou Zhiyang¹, Hu Naijie², Lu Yingpeng⁴

1. School of Electronic and Optical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210094, China

2. School of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210094, China

3. The Sixty-third Research Institute, National University of Defense Technology, Nanjing, Jiangsu 210007, China

4. Jiangsu Shuguang Optoelectronics Co., Ltd., Yangzhou 225009, China

Abstract: To address the challenges of computation-intensive and latency-sensitive terminal tasks in 6G and Internet of Things environments, a consortium blockchain-based CP-RAFT-Stackelberg two-stage joint optimization algorithm was proposed for multi-UAV edge computing resource trading scenarios. In the first stage, a Collaborative and Perception-aware RAFT (CP-RAFT) consensus mechanism was designed, in which Leader election was performed based on node states, thereby improving consensus efficiency while selecting the optimal node for subsequent resource scheduling. In the second stage, a Stackelberg game-based model for joint spectrum and computing resource allocation as well as dynamic pricing was constructed, and the equilibrium was obtained through backward induction. Simulation results showed that the proposed method significantly reduced system energy consumption and latency. The proposed algorithm effectively improves the computational performance and resource utilization efficiency of multi-UAV edge computing systems.

Keywords: consortium blockchain, multi-UAV, edge computing, Stackelberg game

收稿日期: XXXX-XX-XX; 修回日期: XXXX-XX-XX

通信作者: 陈曦, chenxi@njust.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No.62571540); 电磁空间安全全国重点实验室开放基金项目(1243171040389)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.62571540), National Key Laboratory of Electromagnetic Space Security (1243171040389)

0 引言

在物联网应用的背景下^[1-2], 大规模物联网终端的接入使网络中产生了海量计算密集型和时延敏感型任务, 例如实时感知数据处理、智能分析与控制决策等。受限于终端设备 (Terminal Devices, TD) 的计算能力、存储资源与能耗约束, 这类任务难以在本地高效完成, 而传统以中心化云计算为核心的计算架构在传输时延、带宽消耗以及服务灵活性方面已难以满足物联网应用对实时性和可靠性的要求。

物联网终端可将任务卸载至邻近的边缘节点进行协同处理, 从而降低时延并提升系统响应能力。在此背景下, 无人机 (Unmanned Aerial Vehicle, UAV) 集群凭借其部署灵活、机动性强和覆盖范围广等优势, 可作为临时或补充性的空中边缘计算节点, 为物联网终端提供按需的计算与频谱服务。通过多无人机协同, 系统能够在缺乏固定基础设施或负载动态变化的场景下实现持续的任务接入与处理, 相比单一无人机模式具备更强的扩展性与容错能力, 因此逐渐成为物联网边缘计算体系中的重要组成部分^[3]。

然而, 在面向物联网应用的无人机辅助边缘计算网络中, 仍存在若干亟需解决的关键问题。一方面, 无人机节点的计算能力、频谱资源和能量均受到严格限制, 在多终端并发卸载场景下, 如何通过合理的激励与定价机制引导无人机参与任务服务, 避免资源争用与服务不稳定, 成为影响系统性能的重要因素。另一方面, 多无人机协同计算依赖无线通信与分布式交互, 其开放性和广播特性使系统面临潜在的安全与可信风险, 在缺乏统一可信协调机制的情况下, 资源交易记录、调度决策和任务执行结果易受到篡改或攻击, 从而影响物联网任务卸载的可靠性与执行准确性。

针对上述挑战, 构建一种去中心化、可验证的协同机制, 用以支撑无人机集群内计算、无线资源的交易, 并保证系统安全性与可靠性。在此背景下, 区块链技术因其分布式记账、防篡改和可追溯性等特点, 成为一种有效的无人机通信网络中安全地解决方案。区块链能够以去中心化的方式记录每一笔资源交易, 适用于无人机集群这样的动态网络场景。同时, 区块链中的智能合约机制可实现任务与资源分配过程中的自动执行与验证, 避免受到恶

意节点攻击或数据篡改。联盟链通过许可式准入实现节点身份可控, 结合访问控制与信誉评估机制, 在保证去中心化可信的同时降低系统复杂度与能耗, 更契合能量受限、链路易变的无人机场景。

然而, 针对无人机集群这种许可式、资源受限且高动态的网络环境, 传统共识机制难以兼顾性能与能效。基于工作量证明 (Proof of work, POW) 的共识机制虽具有高安全性, 但计算复杂度高, 为 $O(N^2)$, 且通信开销大, 实用拜占庭容错 (Practical Byzantine fault-tolerant, PBFT) 多阶段投票计算复杂度为 $O(N^2)$ 且容错率低, 依赖于繁重的节点间通信, 不适用于节点数量较多或动态变化无人机网络环境。相比之下, RAFT 共识机制因其通信开销较低、实现复杂度相对简单, 在边缘计算与资源管理等许可式区块链场景中得到了广泛应用。RAFT 通过随机选举超时机制降低多候选节点并发竞选的概率, 但在节点失效或网络时延较大的情况下仍可能发生选举冲突; 同时, Leader 节点需承担日志复制、集群状态同步及外部事件处理等核心职责, 其性能或状态不稳定将直接影响系统共识效率。针对上述问题, 文献[1]通过引入节点计算能力与负载状态, 对 Leader 选举过程进行加权优化, 以降低低性能节点成为 Leader 的概率, 从而提升共识执行效率; 文献[2]从理论层面对无线环境中节点失效与链路不可靠性进行概率建模, 系统分析了通信质量对 RAFT 共识成功率和可靠性的影响, 揭示了 Leader - Follower 通信可靠性在共识过程中的关键作用; 进一步地, 文献[3]将节点信誉评估机制与 Raft - PoA 融合共识相结合, 通过对节点历史行为的记录与追溯增强共识过程的可信性与鲁棒性; 此外, 文献[4]从能效角度出发, 通过分片与通信流程优化降低 RAFT 共识在无线区块链场景下的通信与能耗开销。尽管上述研究从选举策略、通信可靠性、信誉机制和能效优化等方面提升了 RAFT 在动态环境中的适应能力, 但相关工作仍主要聚焦于共识机制自身的性能与可靠性改进, 缺乏与资源定价和交易决策等上层优化过程的协同设计。针对这一不足, 本文进一步在 RAFT 框架下引入节点状态评分机制与自适应选举超时策略, 通过综合刻画节点计算、通信与信誉状态, 减少低效重选并提升 Leader 稳定性, 同时为后续资源定价与优化分配提供可执行且可信的共识基础。

为实现频谱资源与计算资源在无人机集群中的联合高效交易与可信调度,本文提出一种基于联盟链的 CP-RAFT-Stackelberg 两阶段联合优化算法,该算法以 CP-RAFT 机制作为联盟链的可信记账层和 Leader 选举机制,并以此为基础引入 Stackelberg 博弈模型构建无人机与 TD 间的资源定价与分配机。其中,RAFT 是一种面向分布式系统的轻量级一致性算法,通过多数投票机制实现节点间日志的一致复制。相比于 PoW、PBFT 等共识机制,RAFT 在计算复杂度、通信开销和容错能力之间取得良好平衡,尤其适用于能耗敏感、节点相对可信的联盟链环境,该算法计算复杂度为 $O(N)$,更契合能量受限、节点可信的联盟链环境。CP-RAFT 共识机制通过感知节点计算能力、电量与信誉等多维状态信息,优化联盟链中的 Leader 选举流程,从而提升系统在资源受限无人机集群中的共识效率与稳定性。在此基础上,引入 Stackelberg 博弈模型构建无人机与 TD 间的资源定价与分配机制:无人机作为资源提供方根据博弈均衡策略设定频谱与计算资源单价,TD 作为任务发起方根据资源价格与任务敏感度自主决策最优购买方案。交易达成后,结构化记录将写入区块并通过 CP-RAFT 机制完成验证与链上存证。该联合机制充分融合了联盟链的可信性与博弈模型的优化能力,有效提升了系统的资源利用效率与运行透明性。本文的主要研究工作如下:

1) 本文提出一种协同感知型 CP-RAFT 共识机制,作为两阶段联合优化机制的基础,该机制在经典 RAFT 算法框架上进行针对性改进,引入节点多维状态感知与协同投票策略,综合考虑无人机的计算能力、剩余能量、信道质量与历史信誉等因素,对 Leader 的选举过程进行优化,使性能更优的无人机节点具备更高当选概率,从而显著降低重选频率与通信往返开销。

2) 以 CP-RAFT 共识选出的 Leader 无人机作为 Stackelberg 博弈的领导者,构建了基于 CP-RAFT 的 Stackelberg 定价-卸载博弈算法,以此对频谱与计算资源进行定价,作为联盟内的资源调度与博弈优化框架。该算法通过联合建模资源定价与任务卸载比例,解析无人机的收益函数与终端设备的效用函数,进一步证明博弈均衡解的存在性与唯一性,并实现算法收敛。该机制可有效提升系统的计算效

率与能耗性能,具备良好的资源匹配与动态适应能力。

3) 本文围绕所提出的 CP-RAFT-Stackelberg 两阶段联合优化算法进行了系统仿真,从算法收敛性、任务到达率与任务数据粒度下的性能表现进行分析,并与 RAFT、PBFT、PoW 等典型共识机制进行仿真对比。结果表明,所提算法在复杂动态环境中表现出良好的收敛性、稳定性与综合性能优势。

1 相关工作

许多研究表明,区块链技术作为去中心化账本系统,具备去中心化、抗篡改性和可追溯性等特性^[5-6],区块链与边缘计算的整合带来诸多优势,一方面可通过分布式存证与智能合约实现跨主体协作过程的可信记录与自动结算,另一方面可降低传统中心化边缘协同中的单点故障与信任成本。与此同时,无人机凭借可部署、可机动的特点,可作为移动边缘服务器在应急救援、自然灾害及地面基础设施覆盖不足等场景中为物联网设备提供计算卸载服务^[7]。因此,区块链赋能的无人机辅助边缘计算框架逐渐成为研究热点,其目标是在动态网络中同时实现“可信协作”和“高效计算”。

在该背景下研究者围绕区块链在无人机边缘计算中的落地开展了大量探索,并提出了多种旨在提升系统性能的共识与协同方案。在文献[8]中提出一种基于拜占庭容错的区块链共识算法以缓解无人机计算中的共识开销;然而,拜占庭容错类共识通常需要较多通信轮次,通信复杂度随节点规模增长迅速,在大规模或高动态网络中会带来较高时延与额外开销,并且在节点流失或链路不稳定时性能易受影响。文献[9]提出了基于声誉的 DPos 共识机制并应用于无人机支持的边缘计算网络,通过声誉筛选代表节点以降低共识负担,在该机制中,无人机作为边缘节点,为区块链共识提供必要的计算资源。文献[10]从博弈论的角度提出了一种无人机网络的共识算法,虽有效检测内部攻击和恶意节点存在,但对动态网络中由拓扑变化引发的性能退化缓解有限。除共识机制外,文献[11]提构建了融合边缘计算与区块链的安全空中计算网络,有效保障 AIoT 设备与无人机间卸载的隐私与安全,并联合考虑任务卸载调度、频谱资源分配与计算资源分

配,以最小化加权时延与能耗总和。文献[12]引入了无人机驱动的边缘计算和区块链技术,以确保受损机器对机器通信网络中的数据传输、安全性和可靠性同时,作者提出了一个联合优化框架,以最大化区块链系统的数据计算能力和吞吐量。

此外,在无人机辅助边缘计算中,资源供需具有显著的时变性与多主体博弈特征。为提升资源匹配效率,在文献[13]中,作者提出了一种基于区块链的资源交易机制(blockchain-based resource trading mechanism, BRTM),面向多无人机边缘计算系统优化用户与无人机之间的资源匹配,以优化用户与无人机之间的资源匹配。文献[14]结合 POW 共识和博弈论,优化无人机之间的计算资源分配,但 PoW 机制能耗与确认开销较高,难以适用于无人机网络这类能耗受限且拓扑动态的场景。

总体而言,现有方案多强调安全与可信,对无人机动态网络中的实时性关注不足;当链路波动与拓扑频繁变化时,共识与上链交互开销会进一步放大确认时延与能耗,从而影响卸载与交易效率。因此,有必要在保证安全性的同时设计低开销、可扩展的轻量级共识机制。基于此,本文在 RAFT 共识机制基础上设计低能耗、高效率的共识方案,并结合 Stackelberg 动态博弈,实现对无人机频谱与计算资源的联合分配与交易优化。

2 系统模型

为实现无人机集群计算、无线资源的交易,并保证系统安全性与可靠性。本文构建了一个基于 CP-RAFT 共识与 Stackelberg 博弈的联合资源交易架构,整体结构如图 1 所示,考虑了一个由 N 个无人机和 M 个 TD 设备的多无人机集群网络,用 $N = \{1, \dots, n, \dots, N\}$ 表示无人机集合,用 $M = \{1, \dots, m, \dots, M\}$ 表示 TD 集合,TD 设备随机分布在 $L \times L$ 建模区域内。为便于研究,系统时间被分为 T 个长度相等的离散时隙 $\mathcal{T} = \{t_1, t_2, \dots, t_i, \dots, T\}$,每个时隙 $t_i \in \tau$ 的持续时间为 τ 秒,用户 m 发起计算任务,可用三元组表示: $T_m(t_i) = \{L_m(t_i), \rho_m(t_i), D_m^{\max}(t_i)\}$,其中 $L_m(t_i)$ 表示为用户 m 在时隙 t_i 产生任务数据大小 (MB), $\rho_m(t_i)$ 表示用户 m 在时隙 t_i 产生为所需计算密度 (cycles/bits), $D_m^{\max}(t_i)$ 表示最大可容忍延迟 (s)。无人机 n 在时隙 t_i 的位置信息为 $p_n(t_i) = \{x_n(t_i), y_n(t_i)\}$, $v_n(t_i) =$

$\{v_x(t_i), v_y(t_i)\}$ 代表无人机 n 的移动速度,用于更新每个时隙无人机的位置,随着无人机位置变化,节点距离与信道增益也随之变化,为刻画链路稳定性特征,定义无人机 n 在时隙 t_i 的可达邻居集合为 $N_n(t) = \{d_{n',n}(t) \leq d_p, n' \neq n\}$,其中 d_p 为无人机的通信覆盖半径,同时无人机的位置满足一下约束

$$0 \leq x_n(t_i) \leq L, 0 \leq y_n(t_i) \leq L \quad \forall n \in N$$

假设 TD 的任务到达服从泊松过程,其建模为平均到达率为 λ 的,即单位时间内有 λ 个任务需要卸载。当任务产生后,用户 m 则向所在区域广播任务请求,当所覆盖的无人机集群接受该任务后,由其集群内部成员协作完成任务卸载,集群内无人机节点可协同分担用户 m 的任务,即用户会按比例划分任务并传输到集群中相应的无人机进行处理,其中无人机的计算资源为 C_n^{\max} ,频谱资源为 B_n^{\max} 。由于单个无人机的计算能力和能量有限,需通过协同与调度实现资源的最优利用,因此系统采用基于联盟链的无人机集群式服务类型,以记录和管理任务执行与资源交易的全过程,其中,无人机集群中的 Leader 无人机(由第一阶段 CP-RAFT 机制选举产生)具备以下功能: 1) 记录无线资源、计算资源的使用、任务卸载结果、信誉变化等信息; 2) 收集集群内无人机的资源状态,以 Stackelberg 博弈领导者的身份执行任务分配与协同处理; 3) 参与 CP-RAFT 共识流程,保持账本的一致性。

为提升系统在任务交易与资源管理过程中的安全性与透明性,本文在边缘侧引入由无人机节点组成的轻量级联盟链网络。联盟链作为系统的可信账本层,用于记录任务请求、第二阶段 Stackelberg 博弈产生的资源分配结果和信誉变化等信息,实现任务调度过程的防篡改与可追溯。每个无人机节点均维护一份账本副本,节点间通过共识机制保持账本状态一致。与传统的集中式资源管理方式相比,联盟链具备天然的去中心化、防篡改和可验证优势,特别适用于无人机集群这种动态分布式系统。通过链上记录每一次频谱和计算资源交易,可有效避免单点故障,提高系统的鲁棒性与可信度。

联盟链采用许可式准入机制,仅经授权的无人机节点方可参与共识与记账,从而实现资源高效、动态可控、低开销的任务信息共识。联盟链可分布式地存储数据,以哈希链接块的形式不可篡改地记录设备与无人机间的资源交易。凭借其透明性、防

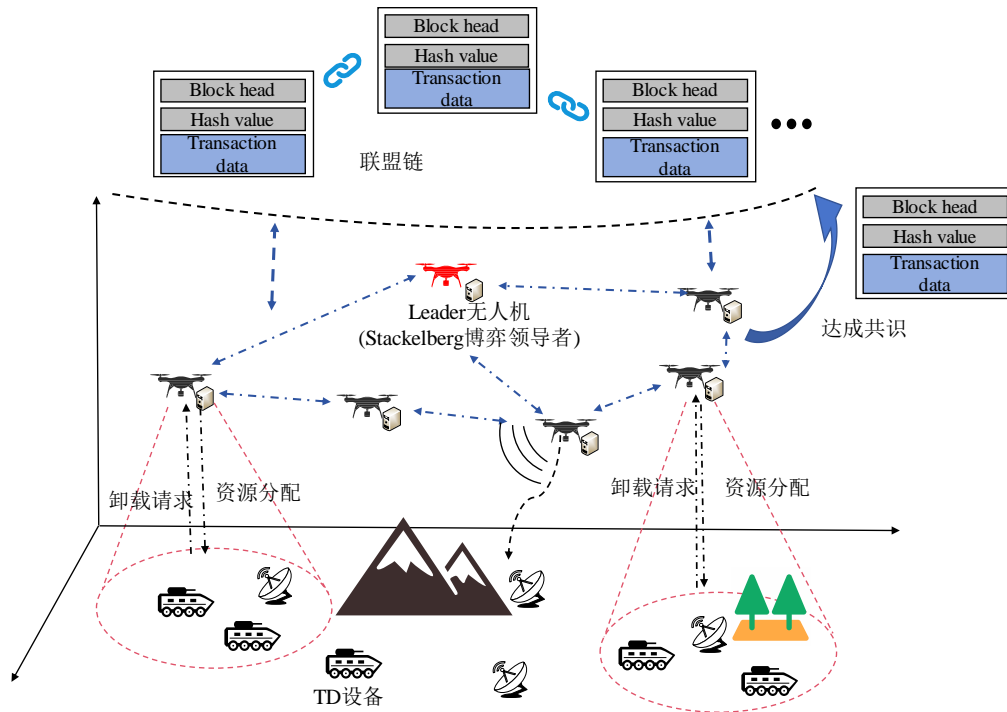


图1 基于CP-RAFT共识与Stackelberg博弈的联合资源交易架构

篡改性与可追溯性，系统中每个无人机节点均可下载并查看账本，以追踪历史交易记录并监督潜在的恶意行为。联盟链在系统中承担去中心化账本与安全验证层的角色，负责记录任务请求、资源分配结果及信誉变化等信息。每个无人机节点均维护一份账本副本，节点间通过共识机制保持账本状态一致。与传统集中式资源管理方式相比，联盟链具备天然的去中心化、防篡改与可验证特性，能够有效避免单点故障，提升系统的可信度与鲁棒性，尤其适用于无人机集群这种动态分布式系统。

联盟链的区块结构由区块头和区块体组成，其中区块头包含父区块哈希、当前区块哈希、区块生成者签名及时间戳等字段，区块体记录任务请求、计算与频谱资源分配参数等信息，其结构如图2所示。当一项任务卸载交易完成后，对应的交易记录将被打包成新区块并通过联盟链广播至所有无人机节点进行验证；一旦达成共识，该区块即链接至链尾，形成全网共享的永久记录。由于联盟链数据透明、不可篡改且可追溯，任何无人机节点都可以下载并查询链上历史交易与信誉信息，从而实现任务卸载与资源交易过程的公开、可信与可验证，为系统的长期稳定运行提供了坚实基础。

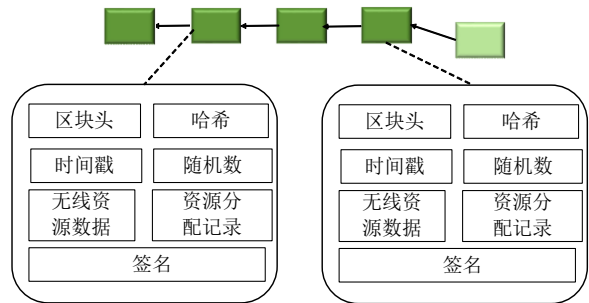


图2 联盟链的区块数据结构

3 协同感知型CP-RAFT共识机制

本节提出了CP-RAFT-Stackelberg两阶段联合优化算法的第一阶段——CP-RAFT共识机制。该机制的核心目标有二：1) 确保联盟链交易的可信性；2) 选举出能力最优的Leader无人机，作为后续第二阶段Stackelberg博弈的领导者。

联盟链能否可靠运行的关键在于共识机制，本文以RAFT这一面向分布式系统的轻量级一致性算法为基础进行设计。RAFT具有实现简单、通信开销低和容错性强等优点，已广泛应用于工业物联网、边缘计算、车联网等领域。RAFT将所有节点分为三种角色，分别为领导者（Leader）、候选者（Candidate）和跟随者（Follower），RAFT共识流程如图3所示，主要分为两个阶段：（1）Leader选

举阶段，系统开始时所有无人机节点默认为Follower，通过随机计时器等待Leader心跳。若预设超时时间内未收到Leader心跳信号，Follower即超时成为Candidate并向其他节点广播拉票，获得多数选票的候选者当选为新的Leader。选举完成后，其他非当选节点重新切换为Follower。(2) 区块生成及验证阶段，当前Leader收集最近完成的频谱交易和任务执行结果，将这些记录打包成新区块并广播至全体节点。各Follower节点收到区块后验证其有效性，若验证通过则向Leader反馈确认消息；当Leader收到多数确认后，新区块将添加到联盟链中，从而所有节点账本状态达成一致。

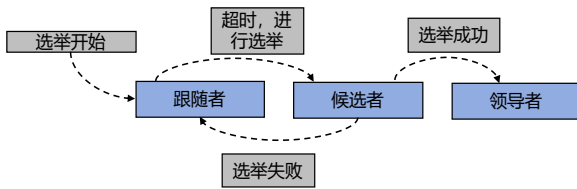


图2 RAFT共识机制中不同角色

然而，传统RAFT算法在设计中未充分考虑无人机节点的异构性与动态特性，如剩余电量、信道质量和计算负载等关键参数。在实际部署中，若采用随机机制选举Leader，可能导致资源能力不足的节点被选中，从而因频繁触发重新选举而降低共识效率，影响系统的整体稳定性。为此，本文在原始RAFT算法基础上，提出了一种协同感知型CP-RAFT共识机制，引入节点资源状态与历史信誉感知机制，有效优化Leader选举策略。该机制在选举Leader阶段融合节点的剩余计算能力、频谱资源、电池电量与历史行为评分，优先选择综合能力较强的节点担任Leader，从而提升共识过程的鲁棒性与能效。CP-RAFT的核心改进集中体现在Leader选举阶段：在传统RAFT中，Follower节点在一个固定范围内随机设定选举超时时间；若在该时间内未接收到Leader的心跳信号，则转变为Candidate发起投票请求。这种纯随机策略未能反映节点间能力差异，易导致低性能节点频繁当选，引发系统频繁重选，降低共识稳定性。

为避免此问题，CP-RAFT引入多因子评分模型度量无人机节点的综合能力，并据此调整选举超时的时长。具体来说，在时隙 t 内，集群中的各无人机会广播本地状态并进行链路探测，包含剩余计

算资源 $C_n^{res}(t)$ 、剩余频谱资源 $B_n^{res}(t)$ 、剩余电量 $E_n^{res}(t)$ ，历史信誉得分 $S_n^{rep}(t)$ 。这些信息通过轻量广播在集群内部共享，作为选择主节点和验证策略的输入。根据无人机的广播状态，可计算出自身信誉得分

$$S_n^{rep}(t) = \alpha \cdot \frac{C_n^{res}(t)}{C_{max}} + \beta \cdot \frac{B_n^{res}(t)}{B_{max}} + \gamma \cdot \frac{E_n^{res}(t)}{E_{max}} + \delta \cdot S_n^{rep}(t-1) \quad (1)$$

其中， $S_n^{rep}(t)$ 表示无人机 n 的历史信誉得分，系统初始时 $S_n^{rep}(t_1) = 0$ 。在许可式联盟链场景下，节点身份可控，但仍可能出现恶意/异常节点通过虚假状态广播、拒绝协同或投票扰动等方式影响选举与共识。为提升对恶意/异常节点的容错能力，CP-RAFT将节点在共识过程中的可观测表现反馈到信誉累积中：一旦节点表现出持续不稳定或异常行为，其后续时隙的 $S_n^{rep}(t)$ 将下降，从而难以长期维持竞选优势。同时，即使个别异常节点短时间进入候选或当选Leader，由于CP-RAFT的多数派确认约束，Leader仍需获得多数节点确认才能提交新区块，因此异常节点难以在未获得多数支持的情况下推动不一致提交，从而抑制了异常节点。

为保证改进后的选举策略不破坏RAFT机制的安全性(Safety)，CP-RAFT在候选节点发起竞选前引入如下安全约束条件：仅当无人机节点同时满足综合能力达标且处于多数节点可通信的网络分区时，才允许其进入候选状态并发起投票请求。该设计从机制层面对候选资格进行约束，能够有效避免在网络分区或链路不稳定条件下多个节点并行竞选而引发的Leader冲突问题，从而保Leader的唯一性与账本一致性。具体而言，候选节点需满足

$$S_n^{rep}(t) \geq S_{min}, N_n(t) \geq \left\lceil \frac{N}{2} \right\rceil \quad (2)$$

其中， $S_n^{rep}(t)$ 为无人机节点 n 的综合状态评分， S_{min} 为最低评分阈值，用于剔除执行能力不足或不稳定节点，无人机 n 的可达邻居集合随拓扑动态变化，记为 $N_n(t)$ ， N 为集群规模，随着无人机高速机动，部分链路会在通信范围边界附近频繁切换，使下降并产生更大的波动，可视为链路稳定性下降的直接表征，为此CP-RAFT在候选阶段对多数可达性进行约束，使链路不稳定、可达性不足的节点难以进入候选集合，减少无效竞选并提高Leader稳定性，从而抑制共识延迟抖动并提升交易确认稳

定性。

同时,在网络分区场景下亦有直接的容错含义:当网络被划分为多数分区与少数分区时,处于少数分区的节点由于无法满足 $N_n(t) \geq \left\lceil \frac{N}{2} \right\rceil$,即使发生选举超时也不能成为合法候选者,从而无法获得多数投票支持;同时,由于新区块提交仍依赖多数派确认,少数分区即便产生“局部Leader”也无法提交新区块。因此,CP-RAFT能够有效避免分区期间出现多个合法Leader并行存在或账本分叉,保证Leader唯一性与日志一致性。

同时,为避免状态感知选举机制导致部分节点长期无法参与竞选,CP-RAFT在选举超时设计中继承并显式保证RAFT共识协议的活性(Liveness)。在传统的RAFT中每个Follower节点会在 $[T_{\min}, T_{\max}]$ 范围内随机设定一个超时时间 $T_n^{timeout}$ ^[16],以降低竞争冲突并确保系统在存在消息丢失或竞选冲突时仍能够最终选举出Leader。基于该机制,本文在保留选举超时随机性与时间下界的前提下,引入节点历史信誉得分对选举超时时间进行连续调节,使信誉较高且状态稳定的无人机更有可能优先进入候选状态,其选举超时设计如下

$$T_n^{timeout} = T_{\min} + (1 - S_n^{rep}(t))(T_{\max} - T_{\min}) \quad (3)$$

完成选举后,Leader无人机将发起共识过程,具体过程如算法1所示。Leader无人机首先将区块数据广播至其他无人机,数据块包含时间戳、交易等信息,如果其他无人机对区块的合法性达成共识,那么新的区块将添加至联盟链网络。首先,所有无人机节点默认为跟随者,并选举产生领导者。RAFT通过心跳机制来触发领导者的选举,首先所有跟随者节点都会随机初始化一个超时值,如果在超时时间结束前未收到领导者的心跳信号,则会成为候选者节点,每个候选者将向其他节点广播进行拉票,得票最多的则成为新的领导者,选举完成后,其他非Leader节点成为Follower节点协助Leader验证区块。区块生成及验证阶段,当前Leader收集系统中已完成的频谱交易和任务执行状态,将这些信息打包形成新的区块广播至全体节点,各Follower节点验证完毕后则产生新的区块添加至联盟链网络具体过程。

在任务卸载完成后,集群在时隙 t 采用采用CP-RAFT机制进行区块生成与验证,并将当前时

隙下的交易记录写入联盟链。具体而言,时隙 t 内由联盟链节点选举产生当前轮的Leader节点,其余Follower参与。Leader将包含任务卸载结果与资源交易信息的区块广播至其他 $N-1$ 个节点。由于无人机的移动导致链路质量与拓扑结构随时隙变化,不同无人机之间链路的传输速率 $R_{n',n}(t)$ 存在差异,因此共识通信时延通常由最慢链路所主导。假设每个无人机基于正交频分多址将信道资源划分为多个信道访问,信道增益模型采用3GPP提供的标准化模型^[19],具体形式如下所示

$$h_{n',n}(t) = 140.7 + 36.7 \lg(d_{n',n}(t)) + \mu \quad (4)$$

其中, $h_{n',n}(t)$ 为两台无人机之间的链路增益, μ 表示影响信号接收功率的因素,服从对数正态分布 $N(0, 8 \text{ dB})$, $d_{n',n}(t)$ 为无人机之间在时隙 t 的距离,则,时隙 t 内无人机之间的通信速率 $R_{n',n}(t)$ 为

$$R_{n',n}(t) = b_{n',n} \log_2 \left(1 + \frac{|h_{n',n}|^2 P_n}{\sigma^2} \right) \quad (5)$$

假设区块大小为 L^b , 每个验证消息大小为 L^s 。由于无人机高速移动会导致链路质量随时隙波动,链路稳定性下降时会出现速率降低与抖动增大,从而使区块广播过程更易受“最慢链路/最弱连接”主导。故Leader无人机广播区块的所需时延表示为

$$T_1^{cons}(t) = \frac{L^b}{\min_{\forall n \in N} R_{n',n}(t)} \quad (6)$$

接收到区块后, Follower节点完成验证并向Leader反馈确认消息。考虑验证反馈同样受链路速率波动影响,其反馈时延表示为

$$T_2^{cons}(t) = \frac{L^s}{\max_{\forall n \in N} R_{n',n}(t)} \quad (7)$$

Leader无人机执行区块所需的计算延迟表示为

$$T_3^{cons}(t) = \frac{L^b}{C_n^{res}(t)} \quad (8)$$

则共识时延表示为

$$T^{cons}(t) = \max_{n \in N} \{ T_1^{cons}(t) + T_2^{cons}(t) \} + T_3^{cons}(t) \quad (9)$$

在引入节点状态感知后,CP-RAFT进一步减少了低效选举导致的额外延迟,有助于提高无人机集群联盟链系统的共识效率和稳定性。通过CP-RAFT机制,可在每个时隙基于无人机的可用算力、声誉能量以及历史信誉等信息,优先选举综合

能力更强且处于多数连通分区的节点担任 Leader，更将作为后续 Stackelberg 博弈的领导者，启动第二阶段的资源优化分配，从而将共识机制与资源优化分配紧密结合为一个整体框架。在高动态、资源受限的无人机联盟链场景中，资源定价的有效实施不仅依赖博弈策略本身，还高度依赖于节点的信息获取能力、执行稳定性以及结果的可信承诺能力。CP-RAFT 选举产生的 Leader 节点在共识过程中承担状态汇聚与区块广播职责，使其能够以更低时延和更高可靠性获取系统状态并发布价格决策，在信息结构上更适合作为 Stackelberg 博弈的协调者；同时，该节点在算力、剩余能量与链路质量等方面具备相对优势，有助于降低定价计算、博弈迭代及链上结算过程中的执行开销，提高资源分配策略的可实施性。此外，CP-RAFT 将节点信誉纳入选举机制，使 Leader 节点的历史行为可在联盟链上被记录与追溯，其定价与交易行为具备更强的可信承诺能力，有助于提升其他节点对资源交易结果的接受度，具体流程如算法 1 所示。

算法 1 CP-RAFT 共识机制

输入：无人机节点集合 $N = \{1, \dots, n, \dots, N\}$ ，节点信誉得分 $S_n^{\text{rep}}(t)$ ，TD 集合 $M = \{1, \dots, m, \dots, M\}$ ，计算资源 C_n^{max} 、通信带宽 B_n^{max}

- 1) 初始化：所有无人机节点初始化为 Follower，任期初始化为 0， T_{\min} ， T_{\max}
- 2) for each UAV
- 3) 根据公式 (1) 计算信誉得分 $S_n^{\text{rep}}(t)$
- 4) 计算每个无人机的超时时间 T_n^{timeout}
- 5) 若在 T_n^{timeout} 内收到 Leader 心跳，则刷新计时，否则转至 6，成为 Candidate
- 6) 节点 n 变成 Candidate，并自投 1 票
- 7) 向所有节点广播投票请求
- 8) if 节点 n 获得 $\geq \lfloor N/2 \rfloor$ 选票，
- 9) 则成为新的 Leader
- 10) 否则回到 2)，刷新计时
- 11) end for
- 12) Leader 节点将计算资源、频谱资源打包，生成交易记录，并广播至 Follower 节点进行区块检验。
- 13) Leader 收到合法的确认数量 $\geq \lfloor N/2 \rfloor$ ，则提交新的区块至联盟链。

4 频谱与计算资源的博弈与求解

本节阐述了两阶段联合优化机制的第二阶段——基于 Stackelberg 博弈的资源优化与分配模型。该阶段在第一阶段 CP-RAFT 共识机制选举出的 Leader 无人机基础上展开，以实现频谱和计算资源的最优定价与分配。提出基于联盟链的 CP-RAFT-Stackelberg 两阶段联合优化算法，有必要对系统在

任务处理过程中的关键性能指标进行量化分析。本文从系统运行时的时延与能耗两个维度出发，建模并分析任务卸载与区块共识全过程中各参与节点的资源消耗情况，为后续资源分配与优化提供理论基础。接下来将分别对系统的时延构成与能耗模型进行详细建模与推导。

4.1 系统性能分析

1) 系统时延分析

由于是将 TD 的任务由集群 Leader 无人机分配给集群内无人机并行处理，因此总时延是集群中所有无人机卸载时延的最大值。在时隙 t 时，TD 设备 m 向无人机 n 购买的计算资源为 $c_{n,m}$ ，频谱资源为 $b_{n,m}$ 。假设 TD 设备卸载比例跟购买的计算资源正相关

$$\varepsilon_{nm} = \frac{c_{n,m}}{\sum_{n \in N} c_{n,m}} \quad (10)$$

其中约束条件为 $\sum_{n \in N} \varepsilon_{nm} = 1$ 。则任务卸载的传输时延可分为

$$T_{n,m}^{\text{tran}}(t) = \frac{\varepsilon_{nm} L_m(t)}{r_{n,m}(t)} \quad (11)$$

$r_{n,m}$ 为上传速率，无人机与用户之间的传输速率可表示为

$$r_{n,m}(t) = b_{n,m}(t) \log_2 \left(1 + \frac{|h_{n,m}|^2 P_m}{\sigma^2} \right) \quad (12)$$

其中， $b_{n,m}$ 为无人机 n 为用户 m 分配的无线带宽， P_m 为用户 m 的发射功率， σ^2 为环境噪声。在完成任务传输后，无人机 n 进行任务计算流程，计算所需的时延为

$$T_{n,m}^{\text{com}}(t) = \frac{\varepsilon_{nm} L_m(t) \rho_m}{c_{n,m}(t)} \quad (13)$$

则在任务卸载过程中，总时延为

$$T^{\text{tol}}(t) = T_{n,m}^{\text{com}}(t) + T_{n,m}^{\text{tran}}(t) + T^{\text{cons}}(t) \quad (14)$$

2) 系统能耗分析

针对无人机集群执行终端任务的过程，能耗主要包括任务卸载能耗和共识过程能耗两部分，共识能耗。用 ζ 表示与实际芯片有关的功耗系数，无人机 n 节点的计算功率为 $P_{n,m}^{\text{com}} = \zeta c_{n,m}$ ，则任务卸载能耗、传输能耗与共识能耗如下所示

$$E_m^{\text{com}}(t) = \sum_{n \in N} P_{n,m}^{\text{com}} T_{n,m}^{\text{com}}(t) \quad (15)$$

$$E_m^{\text{tran}}(t) = \sum_{n \in N} P_m T_{n,m}^{\text{tran}}(t) \quad (16)$$

旋翼无人机在任务执行时通常保持悬停或飞行,为此在引入无人机的飞行能耗^[17],其中无人机飞行时间为任务卸载过程的总时间,则无人机的飞行能耗为

$$E_n^{\text{fly}}(t) = 0.5Gv_n^2(t)T^{\text{tol}}(t) \quad (17)$$

其中, G 表示无人机的飞行载荷,接下来,在任务卸载完成后,无人机集群通过联盟链执行 CP-RAFT 共识记账,会产生额外的共识通信能耗。假设每次任务完成后都触发一次区块生成与验证过程。在共识过程中,Leader 无人机需要向其它 $N-1$ 个无人机发送新区块并接收,则共识能耗为

$$E^{\text{cons}}(t) = P_n(N-1)(T_1^{\text{cons}}(t) + T_2^{\text{cons}}(t)) + \xi C_n^{\text{res}} T_3^{\text{cons}}(t) \quad (18)$$

其中, P_n 为无人机的传输速率。根据以上能耗分析,无人机在卸载过程中产生的能耗总和为

$$E_n^{\text{fly}}(t) = 0.5Gv_n^2(t)T^{\text{tol}}(t) \quad (19)$$

4.2 基于 Stackelberg 博弈的频谱和计算资源定价与优化

为激励无人机积极参与计算和频谱资源的分配,本文引入 Stackelberg 博弈模型,建立一个双层决策博弈过程,其中集群的经过 CP-RAFT 选举后的 Leader 无人机可作为博弈中的领导者,TD 作为追随者。首先无人机发布资源定价策略,TD 在获取定价信息后对资源的购买方案进行决策,从而最大化各自的效用函数。博弈的基本要素如下

领导者:决定频谱和计算资源的单价: P_n^B , P_n^C , 以最大化其收益。每个节点通过提供计算、频谱资源获利,其收益为

$$\begin{aligned} \max : U_n^{\text{UAV}} &= \sum_{m=1}^M (P_n^B b_{nm} + P_n^C c_{nm} + E_m^{\text{com}}) - E^{\text{cons}} - E_n^{\text{fly}} \\ \text{s.t.} : \sum_{m=1}^m b_{nm} &\leq B_n^{\text{max}}, \sum_{m=1}^m c_{nm} \leq C_n^{\text{max}} \end{aligned} \quad (20)$$

追随者:在已知价格的情况下向每个无人机请求所需的频谱、计算资源,以最小化任务卸载成本

$$\begin{aligned} \min_{\{\varepsilon_{mn}, b_{n,m}, c_{n,m}\}} : U_m^{\text{TD}} &= T_m^{\text{tol}} + \sum_{n=1}^N \varepsilon_{mn} (P_n^B b_{nm} + P_n^C c_{nm}) \\ \text{s.t.} : \sum_{n \in N} \varepsilon_{mn} &\leq 1, \sum_{m=1}^m b_{nm} \leq B_n^{\text{max}}, \sum_{m=1}^m c_{nm} \leq C_n^{\text{max}} \end{aligned} \quad (21)$$

追随者确定好购买策略后,向无人机请求任务卸载,并触发 CP-RAFT 共识。本文的目标是找到 Stackelberg 均衡,让无人机和 TD 设备的收益可以同时最大化。领导者通过预测跟随者的策略调整自己的策略,跟随者根据领导者的策略来最大优化自己的利益。通过反向归纳法先预测跟随者的最优策略,最后推导出领导者的最优策略。

1) TD 策略优化

给定无人机的价格和卸载比例 ε_{mn} , 以便最大化其效用,引入定理证明 TD 效用存在唯一的纳什均衡。对 U_m^{TD} 进行一阶求导可得到:

$$\frac{\partial U_m^{\text{TD}}}{\partial b_{n,m}} = -\frac{\varepsilon_{nm} L_m}{(b_{n,m})^2 \log_2(1 + \frac{|h_{m,d}|^2 P_m}{\sigma^2})} + P_n^B \quad (22)$$

则

$$b_{n,m}^* = \sqrt{\frac{\varepsilon_{nm} L_m}{P_n^B \log_2(1 + \frac{|h_{m,d}|^2 P_m}{\sigma^2})}} \quad (23)$$

同理,对 $c_{n,m}$ 求偏导可得

$$c_{n,m}^* = \sqrt{\frac{\varepsilon_{nm} L_m \rho_m}{P_n^C}} \quad (24)$$

根据式 (10) 和归一化约束条件可求得

$$\varepsilon_{mn} = \frac{\sqrt{\varepsilon_{nm} L_m \rho_m / P_n^C}}{\sum_{n \in N} \sqrt{\varepsilon_{nm} L_m \rho_m / P_n^C}} \rightarrow \varepsilon_{mn}^* = \frac{\sqrt{1/P_n^C}}{\sum_{n \in N} \sqrt{1/P_n^C}} \quad (25)$$

可以看出,TD 倾向于将任务卸载至价格更低的无人机中。

2) 无人机策略优化

无人机会根据 TD 设备的策略相应地调整自己的策略。将 $b_{n,m}^*$ 、 $c_{n,m}^*$ 代入到式 (20), 并对 P_n^C 、 P_n^B 分别求偏导可得

$$\frac{\partial U_n^{\text{UAV}}}{\partial P_n^B} = \sum_{m \in M} (b_{n,m}^* + P_n^B \frac{\partial b_{n,m}^*}{\partial P_n^B}) \quad (26)$$

$$\frac{\partial U_n^{\text{UAV}}}{\partial P_n^C} = \sum_{m \in M} (c_{n,m}^* + P_n^C \frac{\partial c_{n,m}^*}{\partial P_n^C}) \quad (27)$$

因为 $\frac{\partial b_{n,m}^*}{\partial P_n^B} < 0$, $\frac{\partial c_{n,m}^*}{\partial P_n^C} < 0$, 且无人机收益函数关于价格为严格凹函数,则存在收益最大化问题唯一最优解。令 $\frac{\partial U_n^{\text{UAV}}}{\partial P_n^B}$ 为 0, 得到

$$P_n^{B*} = \frac{1}{2} \frac{\sum_{m \in M} \sqrt{\varepsilon_{nm} L_m / \log_2(1 + \frac{|h_{m,d}|^2 P_m}{\sigma^2})}}{\sum_{m \in M} (1/\varepsilon_{nm} L_m \log_2(1 + \frac{|h_{m,d}|^2 P_m}{\sigma^2}))} \quad (28)$$

同理可得

$$P_n^{C*} = \frac{1}{2} \frac{\sum_{m \in M} \sqrt{\varepsilon_{nm} L_m \rho_m}}{\sum_{m \in M} (1/\sqrt{\varepsilon_{nm} L_m \rho_m})} \quad (29)$$

对于上述 Stackelberg 博弈过程，可通过全局搜索找出最优策略。为实现系统中共识协调与资源定价的联合优化，本文设计了基于 CP-RAFT 博弈优化算法，其在完成 CP-RAFT 共识机制（见算法 1）选举 Leader 节点后，进一步执行 Stackelberg 定价与卸载策略求解，并通过联盟链进行可信记录。该算法作为整体调度框架的核心，可通过不断迭代获得最优资源分配策略，具体流程如算法 2 所示。

算法 2 CP-RAFT-Stackelberg 两阶段联合优化算法

输入：无人机节点集合 $N = \{1, \dots, n, \dots, N\}$ ，计算资源 C_{\max} 、通信带宽 B_{\max} ，当前迭代次数 t ，收敛阈值 δ 。

- 1) 初始化：所有无人机节点，初始化价格 (P_n^C, P_n^B)
 - 2) while 收敛误差 $\Delta > \delta$
 - 3) for each TD $m \in M$
 - 4) 根据当前价格 (P_n^C, P_n^B) 计算卸载比例
 - 5) 计算购买资源 $b_{nm}^{(t)}$ 、 $c_{nm}^{(t)}$
 - 6) for each UAV $n \in N$
 - 7) 根据 TD 的资源购买数量，计算式 (17) 无人机收益，更新当前定价 $P_n^{C(t+1)}$ 、 $P_n^{B(t+1)}$
 - 8) $\Delta = \max(|P_n^{C(t+1)} - P_n^{C(t)}|, |P_n^{B(t+1)} - P_n^{B(t)}|)$
 - 9) 迭代次数 $t=t+1$
 - 10) if $\Delta \leq \delta$
 - 11) 跳出循环
 - 12) TD 进行任务卸载，然后无人机执行 CP-RAFT 进行共识过程，并计算系统时延、能耗
- 输出：最优定价 P_n^{C*} 、 P_n^{B*} ，资源购买数量 $b_{n,m}^*$ 、 $c_{n,m}^*$

通过该算法，双方最终的均衡策略即为本文所求的资源定价和任务分配方案。在该均衡下，无人机集群获得最大化的收益，同时终端设备以最低的成本完成任务卸载，达到了双赢的优化目标。

5 仿真分析

本节面向一定区域大小的多无人机辅助边缘计算资源分配场景，对所提的 CP-RAFT-Stackelberg 两阶段联合优化算法进行仿真验证，在仿真实验中，首先验证所提算法的收敛性能；随后，将 CP-

RAFT 与 RAFT、PBFT、PoW 三种典型共识机制进行对比分析，以突出本文提出共识机制在资源受限无人机网络中的能效优势；最后，在不同任务到达率与任务数据大小条件下，评估其在系统能耗与时延方面的动态性能表现。需要说明的是，为保证公平性，RAFT、PBFT 和 PoW 均嵌入到算法 2 的整体架构中，仅替换共识机制部分，其余参数保持一致。仿真环境考虑了一个 $1\text{km} \times 1\text{km}$ 大小的多无人机和多个终端设备的边缘计算网络环境。其中，在典型的多无人机边缘计算任务卸载场景下^[24]，假设用户任务大小在 $[1, 5]\text{MB}$ 内均匀分布，无人机数量为 10，选举超时时间为 150ms，其他仿真参数如表 1 所示^[17-20]。

表 1 仿真参数

仿真参数	参数值
无人机飞行高度/m	300
无人机电池容量/mAh	10000
无人机飞行速率/m/s	5
飞行载荷/kg	6
无人机计算资源 C_n^{\max} /GHz	2
无人机计算资源 B_n^{\max} /MHz	20
区块大小 L^b /MHz	1
出块间隔/s	10
发送功率 P_m /W	0.1
噪声功率 δ^2 /dBm	-110
无人机通信范围 d_p /m	200

5.1 算法收敛性

图 4 展示了基于 CP-RAFT 的博弈优化算法在不同终端设备数量 M 下的收敛性能曲线。可以观察到，随着迭代次数的增加，系统能耗在初始阶段快速上升，并在迭代约 7 次后趋于稳定，表明所提算法在有限步数内即可实现收敛。此外，随着 TD 数量的增加，收敛的迭代轮数也会随之增加，最后均收敛。这表明本文所提 CP-RAFT 联合博弈优化算法在多无人机边缘计算网络中具有良好的收敛性、稳定性与可扩展性，能够适应不同规模和负载条件下的协同优化需求

5.2 不同共识机制性能对比

为验证所提 CP-RAFT 共识机制在系统性能方面的优势，本文选取 RAFT、PBFT 和 PoW 三种具

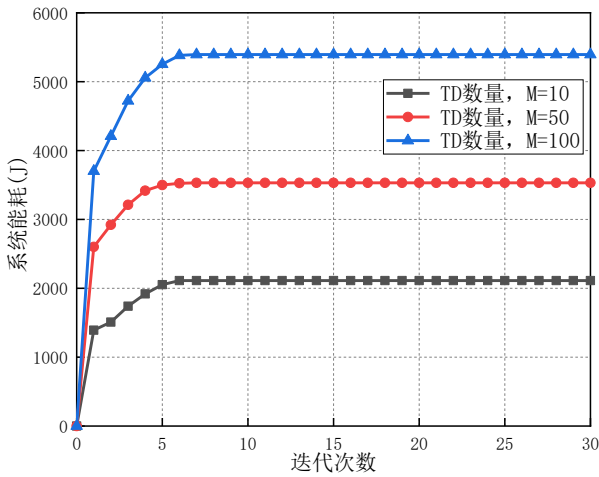


图4 基于CP-RAFT的博弈优化算法的收敛性

有代表性的共识机制作为对比对象，依据公式(12)、(16)所定义的性能指标，在系统能耗、时延两个维度展开对比分析，以全面评估CP-RAFT的优化效果。图5展示了不同联盟链共识机制下系统总能耗随终端设备数的变化。横轴为终端设备(任务)数量，纵轴为多无人机集群完成所有任务的总能耗。可以看出，随着终端数量增加，所有算法总能耗近似线性上升，但所提出的CP-RAFT算法始终最低。相比传统RAFT能耗降低约10%，相较PBFT和PoW减少超过50%。这表明CP-RAFT大幅降低了冗余计算和通信开销，在高负载下尤为节能。

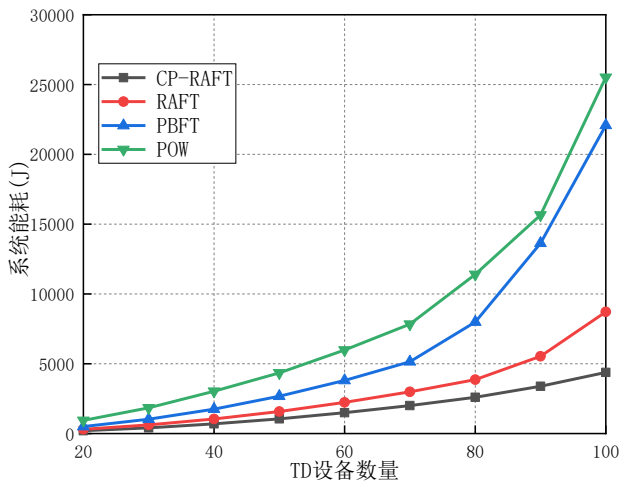


图5 不同共识机制系统能耗

如图6所示，随着TD数量由低到高逐步增加，各类共识机制的系统时延均呈单调上升趋势。其中，CP-RAFT与RAFT的上升幅度较小，体现出较

好的规模伸缩性；PBFT的时延随规模扩展增长更为显著；而PoW在全区间内始终保持最高时延，明显高于其他机制。该结果从实验层面验证了在资源受限的多无人机场景中，CP-RAFT能以较低的共识负担保持更优的时延表现。

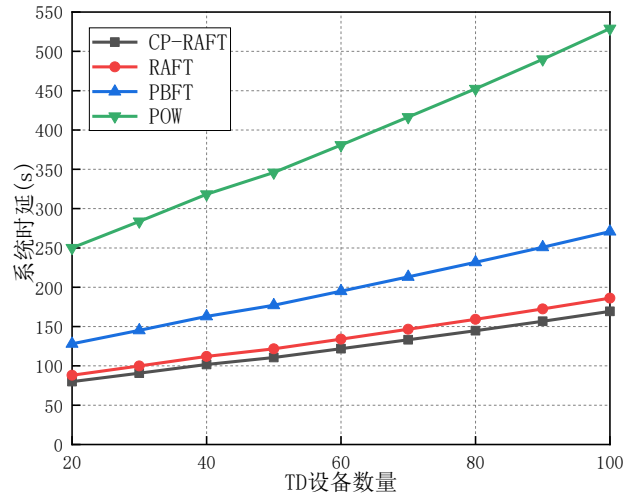


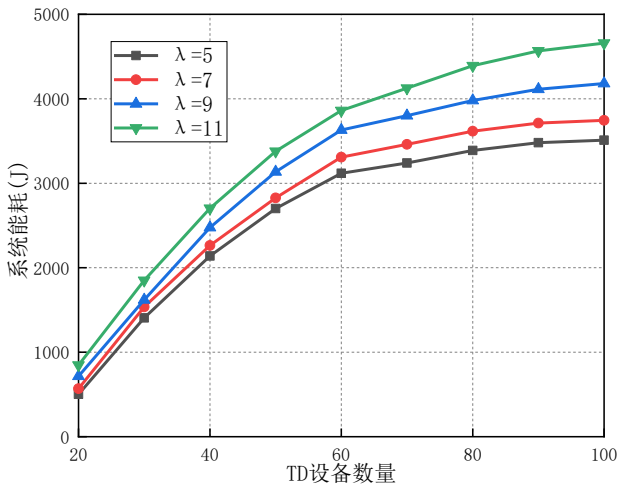
图6 不同共识机制系统时延

由图5-6可知，随着任务负载增大，总能耗、时延随之增长。CP-RAFT在RAFT基础上引入协同感知优化，进一步降低了共识延迟。在多任务场景下，CP-RAFT仍能快速响应，显著缩短任务上链确认时间，保证了系统的实时性要求。实现了更高的能效，在保证安全性的同时有效缓解了无人机能源受限问题。

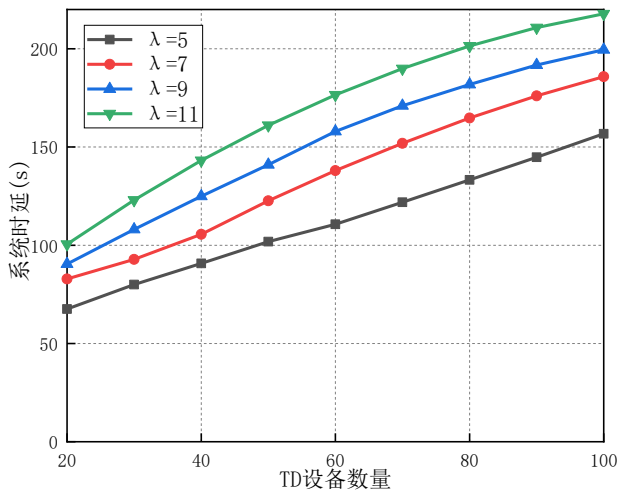
5.3 不同任务负载下的系统性能评估

为了进一步评估所提出的基于CP-RAFT的博弈优化算法在多任务负载条件下的系统性能，从任务到达率与任务数据大小两个维度对系统性能进行仿真验证，考察其在终端设备数量变化过程中系统能耗与时延的动态响应表现。图7展示了在不同任务到达率条件下，系统在TD设备数量变化过程中的性能表现，包含能耗与时延两个维度：由图7(a)可见，随着TD数量的增加，系统总体能耗呈先上升后趋于平缓的变化趋势。其原因在于，初始阶段TD数量增加使无人机集群的计算与通信资源利用率显著提升，任务处理量快速增加，从而导致能耗迅速上升；当TD数量进一步增加时，部分无人机节点的计算与带宽资源逐渐饱和，系统进入相对稳定的负载区间，资源调度趋于平衡，因此能耗增幅逐步减缓。不同任务到达率下的曲线均呈类似变

化，且任务到达越密集 (λ 值越大)，系统能耗越高。图 7(b) 为系统时延随 TD 数量变化的对比结果。可以观察到，随着 TD 数量的增加，系统时延整体呈上升趋势。较高的任务到达率使得任务排队与调度开销显著增加，平均传输与计算等待时间均有所延长，反映出在任务集中到达、高负载运行状态下，任务排队与调度延迟迅速累积。



(a) 对系统能耗影响



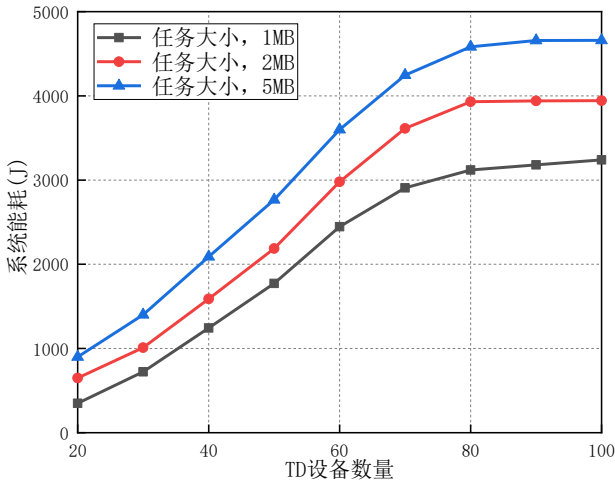
(b) 对系统时延影响

图 7 不同任务到达率 λ 系统能耗与时延性能

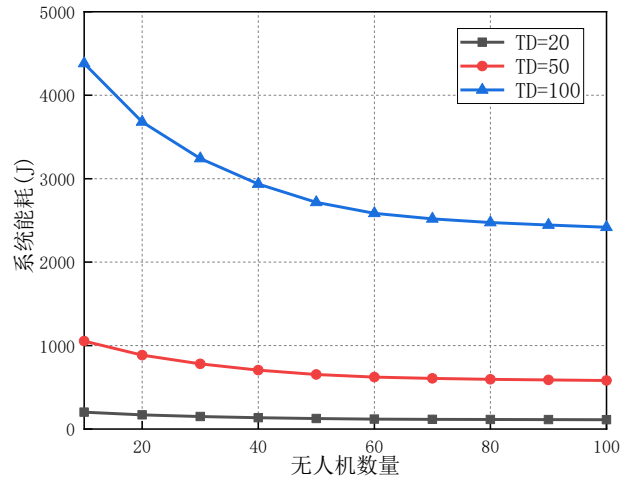
图 8 展示了在不同任务数据大小条件下，任务数据大小设定参考了边缘计算典型场景下常见的任务类型，涵盖语音、图像与视频类应用，分别对应不同粒度的资源需求：无人机辅助的边缘计算场景下，任务数据类型主要包括语音、图像和视频类，如语音识别与转写（数据包典型大小 1MB）、图像识别与分类（数据包典型大小 2MB）、目标检测与

行为分析（数据包典型大小 5MB）。该设置用于模拟多源异构任务环境对系统能耗与时延的影响。系统在 TD 设备数量逐步增加场景中的能耗与时延性能变化趋势，旨在评估任务粒度对调度机制整体资源占用和响应能力的影响。由图 8(a) 可见，系统能耗总体呈现随 TD 数量增加而上升、在高负载区间趋于平缓的趋势。在 TD 数量较少时，任务较少、资源利用率较低，无人机节点的计算与通信能耗较小；随着 TD 数量增加，无人机集群需处理的任务请求显著增多，系统能耗快速上升。当 TD 数量进一步增大时，部分无人机节点的计算与带宽资源逐渐趋于饱和，同时，在相同 TD 数量下，任务数据量越大，能耗水平越高，说明任务数据规模直接影响计算与传输过程中的能源开销。图 8(b) 展示了平均系统时延随任务数据大小与 TD 数量的联合变化情况。当 TD 数量较少或任务规模较小时，系统资源相对充足，任务可及时完成，时延较低；随着 TD 数量增加或任务数据量变大，无人机节点需处理的并发任务增多，导致排队等待和调度时间显著增加。

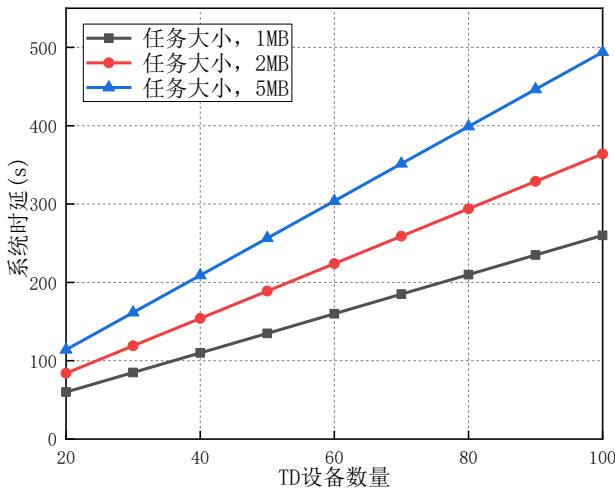
图 9 给出了在 TD 设备数量分别为 20、50、100 时，无人机数量从 20 增加到 100 对系统能耗与时延的影响，用于评估所提机制在不同网络规模下的可扩展性与资源利用效率。图 9(a) 表明，系统能耗随无人机数量增加整体呈下降并逐渐趋于平缓的趋势。当无人机数量较少时，单机承担的任务量与中继/交易通信负载较重，且链路覆盖不足导致重传与拥塞更明显，因此能耗较高；随着无人机数量增加，任务在更多节点间分担，终端到服务节点的平均距离缩短、链路质量改善，传输与计算开销被有效摊薄，系统能耗显著降低。当无人机数量进一步增大时，任务负载已较为均衡，能耗下降幅度减小并进入“边际收益递减”区间。同时，在相同无人机数量下，TD 数量越大能耗越高，反映更高业务负载带来的计算与通信总开销上升。图 9(b) 展示了系统平均时延随无人机数量增加而下降并趋于饱和的规律。无人机数量较少时，服务资源与覆盖能力不足，终端任务需要更长的传输与排队等待时间，且共识确认易受“最慢链路”影响导致时延偏大；随着无人机数量增加，任务卸载链路更短、资源竞争缓解，任务完成更及时，平均时延明显降低。当无人机数量达到一定规模后，时延下降趋缓，主要



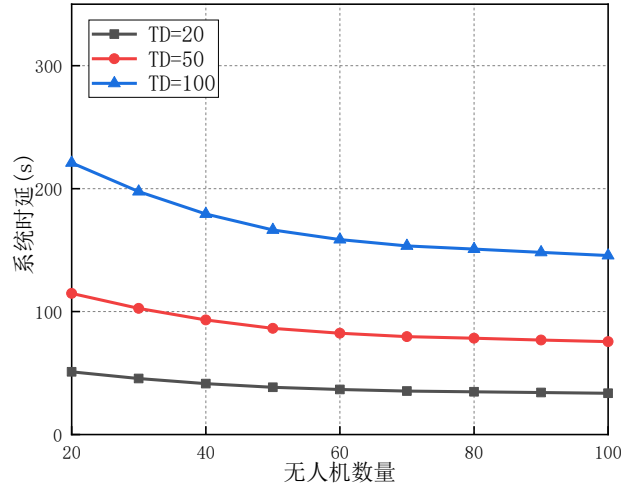
(a) 对系统能耗影响



(a) 对系统能耗影响



(b) 对系统时延影响



(b) 对系统时延影响

图8 不同任务大小系统能耗与时延性能

图9 不同任务大小系统能耗与时延性能

受共识确认、调度决策以及系统控制开销等因素限制, 表现为饱和趋势。与能耗一致, TD 数量越大时延越高, 说明并发任务增加会带来更明显的排队与调度延迟。

综上, 图7~9验证了所提算法在多任务到达率与多粒度任务场景下的良好扩展性与鲁棒性。系统具备一定的自适应调度能力, 能够动态调整资源分配以应对不同任务负载

6 结束语

本文面向多无人机边缘计算资源交易场景, 提出一种基于联盟链的CP-RAFT-Stackelberg两阶段联合优化算法。第一阶段设计CP-RAFT轻量级共识机制, 降低传统共识在资源受限环境下的开销, 并选出最优无人机作为资源调度领导者; 第二阶段

引入Stackelberg博弈, 构建资源定价与任务卸载优化模型, 通过反向归纳求解均衡。仿真结果表明, 所提方法在能耗、时延和吞吐量等指标上优于传统机制, 具有良好的收敛性与可扩展性, 适用于动态多无人机场景。

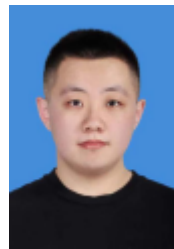
参考文献:

- [1] Li F Q, Wang J H, Xie W L, et al. X-RAFT: Improve RAFT Consensus to Make Blockchain Better Secure EdgeAI-Human-IoT Data[J]. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing, 2025, 13(01): 22-33.
- [2] Li Y T, Fan Y X, Zhang L, et al. RAFT Consensus Reliability in Wireless Networks: Probabilistic Analysis[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(14): 12839-12853.
- [3] Zhang Y G, Wang W, Shi F Y. Reputation-based Raft-Poa layered consensus protocol converging UAV network[J]. Computer Networks, 2024, 240(02): 1389-1286.

- [4] 罗皓翔, 孙罡, 雷波. 面向 RAFT 共识的低能耗无线区块链分片算法[J]. 电子科学大学学报, 2024, 53(4): 595-604.
Luo H X, Sun G, Lei B. A Low-Energy-Consumption Wireless Blockchain Sharding Algorithm for RAFT Consensus[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2024, 53(4): 595-604.
- [5] 侯杰, 陈曦, 陶诗飞, 等. 区块链赋能的战场分布式频谱分配: 一种快速匹配算法[J]. 电子学报, 2025, 53(05): 1390-1404.
Hou J, Chen X, Tao S F, et al. Blockchain-Enabled Distributed Spectrum Allocation in Battlefield: A Fast Matching Algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2025, 53(05): 1390-1404.
- [6] 杨健, 陈曦, 丁国如, 等. 基于区块链的频谱设备网络中防御拜占庭攻击的分布式共识机制[J]. 通信学报, 2020, 41(03): 1-16.
Yang J, Chen X, Ding G R, et al. Blockchain-driven distributed consensus mechanism in defending Byzantine attack for the Internet of spectrum device[J]. Acta Electronica Sinica, 2020, 41(03): 1-16.
- [7] Li J H, Sun G, Sun X Y, et al. Securing the Sky: Integrated Satellite-UAV Physical Layer Security for Low-Altitude Wireless Networks[J]. IEEE Wireless Communications, 2026, 33(001): 106-115.
- [8] Wang J J, Jiao Z H, Chen J R, et al. Blockchain-Aided Secure Access Control for UAV Computing Networks[J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2024, 11(06): 5267-5279.
- [9] Wang D, Jia Y J, Dong M X, et al. Blockchain-Integrated UAV-Assisted Mobile Edge Computing: Trajectory Planning and Resource Allocation [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(01): 1263-1275.
- [10] Vikas H, Vikas S, Vinay C. Scheduling drone charging for multi-drone network based on consensus time-stamp and game theory, Computer Communications[J]. Computer Communications, 2020, 149(01): 51-61.
- [11] Zhang Z, Zeng K, Yi Y. Blockchain-Empowered Secure Aerial Edge Computing for AIoT Devices[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(1): 84-94.
- [12] Li M, Yu F R, Si P B, et al. UAV-Assisted Data Transmission in Blockchain-Enabled M2M Communications with Mobile Edge Computing[J]. IEEE Network, 2020, 34(06): 242-249.
- [13] Xu R C, Chang Z, Zhang X R, et al. Blockchain-Based Resource Trading in Multi-UAV Edge Computing System[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(12): 21559-21573.
- [14] Xu H T, Huang W T, Zhou Y H, et al. Edge Computing Resource Allocation for Unmanned Aerial Vehicle Assisted Mobile Network With Blockchain Applications[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(05): 3107-3121.
- [15] Qin P, Fu M, Wang J J, et al. Cooperative UAV Trajectory Design and Resource Allocation in Blockchain-Enabled Secure Aerial Edge Computing Network[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2026, 25(01): 195-208.
- [16] Hui H, Guo X, Wang H, et al. Spectrum Sharing in Cache-Empowered Wireless Networks: Reservation-Based Versus Auction-Based Approaches[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2023, 9(5): 1126-1140.
- [17] 王义君, 李嘉欣, 闫志颖, 等. 基于深度强化学习的移动边缘计算安全传输策略研究[J]. 通信学报, 2025, 46(4): 272-281.
Wang Y J, Li J X, Yan Z Y, et al. Research on secure transport strategy of mobile edge computing based on deep reinforcement learning[J]. Journal on Communications, 2025, 46(4): 272-281.
- [18] Li W, Jia L, Chen Q, et al. A Game Theory-Based Distributed Downlink Spectrum Sharing Method in Large-Scale Hybrid Satellite Constellations[J]. IEEE Transactions on Communications, 2024, 72(8): 4620-4632.
- [19] Zhu R, Liu H, Liu L, et al. A Blockchain-Based Two-Stage Secure Spectrum Intelligent Sensing and Sharing Auction Mechanism[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(4): 2773-2783.
- [20] 李志华, 余自立. 基于深度强化学习的多用户计算卸载优化模型和算法[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(4): 1321-1332.
Li Z H, Xu Z L. A Multi-user Computation Offloading Optimization Model and Algorithm Based on Deep Reinforcement Learning[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2024, 46(4): 1321-1332.



侯至阳 (2000-), 男, 内蒙古鄂尔多斯人, 南京理工大学博士生, 主要研究方向为频谱感知, 小样本学习。



胡乃杰 (2001-), 男, 山东日照人, 南京理工大学硕士生, 主要研究方向为电磁空间数字孪生、频谱感知。

杨健 (1984-), 男, 安徽铜陵人, 博士, 国防科技大学第六十三研究所高级工程师, 主要研究方向为电磁频谱管理、电磁空间安全、电磁态势、电磁空间数字孪生等。
(共同通信作者: yangjian_njust@foxmail.com)





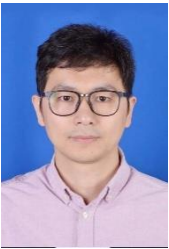
侯杰 (1997-), 男, 山东泰安人, 南京理工大学博士生, 主要研究方向为电磁频谱管理、深度学习、强化学习。



卢颖鹏 (1998-), 男, 硕士, 江苏曙光光电有限公司电子设计师, 主要方向 FPGA 图像算法研究。



陈曦 (1984-), 女, 江苏徐州人, 博士, 南京理工大学研究员、硕士生导师, 主要研究方向为电频谱管理技术、电磁空间数字孪生。



陶诗飞 (1987-), 男, 江苏南京人, 博士, 南京理工大学研究院、博士生导师, 主要研究方向为雷达目标特性分析、雷达成像及信号处理、计算电磁学。
(共同通信作者: s.tao@njust.edu.cn)