

doi:10.13682/j.issn.2095-6533.2026.05.006

改进粒子群驱动的多卫星任务卸载与资源分配策略

李浩翔^{1,2}, 刘留², 蔡雨尘², 赵文杰^{1,2}, 苏昭阳²

(1. 北京交通大学 卓越工程师学院, 北京 100044; 2. 北京交通大学 电子信息工程学院, 北京 100044)

摘要: 针对低地球轨道卫星网络中计算和通信资源不足的问题,开展了多卫星协同的任务卸载与资源分配联合优化问题研究。具体方法为构建动态信道条件的“空-地”一体化系统模型,以最小化所有任务的平均完成时延为目标,将该问题建模为一个混合整数非线性规划(Mixed Integer Nonlinear Programming, MINLP)问题,进而提出一种将改进型粒子群优化与拉格朗日乘子法相结合的混合算法进行求解。该算法利用粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)的全局搜索能力优化离散的卸载决策,并基于凸优化理论,结合拉格朗日乘子法思想对给定决策下的连续性资源分配子问题进行高效迭代求解。仿真结果表明,所提算法在不同用户负载下均能显著降低任务平均完成时延,并有效提升任务完成率,验证了其在卫星边缘计算场景下的有效性。

关键词: 卫星边缘计算;任务卸载;资源分配;空天地一体化网络;混合整数非线性规划

中图分类号: TN927+.23

文献标志码: A

文章编号: 2095-6533(2026)05-0061-13

Multi-satellite task offloading and resource allocation strategy based on an improved particle swarm optimization algorithm

LI Haoxiang^{1,2}, LIU Liu², CAI Yuchen², ZHAO Wenjie^{1,2}, SU Zhaoyang²

(1. National School for Elite Engineers, Beijing Jiaotong University, Beijing, 100044, China;

2. School of Electronic and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing, 100044, China)

Abstract: To address the scarcity of computational and communication resources in low earth orbit satellite networks, a joint task offloading and resource allocation optimization method based on multi-satellite collaboration is investigated. A unified space-ground integrated system model is constructed under dynamic channel conditions, and the problem of minimizing the average completion delay of all tasks is formulated as a mixed-integer nonlinear programming (MINLP) problem. To solve this problem, a hybrid algorithm that combines an improved particle swarm optimization (PSO) with the Lagrange multiplier method is proposed. Specifically, the global search capability of PSO is utilized to optimize discrete offloading decisions, while a Lagrange-multiplier-based iterative allocation method is employed to efficiently solve the continuous resource allocation subproblem under a given decision. Simulation results demonstrate that the average task completion delay is significantly reduced and the task completion rate is effectively improved by

收稿日期: 2025-09-25

基金项目: 国家自然科学基金项目(62341102);中国国家铁路集团有限公司科技研究开发计划项目(N2023G060)

通信作者: 刘留, liuliu@bjtu.edu.cn

引文格式: 李浩翔, 刘留, 蔡雨尘, 等. 改进粒子群驱动的多卫星任务卸载与资源分配策略[J]. 西安邮电大学学报, 2026, 31(5): 61-73.

LI Haoxiang, LIU Liu, CAI Yuchen, et al. Multi-satellite task offloading and resource allocation strategy based on an improved particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Xi'an University of Posts and Telecommunications, 2026, 31(5): 61-73.

the proposed algorithm under various user load conditions.

Keywords: satellite edge computing; task offloading; resource allocation; integrated network of space, sky and earth; mixed-integer nonlinear programming

随着数字化设备的广泛普及和智能化应用的蓬勃发展,全球数字化进程正面临“覆盖鸿沟”和“算力不均”的双重制约。在海洋、沙漠、山区以及灾害应急等特殊场景,地面基础设施因地理环境和经济成本的限制,难以实现全域覆盖。即使在相对发达地区,自动驾驶、工业物联网、扩展现实等计算密集型、时延敏感型业务的兴起,也对网络的即时性、可靠性和计算能力提出了前所未有的高要求。在此背景下,低地球轨道(Low Earth Orbit, LEO)卫星为载体的卫星互联网相较于中高轨卫星具有轨道高度低,低时延、高信噪比、小链路损耗等显著优势,成为实现全球“万物智联”目标的焦点^[1-2]。卫星互联网中,边缘计算技术是降低通信任务时延的重要优化路径。其通过在 LEO 卫星上部署边缘服务器,将计算能力推向网络边缘,可以直接为地面设备提供计算任务卸载服务,有效弥补地面算力的不足^[3]。

然而,将传统的地面边缘计算范式应用于高度动态的卫星场景在实际操作中也面临着独特的挑战。卫星与地面用户之间的通信窗口有限且信道条件快速变化,这要求任务卸载和资源分配策略必须具备极高的时效性,而且受限于客观条件,星上搭载的计算和通信资源远比地面数据中心宝贵和有限。因此,低轨卫星通信场景下的核心问题可描述为:在满足用户服务质量(Quality of Service, QoS)约束下,如何联合优化任务的卸载决策与通信计算资源分配,以最大化系统效能。地面移动边缘计算(Mobile Edge Computing, MEC)的任务卸载与资源分配在分布式架构和优化策略研究已较为完善^[4-5]。然而,卫星边缘计算(Satellite Edge Computing, SEC)面临星地链路的高动态、星上资源受限、长时延以及广域覆盖下的业务需求时空不均等独特挑战。由于该问题的 NP-hard 特性(即不存在已知的能在多项式时间复杂度内求得其最优解的算法),不能用简单的精确算法直接求解,而智能算法因适应复杂动态环境能力更强,无需精确模型、能够自主决策的优势而备受关注^[6-9]。

传统方法主要采用混合整数规划^[4,10]和博弈论^[11]进行问题分解或均衡分解,但往往难以应对环境的剧烈时变。为应对系统高度动态性,近年来深

度强化学习(Deep Reinforcement Learning, DRL)成为研究热点,众多学者提出了基于离散-连续混合控制^[5,12],双网络计算卸载架构^[13],多智能体协同^[14-15]及双时间尺度等 DRL 策略以优化任务卸载决策和星上资源分配^[16-21],服务计算编排和算力资源优化角度提升系统响应速度^[22-23]。然而 DRL 策略往往伴随较高的训练开销,在星载算力极度受限的场景下,部署和收敛存在较大困难。粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)等启发式算法因概念简单、收敛快而受到广泛关注,无需依赖精确的环境模型、计算复杂度相对较低且具备较强的全局搜索能力,在任务迁移与时延优化也取得了初步进展^[24-25],被引入卫星服务迁移与网络负载均衡中^[10,17,23,26-27]。

尽管上述研究取得了显著进展,但针对多卫星 SEC 场景的研究仍然存在诸多不足。部分研究建立在任务稀疏、资源相对充裕的假设之上,难以反映真实系统中的资源竞争特性,PSO 等启发式算法在卫星边缘计算中的应用潜力尚未得到充分挖掘。因此,文章聚焦多卫星协同任务卸载与资源分配的一体化优化,在满足任务完成率等 QoS 约束的前提下,以系统平均任务完成时延最小化为目标,拟提出一种改进 PSO 算法求解离散卸载决策,并结合基于拉格朗日乘子思想的资源分配方法实现通信与计算资源分配,以期获得兼顾系统时延与资源效率的全局卸载策略。

1 系统模型

系统由 U 个地面用户以及 M 个 LEO 卫星边缘服务器组成,每个用户将生成有限个异构任务,文章将所有待处理任务总数记为 N 。地面用户可与低轨卫星直接通信,每个任务不可分割且独立卸载。

1.1 网络模型

LEO 卫星在轨高速运行,与地面边缘节点不同,卫星与地面用户之间并非全天候实时连接,而是在卫星过顶的有限时间内存在通信窗口,低轨卫星轨道如图 1 所示。因此,二者之间的几何关系

决定了通信质量。

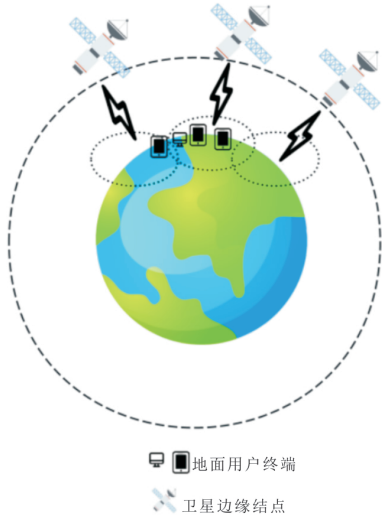


图 1 低轨卫星轨道

由于地面用户设备间的距离远小于星地距离,近似认为同一地点所有用户的星地几何关系是相似的,卫星几何关系如图 2 所示。

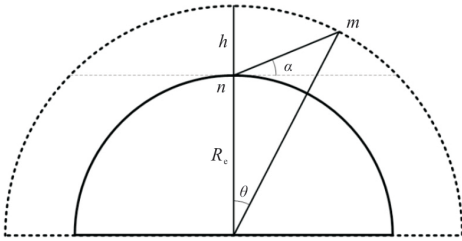


图 2 卫星几何关系

根据卫星和用户的位置信息,卫星相对于用户的仰角 α 可表示为

$$\alpha = \arctan \frac{\cos(\phi_t - \phi_s) \cos \varphi_t - \frac{R_e}{R_e + h}}{\sqrt{1 - (\cos(\phi_t - \phi_s) \cos \varphi_t)^2}} \quad (1)$$

式中: R_e 为地球半径; h 为卫星轨道高度; ϕ_t 和 ϕ_s 分别为用户设备的经度和卫星边缘节点的经度; φ_t 表示用户设备的纬度。进而可由正弦定理求得 LEO 卫星与地面设备间的地星夹角为

$$\theta = \left(\arccos \frac{R_e}{R_e + h} \cdot \cos \alpha \right) - \alpha \quad (2)$$

当 $\alpha = 0$ 时,可以得到通信窗口最大临界值对应的最大地星夹角

$$\theta_0 = \arccos \left(\frac{R_e}{R_e + h} \right) \quad (3)$$

由余弦定理可以得到卫星与用户之间的距离为

$$s = \sqrt{R_e^2 + (R_e + h)^2 - 2R_e(R_e + h)\cos \theta} \quad (4)$$

1.2 通信模型

任务所属用户与 LEO 卫星之间的通信链路可近似视为莱斯信道,频率采用 Ka 波段,并通过正交

频分复用划分子信道。假设卫星 m 接入带宽划分为 N 个子信道(此处设定子信道数与系统任务数数值相等)。由于拟探讨的核心问题是任务卸载和资源分配问题,暂不考虑其它干扰。根据香农定理,任务 n 从卫星 m 中分配到的通信上行速率为

$$R_{nm} = B_{nm} \cdot \log_2 \left(1 + \frac{P_n G_n}{N_0} \right) \quad (5)$$

式中: G_n 为信道增益; B_{nm} 为卫星 m 分配给任务 n 的上行带宽; P_n 为任务 n 的发射功率; N_0 为噪声功率。

1.3 时延模型

星载处理器性能强于本地,故用户将任务卸载到卫星后可以降低任务计算时延,但在传输数据时会带来通信时延开销。用户生成的每个任务均可以表示为 $K_n = \{D_n, C_n, T_n^{\max}\}$,其中 D_n 表示任务数据量, C_n 表示任务计算所需的 CPU 周期数, $T_n^{\max}$ 表示任务的最大容忍时延。在本地卸载决策下,任务在用户的本地设备执行,由此可计算出本地卸载任务的计算时延为

$$T_n^l = \frac{C_n}{f_n^l} \quad (6)$$

式中: f_n^l 为任务 n 的本地计算能力。由于本文场景下的任务并非高并发,暂不考虑排队时延。传播时延为

$$T_n^{\text{prop}} = \frac{s}{c} \quad (7)$$

式中: c 为光速。

计算时延为

$$T_n^{\text{proc}} = \frac{C_n}{f_{nm}^s} \quad (8)$$

式中: f_{nm}^s 为卫星 m 分配给任务 n 的计算资源。

传输时延为

$$T_n^{\text{trans}} = \frac{D_n}{R_{nm}} \quad (9)$$

式中: D_n 为任务 n 的数据量。将式(5)代入式(9)即可得到

$$T_n^{\text{trans}} = \frac{D_n}{B_{nm} \log_2 \left(1 + \frac{P_n G_n}{N_0} \right)} \quad (10)$$

由于星地之间的信道增益取决于大尺度衰落、云雾雨衰落和地物损耗等^[28],与信道带宽是解耦的,因此可以记频谱效率为变量 η_{nm} 。传输时延由此可以表示为

$$T_n^{\text{trans}} \approx \frac{D_n}{\eta_{nm} B_{nm}} \quad (11)$$

卫星卸载策略的时延消耗可表示为

$$T_n^s = T_n^{\text{prop}} + T_n^{\text{trans}} + T_n^{\text{proc}} \quad (12)$$

1.4 优化目标

本文的研究核心是解决 LEO 卫星边缘计算系统中的任务卸载与资源联合优化问题。具体而言,是为所有地面用户的计算任务共同确定最佳的计算位置并为其分配最优的通信与计算资源,从而在满足任务服务质量要求的前提下,最小化系统中所有任务的平均完成时延。

为了将该目标形式化,引入了决策变量,其中卸载决策矩阵 $\mathbf{A}$ 是一个 $N \times (M+1)$ 的二进制矩阵,其中元素 $a_{nm} \in \{0,1\}$ 。 $a_{nm}=1$ 表示任务 n 被分配给卫星 m 执行, $a_{nm}=0$ 表示任务 n 没有被分配给卫星 m 执行; $a_{n(M+1)}=1$ 表示任务在本地执行。带宽分配矩阵 $\mathbf{B}$ 是一个 $N \times M$ 的矩阵,其中元素 $B_{nm} \geq 0$ 表示卫星 m 分配给任务 n 的上行链路带宽资源。计算资源分配矩阵 $\mathbf{F}$ 也是一个 $N \times M$ 的矩阵,其中元素 f_{nm} 表示卫星 m 分配给任务 n 任务的 CPU 计算资源。基于此,任务 n 的任务总完成时延为

$$T_n(\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{F}) = \sum_{m=1}^M a_{nm} T_{nm}^s + a_{n(M+1)} T_n^l \quad (13)$$

为简化表述,使用在任务发起时刻的信道与距离参数进行计算。最终联合优化问题 P_1 可以构建如下

$$\begin{aligned} P_1: \min & \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N T_n(\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{F}) \\ \text{s. t. } C_1: & \sum_{m=1}^{M+1} a_{nm} = 1, \\ C_2: & a_{nm} \in \{0,1\}, \\ C_3: & \sum_{n=1}^N a_{nm} B_{nm} \leq B_m, \\ C_4: & \sum_{n=1}^N a_{nm} f_{nm} \leq f_m, \\ C_5: & T_n(\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{F}) \leq T_n^{\max}, \\ C_6: & B_{nm} \geq 0, f_{nm} \geq 0. \end{aligned} \quad (14)$$

式中: C_1 和 C_2 确保每个任务有且仅有一个执行位置; C_3 规定每颗卫星分配出的总带宽不能超过其上行信道总带宽 B_m ; C_4 规定每颗卫星分配出的总计算资源不能超过其星载服务器的总计算能力 f_m ; C_5 规定 QoS 约束,要求每个任务的最终完成时间不能超过其预设的最大容忍时延 $T_n^{\max}$; C_6 确保所有分配的资源为非负值。

该优化问题同时包含了二进制整数变量矩阵 $\mathbf{A}$ 和连续变量矩阵 $\mathbf{B}, \mathbf{F}$,且目标函数与部分约束具有非线性特征,因此是典型的 MINLP 问题。此类问题通常是 NP-hard 的,直接求解的计算复杂度极

高,难以应用于时延敏感的卫星通信场景。

为了有效求解该问题,可以采用解耦的思想,将其分解为两个关联的子问题。1)任务卸载决策子问题,即求解最优的卸载矩阵 $\mathbf{A}$;2)资源分配子问题,即在给定卸载决策后,求解最优的资源分配矩阵 $\mathbf{B}, \mathbf{F}$ 。这种分解方法为设计启发式优化算法提供了清晰的路径。

为降低求解复杂度,可将原问题解耦为两个相互独立的子问题。首先,针对任务卸载策略的离散优化问题,可采用粒子群算法进行求解,得到卸载决策;其次,对于连续变量的资源分配问题,可基于拉格朗日乘子法设计分配算法,得到连续的资源分配情况。

2 计算卸载方案

2.1 凸性

由于决策变量中包含了二进制整数变量 a_{nm} ,故问题的可行域是非凸的,因此,原始问题 P_1 是一个非凸优化问题,求解较为困难。然而,采用解耦的思想将问题分解后,可以发现其子问题具有良好的数学性质。当假设任务的卸载决策矩阵 $\mathbf{A}$ 是给定的时,原问题就转化为一个仅包含连续变量的资源分配子问题。该子问题的目标函数中带变量的部分可以暂时简化为

$$\begin{aligned} \min & \sum_{n,m; a_{nm}=1} \left(\frac{D_n}{R_{nm}} + \frac{C_n}{f_{nm}} \right) \\ \text{s. t. } & C_3 \sim C_6. \end{aligned} \quad (15)$$

在此基础上,可以证明该资源分配子问题是凸优化问题。证明如下:目标函数是各个任务总时延的加权和,对于单个任务的时延,计算时延项是关于 f_{nm} 的标准凸函数,通过二阶导数恒为正可以严格证明。通信时延项是关于带宽 B_{nm} 的函数,在实际的通信系统中,基于香农公式的结构也可以证明该时延函数是关于带宽的凸函数。由于凸函数的非负加权和仍然是凸函数,因此,总的目标函数是关于变量 $\mathbf{B}$ 和 $\mathbf{F}$ 的联合凸函数。

资源分配子问题的约束条件 C_3, C_4, C_6 均为线性约束,共同定义了一个凸集。由于前文已经证明 T_n 是凸函数,因此约束 C_5 定义的也是一个凸集。所有凸集的交集仍然是凸集。

综上,当卸载决策 $\mathbf{A}$ 固定时,资源分配子问题是在一个凸可行域上最小化一个凸目标函数,因此它是一个凸优化问题。所以该子问题存在唯一的全局最优解,并且可以通过标准凸优化方法拉格朗日

乘子法求解。

基于前面的分析,提出采用一种混合算法来求解:利用粒子群优化算法的全局搜索能力来探索外层复杂的离散解空间;对于 PSO 搜索过程中的每一个候选解,将利用内层问题的凸性,通过拉格朗日乘子法来高效地评估其质量。

需要说明的是,上述关于资源分配子问题为凸优化问题的结论,其严格成立的前提是基于给定的卸载决策集合。在实际的联合优化过程中,一旦卸载决策发生变化,分配给各卫星的任务集合将随之改变,这会导致子问题的可行域和优化变量的维度产生动态调整。由于信道容量等参数在决策确定时已视为常数,目标函数关于带宽与计算资源的凸性结构始终保持不变。因此,卸载决策引起的变量维度变化并不会破坏子问题的凸性。

2.2 PSO 算法

在 1995 年,美国的 Kennedy 与 Eberhart 根据鸟类的觅食行为构建了一个简化的算法模型,最终演变为粒子群优化算法。该算法以其快速的收敛速度、较少的参数需求以及算法的简洁性而著称。在处理部分高维优化问题时,相较于遗传算法,能更快地收敛至最优解^[18]。然而,该算法亦存在陷入局部最优解的风险,因此其性能在很大程度上依赖于初始条件的设定。

自然界中,鸟群通过集体的信息共享机制,能够有效地找到食物的最佳位置,在 PSO 算法中,各个粒子均代表一个可能的候选解,该粒子具备位置 P 和速度 V 两个属性,根据自身最佳位置 p_{best} 和群体最佳位置 g_{best} 来调整其速度与位置。

根据粒子群算法的原理,设置粒子群算法的速度和位置的更新公式分别为

$$v_i^{t+1} = \omega v_i^t + c_1 r_1 (p_{\text{best},i} - x_i^t) + c_2 r_2 (g_{\text{best}} - x_i^t) \quad (16)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (17)$$

式中: v_i^t 和 x_i^t 分别表示第 i 个粒子在 t 次迭代中的速度和位置; $p_{\text{best},i}$ 是粒子 i 的历史最优位置; g_{best} 是全局最优位置; ω 是惯性权重; c_1 和 c_2 是学习因子; r_1 和 r_2 是 $[0,1]$ 之间的随机数。通过迭代更新,粒子群逐渐向最优解区域收敛。

在上述标准 PSO 框架的基础上,在后续的 HIL-PSO 算法中进行以下 3 方面改进。第一,惯性权重随迭代次数线性递减,以增强前期全局搜索能力、后期局部开发能力;第二,在适应度函数中显式加入任务失败惩罚项,将时延约束转化为无约束优化问题;第三,在适应度评估阶段嵌入拉

格朗日资源分配的精修过程,使粒子的搜索不再仅依赖位置向量,还通过共享的对偶变量间接实现资源分配的优化,从而提升可行解质量和收敛精度。

2.3 基于拉格朗日乘子法的资源分配子问题求解

前述混合算法框架中,外层 PSO 算法探索卸载决策 $\mathbf{A}$ 。在候选卸载决策中,基于拉格朗日乘子法思想构造相应的迭代求解方法,利用卡鲁什-库恩-塔克 (Karush-Kuhn-Tucker, KKT) 条件结合对偶变量更新对应的资源分配。如 2.1 节所述,当卸载决策 $\mathbf{A}$ 固定后,原问题 P_1 可以被分解为 M 个相互独立的凸优化子问题。对任意一颗卫星 m ,其资源分配子问题为

$$P_2: \min \sum_{n \in S_m} (T_{nm}) \quad (18)$$

$$\text{s. t. } \sum_{n \in S_m} B_{nm} \leq B_m,$$

$$\sum_{n \in S_m} f_{nm} \leq f_m,$$

$$T_{nm} \leq T_n^{\max},$$

$$B_{nm} \geq 0, f_{nm} \geq 0, \forall n \in S_m.$$

式中: S_m 是所有决策卸载到卫星 m 的任务集合; T_{nm} 为任务 n 在卫星 m 上卸载的总时延,该问题是标准的凸优化问题,采用拉格朗日对偶方法进行高效求解。算法为每个约束引入拉格朗日乘子,构建拉格朗日函数为

$$L(\mathbf{B}_m, \mathbf{F}_m, \lambda_m, \mu_m, \gamma_n) = \sum_{n \in S_m} (T_{nm}) + \lambda_m (\sum_{n \in S_m} B_{nm} - B_m) + \mu_m (\sum_{n \in S_m} f_{nm} - f_m) + \sum_{n \in S_m} \gamma_n (T_{nm} - T_n^{\max}) \quad (19)$$

式中: λ_m 、 μ_m 和 γ_n 分别为带宽约束、计算资源约束和任务最大容忍时延约束对应的拉格朗日乘子。任务 n 在卫星 m 上的总时延 T_{nm} 分解为 3 部分,表示为

$$T_{nm} = T_{nm}^{\text{prop}} + T_{nm}^{\text{comp}} + T_{nm}^{\text{trans}} \quad (20)$$

详细展开为

$$T_{nm} = \frac{s}{c} + \frac{C_n}{f_{nm}} + \frac{D_n}{R_{nm}} \quad (21)$$

根据 KKT 条件,通过对 L 分别求 B_{nm} 和 f_{nm} 的偏导并令其为 0,可以得到最优资源分配 B_{nm} 和 f_{nm} 的结构。对于计算资源,其偏导关系为

$$\frac{\partial L}{\partial f_{nm}} = \frac{\partial}{\partial f_{nm}} \left[(1 + \gamma_n) \frac{C_n}{f_{nm}} + \mu_m f_{nm} \right] \quad (22)$$

进行求导运算

$$\frac{\partial L}{\partial f_{nm}} = -(1 + \gamma_n) C_n \left(\frac{1}{f_{nm}^2} \right) + \mu_m \quad (23)$$

令该偏导数为 0, 以满足 KKT 条件可以得到

$$f_m = \sqrt{\frac{(1+\gamma_n)C_n}{\mu_m}} \quad (24)$$

上述闭式解清晰地表明, 分配给任务 n 的最优计算资源与其计算复杂度 C_n 的平方根成正比, μ_m 的平方根成反比。下面对带宽资源进行推导, 由于香农公式 R_{mn} 的非线性, 其偏导求解相对复杂。在式(11)的基础上, 以 B_{mn} 为自变量对拉格朗日函数求偏导

$$\frac{\partial L}{\partial B_{mn}} = \frac{\partial}{\partial B_{mn}} \left[(1+\gamma_n) \frac{D_n}{\eta_{mn} B_{mn}} + \lambda_m B_{mn} \right] \quad (25)$$

进行求导运算后的结果为

$$\frac{\partial L}{\partial B_{mn}} = (1+\gamma_n) \frac{D_n}{\eta_{mn}} \cdot \left(-\frac{1}{B_{mn}^2} \right) + \lambda_m \quad (26)$$

令该偏导数为 0 可以得到

$$B_{mn} = \sqrt{\frac{(1+\gamma_n)D_n}{\lambda_m \eta_{mn}}} \quad (27)$$

最优带宽分配 B_{mn} 的结构同样是关于对偶变量 λ_m 和任务属性的函数。由于最优解依赖于未知的对偶变量, 算法采用次梯度下降法来迭代更新这两个乘子, 直至收敛。更新规则分别为

$$\lambda_m(t+1) = \lambda_m(t) + \delta_1 \left(\sum_{n \in S_m} B_{mn}(t) - B_m \right) \quad (28)$$

$$\mu_m(t+1) = \mu_m(t) + \delta_1 \left(\sum_{n \in S_m} f_{mn}(t) - f_m \right) \quad (29)$$

$$\gamma_n(t+1) = \gamma_n(t) + \delta_2 (T_{mn}(t) - T_n^{\max}) \quad (30)$$

式中: t 为迭代次数; δ_1 、 δ_2 为迭代步长。

综上, 所设计的基于拉格朗日乘子法的资源分配算法 1 伪代码如下。

算法 1: 基于拉格朗日乘子法的资源分配算法

输入: 卸载至卫星 m 的任务集 S_m ; 各任务属性 $\{D_n, C_n, T_n^{\max}\}$, $n \in S_m$; 卫星 m 的资源 B_m 和 f_m ; 初始化迭代次数 t ; 最大迭代次数 $I_{\max}$; 设定学习率 δ_1, δ_2 ; 拉格朗日乘子
输出: 该任务集下的最优资源分配向量 B_m, F_m

```

1: for  $t=1$  to  $I_{\max}$  do
2:   根据当前乘子计算理想资源分配
3:   for 每个任务 do
4:     计算理想资源分配  $f_{mn}(t)$  和  $B_{mn}(t)$ 
5:   end for
6:   使用次梯度法更新所有乘子
7:   根据分配的资源  $B_m(t)$  和  $f_m(t)$ , 计算每个任务的总时延  $T_{mn}(t)$ 
8:   计算带宽次梯度  $g_\lambda$ 
9:   计算计算资源次梯度  $g_\mu$ 
10:  更新带宽乘子  $\lambda_m(t)$ 
11:  更新计算资源乘子  $\mu_m(t)$ 

```

```

12:   for 每个任务 do
13:     计算 QoS 次梯度:
14:     更新 QoS 乘子
15:   end for
16: end for
17:  $B_m \leftarrow B_m(t_{\max}), F_m \leftarrow F_m(t_{\max})$ 

```

在算法 1 的基础上, 将 PSO 得到的离散结果和拉格朗日乘子法得到的连续数值进行交替优化, 从而得到算法 2。对于每一个粒子 i , 其位置向量 P_i 可以离散解码为卸载决策矩阵 A_i 。在给定 A_i 的条件下, 对每一颗卫星调度算法 1, 求解该粒子对应的资源分配子问题, 得到带宽和计算资源分配结果。基于该资源分配结果, 可以计算出任务时延, 从而得到适应度函数, 从而更新 PSO 算法的参数。算法 2 伪代码如下。

算法 2: 基于 PSO 和拉格朗日乘子联合优化算法

输入: 随机初始化粒子群的位置 P_i 和速度 V_i ; 设置最大迭代次数 $I_{\max}^{\text{PSO}}$
输出: A^*, B^*, F^*

```

1: for  $t=1$  to  $I_{\max}$  do
2:   for  $i=1$  to  $S_{\text{PSO}}$  do
3:     根据粒子位置  $P_i(t)$  计算粒子  $i$  的适应度
4:     更新该粒子的  $p_{\text{best}, i}$  和种群的  $g_{\text{best}}$ 
5:   end for
6:   for 每个粒子  $i$  do
7:     更新其速度  $V_i(t+1)$  和位置  $P_i(t+1)$ 
8:   end for
9: end for
10: 获取全局最优位置作为最终的卸载决策  $A^*$ 
11: 调用拉格朗日乘子法, 求资源分配方案  $B^*$  和  $F^*$ 

```

2.4 HIL-PSO 混合优化算法

在 2.3 节中, 算法 2 将外层标准 PSO 算法与内层拉格朗日乘子法进行了基础耦合, 这种方式结构简单, 易于实现, 但面对高维的决策空间和严格资源约束容易陷入局部最优。为了有效求解该联合优化问题, 在算法 2 的基础上, 文章提出了一种混合优化算法 (Heuristic-Initialized Lagrangian PSO, HIL-PSO)。与基础耦合版本相比, HIL-PSO 算法引入了动态递减权重, 而且在适应度评估函数中显式加入了任务失败惩罚项, 强引导粒子群优先向满足可行解区域进化。此外在内层的适应度评估环节采用两阶段混合资源分配策略, 将启发式计算与拉格朗日乘子法精修相结合, 实现资源分配的迭代优化, 在求解精度与计算效率之间取得了良好的

平衡。而算法 2 仅最终输出时调用一次拉格朗日方法。

在任务卸载场景中,确保任务在各自的最大容忍 $T_n^{\max}$ 时内完成是首要目标。为引导 PSO 算法优先寻找满足此硬性约束的解,算法将时延约束转化为适应度函数中的惩罚项,从而将复杂的约束优化问题转化为适合启发式算法求解的无约束优化问题。在基于资源分配结果得到任务的时延后,适应度函数 J 被定义为所有成功任务的平均完成时延与失败任务惩罚的总和,其值越小代表解的质量越高

$$J = \overline{T_{\text{succ}}} + \rho N_{\text{fail}} \tag{31}$$

式中: $\overline{T_{\text{succ}}}$ 为所有在截止时间内成功完成任务的平均完成时延; N_{fail} 是完成时延超过其 $T_n^{\max}$ 的失败任务的总数量; ρ 是一个足够大的惩罚常数,确保任何导致任务失败的决策都具有较差的适应度值,从而在进化过程中被优先淘汰,同时也要避免过度放大导致搜索过于保守,实际中的 ρ 与使用场景也有关,本文中为保障时延约束,惩罚常数取值为 1 000。

为在 PSO 的迭代评估中实现效率与精度的平衡,本算法设计了一种两阶段混合资源分配策略,该策略在每个粒子适应度评估时被调用。

1)启发式初始化。此阶段旨在通过一次性的直接计算,快速生成一个高质量的初始资源分配方案。对于分配到卫星 m 的任务集 S_m ,具体步骤如下:首先是需求权重计算,基于任务的紧迫性,计算每个任务对带宽和计算资源的需求权重。其次是两层分配,首先为每个任务分配一小部分保障性资源,然后将剩余的资源根据上述需求权重进行按比例分配。

2)拉格朗日精修。此阶段将启发式分配的初始解作为输入,利用拉格朗日理论进行小规模迭代“精修”,使其进一步逼近最优解。首先进行乘子初始化,初始化代表资源和 QoS 价格的拉格朗日乘子 $\lambda_m, \mu_m, \gamma_n$ 。迭代精修指的是一个固定的、迭代次数极少的循环,在每次循环中,根据当前资源分配方案计算各任务的总完成时延 $T_{n,m}$ 。基于当前时延和资源用量,计算并更新所有拉格朗日乘子,调整各类资源的“价格”。基于更新后的乘子“价格”,利用 2.3 节推导出的 KKT 条件最优解结构重新计算资源分配方案。通过拉格朗日精修,资源分配方案在拉格朗日理论的指导下进行了微调,从而能够更合理地应对复杂的资源竞争情况。

图 3 为 HIL-PSO 算法流程,该算法通过外层卸载决策以及内层资源分配联合,实现“决策—评估—反馈”流程闭环,具体的交互流程如下:1)PSO 种群中的每个粒子代表一个潜在的任务卸载决策矩阵,在适应度评估时将其解码;2)对于给定的决策,内层算法执行启发式初始化和拉格朗日迭代,在固定的离散决策下,寻找最优的连续资源分配方案;3)用精修得到的资源分配结果计算出粒子适应度值,该值作为反馈信号直接影响 PSO 中个体最优和全局最优的更新。通过这种机制,拉格朗日精修充当了 PSO 的内层评价函数,有效避免了因资源分配粗糙而导致 PSO 过早丢弃潜在在优质解的问题。

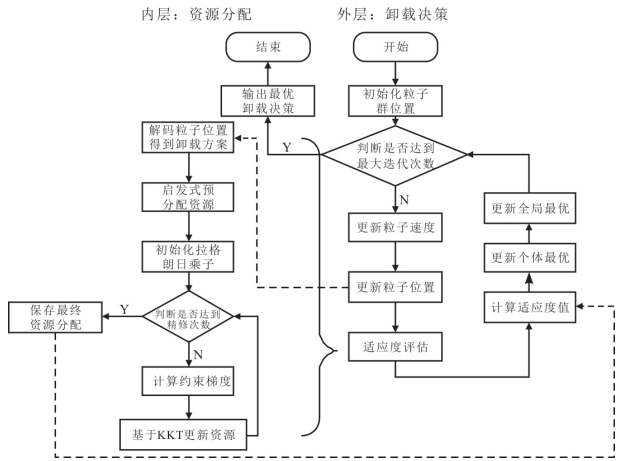


图 3 HIL-PSO 算法流程

综上,在具体实现中 PSO 与拉格朗日乘子法的交互过程中,每一个粒子的适应度都由一次完整的卸载决策和资源精修过程决定。由于所有粒子共享相同的拉格朗日更新规则与步长设置,对偶变量的迭代起到了全局“资源价格”的作用,使 PSO 的搜索方向能够反映资源约束的紧张程度,实现了两种方法之间的紧密耦合。本研究设计的混合优化算法 3 伪代码如下。

算法 3: HIL-PSO 联合卸载决策与资源分配算法

输入: 随机初始化粒子群的位置 P_i 和速度 V_i
输出: 最终结果 g_{best} 解码得到 A^* , 再次执行资源分配以获得最终方案 B^* 、 F^*

```
1: for  $t=1$  to  $I_{\text{max}}^{\text{H-PSO}}$  do
2:   更新惯性权重  $w(t)$ 
3:   for  $i=1$  to  $S_{\text{H-PSO}}$  do
4:     更新粒子速度  $V_i(t+1)$  和位置  $P_i(t+1)$ 
5:     将  $P_i(t+1)$  离散化为卸载决策  $A_i$ 
6:     for 每颗卫星 do
7:       从  $A_i$  中获取分配给卫星  $m$  的任务集  $S_m$ 
8:       阶段 A: 启发式初始化
9:       阶段 B: 拉格朗日精修
```

10:	初始化乘子 $\lambda_m, \mu_m \{ \gamma_n \} n \in S_m$
11:	for $k=1$ to K do
12:	由对应的 B_m 和 F_m 计算时延
13:	使用次梯度法更新所有乘子
14:	根据更新后的乘子重新计算资源
15:	end for
16:	存储卫星 m 的分配方案 B_m^*, F_m^*
17:	end for
18:	最终适应度 $J_{\text{new}} \leftarrow T_{\text{succ}} + \rho N_{\text{fail}}$
19:	更新全局和个体最优
20:	end for
21:	end for

3 仿真结果及分析

本节旨在通过仿真实验,对第二节提出的联合优化算法和 HIL-PSO 算法的性能进行验证与评估。本文将所提算法与多种基准策略进行比较,以全面展示其在降低任务时延、提升系统服务质量方面的有效性和可靠性。

3.1 仿真环境与参数设置

基于 Python 语言和 PyTorch 框架搭建了 LEO 卫星边缘计算系统仿真平台,并在高性能计算机上执行实验。仿真场景设定为 U 个地面用户分布于地球表面某处, M 颗同轨道的 LEO 卫星在该区域上空经过,处于同一通信窗口内。每个用户产生 5 个计算任务,其数据量和计算复杂度在预设范围内随机生成。详细的仿真参数设置见表 1。

表 1 仿真参数设置

参数	描述	数值
$S_{\text{H-PSO}}$	HIL-PSO 种群大小	50
$I_{\text{max}}^{\text{H-PSO}}$	HIL-PSO 迭代次数	30
S_{PSO}	PSO 种群大小	100
$I_{\text{max}}^{\text{PSO}}$	PSO 迭代次数	20
ω	初始惯性权重	0.9
c_1	个体学习因子	2.5
c_2	全局学习因子	0.5
I_{max}	纯拉格朗日算法最大迭代次数	15
I_{polish}	HIL-PSO 内层迭代次数	5
λ	拉格朗日乘子	0.1
μ	拉格朗日乘子	0.1
γ	拉格朗日乘子	0.1
ϵ	收敛参数	1×10^{-4}
U	地面用户数量	70~79
N	系统任务总数	350~395

续表 1 仿真参数设置

参数	描述	数值
M	LEO 卫星数量	3
h	卫星轨道高度/km	550
K_{Rician}	莱斯因子/dB	3
f_c	Ka 波段载频/GHz	20
B_{sat}	卫星上行带宽/MHz	100~1 000
f_{sat}	卫星计算能力/GHz	2~10
f_{local}	本地计算能力/GHz	0.01~0.2
P_n	用户发射功率/W	0.2
N_0	高斯噪声功率/dBm	-180
D_n	任务数据量/KB	500~5 000
C_n	任务计算量/Mcycles	20~80
T_n^{max}	任务最大容忍时延/s	0.4~1.2

对于基准算法之一的传统拉格朗日算法,其最大迭代次数设为 15,以确保能从随机初始化状态收敛。由于 HIL-PSO 算法采用了启发式初始化策略和更优越的优化策略,因此将内层拉格朗日精修迭代次数设置为 5。该设置经过前期预实验,发现可在较短时间内达到对偶变量的稳定,在计算效率与分配精度之间取得良好平衡,实现了小规模迭代。

3.2 对比算法与评价指标

为全面评估所提算法性能,选取了以下 5 种典型的卸载策略作为对比基准。本地计算(All-Local):所有任务均在用户本地设备上执行,不产生传输开销。卫星计算(All-Satellite):所有任务均卸载至卫星执行,并采用简单资源分配策略。随机卸载(Random):任务随机选择本地计算或卸载至任意一颗卫星。标准 PSO 算法:未经改进的粒子群算法,资源分配采用简单的平均分配策略。标准 PSO 搜索卸载决策(PSO-Lagrangian):利用基于拉格朗日乘子思想的方法优化资源分配。

评价指标包括两个要素,其一是平均任务完成时延,系统中所有任务从生成到完成的平均时间,是衡量系统效率的核心指标,其数值越小,表明系统处理能力越强;其二是任务完成率(Task Completion Rate, TCR),在最大容忍时延 $T_{n,\text{max}}$ 内成功完成的任务数量占总任务数量的比例,是衡量系统 QoS 的关键指标,其数值越大,代表系统可靠性越高。

3.3 仿真结果与分析

在仿真实验中,为验证所提 HIL-PSO 算法的收敛性能,图 4 展示了其在一次典型运行中的适应度函数值随迭代次数的变化曲线。从图 4 中可以看出,算法的收敛过程大致可分为 3 个阶段:快速收敛阶段、停滞阶段与最终精炼收敛阶段。

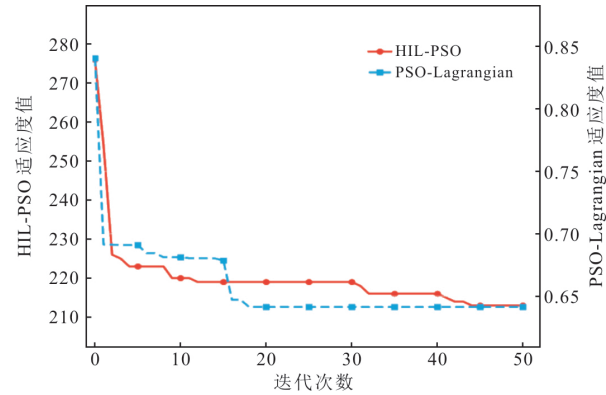


图 4 HIL-PSO 算法的适应度收敛曲线

HIL-PSO 的改进从机制上看将传统的两阶段串联式优化升级为启发引导下的协同优化,通过基于任务特征感知的初始化和有限次数的小范围精修。因此,尽管 HIL-PSO 单次评估开销较大,但性能提升显著,整体耗时仍在可接受范围内。在迭代初期,算法展现出较强全局搜索能力,适应度值迅速下降。这主要归因前期惯性权重 ω 较大,使得粒子能够保持较大的搜索步长,从而在广阔的解空间中进行全局探索。粒子群内部高效的信息共享机制,使得整个种群能够根据早期发现的较优解,快速向有潜在优良区域聚集。

与标准 PSO 相比, HIL-PSO 的收敛曲线在停滞阶段后仍能取得明显的二次下降,主要得益于内嵌的拉格朗日精修过程。在外层搜索基本收敛到高质量局部区域后,内层通过更新对偶变量引导资源向时延敏感型任务倾斜,从而在不显著增加全局搜索开销的前提下进一步降低平均任务完成时延。此外,适应度函数中的任务失败惩罚项使得违反时延约束的解在进化过程中被迅速淘汰,保证了收敛结果在 QoS 约束下的可行性。这些机制共同构成了图 4 中后期精炼收敛阶段的主要原因,也从理论上解释了 HIL-PSO 在后续仿真实验中优于标准 PSO 和随机卸载等基线方法的性能表现。

图 5 展示了系统性能随用户数量衡量的系统负载的变化情况。随着用户数量的增加,系统总任务量随之上升,导致对有限的星上计算与通信资源的竞争日益激烈。因此,几乎所有卸载算法的平均完成时延均呈现上升趋势,而任务成功率则相应下降。与 All-Local 和 Random 策略相比, HIL-PSO 能够根据任务的计算量和时延约束自适应地选择卸载位置,并通过拉格朗日精修将有限的带宽与计算资源优先分配给时延敏感型任务,因此在用户数增加、资源竞争加剧时仍能保持较高的任务完成率和较低的平均完成时间。可以看到,在用户数 70~79

范围内, HIL-PSO 在各项指标上明显优于 PSO 与基线方法;两种 PSO 变体性能接近,其中拉格朗日分配优于均匀分配,但均存在一定性能差距。综合来看, HIL-PSO 通过启发式初始化与轻量拉格朗日精修相结合,相比于随机卸载的盲目性和标准 PSO 下的粗放分配, HIL-PSO 通过精细化的资源分配,有效缓解了 PSO 在资源约束场景中的可行性与收敛精度问题,体现为在不同负载与资源配置下的稳定领先与更强的资源适配能力。

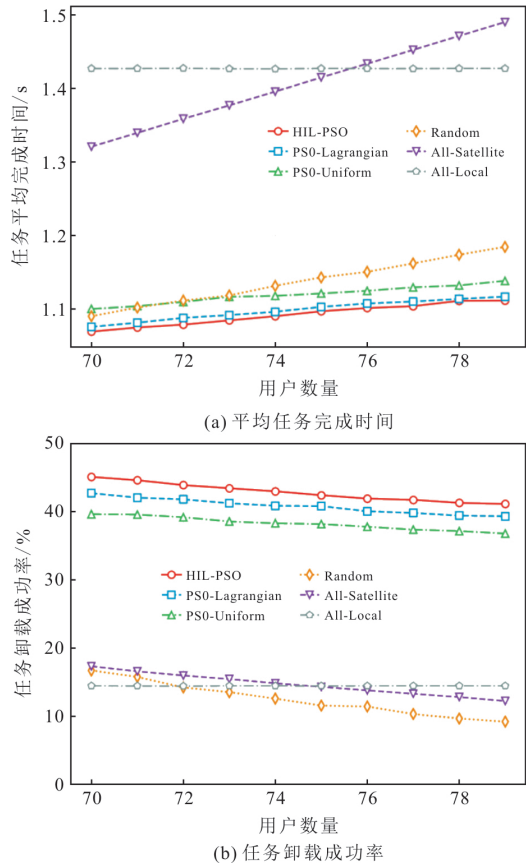


图 5 不同用户数量下各算法的性能仿真结果

在不同算法下,针对资源各项指标为自变量的系统性能仿真结果如下。

图 6 为不同卫星带宽下的仿真结果。如图 6 所示,增加通信带宽可以降低数据传输时延,除 All-Local 算法外,各个算法的性能均被带来正面影响。综合来看, HIL-PSO 算法在所有带宽设置下保持较优综合性能, PSO-Lagrangian 算法明显对带宽更敏感,当卫星带宽约为 500 MHz 以后, PSO-Lagrangian 算法在平均任务完成时间性能上对 HIL-PSO 实现了反超,尽管差距不大,但是仍然揭示了 HIL-PSO 算法的核心优势是能够在短时间内寻找到次优结果。当系统处于带宽资源较充裕的条件下,较充分的拉格朗日迭代能更细致的将资源分配给时延敏感型任务,这是以更高的算法耗时为代价的。这种现象的

原因在于,当资源充裕时,问题的约束变得松弛,纯梯度类方法将能够更自由的逼近理论极值;而 HIL-PSO 由于引入了启发式的初始化,虽然加快了收敛,但搜索起点的初始化和搜索次数的减少可能会略微限制最终解的精度。

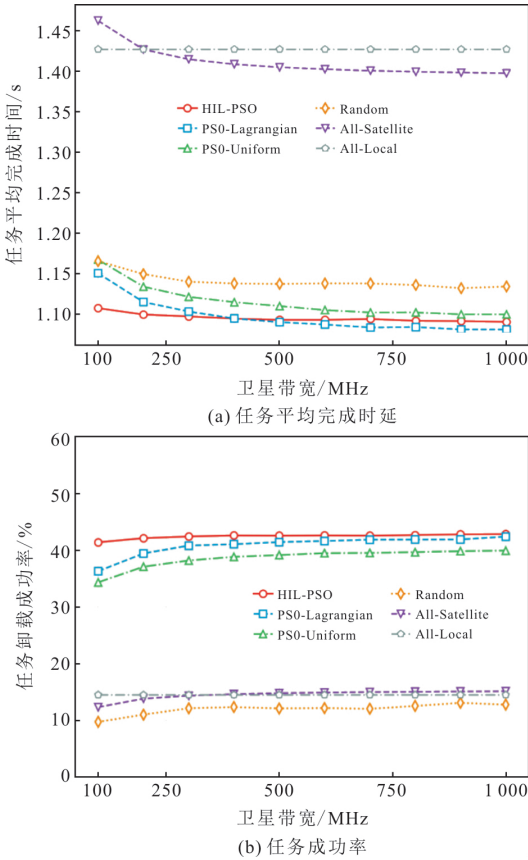


图 6 不同卫星带宽下的仿真结果

图 7 为不同卫星计算资源下的仿真结果。如图 7 所示,卫星计算资源的增加显著降低了卸载任务的计算时延,从而提升了除 All-Local 算法外的所有卸载策略的性能。其中,HIL-PSO 算法依然在平均时延和平均成功率上总体领先。值得注意的是,All-Satellite 算法和 Random 算法在极度充裕的卫星计算资源下性能也得到了显著的提升。由此也揭示了边缘计算问题的一个重要优化方向,在条件允许的情况下,增加计算资源可直接降低计算时延,但需权衡星载平台成本与能耗。随机卸载策略在任何资源配置下均无法根据任务特征进行区分,导致部分高计算量或严格时延约束的任务被错误地卸载或保留在本地。标准 PSO 虽然能够在一定程度上根据适应度函数调整卸载决策,但由于其资源分配采用简单的平均策略,难以充分利用星上资源结构,容易在资源紧张时产生大量边缘不可行的解。在与其它算法相比之下,HIL-PSO 算法展现了较强的资源自适应能力。在星上资源稀

缺时,其能够智能地减少卸载比例,将部分任务保留在本地执行,而当星上资源变得充裕时,它又能充分利用这些资源,将成功率提升,始终保持相对最优性能。

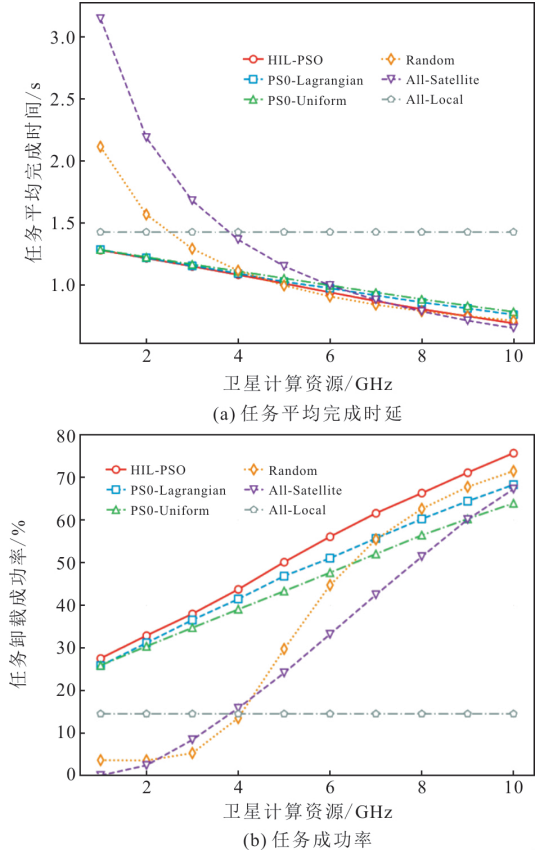
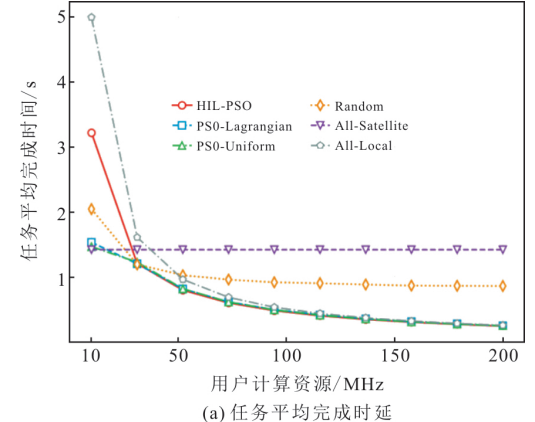


图 7 不同卫星计算资源下的仿真结果

图 8 为不同用户计算资源下的仿真结果,如图 8 所示,随着用户计算资源的增加,除 All-Satellite 之外的各算法性能指标都得到了提升。图中也可以看出,在资源相对不充裕的情况下,文章所提出的 HIL-PSO 算法在多数场景下表现出较优的性能,其平均时延最低,任务成功率最高,这证明了 HIL-PSO 算法在资源受限条件下表现出稳定的综合优势。综合所有实验结果,HIL-PSO 算法在各场景下均表现出最优或接近最优的性能。



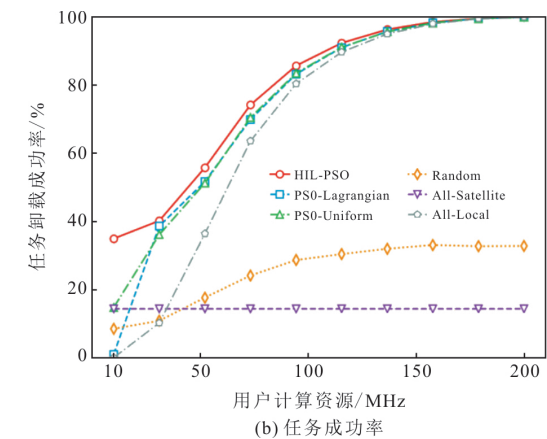


图 8 不同用户计算资源下的仿真结果

4 结语

针对低轨卫星边缘计算场景下海量任务需求与有限的星上资源之间的矛盾,文章对任务卸载与资源分配的联合优化问题进行了研究。仿真结果表明所提算法与本地计算、随机卸载及简单 PSO 等多种基准策略相比,HIL-PSO 算法在不同用户负载和不同系统资源配置下总体上能降低任务平均完成时延的同时保障任务完成率。尽管本研究取得了初步结果,但仍存在一些可供未来探索的局限性。例如,本模型未考虑卫星间的星际链路,而星间协作能够进一步提升系统的处理能力和灵活性。此外,当前模型假设任务相互独立,未考虑真实应用中普遍存在的任务间依赖关系。未来的研究可构建包含星际链路的多层卫星计算网络模型,或者考虑任务依赖关系,将模型从独立任务扩展为有向无环图任务模型,以支持更复杂的应用。总之,本研究为 LEO 卫星边缘计算系统的资源优化提供了有效的解决方案,有望为灾害应急通信、海洋物联网等广阔领域的应用提供理论支持,为推动空天地一体化网络的发展提供参考。

参 考 文 献

[1] 林思德. 中低轨卫星互联网发展概况[J]. 中国无线电, 2024(11): 28-32.
Lin Side. Overview of medium and low earth orbit satellite Internet development [J]. China Radio, 2024 (11): 28-32.

[2] 傅天文,姜兴,周伟,等. 基于 NDP 协议的 IPv6 over AOS 网关在 FPGA 上的设计与实现[J]. 电子设计工程, 2025(9): 169-174.

Fu Tianwen, Jiang Xing, Zhou Wei, et al. Design and implementation of IPv6 over AOS gateway on FPGA based on NDP protocol[J]. Electronic Design Engineering, 2025(9): 169-174.

[3] 唐清清,李斌. 面向空天地一体化网络的移动边缘计算技术[J]. 无线电通信技术, 2021, 47(1): 27-35.
Tang Qingqing, Li Bin. Overview of mobile edge computing in space-air-ground integrated network[J]. Radio Communications Technology, 2021, 47 (1): 27-35.

[4] 李金,樊腾飞,高红亮,等. 边缘计算网络中多核任务卸载调度和资源适配研究[J]. 兵工自动化, 2025, 44(3): 29-34.
Li Jin, Fan Tengfei, Gao Hongliang, et al. Research on multi-core task offload scheduling and resource adaptation in edge computing networks[J]. Ordnance Industry Automation, 2025, 44(3): 29-34.

[5] 卢菲菲,赵蜜,赵帆,等. 基于模拟退火机制的移动边缘云计算任务卸载[J]. 电子设计工程, 2024, 32 (3): 37-40.
Lu Feifei, Zhao Mi, Zhao Fan, et al. Mobile edge cloud computing task offload based on simulated annealing mechanism[J]. Electronic Design Engineering, 2024, 32(3): 37-40.

[6] 王磊,张栗晶. 基于离散粒子群算法的即时通信网络资源分配优化方法[J]. 长江信息通信, 2025, 38 (4) 79-80.
WANG Lei, ZHANG Lijing. Resource allocation optimization method for instant messaging networks based on discrete particle swarm optimization[J]. Yangtze River Information and Communications, 2025, 38(4): 79-80.

[7] 李芳,袁宝淳,沈航,等. 低轨卫星网络中基于深度强化学习的航空器任务卸载策略[J]. 计算机科学, 2026, 53(2): 406-415.
Li Fang, Yuan Baochun, Shen Hang, et al. Deep reinforcement learning-based aircraft task offloading in low earth orbit satellite networks[J]. Computer Science, 2026, 53(2): 406-415.

[8] 柴芙蓉. 卫星物联网中的资源分配方法研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2025: 3-25.
Chai Furong. Research on resource allocation methods in satellite IoT [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2025: 3-25.

[9] 张佳栋. 面向多接入边缘计算网络的任务卸载方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2024: 8-10.
Zhang Jiadong. Research on task offloading methods

- for multi-access edge computing networks[D]. Changchun: Jilin University, 2024: 8-10.
- [10] Wu J, Jia M, Guo Q, et al. Joint optimization of computation offloading and power allocation based on DRL in secure LEO satellite edge computing system[C]//2023 IEEE 23rd International Conference on Communication Technology. Wuxi: IEEE, 2023: 1668-1671.
- [11] Cao X L, Yang B, Shen Y L, et al. Edge-assisted multi-layer offloading optimization of LEO satellite-terrestrial integrated networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2023, 41(2): 381-398.
- [12] Lin X, Liu A J, Han C, et al. LEO satellite and UAVs assisted mobile edge computing for tactical ad-hoc network: A game theory approach[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(23): 20560-20573.
- [13] Lakew D S, Tran A T, Dao N N, et al. Intelligent self-optimization for task offloading in LEO-MEC-assisted energy-harvesting-UAV systems [J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2024, 11(6): 5135-5148.
- [14] Li B, Yang D D, Liu L. Rotatable RIS-assisted edge computing: Orientation, task offloading, and resource optimization [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2025, 74(8): 13290-13295.
- [15] 马源璟. 面向低轨卫星星座的边缘计算关键技术研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2025: 32-40.
Ma Yuanjing. Research on key technologies of edge calculation for LEO satellite constellation[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2025: 32-40.
- [16] 陈忻阳. 卫星物联网中任务卸载与资源分配算法研究[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2025: 39-45.
Chen Xinyang. Research on task unloading and resource allocation algorithm in satellite Internet of Things[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science & Technology, 2025: 39-45.
- [17] 杨黎明, 周玉前, 王文浩, 等. 多低轨卫星协作的边缘计算卸载与资源分配策略[J]. 现代电子技术, 2025, 48(17): 7-15.
Yang Liming, Zhou Yuqian, Wang Wenhao, et al. Edge computing offloading and resource allocation strategy for multi-LEO satellite collaboration [J]. Modern Electronic Technique, 2025, 48(17): 7-15.
- [18] 杜超阳. 星地车联网边缘计算卸载与资源分配研究[D]. 呼和浩特: 内蒙古大学, 2025: 48-66.
Du Chaoyang. Research on edge computing offloading and resource allocation for satellite-ground vehicular networks[D]. Hohhot: Inner Mongolia University, 2025: 48-66.
- [19] Zhu W W, Chen X, Jiao L B, et al. Cost-efficient 6G space-air-ground integrated mobile edge computing for smart city: A PPO-based offloading decision and resource allocation algorithm[C]//2023 IEEE International Conference on High Performance Computing & Communications, Data Science & Systems, Smart City & Dependability in Sensor, Cloud & Big Data Systems & Application. Melbourne: IEEE, 2023: 241-248.
- [20] 余翔, 陈宇博, 刘晗, 等. 一种低轨卫星边缘计算场景下联合资源分配的计算卸载策略[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2021, 41(6): 1-9.
Yu Xiang, Chen Yubo, Liu Han, et al. Strategy of joint resource allocation and computation offloading in LEO satellite edge computing scenario[J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2021, 41(6): 1-9.
- [21] 张其阳, 邢若粼, 李元哲, 等. 卫星边缘计算智能化技术研究进展[J]. 软件学报, 2026, 37(1): 326-343.
Zhang Qiyang, Xing Ruolin, Li Yuanzhe, et al. Research progress on intelligent technologies for satellite edge computing[J]. Journal of Software, 2026, 37(1): 326-343.
- [22] 孟殿清. 面向边缘计算的空天网络任务卸载与资源分配策略研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2025: 5-7.
Meng Dianqing. Research on task offloading and resource allocation strategy for space-air networks oriented to edge computing[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2025: 5-7.
- [23] 刘云龙. 基于无服务器计算的星载边缘云自适应编排部署方法[D]. 北京: 北京邮电大学, 2025: 19-37.
Liu Yunlong. Adaptive arrangement and deployment method of spaceborne edge cloud based on serverless computing[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2025: 19-37.
- [24] 方泽儒. 低轨卫星算力网络中的资源优化技术研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2025: 9-11.
Fang Zeru. Research on resource optimization technology in LEO satellite computing network[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2025: 9-11.
- [25] 马伟, 杨军, 马自强. 基于粒子群算法的边缘计算任务迁移策略[J]. 计算机应用与软件, 2025, 42(5): 291-297.
Ma Wei, Yang Jun, Ma Ziqiang. Migration strategy of edge computing tasks based on particle swarm optimi-

zation [J]. Computer Applications and Software, 2025, 42(5): 291-297.

[26] Cui G F, Duan P F, Xu L X, et al. Latency optimization for hybrid GEO-LEO satellite-assisted IoT networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(7): 6286-6297.

[27] 颜西山, 韩卫光. 一种改进粒子群优化算法的多接入边缘计算中服务迁移方法[J]. 小型微型计算机系统, 2025, 46(6): 1298-1304.

Yan Xishan, Han Weiguang. Improved particle swarm optimization algorithm for service migration in multi-access edge computing[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2025, 46(6): 1298-1304.

[28] 苏昭阳, 刘留, 郭志斌, 等. 面向低轨卫星的星地信道特性研究与仿真[J]. 无线电通信技术, 2023, 49(5): 866-874.

Su Zhaoyang, Liu Liu, Guo Zhibin, et al. Research and simulation on satellite-ground channel characteristics for LEO satellites [J]. Radio Communications Technology, 2023, 49(05): 866-874.

[作者简介]



李浩翔(2003—),男,山西忻州人,北京交通大学硕士研究生,主要研究方向为卫星通信、信道建模等。E-mail: 25125132@bjtu.edu.cn



刘留(1980—),男,云南昆明人,北京交通大学教授、博士生导师,主要研究方向为车联网无线通信、无线信道测量与建模、5G 关键技术等。E-mail: liuliu@bjtu.edu.cn



蔡雨尘(2001—),女,河南信阳人,北京交通大学博士研究生,主要研究方向为卫星通信等。E-mail: 21445030@bjtu.edu.cn



赵文杰(2004—),男,河北承德人,北京交通大学硕士研究生,主要研究方向为低轨卫星通信等。E-mail: 1761107626@qq.com



苏昭阳(1998—),男,河北邯郸人,北京交通大学博士研究生,主要研究方向为卫星通信、无线信道建模等。E-mail: 21111042@bjtu.edu.cn

[责任编辑:蔡秀梅]