DOI：10.3724/zrht.1674-5825.2026022

典型低轨卫星平台与载荷任务一体化规划技术研究

陈 宁，张 雷，郭 栋，刘 凯，高 燕
（宇航动力学国家重点实验室 西安 710043）

摘 要：针对低轨卫星数量指数级增长与载荷类型多样化的背景，传统平台与载荷任务分离规划模式难以满足高效、精准的协同调度需求，提出一套融合平台任务资源建模、载荷任务智能调度与平台—载荷协同优化的解决方案。通过构建分层规划框架，实现对大规模卫星星座资源的全局表征与动态调度；算法采用深度强化学习优化常规任务调度，并引入滚动窗口优化机制应对突发任务。仿真结果表明：所提算法在典型混合星座场景下总体任务完成率为 78.9%，应急任务响应率为 100%，平均计算耗时为 0.028 s。验证了该算法在任务完成率与应急响应时间等指标均优于传统方法。

关键词：低轨卫星；平台–载荷协同；任务规划；资源约束分析；智能规划；应急响应
中图分类号：V474 **文献标识码：**A **文章编号：**1674-5825(2026)02-0217-08

Research on Integrated Planning Techniques for Typical Low-Earth Orbit Satellite Platforms and Payload Missions

CHEN Ning， ZHANG Lei， GUO Dong， LIU Kai， GAO Yan
(State Key Laboratory of Astronautic Dynamics, Xi’an 710043, China)

Abstract: Given the exponential growth in the number of Low-Earth Orbit satellites and the diversification of payload types, the traditional mode of separate planning for platform and payload tasks is inadequate for meeting the demands of efficient and precise collaborative scheduling. A solution integrating platform resource modeling, mission resource modeling, intelligent payload task scheduling, and platform-payload collaborative optimization is proposed. By establishing a hierarchical planning framework, global characterization and dynamic scheduling of large-scale satellite constellation resources are achieved. The algorithm employs deep reinforcement learning to optimize routine task scheduling and introduces a rolling window optimization mechanism to address emergency tasks. The simulation results demonstrate that, in a typical hybrid constellation scenario, the proposed algorithm achieves an overall task completion rate of 78.9%, an emergency task response rate of 100%, and an average computation time of 0.028 s. This algorithm outperforms traditional methods in task completion rate and emergency response time.

Key words: LEO satellite; platform-payload collaboration; task planning; resource constraint analysis; intelligent planning; emergency response

1 引言

当前，低地球轨道（Low Earth Orbit， LEO）卫星星座正朝着规模化、智能化方向快速发展，卫星数量呈指数级增长，载荷类型日益多样化[1,2]。然而，传统任务规划方法多将平台资源管理（如姿态控制、能源调度）与载荷任务执行割

收稿日期：2026-02-10； 修回日期：2026-03-29
第一作者：陈宁，男，学士，高级工程师，研究方向为卫星在轨管理及任务规划。E-mail：5234193@qq.com
引用格式：陈宁，张雷，郭栋，等. 典型低轨卫星平台与载荷任务一体化规划技术研究[J]. 载人航天，2026，32（2）：217-224. Chen N，Zhang L，Guo D，et al. Research on integrated planning techniques for typical low-Earth orbit satellite platforms and payload missions[J]. Manned Spaceflight，2026，32（2）：217-224.

裂开来，导致星上多维资源耦合约束难以实现全局优化，以满足高动态、多目标的任务需求及对应急响应时间的严苛要求[3-5]。特别是在应对突发事件时，分离式规划往往因缺乏系统级的协同机制，导致资源利用率低、应急响应滞后。因此，开展低轨卫星平台与载荷任务的一体化智能规划研究，突破平台承载载荷的简单叠加模式，从系统顶层实现资源的全局表征与动态协同调度，对于提升卫星星座整体应用效能具有重要的理论意义与工程价值。

在卫星任务规划领域，早期研究多聚焦于单一载荷或静态环境下的任务调度，主要采用线性规划、整数规划等精确算法求解[6,7]。随着星座规模的扩大，遗传算法（Genetic Algorithm，GA）、粒子群算法（Particle Swarm Optimization，PSO）等启发式方法因其良好的搜索能力被广泛应用[8-10]。近年来，针对多星协同与动态重规划问题，多智能体与深度强化学习（Deep Reinforcement Learning，DRL）技术成为研究热点。Wang 等[11]提出了一种基于多智能体强化学习的分布式卫星协同观测调度算法，有效解决了大规模星座下的通信开销与决策一致性问题。Li 等[12]针对敏捷对地观测卫星，构建了基于图注意力网络与近端策略优化（Proximal Policy Optimization，PPO）的动态调度模型，显著提升了时间依赖约束下的任务完成率。Zhang 等[13]研究了数字孪生驱动的星地协同规划架构，实现了物理卫星与虚拟模型的实时交互优化。陈刚等[14]提出了考虑平台能源与热控约束的资源耦合建模方法。何永明等[15]构建了成像卫星学习型双层任务规划模型。尽管现有研究在特定场景下取得了显著进展，但大多仍侧重于载荷层面的观测任务优化，较少将平台自身的周期性任务（如轨道维持、数传窗口预约）与载荷任务纳入统一框架进行联合建模与求解。这种“重载荷、轻平台”的建模方式导致平台资源约束对载荷任务的制约作用未被充分量化，难以适应未来超大规模星座下平台–载荷深度耦合的复杂规划场景[16-18]。

针对上述问题，本文提出一种低轨卫星平台与载荷任务一体化智能规划方法。首先，构建融合时间、能源、存储及计算资源等多维约束的平台–载荷统一任务模型，明确二者间的耦合机理；其次，设计基于多智能体的分层规划框架，上层采用时间触发与优先级规则保障平台基础任务稳定运行，下层利用 DRL 结合启发式规则实现载荷任务的智能调度；再次，引入滚动窗口优化机制，实现突发应急任务的快速插入与动态重规划；最后，基于开源动力学库搭建仿真验证环境，通过多场景对比实验，从任务完成率、资源利用率、应急响应时间及算法扩展性等维度验证所提方法的性能。

2 低轨卫星平台和载荷任务一体化操控任务

一体化操控任务规划包含卫星平台任务和卫星载荷任务，载荷任务的正常运行需建立在平台正常工作的基础上，因此卫星平台部分任务直接制约载荷任务的正常执行，是卫星载荷任务的重要约束条件。低轨卫星一体化操控任务规划流程如图 1 所示。首先，根据低轨卫星平台和载荷操控任务需求开展分析，综合考虑执行动作之间的协调和约束关系，制定操控规划策略；其次，采用一体化操控规划模型，调用任务调度算法和资源优化算法求解操作规划问题，在应急任务场景下，还需开展操作规划冲突检测和消解，同时对操控执行动作进行再规划；最后，生成任务指令，通过操控作业加工和任务编排，形成最终的低轨卫星一体化操控规划任务方案。

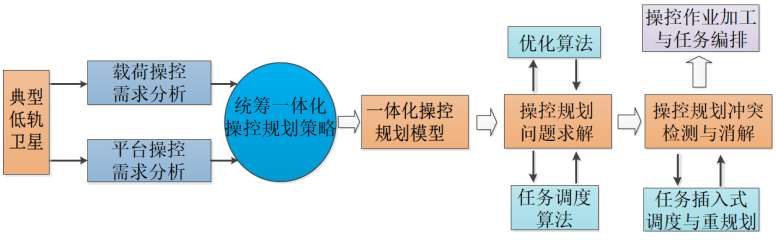


图 1 典型低轨卫星一体化操控任务规划流程图

Fig. 1 Flowchart of a typical integrated control-mission planning process for Low-Earth Orbit satellites

3　一体化任务建模及约束条件

3.1　平台任务与载荷任务统一建模

3.1.1　平台任务模型

平台任务是发挥卫星应用效能的基础，具有周期性或事件触发特性[19]。设平台任务集合为 $\boldsymbol{P}$，任务类型包括：星时同步、轨道控制、能源管理、数据注入、外弹道测量、干扰保护、平台维护。每个任务 $p\in\boldsymbol{P}$ 属性包括：执行周期 T_p（周期性任务）、持续时间 d_p、资源需求向量 $\boldsymbol{r}_p=[r_p^{\text{energy}}, r_p^{\text{propellant}}, r_p^{\text{compute}}, r_p^{\text{memory}}]$、优先级 $priority_p\in\{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$（6 为最高）、冲突标志 $conflict_p\in\{0, 1\}$（表示是否与载荷任务冲突）。

3.1.2　载荷任务模型

载荷任务为用户需求触发的观测任务[20]。设载荷任务集合为 $\boldsymbol{L}$，任务类型包括：光学探测、电子探测、高光谱探测、SAR 探测（合成孔径雷达探测）。每个任务 $l\in\boldsymbol{L}$ 属性包括：目标位置 $target_l$、载荷类型、持续时间 d_l、数据量 $data_l$、资源需求向量 $\boldsymbol{r}_l=[r_l^{\text{memory}}, r_l^{\text{storage}}, r_l^{\text{energy}}]$、优先级 $priority_l\in\{1, 2, 3, 4, 5\}$（5 为最高）、应急标志 $emergency_l\in\{0, 1\}$。

3.2　约束条件建模

3.2.1　时间窗口约束

低轨卫星对目标的可观测时间窗口集合见式（1）。

$$\boldsymbol{TW}_{\text{s,t}}=\{[t_{\text{start}}^1,t_{\text{end}}^1],\ldots,[t_{\text{start}}^n,t_{\text{end}}^n]\} \tag{1}$$

可观测时间窗口 $\boldsymbol{TW}_{\text{s,t}}$ 需满足几何可见条件，并综合考虑地球遮挡、太阳高度角等因素。其中，t_{start}^i 和 t_{end}^i 分别表示第 i 个时间窗口的起始与结束时间。

3.2.2　能源约束

星上能源供需平衡约束见式（2）。

$$E_{\text{total}}(t)=E_{\text{initial}}+\int_0^t P_{\text{solar}}(\tau)\mathrm{d}\tau-\int_0^t[P_{\text{platform}}(\tau)+P_{\text{payload}}(\tau)]\mathrm{d}\tau\geqslant E_{\min} \tag{2}$$

其中，$E_{\text{total}}(t)$ 表示时刻 t 的卫星总能量，E_{initial} 为初始能量，$P_{\text{solar}}(\tau)$ 为 τ 时刻太阳能电池板发电功率，$P_{\text{platform}}(\tau)$ 和 $P_{\text{paylaod}}(\tau)$ 分别为平台与载荷任务在时刻 τ 的功耗，$E_{\min}$ 为最低能量阈值。

3.2.3　存储约束

星上存储容量限制见式（3）。

$$\sum_{i=1}^{M}D_i\cdot\delta_{i,k}\leqslant C_k,\ \forall k\in\{1,\ldots,K\} \tag{3}$$

式中，D_i 为任务 i 产生的数据量，$\delta_{i,k}$ 为指示函数（若任务 i 使用存储单元 k 则为 1，否则为 0），C_k 为存储单元 k 的容量。

3.2.4　数传约束

数传站可见时间与信道容量的关系见式（4）。

$$\boldsymbol{DT}_{s,g}=\{[t_{\text{start}}^l,t_{\text{end}}^l,R^l],\ldots\} \tag{4}$$

式中，$\boldsymbol{DT}_{s,g}$ 表示卫星 S 与地面站 g 之间的有效数传窗口集合。t_{start}^j 和 t_{end}^j 分别表示第 j 个数传窗口的起止时间，R^j 为该窗口内的可用传输速率，其值受天气条件与天线性能等因素影响。

综上所述，低轨卫星一体化操控任务规划中的资源约束主要涉及时间、能源、存储及数传等多个维度[21,22]。表 1 展示各类约束的关键参数及其受外部环境与内部状态影响的具体因素。

表 1　卫星资源约束分类

Table 1　Classification of satellite resource constraints

约束类型	关键参数	影响因素
时间窗口	起止时间、持续时间	轨道参数、目标位置、遮挡因素
能源	电池容量、发电功率、设备功耗	太阳角、设备姿态、工作模式
存储	存储容量、数据率、优先级	载荷类型、分辨率、压缩率
数传	地面站位置、天线性能、带宽	天气、电磁干扰、轨道高度

4　一体化智能规划算法框架设计

4.1　双层调度框架

本文采用双层调度框架，旨在分离平台任务与载荷任务的决策过程，以提升任务调度的效率[11,12,23,24]。

一体化调度算法基于双层调度框架构建，如图 2 所示。该架构分为平台任务调度层（上层）与载荷任务调度层（下层），并配套滚动窗口应急响应机制，三层逻辑相互协同、数据双向交互；同时融合确定性调度、深度强化学习、启发式规则等多种方法，兼顾平台任务的稳定性、载荷任务的灵活性与应急任务的实时性。

4.1.1　平台任务调度层

平台任务调度以卫星基础功能稳定运行为核心目标，最小化总执行延迟与资源冲突惩罚，采用“时间触发+优先级排序+确定性调度”的组合

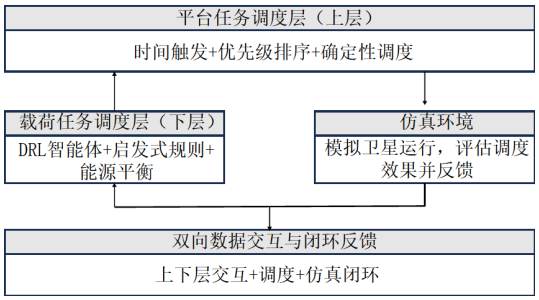


图 2 双层调度框架示意图

Fig. 2 Schematic of a two-layer scheduling framework

策略，针对周期性/事件触发的平台任务实现刚性调度，为载荷任务提供稳定的资源基础。

1）时间触发机制。根据预设的时间节点，自动启动关键的平台任务，确保卫星的基础功能（如通信、导航等）稳定运行。

2）优先级规则。为不同类型平台任务设定差异化优先级，在资源有限的情况下，优先执行高优先级的任务，保证系统的可靠性和安全性。

3）确定性调度方法。采用可预测的调度算法，确保任务在预定时间内完成，避免因不确定性导致任务延迟或失败。

4.1.2 载荷任务调度层

载荷任务调度以高任务完成率、资源高效利用、多星负载均衡为核心目标[25]，采用 DRL 和启发式规则的混合策略，由 PPO 智能体主导全局决策，启发式规则优化局部调度结果，同时兼顾能源、时间、存储、数传等多维软约束，实现载荷任务的智能、动态调度。

1）DRL 智能体。通过深度强化学习技术，智能体与仿真环境进行交互，逐步学习如何在复杂的约束条件下（如能源限制、时间窗口等）做出最优的任务分配决策。

2）启发式（Heuristic）规则。在 DRL 的决策基础上，应用一系列简化的策略进行调整。例如，时间窗口填充可将任务安排在最合适的时间段内，避免资源冲突或空闲。

3）能源平衡。优化能源使用，确保载荷任务在能源充足的情况下高效执行，同时为平台任务预留必要的能源。

4.1.3 数据交互

平台任务调度层向载荷任务调度层发送平台任务的调度信息、剩余资源情况等数据，帮助载荷任务调度智能体做出更合理的决策。

载荷任务调度层将载荷任务的调度结果和执行状态反馈给平台任务调度层，以便根据实际情况调整平台任务的调度策略。

4.1.4 仿真环境

仿真引擎旨在模拟卫星的真实运行条件，包括各种可能的干扰因素（如信号延迟等）。提供实时或近实时的数据反馈，帮助 DRL 智能体评估其决策效果，并进行学习优化。

4.1.5 启发式规则应用

在 DRL 智能体做出初步调度方案后，应用启发式规则对结果进行调整和优化。例如，检查任务的时间窗口是否合理，必要时重新安排。平衡能源使用，避免某些载荷任务过度消耗能源而影响其他任务的执行。

4.1.6 反馈机制

载荷任务调度层将调度结果和执行情况反馈给平台任务调度层，帮助平台任务调度层动态调整平台任务的调度策略，以适应不断变化的任务需求和环境条件。DRL 智能体通过持续的学习和优化，逐步提高其决策能力，从而更好地应对各种复杂的调度场景。

4.2 平台任务调度算法

平台任务调度以最小化总执行延迟与资源冲突惩罚为目标[26,27]，其数学模型见式（5）。

$$\min \sum_{p\in \boldsymbol{P}}\sum_{s\in \boldsymbol{S}}\sum_{t\in \boldsymbol{T}}(t-t_p^{\text{arrival}})\cdot x_{p,s,t}+\lambda\sum_{p\in \boldsymbol{P}}\sum_{s\in \boldsymbol{S}}\text{penalty}_{p,s} \tag{5}$$

其中，$x_{p,s,t}$ 为二进制决策变量，表示平台任务 p 是否在卫星 S 上于时间 t 开始执行；t_p^{arrival} 为任务 p 的到达时间；$penalty_{p,s}$ 表示任务 p 在卫星 S 上执行时因违反约束（如资源超限、时间冲突）而产生的惩罚项；λ为惩罚权重系数。该优化问题需同时满足能源、存储、推进剂及计算资源等多维约束，以及平台任务与载荷任务间的互斥性约束。

4.3 载荷任务调度算法

载荷任务调度由深度强化学习智能体主导。智能体的状态空间 $\boldsymbol{S}$ 包含当前卫星资源状态（如剩余能源、存储空间、计算负载）、待调度任务队列信息以及外部环境参数（如可见时间窗口、数传站可用性）。动作空间 $\boldsymbol{A}$ 定义为对所有待分

配载荷任务的卫星选择决策。奖励函数 R 设计为多目标加权组合形式，见式（6）。

$$R = \alpha_1 \cdot R_{\text{completion}} + \alpha_2 \cdot R_{\text{efficiency}} + \alpha_3 \cdot R_{\text{fairness}} - \alpha_4 \cdot R_{\text{violation}} \tag{6}$$

其中，$R_{\text{completion}}$ 鼓励高优先级任务完成，$R_{\text{efficiency}}$ 奖励资源的高效利用，R_{faimess} 促进多星负载均衡，$R_{\text{violation}}$ 则对违反约束的行为施加惩罚；α_1~α_4 为各分量的权重系数。智能体采用 PPO 算法进行训练，以学习长期累积奖励最大化的调度策略。

为进一步提升实时调度性能，算法采用一系列启发式规则：时间窗口填充规则优先将任务安排至空闲窗口；载荷切换优化规则合并连续的同类型任务以减少切换开销；能源平衡规则交替安排高、低功耗任务以平滑能耗曲线；平台任务避让规则确保载荷任务不与高优先级平台任务冲突；数据分级传输规则依据任务优先级安排数传次序。

4.4　应急响应机制

为应对突发任务的快速插入，采用滚动窗口优化策略[11,12,28,29]。该策略将连续的动态调度问题分解为一系列在滚动时间窗内求解的静态子问题。

设当前时间为 t_0，滚动窗口长度为 T_{w}，则在每个决策时刻，优化问题可表述为式（7）。

$$\begin{aligned} &\max \sum_{i \in \boldsymbol{\Omega}_{\text{active}}} w_i \cdot x_i - \lambda \sum_{j \in \boldsymbol{\Omega}_{\text{cancel}}} w_j \\ &\text{s.t.} \sum_{i \in \boldsymbol{\Omega}_s} r_{i,k} \cdot x_i \leqslant R_{s,k}(t),\ \forall s,k,t \in [t_0, t_0 + T_{\text{w}}] \\ &x_i \in \{0,1\},\ \forall i \in \boldsymbol{\Omega}_{\text{active}} \end{aligned} \tag{7}$$

式中，$\boldsymbol{\Omega}_{\text{active}}$ 表示窗口内待调度的有效任务集合，$\boldsymbol{\Omega}_{\text{cancel}}$ 为因应急插入而被取消的任务集合，w_i 和 w_j 分别为对应任务的优先级权重，$r_{i,k}$ 是任务 i 对资源类型 k 的需求量，$R_{s,k}(t)$代表卫星 S 在时刻 t 对资源 k 的可用容量。x_i 表示任务执行 0~1 决策变量（任务 i 被选中执行，则 $x_i = 1$；任务 i 被取消或未调度，则 $x_i = 0$）。通过周期性滚动与重优化，系统能够及时响应新到达的应急任务，并动态调整原有计划。

5　算法仿真

基于开源动力学开发 Python 仿真平台，参数配置如表 2 所示。

表 2　仿真环境参数配置

Table 2　Simulation environment parameter configuration

参数类别	具体参数	取值/范围	说明
卫星参数	卫星数量	12~200颗	光学、SAR、电子探测混合星座
	轨道高度	500~800 km	LEO，太阳同步轨道
	能源系统	电池100 Ah	考虑日夜周期
	存储容量	2 TB/卫星	分区管理
平台任务参数	星时同步周期	1次/h	同步一次/h
	轨道控制需求	1次/7天	按需
	数据注入窗口	2 次/天	10 min/次
	干扰保护	随机发生	太阳耀斑期间
载荷参数	光学载荷	0.5 m分辨率，20 km幅宽	功耗300 W，数据率800 Mbps
	SAR载荷	1 m分辨率，10 km幅宽	功耗1200 W，数据率1.2 Gbps
	电子探测载荷	2~18 GHz，灵敏度−100 dBm	功耗800 W，数据率1 Gbps
任务参数	任务总数	200~5000	常规、平台、应急任务混合
	任务优先级	1~6级	6为最高，应急任务优先级5~6
	任务持续时间	30~300 s	电子探测任务60~240 s
	任务到达分布	泊松过程	平均3个任务/h
地面站参数	地面站数量	3	北京、新疆、海南
	可见时间窗口	5~15 min/轨	依赖轨道
	传输速率	2.4 Gbps	–

5.1　对比算法设置

5.1.1　任务设置

仿真实验中设置 3 组对比实验（FCFS、GA、本文算法），采用完全一致的输入任务设置，确保对比公平性。任务核心特征如下：

1）总体特征。基础实验任务总量 200 个（平台任务 40 个、载荷任务 160 个），扩展性验证中增至 200~5000 个。

2）平台任务（占比 20%）。含星时同步、轨道控制等 5 类任务，持续 2~8 min，优先级 3~6 级（干扰保护最高为 6 级），星时同步每 60 min 周期性触发，轨道控制等非周期性任务按需触发。

3）载荷任务（占比 80%）。含光学、SAR、电子探测 3 类，持续 1~5 min（电子探测最小 1.5 min），优先级 1~5 级，15%为应急任务（优先级强制 5 级），目标位置全球随机。

4）约束与扩展。任务受时间窗口、资源耦合约束，高优先级平台任务与载荷任务互斥；扩展

性验证中，任务量随卫星数（12~200 颗）同步扩展，类型占比、参数分布保持一致。

每组算法在相同仿真场景下独立运行 10 次，取平均性能指标进行对比。

5.1.2 算法设置

1）DRL（PPO）网络与训练环境。算法 PPO 采用轻量耦合网络结构，输入为卫星资源状态、待调度任务队列及外部环境参数，输出为载荷任务–卫星匹配决策，网络隐藏层设 2 层（神经元数 64/32），激活函数采用 ReLU；训练环境内置卫星资源约束、混合任务生成、5 min 时序更新及指标反馈模块，训练以任务完成率、资源利用率、多星负载均衡为正向奖励，以资源约束违反为惩罚，迭代训练 200 轮（每轮随机生成 200~500 个平台–载荷–应急混合任务），直至调度策略收敛。

时间窗口填充、载荷切换优化等启发式规则，于 DRL 智能体输出初始调度方案后自动启用，以 DRL 的全局任务–卫星–时间匹配结果为基础，启发式规则针对性修正时间窗口空闲、载荷频繁切换等问题；优化后的调度结果反向反馈至 DRL 模块，作为下一次决策的状态参考依据。

2）应急响应的滚动与重优化。应急任务调度基于 240 min 固定长度滚动窗口+5 min 时间步长实现周期性滚动与动态重优化。

3）GA 编码。采用整数编码，染色体长度等于任务总数，基因位为卫星 ID（0~N–1），N 为卫星总数，基因位赋值为–1 时表示暂未分配。初始种群采用混合分配策略，90%基因位随机分配卫星 ID，10%基因位设为–1。种群规模 30，迭代 40 代，基因变异率 0.1。

5.2 仿真结果

不同算法的任务完成情况如表 3 所示。

5.2.1 任务完成率对比

由表 3 可知，本文提出的算法在常规任务处理上表现出了显著的优势，总体完成率达到了 78.9%，优于 FCFS 算法和 GA 算法。

表 3 不同算法的任务完成情况对比

Table 3 Comparison of task completion performance of different algorithms %

算法类型	总体完成率	平台任务完成率	载荷任务完成率	应急任务完成率
FCFS	69.4	86.1	65.3	70.4
GA	55.2	88.3	46.9	77.8
本文算法	78.9	100	60.4	100.0

5.2.2 应急响应性能

由表 3 可知，本文算法在应急任务处理上同样表现出了显著的优势，应急任务达到了 100%，优于 FCFS 算法和 GA 算法。

5.2.3 算法计算效率

不同算法的计算效率如表 4 所示。本文算法在计算效率上优于 GA 算法，但略低于 FCFS 算法。

表 4 不同算法的计算效率对比

Table 4 Comparison of computational efficiency of different algorithms

算法类型	平均完成率/%	平均计算时间/s
FCFS	72.8 ± 0.10	0.005 ± 0.009
GA	53.1 ± 0.69	0.357 ± 0.025
本文算法	78.9 ± 0.12	0.028 ± 0.011

5.2.4 大规模扩展性验证

为验证算法的可扩展性[30,31]，将卫星数量从 12 颗逐步增加至 200 颗，并发任务数扩展至 5000 个。大规模扩展性试验对比结果如表 5 所示。结果表明，所提算法在卫星数量与任务规模逐步扩展的全场景下，始终保持综合性能最优，相较于 FCFS、GA 2种对比算法，在总体任务完成率、平台任务完成率、应急任务完成率等指标上均展现出显著优势，且载荷任务完成率也保持稳定，充分验证了算法在大规模场景下的有效性与适应性。

6 结论

本文提出平台–载荷任务一体化智能规划技术体系，实现星上多维资源全局调配与任务动态调度，大幅提升了卫星星座的整体应用效能。结论如下：

1）突破平台与载荷单独建模的局限，将2类任务纳入统一建模框架，融合多维度资源约束，明确二者耦合机理；引入耦合惩罚项与核心资源预留阈值，量化平台任务对载荷任务的影响，实现从单一任务约束到全局耦合约束的转变。

2）设计平台刚性锚定+载荷耦合感知柔性调度的双层协同架构。上层通过刚性策略保障平台基础任务稳定运行，输出耦合锚定信息为载荷调度划定硬边界；下层将平台锚定约束纳入 PPO 算法，融合耦合协同启发式规则实现载荷智能调度。

表 5　大规模扩展性试验对比

Table 5　Comparison of large-scale scalability experiments

规模	卫星数	任务数	算法类型	总体完成率/%	平台任务完成率/%	载荷任务完成率/%	应急任务完成率/%
小规模	12	200	FCFS	62.00	67.50	60.62	63.16
			GA	51.00	82.50	43.13	63.16
			本文算法	72.50	100.00	51.25	100.00
中规模	50	1000	FCFS	53.90	69.50	50.00	54.70
			GA	40.80	82.50	30.38	43.59
			本文算法	62.90	100.00	38.88	100.00
大规模	100	2500	FCFS	43.04	55.60	39.90	38.06
			GA	36.36	76.20	26.40	33.87
			本文算法	52.28	100.00	27.50	100.00
超大规模	150	3750	FCFS	42.51	55.33	39.30	40.00
			GA	36.53	82.67	25.00	29.89
			本文算法	52.16	100.00	26.50	100.00
极限规模	200	5000	FCFS	42.62	55.00	39.53	37.59
			GA	37.38	81.00	26.47	26.19
			本文算法	52.38	100.00	25.78	100.00

该架构让平台任务完成率达到100%。

3）将滚动窗口优化与平台–载荷耦合约束结合，构建应急任务极速插入与原有任务耦合重规划机制，把动态调度问题分解为窗口内静态耦合子问题求解，通过冲突预消解、局部低优先级任务调整，最小化全局扰动。该机制实现的应急任务响应率为 100%，平均计算耗时为 0.028 s。

未来面向即将到来的超大规模星座（如万星级），需进一步研究分布式、轻量化的协同调度算法，以降低中心节点的计算与通信压力。推动一体化规划模型、接口与仿真平台的标准化建设，将有助于该技术在工程实践中的快速应用与推广。

参考文献（References）

[1] Lyu H，Zhang Y，Liu X. Evolution and challenges of massive LEO satellite constellations[J]. Progress in Aerospace Sciences，2023，138：100901.

[2] 王敏，李强.低轨通信星座规模化发展态势分析[J].航天器工程，2023，32（4）：1-8.
Wang M，Li Q. Analysis on large-scale development trend of LEO communication constellations[J]. Spacecraft Engineering，2023，32（4）：1-8 （in Chinese）.

[3] 国家航天局.中国卫星互联网发展白皮书[R].北京：国家航天局，2025.
National Space Administration of China. White paper on the development of China’s satellite internet[R]. Beijing：National Space Administration of China，2025（in Chinese）.

[4] Barbieri A，Valletta F. Resource management in agile earth observation satellites：A survey[J]. IEEE Access，2022，10：56789-56805.

[5] 陈刚，刘伟.卫星平台与载荷资源耦合建模方法研究[J].宇航学报，2023，44（2）：210-218.
Chen G，Liu W. Research on resource coupling modeling method for satellite platform and payload[J]. Journal of Astronautics，2023，44（2）：210-218（in Chinese）.

[6] Zhou K，Wang L. Dynamic scheduling for emergency tasks in satellite networks[C]//2023 IEEE International Conference on Space Operations. Paris：IEEE，2023：45-52.

[7] Hall N G，Magnanti T L. A column generation approach to the satellite task scheduling problem[J]. Operations Research，1993，41（5）：873-886.

[8] 孙晓峰，赵勇.基于混合整数规划的卫星任务规划模型[J].系统工程理论与实践，2020，40（6）：1560-1570.
Sun X F，Zhao Y. Satellite mission planning model based on mixed integer programming[J]. Systems Engineering-Theory & Practice，2020，40（6）：1560-1570 （in Chinese）.

[9] Wolfe W J，Sorensen S E. Three scheduling algorithms applied to the earth observing systems domain[J]. Management Science，2000，46（1）：148-168.

[10] 张华，李明.改进粒子群算法在卫星任务调度中的应用[J].控制与决策，2021，36（5）：1123-1130.
Zhang H，Li M. Application of improved particle swarm optimization algorithm in satellite task scheduling[J]. Control and Decision，2021，36（5）：1123-1130 （in Chinese）.

[11] Wang Y，Liu J，Zhang Q. Distributed satellite cooperative observation scheduling algorithm based on multiagent deep reinforcement learning[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters，2024，21：1-5.

[12] Li D，Gu Y，Tao L. Deep reinforcement learning for the agile earth observation satellite scheduling problem with time-dependent constraints[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems，2024，60（3）：3450-3465.

[13] Zhang R，Chen X，Liu S. Digital twin-driven collaborative planning for satellite-ground integrated networks[J]. Acta Astronautica，2024，215：230-242.

[14] 陈刚，刘伟，杨波.考虑平台健康状态的卫星资源一体化调度方法[J].航空学报，2024，45（8）：320-332.
Chen G，Liu W，Yang B. Integrated satellite resource scheduling method considering platform health status[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica，2024，45（8）：320-332 （in

Chinese）.

[15] 何永明，吴迪，张磊.成像卫星学习型双层任务规划模型[J].自动化学报，2024，50（3）：567-578.
He Y M，Wu D，Zhang L. Learning-based bi-level mission planning model for imaging satellites[J]. Acta Automatica Sinica，2024，50（3）：567-578 （in Chinese）.

[16] 陈旭，张磊，吴迪.多卫星多载荷智能任务规划技术综述[J].中国空间科学技术，2024，44（3）：1-12.
Chen X，Zhang L，Wu D. Review on intelligent mission planning technology for multi-satellite and multi-payload[J]. Chinese Space Science and Technology，2024，44（3）：1-12 （in Chinese）.

[17] 朱新忠，于登云，吴少俊，等. 低轨遥感星座信息系统技术现状与展望[J]. 上海航天（中英文），2025，42（5）：1-11，32.
Zhu X Z，Yu D Y，Wu S J，et al. Status and prospects of low-earth-orbit remote sensing constellation information system technology[J]. Aerospace Shanghai （Chinese&English），2025，42（5）：1-11，32 （in Chinese）.

[18] 黄攀，张军，林宝军.低轨卫星星座资源协同调度关键技术与发展趋势[J].中国科学：信息科学，2025，55（2）：289-310.
Huang P，Zhang J，Lin B J. Key technologies and development trends of resource collaborative scheduling for LEO satellite constellations [J]. Science China Information Sciences，2025，55（2）：289-310 （in Chinese）.

[19] 张华，李伟.卫星平台任务自主规划技术研究进展[J].航天控制，2024，42（3）：45-52.
Zhang H，Li W. Research progress of autonomous planning technology for satellite platform missions[J]. Aerospace Control，2024，42（3）：45-52 （in Chinese）.

[20] 王明，赵强.电子探测卫星任务规划关键技术研究[J].电子信息对抗技术，2025，40（2）：23-30.
Wang M，Zhao Q. Research on key technologies of mission planning for electronic detection satellites[J]. Electronic Information Warfare Technology，2025，40（2）：23-30 （in Chinese）.

[21] 刘洋，周峰，赵宇航.敏捷地球观测卫星星座任务规划方法研究[J].系统工程与电子技术，2024，46（4）：1123-1132.
Liu Y，Zhou F，Zhao Y H. Research on mission planning method for agile earth observation satellite constellations[J]. Systems Engineering and Electronics，2024，46（4）：1123-1132 （in Chinese）.

[22] 刘浩，王刚，陈志华.多载荷电磁探测卫星协同任务规划方法研究[J].系统工程与电子技术，2023，45（8）：2345-2352.
Liu H，Wang G，Chen Z H. Research on collaborative mission planning method for multi-payload electromagnetic detection satellites [J]. Systems Engineering and Electronics，2023，45（8）：2345-2352 （in Chinese）.

[23] Zhang X，Wang H，Liu Y. Multi-objective optimization for LEO satellite platform-payload collaborative scheduling[J].IEEE Transactions on Cybernetics，2024，54（7）：3689-3701.

[24] 张伟，刘洋.面向大规模卫星网络的三层分级资源管理架构[J].航天控制，2024，42（1）：23-31.
Zhang W，Liu Y. Three-layer hierarchical resource management architecture for large-scale satellite networks[J]. Aerospace Control，2024，42（1）：23-31 （in Chinese）.

[25] 谭喜成，王鹏，刘军，等.深度强化学习支持的地面通导遥时空协同应急组网算法[J].武汉大学学报（信息科学版），2024，49（2）：210-220.
Tan X C，Wang P，Liu J，et al. Spatiotemporal collaborative emergency networking algorithm for ground communication，navigation and remote sensing supported by deep reinforcement learning[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University，2024，49（2）：210-220 （in Chinese）.

[26] 刘军，王鹏，赵亮.卫星平台任务资源约束量化建模方法[J].航天控制，2025，43（1）：58-65.
Liu J，Wang P，Zhao L. Quantitative modeling method for satellite platform mission resource constraints[J]. Aerospace Control，2025，43（1）：58-65 （in Chinese）.

[27] 何永明，陈英武. 成像卫星学习型双层任务规划理论及应用[M]. 北京：清华大学出版社，2023：45-120，189-210.
He Y M，Chen Y W. Theory and Application of Learning-based Bi-level Task Planning for Imaging Satellites[M]. Beijing：Tsinghua University Press，2023：45-120，189-210 （in Chinese）.

[28] Sun J，Li M，Zhang H. Rolling window based dynamic replanning for emergency observation tasks of LEO constellations [C]//2024 IEEE International Conference on Aerospace Electronics and Remote Sensing Technology. Xi’an：IEEE，2024:123-128.

[29] 朱晓敏，赵宇航，周峰.面向应急对地观测的多星协同动态调度方法[J].电子与信息学报，2023，45（10）：3456-3465.
Zhu X M，Zhao Y H，Zhou F. Multi-satellite collaborative dynamic scheduling method for emergency earth observation [J]. Journal of Electronics & Information Technology，2023，45（10）：3456-3465 （in Chinese）.

[30] 岳程斐，陆浪，吴云华，等.在轨集群操控关键技术研究进展与展望[J].宇航学报，2023，44（6）：817-828.
Yue C F，Lu L，Wu Y H，et al. Research progress and prospect of the key technologies for on-orbit spacecraft swarm manipulation[J]. Journal of Astronautics，2023，44（6）：817-828 （in Chinese）.

[31] Liao D，Pan X，Wei Z，et al. Assembly and reconfiguration of space structure using heterogeneous satellite swarms[J]. Acta Astronautica，2025，229：166-180.

（责任编辑：高慧）