

# 控制与决策

Control and Decision

## 基于两阶段智能构造方法的多敏捷成像卫星任务调度

陈盈果, 李博华, 陈名, 熊健, 白保存, 闫迪, 陈英武

引用本文:

陈盈果, 李博华, 陈名, 等. 基于两阶段智能构造方法的多敏捷成像卫星任务调度[J]. 控制与决策, 2026, 41(6): 1699-1708.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2025.0919>

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### 基于R2指标和目标空间分解的高维多目标粒子群优化算法

R2 indicator and objective space partition based many-objective particle swarm optimizer

控制与决策. 2021, 36(9): 2085-2094 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0113>

#### 面向多目标侦察任务的无人机航线规划

UAV trajectory planning for multi-target reconnaissance missions

控制与决策. 2021, 36(5): 1191-1198 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1284>

#### 基于正态云模型的状态转移算法求解多目标柔性作业车间调度问题

State transition algorithm based on normal cloud model for solving multiobjective flexible job shop scheduling problem

控制与决策. 2021, 36(5): 1181-1190 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1233>

#### 天临空协同对地观测任务规划模型与并行竞争模因算法

Planning model and parallel competing memetic algorithm for space-near space-air based cooperative earth observation missions

控制与决策. 2021, 36(3): 523-533 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0732>

#### 基于多种群分解预测的动态多目标引力搜索算法

Dynamic multi-objective gravitational searching algorithm based on multi-population decomposition prediction

控制与决策. 2021, 36(12): 2910-2918 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1002>

# 基于两阶段智能构造方法的多敏捷成像卫星任务调度

陈盈果<sup>1</sup>, 李博华<sup>1</sup>, 陈名<sup>2†</sup>, 熊健<sup>3</sup>, 白保存<sup>4</sup>, 闫迪<sup>5</sup>, 陈英武<sup>1</sup>

(1. 国防科技大学 系统工程学院, 长沙 410073; 2. 清华大学 自动化系, 北京 100084;  
3. 西南财经大学 工商管理学院, 成都 611130; 4. 军事航天部队装备项目管理中心, 北京 100094;  
5. 北京遥感信息研究所, 北京 100011)

**摘要:** 针对多敏捷成像卫星任务调度问题中求解效率与调度质量难以兼顾的挑战, 提出一种基于卫星优先级排序与单星集成任务调度的两阶段智能构造方法. 所提出方法将多星调度分解为两个阶段: 卫星调度序列优化与单星任务调度优化. 在卫星调度序列优化阶段, 综合考虑卫星可观任务的总收益与平均可见时间窗长度对卫星进行优先级排序, 提升关键资源的匹配效率; 在单星任务调度优化阶段, 设计融合最小插入成本与最小空闲时间准则的集成插入算法, 结合调度松弛机制实现任务序列的高效构造与局部优化. 实验结果表明, 所提出方法在不同卫星数量与任务规模下均能以秒级响应生成高收益调度方案, 显著优于先进问答式与集中式算法, 同时具备良好的可扩展性与实时响应能力, 适用于大规模星座环境下的成像任务调度.

**关键词:** 多星任务调度; 敏捷成像卫星; 任务调度算法; 卫星优先级优化; 任务插入优化

中图分类号: TP79 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2025.0919

引用格式: 陈盈果, 李博华, 陈名, 等. 基于两阶段智能构造方法的多敏捷成像卫星任务调度 [J]. 控制与决策, 2026, 41(6): 1699-1708.

## Task scheduling for multi-agile earth observation satellites based on two-stage intelligent constructive method

CHEN Ying-guo<sup>1</sup>, LI Bo-hua<sup>1</sup>, CHEN Ming<sup>2†</sup>, XIONG Jian<sup>3</sup>, BAI Bao-cun<sup>4</sup>, YAN Di<sup>5</sup>, CHEN Ying-wu<sup>1</sup>

(1. College of Systems Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410072, China; 2. Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China; 3. School of Business Administration, Southwestern University of Finance and Economics, Chengdu 611130, China; 4. Project Management Center of the Equipment Department of the Space Systems Department, Beijing 100094, China; 5. Beijing Institute of Remote Sensing Information, Beijing 100011, China)

**Abstract:** To address the challenge of balancing computational efficiency and scheduling quality in task scheduling for multi-agile earth observation satellites, a two-stage intelligent constructive method based on satellite prioritization and integrated single-satellite scheduling is developed. The multi-satellite scheduling problem is decomposed into two stages: satellite scheduling sequence optimization and single-satellite task scheduling optimization. In the satellite scheduling sequence optimization stage, satellite priorities are determined by jointly considering the total benefit of observable tasks and the average length of visibility time windows, thereby enhancing the matching efficiency of critical resources. In the single-satellite task scheduling optimization stage, an ensemble insertion algorithm is designed by combining the minimum insertion cost and minimum idle time criteria. This algorithm, combined with a scheduling relaxation mechanism, enables efficient construction and local optimization of task sequences. Experimental results demonstrate that high-quality scheduling solutions are generated within seconds across scenarios with varying numbers of satellites and task scales. The proposed method outperforms advanced question-and-answer and centralized algorithms, while exhibiting scalability and real-time responsiveness. It is well-suited for imaging task scheduling in large-scale satellite constellation environments.

**Keywords:** multi-satellite scheduling; agile earth observation satellite; task scheduling algorithm; satellite priority optimization; task insertion optimization

收稿日期: 2025-09-02; 录用日期: 2025-12-13.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (U23B2039).

责任编辑: 陈家伟.

†通信作者. E-mail: cmself@163.com.

## 0 引言

成像对地观测卫星 (EOS) 是获取地球空间信息的核心平台, 可提供高分辨率遥感影像、大气与海洋监测数据及地形信息等多元遥感数据<sup>[1]</sup>. 这些数据在环境保护、资源管理、城市规划与灾害监测等领域具有不可替代的作用, 兼具显著的社会效益与经济价值. 随着遥感技术的发展, EOS 系统正朝着更高分辨率、更强时效性与更大灵活性方向演进, 已成为国家空间信息基础设施的关键组成部分<sup>[2]</sup>.

在这一发展趋势中, 敏捷地球观测卫星 (AEOS) 因其优异的姿态机动能力而受到广泛关注<sup>[3]</sup>. 与传统卫星仅能在单一轴向进行有限调整不同, AEOS 可在滚转、俯仰与偏航三轴方向实现快速指向调整, 显著延长对特定目标的可见时间窗 (VTW)<sup>[4]</sup>. 如图 1 所示, 该能力使其能够执行立体成像、邻近区域连续观测等复杂任务, 大幅提升任务执行效率与系统响应速度<sup>[5]</sup>. 因此, AEOS 逐步成为现代遥感体系中的关键节点, 并被广泛视为未来遥感平台发展的主流方向<sup>[6]</sup>.

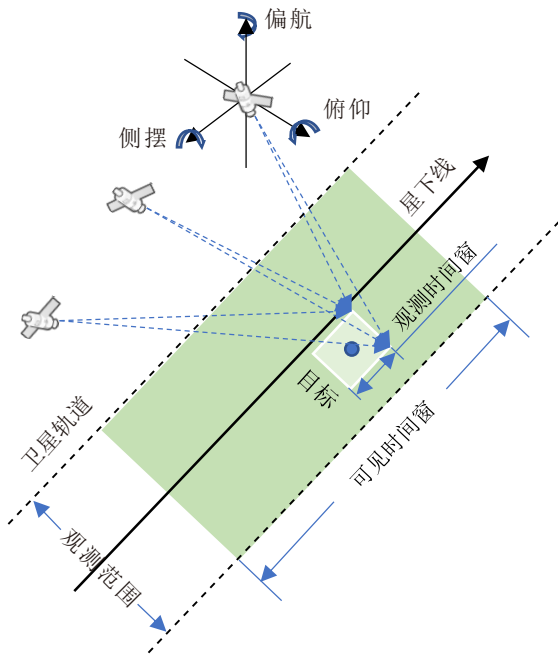


图1 AEOS 的观测示意图

随着低轨卫星星座规模的快速扩展以及突发性观测需求的持续增长, 如何高效组织多颗 AEOS 协同完成海量且时效敏感的观测任务, 已成为制约遥感系统整体效能提升的核心瓶颈<sup>[7]</sup>. 在此背景下, 多敏捷成像卫星任务调度问题 (MAEOSSP) 近年来成为研究热点. 该问题旨在满足时间窗、姿态机动、星上资源等多重约束的前提下, 优化观测任务在多颗卫星间的分配与执行顺序, 以最大化系统总观测收益. MAEOSSP 已被证明为 NP-hard 问题<sup>[8]</sup>, 其求解

复杂性主要体现在 3 个方面: 1) 解空间随卫星与任务数量呈指数级增长; 2) 任务间的姿态调整时间高度依赖前后任务的空间与角度关系, 导致调度约束具有强非线性和耦合性; 3) 任务插入必须在有限的 VTW 内完成, 极易引发时间冲突或资源争用. 上述特性使得一般调度方法难以在合理时间内获得高质量解.

为应对这一挑战, 现有研究首先从调度架构角度展开探索, 形成了集中式、分布式与问答式 3 类典型范式. 集中式方法通过全局优化实现任务的统一规划与协调分配, 通常能获得较优的系统性能<sup>[9]</sup>, 但其计算负担集中, 可扩展性差, 难以适应大规模动态任务流的实时响应需求. 分布式架构需要卫星具备自主决策能力, 其协调过程依赖频繁通信, 开销大且易陷入局部次优<sup>[10]</sup>. 相比之下, 问答式方法采用“任务分配-单星独立调度”的两阶段策略, 将原始问题解耦为多个子问题并行求解, 显著降低了计算复杂度, 提升了响应速度<sup>[11]</sup>. 然而, 此类方法往往因任务分配阶段缺乏对卫星动态能力的精细刻画, 导致单星资源利用率不均衡, 且难以有效探索全局解空间; 为弥补这一缺陷, 常需引入多轮迭代机制, 反而牺牲了求解效率.

除了架构设计, 求解算法的选择也直接影响调度方案的质量与生成效率. 目前, MAEOSSP 的主流求解方法包括精确算法、启发式算法、元启发式算法与机器学习方法<sup>[9]</sup>. 精确算法 (如分支定界、动态规划) 虽可保证最优解, 但需要对问题进行简化建模, 同时计算复杂度高, 仅适用于小规模静态场景<sup>[10]</sup>; 启发式规则 (如最大收益优先) 计算效率高, 但求解能力依赖经验设计, 求解质量有限<sup>[11]</sup>; 元启发式算法 (如遗传算法<sup>[12]</sup>、模拟退火<sup>[13]</sup>、混合算法<sup>[14]</sup>) 可获得较优解, 但收敛速度慢、参数敏感, 难以满足实时性要求; 近年来, 基于深度强化学习的方法展现出一定潜力<sup>[15]</sup>, 但其训练成本高昂<sup>[16]</sup>、泛化能力受限<sup>[17]</sup>, 尚未实现工程级稳定部署. 综上所述, 现有方法在求解效率、解质量与可扩展性之间难以实现有效平衡, 尤其在面对大规模和强约束的 MAEOSSP 时, 仍缺乏兼具实用性与鲁棒性的综合解决方案.

针对上述问题, 本文提出一种基于卫星优先级排序与集成任务调度的两阶段智能构造方法 (SPS-ETS). 该方法采用两阶段分层架构: 第 1 阶段构建融合任务价值与资源弹性的综合评分模型, 对卫星进行优先级排序, 提升关键资源的匹配效率; 第 2 阶段设计集成启发式插入算法, 在松弛调度框架下实现单星任务序列的高效构造与局部优化. 通过层次化

分解问题结构与策略协同, 在保证解质量的同时显著提升资源利用率与求解效率, 适用于对响应速度要求较高的实时或近实时遥感任务调度场景。

## 1 多敏捷卫星任务调度问题

MAEOSSP 可形式化为一个面向多颗 AEOS 的组合优化问题。每颗卫星在轨道运行过程中具备多个离散的 VTW, 可用于执行遥感观测任务。各任务具有不同的收益值与执行时长, 且受卫星姿态机动能力约束。核心决策包括任务分配、执行顺序安排与时间窗选择, 目标是在满足一系列时空与资源约束的前提下, 最大化系统总观测收益<sup>[18]</sup>。

### 1.1 问题假设

敏捷卫星的调度问题是一个综合性的调度问题, 在建立对应的数学模型时, 为构建可解且具代表性的数学模型, 在不失问题本质特征的前提下, 本文引入以下合理假设。

- 1) 单载荷类型: 每颗 AEOS 仅配备单一类型传感器, 不考虑多模态观测能力或载荷切换开销。
- 2) 资源充足性: 假设卫星具备充足的电力与存储容量, 任务执行不受能源或数据存储限制。
- 3) 点目标建模: 所有观测任务抽象为点目标, 由其地理坐标唯一确定。复杂观测需求(如区域扫描、立体成像)可预先分解为若干点目标子任务处理。
- 4) 优先级静态性: 任务的收益权重在调度周期内保持恒定, 不随时间或外部事件动态调整。
- 5) 环境因素简化: 忽略云层遮挡、大气扰动及人为干扰等外部不确定性因素, 模型聚焦于确定性调度框架下的资源优化配置。

上述假设在保留 MAEOSSP 核心挑战(即有限时间资源与高并发任务需求之间冲突)的同时, 有效降低了模型复杂度, 为高效求解算法的设计提供清晰边界条件。

### 1.2 参数定义

$Sat = \{sat_1, sat_2, \dots, sat_m\}$ : 场景的卫星集合, 共  $m$  颗卫星。

$TASK = \{task_1, task_2, \dots, task_n\}$ : 场景的总调度任务集合, 共计  $n$  个观测任务。

$VTW_j = \{vtw_{j1}, vtw_{j2}, \dots, vtw_{jk}\}$ :  $task_i$  在卫星  $j$  上的 VTW 集合, 共计  $k$  个窗口。

$vtw_{jk}^s, vtw_{jk}^e$ :  $task_i$  在卫星  $j$  上的第  $k$  个 VTW 的开始和结束时间。

$st_{jk}, et_{jk}$ : 任务具体观测的开始和结束时间, 如  $task_i$  在卫星  $j$  的第  $k$  个时间窗的开始和结束时间。

$x_i$ :  $task_i$  的调度状态, 1 表示调度成功, 0 表示未

调度。

$dr_i$ :  $task_i$  执行观测的持续时间。

$p_i$ :  $task_i$  观测完成后的收益, 综合考虑经济利益、战略价值与全局意义, 全面反映任务的重要性<sup>[19]</sup>。

$trans_{ii'}$ : 从  $task_i$  切换到  $task_{i'}$  所需的姿态调整时间。

$\Delta\theta_{ii'}$ : 相邻两次观测任务  $task_i$  与  $task_{i'}$  之间的姿态角总变化量。

### 1.3 数学模型

MAEOSSP 的目标函数为最大化所有成功执行任务的总收益, 数学表示如下:

$$\text{Maximize } \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^{|VTW_j|} p_{ijk} x_{ijk}. \quad (1)$$

MAEOSSP 的约束条件可归纳为两类: 任务自身约束和连续观测约束。这些约束共同确保了调度方案的可行性和优化目标的实现。

#### 1.3.1 任务自身约束

任务唯一性约束: 每个任务只能在其任意一个 VTW 内被执行一次。这一约束确保任务不会被重复调度, 从而避免资源浪费和逻辑冲突。对于每个任务, 有

$$x_i = \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^{|VTW_j|} x_{ijk} \leq 1. \quad (2)$$

观测时长约束: 每个任务在观测过程中需要保持连续的执行时间, 以保证其获得充分的观测数据。为避免 VTW 的浪费, 任务在完成最小观测持续时间后即停止观测。

$$x_{ijk}(et_{jk} - st_{jk} - dr_i) = 0. \quad (3)$$

VTW 约束: 由于观测目标仅在卫星的可见时间窗口内可见, 任务的观测时间必须严格限制在 VTW 内, 即

$$x_{ijk}(st_{jk} - vtw_{jk}^s) \geq 0, \quad (4)$$

$$x_{ijk}(vtw_{jk}^e - et_{jk}) \geq 0. \quad (5)$$

#### 1.3.2 连续观测约束

连续观测约束用于规范多个任务之间的调度顺序和时间间隔, 确保任务间的衔接合理且高效。对于两个连续调度的观测任务对  $task_i$  和  $task_{i'}$ , 必须满足以下条件。

连续观测顺序约束: 前者必须在后者之前完成, 有

$$x_i x_{i'}(et_i - st_{i'}) \geq 0. \quad (6)$$

连续观测顺序与角度转换时间约束: 两个任务

之间的时间间隔需满足姿态调整所需时间  $\text{trans}_{ii'}$ . 具体而言,  $\text{task}_{i'}$  的开始时间至少应比  $\text{task}_i$  的结束时间加上姿态调整时间更晚, 即

$$x_i x_{i'} (\text{et}_i - \text{trans}_{ii'} - \text{st}_{i'}) \geq 0. \quad (7)$$

时间依赖转换时间约束: 根据 Peng 等<sup>[20]</sup> 的研究, 姿态调整时间  $\text{trans}_{ii'}$  是一个分段线性函数. 该函数主要受 3 个关键参数的影响: 卫星传感器的机动速度  $v$ 、相邻两次观测任务之间的姿态角变化量  $\Delta\theta_{ii'}$ , 以及姿态调整后达到稳定成像状态所需的稳定时间  $\lambda$ . 具体计算过程如下:

$$\text{trans}_{ii'} = \begin{cases} \lambda_0, & \Delta\theta_{ii'} \leq 10^\circ; \\ \lambda_1 + \frac{\Delta\theta_{ii'}}{v_1}, & 10^\circ \leq \Delta\theta_{ii'} \leq 30^\circ; \\ \lambda_2 + \frac{\Delta\theta_{ii'}}{v_2}, & 30^\circ \leq \Delta\theta_{ii'} \leq 60^\circ; \\ \lambda_3 + \frac{\Delta\theta_{ii'}}{v_3}, & 60^\circ \leq \Delta\theta_{ii'} \leq 90^\circ; \\ \lambda_4 + \frac{\Delta\theta_{ii'}}{v_4}, & \Delta\theta_{ii'} \geq 90^\circ. \end{cases} \quad (8)$$

其中: 3 个关键参数的取值均与 Peng 等<sup>[20]</sup> 保持一致;  $\Delta\theta_{ii'}$  表示  $\text{task}_i$  与  $\text{task}_{i'}$  之间的姿态角变化, 由滚动角与俯仰角的总变化确定, 即

$$\Delta\theta_{ii'} = |\Delta\theta_{ii'}^{\text{roll}}| + |\Delta\theta_{ii'}^{\text{pitch}}|. \quad (9)$$

## 2 多星任务调度的两阶段智能构造方法

随着 AEOS 星座规模的持续扩大和观测任务复杂度的显著提升, 多星任务调度面临高维决策空间、强动态约束与实时响应需求之间的多重矛盾. 传统调度方法在求解效率与解质量之间难以兼顾: 集中式优化虽能保障全局协调性, 但计算复杂度高; 分布式策略虽具可扩展性, 却易陷入局部次优; 而典型的问答式方法因任务分配阶段缺乏对卫星能力的精细建模, 导致资源利用率不均与调度冗余. 为此, 本文提出一种基于卫星优先级排序与集成任务调度的多星智能构造方法 (SPS-ETS), 旨在通过分层设计提升调度效率与解的质量.

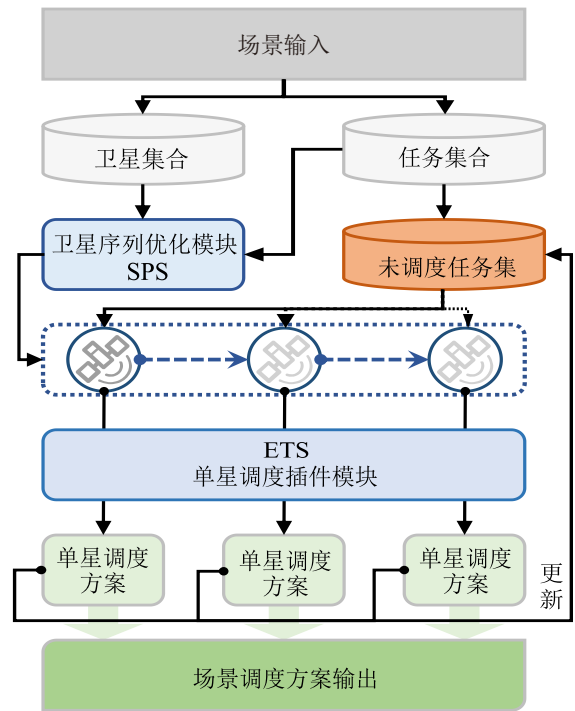
SPS-ETS 采用两阶段框架: 第 1 阶段根据卫星可观测任务的整体价值和资源情况, 确定各卫星的调度顺序; 第 2 阶段按该顺序依次对每颗卫星执行任务插入与序列生成. 该方法不依赖全局优化或星间通信, 结构简单, 易于实现, 适用于大规模星座下的快速响应调度任务.

### 2.1 方法总体架构与流程

SPS-ETS 的核心思想是将 MAEOSSP 分解为两个相对独立的子问题: 卫星优先级排序与单星任务调度, 通过层次化建模实现高效求解. 与传统“先分

配后调度”架构不同, 本文方法充分利用每颗卫星的调度潜力, 避免资源闲置.

如图 2 所示, 系统输入包括卫星集与任务集. 卫星序列优化模块 SPS 基于当前场景信息对各卫星进行评分与排序, 生成调度优先级序列. 随后, 按优先级依次调用单星调度插件模块 ETS, 对当前未调度任务集执行任务插入操作, 生成该卫星的调度方案, 并更新全局任务状态, 避免重复调度. 该过程持续至所有卫星完成调度, 最终输出包含每颗卫星的任务序列、起止时间及总收益, 构成完整调度方案.



该流程本质上是一种贪心式的顺序构造策略, 其优势在于: 避免了任务分配阶段的显式划分, 减少因预分配不当导致的资源浪费; 高潜力卫星优先调度, 有助于关键任务尽早落地; 各卫星独立求解, 无需协调通信, 适合星上或地面集中式部署. 同时, 该架构具备良好可扩展性, 适用于大规模星座与高实时性需求场景, 可在较短时间内生成高质量解.

### 2.2 卫星优先级排序方法

合理的调度顺序是提升资源匹配效率的关键. 若优先调度任务多但时间紧张的卫星, 可能导致后续大量任务无法插入; 反之, 若优先调度空闲时间长但任务价值低的卫星, 则可能错过高收益机会. 因此, 本文设计基于领域启发式特征的卫星优先级排序方法 (SPS), 通过综合评估指标对卫星进行调度排序. SPS 包含两个步骤:

step 1: 基于场景任务集合与卫星状态提取关键

特征, 计算每颗卫星的综合评分;

step 2: 按评分降序排列, 形成卫星的调度优先级序列, 依次进行任务调度。

为了有效避免单一指标带来的分配偏差, 提升调度序列的合理性与鲁棒性, SPS 采用如下融合策略作为卫星优先级评分的综合评价指标:

$$SPS_j = OOP_j \times AOL_j. \quad (10)$$

其中: OOP为其总体任务观测收益, AOL为其平均任务观测窗口长度。

总体任务观测收益 (OOP): 卫星  $j$  所有关联任务收益之和, 反映其潜在调度价值。OOP 越高, 表明该卫星承担的任务整体优先级越高。

平均任务观测窗口长度 (AOL): 卫星  $j$  当前可执行任务的 VTW 长度均值, 体现其时间资源充裕度与调度弹性。AOL 较大, 意味着具有更高的任务容纳能力。

SPS 融合任务价值与资源可用性两个维度, 有效规避单一指标偏差。例如, 仅依赖 OOP 可能导致高收益但时间紧张的卫星被优先调度, 而忽略实际可行性; 仅依赖 AOL 可能偏向资源丰富但任务价值低的卫星。考虑到 OOP 与 AOL 属于不同量纲的物理量, 难以通过加权系数进行直接融合。因此, SPS 通过乘积形式更自然地体现二者之间的协同关系, 即只有当卫星同时具备较高的任务价值和较充足的观测时间资源时, 其综合评分才会显著提升。这一特性符合“高价值任务应当匹配充分观测机会”的调度逻辑。最终, 所有卫星按 SPS 值降序排列, 形成调度序列。高 SPS 卫星优先进行单星任务调度, 在保障可行性的同时最大化系统总收益。

### 2.3 单星集成任务调度算法

在完成卫星调度顺序确定后, 需对每颗卫星独立生成其任务执行序列。由于单星 AEOSP 本身已是 NP-hard 问题, 且涉及任务自身与连续观测的多重约束, 必须在解质量与计算效率之间取得平衡。为此, 本文设计集成任务调度算法 (ETS), 采用“任务预排序 + 松弛插入优化”的两阶段策略, 兼顾调度紧凑性与插入灵活性。

#### 2.3.1 任务排序算法

为引导搜索方向、减少无效插入尝试, ETS 首先对候选任务集进行预排序。本文采用收益递减顺序规则 (DPO), 即将任务按其优先级收益  $p_i$  从高到低排序。

该策略时间复杂度仅为  $O(n \lg n)$ , 适用于大规模任务集, 同时逻辑直观, 直接体现任务重要性, 引

导调度方案向高收益解空间收敛, 为后续插入奠定基础。在资源竞争激烈的场景下, 该任务排序策略可有效防止高价值任务因低收益任务占据时间窗而被拒绝。

#### 2.3.2 基于松弛机制的集成插入算法

在获得当前的调度序列后, 需要任务插入算法逐个尝试将任务插入当前调度方案。传统插入算法通常在固定时间点尝试插入任务, 难以充分利用 VTW 内的潜在时间资源。为提高插入灵活性, 本文引入调度方案松弛机制, 最大化 VTW 资源的利用。

根据 Peng 等<sup>[20]</sup>的研究, AEOS 观测满足先进先出原则: 推迟某一任务不会导致后续任务提前。具体而言, 对于两个连续的观测, 如果后一任务观测的起始时间满足转换时间约束, 则在给定的时间增量后, 新的时间点仍将满足该约束。基于上述性质, 可以进一步推断: 每个观测都被分配了最早观测时间, 这意味着在该时间点之前执行观测将违反约束条件。同样地, 根据先进先出原则, 如果前一个观测在时间点满足转换时间约束, 则在给定的时间提前量后, 新的时间点仍将满足该约束。这表明每个观测也被分配了最晚观测时间, 意味着在该时间点之后执行观测将违反约束条件。综上, 每个已经调度的任务在当前的调度方案下, 均存在最早观测与最迟观测, 可通过前后向传播确定每个已调度任务的最早观测与最迟观测, 任务在这二者之间的任意位置都可以执行观测, 而不会出现约束违反的情况, 形成可滑动区间, 任务可以在此区间内滑动。即在不违反姿态转换时间约束的前提下, 整个任务序列可在一定范围内整体前移或后移, 而不会破坏可行性。

基于此性质, 如图 3 所示, 针对每一对相邻观测, 前一观测的最早与后一观测的最迟间隔构成潜在插入窗口, 最大化可用 VTW 资源, 提升新任务插入成功率。

在此基础上, ETS 设计了一种集成插入策略, 融合以下两种规则, 综合考虑插入成本与资源利用率。

1) 最小插入成本 (MIC): 优先选择使总姿态转换时间增量最小的位置插入任务, 以维持调度连续性。具体而言, 在当前的调度序列中, 任意连续两个观测任务之间存在一个潜在的插入位置, 任务  $task_{i'}$  的插入成本计算为任务插入该位置后, 前后任务的转换时间增量, 设定位置 pos 的前置和后置任务分别为  $task_i$  和  $task_{i+1}$ 。该位置若存在插入机会, 其成本 IC 计算为

$$IC_{i'}^{pos} = trans_{ik} + trans_{(i+1)pos} - trans_{i(i+1)}. \quad (11)$$

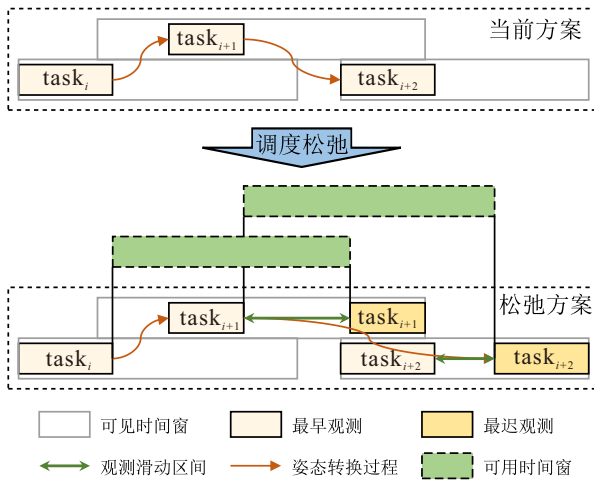


图3 调度方案的松弛插入过程

2) 最小空闲时间 (MIT): 优先选择当前潜在插入窗口最小的位置插入, 提升时间资源紧凑性. 具体而言, 根据图3可知, 每个插入位置对应不同的可用时间窗口, 通过计算该窗口与待插入任务 VTW 的重叠长度, 可以计算得到该位置的潜在插入窗口长度.

MIC 侧重调度连续性, MIT 关注资源紧凑性, 二者存在权衡. 为此, 本文提出加权综合成本函数来计算每个插入位置的综合成本, 最终选择最小 COST 的位置执行任务插入过程. 由于 MIC 与 MIT 均为时间量纲, 均与调度时间窗口资源相关, 具备直接可比性, 故采用加权和方式进行融合. 具体计算过程如下:

$$\text{COST} = \alpha \text{IC} + (1 - \alpha) \text{IT}, \quad (12)$$

Algorithm 1: ETS算法.

Input: 候选任务集  $T_{\text{candidate}}$ ;

Output: 调度序列  $S$ .

1) 初始化

$$S \leftarrow \emptyset; \min \text{Cost} \leftarrow \infty; \text{bestPos} \leftarrow -1$$

2)  $T_{\text{seq}} \leftarrow$  按收益降序对  $T_{\text{candidate}}$  进行排序

3) for task in  $T_{\text{seq}}$  do

4) for 每个插入位置 pos = 0 to  $|S|$  do

5) 计算插入 task 后的 IC 与 IT

6)  $\text{cost} \leftarrow \alpha \text{IC} + (1 - \alpha) \text{IT}$

7) if  $\text{cost} < \min \text{Cost}$  and 插入满足所有约束

8) then  $\min \text{Cost} \leftarrow \text{cost}; \text{bestPos} \leftarrow \text{pos}$

9) end

10) end

11) if  $\text{bestPos} \neq -1$  then

12)  $S \leftarrow$  task 插入  $S$  的 bestPos 位置

13) end

14) end

15) return  $S$

其中  $\alpha = 0.75$  为权重因子, 调节两项的相对重要性. 这一配比强调插入成本的主导地位, 同时保留对资源紧凑性的关注. 最终选择 COST 最小的位置作为最优插入点. 该集成策略在保持计算效率的同时, 兼顾调度成本与资源利用率, 相比单一规则能更有效地插入任务, 提升调度收益率与资源利用率. 最终, 得到 ETS 的伪代码如算法 1 所示.

### 2.3.3 复杂度分析

ETS 算法的时间复杂度主要来自任务插入环节. 由于卫星调度周期固定, 单星可容纳任务数存在理论上限  $N_{\text{max}}$ . 对于包含  $n$  ( $n \leq N_{\text{max}}$ ) 个任务的调度序列, 每次插入需检查  $O(n)$  个位置, 每个位置成本计算为  $O(1)$ , 故单次插入时间复杂度为  $O(n) \leq O(N_{\text{max}})$ . 对  $m$  个候选任务进行调度尝试, 最坏情况总体时间复杂度为  $O(mN_{\text{max}}^2)$ . 由于  $N_{\text{max}}$  为常数, 算法有效时间复杂度相对于  $m$  是线性的, 即  $O(m)$ , 能满足大规模场景的实时调度需求.

## 3 仿真实验

为有效评估所提出 SPS-ETS 方法在 MAEOSSP 中的性能, 本文设计一系列仿真实验, 涵盖不同卫星数量与任务规模组合下的典型观测场景. 实验重点考察算法在调度收益与求解效率方面的表现, 并通过对比先进算法及消融实验, 验证方法的有效性与关键模块的贡献.

### 3.1 实验设置

实验场景参考 Peng 等<sup>[20]</sup> 和 He 等<sup>[21]</sup> 的标准仿真环境, 包含 2 ~ 4 颗敏捷地球观测卫星, 任务规模设置为 100 ~ 1 000 项. 所有观测任务随机分布于中国区域 ( $3^\circ\text{N} \sim 53^\circ\text{N}$ ,  $74^\circ\text{E} \sim 133^\circ\text{E}$ ), 每项任务的收益值在  $[1, 10]$  内均匀分布, 观测时长在  $[15, 30]$  s 范围内随机生成, 模拟实际中任务优先级与资源消耗的异构性.

为全面评估 SPS-ETS 的性能, 选取两类在 MAEOSSP 领域具有代表性的先进元启发式算法作为基准.

1) A-ALNS<sup>[21]</sup>: 问答式架构的先进方法, 一种专门为解决 MAEOSSP 设计的改进自适应大邻域搜索算法. 该方法首先通过任务分配机制将任务集划分至各卫星, 随后独立求解单星调度子问题, 通过迭代反馈机制提升解质量.

2) GRILS<sup>[20]</sup>: 集中式架构的先进算法, 一种用于解决 MAEOSSP 的贪婪随机迭代局部搜索算法, 对所有卫星与任务进行统一建模与联合优化, 具有较强的全局探索能力.

3) DRL<sup>[22]</sup>: 基于学习型优化的先进算法, 一种基于深度强化学习的问答式优化算法, 其上层利用基于多头注意力机制的神经策略进行任务分配, 下层则通过构造性算法实现任务调度。

对比算法的参数配置均采用其原始文献中报告的最佳参数组合。由于 MAEOSSP 为 NP-hard 问题, 且当单星 VTW 数量超过 27 时, CPLEX 等精确求解器的计算时间急剧上升, 难以在合理时间内获得可行解<sup>[19]</sup>, 故未将精确算法纳入实验对比范围。

所有对比算法在相同硬件环境下运行, 每组场

景独立重复 20 次, 取平均值作为最终结果。在相同的场景输入下, SPS-ETS 输出是固定的, 因此其求解不存在方差, 仅需运行一次。

### 3.2 实验结果

图 4 和图 5 分别展示了 4 种算法在不同卫星数量与任务规模下的调度收益率与运行时间, 详细数据见表 1。实验结果表明, SPS-ETS 在调度质量与求解效率两个维度上均表现出显著优势。

从调度收益来看, SPS-ETS 在所有测试场景中均取得最高收益率, 其平均收益率较 A-ALNS、GRILS

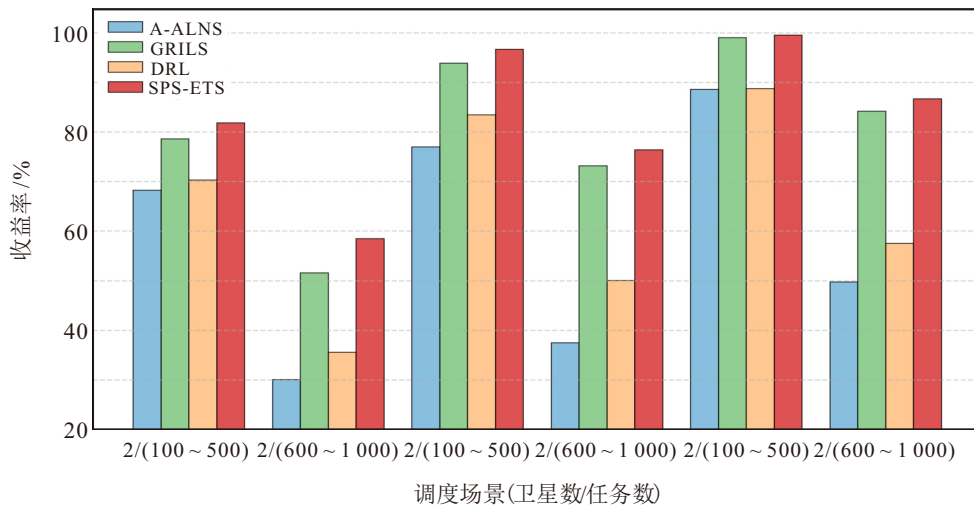


图4 算法收益率比较结果

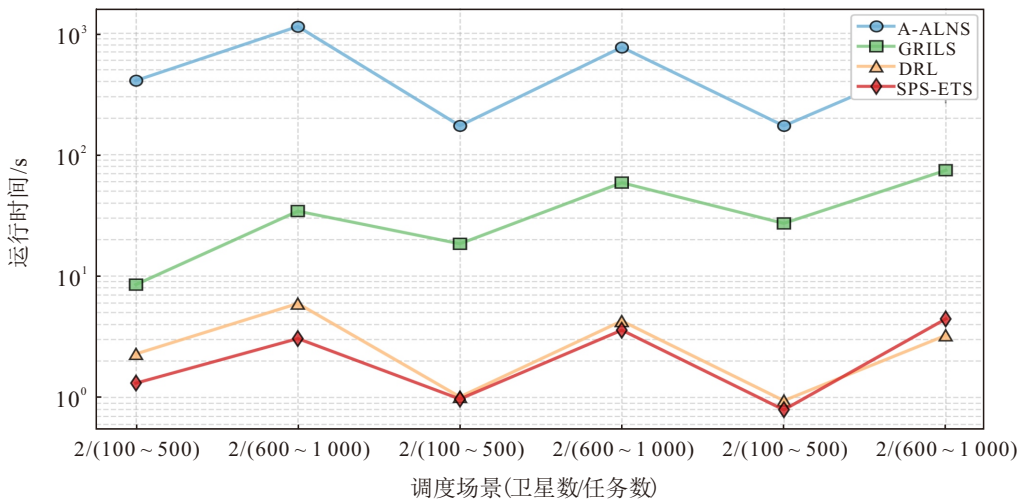


图5 算法运行时间比较结果

表1 算法性能比较结果

卫星数量	任务规模	A-ALNS (C#)		GRILS (C#)		DRL (Python)		SPS-ETS (Python)	
		收益率/%	时间/s	收益率/%	时间/s	收益率/%	时间/s	收益率/%	时间/s
2	100 ~ 500	68.29	406.12	78.63	406.12	70.34	2.28	<b>81.86</b>	1.31
2	600 ~ 1000	30.09	1133.03	51.60	1133.03	35.57	5.93	<b>58.50</b>	3.05
3	100 ~ 500	76.98	172.47	93.92	172.47	83.48	1.01	<b>96.68</b>	0.97
3	600 ~ 1000	37.49	763.92	73.18	763.92	50.01	4.26	<b>76.39</b>	3.58
4	100 ~ 500	88.57	172.08	99.06	172.08	88.78	0.94	<b>99.54</b>	0.79
4	600 ~ 1000	49.72	640.25	84.18	640.25	57.55	3.24	<b>86.70</b>	4.43
平均值	-	58.52	547.98	80.10	36.79	64.29	2.94	<b>83.28</b>	2.36

和 DRL 分别提升了 24.7%、3.18% 与 18.99% 的增量. 特别是在卫星数量较多 (3、4 颗) 且任务规模适中 (100 ~ 500) 的情况下, 其调度收益接近场景上限 (如 4 星场景达 99.54%), 显示出良好的资源利用能力. 即使在高负载场景 (任务数 600 ~ 1 000) 下, SPS-ETS 仍能保持稳定, 体现出良好的可扩展性.

在求解效率方面, SPS-ETS 的优势更为突出. 其平均运行时间处于秒级, 仅为 2.36 s, 远低于 GRILS 的 36.79 s 和 A-ALNS 的 547.98 s. 尤其在高任务冲突的大规模场景下, 如卫星 2 颗任务规模 600 ~ 1 000 的场景下, A-ALNS 的平均运行时间超过 18 min, 已难以满足近实时调度需求; 而 SPS-ETS 始终保持在秒级响应, 具备工程实用价值.

上述优势源于 SPS-ETS 所采用的“卫星优先级排序-任务集中调度”分层构造架构, 一方面, 通过卫星优先级排序, 优先激活调度潜力高的卫星, 避免关键任务因资源错配被遗漏; 另一方面, ETS 模块在松弛调度框架下高效完成任务插入, 兼顾姿态转换成本与时间资源紧凑性. 该设计在保留集中式调度质量优势的同时, 规避了高维联合优化带来的计算瓶颈, 实现了效率与质量的有效平衡, 使算法在大规

模、高复杂度场景下仍能快速生成高质量解, 适用于大规模敏捷卫星系统的实时任务规划需求.

### 3.3 消融实验

为进一步验证 SPS 模块中综合评分机制的有效性, 本文在相同实验场景下开展消融实验, 考察不同卫星排序策略对整体性能的影响. 实验保持 ETS 调度逻辑不变, 仅改变卫星优先级策略, 构建以下两种变体进行对比.

1) OOP-ETS: 仅依据 OOP 进行排序;

2) AOL-ETS: 仅依据 AOL 进行排序.

实验结果如图 6 和表 2 所示. 实验结果表明, 采用单一策略 (OOP 或 AOL) 的版本在总收益与资源利用率方面均显著低于本文完整方法. 其中, OOP-ETS 虽优先处理高收益任务, 但易将任务集中分配至少数高价值卫星, 导致其资源饱和, 后续任务无法插入; AOL-ETS 则倾向于选择时间窗口宽裕的卫星, 但可能忽略任务本身的优先级, 造成高收益任务被遗漏. 相比之下, 本文提出的 SPS 在各类场景下均取得最优调度收益, 表明其在任务价值、时间资源与系统负载之间实现了有效平衡, 也进一步说明 SPS 模块是整体性能提升的关键组成部分.

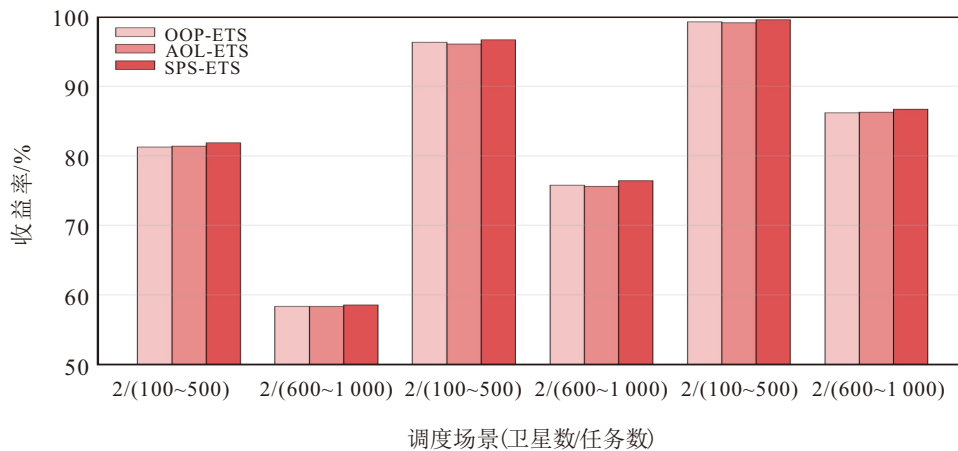


图6 消融实验算法收益率对比

表2 算法消融结果

卫星数量	任务规模	OOP-ETS		AOL-ETS		SPS-ETS	
		收益率/%	时间/s	收益率/%	时间/s	收益率/%	时间/s
2	100 ~ 500	81.23	0.70	81.36	1.06	<b>81.86</b>	1.31
2	600 ~ 1 000	58.30	2.84	58.28	2.83	<b>58.50</b>	3.05
3	100 ~ 500	96.30	0.72	96.06	0.86	<b>96.68</b>	0.97
3	600 ~ 1 000	75.74	3.14	75.57	3.15	<b>76.39</b>	3.58
4	100 ~ 500	99.26	0.69	99.14	0.67	<b>99.54</b>	0.79
4	600 ~ 1 000	86.15	3.04	86.23	3.03	<b>86.70</b>	4.43
平均值	-	82.83	1.86	82.77	1.93	<b>83.28</b>	2.36

### 3.4 参数敏感性实验

为验证所提出 ETS 调度策略中参数  $\alpha$  的敏感性, 本文在卫星数量为 2、任务规模为 100 ~ 1 000 的测

试场景下, 系统评估了不同  $\alpha$  取值对 SPS-ETS 算法性能的影响. 具体而言, 分别测试了 4 种配置 ( $\alpha = 0, 0.25, 0.5, 1$ ) 下的调度结果. 值得注意的是, 当  $\alpha = 0$  时, ETS 退化为 MIT; 而当  $\alpha = 1$  时, 则退化为 MIC. 此外, 为提供更具参考价值的对比基准, 本文还引入了采用随机插入策略的 SPS-Random 作为对照组. 实验结果如表 3 所示, 结果表明, 随着  $\alpha$  从 0 逐渐增大至 0.75, 任务收益率整体呈上升趋势, 并在  $\alpha = 0.75$  (本文默认配置) 时达到最优值 70.18%; 而当  $\alpha$  继续增至 1 时, 性能反而略有下降. 这表明, 在调度过程中对插入成本与空闲时间进行适当权衡 (即  $\alpha$  取中间值) 能够更有效地提升任务调度的整体收

益. 相比之下, SPS-Random 的收益率仅为 50.07%, 显著低于所有基于规则的策略, 进一步验证了所提出 ETS 机制的有效性与必要性.

表3 算法参数敏感性实验结果

算法	任务收益率/%
SPS-Random	50.07
SPS-MIT ( $\alpha = 0$ )	68.95
SPS-ETS ( $\alpha = 0.25$ )	68.41
SPS-ETS ( $\alpha = 0.5$ )	69.31
SPS-MIC ( $\alpha = 1$ )	69.44
SPS-ETS ( $\alpha = 0.75$ , default)	<b>70.18</b>

## 4 结论

针对多敏捷成像卫星任务调度问题面临的求解效率与调度质量难以兼顾的问题, 本文提出了一种两阶段分层调度方法, 该方法将复杂问题分解为卫星优先级排序与单星任务调度两个子问题. 通过构建高效的卫星排序策略, 综合考虑任务收益与时间窗资源, 确定卫星的调度顺序, 提升资源利用率; 在单星调度阶段, 引入松弛机制, 设计集成插入算法实现任务的高效调度. 实验表明, 该方法在不同卫星数量和任务规模下均优于典型的问答式算法与集中式算法, 在保持调度收益领先的同时, 求解时间保持在秒级, 具备良好的实时响应能力. 尤其在任务密集条件下, 仍能维持较高的资源利用率和稳定的性能表现, 适用于复杂环境中的成像任务调度.

本文基于多个基本假设进行调度方法的研究, 在一定程度上简化了实际问题的复杂性. 未来研究将在以下方面进一步拓展, 在问题层面: 1) 探索多载荷协同与资源受限条件下的调度机制, 以适应更实际的工程约束; 2) 研究动态优先级调整策略与复杂目标(如移动目标)的建模方法, 提升调度模型的适用性; 3) 引入气象、云层等环境因素的不确定性建模, 增强调度方案的鲁棒性. 在方法层面进一步优化排序策略与调度模块的设计, 持续提升整体调度性能与系统扩展能力. 通过逐步放松上述假设并对算法实施增量优化, 将推动调度方法在更接近真实场景的条件下, 实现高效性与实用性的统一.

## 参考文献 (References)

[1] 陈珂昕, 刘晓路, 淳洁, 等. 考虑多类型任务的成像卫星群调度模型与算法[J]. *控制与决策*, 2025, 40(6): 1913-1921.  
(Chen K X, Liu X L, Chun J, et al. Model and algorithm for scheduling imaging satellite constellations based on multi-type tasks[J]. *Control and Decision*, 2025, 40(6): 1913-1921.)

[2] Chen M, Du Y H, Tang K, et al. Learning to construct a

solution for the agile satellite scheduling problem with time-dependent transition times[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2024, 54(10): 5949-5963.

- [3] 张佳唯, 邢立宁, 张玮, 等. 基于统一资源编码的成像卫星联合任务规划算法框架[J]. *控制与决策*, 2022, 37(6): 1497-1504.  
(Zhang J W, Xing L N, Zhang W, et al. A united mission planning algorithm framework based on uniform resource encoding for imaging satellites[J]. *Control and Decision*, 2022, 37(6): 1497-1504.)
- [4] 杜永浩, 邢立宁, 陈盈果, 等. 卫星任务调度统一化建模与多策略协同求解方法[J]. *控制与决策*, 2019, 34(9): 1847-1856.  
(Du Y H, Xing L N, Chen Y G, et al. Unified modeling and multi-strategy collaborative optimization for satellite task scheduling[J]. *Control and Decision*, 2019, 34(9): 1847-1856.)
- [5] 贺仁杰, 高鹏, 白保存, 等. 成像卫星任务规划模型、算法及其应用[J]. *系统工程理论与实践*, 2011, 31(3): 411-422.  
(He R J, Gao P, Bai B C, et al. Models, algorithms and applications to the mission planning system of imaging satellites[J]. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 2011, 31(3): 411-422.)
- [6] 杜永浩, 邢立宁, 姚锋, 等. 航天器任务调度模型、算法与通用求解技术综述[J]. *自动化学报*, 2021, 47(12): 2715-2741.  
(Du Y H, Xing L N, Yao F, et al. Survey on models, algorithms and general techniques for spacecraft mission scheduling[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2021, 47(12): 2715-2741.)
- [7] 白保存, 陈英武, 贺仁杰, 等. 综合点目标和区域目标的多星观测调度[J]. *宇航学报*, 2009, 30(2): 754-759.  
(Bai B C, Chen Y W, He R J, et al. Multi-satellite scheduling toward spot and polygon observing requests[J]. *Journal of Astronautics*, 2009, 30(2): 754-759.)
- [8] Lemaître M, Verfaillie G, Jouhaud F, et al. Selecting and scheduling observations of agile satellites[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2002, 6(5): 367-381.
- [9] Wang X W, Wu G H, Xing L N, et al. Agile earth observation satellite scheduling over 20 years: Formulations, methods, and future directions[J]. *IEEE Systems Journal*, 2021, 15(3): 3881-3892.
- [10] Chen X Y, Reinelt G, Dai G M, et al. A mixed integer linear programming model for multi-satellite scheduling[J]. *European Journal of Operational Research*, 2019, 275(2): 694-707.
- [11] Bianchessi N, Cordeau J F, Desrosiers J, et al. A heuristic for the multi-satellite, multi-orbit and multi-user management of Earth observation satellites[J]. *European Journal of Operational Research*, 2007, 177(2): 750-762.
- [12] Yuan Z, Chen Y W, He R J. Agile earth observing satellites mission planning using genetic algorithm based

- on high quality initial solutions[C]. 2014 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Beijing, 2014: 603-609.
- [13] Han C, Gu Y, Wu G H, et al. Simulated annealing-based heuristic for multiple agile satellites scheduling under cloud coverage uncertainty[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2023, 53(5): 2863-2874.
- [14] 杜永浩, 黎磊, 徐世龙, 等. 基于智能优化算法引擎的可演进星群智能任务规划[J]. *电子与信息学报*, 2025, 47(6): 1645-1657.  
(Du Y H, Li L, Xu S L, et al. Evolutionary optimization for satellite constellation task scheduling based on intelligent optimization engine[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2025, 47(6): 1645-1657.)
- [15] Chen M, Chun J, Pedrycz W, et al. RCM: A neural policy model with reconstruction mechanism to construct a solution for the agile satellite scheduling problem[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2025, 55(4): 1941-1953.
- [16] Wei L N, Cui Y Q, Chen M, et al. Multi-objective neural policy approach for agile earth satellite scheduling problem considering image quality[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2025, 94: 101857.
- [17] Chen M, Wei L N, Chun J, et al. A neural priority model for agile earth observation satellite scheduling using deep reinforcement learning[J]. *Applied Soft Computing*, 2025, 174: 112984.
- [18] Li B H, Chen M, Xing L N, et al. Optimizing time-dependent multi-agile Earth observation satellite scheduling problem using deep  $Q$ -learning and ensemble heuristics[J]. *Information Sciences*, 2025, 712: 122140.
- [19] Liu X L, Laporte G, Chen Y W, et al. An adaptive large neighborhood search metaheuristic for agile satellite scheduling with time-dependent transition time[J]. *Computers & Operations Research*, 2017, 86: 41-53.
- [20] Peng G S, Song G P, He Y M, et al. Solving the agile earth observation satellite scheduling problem with time-dependent transition times[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2022, 52(3): 1614-1625.
- [21] He L, Liu X L, Laporte G, et al. An improved adaptive large neighborhood search algorithm for multiple agile satellites scheduling[J]. *Computers & Operations Research*, 2018, 100: 12-25.
- [22] Ou J W, Xing L N, Yao F, et al. Deep reinforcement learning method for satellite range scheduling problem[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2023, 77: 101233.

### 作者简介

陈盈果 (1988–), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为智能任务规划与调度、系统优化与决策, E-mail: [ygchen@nudt.edu.cn](mailto:ygchen@nudt.edu.cn);

李博华 (2001–), 男, 硕士生, 主要研究方向为卫星任务规划、智能任务规划与调度, E-mail: [libohua2024@163.com](mailto:libohua2024@163.com);

陈名 (1996–), 男, 博士后, 主要研究方向为卫星任务规划、神经组合优化, E-mail: [cmself@163.com](mailto:cmself@163.com);

熊健 (1984–), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为工业优化与数据智能, E-mail: [xiongjian2017@swufe.edu.cn](mailto:xiongjian2017@swufe.edu.cn);

白保存 (1980–), 男, 高级工程师, 博士, 主要研究方向为航天系统工程、装备项目管理, E-mail: [bbcwen@163.com](mailto:bbcwen@163.com);

闫迪 (1991–), 男, 工程师, 博士, 主要研究方向为航天测控、数字信号处理, E-mail: [yandimail@126.com](mailto:yandimail@126.com);

陈英武 (1963–), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为智能任务规划与调度、系统优化与决策, E-mail: [ywchen@nudt.edu.cn](mailto:ywchen@nudt.edu.cn).