

面向复合观测需求的混合遥感星座协同调度方法

李谕祺¹, 顾 轶¹, 罗启章², 伍国华^{2†}

(1. 中南大学交通运输工程学院, 湖南 长沙 410075; 2. 中南大学 自动化学院, 长沙 410017)

摘要: 随着在轨卫星数量的持续增长, 遥感应用对观测质量的要求不断提高, 对于需要多次观测且观测间隔影响到成像质量的复合任务, 现有研究难以有效刻画观测的时间间隔对成像信息一致性的影响. 针对该问题, 提出一种面向复合观测需求的混合遥感星座协同调度方法. 首先, 对异构载荷协同产生的巨大搜索空间, 采取一种基于冲突度的时间窗裁剪预处理方法进行约简. 在数学模型上, 引入了以时间间隔为自变量的时变权重函数, 采用分段常数逼近法来表征间隔时长与信息质量的非线性关系. 在算法层面, 提出一种基于分治框架的混合变邻域搜索算法 (Hybrid Variable Neighborhood Search Algorithm Based on Divide-and-Conquer Framework, HVNSA-DCF). 通过带反馈机制的两阶段架构, 多种邻域算子及自适应邻域评分选择系统, 实现了对大规模场景下的高效搜索. 实验结果表明, HVNSA-DCF 算法在不同规模场景下均展现出良好的适应性和收敛性.

关键词: 卫星任务规划; 复合观测需求; 时变权重函数; 混合变邻域搜索算法; 时间窗裁剪; 自适应邻域评分选择系统

中图分类号: TP273; TP79 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2025.1324

引用格式: 李谕祺, 顾轶, 罗启章, 等. 面向复合观测需求的混合遥感星座协同调度方法 [J]. 控制与决策

A hybrid remote sensing constellation cooperative scheduling method for compound observation requirements

LI Yu-qi¹, GU Yi¹, LUO Qi-zhang², WU Guo-hua^{2†}

(1. School of Traffic and Transportation Engineering, Central South University, Changsha 410075, China;
2. School of Automation, Central South University, Changsha 410017, China)

Abstract: With the continuous growth of the number of satellites in orbit, the requirements for observation quality in remote sensing applications are constantly increasing. For compound tasks that require multiple observations and where the observation intervals affect the imaging quality, existing studies have difficulty effectively characterizing the impact of observation time intervals on the consistency of imaging information. To address this issue, a collaborative scheduling method for hybrid remote sensing constellations oriented to compound observation requirements is proposed. Firstly, a time window pruning preprocessing method based on conflict degree is adopted to reduce the huge search space generated by the collaboration of heterogeneous payloads. In the mathematical model, a time-varying weight function with the time interval as the independent variable is introduced, and a piecewise approximation method is used to represent the nonlinear relationship between the interval length and the information quality. At the algorithm level, a Hybrid Variable Neighborhood Search Algorithm Based on Divide-and-Conquer Framework (HVNSA-DCF) is proposed. Through a two-stage architecture with a feedback mechanism, multiple neighborhood operators, and an adaptive neighborhood scoring selection system, efficient search of large-scale scenarios is achieved. Experimental results show that the HVNSA-DCF algorithm demonstrates good adaptability and convergence in scenarios of different scales.

Keywords: satellite mission planning; compound requirements; time-varying weight function; hybrid variable neighborhood search algorithm; time window pruning; adaptive neighborhood scoring selection system

收稿日期: 2025-12-23; 录用日期: 2026-04-12.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (62503503, 62373380, 62403493); 中国博士后科学基金项目 (2024M763698); 长沙市自然科学基金项目 (kq2502018).

责任编辑: 牛玉刚.

†通信作者. E-mail: guohuawu@csu.edu.cn.

0 引言

中国在对地观测卫星研制领域和应用上已经走向世界前列,总发射的卫星数量位居世界第二^[1].对地观测卫星在灾害监测^[2]、环境监测以及军事应用^[3]等领域发挥着重要作用.

在传统卫星观测任务中,对单一目标的成像通常只需要具备相应载荷能力的一颗卫星,在其可见窗口内完成成像即可满足用户的需求.然而,随着遥感应用需求向多维度与高信息量的方向演进,用户对观测数据质量和信息密度的要求也在相应提升.越来越多的目标观测任务呈现出载荷多样性与协同时效性的双重需求,即需要多颗搭载不同载荷的卫星对同一目标完成观测,并且需要在相对较短的时间间隔内完成观测,才可以满足用户对成像信息的质量需求.因此,单一载荷或单一平台往往难以同时满足多维信息评价指标的综合要求,这使得多源多平台协同感知成为必然趋势.而不同时间的观测间隔会影响到具体的成像效果,在用户的需求是获取目标的即时多维观测信息的前提下,观测时间间隔越短,观测信息之间的时间一致性就越强,更能满足用户的时效性要求.

在面向高质量遥感成像需求的复合观测任务中,经典的立体测绘与精确定位研究普遍以“立体对(Stereo Pair)”作为基本数据结构^[4]，“立体对”是图像三维重建的重要步骤^[5],即同一目标的两个成像结果就可以提供满足精确需求的地理定位信息^[6].虽然更多次的联合观测可能带来更丰富的时序信息,然而从主流研究范式出发,本研究采用“两次观测”作为复合观测任务的基本设定.

混合星座是指由携带功能相似或功能不同的有效载荷,为协同完成某项任务而组合在一起的2个或2个以上子星座构成的复合星座^[7].混合星座能够为需要多种载荷观测的任务提供对应的观测资源,因此在未来,携带不同载荷的卫星群和星座之间的协同观测会逐渐密切,对后续研究中不同载荷卫星和大规模星座的协同任务规划提出更高的要求.

随着全球遥感观测需求的持续增长以及在轨卫星数量的快速提升,卫星任务规划与调度问题在多星协同、载荷多样化以及任务时间敏感性等方面呈现出复杂化趋势.早期研究多基于传统对地观测卫星(CEOS),此类卫星姿态机动能力有限,观测模式固定,因而在模型构建方面,总体上多采用约束满足模型或整数规划模型,核心约束包括卫星过境时间窗、能源容量、地面站接收能力等,其典型算法包括

精确算法^[8-10],遗传算法^[11-13]以及进化算法等^[14].然而传统对地观测卫星的机动能力局限性,相关研究的模型和算法设计都较为简单.

相比之下,敏捷对地观测卫星(AEOS)通过姿态机动引入了更大的复杂性.卫星具备了更高的姿态机动能力和更灵活的观测模式,整体上,在数学模型上通常需要额外考虑姿态转动时间、机动成本等因素.求解此类模型的方法主要包括精确算法,启发式算法以及强化学习算法. Lee等^[15]针对计算时间过长的问题,提出一种改进的动态规划算法. Wu等^[16]提出了一种带蚁群信息素反馈机制的分而治之的框架,并将启发式准则与精确算法结合. Wang等^[17]针对实际工程需求,建立了一种多目标优化数学模型,在此基础上设计了一种种群算法. Galloua等^[18]设计了一种多层次聚类框架.启发式算法中常使用邻域搜索算法,通过邻域算子在解空间中进行搜索^[19-20]. Liu等^[21]首次将大邻域搜索算法引入AEOS规划并引入时间松弛度概念, Wu等^[22]提出了一种改进的基于两阶段框架的自适应大邻域搜索算法. Chen等^[23]采用了一个两阶段框架,上下层分别采用四种算法,组合出16种算法方案验证通用性.

近年来机器学习算法得到了广泛应用, Chun等^[24]提出一种基于图注意力网络并结合近端策略优化的求解方法, Wang等^[25]针对多优化目标提出一种改进的深度强化学习方法. 陈珂昕等^[26]则将用深度强化学习指导大规模领域搜索中算子的选择.

复合观测任务具有需要多次观测和时变收益的特性,针对这两种特性目前存在一些研究. 现有AEOS对目标进行多次观测的研究,主要有两种,一种是目标周期性重访^[27-28],侧重点在于对任务目标的时序监测,对不同观测之间的具体时间间隔不敏感;另外一种是区域目标观测^[29-30],其特性是多星对目标的空间几何覆盖,侧重于观测条带拼接.然而,上述模式都没有很好地满足多维信息与时效性协同的现实需求.

在AEOS的时变收益研究中, Peng等^[31]最早考虑了观测时间依赖的收益计算.但关注点是不同开始观测时间导致的不同观测姿态角,从而得到不同拍摄的图像质量(收益). Wei等^[32]在此基础上拓展为多目标优化函数,即综合考虑观测收益和平均图像质量作为优化目标,并设计了一个多目标神经策略方法进行求解.但是两者的研究只针对仅需要观测一次的独立的任务,没有涉及到不同观测时间间隔时长带来的收益. Li等^[33]针对需要两次观测的关键目标,定义了基于观测间隔的收益函数.但是其

观测间隔是通过卫星的轨道进行表征,而不是不同观测时间窗之间的具体时间差,是一种相对跨度较大的离散方式。

综上所述,早期的研究的模型中,面向传统对地观测卫星的模型不适用于敏捷卫星的调度,常规的敏捷卫星调度模型没涉及到本研究观测任务的特殊性,而与本研究类似的相关研究工作虽然针对多次观测或时变收益进行了一定的探索,但仍难以全面刻画前文所述现实需求。一方面,部分研究通过增加观测次数来提升任务收益,但其收益建模通常仅与观测次数相关,未进一步区分多次观测之间时间间隔对观测信息一致性和综合质量的影响。另一方面,一些考虑时间相关收益的研究,主要将收益变化归因于观测起始时间不同所对应的姿态角或成像条件差异,其研究对象仍局限于仅需观测一次的任务。此外,虽有部分工作引入了基于观测间隔的收益设计,但相关建模多采用轨道圈次等粗粒度时间尺度,难以反映不同观测时间窗之间具体时间差对观测质量的细致影响。此外在算法上,本研究针对多次观测给算法带来的复杂性以及大规模任务规模调度下的算法效率和效果也进行了适应性优化。

因此本文围绕遥感应用中对高质量、多维度观测信息的需求,针对异构载荷多星协同条件下,时间间隔敏感的多次成像任务开展研究,主要贡献如下:

(1) 面向单一目标在特定时间尺度内的高质量成像需求,构建了一类复合观测驱动的混合星座协同调度问题模型。

(2) 针对异构载荷条件下的多次成像任务特性,提出了一种基于启发式规则的观测时间窗裁剪与预处理方法,并引入了时间间隔敏感的时变权重函数,设计了一种基于分治框架的混合变邻域算法(HVNSA-DCF),采用多种邻域结构,并提出了一种自适应邻域评分选择系统。

(3) 仿真实验表明:HVNSA-DCF在多个规模实验场景下均保持着良好的收敛性、任务完成率和任务收益值,在大规模场景下的表现更强。

1 问题分析与数学建模

1.1 定义与假设

定义 1(简单任务) 这类任务由携带任意载荷的卫星进行一次观测即视为完成。

定义 2(复合任务) 这类任务需要携带特定的载荷的两个卫星,在一段规定的时间间隔内完成两次观测才视为完成^[4-6]。并且依据观测间隔之间时长的长短可以获得额外收益。

各类参数符号定义如表 1 所示。

表1 参数符号定义

参数符号	符号定义
S	卫星集合
O	轨道集合
\mathcal{L}	简单任务集合
\mathcal{J}	复合任务集合
T	所有任务集合, $T = \mathcal{L} \cup \mathcal{J}$
P	任务基础收益集合
B	对复合任务的额外收益权重
$w_{i,k}^{s_n} = [ws_{i,k}^{s_n}, we_{i,k}^{s_n}]$	任务 i 在卫星 s_n 的轨道 k 上的可见窗口
$v_{i,k}^{s_n} = [vs_{i,k}^{s_n}, ve_{i,k}^{s_n}]$	任务 i 在卫星 s_n 的轨道 k 上的观测窗口
$q_{i,j} = (w_{i,k,j}^{s_n}, v_{i,k,j}^{s_n})$	任务 i 的第 j 可行联合时间窗组合
$\tilde{Q}_i = \{q_{i,j} \mid j \in \mathcal{J}_i\}$	任务 i 的可行联合观测时间窗组合集合
$\gamma_i \in \{0,1,2,3\}$	表示任务 i 对观测载荷的需求, 0 代表无要求, 1 代表需要可见光和红外, 2 代表需要可见光和 SAR, 3 代表需要红外和 SAR
$\delta_s = \{vi_s, el_s, sa_s\}$	其中 $vi_s = 1$ 代表卫星 s 搭载可见光载荷, 否则为 0, 依此类推。
d_i	观测任务的最小持续时间
ΔT_{max}	复合任务允许的最大两次观测时间差
$\Delta\theta, \Delta\beta$	滚转角和俯仰角的变化角度
$\Delta\alpha = \max(\Delta\theta, \Delta\beta)$	姿态机动中机动角度绝对值最大的角度
v	卫星姿态机动速度
$C_{i,j,k}$	姿态机动时间
$x_{i,k}^{s_n}$	决策变量, 1 代表任务 i 分配到卫星 s_n 的轨道 k 上, 0 代表没有分配
$y_{i,j}$	决策变量, 1 代表复合任务 i 分配到其可见窗口组合 $q_{i,j}$ 上, 0 代表没有分配。

为了专注于本研究的关注方向,做出如下假设:
(1) 被观测任务均为静止点目标。(2) 每颗卫星只搭载一个传感器。(3) 各个任务之间彼此独立。(4) 不考虑数据传输任务。(5) 不考虑环境影响因素。

1.2 基于分段常数逼近的时变权重函数

在多星协同观测任务中,复合任务通常具有时间敏感性。因此,为更真实地反映用户在不同时间获取观测结果的质量需求,任务调度系统需要引入时变权重函数,对任务完成时刻与任务价值之间的关系进行建模。假设最终收益值为 ρ_i^t , 则 $\rho_i^t = p_i b_i$, 其中 $p_i \in P, b_i \in B$, 其中 P, B 的定义见表 1。

早期研究为捕捉收益随时间增加“急剧下降-趋于平稳”的特性,将信息价值视为随时间指数衰减的函数^[34]。连续时间域上的理论收益衰减函数常采用 $f(t) = \alpha e^{-\beta t} + \gamma$ 的形式。该模型在信息质量评价函数设计中被广泛引用^[35-36]。在本研究中,从用户现实需求角度出发,目标事件发生后较短时间内获取的观测数据往往能够提供最高的信息增益,例如灾害发生初期的毁伤分析以及敏感目标活动的实时监测。

该类任务具有显著的时间敏感性,因此将额外奖励权重设置为随间隔时间区间时长增加而非线性衰减。

然而,在多星协同调度的组合优化模型中,直接引入非线性目标函数将显著增加计算复杂度.常数逼近是运筹学中处理非线性目标的手段之一^[37].在多任务、多资源的协同调度中,将收益函数离散为若干常数区间能够显著降低求解复杂度,同时保持对时效性的敏感捕捉^[38].为了在模型精确度与求解效率之间取得平衡,本文采用分段常数逼近法(PCA)对时变权重进行离散化建模。

具体设计如下:首先得到复合任务的时间窗组合及其间隔时间区间时长,如图1所示.对实验数据进行数据分析.复合任务的时间窗组合,指的是对于每个待被观测的复合任务而言,在一段规定的时间内完成两次观测的两个可行的时间窗组合.一个复合任务可能对应多个复合任务的时间窗组合,两个时间窗之间的间隔时间区间时长也可能不同.具体的数据预处理方法见章节2.3.

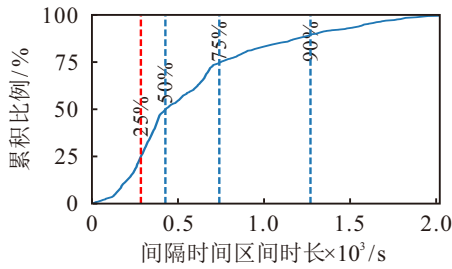


图1 间隔时间累计分布比例

为了进行演示,间隔时长的最大阈值取值为1 800 s,对应本文实验部分的参数设置.图1中横坐标代表复合任务的时间窗组合中,两个可行观测时间窗最早开始时间之差,称为间隔时间区间时长.纵坐标代表将所有复合任务的时间窗组合集合,按照间隔时间区间时长的具体大小进行累积计算.例如,间隔时间区间时长在500 s以下的复合任务时间窗组合大概占比50%。

基于分段常数逼近的时变权重函数的具体数值和区间划分主要原则和分析过程如下。

(1) 分段数值的取值原则:由于分段常数逼近的核心思想是在适当降低连续函数表达精度的前提下显著降低模型复杂度,因此在权重数值选取时需兼顾计算简洁性与变化规律性,在数值上会更偏向于整数和规范的小数。(2) 权重数值快速衰减与平缓衰减的时间取值:间隔时间区间时长集合中,283.38秒为25%分位数.为了保证统计合理性的同时为算法调优提供充分操作空间,以200 s作为快速衰减与平缓衰减的分割点。(3) 权重最大值和最小值:复合任

务区别于简单任务,收益值应该有一个附加属性,但过高的数值会具有偏向性.因此最高权重只取到两倍大小,最低值稍微大于原始数值,取到1.1倍。(4) 对收益衰减函数的拟合:在给定权重函数最大值和最小值,200s作为间隔时间分割点,以及拟合曲线函数形式为 $f(t) = \alpha e^{-\beta t} + \gamma$ 的前提下,得到的拟合函数为 $f(t) = 0.9e^{-0.0033t} + 1.1$.具体的函数曲线如图2中绿色曲线所示。(5) 分段函数边界和权重取值:结合前文提到的分段数值的取值原则,以及拟合出来的收益衰减函数,将观测响应时间划分为K段不均匀时间窗.每个时间窗的具体取值满足为50的整数倍,同时也尽量与拟合得到的收益衰减函数吻合.对于第k段时间窗 $TW_k = [t_s^k, t_e^k]$,赋予恒定的额外收益加权系数 b_k .权重设计遵循边际递减规律:在[0,50]初始区间权重最高($b_1 = 2.0$),随后迅速衰减,并在长延时区间[800, ΔT_{max}]收敛到基础加权值($b_8 = 1.1$)。

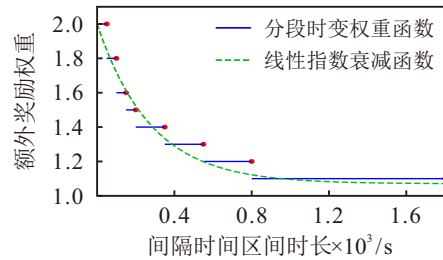


图2 时变权重函数

定义权重函数为:

$$B(t) = \sum_{i=1}^8 b_i \cdot \mathbb{I}_{[a_i, b_i)}(t). \quad (1)$$

其中: $\mathbb{I}_{[a_i, b_i)}(t)$ 为区间指示函数,当 $t \in [a, b)$ 时值为1,否则为0.区间边界 $[a_i, b_i)$ 与权重 b_i 见表2.

表2 时间区间-权重对照表

区间索引/ i	区间边界 $[a_i, b_i)$	权重 b_i
1	[0, 50)	2
2	[50, 100)	1.8
3	[100, 150)	1.6
4	[150, 200)	1.5
5	[200, 350)	1.4
6	[350, 550)	1.3
7	[550, 800)	1.2
8	[800, ΔT_{max}]	1.1

具体的分段时变权重函数如图2中蓝色分段线段所示,红色圆点代表分段的分界点。

这种基于分段常数逼近的时变权重函数既反映了用户对观测时效性的现实需求,又通过离散化处理为调度算法提供了结构化的优化依据。

1.3 目标函数

本研究的混合遥感星座协同调度问题,优化目标为仿真历元时间之内,所有卫星执行观测任务的收益之和最大化。

$$\max \sum_{i \in \mathcal{L}} x_{i,k}^{s_n} \rho_i + \sum_{i \in \mathcal{J}} y_{i,j} \rho_i b_i. \quad (2)$$

其中: $\forall k \in O, \forall s_n, s_m \in S, \rho_i \in P, b_i \in B$.

1.4 约束条件

(1) 载荷约束

复合任务的可行可见时间窗组合里,每个执行对地观测的卫星满足任务的载荷约束。

$$\begin{cases} vi_{s_n} + vi_{s_m} = 1, el_{s_n} + el_{s_m} = 1, \gamma_i = 1 \\ vi_{s_n} + vi_{s_m} = 1, sa_{s_n} + sa_{s_m} = 1, \gamma_i = 2 \\ sa_{s_n} + sa_{s_m} = 1, el_{s_n} + el_{s_m} = 1, \gamma_i = 3 \end{cases}. \quad (3)$$

(2) 复合观测相近时间约束

复合任务的可行可见时间窗组合观测时间在最大观测时间差阈值之内.欲实现该约束,需要满足两个可见时间窗口之间的时间差,小于观测窗口的持续时长加上复合任务允许的最大两次观测时间差。

$$ws_{i,k_1}^{s_n} - we_{i,k_2}^{s_m} < 2 \times d_i + \Delta T_{max}. \quad (4)$$

(3) 可见时间窗约束

观测时间窗需要在可见时间窗区间之内

$$we_{i,k}^{s_n} < vs_{i,k}^{s_n}, ve_{i,k}^{s_n} < ws_{i,k}^{s_n}. \quad (5)$$

(4) 任务执行次数约束

对于简单任务,执行一次观测即视为完成.对于复合任务,从数量上需要执行两次观测才视为完成,否则视为执行失败,没有收益;对于复合任务在预处理完成的可见时间窗组合的分配上,执行一次可见时间窗组合即视为完成。

$$\sum_{i \in \mathcal{L}} x_{i,k}^{s_n} \leq 1, \forall k \in O, \forall s_n \in S. \quad (6)$$

$$\sum_{i \in \mathcal{J}} x_{i,k}^{s_n} \leq 2, \forall k \in O, \forall s_n \in S. \quad (7)$$

$$\sum_{i \in \mathcal{J}} y_{i,j} \leq 1. \quad (8)$$

(5) 姿态机动时间约束

在敏捷遥感卫星对地观测的过程中,会存在载荷的姿态变化,参考的设置,可以把姿态机动时间近似看作一种与姿态角变化线性相关的函数。

$$C_{i,j,k} = \begin{cases} 5 + \Delta\alpha/v & \Delta\alpha \leq 15 \\ 10 + \Delta\alpha/v & 15 < \Delta\alpha \leq 40 \\ 15 + \Delta\alpha/v & 40 < \Delta\alpha \leq 60 \\ 20 + \Delta\alpha/v & \Delta\alpha > 60 \end{cases}. \quad (9)$$

因此相邻任务之间的姿态转换时间要满足:

$$x_{i,k}^{s_n} \cdot x_{j,k}^{s_n} \cdot (vs_{j,k}^{s_n} - ve_{i,k}^{s_n} - C_{i,j,k}) \geq 0. \quad (10)$$

2 基于分治框架的混合变邻域搜索算法

2.1 算法框架

随着卫星数量与成像需求的同步增长,对地观测卫星任务调度逐步发展为多星协同的大规模调度难题.该问题属于典型的 NP-hard 难题,已有研究表明,将该问题进行分解是应对大规模超敏捷卫星协同调度挑战的有效途径^[16].为此,本研究设计了一种基于分而治之思想的两阶段多星任务规划框架,第一阶段基于启发式规则生成初始解,第二阶段采用改进的混合变邻域搜索算法进行优化.这种分层处理方式,按照一定的规则将合适的任务分配给相应的卫星,对单个卫星进行任务排序规划时,只需要在其分配的任务中进行求解,极大地降低了解空间的规模,从而显著降低了大规模调度问题的求解复杂度.算法框架的流程如图3所示。

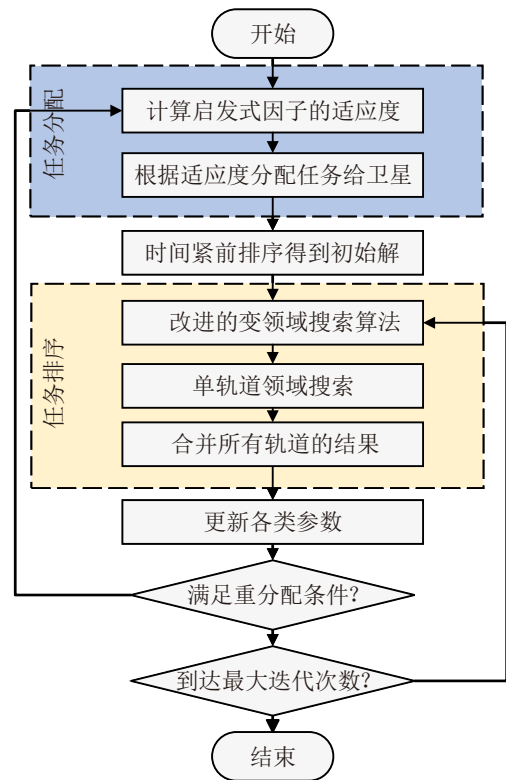


图3 算法框架

首先,在任务分配阶段,算法通过一种评估机制为每个任务计算其分配到不同卫星轨道上的综合适应性权重.该权重主要依据该轨道上的已分配任务数量、与其他已分配任务在时间窗口上的重叠程度,以及卫星为执行该任务所需进行姿态调整的代价来共同决定.基于该综合权重,使用轮盘赌算法将任务逐一指派到具体的轨道上,以此在探索多样解和利用优质解之间取得平衡.随后,算法针对单根轨道做

贪心算法求解, 每颗卫星的每根轨道被视为一个独立的子问题. 算法采用以时间最早排序的贪婪规则, 为每个轨道生成一个初始的观测序列.

在邻域搜索阶段, 算法会逐一地对各个轨道子问题进行处理. 针对每个轨道, 算法会从一个邻域结构候选池中依概率选取一种邻域操作, 来扰动当前调度方案, 从而产生新解. 所有轨道的新方案被合并后, 形成一个完整的新全局解. 对于这个新解, 算法考虑了 Metropolis 准则, 以一定概率接受较劣解, 以避免搜索过程过早陷入局部最优. 并且引入禁忌列表来扩大探索空间, 禁忌列表长度为 l . 同时, 当邻域搜索算法的收益值超过一定迭代次数没有改进时, 则会重新返回任务分配阶段进行重分配.

整个流程通过迭代执行上述步骤, 最终输出收益最优的任务调度方案.

2.2 启发式分配因子

本研究设置了三种启发式因子, 分别从资源占用, 时间冲突和姿态机动成本三个方面来综合评判待分配任务对每个轨道的合适程度.

(1) 卫星轨道负载程度因子

卫星轨道负载程度因子 τ^{load} , 衡量了轨道当前的负载程度, 为轨道上已分配任务的总数量与该场景所有任务总数量之比.

由于复合任务需要被观测两次的特性, 从实际消耗观测资源的影响程度上考虑, 任务总数量中复合任务应该被计算两次. 假设 J_k 为卫星 s_n 在轨道 k 上已分配的任务集合, 则卫星轨道负载程度因子为:

$$\tau_k^{load} = \frac{|J_k|}{|T|}. \quad (11)$$

轨道的负载程度越高, 代表该轨道上已分配的任务越密集, 剩余资源越少.

(2) 任务时间窗重叠度因子

任务时间窗重叠度因子 τ_k^{over} , 为候选任务的可见时间窗与该轨道上每个已分配任务的可见时间窗的重叠时长, 除以候选任务自身可见时间窗的长度, 然后依次累加, 得到总的重叠度.

假设 J_k 为卫星 s_n 在轨道 k 上已分配的任务集合, 候选分配任务 i 在该轨道上的可见窗口用 $w_{i,k}^{s_n} = [ws_{i,k}^{s_n}, we_{i,k}^{s_n}]$, 其与任一已分配任务 $j \in J_k$ 的时间窗重叠长度记为 $\vartheta_{i,j}$. 任务时间窗重叠度因子为:

$$\tau_k^{over} = \sum_{j \in J_k} \vartheta_{i,j} / (we_{i,k}^{s_n} - ws_{i,k}^{s_n}). \quad (12)$$

在同一卫星的同一轨道圈中, 候选任务的可见窗口若与已分配任务的可见窗口发生重叠, 将导致

潜在的时间冲突和资源竞争. 因此重叠度越高, 代表产生资源冲突的概率越高, 在更高资源冲突的部分再分配新任务进来也大概率难以执行, 因此新任务会尽可能分配到低资源冲突即重叠度低的部分.

(3) 姿态机动影响因子

姿态机动影响因子 τ_k^{ang} 衡量了将候选任务分配给特定卫星轨道时, 其姿态角与该轨道上已分配任务的姿态角之间的机动转化难度.

卫星在连续执行任务时, 需要从前一个任务的特定姿态角转到后一个任务的特定姿态角, 以满足实际的观测需求, 这个过程需要消耗的时间即姿态机动时间, 形成了一种“隐性时间约束”.

如图4所示, 某颗卫星已被初始分配了任务A、B与C. 三者的可见时间满足先后关系 $we_{a,k}^{s_n} \leq ws_{b,k}^{s_n} = ws_{c,k}^{s_n}$. 但是 $\Delta\theta(A, B) > \Delta\theta(A, C)$. 即使任务B与任务C的可见窗口完全相同, 但从任务A转向二者的姿态机动时间却不同, 从而很可能导致: $x_{a,k}^{s_n} \cdot x_{b,k}^{s_n} \cdot (vs_{b,k}^{s_n} - ve_{a,k}^{s_n} - C_{a,b,k}) \leq 0$. 而 $x_{a,k}^{s_n} \cdot x_{c,k}^{s_n} \cdot (vs_{c,k}^{s_n} - ve_{a,k}^{s_n} - C_{a,c,k}) \geq 0$. 即卫星观测任务A之后无法满足姿态机动时间的约束从而放弃对任务B的观测, 但是却能观测任务C. 因此, 在初步分配任务时, 需要考虑姿态机动的影响, 避免分配需要大幅度姿态角机动的任务.

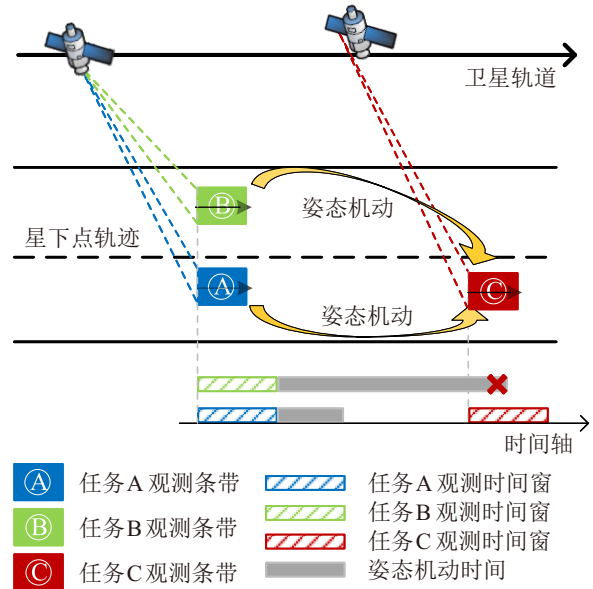


图4 姿态机动调整时间示意图

姿态角的约束作用主要影响前后相邻任务之间的转化, 对时间上较远的任务影响小. 这种影响会随时间推移迅速衰减.

令 ψ 为时间衰减参数, 取值为 0.075, Δt 为任务可见时间窗的开始时间差值. 姿态角机动影响因子的计算公式为:

$$\tau_k^{ang} = \max(\Delta\theta, \Delta\beta) \cdot e^{-\psi\Delta t}. \quad (13)$$

由于轨道负载度 τ_k^{load} 、时间窗口覆盖度 τ_k^{over} 和姿态调整度 τ_k^{ang} 的量纲和变化范围差异较大,为消除尺度影响以及后续进行轮盘赌算法选择,需要对上述三个启发式因子进行反向归一化处理.反向归一化后的因子分别记为 $\bar{\tau}_k^{load}$ 、 $\bar{\tau}_k^{over}$ 和 $\bar{\tau}_k^{ang}$.

因为启发式因子的数值越大,代表后续分配任务的难度越高,因此采取反向归一化的方式,原始值越大归一化值越小:

$$\bar{\tau}_k^{load} = 1 - \frac{\tau_k^{load}}{\sum_{k \in O_i} \tau_k^{load}}. \quad (14)$$

$$\bar{\tau}_k^{over} = 1 - \frac{\tau_k^{over}}{\sum_{k \in O_i} \tau_k^{over}}. \quad (15)$$

$$\bar{\tau}_k^{ang} = 1 - \frac{\tau_k^{ang}}{\sum_{k \in O_i} \tau_k^{ang}}. \quad (16)$$

归一化后,按下式加权聚合得到综合评价因子

$$\xi_i^k = a\bar{\tau}_k^{load} + b\bar{\tau}_k^{over} + c\bar{\tau}_k^{ang}. \quad (17)$$

式中, a 、 b 和 c 为权重因子,取值范围为(0,1).具体的权重因子取值分析的实验见节3.2.4.

使用轮盘赌算法将综合评价因子转化为概率, ξ_i^k 越大,代表任务 i 分配至轨道 k 的合适程度越高,因此分配概率越大.任务 i 分配至轨道 k 的概率为:

$$p_i^k = \frac{\xi_i^k}{\sum_{k \in O_i} \xi_i^k}. \quad (18)$$

2.3 时间窗裁剪

在复合观测任务中,不同载荷需要由具备相应能力的两颗卫星在限定时间间隔内完成协同观测.针对复合任务的观测需求,将卫星对复合任务的可见性数据做可行性组合预处理,从而降低后续约束判断和任务规划的计算量,提高算法效率.

首先,根据任务的载荷需求,筛选出两类卫星对,对于每类卫星,收集其对任务目标的所有可见时间窗,并根据开始时刻升序排序.在此基础上,通过两类载荷时间窗的两两组合形成候选协同观测窗口.可观测窗口组合需要满足: $wS_{i,k_1}^{s_n} - we_{i,k_2}^{s_m} < 2 \times d_i + \Delta T_{max}$.

如果两个卫星的可见性窗口的最晚结束时间与最早开始时间的差值在观测间隔之内,则不需要裁剪,原始可见性窗口即为组合可见性窗口.否则意味着在这两个卫星的可见窗口内任意取一个观测时间,会出现不满足观测间隔的情况,这会给后续算法窗

口选择带来额外的约束判断,导致计算复杂度增加.所以需要对时间窗组合的两端进行裁剪,将约束判断在数据预处理环节完成,节省算法运行的时间.时间窗滑动裁剪示意图如图5所示.

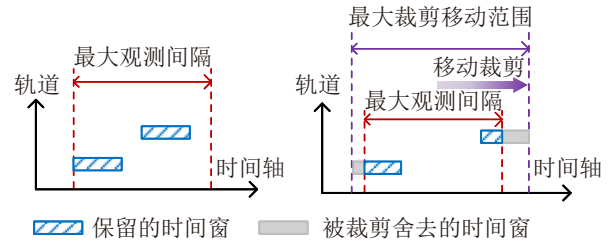


图5 时间窗滑动裁剪

裁剪方法基于两种启发式规则:

(1) 任务时间窗重叠度 τ_x^{over} 最小:

已知两个卫星对所有可见简单任务的可见时间窗,在复合任务的可见时间窗口上以1秒为间隔做离散裁剪,共有 X 种方案,每个裁剪方案得到的时间窗口计算在当前两个卫星上的时间窗重叠度之和 τ_x^{over} ,计算方式与章节2.2(2)的计算方式相同.

(2) 姿态机动程度 τ_y^{ang} 最小:

已知两个卫星对所有可见简单任务的可见时间窗和每秒对应的姿态角,在复合任务的可见时间窗口上以1秒为间隔做离散裁剪,共有 Y 种方案,每个裁剪方案得到的时间窗口计算在当前卫星上的姿态角机动程度之和 τ_y^{ang} ,计算方式与章节2.2(3)的计算方式相同.

任务时间窗重叠度 τ_x^{over} 和姿态机动程度 τ_y^{ang} 的量纲和变化范围差异较大,因此采取归一化的方式.

$$\bar{\tau}_x^{over} = 1 - \frac{\tau_x^{over}}{\sum_{x \in X} \tau_x^{over}}. \quad (19)$$

$$\bar{\tau}_y^{ang} = 1 - \frac{\tau_y^{ang}}{\sum_{y \in Y} \tau_y^{ang}}. \quad (20)$$

归一化后,按下式加权聚合得到综合数值.

$$\varphi_i^k = \chi\bar{\tau}_x^{over} + \omega\bar{\tau}_y^{ang}. \quad (21)$$

式中, χ 和 ω 为权重因子,取值范围为(0,1).具体的权重因子取值分析的实验见节3.2.4.

综合考虑上述两种启发式要素,选取综合数值 φ_i^k 最小的裁剪方案.

2.4 邻域搜索

2.4.1 邻域结构设计

针对任务排序阶段,构建六类邻域搜索结构.各结构均遵循统一冲突处理规则,核心差异体现为“任务选择策略”的不同.设已调度任务集合为 C^{sch} ,未

调度任务集合为 C^{uns} . 已知任务 i 的收益为 ρ_i , τ_i^{over} 表示任务 i 与当前轨道上调度方案的时间窗重叠度因子, τ_i^{ang} 表示任务 i 引起的姿态机动影响因子.

所有结构共享以下规则:

冲突处理: 如果任务插入后产生冲突, 则在冲突任务集合中仅保留收益最大的任务, 其余任务从 C^{sch} 中删除并加入 C^{uns} . 如图6所示, 待插入的任务6和轨道2上已被分配的任务4有冲突, 若 $\rho_6 > \rho_4$, 则删除任务4, 插入任务6. 否则保留任务4.

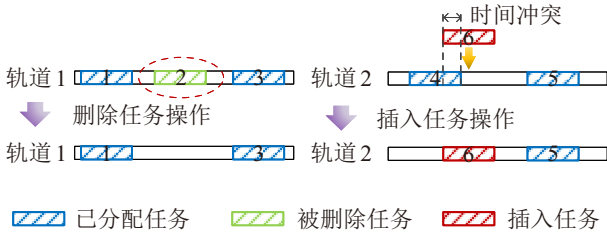


图6 删除-插入任务操作示意图

复合任务处理: 插入/删除此类任务时, 需同时处理其分配的两个轨道.

邻域结构定义如下:

(1) 随机插入邻域 (N_1): 从 C^{uns} 中随机选取任务 i , 尝试将其插入当前调度方案.

(2) 最大收益插入邻域 (N_2): 根据收益 ρ_i 对 C^{uns} 降序排序, 依次尝试插入任务, 直至插入成功.

(3) 随机替换邻域 (N_3): 随机从 C^{sch} 中删除一个任务 j , 再从 C^{uns} 中随机选取任务 i 进行插入.

(4) 收益驱动替换邻域 (N_4): 删除 C^{sch} 中收益最小的任务 $i = \arg \min_{i \in C^{sch}} \rho_i$, 再按照收益降序从 C^{sch} 中选择任务进行插入.

(5) 最小时间窗冲突插入邻域 (N_5): 从 C^{uns} 中选取 $i = \arg \min_{i \in C^{uns}} \tau_i^{over}$, 并尝试插入当前调度方案.

(6) 最小姿态机动插入邻域 (N_6): 从 C^{uns} 中选取 $i = \arg \min_{i \in C^{uns}} \tau_i^{ang}$, 并尝试插入当前调度方案.

邻域搜索迭代过程中, 如果规划结构总收益超过一定迭代次数没有改进, 则跳出邻域搜索环节, 重新进入任务分配环节.

2.4.2 自适应邻域评分选择系统

相对于传统的变邻域搜索算法的邻域选择, 本研究提出了一种综合即时效益与历史表现的动态邻域评分方法. 该机制通过实时评估不同邻域在搜索过程中的贡献程度, 并结合历史趋势形成自适应反馈, 从而为后续的轮盘赌算法选择邻域提供量化且可解释的性能依据.

令 R_{new} 、 R_{cur} 和 R_{best} 分别表示新解、当前解和历史最优解的收益值. 定义当前解改进量 $\Delta_1 =$

$R_{new} - R_{cur}$ 和历史最优改进量 $\Delta_2 = R_{new} - R_{best}$. 对于每个邻域 $u \in U$, 维护其评分 s_u 和表现历史记录序列 $H_u = \{h_1, h_2, \dots\}$, 其中每个 h_i 包含 Δ_1 和 Δ_2 等信息. 自适应邻域评分系统流程如图7所示.

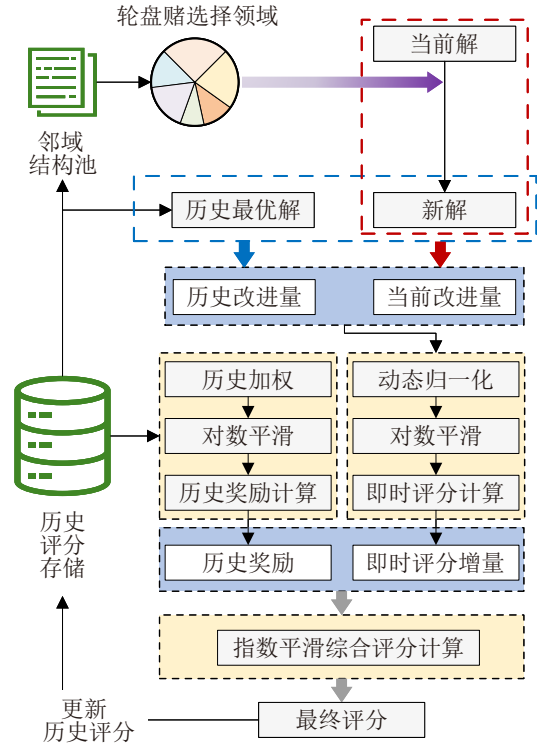


图7 自适应邻域评分选择系统

在即时搜索效能方面, 评分系统同时考虑当前解的改进量与相对于历史最优解的改进量. 首先, 对原始改进量进行动态归一化: 对于历史窗口 H_u 中的对应历史值序列 H_{Δ_1} 和 H_{Δ_2} , 定义归一化函数:

$$\hat{\Delta} = \frac{\Delta}{\sigma(H) + \varepsilon}. \quad (22)$$

其中 $\sigma(H) = std(H)$, 为历史样本标准差, ε 为极小正数.

为避免算法初期改进幅度过大引起评分剧烈波动, 对归一化后的改进量施加对称对数平滑函数:

$$\tilde{\Delta} = sign(\hat{\Delta}) \cdot \ln(1 + |\hat{\Delta}|). \quad (23)$$

其中 $sign(\hat{\Delta})$ 代表获取 $sign()$ 运算符号内变量 $\hat{\Delta}$ 的正负号.

根据邻域操作后新解的改进性质, 定义邻域的即时评分增量:

$$\Delta S_u^{inst} = \begin{cases} \alpha_1 \tilde{\Delta}_1 + \alpha_2 \tilde{\Delta}_2, & \Delta_2 > 0 \\ \beta_1 \tilde{\Delta}_1, & \Delta_1 > 0 \wedge \Delta_2 \leq 0 \\ \gamma_1 |\tilde{\Delta}_1|, & \Delta_1 \leq 0 \wedge \text{解被接受} \\ \gamma_2 |\tilde{\Delta}_1|, & \Delta_1 \leq 0 \wedge \text{解不被接受} \end{cases}. \quad (24)$$

其中 $\alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \gamma_1, \gamma_2$ 为不同改进情形下的评分权重系数, 数值上满足 $\alpha_1 > \beta_1 > \alpha_2 > \gamma_1 > \gamma_2$. 因为该

权重只代表不同改进情形之间的相对奖励等级,而非精确调节搜索行为。该设计在保证“改进解优先”的同时,给予被 Metropolis 准则接受的非改进解适度奖励,以维持搜索多样性。

在邻域效果长期表现方面,系统为每个邻域维护逐步衰减的历史表现序列,通过时间加权平均获取其长期性能表现,越近的历史表现权重越大,定义加权平均函数如下。

$$\Delta S_u^{hist} = \lambda(\phi(\bar{\Delta}_{1,k}) + \mu\phi(\bar{\Delta}_{2,k})). \quad (25)$$

其中 λ 为历史影响系数, μ 为历史最优改进的权重, $\phi(\cdot)$ 为与即时评分一致的对数平滑函数。

综合即时评分与历史奖励,邻域评分采用指数平滑方式更新,同时为防止某些邻域评分过低完全失去被选机会,对评分施加下限约束:

$$S_u^{(t+1)} = (1 - \epsilon)S_u^{(t)} + \epsilon(\Delta S_u^{inst} + \Delta S_u^{hist}). \quad (26)$$

$$S_u^{(t)} > S_{min}. \quad (27)$$

其中 ϵ 为评分更新步长,用于控制评分演化速度。 t 代表迭代轮次。 S_{min} 为邻域评分最小值。

在得到各个邻域评分 s_u 的基础上,计算其被选择的概率:

$$p^u = \frac{s_u}{\sum_{u \in U} s_u}. \quad (28)$$

然后再根据轮盘赌算法进行选择。

上述评分系统通过即时改进驱动、历史趋势补偿与平滑衰减协同作用,实现邻域评分的稳定演化,使搜索过程能够在探索-利用之间自适应平衡。

2.5 时间复杂度分析

设任务数量为 N ,邻域搜索最大迭代次数为 I 。在任务分配阶段,每个任务需要计算其在所有轨道上的启发式评价,并与轨道上已有任务进行比较,该过程复杂度约为 $O(N^2)$ 。随后通过轮盘赌策略完成任务指派,并在各轨道内采用贪心策略生成初始解。在邻域搜索阶段,每次迭代通过选择邻域结构对轨道子问题进行扰动,并重新评估调度方案,其复杂度为 $O(N)$ 。在最大迭代次数 I 下,该阶段复杂度为 $O(IN)$ 。因此,算法总体时间复杂度为 $O(N^2 + IN)$ 。

算法将原始调度问题划分为多个轨道子问题,显著降低了搜索空间规模,从而提高了算法在大规模任务规划场景下的求解效率。

3 仿真实验

3.1 实验环境和参数

所有实验均在配置 13th Gen Intel(R) Core(TM) i7-13700H (2.40 GHz) 和 16 GB 内存的计算机上进

行,所有方法均由 Python 3.11.3 编码实现,每种方法的实验结果运行 25 次取其平均值。实验设置主要参考了 Liu^[21] 等人的文章。

仿真历元时间设定为 24 小时。在仿真场景中共设置 18 颗敏捷卫星,使用星载载荷对地面目标进行观测,每颗卫星上有且仅有一个传感器。18 个卫星搭载的载荷类型均匀分布,分别为光学、红外和 SAR 三种类型。卫星轨道参数见表 3。卫星的轨道高度参数基于乾坤一号商业卫星取值。倾角等其他参数的取值,一方面结合了现有低轨卫星的典型轨道参数,在合理范围内生成;另一方面考虑到复合任务对卫星可见时间窗的时间间隔要求,因此调整参数取值让不同载荷卫星在观测时序上能够相近,为 2.3 节中的时间窗裁剪环节提供数据支撑。

表3 卫星轨道参数

参数类型	参数值
轨道半长轴/km	6678.14 km
偏心率	0
倾角/(°)	75\80\85\20\35\50\160\145\130 105\100\95\20\35\50\160\145\130
真近角点/(°)	0\20\40\0\0\0\0\0 0\20\40\0\0\0\0\0
近地点幅角/(°)	0
升交点赤经/(°)	0\0\0\0\20\40\90\110\130 90\90\90\45\65\85\135\155\175

任务目标均为点目标,均在纬度 20 度到 50 度范围内,经度 60 度到 120 度之间随机生成,点目标任务数量为 400 到 3200 个。其中 70% 任务为简单任务,任意载荷均可观测,收益在 0-10 范围内正态分布取值。另外 30% 任务为复合任务,载荷需求为 [光学, 红外] 或 [红外, SAR] 或 [光学, SAR], 三种组合均匀分布,收益在 10-25 范围内正态分布取值,复合任务允许的最大两次观测时间差 ΔT_{max} 设置为 1800 秒。实验场景设置了 C1、C2、C3、C4、C5、C6、C7、C8 共八个场景,分别对应 400、800、1200、1600、2000、2400、2800、3200 个任务。

实验将本文提出的 HVNSA-DCF 算法与四个对比算法进行比较。分别是 (1) 自适应大规模邻域搜索算法 (IALNS-TSF)^[22], (2) 基于分治框架的元启发式精确算法 (EHE-DCF)^[16], 另外两个对比算法保留了本文提出的分而治之框架,共用任务分配阶段,但是在任务排序阶段采取各自的优化方法。分别是 (3) 基于时间最早排序的贪心算法 (Greedy), 以及传统的变邻域搜索算法 (VNS), 即不包含本文混合变邻域算法中设计的重规划判断、邻域评分选择系统以及 Metropolis 接受准则等设计。HVNSA-DCF 参数取值

如表4所示,对比算法参数取值如表5所示.

表4 HVNSA-DCF 参数

参数类型	参数值
最大迭代次数 $Iter_{max}$	3000
邻域搜索阶段最大迭代次数 I_{max}	25
最大间隔时间 ΔT_{max}	1800
分配因子权重 a, b, c	0.2,0.5,0.3
时间窗裁剪权重 α, β	0.6,0.4
自适应邻域评分 $\alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \gamma_1, \gamma_2$	1,0.5,0.8,0.3,0.1
模拟退火降温系数 d	0.98
禁忌列表长度 l 和衰减长度 Δl	2,1

表5 对比算法参数

算法	参数值
IALNS-TSF	$l, \Delta l, \tau, T_0, T_{min}, Iter_{max} =$ 3,1,0.98,0.01,0.001,1000
EHE-DCF	$\alpha, \beta, a, b, c, l, \Delta l, \rho, G =$ 3,3,0.7,0.3,0.2,2,1,0.1,200
启发式分配+Greedy	-
启发式分配+VNS	-

表6 算法任务完成数量结果对比

算例	任务规模	任务完成率(%)/简单任务完成数量/复合任务完成数量				
		HVNSA-DCF	IALNS-TSF	EHE-DCF	Greedy	VNS
C1	400	94.5/280/98	89.2/259/98	95.0/279/101	92.2/280/89	94.8/280/99
C2	800	94.8/560/198	82.2/465/193	93.9/558/193	89.6/560/157	94.6/560/197
C3	1200	91.2/835/259	74.8/647/250	87.5/834/216	83.7/833/171	89.3/817/255
C4	1600	89.8/1119/317	65.8/748/304	82.4/1077/242	80.2/1096/188	79.9/978/301
C5	2000	89.5/1399/392	60.8/837/379	75.7/1296/218	76.8/1345/191	74.0/1126/353
C6	2400	87.4/1671/427	47.1/731/400	70.5/1477/215	73.2/1594/164	63.2/1144/373
C7	2800	85.2/1923/463	39.1/665/429	65.9/1661/185	69.2/1794/144	56.2/1181/393
C8	3200	81.6/2130/480	41.7/881/453	61.6/1775/197	66.1/1995/120	49.6/1205/381

简单任务完成数量:在C1-C3中,各算法在简单任务完成数量上差异较小;从C4起,HVNSA-DCF始终保持最高或接近最高的简单任务完成数量.

复合任务完成数量:HVNSA-DCF在所有算例中,复合任务完成数量均为最高或接近最高.在C5-C8中,其完成数量分别为392、427、463、480,显著优于Greedy和EHE-DCF.这说明HVNSA-DCF不仅能够完成更多任务,而且更倾向于完成结构复杂、收益更高的复合任务.

3.2.2 收益水平与运行时间分析

如表7所示,收益水平:除了在最小规模场景C1下略逊于EHE-DCF,其他场景下HVNSA-DCF均获得最高平均收益,尤其是在大规模场景下效果更加显著.HVNSA-DCF的收益平均值相对于IALNS-TSF、EHE-DCF、Greedy以及VNS分别提升了

3.2 实验结果分析

总体来看,HVNSA-DCF在所有任务规模下均获得最高或接近最高的任务收益,并在计算时间方面保持了良好的可控性.随着任务规模的增大,HVNSA-DCF的收益增长呈现稳定线性趋势,并持续优于IALNS-TSF、EHE-DCF和Greedy等对比算法.

3.2.1 任务完成效果分析

如表6所示,从任务完成的维度来看,HVNSA-DCF在不同规模的算例测试中均展现出良好的适配性与稳定性.整体完成率:HVNSA-DCF的平均率为89.25%,高于IALNS-TSF(62.59%)、EHE-DCF(79.06%)、Greedy(78.88%)和VNS(75.20%).它在8种案例中的7种领先(仅在最小规模场景C1下略逊于EHE-DCF).并且在中大规模场景(C4-C8)下优势逐渐扩大.随着任务规模增长,所有算法的完成率均下降,但HVNSA-DCF的衰减最缓和:从C1的94.5%降至C8的81.6%,而IALNS-TSF从89.2%急剧降至41.7%.领先对比算法的幅度从12.9%(与EHE-DCF对比)到42.6%(与IALNS-TSF对比).

20.9%、29.4%、41.1%以及15.8%.结合表6可以看出,这一优势主要来源于更高的复合任务完成数量,以及对观测时间间隔的合理调控,使复合任务获得更高的时间相关收益.

运行时间:Greedy算法最快,但收益和完成率显著偏低;EHE-DCF运行时间随实验规模增加而显著增长(C8超过8400s),在工程应用中不可接受.

IALNS-TSF在大规模下运行时间增长明显,同时解质量快速退化.相比之下,HVNSA-DCF的运行时间始终控制在1000s以内;在C8中,其运行时间为967.71s,显著低于EHE-DCF;相比VNS,HVNSA-DCF虽增加了一定计算开销,但换来了显著更高的收益与完成质量.

这表明HVNSA-DCF在规划结果质量与计算效率之间取得了较优平衡,具备实际工程应用价值.

表7 算法收益及运行效率结果对比

算例	任务规模	平均收益值/算法运行时间(s)				
		HVNSA-DCF	IALNS-TSF	EHE-DCF	Greedy	VNS
C1	400	3320.60/31.09	3268.45/35.91	3335.74/199.32	3096.44/23.00	3318.01/27.36
C2	800	6778.46/80.72	6506.68/108.57	6730.76/333.09	5990.46/56.21	6761.02/74.77
C3	1200	9304.83/186.14	8807.77/289.60	8520.92/1017.92	7531.20/77.10	9163.47/120.21
C4	1600	12096.81/286.47	10891.88/464.98	10518.10/1919.94	9516.74/93.78	11419.59/168.05
C5	2000	15003.75/440.42	12931.53/670.67	11567.52/3225.47	10762.85/152.46	13653.11/230.13
C6	2400	17443.75/607.17	13817.39/988.85	12770.31/4606.21	11697.02/228.60	14827.52/267.48
C7	2800	19526.83/859.29	14441.17/1186.41	13318.83/6216.20	12453.48/321.89	15443.00/307.01
C8	3200	21452.91/967.71	16124.35/1276.83	14333.17/8420.55	13292.70/414.50	16037.28/324.16

3.2.3 收敛性分析

如图8所示,因为相近规模算例得到的收敛曲线较为相似,所以按照等间隔选取的方式展示了四个算例的收敛曲线作为代表.从算法收敛性上看,小规模上各个算法的收敛都很快,这是由于观测资源远远大于任务数量.而在大规模场景下,算法的收敛相对较慢.

由于HVNSA-DCF采用了Metropolis接受准则以及自适应重规划等策略,其收敛性显然相对更强.HVNSA-DCF在早期迭代(约500-1000次)内快速上升到近似最优值,随后趋于稳定,显示高效的局部和全局搜索能力.Greedy因为其贪婪算法的性质,几乎无迭代过程,迅速达到固定值,但后续基本没有寻优空间.实验结果显示,与四种对比算法相比,HVNSA-

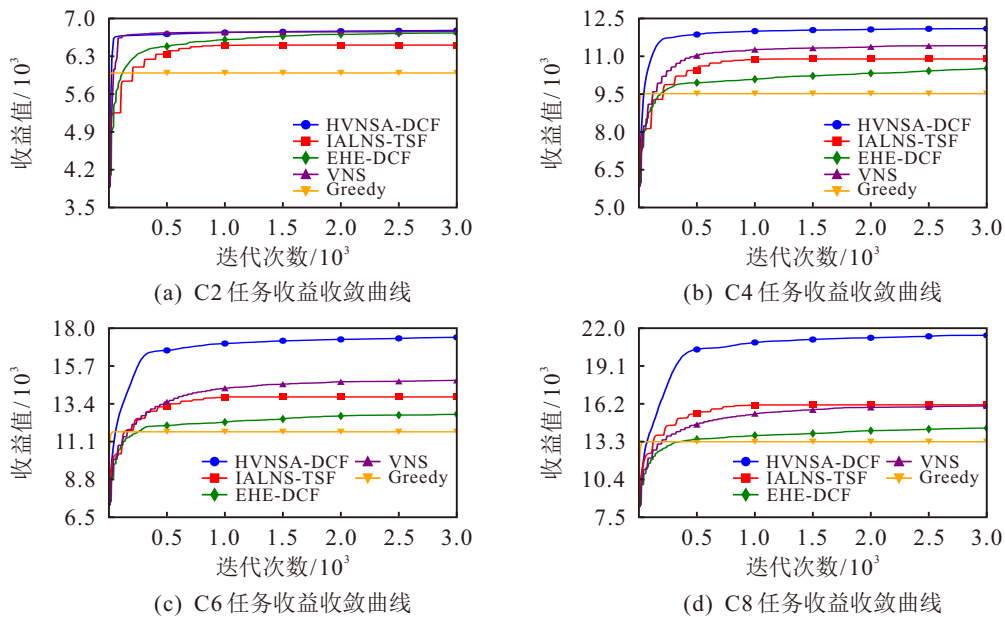


图8 算法任务收益及收敛性曲线结果对比

DCF在迭代过程中具有更快的收敛速度,并能稳定获得更优的调度解.

基于以上收敛性实验分析,可充分说明HVNSA-DCF展现出良好的收敛特性与稳健的求解能力.

3.2.4 灵敏度分析

(1) 启发式分配因子权重

为综合评估2.2节中,轨道负载均衡,任务观测收益以及姿态机动角度对算法的影响,本文采用线性加权方式构造启发式因子.为保证各指标贡献具有可比性,权重系数满足 $a + b + c = 1$,且 $a, b, c \in (0,1)$.

考虑到时间窗重叠度直接决定任务冲突概率,因此其权重相对较高,姿态机动间接影响到时间窗之间的转化时间,权重大小次之,而轨道负载是宏观任务分布均衡指标,因此权重大小设置为 $b > c > a$.

将权重的取值划分为S1-S5共五种组合,在实验算例中按照选取三个算例C3, C5, C7,分别作为小,中,大规模算例下的代表进行对比实验.同样的也做25次实验取平均值.

启发式分配因子权重组合参数设置如表8所示.

实验结果如图9所示,相对而言权重因子组合S2下的实验结果收益值更高,S3和S1有所降低,

S4 和 S5 的收益值相对最低. 通过多组参数组合的敏感性实验比较算法性能, 最终选取 $a = 0.2, b = 0.5, c = 0.3$ 作为本文实验中的权重参数.

表8 启发式分配因子权重组合参数设置

启发式分配因子权重组合	S1	S2	S3	S4	S5
参数取值(a, b, c)	0.2, 0.6, 0.2	0.2, 0.5, 0.3	0.3, 0.5, 0.2	0.3, 0.4, 0.3	0.4, 0.4, 0.2

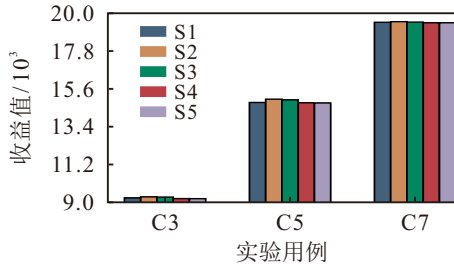


图9 启发式分配因子权重对算法结果影响

(2) 时间窗裁剪权重

为综合评估 2.3 节中, 任务时间窗重叠度以及姿态机动程度对算法的影响, 采用线性加权方式构造启发式因子. 权重系数满足 $\chi + \omega = 1$, 且 $\chi, \omega \in (0, 1)$. 将权重的取值划分为 T1-T5 共五种组合, 实验算例和实验次数与 3.2.4 节 (1) 中的设置相同. 时间窗裁剪权重组合的参数设置如表 9 所示.

表9 时间窗裁剪权重组合参数设置

时间窗裁剪权重组合	T1	T2	T3	T4	T5
参数取值(χ, ω)	0.2, 0.8	0.4, 0.6	0.5, 0.5	0.6, 0.4	0.8, 0.2

实验结果如图 10 所示, 权重因子组合 T4 下的实验结果收益值更高, T5 和 T4 有所降低, T2 和 T1 的收益值相对最低. 通过多组参数组合的敏感性实验比较算法性能, 最终选取 $\chi = 0.6, \omega = 0.4$ 作为本文实验中的权重参数.

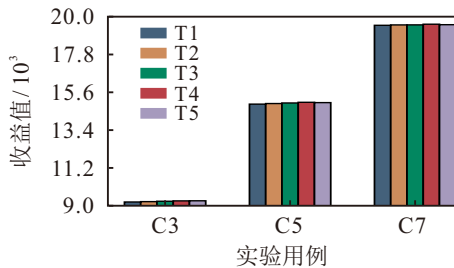


图10 时间窗裁剪权重对算法结果影响

上述实验均表明, 在一定范围内权重变化不会显著影响算法整体性能, 说明算法具有一定鲁棒性.

3.2.5 消融实验分析

为了直观体现本文提出的各类设计对算法性能的提升, 采用消融实验的方法进行量化分析. 具体的实验方式以及消融实验编号如下.

原 HVNSA-DCF 算法的实验编号为 E1. (1) 时间窗裁剪 (E2): 对时间窗的裁剪不采取基于启发式因子的裁剪方式, 而是直接从最早时间窗的开始时间为起点, 截断较晚时间窗的后半部分. (2) 算法两阶段分治框架 (E3): 保留一阶段的启发式分配环节, 但是取消二阶段超过迭代次数重新返回一阶段的设计. (3) 算法一阶段启发式分配 (E4): 保留分治框架和二阶段搜索, 将一阶段改为贪心分配生成初始解. (4) 邻域搜索算子 $N_1 - N_6$ (E5-E10): 剔除一个算子, 保留其他算子. (5) 自适应邻域评分选择系统 (E11): 删除邻域的自适应评分选择, 改为常规的 VNS 处理.

鉴于小规模算法性能体现得不明显, 因此在实验算例中按照选取两个算例 C5, C7, 分别作为中, 大规模算例下的代表进行对比实验. 做 25 次实验取平均值.

消融实验结果数据如表 10 所示.

表10 消融实验结果

消融实验	平均收益	
	算例/任务规模C5/2000	算例/任务规模C7/2800
E1	15003.75	19526.83
E2	14871.70	19000.80
E3	14704.73	18626.10
E4	14863.08	18611.11
E5	14892.22	18792.98
E6	13552.58	17471.21
E7	14825.73	18663.46
E8	14747.36	18520.10
E9	14605.60	18425.65
E10	14287.88	18126.47
E11	14406.49	18522.07

根据性能下降幅度, 在只消除单个模块的情况下, 完整算法的收益相比消融版本平均提升 4.15%. 各模块对算法贡献度中相对贡献更大的 E6 平均下降 10.10%, E10 平均下降 5.97%.

中规模算例 (C5) 平均下降 2.95%, 大规模算例 (C7) 平均下降 5.35%. 可以看出算法模块在大规模问题上作用更显著, 下降幅度是小规模的 1.8 倍.

3.3 实验总结

实验结果表明 HVNSA-DCF 具有较高的总体任务完成率, 尤其是复合任务的完成能力, 有效支撑了多载荷、多卫星协同观测需求.

HVNSA-DCF 在收益最优性与计算效率之间取得了最具竞争力的综合表现, 特别是在任务规模不断扩大的情况下, 仍能保持较高收益与可接受的运行时间, 相比其他对比算法在复杂约束适应性、规模扩展性和收益最大化能力方面均表现出明显优势.

然而, 在小规模任务场景的实例下, 本文算法的优势并不突出, 并且因为算法内各类增加的运算处理模块的增加, 导致算法运行耗时更长. 因此本文算法更适用于大规模任务场景下的规划.

综上, 实验结果充分验证了 HVNSA-DCF 在面向复合任务的混合星座协同调度问题中具有显著的有效性与先进性.

4 结论

本文围绕混合星座在复合观测需求下的协同调度问题展开研究, 针对多载荷、多次观测及观测间隔敏感性等新型需求带来的规划难度, 构建了能够真实反映复合任务特性的调度框架. 通过引入基于冲突度的时间窗裁剪策略, 有效减少了待处理的数据规模, 并进一步提升了可行解的质量. 在此基础上, 本文提出的 HVNSA-DCF 算法融合了多种邻域结构与自适应邻域评分机制, 能够在搜索过程中动态调整策略以适应高度变化的调度环境, 从而提升求解效率与解的稳定性.

大量实验结果表明, 该算法在不同任务规模、不同任务类型比例及不同负载组合条件下均表现出良好的调度能力, 不仅能够有效识别收益值高的复合观测机会, 还能够在大规模算例中保持快速的收敛速度. 与多种基准启发式算法相比, HVNSA-DCF 在任务收益、复合任务完成率以及整体规划质量等指标上均具有明显优势, 展现了其在混合星座协同调度场景中的适应性与鲁棒性.

综合来看, 本文提出的调度方法为解决具有复合观测需求的星座任务规划问题提供了新的建模思路与算法框架, 对提高未来多星协同观测系统的任务处理能力具有一定的工程应用价值.

参考文献 (References)

- [1] Li X T, Chen Y W, Xing L N, et al. A review of the frameworks, models, and algorithms for large-scale imaging satellite mission planning[J]. *Expert Systems with Applications*, 2025, 292: 128471.
- [2] 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.
- [3] Wu G H, Pedrycz W, Li H F, et al. Coordinated planning of heterogeneous earth observation resources[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2016, 46(1): 109-125.
- [4] Wei K, Huang X X, Li H G. Stereo matching method for remote sensing images based on attention and scale fusion[J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(2): 387.
- [5] Jeong J, Yang C S, Kim T. Geo-positioning accuracy using multiple-satellite images: IKONOS, QuickBird, and KOMPSAT-2 stereo images[J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(4): 4549-4564.
- [6] Ferretti A, Monti-Guarnieri A, Prati C, et al. InSAR principles-guidelines for SAR interferometry processing and interpretation[M]. The Netherlands: ESA Publications, 2007: 1-40.
- [7] 贺波勇, 曹静, 周庆瑞, 等. 对地协同观测混合星座多目标优化设计[J]. *西北工业大学学报*, 2021, 39(1): 224-232.
(He B Y, Cao J, Zhou Q R, et al. Multi-objective optimization of earth cooperative observation hybrid satellite constellation[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2021, 39(1): 224-232.)
- [8] Bensana E, Verfaillie G, Agnès J C, et al. Exact & inexact methods for daily management of earth observation satellite[C]. *Space Mission Operations and Ground Data Systems-SpaceOps 1996*. Paris: European Space Agency, 1996: 507-514.
- [9] Gabrel V, Vanderpooten D. Enumeration and interactive selection of efficient paths in a multiple criteria graph for scheduling an earth observing satellite[J]. *European Journal of Operational Research*, 2002, 139(3): 533-542.
- [10] Benoist T, Rottembourg B. Upper bounds for revenue maximization in a satellite scheduling problem[J]. *Quarterly Journal of the Belgian, French and Italian Operations Research Societies*, 2004, 2(3): 235-249.
- [11] Baek S W, Han S M, Cho K R, et al. Development of a scheduling algorithm and GUI for autonomous satellite missions[J]. *Acta Astronautica*, 2011, 68(7-8): 1396-1402.
- [12] Kim H, Chang Y K. Mission scheduling optimization of SAR satellite constellation for minimizing system response time[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2015, 40: 17-32.
- [13] Wolfe W J, Sorensen S E. Three scheduling algorithms applied to the Earth observing systems domain[J]. *Management Science*, 2000, 46(1): 148-166.
- [14] Qi J, Hu M, Xing L N. A decompose-and-learn multi-objective algorithm for scheduling large-scale earth observation satellites[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2025, 92: 101792.
- [15] Lee K, Kim D J, Chung D W, et al. Optimal mission planning for multiple agile satellites using modified dynamic programming[J]. *Journal of Aerospace Information Systems*, 2024, 21(3): 279-289.
- [16] Wu G H, Luo Q Z, Du X, et al. Ensemble of metaheuristic and exact algorithm based on the divide-and-conquer framework for multisatellite observation scheduling[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2022, 58(5): 4396-4408.
- [17] Wang H, Huang W Q, Magnússon S, et al. A strategy fusion-based multiobjective optimization approach for agile earth observation satellite scheduling problem[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 1-14.

- [18] Galloua M E, Li S, Cui J H. Earth observation satellite imaging task scheduling with metaheuristics: Multi-level clustering and priority-driven pre-scheduling[J]. *Advances in Space Research*, 2025, 75(3): 2929-2953.
- [19] 吴健, 姚锋, 杜永浩, 等. 基于数据驱动的自适应并行搜索算法求解多星协同调度问题[J]. *控制与决策*, 2024, 39(12): 4064-4072.
(Wu J, Yao F, Du Y H, et al. A data-driven adaptive parallel search algorithm for multiple agile satellites cooperative scheduling problem[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(12): 4064-4072.)
- [20] 伍国华, 杜潇, 王心慰, 等. 考虑邻域结构动态调整的多星应急调度算法[J]. *控制与决策*, 2022, 37(7): 1685-1694.
(Wu G H, Du X, Wang X W, et al. Multi-satellite emergency scheduling algorithm considering dynamic selection of neighborhood structure[J]. *Control and Decision*, 2022, 37(7): 1685-1694.)
- [21] 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.
- [22] Wu G H, Xiang Z Q, Wang Y L, et al. Improved adaptive large neighborhood search algorithm based on the two-stage framework for scheduling multiple super-agile satellites[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2024, 60(5): 7185-7200.
- [23] Chen J W, Wang F R, Chen Y G, et al. A generalized bilevel optimization model for large-scale task scheduling in multiple agile earth observation satellites[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2025, 309: 112809.
- [24] Chun J, Yang W Y, Liu X L, et al. Deep reinforcement learning for the agile earth observation satellite scheduling problem[J]. *Mathematics*, 2023, 11(19): 4059.
- [25] Wang M, Zhou Z B, Chang Z X, et al. Deep reinforcement learning for Agile Earth Observation Satellites scheduling problem with variable image duration[J]. *Applied Soft Computing*, 2025, 169: 112575.
- [26] 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.)
- [27] Wang X W, Han C, Zhang R, et al. Scheduling multiple agile earth observation satellites for oversubscribed targets using complex networks theory[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 110605-110615.
- [28] Lee S S. Target-oriented satellite constellation method for revisit performance[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61: 1-11.
- [29] Gu Y, Han C, Chen Y H, et al. Large region targets observation scheduling by multiple satellites using resampling particle swarm optimization[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2022, 59(2): 1800-1815.
- [30] Lu Z Z, Shen X, Li D R, et al. Multiple super-agile satellite collaborative mission planning for area target imaging[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2023, 117: 103211.
- [31] Peng G S, Dewil R, Verbeeck C, et al. Agile earth observation satellite scheduling: An orienteering problem with time-dependent profits and travel times[J]. *Computers & Operations Research*, 2019, 111: 84-98.
- [32] 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.
- [33] Li J J, Zhu J H, Xu D Y, et al. Earth observation satellite scheduling with interval-varying profits[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2024, 60(6): 8273-8288.
- [34] Jensen E D, Locke C D, Tokuda H. A time-driven scheduling model for real-time operating systems[C]. *IEEE Real-Time Systems Symposium*. San Diego, 1985: 112-122.
- [35] Bölöni L, Turgut D, Basagni S, et al. Scheduling data transmissions of underwater sensor nodes for maximizing value of information[C]. *2013 IEEE Global Communications Conference*. Atlanta, 2013: 438-443.
- [36] Chen H, Zhai B R, Wu J J, et al. A satellite observation data transmission scheduling algorithm oriented to data topics[J]. *International Journal of Aerospace Engineering*, 2020, 2020: 2180674.
- [37] Glunt J J, Siefert J A, Thompson A F, et al. Error bounds for compositions of piecewise affine approximations[J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2024, 58(11): 43-50.
- [38] Blazewicz J, Ecker K H, Pesch E, et al. *Handbook on scheduling: From theory to practice*[M]. Cham: Springer International Publishing, 2019: 431-434.

作者简介

李谕祺 (2000–), 男, 硕士生, 主要研究方向为智能优化与决策方法、调度理论及应用, E-mail: Yuqi_Li@csu.edu.cn;

顾轶 (1997–), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为低空交通规划与飞行器调度、卫星通信导航保障资源调度, E-mail: yi.gu@csu.edu.cn;

罗启章 (1993–), 男, 助理研究员, 博士, 主要研究方向为优化算法研究, E-mail: qz_luo@csu.edu.cn;

伍国华 (1986–), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为计算智能、智能优化与决策, E-mail: guohuawu@csu.edu.cn.