

基于 Shapley 值改进 CBBA 的低轨卫星 时敏目标协同调度方法

龙鑫¹, 沙志超^{1†}, 赵若涵², 孙慧杰³, 吴雨瑶¹

(1. 国防科技大学 电子科学学院, 长沙 410000; 2. 南京理工大学 自动化学院, 南京 210094;
3. 中南大学 交通运输工程学院, 长沙 410083)

摘要: 低轨卫星在时敏移动目标跟踪任务中具备响应时间短、覆盖范围广等优势, 但在多星协同执行任务过程中, 有限的观测资源与动态变化的目标状态使得任务规划与调度问题复杂化. 传统共识型任务捆绑算法 (CBBA) 在收益计算过程中通常采用贪婪策略, 容易导致资源分配不均和任务收益次优. 为此, 提出一种改进的 CBBA 方法, 通过引入合作博弈理论中的 Shapley 值计算智能体在联盟中的边际贡献收益, 替代原有贪婪收益函数, 从而在任务分配中更好地平衡各卫星的效益与全局收益. 针对低轨卫星在时敏目标跟踪中的协同调度问题, 提出一种基于 Shapley 值优化的多星协同任务调度方法. 在仿真环境中, 以低轨星座对机动目标的连续跟踪为背景进行对比实验, 结果表明, 该方法在任务完成率、公平性以及总收益方面均优于传统 CBBA, 在资源紧张情况下具有更高的调度鲁棒性和全局最优性. 研究成果为低轨卫星系统在时敏任务中的协同调度提供了一种有效的优化手段.

关键词: 卫星任务调度; 分布式任务分配; 时敏目标; CBBA 算法; Shapley 值; 协同观测

中图分类号: TP18; V448 **文献标志码:** A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2026.0035

引用格式: 龙鑫, 沙志超, 赵若涵, 等. 基于 Shapley 值改进 CBBA 的低轨卫星时敏目标协同调度方法 [J]. 控制与决策, xxxx, x(x): xxxx-xxxx.

An improved CBBA-Shapley algorithm for cooperative scheduling of LEO satellites in time-sensitive target tracking tasks

LONG Xin¹, SHA Zhi-chao^{1†}, ZHAO Ruo-han², SUN Hui-jie³, WU Yu-yao¹

(1. College of Electronic Science, National University of Defense and Technology, Changsha 410000, China;
2. College of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China; 3. School of Traffic and Transportation Engineering, Central South University, Changsha, 410083, China)

Abstract: Low Earth Orbit (LEO) satellites offer short response times and wide coverage for tracking time-sensitive moving targets. However, when multiple satellites work together, planning and scheduling become challenging because observation resources are limited and target states change over time. The widely used Consensus-Based Bundle Algorithm (CBBA) typically relies on a greedy utility rule, which can lead to uneven allocation and suboptimal overall performance. To address this, we introduce the Shapley value from cooperative game theory into CBBA to score each agent's marginal contribution within a coalition, replacing the greedy utility function. This change helps balance individual satellite gains with system-level objectives during task assignment. For time-sensitive tasks, we develop a multi-satellite cooperative planning and scheduling model and design an improved CBBA-Shapley workflow. In simulations involving continuous tracking of maneuvering targets by an LEO constellation, the proposed method outperforms standard CBBA in mission completion rate, fairness, and overall utility. Under tight resource conditions, it also shows stronger scheduling robustness and a closer approach to global optimality. These results provide an effective optimization strategy for cooperative scheduling of LEO satellite systems in time-sensitive missions.

Keywords: satellite task scheduling; distributed task allocation; time-sensitive targets; consensus-based bundle algorithm; Shapley; collaborative observation

收稿日期: 2026-01-12; 录用日期: 2026-04-28.

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金项目 (62503486).

责任编辑: 王凌.

†通信作者. E-mail: shazhichao_163@163.com.

0 引言

近年来,低轨卫星星座 (LEO Constellations) 因其低通信延迟、宽覆盖范围以及较高的空间分辨率,已在军事侦察、灾害监测、航道管制等时敏任务中得到广泛应用^[1-3]. 相比地基观测系统,基于低轨卫星的天基观测能够迅速响应目标变化,实现全天候、全球范围的动态监控,这对于高速机动、轨迹不确定的时敏移动目标尤为重要. 然而,低轨卫星的可见性在时域与空间上均存在周期性限制,多星协同时需合理规划观测任务,以在有限资源约束下提升系统整体效能.

0.1 低轨卫星任务调度研究现状

卫星任务调度问题已成为低轨星座任务规划研究的核心之一^[4-6]. 针对多卫星任务规划问题,现有研究主要分为集中式方法、分布式方法以及混合式方法三类. 集中式方法通常能够获得全局最优或近似最优解,但在大规模星座场景下面临计算复杂度高和单点失效风险等问题;分布式方法通过局部决策与信息交互实现任务分配,具有良好的可扩展性与鲁棒性;混合式方法则试图在性能与复杂度之间取得平衡. 在集中式与星上自主任务规划方向,廖骥等提出基于分配问题建模的星上自主任务规划方法,将时变多目标跟踪的波位调度转化为二维分配问题,提高了复杂动态环境下的规划效率^[4]. 毛成辉等针对约束严苛的低轨预警卫星调度,提出了改进的自适应大邻域搜索 (MC-CTA-ALNS) 算法,在多个测试用例中显著提升任务完成率^[5]. 何晓垒等利用层次分析法构建传感器实时调度模型,减少任务交接次数并缩短调度时间^[6]. 陈珂昕设计广义观测收益函数,提出一种深度强化自适应大邻域搜索算法,以适应大规模卫星资源下多类型任务的协同调度需求^[7];刘建业设计了周期性滚动调度框架,结合遗传优化及启发式规则方法,对资源分配精度与效能进行评估^[8];孙福煜提出预测式与反应式调度方法,并考虑突发事件下的调度稳定性^[9]. 在成像与敏捷卫星任务规划研究中,袁健波等针对点群与大区域成像任务,提出结合禁忌策略的自适应波动温控模拟退火算法^[10];Kandepi 等利用启发式搜索与动态规划结合,实现大区域成像任务的高覆盖率与高效调度^[11];Wang 等将图像卫星调度建模为动态随机背包问题,并引入深度强化学习实现实时响应^[12];Shuo Wang 等针对单敏捷卫星的任务调度与姿态规划,提出伪谱协同遗传算法优化任务与姿态路径^[13];Du 等提出基于 C-NEAT 的数据驱动并行调度方法,提高多敏捷卫星

调度效率^[14];杨文沅针对移动目标,构建分层式模块化协同规划框架,设计集中-分布式架构用于非时敏目标,分散式架构用于时敏目标^[15]. Li 等针对间隔可变利润的调度问题,提出分支定价与邻域搜索结合的高效算法^[16];Long 等提出混合遗传算法与模拟退火结合的方法,实现多卫星协同自主任务规划^[17]. 此外,Lin 等将遗传算法引入模拟退火,在 NP-hard 问题中实现高效全局优化^[18].

共识型任务捆绑算法 (CBBA) 因其分布式执行、可扩展性和收敛性,在多无人系统、编队卫星等场景中被广泛应用. 然而,传统 CBBA 采用局部贪婪收益评估,未能刻画联盟整体价值,容易导致高能力卫星任务过载及资源分配不均,尤其在双星同时观测等复杂约束下造成调度失衡. 在地面目标观测任务中,多星协同观测能够显著提升覆盖精度和观测鲁棒性,但如何在分布式框架下合理刻画不同卫星在协同任务中的贡献,并将其融入任务分配决策过程,仍有待进一步研究. 近年来,基于博弈论的分布式任务分配方法受到关注,例如 Sun 等通过构建潜在博弈提出分布式自组织任务分配算法 DT2A,实现近最优分配并提高鲁棒性^[19];Liu 等在有限任务承载条件下构建约束型潜在博弈框架,解析推导唯一全局最优解并设计算法求解^[20]. 在传感器网络领域,Qi 等提出合作博弈理论下的功率分配方法,利用 Shapley 值实现公平性和 Pareto 最优性^[21]. 这些研究表明,引入合作博弈中的 Shapley 值可有效平衡多智能体收益,提升协同效能,这也为本文在 CBBA 收益计算中融入 Shapley 机制提供了理论基础.

基于上述研究现状,本文针对低轨卫星星座对时敏移动目标的多约束任务调度问题,对传统 CBBA 算法进行了改进,引入合作博弈中的 Shapley 值计算机制,替代贪婪收益函数,通过联盟价值函数衡量卫星在协同观测中的平均边际贡献,从而在任务分配过程中兼顾全局最优性与公平性. 本文的主要贡献如下:

- 1) 构建多星协同任务规划调度模型,在“双星同时观测”与“单星单任务”约束下,建立综合考虑目标时敏性、可见性窗口、观测几何条件与资源利用效率的任务分配框架.
- 2) 在保持 CBBA 分布式框架不变的前提下,引入基于 Shapley 价值的协同收益评估方法,实现对卫星协同贡献的合理刻画,提升多约束任务下的分配公平性与全局优化能力;
- 3) 针对双星协同观测约束,引入迭代冲突消解策略,保留高收益捆绑并动态替换低收益绑定任务,提高结果可行性与完成率.
- 4) 通过仿真验证本文方法在任务完成率、总

收益与资源利用率方面相较传统 CBBA 算法的优势.

1 问题描述与任务规划调度模型

本节首先描述多卫星协同观测任务规划问题的基本场景, 其次给出卫星探测、覆盖与跟踪能力建模, 最后构建优化模型, 给出约束条件.

1.1 问题描述

在典型的低轨监视任务场景中, 卫星星座需对多个高速机动、位置不断变化且具有高度时敏性的地面目标进行实时探测和跟踪. 此类任务常涉及防空反导、战场态势监视以及突发事件的快速响应, 要求在有限的观测时间窗口内完成高质量数据获取, 并在多约束条件下进行资源优化分配. 本文研究的系统为由 N 颗低轨卫星构成的星座系统, 轨道高度约为 h km, 分布在多个轨道平面, 可对地球表面进行覆盖观测. 任务场景为多个高速机动且具有时敏性的地面目标. 每个目标具有动态位置 $(x_t(t), y_t(t), z_t(t))$, 并存在有限的观测时间窗口. 本文采用离散时间建模方式, 对连续跟踪过程进行离散近似刻画. 场景示意图如图 1.1 所示.

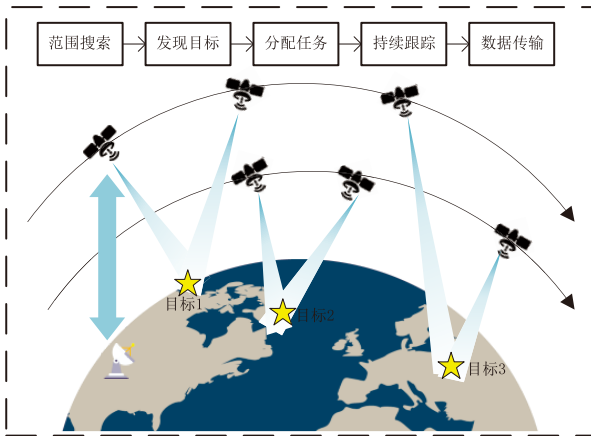


图1 低轨卫星星座监视任务场景示意图

1.2 符号说明

本节模型构建过程中使用的符号如表 1 所示.

1.3 卫星探测、覆盖与跟踪能力建模

卫星探测、覆盖与跟踪能力模型旨在严格刻画在特定轨道条件与载荷性能参数下, 卫星对地面任务目标的可观测性、观测持续性以及观测质量的定量特征. 该模型是后续任务分配优化的关键输入, 在低轨探测与跟踪场景中, 其性能主要由卫星与目标的相对运动规律、载荷探测范围以及姿态指向几何条件共同决定.

1.3.1 卫星星座与轨道配置建模

本文采用 Walker- δ 构型确定星座空间分布与运行特性. 设星座总卫星数为 $N_{\text{tot}} = T_{\text{plane}} \times S_{\text{per plane}}$,

表1 符号说明

符号	释义
N	卫星数量
M	任务目标数量
S	卫星集合 $\{S_1, S_2, \dots, S_N\}$
G	目标集合 $\{G_1, G_2, \dots, G_M\}$
T	任务规划周期的离散时间步总数
Δt	时间步长
$r_k(t)$	时刻 t 的卫星位置向量
$r_i(t)$	时刻 t 的目标位置向量
$d_{st}(t)$	时刻 t 卫星与目标的几何距离
R_{max}	最大探测距离
$V_{i,k}(t)$	可见性判定变量, 取值为0或1, 表示卫星 S_i 对目标 G_k 是否可见
$x_{i,k}(t)$	任务分配变量, 取值为0或1, 表示卫星 S_i 在时刻 t 是否观测目标 G_k
$y_k(t)$	目标任务状态变量, 取值为0或1, 表示目标 G_k 在时刻 t 是否处于任务状态
$O_{i,k}(t)$	观测收益系数, 综合考虑观测几何质量与任务优先级等因素
$Q_{i,k}^{\text{geom}}(t)$	几何观测质量评分(由夹角及分辨率估算)
Q_k^{prior}	目标任务优先级评分
w_1, w_2	收益函数中几何质量和任务优先级的权重系数
$\theta_{st}(t)$	卫星与目标指向向量的夹角
$U_{i,k}^{\text{shapley}}(t)$	Shapley值收益评分
ϕ_{ik}	卫星 S_i 对目标 G_k 的Shapley值
$v(C_k)$	联盟 C_k 的价值函数
\mathcal{L}	不包含卫星 S_i 的联盟集合

其中 T_{plane} 为轨道平面数, $S_{\text{per plane}}$ 为每轨道平面的卫星数量, 轨道相位差均匀分布.

轨道倾角 i 由太阳同步轨道条件确定, 即轨道升交点赤经进动速率 $\dot{\Omega}$ 需与地球公转角速度 ω_{sun} 相匹配, 从而保障轨道面在一年周期内相对于太阳的恒定夹角. 考虑 J_2 摄动的影响, 进动速率由以下公式给出:

$$\dot{\Omega} = -\frac{3}{2} \sqrt{\frac{\mu}{a^3}} J_2 \left(\frac{R_e}{a(1-e^2)} \right)^2 \cos i, \quad (1)$$

其中 a 为卫星轨道半长轴 (km), e 为轨道偏心率, $\mu = 398600.5 \text{ km}^3/\text{s}^2$ 为地球引力常数, $J_2 = 1.08263 \times 10^{-3}$ 为地球非球形摄动系数, $R_e = 6378 \text{ km}$ 为地球赤道半径. 由 $\dot{\Omega} = \omega_{\text{sun}} \approx 0.9856^\circ/\text{day}$ 可反解得到太阳同步所需的轨道倾角 i .

该模型不仅保证了空间覆盖性, 还为后续目标可见性计算提供了卫星位置序列 $r_s(t)$ 及速度序列 $v_s(t)$ 的精确轨道解.

1.3.2 覆盖与可见性判定建模

目标可见性是任务分配的基础约束之一. 考虑卫星光学/红外载荷的最大探测距离 R_{max} 以及视场半

角 ψ_{FOV} , 在离散时刻 t , 卫星 S_i 与目标 G_k 的相对矢量为:

$$\boldsymbol{\rho}_{ik}(t) = \mathbf{r}_t(t) - \mathbf{r}_s(t), \quad (2)$$

其欧氏距离为:

$$d_{ik}(t) = \|\boldsymbol{\rho}_{ik}(t)\|. \quad (3)$$

定义可见性判定变量 $V_{i,k}(t) \in \{0, 1\}$:

$$V_{i,k}(t) = \begin{cases} 1, & d_{ik}(t) \leq R_{\max} \text{ 且 } \theta_{ik}(t) \leq \psi_{\text{FOV}}, \\ 0, & \text{其他情况,} \end{cases} \quad (4)$$

其中 $\theta_{ik}(t)$ 为指向矢量夹角, 定义为:

$$\theta_{ik}(t) = \arccos\left(\frac{\mathbf{p}_s(t) \cdot \boldsymbol{\rho}_{ik}(t)}{\|\mathbf{p}_s(t)\| \|\boldsymbol{\rho}_{ik}(t)\|}\right), \quad (5)$$

$\mathbf{p}_s(t)$ 为卫星当前载荷指向矢量. 当同时满足距离和几何条件时, 认为卫星能够在时刻 t 对目标产生有效观测.

该可见性模型完整考虑了传感器物理约束(最大探测距离与视场角)以及针对动态目标的几何匹配关系, 保证了任务分配的物理可行性.

1.3.3 观测质量与收益函数建模

为将可见性与任务优先级转化为量化的分配效益, 本文构建了综合收益函数 $O_{i,k}(t)$, 用于衡量卫星 S_i 在时刻 t 对目标 G_k 的观测贡献:

$$Q_{i,k}^{\text{geom}}(t) = \exp\left(-\frac{\theta_{ik}^2(t)}{2\sigma_\theta^2}\right) \cdot \gamma_{\text{res}}(t), \quad (6)$$

$$O_{i,k}(t) = w_1 Q_{i,k}^{\text{geom}}(t) + w_2 Q_k^{\text{prior}}. \quad (7)$$

其中: $Q_{i,k}^{\text{geom}}(t)$ 表示几何观测质量评分函数, 第一项为基于高斯衰减的视场适配度(σ_θ 为容差参数, 越小要求越严格), 第二项 $\gamma_{\text{res}}(t)$ 可结合载荷瞬时分辨率模型(由轨道高度与探测器参数计算). Q_k^{prior} 为任务优先级评分, 由目标类型(威胁等级、紧急度)决定, 为一静态权重. (w_1, w_2) 为几何质量与任务优先级的归一化权重, 满足 $w_1 + w_2 = 1$.

1.4 任务规划数学模型

为刻画低轨星座对时敏目标的协同调度问题, 本文采用时间索引的0-1混合整数规划建模. 设离散时间集为 $\mathcal{T} = \{1, 2, \dots, T\}$, 时间步长为 Δt . 卫星集合为 $\mathcal{S} = \{1, 2, \dots, N\}$, 地面目标集合为 $\mathcal{G} = \{1, 2, \dots, M\}$. 时刻 t 的卫星与地面目标位置分别记为 $\mathbf{r}_k(t), \mathbf{r}_i(t)$, 相对矢量 $\boldsymbol{\rho}_{ik}(t) = \mathbf{r}_k(t) - \mathbf{r}_i(t)$, 距离 $d_{ik}(t) = \|\boldsymbol{\rho}_{ik}(t)\|$, 载荷指向矢量为 $\mathbf{p}_i(t)$, 视场半角为 ψ_{FOV} , 最大探测距离为 R_{\max} . 定义可见性指示常量 $V_{i,k}(t) \in \{0, 1\}$:

$$V_{i,k}(t) = \begin{cases} 1, & d_{ik}(t) \leq R_{\max}, \theta_{ik}(t) \leq \psi_{\text{FOV}}, \\ 0, & \text{其他情况,} \end{cases} \quad (8)$$

其取值由轨道与载荷几何决定, 为模型的外部已知输入. 收益系数 $O_{i,k}(t)$ 由前节给出的几何质量与任务优先级构成:

$$O_{i,k}(t) = w_1 Q_{i,k}^{\text{geom}}(t) + w_2 Q_k^{\text{prior}}, \quad w_1 + w_2 = 1, \quad (9)$$

其中 $Q_{i,k}^{\text{geom}}(t)$ 体现视场几何与分辨率等物理量, Q_k^{prior} 为目标优先级评分. 任务优先级权重根据任务重要性等级进行设定. 对于高优先级任务, 其权重值较大, 以保证关键任务能够优先获得观测资源.

基于以上定义, 构建如下优化模型:

$$\max \sum_{t \in \mathcal{T}} \sum_{i \in \mathcal{S}} \sum_{k \in \mathcal{G}} O_{i,k}(t) x_{i,k}(t) + \lambda \sum_{t \in \mathcal{T}} \sum_{k \in \mathcal{G}} y_k(t) \quad (10)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{i \in \mathcal{S}} x_{i,k}(t) \geq 2 y_k(t), \quad \forall k \in \mathcal{G}, \forall t \in \mathcal{T}, \quad (11)$$

$$\sum_{k \in \mathcal{G}} x_{i,k}(t) \leq 1, \quad \forall i \in \mathcal{S}, \forall t \in \mathcal{T}, \quad (12)$$

$$x_{i,k}(t) \leq V_{i,k}(t), \quad \forall i \in \mathcal{S}, \forall k \in \mathcal{G}, \forall t \in \mathcal{T}, \quad (13)$$

$$x_{i,k}(t), y_k(t) \in \{0, 1\}, \quad \forall i, k, t. \quad (14)$$

式(10)中, λ 为协同奖励权重, 当 $y_k(t) = 1$, 该时刻至少由两颗不同卫星共同观测目标 k ; 约束(11)为"双星同时观测"约束, (12)为"单星单任务"约束; (13)为可见性绑定约束, 保证分配仅发生在物理可行的时空几何中. 双星协同观测被视为一种协同优先约束, 在条件允许时优先保证双星同时完成观测. 上述模型是一个时间扩展的二部容量匹配问题的0-1线性刻画, 其可行域由可见性与容量共同定义.

为保证模型构建的合理性, 本文对所建立的任务规划模型进行说明. 卫星观测约束模型已在多卫星任务规划研究中被广泛采用, 并在文献[5][7][14]中得到证实. 在任务分配建模方面, 本文采用离散时间建模方式描述卫星对目标的持续观测过程, 并通过任务分配变量表示卫星在不同时间步对目标的观测决策. 该建模方法能够将连续观测任务转化为离散优化问题, 从而便于进行任务规划求解, 是卫星任务调度中标准的建模方法. 本文在收益函数设计中综合考虑观测几何质量与任务优先级因素, 在保证问题描述完整性的同时尽量保持结构简洁, 以更真实地反映不同任务的重要程度以及观测条件差异.

1.5 双星协同观测约束处理方法

在早期预警与高速机动目标跟踪场景中, 双星同时观测能够通过几何交叉与特征互补提高定位精度与识别可靠性, 同时在目标快速机动与可见性间断条件下提供必要的冗余以提升连续跟踪的稳健性. 为在模型中刻画这一工程需求, 针对目标 G_k 于离散

时刻 t 的观测决策, 定义在该时刻可行的卫星配对集合为 $\mathcal{P}_k(t) = \{(i, j) \mid V_{i,k}(t) = 1, V_{j,k}(t) = 1, i < j, |t_i - t_j| \leq \delta_t\}$, 其中 $V_{i,k}(t)$ 为可见性判定变量, $|t_i - t_j| \leq \delta_t$ 表示在允许的时间配准容差 δ_t 内两星的观测时点可配对. 为表达"双星同时观测"的选择决策, 引入二元变量 $z_{k,t}^{(i,j)} \in \{0, 1\}$ 表示在时刻 t 是否由配对 (i, j) 对目标 G_k 共同观测. 由此得到如下线性化约束: 在任一时刻 t , 若目标处于任务状态 $y_k(t) = 1$, 则至少激活一个合法配对,

$$\sum_{(i,j) \in \mathcal{P}_k(t)} z_{k,t}^{(i,j)} \geq y_k(t). \quad (15)$$

若某一配对被激活, 则对应两颗卫星的单星分配变量需同时为 1, 以确保双星协同的物理一致性,

$$x_{i,k}(t) \geq \sum_{j:(i,j) \in \mathcal{P}_k(t)} z_{k,t}^{(i,j)} \quad (16)$$

$$x_{j,k}(t) \geq \sum_{i:(i,j) \in \mathcal{P}_k(t)} z_{k,t}^{(i,j)} \quad (17)$$

同时保留单星单任务与可见性约束, 在每个时刻 t 上对任意卫星 S_i 有

$$\sum_k x_{i,k}(t) \leq 1, \quad x_{i,k}(t) \leq V_{i,k}(t). \quad (18)$$

为提升线性松弛的紧性、减少伪可行解, 加入以下逻辑蕴含的强化不等式 (不改变整数可行域):

$$y_k(t) \leq \frac{1}{2} \sum_{i \in \mathcal{S}} V_{i,k}(t), \quad \forall k, t, \quad (19)$$

$$\sum_{(i,j) \in \mathcal{P}_k(t)} z_{k,t}^{(i,j)} \leq \frac{1}{2} \sum_{i \in \mathcal{S}} x_{i,k}(t), \quad \forall k, t. \quad (20)$$

(19) 表明若可见卫星数少于 2, 则 $y_k(t)$ 必为 0; (20) 将配对数上界与参与卫星数关联, 避免出现配对数大于卫星数的情况. 上述构造将"双星同时观测"的工程背景转化为可线性求解的配对选择与一致性约束, 通过 $z_{k,t}^{(i,j)}$ 与 $x_{i,k}(t)$ 的联立关系避免非配对式的重复计数, 并在分配层面显式保证同一目标在同一时刻由两颗不同卫星协同观测.

2 改进型 CBBA-Shapley 算法

上述任务规划数学模型描述了多颗低轨卫星在有限观测时间窗口内, 满足双星协同观测、单星单任务及可见性约束条件下, 最大化系统观测收益的优化问题. 该问题本质上是一个多约束、多目标、动态可行域的组合优化问题, 传统集中式方法在大规模卫星星座和动态任务场景下计算代价高且难以实时响应.

为实现分布式、实时的任务分配决策, 并提高全局收益与分配公平性, 本节首先简要回顾 CBBA 算

法的基本流程, 包括任务捆绑构建与一致性收敛机制; 随后在 CBBA 分布式任务分配框架基础上, 引入 Shapley 值收益计算机制, 形成改进型 CBBA-Shapley 算法. 该算法能够直接处理收益函数 $O_{i,k}(t)$ 及约束条件, 通过捆绑阶段嵌入双星协同观测约束, 通过冲突消解阶段实现单星单任务约束, 并在可见性判定中剔除不可执行任务, 从而高效求解任务规划模型.

2.1 CBBA 算法介绍

CBBA 是一种分布式任务分配方法, 适用于多智能体系统, 如卫星星座、无人机集群等. CBBA 通过迭代的捆绑阶段和共识阶段, 各卫星将当前双星协同配对结果进行广播与同步, 若存在冲突则按照 CBBA 规则回退并重新构建任务捆绑, 从而保证双星协同决策的一致性, 使各智能体在局部信息基础上达成全局一致的任务分配结果.

算法 1 step 1: 初始化. 对每个卫星 S_i , 置本地捆绑列表 $\mathcal{B}_i \leftarrow \emptyset$, 分配矩阵 $x_{i,k}(t) \leftarrow 0$, 可见候选集 $\mathcal{C}_i \leftarrow \{(k, t) \mid V_{i,k}(t) = 1\}$; 初始化本地竞价矩阵 $\beta_i(k, t) \leftarrow -\infty$, 本地赢家映射 $\omega_i(k, t) \leftarrow \emptyset$, 时间戳向量 $\theta_i(k, t) \leftarrow 0$.

step 2: 任务评分. 对每个 $(k, t) \in \mathcal{C}_i$ 计算基础效用 $O_{i,k}(t) = w_1 Q_{i,k}^{\text{geom}}(t) + w_2 Q_k^{\text{prior}}$, 作为后续路径插入边际收益计算的基础评分输入.

step 3: 本地捆绑. 对每个 S_i , 在满足 $x_{i,k}(t) \leq V_{i,k}(t)$ 与 $\sum_k x_{i,k}(t) \leq 1$ 的前提下, 重复执行: 从未入捆绑的可行候选中选择 $\arg \max_{(k,t) \in \mathcal{C}_i \setminus \mathcal{B}_i} \Delta J_i(p_i, (k, t))$, 其中, $\Delta J_i(p_i, (k, t))$ 表示将任务 (k, t) 插入当前路径 p_i 不同位置所产生的最大边际收益, 其计算以基础效用 $O_{i,k}(t)$ 为评价依据; 若 (k, t) 插入当前路径的最优位置不引起本地约束冲突, 则 $\mathcal{B}_i \leftarrow \mathcal{B}_i \cup \{(k, t)\}$, 置 $\beta_i(k, t) \leftarrow O_{i,k}(t)$ 、 $\omega_i(k, t) \leftarrow i$ 、 $x_{i,k}(t) \leftarrow 1$, 并将与 (k, t) 在同一 t 上冲突的其他本地分配释放 (置 $x_{i,k'}(t) \leftarrow 0$). 若不可行则跳过该候选.

step 4: 共识信息交换. 各卫星在通信图上交换 $\beta_i(\cdot, \cdot)$ 、 $\omega_i(\cdot, \cdot)$ 与 $\theta_i(\cdot, \cdot)$, 对每个 (k, t) 进行赢家一致化: 选取具有最大竞价的对 (k, t) 的赢家 $i^* = \arg \max_j \beta_j(k, t)$, 若并列则按 $\theta_j(k, t)$ 更新近端一致, 仍并列则按卫星编号打破平局.

step 5: 冲突消解与列表修整. 对每个 (k, t) , 仅赢家 i^* 保留 $x_{i^*,k}(t) = 1$ 与 $\omega_{i^*}(k, t) = i^*$ 、 $\beta_{i^*}(k, t)$; 所有非赢家 $i \neq i^*$ 将该项从 \mathcal{B}_i 中移除, 置 $x_{i,k}(t) \leftarrow 0$ 、 $\omega_i(k, t) \leftarrow \emptyset$ 、 $\beta_i(k, t) \leftarrow -\infty$, 并更新时间戳.

step 6: 收敛判定. 若在一轮共识后, 所有 i 的 $(\mathcal{B}_i, \beta_i, \omega_i)$ 均未发生变化, 则认为算法达到一致性并收敛, 算法终止; 否则返回 step 3 继续迭代.

step 7: 输出. 得到满足可见性与单星单任务约束的分配结果 $x_{i,k}(t)$, 并由 $\omega_i(k, t)$ 与 $\beta_i(k, t)$ 给出对应赢家与得分信息, 用于后续执行与评估.

从工程实现角度考虑, 该算法在一定程度上对通信时延具有鲁棒性, 能够适应实际分布式系统中的通信不确定性.

2.2 基于 Shapley 值的双星协同 CBBA 算法改进

传统 CBBA 在捆绑阶段依据单星的即时观测效用 $O_{i,k}(t)$ 进行贪婪排序, 难以刻画多星协同对联盟价值的外部性, 容易在高可见时段将任务集中分配给少数高性能卫星, 导致资源过载与全局不均衡. Shapley 值作为合作博弈理论中的经典收益分配方法, 能够通过计算个体在不同联盟形成顺序中的边际贡献, 对联盟收益进行公平分配. 因此, 本文在 CBBA 的收益计算环节引入 Shapley 值, 以所有可能合作顺序下的平均边际贡献来度量卫星 S_i 对目标 G_k 的实际贡献, 将协同效应显式纳入分配准则, 从而提升任务分配结果的公平性与稳定性.

在一般的合作博弈表示中, 记目标 G_k 的联盟价值函数为 $v(\mathcal{C}_k)$, 其中 $\mathcal{C}_k \subseteq \mathcal{S}$ 表示为完成目标 G_k 而形成的卫星子集, 且 $v(\mathcal{C}_k)$ 可写作由单体效用汇总而成的形式, 例如 $v(\mathcal{C}_k) = \sum_{S_i \in \mathcal{C}_k} R_{i,k}$, 其中 $R_{i,k}$ 表示 S_i 对 G_k 的观测效用. 在本文的时序与可见性建模下, 设时刻 t 下目标 G_k 的可见卫星集合为 $\mathcal{S}_k(t) = \{S_i \in \mathcal{S} : V_{i,k}(t) = 1\}$, 并以 $v(\mathcal{C}_k, t)$ 衡量在同一时刻由卫星子集 $\mathcal{C}_k \subseteq \mathcal{S}_k(t)$ 协同观测 G_k 所产生的系统收益. 考虑"双星同时观测"的硬约束与本文定义的单星效用 $O_{i,k}(t) = w_1 Q_{i,k}^{\text{geom}}(t) + w_2 Q_k^{\text{prior}}$, 本文采用 $v(\mathcal{C}_k, t) = \mathbf{1}\{|\mathcal{C}_k| \geq 2\} \cdot \frac{1}{|\mathcal{C}_k|} \sum_{S_i \in \mathcal{C}_k} O_{i,k}(t)$, 从而仅当联盟规模不小于两颗卫星时才产生正收益, 且收益由参与联盟的单星效用在集合上进行平均, 既体现协同观测的必要性, 又避免由极端个体主导的偏置. 一般形式 $v(\mathcal{C}_k)$ 与本文具体形式 $v(\mathcal{C}_k, t)$ 可通过令 $R_{i,k} = O_{i,k}(t)$ 并在时刻 t 上取定而相互对应.

在给定联盟价值的情况下, Shapley 值度量某一参与者在所有可能联盟顺序中的平均边际贡献. 对一般形式, 卫星 S_i 对目标 G_k 的 Shapley 值为

$$\phi_{ik} = \sum_{\mathcal{Q} \subseteq \mathcal{S} \setminus \{S_i\}} \frac{|\mathcal{Q}|! (|\mathcal{S}| - |\mathcal{Q}| - 1)!}{|\mathcal{S}|!} [v(\mathcal{Q} \cup \{S_i\}) - v(\mathcal{Q})],$$

对本文的时刻化定义, 卫星 S_i 在时刻 t 的 Shapley 值为

$$\phi_{ik}(t) = \sum_{\mathcal{Q} \subseteq \mathcal{S}_k(t) \setminus \{S_i\}} \frac{|\mathcal{Q}|! (|\mathcal{S}_k(t)| - |\mathcal{Q}| - 1)!}{|\mathcal{S}_k(t)|!} [v(\mathcal{Q} \cup \{S_i\}, t) - v(\mathcal{Q}, t)].$$

从博弈论角度分析, 当多个卫星联合执行任务时, 其整体收益通常不低于各自独立执行任务收益之和, 因此该联盟价值函数在实际任务环境中近似满足超可加性 (superadditivity) 的特征. 在此基础上, 采用 Shapley 值对联盟收益进行分配, 可以根据各卫星对联盟贡献的边际增益实现收益分配. 对于单星效用存在不均衡的情况, Shapley 值通过计算各卫星在不同联盟形成顺序中的边际贡献, 从而综合评估其真实贡献程度. 因此, 即使在单星效用差异较大的情况下, Shapley 值仍能够在一定程度上提升收益分配的公平性.

在 CBBA 中以 $U_{i,k}^{\text{shapley}}(t) = \phi_{ik}(t)$ 替代原有的贪婪收益作为捆绑阶段的排序依据. 由效率、对称与空玩家等基本性质可知, $\sum_{S_i \in \mathcal{S}_k(t)} \phi_{ik}(t) = v(\mathcal{S}_k(t), t)$, 联盟的总价值被无偏地分摊给参与者; 当两颗卫星在 $\mathcal{S}_k(t)$ 中对任意联盟的边际贡献相同, 则两者的分摊相等; 若 $V_{i,k}(t) = 0$ 或 $O_{i,k}(t) = 0$ 使得对任意 \mathcal{Q} 有 $v(\mathcal{Q} \cup \{S_i\}, t) - v(\mathcal{Q}, t) = 0$, 则 $\phi_{ik}(t) = 0$. 结合单星单任务与双星同时观测约束, 该分摊在捆绑-共识-冲突消解的迭代中抑制对个别卫星的过度占用: 当某颗卫星因其他目标的配对而接近资源上限时, 其在新增目标上的可用边际贡献下降, 对应的 $\phi_{ik}(t)$ 降低, 从而在排序时为其它具有可见性且 $O_{i,k}(t)$ 较高的卫星留出机会, 提升分配的公平性与全局收益. 由于 $v(\cdot, t)$ 以 $O_{i,k}(t)$ 的集合平均构造, 并由指示函数实现对 $|\mathcal{C}_k| \geq 2$ 的硬性限制, 在每个时刻 t 上 $v(\cdot, t)$ 能够在本文设定的协同观测场景下能够有效刻画协同收益, 且单星的边际贡献由其对集合平均的提升决定. 将 $\phi_{ik}(t)$ 融入 CBBA 不改变原有的消息结构与共识规则, 仅更新局部评分项, 因而保留了原算法的有限轮终止与一致性, 并在多约束条件下使任务分配更充分地反映协同观测的实际价值.

在分布式实现中, 各参与分配的卫星需在捆绑阶段为可选目标计算收益值. 传统 CBBA 通常使用基于 $O_{i,k}(t)$ 的局部贪婪计算, 容易在多约束情形下偏向高收益卫星. 采用 Shapley 值后, 收益基于卫星在联盟中的平均边际贡献, 能够在可见性与资源约束并存的条件下提升分配公平性与全局效益. 为便于实现, 给出计算步骤如下:

算法 2 step 1: 根据任务场景构建联盟价值函数 $v(C_k, t)$, 其中可见性由 $V_{i,k}(t)$ 限定, 可用效用为 $O_{i,k}(t)$;
 step 2: 对每个 (i, k, t) , 枚举或抽样 $Q \subseteq S_k(t) \setminus \{S_i\}$;
 step 3: 计算 $v(Q, t)$ 与 $v(Q \cup \{S_i\}, t)$ 得到边际贡献;
 step 4: 按组合权重 $\frac{|Q|!(|S_k(t)| - |Q| - 1)!}{|S_k(t)|!}$ 加权累加;
 step 5: 得到 $\phi_{ik}(t)$ 并作为 $U_{i,k}^{\text{shapley}}(t)$ 参与 CBBA 捆绑阶段的收益排序.

结合任务规划中的双星同时观测与冲突消解机制, 改进的 CBBA-Shapley 在收益计算与分配策略层面进行统一优化. 在捆绑阶段以 $\phi_{ik}(t)$ 替代贪婪收益, 使得排序反映所有可能联盟中的平均边际贡献, 避免局部最优导致的资源不均; 在满足 $\sum_{i=1}^N x_{i,k}(t) \geq 2y_k(t)$ 的同时观测约束时, 通过联盟价值 $v(C_k, t)$ 选择两星配对, 以体现协同观测的真实增益; 在共识与冲突消解阶段, 当出现单星多任务冲突时, 保留对某一目标的 Shapley 值最高的分配并释放其余较低收益的任务, 为被释放目标在未占用且满足可见性条件的卫星中重新选择替代者, 从而在保证单星单任务约束 $\sum_{k=1}^M x_{i,k}(t) \leq 1$ 的前提下提升整体完成率与总收益. 该方法在不改变 CBBA 分布式消息结构与收敛机制的前提下, 引入了基于联盟价值的公平分摊评分, 使得分配结果更符合双星协同的工程约束与全局效能目标.

2.3 改进型 CBBA-Shapley 算法流程

在前述原理基础上, 改进型 CBBA-Shapley 算法在收益计算、约束适配与冲突处理方面形成了完整的任务分配流程. 收益计算部分采用 Shapley 值替代传统贪婪法, 使得每颗卫星的收益反映其在所有可能联盟中的平均贡献, 从而提升分配的公平性与全局效益. 约束适配方面, 在任务捆绑阶段引入双星同时观测机制, 确保每个目标在同一时刻由两颗不同卫星协同观测, 并以联盟效用的形式进行收益评估. 在冲突处理方面, 共识阶段通过信息交换检测重复分配情况, 随后在冲突消解阶段保留卫星对某一目标的最高 Shapley 值分配方案, 释放其它较低收益任务, 并为被释放的目标寻找未被占用的最优替代卫星, 直至分配结果稳定. 在卫星数 N 、目标数 M 、离散时刻 T 下, 改进 CBBA-Shapley 的总时间复杂度为 $O(R(C_\phi + \sum_i E_i \log E_i + P + E))$, 其中 R 为达成

共识阶段收敛所需的最大通讯轮数, E_i 为可以与卫星 i 直接通信的邻近卫星数量, $E = |\{(i, k, t) | V_{i,k}(t) = 1\}|$, $P = \sum_{k,t} \binom{s_k(t)}{2}$ 、精确 Shapley 计算 $C_\phi = O(\sum_{k,t} s_k(t) 2^{s_k(t)})$ 或抽样近似 $C_\phi = O(L \sum_{k,t} s_k(t))$, 空间复杂度为 $O(E + P)$.

改进型 CBBA-Shapley 任务分配算法伪代码描述

步骤 伪代码描述

输入 卫星集合 $S = \{S_1, \dots, S_N\}$; 目标集合 $G = \{G_1, \dots, G_M\}$; 可见性矩阵 $V_{i,k}(t)$; 单星观测效用 $O_{i,k}(t)$.

输出 满足双星协同与单星单任务约束的最终任务分配方案.

Step 1: 参数初始化 为每个卫星初始化空捆绑列表 B_i ; 设置收敛标志 $\delta = 0$; 定义联盟价值函数 $v(C_k, t)$.

Step 2: 计算 Shapley 值收益 对每个目标 G_k 、卫星 S_i 和时刻 t : 枚举或抽样联盟 $Q \subseteq S_k(t) \setminus \{S_i\}$; 计算边际贡献 $\Delta v = v(Q \cup \{S_i\}, t) - v(Q, t)$; 按权重 $\frac{|Q|!(|S_k(t)| - |Q| - 1)!}{|S_k(t)|!}$ 累加, 得到 $\phi_{i,k}(t)$; 令本地收益 $U_{i,k}^{\text{shapley}}(t) = \phi_{i,k}(t)$.

Step 3: 任务捆绑阶段 各卫星按 Shapley 值收益 $U_{i,k}^{\text{shapley}}(t)$ 排序, 逐一选择可执行任务; 遵循双星协同观测约束 $\sum x_{i,k}(t) \geq 2y_k(t)$; 更新捆绑列表 B_i .

Step 4: 共识阶段 卫星间广播各自捆绑列表; 检测是否存在任务冲突或重复分配; 若发现冲突, 进入冲突消解阶段.

Step 5: 冲突消解 保留冲突任务中 Shapley 值收益最高的分配方案; 释放较低收益任务; 为被释放目标在未分配且满足可见性条件的卫星中重新选择替代者.

Step 6: 收敛判断 若各卫星捆绑列表及收益信息不再变化, 则设 $\delta = 1$, 算法终止; 否则返回 Step 3-Step 5.

Step 7: 输出结果 汇总所有卫星的分配结果, 得到最终的双星协同观测任务方案.

3 仿真验证与结果分析

为验证本文提出的改进型 CBBA-Shapley 算法在低轨卫星时敏目标协同调度场景中的有效性与优势, 构建了多种仿真条件并进行了系统评估. 本文仿真场景面向典型低轨对地观测任务规划问题, 卫星数量、目标规模及轨道参数设置参考了文献 [5-8] 的常见配置, 用于验证所提算法在协同任务分配场景下的有效性. 仿真验证分为三个部分: 场景验证用于考察算法在不同星座规模下的适应性; 算法对比用于在同一场景条件下评估算法在任务完成率、总收益、计算耗时及公平性上的相对性能, 并结合 t 检验分析结果显著性; 泛化性能分析则考察任务数量变

化对算法的可扩展性与稳定性影响.

3.1 场景验证

实验设计了三个星座规模场景, 分别是 24 颗卫星 (3 轨道平面)、48 颗卫星 (6 轨道平面)、72 颗卫星 (9 轨道平面) 三种构型. 三种场景中地面目标数量均固定为 3 个, 高速机动目标的轨道根数参数如表 2 所示, 并保持不变, 观测约束为双星同时观测且单星单任务, 最大探测距离设为 $R_{\max} = 30000$ km, 时间步长为 $\Delta t = 5$ s. 分配结果如表 3、4、5 所示.

表2 目标轨道根数

参数	目标1	目标2	目标3
a/km	5887.470	5544.590	5721.001
e	0.507	0.648	0.795
i/deg	159.17	140.122	166.101
Ω/deg	140.298	98.028	86.233
w/deg	195.893	149.289	146.813
f/deg	128.301	139.817	147.423

表3 场景一: 24 星-3 目标任务分配结果

目标	起始时间(s)	结束时间(s)	卫星A	卫星B
1	600.000	765.249	3	4
1	765.249	799.861	3	5
1	799.861	861.188	15	17
1	861.188	1005.434	17	18
1	1005.434	1149.680	14	15
1	1149.680	1341.186	18	24
1	1341.186	1481.698	5	14
1	1481.698	1500.000	23	—
2	600.000	649.467	6	20
2	649.467	809.658	16	—
2	809.658	867.147	13	16
2	867.147	905.985	5	13
2	905.985	1052.245	3	16
2	1052.245	1271.075	5	—
2	1271.075	1434.179	13	15
2	1434.179	1500.000	6	15
3	600.000	697.337	5	19
3	697.337	792.452	19	—
3	792.452	869.847	9	19
3	869.847	1035.742	3	20
3	1035.742	1126.676	17	19
3	1126.676	1293.699	6	17
3	1293.699	1411.999	6	—
3	1411.999	1500.000	4	18

随着星座规模的扩大, 高可见性时段任务分配更为密集, 连续观测时间显著延长, 并且在目标可见性间断区间中能够保持更高的任务完成率. 集中观测时段通常目标在星座可见性几何条件最优的时间窗口, 此时满足双星协同观测与单星单任务约束的

表4 场景二: 48 星-3 目标任务分配结果

目标	起始时间(s)	结束时间(s)	卫星A	卫星B
1	600.000	765.249	3	4
1	765.249	799.861	3	5
1	799.861	861.188	15	17
1	861.188	1005.434	17	18
1	1005.434	1149.680	14	15
1	1149.680	1341.186	18	24
1	1341.186	1481.698	5	14
1	1481.698	1500.000	23	25
2	600.000	649.467	6	20
2	649.467	809.658	16	26
2	809.658	867.147	13	16
2	867.147	905.985	5	13
2	905.985	1052.245	3	16
2	1052.245	1271.075	5	27
2	1271.075	1434.179	13	15
2	1434.179	1500.000	6	15
3	600.000	697.337	5	19
3	697.337	792.452	19	28
3	792.452	869.847	9	19
3	869.847	1035.742	3	20
3	1035.742	1126.676	17	19
3	1126.676	1293.699	6	17
3	1293.699	1411.999	6	29
3	1411.999	1500.000	4	18

表5 场景三: 72 星-3 目标任务分配结果

目标	起始时间(s)	结束时间(s)	卫星A	卫星B
1	600.000	765.249	3	4
1	765.249	799.861	3	5
1	799.861	861.188	15	17
1	861.188	1005.434	17	18
1	1005.434	1149.680	14	15
1	1149.680	1341.186	18	24
1	1341.186	1481.698	5	14
1	1481.698	1500.000	23	49
2	600.000	649.467	6	20
2	649.467	809.658	16	50
2	809.658	867.147	13	16
2	867.147	905.985	5	13
2	905.985	1052.245	3	16
2	1052.245	1271.075	5	51
2	1271.075	1434.179	13	15
2	1434.179	1500.000	6	15
3	600.000	697.337	5	19
3	697.337	792.452	19	52
3	792.452	869.847	9	19
3	869.847	1035.742	3	20
3	1035.742	1126.676	17	19
3	1126.676	1293.699	6	17
3	1293.699	1411.999	6	53
3	1411.999	1500.000	4	18

可行配对数量显著增加, 任务分配密度较高且收益

提升明显; 低可见性时段则发生在目标位于观测边缘或受轨道构型及观测距离限制的区域, 可行配对数量显著减少, 可能出现单星覆盖或较短持续观测区间, 需通过优化分配策略或增加星座规模以缓解资源紧张与覆盖间断问题。

在三种星座规模下的任务分配结果对比表明, 目标集合与时间窗口保持一致的条件下, 卫星数量对可行配对数量、连续覆盖能力与分配均衡性具有显著影响。场景一采用二十四星配置, 在多数区段能够满足双星同时观测与单星单任务约束, 但仍存在少量单星覆盖的时段。该情形反映出在可见性资源较为紧张时, 局部时段的合法配对不足, 连续观测链条出现间断, 这种间断直接导致了目标三在 697-792s 时段的观测中断, 说明二十四星配置在资源紧张时难以保证对所有目标的连续覆盖。场景二扩展至四十八星, 所有区段均补足协同观测卫星, 未再出现单星覆盖现象, 任务配对在高可见性窗口内更为密集, 低可见性窗口内的间隙明显缩短, 资源冲突显著减少, 分配在不同卫星之间的均衡性提升, 任务完成率与总收益同步改善, 具体表现为目标三的单星覆盖时段被消除, 整体双星约束满足率从 96.7% 提升至 100%, 系统由“降级运行”状态恢复至“全约束满足”状态。场景三进一步扩展至七十二星, 候选配对数量继续增加, 可在同一时间窗口内形成更多满足几何质量要求的备选组合, 因而在保证约束可行的同时更易选择观测质量较优的配对, 边缘时段的覆盖也得到加强, 例如目标一末段由二十三号与四十九号卫星协同完成, 充分体现了规模扩大带来的质量红利, 整体连续性与稳健性进一步提升。综合三种场景的表现可以认为, 星座规模的扩大主要通过增加可行配对与缓解资源竞争提升可行域密度, 从而在既定可见性与约束条件下提高任务完成率与平均覆盖时长, 同时结合基于 Shapley 值的收益分配机制, 能够抑制个别卫星过载并改善任务在星座内的分布公平性, 随着规模增大这一效应更加显著, 从数据上看, 卫星闲置率从 25% 降至 15% 再降至 5%, 验证了规模与公平性的正相关关系。

3.2 算法对比

遵循法需在低轨卫星或多无人系统任务分配领域中具有代表性、算法应与本文方法在分布式决策框架下具有可比性以及算法应在已有文献中被广泛验证的原则, 根据文献 [5][9][16][18] 等, 选取传统 CBBA、遗传算法 (GA)、粒子群算法 (PSO)、AWCSAT 以及 MC-CTA-ALNS 与改进型 CBBA-Shapley 进行

对照分析。

传统 CBBA: 基于分布式捆绑与共识机制的任务分配方法, 具有计算速度快、适用多智能体系统等特点, 但在复杂协同约束下整体收益偏低。

遗传算法 (GA): 经典的集中式元启发式优化方法, 通过选择、交叉与变异等操作进行全局搜索, 解质量较高, 但计算耗时较长。

粒子群算法 (PSO): 集中式群体智能优化方法, 依靠粒子群位置和速度的迭代更新实现较快收敛, 适合连续优化问题, 在复杂约束场景下易陷入局部最优。

AWCSAT 算法^[5]: 结合自适应权重、协同模拟退火及禁忌搜索的混合优化方法, 兼顾解的多样性与收敛速度, 在高约束场景中具备良好的可行性保持能力。

MC-CTA-ALNS 算法^[10]: 融合最小冲突任务分配策略与自适应大邻域搜索, 以提升任务完成率, 特别适用于任务冲突密集的多卫星协同调度。

DT2A 算法^[19]: 基于博弈论的分布式任务分配方法, 将多卫星-任务匹配建模为潜在博弈/定价博弈框架, 通过局部最优响应与有限记忆更新实现分布式收敛; 在资源冲突与动态时窗条件下具有较高的收益与稳健性。

DA-CCGA 算法^[22]: 基于分布式协同进化的星座自主任务规划方法, 采用多子群协同遗传搜索与个体-任务解码策略, 并结合局部交换与一致性协调机制, 提高任务完成率与全局收益; 在大规模约束场景中表现稳定。

场景为 24 颗卫星观测 3 个地面目标。对比指标包括任务完成率、总收益、计算耗时、任务分配公平性 (基于观测任务在各卫星间的分布均匀度, 采用 Theil 指数互补形式归一化表示) 以及基于 100 次独立运行的 t 检验显著性水平 (p 值, 置信区间 95%) 来验证改进型 CBBA-Shapley 相对于传统 CBBA 在完成率和收益上的改进是否具有统计显著性。公平性计算方法为 (本文所讨论的“公平性”特指任务分配层面不同卫星之间负载与收益分布的均衡性, 与人工智能安全领域中涉及群体属性的公平性概念并不相同, 类似的公平性定义在相关研究中已被广泛采用):

$$F = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N \frac{k_i}{\bar{k}} \ln\left(\frac{k_i}{\bar{k}}\right)}{N} \quad (21)$$

其中 k_i 为卫星 i 的任务数, \bar{k} 为平均任务数。

为验证各算法在关键性能指标上的统计显著性

差异, 本文在统一场景 (24 星座、3 目标) 下对每种算法独立运行 $n = 100$ 次, 并在相同随机种子序列下对所有算法进行实验, 采用如下步骤进行检验:

1. 配对差值构造: 对任意两算法 A、B, 构造每次独立运行的配对差值序列 $\{d^{(k)} = x_A^{(k)} - x_B^{(k)}\}_{k=1}^n$.
2. 分布检验与检验类型选择: 对配对差值 $\{d^{(k)}\}$ 执行 Shapiro-Wilk 正态性检验, 用于评估其是否显著偏离正态分布. 在本文所给出的结果中, 差值样本规模为 $n = 100$, 总体上未观察到明显偏离正态的情况, 且配对 t 检验在轻微偏离正态时仍具有较好稳健性, 因此优先采用配对 t 检验.
3. 显著性与效应量: 显著性水平设为 $\alpha = 0.05$, 采用双侧检验. 配对 t 检验报告统计量 t 及 $d_z =$

t/\sqrt{n} .

由表 6 可见, 改进型 CBBA-Shapley 在完成率与总收益方面相较传统 CBBA 有显著提升, 任务分配更加均衡而计算开销仅小幅增加. 与 CBBA-Shapley 相比, GA 与 PSO 以及 AWCSAT 在总收益上的差异未达统计显著, MC-CTA-ALNS 在收益上表现出小幅优势, 同时伴随更高的运行时间. 新增的博弈型分布式方法 DT2A 与 DA-CCGA 在总体收益上进一步占优, 运行时间高于本文方法, 体现出以额外计算代价换取更高效益的取舍. 综合来看, CBBA-Shapley 在维持分布式低时延的同时兼顾完成率、收益与任务分配公平性, 在实时性与全局效益之间实现更为均衡的折中.

表6 算法性能对比与显著性检验 (基准: CBBA-Shapley, 指标: 总收益)

算法	完成率	总收益	公平性指数	耗时(s)	检验类型	t 值	p 值	效应量 d_z
CBBA	0.95	2800	0.82	0.0020	配对 t	-6.23	3.1×10^{-4}	-0.62
CBBA-Shapley	0.97	3100	0.91	0.0030	基准	—	—	—
GA	0.97	3100	0.88	3.4500	配对 t	0.08	0.939	0.01
PSO	0.96	3080	0.87	2.4100	配对 t	-1.95	0.064	-0.20
AWCSAT	0.96	3095	0.89	1.5800	配对 t	-1.12	0.271	-0.11
MC-CTA-ALNS	0.98	3150	0.90	1.2000	配对 t	2.31	0.028	0.23
DT2A	0.98	3170	0.92	0.0250	配对 t	3.87	4.2×10^{-4}	0.39
DA-CCGA	0.99	3190	0.93	0.0480	配对 t	4.65	7.1×10^{-5}	0.47

在公平性指数上, CBBA-Shapley 由 0.82 提升至 0.91, 任务分配更均衡. 计算耗时仅略高于 CBBA, 但显著低于集中式和混合优化方法. 这些结果表明, 改进型 CBBA-Shapley 在保持低时延的同时兼顾收益、完成率与分配公平性, 适合复杂协同约束任务场景.

3.3 泛化性能分析

在 24 星座 3 目标的条件下, 将任务数量分别设置为 $m = 5, 8, 10, 15, 20, 25$, 并对所有算法进行 100 次独立运行, 记录运行时间与总收益的均值及范围. 结果如图 2 和图 3 所示, 图中不同背景阴影区域表示不同任务负载区间, 用于区分算法在不同负载水平下的性能表现. 集中式算法 (GA、PSO) 在任务规模较小时收益略高, 但运行时间随任务数增加急剧上升, 在 $m \geq 20$ 时失去实时性; 混合优化方法 (AWCSAT、MC-CTA-ALNS) 在中高任务规模下收益稳定性较好, 但耗时明显高于分布式方法; 传统 CBBA 在耗时最低的同时收益偏低, 而改进型 CBBA-Shapley 在收益曲线接近集中式最优值的同时, 运行时间增长缓慢且波动范围较窄, 表现出强鲁棒性. 综合分析表明, 改进型 CBBA-Shapley 在任务

规模扩展时能保持接近最优的综合性能, 并在计算效率与公平性方面具备显著优势, 适合在大规模实时调度场景中推广. 综上所述, 多场景验证、算法性能对比与泛化分析均表明, 改进型 CBBA-Shapley 算

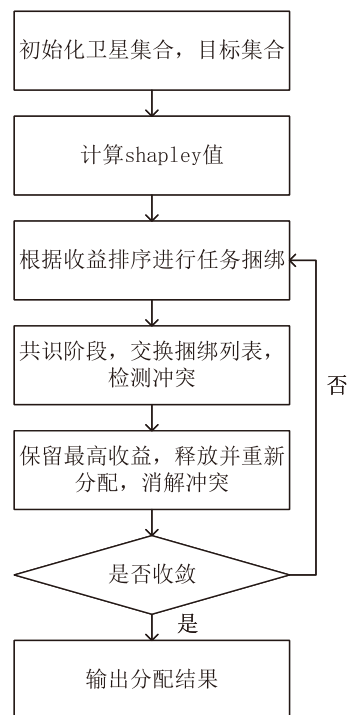


图2 改进型 CBBA-Shapley 算法流程图

法在严格的双星协同与单星单任务约束下能够有效提升任务完成率、总收益与分配公平性, 并保持分布式方法的低耗时特性, 其在低轨卫星时敏目标协同调度的工程应用中具有显著价值。

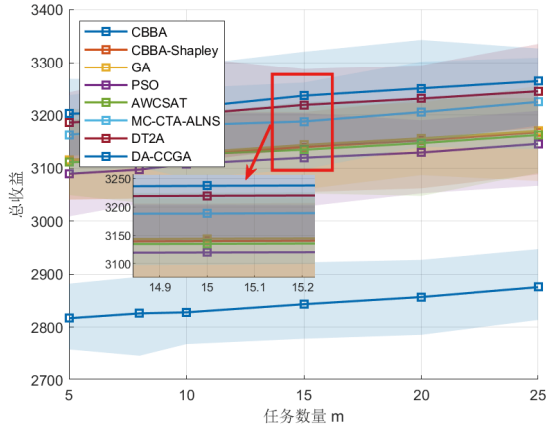


图3 不同任务规模下总收益对比

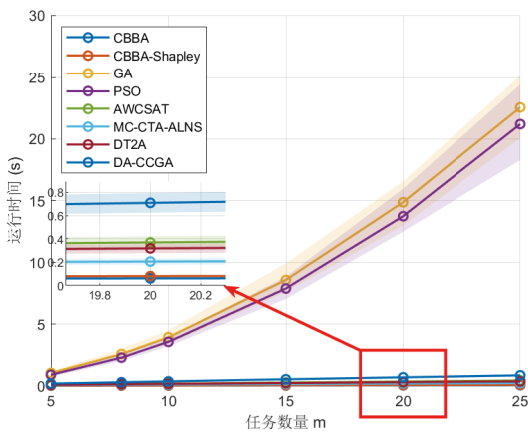


图4 不同任务规模下运行时间对比

4 结论

本文面向低轨卫星对时敏移动目标的协同调度问题, 在“双星同时观测”和“单星单任务”等硬约束下, 构建了覆盖与几何质量一体化的任务规划模型, 并针对传统 CBBA 贪婪收益难以体现联盟价值与分配公平性的不足, 提出将合作博弈中的 Shapley 值嵌入 CBBA 的收益评估环节, 形成改进的 CBBA-Shapley 算法。方法在不改变 CBBA 分布式消息结构与收敛机制的前提下, 以平均边际贡献替代局部贪婪得分, 有效抑制高能力卫星的过载现象, 在满足配对一致性与可见性约束的同时提升全局收益与资源使用均衡性。为刻画工程场景中的“双星协同”需求, 本文给出了可配对集合及其线性化一致性约束, 并设计迭代冲突消解策略, 使捆绑结果在复杂约束下保持可行。

需要指出的是, 方法效果依赖于可见性判定与

几何质量评估的准确性, Shapley 值在大规模参与者集合上的精确计算存在复杂度挑战, 通信时延与异步信息交换对分布式一致性亦可能产生影响。未来工作将面向三类方向展开: 其一, 将能量与存储约束、下行链路与云覆盖等多源约束纳入统一模型, 提升对真实任务链的适配能力; 其二, 研究基于抽样或增量更新的 Shapley 近似与分层化分配机制, 进一步降低计算与通信开销, 并在动态目标与滚动重规划场景下给出收敛与最优性保证; 其三, 开展半实物闭环与在轨数据对比验证, 对小规模实例进行精确求解验证, 评估参数敏感性与鲁棒性边界, 推动方法在大规模星座的工程应用落地。综合来看, CBBA-Shapley 为分布式星座在时敏任务中的公平高效调度提供了一种可行路径, 兼顾实时性与全局效能, 具有良好的推广前景。

参考文献 (References)

- [1] 向尚, 陈盈果, 李国梁, 等. 卫星自主与协同任务调度规划综述[J]. *自动化学报*, 2019, 45(2): 252-264. (Xiang S, Chen Y G, Li G L, et al. Review on satellite autonomous and collaborative task scheduling planning[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2019, 45(2): 252-264.)
- [2] Visheratin A A, Melnik M, Nasonov D, et al. Hybrid scheduling algorithm in early warning systems[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2018, 79: 630-642.
- [3] Cheng Y, Wei C, Sun S X, et al. An LEO constellation early warning system decision-making method based on hierarchical reinforcement learning[J]. *Sensors*, 2023, 23(4): 2225.
- [4] 廖骥, 楼宇涛, 张栩琪, 等. 面向多目标跟踪的卫星系统任务自主规划方法[J]. *上海航天: 中英文*, 2025, 42(5): 75-81. (Liao J, Lou Y T, Zhang X Q, et al. Autonomous mission planning method for satellite systems orienting to multi-target tracking[J]. *Aerospace Shanghai: Chinese & English*, 2025, 42(5): 75-81.)
- [5] 毛成辉, 胡淦, 顾轶, 等. 基于改进自适应大邻域搜索的低轨预警卫星调度算法[J]. *控制理论与应用*, 2025: 1-15. (Mao C H, Hu G, Gu Y, et al. Low earth orbit early warning satellite scheduling algorithm based on improved adaptive large neighborhood search[J]. *Control Theory and Applications*, 2025: 1-15.)
- [6] 何晓垒, 金志标, 朱守中. 低轨预警系统传感器调度层次分析方法[J]. *兵工自动化*, 2018, 37(5): 1-5. (He X L, Jin Z B, Zhu S Z. Analytic hierarchy process for sensors scheduling of early warning system of low earth orbit[J]. *Ordnance Industry Automation*, 2018, 37(5): 1-5.)
- [7] 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.)
- [8] 刘建业. 低轨星座预警系统目标跟踪调度与效能评估方法[D]. 长沙: 国防科技大学, 2018.
(Liu J Y. Target tracking, scheduling and effectiveness evaluation method of LEO constellation early warning system[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2018.)
- [9] 孙福煜. 预警卫星系统探测任务调度策略及仿真方法研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2018.
(Sun F Y. Detection tasks scheduling and simulation method for early-warning satellite system[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2018.)
- [10] 袁健波, 杜永浩, 陈盈果, 等. 面向点群与大区域目标的成像卫星任务规划模型与算法研究[J]. *系统工程与电子技术*, 2025, 47(9): 2939-2950.
(Yuan J B, Du Y H, Chen Y G, et al. Research on imaging satellite mission planning model and algorithm for point-cluster and large-region targets[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2025, 47(9): 2939-2950.)
- [11] Kandepi R, Saini H, George R K, et al. Agile earth observation satellite constellations scheduling for large area target imaging using heuristic search[J]. *Acta Astronautica*, 2024, 219: 670-677.
- [12] Wang H J, Yang Z, Zhou W G, et al. Online scheduling of image satellites based on neural networks and deep reinforcement learning[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2019, 32(4): 1011-1019.
- [13] Wang S, Zhao L, Cheng J H, et al. Task scheduling and attitude planning for agile earth observation satellite with intensive tasks[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2019, 90: 23-33.
- [14] Du Y H, Wang T, Xin B, et al. A data-driven parallel scheduling approach for multiple agile earth observation satellites[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2020, 24(4): 679-693.
- [15] 杨文沅. 面向移动目标跟踪的多星协同规划与自主调度研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2021.
(Yang W Y. Research on multi-satellite collaborative planning and autonomous scheduling for moving target tracking[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2021.)
- [16] 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.
- [17] Long J, Wu S M, Han X D, et al. Autonomous task planning method for multi-satellite system based on a hybrid genetic algorithm[J]. *Aerospace*, 2023, 10(1): 70.
- [18] Lin F T, Kao C Y, Hsu C C. Applying the genetic approach to simulated annealing in solving some NP-hard problems[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1993, 23(6): 1752-1767.
- [19] Sun C H, Wang X C, Qiu H X, et al. Game theoretic self-organization in multi-satellite distributed task allocation[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2021, 112: 106650.
- [20] Liu C X, Lu K H, Chen X J, et al. Game-theoretical approach for task allocation problems with constraints[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2023, 458: 128251.
- [21] Qi C, Zhang H W, Xie J W, et al. Cooperative game theoretic power allocation method to distributed MIMO radar sensor network for multitarget detection in low-altitude[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2024, 24(6): 8731-8745.
- [22] 高天旻, 胡笑旋, 夏维. 基于分布式协同进化的星座自主任务规划算法[J]. *系统工程与电子技术*, 2022, 44(5): 1600-1608.
(Gao T Y, Hu X X, Xia W. Constellation autonomous mission planning algorithm based on distributed co-evolution[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2022, 44(5): 1600-1608.)

作者简介

龙鑫 (1992-), 男, 助理研究员, 博士, 主要研究方向为信息系统工程、深度学习, E-mail: longxin14@nudt.edu.cn;

沙志超 (1985-), 男, 副研究员, 博士, 主要研究方向为卫星任务规划、天基态势评估, E-mail: shazhichao_163@163.com;

赵若涵 (1999-), 女, 博士在读, 主要研究方向为智能决策、多目标优化、卫星任务规划, E-mail: zhaorh226@163.com;

孙慧杰 (1988-), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为无人系统自主协同控制、无人系统自主感知与决策, E-mail: huijie_sun@foxmail.com;

吴雨瑶 (1994-), 女, 助理研究员, 博士, 主要研究方向为航天器姿态控制、卫星任务规划, E-mail: yuyao_wu@foxmail.com.