

基于引力遗传搜索算法的低轨遥感卫星任务快速规划方法

岳群彬¹, 陈亚军¹, 林晓勇¹, 张艳红², 付伟¹, 高朝晖¹

(1. 中国电子科技集团公司第五十四研究所, 河北 石家庄 050081;

2. 智能空间信息国家级重点实验室, 北京 100029)

摘要: 针对遥感卫星任务规划这一NP-hard问题, 提出一种新型引力遗传搜索算法(GGSA)。该算法融合引力搜索算法的快速收敛特性与遗传算法的全局搜索能力, 并通过3阶段混合策略(引力搜索、精英交叉、定向变异)优化求解过程。同时, 在理论层面给出了收敛性证明和复杂度分析 $O(T \times N \times (P + N \times D))$, 在应用层面明确了适用于低轨光学遥感卫星的布设条件。6类场景下的仿真验证表明, 本文所提算法能够高效处理复杂的遥感卫星任务规划问题, 在收敛速度和搜索精度方面具有显著优势。

关键词: 遥感卫星任务规划; 遗传变异; 引力搜索; 混合策略; 定向变异

中图分类号: TP79

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2025037

Fast Planning Method for LEO Remote Sensing Satellite Missions Using the Gravitational Genetic Search Algorithm

YUE Qunbin¹, CHEN Yajun¹, LIN Xiaoyong¹, ZHANG Yanhong², FU Wei¹, GAO Zhaohui¹

1. The 54th Research Institute of CETC, Shijiazhuang 050081, China

2. National key Laboratory of Intelligent Spatial Information, Beijing 100029, China

Abstract: To address the NP-hard problem of remote sensing satellite mission planning, this paper proposes a novel gravitational genetic search algorithm (GGSA). This algorithm integrates the rapid convergence capability of the gravitational search algorithm (GSA) with the global exploration strength of the genetic algorithm (GA), and optimizes the solution process through a three-phase hybrid strategy (gravitational search, elite crossover, and directional mutation). At the theoretical level, convergence proof and complexity analysis $O(T \times N \times (P + N \times D))$ are provided. At the application level, the algorithm's suitability for deployment conditions involving low earth orbit (LEO) optical remote sensing satellites is clarified. Simulation results across six distinct scenario types demonstrate that GGSA exhibits superior capability in handling complex remote sensing satellite mission planning problems, achieving significant advantages in both convergence speed and search accuracy.

Keywords: remote sensing satellite mission planning, genetic mutation, gravitational search, hybrid strategy, directional mutation

0 引言

卫星任务规划问题是航天技术领域中的核心挑战之一, 其目标是在多种约束条件下优化卫星成像和数据接收过程, 以最大限度满足任务需求。这一问题涉及复杂的计算和资源分配, 因而被归类为典型的NP-hard问题^[1]。

在解决这一复杂问题时, 研究者们主要采用两类算法: 精确算法和近似算法。精确算法(如整数规划、分支定界)通过遍历所有可能的解空间来寻找最优解, 但

其计算时间会随着问题规模(如卫星数、目标数)的扩大呈指数增长, 对于较大规模卫星任务规划而言, 这种方法往往因计算耗时过长而缺乏可行性^[2]。因此, 启发式和元启发式近似算法成为处理大规模问题的主要选择, 该算法的目标是在合理时间内找到高质量可行解。不过, 传统启发式算法(如贪婪算法、邻域搜索算法和禁忌搜索算法)在处理小规模问题时可能有效, 但在面对大规模低轨卫星规划场景时, 往往存在计算时间过长、解质量不高或易陷入局部最优等问题^[3]。

为了克服这些挑战,基于自然启发的智能优化算法应运而生,并在卫星任务规划领域展现出潜力。其中,遗传算法通过模拟生物进化(选择、交叉、变异)过程进行全局搜索,虽能有效探索解空间但收敛速度慢且易早熟收敛;蚁群算法通过模拟蚂蚁觅食行为实现路径优化,适合求解路径规划问题,但在处理多资源约束的卫星规划问题时效率不高;粒子群优化算法可以模拟鸟群社会行为,收敛速度较快,但全局搜索能力有限且参数设置敏感;万有引力搜索算法可以模拟万有引力定律和牛顿运动学,个体在解空间中根据“质量”(适应度)相互吸引而移动,具有物理机制直观、全局搜索潜力大的优点,但也存在收敛速度过快、易陷入局部最优、后期多样性下降等问题^[2]。

针对单一算法的局限性,研究者们提出了多种改进方案。国际上,Khojah等^[4]采用重力梯度算法实现多目标优化,同时利用粒子群方法增强了算法的全局搜索能力。Berger等^[5]采用二次规划方法建立了多星任务规划模型,提出了NP-Hard问题的最优上界,但由于算法求解时间较长,因此并不适用于工程任务规划场景。Chang等^[6]探讨了地球观测卫星的综合调度问题,提出了一种结合3种建模框架的双目标自适应遗传算法,强调了同时优化数据获取和传输的重要性。Zhang等^[7]提出了一种基于混合动态突变遗传算法的分布式算法,但随着星座和任务规模的扩大,元启发式算法的计算效率受到影响。

国内研究者在卫星任务规划领域的研究方向大多集中在技术架构、算法优化、人工智能等方面。在技术架构方面,文献[8]建立了基于分层多智能体的多星联合任务规划技术架构,文献[9]则提出了一种可演进星群智能任务规划引擎架构,提高了任务规划技术架构的适用性和扩展性。在算法优化方面,文献[10-24]面向不同的问题场景,分别对模拟退火算法、遗传算法、粒子群算法、万有引力算法、合同网协议算法、差分进化算法等各类算法从不同角度进行了一系列的机制策略和参数计算优化,在不同程度上提高了任务规划效率,具有较强的工程使用价值。针对单一算法的局限性,研究者们开始探索将多个算法混合应用的科学性和有效性,并取得了一系列研究成果,文献[25-31]分别面向批量应急、分布式应用、在线协同、大区域目标等典型应用场景,研究并试验了不同算法混合应用对卫星任务规划问题的求解效果,结果表明,该方法有效提升了单一算法的运行效率和求解质量,证明了混合策略在组合优化问题上的有效性,为算法混合应用提供了新的解决思路。

近年来,人工智能尤其是深度强化学习在复杂调度问题中展现出强大的学习与决策能力,文献[32-36]分别提出了基于深度强化学习模型和深度神经网络模型的卫星任务规划算法,以应对大规模卫星任务规划问题带来的爆炸性搜索空间挑战,但该方法存在需要大量训练数据、模型可解释性差、在线调整困难等问题,并限制了其在要求高可靠性和实时响应的卫星运控系统中的应用。

综上所述,尽管精确方法和各类元启发式算法在遥感卫星任务规划中取得了一定进展,展现出该领域研究的多样性和创新性,但在处理大规模(如数百颗卫星、数千个目标)、复杂多约束(如精细载荷开关机、模式切换、星上存储与数据传输耦合)等问题时,仍普遍面临收敛速度慢、易陷入局部最优、解质量波动大的挑战;且针对特定场景优化的算法缺乏通用性。特别是结合引力机制与遗传机制并针对上述复杂遥感场景进行深度定制的混合算法研究相对较少。随着卫星规模的扩大和任务复杂度的提升,现有方法在计算效率、场景适应性等方面仍面临挑战:(1)低轨卫星特有的短时窗口、高动态冲突、严格资源限制(如日累计开机时间)未被充分建模;(2)算法收敛性和大规模问题下的计算效率缺乏理论保障和充分验证;(3)针对如何平衡规划收益(完成率、优先级)与资源消耗(载荷寿命、能源)的深入分析不足;(4)在真实地面系统中的可部署性和适用场景不明确。

因此,本文旨在解决低轨遥感卫星任务规划中面临的高效求解难题。其核心研究问题是:如何设计一种能够在有限计算时间内有效处理低轨遥感卫星特有的严格约束,生成高质量任务规划方案,以最大化任务完成收益,并具备良好的可扩展性和鲁棒性的混合智能算法。本文提出的引力遗传搜索算法(gravitational genetic search algorithm, GGSA),通过将引力搜索算法的快速定向收敛能力和遗传算法的全局探索与多样性保持机制深度融合,并紧密结合低轨遥感卫星任务规划模型,力求在求解速度、规划质量和算法稳定性方面取得突破,为实际工程应用提供可靠支撑。

本文的创新点在于:(1)问题针对性:首次系统地将GGSA应用于低轨遥感卫星任务规划这一特定复杂场景;(2)算法适应性改进:设计了3阶段混合策略(引力搜索、精英交叉、可控变异)并引入遥感卫星约束的专用编码和罚函数机制,显著提升了算法对LEO规划问题特性的适应性;(3)理论补充:提供了算法的收敛性证明和时间复杂度分析;(4)应用导向验证:设计了更丰

富（6类场景）、更贴近实际（如光照、紧急任务等）的仿真实验，并深入分析了算法的优势来源及资源代价；
 (5) 部署指南：明确了GGSA在低轨遥感卫星地面系统中的适用条件、参数配置和典型应用场景。

1 引力搜索算法基本原理

引力搜索算法（gravitational search algorithm, GSA）^[5]是Esmat Rashedi等在2009年提出的一种基于万有引力定律的群体智能优化算法。在解决组合优化问题时，问题的解对应个体的位置，个体适应度值对应个体质量。该算法通过种群个体位置的移动来寻找最优解，随着算法种群的不断进化，同时在万有引力的作用下，个体会在搜索空间中不断移动，并逐渐向质量大的个体靠近，进而使种群中所有个体都逐渐往质量最大的个体周围聚集。当进化结束后，质量最大的个体即为问题的最优解^[3]。

引力搜索算法的数学模型可以通过以下公式详细描述。

(1) 个体位置定义

假设搜索空间中包含 N 个个体，在第 t 次迭代中，第 i 个个体的位置表示为：

$$x_i^t = [x_{i1}^t, x_{i2}^t, \dots, x_{id}^t, \dots, x_{in}^t] \quad (1)$$

其中， d 表示问题的维度。

(2) 适应函数值与质量计算

引力搜索算法通过适应函数值 $f(x_i^t)$ 计算每个个体的质量。对于最小化优化问题，个体的质量 M_i^t 可以表示为：

$$M_i^t = \frac{f_{\text{worst}}^t - f(x_i^t)}{f_{\text{best}}^t - f_{\text{worst}}^t} \quad (2)$$

其中， f_{best}^t 表示当前种群中最优适应度值， f_{worst}^t 表示当前种群中最差适应度值。

(3) 引力计算

第 i 个个体从第 j 个个体处受到的引力 F_{ij}^t 可以表示为：

$$F_{ij}^t = G^t \cdot \frac{M_i^t \cdot M_j^t}{|x_i^t - x_j^t|^2 + \epsilon} \quad (3)$$

其中， G^t 是引力常数，随迭代逐步衰减； ϵ 是一个极小的正数，用于避免分母为零。

(4) 加速度更新

第 i 个个体的总加速度 a_i^t 为：

$$a_i^t = \sum_{j=1, j \neq i}^N \text{rand}_j \cdot F_{ij}^t \cdot \frac{x_j^t - x_i^t}{|x_j^t - x_i^t|} \quad (4)$$

其中， rand_j 是均匀分布在 $[0,1]$ 范围内的随机数，用于引

入随机性。

(5) 速度与位置更新

个体的速度 v_i^{t+1} 和位置 x_i^{t+1} 更新公式为：

$$\begin{cases} v_i^{t+1} = \text{rand}_i \cdot v_i^t + a_i^t \\ x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \end{cases} \quad (5)$$

其中， rand_i 是 $[0,1]$ 范围内的随机数，用于控制速度的衰减。

引力搜索算法的核心思想和实现步骤如下。

(1) 种群初始化：在搜索空间中随机分布若干个体，每个个体的初始位置和速度均为零。

(2) 适应度计算：根据适应函数值计算每个个体的质量，适应度越高的个体质量越大。

(3) 引力与加速度计算：根据万有引力定律，计算每个个体受到来自其他个体的总引力，并进一步得到其加速度。

(4) 位置更新：根据牛顿第二定律，利用加速度和速度来更新每个个体的位置。

(5) 迭代终止：当满足终止条件时（如达到最大迭代次数），便停止搜索，此时质量最大的个体即为最优解。

引力搜索算法通过模拟万有引力定律和牛顿运动定律，提供了一种直观且有效的全局优化方法。其核心在于通过质量评估和引力驱动实现种群的集体智能行为，显著优势在于其直观的物理模拟机制和全局搜索能力。然而，根据引力搜索算法原理可知，在有限的迭代次数内，标准引力搜索算法存在收敛速度过快和易陷入局部最优等问题，主要原因有两点：第一，随着算法迭代，个体受到的引力合力方向在不断调整，无法保证该合力方向是全局最优解的进化方向；第二，随着个体不断进化，种群多样性也在不断降低，极易陷入局部最优，且算法本身并无有效跳出机制，因此限制了该算法在复杂优化任务（如卫星复杂任务规划）中的广泛应用。

2 引力搜索算法的改进与应用

为了克服标准GSA的局限性，提升其在复杂优化问题（特别是低轨卫星任务规划）中的性能，研究者们从多个方向对其进行了改进：(1) 改进算法结构和原理，如引入反向学习或混沌机制，或设计精英解保留策略，以扩大种群的搜索空间，避免陷入局部最优；(2) 设计新的进化策略，如设计新的群体记忆策略或速度调节机制，增强算法空间搜索能力，提高收敛速度；(3) 结合其他优化方法，如与其他领域的搜索算法和群体智能进

化算法结合, 提高算法的全局搜索能力; (4) 设计新的参数进化策略, 如通过分析粒子动力学特征和收敛性, 设计新的参数计算公式或自适应计算策略, 加快算法收敛速度^[3]。

考虑到低轨遥感卫星任务规划问题的NP-hard特性、约束复杂性(时间窗口、资源、模式切换)以及大规模求解需求, 单纯改进GSA或应用单一算法难以满足其要求。遗传算法(genetic algorithm, GA)在解决组合优化问题方面技术成熟, 其核心优势在于强大的全局探索能力(通过交叉操作)和维持种群多样性(通过选择、变异操作), 被广泛应用于求解卫星任务规划的问题中, 但其存在收敛速度慢、易陷入局部最优路径等问题。而GSA的优势在于利用引力机制实现快速定向收敛。因此, 将两者优势进行互补, 设计一种混合的引力遗传搜索算法, 是解决低轨遥感卫星任务规划难题的有效途径。

2.1 引力遗传搜索算法设计

针对遗传算法收敛速度慢、寻优路径不平滑以及引力搜索算法收敛速度过快、全局搜索能力差等缺点, 本文提出一种引力遗传搜索算法, 其核心思想是: 利用引力机制(GSA核心)加速种群向高质量区域收敛, 同时嵌入遗传操作(GA核心), 特别是面向精英解的策略性交叉和可控变异操作, 以维持种群多样性、增强全局探索能力, 并提供跳出局部最优的有效机制, 主要体现在如下方面。

(1) 解表示(编码)

个体位置直接映射到遥感卫星任务规划问题的决策变量。通常采用基于任务序列或基于时间线的编码方案。例如, 一个维度代表一个候选任务窗口的选择(0/1), 或代表任务的开始时间; 维度 D 是所有卫星的所有候选任务窗口总数。

(2) 适应度函数设计

采用遥感卫星任务规划的目标函数(最大化总收益), 如式(7)所示。同时, 引入罚函数机制处理约束, 将约束违反程度转化为惩罚项, 并从适应度值中扣除:

$$\text{Fitness}(x_i) = V_{\omega}^{\text{ob}}(x_i) - \lambda \cdot \text{Penalty}(x_i) \quad (6)$$

其中, λ 是惩罚系数, $\text{Penalty}(x_i)$ 是解 x_i 违反所有约束的总惩罚量(如违反时间、资源约束的次数或程度), 这种机制将约束优化问题转化为无约束问题, 以便于算法处理。

(3) 引力-遗传混合策略(分阶段迭代)

这是GGSA的核心创新。该算法将总迭代过程划分

为3个阶段, 每个阶段结合GSA和GA的不同操作, 动态调整探索与开发的平衡。

设 N 为算法总迭代次数, N_1 为标准引力搜索阶段迭代次数, N_2 为精英解遗传阶段迭代次数, N_3 为部分个体变异阶段迭代次数; N_{11} 为标准引力搜索迭代次数, N_{12} 为精英解引力搜索迭代次数; N_{21} 为精英解遗传迭代次数, N_{22} 为标准引力搜索迭代次数; N_{31} 为精英解和一般解变异迭代次数, N_{32} 为标准引力搜索迭代次数, 设计公式如下:

$$\begin{cases} N = N_1 + N_2 + N_3 \\ N_1 = N_{11} + N_{12} \\ N_2 = N_{21} + N_{22} \\ N_3 = N_{31} + N_{32} \end{cases} \quad (7)$$

① 阶段I: 标准引力搜索主导(迭代次数 N_1)

目的: 利用GSA的快速收敛特性, 快速定位有希望的解区域。

过程(N_{11} 轮): 执行标准GSA操作。

精英引导(N_{12} 轮): 对种群个体按质量进行降序排序。定义前 K_e (如前10%)为精英解, 其余则为一般解。在计算合力 F_{ij}^t 时, 个体 i 受到来自精英解的引力权重增大(即以大概率 P_e 选择精英解参与计算), 受到来自一般解的引力权重减小(小概率 P_g), 加速种群向精英区域收敛, 同时保留一定的多样性。

② 阶段II: 精英解交叉遗传主导(迭代次数 N_2)

目的: 在精英解附近进行精细化搜索, 利用交叉操作挖掘精英解组合的潜力, 以寻找更优解, 同时避免多样性急剧下降。

精英交叉(N_{21} 轮)。

a. 选择精英父代: 使用轮盘赌选择或锦标赛选择从精英解中选择两个父代个体 P_1 和 P_2 。适应度越高(即质量越大)的精英解被选中的概率越大。

b. 交叉操作: 对选中的父代个体执行单点交叉或均匀交叉操作, 生成两个子代个体 C_1 和 C_2 。交叉点或交叉率可随机设定。

c. 子代替换: 用新生成的子代个体 C_1 和 C_2 替换当前种群中适应度最差的两个一般解(或随机选择两个解), 保留父代精英解。

引力微调(N_{22} 轮): 对包含新子代个体的新种群执行少量轮次(如1~5轮)的标准GSA操作, 目的是让新生成的子代个体快速适应(移动)至其引力平衡位置, 进行局部优化。

③ 阶段III: 部分个体变异主导(迭代次数 N_3)

目的：当算法收敛趋缓或停滞时（通常在后 N_3 代），便引入可控变异，扰动精英解和一般解，帮助种群跳出可能的局部最优区域，探索新空间。

选择与变异（ N_{31} 轮）。

a. 选择变异个体：以较低概率 P_{m_c} 选择精英解，以稍高概率 P_{m_g} 选择一般解（ $P_{m_c} < P_{m_g}$ ，如 $P_{m_c}=0.05$ ， $P_{m_g}=0.1$ ）。

b. 变异操作：对选中的个体执行位变异或边界变异操作。例如，在基于 0/1 选择的编码中，随机翻转某些位的值（0 变 1 或 1 变 0）；在基于时间的编码中，在可行范围内随机扰动任务开始时间。变异强度（变异位数或扰动幅度）可自适应调整。

c. 新个体加入：变异后生成的新个体可直接加入种群（或替换其父代）。

引力再搜索（ N_{32} 轮）：对变异后的新种群执行少量轮次的标准 GSA 操作。目的是让变异产生的新解或扰动后的解在引力作用下快速调整位置，评估其潜力。

（4）终止

整个迭代过程（ $N = N_1 + N_2 + N_3$ ）结束后，输出种群中适应度最高（即质量最大）的个体作为最终解。

2.2 算法收敛性与复杂度分析

2.2.1 收敛性分析

收敛性是衡量优化算法性能的重要指标，其直接关系到算法是否能够确保找到全局最优解。GGSA 是一种结合遗传算法和万有引力搜索算法的混合智能算法，其收敛性可以基于马尔可夫链理论进行分析（算法的状态由整个种群定义，状态转移过程满足马尔可夫性，即下一状态只依赖于当前状态），具体分析如下。

（1）遍历性：变异操作（尤其是一般解上的变异）以正概率产生搜索空间中的任意解。即使算法陷入某个状态，变异操作也能使其以正概率跳出。

（2）吸收态存在：全局最优解（若被找到）会被精英策略保留，且一旦种群所有个体都收敛至该解（即成为吸收态），算法将稳定停留在该状态。

（3）选择压力：引力作用（向高质量解移动）和遗传选择（偏好高质量父代）引入了选择压力，驱使种群向适应度更高的区域进化。

根据元启发式算法的收敛性定理，如果一个算法满足：a) 状态空间是有限的；b) 最优解集是吸收态；c) 算法能以正概率且在有限步内从任何非最优状态到达最优状态（或包含最优状态的集合），则该算法以概率 1 渐近收敛到全局最优解。GGSA 的设计（特别是变异操作保

证了 c) 中的可达性）使其满足这些条件，因此 GGSA 是渐近收敛的。不过，在实际应用中，受限于有限迭代次数和计算资源，算法找到的是高质量近似解，并非全局最优解。

2.2.2 复杂度分析

GGSA 算法的复杂度分析如下。

设 N 为种群规模， T 为总迭代次数， D 为问题维度（决策变量数，约等于候选任务窗口总数）， P 为一次适应度评估的计算代价（与约束数量、任务数、卫星数相关）。GGSA 单次迭代的主要操作成本如下。

- 适应度评估： $O(N \times P)$ 。通常是最耗时的步骤， P 与问题规模（卫星数、目标数）呈正比。
- 质量计算： $O(N)$ ，简单计算。
- 计算引力/加速度： $O(N^2 \times D)$ 。计算每对个体间在每个维度上的引力。这是 GSA 部分的主要成本。
- 更新速度/位置： $O(N \times D)$ 。
- 精英选择（阶段 I-II）： $O(N \log N)$ 或 $O(N)$ （排序或选择操作）。
- 交叉操作（阶段 II）： $O(D)$ （每次交叉操作），执行 N_{cross} 次（与 N_{21} 轮次和每次交叉生成的子代数相关），总成本约为 $O(N_{\text{cross}} \times D)$ 。
- 变异操作（阶段 III）： $O(N_{\text{mut}} \times D)$ ， N_{mut} 是变异次数（与 N_{31} 轮次和变异概率相关）。

因此，GGSA 算法单次迭代的最差时间复杂度主要由适应度评估 $O(N \times P)$ 和引力计算 $O(N^2 \times D)$ 决定，总的时间复杂度为 $O(T \times (NP + N^2D + N_{\text{cross}} \times D + N_{\text{mut}} \times D))$ 。由于 N_{cross} 和 N_{mut} 通常与 N 呈比例（远小于 N ），且 P 通常远大于 D （尤其在大规模问题中），因此主导项为 $O(T \times N \times (P + N \times D))$ 。这表明 GGSA 的计算成本随种群规模 N 和问题规模（体现在 P 和 D 上）增长较快。但在实际卫星规划应用场景中， N 通常是固定的（如 100~200）， T 也有限，因此，通过并行计算适应度评估（每个个体独立）可以显著提升效率。算法的效率优势在于其混合策略能在更少的迭代次数 T 内找到更优解。

2.3 引力遗传搜索算法在低轨遥感卫星任务规划中的应用

2.3.1 低轨遥感卫星任务规划问题数学模型

低轨遥感卫星任务规划问题可概括为：在满足多颗卫星资源约束及任务需求的条件下，对点目标和区域目标进行综合调度，为观测任务分配卫星资源和时间，并在此基础上优化任务间的合成观测，制定优化观测方案，以最大化完成任务的观测收益之和^[1]。

针对低轨遥感卫星特性和任务规划问题目标，可从

数学角度进行更精确的建模，具体如下。

(1) 定义任务规划时间段 $T = [t_b, t_e]$ ， t_b 为规划开始时间， t_e 为规划结束时间，所有参与任务规划的要素均限定在给定的时间段内。

(2) 定义低轨遥感卫星集合 $SAT = \{s_1, s_2, \dots, s_{N_s}\}$ ， $\forall s \in SAT$ ， $s \equiv \langle id^s, mode^s, memory^s, switch_{ij}^s, pre^s, post^s, \Delta T_{one}^s, \Delta T_{circle}^s, \Delta T_{day}^s, translen_k^s \rangle$ ，其中， id^s 为卫星 s 的唯一标识号。 $mode^s$ 为卫星 s 有效载荷的成像模式或探测模式，不同卫星的含义各不相同。 $memory^s$ 为卫星 s 星载存储器的容量上限，溢出时将无法继续存储，需立即上传数据或清除已有数据。 $switch_{ij}^s$ 为卫星 s 由模式 i 切换至模式 j 的最短时间，且 $i, j \in mode^s$ 。 pre^s 为卫星 s 一次成像或探测开始前的开机准备时间， $post^s$ 为关机稳定时间，一般在这两个时间内不进行成像、探测或数据传输等动作。 ΔT_{one}^s 为卫星 s 的载荷一次开机最长时间， ΔT_{circle}^s 为卫星 s 的载荷一圈开机累计最长时间， ΔT_{day}^s 为卫星 s 的载荷一天开机累计最长时间。 $translen_k^s$ 为卫星 s 的存储器中 k 号文件所需的最小数据传输时间。

(3) 定义观测目标集合 $TARGET = \{tar_1, tar_2, \dots, tar_{N_t}\}$ ， $\forall tar \in TARGET$ ， $tar \equiv \langle lon^{tar}, lat^{tar}, freq^{tar}, life_{start}^{tar}, life_{end}^{tar} \rangle$ ，其中， lon^{tar} 为目标 tar 的经度， lat^{tar} 为目标 tar 的纬度， $freq^{tar}$ 为目标 tar 的观测频率要求， $life_{start}^{tar}$ 为目标 tar 的有效期开始时间， $life_{end}^{tar}$ 为目标 tar 的有效期截止时间。

(4) 定义低轨遥感卫星对目标 tar 的一次可见窗口为 $TASK = \{task_1, task_2, \dots, task_{N_s}\}$ ， $TASK$ 又称为卫星观测元任务，为任务规划问题中的最小基本单位，一般不再进行分割。 $\forall task \in TASK$ ， $task \equiv \langle s_{task}, mode_{task}^s, priority_{task}, t_{start}^{task}, t_{end}^{task}, roll_{task}^s, pitch_{task}^s, tar_{task} \rangle$ 。其中， $s_{task} \in SAT$ ，表示执行 $task$ 元任务的卫星。 $mode_{task}^s \in mode^s$ 为卫星 s 执行 $task$ 所采用的载荷工作模式。 $priority_{task}$ 为元任务 $task$ 的优先级。 $[t_{start}^{task}, t_{end}^{task}]$ 为卫星对元任务 $task$ 的可成像或探测时间窗口。 $roll_{task}^s$ 为卫星 s 执行 $task$ 时的姿态侧摆角度， $pitch_{task}^s$ 为姿态俯仰角度。 $tar_{task} \in TARGET$ 为元任务 $task$ 对应的地面目标。

(5) 定义地面站资源集合 $GRD = \{g_1, g_2, \dots, g_{N_g}\}$ ， $\forall g \in GRD$ ， $g \equiv \langle id^g, lon^g, lat^g, alti^g, rsangle^g \rangle$ ，其中， id^g 为地面站 g 的唯一标识号， lon^g 为地面站 g 的地理经度， lat^g

为地面站 g 的地理纬度， $alti^g$ 为地面站 g 的海拔高度， $rsangle^g$ 为地面站 g 的天线最小可接收角度。

(6) 对卫星集合和地面站集合进行双方可视计算，定义参与任务规划的地面站接收资源集合为 $REV = \{rev_1, rev_2, \dots, rev_{N_r}\}$ ， $\forall r \in REV$ ， $rev \equiv \langle sid_{rev}, gid_{rev}, t_{start}^{rev, task}, t_{end}^{rev, task}, mode_{rev} \rangle$ 。其中， $sid_{rev} \in SAT$ 为参与本次数据下传的卫星标识， $gid_{rev} \in GRD$ 为参与本次数据下传的地面站标识， $[t_{start}^{rev, task}, t_{end}^{rev, task}]$ 为本次卫星 s 对地面站 g 的数据下传活动的时间窗口， $mode_{rev}$ 为本次数据传输模式，主要有实传和回放两种（其中实传又可细分为实传和边记边放两类，在本问题中可同等看待），由此可推导出卫星数据传输速率，再结合 $[t_{start}^{rev, task}, t_{end}^{rev, task}]$ 时间窗口长度可计算出本次数据传输的数据量大小。

(7) 定义决策变量集合 X, Y, Z ， $\forall x \in X, y \in Y, z \in Z, x \equiv \langle x_{task}^s \rangle, y \equiv \langle y_{rev}^{s, g} \rangle, z \equiv \langle z_{rev}^{s, g} \rangle$ 。其中， $x_{task}^s \in \{0, 1\}$ ，值为 1 表示元任务 $task$ 被卫星 s 执行，否则不执行； $y_{rev}^{s, g} \in \{0, 1\}$ ，值为 1 表示卫星 s 对地面站 g 的数据传输动作 rev 被执行，否则不执行； $z_{rev}^{s, g}$ 为辅助决策变量，用以确定卫星数据传输模式，当且仅当 $y_{rev}^{s, g} = 1$ 时才有意义， $z_{rev}^{s, g} \in \{0, 1\}$ ，值为 1 表示卫星 s 对地面站 g 的数据传输动作 rev 以实传模式执行，否则以回放模式执行。

考虑到低轨遥感卫星有效载荷特点和约束条件，基于问题描述建立约束满足问题（constraint satisfaction problem, CSP）模型，该模型为常见的任务规划模型。低轨遥感卫星任务规划是一个典型的多目标优化问题，根据实际应用场景归纳总结，其主要包括任务优先级、任务时效性、任务完成度、资源利用率等 4 个方面。由于每个观测任务均包含上述 4 个方面的评价指标，因此针对每个观测任务的遥感卫星可见窗口 $task$ （ $task \in TASK$ ），对其 4 个方面的综合评价指标定义如下：

$$\omega_{task} = \varphi_1 \cdot priority_{task} + \varphi_2 \cdot timeliness_{task} + \varphi_3 \cdot completion_{task} + \varphi_4 \cdot utilization_{task} \quad (8)$$

其中， $\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3, \varphi_4$ 分别为上述 4 个指标的分项权重值，可在当次任务规划前根据问题场景人工定制。

选用上述综合评价指标作为 CSP 模型的目标函数，定义如下：

$$V_{\omega}^{ob} = \max \sum_{s \in SAT} \sum_{task \in TASK} x_{task}^s \cdot \omega_{task} \quad (9)$$

上式表明，CSP 模型应尽可能完成更多综合评价更好的卫星观测任务，使综合评价指标目标趋于最大，且

需要满足约束条件（即决定 x_{task}^s 的值）。一般来说，在低轨遥感卫星任务规划问题中，需要考虑的约束条件如下。

(1) 卫星载荷一次开机最长时间约束

$$x_{\text{task}}^s \cdot (t_{\text{end}}^{\text{task}} - t_{\text{start}}^{\text{task}}) \leq \Delta T_{\text{one}}^s, \forall s \in \text{SAT}, \forall \text{task} \in \text{TASK} \quad (10)$$

(2) 卫星工作模式切换时间约束

$$x_{\text{task1}}^s \cdot x_{\text{task2}}^s \cdot (t_{\text{start}}^{\text{task2}} - t_{\text{end}}^{\text{task1}} + \text{pre}^s + \text{post}^s) \leq x_{\text{task1}}^s \cdot x_{\text{task2}}^s \cdot \text{switch}_{\text{mode}_{\text{task1}}^s, \text{mode}_{\text{task2}}^s}^s, \quad \forall s \in \text{SAT}, \forall \text{task1} \in \text{TASK}, \forall \text{task2} \in \text{TASK}, t_{\text{start}}^{\text{task2}} > t_{\text{end}}^{\text{task1}} \quad (11)$$

(3) 卫星载荷一圈开机累计最长时间约束

$$\sum_{\text{task} \in \text{TASK}} x_{\text{task}}^s \cdot (t_{\text{end}}^{\text{task}} - t_{\text{start}}^{\text{task}} + \text{pre}^s + \text{post}^s) \leq \Delta T_{\text{circle}}^s, \forall s \in \text{SAT}, \forall \text{cirnum} \in N \quad (12)$$

(4) 卫星载荷一天开机累计最长时间约束

$$\sum_{\substack{\text{task} \in \text{TASK} \\ t_{\text{end}}^{\text{task}} - t_{\text{start}}^{\text{task}} < 24\text{h}}} x_{\text{task}}^s \cdot (t_{\text{end}}^{\text{task}} - t_{\text{start}}^{\text{task}} + \text{pre}^s + \text{post}^s) \leq \Delta T_{\text{day}}^s, \forall s \in \text{SAT}, \forall \text{task} \in \text{TASK} \quad (13)$$

(5) 卫星观测任务产生的数据全部下传约束（以录

放比为1举例）

$$\sum_{\text{task} \in \text{TASK}} x_{\text{task}}^s \cdot (t_{\text{end}}^{\text{task}} - t_{\text{start}}^{\text{task}}) = \sum_{\text{rev} \in \text{REV}} x_{\text{task}}^s \cdot (t_{\text{end}}^{\text{rev,task}} - t_{\text{start}}^{\text{rev,task}}), \quad (14)$$

$$\forall s \in \text{SAT}, \forall \text{task} \in \text{TASK}, \forall \text{rev} \in \text{REV}$$

(6) 卫星任意时刻只能执行一个观测任务约束

$$x_{\text{task1}}^s \cdot x_{\text{task2}}^s \cdot (t_{\text{start}}^{\text{task2}} - t_{\text{end}}^{\text{task1}}) \cdot (t_{\text{end}}^{\text{task2}} - t_{\text{start}}^{\text{task1}}) \geq 0, \quad \forall s \in \text{SAT}, \forall \text{task1}, \text{task2} \in \text{TASK} \quad (15)$$

(7) 卫星星载存储器容量约束

卫星 s 星载存储器的容量上限为 memory^s ，溢出时将无法继续存储观测数据，需立即下传数据或清除已有数据。

2.3.2 引力遗传搜索算法求解流程

结合第2.1节定义的GGSA和第2.3.1节定义的低轨遥感卫星任务规划模型，GGSA求解该问题的具体流程如图1所示，并详细说明如下。

(1) 初始参数设置

参照第2.3.1节定义的卫星任务规划问题数学模型，定义具体场景下的卫星集合、观测目标集合、地面站资源集合以及决策变量集合等。

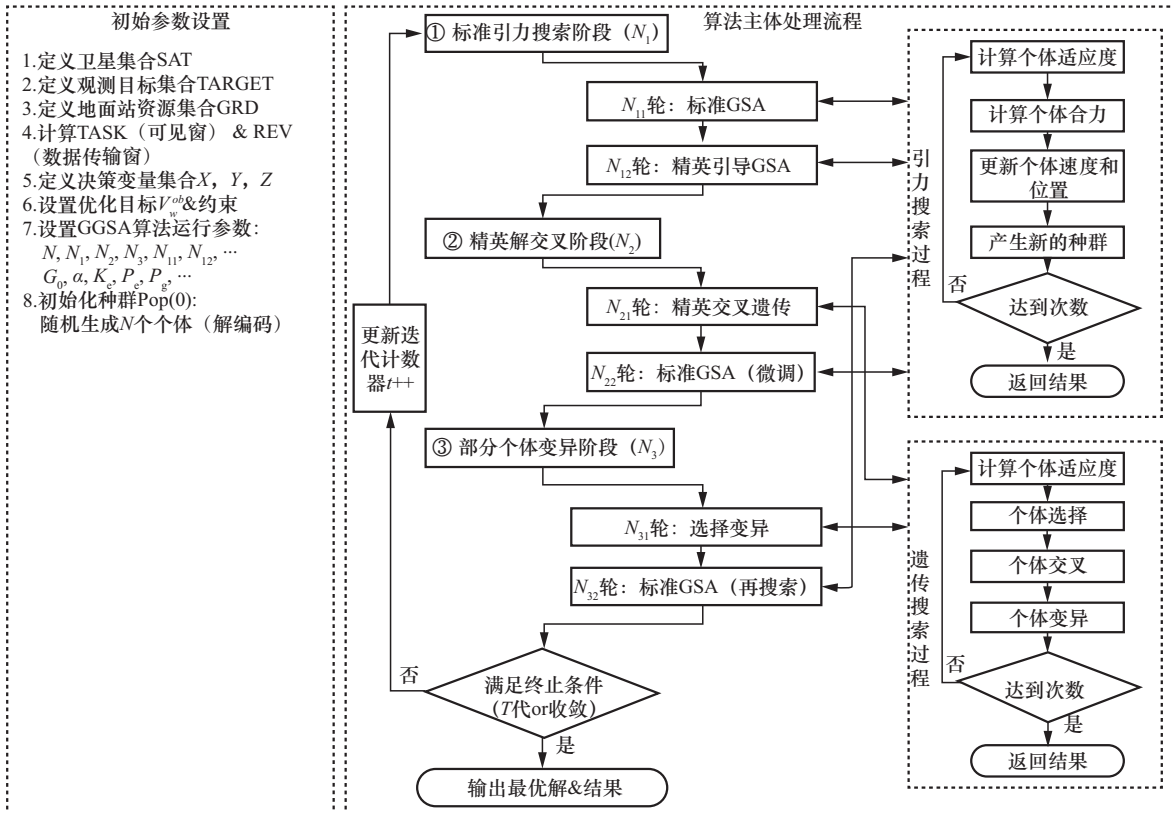


图1 引力遗传搜索算法处理流程

根据实际卫星观测需求定义问题求解的优化目标函数（即适应度计算方法），可视情况选择任务优先级、任务时效性、任务完成度、资源利用率等指标。

设置引力搜索算法的参数初值，包括引力常数、个体初始速度等。

设置遗传算法的参数初值，包括选择算子、交叉算子、变异算子等。

(2) 算法主体处理流程

① 阶段I：标准引力搜索 (N_1)

此阶段主要利用引力机制进行快速收敛。

N_{11} 轮标准引力搜索迭代：计算个体目标函数值，计算个体的合力与加速度，更新其位置，产生新种群。

N_{12} 轮精英解引力搜索迭代：选择精英解，计算精英解个体目标函数值，计算精英解个体的合力与加速度，更新其位置，产生新种群。

② 阶段II：精英解交叉遗传 (N_2)

此阶段引入遗传交叉挖掘精英解潜力。

N_{21} 轮精英解交叉遗传迭代：计算精英解个体目标函数值，采用蒙特卡洛法作为选择算子确定交叉个体，以交叉算子概率展开伯努利实验进行单点交叉，生成两个新个体，产生新种群。

N_{22} 轮标准引力搜索迭代：计算个体目标函数值，计算个体的合力与加速度，更新其位置，产生新种群。

③ 阶段III：部分个体变异 (N_3)

此阶段引入变异防止停滞并跳出局部最优。

N_{31} 轮精英解和一般解选择变异迭代：选择精英解和一般解，计算精英解和一般解个体目标函数值，采用蒙特卡洛法作为选择算子确定交叉的精英解和一般解个体，以交叉算子概率展开伯努利实验进行单点交叉，生成两个新个体，以变异算子概率展开伯努利实验进行个体变异，产生新种群。

N_{32} 轮标准引力搜索迭代：计算个体目标函数值，计算个体的合力与加速度，更新其位置，产生新种群。

④ 检查终止条件

每次迭代结束时，检查是否达到总迭代次数 N 或最优解连续若干代（如10~20代）无显著改进。若满足，则跳出循环；否则继续。

(3) 输出结果

输出在整个进化过程中找到的全局最优个体对应的解（即决策变量值）。

2.3.3 算法适用性及部署分析

GGSA在低轨遥感卫星地面任务规划系统中实际应用

时，需考虑以下前提条件和部署方案。

(1) 适用卫星类型

GGSA主要针对低地球轨道（low earth orbit, LEO）光学或合成孔径雷达（synthetic aperture radar, SAR）遥感卫星（轨道高度300~2 000 km），特别是组成星座的卫星。算法重点解决的短时间窗口、高冲突性、严格资源（存储、开机次数/时长）约束正是LEO卫星规划的痛点。对于中高轨卫星（如地球静止轨道卫星（geostationary earth orbit, GEO），窗口长但目标少），其他算法可能更简单有效。

(2) 适用任务场景

常规观测规划：对已知固定目标或区域进行周期性或按需的成像规划。

应急响应规划：向突发灾害目标快速插入高优先级任务，GGSA的引力机制可快速调整计划使资源向新目标倾斜。

数据传输冲突协调：优化多星对多地面站的数据下传序列，最大化数据传输效率。

星上资源紧张约束规划：当存储空间小或日累计开机时间严格受限时，GGSA的约束处理能力更显优势。

(3) 部署前提

输入数据完备：需要精确的卫星轨道星历（两行轨道根数（two line elements, TLE）或精密轨道）、目标地理位置、卫星/载荷/地面站参数模型、约束规则以及任务需求（如优先级、时效性）。

计算平台：需部署在具备足够计算资源（如CPU多核/集群）的地面系统服务器上。GGSA适应度评估（含约束检查）可实现并行化处理。

规划周期：适用于中短期规划（未来几小时到几天），针对超大规模（目标）或超长期规划仍需采用分解或分层策略。

(4) 参数配置与调优

种群规模 N ：通常取50~200，规模越大则探索能力越强但计算速度慢，一般需根据问题规模调整。

迭代次数 $T(N_1, N_2, N_3)$ ：总次数 T 取100~500。其中， N_1 （引力主导）占比20%~30%， N_2 （交叉主导）占比50%~60%， N_3 （变异主导）占比20%~30%，可通过观察收敛曲线调整。

引力参数 (G_0, α)： G_0 初始值按经验设置（如10、100）， α 控制引力衰减速度（如0.1~0.3）。

精英比例 (K_e)：5%~15%。

概率参数 ($P_c, P_g, P_{m_c}, P_{m_g}, P_{cross}$)： P_c (0.8~0.95)、 P_g (0.2

~ 0.4)、 $P_{m,e}$ (0.01~0.05)、 $P_{m,g}$ (0.05~0.15)、 P_{cross} (交叉概率, 0.7~0.9), 变异率通常较低。

罚函数系数(λ): 需足够大以确保约束被满足(如远大于最大可能收益值)。

(5) 输出与应用: GGSA 输出最优解对应的决策变量值, 即规划好的任务执行列表(哪个任务在何时由哪颗卫星执行)和数据下传计划(哪个下传窗口在何时由哪颗卫星对哪个地面站执行, 采用何种模式), 此计划需转换为卫星指令序列并上传至卫星执行。

3 仿真试验分析

为全面验证本文提出的 GGSA 在解决低轨遥感卫星任务规划问题上的有效性、效率和优越性, 设计了 6 个具有不同规模和复杂度的仿真场景。所有实验均在同一硬件平台(Intel Xeon Gold 6248R CPU @ 3.00 GHz、128 GB RAM、Windows Server 操作系统)上运行。将 GGSA 与 3 种广泛应用的元启发式算法进行对比: 分别是标准遗传算法、标准引力搜索算法、标准粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法。实验场景设置针对 2025 年 5 月的对地遥感卫星任务, 考虑到实际应用中的规模变化, 采用“从小规模到大规模逐步递增”的设计, 以全面评估算法性能。

3.1 仿真场景设置

基于第 2.3.1 节定义的低轨遥感卫星任务规划模型, 仿真场景设置主要考虑卫星数量、观测目标数量以及规划复杂度(是否含光照约束和紧急任务)。场景参数设置见表 1。

(1) 卫星参数

所有卫星均为假设的同构光学成像 LEO 卫星(轨道高度约 500 km, 周期约 90 min)。关键参数设置如下。

- 卫星载荷一次开机最长时间 $\Delta T_{one}^s = 600$ 秒(10

分钟);

- 卫星工作模式切换最小间隔 $switch_{i,j}^s = 30$ 秒(模式切换);
- 卫星载荷一圈开机累计最长时间 $\Delta T_{circle}^s = 900$ 秒(15 分钟);
- 卫星载荷一天开机累计最长时间 $\Delta T_{day}^s = 6\ 000$ 秒(100 分钟);
- 卫星存储器容量上限 $memory^s = 8\ 192$ GB (8 TB);
- 卫星观测任务产生的数据需全部下传, 记录与数据传输速率均为 1.5 Gbit/s;
- 卫星任意时刻只能执行一个观测任务, 侧摆角范围为 $[-45^\circ, +45^\circ]$, 无俯仰。

(2) 目标参数

目标随机分布在全球。优先级 $priority_{task}$ 均匀分布在 $[1, 10]$ 范围内。时效性 $timeliness_{task}$ 定义为: 任务在其窗口内执行时间越早则得分越高。所有目标默认要求全色模式。Scenario-5 中 50% 的目标额外要求太阳高度角 $> 30^\circ$ (以模拟光照需求)。Scenario-6 中随机选择 10% 的目标设为最高优先级(10)的紧急任务, 要求尽快响应。

(3) 地面站

设置 30 个全球分布的地面站。

(4) 目标函数权重

$\varphi_1 = 0.4$ (优先级), $\varphi_2 = 0.3$ (时效性), $\varphi_3 = 0.2$ (完成度-全目标视为 100%), $\varphi_4 = 0.1$ (资源利用率-模式价值均等)。

(5) 约束处理

使用罚函数机制, 罚系数 $\lambda = 10\ 000$ (远大于最大可能收益)。

3.2 算法参数设置

为确保公平比较, 所有对比算法(GA, GSA, PSO, GGSA)均采用相同的种群规模 $N=100$ 和最大总迭代次数

表 1 低轨遥感卫星任务规划仿真场景参数设置

场景编号	场景描述	卫星数量/颗	观测目标数量/个	规划时长	特殊约束/条件	问题规模(维度 D)
Scenario-1	小规模常规	10	200	6 小时	无	约 2 K
Scenario-2	中规模常规	100	2 000	24 小时	无	约 20 K
Scenario-3	较大规模常规	500	5 000	24 小时	无	约 50 K
Scenario-4	大规模常规	800	8 000	24 小时	无	约 80 K
Scenario-5	较大规模+光照约束	500	5 000	24 小时	50% 目标要求光照(太阳高度 $> 30^\circ$)	约 50 K
Scenario-6	较大规模+紧急任务	500	5000	24 小时	插入 10% 高优先级紧急任务	约 50K

$T=200$ 。各算法具体参数设置如下。

(1) 遗传算法

- 编码：与 GGSA 相同（基于 TASK 和 REV 选择的 0/1 向量）。
- 选择算子：轮盘赌选择。
- 交叉算子：单点交叉，交叉概率 $P_c=0.8$ 。
- 变异算子：位变异，变异概率 $P_m=0.1$ 。
- 精英保留：保留每代最优个体。

(2) 引力搜索算法

- 编码：同 GA/GGSA。
- 引力常数： $G_0=100, \alpha=0.2$ ，指数衰减 $G^t = G_0 \times \exp(-\alpha \times t/T)$ 。
- 初始速度：0。
- 其他：按标准 GSA 流程。

(3) 粒子群优化算法

- 编码：同 GA/GGSA（离散问题，位置更新后使用 Sigmoid 映射和随机阈值转换为 0/1 二进制值）。
- 学习因子： $c1 = c2 = 2.0$ 。
- 惯性权重： $w=0.729$ (线性递减)。
- 速度范围： $[-V_{\max}, V_{\max}]$, $V_{\max}=4$ 。
- 个体历史最优 (P_{best}) 和全局最优 (G_{best}) 更新。

(4) 引力遗传搜索算法

- 编码：同 GA/GSA/PSO。
- 总迭代次数 $T=200$ 。

- 阶段划分： $N_1=60(N_{11}=40, N_{12}=20), N_2=100(N_{21}=80, N_{22}=20), N_3=40(N_{31}=30, N_{32}=10)$ 。
- 引力参数： $G_0=100, \alpha=0.2$ 。
- 精英比例： $K_c = 10$ (Top 10%)。
- 概率参数： $P_c=0.9, P_g=0.3, P_{m_c}=0.02, P_{m_g}=0.08, P_{\text{cross}}=0.85$ 。
- 变异：位变异，变异强度（翻转位数概率）为 0.05。
- 罚函数系数 $\lambda=10\ 000$ 。

3.3 仿真试验及结果分析

在每个场景下独立运行各算法 10 次，记录平均运行时间和平均结果指标（任务完成率、总收益、资源利用率）。关键结果如表 2~表 3 和图 2~图 6 所示。

表 2 算法运行耗时对比

(单位：秒，平均值±标准差)

场景/算法	GA 运行耗时/s	GSA 运行耗时/s	PSO 运行耗时/s	GGSA 运行耗时/s
Scenario-1	12.5 ± 0.8	15.1 ± 1.2	10.8 ± 0.7	11.3 ± 0.6
Scenario-2	58.3 ± 3.5	67.2 ± 4.1	45.6 ± 2.8	33.4 ± 2.0
Scenario-3	125.4 ± 7.2	110.8 ± 6.5	101.4 ± 5.9	79.3 ± 4.5
Scenario-4	310.1 ± 15.3	281.5 ± 13.8	253.4 ± 12.6	186.1 ± 9.8
Scenario-5	141.7 ± 8.1	125.3 ± 7.4	115.8 ± 6.7	88.6 ± 4.9
Scenario-6	130.8 ± 7.5	113.5 ± 6.8	107.2 ± 6.3	82.1 ± 4.6

表 3 算法性能指标对比 (平均值)

指标	场景描述	GA	GSA	PSO	GGSA
任务完成率	Scenario-1	92.0%	90.2%	88.5%	92.3%
	Scenario-2	85.1%	83.0%	80.2%	86.0%
	Scenario-3	78.3%	75.1%	72.0%	84.2%
	Scenario-4	70.2%	68.0%	65.3%	80.1%
	Scenario-5	74.5%	71.8%	68.7%	80.6%
	Scenario-6	76.8%	73.2%	70.5%	82.4%
总收益 V_o^{ob}	Scenario-1	1 580	1 542	1 508	1 585
	Scenario-2	13 210	12 805	12 450	13 358
	Scenario-3	28 542	27 315	26 480	30 218
	Scenario-4	39 210	37 895	36 520	42 865
	Scenario-5	26 785	25 640	24 870	28 635
	Scenario-6	27 860	26 510	25 730	29 580
资源利用率	Scenario-3	72.5%	70.8%	69.2%	81.1%
	Scenario-4	68.3%	66.7%	65.0%	79.8%
	Scenario-5	70.1%	68.5%	67.0%	78.9%
	Scenario-6	71.8%	69.3%	67.8%	80.5%

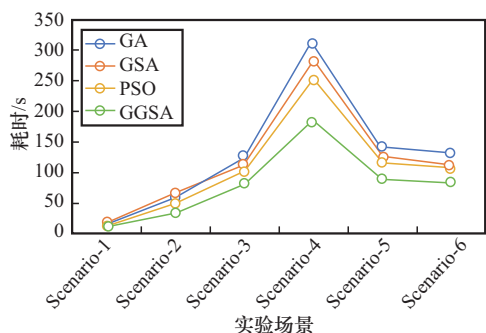


图2 4类算法在不同规模常规场景下的运行耗时对比

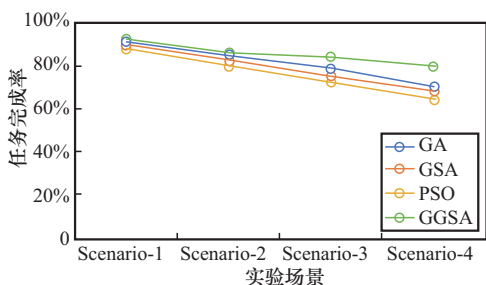


图3 4类算法在不同规模常规场景下的任务完成率对比

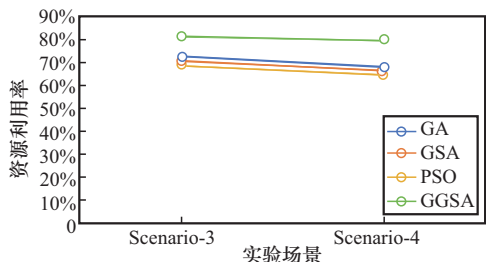


图4 4类算法在 Scenario-3 和 Scenario-4 下的资源利用率对比

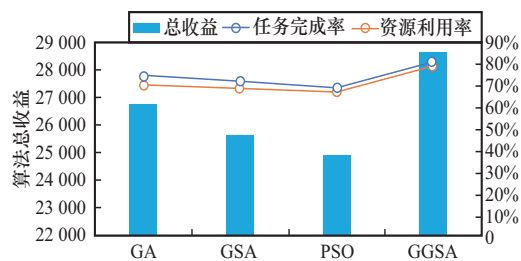


图5 4类算法在 Scenario-5(光照约束)下的性能对比

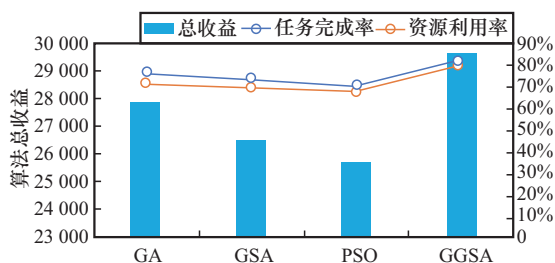


图6 4类算法在 Scenario-6(紧急任务)下的性能对比

分析一：运行耗时

GGSA 在所有场景下的运行耗时均低于或等于对比算法。在小规模场景 (Sc1) 中, GGSA (11.3 s) 略慢于 PSO (10.8 s), 但快于 GA (12.5 s) 和 GSA (15.1 s)。随着问题规模增大, GGSA 的耗时优势越来越显著。在最大规模场景 (Sc4) 中, GGSA (186.1 s) 比最快的对比算法 PSO (253.4 s) 快约 26.5%, 比最慢的 GA (310.1s) 快约 40%。这表明 GGSA 的计算效率, 尤其在大规模问题中, 具有明显优势。原因在于: (1) GSA 的引力机制引导了更有效的移动方向; (2) 分阶段策略避免了 GA 的盲目搜索和 GSA 后期的无效振荡; (3) 精英策略和可控变异减少了无效评估。

分析二：任务完成率与总收益

GGSA 在任务完成率和总收益上同样全面领先。在中小规模场景 (Sc1、Sc2) 中, GGSA 与 GA 性能接近甚至略优 (Sc2 完成率 86.0% vs GA 85.1%)。但在较大规模场景 (Sc3、Sc4) 和复杂场景 (Sc5、Sc6) 中, GGSA 的优势显著扩大。例如, 在 Sc4 (800 星、8 000 目标) 中, GGSA 完成率为 80.1%, 远高于 GA (70.2%)、GSA (68.0%) 和 PSO (65.3%)。相应地, GGSA 获得的总收益 V_{ob}^* 也最高。这表明 GGSA 不仅计算效率高, 还能找到质量更高的解, 完成更多高价值任务。原因在于: (1) 精英交叉阶段有效挖掘了高质量解的潜力; (2) 变异阶段帮助跳出局部最优; (3) 引力机制引导种群向高收益区域高效移动; (4) 分阶段策略更好地平衡了探索 (变异、交叉) 与开发 (引力)。

分析三：复杂场景适应 (Sc5 & Sc6)

Sc5 (光照约束): 引入光照要求后, 所有算法的完成率和收益均下降 (对比 Sc3), 这是因为部分任务窗口因光照不足被排除。GGSA 的下降幅度最小 (完成率 84.2%→80.6%, 下降 3.6%), 而 GA 下降幅度最大 (78.3%→74.5%, 下降 3.8%), GSA 和 PSO 下降幅度也超过 3%。GGSA 的资源利用率 (78.9%) 依然最高, 这说明 GGSA 能更好地处理附加约束, 更有效地利用满足条件的窗口资源。罚函数机制结合引力引导使其能避开无效 (不满足光照要求) 的任务选择。

Sc6 (紧急任务): 插入高优先级紧急任务后, 所有算法的完成率和收益相较于 Sc3 有所提升 (因为紧急任务优先级高, 完成它们对收益贡献大)。其中, GGSA 的提升最显著 (完成率 84.2%→82.4%, 收益 30 218→29 580, 注意: 收益提升是因为高优先级任务即使完成率小幅下降, 其单任务高收益仍推动总收益增长), 其完成率

(82.4%)和收益(29 580)仍远超其他算法。这表明GGSA的引力机制能快速响应高优先级任务(高质量个体),将其纳入规划核心,并通过精英策略保证其被执行。而GA和GSA对突发高优先级任务的调整能力相对较弱。

3.4 算法优势与代价分析

进一步深入分析GGSA的优势来源与代价,具体如下。

(1) 优势来源

引力加速收敛: GSA部分利用质量(适应度)产生的引力场,为种群提供了明确且指向高质量区域的移动方向,显著加快了初期收敛速度,避免了GA的随机漫步和PSO的盲目跟随。

遗传保持多样性与跳出局部最优: 标准GSA后期易因多样性丧失而陷入局部最优。GGSA通过精英交叉(阶段II)在精英区域精细搜索,生成有潜力的新解;通过可控变异(阶段III)在后期引入扰动,提供跳出局部最优的机制,交叉和变异操作带来了新的收益增长点。

分阶段动态平衡: 3个阶段策略性调整了探索与开发的侧重。阶段I(引力)侧重快速开发;阶段II(交叉)侧重在精英区探索新组合;阶段III(变异)侧重全局探索和扰动。这种动态平衡是GGSA在效率和效果上均优于单一算法或简单混合算法的关键。

低轨约束适应性: 基于0/1选择的编码和罚函数机制有效集成了低轨遥感卫星的复杂约束,引力引导有助于满足资源约束(如避免选择过多导致存储溢出),变异操作有助于修复冲突(如时间重叠)。

(2) 付出代价

计算复杂度: GGSA单次迭代的计算成本高于GA和PSO(因为需要计算所有粒子对间的引力,复杂度为 $O(N^2 \times D)$)。这导致其在小规模问题(Sc1)中耗时略高于PSO(见表2)。引力计算($O(N^2)$)在种群规模很大时可能成为瓶颈,在大规模星座规划中可能需要采用分层、分组或近似计算策略来优化。

参数调优: GGSA有更多参数(如阶段划分比例、精英比例、各类概率参数)需要调整以达到最佳性能,参数设置不当可能影响效果。

变异风险: 变异操作虽有助于跳出局部最优,但可能破坏好的解结构,尤其在变异率过高或后期阶段。GGSA通过设置较低的 P_{m_c} 和 P_{m_g} 以及结合后续GSA微调来降低此风险。

资源使用: GGSA的资源(内存)占用略高于标准GA、GSA和PSO(因需存储个体位置、速度、质量、加速度等信息,以及维护精英解列表),但仍在常规服务器

的可接受范围内。

3.5 试验结论

综合6个仿真场景下的对比结果与分析,可以得出以下主要结论。

(1) **高效性显著:** 在运行耗时方面,GGSA在除最小规模外的所有场景中均表现最优。特别是在大规模场景(Sc3, Sc4)和超大规模场景(Sc4)任务规划问题中,其耗时显著低于GA、GSA和PSO,计算效率提升26%~40%。这得益于引力机制提供的有效移动方向和分阶段策略对无效计算的避免。

(2) **规划质量优越:** 在任务完成率、总收益、资源利用率等核心规划质量指标上,GGSA全面领先于对比算法。其优势在问题规模增大和引入额外复杂性(光照约束、紧急任务)时更凸显。GGSA能更有效地利用有限的卫星资源(特别是短暂的时间窗口和严格的载荷约束),完成更多高价值任务,资源利用率平均提升约12%。

(3) **鲁棒性强:** GGSA在不同规模、不同复杂度的场景下均能保持稳定的高性能。针对突发高优先级任务场景(Sc6)和附加约束场景(Sc5)表现出良好的适应性和调整能力。多次运行结果的低标准差也表明了其解的稳定性。

(4) **混合策略有效:** 试验结果验证了融合引力搜索(快速收敛)和遗传算法(多样性保持、全局探索)并采用分阶段迭代策略的有效性,展现出GGSA兼具初期快速收敛和后期持续探索优化的能力,克服了单一算法的固有缺陷。

(5) **低轨适用性验证:** 仿真场景基于典型的低轨遥感卫星参数和约束设置,其结果充分证明了GGSA在解决低轨遥感卫星任务规划这一特定难题上的有效性和优越性,其编码方式和约束处理机制(罚函数)被证实是可行的。

综上所述,本文提出的引力遗传搜索算法是解决低轨遥感卫星任务规划问题的一种高效、高质量且鲁棒的优化方法。它显著提升了规划系统的性能,为未来巨型遥感星座的智能化、自动化运控提供了有力算法支撑。

4 结束语

低轨遥感卫星星座的迅猛发展对高效、智能的任务规划技术提出了前所未有的挑战。本文聚焦解决低轨遥感卫星任务规划这一NP-hard难题,针对现有主流算法(如遗传算法收敛慢易陷入局部最优、引力搜索算法全局探索能力不足)的局限性,创新性提出了一种融合物理

定律与生物进化机制的引力遗传搜索算法,有效解决了传统方法收敛速度慢、易陷入局部最优陷阱等问题。通过不同问题规模场景下的仿真试验表明,GGSA在收敛速度、任务完成率及资源管理等方面均表现出色,充分展现了其处理复杂大规模问题的卓越能力和工程应用价值。基于这些出色表现,GGSA展现出了广阔的应用前景,可在更复杂的遥感卫星任务规划场景中得到推广应用,为未来巨型低轨遥感卫星星座的高效任务规划提供了切实可行的智能化解决方案。

参考文献

- [1] 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.
- [2] 王艳娇,刁鹏飞,贾雁飞.群智能进化算法及其应用[M].北京:科学出版社,2019.
WANG Y J, DIAO P F, JIA Y F. Swarm intelligence evolutionary algorithms and their applications[M]. Beijing: Science Press, 2019.
- [3] 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.
- [4] KHOJAH H A, MOSA M A. Multi-objective optimization for multi-satellite scheduling task[J]. Journal of Soft Computing Exploration, 2022, 3(1): 19-30.
- [5] BERGER J, LO N, BARKAOUI M. QUEST-A new quadratic decision model for the multi-satellite scheduling problem[J]. Computers & Operations Research, 2020, 115: 104822.
- [6] CHANG Z X, ZHOU Z B, XING L N, et al. Integrated scheduling problem for earth observation satellites based on three modeling frameworks: an adaptive bi-objective memetic algorithm[J]. Memetic Computing, 2021, 13(2): 203-226.
- [7] ZHANG G H, LI X H, HU G X, et al. Mission planning issues of imaging satellites: summary, discussion, and prospects[J]. International Journal of Aerospace Engineering, 2021, 2021(1): 7819105.
- [8] 付伟,贾洪志,林晓勇,等.基于分层多智能体的多星联合任务规划架构研究[J].无线电通信技术,2024,50(5): 993-999.
FU W, JIA H Z, LIN X Y, et al. Research on multi-satellite joint mission planning architecture based on hierarchical multi-agent[J]. Radio Communications Technology, 2024, 50(5): 993-999.
- [9] 杜永浩,黎磊,徐世龙,等.基于智能优化算法引擎的可演进多星智能任务规划[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.
- [10] 李麻甜,王凌,陈英武等.基于自适应大邻域搜索的多场景多卫星任务规划方法[J/OL].系统仿真学报,2025.
LI X T, WANG L, CHEN Y W, et al. Multi-scenario Multi-satellite Mission Planning Method Based on Adaptive Large Neighborhood Search[J/OL]. Journal of System Simulation, 2025.
- [11] 袁健波,杜永浩等.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/OL].系统工程与电子技术,2025.
YUAN J B, DU Y H, QI W H, et al. Research on Mission Planning Model and Algorithm for Imaging Satellites Oriented to Point Group and Large Area Targets[J/OL]. Systems Engineering and Electronics, 2025.
- [12] 李明铭,郭帅,杨迪,等.考虑通信约束的星群分布式应急调度方法研究[J].宇航学报,2024,45(9): 1364-1375.
LI M M, GUO S, YANG D, et al. Research on distributed emergency mission planning for constellation considering communication constraints[J]. Journal of Astronautics, 2024, 45(9): 1364-1375.
- [13] 刘佳,秦嘉豪,李瀛搏,等.基于多染色体编码遗传算法的多星成像与数传耦合规划方法[J].宇航学报,2025,46(3): 616-630.
LIU J, QIN J H, LI Y B, et al. A method for coupled planning of multi-satellite imaging and data transmission based on a multi-chromosome encoded genetic algorithm[J]. Journal of Astronautics, 2025, 46(3): 616-630.
- [14] 李阳阳,罗俊仁,张万鹏,等.多星协同观测遗传-演进双层任务规划算法[J].系统工程与电子技术,2024,46(6): 2044-2053.
LI Y Y, LUO J R, ZHANG W P, et al. Genetic-evolutionary bi-level mission planning algorithm for multi-satellite cooperative observation[J]. Systems Engineering and Electronics, 2024, 46(6): 2044-2053.
- [15] 丁祎男,雷拥军,王淑一,等.面向重访周期需求的敏捷成像卫星任务规划方法[J].空间控制技术与应用,2024,50(2): 23-29.
DING Y N, LEI Y J, WANG S Y, et al. Agile imaging satellite task planning method for revisit time requirements[J]. Aerospace Control and Application, 2024, 50(2): 23-29.
- [16] 靳鹏,李健.基于改进合同网协议的多星分布式任务规划[J].无线电工程,2024,54(10): 2434-2445.
JIN P, LI J. Multi-satellite distributed mission planning based on improved contract network protocol[J]. Radio Engineering, 2024, 54(10): 2434-2445.
- [17] 陈冠任,刘伟,翟计全,等.基于粒子群算法的低轨重点卫星雷达协同探测任务规划方法[J].现代雷达,2024,46(6): 108-114.
CHEN G R, LIU W, ZHAI J Q, et al. Task scheduling method for collaborative observation of high-threat LEO satellites using radars

- based on PSO algorithm[J]. *Modern Radar*, 2024, 46(6): 108-114.
- [18] 单长胜, 范丹丹, 林宇生, 等. 基于最优邻域搜索粒子群的低轨卫星通信任务规划方法[J]. *无线电通信技术*, 2024, 50(3): 548-554.
SHAN C S, FAN D D, LIN Y S, et al. Method for low earth orbit satellite communication task planning based on optimal neighborhood search PSO algorithm[J]. *Radio Communications Technology*, 2024, 50(3): 548-554.
- [19] 刘诗琪, 潘大志. 基于精英思想自适应改进万有引力搜索算法[J]. *智能计算机与应用*, 2024, 14(1): 16-21.
LIU S Q, PAN D Z. Adaptive improvement of gravitational search algorithm based on elite thought[J]. *Intelligent Computer and Applications*, 2024, 14(1): 16-21.
- [20] 石鑫, 邢孟道, 张金松, 等. 基于改进遗传算法的SAR多星协同复杂区域观测规划[J]. *遥感学报*, 2024, 28(7): 1822-1834.
SHI X, XING M D, ZHANG J S, et al. SAR multi-satellite collaborative complex area observation planning based on improved genetic algorithm[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2024, 28(7): 1822-1834.
- [21] 何奇恩, 李峰, 钟兴. 多目标算法在卫星区域覆盖调度及数传规划上的应用综述[J]. *遥感技术与应用*, 2023, 38(4): 783-793.
HE Q E, LI F, ZHONG X. A review of the application of multi-objective algorithms in satellite regional coverage scheduling and data transmission planning[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2023, 38(4): 783-793.
- [22] 靳鹏, 唐晓茜. 考虑合成机制的多星应急任务调度[J]. *系统工程与电子技术*, 2022, 44(4): 1270-1281.
JIN P, TANG X X. Multi-satellite emergency task scheduling with merging mechanism[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2022, 44(4): 1270-1281.
- [23] 许瀚誉, 冯翔, 虞慧群. 万有引力与群体状态自适应的智能优化算法[J]. *计算机工程与应用*, 2020, 56(9): 48-55.
XU H Y, FENG X, YU H Q. Novel optimization algorithm based on universal gravitational and colony state adaptation[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2020, 56(9): 48-55.
- [24] 杨唯一, 何磊, 刘晓路, 等. 面向批量应急任务的分布式卫星在线协同方法[J]. *系统工程理论与实践*, 2025, 45(1): 310-325.
YANG W Y, HE L, LIU X L, et al. A distributed satellite online collaboration method for batch emergency tasks[J]. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2025, 45(1): 310-325.
- [25] 刘晔伟, 周庆瑞, 黄昊. 分布式卫星系统动态任务协同规划算法研究[J]. *空间控制技术与应用*, 2022, 48(4): 46-53.
LIU Y W, ZHOU Q R, HUANG H. Distributed satellite system dynamic task collaborative assignment algorithm[J]. *Aerospace Control and Application*, 2022, 48(4): 46-53.
- [26] 赵彤彤, 王海红, 王秀英, 等. 易跳出局部最优的改进引力搜索算法及应用[J]. *控制工程*, 2025, 32(5): 921-927.
ZHAO T T, WANG H H, WANG X Y, et al. Improved gravitational search algorithm with enhanced local optima escape and its application[J]. *Control Engineering of China*, 2025, 32(5): 921-927.
- [27] 杨阳, 刘德生, 常青. 基于混合免疫遗传算法的多类型成像卫星任务规划[J]. *兵工自动化*, 2025, 44(3): 13-19.
YANG Y, LIU D S, CHANG Q. Mission planning of multi-type imaging satellites based on hybrid immune genetic algorithm[J]. *Ordinance Industry Automation*, 2025, 44(3): 13-19.
- [28] 郑起存, 岳海霞, 刘大成, 等. 基于区域目标网格化的多星协同观测方法[J]. *中国科学院大学学报(中英文)*, 2024, 41(6): 803-809.
ZHENG Q C, YUE H X, LIU D C, et al. Multi-satellite cooperative observation method based on area target gridding[J]. *Journal of University of Chinese Academy of Sciences*, 2024, 41(6): 803-809.
- [29] 李冉, 向曼, 金岩, 等. 自然灾害监测卫星协同任务规划研究[J]. *航天返回与遥感*, 2024, 45(4): 39-47.
LI R, XIANG M, JIN Y, et al. Research on natural disaster monitoring satellite mission planning[J]. *Spacecraft Recovery & Remote Sensing*, 2024, 45(4): 39-47.
- [30] 马林, 秦阳, 秦嘉豪, 等. 大型星座混合模拟退火遗传算法测控任务规划[J]. *宇航学报*, 2023, 44(11): 1757-1766.
MA L, QIN Y, QIN J H, et al. Massive constellation measurement and control scheduling based on hybrid simulated annealing genetic algorithm[J]. *Journal of Astronautics*, 2023, 44(11): 1757-1766.
- [31] 张泽华, 张加友, 张嘉凯, 等. 基于遗传禁忌算法的多星协同任务规划方法[J]. *无线电工程*, 2022, 52(7): 1127-1135.
ZHANG Z H, ZHANG J Y, ZHANG J K, et al. Multi-satellite cooperative mission planning method based on genetic tabu algorithm[J]. *Radio Engineering*, 2022, 52(7): 1127-1135.
- [32] 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.
- [33] 张晋, 赵雪婷, 李博文. 一种动态锁定式多星协同任务规划的A2C算法[J]. *宇航学报*, 2024, 45(5): 700-710.
ZHANG J, ZHAO X T, LI B W. An A2C algorithm for dynamic locking-based multi-satellite collaborative task planning[J]. *Journal of Astronautics*, 2024, 45(5): 700-710.
- [34] 杨芳, 景丽萍, 黄敏, 等. 遥感卫星任务智能决策的机器学习方法研究[J]. *航天器工程*, 2024, 33(4): 1-10.
YANG F, JING L P, HUANG M, et al. Research on machine learning method for intelligent decision-making of remote sensing satellite mission[J]. *Spacecraft Engineering*, 2024, 33(4): 1-10.
- [35] 李可, 熊顺蕊, 戴朋林, 等. 基于深度强化学习的卫星动态任务实时调度时效性优化方法[J]. *中国科学: 信息科学*, 2024, 54(10): 2443-2469.

LI K, XIONG S R, DAI P L, et al. Timeliness optimization of real-time scheduling for satellite dynamic tasks based on deep reinforcement learning[J]. Scientia Sinica (Informationis), 2024, 54 (10): 2443-2469.

- [36] HERRMANN A, SCHAUB H. Reinforcement learning for the agile earth-observing satellite scheduling problem[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2023, 59(5): 5235-5247.

[作者简介]



岳群彬（1980-），男，中国电子科技集团公司第五十四研究所正高级工程师，主要研究方向为航天测控与运控、卫星任务规划。

陈亚军（1985-），男，中国电子科技集团公司第五十四研究所高级工程师，主要研究方向为航天测控与运控、卫星任务规划。

林晓勇（1985-），男，中国电子科技集团公司第五十四研究所高级工程师，主要研究方向为航天测控与运控、卫星任务规划。

张艳红（1991-），女，智能空间信息国家级重点实验室助理工程师，主要研究方向为大数据、信息处理应用。

付伟（1986-），男，中国电子科技集团公司第五十四研究所高级工程师，主要研究方向为航天测控与运控、卫星任务规划。

高朝晖（1972-），男，中国电子科技集团公司第五十四研究所正高级工程师，主要研究方向为航天测控与运控、卫星任务规划。