

一种面向电磁频谱监测卫星的双层混合规划求解方法

周晓光 义余江 孙正波

(西南电子电信技术研究所 成都 610041)

摘要 近年来, 卫星呈规模化发展且迅速壮大, 对地探测需求随之增长, 面向电磁频谱监测卫星 (Electromagnetic Spectrum Monitoring Satellite, ESMS) 任务的精细化管控要求越来越高. 卫星任务规划时不考虑动态调整将导致大量时间资源浪费, 因此对任务进行动态调整并分配合适的卫星资源是有效执行监测任务的重要保证. 本文首先构建考虑任务动态调整的任务规划模型, 然后面向任务可调整性设计一种双层混合规划方法 (Two-layer Hybrid Scheduling Approach, TH-SA). 该方法第一层采用遗传算法处理不可动态调整的任务序列, 第二层基于启发式规则对可动态调整的任务进行规划. 基于规则的初始化策略和多样化的交叉模式可保证遗传算法的探索和开发效率, 而启发式算法 (Heuristic Algorithm, HA) 则通过任务调整和资源分配实现可动态调整任务的优化调度. 通过对任务分类处理, 在保证不可动态调整任务完成率的同时, 提升算法对可动态调整任务的规划效率. 仿真实验验证了算法在不同规模任务规划中能保持较高的收益, 有效提升电磁频谱监测卫星资源的应用效益.

关键词 电磁频谱监测卫星, 任务动态调整, 双层模型, 遗传算法, 启发式算法

中图分类号 V44, V474

A Two-layer Hybrid Scheduling Approach for Electromagnetic Spectrum Monitoring Satellite Mission Planning

ZHOU Xiaoguang YI Yujiang SUN Zhengbo

(Southwest Electronics and Telecommunication Technology Research Institute, Chengdu 610041)

Abstract In recent years, there has been a significant and rapid expansion in the satellite field, with a corresponding increase in the demand for Earth observation. This led to a growing need for sophisticated management of Electromagnetic Spectrum Monitoring Satellite (ESMS) missions. Neglecting to incorporate dynamic adjustments in satellite mission planning will lead to a considerable loss of time and resources. Dynamic adjustments to missions and allocation of appropriate satellite resources are crucial for the effective execution of monitoring tasks. This paper begins by developing a mission planning model

2024-07-30 收到原稿, 2025-01-04 收到修定稿

©The Author(s) 2025. This is an open access article under the CC-BY 4.0 License
(<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

that incorporates dynamic adjustments. Subsequently, we introduce a Two-layer Hybrid Scheduling Approach (TH-SA) designed for task flexibility. The approach uses a genetic algorithm in the first layer to deal with non-dynamically adjustable task sequences. The second layer relies on heuristic rules to plan dynamically adjustable tasks. A rule-based initialization strategy and diverse crossover patterns enhance the exploration and exploitation efficiency of the genetic algorithm, while the heuristic algorithm optimizes the scheduling of dynamically adjustable tasks through task reconfiguration and resource allocation. By categorizing and processing tasks, the algorithm enhances the efficiency of planning for dynamically adjustable tasks and ensures the completion rate of those that are not dynamically adjustable. Finally, simulation experiments confirm that the algorithm maintains high performance in task planning of varying scales, demonstrating its effectiveness in improving the performance of Electromagnetic Spectrum Monitoring Satellite task planning.

Key words Electromagnetic spectrum monitoring satellite, Dynamic adjustments to missions, Two-layer model, Genetic algorithm, Heuristic algorithm

0 引言

近年来, 航天与电子信息技术的不断深入发展目标探测、环境监测、资源普查等各类任务提供了新的解决方案^[1-4]. 按照卫星载荷分类, 可将探测卫星分为可见光、合成孔径雷达 (Synthetic Aperture Radar, SAR)、电磁频谱监测等类型. 电磁频谱监测卫星通过对各类信号的接收处理获取有价值的信息. 与光学卫星相比, 电磁频谱监测卫星具有天气因素影响较小、信号接收能量较稳定等诸多优势. 电磁频谱监测卫星任务规划是对卫星资源特别是载荷资源的规划, 是合理分配任务具体执行时间、准确配置相应工作参数的过程^[5]. 受限于卫星平台和载荷能力, 卫星运行过程中所能执行的任务是有限的, 通过任务动态调整的方式, 可使存在冲突的任务顺利执行. 任务动态调整增加了规划问题的复杂度, 搜索空间在任务调整后会迅速增加, 需要针对任务动态调整设计高效的算法. 由于存在指数爆炸的情况, 对于大规模任务规划而言, 精确求解的算法通常是不适用的. 因此, 采用演化算法和启发式算法 (Heuristic Algorithm, HA) 来求解电磁频谱监测卫星任务规划问题往往更为有效. 规划任务问题通常采用遗传算法 (Genetic Algorithm, GA)^[6]、蚁群算法^[7]、蜂群算法^[8]等进行求解. 本文研究电磁频谱监测卫星任务规划问题, 目的是在满足卫星资源使用约束条件下, 安排尽可能多的任务.

现有电磁频谱监测卫星任务规划的研究针对多区域探测、移动目标探测等场景提出了相应解决方

法^[4,9]. 研究中对卫星工作模式等常采用简化方式处理, 解决光学卫星、SAR 卫星以及电磁频谱监测卫星等各类卫星任务规划中涉及的数传时间窗安排、测控时间窗安排、地面接收资源分配、卫星资源分配等问题, 比如中继卫星任务规划中的任务拆分问题^[10,11]以及光学多星任务分配问题^[12], 对于卫星执行不同任务的协同探测模式研究还不够深入. 文献 [10] 设计了中继任务拆分的执行模式, 采用基于风险评估的冲突度量启发式算法提升中继卫星系统的任务处理效率. 文献 [11] 针对可拆分中继任务规划问题, 考虑两个任务拆分和重新分配邻域结构, 并在求解搜索过程中进行自适应选择, 验证了任务拆分相比于原有任务处理方式的优点. 文献 [12] 将规划问题分为分配问题、序列问题和时间问题, 提出了多星任务规划过程中资源分配和任务拆分的方法, 该方法在资源分配上比传统规划方法更有优势, 未将资源分配与任务规划过程相结合, 任务规划的时效性无法保证. 文献 [13] 针对成像卫星任务规划问题提出了基于遗传算法的双层演化架构, 该架构将任务规划问题分解为任务分配和单星任务调度问题, 在单星任务规划阶段引入遗传算法, 验证了架构的有效性. 文献 [14] 针对中继卫星应急任务调度问题设计了基于深度学习的双层架构, 通过设计短期和长期任务目标, 提高了中继卫星对应急任务的响应时效. 文献 [15] 针对多星协同任务调度问题提出一种基于任务分配-资源调度两阶段双层规划的多星协同优化调度方法, 利用改进遗传算法, 考虑收益和负载均衡, 对任务分配和资源调度进行迭代寻优. 综上, 目前对于电磁频谱监测卫星规划求解算法中,

采用贪婪和启发式思想的居多, 算法容易陷入局部最优, 搜索效率不高, 资源分配和任务规划缺乏迭代机制, 规划收益不高.

考虑到当前的研究算法和模块大都集中在对单一算法的改进和参数的调整, 未考虑任务的多样性特征, 而两阶段框架也主要针对资源分配和任务规划分别进行优化, 算法自适应研究有所欠缺. 因此, 本文在梳理电磁频谱监测卫星任务规划问题的基础上, 提出了对可动态调整任务和不可动态调整任务进行分阶段处理的流程, 构建双层规划模型并设计相应规划算法. 该方法通过进化计算和基于任务调整的启发式方法的结合, 保证了算法在不同规划场景下的自适应性和求解效率. 算法将求解分为两个阶段, 采用遗传算法针对不可调整的探测任务开展第一阶段的任务规划. 针对可调整的探测任务, 提出一种任务动态调整的启发式算法, 将可调整的任务通过拆分处理形成子任务, 随后通过排序生成新的任务序列, 算法的探索能力得到了提升. 算法主要创新点如下.

(1) 针对电磁频谱监测卫星可调整任务和不可调整任务特性构造了以最大化任务完成率为目标的双层规划模型, 提出了考虑任务动态调整的双层混合规划方法 (Two-layer Hybrid Scheduling Approach, TH-SA).

(2) 在遗传算法中设计了基于规则的初始化种群策略和多样化的交叉策略, 基于规则的初始化种群策略迭代初始种群, 而多样化的交叉策略则是在算法多代探索过程中的一种触发新的个体的策略. 通过上述两个策略对不可调整的任务序列进行规划. 设计任务拆分和任务动态调整的启发式方法, 使用启发式算法规划可调整的任务序列. 通过不同规模验证, 进化算法和启发式算法同样适用于大规模任务的规划问题.

1 电磁频谱监测卫星任务规划模型

1.1 问题描述

电磁频谱监测卫星任务规划的本质是为卫星指定一个有时间顺序的任务执行序列, 这个序列在满足卫星各项约束条件的基础上尽可能实现收益最大化. 按任务类型可以将待规划任务分为可动态调整任务和不可动态调整任务. 其中可动态调整任务表示该任务可按实际可用时间窗口大小拆分为多个子任务. 不

可动态调整任务则表示任务出现时间冲突时不进行任务拆分. 电磁频谱监测卫星任务制定是一个复杂的过程, 不仅需要确定任务执行模式, 还需要根据执行模式配置详细工作参数. 在卫星工作过程中, 每个任务执行的优先级代表该任务的重要程度, 任务在考虑优先级的基础上, 通过在规定的时间范围内执行以反映任务的时效性要求. 此外, 任务的执行时间必须在卫星的可视范围内. 因此, 电磁频谱监测卫星任务规划需要考虑任务重要性要求、时效性要求以及可视性要求, 在这些要求都满足的前提下, 实现任务规划综合效率的最大化.

1.2 变量定义

文中用到的变量及定义如下. $\mathbf{T}$ 表示待规划任务集合, $\mathbf{T} = \{T_1, T_2, T_3, \dots, T_N\}$, N 为任务个数; $\mathbf{T}_n$ 表示不可动态调整的任务集, n 为任务个数; $\mathbf{T}_a$ 表示可动态调整的任务集, a 为任务个数; $\mathbf{T}_{i,S_w}$ 表示候选任务 i 开始时间的集合, $\mathbf{T}_{i,S_w} = \{T_{i,S_w,1}, T_{i,S_w,2}, \dots, T_{i,S_w,N_i}\}$, N_i 表示任务可用时间窗个数; $\mathbf{T}_{i,F_w}$ 表示候选任务 i 结束时间的集合, $\mathbf{T}_{i,F_w} = \{T_{i,F_w,1}, T_{i,F_w,2}, \dots, T_{i,F_w,N_i}\}$, N_i 表示任务可用时间窗个数; e_{N_i} 表示时间窗最早开始时间; l_{N_i} 表示时间窗最晚结束时间; P_i 表示任务 i 的优先级; $T_{i,D}$ 表示任务 i 的持续时间要求, $T_{i,S}$ 表示任务 i 的实际开始时间, $T_{i,F}$ 表示任务 i 的实际结束时间; M 表示卫星的总存储容量; S_{P_i} 表示卫星在 t 时刻已用固存; T_{tr} 表示任务之间的最小时间间隔; $x_{i,j}$ 表示任务 i 被安排在第 j 个时间窗, 当任务安排成功 $x_{i,j} = 1$, 否则 $x_{i,j} = 0$; $\hat{x}_{i,j,k}$ 表示任务 i 拆分后的子任务 j 被安排在第 k 个时间窗, 当任务安排成功 $\hat{x}_{i,j,k} = 1$, 否则 $\hat{x}_{i,j,k} = 0$; $o_{i,j}$ 表示任务 i 的开始执行时间, $\hat{o}_{i,j,k}$ 表示任务 i 拆分后的子任务 j 的开始执行时间.

1.3 数学模型

卫星状态、任务类型变化、待规划任务集调整等多种不确定因素均会影响卫星工作执行, 部分因素不需在任务规划数学模型内考虑, 因此提出如下假设.

假设 1 可动态调整任务和不可动态调整任务的类型是规划算法的输入, 研究的重点是对不同类型任务的规划, 不考虑在规划过程中任务类型的变化.

假设 2 规划的前提是卫星正常工作, 不考虑卫星硬件设备问题使得卫星处于异常工作状态, 任务不会因此而执行失败.

假设 3 周期性任务会被拆分成子任务, 因此每一个任务最多且只能被执行一次, 任务不会被周期性地重复执行.

假设 4 考虑到规划完整性, 待规划任务状态不会发生变化, 规划过程中不会出现临时增加新任务或者任务由于某些因素被取消的情况.

根据问题描述和以上假设条件, 现构建电磁频谱监测卫星任务规划数学模型.

电磁频谱监测卫星任务规划问题的目标函数为最大化任务收益. 对本问题而言, 共包括可调整任务和不可调整任务两类任务收益. 不可调整任务只需要简单依据任务是否被成功安排即可判断是否成功完成. 可调整任务需要有效考虑每一个调整后的子任务被安排的情况, 只有当每一个子任务均被成功安排时则该任务才算是成功执行. 电磁频谱监测卫星任务规划问题的目标函数为

$$\sum_i \sum_j x_{i,j} \cdot P_i + \sum_i \sum_j \min(\hat{x}_{i,j,1}, \hat{x}_{i,j,2}, \dots, \hat{x}_{i,j,k}) \cdot P_i. \quad (1)$$

影响任务执行的因素一方面来自任务, 另一方面来自卫星执行任务的能力. 电磁频谱监测卫星任务规划模型约束条件如下:

$$\forall T_i \in \mathbf{T}_n : (x_{i,j} = 1) \Rightarrow T_{i,S} \leq o_{i,j} \cdot x_{i,j}, \quad (2)$$

$$\forall T_i \in \mathbf{T}_n : (x_{i,j} = 1) \Rightarrow (o_{i,j} + T_{i,D}) \cdot x_{i,j} \leq T_{i,F}, \quad (3)$$

$$\forall T_i \in \mathbf{T}_a : (\hat{x}_{i,j,k} = 1) \Rightarrow T_{i,S} \leq \hat{o}_{i,j,k} \cdot \hat{x}_{i,j,k}, \quad (4)$$

$$\forall T_i \in \mathbf{T}_a : (\hat{x}_{i,j,k} = 1) \Rightarrow (\hat{o}_{i,j,k} + T_{i,D}) \cdot \hat{x}_{i,j,k} \leq T_{i,F}, \quad (5)$$

$$\forall T_i \in \mathbf{T}_n : (x_{i,j} = 1) \Rightarrow e_{N_i} \leq o_{i,j} \cdot x_{i,j}, \quad (6)$$

$$\forall T_i \in \mathbf{T}_n : (x_{i,j} = 1) \Rightarrow (o_{i,j} + T_{i,D}) \cdot x_{i,j} \leq l_{N_i}, \quad (7)$$

$$\forall T_i \in \mathbf{T}_a : (\hat{x}_{i,j,k} = 1) \Rightarrow e_{N_i} \leq \hat{o}_{i,j,k} \cdot \hat{x}_{i,j,k}, \quad (8)$$

$$\forall T_i \in \mathbf{T}_a : (\hat{x}_{i,j,k} = 1) \Rightarrow (\hat{o}_{i,j,k} + T_{i,D}) \cdot \hat{x}_{i,j,k} \leq l_{N_i}, \quad (9)$$

$$\forall T_i \in \mathbf{T}_a : \sum_j (T_{i,j,F} - T_{i,j,S}) \geq T_{i,D}, \quad (10)$$

$$\forall T_i \in \mathbf{T}_n : o_{i+1,j} - (o_{i,j} + T_{i,D}) \geq T_{tr}, \quad (11)$$

$$\forall T_i \in \mathbf{T}_a : \hat{o}_{i,j+1,k} - (\hat{o}_{i,j,k} + T_{i,D}) \geq T_{tr}, \quad (12)$$

$$\forall T_i \in \mathbf{T}_n, \mathbf{T}_a : |\hat{o}_{i,j,k} - (o_{i,j} + T_{i,D})| \geq T_{tr}, \quad (13)$$

$$\forall T_i \in \mathbf{T}_n, \mathbf{T}_a : |o_{i,j} - (\hat{o}_{i,j,k} + T_{i,D})| \geq T_{tr}, \quad (14)$$

$$\forall T_i \in \mathbf{T}_n, \mathbf{T}_a : [o_{i,j} - (\hat{o}_{i,j,k} + T_{i,D})] \cdot [(o_{i,j} + T_{i,D}) - \hat{o}_{i,j,k}] \geq 0, \quad (15)$$

$$\forall T_i \in \mathbf{T}_n : \sum_j x_{i,j} \leq 1, \quad (16)$$

$$\forall T_i \in \mathbf{T}_a : \sum_{j,k} \hat{x}_{i,j,k} \leq 1. \quad (17)$$

其中, 式 (2)~(5) 表示任务执行时间约束, 式 (6)~(9) 表示任务对目标可见时间约束, 式 (10) 表示任务时长约束, 式 (11)~(15) 表示任务最小时间间隔约束, 式 (16) 和式 (17) 表示任务执行次数约束.

2 考虑任务动态调整的双层混合规划算法

根据问题特点, 提出一种演化算法和基于任务动态调整的启发式算法相结合的 TH-SA. 下面分别描述两种算法.

TH-SA 的框架如图 1 所示. 算法框架获得用户提交的任务后, 首先对任务进行分类处理. 之后, 遗传算法对不可调整任务进行规划, 并生成第二层规划的剩余时间窗口. 在第二阶段, 启发式算法规划可调整任务. 完成这两个阶段的规划后, 得到最终的输出.

2.1 遗传算法

遗传算法是一种优化算法, 通过模拟自然界生物进化过程以实现种群自适应全局优化^[16-18]. 本文利用遗传算法通过模拟种群进化过程探索并寻找最优解, 该算法在求解大规模复杂问题上有着显著优势^[19,20]. 在种群进化过程中, 每次迭代保留一组候选解, 并基于轮盘赌规则从解群中选取较优的个体, 利用遗传算子 (选择、交叉和变异) 对选择的个体进行调整, 产生新一代的候选解群, 重复此过程, 直到满足结束条件. 种群编码、交叉、变异以及适应度函数计算是种群进化的关键.

2.1.1 编码与解码

将电磁频谱监测卫星探测任务的工作序列用实数编码实现, 个体的某个基因表示待执行任务. 解码是将遗传操作中的染色体转化成规划方案的过程. 在解码过程中, 通过使用适应度函数来判断某个任务是否能够列入方案内, 随后明确任务执行的时间点. 实

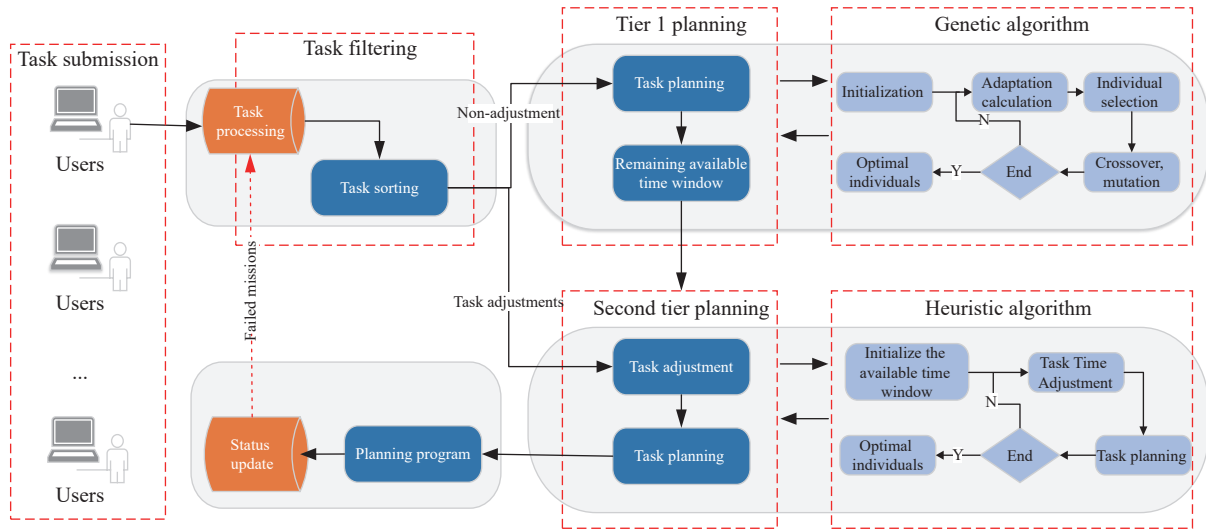


图1 算法流程

Fig. 1 Flowchart of the TH-SA

数编码的优势在于解码过程简单, 特别是在求解复杂优化问题时, 能够降低算法复杂度.

2.1.2 初始化

初始化是遗传算法种群搜索过程开始的第一步, 此过程需要基于规则构建一个初始解, 并在初始解的基础上进一步探索找到更高质量的解. 在任务规划过程中, 按照不同的排序规则构建初始解, 并按照排序依次对待规划任务进行处理. 本文基于时间排序的启发式规则设计初始化方法, 策略包括按照任务开始时间排序 (Rule1)、按照任务持续时间排序 (Rule2), 通过生成 (0, 1) 之间的随机数, 确定初始化种群, 如图2所示.

2.1.3 适应度评估

适应度评估的目的是从种群中选择个体, 通过计算个体对应规划方案的目标函数值得到, 本文对种群中个体的评估函数由电磁频谱监测卫星任务规划问题的目标函数表示.

2.1.4 个体选择

个体选择是进行种群进化的前提, 通过对选定个体的处理可得到新的个体. 个体选择一方面要让优秀的个体具有更多被成功选中的可能性, 另一方面要让其他个体也具有被选中的可能性, 从而保证算法优化的多样性. 本文使用轮盘赌方式来确定用于遗传算法的个体选择. 轮盘赌选择个体的计算公式如下:

$$S_i = \frac{F_i}{\sum_{i=1}^N F_i}. \quad (18)$$

其中, F_i 表示个体的适应度函数值, 使用目标函数进行计算.

2.1.5 交叉

交叉的目的是实现种群内个体进化, 本文设计了3种不同的交叉算子, 分别被称为等长交叉算子、随机交叉算子和片段倒序交叉算子.

等长交叉算子: 等长交叉是指选择两个长度为 L 的任务序列片段, 交换两个片段的位置.

随机交叉算子: 随机交叉是指随机选择个体中两个长度为 L 的片段, 对片段内的任务序列进行随机交叉.

片段倒序算子: 片段倒序是指选择个体中一个长度为 L 的任务序列片段, 将其中的任务片段进行倒序排列.

为了更直观地表示交叉的过程, 本文采用7个等位基因组成的基因片段. 以图3(c)为例, 经过片段倒序和交叉处理, 图3中基因片段34更新为43.

为了保证交叉种群的多样性, 本文通过随机函数 ρ_i 确定交叉策略的方式:

$$\rho_i = \begin{cases} 0 \leq \text{rand}(0, 1) < \frac{1}{3}, & \text{choose(a);} \\ \frac{1}{3} \leq \text{rand}(0, 1) < \frac{2}{3}, & \text{choose(b);} \\ \frac{2}{3} \leq \text{rand}(0, 1) < 1, & \text{choose(c).} \end{cases} \quad (19)$$

其中, ρ_i 表示种群 i 选择的交叉策略, choose(a) ,

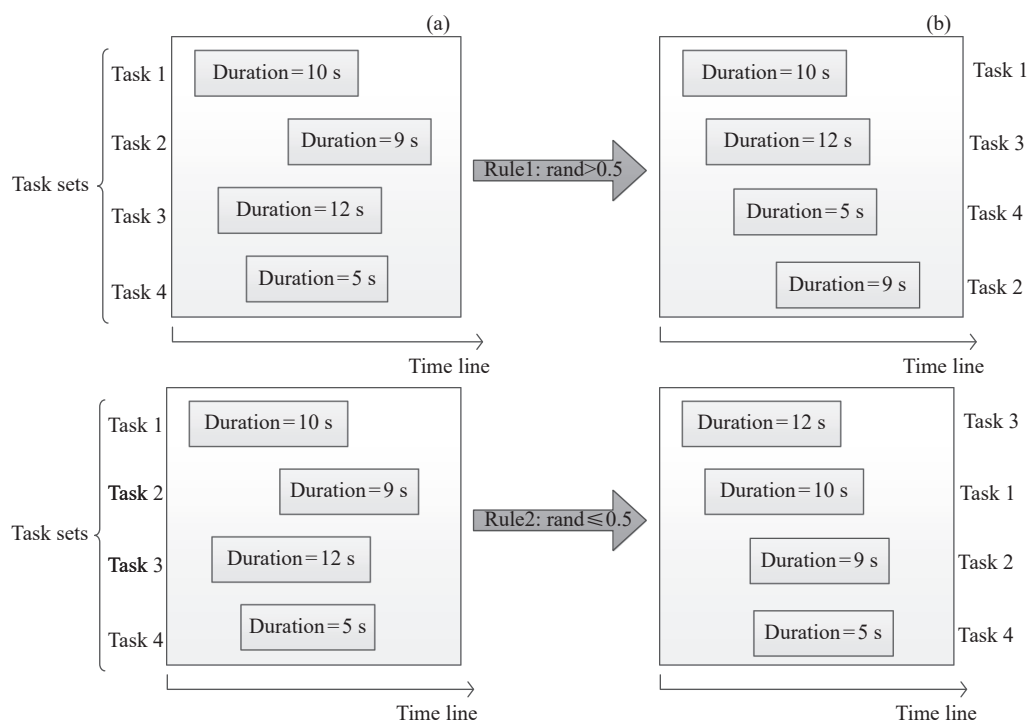


图 2 种群初始化. (a) 按照开始时间排序, (b) 按照任务持续时间排序

Fig. 2 Initialization of population. (a) Sort by start time, (b) sort by task duration

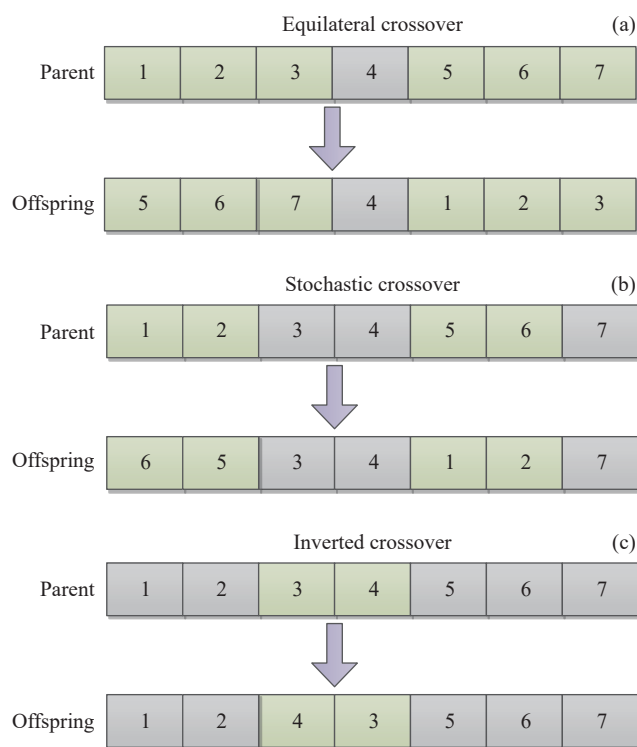


图 3 交叉策略

Fig. 3 Strategies of crossover

choose(b), choose(c) 分别表示图 3 中三种不同的交叉策略.

2.1.6 变异

相比于交叉操作的多样性变化, 变异操作的变化幅度小. 变异算法通过对父代某个基因的改变, 实现算法局部搜索能力的提升. 变异采用序列中两个位置交换的方式进行, 本文通过将交叉算子和变异算子组合, 完成种群个体进化.

2.2 基于任务动态调整的启发式算法

针对可动态调整的探测任务规划, 设计了一种基于任务动态调整的启发式算法, 该算法主要完成任务调整和任务规划. 启发式算法的伪代码如下.

算法1 启发式算法伪代码

Input: task set T , time window set W_t

Output: solution

- 1 While exist tasks can be adjusted in T and exist time windows in W_t
- 2 For each task in T
- 3 For each time window in W_t
- 4 If satisfy the condition of adjustment then
- 5 $T \leftarrow$ Use task adjust strategy
- 6 End If
- 7 End For
- 8 End For
- 9 $P \leftarrow$ Use task planning strategy
- 10 Arrange task in W_t by order P
- 11 End While

从算法 1 中可以看出, 对可动态调整探测任务规划 (行 5), 任务拆分为时间不交叉的子任务, 子任务的开始和结束时间均在任务时间范围之内, 任务规划需要对子任务进行规划, 所有子任务规划成功, 则表示原任务规划成功. 经过调整后得到子任务集合和每一个任务可用时间窗集合. 根据子任务的规划策略对任务安排合理的执行位置 (行 9). 当任务安排结束后如果仍然有时间窗资源剩余则对未调整的任务进行重新调整, 直至无可以使用的时间窗或无法继续对任务进行调整并开展规划, 最终得到规划结果. 下面分别对任务动态调整和任务规划进行介绍.

2.2.1 任务动态调整

任务调整需要满足探测任务可见时间窗长度少

于任务要求探测时间长度, 在该条件下将一个任务拆分为两个子任务 (子任务 1 和子任务 2). 假设当前窗口满足子任务 1 的时间要求, 随后尝试在剩下的时间窗口中安排剩下的子任务 2. 如果剩余可用时间窗资源仍然无法满足子任务 2 的要求, 可以将子任务 2 再次进行拆分, 直至时间窗口满足拆分出来的子任务要求为止.

本文中任务调整方式是通过对原始任务、新产生的子任务不断进行拆分, 该方式增加了子任务和对子任务可见时间窗集合之间的映射关系, 从而大大增加了搜索空间的搜索范围. 因此, 任务成功执行和子任务生成次数是任务调整需要考虑的一个重要因素.

本文提出一种考虑权重的任务调整性评估策略, 目的是对探测任务按照评估的权重值 W_i 进行排序, 评估的依据是可调整探测任务的资源占用率. 该策略可描述为: 当一个可调整任务的权重值大于设定的阈值时, 该任务的安排顺序便按照权重值从小到大排序安排. 任务权重值计算公式为

$$W_i = T_{i,D} / \{ \max[(T_{i,F_{w,1}} - T_{i,S_{w,1}}), \dots, (T_{i,F_{w,k}} - T_{i,S_{w,k}})] \}. \quad (20)$$

当任务 T_i 的权重值 W_i 满足 $W_i \leq 1$ 时, 当前存在窗口可以进行任务安排, 该任务不需要进行拆分. 当任务 T_i 的权重值 W_i 满足 $W_i > 1$ 时, 当前可用时间窗口无法安排该任务, 需要对该任务进行调整, 根据权重值确定需要拆分的任务个数. 当 $1 < W_i \leq 2$ 时, 将任务 T_i 拆分成两个子任务 $T_{i,1}$ 和 $T_{i,2}$, 拆分任务满足如下最短时间间隔约束:

$$\forall T_{i,1}, T_{i,2} \in T_i : \hat{o}_{i,1,k} - (\hat{o}_{i,2,k} + T_{i,D}) \geq T_{tr}. \quad (21)$$

当任务 T_i 的权重值 W_i 满足 $W_i > 2$ 时, 此时任务满足拆分的条件, 但需要考虑该任务占用窗口是否影响后续任务的安排, 约束如下:

$$\begin{aligned} & \text{mean}[(T_{i,F_{w,1}} - T_{i,S_{w,1}}), \dots, (T_{i,F_{w,k}} - T_{i,S_{w,k}})] \\ & [W_i] \leq T_{i,D}. \end{aligned} \quad (22)$$

在完成任务调整后, 根据可用时间窗口长度对任务进行规划, 确定任务的具体安排窗口.

2.2.2 任务规划

在任务规划过程中, 由于不同任务持续时间限制, 所需要的时间窗口长度也不同. 因此, 本文设计一种任务资源分配权重计算方法用于对任务序列进行排序, 安排任务的权重越高, 其对其他任务的安排影

响就越小. 该方法使用任务可用资源即任务可用时间窗口来表征时间窗口资源分配权重, 任务可用窗口资源越多, 就意味着任务被安排的概率越大, 当不同权重的任务在同一时间窗口资源上存在争用时, 算法会优先安排优先级高且收益高的任务, 其流程如图 4 所示.

假设任务 T_i 和 T_{i+1} 被同时安排在第 k 个时间窗口中 (假设 T_i 位于 T_{i+1} 之前), 且满足如下关系时, 说明存在冲突, 此时需要计算任务资源分配权重:

$$\hat{o}_{i,j,k} + T_{i,D} + T_{tr} \geq T_{i+1,S_w}. \quad (23)$$

其中, T_{i+1,S_w} 表示卫星的第 $i+1$ 个子任务最早实际可用时间. 第 i 个子任务和第 $i+1$ 个子任务资源分配权重计算归一化因子定义如下:

$$\varepsilon_{i,i+1} = (N_i + N_{i+1}) \cdot [\text{mean}(\mathbf{T}_{i,F_w} - \mathbf{T}_{i,S_w}) + \text{mean}(\mathbf{T}_{i+1,F_w} - \mathbf{T}_{i+1,S_w})]. \quad (24)$$

子任务权重根据任务优先级、可用窗口数量、平均窗口长度计算. 第 i 个子任务计算方法如下 (置换编号可得第 $i+1$ 个子任务权重):

$$w_i = P_i \cdot \frac{N_{i+1} \cdot \text{mean}(\mathbf{T}_{i+1,F_w} - \mathbf{T}_{i+1,S_w})}{\varepsilon_{i,i+1}}. \quad (25)$$

在得到资源分配权重后, 根据资源分配权重从高至低, 并按可用时间窗资源依次对任务进行尝试安排. 完成对任务与时间窗的选择后, 便完成了对可调

整探测任务的规划, 得到了可调整探测任务的规划执行方案.

3 仿真实验

3.1 实验设定

实验用计算机配置为 Core I7-8550 U, 6 GHz CPU, 8 GB 内存, Windows 7 操作系统, 编码软件为 Matlab 2020a. 采用三种求解卫星任务规划算法作为对比的基准算法, 分别为自适应大邻域搜索算法 (Adaptive Large Neighborhood Search, ALNS)、遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 和启发式算法 (Heuristic Algorithm, HA). 这三种算法在卫星任务规划问题及其他规划问题中具有大量应用, 并具有很好的求解效果. GA 的交叉概率为 0.9, 突变概率为 0.1, ALNS 的初始化分数为 100, 根据算法表现分别设计 50, 20, 10 三种不同等级的分数提升. TH-SA, ALNS, GA 的初始化种群数据均为 10. 算法评价机制对于评价算法优化效果很重要. 为有效评价这几种算法的求解性能, 选取一颗电磁频谱卫星进行试验, 卫星参数见表 1. 在表 1 中, a 表示椭圆轨道半长轴, e 表示椭圆轨道偏心率, i 表示轨道倾角, Ω 表示轨道升交点赤经, ω 表示近地点幅角, M 表示平近点角.

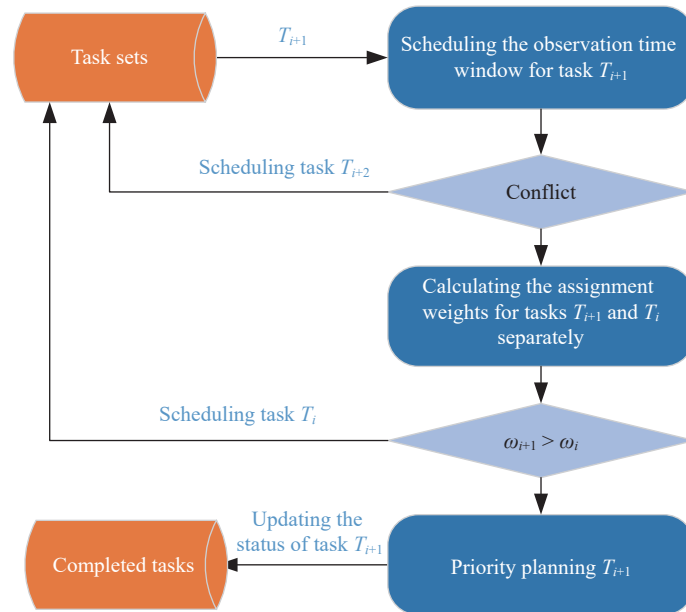


图 4 任务排序策略

Fig. 4 Strategies of task sorting

3.2 实验结果

在卫星覆盖区域内分别选取 100, 200, 300, 400, 500, 600, 700, 800, 1000, 1100, 1200, 1300, 1400 个待规划任务测试用例 (待规划任务包括可拆分任务及不可拆分任务). 为验证算法在不同数量用例下的规划效率, 不同任务类型在各个用例中所占比例相同, 每个算法在同一批次任务上运行 10 次, 并取所有运行次数中算法收益最大值 $f_{\max}$ 、平均值 f_{mean} 和标准差 Std.Dev 作为算法求解性能的评价指标.

表 2 给出了在小规模任务、中等规模任务和大规模任务下算法的求解性能, 从表 2 中可以看出, TH-SA 几乎总能获得最大的收益. 根据表 2 中平均值和标准差可以看出, TH-SA 在多次运行中平均值较为

平稳, 算法的优化稳定性并没有随着任务规模的增加而变差, 而另外三种对比算法则产生了明显的波动. 因此本文算法的稳定性较好. 此外, 随着任务规模的增加, 可以看出算法的收益趋于平稳, 各算法的收益增幅降低, 在有限的资源条件下, GA, ALNS, HA 的收益不如 TH-SA, 而 GA 在求解过程中容易陷入局部最优, 导致求解性能不佳.

为验证 TH-SA 的问题求解效果, 本文设计了不考虑任务动态拆分算法 TH-SA-A 以及不考虑改进遗传算法的 TH-SA-B 进行实验验证. 图 5 给出 TH-SA, TH-SA-A, TH-SA-B 在不同任务规模下的收益, 由图 5 可以看出, 各个算法的收益均随着任务数量的增加而增加, 且 TH-SA 的收益最大. 此外, 随着任务规模的扩大, TH-SA-A 和 TH-SA-B 的收益差距逐渐增加, 这是由于随着任务数量的增加, 在资源相同的情况下, 对任务的动态调整能够获得更好的收益.

图 6 给出 ALNS, GA, TH-SA 在不同任务规模下的收益情况, 由图 6 可以看出, 随着任务数量的增加, TH-SA 与其他算法收益差距明显, 这是因为随着任务数量的增加, 任务之间的冲突加剧, 任务的失败率增加. 相比于其他算法, TH-SA 基于双层规划框架, 提升了任务的规划成功率.

图 7 给出 TH-SA, GA, ALNS 在不同任务规模下的利润率, 可以看出, 利润率随任务规模的提升而

表 1 卫星轨道参数
Table 1 Satellite orbital parameters

参数名称	数值
a/km	7521
e	0.00016
i	100.082
$\Omega/(^{\circ})$	0
$\omega/(^{\circ})$	21.25
$M/(^{\circ})$	149.94

表 2 GA, ALNS, HA, TH-SA 算法不同规模任务集的实验结果对比
Table 2 Comparison of GA, ALNS, HA and TH-SA algorithms for different task scales

任务集	TH-SA			GA			ALNS			HA
	$f_{\max}$	f_{mean}	Std.Dev	$f_{\max}$	f_{mean}	Std.Dev	$f_{\max}$	f_{mean}	Std.Dev	
100	829	829.0	0	823	820.1	1.552	823	818.9	2.591	790
200	1693	1687.8	2.8537	1617	1605.9	5.789	1611	1602.9	5.162	1513
300	2307	2295.9	5.3133	2095	2073.7	11.63	2088	2069	9.915	1869
400	3167	3161.4	2.6193	3105	3082.7	8.391	3094	3080.3	8.651	2906
500	4071	4056.6	5.7151	3917	3891.9	13.213	3914	3892.9	11.596	3651
600	4621	4589.7	10.626	4235	4199.8	20.551	4217	4182.9	13.673	3758
700	5289	5273.7	9.795	4703	4649.3	21.93	4687	4644.4	24.408	4133
800	5765	5717.9	17.969	4702	4585.8	30.647	4659	4583	26.989	3815
1000	8169	8146.9	9.2912	7876	7806.1	25.16	7839	7804.2	20.745	7431
1100	8717	8697.3	9.3548	8318	8282.8	18.655	8323	8277.8	23.564	7970
1200	9589	9566.7	9.7921	9021	8978.7	22.778	8997	8973.4	15.776	8468
1300	10357	10322.0	16.92	9318	9256.3	30.679	9334	9254.5	29.066	8439
1400	10687	10640.0	21.715	9365	9253.6	39.265	9322	9252.6	37.973	8456

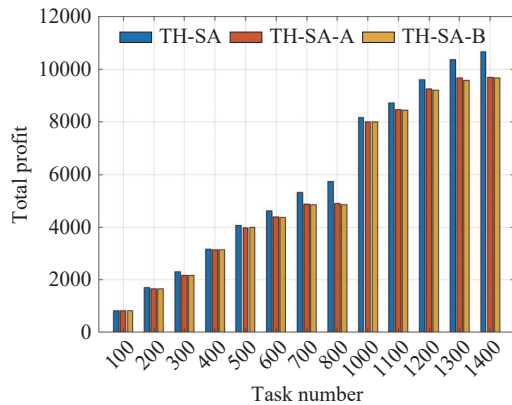


图5 TH-SA, TH-SA-A, TH-SA-B 收益的实验结果对比
Fig. 5 Total profit comparison of TH-SA, TH-SA-A, TH-SA-B algorithms for different task sets

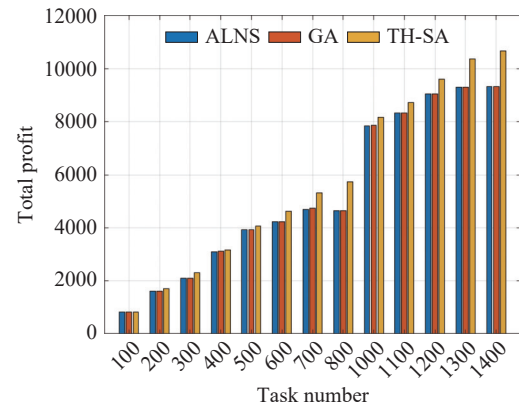


图6 ALNS, GA, TH-SA 收益的实验结果对比
Fig. 6 Total profit comparison of ALNS, GA, TH-SA algorithms for different task sets

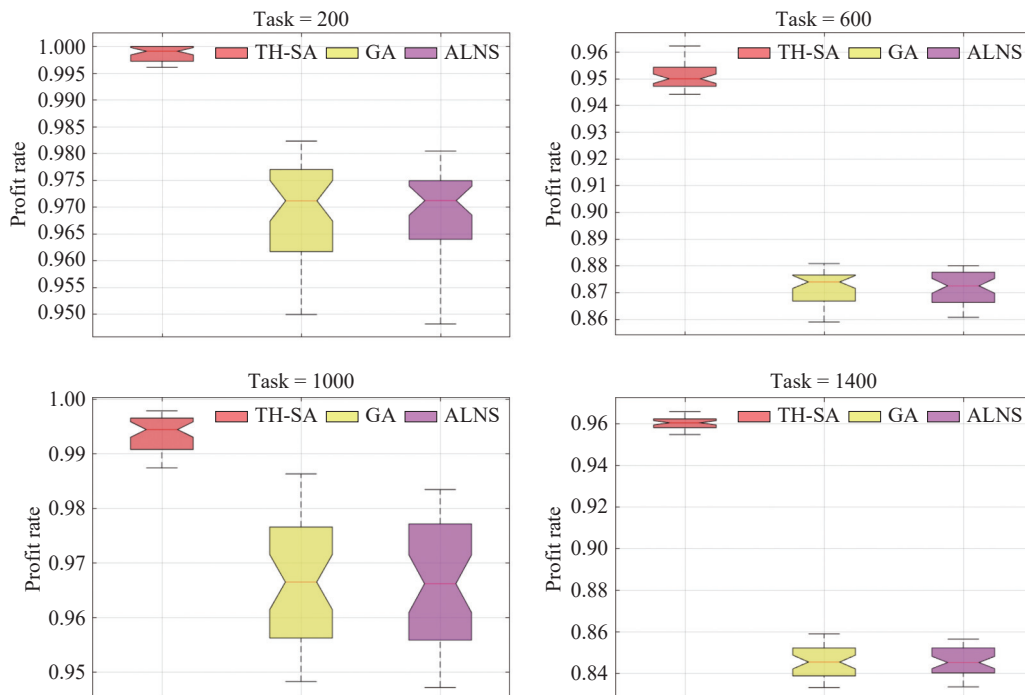


图7 算法 TH-SA, GA, ALNS 利润率的实验结果对比

Fig. 7 Profit rate comparison of TH-SA, GA, ALNS algorithms for different task sets

提升, 任务规模与任务的利润率成正比, 当任务到达一定规模时, 双层规划方法能够带来更大的收益. 为更为直观反映算法运行结果, 给出 200, 400, 600, 800, 1000, 1400 共 6 组任务测试集运行 10 次的算法结果, 如图 8 所示. 从图 8 可以看出, 10 次运行结果中 TH-SA 总能得到较高的收益. 综上所述, 本文提出的 TH-SA 可以很好地解决电磁频谱监测卫星任务规划问题.

表 3 给出不同任务规模下的 CPU 耗时, 可以看出, 任务规模为 100 时 TH-SA 和 GA 的 CPU 耗时较为相近, 并且由于任务存在调整时间, GA 计算耗时低于 TH-SA. 随着任务规模的增加, 任务之间的冲突加剧, 算法 CPU 耗时随之增加, TH-SA 在对可动态调整任务和不可动态调整任务进行处理时能够避免算法过早陷入局部最优, CPU 耗时较其对比算法更有优势.

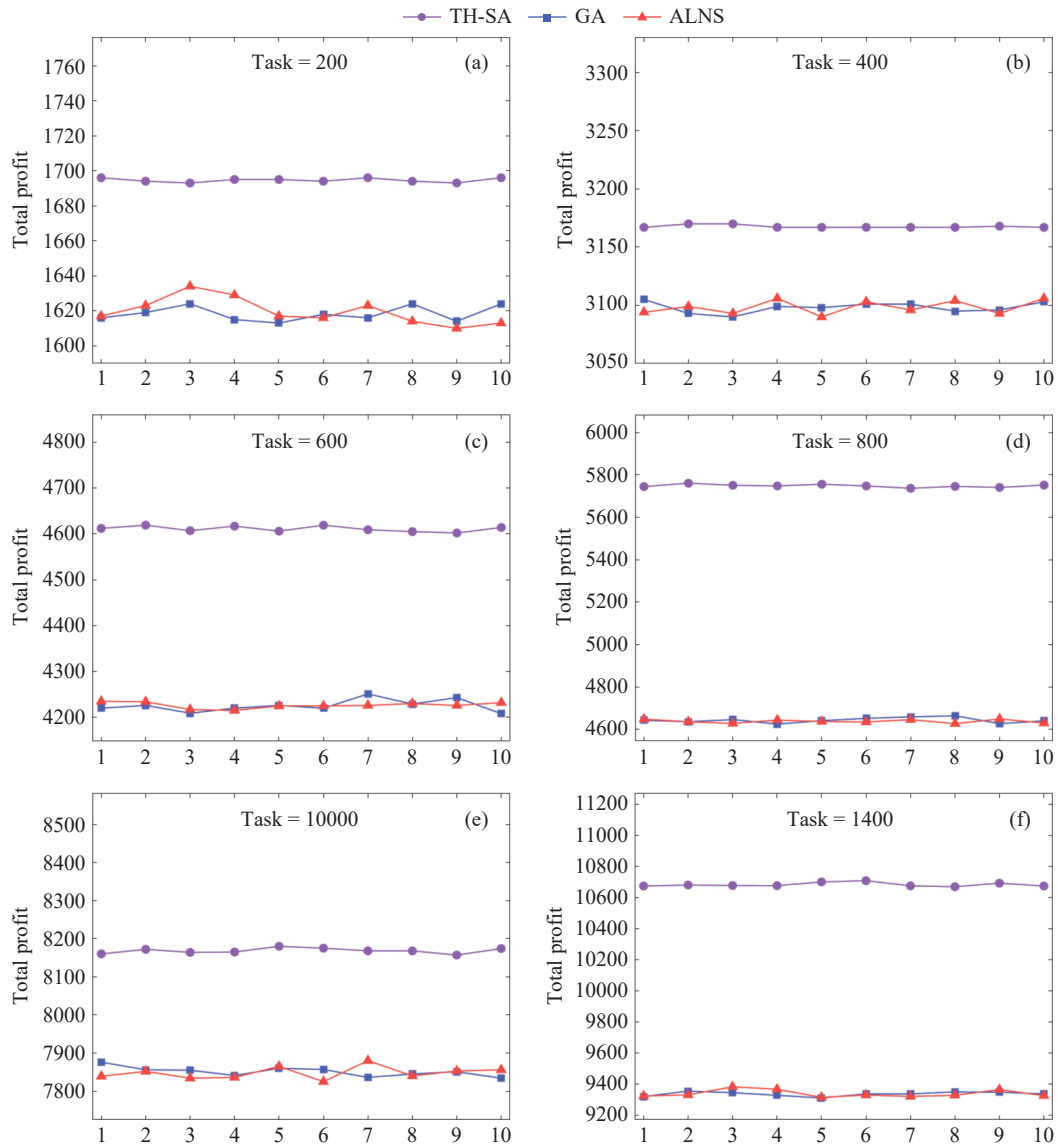


图8 算法 TH-SA, GA, ALNS 收益的实验结果对比

Fig. 8 Total profit comparison of TH-SA, GA, ALNS algorithms for different task sets

4 结论

电磁频谱监测卫星任务规划是充分利用卫星宝贵资源、发挥卫星效能的重要环节。为了有效应对由于时间窗口资源受限且电磁频谱监测任务需求带来的挑战, 本文构建了电磁频谱监测卫星任务规划模型并设计了分别针对不可调整和可调整任务规划的双层混合规划方法。从仿真结果可以看出, TH-SA 在小规模任务、中等规模任务和大规模任务规划中, 算法的收益较高且 CPU 耗时低, 不容易陷入局部最优, 也不会随着任务规模的增加在性能上产生波动。

电磁频谱监测卫星任务规划模型同时涵盖对可调整任务和不可调整任务的规划, 并考虑来自资源、任务时效性要求等不同约束条件。本文根据电磁频谱监测卫星任务规划问题的特点和优势, 使用遗传算法有效提升任务规划效果。此外, 基于任务动态调整的启发式算法对可调整任务实现任务有效拆分, 并根据任务规划模型生成任务执行方案。经过大量的数值实验验证可以看出, 本文提出的考虑任务动态调整的电磁频谱监测卫星任务规划求解方法通过任务调整的方式增加了资源高效利用的可能性, 提升了任务完成率。通过任务调整带来卫星探测收益的提升是明显

表 3 不同任务规模下算法运行时间 (单位: s)
Table 3 Mean CPU service time for different task scales (Unit: s)

任务集	TH-SA	GA	ALNS
100	0.1786	0.1715	0.2314
200	0.2907	0.3447	0.4039
300	0.4648	0.4979	0.5386
400	0.7495	0.7929	0.8682
500	0.8572	1.0234	1.0881
600	1.0799	1.3051	1.3983
700	1.2866	1.614	1.7194
800	1.5199	1.8827	1.9788
1000	2.0191	2.8366	2.9503
1100	2.2655	3.2001	3.2477
1200	2.5913	3.5522	3.6606
1300	2.8031	3.8833	3.9863
1400	3.1638	4.6034	4.9579

的, 可以为后续卫星系统整体任务探测收益的提升提供技术支撑.

在后续研究中, 评价任务调整的机制将作为一个重点, 基于历史任务数据的智能学习是其中一种方式. 在任务规划中考虑任务临时产生、取消等突发情况是一种更加复杂且难以最优化解决的问题, 高效的在线规划或在线离线相结合的规划值得深入研究.

参考文献

[1] QIU Dishan, WANG Huilin, ZHU Jianghan, *et al.* Area census-oriented electronic reconnaissance satellites scheduling technique[J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2011, **32**(2): 379-384 (邱涤珊, 王慧林, 祝江汉, 等. 面向区域普查的电子侦察卫星任务调度 [J]. 小型微型计算机系统, 2011, **32**(2): 379-384)

[2] LI Yaodong, ZHANG Jing, JIANG Jianjun. Mission scheduling of electronic reconnaissance satellites based on multi-area[J]. *Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology*, 2019, **17**(1): 40-45 (李耀东, 张静, 江建军. 多区域多维覆盖联合优化卫星任务规划 [J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2019, **17**(1): 40-45)

[3] DU Yonghao, XING Lining, YAO Feng, *et al.* Survey on models, algorithms and general techniques for spacecraft mission scheduling[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2021, **47**(12): 2715-2741 (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)

[4] LI Changchun, ZHU Jianghan. Research on the method of electronic reconnaissance satellites mission planning for continuous reconnaissance of moving target[J]. *Journal of the Academy of Equipment Command & Technology*, 2011, **22**(1): 67-72 (李长春, 祝江汉. 面向移动目标连续侦察的电子侦察卫星任务规划方法研究 [J]. 装备指挥技术学院学报, 2011, **22**(1): 67-72)

[5] SONG Y J, WEI L N, YANG Q, *et al.* RL-GA: a reinforcement learning-based genetic algorithm for electromagnetic detection satellite scheduling problem[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2023, **77**: 101236

[6] TSENG L Y, CHEN S C. Two-phase genetic local search algorithm for the multimode resource-constrained project scheduling problem[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2009, **13**(4): 848-857

[7] LIU Shixin, SONG Jianhai, TANG Jiafu. Ant colony optimization review: modelling, algorithms and applications[J]. *Journal of Systems Engineering*, 2004, **19**(5): 496-502 (刘士新, 宋健海, 唐加福. 蚁群最优化——模型、算法及应用综述 [J]. 系统工程学报, 2004, **19**(5): 496-502)

[8] JIANG X M, SONG Y J, XING L N. Dual-population artificial bee colony algorithm for joint observation satellite mission planning problem[J]. *IEEE Access*, 2022, **10**: 28911-28921

[9] CHEN H K, TIAN Y, PEDRYCZ W, *et al.* Hyperplane assisted evolutionary algorithm for many-objective optimization problems[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2020, **50**(7): 3367-3380

[10] LI Xiamiao, CHEN Xinjiang, WU Guohua, *et al.* Schedul-

- ing model and heuristic algorithm for tracking and data relay satellite considering breakpoint transmission[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2019, **40**(11): 269-284 (李夏苗, 陈新江, 伍国华, 等. 考虑断点续传的中继卫星调度模型及启发式算法 [J]. 航空学报, 2019, **40**(11): 269-284)
- [11] CHEN X J, LI X M, WANG X W, *et al.* Task scheduling method for data relay satellite network considering breakpoint transmission[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, **70**(1): 844-857
- [12] HE Y M, WU G H, CHEN Y W, *et al.* A two-stage framework and reinforcement learning-based optimization algorithms for complex scheduling problems[OL]. arXiv preprint arXiv: 2103.05847, 2021
- [13] LI Yangyang, LUO Junren, ZHANG Wanpeng, *et al.* Genetic-evolutionary bi-level mission planning algorithm for multi-satellite cooperative observation[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2024, **46**(6): 2044-2053 (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)
- [14] LIU Runzi, MA Tianci, WU Weihua, *et al.* Dynamic task scheduling method for relay satellite networks based on hierarchical reinforcement learning[J]. *Journal on Communications*, 2023, **44**(7): 207-217 (刘润滋, 马天赐, 吴伟华, 等. 基于分层强化学习的中继卫星网络任务动态调度方法 [J]. 通信学报, 2023, **44**(7): 207-217)
- [15] WANG Y, LIU D S, LIU J T. A bilevel programming model for multi-satellite cooperative observation mission planning[J]. *IEEE Access*, 2024, **12**: 145439-145449
- [16] MICHALEWICZ Z, SCHOENAUER M. Evolutionary algorithms for constrained parameter optimization problems[J]. *Evolutionary Computation*, 1996, **4**(1): 1-32
- [17] CÁMARA M, ORTEGA J, DE TORO F. A single front genetic algorithm for parallel multi-objective optimization in dynamic environments[J]. *Neurocomputing*, 2009, **72**(16/17/18): 3570-3579
- [18] MUKHOPADHYAY A, MAULIK U, BANDYOPADHYAY S. Multiobjective genetic algorithm-based fuzzy clustering of categorical attributes[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2009, **13**(5): 991-1005
- [19] BARBULESCU L, WATSON J P, WHITLEY L D, *et al.* Scheduling space-ground communications for the air force satellite control network[J]. *Journal of Scheduling*, 2004, **7**(1): 7-34
- [20] KIM K, JEONG I J. Flow shop scheduling with no-wait flexible lot streaming using an adaptive genetic algorithm[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2009, **44**(11/12): 1181-1190

作者简介



周晓光 男, 1981 年出生于云南省昭通市, 博士, 现为西南电子电信技术研究所高级工程师, 主要研究方向为信号处理、卫星载荷应用管理、卫星地面系统设计。
E-mail: xguang.zhou@foxmail.com



孙正波 男, 1975 年出生于山东省青岛市, 博士, 现为西南电子电信技术研究所正高级工程师、重点实验室主任、博士生导师, 主要研究方向为卫星系统设计应用、信号处理与定位技术。
E-mail: szb_57@sina.com