

基于分解优化策略的多敏捷卫星联合对地观测调度¹

孙 凯 ， 邢立宁 ， 陈英武

(国防科学技术大学 信息系统与管理学院, 湖南 长沙 410073)

摘要: 敏捷对地观测卫星任务调度问题是一个具有长时间窗、多时间窗等复杂约束的组合优化问题。研究了多敏捷卫星联合对地观测调度问题,提出了将原问题分解为任务资源匹配及单星任务处理的分解优化思路,提出了智能优化与单星任务处理相结合的多敏捷卫星任务调度方法。设计了学习型遗传算法解决任务资源匹配问题,为任务选择卫星资源、时间窗口及观测顺序;单星任务处理则根据任务资源匹配方案,采用后移滑动策略解决单星时间约束,采用基于规则的方式处理其他约束。遗传算法中的知识模型根据调度结果学习和提取知识,反馈并引导算法对任务资源匹配的搜索寻优过程。仿真实例表明,智能优化与单星处理相结合的方法能够有效解决多敏捷卫星对地观测调度问题。

关键词: 敏捷卫星; 对地观测; 多星联合; 任务调度; 分解优化; 遗传算法

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Agile Earth Observing Satellites Mission Scheduling Based on Decomposition Optimization Algorithm

SUN Kai, XING Li-ning, CHEN Ying-wu

(College of Information Systems and Management, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: The character of the new generation earth observing satellites mission scheduling problem is long time windows and multi time windows constraints. The problem is divided into two sub-problems: task & resource matching problem and single satellite task arrange problem. A novel algorithm which separates the single satellite arranging from the intelligent optimization process is proposed solve the problem. A Learnable genetic algorithm is proposed to solve the task & resource matching problem, selects satellite, time windows and task observing order for tasks; single satellite task arrange method arranges tasks and chooses task observing start time based on backward time slack. The knowledge model learns from satellites scheduling results, and guides the search process of genetic algorithm. Experiment results show that the effectiveness of the proposed approach.

Key words : Agile satellite; Earth observing; Multi-satellites cooperation; Mission scheduling; Decomposition optimization; Genetic algorithm

0 引言

对地观测卫星根据用户要求获取地面区域的图像,每个观测区域都有一定的时间窗口、观测持续时间、观测收益等属性。我国目前在轨运行的对地观测卫星如资源系列卫星,以及法国的SPOT系列卫星,美国的EO系列卫星等,均只有最多一个方向的自由度,即绕翻滚轴(roll axis)做垂直星下线的横向侧摆,一次连续成像过程中侧摆角度必须保持不变,这类卫星被称作非敏捷卫星。随着世界航天技术的不断发展,美欧等航天强国

收稿日期: 2012-08-10。Received 10 Aug. 2012.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(70801062, 70601035)。Foundation item: Project supported by the National Natural Science Foundation, China(No. 70801062, 70601035).

都相继展开了新一代敏捷对地观测卫星（AEOS, Agile Earth-observing Satellite）研制项目。美国于1999年发射的IKONOS-2卫星，2001年发射的Quick Bird卫星就已经具有正视、前视、后视、侧视等灵活观测能力^[1]，2007年发射的WorldView-1卫星的敏捷机动能力大为提升^[2]，俄罗斯于2005年底发射的英国制造的小卫星Topsat^[3]，法国于2008年发射的PLEIADES星座^[4]等，都属于敏捷卫星。敏捷卫星的相机、太阳能帆板等设备都固定在卫星上，整个星体可以围绕偏航（yaw）、翻滚（roll）、俯仰（pitch）三个轴转动，而且视角变化可以与成像过程并行，从而使卫星有可能在能力允许的范围内沿任意走向进行观测^[5]。

欧空局的Lemaitre, Verfaillie^[5]等人全面的描述了敏捷卫星调度问题，分析了问题的难点，最后把问题简化为单星单轨道圈次的任务选择与调度问题。他们给出了四种方法来解决单圈次敏捷卫星调度问题：贪婪算法、动态规划、约束规划、局部搜索方法。Bistra Dilkina and Bill Havens^[6]提出了一种基于排列的搜索和约束传播相结合的方法来解决AEOS问题，也分两步，上层用爬山法和模拟退火产生新的排列，基于此排列，下层用约束传播的方式确定任务是否可以插入卫星队列，在卫星队列中的每个位置尝试插入，成功则向后更新其后任务的最早观测时间，向前更新之前任务的最迟观测时间，不成功则尝试该任务的下一个观测机会。DJamal Habet^[7, 8]等人采用禁忌搜索算法来解决单敏捷卫星调度问题，邻域搜索时的一致性通过约束传播策略来保证。欧空局的Romain Bourdel, Gérard Verfaillie^[9, 10]等人研究了三颗同轨敏捷卫星的对地观测任务调度问题，采用启发式方法对问题进行了求解。我国目前已经开始实施敏捷卫星的研制计划，但是国内学者在敏捷卫星调度领域的研究尚不多见。陈宇宁^[11]针对点目标，向仍湘^[12]针对区域目标分别研究了单颗敏捷卫星的调度问题。

我们注意到，国内外学者在敏捷卫星调度领域的研究大多数是单颗敏捷卫星的任务调度，多敏捷卫星联合任务调度的研究还处于起步阶段，调度中考虑的卫星约束也不尽相同。敏捷卫星是对地观测卫星的发展方向，未来我国高分辨率对地观测系统中将出现多颗敏捷卫星，研究敏捷卫星的任务调度问题具有重要的理论及现实意义。本文首先分析了多敏捷卫星任务调度问题的特点和难点，采用分解优化的思想，提出将问题分为任务资源匹配和单星冲突处理两个子问题。设计了学习型遗传算法解决任务资源匹配问题，采用后移滑动策略解决单星长时间窗口内的任务冲突处理问题，通过反馈及学习机制指导上层遗传算法优化过程。最后通过仿真实验验证了本文模型和方法的有效性。

1 多敏捷卫星联合对地观测调度

敏捷卫星与非敏捷卫星的对例如图1^[13]所示，图中有五个候选的观测任务，从①到⑤。对于非敏捷卫星来说，如图1a所示，观测任务①和②相互冲突，③和④相互冲突，因为它们的观测窗口重叠，可以执行的观测任务只有三个，例如①，④，⑤。但对于敏捷卫星来说，如图1b所示，所有的冲突都能被消除，五个任务都能被观测。

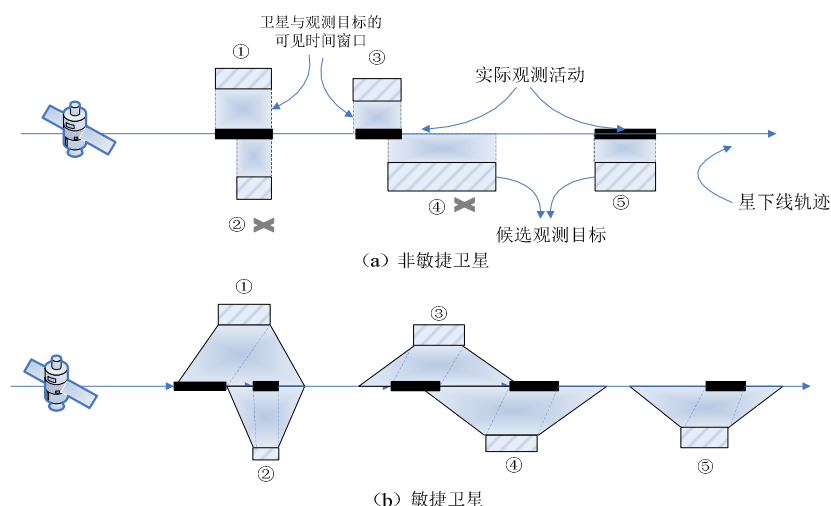


图1 敏捷卫星和非敏捷卫星对比图

相比于非敏捷卫星，敏捷卫星观测调度的主要特点和优势如下：

(1)对观测任务的可见机会更多，可见时间窗口更长，大大增强了其完成任务的能力。

(2) 对于地理位置相邻的观测任务，观测时间点和观测次序不固定，对其他观测任务的影响也不相同可以在观测窗口内任意选择观测时间和观测次序以避免任务冲突，拍摄更多的观测任务。

(3) 对于同一任务的不同条带，观测时间点和观测次序的选择不同，对后续任务的影响也不尽相同。

(4) 利用其俯仰能力在一次过顶时对目标进行多个角度的观测，方便合成目标的立体图像。

(5) 在一次过顶时拍摄完成一个区域目标的所有观测条带，完成任务的时效性有了大幅提高，同时也方便了后期的图像管理及图像处理。

可见，敏捷卫星在极大程度增加卫星对给定地面目标实施观测的可选方式和灵活度的同时，也将导致卫星对地观测可行方案空间的显著扩展，使得敏捷卫星对地观测调度问题的组合特征更加突出，大大增加了问题的复杂性和搜索最优解的难度。

由于没有俯仰自由度，非敏捷卫星的任何候选观测任务的起止时间都是确定的，即卫星对观测目标可见时间窗口的起止时间，任何两个候选观测任务之间的先后次序是固定的，任务之间的相容性可以事先计算得出。上一代非敏捷对地观测卫星任务调度需要重点解决的其实只是观测任务的选择问题而无须考虑观测任务的时间和次序的安排。因此有学者认为，非敏捷卫星的调度更多的是一种资源分配问题而非调度问题^[14]。而多敏捷卫星联合任务调度不仅需要解决资源分配问题，更重要的是要解决在敏捷卫星观测时间窗内消解任务冲突，选择观测任务并确定每个任务的观测时间及观测次序。此外，敏捷卫星能力的提升在任务调度上同时也表现为对任务会有更多的观测时间窗口，问题的组合特征更加明显，同时用户可以对敏捷卫星提出更加复杂的使用需求，例如立体成像需求和多条带拼接需求，也增加了问题求解的难度。因此，多敏捷卫星联合调度问题是一个具有长时间窗、多时间窗等复杂约束的优化问题，属于NP-hard问题^[5]。多敏捷卫星联合对地观测调度问题可

表述为：给定一组卫星资源和待完成任务集（考虑立体成像，条带拼接等复杂任务），在满足卫星与任务之间可用时间窗等约束下，将任务分配给卫星资源，确定每颗卫星的观测任务序列，同时确定观测任务的顺序及观测开始时间，最大化已完成任务的收益值之和。

1.1 多敏捷卫星联合对地观测调度问题模型

在对地观测卫星任务调度领域的建模的方法主要有数学规划模型^[5, 15, 16]、约束满足模型^[7, 15, 17, 18]，前者建立的模型相对简单，适合精确求解算法和启发式方法进行求解，后者处理的对象比较复杂，适合启发式方法和智能优化方法进行求解。本文建立了多敏捷卫星联合调度问题的约束满足模型。模型描述如下：卫星集合， $S = \{s_1, s_2, \dots, s_{N_s}\}$ ， N_s 为卫星数量；任务集合， $T = \{t_1, t_2, \dots, t_{N_t}\}$ ， N_t 为任务数量，包含点目标和区域目标两类任务； o_{ijkv} ， s_j 对 t_i 的第 k 个时间窗口内构造的第 v 个任务条带； $u_i \in (0,1)$ ， $u_i = 1$ 代表此任务是立体成像任务； $ws_{ijkv}, we_{ijkv}, d_{ijkv}, roll_{ijkv}$ ，任务条带 o_{ijkv} 的最早开始时间、最迟可见时间、观测持续时间、观测侧摆角度； $O_i = \bigcup_{j=1}^{N_s} \bigcup_{k=1}^{N_{ij}} \bigcup_{v=1}^{N_{ijk}} o_{ijkv}$ ，目标 t_i 分解的元任务集合， N_{ij} 为卫星 s_j 对目标 t_i 的时间窗口数量， N_{ijk} 为在 k 时间窗口内生成的元任务数量； $wrs_{ijkv}, wre_{ijkv}, pitch_{ijkv}$ ，任务条带 o_{ijkv} 实际观测开始时间，实际观测结束时间，观测俯仰角度； WS_i ，任务 t_i 的观测开始时间（ t_i 第一个条带观测开始时间）， WE_i ，任务 t_i 的观测结束时间（ t_i 最后一个条带观测结束时间）； w_i ，任务 t_i 的收益（优先级）； $ts_{uv}, u \neq v$ ，表示卫星观测条带 o_{ijkv} 和条带 o_{ijkv} 之间的姿态转换时间； $TS_{ij}, i \neq j$ ，表示卫星观测目标 t_i 和目标 t_j 之间的姿态转换时间； $f_{uv} \in (0,1)$ ， $u, v \in O_i$ ， $f_{uv} = 1$ 表示观测条带 o_{ijkv} 和条带 o_{ijkv} 连续观测； $F_{ij} \in (0,1)$ ， $i, j \in T$ ， $F_{ij} = 1$ 表示任务 t_i 和任务 t_j 被同一颗卫星连续观测； M_i, P_i 代表卫星 s_i 的最大存储容量和能量， m_i, p_i 表示观测单位时间消耗的存储容量和能量。

（1）决策变量

$x_{ijk} = 1$ ，表示目标 i 在卫星 j 的第 k 个时间窗口观测，0，表示任务 i 没有被选择观测。

$x_{ijkv} = 1$ ，表示目标 i 的任务条带 v 在卫星 j 的第 k 个时间窗口观测，0，表示任务条带 v 没有被选择观测。

（2）目标函数

最大化完成任务的收益之和：

$$Profit = \max_{x_{ijk}, x_{ijkv}} \sum_{i=1}^{N_t} \sum_{j=1}^{N_s} \sum_{k=1}^{N_{ij}} x_{ijk} * w_i$$

（3）约束条件

$$\forall t_i \in T : (x_{ijkv} = 1) \Rightarrow x_{ijk} = 1, \sum_{v=1}^{N_{ijk}} x_{ijkv} = N_{ijk} ; \quad (1)$$

$$\forall t_i \in T : \sum_{i=1}^{N_T} \sum_{j=1}^{N_S} \sum_{k=1}^{N_{ij}} x_{ijk} \leq 1 \quad ; \quad (2)$$

$$\forall v \in o_i : (x_{ijkv} = 1) \Rightarrow (ws_{ijkv} \leq wrs_{ijkv} \leq wre_{ijkv} \leq we_{ijkv}) \quad ; \quad (3)$$

$$\forall u, v \in o_i : (f_{uv} = 1) \Rightarrow wrs_{ijkv} + d_{ijkv} + ts_{uv} \leq wrs_{ijkv} \quad ; \quad (4)$$

$$\forall t_i, t_j \in T : (F_{ij} = 1) \Rightarrow WE_i + TS_{ij} \leq WE_j \quad ; \quad (5)$$

$$\forall t_i \in T : (u_i = 1) \Rightarrow (ws_{ijkv} = we_{ijkv}) \quad ; \quad (6)$$

$$\forall s_j \in S : \sum_{i=1}^{N_T} \sum_{k=1}^{N_{ij}} \sum_{v=1}^{N_{ijk}} x_{ijkv} * d_{ijkv} * m_j \leq M_j \quad ; \quad (7)$$

$$\forall s_j \in S : \sum_{i=1}^{N_T} \sum_{k=1}^{N_{ij}} \sum_{v=1}^{N_{ijk}} x_{ijkv} * d_{ijkv} * p_j \leq P_j \quad . \quad (8)$$

约束 1 代表一个目标的所有条带在其一次观测机会中必须全部观测；约束 2 代表一个目标只能被观测一次；约束 3 代表目标条带的观测时间窗口约束；约束 4 代表观测相同目标各条带之间的转换时间约束；约束 5 代表观测不同目标之间的转换时间约束；约束 6 代表立体成像约束；约束 7 代表存储约束，约束 8 代表能量约束。

2 多敏捷卫星联合对地观测调度问题求解

传统的解决组合优化问题的方法如动态规划、分支定界等方法，难以在有效的时间内获得问题的可行解。启发式方法^[19]、局部搜索^[17]、蚁群算法^[20]、遗传算法^[21-23]等智能优化方法都在卫星调度中得到了应用并取得了较好的效果。根据对问题的分析，本文将多敏捷卫星联合调度问题分解为两个子问题，任务资源匹配问题及单星任务处理问题。设计了学习型遗传算法来解决任务资源匹配问题，采用局部搜索和启发式规则相结合的方法解决单星时间约束及卫星本身物理约束，并给出调度结果。算法通过反馈的调度结果进行迭代搜索寻优。算法框架如图2所示。

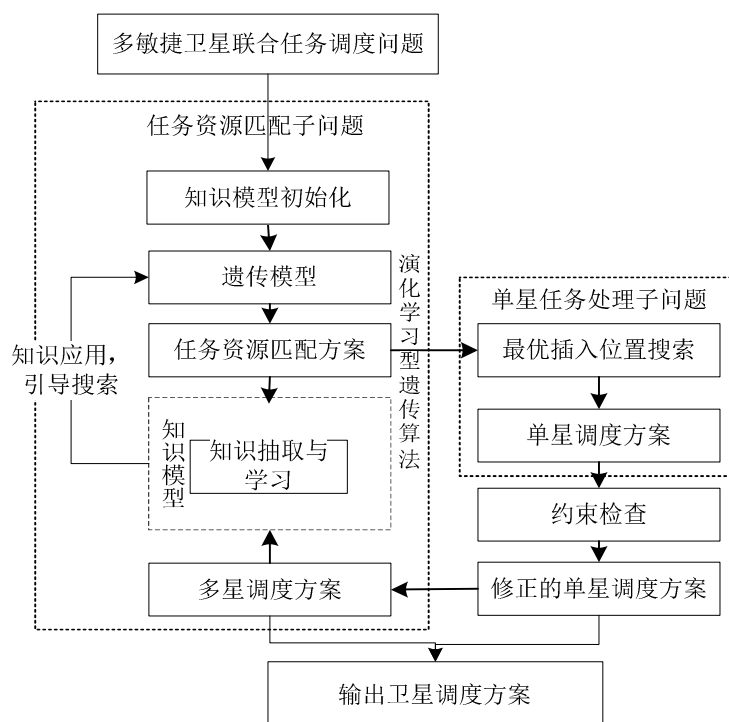


图2 算法框架图

2.1 任务资源匹配子问题求解

遗传算法具有求解质量高、易和问题背景结合等特点,其求解组合优化问题的核心在于针对问题特点的编码方式及与之对应的搜索策略。但是,基本的遗传算法在解决实际问题时存在着收敛速度慢,局部搜索能力差等缺点。近年来,在调度问题中,越来越多的学者开始研究智能优化过程中演化与学习之间的交互^[24-26]。学习型遗传算法把智能优化模型(遗传算法)与知识模型有效结合起来,在算法运行过程中挖掘问题本身的知识并指导算法的运行,以前者为基础并突出后者的作用,达到二者之间的优势互补,从而提高算法的优化绩效。本文设计了学习型遗传算法解决多敏捷卫星任务规划中的任务资源匹配问题,设计了基于任务编号和观测机会的编码方式,知识模型在不断迭代的过程中学习,并指导下一步的搜索过程,解决任务资源匹配子问题。

2.1.1 遗传模型

在求解卫星调度问题的遗传算法中,普遍采用的是对任务观测机会序号排列的编码方式^[22, 27],这种编码方式的长度为所有任务观测机会之和。在最好情况下(每个任务只有一个观测机会),个体的编码长度为任务数量,最差情况下为卫星数量*任务数量。文献^[28]采用二进制编码,个体编码长度为卫星数量*任务数量。文献[12]采用任务序号进编码,考虑的是单颗卫星调度,但是并未考虑任务有多个观测机会。由于敏捷卫星能力的提升,多颗敏捷卫星联合对地观测时,对每个任务的观测机会成倍增长,若采用以观测机会编码的方式,在任务及观测机会众多的情况下,个体长度成倍增长,对算法效率有很大的影响。本文采用任务序号作为编码方式,个体长度与卫星及观测机会数量并无直接关系,编码长度为任务数量,采用知识模型对任务分配观测机会,以期提高算法的求解效率。以观测机会和以任务序号为编码方式的区别如图3所示。为了保证初始种群中个体

一定的质量和多样性,采用随机方法与启发式规则相结合产生初始种群。采用基于优先级排序和基于最早观测时间排序等启发式方法生成优质个体加入初始种群,其他个体随机生成。

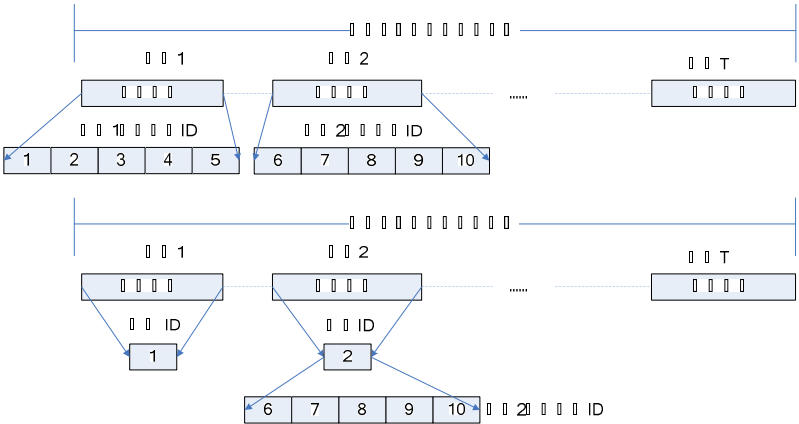


图 3 观测机会编码和任务序号编码区别

在遗传算法的寻优过程中采用了以下进化策略：

- 交叉算子：在当前种群中及精英个体集中随机选个两个个体，进行有序交叉：随机选择两个点，交叉两点之间部分，替换重复部分。
- 变异算子：在当前种群中及精英个体集中随机选择一个个体，采用反转变异方式，在该个体上随机选择两个点，将两点中间部分反转。
- 选择算子：采用锦标赛选择的方法，任意从当前种群中选择两个个体，然后把适应度高的个体加入下一代种群，直到达到种群规模。
- 种群替换策略：为了防止算法早熟，保持个体的多样性，提高其全局寻优能力，每隔一定的代数随机生成一部分个体加入当前种群，随机替换当前种群中的个体。
- 交叉变异概率：随着进化的进行，调整交叉变异概率，增强算法的搜索能力，并保证算法的稳定性及收敛性。

2.1.2 知识模型及知识应用

本文将可辅助问题求解的一些结构化数据定义为知识，将为完成知识表达、获取、存储和应用而使用的技术及方法定义为知识模型。在学习型遗传算法中，知识获取主要是指从遗传优化过程中挖掘(采用统计方法抽取)有用知识，知识应用就是如何采用知识来指导后续优化过程。本文所指的知识主要包括三种，构件知识、参数知识和精英个体知识。

2.1.2.1 构件知识

构件是指构成优化问题可行方案的部件(Component)，构件知识是指有助于构建优化问题可行方案的特征信息^[29]。在本文中，构件知识是指任务指派的卫星观测机会知识。下面以三个任务 T_1, T_2, T_3 ，分别有 2、3、4

个观测机会为例，说明构件知识及其学习过程。最初每个任务选择每个观测机会的概率相等，初始构件知识矩阵 K 如下：

$$K = \begin{matrix} T_1 \\ T_2 \\ T_3 \end{matrix} \begin{pmatrix} 1/2 & 1/2 & & \\ 1/3 & 1/3 & 1/3 & \\ 1/4 & 1/4 & 1/4 & 1/4 \end{pmatrix}。$$

学习过程：在第一代的适应度计算中选择了若干个适应度最高的优秀个体，假设选择了 20 个个体，统计其选择每个观测机会的次数，得到中间矩阵为

$$L = \begin{matrix} T_1 \\ T_2 \\ T_3 \end{matrix} \begin{pmatrix} 5 & 15 & & \\ 5 & 7 & 8 & \\ 2 & 3 & 5 & 10 \end{pmatrix}, \text{ 中间矩阵归一化 } L' = \begin{matrix} T_1 \\ T_2 \\ T_3 \end{matrix} \begin{pmatrix} 0.25 & 0.75 & & \\ 0.25 & 0.35 & 0.4 & \\ 0.1 & 0.15 & 0.25 & 0.5 \end{pmatrix},$$

采用中间矩阵和初始矩阵更新原有知识矩阵，得到新的构件知识矩阵 K^* ，

$$K^* = \frac{1}{2}K + \frac{1}{2}L' = \begin{matrix} T_1 \\ T_2 \\ T_3 \end{matrix} \begin{pmatrix} 0.375 & 0.625 & & \\ 0.292 & 0.342 & 0.366 & \\ 0.175 & 0.2 & 0.25 & 0.375 \end{pmatrix}。$$

构件知识应用模式为：在下一代的进化过程中，对每个任务以知识矩阵中的概率选择卫星观测机会。算法在不断的演化中学习构件知识，并指导优化下一步的优化过程。

2.1.2.2 参数知识

在迭代过程中不断地动态调整各参数取值，是有效改善智能优化方法绩效的常用方法。鉴于此，本文使用多个参数组合来实施遗传算法的迭代过程，同时基于参数组合各自的优化绩效来选择下次迭代需要使用的参数组合。当完成一次迭代后，若全局最优解获得改善，则称当前迭代为一次成功迭代。在求解某实例时，使用某参数组合所取得的成功迭代次数被称为该参数组合的优化绩效。本文参数知识就是指各参数组合的优化绩效。在遗传算法的初始阶段，使用正交实验设计方法获得多组有代表性的参数组合，同时各参数组合的优化绩效均初始化为1。在每次迭代之前，根据参数组合优化绩效使用轮盘赌法从不同参数组合中随机选择一个参数组合作为当前迭代的参数；若全局最优解在当前迭代中被改善，则增加当前迭代所用参数组合的优化绩效。本文中使用的参数主要有四种：交叉概率、变异概率、种群替换代数、种群替换比例。

2.1.2.3 精英个体知识

“精英个体”就是指种群从起始到目前为止已搜索到最好个体(适应度最高个体)，精英个体通常具有比较优秀的基因结构及优良特性。本文尝试从遗传算法前期迭代中选取若干精英个体，使用这些精英个体对遗传算法后续迭代进行引导。当完成一次迭代后，都从当前种群中选取一些精英个体加入精英个体集，这里将精英个体集中保存的所有精英个体统称为精英个体知识。为了便于操作，将精英个体集中的个体数量预先设定为一个确定数目。当完成一次迭代后，若新获精英个体比精英个体集中最差个体优秀，则用新获精英个体替换精英个体

集中的最差个体。精英个体知识的应用主要包括两个方面，一、保留精英个体到下一代种群；二、基于精英个体对普通个体进行改进，以精英个体作为参考基准，尝试对当前种群中某普通个体进行调整，试图得到一个改进的优良个体。

2.2 单星任务处理子问题求解

单星任务处理主要解决单星长时间窗口内的任务冲突，并确定任务观测的开始时间，检查存储能量等约束。在敏捷卫星长时间窗口内的任务冲突处理方面，将长时间窗口离散化^[12, 30]（其实还有有限滑动）或者采用启发式规则确定开始时间^[11, 31]是普遍做法。将长时间窗口离散化，离散粒度小则解空间急剧增加，求解效率不高，离散粒度大则优化效果较差。采用启发式规则确定观测时间求解速度较快，但是优化能力下降。本文提出了一种基于后移滑动策略的单星任务安排及冲突处理方法，同时采用局部搜索机制，以期提高问题的求解效率和优化效果。根据遗传算法选定的观测机会，在某卫星的任务队列的每一个位置尝试插入该任务，计算插入后该任务的后移时间，取后移时间最大且大于零的位置插入该任务。如果后移时间都小于0则说明在该观测机会中安排此任务会对其他已安排任务产生影响，则放弃该观测机会。根据任务资源匹配结果，在每颗卫星上尝试插入选定的任务同时确定任务的观测开始时间，直到所有任务尝试完毕，反馈单星任务处理结果，指导遗传算法搜索寻优。

2.2.1 复杂任务的处理

本文所指的复杂任务主要是指立体成像任务和多条带拼接任务，在文中的处理方式如下：

- 对于立体成像任务，本文只考虑单一条带任务的立体成像。调度之前，按照立体成像角度及成像次数要求，把单一条带任务分解为固定了观测时间、观测角度及观测次序的几个子任务，这几个子任务必须在卫星一次过境时全部安排，并且这几个子任务之间不再插入其他任务。
- 对于多条带拼接任务，观测其各个条带之间需要的卫星机动时间并不相同，取决于卫星的机动能力及转换的角度。本文做了适当简化，调度时考虑观测各条带之间的转换时间为固定值，在单星方案生成之后的约束检查时用真实的转换时间做检查，不满足转换时间约束则删除任务。各条带按照一定的规则安排观测，（如自东向西依次观测）。此外，本文只考虑卫星一次过境可以观测完毕的区域任务，对于更大面积的区域任务，可以在调度前分割成可以被一次观测完毕的小区域。

2.2.2 基于后移滑动策略的任务冲突处理

后移滑动策略的基本思想是利用后移空余时间确定任务是否能在该观测机会中完成。后移空余时间最早是由塞韦伯格在VRPTW问题的研究中提出^[32]，斯维特将后移空余时间概念引入到了多级调度问题^[33]，并考虑了工件和机器之间最多有两个时间窗口的情况。在斯维特的研究基础上，贺仁杰在研究卫星任务调度时，考虑了任意多个时间窗口的后移空余时间计算问题^[15]。我们将后移空余时间引入到敏捷卫星对地观测调度问题中。敏捷卫星对地观测调度问题中，任务后移空余时间定义为，在不影响该卫星其他已安排任务观测的情况下，该任务在其观测时间窗口内的最大向后滑动时间。设 r_j 为任务 j 的准备就绪时间， t_j 为任务 j 的实际开始执行时间。

虽然 t_j 可以为允许时间窗口内的任意时间，但是为了求解方便及不失一般性， t_j 取值为最早可观测时间。
 (ws_j, we_j) 为任务 j 的某个时间窗口， ws_j 为最早可观测时间， we_j 为最晚可观测时间， p_j 为任务 j 的观测时间，
 给定卫星 k 的一个可行活动队列 $(1, \dots, n_k)$ ，活动 j 插入某个位置后的后移空余时间可采用以下公式来计算：

$$B_j^{(n_k)} = \min \{ (we_j - p_j - t_j), (B_{j+1}^{n_k} + t_{j+1} - r_{j+1}) \}。$$

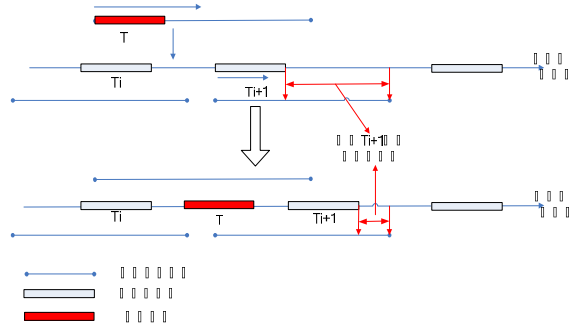


图 4 插入任务并计算后移空余时间

图4所示为插入任务并计算其后移空余时间示意图。这里需要特别指出的是，后移时间并不是只考虑紧邻任务，而是考虑了该卫星资源上的所有已安排任务，在任务比较密集的情况下，为了插入一个任务，有可能出现几个任务同时向后滑动的情况。

2.2.3 最优插入位置搜索机制

最优插入位置搜索主要是指在已安排任务队列中插入新的任务时，计算任务的后移空余时间，并搜索最优插入位置安排任务。最优插入位置是指插入该任务后，其可以后移滑动的时间最长。具体的做法是在已安排方案的每一个位置尝试插入该任务，任务的开始观测时间设置为其最早开始时间，找到后移空余时间最大且后移空余时间大于0的一个位置插入该任务。然后从插入任务的前一个任务开始，更新后续任务队列中的后移空余时间及后续任务的开始观测时间。

2.2.4 单星任务冲突处理子问题求解的基本步骤

单星任务冲突处理的输入为遗传算法提供的任务资源匹配信息，即个体信息，输出为调度方案，其基本步骤如下：

步骤1 根据个体编码信息尝试在某个观测机会安排任务，选择任务时间窗口的最早开始时间作为该任务的开始执行时间。

步骤2 在单星已安排任务队列的相关窗口上安排任务，对于每一个可以插入任务的位置，确定任务的实际安排观测时间，并计算后移空余时间。

步骤3 在队列中选择空移时间最大且大于0的位置插入任务；如果后移空余时间小于0，则放弃在该观测机会安排此任务。

步骤4 检查电量存储等约束，如果满足约束，则安排此任务并更新所有已安排任务的后移空余时间；如不满足则放弃在该观测机会安排此任务。

步骤5 重复步骤1～步骤4，直到任务安排完毕，输出单星任务调度结果。

3 仿真算例

为了验证本文调度模式、调度方法的适用性和可行性，采用 STK（Satellite Tool Kit）在经度范围－100～130 度，纬度范围－65～65 度内生成 8 个测试用例，前四个任务为随机分布，后四个用例任务为聚集分布，其中区域目标长度和宽度都不超过 100 公里，每个目标的观测收益在 1～5 之间随机分配，数值越大越重要。遗传算法运行 1 000 代，调度周期时间为 24 h，采用正交表设计的参数组合如表 1 所示。采用 .Net 2005 平台和 C# 语言编程实现文中所述算法。实验电脑配置为 Intel i5 CPU 3.0 GHz，2G 内存，Windows XP 操作系统。算法运行 10 次，结果如表 2 所示。为了便于比较，本文同时构造了同样的任务和非敏捷卫星的场景，采用相同算法计算非敏捷卫星完成任务的收益。由于非敏捷卫星一次过境时不能观测完成一个多条带区域，采用文献^[20]对区域目标的处理方法，其覆盖率达到 80% 就认为该任务已经完成，其收益按照其整个区域的观测收益统计。敏捷卫星与非敏捷卫星完成任务收益比较如图 5 所示。

表 1 学习型遗传算法用到的参数组合

项目	交叉概率	变异概率	种群替换频率	种群替换比例
参数组合1	0.3	0.1	20	0.2
参数组合2	0.3	0.2	40	0.4
参数组合3	0.3	0.3	60	0.6
参数组合4	0.5	0.1	40	0.6
参数组合5	0.5	0.2	60	0.2
参数组合6	0.5	0.3	20	0.4
参数组合7	0.8	0.1	60	0.4
参数组合8	0.8	0.2	20	0.6
参数组合9	0.8	0.3	40	0.2

表 2 算例计算结果

算例	卫星数量	任务数量	平均收益	最大收益	平均任务完成率	平均耗时/s
1	3	100	244	244	96%	405
2	3	200	465	468	95%	814
3	3	300	743	746	94%	1520
4	4	400	817	826	98%	2678
5	4	100	193	197	82%	514

6	5	200	385	389	79%	890
7	5	300	485	487	71%	1954
8	5	400	886	890	84%	3169

从表2和图5可以看出：①对于任务随机分布的算例，敏捷卫星比非敏捷卫星任务完成收益提高20%以上，而对于任务聚集分布的算例，任务之间的冲突严重，但敏捷卫星的任务完成收益更是提高了60%以上，充分显示了敏捷卫星的强大观测能力。②并非所有算例最终都能收敛到最优解，但最大收益与最差收益之间差值很小，这种现象充分体现了本文算法的稳定性；③从运算时间来看，对于200个任务以下的小规模问题，本文算法进化1000代只需要不到15分钟；随着任务数量的进一步增加，本文算法的运行时间增长较快，需在后续研究中进一步改善本文方法的运行时间。

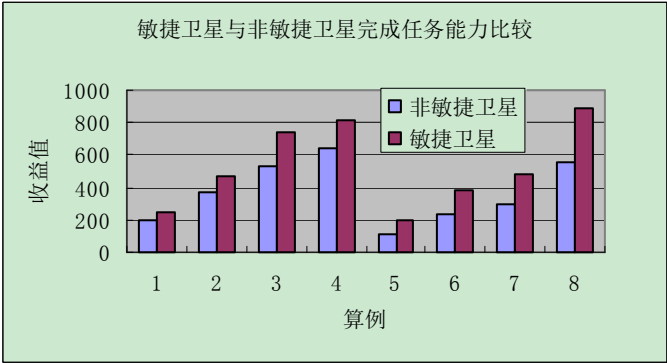


图5 敏捷卫星与非敏捷卫星收益计算结果

为了进一步验证本文方法的有效性，将本文方法与标准遗传算法、先来先服务算法（FIFO）及基于贪婪规则的启发式算法进行了比较分析. 在求解这10个实例时，采用每种方法对每个实例进行10次实验，四种算法平均收益结果如图6所示. 从图6中可以看出，本文方法和标准遗传算法的任务完成率明显高于先来先服务算法和贪婪算法；本文方法的任务完成率明显高于标准蚁群算法. 上述实验结果都充分验证了本文方法的有效性。

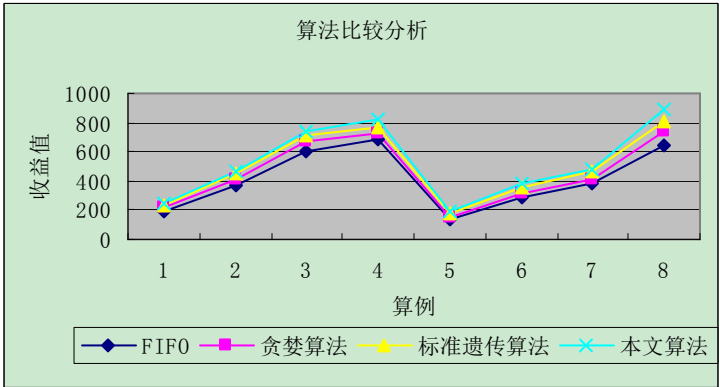


图6 不同算法的比较分析

本文算法和标准遗传算法对算例 7 各运行 10 次的结果如图 7 所示。可以看出，本文算法无论在搜索速度还是在收敛能力上都要优于标准遗传算法。在其他算例上，本文算法也有类似表现，说明了本文对遗传算法的

改进是切实有效的。

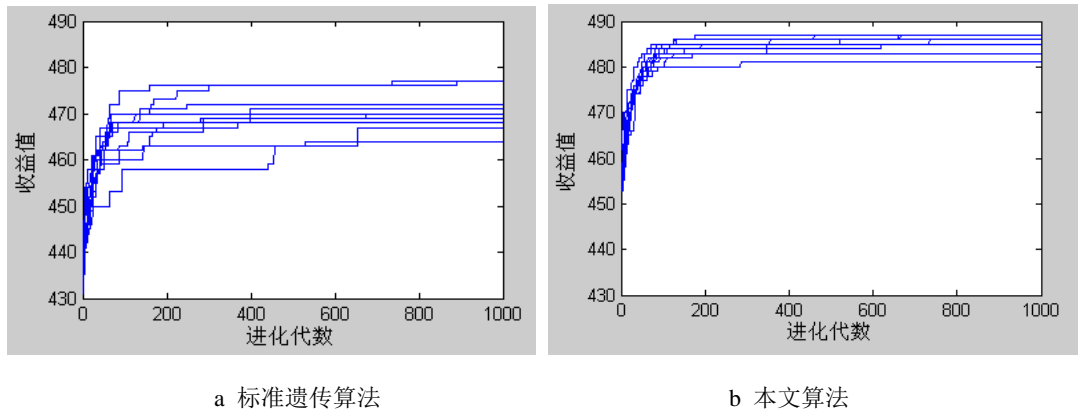


图7 标准遗传算法与本文算法在相同算例上的表现

4 结束语

本文针对多敏捷卫星联合对地观测调度问题,构建了多敏捷卫星联合调度的数学描述模型,基于分解优化的思想,提出了智能优化和单星任务处理相结合的敏捷卫星任务调度方法,把问题分为任务资源匹配及单星任务处理两个子问题,分别设计了学习型遗传算法和基于后移滑动策略的单星任务冲突处理方法。实验结果表明,本文设计的求解策略及方法能够有效解决多敏捷卫星调度问题。本文研究也存在一些局限性,例如没有考虑立体成像任务中间插入其他任务,将连续观测任务之间的转换时间做了简化处理,对于大规模算例算法的时间消耗较大等问题,今后将做进一步研究。

参考文献:

- [1] 杨秉新. 美国 IKONOS 和 QuickBird2 卫星相机的主要性能和特点分析及看法[J]. 航天返回与遥感, 2002, 23 (4): 14-16.
- [2] 赵利平, 刘凤德, 王 薇, 等. WorldView_1 影像 RFM 多项式平差模型及其精度分析[J]. 遥感信息, 2010, 3 (17): 82-87.
- [3] Steve Cawley. TopSat: low cost high-resolution imagery from space[J]. Acta Astronautica, 2005, 56.
- [4] Nicola Bianchessi. Planning and Scheduling Problems for Earth Observing Satellites: Models and Algorithms [D]. Milano: Universita degli Studi di Milano, 2006.
- [5] Gérard Verfaillie Michel Lemaître , Frank Jouhaud , Jean-Michel Lachiver ,Nicolas Bataille. Selecting and scheduling observations of agile satellites [J]. Aerospace Science and Technology, 2002, 6: 367-381.
- [6] Bistra Dilkina , Bill Havens. Agile satellite scheduling via permutation search with constraint propagation [R]. Vancouver, British Columbia Actenum Corporation, 2005.
- [7] Michel Vasquez Djamel Habet , Yannick Vimont. Bounding the optimum for the problem of scheduling the photographs of an agile earth observing satellite [J]. Comput Optim Appl, 2010, 47: 307-333.
- [8] Djamel Habet. Tabu search to solve real-life combinatorial optimization problems: a case of study [J]. Foundations of

Computer Intel., 2009, 3: 129-151.

[9] Romain Grasset-Bourdel. Interaction between action and motion planning for an agile Earth-observing satellite [R]. ONERA, 2009.

[10] Romain Grasset-Bourdel, Gérard Verfaillie. 21th International Conference on Automated Planning and Scheduling [C]//Freiburg, Germany: 2011.

[11] 陈宇宁. 基于蚁群算法的灵巧卫星调度 [J]. 科学技术与工程, 2011.

[12] 向仍湘. 敏捷卫星任务调度技术研究 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2010.

[13] G´erard Verfaillie Gr´egory Beaumet, Marie-Claire Charneau. Estimation of the minimal duration of an attitude change for an autonomous agile earth-observing satellite [R]. ONERA, 2007.

[14] G´erard Verfaillie michel Lemaître , Frank Jouhaud 6th International SpaceOps Symposium [C]//Toulouse, France: ONEAR, 2000.

[15] 贺仁杰. 成像侦察卫星调度问题研究 [D]. 长沙: 国防科技大学, 2004.

[16] 王沛. 基于分支定价的多星多站集成调度方法研究 [D]. 长沙: 国防科技大学, 2011.

[17] 李菊芳. 航天侦察多星多地面站任务规划问题研究 [D]. 国防科技大学, 2004.

[18] Jean-Francois Cordeau , Nicola Bianchessi , Jacques Desrosiers ,et al. A heuristic for the multi-satellite, multi-orbit and multi-user management of earth observation satellites [J]. European Journal of Operational Research, 2007, 177: 750-762.

[19] 孙 凯. 基于启发式算法的成像卫星星地联合调度问题研究 [D]. 长沙: 国防科技大学, 2009.

[20] 白保存. 考虑任务合成的成像卫星调度模型与优化算法研究 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2008.

[21] Maged M. Dessouky Mohamed A A. Mansour .A genetic algorithm approach for solving the daily photograph selection problem of the SPOT5 satellite [J]. Computers & Industrial Engineering, 2010, 58: 509-520.

[22] 王 钧. 成像卫星综合任务调度模型与优化方法研究 [D]. 长沙: 国防科技大学, 2007.

[23] Stephen E. Sorensen William J. Wolfe. Three scheduling algorithms applied to the earth observing systems domain [J]. Management Science, 2000.

[24] Xing L N, Chen Y W, Yang K W. A hybrid approach combining an improved genetic algorithm and optimization strategies for the asymmetric traveling salesman problem [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2008, 21 (8): 1370-1380.

[25] Xing L N, Rohlfshagen P, Chen Y W, et al. An evolutionary approach to the multi-depot capacitated arc routing problem [J]. IEEE TRANSACTIONS ON EVOLUTIONARY COMPUTATION, 2010, 14 (3): 356-374.

[26] Ho N B, Tay J C, Lai E M K. An effective architecture for learning and evolving flexible job-shop schedules [J]. European Journal of Operational Research, 2007, 179 (2): 316-333.

-
- [27] Wolfe J, Sorensen E. Three scheduling algorithms applied to the earth observing systems domain [J]. Management Science, 2000, 46 (1): 148-168.
- [28] 王 钧, 李 军, 陈 健, 等. 多目标 EOSs 联合成像调度方法 [J]. 宇航学报, 2007, 28 (2): 354-360.
- [29] 邢立宁, 陈英武. 知识型智能优化方法研究 [M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 2010.
- [30] Michel Lemaître, Gérard Verfaillie, Frank Jouhaud, et al. Selecting and scheduling observations of agile satellites [J]. Aerospace Science and Technology, 2002, 6: 367-381.
- [31] Romain Grasset-Bourdel, Gérard Verfaillie, Antoine Flipo. Building a really executable plan for a constellation of agile Earth observation satellites [C]//Proceedings of the 21th International Conference on Automated Planning and Scheduling. Freiburg, Germany: 2011 of Conference.
- [32] Martin W P Savelsbergh. The vehicle routing problem with time windows: minimizing route duration[J]. INFORMS Journal on Computing, 1992, 4 (2): 146-154.
- [33] Rojanasoonthon Siwate. Parallel machine scheduling with time windows [D]. Texas, Austin: University of Texas, 2003.

作者简介:

孙 凯(1983-), 男, 江苏沛县人, 博士研究生, 研究方向: 系统规划与管理决策技术、智能优化方法等, E-mail: s_unkai@163.com;

邢立宁(1980-), 男, 陕西西安人, 副教授, 博士, 研究方向: 管理理论与管理决策技术;

陈英武(1963-), 男, 湖南益阳人, 教授, 博士生导师, 研究方向: 系统规划与管理决策技术。