

XU Ziling, LIU Yurong, FENG Zhun. Mission Planning for Astronomical Satellite Based on Genetic Algorithm under Tiling Coverage Strategy (in Chinese). *Chinese Journal of Space Science*, 2022, 42(2): 321–328. DOI:10.11728/cjss2022.02.210112006

基于遗传算法的 Tiling 覆盖策略 天文卫星任务规划*

徐子聆^{1,2} 刘玉荣¹ 冯 准¹

1(中国科学院国家空间科学中心 北京 100190)

2(中国科学院大学 北京 100049)

摘 要 天文卫星机遇目标任务规划是一个复杂的多目标优化问题。针对 Tiling 覆盖策略的机遇目标任务规划要求及其约束条件进行抽象,建立任务规划问题模型,在规划模型基础上设计基于遗传算法的多目标优化任务规划算法 TPA,并通过实例数据验证了不同参数条件下的求解。在解决 Tiling 覆盖策略的天文卫星机遇目标多目标任务规划问题时,所提方法能够在保证算法收敛性的同时兼顾优先级和规划路径,满足规划需求。

关键词 任务规划, 机遇目标, Tiling 覆盖策略, 多目标优化

中图分类号 V4

Mission Planning for Astronomical Satellite Based on Genetic Algorithm under Tiling Coverage Strategy

XU Ziling^{1,2} LIU Yurong¹ FENG Zhun¹

1(National Space Science Center, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190)

2(University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049)

Abstract Astronomical observation is an important means for space scientific research. ToO (Target of Opportunity), such as GW (Gravitational Wave) and GRB (Gamma Ray Burst), are significant phenomena in astronomical observation. The planning of ToO observation is an important task. Astronomy satellite planning is a complex multi-objective optimization problem. In this paper, the mission planning requirements and constraints under tiling coverage strategy are abstracted, and the ToO planning model under tiling coverage strategy is established. Based on the model, a multi-objective optimization planning algorithm TPA (ToO Planning Algorithm) based on GA (Genetic Algorithm) is designed. An example is given to illustrate the solution under different parameters, where the simulation input data is provided by JAUBERT Jean of SVOM team. The simulation result shows that the TPA

* 中国科学院战略性先导科技专项 (XDA15040100) 和北京市科委空间科学实验室培育项目 (E0396001) 共同资助

2021-01-12 收到原稿, 2021-04-30 收到修定稿

E-mail: xuziling18@mails.ucas.ac.cn

can effectively solve the multi-objective task planning problem of astronomical satellites ToO under coverage strategy.

Key words Mission planning, Target of opportunity, Tiling coverage strategy, Multi-objective optimization

0 引言

面向天文观测的空间科学卫星是对目标天体或天区进行天文观测的重要手段。空间的机遇目标(Target of Opportunity, ToO),例如引力波(Gravitational Wave, GW)、 γ 射线暴(Gamma Ray Burst, GRB)等是天文观测的重要现象,包含着物理发展新规律。典型的 ToO 是一个瞬态目标,发现后必须尽快对其进行观测,否则其亮度会降至可检测的极限以下。某些瞬态目标衰减相对较慢,在几天或几周内保持可观测状态,例如超新星和新星。某些目标必须在发现后的数小时内观测到,例如 γ 射线暴会快速消失。当正在衰减的目标仍保持足够大的亮度时,可以从光谱数据变化中获得更高的信噪比,所以对这些机遇目标观测响应时间的小幅改进可能会获得极大的科学观测收益。

机遇目标观测是多信使天文学(Multi-messenger Astronomy)的重要手段。2017年10月16日(美国东部时间10月16日10:00 LT)美国国家科学基金会召开新闻发布会,美国引力波探测器LIGO和意大利引力波探测器处女座Virgo于2017年8月17日共同探测到引力波事件GW170817,在该事件发生的随后几秒内,NASA的Fermi卫星和ESA的INTEGRAL卫星均探测到一个极弱的短时 γ 射线暴GRB170817A。这是第一次使用引力波和电磁波同时观测到同一个天体物理事件,标志着多信使天文学时代的开始^[1]。引力波事件发生时通常所在的天区有几十到几百平方度,对这样较大天区的机遇目标观测一般根据天文望远镜视场的大小划分为小的天区,Tiling覆盖策略是对天区划分的常用方法。Tiling覆盖策略是指针对空间天文卫星的任务目标,根据载荷视场大小、观测角和视场形状,设计单位网格Tile,对被观测天区的轮廓进行覆盖,并根据概率密度函数积分计算等方式对每个Tile赋予优先级。划分结果产生Tile编号、优先级和天球坐标等信息。

机遇目标观测相对于常规观测是无法预先安排

的观测对象,这是因为观测目标未知且目标坐标未知,或者已知目标具有行为不可预测的可变行为,所以机遇目标观测是事先不知道确切目标、时间、坐标或仪器配置详细信息的观测。机遇目标观测的时效性要求高,当ToO出现时观测系统要快速响应,制定有效的观测队列方案,因此空间天文卫星机遇目标任务规划是空间天文卫星运行控制系统的重要工作。Tiling覆盖策略天文卫星机遇目标任务规划的目的是针对一个天区观测目标,快速安排观测任务,解决科学观测需求与卫星系统资源约束的矛盾,制定合理任务执行观测方案,更高效地利用资源,得到更大的科学观测收益。

目前,卫星任务规划研究中面向基于机遇目标天文观测任务规划的研究很少。机遇目标观测的规划可以借鉴常规天文观测规划方法。NASA发射了多颗空间天文卫星:哈勃望远镜(Hubble Space Telescope, HST),雨燕卫星(Swift Gamma-Ray Burst Mission, Swift)等。开发使用了多个任务规划系统,例如SPIKE调度规划系统和TAKO规划系统,采用约束满足问题(Constraint Satisfaction Problem, CSP)、神经网络(Neural Network, NN)以及N体模拟(N-body)等方法求解规划问题^[2-4]。ESA同样发射了多颗空间天文卫星,如XMM-Newton和Integral等,ESA在高级规划方案APSI(Advanced Planning and Schedule Initiative)框架上开发了规划系统MrSPOCK、AIMS、XMAS,采用遗传算法(Genetic Algorithms, GA)和局部搜索算法(Local Search Algorithm),用一个通用的方法说明任务、时间和资源的约束,并结合爬山、禁忌搜索、模拟退火等算法思想解决任务规划问题^[5-8]。中国发射了硬X射线调制望远镜卫星(HXMT),采用贪婪算法、遗传算法等方法求解规划问题。Liu等^[9]提出了采用多目标遗传算法对卫星巡天扫描任务进行智能规划的模式。Wu等^[10]在研究天文观测卫星的任务规划问题时,建立了多目标任务规划模型,并基于带精英策略的快速非支配排序遗传算法(NSGA-II)设计了并行的基因组编码方式,有效

解决了天文观测类卫星不同规模的任务规划问题。Liu 等^[11]在原有多目标遗传算法的基础上,设计了基于观测窗口序列的多目标遗传算法,改进了遗传算法的编码能力,得到每个观测任务的观测窗口序列,提高规划结果的灵活性和适用性。Han 等^[12]针对小卫星星群任务运行特点,采用改进型遗传算法,引入资源随机分配的解码策略及精英保留策略,保证了算法的全局收敛性。Liu 等^[13]研究了基于规则的启发式算法和遗传算法求解任务规划问题,并设计一种动态插入机遇目标任务的重规划算法。Long 等^[14]将遗传算法与模拟退火算法相结合,应用于低轨观测卫星任务规划工具的开发。Mao 等^[15]针对多星多任务的规划问题,提出一种基于关键路径遗传算法,具有良好的全局搜索能力和稳定性。

以上研究表明,采用智能优化算法在求解卫星任务规划问题是可行的方案。现有的任务规划模型和方法不能直接用于 Tiling 覆盖策略天文卫星目标观测规划问题。观测目标在被观测天区上分布不均匀或出现概率不均匀,望远镜或仪器的每次观测只能覆盖一块观测区域(Tile),因此在制定观测计划过程中,一个优化的 Tiling 方案需要在保证完备性的同时缩短观测时间。由于机遇目标的可观测时间宝贵,并且每个 Tile 的增加都会增加观测的时间成本,对于预定观测天区的覆盖率以及整体的观测效率要求更高。本文以基于 Tiling 策略的天文卫星机遇目标观测规划问题为研究对象,建立任务规划数学模型,设计算法求解该问题,并进行仿真实验和结果分析。

1 目标任务规划问题建模

1.1 问题描述

Tiling 覆盖策略的天文卫星机遇目标任务规划问题可以简要描述为,根据科学的观测需求,结合星地资源以及环境约束进行约束检验,根据时间窗口、卫星姿态、观测时长等约束,规划对 Tile 的合理观测方案,生成高效可行的卫星工作计划。其中观测需求来源通常是由科学团队提出的机遇目标,包括引力波、 γ 暴等。观测目标范围是一片天区,根据 Tiling 策略进行天区划分得到一组 Tile,其中每一个 Tile 通过概率密度函数求解出各自的优先级。本文重点在于规划算法的设计,因此 Tile 及其时间窗口等均由预处理求解得出,直接作为输入使用。

1.2 问题假设

天文观测是复杂的系统工程,实际天文卫星机遇目标任务规划涉及卫星平台、地面站、运行轨道、时间窗口、任务类型等一系列因素,是 NP-hard 问题。本文研究 Tiling 覆盖策略的天文卫星机遇目标任务规划问题的基本规划方法,对于复杂问题提出建模假设,这些假设不影响研究算法的效果。结合实际任务规划问题做出的具体假设如下。

(1) 假设卫星上多个有效载荷等效为一个有效载荷。多个工作模式不同的有效载荷等效为一个有效载荷的多个工作模式。在卫星运行过程中,多个载荷配合工作,本假设符合天文卫星的一般运控模式。

(2) 假设卫星资源和地面资源满足任务规划需求。包括电源电量、存储器容量以及卫星和地面站的硬件条件等满足规划的需要,不考虑资源或故障对算法的影响。常规情况下,卫星资源能够保障卫星在轨按照正常模式开展科学观测。

(3) 假设卫星调姿需要的时间与调姿角度线性相关,调姿需要的能量与调姿角度线性相关。

(4) 假设卫星观测的数据量与观测时长成正比。

(5) 假设同一时间段内卫星只能执行一项观测任务,一项观测任务至多执行一次且在执行过程中不被其他任务抢占或中断执行。

1.3 数学模型

1.3.1 数学变量

为了描述 Tiling 覆盖策略天文卫星机遇目标任务规划问题,定义相关变量及符号(见表 1)。

1.3.2 变量定义

定义 1 可视时间窗口 W 。 W^t 为 Tile^t 的可视时间窗口集合,表示可以被观测的时间段。 $\forall w^t \in W^t$, $w_k^t \equiv \langle w_{k,s}^t, w_{k,e}^t \rangle$ 。其中, w_k^t 为 Tile^t 的可视时间窗口

表 1 数学模型中的变量定义
Table 1 Parameters definition

参数	含义
S	卫星资源集合
Z	观测天区
$[T_s, T_e]$	T_s 表示规划起始时间, T_e 表示规划结束时间
T	观测任务目标Tile集合
W	可视时间窗口集合
R	R 为规划方案

集合中第 k 个时间窗口, $w_{k,s}^t$ 为第 k 个时间窗口的开始时间, $w_{k,e}^t$ 为第 k 个时间窗口的结束时间。

定义 2 观测任务目标 Tile 集合 T 。 $\forall t \in T$ 。其中, $t \equiv \langle P^t, D^t, S^t \rangle$, P^t 表示观测坐标, D^t 表示观测时长, S^t 表示优先级。

定义 3 规划方案 R 。 $\forall r \in R$ 。其中 $r^t \equiv \langle E^t, N^t, O^t, \Theta^t, L^t, \phi^t, \Delta^t \rangle$ 。 E^t 表示 Tile t 的规划判决结果, E^t 为 1 表示可规划, 0 表示未规划。 N^t 表示 Tile t 的执行顺序。 O^t 表示 Tile t 的观测时间窗口集合, $\forall o^t \in O^t$, $o_n^t \equiv \langle o_{n,s}^t, o_{n,e}^t \rangle$ 。其中, o_n^t 为 Tile t 观测时间窗口集合 O^t 中第 n 个观测时间窗口, $o_{n,s}^t$ 为第 n 个观测窗口的开始时间, $o_{n,e}^t$ 为第 n 个观测窗口的结束时间。 L^t 为由前一目标到观测当前 Tile t 目标需要调姿的距离。 Θ^t 表示 Tile t 的调姿时间窗口集合, $\forall \theta^t \in \Theta^t$, $\theta_n^t \equiv \langle \theta_{n,s}^t, \theta_{n,e}^t \rangle$ 。 ϕ^t 表示由前一目标到观测当前 Tile t 目标需要调姿的角度。 Δ^t 表示 Tile t 的等待时间窗口集合, $\forall \delta^t \in \Delta^t$, $\delta_n^t \equiv \langle \delta_{n,s}^t, \delta_{n,e}^t \rangle$ 。

1.3.3 约束分析

约束 1 每个 Tile 的观测时长约束, 即每个 Tile 的观测总时长必须满足该 Tile 观测时长需求 D^t , $\sum_n (o_{n,e}^t - o_{n,s}^t) \geq D^t$ 。

约束 2 任务冲突约束, 卫星在同一时刻只能执行一个观测任务, 每两个 Tile 之间的观测区间不能冲突, 即 $\bigcap_{\forall t \in T} o^t = \emptyset$ 。

约束 3 规划时间约束, 规划结果占有的时间必须能容纳在规划起止时间段内, 即 $\bigcup_{\forall t \in T} r^t \subseteq [T_s, T_e]$ 。

1.3.4 规划模型

基于以上定义和约束, 模型描述如下: 给定一颗卫星 S , 观测天区 Z 。天区 Z 的 Tiling 结果为观测任务目标集合 T 。任务目标集合 T 的每个任务目标即每个 Tile 都有各自的位置、观测需求时长和优先级, 任务目标集合 T 每个任务目标的数据已经由预处理求解出。

给定可视时间窗口集合 W , 可视时间窗口集合 W 的每个可观测时间段都有各自的起始时间和结束时间。每个任务目标 t 必须在该目标对应可观测时间窗口集合 W^t 内执行。切换任务目标需要调姿, 调姿需要的时间与调姿角度线性相关, 调姿需要的能量与调姿角度线性相关。

机遇目标天文观测任务的基本需求包括: ToO

观测需要快速响应, 需要考虑目标 Tile 的优先级; 节约天文卫星的能源, 需要考虑尽可能短的路径; 为了延长天文卫星的寿命, 需要考虑减少天文卫星姿态的频繁调整。据此, 建立模型多目标优化问题的目标函数如下。

(1) 优先级。优先级以 Tile 本身的优先级以及其被安排顺序的乘积表示, 该值越小表明优先级高的 tile 越早被安排, 即

$$f_{\text{pri}} = \min \left(\sum_{\forall t \in T} N^t S^t \right).$$

(2) 总距离。总距离由被规划的相邻两个 tile 之间调姿的距离累加和表示, 该值越小则表明总体规划距离越短, 即

$$f_{\text{dis}} = \min \left(\sum_{\forall t \in T} E^t L^t \right).$$

(3) 调姿满足率。调姿满足率用来评价调姿角度约束的满足程度, 该值越小表示总体调姿对于满足调姿角度约束的程度越高。

调姿角度约束判断函数为

$$s(r^t) = \begin{cases} 0, & \phi^t > \phi_{\max}; \\ 1, & \phi^t \leq \phi_{\max}. \end{cases}$$

$$f_{\text{slew}} = \min \left(1 - \frac{\sum_{\forall t \in T} E^t s(r^t)}{\sum_{\forall t \in T} E^t} \right).$$

基于上述考虑, TPA 算法 (ToO Planning Algorithm) 的目标函数为

$$F = \min (\lambda_{\text{pri}} f_{\text{pri}} + \lambda_{\text{dis}} f_{\text{dis}} + f_{\text{slew}} f_{\text{dis}}).$$

多目标优化在某方面实现最优, 大概率会导致其他方面性能的下降。可以根据实际任务需求改变目标函数的加权参数 λ_{pri} 和 λ_{dis} , 从而改变优化方向的权重以取得更好的平衡。

2 算法设计

由于该问题是一个 NP-hard 问题, 问题复杂度随规模呈指数增加, 求解收敛难度增加。遗传算法作为一个全局搜索算法, 能够在整个可行解域开展搜索, 同时组合优化问题中, 可行解通常是有限但是非常大的, 因此遗传算法特别适于求解组合优化问题。本文基于遗传算法设计多目标优化任务规划算法 TPA。

2.1 算法描述

(1)染色体编码与解码。根据机遇目标任务规划特点采用整数编码方式, 每条染色体由待规划的 Task 任务组成, Task 任务下标数字表示任务编号, 对应任务在序列中执行的顺序。每个 Task 由坐标参数赤经和赤纬 (RA, DEC)、观测时长、优先级分数组成, 如图 1 所示。采用该编码方式得到的解能够直接映射到原问题上, 直观方便。

(2)适应度。每个染色体都对应一个目标函数值, 称为染色体的适应度。为了描述方便, 统一使用 f 表示目标函数和染色体适应度的计算结果, 有 $f = \lambda_{\text{pri}} f_{\text{pri}} + \lambda_{\text{dis}} f_{\text{dis}} + f_{\text{slew}} f_{\text{dis} \circ}$

(3)选择算子。根据基因计算得到的适应度, 选出最好的基因和中位数以上的基因。如果不符合条件, 则让该基因进行交叉变异操作。

(4)交叉算子。随机选择两条基因交叉得到一条新基因, 交叉方式随机产生两个结点, 将父结点 2 片段保留至新基因的相应位置, 其余位置由父基因 1 填补。

(5)变异算子。一条基因变异得到一条新基因, 变异方式随机产生两个结点, 该基因相应结点位置进行翻转。

2.2 算法流程

TPA 算法的输入参数包括种群大小 S_p 、交叉概率 P_c 、变异概率 P_m 以及最大迭代次数 I_e 。

步骤 1 根据 S_p 、 P_c 、 P_m , 令 $k = 0$, 初始化染色体种群 $\text{Pop}(k)$ 。染色体种群中每个染色体随机生成全排列组成。

步骤 2 评估种群 $\text{Pop}(k)$, 即计算 $\text{Pop}(k)$ 中每一个体的目标函数值, 即适应度。

步骤 3 应用精英主义策略, 记录 $\text{Pop}(k)$ 中的最优解。

步骤 4 从种群 $\text{Pop}(k)$ 选择得到配对池 $M(k)$ 。

Task ₁	Task ₂		Task _N
Tile ₁	Tile _j		Tile _k
RA(deg)			
Dec(deg)			
Observing duration(min)			
Score			

图 1 染色体编码

Fig. 1 Example of a chromosome coding

步骤 5 对配对池 $M(k)$ 执行交叉和变异操作, 具体方法如 2.1 节所述。

步骤 6 构造新种群 $\text{Pop}(k+1)$ 。

步骤 7 判断终止条件为 k 是否大于等于 I_e , 如果满足则停止迭代, 输出最优解, 否则 $k = k+1$ 跳转至步骤 2。

算法流程如图 2 所示。

3 实验及结果分析

为了验证本文算法的有效性, 选择 GW170814 为观测目标, 该事件在 2017 年 8 月 14 日 10:30:43 UTC, 发生于 Eridanus 星座的方向, 是一个黑洞合并事件, 赤经范围 $34.41^\circ - 53.43^\circ$, 赤纬范围 $-54.34^\circ - -7.78^\circ$ 。

本文实验中观测目标共划分 230 个 Tile, 输入数据包括每个 Tile 相应的观测坐标、观测时长及优先级 (见表 2)。

仿真使用了 2022 年 9 月 26 日的时间窗口数据 (见表 3)。为避免太阳光照对载荷仪器视场的强光影响 (在 SVOM 卫星工程中, 太阳避免角度设为 91°), 该时间窗口数据剔除了太阳光照矢量进入载荷视场的时间, 同时剔除了卫星进出 SAA 区域的时间。对

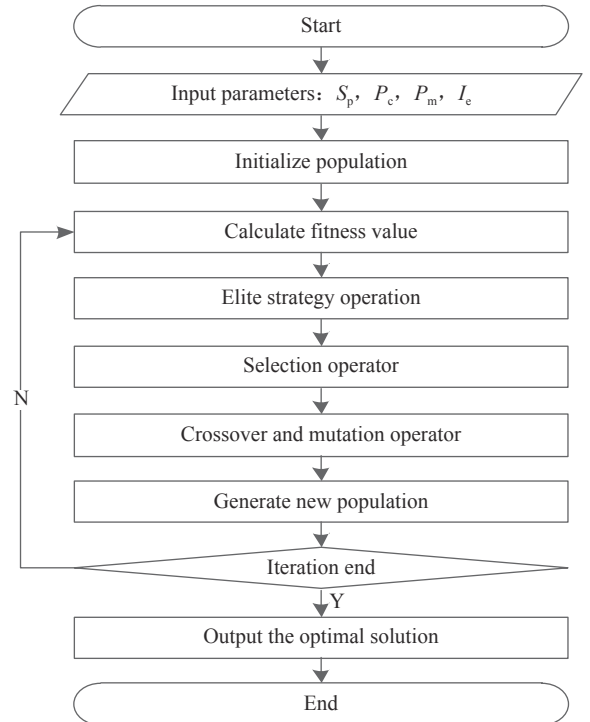


图 2 TPA 规划算法流程

Fig. 2 Flow chart of TPA algorithm

多种组合参数进行了仿真实验,其中:种群大小为100~1000,步进100;交叉概率0.1~0.6,步进0.1;变异概率0.1~0.6,步进0.1;迭代次数范围为500~10000。根据多次实验得出的经验,如果种群数太大则迭代时间会变长,种群数太小则收敛速度慢。如果交叉变异率太高,则收敛过程中适应度波动太大导致收敛变慢,交叉变异率太低又很难跳出局部最优。因此算法的相关参数设置如下:种群大小为600,交叉概率为0.5,变异概率为0.2,既保证了收敛速度,也不会过于早熟,种群大小在兼顾迭代速度和收敛速度下进行了折中选择。适应度函数中 λ_{pri} 和 λ_{dis} 均取为1,最大迭代次数为5000。

图3和图4给出了GW170814的TPA规划结果。图3为GW170814的Tiling规划轨迹,彩色点为被规划的Tile,优先级数值越大代表该Tile优先级越高,灰色为未被规划的Tile。由图3可见Tiling规划轨迹具有规律性,优先级高的Tile能够被优先规划

且整个规划结果走了尽可能短的路径。从表4中同样可以得出,优先级高的Tile能够被优先规划。

该算法能够满足对于高优先级任务先执行的需求,以提出的任务目标优先级为主要因素,兼顾路径规划。图4给出的是GW170814的时间规划结果。图4中每条蓝色横向线条表示该Tile的时间窗口,其中蓝色细虚线表示可观测时间段,蓝色粗实线表示不可观测时间段。TPA算法规划结果为:共230个Tile中有84个可规划,其中绿色粗实线表示该Tile占用的观测时间段,总观测时间占比为57.87%;红色粗实线表示该Tile由于地球遮挡所占用的等待时间段,总等待时间占比为40.48%;黄色粗实线表示该Tile到下一个Tile占用的调姿时间段;总调姿时间占比为1.65%。将被规划的所有Tile的可观测时间段的总和除以被规划的所有Tile的数量的值定义为平均可观测时间。实验结果表明,该算法得到的规划方案具有高时间利用率的优点,规划结果可观测时间是

表 2 输入数据 Tile
Table 2 Input data of Tile

Tile 编号	赤经/ (deg)	赤纬/ (deg)	观测时长/min	优先级
1	46.4754098361	-44.2015298511	10	1.91000161867
2	45.75	-44.9938801505	10	1.82690866131
3	47.1774193548	-43.4068584859	10	1.80932834628
4	46.5254237288	-45.7839671618	10	1.70176233296
...	...	...	...	...
228	44.296875	-9.59406822686	10	0.0507893812028
229	43.59375	-8.98929934516	10	0.0501842856465
230	45.0	-7.78271438539	10	0.0501176647958

表 3 时间窗口的输入数据
Table 3 Input data of time windows

Tile 编号	开始时间	结束时间	持续时间
1	23155989	23157698	1709
1	23161132	23163529	2397
1	23166965	23169360	2395
1	23172798	23175191	2393
...	...	...	...
230	23230989	23233709	2720
230	23236814	23239534	2720
230	23242639	23243347	708

平均可观测时间的 1.39 倍。

输出结果为历史最优解,图 5 为算法收敛图像,

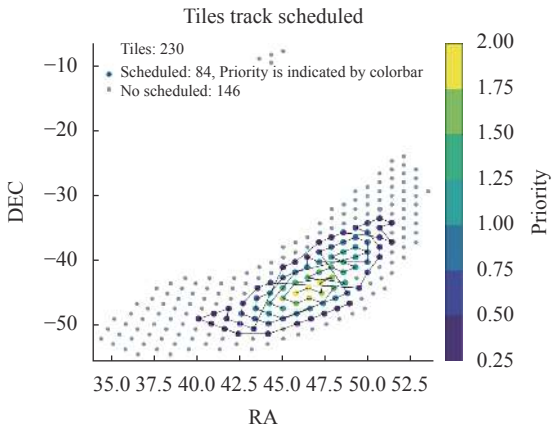


图 3 GW170814 的 Tiling 规划轨迹

Fig. 3 Tiles track after scheduled of GW170814

用于辅助观察算法迭代的整体收敛趋势,不作为结果的输出依据。可以看出随着迭代次数增加,种群中最好基因对应的适应度值呈下降趋势,从 44176.74 降至 19497.86。适应度数值由优化准则决定,越小表明规划结果越好。在 1000 次迭代时适应度值基本达到最优。TPA 算法设计的交叉变异使迭代结果不陷入局部最优值。

以上结果表明了本文提出 TPA 算法的有效性。

4 结论

通过对基于 Tiling 覆盖策略的天文卫星机遇目标任务规划问题进行分析,建立了以距离、任务优先级、调姿角度限制满足率为评价准则的多目标优化数学模型,设计了基于遗传算法的多目标优化任务规划

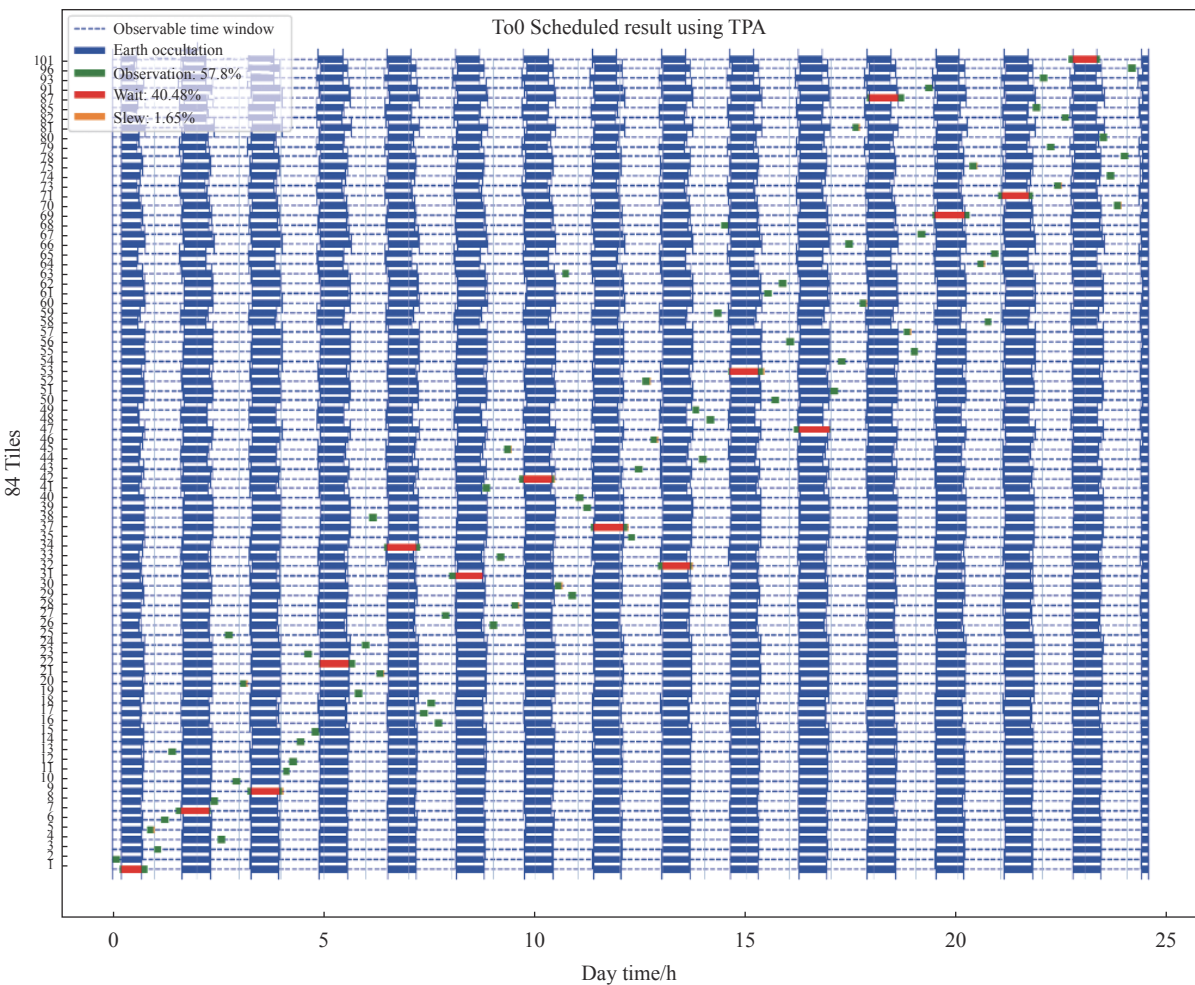


图 4 GW170814 的时间规划结果

Fig. 4 Planning results of GW170814

表 4 规划结果中 Tile 优先级
Table 4 Tile's priority in planning results

规划结果中前 n Tile 占比/(%)	优先级降序前 n Tile 在规划 结果中前 n Tile 的占比/(%)
20	88.24
50	95.24
80	94.03
100	92.86

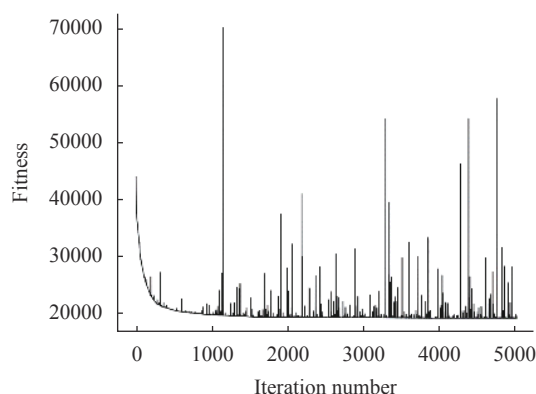


图 5 TPA 算法收敛图像

Fig. 5 TPA algorithm convergence image

算法。将该算法应用于 SVOM 前期工程仿真,采用 GW170814 数据对算法进行了实验,结果表明所建立的模型和方法能够有效解决问题,达到合理优化观测收益的目的。在应用中,可以根据实际需求对目标函数参数进行优化,实现加速收敛。

致谢 仿真目标源为 GW170814,仿真数据由中法天文卫星 SVOM 团队的 JAUBERT Jean 提供。

参考文献

- [1] ABBOTT B P, ABBOTT R, ABBOTT T D, *et al.* Observation of gravitational waves from a binary black hole merger[J]. *Physical Review Letters*, 2016, **116**(6): 061102
- [2] JOHNSTON M D, MILLER G. Spike: Intelligent Scheduling of Hubble Space Telescope Observations[M]. In Morgan: Morgan Kaufmann Publishers. Intelligent Scheduling, 1994: 391-422
- [3] MIX M J, OMITRON. Swift TAKO User Guide Version 1.0. 2003
- [4] GIULIANO M E, JOHNSTON M D. Multi-objective evolutionary algorithms for scheduling the James Webb space telescope[C]//Proceedings of the Eighteenth International Conference on Automated Planning and Scheduling. Sydney: ACM, 2008: 107-115
- [5] CASTELLINI F, LAVAGNA M R. Advanced planning and scheduling initiative's XMAS tool: AI for automatic scheduling of XMM-newton long term plan[C]//Submitted to 6th International Workshop on Planning and Scheduling for Space (IWPSS09), 2009
- [6] FRATINI S, CESTA A. The APSI framework: a platform for timeline synthesis[C]//Workshop on Planning and Scheduling with Timelines. 2012: 8-15
- [7] CESTA A, CORTELLESA G, FRATINI S, *et al.* Mr-SPOCK: a long-term planning tool for Mars express[C]//6th International Workshop on Planning and Scheduling for Space, IWPSS-09. Pasadena, 2009
- [8] PRALET C, VERFAILLIE G. AIMS: a tool for long-term planning of the ESA INTEGRAL mission[C]//6th International Workshop on Planning and Scheduling for Space, IWPSS-09. Pasadena, 2009
- [9] LIU Wei, LIN Baojun. Intelligent model of astronomical satellite using GA for scanning the celestial sphere[J]. *Journal of System Simulation*, 2007, **19**(3): 654-656 (刘薇, 林宝军. 天文卫星巡天扫描智能规划模型及仿真[J]. *系统仿真学报*, 2007, **19**(3): 654-656)
- [10] WU Haiyan, MENG Xin, ZHANG Yuzhu, *et al.* Research on the planning method for astronomy observation mission[J]. *Chinese Journal of Space Science*, 2013, **33**(5): 561-568 (吴海燕, 孟新, 张玉珠, 等. 面向天文观测的空间科学卫星任务规划方法研究[J]. *空间科学学报*, 2013, **33**(5): 561-568)
- [11] LIU Wen, LI Ligang. Mission planning of space astronomical satellite based on improved genetic algorithm[J]. *Computer Simulation*, 2014, **31**(12): 54-58 (刘雯, 李立钢. 基于改进遗传算法的天文卫星任务规划研究[J]. *计算机仿真*, 2014, **31**(12): 54-58)
- [12] HAN Chuanqi, LIU Yurong, LI Hu. Mission planning for small satellite constellations based on improved genetic algorithm[J]. *Chinese Journal of Space Science*, 2019, **39**(1): 129-134 (韩传奇, 刘玉荣, 李虎. 基于改进遗传算法对小卫星星群任务规划研究[J]. *空间科学学报*, 2019, **39**(1): 129-134)
- [13] LIU Yong. Research on astronomical satellite target of opportunity task re-planning algorithm[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Science (National Space Science Center, CAS), 2019 (刘勇. 天文卫星机遇目标任务重规划方法研究[D]. 北京: 中国科学院大学(中国科学院国家空间科学中心), 2019)
- [14] LONG X Y, WU S F, WU X F, *et al.* A GA-SA hybrid planning algorithm combined with improved clustering for LEO observation satellite missions[J]. *Algorithms*, 2019, **12**(11): 231
- [15] MAO Liheng, DENG Qing, LIU Rouni, *et al.* CPM-GA for multi-satellite and multi-task simulation scheduling[J]. *Journal of System Simulation*, 2021, **33**(1): 205-214 (毛李恒, 邓清, 刘柔妮, 等. 针对多星多任务仿真调度的关键路径遗传算法[J]. *系统仿真学报*, 2021, **33**(1): 205-214)

(责任编辑: 宋雅娜)