

1-18-2021

CPM-GA for Multi-satellite and Multi-task Simulation Scheduling

Liheng Mao

Shanghai Institute of Satellite Engineering, Shanghai 201109, China;

Deng Qing

Shanghai Institute of Satellite Engineering, Shanghai 201109, China;

Rouni Liu

Shanghai Institute of Satellite Engineering, Shanghai 201109, China;

Xianglong Kong

Shanghai Institute of Satellite Engineering, Shanghai 201109, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

CPM-GA for Multi-satellite and Multi-task Simulation Scheduling

Abstract

Abstract: With the increase of the number of satellites and targets, the space for solving satellite task planning increases rapidly. For large-scale multi-satellite and multi-task planning, a hierarchical optimization method, which consists of Critical Path Method (CPM) and Genetic Algorithm (GA) is proposed. The method decomposes the satellite task planning into two subproblems: task allocation and single-satellite task processing. Task allocation is realized by GA and a task allocation result corresponds to an individual of the population. *The CPM is used in the single-satellite task processing to solve the fitness of each individual, which improves the optimization efficiency, ensures the maximum observation benefit under the current task assignment condition, and improves the global optimization ability of the algorithm.* Simulation results show that for a given set of 6 examples, the mission completion rate is over 99.7%, which proves that the method has good stability and global searching ability. Compared with the existing methods, the method also enhances the optimization efficiency greatly, and the larger the mission scale is, the higher the optimization efficiency will be improved.

Keywords

satellites scheduling, task planning, hierarchic optimization, critical path method, genetic algorithm

Recommended Citation

Mao Liheng, Deng Qing, Liu Rouni, Kong Xianglong. CPM-GA for Multi-satellite and Multi-task Simulation Scheduling[J]. Journal of System Simulation, 2021, 33(1): 205-214.

针对多星多任务仿真调度的关键路径遗传算法

毛李恒, 邓清, 刘柔妮, 孔祥龙

(上海卫星工程研究所, 上海 201109)

摘要: 卫星任务规划问题的求解空间随卫星数量和目标数量的增多而快速增大, 针对大规模多星多任务规划问题, 提出一种基于关键路径-遗传算法的卫星任务规划分层优化方法。该方法将卫星任务规划问题分解成任务分配和单星任务处理 2 个子问题, 其中, 任务分配通过遗传算法实现, 一个分配结果对应种群中的一个个体, 在单星任务处理子问题中引入关键路径法, 用于求解每个个体的适应度, 在提高优化效率的同时, 确保得到当前任务分配条件下的最大观测效益, 提高算法的全局优化能力。仿真结果表明, 对于给定的 6 组大规模卫星任务规划算例, 平均任务完成率均超过了 99.7%, 证明了该方法具有良好的稳定性和全局搜索能力; 同时, 相比于已有方法, 该方法在优化效率上也有大幅提高, 且任务规模越大, 优化效率提升越大。

关键词: 卫星调度; 任务规划; 分层优化; 关键路径法; 遗传算法

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1004-731X (2021) 01-0205-10

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.19-0301

CPM-GA for Multi-satellite and Multi-task Simulation Scheduling

Mao Liheng, Deng Qing, Liu Rouni, Kong Xianglong

(Shanghai Institute of Satellite Engineering, Shanghai 201109, China)

Abstract: With the increase of the number of satellites and targets, the space for solving satellite task planning increases rapidly. For large-scale multi-satellite and multi-task planning, a hierarchical optimization method, which consists of Critical Path Method (CPM) and Genetic Algorithm (GA) is proposed. The method decomposes the satellite task planning into two subproblems: task allocation and single-satellite task processing. Task allocation is realized by GA and a task allocation result corresponds to an individual of the population. *The CPM is used in the single-satellite task processing to solve the fitness of each individual, which improves the optimization efficiency, ensures the maximum observation benefit under the current task assignment condition, and improves the global optimization ability of the algorithm.* Simulation results show that for a given set of 6 examples, the mission completion rate is over 99.7%, which proves that the method has good stability and global searching ability. Compared with the existing methods, the method also enhances the optimization efficiency greatly, and the larger the mission scale is, the higher the optimization efficiency will be improved.

Keywords: satellites scheduling; task planning; hierarchic optimization; critical path method; genetic algorithm

引言

航天技术已成功用于科技、经济、社会等领域,

产生了可观的效益。依托卫星为平台的对地观测系统在气象、水利、交通、农林业、海洋、测绘、防灾减灾、城乡规划、资源勘探等领域发挥了重要作

收稿日期: 2019-07-10 修回日期: 2020-03-18

基金项目: 国防基础科研项目(JCKY2016203A017)

作者简介: 毛李恒(1992-), 男, 硕士, 研究方向为卫星任务规划、飞行器设计。E-mail: maoliheng2@163.com

用。随着用户需求的不断扩大,卫星组网形成多星对地观测系统必将成为空间信息技术发展的趋势。为了充分发挥多星系统的协同观测能力,获得最大的观测效益,往往需要对在轨卫星开展任务规划。

目前,国内外对于卫星任务规划问题已经开展了较多研究。欧空局的 Michel Lemaitre 等^[1]针对法国 PLEIADES 星座项目中的单颗敏捷卫星,建立了约束规划模型,并比较了贪婪算法、动态规划、约束规划和局部搜索 4 种不同的求解策略;法国航空局的 Tangpattanakul 等^[2]建立多目标敏捷卫星调度模型,并提出一种偏好的随机键遗传算法求解该问题,研究了多种选择策略和解码策略;Federico Bunkheila 等^[3]利用敏捷卫星的高机动性优势,提出了一种针对区域目标的最优条带划分和观测窗口计算方法,通过与 STK(Satellite Tool Kit)结果比较,证明了方法的有效性;Saeed 等^[4]为了提高区域目标的观测收益,提出了 4 种“抢占”策略,使得区域中已经被观测的部分不再被重复观测,并利用一种基于启发式规则的遗传算法进行优化,有效提高了观测收益和优化效率。国内在卫星调度领域的研究虽然起步较晚,但发展十分迅速,例如:国防科学技术大学信息系统工程团队^[5-8]和管理科学团队^[9-11]在单星、多星(星群和星座)以及在动态环境下对地观测卫星的任务规划问题上进行了广泛和深入的研究,取得了一系列的研究成果。中国电子科技集团公司相关研究人员对多星协同任务规划算法开展了研究^[12-13]。哈尔滨工业大学、中国科学院大学^[14-15]等单位也从相关理论方法和关键技术方面对卫星任务规划问题开展了研究。

卫星对地观测任务规划问题已经被证明是 NP-Hard(非确定性多项式)问题^[16],卫星组网统筹规划时,由于多星协同模式的增多、用户任务需求的增加,必将引起优化求解空间的快速增大。虽然目前国内外研究人员对于单星、多星任务规划问题的建模、求解方法已经开展了较多研究,但是专门针对大规模任务规划问题优化算法的研究还较为少见。本文将运筹学中的关键路径法引入到卫星任

务规划问题中,提出了一种基于关键路径和遗传算法的卫星任务规划优化算法。

1 卫星对地观测问题

1.1 问题描述

对地观测卫星的主要任务是利用星载有效载荷,例如可见光相机、红外相机、光谱扫描仪、合成孔径雷达等,对地面目标进行观测,并将观测得到的信息传回地面处理。卫星按其运行轨道提供一维向前运动,利用滚转和俯仰等姿态机动,星载仪器可以扫描星下轨迹左右区域,在地球表面产生一条二维成像扫描带,卫星可以对扫描带内的任何目标进行观测,如图 1 所示。

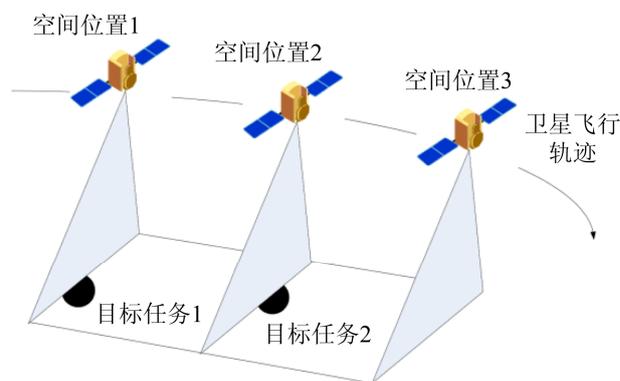


图 1 卫星对地观测示意图

Fig. 1 Schematic diagram of earth observation

出于卫星运行轨道高度、星载遥感器参数、卫星姿态机动范围等因素的约束,卫星在同一时刻只能观测有限的地面区域,为了充分利用宝贵的卫星资源,获取最优观测效果,需要对卫星观测任务进行规划,确定在什么时间、使用何种姿态机动角度、对地面哪些目标执行观测任务。

对于卫星对地观测任务规划问题,主要的输入包括卫星轨道参数、卫星调度时段、卫星姿态机动能力、星载传感器参数、目标位置等。对于以上给定的输入,建立带约束的卫星任务规划优化模型,利用一定的优化算法对该模型进行求解,输出卫星观测开始时间、结束时间、卫星侧摆角等调度信息,完成对卫星的任务规划。

1.2 观测窗口计算

卫星观测窗口是指卫星传感器对于地球表面目标的可见时间段, 受目标位置、卫星运行轨道、卫星传感器侧摆范围、传感器视场大小等因素的影响。卫星观测窗口计算属于卫星任务规划的预处理阶段, 其计算结果构成了后续优化问题的解空间。本文主要考虑点目标的任务规划问题, 由于点目标能够完全被卫星的瞬时视场所覆盖, 因此对其进行处理的核心问题是卫星与目标的可访问性计算和观测侧摆角计算, 可采用航天领域广泛使用的 STK 软件进行分析, 避免复杂的坐标变换与动力学计算, 同时可以考虑卫星轨道摄动、光照条件、星载遥感器等约束, 提高预处理阶段的效率。

本文利用 Matlab 的 `stkInit` 接口函数调用 STK 进行卫星观测窗口计算, 其计算结果可以直接返回 Matlab, 被用于后续任务优化, 大幅提升仿真效率。

图 2 首先给定任务时间、卫星轨道参数和目标点的位置信息, 设定观测的约束条件, 然后调用 STK 对所有卫星对于所有目标点的观测窗口进行计算, 最后返回观测起止时间、卫星侧摆角等信息。

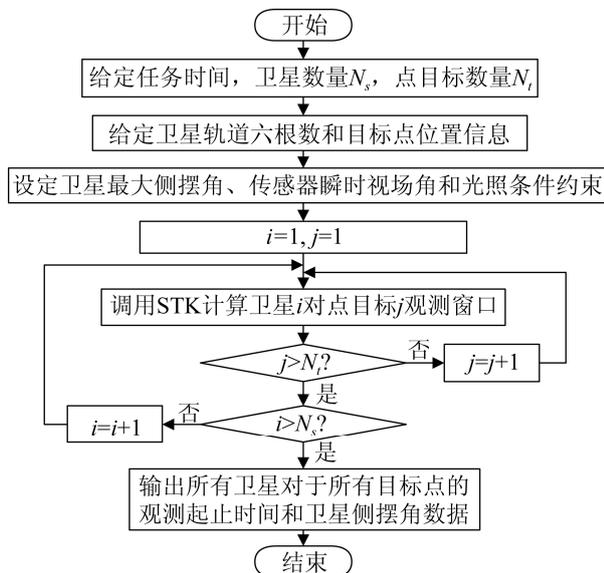


图 2 卫星观测窗口计算流程

Fig. 2 Calculation process of satellite observation windows

2 任务规划优化模型及算法

2.1 任务规划模型构建

利用 STK 求得的观测窗口为卫星任务规划提供了寻优空间, 通过建立带约束的优化模型并求解, 最终确定观测效益最大的卫星调度方案。现假设规划任务中包含 N_t 个点目标和 N_s 颗卫星, 卫星 i 在任务时间内包含 N_{oi} 个轨道圈次, 由此建立的卫星任务规划优化模型为:

(1) 优化变量

本文以目标点的观测窗口作为优化变量, 即

$$\mathbf{W} = (w_1, w_2, \dots, w_i, \dots, w_{N_t}) \quad (1)$$

式中: $w_i (i=1, 2, \dots, N_t)$ 为目标点 i 的观测窗口; w_i 为离散变量, 其取值范围为 $\{w_i/1 \leq w_i \leq n_i, w_i \in N_+\}$, 其中, n_i 为目标点 i 的总观测窗口个数。

(2) 优化目标

为了能直观反映目标点的访问覆盖率, 本文以任务时间内卫星观测到的不同点目标个数最多为优化目标, 即

$$\max J = \sum_{i=1}^{N_t} \left(\sum_{j=1}^{N_s} \sum_{k=1}^{N_{oj}} x_{ijk} \right) \quad (2)$$

式中: J 为观测效益; x_{ijk} 为卫星 i 在第 k 轨对目标点 j 的观测次数, x_{ijk} 的取值为 0 或 1, x_{ijk} 的取值与优化变量 w_i 直接相关。

该优化目标默认了所有点目标具有相同的重要性, 若不同的点目标重要性不同, 只需给不同点目标乘以不同的权重即可。

(3) 约束条件

该优化模型的约束条件包括:

观测唯一性约束, 即对任意一个点目标, 最多只被卫星观测一次, 如式(3)所示:

$$\sum_{j=1}^{N_s} \sum_{k=1}^{N_{oj}} x_{ijk} \leq 1, \forall i = 1, 2, \dots, N_t \quad (3)$$

观测时长约束, 如式(4)所示:

$$T_i = \tau, \forall i = 1, 2, \dots, N_t \quad (4)$$

式中: T_i 为对目标点 i 的观测时长, 其值与观测卫

星的类型相关。

卫星转换时间约束, 即对任意一颗卫星, 前一次观测的实际完成时刻加上任务之间的转换时间必须小于或等于后一次观测的实际开始时刻, 任务转换时间主要包括姿态机动时间以及卫星稳定时间, 如式(5)所示:

$$FT_{im} + trans_i(m, m+1) \leq ST_{i(m+1)},$$

$$\forall i = 1, 2, \dots, N_s \quad (5)$$

式中: FT_{im} 为卫星 i 第 m 次观测的实际完成时刻; $trans_i(m, m+1)$ 为卫星 i 从第 m 次观测到第 $m+1$ 次观测所需的转换时间; $ST_{i(m+1)}$ 为卫星 i 第 $m+1$ 次观测的实际开始时刻。

由于卫星具有一定的瞬时视场角, 有时可对位于瞬时视场角内的多个点目标进行联合观测, 这时可以不考虑式(5)所示的任务转换时间约束。

2.2 优化算法

由于卫星任务规划问题变量规模巨大, 采用精确的优化算法很难进行求解, 而遗传算法^[13-14, 16]、蚁群算法^[5, 18]等具备全局搜索能力的智能优化算法已经在卫星任务规划中取得了良好的应用。针对多星任务规划问题, 白保存、孙凯等^[9-10]都提出了基于分解优化策略的优化方法, 即将卫星任务规划问题分解成任务资源匹配及单星任务处理 2 个子问题, 取得了较好的优化效果。但是目前这些分层求解方法的单星任务处理子问题通常采用局部搜索算法进行求解, 对于大规模任务规划问题存在陷入局部最优解的可能, 针对这一问题, 提出了利用关键路径法(Critical Path Method, CPM)取代局部搜索优化算法的新方法, 可以保证单星任务处理子问题求得全局最优解, 从而提高算法的全局搜索能力。

关键路径法是运筹学中用于求解最长路径的一种方法, 由 Kelley James 和 Walker Morgan 于 1959 年提出^[17]。

本文提出的关键路径遗传算法卫星任务规划流程如图 3 所示。

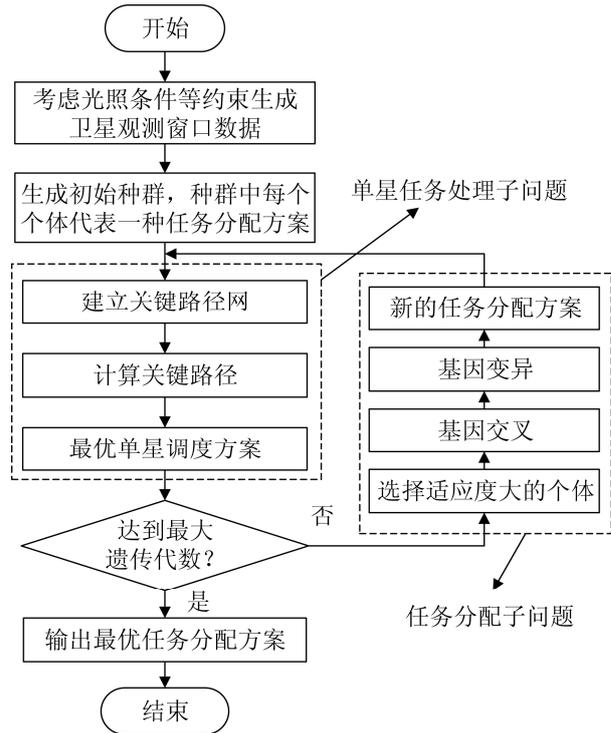


图 3 关键路径遗传算法卫星任务规划流程

Fig. 3 Satellites task planning process based on CPM-GA

具体过程描述:

step 1: 考虑光照条件、卫星轨道、卫星机动能力、传感器参数等约束, 利用 STK 计算卫星观测窗口数据, 每个窗口的存储格式为:

[No, SatName, TargetName, StartTime, EndTime, Angle]

式中: No 为该窗口编号; SatName 为卫星名称; TargetName 为被观测点目标名称; StartTime 为该观测窗口的开始时间; EndTime 为该观测窗口的结束时间; Angle 为卫星侧摆角。

step 2: 生成任务分配方案

将 step 1 生成的所有观测窗口按照点目标名称进行排序, 统计每个点目标的观测窗口个数, 记为

$$N_w = (n_1, n_2, \dots, n_i, \dots, n_{N_t}) \quad (6)$$

式中: $n_i (i=1, 2, \dots, N_t)$ 为目标点 i 的观测窗口个数。

为每个目标点随机选取一个观测窗口, 即满足观测唯一性约束, 见式(3), 生成一个任务分配方案, 见式(1), 对应遗传算法种群中的一个个体。其中, 任务分配方案以二进制编码的形式进行存储。现假

设目标点 k 具有最多的观测窗口个数 n_k , 即

$$n_k = \max(n_i), i = 1, 2, \dots, N_t \quad (7)$$

则用于存储一个目标点的观测窗口编号的二进制编码长度至少为

$$N_b = \lceil \lg(n_k) \rceil \quad (8)$$

式中: $\lceil \cdot \rceil$ 为向上取整。因此, 一个任务分配方案的二进制编码长度为 $N_t \times N_b$ 。遗传算法中所有个体构成的种群二进制编码集合如图 4 所示。



图 4 遗传算法种群编码方案
Fig. 4 Coding Scheme of GA

step 3: 利用关键路径法确定最优单星调度方案

step 2 中确定了 n 个任务分配方案, 对于每个方案, 不同目标点之间很可能存在观测冲突, 例如不满足卫星转换时间约束, 见式(5), 意味着该分配方案中有很多目标点无法被观测。此时, 可以通过建立关键路径网, 利用关键路径法确定符合约束条件的、不含冲突事件的最优单星调度方案, 通过将每颗卫星的调度方案合并, 确定可被观测的最大目标点个数。

利用关键路径法确定了种群中每个个体对应的最大观测目标点数量, 将该数值作为个体的适应度保存, 适应度越大, 在选择过程中被保留的概率越大。

step 4: 判断是否达到最大遗传代数, 若是, 输出最优任务分配方案, 结束迭代; 若否, 选择种群中适应度大的个体, 执行遗传算法的交叉和变异过程, 生成新的任务分配方案, 返回 step 3。

该算法中最关键的一步是利用关键路径法确定最优单星调度方案, 其具体步骤为:

(1) 建立关键路径网

关键路径网示意图如图 5 所示, 图 5 中每个圆圈代表一个目标点, x 表示目标点的编号, 目标点之间的箭头表示卫星观测完前一目标点后, 可以调整姿态去观测后一目标点。该箭头是否存在取决于是否满足约束条件, 若满足, 则箭头存在, 否则箭头不存在。箭头上的数字表示对后一目标点进行观测得到的收益, 本文假设所有目标点具有相同的重要性, 故将所有收益设定为 1, 若目标点重要性不同, 可根据实际情况更改箭头上的数字。对所有目标点进行两两判断, 最终形成的网络就是关键路径网, 关键路径法的目标是从这个网络中寻找一条最长路径, 称之为关键路径。

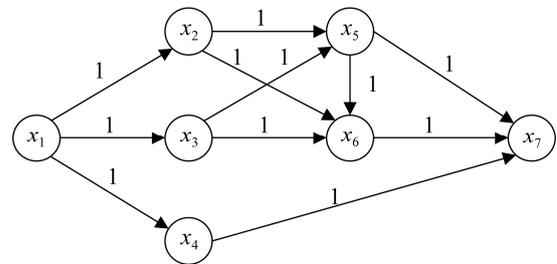


图 5 关键路径网示意图
Fig. 5 Schematic diagram of critical path network

现将关键路径网中的节点看成一个事件, 箭头看成一个活动, 箭头上的数字表示活动的持续时间, 那么原问题就转化为了求解最长时间延时的工期管理问题。

(2) 计算事件的最早发生时间 $v_e[k]$

$$\begin{cases} v_e[1] = 0 \\ v_e[k] = \max\{v_e[j] + \text{len} \langle x_j, x_k \rangle, \\ \langle x_j, x_k \rangle \in p[x_k]\} \end{cases} \quad (9)$$

式中: $v_e[k]$ 为从起始点到顶点 x_k 的最大路径长度, 决定了所有从顶点 x_k 发出的活动能够开工的最早时间; $\text{len} \langle x_j, x_k \rangle$ 为从事件 x_j 到事件 x_k 的活动时长; $p[x_k]$ 为所有到达事件 x_k 的有向边的集合。

(3) 计算事件的最迟发生时间 $v_l[k]$

$$\begin{cases} v_l[n] = v_e[n] \\ v_l[j] = \min\{v_l[k] - \text{len} \langle x_j, x_k \rangle, \\ \langle x_j, x_k \rangle \in s[x_j]\} \end{cases} \quad (10)$$

式中: $v_l[j]$ 为指在不推迟整个工期的前提下, 事件

x_j 允许的最晚发生时间; $s[x_j]$ 为所有从事事件 x_j 发出的有向边的集合。

(4) 计算活动的最早开始时间 $e[i]$

若活动 a_i 由有向边 $\langle x_j, x_k \rangle$ 表示, 则活动 a_i 的最早开始时间应等于事件 x_j 的最早发生时间, 即

$$e[i] = v_e[j] \quad (11)$$

(5) 计算活动的最晚开始时间 $l[i]$

活动 a_i 的最晚开始时间是指在不推迟整个工期的前提下, a_i 必须开始的最晚时间, 计算式为:

$$l[i] = v_l[k] - \text{len} \langle v_j, v_k \rangle \quad (12)$$

(6) 确定关键路径

所有满足 $e[i]=l[i]$ 的活动构成的路径即为关键路径。

设一个关键路径网中包含 n 个事件(节点)和 e 个活动(箭头), 在求解关键路径的过程中, 需要对图中所有的事件和活动进行访问, 因此, 关键路径算法的时间复杂度为 $O(n+e)$ 。若每个事件都至少有一个活动与其连接, 则对于 n 个事件, 活动个数 e 的取值范围为 $n-1 \leq e \leq C_n^2 = n(n-1)/2$, 因此, 关键路径法的时间复杂度介于 $O(n)$ 和 $O(n^2)$ 之间, 与关键路径网的复杂程度相关。对于本文算例, 事件 n 对应目标点个数 N_t 。

通过以上方法, 可确定观测效益最大的单星调度方案, 该调度方案是当前任务分配方案下满足约束条件的全局最优调度方案。将所有卫星的观测效益之和作为当前个体的适应度返回给遗传算法, 通过遗传算法的迭代可最终确定最优任务规划结果。

3 仿真分析

目前, 在卫星调度领域, 还没有公认的测试集, 常见的做法是采用随机生成任务方法验证算法。现建立一个包含 16 颗光学成像卫星的 Walker 星座, 卫星采用 600 km 太阳同步轨道, 分布于 4 个轨道面, 每个轨道面 4 颗卫星; 卫星侧摆范围为 $-45^\circ \sim 45^\circ$, 姿态机动速率为 $1^\circ/\text{s}$, 卫星稳定时间为 1 s; 光学传感器的瞬时视场角为 1.5° , 对于点目标的成像时间为 1 s, 当目标点的太阳高度角 $> 15^\circ$ 时

可对其进行成像; 观测任务开始时间为 2019-01-01 T 00:00:00, 任务周期为 1 天。

3.1 算法参数确定

遗传算法的种群规模、交叉概率 p_c 、变异概率 p_m 对于算法用时、收敛速度和优化效果具有重要影响, 为确定本算法对于大规模卫星任务规划问题进行求解的最优参数, 需开展正交试验。

参考文献[10-11,14], 遗传算法的种群规模通常在 40~200 之间, 交叉概率的取值范围为 [0.3, 0.9], 变异概率的取值范围为 [0.05, 0.3]。基于此, 本研究的试验参数划分为:

种群规模 6 组: 50, 100, 150, 200, 250, 300

交叉概率 7 组: 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9

变异概率 6 组: 0.05, 0.1, 0.15, 0.2, 0.25, 0.3

3 个参数中, 交叉概率 p_c 和变异概率 p_m 的关联密切, 而种群规模相对独立, 为避免 3 个变量同时变化导致组合过多, 本研究先控制种群规模不变, 确定最优的 (p_c, p_m) 组合; 再基于最优的 (p_c, p_m) 组合, 确定最优种群规模。

现将种群规模设为 100, 目标数量设为 1 000, 开展关于交叉概率 p_c 和变异概率 p_m 的正交试验, 共 42 个组合, 每个组合试验 10 次, 总计 420 次试验, 得到优化结果均值以及收敛代数均值如表 1 所示。

将表 1 的每一行和每一列取平均值, 绘制交叉概率和变异概率对优化结果和收敛代数的影响如图 6~7 所示。从图 6 可以看出, 随着交叉概率的增大, 优化结果先减小后增大, 收敛代数先增大后减小, $p_c=0.8$ 时效果最优, 其优化结果最大, 收敛代数最小。造成该结果的主要原因是: 交叉概率越小, 种群中子代基因(基因即二进制编码)和父代基因的差异越小, 种群进化慢, 导致收敛速度慢、优化结果差; 交叉概率过大, 父代优秀的基因被破坏的概率越大, 同样会导致收敛速度慢、优化结果差的结果。本算法中, $p_c=0.8$ 是最优值。

表 1 正交试验结果(优化结果均值, 收敛代数均值)
Tab. 1 Result of orthogonal test (mean optimization results, mean convergence generations)

p_c	p_m					
	0.05	0.1	0.15	0.2	0.25	0.3
0.3	983.5, 54.2	984.4, 57.8	984.0, 52.8	984.8, 59.5	986.4, 58.6	986.6, 59.1
0.4	990.3, 59.1	988.6, 57.0	986.6, 55.0	987.6, 55.7	987.7, 56.5	985.1, 54.7
0.5	990.2, 52.8	991.8, 52.3	990.2, 55.1	989.3, 51.5	992.1, 58.4	989.9, 57.5
0.6	993.9, 56.6	990.0, 52.6	991.3, 51.0	993.3, 54.9	988.9, 53.7	991.6, 51.9
0.7	993.9, 51.4	993.6, 54.8	993.2, 53.5	993.9, 48.8	993.3, 51.4	992.6, 51.3
0.8	995.3, 46.4	995.0, 48.6	995.1, 48.3	995.8, 46.8	994.1, 49.4	996.0, 47.0
0.9	995.2, 47.6	993.2, 48.7	993.6, 48.9	992.3, 48.9	992.5, 51.2	992.8, 48.9

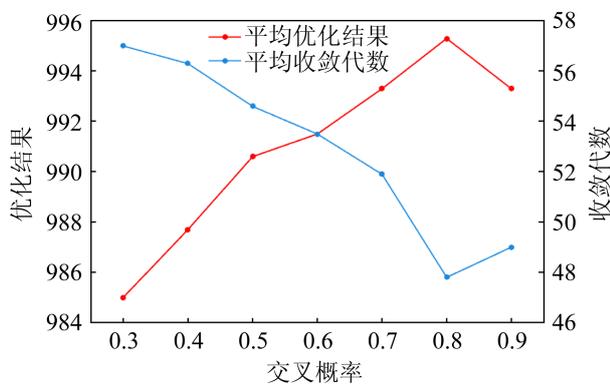


图 6 交叉概率对优化结果和收敛代数的影响

Fig. 6 Influence of crossover probability on optimization results and convergence generations

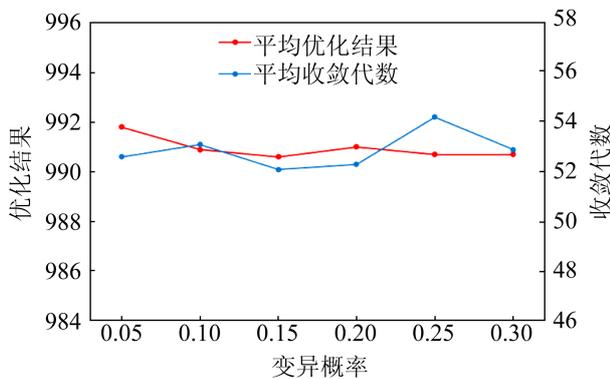


图 7 变异概率对优化结果和收敛代数的影响

Fig. 7 Influence of mutation probability on optimization results and convergence generations

从图 7 可以看出, 相比于交叉概率, 变异概率对于优化结果和收敛代数的影响不明显, 主要原因是基因变异相对于基因交叉对基因的改变较小, 带来的影响也较小。 $p_m=0.05$ 时优化结果最大, $p_m=0.15$ 时收敛代数越小, 而 $p_m=0.2$ 时可以较好地

平衡优化结果和收敛代数, 因此, 本研究取变异概率 $p_m=0.2$ 。

以上正交试验确定了交叉概率和变异概率的最优组合为 $(p_c, p_m)=(0.8, 0.2)$, 基于该组合, 改变种群数量, 得到试验结果如表 2 所示。随着种群规模的增大, 平均观测个数(即优化结果均值)和优化用时不断增大, 当种群规模达到 200 时, 算法能够找到全局最优解。出于优化用时和优化效果的考虑, 本研究将种群规模定为 200。

表 2 种群规模对优化结果的影响
Tab. 2 Influence of population size on optimization results

种群规模	平均观测个数	最大观测个数	平均收敛代数	平均用时/s
50	984.5	992	49.6	173.60
100	995.8	997	46.8	333.67
150	996.2	998	50.6	523.01
200	997.6	1 000	41.7	575.42
250	998.8	1 000	41.8	711.32
300	999.4	1 000	37.6	766.55

操作系统: Windows 7; CPU: Intel Core i5-4570R, 2.7 GHz; 内存: 8 GB; 计算软件: Matlab2014b; 迭代结束条件为: 任务完成率达到 100% 或者遗传算法连续 10 代没有更优解

以上试验还发现, 所有实验组的收敛代数均没有超过 100 代, 本研究将最大遗传代数设为 200, 可保证算法能够在达到最大遗传代数前收敛。

综上, 本研究将遗传算法参数设置如表 3 所示, 该组参数可保证较好的收敛速度和优化结果。

表 3 遗传算法参数
Tab. 3 GA parameters

种群规模	最大遗传代数	交叉概率	变异概率
200	200	0.8	0.2

3.2 优化案例及结果

在南北纬 60° 之间分别随机生成 200, 400, 600, 800, 1 000 和 1 200 个点目标, 用于卫星观测。采用本文方法对 6 个测试组分别进行 10 次任务规划, 得到优化结果如表 4 所示。

表 4 优化结果
Tab. 4 Optimization results

点目标数量	总观测窗口数	平均观测个数	最大观测个数	平均用时/s	平均任务完成率/%
200	3 808	200	200	12.96	100
400	7 938	400	400	62.58	100
600	11 833	599.7	600	175.14	99.95
800	15 742	799.3	800	349.07	99.91
1 000	19 246	997.6	1 000	575.42	99.76
1 200	23 370	1 197	1 199	960.18	99.75

从表 4 中最大观测个数列可以看出, 对于前 5 个测试组, 本文的优化方法均找到了全局最优解, 第 6 组的最大观测个数也达到了 1 199 个, 与全局最优解仅差 1 个目标点, 该组没有寻得全局最优解的主要原因是算法参数是在 1 000 个目标点时试验确定的, 对于 1 200 个目标, 适应性有一定的下降, 可通过增加种群规模的方式求得全局最优解; 6 组的平均任务完成率都超过 99.7%, 证明了该方法具有良好的全局搜索能力和稳定性。

图 8 展示了算法优化用时与目标个数的关系。算法优化用时与遗传代数和平均每代优化用时相关, 图 9 展示了这 2 个参数与目标数量之间的关系, 从图 8~9 可以看出, 遗传代数、每代平均用时与目标数量之间均为近线性关系, 拟合结果显示线性相关系数分别为 0.997 2 和 0.998 0。其中, 每代平均用时反映了关键路径法的时间复杂度, 仿真结果验证了关键路径法时间复杂度介于 $O(n)$ 和 $O(n^2)$ 之间的理论分析结果。

本文算法优化迭代过程如图 10 所示, 图 10

中纵坐标表示任务完成率, 即可观测点目标个数占总个数的比例。图 10 表明, 目标点个数越多, 初始种群的任务完成率越低, 算法收敛所需迭代次数越多。

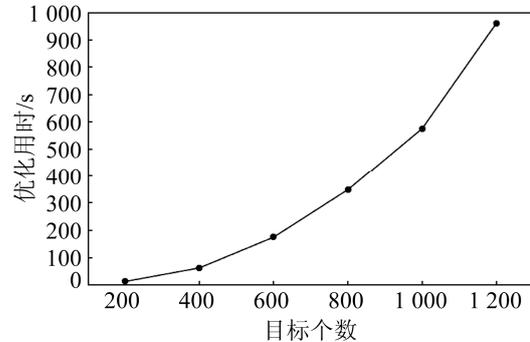


图 8 优化用时与目标个数之间的关系

Fig. 8 Relationship between algorithm execution time and target number

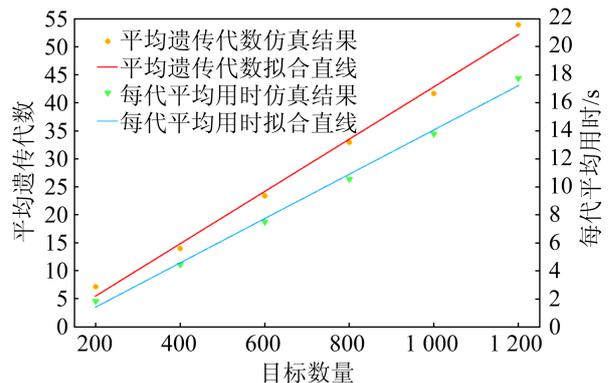


图 9 遗传代数、每代平均用时与目标数量之间的关系

Fig. 9 Relationship between generation/execution time of each generation and target number

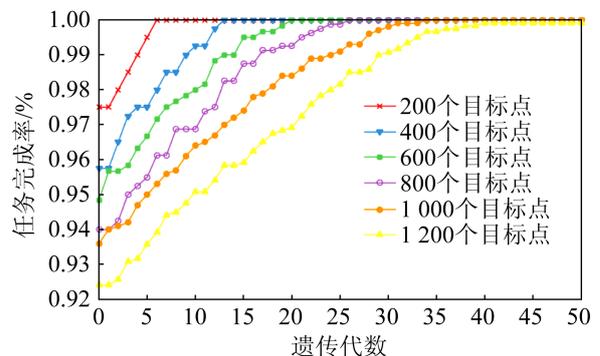


图 10 算法迭代收敛过程

Fig. 10 Algorithm convergence process

本文算法与其它算法(见表 5)的优化速度比较如图 11 所示。

表 5 用于比较的算法
Tab. 5 Algorithms for comparison

算法编号	算法来源	具体算法	CPU 频率/GHz
1	文献[9]	快速模拟退火算法	2.4
2	文献[10]	学习型遗传算法	3.0
3	文献[14]	改进量子遗传算法	2.4
4	文献[18]	基于 Petri 网的混合蚁群算法	2.93

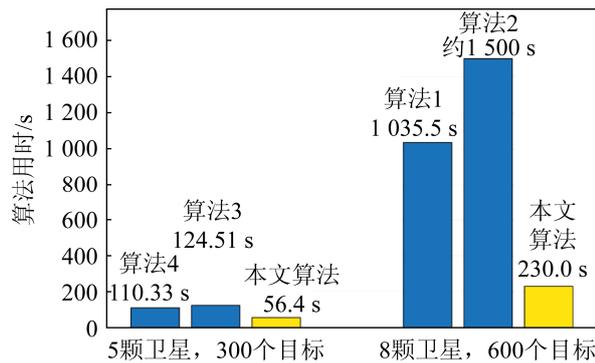


图 11 算法优化速度比较

Fig. 11 Algorithms optimization speed comparison

对于 5 颗卫星, 300 个目标的调度规模, 本文算法的优化速度分别是算法 3 和算法 4 的 2.21 倍和 1.96 倍; 对于 8 颗卫星, 600 个目标的调度规模, 本文算法的优化速度分别是算法 1 和算法 2 的 4.5 倍和 6.52 倍。

从以上比较中可以看出, 本文方法相对于现有方法的优化速度有不同程度的提高, 优化规模越大, 本文算法的优势越大。

4 结论

本文针对大规模多星多任务规划问题, 提出了一种关键路径遗传算法, 并成功开展了计算机仿真试验。仿真结果显示, 对于给定的 6 个测试组, 5 组均找到了全局最优解, 6 组的平均任务完成率都超过 99.7%, 说明该方法具有良好的全局搜索能力和稳定性; 算法时间与目标数量之间呈现近似 2 次幂关系, 相对于现有算法, 本文算法在优化速度上具有一定优势, 且优化规模越大, 本文算法的速度优势就越大, 对于 5 颗卫星/300 个目标以及

8 颗卫星/600 个目标两组规模, 本文算法的优化速度是现有算法的 1.96 倍到 6.52 倍不等。

参考文献:

- [1] Lemaitre M, Verfaillie G, Jouhaud F, et al. Selecting and Scheduling Observation of Agile Satellites[J]. Aerospace Science and Technology (S1270-9638), 2002, 6(5): 367-381.
- [2] Tangpattanakul P, Jozefowicz N, Lopez P. A Multi-Objective Local Search Heuristic for Scheduling Earth Observations Taken by An Agile Satellite[J]. European Journal of Operational Research (S0377-2217), 2015, 245(2): 542-554.
- [3] Bunkheila F, Ortore E, Circi C. A New Algorithm for Agile Satellite-based Acquisition Operations[J]. Acta Astronautica (S0094-5765), 2016, 123: 121-128.
- [4] Hosseinabadi S, Ranjbar M, Ramyar S, et al. Scheduling a Constellation of Agile Earth Observation Satellites with Preemption[J]. Journal of Quality Engineering and Production Optimization (S2423-3781), 2017, 2(1): 47-64.
- [5] 严珍珍, 陈英武, 邢立宁. 基于改进蚁群算法设计的敏捷卫星调度方法[J]. 系统工程理论与实践, 2014, 34(3): 793-801.
Yan Zhenzhen, Chen Yingwu, Xing Lining. Agile Satellite Scheduling Based on Improved Ant Colony Algorithm[J]. System Engineering Theory & Practice, 2014, 34(3): 793-801.
- [6] 刘嵩, 陈英武, 邢立宁, 等. 敏捷成像卫星自主任务规划方法[J]. 计算机集成制造系统, 2016, 22(4): 928-934.
Liu Song, Chen Yingwu, Xing Lining, et al. Method of Agile Imaging Satellites Autonomous Task Planning[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2016, 22(4): 928-934.
- [7] 王凌峰, 陈兆荣, 陈浩, 等. 一种基于多目标优化的卫星周期性持续观测任务规划方法[J]. 小型微型计算机系统, 2018, 39(6): 1366-1371.
Wang Lingfeng, Chen Zhaorong, Chen Hao, et al. Method of Satellite Periodic Continuous Observing Task Scheduling Based on Multi-objective Optimization[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2018, 39(6): 1366-1371.
- [8] 王建江, 朱晓敏, 吴朝波, 等. 面向应急条件的多星动态调度方法[J]. 航空学报, 2013, 34(5): 1151-1164.
Wang Jianjiang, Zhu Xiaomin, Wu Chaobo. Multi-satellite Dynamic Scheduling Method for Emergencies[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica,

- 2013, 34(5): 1151-1164.
- [9] 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.
Bai Baocun. Modeling and Optimization Algorithms for Imaging Satellites Scheduling Problem with Task Merging[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2008.
- [10] 孙凯, 邢立宁, 陈英武. 基于分解优化策略的多敏捷卫星联合对地观测调度[J]. 计算机集成制造技术, 2013, 19(1): 127-136.
Sun Kai, Xin Lining, Chen Yingwu. Agile Earth Observing Satellites Mission Scheduling Based on Decomposition Optimization Algorithm[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2013, 19(1): 127-136.
- [11] 陈成. 时间依赖调度方法及在敏捷卫星任务规划中的应用研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2014.
Chen Cheng. Research on Time-dependent Scheduling Methods and Application on Agile Satellites Mission Planning[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2014.
- [12] 陈金勇, 张超, 李艳斌. 基于超启发式的多星协同任务规划算法研究[J]. 中国电子科学研究院学报, 2018, 13(3): 254-259.
Chen Jinyong, Zhang Chao, Li Yanbin. Multi-Star Cooperative Task Planning Based on Hyper-Heuristic Algorithm[J]. Journal of CAEIT, 2018, 13(3): 254-259.
- [13] 张超, 李艳斌. 多敏捷卫星协同任务规划调度方法[J]. 科学技术与工程, 2017, 17(22): 271-277.
Zhang Chao, Li Yanbin. Planning and Scheduling Method for Multi Agile Satellite Coordinated Mission[J]. Science Technology and Engineering, 2017, 17(22): 271-277.
- [14] 王海蛟, 贺欢, 杨震. 敏捷成像卫星调度的改进量子遗传算法[J]. 宇航学报, 2018, 39(11): 1266-1274.
Wang Haijiao, He Huan, Yang Zhen. Scheduling of Agile Satellites Based on an Improved Quantum Genetic Algorithm[J]. Journal of Astronautics, 2018, 39(11): 1266-1274.
- [15] 苗悦, 王峰. 敏捷成像卫星“逐级择优”在轨任务实时规划[J]. 光学精密工程, 2018, 26(1): 150-160.
Miao Yue, Wang Feng. Optimize-by-priority On-orbit Task Real-time Planning for Agile Imaging Satellite[J]. Optics and Precision Engineering, 2018, 26(1): 150-160.
- [16] Li Y Q, Wang R X, Liu Y, et al. Satellite Range Scheduling with the Priority Constraint: an Improved Genetic Algorithm Using a Station ID Encoding Method[J]. Chinese Journal of Aeronautics (S1000-9361), 2015, 28(3): 789-803.
- [17] James K, Morgan W. Critical Path Planning and Scheduling[C]. Eastern Joint Computer Conference. New York: American Institute of Electrical Engineering (AIEE), 1959: 160-173.
- [18] 龙运军, 陈宇宁, 陈英武, 等. 基于 Petri 网和混合蚁群算法的多星成像调度[J]. 计算机工程, 2013, 39(1): 35-40.
Long Yunjun, Chen Yuning, Chen Yingwu, et al. Multiple Satellites Image Scheduling Based on Petri Net and Hybrid Ant Colony Algorithm[J]. Computer Engineering, 2013, 39(1): 35-40.