

面向多星任务规划问题的改进遗传算法

宋彦杰¹, 王 沛², 张忠山¹, 邢立宁^{1†}, 陈英武¹

(1. 国防科技大学 系统工程学院, 湖南 长沙 410073; 2. 75831部队, 广东 广州 510510)

摘要: 卫星数量的快速增加为管控卫星的工作增加了很大的难度, 如何有效地进行任务规划, 有效管理卫星资源, 成为了卫星领域的一个重要问题. 针对此问题, 本文构建了多星任务规划的数学模型, 将最大化任务收益作为优化目标. 本文分析了问题的难点并提出了一种包含两种优化策略的改进遗传算法, 包括全局优化和局部优化两部分. 全局优化和局部优化根据种群改进情况进行自适应切换. 通过两种优化方法的结合可以提升任务规划的效果. 本文还提出了一种任务规划算法, 用于为改进遗传算法得到的任务序列选择合适的任务执行时间. 仿真实验证明本文提出的改进遗传算法可以很好地解决多星任务规划问题, 与对比算法相比可以得到更优的规划结果. 改进遗传算法有很好的工程应用前景.

关键词: 卫星; 规划; 遗传算法; 优化; 算法

引用格式: 宋彦杰, 王沛, 张忠山, 等. 面向多星任务规划问题的改进遗传算法. 控制理论与应用, 2019, 36(9): 1391 – 1397

DOI: 10.7641/CTA.2019.80957

An improved genetic algorithm for multi-satellite mission planning problem

SONG Yan-jie¹, WANG Pei², ZHANG Zhong-shan¹, XING Li-ning^{1†}, CHEN Ying-wu¹

(1. College of Systems Engineering, National University of Defense Technology, Changsha Hunan 410073, China;

2. Unit 75831, Guangzhou Guangdong 510510, China)

Abstract: Rapid increase in the number of satellites has greatly increased the difficulty of managing satellites. How to effectively plan missions and effectively manage satellite resources has become an important issue in the satellite field. In this paper, a mathematical model of multi-satellite mission planning was constructed, which maximizes mission profit as an optimization goal. Difficulties of the problem were analyzed an improved genetic algorithm of optimization strategy was proposed, which includes two parts: global optimization and local optimization. Global optimization and local optimization are adaptively switched according to the population improvement. Combination of two optimization methods can improve the effect of task planning. A task scheduling algorithm for selecting the appropriate task execution time for the task sequence obtained by genetic algorithm was also proposed. Simulation experiment proves that the improved genetic algorithm proposed can solve the multi-satellite mission planning problem well. Compared with the comparison algorithm, better planning results can be obtained. The improved genetic algorithm has a good engineering application prospect.

Key words: satellite; planning; genetic algorithms; optimization; algorithm

Citation: SONG Yanjie, WANG Pei, ZHANG Zhongshan, et al. An improved genetic algorithm for multi-satellite mission planning problem. *Control Theory & Applications*, 2019, 36(9): 1391 – 1397

1 概述

卫星是一种利用星载传感器完成各种太空任务的航天器, 具有覆盖面广、运行时间长、不受国界和空域限制、完成复杂任务的独特优势. 卫星根据搭载的载荷, 按用途可以划分为遥感卫星、导航卫星和通信卫星3种类型. 遥感卫星负责从太空获取地面图像数据, 导航卫星实现全球卫星定位, 通信卫星为地面通信提

供通信支持. 3类卫星密切配合可以完成更为复杂的任务. 目前, 卫星在防灾、环境保护、城市规划、农业、气象等诸多领域发挥着重要作用, 受到世界各国的高度重视. 卫星数量的增多伴随着卫星管理难度的相应增加, 合理进行卫星任务规划, 保证卫星正常运行的同时完成更类任务具有重要意义.

本文将多星任务规划中的地面测控任务作为研究

收稿日期: 2018-12-04; 录用日期: 2019-04-28.

[†]通信作者. E-mail: xing2999@qq.com; Tel.: +86 731-87006215.

本文责任编辑: 王正志.

国家自然科学基金项目(71501179, 71501180)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of China (71501179, 71501180).

对象,这是多星任务规划中的一类重要问题.如今,卫星管控采用卫星地面站管控为主的方式,而地面管控方式受到各类因素如天气、硬件设备、通信限制等的影响.利用有限的资源发挥卫星的效用是卫星任务规划领域迫切需要解决的问题.建立有效的多星任务规划模型对于突破资源限制的瓶颈,充分发挥卫星能力具有重要的意义.同时,这一研究还具有很好的工程应用前景,可以很好地满足实际工程需要.

智能优化算法,如模拟退火算法(simulated annealing, SA),禁忌搜索算法(tabu search, TS)和遗传算法(genetic algorithm, GA),对于组合优化问题表现出很强的求解能力,在卫星任务规划领域也有众多的应用.文献[1]使用禁忌搜索为SPOD-5卫星制定了任务规划方案.文献[2]研究了敏捷成像卫星任务规划问题,提出了一种自适应伪谱遗传算法(adaptive pseudo-spectral genetic algorithms, APGA)用于优化卫星调整时间.文献[3]将小卫星星群作为研究对象,提出了一种包含资源随机分配的解码策略及精英保留策略的改进遗传算法.文献[4]提出了一种多目标优化算法用于解决卫星周期性持续观测问题.文献[5]将禁忌搜索算法用于单个轨道内的单个卫星规划,通过插入、移除和替换任务等操作,构建了6种邻域结构.在搜索过程中,允许违反某些时间窗口约束,采用违反时间窗口约束时添加惩罚参数的方式进行处理.文献[6]采用单机调度模型实现单个空间任务规划问题的转化与求解.利用拉格朗日松弛法,问题被分解为若干子问题,通过对于子问题求解获得最终的规划方案.文献[7]提出了一种可以使用智能优化方法的通用卫星任务规划求解框架.文献[8]在遗传算法的种群演化过程中引入任务执行的决策变量和任务执行位置的决策变量,结合基于优先级的贪婪算法(priority dispatch)和Look Ahead技术,加快了搜索速度.文献[9]将领域知识引入进化算法,使用显性和隐性知识来处理卫星成像过程中的静态和动态约束,解决了由25颗卫星组成星座的任务规划问题.文献[10]设计了一种基于贪婪规则的启发式搜索算法,用于空间热辐射反射测量仪(aerospace thermal radiation, ASTER)系统的任务调度.算法的调度目标是最大化完成任务的收益(优先级总和).文献[11]提出了一种与系统搜索结合的禁忌搜索算法,以解决涉及立体成像和时间窗约束的敏捷卫星调度问题.文献[12]讨论了中国第一颗用于环境和灾害监测预测的敏捷卫星调度问题.提出了该问题的非线性模型,并开发了一种启发式方法来避免冲突,此外,还提供了基于模型和启发式的决策支持系统.文献[13]提出了一种基于混合动态变异概率的改进遗传算法(hybrid dynamic mutation genetic algorithm, HDMGA),并将其应用于多个卫星任务规划.通过实验验证表明,该算法具有较高的计算速度和可靠性.

现有文献缺少对于利用智能优化方法解决多星任务规划问题,大多采用启发式算法.

本文主要贡献为构建了多星任务规划的数学模型,提出了一种改进的遗传算法,包含种群动态调整策略.

本文的结构如下:本文第2节构建多星任务规划问题的数学模型;第3节将对混合动态种群规模遗传算法和任务规划算法进行介绍;在第4节中,将进行实验验证分析,验证算法的可行性和优化效果;本文的研究结论和展望将在最后一部分给出.

2 模型构建

本节描述的是多星的任务规划模型构建.问题具有很强的工程背景,存在多种的约束条件.在模型构建前,需要做出合理的解释将复杂的工程问题转化为一个容易求解的科学问题.首先对问题进行假设,实现问题的简化,然后提出规划的目标函数与约束条件.

多星任务规划问题涉及多颗卫星,每颗卫星都具有固定的运行状态.同时,该问题也涉及多个卫星地面站,每个地面站也存在于固定的地理位置.受卫星运行过程的限制,卫星在一天内通过卫星地球站的时间是有限的.星地通信只能在这个时间范围内进行,此时间范围称为可见时间窗口.可用时间窗相对于卫星需要执行的任务而言是不足的,所以,需要编排合理的任务执行方案.管控卫星数量的增加会使得规划任务执行的过程变得困难.多星任务规划是在一定时间范围内为卫星选择合适的可见时间窗来完成任务.

为实现问题化简和便于建立模型进行任务规划,本文对于多星任务规划问题作出如下假设:

- 1) 只考虑任务规划过程.假定卫星和地面站的硬件条件可以满足任务规划的需要;
- 2) 规划的时间范围是有限的,长时间的规划方案是单个规划的周期性重复;
- 3) 任务一旦开始执行,不可被其他任务抢占或中断执行;
- 4) 每一个任务最多可以执行一次,不考虑重复执行的情况;
- 5) 不考虑发生设备故障导致无法进行星地通信.

给定一个任务集合Task包含有 Q 个任务,每一项任务 t_i 包含最早允许执行时间 et_i ,最晚结束时间 lt_i ,任务持续时间 d_i ,任务成功执行可以获得的收益 p_i 4种属性.卫星地面站包含有 W 个可用的时间窗集合TimeWindow,每一个可用时间窗 tw_j ,包含有最早星地可见时间 evt_j 和最晚星地可见时间 lvt_j 两个属性.受到卫星和地面站天线能力的限制,前一个任务完成后,之后的任务无法立即开始执行,存在一定给定的任务转换时间 tr .同样地,在星地通信链路无法在卫星和地面站最早可见后就立即建立,需要经过一个给定的姿态调整时间 ad .

此外, 定义一个二元决策变量 x_i , 取值为0或1. 当 x_i 为0时, 表示任务无法执行, 1表示任务可以执行.

本文采用的目标函数采用卫星任务规划领域常用的评价标准, 最大化可执行任务序列的收益, 目标函数如式(1)所示:

$$\max f(x) = \sum_{j=1}^Q p_i x_i. \quad (1)$$

多星任务规划问题约束条件:

1) 卫星的实际开始星地通信时间 ast , 应该在姿态调整之后:

$$et_i + ad \leq ast_i. \quad (2)$$

2) 任务开始星地通信时间, 在地面站可用时间窗范围内:

$$evt_j \leq ast_i. \quad (3)$$

3) 任务需要在任务最晚完成时间和地面站最晚可见时间的最小值前完成:

$$ast_i + d_i \leq \min \{lt_i, lvt_j\}. \quad (4)$$

4) 每两个任务之间不能出现执行的交叉:

$$ast_i + d_i \leq ast_{i+1}. \quad (5)$$

5) 每个任务最多可以执行一次:

$$x_i \leq 1 (i \in \text{Task}). \quad (6)$$

多星任务规划问题已被证明是NP-Hard问题. 这一问题的难点在于每一个任务的可用时间窗是有限的, 难以保证全部任务都可以成功执行. 当问题规模增加到一定程度后, 约束和任务的数量使得精确求解算法不可能在可以接受的时间范围内得到最优解. 智能优化算法虽然不能证明能够达到最优解, 但其可以获得满意的规划结果, 对实际工程的使用有很好的指导意义.

3 方法

遗传算法(GA)作为一种有效的仿生优化算法, 被广泛应用于各个领域, 但传统的遗传算法难以兼顾效率和效果^[14-15]. 本文提出了一种改进的遗传算法(improved genetic algorithm, IGA), 算法采用混合动态种群策略对遗传算法进行改进. 动态调整群体中个体数量, 在保证规划方案质量的同时提高了求解速度. 同时, 本文还提出了一种任务规划算法(task scheduling algorithm, TSA). 任务规划算法可以为任务序列中的任务选择合适的任务执行时间. 在本节中, 将首先介绍任务规划算法. 之后, 将详细介绍IGA算法流程.

3.1 任务规划算法

任务规划算法用于选择执行的任务集合, 并逐一确定任务在可用时间窗口中的开始执行和结束位置. 任务规划算法将把每个卫星任务放在最早可以开始

执行的位置, 即紧前安排的思想. 这种任务安排方式可以使得任务在给定时间范围内更为紧凑. TSA的伪代码如算法1所示. 在任务规划算法中, 使用选择最前向位置方法(select the most ahead location)以选择任务可以开始执行的位置, 然后使用检查约束(check constraints)来保证任务可以满足上一节中提出的所有约束. 这些约束对多星任务规划问题均是硬约束, 只有全部满足任务才可以执行. 如果可以满足约束, 则将任务安排在计划计划中, 否则, 算法将对下一任务进行安排. 选择最前向位置的方法是为了使任务序列可以在安排一个任务之后可以为之后的任务提供充足的可用时间窗位置.

算法1 任务规划算法(TSA).

Input Tasks Sequence Task, Available Time Windows Timewindow

Output Solution Sol

For each task task in Task

 Select the most ahead position (task)

 Check constraints (task)

 If No Conflict

 Sol $\leftarrow$ Generate plan (task)

 Else

 Turn to next task

 End If

End For

Return Solution

任务规划算法用于在IGA算法得到一个经过优化后的序列生成任务执行方案. 通过任务规划算法的执行过程, 将遗传算法优化过程与多星任务规划过程进行关联. 任务规划算法的核心思想是逐一为每一个任务确定合适的任务执行时间, 如果没有合适的任务执行时间则舍弃当前任务, 规划下一任务.

3.2 改进遗传算法

IGA利用混合动态种群规模策略, 引入了种群规模的动态变化, 以适应算法的优化过程. 在初始优化阶段, 种群中大量的个体被用来实现快速改进规划方案^[15-16]. 如果IGA再若干代优化后适应度没有改进, 那么种群规模将在减少以进行局部优化. 在局部优化过程中, 如果连续若干代适应度没有改善, 算法将返回到全局优化阶段. 同时, 引入自适应阈值函数, 使得在从全局优化进入局部优化后, 算法不再跳出局部优化过程. 之后, 局部优化方法用于不断提高解决方案的质量.

全局优化过程: 全局优化过程是使用大量个体进行大范围的搜索, 这一过程可能搜索效率不高, 但是对于提升方案最终的收益值, 防止任务序列陷入局部最优具有很明显的作用. 全局优化很可能出现若干代

没有改进的情况,这会造成计算资源的浪费,此时,就应当结束全局优化过程转入局部优化过程。

局部优化过程:局部优化是在全局优化效果不理想的情况下使用的在小范围的快速优化过程。相比全局优化过程,局部优化过程只需要种群中的一部分个体。在局部优化过程中需要格外关注的是优化过程有无陷入局部最优的情况。合理设置全局优化和局部优化过程可以既得到好的任务规划效果又可以防止优化过程陷入局部最优而无法跳出。

全局优化与局部优化执行条件:两个优化过程执行条件决定了优化过程的效果。优化过程的选择采用自适应阈值确定,自适应阈值确定了全局优化和局部优化过程的优化效果无改进代数。在全局优化过程中,如果到达全局优化最大无改进代数阈值条件,则触发全局优化向局部优化的转化,开始局部优化过程。在局部优化过程中,如果到达局部优化最大无改进代数阈值条件,则触发局部优化向全局优化的转化,开始全局优化过程。但是,优化过程的转化并不是一直都进行的。本文还提出了一种转化阈值,当全局优化和局部优化的转化次数到达转化阈值,则只进行局部优化过程,不再向全局优化转化。

种群规模调整的流程如下:

步骤1 开始进行全局优化,记录无改进代数和转化次数;

步骤2 当无改进代数到达自适应阈值时,由全局优化转入局部优化;

步骤3 重置无改进代数,记录局部优化改进情况;

步骤4 判断转化次数是否到达转化阈值,如果未到达阈值,转入步骤1,否则,转入步骤5;

步骤5 继续进行局部优化直至到达优化终止条件。

编码:使用实数编码的方法,其中数字表示任务在初始给定序列中的位置,如某个个体中第1个基因为“3”表示第1个任务在序列中第3个位置执行。采用实数编码方式,可以很方便地将解映射到问题上,执行任务规划过程。

选择:使用轮盘赌方法基于群体中每个个体的适合度来确定遗传操作中的选择操作。轮盘赌选择的个体的概率大小根据个体适应度占种群中全部个体适应度和的比重确定。

交叉:IGA中的交叉是使用个体中两个基因区段的重组来进行的。通过两个基因区段的重组,群体中个体的多样性增加,同时维持个体的优良遗传特征。

变异:在个体的两个等位基因上进行突变。发生变异时,个体中的两个等位基因交换位置产生新个体。

停止准则:设置停止准则用于确定算法结束时间。算法在迭代次数达到预设的最大数量之后,算法不再迭代并输出最终结果。

IGA算法通过种群规模更新机制提高了局部搜索过程的优化效率。同时,算法中设置局部优化和全局优化的频率,以防止连续全局搜索导致算法优化缓慢与陷入局部最优现象的发生。IGA算法通过对原有遗传算法的改进,对卫星任务规划问题进行适应,提升任务规划的效果。

4 仿真实验

本部分包含以下几部分内容。首先,对于实验场景、实验环境、规划方案评价指标、对比算法等实验设计内容进行描述。之后,给出仿真实验结果并对结果进行分析。

4.1 实验设计

实验环境:本文提出的算法由MTALAB 2017a,在具有Core i7-7700 3.6 GHz CPU, 8 GB RAM, Windows 7操作系统的台式机上实现。

实验算例:实验算例涉及不同类型的卫星和全球分布的卫星地面站,卫星类型包括低轨卫星和高轨卫星。任务规模为25–400个任务不等。对于每种任务规模包含有两个场景。这些场景的设置参考卫星运行的情况进行设计。

评估指标:评价指标主要为两个,一个是目标函数的整体收益,另一个是任务完成率。这两个方面是实际工程应用中需要考虑的两个方面。更多的任务执行可以提高设备的利用率,任务的整体收益反映了任务成功执行可以带来的价值。通过这两个指标,可以较为完整地反映规划算法对于多星规划问题的求解质量。

卫星轨道参数:这些实验基于中国的几颗LEO卫星和HEO卫星。本文给出了其中一颗卫星的初始轨道参数。卫星在太空中的位置由6个轨道参数定义:半长轴(LSA)、偏心率(E)、轨道倾角(I)、近地点角(AP)、升交点(RAAN)和平均近点角(MA)。卫星的初始轨道参数见表1。

表1 卫星参数

Table 1 Satellite parameter

参数	LSA	E	I	AP	RAAN	MA
值	7141701.7	0.000627	98.5964	95.5069	342.307	125.2658

比对算法: 本文选择了4种常用于卫星任务规划的启发式算法作为比较算法: 持续时间优先算法(C1)、开始时间优先算法(C2)、任务收益优先算法(C3)和平均任务收益优先算法(C4). 这4种算法关注不同的任务特征, 如任务的时间或收益水平等. 由于IGA算法是基本遗传算法的改进, 规划效果会好于基本遗传算法, 故未将遗传算法作为比对标准. 文献[17]验证了采用动态种群策略用于优化的优势.

4.2 实验结果

实验过程将分别对于低轨卫星多星任务规划、高轨卫星多星任务规划和高低轨卫星多星任务规划问题进行实验. 首先, 对于低轨卫星多星任务规划问题不同任务规模算例中的7个场景进行了仿真测试, 每一种场景中分别使用本文提出的IGA算法和其他的4种启发式算法, 分别记录任务序列收益水平和任务完成率. 结果如表2所示.

表2 低轨卫星不同任务规模的实验结果

Table 2 Experimental results of low-orbit satellites for different task scales

场景	IGA		C1		C2		C3		C4	
	收益	完成率	收益	完成率	收益	完成率	收益	完成率	收益	完成率
25	144	1.000	144	1.000	144	1.000	144	1.000	144	1.000
50	269	1.000	261	0.960	269	1.000	269	1.000	260	0.940
75	437	1.000	437	1.000	437	1.000	437	1.000	437	1.000
100	551	1.000	535	0.960	499	0.920	1164	0.930	542	0.960
125	669	1.000	657	0.976	596	0.856	638	0.904	660	0.952
150	839	1.000	730	0.837	607	0.74	806	0.900	803	0.873
175	948	0.937	787	0.754	681	0.646	867	0.697	832	0.697

之后, 进行高轨卫星多星任务规划的仿真验证. 高轨卫星任务与低轨卫星任务相比有着更长的持续时间, 也具有更高的收益水平. 同样地, 进行高轨卫星多星任务规划难度也会相应地增加, 一部分任务由于无法满足全部的约束条件将无法执行. 从表3中可以看出, IGA算法相比其他4种对比算法之间的规划结果差距增加, 在任务规模为25~75个任务的情况下, 使用IGA算法得到的规划方案可以到达100%的任务完成率. 从收益方面看, IGA与其他对比算法的收益差距相比低轨卫星多星任务规划的收入差距要大. 在4种启发式算法的大多数实验场景中, C4算法在任务收益方面有着最好的表现, 而C1

算法可以让任务序列达到最高的任务完成率. 伴随着任务数量的增多, 不同种类的算法都表现出任务完成率的下降, 这是由于任务数量增加使得任务与可用时间窗之间的冲突造成. 可以说, IGA在高轨卫星多星任务规划问题中的表现是突出的.

之后, 本文考虑实际工程中的高轨卫星和低轨卫星同时存在的多星任务规划问题. 由于在实际工程应用中, 任务数量是较多的, 本文从实际应用的角度出发, 设计了3种大规模任务数量的实验场景, 任务规模分别为200, 300, 400个任务. 图1中的结果为大规模场景下的任务收益. 图2为大规模场景下的任务完成率.

表3 高轨卫星不同任务规模的实验结果

Table 3 Experimental results of high-orbit satellites for different task scales

场景	IGA		C1		C2		C3		C4	
	收益	完成率	收益	完成率	收益	完成率	收益	完成率	收益	完成率
25	408	1.000	408	1.000	408	1.000	408	1.000	408	1.000
50	905	1.000	781	0.860	791	0.880	761	0.820	776	0.840
75	1188	1.000	1131	0.933	1172	0.973	1143	0.947	1138	0.933
100	1840	0.970	1505	0.890	1492	0.890	1476	0.870	1505	0.890
125	2160	0.888	1725	0.776	1747	0.784	1822	0.776	1846	0.784
150	2325	0.827	2066	0.787	1964	0.733	2056	0.707	2120	0.773
175	2565	0.851	2269	0.766	2223	0.760	2292	0.720	2355	0.766

从图1可以看出,在大规模任务场景下,IGA算法可以得到最高的规划收益.相比于单一卫星类型的多星任务规划实验,IGA对于高低轨卫星的多星任务规划具有更好的适应性.这反映出种群规模动态调整策略更适合具有大规模任务的问题,全局优化和局部优化过程相互配合可以到达更好的优化效果.4种启发式算法之间的收益差异也在增大,C4算法可以得到最高的任务收益.

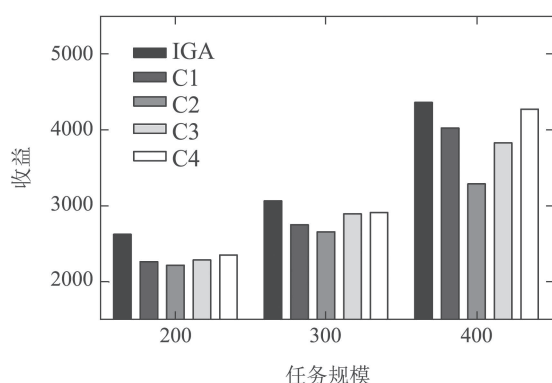


图1 大规模场景任务收益

Fig. 1 Large-scale scenario task profit

从图2可以看出,IGA算法相对于其他4种对比算法而言的任务完成率优势是很明显的.并且当任务规模从200增加到400时,任务完成率并没有明显的下降,这意味着IGA算法更加适合于大规模多星任务规划问题的求解.在4种启发式算法中,C1算法可以实现最高的任务完成率,并与其他几种启发式算法相比有着明显的完成率差异.

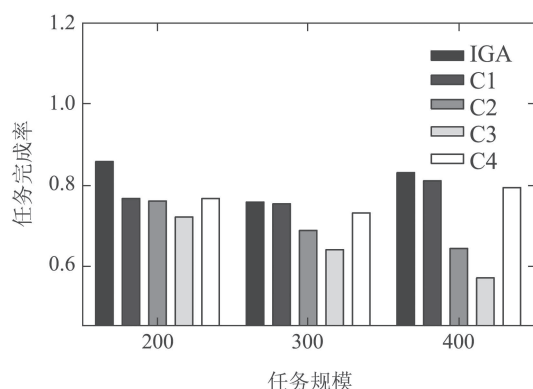


图2 大规模场景任务完成率

Fig. 2 Large-scale scenario task completion rate

通过上述实验可以看出,在低轨卫星多星任务规划问题中,几种算法之间的差异在小规模任务的情况下基本没有差异.随着任务规模的增加,算法之间的差异也变得明显.而在高轨卫星多星任务规划问题中,在小规模任务的实验中算法之间也具有明显的差距.在高低轨卫星多星任务规划问题中,算法的优越性表现得最为明显.

总之,无论在何种任务规模的场景中,IGA都可以取得很好的规划效果.该算法在任务收入和任务完成率方面均取得了良好的表现.可以看出,当任务规模相对较大时,IGA表现更为突出.在4种启发式算法中,C1和C4是最佳的规划算法.实验中种群规模的设定、最大无改进代数阈值和转化阈值的设定均对规划结果有着很重要的影响.

5 结论

多星任务规划问题为卫星领域的一个重要问题.本文以多星任务规划中的多星多站问题为研究对象,建立了多星任务规划问题的数学模型,分析了模型的假设和约束.提出了一种任务规划算法(TSA),用于在根据任务与地面站的时间窗关系调度任务.后来,改进遗传算法(IGA)被用来优化任务序列.动态种群调整用于调整局部优化过程和全局优化过程.此外,自适应的阈值函数在种群规模调整中使用.

之后,本文设计了多个场景来验证IGA的有效性和优化效果.本文的实验包括低轨卫星多星任务规划、高轨卫星多星任务规划和高低轨卫星多星任务规划问题.从实验结果可以看出,在不同任务规模的实验中,该算法在任务整体收益和任务完成率方面都有很好的表现,比其他4种工程中使用的启发式算法具有更好的优化效果.尤其是在大规模任务的实验中,算法之间的差异表现得更为明显,这是由于改进遗传算法中动态种群策略对于大规模任务场景更为适用,这可以满足系统应用的需要.

在今后的研究中,应用IGA的规划系统设计将作为一个重点,利用可视化的方式提供规划结果将更好投入实际使用.进一步提高规划方案生成速度,并确保任务收益同样是值得进行深入研究的内容.此外,对自主规划机制的研究将使规划过程更加方便和有效.一些人工智能方法的引入规划调度问题中同样也可以作为改善规划方案质量的一种有效手段.

参考文献:

- [1] VASQUEZ M, HAO J K. A "logic-constrained" knapsack formulation and a tabu algorithm for the daily photograph scheduling of an earth observation satellite. *Computational Optimization and Applications*, 2001, 20(2): 137 – 157.
- [2] ZHAO Lin, WANG Shuo, HAO Yong, et al. Mission planning for agile satellite based on the mapping relationship between ground missions and spatial attitudes. *Acta Aeronauticae Astronautica Sinica*, 2018, 39(10): 174 – 189.
(赵琳, 王硕, 郝勇, 等. 基于地面任务-空间姿态映射的敏捷卫星任务规划. *航空学报*, 2018, 39(10): 174 – 189.)
- [3] HAN Chuanqi, LIU Yurong, LI Hu. Mission planning for small satellite constellations based on improved genetic algorithm. *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. 空间科学学报, 2019, 39(1): 129 – 134.)
- [4] WANG Lingfeng, CHEN Zhaorong, CHEN Hao, et al. Method of satellite periodic continuous observing task scheduling based on multi-objective optimization. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2018, 39(6): 248 – 253.
(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. 小型微型计算机系统, 2018, 39(6): 248 – 253.)
- [5] CORDEAU J F, LAPORTE G. Maximizing the value of an earth observation satellite orbit. *Journal of the Operational Research Society*, 2005, 56(8): 962 – 968.
- [6] LIN W C, LIAO D Y, LIU C Y, et al. Daily imaging scheduling of an earth observation satellite. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, Part A: Systems & Humans*, 2005, 35(2): 213 – 223.
- [7] SONG Y J, ZHOU Z Y, ZHANG Z S, et al. A framework involving MEC: Imaging satellites mission planning. *Neural Computing and Applications*, 2019, 1(1): 1 – 12.
- [8] WOLFE W J, SORENSEN S E. Three scheduling algorithms applied to the earth observing systems domain. *Management Science*, 2000, 46(1): 148 – 166.
- [9] BONISSONE P P, SUBBU R, EKLUND N, et al. Evolutionary algorithms + domain knowledge = real-world evolutionary computation. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2006, 10(3): 256 – 280.
- [10] KADIOGLU S, MALITSKY Y, SABHARWAL A, et al. Algorithm selection and scheduling. *International Conference on Principles and Practice of Constraint Programming*. Berlin: Springer, 2011: 454 – 469.
- [11] HABET D, VASQUEZ M, VIMONT Y. Bounding the optimum for the problem of scheduling the photographs of an agile earth observing satellite. *Computational Optimization and Applications*, 2010, 47(2): 307 – 333.
- [12] WANG P, TAN Y. A model, a heuristic and a decision support system to solve the earth observing satellites fleet scheduling problem. *Computers & Industrial Engineering*, 2011, 61(2): 322 – 335.
- [13] ZHENG Z, GUO J, GILL E. Swarm satellite mission scheduling & planning using hybrid dynamic mutation genetic algorithm. *Acta Astronautica*, 2017, 137(1): 243 – 253.
- [14] HO W, HO G T S, JI P, et al. A hybrid genetic algorithm for the multi-depot vehicle routing problem. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2008, 21(4): 548 – 557.
- [15] FU Yaping, HUANG Min, WANG Hongfeng, et al. Multipopulation multiobjective genetic algorithm for multiobjective permutation flow shop scheduling problem. *Control Theory & Applications*, 2016, 33(10): 1281 – 1288.
(付亚平, 黄敏, 王洪峰, 等. 面向多目标流水车间调度的多种群多目标遗传算法. 控制理论与应用, 2016, 33(10): 1281 – 1288.)
- [16] SALIDO M A, ESCAMILLA J, GIRET A, et al. A genetic algorithm for energy-efficiency in job-shop scheduling. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2016, 85(5/8): 1303 – 1314.
- [17] RASHID M, KHATIB F, HOQUE T, et al. An enhanced genetic algorithm for ab initio protein structure prediction. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2015, 20(4): 627 – 644.
- [18] ISLAM M J, ISLAM M M, ALIM AI A B M. Intelligent dynamic spectrum access using hybrid genetic operators. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2017, 36(1): 1 – 17.

作者简介:

宋彦杰 硕士研究生, 主要研究方向为卫星任务规划, E-mail: songyj_2017@163.com;

王 沛 高级工程师, 从事专业智能规划与调度的研究, E-mail: peigongliu@hotmail.com;

张忠山 讲师, 主要研究方向为卫星任务规划、导航卫星任务筹划, E-mail: zszhang@nudt.edu.cn;

邢立宁 教授, 主要研究方向为智能任务规划, E-mail: xing2999@qq.com;

陈英武 教授, 主要研究方向为卫星任务规划、系统规划, E-mail: ywchen@nudt.edu.cn.