

doi: 10.7690/bgzd.2025.03.004

基于混合免疫遗传算法的多类型成像卫星任务规划

杨 阳, 刘德生, 常 青

(航天工程大学复杂电子系统仿真实验室, 北京 101400)

摘要: 针对如何在卫星应用领域有效进行任务规划的问题, 构建多类型成像卫星任务规划模型, 并提出一种混合免疫遗传算法(hybrid immune genetic algorithm, HIGA)对模型进行求解。设计符合多类型成像卫星任务规划特点的编解码策略, 引入自适应机制, 禁忌搜索思想, 定义基于抗体浓度和适应度的选择策略以及新的疫苗接种操作。通过仿真算例分析, 结果表明: 所提算法可解决多类型卫星任务规划问题, 有效改善免疫遗传算法易早熟收敛和陷入局部最优等问题; 与对比算法相比, 该算法可取得更快的收敛速度和更优的规划结果, 且进行大规模的任务规划时仍可取得较优的规划结果。

关键词: 多类型成像卫星; 任务规划; 免疫遗传; 智能优化算法

中图分类号: P171.3 **文献标志码:** A

Mission Planning of Multi-type Imaging Satellites Based on Hybrid Immune Genetic Algorithm

Yang Yang, Liu Desheng, Chang Qing

(Complex Electronic System Simulation Laboratory, Space Engineering University, Beijing 101400, China)

Abstract: Aiming at the problem of mission planning in the field of satellite application, a mission planning model for multi-type imaging satellites is constructed, and a hybrid immune genetic algorithm (HIGA) is proposed to solve the model. An encoding and decoding strategy is designed according to the characteristics of multi-type imaging satellite task planning, an adaptive mechanism and a tabu search idea are introduced, and a selection strategy based on antibody concentration and fitness and a new vaccination operation are defined. The simulation results show that the proposed algorithm can solve the problem of multi-type satellite mission planning, and effectively improve the problems of immune genetic algorithm, such as premature convergence and falling into local optimum. Compared with the comparative algorithm, the proposed algorithm can achieve faster convergence speed and better planning results, and can also achieve better planning results when planning large-scale missions.

Keywords: multi-type imaging satellite; mission planning; immune genetic algorithm; intelligent optimization algorithm

0 引言

成像卫星通常运行在近地轨道上, 通过其携带的成像载荷(可见光、高光谱、合成孔径雷达、红外等)对地面目标进行观测并获取影像数据。凭借其观测范围广、获取信息丰富、不受国界地域限制等优点, 成像卫星已广泛应用于经济社会生活和军事领域当中。近年来, 随着各类型卫星观测任务需求的不断增长, 如何有效利用宝贵的卫星资源, 合理对卫星进行任务规划具有重要意义。

相关研究表明, 卫星任务规划是一类典型的 NP-Hard 问题^[1]。目前解决该问题的算法可分为: 精确算法、启发式算法和智能优化算法 3 类。文献[2-4]采用精确算法对问题进行求解, 精确算法虽然可以寻得最优解但受限于其计算复杂度, 难以应用于大规模问题, 多通过拉格朗日松弛、列生成和分

支定界等方式拆解搜索空间, 减小问题规模。文献[5-7]采用启发式算法进行求解, 主要通过可见窗口交叠程度、任务收益、资源耗费等设计启发式因子指导解的构造。相比较于精确算法, 启发式算法速度较快适于求解大规模问题。智能优化算法, 通过模拟自然现象运行机制产生, 具有简单有效, 普适性强等特点, 是一类最常使用的求解算法, 如遗传算法^[8-11]、模拟退火算法^[12-14]、蚁群算法^[15-17]、禁忌搜索算法^[18-19]等, 相关研究主要集中在种群构造、邻域构造以及逃逸方式构造等^[20]。文献[9]为确保算法对决策变量有完整的搜索空间并提升迭代效率, 设计了基于相对成像时刻编码方式的自适应遗传算法。文献[10]对传统遗传算法的变异过程进行改进, 提出了禁忌退火变异方法, 提高了算法搜寻最优解的概率和收敛速度。文献[12]提出一种多目

收稿日期: 2024-07-08; 修回日期: 2024-08-15

基金项目: 国防科技重点实验室基金(614201001032202)

第一作者: 杨 阳(1998—), 男, 河南人, 硕士。

标变邻域模拟退火算法,通过设计多目标模拟退火算法中解的编码解码规则、变邻域搜索方法以及选拔淘汰机制,实现了观测任务成像时刻的滑动优化,兼顾提升了观测任务的完成度和成像质量。

综合来看智能优化算法已经广泛地应用于卫星任务规划问题,但在解决具体问题时依然有许多值得改进的地方。一般而言,一个好的智能优化算法应具备探索和开发 2 个特征。探索是指算法跳出局部搜索空间在整个可行解空间进行搜索;开发是指算法在较优解局部进行寻优,以期获取更优解。然而,单一智能算法往往无法兼顾探索与开发。免疫遗传算法作为一种群体智能算法存在强于探索弱于开发的问题,与之对应的禁忌搜索算法则是从某一初始解出发,通过构造初始解的邻域探索最优解,算法的寻优效果与初始解有较大关系,存在强于开发而弱于探索的问题。为了克服单一智能算法存在的问题,研究人员往往综合不同算法的优点,构造混合算法对各自领域问题进行求解。

笔者针对多类型成像卫星任务规划问题,综合考虑卫星观测的各项约束条件,提出一种 HIGA 的多类型任务规划求解方法。该方法设计了符合问题特点的编解码策略,引入自适应机制,禁忌搜索思想,定义了基于抗体浓度和适应度的选择策略以及新的疫苗接种操作,以求得问题的更优解。

1 多类型成像卫星任务规划问题建模

1.1 问题描述

成像卫星携带的载荷开机工作时会在地面产生一条 2 维扫描条带,位于条带内的目标能够被观测,如图 1 所示。如今卫星普遍具有侧摆能力,即其所携带的载荷可以沿垂直星下点轨迹的方向进行摆动。通过侧摆,卫星的观测范围得以扩展,具体范围取决于其最大侧摆角。卫星将获取的影像数据存在星载存储器中,当其过境地面站上空时将数据下传,释放存储空间。

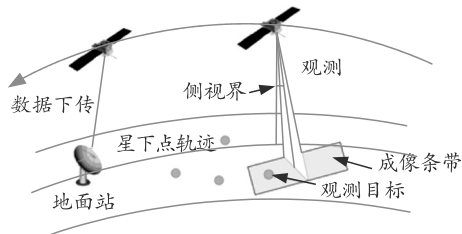


图 1 卫星观测与数据下传

随着卫星应用技术的发展,对卫星的观测需求也越来越高,出现了区域覆盖、目标核查、假目标

识别、打击效果评估等复杂观测任务。这些任务依靠单星单次观测无法完成,需要多类型卫星进行多次观测。以假目标识别为例,可见光成像只能获取目标的形状、大小、颜色等信息,但仅依靠这些无法对目标真假做出判断,而结合高光谱成像获取的目标光谱信息可以对目标真假做出准确判断。

通常待观测的目标数量大,成像类型多样,但可用卫星资源相对较少,一个任务可以交由多颗具有相同功能的卫星完成,而同一颗卫星对一个任务可能会有多个成像窗口。卫星完成对目标的观测后会获取相应的收益,任务规划就是要在满足各项约束的基础上为观测目标分配成像窗口,以获取最大收益。

1.2 符号定义

给出相关符号及其定义,如表 1 所示。

表 1 相关符号及其含义

符号	含义
$S=\{S_1, S_2, \dots, S_L\}$	卫星集合,共 L 颗卫星
$T=\{T_1, T_2, \dots, T_N\}$	任务集合,共 N 个任务
K_i^j	卫星对任务的可见窗口数量
$TW_{i,j}^k = [tws_{i,j}^k, twe_{i,j}^k]$	卫星 j 对任务 i 的第 k 个可见时间窗, $tws_{i,j}^k$ 为时间窗开始时间, $twe_{i,j}^k$ 为时间窗结束时间
$TS_{i,j}^k = [ts_{i,j}^k, te_{i,j}^k]$	卫星 j 对任务 i 在第 k 个时间窗上的实际观测时间, $ts_{i,j}^k$ 为开始时间, $te_{i,j}^k$ 为结束时间
ω_i	任务 i 的观测收益
td_i	任务 i 的观测持续时间
$st_{i,j}$	卫星连续执行任务时载荷调整时间
tc_i	任务占用的存储容量
T_j^{fre}	卫星 j 传感器当前圈次可用开机时间
C_j^{fre}	卫星 j 当前圈次可用存储容量
x_i^j	决策变量,若在卫星 j 对任务 i 进行观测则值为 1,否则为 0

1.3 基本假设

为方便建模,笔者在考虑实际卫星的基础上做出以下合理简化和基本假设:

- 1) 执行任务的卫星只携带一个载荷,且具备侧摆能力。
- 2) 假设观测目标经过处理后均为点目标。
- 3) 同一颗卫星连续执行任务时,需要进行姿态机动,笔者将姿态机动的时间设为固定值。
- 4) 笔者不考虑数传任务规划,假设数传资源充足,卫星在每个轨道圈次内均有机会进行数据下传,释放内存。
- 5) 笔者采用每个轨道周期内遥感器最长开机时间表示卫星能量限制。

1.4 约束条件

1) 每个任务最多执行 1 次：

$$\sum_{j=1}^L x_i^j \leq 1, \forall i \in T. \tag{1}$$

2) 任务的实际执行时间窗口必须在卫星对目标的可见时间窗口内：

$$ts_{i,j}^k \geq tws_{i,j}^k, \quad te_{i,j}^k \leq twe_{i,j}^k. \tag{2}$$

3) 同一颗卫星连续执行 2 个任务必须满足姿态调整时间约束：

$$te_{q_1,j}^k + st_{q_1,q_2} \leq te_{q_2,j}^k. \tag{3}$$

4) 任务观测时间必须小于卫星当前圈次可用的开机时间：

$$x_i^j = \begin{cases} 0, & td_i > T_j^{free} \\ 1, & td_i \leq T_j^{free} \end{cases}. \tag{4}$$

5) 任务占用的存储容量必须小于卫星当前圈次可用存储容量：

$$x_i^j = \begin{cases} 0, & tc_i > C_j^{free} \\ 1, & tc_i \leq C_j^{free} \end{cases}. \tag{5}$$

1.5 目标函数

不同的卫星任务规划问题，采用的目标函数也有所不同，笔者综合考虑任务收益与任务完成度，设计的目标函数如下：

$$f_1 = (\sum_i \sum_j x_i^j \times \omega_i) / \sum_i \omega_i; \tag{6}$$

$$f_2 = (\sum_i \sum_j x_i^j) / N; \tag{7}$$

$$f = \alpha \times f_1 + (1 - \alpha) \times f_2. \tag{8}$$

式(6)表示子目标 1 任务收益，为已完成任务的收益与总任务收益之比；式(7)表示子目标 2 任务完成率，为已完成的任务数量与总任务数量之比；式(8)为目标函数，其中 α 表示子目标 1 权重，且满足 $0 < \alpha < 1$ 。

Type 1	Type 1	...	Type 2	Type 2	...	Type 3	Type 3	...	Type 4	Type 4	...
(3, 2)	(5, 3)	...	(11, 62)	(13, 7)	...	(18, 9)	(16, 8)	...	(22, 11)	(25, 12)	...

图 3 抗体编码

笔者采用的编码方式，并未直接为任务指定到某一个具体的观测窗口，而是指定到卫星这个层次，实际观测窗口在解码时指定，具体操作方式为：从种群中取出抗体，依次取出任务编号及为其分配的卫星编号，遍历任务在该星上的所有观测窗口，依次进行约束检测，如果有某个观测窗口满足所有约

2 混合免疫遗传算法

免疫算法是在生物免疫系统中的免疫机理和信息处理机制上发展起来的一种优化算法，典型的免疫算法有否定选择法、克隆选择法、免疫规划算法以及免疫遗传算法。免疫遗传算法种类很多，借鉴的免疫机理也有所不同。通常免疫遗传算法以遗传算法为基础通过增加体现免疫特点的操作算子(抗体的多样性保持机制等)来提高算法的性能。笔者针对多类型成像卫星任务规划问题设计一种混合免疫遗传算法，设计了符合问题特点的编解码策略，引入自适应机制，禁忌搜索思想，定义了基于抗体浓度和适应度的选择策略以及新的疫苗接种操作，避免算法早熟收敛、陷入局部最优，以提升混合免疫算法的性能，改进后的算法流程如图 2 所示。

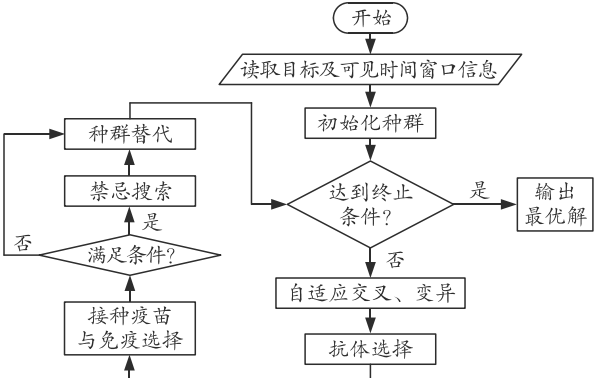


图 2 混合免疫遗传算法流程

2.1 抗体编码与解码

采用整数编码来解决多类型成像卫星任务规划问题，整数编码相比于二进制编码，对解的表达更加直观，降低了抗体位数，有利于提高求解效率。如图 3 所示，抗体由不同的任务段组成，笔者考虑 4 种不同类型的成像任务分别为可见光、雷达、高光谱和红外成像任务，对应 4 种类型的任务段。具体的每一位基因有 2 部分组成，成像任务序号以及为其分配的卫星资源。

2.2 自适应机制

免疫遗传算法中,交叉概率和变异概率是固定的,一般可以通过多次实验确定较为合适的交叉概率和变异概率。通常希望优良个体应该减小其交叉变异概率;进化初期算法需要较大的交叉变异概率进行快速寻优,而在后期算法需要较小的交叉变异概率快速收敛。基于以上考虑,笔者引入自适应交叉概率和自适应变异概率,具体表达式如下:

$$P_c = \begin{cases} P_{c_max} - (P_{c_max} - P_{c_min})((f - f_{avg})/(f_{max} - f_{avg})), & f \geq f_{avg} \\ P_{c_max}, & f < f_{avg} \end{cases} \quad (9)$$

$$P_m = \begin{cases} P_{m_max} - (P_{m_max} - P_{m_min})((f - f_{avg})/(f_{max} - f_{avg})), & f \geq f_{avg} \\ P_{m_max}, & f < f_{avg} \end{cases} \quad (10)$$

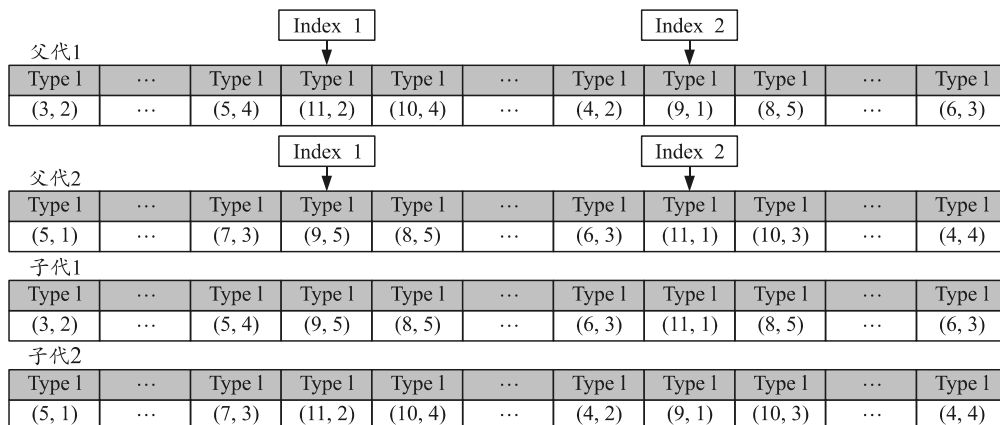


图 4 交叉操作

变异操作同样在各类型任务段内单独进行,进行变异操作时,根据当前抗体适应度,按照式(8)计算其变异概率,确定抗体是否发生变异,对于发生变异的抗体,首先交换任意 2 基因位上的任务,其次随机为其指定任务可用的卫星资源。

2.4 抗体选择

种群进化过程中通常使用轮盘赌方法基于个体的适应度决定进入下一代的个体,但这种做法有可能导致每代的最优个体无法被选中,也可能导致进入下一代的个体之间相似性过大,导致种群失去多样性,从而使算法过早收敛。为保持种群多样性,笔者给出抗体期望繁殖概率,指导抗体的选择过程。

定义 1: 抗体密度。

抗体密度描述了相似抗体在种群中的比例,笔者采用适应度值片段区间法来描述抗体的相似程度^[21],具体做法为:计算种群中所有抗体的适应度,

式中: P_{c_max} 、 P_{c_min} 为设定的交叉概率最大值和最小值; P_{m_max} 、 P_{m_min} 为设定的变异概率最大值和最小值; f 为当前个体的适应度值; f_{avg} 为当前个体所在种群的平均适应度; f_{max} 为当前种群的最大适应度。

2.3 交叉、变异操作

执行交叉操作时,根据抗体适应度按照式(9)计算其交叉概率 P_c ,产生一个介于 0 和 1 之间的随机数 r ,若 $r < P_c$,则该抗体作为父本参与交叉,当 2 个父本被选中后,通过交换 2 条抗体的部分基因片段产生子代。针对本文中的编码策略,采用多段交叉策略,即交叉操作在不同类型的任务段单独进行。具体在每一段内,随机产生 2 个交叉点位,将父代抗体交叉点位之间的基因片段互换,随后进行去重操作,如图 4 所示。

并按照适应度值大小进行排序,获取种群适应度值区间,然后将此区间划分为若干个子区间,认为处于同一个适应度区间的抗体是相似的。当抗体 i 属于子区间 k 时,抗体的密度定义如下:

$$\text{density}_i = \text{sum}(k)/N, i \in k. \quad (11)$$

式中: $\text{sum}(k)$ 为区间 k 的抗体个数; N 为抗体总数。

定义 2: 抗体期望繁殖概率。

抗体的期望繁殖概率取决于其适应度即目标函数值和密度,定义如下:

$$E_i = \lambda \frac{f_i}{\sum_{i=1}^N f_i} + (1 - \lambda) \left(1 - \frac{\text{density}_i}{\sum_{i=1}^N \text{density}_i} \right). \quad (12)$$

式中 λ 为种群多样性评价参数。由式(12)可知,抗体的适应度越高,密度越低,抗体的期望繁殖概率就越高,其被选择的概率也就越高。在执行选择操作时,为防止高密度抗体被抑制,导致最优解丢失,

笔者采用精英保留策略保护优秀抗体，具体做法为将父代与其产生的子代混合，按照适应度大小排序，适应度排名靠前的若干优秀个体直接进入下一代，之后按照期望繁殖概率将剩余群体中的优秀个体选拔进入下一代。

2.5 接种疫苗与免疫选择

疫苗一般是指个体上的一些优秀基因，或者是对某一类问题的先验知识或者对其分析之后得到的特征信息。对于某一个体接种疫苗是指按照先验知识来修改某些基因位上的基因使所得个体以较大的概率具有更高的适应度。基于问题先验知识，给出以下定义。

定义 3：任务迫切度。

任务迫切度表示任务执行的迫切程度，定义如下：

$$U(T_i) = \omega_i / \sum_{j=1}^k TW_j^i. \quad (13)$$

式中： ω_i 为任务的收益； $\sum_{j=1}^k TW_j^i$ 为任务所有可用窗口数量，可见任务收益高，可用窗口数量越少，其执行迫切度越大。

定义 4：窗口竞争度。

通常会出现多个任务占竞争同一个时间窗口，或者该窗口的部分观测时间，用相关任务的收益值来描述窗口竞争度，定义如下：

$$C(tw) = \sum_{i \in tw} w_i. \quad (14)$$

对种群进行疫苗接种，就是按照一定接种疫苗概率随机抽取若干个体而进行疫苗接种操作，对于某个确定需要接种疫苗的个体，具体步骤为：遍历当前抗体，提取出无法执行的任务，将其按照定义 3 对任务进行降序排序，按照顺序依次对任务所在的基因位置和分配的卫星资源进行重新安排。在重新安排位置时，为最大程度不影响其他任务的执行，只改变待安排个体的相对位置，不在为其寻找新的位置，一般而言排序越靠前的任务其被完成的概率越大，排名靠前的任务优先获得靠前的位置。在重新分配卫星资源时，遍历任务当前所有可用的观测窗口，并将其按照定义 4 升序排序，为任务选择排序靠前的窗口所对应的卫星资源，若任务无法安排可用窗口资源，则不做改变。接种完成后进行免疫选择操作，即对接种疫苗的个体进行适应度检测，若其适应度仍不如接种之前，此时放弃接种操作，

保留其接种前的个体，否则接受接种后个体。

2.6 禁忌搜索阶段

当种群执行完疫苗接种与免疫选择操作后，算法进入禁忌搜索阶段，具体做法为：将当前种群适应度值靠前的若干个体置入禁忌搜索集合，依次取出个体进行禁忌搜索操作，将抗体本身作为禁忌对象，设定一定的禁忌长度，通过在同一类型的任务段内随机进行基因的交换构造当前解的候选集。将目标函数值即个体的适应度作为藐视准则，多次迭代后输出最优解替换原始个体。

利用禁忌搜索算法对每一代的较优解进行局部寻优以避免算法陷入早熟，但也耗费了一定的计算时间。事实上，在迭代初期解的质量普遍较差，此时进行禁忌搜索并不能很好的改善解的质量，基于此定义禁忌搜索的执行概率如下：

$$P(G) = 1 / (1 + e^{8G/G_{\max}}). \quad (15)$$

式中： G 为迭代次数； $G_{\max}$ 为最大迭代次数。可以看出，迭代初期种群中解的质量普遍较差，禁忌搜索的执行概率较小，算法很少调用禁忌搜索算子，避免耗费时间。随着迭代次数的增加，解的质量逐渐上升，禁忌搜索算子执行概率增大，算法调用禁忌搜索算子对较优解进行局部寻优。

3 仿真实验

3.1 仿真参数设置

笔者仿真场景开始时间为 12 Oct 2022 04: 00: 00 (UTCG)，时间为 1 天。设置 13 颗成像卫星，其中可见光成像卫星 5 颗，雷达成像卫星 3 颗，高光谱成像卫星 3 颗，红外成像卫星 2 颗。笔者给出其中一些卫星的轨道参数，卫星在太空中的位置由 6 个轨道参数定义：半长轴 (SA)、偏心率 (E)、轨道倾角 (I)、升交点 (RAAN)、近地点角 (AP)、和真近点角 (TA)。部分卫星轨道参数如表 2 所示。

表 2 部分卫星轨道参数

卫星 编号	轨道参数					
	SA/km	$E/(^\circ)$	$I/(^\circ)$	RAAN/ $(^\circ)$	AP/ $(^\circ)$	TA/ $(^\circ)$
S ₁	7 103.14	0	98.295	20.714	0	0
S ₂	7 092.14	0	60.000	0	0	0
S ₃	7 083.14	0	98.213	40.714	0	0
S ₄	7 014.08	0	97.934	30.714	0	0

任务规模为 100~400 个，且均在 15°N~60°N，60°E~150°E 范围内随机生成，并随机为其指定 1~10 的任务收益，其中各类型任务数量按照相应类型卫星所占比例设置。

算法参数取值如下:

任务规模为 N , 最大交叉率 P_{c_max} 取 0.8, 最小交叉率 P_{c_min} 取 0.4, 最大变异率 P_{m_max} 取 0.3, 最小变异率 P_{m_min} 取 0.1, 种群规模 P 取 100, 禁忌长度取 $\sqrt{N(N-1)/2}$, 禁忌搜索迭代次数为 10, 邻域规模取 20, 取每一代种群适应度前 20% 的个体进行禁忌搜索。

3.2 仿真结果分析

针对任务规模为 100、150、200、300、400 的任务群, 使用本文中设计的混合免疫遗传算法分别进行任务规划, 迭代次数均设为 500 次, 得到算法的适应度值进化曲线, 如图 5 所示。

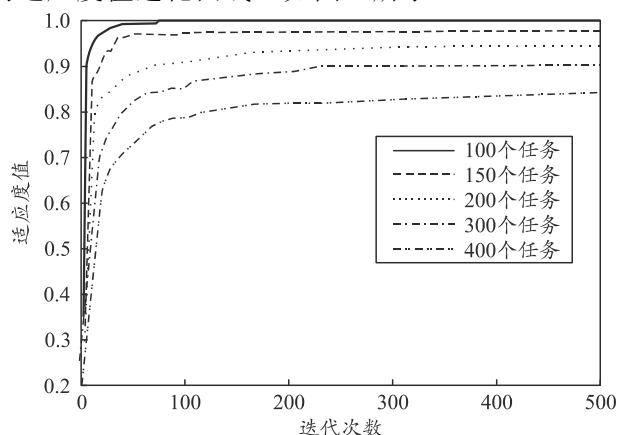


图 5 适应度进化曲线

图 5 展示了不同任务规模下算法的迭代收敛过程, 图中纵坐标适应度值综合考虑了任务收益和完成率, 可以看出随着任务规模的增加, 初始种群最优适应度值越低, 算法收敛所需的迭代次数越多。

为充分验证算法的有效性, 将笔者设计的混合免疫遗传算法与禁忌搜索算法 (tabu search algorithm, TSA) 和免疫遗传算法 (immune genetic algorithm, IGA) 进行对比仿真实验, 结果如图 6-8 所示。

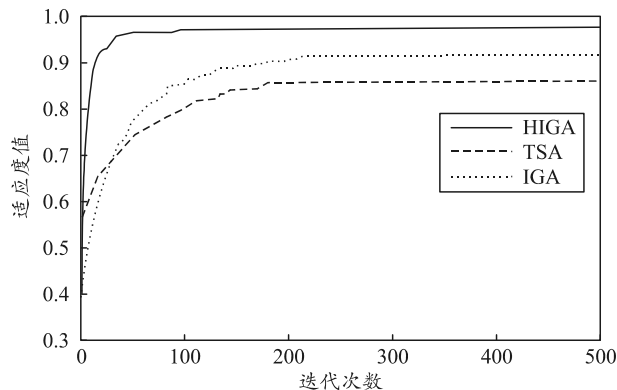


图 6 算法适应度进化曲线对比

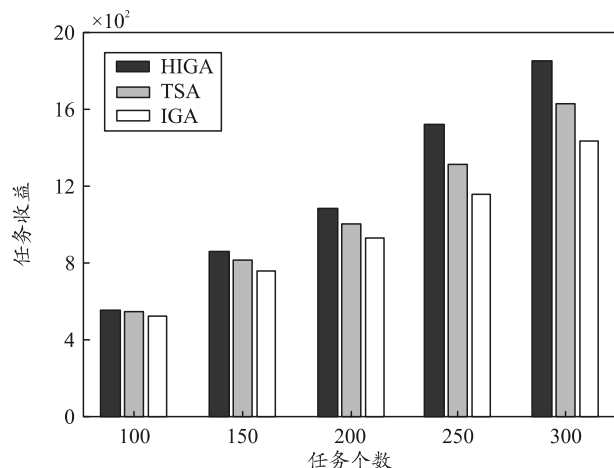


图 7 不同任务规模下任务收益

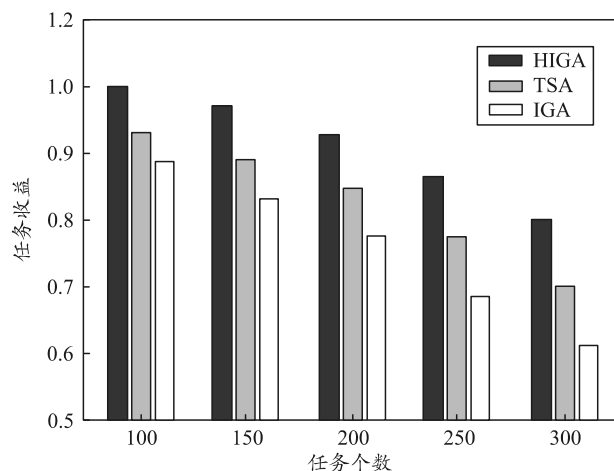


图 8 不同任务规模下任务完成率

图 6 展示了 3 种算法分别在规模为 150 的任务群中的适应度进化曲线, 可以看出: HIGA 收敛于 136 代, 最优适应度值 0.986。TSA 收敛于 219 代, 最优适应度值 0.916。IGA 收敛于 193 代, 最优适应度值 0.859。混合免疫遗传算法在收敛速度和寻得的最优值均优于另外 2 种算法。在初始种群最优值相差不大的情况下, 相比于 IGA 算法, HIGA 算法能够以较高的适应度值进化速度和较小的迭代次数首先收敛到最优值, IGA 算法则发生了早熟收敛陷入局部最优。TSA 算法受其初值影响较大, 一定程度上抑制了其寻优能力。

图 7 和 8 分别展示了 3 种算法在不同任务规模下于最优适应度值下取得的任务收益和任务完成率, 为使结果更具一般性, 每种算法在相应任务规模的场景下运行 10 次, 取平均任务收益和任务完成率。在 5 种任务规模的场景下, HIGA 算法均可以取得最高的任务收益和完成率, 并且随着任务规模的增加, 算法之间的差异变得明显。从任务完成率的角度看, 任务规模由 100 增加到 400, HIGA 算法

的任务完成率降低了 18.5%，低于 TSA 算法的 23.5%和 IGA 算法的 26.5%，表明 HIGA 算法在处理大规模任务规划问题时更具优势。

4 结论

针对多类型成像卫星任务规划问题综合考虑了时间冲突、存储容量、姿态机动、能量等多方面约束，建立了面向多类型成像卫星任务规划问题的数学模型。设计了一种混合免疫遗传算法对模型进行求解，算法设计了符合多类型成像卫星任务规划特点的编解码策略，引入自适应机制，禁忌搜索思想，定义了基于抗体浓度和适应度的选择策略以及新的疫苗接种操作。仿真结果表明：该算法可以很好地解决多类型卫星任务规划问题，与对比算法相比可以取得更快的收敛速度和更优的规划结果，有效避免了算法早熟收敛和陷入局部最优等问题，进行大规模的任务规划时仍可以取得较优的规划结果。

参考文献：

- [1] HALL N G, MAGAZINE M J. Maximizing the value of a space mission[J]. European journal of operational research, 1994, 78(2): 224-241.
- [2] CHU X, CHEN Y, TAN Y. An anytime branch and bound algorithm for agile earth observation satellite onboard scheduling[J]. Advances in Space Research, 2017, 60(9): 2077-2090.
- [3] HU X, ZHU W, AN B, et al. A branch and price algorithm for EOS constellation imaging and downloading integrated scheduling problem[J]. Computers & Operations Research, 2019, 104: 74-89.
- [4] LIU Z, FENG Z, REN Z. Route-reduction-based dynamic programming for large-scale satellite range scheduling problem[J]. Engineering Optimization, 2019, 51(11): 1944-1964.
- [5] CHEN X, REINELT G, DAI G, et al. A mixed integer linear programming model for multi-satellite scheduling[J]. European Journal of Operational Research, 2019, 275(2): 694-707.
- [6] XIE P, WANG H, CHEN Y, et al. A heuristic algorithm based on temporal conflict network for agile Earth observing satellite scheduling problem[J]. IEEE Access, 2019, 7: 61024-61033.
- [7] CHEN X, REINELT G, DAI G, et al. Priority-based and conflict-avoidance heuristics for multi-satellite scheduling[J]. Applied Soft Computing, 2018, 69: 177-191.
- [8] 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.
- [9] 韩鹏, 郭延宁, 李传江, 等. 基于相对成像时刻编码遗传算法的敏捷成像卫星任务规划[J]. 宇航学报, 2021, 42(11): 1427-1438.
- [10] 高新洲, 郭延宁, 马广富, 等. 采用混合遗传算法的敏捷卫星自主观测任务规划[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2021, 53(12): 1-9.
- [11] LIU W, LI Z Y, CHEN L L, et al. Design and simulation in SAR satellites' task planning system using genetic algorithm with entropy operator[J]. Aircraft Engineering and Aerospace Technology, 2021, 93(7): 1236-1242.
- [12] 丁伟男, 刘羽白, 王淑一, 等. 一种多目标变邻域模拟退火算法及成像星座任务规划方法[J]. 宇航学报, 2022, 43(12): 1686-1695.
- [13] WANG X W, GU Y, WU G H, et al. Robust scheduling for multiple agile Earth observation satellites under cloud coverage uncertainty[J]. Computers & Industrial Engineering, 2021, 156: 107292.
- [14] WU G, WANG H, PEDRYCZ W, et al. Satellite observation scheduling with a novel adaptive simulated annealing algorithm and a dynamic task clustering strategy[J]. Computers & Industrial Engineering, 2017, 113: 576-588.
- [15] 于静, 杨文沅, 刘晓路, 等. 成像卫星密集任务合成方法及其调度算法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2021, 49(10): 73-78.
- [16] 杨超, 周庆瑞, 王辉. 多星多任务分配问题建模与优化算法研究[J]. 空间控制技术与应用, 2022, 48(5): 39-46.
- [17] ZHU W, HU X, XIA W, et al. A three-phase solution method for the scheduling problem of using earth observation satellites to observe polygon requests[J]. Computers & Industrial Engineering, 2019, 130: 97-107.
- [18] HABET D, VASQUEZ M, VIMONT Y. Bounding the optimum for the problem of scheduling the photographs of an agile earth observing satellite[J]. Computational optimization and applications, 2010, 47: 307-333.
- [19] SARKHEYLI A, BAGHERI A, GHORBANI-VAGHEI B, et al. Using an effective tabu search in interactive resources scheduling problem for LEO satellites missions[J]. Aerospace Science and Technology, 2013, 29(1): 287-295.
- [20] 胡笑璇, 夏维, 靳鹏, 等. 成像卫星任务规划理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2021: 16-21.
- [21] 魏建香, 孙越泓, 苏新宁. 一种基于免疫选择的粒子群优化算法[J]. 南京大学学报自然科学, 2010, 46(1): 1-9.