

基于超启发式的多星协同任务规划算法研究

陈金勇^{1,2}, 张超^{1,2}, 李艳斌²

(1. 中国电子科技集团公司航天信息应用技术重点实验室, 石家庄 050081;

2. 中国电子科技集团公司第五十四研究所, 石家庄 050081)

摘要:针对多星协同任务调度问题, 分析了问题实际约束和问题调度目标, 提出了多星协同任务规划调度模型。提出了一种新的基于超启发式算法应用框架对多种算法的管理和调度, 研究超启发式多星对地观测任务规划求解方法。最后实验数据证明了算法的有效性和适用性。

关键词: 超启发式算法; 智能优化算法; 卫星任务规划

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-5692(2018)03-254-06

Multi-Star Cooperative Task Planning Based on Hyper-Heuristic Algorithm

CHEN Jin-yong^{1,2}, ZHANG Chao^{1,2}, LI Yan-bin²

(1. CETC Key Laboratory of Aerospace Information Applications, Shijiazhuang 050081, China;

2. The 54th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Shijiazhuang 050081, China)

Abstract: Aiming at multi-satellite collaborative task scheduling problem, the problem of practical constraints and problem scheduling objectives are analyzed. A multi-satellite cooperative task scheduling model is proposed. A new management framework based on hyper-heuristic algorithm is proposed to manage and schedule a variety of algorithms, and the Method of Solving the Multi-satellite Earth Observation Mission Planning with Hyper-Heuristic Algorithm. Finally, experimental data proved the effectiveness and applicability of the algorithm.

Key words: Hyper-heuristic Algorithm; Intelligent Optimization Algorithm; Satellite Mission Planning

0 引言

卫星对地观测任务是利用其携带的光电遥感器或无线设备等有效载荷, 从太空轨道上捕获地面、海面和低空的重要目标信息并将信息传回地面接收站, 如图1所示。卫星具有轨道高、探测范围大、周期性强等特点, 是执行各类对地观测任务的主要平台。但卫星在执行任务的过程中, 受到机动能力受限、时间窗口固定等约束, 如何给卫星分配合理的任务列表, 以充分利用星上载荷执行各类任务, 是卫星任务规划研究中的主要问题之一。目前针对卫星任务规划问题的研究在系统建模技术和求解算法上取得了一定的成果。其中系统建模技术以混合整数规

划^[1]、约束满足模型^[2]、多 Agent 技术^[3-4]最为常见, 前者主要运用数学规划方法对确定性、静态环境下的多任务规划问题进行建模, 后者将多个卫星或卫星群刻画成多 Agent 系统, 从而利用多 Agent 技术实现多星、动态环境下的任务规划系统建模; 求解算法以遗传算法^[5-6]、蚁群算法^[7-8]、粒子群算法^[9]等并行程度较高的亚启发式算法最为常见。

经典优化算法和智能算法的搜索空间是问题解空间, 而超启发式算法的搜索空间对象是各种经典的优化算法、启发式算法和智能算法。文献^[10]指出超启发式算法是一种高层次启发式方法, 能够对底层一系列算法进行管理和调度, 并从中选择合适的算法求解问题, 而且还可以生成新的启发式算法求解问题。经典优化算法和智能算法无法根据问题的

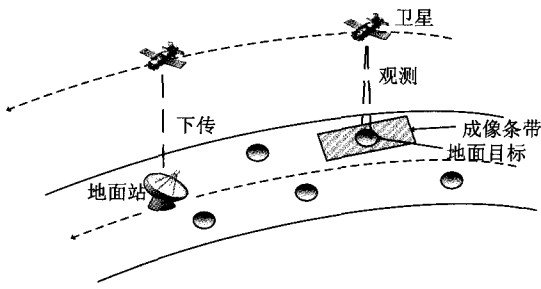


图1 卫星观测与下传示意图

规模确定算法的参数范围,以及选择其它算法协调求解优化问题。文献^[11]认为超启发式算法的框架由两层组成,底层是求解实际优化问题的启发规则,各种经典算法以及智能算法;高层负责底层算法的管理与调度。根据计算结果反馈机制,高层算法管理与调度机制又可划分为在线学习、离线学习以及无监督学习^[12]。文献^[13]运用蒙特卡洛超启发式算法就考试日程安排问题进行了求解,通过线性和指数概率函数选择底层算法。实验结果表明,蒙特卡洛超启发式问题求解效果比现有的智能算法更好。

因此本文针对常规多星对地观测任务规划算法适应性弱、鲁棒性差,难以适应实际工程需要的问题,采用超启发式算法(Hyper-Heuristic Algorithm)的思路,研究一种新的算法应用框架对多种算法的管理和调度,研究超启发式多星对地观测任务规划模型和求解方法。

1 多星协同任务规划调度模型

采用多个不同类型的遥感卫星,实施分布式观测,能够以多尺度的时间、空间、谱段分辨率获得多时段、多重空间覆盖、多谱段、多极化的目标电磁特征信息。这些信息能够相互验证和互补,减少目标特征理解的不确定性,增加特征提取的全面性和精确性。通过适用的多源信息融合理论和技术,可达到对目标的综合感知,大幅度提高识别能力、定位精度能力。

1.1 参数定义及变量说明

假设 S 个卫星, G 个地面站, I 个要完成的任务,定义 p_k 代表任务 i 重要性评价。若成像任务 i_k 被规划时 T_k 取值1,否则0;成像任务 i_k 与卫星 s_j 的第 r 个时间窗口时完成 x_{kj}^r 取值1,否则0;当卫星 s_j 先后连续执行任务 i_u 和 i_v 时 y_{uv}^j 取值1,否则0;成像任务 i_k 由卫星 s_j 观测并在地面站 g_l 进行数据传输

时 z_{kj}^l 取值1,否则0; I_j 表示以卫星 s_j 为可选资源之一的成像任务集合; S_k 表示成像任务 i_k 的可用卫星集合; n_{kj} 表示成像任务 i_k 占用卫星 s_j 的可行时间窗口的数目; GW_{lj} 表示卫星 s_j 与地面站 g_l 之间可进行数据传输时间窗口; $tran_{uv}^j$ 表示卫星 s_j 连续执行任务的转换时间; $mem_{k,i}^r$ 表示任务 i_k 可被卫星 s_j 观测的观测时间窗口 r 占用存储器容量;卫星 s_j 的星载存储器容量为 cap_j ;卫星 s_j 对成像任务 i_k 的可见时间窗口集 TW_{kj} ;成像任务 i_k 的开始时间为 st_k ,结束时间为 et_k ;卫星 s_j 与地面站 g_l 之间可进行数据传输的开始时间和结束时间表示为 gs_{lj} 和 ge_{lj} ;任务的成像最小持续时间为 dt_k 。

1.2 多星协同任务规划组合优化模型

$$\max: \sum (T_k P_k + T_k)$$

s. t.

$$\sum_{s_j \in S} \sum_{r=1 \dots n_{kj}} x_{kj}^r \leq 1, \forall i_k \in I \quad (1)$$

$$\sum_{u \in I \cup \{o_j\}} y_{uv}^j - \sum_{v \in I \cup \{d_j\}} y_{vu}^j = 0, \quad \forall s_j \in S, v \in I_j \quad (2)$$

$$y_{uv}^j (st_u + dt_u + tran_{uv}^j - st_v) \leq 0, \quad \forall s_j \in S, i_u \in I_j, i_v \in I_j \quad (3)$$

$$x_{kj}^r \cdot (STW_{kj}^r - st_k) \leq 0, \quad \forall s_j \in S, i_k \in I_j, r = 1 \dots n_{kj} \quad (4)$$

$$x_{kj}^r \cdot (st_k + dt_k - ETW_{kj}^r) \leq 0, \quad \forall s_j \in S, i_k \in I_j, r = 1 \dots n_{kj} \quad (5)$$

$$x_{kj}^r \cdot (a - st_k) \leq 0, \quad \forall s_j \in S, i_k \in I_j, r = 1 \dots n_{kj} \quad (6)$$

$$x_{kj}^r \cdot (st_k + dt_k - b) \leq 0, \quad \forall s_j \in S, i_k \in I_j, r = 1 \dots n_{kj} \quad (7)$$

$$z_{kj}^l \cdot (et_k - gs_{lj}) \leq 0, \quad \forall s_j \in S, i_k \in I_j, g_l \in G \quad (8)$$

$$x_{kj}^r \cdot (gs_{lj} - et_k) \cdot (st_k - ge_{lj}) \leq 0, \quad \forall s_j \in S, i_k \in I_j, g_l \in G \quad (9)$$

$$\sum_{i_k \in I_{trackj, t_c}} dt_k \leq duty_j, \forall s_j \in S, t_c \in [a, b - trackt_j] \quad (10)$$

$$mem_{kj}^r \leq cap_j, \forall s_j \in S, i_k \in I_j, r = 1 \dots n_{kj} \quad (11)$$

其中:目标函数表示问题求解应使得调度方案的收益最优,即安排观测的成像任务优先级和成像任务安排数量最大。式(1)说明成像任务如果被执行,只能在与某颗卫星的某个可行时间窗口内完成。式

(2)说明为所有成像任务如果被执行必定有唯一的前驱任务和后继任务。式(3)说明了任一卫星执行的相邻成像任务之间的时间推进关系。式(4)和式(5)说明成像任务如果在与某颗卫星的某个可行时间窗口内执行,任务的起止时间不能超出时间窗口范围。式(6)和式(7)说明成像任务如果被执行,那么其起止时间必须在用户指定的有效期之内。式(8)说明任意任务的观测时间早于其数据传输时间;式(9):说明卫星观测动作与数据传输动作之间不能在时间上冲突;式(10)说明了在指定长时间内,卫星累计开机时间不超过给定的最大值。式

(11)说明了任意时刻星载存储器占用不能超过卫星的存储容量上限限制。

2 超启发式算法的实现

2.1 算法框架

超启发式算法底层包括求解问题描述和用于求解问题的各种算法集合 $H = \{H_1, H_2, \dots, H_n\}$ 两部分;高层由算法调度、算法选择以及可接受解等三个功能组件构成。超启发式算法框架如图 2 所示。

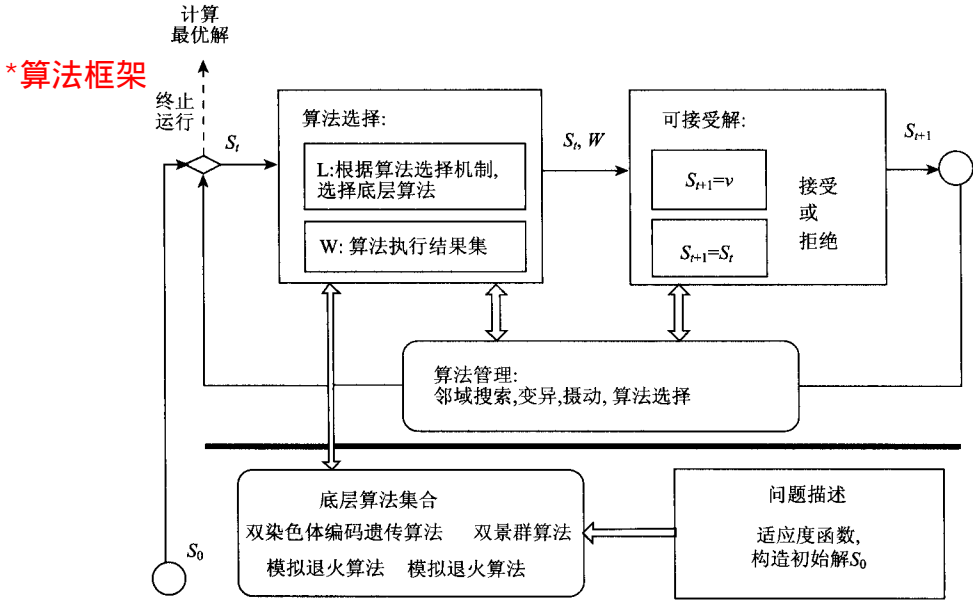


图 2 超启发式算法的实现

算法调度组件,包括:(1)爬山算法,可以看作局部邻域搜索算法,用于评价候选解的质量,目标是产生较好的候选解;(2)变异算法,用于产生新的解空间;(3)用于评价算法的执行效率的 CPU 运行时间;(4)算法选择与算法学习机制等。

2.2 算法调度流程

算法调度流程说明如下:

步骤 1:进行初始化设置,设置超启发式算法运行时间 T 、精英算法 $best_heuristic$ 、算法运行效力评价因子 $\alpha = 0.5$ 、算法选择评价因子 $\gamma = 0.5$ 、当前解 $current_solution$ 、优化目标适应度值 $fitness_change$ 等;

步骤 2:生成问题的初始解,并作为当前解 $current_solution$;

步骤 3:计算底层算法集中各个算法的评价值

$E(h_i), i = 1, 2, \dots, m$, 有 m 个底层算法;

该步骤主要从算法的求解效果和算法的运行效率两方面对算法进行评价,算法评价函数为:

$$E(h_i) = e_1(h_i) + e_2(h_k, h_i) + e_3(h_i) \quad (12)$$

$$e_1(h_i) = \sum_{n=1}^{\alpha^{n-1}} \left(\frac{z_{k,i}^{new} - z_{k,i}^{old}}{z_{k,i}^{old}} + \frac{T - t(h_i)}{T} \right) \quad (13)$$

$$e_2(h_k, h_i) = \sum_{n=1}^{\alpha^{n-1}} \left(\frac{z_{k,i}^{new} - z_{k,i}^{old}}{z_{k,i}^{old}} + \frac{T - t(h_k, h_i)}{T} \right) \quad (14)$$

$$e_3(h_i) = \gamma \frac{\tau(h_i)}{T} \quad (15)$$

其中: $e_1(h_i)$ 为底层算法 h_i 的运行效力评价函数, α 为算法运行效力评价因子, z^{old} 为执行算法 h_i 之前的优化目标值, z^{new} 为执行算法 h_i 之后的优化目标值, $t(h_i)$ 为算法 h_i 当前运行时间; $e_2(h_k, h_i)$ 为先执行底层算法 h_k ,后执行底层算法 h_i 时,底层算法 h_i 的运

行效力评价函数, $z_{k,i}^{old}$ 为执行底层算法 h_k 后的优化目标值, $z_{k,i}^{new}$ 为执行底层算法 h_i 后的优化目标值, $t(h_k, h_i)$ 为先执行底层算法 h_k 后执行底层算法 h_i , 底层算法 h_i 的运行时间; $e_3(h_i)$ 为底层算法 h_i 运行之后直至再次执行底层算法 h_i 评价函数, γ 为算法选择评价因子, $\tau(h_i)$ 为底层算法 h_i 先后执行的时间间隔。

步骤 4: 选择底层算法集中评价价值最大的算法作为精英算法;

步骤 5: 运用精英算法对多星对地观测任务规划问题当前解进行优化, 得到新解 $new_solution$ 以及精英算法的运行时间 $t(h_i)$;

步骤 6: 用新解减去当前解得到优化目标适应度值 $fitness_change$, 并将新解作为当前解 $current_solution = new_solution$;

步骤 7: 修改 $e_1(h_i)$ 、 $e_2(h_k, h_i)$ 、 $e_3(h_i)$ 函数;

步骤 8: 修改算法运行效力评价因子 α 和算法选择评价因子 γ ;

$$\alpha = \begin{cases} 0.99, & fitness_change > 0 \\ \max\{\alpha - 0.01, 0.01\}, & otherwise \end{cases} \quad (16)$$

$$\gamma = 1 - \alpha \quad (17)$$

步骤 9: 判断超启发式算法运行时间是否达到设置的最大运行时间, 若没有达到, 则跳到步骤 3; 否则, 计算将当前解作为多星对地观测任务规划最优解。

上述步骤的基本流程如图 3 所示。

3 仿真实验结果及分析

考虑到目前底层算法有两类四种即双染色体遗传算法、双蚁群算法、模拟退火算法以及禁忌搜索算法。从算法的种群规模分类, 双染色体遗传算法、双蚁群算法属于群类算法, 而模拟退火算法以及禁忌搜索算法属于单解算法。因此, 超启发式算法对底层算法的调度规则是宽度搜索算法优先, 然后是运行深度搜索算法。针对本次仿真实验, 首先是运行双染色体遗传算法或双蚁群算法, 对问题解空间进行规模搜索, 获得较好的解。然后运行模拟退火算法或禁忌搜索算法对当前解进行深度搜索, 最终求出问题满意解。

(1) 双染色体遗传算法与模拟退火算法
对遗传算法的参数设置如下: 种群规模 200、交叉概率 0.9、变异概率 0.1、迭代次数 1000。模拟退

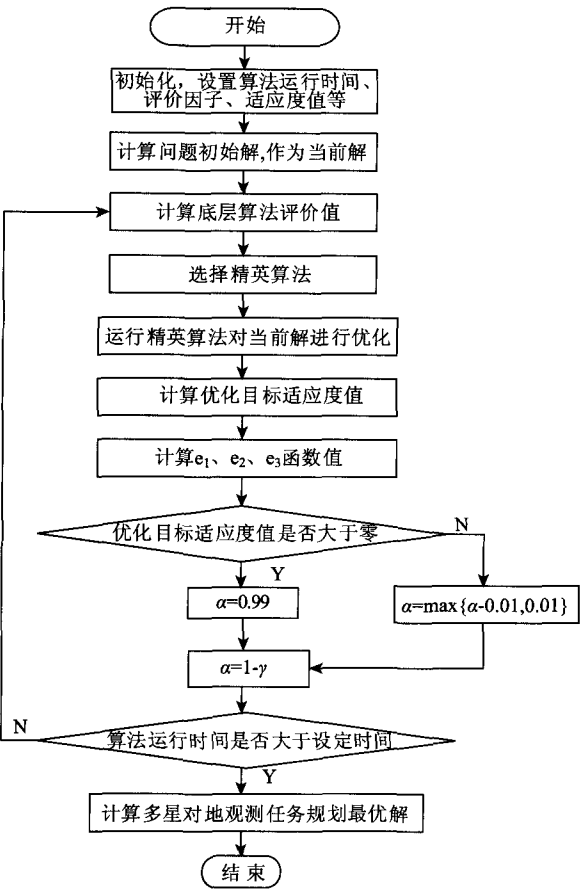


图 3 算法调度流程

火算法参数设置如下: 初始温度 200、内循环 1000、外循环 200、温度衰减率 0.95。当双染色体遗传算法求解问题的迭代数到达设定的阈值或解的改善程度低于设定的阈值时, 启用模拟退火算法对双染色体遗传算法当前解进行深度搜索。

通过对观测任务数分别为 50、100、150 以及 200 等 4 个不同规模算例, 分别用超启发式算法和模拟退火算法各自运行 10 次。两种算法的而平均运行时间和目标函数平均值如表 1 所示。

表 1 超启发式算法与模拟退火算法运行时间和目标函数值比较

数据规模	模拟退火算法		超启发式算法 (遗传算法 + 模拟退火算法)		
	模拟退火算法平均运行时间	目标函数平均值	模拟退火算法平均运行时间	超启发式算法平均运行时间	目标函数平均值
50	36	0.783	34	43	0.818
100	147	0.845	110	178	0.898
150	342	0.874	259	420	0.904
200	752	0.851	613	933	0.874

表 7 显示超启发式算法和模拟退火算法对 4 种不同规模算例进行计算,比较两个算法的平均运行时间和目标函数平均值。超启发式算法运行时间较长,但是超启发式算法中的禁忌搜索算法平均运行时间低于单独运行禁忌搜索算法平均运行时间。

图 4 和图 5 表明超启发式算法求解问题效果优于模拟退火算法,但是超启发式算法运行时间较长。超启发式算法中的模拟退火算法求解问题目标函数平均值优于单独运行模拟退火算法求解问题目标函数平均值。这是因为独自运行模拟退火算法,初始解较差算法必须花费较长的时间对问题解空间进行搜索,而且容易陷入局部最优解。而超启发式算法先运行遗传算法,对问题解空间首先进行宽度搜索,获得较好的解作为下一个优化算法的初始解,而后继的模拟退火算法在当前解的基础上,对问题解空间进行深度搜索,容易获得问题满意结。

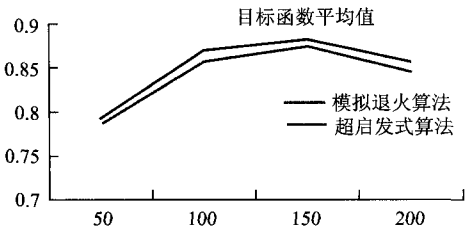


图 4 超启发式算法与模拟退火算法目标函数平均值比较

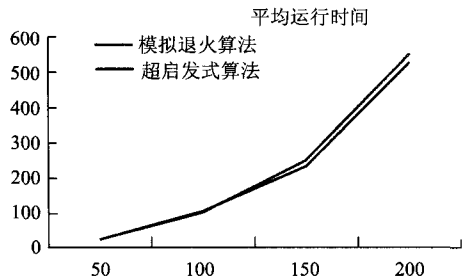


图 5 超启发式算法与模拟退火算法运行时间比较

(2) 双蚁群算法与禁忌搜索算法

双蚁群算法和禁忌搜索算法的相关参数设置同第六章。当双蚁群算法求解问题的迭代数到达设定的阈值或解的改善程度低于设定的阈值时,启用禁忌搜索算法对双蚁群算法当前解进行深度搜索。两种算法的而平均运行时间和目标函数平均值如表 2 所示。

表 2 表明超启发式算法对 4 种不同规模算例进行计算,平均运行时间较长。但是超启发式算法中的禁忌搜索算法平均运行时间低于单独运行禁忌搜索算法平均运行时间。

表 2 超启发式算法与禁忌搜索算法运行时间和目标函数值比较

数据规模	禁忌搜索算法		超启发式算法 (双蚁群算法 + 禁忌搜索算法)		
	禁忌搜索算法平均运行时间	目标函数平均值	禁忌搜索算法平均运行时间	超启发式算法平均运行时间	目标函数平均值
50	28	0.787	28	38	0.791
100	103	0.859	105	157	0.870
150	248	0.874	236	351	0.883
200	552	0.845	527	765	0.856

图 6 和图 7 表明超启发式算法求解问题效果优于禁忌搜索算法,但是超启发式算法运行时间较长。超启发式算法中的禁忌搜索算法求解问题目标函数平均值优于单独运行禁忌搜索算法求解问题目标函数平均值。当初始解较差时,禁忌搜索算法对问题解空间搜索时间较长,且容易陷入局部最优解。而超启发式算法先运行双蚁群算法,对问题解空间首先进行宽度搜索,获得较好的解作为下一个优化算法的初始解,而后继的禁忌搜索算法在当前解的基础上,对问题解空间进行深度搜索,容易获得问题满意结,算法的运行时间较短。

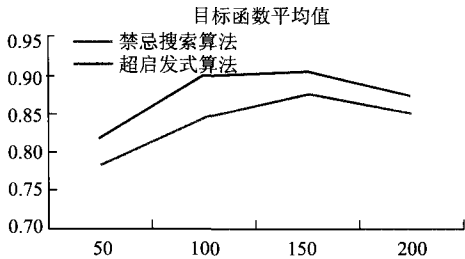


图 6 超启发式算法与禁忌搜索算法目标函数平均值比较

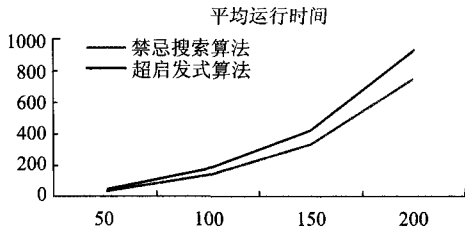


图 7 超启发式算法与禁忌搜索算法运行时间比较

4 结 语

通过分析了成像卫星对地观测行为特征,给出了任务、卫星、地面站等元素的形式化表达,建立了

多星协同任务规划组合优化模型。并且建立超启发式算法求解问题框架,在典型的智能算法(双染色体遗传算法、双蚁群算法、模拟退火算法以及禁忌搜索算法)的基础上,利用宽度搜索算法优先,然后是运行深度搜索算法的启发式规则,给出多星协同任务规划超启发式算法解的仿真结果和评价分析。

参考文献:

- [1] 胡笑旋,朱外明,马华伟. 卫星与浮空器协同侦察任务规划方法[J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(7):1562-1568.
- [2] 司雪圆. 基于约束可满足的航天器自主任务规划方法研究[D]. 北京理工大学,2015.
- [3] 郝会成,姜维,李一军等. 基于 Multi-Agent 敏捷卫星动态任务规划问题. 国防科技大学学报,2013,35(1): 53-59.
- [4] Jia L, Li Y, Wang Y, et al. Agent-Oriented Intelligent Control Strategies for the Nano-satellite Autonomous Thermal System[C]. Ninth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications. IEEE Computer Society, 2009:708-713.
- [5] 张辰璐,彭冬亮,方韬,等. 基于 GA-PSO 的天基预警系统资源调度方法[J]. 信息与控制, 2016, 45(2): 199-203.
- [6] 陈永抗. 组网成像卫星任务规划鲁棒性建模与算法研究[D]. 哈尔滨工业大学,2016.
- [7] 何磊,刘晓路,陈英武,等. 面向敏捷卫星任务规划的云层建模及处理方法[J]. 系统工程与电子技术, 2016, 38(4):852-858.
- [8] De N K F, Goncalves V F M. Planning On-Board Satellites for the Goal-Based Operations for Space Missions [J]. IEEE Latin America Transactions, 2013, 11(4): 1110-1120.
- [9] 韩伟,张学庆. 一种基于离散粒子群的多星任务规划算法[J]. 无线电工程,2015,45(1):1-4.
- [10] Burke E K, Gendreau M, Hyde M, et al. Hyper-heuristics: a survey of the state of the art[J]. Journal of the Operational Research Society, 2013, 64(12): 1695-1724.
- [11] Zcan E, Bilgin B, Korkmaz E E. A comprehensive analysis of hyper-heuristics [J]. Intelligent Data Analysis, 2008, 12(1):3-23.
- [12] Burke E K, Hyde M, Kendall G, et al. A Classification of Hyper-heuristic Approaches[M]// Handbook of Meta-heuristics. 2010:449-468.
- [13] Burke E K, Kendall G, Misir M, et al. Monte Carlo hyper-heuristics for examination timetabling[J]. Annals of Operations Research, 2012, 196(1):73-90.

作者简介



陈金勇(1970—),男,河北人,研究员,主要研究方向为航天对地观测运行控制系统;

E-mail:15032639282@163.com

张超(1986—),男,河北人,博士研究生,主要研究方向为航天对地观测任务规划调度技术;

李艳斌(1966—),男,河北人,研究员,主要研究方向为电子对抗总体技术。