

控制与决策

Control and Decision

面向星地协同观测规划问题的改进人工蜂群算法

宋彦杰, 宋冰玉, 邢立宁, 贾也, 陈英武

引用本文:

宋彦杰, 宋冰玉, 邢立宁, 等. 面向星地协同观测规划问题的改进人工蜂群算法[J]. *控制与决策*, 2022, 37(3): 555–564.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1459>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于两阶段迭代优化的空天观测资源协同任务规划方法](#)

A two-stage iterative optimization method for the coordinated task planning of space and air observation resources

控制与决策. 2021, 36(5): 1147–1156 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1193>

[天临空协同对地观测任务规划模型与并行竞争模因算法](#)

Planning model and parallel competing memetic algorithm for space–near space–air based cooperative earth observation missions

控制与决策. 2021, 36(3): 523–533 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0732>

[基于操作风险的双模式传感器管理方法](#)

A dual-mode sensor management method based on operational risk

控制与决策. 2020, 35(12): 2993–2998 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1541>

[基于视觉引导多AGV系统的改进A*路径规划算法](#)

Improved A* path planning algorithm for vision-guided multi-AGV system

控制与决策. 2021, 36(8): 1881–1890 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1670>

[面向多目标侦察任务的无人机航线规划](#)

UAV trajectory planning for multi-target reconnaissance missions

控制与决策. 2021, 36(5): 1191–1198 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1284>

面向星地协同观测规划问题的改进人工蜂群算法

宋彦杰¹, 宋冰玉¹, 邢立宁^{1†}, 贾也², 陈英武¹

(1. 国防科技大学 系统工程学院, 长沙 410073; 2. 32036 部队, 重庆 401320)

摘要: 卫星和地面观测资源利用各自搭载的载荷可以完成灾害预报、环境监测、目标发现等任务, 地面观测资源可以与卫星配合共同完成观测任务, 提升任务观测效果. 通过规划将众多的观测任务分配给有限的卫星、地面观测资源来执行可以让协同观测发挥作用, 同时得出卫星和地面观测资源的协同任务执行方案, 对任务规划提出了很高的要求. 基于此, 对星地协同观测规划问题 (SGCOPP) 进行研究, 构建协同观测规划的数学模型, 并根据问题特点提出一种改进的人工蜂群算法 (IABC) 和一种卫星-地面资源协同时间选择算法 (SGRCTSA). 所提出的人工蜂群算法在初始种群生成、蜂群优化、个体淘汰等过程加以改进, 以提升算法的搜索优化能力. 通过大量的实验验证了该改进人工蜂群算法求解星地协同观测规划问题的有效性, 求解结果好于对比的基准算法. 所得研究成果可以为跨域协同观测研究提供技术支持.

关键词: 星地协同观测; 规划; 改进人工蜂群; 优化

中图分类号: TP391

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.1459

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 宋彦杰, 宋冰玉, 邢立宁, 等. 面向星地协同观测规划问题的改进人工蜂群算法 [J]. 控制与决策, 2022, 37(3): 555-564.

Improved artificial bee colony algorithm for satellite-ground cooperative observation planning problem

SONG Yan-jie¹, SONG Bing-yu¹, XING Li-ning^{1†}, JIA Ye², CHEN Ying-wu¹

(1. College of Systems Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China; 2. Unit 32036, Chongqing 401320, China)

Abstract: Satellites and ground observation resources can use their respective loads to complete tasks such as disaster forecasting, environmental monitoring and target discovery. Ground observation resources can cooperate with satellites to complete observation tasks and improve task observation effects. The planning algorithm allocates numerous observation tasks to limited satellites and ground observation resources for execution, which can improve the observation effect. It is a challenge to obtain a mission execution plan for satellite and ground observation resources at the same time. This paper studies the satellite-ground coordinated observation planning problem (SGCOPP), constructs a mathematical model of mission planning, and proposes an improved artificial bee colony (IABC) algorithm and a satellite-ground resource coordinated time selection algorithm (SGRCTSA) based on the characteristics of the problem. This algorithm improves the process of initial population generation, colony optimization process and individual elimination process to enhance its search optimization ability. A large number of experiments verify the effectiveness of the proposed IABC algorithm to solve the SGCOPP. Results show that the IABC algorithm performs better than state-of-the-art algorithms, which can provide technical support for cross-domain collaborative observation research.

Keywords: satellite and ground resource coordinated observation; planning; improved artificial bee colony; optimization

0 引言

随着卫星领域的科学研究不断发展, 在轨运行的卫星数量、卫星执行的任务规模均在快速增加. 卫星领域的快速发展得益于卫星发射技术、卫星平台、卫

星管理控制技术的不断提高. 卫星作为一种在太空飞行的工作平台, 可以利用其自身飞行规律、携带的载荷资源完成各种类型的观测任务. 观测任务也被称作图像获取任务, 是指卫星利用其搭载的载荷获取

收稿日期: 2020-10-23; 录用日期: 2020-12-25.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (71901213, 61773120, 61873328).

责任编辑: 林崇.

†通讯作者. E-mail: xinglining@gmail.com.

天空、地面、海洋中的图像信息,为具体应用提供图像支持。

由于卫星离地面距离较远,获得的观测结果通常涵盖众多的内容,但是对于任务发起方重点关注的目标信息难以有效地重点关注.因此,引入其他观测资源对于提升卫星观测结果的正确率和准确率具有明显的作用.星地协同观测规划问题(satellite-ground coordinated observation planning problem, SGCOPP)同时涉及卫星观测任务规划、地面观测资源任务规划和星地协同问题,这里先分别简单介绍卫星观测任务规划和地面观测资源任务规划.对于卫星观测任务规划问题已经有很多研究,并有着较为完整的描述.在介绍问题之前,本文先给出时间窗的定义:时间窗是指资源对观测任务可以执行的时间范围.卫星观测任务规划是卫星在确定任务后,通过计算得到星地可见时间窗,为任务选择时间窗和开始执行任务时间的过程.地面观测资源任务规划与卫星观测任务规划相类似,但是过程相对而言要简单,因为地面观测资源只需要满足时间窗和任务之间的约束条件,保证任务与时间窗没有冲突,任务与任务之间没有冲突即可,这是由于地面资源不会受到能量和固存等能力因素的限制.星地协同规划是将两种规划过程整合在一起,要求卫星和地面观测资源同时对一个任务执行观测,同时开始,同时结束.规划的过程就是要利用算法确定哪些任务可以执行,而哪些任务无法执行.

星地协同观测规划问题属于卫星任务规划问题中的一类,与卫星任务规划问题和卫星测控调度问题具有一定的相似性.国内外学者分别对单个资源任务规划和多资源任务规划展开研究,多资源也指的是同类型资源,多类型资源协同研究主要是指卫星和无人机协同规划问题的研究,而本文所研究的问题就涉及到卫星和地面观测资源两种类型的资源,目前还没有学者展开深入研究.

Wang等^[1]在求解卫星任务规划问题中引入了案例学习方法,设计了一种基于案例的遗传算法;Xu等^[2]关注于大区域观测任务的规划问题,通过分割的方式将大区域分解成多个存在相互关联的小区域,并设计了一种多星协同机制,有效完成了大区域观测任务规划问题;Zhibo等^[3]设计了一种半分析方法解决卫星任务规划前的预处理过程,然后设计了一种基于个体重构的整数编码遗传算法,采用仿真实验的方法验证了算法的可行性;Berger等^[4]尝试使用图结构描述卫星成像任务规划问题,并在图结构中同时考虑了卫星对大区域目标观测的区域覆盖问题,作者使用二

次决策模型尝试找到问题的精确解,通过高精度的上界确定算法取得了很好的搜索效果;Nag等^[5]研究了Cubesats星座的成像任务规划问题,设计了卫星姿态控制策略,并同时使用启发式和混合整数编程的方式实现了自动化调度,该算法可以有效预测云量对卫星成像任务的影响,12小时的模拟实验验证了该算法可以有效提升卫星的运行效能;Bianchessi等^[6]主要解决了多用户多需求的成像卫星任务规划问题,设计了基于禁忌策略的启发式算法,并通过列生成方法确定了问题的上界;Peng等^[7]着重考虑了时间依赖对敏捷成像卫星任务规划问题产生的影响,设计了精确求解算法,提出了一种递减状态空间松弛的自适应方向动态规划算法;李军^[8]研究了空天协同观测问题,将观测系统映射为Holonic组织模型,并提出了一种基于市场模型的异构MAS协同任务规划方法;白国庆等^[9]设计了多平台协同进化调度算法(MPCCPSA),实现了成像卫星和无人机能力互补的协同观测任务规划;王慧林等^[10]和吕进锋等^[11]分别使用结合禁忌列表模拟退火(SA-TL)算法和析因-粒子群算法来解决多平台联合观测任务规划问题;李夏苗等^[12]采用两阶段迭代方法解决卫星和无人机协同观测问题,采用先分配后规划的策略,设置了多个子规划中心,并通过禁忌表提升算法迭代搜索效率.不难看出,相比单资源类型的任务规划问题而言,多类型资源规划研究还处在起步阶段,多数现有研究采用演化计算方法求解.

本文主要解决卫星和地面观测资源协同的星地协同观测规划问题,与卫星和无人机协同规划问题不同之处在于地面观测资源与卫星需要同时执行任务,采用先分配后单独规划的思路并不适用,更为合理的方式为一体式规划,直接生成协同任务执行方案.这一问题的难点在于:一方面,每一颗卫星在绕地球飞行的过程中存在属于自身的轨道,卫星处于任务区域上空的时间有限,使得可用的规划时间较少;另一方面,仅是单颗卫星的任务规划就存在很大难度,多星多类型资源规划问题使得难度进一步增加.本文所研究的星地协同观测规划问题,需要在地面观测设备与卫星同时对任务区域进行观测的条件下才可以完成,对地面观测设备和卫星均存在着严格的时间约束.地面观测设备存在自己系统内的固有任务,这些任务是无法调整执行时间的,只能通过合理安排新任务提升整体的任务执行效率.

人工蜂群算法是一种根据蜂群采蜜行为提出的演化算法,近年来受到学者们的关注程度不断上

升. 根据星地协同观测规划问题的特点和传统人工蜂群算法的不足, 本文提出一种改进的人工蜂群算法(improved artificial bee colony algorithm, IABC). 使用改进的人工蜂群算法可以很好地求解大规模序列调度问题, 该算法可以不断尝试搜索更好的邻域结果, 进而得出合理的星地协同观测任务执行方案.

1 模型

考虑到星地协同观测规划问题的特点和复杂度, 结合现有卫星任务规划问题研究, 本文采用混合整数规划模型构造 SGCOPP 问题的数学模型. 本部分将介绍模型中所涉及的变量、假设条件、目标函数、约束条件, 并分析解决这一问题的难点.

1.1 变量与符号

变量和符号描述如下.

T : 协同观测任务集合, 共 L 个任务;

TW_S : 卫星可见时间窗集合, 共 M 个可见时间窗;

TW_G : 地面观测资源已有任务集合, 共 N 个地面观测任务;

T_G : 地面观测资源可见时间窗集合, 共 O 个可见时间窗;

$task_i$: 协同观测任务, 每一个观测任务由 $(est_i, let_i, dur_i, p_i)$ 属性决定;

est_i : 协同观测任务最早允许开始执行时间;

let_i : 协同观测任务最晚要求完成时间;

dur_i : 协同观测任务持续时间;

p_i : 协同观测任务收益;

tw_{ij}^S : 卫星对任务 i 的可见时间窗, 由属性 (et_{ij}^S, lt_{ij}^S) 决定;

et_{ij}^S : 时间窗最早可见时间;

lt_{ij}^S : 时间窗最晚可见时间;

$task_i^G$: 地面观测资源已有观测任务, 由 (tst_i^G, tet_i^G) 决定;

tst_i^G : 任务开始时间;

tet_i^G : 任务结束时间;

tw_{ij}^G : 地面观测资源对任务 i 的可见时间窗, 由属性 (et_{ij}^G, lt_{ij}^G) 决定;

et_{ij}^G : 地面资源时间窗最早可见时间;

lt_{ij}^G : 地面资源时间窗最晚可见时间;

Δ : 最小间隔时间要求.

决策变量: 在本问题中一共涉及到4个需要决策的内容: 卫星观测任务能否执行, 地面观测任务能否执行, 卫星协同观测任务开始时间, 地面资源协同观测任务开始时间, 分别对应如下4个决策变量.

x_{ij}^S : 当卫星观测任务 i 可以在时间窗 j 中执行时, $x_{ij}^S = 1$; 否则, $x_{ij}^S = 0$.

x_{ij}^G : 当地面观测任务 i 可以在时间窗 j 中执行时, $x_{ij}^G = 1$; 否则, $x_{ij}^G = 0$.

st_i^S : 卫星协同观测任务开始时间.

st_i^G : 地面资源协同观测任务开始时间.

1.2 数学模型

本部分将分别对数学模型中的假设条件、目标函数、约束条件进行介绍, 并构造一个可以描述星地协同观测规划问题的混合整数规划模型.

假设条件:

1) 卫星和地面观测资源属于由多家单位分别管理的非合作关系, 即地面观测资源在其运行过程中已存在部分任务, 且这些任务无法改变执行时间;

2) 卫星和地面观测资源一直处于正常工作状态, 不会在任务执行过程中出现故障;

3) 需要执行的任务都是提前已知的, 在整个规划周期内不会临时出现新的任务;

4) 不考虑任务的周期性, 每一个任务最多只能被执行一次;

5) 卫星在时间窗范围内执行任务可以得到相同的任务执行效果;

6) 每一个卫星所执行的观测任务可以根据规划结果调整;

7) 两个相邻任务之间的最小间隔时间为一个固定的数值;

8) 卫星获取图像的数据量、消耗能量大小与任务持续时间成正比例关系;

9) 已有任务的相关属性不会在规划过程中发生改变;

10) 任务执行方案生成后可以立即发送至卫星和地面观测资源, 指令发送过程不会影响任务执行.

目标函数:

星地协同观测规划问题的目标函数为最大化协同观测任务收益, 每一个协同观测任务想要得到收益, 需要保证卫星任务和地面任务可以同时开始和结束.

$$F(x_{ij}^S, x_{ik}^G) = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^N p_i x_{ij}^S x_{ik}^G. \quad (1)$$

在上述公式中, 只有决策变量 x_{ij}^S 和决策变量 x_{ik}^G 同时取值为1时, 一个协同观测任务才算成功执行, 这个任务才可以获得收益.

约束条件:

星地协同观测规划问题的约束主要涉及到卫星、

地面观测资源、卫星和地面观测资源相配合3方面的内容,具体约束条件表示如下:

1) 卫星观测任务需不早于协同观测任务最早允许执行时间开始,即

$$\text{est}_i \leq \text{st}_i^S, i \in T. \quad (2)$$

2) 卫星观测任务需不晚于协同观测任务最晚允许完成时间结束,即

$$\text{st}_i^S + \text{dur}_i \leq \text{let}_i, i \in T. \quad (3)$$

3) 卫星观测任务需要在卫星可见时间窗范围内开始,即

$$\text{et}_{ij}^S \leq \text{st}_i^S, i \in T, j \in \text{TW}_S. \quad (4)$$

4) 卫星观测任务需要在卫星可见时间窗范围内结束,即

$$\text{st}_i^S + \text{dur}_i \leq \text{lt}_{ij}^S, i \in T, j \in \text{TW}_S. \quad (5)$$

5) 地面观测任务需不早于协同观测任务最早允许执行时间开始,即

$$\text{est}_i \leq \text{st}_i^G, i \in T. \quad (6)$$

6) 地面观测任务需不晚于协同观测任务最晚允许完成时间结束,即

$$\text{st}_i^G + \text{dur}_i \leq \text{let}_i, i \in T. \quad (7)$$

7) 地面观测任务需要在地面资源可见时间窗范围内开始,即

$$\text{et}_{ij}^G \leq \text{st}_i^G, i \in T, j \in \text{TW}_G. \quad (8)$$

8) 地面观测任务需要在地面资源可见时间窗范围内结束,即

$$\text{st}_i^G + \text{dur}_i \leq \text{lt}_{ij}^G, i \in T, j \in \text{TW}_G. \quad (9)$$

9) 任意两个卫星观测任务之间满足最小间隔时间要求,即

$$\text{st}_i^S + \text{dur}_i + \Delta \leq \text{st}_j^S, i, j \in T, i < j. \quad (10)$$

10) 任意两个地面观测任务之间满足最小间隔时间要求,即

$$\text{st}_i^G + \text{dur}_i + \Delta \leq \text{st}_j^G, i, j \in T, i < j. \quad (11)$$

11) 地面观测任务不能与地面观测资源已有任务存在时间冲突,即

$$|\text{st}_i^G - \text{tet}_j^G| \geq \Delta, i \in T, j \in T_G; \quad (12)$$

$$|\text{tst}_j^G - \text{st}_i^G - \text{dur}_i| \geq \Delta, i \in T, j \in T_G; \quad (13)$$

$$(\text{st}_i^G - \text{tet}_j^G) \times (\text{st}_i^G + \text{dur}_i - \text{tst}_j^G) > 0, \\ i \in T, j \in T_G. \quad (14)$$

12) 一个卫星观测任务最多只能被执行一次,即

$$\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^M x_{ij}^S \leq 1, i \in T, j \in \text{TW}_S. \quad (15)$$

13) 一个地面观测任务最多只能被执行一次,即

$$\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^N x_{ij}^G \leq 1, i \in T, j \in \text{TW}_G. \quad (16)$$

14) 卫星和地面观测任务需要同时进行,即

$$\text{st}_i^S - \text{st}_i^G = 0, i, j \in T. \quad (17)$$

约束条件1)~4)属于卫星执行协同观测任务需要满足的时间约束,约束条件5)~8)表示地面观测资源需要满足的时间约束,约束条件9)和10)分别表示卫星和地面观测资源协同观测任务之间需要满足的时间约束,约束条件11)表示地面观测任务和已有任务的约束条件,约束条件12)和13)表示每个观测任务执行次数的约束条件,约束条件14)表示协同观测任务的执行时间要求。

2 改进的人工蜂群算法

本文针对传统人工蜂群算法的不足,并有效结合卫星任务规划问题的特点,对初始种群生成、编码方式、种群优化过程、个体淘汰进行改进,提出一种改进的人工蜂群算法。下面将对改进的人工蜂群算法整体流程、编码、初始种群生成、侦察蜂设定、适应度函数、选择、引领蜂(employed bee)优化、跟随蜂(onlooker bee)优化、个体淘汰和终止条件分别进行介绍。

2.1 算法整体流程

改进的人工蜂群算法在整体流程上继承并改进了传统人工蜂群算法,在优化过程中,主要包括初始种群生成、蜜蜂个体优化、种群中蜜蜂类型交换、个体淘汰、算法终止等内容。为了有效解决星地协同观测规划问题,本文将一个任务序列有效映射到一个蜜蜂个体上,这样在得到一个新的蜜蜂时可以得到一个与之相对应的任务执行方案,这个过程需要使用卫星-地面资源协同时间选择算法(satellite ground resource coordination time sdection algorithm, SGRCTSA),利用卫星-地面资源协同时间选择算法确定每一个任务执行情况。改进的人工蜂群算法的伪代码如下所示。

算法1 改进的人工蜂群算法。

input: task set T , satellite time window set TW_S , ground observation resource time window set TW_G , ground observation resource planned task set T_G , population size N_P , maximum generation Gen , individual elimination threshold Φ ;

```

output: solution.
1) initialize all parameters in IABC;
2)  $P_0 \leftarrow$  initial population generation ( $N_P, T$ )
3)  $solution_0 \leftarrow$  generate initial solution ( $P_0$ )//generate
a solution;
4)  $l\_best, g\_best, l\_worst \leftarrow$  update the best
solution;
5) for gen = 1 to GEN do
6)   for each employed bee do
7)     use employed bee optimization;
8)   end
9)   for each onlooker bee do
10)     $id \leftarrow$  use roulette individual selection ( $P$ );
11)    use onlooker bee optimization;
12)   end
13)  $l\_best, g\_best \leftarrow$  use SGRCTSA algorithm
( $P$ )//generate the scheme and obtain the current optimal
solution;
14) scout  $\leftarrow$  generate a scout bee;
15)  $P \leftarrow$  use optimal individual elimination;
16) if  $l\_best > g\_best$  then
17)    $g\_best \leftarrow l\_best$ ;
18) else
19)    $\lambda = \lambda + 1$ ;
20) end
21) if  $\lambda == \Phi$  then
22)    $P \leftarrow$  use the worst individual elimination;
23)    $\lambda = 0$  //reset parameter value;
24) end
25) end

```

在生成初始种群的过程中,通过规则获得了一个由一半引领蜂一半跟随蜂构成的初始蜂群.这个蜂群在搜索过程中利用引领蜂、跟随蜂和侦察蜂不断搜索新的蜜源,并根据个体表现确定其在种群中的位置和作用.当侦察蜂发现一个更优的蜜源时,当前最优的蜜蜂将会被取代;而如果种群多次搜索未得到一个理想结果,则表现最差的个体将会被一个随机生成的个体替换.

2.2 编码

人工蜂群中的每一个个体对应于一个蜜源,在星地协同观测规划问题中,蜜源就是指观测任务执行方案.任务执行方案中存在众多的任务,并且有任务执行的先后顺序,因此在个体编码中,一个编码值对应任务在给定的预期任务执行计划中的排序,如一段编

码为“10, 15, 50”,表示分别对应计划中编号为10、15和50的任务.

由于卫星想要成功观测一个目标相比于地面观测资源而言难度更大,并且在一定程度上简化生成任务序列的过程,采用一组整数编码的蜜蜂个体同时表示卫星观测任务和地面观测任务,保持两者任务序号一致.

2.3 初始种群生成

在改进的人工蜂群算法开始对整个解空间搜索前,需要构造一个高质量的初始种群,使引领蜂和跟随蜂均对较好的蜜源搜索.初始种群包括引领蜂和跟随蜂.在这个问题中,本文设置的跟随蜂和引领蜂的数量相等,分别占整个种群个体数量的1/2,每一个个体对应于一个蜜源.首先采用随机的方式生成种群中的引领蜂,之后对每一个引领蜂分别随机选择两个位置对调进行邻域结构改进,这样就生成了与引领蜂数量相同的跟随蜂.初始种群生成的伪代码如下所示.

算法2 初始种群生成.

```

input: population size  $N_P$ , task set  $T$ 
output:  $P_0$ 
1) for  $i = 1$  to  $N_P/2$  do
2)    $individual_i \leftarrow$  random generate individual//
generate employed bee
3) end
4) for  $i = N_P/2 + 1$  to  $N_P$  do
5)    $individual_i \leftarrow individual_{i-N_P/2}$ //cover the
individual
6)    $location_1, location_2 \leftarrow$  random choose two
location in//generate onlooker bee;
7)   exchange  $location_1, location_2$  in  $individual_i$ ;
8) end

```

对于星地协同观测规划问题而言,第一代种群中决策哪些是引领蜂、哪些是跟随蜂的意义并不显著,反而还会降低搜索效率.因此,在第一代种群生成后,并没有计算适应度函数对种群内个体的分工进行调整,根据适应度函数对调引领蜂和跟随蜂的工作只从获得第二代种群开始进行.

2.4 侦察蜂设定

侦察蜂不像引领蜂或者跟随蜂有着明确的蜜源搜索范围,侦察蜂的搜索不应该受到已有搜索范围的限制.本文提出的问题解空间较大,仅仅是通过随机侦察的方式很大程度上难以得到一个比当前最优解更好的结果.因此,侦察蜂的数量被设定为1.侦察蜂

主要完成两项工作,第一项是根据获得的新蜜源搜索结果与当代种群中其他个体的搜索结果比对,如果结果优于当代中的表现最优个体,则将侦察蜂和种群中该个体进行位置对调;否则,仍保持当前的引领蜂和跟随蜂种群不改变.另一项是当触发最差个体淘汰规则时,生成一个新的侦察蜂并替换表现最差的个体.

2.5 引领蜂优化

蜜蜂搜索蜜源的过程是一种邻域改进过程,引领蜂作为蜂群中的重要个体,需要尽可能探索到较好的蜜源,也就是找到一种更好的邻域结构.参考文献[13]的邻域结构改进方法,引领蜂采用不同任务范围位置互换方式进行个体改进.

不同任务范围位置互换规则:分别随机选取位于序列中前50%的单个任务和后50%的单个任务,对调两个任务的执行位置.

采用不同任务范围位置互换的原因是,给任务安排执行时间的卫星-地面资源协同时间选择算法是对于每一个蜜蜂个体中的任务序列,按照从前往后的顺序安排任务执行时间,处在序列后面的任务很可能存在无法被安排的情况.采用不同任务范围位置互换规则,可以让原本处在序列后面的任务有更多被成功安排的可能性.

2.6 跟随蜂优化

跟随蜂与引领蜂一起搜索蜜源附近情况,与引领蜂不同的是,跟随蜂不但探索已有蜜源,也要在搜索过程中发掘新的蜜源.因此,跟随蜂阶段需要另外一种与引领蜂不同的邻域改进策略.跟随蜂的搜索应该增加更多的随机性,因此,跟随蜂阶段采用跟随蜂优化策略.

跟随蜂优化策略:从个体中随机选择两个不同位置的单个任务,对调两个任务的位置.

跟随蜂不再像引领蜂一样有着大概的改进范围,这样的蜜源探索方式在一定程度上可能找到更好的解.当跟随蜂找到更好的蜜源后,跟随蜂与产生跟随蜂的引领蜂在种群中地位互换,跟随蜂成为新的引领蜂.

2.7 个体淘汰

个体因为表现不佳被移出种群的过程称为个体淘汰.在蜂群搜索蜜源过程中,蜂群的构成不能是一直不变的,需要根据个体表现和种群整体表现决定个体是否仍然在种群中.本文针对星地协同观测规划问题设置了两种个体淘汰策略,两种个体淘汰策略分别为最优个体淘汰和最差个体淘汰.

最优个体淘汰:当生成的侦察蜂搜索蜜源的质量优于当代种群表现最优的个体时,使用侦察蜂替换掉该蜜蜂个体.

最优个体淘汰是指将侦察蜂的搜索表现与当代种群中搜索表现最优的跟随蜂进行比较,如果跟随蜂表现更优,则将最优的跟随蜂淘汰.

最差个体淘汰:生成一个新的侦察蜂,将当代种群中表现最差的蜜蜂个体替换.

最差个体淘汰在多代蜂群搜索结果没有改进时发生,生成一个新的侦察蜂并将原种群中表现最差的个体替换.

2.8 卫星-地面资源协同时间选择算法

卫星-地面资源协同时间选择算法获取改进的人工蜂群算法优化后的任务序列,为蜂群中的每一个个体评价所找到的蜜源的质量.IABC算法将会按照序列中的先后顺序,尝试为每一个任务寻找可以使用的时间窗位置,遇到违反约束条件的情况尝试改变任务执行时间解决冲突,如果经过调整仍然没有可以执行的空闲时间窗,则舍弃该任务,开始为下一个任务选择时间窗.SGRCTSA算法中主要包含3条启发式规则,分别为卫星任务执行范围确定规则、地面资源任务执行范围确定规则、星地协同位置移动规则.

卫星任务执行范围确定规则:根据待规划任务的时间要求和卫星任务区域可见时间窗确定出可以执行任务的时间窗范围.

使用卫星任务执行范围确定规则可以通过卫星时间窗和任务要求执行的时间范围初步筛选出一个执行任务的时间范围.这个时间范围既能够保证卫星可以执行任务,又需要考虑地面资源可以执行任务的时间范围.除此之外,还考虑两者任务执行时间同步的情况.因此,在使用卫星任务执行范围确定规则之后,需要使用地面资源任务执行范围确定规则.

地面资源任务执行范围确定规则:根据待规划任务的时间要求和地面观测资源自身已有任务,确定出可以执行该观测任务的时间窗区间范围.

在确定地面资源执行任务可以使用的时间范围后,需要根据卫星可使用时间窗和地面资源可使用时间窗情况调整任务具体可以开始执行的位置.

星地协同位置移动规则:根据卫星可执行任务时间范围和地面观测资源可执行任务时间范围找到一个可以共同执行任务的起点位置,从该位置开始向后尝试安排协同观测任务.当卫星和地面观测资源均有空闲时间时,将观测任务安排在该位置.

星地协同位置移动规则首先根据卫星和地面资

源各自可用时间窗情况确定位置移动的起点,然后按照时间窗从前往后找到一个卫星和地面均可以执行任务的空闲时间窗位置。

3 实验

3.1 实验设定

为了全面评价算法的优化效果,本文设置不同规模的算例,每一种规模的算例设置多组,这些算例均由STK软件生成。

仿真实验环境为一台安装Windows7 64位专业版的台式机,CPU型号参数为Core I7-7700 3.6 GHz,内存容量8 GB,软件为Matlab 2018b. 本文提出的算法和对比算法均在相同的实验环境下运行。

评价指标:由于实验中涉及多种演化算法和邻域搜索算法,结果存在波动的情况,这些算法将在一个任务场景下运行10次,取运行结果即收益值的最大值和平均值,分别标记为Max和Ave. 此外,改进的人工蜂群算法从严格意义上属于一种随机搜索算法,需要对算法的稳定性进行验证. 本文还对运行结果的方差进行了统计,在结果中用Var表示方差的值. 为了反映算法对全部任务的完成情况,本文另外引入收益率指标,收益率指标越好,说明规划效果越理想。

3.2 对比算法

为了全面有效地验证算法的优化算法,本文设置4种具有代表性的对比算法,分别是遗传算法(genetic algorithm, GA)、改进的自适应大邻域搜索算

法(adaptive large neighborhood search, ALNS)、邻域搜索算法(neighborhood search, NS)、基于任务收益值排序的启发式算法(heuristic algorithm, HA). 遗传算法利用基因交叉变异机制优化种群内个体,在求解大规模序列调度问题中具有较好的表现. 自适应大邻域搜索算法在单星任务规划问题中得到了有效验证. 邻域搜索算法是一种简单高效率的优化算法,在卫星规划系统中被广泛应用. 基于任务收益值排序的启发式算法根据任务受益值对安排任务的先后顺序进行排序,具有很高的优化效率。

3.3 实验结果与分析

首先,本文对100~300个任务的小规模任务规划场景进行实验,结果如表1所示. 从表1可以看出,本文提出的算法在从100到300个任务场景中的规划表现均较为理想,收益指标的最优值、平均值和方差都达到了最优的优化效果. 当任务规模只有100个时,改进的人工蜂群算法在3个实验场景中的收益波动仅为2、1.6和0. 在100-3的场景中,IABC算法在10次迭代优化中均可以找到一个理想的任务执行方案. 其他4种算法中,ALNS算法在大多数场景3个指标的表现较好,GA仅次于ALNS算法. 只有在300-1的场景中,GA算法搜索到的最优收益值好于ALNS获得的值. NS算法的表现要差于GA算法,并且结果波动较为明显. NS算法获得的收益值普遍好于HA算法,只有在200-2和200-3两个场景中使用HA算法得到了更高的收益值。

表1 小规模场景下的算法结果

scenario	IABC			GA			ALNS			NS			HA
	Max	Ave	Var										
100-1	682	681.0	2.00	676	667.6	40.71	678	674.0	6.22	670	655.4	93.38	632
100-2	682	680.4	1.60	674	665.4	46.27	680	672.4	24.71	676	662.6	111.16	632
100-3	680	680.0	0	674	673.0	1.11	676	674.6	0.93	676	672.6	8.04	662
200-1	1392	1379.6	38.04	1358	1335.8	267.07	1364	1343.2	168.18	1360	1328.8	479.29	1350
200-2	1354	1342.0	48.89	1302	1292.2	80.40	1324	1301.0	126.44	1306	1280.4	305.60	1310
200-3	1450	1441.0	35.78	1412	1397.2	85.51	1424	1405.8	95.51	1418	1388.6	567.16	1422
300-1	1898	1865.2	241.07	1840	1788.2	584.40	1828	1790.0	808.89	1844	1789.8	1564.84	1744
300-2	1880	1855.2	166.40	1802	1772.6	208.93	1828	1789.6	478.04	1810	1765.2	725.51	1780
300-3	1834	1804.2	171.07	1740	1718.4	262.04	1754	1717.8	369.29	1722	1689.0	540.67	1718

之后,本文进行中等任务规模的实验,结果如表2所示. 在中等任务规模的实验中,本文选择了400~600个任务的多个场景进行算法优化效果验证. 在中等任务规模的优化结果中,本文提出的IABC算法优化效果在5种算法中表现最好. 值得注意的是,当任务规模从300上升到400后,收益值的波动性明显加大,这说明算例规模越大越能够反映算法的优

化效果. 当任务规模增大后,GA算法和ALNS算法的表现在不同场景中各不相同,在400-1、400-2、500-1、600-3四个场景中,GA算法获得了4种对比算法中的最优值,但是在这4个场景中只有500-1和600-3两个场景收益平均值优于ALNS算法,而另外两个场景收益平均值不如ALNS算法得到的结果理想。

表2 中等规模场景下的算法结果

scenario	IABC			GA			ALNS			NS			HA
	Max	Ave	Var	Max	Ave	Var	Max	Ave	Var	Max	Ave	Var	
400-1	2 124	2 078.0	531.56	2 006	1 961.0	1 025.11	2 000	1 962.0	926.22	1 982	1 911.6	3 105.60	1 878
400-2	2 256	2 223.2	526.40	2 180	2 092.4	1 193.60	2 154	2 095.0	946.00	2 116	2 049.6	3 263.82	2 030
400-3	2 150	2 105.4	747.60	2 046	1 991.6	882.49	2 072	1 996.8	1 764.62	2 036	1 977.2	1 635.73	1 946
500-1	2 252	2 209.6	614.93	2 140	2 078.2	1 229.73	2 108	2 031.6	3 224.71	2 056	2 007.8	3 197.73	2 202
500-2	2 450	2 398.4	458.49	2 276	2 242.4	781.16	2 302	2 251.2	982.40	2 266	2 179.8	2 483.96	2 230
500-3	2 548	2 489.0	848.22	2 422	2 345.6	1 320.71	2 430	2 334.4	3 083.38	2 430	2 346.2	2 265.29	2 408
600-1	2 648	2 621.4	420.49	2 514	2 447.4	1 426.71	2 544	2 454.6	2 087.16	2 494	2 425.8	2 674.18	2 428
600-2	2 660	2 633.4	341.38	2 526	2 476.8	608.18	2 556	2 474.4	2 056.71	2 470	2 405.2	2 397.51	2 508
600-3	2 662	2 614.0	979.56	2 560	2 476.0	1 228.44	2 502	2 433.4	2 446.27	2 528	2 405.2	5 389.51	2 318

进一步地,本文对大规模任务场景进行实验,实验场景为1000个任务的6个实验场景,实验结果如表3所示.从表3可以看出,IABC算法在大规模场景中具有更好的表现,这一点可以从算法的收益值很明显的看出.GA算法在收益表现方面大多数仅次于

IABC算法,优于其他几种算法.其他3种算法在不同场景中的波动较为严重,得到的收益值很难稳定在一个较小的范围内,这种结果在实际应用中是让人难以接受的.

表3 大规模场景下的算法结果

scenario	IABC			GA			ALNS			NS			HA
	Max	Ave	Var										
1000-1	2 972	2 901.6	1 042.49	2 806	2 728.6	1 388.49	2 798	2 723.0	1 786.89	2 786	2 663.0	6 708.67	2 708
1000-2	3 136	3 079.2	770.84	2 950	2 866.0	2 217.78	2 888	2 845.8	1 484.84	2 888	2 793.8	10 430.62	2 762
1000-3	2 848	2 770.6	1 719.16	2 674	2 561.0	3 586.00	2 650	2 534.0	3 669.33	2 600	2 498	2 959.11	2 526
1000-4	2 796	2 752.8	1 162.84	2 608	2 546.6	1 880.93	2 630	2 550.8	3 197.51	2 628	2 500.8	8 584.18	2 526
1000-5	3 070	2 985.6	2 639.82	2 840	2 769.8	2 899.96	2 860	2 726.2	4 935.51	2 810	2 725.6	3 480.71	2 662
1000-6	3 098	3 042.6	1 633.82	2 998	2 798.2	6 235.07	2 910	2 769.4	4 915.60	2 836	2 717.2	3 194.84	2 862

本文还对收益率指标的结果进行了验证,收益率指标可以有效反映优化算法对于全部待规划任务的实现情况.首先对小规模任务场景进行实验验证,小规模场景收益率结果如图1所示.从图1可以看出,IABC算法在100个任务规模的场景中可以达到全部待规划任务序列的收益值的85%~93%,在200个任务场景中的规划结果收益值可以达到待规划序列收益值的85%~90%,而当任务规模为300个时,规划收益值迅速降低到80%附近,说明任务规模从200增加到300后需要处理的任务冲突增加,规划的难度相应增大.

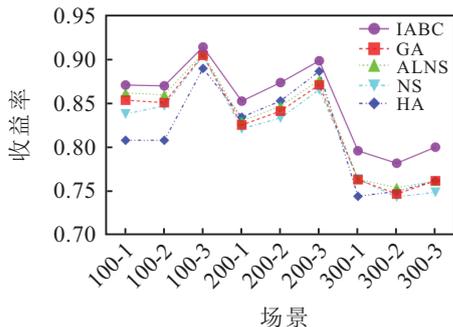


图1 小规模场景下算法收益率

当任务规模增加到中等规模后,不同算法的收益率结果值相比小规模场景进一步下降,结果如图2所示.当任务规模为600时,HA算法的收益率结果值已经低于50%.这反映出有限资源所能够执行的任务是极为有限的,更要求算法可以从大量任务方案中筛选出一个收益值尽可能高的任务执行方案.相比小规模场景而言,IABC得到的收益率结果与其他对比算法之间的差距增大.IABC算法得到的收益率与每种场景中收益率最低的结果之间相差已经超过5%.

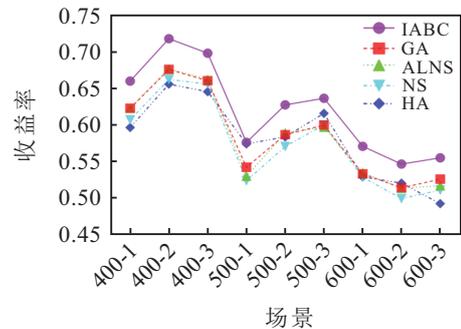


图2 中等规模场景下算法收益率

大规模场景收益率结果更加有效地验证了本文提出算法的有效性,结果如图3所示.从图3可以看

出,大规模场景中算法收益率的差距没有中等规模场景的大.但是由于任务基数增大,任务方案之间的收益差距数值仍然保持在一个较高的水平.同时,在大规模场景中,本文提出算法的收益率稳定在一个较小的区间内,具有很好的稳定性,这表明IABC算法可以更加有效应对一个全新的规划场景,对待规划任务没有很多的要求.

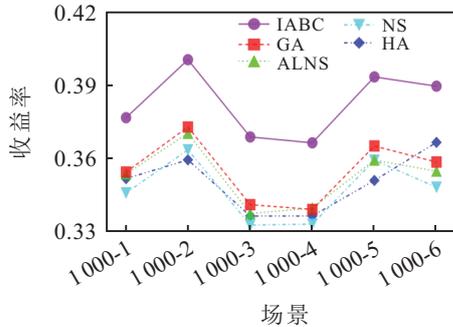


图3 大规模场景下算法收益率

算法在大规模场景中获得的收益值是否稳定可以很好地检验算法优化结果,本文采用箱线图这种直观形式反映算法收益值的稳定性,1000-1场景规划结果的箱线图如图4所示.由于HA算法属于启发式算法,每一次规划得到的值为恒定值,不需要检验HA算法的稳定性.本文对比了除HA算法外的其他4种算法的10次规划结果的稳定性,可以很清楚地看出,IABC算法每次运行的收益值均高于其他对比算法,且具有最好的稳定性.其他3种算法稳定性从好到差的排序依次为GA算法、ALNS算法和NS算法.

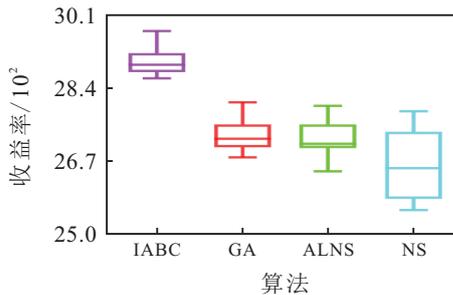


图4 1000-1场景规划结果箱线图

通过实验分析可以看出,本文提出的改进的人工蜂群算法在不同任务规模下的星地协同观测任务规划场景中均有着很好的表现.在收益表现方面,改进人工蜂群算法与对比算法相比,在小规模场景收益值可以提升1%~3%,在中等规模场景可以提升5%~7%,在大规模场景可以提升6%~9%.尤其是当任务规模较大时,本文提出的算法与其他几种对比算法相比具有更加明显的优势.这是由于在人工蜂群改进过程中,充分考虑了大规模问题容易陷入局

部重复的情况,设计的多种策略有效避免了这种情况的发生.IABC算法的规划收益值、收益率和算法稳定性在几种算法中表现均是最好的,且对多种类型的规划场景均可以很好地适应,具有很好的实际应用前景.

4 结论

利用地面观测资源配合卫星共同完成观测任务可以有效提升任务执行效果,本文基于该应用场景提出了星地协同观测规划问题.在星地协同观测规划问题中,存在众多的任务和有限的可使用资源,且需要决策卫星和地面观测资源的任务,并保证两类资源同时开始执行任务,同时结束任务,这就使得问题求解格外困难.针对SGCOPP问题,本文提出了一种改进的人工蜂群算法,通过设置多种策略有效克服了经典人工蜂群算法所存在的不足,可以得到较好的任务执行方案.本文设置了大量仿真实验验证所提出算法的优化效果,通过与4种对比算法的比较结果可以明显地看出IABC算法的有效性,在收益值和收益率两个指标均表现较好.仿真实验结果表明,IABC算法可以有效解决星地协同观测规划问题.

在今后的研究中,一方面将考虑更加复杂的协同观测类型,比如将无人机资源同卫星资源、地面资源一起协同执行任务,更多类型资源协同可以进一步提升观测任务的执行效果,同时也将是一项很有挑战性的工作.另一方面,多类型资源的在线应急规划也将是一个研究重点,在线规划相比于离线规划更加强调同时考虑规划的质量和速度,可以更好地满足实际应用的需求.

参考文献(References)

- [1] Wang C, Chen H, Zhai B, et al. Satellite observing mission scheduling method based on case-based learning and a genetic algorithm[C]. IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence. San Jose, 2017: 627-636.
- [2] Xu Y J, Liu X L, He R J, et al. Multi-satellite scheduling framework and algorithm for very large area observation[J]. Acta Astronautica, 2020, 167: 93-107.
- [3] Zhibo E, Shi R H, Gan L, et al. Multi-satellites imaging scheduling using individual reconfiguration based integer coding genetic algorithm[J]. Acta Astronautica, 2021, 178: 645-657.
- [4] Berger J, Lo N, Barkaoui M. Quest — A new quadratic decision model for the multi-satellite scheduling problem[J]. Computers & Operations Research, 2020, 115: 104822.

- [5] Nag S, Li A S, Merrick J H. Scheduling algorithms for rapid imaging using agile cubesat constellations[J]. *Advances in Space Research*, 2018, 61(3): 891-913.
- [6] Bianchessi N, Cordeau J F, Desrosiers J, et al. A heuristic for the multi-satellite, multi-orbit and multi-user management of earth observation satellites[J]. *European Journal of Operational Research*, 2007, 177(2): 750-762.
- [7] Peng G S, Song G P, Xing L N, et al. An exact algorithm for agile earth observation satellite scheduling with time-dependent profits[J]. *Computers & Operations Research*, 2020, 120: 104946.
- [8] 李军. 空天资源对地观测协同任务规划方法[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2013: 76-113.
(Li J. Coordinated task planning research of space-aeronautics earth-observing[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2013: 76-113.)
- [9] 白国庆, 邢立宁, 贺仁杰, 等. 基于协同进化的多平台联合对地观测优化调度[J]. *国防科技大学学报*, 2013, 35(4): 182-188.
(Bai G Q, Xing L N, He R J, et al. Scheduling multi-platforms collaborative observation based on cooperative evolution[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2013, 35(4): 182-188.)
- [10] 王慧林, 伍国华, 马满好. 多类异构对地观测平台协同任务规划方法[J]. *航空学报*, 2016, 37(3): 997-1014.
(Wang H L, Wu G H, Ma M H. Coordinated task planning method of multiple heterogeneous Earth-observation platforms[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2016, 37(3): 997-1014.)
- [11] 吕进锋, 赵怀慈. 析因-粒子群算法及其在海上运动目标搜寻中的应用[J]. *控制与决策*, 2018, 33(11): 1983-1989.
(Lyu J F, Zhao H C. Factorial-based particle swarm optimization and its application to maritime moving target search[J]. *Control and Decision*, 2018, 33(11): 1983-1989.)
- [12] 李夏苗, 廖文昆, 伍国华, 等. 基于两阶段迭代优化的空天观测资源协同任务规划方法[J]. *控制与决策*, 2021, 36(5): 1147-1156.
(Li X M, Liao W K, Wu G H, et al. A two-stage iterative optimization method for the coordinated task planning of space and air observation resources[J]. *Control and Decision*, 2021, 36(5): 1147-1156.)
- [13] Song Y J, Xing L N, Wang M Y, et al. A knowledge-based evolutionary algorithm for relay satellite system mission scheduling problem[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2020, 150: 106830.

作者简介

宋彦杰(1996—), 男, 博士生, 从事智能优化理论与应用的研究, E-mail: songyj_2017@163.com;

宋冰玉(1994—), 男, 博士生, 从事智能优化理论与应用的研究, E-mail: sbynudt@163.com;

邢立宁(1980—), 男, 研究员, 博士生导师, 从事智能优化理论与应用、智能制造等研究, E-mail: xinglining@gmail.com;

贾也(1994—), 男, 助理工程师, 学士, 从事测运控技术的研究, E-mail: 860497860@qq.com;

陈英武(1963—), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能优化理论与应用、智能制造等研究, E-mail: ywchen@nudt.edu.cn.

(责任编辑: 齐 霖)