

敏捷凝视卫星密集点目标聚类与最优观测规划

耿远卓, 郭延宁, 李传江, 马广富, 李文博

引用本文:

耿远卓, 郭延宁, 李传江, 等. 敏捷凝视卫星密集点目标聚类与最优观测规划[J]. 控制与决策, 2020, 35(3): 613–621.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0800>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

微电子生产过程调度问题基于指标快速预报的分解算法

An indexes fast prediction based decomposition method for scheduling problem in microelectronic production process

控制与决策. 2020, 35(1): 139–146 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0422>

基于改进烟花-蚁群混合算法的智能移动体避障路径规划

Obstacle avoidance path planning of intelligent mobile based on improved fireworks-ant colony hybrid algorithm

控制与决策. 2019, 34(2): 335–343 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.0870>

基于通信与观测联合优化的多无人机协同目标跟踪控制

Co-optimization of communication and observation for multiple UAVs in cooperative target tracking

控制与决策. 2018, 33(10): 1747–1756 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.0727>

箱粒子PHD演化网络群目标跟踪算法

Box-particle evolution network PHD filter for group targets tracking

控制与决策. 2018, 33(1): 74–80 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.1422>

基于方向约束的A*算法

A*algorithm based on direction constraints

控制与决策. 2017, 32(8): 1395–1402 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.1134>

基于Mean Shift迭代的新生未知多扩展目标跟踪

Unknown newly born multiple extended targets tracking based on mean shift iteration

控制与决策. 2017, 32(3): 521–525 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.0347>

基于流形鉴别信息的特征选择及其结构化稀疏表示

Feature selection based on manifold discriminant information and its structured sparse representation

控制与决策. 2016, 31(7): 1272–1278 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2015.0649>

基于深度邻域搜索PSO算法的装配序列优化问题

Assembly sequence planning problem based on particle swarm optimization algorithm with depth local search

控制与决策. 2016, 31(7): 1291–1295 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2015.0836>

敏捷凝视卫星密集点目标聚类与最优观测规划

耿远卓¹, 郭延宁¹, 李传江^{1†}, 马广富¹, 李文博²

(1. 哈尔滨工业大学 航天学院, 哈尔滨 150001; 2. 北京控制工程研究所, 北京 100190)

摘要: 针对敏捷凝视卫星密集点目标观测规划问题, 提出一种快速观测任务聚类策略和启发式蚁群优化算法. 首先, 针对敏捷凝视卫星视场范围特点, 提出基于顶点度的团划分算法, 解决密集点观测任务聚类问题, 形成系列团观测目标, 有效提高观测效率; 其次, 为得到最优团目标观测序列, 考虑目标可见时间窗口约束以及卫星敏捷机动能力约束, 构建基于多目标观测收益和姿态机动能消耗的性能指标, 实现能量高效的任务规划; 再次, 为克服传统蚁群算法易陷入局部极小值和收敛较慢的缺点, 设计一种同时考虑目标点优先级、目标可见时间窗口、目标之间卫星姿态转换时间等因素的启发式蚁群算法; 最后, 选取大规模密集地面目标验证所提出算法的可行性和高效性.

关键词: 敏捷凝视卫星; 密集点目标; 凝视观测; 任务规划; 任务聚类; 蚁群算法

中图分类号: V448.2

文献标志码: A

Optimal mission planning with task clustering for intensive point targets observation of staring mode agile satellite

GENG Yuan-zhuo¹, GUO Yan-ning¹, LI Chuan-jiang^{1†}, MA Guang-fu¹, LI Wen-bo²

(1. School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China; 2. Beijing Institute of Control Engineering, Beijing 100190, China)

Abstract: An efficient task clustering strategy and an improved ant colony optimization algorithm are proposed for the the earth observation scheduling problem with a single agile satellite. Firstly, taking the field of view of the satellite into consideration, the task clustering strategy based on minimum clique partition in graph theory is presented and a series of cliques are built, which can enhance the observation efficiency effectively. Then, this paper presents an improved ant colony optimization algorithm to build the optimal observation path under a time window constraint and the constraint of attitude maneuver ability of the satellite. A novel optimal index containing the priorities of targets and the energy consumption for attitude maneuver is proposed to improve the energy efficiency. Besides, in order to overcome the shortcomings of the basic ant colony algorithm which is easily trapped into the region of local minimum, this paper designs a heuristic ant colony algorithm which synthesizes the priorities, time windows of targets and the transition time of the satellite between targets. Finally, a series of targets on the earth are selected and the effectiveness and efficiency of the algorithm proposed are demonstrated.

Keywords: agile staring satellite; intensive targets; staring-mode observation; mission planning; task clustering; ant colony algorithm

0 引言

敏捷地球观测卫星由于具有较强的三轴姿态机动能力, 可有效拓宽地面目标可见时间窗口, 提升单轨多目标、多次观测能力, 实现如区域重访、立体成像、侧摆成像等传统卫星难以实现的任务, 近年来得到业界广泛关注. 根据目标特性的不同, 观测目标可分为区域目标、长条带目标以及点目标. 其中, 点目标包括小城市、航母、军事基地等半径小于 10km 的

目标, 其分布广、数量多、密度大, 具有较高的军事及民用价值. 如何综合考虑地面点目标分布特性、卫星轨道特性、卫星姿态机动特性等多种约束条件, 实现多目标、多约束、能量高效的观测任务规划, 成为敏捷卫星应用面临的首要问题^[1]. 此问题已被证明是一类高度约束的组合优化问题, 该问题的优化求解给敏捷卫星的在轨应用带来极大的挑战^[2].

目前遥感卫星的成像模式主要分为推扫模式

收稿日期: 2018-06-11; 修回日期: 2018-09-25.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61403103, 61876050, 61273175).

责任编辑: 程龙.

[†]通讯作者. E-mail: lichuan@hit.edu.cn.

和凝视模式. 其中,推扫成像模式一般基于线阵CCD相机,主要对大范围区域目标及长条带目标进行观测,利用敏捷卫星的高机动能力,快速扫描地面区域. 对于推扫模式下的观测任务规划,主要涉及条带划分、条带观测顺序决策等问题. 而凝视成像模式一般采用面阵CCD相机,主要对动态点目标进行持续观测. 例如视频卫星,通过对某一区域进行凝视观测可获得比传统卫星更多动态信息,有利于对目标动态特性分析. 凝视成像需要对目标持续观测,因此与推扫模式相比,在任务规划时必须考虑观测时长约束,并且面阵凝视成像不受卫星运动方向的影响,在任务规划时具有更大的灵活性和选择性^[3].

针对推扫模式的敏捷地球观测卫星 (agile earth observation satellite, AEOS) 任务规划问题,已有大量的研究成果. 文献[4]最先研究了AEOS对区域目标和点目标观测的任务规划问题,建立了AEOS的调度模型,并用多种寻优算法对该问题求解. 针对低轨卫星观测资源调度问题,文献[5-6]设计了禁忌搜索算法,提高了卫星观测效率及解的质量. 文献[7]利用复杂网络理论对AEOS调度问题进行建模,提出一种快速近似调度算法. 文献[8]提出一种基于任务优先级的蚁群算法,利用局部优化技术提高了算法的性能. 针对AEOS的不同观测任务,文献[9]总结了敏捷卫星对于密集点目标、区域目标、立体目标和长条带目标观测的任务调度方法研究现状,并指出现有研究方法的不足. 文献[10]提出一种基于时间序有向无圈图的任务规划策略,利用图论中的最优路径问题求解敏捷卫星姿态机动策略.

以上研究成果在计算相邻观测目标卫星姿态转换时间时,都假设该时间与卫星实际位置无关,仅能适用于观测目标距离非常小或高轨卫星情况,难以直接用于低轨敏捷机动卫星. 针对这一问题,文献[11]利用高斯伪谱法求得多约束下目标间姿态转移最小时间,并以此为约束条件设计遗传算法完成对任务规划问题的求解. 此外,上述研究也都没有考虑卫星视场的大小,只针对分散目标进行规划,即一次姿态机动只观测一个目标,未考虑目标间的联系及合并观测的可能性,极大地限制了敏捷卫星的实际观测能力.

为提高观测效率,根据卫星视场范围将目标进行聚类是十分必要的. 针对推扫模式下的任务聚类问题,部分学者进行了相关研究. 针对密集地面目标观测问题,文献[12]研究了光学载荷对多个点目标的覆盖问题. 文献[13]将多点观测问题分为两个阶段,首先利用最小团划分算法将满足视场范围约束的目标

进行聚类,然后建立有向无圈图模型,利用改进的蚁群算法生成最优路径. 在此基础上,为进一步提升任务收益,文献[14-15]提出一种动态任务聚类方法,将任务聚类和卫星调度一起考虑,基于自适应模拟退火算法实现卫星调度. 文献[16]研究了AEOS的紧急任务聚类和规划问题. 文献[17]设计了一种快速模拟退火算法,实现对任务聚类和规划问题的求解. 针对密集点目标观测问题,综合考虑卫星摆角和资源冗余,文献[18]设计了基于启发式规则的任务聚类算法.

作为一种新兴的光学成像模式,面阵凝视成像可获得目标的二维信息,有助于分析目标动态特性且能够同时观测全视场内目标,成像效率高. 凝视成像无需光机扫描机构,可有效减轻系统质量和复杂度,是未来遥感卫星成像的发展方向. 近年来,随着面阵CCD的发展,针对地面点目标使用面阵相机进行凝视观测受到广泛关注^[19-21]. 印尼与德国合作研制的“LAPAN-Tubsat”卫星以及我国的“高分四号”、“吉林林业一号”卫星都采用了凝视成像模式.

凝视模式下多目标观测任务规划与推扫模式下的任务规划在聚类方法、约束条件等方面有所不同. 首先,凝视成像需要一定时间的持续观测,这将使得目标可观测时间窗口更短;其次,由于凝视成像时是对目标进行拍照,而推扫模式下的成像是扫描,在进行任务聚类时,凝视模式下的方形视场约束比推扫聚类模式下的条带视场约束更为严格和苛刻,这为任务聚类带来了新的挑战,已有的关于推扫成像的研究成果难以直接应用,且尚未有公开发表的文献专门研究该问题.

针对凝视成像敏捷卫星的特殊性,本文针对密集点目标的聚类和任务规划问题开展了研究. 首先,根据各目标点的位置及卫星视场范围对目标点设计了聚类策略;其次,考虑目标的时间窗口约束及卫星姿态机动能力约束,对传统蚁群算法进行改进,通过设计启发式寻优策略以及基于最大-最小蚂蚁系统的信息素更新策略,使得由观测收益和姿态机动能量消耗组成的优化指标达到最优.

1 问题表述

密集点目标观测任务规划问题是一种复杂约束下的组合优化问题,其约束条件有:

- 1) 卫星摆角约束(时间窗口约束);
- 2) 卫星观测视场约束;
- 3) 卫星角加速度约束;
- 4) 卫星姿态机动能量约束;

- 5) 星载设备存储容量约束;
- 6) 太阳高度角约束.

卫星摆角约束和时间窗口约束是密切相关的. 受地球曲率、大气条件和星载光学载荷分辨率的影响, 光学载荷对目标的成像角度需要满足一定要求, 即摆角约束. 如图1所示, 为了能够较好地观测目标, 卫星对目标侧摆成像角度需满足 $|\varphi| \leq \varphi_{\max}$, 俯仰成像角度 $|\theta| \leq \theta_{\max}$. 由于约束条件5)和6)相对约束较弱, 对规划结果影响相对较小, 本文将重点考虑约束1)~约束4), 通过选择并规划目标点的观测顺序, 使得卫星在轨观测过程中优化指标达到极大值. 图1中的方框为光学载荷视场范围示意图, 设其视场角为 α . 本文中卫星视场为方形视场, 当任务点很密集时, 卫星面阵凝视载荷的瞬时视场范围可以涵盖多个目标, 通过合理地将任务点进行聚类组成团目标, 可以有效提高观测效率. 因此, 在卫星任务规划之前首先应进行任务聚类.

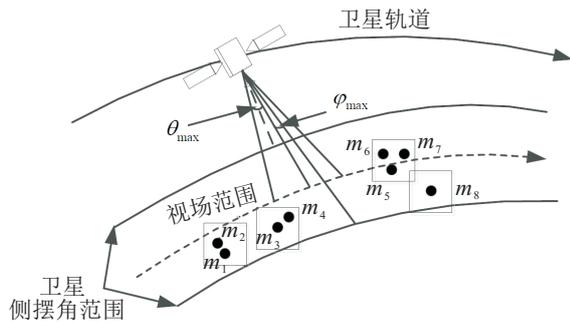


图1 密集点任务观测示意图

2 基于团划分的任务聚类

2.1 建立聚类模型

根据目标之间距离是否符合卫星视场约束构造聚类图模型 $G = (V, E)$. V 表示元任务点集, E 表示边集. 如果任意两元任务满足聚类条件, 则将其连通. 由于本文针对的是凝视观测任务, 只要两任务之间距离小于卫星视场范围, 便可将其聚类.

在后文的表述中, 向量的上角标 F 代表该向量在地球固连坐标系 (ECF) 中, 上角标 I 代表该向量在地心惯性系 (ECI) 中.

假设卫星轨道为圆轨道, 半径为 r_s , 地球半径为 r_e , 卫星视场角为 α , 卫星地面视场边长

$$h \approx 2(r_s - r_e) \tan\left(\frac{\alpha}{2}\right). \quad (1)$$

若目标点 i 的经纬度坐标为 (l_{ti}, l_{gi}) , 则两目标点 i 和 j 的聚类条件为

$$h \geq r_e \sigma_{ij}. \quad (2)$$

其中: $r_e \sigma_{ij}$ 为目标 i 和 j 的地面距离, σ_{ij} 表示两目标

点的地心角. 式(2)的物理意义为两目标的地面距离小于卫星视场范围.

2.2 团划分算法

当构建完聚类图后, 需要将其进“分割”, 这本质上是图论中的团划分问题. 各点构成一个团的充要条件是任意点之间都是连通的, 为实现最小团划分, 本文设计了一种基于顶点度的简易团划分算法, 步骤如下.

step 1: 判断是否还有未处理的点, 如果有, 则转至 step 2; 若没有 (V 为空集), 则算法结束.

step 2: 将聚类点集 c 清空.

step 3: 将 V 中度最大的点作为初始目标点加入聚类点集 c , 同时将该点从 V 中删除.

step 4: 搜索 V 剩余的点中与 c 所有节点都相邻的点. 如果存在, 则转至 step 5; 如果不存在, 则该团构建完成, 输出团 c , 并将与 c 中的点相邻的所有的边从边集 E 中删除, 返回 step 1.

step 5: 如果 V 剩余的点中仅有一个点与所有节点都相邻, 则将该点加入 c ; 如果存在多个点, 则将这些点中度最大的点加入 c , 将新加入 c 的点从 V 中删除, 重复 step 4.

上述团划分算法将具有最大度的顶点聚类, 目的是为了得到最少数量的团, 使得卫星以最少的姿态机动次数观测更多的地面目标.

注1 卫星视场的地面覆盖范围实际上随卫星的观测角度而变化, 本文聚类时所考虑的视场范围指的是卫星正视下方时对应的视场覆盖面积. 此时的覆盖范围最小, 因此本文的聚类条件具有一定的保守性.

注2 只要密集目标点中的任意两点满足式(2)的聚类条件, 就存在无穷多个卫星地面视场, 能够覆盖所有的目标点, 即卫星偏航轴姿态任意.

注3 本文设计的最小团划分算法未考虑划分结果对卫星观测序列的影响, 将任务聚类与任务规划分开设计, 可有效提高计算效率, 降低算法的时间复杂度, 有利于实际工程应用. 但是, 这难以实现全局最优观测.

2.3 期望姿态确定

得到聚类团后, 还需确定卫星光轴应指向的位置, 以使得卫星视场覆盖该团的所有点. 符合此要求的卫星光轴指向有无穷多种, 且不同的观测位置会导致任务规划(观测序列)的结果不同. 本文出于降低算法复杂度的目的, 设计一种简单可靠、通用性较强的期望姿态确定方法.

对于每一个团, 分别寻找团中经度和纬度最大和

最小的点,记为 $l_{g\max}$ 、 $l_{g\min}$ 、 $l_{t\max}$ 和 $l_{t\min}$.卫星光轴指向点的经纬度为 $(l_{g\max} + l_{g\min})/2$ 和 $(l_{t\max} + l_{t\min})/2$.这样选择观测位置可以保证该团中的所有点都在卫星视场范围内.

以上任务聚类方法没有考虑卫星姿态偏航角的影响,认为卫星可以通过调整偏航角使得光学视场的地面投影沿经纬度方向.但是,这样会增加卫星姿态调整的频率和不必要的能量消耗.若卫星不进行偏航姿态调整,则意味着卫星视场方向任意,卫星视场以 O 为圆心任意旋转.设视场范围方形边长为 h ,此时为了保证卫星视场能覆盖团中所有目标,则需保证所有目标都位于以 $h/2$ 为半径的圆中,即旋转方形视场的内包络.此时,聚类条件调整为

$$\frac{\sqrt{2}}{2}(r_s - r_e) \tan\left(\frac{\alpha}{2}\right) \geq r_e \sigma_{ij}. \quad (3)$$

注4 由于卫星轨道较低,其地面视场范围较小,本文未考虑地球曲率对卫星视场的影响.

3 基于启发式蚁群算法的任务规划

当通过任务聚类形成多个目标团后,为了最优化观测收益,选择和规划各团的观测序列是十分必要的.本节将重点考虑各目标团的观测时间窗口约束和卫星姿态机动速度约束,以目标权值和姿态机动能量消耗为优化目标,对传统的蚁群算法进行改进,分别考虑最早和最晚可见时间窗口对寻优策略的不同影响,设计基于时间窗口的启发式寻优策略和高效的信息素更新策略,对目标观测序列进行规划.

为了方便后续表述,将后文用到的参数变量定义如下.

M : 目标点集合, $M = \{m_1, m_2, \dots, m_n\}$, m_i 表示第 i 个点目标;

C : 团目标集合, $C = \{c_1, c_2, \dots, c_N\}$, c_i 为第 i 个团目标, c_0 为虚拟任务点;

N : 团的数量;

n : 点目标数量;

l_{gt_ci} : c_i 观测位置的纬度和经度坐标, $l_{gt_ci} = (l_{t_ci}, l_{g_ci})$;

t_{ei} : c_i 最早可观测时刻;

t_{li} : c_i 最晚可观测时刻;

t_{si} : c_i 的实际开始观测时刻;

t_{rij} : c_i 到 c_j 卫星姿态转换时间;

d_i : c_i 需要持续观测的时间;

w_i : m_i 的观测收益(任务优先级);

W_i : c_i 的观测收益(任务优先级), $W_i = \sum_{j \in c_i} w_j$.

决策变量 s_i 和 F_{ij} 定义如下:

$$s_i = \begin{cases} 1, & c_i \text{ 被观测;} \\ 0, & \text{otherwise;} \end{cases} \quad (4)$$

$$F_{ij} = \begin{cases} 1, & c_j \text{ 是 } c_i \text{ 的后续观测任务;} \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (5)$$

3.1 任务规划模型

本小节将针对任务聚类后形成的团目标建立任务规划模型,设计指标函数,建立各约束条件的数学模型,明确优化变量,为后续任务规划算法奠定基础.

1) 优化函数

$$\max \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (s_i W_i - \kappa F_{ij} t_{rij} T_{\max}^2). \quad (6)$$

其中的优化函数由两部分组成,前一部分表示观测 c_i 产生的收益,后一部分表示卫星由观测 c_i 到观测 c_j 姿态机动的能量消耗; T_{\max} 为卫星单轴最大姿态力矩, κ 为能量代价的权重.优化指标综合考虑了观测收益和姿态机动能量消耗.

2) 优化变量.

各团目标观测序列,即 s_i 和 F_{ij} .

3) 约束条件.

① 每个团目标观测时刻的时间窗口约束

$$s_i = 1, t_{ei} \leq t_{si} \leq t_{li}; \quad (7)$$

② 相邻观测任务观测开始时间约束

$$F_{ij} = 1, t_{sj} \geq t_{si} + t_{rij} + d_i; \quad (8)$$

③ 卫星角加速度约束

$$|a| \leq a_{\max}; \quad (9)$$

④ 卫星轨道动力学约束

$$\ddot{\mathbf{r}}_s + \frac{\mu}{r_s^3} = \mathbf{0}; \quad (10)$$

⑤ 姿态转移时间约束

$$t_{rij} = f(\mathbf{r}_s, o_i, o_j, T). \quad (11)$$

c_i 到 c_j 姿态转换时间 t_{rij} 与卫星位置 \mathbf{r}_s 、目标位置 o_i 和 o_j 及姿态力矩有关,很多文献将其简化为常值处理,这与实际情况不符.根据卫星及目标的位置可计算卫星在 t 时刻从 c_i 指向 c_j 需要姿态机动的角度 ζ_{ij} .假设卫星先以最大角加速度加速再以最大角加速度减速,则姿态机动 ζ_{ij} 需要的时间为

$$t_{rij} = 2\sqrt{\frac{\zeta_{ij}}{a_{\max}}}, \quad (12)$$

其中 a_{\max} 为卫星最大角加速度.

至此,多目标任务规划模型建立完毕,以下将结合本文所研究规划任务的特殊性,设计基于启发式思

想的改进蚁群算法对该问题进行求解。

3.2 考虑目标时间窗口影响的启发式蚁群算法

针对3.1节建立的任务规划模型,本节将根据当前时刻与目标可见时间窗口的关系,设计基于启发式的蚂蚁转移策略,利用轮盘赌转法避免算法陷入局部极小值,并借鉴最大-最小蚂蚁系统设计信息素更新策略,提高算法收敛速度。

1) 蚂蚁转移策略。

假设第 k 只蚂蚁当前位于 c_i 的中心,则其到 c_j 的转移概率设计如下:

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \frac{q_{ij}}{\sum_{m \in A_k(c_i)} q_{im}}, & j \in A_k(c_i); \\ 0, & \text{otherwise;} \end{cases}$$

$$q_{ij} = (\tau_{ij})^\epsilon (\eta_{ij})^\beta (W_j)^\gamma (\Delta et_{ij})^\lambda (\Delta lt_{ij})^\chi. \quad (13)$$

其中: $A_k(c_i)$ 表示第 k 只蚂蚁下一次可以访问的团集合, $A_k(c_i) = C - Ta_k - La_k$, Ta_k 表示蚂蚁 k 已经访问过的团; La_k 表示不满足时间窗口约束的团; τ_{ij} 表示 c_i 和 c_j 之间的信息素浓度; η_{ij} 表示任务执行间隔对转移概率的影响,其设计为 $\eta_{ij} = 1/t_{ij}$, $t_{ij} = \max(t_{rij}, t_{ej} - t_{si} - d_i)$; Δet_{ij} 和 Δlt_{ij} 表示任务时间窗口对转移概率的影响,其形式为

$$\Delta et_{ij} = \frac{\tanh(\Delta t_{te}^{ij} + 1)}{2},$$

$$\Delta t_{te}^{ij} = t_{ej} - (t_{si} + d_i + t_{rij}), \quad (14)$$

$$\Delta lt_{ij} = \max\left(\frac{1}{\Delta t_{tl}^{ij} + \delta}, 0\right),$$

$$\Delta t_{tl}^{ij} = t_{lj} - (t_{si} + d_i + t_{rij}), \quad (15)$$

Δt_{te}^{ij} 和 Δt_{tl}^{ij} 分别表示任务 c_i 执行完成后距离任务 c_j 最早和最晚观测时刻的时间. 由式(14)可以看出, c_i 执行完成时刻越早于 c_j 的时间窗口, c_j 被选择的概率越小. 由式(15)可得,越接近最晚观测开始时间的任务选择的概率越大,这体现了启发式的思想. 之所以式(14)和(15)设计的启发函数不同,是因为如果当前时刻很接近 c_j 的最晚开始时刻,则为了能够观测 c_j ,需要赋予其很大的选择概率,因此式(15)设计了反比函数. 而最早开始时刻对于任务的可观测性影响较小,因为即使当前时刻早于 c_j 的时间窗口,在未来时刻仍可以观测 c_j ,因此式(14)中设计的是双曲正切函数,其对于选择概率的影响相对较小. ϵ 、 β 、 γ 、 λ 和 χ 分别表示各影响因素的权重, δ 为一小值,防止奇异。

得到第 k 只蚂蚁向其他各个允许任务点转移的概率 p_{ij}^k 后,如果直接选择概率最大的节点进行转移,

则容易陷入局部极小值. 因此,本文利用轮盘赌转法选择下一个节点。

2) 信息素更新策略。

为了加速算法收敛,每次迭代只增加最优路径上的信息素浓度,而其他路径上的信息素逐渐挥发^[22-23]. 在第 j 次迭代中,当所有蚂蚁完成搜索后,寻找收益最大的蚂蚁,记其收益为 v_a ,将其与当前全局最大收益 v_b 相比,若 v_a 大于 v_b ,则将 v_a 对应的路径作为新的全局最优路径,记为 S . 信息素更新策略设计为

$$\tau_{ij}^{n+1} = \begin{cases} (1 - \rho)\tau_{ij}^n + \frac{Q}{L_b}, & c_i, c_j \in S; \\ (1 - \rho)\tau_{ij}^n, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (16)$$

其中: Q 为常数, L_b 定义为

$$L_b = \sum_{c_i, c_j \in S} t_{ij}. \quad (17)$$

3) 基于蚁群算法的任务规划流程。

利用启发式寻优策略和信息素更新策略,建立完整的基于蚁群算法的任务规划算法流程,如图2所示。

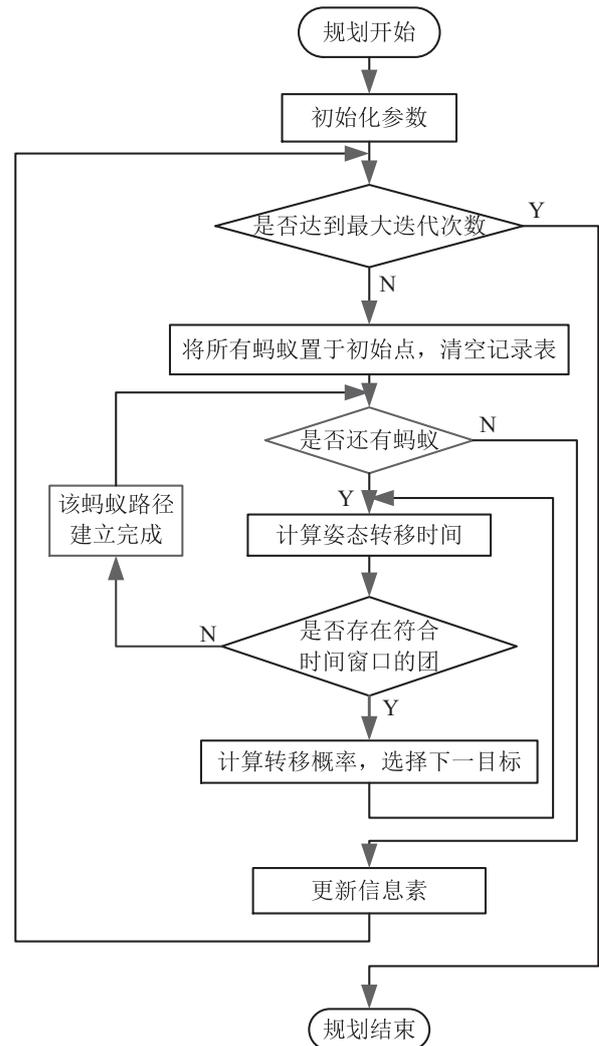


图2 蚁群算法任务规划流程

需要说明的是,蚂蚁访问团 j 的时刻由以下方式确定:设当前时刻为 t_0 ,且蚂蚁位于于团 i ,若 $t_{ej} < t_0 + t_{rij} < t_{lj}$,则该蚂蚁访问团 j 的时刻为 $t_0 + t_{rij}$;若 $t_{ej} > t_0 + t_{rij}$,则该蚂蚁访问团 j 的时刻为 t_{ej} ,其中 t_{rij} 为卫星姿态转移时间.

注5 轮盘赌转法虽然在一定程度上可以减小蚁群算法陷入局部极小值的概率,但难以从根本上保证全局最优.解的最优性与迭代次数、蚂蚁数量、信息素初值等因素都有关.

注6 上述蚁群算法未考虑姿态晃动对成像质量的影响,实际任务中,姿态转移时间应包括姿态稳定时间.

4 仿真分析

本节将对本文提出的任务聚类算法和任务规划算法进行仿真实验.

1) 点目标个数为30.

取观测目标为东经 115° 至东经 125° (E $115^\circ \sim E125^\circ$),北纬 25° 至北纬 35° (N $25^\circ \sim N30^\circ$)的30个密集目标点,卫星从东向西飞行.卫星轨道参数、姿态机动和光学载荷性能如表1所示.蚁群算法参数:最大迭代次数50次,蚂蚁数量50只,转移概率各项权值 $\epsilon = 2, \beta = 3, \gamma = 1, \lambda = 2, \chi = 3$,优化指标权值 $\kappa = 10^{-6}$,信息素增长速率 $Q = 4$.目标点的观测收益 ω_i 从0~1之间随机选取,各目标点需要观测时间 $d_i = 10$ s.仿真结果如图3~图6所示.

表1 卫星相关参数

卫星相关变量	参数
轨道倾角 i	150°
升交点赤经 Ω	0°
近地点幅角 ω	0°
偏心率 e	0°
轨道半径 r_s	7000 km
初始真近点角 f_0	80°
最大姿态角加速度 a_{max}	$1.5^\circ/s^2$
光学载荷视场角 α	6°
卫星有效观测的最大侧偏角 ψ_{max} 及俯仰角 θ_{max}	$\pm 30^\circ$
光学载荷视场角 α	6°

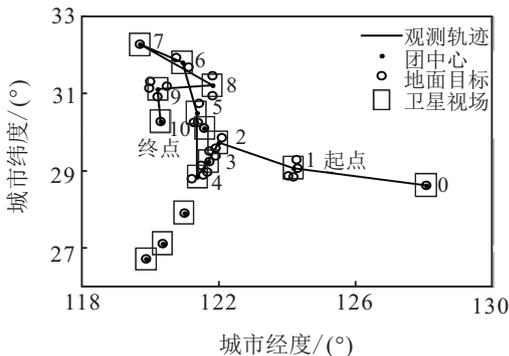


图3 聚类后的规划观测轨迹(30个点目标)

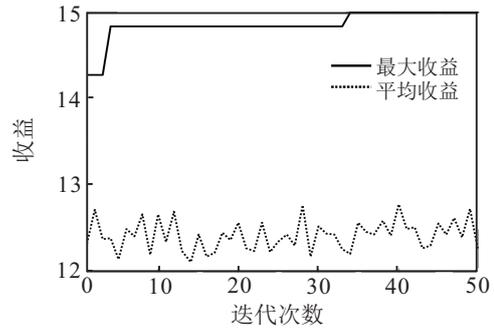


图4 聚类后的综合观测收益(30个点目标)

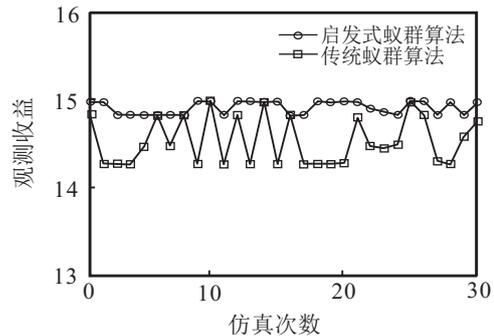


图5 传统蚁群算法与启发式蚁群算法收益对比(30个点目标)

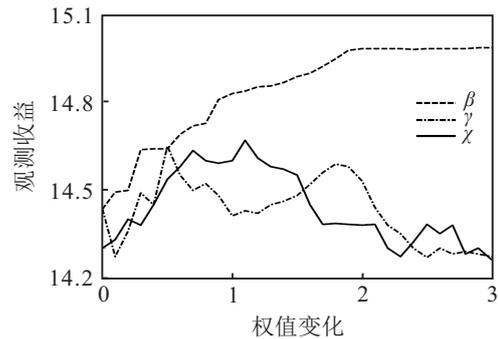


图6 启发因子权值对收益的影响

表2 各团的观测开始时刻及时间窗口(30个点目标)

团观测序号	相对观测开始时刻/s	观测区间世界时/s	目标可见时间窗口/s
0	0	[273.5, 273.5]	[273.5, 273.5]
1	7.3	[280.8, 290.8]	[274.4, 375.7]
2	32.4	[305.9, 315.9]	[305.9, 406.2]
3	45.9	[319.4, 329.4]	[306.6, 407.9]
4	59.0	[332.5, 342.5]	[312.0, 411.0]
5	4.8	[348.3, 358.2]	[316.5, 415.0]
6	89.7	[363.2, 373.2]	[333.8, 409.9]
7	103.8	[377.3, 387.3]	[360.6, 421.7]
8	119.0	[392.5, 402.5]	[316.3, 406.7]
9	132.1	[405.6, 415.6]	[335.2, 423.4]
10	145.5	[419.0, 429.0]	[330.6, 429.7]

形成连通图后,利用团划分算法将其分割成多个目标团,矩形表示卫星视场范围,同一视场内的所

有目标构成一个团. 卫星通过姿态调整将光轴对准团中心即可观测到团中的所有点目标. 卫星初始位置在虚拟开始点正上方,且光轴指向该点. 利用3.2节提出的蚁群算法,得到最优观测轨迹如图3的折线所示. 可以看出,当综合考虑目标观测收益和姿态机动能量消耗时,对于偏离星下点轨迹较远的任务点不进行观测. 图中的编号表示卫星观测各团的序列. 考虑卫星以最大角加速度进行姿态机动,则根据式(12)姿态转换时间可得各团的观测开始时刻,如表2所示. 其中序号0表示卫星初始星下点. 仿真场景中任务规划开始时刻的协调世界时为2017-01-01的08'04''34''',表2中的相对观测开始时刻是指相对任务规划开始时刻,即任务规划进行的时长. 由表2可以看出,每一个团目标观测区间都位于相应的时间窗口中,表明了本文设计的任务规划算法的正确性. 表2中2号团目标的观测开始时刻与其最早可开始观测时刻相同,这是因为在1号团观测完成后,其余所有目标距离1号团较远,它们的最早可观测时刻都大于当前时刻;因此,卫星需要等待,直到有满足时间窗口约束的目标出现. 由表2不难看出,2号团目标最早可观测时刻相对较早,因此,卫星观测1号团目标后,经过一段时间的等待,然后选择2号团进行观测. 这样便可以最大程度节省时间,提高观测效率.

图4表示每一次迭代中,蚁群(共50只蚂蚁)的最大收益以及平均收益,这里的收益指的是式(6)定义的优化指标(综合收益). 可以看出,蚁群算法在40次迭代后达到最优结果. 图5为多次仿真对应的最大收益. 如注5所述,蚁群算法具有一定的随机性,因此每次仿真结果都会有所不同. 为了说明本文提出的启发式蚁群算法优势,将其与传统蚁群算法进行对比. 在传统蚁群算法中,蚂蚁转移概率的计算只考虑信息素浓度和目标优先级的影响,这对于无时间窗口约束的组合优化问题,例如旅行商问题具有较好的寻优性. 而对于敏捷卫星观测问题,由于时间窗口的限制,传统的蚂蚁转移策略无法体现出时间窗口的约束,难以最大程度发挥蚁群算法的优势. 而本文设计的转移概率在此基础上还考虑了任务执行间隔和任务时间窗口等因素,如式(13)所示,提高了蚂蚁对即将超过时间窗口目标的选择概率,并且对于时间窗口较富裕的目标适当等待,从而使得卫星在有限时间内对更多目标进行观测,提升了算法的搜索和适应能力. 通过多次仿真可以看出,传统蚁群算法的观测收益明显低于启发式蚁群算法.

为了揭示不同启发因子的权值对观测总收益的影响,利用控制变量法的思想,取不同权值进行多组仿真,如图6所示. β, γ 和 χ 分别是蚁群算法蚂蚁转移概率中各项启发因子的权重. 由图6可以看出,随着 β 的增加,观测收益也不断增加,直至大于2. 而对于 γ ,在0.5和2附近都可以使观测收益较大. 除此之外, β 对观测收益的影响比 γ 和 χ 大,因为 β 代表姿态转移时间项的权重,优先选择附近目标进行观测有利于提高观测效率,增加观测收益.

2) 点目标个数为60.

为了进一步说明本文设计算法的有效性,增加目标数目至60个. 各项权值 $\epsilon = 2, \beta = 3, \gamma = 5, \lambda = 2, \chi = 3$,仿真结果如图7~图9所示.

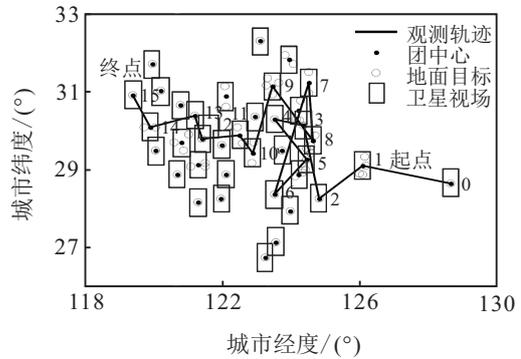


图7 聚类后的规划观测轨迹(60个点目标)

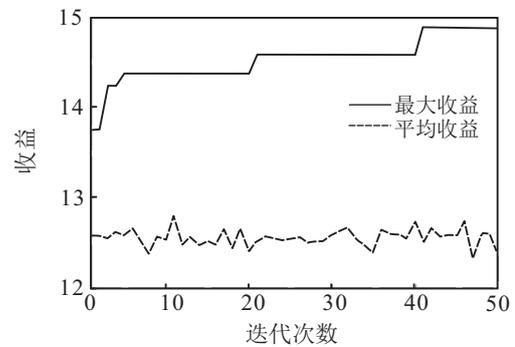


图8 聚类后的综合观测收益(60个点目标)

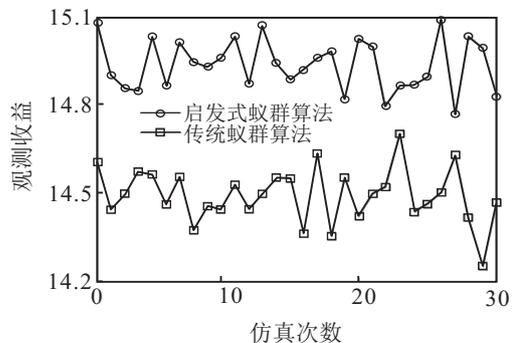


图9 传统蚁群算法与启发式蚁群算法收益对比(60个点目标)

由图7可以看出,通过将目标聚类可充分利用卫星视场,使得卫星在有限时间内观测到更多的目

标. 由图9多次仿真结果可以看出,传统蚁群算法寻优能力与启发式蚁群算法相比较差,充分说明本文设计的启发式蚁群算法的优势. 与图5相比,随着目标数量及密集度的提升,启发式蚁群算法的优势也越来越明显,此时蚂蚁在每一步可供选择的目标增多,启发式的转移策略从全局优化的角度出发,充分利用目标的时间窗口,使得卫星在有限时间窗口内对更多的目标进行观测. 表3为各团目标实际观测区间及其时间窗口. 可以看出,各团的观测区间满足时间窗口约束.

表3 各团的观测开始时刻及时间窗口(60个点目标)

团观测序号	相对观测	观测区间	目标可见
	开始时刻/s	世界时/s	时间窗口/s
0	0	[273.5, 273.5]	[273.5, 273.5]
1	7.3	[280.7, 290.7]	[274.4, 375.7]
2	22.4	[305.9, 315.9]	[305.9, 406.2]
3	46.3	[319.8, 329.8]	[313.3, 412.6]
4	60.9	[334.3, 344.3]	[330.6, 429.7]
5	76.2	[349.7, 359.7]	[306.6, 407.9]
6	91.0	[364.5, 374.5]	[329.9, 424.1]
7	108.1	[381.5, 391.5]	[316.3, 406.7]
8	122.7	[396.2, 406.2]	[305.9, 406.2]
9	137.5	[411.0, 421.0]	[335.2, 423.4]
10	152.4	[425.9, 435.9]	[340.6, 441.9]
11	165.1	[438.6, 448.6]	[347.3, 448.6]
12	178.1	[451.6, 461.6]	[370.4, 471.7]
13	191.1	[464.6, 474.6]	[376.2, 476.3]
14	204.4	[477.9, 487.9]	[397.9, 499.2]
15	218.2	[491.7, 501.7]	[414.0, 511.7]

5 结论

本文研究了凝视成像卫星观测密集点目标的任务规划问题,研究成果及结论总结如下:

1) 根据卫星视场范围将目标点生成连通图,利用团划分算法对点目标进行了聚类,将多点规划问题转换为多个团目标观测序列规划问题.

2) 建立了团目标规划模型,推导了实时卫星姿态转换时间,提高了任务规划模型的准确度.

3) 考虑了目标点任务可见时间窗口约束及卫星最大角加速度约束,对传统蚁群算法进行了改进,设计了启发式寻优策略,基于目标点权值、目标时间窗口、姿态机动距离等因素设计了蚂蚁转移概率,与传统蚁群算法相比,具有更强的寻优能力;利用轮盘赌

转法进行转移,在一定程度上避免了算法陷入局部极小值;借鉴最大-最小蚂蚁系统,设计了信息素更新策略,只更新最优路径上的信息素,加快了算法的收敛.

本文任务聚类与任务规划是分开考虑的,在任务聚类过程中只以团数目最少为目标,未考虑不同聚类结果对任务规划的影响,该问题有待进一步研究.

参考文献(References)

- [1] Kim H, Chang Y K. Mission scheduling optimization of SAR satellite constellation for minimizing system response time[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2015, 40: 17-32.
- [2] Wang P, Reinelt G, Gao P, et al. A model, a heuristic and a decision support system to solve the scheduling problem of an earth observing satellite constellation[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2011, 61(2): 322-335.
- [3] 马文坡. 低轨对地观测卫星凝视成像仪探讨[J]. *航天返回与遥感*, 2006, 27(4): 17-21.
(Ma W P. Discussion on staring imager for LEO earth observation satellite[J]. *Spacecraft Recovery & Remote Sensing*, 2006, 27(4): 17-21.)
- [4] Lemaitre M, Verfaillie G, Jouhaud F, et al. Selecting and scheduling observations of agile satellites[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2002, 6(5): 367-381.
- [5] 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.
- [6] 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(2): 307-333.
- [7] Wang X W, Chen Z, Han C. Scheduling for single agile satellite, redundant targets problem using complex networks theory[J]. *Chaos, Solitons & Fractals*, 2016, 83: 125-132.
- [8] Xu R, Chen H, Liang X, et al. Priority-based constructive algorithms for scheduling agile earth observation satellites with total priority maximization[J]. *Expert Systems with Applications*, 2016, 51: 195-206.
- [9] 李志亮, 李小将, 王志恒. 敏捷卫星任务规划问题研究现状与展望[J]. *装备学院学报*, 2016, 27(1): 69-75.
(Li Z L, Li X J, Wang Z H. Current status and prospect of agile satellite mission planning[J]. *Journal of Equipment Academy*, 2016, 27(1): 69-75.)
- [10] 唐忠兴, 韩潮. 基于有向无圈图的敏捷卫星姿态机动策略[J]. *北京航空航天大学学报*, 2014, 40(5): 644-650.

- (Tang Z X, Han C. Agile satellite attitude maneuver strategy study based on directed acyclic graph[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2014 (5): 644-650.)
- [11] 赵琳, 王硕, 郝勇, 等. 基于能量最优的敏捷遥感卫星在轨任务规划[J]. 航空学报, 2017, 38(6): 202-220.
(Zhao L, Wang S, Hao Y, et al. Energy-optimal in orbit mission planning for agile remote sensing satellites[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2017, 38(6): 202-220.)
- [12] Cohen R H. Automated spacecraft scheduling-the ASTER example[R]. Ground System Architectures Workshop, 2002: 7-13.
- [13] Wu G, Liu J, Ma M, et al. A two-phase scheduling method with the consideration of task clustering for earth observing satellites[J]. Computers & Operations Research, 2013, 40(7): 1884-1894.
- [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] 伍国华, 马满好, 王慧林, 等. 基于任务聚类的多星观测调度方法[J]. 航空学报, 2011, 32(7): 1275-1282.
(Wu G H, Ma M H, Wang H L, et al. Multi-satellite observation scheduling based on task clustering[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2011, 32(7): 1275-1282.)
- [16] Li Z, Hao G, Xu P, et al. Agile imaging satellite intensive task clustering and scheduling for disaster monitoring[J]. Research Journal of Chemistry And Environment, 2013, 17: 170-179.
- [17] 白保存, 贺仁杰, 李菊芳, 等. 考虑任务合成的成像卫星调度问题[J]. 航空学报, 2009, 30(11): 2165-2171.
(Bai B C, He R J, Li J F, et al. Imaging satellite observation scheduling with task merging[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2009, 30(11): 2165-2171.)
- [18] 郭雷. 敏捷卫星调度问题关键技术研究[D]. 武汉: 武汉大学计算机学院, 2015: 50-58.
- (Guo L. Research on key problems of agile satellite imaging scheduling problem[D]. Wuhan: School of Computing, Wuhan University, 2015: 50-58.)
- [19] Roemer S, Renner U. Flight experiences with DLR-TUBSAT[J]. Acta Astronautica, 2003, 52(9): 733-737.
- [20] Buhl M, Segert T, Danziger B. TUBSAT— A reliable and cost effective micro satellite platform[C]. Proceedings of the 61st International Astronautical Congress. Prague, 2010: 16.
- [21] Lian Y, Gao Y, Zeng G. Staring imaging attitude control of small satellites[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2017, 40(5): 1-8.
- [22] 贾兆红, 李丹, 李龙澍. 求解差异工件批调度问题的改进型蚁群算法[J]. 控制与决策, 2014, 29(10): 1758-1764.
(Jia Z H, Li D, Li L S. Improved ant colony algorithm for solving batch scheduling problem with non-identical job sizes[J]. Control and Decision, 2014, 29(10): 1758-1764.)
- [23] 张兆军, 冯祖仁, 陈竹青. 简化蚁群算法[J]. 控制与决策, 2012, 27(9): 1325-1330.
(Zhang Z J, Feng Z R, Chen Z Q. Simplified ant colony optimization algorithm[J]. Control and Decision, 2012, 27(9): 1325-1330.)

作者简介

耿远卓(1992—), 男, 博士生, 从事航天器姿态控制及任务规划的研究, E-mail: gengyz@hit.edu.cn;

郭延宁(1985—), 男, 副教授, 博士生导师, 从事航天器控制与火星着陆制导等研究, E-mail: guoyn@hit.edu.cn;

李传江(1978—), 男, 教授, 博士生导师, 从事航天器轨道控制及最优控制等研究, E-mail: lichuan@hit.edu.cn;

马广富(1963—), 男, 教授, 博士生导师, 从事航天器姿态与轨道控制等研究, E-mail: magf@hit.edu.cn;

李文博(1984—), 男, 博士, 高级工程师, 从事动态系统的故障可诊断性评估与设计、故障诊断算法的优化与设计等研究, E-mail: liwenbo_bice@163.com.

(责任编辑: 孙艺红)