

基于离散点访问信息聚类的区域覆盖规划算法

陈 畅¹, 彭会湘², 李 烁²

(1. 中国电子科技集团公司 第 7 研究所, 广州 510310;

2. 中国电子科技集团公司 第 54 研究所, 石家庄 050080)

摘要: 区域覆盖是遥感卫星领域的重要内容, 常规条带覆盖方法效率不高, 适应性不强; 文章旨在解决遥感卫星任务规划中, 多颗遥感卫星在一定时间内对指定区域进行最大化覆盖的问题; 根据所有卫星的最小观测幅宽, 对待观测区域进行离散化处理, 依据访问时间和访问角度等信息进行聚类处理, 筛选出最优观测方案, 优化卫星观测顺序、侧摆角度等观测任务安排; 研究结果表明, 该算法对不同区域目标实现成像覆盖时, 所需成像条带数量更少, 覆盖率更高; 避免了因卫星观测幅宽、轨道方向不同带来的问题复杂性, 对不同区域类型、不同卫星类型均具有较好的适应能力, 解决了遥感卫星任务规划领域中多颗遥感卫星在一定时间内对指定区域进行最大化覆盖的问题。

关键词: 载荷视场角; 区域覆盖; 成像幅宽; 聚类; 遥感卫星任务规划

Area Coverage Planning Algorithm Based on Distribution Point Access Information Clustering

CHEN Yang¹, PENG Huixiang², LI Shuo²

(1. The 7th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Guangzhou 510310, China;

2. The 54th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Shijiazhuang 050080, China)

Abstract: Regional coverage is of great significance in satellite remote sensing, conventional strip coverage methods have the characteristics of inefficient and poor adaptability. This paper aims to solve the problem, of which multiple remote-sensing satellites achieve maximum coverage of a specified area within a given time in satellite remote-sensing mission planning. The area to be observed based on the minimum observation width of all satellites clusters is discretized. According to access time and angel information, it selects optimal observation plan, and optimizes observation tasks such as observation sequence and lateral swing angle. The results show that when the algorithm achieves a higher coverage rate in different regional targets, it requires fewer imaging strips and higher convergence, avoiding the complexity caused by different satellite observation amplitudes and orbital directions, it has good adaptability to different regional types and satellite types, which solves the problem that multiple remote sensing satellites maximize the coverage of a specified area within a certain period of time in the field of remote sensing satellite mission planning.

Keywords: angle of load field of view; area coverage; imaging width; clustering; satellite mission planning

0 引言

区域覆盖方法在遥感卫星领域是实现高效观测的关键技术。它的显著优势在于能突破单一卫星观测范围的局限, 通过合理规划多颗卫星的观测任务, 实现对大面积区域快速、全面覆盖^[1]。这种区域覆盖方法广泛应用于气象监测、地质勘探、生态保护等众多领域, 极大地

拓展了遥感卫星的应用边界。然而, 传统区域覆盖方法存在明显不足, 当涉及多颗不同类型卫星协同观测时, 不同卫星的轨道差异、成像特性不同, 使得传统覆盖方法在任务规划上困难重重, 容易出现观测重叠或遗漏现象, 造成资源浪费和数据不完整, 效率低下且适应性不强^[2]。因此, 新型的区域覆盖方法受到研究者的密切关注。但现有的一些新型区域覆盖方法同样存在问题。

收稿日期:2025-03-26; 修回日期:2025-04-15。

基金项目:国家自然科学基金(U22B2011)。

作者简介:陈 畅(1971-),男,硕士,高级工程师。

引用格式:陈 畅,彭会湘,李 烁,基于离散点访问信息聚类的区域覆盖规划算法[J]. 计算机测量与控制,2025,33(6):206-214,231.

部分方法过于依赖精确的卫星轨道预测和复杂的计算模型,在实际应用中,卫星轨道易受空间环境因素影响而发生微小变化,这就可能导致预测误差积累,使覆盖规划偏离预期。而且,这些方法在应对突发观测需求时缺乏灵活性,难以快速调整观测策略,无法及时响应诸如自然灾害监测等紧急情况,给相关工作带来诸多不便,这对遥感卫星在应急响应领域的应用构成了重大挑战^[3]。

在遥感卫星领域,众多学者围绕任务聚类 and 规划算法展开了深入研究。文献[4]提出改进的单轨最优团划分聚类方法,通过构建图模型并为边赋权值,结合卫星单轨姿态机动次数确定聚类方案,有效提高了点目标观测效率,然而该方法在处理大规模点目标时计算量较大,且对区域目标的处理缺乏深度。文献[5]针对敏捷成像卫星密集任务,建立聚类模型并设计基于优先级的团划分算法,提升了观测效率,但在区域目标的普适性筹划方面有所欠缺。文献[6]分析了编队卫星密集任务聚类约束,给出不同编队卫星的聚类模型及求解算法,验证了算法有效性,却在区域目标的前期剖分工作上着墨较少。文献[7]提出考虑任务聚类的多星观测分阶段调度方法以及基于任务聚类的多星观测调度模型,分别设计相应算法求解,有效提高了多星观测调度效率,不过在区域目标的前期处理阶段,对离散点划分与访问覆盖规划的研究不够深入。文献[8]建立基于任务聚类的多星协同任务规划模型,运用改进的多策略差分进化算法求解,取得良好效果,但在区域目标的前期剖分和离散点访问覆盖规划方面缺乏针对性。文献[9]针对卫星成像侦察任务聚类问题展开,在阐述成像侦察卫星工作原理及任务聚类概念、约束和特点的基础上,分别提出单星和多星成像侦察任务聚类方法,并通过实例验证了算法的可行性与有效性。文献[10]研究任务聚类方法,构建聚类图模型并给出求解算法。

实现卫星对指定区域的高效覆盖是遥感卫星任务的关键目标^[11]。针对传统区域覆盖方法效率低、适应性问题,本文提出了基于离散点访问信息聚类的区域覆盖规划算法,对观测区域进行离散化处理,将其转化为一组离散点,通过计算每颗卫星对每个离散点的访问信息,依据访问时间和访问角度等信息进行聚类分析,构建聚类模型。在此基础上,按照特定规则筛选出最优观测方案,从多个方面优化观测任务安排,比如合理规划卫星观测顺序、确定合适的侧摆角度等,避免因卫星观测幅宽和轨道方向差异导致的问题,最终实现对指定区域的最大化覆盖。

本文所提出的基于离散点访问信息聚类的区域覆盖规划算法,与传统条带覆盖方法存在本质区别,具备显著的创新特性。在离散点间隔设置上,本算法选取卫星最小观测幅宽的 $1/3$ 作为离散点间隔。若将间隔设置为

较宽幅宽,虽然计算量会有所减少,但在覆盖精度方面会大打折扣。较宽的间隔难以精确反映不同视场角卫星对离散点的覆盖能力差异,可能遗漏部分覆盖信息,致使区域覆盖规划无法准确匹配卫星观测能力,影响最终的覆盖效果。而若将离散点间隔设置为较窄幅宽,虽然更密的间隔能够更精确地反映不同卫星的覆盖能力差异,在覆盖精度上有一定优势,但会大幅增加计算量,过多的离散点会使后续的计算过程变得复杂且需要处理更多的数据,这不仅会耗费大量的计算资源,还会延长算法运行时间,降低算法效率。相比之下, $1/3$ 最小幅宽在保证对不同卫星覆盖能力精准识别的同时,合理控制计算量的增长,实现计算效率和覆盖精度的平衡,为后续的卫星观测任务规划提供更坚实的数据支撑。在侧视角聚类策略方面,本算法的侧视角聚类策略借鉴 DB-SCAN 算法思想,将侧视角相近的访问信息聚类,有效整合了不同轨道方向卫星的观测信息。在规划观测任务时,优先选择聚类中访问信息较多的类别,从而实现对指定区域的最大化覆盖,解决了多卫星轨道方向差异带来的观测难题,提高了对区域目标观测的效率和覆盖质量,能更好地应对复杂的大规模卫星观测场景,为多颗遥感卫星协同观测任务提供了更有效的规划方案。

1 遥感卫星区域覆盖问题

1.1 遥感卫星基础理论

遥感卫星作为获取地球表面信息的重要手段,其基本原理是利用卫星搭载的遥感载荷,收集、记录和分析地球表面反射或辐射的电磁波信息,从而实现对地球环境和资源的监测与研究。卫星轨道类型多样,主要包括低轨、中轨和高轨。低轨卫星运行速度快、周期短,能快速覆盖地球表面,可实现对特定区域的高频次观测,但覆盖范围相对较小。中轨卫星具有一定的覆盖范围和观测频率^[12],常用于导航、通信等领域。高轨卫星相对地球静止,能持续观测特定区域,适合气象监测、通信中继等任务,但对两极地区观测能力有限。

遥感载荷是遥感卫星的核心部件,主要有光学和雷达等类型。载荷的视场角决定了卫星一次观测的横向范围,视场角越大,单次覆盖面积就越大,但可能会降低分辨率。分辨率则直接影响到图像中可识别的最小地物尺寸,高分辨率能提供更详细的信息,但会缩小覆盖范围。在区域覆盖规划中,需要综合考虑卫星轨道类型和遥感载荷参数,以实现高效、全面的观测^[13]。基于离散点访问信息聚类的区域覆盖规划算法,正是在充分考虑这些因素的基础上,优化卫星观测任务,提高区域覆盖效率。

1.2 聚类算法基础

聚类算法是数据挖掘领域的重要技术,在遥感卫星

区域覆盖规划中也发挥着关键作用。聚类是指将物理或抽象对象的集合分组为由类似对象组成的多个类的分析过程。聚类的目标是使同一类中的对象具有较高的相似性,而不同类之间的对象差异尽可能大。通过聚类分析,可以发现数据中的潜在结构和规律,为决策提供支持。

DBSCAN(密度基于空间聚类的应用)算法基于数据点的密度^[14],如果一个区域内的数据点密度超过某个阈值,就将这些点划分为一个聚类。该算法不需要事先知道要形成的簇类的数量,能够发现任意形状的簇,并且能够识别出数据集中的噪声点。

在基于离散点访问信息聚类的区域覆盖规划算法中,借鉴这些聚类算法的思想,卫星对离散点的访问信息进行聚类,挖掘其中的规律,从而规划出高效的卫星观测任务,实现对指定区域的最大化覆盖。

1.3 区域覆盖规划相关概念

在区域覆盖规划中,成像幅宽、访问时间和侧视角是极为关键的概念,它们之间的相互关系为算法设计与分析提供了坚实的理论基础。

成像幅宽是指卫星在一次观测中能够获取图像的地面宽度。它主要由卫星的轨道高度和载荷视场角决定,卫星轨道高度为 H , 载荷视场角为 α (弧度) 时,星下点成像幅宽约为 $W = H \times \alpha$ 。成像幅宽直接影响卫星单次观测的覆盖范围,幅宽越大,单次观测覆盖的地面区域越广,但分辨率可能会相应降低。在区域覆盖规划中,成像幅宽是确定离散点间隔和规划观测任务的重要依据,较大的成像幅宽意味着可以适当增大离散点间隔,减少离散点数量,降低计算量,同时影响着每次观测能覆盖的离散点数量和区域范围^[15]。

访问时间是卫星能够对离散点进行观测的时刻。在规划区域覆盖时,准确把握卫星对每个离散点的访问时间,有助于合理安排卫星的观测顺序和时间窗口,避免观测冲突,实现多颗卫星在一定时间内对指定区域的高效覆盖。访问时间还与卫星的轨道特性相关,不同轨道类型的卫星访问同一离散点的时间规律不同。

侧视角是卫星观测目标时视线与卫星星下点方向的夹角^[16]。它决定了卫星观测的具体方向和范围,不同的侧视角可以观测到星下点周围不同位置的区域,如图 1 所示。在离散点访问信息聚类过程中,侧视角是聚类的关键依据之一。通过对侧视角进行聚类,可以将卫星在相似观测方向上的访问信息归为一组,便于后续选择最优的观测方案,提高观测效率和覆盖效果。

成像幅宽、访问时间和侧视角相互影响^[17]。例如,侧视角的变化会改变卫星实际观测的区域,进而影响成像幅宽在不同方向上的覆盖范围;访问时间则受到卫星轨道和侧视角调整的限制,不同的侧视角可能对应不同的访问时间窗口^[18]。在设计基于离散点访问信息聚类

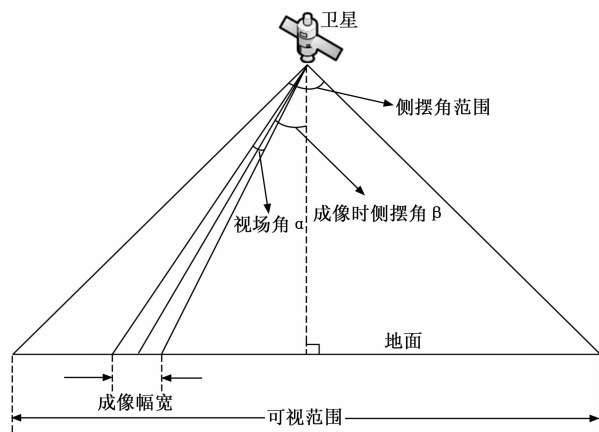


图 1 遥感卫星相关参数示意

的区域覆盖规划算法时,需要综合考虑这些概念及其相互关系,以实现指定区域的最大化覆盖^[19]。

2 基于离散点访问信息聚类的区域覆盖规划算法设计

2.1 区域离散化处理

在基于离散点访问信息聚类的区域覆盖规划算法(AICPDA, area coverage planning algorithm based on discrete points access information clustering)中,确定离散点间隔、生成离散点以及筛选有效离散点是至关重要的步骤,这些操作直接影响算法的性能和最终的区域覆盖效果。

首先,基于卫星最小观测幅宽确定离散点间隔。卫星的轨道高度为 H , 载荷视场角为 α , 离散点间隔为 d , 则星下点成像幅宽约为 $W = H \times \alpha$ 。为更精确分析,将观测区域进行网格化处理,假设观测区域为边长 L 的正方形,其面积 $S = L^2$ 。离散点在区域内呈均匀分布,每行离散点数量 $n_{\text{row}} = L/d$ (向下取整), 每列离散点数量 $n_{\text{col}} = L/d$ (向下取整)。以每个离散点为中心,其覆盖范围是以成像幅宽 W 为边长的正方形。那么实际覆盖面积 S_{covered} 可以通过计算所有离散点覆盖正方形面积之和得到。由于相邻离散点覆盖区域可能存在重叠,采用容斥原理来计算。单个离散点覆盖面积为 W^2 , 近似将覆盖面积 $S_{\text{covered}} \approx n_{\text{row}} \times n_{\text{col}} \times W^2$ - 重叠面积。当离散点间隔 $d = W/2$ 时, 每行每列离散点数量 $n = 2L/W$, 由于间隔较大,相邻离散点覆盖区域的重叠部分相对较小,但可能会出现一些未被覆盖的区域,导致覆盖精度下降。当 $d = W/4$ 时, 每行每列离散点数量 $n = 4L/W$, 虽然离散点分布更密集,覆盖精度理论上更高,但会带来计算量的大幅增加。当离散点间隔 $d = W/3$ 时,在保证相邻离散点覆盖区域有一定重叠的情况下,能较好地平衡覆盖范围和重叠面积。此时,离散点分布相对均匀,既不会因为间隔过大导致覆盖漏洞,也不会因为间隔过小导致过多的重叠浪费。

计算量则主要来源于卫星对离散点访问信息的计算以及后续的聚类分析等操作。假设计算卫星对一个离散点的访问信息的计算量为 C_1 , 对 n 个离散点的访问信息计算量为 $C_{\text{access}} = n \times C_1$, 这里 n 与离散点间隔 d 相关, $n = L^2/d^2$, 所以 $C_{\text{access}} = L^2/d^2 \times C_1$ 。在聚类分析过程中, 如使用 DBSCAN 算法, 计算量与离散点的数量有关。假设聚类分析的计算量与离散点数量的关系为 $C_{\text{cluster}} = k \times n^m$ (k 为常数, m 为大于 1 的指数), 将 $n = L^2/d^2$ 带入可得 $C_{\text{cluster}} = k \times (L^2/d^2)^m$, 则总计算量 $C_{\text{total}} = C_{\text{access}} + C_{\text{cluster}} = L^2/d^2 \times C_1 + k \times (L^2/d^2)^m$ 。当 $d = W/2$ 时, 总的计算量为: $C_{\text{total}} = 4L^2/W^2 \times C_1 + k \times (4L^2/W^2)^m$; 当 $d = W/4$ 时, 总的计算量为: $C_{\text{total}} = 16L^2/W^2 \times C_1 + k \times (16L^2/W^2)^m$; 当 $d = W/3$ 时, 总的计算量为: $C_{\text{total}} = 9L^2/W^2 \times C_1 + k \times (9L^2/W^2)^m$; 通过对比发现, $d = W/2$ 时计算量相对较小, 但覆盖精度可能不足; $d = W/4$ 时虽然覆盖精度高, 但计算量过大; 而 $d = W/3$ 在计算量和覆盖精度之间取得了较好的平衡。在多颗卫星协同观测时, 取所有卫星星下点成像幅宽的最小值 $\min W$ 。为了区分不同视场角卫星对离散点的覆盖能力, 同时兼顾计算量, 将离散点间隔 $space$ 设置为成像幅宽最小值的 $1/3$, 即 $space = \min W/3$ 。

根据待观测区域多边形顶点坐标生成离散点的过程。先遍历待观测区域多边形的各顶点坐标, 获取各顶点坐标的最小值 ($\min X$, $\min Y$) 和最大值 ($\max X$, $\max Y$), 以此生成待观测区域的外接矩形。在该外接矩形内插入离散点, 离散点的行数 n 和列数 m 通过以下公式计算: $m = (\max X - \min X) / space + 1$ 和 $n = (\max Y - \min Y) / space + 1$ 。第 i 列 j 行离散点 $P(i, j)$ 的坐标为 (x_i, y_j) , 其中 $x_i = \min X + i \times space$, $y_j = \min Y + j \times space$ (i, j 为整数, 最小值为 0, 最大值分别为 m 和 n)。则第 i 行 j 列离散点的坐标为: $(x_{\min} + (i - 0.5) \times d, y_{\min} + (j - 0.5) \times d)$, 其中 $i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m$, 通过这样的计算方式, 在矩形区域内均匀分布离散点, 为后续的观测任务规划提供基础。

最后是离散点筛选步骤, 形成有效离散点集合。针对生成的每个离散点, 需要判断其是否在待观测区域多边形内部, 采用射线法进行判断。从离散点 P 出发向任意方向作一条射线 L (例如向右)。统计该射线 L 与待观测区域多边形边界的交代个数 N 。对于多边形的每条边 $AB [A(x_1, y_1), B(x_2, y_2)]$, 判断射线 L 与边 AB 是否相交。若射线 L 的方程为 $y = yp$ (yp 为离散点 P 的纵坐标), 边 AB 的直线方程为 $y - y_1 = \frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1} (x - x_1)$ (当 $x_2 \neq x_1$ 时), 联立两个方程求解交点的横坐标 x 。若交点横坐标 x 满足 $x \geq xp$ (因为射线

向右) 且 x 在边 AB 的 x 坐标范围内即 $\min(x_1, x_2) \leq x \leq \max(x_1, x_2)$, 则认为射线与该边相交, 交点个数 N 加 1。若交点个数 N 为奇数, 则该离散点在多边形内部; 若为偶数, 则在多边形外部。

将所有在待观测区域多边形内部的离散点加入一个列表 Pointlist, 这样就完成了离散点的筛选, 得到有效离散点集合, 如图 2 所示。这个有效离散点集合是后续计算卫星访问信息和进行聚类分析的基础, 确保了算法处理的数据都是与待观测区域相关的, 避免了对无效区域的计算, 提高了算法的效率和准确性。

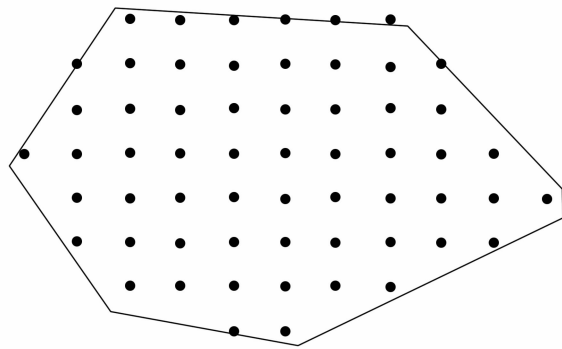


图 2 待观测区域离散化

综上所述, 这些步骤紧密相连, 基于卫星最小观测幅宽确定离散点间隔为后续操作提供了合理的间距标准, 生成离散点过程全面覆盖了可能的观测点, 而离散点筛选则保证了数据的有效性, 共同为基于离散点访问信息聚类的区域覆盖规划算法奠定了坚实基础, 对实现高效的区域覆盖规划具有重要意义。

2.2 离散点访问信息聚类

2.2.1 访问信息数据结构设计

为了全面且准确地记录卫星对离散点的观测信息, 设计包含卫星编号 (wxdb)、目标离散点编号 (mbbh)、访问时刻 (t)、侧视角 (α) 等字段的访问信息数据结构 AL (AccessInfo)。卫星编号用于唯一标识执行观测任务的卫星, 目标离散点编号对应被观测的离散点, 访问时刻精确记录卫星对该离散点的观测时间, 侧视角则反映卫星观测时视线与星下点方向的夹角。这种数据结构为后续计算和分析提供了基础信息单元。

2.2.2 访问信息按卫星和轨道圈次分组策略

将访问信息按卫星和轨道圈次进行分组, 有助于后续更高效地处理和分析数据。同一轨道圈次是指同一组内所有访问信息中的访问时间差最大不超过一个轨道周期 T (与区域沿轨道方向长度相关, 例如 7.8 km 长度约对应 1 s)。

设 $t_{i,j}$ 表示卫星 i 对离散点 j 的访问时刻, 对于卫星 i , 将其所有的访问信息按照访问时刻排序, 即 $t_{i,j_1} \leq t_{i,j_2} \leq \dots \leq t_{i,j_n}$ 。从第一个访问时刻 t_{i,j_1} 开始, 依次判断

后续的时刻 t_{i,j_k} 与 t_{i,j_l} 的时间差 $\Delta t_{i,j_l,j_k} = t_{i,j_l} - t_{i,j_k}$, 若 $\Delta t_{i,j_l,j_k} \ll T$, 则将对访问信息归为同一组。当遇到 $\Delta t_{i,j_l,j_k} > T$ 时, 将从 t_{i,j_k} 开始的后续访问信息作为新的一组进行划分。通过这种方式, 将 AiList 分成若干组访问信息列表 AiList₁、AiList₂、AiList₃、..., 每一组存储同一颗卫星在同一轨道圈次对可视范围内离散点的访问信息。

2.2.3 按侧视角对访问信息进行聚类的算法流程

DBSCAN 算法涉及到核心点、密度直达、密度可达等关键概念, 这些概念可以用公式更清晰地表达。在遥感卫星区域覆盖规划背景下, 假设有数据集 D , 其中包含卫星对离散点的访问信息, 每个数据点 P 可表示为一个多维向量, 包含访问时间、侧视角等信息。

核心点为定义一个领域半径 ϵ , 对于数据点 P , 其 ϵ -邻域 $N_\epsilon(P)$ 是数据集中与 P 的距离在 ϵ 之内的所有点的集合, 即 $N_\epsilon(P) = \{q \in D \mid \text{dist}(q, p) \leq \epsilon\}$, 其中 $\text{dist}(q, p)$ 表示点 p 和 q 之间的距离^[20]。如果 $N_\epsilon(P)$ 中包含的数据点数量大于等于最小点数阈值 $MinPts$, 则点 p 被称为核心点。如果点 p 是核心点, 且点 q 在 p 的邻域内, 即 $q \in N_\epsilon(P)$, 那么称点 q 从点 p 密度直达。这表明在卫星观测场景中, p 代表的卫星访问信息与 q 代表的信息在空间 (这里的空间指由访问时间、侧视角等维度构成的抽象空间) 上距离较近, 且 p 所在区域的数据点密度满足核心点条件。

在侧视角聚类中, 领域半径取值与载荷视场角 θ 相关。考虑到既要使相近观测方向的访问信息有效聚类, 又要避免聚类范围过大或过小, 经研究和实践验证, 将 ϵ 设定为 $\theta/4$ 。例如, 当某卫星载荷视场角 $\theta = 30^\circ$ 时, $\epsilon = 7.5^\circ$, 这样能合理划分聚类范围。

对于数据集中的两个点 p 和 q , 如果存在一系列点 $p_1, p_2, \dots, p_n$, 其中 $p_1 = p, p_n = q$, 且对于 $i = 1, 2, \dots, n-1, p_{i+1}$ 从 p_i 密度直达, 那么称点 q 从点 p 密度可达。这意味着在卫星观测规划中, 虽然 p 和 q 代表的访问信息可能不直接相邻, 但通过一系列中间的核心点连接, 它们在密度上是相关联的, 可能属于同一个有意义的观测聚类。

首先针对侧视角进行排序, 对每组访问信息列表, 提取其中的侧视角信息 $\alpha_{i,j}$ (i 表示卫星编号, j 表示该组内的访问信息序号), 并对其进行从小到大排序, 得到有序序列 $\alpha_{i,1} \ll \alpha_{i,2} \ll \dots \ll \alpha_{i,n}$ 。然后, 以排序后的第一个侧视角 $\alpha_{i,1}$ 为起点, 设定聚类判断条件为与 $\alpha_{i,1}$ 的差小于视场角 α 。即对于后续的侧视角 $\alpha_{i,k}$ ($k > 1$), 若 $|\alpha_{i,k} - \alpha_{i,1}| < \alpha$, 则将对访问信息保存到一个聚类列表 $C_{i,1}$ 中。最后进行迭代聚类, 完成以 $\alpha_{i,1}$ 为起点的聚类后, 以 $\alpha_{i,2}$ 为新的起点, 重复上述聚类判断条件, 将满足 $|\alpha_{i,k} - \alpha_{i,2}| < \alpha$ ($k > 2$) 的访问信息保存到新的聚类

列表 $C_{i,2}$ 中。以此类推, 遍历整个有序侧视角序列, 最终形成按侧视角聚类后的一组访问信息列表 AiList₁₁, AiList₁₂, ..., AiList₂₁, AiList₂₂, ..., 如图 3 所示。

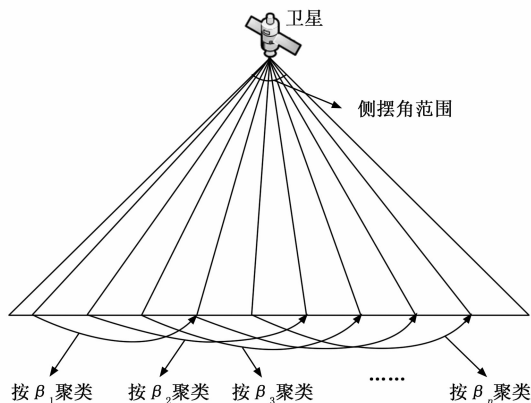


图 3 按侧摆角聚类

在这个过程中, 借鉴 DBSCAN 算法的思想, 将侧视角相近 (差值小于视场角) 的访问信息看作是在“密度”上相近的点, 从而实现聚类。通过这种聚类方式, 可以将卫星在相似观测方向上的访问信息归为一类, 为后续选择最优观测方案提供依据, 提高区域覆盖规划的效率和准确性。例如, 在选择观测方案时, 可以优先选择聚类中访问信息数量较多的类别, 因为这意味着在该观测方向上有更多的离散点可以被观测到, 有助于实现对指定区域的最大化覆盖。

2.3 任务规划与迭代优化

在基于离散点访问信息聚类的区域覆盖规划算法中, 任务规划与迭代优化是实现高效区域覆盖的关键环节。通过合理选择最优观测任务、精确制定观测规划方案, 并对未规划区域进行迭代处理, 能够逐步实现对指定区域的全面覆盖。

2.3.1 选择最优观测任务的准则

从聚类后的众多访问信息聚类中, 选择访问信息最多的聚类作为本次观测任务的基础。这一准则的依据在于, 访问信息最多的聚类意味着在该观测方向和时间范围内, 卫星能够观测到更多的离散点, 从而可以在一次观测中覆盖更大的区域, 提高观测效率。假设聚类集合为 $\{C_1, C_2, \dots, C_n\}$, 每个聚类 C_i 包含的访问信息数量为 $|C_i|$, 则选择的最优聚类 C_{opt} 满足 $|C_{opt}| = \max(|C_1|, |C_2|, \dots, |C_n|)$ 。通过这种方式, 优先利用卫星观测资源, 减少观测次数, 进而缩短整个区域覆盖所需的时间。

2.3.2 根据选定聚类生成观测规划方案

首先确定成像侧摆角, 对于选定的最优聚类 C_{opt} , 其中包含多个访问信息, 每个访问信息都有对应的侧视角。为了在一次观测中尽可能覆盖更多离散点, 取该聚类中最小侧摆角 $\min\beta$ 和最大侧摆角 $\max\beta$, 成像侧摆角

β_{plan} 通过公式 $\beta_{plan} = \frac{min\beta + max\beta}{2}$ 计算得到。这个侧摆角使得卫星在观测时能够以一个折中的角度覆盖聚类中的大部分离散点，平衡了不同侧视角下的观测范围，确保观测的全面性。其次确定成像开始时间和结束时间，在最优聚类 C_{opt} 中，提取最早访问时间 t_1 和最晚访问时间 t_2 。成像开始时间 t_{1plan} 和成像结束时间 t_{2plan} 分别通过公式 $t_{1plan} = t_1 - t$ 和 $t_{2plan} = t_2 + t$ 计算。这里的 t 是一个时间调整量，其目的是为了确保规划成像区域沿轨道方向上完全覆盖待观测区域，如图 4 所示。假设卫星的轨道速度为 v ，成像幅宽在轨道方向上的投影长度为 L ，则 $t = \frac{L}{2v}$ 。通过这样的时间调整，保证了观测区域的完整性，避免出现观测遗漏，使成像区域在轨道方向上覆盖范围更完整。

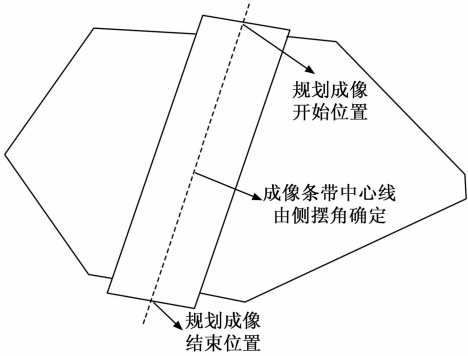


图 4 依据访问信息聚类结果规划观测区域

2.3.3 已规划区域和未规划区域划分及迭代处理

首先进行区域划分方法，根据生成的观测规划方案进行观测后，会将待观测区域分解成已规划区域和未规划区域。已规划区域和未规划区域的空间关系有 4 种情况：已规划区域在左侧，未规划区域在右侧；已规划区域在中间，未规划区域在两侧；已规划区域在右侧，未规划区域在左侧；已规划区域完全覆盖待观测区域，没有待规划区域。划分的依据是卫星的观测范围和成像幅宽，如图 5 所示。

然后进行迭代处理，将每一片未规划区域作为新的待观测区域，继续进行迭代处理。在迭代过程中，需要将与之前规划方案列表 PlanList 中相冲突的访问信息从访问信息列表 AiList 中去掉。冲突的判断依据是时间和空间的重叠性。例如，若之前规划的观测任务在时间区间 $[t_{1plan}, t_{2plan}]$ 内对某区域进行了观测，那么在新的待观测区域计算中，要排除在该时间区间内卫星对该区域的访问信息。反复进行上述迭代操作，即重新进行离散点访问信息聚类、选择最优观测任务、生成观测规划方案、划分已规划和未规划区域等步骤，直至待观测区域被已规划区域完全覆盖或者再没有可用的访问信

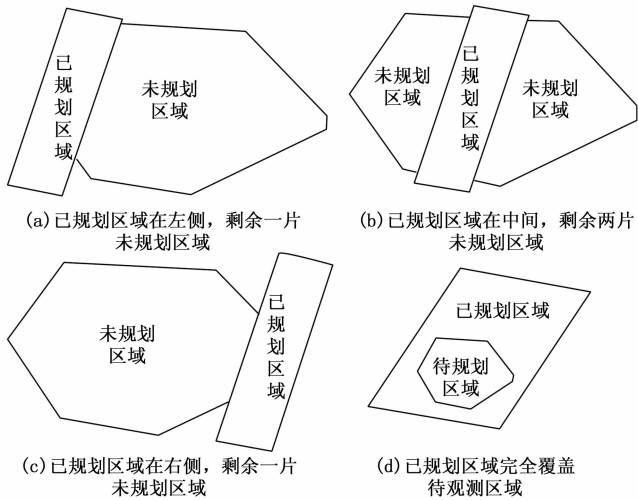


图 5 将待观测区域分成已规划区域和未规划区域

息 (AiList 列表为空)，此时规划任务完成。

通过以上任务规划与迭代优化过程，基于离散点访问信息聚类的区域覆盖规划算法能够逐步实现对指定区域的最大化覆盖，在面对复杂的卫星观测条件和多样的待观测区域时，展现出良好的适应性和高效性，为遥感卫星任务规划提供了有力的支持。

2.4 基于离散点访问信息聚类的区域覆盖规划算法软件实现流程

- 1) 数据输入：输入卫星轨道、载荷及待观测区域顶点坐标数据。
- 2) 离散点处理：计算幅宽确定间隔，生成离散点并筛选，存入 PolintList。
- 3) 信息计算：根据轨道和离散点坐标，计算访问时刻与侧视角，存 AiList。
- 4) 访问聚类：按照卫星和轨道圈次分组，依侧视角聚类访问信息。
- 5) 任务规划：选信息最多聚类，计算成像参数，划分已、未规划区域。
- 6) 迭代优化：对为规划区域重复上述步骤，直至完成区域覆盖规划。

基于离散点访问信息聚类的区域覆盖规划算法软件实现流程如图 6 所示。

3 实验结果与分析

3.1 实验环境及实验设计

在本次研究中，实验仿真场景的搭建以及相关参数的计算借助了卫星开发工具包 (STK, satellite tool kit) 来实现。在该工具环境下，构建了包含 6 颗对地观测卫星和四类星载遥感器的仿真场景。其中，卫星的轨道信息涵盖半长轴、偏心率、轨道倾角、升交点赤经、近地点角以及真近地点角；星载遥感器也具备相应参数。具体参数分别在表 1 和表 2 所示，仿真场景如图 7 所示。

表 1 卫星轨道参数

编号	半长轴/km	偏心率	轨道倾角	近地点俯角	升交点赤经	真近点角
Sat1	10 494.18	0.002 194	0.179 3	294.359 4	325.671 6	34.395 1
Sat2	11 364.29	0.001 051	0.189 1	336.481 8	15.621 9	331.194 8
Sat3	10 774.91	0.001 494	0.139 7	300.197 8	139.184 7	58.195 1
Sat4	9 541.19	0.001 439	0.110 8	103.947 8	343.611 8	346.199 8
Sat5	12 094.19	0.001 719	0.093 4	238.495 9	50.649 7	326.198 7
Sat6	10 829.19	0.002 019	0.006 4	74.219 1	19.194 7	284.694 8

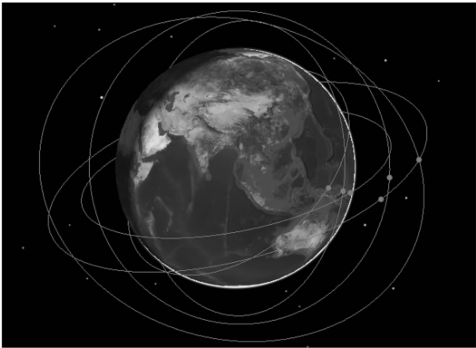
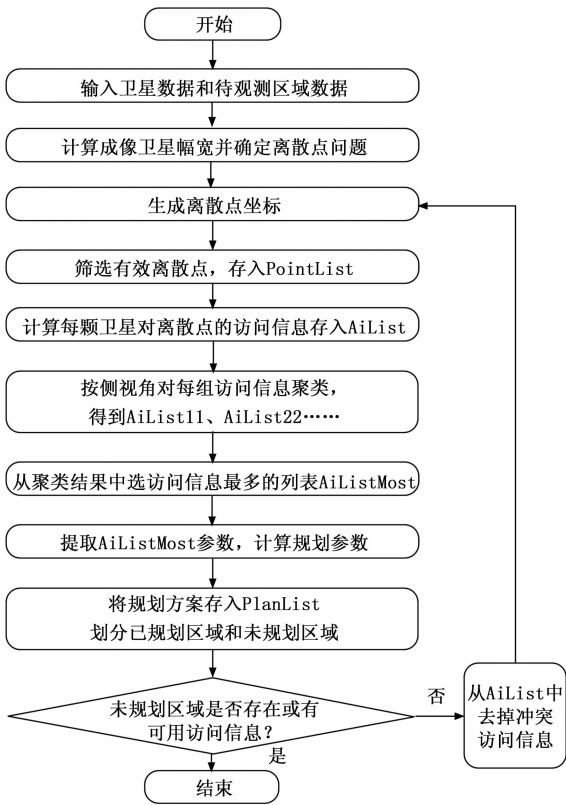


图 7 仿真场景图

3.2.1 算法有效性测试

观测目标区域分布如图 8 所示，为验证论文提出方法的有效性，使用 STK 软件随机在经度 $[65^{\circ}\text{E}, 90^{\circ}\text{E}]$ 和纬度 $[5^{\circ}\text{N}, 30^{\circ}\text{N}]$ 之间生成一定观测目标，其中包含 13 个 Target 点目标和 3 个 AreaTarget 区域目标。每个目标的任务优先紧急程度均匀分布在 $[1, 10]$ ，且观测收益为完成观测任务所对应的优先级值。任务有效执行时间区间在 1. Feb. 2025. 12: 00: 00 至 2 Feb. 2025. 12: 00: 00。

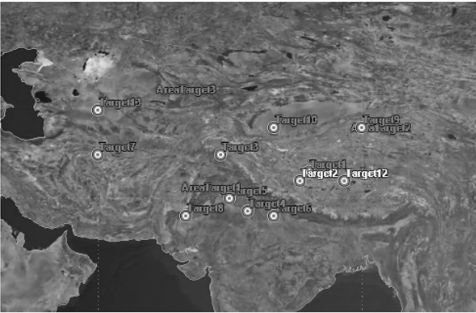


图 8 观测目标分布示意图

表 2 星载遥感器参数

编号	所属卫星	影像幅宽/km	传感器	空间分辨率/m
Sen1	Sat2	120	CCD	10
	Sat4			
Sen2	Sat5	105	IRMSS	15
	Sat6			
Sen3	Sat1	260	WFI	20
Sen4	Sat3	400	WFI	20

3.2 实验结果及分析

论文通过建立一个任务场景，验证了所提出方法的有效性。此外，为了验证 AICPDA 的优越性，选取其他应用于卫星观测区域覆盖问题的具有代表性的方法策略，以覆盖率和任务完成收益为指标来衡量方法性能。

在获取卫星对观测目标的成像机会时，依据成像卫星、观测目标以及卫星轨道参数，能够算出卫星对全部观测目标的可见时间窗。对于点目标而言，卫星单次过境就可完成观测任务，因此，只要卫星与点目标之间存在可见时间窗，就能够实现对该点目标的观测。而区域目标的情况有所不同，卫星单次过境仅能覆盖目标区域

的一部分，必须借助多颗卫星协同观测，才能实现对整个区域目标的成像覆盖。经计算，每颗卫星针对每个区域目标的可见时间窗数量，具体如表 3 所示。

表 3 卫星对区域目标可见时间窗数量

编号	AreaTarget1	AreaTarget2	AreaTarget3
Sat1	2	2	3
Sat2	3	8	4
Sat3	2	3	2
Sat4	3	6	8
Sat5	4	6	5
Sat6	3	6	4
Total	17	31	26

依据每颗卫星针对区域目标的可见时间窗集合，能够明确每颗卫星对各个区域目标的成像时机。按照传统方法，生成一系列覆盖目标区域的成像条带，其覆盖情况在图 9 (a)、图 10 (a) 和图 11 (a) 中呈现。之后，采用基于离散点访问信息聚类的区域覆盖规划算法进行优化，优化后的目标区域覆盖状态展示于图 9 (b)、图 10 (b) 和图 11 (b)。在这些覆盖成像结果图里，不同颜色的条带代表不同卫星的成像条带，具体对应关系为：青绿色条带表示卫星 Sat1 的成像区域，蓝色条带对应 Sat2，紫色条带对应 Sat3，黄色条带对应 Sat4，绿色条带对应 Sat5，红色条带对应 Sat6。

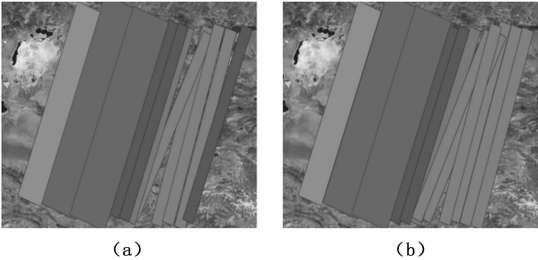


图 9 区域目标 AeraTarget1 覆盖成像结果对比图

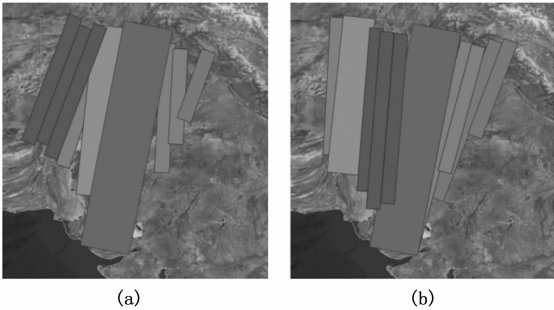


图 10 区域目标 AeraTarget1 覆盖成像结果

从相关图示能够发现，在成像条带生成覆盖阶段，可得到卫星针对每个区域目标的预选成像条带组合所形成的覆盖成像结果。通过对成像条带覆盖组合实施优化后，从图中明显可见实现了对目标区域的总体全覆盖。

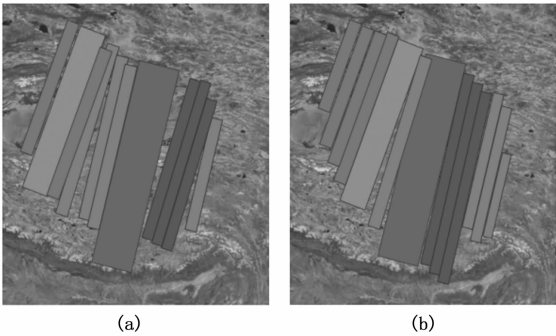


图 11 区域目标 AeraTarget1 覆盖成像结果

运用本文所提出的基于离散点访问信息聚类的区域覆盖规划算法，针对所有区域目标实现成像覆盖时所需的成像条带数量以及覆盖率的具体数据，详见表 4。

表 4 对观测区域成像覆盖范围

区域目标	传统条带覆盖方法		基于离散点的条带覆盖方法	
	条带数量/个	覆盖率/%	条带数量/个	覆盖率/%
AreaTarget1	11	86.6	12	93.4
AreaTarget2	9	74.1	10	98.1
AreaTarget3	11	79.4	13	94.3

从表 4 数据可知，在成像条带生成覆盖阶段，不同区域目标的覆盖情况存在差异。对于 AreaTarget1，采用传统条带覆盖方法时，使用 11 个条带，覆盖率为 86.6%；运用基于离散点的条带覆盖方法，需 12 个条带，覆盖率提升至 93.4%。AreaTarget2 在传统条带覆盖方法下，9 个条带的覆盖率仅 74.1%；而基于离散点的条带覆盖方法，10 个条带就能将覆盖率提高到 98.1%。AreaTarget3 采用传统条带覆盖方法，11 个条带的覆盖率为 79.4%；基于离散点的条带覆盖方法使用 13 个条带，覆盖率达到 94.3%。

对比两种方法，基于离散点的条带覆盖方法在覆盖率上普遍高于传统条带覆盖方法。这表明该方法能更有效地利用成像条带，对区域目标实现更好的覆盖，有助于提升卫星资源的利用效率，为后续更精准的观测和分析提供更全面的数据支持。

3.2.2 方法对比分析

1) 不同分解方法对区域成像覆盖的影响：

在卫星区域目标分割的研究领域，平行分割方法 (PSM, parallel segmentation method) 是一种应用较为广泛的策略。为了检验本文所提出的基于离散点访问信息聚类的区域覆盖规划算法的优势，随机生成了 12 组应用场景，编号从 R1 到 R12。这些算例涵盖了 4 种情况，分别包含 5 个、10 个、15 个和 20 个观测区域目标。分别运用 AICPDA 和基于 PSM 的观测区域划分方法进行实验，最终得到的选取成像条带数量以及目标区域的最终覆盖率情况，如表 5 所示。

表 5 基于不同分解方法的区域分解结果

情况 L	区域目标数量	AICPDA		PSM	
		条带数量	覆盖率/%	条带数量	覆盖率/%
L1	5	15	100	18	100
L2		16	98.51	21	97.19
L3		16	100	20	100
L4	10	27	100	30	100
L5		26	94.26	32	91.19
L6		27	95.19	31	94.06
L7	15	51	90.19	48	83.41
L8		57	91.67	51	79.88
L9		58	88.19	50	72.67
L10	20	67	89.61	58	69.49
L11		69	86.34	62	64.37
L12		73	84.36	66	62.19

从表 5 的数据可以看出，随着观测区域目标数量的变化，基于 AICPDA 算法和 PSM 算法呈现出不同的表现。对于 AICPDA，整体上，随着观测区域目标数量的增加，其条带选取数量呈现持续增长的态势。当观测区域目标数量为 5、10 和 15 个时，AICPDA 对观测区域的覆盖率基本能达到 100%，实现对目标区域的全面覆盖。然而，当目标数量增加到 20 个时，其覆盖率出现一定程度的下降，且选取条带数量不再上升。这是由于卫星数量有限，成像机会也有限，随着目标数量增多，超出了当前卫星数量的观测能力范围。若想提升区域覆盖效果，可以考虑增加执行任务的卫星数量或者延长观测时间。而 PSM 在区域目标数量较少的情况下，虽基本能实现对目标区域的全覆盖，但相比 AICPDA，需要更多的成像条带，意味着要投入更多的卫星资源。这是因为 PSM 的成像条带方向固定，而基于离散点划分的 AICPDA 生成的条带在方向和位置上更为灵活，能用更少的条带数量，实现观测区域覆盖率的最大化。

2) 不同分解方法对任务规划结果的影响:

任务分解是任务规划的前置步骤，它会输出多个可由卫星在单次过境时执行的任务，这些任务又会成为任务规划的输入内容。所以，采用不同分解方法对任务进行分解，再对分解后的任务开展任务规划，得到的规划结果能够体现出该分解方法的效能。在卫星任务规划算法里，蚁群算法 (ACO)、遗传算法 (GA) 和禁忌搜索算法 (TS) 应用较为广泛。我们设置了包含 50、100、150、200、250 和 300 个任务数量的不同任务场景，分别对基于 AICPDA 和 PSM 这两种方法分解得到的多个任务进行任务规划。以任务完成收益作为评价指标开展对比分析，具体的实验结果如表 6 和图 12 所示。

观察表 6 数据可知，在基于 AICPDA 算法的任务规划中，3 种调度算法呈现出不同的执行效果。其中 GA 表现最为出色，在不同任务规模下，执行任务所获

得的整体收益都是最高的；TS 效果相对最差；ACO 效果也较好，不过仍不及 GA。当任务是基于平行分割方法 PSM 分解时，3 种调度算法的执行结果有所不同。在各种任务规模下，ACO 的任务完成收益明显高于 GA 和 TS。此外，在所有任务规模场景中，基于 AICPDA 分解的任务完成收益均高于基于 PSM 分解的情况。这充分证明了 AICPDA 相较于 PSM 在任务分解方面更具优越性。

表 6 基于不同分解方法的任务完成收益

任务规模	AICPDA			PSM		
	GA	ACO	TS	GA	ACO	TS
50	158	134	109	137	108	84
100	266	237	216	179	160	138
150	318	284	267	239	204	186
200	381	357	317	284	264	249
250	441	417	386	340	318	297
300	507	456	410	374	368	363

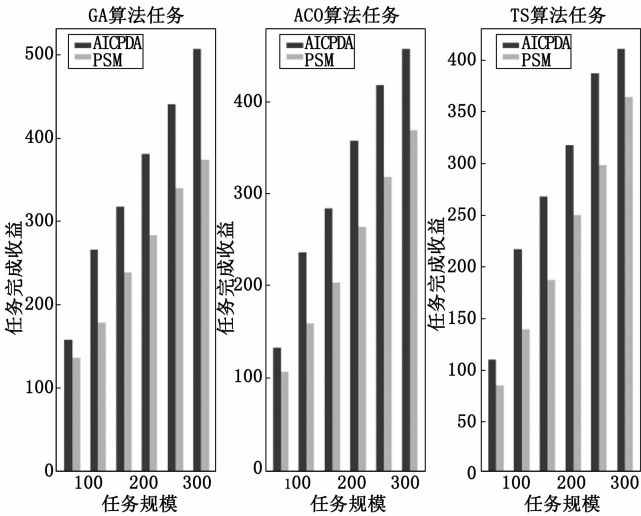


图 12 不同任务规模下不同分解算法完成收益

4 结束语

针对传统卫星区域覆盖规划方法存在的效率低、适应性差等问题，本文提出了基于离散点访问信息聚类的区域覆盖规划算法。通过将观测区域离散化处理，依据卫星对离散点的访问信息进行聚类分析，构建聚类模型，并在此基础上优化观测任务安排，实现了对指定区域的最大化覆盖。实验结果表明，AICPDA 在区域覆盖效果上表现优异，相较于传统条带覆盖方法，其覆盖率更高，能更有效地利用卫星资源。在与其他区域目标分割方法的对比中，AICPDA 在不同观测区域目标数量情况下，展现出了条带选取数量优势以及更高的覆盖率，且在任务规划的收益上也明显优于 PSM。然而，AICPDA 仍存在一些不足之处，在地形复杂的区域，如山区，

(下转第 231 页)