

基于分解优化的多星合成观测调度算法

白保存¹ 陈英武¹ 贺仁杰¹ 李菊芳¹

摘要 某些卫星的侧摆性能较差, 必须进行合成观测以提高观测效率. 研究了多星联合对地观测中的任务合成观测调度问题. 提出了将原问题分解为任务分配与任务合成的分解优化思路. 任务分配为任务选择卫星资源及时间窗口; 任务合成则针对该分配方案, 将分配到各卫星的任务按照轨道圈次分组, 分别进行最优合成. 采用蚁群优化算法 (Ant colony optimization, ACO) 求解任务分配问题, 通过自适应参数调整及信息素平滑策略, 实现全局搜索和快速收敛间的平衡. 提出了基于动态规划的最优合成算法, 求解任务合成子问题, 能够在多项式时间内求得最优合成方案. 依据分配方案的合成结果, 得到优化方案的特征信息, 反馈并引导蚁群优化算法对任务分配方案的搜索过程. 大规模测试算例验证了本文算法的效率.

关键词 遥感卫星, 调度, 任务合成, 分解优化, 自适应蚁群算法, 动态规划
中图分类号 TP751.1

Scheduling Satellites Observation and Task Merging Based on Decomposition Optimization Algorithm

BAI Bao-Cun¹ CHEN Ying-Wu¹ HE Ren-Jie¹ LI Ju-Fang¹

Abstract The problem of satellites observation scheduling and task merging is investigated. The problem is divided into two sub-problems: task assignment problem and task merging problem. For the task assignment phase, we propose an adaptive ant colony optimization (ACO) algorithm to select the specific satellite and the specific time window for each task. Adaptive parameter adjusting and pheromone trail smoothing strategies are introduced to balance the exploration and the exploitation of search. For the task merging phase, a polynomial optimization algorithm based on dynamic programming is developed to find the best merging solution. The result of task merging is feedback to the ant colony, which can guide the search process of ant colony optimization algorithm. Computation results demonstrate the effectiveness of our algorithm.

Key words Remote sensing satellite, scheduling, task merging, decomposition optimization, adaptive ant colony optimization, dynamic programming

遥感卫星利用星载遥感器获取地面图像信息, 具有覆盖区域广、持续时间长、侦察效果好、不受空域国界限制等优势, 在军事侦察、环境监测等方面有重要的应用. 卫星观测调度是在资源约束下, 合理安排任务的观测资源及观测时间, 实现最大观测任务的目的, 是目前遥感应用中亟待解决的难点之一^[1]. 卫星观测调度为一类约束优化问题, 具有组合特征, 被证明为 NP-hard 问题, 多采用启发式算法^[2-5]、邻域搜索^[6-7] 和遗传算法^[8-9] 等智能优化算法进行求解. 随着遥感卫星数量增加, 采用多颗卫星联合观测有很大优势, 多星观测调度成为研究热点^[5, 7-8].

多数研究将待观测目标均作为一个单独任务安排观测, 但对于某些侧摆性能受限的卫星来说, 还具有合成观测需求. 遥感器具有一定视场, 一次成像能够覆盖地面上一定幅宽的条带区域. 当相邻的目标

同处于卫星的观测带时, 通过调整观测角度, 可以将它们同时安排观测, 即合成观测 (如图 1 所示). 尽管遥感卫星采用侧摆成像及合成观测方式会引起图像分辨率变化以及图像畸变^[10], 但在一定范围内, 为了扩大观测范围, 采用侧摆成像及合成观测是可以接受的. 因此, 本研究中忽略其对成像质量带来的影响.

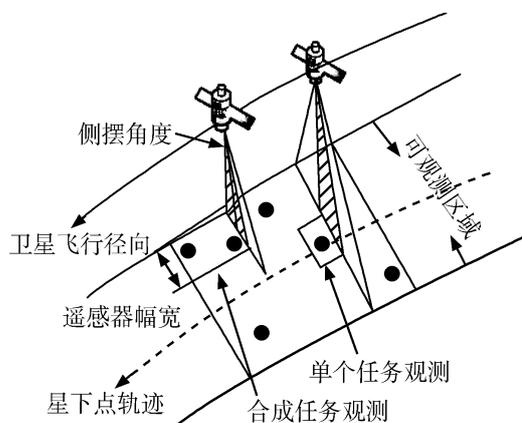


图 1 任务合成观测示意图

Fig. 1 Satellite observing with task merging

收稿日期 2008-01-23 收修改稿日期 2008-06-30
Received January 23, 2008; in revised form June 30, 2008
国家自然科学基金 (70601035, 70801062) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (70601035, 70801062)
1. 国防科技大学信息系统与管理学院 长沙 410073
1. College of Information System and Management, National University of Defense Technology, Changsha 410073
DOI: 10.3724/SP.J.1004.2009.00596

合成观测必须满足一定条件: 1) 多个目标在穿越卫星轨迹方向上的距离必须在遥感器的单个视场宽度内, 距离差可以用角度换算, 允许的最大角度差为遥感器视场角, 称为角度约束; 2) 卫星具有单次最长开机时间限制, 目标的时间窗口必须在单次最长开机时间范围内, 称为时间约束。

卫星采用合成观测有许多优势. 首先, 多个观测活动间的姿态转换时间与侧摆速率及角度差异相关. 若转换时间不足, 任务就不能被安排. 如图 2 所示, 任务 i 及任务 j 间转换时间不足, 只能将其中一个任务安排观测, 采用合成观测则有可能将其全部观测。

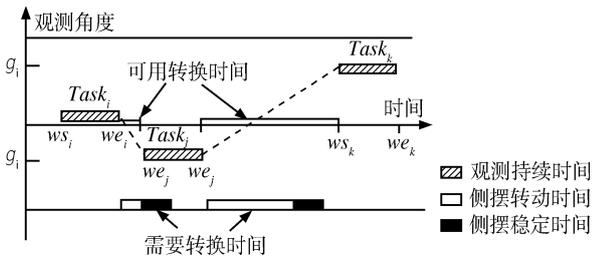


图 2 观测任务间转换示意图

Fig. 2 Transition time between the sequential tasks

其次, 由于侧摆成像会带来卫星姿态稳定等其他影响, 因此, 卫星在每个轨道圈次内的侧摆成像次数具有严格限制. 若不采用合成观测, 每轨内能够观测的任务数量非常有限. 另外, 对一些相邻的任务采用一次成像完成观测, 有利于减少卫星的开关机及侧摆次数, 从而保护卫星的使用. 对一些侧摆性能受限的卫星而言, 其侧摆速率较慢, 转换时间较长, 单圈内的侧摆次数较少, 采用合成观测非常必要。

Cohen 考虑了卫星观测角度固定时, 观测条带对多个目标的覆盖情况, 并考虑了合成覆盖部分的优先级调整问题^[3]. 文献 [4] 综合考虑了任务间的角度差异与观测时间差异, 对目标的访问参数优化. 对相邻目标的观测角度进行修正, 采用相同角度进行观测. 文献 [8] 则只针对侧视角度相同的任务的观测时间段进行合成. 上述研究均是针对单颗卫星, 在调度前对相邻的目标预先合成, 然后将合成任务与其他任务综合调度。

预先合成仅依赖于一定的启发式信息对相邻的任务进行合成. 在多颗卫星条件下, 任务可能具有多个可选卫星及时间窗口, 可选择的合成方式很多. 预先合成相当于提前选定了执行任务的卫星资源及时间窗口, 此方式限制了任务在资源选择及时间窗口选择上的灵活性, 优化性能较差, 合成效果难以保证. 因此, 必须考虑将任务合成与调度过程相结合, 根据调度过程中任务对资源及时间窗口的选择情况, 动态确定任务间的合成方案. 特别是当卫星数量增

多时, 不同卫星对同一任务可能存在多个时间窗口, 每颗卫星可以选择不同的合成方案, 多个方案可能对任务重复观测, 必须综合考虑卫星间的合成方案, 以实现最大观测的目的. 多星调度本身为 NP-hard 问题, 加入合成观测因素后, 问题将更加复杂。

工程应用中, 计划编制人员往往采用简单预先合成的方式, 但效果较差, 效率不高. 为解决此问题, 本文提出了基于分解优化的算法, 将问题分解为任务分配与任务合成两个子问题. 任务分配将任务分发给各个卫星, 任务合成则针对每个卫星的任务列表进行最优合成, 并将结果反馈, 以指导后续的任务分配过程. 其中, 依据合成任务间的时序关系, 提出了基于动态规划思想的单轨最优合成算法, 得到了卫星在单个轨道圈次内的最优合成方案. 采用自适应蚁群算法求解任务分配问题, 通过最优合成算法得到每种分配方案下的收益, 并反馈以指导进化过程. 实例证明了算法的效率。

1 多星合成观测调度问题描述

多星合成观测调度问题可以用五元组 $\langle E, S, T, C, F \rangle$ 表示, E 是调度时段, $S = \{S_1, \dots, S_{N_S}\}$ 是卫星集合, $T = \{T_1, \dots, T_{N_T}\}$ 是任务集合, C 是约束条件集合, F 是目标函数。

卫星绕地球飞行和地球自转, 使卫星可以在特定时段观测到地面目标. 每个任务具有观测时段限制、遥感器类型、图像分辨率等要求, 只能安排符合条件的卫星对其观测. 任务能被多颗卫星观测, 每个卫星对其具有若干时间窗口, 每个时间窗口均对应一个观测角度. 可以定义任务 T_i 的时间窗口集合为

$$O_i = \bigcup_{j=1}^{N_S} \bigcup_{k=1}^{N_{ij}} O_{ijk}, \quad i \in [1, \dots, N_T]$$

其中 N_{ij} 为卫星 S_j 对任务 T_i 的时间窗口数量。

设 $Angle_{ijk}$ 为在时间窗口 O_{ijk} 内, 卫星 S_j 对任务 T_i 的观测角, ws_{ijk} 、 we_{ijk} 分别为时间窗口的起止时间. 设任务 T_i 的优先级为 p_i , 所需观测时间为 d_i . 卫星 S_j 视场角宽度为 Δg_j , 单次最长开机时间为 Δt_j , 遥感器侧摆速率为 $rate_j$, 侧摆后的稳定时间为 $Span_j$, 观测单位时间所需存储空间 α_j , 能量 β_j , 最大存储容量及能量分别为 M_j, P_j , 卫星在每个轨道圈次内的最大侧摆次数为 n_j .

若 S_j 对 T_m, T_n 的时间窗 O_{jmk_1}, O_{jnk_2} 满足

$$\begin{cases} \max\{we_{jmk_1}, we_{jnk_2}\} - \\ \min\{ws_{jmk_1}, ws_{jnk_2}\} \leq \Delta t_j \\ |Angle_{jmk_1} - Angle_{jnk_2}| \leq \Delta g_j \end{cases} \quad (1)$$

即同时满足角度约束与时间约束, 则 S_j 可以对 $T_m,$

T_n 合成观测, 合成任务的时间窗口及观测角度分别为

$$TW_{com} = [\min\{ws_{jmk_1}, ws_{jnk_2}\}, \max\{we_{jmk_1}, we_{jnk_2}\}] \quad (2)$$

$$Angle_{com} = \frac{Angle_{jmk_1} + Angle_{jnk_2}}{2} \quad (3)$$

上述合成规则很容易推广到多个任务合成观测的情况。

多星合成观测调度是为任务安排卫星资源, 并确定任务间的合成观测方案, 使完成任务的优先级之和最大, 同时满足以下约束: 1) 卫星唯一性约束: 卫星同一时刻只能采用一个角度观测; 2) 任务唯一性约束: 任务只被卫星观测一次, 而且不可中断; 3) 时间窗口约束: 卫星观测任务必须在时间窗口内执行; 4) 转换约束: 卫星的两个连续观测活动间必须具有足够的时间保证星载传感器进行姿态转换, 包括传感器侧摆转动时间及稳定时间; 5) 合成约束: 合成观测的任务必须满足合成观测条件; 6) 卫星的其他运行约束, 如单圈最大侧摆次数约束、能量约束、存储约束等。卫星的转换约束与单圈最大侧摆次数约束是制约卫星观测能力的瓶颈因素, 合成观测也主要是针对此约束特点而提出的。

2 问题分解及算法结构

鉴于多星合成观测调度问题的复杂性, 可以考虑将合成观测调度分解为如下两个子问题:

1) 任务分配子问题

有任务 $T = \{T_1, \dots, T_{N_T}\}$, 任务 T_i 具有可见时间窗口集合 O_i , 为每个任务分配卫星资源及时间窗口。由于每个时间窗口是与卫星关联的, 选定了时间窗口, 即选择了观测的卫星资源。任务具有唯一性约束, 因此, 每个任务只能选择一个时间窗口。本问题将任务分配到了各个卫星的固定的时间窗口, 得到了任务的分配方案。

2) 任务合成子问题

已知分配到卫星 S_j 的任务集合及每个任务被观测的时间窗口, 在卫星运行约束内, 确定各轨道圈次内的合成观测方案, 使卫星完成任务的优先级之和最大化, 从而得到本问题的最终合成观测方案。

以上两个子问题具有逻辑上的递阶关系, 任务合成子问题的求解依赖于任务分配的结果。对任务进行合成后, 会对卫星资源消耗带来变化, 影响卫星能够完成的任务数量, 因此任务合成结果对任务分配又具有反馈作用。鉴于二者的耦合性, 提出了基于分解优化的算法, 算法结构如图 3 所示。

首先, 由自适应蚁群算法为任务选择卫星及时间窗口, 生成任务分配方案, 任务被分布到不同卫星

的多个轨道圈次内。然后针对每颗卫星的每个轨道圈次内的任务, 采用最优合成算法求解任务合成子问题, 得到卫星在该分配方案下的合成方案。同时进行结果修复, 将未能够合成的任务尝试加入到其他卫星的合成观测窗口。最后得到该分配方案下的合成观测方案, 并将结果反馈, 引导蚁群算法的搜索过程。

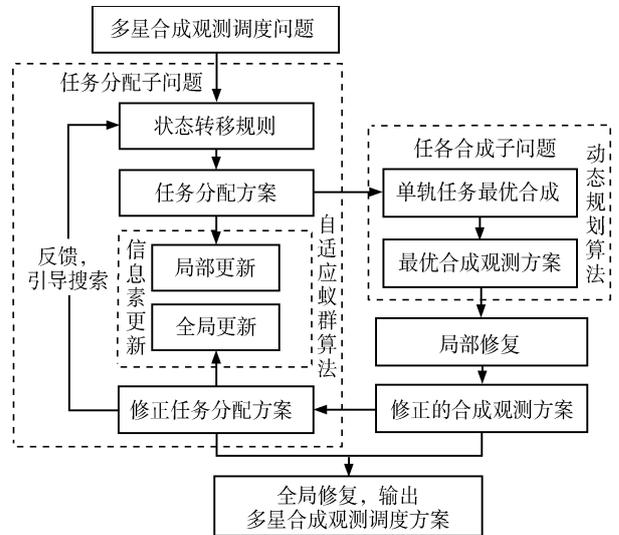


图 3 基于分解优化的算法结构

Fig. 3 Framework of decomposition optimization algorithm

算法中, 任务分配阶段只考虑时间窗口约束与任务唯一性约束, 得到的并非可行解; 任务合成阶段处理其他约束, 生成可行的合成观测方案。

3 单轨任务最优合成

单轨任务最优合成是针对卫星单个轨道圈次内的任务列表, 在卫星侧摆次数及其他运行约束内, 确定多个合成任务(观测活动)的观测角度及起止时间, 并满足卫星运行约束, 使得合成任务包含的点目标的优先级之和最大。图 4 (见下页) 为单圈最大侧摆次数为 2 时的最优合成示意图。

本问题可以看作是一类特殊的最大覆盖选址问题(The maximal covering location problem, MCLP)^[11]。合成任务可以看作是服务设施, 点目标为需求点, 合成任务能够包含某个点目标即视为能够对其覆盖, 确定合成任务的观测角度及起止时间相当于选址。其特殊之处在于各个服务设施的覆盖能力(合成任务长度)是变化的。由于任务间必须满足转换时间约束, 各个合成任务间还具有时序关系。基于此特点, 可以按照最大侧摆次数将问题划分为多个阶段, 看作一个前后关联的多阶段的决策过程, 采用动态规划的思想进行求解。

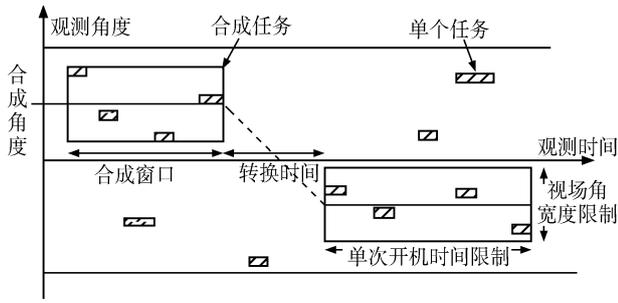


图4 单轨最优合成示意图

Fig. 4 Best task merging in a single satellite orbit

为便于讨论,对符号重新定义. 设卫星 S' 的单圈最大侧摆次数为 n , 视场角宽度为 Δg , 单次最长开机时间为 Δt , 遥感器侧摆速率为 $rate$, 侧摆稳定时间为 $Span$. 某轨道圈次内有 $|N|$ 个任务, 任务 T_i 的时间窗口为 $[ws_i, we_i]$, 观测角度为 g_i . 任务按时间窗开始时间的非降序排列, 即对于任务 $T_1, T_2, \dots, T_{|N|}$, 有 $ws_1 \leq ws_2 \leq \dots \leq ws_{|N|}$ 成立. 下面首先分析合成任务的性质.

3.1 合成任务性质

定义 1. 合成任务包含的任务序列中, 最早开始任务为 T_i , 最晚结束任务为 T_l , 则此合成任务定义为 $Strip(i, l)$.

性质 1. 若 $Strip(i, l)$ 成立, 合成任务观测角度为 cg_{il} , 则 $we_l - ws_i \leq \Delta t$, $|g_i - g_l| \leq \Delta g$, 且 $g_i, g_l \in [cg_{il} - \Delta g/2, cg_{il} + \Delta g/2]$ 成立.

证明. 由目标合成观测的条件(式(1))可知 $we_l - ws_i \leq \Delta t$, $|g_i - g_l| \leq \Delta g$ 成立. 采用反证法证明 $g_i, g_l \in [cg_{il} - \Delta g/2, cg_{il} + \Delta g/2]$.

若 $g_i \notin [cg_{il} - \Delta g/2, cg_{il} + \Delta g/2]$, 则不满足合成角度约束, 合成任务中不能包含 T_i , 合成任务开始时间可以为 ws_{i+1} , 此合成任务为 $Strip(i+1, l)$. 同理, 若 $g_l \notin [cg_{il} - \Delta g/2, cg_{il} + \Delta g/2]$, 则合成任务中不能包含 T_l , 其开始时间可以为 we_{l-1} , 此合成任务为 $Strip(i, l-1)$, 与 $Strip(i, l)$ 矛盾. \square

此性质判定了任意两个任务作为起止任务能否合成的条件, 以及任务合成时, 合成角度必须满足的条件.

性质 2. 设 $Strip(i, l)$ 成立, 任务 T_i, T_l 的观测角度中, 最大为 g_{\max} , 最小为 g_{\min} , 则 cg_{il} 取值区间为 $[g_{\max} - \Delta g/2, g_{\min} + \Delta g/2]$.

证明. 由性质 1 知, $Strip(i, l)$ 必定包含任务 T_i, T_l , 因此, g_{\max}, g_{\min} 同时在合成任务角度为中心的条带范围内, 条带最上侧边界角度为 $g_{\min} + \Delta g$, 最下侧边界角度为 $g_{\max} - \Delta g$, 观测角度为条带的中间值, 为两侧边界角度内移 $\Delta g/2$, 由此得到 cg_{il} 的取值区间为 $[g_{\max} - \Delta g/2, g_{\min} + \Delta g/2]$. \square

当合成任务的起止任务确定时, 性质 2 限制了观测角度的取值范围, 缩小了最优观测角度的搜索空间.

3.2 最优观测角度算法

合成任务的起止任务确定后, 还必须获取最优的观测角度, 才能计算该合成任务能够包含的点目标及其收益. 因此, 首先提出了起止任务确定时, 最优观测角度的快速算法. 设起止任务节点分别为 i, l ($i \leq l$), cm_{il}, cg_{il} 分别为 $Strip(i, l)$ 的最优收益及对应的观测角度.

步骤 1. 检查任务合成的角度约束及时间约束, 若 $|g_i - g_l| \leq \Delta g, we_l - ws_i \leq \Delta T$, 转步骤 2; 否则, cm_{il}, cg_{il} 均为 0, 返回.

步骤 2. 由性质 2 得到 cg_{il} 的取值范围, 并得到 i, l 节点间所有满足此范围的任务的角度集合 G' , 并按降序排序.

步骤 3. 遍历搜索, 依次计算 $cg_{il} = G'(k) - \Delta g/2$ 时的收益 ($k \in [1, |G'|]$), 并保留其中的最优收益值 cm' 及对应角度 cg' .

步骤 4. 返回最优覆盖的收益值 $cm_{il} = cm'$ 及角度 $cg_{il} = cg'$.

算法中通过确定 cg_{il} 的范围, 并将此角度范围内的点目标的角度作为临界值依次搜索, 从而将角度由连续空间变量转换为离散空间变量, 缩小了问题搜索范围, 实现了快速搜索.

3.3 单轨任务合成的动态规划算法

3.3.1 前向搜索过程

步骤 1. 通过最优观测角度算法, 计算任意两个节点间最优覆盖的收益值及观测角度, 建立初始任务合成收益矩阵 $CM = [cm_{ij}]_{|N| \times |N|}$ 及角度矩阵 $CG = [cg_{ij}]_{|N| \times |N|}$.

步骤 2. 首先计算最后一个阶段, 即阶段 n 的所有最优合成方案. 生成阶段 n 最优合成的收益向量, 及每个合成任务对应的终节点向量.

$$\mathbf{W}_n = \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ W_n(n) \\ \vdots \\ W_n(|N|) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{\Psi}_n = \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ \Psi_n(n) \\ \vdots \\ \Psi_n(|N|) \end{bmatrix}$$

其中, $W_n(i) = \max_{j=(i, \dots, |N|)} cm_{ij}$, $i = (n, \dots, |N|)$, $\Psi_n(n)$ 为合成任务 $W_n(i)$ 对应的终节点. 由于可能存在 n 个合成任务, 因此, 最后一个合成任务的起始节点最小为 n , 前面的 $n-1$ 个节点预留给其他的 $n-1$ 个合成任务.

步骤 3. 依次计算 $n - 1$ 至 1 阶段. 由 k 阶段计算 $k - 1$ 阶段的最优合成收益向量计算公式为

$$\mathbf{W}_{k-1}(i) = \max_{j=i, \dots, |N|} \left[cm_{ij} + \max_{h \in \text{feasik}(i,j)} \mathbf{W}_k(h) \right]$$

$$i = k - 1, \dots, |N|$$

其中, $\text{feasik}(i, j)$ 为 $\text{Strip}(i, j)$ 在 \mathbf{W}_k 中的后续可行节点集. 由于合成任务间必须具有足够的转换时间, 因此 $\text{feasik}(i, j)$ 后的可行合成任务的初始任务节点必须满足转换时间限制.

$$\text{feasik}(i, j) = \left\{ r \mid \begin{array}{l} \text{若 } \text{Span} + \frac{|cg_{ij} - cg_{r\Psi_k(r)}|}{\text{rate}} \leq (ws_r - we_j), \\ \forall r \in (j + 1, \dots, |N|) \end{array} \right\}$$

最后, 记录 \mathbf{W}_{k-1} 对应的终节点向量 Ψ_{k-1} .

3.3.2 回溯过程

步骤 1. 选择 \mathbf{W}_1 中的最大值 $\mathbf{W}_1(x)$, 则第一个合成任务为 $\text{Strip}(x, \Psi_1(x))$, 角度为 $cg_{x\Psi_1(x)}$. 若向量中多个元素的值等于 $\mathbf{W}_1(x)$, 则表示有多个最优的合成方案, 依次回溯.

步骤 2. 依次计算合成任务 $2 \sim n$. 设合成任务 k 为 $\text{Strip}(y, \Psi_k(y))$, 计算向量 \mathbf{W}_{k+1} 中第一个可行节点 $\text{feasik}(y, \Psi_k(y))$ 至终节点 $|N|$ 的元素间最大值 $\mathbf{W}_{k+1}(\mu)$, 则合成任务 $k + 1$ 为 $\text{Strip}(\mu, \Psi_1(\mu))$, 角度为 $cg(\mu, \Psi_1(\mu))$. 与步骤 1 类似, 若 \mathbf{W}_{k+1} 中存在多个最优值, 则分别记录, 并依次回溯. 若回溯至合成任务或合成任务 $k + 1$ 的终结点已到达 $T_{|N|}$, 则终止回溯.

步骤 3. 得到多个合成方案, 最优合成方案的收益为 $\mathbf{W}_1(x)$. 选择总观测持续时间最小的方案, 即为最终的合成方案.

步骤 4. 根据每个合成任务的起止位置及角度, 得到各合成任务包含的点目标集合.

3.4 算法最优性分析

初始任务合成收益矩阵及角度矩阵中计算了任意两个可行节点间的最优合成方案. 前向搜索过程中, 每个阶段均选择后续可行解中的最大值, 因此, 每个合成任务节点以后的合成方案均为最优, 满足最优化原理. 另外, 某个阶段确定合成任务的终止节点后, 则此阶段以后的合成方案不受此阶段以前的合成方案的影响, 即满足无后效性原理. 因此, 本算法通过动态规划的思想, 得到了问题的最优解.

4 任务分配问题的自适应蚁群算法

蚁群优化算法 (Ant colony optimization, ACO) 是一种受自然界中蚂蚁觅食的群体行为启

发而提出的搜索算法, 已经在一系列困难的组合优化问题求解中取得了成效^[12-13]. 由于其正反馈性及较强的随机搜索能力, 我们构造了解决任务分配问题的自适应 ACO 算法.

4.1 信息素定义及初始化

算法首先将 $|N_T| \times |N_S|$ 的卫星合成观测问题分解为 N_T 的任务分配问题, 将“某任务安排在某时间窗口内的概率信息”定义为信息素, 因此须针对每个任务构造一个一维信息素向量. 设任务 T_i 有 O_i 个时间窗口, $\text{Pheromone}_i[k]$ 表示将 T_i 安排在窗口 k 内的概率信息, 为便于描述, 简写为 τ_{ik} . 初始化时, 设任务选择各窗口的概率相等, 概率和为 1, 即

$$\tau_{ik}(0) = \frac{1}{|O_i|}, \quad \forall i \in [1, N_T], k \in [1, |O_i|] \quad (4)$$

4.2 解的构造

为卫星安排观测任务时, 必须满足各种约束, 构造可行解比较复杂. ACO 算法在处理约束较多的优化问题时, 每次均构造可行解, 对搜索的随机性等方面造成一定影响, 求解性能会有一些退化^[14]. 为了避免这一缺点, 本文在构造解时, 只考虑时间窗口约束与任务唯一性约束, 其他约束由任务合成算法及解的修复过程进行处理. 因此, 在解的构造阶段, 只需按照一定的状态转移规则从任务的多个时间窗口中选择时间窗口即可.

4.2.1 状态转移规则

采用伪随机比例规则^[12] 为任务选择时间窗口. σ_i^k 表示任务 T_i 选择了窗口 k , 按照以下概率分布选择时间窗口

$$\sigma_i = \begin{cases} \max_{j \in [1, |O_i|]} \{ \tau_{ij}(t) [\eta_{ij}(t)]^\beta \}, & \text{若 } q \leq q_0 \\ \phi, & \text{否则} \end{cases} \quad (5)$$

其中, q 为 $[0, 1]$ 间均匀分布的随机数, q_0 为选择随机性参数 ($0 \leq q_0 \leq 1$), $\eta_{ij}(t)$ 为将 T_i 置于窗口 j 的启发式信息, β 为描述启发式信息重要性因子. $q \leq q_0$ 时, 按照信息素与启发式信息的先验知识选择时间窗口; $q > q_0$ 时, ϕ 按照如下的概率分布选择窗口

$$\text{Pr}(i, k, t) = \frac{\tau_{ik}(t) [\eta_{ik}(t)]^\beta}{\sum_{j \in [1, |O_i|]} \tau_{ij}(t) [\eta_{ij}(t)]^\beta}$$

$$i \in [1, N_T], k \in [1, |O_i|] \quad (6)$$

$\text{Pr}(j, k, t)$ 表示在时刻 t 为 T_j 选择窗口 k 的概率.

4.2.2 任务合成启发式因子

任务选择时间窗口时, 应考虑潜在合成机会的影响. 若任务选择某窗口时, 能够与其他已分配的任务满足合成观测条件, 则该任务就可能与其他任务合成, 从而被安排观测. 依据此思想, 设定了如下的启发式信息

$$\eta_{ik}(t) = \begin{cases} 1 + \varepsilon, & \text{若 } \sigma_i^k \text{ 能够与其他任务合成} \\ 1, & \text{否则} \end{cases} \quad (7)$$

其中, ε 为启发信息量, ε 越大, 启发式信息的作用就越显著. 若 T_j 选择窗口 k 时, 能够与其他任务合成, 则 $\eta_{ik}(t)$ 为 $1 + \varepsilon$, 否则为 1. 该启发式信息依赖于部分已安排的任务的分配情况, 是在解的构造过程中动态生成的启发式信息.

4.3 信息素更新

4.3.1 局部更新规则

蚂蚁构造一个解 Sol 后, 均要根据时间窗口选择情况, 更新任务的时间窗口的信息素. 蚂蚁构造出的解由最优合成算法合成, 并进行局部修复 (见第 4.5 节), 生成新解 Sol' . 若 Sol' 优于 Sol , 则采用 Sol' 局部更新信息素. 因此, 此处的信息素更新是在局部修复后完成的. 更新方式如下

$$\tau_{ik}(t+1) = (1 - \rho_{local})\tau_{ik}(t) + \rho_{local}\tau_{ik}(0), \quad \forall \sigma_i^k \in Sol' \quad (8)$$

其中 $\rho_{local} \in (0, 1)$ 为局部信息素挥发系数. 采用局部更新规则可以实现分化机制, 有效避免过早陷入局部最优.

4.3.2 全局更新规则

全局更新规则的目的是根据优解的特征强化某些信息素, 以更有方向性地指导搜索. 精英策略^[12]选择一次迭代中的最优解完成信息素的更新, 容易导致过早收敛; 优化排序策略^[15]将一次迭代中的解进行排序, 根据位次加权更新信息素. 我们采用最优解队列 (Best solution queue, BSQ) 进行全局更新, BSQ 中始终保持当前若干个最优解, 若迭代过程中得到更优的解, 则进行替换. 每完成一次迭代后, 更新最优解队列, 同时应用全局更新规则更新信息素. 全局更新方式为

$$\tau_{ik}(t+1) = (1 - \rho_{global})\tau_{ik}(t) + \rho_{global}\Delta\tau_{ik} \quad (9)$$

其中 $\rho_{global} \in (0, 1)$ 为全局信息素挥发系数, $\Delta\tau_{ik}$ 为信息素增量

$$\Delta\tau_{ik} = \begin{cases} \frac{\lambda}{|O_j|} \sum_{j \in [1, |O_j|]} \tau_{ij}(t), & \text{若 } \sigma_i^k \in \text{BSQ} \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (10)$$

λ 为信息素增量因子.

4.4 自适应策略

ACO 存在加速收敛和早熟停滞现象的矛盾, 可以采用确定性选择和随机选择相结合的策略提高全局的搜索能力; 或通过改变参数, 对信息素动态调整, 避免过早陷入局部最优^[16-17]. 算法中采用了自适应参数调节策略, 以动态适应算法的搜索过程.

设定 q_0 值域 $\{q_0^a, q_0^b\}$, $q_0^a < q_0^b$; ρ_{global} 值域 $\{\rho_{global}^a, \rho_{global}^b\}$, $\rho_{global}^a < \rho_{global}^b$. 若当前最优解连续 δ_1 次迭代没有改进, 则认为算法可能陷入了局部最优, 后续搜索过程难以从此局部最优解跳出或跳出过程缓慢. 此时, q_0 取较小值 q_0^a , 增大任务对窗口选择的随机性, 使算法更有可能跳出局部最优, 实现全局搜索. 同时, 降低 ρ_{global} 可以减小当前最优解选择的时间窗口对应的信息素, 同样有利于实现局部逃逸. 当跳出局部最优后, 两个参数取较大值 q_0^b , ρ_{global}^b , 以加快收敛速度.

另外, 由于信息素不断更新, 任务的多个时间窗口的信息素可能会差异较大, 搜索容易陷入停滞, 仅仅依靠提高随机选择概率及改变信息素挥发度, 难以逃离局部最优. 因此, 算法中借鉴信息素平滑的思想^[18], 若当前最优解连续 δ_2 次迭代没有改进, 将各时间窗口的信息素与其中的最大值加权平均, 此方式使信息素的差异相对减少, 有利于产生新的解.

4.5 解的修复

1) 局部修复. ACO 每生成一个解, 就得到了一个分配方案, 经最优合成后, 某些任务会被排除在合成观测任务之外, 可以将其再次安排到其他时间窗口, 尝试在当前的合成观测方案下与其他任务进行合成. 局部修复可以对分配方案进行微调, 并提高解的质量.

2) 全局修复. 最优合成算法中考虑了卫星在单个轨道圈次内的约束, 但对少量多个圈次间的约束, 如每天累计工作时间等并未考虑, 因此, 必须对任务合成方案进行全局的约束检查. 违反约束时, 选择删除较小优先级的任务以满足约束即可. 这些约束对解的影响较小, 出于效率考虑, 只对蚁群算法终止时最优解队列中的解进行全局修复, 并选择其中最优解作为最终的调度方案.

以上两个修复过程均比较简单, 这里不详细列出.

5 仿真实例

为验证本文算法性能, 进行如下仿真实验: 按照不同规模在纬度 $-30^\circ \sim 60^\circ$ 、经度 $0^\circ \sim 150^\circ$ 的范围内随机生成点目标, 优先级为 $[1, 10]$ 的随机数, 并参照 Solomon 构造带时间窗口的车辆路线问题 (Vehicle routing problem with time windows, VRPTW) 实例的方法^[19], 考虑以下三种分布特性: 均匀分布、聚集分布及混合分布. 卫星对目标的时间窗口由 STK (Satellite tool kit) 软件^[20] 获取, 目标的持续观测时间为 $5 \sim 9$ s. 为便于比较, 不考虑任务对遥感器的类型要求及分辨率要求.

算法采用 C# 实现, 编译环境为 VS.net 2003, 在配置为 Xeon®5160 3.0 Hz、2 G RAM 的工作站上运行. 采用的控制参数如下: 蚂蚁数量 *AntSize*

$= 8$, 最大迭代次数 *MaxIter* = 300, $\varepsilon = 0.5$, $\beta = 1$, $\rho_{\text{local}} = 0.1$, $\rho_{\text{global}}^a = 0.6$, $\rho_{\text{global}}^b = 0.8$, $q_0^a = 0.5$, $q_0^b = 0.8$, $\delta_1 = 30$, $\delta_2 = 40$.

鉴于邻域搜索在卫星单轨调度问题 (Satellite orbit problem) 中取得了较好的效果^[6], 我们曾尝试采用类似方法求解多星合成观测调度问题, 并构造了相应的模拟退火算法 (Simulated annealing, SA). 为满足任务合成需求, 构造了合成邻域及分解邻域, 在搜索过程中实现任务间的动态合成及合成任务的分解. 采用随机扰动、重排列及重启的扰动机制, 实现局部逃逸, 取得了一定的效果, 详细算法另文介绍.

每种分布条件下, 构造了 21 个问题实例, 每个实例采用两种算法各运行 10 次. 限于篇幅, 只列出目标为均匀分布时的计算结果, 如表 1 所示.

表 1 目标均匀分布下的计算结果

Table 1 Experimental results of instance with random distribution tasks

No.	<i>M</i>	<i>N</i>	<i>OBS</i>	Simulated annealing				Decomposition optimization				<i>GAP</i> (%)
				AVG	MAX	CPU (s)	TASK	AVG	MAX	CPU (s)	TASK	
1		2	178	397.5	403	2.58	70.1	414.7	422	22.61	72.3	4.327
2	100	4	364	525.8	541	2.89	95.4	534.2	544	37.36	97.5	1.598
3		6	535	546.0	546	4.77	100.0	546.0	546	45.86	100.0	0.000
4		2	325	584.0	597	11.87	103.1	665.3	674	47.91	115.0	13.921
5	200	4	705	934.2	979	14.81	158.9	985.3	1009	78.63	169.7	5.470
6		6	1086	1079.5	1086	21.07	193.5	1083.9	1088	125.61	195.6	0.408
7		2	529	746.5	775	26.30	128.6	923.1	946	69.05	142.1	23.657
8	300	4	1099	1313.3	1359	62.23	218.3	1439.1	1458	112.07	241.4	9.579
9		6	1645	1571.7	1597	77.64	276.2	1602.0	1616	152.17	279.7	1.928
10		2	646	766.3	795	215.09	133.5	1036.4	1050	86.81	160.4	35.247
11	400	4	1374	1480.5	1498	280.81	258.2	1665.5	1720	144.21	297.0	12.496
12		6	2118	1934.8	1957	355.85	329.7	1985.2	2080	203.43	336.5	2.605
13		8	2819	2139.7	2171	374.71	376.0	2157.6	2176	278.42	386.5	0.837
14		2	824	910.0	939	246.91	154.7	1267.5	1307	107.60	208.9	39.286
15	500	4	1828	1737.2	1778	329.33	309.2	2179.0	2210	183.01	358.3	25.432
16		6	2786	2336.8	2421	432.70	407.4	2546.3	2578	263.92	429.2	8.965
17		8	3655	2627.4	2688	520.34	462.2	2637.7	2676	327.82	465.6	0.392
18		2	986	978.1	1014	434.63	163.1	1437.5	1464	123.71	216.8	46.969
19	600	4	2116	1860.6	1874	550.75	320.2	2445.9	2489	251.26	376.6	31.458
20		6	3268	2558.3	2634	682.45	450.3	2857.8	2931	360.45	476.0	11.707
21		8	4318	2991.9	3041	742.50	520.2	3129.4	3182	414.23	538.9	4.596

注: No. 为实例编号, *M* 为任务数, *N* 为卫星数, *OBS* 为经轨道预报后算例中任务的总时间窗数量, AVG、MAX 分别为结果均值及最大值, CPU 为计算时间 (单位: s), TASK 为平均完成的任务数, *GAP* 为本算法与 SA 算法相比提高的比率.

由计算结果可以看出, 对于多数实例, 分解优化算法的计算结果要明显优于模拟退火算法. 两种算法对 5 个实例 (3, 6, 9, 13, 17) 的计算结果差异不大. 分析其任务完成情况可以看出, 这些实例中的卫星资源相对充分, 任务可安排机会较多, 容易达到或接近最优结果 (实例 3 中的任务全部完成), 对解没有很大改进的余地. 因此, 在卫星数量有限而任务数量较多、资源相对紧缺时, 分解优化算法更加有效, 能够得到更好的解.

从运算时间看, 随着任务及卫星数量增加, 分解优化算法的运算时间近乎线性增加, 最复杂算例的运算时间在 500s 内, 这对实际应用来说, 是可以接受的. 对于各种规模的问题在混合分布及聚集分布下的实验结果得到了相似的结论.

另外, 为测试算法中自适应策略的效果, 采用本文算法与不采用自适应策略的传统方式在相同机器、相同参数下对实例 20 进行计算. 各次迭代最佳结果的进化情况如图 5 所示. 可以看出, 加入自适应机制后, 具有较强的搜索能力, 能以更快速度接近最优解.

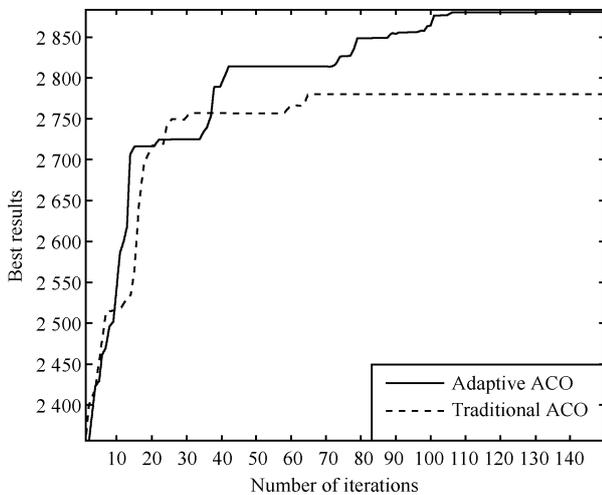


图 5 实例 20 求解的进化过程

Fig. 5 The evolutionary process of instance No. 20

6 结论

本文提出了基于分解优化的方法求解多星合成观测调度问题, 将问题分解为任务分配与任务合成两个子问题. 任务合成采用基于动态规划思想的算法, 能够求得单星的最优合成方案; 任务分配采用自适应 ACO 算法, 充分利用其正反馈特征及随机搜索能力, 依据各分配方案的任务合成效果指导搜索. 任务分配阶段只处理时间窗口约束与任务唯一性约束, 能够快速构造任务分配方案; 任务合成阶段处理卫星的其他约束, 保证合成方案为可行解. 通过两种

方式的结合, 有效处理了任务分配与任务合成间的耦合性. 实例也证明了算法的效率.

另外, 考虑到卫星单轨最优合成与最大覆盖选址问题的类似性, 算法中基于动态规划的任务最优合成算法对某些特殊的最大覆盖选址问题也有一定的借鉴意义.

References

- Morris R A, Dungan J L, Bresina J L. An information infrastructure for coordinating earth science observations. In: Proceedings of the 2nd IEEE International Conference on Space Mission Challenges for Information Technology. Washington D. C., USA: IEEE, 2006. 397-404
- Bianchessi N, Cordeau J F, Desrosiers J, Laporte G, Raymond V. A heuristic for the multi-satellite, multi-orbit and multi-user management of earth observation satellites. *European Journal of Operational Research*, 2007, **177**(2): 750-762
- Cohen R. Automated Spacecraft Scheduling-The ASTER Example, Technical Report 20060030755, Jet Propulsion Laboratory, California Institute of Technology, USA, 2002
- Xu Xue-Ren, Gong Peng, Huang Xue-Zhi, Jin Yong. Study on optimization algorithms for remote sensing date collection planning of satellite. *Journal of Remoter Sensing*, 2007, **11**(1): 109-114
(徐雪仁, 宫鹏, 黄学智, 金勇. 资源卫星 (可见光) 遥感数据获取任务调度优化算法研究. *遥感学报*, 2007, **11**(1): 109-114)
- Bianchessi N, Righini G. Planning and scheduling algorithms for the COSMO-SkyMed constellation. *Aerospace Science and Technology*, 2008, **12**(7): 535-544
- Cordeau J F, Laporte G. Maximizing the value of an earth observation satellite orbit. *Journal of the Operational Research Society*, 2005, **56**(8): 962-968
- He Ren-Jie. Research on Imaging Reconnaissance Satellite Scheduling Problem [Ph. D. dissertation], National University of Defense Technology, China, 2004
(贺仁杰. 成像侦察卫星调度问题研究 [博士学位论文], 国防科学技术大学, 中国, 2004)
- Wang Jun. Research on Modeling and Optimization Techniques in United Mission Scheduling of Imaging Satellites [Ph. D. dissertation], National University of Defense Technology, China, 2007
(王均. 成像卫星综合任务调度模型与优化方法研究 [博士学位论文], 国防科学技术大学, 中国, 2007)
- Wolfe W J, Sorensen S E. Three scheduling algorithms applied to the earth observing systems domain. *Management Science*, 2000, **46**(1): 148-166
- He Hong-Yan, Wu Chong-De, Wang Xiao-Yong. Study of influence of swinging on the systemin parameters of the satellite and CCD camera. *Spacecraft Recovery and Remote Sensing*, 2003, **24**(4): 14-18
(何红艳, 乌崇德, 王小勇. 侧摆对卫星及 CCD 相机系统参数的影响和分析. *航天返回与遥感*, 2003, **24**(4): 14-18)
- Galvao R D, Espejo L G A, Boffey B. A comparison of lagrangean and surrogate relaxations for the maximal covering location problem. *European Journal of Operational Research*, 2000, **124**(2): 377-389
- Dorigo M, Stutzle T. *Ant Colony Optimization*. Cambridge: MIT Press, 2004
- Dorigo M, Stutzle T. The ant colony optimization metaheuristic: algorithms, applications, and advances. *International Series in Operations Research and Management Science*. Berlin: Springer, 2003. 250-285

- 14 Blum C. Ant colony optimization: introduction and recent trends. *Physics of Life Reviews*, 2005, **2**(4): 353–373
- 15 Bullnheimer B, Hard R F, Strauss C. A new rank-based version of the ant system: a computational study. *Central European Journal for Operations Research and Economics*, 1999, **7**(1): 25–38
- 16 Zhu Qing-Bao, Yang Zhi-Jun. An ant colony optimization algorithm based on mutation and dynamic pheromone updating. *Journal of Software*, 2004, **15**(2): 185–192
(朱庆保, 杨志军. 基于变异和动态信息素更新的蚁群优化算法. 软件学报, 2004, **15**(2): 185–192)
- 17 Wang Ying, Xie Jian-Ying. An adaptive ant colony optimization algorithm and simulation. *Journal of System Simulation*, 2002, **14**(1): 31–33
(王颖, 谢剑英. 一种自适应蚁群算法及其仿真研究. 系统仿真学报, 2002, **14**(1): 31–33)
- 18 Stutzle T, Hoos H H. MAX-MIN ant system. *Future Generation Computer Systems*, 2000, **16**(8): 889–914
- 19 Solomon M M. Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time window constraints. *Operations Research*, 1987, **35**(2): 254–265
- 20 Analytical Graphics Inc. Satellite tool kit 6.0: user's guide [Online], available: <http://www.agi.com>, June 20, 2008



白保存 国防科技大学信息系统与管理学院博士研究生. 主要研究方向为航天任务规划和组合优化. 本文通信作者.
E-mail: bcbai@nudt.edu.cn
(**BAI Bao-Cun** Ph.D. candidate at the College of Information System and Management, National University of Defense Technology. His research

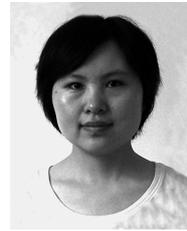
interest covers spacecraft mission planning and combinatorial optimization. Corresponding author of this paper.)



陈英武 国防科技大学教授. 主要研究方向为管理决策和人工智能.
E-mail: ywchen@nudt.edu.cn
(**CHEN Ying-Wu** Professor at National University of Defense Technology. His research interest covers management decision and artificial intelligence.)



贺仁杰 国防科技大学副教授. 主要研究方向为任务规划与调度, 人工智能.
E-mail: renjiehe@nudt.edu.cn
(**HE Ren-Jie** Associate professor at National University of Defense Technology. His research interest covers mission planning and scheduling, and artificial intelligence.)



李菊芳 国防科技大学讲师. 主要研究方向为任务规划与调度, 智能优化算法.
E-mail: lijufang@nudt.edu.cn
(**LI Ju-Fang** Lecturer at National University of Defense Technology. Her research interest covers mission planning and scheduling, and intelligent optimization algorithms.)