

## 带有活动收益不确定特征的成像侦察卫星调度问题\*

阮启明, 谭跃进, 贺仁杰, 陈英武

(国防科技大学 信息系统与管理学院, 湖南 长沙 410073)

**摘要** 根据区域目标的侦察需求,研究了面向区域目标的多星调度问题。分析了调度问题中活动收益不确定特征,讨论了活动收益的上下界。针对收益不确定的特点,设计了影响力指标用于评估活动对调度方案的影响。基于活动影响力与执行时间设计了一种带局部诱导的禁忌搜索算法,采用分层次的、变评价函数机制引导求解过程趋向多目标优化,在优先提高覆盖率的同时兼顾减少资源消耗。最后,以算例验证了算法的有效性,并通过方案比较说明算法具有较好的寻优能力。

**关键词** 收益不确定; 成像侦察卫星; 调度; 禁忌搜索; 多目标优化

中图分类号: N94 文献标识码: A

## Research of Photo-reconnaissance Satellite Scheduling Problem with Variable Profit of Activity

RUAN Qi-ming, TAN Yue-jin, HE Ren-jie, CHEN Ying-wu

(College of Information System and Management, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract** The characteristic that observation activity has variable profit in satellite scheduling is analyzed, and the upper bound and lower bound of profit of activity are discussed. An advanced tabu search algorithm with local derivational is proposed. A mechanism with layered variable evaluating functions is used in the proposed tabu search algorithm, which leads the procedure of searching solution to multiobjective optimization, and both raises the rate of coverage and reduces the consumption of energy. The result of practical example demonstrates that the algorithm proposed in this paper can be applied to the satellites scheduling problem with variable profit of activity effectively.

**Key words** variable profit of activity; photo-reconnaissance satellite; scheduling; tabu search; multiobjective optimization

本文所研究的带有活动收益不确定特征的卫星调度问题是卫星调度领域的一类新问题,该问题是随着面向区域目标的多星调度问题的提出而产生的。其中,区域目标是对侦察目标的一种分类,指一类面积比较大的侦察目标,通常由多边形或封闭曲线表示,这一类地面目标需要卫星执行多个侦察活动才能被完全覆盖。

目前对区域目标实施多星协同侦察的瓶颈在卫星调度环节。在联合多星侦察区域目标时,不同卫星都指向同一区域目标,不同观测活动的场景易发生交叉重叠。重叠部分很难区分出是属于哪个活动,致使观测活动收益无法准确衡量,显示出不确定特征。对这类活动收益不确定的调度问题,通常使用的卫星调度模型与求解算法<sup>[1-4,11]</sup>不再有效,需要研究新方法。

### 1 问题描述

在规定时间内用  $m$  颗卫星选择执行  $n$  个成像侦察活动,这些活动都与某区域目标有关,每个侦察活动的观测区域、时间窗口和卫星资源需求一定,每颗卫星轨道、遥感器性能参数一定,区域目标情报收益与覆盖率(区域目标被观测部分占整个区域目标面积的比率)之间的函数关系一定,约定重复侦察的场景不产生额外收益,要求从这些候选活动中选择出一部分并合理安排执行时间,使侦察区域目标所得的

\* 收稿日期 2005 - 10 - 19

基金项目 国家部委资助项目

作者简介 阮启明(1978—),男,博士生。

图像情报收益最大,同时满足以下约束(1)活动的执行过程中不可中断(2)每个侦察活动最多只能被选择一次(3)每个资源都只能顺序地执行侦察活动(4)若活动被选择执行,其必须被指定的卫星在规定的窗口内执行(5)同一资源上两个相邻活动之间必须有足够的时间让星载传感器进行状态转移。

## 2 活动收益的上下界

考虑到观测场景重叠的情况复杂,引入网格空间以计算侦察区域目标的任务完成情况。

**定义 1** 在平面直角坐标系中,根据区域目标边界顶点的最小水平坐标、最大水平坐标、最小垂直坐标及最大垂直坐标定义一个矩形区域,然后将该矩形区域等分成许多连续相邻的网格,称这些网格按照原有空间关系组成的集合为网格空间,记为

$$E = \{e_{\alpha, \beta}\}, \alpha = 1, 2, \dots, H; \beta = 1, 2, \dots, V$$

其中  $e_{\alpha, \beta}$  表示左上角坐标为  $(\alpha, \beta)$  的单位面积网格,见图 1。

构造函数  $\Theta(P_i, e_{\alpha, \beta})$  用于判断侦察活动  $i$  对网格  $e_{\alpha, \beta}$  ( $e_{\alpha, \beta} \in E$ ) 的观测情况。其中  $P_i$  定义了活动  $i$  的观测范围,  $i = 1, 2, \dots, n_0$ 。若网格  $e_{\alpha, \beta}$  处于区域目标边界之外或者不在由  $P_i$  定义的活动  $i$  观测范围内,则  $\Theta(P_i, e_{\alpha, \beta}) = 0$ , 否则  $\Theta(P_i, e_{\alpha, \beta}) = 1$ 。

为了更好地认识观测活动收益不确定的特征,首先介绍观测活动收益的上下界。

**定理 1** 假设需侦察的区域目标总价值为  $w$ , 对应的网格空间  $E$  中位于区域目标范围内的网格数量是  $\Psi$ , 假定情报收益与对区域目标的覆盖率成线性关系。如果存在一个可行解  $Sol$ , 该可行解对应的活动序列为  $\phi$ , 对任意活动  $i \in \phi$ , 它的收益下界

$$LB_{i, Sol} = \frac{w}{\Psi} \times \sum_{e_{\alpha, \beta} \in E} (COV(\sum_{k \in \phi} \Theta(P_k, e_{\alpha, \beta})) - COV(\sum_{k \in \phi - \{i\}} \Theta(P_k, e_{\alpha, \beta})))$$

收益上界

$$UB_{i, Sol} = \frac{w}{\Psi} \times \sum_{e_{\alpha, \beta} \in E} \Theta(P_i, e_{\alpha, \beta})$$

其中  $COV(x)$  是判断整数型变量  $x$  是否大于 0 的函数, 当  $x$  大于 0 时,  $COV(x) = 1$ , 否则  $COV(x) = 0$ 。

**证明 (1)** 首先证明活动收益的上界

活动  $i$  收益的上界是指活动  $i$  能够获得的最大收益。假设在活动序列  $\phi$  中活动  $i$  与其它活动在区域目标内的重叠部分为  $\Xi_i^\phi$ , 如图 2 所示。当把  $\Xi_i^\phi$  部分收益都认为由活动  $i$  产生, 此时得到的情报收益增量是活动  $i$  所能贡献的最大值, 存在  $UB_{i, Sol} = \frac{w}{\Psi} \times$

$$\sum_{e_{\alpha, \beta} \in E} \Theta(P_i, e_{\alpha, \beta})$$

(2) 证明活动收益的下界

若  $\Xi_i^\phi$  对区域目标情报收益的贡献被认为都是因其它活动产生的, 此时活动  $i$  的收益显然是最小的。此时, 活动收益的下界指向活动对网格空间  $E - \Xi_i^\phi$  部分的观测情况, 即

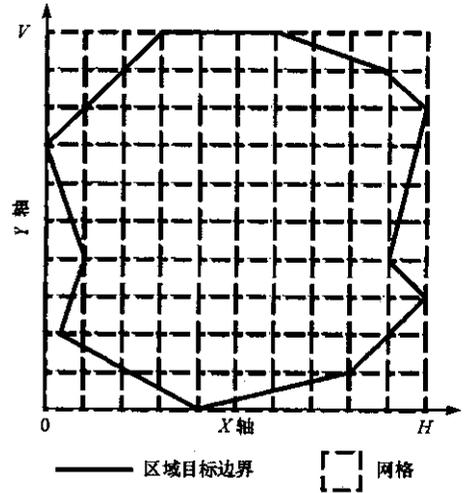


图 1 网格空间与区域目标关系示意图  
Fig. 1 Grids space corresponding to area target

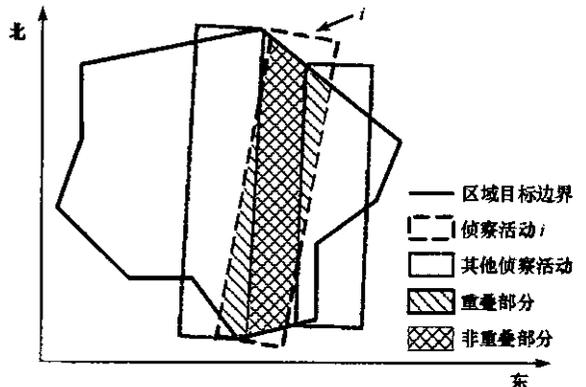


图 2 活动  $i$  与其它活动协同侦察区域目标的示意  
Fig. 2 Observation activities overlap with one another

$$LB_{i,Sol} = \frac{w}{\Psi} \times \sum_{e_{\alpha,\beta} \in (E - \Xi_i^{\emptyset})} \Theta(P_i, e_{\alpha,\beta})$$

从侦察活动总覆盖面积的角度,存在

$$\begin{aligned} \sum_{e_{\alpha,\beta} \in E} (COV(\sum_{k \in \emptyset} \Theta(P_k, e_{\alpha,\beta}))) &= \sum_{e_{\alpha,\beta} \in E} (COV(\sum_{k \in (\emptyset - \{i\})} \Theta(P_k, e_{\alpha,\beta}))) + \sum_{e_{\alpha,\beta} \in (E - \Xi_i^{\emptyset})} \Theta(P_i, e_{\alpha,\beta}) \\ \Rightarrow \sum_{e_{\alpha,\beta} \in (E - \Xi_i^{\emptyset})} \Theta(P_i, e_{\alpha,\beta}) &= \sum_{e_{\alpha,\beta} \in E} (COV(\sum_{k \in \emptyset} \Theta(P_k, e_{\alpha,\beta})) - COV(\sum_{k \in (\emptyset - \{i\})} \Theta(P_k, e_{\alpha,\beta}))) \\ \Rightarrow LB_{i,Sol} &= \frac{w}{\Psi} \times \sum_{e_{\alpha,\beta} \in E} (COV(\sum_{k \in \emptyset} \Theta(P_k, e_{\alpha,\beta})) - COV(\sum_{k \in (\emptyset - \{i\})} \Theta(P_k, e_{\alpha,\beta}))) \end{aligned}$$

证毕。

### 3 基于一种改进型禁忌搜索算法求解

禁忌搜索算法是 Glover<sup>[5-7]</sup>提出的一种优化搜索算法,自提出以来得到了广泛的应用,在卫星调度领域也解决了许多活动收益确定的问题<sup>[8-9]</sup>。作者前期设计并实现了一种基于一般禁忌搜索框架的求解算法(下文简称为 SingleOptTabu 算法),解决了面向区域目标的多星调度问题,并获得了较好的调度方案。然而,通过对仿真过程的分析,发现算法还存在若干不足之处:由于邻域空间过大,仅采用一个通用型禁忌列表的作用不明显,仍会发生解的振荡,搜索过程随机性太强,不能根据一定偏好改进当前解,不能满足多目标优化要求(参见本文算例)。为此,在 SingleOptTabu 算法的基础上进行了相应的改进,提出了一种改进型禁忌搜索算法(下文简称为算法)。

#### 3.1 引入虚拟资源解决资源数量受限问题

相对于大量的侦察活动需求,卫星属于稀有资源,只能选择性地执行一部分活动。针对这种资源数量受限情况,设计了一个虚拟资源,记为  $S^0$ ,该虚拟资源被用来执行所有不被真实资源执行的活动。与真实资源一样,虚拟资源只能顺序地执行活动,不能同时执行多个活动。它的不同之处在于:所有侦察活动在虚拟资源  $S^0$  上都不受时间窗口限制,安排占用虚拟资源的活动被认为对情报收益没有贡献,活动收益为零;虚拟资源不与具体类型的遥感器绑定,能够虚拟地“执行”所有类型的侦察活动。

#### 3.2 解的表示形式

基于邻域空间设计的考虑,本文在解中不仅为每个活动绑定资源和开始时间,还基于活动开始时间,在每个资源上形成一个有前后关系的活动关系图,解中每个活动都记录了其前后活动的信息。这种解的表现形式非常直观,同时为我们在邻域定义时管理活动与活动之间以及活动与资源的约束关系提供了便利。

#### 3.3 约束的冲突检测以及解搜索实现

基于禁忌搜索算法与约束规划算法各自的特点,将约束规划结合到禁忌搜索过程中,使禁忌搜索过程能够专注于为活动分配资源并安排活动的先后时序,而将确定活动开始时间的任务交给约束规划过程。

禁忌搜索负责搜索的宏观控制,引导和限制搜索的区域,避免搜索长期陷入某个解空间的局部极值中,禁忌搜索过程向约束规划过程输出候选集,约束规划负责微观层次上的任务,通过约束传播与解搜索,删除已显示约束冲突的候选解,实例化活动的开始执行时间,并参照禁忌列表与目标函数值选取当前最优解。

#### 3.4 邻域设计

设计了三种结构的邻域 (1)  $relocate\_toS$ :将活动占用的资源从虚拟资源  $S^0$  变更为真实资源 (2)  $relocate\_fromS$ :将活动占用的资源由真实资源变更为虚拟资源  $S^0$  (3)  $swap\_onS$ :在单个真实资源上对活动序列进行 2-opt 操作,变更相邻两个活动的前后关系。

$swap\_onS$  邻域仅仅是调整了活动在执行序列中的前后关系,对区域目标的观测情况并没有发生变

化,所以最终获得的图像情报收益保持不变。而  $relocate\_toS$  和  $relocate\_fromS$  两种邻域均改变了对区域的观测情况,导致最终获得的情报收益趋向于变化,然而并不是一定会导致情报收益变化,这需要对参与移动的活动进行分析。

### 3.5 活动对调度方案的影响力评估

从活动收益下界的物理意义可以看出,活动收益的下界能够反映活动对方案的影响。受此启示,我们引入了影响力指标来间接评估活动对区域目标情报收益的影响。

**定义 2** 已知调度方案  $Sol^{now}$  及其对应的活动序列  $\phi^{now}$ ,对任意侦察活动  $i$ ,它对调度方案  $Sol^{now}$  的影响力  $Inf_i, Sol^{now}$  是指:在活动  $i$  被新添加到活动序列  $\phi^{now}$  或被移出活动序列  $\phi^{now}$  的情况下,网格空间内被观测网格总数的变化量。

从定义可以看出,活动收益仅适合分析已安排执行的活动,而影响力指标能够对所有活动进行评估,并不局限于已安排执行的活动。由定义 2,可归纳出影响力的计算公式。

**引理 1** 已知当前解  $Sol^{now}$  和区域目标,设  $E$  是区域目标对应的网格空间, $\phi$  是解对应的活动序列,存在:

(1)当活动  $i \in \phi$ ,记移出活动  $i$  后得到的解为  $Sol^{now}$ ,活动  $i$  与活动序列  $\phi$  中其它活动在区域目标内的重叠部分为  $\Xi_i^\phi$ ,活动  $i$  对解  $Sol^{now}$  的影响力

$$Inf_i, Sol^{now} = \sum_{e_{\alpha, \beta} \in (E - \Xi_i^\phi)} \Theta(P_i, e_{\alpha, \beta}) \tag{1}$$

(2)当活动  $i \notin \phi$ ,记添加活动  $i$  后得到的解为  $Sol^{next}$ ,活动  $i$  与活动序列  $\phi$  中活动在区域目标内的重叠部分为  $\Xi_i^{\phi \cup i}$ ,活动  $i$  对解  $Sol^{now}$  的影响力

$$Inf_i, Sol^{now} = \sum_{e_{\alpha, \beta} \in (E - \Xi_i^{\phi \cup i})} \Theta(P_i, e_{\alpha, \beta}) \tag{2}$$

### 3.6 禁忌对象与禁忌列表

在求解过程中首先尝试了一个通用型禁忌列表,该禁忌列表中的禁忌对象可以是三种邻域结构定义的任意移动,然而实验结果显示由于邻域空间巨大,容易造成解的振荡,难以找到合适的禁忌列表长度以有效地防止振荡,因此采用了多禁忌列表策略,根据邻域结构特点设计了  $tabuList1$  和  $tabuList2$  两个禁忌列表,禁忌对象仍然是解的变化。其中  $tabuList1$  禁忌邻域  $swap\_onS$  中对同一资源上两个活动前后序的调整动作, $tabuList2$  禁忌其它两种邻域对活动占用资源状态的调整动作。仿真实验结果表明,这种多禁忌列表策略比使用一个通用的禁忌列表效果好,能够有效地避免解的振荡现象。

### 3.7 评价函数及解的改进策略

在搜索过程中采用了变评价函数策略,使调度方案在最大化情报收益的同时又兼顾节约资源。

#### 3.7.1 反映情报收益变化的评价函数

当邻域采用  $relocate\_toS$  或  $relocate\_fromS$  结构时,情报收益趋向于变化。记上一次迭代解为  $Sol^{now}$ ,调整活动  $i$  的资源占用情况后得到解  $Sol$ ,已知情报收益与对区域目标的覆盖率成正比,定义评价函数

$$f_i(Sol) = Inf_i, Sol^{now} \times g(i, Sol^{now}) \tag{3}$$

其中

$$g(i, Sol^{now}) = \begin{cases} 1, & \text{当活动 } i \text{ 从虚拟资源转移到真实资源上时} \\ -1, & \text{当活动 } i \text{ 从真实资源转移到虚拟资源上时} \end{cases} \tag{4}$$

#### 3.7.2 反映资源消耗的评价函数

本文采用最小化总执行时间描述这个目标。记解  $Sol$  对应的活动序列为  $\phi$ ,定义评价函数

$$f_{\Sigma}(Sol) = \sum_{i \in \phi} p_i \tag{5}$$

其中  $p_i$  是活动  $i$  的执行时间。

引理 2 给定一个可行解  $Sol^{now}$   $\emptyset$  是解对应的活动序列,如果  $\emptyset$  中存在影响力为 0 的活动,记从  $\emptyset$  移出一个影响力为 0 的活动后得到的可行解为  $Sol$ ,则解  $Sol$  优于  $Sol^{now}$ ,且情报收益  $profit(Sol^{best}) = profit(Sol)$ 。

引理 2 容易由引理 1 导出,这里不再详细证明。

当多个可行解都能达到相同的覆盖率时,可根据引理 2 在解中选择一个影响力为 0 且执行时间较长的活动,将其移出活动序列,然后根据评价函数  $f_2(Sol)$  优先选择占用资源时间较少的解。

需要指出的是,鉴于军事应用的特殊性,评价函数  $f_1(Sol)$  总是优先于  $f_2(Sol)$ ,调度过程中更加关注的是如何获得更大的情报收益,评价函数  $f_2(Sol)$  只是用来对解方案进行局部微调。

### 3.8 情报收益的计算

为提高计算效率,每次只计算局部移动引起的收益变化,并通过对收益变化的累计得出情报收益值。

定理 2 假设需侦察的区域目标总价值为  $w$ ,对应的网格空间  $E$  中位于区域目标范围内的网格数量是  $\Psi$ 。已知情报收益与对区域目标的覆盖率成正比。给定一个可行解  $Sol^{now}$ ,  $profit(Sol^{now})$  是解  $Sol^{now}$  对应的情报收益值,当活动  $i$  的资源占用情况发生改变后得到解  $Sol$ ,解  $Sol$  的情报收益

$$profit(Sol) = profit(Sol^{now}) + w \times \frac{Inf_i(Sol^{now}) \times g(i, Sol^{now})}{\Psi} \quad (6)$$

定理 2 是定义 2 的自然推论,在此省略其详细证明过程。

### 3.9 算法步骤描述

Step1 得到初始解  $Sol^{now}$ ,该初始解中所有候选活动都占用虚拟资源  $S^0$  并以随机的方式排列在虚拟资源上。设置最大迭代次数  $nIterMax$  和最大连续无解迭代次数  $nMax\_noSol$ ,令  $Sol^{iter} = Sol^{best} = Sol^{now}$ 。

Step2 采用随机交换与重置资源策略,根据上一次迭代得到的解  $Sol^{now}$ ,使用  $swap\_onS$ 、 $relocate\_toS$  和  $relocate\_fromS$  等结构的邻域,并采用随机抽样方式从邻域空间内取出一部分作为搜索空间。

Step3 基于评价函数  $f_1(Sol)$  在指定邻域范围内寻求局部最优解,并实时地将禁忌对象记录到禁忌列表中。

若无法得到局部最优解  $Sol$ ,对连续无解情况进行计数。当连续无解次数达到规定数量  $nMax\_noSol$  时,转 Step4,否则转 Step2。

若能够求得局部最优解  $Sol$ ,令  $Sol^{now} = Sol$ 。若此时情报收益  $profit(Sol^{best}) < profit(Sol)$ ,令  $Sol^{best} = Sol$ ,令候选解集合  $X = \{Sol\}$ ,若情报收益  $profit(Sol^{best}) = profit(Sol)$  并且  $Sol \notin X$ ,令  $X = X \cup \{Sol\}$ 。如果此时迭代次数达到最大迭代次数  $nIterMax$  转 Step4,否则转 Step2。

Step4 如果  $Sol^{iter} \neq Sol^{best}$ ,评价候选解集合  $X$  中各候选最优解中每个活动对其所在方案的影响力,转 Step5;如果  $Sol^{iter} = Sol^{best}$  转 Step9。

Step5 对任意候选解  $Sol_\eta^{best}$  ( $Sol_\eta^{best} \in X$ ),如果存在影响力为 0 的活动,则移除那些影响力为 0 的活动中执行时间最长的活动,以减少资源消耗,同时把移除活动的动作记录到禁忌列表  $TabuList2$  中,然后转 Step4,若所有候选解集合  $X$  中的候选解都不存在影响力为 0 的活动,转 Step6。

Step6 若候选解集合  $X$  包含两个以上的最优解,采用评价函数  $f_2(Sol)$  选择消耗资源最少的调度方案,得到当前最优解  $Sol^{best}$ ,并令候选解集合  $X = \{Sol^{best}\}$  转 Step7,否则直接转 Step7。

Step7 若迭代次数达到总次数限制  $nIterMax$  转 Step9,否则转 Step8。

Step8 令解  $Sol^{iter} = Sol^{now} = Sol^{best}$  转 Step2。

Step9 输出候选解集合  $X$  中的最优解。

## 4 算例

接受到在规定时间内侦察某海域的任务,已知在轨卫星中有四颗成像侦察卫星( $Sat1$ ,  $Sat2$ ,  $Sat3$ ,

*Sat4*)具备合适的时间窗口,每颗卫星的候选侦察场景已知,每个场景对应的时间窗口已知,卫星的轨道参数和遥感器参数已知,情报供需双方约定对侦察目标不需要重复侦察,要求合理安排这四颗卫星的侦察活动,尽可能多地获取目标海域的图像情报。

在不考虑多星协同的情况下,首先考察单星对区域目标的侦察能力,见表1。从表1可以看出,单颗卫星能够侦察的范围较小,难以满足对区域目标的侦察需求。

表1 不考虑相互协同时各卫星资源的侦察效率

Tab.1 The result of scheduling single satellite

调度方案编号	说明	总执行时间(s)	覆盖率(%)
1	<i>Sat1</i> 单星调度	143	11.7695
2	<i>Sat2</i> 单星调度	158	13.4747
3	<i>Sat3</i> 单星调度	166	12.6131
4	<i>Sat4</i> 单星调度	162	13.0524
5	方案 1+2+3+4	629	40.4114

为考察在不考虑相互协同时多卫星的侦察范围,把方案1至4进行了合并,计算得到此时的覆盖率为40.4114%,这说明在一般情况下利用更多的卫星资源趋向于获取更多的情报信息。

接下来考虑多星协同模式,先应用先期研究工作中实现的 SingleOptTabu 算法求得多星协同侦察方案,见表2。从表2中可以看出,多星协同方案的覆盖率(49.4334%)比简单利用多卫星侦察(方案5)达到的覆盖率(40.4114%)高出22.33%,而且活动执行时间总和(623s)比方案5(629s)少,说明多星联合调度有助于提高对区域目标的覆盖率。但是,在表2中发现编号为 Act-62 的活动影响力为0,是冗余活动。

应用本文所提出的 MultiOptTabu 算法进行求解,得到新的多星协同调度方案,见图3,将该方案与 SingleOptTabu 算法得出的方案进行对比,见表3。从表中可以看出,本文提出的 MultiOptTabu 算法较好地实现了调度目标,不仅降低了资源消耗,还提高了对区域目标的覆盖率。

表2 基于 SingleOptTabu 算法求得的侦察方案

Tab.2 The schedule of coordinating satellites with SingleOptTabu algorithm

调度方案编号	卫星资源	活动编号	执行时间(s)	影响力	总执行时间(s)	覆盖率(%)
6	<i>Sat1</i>	Act-67	56	4207	623	49.4334
		Act-79	56	4318		
		Act-62	10	0		
		Act-63	21	1352		
	<i>Sat2</i>	Act-94	56	4456		
		Act-81	11	93		
		Act-83	35	2750		
		Act-89	56	4503		
	<i>Sat3</i>	Act-30	48	3367		
		Act-23	56	4094		
		Act-26	56	3909		
	<i>Sat4</i>	Act-49	56	4271		
		Act-37	50	3734		
		Act-58	56	4282		

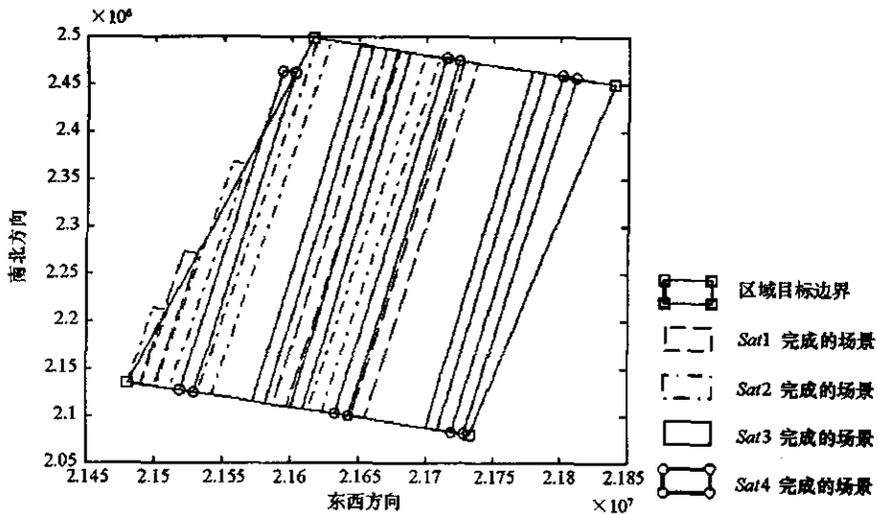


图 3 采用 MultiOptTabu 算法得到的调度方案示意图

Fig.3 The schedule of coordinating satellites with MultiOptTabu algorithm

表 3 MultiOptTabu 算法与 SingleOptTabu 算法的解方案比较

Tab.3 The comparison of algorithms MultiOptTabu and SingleOptTabu

调度方案编号	采用的算法	总执行时间(s)	覆盖率(%)
6	SingleOptTabu	623	49.4334
7	MultiOptTabu	621	49.9940

## 5 结束语

以多卫星联合侦察区域目标为应用背景,研究了带有活动收益不确定特征的卫星调度问题,解决了多星协同侦察区域目标的调度难题,具有一定的理论价值与较高的应用价值。

通过分析活动收益的上下界,发现调度方案对活动收益的下界敏感,由此设计了影响力指标来间接评估活动对区域目标情报收益的影响,并基于影响力指标设计了评价函数以及快速计算情报收益值的方法。文中还给出了一种改进型禁忌搜索算法,详细阐述了算法中解的表示形式、约束的冲突检测与解搜索、禁忌对象与禁忌列表等内容。本文最后还通过算例验证了算法对解决带有活动收益不确定特征的卫星调度问题是行之有效的,同时显示算法具有较好的多目标优化性能。

## 参考文献:

[1] Walton J. Models for the Management of Satellite-based Sensors[D]. Massachusetts:Massachusetts Institute of Technology, 1993.

[2] Lematre M, Verfaillie G. How to Manage the New Generation of Agile Earth Observation Satellites[A]. Proceedings of the International Symposium on Artificial Intelligence[C], Robotics and Automation in Space, 2000.

[3] Lematre M, Verfaillie G. Selecting and Scheduling Observations of Agile Satellites[J]. Aerospace Science and Technology, 2002, (6):367-381.

[4] Mancel C. Complex Optimization Problems in Space Systems[EB/OL]. American Association for Artificial intelligence(www.aaai.org), 2003.

[5] Glover F. Future Paths for Integer Programming and Links to Artificial Intelligence[J]. Computers and Operations Research, 1986, 13:533-549.

[6] Glover F. Tabu Search: Part I[J]. ORSA Journal on Computing, 1989, 1:190-206.

[7] Glover F. Tabu Search: Part II[J]. ORSA Journal on Computing, 1990, 2:4-32.

[8] Vasquez M, Hao J K. A "Logic-constrained" Knapsack Formulation and a Tabu Algorithm for the Daily Photograph Scheduling of an Earth Observation Satellite[J]. Journal of Autational Optimization and Applications, 2000.

[9] Agnese J, Bataille N, Bensana E, et al. Exact and Approximate Methods for the Daily Management of an Earth Observation Satellite[A]. Proceeding of the 5th ESA Workshop on Artificial Intelligence and Knowledge Based Systems for Space[C], 1995.

[10] 王正元,谭跃进,狄东宁,等.目标选择的一个优化模型[J].国防科技大学学报,2002,24(5):88-92.

[11] Ruan Q M, Tan Y J, He R J, et al. Simulation-based Scheduling for Photo-reconnaissance Satellit[A]. Proceeding of the 2005 Winter Simulation Conference[C],Orland, 2005.



