

文章编号: 1001-2486(2007)04-0066-06

基于约束满足的多目标对地观测卫星成像调度*

王 钧, 李 军, 景 宁, 郭玉华

(国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘 要: EOS(对地观测卫星)成像调度需要根据用户提出的成像任务需求确定卫星成像序列, 是一个复杂的组合优化问题。考虑到成像侧视约束条件, 建立 EOS 成像调度的多目标有向无环约束图模型。在此模型的基础上提出了基于 SPEA2(strength pareto evolutionary algorithm 2)的多目标成像调度算法, 采用约束控制技术设计遗传算子处理成像约束。经过三个实际的多目标成像调度问题测试, 表明该算法可以有效地解决 EOS 成像调度问题。

关键词: 多目标优化; 成像调度模型; SPEA2; 约束控制

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

Multi-objective Imaging Scheduling of Earth Observing Satellite Based on Constraint Satisfaction

WANG Jun, LI Jun, JING Ning, GUO Yu-hua

(College of Electronic Science and Engineering, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: EOS (Earth Observing Satellite) imaging scheduling process should generate the sequence of imaging requests. It is a complex combinatorial optimization problem. Considering the imaging constraints of EOS, to make replete use of the resource, the label vertex digraph without circuit as the model of imaging scheduling problem was adopted. On the basis of this model, a multi-objective scheduling method, based on the Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2, was presented and also genetic operators to handle the imaging constraints were proposed. This method was tested on three real problems with two objective functions. From the results, it can be said that the proposed method can resolve the EOS scheduling problem efficiently.

Key words: multi-objective optimization; imaging scheduling model; SPEA2; constraint control

EOS(对地观测卫星)通过星载传感器从太空获取地面影像数据, 已经成为勘测和研究地球资源的重要手段。目前 EOS 的数量虽然在不断增加, 但是仍然远远不能满足各个部门对卫星影像数据的需求。因而需要对不同用户提出的成像任务需求进行规划调度。EOS 根据本身的运动规律在轨道上飞行, 其各个成像任务的成像窗口时间有限; 卫星成像调度就是选择需要拍摄的成像任务和拍摄时的成像时间窗口, 在满足有效载荷约束的条件下, 合理分配卫星资源, 拍摄尽可能多的、成像条件尽可能好的卫星成像需求, 从而达到充分利用卫星资源的目的。

1 多目标 EOS 成像调度及相关工作

EOS 以一定轨道在空间运行, 在地面形成以星下点轨迹为轴线, 正负最大侧视角对应的地理范围构成的成像覆盖条带(如图 1); 条带内每个地面成像任务都有严格的观测时间窗口。又由于卫星姿态控制能力、存储容量资源和能量资源有限, 加之成像任务的观测时间窗口之间可能存在冲突, 所以一次调度过程不可能安排所有任务进行成像。此时就需要考虑成像任务的重要程度、能量消耗和存储器容量消耗等各种影响因素选择成像任务; 而在实际应用中这些因素往往相互冲突, 很难同时满足, 所以在满足 EOS 成像约束条件的基础上, 成像调度结果还需要从成像任务重要程度、卫星资源消耗多少等多个

* 收稿日期: 2006-12-30

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60604035); 国家 863 高技术计划资助项目(2006AA701316)

作者简介: 王钧(1978—), 男, 博士生。

目标进行评价。

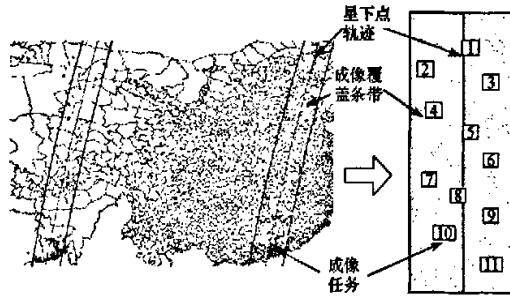


图1 卫星成像示意图

Fig.1 Imaging of EOS

EOS 成像调度是一个复杂的组合优化问题。随着卫星技术的发展,出现了许多解决的方法^[1-7]。Bensana 用穷尽搜索方法和禁忌算法对 SPOT 卫星进行成像调度^[1]; Michel 及 Hao 将这一过程转化为背包问题,使用禁忌算法求解^[2]; Harrison 使用穷尽搜索的思想解决小规模的问题^[3]; Lin 利用拉格朗日松弛法产生近似优化的可行调度方案^[4]; Muraoka 采用贪婪算法进行成像调度^[5]。然而这些工作往往针对特定的应用,只考虑单一目标函数,没有建立多目标成像调度模型。Gabrel 虽然采用了多目标模型,但是其采用的标记更新算法不适合问题规模较大的情况^[6],因而不能有效的解决我们这里的 EOS 成像调度问题。

2 多目标 EOS 成像调度模型

卫星成像调度一般分为长期调度和短期调度。这里我们考虑每次获得精确的轨道数据后的短期调度,其调度时间段一般不超过 24h。针对 EOS 有效载荷的特性,做出如下假设:

(1) 所有待处理成像任务在调度前已经确定。这里的成像任务是指有效期在成像调度时间段内的任务。

(2) 一颗卫星在一个时刻只能处理一个成像任务。

(3) 在成像调度时间段内,不考虑一颗卫星对同一成像任务的重访。

(4) 每个成像任务代表一个单元成像区域,如果是大范围的区域目标,先按照一定的原则将其分解为多个单元成像区域。

(5) 对一个成像任务的成像过程具有原子性,即成像过程一旦开始就必须完成。

根据上面的假设,成像调度序列的成像约束条件如下:

(1) 成像任务应该满足成像任务的太阳高度角和云量条件约束。

(2) 拍摄的成像任务首先存储在星载存储器中,然后传输数据到卫星地面站。所以成像调度序列应满足存储器容量约束。

(3) 对成像任务进行拍摄和侧视角变换需要消耗能量,成像任务序列应满足能量条件约束。

(4) 成像调度序列中的成像任务需要满足成像侧视的相关约束。

基于以上假设和约束的描述,采用有向无环图对调度问题进行抽象,将调度问题转化为图中的单源多目标加权路径问题。

对于某颗成像卫星,将在其任务调度时间范围内每个具有一定经纬度坐标的地面成像任务看做图的顶点,且将成像任务对应的属性加入到每个顶点的属性中。同时在图中增加两个虚拟顶点,分别对应该成像卫星任务调度的起始顶点和终止顶点。于是,对在一个调度时间段内给定的 n 个任务,定义图 $G(V(G), E(G))$ 来表示任务及其相互关系^[6]。其中 $V(G)$ 代表在一个调度时间段可见的所有任务,两个虚拟的顶点表示调度时间段的开始和结束(这里并不对各圈轨道进行区分),如图 2 所示。而 $E(G)$ 表示顶点间的关系,其数学定义如下:

(1) $\forall j \in V(G), (begin, j) \in E(G), (j, end) \in E(G)$, 表示虚拟顶点与任何顶点之间满足侧视约束条件;

(2) $\forall (j, k) \in V(G) \times V(G), (j, k) \in E(G)$, 如果 j 和 k 之间的关系满足 EOS 成像侧视约束条件, 即拍摄了 j 以后可以拍摄 k 。

对 EOS 来说, 成像任务拍摄时间窗口的起始时间是固定的, 也就是说 G 中的顶点 $V(G)$ 隐含了时间序关系, G 中的边 $E(G)$ 具有方向性, 故而 G 是有向无环图。显然, 图 G 中任何一条从起始点到终止点的有向路径都代表一个满足成像侧视约束的 EOS 成像序列, 表示能够在调度时段中可完成拍摄的成像任务。同时, 在 G 中, 我们用顶点 V_i 的属性表示其对应成像任务的重要程度和成像质量。

在实际问题中多个目标的偏好信息很难获得, 很难将一个多目标的问题转化成单目标进行求解。成像调度序列需要从完成的成像任务质量和完成成像任务所消耗的卫星有效载荷资源两个目标进行评价, 在上述有向无环图模型的基础上, 定义目标函数如下。

(1) 未完成任务质量

$$f_1 = \min \sum_{i \in P} \omega_i$$

式中, P 表示成像调度序列, 对应于 G 中的一条从起点到终点的路径。 i 表示成像任务, 对应于 G 中的顶点, ω_i 表示成像任务重要性等级, 由 G 中定点的属性表示。这里考虑三种重要性级别, 其中, 3 表示重要的成像任务, 2 表示较重要成像任务, 1 表示一般成像任务。 f_1 代表成像调度序列 P 的质量评价函数。

(2) 有效载荷资源消耗

$$f_2 = \min [N(P) + L(P)]$$

其中, $N(P)$ 表示成像调度序列开关机次数, $L(P)$ 表示成像调度序列总的侧视角度, 我们认为这两者是造成有效载荷损耗的主要成因。 f_2 代表成像调度序列 P 的有效载荷资源消耗。

同时, 成像调度序列 P 需要满足成像约束条件(1)~(3), 而 P 对应的 G 中从起点到终点的路径保证了成像约束条件(4)。由此建立了 EOS 成像调度的有向无环图模型。

从上述定义可以看出, f_1 与 f_2 是矛盾的目标。最小化 f_1 就需要拍摄尽可能多的成像任务, 这意味着消耗更多的有效载荷资源; 而最小化 f_2 意味着成像调度序列中的成像任务尽量少。从 EOS 应用的角度, 只满足一个目标函数的情况是我们所不希望的。为了得到优化的成像调度结果, 在构造出成像调度问题的无环有向图模型后, 采用多目标优化思想对该问题进行求解。

3 多目标成像调度算法

根据上一节的分析, 将多目标成像调度问题转换成无环有向图模型 G 中的带约束的路径搜索问题是一个 NP-hard 问题^[8]。而遗传算法作为一种高效的近似算法, 具有隐含并行性, 对先验知识要求较少等特点, 很适合解决这里的多目标成像调度问题; 本文提出一种基于 SPEA2^[9] 的多目标遗传算法求解问题的 Pareto 近似解, 解决了 EOS 成像调度中的关键问题。

3.1 SPEA2 算法描述

SPEA2 算法是一种解决多目标优化问题的高效算法, 在很多问题上表现出良好的性能。它在每一次进化结果中保留当前种群 P_t 和以前进化结果的精英解种群 A_t 。对种群 A_t 通过适应值分配和选择策略进行精英解保持, 并通过截断操作维持精英解种群的大小。其算法步骤如下^[9]:

输入: M (后代种群的大小), N (第二种群大小), T (最大世代数量)

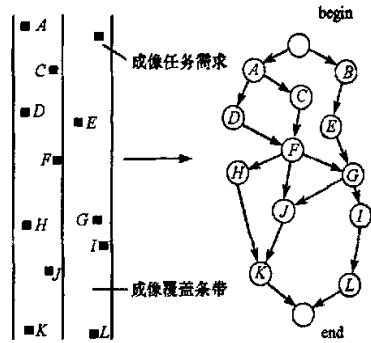


图2 成像调度模型示意图
Fig.2 Model of imaging scheduling

输出: A^* (非支配解集)

步骤 1: 初始化种群, 设 $t=0$, 首先生成初始种群 P_0 , 并生成一个空的第二种群 $A_0 = \emptyset$;

步骤 2: 适应值分配, 计算 P_t 和 A_t 的个体适应值;

步骤 3: 环境选择, 复制 P_t 和 A_t 中所有的非支配解到 A_{t+1} 中, 如果 A_{t+1} 中的个体数量超过 N , 则通过调用截断函数减少 A_{t+1} 中的个体数量; 否则, 如果 A_{t+1} 中的个体数量小于 N , 则用 P_t 和 A_t 中的个体对 A_{t+1} 进行填充;

步骤 4: 终止条件判断, 如果时间 $t \geq T$ 或者满足别的终止条件, 将 A_{t+1} 中的非支配解集作为 A^* , 输出 A^* , 终止算法;

步骤 5: 交配选择, 对种群 A_{t+1} 使用二元锦标赛选择, 用选择结果更新交配集合;

步骤 6: 进化操作, 对于交配集合中的成员进行交叉和变异操作, 并更新 P_{t+1} , 同时 $t = t + 1$, 跳转至步骤 2。

• 适应值分配策略

首先, 给档案器 A_t 和种群 P_t 中的每一个个体 i 都分配压力值 $Q(i)$, 代表它所支配的个体数(符号 $>$ 表示 Pareto 支配关系):

$$Q(i) = |\{j | j \in P_t + A_t, \wedge i > j\}|$$

然后, 确定个体 i 的原始适应值, 它决定于 i 在档案器 A_t 和种群 P_t 中的支配者的压力值:

$$R(i) = \sum_{j \in P_t + A_t, j > i} Q(j)$$

文献[9]中提出一种 k 邻近方法作为附加密度信息用来区分原始适应值相等的个体, 其值用 $D(i)$ 来表示。因此, 个体 i 的适应值由下式定义:

$$F(i) = R(i) + D(i)$$

• 环境选择设计

在环境选择时, 先对所有非支配个体进行复制, 也就是说, 将上一代档案器和种群中的所有适应值小于 1 的个体都拷贝到下一代档案器中去: $A_{t+1} = \{i | i \in P_t + A_t, \wedge F(i) < 1\}$, 若 $A_{t+1} < N$, 则将剩余在档案器 A_t 和总体 P_t 中的个体按适应值由小到大排列, 取前 $N - A_{t+1}$ 个个体补充到 A_{t+1} 中; 若 $A_{t+1} > N$, 则对档案文件进行截断处理, 其具体过程见文献[9]。

3.2 遗传算子的设计

1. 问题编码

由于 G 中的顶点代表成像任务, 可以由成像起始时间决定其时间序关系。而成像调度结果是顶点的序列, 所以采用自然序列编码表示问题的解, 这里成像调度序列的染色体是由当前时间段的顶点的 ID 组成的, 序列的每个基因表示 G 中的一个顶点, 其长度就是成像调度序列中顶点的数目。考虑到约束 1 可以在成像调度操作之前进行判断并对不满足约束的成像任务进行过滤, 所以这里只考虑那些满足约束 1 的成像任务。

成像调度序列的第一个成像任务和最后一个成像任务分别是起始虚拟任务和结束虚拟任务。对应个体的第一个和最后一个基因分别是虚拟的起始顶点和结束顶点。由此, 随机产生初始个体的步骤如下:

- (1) 取虚拟起始顶点作为第一个基因;
- (2) 随机选择与上一顶点有边相连的一个顶点作为下一个基因;
- (3) 碰到虚拟终止顶点则结束该个体初始化过程;
- (4) 重复上述操作直到产生初始种群的全部个体。

2. 交叉和变异算子

由于是自然序列编码, 本文采用单点交叉算子。为了满足成像侧视约束的限制, 参与算子的两个染色体必须至少有一个基因相同。但这两个相同的基因不必在两个染色体的相同位置上。

首先在两个待操作的染色体中找到相同的基因,然后随机选择一对相同基因作为交叉基因,进行交叉运算,即交换这对交叉基因之后的基因序列,从而产生下一代个体(如图3,前两个染色体表示父代个体, *F* 是交叉基因,灰色部分表示进行对换操作的基因序列)。根据成像调度问题模型,很明显这一交叉操作满足成像侧视约束限制。

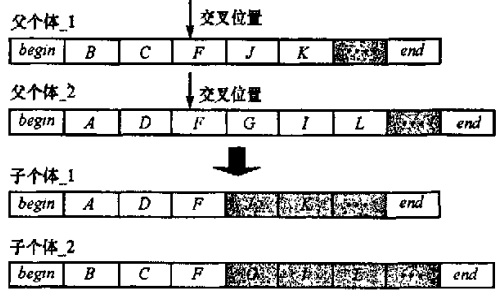


图3 交叉操作示意图
Fig.3 Operation of crossover

对于变异操作,采用构造型变异。先随机选择一个变异点,再根据该点基因所代表的顶点在图 *G* 中与其他顶点的连接关系,随机选择下一个基因,直至碰到虚拟终止点。这一过程和个体的初始化过程相似,但是子代个体在变异点前的基因与父代保持相同。显然这样的操作也满足成像侧视约束限制。

为了保证每一个个体结果是可行的,需要对交叉和变异操作产生的子代进行约束满足处理,使其满足其他约束条件。由于从个体中删除一个基因并不会影响对成像侧视约束的满足情况,所以如果产生的子代个体不满足约束2和约束3,根据顶点的重要性等级属性采用轮盘赌方法随机删除成像任务,直到个体满足约束2和约束3。这一操作保证了所有个体都代表了问题的可行解。

4 实验结果及分析

为了验证算法的有效性,针对实际 EOS 调度问题对本文所提出的方法进行了实验。实验的 EOS 是太阳同步轨道卫星,随机生成地面成像任务,其成像时间和成像角度由其他相关软件计算获得。另外,本文考虑获得精确轨道数据后的短期成像调度,实验中不考虑数据传输问题。

实验针对计划编号为 PH215, PH197, PH226 的三个成像调度问题,其成像任务数量分别为 97, 307 和 1036。这里考虑的调度时间段均为 12h。

算法相关参数值:种群大小为 100;档案器大小为 50;交叉概率为 0.85;变异概率为 0.07;最大迭代次数为 3000 代。

实验条件:PC 兼容 2.4GHz Pentium、256MB 内存、Visual C++ 编译器。

实验结果是以未完成的任务质量和资源消耗情况作为目标函数的一组近似 Pareto 解集,每个 Pareto 解集中的解对应无环有向图模型中从起始点到结束点的一条通路,表示相应的成像调度序列。实际应用过程中,在计算出解集后,还要根据一定的原则从 Pareto 结果集中选择一个解,将其对应的调度序列作为最终的成像调度序列,并根据它产生指令,指挥 EOS 进行成像动作。

如图 4 所示,PH215 的成像调度问题成像任务数量较少,可以采用精确算法求得其多目标 Pareto 最优解(由于问题本身的复杂性,精确算法无法解决任务数量较多的成像调度问题)。算法只用较少的迭代次数就基本收敛到了问题的最优解,在 1000 次迭代后,得到了问题的所有 Pareto 最优解。

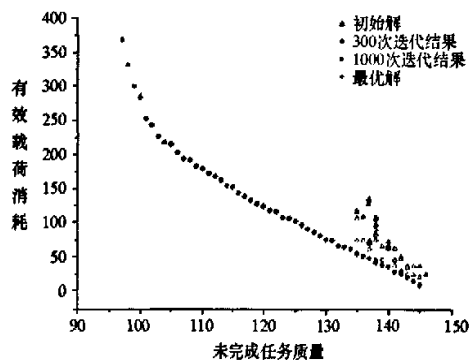


图4 PH215 的多目标成像调度结果图
Fig.4 Result of PH215

图 5 和图 6 分别是 PH197 和 PH226 的计算结果。在图中显示了迭代 1000 次和迭代 3000 次的 Pareto 近似解。可以看出,迭代 1000 次的所有结果都被迭代 3000 次的结果所支配,并且随着迭代次数的增加,结果的分布也越来越均匀,说明我们的方法能使成像调度问题的解迅速向目标空间中的 Pareto 最优解收敛,同时保持了良好的多样性。

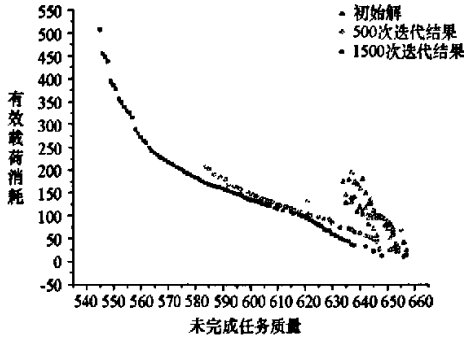


图 5 PH197 的多目标成像调度结果图
Fig.5 Result of PH197

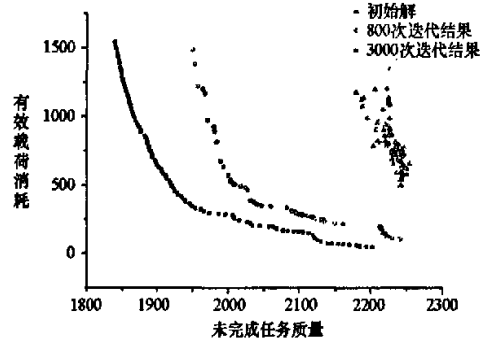


图 6 PH226 的多目标成像调度结果图
Fig.6 Result of PH226

由图 4~图 6 的结果可以看出,在未完成任务质量目标函数达到数值后,其较小的减少都会导致有效载荷资源消耗函数值的急剧增加;也就是说,这时增加序列中的成像任务会大量耗费 EOS 资源,卫星损耗增大。表现在图中,随着未完成任务质量目标函数的减少,Pareto 优化边界的梯度迅速增大。同时,根据未完成任务质量目标函数的定义,图中对该目标函数值较大的解,表示成像序列中的成像任务较少。显然,选择任何一个目标函数值较大的解都不利于 EOS 资源的有效利用。所以根据计算结果,可以认为在分布在 Pareto 边界中间部分的解对应着较好的成像调度序列。

5 结束语

得到优化的成像调度序列需要考虑 EOS 有效载荷的复杂成像约束,其本身是一个具有 NP-hard 性质的问题,是 EOS 调度过程的核心部分。在实际应用中,成像调度过程还有严格的时间要求,因而需要研究高效的成像调度算法。

为了解决 EOS 成像调度问题,有效利用 EOS 资源,本文采用了无环有向图作为模型来表示 EOS 成像约束条件和成像任务属性,采用两个目标函数对成像调度序列进行评价。在成像调度模型的基础上,提出了基于 SPEA2 的 EOS 成像调度多目标遗传算法。三个实际问题的测试表明,针对各种问题规模,我们的算法都可以在规定的成像调度处理时间内得到一组较好的 Pareto 近似最优解。可以说,这种方法有效地解决了 EOS 成像调度问题。

参考文献:

- [1] Bensaana E, et al. Exact and Approximate Methods for the Daily Management of an Earth Observation Satellite[C]//Proceedings of SpaceOps-96, Germany, 1996.
- [2] Michel V, Hao J K. Upper Bounds for the SPOT 5 Daily Photograph Scheduling Problem [J]. Journal of Combinatorial Optimization, 2003, 7: 87 - 103.
- [3] Harrison S A, Price M E. Task Scheduling for Satellite Based Imagery[C]//Proceedings of the Eighteenth Workshop of the UK Planning and Scheduling Special Interest Group, University of Sanford, UK, 1999: 64 - 78.
- [4] Lin W C, et al. Daily Imaging Scheduling of an Earth Observation Satellite[J]. IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: System and Humans. 2005, 35(2): 213 - 223.
- [5] Muraoka H, et al. Aster Observing Scheduling Algorithms[C]//Proceedings of SpaceOps-98, Tokyo, Japan, 1998.
- [6] Gabrel V, Vanderpooten D. Enumeration and Interactive Selection of Efficient Paths in a Multiple Criteria Graph for Scheduling an Earth Observing Satellite [J]. European Journal of Operational Research, 2002, 139: 533 - 542.
- [7] Potter W, Gasch J. A Photo Album of Earth: Scheduling Daily LandSat 7 Activities[C]//Proceedings of SpaceOps'98, Tokyo, Japan, 1998.
- [8] Garey M, Johnson D. Computers and Intractability: A Guide to the Theory of NP-Completeness[M]. San Francisco: W.H. Freeman & Company, Publisher, 1979: 212 - 214.
- [9] Zitzler E, et al. SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm for Multi-objective Optimization [C]//Evolutionary Methods for Design, Optimization and Control, Barcelona, Spain, 2002: 19 - 26.

