

文章编号: 1001- 2486(2009) 02- 0044- 07

基于动态罚函数遗传算法的电磁探测卫星多星规划方法*

陈浩, 李军, 唐宇, 景宁

(国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘要: 针对电磁探测卫星的特点, 考虑其主要约束条件, 建立了多星联合规划数学模型, 提出了基于遗传算法的电磁探测卫星多星规划算法。为处理遗传算法迭代过程中产生的不可行解, 引入了基于罚函数法的约束处理方法。针对罚函数法中惩罚系数难以确定的特点, 设计了惩罚系数自适应调整的动态罚函数机制。根据模拟的数据进行实验及分析, 表明该方法能有效解决电磁探测卫星多星规划问题。

关键词: 电磁探测卫星多星规划; 约束处理; 动态罚函数法; 遗传算法

中图分类号: TP391 文献标识码: A

An Approach for Electromagnetic Detection Satellites Scheduling Based on Genetic Algorithm with Dynamic Punish Function

CHEN Hao, LI Jun, TANG Yu, JING Ning

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

Abstract: Considering the specific constrains of electromagnetic detection satellite (EDS), a multi-satellites scheduling model is established and a scheduling algorithm based on genetic algorithm is proposed. To deal with some specific constraints, a punish function method is introduced. In order to conquer the difficulty of punish coefficient setting, a mechanism of punish coefficient self-adaptive adjustment is designed. Finally, some experiments are conducted to verify the correctness and practicability of our scheduling algorithms.

Key words: electromagnetic detection satellites scheduling; constraints handling; dynamic punish function method; genetic algorithm

电磁探测卫星是一种对地观测卫星。电磁探测卫星绕地球飞行, 搜集其星下点轨迹附近区域一定范围内的电磁信号, 并存储在星载存储器上, 通过中继星或地面站将数据传回地面。电磁探测卫星搜集的信息对工业、科研、军事等领域有着重要意义。为提高目标区域信号的空域分辨率、时域分辨率和频域分辨率, 电磁探测卫星通常采取多星联合的工作方式。

目前, 能够检索到的电磁探测卫星规划的工作还比较少。国内外对可见光及 SAR 卫星规划调度的工作相对较多, 主要工作集中在建立模型、归约到经典规划问题以及提出算法。Bensana 针对 SPOT 系列卫星, 建立了值约束满足模型^[1]; 张帆针对通用卫星规划问题建立了无圈有向图模型^[2]; 在经典规划问题归约方面, Vasquez 和 Hao 将卫星规划问题映射到 0-1 背包问题^[3]; Lin 基于单机工件加工问题建立了 ROCSAT-II 卫星规划模型^[4]。在算法方面, 由于对地观测卫星规划问题是一个复杂的组合优化问题, 调度算法多采用启发式方法。Globus^[5]、王钧^[6]使用进化算法对卫星进行规划, Lin 提出了拉格朗日松弛方法^[4], Bianchessi 使用禁忌搜索算法和随机贪婪算法解决 PLEIADES 计划的多颗可见光卫星规划问题以及 COSMO-SkyMed 计划的多颗 SAR 卫星规划问题^[7]。电磁探测卫星规划与一般的 EOS 卫星规划类似, 但由于电磁探测卫星所特有的约束限制, 必须考虑时域、空域、频域覆盖性要求、工作模式约束以及单圈开机时间、单天开机次数等约束, 现有的 EOS 卫星规划研究成果难以有效解决电磁探测卫星多星规划问题。

* 收稿日期: 2008-11-05

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60604035); 国家 863 高技术资助项目(2007AA12Z229)

作者简介: 陈浩(1982-), 男, 博士生。

1 电磁探测卫星多星调度模型建立

1.1 问题描述

电磁探测卫星绕地球飞行,载有高灵敏度电子信号接收机(后简称为传感器)。卫星飞抵目标上方时,星载传感器开机,并设置相应的工作模式(工作模式的选用和待采集信号的频率特性及信号的先验知识的完备性有关),对目标进行信号采集,飞离目标时,传感器关机,完成一次信号采集任务。星载传感器也可在开机状态下,通过切换不同的工作模式对相邻的多个目标进行信号采集。电磁探测卫星多星调度,就是以优化方式为目标分配合适的卫星、恰当的模式进行信号采集。具体包括:

(1) 给定 s 颗电磁探测卫星 $Sat_1, Sat_2, \dots, Sat_s$ 参加规划,并组成卫星集合 SAT 。 $\forall k \in SAT$ 可以表示为: $k = (\Delta T_p^k, \Delta T_{pc}^k(m, n), \Delta T_s^k, \Delta T_l^k, \Delta T_m^k, \Delta T_{Circle}^k, Times_{Day}^k)$ 。其中, ΔT_p^k 是卫星 k 提前开机时间; $\Delta T_{pc}^k(m, n)$ 是卫星 k 由模式 m 切换到模式 n 所需要的最短转换时间,即最短模式切换时间; ΔT_s^k 是卫星 k 单次最短开机时间; ΔT_l^k 是卫星 k 单次最长开机时间; ΔT_m^k 是卫星 k 两次开机最小时间间隔; ΔT_{Circle}^k 是卫星 k 单圈最长开机时间; $Times_{Day}^k$ 是卫星 k 单天最大开机次数。

(2) 给定 t 个目标 $Tar_1, Tar_2, \dots, Tar_t$ 组成目标集合 $TARGET$ 。 $\forall tar \in TARGET$ 可表示为: $tar = (PATTEN^{tar}, AreaCov^{tar}, TimeCov^{tar}, FreqCov^{tar}, \phi_{tar})$ 。 $PATTEN^{tar}$ 是目标 tar 的备选工作模式集合。 $AreaCov^{tar} \in \{0, 1\}$ 表示目标 tar 是否有空域覆盖性要求。 $TimeCov^{tar} \in \{0, 1\}$ 表示目标 tar 是否有时域覆盖性要求。 $FreqCov^{tar} \in \{0, 1\}$ 表示目标 tar 是否有频域覆盖性要求。 ϕ_{tar} 是目标优先级,优先级数值越大,目标越重要。

(3) 设卫星 k 的信号采集任务集合为 JOB^k 。 $\forall j \in JOB^k$ 可表示为 $(T^j, t_{ij}^k, t_{ej}^k, x_j^k, y_j)$ 。 $T^j \in TARGET$ 表示任务 j 的信号采集目标; t_{ij}^k 是任务起始时间; t_{ej}^k 是任务结束时间; $x_j^k \in [0, 1]$ 是决策变量, $x_j = 1$ 表示任务 j 将被执行; $y_j \in PATTEN^i$ 是决策变量,表示卫星 Sat_k 将使用工作模式 y_j 对目标 T^j 进行信号采集; 任务 j 表示卫星资源 Sat_k 在时间窗口 $[t_{ij}^k, t_{ej}^k]$ 中对目标 T^j 存在可访问性。

(4) 给定规划时段 $wschedule = [ts, te]$ 。 ts 是规划起始时间, te 是规划结束时间。

电磁探测卫星多星规划的目的就是从信号采集任务集合中,选取一个子集,并确定各个任务的工作模式,使得该子集可满足卫星所有约束条件且综合效益最大。设调度结果为 $JOB_DO^k, JOB_DO^k \subseteq JOB^k$, 且 JOB_DO^k 中各任务的工作模式已确定。

1.2 模型建立

建立模型之前,首先给出本文后续将使用的相关概念定义。

定义1 传感器工作时段。卫星传感器一次开机到关机的过程。

定义2 轨道圈次。把卫星连续两次降轨过赤道的时段称作卫星的一个轨道圈次。

定义3 轨道天次。卫星绕地球飞行,交替经过白天和黑夜。把卫星从前一个黑夜到下一个黑夜的24h称作卫星的一个轨道天次。

记本次规划中卫星 k 传感器工作时段集合为 $SETUP^k$, 则 $\forall i \in SETUP^k$, 可表示为 (t_{oi}^k, t_{ci}^k) 。 t_{oi}^k 是卫星 k 第 i 次开机时间, t_{ci}^k 是相应的关机时间。记规划中卫星 k 轨道圈次集合为 Q^k , 卫星 k 轨道天次集合为 D^k 。记卫星 k 在第 q 圈的传感器工作时段集合为 $CIRCLE_q^k$, 在第 d 天的传感器工作时段集合为 DAY_d^k , 则 $\bigcup_{q \in Q^k} CIRCLE_q^k = \bigcup_{q \in D^k} DAY_q^k = SETUP^k$ 。调度的结果是信号采集任务的一个子集,该子集必须满足卫星所有约束,本文主要考虑的约束条件如下:

(C1) 模式切换约束。星载传感器进行模式切换需要的时间应不小于最短模式切换时间。

$$\forall k \in SAT, \forall m, n \in JOB^k, \text{ and } t_{bm}^k \geq t_{bn}^k \rightarrow x_m^k x_n^k (t_{bm}^k - t_{en}^k) \geq \Delta T_{pc}^k (y_n, y_m) x_m^k x_n^k$$

(C2) 单次开机时间约束。星载传感器单次开机时间应不小于单次最短开机时间,不大于单次最长开机时间。

$$\forall k \in SAT, \forall j \in SETUP^k \rightarrow \Delta T_s^k \leq t_{c,j}^k - t_{\alpha,j}^k \leq \Delta T_i^k$$

(C3) 两次开机时间间隔约束。星载传感器一次关机后, 必须等待一段时间, 才能再次开机。

$$\forall k \in SAT, \forall j \in SETUP^k \rightarrow t_{o,j+1}^k - t_{c,j}^k \geq \Delta T_m^k$$

(C4) 单圈最长开机时间约束。星载传感器单圈累计开机时间应不大于单圈最长开机时间。

$$\forall k \in SAT, \forall q \in Q^k \rightarrow \sum_{j \in CRCLE_q^k} (t_{c,i}^k - t_{o,i}^k) \leq \Delta T_{Circle}^k$$

(C5) 单天最大开机次数约束。星载传感器单天累计开机次数应不大于单天最大开机次数。

$$\forall k \in SAT, \forall d \in D^k \rightarrow |DA Y_q^k| \leq Times_{Day}^k$$

基于电磁探测卫星应用特点, 模型中主要考虑如下评价准则:

(a) 目标时效性准则:

$$V_{urg} = \max_{k \in SAT} \sum_{i \in JOB^k} x_i \cdot (t_E - t_b^i) \cdot \phi_T^i$$

(b) 目标重要性准则:

$$V_{imp} = \max_{k \in SAT} \sum_{i \in JOB^k} x_i \cdot \phi_T^i$$

(c) 三域(时域、频域、空域)覆盖性准则:

$$V_{cov} = \max_{k \in SAT} \sum_{i \in JOB^k} FAT(i) \cdot \phi_T^i \cdot x_i$$

其中, $FAT(i) = F(T^i, y_i) + A(T^i) + T(T^i)$ 。 $F(x, y)$ 是频域覆盖性计算函数, $A(x)$ 是空域覆盖性计算函数, $T(x)$ 是时域覆盖性计算函数。具体定义如下:

$$F(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{如果 } FreqCov^x = 1, \text{ 且尚未使用模式 } y \text{ 对其进行信号采集} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}, \quad x \in TARGET, y \in PATTEN^x$$

$$A(x) = \begin{cases} 1, & \text{如果 } AreaCov^x = 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}, \quad x \in TARGET; \quad T(x) = \begin{cases} 1, & \text{如果 } TimeArea^x = 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}, \quad x \in TARGET$$

目标时效性准则要求所有较为重要的任务被尽量早地执行; 目标重要性准则要求所执行信号采集任务的目标优先级尽量高; 而三域覆盖性准则要求对频域、空域、时域有覆盖性要求的重要目标执行多时段、多频段、多次的信号采集任务。将以上三个指标通过加权的方式得到最终的综合评价价值: $V = \alpha_{urg} \cdot V_{urg} + \alpha_{imp} \cdot V_{imp} + \alpha_{cov} \cdot V_{cov}$ 。在上述模型中, 约束 C2~C5 均是由传感器工作时段集合 ($SETUP^k$), $t_{o,j}^k$ 和 $t_{c,j}^k$ 描述的, 而模型中决策变量不包含 $SETUP^k$ 的相关信息。所以需要建立一个由决策变量 x_j^k 到传感器工作时段集合 $SETUP^k$ 的映射关系。该映射关系的建立依据工作时段划分原则(见定义 4)。

定义 4 工作时段划分原则。给定两个信号采集任务 $m, n \in JOB^k$, 且 $x_m = x_n = 1$, $t_{bm}^k \leq t_{bn}^k$, 如果 $t_{bm}^k - t_{cm}^k \leq \Delta T_m^k$, 则将 m, n 划分到一个传感器工作时段中。

依据工作时段划分原则, 对于 $\{x_i^k, i \in [1, |JOB^k|]\}$ 的一组真值指定, 可映射到传感器工作时段集合 $SETUP^k$, 映射算法如图 1 所示。在映射算法中, 语句 © 的作用是判断当前任务 i 是否为数组 JOB_DO^k 中最后一个元素。函数 $tail(JOB_DO^k)$ 将返回 JOB_DO^k 中最后一个元素。

2 基于遗传算法的多星调度算法

基于上述模型, 如果只考虑约束条件 C1、C4 和目标函数(b), 则电磁探测卫星多星调度问题可以归约到最长路径搜索问题。依据算法复杂性理论^[8], 最长路径搜索问题是经典的 NP 难(NP-Hard) 问题。由于需要考虑更多约束条件和优化目标函数, 电磁探测卫星多星调度问题将更加复杂。为了在有限的空间和时间内得出问题优化解, 我们采用启发式算法对上述模型进行求解。

算法输入: A true value assignment of $\{x_i^k, i \in [1, |JOB^k|]\}$

算法输出: $SETUP^k$

begin

① 对所有信号采集任务按任务起始时间排序

Set $SETUP^k = \phi$

② for each x_i^k in $\{x_i^k, i \in [1, |JOB^k|]\}$

③ if $x_i^k = 1$ then 将 i 添加到数值 JOB_DO^k 中 end if

④ end for

⑤ for each i in JOB_DO^k

⑥ if $i \neq tail(JOB_DO^k)$ then

⑦ if $t_{b,i+1}^k - t_a^k \leq \Delta T_m^k$ then set $t_c^k = t_{c,i+1}^k$

⑧ else 添加 (t_o^k, t_c^k) 到集合 $SETUP^k$ 中, set $t_o^k = t_{b,j+1}^k$ end if

⑨ else set $t_o^k = t_a^k$, append (t_o^k, t_c^k) to $SETUP^k$

⑩ end if

⑪ end for

end

图 1 映射算法伪码描述

Fig. 1 The pseudocode of conversion algorithm

遗传算法是模拟自然界生物繁衍、进化过程的启发式算法, 已经广泛运用于复杂的函数极值问题、组合优化问题、规划调度问题等的求解^[9]。Globus^[5]、王钧^[6] 等将进化计算运用到可见光卫星规划领域, 取得了较好的效果。本文针对电磁探测卫星多星规划问题特点, 提出了基于精英解保持遗传算法的电磁探测卫星多星规划算法(Electromagnetic Detection Satellites Scheduling Algorithm, EDSSA)。进化适应值采用综合评价值 V 。下面将介绍问题编码及遗传算子设计。

2.1 问题编码

由于 JOB^k 中各个信号采集任务存在时间序关系, 我们采用等长扩展二进制编码构造染色体, 即用 $|JOB^k|$ 位扩展二进制编码表示卫星 k 的信号采集序列。编码采用决策向量 $Z_i^k = (x_i^k, y_i)$ 形式。整个规划结果是 s 个决策向量序列所代表的信号采集任务的集合, 我们称每一个 $|JOB^k|$ 的决策向量序列为一个染色体段(如图 2 所示)。后续的遗传算子操作和目标函数值计算都是对这 s 个相对独立的决策向量序列所代表的染色体段进行。

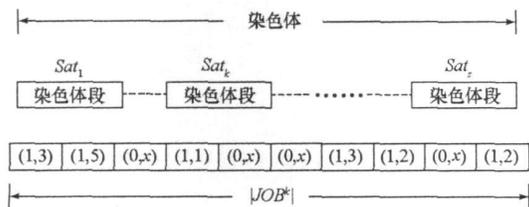


图 2 编码示意图

Fig. 2 Code of problem

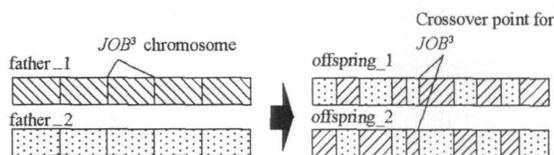


图 3 交叉算子操作示意图

Fig. 3 The illustration of crossover operation

2.2 交叉算子(Crossover Operator) 设计

针对电磁探测卫星多星规划问题编码特点, 我们设计了多点交叉算子。多点交叉算子在每个卫星的信号采集任务序列中选择一个交叉点基因, 进行交叉操作, 如图 3 所示。父代个体 father_1 按轮盘赌选取方式得到, 各染色体被选中的概率和其适应值大小成正比。father_2 采取随机选取方式得到。图 3 中假定当前染色体包含 5 个染色体段(5 颗卫星的信号采集任务序列), 对每一个染色体段生成一个交叉点, 实现多点交叉操作。

2.3 变异算子(Mute Operator 设计

变异算子采用单点随机变异方式。通过随机邻域搜索的方法改变一个任务的执行状态和执行模式。待变异个体 father 采用随机选择方式产生。算法描述如图 4 所示。

```

算法输入: 待变异个体 father
算法输出: 变异后个体 offspring
begin
① 随机选择 father 中一个基因作为变异基因  $Z_i^k = (x_i^k, y_i)$ 
② if  $x_i^k = 1$  then set  $x_i^k = 0, y_i = \text{null}$ 
③ else set  $x_i^k = 1, y_i$  从任务  $i$  的备选模式集中随机选取 end if
④ 对 offspring 进行约束处理
end

```

图 4 变异操作算子

Fig. 4 Main steps of mute operation

```

算法输入:  $JOB^k, k = 1, 2, \dots, s$ 
算法输出:  $JOB\_DO^k, k = 1, 2, \dots, s$ 
begin
① 问题编码, 种群初始化
② while(算法不满足退出条件)
③   CrossOver()
④   Mutation()
⑤   Selection()
⑥   约束处理
⑦ end while
⑧ 解码, 形成  $JOB\_DO^k, k = 1, 2, \dots, s$  序列。
end

```

图 5 EDSSA 算法框架

Fig. 5 The main steps of EDSSA

种群经交叉算子和变异算子作用后,产生的新个体必然包含不可行解,所以需要约束处理。在交叉算子和变异算子中进行的约束处理只考虑约束 C1。如果当前染色体中有与交叉点(变异点)基因冲突的基因,则取消对冲突基因的信号采集任务。每一代种群形成后再处理约束 C2~ C5。约束 C2~ C5 的处理将在下一节详细讨论。

2.4 选择算子(Select Operator 设计

选择算子设计为精英解保持的轮盘赌选择算子。父代种群中各个染色体被选入到子代种群的概率与其适应值大小成正比。最优秀的若干染色体被作为精英解直接选入到子代种群中。

2.5 EDSSA 算法框架

基于上述问题编码和遗传算子设计,提出 EDSSA 算法框架如图 5 所示。在 EDSSA 算法中,语句③~ ⑤分别使用交叉算子、变异算子和选择算子对种群进行操作,模拟生物遗传过程。语句⑥主要处理约束 C2~ C5 导致的不可行解。

3 基于动态罚函数的约束处理方法

3.1 罚函数约束处理方法

由于电磁探测卫星执行任务序列需要满足上述 C1~ C5 等多种约束条件,采用上述的交叉、变异操作必然会产生不可行解,所以必须采取约束处理策略对交叉、变异算子产生的不可行解进行约束处理,使其可行化、部分可行化或向可行化方向进化。在交叉和变异算子运算过程中,约束 C1 已经进行了处理,本节主要讨论约束 C2~ C5 的处理方式。

目前对于遗传算法处理约束优化问题的研究成果较多,罚函数法是最主要的约束处理方式之一^[10]。罚函数法最早应用于数学优化方法的约束处理过程中。大量研究表明,通常情况下,最优解总是出现在可行解域与不可行解域的边界上^[9]。罚函数法的优势在于使搜索过程从可行解域和不可行解域双向逼近优化问题的最优解。在遗传算法的进化过程中,一个不可行解包含的染色体片段信息可能比可行解中的染色体片段信息更接近最优解。EDSSA 的罚函数设计为将染色体违反约束 C2~ C5 的总量的相反数乘以相应惩罚系数 λ 作为惩罚项,与当前染色体的适应值求和生成修正后的适应值。选择算子在执行操作时使用修正后的适应值选出子代种群。如果染色体没有违反任何约束,则惩罚项为 0。显然,惩罚项总是小于等于 0。

3.2 动态罚函数机制的引入

罚函数法的设计难点在于惩罚系数的设置^[9]。如果惩罚系数设置过小,惩罚机制失效,导致遗传算法收敛速度变慢,且种群中不可行解数量增加;如果惩罚系数设置过大,会造成过度惩罚,导致进化过程早熟收敛。相关研究表明,惩罚系数与问题特性及任务分布特点有关^[10]。但在电磁探测卫星多星规划问题中,待规划的各组任务之间统计特性差异较大,难以找到适应所有情况的惩罚系数。且在遗传算法运行的不同阶段,对于惩罚系数的要求也有所变化。在进化过程起始阶段,要求惩罚系数较小,使得算法能在解空间中更大范围内搜索问题优化解,算法在陷入局部最优解后,同样要求减小惩罚系数,使得算法能够跳出当前局部最优解。而在进化结束阶段,则要求加大惩罚力度,保证种群中个体的可行性。

基于上述分析,我们设计了惩罚系数自适应调整的动态罚函数机制(如图6所示)。动态罚函数机制是一种类似负反馈方式的惩罚系数自适应调整机制。在进化过程中,算法依据种群当前状态调整惩罚系数,从而控制约束处理(Constraint Handling)步骤中惩罚力度的大小,进而引导种群向预期的方向进化。

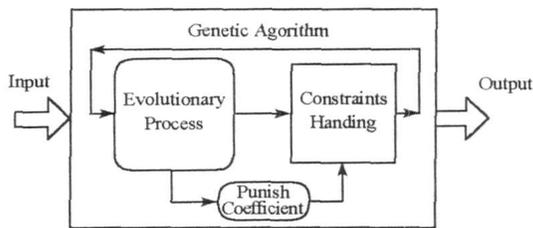


图6 动态罚函数机制示意图

Fig. 6 The illustration of dynamic punish function mechanism

4 实验及分析

我们采用随机生成信号采集目标的方式,模拟真实环境下电磁探测卫星规划问题。假定参与规划的卫星总数为4颗,规划时间段为24h以内,共生成不同规模的测试用例20组。如表1所示。

表1 实验数据说明

Tab. 1 The illustrate of test case

序号	任务数量	目标数量	参与卫星	冲突程度	序号	任务数量	目标数量	参与卫星	冲突程度
s1	24	10	2	轻	s11	60	55	4	中
s2	30	16	3	重	s12	120	80	3	重
s3	39	11	4	中	s13	170	70	2	轻
s4	53	20	3	中	s14	305	140	4	中
s5	62	20	4	轻	s15	580	140	4	轻
s6	60	25	2	重	s16	515	225	4	重
s7	70	30	4	中	s17	1032	520	4	轻
s8	65	10	3	轻	s18	2046	780	4	重
s9	74	50	2	中	s19	3099	1225	4	中
s10	82	45	4	轻	s20	5066	1306	4	重

计算平台: Celeron 3.2GHz CPU + 1GB DDR2 内存 + Windows XP。采用 Microsoft Visual Studio 2005 C# 编码。为证明 EDSSA 算法的有效性,在实验中引入了基于 Bianchess^[7]提出的 SAR 卫星规划贪婪随机选择思想构造的贪婪算法(Greedy_B)作为基线比较。为适应电磁探测卫星特点,在 Greedy_B 中,采用随机选择方式确定各个信号采集任务所使用的工作模式。设置 Greedy_B 低等级任务接受概率为 0.2。设置 EDSSA 算法种群规模为 50,交叉概率为 0.85,变异概率为 0.15。最大进化代数数为 10 000 代,如果连续 500 代结果没有改进,则算法退出。综合评价已经进行了归一化。

图7展示不同算法计算各组实验用例10次得到的最佳综合评价。EDSSA(S)表示在EDSSA算法中使用静态罚函数法处理约束得到的计算结果(惩罚因子设置为1);EDSSA(D)表示EDSSA算法中用动态罚函数法处理约束的计算结果。由图可知,在计算效果上,EDSSA(S)和EDSSA(D)算法得到的计算结果均优于 Greedy_B 算法。在测试用例规模较大或任务冲突程度较高的情况下,EDSSA 计算效果的优势更加明显。相比 EDSSA(S)算法,EDSSA(D)算法取得了更好的计算效果。这是由于 EDSSA(D)中引入了动态罚函数机制。当计算结果陷入局部最优解时,负反馈方式的惩罚因子自适应调整过程使得

EDSSA(D)跳出局部最优解的概率更大,这也使得EDSSA(D)能够在解空间中更大范围内搜索问题优化解。

图8比较了EDSSA(S)和EDSSA(D)算法在中小规模问题(如图8(a))和较大规模问题(如图8(b))的计算时间平均值。对于中小规模实验用例,两种算法的平均计算时间均在105s以内,在较大规模的实验用例上,计算时间相对较长(最长达6522.4s,用例S20,EDSSA(D))。这是由于在较大规模情况下,待搜索的解空间较大,算法迭代次数将大幅增加。同时,算法需处理的约束复杂性也随着问题规模的增加而增加,使得计算时间大幅增加。由图可知,无论在中小规模问题上(图8(a)),还是在大规模问题上(图8(b)),EDSSA(D)的平均计算时间均长于EDSSA(S)。这是由于EDSSA(D)在跳出局部最优解能力增强的同时也减缓了收敛速度。EDSSA(D)能够在解空间中更大范围内搜索问题优化解,这就使得EDSSA(D)在计算过程中耗费了更多的时间。可见,EDSSA(D)在取得较好计算效果的同时,也付出了一定的计算时间代价。

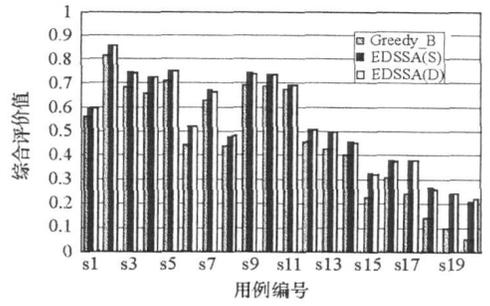
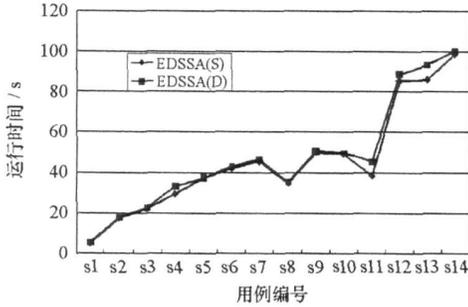
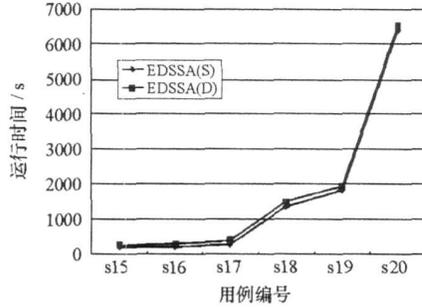


图7 算法计算比较结果

Fig. 7 Comparison of experimental result



(a) 中小规模用例计算时间比较



(b) 大规模用例计算时间比较

图8 算法计算时间比较结果

Fig. 8 Comparison of experimental computation time

5 结论

电磁探测卫星多星规划问题是卫星规划调度中出现的新而复杂的问题。本文通过分析电磁探测卫星约束特点,给出了电磁探测卫星多星规划的数学模型,在此基础上设计了基于遗传算法的电磁探测卫星多星规划算法——EDSSA。在约束处理上,引入了基于罚函数法的约束处理方法,针对罚函数法中惩罚系数难以确定的特点,设计了惩罚系数自适应调整的动态罚函数机制。并采用模拟数据进行了大量实验,结果表明算法在不同的问题规模上均得到了较优化的规划结果,从而说明动态罚函数EDSSA能够有效地解决电磁探测卫星多星规划问题,达到充分利用卫星资源的目的。

参考文献:

- [1] Bensara E, Verfaillie G, et al. Exact and Approximate Methods for the Daily Management of an Earth Observation Satellite[C]//Proceedings of SpaceOps-96, Munich, Germany, 1996.
- [2] 张帆,等. 基于时间序无圈有向图的多准则优化成像调度[J]. 国防科技大学学报, 2005, 27(6): 61-66.
- [3] Vasquez M, Hao J K. Upper Bounds for the SPOT 5 Daily Photograph Scheduling Problem[J]. Journal of Combinatorial Optimization, 2003, 7: 87-103.
- [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] Gblus A, Crawford J, et al. A Comparison of Techniques for Scheduling Earth Observing Satellites [C]//Proceedings of the 16th Conference on Innovative Applications of Artificial Intelligence, San Jose, CA, USA, 2004.
- [6] 王钧,等. 多目标EOSs联合成像调度方法[J]. 宇航学报, 2007, 28(2): 354-359.
- [7] Bianchessi N. Planning and Scheduling Problems for Earth Observation Satellites: Models and Algorithms[D]. Milan Univ., PhD. Thesis, 2006.
- [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] Gen M S, Cheng R W. Genetic Algorithms and Engineering Optimization[M]. New York: Wiley, 2000.
- [10] Coello C A. Theoretical and Numerical Constraint-handling Techniques Used with Evolutionary Algorithms: A Survey of the State of the Art[J]. Comput. Methods in Appl. Mech. Eng., 2002, 191: 1245-1287.