

基于改进的 NSGA-II 算法的区域 覆盖卫星星座优化^{*}

阎志伟¹ 田 菁² 李汉铃¹

¹(哈尔滨工业大学管理学院 哈尔滨 150001)

²(国防科技大学机电工程与自动化学院 长沙 410073)

摘 要

对基于 Pareto 最优概念的非劣性分层遗传算法 (NSGA-II) 进行了改进, 与区域覆盖卫星星座的多目标优化设计相结合, 提出基于改进的 NSGA-II 算法的区域覆盖卫星星座优化设计方法, 并利用多属性决策中的字典序法, 根据目标的重要程度, 在得到的 Pareto 解中进行选择. 最后, 利用 STK 和 Matlab 工具对遥感卫星星座进行了仿真, 仿真结果表明该算法可以找到多个 Pareto 解, 避免了传统的多目标优化求解方法的权值选择问题, 并且比简单遗传算法具有更好的灵活性, 从而解决了多目标优化的星座设计问题.

关键词 非劣性分层遗传算法; 星座; 区域覆盖; 优化

1 引言

随着小卫星技术的发展, 星座的优化设计问题成为航天领域的一个研究重点. 在目前已有的卫星星座设计方法中, 对于全球或纬度带覆盖而言, Walker 法和覆盖带法可以得到很好的结果, 但对于区域覆盖问题, 由于其多样性和灵活性, 尚无比较通用的方法. 文献 [1] 中, 将简单遗传算法用于区域覆盖卫星星座的优化设计问题, 但是文中仅将其作为单目标优化问题来考虑. Illinois 大学的 Mason 运用一种 Pareto 遗传算法进行了非圆轨道的星座设计方法 [2], 设计了一些全球连续覆盖卫星星座.

多目标进化算法是近年来新出现的一种求解多目标优化问题的思路. 本文提出了基于改进的非劣性分层遗传算法 NSGA-II 的区域覆盖卫星星座的优化设计方法, 并利用多属性决策中的字典序法, 在得到的 Pareto 解中进行选择, 得出最终方案. 最后, 结合 STK 和 Matlab 工具, 针对遥感卫星星座优化问题, 以覆盖百分比、重点观测地面目标的分辨率和卫星数目为目标函数, 进行了仿真, 并与简单遗传算法进行了比较. 仿真结果表明该算法可以找到多个 Pareto 解, 避免了传统求解方法的权值选择问题, 并且比简单遗传算法有更高的灵活性, 从而解决了多目标优化的星座设计问题.

2 改进的 NSGA-II 算法

一般来说, 多目标优化问题的解不是一个, 而是一组, 也就是所说的 Pareto 解集.

^{*} 国防预研项目资助

2003-05-28 收到原稿, 2003-11-10 收到修定稿

多目标问题的解是一组解的集合, Pareto 最优性是指该集合中的每个元素, 不可能在进一步优化某一个或几个目标函数的同时, 保证其他目标函数不至于劣化. Pareto 最优概念是建立在集合论基础上对多目标解的一种向量评估模式. 基于种群操作的演化算法可以并行地搜索解空间的多个解, 并能利用不同解之间的相似性来提高其并发求解问题效率, 与 Pareto 最优概念相结合, 可以产生基于 Pareto 最优概念的多目标优化的演化算法.

NSGA (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm)^[3] 是一种基于 Pareto 最优概念的多目标进化算法, 由 Srinivas 和 Deb 在 1995 年提出. NSGA 与简单遗传算法的主要区别在于选择算子的不同, 交叉算子和变异算子没有变化. 在选择之前, 先对种群按照个体的非劣性进行排序. 首先找出当前种群中的非劣最优解, 所有这些非劣最优解构成第一个非劣最优解层, 并给其赋一个大的假定适应值. 为了保证种群的多样性, 这些非劣最优解共享它们的假定适应值. 将个体原来的适应值除以与其周围的个体数目成比例的一个数, 根据这个降低后的适应值执行选择操作以实现共享. 这样使得多个最优点共存于种群中. 共享之后, 暂时不考虑这部分非劣最优解, 以同样的方法对种群中剩下的个体进行分类, 找出第二层非劣最优解, 给这些点赋一个新的假定适应值, 该值要小于上一层中最小的共享假定适应值. 重复同样的操作, 直至整个种群划分完毕.

第一代 NSGA 存在几个明显的缺点, 如庞大的计算量、缺乏最优保存策略及对共享参数的依赖. 为了解决这几个问题, Deb 等在 2000 年提出了 NSGA-II^[4], 对 NSGA 进行了改进, 提出了一种快速的非劣性排序方法 (Fast-Nondominated-Sorting); 定义了拥挤距离 (crowding distance) 估计某个点周围的解密度, 取代适应值共享; 定义了一种偏序关系, 用符号 $\geq_n$ 表示, 其含义为: 如果 i 的非劣层数比 j 小, 或者 i 的非劣层数与 j 相等同时 i 的拥挤距离比 j 大, 则 $i \geq_n j$.

NSGA-II 与 NSGA 相比, 计算复杂度有了明显的下降 (从 $O(mN^3)$ 下降到 $O(mN^2)$, 其中 m 为目标函数的个数, N 为种群规模), 并且不需要选取共享参数, 同时将父个体和子个体放在一起进行比较择优, 实现最优保存策略.

在实际应用时, 发现对 NSGA-II 进行改进后, 其计算量可以进一步减少. 修改如下.

NSGA-II 中, 在进行快速分层之后, 对每一层解都进行了拥挤度的计算和排序. 而拥挤度排序的作用, 主要是在保持种群规模时, 用于在 F_i 层中选择合适的个体, 如图 1 所示.

因此, 对于第 1 层到第 $(i-1)$ 层的解就不用计算拥挤距离和按偏序关系 $\geq_n$ 排序, 只

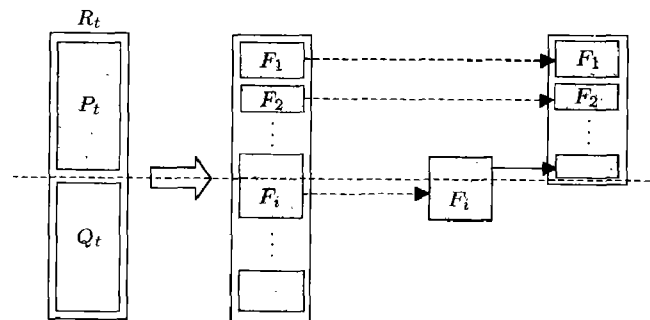


图 1 在组合后的种群中选择 N 个个体

Fig.1 Selecting N individuals from the combined population

需要计算第 i 层解的拥挤距离和进行排序即可。

改进后的 NSGA-II 算法流程如下 (种群规模为 N)。

(1) 初始化. 随机产生初始父种群 P_0 , 对其进行非劣性分层, 并给每个个体赋适应度, 适应度的值等于个体的非劣层数 (1 为最优层). 然后采用选择、交叉和变异的方法产生规模为 N 的子种群 Q_0 .

(2) $t = 0$.

(3) While $t < \text{maxgen}$

maxgen 为最大迭代代数

$R_t = P_t \cup Q_t$

将父种群和子种群结合到一起

$F = \text{FastNondominatedSort}(R_t)$ $F = \{F_1, F_2, \dots\}$ 为 R_t 中的全部非劣最优层

$P_{t+1} = \phi$

将 P_{t+1} 初始赋空

$i = 1$

Until $|P_{t+1}| < N$

直至父种群被填满

If $|P_{t+1} \cup F_i| > N$

如果 F_i 是最后被加入的一层

CrowdingDistanceAssignment (F_i) 计算 F_i 中的拥挤距离 Sort($F_i, \geq_n$)

对 F_i 按 $\geq_n$ 进行排序

$P_{t+1} = P_{t+1} \cup F_i$

把第 i 层非劣最优解加入到父种群中

$i = i + 1$

$P_{t+1} = P_{t+1} [1 : N]$

选择 P_{t+1} 的前 N 个元素

$Q_{t+1} = \text{MakeNewPop}(P_{t+1})$ 用交叉和变异产生下一代

$t = t + 1$

可以看出, 经过改进后的算法, 进一步减少了拥挤度距离计算和按偏序关系 $\geq_n$ 排序的计算量。

3 改进的 NSGA-II 算法在遥感卫星星座优化设计中的实现

卫星星座的优化设计也是一个多目标优化问题, 星座设计首先取决于星座的用途, 以及与其相关的系统性能指标、地面覆盖要求、星座几何结构和对运载工具与发射条件的要求、投资成本和全寿命运行费用等. 下面应用改进的 NSGA-II 算法, 针对区域覆盖的遥感卫星星座进行设计。

3.1 星座建模

每个卫星在空间的位置可以用 6 个经典轨道根数来定义: 轨道半长轴 a , 偏心率 e , 倾角 i , 升交点赤经 Ω , 近地点角 ω , 以及平近点角 M . 在设计星座时, 考虑摄动影响以及发射问题等, 一般同一个星座内卫星的轨道半长轴、偏心率和倾角都相同, 这样, 一个有 N 颗卫星的星座, 就有 $3N + 3$ 个参数。

设星座中的最大卫星数目为 $N_{\max}$, 星座染色体结构如图 2 所示。

a	e	i	Ω_1	ω_1	M_1	flag_1	Ω_2	ω_2	M_2	flag_2	$\cdots$	$\Omega_{N_{\max}}$	$\omega_{N_{\max}}$	$M_{N_{\max}}$	$\text{flag}_{N_{\max}}$
-----	-----	-----	------------	------------	-------	-----------------	------------	------------	-------	-----------------	----------	---------------------	---------------------	----------------	--------------------------

图 2 星座染色体结构

Fig.2 Chromosome of constellation

图 2 中, 参数 flag_i 用于标志卫星 i 是否在星座中 ($\text{flag}_i = 0$ 表示不在; $\text{flag}_i = 1$ 表示在星座中). 这样星座染色体的长度就可以保持固定, 而星座中的卫星数目为 $N = \sum_{i=1}^{N_{\max}} \text{flag}_i$.

简单遗传算法通常采用二进制进行编码, 为了提高染色体描述的精确性和算法的精度, 采用实数进行操作.

3.2 目标函数

对区域覆盖的遥感卫星星座而言, 由于功能的特殊性, 除了覆盖性能外, 还希望星座具有高的地面分辨率. 从而, 目标函数必须至少体现 3 个目标: 覆盖性能好, 地面分辨率尽量高, 以及星座中的卫星数目尽量少. 用覆盖百分比表示卫星的覆盖性能, 利用 STK 的覆盖分析模块提供的报告就可以得到此参数. 地面分辨率主要用地面重点监视区域的分辨率进行衡量, 假定卫星所用的探测器为光学探测器, 某一时刻某颗卫星对地面某一点的分辨率计算如下.

(1) 星下点分辨率计算

根据瑞利公式, 光学仪器的分辨率为

$$\delta = \frac{3.83}{\pi} \frac{f\lambda}{D} = 1.22 \frac{\lambda}{(D/f)}.$$

其中, λ 为探测器的平均响应波长, D 为光学系统的入瞳直径, f 为光学系统的焦距, D/f 为相对孔径. 根据牛顿公式, 换算成地面的分辨率为

$$D_i = \frac{\delta}{f} H = 1.22 H \frac{\lambda}{D}.$$

其中, H 为探测器离地面点的距离.

当然, 这只是理想的分辨率, 如果光学探测器的成像系统采用 CCD 器件, 例如红外焦平面阵列 (IRFPA), 则分辨率主要取决于 CCD 器件的尺寸和间距, 因为 δ 一般远小于 CCD 器件. 假设 CCD 像元的尺寸为 $l \times l$, 星下点的分辨率可以近似为

$$D_i^{(1)} = l \frac{H}{f}.$$

(2) 覆盖区域内其他位置分辨率计算

对于覆盖区域内的其他位置, 首先考虑探测距离的影响, 如图 3 所示, 若卫星离地高度为 H , 地球平均半径为 R , 设探测距离为 H' , 此时的光学探测器光轴偏离卫星与星下点连线的角度为 θ . 令 $L = H + R$, 根据三角公式有

$$\beta = \arcsin \left(\frac{L \sin \theta}{R} \right) - \theta, \quad H' = \frac{R \sin \beta}{\sin \theta}.$$

这样, 光学探测器在该点垂直于光轴平面 l_1 内的分辨率为 $D_i^{(2)} = D_i^{(1)} \frac{H'}{H}$. 然而, 地面的分辨率应该是相对于该点处地平面的, 该处的地平面 l_2 与在该处垂直于光轴的平面 l_1 有

一个夹角 α , 而且 θ 越大 α 越大. 由图 3 可知, $\alpha = \theta + \beta$. 分辨率投影到地平面 l_2 , 由此得 $D_i^{(3)} = D_i^{(2)} / \sqrt{\cos(\theta + \beta)}$.

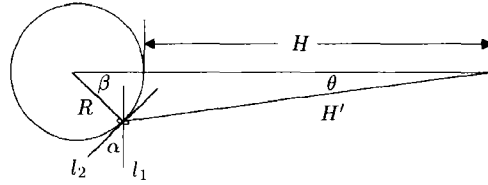


图 3 其他位置分辨率计算的几何示意图

Fig.3 Illustration of resolution computation of other positions

根据以上讨论, 当 δ 远小于 CCD 器件的大小时, 卫星覆盖区域内不同位置的分辨率可以用下面的公式计算:

$$D_i = l \cdot \frac{R \sin \left\{ \arcsin \left[\frac{(H+R) \sin \theta}{R} \right] - \theta \right\}}{f \sin \theta \sqrt{\cos \left\{ \arcsin \left[\frac{(H+R) \sin \theta}{R} \right] \right\}}}$$

通过读取星座中每颗卫星的星历, 可以对每个时刻地面点的分辨率进行计算. 首先选取同一时刻所有卫星对地面某一点分辨率的最大值, 得到每一时刻地面点的分辨率, 然后再取其中最小值作为分辨率指标评价星座的性能.

基于改进的 NSGA-II 的遥感卫星星座优化设计算法流程如图 4 所示. 利用 Matlab, 可以实现 NSGA-II 算法; 因 STK 是一个强大的卫星分析工具, 故利用 STK 来实现覆盖百分比和分辨率的计算, 通过 STK 提供的接口 STK/Connect 将二者结合起来.

3.3 决策

应用改进的 NSGA-II 的遥感卫星星座优化设计算法得到的是一组 Pareto 解, 这些解在不同的目标上各占优势. 决策者可以根据不同的需要, 在这些解中进行选择, 这属于多属性决策问题. 目前在多属性决策问题上已经有很多成熟的方法, 这里利用基于属性序偏好信息的字典序法进行决策^[6], 该方法只要求决策者对各属性的重要性给出顺序, 然后按重要性依次比较所有的方案.

本文中假定某决策者认为上面 3 个目标的重要顺序依次为: 覆盖百分比、重点观测区域的分辨率和星座中的卫星数目.

4 仿真实验

选择遥感卫星的地面覆盖范围为

$$\lambda_{\min} = 75^\circ, \quad \lambda_{\max} = 136^\circ, \quad \varphi_{\min} = 0^\circ, \quad \varphi_{\max} = 55^\circ.$$

其中, λ 为地理经度, φ 为地理纬度, 地面覆盖区域和重点观测目标如图 5 所示.

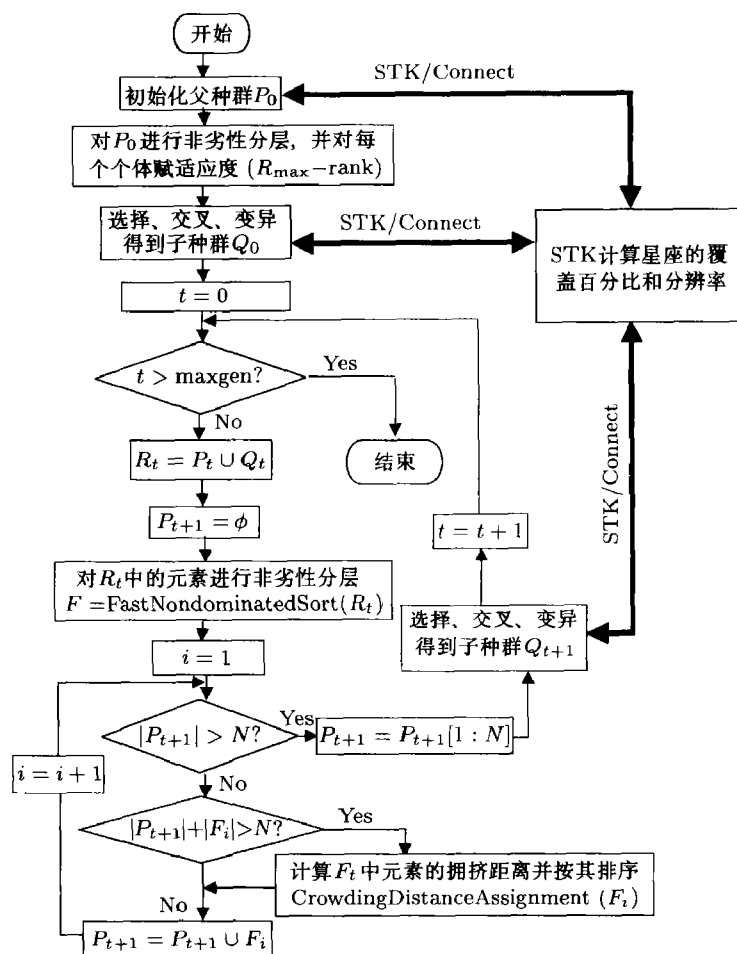


图 4 仿真流程图

Fig.4 Simulation flow chart

假设星载相机为矩形传感器, 水平半视场角为 5° , 垂直半视场角为 8.7° . 种群规模为 50, 最大迭代代数 100.

为分析方便起见, 下面的仿真示例只考虑圆轨道卫星.

首先利用基于 NSGA-II 的遥感卫星星座优化设计算法得到一组 Pareto 解, 然后根据字典序法在这些解中进行选择, 得到的遥感卫星星座优化设计方案如表 1 所示.

表 1 优化结果
Table 1 Optimization Results

a/km	e	$i/(\circ)$	$\Omega/(\circ)$	$\omega/(\circ)$	$M/(\circ)$	覆盖百分比/(%)	最小分辨率/m	卫星数目
42496.20	0	0	137.32	303.18	118.03	100	769.08	2
			223.15	242.32	65.150			

通过优化得到的遥感卫星星座配置见图 6.

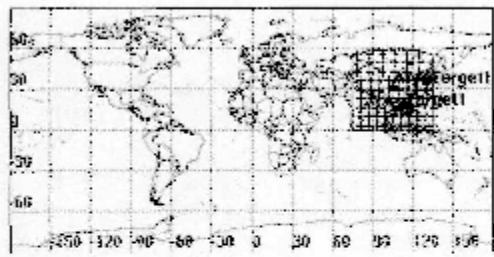


图 5 期望的地面覆盖范围及重点观测目标位置

Fig.5 Expected coverage area and position of key observation

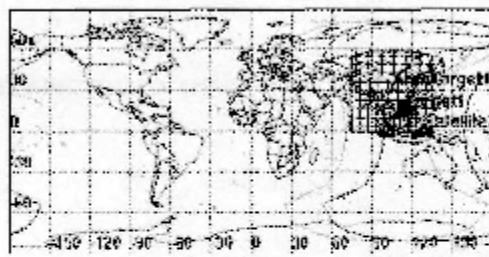


图 6 遥感卫星星座地面覆盖图

Fig.6 Coverage area of remote sensing constellation

为了比较本文中提出的星座优化设计与简单遗传算法, 我们做了一些仿真验证。仿真结果表明, 应用改进的 NSGA-II 进行区域覆盖型遥感卫星星座的优化设计时, 可以解决多目标的优化问题, 找到多个 Pareto 解, 这些解在覆盖性能、卫星数目和分辨率上各有优势, 决策者可以根据不同的需要, 在这些解中进行选择。该方法与简单遗传算法相比, 优势主要体现如下。

(1) 不会涉及到目标权值的选择问题。简单遗传算法在进行星座的优化设计时, 也需要将多目标化为单目标进行解决, 而对目标的权值选择往往带有很强主观性, 而改进的 NSGA-II 则避免了权值的选择问题。

(2) 算法灵活性好。利用简单遗传算法进行星座的优化设计时, 在不同的决策情况下, 当目标的重要程度发生改变时, 需要再次设计目标权重, 然后进行解算。而利用改进的 NSGA-II 方法, 只需要再次利用字典序法对以前得到的 Pareto 解进行排序即可, 不需要再次进行解算。故改进的 NSGA-II 算法比简单遗传算法在解决星座多目标优化问题时更灵活一些。

5 结论

近几年来, 遗传算法在区域覆盖卫星星座设计中的应用越来越广泛。本文正是在前人工作的基础上, 将改进的 NSGA-II 算法与多目标的区域覆盖星座优化问题结合起来, 加以多属性决策方法, 得到一种比较实用的星座优化设计方法。不同的决策者可以根据目标的重要性程度, 做出相应的选择。该方法与简单遗传算法相比, 具有不需要设计目标权重、灵活性好等优点, 因此该算法是一种较为实用的区域覆盖星座优化设计算法。另外, 本文提出的星座优化方法可以推广应用到一般的星座优化问题。

参 考 文 献

- [1] Wang Rui *et al.* Optimization of regional coverage satellite constellations by genetic algorithm. *J. Astron.*, 2002, **23**(3):24—28. in Chinese (王瑞等. 采用遗传算法进行区域覆盖卫星星座优化设计. 宇航学报, 2002, **23**(3):24—28)
- [2] Mason W J, Coverstone-Carroll V, Hartmann J. Optimal earth orbiting satellite constellation via a pareto genetic algorithm. 1998 AIAA/AAS Astrodynamics Specialist Conference and Exhibit, 1998. 169—177

- [3] Srinivas N, Deb K. Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithm. *Evol. Comp.*, 1995, 2(3):221—248
- [4] Deb K, Agrawal S, Pratap A, Meyarivan T. A Fast Elitist Non-dominated Sorting Genetic Algorithm for Multi-Objective Optimization: NSGA-II, Parallel Problem Solving from Nature VI (PPSNVI), 2000, 849—858
- [5] Xie Tao, Chen Huowang. Evolutionary algorithms for multi-objective optimization and decision-making problems. *Eng. Sci.*, 2002, 4(2):59—68. in Chinese (谢涛, 陈火旺. 多目标优化与决策的演化算法. 中国工程科学, 2002, 4(2):59—68)
- [6] Wei Shixiao, Zhou Xianzhong. Multi-Attributes Decision Making Theories and Methods and Applications in C³I. Beijing: National Defence Industry Press, 1998. in Chinese (魏世孝, 周献中. 多属性决策理论方法及其在 C³I 系统中的应用. 北京: 国防工业出版社, 1998)

OPTIMIZATION OF REGIONAL COVERAGE SATELLITE CONSTELLATION BY IMPROVED NSGA-II ALGORITHM

YAN Zhiwei¹ TIAN Jing² LI Hanling¹

¹(College of Management, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)

²(College of Electromechanical Engineering and Automation, National University of Defense Technology)

Abstract

This paper presents a new method to design regional coverage satellite constellation, the non-dominated sorting genetic algorithm II (NSGA-II) based on Pareto optimal is improved and applied it to the optimization of regional coverage satellite constellation. The best solution, depending on the importance of different objects, is selected by a kind of multi attributes decision making method. Simulations on remote sensing satellite constellation are presented. The results of the simulation realized by STK and Matlab show that the algorithm can get a group of Pareto solutions. The algorithm presented in this paper can avoid selecting weights of multiple objects. On the other hand, compared with the simple genetic algorithm, our algorithm is more active. Thus the question of optimization of satellite constellation with multiple objectives can be solved.

Key words Non-dominated Sorting genetic algorithm, Satellite constellation, Regional coverage, Optimization