

面向卫星的在轨服务任务规划方法*

刘晓路¹, 许英杰¹, 贺仁杰¹, 路 帅²

(1. 国防科技大学 系统工程学院, 湖南 长沙 410073; 2. 中国科学院 空天信息创新研究院, 北京 100094)

摘要:针对空间在轨服务日趋成熟以及在轨服务现实需求增长的背景,以在轨服务航天器为研究对象,研究面向卫星的在轨服务任务规划问题,探讨如何合理安排与调配在轨服务资源。将问题分解为在轨服务资源分配和在轨服务路径规划两层,并建立双层优化数学模型。设计在轨服务任务规划算法求解问题,包括基于多种群并行进化的混沌遗传算法和基于全局坐标转换的 NSGA-II + GSDE 算法,并通过仿真结果对比分析,验证算法的可行性和有效性。

关键词:在轨服务;任务规划;资源分配;路径规划

中图分类号:TN95 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2020)05-143-08

Satellite-oriented on-orbit service mission planning method

LIU Xiaolu¹, XU Yingjie¹, HE Renjie¹, LU Shuai²

(1. College of Systems Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

2. Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China)

Abstract: In the context of the increasing maturity of on-orbit service and the growing application requirements, taking the on-orbit servicing spacecraft as research object, the satellite-oriented on-orbit servicing mission planning problem was studied, and the way how to rationally arrange and deploy on-orbit servicing resources was discussed. The problem was decomposed into two sub-problems, namely on-orbit service resource allocation and on-orbit service path planning, and the corresponding bi-level mathematical models were established. An on-orbit service mission planning method was designed, including chaotic genetic algorithm based on multi-group parallel evolution and NSGA-II + GSDE algorithm based on global coordinate transformation. The feasibility and effectiveness of the algorithm were verified through comparative analysis of simulation results.

Keywords: on-orbit service; mission scheduling; resource allocation; path scheduling

卫星是一类特殊的空间设备,具有高投入、高风险、一次发射、长期使用的特点,且由于发射费用以及客观环境条件的限制,其无法与地面设备一样进行经常性的维护、保养和升级。太空空间环境的复杂与恶劣使得卫星经常在运行期间出现各种损耗、破坏甚至功能失效的情况。

随着空间技术的革新与发展,空间在轨服务(On-Orbit Servicing, OOS)逐渐兴起,为解决当前卫星所面临的困境提供了极大的帮助。空间在轨服务是指在太空中利用在轨服务航天器执行针对各种航天器的维护、升级、装配等空间任务的过程^[1]。空间在轨服务为卫星等在轨航天系统提供了新型的维修和保养模式,实现了传统模式无法完成的空间服务任务。

目前在轨服务任务规划研究按照服务星与目

标星的数量和功能不同可大致分为三类:

一是“一对多”模式,指一颗服务星对多颗目标星进行服务。Zhou 等^[2]研究基于燃料站的“一对多”加注模式的在轨加注任务规划问题,以推进剂消耗及任务持续时间最小化为目标,将问题视为多变量组合优化问题;郑红星等^[3]采用脉冲机动变轨与基于遗传算法的序列规划相结合的方法,利用霍曼转移、异面圆轨道转移和 Lambert 转移等算法建立数学模型,针对同面与异面服务两种情况进行仿真与结果分析;朱啸宇等^[4]研究航天器在轨燃料加注任务规划问题,提出了一种基于聚类分析的在轨加注任务调度及优化算法;Alfriend 等^[5]研究地球同步轨道小卫星群在轨加注任务调度问题,将该任务规划问题转化为旅行商问题(Traveling Salesman Problem, TSP)进行求

* 收稿日期:2020-01-28

基金项目:国家自然科学基金资助项目(72001212)

作者简介:刘晓路(1985—),女,山东临沂人,副研究员,博士,E-mail:lxl_sunny_nudt@live.cn

解;余婧^[6]针对在轨服务任务规划问题,提出了一套可应用于“P2P”“一对多”和混合模式的在轨加注任务规划系统建模与优化方法。

二是“多对多”模式,指多颗服务星对多颗目标星进行服务。欧阳琪等^[7]针对地球同步轨道卫星(GEOsynchronous satellite, GEO)在轨加注任务规划问题进行研究,成功地将在轨加注问题转化成 TSP 问题求解;谭迎龙等^[8]以 GEO 航天器为加注对象,对“多对多”模式的航天器在轨加注作业调度问题进行研究,首先以轨道转移燃耗为优化目标,考虑时间、燃料等约束条件,建立了在轨加注作业调度问题的数学模型;Shen 等^[9-10]解决了基于多圈 Lambert 问题的最优双脉冲问题,指出在轨加注调度的目的是找到总燃耗最小的最优加注服务顺序以及最佳时间分配方案;梁彦刚等^[11]通过设计决策变量,考虑时间、燃耗等约束,建立了基于 0-1 整数规划的任务模型,采用 NSGA-II 算法求解;张琪新等^[12]综合考虑目标航天器的服务优先级、加注任务的燃耗成本与时间成本,建立一种多约束的在轨加注任务模型,并采用粒子群算法对模型进行了仿真。

三是“P2P”模式,指卫星既可以作为服务星也可以同时作为目标星。都柄晓^[13]针对异面圆轨道分布式加注任务规划问题,考虑同一轨道面内的卫星位置互换,将该问题表述为一个非完全的赋权三部图匹配问题,采用遗传算法对异面卫星间的变轨进行求解。

本文针对“多对多”在轨服务模式,研究面向卫星的在轨服务任务规划方法,按照问题特性将问题划分为在轨服务资源分配和在轨服务路径规划两个子问题,并构建相应的数学模型,同时设计了求解两个子问题的两阶段在轨服务任务规划算法。

1 数学模型

1.1 问题描述

面向卫星的在轨服务任务规划问题可定义为:根据目标卫星的不同维修服务需求,考虑在轨服务航天器各种使用约束,设计相应任务规划方法以实现对在轨服务航天器资源有效利用和配置,在其能力范围内最大化在轨服务航天器资源利用效率,并最大化满足目标卫星的服务需求。

在轨服务任务规划问题本质上是一个多空间目标交会的复杂组合优化问题,本文的空间目标交会基于 Lambert 变轨模式。要求解这个问题,需要解决两个问题:一是任务分配,即给出哪些任

务由哪些服务航天器完成;二是轨迹优化,即给出服务航天器执行任务的具体飞行航迹。根据该问题特性,可将面向卫星的在轨服务任务规划问题划分为两层:以在轨服务资源分配为外层优化、在轨服务路径规划为内层优化,外层优化确定在轨服务对象、内层优化根据外层服务方案规划机动路径并同时规划结果反馈给外层,建立双层优化模型。

1.2 双层优化模型

1.2.1 外层优化:在轨服务资源分配

针对在轨服务航天器资源分配问题,考虑三个目标:一是卫星重要度 C_i ,表示服务该卫星所能获得的收益;二是服务持续时间 T_{ij} ,旨在提高在轨服务的效率;三是轨道机动燃料消耗均衡性指标 f ,分配方案中的在轨服务航天器轨道机动的燃料消耗应尽量均衡。在轨服务资源分配问题可建模如下:

$$\min_{x \in \Theta} (-w_1 \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N C_j x_{ij} + w_2 \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N T_{ij}^{\min} x_{ij} + w_3 f) \tag{1}$$

$$\text{s. t.} \begin{cases} \sum_{i=1}^M x_{ij} \leq 1 & j = 1, 2, \dots, N \\ \sum_{j=1}^N x_{ij} \leq 1 & i = 1, 2, \dots, M \end{cases} \tag{2}$$

其中: M 、 N 表示服务航天器和目标卫星数目; x_{ij} 为决策变量,若在轨服务航天器 j 参与服务目标卫星 i ,则取值为 1,否则为 0; w_1 、 w_2 、 w_3 分别表示三个优化目标的权重; T_{ij}^{\min} 表示服务航天器 j 与目标星 i 交会的最早时间。第一个约束表示对于每个目标卫星,只需要被一个服务航天器服务;第二个约束表示由于轨道机动条件以及携带燃料总量限制,每个服务航天器只能服务一个目标卫星。

1.2.2 内层优化:在轨服务路径规划

针对在轨服务路径规划问题,考虑两个优化目标:一是服务完成时间,主要包括两部分,即服务航天器 j 开始变轨的时间 t_{ij}^{start} 和服务航天器抵达目标卫星 i 所需的时间 t_{ij}^{travel} ,因此第一个目标为最小化 $t_{ij}^{\text{start}} + t_{ij}^{\text{travel}}$;二是轨道机动燃料消耗,可用轨道机动速度增量 Δv_{ij} 表示。建立数学模型如下:

$$\begin{cases} \min f_1 = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N C_j (t_{ij}^{\text{start}} + t_{ij}^{\text{travel}}) \\ \min f_2 = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \Delta v_{ij} x_{ij} \end{cases} \tag{3}$$

$$\text{s. t.} \quad \begin{cases} t_{ij}^{\text{travel}} = g(\Delta v_{ij}) \\ T_{ij}^{\text{min}} \leq t_{ij}^{\text{start}} \leq T_{ij}^{\text{max}} \\ V_{ij}^{\text{min}}(\Delta v_{ij}^{\text{start}}) \leq \Delta v_{ij} \leq V_{ij}^{\text{max}}(\Delta v_{ij}^{\text{start}}) \end{cases} \quad (4)$$

其中: t_{ij}^{travel} 可以由 Δv_{ij} 通过普适变量法按照轨道机动条件计算,计算关系记为 $g(\Delta v_{ij})$;第二、三个约束表示轨道机动时间和速度应符合轨道机动条件与原则。

2 问题求解方法

2.1 基于多种群并行进化的混沌遗传算法

针对外层优化在轨服务资源分配问题,一些传统的目标分配方法稳定性较差,总是在某些运行状态下出现收敛慢、陷入局部最优解甚至无法收敛的情况。因此本文提出了基于多种群并行进化的混沌遗传算法(Chaotic Genetic Algorithm based on Multi-group parallel evolution, MCGA):首先借鉴于混沌优化思想,利用混沌算子的遍历性特点对初始种群进行混沌产生,提高了初始种群的全局质量和多样性,从而提高算法的稳定性;其次设计了多个具有不同参数的种群并行进化的机制,使得算法能够更加容易地跳出局部最优解,并提高了算法收敛的能力。借助混沌算子生成高质量的初始种群以及多种群并行进化跳出局部最优解,可以有效提高算法的稳定性和鲁棒性。

2.1.1 混沌优化思想

利用混沌优化生成初始种群的过程如下所示。

Step1:对于染色体上的每个决策变量基因 x_i (采用实数编码,每个基因代表该在轨服务航天器服务的卫星编号),生成其初始混沌变量 $x_i^c(0)$ 。

Step2:对于每个初始混沌变量 $x_i^c(0)$,为同时保障混沌变量多样性以及迭代效率,令Logistic迭代公式迭代400次,从而得到含400个混沌变量的混沌序列,即400个染色体个体对应的混沌变量。

Step3:利用基于序号的非连续离散映射方法将这400个混沌变量映射为400个染色体个体,对这400个个体进行适应度评价,选择最优的50个作为初始种群。

2.1.2 多种群并行进化思想

本文利用多种群并行进化的思想对方法进行改进。多种群并行进化是多个种群按照不同参数进行种群进化操作,每个种群分别进行独立进化,每进化 X 代,各个种群互相交流各自的最优个体。由于各个种群按照不同参数进化,可以产生具

有不同特征的个体,从而保证了种群的多样性;同时种群之间进行最优解的交流,可以提高解的质量和算法的收敛速度;并且在进化过程中吸收别的种群的个体可以有效使种群跳出局部最优解。

传统的多种群方法一般是每进化固定的 X 代,然后再进行种群交流,如果 X 选择过小,多个种群很快便会趋于同质化,各个种群没有足够的独立进化时间,使各个种群的个体趋于一致;如果 X 过大,则会出现种群收敛慢的问题。因此,本文设计自适应的方法对 X 进行调整:种群进化初期, X 取一个较大的值使各个种群有充足的时间进行独立进化,然后各个种群分享各自的最优解,这样可以使算法更容易跳出局部最优解,提高种群质量的同时增加个体的多样性;在种群进化后期, X 取一个较小的值,从而使种群快速收敛并趋于稳定。自适应调整方法为:

$$X = \min\left(\text{round}\left(\frac{N_{\text{iter}}^{\text{now}}}{N_{\text{iter}}^{\text{now}}}\right), 10\right) \quad (5)$$

其中, $N_{\text{iter}}^{\text{now}}$ 为当前迭代的代数, N_{iter} 为总迭代次数, round 表示向上取整,独立进化的代数 X 最大不能超过10。完成种群交流后,重新计算两个新种群的适应度,并进行新一轮的进化操作,直至迭代完成。

2.1.3 算法流程

基于上述的混沌优化初始种群生成以及多种群并行进化的方法,本文所提出的基于多种群并行进化的混沌遗传算法流程如图1所示。

2.2 基于全局坐标转换的NSGA-II+GSDE算法

解的多样性和收敛性是多元目标优化所期望的目标,但是对于内层优化在轨服务路径规划问题,由于变轨时间、变轨速度等决策变量搜索空间大、数量多,容易存在收敛难的问题,对解的收敛性相比于多样性有更高的需求,因此引入基于坐标转换的密度算子^[14](Shift-based Density Estimation, SDE)增强算法的收敛性,并根据问题特点引入全局拥挤度的概念,将SDE改进为基于全局坐标转换的GSDE(global shift-based density estimation)算子,从而进一步增强算法的收敛速度。

SDE的基本思想是将收敛性差的个体移到更加拥挤的区域,使其密度更大,从而在进化过程中能够被淘汰。估计个体 p 的密度时,SDE通过比较个体 p 周围的其他个体与 p 在不同目标上的收敛性来对这些个体进行坐标变换,将坐标变换之后的个体 p 的密度作为其密度评价。更具体地,如果某个个体 q 的某个目标值比 p 好,那么将

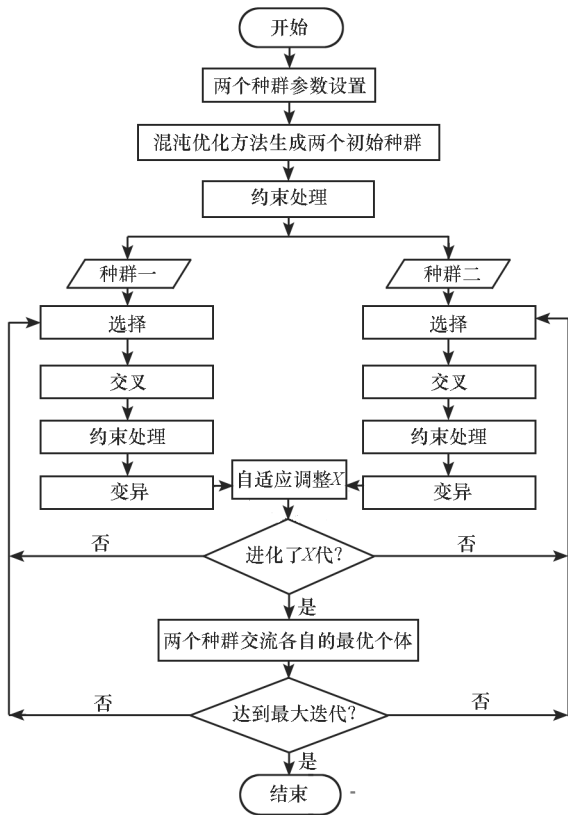


图 1 基于多种群并行进化的混沌遗传算法流程
Fig. 1 Diagram of chaotic genetic algorithm based on multi-group parallel evolution

它转移到与 p 的该目标值相同的位置上,即对个体 q 进行坐标变换,将 q 的该目标值变为与 p 相同的目标值,其他目标值不变。

对于群体 P 中个体 p ,其基于 SDE 的密度 $D'(p, P)$ 可以计算为:

$$D'(p, P) = D(\text{dist}(p, q'_1), \dots, \text{dist}(p, q'_{N-1})) \quad (6)$$

其中: $\text{dist}(p, q'_i)$ 是个体 p 和 q'_i 之间的距离, q'_i 是经过坐标变换之后的个体; D 代表密度计算方式,取决于不同的多目标算法,如对于 NSGA-II 算法,其密度计算方式为虚拟拥挤度距离,即计算个体 p 相邻的两个个体组成的矩形的长度和宽度之和,则 NSGA-II 的基于 SDE 的密度计算为

$$D'(p, P) = D(\text{dist}(q'_{1(1)}, q'_{2(1)}), \dots, \text{dist}(q'_{1(M)}, q'_{2(M)})) \quad (7)$$

其中, $q'_{1(1)}$ 、 $q'_{2(1)}$ 为个体 q'_1 和个体 q'_2 的第一个目标值,一共有 M 个目标。

对于 SDE 坐标变换,按照如下方式进行坐标调整:

$$q'_{i(j)} = \begin{cases} p_{(j)} & q_{i(j)} < p_{(j)} \\ q_{i(j)} & q_{i(j)} \geq p_{(j)} \end{cases} \quad j=1, 2, \dots, M \quad (8)$$

其中, $p_{(j)}$ 代表个体 p 的第 j 个目标值, $p_{i(j)}$ 代表个

体 p_i 的第 j 个目标值, $q_{i(j)}$ 代表个体 q_i 的第 j 个目标值, $q'_{i(j)}$ 代表变换之后个体的第 j 个目标值。

对本文研究问题 $M=2$, NSGA-II 的基于 SDE 的拥挤度计算为:

$$D'(p, P) = D(\text{dist}(q'_{1(1)}, q'_{2(1)}), \dots, \text{dist}(q'_{1(M)}, q'_{2(M)})) \\ = |q'_{(i-1)(1)} - q'_{(i+1)(1)}| + |q'_{(i-1)(2)} - q'_{(i+1)(2)}| \quad (9)$$

其中, q'_{i-1} 和 q'_{i+1} 分别代表个体 p 相邻的两个个体 q_{i-1} 和 q_{i+1} 经过 SDE 变换之后的个体, $q'_{(i-1)(1)}$ 和 $q'_{(i+1)(1)}$ 分别代表第 q'_{i-1} 和 q'_{i+1} 的第一个目标值, $q'_{(i-1)(2)}$ 和 $q'_{(i+1)(2)}$ 分别代表 q'_{i-1} 和 q'_{i+1} 的第二个目标值。为进一步考虑个体在整个种群中的全局收敛性,对 SDE 算子进行改进,利用该个体的全局收敛性对 SDE 密度进行调整, NSGA-II 的基于 GSDE 的拥挤度计算为:

$$D'(p, P) = \frac{f_i^1 \cdot |q'_{(i-1)(1)} - q'_{(i+1)(1)}|}{f_{\max}^1 - f_{\min}^1} + \frac{f_i^2 \cdot |q'_{(i-1)(2)} - q'_{(i+1)(2)}|}{f_{\max}^2 - f_{\min}^2} \quad (10)$$

其中, f_i^1 为个体 $p_{i(1)}$ 的第一个目标值, f_i^2 为个体 $p_{i(2)}$ 的第二个目标值, f_{\max}^1 和 f_{\min}^1 是种群中第一个目标值的最大值和最小值, f_{\max}^2 和 f_{\min}^2 是种群中第二个目标值的最大值和最小值。

利用改进的基于全局坐标转换的 GSDE 拥挤度算子替换 NSGA-II 的拥挤度算子, NSGA-II + GSDE 算法的流程如图 2 所示。

3 实验验证

3.1 场景设置

构建仿真场景(2018-10-01 T 00-00-00 至 2018-10-02 T 00-00-00),以中国 20 颗成像卫星为服务目标,应用本文所提出的两阶段在轨服务任务规划方法调度 15 颗在轨服务星,其中目标星和服务星的轨道参数随机生成,并赋予目标星和服务星随机不同的重要度取值,验证本文方法的可行性和有效性。

3.2 算例验证

实验 1:对本文提出的基于混沌优化的初始种群生成策略进行实验对比分析。选择采用了混沌优化生成初始种群的遗传算法与随机初始化种群的遗传算法作为对比算法,算法的交叉概率和变异概率均设置为 0.8 和 0.2,种群规模为 50,最大进化代数 200,适应度根据资源分配模型计算,两者求解资源分配问题的最优解的进化过程如图 3 所示。由图可知,混沌优化初始化产生的

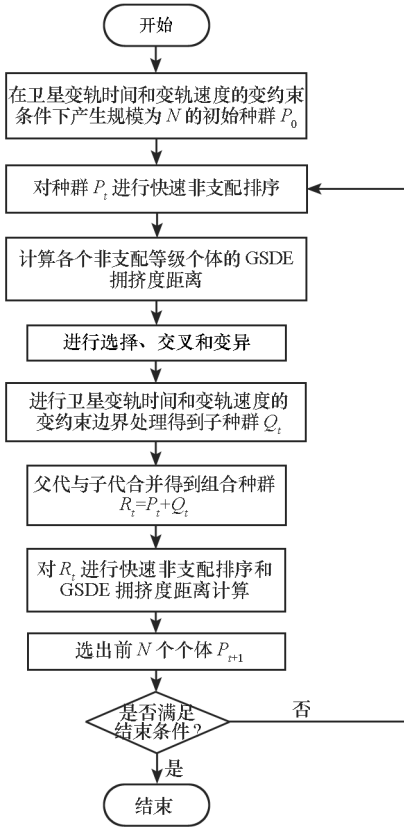
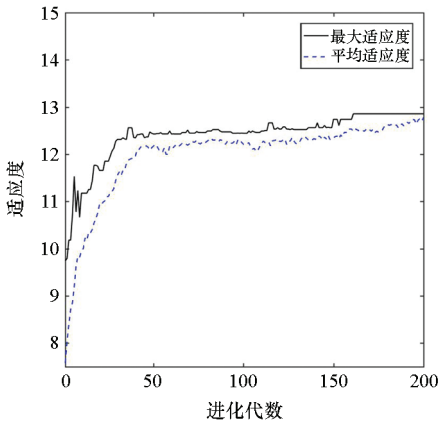


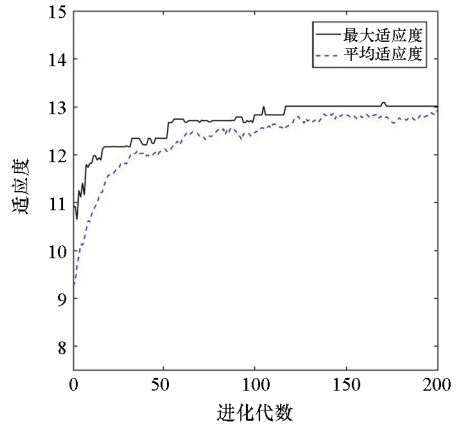
图 2 NSGA-II + GSDE 算法流程
Fig.2 Diagram of NSGA-II + GSDE

初始种群全局质量和多样性优于随机初始化,算法更加稳定。

实验 2:对本文提出的多种群并行进化策略进行分析与实验对比。选择传统的单种群进化遗传算法与双种群并行进化的遗传算法作为对比算法,传统遗传算法的交叉概率和变异概率为 0.8 和 0.2,采用了双种群并行进化策略的遗传算法两个种群的交叉概率分别为 0.5 和 0.9、变异概率分别为 0.1 和 0.3,得到的两者算法收敛结果如图 4 所示。由图可知,并行进化更有助于算法跳出局部最优并提高算法的收敛性。

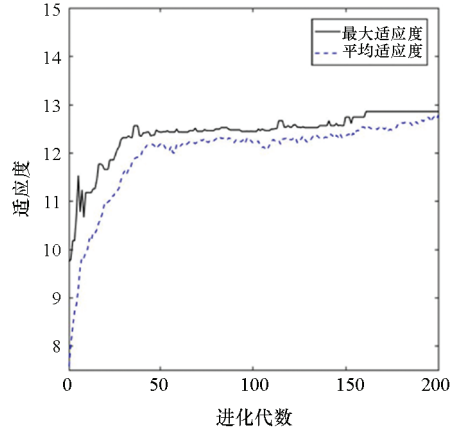


(a) 随机初始化
(a) Random initialization

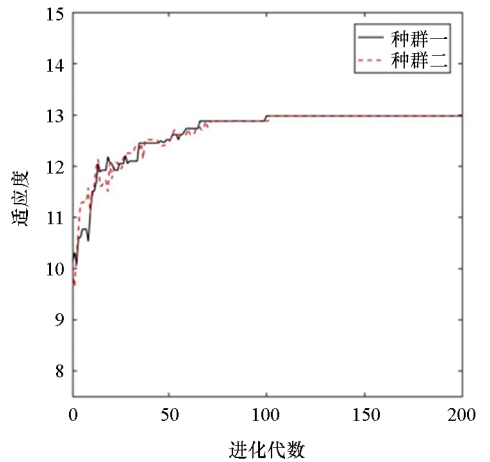


(b) 混沌优化初始化
(b) Chaotic optimization initialization

图 3 混沌优化初始化与随机初始化种群结果对比
Fig.3 Comparison between chaotic optimization initialization and random initialization



(a) 单种群进化
(a) Single population evolution



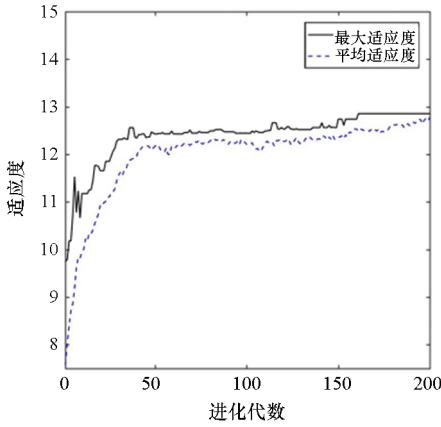
(b) 双种群并行进化
(b) Dual population parallel evolution

图 4 单种群进化与双种群并行进化结果对比
Fig.4 Comparison between single population evolution and dual population parallel evolution

实验 3:图 5 描述了传统遗传算法、基于多种群并行进化的混沌遗传算法、离散粒子群算法在

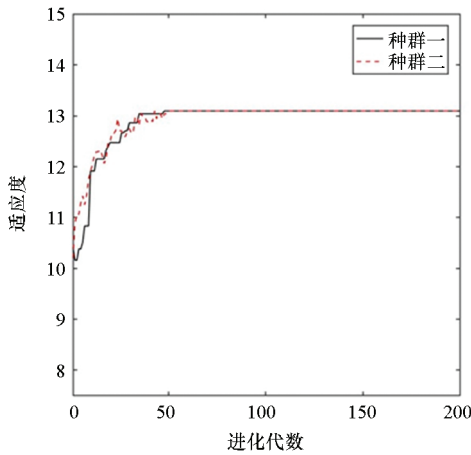
本节所述的目标卫星分配问题上的算法收敛结果。由图可知,本文所提算法在初始解质量和收敛性上优势相对较大。

实验 4:为了更加全面地评价本文提出算法的有效性,将该实验数据应用在进化多目标优化领域的 8 个经典算法上,与本文提出的 NSGA-II + GSDE 算法进行比较,参与实验对比的算法分别为: NSGA-II、NSGA-III、RVEA (reference vector guided evolutionary algorithm)、SPEA2 (strength Pareto evolutionary algorithm2)、Two-Arch2 (two-archive algorithm2)、GrEA (grid-based evolutionary algorithm)、HypE (hypervolume-based evolutionary algorithm)、MOEAD (multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition)。9 种算法结果如图 6 所示。对比其他算法,本文设计的 NSGA-II + GSDE 算法能够获得更加优秀的帕累托前沿、产生更好的在轨服务方案,多目标优化也为决策者在时间效率和成本耗费两方面提供了权衡选择的空间,更加适合用于求解在轨服务任务规划问题。



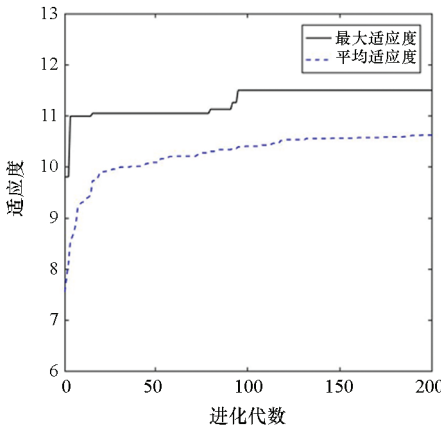
(a) 传统遗传算法

(a) Traditional genetic algorithm



(b) MCGA 算法

(b) MCGA algorithm

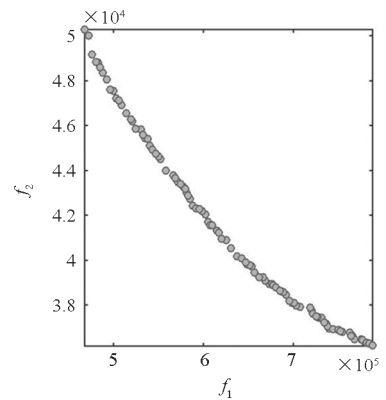


(c) 粒子群算法

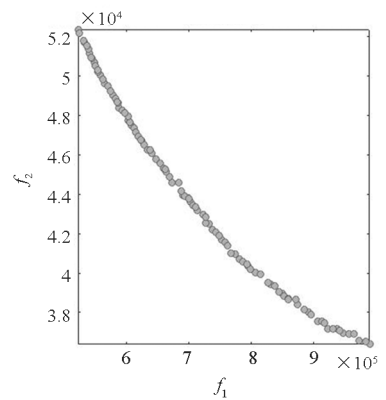
(c) Discrete particle swarm algorithm

图 5 传统遗传算法、离散粒子群算法及基于多种群并行进化的混沌遗传算法的结果对比

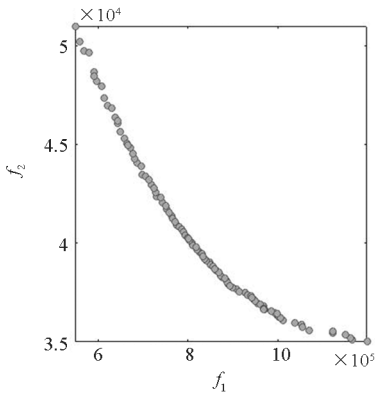
Fig. 5 Comparison among traditional genetic algorithm, discrete particle swarm algorithm and chaotic genetic algorithm based on multi-group parallel evolution



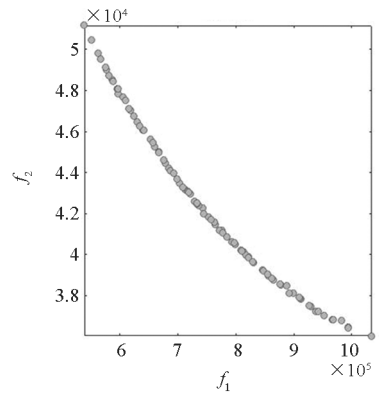
(a) NAGA-II + GSDE



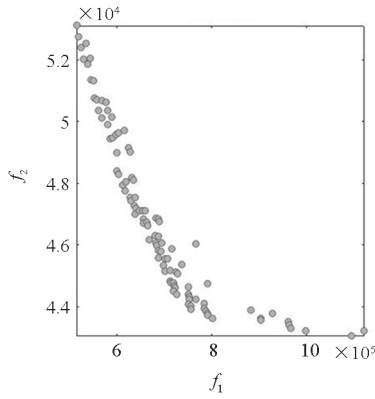
(b) NSGA-II



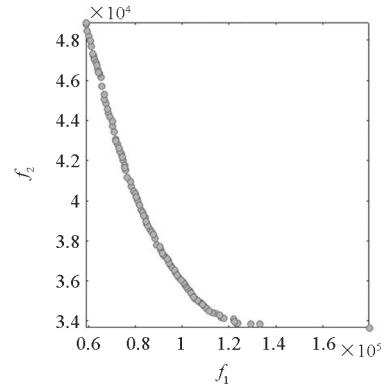
(c) NSGA-III



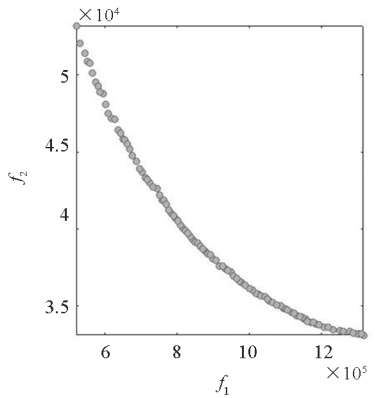
(g) GrEA



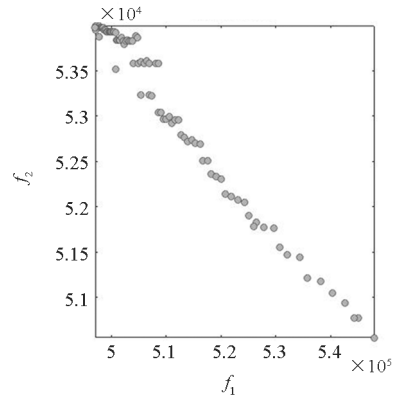
(d) RVEA



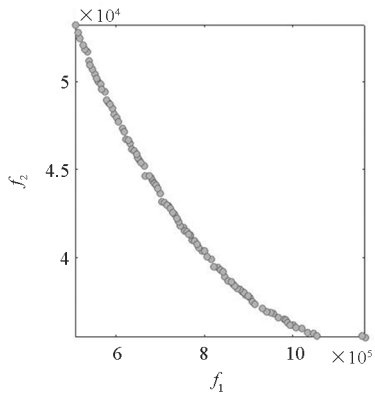
(h) HypE



(e) SPEA2



(i) MOEAD



(f) Two-Arch2

图6 9种算法帕累托前沿对比

Fig. 6 Comparison of Pareto Frontier among 9 algorithms

4 结论

本文研究面向卫星的在轨服务任务规划问题,基于问题特性将原问题分解为在轨服务资源分配和在轨服务路径规划两层并建立双层规划模型,设计了在轨服务任务规划方法对问题进行了求解,并通过多个对比实验验证了所提方法的有效性和可行性。

参考文献 (References)

[1] 崔乃刚,王平,郭继峰,等.空间在轨服务技术发展综

- 述[J]. 宇航学报, 2007, 28(4): 805-811.
CUI Naigang, WANG Ping, GUO Jifeng, et al. A review of on-orbit servicing [J]. Journal of Astronautics, 2007, 28(4): 805-811. (in Chinese)
- [2] Zhou H, Yan Y, Huang X, et al. Multi-objective planning of a multiple geostationary spacecraft refuelling mission [J]. Engineering Optimization, 2017, 49(3): 531-548.
- [3] 郑红星, 周思雨, 李伟杰. “一对多”的空间在轨服务序列规划研究[J]. 无人系统技术, 2019, 2(6): 34-39.
ZHENG Hongxing, ZHOU Siyu, LI Weijie. Research on “one-to-many” orbit service sequence planning [J]. Unmanned Systems Technology, 2019, 2(6): 34-39. (in Chinese)
- [4] 朱啸宇, 乔兵, 张庆展, 等. 圆轨道航天器在轨加注任务空间燃料站部署问题[J]. 中国空间科学技术, 2017, 37(3): 35-43.
ZHU Xiaoyu, QIAO Bing, ZHANG Qingzhan, et al. Mission scheduling for multiple spacecraft refueling based on space fuel station in circular orbits[J]. Chinese Space Science and Technology, 2017, 37(3): 35-43. (in Chinese)
- [5] Alfriend K T, Lee D J, Creamer N G. Optimal servicing of geosynchronous satellites [R]. American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2002.
- [6] 余婧. 航天器在轨服务任务规划技术研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2015.
YU Jing. Research on spacecrafts on-orbit serving mission planning [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2015. (in Chinese)
- [7] 欧阳琦, 姚雯, 陈小前. 地球同步轨道卫星群在轨加注任务规划[J]. 宇航学报, 2010, 31(12): 2629-2634.
OUYANG Qi, YAO Wen, CHEN Xiaoqian. Mission programming of on-orbit refueling for geosynchronous satellites[J]. Journal of Astronautics, 2010, 31(12): 2629-2634. (in Chinese)
- [8] 谭迎龙, 乔兵, 朱啸宇, 等. 一种以能耗为优化目标的航天器在轨加注作业调度[J]. 载人航天, 2018, 24(2): 143-149.
TAN Yinglong, QIAO Bing, ZHU Xiaoyu, et al. Mission scheduling for on-orbit spacecraft refueling with optimized fuel consumption during orbital maneuver [J]. Manned Spaceflight, 2018, 24(2): 143-149. (in Chinese)
- [9] Shen H J, Tsotras P. Optimal two-impulse rendezvous using multiple-revolution Lambert solutions [J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2003, 26(1): 50-61.
- [10] Shen H J. Optimal scheduling for satellite refuelling in circular orbits [D]. Georgia Institute of Technology, 2003.
- [11] 梁彦刚, 王伟林. 在轨服务航天器任务指派问题[J]. 国防科技大学学报, 2013, 35(5): 26-30, 51.
LIANG Yangang, WANG Weilin. Research on mission assignment of on-orbit servicing spacecraft [J]. Journal of National University of Defense Technology, 2013, 35(5): 26-30, 51. (in Chinese)
- [12] 张琪新, 孙富春, 叶文, 等. 基于离散粒子群算法的航天器在轨服务任务分配问题研究[J]. 计算机测量与控制, 2011(11): 2747-2751.
ZHANG Qixin, SUN Fuchun, YE Wen, et al. On-orbit servicing task allocation for spacecrafts using discrete particle swarm optimization algorithm [J]. Computer Measurement and Control, 2011(11): 2747-2751. (in Chinese)
- [13] 都柄晓. 面向在轨加注的多航天器交会任务规划方法研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2014.
DU Bingxiao. Research on the scheduling approaches of multi-spacecrafts rendezvous mission for on-orbit refueling [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2014. (in Chinese)
- [14] Li M, Yang S, Liu X. Shift-based density estimation for Pareto-based algorithms in many-objective optimization [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2014, 18(3): 348-365.