

EMOEA/D-DE 算法在卫星有效载荷配置中的应用

李 晖, 袁文兵*, 熊慕舟

(中国地质大学(武汉) 计算机学院, 武汉 430074)

(* 通信作者电子邮箱 1010316604@qq.com)

摘 要:针对卫星有效载荷配置问题,提出了一种基于差分进化分解的改进多目标优化算法(EMOEA/D-DE)的有效载荷配置模型。该模型将配置问题转化为以卫星数、卫星冗余度为目标的多目标优化问题(MOP),并采用 EMOEA/D-DE 进行求解。此外,针对随机均匀初始化会导致种群在目标空间分布过于集中的问题,采用与优化目标相结合的随机初始化方法进行改进。实验结果表明,该模型所求解集的平均差异性在 0.05 以内,分布度值在 0.9 以上,具有较好的稳定性及分布性,且改进后的算法收敛速度提升近 1 倍,所求解的近似 Pareto 前沿相对更优。

关键词:卫星有效载荷配置;多目标优化问题;MOEA/D;EMOEA/D-DE;种群初始化

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A

Application of enhanced multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition with differential evolution in configuration of satellite payload

LI Hui, YUAN Wenbing*, XIONG Muzhou

(School of Computer Science, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan Hubei 430074, China)

Abstract: To solve the satellite payload configuration problem, a satellite payload configuration model based on Enhanced Multi-Objective Evolutionary Algorithm based on Decomposition with Differential Evolution (EMOEA/D-DE) algorithm was proposed. This model turned the configuration problem into a Multi-objective Optimization Problem (MOP), which took the number of satellites and satellite redundancy as the optimization objectives, and solved it by using EMOEA/D-DE algorithm. Furthermore, to overcome the concentration of population's distribution in objective space resulted by the original randomly uniform initialization, a new random initialization combined with optimization objectives was introduced. The experimental results show that the solution set obtained by this model has good stability and distribution. The average difference is less than 0.05 and the distribution of value is above 0.9. Besides, the improved algorithm doubles the convergence speed nearly, and the approximation of Pareto front obtained is relatively better.

Key words: satellite payload configuration; Multi-objective Optimization Problem (MOP); Multi-Objective Evolutionary Algorithm based on Decomposition (MOEA/D); Enhanced MOEA/D with Differential Evolution (EMOEA/D-DE); population initialization

0 引言

卫星有效载荷配置是一类带有约束的组合优化问题。它是选择满足多功能要求和约束条件的有效载荷,并合理地组合配置在多颗卫星上,在最大限度地满足用户提出的性能指标的基础上,获得优化的产品配置方案,是卫星总体方案设计中的重要内容,因此,有效载荷配置至关重要^[1]。

目前,对卫星有效载荷配置问题建模的方法主要有 3 种^[2]:基于结构的方法、基于约束的方法和基于进化算法的方法。基于结构的方法对大规模配置设计问题,缺乏高效的求解策略;基于约束等产品配置方法仅仅构造出符合约束的配置,且当约束较少时,存在组合爆炸问题;而基于进化算法的配置设计是将配置问题抽象为带约束的组合优化问题,其能对用户提出的某一目标或多个目标进行产品配置优化设

计。进化算法由于其对所求问题具有较强的全局寻优能力的优点,在求解各种优化问题中已取得了广泛的应用^[3],已成为有效载荷配置问题的主要研究方法。近些年来,基于分解的多目标优化算法(Multi-Objective Evolutionary Algorithm based on Decomposition, MOEA/D)^[4]因其具有较好的寻优能力和种群多样性保持能力,成为进化多目标优化算法的研究方向之一,取得一定的应用^[5]。针对有效载荷配置的特点,本文通过建立配置模型,将基于分解的多目标算法引入,提出用 EMOEA/D-DE (Enhanced MOEA/D with Differential Evolution)^[6]对有效载荷配置问题进行求解的方法。

1 有效载荷配置模型

1.1 配置模型

卫星任务的执行依赖于卫星有效载荷,不同任务执行所

收稿日期:2014-03-05;修回日期:2014-04-18。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61103145),国家航天支撑基金资助项目(2012-HT-ZGDZDX)。

作者简介:李晖(1967-),女,湖北武汉人,教授,博士,主要研究方向:智能计算、智能信息处理;袁文兵(1989-),男,江西新余人,硕士研究生,主要研究方向:智能计算、智能信息处理;熊慕舟(1980-),男,湖北武汉人,副教授,博士,主要研究方向:复杂系统建模与仿真、高性能计算。

需载荷种类及数目均有所差异。由于卫星搭载能力有限,导致一些具有任务关系性的有效载荷分配在了多颗卫星上,增加了调度难度,所以有效载荷需要合理配置。通过合理配置使得卫星有效载荷在满足约束条件下,最大限度让同一颗卫星上的任务关联性最大(即卫星载荷冗余最少),不同卫星间任务差异最大化;同时总的卫星数应该达到最小,以节约成本。

有效载荷配置问题实质是带约束的组合优化问题。组合优化问题由变量集合、变量的值域、限制变量取值的约束集合以及目标函数集合组成。有效载荷配置建模的主要目的是描述其中变量集、值域集、约束集及目标函数集,将载荷配置问题转化为适用于进化算法求解的多目标优化问题。

一个带约束的组合优化实例 P 可以定义为一个四元组 $P = \langle V, D, C, Z \rangle$, 其中: $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 是 P 中所有变量的集合; $D = \{D_1, D_2, \dots, D_i, \dots, D_n\}$ 是 V 中各变量的值域的集合, D_i 表示 v_i 的值域; $C = \{C_1, C_2, \dots, C_i, \dots, C_k\}$ 是 V 上的约束集合, C_i 是变量集合 V 上某些变量之间的一个约束; $Z = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_n\}$ 是目标函数集合。

根据载荷配置的关系模型,其优化模型为:

1) 变量集合 V 中的元素表示有效载荷, V 的大小等同有效载荷数。

2) 值域集合 D , 表示每个有效载荷所能分配的卫星编号范围。显然每个有效载荷都可以分配在任意一颗卫星上,故每个有效载荷的值域都相同。

3) 约束集合 C 表示卫星载荷分配中的任务约束。有效载荷必须能完成既定的任务,同时搭载在同一颗卫星上的载荷数量必须有所限制。

4) 目标函数集合 Z 对应于有效载荷配置模型的优化目标:一是使用的卫星数量尽可能少;二是总体卫星有效载荷冗余度尽可能低。

5) 变量集、值域集、约束集及目标函数集均能根据实际应用需求进行动态地变化、调整和拓展。

1.2 编码方案

进化算法的一个重要步骤是对所求解的问题进行编码表示,编码方案的表示很大程度上依赖于问题的性质。卫星有效载荷配置其求解的对象为卫星有效载荷如何合理分配在卫星上,故编码方案采用整数编码,一条染色体的编码就是一个完整的载荷分配解决方案(如图1所示),其编码规则如下:

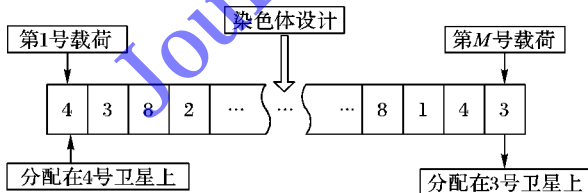


图1 染色体设计

1) 染色体的每个基因位代表一个有效载荷所处的卫星,即第 i 个基因位表示第 i 个有效载荷所处卫星的编号。

2) 每个基因位的取值范围为 $[0, D)$, 其中 D 表示卫星个数的上限值。染色体初始化时,染色体基因位中的数值随机产生。

3) 染色体的长度为有效载荷的总数 M 。染色体个体用 x 表示,染色体种群表示为 $popSize$ 。

1.3 约束条件

本模型中设计的约束条件有两个:1) 卫星搭载能力的约束;2) 执行单个任务占用卫星数的约束。

由于卫星搭载载荷的能力有限,不能超过一定的数量,故对一条满足卫星有效载荷搭载能力约束的染色体,必有任意一个卫星编号,其在染色体基因位中出现的次数不超过该卫星搭载能力的上限值。其约束表达式见式(1):

$$\forall i(0 \leq i < |S|), \text{Counts}(S_i) \leq Up_i \quad (1)$$

其中: S 为卫星集, $\text{Counts}(S_i)$ 表示第 i 个卫星 S_i 所分配载荷数, Up_i 为卫星 S_i 搭载能力上限, $|S|$ 为卫星集大小。

对一个配置方案,执行单个任务所使用的卫星数越少,有效载荷之间的关联性就越强,卫星功能特长就相对突出。而且,在实际调度中,还可以减少对其他卫星的依赖,提高载荷利用率,因此卫星执行的任务需尽可能地限制在一定数量的卫星上,故一个有效载荷配置方案需满足如下约束:

$$\forall j(0 \leq j < |T|), L_j \leq \text{Sum}(T_j) \leq U_j \quad (2)$$

其中: T 表示任务集, $\text{Sum}(T_j)$ 表示第 j 个任务 T_j 所分配的卫星数, L_j 和 U_j 表示任务 T_j 的卫星数约束范围, $|T|$ 为任务集大小。

1.4 评价目标

有效载荷配置模型优化的目标有两个:1) 所需的卫星数尽可能少;2) 卫星有效载荷的冗余度尽可能低。

显然,二者是相互冲突的优化目标。卫星数越少,卫星上的载荷就越集中,卫星执行任务时,容易出现空闲的载荷,冗余载荷增多;相反,卫星数增加时,如果采取一个好的载荷分配方案,使任务关联紧密的载荷尽可能地集中分配在较少的卫星上,也即每个任务所需有效载荷尽可能相对集中分配在几颗卫星上,这样有效载荷冗余度就会降低。

对于第1)个优化目标,所需卫星的个数,可以统计染色体中出现不同卫星编号的个数 $S(S \leq D)$ 。具体表示如下:

$$\min S \quad (3)$$

其中 S 为当前所需卫星总数。

对于第2)个优化目标,需要计算每个任务的有效载荷冗余度。单个任务的有效载荷冗余度指完成该任务,卫星所使用的有效载荷数与参与此次任务的卫星所携带的有效载荷数之间的差。卫星有效载荷的冗余度则可以表示为所有任务的有效载荷冗余之和。其数学表达式如式(4)所示:

$$\min \sum_{i=0}^n \left(\sum_{j=0}^{k_i} \text{Counts}(S_{p_j}) - \text{Payload}(T_i) \right) \quad (4)$$

其中: k_i 为第 i 个任务 T_i 所用卫星数,其所用的第 j 个卫星编号为 p_j ; $\text{Counts}(S_{p_j})$ 为卫星 S_{p_j} 所分配的载荷数; $\text{Payload}(T_i)$ 函数表示完成任务 T_i 所需有效载荷的总数。

2 EMOEA/D-DE 算法

MOEA/D^[4]作为近些年提出的多目标优化进化算法,现已成为多目标问题领域的研究热点。MOEA/D的基本原理是:将逼近整个Pareto前沿的问题明确地分解为一定数量的单目标优化问题,然后用进化算法同时求解这些单目标优化问题。算法维持一个由当前每个子问题最优解组成的种群,子问题之间的邻近关系定义为子问题权重向量之间的距离,每个子问题的优化过程通过与其邻近的子问题之间的进化操作来完成。

文献[4]提出了一般的 MOEA/D, 其杂交操作采用模拟二进制杂交 (Simulated Binary Crossover, SBX)^[7], 该算法又称为 MOEA/D-SBX (MOEA/D with SBX)。MOEA/D-SBX 在解决具有复杂 Pareto Sets 的多目标优化问题 (Multi-objective Optimization Problem, MOP) 时^[8], 有陷入到局部最优解的可能^[9], 从而失去对目标空间进行有效搜索的能力^[10]。MOEA/D-DE 则是采用差分进化 (Differential Evolution, DE)^[11] 进行杂交来替代 SBX。实验证明, MOEA/D-DE 采用 DE 和多项式变异 (polynomial mutation) 产生新解更能保持种群的多样性^[12]。在 MOEA/D-DE 的基础上, 文献[6]中提出 EMOEA/D-DE 算法, 该算法主要作了两点改进:

1) 改进种群的替换方式, 平衡种群信息共享和种群多样性保持。当遇到高质量的解时, 这种替换机制在保留大部分邻近个体能力的同时, 替换在目标空间范围内较近的个体。

2) 提升种群的搜索能力, 通过随机化 DE 变异中拉伸因子 F 来提高搜索到全局最优点的概率^[13], 避免过早地收敛到局部最优^[14]。

EMODA/D-DE 算法的流程如图 2 所示。

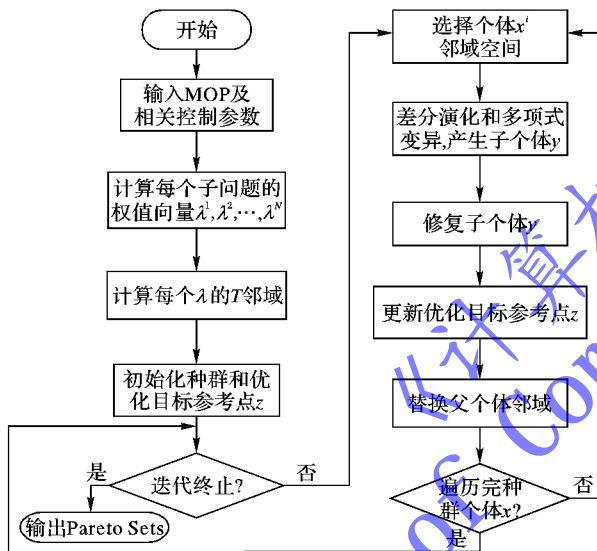


图2 EMOEA/D-DE 流程

EMODA/D-DE 算法的初始化改进如下。

EMODA/D-DE 算法种群初始化方式采用的是在决策空间随机均匀初始化方法, 即对每一维变量 x_i , 初始值在其决策空间随机选取。这种初始化方式只是在决策空间具有均匀分布性, 但在目标空间就可能不是均匀分布了。初始种群容易出现在目标空间的某些区域过于集中、其他区域过于稀疏的现象。这种现象与优化目标函数有关。这种目标空间的分布不均匀性, 会影响算法搜索效率。

在有效载荷配置模型中, 染色体的每个基因位表示一个有效载荷, 基因位的取值为相应有效载荷所配置的卫星编号。若采用随机初始化方法, 在目标空间会产生分布集中的现象, 特别是在第一个优化目标——卫星数。

假设预分配的卫星数最大为 D , 有 M 个有效载荷需要分配, 且每个载荷分配到每颗卫星的概率均等, 为 $1/D$ 。对于最终分配到 k 颗卫星的概率为:

$$p_k = C_D^k S_M^{(k)} k! (1/D)^M \quad (5)$$

其中: C_D^k 是二项式系数, 表示从 D 颗卫星中选择 k 颗卫星进行

分配的种数; $S_M^{(k)}$ 是第二类 Stirling 数, 表示将 M 个载荷分配到 k 颗相同卫星的种数; $k!$ 则表示 k 颗卫星的排列数。

显然 k 取不同值时, p_k 的概率值不一样。以 $k=1$ 为例, 计算可得 $p_1 = (1/D)^{M-1}$, 当 D 和 M 较大时, p_1 的概率会很小, 几乎接近于 0。为便于研究 p_k 的变化情况, 可以假定在 M 固定, D 变化情况下, 研究 p_k 的取值, 因为通常有效载荷配置中, 载荷数是确定的, 这种假设符合实际情况。图 3 为 $M=50$, D 分别取值 10, 15, 23, 50 时 p_k 的变化情况。

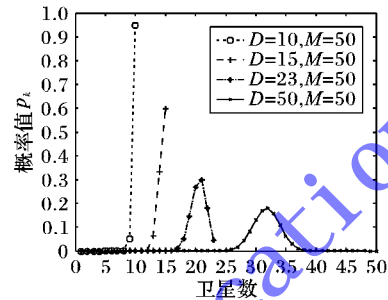


图3 概率 p_k 的取值变化情况

从图 3 可以看出, p_k 的较大取值集中分布在一段小范围内, 而其余范围内, p_k 取值很小, 几乎为 0。这种概率分布不均, 在随机初始产生种群时, 容易造成初始种群的卫星数取值局限在某一段小范围内, 不利于种群分布性的保持。

为提高初始种群在目标空间中卫星数上的分布性, 为避免这种 p_k 取值不均情况, 对算法种群的初始化作如下改进:

1) 初始化种群个体时, 先随机产生卫星数上限 D' , $D' \in (0, D]$, 该个体基因位取值范围为 $[0, D']$ 。

2) 个体基因位取值时, 根据任务对载荷的依赖关系, 使具有任务关联的载荷尽可能分配在同一颗卫星上。

具体种群初始化方式, 如下所示。

Input: 种群大小 n ; 允许分配的最小卫星数 l ; 允许分配的最大卫星数 u 。

Output: 初始化种群。

for 个体 x_i ; i from 1 to n do

产生随机数 $k = \text{rand}(l, u)$;

// 表示个体 x_i 使用的卫星数, 染色体中卫星编号范围 $(0, k-1)$;

for 任务 T_j ; j from 1 to $|T|$ do

若当前还有未分配的卫星, 随机选一颗未分配的卫星, 将任务 T_j 所需的但还未分配的有效载荷分配在该卫星上;

否则, 所有卫星都已分配, 则随机选择一颗卫星进行分配;

退出

由于随机初始化易造成种群在卫星数取值上局限在小范围内的情况, 在改进时, 先以均匀概率随机确定每个个体使用的卫星数上限 D' , 并且在初始化个体基因位取值时, 根据任务对载荷的依赖关系, 依次确定每颗卫星的载荷分配。当任务数 $|T| \geq D'$ 时, 实际分配的卫星数 $D'' \leq D' \leq |T|$; 当 $|T| < D'$ 时, 则有 $D'' \leq |T| < D'$ 。这样初始化的好处是: 1) 可以增加在卫星数取较小值出现的概率, 并且卫星数取值范围在 $[1, |T|]$, 相对合理, 因为当 $D > |T|$, 往往意味着卫星数很大, 这与降低卫星使用数的目标相背离; 2) 具有任务关联的载荷尽可能地分配在一起, 任务之间的载荷尽可能错开分配, 使得同一颗卫星载荷之间的任务度关联度大, 卫星的冗余度相对较低, 增加冗余低情况出现的概率。

但这种初始化存在一不足, 即产生的初始解可能不满足约束条件。但影响不大, 因为 EMOEA/D-DE 算法在迭代过程

中,对每个体都有修正操作,最后所得到的个体均会满足约束条件。

3 实验及结果分析

3.1 测试数据

为测试算法的性能,需构造一批测试数据。构造的关键在于卫星任务数据的生成。实际的卫星任务比较复杂,本文针对研究的有效载荷配置问题,设计如表1所示的卫星任务数据结构。

表1 卫星任务数据结构

任务名	载荷列表	预分配卫星数
Task1	load1;load2;load3	1~2

一个任务数据结构包含任务名,执行该任务所需要的有效载荷列表以及这些有效载荷预计分配的合理卫星数范围。

3.2 参数设置

在实验过程中,本文提到的算法是按照文献[6]中的EMOE/D-DE算法进行设计的。测试过程中涉及的参数设置如表2所示,其余参数与文献[6]的参数设定相同。

表2 实验参数设置

参数	值	参数	值
种群大小	300	邻域 T	30
进化代数	5000	最大替换父个体数 n_r	3
交叉概率	0.8	拉伸因子 F 的正态分布均值和方差 $(1, 0.15)$	
变异概率	0.125		

3.3 实验结果与分析

有效载荷配置是个多目标优化问题,优化的目标是有效载荷冗余度和配置所需的卫星数。其测试的结果是一个近似的 Pareto 解集。算法的稳定性、解集的分布性、Pareto 前沿逼近程度及收敛速度,是本文主要关注的问题。

在实验过程中,对改进的 EMOEA/D-DE 算法进行多次不同数据测试,并与 EMOEA/D-DE 算法进行比较。图4~8展示了一个含有15个子任务,卫星数上限是23,每个卫星数的搭载能力为50的测试数据的结果。

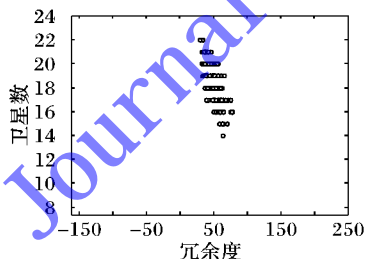


图4 EMOEA/D-DE 算法初始种群在目标空间的分布

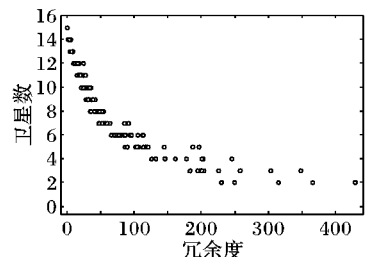


图5 改进的 EMOEA/D-DE 算法初始种群在目标空间的分布

图4、图5对比了 EMOEA/D-DE 算法与改进的算法的初

始种群在目标空间的分布情况。原始的初始方法在目标空间比较集中,卫星数的取值主要分布在 $[14, 22]$,这与图3中, $M=50, D=23$ 描述的概率分布相吻合。改进的初始化方法能使初始种群更加有效地分布在目标空间,卫星数分布主要在较小值 $[2, 15]$ 区间,与预期分析符合,且冗余度取值范围相比原来要大。

图6对比了 EMOEA/D-DE 算法与改进的算法在进化过程中,第900代所求的近似 Pareto 前沿在目标空间的分布情况。对比可知,两种算法所求的近似 Pareto 前沿成一条弧线分布形状,并且在相同卫星数情况下,改进的算法所求的卫星冗余度更小,解集相对更优,因而在相同进化代数情况下,改进的算法能更快地靠近 Pareto 前沿。

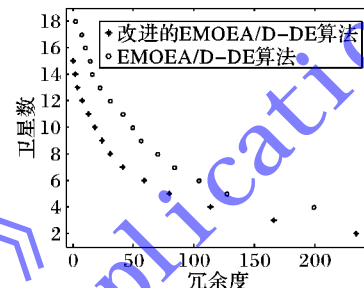


图6 第900代所求近似 Pareto 前沿对比

图7对比了二者的收敛速度,其收敛速度计算方式采用基于趋近度计算方式^[15]。由图7可知,两种算法最终都收敛。EMOE/D-DE 算法最终在3000代附近收敛,而改进的 EMOEA/D-DE 算法在近1500代之后就开始收敛,收敛速度提高了1倍。

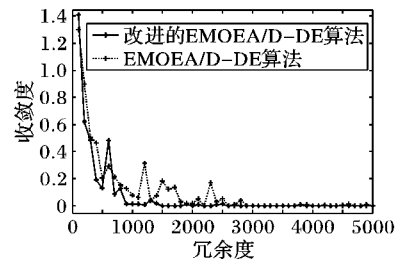


图7 收敛速度对比

为研究两种算法最终的稳定性,在实验过程中,两种算法分别独立运行30次,每次迭代5000代,以对各自所求的 Pareto 前沿进行稳定性分析。稳定性计算方式如下。

随机取一次运行结果作为 Pareto 前沿参考集,计算其余29次所求的 Pareto 前沿与参照集之间的收敛度,取均值作为解集的平均差异性。表3显示最终所求的两种算法的差异性。

表3 两种算法的稳定性比较

算法	平均差异性
EMOE/D-DE 算法	0.0227
改进的 EMOEA/D-DE 算法	0.0349

收敛度越小,算法每次运行所求的 Pareto 前沿差异就较小,算法的稳定性就越强。从表3可知,两种算法平均差异性均较小,均在0.05以内,故而两种算法的稳定性均较强。

为研究两种算法最终所求解的分布性,在实验过程中,将所求解集投影到卫星数这个优化目标的空间上,按卫星数进行网格划分,采用网格分布度评价方法^{[15]72-74}进行计算。表4显示两种算法独立运行30次所求解在目标空间的平均分布度。

表4 两种算法的分布度比较

算法	平均分布度
EMOEA/D-DE 算法	0.941 333
改进的 EMOEA/D-DE 算法	0.970 889

分布度值越接近1,表明解的分布性越好。由表4可知,两者算法平均分布度值均在0.9以上,具有很好的分布性,且改进的算法分布性稍稍更优些。图8展示两种算法最终所求的 Pareto 前沿,所求解几乎分布在一条曲线上,且在[2,15]区间卫星数均出现,故两者算法的分布性优良。

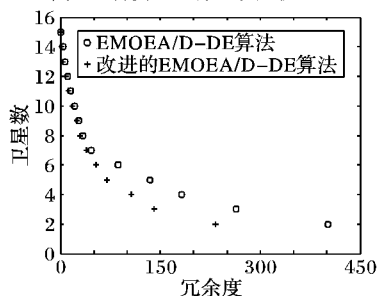


图8 算法所求近似 Pareto 前沿对比

此外,由图8可看出,当卫星分配数在7颗以上时,两者所求的冗余度几乎相等;但当卫星数在7颗以下时,相同卫星数时,两者所求的冗余度差异较大,改进的算法所求冗余度更小,结果相对更优。因而,改进的 EMOEA/D-DE 算法比 EMOEA/D-DE 算法更能靠近真实的 Pareto 前沿。

3.4 实验结论

通过对比分析两种算法的实验结果,得到以下结论:

1) 基于 EMOEA/D-DE 的算法能较好地逼近 Pareto 前沿。对于实验的测试数据,有效载荷配置中极端的情况之一是一颗卫星分配一个任务,此时的冗余度最低为0。在所得实验结果中(见图8),出现坐标为(0,15)的解,因而算法所求近似 Pareto Sets 逼近程度高。

2) 最终所得的解集在目标空间具有很好的分布性,几乎分布在一条曲线上。在卫星有效载荷配置中,所用的卫星数越少,卫星有效载荷的冗余度就越大;相反,有效载荷配置所需卫星数越多,卫星的冗余度就越低。对比图8两种算法最终测试结果的分布特点,可以发现,随着卫星的冗余度增加,卫星数越小;反之卫星数越多,冗余度快速减小。测试结果的分布性与理论分析相符合。

3) 针对上述输入的任务和约束条件,表3的实验数据表明,在迭代次数足够大的情况下,多次试验,两种算法各自所求的结果变化不大,都具有较强的稳定性,且改进的 EMOEA/D-DE 算法在目标空间得到的近似 Pareto 解集相对较优。

4) 改进的 EMOEA/D-DE 算法因初始种群在目标空间上分布上相对合理,故而相比原来的算法收敛速度更快,因而在相同数据规模的情况下,改进的 EMOEA/D-DE 求解载荷配置问题具有优势。

4 结语

本文围绕有效载荷配置问题,建立了有效载荷配置模型,并采用 EMOEA/D-DE 算法进行求解。求解过程中,为避免初始种群分布过于集中的问题,对 EMOEA/D-DE 算法的初始化作了改进。实验结果表明,改进后的算法种群的分布性较好,算法收敛速度加快,所求的解集相对较优。

本文对模型的构建比较精简,模型中考虑的约束因素也只有卫星搭载卫星数上限要求。在后续研究中,还需要充实模型,考虑更多实际的卫星约束条件,比如有效载荷的重量的约束,完善任务与载荷之间的依赖关系等,使得模型更加与实际相符合。

参考文献:

- [1] CUI S. The status and role of satellite payloads [J]. *Spacecraft Recovery and Remote Sensing* 2003, 24(1): 61–64. (崔绍春. 卫星有效载荷的地位和作用[J]. 航天返回与遥感, 2003, 24(1): 61–64).
- [2] WANG Y. Satellite payloads configuration and layout design method [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2008. (王奕首. 卫星有效载荷配置和布局设计方法[D]. 大连: 大连理工大学, 2008.)
- [3] WANG Y, CAI Z X. Combining multiobjective optimization with differential evolution to solve constrained optimization problems [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2012, 16(1): 117–134.
- [4] ZHANG Q F, LI H. MOEA/D: a multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2007, 1(6): 712–731.
- [5] GONG M, JIAO L, YANG D, et al. Evolutionary multi-objective optimization algorithms [J]. *Journal of Software*, 2009, 20(2): 271–289. (公茂果, 焦李成, 杨咚咚, 等. 进化多目标优化算法研究[J]. 软件学报, 2009, 20(2): 271–289).
- [6] LIU B, FERNANDEZ F V, ZHANG Q, et al. An enhanced MOEA/D-DE and its application to multi-objective analog cell sizing [C]// *Proceedings of the 2010 IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Piscataway: IEEE Press, 2010: 1–7.
- [7] DEB K, AGRAWAL R. Simulated binary crossover for continuous search space [J]. *Complex Systems*, 1995, 9(1): 115–148.
- [8] ZITZLER E, THIELE L. Multi-objective evolutionary algorithms: a comparative case study and the strength Pareto approach [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1999, 3(4): 257–271.
- [9] DEB K, SINHA A, KUKKONEN S. Multi-objective test problems, linkages, and evolutionary methodologies [C]// *GECCO'06: Proceedings of the 8th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation*. New York: ACM Press, 2006: 1141–1148.
- [10] DEB K. Multi-objective genetic algorithms: problem difficulties and construction of test problems [J]. *Evolutionary Computation*, 1999, 7(3): 205–230.
- [11] STORN R, PRICE K. Differential evolution a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces [J]. *Journal of Global Optimization*, 1997, 11(4): 341–359.
- [12] LI H, ZHANG Q F. Multiobjective optimization problems with complicated Pareto sets, MOEA/D and NSGA-II [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2008, 13(2): 284–302.
- [13] DAS S, KONAR A, CHAKRABORTY U. Two improved differential evolution schemes for faster global search [C]// *GECCO'05: Proceedings of the 2005 Conference on Genetic and Evolutionary Computation*. New York: ACM Press, 2005: 991–998.
- [14] COELLO C C, LAMONT G, WELDHUIZEN D. Evolutionary algorithms for solving multiobjective problems [M]. 2nd ed. Berlin: Springer, 2007.
- [15] ZHENG J. Multi-objective evolutionary algorithm and their application [M]. Beijing: Science Press, 2007: 65–69. (郑金华. 多目标进化算法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2007: 65–69).