

# 正交设计的 E 占优策略求解高维多目标优化问题研究

郭思涵 龚小胜

(中国地质大学计算机学院 武汉 430074)

**摘要** 在实际应用中,传统多目标演化算法面临着高维多目标优化问题。针对这一缺陷,提出正交 E 占优(Orthogonality E-dominant,OE)策略。在 OE 策略的理论优越性设计的基础上,改进了当前 5 种具有代表性的演化多目标优化算法。改进前后的算法求解 DTLZ1-6(20)测试问题的数值对比试验显示,OE 策略改进后的算法在不同程度上提高了算法求解高维多目标优化问题的效果,从而证实了 OE 策略对演化多目标优化算法改进的有效性。

**关键词** 正交设计,E 占优,OE 占优策略,高维多目标优化问题

**中图分类号** TP18 **文献标识码** A

## Research of Orthogonal E-dominant(OE) Strategy to Solve Large-dimensional Objective Optimization Problems

GUO Si-han GONG Xiao-sheng

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

**Abstract** This paper proposed orthogonal E-dominant(OE) strategy to solve this defect of classical multi-objective optimization algorithms. This strategy is used to improve the current evolution multi-objective optimization algorithm, to make the algorithm to have not adequate choice pressure in individuals and global search. Based on the theory of the OE strategy's superiority, we improved the current representative evolutionary multi-objective optimization algorithms. Compared with the classic algorithm in solving DTLZ1-6(20), the OE strategy improves the algorithm in varying degrees to solve large-dimensional multi-objective optimization problems, reaches the goal of solving large-dimensional multi-objective optimization problems, and is effective to improve the multi-objective evolutionary algorithm.

**Keywords** Orthogonal design, E-dominant, OE strategy, Large-dimensional optimization problems

### 1 引言

大多数优化问题通常都拥有多个目标,而且目标间存在着冲突,类似这样的优化问题称为多目标优化问题(Multi-objective Optimization Problems, MOPs)。在实际工程优化中问题的目标个数往往多于 3 个,通常这样的问题称为高维多目标优化问题(Large-dimensional Multi-objective Optimization Problems, LMOPs)。高维多目标优化问题同目标维度为 2~3 维目标问题的优化,其难点在于求解高维多目标优化问题时经典的 Pareto 占优由于缺乏足够的选择压力,使得算法的性能急剧下降。因此求解高维多目标优化问题已成为多目标演化算法研究领域的前沿和热点。

在实际工程应用中,求解高维多目标优化问题的优化目标一般有两个要求:1)所得非劣解集应尽可能收敛到 Pareto 优化前沿;2)算法在优化过程中,非劣解集应朝着决策者的决策偏好收敛,从而得到决策者希望得到的非劣解集。在过去的几十年里,一些学者提出基于演化算法的多目标优化算法,如 NSGA-II<sup>[1]</sup>, SPEA2<sup>[2]</sup>, MOCeII<sup>[3]</sup>, OMOPSO<sup>[4]</sup>, AbYSS<sup>[5]</sup> 等,但是这些算法在求解高维多目标优化问题时很难满足对

算法收敛性的要求。基于 Pareto 占优策略在目标维度增加时个体间相互不支配的概率增加,使得算法的收敛过程缓慢。同时 Pareto 占优没有考虑到决策者的偏好,因此算法的收敛方向无法获得决策者的指导,进而得到的非劣解集对于决策者的决策支持能力降低。

为了满足求解高维多目标优化问题的两个要求,国内外学者进行了大量的研究。这些研究工作大致可以分为两类:1)引入数学分析中的降维思想,将高维多目标优化问题降低到低维目标优化问题。2006 年, Brockhoff 通过研究目标间的关系对优化结果的影响,提出去掉一些目标来降低优化目标的维度<sup>[6]</sup>;同年, Deb 运用 PCA 方法讨论各目标间的线性关系,以降低问题目标个数<sup>[7]</sup>;2007 年, Saxena 和 Deb 进一步采用非线性方法分析各目标间的关系,并运用 KPCA 等方法对高维多目标优化问题的目标个数进行降维<sup>[8]</sup>;2008 年, Saxena 和 Deb 总结了通过降维求解高维多目标优化问题取得的成果,但同时指出该方法并不适用于所有的高维多目标优化问题,存在某些问题并不能很好地保证降维工作的有效性<sup>[9]</sup>。2)通过定义宽松的 Pareto 占优机制,增大种群中个体间的选择压力,从而加快算法的收敛。同时可以在占优机制

到稿日期:2011-03-08 返修日期:2011-07-15 本文受国家自然科学基金项目(60873107,40972206),国家“863”高技术研究发展计划基金项目(863-317-01-04-99,2008AA12A201),湖北省自然科学基金项目(2008CDB348),中央高校专项基金项目(1323520909)资助。

郭思涵(1986-),女,硕士生,主要研究方向为多目标演化算法设计,E-mail:sihan.4247@163.com;龚小胜(1987-),男,硕士生,主要研究方向为多目标演化算法设计、地学数据挖掘等。

中加入决策偏好,使得优化算法中非劣解按照决策者的期望收敛。2001年,Drechsler等人提出基于目标间的优胜关系来放宽 Pareto 支配机制<sup>[10]</sup>;2004年,Di Pierro等人提出 K-占优机制<sup>[11]</sup>,其只考虑到了目标向量相对于另一个目标向量的改进个数;2005年,Fleming等人利用决策者对高维多目标优化问题中某些目标的偏好信息来缩小搜索空间<sup>[12]</sup>;2007年,Hernandez-diaz等人在演化计算中应用  $\epsilon$ -占优机制<sup>[13]</sup>,该占优机制加入了目标间优劣评判的阈值;2007年,Kang等人在总结新型占优机制优劣的基础上提出 E-占优机制<sup>[14]</sup>,该占优机制结合了 K 占优以及  $\epsilon$  占优的优点,但是 E 占优策略如何应用于经典的演化多目标优化问题,以及 E 占优策略求解高维多目标优化问题的性能,论文并没有做出详细的研究和讨论。2010年,杨咚咚等人利用决策者的偏好信息提高克隆选择算法中算法的选择压力,从而求解较高维度的多目标优化问题<sup>[15]</sup>。

为了增强演化算法的启发搜索能力,国内外学者均采用正交试验方法来初始化种群。2002年,Leung等人<sup>[16]</sup>在遗传算法中应用正交试验设计方法,通过设计正交矩阵来指导种群的初始化,使得种群中的个体能够均匀地分布在搜索空间,提高了算法搜索的有效性。2005年,曾三友等人<sup>[17]</sup>为了加快算法的收敛速度,在求解多目标优化问题算法中加入正交试验设计方法,使得算法达到了预期的效果。2006年,Gong等人采用正交设计思想改进 DE 算法,提高了算法的搜索能力以及稳定性。

本文在了解国内外研究现状的基础上,受前人研究工作的启发,提出了基于正交设计的 E 占优策略求解高维多目标优化问题。本文称这种策略为 OE 策略。此策略的主要改进之处在于:

- 1)采用正交试验设计思想初始化种群,使得初始种群均匀地分布于搜索空间。在均匀分布的初始种群的基础上,降低了多目标演化算法陷入局部最优的可能性,算法的搜索能力得到相应的提高。
- 2)为了加快算法在求解高维多目标优化问题时算法的收敛速度,算法采用 E 占优策略作为种群中个体间优劣的评判准则。算法中种群个体在一定的选择压力下朝着 Pareto 优化前沿收敛。
- 3)E 占优策略易于按照决策者的偏好进行修改,使得决策者的决策偏好、意图能够灵活地加入到优化过程中。
- 4)OE 策略易于应用和改进当前基于 Pareto 占优的经典演化多目标演化算法。

最后利用 OE 策略改进当前经典的演化多目标优化算法:NSGA-II<sup>[1]</sup>,SPEA2<sup>[2]</sup>,OMOPSO<sup>[4]</sup>,MOCeII<sup>[3]</sup>。通过实验表明,基于 OE 策略的改进算法在求解高维多目标优化问题时,能够快速朝着决策者的偏好收敛,并且拥有较好的鲁棒性,从而验证了算法改进的有效性。

## 2 正交 E 占优策略

### 2.1 正交设计初始化种群

为了提高演化多目标优化算法的全局搜索能力,避免算法陷入局部最优,OE 策略采用正交试验思想初始化种群。正交初始化后的种群个体能够均匀分布于搜索空间,这样个体在目标空间的表现一定程度上反映了个体所在区域的适应

值表现,从而进一步增强了算法的有效性以及快速缩小到搜索区域,提高了算法的收敛。

正交初始种群都根据正交表(Orthogonal Array, OA)产生,一般情况下,正交表根据  $L_M(Q^j)$  试验设计理论设计。其中  $Q$  表示将决策空间的每个决策变量划分成  $Q(Q$  为奇数)个水平。从正整数中选择一个最小整数  $J$  使其满足式(1),其中  $N$  表示试验系统的因素个数。

$$N \leq C = \frac{Q^j - 1}{Q - 1} \quad (1)$$

在得到满足式(1)的最小正整数  $J$  后,令  $M = Q^j$ ,则正交系统的正交设计表为  $[a_{i,j}]M * c$ 。在确定正交表后,为了在连续的搜索空间中运用正交试验设计,还需要对连续的搜索空间进行量化。假设正交试验中某一因素的范围为  $[l, u]$ ,该因素的量化操作如式(2)所示。按照文献<sup>[16]</sup>介绍的步骤初始化种群。

$$a_{i,j} = \begin{cases} l, & j=1 \\ l + (j-1) \left( \frac{u-l}{q-1} \right), & 2 \leq j \leq Q-1 \\ u, & j=Q \end{cases} \quad (2)$$

### 2.2 E 占优机制

在讨论 OE 占优策略之前,不失一般性,本文对高维多目标优化问题、E 占优策略定义如下。

**定义 1** (高维多目标优化问题, Large-Dimensional Multi-objective Optimization Problem, LDMOP)

$$\begin{aligned} \min F(x) &= (F_1(x), \dots, F_m(x))^T \\ \text{s. t. } g_i(x) &\leq 0, i=1, 2, \dots, p \\ h_j(x) &= 0, j=1, 2, \dots, q \end{aligned} \quad (3)$$

式中,  $m \geq 4$  为目标函数的个数,  $f_i, g_i, h_j: R^n \rightarrow R, x \in R^n$  为决策变量,  $X = \{x | x \in R^n, g_i(x) \leq 0, h_j(x) = 0, i=1, 2, \dots, p, j=1, 2, \dots, q\}$  称为多目标优化问题的可行域。

为考虑高维多目标优化问题中占优与非占优个数之间的关系,本文给出 3 个整数参数的定义。

**定义 2** ( $B_i, W_s, E_q$ )  $X_1, X_2 \in R^n$  在目标空间中  $F(X_1)$  比  $F(X_2)$  表现较好的目标个数用  $B_i(X_1, X_2)$  (下文简称为  $B_i$ ) 表示,其中  $card$  表示集合的势:

$$B_i(X_1, X_2) = card\{i: |F_i(X_1) < F_i(X_2), i=1, 2, \dots, m\} \quad (4)$$

$X_1, X_2 \in R^n$  在目标空间中  $F(X_1)$  比  $F(X_2)$  表现较差的目标个数用  $W_s(X_1, X_2)$  (下文简称为  $W_s$ ) 表示:

$$W_s(X_1, X_2) = card\{i: |F_i(X_1) > F_i(X_2), i=1, 2, \dots, m\} \quad (5)$$

$X_1, X_2 \in R^n$  在目标空间中  $F(X_1)$  比  $F(X_2)$  表现相同的目标个数  $E_q(X_1, X_2)$  用  $E_q(X_1, X_2)$  (下文简称为  $E_q$ ) 表示:

$$E_q(X_1, X_2) = card\{i: |F_i(X_1) = F_i(X_2), i=1, 2, \dots, m\} \quad (6)$$

文献<sup>[14]</sup>定义  $\|F(X)\| = \sqrt{\sum_{i=1}^m (F_i(X))^2}$  作为整体衡量目标向量适应值大小的标准。本文用  $g(X) = \sum_{i=1}^m (F_i(X))^q$  替代 E 占优中适应值大小衡量的评判。E 占优的等价定义如下。

**定义 3** (E-占优) 如果  $B_i - W_s > 0$  且  $g(X_1) < g(X_2)$ , 则认为  $X_1$  E 占优于  $X_2$ 。其中,  $g(X)$  中参数  $q=2$ 。

从定义中容易看出,当  $W_i = 0$  时, E 占优等同于 Pareto 占优, E 占优是一种宽松的 Pareto 占优机制。

### 2.3 OE 策略

在求解高维多目标优化问题的多目标演化算法中,目标区域存在许多局部最优区域甚至欺骗区域<sup>[18]</sup>。采用正交策略保证了算法能够尽可能得到搜索空间的启发,从而避免了算法的局部收敛。同时在高维多目标优化问题的求解中,基于 Pareto 占优的经典演化多目标优化算法,收敛效果并不理想。

2006 年, Deb 在文献[7]中指出, NSGA-II 算法在求解目标维度为 10 的 DTLZ2 问题时,非劣解集中只有 4% 的个体收敛到了问题的真实 Pareto 前沿上。Deb 同时指出,在求解高维多目标优化问题时,直接采用 Pareto 占优机制来降低算法的选择以及搜索能力,即经典演化多目标优化算法的“维度魔咒”。E 占优策略作为一种宽松的 Pareto 占优机制,使得演化多目标优化算法在高维多目标优化问题的求解过程中,种群中的个体拥有足够的选择压力,加快了算法的收敛速率。

为了改进当前的经典多目标演化算法求解高维多目标优化问题的能力,本文讨论利用正交策略以及 E 占优机制用于改进经典演化多目标优化算法。OE 策略的优势在于可利用正交策略保证算法得到全局启发搜索,同时 E 占优策略能够保证算法得到足够的选择压力,从而加快算法的收敛速率。

## 3 OE 策略求解高维多目标优化问题

### 3.1 采用 OE 策略改进演化多目标优化算法

在上述 OE 策略的基础上,本文给出基于 OE 策略改进当前演化多目标优化算法的设计框架,使得改进后的演化多目标优化算法更加适用于求解高维多目标优化问题。具体算法设计框架如下。

算法参数:

- 种群规模:  $N$
- 式(3)中决策空间以及目标空间维度:  $n, m$
- 算法最大函数评价次数:  $T$
- 交叉变异的类型: Mutation, Crossover
- 交叉变异的概率: 交叉概率  $p_c$ 、变异概率  $p_m$

- Step1 初始化种群: 确定算法的参数,按照 2.1 节介绍的方法量化算法的决策空间各个维度,同时设计符合种群规模  $N$  以及决策空间维度  $n$  的正交表 OA。按照文献[16]介绍的方法生成种群规模为  $N$  的初始种群,通过式(1)的适应值计算函数,计算初始种群的适应值。
- Step2 产生新种群: 采用算法设定的交叉、变异以及算法自身的策略,产生规模为  $N$  的新种群,并计算新种群的适应值。
- Step3 判定种群中个体优劣: 将算法中 Pareto 占优方法评判标准替换为自定义的 E 占优机制,用 E 占优机制判定个体间适应值的优劣关系。
- Step4 选择个体产生子代种群: 混合新种群和当前种群生成规模为  $2N$  的种群,采用精英选择以及算法自身特点所定义的选择策略从混合种群中选择规模为  $N$  的子代种群。
- Step5 算法执行流程: 算法循环采用算法自身的循环流程以及停止策略执行算法。若算法不满足停止条件,则跳转至 Step 2 继续循环执行。

在阐明求解高维多目标演化算法的设计框架后,本文对 NSGA-II, OMOPSO, SPEA2, MOCcell, AbYSS 算法进行改进,分别命名为 OE-NSGA-II, OE-OMOPSO, OE-SPEA2, OE-MOCcell, OE-AbYSS。选择改进这些算法是由于这些算法不

仅代表了当前基于 Pareto 占优机制的演化多目标优化算法的前沿研究水平,同时 NSGA-II, SPEA2, AbYSS 算法是当前多目标优化中应用新型演化策略算法的代表。OMOPSO 代表了粒子群演化优化算法在多目标优化中的应用。MOCcell 算法是另一类细胞遗传多目标优化算法的典型。

在基于 OE 策略改进多目标优化算法框架的基础上,以 NSGA-II 算法为例,具体阐述 OE-NSGA-II 算法的改进流程。NSGA-II 算法是 2002 年 Deb 在文献[1]中提出的算法,迄今,该文依然是演化多目标研究领域被 SCI 引用次数最多的一篇文章。OENSGA-II 算法的流程如图 1 所示。

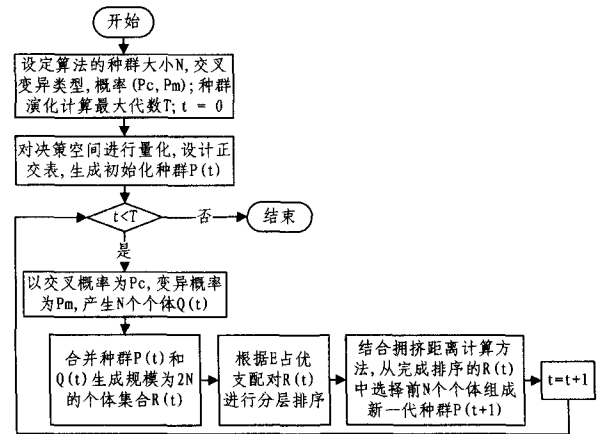


图 1 OE-NSGA-II 算法流程

在 OE-NSGA-II 算法中,采用正交策略分析算法的决策空间后设计出符合算法的种群大小以及决策变量维度的 OA,并根据 OA 生成离散的均匀分布的个体,即正交初始化种群。在算法分层排序的过程中,采用 E 占优的策略使得前一层个体集合 E 占优于后一层的集合,使得在高维目标空间中彼此不受 Pareto 支配的个体,按照 E 占优的评判标准在个体间重新建立支配与被支配的关系,从而使得分层的作用为更进一步衡量个体在目标空间靠近 Pareto 前沿的程度。在从规模为  $2N$  的个体集合  $R(t)$  中选择  $N$  个个体生成下一代种群  $P(t+1)$  的过程中,采用精英策略以及算法自身的拥挤距离计算策略,在一定程度上加快了算法的收敛速率。

类似于 OE-NSGA-II 算法的具体设计思路, DZ-SPEA2 算法在 SPEA2 算法的框架上,按照 OE 策略正交初始化种群记忆修改算法流程; 同样, OE-AbYSS, OE-MOCcell, OE-OMOPSO 在均值相应算法框架的基础上,按照 OE 策略正交初始化种群以及用 E 占优机制代替 Pareto 占优机制发挥个体优劣评判标准的作用。

## 4 数值试验

为了验证加入 OE 策略后算法在求解高维多目标优化问题的性能,选择国际公认的 DTLZ1-4, 6<sup>[19]</sup> 系列测试函数进行数值试验。

### 4.1 评价标准

为了验证与传统基于 Pareto 占优机制相比,基于 DZ-占优机制的算法能更好地收敛到 Pareto 前沿,本文引入了收敛指标  $\gamma$  来评价算法的收敛性。 $\gamma$  指标定义如下:

定义 4 设  $S$  为算法得到的非劣解集,  $P_f$  为优化问题的 Pareto 前沿,则收敛指标  $\gamma$  的计算公式为

$$\gamma = \frac{\sum_{i=1}^{|S|} d_i}{|S|} \quad (7)$$

式中,  $d_i$  为解集  $S$  中第  $i$  个个体到  $P_f$  的最小欧氏距离。  $\gamma$  的定义表明,  $\gamma$  数值越小, 则非劣解  $S$  越接近于所解问题的前沿  $P_f$ , 算法的收敛性越好。

#### 4.2 试验结果及分析

本文算法的对比与修改工作在 jMetal 演化多目标优化平台上编码实现。测试环境为 CPU P4 2.8GHz; 内存 512MB; 操作系统 Windows XP。每个算法均独立运行 20 次。分别对比 NSGA-II, OE-NSGA-II; SPEA2, OE-SPEA2; AbYSS, OE-AbYSS; OMOPSO, OE-OMOPSO; MOCcell, OE-MOCcell 各个算法在求解目标维度为 20 的 DTLZ1-6 多目标优化测试问题中性能指标的数值表现。对各算法性能指标的对比统计结果如表 1—表 5 所列。统计结果均以第一行为均值、第二行为方差的形式标示。

表 1 NSGAII 与 OE-NSGAII 算法在性能指标  $\gamma$  上的数值对比

Algorithm	DTLZ1	DTLZ2	DTLZ3	DTLZ4	DTLZ5	DTLZ6
NSGA-II	1.06806	0.19919	7.33967	0.17155	0.15582	0.93698
	0.230399	0.005243	1.331858	0.006569	0.003563	0.008455
OE-NSGA-II	3.45E-4	2.60E-4	0.00391	9.80E-9	0.00991	0.02311
	0.000102	0.000103	0.004452	7.0632E-09	0.012038	0.012916

表 2 SPEA2 与 OE-SPEA2 算法在性能指标  $\gamma$  上的数值对比

Algorithm	DTLZ1	DTLZ2	DTLZ3	DTLZ4	DTLZ5	DTLZ6
SPEA2	22.2831	0.24501	198.601	0.23473	0.22652	0.99080
	1.411542	0.001302	15.72593	0.00427	0.002493	0.007231
OE-SPEA2	312.4568	0.24095	110.066	0.22776	0.12212	0.29997
	1.779801	0.000901	28.80522	0.002266	0.042048	0.359967

表 3 AbYSS 与 OE-AbYSS 算法在性能指标  $\gamma$  上的数值对比

Algorithm	DTLZ1	DTLZ2	DTLZ3	DTLZ4	DTLZ5	DTLZ6
AbYSS	4.60351	0.20824	41.4118	0.20924	0.19258	0.98969
	3.348789	0.01262	16.79904	0.008097	0.010417	0.003441
OE-AbYSS	2.86718	0.10802	15.2673	0.17422	0.17648	0.91032
	0.999957	0.005019	7.946558	0.005765	0.007066	0.019244

表 4 OMOPSO 与 OE-OMOPSO 算法在性能指标  $\gamma$  上的数值对比

Algorithm	DTLZ1	DTLZ2	DTLZ3	DTLZ4	DTLZ5	DTLZ6
OMOPSO	6.25485	0.08994	69.7315	0.14882	0.07861	0.90503
	1.709863	0.027904	15.78771	0.050301	0.025442	0.008214
OE-OMOPSO	1.34E-18	0.08641	8.06461	0.106133	0.05331	0.363829
	6.09E-23	3.39E-08	0.000624	1.38E-17	4.78E-05	1.89E-07

表 5 MOCcell 与 OE-MOCcell 算法在性能指标  $\gamma$  上的数值对比

Algorithm	DTLZ1	DTLZ2	DTLZ3	DTLZ4	DTLZ5	DTLZ6
MOCcell	19.7269	0.23849	169.481	0.20590	0.18973	0.99493
	(0.913849)	(0.004425)	(11.07586)	(0.003237)	(0.003868)	(0.003502)
OE-MOCcell	1.0226	0.03727	1.11517	0.04795	0.04066	0.59759
	1.278867	0.011764	0.79884	0.017303	0.01746	0.059882

从表 1—表 5 统计出的指标对比来看, 基于 OE 策略改进的经典演化多目标优化算法求解高维多目标优化问题的效果要明显优于改进前的算法效果。但是 OE 策略对 SPEA2 算法的改进效果并不明显。为了进一步分析 OE 策略对 SPEA2 算法改进的效果的影响, 本文对比只基于 E 占优策略的 SPEA2 算法 (E-SPEA2)、SPEA2 以及 OE-SPEA2 算法。在求解 DTLZ1-6(20) 测试问题上的表现如表 6 所列。通过表 6 的对比可以看出, OE-SPEA2 算法相比于 SPEA2 算法的效果优越性, 只是 OE 策略中的正交策略在一定程度上提高了算法的收敛性。但是由于 SPEA2 算法自身的演化策略, 使得

在求解高维多目标优化问题时, E 占优机制没有很好地帮助 SPEA2 算法跳出某些 Pflonal。而将 SPEA2 算法同 NSGA-II, AbYSS, OMOPSO, MOCcell 算法比较性能指标  $\gamma$  可以看出, SPEA2 算法求解高维多目标优化问题的表现均较为逊色, 说明基于 OE 策略改进的演化多目标优化算法求解高维多目标优化问题的表现受到被改进算法自身的演化策略的影响。

表 6 SPEA2、E-SPEA2 以及 OE-SPEA2 算法在性能指标  $\gamma$  上的数值对比

Algorithm	DTLZ1	DTLZ2	DTLZ3	DTLZ4	DTLZ5	DTLZ6
SPEA2	22.2831	0.24501	198.601	0.23473	0.22652	0.99080
	1.411542	0.001302	15.72593	0.00427	0.002493	0.007231
E-SPEA2	12.5842	0.24757	117.666	0.24900	0.15005	0.99985
	4.074808	0.00229	30.43806	0.000861	0.039336	0.00014
OE-SPEA2	12.4568	0.24095	110.066	0.22776	0.12212	0.29997
	1.779801	0.000901	28.80522	0.002266	0.042048	0.359967

通过对表 1—表 5 统计分析得出基于 OE 策略改进的演化多目标优化算法, 不仅增加了种群中个体的选择压力, 而且正交策略的引入从一定程度上克服了改进前算法演化策略自身求解高维多目标优化问题时的缺陷, 进一步证实了 OE 策略对算法改进效果的有效性。

**结束语** 本文在前人研究演化算法求解高维多目标优化问题工作的基础上, 提出采用 OE 策略改进当前经典多目标优化算法, 使得算法能够在求解高维多目标优化问题时拥有较好的收敛速率。在该策略中采用 E 占优机制改进并求解高维多目标优化问题, 增加了算法在种群个体间的选择压力; 同时借助正交初始种群策略在演化多目标优化算法中的成熟应用, 保证了 OE 策略能够适用于求解高维多目标优化问题。文中基于 OE 策略改进当前具有代表性的算法 NSGA-II, SPEA2, OMOPSO, AbYSS, MOCcell, 分别命名为 OE-NSGA-II, OE-SPEA2, OE-OMOPSO, OE-AbYSS, OE-MOCcell。通过统计修改前后算法 20 次独立求解 DTLZ1-6(20) 测试问题在测试指标  $\gamma$  上的表现发现, 改进后的算法均在不同程度上优越于各自原始的多目标演化算法, 从而证实了 OE 策略在改进当前演化算法求解高维多目标优化问题上的有效性, 为当前演化多目标优化算法求解高维多目标优化问题的改进提供了思路。由于高维多目标优化问题中, 对非劣解集多样性的统计比较困难, 而且非劣解集的多样性受演化多目标优化算法自身的演化策略影响较大, 因此本文并没有做出讨论。但是, 如何改进 OE 策略, 使得该策略在保证算法收敛效率的同时在理论上提高算法所得到的非劣解的多样性, 将是本文需要深入讨论和解决的问题。

#### 参考文献

- [1] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197
- [2] Kim M, Hiroyasu T, Miki M, et al. SPEA2: Improving the performance of the strength Pareto evolutionary algorithm 2[J]. Parallel Problem Solving from Nature-Ppsn Viii, 2004, 3242(3): 742-751
- [3] Nebro A, Durillo J, Luna F, et al. MOCcell: A cellular genetic algorithm for multiobjective optimization[J]. International Journal of Intelligent Systems, 2009, 24(7): 726-746

## 参 考 文 献

- [1] Stewart J. An Investigation of SIMD instruction sets[M]. University of Ballarat School of Information Technology and Mathematical Sciences, 2005
- [2] icc[OL]. <http://icc.gnu.org>
- [3] Free Software Foundation, GCC[OL]. <http://gcc.gnu.org>
- [4] Open64[OL]. <http://open64.sourceforge.net>
- [5] Larsen S, Amarasinghe S. Exploiting superword level parallelism with multimedia instruction sets[C]//Proc of the ACM SIGPLAN Conference on Programming Language Design and Implementation, June 2000; 145-156
- [6] Hagog M, Tice C. Cache Aware Data Layout Reorganization Optimization in GCC[C]//Proceedings of the GCC Developers' Summit, June 2005; 69-92
- [7] Beyls K. Software Methods to Improve Data Locality and Cache Behavior[D]. Ghent University, 2004
- [8] Zhong Y, Orlovich M, Shen X, et al. Array regrouping and structure splitting using wholeprogram reference affinity[C]//Proceedings of PLDI'04, June 2004; 255-266
- [9] Fu Xiong, Wang Ru-chuan. Locality-based Data Reorganization Framework [J]. Computer Science, 2009, 36(2)
- [10] Chilimbi T M, Davidson B, Larus J R. Cache-conscious Structure Definition[C]//Proceedings of PLDI, May 1999; 13-24
- [11] 李玉祥, 施慧, 陈莉. 面向非多媒体程序的 SIMD 向量化算法的研究及改进[J]. 小型微型计算机系统, 2009, 30(10): 1927-1935
- [12] Larsen S, Witchel E, Amarasinghe S. Techniques for Increasing and Detecting Memory Alignment [R]. LCS-TM-621, MIT/
- [13] Bik A J C. The Software Vectorization Handbook: Applying Multimedia Extensions for Maximum Performance[M]. Hillsboro, Intel Press, 2004
- [14] Bik A J C, Girkar M, Grey P M, et al. Automatic Intra-Register Vectorization for the Intel Architecture[J]. International Journal of Parallel Programming, 2002, 30(2): 65-98
- [15] Larsen S, Witchel E, Amarasinghe S. Increasing and Detecting Memory Address Congruence[C]//Proc. 11th Int. Conf. on Parallel Architectures and Compilation Techniques, September 2002; 18-29
- [16] Fridman J. Data Alignment for Sub-Word Parallelism in DSP[C]//Proc. IEEE Workshop on Signal Processing Systems, October 1999; 251-260
- [17] Shahbahrani A, Juurlink B, Vassiliadis S. Performance Impact of Misaligned Accesses in SIMD Extensions
- [18] Eichenberger A E, Wu P, O'Brien K. Vectorization for SIMD Architectures with Alignment Constraints[C]//Proceedings of the SIGPLAN Conference on Programming Language Design and Implementation, June 2004
- [19] Wu P, Eichenberger A E, Wang A. Efficient simd code generation for runtime alignment and length conversion[C]//Proceedings of CGO. Washington, DC, USA, 2005; 153-164
- [20] Fireman L, Petrank E, Zaks A. New Algorithms for SIMD Alignment
- [21] Nuzman D, Rosen I, Zaks A. Auto-Vectorization of Interleaved Data for SIMD[C]//PLDI'06, June 2006; 132-143
- [22] 钱兴隆, 臧斌宇, 朱传琪. 一种 SIMD 优化中的向量寄存器部分重用方法[J]. 计算机工程与科学, 2007; 29(5)
- 
- (上接第 279 页)
- [4] Niu Y, Shen L. The Optimal Multi-objective Optimization Using PSO in Blind Color Image Fusion[C]//International Conference on Multimedia and Ubiquitous Engineering, 2007; 970-975
- [5] Nebro A J, Luna F, Alba E, et al. ABYSS: Adapting scatter search to multiobjective optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2008, 12(4): 439-457
- [6] Brockhoff D, Zitzler E. Are all objectives necessary? On dimensionality reduction in evolutionary multiobjective optimization [M]. Parallel Problem Solving from Nature-PPSN IX, 2006; 533-542
- [7] Deb K, Saxena D K. Searching for Pareto-optimal Solutions Through Dimensionality Reduction for Certain Large-dimensional Multi-objective Optimization Problems[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2006; 3353-3360
- [8] Saxena D, Deb K. Non-linear dimensionality reduction procedures for certain large-dimensional multi-objective optimization problems; Employing correntropy and a novel maximum variance unfolding[C]. New York, 2007; 772-787
- [9] Saxena D, Deb K. Dimensionality Reduction of Objectives and Constraints in Multi-objective Optimization Problems, A System Design Perspective[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation, Hong Kong, 2008; 3352-3360
- [10] Drechsler D, Drechsler R, Becher B. Multi-objective Optimization Based on Relation Favour [C]//Proc 1st Evolutionary Multi-Criterion Optimization, Berlin, 2001; 154-166
- [11] Di Pierro F, Djordjevic S, Khu S-T. Automatic Calibration of Urban Drainage Model Using a Novel Multi-objective GA[J]. Water Science and Technology, 2004, 52(5): 41-52
- [12] Fleming P J. Many-objective optimization: An engineering design perspective[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2005, 34(10): 14-32
- [13] Hernandez-Diaz A, Santana-Quintero L, Coello-Coello C, et al. Pareto-adaptive  $\epsilon$ -dominance [J]. Evolutionary Computation, 2007, 15(4): 493-517
- [14] Kang Z, Kang L, Zou X, et al. A new evolutionary decision theory for many-objective optimization problems[M]. Advances in Computation and Intelligence, 2007; 1-11
- [15] 杨咚咚, 焦李成, 公茂果, 等. 求解偏好多目标优化的克隆选择算法[J]. 软件学报, 2010, 21(1): 14-33
- [16] Leung Y, Wang Y. An orthogonal genetic algorithm with quantization for global numerical optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 5(1): 41-53
- [17] 曾三友, 魏巍, 康立山, 等. 基于正交设计的多目标演化算法[J]. 计算机学报, 2005, 28(7): 1153-1162
- [18] Huband S, Hingston P, Barone L, et al. A review of multiobjective test problems and a scalable test problem toolkit[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2006, 10(5): 477-506
- [19] Deb K, Laumanns T L M, Zitzler E, et al. Scalable multi-objective optimization test problems[J]. Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation (Cec'02), 2002(1/2): 825-830