

# 控制与决策

Control and Decision

## 一种基于多策略差分进化的分解多目标进化算法

邓武, 蔡幸, 周永权, 赵慧敏, 徐俊洁

引用本文:

邓武, 蔡幸, 周永权, 等. 一种基于多策略差分进化的分解多目标进化算法[J]. *控制与决策*, 2022, 37(2): 387–392.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1196>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

### 基于正态云模型的状态转移算法求解多目标柔性作业车间调度问题

State transition algorithm based on normal cloud model for solving multi-objective flexible job shop scheduling problem

*控制与决策*. 2021, 36(5): 1181–1190 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1233>

### 基于分解的多目标多因子进化算法

A multiobjective multifactorial evolutionary algorithm based on decomposition

*控制与决策*. 2021, 36(3): 637–644 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0525>

### 基于向量角分解的高维多目标进化算法

Many-objective evolutionary algorithm based on vector angle decomposition

*控制与决策*. 2021, 36(3): 761–768 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0925>

### 基于多种群分解预测的动态多目标引力搜索算法

Dynamic multi-objective gravitational searching algorithm based on multi-population decomposition prediction

*控制与决策*. 2021, 36(12): 2910–2918 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1002>

### 一种基于MOEA/D的组合权重方法

A combination weight method based on MOEA/D

*控制与决策*. 2021, 36(12): 3056–3062 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0592>

# 一种基于多策略差分进化的分解多目标进化算法

邓武<sup>1</sup>, 蔡幸<sup>1</sup>, 周永权<sup>2</sup>, 赵慧敏<sup>1†</sup>, 徐俊洁<sup>1</sup>

(1. 中国民航大学 电子信息与自动化学院, 天津 300300;

2. 广西民族大学 人工智能学院, 南宁 530006)

**摘要:** 为了提高多目标优化问题非支配解集合的分布性和收敛性, 根据不同差分进化策略的特点, 基于切比雪夫分解机制, 提出一种基于多策略差分进化的分解多目标进化算法(MOEA/D-WMSDE)。该算法首先采用切比雪夫分解机制, 将多目标优化问题转化为一系列单目标优化子问题; 然后引入小波基函数和正态分布实现差分进化算法的参数控制, 探究一种基于 5 种变异策略优势互补的最优变异策略, 提出一种基于参数控制和最优变异策略的多策略差分进化(WMSDE)算法; 在此基础上, 实现一种基于 WMSDE 的分解多目标进化算法。采用 ZDT 和 DTLZ 测试函数验证 MOEA/D-WMSDE 算法的有效性, 实验结果表明: 所提算法在收敛性和分布性方面获得了较大的改进与提高, 能够有效求解多目标优化问题; 与其他算法对比分析表明, 所获得的解集整体质量更优, 为多目标问题求解提供了新方法。

**关键词:** 多目标优化; 多策略差分进化; 切比雪夫分解机制; 最优变异策略; 参数控制

**中图分类号:** TP39      **文献标志码:** A

**DOI:** 10.13195/j.kzyjc.2020.1196

**引用格式:** 邓武, 蔡幸, 周永权, 等. 一种基于多策略差分进化的分解多目标进化算法[J]. 控制与决策, 2022, 37(2): 387-392.

## A novel decomposition multi-objective evolutionary algorithm based on differential evolution model with multi-strategy

DENG Wu<sup>1</sup>, CAI Xing<sup>1</sup>, ZHOU Yong-quan<sup>2</sup>, ZHAO Hui-min<sup>1†</sup>, XU Jun-jie<sup>1</sup>

(1. College of Electronic Information and Automation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

2. College of Artificial Intelligence, Guangxi University for Nationalities, Nanning 530006, China)

**Abstract:** In order to improve the distribution and convergence of the non-dominated solution set of a multi-objective optimization problem, according to the characteristics of different differential evolution strategies, a novel decomposition multi-objective evolution algorithm based on the Chebyshev decomposition mechanism and differential evolution model with multi-strategy, namely MOEA/D-WMSDE is proposed in this paper. The MOEA/D-WMSDE uses the Chebyshev decomposition mechanism to transform the multi-objective optimization problem into a series of single objective optimization subproblems. Then the wavelet basis function and normal distribution are used to control parameters. An optimal mutation strategy based on complementary advantages of five mutation strategies is deeply studied in order to propose a new differential evolution (WMSDE) algorithm with multi-strategy. On this basis, the MOEA/D-WMSDE algorithm is realized. Finally, the ZDT and DTLZ benchmark functions are used to prove the optimization performance of the MOEA/D-WMSDE. The experimental results show that the MOEA/D-WMSDE has greatly improved the convergence and distribution, and can effectively solve the multi-objective optimization problem. Compared with the other algorithms, the overall quality of the obtained solution set is superior, which provides a new method to solve multi-objective optimization problems.

**Keywords:** multi-objective optimization; differential evolution with multi-strategy; Chebyshev decomposition; optimal mutation strategy; parameter control

## 0 引言

在工业、农业、国防、交通、信息、经济、管理等领域的许多科学与工程问题都可以转化

为优化问题来处理。多目标优化问题(multi-objective optimization problem, MOP)是一类具有挑战性的复杂优化问题。在对其进行求解时, 由于各优化目标之

收稿日期: 2020-08-27; 录用日期: 2020-12-03.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61771087, 62066005); 中国民航大学科研启动基金项目(2020KYQD123).

†通讯作者. E-mail: hmzhao@cauc.edu.cn.

间相互冲突,极难获得单个全局最优解,因而是一组折中的Pareto最优解集<sup>[1-2]</sup>. 由于进化算法运行一次结束后,能获得一组Pareto最优解,被广泛用于多目标优化领域的研究. 近几十年出现了很多类似的进化算法,如PEAS<sup>[3]</sup>、SPEA2<sup>[4]</sup>、NSGAI<sup>[5]</sup>、MOEA<sup>[6]</sup>、MOEA/D<sup>[7]</sup>、IBEA<sup>[8]</sup>、HypE<sup>[9]</sup>等. 尽管这些算法取得了较好的优化效果,但受各算法背景的影响,目前还没有一种算法在解决所有多目标优化问题时都能获得最优解集.

差分进化算法是一种基于群体智能的启发式优化算法<sup>[10]</sup>,它利用种群个体之间的差异性引导算法在解空间中进行搜索,具有全局搜索能力和种群多样性. 基于分解的多目标进化算法是将多目标优化问题转化为一系列单目标优化子问题,然后采用进化算法同时优化求解这些子问题,能有效避免陷入局部最优<sup>[11]</sup>. 因此,针对DE算法的缩放因子 $F$ 和交叉概率 $CR$ 取值对其性能影响较大,以及算法单一变异算子难以均衡局部搜索和全局搜索,收敛速度慢、容易陷入局部最优等问题,本文引入小波基函数和正态分布函数实现DE算法参数的控制,探究一种基于5种变异策略优势互补的最优变异策略,研究一种基于参数控制和最优变异策略的多策略差分进化(WMSDE)算法;在此基础上,研究一种基于WMSDE的分解多目标进化算法(decomposition multi-objective evolutionary algorithm based on WMSDE, MOEA/D-WMSDE),以提高其收敛速度,平衡局部搜索能力和全局搜索能力,避免陷入局部最优. 最后通过测试函数验证MOEA/D-WMSDE的有效性和分散性.

## 1 差分进化算法

DE算法利用个体间的差异在种群进化过程中随机搜索,其基本进化过程<sup>[12]</sup>如下.

### 1.1 初始化

设种群数量为 $N$ ,每个个体可表示为 $x_i(G) = (x_{i1}(G), x_{i2}(G), \dots, x_{iD}(G))$ ,初始种群在 $[x_{\min}, x_{\max}]$ 中产生,有

$$x_{iD} = x_{\min} + \text{rand}(0, 1) \times (x_{\max} - x_{\min}). \quad (1)$$

其中: $G$ 是迭代次数, $x_{\max}$ 是搜索空间的最大值, $x_{\min}$ 是搜索空间的最小值.

### 1.2 变异

采用变异操作生成当前种群中每个个体 $x_i(G)$ 的目标个体向量 $V_i(G)$ . 对生成的每个个体向量,通过一定变异策略生成相应的目标个体向量.

### 1.3 交叉

对个体向量 $X_i(G)$ 及其目标个体向量 $V_i(G)$ 进行交叉操作,生成对应的试验个体向量 $U_i(G) = (u_1(G), u_2(G), \dots, u_i(G))$ . 采用二项交叉定义

$$U_i(G) = \begin{cases} V_i(G), & \text{rand}_j(0, 1) \leq CR \text{ or } j = j_{\text{rand}}; \\ X_i(G), & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (2)$$

其中: $j = 1, 2, \dots, D$ ,交叉概率 $CR$ 是 $(0, 1)$ 内的常数, $j_{\text{rand}}$ 是 $[1, D]$ 内的随机整数.

### 1.4 选择

将每个试验个体向量的适应度值 $f(U_i(G))$ 与当前种群中相应个体向量的适应度值 $f(X_i(G))$ 进行比较,如果试验个体向量的适应度值小于或等于相应个体向量适应度值,则试验个体向量取代对应个体向量,进入下一代种群. 选择操作可表示为

$$X_i(G+1) = \begin{cases} U_i(G), & f(U_i(G)) \leq f(X_i(G)); \\ X_i(G), & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (3)$$

## 2 基于切比雪夫分解机制的MOEA/D算法

### 2.1 切比雪夫分解法

基于分解的多目标进化算法由于分解操作的存在,在保持解的分布性方面有着很大优势,而通过分析相邻问题的信息来优化,能避免陷入局部最优. 在MOEA/D中,常用的分解方法有加权法和切比雪夫法和基于惩罚的边界交集法等<sup>[11]</sup>,其中切比雪夫法应用最广. 一个多目标优化问题被切比雪夫法分解为一个优化子问题集,数学描述<sup>[13]</sup>如下:

$$\begin{aligned} \min g^{\text{ch}}(x|\lambda^i, z^*) &= \max_{1 \leq i \leq m} \{\lambda^i |f_i(x) - z_i^*|\}; \\ \text{s.t. } x &\in \Omega. \end{aligned} \quad (4)$$

其中 $z^* = (z_1^*, z_2^*, \dots, z_m^*)^T$ 为参考点,对于每一个 $i = 1, 2, \dots, m, z_i^* < \min\{f_i(x)|x \in \Omega\}$ .

对于每一个Pareto最优解,总存在一个权重向量使式(4)解为最优解,该解对应着多目标优化问题的Pareto最优解. 切比雪夫聚合方法是在切比雪夫法中添加参数 $\rho$ ,是将权重求和聚合方法和切比雪夫法相结合. 它通过调控两种方法的比例,结合了权重求和聚合法的快速收敛和切比雪夫法分布性好的特点. 切比雪夫聚合法的数学描述如下:

$$\begin{aligned} \min g^{\text{AT}}(x|\lambda, z^*) &= \\ \max_{1 \leq i \leq m} \{\lambda^i |f_i - z_i^*|\} &+ \rho \sum_{i=1}^m \lambda^i f_i(x). \end{aligned} \quad (5)$$

## 2.2 基于切比雪夫分解机制的MOEA/D算法

令  $\lambda^1, \dots, \lambda^N$  为一组均匀分布的权重向量,  $z^*$  为参考点. 对PF的逼近问题通过切比雪夫分解法分解为  $N$  个优化子问题, 每个优化子问题表示为

$$\begin{aligned} \min g^{\text{tch}}(x|\lambda^i, z^*) &= \max_{1 \leq i \leq m} \{\lambda^i |f_i(x) - z_i^*|\}; \\ \text{s.t. } x &\in \Omega. \end{aligned} \quad (6)$$

## 3 分解多目标进化MOEA/D-WMSDE算法

### 3.1 多策略差分进化(WMSDE)算法

DE算法的优化性能取决于试验个体向量生成策略和相关参数. 缩放因子  $F$  与算法搜索步长密切相关; 交叉概率  $CR$  反映了子代从父代直接继承信息的概率, 对算法搜索能力和收敛性有较大影响. 因此, 采用 Mexican Hat (mexh) 小波函数代替缩放因子  $F$ , 即

$$F = \frac{2}{\sqrt{3}} \cdot \pi^{\frac{1}{4}} \cdot (1 - x^2) \cdot e^{-\frac{x^2}{2}},$$

以避免早熟收敛, 保证解的多样性. 采用均匀分布控制交叉概率  $CR$ , 以保证搜索能力, 提高优化性能. 在分析DE算法5种变异策略各自特点的基础上, 利用每种变异策略求解不同问题的能力, 提出一种基于5种变异策略优势互补的最优变异策略, 即在求解问题时, 第一代分别采用5种不同变异策略的DE算法求解, 选取适应度值最优突变向量所对应变异策略为最优变异策略, 然后剩余迭代均采用该变异策略的DE算法求解, 以提高算法局部搜索能力, 保证全局搜索特性; 在此基础上, 提出一种多策略差分进化算法(WMSDE), 以提高算法整体优化性能.

### 3.2 MOEA/D-WMSDE算法

该算法将一个多目标优化问题分解为一系列单目标优化子问题, 并对这些子问题同时进行优化; 再用WMSDE算法替换MOEA/D中的遗传算法, 实现问题有效求解.

MOEA/D-WMSDE算法伪代码如下.

初始化种群  $N$ , 设置均匀分布的  $N$  个权重向量为  $\lambda^1, \dots, \lambda^N$ , 每一个邻域中权重向量的个数为  $T$ .

step 1: 初始化.

step 1.1: 设置EP为空集.

step 1.2: 计算任意两个权重向量的欧氏距离, 查找每个权重向量最近的  $T$  个权重向量. 对于每个  $i = 1, 2, \dots, N$ , 设置  $B(i) = \{i_1, i_2, \dots, i_T\}$ . 对于任意一个  $j \in B(i)$ ,  $\lambda^j$  是  $\lambda_i$  的数量为  $T$  的邻近向量.

step 1.3: 在可行空间内均匀随机产生初始种群

$x^1, x^2, \dots, x^N$ .

step 1.4: 对于每一个  $i = 1, 2, \dots, N$ , 分别评价  $FV^i = F(x^i)$ .

step 1.5: 根据不同的优化问题, 初始化  $z = (z_1, z_2, \dots, z_m)^T$ .

step 2: 更新.

step 2.1: 基因重组. 从  $B(i)$  中随机选取若干个个体, 使用WMSDE产生一个新的解  $y$ .

step 2.2: 改进. 通过对特殊问题使用启发式方法对  $y$  进行改进, 产生解  $y'$ .

step 2.3: 函数评价. 评价函数  $F(y')$ .

step 2.4: 更新  $z$ . 对于每一个  $j = 1, 2, \dots, m$ , 如果  $z_j > f_j(y')$ , 则  $z_j = f_j(y')$ .

step 2.5: 更新邻域解. 对于每一个  $j \in B(i)$ , 如果  $g^{\text{tch}}(y'|\lambda^j, z) \leq g^{\text{tch}}(x^j|\lambda^j, z)$ , 则  $x^j = y'$ ,  $FV^j = F(y')$ .

step 2.6: 更新EP. 从EP中移除所有被  $F(y')$  支配的向量, 如果EP中的向量都不支配  $F(y')$ , 将  $F(y')$  加入EP.

step 3: 终止条件. 若满足结束条件, 则算法停止, 并输出EP; 否则转到step 2.

## 4 实验验证与分析

为了验证MOEA/D-WMSDE算法的性能, 选择ZDT<sub>1</sub>、ZDT<sub>2</sub>、ZDT<sub>3</sub>、ZDT<sub>4</sub>、ZDT<sub>6</sub>和DTLZ<sub>1</sub>、DTLZ<sub>2</sub>、DTLZ<sub>3</sub>、DTLZ<sub>4</sub>共9个测试函数. 本文中, ZDT是2维测试函数, DTLZ是3维测试函数.

### 4.1 实验环境与参数设置

本实验在Intel(R) core(TM) i5-7400 CPU 3.00 GHz, 8GRAM, Windows10, Matlab R2018a环境下完成. 对MOEA/D-WMSDE算法设置参数, 通过测试与修正, 获得最合理的参数初始值. 参数设置如下: 种群规模  $N = 91$ , 交叉概率  $CR = 1.0$ , 缩放因子  $F = 0.5$ , 邻域大小为20, 最大迭代次数为200. 算法在每个测试函数上独立运行30次.

### 4.2 评价指标

世代距离(generational distance, GD)旨在评价算法的收敛性. 为了同时衡量算法的收敛性和分布性, 提出反向世代距离(inverted generational distance, IGD)指标. 设  $P^*$  是一组在PF上均匀分布的点,  $P$  是一组由算法得到对PF逼近的点, 则  $P^*$  到  $P$  上的世代距离表示为

$$\text{IGD}(P^*, P) = \sum_{v \in P^*} d(v, p) / |P^*|, \quad (7)$$

$$GD(P, P^*) = \sqrt{\sum_{v \in P} (d(v, P^*))^2 / |P|}, \quad (8)$$

$$d(v, P^*) = \min_{x^* \in P^*} \left\{ \sqrt{\sum_{i=1}^m (f_i(x) - f_i(x^*))^2} \right\}. \quad (9)$$

其中:  $m$  是目标个数,  $d(v, P^*)$  是点  $v$  到  $P^*$  中各点的最小欧氏距离,  $|P^*|$  是相对于 PF 分布足够广且均匀的集合.  $GD(P, P^*)$  值越小, 表示求得的 Pareto 解集越

接近于理想的 Pareto 最优解集.  $IGD(P^*, P)$  值越小, 说明获得的 Pareto 最优解集具有越好的收敛性和多样性.

### 4.3 实验结果分析

采用 MOEA/D-WMSDE 算法求解测试函数, 获得的 GD 和 IGD 评价指标结果统计如表 1 和表 2 所示. 其中: mean 表示所求的平均值, std 表示标准差, 加粗值表示最好的结果.

表 1 求解 ZDT 测试函数获得的 GD 和 IGD 评价结果

No.	ZDT <sub>1</sub>		ZDT <sub>2</sub>		ZDT <sub>3</sub>		ZDT <sub>4</sub>		ZDT <sub>6</sub>	
	GD	IGD								
1	4.300e-03	1.587e-05	4.117e-03	<b>4.973e-06</b>	<b>1.980e-01</b>	3.124e-05	4.310e-03	6.660e-06	3.358e-03	4.013e-06
2	4.306e-03	2.392e-05	<b>4.115e-03</b>	5.350e-06	1.982e-01	3.459e-05	4.301e-03	5.860e-06	3.358e-03	3.706e-06
3	4.307e-03	6.083e-06	4.116e-03	7.781e-06	1.981e-01	<b>2.948e-05</b>	4.304e-03	4.993e-06	3.359e-03	3.712e-06
4	4.291e-03	1.398e-05	4.117e-03	5.161e-06	1.983e-01	3.000e-05	<b>4.287e-03</b>	6.490e-06	3.360e-03	<b>3.612e-06</b>
5	4.277e-03	1.544e-05	4.117e-03	7.735e-06	<b>1.980e-01</b>	3.142e-05	4.300e-03	5.197e-06	3.361e-03	3.787e-06
6	<b>4.273e-03</b>	1.574e-05	<b>4.115e-03</b>	5.809e-06	1.981e-01	3.465e-05	4.311e-03	9.310e-06	3.367e-03	3.810e-06
7	4.300e-03	<b>4.597e-06</b>	<b>4.115e-03</b>	5.269e-06	<b>1.980e-01</b>	3.140e-05	4.311e-03	<b>4.726e-06</b>	3.363e-03	3.782e-06
8	4.297e-03	6.130e-06	4.119e-03	1.350e-05	1.981e-01	2.985e-05	4.298e-03	4.771e-06	3.359e-03	3.961e-06
9	4.296e-03	6.842e-06	4.116e-03	6.029e-06	1.982e-01	3.116e-05	4.298e-03	6.000e-06	<b>3.357e-03</b>	3.903e-06
10	4.302e-03	5.449e-06	4.117e-03	6.619e-06	<b>1.980e-01</b>	3.320e-05	4.311e-03	6.085e-06	3.359e-03	3.791e-06
mean	<b>4.295e-03</b>	<b>1.141e-05</b>	<b>4.116e-03</b>	<b>6.823e-06</b>	<b>1.981e-01</b>	<b>3.170e-05</b>	<b>4.303e-03</b>	<b>6.009e-06</b>	<b>3.360e-03</b>	<b>3.808e-06</b>
std	<b>1.092e-05</b>	<b>6.141e-06</b>	<b>1.200e-06</b>	<b>2.425e-06</b>	<b>1.000e-04</b>	<b>1.767e-06</b>	<b>7.489e-06</b>	<b>1.283e-06</b>	<b>2.809e-06</b>	<b>1.157e-07</b>

表 2 求解 DTLZ 测试函数获得的 GD 和 IGD 评价结果

No.	DTLZ <sub>1</sub>		DTLZ <sub>2</sub>		DTLZ <sub>3</sub>		DTLZ <sub>4</sub>	
	GD	IGD	GD	IGD	GD	IGD	GD	IGD
1	3.082e-02	2.142e-04	7.686e-02	<b>4.664e-04</b>	7.687e-02	4.796e-04	7.633e-02	4.673e-04
2	3.073e-02	1.754e-04	7.671e-02	4.855e-04	7.625e-02	4.681e-04	7.685e-02	4.890e-04
3	3.067e-02	1.799e-04	7.684e-02	4.757e-04	<b>7.543e-02</b>	4.841e-04	<b>7.526e-02</b>	4.742e-04
4	3.114e-02	1.717e-04	7.690e-02	4.970e-04	7.642e-02	5.067e-04	7.603e-02	4.740e-04
5	3.108e-02	1.712e-04	7.675e-02	4.943e-04	7.652e-02	4.829e-04	7.555e-02	4.730e-04
6	3.090e-02	<b>1.621e-04</b>	7.694e-02	4.591e-04	7.663e-02	4.606e-04	7.607e-02	4.794e-04
7	3.106e-02	1.699e-04	7.716e-02	4.822e-04	7.647e-02	4.855e-04	7.604e-02	4.666e-04
8	<b>3.065e-02</b>	2.375e-04	7.670e-02	4.997e-04	7.616e-02	<b>4.536e-04</b>	7.641e-02	4.691e-04
9	3.105e-02	1.675e-04	7.670e-02	4.997e-04	7.649e-02	4.677e-04	7.671e-02	<b>4.365e-04</b>
10	3.105e-02	1.675e-04	<b>7.669e-02</b>	4.708e-04	7.649e-02	4.677e-04	7.656e-02	4.778e-04
mean	<b>3.092e-02</b>	<b>1.817e-04</b>	<b>7.683e-02</b>	<b>4.830e-04</b>	<b>7.637e-02</b>	<b>4.757e-04</b>	<b>7.618e-02</b>	<b>4.707e-04</b>
std	<b>1.758e-04</b>	<b>2.313e-05</b>	<b>1.417e-04</b>	<b>1.392e-05</b>	<b>3.638e-04</b>	<b>1.448e-05</b>	<b>4.740e-04</b>	<b>1.300e-05</b>

从表 1 和表 2 可知, MOEA/D-WMSDE 算法求解 ZDT 和 DTLZ 测试函数, 所获得的近似 Pareto 最优解集较优、标准差较小, 具有较好的分布性和覆盖范围, 表明本文提出的 MOEA/D-WMSDE 算法在求解这些测试函数时具有较好的优化效果和分布性. 此外, 求解 ZDT 和 DTLZ 测试函数的时间分别在 [2.924e-03 s, 2.509e-02 s] 和 [2.765e-02 s, 9.062e-02 s] 之间, 表

明所提出的算法求解效率极高.

### 4.4 对比分析

为了证明 MOEA/D-WMSDE 算法的有效性, 选取 MOEA/D<sup>[14]</sup>、NSGA-III<sup>[15]</sup>、MOEADDE<sup>[16]</sup>、MOEAIGDNS<sup>[17]</sup> 和 MODE/DMSM<sup>[18]</sup> 进行比较分析, 这 5 个算法的参数设置与原文一致. 获得的 GD 和 IGD 评价指标结果统计如表 3 和表 4 所示.

表3 不同算法获得IGD标准平均值及方差

functions	MOEA/D		NSGA-III		MOEADDE		MOEAIGDNS		MODE/DMSM		MOEA/D-WMSDE	
	mean	std	mean	std	mean	std	mean	std	mean	std	mean	std
ZDT <sub>1</sub>	1.66e-02	2.12e-02	5.33e-03	5.40e-03	1.17e-02	5.73e-03	6.42e-03	8.65e-03	3.97e-03	3.96e-05	<b>1.14e-05</b>	<b>6.14e-06</b>
ZDT <sub>2</sub>	4.87e-02	7.15e-02	4.91e-03	3.15e-03	9.66e-03	3.74e-03	1.69e-02	2.58e-02	3.97e-03	4.39e-05	<b>6.82e-06</b>	<b>2.43e-06</b>
ZDT <sub>3</sub>	2.84e-02	2.75e-02	6.00e-02	7.59e-02	2.80e-02	2.04e-02	3.65e-02	3.76e-02	1.16e-02	3.71e-04	<b>3.17e-05</b>	<b>1.77e-06</b>
ZDT <sub>4</sub>	2.13e-02	1.26e-02	1.06e-02	2.06e-02	2.11e-01	1.14e-01	9.01e-03	1.43e-02	4.16e-03	1.29e-04	<b>6.01e-06</b>	<b>1.28e-06</b>
ZDT <sub>6</sub>	7.34e-03	1.46e-03	3.36e-03	2.56e-04	3.10e-03	9.11e-06	3.60e-03	3.88e-04	3.30e-03	9.80e-05	<b>3.81e-06</b>	<b>1.16e-07</b>
DTLZ <sub>1</sub>	2.09e-02	4.36e-04	2.08e-02	3.44e-04	4.95e-02	6.55e-02	2.01e-02	7.85e-04	2.08e-02	7.37e-05	<b>1.82e-04</b>	<b>2.31e-05</b>
DTLZ <sub>2</sub>	5.44e-02	<b>1.43e-06</b>	5.44e-02	9.15e-05	7.60e-02	8.30e-04	5.16e-02	5.61e-04	5.66e-02	7.36e-04	<b>4.83e-04</b>	1.39e-05
DTLZ <sub>3</sub>	1.28e+00	2.71e+00	5.60e-01	8.11e-01	2.25e+00	4.18e+00	2.73e-01	4.12e-01	2.58e-01	5.05e-01	<b>4.76e-04</b>	<b>1.45e-05</b>
DTLZ <sub>4</sub>	3.81e-01	3.41e-01	1.68e-01	2.10e-01	1.53e-01	8.37e-02	1.66e-01	2.10e-01	6.00e-02	1.63e-03	<b>4.71e-04</b>	<b>1.30e-05</b>

表4 不同算法获得GD标准平均值及方差

functions	MOEA/D		NSGA-III		MOEADDE		MOEAIGDNS		MODE/DMSM		MOEA/D-WMSDE	
	mean	std	mean	std	mean	std	mean	std	mean	std	mean	std
ZDT <sub>1</sub>	4.17e-04	1.19e-04	9.20e-05	3.45e-04	1.08e-03	6.49e-04	7.31e-05	2.47e-05	<b>1.21e-05</b>	<b>9.29e-06</b>	4.30e-03	1.09e-05
ZDT <sub>2</sub>	9.46e-04	6.22e-04	6.31e-05	2.31e-05	9.58e-04	5.12e-04	4.60e-05	2.01e-05	<b>7.84e-06</b>	5.78e-06	4.12e-03	<b>1.20e-06</b>
ZDT <sub>3</sub>	1.52e-03	1.94e-03	6.68e-05	5.54e-05	2.17e-03	2.21e-03	5.02e-05	1.33e-05	<b>4.95e-05</b>	<b>1.14e-05</b>	1.98e-01	1.00e-04
ZDT <sub>4</sub>	1.73e-03	1.04e-03	2.92e-04	1.72e-04	2.80e-02	1.71e-02	3.71e-04	2.27e-04	<b>4.49e-05</b>	1.59e-05	4.30e-03	<b>7.49e-06</b>
ZDT <sub>6</sub>	8.19e-04	2.22e-04	<b>6.22e-05</b>	6.02e-05	2.44e-03	1.09e-02	2.01e-04	2.94e-04	1.66e-02	2.24e-02	3.36e-03	<b>2.81e-06</b>
DTLZ <sub>1</sub>	3.32e-04	1.46e-04	2.67e-04	<b>1.14e-04</b>	2.84e-02	1.28e-01	4.32e-04	1.95e-04	1.83e-04	<b>8.07e-06</b>	3.09e-02	1.76e-04
DTLZ <sub>2</sub>	5.05e-04	<b>2.64e-06</b>	5.03e-04	5.75e-05	8.18e-04	6.15e-05	6.86e-04	4.44e-05	<b>4.91e-04</b>	1.71e-05	7.68e-02	1.42e-04
DTLZ <sub>3</sub>	1.73e-01	3.98e-01	3.36e-01	8.69e-01	4.42e-01	8.35e-01	1.87e-01	5.67e-01	<b>2.68e-02</b>	6.84e-02	7.64e-02	<b>3.64e-04</b>
DTLZ <sub>4</sub>	<b>3.75e-04</b>	1.81e-04	4.99e-04	6.50e-05	8.64e-04	4.21e-04	6.22e-04	1.62e-04	4.78e-04	<b>1.59e-05</b>	7.62e-02	4.74e-04

从表3可知,对于6个算法求解ZDT和DTLZ测试函数,MOEA/D算法在DTLZ<sub>2</sub>函数获得了1个最优值,本文提出的MOEA/D-WMSDE算法获得了17个最优值,而NSGA-III、MOEADDE、MOEAIGDNS和MODE/DMSM算法均未获得最优值,因此本文提出的MOEA/D-WMSDE算法比其他算法获得的最优解集更优,具有更好的收敛性和分布性.这主要是由于MOEA/D-WMSDE算法在种群多样性维护、搜索能力增强方面具有优势.由此表明,基于小波基函数和正态分布的参数控制以及基于5种变异策略的最优变异策略等有助于提升所提出算法的全局搜索性能,提高种群的多样性和解集的分布性.

从表4可知,对于6个算法求解ZDT和DTLZ测试函数,MOEA/D算法在DTLZ<sub>2</sub>和DTLZ<sub>4</sub>函数获得了2个最优值,MODE/DMSM算法在ZDT<sub>1</sub>、ZDT<sub>2</sub>、ZDT<sub>3</sub>、ZDT<sub>4</sub>和DTLZ<sub>1</sub>、DTLZ<sub>2</sub>、DTLZ<sub>3</sub>、DTLZ<sub>4</sub>函数获得了10个最优值,NSGA-III算法在ZDT<sub>6</sub>和DTLZ<sub>1</sub>函数获得了2个最优值,本文提出的MOEA/D-WMSDE算法在ZDT<sub>2</sub>、ZDT<sub>4</sub>、ZDT<sub>6</sub>、DTLZ<sub>3</sub>函数获得了4个最优值,MOEADDE和MOEAIGDNS算法未获得最优值.由此表明,在GD评价标准方面,本文提出的MOEA/D-WMSDE算法

接近于MODE/DMSM算法的表现,优于MOEA/D、NSGA-III、MOEADDE和MOEAIGDNS算法.

综上分析可知,针对ZDT和DTLZ测试函数,通过切比雪夫分解机制以及基于参数控制和最优变异策略的WMSDE算法提出的MOEA/D-WMSDE算法,能有效求解多目标优化问题,表现出较好的收敛性和分布性.通过与MOEA/D、MOEADDE、MOEAIGDNS、NSGA-III和MODE/DMSM算法的比较,结果表明本文提出的MOEA/D-WMSDE算法在处理多目标问题所获解集整体质量较优,具有较强的优化性能,体现了较好的收敛性和分散性.

### 5 结论

针对多目标优化问题,本文提出了一种基于参数控制和最优变异策略的WMSDE算法,在此基础上引入切比雪夫分解机制,提出了一种MOEA/D-WMSDE算法,提高了其多样性和局部搜索能力,保证了全局搜索特性.通过9个测试函数,并与MOEA/D、NSGA-III、MOEADDE、MOEAIGDNS和MODE/DMSM算法进行比较,结果表明本文提出的MOEA/D-WMSDE算法所获得的最优解集较优,具有较好的收敛性和分布性,求解ZDT和DTLZ测试函

数的时间分别在  $[2.924e-03\text{ s}, 2.509e-02\text{ s}]$  和  $[2.765e-02\text{ s}, 9.062e-02\text{ s}]$  之间, 效率极高. 因此, 本文提出的 MOEA/D-WMSDE 算法具有较强的搜索能力、较好的收敛性和分布性、极高的效率, 具有一定的优势.

#### 参考文献(References)

- [1] 陈晓纪, 石川, 周爱民, 等. 混合个体选择机制的多目标进化算法[J]. 软件学报, 2019, 30(12): 3651-3664 (Chen X J, Shi C, Zhou A M, et al. Multiobjective evolutionary algorithm based on hybrid individual selection mechanism[J]. Journal of Software, 2019, 30(12): 3651-3664.)
- [2] 侯莹, 韩红桂, 乔俊飞. 基于参数动态调整的多目标差分进化算法[J]. 控制与决策, 2017, 32(11): 1985-1990. (Hou Y, Han H G, Qiao J F. Adaptive multi-objective differential evolution algorithm based on the dynamic parameters adjustment[J]. Control and Decision, 2017, 32(11): 1985-1990.)
- [3] Ren H P, Huang X N, Hao J X. Finding robust adaptation gene regulatory networks using multi-objective genetic algorithm[J]. IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics, 2016, 13(3): 571-577.
- [4] Jassani B A, Urquhart N, Almaini A E A. State assignment for sequential circuits using multi-objective genetic algorithm[J]. IET Computers Digital Techniques, 2011, 5(4): 296-305.
- [5] Cheng Y F, Shao W, Zhang S J, et al. An improved multi-objective genetic algorithm for large planar array thinning[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2016, 52(3): 1-4.
- [6] Zhou A M, Qu B Y, Li H, et al. Multiobjective evolutionary algorithms: A survey of the state of the art[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2011, 1(1): 32-49.
- [7] Zhang Q F, Li H. MOEA/D: A multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2007, 11(6): 712-731.
- [8] Zitzler E, Kunzli S. Indicator-based selection in multiobjective search[C]. Proceedings of the Parallel Problem Solving from Nature (PPSN VIII). Berlin: Springer-Verlag, 2004: 832-842.
- [9] Bader J, Zitzler E. HypE: An algorithm for fast hypervolume-based many-objective optimization[J]. Evolutionary Computation, 2011, 19(1): 45-76.
- [10] Storn R, Price K. Differential evolution: A simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces[R]. Berkeley: University of California, 1995.
- [11] Yin P Y, Wu T H, Hsu P Y. Simulation based risk management for multi-objective optimal wind turbine placement using MOEA/D[J]. Energy, 2017, 141: 579-597.
- [12] Wang S H, Li Y Z, Yang H Y, et al. Self-adaptive differential evolution algorithm with improved mutation strategy[J]. Soft Computing, 2018, 22(10): 3433-3447.
- [13] Khalilpourazari S, Khalilpourazary S. A lexicographic weighted Tchebycheff approach for multi-constrained multi-objective optimization of the surface grinding process[J]. Engineering Optimization, 2017, 49(5): 878-895.
- [14] Zhang X, Zhou Y, Zhang Q F, et al. Problem specific MOEA/D for barrier coverage with wireless sensors[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2017, 47(11): 3854-3865.
- [15] 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.
- [16] Chen R, Jin Y C, Olhofer M, et al. A reference vector guided evolutionart algorithm for many objective optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2016, 20(5): 773-791.
- [17] Tian Y, Zhang X Y, Cheng R, et al. A multi-objective evolutionary algorithm based on an enhanced inverted generational distance metric[C]. 2016 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). Vancouver, 2016: 5222-5229.
- [18] 童旅杨, 董明刚, 敬超. 基于分解和多策略变异的多目标差分进化算法[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(7): 1955-1959. (Tong L Y, Dong M G, Jing C. Multi-objective differential evolution algorithm based on decomposition and multi-strategy mutation[J]. Application Research of Computers, 2019, 36(7): 1955-1959.)

#### 作者简介

邓武(1976—), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能优化与资源调度、智能诊断等研究, E-mail: wdeng@cauc.edu.cn;

蔡幸(1996—), 男, 硕士生, 从事协同进化与多目标优化方法的研究, E-mail: caixing11@163.com;

周永权(1962—), 男, 教授, 博士生导师, 从事计算智能及应用等研究, E-mail: yongquanzhou@126.com;

赵慧敏(1977—), 女, 教授, 博士, 从事智能优化与信息处理、智能诊断等研究, E-mail: hmzhao@cauc.edu.cn;

徐俊洁(1985—), 女, 讲师, 博士, 从事智能优化与资源调度等研究, E-mail: jjxu@cauc.edu.cn.

(责任编辑: 齐 霖)