

基于权重学习的高维多目标进化算法

李杭涓, 崔志华, 谢丽萍

(太原科技大学 计算机科学与技术学院, 山西 太原 030024)

摘要:在多目标进化算法解决多目标优化问题的过程中,随着目标个数的增加,种群个体进化方向的盲目性逐渐显露出来,同时还存在着收敛性和多样性难以平衡的问题。针对以上两个问题,以基于参考点策略的快速非支配排序遗传算法NSGA-III为框架,分别从产生候选解和选择候选解两个角度进行算法改进,从而得到一个新的进化算法WL-NSGAIII。在新算法的匹配选择阶段,设计了一种基于权重的个体学习策略,即利用种群信息构建代内关系为种群个体提供进化方向并增加候选解集的收敛性。同时,在新算法的环境选择阶段,利用权重信息对小生境选择策略进行改进。为了验证新算法的有效性,通过模拟实验将新算法与现有算法在DTLZ问题测试集中进行比较。仿真结果表明,新算法在大多数基准问题上具有良好的效果。

关键词:收敛性;权重信息;学习策略;小生境选择;进化算法

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2021)01-0018-06

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2021.01.004

Research on Multi-objective Evolution Algorithm Based on Weight Learning

LI Hang-juan, CUI Zhi-hua, XIE Li-ping

(School of Computer Science and Technology, Taiyuan University of
Science and Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: In the process of the multi-objective evolutionary algorithm solving the multi-objective optimization problem, as the number of targets increases, the blindness of the individual population evolution direction gradually emerges. At the same time, the problem of convergence and diversity is difficult to balance. Aiming at the above two problems, using the reference point strategy-based fast non-dominated genetic algorithm NSGA-III as the framework, the algorithm is improved from the perspective of generating candidate solutions and selecting candidate solutions, respectively, to obtain a new evolutionary algorithm WL-NSGAIII. In the matching selection phase of the new algorithm, a weight-based individual learning strategy is designed, which uses population information to build intragenerational relationships to provide evolutionary direction for the population individuals and increase the convergence of candidate solution sets. At the same time, in the environment selection stage of the new algorithm, weight information is used to improve the niche selection strategy. In order to verify the effectiveness of the new algorithm, it is compared with the existing algorithm in the DTLZ problem test set through simulation experiments. It is showed that the new algorithm is effective in solving most benchmark problems.

Key words: convergence; weight information; learning strategy; niche selection; evolutionary algorithm

0 引言

随着社会对生产需求的增长,现实生活中的多目标优化问题^[1-2]变得越来越复杂,需要考虑的目标问题也越来越多。因此,当前现有的进化算法^[3]在求解多目标优化问题时面临着许多挑战^[4-6]。例如,种群进化方向的盲目性,支配关系的无效性,收敛性和多样

性不平衡性,真实解决方案集的可视化难度等。

随着目标数量的增多,种群中的非支配解在可行解中的比例会爆炸性地增加^[7],促使种群进化的选择压力下降^[8-9],导致了支配关系无效。针对这一问题,一些学者试图通过改变支配关系来增加选择压力,这意味着使用新的支配关系来增加进化种群的选择压

收稿日期:2020-02-22

修回日期:2020-06-23

基金项目:山西省重点研发计划项目(国际科技合作)(201903D421048)

作者简介:李杭涓(1995-),女,硕士研究生,研究方向为智能计算方法与研究;崔志华,博士,教授,硕导,CCF高级会员(E660700182M),研究方向为优化调度、云计算、网络安全、大数据建模与优化、计算智能;谢丽萍,博士,教授,硕导,研究方向为复杂系统建模、群体智能、群机器人控制等。

力。例如, r 支配^[10]、 ε 支配^[11]等支配关系。虽然在特定的情况下这些支配关系可以选出收敛性强的个体以维持种群的多样性和收敛性,但在此类方法中涉及到参数的取值,具有很大的不确定性。

由于支配关系的无效性,基于密度的多样性维护策略^[12]是维持种群进化选择压力的另一方法。例如 Deb 等^[13]提出的 NSGA-III,该方法基于参考点选择个体以保持种群的良好分布。但是,该算法在环境选择阶段过于依赖多样性保护机制,收敛信息没有得到充分利用。同时,由于进化算法中进化策略的随机性,使得种群个体进化方向存在盲目性。

针对以上两个问题,该文提出了 WL-NSGAIII 算法,即分别从产生候选解和选择候选解两个角度对 NSGAIII 算法进行改进。在 WL-NSGAIII 算法的匹配选择阶段,设计了一种基于权重的个体学习策略,为种群个体提供进化方向并增强候选解集的收敛性。同时,在 WL-NSGAIII 算法的环境选择阶段,利用权重信息对小生境选择策略进行改进,在维持种群多样性的同时提高其收敛性。

1 概述

1.1 多目标优化问题相关定义

定义 1(多目标优化问题):

$$\text{Min } F(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x))^T, x \in \Omega \quad (1)$$

其中, $F(x)$ 是 m 维目标空间中的目标函数, $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 是 n 维决策空间 Ω 中的决策变量。

定义 2(Pareto 支配):

x 支配 y , 记为 $x < y$, 当且仅当 $\forall i \in \{1, 2, \dots, m\}, f_i(x) \leq f_i(y)$, $\forall i \in \{1, 2, \dots, m\}$, 且 $\exists j \in \{1, 2, \dots, m\}$, s. t. $f_j(x) < f_j(y)$ 。

定义 3(Pareto 最优解):

当且仅当一个解 $x^* \in \Omega$ 在 Ω 中 x^* 不会被其他解 x 所 Pareto 支配时, x^* 被称为 Pareto 最优解。

定义 4(Pareto 最优解集, PS):

在决策空间 Ω 中,对于一组给定的最优解集,如果这个集合中的所有解都是 Pareto 最优解,那么称这个解集为 Pareto 最优解集。

定义 5(Pareto 最优前沿, PF):

Pareto 最优解集中每个 Pareto 最优解在目标空间中对应的目标函数值向量组成的集合,被称为 Pareto 最优前沿。

定义 6(理想点):

理想点可以表示为 $Z^* = (z_1^*, z_2^*, \dots, z_m^*)^T$, 其中 $z_i^* = \min(f_i(x)), i \in \{1, 2, \dots, m\}$ 。

1.2 NSGAIII 算法

NSGAIII 算法步骤描述如下:

步骤 1:初始化操作。

(1)初始化参考点 $W = (w_1, w_2, \dots, w_p)^T$, 将每个目标划分为 H 份, 那么其参考点的数量为 $P = \binom{m+H-1}{H}$, 其中 m 是目标空间的维度, 即优化目标的个数;

(2)生成初始种群 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}^T$, 计算个体 p_i 的目标函数值 $F_i, i \in \{1, 2, \dots, N\}$, N 为种群数量;

(3)初始化理想点 $Z^* = (z_1^*, z_2^*, \dots, z_m^*)^T$, z_i 为第 i 个目标函数值中的最小值。

步骤 2:种群进化。

(1)进化操作。父代种群 X 通过进化操作(锦标赛选择策略, 模拟二项式交叉算子, 多项式变异算子)产生子代种群 Y , 并与之合并得到个体数为 $2N$ 的合并种群 $R = X \cup Y$;

(2)更新理想点 $Z^* = (z_1^*, z_2^*, \dots, z_m^*)^T$;

(3)环境选择。对种群 R 进行快速非支配排序操作, 并利用小生境选择策略对个体进行选择, 得到个体数为 N 的新种群。

步骤 3:如果达到最大迭代次数则结束算法; 否则执行步骤 2。

2 WL-NSGAIII 算法

2.1 基于权重的个体学习策略

该文设计了一种基于权重排序的个体学习策略, 利用代内关系为新个体提供进化方向。其中, 当代优秀个体和当代个体, 最优个体和最差个体构成两种不同代内关系。如图 1 所示, 当代最优个体为 X'_G , 当代最差个体为 X'_W , 当代优秀个体为 X'_S , 当代个体为 X'_I , $\vec{\lambda}_1$ 为最差个体到最优个体的进化方向, $\vec{\lambda}_2$ 为个体到优秀个体的进化方向, $\vec{\lambda}_3$ 为新个体的实际进化方向。

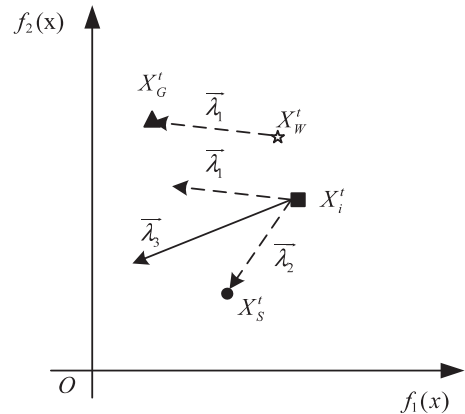


图1 新个体的进化方向示意图
新的个体更新公式为:

$$X_i^{t'} = (1 - w) \times X_i^t + w \times (1 - \frac{t}{\text{MaxT}}) \times (X_G^t - X_W^t) \times (X_s^t - X_i^t) \quad (2)$$

其中, $w = \frac{T_i(x)}{\sum_{i=1}^N T_i(x)}$, N 为种群数量, t 为当前迭代次数, MaxT 为最大迭代次数。

$$T(x) = \sqrt{\sum_{k=1}^M (f_k(x) - Z_k^*)^2} \quad (3)$$

为了得到更靠近前沿面的候选解集,将生成后的新个体 $X_i^{t'}$ 与子代个体 X_i^t 按照式(3)比较大小,保留小的个体。

基于权重的个体学习策略的流程如下所示:

第一步:根据式(3),计算子代种群 Q 中所有个体的 $T(x)$ 值,并按照 $T(x)$ 值从小到大排序,排在前 m 位的个体组成最优集合 $S = \{x_{s1}, x_{s2}, \dots, x_{sm}\}$,排在最后一位的个体作为最差个体;

第二步:判断是否完全遍历种群 Q 中的每一个个体。如果没有完全遍历种群个体,则转到第三步;如果完全遍历种群个体,则输出学习种群 $X^L = (x_1^L, x_2^L, \dots, x_N^L)$;

第三步:从最优集合 S 中随机选择一个个体作为优秀个体;

第四步:利用式(2)对个体 x_i 进行更新,得到新个体 x_i^* ;

第五步:计算 $T(x_i)$ 和 $T(x_i^*)$,保留其中值最小的个体 x_i^L ;转到第二步。

2.2 小生境选择改进策略

在环境选择阶段,NSGAIII 算法中的小生境选择策略主要依靠解的分布对个体进行选择,即确定具有最少小生境计数的参考点集,然后选择具有最短 d_2 距离的个体。在这种选择策略下生成的解集虽然有良好的多样性,但由于缺少收敛性,可能远离前沿面。

针对这一问题,该文利用收敛性信息 d_1 对小生境选择策略进行了改进。其中, d_1, d_2 如图 2 所示, d_1 是 $F(x) - Z^*$ 在参考点向量 w 上的投影,被用来评价个体 x 的收敛性; d_2 是一种衡量种群多样性的方法。

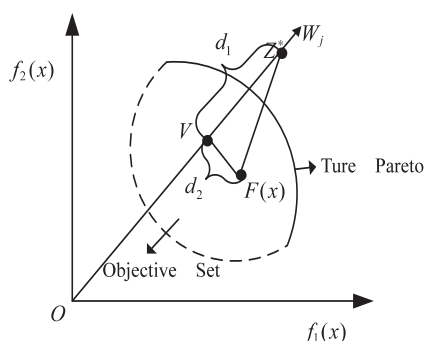


图 2 收敛性与多样性关系示意图

在原有的小生境选择策略中,如果同时存在多个参考点集则随机选择一个参考点,然后依赖个体的多样性信息进行相关的选择操作。在此过程中可考虑加入个体的收敛性信息,以平衡种群的多样性和收敛性,即如果同时存在多个参考点集则根据个体的收敛性信息进行选择。

如图 3 所示, w_1, w_2 分别为关联个体数相同且最少的两个参考点, A, B 为已关联个体, C, D, E 分别为待选择个体,将 C, D, E 按 $\sqrt{d_1^2 + d_2^2}$ 进行排序,选择具有最短 $\sqrt{d_1^2 + d_2^2}$ 距离的个体,即 $\min \{ \sqrt{d_1^2(i) + d_2^2(i)} \}, i = C, D, E$ 。

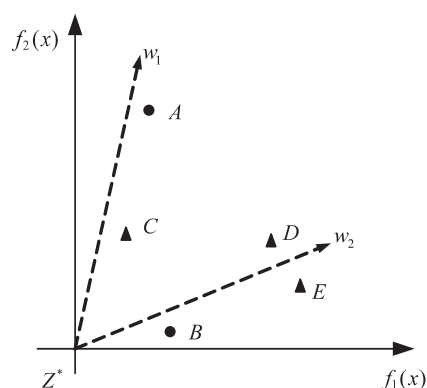


图 3 参考向量所关联的个体

小生境选择改进策略的步骤如下所示:

第一步:将种群中所有个体与距离其最近的参考点进行关联;

第二步:利用式(3)计算最后一层上待选择个体的适应度值,根据适应度值对个体进行排序,并按顺序记录与个体相关联的参考点;

第三步:判断算法中已选择的个体数是否小于或等于种群个数 N 。如果没有达到迭代次数或不满足终止条件已选择的个体数小于或等于种群个数 N ,则进行第四步;如果已选择的个体数大于种群个数 N ,则输出种群;

第四步:将关联个体数最少的参考点作为一个集合;

第五步:按照第二步中所记录参考点的顺序在第四步中得到的参考点集合进行匹配查找。只要找到一个则立即停止查找并转到第七步;如果查找完毕时,没有找到相对应的参考点,则转到第六步;

第六步:从第四步所得到的集合中随机选取参考点,对其相关联的个体进行判断,如果为待选择个体,则转到第七步;如果为已选择个体,则进行标记并重复第六步;

第七步:选取该个体;转到第三步。

2.3 基于权重学习的高维多目标进化算法流程

根据 2.1 和 2.2 所述操作对 NSGAIII 算法的改

进, WL-NSGAIII 算法的基本步骤如下所示:

第一步:初始化操作:生成参考点和理想点、初始化种群;

第二步:判断算法是否达到迭代次数并满足终止条件。如果没有达到迭代次数或不满足终止条件,则进行第三步;如果达到迭代次数并满足终止条件,则终止算法,输出种群;

第三步:通过锦标赛选择算子、模拟两点交叉算子和多项式变异算子进行进化操作,在父代种群的基础上产生子代种群;

第四步:匹配选择阶段,利用基于权重的个体学习策略在子代种群的基础上产生学习种群,将子代种群和学习种群进行个体比较和保留,得到候选种群;

第五步:合并父代种群和候选种群;

第六步:更新理想点;

第七步:环境选择阶段,利用小生境选择改进策略对合并后的种群进行个体选择得到新种群;转到第二步。

3 实验与分析

该文选择经典的 KnEA^[14]、GrEA^[15]、ANSGAIII^[13]、MOEADDE^[16]、NSGA-III 等算法作为对比算法。

3.1 评价指标

采用常用的综合性指标反世代距离^[17] (inverted generational distance, IGD) 作为评价标准。它主要通过计算每个在真实 Pareto 前沿面上的点 (个体) 到算法获取的个体集合之间的最小距离和, 来评价算法的收敛性能和分布性能。值越小, 算法的综合性能包括收敛性和分布性能越好。

$$IGD(P, Q) = \frac{\sum_{v \in P} d(v, Q)}{|P|} \quad (4)$$

表2 在 DTLZ 测试集上不同算法的 IGD 值

Problem	M	KnEA	GrEA	ANSGAIII	MOEADDE	NSGAIII	WL-NSGAIII
DTLZ1	3	5.761 2e-2 (3.02e-2)-	9.366 0e-2 (6.93e-2)-	2.542 2e-2 (5.39e-3)-	3.072 4e-2 (5.68e-4)-	2.061 6e-2 (7.24e-5)-	1.948 5e-2 (2.77e-3)
DTLZ1	4	1.060 4e-1 (3.72e-2)-	1.031 8e-1 (6.36e-2)-	4.747 9e-2 (9.81e-3)-	1.613 8e-1 (1.30e-1)-	4.140 6e-2 (2.30e-4)-	3.975 4e-2 (8.55e-4)
DTLZ1	6	3.047 5e-1 (1.40e-1)-	2.370 8e-1 (9.97e-2)-	1.497 7e+2 (2.55e+1)-	8.694 0e-2 (1.33e-2)+	8.117 1e-2 (6.02e-4)+	1.009 6e-1 (3.10e-1)-
DTLZ1	8	1.404 5e+0 (5.18e-1)-	3.050 2e-1 (7.82e-2)-	1.748 5e-1 (9.82e-2)-	1.778 4e-1 (7.40e-2)-	1.616 7e-1 (1.40e-1)-	1.442 7e-1 (1.95e-2)
DTLZ1	10	4.079 1e+0 (4.34e+0)-	5.205 9e-1 (2.17e-2)-	3.662 3e-1 (3.02e-1)-	3.145 0e-1 (1.71e-1)-	2.151 0e-1 (9.08e-2)-	1.732 2e-1 (6.16e-2)
DTLZ1	15	8.312 1e+0 (5.20e+0)-	3.859 0e+0 (6.68e-1)-	3.778 2e-1 (2.25e-1)-	4.311 1e-1 (3.14e-1)-	2.226 5e-1 (7.44e-2)+	2.533 9e-1 (3.31e-2)

其中, P 为均匀分布在真实 Pareto 面上的点集, $|P|$ 为分布在真实 Pareto 面上的点集的个体数。 Q 为算法获取的最优 Pareto 最优解集。而 $d(v, Q)$ 为 P 中个体 v 到种群 Q 的最小欧几里得距离。

3.2 参数设置

文中所有算法的种群大小保持一致且不同目标个数的目标函数有各自对应的种群数量, 如表 1 所示。算法的交叉概率均设置为 1, 变异概率均设置为 $1/D$ (D 为变量数量); 最大评估次数为 30 000, 算法独立运行 30 次。

表1 种群参数设置

种群数量	目标个数	变量数量
91	3	7
120	4	8
132	6	10
156	8	12
275	10	19
135	15	24
210	20	29

3.3 实验结果与分析

在模拟实验中, 基于 3 ~ 20 个目标的 DTLZ1 - DTLZ4 测试集^[18] 中的 IGD 值, 将 WL-NSGAIII 与 KnEA、GrEA、ANSGAIII、MOEADDE、NSGA-III 进行了比较。实验结果如表 2 所示, 在表中, “+”表示比 WL-NSGAIII 更好的结果, “=”表示与 WL-NSGAIII 相似的结果, “-”表示比 WL-NSGAIII 差的结果。粗体数字表示同一问题的最佳结果。

通过比较 6 种不同算法的 IGD 值, 可以看出 WL-NSGAIII 算法在 DTLZ1-4 测试问题上的整体性能表现良好, 尤其是在 DTLZ1 和 DTLZ3 测试问题上表现突出。可见, 基于权重信息的个体学习策略和小生境选择改进策略, 能够在维持种群多样性的基础上, 增强其收敛性。

续表 2

Problem	M	KnEA	GrEA	ANSGAIII	MOEADDE	NSGAIII	WL-NSGAIII
DTLZ1	20	1.069 0e + 1 (4.46e+0) -	1.136 7e + 0 (4.29e-1) -	4.787 1e-1 (2.19e-1) -	6.628 6e-1 (5.40e-1) -	3.945 6e - 1 (2.23e-1) -	2.837 4e-1 (4.33e-2)
DTLZ2	3	7.435 0e-2 (5.22e-3) -	6.654 3e-2 (1.23e-3) -	5.592 4e-2 (1.12e-3) +	7.521 4e-2 (5.56e-4) -	5.446 8e-2 (5.71e-6) +	6.056 4e-2 (1.27e-3)
DTLZ2	4	1.399 6e - 1 (4.27e-3) -	1.297 9e - 1 (1.54e-3) =	1.226 8e-1 (1.12e-3) =	2.341 6e-1 (1.17e-3) -	1.211 9e-1 (9.10e-4) =	1.299 6e-1 (2.01e-3)
DTLZ2	6	2.814 4e - 1 (5.47e-3) -	2.578 0e - 1 (1.34e-3) =	2.672 7e-1 (3.73e-2) -	4.579 5e-1 (2.44e-2) -	2.656 4e-1 (4.66e-2) -	2.526 4e-1 (2.74e-3)
DTLZ2	8	3.818 9e - 1 (5.35e-3) +	3.515 3e - 1 (9.15e-2) +	3.951 7e-1 (9.87e-2) -	6.144 3e-1 (2.49e-2) -	3.282 3e-1 (4.09e-2) +	3.794 9e-1 (9.34e-2)
DTLZ2	10	4.347 8e - 1 (5.02e-3) -	4.052 4e - 1 (8.27e-4) +	5.065 8e-1 (9.43e-2) -	6.719 2e-1 (3.39e-2) -	4.712 1e-1 (7.05e-2) -	4.071 8e-1 (9.69e-2)
DTLZ2	15	6.110 8e - 1 (3.75e-3) +	5.902 5e - 1 (2.15e-2) +	7.306 8e-1 (4.59e-2) +	9.348 1e-1 (6.57e-2) -	7.562 5e-1 (4.76e-2) =	7.510 8e-1 (2.88e-2)
DTLZ2	20	6.144 8e - 1 (3.15e-3) +	6.175 9e - 1 (1.96e-3) +	7.780 5e-1 (3.86e-2) +	1.087 2e+0 (3.10e-2) -	7.724 8e-1 (4.07e-2) +	8.144 8e-1 (2.09e-1)
DTLZ3	3	1.244 5e-1 (4.41e-2) -	1.367 4e-1 (9.70e-2) -	1.114 2e-1 (1.74e-1) -	1.617 1e+0 (3.15e+0) -	6.083 8e-2 (1.08e-2) +	6.973 1e-2 (3.99e-1)
DTLZ3	4	3.051 3e - 1 (1.92e-1) -	6.048 1e - 1 (3.22e-1) -	2.268 4e-1 (2.70e-1) -	4.144 9e+0 (8.36e+0) -	2.653 0e-1 (3.36e-1) -	1.631 3e-1 (6.91e-2)
DTLZ3	6	3.870 8e+0 (1.90e+1) -	1.999 8e+0 (1.09e+0) -	2.592 0e+0 (1.62e+0) -	9.272 5e+0 (1.49e+1) -	2.603 4e+0 (2.11e+0) -	2.608 0e-1 (2.18e-1)
DTLZ3	8	7.947 0e+1 (2.08e+1) -	7.526 5e+0 (3.85e+0) -	7.574 2e+0 (5.66e+0) -	7.084 7e+0 (1.40e+1) -	5.164 3e+0 (3.83e+0) -	3.483 3e+0 (1.54e+0)
DTLZ3	10	2.311 6e+2 (1.01e+2) -	1.986 7e+1 (9.36e+0) -	2.422 0e+1 (1.58e+1) -	7.488 2e+0 (1.47e+1) +	2.750 4e+1 (2.09e+1) -	1.221 6e+1 (6.55e+0)
DTLZ3	15	4.960 9e+2 (1.12e+2) -	1.527 0e+2 (4.64e+1) -	7.029 8e+1 (2.81e+1) -	6.545 9e+0 (9.05e+0) -	7.613 5e+1 (2.58e+1) -	2.105 6e+0 (1.63e+0)
DTLZ3	20	5.514 8e+2 (1.74e+2) -	2.657 1e+2 (1.14e+2) -	7.960 6e+1 (4.25e+1) -	2.190 2e+1 (2.18e+1) -	8.947 1e+1 (5.09e+1) -	3.803 6e+0 (4.61e+0)
DTLZ4	3	1.008 2e-1 (1.60e-1) +	1.937 2e-1 (2.39e-1) -	2.009 5e-1 (2.27e-1) -	1.466 9e-1 (1.09e-1) -	2.141 0e-1 (2.58e-1) -	6.328 0e-2 (1.66e-1)
DTLZ4	4	1.296 7e-1 (4.03e-3) +	3.284 9e-1 (1.77e-1) -	1.329 2e-1 (6.05e-2) =	3.040 3e-1 (2.93e-2) -	1.434 3e-1 (8.45e-2) -	1.314 6e-1 (9.85e-2)
DTLZ4	6	2.802 5e-1 (6.10e-3) -	2.693 6e-1 (5.46e-3) =	2.927 1e-1 (8.29e-2) -	4.826 8e-1 (2.88e-2) -	3.034 1e-1 (7.76e-2) -	2.624 7e-1 (2.97e-2)
DTLZ4	8	3.753 5e-1 (1.21e-3) -	3.867 4e-1 (9.72e-2) -	3.875 9e-1 (1.04e-1) -	6.813 0e-1 (3.88e-2) -	3.366 2e-1 (5.99e-2) +	3.615 8e-1 (4.86e-2)
DTLZ4	10	4.404 0e-1 (5.37e-3) -	4.460 1e-1 (2.65e-2) -	4.556 5e-1 (4.22e-2) -	7.409 9e-1 (2.35e-2) -	4.435 7e-1 (2.55e-3) -	4.105 9e-1 (4.87e-2)
DTLZ4	15	6.148 7e-1 (5.22e-3) -	5.854 5e-1 (8.83e-3) +	7.075 8e-1 (3.97e-2) -	9.293 7e-1 (2.56e-2) -	6.988 8e-1 (4.89e-2) -	6.004 9e-1 (5.63e-2)
DTLZ4	20	6.176 4e-1 (3.01e-3) +	6.241 0e-1 (2.13e-3) +	6.965 9e-1 (5.72e-2) -	1.046 3e+0 (2.67e-2) -	7.173 2e-1 (4.38e-2) -	6.631 3e-1 (3.94e-2)
+/-/=		6/22/0	6/19/3	3/23/2	2/26/0	6/20/2	

机制这两个问题,提出了一种基于权重学习的高维多目标进化算法 WL-NSGAIII,分别从产生候选解和选择候选解两个角度对 NSGAIII 算法进行改进。在算

4 结束语

针对种群个体进化的盲目性以及依赖多样性保护

法的匹配选择阶段,通过基于权重的个体学习策略,为种群个体提供进化方向并增强候选解集的收敛性。同时,在算法的环境选择阶段,利用权重信息对小生境选择策略进行改进。最终,在维持种群多样性的同时提高其收敛性。通过模拟实验结果可以看到,WL-NSGAIII算法在处理高维多目标优化问题上性能表现良好。

参考文献:

- [1] 李振宇,胡 涵. 基于组合排序的约束多目标优化算法[J]. 计算机技术与发展,2019,29(11):32-36.
- [2] 孔维健,丁进良,柴天佑. 高维多目标进化算法研究综述[J]. 控制与决策,2010,25(3):321-326.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] 刘建昌,李 飞,王洪海,等. 进化高维多目标优化算法研究综述[J]. 控制与决策,2018,33(5):879-887.
- [6] 郑金华,董南江,阮 干,等. 决策空间定向搜索的高维多目标优化策略[J]. 软件学报,2019,30(9):2686-2704.
- [7] 王丽萍,章鸣雷,邱飞岳,等. 基于角度惩罚距离精英选择策略的偏好高维目标优化算法[J]. 计算机学报,2018,41(1):236-253.
- [8] ZOU X, CHEN Y, LIU M, et al. A new evolutionary algorithm for solving many-objective optimization problems[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2008, 38(5):1402-1412.
- [9] KÖPPEN M, VICENTE-GARCIA R, NICKOLAY B. Fuzzy-pareto-dominance and its application in evolutionary multi-objective optimization [C]//Third international conference on evolutionary multi-criterion optimization. Guanajuato, Mexico; Springer, 2005:399-412.
- [10] KUKKONEN S. Ranking-dominance and many-objective optimization [C]//2007 IEEE congress on evolutionary computation. Singapore; IEEE, 2007:3983-3990.
- [11] DEB K, MOHAN M, MISHRA S. Evaluating the ϵ -domination based multi-objective evolutionary algorithm for a quick computation of pareto-optimal solutions [J]. Evolutionary Computation, 2005, 13(4):501-525.
- [12] LAUMANN S M, THIELE L, DEB K, et al. Combining convergence and diversity in evolutionary multi-objective optimization [J]. Evolutionary Computation, 2002, 10(3):263-282.
- [13] DEB K, JAIN H. An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point-based nondominated sorting approach, Part I: solving problems with box constraints [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2014, 18(4):577-601.
- [14] ZHANG X, TIAN Y, JIN Y. A knee point-driven evolutionary algorithm for many-objective optimization [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2015, 19(6):761-776.
- [15] YANG S, LI M, LIU X, et al. A grid-based evolutionary algorithm for many-objective optimization [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2013, 17(5):721-736.
- [16] LI H, ZHANG Q. Multi-objective optimization problems with complicated pareto sets, MOEA/D and NGA-II [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2009, 13(2):284-302.
- [17] ZITZLER E, THIELE L, LAUMANN S M, et al. Performance assessment of multi-objective optimizers: an analysis and review [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2003, 7(2):117-132.
- [18] DEB K, THIELE L, LAUMANN S M, et al. Scalable multi-objective optimization test problems [C]//Proceedings of the 2002 congress on evolutionary computation. Honolulu, HI, USA; IEEE, 2002.