

引用格式:郑夏,马良. 一种多目标非线性优化的 NSGA-II 改进算法[J]. 微电子学与计算机,2020,37(7):47-53. [ZHENG X, MA L. An Improved NSGA-II algorithm for multi-objective nonlinear optimization [J]. Microeletronics & Computer,2020,37(7):47-53.]

一种多目标非线性优化的 NSGA-II 改进算法

郑 夏,马 良

(上海理工大学 管理学院,上海 200093)

摘 要: 引入排序算法、拥挤度算子和精英策略后的非支配排序遗传算法(NSGA-II),它在多目标优化领域具有广泛的应用,但也存在个体分布不均,算法中的 Pareto 效率降低等问题. 针对这些缺陷进行算法改进,首先在提出一种累积非支配排序赋值策略的同时改进交叉算子,利用具有自适应参数的 DE 优化思想对群体、初始群体的多样性分布进行了改进;通过融入非线性优化策略,提高了局部搜索能力,进一步提高了 Pareto 最优解的质量. 最后,测试了六个标准多目标函数进行算法比较. 测试结果表明所提的 NDE-NSGA-II 算法具有更好的分布性,稳定性和更高的搜索解能力.

关键词: 多目标;非线性;NSGA-II;Pareto 最优解

中图分类号: TP18;TP301

文献标识码: A

文章编号: 1000—7180(2020)07—0047—07

An Improved NSGA-II algorithm for multi-objective nonlinear optimization

ZHENG Xia, Ma Liang

(School of Business, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: Non-dominated sorting genetic algorithm (NSGA-II) has been widely used in the field of multi-objective optimization after introducing sorting algorithm, crowding degree operator and elite strategy, but there are also problems such as uneven distribution of individual and Pareto efficiency. The algorithm is improved for these defects. Firstly, a cumulative non-dominated ranking assignment strategy is proposed to improve the crossover operator. The DE algorithm with adaptive parameters is used to improve the initial population and the population diversity; Then introduce the idea of nonlinear algorithm to improve the local search ability and further improve the quality of Pareto optimal solution. Finally, six benchmark multi-objective functions are used for testing. The experimental results show that the improved NDE-NSGA-II algorithm has better distribution, stability and higher search solution.

Key words: multi-objective; nonlinear; NSGA-II; pareto optimal solution

1 引言

近年来,多目标决策问题在科学研究和工程领域得到了广泛的研究. 第一类统称为“目标归一化方法”^[1]. 另一类是对多目标优化设计的进化算法

MOEA,该方法可忽视每个目标的具体信息,使用其全局搜索功能为决策者找到可能的优化解决方案-帕累托最优解决方法,MOEA/D^[2],非劣等级遗传算法 NSGA^[3],非劣等级分类遗传算法 NSGA-II^[4]等.

非支配、保留精英策略的遗传算法 NSGA-II 是在 NSGA 算法的基础上改进得到的,密度值估计策略和快速非支配排序策略确保了算法的收敛效率,以及 Pareto 解的最优程度.对 NSGA 中的显要缺陷进行了充分的补充和改善,从而大量应用在各个优化领域^[5-8].改进型文献大多改变了 Pareto 解集合分布和拥挤距离拥挤机制,存在不稳定性 and 时间开销大等缺点,几乎没有考虑 NSGA-II 在遇到高维问题时算法效果明显变差,全局搜索功能薄弱,需要通过改进全局或局部搜索功能来加以改进.

差分进化(DE)^[9]是通过并行优化和随机优化进行复合的搜索方法,主要利用对全局进行高效搜索的思想,留住这些在环境中适应下来的个体,由于其较强的稳定性、收敛性能,以及较强的在全局寻优的特点使其在解决复杂非线性优化问题领域得到广泛应用.非线性规划^[10]算法的求解基本上都采用梯度下降法,其具有较弱的全局搜索能力和较强的局部搜索能力.

因此,本文在 NSGA-II 算法基础上,针对算法本身及目前改进算法中存在的遗漏问题,提出了一种改进的 NDE-NSGA-II 算法.该算法首先引入改进的算术交叉算子,提出一种改进的累积适应度非支配排序策略,采用带有自适应参数的 DE 优化思想对初始群体进行改善,为了使 Pareto 解在突变过程中被找到,进化次数的迭代改变将会使自适应突变算子同步进行改变,由此提高了算法的种群多样性和稳定性;然后引入非线性算法局部寻优的思想,提高了算法的局部搜索能力,结合 NSGA-II 算法和 DE 算法的强全局搜索能力,从而得到复杂非线性多目标优化问题的全局最优解.最后,使用六种标准测试函数测试了 NDE-NSGA-II 算法的性能,并与 NSGA-II 和 MOEA/D 算法进行了比较.

2 预备知识

以对 N 维目标函数的最小化为例,该数学模型是具有 W 维控制变量的多目标优化问题:

$$\begin{cases} \min f(X) = [f_1(X), f_2(X), \dots, f_a(X), \dots, \\ \quad \quad \quad f_N(X)] \\ X = [x_1, x_2, \dots, x_b, \dots, x_W] \\ x_{\min}^b \leq x_b \leq x_{\max}^b \end{cases} \quad (1)$$

式中, $f(X)$ 是优化问题中的目标问题向量; $f_a(X)$ ($a = 1, 2, \dots, N$) 是问题中的第 a 个顺序的目标优化函数; X 是控制优化方向的向量; x_b ($b = 1,$

$2, \dots, W$) 是问题中第 b 个序列的控制优化界限的变量; $x_{\max}^b, x_{\min}^b$ 为 x_b 的上下限.

常用到以下几个定义来解释多目标优化问题:

定义 1(Pareto 支配关系) $\forall X_1, X_2 \in X$, 若 $f'_s(X_1) \leq f_q(X_2)$, $s \in (1, 2, \dots, N)$ 且 $\exists q \in (1, 2, \dots, N)$, 使 $f'_q(X_1) < f_q(X_2)$, 则称 X_2 是受 X_1 支配的, 符号等价于 $X_1 > X_2$, X_1 称为不受支配项, X_2 称为受支配项. 若 X_1 和 X_2 之间无支配关系, 那么两者被称为无关的.

定义 2(Pareto 最优解) 控制多目标优化方向和界限的向量 X^* , $\bar{X} \in [X_1, X_2, \dots, X_a, \dots, X_n]$, 满足 $\exists \bar{X} > X^*$, 称 X^* 为 Pareto 最优解.

定义 3(Pareto 最优集合) Pareto 最优集合是全部的 Pareto 最优解聚集组合得到的.

3 NSGA-II 算法缺陷分析

3.1 Pareto 排序策略

当某个个体不被其他任一个个体所支配时, 其定义为不受支配的, 且 Pareto 排序值为 1, 第一等级非支配个体集合由所有个体排序值为 1 的个体组成; 将所有第一等级的非支配个体从种群中删除, 剩下的个体仍然采用同样的方式得到第二等级非支配个体, 依次类推, 给种群执行分配所有个体排序值的操作. 以 $r(x, g)$ 表示第 g 代中的个体 x 的 Pareto 序列值. Pareto 排序方法虽然改变了通过将多个目标函数加权成单个适应函数的缺陷, 但该排序方法也有自身缺陷: 群体中某个体所属范围内的密度大小不能通过其 Pareto 序列值进行表示.

如图 1 所示, 个体 I~VI 的 Pareto 排序值均为 1. a, b 和 c 三个个体具有同样的适应度值, 虽然 c 所属范围内的密度值明显小于 b 所属范围内的密度值明显小于 a 所属范围内的密度值, 但它们的 Pareto 排序值均为 2. 尽管在 NSGA-II 算法中存在密度信息估测部分, 但是它仅限于相同水平的非支配个体, 并且不考虑个体周围种群大小的差异. 因此, 三个个体 a, b 和 c 演变成下一代的概率是相同的, 结果影响了种群分布的多样性.

3.2 SBX 交叉算子策略

SBX(Simulated Binary Crossover) 为了保证算法向最优解收敛, 且使子代解的特征优于父代, 可以选择性地使子代个体遗传到父代的优秀基因, 用以下定义表示为:

$$\begin{cases} X_s^{g+1} = \lambda X_s^g + (1 - \lambda) X_q^g \\ X_q^{g+1} = (1 - \lambda) X_s^g + \lambda X_q^g \end{cases} \quad (2)$$

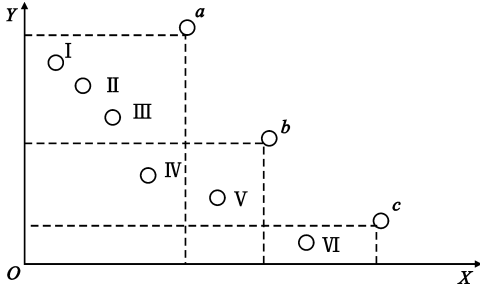


图 1 个体周围种群密度信息

式中, λ 为参数, 与演化代数有关. 本策略由于使子代继承到父代的优秀基因而具有一定优势, 但是后代群体的多样性又由于交叉因子较为局限的全局搜索能力而无法被确保.

通过总结 NSGA-II 算法中存在的几点缺陷, 本文主要对算法的种群多样性和搜索最优解能力两方面的提高总结了以下 4 条算法改进优化策略.

4 NDE-NSGA-II 算法

4.1 改进累积非支配赋值策略

改进的排序策略改善了 3.1 节中 Pareto 排序缺陷. 该策略累加结合了某个体的 Pareto 序列值和该个体所属范围内的密度值. 由图 1 可知, 个体 a , b 和 c 的 Pareto 非支配排序值均为 2. 同样等级的非支配排序分配操作由该改进型策略重新进行了定义: 某个体的非支配序列值是所有对该个体进行支配的个体的非支配排序值与该个体当前非支配排序值的总和. 首先, Pareto 等级与 NSGA-II 算法中的所有个体相似, 获得每个个体的 Pareto 等级值, 设在第 g 代种群中支配个体 x 的个体集为: $zx_1, zx_2, \dots, zx_n$, 则个体 x 的累积排序值可用式(3)表示:

$$r(x, g)' = r(x, g) + \sum_{i=1}^n r(zx_i, g) \quad (3)$$

该策略融合了个体的非支配序列值以及个体所在范围内其他个体密度信息. 可以得出个体 a 的新适应值是 $2 + 4 = 6$, 同理, 个体 b 的新适应值是 $2 + 2 = 4$, c 的改进适应度值为 $2 + 1 = 3$. 对函数的测试结果表明: 改进排序策略由于考虑个体所在范围内的密度值来分配适应度值, 有效保障了群体分布的多样性.

4.2 算术交叉算子策略

由 3.2 节可知, NSGA-II 算法使用 SBX 交叉算子策略. 改进策略令式(2)中的 λ 值为常数, 交叉算子称为交叉运算符, 该算术交叉算子结合了种群中个体的 Pareto 非支配排序级别信息和的个体周围

种群密度信息, 定义如式(4)所示:

$$\lambda = \frac{r(q, g)}{r(s, g) + r(q, g)} \quad (4)$$

式中, $r(s, g)$ 表示 g 代中个体 s 的累积非支配排序分配, $r(q, g)$ 表示 g 代中个体 q 的累积排序值, 由此可知, 交叉因子 λ 的值是由群体中每个体的改进排序值来决定的, 可知算法前期, 后代群体中占比较大的是 Pareto 改进序列值较小的个体, 且 λ 值趋于多变, 由于演化代数的增加, λ 趋向于稳定于值 0.5, 且群体中的个体趋于稳定于统一等级的 Pareto 前沿.

4.3 DE 思想改进初始种群

4.3.1 DE 种群初始化

DE 的初始种群也是整个 NDE-NSGA-II 算法的初始种群. 首先随机产生规模为 N 的初始种群 $x_i(0) = (x_{i,1}(0), x_{i,2}(0), x_{i,3}(0), \dots, x_{i,w}(0))$, $i = 1, 2, 3, \dots, N$. 每个种群个体由 w 维向量组成. 计算可行解空间的初始变量的公式为:

$$x_{i,j}(0) = x_{j,\min} + \text{rand}(0,1)(x_{j,\max} - x_{j,\min}) \quad (5)$$

$i = 1, 2, 3, \dots, N; \quad j = 1, 2, 3, \dots, w$

式中, $x_{j,\max}$ 和 $x_{j,\min}$ 分别是搜索 j 维变量的搜索上限和下限, 而 rand 是均匀分布的随机数.

4.3.2 DE 变异操作

变异操作是使 Pareto 最优解空间分布均匀化而满足种群多样性.

在第 g 次迭代中, 从群体中随机选择 3 个个体 $X_{p1}(g), X_{p2}(g), X_{p3}(g)$, 且 $p1 \neq p2 \neq p3 \neq i, i \in 1, 2, \dots, N$. 生成的变异目标个体向量公式如下所示:

$$H_i(g) = X_{p1}(g) + F \cdot (X_{p2}(g) - X_{p3}(g)) \quad (6)$$

式中, F 为缩放因子, 且 $F \in [0, 1]$.

4.3.3 改进的缩放因子

由 4.3.2 可知, 原始 DE 算法中参数 F 是固定的值, 主要在 0~1 之间随机选择, 缺乏对其敏感度的研究. 而种群中新个体的产生主要依靠变异操作, 参数 F 决定了搜索幅度, 主要可用来决定算法的收敛效率以及解范围的多样性, 智能优化算法的执行步骤通常是前期主攻对可行解区域的全局搜索, 结合中后期的局部搜索到全局最优解, 并进一步提高算法收敛的效率, 改进型参数 F 基于该原则表示如下:

$$F = F_{\min} + (F_{\max} - F_{\min}) \cdot e^{\frac{1 - g_M}{g_M - g + 1}} \quad (7)$$

式中, $F_{\min}$ 和 $F_{\max}$ 分别表示变异参数的最小值和最大值; g 代表当前的进化代数, g_M 代表最大的演化

次数. 随着算法演化代数的增加, 自适应变异因子由最大值 $F_{\max}$ 逐步减小且趋等于最小值 $F_{\min}$, 由此过程既可以保障群体多样化, 预防陷入早熟, 也可有效地保存最优基因, 增大了搜索出全局最优解的可能性.

4.3.4 NSGA-II 种群初始化

如果种群个体 $X_i > P_i$, 则把 X_i 加入新种群标记策略 N_{new} 中, 在个体 $P_i > X_i$ 的情况下, P_i 被添加到 N_{new} , 否则, X_i, P_i 同时被添加到 N_{new} . N_{new} 种群大小为 $N \sim 2N$, 其个体标记策略是根据 4.1 节中提出的改进的累积非支配排序分配策略和标准 NSGA-II 算法中的空间拥塞距离来实现的. 因此, N_{new} 是 NSGA-II 算法的初始种群, 即 DE 优化初始种群的第二次优化, 进一步提高 Pareto 最优解的质量.

4.4 非线性优化设计

求解经典的非线性规划算法较多采用梯度下降法, 其全局搜索力较弱, 但局部搜索力较强. DE-NSGA-II 算法实现了种群的二次优化, 局部搜索能力和全局搜索相比还较弱. 因此, 该策略依此作为结合点, 在算法运行到中后期采用非线性寻优进行局部搜索, 以提高算法收敛效率和全局最优解搜索能力. 非线性寻优公式如下所示:

$$X_{i,j}(g) = \text{fmincon}(\text{fun}, X_{i,j}^{\text{new}}(g), A, b, Aeq, beq, X_{i,j}^{\text{new_min}}(g), X_{i,j}^{\text{new_max}}(g)) \quad (8)$$

式中, 考虑到算法的效率, 当前进化代数 g 是 N 的倍数 (N 为 10 的倍数) 时, 执行非线性优化. 其中初值 $X_{i,j}^{\text{new}}(g)$ 为经过 DE-NSGA-II 算法二次全局寻优后的种群个体, 通过进一步局部搜索寻优得到问题的全局最优解, 从而实现整个 NDE-NSGA-II 算法流程.

4.5 NDE-NSGA-II 算法流程图

NSGA-II 算法在多目标优化问题中, 操作常出现收敛过慢的情况, 而 DE 思想的较强全局搜索能力有效地改善了这种缺陷, 同时, 本文针对 NSGA-II 缺陷所设计的改进累积非支配排序方法以及对群体多样性的保持, 一定程度上解决了 DE 算法中由于子代弱于父代所引起的 Pareto 解丢失的缺陷. 因此本文用 DE 算法改进初始种群作为切入点, 由此提高 NSGA-II 算法的种群多样性; 在算法的后期, 引入非线性优化, 并对算法进行局部搜索, 以提高算法的收敛效率和搜索全局最优解的能力如图 2 所示为 NDE-NSGA-II 算法流程图.

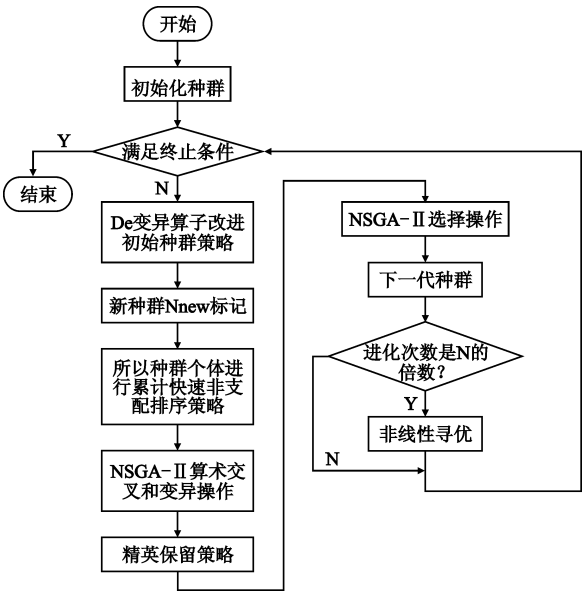


图 2 NDE-NSGA-II 算法流程图

5 数值实验

5.1 实验函数

本文使用当前多目标优化领域常用的典型测试函数 ZDT 系列^[3] 及高维多目标测试函数 DTLZ1、DTLZ2^[4], 进行数值实验并与经典 NSGA-II 算法和 MOEA/D 算法进行比较, 如表 1 所示.

5.2 实验参数

实验环境为 MTALAB R2016b 编程软件, 为了边比较三种算法的个体分布和算法收敛的差异, NDE-NSGA-II, NSGA-II 和 MOEA/D 都设置如下: 种群大小为 250, 最大代数为 200, 交叉参数为 10, 交叉概率为 1, 变异分布指数为 50, 变异概率为: 1/决策变量规模, 独立运行 30 次. 由于可以自行改变 ZDT 系列函数的决策规模, 本文中 ZDT1、ZDT2、ZDT3 决策变量规模均为 30, ZDT6 决策变量规模为 10; DTLZ1、DTLZ2 测试函数的目标个数均取 3, 决策变量规模均为 10.

5.3 性能指标

为了更直观地比较改进前后算法的性能差异, 本文选择覆盖度和距离度量作为性能评价指标. 具体公式如下:

(1) 覆盖率 (C-metric)

令 M 和 N 是一个 MOP 中两个接近 PF 的集合, 定义

$C(M, N)$ 如下:

$$C(M, N) = \frac{|\{u \in N \mid \exists v \in M: v \text{ dominates } u\}|}{N} \quad (9)$$

表 1 测试函数集

函数	公式	约束条件及特征
ZDT1	$f_1(x) = x_1$	$n = 30;$
	$f_2(x) = g(x)(1 - \sqrt{x_1/g(x)})$	$0 \leq x_i \leq 1$
	$g(x) = 1 + 9(\sum_{i=2}^n x_i)/(n-1)$	$i = 1, 2, \dots, n$
		真实 Pareto 凸
ZDT2	$f_1(x) = x_1$	$n = 30;$
	$f_2(x) = g(x)(1 - (x_1/g(x))^2)$	$0 \leq x_i \leq 1$
	$g(x) = 1 + 9(\sum_{i=2}^n x_i)/(n-1)$	$i = 1, 2, \dots, n$
		真实 Pareto 凹
ZDT3	$f_1(x) = x_1$	$n = 30;$
	$f_2(x) = g(x)(1 - \sqrt{x_1 - g(x)} - x_1 \sin(10\pi x_1)/g(x))$	$0 \leq x_i \leq 1$
	$g(x) = 1 + 9(\sum_{i=2}^n x_i)/(n-1)$	$i = 1, 2, \dots, n$
		真实 Pareto 凸,非连续
ZDT6	$f_1(x) = 1 - \exp(-4x_1) \sin^6(6\pi x_1)$	$n = 10;$
	$f_2(x) = g(x)(1 - f_1(x)/g(x))^2$	$0 \leq x_i \leq 1$
	$g(x) = 1 + 9((\sum_{i=2}^n x_i)/(n-1))^{0.25}$	真实 Pareto 凹
DTLZ1	$f_1(x) = (1 + g(x))x_1x_2$	$n = 10;$
	$f_2(x) = (1 + g(x))x_1(1 - x_2)$	$0 \leq x_i \leq 1$
	$f_3(x) = (1 + g(x))(1 - x_1)$	$i = 1, 2, \dots, n$
	$g(x) = 100(n-2) + 100 \sum_{i=3}^n \{(x_i - 0.5)^2 - \cos[20\pi(x_i - 0.5)]\}$	真实 Pareto
DTLZ2	$f_1(x) = (1 + g(x))\cos(0.5\pi x_1)\cos(0.5\pi x_2)$	$n = 10;$
	$f_2(x) = (1 + g(x))\cos(0.5\pi x_1)\sin(0.5\pi x_2)$	$0 \leq x_i \leq 1$
	$f_3(x) = (1 + g(x))\sin(0.5\pi x_1)$	$i = 1, 2, \dots, n$
	$g(x) = \sum_{i=3}^n (x_i)^2$	真实 Pareto

$C(M,N)$ 不等于 $1-C(N,M)$, $C(M,N) = 1$ 意思是 N 中所有的解都被 M 中的某些解支配, $C(M,N) = 0$ 表示 N 中的解不受 M 中的解支配, $C(M,N)$ 的值可用于评估集合的分布.

(2)距离度量(D-metric)

令 P^* 为一组均匀分布在 PF 上的点的集合, M 是一个接近 PF 的集合, P^* 到 M 的平均距离定义为:

$$D(M,P^*) = \frac{\sum_{v \in P^*} d(v,M)}{P^*}$$

(10)

式中, $d(v,M)$ 是 v 和 M 中点的最小欧几里得距离, 如果 P^* 足够大, 则意味着它可以很好地表示 PF. $D(M,P^*)$ 可以从某种意义上评估 M 的收敛性和多样性, 为了让 $D(M,P^*)$ 的值很低, 必须设置 M 非常接近 PF, 并且不能缺失整个 PF 的任何部分.

5. 4 实验结果及分析

为了验证 NDE-NSGA-II 的算法性能, 与 NSGA-II 算法和 MOEA/D 算法的数值模拟结果比较

如图 3~图 8 所示.

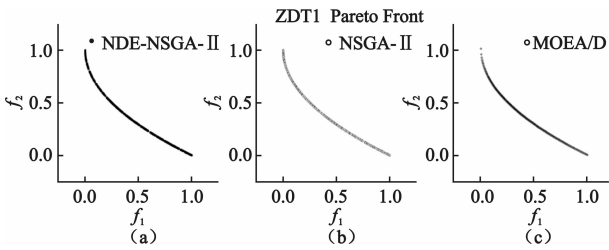


图 3 ZDT1 的测试结果

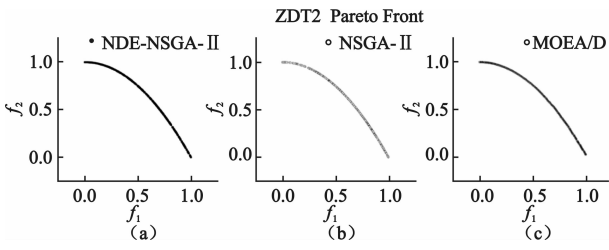


图 4 ZDT2 的测试结果

图 3~图 6 所示分别为 NDE-NSGA-II 算法、NS-

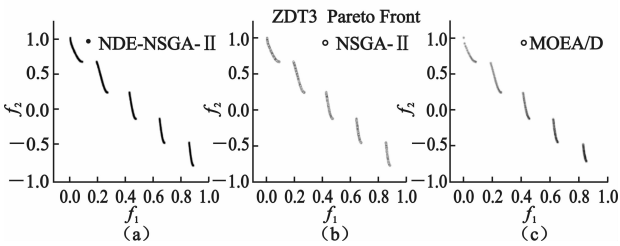


图 5 ZDT3 的测试结果

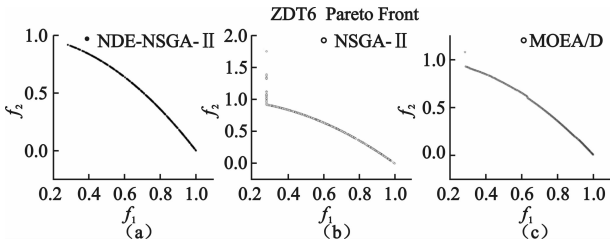


图 6 ZDT6 的测试结果

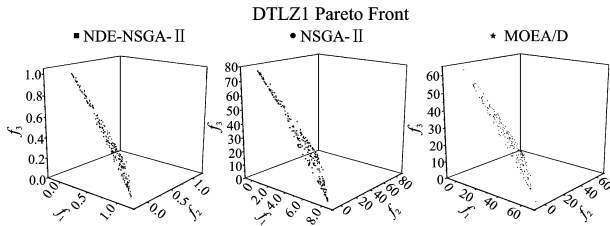


图 7 DTLZ1 的测试结果

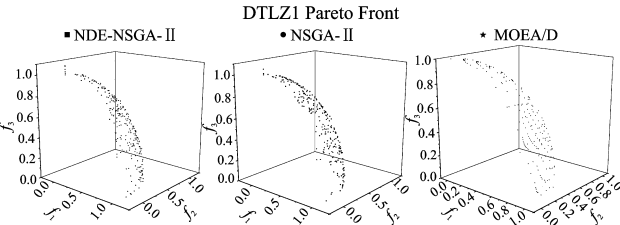


图 8 DTLZ2 的测试结果

GA-II 算法和 MOEA/D 算法在 ZDT 系列测试函数的结果对比,具体的函数特性如表 1 所示. 该系列函数用于比较 MOP 在求解多维决策变量时的优化性能.

可以直观地看出,NDE-NSGA-II 算法在分布和收敛方面都取得了更好的结果. 例如,在解决 ZDT1 和 ZDT3 问题时,NDE-NSGA-II 和 NSGA-II 算法具有良好的分布和收敛性,但 MOEA/D 算法初期表现出分布不均匀的现象;当解决 ZDT2 问题时,所有三种算法都可以收敛到真实的 Pareto 边界,但 NSGA-II 算法在早期阶段表现出不均匀分布. 在解决 ZDT6 问题时,NDE-NSGA-II 算法的分布和收敛性优于其他两种算法,NSGA-II 算法在早期阶段分布最差.

DTLZ 系列函数是自底向上或对曲面进行约

束. 该方法构造出规模可变的多目标测试函数,具体功能特征如表 1 所示. 本文用该系列函数来测试 NDE-NSGA-II 算法在求解当 Pareto 边界是非凸的,非线性的,离散的和不均匀分布时,MOP 全局优化能力和处理约束的能力. 在解决 DTLZ1 问题时,NDE-NSGA-II 和 NSGA-II 算法具有良好的分布,MOEA/D 算法在早期阶段分布较差.

如图 8 所示,在解决 DTLZ2 问题时,NDE-NSGA-II 算法在分布收敛方面优于其他两种算法. 算法前期稍微表现出分布不均匀现象,其中 MOEA/D 算法表现出部分区域没有被 Pareto 最优解覆盖的情况.

为了更加定量地分析三种算法之间的性能差异,对算法在求解测试函数结果时的覆盖度和距离度量进行了统计分析,以反映算法的收敛性和分布性. 计算距离度量的方法以表示算法的鲁棒性,如表 2 所示. 将三种算法分别对每个测试函数进行 30 次计算来减小算法随机性造成的误差,算法平均运行效率对比如图 9 所示.

表 2 性能指标对比(括号内为方差)

测试函数	指标	NDE-NSGA-II	NSGA-II	MOEA/D
ZDT1	C-metric	0.0280	0.5920	1
	D-metric	0.0021 (2.0387e-07)	0.0023 (2.1527e-07)	0.0045 (2.8753e-07)
ZDT2	C-metric	0.0480	0.4560	1
	D-metric	0.0020 (2.0154e-07)	0.0064 (4.9854e-07)	0.0024 (2.1267e-07)
ZDT3	C-metric	0.0040	0.3000	0.9080
	D-metric	0.0022 (2.0397e-07)	0.0023 (2.1528e-07)	0.0068 (4.6458e-07)
ZDT6	C-metric	0	0	0.6520
	D-metric	0.0013 (1.5274e-07)	0.0047 (2.6259e-07)	0.0022 (2.1392e-07)
DTLZ1	C-metric	0.8060	0.9440	0.8560
	D-metric	0.3011 (5.8923e-07)	37.4982 (72.8326)	45.4954 (257.8121)
DTLZ2	C-metric	0.0200	0.0600	0.0240
	D-metric	0.0516 (1.4000e-05)	0.0519 (1.4005e-05)	0.0753 (1.6227e-05)

由图 9 可以看出,NDE-NSGA-II 算法的平均运行效率略低于其他两种算法,而 MOEA/D 是基于分解的多目标进化算法,其运行思想类似于分解并行运算,因此平均效率最高,本文改进的 NDE-NSGA-II 算法由于加入了四种改进策略,一定程度上增加了算法的运行时间,但由图 3~图 8 的函数寻优对比过程可知,NDE-NSGA-II 算法不仅具有较强的寻优能力,还能保持较好的最优前沿分布性,符合算法改进的宗旨:使算法的求解精度和群体均匀分布程度得到提高的同时,又保证算法执行的效

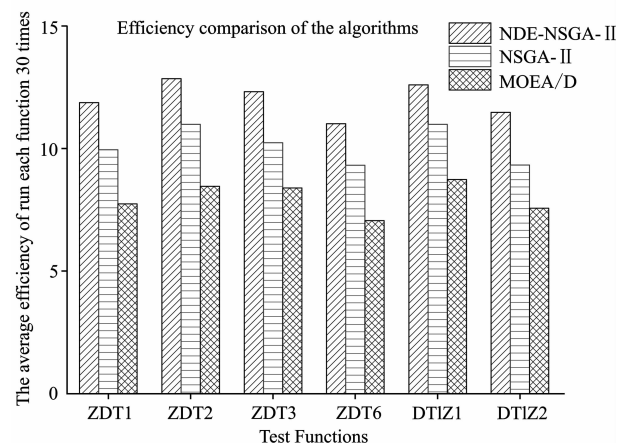


图 9 算法运行效率对比

率没有被较大程度地影响。

如表 2 所示,三种算法的性能指标的统计结果,其中 C-Metric 的值在一定程度上反映了算法的分布,D-metric 的值在一定程度上反映了算法的收敛性和多样性,方差值一定程度地反映算法的鲁棒性。可以直观地看到,三种算法求解测试函数时 NDE-NSGA-II 算法所得结果的均值均小于另外两种算法。因此可知,与 NSGA-II 和 MOEA/D 算法相比,NDE-NSGA-II 算法得到的解集具有更好的收敛性和分布性。这表明本文所提的四个改进点不仅改善了种群分布,而且提高了算法的收敛性。

6 结束语

为了改善 NSGA-II 在算法收敛性、群体分布性及多样性等方面存在的缺陷,本文设计了四种改进的思想策略:改进型非支配排序策略和算术交叉算子策略提高了算法的收敛性和种群分布性、DE 思想融入初始群体改善了群体的多样性分布以及算法后期的非线性优化设计改善局部搜索能力,进一步提高算法的收敛性。数值实验表明,本文设计的 NDE-NSGA-II 算法可以有效地弥补 NSGA-II 算法的设计缺陷,解决复杂和非线性多目标优化问题的算法的分布性、收敛性和多样性问题得到了显著改善。未来工作将继续研究如何有效地提高 NDE-NSGA-II 算法的运行效率,并将其应用到实际工程设计和多目标优化领域求解计算中。

参考文献:

- [1] 关志华. 非支配排序遗传算法(NSGA)算子分析[J]. 管理工程学报,2004,118(1):56-60.
- [2] QINGFU ZHANG, HUI LI. Moea/d: A multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition [J]. IEEE Transactions on evolutionary computation, 2007, 11(6):712-731.
- [3] SRINIVAS N, DEB K. Multi-objective optimization using non-dominated sorting in genetic algorithms[J]. Evolutionary Computation, 1994, 2(3):221-248.
- [4] DEB K, PRATAP A, AGRAWAL S, et al. A fast and elistic multi-objective genetic algorithm: NSGA-II [J]. IEEE Trans Evol Comput, 2002, 6(2):182-197.
- [5] HONDA S, IGARASHI T, NARITA Y. Multi-objective Optimization of Curvilinear Fiber Shapes for Laminated Composite Plates by Using NSGA-II[J]. Composites Part B: Engineering, 2013,45(1):1071-1078.
- [6] 陈志旺,黄兴旺,陈志兴,等. 融合高斯建模和近邻法的区间多目标支配性预测策略[J]. 小型微型计算机系统,2017, 38(8):1806-1810.
- [7] 陈廷伟,高研. 面向交通信号优化改进快速非支配排序遗传算法研究[J]. 计算机应用研究,2018,35(5): 1320-1324.
- [8] REZA SALIMI, HOMAYUN MOSTAMENI, HESAM OMRANPOUR. Task scheduling with load balancing for computational grid NSGA-II with fuzzy mutation[C]//2012 2nd IEEE International Conference on Parallel, Distributed and Grid Computing, Solan, 2012:79-84.
- [9] ZOU DE-XUAN, LIU HAI-KUAN, GAO LI-QUN, et al. An Improved Differential Evolution Algorithm for the Task Assignment Problem[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2011, 24(4): 616-624.
- [10] 戴彧虹,刘新为. 线性与非线性规划算法与理论[J]. 运筹学学报, 2014, 18(1):69-92.

作者简介:

郑夏女,(1990-),博士研究生. 研究方向为智能优化、系统工程. E-mail: zdzhengxia@163.com.
马良男,(1964-),博士,教授,博士生导师. 研究方向为智能优化、系统工程.