

引用格式:杨鹏,王庆荣. 基于差分进化算法和 NSGA-II 的混合算法[J]. 微电子学与计算机,2020,37(1):7-13. [YANG P, WANG Q R. Hybrid algorithm based on differential evolution algorithm and NSGA-II[J]. Microelectronics & Computer,2020, 37(1):7-13.]

基于差分进化算法和 NSGA-II 的混合算法

杨 鹏,王庆荣

(兰州交通大学 电子与信息工程学院,甘肃 兰州 730070)

摘 要: 本文提出的改进的 DE-NSGAII 算法,利用差分进化算法的变异交叉操作代替 NSGA-II 算法的交叉算子,将快速非支配排序机制与剪枝方法相结合用于父代种群的生成与非支配集的更新. 为保证初始种群均匀分布,该混合算法采用拉丁超立方体抽样技术生成初始种群. 然后在参数取值固定的前提下,将该混合算法与 NSGA-II 算法、AMGA-II 算法进行横向对比. 为了进一步提升该混合算法的优化性能,该混合算法采用了参数自适应策略,并且基于此策略纵向比较了该混合算法在不同参数组下的优化性能. 经过一系列对比发现:合理的参数选择能使该混合算法表现出良好的综合性能.

关键词: 改进的 DE-NSGAII 算法;拉丁超立方体抽样技术;剪枝方法;参数自适应策略

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1000—7180(2020)01—0007—07

Hybrid algorithm based on differential evolution algorithm and NSGA-II

YANG Peng, WANG Qing-rong

(School of Electronics and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: The improved DE-NSGAII algorithm proposed in this paper uses the mutation and crossover operation of the Differential Evolution Algorithm to replace the crossover operator of the NSGA-II algorithm. In the hybrid algorithm, the fast nondominated sorting mechanism is combined with the truncation method for generating of the parent population and updating of the nondominated set. The hybrid algorithm uses Latin Hypercube Sampling method to generate an initial population to ensure an even distribution of the initial population. Then, when the values of parameters are fixed, the hybrid algorithm is compared with the NSGA-II algorithm and the AMGA-II algorithm horizontally. In order to improve the optimization performance of the hybrid algorithm further, a parameter adaptive strategy is adopted. Based on this strategy, the optimization performance of the hybrid algorithm is compared under different parameter sets vertically. After a series of comparisons, people can find that reasonable parameter selection enables the hybrid algorithm to exhibit good overall performance.

Key words: improved DE-NSGAII algorithm; latin hypercube sampling; truncation method; parameter adaptive strategy

1 引言

实际工程中,有许多问题往往涉及到多个优化

目标,而且这些目标之间经常相互矛盾、相互冲突. 此类问题便是多目标优化问题(MOP, Muti-Objective Optimization Problem). 针对多目标优化问题,

学者们提出了许多多目标优化算法. 其中, NSGA-II^[1]由 Deb 等于 2002 年提出. 近年来, 学者们对它做出了许多改进. 文献[2]采用动态拥挤度距离改进了 NSGA-II. 文献[3]提出了改进的 NSGA-II 算法以优化约束函数为目标, 建立了部分层次关系和基于柯西分布的交叉算子, 然后根据偏序关系, 对个体进行分类以生成非支配个体集. 为了进一步提升算法的优化性能, 甚至在同一代中对某些个体进行进化. 文献[4]提出了一种基于差分进化机制的改进的 NSGA-II 算法. 而本文提出的改进的 DE-NSGAII 算法, 用差分进化算法 (DE, Differential Evolution Algorithm)^[5]的变异、交叉操作替代 NSGA-II 的交叉算子, 在生成父代种群和更新非支配集时, 首先利用快速非支配排序算法对种群分层, 然后利用文献[6]提出的剪枝方法剪枝, 从而进一步提高了 NSGA-II 算法的全局搜索能力, 更好地保持种群个体良好的分布性.

2 改进的 DE-NSGAII 算法

改进的 DE-NSGAII 采用拉丁超立方体抽样技术 (LHS, Latin Hypercube Sampling)^[7]生成初始种群, 将文献[6]提出的剪枝方法用于对最后一个即将进入父代种群或者非支配集 archive 的非支配层进行剪枝, 将 archive 中非父代种群个体与父代种群合并为交配池. 其交叉操作为 DE 交叉算子, 其变异操作为随机变异算子. 为了进一步提高该混合算法的优化性能, 对 DE 交叉算子中参数 F 和 CR 采取自适应策略.

2.1 初始种群的生成

许多算法中, 初始种群通过简单随机抽样法产生. 但利用 LHS 产生的初始种群分布更均匀, 因此改进的 DE-NSGAII 采用 LHS 生成初始种群.

2.2 父代种群的生成和非支配集的更新

由于 NSGA-II 的拥挤度比较算子存在缺陷, 导致所得的非支配集 archive 分布性不佳^[8], 而文献[6]提出的剪枝方法充分考虑到了种群个体的分布性. 为此, 改进的 DE-NSGAII 将该方法运用于父代种群的生成与 archive 的更新. 父代种群由 archive 前 1/4 优秀的个体组合而成, archive 需及时保存当前子代种群中的优秀个体. 但这两个过程的相同之处是均首先使用快速非支配排序算法对 archive 或组合种群 (由 archive 与子代种群组合而成) 分级, 等级越优的非支配层越先被选中, 然后对最后一个即将进入父代种群或 archive 的非支配层 F_l 进行剪

枝, 直到非支配层 F_l 中剩余个体正好能填充父代种群或 archive 为止. 每一次调用剪枝方法, 便有个体由 F_l 中移除. 个体 i 从 F_l 中移除的条件是:

$$\begin{aligned} & \text{对于 } \forall j \in F_l, i \leq_{dj} \\ & i \leq_{dj} : \Leftrightarrow \forall 0 < k < |F_l| : \sigma_j^k = \sigma_i^k \vee \\ & \exists 0 < k < |F_l| : [(\forall 0 < l < k : \sigma_i^l = \sigma_j^l) \wedge \sigma_i^k < \sigma_j^k] \end{aligned}$$

2.3 交配池的生成方式

AMGA-II 算法^[9]中, 父代种群与非支配集 archive 相结合形成交配池. 但事实上, 父代种群为 archive 的子集. 可传统的 DE 算法要求执行交叉算子的 4 个个体互不相同, 因此 AMGA-II 算法并没有能完全发挥 DE 算法的性能. 改进的 DE-NSGAII 将 archive 中非父代种群个体与父代种群 (即 A_2 与 P , 其中 $A_2 = \text{archive} - A_1$ 且 $A_1 = P$) 组合为交配池.

2.4 随机变异算子

对于个体 c , 多项式变异操作如下^[10]:

(1) 产生随机数 $\mu \in [0, 1]$;

(2) $\delta_q =$

$$\begin{cases} [2\mu + (1-2\mu)(1-\delta_1)^{\eta_m+1}]^{1/(\eta_m+1)} - 1, \mu \leq 0.5 \\ 1 - [2(1-\mu) + 2(\mu-0.5)(1-\delta_2)^{\eta_m+1}]^{1/(\eta_m+1)}, \text{otherwise} \end{cases}$$

其中, $\delta_1 = (y - y_{kl}) / (y_{ku} - y_{kl})$

$\delta_2 = (y_{ku} - y) / (y_{ku} - y_{kl})$

$y = c \cdot y_k$

y_{kl} 和 y_{ku} 分别为第 k 个变量的最小值和最大值; $\eta_m \in [5, 50]$.

(3) $c, y_k = y + \delta_q (y_{ku} - y_{kl})$

为了进一步提高多项式变异算子的性能, 根据文献[11], 改进的 DE-NSGAII 采用将多项式变异方式和柯西变异方式相结合的随机变异算子.

$$c, y_k = \begin{cases} y + C(0, 1) \cdot (y_{ku} - y_{kl}), & t \leq 0.5 \\ y + \delta_q (y_{ku} - y_{kl}), & \text{otherwise} \end{cases}$$

式中, $t \in [0, 1]$, $C(0, 1)$ 表示服从柯西分布的随机数.

2.5 参数自适应策略

DE 中有两个关键参数 F 和 CR , 它们是决定 DE 寻优的关键要素, 其取值一般是人为设定的. 为了提高 DE 的寻优能力, 改进的 E-NSGAII 将采用参数自适应策略.

根据文献[12], 定义参数 F 为: $F = F_{\max} + (F_{\min} - F_{\max}) \cdot (g/G)^k$, 其中 $F_{\max}$ 和 $F_{\min}$ 分别为参数 F 的最大值和最小值; G 为最大迭代次数, g 表示当前迭代次数, k 取整数, 且 $k \geq 1$, 本文取 $k = 2$.

文献[13]提出了 3 种交叉概率因子递增策略,

本文将策略 1 和策略 3 相结合,于是有:

$$CR = \beta \cdot \mu_1 + (1 - \beta) \cdot \mu_2$$
$$\mu_1 = (CR_{\min} - CR_{\max}) \cdot (\lambda^2 - 2\lambda + 1) + CR_{\max}$$
$$\mu_2 = (CR_{\max} - CR_{\min}) \cdot \lambda^2 + CR_{\min}$$
$$\lambda = g/G, \beta \in [0, 1], \text{而本文中取 } \beta = 0.6.$$

2.6 改进的 DE-NSGAI 算法步骤

$G_{\max}$ 为最大进化代数,初始种群 P_0 、非支配集 archive 的规模均为 $N(N = 4t, t \in N^*)$,父代种群 P 、过渡种群 P^* 、子代种群 P^+ 的规模均为 $M(M = N/4)$,组合种群 Pop 的规模为 $M + N$,种群中每个个体决策向量的维数为 D , CR 为差分算法的交叉概率, F 为差分算法的缩放因子, P_m 为遗传算法的变异概率, η_m 为变异分布指数.

输入: $D, G_{\max}, CR_{\min}, CR_{\max}, F_{\min}, F_{\max}$, 每个变量的取值区间 $[x_i^l, x_i^u], i = 1, 2, \dots, D, P_m, \eta_m$

输出: archive(非支配集)

step1: 初始化:初始化代数为 $g = 1$,确定 F 和 CR 的初始值,使用 LHS 产生初始种群 P_0 与空的非支配集 archive;

step2: archive 的生成:初始种群 P_0 中的所有个体进入 archive;

step3: 父代种群的生成:由 archive 中选出前 1/4 个优秀个体,并将其复制到父代种群 P ;

step4: 交配池的生成:父代种群 P 和 archive 中非父代种群个体 A_2 组成交配池;

step5: 子代种群的生成:在交配池中执行 DE 变异、交叉算子,生成过渡种群 P^* . 过渡种群 P^* 执行随机变异算子,生成子代种群 P^+ ;

step6: archive 的更新:将 P^+ 和 archive 结合为组合种群 Pop,从 Pop 中选出前 N 个优秀的个体进入 archive;

step7: 更新 F 和 CR 的值;

step8: 判断 $g > G_{\max}$ 是否成立. 若成立,则转向 step9. 若不成立,则 $g \leftarrow g + 1$,并转向 step3 继续执行;

step9: 输出非支配集 archive 并退出程序.

3 性能测试实验与结果

3.1 测试函数

为了验证改进的 DE-NSGAI 算法的性能,选择了以下 4 个测试函数,具体如表 1 所示.

表 1 测试函数

Problem	N	Variable bounds	Objective functions	Constraints
ZDT2	30	$[0, 1]$	$f_1(x) = x_1$ $f_2(x) = g(x)[1 - (x_1/g(x))^2]$ $g(x) = 1 + 9(\sum_{i=2}^n x_i)/(n - 1)$ $f_1(x) = x_1$	-
ZDT3	30	$[0, 1]$	$f_2(x) = g(x)[1 - \sqrt{x_1/g(x)}] - \frac{x_1}{g(x)}\sin(10\pi x_1)$ $g(x) = 1 + 9(\sum_{i=2}^n x_i)/(n - 1)$	-
ZDT4	10	$x_1 \in [0, 1]$ $x_i \in [-5, 5]$ $i = 2, \dots, n$	$f_1(x) = x_1$ $f_2(x) = g(x)[1 - \sqrt{x_1/g(x)}]$ $g(x) = 1 + 10(n - 1) + \sum_{i=2}^n [x_i^2 - 10\cos(4\pi x_i)]$	-
ZDT6	10	$[0, 1]$	$f_1(x) = 1 - \exp(-4\pi x_1)\sin^6(6\pi x_1)$ $f_2(x) = g(x)[1 - (f_1(x)/g(x))^2]$ $g(x) = 1 + 9[(\sum_{i=2}^n x_i)/(n - 1)]^{0.25}$	-

3.2 性能指标

3.2.1 收敛性度量

非支配集 Q , 真实 Pareto 最优集 P^* , 收敛度 Y 定义如下^[14]:

$$Y = \frac{[\sum_{i=1}^{|Q|} (d_i)^p]^{\frac{1}{p}}}{|Q|}$$

式中, $d_i = \min_{k=1}^{|P^*|} [\sum (f_m^{(i)} - f_m^{*(k)})^2]^{\frac{1}{2}}, m = 1, 2, \dots, M$.

本文取 $p = 1$, 在 P^* 上均匀地选取 500 个个体.

Y 越小, 表明 Q 越接近于 P^* .

3.2.2 分布性度量

非支配集 Q , 真实 Pareto 最优集 P^* , 分布度 Δ 定义如下^[1]:

$$\Delta = \frac{d_f + d_l + \sum_{i=1}^{N-1} |d_i - \bar{d}|}{d_f + d_l + (N - 1)\bar{d}}$$

式中, $\bar{d} = (\sum_{i=1}^{N-1} d_i)/(N - 1)$; d_i 表示分布在 Q 上的第 i 个个体和第 $i + 1$ 个个体之间的距离. d_f 和 d_l

表示 P^* 的极值解和 Q 的边界解之间的距离. $\bar{d}$ 表示 $d_1, \dots, d_k, \dots, d_{N-1} (k \in N^* \text{ 且 } k \in [2, N-2])$ 的平均值. Δ 越小, 表明非支配集 Q 的分布性越好.

3.3 结果与分析

将改进的 DE-NSGAII 算法与 NSGA-II 算法 (NSGA-II(r)、NSGA-II(b) 分别表示按照实数编码或二进制编码的 NSGA-II 算法)、AMGA-II 算法进行横向比较, 以检测改进的 DE-NSGAII 算法的性能.

3.3.1 参数设置

为了在同一个层次上比较改进的 DE-NSGAII 算法、NSGA-II 算法和 AMGA-II 算法的优化性能, 首先可设定它们的种群规模均为 100, 最大迭代次数均为 250. 表 2 反映了各个算法的参数取值情况, 该表中 P_c 为遗传算法的交叉概率, CR 为差分算法的交叉概率, F 为差分算法的缩放因子, P_m 为遗传算法的变异概率, n 为测试函数变量的个数, k (本文取 $k = 30$) 为测试函数每个变量二进制编码的位长, η_c 为交叉分布指数, η_m 为变异分布指数.

表 2 参数设置				
	DE-NSGAII	NSGA-II(b)	NSGA-II(r)	AMGA-II
P_c	-	0.9	0.9	-
CR	$CR_{\min} = 0.1$	-	-	0.1
	$CR_{\max} = 0.1$	-	-	
F	$F_{\min} = 0.5$	-	-	0.5
	$F_{\max} = 0.5$	-	-	
P_m	$1/n$	$1/(kn)$	$1/n$	$1/n$
η_c	-	-	10	-
η_m	15	-	15	15

3.3.2 测试结果

改进的 DE-NSGAII 算法、NSGA-II 算法与 AMGA-II 算法分别在不同的测试函数上获得了一系列非支配集, 然后计算这些非支配集的收敛度和分布度. 表 3、表 4 分别反映了每种算法在不同测试函数上非支配集的分布度和收敛度. 在当前参数设置下, 由表 3 可知, 改进的 DE-NSGAII 算法虽在测试函数 ZDT4 上收敛性极优, 却在 ZDT2、ZDT3、ZDT6 上收敛性不佳; 但由表 4 可知, 改进的 DE-NSGAII 算法在测试函数 ZDT2、ZDT3、ZDT4、ZDT6 上的非支配集均具有良好地分布性. 图 1 到图 3 反映了针对测试函数 ZDT2、ZDT3、ZDT6, 改进的 DE-NSGAII 算法与 NSGA-II 算法、AMGA-II 算法的结果对比(图中: 曲线表示每个测试函数的真

实 Pareto 最优集; 每个算法的非支配集从左到右按照收敛性由优到劣的顺序排列).

表 3 每种算法在不同无约束测试函数上非支配集的收敛度的平均数(第一行)和方差(第二行)				
	ZDT2	ZDT3	ZDT4	ZDT6
DE-NSGAII	0.010 59	0.007 952	0.001 916	0.041 05
	3.289e-006	2.819e-005	4.228e-006	1.475e-005
NSGA-II (b)	0.001 115	0.004393	2.758	0.074 14
	1.222e-007	1.589e-005	0.309 9	2.403e-005
NSGA-II (r)	0.000 9787	0.004 193	0.007 918	0.004 658
	6.224e-007	1.371e-005	4.791e-006	1.230e-005
AMGA-II	0.005 344	0.004 564	0.199	0.003 273
	2.187e-005	1.048e-005	0.002 346	1.297e-005

表 4 每种算法在不同无约束测试函数上非支配集的分布度的平均数				
	ZDT2	ZDT3	ZDT4	ZDT6
DE-NSGAII	0.257 8	0.378 4	0.287 7	0.351 6
NSGA-II (b)	0.254 0	0.510 7	0.840 5	0.529 8
NSGA-II (r)	0.398 5	0.382 6	0.325 6	0.384 4
AMGA-II	0.570 3	0.697 9	0.738 5	0.630 5

3.3.3 参数修正

由于当 $CR_{\min} = CR_{\max} = 0.1$ 且 $F_{\min} = F_{\max} = 0.5$ 时, 改进的 DE-NSGAII 算法在测试函数 ZDT2、ZDT3、ZDT6 上收敛性不佳, 于是需要对参数 $CR_{\min}$ 、 $CR_{\max}$ 、 $F_{\min}$ 和 $F_{\max}$ 进行修正. 设定以下 3 个参数组:

- 参数组 1: $CR_{\min} = CR_{\max} = 0.13$ 且 $F_{\min} = 0.000 1, F_{\max} = 0.01$;
- 参数组 2: $CR_{\min} = 0.128, CR_{\max} = 0.131$ 且 $F_{\min} = F_{\max} = 0.001 2$;
- 参数组 3: $CR_{\min} = 0.128, CR_{\max} = 0.131$ 且 $F_{\min} = 0.000 1, F_{\max} = 0.01$.

表 5、表 6 反映了改进的 DE-NSGAII 算法在不同参数组下非支配集的收敛性和分布性. 在每个参数组下, 改进的 DE-NSGAII 算法在测试函数 ZDT2、ZDT3、ZDT6 上的表现分别如图 4 到图 6 所示(从左到右依次为参数组 1 到参数组 3 对应的结果).

由表 3 到表 6 可知, 上面的三个参数组均能很好地提升改进的 DE-NSGAII 算法的优化性能. 表 7、表 8 分别描述了对各个测试函数, 改进的 DE-NSGAII 算法在不同参数组下非支配集的收敛度与分布度的排名. 对于测试函数 ZDT2、ZDT3、ZDT6, 将改进的 DE-NSGAII 算法在三个参数组下收敛性表现最佳的结果, 与其他算法进行比较, 其排名如表 9 所示.

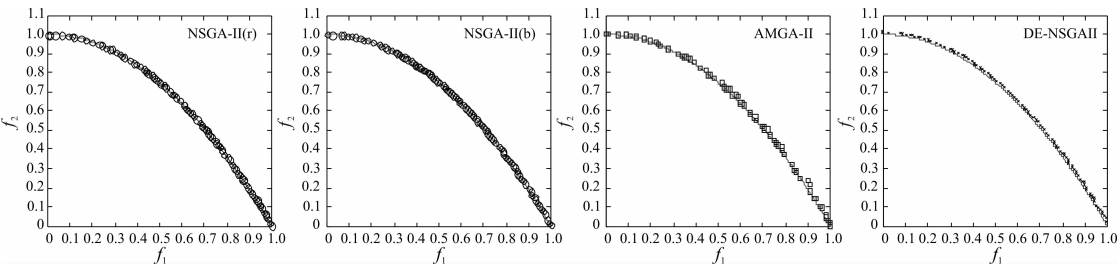


图 1 NSGA-II(r)、NSGA-II(b)、AMGA-II、改进的 DE-NSGAI 在 ZDT2 上的非支配集

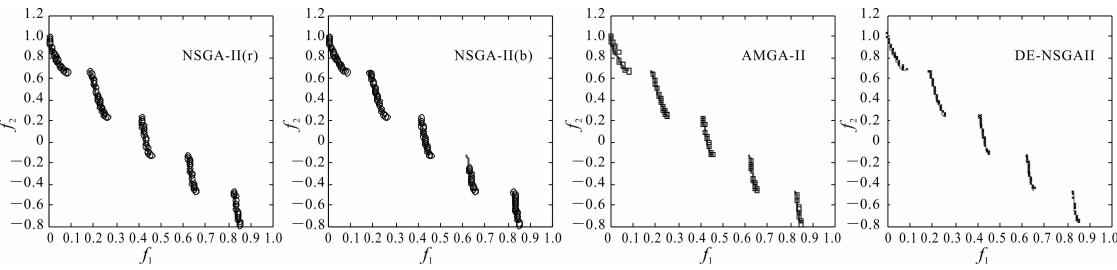


图 2 NSGA-II(r)、NSGA-II(b)、AMGA-II、改进的 DE-NSGAI 在 ZDT3 上的非支配集

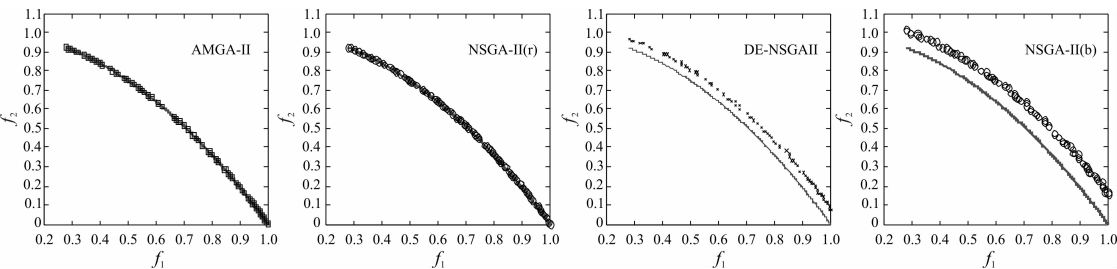


图 3 AMGA-II、NSGA-II (r)、改进的 DE-NSGAI、NSGA-II (b)在 ZDT6 上的非支配集

表 5 改进的 DE-NSGAI 算法在不同参数组下非支配的收敛度的平均数(第一行)和方差(第二行)

	ZDT2	ZDT3	ZDT6
参数组 1	0.001 094	0.004 495	0.006 683
	1.698e-006	1.467e-005	8.687e-006
参数组 2	0.001 157	0.004 801	0.005 77
	1.287e-006	1.357e-005	8.452e-006
参数组 3	0.000 9312	0.004 482	0.006 845
	5.312e-007	1.648e-005	1.043e-005

表 6 改进的 DE-NSGAI 算法在不同参数组下非支配集

	ZDT2	ZDT3	ZDT6
参数组 1	0.243 8	0.379 2	0.345 3
参数组 2	0.258 3	0.361 2	0.336 7
参数组 3	0.249 5	0.363 4	0.350 2

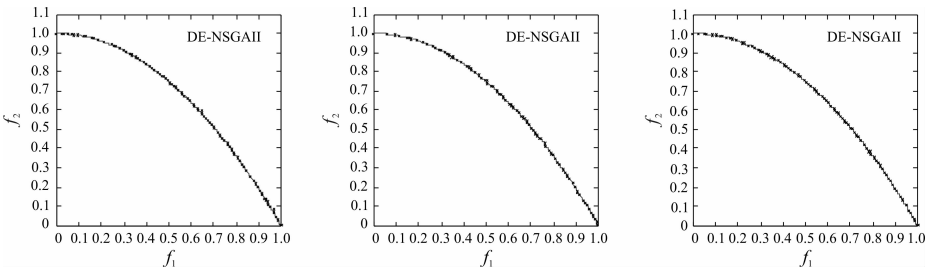


图 4 改进的 DE-NSGAI 算法在测试函数 ZDT2 上的非支配集

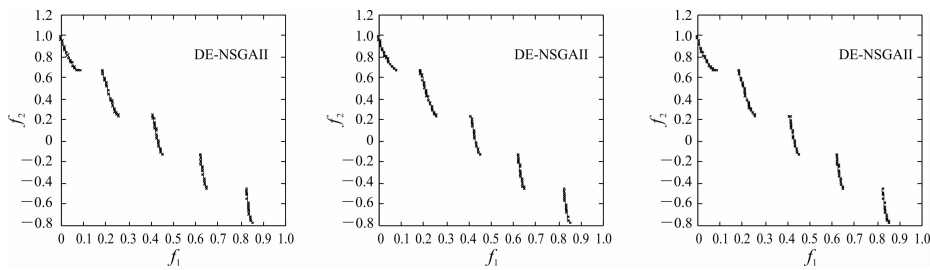


图 5 改进的 DE-NSGAI 算法在测试函数 ZDT3 上的非支配集

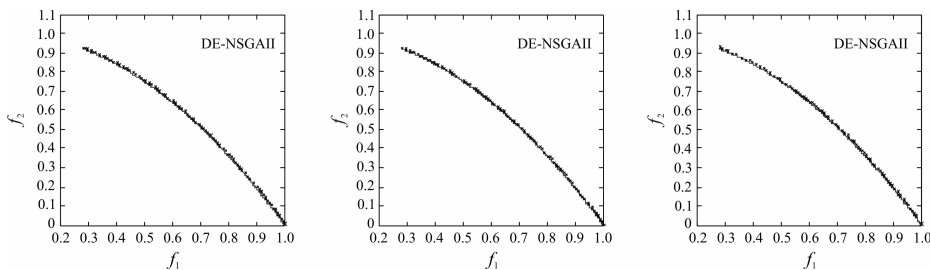


图 6 改进的 DE-NSGAI 算法在测试函数 ZDT6 上的非支配集

表 7 改进的 DE-NSGAI 算法在不同参数组下非支配集的收敛度的排名

	ZDT2	ZDT3	ZDT6
参数组 1	2	2	2
参数组 2	3	3	1
参数组 3	1	1	3

表 8 改进的 DE-NSGAI 算法在不同参数组下非支配集的分布度的排名

	ZDT2	ZDT3	ZDT6
参数组 1	1	3	2
参数组 2	3	1	1
参数组 3	2	2	3

表 9 与其他算法相比,改进的 DE-NSGAI 算法在不同测试函数上最佳表现结果的排名

	ZDT2	ZDT3	ZDT6
DE-NSGAI	1	3	3
NSGA-II (b)	3	2	4
NSGA-II (r)	2	1	2
AMGA-II	4	4	1

由表 7 可知,对 ZDT2、ZDT3,改进的 DE-NSGAI 算法在参数组 3 下非支配集的收敛性最好;对 ZDT6,改进的 DE-NSGAI 算法在参数组 2 下非支配集的收敛性最好.但单从收敛性来看,改进的 DE-NSGAI 算法在参数组 1 下表现最稳定.

但由表 8 可知,对 ZDT2、ZDT3,改进的 DE-NSGAI 算法在参数组 3 下非支配集的分布性表现一般;但对 ZDT6,改进的 DE-NSGAI 算法在参数

组 2 下非支配集的分布性同样最佳.

由表 9 可知,改进的 DE-NSGAI 算法此时具有很强的优化性能,但总体上仍不及 NSGA-II(r). 总之,若追求改进的 DE-NSGAI 算法在不同测试函数上非支配集具有良好的收敛性,则可选取参数组 3;若追求改进的 DE-NSGAI 算法在不同测试函数上非支配集具有良好的分布性,可选取参数组 2.

4 结束语

在本文设计的改进的 DE-NSGAI 算法框架下,当参数取恒值时,该混合算法收敛性不佳.然而使用参数自适应策略可提高混合算法的收敛性,尤其在测试函数 ZDT2 上显现的尤为突出,但相比于其他算法,该混合算法在 ZDT3、ZDT6 上的收敛性依然没能达到最佳.但该混合算法获得的非支配集的分布性良好,参数自适应策略甚至可进一步提高该混合算法在某些测试函数上非支配集的分布度. 总之,当使用参数自适应策略之后,该混合算法在同一参数组下很难对所有的测试函数均表现出良好地收敛性;要使该混合算法在同一测试函数上收敛性与分布性上均表现良好依然是非常困难的;该混合算法的收敛性整体上仍旧不及 NSGA-II(r). 因此,为了进一步提升混合算法的优化性能,下一步可从参数优化或者重新设计算法的框架等方面进行研究.

参考文献:

- [1] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computer, 2002, 6(2): 182-197.
- [2] RAMESH S, KANNAN S, BASKAR S. Application of modified NSGA-II algorithm to reactive power optimization[C]//Proceedings of first international conference on computer science, engineering and information technology. Tamil Nadu, India, 2011: 344-354.
- [3] WANG M C, DAI G M, HU H P, et al. Improved NSGA-II Algorithm for optimization of constrained function[C]//International Conference Machine Vision and Human-machine Interface. Kaifeng, China, 2010.
- [4] ZHANG W, ZHANG J L. Improved NSGA-II algorithm based on differential evolution mechanism[C]//36th Chinese Control Conference (CCC). Dalian, China, 2017: 4334-4338.
- [5] 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.
- [6] ZITZLER E, LAUMANN S M, THIELE L. SPEA2: improving the strength pareto evolutionary algorithm for multiobjective optimization[C]//Fifth Conference on Evolutionary Methods for Design, Optimization and Control with Applications to Industrial Problems. Barcelona, Spain, 2001: 95-100.
- [7] LOH W L. On latin hypercube sampling[J]. Annals of Statistics, 2005, 33(6): 2058-2080.
- [8] ZHENG J H, SHEN R M, ZOU J. Enhancing diversity for nsga-ii in evolutionary multi-objective optimization[C]//8th International Conference on Natural Computation. Chongqing, Sichuan, China, 2012.
- [9] TIWARI S, FADEL G, DEB K. AMGA2: Improving the performance of the archive-based micro-genetic algorithm for multi-objective optimization[J]. Engineering Optimization, 2011, 43(4): 377-401.
- [10] DEB K, AGRAWAL S. A niched-penalty approach for constraint handling in genetic algorithms [C]//Fourth International Conference on Neural Networks and Genetic Algorithms (ICANNGA-99). Portoroz, Slovenia, 1999.
- [11] 徐弓岳, 丁华锋, 孙玉玉. 基于改进非支配排序遗传算法的正铲挖掘机工作装置优化设计[J]. 机械工程学报, 2016, 52(21): 35-43.
- [12] 王林, 陈臻. 一种基于 DE 算法和 NSGA-II 的多目标混合进化算法[J]. 运筹与管理, 2010, 19(6): 58-64.
- [13] 邓泽喜, 刘晓冀. 差分进化算法的交叉概率因子递增策略研究[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(27): 33-36.
- [14] VAN VELDHUIZEN D. Multiobjective evolutionary algorithms: classifications, analyses, and new innovations[D]. PhD thesis, Department of Electrical and Computer Engineering. Graduate School of Engineering. Air Force Institute of Technology, Wright-Patterson AFB, Ohio, 2002.

作者简介:

杨 鹏 男, (1992-), 硕士. 研究方向为应急物流、智能计算与应用.

王庆荣(通讯作者) 女, (1977-), 博士, 教授. 研究方向为应急物流、智能计算与应用. E-mail: 329046272@qq.com.

(上接第 6 页)

- [13] MORGAN D R, MA Z, KIM J, et al. A generalized memory polynomial model for digital predistortion of rf power amplifiers [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(10): 3852-3860.
- [14] KIM J, KONSTANTINOU K. Digital predistortion of wideband signals based on power amplifier model with memory [J]. Electronics Letters, 2001, 37(23): 1417-1418.
- [15] KUSHNER H J, YIN G G. Stochastic approximation and recursive algorithms and applications[M]. 2nd ed. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2003.
- [16] GEORGE A, POWELL W. Adaptive stepsizes for re-

cursive estimation with applications in approximate dynamic programming[J]. Mach. Learn., 2006, 65(1): 167-198.

作者简介:

汪昭河 男, (1994-), 硕士研究生. 研究方向为无线通信. E-mail: 289504737@qq.com.

黄 蕾 女, (1994-), 硕士研究生. 研究方向为无线通信.

王艳杰 女, (1994-), 硕士研究生. 研究方向为无线通信.

刘宁珂 女, (1994-), 硕士研究生. 研究方向为无线通信.

周 睿 女, (1996-), 硕士研究生. 研究方向为无线通信.

李英善 女, (1976-), 博士, 副教授. 研究方向为无线通信.