

# 一种自适应小生境分布性保持策略

郑金华, 刘 磊, 刘文盼, 邹 娟

(湘潭大学信息工程学院, 湖南湘潭 411105)

**摘 要:** 小生境技术被广泛应用在多目标进化的分布性保持方面. 但是, 小生境半径不易控制等限制了其在分布性保持等方面的发展. 本文提出了一种自适应小生境分布性保持策略(Adaptive Niche, AN). AN 通过对 Pareto 解集生成最小生成树来自适应调整小生境半径, 同时扩大搜索小生境半径并改变计算方法使之能够识别小生境边沿的个体, 便于对其修剪与评价. 通过与 NSGA-II, SPEA2 在不同形状测试函数上进行对比实验, 结果表明, AN 能够对 Pareto 最优面进行高效地分布性保持.

**关键词:** 多目标进化算法; 分布性保持策略; 小生境; 最小生成树

**中图分类号:** TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2012)11-2330-06

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.11.030

## An Adaptive Niche for Keeping the Diversity of Solutions in Multi-Objective Evolutionary Algorithm

ZHENG Jin-hua, LIU Lei, LIU Wen-pan, ZOU Juan

(Institute of Information Engineering, Xiangtan University, Xiangtan, Hunan 411105, China)

**Abstract:** Niche is an effective and widely used diversity preservation technique in multi-objective evolutionary algorithms (MOEAs). However, it suffers from two feedbacks: the determination of niche radius is far from trivial and the fitness value evaluated by niche technique is too coarse to be reliable in some scenarios. This paper proposes an Adaptive Niche (AN) technique, in which the parameter value of niche radius can be automatically tuned according to the current population. Furthermore, the individuals locate on the niche boundary and inside are tackled differently, when evaluating the fitness value. Comprehensive experiments demonstrate the superiority of proposed AN, compared to several state-of-the-art MOEAs.

**Key words:** multi-objective optimization; diversity preserving; niche; minimum spanning tree

### 1 引言

在现实生活中存在一些必须同时满足多个条件的优化问题, 这类问题称为多目标优化问题(multi-objective optimization problems, MOPs)<sup>[1]</sup>. 多目标优化问题在优化过程中各个目标可能相互冲突. 与单目标优化问题(single objective optimization problems, SOPs)<sup>[1]</sup>只有一个最优解不同, MOPs 需要在不同目标间做出折衷, 得到一组非劣解集. 学者们为解决此类问题提出了不同的多目标优化算法 (Multi-Objective Evolutionary Algorithm, MOEA)<sup>[2]</sup>. 通过多年发展, 多目标优化算法已经被相继应用于各个领域, 如: 单脉冲雷达检测<sup>[3]</sup>, SHT 检测<sup>[4]</sup>等.

种群的分布性保持是多目标进化计算中占有重要位置. 首先, 好的分布性在解集收敛的前提下, 能够给决

策者提供完整的解集在目标空间的分布信息, 显示问题特性<sup>[1]</sup>. 其次, 均匀分布于整个 Pareto 边界的种群能够帮助解集逼近最优 Pareto 边界<sup>[5]</sup>. 基于以上原因, 保持解集分布性是一个重要的研究领域<sup>[6]</sup>.

本文针对多目标优化问题提出了一种自适应小生境分布性保持策略(Adaptive Niche, AN). AN 通过对种群生成一棵最小生成树, 取平均边长作为小生境半径. 改进了小生境计算方法, 能更加准确地反映个体所处小生境环境.

### 2 基本概念与相关工作

#### 2.1 多目标进化算法基本概念

多目标优化问题:

决策变量  $X = (x_1, \dots, x_m) \in \Omega$ ,  $\Omega$  是决策空间,  $m$  是决策变量的维数, 令  $X$  满足以下约束:

$$g_i(X) \geq 0, i = 1, \dots, k \quad (1)$$

$$h_i(X) = 0, i = 1, \dots, k \quad (2)$$

假定求最小化问题:

$F(x) = (f_1(x), \dots, f_k(x)) \in R^k, R^k$  是目标空间,  $k$  是目标向量的维数, 寻求  $x$  在满足约束条件(1),(2)下使  $F(x)$  达到最小.

**定义 1** 令  $U(u_1, \dots, u_m), V = (v_1, \dots, v_m) \in R^m$  如果对于所有  $i = 1, \dots, m$  都有  $u_i \leq v_i$ , 并且  $U \neq V$ , 那么称  $U$  支配  $V$ .

**定义 2** 对所有的  $X \in \Omega$ , 不存在  $F(x)$  支配  $F(x^*)$ ,  $x^*$  称之为 Pareto 最优解. Pareto 最优解的集合称之为 Pareto 集 (PS)<sup>[6]</sup>. Pareto 集中所有的 Pareto 目标向量的集合可以定义为:

$$PF = \{F(x) \in R^k [x \in PS]\}$$

这种集合简称 Pareto 边界 (PF).

### 2.2 小生境技术的分布性保持策略

Goldberg 于 1994 提出将小生境用于多目标进化算法 NPGA<sup>[7]</sup>, 设  $\delta_{share}$  为小生境半径, 如果个体  $i$  与  $j$  距离  $d(i, j)$  小于  $\delta_{share}$ , 那么它们之间的共享适应度为:

$$Sh(i, j) = 1 - d(i, j) / \delta_{share} \quad (3)$$

个体  $i$  在种群中的适应度为:

$$f_{sh, i} = 1 / \sum_{i \in pop} Sh(i, j) \quad (4)$$

## 3 自适应小生境分布性保持策略

小生境技术需设定一个小生境半径  $R$ , 如果个体间距离小于  $R$  就认为它们是相邻个体. 下面介绍如何采用一种简单方式自适应生成小生境半径.

### 3.1 小生境半径

本文在 Pareto 边界上生成一个最小生成树的方式来自适应生成小生境半径. 接下来将说明最小生成树平均边长作为小生境半径如何维持分布性. 令  $PF$  为一个固定范围, 下面为说明所需变量:

$x = \{x_i | i \in [1, N]\}$ ,  $x_i$  为个体  $i$  在  $PF$  上位置.  $N$  为种群大小.

$y = \{y_i | i \in [1, N]\}$ ,  $y_i = f_{sh, x_i}$ .  $y_i$  为  $x_i$  的个体适应度.

$z = \{z_j | j \in [1, k]\}$ .  $z_j$  为最小生成树的一条边,  $k$  为最小生成树边的条数.

$\delta_{share} = \sum_1^k z_j / k$ ,  $\delta_{share}$  为小生境半径.

$f_{sh, x_i} = 1 / \sum_{d(x_i, x_j) < \delta_{share}} (1 - d(x_i, x_j) / \delta_{share})$

$d(x_i, x_j)$  为个体  $x_i, x_j$  间欧氏距离.

(1) 根据  $x$  求出  $z$ , 再由  $z$  求出  $\delta_{share}$ .

(2) 在  $PF$  上生成新个体  $x'$ , 将  $xx'$  组成混合种群, 种群大小为原来 2 倍. 求出适应度  $y'$ .

(3) 淘汰一半适应度  $y'$  小的个体, 剩余的组成新种群  $x''$ , 新种群适应度为  $y''$ .

假设算法能够搜索到整个种群, 新生成个体中至少有一个  $x'_i$  优于  $x_i$ . 即至少有一个新个体  $x'_i$  的  $y'_i$  比  $x_i$  的  $y_i$  大.

由这个假设及淘汰机制可使得  $y \leq y''$ .

### 3.2 计算个体适应度

式(3),(4)只能识别小生境范围内个体, 无法区分两个体相距较远与处于小生境边缘这两种状态.

为了识别处于小生境边缘个体, 本文设计了两种小生境: 搜索小生境  $\delta_{share}$ , 用于寻找个体的相邻节点, 半径大小为  $K * w$ ; 共享小生境  $\delta_{share}$ , 用于计算相邻个体间共享适应度, 半径大小为  $w$ . 它们必须满足:  $\delta_{share} > \delta_{share}$ .

对于任意  $d(i, j) < \delta_{share}$  的个体计算它们的共享适应度:

$$Sh(i, j) = (d(i, j) / \delta_{share})^2 \quad (5)$$

个体  $i$  在种群中的适应度为:

$$f_{sh, i} = \prod_{i \in pop} Sh(i, j) \quad (6)$$

式(6)把式(4)中的加法改为乘法, 这样能够识别三种情况:

(1) 当  $d(i, j) < \delta_{share}$  时个体处于共享小生境内, 共享适应度为一个小数, 通过共享适应度与个体适应度相乘能够降低个体适应度.

(2) 当  $\delta_{share} < d(i, j) < \delta_{share}$  时, 个体为处于共享小生境边缘个体, 共享适应度为一个大于 1 的实数, 通过(6)的计算能够略微增加个体的适应度.

(3) 个体远离其他个体. 令所有个体适应度初始值为 1, 如果没有个体与之相邻, 其适应度保持不变. 表 1 为不同适应度表示个体间状态关系.

表 1 个体间三种状态及适应度

状态	小生境内	小生境边缘	相距较远
距离	$d < \delta_{share}$	$\delta_{share} < d < \delta_{share}$	$d > \delta_{share}$
适应度	小于 1	大于 1	等于 1

注:  $K$  为一个大于 1 的实数, 关于  $K$  的设定将在第 4 章讨论

### 3.3 自适应小生境分布性保持策略 (AN)

算法 AN 步骤如下:

**步骤 1** 对 Pareto 边界内的种群  $A$  生成一棵最小生成树, 计算出最小生成树的平均边长  $w$ . 令  $w$  为小生境半径.

**步骤 2** 生成一个新种群  $B$ , 与  $A$  组成混合种群  $C$ .

**步骤 3** 对混合种群  $C$  内所有个体, 根据  $w$  寻找相邻个体, 根据(5),(6)计算个体适应度.

**步骤 4** 找出混合种群  $C$  中适应度最小的个体  $i$ , 删除之并根据  $f(j) = f(j) / (\frac{d(i, j)}{\delta_{share}})^2$  更新与之相邻个

体  $j$  适应度.

**步骤 5** 如果混合种群  $C$  个体数量满足要求则停止修剪, 否则转步骤 4.

AN 采用的是动态修剪策略, 每删除一个适应度最小的个体, 都更新与之相邻个体的适应度. 通过对个体适应度赋值, 避免了对种群进行重复搜索.

### 4 算法性能分析

本文从小生境半径及改进小生境计算方法, 算法自适应性能以及算法时间复杂性三个方面对 AN 进行性能分析.

本文将多目标进化算法 GDE3<sup>[8]</sup> 的基于聚集距离分布保持策略改成 AN, 简称为 AN + GDE3.

#### 4.1 小生境半径及个体适应度计算方法

在 DTLZ1 测试函数上做了两组对比试验, 验证小生境半径以及改进个体适应度计算方法的效果.

种群大小 100, 差分<sup>[9]</sup>进化步长 0.5, 交叉概率 0.5, 进化 100 代. 每次试验都取相同的随机数. 取最小生成树平均边长作为小生境半径  $R$ , 经过对不同函数测试, 令  $K = 1.2$ .  $A$  组为改进小生境技术,  $B$  组为传统小生境技术. 表 2 为两组对比实验参数. 其中  $R$  为父代种群生成的最小生成树平均边长. 图 1 为两组种群最终适应度分布图, 图 2 为对应个体分布情况.

表 2 不同小生境对比

对比组	$\delta_{share}$	$\delta_{share}$	适应度公式
A	$R$	$K * R$	(5), (6)
B		$R$	(3), (4)

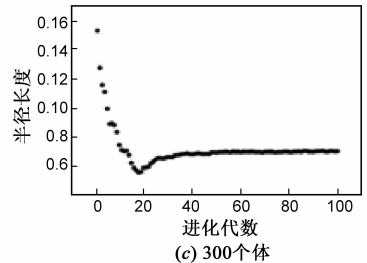
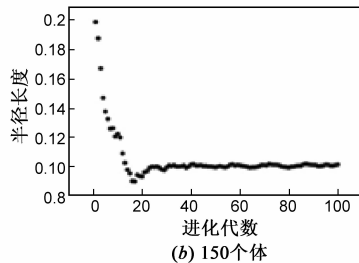
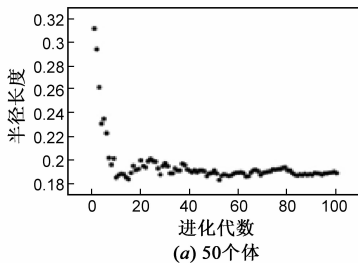


图 3 种群进化与小生境半径调整

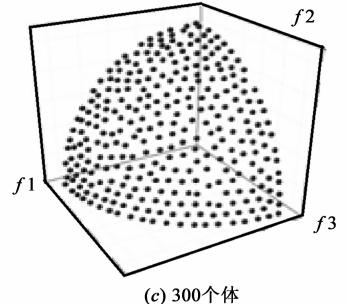
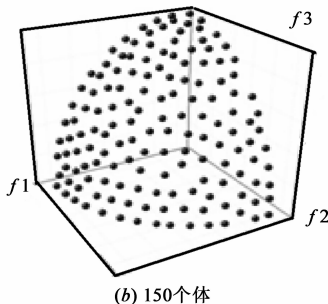
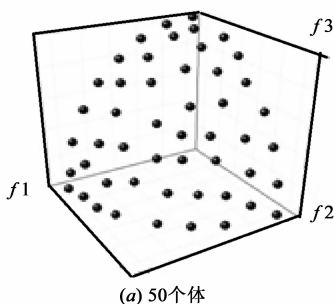


图 4 最终种群分布

图 1 中改进小生境技术在保持种群良好分布性同时, 比传统小生境技术能够将种群划分为一种全序关系.

图 2 可以看出两种计算方法得到的最终种群均能均匀分布, 说明最小生成树平均边长适合作为理想小生境半径.

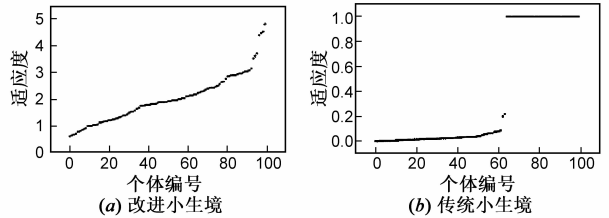


图 1 最终种群适应度分布

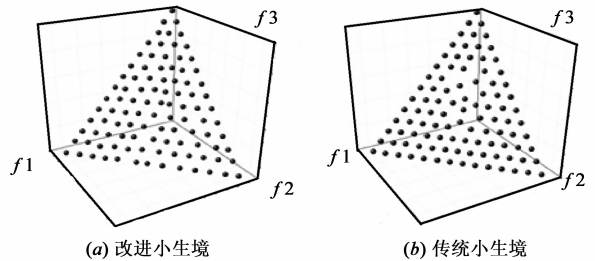


图 2 最终种群分布

#### 4.2 自适应性

在 DTLZ2 上测试不同数目种群在 Pareto 面上自适应性能, 设定种群大小为 50, 150, 300. 图 3 为小生境半径随种群进化调整情况. 图 4 为三个不同大小种群所对应的 Pareto 面. 由图 3 可以看出, 小生境半径随着种群向  $PF$  收敛而逐渐减小. 图 4 显示了 3 个种群最终分布情况, 从图中可以看出 AN 对不同种群个体都能够维持良好的分布性.

### 4.3 时间复杂度

步骤 1 中计算种群个体间欧氏距离,时间复杂度为  $O(MN^2)$ ,  $N$  为种群大小,  $M$  为计算欧氏距离所花费时间. 步骤 2 生成一棵最小生成树,时间复杂度为  $O(N^2)$ . 步骤 3 计算个体适应度,时间复杂度为  $O(N)$ . 步骤 4 至 5 每删除一个适应度最小的个体并更新相邻个体信息,时间复杂度为常数  $C$ ,寻找下一个适应度最小的个体时间复杂度为  $O(N)$ . 综上所述,算法总的时间复杂度为  $O(MN^2)$ .

## 5 实验设计与分析

本文与 NSGA-II, SPEA2 进行对比实验. 实验参数:

差分的交叉概率  $CR = 0.5$ , 进化步长  $F = 0.5$ . 模拟二进制交叉概率 0.9, 变异概率  $1.0/N$ ,  $N$  为变量个数.

$SP^{[10]}$ ,  $UA^{[11]}$ ,  $HV^{[12]}$  为评价指标.  $SP$ ,  $UA$  评价分布性.  $HV$  评价解的收敛分布的综合性能.  $SP$  的值越小越好,  $UA$ ,  $HV$  的值越大越好. 测试的时间是程序 50 次独立运行的平均时间.

测试函数: 二维 ZDT1, 2, 3. 种群规模为 50, 评价次数为 12500 次, 独立运行 50 次, 对比试验结果如表 3 所示.; 三维 DTLZ1, 2, 3. 种群规模为 100, 评价次数为 50000 次. 独立运行 50 次, 实验结果如表 4 所示. 最终种群如图 5 至 7 所示.

表 3 二维测试问题实验结果

MOEA	SP		UA		HV		Time(s)
	Avg	SD	Avg	SD	Avg	SD	
ZDT1							
AN + GDE3	<b>0.00642</b>	9.70896E-4	<b>1.20561</b>	0.02983	3.41028	5.21964E-4	0.51888
SPEA2	0.00727	9.78442E-4	1.20396	0.0258	<b>3.41039</b>	6.86E-5	0.98466
NSGA-II	0.01556	0.00228	0.82341	0.07966	3.40609	6.95532E-4	<b>0.2158</b>
ZDT2							
AN + GDE3	<b>0.00623</b>	8.66111E-4	<b>1.20631</b>	0.02758	<b>3.23294</b>	1.53715E-4	0.51888
SPEA2	0.00692	7.96746E-4	1.1975	0.02909	3.09287	0.30206	1.36592
NSGA-II	0.01761	0.00242	0.80349	0.0731	3.22204	0.02489	<b>0.2194</b>
ZDT3							
AN + GDE3	<b>0.00997</b>	0.00129	<b>2.42841</b>	5.18585E-4	<b>4.31364</b>	6.49606E-4	1.0015
SPEA2	0.01133	0.00187	2.38554	0.11805	4.24916	0.12104	1.41982
NSGA-II	0.02496	0.00355	2.4034	0.09104	4.27729	0.09555	<b>0.2167</b>

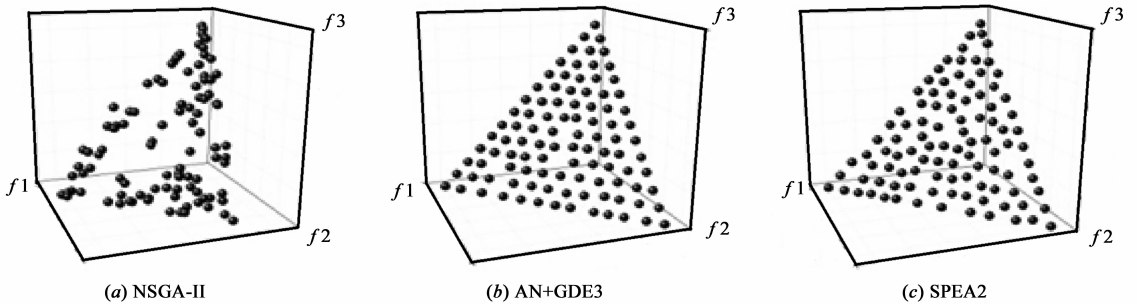


图 5 DTLZ1测试问题

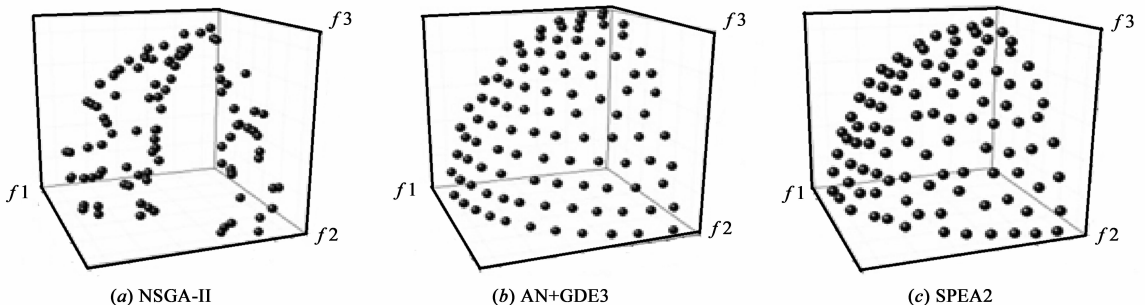


图 6 DTLZ2测试问题

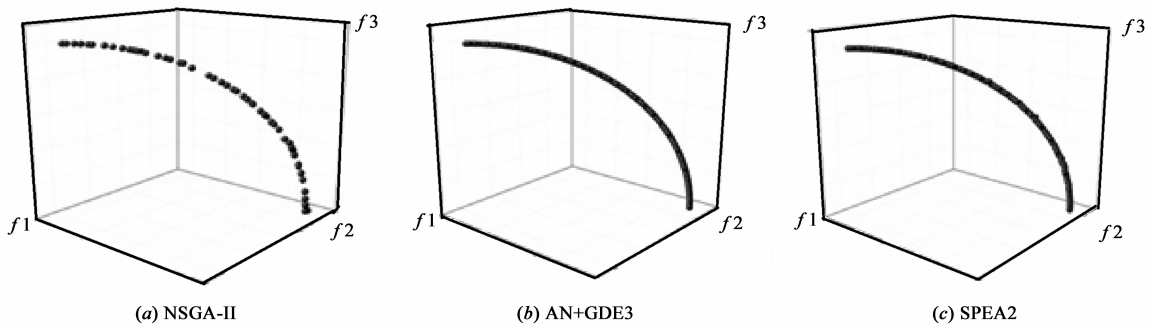


图7 DTLZ5测试问题

表4 三维测试问题实验结果

MOEA	SP		UA		HV		Time(s)
	Avg	SD	Avg	SD	Avg	SD	
DTLZ1							
AN + GDE3	<b>0.00715</b>	0.00151	<b>1.28917</b>	0.0214	<b>1.38732</b>	3.06646E-4	0.51888
SPEA2	0.00787	0.00101	1.24693	0.00345	1.38662	2.83118E-4	0.98466
NSGA-II	0.4316	2.8813	5.58605	31.57599	1.3533	0.01166	<b>0.2158</b>
DTLZ2							
AN + GDE3	0.02207	<b>0.00199</b>	<b>1.25021</b>	<b>0.01327</b>	<b>7.86692</b>	0.0087	0.51888
SPEA2	<b>0.02045</b>	0.00247	1.2418	0.01836	7.83956	0.01282	1.36592
NSGA-II	0.05714	0.00393	0.70012	0.05745	7.62239	0.06397	<b>0.2194</b>
DTLZ5							
AN + GDE3	<b>0.0034</b>	3.26442E-4	<b>1.21355</b>	0.02182	<b>6.01256</b>	9.24481E-4	6.93253
SPEA2	0.00381	4.68411E-4	1.20503	0.01969	6.01117	6.69722E-4	16.93424
NSGA-II	0.02055	0.00306	0.75467	0.08376	5.99102	0.0024	<b>0.93966</b>

## 6 总结

AN 速度介于 NSGA-II 与 SPEA2 之间, 分布性优于二者. AN 自适应调节小生境半径, 提供了一种寻找相邻个体方法. 针对多目标改进的个体适应度计算方法为评价种群分布性提供了一种新的方法.

### 参考文献

- [1] Li H, Zhang Q. Multiobjective optimization problems with complicated Pareto sets, MOEA/D and NSGA-II [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2009, 13(2): 284 - 302.
- [2] 雷德明, 严新平, 吴智铭, 等. 多目标混沌进化算法[J]. 电子学报, 2006, 34(6): 1142 - 1145.  
LEI De-ming, YAN Xin-ping, WU Zhi-ming, et al. Multi-objective chaotic evolutionary algorithm [J]. Acta Electronica Sinica 2006, 34(6): 1142 - 1145. (in Chinese)
- [3] 李朝伟, 周希元, 陈卫东, 等. 单脉冲雷达主波束内多目标的检测方法[J]. 电子学报, 2006, 34(6): 1026 - 1030.  
LI Chao-wei, ZHOU Xi-yuan, CHEN Wei-dong, ZHOU Yi-yu, et al. A method of detecting multiple targets in a monopulse radar's mainbeam [J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(6): 1026 - 1030. (in Chinese)
- [4] 李朝伟, 王宏强, 黎湘, 等. 一种改进的自适应多目标 SHT 检测方法[J]. 电子学报, 2005, 33(9): 1629 - 1633.  
LI Chao-wei, WANG Hong-qiang, LI Xiang, ZHUANG Zhao-wen, et al. An improved adaptive SHT procedure for multiple radar targets detection [J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(9): 1629 - 1633. (in Chinese)
- [5] Deb K, Gupta S, Daum D, Branke J, Mall A, Padmanabhan D. Reliability-based optimization using evolutionary algorithms [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2009, 13(5): 1054 - 1074.
- [6] 李密青, 郑金华, 李珂, 等. 一种非均匀分布问题分布性维护方法[J]. 电子学报, 2011, 39(4): 946 - 952.  
LI Mi-qing, ZHENG Jin-hua, LI Ke, et al. A diversity maintenance method for non-uniform distribution problem [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(4): 946 - 952. (in Chinese)
- [7] Horn J, Nafpliotis N, Goldberg D. A niched pareto genetic algorithm for multiobjective optimization [A]. Evolutionary Computation. IEEE World Congress on Computational Intelligence, Proceedings of the First IEEE Conference on [C]. Orlando Florida: IEEE XPLORE, 1994. 82 - 8.
- [8] Kukkonen, S. & Lampinen, J. GDE3: The third evolution step of generalized differential evolution [A]. The 2005 IEEE Congress on Evolutionary Computation [C]. Edinburgh: IEEE XPLORE, 2005. 1, 443 - 450.
- [9] Storn R, Price K. Differential evolution-a simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces

- [J]. Journal of Global Optimization, 1997, 11(4): 341 – 359.
- [10] Schott J. Fault Tolerant Design Using Single and Multicriteria Genetic Algorithm Optimization [M]. DTIC Document. Massachusetts Institute of Technology: Dept. of Aeronautics and Astronautics; Massachusetts Institute of Technology, 1995. 136 – 138.
- [11] Li M, Zheng J, Xiao G. Uniformity assessment for evolutionary multi-objective optimization [A]. 2008. IEEE World Congress on Computational Intelligence[C]. Washington, DC: IEEE XPLORE, 2008. 625 – 632.
- [12] Fleischer, M. The measure of Pareto optima applications to multi-objective metaheuristics[A]. Second International Conference, Evolutionary Multi-Criterion Optimization[C]. Faro, Portugal: Springer Berlin Heidelberg, 2003. 519 – 533.

### 作者简介



**郑金华** 男, 1963 年生于湖南邵阳, 现为湘潭大学信息工程学院教授, 博士生导师, 高级会员 主要研究方向为进化计算、智能科学.

E-mail: jhzheng@xtu.edu.cn



**刘 磊(通讯作者)** 男, 1988 年生于湖南省冷水江市, 就读于湘潭大学信息工程学院, 硕士研究生, 主要研究方向为进化计算、智能科学.

E-mail: leiliu1988@gmail.com