

# 基于 Pareto 的多目标克隆进化算法

贺群 程格 安军辉 戴光明 彭雷

(中国地质大学计算机学院 武汉 430074)

**摘要** 为了克服部分多目标进化算法中容易出现退化与早熟,造成收敛速度过慢的不足,结合精英保留策略、基于近邻规则的环境选择以及免疫克隆算法中的比例克隆等思想,提出一种基于 Pareto 的多目标克隆进化算法 NPCA (Non-dominated Pareto Clonal Algorithm)。通过部分多目标优化测试函数 ZDT 和 DTLZ 对算法进行了性能测试,验证了该算法能获得分布更加均匀的 Pareto 前沿,解的收敛性明显优于典型的多目标进化算法。

**关键词** 多目标优化问题,多目标进化算法,多目标优化免疫算法,NPCA 算法

**中图分类号** TP399 **文献标识码** A

## Pareto-based Multi-object Clonal Evolutionary Algorithm

HE Qun CHENG Ge AN Jun-hui DAI Guang-ming PENG Lei

(School of Computer Science and Technology, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China)

**Abstract** To overcome the shortcomings of partial multiobjective evolutionary algorithms, we combine some outstanding thoughts in SPEA2 and immune multi-objective optimization algorithm then innovate out a Pareto-based multi-object clonal evolutionary algorithm NPCA(non-dominated Pareto clonal algorithm). And testing the algorithm with the famous multi-objective optimization problems ZDT and DTLZ, the results show that the new algorithm NPCA obviously takes advantages over the typical multi-objective evolutionary algorithms.

**Keywords** MOP(Multi-objective optimization problems), MOEA(Multi-objective evolutionary algorithms), Multi-objective optimization immune algorithms, NPCA(Non-dominated Pareto clonal algorithm)

## 1 引言

随着计算机理论研究的不断深入与发展,最优化设计的问题已在各个重要领域得到广泛应用。一般来说,科学研究与工程实践中的许多优化问题都可以转换成多目标优化问题,需要同时满足几个不同的目标,而这些目标之间往往是冲突的,不能单凭一方结果的优劣来权衡整体。例如在设计星座机动模型时,既要考虑使星座对特定地点的覆盖率高,又要在优化模型时考虑使其机动时间短,同时还要考虑星座机动中的能量损耗、最大覆盖间隙小等性能,这些设计目标的改善可能相互抵触,因此必须在这些设计目标之间取一折衷的结果。如今,多目标优化领域的热点算法包括多目标进化算法(MOEA)、多目标优化免疫算法等,典型的多目标进化算法有 NSGA-II<sup>[1]</sup>、SPEA2<sup>[2]</sup>、PAES<sup>[3]</sup>等;多目标优化免疫算法中包括免疫克隆算法(NICA<sup>[4]</sup>)、非支配近邻免疫算法(NNIA<sup>[5]</sup>)等。这些算法虽然处理一些领域中的问题是比较有效的,但是仍然存在某些局限性和不足,如 NSGA-II 因其聚集过程中的缺陷,对求解高维问题解集的多样性效果并不十分理想。SPEA2 使用聚类过程来保持多样性消耗时间很大,运行效率难以提高。而免疫算法的运行速度和收敛速度

都比较慢。为了提高算法的收敛性和多样性,提高算法的运行效率,本文结合精英保留策略、基于近邻规则的环境选择以及免疫克隆算法中的比例克隆等思想,提出一种改进的多目标智能优化算法 NPCA。该算法在非劣排序过程中,每一次进化只需要选择出种群中的非支配解,不用对种群中所有的个体都进行 Pareto 等级排序,因而该算法的最坏时间复杂度是  $O(mn^2)$ ,时间效率上有了较大的提高。对其进行测试,并与其它部分典型的多目标进化算法进行比较,验证了该算法的有效性。

## 2 多目标优化问题(MOP)

多目标优化是最近 30 年来迅速发展起来的一门新兴学科,属于应用型基础课题,有着重要而广泛的应用价值。将传统优化算法应用于多目标问题上曾经很流行,但是它们存在明显的局限性。最近的 20 年来,新型多目标算法如雨后春笋层出不穷,多目标进化算法与多目标优化免疫算法是其中表现比较突出的算法。当前,多目标智能优化算法<sup>[10]</sup>作为优化工具越来越多地应用于实际问题中,显现了其强大的生命力。

多目标优化问题又称为多标准优化问题。一般来讲,一个 MOP 包含  $N$  个决策变量,  $K$  个目标函数,  $L$  个约束条件。

本文受国家高技术研究发展计划(863)项目(2008AA12A201),国家自然科学基金项目(60873107),大学生创新性实验项目(09104 9126)资助。

贺群(1987—),男,主要研究方向为多目标优化进化算法、多目标约束优化进化算法,E-mail:hequn0815@163.com;程格(1990—),女,主要研究方向为多目标优化进化算法、卫星测摆及卫星机动调度;安军辉(1990—),男,主要研究方向为多目标优化进化算法、图像去噪。

目标函数和约束条件是决策变量的函数。优化目标为(求极大值可以转化为求极小值,因此仅以求极小值为例):

$$\begin{cases} \text{minimize } y=f(x)=(f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)) \\ \text{subject to } e(x)=(e_1(x), e_2(x), \dots, e_L(x)) \leq 0 \\ \text{where } x=(x_1, x_2, \dots, x_N) \in \Omega \\ \Omega=\{(x_1, x_2, \dots, x_N) | l_i \leq x_i \leq u_i\} \\ l=(l_1, l_2, \dots, l_N), u=(u_1, u_2, \dots, u_N) \\ y=(y_1, y_2, \dots, y_K) \in Y \end{cases}$$

式中,  $x$  为决策向量,  $y$  为目标向量,  $\Omega$  表示决策空间,  $l$  和  $u$  分别表示决策向量的下界和上界,  $Y$  为目标空间, 约束条件  $e(x) \leq 0$  确定决策向量的可行取值范围。

### 3 多目标进化算法(MOEA)

进化算法是模拟大自然生物进化的过程,它最初由遗传算法、进化策略、进化规划等组成,因其适用于求解高度复杂的非线性问题而得到了非常广泛的应用。作为一类启发式搜索算法,进化算法已被成功应用于多目标优化领域,发展成为一个相对较热的研究方向。多目标进化算法的基础是进化算法,它的处理对象就是多目标优化问题。和单目标进化算法不同的是,其尽量使解集逼近全局 Pareto 最优前端,尽可能地使解集均匀分布。MOEA 算法种类较多,其中典型算法有 NSGA-II、SPEA2、PAES 等<sup>[6,7]</sup>。

### 4 多目标优化免疫算法(Multi-objective Optimization Immune Algorithms)

在生物免疫系统中,当外部细菌或病毒侵入机体后,能够识别抗原的免疫细胞根据识别的程度通过无性繁殖(克隆)达到增生的目的:与抗原具有越高的亲和力,该细胞就能产生更多的后代。增生后的免疫细胞中有些成为有效细胞,另外一些成为记忆细胞。有效细胞分泌大量抗体,能与抗原结合,杀死病原体;记忆细胞在生物体内继续生存,直到再次遇到病原,然后分化。在细胞分裂过程中,个体细胞还经历了一个变异的过程,其结果使它们与抗原具有更高的亲和力:父代细胞与抗原具有越高的亲和力,则它们将经历越小的变异。免疫算法中,优化问题的目标函数对应于入侵抗原,免疫系统产生的抗体则代表了优化问题的解,这与进化算法中的个体在种群中的适应度,以及种群的进化方向有异曲同工之妙。

近年来对多目标优化免疫算法的研究越来越多,其成果不光涉及到优化学习,还涉及到控制、数据处理等许多领域,成为了进化计算后人工智能的又一个研究热点。就目前而言,它相对于进化算法体现出了更多优异的特性,可以使收敛性和多样性达到比较良好的平衡,因此它可以比较有效地克服如过早收敛、欺骗问题等常见多目标优化中难以解决的问题<sup>[8]</sup>。可见多目标优化免疫算法的成长空间是巨大的,学者们不能只是拘泥于多目标进化算法的研究,只有掌握多种思想,才能有所创新与突破。

## 5 NPCA 算法(Non-dominated Pareto Clonal Algorithm)

NPCA 算法为一种基于克隆策略的多目标进化算法,其主要突破思想是在 MOEA 中引入基于个体间距离的克隆策略。SPEA2 即强度 Pareto 算法是一种 MOEA 算法,其显著特点是引入了基于近邻规则的环境选择,简化了 SPEA 中基于聚类的外部种群更新方法,使得结果中的解的分布具有很好的均匀性;并且在选择下一代种群进行交叉变异时,没有采用完全否认的方法舍弃支配解集,而是同时考虑了种群中每个个体的信息,这样有利于种群多样性的保留,也可以有效防止其陷入欺骗性问题。NNIA(Non-dominated Neighbor Immune Algorithm)算法是多目标优化免疫算法中的一种,其中基于抗体间距离的克隆思想最为独特,这种算法模拟了免疫响应中多样性抗体共生、少数抗体激活的现象,并以个体间距作为衡量克隆规模的标准,对部分激活抗体进行克隆。在已有的文献分析中,许多学者实验测试了 NNIA 的性能,发现 NNIA 算法在高维多目标优化问题上体现了其较大的优越性。基于两种算法思想中的优点并且经过深入的理论分析后,创新地提出 NPCA 算法。

### 5.1 算法流程

NPCA 算法具体流程:

①随机产生初始化种群  $P_0$ , 支配解集  $R_0$ (初始化为空), 非支配解集  $Q_0$ (初始化为空)。初始化  $t=0$ , 设置  $PC$ (交叉参数)、 $PM$ (变异参数), 规定  $Q$  种群规模不能超过  $N$ ,  $R$  种群不能超过  $M$ , 参与进化的支配个体数为  $D$ 。

②对  $P_t$  进行个体评价。根据支配关系, 将  $P_t$  中个体分为非支配解集  $Q_t$ 、支配解集  $R_t$ 。将  $P_t$  种群置空。

③若  $Q_t$  与  $R_t$  规模在各自规定范围内, 则不进行修剪操作, 否则通过修剪策略将  $Q_t$  种群按拥挤度排序后取前  $N$  个个体。对  $R_t$  种群采用相同的修剪方式, 保留  $M$  个个体,  $R_t$  修剪后的效果相当于 NSGA-II 中 rank 排序以后等级靠前的个体, 这样既有利于保留种群信息又可以使算法更加迅速地找到搜索方向, 而不是随机地选取支配个体。计算非支配解集  $Q_t$  中个体的拥挤度, 计算公式为:

$$d_i = \| fitness_{i+1} - fitness_{i-1} \| / \| fitness_{i_{\max}-1} - fitness_0 \|$$

式中,  $fitness_i$  为第  $i$  个个体的适应度值。根据拥挤度克隆  $Q_t$  中的个体并放入  $P_t$  中。拥挤度大的个体, 则克隆数目相对较多, 克隆规则:

$$q_i = \left[ n_w \times \frac{crowdistance_{i,Q}}{\sum_{j=1}^{|Q_t|} crowdistance_{j,Q}} \right]$$

式中,  $q_i$  表示克隆个数,  $n_w$  为期望种群大小,  $crowdistance_{i,Q}$  表示  $Q_t$  种群中第  $i$  个个体的拥挤距离。

④将  $R_t$  中部分个体加入  $P_t$  中(选取前  $D$  个支配个体), 此时  $P_t$  种群规模小于或等于  $|N+D|$ 。对  $P_t$  中个体进行交叉、变异。

⑤采用精英保留策略,将  $Q$  中个体放入  $P_t$  中,这样可以使当前进化种群中的个体与未进行进化操作前的非支配解集进行比较,从而有利于精英的保留。产生新的下一代种群  $P_{t+1}$ 。如果满足结束条件,则结束;否则,转步骤②。

算法流程图如图 1 所示。

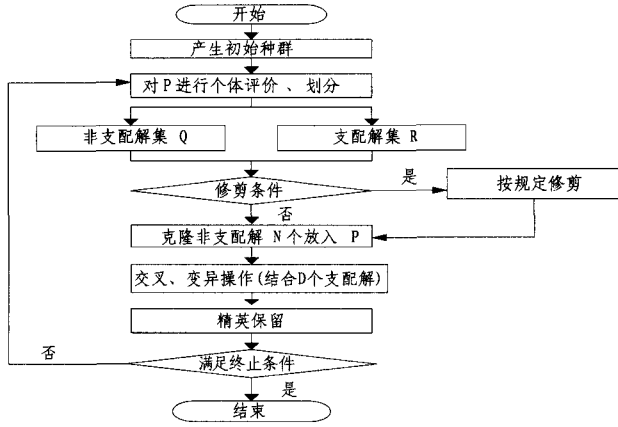


图 1 NPCA 算法流程

## 5.2 NPCA 算法的特点

①采用了比例克隆策略,选择拥挤距离大的非支配解进行克隆。模仿生物界中的水螅的繁衍方式,既可以自我复制,也可以有性生殖。

②在每一代的进化中,均有少部分支配解参加进化,而不像 SPEA2 只是当外部解集小于规定大小时才涉及支配解信息。因此相当于 NPCA 算法中的支配解集  $R$  也在进化,这样有利于前端解的搜索和种群的多样性的保持。

③精英保留策略。NPCA 的精英保留策略不同于 NNIA, NPCA 中当前种群进化后,再将未进化前保留的非支配解集加入评价,搜索新的非支配解。

## 5.3 对新算法进行实验、测试

多目标优化测试问题的构造与分析是多目标优化领域的另一个研究热点。由于多目标进化算法很难从理论上分析出其性能参数,研究者只能通过仿真实验来验证算法的性能,因此,有效的多目标优化测试问题对该领域非常重要。为此, Zitzler, Deb 等人陆续构造了著名的 ZDT<sup>[9]</sup> 问题和 DTLZ<sup>[10]</sup> 问题,并被学者广泛采用。目前广泛应用于测试的 ZDT 问题由 5 个具有不同性质的两目标优化问题组成,其 Pareto 前沿面已知,它是目前采用得最多的测试问题之一。DTLZ 问题能够扩展到任意多个目标,从而能够很好地扩展为高维多目标优化问题,也是目前采用得最多的测试问题之一。

评价多目标优化算法性能优劣的两个重要的指标是收敛性和多样性。

定义 1 收敛性 (Convergence  $\gamma$ ), 计算公式为:

$$\gamma = \sum_{i=0}^H \min d(f, f_{i, front}) / n$$

式中,  $n$  为得到的解个数,  $f$  为算法得到的目标向量,  $f_{i, front}$  为标准解前沿。收敛性值越接近于 0 则解集越接近标准 Pareto 前沿,这是首要衡量指标。

定义 2 多样性 (Diversity  $\Delta$ ), 计算公式为:

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

式中, 距离平均值  $\bar{d}$ ,  $d_f, d_l$  为非劣解集的两个边界到 Pareto 前沿两个边界的欧式距离, 即极端解与所得到的非劣解中的边界解 (Boundary solutions) 之间的欧式距离。多样性值越接近于 0 则解集分布越均匀, 这是次要衡量指标。

试验中采用实数编码方式,  $pc$  表示交叉参数,  $pm$  表示变异参数, 参加进化的种群大小为 100, 进化代数数为 100 代。

图 2 是 NPCA 对标准测试函数的测试结果图示, 结果由 MATLAB 7.0 显示, 绿色为标准解, 蓝色为 NPCA 所求得解。

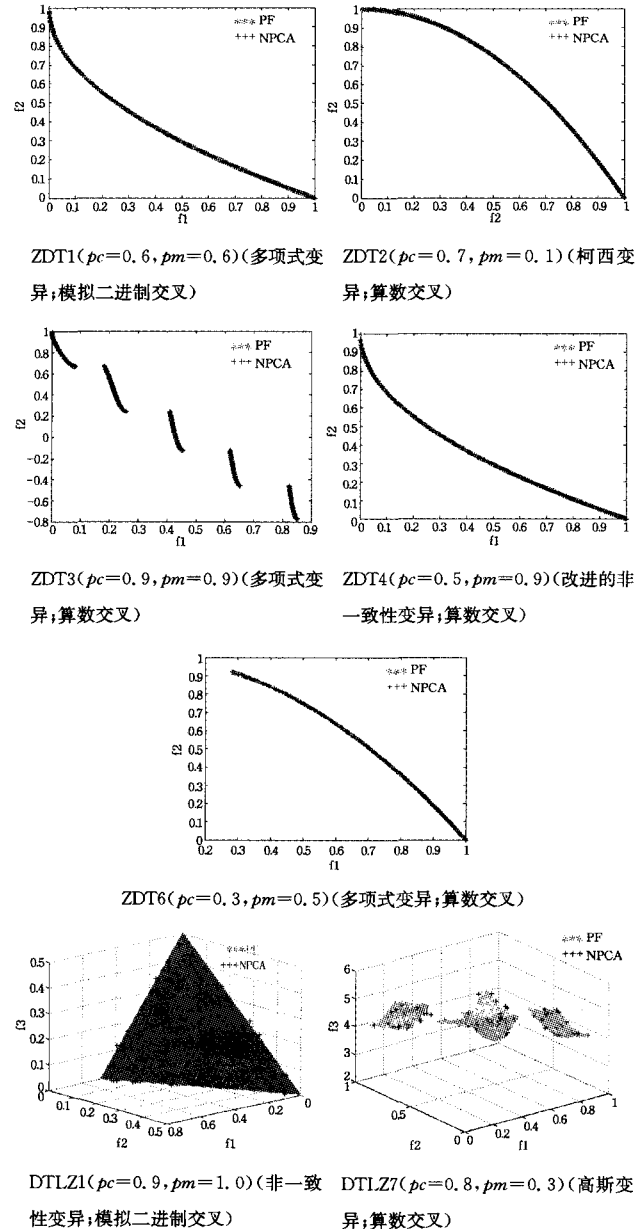


图 2 NPCA 解分布实验中

通过性能度量值表 1 及最终优化后的 Pareto 最优解组成图 2, 可看出在 7 个测试问题上 NPCA 算法在解的收敛性方面有较大改观, 也即 NPCA 所求得的解集十分接近标准

Pareto 前沿,在多样性及收敛性之间达到了一个较好的平衡;并且在实验过程中,程序运行的时间效率更高。但在 ZDT6 和 DTLZ7 两个函数上,NPCA 所算得的解集并不是最好的,这还有待继续改进。

表 1 性能度量表

Problem	Algorithm	Convergence $\gamma$	Diversity $\Delta$
ZDT1	NSGA-II	0.015041±0.001839	0.343973±0.020623
	SPEA2	0.017186±0.002197	0.509959±0.041645
	OMEA	0.001220±0.000144	0.352306±0.027260
	PAES	0.082085±0.008697	1.229794±0.004939
	NPCA*	0.000236±4.881e-10	0.402266±0.000552
ZDT2	NSGA-II	0.025423±0.003173	0.535020±0.081451
	SPEA2	0.025729±0.003497	0.577083±0.040160
	OMEA	0.000814±0.000077	0.353621±0.023971
	PAES	0.126276±0.036877	1.165942±0.007682
	NPCA*	0.0004428±4.097e-8	0.511157±0.002101
ZDT3	NSGA-II	0.007611±0.001326	0.573392±0.020841
	SPEA2	0.008087±0.000976	0.692948±0.030320
	OMEA	0.001259±0.000079	0.573392±0.020841
	PAES	0.023872±0.000010	0.789920±0.001653
	NPCA*	0.000231±3.077e-10	0.580019±0.000422
ZDT4	NSGA-II	0.424685±0.192657	0.753246±0.093804
	SPEA2	0.706259±0.235586	0.907895±0.184215
	OMEA	0.000968±0.000103	0.376844±0.017715
	PAES	0.854816±0.527238	0.870458±0.101399
	NPCA*	0.000238±1.498e-9	0.548956±0.001426
ZDT6	NSGA-II	0.184527±0.030374	0.794046±0.115408
	SPEA2	0.177565±0.027220	0.825428±0.047770
	OMEA*	0.000891±0.000309	0.550322±0.041837
	PAES	0.085469±0.006664	1.153052±0.003916
	NPCA	0.001752±1.294e-7	0.463253±0.002104

Problem	Algorithm	Convergence $\gamma$
DTLZ1	NSGA-II	1.247735±0.928227
	SPEA2	2.113025±2.119036
	OMEA	0.004647±0.000367
	NPCA*	0.004039±1.804e-7
DTLZ7	NSGA-II	0.014696±0.003420
	SPEA2*	0.010391±0.001325
	OMEA	0.022080±0.003388
	NPCA	0.021443±2.422e-6

注:实验中,参加进化的种群大小为 100,进化代数 100 代,独立运行 10 次并统计结果。其中,\*表明收敛性最优的算法。

**结束语** 本文提出了一种改进的 NPCA 进化算法,该算法结合了精英保留策略、基于近邻规则的环境选择以及免疫克隆算法中的比例克隆等思想。在非劣排序过程中,不需要对种群中所有的个体都进行分级操作,只需选择出种群中的非支配解,算法的最坏时间复杂度是  $O(mn^2)$ ,时间效率上有了很大的提高。在采用了非支配克隆策略后,部分支配解参与下一代的交叉变异,从而利于保持种群多样性和避免陷于局部最优。通过标准函数测试以及与其它优秀算法测试结果的对比,表明了 NPCA 算法具有较好的鲁棒性,其优化结果具有较好的收敛性和多样性。下一步会集中研究该算法基于

多种群进化方式下的性能以及其在卫星星座优化中的应用。

## 参考文献

- [1] Deb K, Agrawal S, Pratab A, et al. A Fast Elitist Non-dominated Sorting Genetic Algorithm for Multi-objective Optimization[C]// NSGA-II, KanGAL report 200001, Indian Institute of Technology. Kanpur, India, 2000
- [2] Zitzler E, Laumanns M, Thiele L. SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm[R]. Computer Engineering and Networks Laboratory(TIK), Swiss Federal Institute of Technology(ETH) Zurich, Gloriastrasse 35, CH-8092 Zurich, Switzerland, May 2001
- [3] Knowles J D, Corne D W. Approximating the non-dominated front using the Pareto archived evolution strategy[J]. Evolutionary Computation, 2000, 8(2): 149-172
- [4] 焦李成, 尚荣华, 马文萍, 等. 多目标优化免疫算法理论及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2010: 67-75
- [5] Gong M G, Jiao L C, Du H F, et al. Multiobjective immune algorithm with nondominated neighbor-based selection[J]. Evolutionary Computation, 2008, 16(2): 225-255
- [6] 郑蔚. 模型多目标演化算法-OMEA-在星座优化设计中的应用研究[D]. 武汉: 中国地质大学, 2007: 13-15
- [7] 郑金华. 多目标进化算法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2007
- [8] 公茂果, 焦李成, 杨咚咚, 等. 进化多目标算法研究[J]. 软件学报, 2009(02): 271-289
- [9] Zitzler E, Deb K, Thiele L. Comparison of multi-objective evolutionary algorithms: Empirical results[J]. Evolutionary Computation, 2000, 8(2): 173-195
- [10] Deb K, Thiele L, Laumanns M, et al. Scalable multi-objective optimization test problems[C]// Fogel D B, ed. Proc. of the IEEE Congress on Evolutionary Computation, CEC 2002. Piscataway: IEEE Service Center, 2002: 825-830
- [11] 雷德明, 严新平. 多目标智能优化算法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2009
- [12] 苏勇彦. 单目标、多目标优化进化算法及其应用[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2007
- [13] 郑向伟, 刘弘. 多目标进化算法研究进展[J]. 计算机科学, 2007(34): 187-192
- [14] 翟雨生, 程志红, 陈光柱, 等. 基于 Pareto 的多目标优化免疫算法[J]. 计算机工程与应用, 2006
- [15] 孟红云. 多目标进化算法及其应用研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2005