

文章编号: 1001-0920(2004)04-0465-03

## 一种改进的基于精英策略的 EDPGA 算法

张勇德, 黄莎白

(中国科学院 沈阳自动化研究所, 辽宁 沈阳 110015)

**摘要:** 针对 DPGA 算法存在的收敛性能不强以及种群的多样性保持差等缺点, 提出一种改进的 EDPGA 算法。采用精英策略、联赛选择以及交配限制等方法, 提高了 DPGA 算法的收敛性能和外部种群的多样性。实验结果表明, EDPGA 无论在收敛性还是在种群的多样性方面都有了明显的改进。

**关键词:** DPGA; EDPGA; 多目标进化算法; 精英策略

**中图分类号:** TP18 **文献标识码:** A

## An improved elitist distance-based pareto genetic algorithm

ZHANG Yong-de, HUANG Sha-bai

(Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110015, China Correspondent: ZHANG Yong-de, E-mail: c3i8@sia.ac.cn)

**Abstract:** Distance-based pareto genetic algorithm (DPGA) has many shortcomings, such as poor convergence and distribution of the non-dominated solution found. An improved DPGA algorithm, called elitist distance-based pareto genetic algorithm (EDPGA), is presented to overcome the shortcomings of the DPGA algorithm. This EDPGA adopts elitist strategy, tournament selection and restricted mating. The simulation results show that EDPGA greatly improves convergence and distribution compared with DPGA.

**Key words:** DPGA; EDPGA; multiobjective evolutionary algorithms; elitist strategy

### 1 引言

进化算法能够提供大的搜索空间, 一次运行可以求得多个 Pareto 最优解, 因此将进化算法应用于多目标优化问题已成为近十年来学术界研究的热点。在最近的十多年间, 出现了许多好的多目标进化算法, 例如: 基于排序选择的多目标遗传算法<sup>[1]</sup>, 小生境 Pareto 遗传算法<sup>[2]</sup>, 强度 Pareto 遗传算法<sup>[3]</sup>等。基于距离的 Pareto 遗传算法<sup>[4]</sup> (DPGA) 是由 Oszycza 和 Kundu 于 1995 年提出的, 其新颖之处在于, 算法在适应值分配过程中, 既保证了种群朝着 Pareto 最优前端逼近, 又能在一定程度上保持种群的多样性, 而不需采用小生境技术来维持。然而,

DPGA 算法也存在许多不足, 比如种群向 Pareto 最优前端的逼近效果不好, 种群的多样性保持不太理想, 算法的计算复杂性高等。

本文针对 DPGA 算法存在的不足, 对其进行了研究和改进, 提出一种改进的采用精英策略的 DPGA 算法——EDPGA。实验结果表明, 改进后的算法无论在收敛性还是在种群的多样性方面都有了明显的提高。

### 2 采用精英策略的 EDPGA

前面已经指出: 1) DPGA 算法由于没有采用精英策略, 种群  $P_t$  在进化过程中会丢失当前所发现的最优解, 使得收敛性能很差; 2) 缺少一定的多样性保

收稿日期: 2003-01-14; 修回日期: 2003-04-29

基金项目: 中国科学院国防科技创新基金资助项目 (A 010416)。

作者简介: 张勇德 (1977—), 男, 山西大同人, 博士生, 从事计算机仿真、智能优化方法等研究; 黄莎白 (1939—), 女, 上海人, 研究员, 博士生导师, 从事模式识别、智能决策等研究。

持策略,当种群进化到一定代数后,容易收敛到单个解;3)在初始适应值分配过程中,DPGA 算法所采用的比例选择策略对随机选取的适应值是敏感的;4)DPGA 算法在初始适应值分配上还存在着个体位置相关性问题

针对DPGA 算法存在的这些问题,本文将精英策略、联赛选择机制和交配限制等技术混合应用到算法中来改善算法的性能,并针对DPGA 算法在初始适应值分配上存在的个体位置相关性问题,提出一种新的初始适应值分配机制.通过实验验证了这些措施使得EDPGA 算法在收敛性和多样性保持上都取得了良好的效果

## 2.1 种群初始化

EDPGA 算法保持两个种群:标准种群  $P_t$  和外部种群  $E_t$ ,其中  $E_t$  用来保存算法当前所发现的所有非支配解.初始时,随机生成一个维数为  $N$  的种群  $P_0$  和一个空的外部集合  $E_0$ .

DPGA 算法将  $P_0$  中的第一个个体的适应值设定为一个正的随机值,并将此个体加入到  $E_0$  中.由于DPGA 算法在初始适应值分配上与个体在种群中的位置相关,第一个个体选入外部集合,其他个体的适应值与这个个体的距离相关.这样很可能对种群多样性的保持产生不利的影响,因此本文将种群  $P_0$  中所有的非支配解加入  $E_0$ ,且  $E_0$  中每个个体的适应值统一赋值为一个随机选取的正值,并作为集合的值.

## 2.2 适应值分配

1)对种群中  $P_t$  的每一个个体  $x$ ,计算其与  $E_t$  的最小距离

2)若  $x$  相对于  $E_t$  中的每个个体而言都是非支配的,则  $x$  的适应值为  $E_t$  的值加上这个最小距离,将  $x$  加入  $E_t$ ,并删除  $E_t$  中被  $x$  支配的个体

3)若  $x$  被  $E_t$  中任一个个体支配,则  $x$  的适应值为  $E_t$  的值减去这个最小距离

4)在  $P_t$  中个体的适应值计算结束后,将  $E_t$  中所有个体的适应值赋为其最大的适应值,并作为  $E_t$  的值

从算法中不难发现,离外部种群距离越远的非支配解,它的适应值越大.如果这个新解支配  $E_t$  中的个体,则它靠近 Pareto 最优解集,对它赋一个较大的适应值有助于算法逼近 Pareto 最优前端.同时,如果这个新解与当前  $E_t$  中的解位于同一个前端,而且与  $E_t$  的距离大,则对一个非支配解赋一个较大的适应值有助于多样性的保持.

## 2.3 选择操作

由于算法中外部集合  $E_t$  在初始化时,其中个体的适应值是一个随机选取的正数,而比例选择操作对这个正数是敏感的.如果这个数选得太大,则优劣个体进入交配池的几率相近,算法收敛性能差;如果太小,则差的个体不容易进入交配池,不利于种群多样性的保持.因此,选取一个合适的初始值是很困难的.为解决上述问题,本文采用联赛选择机制.

将外部集合  $E_t$  与当前种群  $P_t$  合并成一个新的集合  $R_t$ ,从  $R_t$  中随机选取两个个体,比较它们之间的适应值,适应值大的个体进入交配池,直到交配池不能再容纳新的个体为止.本文采用了精英机制,让目前所发现的所有非支配解都有机会参与遗传操作,提高了算法的收敛性.为提高种群的多样性,让种群  $P_t$  中最极端的个体不参与选择操作,而直接进入交配池,这样可避免非支配前端过于狭窄,使产生的非支配解的分布范围更广.

## 2.4 交叉操作

DPGA 算法对种群没有采用多样性保持机制,因此在进化到 50 代后,种群便收敛到少数的几个解,这显然不利于发现更多的非支配解.为解决这一问题,本文使用限制交配法.只有当两个个体的距离小于一个限定值  $\alpha_{mate}$  时,这两个个体才允许交配.个体之间的距离可以是个体空间、决策空间或目标空间上的距离,这里采用目标空间上的距离.

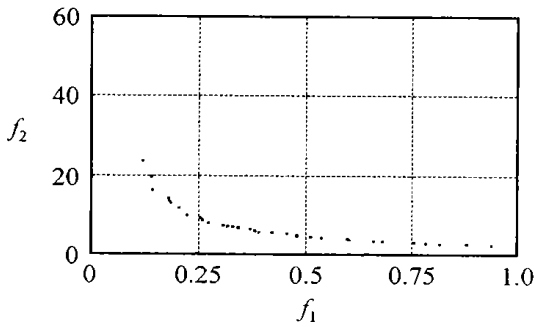
## 3 实验测试

实验中分别应用DPGA 算法和EDPGA 算法来求解测试函数  $F$  的 Pareto 最优解.测试函数  $F$  为

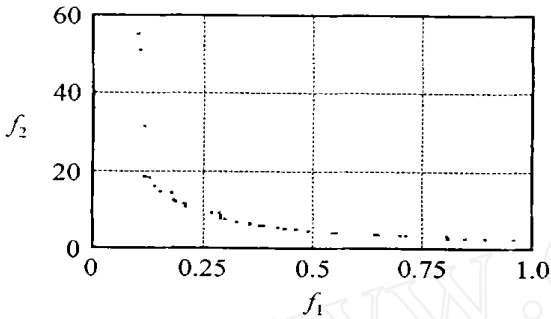
$$F: \begin{cases} \text{Min } f_1(x) = x_1; \\ \text{Min } f_2(x) = \frac{1+x_2}{x_1}; \\ \text{s.t. } 0.1 \leq x_1 \leq 1, 1 \leq x_2 \leq 5 \end{cases} \quad (1)$$

在DPGA 和EDPGA 算法中,本文选取种群规模为 40,决策变量采用二进制编码方式,变量  $x_1$  和  $x_2$  的编码长度均为 10 位.单点交叉概率  $p_c = 0.8$ ,变异概率  $p_m = 0.02$ ,限制交配的参数  $\alpha_{mate} = 6.0$ ,对外部集合  $E_t$  的规模不加以约束.

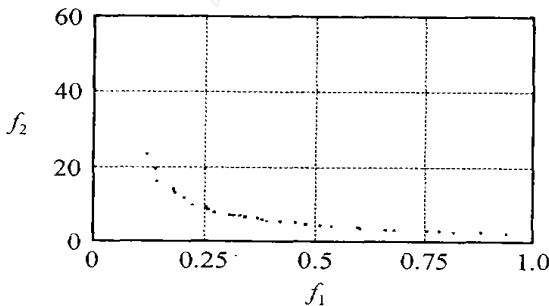
实验测试结果如图 1 所示.由图可以看出,当外部集合  $E_t$  进化到很高的代数后,DPGA 算法中的外部种群的个体数目并没有增加很多,对比进化到 50 代的情况,种群在收敛性和多样性上并没有明显的改善;而EDPGA 算法依然能够保持良好的分布,而且外部集合中的个体数目明显增多,收敛性能更好,曲线平滑,更加逼近 Pareto 最优前端.



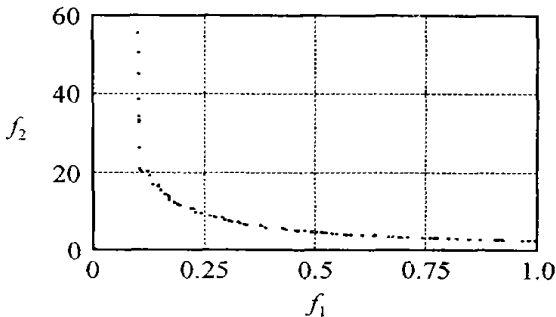
(a) DPGA 算法进化 50 代后得到的 Pateto 前端



(b) EDPGA 算法进化 50 代后得到的 Pateto 前端



(c) DPGA 算法进化 500 代后得到的 Pateto 前端



(d) EDPGA 算法进化 500 代后得到的 Pateto 前端

图 1 实验测试结果

表 1 所示数据是采用 DPGA 算法和本文提出的 EDPGA 算法分别运行 10 次, 在进化到 50 代和 500 代后所得到的精英解的平均数。从表中数据不难看出, 与 DPGA 算法相比, EDPGA 算法发现新解的能力更强, 获取的 Pareto 最优解的个数更多, 使得种群保持得更加丰富。

表 1 两种算法在解的个数上的比较

算法	进化 50 代	进化 500 代
DPGA	26	35
EDPGA	43	87

由此不难发现, EDPGA 算法在种群多样性的保持上明显优于 DPGA 算法, 而且精英个体的分布范围更广。在种群的收敛性上, EDPGA 算法更加逼近 Pareto 最优前端, 得到的曲线更加平滑, 收敛速度更快。因此, 无论在收敛性还是在种群多样性的保持上, EDPGA 算法都优于 DPGA 算法。

#### 4 结 语

本文提出了一种改进的基于精英策略的 EDPGA 算法。该算法针对 DPGA 算法中存在的种群多样性保持差、收敛速度慢、初始适应值难以确定等问题, 将一些已有的分散的技术, 比如精英策略、交配限制、联赛选择机制等混合应用到算法中, 并针对 DPGA 算法在适应值分配中存在的位置相关性问题, 对算法的初始适应值分配进行了改进。通过实验可以看出, EDPGA 算法在种群收敛性和多样性的保持上明显优于 DPGA 算法。

#### 参考文献(References):

- [1] Fonseca C M, Fleming P J. Genetic algorithms for multi-objective optimization: Formulation, discussion and generalization [A]. *Proc of the 5th Int Conf on Genetic Algorithms* [C]. San Mateo, 1993: 416-423.
- [2] Horn J, Nafpliotis N, Goldberg D E. A niched Pareto genetic algorithm for multiobjective optimization [A]. *Proc of the 1st IEEE Conf on Evolutionary Computation* [C]. Piscataway, 1994: 1: 82-87.
- [3] Zitzler E, Thiele L. Multiobjective evolutionary algorithms: A comparative case study and the strength Pareto approach [J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*. 1999, 3(4): 257-271.
- [4] Kalyanmoy Deb. *Multi-objective Optimization Using Evolutionary Algorithms* [M]. London: Chichester, 2002: 241-249.