

# 一种择优配种的实数编码遗传算法\*

梁平<sup>1,2</sup>, 董永东<sup>3</sup>

(1. 合肥工业大学 机械与汽车工程学院, 合肥 230009; 2. 中国科学技术大学 计算机科学与技术学院, 合肥 230027; 3. 科大恒星电子商务技术有限公司, 合肥 230088)

**摘要:** 模拟生物学家在优秀种子间进行杂交得到更好基因种子的方式, 对实数编码遗传算法的种群进行优选, 只在优选后的种群间杂交, 可使算法快速收敛于极优值; 同时, 每代都加入新的随机种子, 保持种群多样化。实验表明, 该算法达到最优值的速度明显快于基本实数编码遗传算法。

**关键词:** 遗传算法; 实数编码; 交叉算子; 优选种子

中图分类号: TP301.6 文献标志码: A 文章编号: 1001-3695(2011)05-1655-03

doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2011.05.016

## Real coded genetic algorithms using of crossover operators in selected excellent germs

LIANG Ping<sup>1,2</sup>, DONG Yong-dong<sup>3</sup>

(1. School of Mechanical & Automotive Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China; 2. School of Computer Science & Technology, University of Science & Technology of China, Hefei 230027, China; 3. USTC E-business Technology Co., Ltd, Hefei 230088, China)

**Abstract:** This paper imitated cross mating in the selected excellent germs used by the biologist, and selected the excellent germs in the population. Executed merely crossover operators in the selected excellent germs and constringed rapidly the result around the extremum by using of the arithmetic. Ensured the multififormity of the population by adding the new random germs in the gap. The result of the experiment indicates that the speed of reaching the global optimum by the arithmetic is faster than those by the basic genetic algorithms.

**Key words:** genetic algorithms; real-coded; crossover operators; selected excellent germs

## 0 引言

遗传算法作为一种启发式优化算法, 广泛应用于函数优化、调度优化<sup>[1]</sup>、神经网络优化<sup>[2]</sup>等各个领域。遗传算法在解决多峰优化问题方面具有较大的优势, 可以避免陷入局部最优值, 但往往在极值点附近, 收敛速度明显变慢。对传统遗传算法的改进研究一直是遗传算法一个重要的研究方向, 如小生境遗传算法<sup>[3]</sup>、自适应遗传算法<sup>[4]</sup>、混合遗传算法等<sup>[5-6]</sup>。实数编码是遗传算法的主要编码方式之一。近年来, 人们对实数编码改进算法的研究较多, 包括 Deb 等人提出的一种群体中心交叉操作方法来改进交叉算子<sup>[7]</sup>, Sinha 等人对其进行了改进和验证<sup>[8-9]</sup>, Ling 等人提出的基于小波理论的变异算法<sup>[10]</sup>, Deep 等人提出的基于能量分配的变异算法<sup>[11]</sup>。

传统的实数编码遗传算法的交叉、变异和进化采用随机的方式。这种采用随机方式选取的交叉种子具有很大的盲目性, 由于父代的种子并没有进行优选, 杂交后的种子也难以保证遗传基因的优良性。这种盲目性导致算法在极值点附近收敛速度变慢。在人工繁殖领域, 科学家往往在最好的品种之间进行杂交, 保证了杂交后的种子具有优良的遗传基因。论文模仿人

工繁殖领域的优选种子的过程, 从种群中选取优秀的种子进行杂交, 避免了遗传基因种子选择的盲目性, 大大提高了在极值点附近收敛的速度; 同时, 为了保持种群的多样性, 在每代种群里都产生新的随机种群加入原来种群中进行寻优, 避免了早熟现象。实验结果表明, 此算法明显优于传统的实数编码遗传算法。

## 1 实数编码遗传算法

遗传算法编码方式有二进制码、格雷码、实数编码、符号编码、树型编码等, 其中树结构主要用于遗传规划。遗传算法比较常用的是二进制编码和实数编码。实数编码的每个基因值都用一定范围内的浮点数表示, 个数的编码长度取决于其决策变量的个数。Janikow 等人<sup>[12]</sup>对二进制编码和实数编码的优点进行了比较, 实数编码具有精度高、便于大空间搜索和实现自适应变异的优点。

## 2 择优配种

针对遗传算法在极值点位置收敛速度慢的特点, 设计了一种择优配种的方法。该方法首先对种群进行优选, 然后只在优

收稿日期: 2010-10-19; 修回日期: 2010-11-26 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(90718026)

作者简介: 梁平(1975-) 男, 安徽合肥人, 讲师, 博士后, 主要研究方向为决策支持、数据挖掘(lp1104@tom.com); 董永东(1958-) 男, 高工, 博士, 主要研究方向为电力信息化、商业智能。

选后的种子间进行杂交,避免了杂交的盲目性;同时在优选种群间加大杂交的强度,使算法迅速收敛于极值点。为了避免种群过早收敛于局部极值点,在每一代中都加入新的随机种群和变异种群,保持种群的多样性。算法的流程如图 1 所示。

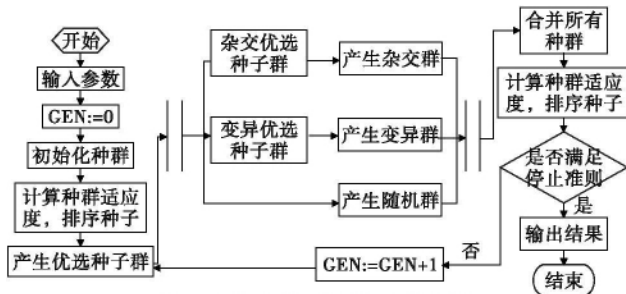


图1 择优配种实数编码算法流程

### 1) 杂交种群

在优选的种群中,依次序选择种子  $A_i$ 。对每个种子用随机数在优选种群内选择杂交对象  $B_i$ 。对种子进行杂交,产生新种子  $C_i$ ,把杂交的种子  $C_i$  放入杂交种群中。循环操作,直至所有优选种子杂交完成。

设种子的基因数为  $n$ ,则种子  $G$  基因群可表示如下:

$G: G_1, G_2, \dots, G_j, \dots, G_n$  其中  $G_j$  为第  $j$  个基因的值。

杂交算子计算方式如下:

$$G_{cj} = G_{aj} + (G_{bj} - G_{aj}) \times \text{rand}(0, 1)$$

其中:  $G_{cj}$  表示杂交种子  $c$  的第  $j$  个基因的值;  $G_{aj}$  表示种子  $a$  的第  $j$  个基因的值;  $G_{bj}$  表示杂交对象  $b$  的第  $j$  个基因的值;  $\text{rand}(0, 1)$  表示  $[0, 1]$  间的随机数。

### 2) 变异种群

在优选的种群中,依次序选择种子  $A_i$ ,对种子进行变异,产生新种子  $D_i$ 。把变异的种子  $D_i$  放入变异种群中。循环操作,直至所有优选种子变异完成。

对每一个变异种子,随机产生随机整数  $r = \text{rand}(1, n)$ ,其中  $n$  表示种子基因数。对每一个变异种子,只对第  $r$  个基因进行变异。变异的计算方式如下:

$$G_{dr} = G_{min} + (G_{max} - G_{min}) \times \text{rand}(0, 1)$$

其中:  $G_{dr}$  表示变异种子  $d$  的第  $r$  个基因的值;  $G_{min}$  表示第  $r$  个基因的允许最小值;  $G_{max}$  表示第  $r$  个基因的允许最大值;  $\text{rand}(0, 1)$  表示  $[0, 1]$  间的随机数。

### 3) 随机种群

在每一代中,用随机方式产生新的随机种群,加入到总的种群中。默认选取种子数为优选种群种子数。

### 4) 优选种群

对上一代优选种群、杂交群、变异群、随机群进行合并,计算适应度值,排序,选取适应度值低的种子进入优选种群,产生新的优选种群。

## 3 算法实验

在实验过程中,选取了三种计算方法、一个实验组和两个对照组。

a) 实验组。择优配种计算方法,算法流程如图 1 所示。程序为自己编制的择优配种算法,开发语言为 C#。

设定参数优选种子群种子数为  $n$ ,优选种子杂交次数为 1,

优选种子变异次数为 1,随机种子群种子数为  $n$ ,则合并后种群的种子总数为  $4n$ 。因此,当优先种子数为  $n$  时,相当于普通遗传算法种子数为  $4n$ 。

b) 对照组 1。采用基本实数编码遗传算法,程序为国际开源项目 JGAP 遗传算法工具箱的算法程序,采用 JGAP 3.4.3 版本;该开源项目的编程语言为 Java。选取初始种子数为  $4n$ 。

c) 对照组 2。采用随机搜索法,程序为自编的随机搜索程序,开发语言为 C#。选取初始种子数为  $4n$ 。

d) 测试函数。选用经典遗传算法测试函数,六峰驼背函数。

$$f(x, y) = (4 - 2.1x^2 + \frac{x^4}{3})x^2 + xy + (-4 + 4y^2)y^2$$

其中,  $-3 \leq x \leq 3, -2 \leq y \leq 2$ 。

该函数共有六个局部极小点,其中  $(-0.0898, 0.7126)$  和  $(0.0898, -0.7126)$  为全局最小点,最小值为  $f(-0.0898, 0.7126) = f(0.0898, -0.7126) = -1.031628$ 。

e) 停止规则。设每代种群中适应度最小值为  $\min(\text{fit})$ ,当  $|\min(\text{fit}) - (-1.031628)| < 0.000001$  时,结束计算,输出结果。当循环次数超过 1 000 次后,自动跳出,中止计算。

实验中,每个方案进行 10 次计算,统计每次计算所需要的遗传代数(循环次数),最后对 10 次结果求平均值。实验结果如表 1 所示。

表 1 算法实验结果

实验序号	种群数量 $4n = 400$			种群数量 $4n = 4000$		
	择优配种算法	基本实数编码遗传算法	随机搜索法	择优配种算法	基本实数编码遗传算法	随机搜索法
1	13	225	无结果	10	13	无结果
2	13	160	无结果	11	28	无结果
2	12	556	无结果	11	18	497
4	10	297	无结果	11	21	无结果
5	14	170	无结果	11	36	无结果
6	12	220	无结果	10	33	无结果
7	12	514	无结果	11	89	无结果
8	13	242	无结果	4	18	无结果
9	13	388	无结果	12	6	无结果
10	13	186	无结果	11	25	无结果
平均	12.5	295.8	无结果	10.2	28.7	无结果

从实验结果可以看出,择优配种算法达到目标结果的循环次数要明显少于基本遗传算法,且每次计算的循环次数差别不大。根据实验结果,可作以下分析:

a) 优选后的种子一般都在极值点附近,在优选过后的种子间进行配种,可以大大加速局部寻优的速度,使种子快速向极优点靠近,有利于算法的局部寻优。

b) 在每代中都添入新的随机种子,保持了种群的多样性,避免算法陷入局部最小点。假设每代中加入随机种子数为  $n$ ,则  $k$  代后,共加入了  $nk$  个新种子,这样可有效避免算法陷入局部最小点。

c) 变异种子。如果种子基因值只在小数值区间内进行变异,则相当局部寻优,但变异值的区间大小难以随着寻优精度的提高而缩小,局部寻优的意义不大。因此,选用变异种子基

因值在基因的最大和最小值之间进行变动。变异种子用于保持种群的多样性。

采用择优配种的遗传算法,在极值点附近具有较快的收敛速度。主要原因是传统随机选择父代种子的方式会产生大量点位距离较远的种子间的杂交过程,这些杂交毫无实际意义,浪费了大量的运算资源。父代种子事先进行了优选,这使得父代种子处在最优点附近的概率提高,因而交叉后的种子更容易出现在最优点附近。

#### 4 结束语

实数编码遗传算法在函数优化、调度优化、神经网络优化等应用较为广泛。算法的关键在于如何保持种群的多样性,又能迅速实现局部最优值寻优。只在优选后的种子间进行交配,有效避免了点位距离较远的一些无意义的杂交过程,提高了局部寻优能力。同时,通过不断加入随机种子和变异种子保持了种群的多样性。在此算法中,如何改进交叉算子、变异算子以及选择策略,使算法快速收敛的同时保证不陷入局部极值点,值得进一步深入研究。

#### 参考文献:

- [1] 陈小兰,熊立华,万民,等.宏观进化多目标遗传算法在梯级水库调度中的应用[J].水利发电学报,2009,28(3):6-9,58.
- [2] 李沅,李凯,路旭.基于遗传优化的神经网络盲均衡算法[J].中北大学学报:自然科学版,2009,30(2):137-142.
- [3] ZHANG Jun, HUANG De-shuang, LOK Tat-ming, et al. A novel adaptive sequential niche technique for multimodal function optimization[J]. Neuro Computing, 2006, 69(16): 2396-2401.

(上接第1627页)局最优点。混沌优化方法所需计算次数为1 092,混沌遗传算法所需计算次数为458,LINGO软件得到的目标值为0.646 848 8, MATLAB优化工具箱得到的结果为0.990 3,元胞蚂蚁算法可以得到最优解为 $1^{[1]}$ 。反复运行本文混沌大洪水算法,多次均可求得最优解为 $1, X_0 = (-0.0003, 0.0045)$ 或 $X_0 = (0.0060, -0.0027)$ 等。

限于篇幅,还有一些常用算例的测试不再一一列举。从这些典型复杂函数的求解结果来看,混沌大洪水算法与元胞蚂蚁算法一样,具有很好的全局寻优能力,如果迭代足够长的时间,算法的求解结果将会进一步提高。由于大洪水算法的时间复杂度为 $O(n)$ ,即使迭代1 000万次,运行时间也只需15 s左右,可见大洪水算法在收敛速度上要比元胞蚂蚁算法更胜一筹。

#### 4 结束语

大洪水算法用于求解函数优化问题,关键是邻域函数的选取。本文采用混沌优化的邻域搜索策略,能够有效防止搜索陷入局部最优。算法测试结果表明,混沌大洪水算法具有强鲁棒性、高收敛速度和高精度等优点,较之遗传算法、元胞蚁群算法等具有更强的全局优化能力。鉴于目前对大洪水算法的研究文献还非常有限,将其改进应用到更多的领域,或是与群集智能算法的混合策略,或是算法的理论基础等都将是后继需展开研究的方向。

- [4] 李军华,黎明,袁丽华.基于个体相似度交叉率自适应的遗传算法[J].系统工程,2006,24(9):108-111.
- [5] KUMAR P, CHANDNA V K, HOMAS M S. Fuzzy-genetic algorithm for pre-processing data at the RTU[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2004, 19(2): 718-723.
- [6] PRASAD K, RANJAN R, SAHOO N C, et al. Optimal reconfiguration of radial distribution systems using a fuzzy mutated genetic algorithm[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2005, 20(2): 1211-1213.
- [7] DEB K, ANAND A, JOSHI D. A computationally efficient evolutionary algorithm for real-parameter evolution[J]. Evolutionary Computation, 2002, 10(4): 371-395.
- [8] SINHA A, TIWARI S, DEB K. A population based steady state procedure for real parameter optimization[C]//Proc of the 2005 IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2005: 514-521.
- [9] DEEP K, THAKUR M. A new crossover operator for real coded genetic algorithms[J]. Applied Mathematics and Computation, 2007, 188(1): 895-911.
- [10] LING S H, LEUNG F H F. An improved genetic algorithm with average-bound crossover and wavelet mutation operations[J]. Soft Computing, 2007, 11(1): 7-31.
- [11] DEEP K, THAKUR. A new mutation operator for real coded genetic algorithms[J]. Applied Mathematics and Computation, 2007, 193(1): 211-230.
- [12] JANIKOW C Z, MICHALEWICZ Z. An experimental comparison of binary and floating point representations in genetic algorithms[C]//Proc of the 4th International Conference on Genetic Algorithms. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 1991: 31-36.

#### 参考文献:

- [1] GUNTER D. New optimization heuristics: the great deluge algorithm and the record-to-record travel[J]. Journal of Computational Physics, 1993, 104(1): 86-92.
- [2] RAVI V. Optimazation of complex system reliability by a modified great deluge algorithm[J]. Asia-Pacific Journal of Operational Research, 2004, 21(4): 487-497.
- [3] MCMULLAN P. An extended implementation of the great deluge algorithm for course timetabling[M]. Berlin: Springer, 2007: 538-545.
- [4] MCMULLAN P, MCCOLLUM B. Dynamic job scheduling on the grid environment using the great deluge algorithm[M]. Berlin: Springer, 2007: 283-292.
- [5] 魏欣,马良.多目标旅行商问题的大洪水算法求解[J].系统工程,2009,27(7):116-118.
- [6] 盛虹平.求解最小比率旅行商问题的大洪水算法[J].杭州师范大学学报:自然科学版,2010,9(6):401-405.
- [7] 李兵,蒋慰孙.混沌优化方法及其应用[J].控制理论与应用,1997,14(4):613-615.
- [8] 魏明,蔡延光.一种基于混沌领域搜索的自适应遗传算法[J].计算机应用研究,2009,26(2):464-465.
- [9] 许小勇.混沌模拟退火算法在数值函数优化中的应用[J].计算机与数字工程,2010,38(3):37-40.
- [10] 高尚,杨静宇.混沌粒子群优化算法研究[J].模式识别与人工智能,2006,19(4):266-270.
- [11] 马良,朱刚,宁爱兵.蚁群优化算法[M].北京:科学出版社,2008.