

# 关于进化遗传算法的几点改进\*

王忠\*\*

柴贺军 刘浩吾

(中兴通信股份有限公司研究部 深圳 518007) (四川大学水电工程学院 成都 610065)

**【摘要】**分析了进化遗传算法存在的缺陷,即当解在边界上时,求解精度不高,同时,变异算子过于复杂,实际应用时容易出错。提出了新的交叉算子和变异算子。计算结果表明,新方法成功地解决了进化遗传算法存在的问题,且计算效率高。

**关键词** 遗传算法; 交叉算子; 遗传算子; 迭代算法; 多点并行

**中图分类号** TP301.6

遗传算法(Genetic Algorithm)是近几年发展起来的一种随机全局优化算法<sup>[1~4]</sup>,它是根据达尔文生物进化论的自然选择学说和群体遗传学原理而建立的。经典遗传算法是一种多点并行的迭代过程,在每次迭代中都进行如下操作:将每一组以一定基因形式描述的侯选解进行交叉和变异操作以及适应环境能力的评价,选取参与产生后代的侯选解。重复此过程,直到满足某种收敛准则而得到全局最优解。该方法在不同领域得到不同程度的应用,成为解决非线性问题的有力工具之一。

由于经典遗传算法是基于二进制编码的基础上进行迭代的,存在如下弊端:侯选解的编码过程是优化变量的离散化过程,必然影响优化精度,同时也存在计算量和计算精度间的矛盾;求解过程中频繁编码和解码将导致增加计算的工作量;对于解空间域不定的优化问题求解困难。针对上述问题,文献[1]提出了进化遗传算法。

## 1 进化遗传算法

文献[1]中的进化遗传算法采用实数数码染色体基因以及实数码交叉和变异遗传算子,具体如下。

**定义 1** 染色体向量  $X = (x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n)^T$ ,  $\forall x_i \in R$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ , 其中  $x_i$  表示染色体  $X$  集合的第一个基因位。

**定义 2** 种群  $U$  为染色体的集合,即  $U = \{X_j\}$ ,  $j = 1, 2, \dots, npop$ , 其中  $npop$  为每一代染色体数。

**定义 3** 交叉操作(凸组合)为

$$C = A \otimes_{rd} B$$

$$C = \begin{cases} \mathbf{a}a_i + (1-\mathbf{a})b_i & rd = 0 \\ \mathbf{a}b_i + (1-\mathbf{a})a_i & rd = 1 \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, n, \forall a_i \in A, \forall b_i \in B, A, B \in U, 0 < \mathbf{a} < 1$$

式中  $\mathbf{a}$  可以是确定的或随机选取的二进制数;  $rd$  是随机选取的二进制数;  $\otimes_{rd}$  为交叉操作符。

在实际的迭代过程中,以一定的概率随机选取两向量作为父代进行交叉,并随机保留交叉操作后的一父代向量而丢弃另一父代向量。

**定义 4** 变异操作为

$$E = \nabla_{rd} \cdot D$$

$$e_j = \begin{cases} d_j + \Delta(t, \mathbf{d}) & rd = 0 \\ d_j - \Delta(t, \mathbf{d}) & rd = 1 \end{cases} \quad j \in \{1, 2, \dots, n\}, D \in U, \forall d_j \in D$$

2001年11月9日收稿

\* 国家自然科学基金资助项目,编号:40102026

\*\* 男 30岁 博士

式中  $\nabla_{rd}$  为交叉操作符;  $rd$  是随机选取的二进制数;  $\Delta(t, \mathbf{d})$  为变异的调整函数, 是进化代和目标函数波动度  $\mathbf{d}$  的函数。

定义 5 适合度函数为  $eval(X) = f(\max) - f(X)$ , 其中  $\max$  为当前种群中的目标函数值最大的染色体。

由上述定义分析可以看出, 进化遗传算法求解数值优化问题存在如下两点不足:

1) 对交叉操作的定义采用凸组合, 这种方法的好处在于交叉后产生的后代将仍然属于问题的求解域中, 不会因为交叉使得后代不满足问题的定义域。也正是由于凸组合, 使得采用该交叉操作的遗传算法对最优解为内点的问题能够较好的求解, 但对最优解为边界点的问题却不能较好地求解, 导致求解的精度不高。

2) 对变异操作的定义中引入了变异的调整函数  $\Delta(t, \mathbf{d})$ , 该函数是进化代和目标函数波动度  $\mathbf{d}$  的函数, 使得迭代过程中能够不断开拓问题解的新空间, 但是它可能使变异产生的后代不再属于问题的解空间。

## 2 进化遗传算法的改进

为了克服进化遗传算法中的不足, 本文提出了新的交叉算法和变异算法。

改进的交叉算法如下。

定义 6 设问题的定义域由向量  $A = (a_1, a_2, \dots, a_i, \dots, a_n)^T$  和  $B = (b_1, b_2, \dots, b_i, \dots, b_n)^T$  决定的, 为  $D^n = A \times B$ , 即问题的求解域是凸区域, 对任意的染色体  $X^0$  满足  $\forall i \in \{1, 2, \dots, n\}, a_i \leq x_i^0 \leq b_i$ 。设父代中将要进行交叉的两个染色体为:  $X = (x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n)^T$ ,  $Y = (y_1, y_2, \dots, y_i, \dots, y_n)^T$ , 对任意的  $i$  如果有  $x_i \leq y_i$  (如果不满足, 则将  $x_i$  和  $y_i$  互换), 则交叉算法定义为

$$C = A \oplus B$$

$$c_i = \begin{cases} \mathbf{a}a_i + (1 - \mathbf{a})x_i & \text{mod}(\mathbf{q}, 4) = 0 \\ \mathbf{a}x_i + (1 - \mathbf{a})y_i & \text{mod}(\mathbf{q}, 4) = 1 \text{ 或 } \text{mod}(\mathbf{q}, 4) = 2 \\ \mathbf{a}y_i + (1 - \mathbf{a})b_i & \text{mod}(\mathbf{q}, 4) = 3 \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, n$$

这里  $\mathbf{a}$  是随机产生的实数, 满足  $0 \leq \mathbf{a} \leq 1$ ,  $\mathbf{q}$  是随机产生的非负整数。在上式中, 后代的取值处于两父代基因之内的几率和其他两种情况的几率相等, 其目的是为了使得问题的解为内点时也有较好的收敛速度。

由凸组合的特点可知, 若  $X, Y \in D^n$ , 则  $C \in D^n$ , 可以使解的搜索在一定的空间中进行。因此, 进化遗传算法的交叉操作保证在已搜索到的空间不断寻优。

定义 7 改进的变异操作作为

$$C = \nabla_{\mathbf{q}} X$$

$$c_i = \begin{cases} \mathbf{a}a_i + (1 - \mathbf{a})x_i & \text{mod}(\mathbf{q}, 2) = 0 \\ \mathbf{a}x_i + (1 - \mathbf{a})b_i & \text{mod}(\mathbf{q}, 2) = 1 \end{cases} \quad i \in \{1, 2, \dots, n\}, X \in D^n, \forall x_i \in X$$

这里  $\mathbf{a}$  是随机产生的实数, 满足  $0 \leq \mathbf{a} \leq 1$ ,  $\mathbf{q}$  是随机产生的非负整数。变异操作能够不断开拓问题解的新空间, 体现了算法的全局搜索能力。

## 3 计算实例

下面通过计算实例, 说明改进后的进化遗传算法的优点。

问题定义如下

$$\begin{aligned} \min \quad & f(x, y) = \sin(xy) + \sqrt{(x+2)} + \sqrt{(y+2)} \\ \text{s.t} \quad & -2 \leq x \leq 2, \quad -2 \leq y \leq 2 \end{aligned}$$

易知, 该问题的解为(-2, -2), 目标函数值为 $\sin(4) \approx -0.756\ 802\ 495\ 307\ 928\ 251\ 4$ 。

本文分别用了两种方法对该问题进行计算。将计算中的参数取成一样, 即迭代的最大次数为1 000, 交叉的概率为0.6, 变异的概率为0.2, 计算的误差限为 $1.0 \times 10^{-10}$ 。为了说明问题, 对不同的染色体数目计算了5次, 计算结果如表1所示。

表1 进化遗传算法改进前后的计算结果

染色体数目	几次计算的结果与迭代次数										
	第1次计算		第2次计算		第3次计算		第4次计算		第5次计算		
	结果	迭代次数	结果	迭代次数	结果	迭代次数	结果	迭代次数	结果	迭代次数	
文献[1]的算法	5	0.784 055	1 000	0.860 233	1 000	0.757 811	1 000	0.822 288	1 000	0.792 781	1 000
	10	-0.633 997	1 000	-0.656 255	1 000	-0.716 144	1 000	-0.667 592	1 000	-0.654 234	1 000
	20	-0.679 937	1 000	-0.665 920	1 000	-0.647 900	1 000	-0.660 465	1 000	-0.689 344	1 000
	50	-0.685 768	1 000	-0.693 573	1 000	-0.724 247	1 000	-0.703 423	1 000	-0.718 086	1 000
改进后的算法	5	-0.756 802	369	-0.756 800	219	-0.756 800	154	-0.756 802	158	-0.756 802	210
	10	-0.756 802	124	-0.756 800	142	-0.756 802	201	-0.756 802	144	-0.756 802	172
	20	-0.756 802	94	-0.756 802	128	-0.756 802	122	-0.756 802	128	-0.756 802	104
	50	-0.756 802	86	-0.756 802	104	-0.756 802	89	-0.756 802	90	-0.756 802	64

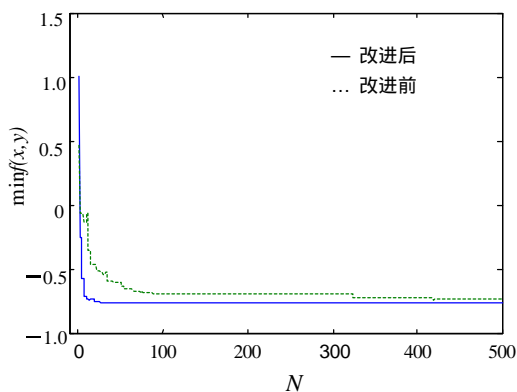


图1 改进前后的计算对比

从表1可以看出, 文献[5]进化遗传算法的计算精度随染色体数目的增加而增加, 但计算的误差总是大于设定的误差限, 因此迭代的次数都达到了1 000次。而本文提出的算法收敛情况却非常好, 误差小于误差限, 而且迭代的次数都小于1 000。当最大迭代次数为1 000时, 新算法每次计算的结果都是 $-0.756\ 802\ 495\ 307\ 928$ , 由此看出, 该算法较好地解决了原来的问题。

图1绘出了两种算法某次计算的收敛曲线, 计算的参数和前面一样, 只是染色体数目都为50。从图中可以看出, 本文中的算法明显优于原算法。

## 4 结束语

本文提出了进化遗传算法的改进算法, 通过实际的计算表明该方法较好地解决了原来算法的弊端, 具有以下优点: 1) 新的交叉算法使得进化遗传算法具有更强的全局收敛能力, 不仅能处理解为内点的问题, 对解在边界上的问题也能处理; 2) 新的变异算法避免了原算法中的问题, 从而使实际应用更方便。

## 参 考 文 献

- 1 Goldberg D. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. New York: Addison Wesley, 1989
- 2 Holland J H. Adaptive of Natural and Artificial Systems. Michigan: The University of Michigan Press, 1975
- 3 吴 斌, 吴 坚, 涂序彦. 快速遗传算法研究. 电子科技大学学报, 1999, 28(1): 49-53
- 4 王 勇, 陈光 禔. 面向时滞测试生成的改进遗传算法(英文). 电子科技大学学报, 1999, 28(2): 157-161
- 5 陈 明. 基于进化遗传算法的优化计算. 软件学报, 1998, 9(11): 876-879

## The Improvement of Evolution Genetic Algorithm

Wang Zhong

(Department of Advanced Technology, Shenzhen ZTE Ltd. Co., 518007)

Chai Hejun Liu Haowu

(Department of Hydraulic Engineering, Sichuan University Chengdu 610065)

**Abstract** Based on analyzing of evolution genetic algorithm (EGA), some shortcomings are pointed out in this paper: EGA has a bad performance when the solution of a problem is on the boundary, and sometimes the operator of mutation will cause some mistaken. Some improvements are presented in this paper: new genetic operators of crossover and mutation. Through computing of an example, ones can see that the new algorithm has better performance when the solution is on the boundary.

**Key words** evolution genetic algorithm; crossover operator; mutation operator; optimize algorithm; multipoint-parallel

· 科研成果介绍 ·

### 射频阻抗分析技术

主研人员: 史红旗 梁胜利 古天祥等

该项目所研制的射频阻抗分析仪采用了射频 $I-V$ 法技术, 不同于传统的反射法技术, 实现阻抗测量, 具有阻抗测量准确度高、阻抗测量范围大等特点。采用了小数分频锁相环路实现频率范围为1 MHz~1.8 GHz频率分辨率为1 MHz合成扣频信号。采用误差修正技术, 有效地消除系统误差, 提高了测量精度。设计制造了5种测试夹具, 并自主开发了测量控制、误差修正和多参数变换软件, 具有良好的用户界面。

· 甬 江 ·