

文章编号: 1001-0920(2004)07-0795-04

## 一种强引导进化型遗传算法

王湘中<sup>1,2</sup>, 喻寿益<sup>1</sup>, 贺素良<sup>1,2</sup>, 夏利锋<sup>1</sup>

(1. 中南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410083; 2. 株洲工学院 电气工程系, 湖南 株洲 412008)

**摘要:** 针对遗传算法随机性过强, 收敛速度慢的问题, 从选择机制、交叉算子、变异算子三方面强化了对进化方向的引导, 提出了“保留最优, 调节中间, 淘汰最差”的确定型选择策略。用基因调节加自适应变焦微调算子代替常规的交叉算子, 用淘汰替代方式代替变异算子, 构造出一种强化引导型遗传算法。多变量函数优化的仿真计算结果说明了该算法的有效性。

**关键词:** 遗传算法; 基因调节; 选择策略; 交叉; 变异

**中图分类号:** TP18

**文献标识码:** A

## Genetic algorithm with induction-enhanced evolutionary strategy

WANG Xiang-zhong<sup>1,2</sup>, YU Shou-yi<sup>1</sup>, HE Su-liang<sup>1,2</sup>, XIA Li-feng<sup>1</sup>

(1. College of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China; 2. Department of Electrical Engineering, Zhuzhou Institute of Technology, Zhuzhou 412008, China. Correspondent: WANG Xiang-zhong, E-mail: wxzya@163.net)

**Abstract:** In accordance with issues of the too-strong randomness and slow convergence speed of genetic algorithm (GA), the induction of evolving direction is enhanced through three aspects of selection mechanism, crossover and mutation operators. A deterministic selection strategy is proposed based on the idea of “preserving the best, adjusting the medium and abandoning the worst.” By replacing the ordinary crossover operator with gene-adjusting plus adaptive focus-varied tuning operator, and replacing the ordinary mutation operator with abandoning plus new-generating operation, a new type of GA called induction-enhanced genetic algorithm (IEGA) is constructed. Simulation results demonstrate that IEGA has the properties of high convergence speed, high accuracy and low time costing.

**Key words:** genetic algorithm; gene adjusting; selection strategy; crossover; mutation

### 1 引言

遗传算法(GA)是一种随机搜索算法, 该算法不苛求问题的动力学信息(如连续、可微等), 对非线性复杂问题具有很强的求解能力, 因而得到了广泛的研究与应用<sup>[1]</sup>。为改进遗传算法的不足, 许多学者做了相关的改进研究<sup>[2]</sup>, 如调整GA的参数<sup>[3]</sup>, 协调GA的勘探和开采能力<sup>[4]</sup>, 改进交叉和变异算子<sup>[5]</sup>, 用GA引导搜索方向<sup>[6]</sup>。这些都取得了一定的效果。

作者认为, 影响遗传算法收敛速度的一个重要原因, 在于遗传算法过多地模拟自然界的概率选择法则, 如个体的生存是按其适应值的高低以不同的概率选择的, 进行交叉的个体是随机选择的, 交叉点的位置选择是随机确定的, 变异基因位也是随机选择的, 这样便使寻优过程沦为“半盲目”状态, 使GA勘探与开采能力难以协调, 减缓了收敛速度。本文提出的算法试图减少这种“自然型”的随机性, 使用确

收稿日期: 2003-09-08; 修回日期: 2003-12-16

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(59835170); 湖南省教育厅科研计划项目(01C326)。

作者简介: 王湘中(1966—), 男, 湖南宁乡人, 副教授, 博士生, 从事进化计算、人工智能的研究; 喻寿益(1940—), 男, 江西南昌人, 教授, 博士生导师, 从事自适应控制、人工智能等研究。

定型选择算子代替随机型选择算子,使用基因调节算子代替算术交叉算子,以加强对进化方向的引导,提高搜索效率。相对于常规的自然进化型遗传算法,本算法可称为强化引导型遗传算法(IEGA)。

## 2 IEGA 原理

### 2.1 编码方案

遗传算法主要有浮点数编码和二进制编码两种方案。浮点数编码相对于二进制编码具有以下优点:1) 基因与变量一一对应,减少了编、解码的计算时间;2) 避免了“Hamming 悬崖”现象的影响;3) 在解决连续优化问题时,浮点数编码具有较高的精度。因此 IEGA 采用了浮点数编码方案,使得基因调节和变焦微调算子更自然方便。

### 2.2 选择策略

影响遗传算法的两个最重要因素是“种群多样性”和“选择压力”<sup>[7]</sup>。它们往往是互相矛盾的,按适应值大小确定选择概率的轮盘赌等概率型选择方式,很难兼顾种群多样性和选择压力。常用的解决方案有两种:1) 修改采样机制(选择算子);2) 对适应值函数进行尺度变换<sup>[8]</sup>。

IEGA 使用确定性和随机性相结合的选择策略。设种群规模为  $N$ ,除初始种群全部随机产生外,其他每一代种群均由 3 部分组成:保留种群、繁殖种群、随机种群,它们分别包含  $N_1, N_2, N_3$  个个体,  $N = N_1 + N_2 + N_3$ 。对于求最大值的优化问题,把父种群个体按适应值从大到小排序,保留其中最好的  $N_1$  个个体组成保留种群,直接进入下一代;对于父种群前  $N_2 + 1$  个个体,使用基因调节方式产生  $N_2$  个个体组成繁殖种群;随机产生  $N_3$  个个体组成随机种群,替换父种群中被淘汰的  $N_3$  个最差个体,用这种淘汰替代算子代替常规的变异算子。这样便构成了 IEGA “保留最优,调节中间,淘汰最差”的选择策略。

相对于概率型选择方式(如轮盘赌等),IEGA 引入的确定型选择法则具有以下特点:1) 不论父代中某个体相对于其他个体多么突出,该个体最多也只得一份进入下一代,这样有利于克服早熟收敛,同时保持了足够的选择压力;2) 种群中始终有  $N_3$  个随机产生的新个体,它们在整个可行解区间均匀分布,与常规的变异算子相比,更有利于维持种群的多样性,保持全局搜索能力,实现勘探与开采操作的协调与平衡<sup>[4]</sup>;3) 这种排序选择方式不要求适应值函数为正,也不需要进行适应值函数的尺度变换。

### 2.3 基因调节原理

对于  $n$  维多变量求最大值优化问题

$$J = \max(f(x)),$$

$$x \in S = \{(x_1, x_2, \dots, x_n) : x_i \in [x_{i\min}, x_{i\max}], i = 1, 2, \dots, n\}.$$

设  $x_1 = (x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n}), x_2 = (x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2n})$  是两个个体,且  $f(x_1) > f(x_2)$ 。则新个体  $x_3 = (x_{31}, x_{32}, \dots, x_{3n})$  的每个基因由以下基因调节公式产生:

$$x_{3i} = x_{1i} + k(x_{1i} - x_{2i}), i = 1, \dots, n. \quad (1)$$

其中  $k > 0$  称为调节系数,它决定调节的幅度。 $k$  取得太大容易导致计算结果不收敛,取得太小则收敛速度慢,根据经验取  $k = 0.1$ 。

以下用单变量求最大值问题说明基因调节原理。设两个个体的基因分别为  $x_1$  和  $x_2$ , 适应值为  $f(x_1)$  和  $f(x_2)$ , 且  $f(x_1) > f(x_2)$ , 但不是极值点。

$$x_3 = x_1 + k(x_1 - x_2). \quad (2)$$

1) 如果  $x_1 > x_2$ , 对于适当小的正数  $k$ , 则期望由式(2)得到的  $x_3 > x_1$  满足  $f(x_3) > f(x_1)$ ; 2) 如果  $x_1 < x_2$ , 则期望由式(2)得到的  $x_3 < x_1$  满足  $f(x_3) > f(x_1)$ 。1) 和 2) 两种情况分别示于图 1(a) 和 (b)。

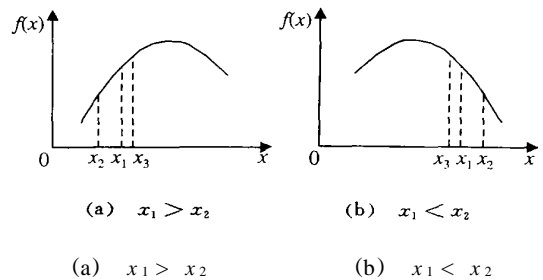


图 1 基因调节原理

在算法实现时,由于是对个体按适应值从大到小进行排序,只要从父代的前  $N_2 + 1$  个个体中依次取两个个体,按式(1)即可生成  $N_2$  个子个体,构成繁殖种群。从数学意义上说,基因调节是外推,它利用两个个体的适应值大小差异,引导了外推(进化)的方向。

与常规的实数编码算术交叉算子<sup>[5,8]</sup>

$$x_{3i} = \alpha x_{1i} + (1 - \alpha)x_{2i} = x_{2i} + \alpha(x_{1i} - x_{2i}), i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

(其中  $\alpha$  是在  $[0, 1]$  中均匀分布的随机数)相比,基因调节式(1)在形式上与式(3)相同,但它们存在本质的差别:式(3)的父代个体是根据适应值大小按不同概率随机选择的,  $\alpha$  也是随机的,方向性较弱,无自适应性;而式(1)的父代个体是排序后依次选择

的,  $x_1$  是适应值较大的个体基因,  $x_2$  是适应值较小的个体基因, 它们的适应值较近,  $k$  作为调节系数 (步长) 是确定的, 具有较强的方向性。以这种基因调节方式代替常规的交叉操作, 在基因调节过程中, 根据适应值的大小引导基因的调节方向, 提高了操作效率。

式(1)本身具有一定的自适应特性。一般而言, 在进化的开始阶段, 个体比较分散, 距最优解较远, 基因之间的差异  $|x_{1i} - x_{2i}|$  较大, 用式(1)产生的基因调节幅度也大; 而在进化后期, 种群中的优秀个体逐步靠近, 基因差异  $|x_{1i} - x_{2i}|$  较小, 基因调节幅度也小, 有利于得到精度更高的基因。

## 2.4 自适应幅度调节的微调算子

对于多变量优化问题, 由于个体的基因较多, 参加调节的两个个体的基因中, 很容易出现某些基因非常相近甚至相同, 对于这些相近的基因, 用式(1)起不到调节作用。为此, 在式(1)的基础上引入了微调算子  $\epsilon$  即

$$x_{3i} = x_{1i} + k(x_{1i} - x_{2i}) + \epsilon, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

$\epsilon$  是在  $[-\epsilon_n, \epsilon_n]$  内均匀分布的随机数, 它只在  $|x_1 - x_2|$  很小时起作用。

在仿真计算过程中发现, 不同阶段的微调幅度对进化的速度影响很大: 在进化初期, 微调幅度大有利于加快进化的步伐; 而在进化后期, 微调幅度应小些, 以逐步逼近最优解。在具体实现时, 每隔若干代 (如 10 代) 需要判断进化的效果, 如果进化效果差, 则应逐步减小微调幅度。

## 2.5 算法描述

综上所述, IEGA 的伪代码描述如下:

Procedure IEGA

Begin

$t = 0$

随机产生  $N$  个个体

评价  $N$  个个体

按适应值从大到小排序

while (不满足终止条件时)

Begin

产生新一代种群

Begin

保留最好的  $N_1$  个个体

用基因调节算子(4)产生  $N_2$  个个体

随机产生  $N_3$  个新个体代替最差的个体

End

评价  $N$  个个体, 进化效果差则减小微调幅度  
按适应值从大到小排序  
(报告产生的新种群的适应值)

$t = t + 1$

End

End

每一代进化计算中, IEGA 除需要计算  $N - N_1$  个新个体的适应值外, 所需的额外计算量很少, 有利于提高计算速度。对于求最小值的优化问题, 只要在个体排序时从小到大排序, 或者适应值的计算结果取反, 转化为求最大值问题即可实现。

## 3 仿真计算

为了验证 IEGA 的性能, 本文进行了大量仿真计算。在算法仿真过程中发现, 很多算法在变量比较少 (5 个以内) 时, 具有良好的收敛性能, 而变量较多 (10 ~ 100) 时, 性能急剧下降, 计算时间很长, 甚至不能找到最优解。下面给出一个规模较大且较难优化的连续函数优化的问题, 以说明 IEGA 求解较复杂优化问题的有效性。

$$f(x) = \prod_{i=1}^n \sin(x_i) \sin^{20}\left(\frac{ix_i^2}{\pi}\right),$$

$$x_i \in [0, \pi], i = 1, 2, \dots, n.$$

基本参数为: 种群规模  $N = 15$ , 其中保留的最优个体数  $N_1 = 2$ , 基因调节产生的新个体数  $N_2 = 8$ , 淘汰的最差个体数  $N_3 = 5$ , 调节步距  $k = 0.1$ 。使用微机为 Pentium III 1.2 G, 内存 256 MB, 计算 50 次取平均值。

很少有计算此函数 30 维以上者。文献 [9] 给出了 100 维时的最优解为 99.2784, 本文的计算结果为 99.61630365。表 1 给出了 IEGA 与 CGA 和 OGA/Q [9] 的比较结果。OGA/Q 的终止条件是 50 代没有进化则终止; IEGA 计算过程中一直在进化, 直到 99.6, 为便于比较, 此处的终止条件为函数值大于 93.0。由表 1 可见, IEGA 计算中函数调用次数比 OGA/Q 少一个数量级, 而且精度更高, 计算时间很短。

表 1 仿真计算结果比较

算 法	函数维 数 $n$	函数优化结 果平均值	平均函数 调用次数	计算时 间 /s
CGA	10	83.2739	338.417	—
OGA/Q	100	92.83	302.773	—
IEGA	100	93.0608	22.819	2.687

## 4 结 语

本文提出的强化引导型遗传算法具有计算精

度高,收敛速度快,鲁棒性强的优点,能有效克服早熟收敛问题,特别适合于高精度求解较大规模的函数优化计算.文中仿真计算结果是在相同的种群参数下得到的,实际使用非常方便.

利用引导进化的思想,可建立一类这样的进化算法.如果求导数方便,可以引入导数(梯度)信息,也可与具体的领域问题相结合,构成各种更具针对性、收敛性能更好的引导进化算法.

#### 参考文献(References):

- [1] 席裕庚,柴天佑,恽为民.遗传算法综述[J].控制理论与应用,1996,13(6):696-704  
(Xi Y G, Chai T Y, Yun W M. Survey on genetic algorithm [J]. *Control Theory and Applications*, 1996, 13(6): 696-704.)
- [2] 戴晓辉,李敏强,寇纪淞.遗传算法理论研究综述[J].控制与决策,2000,15(3):263-268  
(Dai X H, Li M Q, Kou J S. Survey on the theory of genetic algorithms [J]. *Control and Decision*, 2000, 15(3): 263-268.)
- [3] 陈长征,王楠.遗传算法中交叉和变异概率选择的自适应方法及作用机理[J].控制理论与应用,2002,19(1):41-43  
(Chen C Z, Wang N. Adaptive selection of crossover and mutation probability of genetic algorithm and its mechanism [J]. *Control Theory and Applications*, 2002, 19(1): 41-43.)
- [4] 江瑞,罗予频,胡东成,等.一种协调勘探和开采的遗传算法:收敛性及性能分析[J].计算机学报,2001,24(12):1233-1241  
(Jiang R, Luo Y P, Hu D C, et al. A genetic algorithm by coordinating exploration and exploitation-convergence properties and performance analyses [J]. *J of Computers*, 2001, 24(12): 1233-1241.)
- [5] 杨启文,蒋静坪,张国宏.遗传优化速度的改进[J].软件学报,2001,12(1):270-275  
(Yang Q W, Jiang J P, Zhang G H. Improving optimization speed for genetic algorithms [J]. *J of Software*, 2001, 12(1): 270-275.)
- [6] 向丽,顾培亮.一种快速收敛的混合遗传算法[J].控制与决策,2002,17(1):19-23  
(Xiang L, Gu P L. Hybrid genetic algorithm with quick convergence [J]. *Control and Decision*, 2002, 17(1): 19-23.)
- [7] Whitley D A. The genitor algorithm and selection pressure: Why rank-based allocation reproduction trials is best [A]. *Proc of the 3rd Int Conf on Genetic Algorithms* [C]. Los Altos: Morgan Kaufmann Publishers, 1989. 116-121.
- [8] 王正志,薄涛.进化计算[M].长沙:国防科技大学出版社,2000.108-109.
- [9] Yiu-wing Leung, Yiping Wang. An orthogonal genetic algorithm with quantization for global numerical optimization [J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2001, 1(5): 41-53.
- [4] 彭伟,卢锡城.一种函数优化问题的混合遗传算法[J].软件学报,1999,10(8):819-823  
(Peng W, Lu X C. A hybrid genetic algorithm for function optimization [J]. *J of Software*, 1999, 10(8): 819-823.)
- [5] 邓建军,徐立鸿,吴启迪.一种求解非线性函数优化问题的混合遗传算法[J].同济大学学报,2001,29(11):1363-1367.  
(Deng J J, Xu L H, Wu Q D. Hybrid genetic algorithm for nonlinear function optimization [J]. *J of Tongji University*, 2001, 29(11): 1363-1367.)
- [6] Cui Zhi-hua, Zeng Jian-chao. Study of nonlinear genetic algorithm [A]. *Proc of the 4th World Congress on Intelligent Control and Automation* [C]. Shanghai, 2002. 812-814.
- [7] Cui Zhi-hua, Zeng Jian-chao. Schema theorem studying of real-coded nonlinear genetic algorithm [A]. *The First Int Conf on Machine Learning and Cybernetics* [C]. Beijing, 2002. 1429-1431.
- [8] 孙瑞祥,屈梁生.遗传算法优化效率的定量评价[J].自动化学报,2000,26(4):552-556  
(Sun R X, Qu L S. Quantitative evaluation of optimization efficiency for genetic algorithms [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2000, 26(4): 552-556.)

(上接第794页)