

一种新的自适应遗传算法及其在多峰值函数优化中的应用

吴志远 邵惠鹤

吴新余

(上海交通大学自动化系·上海, 200030) (南京邮电学院基础课部·南京, 210003)

摘要: 在分析遗传进化过程的基础上, 提出了一种新的自适应遗传算法, 有效地解决了遗传算法的全局收敛性问题, 并且在多峰值函数优化问题中显示了优良的性能。

关键词: 自适应遗传算法; 多峰值函数; 早熟收敛; 有效基因

A New Adaptive Genetic Algorithm & Its Application in Multimodal Function Optimization

Wu Zhiyuan and Shao Huihe

(Department of Automation, Shanghai Jiaotong University · Shanghai, 200030, P. R. China)

Wu Xinyu

(Department of Basic Courses, Nanjing Institute of Posts and Telecommunications, P. R. China)

Abstract: This paper analyzes genetic evolution process, then proposes a new adaptive genetic algorithm, which efficiently solves the problem of global convergence, and appears good characteristic in optimal problems of multimodal function.

Key words: adaptive genetic algorithms; multimodal function; premature convergence; effective gene

1 引言 (Introduction)

遗传算法是一种模拟生物进化过程的全局收敛算法, 但是传统的遗传算法在复杂优化问题及多峰值的函数优化求解过程中容易陷入局部极值点. 一些理论研究也证明传统的简单遗传算法收敛不到全局最优状态^[1].

为了保证算法的全局收敛性, 就要维持解群中个体的多样性, 避免有效基因的丢失; 另一方面, 为了加快收敛速度, 就要使解群较快地向最优状态转移, 这又会减少群体的多样性, 容易陷入局部极值点. 如何较快地找到最优解并防止早熟收敛问题是遗传算法中一个较难解决的问题.

许多研究者提出了各种改进方法来提高遗传算法的性能. 由于选择操作对优良个体有较大的复制概率, 它虽然能加快算法的收敛速度, 但也容易产生早熟收敛的问题. 因此有一些通过改进选择策略来提高算法全局收敛性能的方法^[2]; 还有一些通过改变编码策略来维持群体多样性的方法^[3]. 许多研究和仿真结果都说明遗传算法的控制参数(群体规模, 交叉概率, 变异概率)对算法的性能有重要的影响^[4]. 传统遗传算法的控制参数是事先确定且在遗传进化过程中

保持不变. 如何最优给定有关控制参数以便使遗传算法的性能最优本身就是一个极其复杂的优化问题, 要从理论上严格解决这一问题还很困难.

2 新的自适应遗传算法 (New adaptive genetic algorithms)

遗传算法经过选择、交叉、变异的迭代搜索过程, 最终收敛于最优状态. 选择操作使适应函数值高的个体有较高的复制概率, 它能加快遗传算法的收敛速度. 交叉因子通过基因重组而产生更优的个体, 寻优的搜索过程主要通过它来实现, 但是当群体中发生基因丢失(即所有个体中都没有某一位的基因信息)时, 而如果这些丢失的基因恰好是最优解中所包含的信息时(我们称之为有效基因), 交叉操作就不能搜索到最优解; 采用变异因子的作用就是为了恢复丢失的有效基因信息.

传统的遗传算法是在交叉后实施变异操作, “优良”个体和“劣质”个体经受相同的交叉和变异概率, 这样很难保证丢失基因的恢复. 即使是恢复了有效基因的个体的适应函数值也不一定高, 经过选择操作后又会造成有效基因的丢失.

本文提出了一种新的自适应遗传进化算法:

* 国家“九·五”攻关课题.

本文于 1996 年 12 月 23 日收到. 1997 年 8 月 20 日收到修改稿.

开始

初始化群体;
评价群体的适应函数值;
若不满足收敛条件则循环执行;

自适应变异操作;
自适应交叉操作;
选择操作;
评价群体的适应函数值;

结束.

新算法特点之一是先进行变异操作,保持了群体的多样性,之后再通过交叉操作就能有效地找到最优解.

遗传算法控制参数中的交叉概率和变异概率的选取对算法的性能有重要的影响.如果交叉概率和变异概率过大,有可能使算法变为随机搜索;而交叉概率和变异概率过小,又可能使算法早熟收敛,陷入局部极值点.本文提出的算法的另一特点是交叉和变异的概率选取是自适应的,其计算公式如下:

$$P_c = \begin{cases} (f_{\max} - f_{\text{avg}})/f', & (f_{\max} - f_{\text{avg}}) < f', \\ 1.0, & (f_{\max} - f_{\text{avg}}) > f', \end{cases} \quad (1)$$

$$P_m = \begin{cases} 0.5(f_{\max} - f)/(f_{\max} - f_{\text{avg}}), & (f_{\max} - f) < (f_{\max} - f_{\text{avg}}), \\ 0.5, & (f_{\max} - f) > (f_{\max} - f_{\text{avg}}). \end{cases} \quad (2)$$

其中: P_c : 交叉概率; P_m : 变异概率; f_{\max} : 最大适应函数值; f_{avg} : 平均适应函数值; f : 变异个体的适应函数值; f' : 杂交个体中适应函数较大个体的适应函数值;

3 新算法的性能分析(Performance analysis of new algorithms)

已有一些自适应控制参数的遗传算法^[5,6]来提高算法的性能.文[5]通过自适应改变群体规模的方法改善算法的性能.虽然文[6]也采用了自适应交叉和变异概率的策略,但它的交叉概率计算方法和本文的方法完全不同,文[6]使交叉概率在进化前期较小,而当群体收敛到极值点附近时较大,这不能发挥交叉因子的作用,因为在进化后期,群体中的个体较相似,通过交叉操作已不能有效地产生新个体.

本文的自适应遗传算法,在进化群体收敛到局部最优解附近时($f_{\max} - f_{\text{avg}}$ 较小),使变异概率增大,增加群体的多样性.而当进化群体在解空间中较分散时($f_{\max} - f_{\text{avg}}$ 较大),则给予较大的交叉概率,使其尽快找到最优解.

本文的自适应交叉和变异概率不但与群体的收敛状态($f_{\max} - f_{\text{avg}}$)有关,同时还与进化个体的适应函数值有关.由式(2)可知,适应函数值最大的个体的变异概率 $P_m = 0$. 总之,无论处于何种进化过程,对于适应函数值大的个体的交叉和变异概率总是较小,这样就保护了优良个体,通过优胜劣汰的选择复制操作,使这些优良个体得以繁殖,它们有助于算法逐渐靠近最优状态;而对于适应函数值小的个体的

交叉和变异概率大些,不断更新这些低适应函数值的个体,有助于恢复丢失的有效基因.

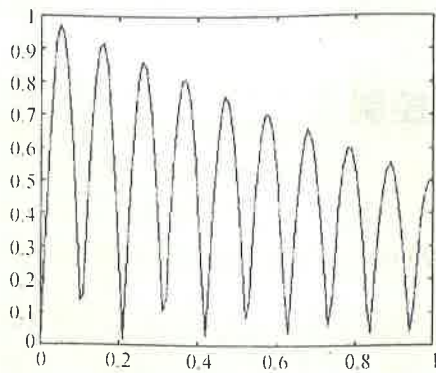
4 在多峰值函数优化中的应用研究(Application research in multimodel function optimization)

对于单峰值函数优化问题,算法的收敛速度是非常重要的;但是对于多峰值函数优化问题,不但要求算法的快速收敛性,更重要的是要能找到全局最优解,避免陷入局部极值点.为了评价本文提出的自适应遗传算法的求解性能,与传统的简单遗传算法和文[6]的自适应算法进行了对比.由于遗传算法的初始解群生成是随机的,只凭几次运行结果不能说明问题,因此对所有的测试算法均独立运行 30 次,考虑算法收敛到全局最优点的平均迭代代数,以及在这 30 次运行中,算法收敛到局部极值点的次数(经过足够大的迭代次数后仍不能收敛到最优点,就认为算法陷入了局部极值点).考虑如下多峰值函数优化问题:

$$f(x) = |\sin(30x)| * (1 - x/2), x \in [0, 1].$$

该函数存在多个极值点,最大极值点是 $x = 0.0517900$, $\max f(x) = 0.9739626$. 其函数图形如图 1 所示.

在所有的测试算法中,均采用二进制编码,串长取 32 位,群体规模取 100,选择方法用轮转法,迭代次数为 450 代.传统的简单遗传算法的交叉概率取 0.6,变异概率取 0.01;文[6]的自适应交叉和变异概率选取见该文;本文的自适应交叉和变异概率计算

图 1 函数 $f(x)$ 图形Fig. 1 Graphics of function $f(x)$

方法见公式(1)和(2). 求解结果见表 1.

表 1 三种遗传算法的性能对比

Table 1 Performance comparison of three kinds of genetic algorithms

算法	收敛到全局点的平均迭代代数	收敛到局部极值点的次数
本文的自适应算法	168	0
文[6]的自适应算法	331	4
传统的简单遗传算法	收敛不到全局最优解	

由于传统的简单遗传算法的交叉和变异概率在进化过程中始终不变,不同的进化个体经受相同的交叉和变异操作,虽然在多峰值函数优化求解过程中能发现最优点,但是最优解很快就消失了,算法收敛不到最优状态;文[6]和本文的自适应遗传算法都具有全局收敛性.采用文[6]的算法仍有几次收敛到局部极值点,但采用本文的算法在独立的 30 次运行中均能收敛到全局最优解,并且收敛到最优点的平均迭代代数比文[6]的算法小的多.这是因为本文充分考虑了交叉和变异因子在不同进化时期的作用,因此有较好的求解性能.

5 结论(Conclusion)

遗传算法的控制参数对算法本身的性能有重要的影响.传统的简单遗传算法的控制参数在进化过

程中保持不变,在多峰值函数优化问题不具备全局收敛性.本文提出的新的自适应遗传算法,充分考虑了遗传因子在不同进化时期的作用,采用了先变异然后再交叉和选择的策略,并且对交叉和变异因子的概率选取采用了新的自适应计算方法,改善了算法的性能,并且在多峰值函数优化求解中显示了优良的特性.

参考文献(References)

- 1 Rudolph G. Convergence properties of canonical genetic algorithms. IEEE Trans. Neural Networks, 1994, 5(1): 96 - 101
- 2 Thierens D and Goldberg D. Elitist recombination; an integrated selection recombination GA. The First IEEE Conference on Evolutionary Computation, Orlando, Florida, 1994
- 3 Mathias K E and Whitley L D. Initial performance comparisons for the delta coding algorithm. The First IEEE Conference on Evolutionary Computation, Orlando, Florida, 1994
- 4 Grefenstette J J. Optimization of control parameters for genetic algorithms. IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern., 1986, 16(1): 122 - 128
- 5 Arabas J, Michalewicz Z and Mulawka J. GAVaPS —— a genetic algorithm with varying population size. The First IEEE Conference on Evolutionary Computation, Orlando, Florida, 1994
- 6 Srinivas M and Patnaik L M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms. IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern., 1994, 24(4): 656 - 667

本文作者简介

吴志远 1970 年生, 分别于 1992 年、1995 年获哈尔滨船舶工程学院和南京理工大学自动控制理论及应用专业学士学位和硕士学位, 现为上海交通大学自动化系博士研究生. 主要研究方向为工业过程优化与控制, 进化算法.

邵惠鹤 1936 年生, 1961 年毕业于华东化工学院. 现为上海交通大学教授, 博士生导师. 目前研究兴趣是过程模型化及优化控制, 生化反应器控制, 智能控制理论研究及应用.

吴新余 1939 年生, 1961 年毕业于哈尔滨军事工程学院航空系电气技术专业. 现为南京邮电学院教授, 基础课部主任. 目前研究方向为应用图论, 系统理论, 神经网络, 遗传算法等.