

文章编号:1000-582X(2005)05-0005-03

一种改进的浮点数编码遗传算法及其应用*

张国胜,李以农,李松森

(重庆大学机械传动国家重点实验室,重庆 400030)

摘要:遗传算法是一种借鉴生物界自然选择和自然遗传机制的高度并行、随机、自适应搜索方法,作为优化方法具有明显的优势。通常的遗传算法在实际应用中容易出现过早收敛和搜索结果在最优值附近摆动问题。针对过早收敛提出了采用随机试验法来防止算法陷入局部最优,而针对搜索结果摆动采用动态改变搜索范围的方法来提高优化结果精度,并编制程序对2个著名的优化方法测试函数进行优化计算,测试结果表明,该改进的遗传算法是有效的,不会陷入局部最优,并大大提高了优化结果的精度。

关键词:遗传算法;浮点数编码;过早收敛;随机试验法

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

遗传算法(Genetic Algorithm,简称GA)^[1-2]是模拟自然界生物进化过程与机制求解极值问题的一类自组织、自适应人工智能技术。它是模拟达尔文的遗传在选择和自然淘汰的生物进化过程的计算模型。由于它具有良好的并行性,不受搜索空间是否连续、可微的限制,能够处理传统优化方法难以解决的复杂问题,具有极高的鲁棒性和通用性而广泛应用于生产调度、工程设计、自动化控制等领域。

尽管遗传算法有许多优点,但在实际使用中仍然存在许多不足和问题,主要表现为遗传算法的“早熟”现象,即很快收敛到局部最优解而不是全局最优解;遗传算法的搜索结果是在最优值附近摆动,而不能达到最优值。

1 改进方法

1.1 编码

传统的二进制编码存在解码技术问题,更为重要的是二进制编码还存在计算精度与计算速度之间两难选择的问题。十进制浮点数编码可以避免数制的转换、提高计算精度和速度。在多参数优化的问题中为了计算精度和使用方便,通常采用十进制浮点数编码。假设有 n 个待寻优变量,则 n 个寻优变量范围内的十

进制浮点数排列在一起成为一个个体。如:

$$x = x_1, x_2, \dots, x_n.$$

1.2 过早收敛的预防

大量地研究表明^[3-5]交叉过程的成熟化效应使得在经过若干代进化后种群的多样性逐渐趋于零,从而导致过早收敛。为了避免陷入局部最优解,必须拓宽搜索空间,增加群体多样性。交叉和变异是对扩大解空间造成新区的有效方法,高交叉率会使体原有的高质量个体淘汰速度高于其产生高质量个体的速度,难以达到进化(优化)的效果,但交叉率低又会使搜索过程停滞不前^[6]。突变率低则扩大算法搜索解空间的效率低,突变率高则可能破坏优质个体多,使整个算法趋于随机搜索,从而使算法丧失模拟进化的仿生实质,缺乏有向性。上面的各个分寸如何确定,因具体问题而异,另外亦需要经验,到目前为止还无明确的计算公式。保持种群多样性的确可以对算法的全局收敛性能进行改善,但这样做究竟对全局收敛性有多大贡献无从考量,片面地强调多样性有时不仅不能防止早敛的发生,还会对算法的稳定性、种群的整体收敛性造成很大影响^[7]。

随机试验法,又称为Monte-Carlo法、统计试验法,

* 收稿日期:2005-02-10

基金项目:国家自然科学基金资助项目(50475064)

作者简介:张国胜(1971-),男,四川仁寿人,重庆大学硕士研究生,主要从事为汽车系统动力学和控制的研究。

其特点是占用内存少,并且有较好的概率统计特性^[8]。在不改变交叉率和变异率的同时,利用随机试验法以防止局部收敛,即当算法在连续 n 代的最优个体都无任何变化时,表明算法陷入了局部极值,需要采取措施使其跳出局部极值的束缚。这时,就对群体进行随机试验操作,对进化过程中的种群施加一较大扰动,使其脱离局部最优点,开始新的搜索。具体操作为:只保留最优值,重新生成其余个体。采用随机试验操作并非使种群退化,而是尽快摆脱进化迟钝状态,开始新搜索。

1.3 算法的全局收敛性

传统的基于模式定理的对全局收敛性的定性分析认为遗传算法是全局收敛的,最近基于马尔科夫链的定量的数学证明认为简单遗传算法不是全局收敛的,而带最优保存的遗传算法是全局收敛的。采用最优保留的机制,以保证算法具有全局收敛性^[9]。即用父代的最优个体来替换子代中最差个体。

1.4 求解最优解

在算搜索法的早期,应扩大搜索范围,以便快速的到最优解附近;而在后期应缩小搜索范围,以防止搜索结果在最优值附近摆动。作者采用自适应的搜索范围进行求解最优值,即随着算法进行到一定阶段,搜索范围随之改变。

2 改进的遗传算法

改进的遗传算法步骤为:

- 1) 初始化,即输入待求解问题的各种数据及控制参数如种群规模、杂交概率、变异概率及终止进化规则;
- 2) 确定染色体编码方案(采用十进制浮点数编码),随机产生初始群体;
- 3) 求解出每个染色体的适应值;
- 4) 模仿“适者生存,不适者淘汰”的自然规律进行竞争选择,为了编程方便,本文采用将最优的 m 个个体替换最差的 m 个个体以形成新的种群;
- 5) 判断是否改变搜索范围,是则进行,否则不改变搜索范围;
- 6) 根据杂交概率、变异概率独立地对解群中的个体进行交叉和变异操作;
- 7) 保留父代最优个体,产生新的种群;
- 8) 若解群已满足预设的进化终止准则,则停止,否则进行下一步;
- 9) 若算法陷入局部收敛,则进行随机试验法,然后返回第 3 步;否则直接返回第 3 步。

利用改进的遗传算法的程序流程框图如图 1 所示:

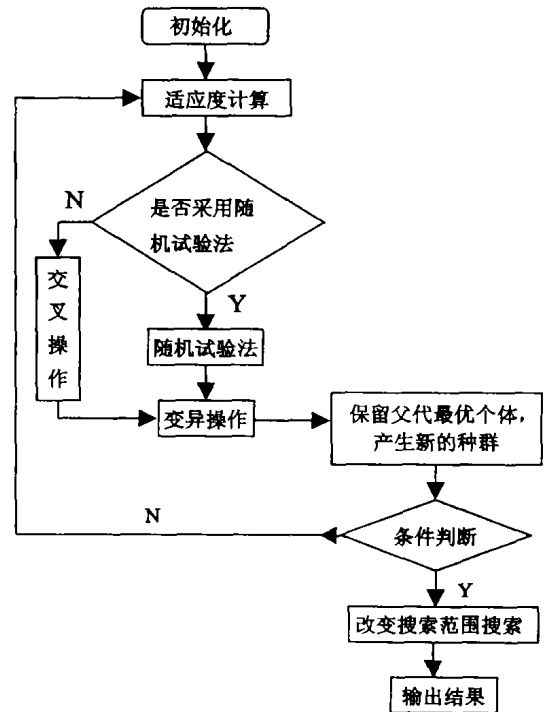


图 1 改进的遗传算法的程序流程框图

3 改进的遗传算法的性能分析

1) 为了验证本文算法的有效性与可靠性,采用下例函数对改进的算法进行测试。

算例 1: 求最大值, $F_1(x) = x + 10\sin(5x) + 7\cos(4x)$, $x \in [0, 9]$;

算例 2: 求最大值, $F_2(x) = \exp(-0.001x) \cos^2(0.8x)$, $x \in [0, 18]$ 。

两函数图像如图 2、图 3 所示:

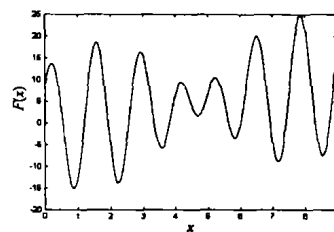


图 2 算例 1 函数图像

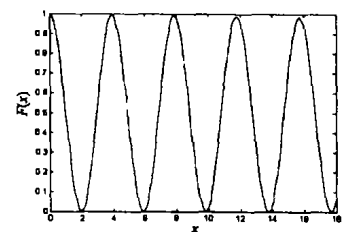


图 3 算例 2 函数图像

从图 2、图 3 中可以看出两函数有多个极值点,极易陷入局部最优解。

2) 对比试验 1。改进后算法的参数为:种群规模为 80,交叉率为 0.95,变异率为 0.08,最大进化代数为 100。为了便于比较,GA 参数与改进后算法的参数相同,进化终止条件相同,即连续 n 代最优个体的适应度函数值相等,则进化终止。对两种算法各进行 100 次随机仿真,不同算法实验结果如表 1。

表 1 GA 与改进后遗传算法的对比试验

函数	最优值	GA			改进后遗传算法		
		最好解	最差解	最好解概率	最好解	最差解	最好解概率
$F_1(x)$	24.855 4	24.855 4	19.809 0	56% (注:解 > 24.8)	24.855 4	24.855 4	100%
$F_2(x)$	1.000 0	1.000 0	0.987 7	84%	1.000 0	1.000 0	100%

从表 1 可以看出,GA 很容易早熟,并且求出的最好解大多是在最优值的附近,很难求出最优值。改进后的遗传算法能很好地摆脱早熟,并能求出最优值。

3) 对比试验 2。减少种群规模,其余参数保持不变,即

种群规模为 60,交叉率为 0.95,变异率为 0.08,最大进化代数为 100 的改进算法与种群规模为 80,交叉率为 0.95,变异率为 0.08,最大进化代数为 100 的改进算法。对 2 种算法各进行 100 次随机仿真,实验结果如表 2。

表 2 不同种群规模的改进后遗传算法的对比试验

函数	最优值	GA				改进后遗传算法			
		种群规模为 60		种群规模为 80		种群规模为 60		种群规模为 80	
		最好解	最好解概率	最好解	最好解概率	最好解	最好解概率	最好解	最好解概率
$F_1(x)$	24.855 4	24.855 4	53% (注:解 > 24.8)	24.855 4	56% (注:解 > 24.8)	24.855 4	100%	24.855 4	100%
$F_2(x)$	1.000 0	1.000 0	78%	1.000 0	84%	1.000 0	100%	1.000 0	100%

从表 2 可以看出,改进后的遗传算法在种群规模减少的情况下也能求出最优值,这可以降低多参数寻优问题的计算机内存占有量和提高程序的运算速度。

4 结 论

提出了一种改进的遗传算法,通过使用随机试验法和动态改变搜索范围,能使种群在进化中有效摆脱过早收敛,种群不断地向最优值逼近,最终搜索到最优值。同时在种群规模较小时也能搜索到最优值,为提高程序性能找到了一个方向。

参考文献:

[1] 张文修,梁怡. 遗传算法的数学基础[M]. 西安:西安交通大学出版社,2000.
 [2] 飞思科技产品研发中心. MATLAB6.5 辅助优化计算与设

计[M]. 北京:电子工业出版社,2003.
 [3] 徐宗本,高勇. 遗传算法过早收敛现象的特征分析及其预防[J]. 中国科学(E 辑),1996,26(4):364-375.
 [4] 付旭辉,康玲. 遗传算法的早熟问题探究[J]. 华中科技大学(自然科学版),2003,31(7):53-54.
 [5] 陈丽燕,刘陈,吴新余. 关于遗传算法过早收敛现象特征分析及预防措施[J]. 南京邮电学院学报,1997,17(3):96-99.
 [6] 杨艳丽,史维祥. 一种新的优化算法—遗传算法的设计[J]. 液压气动与密封,2001,(2):13-15.
 [7] 何大阔,王福利. 一种提高遗传算法全局收敛性的方法[J]. 东北大学学报(自然科学版),2003,24(6):511-514.
 [8] 清华大学应用数学系概率统计教研组编. 概率论与数理统计[M]. 长春:吉林教育出版社,1987.
 [9] 恽为民,席裕庚. 遗传算法的运行机理分析[J]. 控制理论与应用,1996,13(3):297-304.

Improved Genetic Algorithm of Float Encoding and Its Application

ZHANG Guo-sheng, LI Yi-nong, LI Song-sen

(State Key Laboratory of Mechanical Transmission, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

Abstract: As an optimal method, Genetic Algorithm has obvious advantages, which is based on the nature selection and genetic transmission mechanisms such as high collateral, stochastic, self-reliance. but when in practical application, it usually has problems of premature convergence and result swing near optimum value. To solve the problem of premature convergence, the method called Monte-Carlo is adopted to prevent the algorithm from local optimal, and to the problem of result swing, the method changing the hunting zone dynamically is proposed to improve the accuracy of the optimal result. Further more, it devises programs to optimize the test functions of two famous optimal methods. The test results indicate that the improved Genetic Algorithm is valid, which can not only avoid local optimal but also improve the accuracy of the optimal result.

Key words: genetic algorithm; float encoding; premature convergence; Monte-Carlo