

一种自适应遗传算法及其应用

黄江波^{1,2}

(1 长江师范学院 物理学与电子工程学院, 重庆 408100; 2 重庆大学 电气工程学院, 重庆 400044)

摘 要: 遗传算法的性能深受算法参数的影响. 为提高算法的搜索性能, 避免算法在寻优搜索中陷入局部极值, 将一种新的自适应遗传算法用于函数优化中, 对三个常用的标准测试函数进行了优化, 并将其用于立体图像对的匹配中. 通过实验与简单遗传算法进行比较, 表明该算法提高了搜索性能.

关键词: 遗传算法自适应; 优化; 立体视觉匹配

中图分类号: TP18

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2010)09-0193-04

An Adaptive Genetic Algorithm and its Application

HUANG Jiang-bo^{1,2}

(1 School of Physics & Electron Engineering, Yangtze Normal University, Chongqing 408100, China;

2 College of Electrical Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: Performance of genetic algorithms is dramatically influence by algorithmic settings. To improve the research performance of genetic algorithm and avoid its limitation of local optimization, a new adaptive genetic algorithm is applied to optimize three standard benchmark functions selected in this paper. The comparison between the results of the present algorithm and that of simple genetic algorithm shows the technique has improved the performance of genetic algorithm.

Key words: genetic algorithm; adaptation; optimization; stereo matching

1 引言

在遗传算法中, 遗传操作对算法的收敛性能具有很大的影响^[1-2]. 算法通过交叉操作和变异操作不断组合形成各种新的模式, 从而不断开辟新的探索空间, 容易跳出局部最优解, 得到全局解.

遗传算法的搜索性能主要由算法在搜索空间的深度搜索和广度搜索的平衡决定, 而这种平衡又深受算法参数的影响, 因此, 算法参数的设置一直是这个领域上的一个重要分支^[1-3]. 传统遗传算法的参数一般都取固定值, 但往往不能得到令人满意的搜索效果. 考虑到遗传算法从本质上来讲是动态的和具有适应性的, 不少学者提出了各种适应性机制, 包括自适应的算子和参数设置, 使算法在寻优搜索的过程中根据需要进行参数的自动调整^[4-7].

为提高算法的收敛性能, 避免算法在寻优搜索

中陷入局部极值, 文中将一种新的自适应遗传算法用于函数优化中, 对三个通用的标准测试函数进行了优化, 并将其应用于立体图像对的匹配中. 实验结果表明这种自适应机制提高了算法的搜索性能, 取得了较好效果.

2 一种自适应机制

此遗传算法的自适应性主要体现在动态的参数设置方式上, 即可使算法在寻优过程中根据搜索需要进行参数的动态调整, 通过采用自动变化的交叉概率和变异概率控制遗传操作, 当寻优结果出现停滞状态并且持续时间超过一定阈值时, 算法会自动增大交叉概率和变异概率, 增加算法对新的搜索空间的开辟能力, 帮助算法跳出局部解, 易于找到最优解或准最优解. 具体的自适应机制可表示为:

收稿日期: 2009-08-17; 修回日期: 2009-09-19

基金项目: 国家自然科学基金项目(40874094)

$$P_c = \begin{cases} P_{c0}, & N \leq N_f \\ P_{c0} + (P_{c\max} - P_{c0}) \frac{N - N_f}{N}, & N > N_f \end{cases} \quad (1)$$

$$P_m = \begin{cases} P_{m0}, & N \leq N_f \\ P_{m0} + (P_{m\max} - P_{m0}) \frac{N - N_f}{N}, & N > N_f \end{cases} \quad (2)$$

其中, P_{c0} 和 P_{m0} 分别是交叉概率和变异概率的初始值, $P_{c\max}$ 和 $P_{m\max}$ 是两个小于 1 的常数, N 为具有相同搜索结果的进化代数, N_f 为一个大于 1 的常数. 当 $N < N_f$ 或最优解发生了改变, N 会被重置为 0, 并将 P_c 和 P_m 分别赋予初始值 P_{c0} 和 P_{m0} .

为了更好地分析上式的自适应机制, 将 $N > N_f$ 时的 P_c 和 P_m 整理为:

$$P_c = P_{c\max} - (P_{c\max} - P_{c0}) \cdot \frac{N_f}{N} \quad (3)$$

$$P_m = P_{m\max} - (P_{m\max} - P_{m0}) \cdot \frac{N_f}{N} \quad (4)$$

由式(3)、(4)可以看出, 当其他参数一定时, P_c 和 P_m 会随着 N 的增大而增大, 也就是说, 当最优解维持不变的代数超过一定的数值(即 N_f) 时, 算法会自动加大群体在进化搜索中的交叉概率和变异概率, 增强算法的搜索力度, 使其尽快跳出局部最优. 图 1 以 P_c 为例进一步解释了算法的自适应机制, 其中假定 P_{c0} 和 $P_{c\max}$ 分别取 0.7 和 1.0. 可以看出, 不同的 N_f 值对 P_c 和 P_m 的调整策略不同, 在具体应用中需要根据实际情况确定 N_f 的取值.

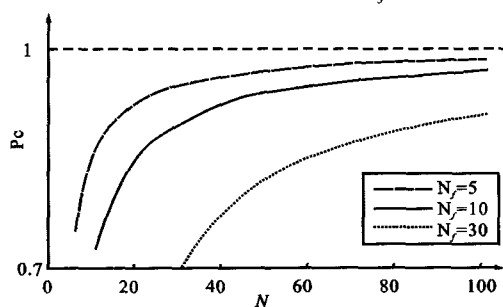


图 1 P_c 的调整机制

3 实验

3.1 函数优化

为验证文中的自适应遗传算法模型, 选取三个常用的标准函数进行性能测试, 具体的函数表达式如表 1 所示. 这三个函数都是最小化函数, 全局极值均为 0, 其中 f_1 是一个连续的单峰函数; f_2 的全局极值处于一条长形狭谷中, 较难收敛; f_3 属多峰函数, 具有很多局部极小值, 这些极小值随着与全局极值

距离的增加而增大, 收敛更为困难.

表 1 测试函数

Function	solution space
$f_1(x_i) = \sum_{i=0}^{10} i \cdot x_i^2$	$-5.12 \leq x_i \leq 5.12$
$f_2(x_i) = \sum_{i=0}^9 100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (1 - x_i)^2$	$-2.048 \leq x_i \leq 2.048$
$f_3(x_i) = 10 \times 10 + \sum_{i=0}^{10} [x_i^2 - 10 \cdot \cos(2\pi \cdot x_i)]$	$-5.12 \leq x_i \leq 5.12$

遗传算法的编码方式采用浮点数编码, 以利于基因位的数值与实际问题中的变量一一对应, 提高计算精度. 算法的适应度函数可设为

$$F_i = C_i - f_i(x), \quad i = 1, 2, 3 \quad (5)$$

其中 i 表示函数的序号, C_i 为大于 $f_i(x)$ 的正常数, 以确保 F_i 的值大于 0.

算法的参数设置如表 2 所示.

表 2 算法的参数设置

参数	取值
种群规模	50
最大代数	200
选择策略	联赛
交叉算子	单点交叉
变异算子	一致变异
P_{c0}	0.7
P_{m0}	0.01
$P_{c\max}$	1.0
$P_{m\max}$	0.3
N_f	6

分别将自适应遗传算法(AGA)和简单遗传算法(SGA)用于三个测试函数的优化中, 每次做十次仿真, 取平均值得到实验结果如图 2 所示. 可以看出, 对这三个标准函数的优化, SGA 仅在进化的初期取得优势, 随后就被 AGA 超过并一直持续到最后. 特别是在对 f_1 的优化中, f_1 的微弱优势仅维持了几代后就被很快赶超了, 这可能是因为该函数相对比较简单的缘故. 对于相对比较复杂的 f_3 函数, SGA 的鲁棒性更突出地表现了出来, 取得比 SGA 好得多的搜索结果. 总体而言, AGA 对这些测试函数的搜索性能均比 SGA 的好, 取得较好的效果.

3.2 立体图像对的匹配

文中立体图像对的匹配是指两个不同视角下所成的像的匹配, 以得到立体图像对的深度估计, 从而

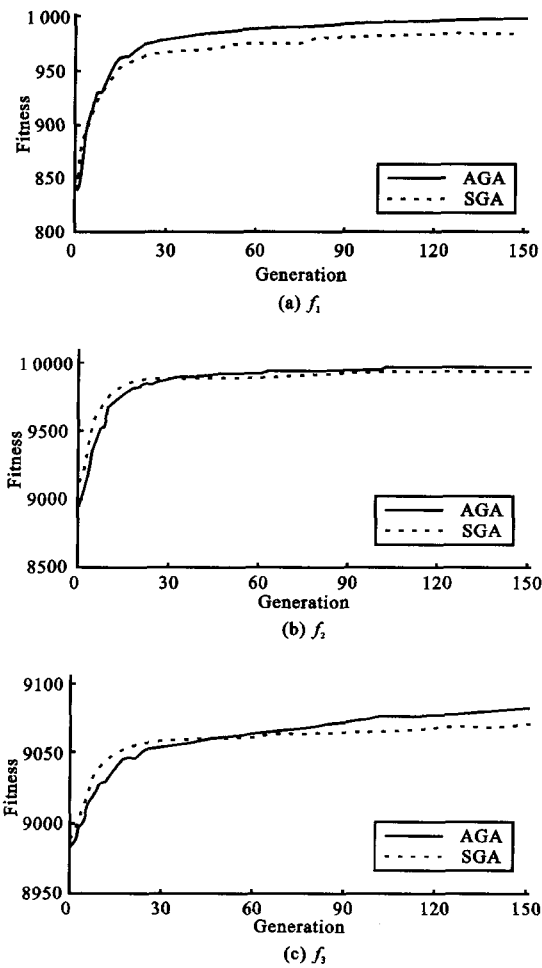
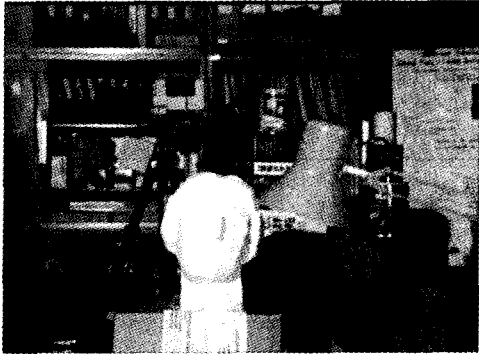


图 2 函数优化结果

4 结束语

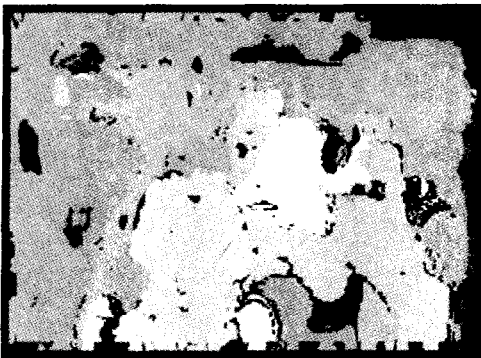
文中介绍了一种新的自适应遗传算法,并将其用于函数优化和图像匹配中.采用的自适应机制可自动调整算法在搜索过程中的遗传操作概率,当寻优结果停滞不前持续的时间超过一定阶段,算法会自动增大交叉概率和变异概率,增加算法对新的搜索空间的开辟能力,帮助算法跳出局部解,易于找到最优解或准最优解.实验仿真结果表明,这种自适应机制起到了一定效果,提高了算法的搜索性能.



(a) 左图



(b) 右图



(c) 实验结果

图 3 图像匹配结果

实现图像的三维重建.文中方法采用的是基于区域的匹配,即以其中一幅图像为参考图像 I_{ref} ,在另一幅图像 I 中进行像素点的遍历,对每个待匹配点通过搜索窗内像素点的绝对误差均值来衡量匹配的程度.其中搜索窗的大小可以取八种不同的尺寸: $5 \times 5, 7 \times 7, 9 \times 9, \dots, 19 \times 19$.通过遗传算法对搜索窗大小的优化选取,可以实现更好的匹配效果.

由于遗传算法要实现八选一的优化目标,因此算法的编码方式采用二进制形式,其优点是简单且易于实现.遗传算法的目标函数设置为:

$$f = \frac{1}{N \cdot M} \sum_{y \in N} \sum_{x \in M} |I(x, y) - I_{ref}(x + d(x, y), y)|$$

其中, x, y 代表匹配点的位置, d 为匹配点 (x, y) 处的视差值, N 和 M 为窗口像素数.

图 3 为文中自适应遗传算法用于 Tsukuba 立体图像对的实验结果,其中图(a)为图像对的左图,图(b)为图像对右图,图(c)为模拟的实验结果.

参考文献:

- [1] 汤晖, 许伦辉, 汤青波. 退火遗传算法在交通图像分割中的应用研究[M]. 微电子学与计算机, 2008, 25(8): 23 - 25.
- [2] Goldberg D E. Genetic algorithms in search, optimization and machine learning [M]. Boston: Addison - Wesley publishing, 1989.
- [3] 张海建, 陈向东, 王世海. 一种遗传算法优化的图像模糊边缘检测方法[M]. 微电子学与计算机, 2008, 25(4): 105 - 107.
- [4] 严勇. 一种求解航线优化问题的改进蚁群遗传算法[J]. 微电子学与计算机, 2009, 26(2): 115 - 117.
- [5] Hwang S F, He R S. Improving real - parameter genetic algorithm with simulated annealing for engineering problem [J]. Advances in Engineering Software, 2006(37): 406 - 418.
- [6] Zhang J, Chung H S H, Lo W L. Clustering - based adaptive crossover and mutation probabilities for genetic algorithms[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2006, 11(3): 326 - 335.
- [7] Hinterding R, Michalewicz Z, Eiben A. Adaptation in evolutionary computation: a survey [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Piscataway. NJ., 1997: 65 - 69.

作者简介:

黄江波 男, (1975 -), 硕士, 讲师. 研究方向为人工智能与电子技术检测.

(上接第 192 页)

- [2] Ivor W Tsang, James T Kwok, Pak - Ming Cheung. Core vector machines: Fast SVM training on very large data sets [J]. Journal of Machine Learning Research, 2005(6): 363 - 392.
- [3] Lessmann, Stefan Li, Ning Voss. A case study of core vector machines in corporate data mining[C]// Proceedings of the 41st Annual Hawaii International Conference on System Sciences. Hawaii, 2008: 78 - 78.
- [4] Ivor W Tsang, Andras Kocsor James T Kwok. Simpler core vector machines with enclosing balls[C]// Proceedings of the Twenty - Fourth International Conference on Machine Learning (ICML). Corvallis, Oregon, USA, 2007.
- [5] Asharaf S, Narasimha Murty M, Shevade S K. Multiclass core vector machine[C]// Proceedings of the 24th international conference on Machine learning. Corvallis, Oregon, 2007: 41 - 48.
- [6] Ivor W Tsang, James T Kwok, Jacek M Zurada. Generalized core vector machines[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2006, 17(5): 1126 - 1140.

作者简介:

郭瑞华 女, (1983 -), 硕士. 研究方向为神经网络、机器学习、软计算方法.

程国建 男, (1964 -), 博士, 教授. 研究方向为神经网络、进化计算、软计算方法在油藏描述中的应用.