

一种改进的遗传算法:GA-EO 算法

何 嘉^{1,2}, 李雪冬²

(1. 电子科技大学 计算机科学与工程学院, 成都 611731; 2. 成都信息工程学院 计算机学院, 成都 610225)

摘 要: 针对基本遗传算法(GA)有局部搜索能力差、计算量大、对较大搜索空间适应能力差和易收敛于局部极小值等问题,采用将极值优化(EO)算法与传统遗传算法相结合的方式,对基本遗传算法进行改进,提出了一种新的算法:GA-EO 算法,并用实验证明了新算法的有效性。

关键词: 遗传算法; 混合遗传算法; 极值优化算法; 局部极小

中图分类号: TP309; TP301.6

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2012)09-3307-02

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.09.028

Improved genetic algorithm:GA-EO algorithm

HE Jia^{1,2}, LI Xue-dong²

(1. School of Computer Science & Engineering, University of Electronic Science & Technology of China, Chengdu 611731, China; 2. College of Computer Science & Technology, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China)

Abstract: The basic GA (genetic algorithm) has some problems such as the poor ability of local search, the abundant calculated quantity, and the poor ability for searching big space and constrict in local minimum easily etc. Experiment proves that to mix the EO (extremal optimization) algorithm into GA could improve the above defects.

Key words: genetic algorithm(GA); hybrid-GA; extremal optimization algorithm; local minimum

遗传算法是一种自适应概率性全局优化搜索算法。作为一种智能化的全局搜索算法,自20世纪80年代问世以来,在诸多领域的应用中展现出其特有的魅力,同时也暴露出许多不足和缺陷。遗传算法在实际应用中存在以下几方面的缺陷^[1]:

a) 全局搜索能力很强而局部寻优能力较差。具体表现为遗传算法可以用很快的速度搜索到最优解附近,但要进一步达到最优解则速度极慢。

b) 对搜索空间变化的适应能力差。当搜索空间增大时,基本遗传算法需急剧扩大种群规模以实现全局搜索,从而极大地增加了计算量,不仅影响了算法效率,更阻碍了遗传算法在工程实践中的应用。

c) 易出现早熟收敛现象。当种群规模较小时,如果在进化初期出现适应度较高的个体,群体的多样性往往会受到破坏,从而出现早熟收敛现象。

本文针对基本遗传算法的上述缺陷,对算法加以改进,将极值优化算法与遗传算法相结合,提出一种混合遗传算法,力求克服以上缺陷。

1 极值优化算法

极值优化(EO)^[2]算法由 Boettcher 在国际遗传与进化计算会议上提出。算法的思想源于自组织临界理论,其突出的特点为非平衡性(准平衡性)。它不同于以往提出的智能优化方法如遗传算法(GA)、模拟退火算法(SA)、蚁群算法、PSO 算法等,EO 算法不会收敛到一个平衡态,而出现断续平衡,产生的波动性使算法具有更好的持续搜索和跳出局部最优解的能力。

EO 算法易于实现、计算量小、算法效果好,因此得到了广泛的应用。该算法的基本步骤^[3]如图1所示。

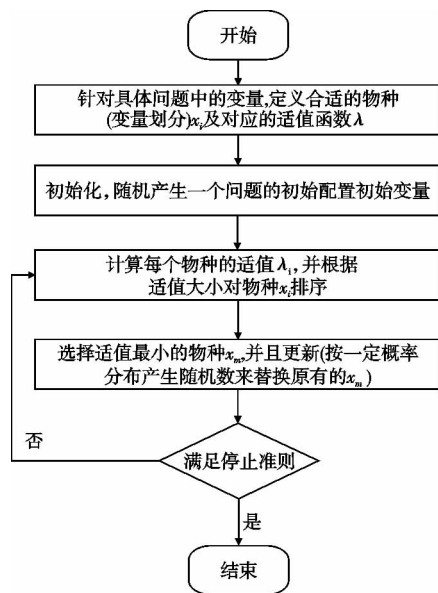


图1 EO算法流程示意图

2 改进遗传算法

2.1 算法描述

在GA中,如果出现了适应度远大于平均适应度的个体,且该个体仅仅是一个局部极值点,则按照适应值比例进行选择时,就会导致群体中不断加入与其相近的算子,最后GA陷入

收稿日期: 2012-02-04; 修回日期: 2012-03-15

作者简介: 何嘉(1968-),女,重庆人,教授,硕士,主要研究方向为计算智能、基于网络的计算机应用(hejia@cuit.edu.cn);李雪冬(1985-),男,四川成都人,硕士研究生,主要研究方向为计算智能。

局部极小值。虽然在 GA 中有突变机制会在一定程度上保证物种的多样性来保持种群的竞争性^[4,5],但是因其概率较小,也无法解决上述问题。因此设想利用 EO 算法的机理,在每一代中进化适应度最差的个体,从而保持种群的竞争性,达到不陷入局部极值的目的^[6,7]。

对 GA 引入 EO 算法充分利用其各自的优点,主要在两个方面引入 EO 算法,一是在选取变异基因时采用 EO 算法进行选择,选取对该算子适应度影响最大的基因进行变异;二是变异适应度最差的那个算子,从而达到在保持种群多样性的情况下,对整个种群进行进化的目的^[6]。

2.2 算法条件选择

基本遗传算法的条件有几个方面^[8~10],包括适应度函数的选取、算子的选择方法、算子交叉,以及变异算子的方法,具体条件选择如下:

a) 适应度函数。本文使用基于序的适应度函数,这类适应函数的特点是个体被选择的概率与目标函数的具体值无关,因此消除了因目标函数数量纲问题引发的诸多不合理结果。将种群中的所有个体按其目标函数值的大小降序排列,设参数 $a \in (0,1)$, 适应度函数如下:

$$e_{\text{val}}(x_i) = a(1-a)^{i-1} \quad i=1,2,\dots,P_{\text{size}} \quad (1)$$

b) 选择算子。本文选择赌轮法选择算子。该方法是一种回放式随机采样的方法,以旋转赌轮 P_{size} 次为基础,每次旋转都可选择一个个体进入子代种群。父代个体被选择的概率为

$$p_{si} = e_{\text{val}}(x_i) / \sum_{i=1}^{P_{\text{size}}} e_{\text{val}}(x_i) \quad (2)$$

c) 交叉算子。交叉算子的选择或设计一般要求既不能过多地破坏种群中的优良个体,又能够产生较好的新个体。本文采用算术交叉算子,首先随机确认参与交叉的父代,并且进行两两配对,按照下式产生两个新的个体:

$$\begin{aligned} X_i^{t+1} &= \beta X_j^t + (1-\beta) X_i^t \\ X_j^{t+1} &= \beta X_i^t + (1-\beta) X_j^t \end{aligned} \quad (3)$$

其中: β 是进化代数决定的变量, $\beta \in (0,1)$, 本文取 2.0; t 是进化代数。

d) 变异算子。本文采用非均匀变异算子。该算子可以增强对重点区域的局部搜索能力。

$$x_k^{t+1} = \begin{cases} x_k^t + \Delta(t, U_{\max}^k - v_k) & \text{if random}(0,1) \\ x_k^t + \Delta(t, v_k - U_{\min}^k) & \text{if random}(0,1) \end{cases} \quad (4)$$

其中: $\text{random}(0,1)$ 是以均等的概率从 0、1 中取一个值; V_k 是微小扰动量; $\Delta(t, y)$ 是 $[0, y]$ 内符合非均匀分布的随机数,可按式(5)定义:

$$\Delta(t, y) = y(1 - r^{(1-t/T)^b}) \quad (5)$$

其中: r 是 $(0,1)$ 内的随机数; b 是系统参数,本文取 2.0; T 是允许最大进化代数。

e) EO 算法步骤:

(a) 选出当代适应度最低的算子 X ;

(b) 保持 X 中的其他位的值不变,只改变一位的值,产生 $X_i (i=1, \dots, n, n$ 为 x 的编码位数), 如 $X=10111$, 改变第一位 $X_1=00111$ 。求出 X_i 的适应值 $F_{ii}=f(X_i)-F_{\text{best}}$, $f(x)$ 是目标函数;

(c) 对 F_{ii} 进行排序,找出最小的适应值 F_{im} ;

(d) 如果 $F_{im} < F$, F 是 X 的适应值,则令 F_{im} 对应的 X_i 替换 X , 否则保持不变;如果 $i < P_{\text{size}}$, $i=i+1$, 返回步骤(b)。

f) 改进后的 GA-EO 算法步骤:

(a) 种群初始化,设置进化代数计数器 $l=1$, 依据初始区间随机产生 P_{size} 个符合约束条件的初始染色体,形成初始种群;

(b) 适应度评价,依据上述排序结果计算个体适应度 $F_i (i=1,2,3,\dots,P_{\text{size}})$, 记录下最佳适应值 F_{best} ;

(c) 遗传进化操作,依据前述方法对父代种群进行选择、交叉、变异操作产生子代种群,引入 EO 算法,并且 $l=l+1$;

(d) 判定是否满足条件,若不满足回到步骤(c),满足则输出结果。

3 算例分析及比较

本文采用较为常用的复杂函数 DeJong 函数 f_2 在 MATLAB 7.1 平台上进行实验,该函数如下:

$$\begin{aligned} f_2(x_1, x_2) &= 100(x_1^2 - x_2)^2 + (1 - x_1)^2 \\ -2.048 &\leq x_i \leq 2.048 \quad (i=1,2) \end{aligned} \quad (6)$$

该函数具有全局极小值点 $(1,1)$ 。将 GA 与本文提出的改进后的 GA-EO 算法进行比较。当 P_{size} 分别取 100、500 时, GA 与 GA-EO 算法会分别有一个收敛过程如表 1、2 所示。由表 1 和 2 可知,当进化到第 4 代时, GA 就出现早熟现象收敛在一个局部极值,而 GA-EO 则避免了早熟,且精度有小幅度的提升。

表 1 DeJong 函数 f_2 的 GA 和 GA-EO 在 P_{size} 为 100 时的收敛过程

进化代数	GA $P_{\text{size}}=100$			GA-EO $P_{\text{size}}=100$		
	$F(x)$	X_1	X_2	$F(x)$	X_1	X_2
1	0.108042	1.0169	1.0669	0.161288	0.6195	0.3709
2	0.007913	0.9635	0.9635	0.161288	0.6195	0.3709
3	0.002716	0.9506	0.9054	0.064203	0.7561	0.5786
4	0.002716	0.9506	0.9054	0.015670	1.0441	1.1018
5	0.002716	0.9506	0.9054	0.003123	1.0267	1.059
6	0.002716	0.9506	0.9054	0.003123	1.0267	1.059
7	0.002716	0.9506	0.9054	0.001618	0.9704	0.9390
8	0.002716	0.9506	0.9054	0.001358	0.9655	0.9309

表 2 DeJong 函数 f_2 的 GA 和 GA-EO 在 P_{size} 为 500 时的收敛过程

进化代数	GA $P_{\text{size}}=500$			GA-EO $P_{\text{size}}=500$		
	$F(x)$	X_1	X_2	$F(x)$	X_1	X_2
1	0.066392	0.8136	0.6797	0.017192	1.1144	1.2482
2	0.002059	1.0307	1.0589	0.002277	0.9742	0.9531
3	0.000200	0.9981	0.9957	0.000089	0.9906	0.9531
4	0.000014	0.9987	0.9970	0.000026	1.0003	1.0011
5	0.000000	1.0003	1.0006	0.000001	1.0010	1.0018
6	0.000000	1.0003	1.0006	0.000000	0.9999	0.9998
7	0.000000	1.0001	1.0001	0.000000	1.0000	1.0000
8	0.000000	1.0000	1.0001	0.000000	1.0000	0.9999

4 结束语

遗传算法具有极好的全局收敛性能, EO 算法具有极强的局部搜索能力。本文将两种方法有机地结合起来形成的混合遗传算法具有两者的优点,提高了算法的求解质量。但此方法势必会增加计算量,下一步准备寻求减小计算量的方法,或者是在性能和计算量之间寻求一个平衡点。

参考文献:

- [1] 张铃, 张钊. 遗传算法的机理研究[J]. 软件学报, 2000, 11(7): 945-952.
- [2] 李晓红, 熊盛武. 极值优化算法研究[J]. 武汉理工大学学报, 2009, 31(3): 41-44.
- [3] 齐洁, 汪定伟. 极值优化算法综述[J]. 控制与决策, 2007, 22(10): 1081-1085.

(下转第 3311 页)

(上接第 3308 页)

- [4] 周建新,付传秀. GA-SAPSO 神经网络模型的构建[J]. 佳木斯大学学报,2011,29(1):32-36.
- [5] 梁俊明. 混合遗传算法及其研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2003.
- [6] 吴俊学. 基于 PSO-EO 算法优化的 BP 神经网络研究[J]. 科学技术与工程,2010,10(24):6047-6050.
- [7] SOUSA F L, RAMOS F M. Function optimization using extremal dy-

namics [C]//Proc of the 4th International Conference on Inverse Problems in Engineering:Theory and Practice. 2002:115-119.

- [8] 梁慧勇,顾幸生. 改进适应值函数的遗传算法[J]. 中南工业大学学报,2003,34(2):73-75.
- [9] 李建华,王孙安,杜海峰. 一种改进的遗传算法:Family GA[J]. 控制与决策,2004,19(9):1000-1003.
- [10] 关志华,寇纪淞,李敏强. 一种改进的遗传算法:ScatterGA[J]. 控制与决策,2002,17(5):579-582.