

文章编号: 1001-0920(2002)02-0148-03

基于自适应变异规则的一种有效的进化规划

刘芳, 李人厚

(西安交通大学 系统工程研究所, 陕西 西安 710049)

摘要: 为改善普通进化规划的算法性能, 通过学习进化过程中获得的种群整体进化信息, 提出进化规划的一种新的自适应变异规则。基于该规则的进化规划不仅能加快算法的收敛速度, 而且能有效地保证种群的多样性。用该方法可求解具有多个极值点的函数优化问题, 计算机仿真实验结果表明该方法是很有效的。

关键词: 进化规划; 函数优化; 进化算法

中图分类号: TP 301.6 **文献标识码:** A

Efficient evolutionary programming based on a self-adaptive mutation rule

LIU Fang, LI Ren-hou

(Systems Engineering Institute, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: To improve the efficiency of evolutionary programming, a self-adaptive mutation rule is proposed by learning the evolutionary information of total population. With the novel mutation rule, evolutionary programming algorithm not only keeps the population diversity, but also has quicker convergence speed. It is applied to optimize functions with multi-modal. The validity of the algorithm is shown by computer simulation results.

Key words: evolutionary programming; function optimization; evolutionary algorithm

1 引言

1962 年, L J Fogel 首先提出进化规划, 但当时并未受到重视。30 年后, 其子 D B Fogel 改进了这种算法, 从而使进化规划作为进化算法的一个分支而得到广泛应用。进化规划的工作流程类似于其它进化算法, 同样需要产生初始群体-突变-计算个体适应度-选择-组成新群体, 然后反复迭代, 一代一代地进化, 直至达到最优解^[1]。在进行优化搜索方面, 进化规划与遗传算法相比具有如下优点: 1) 不必对变

量进行编码(直接利用实数编码), 这使问题表述更加自然; 2) 变异是进化规划中唯一的操作, 这样可避免因为结构的不确定而使交换操作变得无效; 3) 进化规划的搜索过程比较平稳。总之, 进化规划操作比较简单并且使用实数编码, 特别适用于函数优化。但是进化规划本身的全局收敛性较差, 这又影响了其算法性能。

近年来, 关于改进进化规划算法性能的研究愈来愈多, 研究成果主要是基于个体的优化方法(即每次进化个体 $x^i(k)$, 都要先进化其相应的 $\sigma^i(k)$)。本

收稿日期: 2000-12-13; 修回日期: 2001-03-12

作者简介: 刘芳(1971—), 女, 陕西长安人, 博士生, 从事进化计算和神经网络等研究; 李人厚(1935—), 男, 浙江宁波人, 教授, 博士生导师, 从事智能控制和计算机协同等研究。

文研究进化过程中的种群整体进化信息, 因为在进化计算中使用优胜劣汰的自然选择法则, 所以从种群的整体上说总是沿着进化的方向进行搜索(假定种群没有长期陷入局部最优点), 通过学习搜索过程中所获得的种群整体进化信息, 有助于改善算法的性能。基于上述思想, 本文提出一种新的自适应变异规则, 用于加速进化规划的全局收敛速度。本文主要考虑如下形式的函数优化问题

$$\begin{aligned} \min f(x) \\ X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \\ c_i \leq x_i \leq d_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \end{aligned}$$

2 新的进化规划算法

2.1 一种新的自适应变异规则

进化规划算法的两大要素是选择策略和变异规则。本文主要针对标准进化规划的变异规则进行改进, 选择策略沿用进化规划常用的 q -竞争选择策略, 但对 q 的取值范围作一定限制。

首先分析进化规划特有的 q -竞争选择策略, 该策略为 $(\mu + \mu)$ 选择, 即种群的父代和子代一起参与选择。 q -竞争选择法是一种随机选择法, 从总体上说优良个体入选的可能性较大, 但也有可能使较差的个体入选。在 q -竞争选择法中, q 的大小是一个重要参数, 若 q 增大, 则对于优良个体的偏袒越来越大, 到 $q = 2\mu$ 时, 选择变为确定性选择; 反之, 若 q 减小, 则选择的随机性随之增加。由于选择过程中总是保留较优良的个体, 所以从总体上说新一代个体要比其前一代优良, 或者至少不比前一代差(但是对于单一的某个体作类似分析, 则不一定有此结论)。进化规划特有的 q -竞争选择法中的 q 取值愈大, 这种种群总体进化的优势则愈明显。

其次考虑在 q 取值较大的情况下, 用种群进化方向来指导 EP 的自适应进化。计算进化过程中第 j 代群体的中心点位置为 $d_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$, 其中 n 为种群规模。类似地, 第 $j-1$ 代的群体中心点位置为 d_{j-1} 。由上述分析知, 整个群体沿着 $d_{j-1} \rightarrow d_j$ 的方向有进化的趋势。根据这一搜索过程中积累的知识, 下一次搜索则使群体沿着 $d_{j-1} \rightarrow d_j$ (用 $d_j - d_{j-1}$ 度量) 的方向进化。依次类推, 逐步进化。当第 $j-1$ 代与第 j 代群体的中心距很近时, 则转入群体自身的进化。设第 j 代群体的最大值为 X_{\max} , 最小值为 X_{\min} , 则第 j 代种群的每个个体 x_i 都在 $X_{\max} - X_{\min}$ 方向上

作一次搜索, 以提高群体的整体适应度。上述算法虽然快速简单, 但易陷入局部最优点, 因此设计了“跳出局部极值点”的规则。

综上所述, 得到进化规划的变异规则如下:

如果 $d_j - d_{j-1} > a$

则 $x_i^{j+1}(k) = d_j + (d_j - d_{j-1}) \cdot N(0, 1)$

$\text{age}(j+1) = 1$

如果 $X_{\max}^j - X_{\min}^j > b$

则 $x_i^{j+1}(k) = x_i^j(k) + (X_{\max}^j - X_{\min}^j) \cdot N(0, 1)$

$\text{age}(j+1) = 1$

否则 $x_i^{j+1}(k) = x_i^j(k) + \text{age}(j) \cdot c \cdot f(x_i^j(k)) \cdot N(0, 1)$

$\text{age}(j+1) = \text{age}(j) + 1$

其中, a 和 b 为常数, 其值可取 1, 适当调整 a 和 b 的值能改善搜索效果; c 为一修正参数, 一般情况取 1 即可。对于局部极值较多的优化问题, 可利用 c 加快算法跳出局部极值的速度, c 可为常数或函数(关于算法进化代数或关于 age 函数)。

上述变异规则的直观含意是: 如果当前的种群整体上(用中心距度量)比上一代的种群沿进化方向前进了较大步长, 则保持此群体搜索方向; 否则, 在当前群体的内部(即 $X_{\max} - X_{\min}$ 范围内)作进一步优化搜索, 以提高当前种群的总体适应度。为了保证上述变异规则的进化性, 在选择策略上采用 $q = 0.85\mu$ 的 q 竞争策略。当搜索陷入某一局部最优解时, 则 $\text{age}(\ast)$ 随进化代数的增加而增大, 搜索范围随之增大, 以便脱离局部最优。上述变异规则随着进化过程的进展自适应地调整进化方向和进化步长, 具有自适应学习和快速进化的特点。

另外, 对于有约束的优化问题, 每当生成新的解群时, 则要检查所生成的解的可行性。

2.2 算法的实施过程

1) 初始化

在搜索空间中随机产生 n 个可行解构成初始种群 (n 为种群规模), 并给出群体进化的初始群间距 d_1 , 其值应稍大些。

2) 递推过程

变异过程: 根据变异规则, 产生新的个体;

可行性检查: 如果出现不可行解则遗弃, 并在可行域内随机生成一个新个体;

选择过程: 采用 q 竞争选择 (q 要求较大) 与最优个体保护相结合的策略。

3) 终止条件判定

判定终止条件是否满足, 如果满足则结束, 否

则重复上面递推过程。

3 仿真实例及分析

1) 测试球形函数

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^30 x_i^2, \quad x_i \in [-100, 100]$$

选择初始种群规模为 50, 取 $q = 45$, 算法在第 16 代到达全局最优解, 仿真结果如图 1 所示。文献 [2] 对于同样的球形函数, 搜索范围为 $-60 \leq x_i \leq 60$, 需要进化 26 代左右才能达到全局最优解。而本文提出的方法不但收敛快, 而且搜索范围为 $-100 \leq x_i \leq 100$ 。

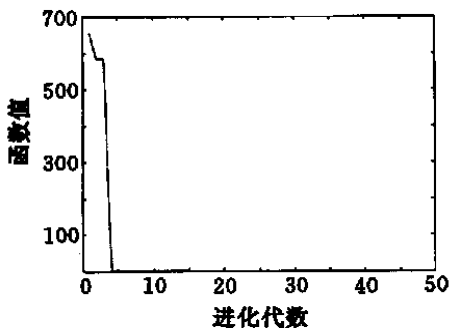


图 1 函数 f_1 的最优进化曲线

2) 测试典型约束优化函数

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^{30} x_i^2, \quad x_i \in [-100, 100]$$

仿真实验中选择种群规模为 50, 取 $q = 45$, 算法在第 31 代到达全局最优解, 仿真结果如图 2 所示。文献 [3] 对于同样的优化函数和搜索范围, IFEP 方法达到全局最优解所需的进化代数为 924 (最快的)

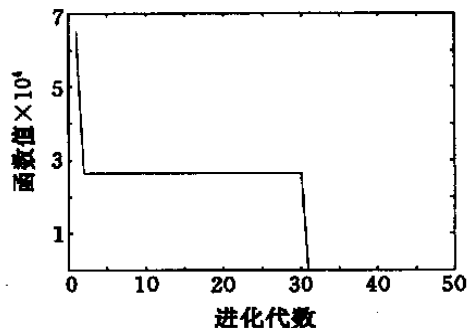


图 2 函数 f_2 的最优进化曲线

一次); MEP 则需 1 000 次以上。文献 [3] 还测试了文献 [4] 提出的 FEP 方法的效率, 达到全局最优解所需的进化代数为 950 (最快的一次)。

3) 测试典型约束优化函数

$$f_3(x) = \frac{1}{30} \sum_{i=1}^{30} x_i^4 - 16x_i^2 + 5x_i, \quad x_i \in [-100, 100]$$

仿真实验中取种群规模为 50, 选用 q 竞争选择策略并取 $q = 45$, 算法在第 32 代到达全局最优解 (仿真结果图略)。文献 [5] 对于同样的测试函数, 搜索范围为 $[-10, 10]$, 达到收敛所需的进化代数为 158。

从仿真实验结果可以看出, 本文提出的方法全局收敛速度很快, 并且具有很强的鲁棒性, 便于实际应用。

4 结 论

本文提出一种新型的进化规划算法, 用于求解具有多极值点函数的全局优化问题。仿真实验结果表明, 该算法对于函数优化是有效的。如何更有效地应用进化规划解决其它问题, 以及从理论上更深刻地研究进化规划的性能, 将是我们继续研究的问题。

参考文献 (References):

- [1] T Back, U Hammel, H P Schwefel. Evolutionary computation: Comments on the history and current state [J]. IEEE Trans on Evol Comput, 1997, 1(1): 3-17.
- [2] Doo Hyun Choi, Se-young Oh. A new mutation rule for evolutionary programming motivated from backpropagation learning [J]. IEEE Trans on Evol Comput, 2000, 4(2): 188-190.
- [3] 李孝安. 进化神经网络理论及方法研究 [D]. 西安: 西北工业大学, 2000. 50-86.
- [4] Yao X, Y Liu. Fast evolutionary programming [A]. Proc of the Fifth Annual Conf on Evol Prog [C]. Cambridge: The MIT Press, 1996. 451-460.
- [5] 吴庆洪, 张纪会, 徐心和. 一种有效的进化规划算法 [J]. 系统仿真学报 (J of System Simulation), 1999, 11(6): 409-412.