



自适应调整峰半径的适应值共享遗传算法¹⁾

于歆杰 王赞基

(清华大学电机工程与应用电子技术系 北京 100084)

(E-mail: yuxj@tsinghua.edu.cn)

摘要 适应值共享遗传算法需要事先给出解空间中峰的数目或峰的半径,这对于某些问题来说是有困难的。针对这类问题,提出将峰的半径作为决策变量,对其进行编码并放入染色体中参与演化过程,利用遗传算法的优化能力在对问题进行优化的同时对个体的峰半径进行自适应调整。用所提出的方法对多个标准测试问题的优化结果表明,采用自适应峰半径调整方法的适应值共享遗传算法有很强的多峰搜索能力。

关键词 多峰函数优化,适应值共享,自适应参数调整,遗传算法

中图分类号 TP18

THE FITNESS SHARING GENETIC ALGORITHM WITH SELF-ADAPTIVE CONTROL OF PEAKS RADII

YU Xin-Jie WANG Zan-Ji

(Department of Electrical Engineering and Applied Electronic Technology, Tsinghua University, Beijing 100084)

(E-mail: yuxj@tsinghua.edu.cn)

Abstract It is necessary to provide the number of peaks or the radii of peaks in optimizing a multi-modal problem for the existing fitness sharing genetic algorithms. However, these parameters are not available for some real world multi-modal problems. A new method is proposed in this paper, which takes the radii of peaks as a part of optimization variables. The radii of peaks are coded, put in the chromosomes and optimized with the variables of the problem by fitness sharing genetic algorithm without a prior knowledge of the above parameters. The empirical results tested by several benchmark problems show that the self-adaptive control method for the radii of peaks is very efficient in finding peaks of the problem.

Key words Multimodal optimization, fitness sharing, self-adaptive parameter control, genetic algorithms

1) 清华大学基础研究基金(JC2001019)资助

收稿日期 2000-07-28 收修改稿日期 2000-11-22

1 引言

在许多工程问题和决策问题中都存在多个最优解。遗传算法在求解这一类多解优化问题中具有某些优势。这是因为遗传算法在演化过程中总要保持一定规模的种群的缘故。这类多解问题也可以称为多峰问题。每个峰对应一个解。但是在种群规模有限和选择压力不合适的情况下，简单遗传算法也可能只收敛到一个解^[1,2]。

适应值共享(fitness sharing)^[3,4]是使遗传算法能够保持种群多样性从而获得多解的一种有效方法。为了提高适应值共享遗传算法的有效性，已经有许多改进的方法见诸报道，如清除(clearing)算法^[5]、自适应k均值聚类算法^[6]、动态小生境共享算法^[7]、自适应小生境算法^[8]等。但是，熟悉适应值共享遗传算法的人都知道，这类算法必须预先知道峰的数目或峰的半径^[9]。某些适应值共享遗传算法还要求所有峰半径均相同才能进行计算。然而，实际多峰优化问题的峰半径往往无法事先估计。

本文针对适应值共享遗传算法所必须的峰半径参数，采用自适应控制手段，将峰半径当作优化变量的一部分编码到每个个体的染色体中进行演化计算。遗传算法在对多峰问题进行优化的同时，也对峰半径进行自适应调整，从而使得应用适应值共享遗传算法时不需要事先给定峰的数目或峰的半径，就可以根据需要求得多个峰。

2 自适应调整峰半径的适应值共享遗传算法

在标准适应值共享算法中，首先需要计算每个个体的共享后适应值。设 $d(i, j)$ 是两个个体 i 和 j 之间的距离，则它们之间的共享函数 $sh(d(i, j))$ 按式

$$sh(d(i, j)) = \begin{cases} 1 - (d(i, j)/\sigma)^\alpha, & d(i, j) < \sigma \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (1)$$

计算。这里 σ 代表事先指定的峰半径，通常是已知的或假设的； α 是控制共享函数形状的参数，通常 $\alpha=1$ ，即线性共享函数。在得到所有个体的共享函数值之后，可根据式

$$m_i = \sum_{j=1}^N sh(d(i, j)), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

计算个体的小生境数 m_i ，其中 N 是个体的数目，代表种群的规模。然后根据式

$$f'_i = f_i / m_i \quad (3)$$

计算共享后个体的适应值 f'_i ，其中 f_i 代表个体 i 共享前的适应值。随后进行的选择过程将使用共享后个体的适应值。

由式(1)至(3)可知，峰半径 σ 在个体共享后适应值的计算过程中起非常重要的作用。如果一个个体的峰半径较大，则在其它条件相同的情况下其共享后适应值就较小，反之亦然。对峰半径参数进行自适应调整可以通过改变个体的峰半径来改变个体共享后的适应值，从而影响个体的被选择概率，进一步合理调整种群多样性。

自适应峰半径控制方法的基本思想是将适应值共享遗传算法中每个个体的峰半径当作一个决策变量，对其进行编码和连接编码串的工作，使之参与优化的全过程。在本文提出的方法中，理论上能够找到的峰数目由峰半径的精度和原决策变量的定义域共同决定，而峰半

径的精度由峰半径的编码长度和峰半径的定义域共同决定. 在本文的余下部分中设峰半径编码长度(lsigma)为 4, 峰半径的定义域是原决策变量中最大定义域长度的一半.

个体峰半径的初始化可采用随机方法. 对于 4 个基因全部初始化为 0 的个体, 随机选取一个基因并将其值置为 1. 其它基因的初始化与标准适应值共享遗传算法相同. 峰半径基因置于其它基因之后. 在完成种群初始化工作后, 算法的步骤如下:

第一步. 用适应值共享方法计算每个个体共享后的适应值;

第二步. 采用随机误差比较小的方法进行选择过程;

第三步. 选取个体对进行杂交和变异, 产生新一代种群; 个体对的选择可以采用限制交配策略^[4]; 如果由于杂交算子交换染色体片断或变异算子改变基因值导致某个体的峰半径基因全部为 0, 则随机选取一个基因并将其值置为 1;

第四步. 判断是否满足算法停止判据, 如果未满足, 则返回第一步; 如果满足停止判据, 则从当前种群中选取共享前适应值最大的个体群作为算法找到的峰集合, 也可以采用聚类方法从当前种群中寻找聚类中心.

将个体的峰半径作为决策变量参与编码与优化过程, 个体的峰半径会随着算法的进行而改变. 在算法进行的早期, 各种峰半径都会存在. 由于峰半径参数会影响个体共享后的适应值, 进而影响个体的被选择概率, 因此那些适应值较高同时峰半径较小的个体具有较大的选择优势. 由于峰半径的初始选取是随机进行的, 因此在算法进行的早期, 具有很小峰半径的个体数量比较少, 算法基本类似于标准适应值共享遗传算法. 算法可以充分搜索解空间, 从而找到全局峰的收敛域. 到了算法进行的晚期, 由于选择压力、杂交算子和变异算子的影响, 具有很小峰半径的个体越来越多, 算法基本类似于拥挤遗传算法^[10]. 算法可以很好地保持种群多样性, 从而维持已经找到的峰, 直到算法终止.

3 对新算法的测试

为了充分考察采用自适应峰半径控制方法的适应值共享遗传算法的搜索能力, 下面用文献[11]给出的测试问题对所提出的算法进行验证. 问题 1~4 分别代表峰是否均匀分布、峰高是否相同的四类问题, 问题 5 代表具有平坦峰的一类问题, 问题 6 代表复杂欺骗性问题. 问题 1, 3 要搜索 5 个等高的全局峰, 问题 2, 4 要搜索所有 5 个不等高的峰, 问题 5 要搜索 4 个等高的全局峰, 问题 6 要搜索 32 个等高的全局峰.

3.1 选取测试参数

在测试过程中具体的算法参数列于表 1.

表 1 算法的测试参数

问题	1	2	3	4	5	6
比例变换类型	不采用	不采用	不采用	不采用	指数比例变换	指数比例变换
距离度量手段	欧几里得距离	欧几里得距离	欧几里得距离	欧几里得距离	欧几里得距离	汉明距离
种群规模	60	60	60	60	100	800
最大遗传代数	50	50	50	50	50	120
染色体长度	30+4	30+4	30+4	30+4	15+4	30+4

在测试过程中,算法采用 SUS 选择方式^[12],单点杂交,杂交概率为 1.0,变异概率为 0.0。算法对每一个问题都进行了 20 次优化,每次优化的初始种群均随机选取。采用算法找到的峰个数(问题 2,4)或全局峰个数(问题 1,3,5,6)作为算法的性能判据。算法在 MATLAB 环境中实现,运行于赛扬 466CPU 和 128M 内存的计算机中,性能判据由算法的 20 次计算后平均得到。

3.2 测试结果

采用自适应峰半径控制方法的适应值共享遗传算法对问题 1~6 的优化结果如表 2 所示。

表 2 算法的优化结果

问题	1	2	3	4	5	6
算法找到的峰个数 或全局峰个数	4.8	4.9	4.7	4.8	4.0	32.0

从对问题 1~6 进行优化的结果可以看出,采用自适应峰半径控制方法的适应值共享遗传算法能够有效地对各种多峰问题进行搜索。进一步的研究表明,只要种群规模足够大,就可以保证有足够数量的优秀个体进行遗传操作,从而找到该问题所有的峰。

本文提出的算法既可以用来搜索所有的峰,也可以用来搜索全局峰。如果需要找到问题所有的峰(如问题 2,4),可以采用较大的种群规模和峰半径编码长度;如果需要找到问题所有的全局峰(如问题 1,3,5,6),可以辅以适当的比例变换方法增加选择压力,从而确保局部峰被淘汰。

4 结论

本文提出了一种峰半径自适应控制方法与标准适应值共享遗传算法相结合,可以在无需提供峰半径或峰个数的前提下,搜索到并维持优化问题解空间中的多个峰。该方法将峰半径作为决策变量编码为染色体中的一部分,在对决策变量进行优化的同时,对峰半径进行动态调整。在该算法早期,它类似于标准适应值共享遗传算法;而在晚期,它类似于拥挤遗传算法。

应用本文提出的算法对 6 种标准测试问题进行优化的结果表明,采用自适应峰半径控制方法的适应值共享遗传算法对于峰半径分布是否均匀、峰高度是否相同、峰是否平坦、问题是否具有欺骗性等没有特殊要求,可以适用于各种多峰优化问题。

参 考 文 献

- 1 Goldberg D E. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. New York: Addison-Wesley, 1989
- 2 Mahfoud S W. Genetic drift in sharing methods. In: Proc. 1st IEEE Conf. Evolutionary Computation, Piscataway, NJ: IEEE Press, 1994. 67~72
- 3 Goldberg D E, Richardson J. Genetic algorithms with sharing for multimodal function optimization. In: Proc. 2nd Int. Conf. Genetic Algorithms and their Applications, J. J. Grefenstette, Ed., Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum, 1987. 41~49

- 4 Deb K, Goldberg D E. An investigation of niche and species formation in genetic function optimization. In: Proc. 3rd. Int. Conf. Genetic Algorithms, J. D. Schaffer, Ed., San Mateo, CA: Morgan Kaufmann, 1989. 42~50
- 5 Petrowski A. A clearing procedure as a niching method for genetic algorithms. In: Proc. 3rd. IEEE Conf. Evolutionary Computation, Piscataway, NJ: IEEE Press, 1996. 798~803
- 6 Yin X, Germay N. A fast genetic algorithm with sharing scheme using cluster analysis methods in multimodal function optimization. In: Proc. Int. Conf. Artificial Neural Nets and Genetic Algorithms, R. F. Albrecht, C. R. Reeves, and N. C. Steele Eds. New York: Springer-Verlag, 1993. 450~457
- 7 Miller B L, Shaw M J. Genetic algorithms with dynamic niche sharing for multimodal function optimization. In: Proc. 3rd. IEEE Conf. Evolutionary Computation, Piscataway, NJ: IEEE Press, 1996. 786~791
- 8 Goldberg D E, Wang L. Adaptive niching via coevolutionary sharing. IlliGAL Report 97007, 1997
- 9 于歆杰, 王赞基. 一种新的聚类方法及其在多峰优化中的应用. 清华大学学报, 2001, 41(4/5): 159~162
- 10 Mahfoud S W. Crossover interactions among niches. In: Proc. 1st IEEE Conf. Evolutionary Computation, Piscataway, NJ: IEEE Press, 1994. 188~193
- 11 Mahfoud S W. Niching Methods for Genetic Algorithms[Ph D dissertation]. Urbana-Champaign: University of Illinois, 1995
- 12 Baker J E. Reducing bias and inefficiency in the selection algorithm. In: Proc. 2nd. Int. Conf. Genetic Algorithms and their Applications, J. J. Grefenstette, Ed., Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum, 1987. 14~21

于歆杰 工学博士, 清华大学电机工程与应用电子技术系讲师. 从事电路与系统理论、智能计算方法、变压器优化设计等方向的研究.

王赞基 工学博士, 清华大学电机工程与应用电子技术系教授、博士生导师. 从事电工理论与新技术领域的教学与科研工作.

(上接第 680 页)

SUBMISSION OF PAPERS:

Submit your full paper or extended summary of about 1000 words through E-mail (postscript or PDF file) or regular mail (three hard copies) to:

Professor Lihua Xie
Program Chair, ICCA'03
School of EEE, BLK S2
Nanyang Technological University
Singapore 639798
Fax: (65)-6792-0415
E-mail: icca03@ntu.edu.sg

IMPORTANT DATES:

Submission of Extended Summary:
December 15, 2002
Notification of Acceptance:
January 31, 2003
Submission of Final Papers:
March 15, 2003
Conference:
June 10-12, 2003

Proposals for invited and special sessions in the related areas are also solicited. All materials must be written in English, and a paper should be submitted only if you intend to present the paper in the conference. The extended summary should contain sufficient details including key concepts and novel features of the work. It should include the title, name(s) of author(s), mailing address, affiliation, telephone and fax numbers and E-mail address, wherever possible.

Official Web Site: <http://vlab.ee.nus.edu.sg/~icca03/>