

遗传算法的改进及其在应力场反演中的应用

朱守彪

(北京大学地空学院地球物理学系, 北京, 100871)

摘要:利用人工方法产生多样化的初始群体, 引入“移民”机制并采用小种群搜索, 运用自动调整交换概率与变异概率的方法将遗传算法进行了改进, 改进后的遗传算法在防止早熟, 提高收敛速度方面有一定改善。最后利用改进的遗传算法反演了青藏高原的应力场, 其结果与地质结果有一定的相似性。

关键词:遗传算法; 青藏高原; 应力场

中图分类号: P553; O224

文献标识码: A

文章编号: 1000-0844(2005)02-0097-04

Improvement of Genetic Algorithm and Its Application on Stress Field Inversion

ZHU Shou-biao

(Dept. of Geophysics, School of Earth and Space Sciences, Peking University, Beijing 100871, China)

Abstract: Genetic Algorithm is improved in this paper, using production of initial population manually, introduction of immigration of population, searching in small population, adoption of adaptive probability of cross and mutation. In the example, the modified Genetic Algorithm has some improvement in preventing premature convergence and enhancing the searching efficiency. And finally, the stress field in Qinghai-Tibet Plateau is inversed with improved Genetic Algorithm, the result shows similar to geological one.

Key words: Genetic algorithms; Qinghai-Tibet Plateau; Stress field

0 引言

遗传算法(Genetic Algorithms, 以下简称 GA) 由美国 Michigan 大学的 John H. Holland 教授于 1975 年创建^[1]。David E Goldberg 的专著则全面地阐述了遗传算法的发展历程、现状、各种算法和应用实例, 并附有 Pascal 的源程序^[2]。在中国, 石耀霖率先把遗传算法引入到中国地学界并举办培训班(1992)。此后国内有关遗传算法的论文不断增多, 应用范围迅速拓广, 遍及各个领域。今天遗传算法已成为经济学家、政治学家、心理学家、语言学家、免疫学家、生物学家、自动控制专家等关注的课题^[3]。但在地学的实际应用中我们发现标准遗传算法有许多不足, 如易于早熟, 算法稳定性差, 固定的复制、交

换和变异概率影响收敛效果等^[4]。这些缺陷给应用带来很多不便, 有时造成问题无法解决。

本文先讨论遗传算法的特性, 然后研究改进的方法和措施, 其后用实例来考察改进算法的性能, 最后给出在构造应力场反演中的应用。

1 遗传算法简介

遗传算法(GA)是模拟生物进化与遗传, 根据“适者生存”、“优胜劣汰”的原则, 借助复制、交换、变异等操作, 使所要解决的问题一步步地逼近最优解的一种反演优化方法^[5-6]。与其他优化方法相比 GA 具有如下特点: (1) 适应性强: 只要求问题是能正演计算的, 与所求解问题的性质无关; (2) 全局

收稿日期: 2004-11-12

基金项目: 地震科学联合基金项目(103016); 国家自然科学基金重点项目(40234042)

作者简介: 朱守彪(1964-), 男(汉族), 安徽舒城人, 副教授, 主要从事地球动力学及地震活动性研究。

优化;同时从一代点群开始进行多点、多路径搜索寻优,在各搜索点之间交换信息,可以有效地搜索整个解空间;(3) 编码特征:通过编码将变量转换成与遗传基因类似的数字编码串结构,直接操作对象是这些数字编码串,通过编码机制可以统一处理各种复杂的优化问题;(4) 概率搜索:各种遗传操作都是采用随机方式进行的;(5) 隐含并行性:通过控制群体中 n 个串来反映 $O(n^3)$ 阶个图式(schema),基于这种隐含并行性,能利用较少的数字串来搜索解空间中的大量区域,这是它优于其它优化方法最主要的因素;(6) 自适应性:用交换、变异两种遗传算子作为搜索工具,用适应度函数对搜索到的解的质量进行评价,并根据评价结果用选择遗传算子来引导以后的搜索方向;(7) 算法的简单性、通用性:在 GA 中编码方式和选择、交换、变异操作算子都是确定的,易于写成一个简单的通用算法,在应用中要修改的只是与适应度函数有关的具体目标函数的定义方式和 GA 算法控制参数的设置而已。

总之,GA 是针对问题而不是对参数本身进行编码。在寻优过程中,GA 是在高维可行解空间随机产生多个起始点并同时开始搜索,由适应度函数来指导搜索方向。一方面搜索效率高,另一方面搜索区域广,因而它又是一种全局性、并行性、快速性的优化方法。由于它不需计算导数,因而其目标函数不受限制,不必要求目标函数连续可微以及其他辅助信息,比起一般优化算法它更具有广泛的适用性,特别适合解决其它科学技术无法解决或难于解决的复杂问题,如结构优化、非线性优化、信号处理、模式识别、智能控制、地球物理反演等,是继专家系统、人工神经网络之后又一个受人青睐的人工智能新学科分支。

2 遗传算法的改进

虽然遗传算法已经取得了广泛的应用,但存在着收敛速度慢、算法稳定性差、早熟等诸多缺陷。为此在吸收前人研究成果的基础上^[7-8],结合有限单元法计算应力场的实际问题,对于遗传算法的求解过程提出如下改进措施与步骤。

2.1 人工方法产生多样化的初始群体

一般情况下随机生成初始群体。实际应用中发现差的初始模型(种群的所有个体)导致收敛困难,大大降低效率。为此,利用计算机产生随机数生成初始种群的个体,并考察这种人工方式生成的初始群体的个体是否模式阶次较高、模式数目较大,具有

多样性;否则通过计算机重复操作,直到符合要求为止。这样通过适当选择字符串长度和群体规模,可以在开始的几代内找到各极值点所在的区域,加快搜索速度。

2.2 引入“移民”机制

移民算子是避免早熟的一种好方法。在移民的过程中不仅可以加速淘汰差的个体,而且可以增加解的多样性。所谓的移民机制就是在每一代进化过程中以一定的淘汰率(一般取 15%~30%)将最差个体淘汰,然后用随机产生的新个体替代。这样进化系统成为开放系统,不断获取外界信息。

2.3 小种群搜索

鉴于标准遗传算法局部搜索能力的不足,在大范围全局搜索之后引进小种群搜索。当全局搜索达到一定条件时,从中选取最好的个体集 x_i ,然后以 x_i 为中心,在一定范围内随机生成小种群,最后进行局部搜索得到较好解 x_i ,并替换 x_i 。

2.4 自适应遗传算法

控制参数的调整主要是对交叉概率 P_c 、变异概率 P_m 进行的。交叉操作是遗传算法产生新个体的主要方法。 P_c 一般应取较大值,但若取值过大易于破坏群体中的优良模式,若取值过小产生新个体的速度又太慢,其范围一般为 0.4~0.99。变异操作是产生新个体的必不可少的辅助方法。若 P_m 取值较大有可能破坏掉很多较好的模式,使得算法的性能近似于随机搜索的性能,若 P_m 取值太小则变异操作产生新个体的能力和抑制早熟现象的能力较差,一般范围为 0.001~0.2。

由上可知,交叉概率 P_c 和变异率 P_m 越大,算法产生新个体的能力就越强,个体之间的适应度波动比较大,产生新的超平面的能力比较强; P_c 和 P_m 越小,算法使个体趋于收敛的能力越强,个体的平均适应度比较平稳,有可能产生早熟现象。采用自适应的思想,在算法的运行过程中对 P_c 和 P_m 进行调整,让它们随着个体适应度值的增加而变小,随着个体适应度值的减小而增加。其计算公式为^[9]

$$P_c = \begin{cases} \frac{k_1(F_{\max} - F)}{(F_{\max} - \bar{F})} & F \geq \bar{F} \\ k_2, & F < \bar{F} \end{cases} \quad (1)$$

$$P_m = \begin{cases} \frac{k_3(F_{\max} - F)}{(F_{\max} - \bar{F})} & F \geq \bar{F} \\ k_4, & F < \bar{F} \end{cases}$$

式中 $F_{\max}$, $\bar{F}$, F 分别代表群体中最大的适应度、每代群体的平均适应度及个体的适应度; $k_1 = k_2 =$

0.85, $k_3 = k_4 = 0.1$ (视具体问题而定)。这样 P_c 、 P_m 由遗传算法本身确定, 避免了盲目性。自适应 P_c 、 P_m 的遗传算法比较适合解多极值问题, 避免陷入局部最优。当 GA 陷入问题的局部极值时, 即 $\bar{F} \rightarrow F_{\max}$, P_c 、 P_m 都将增大, 尤其是那些适应度略高于平均适应度的个体将具有最大的 P_c 、 P_m 。尽管大的 P_c 、 P_m 有利于扩大解空间, 但有可能造成解空间过于分散, 甚至可能导致原有的解将被完全破坏。为此, $|F_{\max} - \bar{F}| < \epsilon$ 时, 就实施固定 P_c 、 P_m , 避免原有解空间被完全破坏。

2.5 实例分析

为便于比较, 本文使用有限单元法反演边界位移参量作为实例。自适应遗传算法的参数按公式 (1), 取 $k_1 = k_2 = 0.9$, $k_3 = k_4 = 0.05$; 每隔两代随机引进一个“移民”替代适应值最差的种群。图 1 是标准遗传算法及改进的遗传算法在 70 代的演化过程中拟合误差与演化代数的变化曲线图。由图可以看出, 最初的 5 代演化中两种方法势均力敌, 几乎没有多大差别; 但演化到 15 代以后, 在演化代数相同的情况下改进的遗传有限单元法比标准遗传有限单元法的拟合误差大约小 1.5; 演化到 54 代以后, 改进的算法比标准的拟合误差减小 2.0。从统计检验的角度分析改进的效果是显著的。在此基础上可以重复计算许多次 (如 10 次), 选取最好的个体集, 再进行小种群搜索, 达到缩小搜索区间, 进一步加快速度的目的。

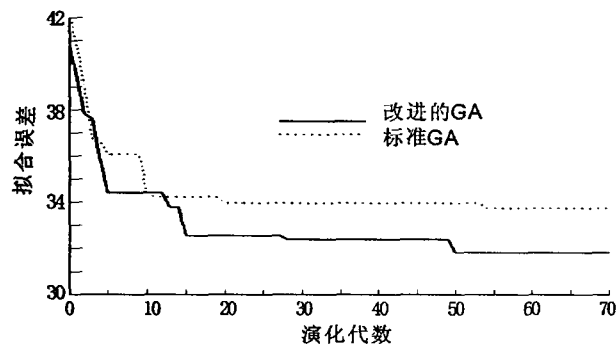


图 1 改进的和标准的遗传算法在反演中的拟合误差与演化代数的关系比较

Fig. 1 Comparison of the misfit with the number of iteration between the standard GA and the improved GA.

3 构造应力场反演中的应用

青藏高原形成演化过程一直为科学界所关注, 以青藏高原为研究对象, 利用改进的遗传算法来反

演青藏高原的应力场。我们选择研究范围为能尽量围限青藏高原的矩形区域, 即 $72^\circ \sim 105^\circ \text{E}$, $25^\circ \sim 41^\circ \text{N}$ 的四边形区域。采用研究区域内的 1976—2000 年 $M_s 6$ 以上浅源地震震源机制 (大震震源机制解轴近似代表主应力方位) 和地质调查结果作为反演资料。经过一些处理后最后得到的最大主压应力方位资料共有 226 条^[4], 见图 2。由图可见区域应力方位比较统一, 高原边缘中印边界的应力方位几乎和喜马拉雅主边界断层的弧形构造相垂直, 高原中部应力方位的优势取向为 NNE 向; 西北部为 NNW 向; 东经 100° 以东地区比较复杂: 东北部为 NNE 向而东南部为 NNW 向。逆断层地震主要分布在高原的边缘上, 正断层地震主要集中在高原内部。此外由图还可看出, 高原边缘处主应力方向与山脉走向几乎垂直。在应力场的反演中, 正演的方法为有限单元法, 然后利用改进的遗传算法来反演应力场。反演中震源机制解中 P 轴的方位 (正断层中取 B 轴的方位) 或地质调查的断层最大主压应力方位为拟合对象, 将主应力方位观测值与计算值的均方差作为优选的目标函数^[10]。在计算过程中遗传算法的参数值选择如下: 种群大小 32, 固定变异概率 0.2, 固定交换概率 0.9, 每个参量二进制编码长度 15。反演中认为材料均匀, 并取介质的密度为 $2.7 \times 10^3 \text{ kg/m}^3$, 杨氏模量为 70 GPa, 泊松比为 0.25。反演了边界位移和内部体力后, 研究区域内任一点的最大主压应力的方位可以通过有限单元方法计算得到。

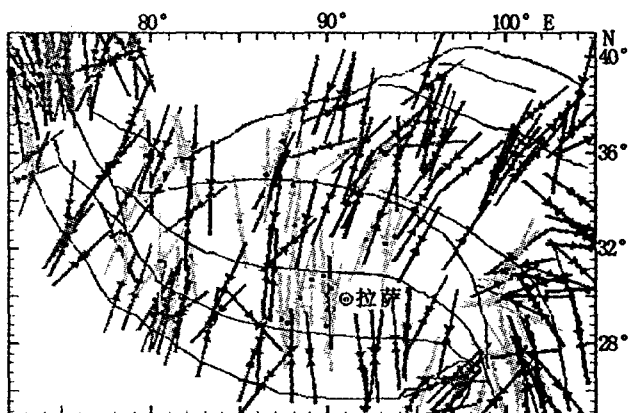


图 2 青藏高原地区最大主压应力方位水平投影图 (正断层取 B 轴的方位) (浅黑色代表逆断层, 黑色代表走滑断层, 灰色代表正断层)

Fig. 2 Projection of maximum principal compressive horizontal stresses in Qinghai-Tibet Plateau area.

图 3 为改进的遗传算法反演的青藏高原的最大

主压应力的方位。可见青藏高原主体最大主压应力的优势方向为近南北向,应力场的方位在高原东北部为北北东向,在高原东南部的川滇地区发生转折,由北东向逐渐转为东南方向。

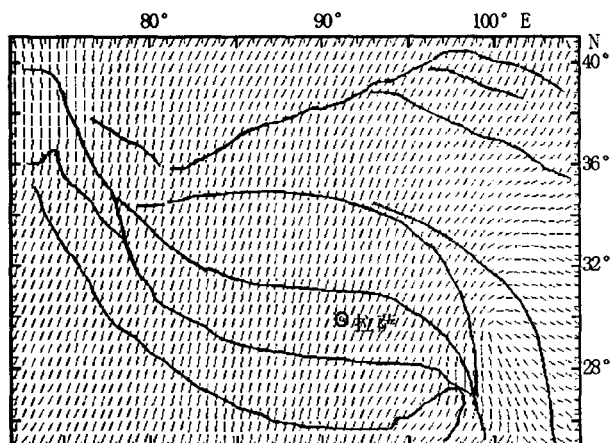


图 3 改进的遗传算法反演的青藏高原最大主压应力的方位

Fig. 3 Orientations of maximum principal compressive stresses in Qinghai-Tibetan Plateau area inversed by improved GA.

4 结论与讨论

遗传算法是一种效率较高、具有全局搜索的反演计算方法,改进的遗传算法在利用有限单元方法计算青藏高原边界位移中,改进的效果显著,收敛速度比标准算法加快。在青藏高原应力场的实际运用中,遗传算法反演的应力场与地质结果有一致性,这进一步说明遗传算法及其改进的方法反演结果可

靠;同时还可以看到其在地学研究中的前景。反演的非唯一性是所有反演的共性。遗传算法作为一种反演方法,如何保证其结果的唯一性仍是面临的最富挑战性的课题。尽管遗传算法能进行全局搜索,保留最佳模型,但只有演化足够多的代数,不断缩小搜索区域,才能最终达到最优解。

[参考文献]

- [1] H Holland. Adaptation in natural and artificial systems[M]. Ann Arbor, Michigan: University of Michigan press, 1975.
- [2] Goldberg D. Genetic algorithms in search, optimization and machine learning [M]. Massacheusettes: Addison - Wesley Publication Company, 1989.
- [3] 丁承民,张传生,刘辉. 遗传算法纵横谈[J]. 信息与控制, 1997,26(1):40-47.
- [4] 朱守彪. 遗传有限单元法反演构造应力场及其结果应用[D]. 中国科学院博士学位论文,2003.
- [5] 石耀霖. 遗传算法及其在地球物理中的一些应用[J]. 地球物理学报,1992,35(增刊):367-371.
- [6] 石耀霖,陈棋福,马丽. 遗传算法及其在地球科学中的一些应用[A]. 见:中国地震学会第四次学术大会论文摘要集[C]. 北京:地震出版社,1992.
- [7] 韩万林,张幼蒂. 遗传算法的改进[J]. 中国矿业大学学报, 2000,29(1):102-105.
- [8] 金菊良,杨晓华,丁晶. 标准遗传算法的改进方案——加速遗传算法[J]. 系统工程理论与实践,2001,(4): 8-13
- [9] Srinivas M, Patnaik L M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms[J]. IEEE Trans. Syst. Man and Cybernetics, 1994,24(4):656-667.
- [10] 朱守彪,石耀霖. 用遗传有限单元法反演川滇下地壳流动对上地壳的拖曳作用[J]. 地球物理学报,2004,47(2):221-229.