

文章编号: 1000-7598-(2005)02-0182-05

改进的遗传算法在堆石体参数反演中的应用

张社荣, 何 辉

(天津大学 建筑工程学院, 天津 30072)

摘 要: 在研究堆石坝问题中, 堆石体参数的合理估计非常重要, 根据工程实测值反演堆石体参数不失为一种有效估计参数的新思路。在传统遗传算法操作过程中, 引入模拟退火的 Metropolis 接受准则, 并结合系统识别的基本原理改进了遗传算法。将改进的新算法应用于堆石坝主要堆石料的参数反演, 结果显示其误差很小、收敛速度快、精度高的优越性, 克服了传统的梯度优化方法和单纯形法所具有的搜索速度随反演参数增多呈级数减慢、容易陷入局部极值点和误差传递导致不收敛等缺点, 值得在本领域参数优化中推广。

关 键 词: 遗传算法; 模拟退火; 参数反演; 系统识别; 面板堆石坝

中图分类号: TU 371.4; TV 64

文献标识码: A

Application of improved genetic algorithm to back analyzing parameters of rockfill

ZHANG She-rong, HE Hui

(School of Civil Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: It is very important to reasonably estimate parameters of rockfill in study and analysis of rockfill dams. Back analysis of parameters of rockfill according to in-situ measurement is one kind of new method to effectively estimate the parameters. Metropolis accepting rule of simulated annealing algorithm and system identification are applied to improve genetic algorithm during the processing. Applying this improved genetic algorithm to back analyzing parameters of rockfill, the result shows that the algorithm has advantages of higher accuracy, quick convergence etc.. This method is deserved to be popularized for parameters optimization in this filed.

Key words: genetic algorithm; simulated annealing; parameter back analysis; system identification; concrete faced rockfill dams (CFRD)

1 引 言

在堆石坝沉降问题的分析中, 合理地选用堆石体的本构模型以及较为精确的确定模型参数具有十分重要的意义。堆石体的参数一般由室内土工实验或现场原位测试提供。然而, 由于试验边界条件的差异以及原位测试具有的局限性, 使得测定的堆石体参数常常与实际值存在较大的差异, 而这些参数应用于本构模型计算时所得的堆石坝的应力和变形也不可避免地与实测值偏离很多。很多情况下堆石体参数的确定比选择本构模型更重要。

反演分析法利用工程中实测值(如位移、孔压、应力等), 通过数值计算确定堆石体的参数, 进而使分析的结果尽可能反映工程的实际情况。将数值分

析方法和优化算法结合起来, 通过不断修正堆石体的未知参数, 这样可使现场实测值与相应的数值分析的计算值之差达到最小。

遗传算法(Genetic Algorithm, GA)是近几年来开始得到广泛关注的一种新型优化算法, 具有智能搜索、并行式计算和全局优化等优点, 没有传统的建立在梯度计算基础上优化算法的缺点, 特别适合于求解目标函数的多极值点问题。本文基于系统识别原理和改进后的遗传算法, 建立了堆石料物性参数反演的新方法, 并用 Fortran90 编写了程序。

2 遗传算法及其改进

2.1 遗传算法原理

遗传算法是模拟生物界的遗传和进化过程而

建立起来的一种搜索算法,体现着“生存竞争、优胜劣汰、适者生存”的竞争机制。遗传算法可以归纳为两种运算过程:遗传运算(交叉与变异)与进化运算(选择)^[1]。遗传运算模拟了基因在每一代中产生新后代的繁殖过程,进化运算则是通过竞争不断更新种群的过程。

传统遗传算法的运行过程可用如下步骤表述:

- (1) 随机产生初始种群;
- (2) 以适应度函数对染色体进行评价;
- (3) 选择高适应值的染色体进入下一代;
- (4) 通过遗传、变异操作产生新的染色体;
- (5) 不断重复第(2)~(4)步,直到预定的进化代数。

2.2 算法的改进

为了解决收敛速度慢以及收敛于局部最优解的问题,笔者对传统的遗传算法(GA)进行了改进,然后应用于堆石体物性参数反演中。

2.2.1 群体初始化以均布产生代替随机产生

初始群体的好坏对算法的收敛速度有较大的影响。一般遗传算法的初始群体是随机产生的,虽然对群体的多样性有利,但可能把很多好的模式遗漏掉;而搜索所有必要的和不必要的空间,也可能产生相似的个体,多次搜索同一个部位。本算法的初始群体不是随机产生,而是使初始群体均布在个体参数的取值区间内,使初始群体基本涵盖了所有可能的组合模式,即把各参数的取值区间 n 等分(n 不能太大, n 的增加会导致初始评估的计算量以幂的速度增加),使各参数分别取值为等分点上的值,然后组合所有可能的结果,产生一个群体 $m=(n+1)^{nc} > pop_size$, (pop_size 为遗传算法操作的群体规模),根据各染色体的适应值选择 pop_size 个最优的个体作为初始群体,淘汰较劣的其它 pop_size-m 个个体,这样就保留了较多的优良模式,可以在很大程度上加快算法的收敛速度。

2.2.2 采取保优变异算子

对群体中适应度最大的个体保持不变异,以避免群体退化。

2.2.3 自适应的调整搜索范围

群体进化若干代后,若适应度足够大(误差足够小),则根据当前进化信息,并根据参数反演问题的具体特点,每隔一定代数,自适应地调整搜索范围,使搜索陷于最有希望的区域,加快收敛速度。

2.2.4 引入 Metropolis 接受准则,采取回火退火策略

本文主要利用模拟退火的接受准则,将变异算子和模拟退火的 Metropolis 接受准则相结合。在高

温时,可以接受足够多的新特性,而原有的模拟退火算法中“初始温度足够高、降温足够慢”^[2]的原则已不要求那么严格。本文中群体每进化一代即降温一次,当温度趋于0时,算法几乎不接受新解,这时,人为地升高温度,使算法接受新解的概率增大,有利于跳离局部最优点,并把这个过程称为回火退火^[3]。如此建立的新解接受机制为算法的全局收敛提供了理论保证。

2.3 改进后遗传算法的基本过程

本文改进算法的总体基本思路是:按照均布产生的机制初始化群体,给定初始温度,执行遗传算法(GA)中的交叉变异算子,对交叉结果,如果子代优于父代,则以子代取代父代,否则舍弃;对于变异结果,按照 Metropolis 准则判断接受与否,每代退温一次,直至温度接近于0;然后升高温度,使接受新个体的概率增大,跳离局部最优点,再重复执行杂交、变异、判断舍弃或接受、降温,直至找到满意解,整个过程可以详述如下:

- (1) 确定评价函数;
 - (2) 确定决策变量,染色体编码;
 - (3) 确定群体规模、交叉概率、变异概率等参数;
 - (4) 按照均布产生的机制初始化群体,评价群体,若满足收敛条件,则输出结果,退出运算,否则,转(6);
 - (5) 设定初始温度 T_0 ;
 - (6) 执行交叉算子,本算法采用算术交叉;
 - (7) 评价交叉结果,判断是否接受新解,以目标函数为依据,若子代优于父代,则接受子代;否则,舍弃子代,保留父代。
 - (8) 执行保优变异算子;
 - (9) 评价变异结果,并按照 Metropolis 准则接受变异结果;
 - (10) 检验是否满足收敛准则,满足,则停止循环,输出结果。否则,若温度 $T_k \geq T_{\min}$,则按照降温函数降温 $T_{k+1} = \alpha_1 T_k$ (α_1 为降温系数);若温度 $T_k < T_{\min}$,则回火,令 $T_{k+1} = \alpha_2 T_k$ (α_2 为升温系数)。本文的退火策略和基本模拟退火算法的退火策略的重要区别是,它并不要求在每一温度下进化若干次,使其在该温度下达到平衡。这样做并不影响它的收敛效果,而是为了加快收敛速度;
 - (11) 自适应地调整搜索范围。
- 循环操作(6)~(11),直至收敛准则满足。

2.4 参数的选取原则

虽然,算法的改进可以缓解对参数选取的苛刻

F 得到极小值时,其所对应的参数 $\{P\}_n$ 就是反演所需要得到的最优参数 $\{P\}_{\text{opt}}$, 即

$$(P_i)_{\text{opt}} = P_i, \text{ 当 } F[(P)_{\text{opt}}] = \min[F(P)] \quad (2)$$

为了平衡大小值之间作用和消除不同物理量的量纲, 目标函数应采用下面的形式, 即

$$F(P) = \sum_{i=1}^m \left[\frac{D_i(P)}{D_i^*(P)} - 1 \right]^2 \quad (3)$$

3.3 参数反演结果

本算例中, 群体规模为 32, 交叉概率为 1.0, 变异概率为 0.5, 均匀变异; 初始温度 $T_0 = 2$, 最低温度 $T_{\min} = 0.002$, 降温系数 $\alpha_1 = 0.95$, 升温系数 $\alpha_2 = 0.5$; 停止准则为:

- (1) 达到最大代数 200 代;
- (2) 连续 20 代适应值无变化;
- (3) 适应值小于 0.001。

表 1 列出了公伯峡大坝堆石体参数反演结果。

3.4 改进的遗传算法性能分析

为了检验本文改进的遗传算法的性能, 分别用

本文算法和传统遗传算法进行了反演分析。在表 2 中, 方法 1 为本文改进后的算法, 方法 2~4 为未改进的遗传算法, 其中方法 1: 初始群体均布产生、调整后期搜索范围、采用 Metropolis 接受准则 (本文改进算法); 方法 2: 初始群体均布产生、不调整后期搜索范围、采用 Metropolis 接受准则; 方法 3: 初始群体随即产生、调整后期搜索范围、采用 Metropolis 接受准则; 方法 4: 初始群体随即产生、不调整后期搜索范围、不采用 Metropolis 接受准则。从表 2 中可以看出, 与未改进的算法相比, 本文改进后的遗传算法在收敛速度和反演质量上都有了明显的提高。

表 1 公伯峡大坝堆石体参数反演结果

Table 1 The result of back analysis of rockfill parameters of Gongboxia CFRD

编号	材料类型	K	n	K_b	m
1	3C	330	0.45	251	0.43
2	3BII	1 200	0.35	2 211	0.11
3	3BI2	350	0.54	138	0.6
4	3BII	460	0.35	175	0.58
5	3A	400	0.56	231	0.47
6	2A	500	0.44	325	0.42

表 2 改进的遗传算法性能分析表

Table 2 Performance analysis with improved genetic algorithm

材料 编号	反演 参数	反演数值方法				进化代数方法				材料 编号	反演 参数	反演数值方法				进化代数方法			
		1	2	3	4	1	2	3	4			1	2	3	4	1	2	3	4
1	K	330	332	329	333	48	200	165	200	4	K	460	461	459	462	79	139	125	200
	K_b	251	250	249	252						K_b	175	176	175	177				
	N	0.45	0.46	0.44	0.46						N	0.35	0.36	0.34	0.36				
	M	0.43	0.44	0.43	0.44						M	0.58	0.59	0.58	0.59				
2	K	1200	1203	1119	1205	89	127	200	200	5	K	400	403	398	401	83	145	135	200
	K_b	2211	2214	2210	2214						K_b	231	232	230	233				
	N	0.35	0.34	0.35	0.36						N	0.56	0.57	0.54	0.56				
	M	0.11	0.10	0.12	0.10						M	0.47	0.48	0.47	0.48				
3	K	350	351	348	352	149	153	161	161	6	K	500	501	499	502	52	200	117	200
	K_b	138	139	138	140						K_b	325	326	324	326				
	N	0.54	0.55	0.53	0.54						N	0.44	0.45	0.43	0.46				
	M	0.60	0.61	0.60	0.61						M	0.42	0.43	0.41	0.43				

4 结 语

本文将改进的遗传算法在堆石料参数反演中的应用方面进行尝试, 得到了较好的效果, 具有较显著的优越性, 如精度高、反演速度快, 克服了传统的梯度优化方法如共轭梯度法、拟牛顿法和单纯形法所具有的搜索速度随反演参数增多成级数减慢、容易陷入局部极值点和误差传递导致不收敛等缺点^[5]。但在如下方面还有一些问题, 需要进一步

研究和探讨:

(1) 目前遗传算法的控制参数大多建立在实验的基础上选取, 如何更加合理的选取参数, 提高算法的性能仍然是一个值得研究的问题^[6]。

(2) 遗传算法的隐含并行特性和群体操作原理, 使得它非常适合于大规模并行运算, 这是一个非常有前景的发展方向。本文算法只在单机上运行实现, 如何考虑在并行机上实现该算法, 提高算法的速度, 还有待进一步研究。

(3) 如何根据堆石体参数反演的具体问题, 结合神经网络、禁忌搜索以及其他优化方法, 改善遗传算法的性能, 设计出更好的反演方法还有很多工作要做^[7]。

(4) 由于观测点的数目对反演结果有很大影响, 因此, 一方面应尽量减少待反演的参数, 另一方面应尽量收集观测值。在反演中如何合理的考虑堆石的时间效应还有待深入研究。

参考文献

- [1] 周明, 孙树栋. 遗传算法原理及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1999.
ZHOU Ming, SUN Shu-dong. Principle and Application of Genetic Algorithm[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1999.
- [2] 康立三, 谢云, 尤矢勇. 非数值并行算法-模拟退火算法[M]. 北京: 科学出版社, 1998.
KANG Li-san, XIE Yun, YOU Shi-yong. Nonnumerical Parallel Algorithm-simulated Annealing Algorithm[M]. Beijing: Science Press, 1998.
- [3] 谢云. 模拟退火算法的原理及实现[J]. 高等学校计算力学及数学学报, 1999, (3): 212—218.
XIE Yun. Principle and realization of the simulated annealing algorithm[J]. **Numerical Mathematics: A Journal of Chinese Universities**, 1999, (3): 212—218.
- [4] 郭雪莽, 田明俊, 秦理曼. 土石坝位移反分析的遗传方法[J]. 华北水利水电学院学报, 2001, (9): 94—98.
GUO Xue-mang, TIAN Ming-jun, QIN Li-man. Displacement back analysis of embankment dam using genetic algorithm[J]. **Journal of North China Institute of Water Conservancy and Hydroelectric Power**, 2001, (9): 94—98.
- [5] 刘杰, 王媛. 改进的遗传算法及其在渗流参数反演中的应用[J]. 岩土力学, 2003, 24(2): 237—241.
LIU Jie, WANG Yuan. Improved genetic algorithm in back analysis for seepage parameters of fissured rock masses[J]. **Rock and Soil Mechanics**, 2003, 24(2): 237—241.
- [6] 朱志伟, 冯紫良. 深基坑工程参数反演及挡墙内力预报[J]. 岩土力学, 1999, 20(4): 63—68.
ZHU Zhi-wei, FENG Zi-liang. Back analysis of soil layers parameters and inner forces prediction of retaining wall in deep excavation[J]. **Rock and Soil Mechanics**, 1999, 20(4): 63—68.
- [7] 苑希民, 李鸿雁, 刘树坤, 等. 神经网络和遗传算法在水科学领域的应用[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2003.
YUAN Xi-min, LI Hong-yan, LIU Shu-kun, et al. Application of Neural Network and Genetic Algorithm in Water Science Field[M]. Beijing: China WaterPower Press, 2003.
- [5] Vardoulakis I, A gradient flow theory of plasticity for granular materials[J]. **Acta Mechanica**, 1991, 87: 197—217.
- [6] Fleck N A, Hutchinson J W. A phenomenological theory for strain gradient effects in plasticity[J]. **Journal of Mechanics and Physics Solids**, 1993, 41: 1 825—1 857.
- [7] 凌复华. 突变理论——历史、现状和展望[J]. 力学进展, 1984, 14(4): 289—403.
LING Fu-hau. History present and Advance of the catastrophe theory[J]. **Advance in Mechanics**, 1984, 14(4): 289—403.
- [8] 蔡美峰, 王金安, 王双红. 玲珑金矿深部开采岩体能量分析与岩爆综合预测[J]. 岩石力学与工程学报, 2001, 20(1): 38—42.
CAI Mei-feng, WANG Jin-an, WANG Shun-hong. Analysis on energy distribution and prediction of rock burst during deep mining excavation in Linglong gold mine[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 2001, 20 (1): 38—42.

上接第 181 页