

文章编号:1671-6833(2004)04-0074-04

改进的遗传算法在土石坝沉降预测中的应用

姜景山, 李宗坤

(郑州大学环境与水利工程学院, 河南 郑州 450002)

摘 要: 运用遗传算法基本原理, 以时效量作为基本影响因子, 建立了土石坝沉降的遗传算法模型. 在建模过程中, 为保证提高搜索效率和模型精度, 对基本遗传算法加以改进. 决策变量采用浮点数编码; 采用最优保存策略; 采用算术交叉算子; 采用均匀变异算子. 同时从优化模型和土石坝沉降规律出发确定决策变量的定义域, 减小搜索范围以提高搜索效率. 陆浑水库的应用实例资料表明, 模型合理, 具有较好的精度, 可为土石坝沉降分析提供一条新的途径.

关键词: 遗传算法; 土石坝; 沉降; 预测

中图分类号: TV 698.1⁺¹ 文献标识码: A

0 引言

根据固结理论和工程实践, 土石坝沉降量主要为时效位移, 并随时间衰减, 其累积沉降量一般采用双曲线回归模型 $y = \frac{x}{b + a \cdot x}$ (或 $\frac{1}{y} = a + b \cdot \frac{1}{x}$), 通常能很好地反映沉降的变化趋势, 取得较好的建模效果, 以陆浑水库大坝 P11、P12 测点为例, 从图 1、图 2 可以看出, 回归模型的拟合效果较好, 精度较高. 但是, 由于回归统计模型自身理论的原因(灵活性差、自适应能力差), 不能通过自身的调节使模型进一步优化, 模型对前段数据点比较敏感, 因而模型对前段数据点一般拟合的较好, 后面的数据点较前段的点拟合的要差一点. 在某些极少数样本点的情况下, 双曲线模型的拟合效果不够理想, 如 P29 测点(图 3 所示), 因而无法充分发挥双曲线模型的建模优势, 达不到双曲线模型的最佳建模效果和预测效果. 针对此极少数情况双曲线模型建模效果不够理想的不足, 作者引入一种新的优化建模方法——遗传算法.

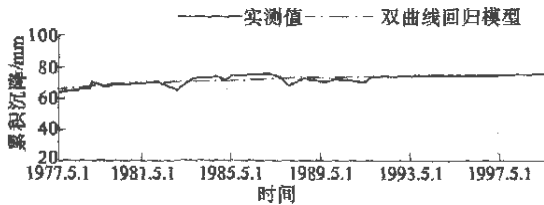


图 1 P11 测点沉降拟合曲线

Fig. 1 Settlement fitting curve of P11 measuring point

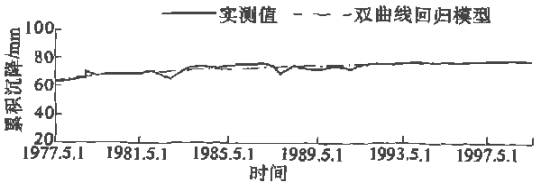


图 2 P12 测点沉降拟合曲线

Fig. 2 Settlement fitting curve of P12 measuring point

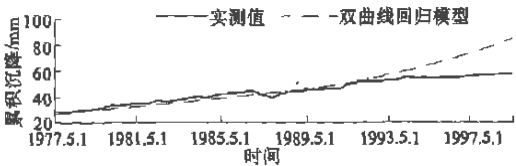


图 3 P29 测点沉降拟合曲线

Fig. 3 Settlement fitting curve of P29 measuring point

遗传算法^{1,2} (Genetic Algorithms, 简称 GA) 是模拟生物在自然环境中的遗传和进化过程而形成的一种自适应全局优化概率搜索算法. 它通过对当前群体施加选择、交叉、变异等一系列遗传操作, 从而得到新一代群体, 并逐步使群体进化到包含或接近最优解的状态. 遗传算法具有思想简单、易于实现、应用效果明显等优点而被众多领域接受. 近年来, 随着计算机技术的发展, 国内外专家学者将遗传算法应用到水电站经济运行、水库优化调度、洪水预测、渗流分析、边坡稳定性分析等方面的研究, 并在众多方面取得了进展. 本文结合土石坝具体情况, 对基本遗传算法加以改进, 将其应用到土石坝沉降预测中, 建立了遗传算法预测模型.

收稿日期: 2004-07-28; 修订日期: 2004-09-25

作者简介: 姜景山(1978-), 男, 安徽省青阳县人, 郑州大学硕士研究生.

1 遗传算法的改进

遗传算法通过选择复制和遗传因子的作用,使优化群体不断进化,最终收敛于最优状态.选择复制使适应函数值大的个体有较大的复制概率,它能加快算法的收敛速度.交叉因子通过对两父代进行基因交换而搜索出更优的个体.变异操作能够给进化群体带来新的遗传基因,避免陷入局部极值点.

针对具体问题,为了提高遗传算法的搜索效率并保证得到问题的最优解,采用如下技术提高遗传算法的效率及性能^[1,3].

(1) 决策变量采用浮点数编码.浮点数编码能克服二进制编码所存在的诸多缺点,如不易求解高精度问题,不便于反映所求问题的特定知识及无法借鉴一些经典优化算法的宝贵经验等.

(2) 采用最优保存策略.保留迄今为止存在的最优个体,保证其不被交叉和变异等遗传算法破坏,它是遗传算法收敛性的一个重要保证条件.基于 Markov 链的数学理论分析表明,保留最优个体策略的遗传算法以概率 1 收敛于最优解.

(3) 采用算术交叉算子.交叉操作可以增加群体的多样性,是遗传算法的主要搜索工具,其中的均匀算术交叉操作简单且搜索能力较优.一般取交叉概率 $P_c \in [0.4, 0.99]$.假设在两个个体 X_A, X_B 之间进行算术交叉,则交叉运算后所产生的两个新个体是:

$$\begin{cases} X_A^{t+1} = \alpha X_B^t + (1 - \alpha) X_B^t \\ X_B^{t+1} = \alpha X_A^t + (1 - \alpha) X_B^t \end{cases} \quad (1)$$

式中: α 为一参数,这里取常数.

(4) 采用均匀变异算子.变异概率 $P_m \in [0.000\ 1, 0.1]$.设有一个个体为 $X = [x_1, x_2, \dots, x_k, \dots, x_l]$,若 x_k 为变异点,其取值范围为 $[U_{\min}^k, U_{\max}^k]$,在该点对个体 X 进行均匀变异操作后,可得到一个新个体 $X = [x_1, x_2, \dots, x_k', \dots, x_l]$,其中变异点的新基因值是:

$$x_k' = U_{\min}^k + r \cdot (U_{\max}^k - U_{\min}^k) \quad (2)$$

式中: r 为 $[0, 1]$ 内的随机数.

2 土石坝沉降的遗传算法模型

2.1 遗传算法优化模型

设累积沉降量为 y ,双曲线模型计算得到的累积沉降量为 y_m ,则优化方程取为

$$\min f_i = \sqrt[n]{\sum_{i=1}^n |y_i - y_m|^2} = \sqrt[n]{\sum_{i=1}^n \left| y_i - \frac{x_i}{b + a \cdot y_i} \right|^2} \quad (3)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, n$ 表示观测数据的个数; a, b 为决策变量; x_i 为第 i 组时效量; y_i 为第 i 组沉降实测值; y_m 为第 i 组沉降计算值(其中隐含决策变量).

在遗传算法中,初始群体的产生是通过在决策变量的定义域(优化约束条件)内随机选取一个值来实现的.由双曲线函数的性质及土石坝沉降随时间衰减的规律,可取决策变量的定义域为: $a \in [a_{\min}, a_{\max}] = [0, \frac{1}{y_{\min}}]$, $b \in [b_{\min}, b_{\max}] = [0, \frac{x_{\max}}{y_{\min}}]$,并依计算结果对其进行不断调整,直至优化得到的系数值在其范围内且优化结果令人满意为止,从而建立新的双曲线模型.

2.2 遗传算法的求解过程^[1~4]

步骤 1: 设置遗传算法的运行参数,包括每个个体所含决策变量个数 N ($N = 2$) 及其上下限(即定义域)、群体规模 M (建议 $M \in [20, 100]$)、杂交概率 p_c 、变异概率 p_m 和进化终止代数 T .

步骤 2: 种群个体初始化.每个个体所含的决策变量在各自的定义域内随机取值

$$a_j = \frac{r}{y_{\min}}, b_j = \frac{x_{\max} \cdot r}{y_{\min}} \quad (4)$$

式中: a_j, b_j 为第 j 个个体的决策变量 a, b ; r 为 $[0, 1]$ 区间内的均匀分布随机数; $j = 1, 2, \dots, M$.

把每次产生的 N 个基因(决策变量的估计值)排列成串构成染色体,如此进行 M 次产生 M 个染色体,完成种群的初始化.

步骤 3: 个体适应度评价.本文为求目标函数极小值优化问题,一般采用下面的方法将目标函数值 $f(X)$ 变换为个体的适应度 $F(X)$.

$$F(X) = \begin{cases} C_{\max} - f(X), & f(X) < C_{\max} \\ 0, & f(X) \geq C_{\max} \end{cases} \quad (5)$$

式中: C_{\max} 为一个适当的相对较大的数.

步骤 4: 执行选择复制算子.先按群体中个体的适应度由大到小顺序排列,再以选择概率 p_r ,按转盘选择法随机选择两个父体进行以下操作.

$$p_{ri} = F(i) / \sum_{j=1}^M F(j) \quad (6)$$

式中: p_{ri} 为群体中第 i 个个体的选择概率; $F(i)$ 为第 i 个个体的适应度; $i = 1, 2, \dots, M$.

步骤 5: 执行交叉算子.本文采用算术交叉算子.

步骤 6: 执行变异算子.本文采用均匀变异算子.

步骤 7: 个体适应度评价.

步骤 8: 对子代成员执行保留最优个体操作.

步骤 9: 执行迭代终止准则,如果满足迭代终

止条件则停止;否则,变子代为新的父代,转至步骤 4,直至满足迭代终止条件.

步骤 10,建立遗传算法模型,输出结果.

由于遗传算法的初始值是随机产生的,若以最大终止代数作为优化搜索的终止条件,则每次优化生成的结果数据必然各不相同,这点同其他优化算法生成有很大的区别.要解决上述问题,一方面要依优化结果不断的调整最大终止代数,直至稳定于精度较高的结果;另一方面可以用一阈值作为终止条件,当优化指标小于该阈值时优化迭代终止.

3 工程实例

下面以陆浑水库大坝P29 测点的实测累积沉降资料为例,实测沉降资料如表 1 所示,其中序号 1~21 的资料利用改进的遗传算法对其进行处理建立遗传算法的双曲线模型,序号 22~23 的实测沉降资料用于预测检验,并用双曲线回归方法建模并与之对比.本例中遗传算法的运行参数为: $N=2, M=100, p_c=0.99, p_m=0.05, T=500, \alpha=0.2$.计算成果如表 1 所示,成果对比如图 4 所示.

表 1 P29 测点累积沉降计算成果

Tab.1 Computation achievement of cumulative settlement of P29 measuring point

项目	序号	历时/d	累积沉降/mm	双曲线回归常用模型		遗传算法双曲线模型	
				计算值/mm	残差/%	计算值/mm	残差/%
拟合值	1	4 332	6.10	8.10	32.74	12.70	108.28
	2	4 697	9.50	9.05	-4.76	13.78	45.00
	3	5 062	10.30	10.06	-2.34	14.85	44.13
	4	5 428	12.40	11.14	-10.17	15.92	28.37
	5	5 793	14.00	12.29	-12.22	16.99	21.35
	6	6 158	16.90	13.52	-20.00	18.06	6.86
	7	6 523	17.80	14.84	-16.64	19.13	7.46
	8	6 889	19.90	16.26	-18.29	20.20	1.52
	9	7 254	21.80	17.79	-18.40	21.27	-2.42
	10	7 619	23.00	19.44	-15.47	22.34	-2.86
	11	7 984	22.00	21.24	-3.48	23.41	6.41
	12	8 350	23.10	23.19	0.40	24.48	5.99
	13	8 715	24.10	25.32	5.08	25.55	6.03
	14	9 080	26.60	27.66	0.99	26.62	0.09
	15	9 445	28.20	30.24	7.23	27.69	-1.80
	16	9 811	31.30	33.10	5.74	28.77	-8.10
	17	10 176	31.30	36.27	15.89	29.84	-4.68
	18	10 541	33.60	39.83	18.55	30.91	-8.02
	19	10 906	32.40	43.84	35.32	31.97	-1.31
	20	11 272	33.50	48.42	44.53	33.05	-1.35
	21	11 637	35.70	53.65	50.28	34.12	-4.44
预测值	22	12 002	36.46	59.71	63.76	35.19	-3.49
	23	12 365	37.60	66.76	77.56	36.25	-3.59

说明:双曲线模型的参数为 $a=-4.354\ 53\text{e}-02, b=7.236\ 46$,总误差为 820.89;遗传算法模型的参数为 $a=1.701\ 9\text{e}-05, b=3.408\ 966$,总误差为 132.78.

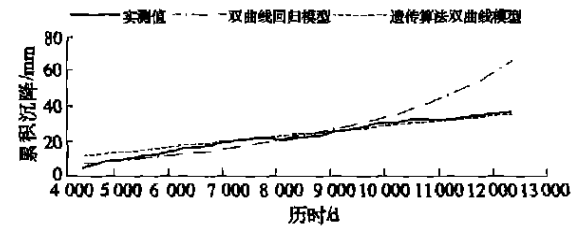


图 4 P29 测点模型对比

Fig.4 Model contrast of P29 measuring point

从表 1 中可以看出,双曲线回归模型效果并不理想,回归参数结果与事实不符.根据土石坝沉

降规律及双曲线函数的性质知 $a>0, b>0$),后段拟合值偏离实测值,建模效果较差.而遗传算法模型计算得到的拟合值与实测值很接近,说明所建立的遗传算法模型合理可靠,具有较好的精度,建模效果较好.从表中还可以看出,双曲线回归模型计算得到预测值偏离实测值较多,预测效果很差;遗传算法模型计算得到的预测值相对误差都小于 5%,预测模拟精度较高,从图 4 中看出,P29 测点遗传算法模型的拟合曲线和预测曲线与实测累积沉降曲线拟合的较好,结果令人满意,说明遗传算

法模型具有较好的建模和预测效果.除此之外,遗传算法也同样适用于双曲线回归模型建模较好的情况,从遗传算法优化方程我们可以看出,遗传算法模型和双曲线模型的出发点都是使拟合值和实测值的偏差平方和最小,因而遗传算的最优解理论上是接近双曲线模型的参数解.从P11和P12测点的实例分析结果(见表2及图5、图6)可以看出,遗传算法模型的拟合曲线基本与双曲线回归模型的拟合曲线重合,说明拟合效果较好,达到了预期的效果,模型甚至稍优于双曲线回归模型.

表2 P11和P12测点计算成果对比

测点	双曲线回归模型		遗传算法模型	
	复相关系数 R	平均标准差 σ	复相关系数 R	平均标准差 σ
P11	0.853 040 9	2.070 422	0.853 272 6	2.068 919
P12	0.785 856 3	1.696 996	0.786 199 8	1.695 798

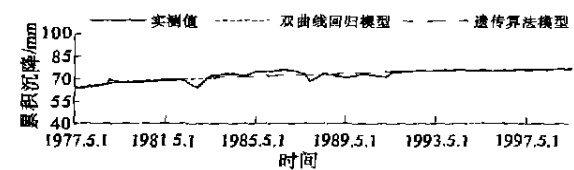


图5 P11测点模型对比

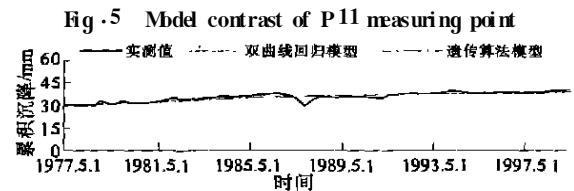


图6 P12测点模型对比

Fig.6 Model contrast of P12 measuring point

4 结束语

研究了改进的遗传算法,并将其应用到土石坝沉降预测中,从计算结果可以看出,遗传算法预测模型获得了令人满意的效果,模型适应性强.从近年来遗传算法在水利工程中的应用情况来看,遗传算法为我们提供了一条崭新而又有效的途径.

遗传算法作为一种全局优化算法,因其简单通用、鲁棒性强,已在不同的领域得到了广泛的应用.但在大坝安全监控方面还不成熟,有关文献不多,特别是在土石坝上应用更少.在遗传算法的参数选取、算子设计以及与其他数学方法的交叉运用等方面,还有许多问题有待进一步研究,可以预见,遗传算法将会在土石坝安全监控上得到更广泛、更深入的研究和应用.

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,2001.
[2] 王小平,曹立明.遗传算法——理论、应用与软件实现[M].西安:西安交通大学出版社,2003.
[3] 周荣敏,雷延锋.基于遗传算法的雨水管道系统优化设计[J].郑州大学学报(工学版),2003,24(4):59~62.
[4] 刘勇健.遗传算法在软土地基沉降计算中的应用[J].工业建筑,2001,31(5):39~41.

Application of Improved Genetic Algorithms in Earth-rock Dam Settlement Forecasting

JIANG Jing-shan , LI Zong-kun

(College of Environmental & Hydraulic Engineering ,Zhengzhou University ,Zhengzhou 450002,China)

Abstract : With the basic theory of genetic algorithms , we establish genetic algorithms model of earth-rock dam settlement in which we use aging amount as basic effect factor .In order to improve search efficiency and model accuracy ,basic genetic algorithms have been improved in the process of model building :floating-point code is adopted by decision variable ,optimal hold strategy is adopted ,arithmetic cross operator is adopted ,uniform mutagenic operator is adopted .The definition domain of decision variable is determined according to the optimal model and the feature of the earth-rock dam settlement ,so the search range is reduced and the search efficiency is improved . The result identified by the measured data of Luhun dam indicates that the model is reasonable and is of good accuracy . The model can offer a new method for forecasting the earth-rock dam settlement .

Key words : genetic algorithm ; earth-rock dam ; settlement ; forecasting