

文章编号: 1000-7598(2009)06-1815-06

基于改进遗传算法的边坡可靠度分析

谢桂华^{1,2}, 张家生¹, 李继祥³

(1. 中南大学 土木建筑学院, 长沙 410075; 2. 江苏大学 理学院, 镇江 212013; 3. 武汉工业学院 土木工程系, 武汉 430023)

摘 要: 采用基于概率的可靠性分析方法来分析边坡的稳定性, 以克服目前大多数分析方法以确定性安全系数为评判标准的弊端。对于每次搜索中给定的滑移面, 结合拉格朗日乘子法提出边坡可靠度的计算模型; 采用遗传算法搜索关键滑移面, 提出边坡的适应度函数。为克服标准遗传算法在进化过程中无法调节全局搜索和局部搜索速度、且可能陷入次优解的缺陷, 改进了子代中最佳个体的确定方法, 来并以相邻两代的群体多样性特征值增量为导向, 动态调节交叉概率和变异概率, 以保持群体的多样性和搜索的有效性。实例分析结果表明, 本文方法可以提高遗传算法的搜索能力和收敛速度, 保证解全局最优; 该法适用于边坡稳定可靠度分析, 且前处理简单; 在遗传操作前预优化可靠指标计算模型能大大减少遗传算法中的计算量, 节约机时。

关 键 词: 边坡可靠性; 优化模型; 改进遗传算法; 动态调节

中图分类号: TU 457 **文献标识码:** A

Slope reliability analysis based on improved genetic algorithm

XIE Gui-hua^{1,2}, ZHANG Jia-sheng¹, LI Ji-xiang³

(1. School of Civil Engineering and Architecture, Central South University, Changsha 410075, China; 2. Faculty of Science, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China; 3. Department of Civil Engineering, Wuhan Polytechnic University, Wuhan 430023, China)

Abstract: Reliability analysis methods based on probability is proposed for analyzing slope stability to overcome the shortcomings caused by using safety factor as the standard of slope appraisal. For each given slip surface, an optimization model is suggested combined with Lagrange multiplier method. Genetic algorithm (GA) is adopted to search for the key slip surface, and a fitness function is proposed. According to the disadvantages of standard GA, the global and local research abilities can't be controlled in the optimization process; the method of determining the best individual in offspring is improved, and the probabilities of crossover and mutation are adjusted dynamically guided by the increment of diverse characteristic value to assure population diversity and search validity. The results show that the search ability and convergence speed are improved, and the global optimal solution is guaranteed by the proposed method; the method is suitable for analyzing the reliability of slope stability with simple pretreatment; computational complexity of GA can be reduced greatly and much calculation time can be saved if computational model of reliability index is pre-optimized before GA performance.

Key words: slope reliability; optimization model; improved genetic algorithm; dynamic adjustment

1 引 言

目前的边坡稳定分析大多基于安全系数法进行, 把安全系数作为搜索滑移面和评价边坡稳定性的依据。由工程实际分析可知, 边坡的稳定性能与许多因素有关, 而这诸多因素均为随边坡的运行环境而变化的随机变量, 故这种确定性的计算方法与工程实际存在较大的偏差。鉴于此, 本文采用基

于概率模型的可靠度方法来分析边坡在真实环境变量下的可靠性能, 建立基于可靠度理论的边坡可靠性优化模型。由于该优化模型的目标函数是高度非线性且隐含多种约束, 采用一般的优化方法难以在合理的机时和收敛性要求下获得满意的解答, 本文采用一种新型的仿生优化算法——遗传算法来求解。遗传算法是一种模仿自然界生物“自然选择, 适者生存”机制的全局搜索算法, 简单通用、鲁棒性强、

收稿日期: 2007-11-20

基金项目: 湖北省教育厅重大项目 (No. Z200618001)。

第一作者简介: 谢桂华, 女, 1976年生, 讲师, 主要从事岩土工程的教学与研究工作。E-mail: jg97xieguihua@163.com

可并行处理,非常适合非线性问题的优化。它不要求目标函数连续、可导,也无需梯度信息,是一种广泛适用的搜索方法,但存在局部搜索能力较差,耗机时长的缺点。为克服标准遗传算法的弊端,本文对遗传算法进行了改进;在滑移面搜索过程中,结合拉格朗日乘子法预优化已知滑移面条件下的可靠指标计算,以减少计算量。

2 边坡可靠性计算模型

本文以圆弧破坏为例,基于极限平衡法评价边坡可靠性。假设滑移面为圆弧面,滑移体为刚体,将滑动土体划分为竖向条块(见图1),推导边坡的极限状态方程,得出可靠指标的数学表达式。下面以费伦纽斯条分法为稳定模型分析边坡的可靠性。

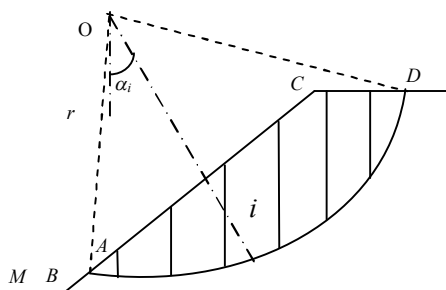


图1 采用圆弧滑面的条分法计算简图

Fig.1 Calculation diagram of slice method with circular slip surface

2.1 基于费伦纽斯法的功能函数

根据费伦纽斯法研究简单边坡的情况,将滑动土体竖向分条,不考虑土条间的相互作用力,根据力及力矩平衡条件,建立整个土坡的安全系数^[1]:

$$F_s = \frac{\sum M_R}{\sum M_s} = \frac{\sum_{i=1}^n (W_i \cos \alpha_i \tan \varphi_i + c_i l_i)}{\sum_{i=1}^n W_i \sin \alpha_i}, i=1, 2, \dots, n \quad (1)$$

式中: M_R , M_s 分别表示抗力矩和滑动矩; n 为分条数; c 为黏聚力; φ 为内摩擦角; W_i 为第 i 土条的重力; l_i 为 i 条块的滑弧长度(见图1)。

很多文献基于上式建立极限状态函数为^[2]

$g(X) = F_s(x_1, x_2, \dots, x_n) - 1$ 或 $g(X) = \frac{T}{S} - F_s$, 其中 T , S 是与随机变量 x_i 有关的函数; F_s 为安全系数,一般视为近似服从对数正态分布的随机变量。

本文根据结构可靠度理论,将功能函数表示为式(2)、(3)的形式:

$$Z = g(c, \tan \varphi) = \frac{\sum_{i=1}^n (W_i \cos \alpha_i \tan \varphi_i + c_i l_i)}{\sum_{i=1}^n W_i \sin \alpha_i} \quad (2)$$

$$\ln Z = \ln \left[\sum_{i=1}^n (W_i \cos \alpha_i \tan \varphi_i + c_i l_i) \right] - \ln \sum_{i=1}^n W_i \sin \alpha_i \quad (3)$$

2.2 可靠度分析方法

传统的边坡稳定分析是根据式(1)求出 F_s , 再通过试算找出其中的最小值作为边坡的安全系数,对应的滑动面为潜在滑移面。而在可靠性分析中,最关心的是边坡的可靠指标或失效概率。通过大量的实际工程考察分析可以发现,边坡的最小安全系数所对应的破坏面并非与可靠指标最小值对应的破坏面完全一致,即安全系数最小值与可靠指标最小值往往不是同时取得。因此,为了更合理地评价边坡的安全性能,有必要从可靠度的角度来建立计算模型。由式(3)得到基于费伦纽斯条分法的极限状态方程为

$$g(c, \tan \varphi) = \ln \left[\sum_{i=1}^n (W_i \cos \alpha_i \tan \varphi_i + c_i l_i) \right] - \ln \sum_{i=1}^n W_i \sin \alpha_i = 0 \quad (4)$$

式中 c 和 $\tan \varphi$ 为随机变量。

假设 c , $\tan \varphi$ 服从正态分布,引入标准正态化变量

$$\bar{X}_i = \frac{X_i - \mu_{X_i}}{\sigma_{X_i}}, (i=1, 2) \quad (5)$$

则方程(4)在标准正态坐标系 $\bar{O}X_1X_2$ 中可表示为

$$g(\bar{c}\sigma_c + \mu_c, \tan \varphi \sigma_{\tan \varphi} + \mu_{\tan \varphi}) = \ln \left\{ \sum_{i=1}^n \left[W_i \cos \alpha_i (\tan \varphi_i \sigma_{\tan \varphi_i} + \mu_{\tan \varphi_i}) + (\bar{c}\sigma_c + \mu_c) l_i \right] \right\} - \ln \sum_{i=1}^n W_i \sin \alpha_i = 0 \quad (6)$$

由此可知,可靠指标 β 为标准正态坐标系 $\bar{O}X_1X_2$ 的坐标原点到上述极限状态曲面的最短距离。

若 c 、 $\tan \varphi$ 不服从正态分布,将其“当量正态化”^[3],用当量正态化后的平均值和标准差代替初始统计平均值和标准差再按上述方法计算。

3 已知滑移面的可靠性分析优化模型

求上述可靠指标实际上是一个优化问题。以可靠指标最小为目标函数, 建立优化模型:

$$\begin{aligned} \min f(X) &= \beta^2 = \bar{c}^2 + (\overline{\tan \varphi})^2 \\ \text{s.t. } \ln &\left[\left(\overline{\tan \varphi} \sigma_{\tan \varphi} + \mu_{\tan \varphi} \right) \sum_{i=1}^n W_i \cos \alpha_i + (\bar{c} \sigma_c + \mu_c) l \right] - \\ &\ln \sum_{i=1}^n W_i \sin \alpha_i = 0 \\ c &\geq 0, \tan \varphi \geq 0 \end{aligned} \quad (7)$$

该模型为二维非线性问题, 采用拉格朗日乘子法进行优化。

构造拉格朗日函数

$$\begin{aligned} L(c, \tan \varphi, \lambda) &= \bar{c}^2 + (\overline{\tan \varphi})^2 - \lambda \left\{ \ln \left[\left(\overline{\tan \varphi} \sigma_{\tan \varphi} + \mu_{\tan \varphi} \right) \cdot \right. \right. \\ &\left. \left. \sum_{i=1}^n W_i \cos \alpha_i + (\bar{c} \sigma_c + \mu_c) l \right] - \ln \sum_{i=1}^n W_i \sin \alpha_i \right\} \end{aligned} \quad (8)$$

$$\text{令 } \frac{\partial L}{\partial c} = \frac{\partial L}{\partial \tan \varphi} = \frac{\partial L}{\partial \lambda} = 0, \text{ 整理得}$$

$$\tan \varphi = \mu_{\tan \varphi} + \sigma_{\tan \varphi} \frac{\sum_{i=1}^n W_i \sin \alpha_i - \mu_{\tan \varphi} \sum_{i=1}^n W_i \cos \alpha_i - \mu_c l}{\sigma_{\tan \varphi} \sum_{i=1}^n W_i \cos \alpha_i + l^2 \sigma_c^2 / \sigma_{\tan \varphi}} \quad (9)$$

$$c = \mu_c + \sigma_c^2 l \frac{\sum_{i=1}^n W_i \sin \alpha_i - \mu_{\tan \varphi} \sum_{i=1}^n W_i \cos \alpha_i - \mu_c l}{\sigma_{\tan \varphi} \left(\sigma_{\tan \varphi} \sum_{i=1}^n W_i \cos \alpha_i + l^2 \sigma_c^2 / \sigma_{\tan \varphi} \right)} \quad (10)$$

$$\beta = \sqrt{\left(\frac{c - \mu_c}{\sigma_c} \right)^2 + \left(\frac{\tan \varphi - \mu_{\tan \varphi}}{\sigma_{\tan \varphi}} \right)^2} \quad (11)$$

若 c 与 $\tan \varphi$ 的统计矩已知, 且边坡的滑移面确定, 则可以根据式(9)~(11)求出可靠指标值。该方法比常规的迭代算法简单直观, 计算量明显减少。

4 基于遗传算法确定边坡潜在滑移面

分析边坡的可靠性状态, 还需确定边坡的潜在滑移面。不少文献研究了确定潜在滑移面的方法^[4-9], 其研究思路大多数仍然是基于安全系数最小的原则。由于最小安全系数与最小可靠指标的不等同性, 通过上述方法得出的滑移面与实际往往不一致。也有学者采用使可靠指标最低的原则来确定滑移面, 如文献[6]用单纯形法搜索最小可靠指标。该方法在搜索的开始阶段非常有效, 能很快得出滑移面的范围; 但搜索接近最优解时效率很低, 难以在

合理的机时下收敛到满足精度要求的解。本文采用遗传算法求最低可靠指标。基于标准遗传算法同样存在局部搜索能力弱的缺陷, 对该法进行改进, 根据种群的多样性调节交叉概率和变异概率, 提高其局部搜索能力和解的收敛速度。

4.1 求解边坡可靠度的优化模型

同样假定滑移面为圆弧面, 由圆弧与坡面或坡顶的交点 A 和 D 沿坡面距边坡起点 M 的长度 dA 、 dD 以及圆弧半径 r 表示^[10] (各字母意义见图 1), 建立基于可靠度的优化模型如下:

求 $X=(dA, dD, r)$

$$\begin{aligned} \min f(X) &= \beta = \sqrt{\left(\frac{c - \mu_c}{\sigma_c} \right)^2 + \left(\frac{\tan \varphi - \mu_{\tan \varphi}}{\sigma_{\tan \varphi}} \right)^2} \quad (12) \\ \text{s.t. } 0 &\leq dA \leq s \\ dA &\leq dD \leq s \\ 0 &\leq r \leq 2s \end{aligned}$$

式中: s 为常量, 表示边坡左边的起点 M 到右边终点的总路程; $f(X)$ 为目标函数。

4.2 遗传算法确定滑移面和可靠指标

遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 是近年发展起来的一种仿生随机搜索方法。自 Holland 提出遗传算法的思想至今, 该方法以适应高度非线性问题求解、非凸函数优化、数学运算简单等优势得以迅速发展, 并日益推广到组合优化、机器学习、自适应控制、规划设计和人工生命等领域, 已经成为 21 世纪有关智能计算的关键技术之一。遗传算法的核心内容包括 5 个基本要素: 参数编码、初始群体的设定、适应度函数的设计、遗传操作设计和控制参数设定。其中最关键的是适应度函数和遗传操作。

适应度函数即优化中的目标函数, 在遗传算法中要求非负, 且为求最大值的形式。常采用数学变换方法将求最小值问题映射成求最大值的形式^[11]。本文根据结构可靠度理论把模型(12)中的最小值问题转化为最大值问题以满足上述要求。

将式(12)转化为求失效概率 P_f 的目标函数:

$$\max P_f = \Phi(-\beta) = \Phi \left(-\sqrt{\left(\frac{c - \mu_c}{\sigma_c} \right)^2 + \left(\frac{\tan \varphi - \mu_{\tan \varphi}}{\sigma_{\tan \varphi}} \right)^2} \right) \quad (13)$$

式中: $\Phi(\cdot)$ 为标准正态分布函数值; P_f 为 $[0, 1]$ 内的实数。经过转换, 目标函数即可作为适应度函数。

4.2.1 编码 (coding)

采用二值编码。设要求精度 $\varepsilon=0.000\ 001$, 则变量 dA 、 dD 和 r 的定义域 $D_i=[a_i, b_i]$ 将被分成

$(b_i - a_i) \times 10^6$ 个等尺寸的区间, 用 m_i 表示满足 $(b_i - a_i) \times 10^6 \leq 2^{m_i} - 1$ 的最小整数, 对于每个变量 x_i , 用串长为 m_i 的二进制编码表达; 代表一个潜在解的染色体用长度为 $m = \sum_{i=1}^n m_i$ (n 为变量个数, 这里 $n=3$) 表达。如 $s=100$, 则 dA 、 dD 的串长 m_i 需满足 $2^{m_i} - 1 \geq 100 \times 10^6$ 的最小整数为 27, 同理, r 的串长取 28, 一个染色体的长度 m 取 $(27+27+28)=82$, 基因座上的基因值取 0 或 1 (如图 2 所示)。

4.2.2 初始群体 (population) 的确定

群体规模将影响解的质量和计算量, 其大小的设定与问题空间有关, 如在无线电传感器网络优化中最佳值为 300^[12], 而在信道分配问题(CAP)中建议值为 30~110^[13], San Jose'-Revuelta 则采用基于多

样性的小种群遗传算法(DGμGA)取较小值 10~20^[14], 文献[10]在计算边坡安全系数中取 50。本文通过试验确定最佳值。在[50,500]区间范围内, 以 50 为倍数选取种群, 最大化相应的适应度函数, 以适应度最大且平均适应度相对稳定为原则确定群体规模 (如图 3, 取 $n=100$)。当 $n=100$ 时, 采用随机方法生成 100 个长度为 82 的二进制串。

4.2.3 适用度 (fitness) 计算

对 100 个二进制串分段解码 (转化为问题空间的参数值), 1~27 位对应变量 dA , 28~54 对应 dD , 55~82 对应 r , 每个由二进制串表示的变量值为

$$x_i = a_i + \frac{b_i - a_i}{2^{m_i} - 1} \text{decimal}(\text{string})_2 \quad (14)$$

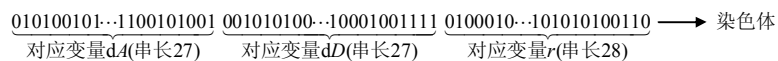


图 2 二进制表示变量的示意图
Fig.2 Binary representations of variables

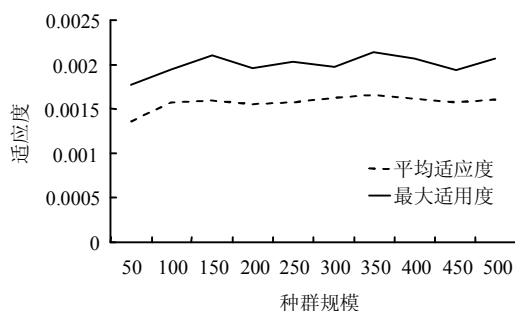


图 3 群体规模与适应度关系图
Fig.3 Relationships between population size and fitness

式中 $\text{decimal}(\text{string})_2$ 表示二进制串的十进制值。例如, 属于区间[10, 20]的串长为 5 的二进制串 10110 解码后的变量值为: $x_i = 10 + (20 - 10) \times (1 \times 2^4 + 0 \times 2^3 + 1 \times 2^2 + 1 \times 2^1 + 0 \times 2^0) / (2^5 - 1) = 17.096774$ (保持 6 位有效数字), 代入适应度函数计算适应度值。

4.2.4 选择 (selection/reproduction)

计算个体的适应度 $f_i(k)$ 和群体的累积适应度 $S(k)$, 则 k 代中个体 i 被选择的期望概率为 $P_i(k) = f_i(k) / S(k)$, 赌轮 (roulette wheel) 完成选择操作, 使适应度高的个体有更多被选择的机会。选择操作重复进行 100 次, 则选择了 100 个将进行遗传操作的个体。为了克服标准遗传算法可能丢失最优解的缺点, 设置独立数组保存父代中适应度最大的个体, 并使其以较低概率变异, 将得到的适应度较大者与产生的子代最优个体适应度相比较, 若大

于其适应度, 则用该个体替换子代中适应度最小的个体, 否则保存子代最优个体到数组, 从而保证结果全局最优。

4.2.5 交叉 (crossover) 与变异 (mutation)

交叉操作是 GA 搜索的基本手段, 使搜索在整个解空间进行, 其概率过低会使搜索迟钝, 过高有可能破坏高性能的基因模式, 一般取 0.25~1.00。

变异可维持解群体的多样性, 提高局部搜索能力, 但变异概率不可过高, 否则将导致搜索纯粹随机化, 一般取较小值, 如文献[13, 15]取 0.01~0.05。

为改善标准 GA 的搜索过程, 以群体多样性为导向, 调整交叉概率 p_c 和变异概率 p_m 。考察第 k 代, 设个体 i 的适应度为 $f_i(k)$, 累积适应度为 $S(k)$, 平均适应度为 $\bar{f}(k)$, 定义群体多样性特征值为

$$\delta(k) = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [f_i(k) - \bar{f}(k)]^2}}{S(k)} \quad (15)$$

则 $k+1$ 代的多样性特征值增量 $\Delta\delta(k+1) = \delta(k+1) - \delta(k)$ 。若 $\Delta\delta(k+1) > 0$, 说明群体趋向于多样化, 减小 p_m , 增大 p_c , 取 $p_m = p_m/2$, $p_c = p_c^{1/2}$; 若 $\Delta\delta(k+1) < 0$, 说明群体中具有相同、相近模式的个体增加, 应增加群体的多样性。保持 p_c 不变, 增大 p_m , 取 $p_m = \min(p_m + 0.002, 0.1)$ 。

通过在 GA 中动态调节交叉概率和变异概率, 提高了局部搜索和全局搜索的速度, 该法比基于信

息熵的文献[14]简单方便。

5 算例

有一土体边坡(图4),边坡高为4.5 m,边坡角为 20° ,有一下卧砂层能充分排水。土体天然容重 $\gamma=16\text{ kN/m}^3$,有效黏聚力 c 的均值 $\varphi_c=2.159\text{ kPa}$,变异系数 $\delta_c=0.3$;有效内摩擦角的均值 $\mu_{\tan\varphi}=0.312$,变异系数 $\delta_{\tan\varphi}=0.025$ 。^[6](费伦纽斯条分法计算结果: $F_s=1.34$,简化Bishop条分法 $F_s=1.43$)

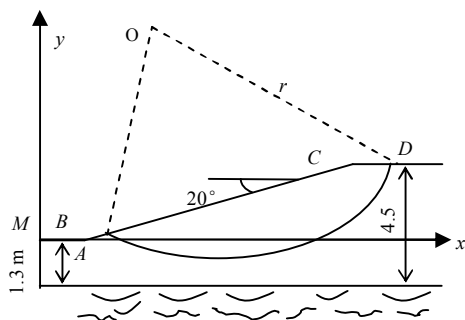


图4 土坡可靠度计算简图

Fig.4 Calculation diagram for slope reliability

计算精度取0.000 01,假设随机变量均服从正态分布,连续计算10次,结果如表1和图5所示。

表1 10次GA优化结果

Table 1 Calculation results by improved GA

次数	dA/m	dD/m	半径r	失效概率 P_f	可靠指标 β
1	1.999 75	13.703 38	9.241 92	0.002 18	2.850 94
2	1.999 70	13.727 96	9.270 01	0.001 97	2.882 98
3	1.999 68	13.685 63	9.106 49	0.002 03	2.873 52
4	1.998 35	13.506 16	9.226 37	0.001 82	2.907 85
5	1.999 00	13.532 43	9.226 37	0.001 99	2.879 78
6	1.999 55	13.549 73	9.226 37	0.001 80	2.911 21
7	1.998 29	13.550 65	9.237 95	0.001 94	2.887 71
8	1.999 91	13.853 45	9.453 79	0.002 37	2.824 23
9	1.999 90	13.853 45	9.453 79	0.002 00	2.878 10
10	1.999 96	13.803 03	9.330 96	0.002 13	2.858 26

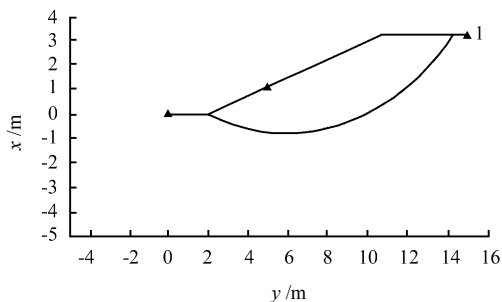


图5 GA的滑移面优化结果

Fig.5 Optimization results of slip surface by GA

从上述图表可以得出如下结论:

(1)采用圆弧面搜索时,该边坡的潜在滑移面均通过坡脚,且与边坡的顶面相交,这与许多的工程实际考察结果是吻合的;

(2)连续10次计算结果比较分析,可以发现,本文方法在收敛性及计算的稳定性方面较令人满意,可靠指标和失效概率的有效位可达到小数点后3位,能满足工程精度要求;

(3)与传统条分法的结果比较,采用传统条分法计算,平均安全系数为1.38。根据该边坡的重要性及工程经验,取 $[K]=1.3$,则可认为该边坡是稳定的。采用本文方法,可靠指标达2.8以上,即失效概率在0.25%以下,边坡可靠性好,两者结论相似。若改变 c 与 $\tan\varphi$ 的变异性,取 $\delta=0.4$ 重新计算,得 F_s 不变,而 $\beta=1.72\sim 1.67$,失效概率下降到4.75%~4.27%,失稳风险增大,两者结论呈现一定的差异。由此可知,在土性参数变异性较小时,两者结论基本一致;随着参数变异性增大,两者的差异越来越大,此时,本文方法更能合理地评价边坡的实际状况。

6 结 语

本文结合拉格朗日乘子法建立了边坡的可靠度计算模型,并通过改进标准GA来实现边坡滑移面搜索和可靠性分析。实例分析证明,采用改进遗传算法进行边坡的可靠性分析是可行的。该法所需机时较长,但对目标函数要求宽松,且能使结果全局最优,这是它相对于一般优化算法的显著优势。

GA需要较大的群体规模来降低陷入局部最优的可能性,故在求解过程中计算量较大。为节约机时,可以根据问题本身的特点,对其中某些环节进行预处理,本文在已知滑移面时采用拉格朗日乘子法简化优化模型即是基于此考虑,这将使计算量呈数量级减少。

本文对标准GA进行了如下改进:

(1)保存每代中的最优个体,使其按低概率变异,在此基础上改善子代个体,以保证最终结果全局最优;

(2)在遗传操作中,根据相邻两代多样性特征值的变化,动态调节交叉概率和变异概率,使群体保持多样性和较快的搜索速度。

将GA应用于边坡可靠分析是一种新型的研究思路,具有广泛的前景,但在收敛速度的控制、复杂边坡的优化模型的建立等方面还有待于进一步研究探讨。

参考文献

- [1] 高大钊. 土质学与土力学(第三版)[M]. 北京: 人民交通出版社, 2002.
- [2] 王瑞钢, 闫澍旺, 邓卫东. 基于平均降雨量的路堤稳定可靠性分析[J]. 岩土力学, 2004, 11(4): 1734—1738.
WANG Rui-gang, YAN Shu-wang, DENG Wei-dong. Reliability analysis of highway subgrade stability based on mean rainfall amount[J]. **Rock and Soil Mechanics**, 2004, 11(4): 1734—1738.
- [3] 赵国藩, 金伟良, 贡金鑫. 结构可靠度理论[M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2000.
- [4] ZOU J, WILLIAMS D J, XIONG W. Search for critical slip surfaces based on finite element method[J]. **Canadian Geotechnical Journal**, 1995, 32: 233—246.
- [5] GRECO V R. Efficient Monte Carlo technique for locating critical slip surface[J]. **Journal of Geotechnical Engineering**, ASCE, 1996, 122: 517—525.
- [6] 王家臣. 边坡工程随机分析原理[M]. 北京: 煤炭工业出版社, 1996.
- [7] CHENG Y M. Location of critical failure surface and some further studies on slope stability analysis[J]. **Computers and Geotechnics**, 30(2003): 255—267.
- [8] WANG J F. Comparisons of limit analysis solutions and random search solutions on slope critical slip surface[J]. **Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation**, 1998, 3(2): 66—71.
- [9] 梧松, 郑荣跃. 改进局部安全系数法在土坡稳定性分析中的应用[J]. 岩土力学, 2004, 25(11): 1766—1769.
WU Song, ZHENG Rong-yue. Application of variable factor of safety method to slope stability analysis[J]. **Rock and Soil Mechanics**, 2004, 25(11): 1766—1769.
- [10] 吕文杰, 李晓军, 朱合华. 基于遗传算法的边坡稳定分析通用算法[J]. 岩土工程学报, 2005, 27(5): 595—599.
LÜ Wen-jie, LI Xiao-jun, ZHU He-hua. GA-based generalized slope stability analysis method[J]. **Chinese Journal of Geotechnical Engineering**, 2005, 27(5): 595—599.
- [11] 周家驹, 何险峰. 演化程序——遗传算法和数据编码的结合[M]. 北京: 中国科学出版社, 2000.
- [12] KONSTANTINOS P F, THEODORE A T. Adaptive design optimization of wireless sensor networks using genetic algorithms[J]. **Computer Networks**, 2007, 51, 1031—1051.
- [13] LAI W K, COGHILL G G. Channel assignment through evolutionary optimization[J]. **IEEE Transactions on Vehicular Technology**, 1996, 45(1): 91—96.
- [14] SAN JOSE-REVUELTA L M. A new adaptive genetic algorithm for fixed channel assignment[J]. **Information Sciences**, 2007, 177: 2655—2678.
- [15] GREFENSTETTE J J. Optimization of control parameters for genetic algorithms[J]. **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, 1986, 16(1): 122—128.

中国科学院武汉岩土力学研究所

冯夏庭研究员当选为国际岩石力学学会主席

国际岩石力学学会理事会于 2009 年 5 月 18 日 14 点~19 点在香港大学召开。国际岩石力学学会各国家小组主席对下一届国际岩石力学学会主席进行了投票选举, 中国科学院武汉岩土力学研究所冯夏庭研究员成功当选了下一届(2011 年至 2015 年)国际岩石力学学会主席。

这是国际岩石力学学会成立以来, 中国人第一次当选为该学会主席, 也是中国科协所属全国学会中当选国际岩石力学学会主席的第三人。

在此, 谨对冯夏庭研究员成功当选为国际岩石力学学会主席表示热烈祝贺!

中国科学院岩土力学研究所