

基于 Kriging 的边坡稳定可靠度主动搜索法

苏永华, 罗正东, 张盼凤, 杨红波

(湖南大学岩土工程研究所, 湖南 长沙 410082)

摘要: 边坡等岩土工程的复杂性不仅体现在各类岩土参数的变异性, 同时还在于其功能函数模式的隐含性、非解析性甚至未确知性, 针对这一特性, 以边坡极限平衡模式为范例研究出一种易于执行的边坡工程稳定可靠度直接求解算法。首先, 调用边坡极限平衡模式获得岩土基本参数及其对应的边坡稳定系数的适量样本; 然后, 采用地质统计学中的 Kriging 各向异性关联映射方法, 将边坡功能函数值表达为随机过程并通过样本确定该过程的控制变量, 再结合蒙特卡洛模拟与主动学习方法, 基于搜索规则调整训练样本, 通过迭代循环确定随机过程表示的边坡功能函数所在的最可能失效区域; 最后, 调用随机过程函数在该区域通过简化的直接计算获得边坡失效概率。工程实例分析与计算结果表明该方法精度与蒙特卡洛海量模拟方法相当, 但计算过程直接简易, 计算代价低, 具有较好的实用性。

关键词: 边坡工程; 随机过程; 最可能失效区域; Kriging 模型; 主动搜索

中图分类号: TU47

文献标识码: A

文章编号: 1000-4548(2013)10-1863-07

作者简介: 苏永华(1966-), 男, 湖南涟源人, 博士后, 教授, 博士生导师, 主要从事边坡及地下结构非确定性优化设计方面的教学与研究工作。E-mail: yong_su1965@126.com。

Active searching algorithm for slope stability reliability based on Kriging model

SU Yong-hua, LUO Zheng-dong, ZHANG Pan-feng, YANG Hong-bo

(Geotechnical Engineering Institute, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: The complexity of slope engineering is not only reflected in the variability of geotechnical parameters, but also in the implicit, nonanalytic and unascertain properties of the performance function. In response to these characteristics, based on the limit balance model, a direct solution algorithm for slope stability reliability is introduced. First, the limit balance model for slopes is called to obtain the geotechnical parameters and the samples corresponding to the slope stability factors. Secondly, the Kriging anisotropic dependence mapping method is used to change the performance function into a random process and to determine the control variables of the process. Then combined with the Monte Carlo simulation and active learning method, and based on the searching rules to adjust the training samples, the probable failure zone of the random process is found by iterative loop. Finally, the random process function of the failure zone is called to work out the failure probability of slopes. The case studies and calculated results show that the accuracy of the proposed method is quite similar to that of the Monte Carlo simulation, and it is simpler and more practical.

Key words: slope engineering; random process; most failure zone; Kriging model; active searching approach

0 引言

隧道^[1-3]、边坡^[4-9]的稳定可靠性分析理论与方法是近些年来岩土工程领域研究者关注的焦点之一, 研究者们在其可靠度理论研究中提出了许多新方法, 获得了许多新成就。

在基于极限平衡法的边坡可靠性分析中, 大多数情况下功能函数都没有明确的表达式, 无法采用一次二阶矩法等传统方法求解可靠度。采用蒙特卡洛模拟法(MCS)直接进行计算可以解决此类问题, 而且计算精度较高, 但是计算工作量巨大、计算效率偏低, 限制了其在实际工程中的应用。

近年来发展了一些近似模型方法来对隐式功能函数进行显示化表达, 如响应面法、神经网络法、支持向量机(SVM)、Kriging 模型等。响应面法^[10]是利用多项式响应面代替隐式功能函数, 它简单且易于实现, 但在处理复杂非线性功能函数时误差较大^[11]; 而神经网络易发生“过学习”问题, 对于小样本问题推广能力欠佳^[12]; SVM 解决了神经网络面临的部分问题^[13], 但其超参数的选取比较耗时, 建模成本高^[14]。

基金项目: 国家自然科学基金项目(51078136); 深部岩土力学与地下工程国家重点实验室开放基金项目(SKLGDEK0915)

收稿日期: 2013-01-05

来源于地质统计学的 Kriging 模型是一种方差估计最小的无偏估计的随机过程算法,它是一种半参数化模型,具有很好的灵活性,克服了非参数化模型处理高维数据时存在的局限性,同时又比参数化模型具有更强的预测能力。由于 Kriging 模型的优良特性,近年来已有学者将其应用到工程结构领域。Kaymaz^[15]将 Kriging 法应用于结构的可靠度分析中;张崎等^[16]提出了一种基于 Kriging 模型的重要抽样方法用于结构可靠度计算,指出该方法具有较高的计算效率;谢延敏等^[17]指出,用 Kriging 算法计算可靠度能降低原方程的非线性程度,使计算量减少而不影响精度。

为了提高 MCS 的效率, Echard 等^[18]根据 Kriging 的优点,提出了通过 Kriging 算法对 MCS 进行改进的思路。本文针对岩土工程稳定可靠度分析的复杂性,将 Echard 等^[18]的思路与边坡工程极限平衡理论结合,建立起一种基于 Kriging 的边坡稳定可靠度分析的主动搜索法。该方法通过循环迭代,高效地主动寻找最优训练样本,侦测工程稳定失效的最可能点所在位置。只需要较少的计算量就可以确定失效概率,把 MCS 推进到了可以比较方便地用于边坡工程可靠度的实用分析阶段。

1 边坡状态函数的非线性特征

边坡稳定性分析与设计已经发展了很多方法与理论,但极限平衡法是目前岩土边坡稳定性分析中最早,最成熟,也是最常用的方法之一。它以 Mohr-Coulomb 抗剪强度理论为基础,首先假定土体或岩体的滑裂面,将滑坡体划分成若干垂直条块,并假设这些条块为刚塑性体,通过分析在临近破坏情况下,土体外力与内部强度所提供抗力之间的平衡,计算土体在自身荷载作用下的边坡稳定性。边坡稳定性系数的定义为沿整个滑动面的抗剪强度与实际产生的剪应力之比,即 $F_s = \tau_f / \tau$ 。

如图 1 所示,在滑坡体 n 个土条中任取一条记为 i , 已知量包含: 条块本身重量 W_i , 底部坡角 α_i , 条块宽度 b_i , 条底孔隙水压力 u_i , 底长 l_i 以及滑裂面上的强度指标 c_i , $\tan \varphi_i$ 。对于整个滑坡体,为了达到力的平衡,需求解的未知量如下:

- (1) 每一条块底部的法向反力 N_i , 计 n 个;
- (2) 稳定性系数 F_s (假设每一条块的 F_s 相等), 按稳定性系数定义, 条块底部的切向力 T_i 可以用法向力 N_i 和 F_s 求出, 即 $T_i = \tau_i l_i = (N_i \tan \varphi_i + c_i l_i) / F_s$;
- (3) 相邻条块分界面上法向条间力 E_i , 计 $n-1$ 个;
- (4) 两相邻条块分界面上的切向条间力 X_i (或

E_i 与 X_i 的夹角 θ_i), 计 $n-1$ 个;

- (5) E_i 与 X_i 合力作用点位置 z_i , 计 $n-1$ 个。

这样, 共计有 $4n-2$ 个未知量, 而我们能得到的只有各条块水平向和垂直向力及力矩平衡, 共 $3n$ 个方程, 与方程数相比, 还有 $n-2$ 个未知量无法求解, 因此需要做一些假定才能求得稳定性系数 F_s 。

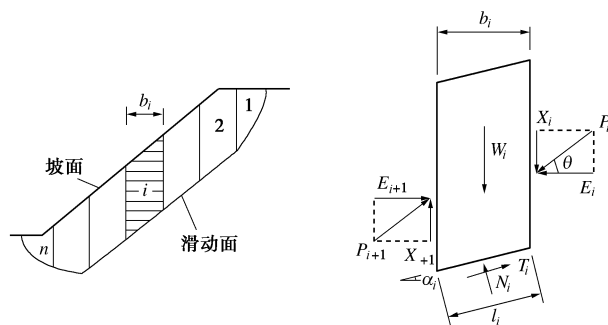


图 1 滑动面条分计算简图

Fig. 1 Simplified sketches of sliding surface

本文选取适用于圆弧滑动面的 Bishop 法及适用于任意滑面的 Spencer 法为例来阐述 F_s 的求解。

Bishop 法假定所有的 X_i 均为零, 那么按照极限平衡条件, 可得到稳定性系数 F_s 计算公式如下:

$$F_s = \sum_{i=1}^n \frac{c_i b_i + (W_i - u_i b_i) \tan \varphi_i}{\cos \alpha_i + \tan \varphi_i \sin \alpha_i / F_s} \bigg/ \sum_{i=1}^n W_i \sin \alpha_i \quad (1)$$

而 Spencer 法则假定各条块间法向条间力 E_i 与切向条间力 X_i 之间有一固定的常数关系:

$$X_i / E_i = X_{i+1} / E_{i+1} = \tan \theta \quad (2)$$

因此各条间力合力 P 的方向是相互平行的。按照极限平衡条件, Spencer 法需要联立式 (3)、(4) 才能求解 F_s 。

$$\sum_{i=1}^n \frac{\frac{c_i b_i \sec \alpha_i}{F_s} + \frac{\tan \varphi_i}{F_s} W_i \cos \alpha_i - W_i \sin \alpha_i}{\cos(\alpha_i - \theta) [1 + \frac{\tan \varphi_i}{F_s} \tan(\alpha_i - \theta)]} = 0 \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^n \frac{\frac{c_i b_i \sec \alpha_i}{F_s} + \frac{\tan \varphi_i}{F_s} W_i \cos \alpha_i - W_i \sin \alpha_i}{[1 + \frac{\tan \varphi_i}{F_s} \tan(\alpha_i - \theta)]} = 0 \quad (4)$$

由式 (1) 及式 (3)、(4) 可以发现, 无论是 Bishop 法还是 Spencer 法, F_s 本身都是 c_i , φ_i , W_i 及 F_s 自身的函数, 即属于隐式函数, 且为非线性。然而边坡功能函数的建立是以稳定性系数为基础的, 即

$$Z = F_s - 1 \quad (5)$$

显见, 边坡功能函数也属于复杂的非线性隐式函数, 不便于采用传统的方法来求解其可靠度。

2 功能函数值的随机过程替代方程

2.1 Kriging 随机过程

Kriging 方法由南非地质学者 Krige 于 1951 年提出, 是一种基于随机过程的统计预测方法, 可对区域化变量求最优、线性、无偏内插估计值, 具有平滑效应及估计方差最小的统计特征^[15]。Kriging 模型假设系统的响应值与自变量间的关系表示成如下形式:

$$y(x) = f^T(x)\xi + z(x) \quad (6)$$

它由回归部分和随机过程两部分组成, 其中 ξ 是回归系数, $f(x)$ 为回归模型, 一般用多项式表示; $z(x)$ 是一均值为 0, 方差为 σ_z^2 的随机过程, 两个插值点 $x^{(i)}$ 与 $x^{(j)}$ 的协方差为

$$\text{cov}(z(x^{(i)}), z(x^{(j)})) = \sigma_z^2 R(\rho; x^{(i)}, x^{(j)}) \quad (7)$$

式中, $x^{(i)}$ 和 $x^{(j)}$ 分别为训练样本的第 i, j 个分量, $R(\rho; x^{(i)}, x^{(j)})$ 是带有参数 ρ 的相关函数, 表示训练样本点之间的空间相关性, 最常用的是高斯相关函数:

$$R(\rho; x^{(i)}, x^{(j)}) = \exp\left[-\sum_{k=1}^{n_{dv}} \rho_k (x^{(i)} - x^{(j)})^2\right] \quad (8)$$

式中, n_{dv} 是已知的设计变量的数量, ρ_k 为向量 ρ 的第 k 个元素。

给定已知的训练样本 $S = [x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(m)}]$ 和其真实响应值 $Y = [y^{(1)}, y^{(2)}, \dots, y^{(m)}]$, m 为训练样本的容量, 则任意一个待测点 x_{new} 的估计值为

$$\hat{y}(x_{\text{new}}) = f^T(x_{\text{new}})\hat{\xi} + r(x_{\text{new}})R^{-1}(Y - F\hat{\xi}) \quad (9)$$

式中 R 是由 $R(\rho; S)$ 构成的对角元为 1, 大小为 $m \times m$ 的对称阵; F 是由 m 个样本点处的回归模型组成的 m 维向量; $f(x_{\text{new}})$ 为回归多项式, 由具体工程实际情况确定, 一般可采用不高于二阶的多项式; $r(x_{\text{new}})$ 是待测点和训练样本间的相关向量, 其表达式为

$$r(x_{\text{new}}) = \left[R(\rho; x_{\text{new}}, x^{(1)}), \dots, R(\rho; x_{\text{new}}, x^{(m)}) \right] \quad (10)$$

极大似然估计因子

$$\hat{\xi} = (F^T R^{-1} F)^{-1} F^T R^{-1} Y \quad (11)$$

在高斯过程的假设下, 相关模型需要通过求解未知量 ρ 来构造最优 Kriging 模型。据极大似然估计可得

$$\hat{\sigma}_z^2 = \frac{1}{m} (Y - F\hat{\xi})^T R^{-1} (Y - F\hat{\xi}) \quad (12)$$

其中 ρ 可通过解

$$\text{Min. } \phi(\rho) = |R(\rho; S)|^{\frac{1}{m}} \cdot \hat{\sigma}_z^2 \quad (13)$$

的优化问题获得。

2.2 随机过程替代方程构建

根据 Kriging 模型的基本原理, 取功能函数的近似显示表达式为式 (9), 将影响边坡稳定性的随机参数表达为随机变量 $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$, 则边坡功能函数 Z 的近似表达式为

$$\hat{Z} = \hat{y}(x) = f^T(x)\hat{\xi} + r(x)R^{-1}(Y - F\hat{\xi}) \quad (14)$$

首先给定已知的容量为 m 的边坡参数训练样本

$S = [x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(m)}]$, 代入极限平衡法获得样本的真实响应 $Y = Z = [Z^{(1)}, Z^{(2)}, \dots, Z^{(m)}]$, 然后根据式 (10)~(13) 得到功能函数近似表达式 (14) 的各待定系数, 并取回归多项式 $f(x)$ 为 0 阶^[19], 于是可以得到边坡功能函数的 Kriging 随机模型为如下表达式:

$$\hat{Z} = \hat{\xi} + r(x)R^{-1}(Y - \mathbf{1}\hat{\xi}) \quad (15)$$

功能函数 Z 与其 Kriging 预测值 \hat{Z} 之间的最小均方误差可表示为^[18]

$$\sigma_z^2(x) = \sigma_z^2 [1 + u(x)^T (\mathbf{1}^T R^{-1} \mathbf{1})^{-1} u(x) - r(x)^T R^{-1} r(x)], \quad (16)$$

式中, $u(x) = \mathbf{1}^T R^{-1} r(x) - 1$, 其中 $\mathbf{1}$ 表示元素为 1 长度为 m 的向量。

3 最可能失效区域的主动搜索

3.1 蒙特卡洛模拟法 (MCS)

蒙特卡洛法又称为随机抽样法或统计试验法。该方法是从频率的角度出发来求解破坏概率的, 首先对影响可靠度的变量进行大量抽样, 然后将这些抽样值逐个代入功能函数, 累计功能函数小于零的个数, 由此确定边坡的破坏概率。蒙特卡洛法对求解的问题没有限制, 只要随机抽样次数足够多, 就可以得到精度非常高的解。用蒙特卡洛法表示的失效概率可写为

$$P_f = P\{Z \leq 0\} = \frac{N_{Z \leq 0}}{N_{MC}} \quad (17)$$

式中, Z 为边坡功能函数, N_{MC} 为总抽样次数, $N_{Z \leq 0}$ 为功能函数小于等于 0 的样本个数。

3.2 主动学习搜索规则

主动学习法最早由 Lewis 和 Gale 提出, 最先用于机器学习领域中的文本分类。它改变了传统的从已知样本进行被动学习的方式, 而是在学习进程中, 根据一定的策略, 从未标识的样本中选择最有利于分类器性能的样本来进一步训练分类器, 从而用尽可能少的训练样本来实现尽可能高的分类精度。主动学习与被动学习的区别就在于主动学习过程中需要与外界系统进行交互, 而被动学习则完全依靠学习器自身, 二者差异如图 2 所示。

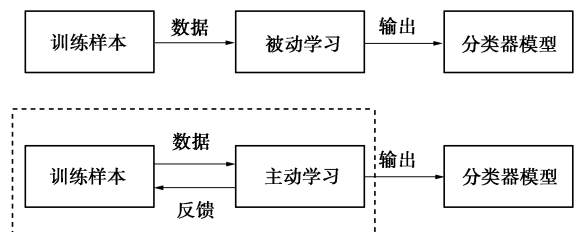


图 2 主动学习与被动学习流程图

Fig. 2 Flow chart of active learning and passive learning

边坡可靠度分析的 MCS 法类似于机器学习中的文本分类, 它是以功能函数 $Z=0$ 构成的曲面 (即极限状态曲面) 为分界面, 将抽样样本分成 $Z \leq 0$ 和 $Z > 0$ 两部分。基于 Kriging 拟合模型的 MCS 法的关键就在于 Kriging 模型对极限状态曲面附近的样本点的拟合精度, Kriging 模型对这些点的功能函数值的正负预测是否正确, 直接影响到最终计算的失效概率是否准确, 因此这些点称为危险点。危险点具有两个特征:

(1) 非常接近极限状态曲面, 即 $|\hat{Z}(x)|$ 值接近 0;

(2) 这些点对应的 Kriging 方差 $\sigma_z^2(x)$ 值较大。

考虑这两个特征, 构造学习函数 $L(x)$ ^[18]

$$|\hat{Z}(x)| - L(x) \sigma_z(x) = 0 \quad (18)$$

$L(x)$ 可以衡量 Kriging 模型在极限状态曲面附近预测出错的可能性大小。从 x 中选取少量训练样本建立初始 Kriging 模型, 然后寻找 $\min L(x)$ 对应的样本加入训练样本, 循环反复这一过程, 从而达到提高 Kriging 模型拟合精度的目的。

3.3 边坡可靠度的搜索法执行步骤

结合 Kriging 模型和 MCS 的边坡可靠度主动学习算法具体实施步骤如下:

(1) 根据边坡实际问题, 确定影响边坡稳定性的随机变量 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 根据其统计参数和分布情况抽取 x 的一个大容量样本, 称为 MC 样本, 样本数为 N_{MC} 。

(2) 从 MC 样本中随机抽取少量样本作为初始训练样本 S , 代入极限平衡法得到样本的响应值 (本文采用 Geo-Studio 软件中 Slope/W 模块进行求解, 响应值采用最小安全系数)。

(3) 得到初始训练样本及其响应值后, 根据本文 2.1~2.2 节, 建立边坡功能函数的初始 Kriging 模型, 根据式 (15) 对 MC 样本进行功能函数值预测, 利用式 (17) 便可得到边坡的失效概率初值。

(4) 主动学习: 其目的在于搜索下一个最佳训练样本点 x^* , 不断更新训练样本, 提高 Kriging 模型对功能函数的预测精度, 下一个最佳训练样本点为学习函数 (式 (18)) 的最小值处对应的样本点。

(5) 将 x^* 代入极限平衡法得其真实响应值, 使训练样本 S 得到更新, 建立新的 Kriging 模型, 不断重复步骤 (4)~(5), 直到满足 $\min L(x) \geq 2$ 时^[18]便认为已得到全部最佳训练样本, 此时便可停止主动学习。

(6) 由最佳训练样本建立最优的 Kriging 模型, 利用式 (17) 便可得到精度较高的边坡失效概率 P_f 。

(7) 检验 MC 样本是否满足蒙特卡洛法需要最低样本次数^[20]的要求

$$N_{MC} \geq \frac{(1-P_f)}{0.05^2 P_f} \quad (19)$$

如果式 (19) 不满足, 则增大 N_{MC} , 重新开始学习, 直至满足式 (19)。

计算流程如图 3 所示。

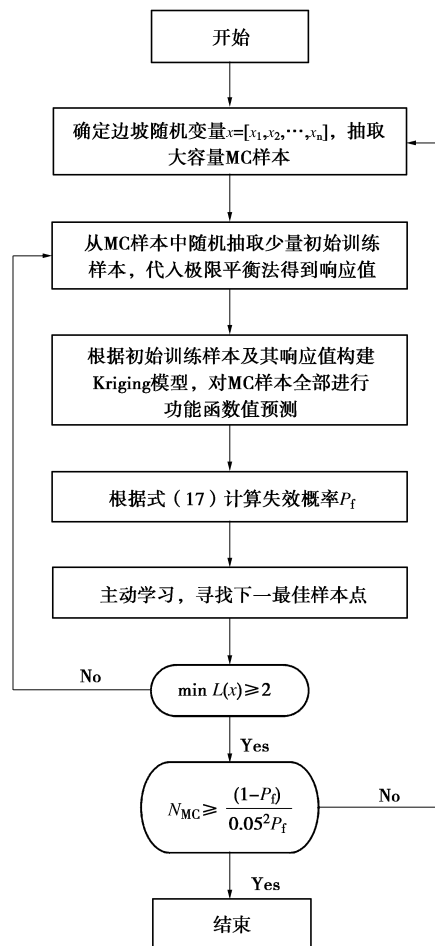


图 3 计算流程图

Fig. 3 Flow chart of calculation process

4 算例分析

采用 2 个算例来验证本文方法的可行性, 算例 1 为均质边坡, 算例 2 为非均质边坡。

4.1 算例 1

已知某均质土坡剖面几何形状见图 4, 设各土层的黏聚力 c , 内摩擦角 φ , 重度 γ 均为相互独立的正态随机变量, 其统计特性见表 1。

以极限平衡法中的 Bishop 法为基础进行计算, 构造的 12 组初始训练样本及其相应的功能函数值见表 2。以这 12 组初始训练样本建立初始 Kriging 模型, 根据 3.2 节叙述, 展开主动学习。当训练样本更新至 28 组时主动学习达到收敛, 即认为此时的 Kriging 模型精度已足够高, 相应的失效概率 $P_f = 4.698 \times 10^{-4}$, 计算结果见表 3。

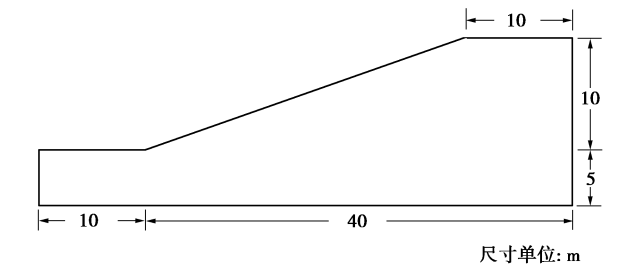


图 4 算例 1 边坡剖面图

Fig. 4 Geometry of slope for Example 1

表 1 土性指标统计特征

Table 1 Statistical properties of soil parameters

c /kPa		$\varphi/(^{\circ})$		$\gamma/(\text{kN}\cdot\text{m}^{-3})$	
均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差
15	3	18	3.6	20	4

表 2 算例 1 的初始训练样本

Table 2 Initial learning samples of Example 1

样本序号	c/kPa	$\varphi/(^{\circ})$	$\gamma/(\text{kN}\cdot\text{m}^{-3})$	功能函数 Z
1	15.10	24.79	20.28	1.412
2	16.98	17.64	22.40	0.891
3	12.41	16.37	18.09	0.734
4	12.35	23.87	11.17	1.677
5	15.27	15.72	21.36	0.714
6	19.03	15.86	19.63	0.948
7	15.92	17.24	22.52	0.815
8	18.02	16.58	21.68	0.879
9	17.41	20.88	8.83	2.172
10	17.84	16.79	21.88	0.881
11	19.62	16.42	19.61	1.017
12	11.37	17.53	18.85	0.738

表 3 算例 1 计算结果对比

Table 3 Comparison of results for Example 1

计算方法	计算量	失效概率 P_f	可靠度指标 β	相对误差 /%
Monte Carlo	10^6	6.146×10^{-4}	3.232	—
响应面法	23	1.200×10^{-3}	3.040	5.94
本文方法	28	4.698×10^{-4}	3.308	2.30

由表 3 可知,以直接 Monte Carlo 法模拟 10^6 次的计算结果为近似精确解时,本文方法计算得到的边坡稳定可靠度指标相对误差为 2.30%,误差较小,而且边坡稳定极限平衡分析计算工作量仅为 28 次,远远小于 Monte Carlo 法。

4.2 算例 2

已知某非均质土坡^[14]剖面几何形状如图 5,土坡包含 2 个土层,土的重度 $\gamma=19\text{ kN}\cdot\text{m}^{-3}$,设各土层的黏聚力 c ,内摩擦角 φ 为相互独立的正态随机变量,其统计特性如表 4 所示。

以极限平衡法中 Spencer 法为基础进行计算,构造的 12 组初始训练样本及其相应功能函数值见表 5。以这 12 组初始训练样本建立初始 Kriging 模型,根据 3.2 节叙述,展开主动学习。当训练样本更新至 48 组时达到收敛,认为此时的 Kriging 模型精度已足够高,相应的失效概率 $P_f=1.33\times 10^{-2}$,计算结果见表 6。

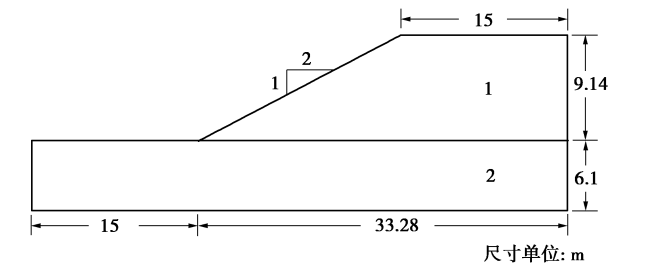


图 5 算例 2 边坡剖面图

Fig. 5 Geometry of slope for Example 2

表 4 土层物理力学性质及统计特征

Table 4 Physico-mechanical properties and statistical characteristics of soil layers

土层号	c /kPa		$\varphi/(^{\circ})$	
	均值	标准差	均值	标准差
1	38.31	7.66	0	0
2	23.94	4.79	12	1.2

表 5 算例 2 的初始训练样本

Table 5 Initial learning samples of Example 2

样本序号	c_1 /kPa	c_2 /kPa	$\varphi_2/(^{\circ})$	功能函数 Z
1	43.46	21.97	10.96	0.606
2	53.97	28.17	11.54	0.917
3	31.05	25.13	13.01	0.436
4	28.96	26.80	11.09	0.339
5	38.53	23.68	10.94	0.581
6	45.10	23.48	12.29	0.731
7	53.94	19.36	12.56	0.739
8	35.12	22.79	13.33	0.572
9	47.09	36.92	11.39	1.042
10	22.84	20.48	12.88	0.056
11	33.06	26.51	11.28	0.529
12	36.48	20.67	12.02	0.517

表 6 算例 2 计算结果对比

Table 6 Comparison of results for Example 2

计算方法	计算量	失效概率 P_f	可靠度指标 β	相对误差 /%
Monte Carlo	10^5	0.0139	2.200	—
响应面法	23	0.0215	2.023	8.05
本文方法	48	0.0133	2.217	0.77

由表 6 可知,以直接 Monte Carlo 法模拟 10^5 次的计算结果为近似精确解时,本文方法计算得到的边坡

稳定可靠度指标相对误差为 0.77%，计算精度能满足工程实际要求，而且边坡稳定极限平衡分析计算工作量仅为 48 次，不到 Monte Carlo 法的千分之一。

5 结 论

本文针对边坡稳定可靠度分析的复杂性及不确定性，以边坡为例，研究一种易于执行的稳定可靠度计算方法，具体取得了如下成果：

(1) 利用 Kriging 地质统计各向异性相关内插方法，以极限平衡理论的 Bishop 模型和 Spencer 模型为示例，导出了边坡功能函数值的随机过程替代表达方程。

(2) 引入主动学习规则，提出了边坡功能函数替代方程的更新迭代程序及其稳定性最可能失效区域的搜索确定方法。

(3) 建立了在最可能失效区域中依替代随机过程方程的蒙特卡洛模拟法；该方法在失效概率计算中不直接调用原功能函数，计算过程直接、简单。

(4) 在归纳总结了上述方法详细执行操作过程的基础上，通过工程实例应用分析，表明该方法过程清晰，工作量小，计算精度能满足工程要求，具有较好的工程实用价值。

参考文献：

- [1] 刘 宁, 邵国建, 王 媛. 地应力渗流共同作用下洞室围岩加锚稳定的可靠度计算[J]. 岩土工程学报, 2000, 22(6): 711 - 715. (LIU Ning, SHAO Guo-jian, WANG Yuan. Reliability assessment of rockbolt reinforced underground structures influenced by seepage and underground stress field[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2000, 22(6): 711 - 715. (in Chinese))
- [2] 苏永华, 李 翔, 丁 云, 等. 基于二次正交试验优化的隧道围岩稳定可靠度方法[J]. 岩土工程学报, 2012, 34(2): 326 - 332. (SU Yong-hua, LI Xiang, DING Yun, et al. Reliability degree method for stability of surrounding rock of tunnels based on quadratic orthogonal experimental optimization[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2012, 34(2): 326 - 332. (in Chinese))
- [3] 李典庆, 蒋水华, 周创兵. 基于非侵入式随机有限元法的地下洞室可靠度分析[J]. 岩土工程学报, 2012, 34(1): 123 - 129. (LI Dian-qing, JIANG Shui-hua, ZHOU Chuang-bing. Reliability analysis of underground rock caverns using non-intrusive stochastic finite element method[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2012, 34(1): 123 - 129. (in Chinese))
- [4] 谭晓慧, 王建国. 边坡的弹塑性有限元可靠度分析[J]. 岩土工程学报, 2007, 29(1): 44 - 50. (TAN Xiao-hui, WANG Jian-guo. Slope reliability analysis using elasto-plastic finite element method[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2007, 29(1): 44 - 50. (in Chinese))
- [5] 谭晓慧, 王建国, 吴礼年, 等. 边坡稳定的非线性随机有限元加速收敛算法的研究[J]. 岩土工程学报, 2007, 29(7): 1030 - 1034. (TAN Xiao-hui, WANG Jian-guo, WU Li-nian, et al. Studies on accelerating convergence method in nonlinear stochastic finite element analysis of slope stability[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2007, 29(7): 1030 - 1034. (in Chinese))
- [6] 郑俊杰, 郭 嘉, 李福豪. 基于免疫算法的岩土工程可靠度分析[J]. 岩土工程学报, 2007, 29(5): 785 - 788. (ZHENG Jun-jie, GUO Jia, LI Fu-hao. Immune algorithm for reliability analysis of geotechnical engineering[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2007, 29(5): 785 - 788. (in Chinese))
- [7] 苏国韶, 肖义龙. 边坡可靠度分析的高斯过程方法[J]. 岩土工程学报, 2011, 33(6): 916 - 920. (SU Guo-shao, XIAO Yi-Long. Gaussian process method for slope reliability analysis[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2011, 33(6): 916 - 920. (in Chinese))
- [8] 王 宇, 王春磊, 汪 灿, 等. 边坡可靠性评价的向量投影响应面研究及应用[J]. 岩土工程学报, 2011, 33(9): 1434 - 1439. (WANG Yu, WANG Chun-lei, WANG Can, et al. Reliability evaluation of slopes based on vector projection response surface and its application[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2011, 33(9): 1434 - 1439. (in Chinese))
- [9] 李典庆, 唐小松, 周创兵. 含相关非正态变量边坡可靠度分析的认知聚类分区方法[J]. 岩土工程学报, 2011, 33(6): 875 - 882. (LI Ding-qing, TANG Xiao-song, ZHOU Chuang-bing. Reliability analysis of slope stability involving correlated non-normal variables using knowledge-based clustered partitioning method[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2011, 33(6): 875 - 882. (in Chinese))
- [10] 苏永华, 赵明华, 李青海, 等. 稳定性系数为隐式函数的边坡可靠度近似计算方法[J]. 岩土工程学报, 2006, 28(10): 1198 - 1203. (SU Yong-hua, ZHAO Ming-hua, LI Qing-hai, et al. Approximative method to calculate reliability of slope with stability coefficient to be implicit expression [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2006, 28(10):

- 1198 - 1203. (in Chinese))
- [11] KRISHNAMURTHY T. Comparison of response surface construction methods for derivative estimation using moving least squares, Kriging and radial basis functions[R]. Austin: American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2005.
- [12] GOMES H M, AWRUCH A M. Comparison of response surface and neural network with other methods for structural reliability analysis[J]. Structural Safety, 2004, **26**(1): 49 - 57.
- [13] 赵洪波. 基于支持向量机的边坡可靠度分析[J]. 岩土工程学报, 2007, **29**(6): 819 - 823. (ZHAO Hong-bo. Reliability analysis of slope based on support vector machine[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2007, **29**(6): 819 - 823. (in Chinese))
- [14] CHERKASSKY V, MA Y. Practical selection of SVM parameters and noise estimation for SVM regression[J]. Neural Networks, 2004, **17**(1): 113 - 126.
- [15] KAYMAZ I. Application of kriging method to structural reliability problems[J]. Structural Safety, 2005, **27**(2): 133 - 151.
- [16] 张 崎, 李兴斯. 结构可靠性分析的模拟重要抽样方法[J]. 工程力学, 2007, **24**(1): 33 - 36. (ZHANG Qi, LI Xing-si. Importance sampling approach in structural reliability analysis based on kriging simulation[J]. Engineering Mechanics, 2007, **24**(1): 33 - 36. (in Chinese))
- [17] 谢延敏, 于沪平, 陈 军, 等. 基于 Kriging 模型的可靠度计算[J]. 上海交通大学学报, 2007, **41**(2): 177 - 180. (XIE Yan-min, YU Hu-ping, CHEN Jun, et al. The reliability estimation based on kriging model[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2007, **41**(2): 177 - 180. (in Chinese))
- [18] ECHARD B, GAYTON N, LEMAIRE M. AK-MCS: An active learning reliability method combining Kriging and MonteCarlo Simulation[J]. Structural Safety, 2011, **33**(2): 145 - 154.
- [19] SOREN N Lophaven, HANS Bruun Nielsen, JACOB Sondergaard. Aspects of the matlab toolbox DACE[C]// Report IMM-TR-2002-12, Informatics and Mathematical Modelling[DB/OL]. Lyngby: Technical University of Denmark, 2002.
- [20] 贡金鑫. 工程结构可靠度计算方法[M]. 大连: 大连理工大学出版社, 2003. (GONG Jin-xin. Calculation method for reliability degree of engineering structure[M]. Dalian: Press of Dalian Technology University, 2003. (in Chinese))

《建筑科学与工程学报》2014 年征订通知

《建筑科学与工程学报》是国家教育部主管, 长安大学与中国土木工程学会联合主办的学术性期刊, 是《中文核心期刊要目总览》2011 版来源期刊, 主要报道建筑科学与工程领域的最新研究成果, 包括结构工程、岩土工程、防灾减灾工程及防护工程、桥梁工程、市政工程、建筑材料、建筑学、力学、暖通空调等专业及相关领域的科研、设计、施工方面的研究成果与工程实践总结。

《建筑科学与工程学报》的主要读者对象为建筑科学与工

程领域的科研人员、工程技术人员、大专院校师生及管理决策人员。

《建筑科学与工程学报》为季刊, 大 16 开本, 128 页, 每期定价 30.00 元 (含邮寄费), 全年共 120.00 元, 国内外公开发行人, 邮发代号: 52-140, 订阅时也可直接汇款至《建筑科学与工程学报》编辑部, 欢迎国内外读者订阅!

地 址: 西安市南二环路中段长安大学内; 邮 编: 710064; 电 话: (029)82334397; E-mail: jzxb@chd.edu.cn。

(《建筑科学与工程学报》编辑部 供稿)