

DOI:10.13409/j.cnki.jdpme.20211014001

基于监测数据的边坡参数统计特征及可靠度更新*

蒋水华¹, 朱光源¹, 潘敏¹, 林列²

(1. 南昌大学建筑工程学院, 江西南昌 330031; 2. 南昌大学设计研究院, 江西南昌 330029)

摘要: 掌握详细的边坡岩土体参数信息是进行边坡加固与风险评估的重要前提。目前大多采用马尔可夫链蒙特卡罗模拟方法基于现场或室内试验数据进行不确定性参数统计信息及边坡可靠度更新。然而,该方法存在计算量大、计算结果不易收敛和难以解决高维边坡不确定性参数统计特征及可靠度更新等问题。本文基于粒子群优化反向传播神经网络算法建立边坡位移代理模型优化计算过程,提出了改进的基于子集模拟的贝叶斯更新方法,进而基于边坡变形监测数据进行参数统计特征及可靠度更新。最后,将提出方法应用到长春西客站深基坑边坡工程。结果表明:提出方法能够融合有限的场地信息有效地更新边坡岩土体参数统计特征,推断其后验概率密度函数,进而更新边坡失效概率。利用更新的土体参数计算的边坡位移与实测数据吻合,验证了提出方法的适用性和有效性。另外融合监测数据进行贝叶斯更新之后,虽然土体参数的不确定性明显降低,但是边坡失效概率受外界气温、监测点位置及数据量值的影响会增大。

关键词: 边坡; 贝叶斯分析; 可靠度更新; BUS方法; 监测数据

中图分类号: TU375.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1672-2132(2023)02-0324-10

Parameters Statistics and Reliability Updating of Slopes Based on Monitoring Data

JIANG Shuihua¹, ZHU Guangyuan¹, PAN Min¹, LIN Lie²

(1. School of Civil Engineering and Architecture, Nanchang University, Nanchang 330031, China;

2. Institute of Design and Research, Nanchang University, Nanchang 330029, China)

Abstract: Obtaining detailed information on soil parameters is a significant precondition for slope reinforcement and risk assessment. At present, the Markov chain Monte Carlo (MCMC) simulation is frequently used to update the statistical information of uncertain parameters based on in-situ and/or laboratory test data, but it is difficult to solve the problem of high-dimensional slopes due to a large amount of calculation consumption and poor convergence. In this paper, a slope displacement surrogate model based on particle swarm optimization back propagation neural network is constructed to accelerate the calculation process. An improved Bayesian updating with subset simulation (BUS) is proposed for updating the statistics of soil parameters and slope reliability based on the monitoring data of slope displacement. The proposed method is then applied to a practical slope project (Changchun

* 收稿日期:2021-10-14;修回日期:2021-11-12

基金项目:国家自然科学基金项目(41972280,41867036,52179103)、江西省自然科学基金项目(20212BAB204054)资助

作者简介:蒋水华(1987—),男,副教授,博导,博士。主要从事岩土工程可靠度与风险分析方面的研究。

E-mail: sjiangaa@ncu.edu.cn

通讯作者:潘敏(1989—),女,博士研究生。主要从事岩土工程可靠度研究。E-mail: minpanemail@126.com

West Railway Station's Deep Foundation Pit Slope Project). The results indicate that the proposed method can effectively update the statistics of soil parameters, infer their posterior probability distribution, and further update the probability of slope failure. Then, the slope displacement evaluated using the updated soil parameters agree well with the measured data, which confirms the applicability and effectiveness of the proposed method. Additionally, after the Bayesian updating with the monitoring data, the uncertainties of soil shear strength parameters are significantly reduced, but the probability of slope failure can be increased due to the influences of the ambient temperature, monitoring positions and values of monitoring data.

Keywords: slope; Bayesian analysis; reliability updating; BUS method; monitoring data

0 引言

掌握详细的岩土体参数信息是进行边坡可靠度分析与风险评估的重要前提。在边坡工程实践中,尽管可通过一些技术手段获取更多的试验数据,但是由于受到现场工程地形地质条件约束,现场勘察过程中存在着许多未知的不确定性以及勘察成本不足等内在或外在因素的影响,导致可获得的现场数据信息往往十分有限。基于有限的场地信息准确估计边坡参数统计特征,并量化参数不确定性的影响是边坡可靠度分析与风险评估研究急需解决的一个难题。贝叶斯方法有助于解决这一难题,目前许多国内外学者采用贝叶斯方法在边坡岩土体参数和可靠度更新方面进行了许多有益的探索^[1-6]。如L.L. Zhang等^[1]基于更新后的土体参数统计信息,重新评价边坡稳定可靠度。J. Huang等^[2]基于荷载试验数据,更新评价单桩和群桩极限承载能力可靠度。曹子君等^[3]利用马尔科夫链蒙特卡洛模拟方法基于有限的岩土勘察资料计算土体杨氏模量的统计特征。然而,目前大多采用马尔科夫链蒙特卡洛模拟(MCMC)等传统的贝叶斯方法进行分析。该方法难以确定到底需要模拟多少组样本才能保证马尔科夫链收敛于精确解,马尔科夫链前期有一段较长的波动段,极大影响了MCMC方法的计算精度与计算效率,并且MCMC方法的计算量会随着变量数目的增加而急剧增大,对于高维问题几乎无能为力。

相比于MCMC方法,D. Straub等^[7]提出了基于子集模拟的贝叶斯更新(BUS)方法可充分利用有限的场地信息推断参数岩土体后验概率分布和合理地更新边坡可靠度,为解决上述难题提供了一种新的工具。目前,D. Straub等^[7]采用BUS方法更新

了板桩墙可靠度。S.H. Jiang等^[8]采用BUS方法更新了边坡可靠度。X.Y. Li等^[9]采用多步贝叶斯新方法修正了岩体弹性模量及模型偏差系数。此外,陈龙等^[10]提出了一种适用于计算桥梁构件可靠度的动态更新方法。万志强等^[11]结合Bootstrap抽样技术和Bayes方法,提出了一种可考虑不确定性传播的可靠性分析方法。尽管BUS方法具有强大的解决实际工程边坡岩土体参数及可靠度更新问题的能力,但是该方法存在着因似然函数乘子取值不合理而导致计算过程繁琐和计算精度不高等问题^[12]。因此,有必要发展一种高效的贝叶斯更新方法。

基于F.A. DiazDelao等^[12]的研究思路,提出一种改进的基于子集模拟的贝叶斯更新方法。其中,利用粒子群优化(PSO)算法和反向传播(BP)神经网络的优势,提前基于粒子群优化BP神经网络算法建立边坡位移代理模型。PSO算法最早由J. Kennedy等^[13]提出,是一种智能寻优方法,其基本原理是把每个随机寻优方案替换成可以移动的粒子,其强大的搜索能力可使得最优解通过多次循环计算获得^[14]。BP神经网络是一种可通过学习训练获得多种模式的多层前馈型网络,已应用于多种领域^[15]。此方法的一个突出优势是,可有效避开BUS方法中似然函数乘子合理取值的难题,具有较高的计算精度。最后,以长春西客站直立边坡为例,采用提出方法基于现场时间序列的边坡变形监测数据对边坡岩土体参数统计特征及可靠度进行更新。

1 边坡参数统计特征及可靠度更新

1.1 改进的贝叶斯更新方法

为准确获得符合边坡工程实际的可靠度分析结果,往往需要掌握详细的边坡场地信息(如试验数据、观测信息和监测资料等)。利用贝叶斯方法

进行参数更新可确定边坡岩土体参数后验概率分布及后验统计特征(均值、标准差等)。根据贝叶斯理论,参数 R 的后验概率密度函数 $f_R''(\mathbf{r})$ 可通过下式求得^[7,16]:

$$f_R''(\mathbf{r}) = aL(\mathbf{r})f_R'(\mathbf{r}) \quad (1)$$

式中, $R = (R_1, R_2, \dots, R_n)^\top$, n 为随机参数数目; \mathbf{r} 为 R 的一次典型实现; $L(\mathbf{r})$ 为似然函数,表示已知试验数据、观测信息和监测资料等条件下参数 $R = \mathbf{r}$ 发生的概率; $f_R'(\mathbf{r})$ 是 R 的先验概率密度函数; a 为标准化常数,以保证在 R 的整个区域上对 $f_R''(\mathbf{r})$ 的积分为1.0。

场地信息一般利用似然函数 $L(\mathbf{r})$ 进行描述,似然函数的构建是边坡岩土体参数及可靠度更新的关键, $L(\mathbf{r})$ 与具体的观测信息 Y 出现的概率相关,即有

$$L(\mathbf{r}) \propto P(Y|R = \mathbf{r}) \quad (2)$$

式中, $P(\cdot)$ 是某事件发生的概率。由于式(1)在大多数情况下没有解析解,故采用基于子集模拟的BUS方法^[6]来进行数值求解。通过建立一个场地信息失效区域 Ω_Y ,将参数更新问题转换为一个等效的结构可靠度问题:

$$\Omega_Y = \{p - bL(\mathbf{r}) \leq 0\} \quad (3)$$

式中, p 是区间 $[0, 1]$ 内服从均匀分布的随机变量; b 为似然函数乘子。只有 b 符合 $bL(\mathbf{r}) \leq 1.0$ 条件,随机抽样获得的后验样本才能全部落在目标分布范围内。然后,采用子集模拟方法求解该结构可靠度问题,定义 Z 为驱动变量:

$$Z = p - bL(\mathbf{r}) \quad (4)$$

通过上式可看出似然函数乘子 b 的取值会影响驱动变量 Z 计算,必须先确定 b 值才能开始采用子集模拟求解。然而, b 值无法直接计算,一旦取值不合理势必会影响计算精度和效率。幸运的是,基于F.A. Diaz DelaO等^[12]的研究思路可对驱动变量 Z 取对数,相应的场地信息失效区域 Ω_Y 改写为:

$$\Omega_Y = \left\{ \ln \left[\frac{L(\mathbf{r})}{p} \right] > -\ln b \right\} \quad (5)$$

相应的子集模拟驱动变量 Z 调整为:

$$Z = \ln \left[\frac{L(\mathbf{r})}{p} \right] \quad (6)$$

则式(6)目标失效区域转换为 $\Omega_Y = \{Z > c\}$,对应的阈值 c 定义为:

$$c = -\ln b \quad (7)$$

只有阈值 c 满足条件 $c > c_{\min}$ 才能保证随机抽样

的失效样本都落在目标分布内,其中 c_{\min} 计算公式^[12]为:

$$c_{\min} = \ln \left[\max_R L(\mathbf{r}) \right] \quad (8)$$

基于子集模拟方法的目标事件发生概率 $P(Z > c)$ 的计算公式为:

$$P(Z > c) = P(\Omega_Z) = P(\Omega_{Z_1}) \prod_{i=2}^m P(\Omega_{Z_i} | \Omega_{Z_{i-1}}) \quad (9)$$

式中, $P(\Omega_{Z_i}) = \{Z > c_i\}$ 为中间事件的发生概率,其中 c_i 为第 i 层阈值, $i = 1, 2, \dots, m$ 。一旦子集模拟的第 m 层阈值 c_m 大于 c_{\min} ,则可终止子集模拟运算,位于最终层中目标区域的失效样本便满足目标后验概率分布。从中提取失效样本,使用常用的数理统计方法即可估计参数后验分布和后验统计特征。

1.2 基于粒子群优化BP神经网络的似然函数构建

为使用贝叶斯更新方法融合利用边坡观测信息(包括试验数据、观测信息和监测资料等)更新边坡岩土体参数,显著降低对参数不确定性的估计,需要构建合理的似然函数。对于边坡监测位移向量 δ_i ,似然函数可构建为:

$$L(\mathbf{r}) = \prod_{i=1}^{m_d} \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_{\zeta_i}} \exp \left\{ -\frac{[\delta_i - g(\mathbf{r}_i) - \mu_{\zeta_i}]^2}{2\sigma_{\zeta_i}^2} \right\} \quad (10)$$

式中, δ_i 为第 i 组监测位移值, $i = 1, 2, \dots, m_d$,其中 m_d 为监测数据的组数; $g(\mathbf{r}_i)$ 为第 i 组边坡位移计算值; $\zeta_i (i = 1, 2, \dots, m_d)$ 为测量误差,常假设服从相互独立的正态分布^[17]; μ_{ζ_i} 和 σ_{ζ_i} 均分别为 ζ_i 的均值和标准差。

只有已知模型计算值 $g(\mathbf{r})$,式(10)才能计算,大多数情况下 $g(\mathbf{r})$ 需要采用有限元方法进行计算。又因有限元方法计算过程繁琐复杂,并且后续参数更新需多次调用似然函数,计算成本非常大。为此,本文基于PSO-BP神经网络算法提前构建边坡位移代理模型,降低似然函数计算量,为后续参数更新问题求解提供了便利。

PSO-BP神经网络算法是一种基于粒子群优化算法以梯度下降为核心的神经网络优化方法^[18],由人工神经元组成,输入参数为 $M = (M_1, M_2, \dots, M_n)^\top$,相应的连接权向量 $W = (W_1, W_2, \dots, W_n)^\top$,阈值为 θ 。神经元输出信息 y 可表示为:

$$y = f \left(\sum_{i=1}^n W_i M_i - \theta \right) = f(W^\top M - \theta) \quad (11)$$

式中, $W^T M - \theta$ 为携带输入信息的神经元, 其中 $W^T M$ 为激活值; $f(\cdot)$ 为激活函数。一旦通过提出方法获得边坡岩土体参数后验样本, 便可基于后验样本估计参数后验统计信息。

1.3 边坡可靠度更新

一旦获得参数后验统计信息, 提出方法可进一步更新边坡可靠度。其中, 采用新一轮子集模拟计算边坡后验失效概率。此时, 边坡失稳区域 $V = \{G(\mathbf{r}) < 0\}$ 是子集模拟的目标失效区域, 边坡后验失效概率 $P(V|Y)$ 计算公式^[19]为:

$$P(V|Y) = \frac{P(\bigcap_{i=0}^M V_i^*)}{P(Y)} = \frac{P(\bigcap_{i=0}^M V_i^* | V_0^*) P(V_0^*)}{P(Y)} = \prod_{i=1}^M P(V_i^* | V_{i-1}^*) \quad (12)$$

式中, Y 为场地失效区域信息; $G(\mathbf{r})$ 为极限状态函数; $V_0^* = V_0 \cap Y = Y$ 与 $V_i^* = V_i \cap Y$ 是中间失效区域, 其中 $V_i = \{G(\mathbf{r}) < v_i\}$, v_i 表示第 i 层阈值和 $i = 2, 3, \dots, M$, 其中 M 为子集模拟计算层数; $P(V_i^* | V_{i-1}^*)$ 为中间条件概率。在子集模拟计算过程中, 可获得一系列中间失效区域 $V_1^*, V_2^*, \dots, V_M^*$ 以及对应的临界阈值 v_1, v_2, \dots, v_M , 且 $P(V_i^* | V_{i-1}^*) = p_0$, $i = 2, 3, \dots, M$, 其中 p_0 为子集模拟的条件概率, 常取 $p_0 = 0.1$ 。直到子集模拟达到第 M 层, 对应的阈值 v_M 与前面 $M-1$ 个阈值大于零不同, 有 $v_M \leq 0$, 便可终止子集模拟计算。需要指出, 根据子集模拟基本原理, 虽令式(12)中的 $P(V_i^* | V_{i-1}^*) = p_0$, 但通过式(12)计算的边坡后验失效概率 $P(V|Y)$ 与 p_0 概念和量值均不相同。采用子集模拟方法进行计算需要提前确定条件概率 p_0 和每层子集模拟样本数 N_i 。根据文献[16]可知, p_0 一般取 0.1~0.3。综上, 提出方法的计算流程图包括贝叶斯方法与神经网络和子集模拟方法之间的相互结合关系如图 1 所示。

该流程图以考虑参数不确定性为随机变量模型为例, 提出方法也可拓展到基于随机场模型表征参数空间变异性的边坡参数统计特征及可靠度更新中。计算流程大体相似, 主要差别如下: (1) 考虑土体参数的空间变异性, 需要通过随机场离散方法产生原始空间边坡参数实现值; (2) 参数随机场需要离散为成千上万个随机变量, 求解式(1)的参数后验概率分布是一个高维问题。

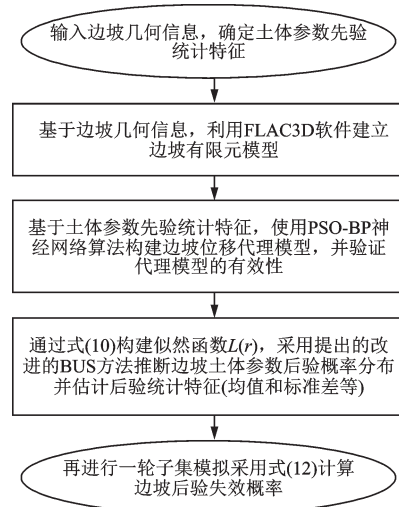


图 1 边坡参数及可靠度更新计算流程

Fig.1 Flow chart for parameters and reliability updating of slopes

2 工程案例分析

2.1 边坡模型和实测数据处理

以长春西客站的实际边坡工程为例, 采用提出方法基于边坡位移监测数据进行边坡参数及可靠度更新, 并据此验证提出方法的有效性。该边坡工程案例详细介绍详见文献[20]。图 2 为边坡有限元模型, 坡高为 7 m, 坡顶宽为 14 m, 从坡顶向下挖 7 m 至坡脚, 倾角为 90°。该直立边坡基础厚为 7 m, 底宽为 28 m。共有 4 个不同的土层, 从坡顶往下埋深分别为 0~1、1~7、7~8、8~14 m。将管长为 14 m 的测斜管埋设在距离坡顶左边缘 0.5 m 处, 并在测斜管上设置了 4 个监测点进行边坡位移监测, 在坡顶处布设 1 号监测点, 坡顶向下埋深 2 m 处布设 2 号监测点, 埋深 4 m 处布设 3

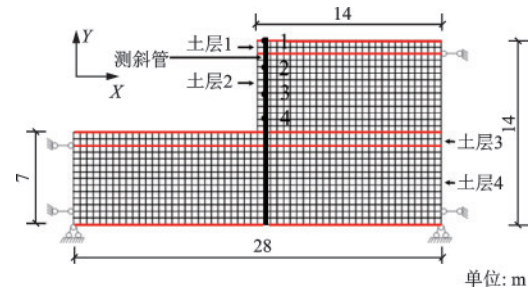


图 2 长春西客站深基坑模型

Fig.2 Deep excavation model of Changchun West Railway Station

号监测点,埋深6 m处设置4号监测点,如图2所示。

开挖后的工程边坡岩土体性质包括一些力学参数往往会随着外界环境(如降雨、气温降低等)的变化而改变,进而增加了获取边坡位移值的难度。本文在进行岩土体参数更新时,利用的实测数据是考虑外界环境发生变化时的边坡位移监测值。并且测斜管测量的边坡位移值不是累计位移值,而是在前一次监测结果基础上产生的变化值^[20]。而后面采用FLAC3D软件计算的边坡位移值是相较于初始状态的边坡位移累积值。为了保证监测手段和数值模拟获取的数据之间的一致性,先将测斜管监测的数据转换成累计位移值,再进行边坡岩土体参数及可靠度更新。图3给出了2011年11月18日使用测斜管监测的边坡水平位移累积值。

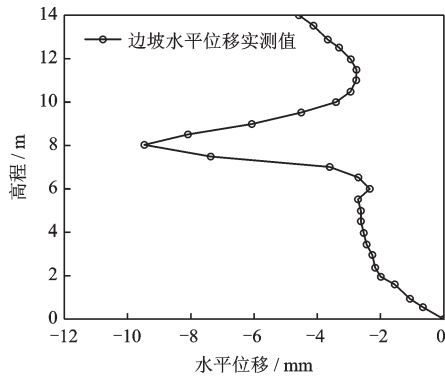


图3 2011年11月18日监测的边坡水平位移值

Fig.3 The measured horizontal displacement of slope on November 18, 2011

2.2 模型构建和参数统计特征确定

采用FLAC3D软件建立边坡数值模型,如图4所示,共剖分了1 176个0.5 m×0.5 m四边形单元和2 522个节点,其中土层1、2、3和4分别剖分了56、336、112和672个四边形单元。为了反映模型的真实性和在仅考虑土体自重的作用下,边界条件设置如下:在模型底面添加不产生X和Y方向位移的约束,在模型两侧添加不产生X方向位移的约束。采用摩尔-库仑失效准则。边坡的失稳破坏的判断依据定为计算1万步看计算结果是否收敛^[21]。

基于表1中的边坡岩土体参数先验信息,采用FLAC3D软件计算的边坡水平位移云图如图4所

示。由图4可知,坡脚处产生的位移最大值为0.19 mm。在参数更新过程中,假设岩土体为理想弹塑性体,考虑每个土层4个物理力学参数(黏聚力 c 、内摩擦角 φ 、弹性模量 E 和泊松比 ν)的不确定性,将它们均视作随机变量,故共需更新16个岩土体参数。不同土层 c 、 φ 和弹性模量 E 的先验统计特征由文献[22]确定,不同土层 ν 的先验统计特征由文献[23]确定,见表1。4个土层的重度分别取17.85、18.44、17.76和18.93 kN/m³。

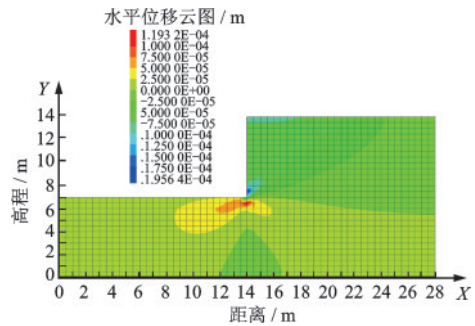


图4 边坡水平位移云图

Fig.4 Contour of the horizontal displacement of slope

表1 随机变量的先验统计特征

Table 1 Prior statistics of random variables

土层参数	均值	变异系数	概率分布
第1土层	c_1/kPa	62.39	对数正态分布
	$\varphi_1/(\text{°})$	10.6	正态分布
	E_1/MPa	30.6	对数正态分布
	ν_1	0.32	正态分布
第2土层	c_2/kPa	71.45	对数正态分布
	$\varphi_2/(\text{°})$	14.27	正态分布
	E_2/MPa	39.7	对数正态分布
	ν_2	0.33	正态分布
第3土层	c_3/kPa	64.95	对数正态分布
	$\varphi_3/(\text{°})$	10.95	正态分布
	E_3/MPa	51.4	对数正态分布
	ν_3	0.26	正态分布
第4土层	c_4/kPa	86.86	对数正态分布
	$\varphi_4/(\text{°})$	11.91	正态分布
	E_4/MPa	26.9	对数正态分布
	ν_4	0.34	正态分布

2.3 代理模型构建及验证

进行边坡岩土体参数统计特征更新前,需要采用FLAC3D软件计算图3中4个监测点的位移值,然后代入式(10)中构建似然函数。由于参数更新

需要多次调用似然函数(即多次进行有限元分析), 计算量很大。为此, 提前利用 PSO-BP 神经网络算法建立边坡位移代理模型, 替换直接采用 FLAC3D 软件计算边坡位移值, 以节约计算成本。代理模型的建立及验证步骤如下: (1) 采用拉丁超立方抽样技术基于参数先验统计特征随机产生 500 组随机样本, 再利用这 500 组随机参数训练 PSO-BP 神经网络模型, 获得输出位移值与输入参数之间的显式函数关系(即边坡位移代理模型); (2) 基于蒙特卡洛模拟方法另外再产生 100 组随机参数, 途径一分别输入代理模型中, 获得 100 组边坡位移值。途径二分别代入 FLAC3D 软件中计算, 也求得 100 组边坡位移值; (3) 将步骤(2)两种途径计算的 100 组边坡位移值进行对比, 以验证代理模型的有效性。图 5 给出了 4 个监测点处边坡位移 PSO-BP 神经网络代理模型的验证结果。如图 5 所示, 由步骤(2)两种途径计算的边坡位移值接近于 45 度线, 并且图 6(a)~(d) 相关性系数 R^2 值较大且接近于 1.0, 分别为 96.3%、92.6%、93.3% 和 98.2%, 说明了基于 PSO-BP 神经网络算法构建的代理模型的有效性。

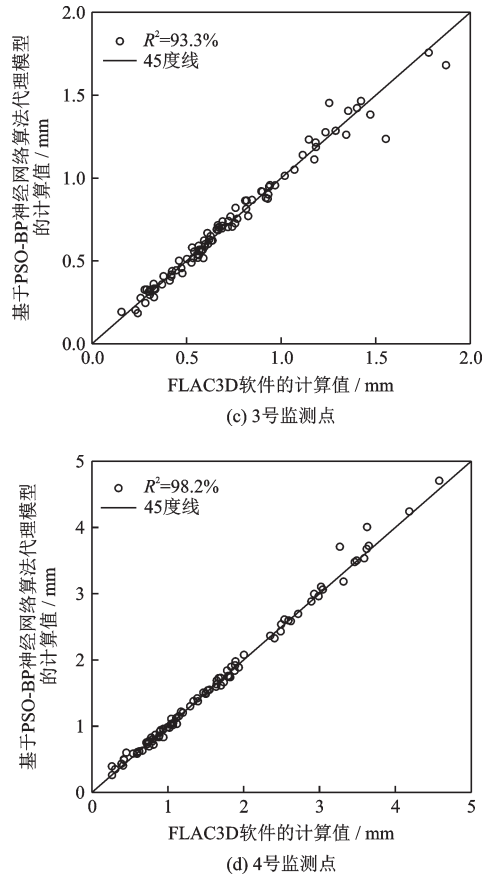
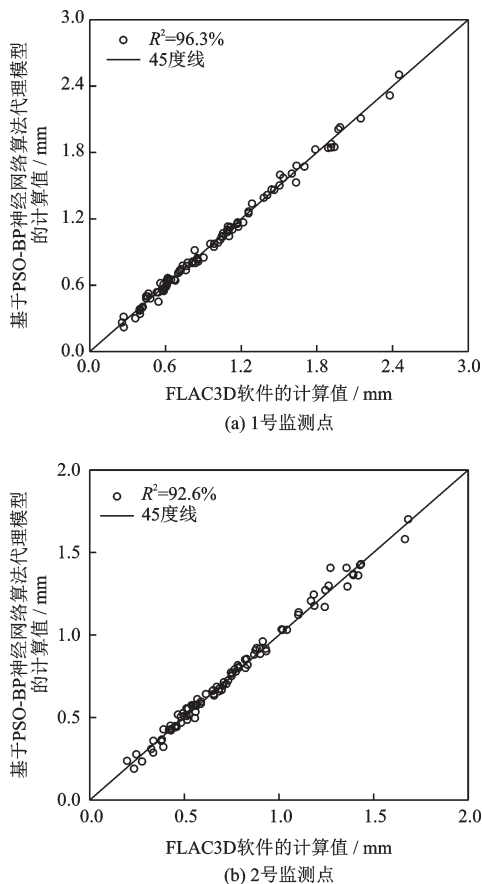


图 5 4 个监测点处边坡位移代理模型的有效性验证
Fig.5 Validation of the surrogate models for the four monitoring points

2.4 结果分析

采用提出方法更新土体参数统计特征时, 根据文献[16], 取子集模拟各层的样本数目 $N_i = 2000$, 条件概率 $p_0 = 0.1$, 并用子集模拟方法独立计算 10 次, 最后将这 10 次独立计算的参数统计特征取平均作为最终的边坡土体参数后验统计特征。根据文献[24], 取测量误差的标准差 $\sigma_c = 2$ mm。图 6 比较了边坡第 2 层土体 4 个参数的先验和后验概率分布。由图 6 可知, 相比先验概率分布, 后验概率分布更加高瘦、离散性更小。特别是第 2 层土体参数 c_2 、 φ_2 和 E_2 的概率分布均产生了明显的变化, 其中 c_2 的概率分布变化最大, 说明利用监测数据经过贝叶斯更新可显著降低岩土体参数不确定性。然而, ν_2 变化不明显, 说明泊松比对边坡变形的影响不大。另外第 2 个土层抗剪强度参数量值降低非常明显, 原因解释如下: 一方面可能是由于在边坡位移监测期间受到长春地区气温下降的影响较大^[20], 进而该土层抗剪强度参数受冻融循环的作用明显; 另一方面, 第 2 个土层抗剪强度参数对边坡变形和稳定性

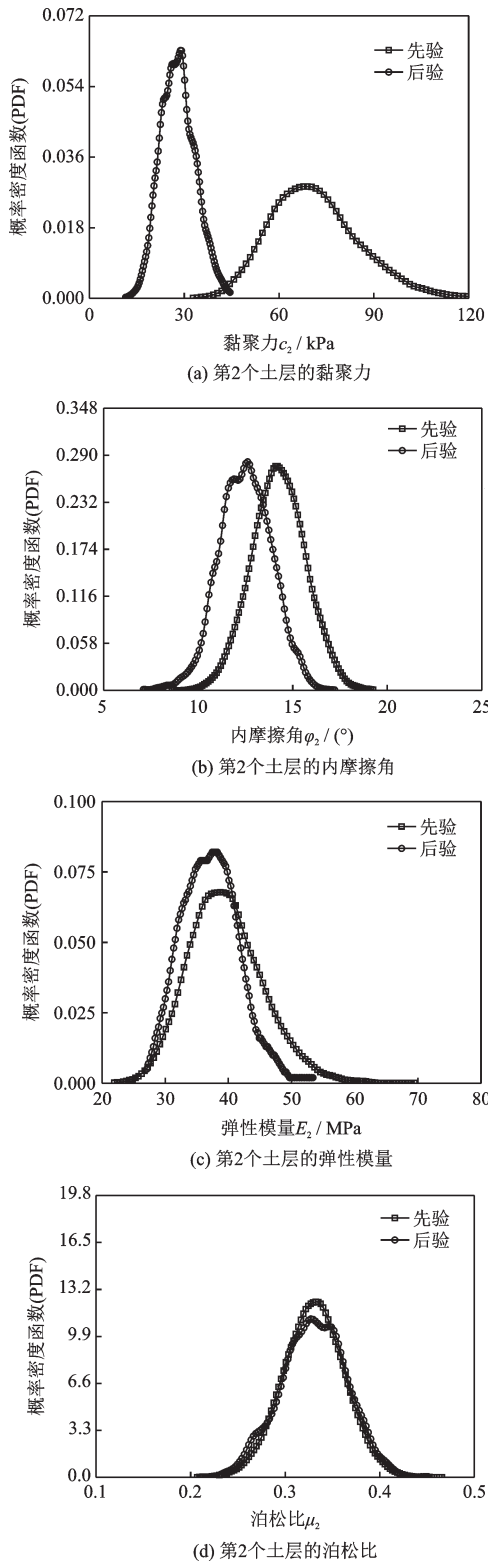


图6 第2个土层参数先验与后验概率分布的比较

Fig.6 Comparison of the prior and posterior probability distribution of soil parameters for the second soil layer

影响最大,因而用边坡变形数据进行参数更新,会使得第2个土层抗剪强度参数量值和不确定性降低明显。表2详细对比了边坡4个土层参数 c 、 φ 、 E 、 ν

的先验与后验统计特征。

基于表2中4个不同土层参数 c 、 φ 、 E 、 ν 的后验均值,表3比较了分别采用FLAC3D软件和PSO-BP神经网络代理模型计算的4个监测点处位移值和测斜管实测位移值。由表3可知,这三者计算结果非常接近。以2号监测点为例,采用FLAC3D软件、PSO-BP神经网络代理模型计算的位移以及实测位移值分别为3.50、3.39和3.01 mm,这说明了PSO-BP神经网络代理模型以及本文提出方法的有效性。图7给出了基于参数的后验均值采用FLAC3D软件计算的边坡水平位移云图。由图7可知,在坡顶和坡趾处均产生了较大的位移,因此在边坡工程加固和维护中应重点关注坡顶和坡趾部位。

表2 土体参数先验信息与后验结果的比较

Table 2 Comparison of prior and posterior statistical results of soil parameters

土层参数	先验信息		后验信息		
	均值	标准差	均值	标准差	
第1土层	c_1/kPa	62.39	12.48	62.42	12.42
	$\varphi_1/^\circ$	10.6	1.06	10.55	1.06
	E_1/MPa	30.6	1.59	30.61	1.56
	ν_1	0.32	0.03	0.32	0.03
第2土层	c_2/kPa	71.45	14.29	27.96	4.59
	$\varphi_2/^\circ$	14.27	1.43	12.50	1.39
	E_2/MPa	39.7	5.96	36.61	5.02
	ν_2	0.33	0.03	0.33	0.03
第3土层	c_3/kPa	64.95	12.99	64.85	12.43
	$\varphi_3/^\circ$	10.95	1.1	11.00	1.11
	E_3/MPa	51.4	7.71	51.38	7.63
	ν_3	0.26	0.03	0.26	0.03
第4土层	c_4/kPa	86.86	17.37	86.74	16.91
	$\varphi_4/^\circ$	11.91	1.19	12.05	1.13
	E_4/MPa	26.9	4.04	25.85	3.92
	ν_4	0.34	0.03	0.34	0.03

表3 基于后验统计特征的边坡位移计算值与实测值的比较

Table 3 Comparison of the calculated and measured slope displacement based on the posterior statistics of soil parameters

监测点	FLAC3D软件数值 计算结果/mm	代理模型计 算结果/mm	实测数 据/mm
1号监测点	4.55	4.55	4.46
2号监测点	3.50	3.39	3.01
3号监测点	3.98	3.83	3.48
4号监测点	9.43	9.73	9.50

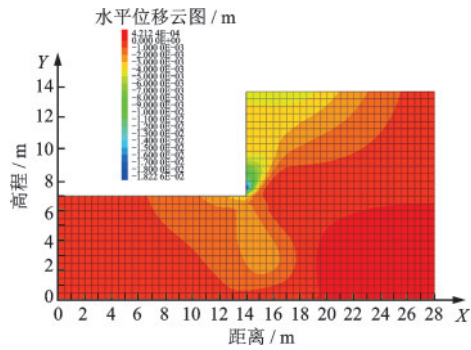


图7 基于后验均值采用FLAC3D软件计算的边坡水平位移
Fig.7 Horizontal displacement of the slope calculated using
FLAC3D based on the posteriori mean value of soil
parameters

图8比较了基于表2中4个土层参数后验均值采用FLAC3D软件计算的位移值与测斜管实测位移值。由图8可知,这两条曲线非常接近,表明利用提出方法可以基于较少的实测数据较好地更新土体参数统计特征,降低对岩土体参数不确定性的估计,进而最终基于参数后验统计特征可获得与实测值吻合的边坡位移计算值。

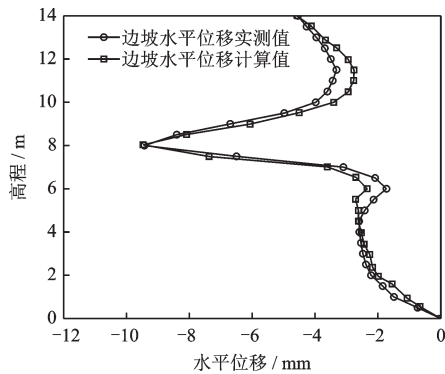


图8 基于FLAC3D软件的位移计算值与位移实测值对比
Fig.8 Comparison of the displacement calculated using
FLAC3D and measured in the field

极限状态函数的构建是采用式(12)进行边坡后验失效概率计算的重要环节,基于边坡变形的极限状态函数 $G(\mathbf{r})$ 构建如下:

$$G(\mathbf{r}) = \delta_{\max} - f(\mathbf{r}) \quad (13)$$

式中, δ_{\max} 和 $f(\mathbf{r})$ 分别表示边坡最大容许水平位移值和边坡水平位移计算值。由式(13)可知,确定 δ_{\max} 的取值是进行边坡可靠度更新的重要前提。而目前关于边坡最大容许水平位移值研究不多且没有统一的标准,因此许多学者根据工程经验和文献资料进行取值。如 M. Shinoda 等^[25]通过实验研究得

出将 500 mm 作为地震作用下边坡最大容许位移值较为合理。G. Mollon 等^[26]把 15 mm 和 30 mm 分别作为地表容许水平和垂直变形值。本文根据文献[27],除了利用边坡安全系数取 1.0 确定对应边坡变形作为最大容许位移值之外,还利用边坡稳定可靠度与位移可靠度需保持一致来确定容许变形的最大值和最小值,最后选用容许变形的最大值作为 δ_{\max} 进行可靠度更新计算。基于表 1 中边坡 4 个土层参数 (c, φ, E, ν) 的先验均值,通过上述方法确定的对应 4 个监测点的水平位移最大值为 12.20 mm,最小值为 4.16 mm,最后取 $\delta_{\max} = 12.20$ mm 进行可靠度更新计算。

接着基于表 2 土体参数后验统计特征,采用式(12)计算的边坡后验失效概率为 0.12,而基于表 1 土体参数先验统计特征,在构建 PSO-BP 神经网络代理模型基础上,采用 10 万次蒙特卡洛模拟计算的边坡先验失效概率为 1.86×10^{-4} 。可见融合受环境变化影响的边坡位移监测数据后,边坡失效概率显著增大。表明虽然土体参数的不确定性明显降低,但是边坡失效概率受外界气温、监测点位置及数据量值的影响会增大。

3 结 论

为基于现场变形监测数据有效更新边坡岩土体参数统计特征及可靠度,提出了改进的基于子集模拟的贝叶斯更新方法,其中利用粒子群优化 BP 神经网络算法建立边坡位移代理模型以提高计算效率。最后,将提出方法应用到长春西客站深基坑边坡工程。主要结论如下:

(1) 提出方法有效避开了 BUS 方法中似然函数乘子合理取值的难题,计算精度高,可较好地解决考虑边坡参数不确定性的低概率水平边坡可靠度更新问题。但是,提出方法需要通过内部子集模拟来判断计算是否收敛的计算量较大,因此发展一种鲁棒性好、计算效率高的收敛判断条件值得探索。另外如何采用提出方法融合利用不同来源不同类型的多源场地信息也值得进一步研究。

(2) 采用本文提出方法基于现场位移监测数据获得的土体参数的不确定性降低,后验概率分布的离散性明显小于先验概率分布,但是边坡失效概率由于受外界气温、监测点位置及数据量值的影响增大,这符合边坡稳定性受环境影响而下降的实际情况。

(3)基于土体参数后验均值,采用FLAC3D软件和粒子群优化BP神经网络代理模型计算的不同埋深处边坡位移值和测斜管实测位移值非常吻合,验证了提出方法的有效性。另外,根据边坡参数后验统计特征进行确定性分析,发现在坡顶和坡趾处出现了较大的位移,因此坡顶和坡趾应是边坡工程加固和维护中重点关注的部位。

参考文献:

- [1] Zhang L L, Zuo Z B, Ye G L, et al. Probabilistic parameter estimation and predictive uncertainty based on field measurements for unsaturated soil slope[J]. Computers and Geotechnics, 2013, 48: 72-81.
- [2] Huang J, Kelly R, Li D, et al. Updating reliability of single piles and pile groups by load tests[J]. Computers and Geotechnics, 2016, 73: 221-230.
- [3] 曹子君, 赵腾远, 王宇, 等. 基于贝叶斯等效样本的土体杨氏模量的统计特征确定方法[J]. 防灾减灾工程学报, 2015, 35(5): 581-585.
Cao Z J, Zhao T Y, Wang Y, et al. Characterization of young's modulus of soil using bayesian equivalent samples[J]. Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering, 2015, 35(5): 581-585. (in Chinese)
- [4] Gong W, Juang C H, Martin J R, et al. Probabilistic analysis of tunnel longitudinal performance based upon conditional random field simulation of soil properties [J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2018, 73: 1-14.
- [5] Zhang L L, Zhang J, Zhang L M, et al. Back analysis of slope failure with markov chain monte carlo simulation[J]. Computers and Geotechnics, 2010, 37(7-8): 905-912.
- [6] Yang R, Huang J, Griffiths D V, et al. Optimal geotechnical site investigations for slope design[J]. Computers and Geotechnics, 2019, 114: 103111.
- [7] Straub D, Papaioannou I. Bayesian updating with structural reliability methods[J]. Journal of Engineering Mechanics, 2015, 141(3): 04014134.
- [8] Jiang S H, Papaioannou I, Straub D. Bayesian updating of slope reliability in spatially variable soils with in-situ measurements [J]. Engineering Geology, 2018, 239: 310-320.
- [9] Li X Y, Zhang L M, Jiang S H. Updating performance of high rock slopes by combining incremental time-series monitoring data and three-dimensional numerical analysis [J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2016, 83: 252-261.
- [10] 陈龙, 黄天立. 基于贝叶斯更新和逆高斯过程的在役钢筋混凝土桥梁构件可靠度动态预测方法[J]. 工程力学, 2020, 37(4): 186-195.
Chen L, Huang T L. Dynamic prediction of reliability of in-service RC bridges using the Bayesian updating and inverse Gaussian process[J]. Engineering Mechanics, 2020, 37(4): 186-195. (in Chinese)
- [11] 万志强, 陈建兵. 数据稀缺与更新条件下基于概率密度演化-测度变换的认知不确定性量化分析[J]. 工程力学, 2020, 37(1): 34-42.
Wan Z Q, Chen J B. Quantification of epistemic uncertainty due to data sparsity and updating based on the framework via synthesizing probability density evolution method and change of probability measure[J]. Engineering Mechanics, 2020, 37(1): 34-42. (in Chinese)
- [12] Diaz Delao F A, Garbuno-Inigo A, Au S K, et al. Bayesian updating and model class selection with subset simulation[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2017, 317: 1102-1121.
- [13] Kenedy J, Eberhart E C. Particle swarm optimization [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Neural Network. New York: IEEE Press, 1995: 1942-1948.
- [14] 王桂林, 向林川, 孙帆. 粒子群优化协同克里金法在确定山地斜坡土层厚度中的应用[J]. 土木建筑与环境工程, 2018, 40(6): 60-66.
Wang G L, Xiang L C, Sun F. Application of cooperative Kriging method based on particle swarm optimization in estimation slope soil thickness[J]. Journal of Architectural and Environmental Engineering, 2018, 40(6): 60-66. (in Chinese)
- [15] 张玉平, 马超, 李传习, 等. 基于均匀设计及BP神经网络的大体积混凝土热学参数反分析[J]. 土木与环境工程学报(中英文), 2021, 43(2): 148-157.
Zhang Y P, Ma C, Li C X, et al. Inverse analysis on thermal parameters of mass concrete base on uniform design and BP neural network[J]. Journal of Civil and Environmental Engineering, 2021, 43(2): 148-157. (in Chinese)
- [16] 蒋水华, 李典庆. 边坡可靠度更新的贝叶斯方法[M]. 北京: 科学出版社, 2019.
Jiang S H, Li D Q. Bayesian approach for updating of slope reliability [M]. Beijing: Science Press. 2019. (in Chinese)
- [17] 蒋水华, 冯泽文, 刘贤, 等. 基于自适应贝叶斯更新方法的岩土参数概率分布推断[J]. 岩土力学, 2020, 41(1): 325-335.

- Jiang S H, Feng Z W, Liu X, et al. Inference of probability distributions of geotechnical parameters using adaptive Bayesian updating approach[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2020, 41(1): 325-335.(in Chinese)
- [18] 王小兵, 夏晓舟, 章青. 基于正交试验和神经网络的堤防边坡抗滑稳定可靠度研究[J]. *长江科学院院报*, 2019, 36(10): 89-93.
Wang X B, Xia X Z, Zhang Q. Reliability analysis on anti-sliding stability of levee slope based on orthogonal test and network[J]. *Journal of Yangtze River Scientific Research Institute*, 2019, 36(10): 89-93.(in Chinese)
- [19] Straub D, Papaioannou I, Betz W. Bayesian analysis of rare events [J]. *Journal of Computational Physics*, 2016, 314: 538-556.
- [20] 姜屏. 基于位移实时监测的季节冰冻区土质边坡稳定性分析方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2012.
Jiang P. Study on analysis method of soil slope stability in seasonal frozen region based on real-time monitoring of displacement [D]. Changchun: Jilin University, 2012.(in Chinese)
- [21] 陈育民, 徐鼎平. FLAC/FLAC3D 基础与工程实例 [M]. 第二版. 北京: 中国水利水电出版社, 2013.
Chen Y M, Xu D P. FLAC/FLAC3D foundation and engineering examples [M]. Second Edition. Beijing: China Water & Power Press, 2013. (in Chinese)
- [22] Mollon G, Dias D, Soubra A H. Probabilistic analysis of circular tunnels in homogeneous soil using response surface methodology [J]. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, 2009, 135(9): 1314-1325.
- [23] Bauer J, Puła W. Reliability with respect to settlement limit-states of shallow foundations on linearly-deformable subsoil[J]. *Computers and Geotechnics*, 2000, 26(3-4): 281-308.
- [24] Papaioannou I, Straub D. Reliability updating in geotechnical engineering including spatial variability of soil [J]. *Computers and Geotechnics*, 2012, 42: 44-51.
- [25] Shinoda M, Horii K, Yonezawa T, et al. Reliability-based seismic deformation analysis of reinforced soil slopes [J]. *Soils and Foundations*, 2006, 46(4): 477-490.
- [26] Mollon G, Dias D, Soubra A H. Probabilistic analyses of tunneling-induced ground movements[J]. *Acta Geotechnica*, 2013, 8(2): 181-199.
- [27] 蒋水华, 彭铭, 李典庆, 等. 考虑时效特性的锚固岩质边坡变形可靠度分析[J]. *岩石力学与工程学报*, 2013, 32(6): 1270-1278.
Jiang S H, Peng M, Li D Q, et al. Time-variant serviceability reliability analysis of anchored rock slopes deformation[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2013, 32(6): 1270-1278. (in Chinese)

(本文编辑:周小潭)



(上接第 307 页)

- Zhou Y T, Zhao X Y, He F, et al. Atmospheric temperature and humidity prediction of Gaussian process mixed model[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2018, 34(5): 219-226. (in Chinese)
- [20] 刘畅, 魏忠诚, 张春华, 等. 基于隐马尔可夫模型的步态识别算法[J]. *计算机工程与设计*, 2019, 40(12): 3487-3493.
Liu C, Wei Z C, Zhang C H, et al. Gait recognition algorithm based on hidden markov model[J]. *Computer Engineering and Design*, 2019, 40(12): 3487-3493.(in Chinese)
- [21] Baum L E, Petrie T, Soules G, et al, A maximization technique occurring in the statistical analysis of probabilistic functions pf Markov chains[J]. *Ann Math Statist*, 1970, 41(1): 164-171.
- [22] 蔡嘉伦. 基于表面位移的滑坡稳定性评价及预警阈值探讨[D]. 绵阳: 西南科技大学, 2016.
Cai J L. Based on the surface displacement of landslide stability evaluation and early warning [D]. Mianyang: Southwest University of Science and Technology, 2016.(in Chinese)
- [23] 李德营. 三峡库区具台阶状位移特征的滑坡预测预报研究[D]. 武汉: 中国地质大学, 2010.
Li D Y. Prediction study of landslides with step-like deformation in the Three Gorges Reservoir[D]. Wuhan: China University of Geosciences, 2010.(in Chinese)
- [24] Saxena A, Celaya J, Balaban E, et al. Metrics for evaluating performance of prognostic techniques[C]//International Conference on Prognostics & Health Management. [S.l.]: IEEE, 2008: 1-18.