

<https://doi.org/10.3799/dqkx.2022.361>



暴雨及水位骤降条件下渗流参数空间变异的水库滑坡概率分析

蒋水华^{1,2}, 熊威^{1,2*}, 朱光源², 黄卓涛², 林列³, 黄发明²

1. 江西省水利科学院江西省水工安全工程技术研究中心, 江西南昌 330029

2. 南昌大学工程建设学院, 江西南昌 330031

3. 南昌大学设计研究院, 江西南昌 330029

摘要: 传统滑坡概率分析没有合理考虑滑坡体渗透系数空间变异性的影响。为有效表征滑坡体渗透系数空间变异性对滑坡概率的影响, 提出基于反向传播神经网络(BPNN)的参数空间变异性边坡可靠度分析方法, 其中采用 Karhunen-Loève 级数展开方法离散滑坡体饱和渗透系数非高斯随机场, 基于 BPNN 构建边坡稳定系数代理模型。以白水河滑坡为例, 分别进行暴雨和库水位骤降条件下滑坡概率分析, 并与其他方法对比验证了提出方法的有效性。结果表明: 提出方法不仅可有效考虑渗透系数空间变异性对滑坡概率的影响, 而且具有较高的计算效率, 可为实际复杂水库滑坡概率计算提供一种有效的工具。考虑滑坡体渗透系数空间变异性的作用, 白水河滑坡在连续 5 d 暴雨作用下有 19.5% 的可能性发生局部失稳破坏, 而在水位骤降条件下发生局部失稳破坏的可能性很小。

关键词: 滑坡; 灾害; 滑坡概率; 空间变异性; 渗透系数; 反向传播神经网络; 暴雨; 水位骤降。

中图分类号: P64

文章编号: 1000-2383(2024)05-1679-13

收稿日期: 2022-09-01

Probabilistic Analysis of Reservoir Landslides Considering the Spatial Variation of Seepage Parameters under the Conditions of Rainstorm and Sudden Drop of Water Level

Jiang Shuihua^{1,2}, Xiong Wei^{1,2*}, Zhu Guangyuan², Huang Zhuotao², Lin Lie³, Huang Faming²

1. Jiangxi Hydraulic Safety Engineering Technology Research Center, Jiangxi Academy of Water Science and Engineering, Nanchang 330029, China

2. School of Infrastructure Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China

3. Institute of Design and Research, Nanchang University, Nanchang 330029, China

Abstract: Traditional probabilistic analyses of landslides do not take into account the influence of the spatial variability of hydraulic conductivity of landslide mass. To characterize the effect of the spatial variability of the hydraulic conductivity of landslide mass, this paper proposes a back-propagation neural network-based method for slope reliability analysis involving spatially variable soil

基金项目: 江西省水利科学院开放研究基金项目(No.2021SKSG02); 国家自然科学基金项目(Nos.52222905, 52179103); 江西省自然科学基金项目(Nos. 20232ACB204031, 20224ACB204019)。

作者简介: 蒋水华(1987—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 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:** 熊威, E-mail: xiongwei300331@126.com

引用格式: 蒋水华, 熊威, 朱光源, 黄卓涛, 林列, 黄发明, 2024. 暴雨及水位骤降条件下渗流参数空间变异的水库滑坡概率分析. 地球科学, 49(5): 1679-1691.

Citation: Jiang Shuihua, Xiong Wei, Zhu Guangyuan, Huang Zhuotao, Lin Lie, Huang Faming, 2024. Probabilistic Analysis of Reservoir Landslides Considering the Spatial Variation of Seepage Parameters under the Conditions of Rainstorm and Sudden Drop of Water Level. *Earth Science*, 49(5): 1679-1691.

parameters. The Karhunen-Loève series expansion method is used to discretize the non-Gaussian random field of the saturated hydraulic conductivity of landslide mass. The back-propagation neural network is adopted to construct the surrogate model of the factor of safety of a spatially variable slope. The Baishuihe landslide is investigated as an example to estimate the landslide probability caused by the rainstorm and sudden drop of reservoir water level, respectively. The effectiveness of the proposed method is demonstrated through comparisons with other methods. The results indicate that the proposed method can not only effectively account for the influence of the spatial variability of the hydraulic conductivity of landslide mass on the landslide probability, but also achieve high computational efficiency for the probabilistic analysis of reservoir landslides. It can provide an effective and versatile tool for the landslide probability evaluation. In addition, when the spatial variability of soil hydraulic conductivity is considered, the Baishuihe landslide has a 19.5% probability of local failure under five consecutive days of rainstorm, while it has quite small occurrence possibility of local failure under the sudden drop of reservoir water level.

Key words: landslides; hazards; landslide probability; spatial variability; hydraulic conductivity; back-propagation neural network; rainstorm; sudden drop of water level.

0 引言

水库滑坡引起的地质灾害对人类的生命安全和财产损失构成了重大的威胁(Petley, 2012; Wu *et al.*, 2017; 李长冬等, 2020; 殷坤龙等, 2022), 因此开展水库滑坡灾害风险评价及防控研究具有重要的现实意义. 天然土体由于受到沉积、后沉积、化学风化和荷载历史等影响, 其特性参数呈现出一定的空间变异性(Jiang *et al.*, 2014; 刘天奇等, 2021). 传统的边坡稳定性评价通常采用单一安全系数法, 忽略了土体参数固有空间变异性的影响, 不能准确评价边坡稳定性程度(Jiang *et al.*, 2015), 相比之下采用可定量描述参数空间变异性的可靠度分析方法进行滑坡概率计算十分必要.

水库滑坡复活受水的影响较大, 在降雨入渗或库水位升降条件下滑坡体饱和-非饱和渗流特征与渗透系数密切相关(薛阳等, 2020). 由于土体内部孔隙大小、颗粒级配与孔隙连通程度等微观结构存在不确定性, 导致渗透特性参数呈现一定的空间变异性(Griffiths and Fenton, 1993; 董辉等, 2017). 随机场理论可较好地描述土体参数空间变异性, 为表征土体参数空间变异性提供一个有效的工具. 目前国内外许多学者在采用随机场理论模拟土体参数空间变异性以及边坡渗透稳定可靠度分析方面开展了大量有益的研究工作. 如 Santoso *et al.* (2011) 采用局部平均法离散土体渗透系数随机场, 并结合子集模拟调查了饱和渗透系数空间变异性对降雨诱发滑坡的影响. Cho (2014) 建立饱和渗透系数沿深度方向变化的一维随机场模型, 并基于无限长边坡模型进行了概率稳定性分析. 蒋水华等 (2014) 采用非侵入式随机有限元法探讨了土体渗透参数空间

变异性对稳态渗流条件下土坡可靠度的影响. Dou *et al.* (2015) 以无限长边坡为例分析了土体渗透系数空间变异性对降雨入渗下边坡临界滑动面分布及稳定性的影响. 张抒等 (2018) 调查了土体饱和渗透系数空间变异结构对斜坡降雨渗流特征、稳定性和变形破坏形式的影响. 上述研究主要针对无限长边坡或简单二维边坡模型, 而针对实际边坡工程进行概率渗流及稳定性研究较少. 据作者不完全统计, 雷德鑫等 (2018) 以三峡库区卧沙溪滑坡为例, 采用蒙特卡洛模拟方法分析了库水位与降雨作用下滑坡概率. Huang *et al.* (2021) 基于参数随机场的贝叶斯更新理论, 对降雨及水位波动作用下三峡库区石榴树堡滑坡进行概率分析. Xue *et al.* (2020) 研究了考虑饱和渗透系数空间变异性的降水作用下三峡库区白水河滑坡非饱和渗流变形及概率问题. 这些滑坡概率研究均是采用基于有限元分析的蒙特卡洛模拟 (MCS) 方法, 计算过程非常耗时. 特别是对于低概率水平复杂水库边坡而言, 需要进行成千上万次边坡有限元渗流及稳定性分析, 计算量非常大 (Guardiani *et al.*, 2022). 此外, 目前考虑土体参数空间变异性及降雨或库水位变化条件下水库滑坡概率研究非常有限. 考虑土体参数空间变异性的实际复杂水库滑坡概率研究仍是一个关键难题.

为此, 本文提出了基于反向传播神经网络的参数空间变异性边坡可靠度分析方法, 包括滑坡体参数空间变异性模拟、边坡有限元渗流及稳定分析、边坡稳定系数代理模型构建和滑坡概率计算这 4 个模块. 以白水河滑坡为例进行暴雨和库水位骤降两种条件下边坡非饱和渗流、稳定及可靠度分析.

1 参数空间变异性水库边坡可靠度分析方法

本文提出的考虑土体渗透系数空间变异性水库边坡可靠度分析方法包括4个模块,基本原理如下.

1.1 滑坡体参数空间变异性模拟

基于随机场理论表征边坡土体参数空间变异性,需要提前获得土体参数均值、标准差(或变异系数)和自相关函数等统计特征.目前有多种理论自相关函数可描述岩土体参数空间自相关性(李典庆和蒋水华,2016).高斯型自相关函数因模拟的参数随机场分布平滑度和连续性较好,且随机场离散后的随机变量数目相对较少(肖特等,2014),故本文选取高斯型自相关函数描述滑坡体参数空间变异性,计算表达式为:

$$\rho[(x_1, y_1), (x_2, y_2)] = \exp \left[- \left(\frac{|x_1 - x_2|^2}{l_h^2} + \frac{|y_1 - y_2|^2}{l_v^2} \right) \right], \quad (1)$$

式中:\$(x_1, y_1)\$、\$(x_2, y_2)\$为随机场空间\$\Omega\$内任意两点坐标;\$l_h\$和\$l_v\$分别为水平和垂直自相关距离.根据式(1)可计算得到原始空间不同位置处的随机场特性值之间的自相关系数.

模拟滑坡体饱和渗透系数空间变异性的关键一步是将参数随机场离散为一组随机变量.为便于边坡稳定系数代理模型构建,采用计算精度和效率较高的Karhunen-Loève(K-L)级数展开方法离散饱和渗透系数随机场.这是因为对于同一问题,K-L级数展开方法离散的随机变量数目最少,并且得到的是独立标准随机变量,有利于下文基于反向传播神经网络的代理模型构建.K-L级数展开计算公式如下(史良胜等,2007;Jiang *et al.*, 2014):

$$\hat{H}(x, y) = \mu + \sum_{i=1}^M \sigma \sqrt{\lambda_i} f_i(x, y) \xi_i, \quad (2)$$

式中:\$(x, y)\$为二维随机场计算区域\$\Omega = \{(x, y): 0 \leq x \leq L_1; 0 \leq y \leq L_2\}\$内任意点坐标,其中\$L_1\$和\$L_2\$分别为计算区域的水平和垂直尺寸;\$\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_M\$为采用拉丁超立方抽样(LHS)方法产生的独立标准正态随机样本;\$\mu\$和\$\sigma\$分别为饱和渗透系数的均值和标准差;\$\lambda_i\$和\$f_i(\cdot)\$分别为自相关函数\$\rho[(x_1, y_1), (x_2, y_2)]\$对应的特征值和特征向量,需要通过求解如下Fredholm积分方程获得:

$$\int_{\Omega} \rho[(x_1, y_1), (x_2, y_2)] f_i(x_2, y_2) dx_2 dy_2 = \lambda_i f_i(x_1, y_1), \quad (3)$$

对式(1)高斯型自相关函数,式(3)的特征值及特征向量没有解析解,本文采用Wavelet-Galerkin技术进行数值求解(Jiang *et al.*, 2014).\$M\$为K-L级数展开截断项数,其取值一般取决于计算精度和自相关距离大小.根据文献(Jiang *et al.*, 2014),采用随机场期望能比率因子\$\epsilon \geq 95\%\$作为确定截断项数\$M\$的依据,其计算公式为:

$$\epsilon = \sum_{i=1}^M \lambda_i / \sum_{i=1}^{\infty} \lambda_i = \sum_{i=1}^M \lambda_i / L_1 L_2, \quad (4)$$

一旦通过式(2)获得饱和渗透系数独立标准高斯随机场实现值,便可借助Nataf等概率变换方法获得饱和渗透系数非高斯随机场实现值.

1.2 边坡非饱和渗流及稳定性分析

为获得符合工程实际的边坡渗流计算结果,考虑土体基质吸力的影响进行水库边坡非饱和渗流计算.瞬态条件下非饱和渗流控制微分方程为(Tsaparas *et al.*, 2002):

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(k \frac{\partial h}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(k \frac{\partial h}{\partial y} \right) + q = \frac{\partial \theta_w}{\partial t}, \quad (5)$$

式中:\$k\$为渗透系数;\$\theta_w\$为体积含水率;\$h\$为水头;\$q\$为通过边界的流量;\$t\$为渗流时间.由于体积含水率和渗透系数及非饱和土体基质吸力相关,故选用常用的van Genuchten(1980)土水特征曲线模型来模拟土体体积含水率与基质吸力之间的函数关系,计算公式为:

$$\theta_w(\psi) = \frac{\theta - \theta_r}{\theta_s - \theta_r} = \frac{1}{[1 + (\psi/a)^n]^m}, \quad (6)$$

式中:\$\theta_w(\psi)\$为土的体积含水率函数,其中\$\psi\$为基质吸力;\$\theta\$为体积含水量;\$\theta_s\$和\$\theta_r\$分别为饱和及残余体积含水量;\$a\$、\$n\$及\$m\$均为van Genuchten模型的拟合参数.渗透系数计算公式为:

$$k = k_s \theta_w^{1/2} [1 - (1 - \theta_w^{1/m})^m]^2, \quad (7)$$

式中:\$k_s\$为饱和渗透系数.据此,滑坡体渗透系数不确定性可通过饱和渗透系数\$k_s\$不确定性来体现.不同空间位置处渗透系数的变化可通过\$k_s\$随机场实现值来体现.进而将饱和渗透系数随机场实现值赋给边坡有限元模型,便可基于SEEP/W模块进行边坡非稳定渗流分析,得到非饱和土体孔隙水压力分布,在此基础上采用SLOPE/W模块的摩根斯坦普莱斯方法进行边坡稳定性分析.

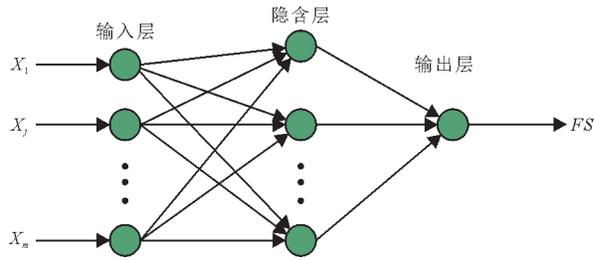


图1 神经网络结构

Fig.1 Diagram of a neural network structure

1.3 边坡稳定系数代理模型构建

由于有限元渗流及边坡稳定性计算比较耗时,对于参数空间变异的水库滑坡概率分析,需要进行成千上万次边坡有限元渗流及稳定性计算.特别是对于低失效概率边坡可靠度问题,其计算量非常大.为此,选用反向传播神经网络(BPNN)提前构建边坡稳定系数代理模型,代替复杂的边坡有限元渗流及稳定分析.神经网络是一种执行多因素分析

的计算方法,其灵感来自于构成动物大脑的生物神经网络(Dayhoff and Deleo, 2001),由输入层、隐含层和输出层三部分组成,如图1所示.

BPNN是人工神经网络的一种重要实现方法,它是一种多层前馈型神经网络,主要特点是信号正向传播和误差反向传播(焦李成等,2016).在学习过程中,误差计算结果传递方向是逐层反向传播的,根据该误差计算值依次调整各连接权值和阈值进行迭代训练,如此循环直至误差小于预定的最小误差或者达到训练次数(毕翠翠等,2021).只需进行少量的确定性边坡有限元渗流及稳定性分析,便可采用BPNN模型构建边坡稳定系数与土体参数间的非线性函数关系,为后续水库滑坡概率分析奠定基础.

1.4 滑坡概率计算

一旦基于BPNN模型建立了边坡稳定系数代理模型,便可对于所有的随机场实现,直接利用MCS或LHS方法快速计算滑坡概率如下:

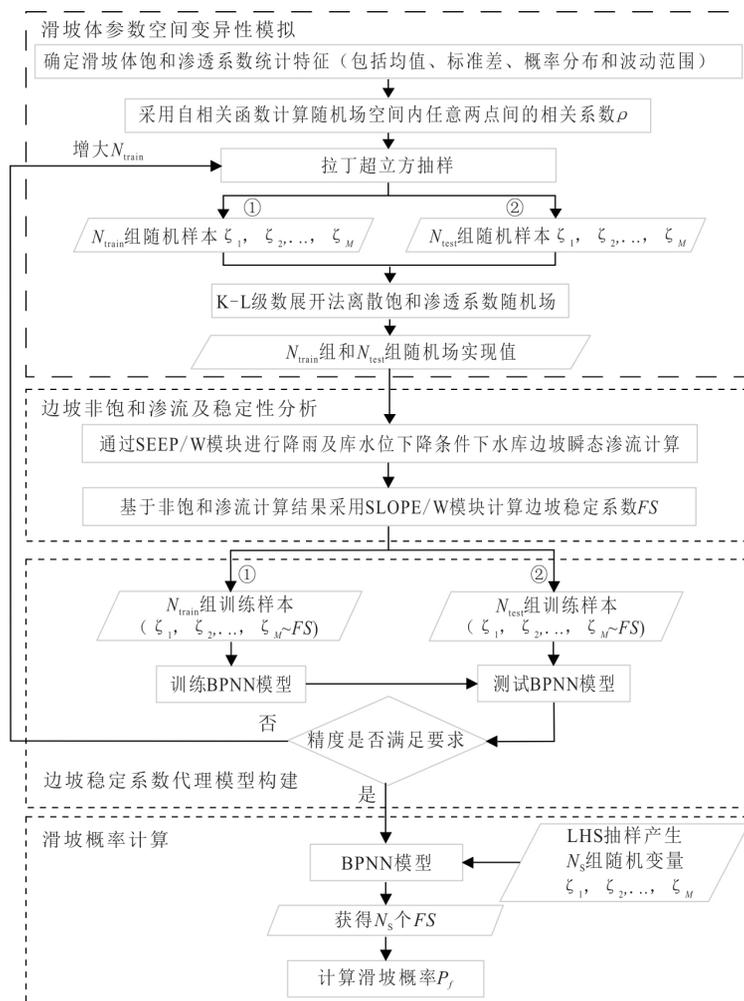


图2 提出方法计算流程

Fig.2 Flow chart for the proposed approach

$$P_f = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} I[FS(X_i) < 1.0], \quad (8)$$

式中: N_s 为 MCS 或 LHS 模拟次数; $I(\cdot)$ 为失效区域的指示性函数; X_i 为第 i 组滑坡体参数随机输入样本. 综上, 提出方法的计算流程如图 2 所示. 下面以白水河滑坡为例, 采用提出方法分别评估暴雨及水位骤降条件下滑坡概率. 具体流程介绍如下:

(1) 通过滑坡体参数空间变异性模拟模块产生饱和渗透系数随机场实现值, N_{train} 和 N_{test} 分别为由 LHS 方法独立产生的训练和测试样本数目;

(2) 将饱和渗透系数随机场实现值赋给边坡有限元模型, 通过边坡非饱和渗流及稳定性分析模块计算边坡稳定系数 FS ;

(3) 通过边坡稳定系数代理模型构建模块, 基于步骤 (1) 产生的训练样本进行 BPNN 模型训练, 其中模型输入为 LHS 方法产生的独立标准正态随机样本 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_M$, 输出为稳定系数 FS ; 训练完之后利用测试样本进行 BPNN 模型测试; 如不满足计算精度要求, 则增加训练样本数 N_{train} , 并重复步骤 (1) 和 (2), 直至计算精度满足要求, 获得稳定系数代理模型;

(4) 通过滑坡概率计算模块, 采用 LHS 方法产生 N_s 组独立标准正态随机样本, 依次代入稳定系数的 BPNN 代理模型中, 计算 N_s 组稳定系数 FS , 统计得到滑坡概率 P_f .

同时, 本文通过以下 2 种途径来分析 BPNN 代理模型不确定性: (1) 计算 BPNN 代理模型测试误差; (2) 按照 Wang (2022), 采用自适应方法计算滑坡概率误差. 自适应方法是通过代理模型进行预筛选, 得到所有样本中稳定系数小于某一定值的样本, 然后基于这些筛选出来的样本通过有限元渗流及稳定性分析计算边坡稳定系数, 进而与代理模型预测结果进行对比分析代理模型的不确定性.

2 白水河滑坡概率分析

2.1 白水河滑坡工程概况

白水河滑坡位于湖北省秭归县境内长江南岸, 距三峡大坝 56 km. 滑坡体地形呈阶梯状, 南高北低, 滑坡前缘及后缘地形坡度较陡, 中部较平缓. 滑坡处地层主要为出露侏罗系香溪组及第四系地层, 岩性以碎屑岩类为主, 滑体物质为第四系残坡积碎石土, 坡体属顺向坡结构, 坡角约为 $30^\circ \sim 35^\circ$,

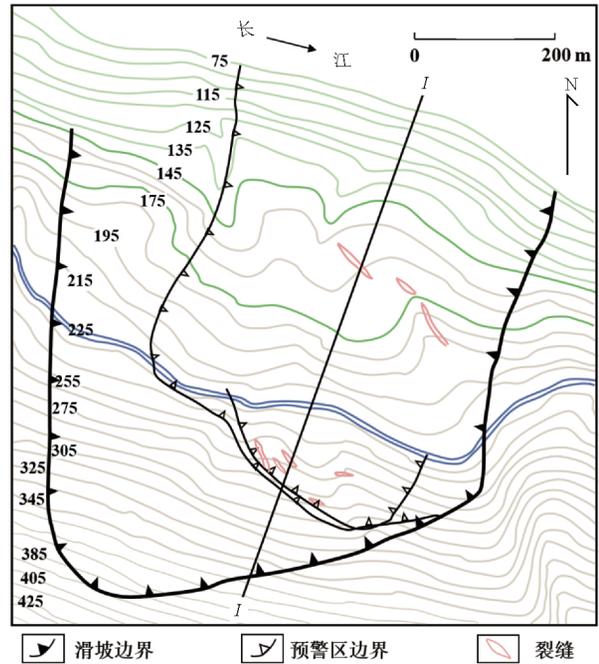


图 3 白水河滑坡平面图

Fig.3 Layout of Baishuihe landslide

滑体平均厚度约为 30 m, 体积约为 $1.26 \times 10^7 \text{ m}^3$ (张俊等, 2015). 白水河滑坡宏观变形迹象明显, 变形主要集中在预警区内, 从 2005 年开始边坡后缘产生局部拉裂塌滑. 截止目前, 滑坡东侧后缘裂缝基本贯通, 西侧有大量的拉裂缝, 局部伴有浅层破坏产生, 主要影响因素为降雨和库水位变化 (卢书强等, 2014; Zhang *et al.*, 2020). 该滑坡平面图及典型地质剖面分别如图 3 和图 4 所示.

2.2 参数取值及工况拟定

根据文献 (龙海涛, 2014; 董志鸿, 2015) 统计结果, 白水河滑坡体和基岩物理学参数, 包括岩土体重度 (γ)、黏聚力 (c) 内摩擦角 (φ) 和饱和渗透系数 (k_s), 以及滑坡体 van Genuchten 模型拟合参数取值分别如表 1 和表 2 所示. 图 5a 和 5b 分别给出了基于以上参数和式 (6) 和式 (7) 表示的体积含水量函数和渗透系数函数计算的滑坡体体积含水量和渗透系数曲线.

降雨和库水位波动通常是诱发水库滑坡的主要因素. 因此, 本文考虑暴雨和水位骤降这两种工况, 进行考虑饱和渗透系数空间变异性的白水河滑坡概率分析. 暴雨工况: 连续 5 d 暴雨 ($q = 0.06 \text{ m/d}$) + 175 m 定水位; 水位骤降工况: 无降雨, 仅库水位以 0.6 m/d 的速率从 175 m 下降至 145 m.

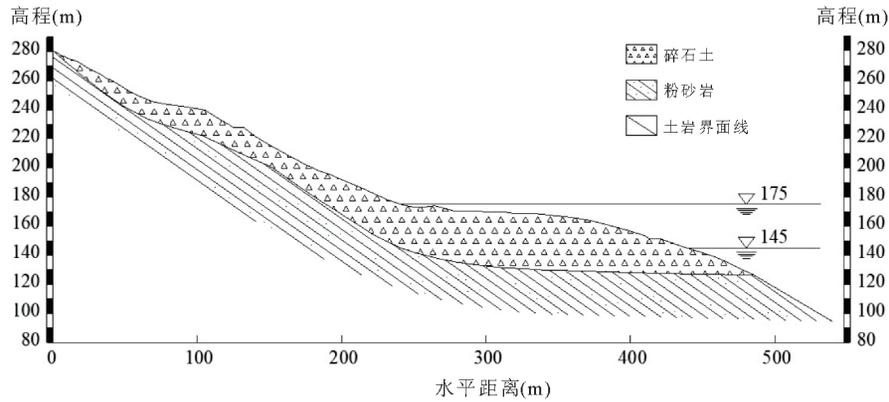


图 4 白水河滑坡典型地质剖面

Fig.4 Typical geological section of Baishuihe landslide

表 1 边坡岩土体参数取值

Table 1 Values of slope soil parameters

区域	重度 γ (kN/m ³)	黏聚力 c (kPa)	内摩擦角 φ (°)	饱和渗透系数 k_s (m/d)
滑坡体	20.7	27	18	0.43
基岩	25.6	190	30.4	0.01

表 2 滑坡体 Van Genuchten 模型拟合参数取值

Table 2 Values of van Genuchten model fitting parameters for the landslide mass

拟合参数	a (kPa)	n	θ_s	θ_r
取值	50	1.45	0.43	0.02

2.3 暴雨条件下滑坡概率分析

为分析连续 5 d 暴雨(降雨强度 $q=0.06$ m/d)工况下白水河滑坡概率,根据图 4 白水河滑坡 I-I 剖面,利用 SEEP/W 模块建立有限元渗流计算模型,如图 6 所示,共划分了 2 664 个有限元单元网格.滑坡体水位以上是降雨边界,175 m 水位以下是恒定水头边界,滑坡体后缘保持恒定水头边界,其值为 280 m,底部设为不透水边界.

首先基于 SEEP/W 模块进行暴雨工况下非饱和和边坡瞬态渗流分析,输出每个时间步的边坡孔隙水压力分布.然后,利用 SLOPE/W 模块的摩根斯坦普莱斯方法来计算边坡稳定系数(FS).边坡渗流及稳定性分析计算结果如图 7 和图 8 所示.滑坡最

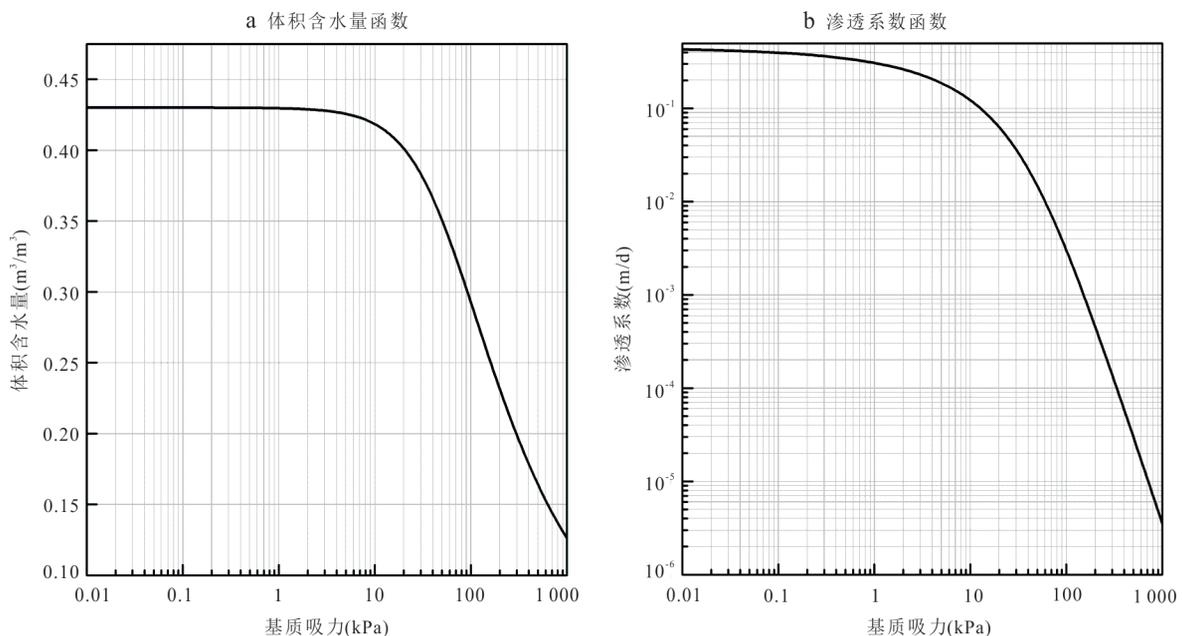


图 5 滑坡体体积含水量和渗透系数函数

Fig.5 Volumetric water content and hydraulic conductivity functions for the landslide mass

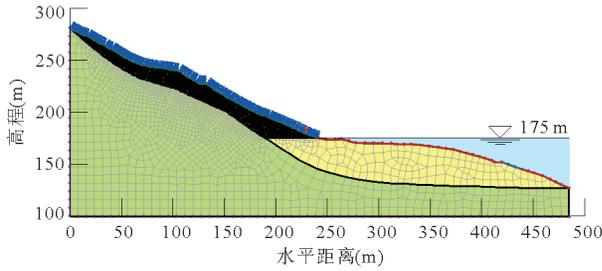


图 6 白水河滑坡有限元渗流分析模型

Fig.6 Finite element seepage analysis model of Baishuihe landslide

危险滑裂面位于地势较陡的中部区域,与 Li *et al.* (2019)获得的最危险区域分布吻合.暴雨工况下最危险滑裂面主体位于库水位以上,边坡稳定性受降雨入渗影响较大,历时 5 d 的暴雨入渗,滑坡体地下水水位明显升高,土体孔隙水压力随之增大,导致边坡稳定系数随着降雨的持续入渗而下降.

由图 8 可知,随着降雨的持续,边坡稳定系数逐渐减小,在降雨结束时降至最小值(1.074).本文为简化计算,选择降雨结束时刻进行暴雨工况下白水河滑坡概率分析.需要说明的是,在降雨入渗重分布作用下,降雨结束之后边坡稳定系数还会进一步减小(韩同春等,2013).由于暴雨工况下白水河滑坡最危险滑裂面主体位于 175 m 水位以上,为此仅考虑库水位以上滑坡体饱和和渗透系数空间变异性对滑坡概率的影响.滑坡体饱和和渗透系数 k_s 均值为 0.43 m/d.根据 Xue *et al.*(2020),取 k_s 服从对数正态分布,并基于随机场理论表征 k_s 空间变异性时水平和垂直自相关距离分别取 48 m 和 4.8 m.同时根据文献(Zhu *et al.*, 2013;Duncan, 2000)可知, k_s 的变异系数取值范围为 0.6~1.0,本文为保守计取 k_s 的变异系数为 1.0.库水位以上关键研究区域共剖分了

972 个边长为 2 m 的四边形和三角形混合随机场单元网格,该区域随机场单元网格与有限元单元网格完全一致.为减少采用 K-L 级数展开方法离散饱和渗透系数随机场所需的随机变量数目,提高代理模型构建效率,将水位以上该区域在高程为 228 m 处分为两层,两层参数取值相同.对于上、下两层区域, K-L 级数展开截断项数分别取 38 和 45 时,可以满足随机场期望能比率因子 $\epsilon \geq 95\%$ 的要求.由此获得该区域白水河滑坡饱和渗透系数随机场的一次典型实现见图 9.值得注意的是,库水位以下滑坡体渗透系数保持不变, k_s 为 0.43 m/d.

接着,采用 BPNN 模型构建边坡稳定系数代理模型,采用 LHS 抽样方法对输入变量(共 38+45 = 83 个)进行随机抽样,获得训练样本,生成随机场实现值并通过边坡有限元渗流及稳定性计算稳定系数 FS .将训练样本和对应的 FS 导入 BPNN 模型中进行模型训练,其中模型输入为独立标准正态空间 LHS 样本点,输出为 FS .经试验(见图 10),BPNN 模型测试均方误差(Mean Square Error, MSE)随着训练样本数目的增加而减小,当训练样本超过 1 000 组时 BPNN 模型的预测精度没有明显提升.为权衡计算效率和精度,选用 1 000 组样本进行 BPNN 模型训练. BPNN 模型结构如图 11 所示,其中 w 和 b 分别为权重和偏置.为了提升 BPNN 模型泛化性能,需对模型输入进行如下归一化处理(Shu and Gong, 2016):

$$x = \frac{2(X - X_{\min})}{(X_{\max} - X_{\min})} - 1, \quad (9)$$

式中: x 为归一化的输入变量数值; X 为模型输入变量数值; X_{\max} 和 X_{\min} 分别为输入变量最大值和最小值.

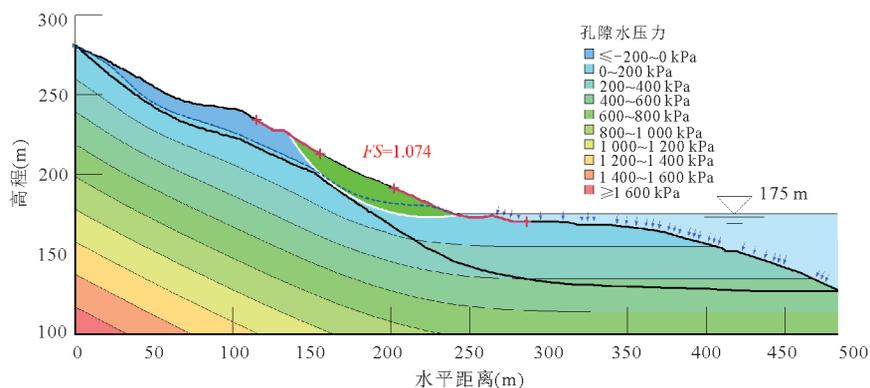


图 7 第 5 d 边坡渗流稳定计算结果

Fig.7 Slope seepage and stability analysis results on the fifth day

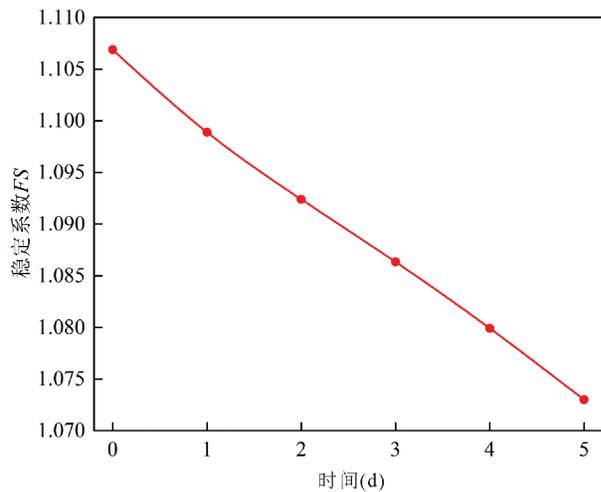


图8 稳定系数随时间的变化关系曲线

Fig.8 Variations of the factor of safety with the time

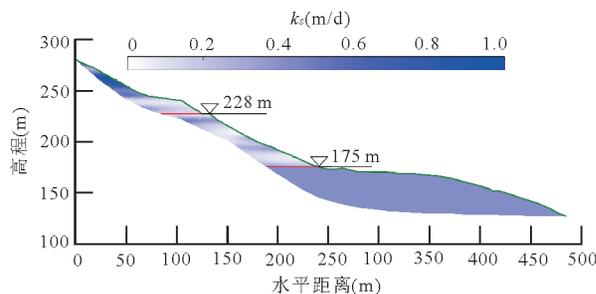


图9 白水河滑坡渗透系数随机场的一次典型实现

Fig.9 One typical realization of the hydraulic conductivity random field of Baishuihe landslide

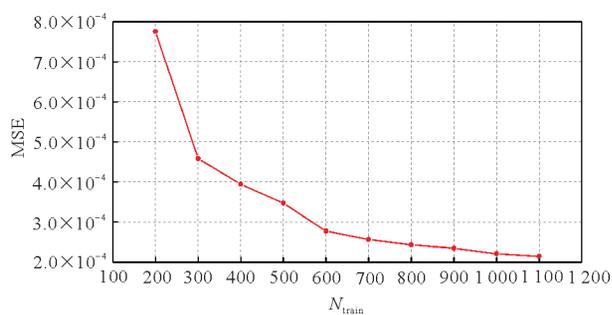


图10 模型测试均方差随训练样本数目的变化

Fig.10 Variations of the mean square error of model testing with the number of training samples

经过反复调参试验,确定双隐含层神经元数目分别为2和12,激活函数选用trainbr型函数可获得较好的效果.BPNN模型训练好之后,采用LHS方法另外单独产生100组样本进行模型测试,该测试样本与训练样本完全独立.测试结果如图12所示.BPNN模型和有限元渗流及稳定性分析计算的 FS 接近于45°线,拟合系数 $R^2=0.91$,表明模型测试结

果较好,即可以采用基于BPNN的稳定系数代理模型代替有限元渗流及稳定性分析计算边坡稳定系数.在此基础上,采用LHS方法计算滑坡概率.由图13可知,采用10万次LHS方法计算的滑坡概率结果收敛,对应的 $P_f=19.5\%$.

需要说明的是,暴雨工况下进行1000次边坡有限元渗流及边坡稳定计算只需耗时近24 h,基于LHS方法进行10万次直接计算需耗时100 d.相比之下,本文采用BPNN构建代理模型进行10万次LHS滑坡概率计算仅耗时37 s,整个滑坡概率计算过程基本上等价于1000次边坡有限元渗流及稳定性分析的耗时,表明提出方法具有较高的计算效率.

为说明代理模型的不确定性,一方面BPNN模型测试均方误差 $MSE=2.21 \times 10^{-4}$,误差较小.另一方面通过自适应方法基于BPNN代理模型进行1000次LHS模拟计算,得到的滑坡概率为 $P_f=21.1\%$,从这1000个计算结果中可找出343组稳定系数 $FS < 1.02$ 的样本,此处考虑在1.0附近稳定系数计算的不准确,故将阈值设为1.02;再采用K-L级数展开方法基于这343组样本产生参数随机场实现值,并赋值给边坡有限元模型计算边坡稳定系数,其中有223组 $FS < 1.0$,由此可估计滑坡概率 $P_f=22.3\%$,得到代理模型误差为 $22.3\% - 21.1\% = 1.2\%$.综上可知,该BPNN代理模型不确定性较小,基于该代理模型可准确评估滑坡概率.

2.4 水位骤降条件下滑坡概率分析

对于水位骤降工况,同样利用SEEP/W模块建立有限元渗流计算模型,如图14所示,共划分了4087个有限元单元网格,175 m库水位以下是变水头边界,滑坡后缘保持恒定水头边界,其值为280 m,底部设为不透水边界.由于水位下降对初始水位(175 m)以上滑坡体局部破坏影响较小,故仅在175 m库水位以下部分设置滑裂面剪入剪出,分析库水位下降对白水河滑坡概率的影响.边坡渗流及稳定性分析结果如图15和图16所示.可见,滑坡稳定性受水位下降影响较大,稳定系数下降幅值较大.但是由于175 m高程以下滑坡体地势整体较平坦,稳定系数即使降至最小值时仍然较大(1.265),故库水位以下边坡仍处于稳定状态.

由图16可知,当库水位在第50 d降至最低水位145 m时,边坡稳定系数降至最小值,故取库水位降至145 m时进行该工况下滑坡概率分析.仅考虑

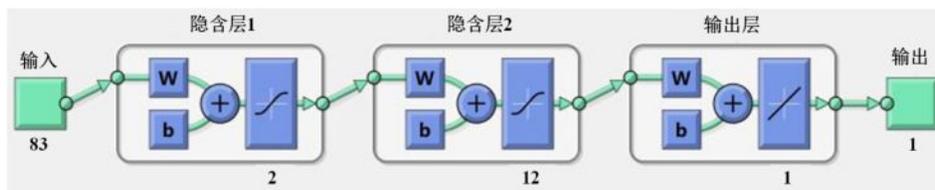


图 11 BPNN 模型结构

Fig.11 Diagram of BPNN model structure

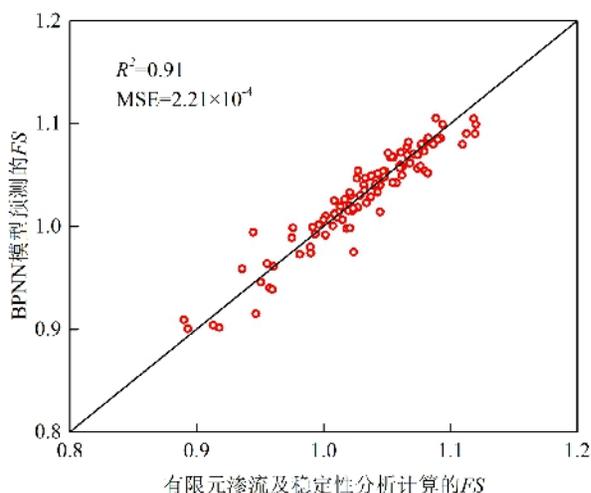


图 12 BPNN 模型测试结果

Fig.12 Testing results of the BPNN model

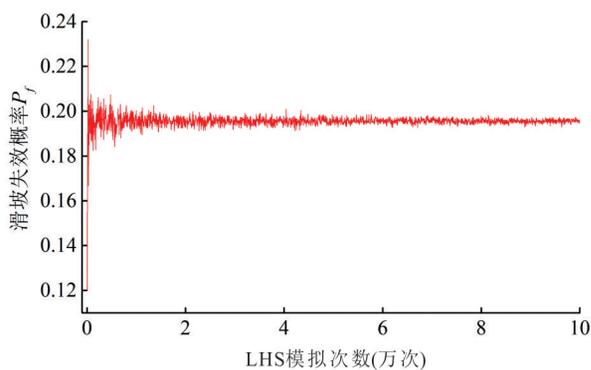


图 13 滑坡概率随LHS模拟次数的变化关系曲线

Fig.13 Variations of the landslide probability with the number of LHS simulations

175 m 库水位以下滑坡体饱和渗透系数空间变异性对滑坡概率的作用. 同样, 取饱和渗透系数服从对数正态分布, 均值为 0.43 m/d, 变异系数取 1.0, 水平和垂直自相关距离分别取 48 m 和 4.8 m. 库水位以下重点研究区域共剖分了 2 268 个边长为 2 m 的四边形和三角形混合随机场单元网格, 该区域随机场单元网格与有限元单元网格也完全一致. 采用 K-L 级数展开方法离散随机场的截断项数取 70 时, 可满足随机场期望能比率因子 $\epsilon \geq 95\%$ 的要求. 白水河

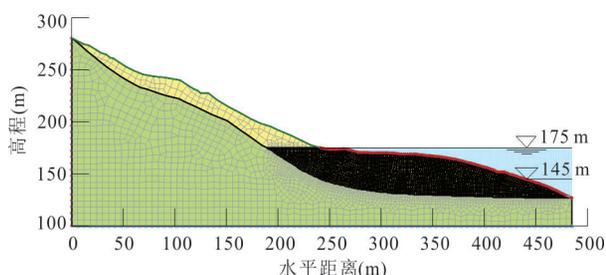


图 14 白水河滑坡有限元渗流分析模型

Fig.14 Finite element seepage analysis model of Baishuihe landslide

滑坡饱和渗透系数随机场的一次典型实现如图 17 所示. 值得注意的是, 库水位以上滑坡体渗透系数也保持不变, k_s 为 0.43 m/d.

同样, 采用 LHS 方法对输入变量 (共 70 个) 进行随机抽样, 并生成随机场实现值, 进行有限元渗流及稳定计算稳定系数 FS , 获得 BPNN 模型训练样本. 经试验 (如图 18 所示), 当训练样本超过 500 组时 BPNN 模型的预测精度也没有明显提升. 为权衡计算效率和计算精度, 选用 500 组样本来训练 BPNN 模型. 经过反复调参试验, 确定为双隐含层神经元数目分别为 2 和 6, 激活函数选用 trainbr 型函数可获得较好的训练效果. BPNN 模型训练好之后, 也采用 LHS 方法另外单独产生 100 组样本进行模型测试, 该测试样本与训练样本完全独立. 测试结果如图 19 所示. 可见, BPNN 模型和有限元渗流及稳定性分析计算的 FS 接近于 45° 线, 拟合系数 $R^2=0.91$, 拟合结果较好. 以上表明该工况下基于 BPNN 的稳定系数代理模型同样可代替有限元渗流稳定分析计算边坡稳定系数. 在此基础上, 也采用 LHS 方法计算滑坡概率. 对于这个低概率水平问题, 由图 20 可知, 采用 500 万次 LHS 方法计算的滑坡概率结果也趋于收敛, 对应的该工况下 $P_f=1.8 \times 10^{-6}$. 可见滑坡概率很小, 表明白水河滑坡体 175 m 库水位以下发生局部失稳破坏的可能性很小. 同样, 水位骤降工况下提出方法进行滑坡概率计算耗时约等于 500 次边坡有限元

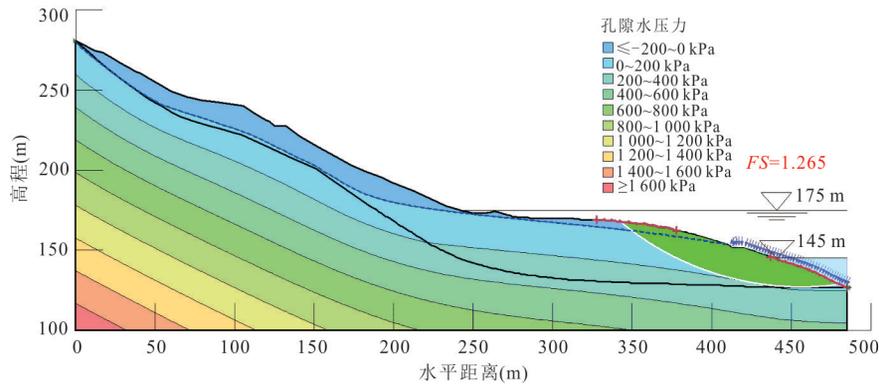


图 15 第 50 d 边坡渗流稳定计算结果

Fig.15 Slope seepage and stability analysis results on the 50th day

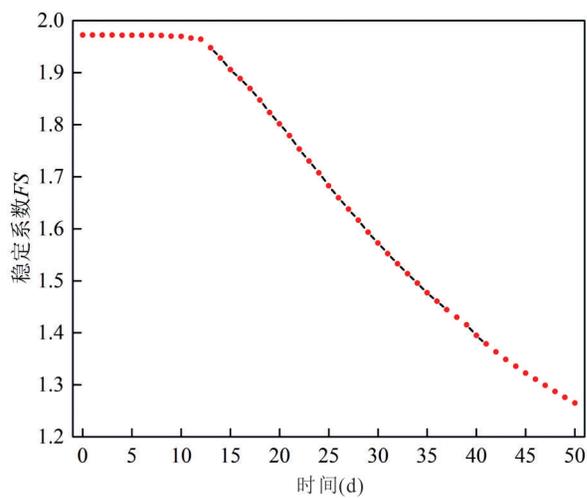


图 16 稳定系数随时间的变化关系曲线

Fig.16 Variations of the factor of safety with the time

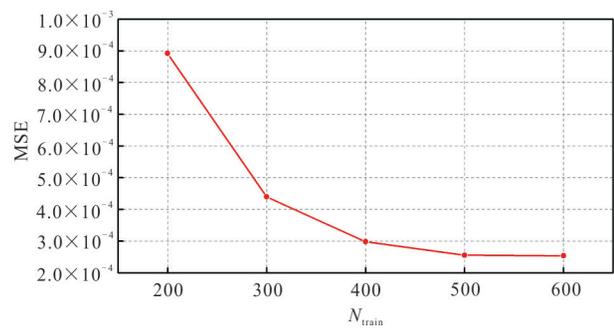


图 18 模型测试均方差随训练样本数目的变化

Fig.18 Variations of the mean square error of model testing with the number of training samples

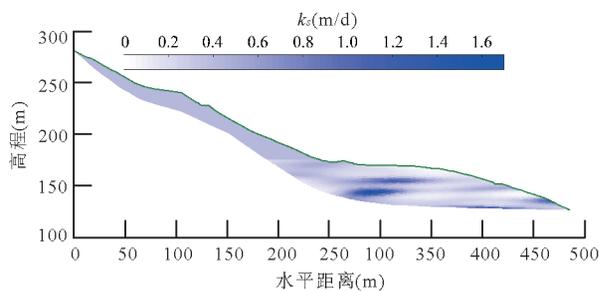


图 17 白水河滑坡渗透系数随机场的一次典型实现

Fig.17 One typical realization of the hydraulic conductivity random field of Baishuihe landslide

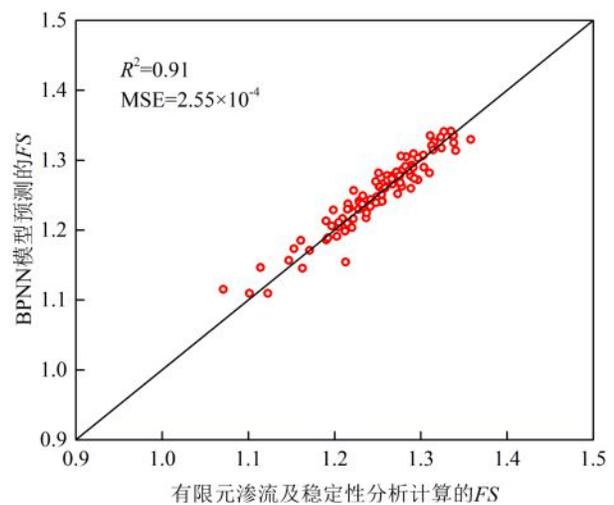


图 19 BPNN模型测试结果

Fig.19 Testing results of the BPNN model

渗流及稳定性计算耗时(28 h),表明提出方法具有较高的计算效率.

同理为说明代理模型的不确定性,一方面BPNN模型测试均方误差 $MSE=2.55 \times 10^{-4}$,误差较小.另一方面基于BPNN代理模型进行500万次LHS模拟计算,得到的滑坡概率为 1.8×10^{-6} ,其中

有42组稳定系数 $FS < 1.02$ 的样本;再采用K-L级数展开方法基于这42组样本产生参数随机场实现值,并赋值给边坡有限元模型计算边坡稳定系数,其中有2组 $FS < 1.0$,由此可估计滑坡概率 $P_f=2/5\ 000\ 000=4.0 \times 10^{-7}$,得到代理模

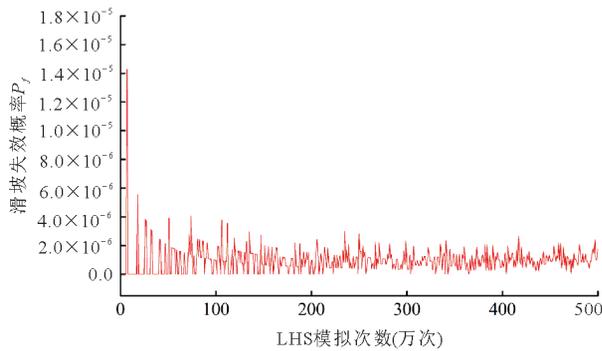


图20 滑坡概率随LHS模拟次数的变化

Fig.20 Variations of the landslide probability with the number of LHS simulations

型误差为 $1.8 \times 10^{-6} - 4.0 \times 10^{-7} = 1.4 \times 10^{-6}$ 。进一步说明 BPNN 代理模型不确定性较小, 据此计算的滑坡概率与直接通过有限元分析计算的滑坡概率吻合。

需要说明的是, 本文提出方法有效实现了确定性边坡渗流及稳定性分析与滑坡概率计算过程不耦合。虽然本文分别进行了暴雨和库水位骤降条件下滑坡概率分析, 但是提出方法同样能够考虑降雨和库水位骤降联合作用对滑坡概率的影响, 只需根据拟定的联合作用工况, 建模时设置降雨和库水位下降联合作用边界条件。与分工况研究相比, 降雨和库水位骤降联合作用工况下滑坡概率计算过程相似, 不同的是联合作用工况需要考虑降雨和库水位变化耦合作用对地下水水位的影响, 对应的滑坡机理更复杂, 滑坡体稳定性更低, 滑坡概率更大。

3 结论

本文提出了基于反向传播神经网络的空间变异边坡可靠度分析方法, 分别估计了降雨和库水位骤降工况下白水河滑坡概率, 主要结论如下:

(1) 提出方法包括滑坡体参数空间变异性模拟、边坡有限元渗流及稳定分析、边坡稳定系数代理模型构建和滑坡概率计算这4个模块, 可定量考虑渗透系数空间变异性对水库滑坡概率的影响。与传统的直接 MCS 或 LHS 方法相比, 提出方法具有较高的计算效率, 为实际复杂水库滑坡概率计算提供了一种有效的工具。

(2) 饱和和渗透系数空间变异性对滑坡概率具有较大影响。暴雨条件下确定性分析计算的边坡稳定系数大于 1.0, 即处于稳定状态, 但是考虑饱和渗透

系数空间变异性的影响计算的稳定系数在 0.81~1.12 范围内波动, 其中 $FS < 1.0$ 的结果占 19.5%。虽然在库水位骤降条件下, 175 m 以下发生边坡局部区域失稳破坏概率为 1.8×10^{-6} , 但是滑坡体饱和和渗透系数空间变异性仍可能对该局部区域滑坡概率产生一定的影响。

References

- Bi, C. C., Qing, C., Qian, X. M., et al., 2021. Estimation of Atmospheric Optical Turbulence Profile Based on back Propagation Neural Network. *Laser & Optoelectronics Progress*, 58(21): 23–32 (in Chinese with English abstract).
- Cho, S. E., 2014. Probabilistic Stability Analysis of Rainfall-Induced Landslides Considering Spatial Variability of Permeability. *Engineering Geology*, 171: 11–20. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2013.12.015>
- Dayhoff, J. E., DeLeo, J. M., 2001. Artificial Neural Networks. *Cancer*, 91(S8): 1615–1635.
- Dong, H., Huang, R. Q., Luo, X., et al., 2017. Spatial Distribution and Variability of Infiltration Characteristics for Shallow Slope of Gravel Soil. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 39(8): 1501–1509 (in Chinese with English abstract).
- Dong, Z. H., 2015. Study on Groundwater Seepage and Deformation Mechanism of Baishuihe Landslide in Three Gorges Reservoir Area (Dissertation). China Three Gorges University, Yichang (in Chinese with English abstract).
- Dou, H. Q., Han, T. C., Gong, X. N., et al., 2015. Effects of the Spatial Variability of Permeability on Rainfall-Induced Landslides. *Engineering Geology*, 192: 92–100. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2015.03.014>
- Duncan, J. M., 2000. Factors of Safety and Reliability in Geotechnical Engineering. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, 126(4): 307–316. [https://doi.org/10.1061/\(asce\)1090-0241\(2000\)126:4\(307\)](https://doi.org/10.1061/(asce)1090-0241(2000)126:4(307))
- Griffiths, D. V., Fenton, G. A., 1993. Seepage beneath Water Retaining Structures Founded on Spatially Random Soil. *Geotechnique*, 43(4): 577–587. <https://doi.org/10.1680/geot.1993.43.4.577>
- Guardiani, C., Soranzo, E., Wu, W., 2022. Time-Dependent Reliability Analysis of Unsaturated Slopes under Rapid Drawdown with Intelligent Surrogate Models. *Acta Geotechnica*, 17(4): 1071–1096. <https://doi.org/10.1007/s11440-021-01364-w>

- Han, T.C., Dou, H.Q., Ma, S.G., et al., 2013. Rainwater Redistribution on Stability of Homogenous Infinite Slope. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 47(10): 1824–1829 (in Chinese with English abstract).
- Huang, M.L., Sun, D.A., Wang, C.H., et al., 2021. Reliability Analysis of Unsaturated Soil Slope Stability Using Spatial Random Field - Based Bayesian Method. *Landslides*, 18(3): 1177–1189. <https://doi.org/10.1007/s10346-020-01525-0>
- Jiang, S.H., Li, D.Q., Cao, Z.J., et al., 2015. Efficient System Reliability Analysis of Slope Stability in Spatially Variable Soils Using Monte Carlo Simulation. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, 141(2): 04014096. [https://doi.org/10.1061/\(asce\)gt.1943-5606.0001227](https://doi.org/10.1061/(asce)gt.1943-5606.0001227)
- Jiang, S.H., Li, D.Q., Zhang, L.M., et al., 2014. Slope Reliability Analysis Considering Spatially Variable Shear Strength Parameters Using a Non-Intrusive Stochastic Finite Element Method. *Engineering Geology*, 168: 120–128. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2013.11.006>
- Jiang, S.H., Li, D.Q., Zhou, C.B., et al., 2014. Reliability Analysis of Unsaturated Slope Considering Spatial Variability. *Rock and Soil Mechanics*, 35(9): 2569–2578 (in Chinese with English abstract).
- Jiao, L.C., Yang, S.Y., Liu, F., et al., 2016. Seventy Years beyond Neural Networks: Retrospect and Prospect. *Chinese Journal of Computers*, 39(8): 1697–1716 (in Chinese with English abstract).
- Lei, D.X., Yi, W., Liu, Q., et al., 2018. Reliability and Sensitivity Analysis of Woshaxi Landslide Stability in Three Gorges Reservoir Area. *Safety and Environmental Engineering*, 25(1): 23–28 (in Chinese with English abstract).
- Li, C.D., Long, J.J., Jiang, X.H., et al., 2020. Advance and Prospect of Formation Mechanism for Reservoir Landslides. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 39(1): 67–77 (in Chinese with English abstract).
- Li, D.Q., Jiang, S.H., 2016. Non-Invasive Stochastic Analysis Method of Slope Reliability. Science Press, Beijing (in Chinese).
- Li, D.Y., Miao, F.S., Xie, Y.H., et al., 2019. Hazard Prediction for Baishuihe Landslide in the Three Gorges Reservoir during the Extreme Rainfall Return Period. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 23(12): 5021–5031. <https://doi.org/10.1007/s12205-019-1025-y>
- Liu, T.Q., Wang, B.G., Zhang, J.S., et al., 2021. Variation Law and Influencing Factors of Soil Saturated Hydraulic Conductivity in Jiangnan Plain. *Earth Science*, 46(2): 671–682 (in Chinese with English abstract).
- Long, H.T., 2014. Study on Characteristics and Deformation Prediction of Hydrodynamic Pressure Landslide—A Case Study of Baishuihe Landslide (Dissertation). China Three Gorges University, Yichang (in Chinese with English abstract).
- Lu, S.Q., Yi, Q.L., Yi, W., et al., 2014. Study on Dynamic Deformation Mechanism of Landslide in Drawdown of Reservoir Water Level—Take Baishuihe Landslide in Three Gorges Reservoir Area for Example. *Journal of Engineering Geology*, 22(5): 869–875 (in Chinese with English abstract).
- Petley, D., 2012. Global Patterns of Loss of Life from Landslides. *Geology*, 40(10): 927–930. <https://doi.org/10.1130/g33217.1>
- Santoso, A.M., Phoon, K.K., Quek, S.T., 2011. Effects of Soil Spatial Variability on Rainfall - Induced Landslides. *Computers & Structures*, 89(11/12): 893–900. <https://doi.org/10.1016/j.compstruc.2011.02.016>
- Shi, L.S., Yang, J.Z., Chen, F.L., et al., 2007. Research on Application of Karhunen-Loeve Expansion to Simulating Anisotropic Random Field of Soil Property. *Rock and Soil Mechanics*, 28(11): 2303–2308 (in Chinese with English abstract).
- Shu, S.X., Gong, W.H., 2016. An Artificial Neural Network - Based Response Surface Method for Reliability Analyses of C - φ Slopes with Spatially Variable Soil. *China Ocean Engineering*, 30(1): 113–122.
- Tsagaras, I., Rahardjo, H., Toll, D.G., et al., 2002. Controlling Parameters for Rainfall - Induced Landslides. *Computers and Geotechnics*, 29(1): 1–27. [https://doi.org/10.1016/S0266-352X\(01\)00019-2](https://doi.org/10.1016/S0266-352X(01)00019-2)
- van Genuchten, M.T., 1980. A Closed-Form Equation for Predicting the Hydraulic Conductivity of Unsaturated Soils. *Soil Science Society of America Journal*, 44(5): 892–898. <https://doi.org/10.2136/sssaj1980.03615995004400050002x>
- Wang, Z.Z., 2022. Deep Learning for Geotechnical Reliability Analysis with Multiple Uncertainties. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, 148(4): 06022001.
- Wu, Y.P., Miao, F.S., Li, L.W., et al., 2017. Time-Varying Reliability Analysis of Huangtupo Riverside No.2 Landslide in the Three Gorges Reservoir Based on Water-Soil Coupling. *Engineering Geology*, 226: 267–276. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2017.06.016>

- Xiao, T., Li, D. Q., Zhou, C. B., et al., 2014. Non-Intrusive Reliability Analysis of Multi-Layered Slopes Using Strength Reduction FEM. *Journal of Basic Science and Engineering*, 22(4): 718–732 (in Chinese with English abstract).
- Xue, Y., Wu, Y. P., Miao, F. S., et al., 2020. Effect of Spatially Variable Saturated Hydraulic Conductivity with Non-Stationary Characteristics on the Stability of Reservoir Landslides. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 34(2): 311–329. <https://doi.org/10.1007/s00477-020-01777-1>
- Xue, Y., Wu, Y. P., Miao, F. S., et al., 2020. Seepage and Deformation Analysis of Baishuihe Landslide Considering Spatial Variability of Saturated Hydraulic Conductivity under Reservoir Water Level Fluctuation. *Rock and Soil Mechanics*, 41(5): 1709–1720 (in Chinese with English abstract).
- Yin, K. L., Zhang, Y., Wang, Y., 2022. A Review of Landslide-Generated Waves Risk and Practice of Management of Hazard Chain Risk from Reservoir Landslide. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 41(2): 1–12 (in Chinese with English abstract).
- Zhang, J., Yin, K. L., Wang, J. J., et al., 2015. Displacement Prediction of Baishuihe Landslide Based on Time Series and PSO-SVR Model. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 34(2): 382–391 (in Chinese with English abstract).
- Zhang, J. R., Tang, H. M., Wen, T., et al., 2020. A Hybrid Landslide Displacement Prediction Method Based on CEEMD and DTW-ACO-SVR-Cases Studied in the Three Gorges Reservoir Area. *Sensors*, 20(15): 4287. <https://doi.org/10.3390/s20154287>
- Zhang, S., Tang, H. M., Liu, X., et al., 2018. Seepage and Instability Characteristics of Slope Based on Spatial Variation Structure of Saturated Hydraulic Conductivity. *Earth Science*, 43(2): 622–634 (in Chinese with English abstract).
- Zhu, H., Zhang, L. M., Zhang, L. L., et al., 2013. Two-Dimensional Probabilistic Infiltration Analysis with a Spatially Varying Permeability Function. *Computers and Geotechnics*, 48: 249–259. <https://doi.org/10.1016/j.compgeo.2012.07.010>
- 毕翠翠, 青春, 钱仙妹, 等, 2021. 基于反向传播神经网络估算大气光学湍流廓线. *激光与光电子学进展*, 58(21): 23–32.
- 董辉, 黄润秋, 罗潇, 等, 2017. 堆积碎石土斜坡浅表入渗的空间分布与变异性研究. *岩土工程学报*, 39(8): 1501–1509.
- 董志鸿, 2015. 三峡库区白水河滑坡地下水渗流及变形机理研究(硕士学位论文). 宜昌: 三峡大学.
- 韩同春, 豆红强, 马世国, 等, 2013. 考虑雨水重分布对均质无限长边坡稳定性的研究. *浙江大学学报(工学版)*, 47(10): 1824–1829.
- 蒋水华, 李典庆, 周创兵, 等, 2014. 考虑参数空间变异性的非饱和土坡可靠度分析. *岩土力学*, 35(9): 2569–2578.
- 焦李成, 杨淑媛, 刘芳, 等, 2016. 神经网络七十年: 回顾与展望. *计算机学报*, 39(8): 1697–1716.
- 雷德鑫, 易武, 柳青, 等, 2018. 三峡库区卧沙溪滑坡稳定性的可靠度及敏感性分析. *安全与环境工程*, 25(1): 23–28.
- 李长冬, 龙晶晶, 姜茜慧, 等, 2020. 水库滑坡成因机制研究进展与展望. *地质科技通报*, 39(1): 67–77.
- 李典庆, 蒋水华, 2016. 边坡可靠度非侵入式随机分析方法. 北京: 科学出版社.
- 刘天奇, 汪丙国, 张钧帅, 等, 2021. 江汉平原土壤饱和渗透系数变化规律及影响因素. *地球科学*, 46(2): 671–682.
- 龙海涛, 2014. 动水压力型滑坡特征及其变形预测研究——以白水河滑坡为例(硕士学位论文). 宜昌: 三峡大学.
- 卢书强, 易庆林, 易武, 等, 2014. 库水下降作用下滑坡动态变形机理分析: 以三峡库区白水河滑坡为例. *工程地质学报*, 22(5): 869–875.
- 史良胜, 杨金忠, 陈伏龙, 等, 2007. Karhunen-Loeve展开在土性各向异性随机场模拟中的应用研究. *岩土力学*, 28(11): 2303–2308.
- 肖特, 李典庆, 周创兵, 等, 2014. 基于有限元强度折减法的多层边坡非侵入式可靠度分析. *应用基础与工程科学学报*, 22(4): 718–732.
- 薛阳, 吴益平, 苗发盛, 等, 2020. 库水升降条件下考虑饱和渗透系数空间变异性的白水河滑坡渗流变形分析. *岩土力学*, 41(5): 1709–1720.
- 殷坤龙, 张宇, 汪洋, 2022. 水库滑坡涌浪风险研究现状和灾害链风险管控实践. *地质科技通报*, 41(2): 1–12.
- 张俊, 殷坤龙, 王佳佳, 等, 2015. 基于时间序列与 PSO-SVR 耦合模型的白水河滑坡位移预测研究. *岩石力学与工程学报*, 34(2): 382–391.
- 张抒, 唐辉明, 刘晓, 等, 2018. 基于饱和渗透系数空间变异结构的斜坡渗流及失稳特征. *地球科学*, 43(2): 622–634.

中文参考文献

毕翠翠, 青春, 钱仙妹, 等, 2021. 基于反向传播神经网络估