

张搏翔, 宿淞林, 宿文姬, 等. 基于有限元与LSTM机器学习模型的边坡稳定性预警分析[J]. 华南地震, 2024, 44(2): 61-68. [ZHANG Boxiang, SU Songlin, SU Wenji, et al. Early Warning Analysis of Slope Stability Based on Finite Element and LSTM Machine Learning Model [J]. South China journal of seismology, 2024, 44(2): 61-68]

基于有限元与LSTM机器学习模型的 边坡稳定性预警分析

张搏翔¹, 宿淞林¹, 宿文姬¹, 魏平新²

(1. 华南理工大学土木与交通学院, 广州 510641; 2. 广东省地质环境监测总站, 广州 510510)

摘要: 从降水量与边坡含水量关系出发, 找寻边坡物理力学性能与含水量的相关关系; 然后进行某地区历史降雨量大数据分析, 通过LSTM模型预测未来降水量, 后利用FLAC^{3D}进行有限元强度折减法分析模拟边坡破坏和位移情况并计算边坡稳定系数, 找寻临界稳定系数对应的边坡含水量进而得知对应降水量大小。根据预测给出可能的危险时段, 提出预警, 以便于工程人员防护治理。研究发现危险情况集中于4月至9月部分时段, 对于未来边坡预警和治理提供了新的可行应对方法。

关键词: LSTM机器学习模型; 有限元模拟; 有限差分法; 预警治理

中图分类号: TU457

文献标识码: A

文章编号: 1001-8662(2024)02-0061-08

DOI: 10.13512/j.hndz.2024.02.08

Early Warning Analysis of Slope Stability Based on Finite Element and LSTM Machine Learning Model

ZHANG Boxiang¹, SU Songlin¹, SU Wenji¹, WEI Pingxin²

(1. School of Civil Engineering & Transportation, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China; 2. Guangdong General Station of Geological Environment Monitoring, Guangzhou 510510, China)

Abstract: Based on the relationship between precipitation and water content of the slope, the correlation between physical and mechanical properties of the slope and water content was explored. Then, the big data analysis of historical precipitation in a certain area was carried out, and the long short-term memory (LSTM) model was used to predict future precipitation. After that, the finite element strength reduction method was used to analyze and simulate the slope failure and displacement by FLAC^{3D}, and the slope stability coefficient was calculated. The water content of the slope corresponding to the critical stability coefficient was found, and the corresponding precipitation was obtained. According to the prediction, the possible dangerous period was clarified for early warning, so as to facilitate the protection and management of engineering personnel. The results find that the dangerous situation is concentrated in some periods from April to September, which provides a new feasible response method for slope early warning and treatment in the future.

收稿日期: 2023-11-15

基金项目: 广东省自然资源厅科技项目(GDZRZYKJ2024008); 国家级大学生创新项目(202410561152)联合资助。

作者简介: 张搏翔(2002-), 男, 本科, 主要研究边坡稳定性预警分析。

通信作者: 宿文姬(1969-), 女, 博士, 副教授, 从事工程防灾减灾研究。

E-mail: wjsu@scut.edu.cn

Keywords: LSTM machine learning model; Finite element simulation; Finite difference method; Early warning and management

0 引言

我国国土辽阔,地质环境复杂多变,受人类工程活动和自然灾害影响,地质灾害易发频发。目前的地质灾害调查中对于边坡滑坡的易发性和危险性,原则上采用定量与定性相结合,其影响因素包括崩塌滑坡程度、水土流失状态、滑体体积、威胁人数和防治措施等。受限于实际工作中的条件,整体而言采用定性分析方法,定量分析方法采用较少^[1-2]。

边坡稳定性计算的定量分析方法可分为极限平衡分析法和数值模拟分析方法两大类,极限平衡分析的核心在于其建立的物理模型,实际应用中有 Felleniue 法、Bishop 法、Sarma 法等,根据不同的工程条件应用。但传统的极限平衡法利用大量简化计算使得滑动面不满足最基本的受力情况,且整体分析缺乏对于局部滑坡的稳定分析。而数值模拟分析法包括有限元(FEM)法、边界元(BEM)法、离散元(DEM)法,经过多年的发展目前有限元法得到了最广泛的应用^[3]。

本文以广东省某地为例,对其中一处危险边坡进行有限元稳定性分析。根据前期调查数据报告,绘制出其边坡信息并进行有限元单元网格划分,后用 FLAC^{3D} 软件进行有限差分法计算及边坡稳定性的计算,并找到该边坡临界失稳状态下的土体含水量。结合该处土体特性以及降雨情况,试给出边坡临界失稳时的降雨值。旨在对我国开展的地灾调查中边坡的危险性判定,以及预警降雨量提供参考。

1 有限元边坡稳定性分析

本文边坡稳定性分析以有限元数模分析为基础,利用 FLAC^{3D} 有限元软件进行稳定性迭代分析。FLAC^{3D} 分析软件以拉格朗日有限差分法为基础,赋以摩尔-库伦本构关系进行有限差分计算,相较于传统模型其对于边坡滑动情况模拟更加直观准确。

1.1 有限差分法

在工程实际中所建立的微分方程总是极为复

杂,在现有数学水平下难以得出解析解,为了解决工程实际问题有限差分法^[4]被提出。基于边坡的横向延伸稳定性不变,本文采用二维有限差分法进行分析。 $f(x,y)$ 为二维空间某点的应力分量或位移分量,在二维空间内为连续函数。 $f(x,y)$ 根据泰勒公式展开可展开成下列表达式:

$$f = \lim_{n \rightarrow \infty} f_0 + \left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)(x - x_0) + \frac{1}{2!} \left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 (x - x_0)^2 + \dots + \frac{1}{n!} \left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^n (x - x_0)^n + o((x - x_0)^{n+1}) \quad (1)$$

假定 $x \rightarrow x_0$ 且考虑到幂级数三次幂函数以上数值极小以及工程应用实际精度要求,通常只需要展开至二次幂函数,即用 $f = f_0 + \left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)(x - x_0) + \frac{1}{2!} \left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 (x - x_0)^2$ 替代 f 即可。由简单运算可以得出混合偏导数的差分表达式:

$$\left(\frac{\partial f}{\partial x \partial y}\right)_0 = \left(\frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)\right) = \frac{1}{4(x - x_0)^2} (f_{i+k} + f_{i+m} - f_{i+p} - f_{i+q})_0 \quad (2)$$

式(2)中 f_{i+k} 、 f_{i+m} 、 f_{i+p} 、 f_{i+q} 为 f_i 相邻节点处的分量。根据上式可以将空间连续函数转化为相近点的差分函数,使得运算大大简化。

1.2 有限元分析本构关系

本构关系即差分量满足的某种关系,也称应力-应变准则。边坡稳定性分析满足摩尔-库伦准则,其基本表达式如下:

$$\sigma_{ij} \rightarrow M(\sigma_{ij}, e_{ij}, \kappa) \quad (3)$$

式(3)中 \rightarrow 为可用后边公式表示, M 为某种本构关系(本文为摩尔-库伦关系), e_{ij} 为应变率分量; κ 为一个历史参数;

$$e_{ij} = \frac{1}{2} \left[\frac{\partial u_i}{\partial x_j} + \frac{\partial u_j}{\partial x_i} \right] \quad (4)$$

式(4)中 u_i 为速度分量。

1.3 边坡稳定性与太沙基有效应力原理

传统边坡稳定性分析有瑞典圆弧法和毕肖甫条分法等简化分析法则,而有限元分析系可以基于有限差分模型全面模仿边坡滑动情况进而进行精确分析。本文基于有限元强度折减法进行边坡稳定数值模拟,其基本示意图如下:

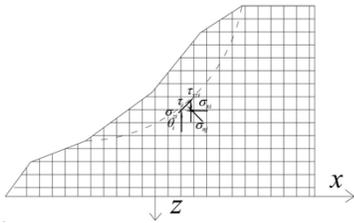


图1 边坡滑动受力示意图

Fig.1 Slope sliding forces

根据力学平衡关系得:

$$\sigma_{ni} = \frac{1}{2} (\sigma_{xi} + \sigma_{zi}) - \frac{1}{2} (\sigma_{xi} - \sigma_{zi}) \cos(2\theta_i) + \tau_{xzi} \sin(2\theta_i) \quad (5)$$

$$\tau_i = -\tau_{xzi} \cos(2\theta_i) - \frac{1}{2} (\sigma_{xi} - \sigma_{zi}) \sin(2\theta_i) \quad (6)$$

式(5)、(6)中 σ_{ni} 为滑移面任意一点处法向正应力, σ_{xi} 为该点 x 方向应力, σ_{zi} 为该点竖向应力, θ_i 为该点切线与水平方向夹角。

$$\tau_{fi} = c_i + \sigma_{ni} \tan(\phi_i) \quad (7)$$

式(7)中 τ_{fi} 为该点抗剪强度, c_i 为该点土体粘聚力, ϕ_i 为该点土体内摩擦角

$$F_i = \sum_{i=1}^n (c_i + \sigma_{ni} \tan(\phi_i)) \Delta l_i / \sum_{i=1}^n (\tau_i \Delta l_i) \quad (8)$$

式(8)中 F_i 为该点安全系数, Δl_i 为滑移面弧段微元

$$c_i^{trial} = \frac{1}{F^{trial}} c_i \quad (9)$$

$$\phi_i^{trial} = \arctan\left(\frac{1}{F^{trial}} \tan\phi_i\right) \quad (10)$$

式(9)、(10)中 F^{trial} 为迭代过程中的安全系数, c_j^{trial} 为迭代过程中的粘聚力, ϕ_j^{trial} 为迭代过程中内摩擦角粘聚力

由于土体本身难以产生压坏现象,因此在边坡安全性分析中主要考虑土体剪切强度,根据太沙基有效应力^[5]原理,其基本公式如下:

$$\tau = c' + \sigma' \tan\phi' \quad (11)$$

式(11)中 τ 为剪切强度, c' 为有效粘聚力, σ' 为有效压力, ϕ' 为有效内摩擦角

2 基于LSTM机器学习的时间序列模型

2.1 LSTM模型原理

长短时记忆网络^[6-7](LSTM)是对于传统RNN(循环神经网络)的改进,可以处理传统RNN神经网络无法处理的长期依赖问题,其基本原理如图2所示。

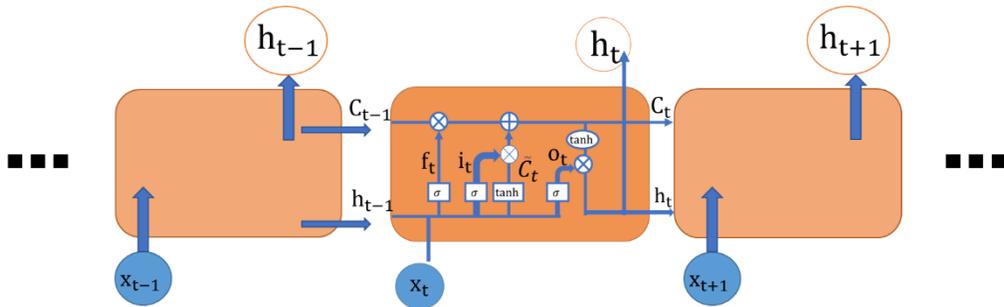


图2 LSTM模型原理图

Fig.2 LSTM model principle

传统的ARIMA、SARIMA、指数平滑模型通常在简单周期数据或规律性周期上升数据具有较好的拟合度,但对于非光滑曲线的拟合度较差;而LSTM作为改进的神经网络分析模型,对于长期数据以及非平滑规律性数据仍有较好的拟合优度。其主要包括:输入端、遗忘端、记忆端和输出端四个部分。

(1)输入端:其主要作用在于考虑当新信息输入时,何种信息应当被保留并更新状态,计算公式如下:

$$i_t = \sigma(Q_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + p_i) \quad (12)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(Q_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + p_c) \quad (13)$$

式(12)、(13)中 Q_i 是输入门的权重矩阵, p_i 是偏置项, x_t 是当前时间步的输入, h_{t-1} 是上一时间步的隐藏状态。 σ 是sigmoid函数(位于0~1之间), Q_c 是候选细胞状态的权重矩阵, p_c 是偏置项, \tanh 是双曲正切函数, \tilde{C}_t 代表目前信息对未来产生的影响。

(2)遗忘端:用来选择忘记哪些不必要数据,计算公式如下:

$$f_t = \sigma(Q_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (14)$$

式(14)中 Q_f 为忘记门的惯性权重, b_f 为偏置项。

(3)记忆端：主要目的在于记忆和存储信息，同时更新迭代状态，计算公式如下：

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \tilde{C}_t \quad (15)$$

式(15)中 f_t 为记忆门惯性权重， C_t 为转移到下一步的信息。

(4)输出端：侧重于决定哪些信息应当被输出。

$$o_t = \sigma(Q_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (16)$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad (17)$$

式(16)、(17)中 o_t 为信息保留程度，趋向于1时信息保留较多，趋向于0时保留信息较少

2.2 拟合优度

训练模型拟合程度用 R^2 表示，表示预测值中多少波动可以由自变量的波动来解释，其基本计算公式如下：

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - f_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i)^2} \quad (18)$$

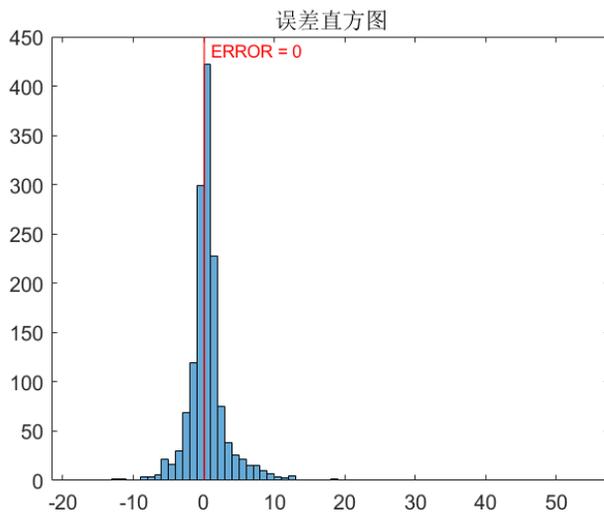


图3 误差分布直方图

Fig.3 Error distribution histogram

由图像可知误差分布大致呈正态分布且拟合度 $R^2=0.98$ ，说明模型具有较高可信度。我们利用训练好的模型预测未来降水量并将真实值、拟合值绘制到图5。

从图中可以看出，自2021年以来全年降水量均有提升，且后期极大可能继续保持高位；模型在拟合优度方面达到0.998表明具有良好的拟合效果，说明我们的模型具有显著预测意义。

其中 y_i 为模拟值， f_i 为实际值

2.3 模型训练

利用 matlab 训练 LSTM 模型，其基本调试参数^[8]如表1。

表1 LSTM模型部分参数表

Table 1 Some parameters of LSTM model

参数名称	参数大小
隐藏单元数量	800
丢弃层概率	0.2
初始学习率	0.005
一阶矩估计的指数衰减率	0.9
二阶矩估计的指数衰减率	0.999
衰减系数	0.2

利用训练好的 LSTM 模型训练 2021—2024 年 (2024 年仅包括 1 月份数据) 年降雨量数据并进行预测得到图3、图4。

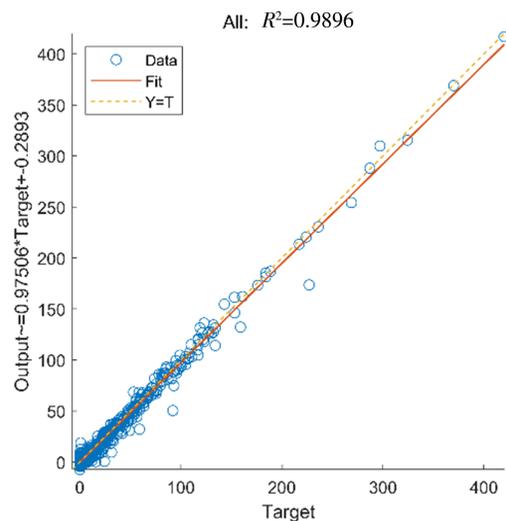


图4 拟合优度曲线图

Fig.4 Goodness of fit curve

3 数值模拟与预测

3.1 3D边坡建模

本文选取广东省某边坡进行边坡稳定性分析，基于前期实地调查报告获得边坡基本岩性土体情况并确定边坡影响范围，通过犀牛 3D 建模得到图6。

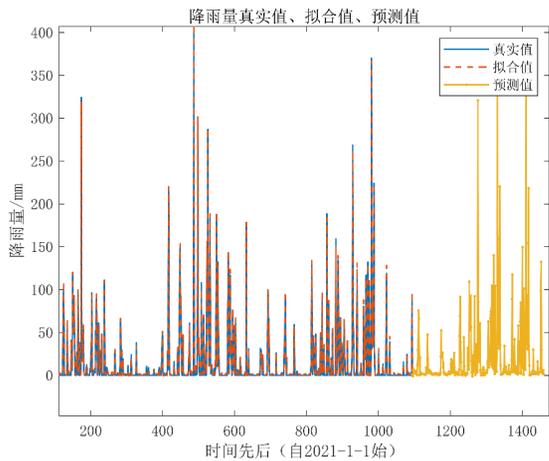


图5 预测未来两年降雨量曲线图

Fig.5 Predicted precipitation curves for the next two years

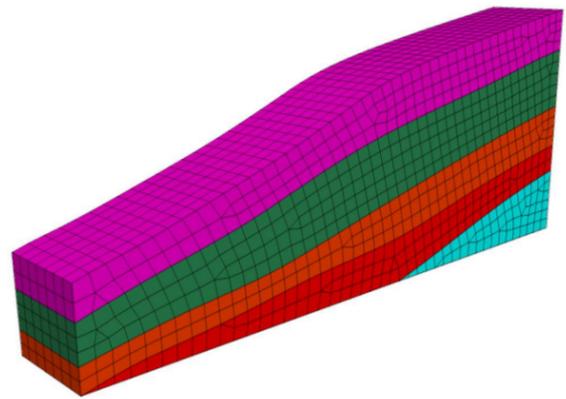


图6 边坡建模图

Fig.6 Slope modeling

其中最上层为砾(砂)质粘性土,下部依次为全风化黑云母花岗岩、强风化黑云母花岗岩、中风化

黑云母花岗岩,其基本力学性能如下表2所示。

表2 边坡土层与力学性能
Table 2 Soil layer and its mechanical properties

岩石类型	天然重度(kN·m ⁻³)	天然粘聚力/(kPa)	天然内摩擦角/(°)
砾(砂)质粘性土	16.7	17.3	14.6
全风化黑云母花岗岩	16.1	15.1	14.4
强风化黑云母花岗岩	16.7	14.3	15.3
中风化黑云母花岗岩	22*	25*	65*

注:其中带*号为无实测值,根据《工程岩体分级标准》(GB50218-94)结合经验给出。

利用饱和度、孔隙比、比重计算土体含水量的公式如下:

$$w_o = \frac{S_r e_o}{G_s} \quad (19)$$

式(19)中 w_o 为土体含水量; S_r 为土体饱和度; e_o 为土体孔隙比; G_s 为土体比重。

根据勘察报告数据和公式(15)可以计算得出暴雨工况和正常工况下土的含水量分别为34.1%和19.4%。

3.2 数值模拟

由于本文着重探讨未来降水量对于边坡稳定性影响情况,我们需要建立降水量与边坡力学参数的相关关系。目前国内大量专家学者选择用含水量作为中间传递变量^[4, 9]以此来建立物理量之间的关系;且利用FLAC^{3D}进行有限差分法进行边坡安全系数迭代时需要的外界输入物理参数包括体积模量 K 、粘聚力 c 、剪胀角 ψ 、内摩擦角 φ 、泊松

比 ν 、剪切模量 G 、抗拉强度 σ_t 、弹性模量 E 。根据太沙基理论与国内外学者研究^[11],边坡稳定性着重考虑随含水量变化时粘聚力和内摩擦角的变化情况,因此其他输入变量以报告规范给定的数值范围为主而不做深入探讨。学者研究发现含水量与粘聚力和内摩擦角的变化大致为自然对数曲线或多项式函数曲线^[4, 9],本文借鉴前人研究成果经最小二乘法原则得到拟合图如图7所示。

从图7可以看出,随着含水量的增大粘聚力与内摩擦角均有所减小。根据非饱和土体的Fredlund抗剪强度公式:

$$\tau_f = c' + (\sigma - u_w) \tan \phi' + (u_a - u_w) \tan \phi^u \quad (20)$$

式(20)中 u_w 为孔隙水压力, ϕ^u 为随 $(u_a - u_w)$ 变化的摩擦角

含水量作用于孔隙水压力和随 $(u_a - u_w)$ 变化的摩擦角来影响有效剪切强度,本文不做深入探讨,只关注最终有效剪应力变化。且其他物理量随含水量变化不明显,这里同样不再考虑。考虑到软

件分析的需要将体积模量、剪切模量与弹性模量变换关系呈现如下式所示：

$$K = \frac{E}{3(1 - 2\nu)} \quad (21)$$

$$G = \frac{E}{2(1 + \nu)} \quad (22)$$

利用FLAC^{3D}有限元分析软件通过数值模拟对土体进行从天然状态到饱和土体的状态进行边坡稳定性分析，得到土体在不同含水量状态下的边坡稳定系数如图8所示。

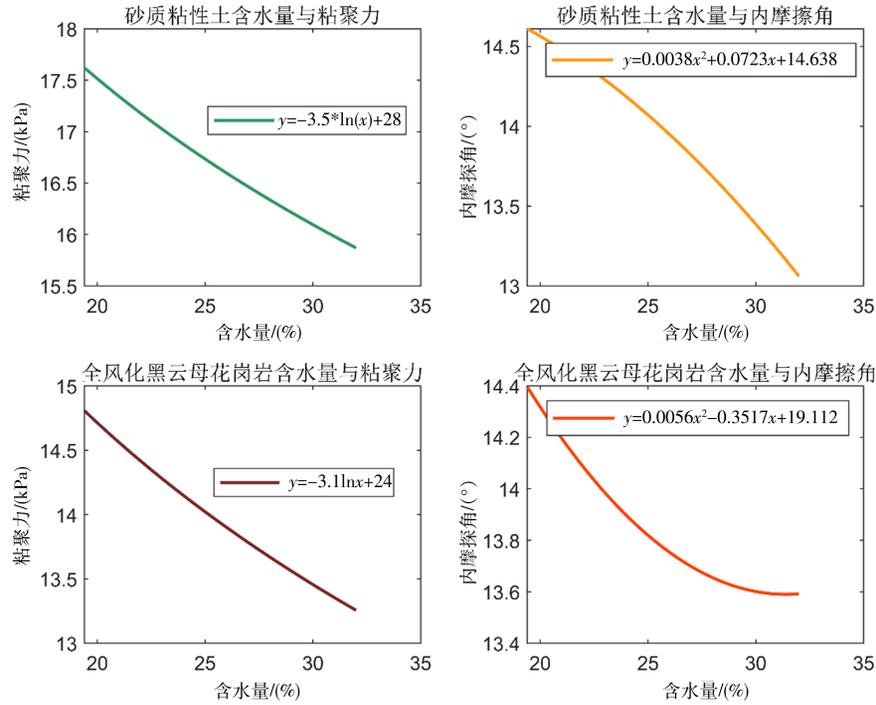


图7 部分物理参数与含水量关系

Fig.7 Relationship between some physical parameters and water content

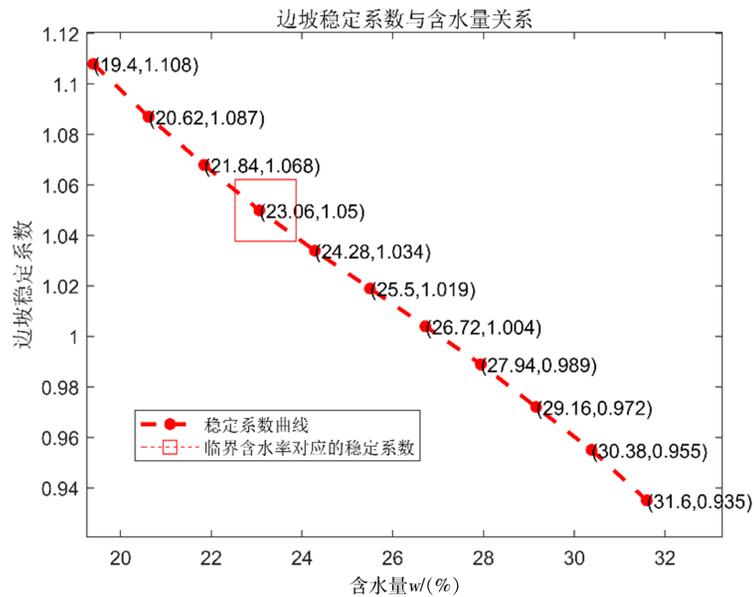


图8 边坡稳定系数与含水量关系

Fig.8 Relationship between slope stability coefficient and water content

图9、图10展示在饱和含水条件下边坡位移情况：边坡危险面主要集中于顶层土与全风化黑云母花岗岩层，下层中风化土通常不滑动。滑移范围内，滑移边界大致为弧形，与传统的极限状态平衡法相似。在滑移块中心位置沿坡底位移最大，

因此预警治理主要在上两层进行且要注意坡中心位置稳定。

根据依据《滑坡防治工程勘查规范》(DZT0218-2006)及《岩土工程勘察规范》(GB50021-2001)进行稳定性评价

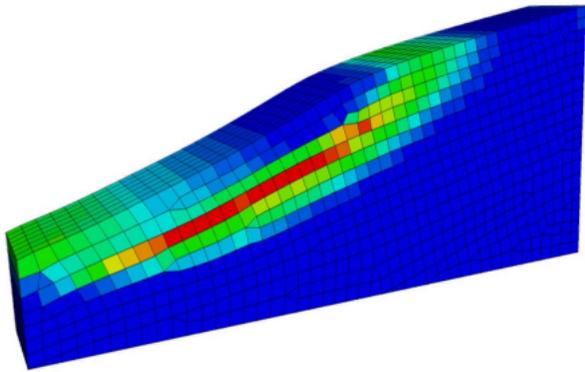


图9 边坡滑移面
Fig.9 Slope slip surface

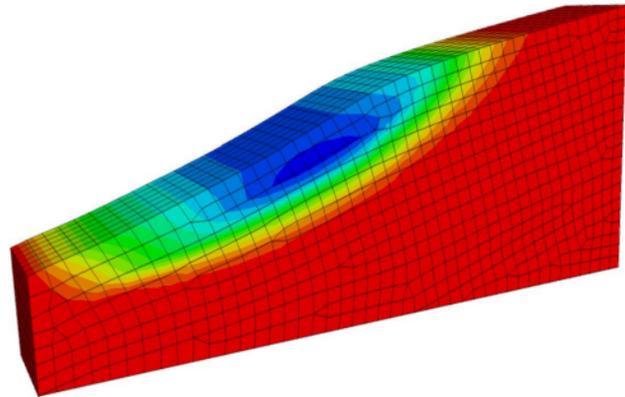


图10 边坡沿坡底方向位移(蓝色区域最大)
Fig.10 Slope displacement along slope bottom(the largest in the blue area)

表3 边坡稳定系数与稳定性关系

Table 3 Relationship between slope stability coefficient and stability

边坡稳定系数	$F_s \leq 1$	$1 < F_s \leq 1.05$	$1.05 \leq F_s \leq F_{at}$	$F_s \geq F_{as}$
边坡稳定状态	不稳定	欠稳定	基本稳定	稳定

图中框线为在边坡稳定系数处于临界值1.05时对应的含水量，为了简化运算与工程需要，本文认为总降水量与土体含水量呈正相关关系，因此临界稳定系数对应的临界降水量为24小时内累计降水量32.8 mm。

3.3 预测验证

为验证模型对于危险日期预测的准确性，我们利用2020至2022数据进行学习并输出2023年预测数据。预测值与真实值情况如图11所示。

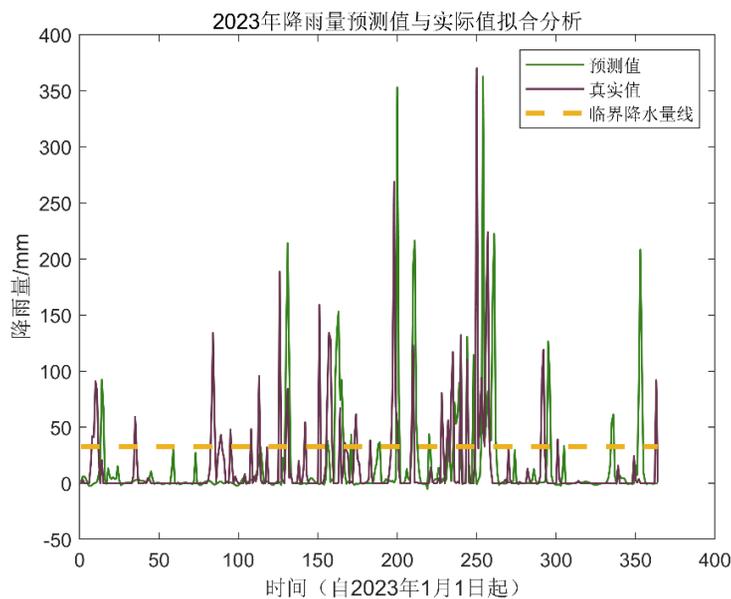


图11 验证2023预警降水量与实际情况拟合情况

Fig.11 Fitting verification of 2023 precipitation by early warning with actual situation

图 11 中可以发现在降水集中区域具有较好的拟合性。上文提及边坡稳定临界降水量为 32.8 mm, 因此我们着重探寻预测值是否超限降水情况与实际降水是否超限情况的拟合优度关系。利用两组数据(超限计为 1, 未超限计为 0)进行比较分析, 研究发现模型预测的预警日期与非预警日期与实际情况的一致率达 0.8104 且有 15 天与实际预

警日期完全重叠, 同时非完全重叠日期差距被控制在 4 天左右, 表明二者重叠性较高, 具有良好的预测精准度。

完成验证后利用 LSTM 训练模型预测的 2024 数据进行降水量搜索得到 2024 年警示日期如下表 4 所示:

表 4 2024 年部分预警日期
Table 4 Partial early warning dates in 2024

预警日期/年-月-日				
2024-03-10	2024-05-12	2024-06-06	2024-06-09	2024-06-21
2024-05-10	2024-05-13	2024-06-07	2024-06-10	2024-07-01
2024-05-11	2024-05-22	2024-06-08	2024-06-11	2024-07-02
2024-07-21	2024-07-29	2024-08-04	2024-08-05	2024-08-07
2024-08-08	2024-08-13	2024-08-22	2024-08-23	2024-08-25
2024-08-27	2024-09-12	2024-10-03	2024-10-04	2024-10-10

从表中可以发现, 预警日期主要集中在 4 月到 9 月份。研究还发现虽然 10—12 月份预警日期较前六个月份减少但仍有部分日期在预警日期内。应提前进行预防措施准备, 例如刷坡护面、锚索锚杆支护、人工减小坡度等等。同样在暴雨时节, 应提醒村民及时撤离危险点, 避免造成人员伤亡。

4 结论

(1) 有限差分法弥补了微分方程缺乏解析解的局限性, 从泰勒公式角度出发进行近似代替极大地简化了运算。

(2) LSTM 模型改进了 RNN 算法, 通过输入端、遗忘端、记忆端和输出端的自我学习达到 $R^2=0.98$ 的高强学习能力, 对于未来降水预测具有重大的指导意义

(3) 有限元边坡稳定性模拟分析解决了传统极限平衡状态受力不平衡、忽视边坡部分小变形的弊端, 真实有效模拟了边坡滑动面并且计算了边坡稳定系数, 得到了稳定系数随含水量变化力学参数的变化情况, 进行了连续边坡分析。

(4) 研究发现 4—9 月部分日期应着重预警, 10—12 月可能成为被忽视的滑坡易发期, 可结合实际情况在此期内做进一步调查并采取相应防治手段。

总之, LSTM 模型预测区域降水量结合 FLAC^{3D} 对特定边坡情况进行稳定性分析, 为基层的地灾防治提供了新的技术手段, 然而现实中降雨年份具有不确定性, 因此今后还应对模型加以改进以

增大准确性。

参考文献:

- [1] 王树照, 崔亚军, 魏敏, 等. 降雨对边坡稳定影响研究进展[J]. 渗流力学进展, 2022, 12(3): 21-31.
- [2] 聂启英. 区域地质灾害风险调查与评价方法探讨——以太原市迎泽区为例[J]. 华北自然资源, 2024(01): 146-149+153.
- [3] 蒋中明, 熊小虎, 曾铃. 基于 FLAC^{3D} 平台的边坡非饱和降雨入渗分析[J]. 岩土力学, 2014, 35(03): 855-861.
- [4] 王丽. 含水量对土体强度的影响[J]. 内蒙古科技与经济, 2015(13): 99-100.
- [5] 曾立峰. 考虑孔隙水赋存特性的非饱和土广义有效应力原理及抗剪强度模型研究[D]. 大连: 大连理工大学.
- [6] 贺心怡, 万烂军, 龚水萍, 等. 采用 LSTM 的风电功率预测方法研究[J]. 福建电脑, 2024, 40(02): 36-39.
- [7] Shi X, Chen Z, Wang H, et al. Convolutional LSTM network: a machine learning approach for precipitation nowcasting[C]// NIPS'15: Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems. Cambridge, MA: MIT Press, 2015(1): 802-810.
- [8] 张社荣, 方鑫, 和孙文. 基于 MIV-BP 模型和 AIC 准则的盾构掘进参数优化研究[J]. 铁道标准设计, 2019, 63(08): 95-101.
- [9] 刘子振. 持续降雨入渗非饱和黏土边坡失稳机理及其应用研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2014.
- [10] Ferziger J H, Perić M, Street R L. Computational methods for fluid dynamics[M]. Berlin: Springer, 2002.
- [11] 付饶, 何敬, 刘刚. 基于改进 YOLOv4 的 2021 年海地 7.2 级地震震后滑坡识别[J]. 地震研究, 2023, 46(2): 300-307.