

基于长短期记忆网络的甘肃舟曲立节北山滑坡变形预测

高子雁, 李瑞冬, 石鹏卿, 周小龙, 张娟

Deformation prediction of the Northern Mountain landslide in Lijie Town of Zhouqu, Gansu Province based on long-short term memory network

GAO Ziyuan, LI Ruidong, SHI Pengqing, ZHOU Xiaolong, and ZHANG Juan

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.202303062>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于机器学习的滑坡崩塌地质灾害气象风险预警研究

Exploring early warning and forecasting of meteorological risk of landslide and rockfall induced by meteorological factors by the approach of machine learning

李阳春, 刘黔云, 李潇, 顾天红, 张楠 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(3): 118-123

基于RBF神经网络信息量耦合模型的滑坡易发性评价

Landslide susceptibility assessment by the coupling method of RBF neural network and information value: A case study in Min Xian, Gansu Province

黄立鑫, 郝君明, 李旺平, 周兆叶, 贾佩钱 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(6): 116-126

甘肃舟曲江顶崖滑坡成因分析与综合治理措施

Causative analysis and comprehensive treatment of the Jiangdingya Landslide in Zhouqu County of Gansu Province

张卫雄, 翟向华, 丁保艳, 张文纶, 张国华 中国地质灾害与防治学报. 2020, 31(5): 7-14

机器学习模型在滑坡易发性评价中的应用

Application of machine learning model in landslide susceptibility evaluation

刘福臻, 王灵, 肖东升 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(6): 98-106

基于普适型仪器的滑坡监测预警初探——以甘肃兰州岷县三处滑坡为例

Application of universal geo-hazard monitoring instruments in landslides and early warning of three landslides in Gansu Province: a case study in Minxian County and Lanzhou City of Gansu Province

侯圣山, 李昂, 陈亮, 冯振, 王立朝, 曹鹏, 刘军友, 郑浩, 李阳光, 黄鑫, 郭伟, 魏新平 中国地质灾害与防治学报. 2020, 31(6): 47-53

基于CNN神经网络的煤层底板突水预测

Coal mine floor water inrush prediction based on CNN neural network

陈建平, 王春雷, 王雪冬 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(1): 50-57



关注微信公众号，获得更多资讯信息

DOI: 10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.202303062

高子雁, 李瑞冬, 石鹏卿, 等. 基于长短期记忆网络的甘肃舟曲立节北山滑坡变形预测[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2023, 34(6): 30-36.

GAO Ziyan, LI Ruidong, SHI Pengqing, et al. Deformation prediction of the Northern Mountain landslide in Lijie Town of Zhouqu, Gansu Province based on long-short term memory network[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2023, 34(6): 30-36.

基于长短期记忆网络的甘肃舟曲立节北山 滑坡变形预测

高子雁^{1,2,3}, 李瑞冬^{1,3}, 石鹏卿^{1,2,3}, 周小龙^{1,2,3}, 张娟^{1,2,3}

(1. 甘肃省地下水工程及地热资源重点实验室, 甘肃兰州 730050; 2. 甘肃省自然资源厅地质灾害防治技术指导中心, 甘肃兰州 730050; 3. 甘肃省地质环境监测院, 甘肃兰州 730050)

摘要:立节镇北山滑坡长期处于蠕变变形状态, 已多次发生滑坡、泥石流灾害。监测地表形变, 以掌握灾害体地表形变规律, 是实现地质灾害预警预报的可靠依据。文章引入一种机器学习模型——长短期记忆网络, 通过立节北山监测点位移数据, 运用该方法对立节北山滑坡变形进行预测, 并且将预测结果与实际数据进行比对和分析。文章预测结果评价指标选用均方根误差、平均绝对误差、决定系数以及可解释方差, 其中决定系数和可解释方差均达到 0.99, 预测值和真实值的拟合均方根误差和平均绝对误差也表现较低, 说明长短期记忆网络在立节北山滑坡变形的预测中达到了良好的预测性能。
关键词:滑坡; 长短期记忆网络; 预测分析; 立节北山; 机器学习

中图分类号: P642.22 文献标志码: A 文章编号: 1003-8035(2023)06-0030-07

Deformation prediction of the Northern Mountain landslide in Lijie Town of Zhouqu, Gansu Province based on long-short term memory network

GAO Ziyan^{1,2,3}, LI Ruidong^{1,3}, SHI Pengqing^{1,2,3}, ZHOU Xiaolong^{1,2,3}, ZHANG Juan^{1,2,3}

(1. Key Laboratory of Groundwater Engineering and Geothermal Resources in Gansu Province, Lanzhou, Gansu 730050, China; 2. Geological Disaster Prevention and Control Technology Guidance Center, Gansu Provincial Department of Natural Resources, Lanzhou, Gansu 730050, China; 3. Gansu Institute of Geological Environment Monitoring, Lanzhou, Gansu 730050, China)

Abstract: The North Mountain landslide in Lijie Town has been in a long-term creeping deformation state and has experienced multiple landslide and debris flow disasters. Monitoring the surface deformation of landslide to grasp the surface deformation pattern of disaster body is a reliable basis for realizing early warning prediction of geological disaster. In this paper, a machine learning model is introduced to predict the relevant data, and a long and short-term memory network is used to predict the landslide deformation by monitoring the displacement data of North Mountain in Lijie, and the prediction results are compared with the actual data and analyzed. In this paper, root mean square error, mean absolute error, coefficient of determination and explainable variance are used to evaluate the prediction results, among which the coefficient of determination and explainable

收稿日期: 2023-03-27; 修订日期: 2023-09-27 投稿网址: <https://www.zgdzhyfzxb.com/>

基金项目: 甘肃省自然资源厅科技创新项目(202257); 甘肃省科技重大专项(19ZD2FA002)

第一作者: 高子雁(1999-), 女, 甘肃兰州人, 本科, 助理工程师, 主要从事地质灾害早期识别工作。E-mail: 1269782387@qq.com

variance reach 0.99. It shows that the long short-term memory network used in this paper achieves good prediction performance in the prediction of landslide deformation in the North Mountain of Lijie.

Keywords: landslide; LSTM neural network; predictive analysis; North Mountain of Lijie; machine learning

0 引言

滑坡的突发性强,危害性大^[1],是一种在陆地环境中普遍存在的地质灾害,对人类社会具有较大影响和威胁^[2]。滑坡预警的研究一直以来都备受国内外学者的关注^[3-4],很多国家在滑坡灾害的应对中,都选择布设了早期监测预警系统^[5]。通过预警系统得到的相关位移数据,可直观地体现滑坡的变形演化。由此可见,监测预警数据在滑坡的预警预报中起到了至关重要的作用。

在这个信息技术快速发展的时代,人工智能被广泛应用,而机器学习是其中的一个重要分支。从 20 世纪 80 年代以来,机器学习已在算法、理论和应用等方面获得了巨大的成功^[6]。近年来,机器学习也在预测领域中得到了广泛的运用,常见的几种算法如随机森林^[7]、支持向量机^[8]、人工神经网络^[9]和循环神经网络^[10]等在环境、金融、电力和交通等方面都有相关的应用。长短期记忆网络(long short term memory network, LSTM)是一种时间循环神经网络,是循环神经网络(recurrent neural network, RNN)中的一个变体,但与传统 RNN 不同, LSTM 的记忆单元更复杂,对于时间跨度较大的时间序列有良好的记忆^[11],同时也解决了神经网络的易陷入局部最小值、梯度消失和梯度爆炸等问题^[12]。LSTM 在语音识别^[13]、图像处理^[14]以及最常见的股票预测^[15-16]中运用广泛,但目前对滑坡的位移时序预测中较少。

本文将 LSTM 应用到立节北山滑坡的变形预测中,预测监测点位移数据,并将预测数据与实际数据进行对比分析,为立节北山滑坡提供新的预测参考。

1 研究区概况

立节北山滑坡灾害位于舟曲县西部的白龙江上游左岸立节镇的北侧山体,由多个滑坡共同构成,滑坡区涵盖已经发生过变形滑动的古滑坡体、老滑坡体、正在发生变形的滑坡体以及已有明显变形迹象的但未发生位移的潜在滑坡体的区域,共有古、老、新滑坡 10 处,整体范围南北长 1 388 m,东西宽 610 m,总面积约 0.85 km²。

根据立节北山的滑坡性质、地形条件、地层分布和滑动条件等特征将滑坡分为 7 个块体(图 1),以滑

坡中部的地形转折处为界,分为上下两级。上级滑坡主要是老滑坡,其覆盖区域为 H1,以及已有明显变形迹象但未发生滑动的潜在滑坡 H1-1 和 H1-2;下级滑坡主要为变形滑动明显,并且变形面积较大的 H2—H7 滑坡。统计数据显示,滑坡区内堆积体总体积为 3.270 54×10⁶ m³,滑坡变形量从大到小排序为:H4>H5>H3>H2>H7>H6>H1。

2 预测方法及数据源

2.1 LSTM 模型

LSTM 早在 1997 年就被提出,它的出现解决了隐变量一直存在的长期信息贮存和短期输入缺失的问题。和传统神经网络相比, LSTM 引入了记忆元和三种门结构(图 2),其中记忆元(C)用于记录附加的信息,而门结构用于控制记忆元,分别为遗忘门(f)、输入门(i)和输出门(o)。

首先在遗忘门中决定记忆或忽略隐状态的输入信息,此处的 sigmoid 激活函数(σ)将判断当前输入是否遗忘;其次输入门用于决定在记忆元中读取哪些信息,此处有两个分支构成,一个是记忆门决定要读入的值,另一个是 tanh 激活函数得到新的候选记忆元 \tilde{C}_t ,通过这两个分支得到的值以传导新的信息;然后通过前两个步骤得到的 f_t 和 $i_t \cdot \tilde{C}_t$ 以更新 C_{t-1} 得到新的记忆元 C_t ;最后输出门决定记忆元的哪些信息被输出,通过该处的 sigmoid 激活函数(σ)得到 O_t ,再结合 tanh 激活函数最后输出新的数据 h_t 。整个过程中的详细计算如下:

$$f_t = \sigma(X_t W_{xf} + h_{t-1} W_{hf} + b_f) \quad (1)$$

$$i_t = \sigma(X_t W_{xi} + h_{t-1} W_{hi} + b_i) \quad (2)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(X_t W_{xc} + h_{t-1} W_{hc} + b_c) \quad (3)$$

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \tilde{C}_t \quad (4)$$

$$O_t = \sigma(X_t W_{xo} + h_{t-1} W_{ho} + b_o) \quad (5)$$

$$h_t = O_t \cdot \tanh(C_t) \quad (6)$$

其中, W_{xf} 、 W_{xi} 、 W_{xo} 、 W_{xc} 和 W_{hf} 、 W_{hi} 、 W_{ho} 、 W_{hc} 分别是遗忘门、输入门、输出门和候选记忆元的权值向量, b_f 、 b_i 、 b_o 、 b_c 分别是遗忘门、输入门、输出门和候选记忆元的偏置向量, X_t 是 t 时刻的输入值。

2.2 评价指标

为了衡量预测结果的精度,本文采用均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)、决定系数(R^2)以及可解释方差(Evar)作为评价指标,具体表达式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (7)$$

$$MAE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |y_i - \hat{y}_i| \quad (8)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2}{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2} \quad (9)$$

$$\bar{y} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m y_i \quad (10)$$

$$Evar = 1 - \frac{Var\{y_i - \hat{y}_i\}}{Var\{y_i\}} \quad (11)$$

式中: y_i 、 \hat{y}_i —— t 时刻的真实值和预测值;

m ——数据个数;

Var ——方差。

2.3 数据源

立节北山滑坡监测点分布如图 1 所示,共布设 11 个 GNSS 监测点。本文的数据来源于监测点实时监测的位移数据,数据范围为 2021 年 3—12 月的每日位移数据,其中有少量缺失数据,对其进行了采取邻日数据的中间值的填充预处理。

3 结果与分析

3.1 影响因素

立节北山滑坡稳定性除了受滑坡本身内在结构影响,也受外在因素影响。除累计位移外,图 3 为 GNSS1 监测站垂直和水平位移和雨量的相关曲线,由图可知,位移量与雨量间具有明显相关性。雨水下渗需要一定的时间,将导致滑坡体的下滑力增大,因此影响滑坡的稳定性。

Pearson 相关系数是用来表示两个变量之间线性相关程度的大小与方向的指标,数值范围为 $-1 \leq r \leq 1$, 小于 0 为负相关,大于 0 为正相关,等于 0 则不存在相关性,绝对值越大,则表示两变量间的相关程度越强烈。通过 GNSS1 位移量与雨量的 Pearson 相关性分析,得到相关系数值为 0.993,接近于 1,说明之间有显著的正相关关系,雨量对滑坡的应力状态影响明显,特征评价因

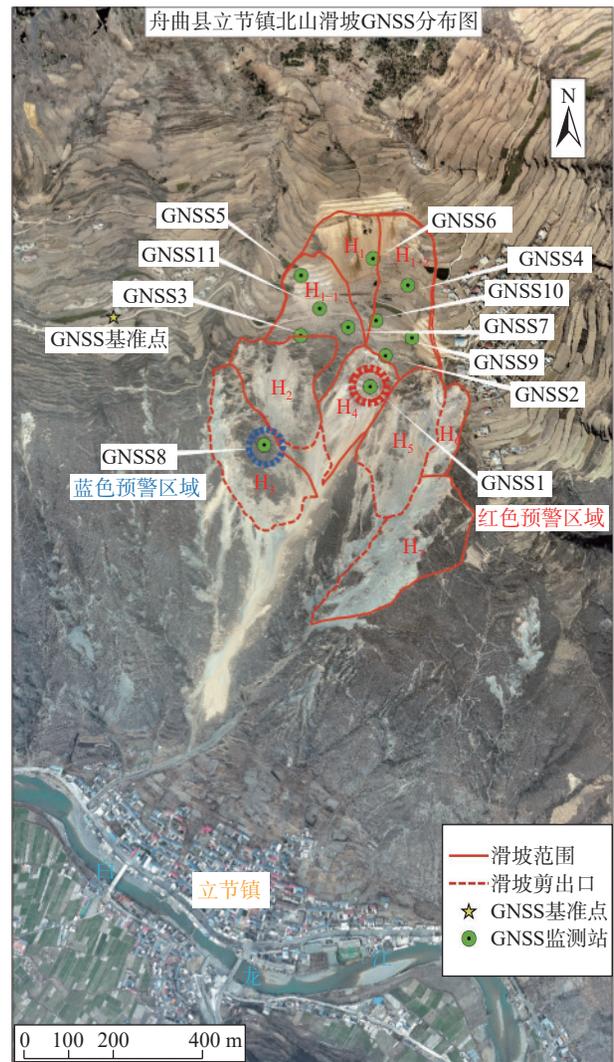


图 1 立节北山滑坡 GNSS 分布图

Fig. 1 The North Mountain of Lijie landslide GNSS distribution map

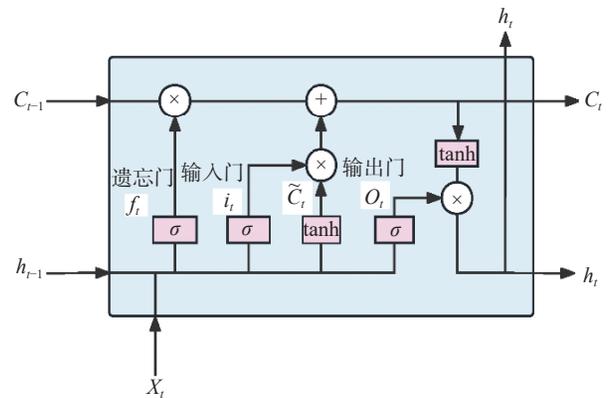


图 2 LSTM 模型结构

Fig. 2 LSTM model structure

子选取适宜。

将影响因素累计位移、雨量作为模型的输入变量,因数据的类型、量纲以及取值范围不同,需先对数据进

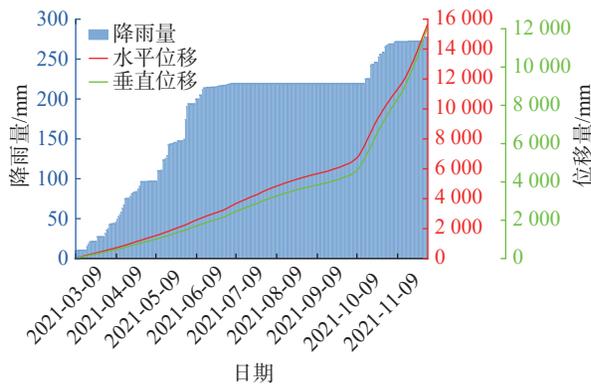


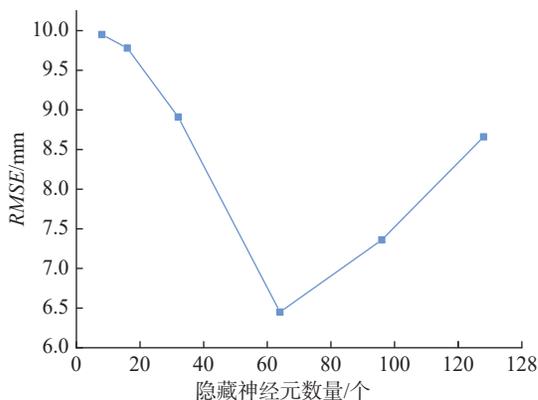
图3 GNSS1 累计位移与雨量关系

Fig. 3 GNSS1 relationship between cumulative displacement and rainfall

行归一化处理, 进而输出模型预测值。

3.2 确定隐藏层神经元数

本文基于 LSTM 模型建立了立节北山滑坡的变形预测模型, 首先以 GNSS1 监测站为例, GNSS1 监测站发出红色预警, 形变量显著, 通过 2021 年 4 月 9 日至 12 月 2 日的数据进行预测, 其中 GNSS1 因该处形变量过大, 于 12 月 3 日掉落数据中断, 所以采取前八月的数据进行相应的预测试验。运用 Python 3.7 语言和 PyTorch 1.12 机器学习框架进行构建 LSTM 模型, 在试验中, 首先需要对参数进行初始化, 发现采用不同的隐藏层神经元数预测结果的精度会有所不同。如图 4 所示, 选取 8、16 以及几个 32 的倍数为不同隐藏神经元数量进行精度对比: 以 64 为转折点, 神经元数量在 8~64 时, $RMSE$ 呈下降趋势; 神经元数量在 64~128 时, $RMSE$ 呈上升趋势, 所以选取隐藏层神经元数为 64, 此时 $RMSE$ 最低, 精度最高。

图4 不同隐藏神经元数量的 $RMSE$ 变化Fig. 4 $RMSE$ variation with different numbers of hidden neurons

3.3 预测结果

通过参数初始化调整, 设置 LSTM 模型循环层数

为 2, 隐藏层神经元数为 64, 序列长度为 30, 将数据集以 6:4 的比例, 划分为训练集和测试集。首先对 GNSS1 的垂直位移进行预测, 在 LSTM 预测模型训练中, 损失函数(Loss)变化正常, 随训练次数的增加, 损失函数值越接近于 0(图 5)。

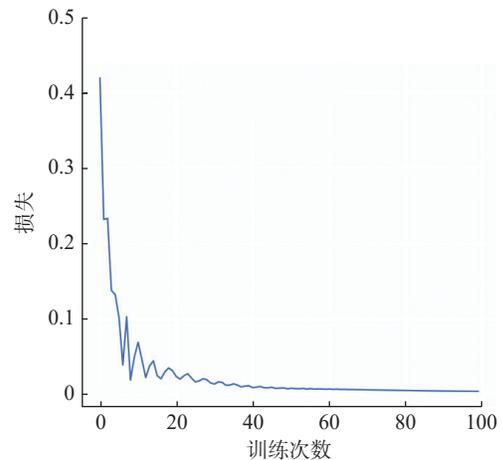


图5 LSTM 模型训练中的损失函数数值变化

Fig. 5 Numerical changes in loss function during LSTM model training

测试集预测精度结果见表 1, 均方根误差为 12.88 mm, 平均绝对误差为 6.56 mm, 决定系数及可解释方差均达到 0.99, 精度评价良好, 本文的 LSTM 模型试验性能有效。

表 1 GNSS1 垂直位移精度评价指标

Table 1 Evaluation metrics for vertical displacement precision of GNSS1

评价指标	$RMSE/mm$	MAE/mm	R^2	$Evar$
数值	12.88	6.56	0.99	0.99

监测站 GNSS1 最终预测结果见图 6, 分别为垂直及水平位移的预测, 测试数据与预测数据的比例为 5:1。

为进一步验证本文 LSTM 模型在滑坡位移中预测的广泛性, 又选取了蓝色预警区域 GNSS8 监测站数据, 进行预测对比, 评价指标见表 2、3, 决定系数及可解释方差均达到 0.99, 预测结果如图 7。

以 GNSS1 水平位移为例, 见图 8 所示, 对 2021 年 12 月 2 日后 48 d(测试数据与预测数据的比例为 2:1) 的数据进行预测, 位移值超过 20 000 mm 后, 预测值增长趋势明显增加, 故选取测试数据与预测数据的比例为 5:1。说明 LSTM 模型具有短期预测的能力, 但不适用于长期预测, 长期预测呈现的效果不佳, 可能导致模型失去预测效能。

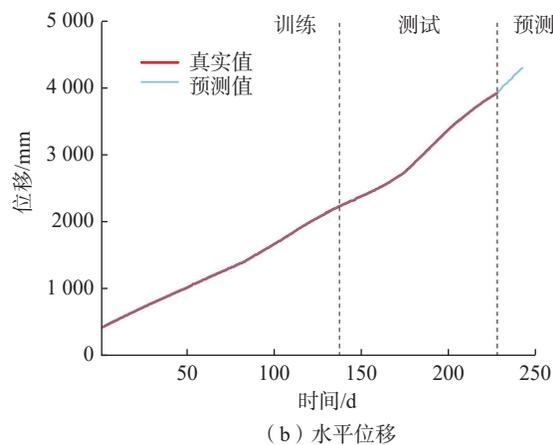
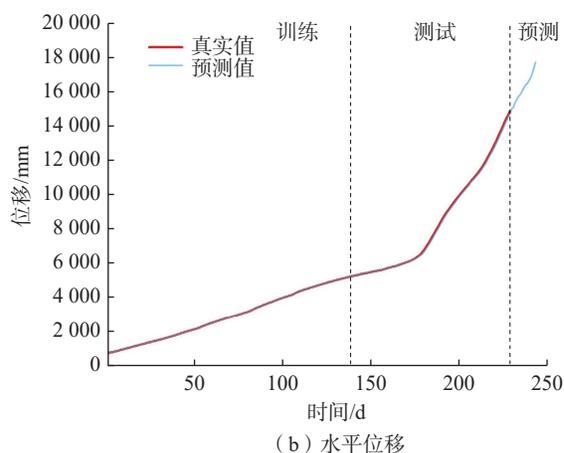
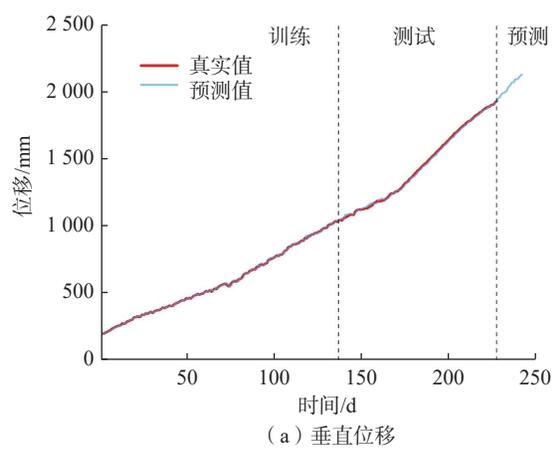
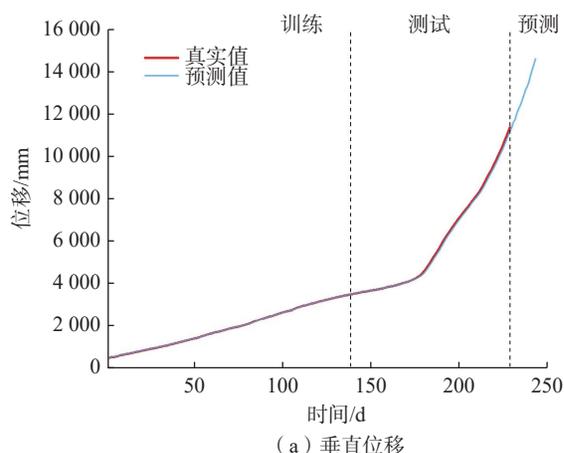


图 6 GNSS1 位移预测结果

Fig. 6 GNSS1 displacement prediction results

图 7 GNSS8 位移预测结果

Fig. 7 GNSS8 displacement prediction results

表 2 GNSS8 垂直位移精度评价指标

Table 2 Evaluation metrics for vertical displacement precision of GNSS8

评价指标	RMSE/mm	MAE/mm	R ²	Evar
数值	6.63	5.66	0.99	0.99

表 3 GNSS8 水平位移精度评价指标

Table 3 Evaluation metrics for horizontal displacement precision of GNSS8

评价指标	RMSE/mm	MAE/mm	R ²	Evar
数值	4.00	3.79	0.99	0.99

本文以 GNSS1 和 GNSS8 两个发出预警的典型监测站为例进行预测试验,其中 GNSS1 位于块体 H4,其为立节北山滑坡变形量最大的块体,故以 GNSS1 监测站为首要监测对象进行预测试验,GNSS8 监测站为辅,进行进一步验证。立节北山滑坡后续进行施工防治措施,如图 9 治理工程三维地表分布图所示,上部进行了格构护坡和抗滑桩等的施工措施见图 9(b),下部 GNSS1 处进行了削坡措施,见图 9(c)。施工成效显著,目前处

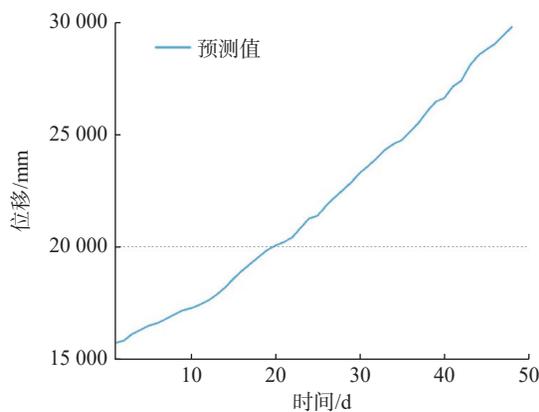


图 8 GNSS1 水平位移未来 48 d 预测结果

Fig. 8 Forecasted results for horizontal displacement of GNSS1 for the next 48 days

于稳定状态,本文仅以研究新方法与应用为目的进行相关预测。

4 结论

本文运用 LSTM 神经网络预测模型对立节北山滑坡的变形进行预测,并说明北山滑坡主要的影响因素,



(a) 整体



(b) 局部1



(c) 局部2

图9 治理工程实施 GNSS 三维分布图

Fig. 9 The GNSS three-dimensional distribution map of the

以选取恰当的特征因子,是将人工智能机器学习应用于北山滑坡变形预测的有效实验,实现了北山滑坡的定量位移预测。

GNSS1 在损坏掉落前,水平及垂直位移分别已达 15 000 mm 和 12 000 mm,通过本次 LSTM 模型预测,可良好的预测出位移数值,对于测点仪器及财产安全也将起到良好的预警作用。

预测结果性能显示良好,精度评价较高,虽然 LSTM 模型在长期预测中表现不突出,但短期预测的能力显著,不仅为立节北山滑坡变形预测提供了辅助参考,也为滑坡预警预测打开了新的思路,对早期预警预报和地质灾害防治具有重要的意义。LSTM 模型更是在 GNSS8 监测站的水平位移预测值中的评价指标较为良好,均方根误差为 4.00 mm,平均绝对误差为 3.79 mm,体现出了在滑坡变形预测中很好的适用性,进一步说明在滑坡变形预测中引入人工智能,是一个可实行的策略方法。

参考文献(References):

- [1] 张勤,黄观文,杨成生.地质灾害监测预警中的精密空间对地观测技术[J].测绘学报,2017,46(10):1300-1307. [ZHANG Qin, HUANG Guanwen, YANG Chengsheng. Precision space observation technique for geological hazard monitoring and early warning [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2017, 46(10): 1300 - 1307. (in Chinese with English abstract)]
- [2] FROUDE M J, PETLEY D N. Global fatal landslide occurrence from 2004 to 2016 [J]. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 2018, 18(8): 2161 - 2181.
- [3] 宋昭富,张勇,余涛,等.基于易发性分区的区域滑坡降雨预警阈值确定——以云南龙陵县为例[J].中国地质灾害与防治学报,2023,34(4):22-29. [SONG Zhaofu, ZHANG Yong, SHE Tao, et al. Determination of regional landslide rainfall warning threshold based on susceptibility zoning: A case study in Longling County of Yunnan Province [J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2023, 34(4): 22 - 29. (in Chinese with English abstract)]
- [4] 唐亚明,张茂省,薛强,等.滑坡监测预警国内外研究现状及评述[J].地质论评,2012,58(3):533-541. [TANG Yaming, ZHANG Maosheng, XUE Qiang, et al. Landslide monitoring and early-warning: An overview [J]. *Geological Review*, 2012, 58(3): 533 - 541. (in Chinese with English abstract)]
- [5] GLADE T, NADIM F. Early warning systems for natural hazards and risks [J]. *Natural Hazards*, 2014, 70(3): 1669 - 1671.
- [6] 余凯,贾磊,陈雨强,等.深度学习的昨天、今天和明天

- [J] . 计算机研究与发展, 2013, 50(9): 1799-1804. [YU Kai, JIA Lei, CHEN Yuqiang, et al. Deep learning: Yesterday, today, and tomorrow [J] . Journal of Computer Research and Development, 2013, 50(9): 1799 - 1804. (in Chinese with English abstract)]
- [7] 杜续, 冯景瑜, 吕少卿, 等. 基于随机森林回归分析的 PM_{2.5} 浓度预测模型 [J] . 电信科学, 2017, 33(7): 66-75. [DU Xu, FENG Jingyu, LYU Shaoqing, et al. PM_{2.5} concentration prediction model based on random forest regression analysis [J] . Telecommunications Science, 2017, 33(7): 66 - 75 (in Chinese with English abstract)]
- [8] 张品一, 薛京京. 多分形互联网金融市场的风险预警模型研究 [J] . 数量经济技术经济研究, 2022, 39(8): 162-180. [ZHANG Pinyi, XUE Jingjing. Research on risk early warning model of multi-fractal Internet financial market [J] . The Journal of Quantitative & Technical Economics, 2022, 39(8): 162 - 180. (in Chinese with English abstract)]
- [9] 程宇也. 基于人工神经网络的短期电力负荷预测研究 [D] . 杭州: 浙江大学, 2017. [CHENG Yuye. Research on short-term power load forecasting based on artificial neural network [D] . Hangzhou: Zhejiang University, 2017. (in Chinese with English abstract)]
- [10] 李小妍. 基于图神经网络的交通流量预测 [D] . 成都: 电子科技大学, 2020. [LI Xiaoyan. Traffic flow forecast based on graph neural network [D] . Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2020. (in Chinese with English abstract)]
- [11] 刘新, 赵宁, 郭金运, 等. 基于 LSTM 神经网络的青藏高原月降水量预测 [J] . 地球信息科学学报, 2020, 22(8): 1617-1629. [LIU Xin, ZHAO Ning, GUO Jinyun, et al. Prediction of monthly precipitation over the Tibetan Plateau based on LSTM neural network [J] . Journal of Geo-Information Science, 2020, 22(8): 1617 - 1629. (in Chinese with English abstract)]
- [12] 冯非凡, 武雪玲, 牛瑞卿, 等. 一种 V/S 和 LSTM 结合的滑坡变形分析方法 [J] . 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(5): 784-790. [FENG Feifan, WU Xueling, NIU Ruiqing, et al. A landslide deformation analysis method using V/S and LSTM [J] . Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2019, 44(5): 784 - 790. (in Chinese with English abstract)]
- [13] 张宇, 张鹏远, 颜永红. 基于注意力 LSTM 和多任务学习的远场语音识别 [J] . 清华大学学报(自然科学版), 2018, 58(3): 249-253. [ZHANG Yu, ZHANG Pengyuan, YAN Yonghong. Long short-term memory with attention and multitask learning for distant speech recognition [J] . Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2018, 58(3): 249 - 253. (in Chinese with English abstract)]
- [14] 刘宇. 深度学习在图像处理中的应用——基于深度学习的视频帧预测算法研究 [D] . 成都: 电子科技大学, 2020. [LIU Yu. Application of deep learning in image processing: Research on video frame prediction algorithm based on deep learning [D] . Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2020. (in Chinese with English abstract)]
- [15] 彭燕, 刘宇红, 张荣芬. 基于 LSTM 的股票价格预测建模与分析 [J] . 计算机工程与应用, 2019, 55(11): 209-212. [PENG Yan, LIU Yuhong, ZHANG Rongfen. Modeling and analysis of stock price forecast based on LSTM [J] . Computer Engineering and Applications, 2019, 55(11): 209 - 212. (in Chinese with English abstract)]
- [16] 杨青, 王晨蔚. 基于深度学习 LSTM 神经网络的全球股票指数预测研究 [J] . 统计研究, 2019, 36(3): 65-77. [YANG Qing, WANG Chenwei. A study on forecast of global stock indices based on deep LSTM neural network [J] . Statistical Research, 2019, 36(3): 65 - 77. (in Chinese with English abstract)]