

基于动态串联PSO-BiLSTM的滑坡变形速率预测方法研究

唐宇峰, 何俚秋, 曹睿

Research on landslide deformation rate prediction method based on dynamic serial PSO-BiLSTM

TANG Yufeng, HE Liqiu, and CAO Rui

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.202311014>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于长短期记忆网络的甘肃舟曲立节北山滑坡变形预测

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

高子雁, 李瑞冬, 石鹏卿, 周小龙, 张娟 中国地质灾害与防治学报. 2023, 34(6): 30-36

基于PSO-DSRVM的边坡变形预测

Prediction of mine slope deformation based on PSO-DSRVM

袁于思, 冯小鹏, 李勇, 易灿灿 中国地质灾害与防治学报. 2023, 34(1): 1-7

基于APSO-SVR-GRU模型的白水河滑坡周期项位移预测

Displacement prediction of periodic term of Baishuihe landslide based on APSO-SVR-GRU model

杨伟东, 王再旺, 赵涵卓, 侯岳峰 中国地质灾害与防治学报. 2022, 33(6): 20-28

基于InSAR监测和PSO-SVR模型的高填方区沉降预测

Subsidence prediction of high-fill areas based on InSAR monitoring data and the PSO-SVR model

李华蓉, 戴双, 郑嘉欣 中国地质灾害与防治学报. 2024, 35(2): 127-136

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

基于改进切线角和变形速率的滑坡预警

Landslide early warning based on improved tangential angle and displacement rate: A case study of the Leijiashan landslide in Shimen County, Hunan Province

陈全明, 黄炜敏, 李姣 中国地质灾害与防治学报. 2024, 35(5): 133-140



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

DOI: 10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.202311014

唐宇峰, 何俚秋, 曹睿. 基于动态串联 PSO-BiLSTM 的滑坡变形速率预测方法研究[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2025, 36(3): 1-8.
TANG Yufeng, HE Liqiu, CAO Rui. Research on landslide deformation rate prediction method based on dynamic serial PSO-BiLSTM[J].
The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2025, 36(3): 1-8.

基于动态串联 PSO-BiLSTM 的滑坡变形速率 预测方法研究

唐宇峰^{1,2}, 何俚秋^{1,3}, 曹睿¹

(1. 四川轻化工大学机械工程学院, 四川 宜宾 644005; 2. 企业信息化与物联网测控技术
四川省高校重点实验室, 四川 宜宾 644005; 3. 马来西亚博特拉大学工程学院,
马来西亚 雪兰莪州 43400)

摘要: 针对现有突发型滑坡变形速率预测方法存在诸如精度不足、计算效率低等问题, 提出一种基于动态串联 PSO-BiLSTM 的滑坡变形速率预测方法。首先, 采用动态滑窗方式截取滑坡变形速率, 并通过集合经验模态分解(EEMD)对截取的变形速率序列进行分解, 得到趋势项及周期项; 其次, 分别通过多项式拟合和周期项 PSO-BiLSTM 网络得到趋势项和周期项的变形速率预测序列; 再次, 经过一系列循环得到残差变形速率序列后, 结合趋势项及周期项变形速率预测序列, 建立总 PSO-BiLSTM 预测网络, 得到总预测变形速率; 最后, 以四川省某滑坡监测为例对方法进行了验证。结果表明: 基于动态串联 PSO-BiLSTM 算法的 MAE、MAPE、RMSE、 R^2 分别为 0.28、5.41%、0.57、0.98, 计算时间为 380.22 s, 在具有较高的精度的同时保证了计算效率。

关键词: PSO; 双向长短时记忆神经网络; 集合经验模态分解; 变形速率预测

中图分类号: P642.22 **文献标志码:** A **文章编号:** 1003-8035(2025)03-0001-08

Research on landslide deformation rate prediction method based on dynamic serial PSO-BiLSTM

TANG Yufeng^{1,2}, HE Liqiu^{1,3}, CAO Rui¹

(1. School of Mechanical Engineering, Sichuan University of Science & Engineering, Yibin, Sichuan 644005, China;
2. Key Laboratory of Higher Education of Sichuan Province for Enterprise Informationalization and Internet of Things, Yibin,
Sichuan 644005, China; 3. Faculty of Engineering, Universiti Putra Malaysia, Selangor Kuala Lumpur 43400, Malaysia)

Abstract: This paper proposed a method for predicting landslide deformation rates using a dynamic serial PSO-BiLSTM approach, aiming to overcome the limitation such as insufficient accuracy and low computational efficiency found in existing methods. Initially, the deformation rate of landslides is captured through a dynamic sliding window technique, and the resulting sequence is decomposed using ensemble empirical mode decomposition (EEMD) to extract trend and periodic components. Subsequently, the deformation rate prediction sequences of trend and periodic components were obtained through polynomial fitting and a periodic component of PSO-BiLSTM network, respectively. After several cycles that produce residual deformation

收稿日期: 2023-11-15; 修订日期: 2024-01-16

投稿网址: <https://www.zgdzhyfzxb.com/>

基金项目: 四川省科技厅科技支撑项目(2022NSFSC1154); 企业信息化与物联网测控技术四川省高校重点实验室开放基金项目(2023WYJ04); 四川轻化工大学科研创新团队计划项目(SUSE652A004)

第一作者: 唐宇峰(1986—), 男, 四川宜宾人, 博士, 副教授, 研究方向为深度学习在故障诊断、地灾预测领域内的理论及应用。

E-mail: 386426034@qq.com

rate sequences, these are integrated with the initial prediction sequences to establish a comprehensive PSO-BiLSTM prediction network that yields the total predicted deformation rate. The method was validated with a landslide monitoring case in Sichuan Province, achieving a MAE of 0.28, a MAPE of 5.41%, an RMSE of 0.57, and an R^2 of 0.98, with a computation time of 380.22 seconds, thus ensuring high accuracy and computational efficiency.

Keywords: PSO; bi-directional long short-term memory (Bi-LSTM) network; EEMD; deformation rate prediction

0 引言

每年由于滑坡形成的地质灾害都会给我国造成巨大的人员伤亡和财产损失。根据最新公布的《中国统计年鉴 2024》统计,近 5 年共发生地质灾害 28 109 起,其中滑坡地质灾害 16 290 起,占总地质灾害数量的 57.67%^[1],是最常见的灾害类型之一。因此,对滑坡地质灾害进行早期防控,对于减少人员伤亡和经济损失都具有十分重要的实际意义。其中,变形速率作为对滑坡地质灾害预警和防控最主要的依据之一,其预测的准确度和时效性对于滑坡地质灾害的预测和防控起着关键作用。然而,滑坡地质灾害特别是突发型滑坡在其变形过程中,可能会发生与历史变形趋势完全不符的变形趋势^[2],导致现有方法在预测此类问题时产生困难。

随着近年来人工智能技术的飞速发展,在线监测与深度学习相结合的超前预测逐渐成为滑坡地质灾害防控研究的热点^[3-5]。其中,长短时记忆(long short term memory network, LSTM)神经网络由于其在处理时序数据上的优势而得到广泛关注^[6-7]。如李丽敏等^[8]将滑坡累计位移分解为趋势项与波动项,并用多项式拟合预测趋势项、LSTM 网络预测波动项;张明岳等^[9]预测对比了循环神经网络(recurrent neural network, RNN)和 LSTM2 种模型在滑坡位移预测时的精度;LI 等^[10]采用自回归、LSTM 和支持向量机(support vector machines, SVM)建立了综合模型并分析了各模型的权重;唐宇峰等^[11]采用了一种动态残差修正的 LSTM 进行了滑坡位移预测。然而,传统 LSTM 网络难以同时提取从后向前的信息,使其应用受到了一定的限制。相比于传统 LSTM 网络, Tengtrairat 等^[12]提出了一种双向长短期记忆(bi-directional long short term memory network, BiLSTM)神经网络算法,该方法采用双向重叠计算的方法,比单向 LSTM 可以更好地捕捉双向时序特征,因此具有更好的应用前景^[13]。在滑坡领域,Cui 等^[14]提出一种基于语义门(semantic gate, SG)和双时长短期记忆网络(SG-BiLSTM)的方法,并识别了滑坡体图像;Wang 等^[15]通过 BiLSTM-RNN 及卷积神经网络(convolutional neural network,

CNN)结合 LSTM 的方法,生成了基于人工智能的香港滑坡敏感性地图。Lin 等^[16]采用 GRA-MIC 融合相关计算方法选取了影响滑坡位移的因素,最后采用 CNN-BiLSTM 模型进行了预测。综上,BiLSTM 方法在滑坡领域内已经取得许多成果。然而,对于突发型滑坡灾害,由于其在加速变形过程中的变形速率发展历程可能与历史变形速率历程完全不符,导致了现有方法在预测此类问题时存在精度及效率不足的困难。因此,建立一种动态预测且深层优化的多层耦合算法,在提高预测准确率的同时保证较快的响应速度,对于准确地进行突发型滑坡预警及增加预警后的应急响应时间是具有十分重要的实际意义的。

鉴于此,本文提出一种基于动态串联 PSO-BiLSTM 的滑坡变形速率预测方法,首先,通过集合经验模态分解(EEMD)将变形速率序列进行分解,得到周期项及趋势项变形速率序列;其次,设置 PSO 启动阈值,并分别通过多项式拟合及周期项 PSO-BiLSTM 预测网络,得到趋势项及周期项变形速率预测值,将预测值分别加入趋势项变形速率序列及周期项变形速率序列;再次,以趋势项变形速率序列、周期项变形速率序列及残差变形速率序列为输入,建立总 PSO-BiLSTM 预测网络,得到总预测变形速率,最后,由总预测变形速率和监测变形速率,相减得到下一循环计算所需的残差变形速率。通过以上方式,提高对变形速率预测的准确率及滑坡预警的响应速度,为增加滑坡预警时间提供一种新的思路。

1 PSO-BiLSTM 算法理论基础

1.1 LSTM 算法理论基础

LSTM 神经网络是对 RNN 的改进算法,其工作原理见图 1^[17]。LSTM 算法在 RNN 的基础上引入了单元状态 c 以及“门”的概念,解决了在 RNN 中存在的梯度消失和爆炸问题。

LSTM 神经网络的基本单元称为细胞,由遗忘门、输入门及输出门构成。其中,遗忘门决定上一时刻的状态 S_{t-1} 保留至当前时刻的信息,其通过一个取值为

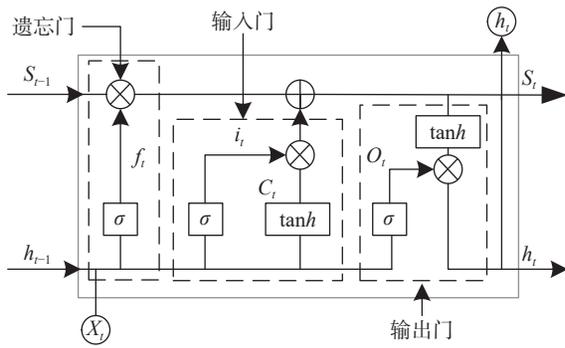


图1 LSTM 基本工作原理

Fig. 1 Structure circuit of LSTM model

0 ~ 1 范围的 Sigmoid 函数, 将输入 x_t 与上一时刻的输出 h_{t-1} 相联系来决定遗忘的信息, Sigmoid 函数取 0 表示全部遗忘, 取 1 代表全部记忆; 输入门的作用是控制当前输入 x_t 保存到状态单元 S_t 中的记忆量, 其主要结构算法为:

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

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2)$$

$$\bar{c}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (3)$$

$$c_t = f_t \cdot c_{t-1} + i_t \cdot \bar{c}_t \quad (4)$$

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (5)$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(c_t) \quad (6)$$

式中: f_t 、 i_t 、 \bar{c}_t 、 c_t 、 o_t 、 h_t ——遗忘门、输入门、当前输入单元状态、当前时刻单元状态、输出、最终输出;

W_f 、 W_i 、 W_c 、 W_o ——遗忘门、输入门、当前输入单元和输出的权重矩阵,

b_f 、 b_i 、 b_c 、 b_o ——遗忘门、输入门、当前输入单元和输出的偏置项;

$[h_{t-1}, x_t]$ ——2 个向量连接为一个更长向量;

σ ——Sigmoid 函数;

\tanh ——将实数映射到 $[-1, 1]$ 的双正切函数^[18]。

1.2 BiLSTM 算法理论基础

BiLSTM 网络是在 LSTM 网络基础上发展起来的, 其可在不增加数据量的前提下学习序列数据和时间步长之间的双向依赖关系^[12]。BiLSTM 和单向 LSTM 最大的区别在于, 前者可以同时保存过去和未来的信息, 而后者只保存过去的信息, 如图 2 所示。

1.3 PSO-BiLSTM 算法

PSO 常用来求解最优化问题, 其基本思路是将待求

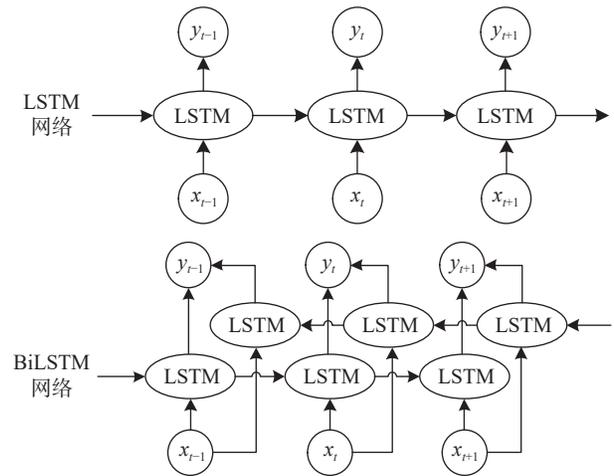


图2 LSTM 与 BiLSTM 对比

Fig. 2 Comparison between LSTM and BiLSTM

问题的解描述为粒子, 每个粒子在 N 维解空间中可以不断寻求, 其粒子极值 P_{best} 代表粒子所经过位置中的最优解, 而粒子群中最好的粒子位置定义为 G_{best} ^[19]。每一个粒子都会在循环中追踪 P_{best} 和 G_{best} 从而进行位置更新, 并通过计算适应度重新获取 P_{best} 和 G_{best} , 从而不断逼近最优解。对某一个粒子 i , 其速度和位置更新方法如下:

$$V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{id}^k) X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1}$$

式中: ω ——惯性权重;

d ——空间的维数, $d = 1, 2, \dots, D$;

i ——粒子的个数, $i = 1, 2, \dots, n$;

V_{id} 、 X_{id} ——粒子的速度、位置;

k ——当前迭代次数;

c_1 、 c_2 ——学习因子;

r_1 、 r_2 —— $[0, 1]$ 之间的随机数;

p_i 、 p_g ——粒子 i 最佳位置和全部粒子的最佳位置。

基于以上理论, 基于 PSO 优化的 BiLSTM 网络训练流程如图 3 所示。

2 动态串联 PSO-BiLSTM 算法

2.1 动态串联 PSO-BiLSTM 算法基本原理

滑坡体在随着时间的演变过程中, 其滑坡变形速率趋势会呈现出“稳定型”、“渐变型”、“突发型”等不同的变化趋势。对于突发型滑坡, 其从变形速率突变到产生滑坡的时间非常短(图 4), 现有方法在解决突发型滑坡位移预测时存在明显的精度不足、效率低下等困难。

(1) 传统 BiLSTM 网络仅通过已有监测数据一次

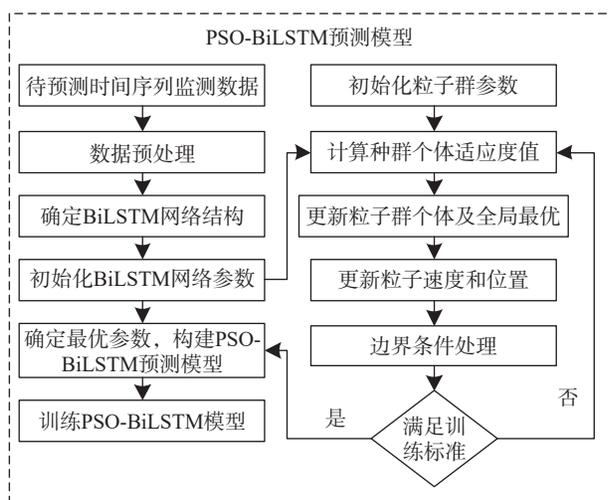


图 3 PSO-BiLSTM 训练流程
Fig. 3 PSO-BiLSTM training flow chart

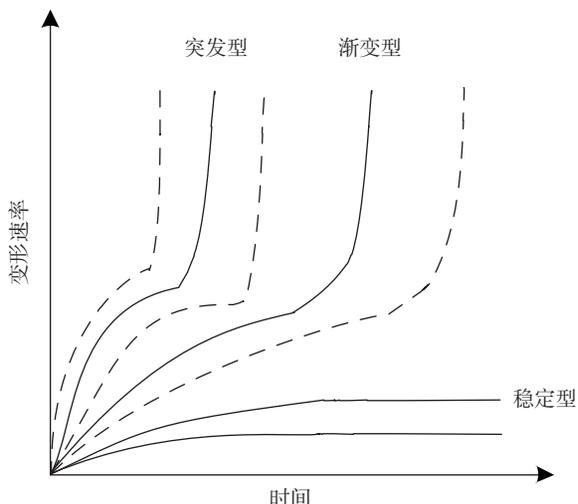


图 4 岩土体蠕变曲线簇
Fig. 4 Slope displacement-time curve cluster

性建立和验证网络,并将该网络作为后续预测的依据,即“静态网络”。这种网络训练完成后不再更新,当变形速率发展趋势与前期变形速率趋势发生较大变化时,难以适应新趋势的发展,无法对变形速率进行有效预测。

(2)“动态网络”,即在每一次得到新的监测数据后对网络进行更新,可使网络具备更新后的变形速率信息,相比于静态网络可以显著提高预测精度。然而,一方面,动态 BiLSTM 网络预测的准确率与经验设定的网络参数有关,参数不当会严重影响其预测精度;另一方面,在变形速率产生突变时,其突变后的数据量少、突变速率变化快,动态网络的方法在预测时仍存在严重的滞后性。

(3) PSO 优化可以对 BiLSTM 参数进行寻优从而提

高准确率,但会大大增加计算成本,导致过长的预测时间而不利于工程的实际应用。

基于以上现状,本文建立了一种基于动态串联 PSO-BiLSTM 的滑坡变形速率预测方法。首先,设置每一次要分析的变形速率数据量 N ,通过“动态滑窗”方式截取待分析数据(“动态滑窗”指每获取最新一轮时序数据,将序列中最早的一轮时序数据去除,从而保持总数据量始终不变,达到减小待分析数据量和历史数据的影响的目的),并通过集合经验模态分解(EEMD)将变形速率序列进行分解,得到周期项及趋势项变形速率序列;其次,分别通过多项式拟合及周期项 PSO-BiLSTM 预测网络,得到趋势项及周期项变形速率预测值,并将预测值分别加入趋势项变形速率序列及周期项变形速率序列;再次,以趋势项变形速率序列、周期项变形速率序列及残差变形速率序列为输入,建立总 PSO-BiLSTM 预测网络,得到总预测变形速率;最后,由总预测变形速率和监测变形速率,相减得到下一循环建立总 PSO-BiLSTM 所需的残差变形速率。需要指出的是:(1)为提升预测效率,为 PSO-BiLSTM 网络仅当某一次预测的周期项残差率 $C1(i) > C$ (C 为 PSO 启动阈值)时 PSO 才会启动,否则直接进行 BiLSTM 网络预测;(2)残差变形速率由下一循环监测的实际数据与当前循环的总预测变形速率之差求得,而当计算循环数 $i \leq S$ (S 为串联 PSO-BiLSTM 启动阈值)时总预测变形速率=趋势项变形速率预测值+周期项变形速率预测值,当 $i > S$ 时总预测变形速率为串联 PSO-BiLSTM 网络求得。其流程图如图 5 所示。

通过以上方式,在动态训练网络的基础上,考虑了不同历史时刻条件下动态网络速率预测的误差,实现了不同动态网络之间的学习,且仅当预测误差过大时才启动 PSO 优化,因此可在提高预测准确率的前提下保证较高的计算效率。

2.2 模型性能指标

为全面评价该滑坡变形速率预测模型精度,采用平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)、均方根误差(root mean square error, RMSE)及拟合优度 R^2 来作为模型性能指标,如下^[20]:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |C_i - \hat{C}_i| \quad (7)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{C_i - \hat{C}_i}{C_i} \right| \times 100\% \quad (8)$$

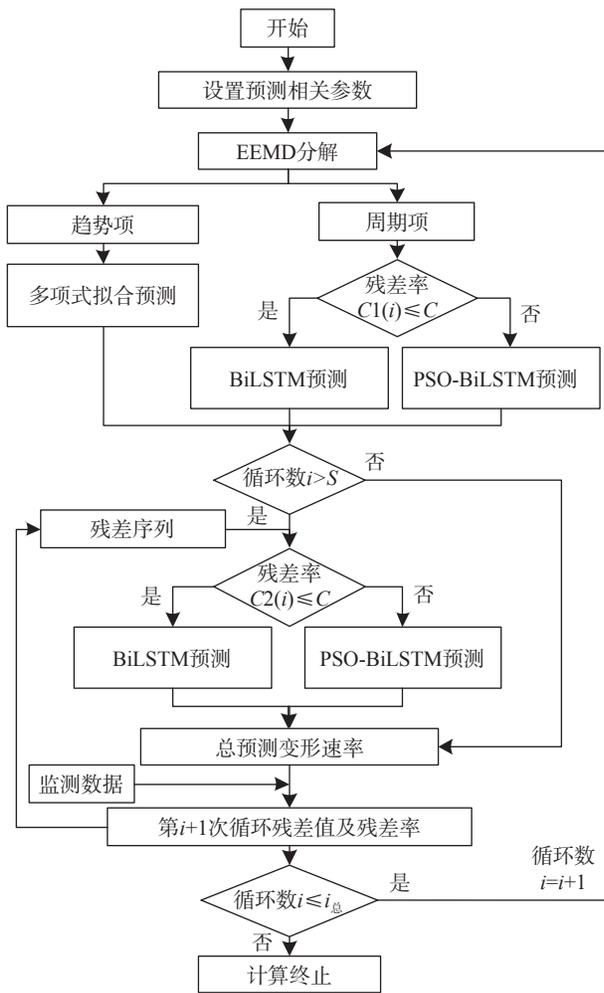


图 5 动态串联 PSO-BiLSTM 算法预测流程

Fig. 5 Dynamic serial PSO-BiLSTM algorithm prediction process

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (C_i - \hat{C}_i)^2}{n}} \quad (9)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (C_i - \hat{C}_i)^2}{\sum_{i=1}^n C_i^2} \quad (10)$$

式中: C_i ——实测值;
 \hat{C}_i ——预测值;
 n ——样本数量。

3 工程实例

3.1 滑坡变形速率实测及预处理

以四川省某滑坡体实测变形速率为例。自 2020 年 3 月 14 日—9 月 17 日间对该案例进行了地表裂缝监测及降雨量监测(图 6), 其中每小时一组数据, 共得到了



图 6 滑坡隐患点监测预警设备

Fig. 6 Landslide hazard point monitoring and early warning equipment

11 776 组滑坡变形速率监测数据。

该滑坡体在前期监测中变形一直相对稳定, 自 9 月 13 日 12 时起, 该滑坡隐患点在连日降雨影响下, 其变形速率有明显突变迹象。如图 7 所示为 9 月 13 日前 500 h 内变形速率变化情况。

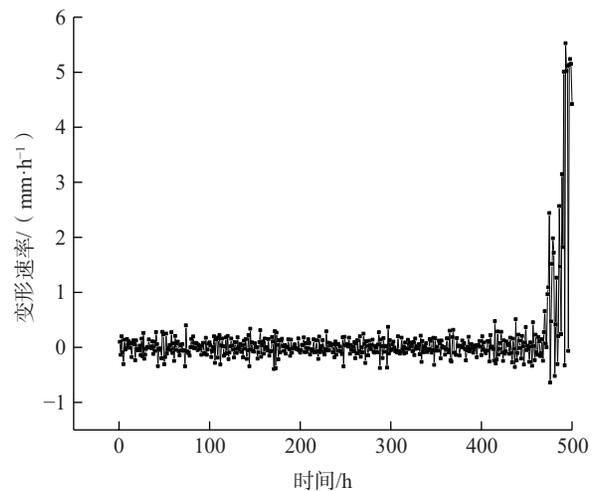


图 7 突变前 500 h 滑坡变形速率

Fig. 7 Landslide deformation rate 500 h before mutation

由图 7 所示, 该滑坡体在前期一直处于稳定状态, 仅在突变前极短时间内变形速率发生了突变。由于本文的研究目的主要是针对变形速率产生突变情况下的预测研究, 稳定期的变形速率对文章研究意义不大。因此仅选取了 2020 年 9 月 12 日 17 时—14 日 6 时间的 50 h 为例进行探讨分析。

在实际工程中, 存在变形速率的发展不是单向放大过程的情况, 而是在某些时刻内会存在阶梯性的变化, 这给变形速率的预测带来了困难。在本文中, 采用“相邻极大值”方法来对数据进行预处理, 即每一个时刻 t 的变形速率 $v_t = \max(v_{t-1}, v_t, v_{t+1})$, 从而平滑变形速率曲

线,有利于进一步进行变形速率预测。相比于常用的“相邻平均”的方法,极大值法关注最大变形速率,因此实际工程中是偏于安全的,如图 8 所示。

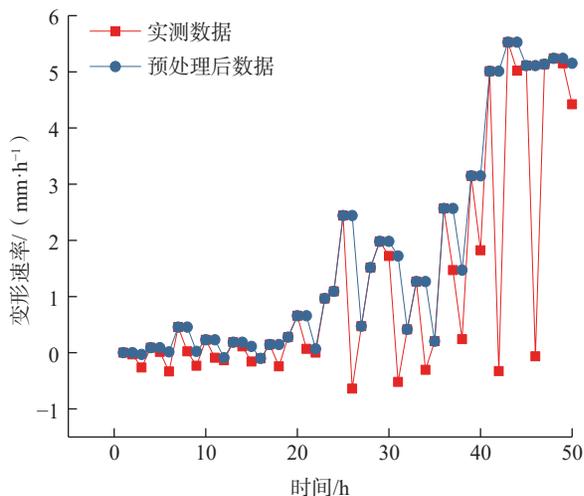


图 8 实测及预处理后的数据
Fig. 8 Actual and preprocessed data

从图 8 可以看出,该滑坡体的变形速率在 20 h 之后呈快速增加的趋势,其变化形态与历史趋势有着较大的差异,即产生了“突变”。

3.2 模型建立与参数选取

为验证本文方法的优势,分别采用动态 BiLSTM 网络(类型 I)、动态 PSO-BiLSTM 网络(类型 II)、文中提出的动态串联 PSO-BiLSTM 网络在 PSO 启动残差率 $C=0$ (类型 III)和 $C=0.1$ (类型 IV)4 种情况进行预测分析。每类 BiLSTM 网络的输出均为一维。其中,动态 BiLSTM 的 BiLSTM 层节点数选取为 50,正则化系数为 0,初始学习率为 0.2; PSO 优化的参数为 BiLSTM 层节点数、初始学习率和正则化系数; PSO 启动残差率 C 取 0.1,动态滑窗截取数据为 30,预测数据量为 20。

3.3 预测结果及指标评价

4 种类型算法均进行了 3 次预测,取计算结果的平均值。图 9 为 4 种方法变形速率预测结果与实测结果 20 轮预测对比。

其中,为获取总 PSO-BiLSTM 网络所需的残差变形速率,在前 10 个预测循环中仅采用周期项 PSO-BiLSTM 网络进行预测,而最后 10 项采用动态串联 PSO-BiLSTM 网络进行预测。因此,以下仅选择最后 10 次数据进行对比分析,如图 10 所示。

为进一步对比预测结果,采用 MAE、MAPE、RMSE 及 R^2 共 4 种评价指标评价位移预测结果,表 1 为各模型位移预测结果的评价结果。

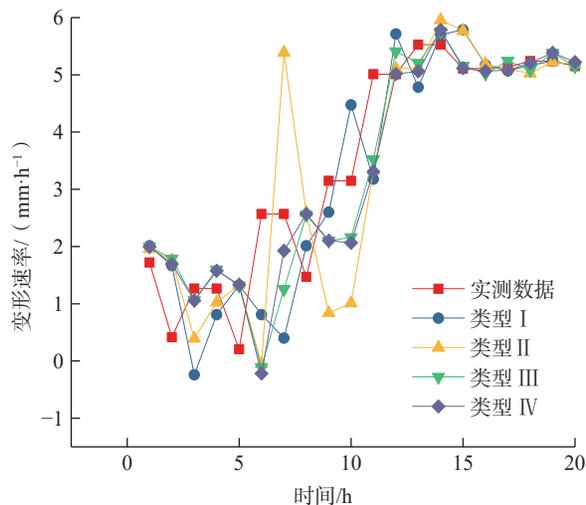


图 9 20 h 变形速率预测结果对比

Fig. 9 Comparison of deformation rate prediction results for 20 h

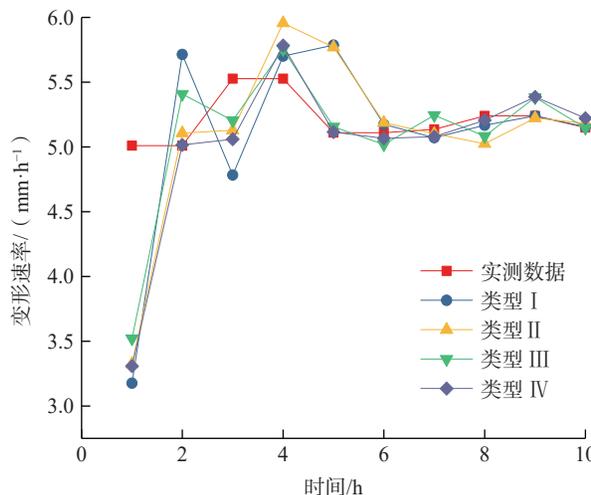


图 10 10 h 变形速率预测结果对比

Fig. 10 Comparison of deformation rate prediction results for 10 h

表 1 预测结果评价

Table 1 Evaluation of prediction results

预测类型	位移评价指标				计算时间/s
	MAE	MAPE/%	RMSE	R^2	
类型 I	0.43	8.45	0.70	0.96	24.89
类型 II	0.36	7.07	0.61	0.97	294.50
类型 III	0.30	5.82	0.51	0.98	1 861.87
类型 IV	0.28	5.41	0.57	0.98	380.22

其中, MAE 为绝对误差; MAPE 为预测值与实测值的平均偏离程度,其越接近 0 表示效果越好; RMSE 为预测值与真实值之间的偏差,越接近 0 表示预测值与真实值越吻合; R^2 越接近 1 说明预测越准确。

从图 10 及表 1 可以看出:(1)动态 BiLSTM 网络(类型 I)的绝对误差和平均偏离程度、偏差均为最大,

且拟合优度 R^2 最小,说明此时类型 I 在四种类型中效果最差,但由于未采用 PSO 优化算法,此时拥有最佳的计算效率;(2)加入 PSO 算法后(类型 II),其 MAE 、 $MAPE$ 和 $RMSE$ 值相比类型 I 均有明显的下降,且拟合优度上升,说明 PSO 优化算法对预测结果有明显的提升;(3)当加入串联算法后(类型 III 和类型 IV),其 MAE 、 $MAPE$ 和 $RMSE$ 值进一步下降,而拟合优度进一步提升,说明串联算法对预测精度有进一步提升;(4)类型 III 与类型 IV 的各评价指标差距较小且各有优劣,但类型 IV 相比与类型 III 计算效率大大提升,这对于滑坡变形速率的快速预测具有重要的实用价值。

4 结论

(1)传统动态 BiLSTM 算法在进行滑坡变形速率预测时具有较高的计算效率,但在面临滑坡变形速率快速变化的情况时预测精度偏低;而相对于传统动态 BiLSTM 算法,PSO-BiLSTM 优化算法对突发型滑坡变形速率预测结果有明显的提升。

(2)动态串联 PSO-BiLSTM 算法可以有效地提高突发型滑坡变形速率的预测准确率,但由于 PSO 优化计算时间过长,不利于工程应用;加入 PSO 启动机制后,其 MAE 、 $MAPE$ 、 $RMSE$ 、 R^2 分别为 0.28、5.41%、0.57、0.98,计算时间为 380.22 s,在具有较高的精度的同时保证了计算效率,对于滑坡预测的快速响应、提高工程实用价值都有重要的意义。

参考文献(References):

- [1] 国家统计局. 中国统计年鉴 2024 [J]. 北京: 中国统计出版社, 2024. National Bureau of Statistics. China Statistical Yearbook 2024 [J]. Beijing: China Statistical Publishing House, 2024.
- [2] 许强, 彭大雷, 何朝阳, 等. 突发型黄土滑坡监测预警理论方法研究——以甘肃黑方台为例 [J]. 工程地质学报, 2020, 28(1): 111 - 121. [XU Qiang, PENG Dalei, HE Chaoyang, et al. Theory and method of monitoring and early warning for sudden loess landslide: A case study at Heifangtai terrace [J]. Journal of Engineering Geology, 2020, 28(1): 111 - 121. (in Chinese with English abstract)]
- [3] 陈文涛, 杨志全, 朱颖彦, 等. 阿塔巴德滑坡形成条件与诱发机制分析 [J]. 中国安全科学学报, 2020, 30(11): 148 - 155. [CHEN Wentao, YANG Zhiquan, ZHU Yingyan, et al. Analyses on formation conditions and triggering mechanism of Atabad landslide [J]. China Safety Science Journal, 2020, 30(11): 148 - 155. (in Chinese with English abstract)]
- [4] 董力豪, 刘艳辉, 黄俊宝, 等. 基于卷积神经网络的福建省区域滑坡灾害预警模型 [J]. 水文地质工程地质, 2024, 51(1): 145 - 153. [DONG Lihao, LIU Yanhui, HUANG Junbao, et al. An early prediction model of regional landslide disasters in Fujian Province based on convolutional neural network [J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2024, 51(1): 145 - 153. (in Chinese with English abstract)]
- [5] 杨伟东, 王再旺, 赵涵卓, 等. 基于 APSO-SVR-GRU 模型的白水河滑坡周期项位移预测 [J]. 中国地质灾害与防治学报, 2022, 33(6): 20 - 28. [YANG Weidong, WANG Zaiwang, ZHAO Hanzhuo, et al. Displacement prediction of periodic term of Baishuihe landslide based on APSO-SVR-GRU model [J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2022, 33(6): 20 - 28. (in Chinese with English abstract)]
- [6] 刘莹, 杨超宇. 基于多因素的 LSTM 瓦斯浓度预测模型 [J]. 中国安全生产科学技术, 2022, 18(1): 108 - 113. [LIU Ying, YANG Chaoyu. LSTM gas concentration prediction model based on multiple factors [J]. Journal of Safety Science and Technology, 2022, 18(1): 108 - 113. (in Chinese with English abstract)]
- [7] 陶雪杰, 徐金明, 王树成, 等. 使用长短期记忆人工神经网络进行花岗岩变形破坏阶段的判别 [J]. 水文地质工程地质, 2021, 48(3): 126 - 134. [TAO Xuejie, XU Jinming, WANG Shucheng, et al. Determination of granite deformation and failure stages using the long short term memory neural network [J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2021, 48(3): 126 - 134. (in Chinese with English abstract)]
- [8] 李丽敏, 郭伏, 温宗周, 等. 基于长短期记忆与多影响因子的滑坡位移动态预测 [J]. 科学技术与工程, 2020, 20(33): 13559 - 13567. [LI Limin, GUO Fu, WEN Zongzhou, et al. Dynamic prediction of landslide displacement based on long short time memory and multiple influencing factors [J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(33): 13559 - 13567. (in Chinese with English abstract)]
- [9] 张明岳, 李丽敏, 温宗周. RNN 与 LSTM 方法用于滑坡位移动态预测的研究 [J]. 人民珠江, 2021, 42(9): 6 - 13. [ZHANG Mingyue, LI Limin, WEN Zongzhou. Research on RNN and LSTM method for dynamic prediction of landslide displacement [J]. Pearl River, 2021, 42(9): 6 - 13. (in Chinese with English abstract)]
- [10] LI Jiaying, WANG Weidong, HAN Zheng. A variable weight combination model for prediction on landslide displacement using AR model, LSTM model, and SVM model: A case study of

- the Xinming landslide in China [J] . Environmental Earth Sciences, 2021, 80(10): 386.
- [11] 唐宇峰, 胡光忠, 周帅. 动态残差修正 LSTM 算法的突发性滑坡位移预测 [J] . 中国安全科学学报, 2023, 33(8): 109 - 116. [TANG Yufeng, HU Guangzhong, ZHOU Shuai. Displacement prediction of sudden landslide based on dynamic residual correction LSTM algorithm [J] . China Safety Science Journal, 2023, 33(8): 109 - 116. (in Chinese with English abstract)]
- [12] TENGTRAIAT N, WOO W L, PARATHAI P, et al. Automated landslide-risk prediction using web GIS and machine learning models [J] . Sensors (Basel), 2021, 21(13): 4620.
- [13] 韩丽有, 谭钦红, 刘家森. 基于 CNN-BiLSTM 的 FMCW 雷达生命体征信号检测 [J] . 激光杂志, 2024, 45(3): 68 - 73. [HAN Liyou, TAN Qinrong, Liu jiasen. FMCW radar vital sian signal detection based on CNN-BiLSTM [J] . Laser Journal, 2024, 45(3): 68 - 73. (in Chinese with English abstract)]
- [14] CUI Wenqi, HE Xin, YAO Meng, et al. Landslide image captioning method based on semantic gate and bi-temporal LSTM [J] . ISPRS International Journal of Geo-Information, 2020, 9(4): 194.
- [15] WANG Haojie, ZHANG Limin, LUO Hongyu, et al. AI-powered landslide susceptibility assessment in Hong Kong [J] . Engineering Geology, 2021, 288: 106103.
- [16] LIN Zian, JI Yuanfa, SUN Xiyan. Landslide displacement prediction based on CEEMDAN method and CNN-BiLSTM model [J] . Sustainability, 2023, 15(13): 10071.
- [17] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory [J] . Neural Computation, 1997, 9(8): 1735 - 1780.
- [18] YANG Beibei, YIN Kunlong, LACASSE S, et al. Time series analysis and long short-term memory neural network to predict landslide displacement [J] . Landslides, 2019, 16(4): 677 - 694.
- [19] 任远芳, 牛坤, 丁静, 等. 基于改进 PSO 算法优化 SVR 的信息安全风险评估研究 [J] . 贵州大学学报(自然科学版), 2024, 41(1): 103 - 109. [REN Yuanfang, NIU Kun, DING Jing, et al. Research on information security risk assessment based on improved PSO algorithm to optimize SVR [J] . Journal of Guizhou University (Natural Sciences), 2024, 41(1): 103 - 109. (in Chinese with English abstract)]
- [20] KALE S. Development of an adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) model to predict sea surface temperature (SST) [J] . Oceanological and Hydrobiological Studies, 2020, 49(4): 354 - 373.