中國地質灾害共防治學秘

THE CHINESE JOURNAL OF GEOLOGICAL HAZARD AND CONTROL

中国科技核心期刊 《中国科学引用文数据库》来源期刊 Caj-cd规范获奖期刊

铁路边坡变形在线监测数据处理方法及其应用

谷 牧

Online monitoring data processing methods for railway slopes and its application: A case study of the Shuohuang Railway $\mathrm{GU}\ \mathrm{Mu}$

在线阅读 View online: https://doi.org/10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.202308052

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

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

基于多尺度卷积神经网络的深圳市滑坡易发性评价

Landslide susceptibility assessment in Shenzhen based on multi-scale convolutional neural networks model 张清,何毅,陈学业,高秉海,张立峰,赵占骜,路建刚,张雅蕾 中国地质灾害与防治学报. 2024, 35(4): 146–162

基于人工神经网络模型的福建南平市滑坡危险性评价

Landslide risk assessment in Nanping City based on artificial neural networks model 陈水满, 赵辉龙, 许震, 谢伟, 刘亮, 李全悦 中国地质灾害与防治学报. 2022, 33(2): 133–140

基于全卷积神经网络的花岗岩中不同组分分布特征分析

Distributions of various compositions in granite specimen using fully convolutional network 朱楚雄, 徐金明, 钟传江 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(1): 127–134

综合InSAR技术和多源SAR数据在滑坡变形监测中的应用

Application of multiple InSAR techniques and SAR data from multi-sources to landslide deformation monitoring: A case study of the Zhixincun landslide in Jilin Province

于海明, 张熠斌, 方向辉, 徐思瑜, 徐誉维, 张旭晴 中国地质灾害与防治学报, 2024, 35(1): 155-162

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



DOI: 10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.202308052

谷牧. 铁路边坡变形在线监测数据处理方法及其应用——以朔黄铁路为例[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2025, 36(1): 101-107. GU Mu. Online monitoring data processing methods for railway slopes and its application: A case study of the Shuohuang Railway[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2025, 36(1): 101-107.

铁路边坡变形在线监测数据处理方法及其应用

——以朔黄铁路为例

谷 牧

(中国铁道科学研究院集团有限公司铁道建筑研究所,北京 100081)

摘要:基于北斗全球卫星导航系统的铁路边坡在线监测系统具有全天时、全天候、高精度和高可靠的特点,监测性能与数据处理模型密切相关。以朔黄(朔州—黄骅)铁路边坡变形在线监测系统为例,针对数据处理中涉及的数据预处理,噪声抑制和变形趋势预测三个环节开展研究。首先在数据预处理中采用3σ准则识别监测数据中的异常值并利用卡尔曼滤波算法对其进行修正,然后将CLEAN算法引入变形监测领域,利用CLEAN算法对监测数据进行噪声抑制,降低噪声分量对后续变形趋势预测的影响,最后利用RBF神经网络对噪声抑制后的数据建模分析,从而获得铁路边坡当前状态和未来变形趋势预测。工程应用表明,所提方法能够有效实现异常值检测及修正,噪声抑制性能良好,变形趋势预测精度高,应用效果较好。

关键词:边坡变形;数据处理;噪声抑制;神经网络;异常值检测

中图分类号: P642.22 文献标志码: A 文章编号: 1003-8035(2025)01-0101-07

Online monitoring data processing methods for railway slopes and its application: A case study of the Shuohuang Railway

GU Mu

(Railway Construction Research Institute of China Academy of Railway Sciences Group Co. Ltd., Beijing 100081, China)

Abstract: The online monitoring system for railway slopes, based on the Beidou global navigation satellite system, features all-weather, high-precision, and high reliability. The effectiveness of system monitoring closely correlates with the data processing model. Taking the online monitoring system for slope deformation on the Shuohuang Railway as an example, this study focuses on three crucial aspects of data processing: data preprocessing, noise suppression, and deformation trend prediction. Initially, the 3σ criterion is employed for outlier detection in monitoring data, which is then corrected using the Kalman filter algorithm. Subsequently, the CLEAN algorithm, introduced to the field of deformation monitoring, is utilized to suppress noise, minimizing its impact on subsequent deformation trend predictions. Finally, an RBF neural network is applied for modeling and analyzing the noise-suppressed data to forecast current and future deformation trends of railway slopes. Engineering applications demonstrate that the proposed methods effectively detect and correct outliers, provide robust noise suppression, and yield precise deformation trend predictions, enhancing the practical application of monitoring systems.

Keywords: slope deformation; data processing; noise suppression; neural network; outlier detection

收稿日期: 2023-08-30; 修订日期: 2024-01-09 投稿网址: https://www.zgdzzhyfzxb.com/

基金项目: 国家能源集团科技创新项目(GJNY-20-231); 国能朔黄铁路公司科技创新项目(朔其他[2021]367号) 作者简介: 谷 牧(1981—), 男, 安徽肥东人, 工程工务研究员, 硕士。研究方向为铁路工务设备运维关键技术。

E-mail: mguens@163.com

0 引言

铁路边坡变形是引起滑坡和泥石流等众多地质灾 害的直接原因,给工农业生产带来严重威胁,传统人工巡 查的方式存在精度低和时效性差等问题[1-3]。北斗全球 卫星导航系统(global navigation satellite system, GNSS) 具有全天时、全天候、高精度和高可靠等优点,基于北 斗 GNSS 建立铁路边坡变形在线监测系统能够有效弥 补人工巡查的不足,不仅能够为铁路工作人员提供实 时、高精度的变形监测数据,同时结合人工智能技术进 行数据分析还可以实现变形趋势预测, 为地质灾害发生 提供提前预警服务,因此得到了广泛关注[4-8]。文献[9] 系统地介绍了 GNSS 在滑坡监测中应用时面临的问题 以及解决思路; 文献[10]以陕西省周至 G108 路段滑坡 为例,提出了一种基于 GNSS 的滑坡预警系统,利用线 性预测模型对滑坡数据进行建模分析; 文献[11]研究了 复杂条件下北斗 GNSS 监测数据的异常值检测和变形 趋势预测问题; 文献[12]设计了一套自动化监测系统并 将其应用到河南省某地边坡变形监测; 文献[13]考虑了 变形监测数据处理中存在噪声抑制问题,提出一种基于 小波分析和经验模态分解的监测数据处理和变形趋势 预测方法。从上述研究可以看出,目前铁路边坡变形监 测主要涉及异常值处理,噪声抑制和变形趋势预测三个 方面,而当前已有研究均仅考虑了其中的一个或两个方 面,尚未有文献系统性的考虑上述三个方面问题。

在上述研究的基础上,本文以朔黄铁路北斗 GNSS 边坡变形在线监测系统为例,针对监测数据处理中异常值检测和修正、噪声抑制以及变形趋势预测开展研究,提出一套数据分析处理方法并进行应用验证。

1 监测数据预处理

利用北斗 GNSS 系统进行变形监测的原理是根据 基准站与不同监测点之间的相对位置关系确定各个监测点位移随时间的变化,通过对位移变化进行解算获得 监测点处毫米级精度的位移变化信息。然而,由于部分 铁路边坡建设环境较为复杂,施工环境较为恶劣,自动 化监测数据中不可避免地会出现偶然误差,因此不能直 接利用监测数据进行建模和变形趋势预测,首先需要对 数据进行异常值检测和异常值修正预处理,以提升数据 质量和后续预测性能。

1.1 基于 3σ准则的异常值检测

3σ准则即莱茵达准则,是一种基于统计学原理实现数据离群点判别的经典方法,其基本思想是根据待检

测样本取值与集合中所有样本的均值和均方根的偏差程度判断样本是否为离群点,对于变形监测数据时间序列 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \cdots, x_N]^{\mathrm{T}}$, $x_n, n = 1, 2, \cdots, N$ 为第n个采样点, N为数据总长度。利用 3σ 准则对其进行异常值检测首先需要计算新的差值序列(d_n):

$$d_n = 2x_n - (x_{n+1} + x_{n-1}) \tag{1}$$

对于所有N个采样点,分别按照式(1)计算差值序列,可以得到N-2个 d_n ,按照式(2)和式(3)分别计算 d_n 的均值(\overline{d})和均方根(σ):

$$\overline{d} = \sum_{n=2}^{N-2} \frac{d_n}{N-2}$$
 (2)

$$\sigma = \sqrt{\sum_{n=2}^{N-2} \frac{\left(d_n - \overline{d}\right)^2}{N - 2}} \tag{3}$$

进而计算 d_n 相对于 \overline{d} 的偏离程度, 若 $\left|d_n - \overline{d}\right| > 3\sigma$,则判定对应的 x_{n+1} 为异常值。反之, 若 $\left|d_n - \overline{d}\right| \le 3\sigma$,判定对应的 x_{n+1} 为正常值。

1.2 基于卡尔曼滤波的异常值修正

基于 3σ准则实现异常值检测后,需要对其进行修 正以保持数据的连续性,便于后续建模分析。目前常 用的拉格朗日插值,三阶样条插值等方法存在数据适 应性差和不稳定的问题。卡尔曼滤波是一种最小均方 误差准则下的最优滤波模型,适合于对非平稳、非线 性时间序列进行平滑滤波,并且只需要前一个时刻的观 测值和当前时刻的估计值即可获得最优估计,具有高精 度和运算简单的特点,适合对监测数据异常值进行实时 修正。

对于监测数据时间序列 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$, 其状态方程和观测方程可以表示为:

$$\begin{cases} x_n = A\hat{x}_{n-1} + \boldsymbol{B}\omega_{n-1} \\ z_n = H\hat{x}_n + v_n \end{cases}$$
(4)

式中: A——状态转移矩阵;

B——系统控制矩阵;

H——量测矩阵:

 \hat{x}_{n-1} 、 \hat{x}_n ——第n-1、n个采样点的估计值;

 v_n ——观测噪声,服从零均值,协方差矩阵为 R_n 的 高斯分布:

 ω_{n-1} ——系统噪声,服从零均值,协方差矩阵为 Q_n 的高斯分布。

得到状态方程和观测方程后,卡尔曼滤波按照式(5)所示对模型进行更新迭代:

$$\begin{cases} \boldsymbol{K}_{n} = \boldsymbol{P}_{n}^{-} \boldsymbol{H}^{\mathrm{T}} \left(\boldsymbol{H} \boldsymbol{P}_{n}^{-} \boldsymbol{H}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_{n} \right)^{-1} \\ \hat{x}_{n} = \hat{x}_{n-1} + \boldsymbol{K}_{n} (z_{n} - \boldsymbol{H} \hat{x}_{n}) \\ \boldsymbol{P}_{n} = (1 - \boldsymbol{K}_{n} \boldsymbol{H}) \boldsymbol{P}_{n}^{-1} \end{cases}$$
(5)

式中: K_n ——滤波增益;

 P_n ——状态估计误差协方差矩阵;

 P^{-1} ——误差协方差矩阵估计值。

卡尔曼滤波迭代终止时异常值位置对应的采样点即为修正后的样本值 $\hat{x} = [\hat{x}_1, \hat{x}_2, \cdots, \hat{x}_N]^T$ 。

2 基于 CLEAN 算法的监测数据噪声抑制

铁路变形通常是由渐变慢慢发展到突变的一个缓慢过程,在渐变过程中,监测到的变形数据变化较小,容易受到接收机噪声和环境噪声的影响,导致后续变形趋势信息提取难度增加,因此进行监测数据处理过程中,噪声抑制是一个关键环节。目前常用的小波变换和主成分分析等方法存在运算复杂,小波基函数和主分量个数等模型参数确定困难等问题。

CLEAN 算法最早由 Hogbom 于 1974 年为了提升合成孔径雷达成像质量而提出,随着研究的深入,人们发现除了抑制旁瓣,提升图像质量外,CLEAN 算法在噪声抑制方面也表现出了独特的优势,并且具有运算量小和实时性高的特点。因此本文将 CLEAN 算法引入变形监测数据处理领域,利用 CLEAN 算法对异常值修正后的监测数据 $\hat{x} = [\hat{x}_1, \hat{x}_2, \cdots, \hat{x}_N]^T$ 进行噪声抑制,具体步骤为:

步骤 1: 对 \hat{x} 进行傅里叶变换,将其转换至频域,得到频谱 $X = FFT(\hat{x})$,其中FFT()表示对括号内变量进行快速傅里叶变换算子。

步骤 2: 找出 X 幅度最大值对应的频率 f_1 ,相位 φ_1 和 幅度 ρ_1 。

步骤 3: 根据式(6)得到第一个谐波分量为:

$$s_1 = \frac{\rho_1}{T} \exp[j(2\pi f_1 t + \varphi_1)], t = 1, 2, \dots, T$$
 (6)

式中: t——采样时刻;

T——总采样时间。

步骤 4: 从原始数据中减去 s_1 , 得到剩余数据 $s_r = \hat{x} - s_1$ 。

步骤 5: 将 s,作为初始信号, 重复步骤 1—步骤 4, 依次提取原始数据中的所有谐波分量, 直到满足迭代终止条件。

步骤 6: 将所有谐波分量相加, 得到噪声抑制后的变形监测数据: $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_N]^{\mathsf{T}}$ 。

3 基于 RBF 神经网络的变形趋势预测

铁路边坡变形趋势预测的目的通过对在线监测系统记录的变形历史数据进行分析,建立能够描述其未来发展趋势的数学模型,从而在地质灾害发生之前进行预警,最大程度地减少地质灾害带来的损失。因此,完成数据预处理和噪声抑制后,需要建立变形趋势预测模型。

RBF 神经网络是一种具备自学习和自适应能力的 前向反馈神经网络模型,理论上能够高精度逼近于任意 非线性函数,因此适合于对非线性、非平稳铁路边坡变 形过程进行建模。典型的 RBF 神经网络结构如图 1 所 示,由输入层,中间层和输出层构成,其中输入层与中间 层,中间层与输出层之间实现了全连接,而网络同一层 神经元之间不连接。输入层神经元通过径向基函数映 射到中间层神经元,中间层神经元又通过权向量向输出 层神经元映射。上述过程可以总结为:①初始化 RBF 神经网络输入层、中间层和输出层神经元。其中输入 层神经元为噪声抑制后的监测数据 $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \cdots, s_N]^T$, 中间层神经元为 $\mathbf{c} = [c_1, c_2, \cdots, c_I]^T$, J为中间层神经元 个数,输出层神经元为未来变形趋势预测数据 $y = [y_1,$ y_2, \dots, y_M]^T, *M*为预测数据期数。②利用 RBF 神经网络 将输入层映射至中间层: $z_j = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{s} - c_j\|}{2\sigma_i^2}\right)$, σ_j 为 RBF 神经网络核参数; ③利用权向量w对中间层神经元进行 线性加权,得到网络输出层 $y_m = \sum_{i=1}^{J} w_{mj} z_i$; ④将网络输 出神经元取值与预期神经元取值之间的均方误差作为 代价函数,利用梯度下降法对代价函数求解,得到最优 的网络权向量w,从而获得最优 RBF 网络模型。

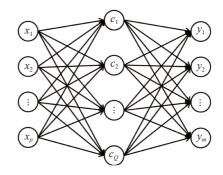


图 1 RBF 神经网络模型结构 Fig. 1 RBF neural network model structure

4 实例分析

4.1 算法流程

图 2 给出了本文所提铁路边坡变形监测系统数据



图 2 所提方法流程图

Fig. 2 Flowchart of proposed method for railway slope deformation monitoring system data processing

处理流程,对于输入的变形监测数据,首先利用 3σ 准则实现对监测数据中的异常值检测,然后利用卡尔曼滤波算法对监测数据进行滤波平滑,实现异常值修正。针对监测数据的噪声抑制问题,利用 CLEAN 算法对卡尔曼滤波后的数据进行分析,提取其中包含变形信息的谐波分量。最后利用 RBF 神经网络对噪声抑制后的监测数据进行建模分析,提取其中包含的变形趋势信息并实现对未来变形发展趋势的高精度预测。

为了定量评估数据处理方法的性能,采用变形趋势预测结果与实际变形数据的平均相对误差(mean relative error, MRE)和均方根误差(root mean square error, RMSE)作为评估指标。具体定义为:

$$MRE = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^{M} \frac{\left| y_m - \overline{y}_m \right|}{y_m} \tag{7}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^{M} (y_m - \overline{y}_m)^2}$$
 (8)

式中: y_m ——第m期边坡位移预测值;

 \bar{y}_m ——对应的实测值。

4.2 试验数据

朔黄铁路是神黄铁路的重要组成部分,是我国投资与建设规模最大的双线电气化合资铁路,也是我国西煤东运第二大通道,在全国路网中占有重要地位。朔黄铁路 K237+208~K237+623 段线路出露地层主要由砂质黄土和二叠系长石石英砂岩夹泥岩组成,黄土厚度为5~20 m,黄土层和基岩形成了坡体的土石分层面,在坡体中基岩裂隙水和入渗雨水的作用下,在该土石分层面易形成软弱夹层,降低坡体的稳定性,导致边坡处发生裂隙和脱空,护坡面形成鼓胀和勾缝,在水分、震动等长期作用下易失稳产生溜坍、滑坡等现象。本文基于朔黄铁路边坡在线监测系统数据开展验证试验。该边坡共设置 8 个点位进行变形监测,监测点位平面布置图如图 3 所示。

4.3 监测数据处理结果

试验中选取上行 K237+384 左坡坡顶监测点 2019 年 1 月至 2021 年 12 月的 36 期变形监测数据进行分析 研究,变形监测数据变化曲线如图 4 所示。可以看出, 曲线变化较为剧烈,波动性较大,给数据处理和建模分 析带来了较大难度。图 5 给出了利用 3σ 准则得到监测 数据异常值检测结果,可以看出,3σ 准则检测得到了 5 期采样异常数据,分别为第 9 期、第 10 期、第 24 期、 第 28 期和第 33 期数据,对其取值进行分析可知,5 期 异常数据取值相对于监测数据均值偏差均超过 3σ,与 理论模型一致。

利用卡尔曼滤波对图 5 所示异常值检测结果进行 异常值修正得到的结果如图 6 所示,对图 6 所示数据进 行噪声抑制得到的结果如图 7 所示。可以看出,经过卡 尔曼滤波和噪声抑制后,监测数据变化曲线能够很好地 反映铁路边坡变形趋势,开始监测时变形趋势增长较 快,之后进入平缓期,变形趋势不明显,而后变形趋势逐 渐增大,结合当地气候数据进行分析可知,变形趋势增 大是由于当地气候变化较为恶劣导致。相对于原始数 据,经过异常值修正和噪声抑制后得到的监测数据变化 曲线较为平滑,更利于后续进行变形趋势建模预测,提 升预测精度。

4.4 变形趋势预测结果

为了进一步对所提方法的变形趋势预测性能进行验证,根据图 2 所示流程,对变形监测数据进行数据集划分,将前 30 期数据作为训练样本,用于实现 RBF 神经网络模型参数的学习,剩余 6 期数据作为测试样本,对最优 RBF 神经网络模型的预测性能进行验证,图 8

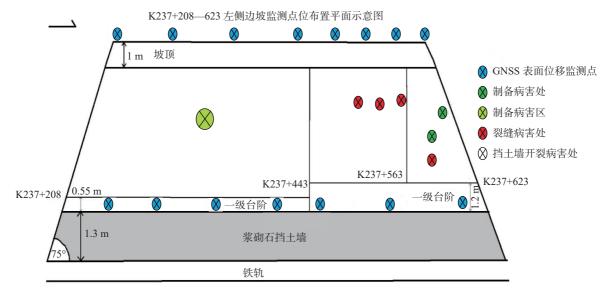


图 3 监测点位布置平面图

Fig. 3 Layout plan of monitoring points

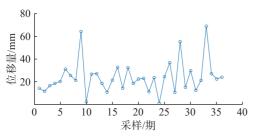


图 4 变形监测数据

Fig. 4 Deformation monitoring data

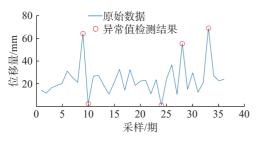


图 5 监测数据异常值检测结果

Fig. 5 Detection results of abnormal values in monitoring data

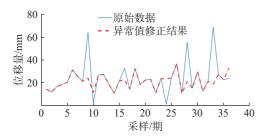


图 6 监测数据异常值修正结果

Fig. 6 Correction results of abnormal values in monitoring data

给出了变形趋势预测结果。同时为了对比,图 8 中一并给出了在相同条件下分别采用文献[11]所提一阶灰色

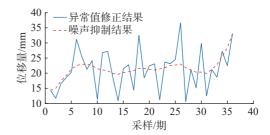


图 7 监测数据噪声抑制结果

Fig. 7 Monitoring data noise suppression results

理论模型(grey model, GM(1,1))和文献[13]所提小波变换方法得到的结果,图 9 给出了三种方法得到结果的预测误差。表 1 给出了三种方法预测性能的定量分析结果。

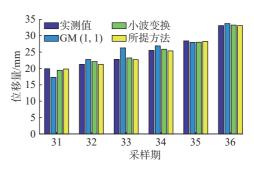


图 8 变形趋势预测结果

Fig. 8 Prediction results of deformation trend

从图 8 和图 9 所示结果可以看出,对于测试集合的每一期样本,所提方法均能获得最高的预测精度,同时对于 6 期测试数据获得的预测误差差别不大,而 2 种对比方法对于第 1—3 期测试数据的预测误差均较大,对于第 4—6 期测试数据的预测误差明显减小,表明所提方法的模型收敛速度较快,只需要少量样本即可获得较

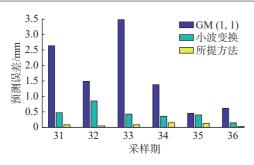


图 9 不同方法预测误差

Fig. 9 Prediction error of different methods

表 1 不同方法预测结果对比

Table 1 Comparison of prediction results using different methods

	GM(1,1)	小波变换	——— 所提方法
MRE	0.68	0.27	0.12
RMSE	0.87	0.52	0.23

高的预测精度,而2种对比方法的模型收敛速度较慢,实时性较差。表1给出的结果与图8和图9一致,所提方法在MRE指标方面相对于GM(1,1)提升超过82.4%,相对于小波方法提升超过55.6%,在RMSE指标方面相对于GM(1,1)提升超过73.6%,相对于小波方法提升超过55.8%,究其原因在于,GM(1,1)作为一种线性模型,预测性能对噪声敏感,因此低信噪比条件下性能有限,而小波方法虽然能够实现噪声抑制,但是监测数据中异常值的存在会导致分解性能下降从而影响后续预测性能。所提方法综合考虑了监测数据中异常值和噪声分量的影响,结合RBF神经网络分线性数据拟合能力,故而可以获得最优的预测性能。

5 结语

- (1)监测数据中异常值存在会影响数据分析以及 变形信息提取,提出利用 3σ准则进行异常值检测并利 用卡尔曼滤波进行异常值修正的方法能够有效解决异 常值处理问题,同时可以保持数据完整性;
- (2) CLEAN 算法能够在实现噪声抑制的同时有效 提取监测数据中的变形趋势信息,提升后续变形趋势预 测精度;
- (3) 基于朔黄铁路 K237+208—K237+623 段线路 边坡变形监测系统实际数据的试验结果表明,所提方法 的变形趋势预测精度高,能够较好地反映实际工况中的 变形趋势信息,具有较高的应用价值。

参考文献(References):

[1] 赵振宇.基于数值计算的测斜仪监测误差分析[J].水

- 文地质工程地质, 2021, 48(3): 157-161. [ZHAO Zhenyu. Error analysis of an inclinometer based on numerical analysis [J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2021, 48(3): 157-161. (in Chinese with English abstract)]
- [2] 袁于思, 冯小鹏, 李勇, 等. 基于 PSO-DSRVM 的边坡变形预测 [J]. 中国地质灾害与防治学报, 2023, 34(1): 1 7. [YUAN Yusi, FENG Xiaopeng, LI Yong, et al. Prediction of mine slope deformation based on PSO-DSRVM [J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2023, 34(1): 1 7. (in Chinese with English abstract)]
- [3] 方杨. 基于物联网与云计算的自动化变形监测技术研究 [J]. 铁道勘察, 2022, 48(2): 44 47. [FANG Yang. Research of automatic deformation monitoring technology based on IOT and cloud computing [J]. Railway Investigation and Surveying, 2022, 48(2): 44 47. (in Chinese with English abstract)]
- [4] 刘佳意, 陈春利, 付昱凯, 等. 降雨诱发的浅表堆积层滑坡成因机理与稳定性预测模型 [J]. 水文地质工程地质, 2024, 51(2): 183 191. [LIU Jiayi, CHEN Chunli, FU Yukai, et al. Mechanism of rainfall-induced shallow landslide and stability prediction model [J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2024, 51(2): 183 191. (in Chinese with English abstract)]
- [5] 周苏华, 付宇航, 邢静康, 等. 基于不同统计模型的肯尼亚滑坡危险性评价 [J]. 中国地质灾害与防治学报, 2023, 34(4): 114 124. [ZHOU Suhua, FU Yuhang, XING Jingkang, et al. Assessment of landslide hazard risk in Kenya based on different statistical models [J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2023, 34(4): 114 124. (in Chinese with English abstract)]
- [6] 宋宜祥, 尹子航, 黄达. 基于 Green-Ampt 模型的多层结构 边坡降雨入渗改进计算方法及稳定性影响研究 [J]. 水文地质工程地质, 2022, 49(6): 162 170. [SONG Yixiang, YIN Zihang, HUANG Da. Rainfall infiltration process of multi-layer slope based on improved Green-Ampt model stability analysis [J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2022, 49(6): 162 170. (in Chinese with English abstract)]
- [7] 洪艳.改进灰色聚类法对边坡稳定性的预测评价 [J]. 人民珠江, 2018, 39(6): 85 88. [HONG Yan. Improved grey clustering method for evaluation of slope stability prediction [J]. Pearl River, 2018, 39(6): 85 88. (in Chinese with English abstract)]
- [8] 侯太平,杨前冬,卢雪峰,等.基于IVDF-SVR耦合模型的边坡变形预测[J].人民珠江,2022,43(5):68-74.
 [HOU Taiping, YANG Qiandong, LU Xuefeng, et al. Slope deformation prediction based on IVDF-SVR coupling model[J]. Pearl River, 2022, 43(5):68-74. (in Chinese

with English abstract)]

- [9] 蒋家祥,聂文泽. GNSS自动化监测系统在库区滑坡体变形监测中的应用 [J]. 云南水力发电, 2022, 38(12): 88-92. [JIANG Jiaxiang, NIE Wenze. Application of GNSS automatic monitoring system in deformation monitoring of landslide mass in reservoir area [J]. Yunnan Water Power, 2022, 38(12): 88-92. (in Chinese with English abstract)]
- [10] 喻小,赵其华,张埕豪,等. GNSS实时监测在滑坡预警中的应用——以陕西省周至 G108 路段滑坡为例 [J]. 人民长江,2019,50(10): 126 130. [YU Xiao, ZHAO Qihua, ZHANG Chenghao, et al. Application of GNSS real-time monitoring in landslide early warning: Case of Landslide of G108 section in Zhouzhi County, Shannxi Province [J]. Yangtze River, 2019, 50(10): 126 130. (in Chinese with English abstract)]
- [11] 张赛飞. 陕南某岩质边坡滑坡监测预警研究 [D]. 西安: 长安大学, 2019. [ZHANG Saifei. Study on monitoring

- and early warning of a rock slope landslide in southern Shaanxi [D] . Xi'an: Changan University, 2019. (in Chinese with English abstract)]
- [12] 马松增, 徐建昭, 何明月, 等. 河南省淤地坝安全自动化监测系统设计与应用 [J]. 水土保持通报, 2020, 40(5): 112-117. [MA Songzeng, XU Jianzhao, HE Mingyue, et al. Design and application of automatic safety monitoring system for soil-saving dams in He'nan Province [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2020, 40(5): 112-117. (in Chinese with English abstract)]
- [13] 苏金亮, 黎盟, 艾露, 等. 基于北斗 GNSS 的边坡自动化实时监测数据处理及变形预测方法 [J]. 水电能源科学, 2022, 40(5): 146-150. [SU Jinliang, LI Meng, AI Lu, et al. Method of data processing and deformation prediction for slope automatic real-time monitoring based on Beidou GNSS [J]. Water Resources and Power, 2022, 40(5): 146-150. (in Chinese with English abstract)]