

# InSAR 与数值模拟协同的排土场边坡 稳定性分析及形变预测研究\*

李如仁<sup>1</sup>, 李梦晨<sup>2</sup>, 葛永权<sup>1</sup>

(1. 沈阳建筑大学 交通与测绘工程学院, 辽宁 沈阳 110168;

2. 沈阳建筑大学 土木工程学院, 辽宁 沈阳 110168)

**摘要:**为探明历史滑坡治理后排土场边坡的形变规律,以大孤山露天矿排土场为例,首先利用短基线子集干涉(SBAS-InSAR)技术进行地表沉降时序监测,分析排土场边坡的主要沉降区域及稳定性影响因素;然后采用 COMSOL 软件建立典型沉降区域内部位移、安全系数对降雨的响应关系,对研究区的时空变形特征进行协同分析;最后通过搭建集成多类别损失函数的粒子群(PSO)优化长短期记忆网络(LSTM)预测模型,开展区域沉降时序预测。结果表明,中北部地区存在3处典型沉降区域,最大累积沉降量达295.8 mm,年平均沉降速率最高约为134.2 mm/a;有效降雨量是边坡形变的主要影响因素,且随着前期降雨过程的持续,边坡稳定系数的下降速率最高约为0.025%。多类别损失函数集成的 PSO-LSTM 模型能反映排土场沉降波动趋势,且其预测精度综合评价指标( $L_{total}$ )为2.48 mm。研究成果可为后续排土场滑坡灾害防治提供理论依据。

**关键词:**排土场滑坡; SBAS-InSAR; 边坡稳定性; 沉降预测; PSO-LSTM

**中图分类号:**TD854+.6 **文献标识码:**A

**文章编号:**1005-2763(2024)06-0217-11

## 0 引言

胶带排土场为大孤山铁矿露天开采的外排土场,主要由碎石、砂土等散体废料组成,在降雨等因素的扰动下易诱发滑坡灾害,造成生命财产损失。边坡失稳是一个渐变到突发的过程,灾害发生前存在长期缓慢的形变积累,因此,加强排土场边坡的形变监测及预测,及时掌握边坡形变趋势,对保证矿山的安全生产运营具有重要的现实意义。

国内外学者围绕排土场边坡的监测及预测研究已有一定的历史。相较于难以反映地物整体形变趋势的点目标形变监测手段,基于合成孔径雷达干涉

(Interferometric Synthetic Aperture Radar, InSAR)测量技术发展起来的短基线子集法(Small Baseline Subset Interferometric Synthetic Aperture Radar, SBAS-InSAR)等时序 InSAR 技术,能够克服云、雨、雾等恶劣天气影响,进行广域地表形变的长时序、高精度连续监测。祁广禄等<sup>[1]</sup>基于合成孔径边坡雷达监测系统圈定了乌拉根锌露天矿边坡的重点监测区域并分析了其位移变化趋势。邓军等<sup>[2]</sup>提出了基于融合分布式目标的 SBAS 方法,有效提高了矿区的点目标密度。刘遵义等<sup>[3]</sup>采用 SBAS-InSAR 技术获取了黑山排土场的全域形变,总结了排土场的形变趋势及形变原因。由上可知,SBAS-InSAR 技术已逐渐成为矿区地表形变监测的主要技术,然而对于正在发育的变形体,仅凭宏观地表变形监测难以准确判断其稳定性及后续变形趋势。此外,尽管监测方法稳定可靠,但单一的监测手段易导致分析结果出现偏差。

为全面科学探索排土场边坡的失稳变形规律,数值模拟技术成为直观揭示坡体内部变形过程的有效工具。孙世国等<sup>[4]</sup>借助数值模拟工具总结了水厂铁矿河西渣土场边坡的滑移变形规律。靳立周等<sup>[5]</sup>在借助差分干涉合成孔径雷达(Differential Synthetic Aperture Radar, D-InSAR)技术进行形变监测的基础上,运用颗粒流软件 PFC2D 模拟了边坡危岩体在自身重力、强降雨等条件下的稳定性状况。同年,张诏飞等<sup>[6]</sup>结合 FLAC3D 和真实孔径边坡雷达技术,提取了刚果(金)某露天采场边坡的位移发展变化特征。在对边坡稳定性进行科学评价的同时,如何借助大量历史形变数据进行边坡沉降区域的形变预测,助力矿区开展灾害预警工作也成为

\* 收稿日期:2023-08-31

基金项目:国家自然科学基金项目(51774204)。

作者简介:李如仁(1966—),男,河北张家口人,博士,教授,主要从事边坡稳定性监测研究,E-mail: rurenli@163.com。

现今亟需解决的问题。桂阿娟<sup>[7]</sup>基于 D-InSAR 在重庆市城口锰矿的形变监测结果,运用 SVR 算法建立了矿山沉陷预测模型。马海涛等<sup>[8]</sup>在对 S-SAR 型边坡雷达位移分析过程中,提出了一种应用正态分布置信区间对滑坡预测开始点进行动态识别的方法,提高了滑坡预测时间的准确性。李如仁等<sup>[9]</sup>基于鞍山市某尾矿库的 SBAS-InSAR 监测结果,运用网格搜索(Grid Search, GS)优化长短期记忆(Long Short Term Memory, LSTM)模型预测其沉降趋势,实现了尾矿库沉降监测预测一体化。然而目前常用的支持向量回归机(Support Vector Regression, SVR)模型、反向传播神经网络(Back Propagation Neural Network, BPNN)等易导致梯度爆炸,LSTM 模型虽具有良好的长短期预测能力<sup>[10]</sup>,但存在网络模型超参数最优解难确定等问题<sup>[11]</sup>。

鉴于此,本文以大孤山露天矿排土场为实例,基于 SBAS-InSAR 技术获取的排土场边坡地表形变监测信息,确定影响其稳定性的主要因素,结合有限元软件 COMSOL Multiphysics 探索边坡在强降雨作用下的失稳破坏情况,总结边坡滑移变形规律。同时,以所获形变结果为样本数据,建立集成多类别损失函数的粒子(Particle Swarm Optimization, PSO)优化长短期记忆网络(LSTM)预测模型,以期对排土场滑坡灾害防治提供理论依据与技术支持。

## 1 研究区概况

研究区位于我国辽宁省鞍山市的大孤山露天铁矿,是亚洲最深的露天矿山之一,年设计生产能力达  $350 \times 10^6$  t。矿区东西长 1.7 km,南北宽 1.52 km<sup>[12]</sup>,垂直深度达 0.4 km,占地面积约 10.6 km<sup>2</sup>。矿山排土场分为胶带排土场和汽车排土场<sup>[13]</sup>,分别位于采场的东侧和东北侧,其中汽车排土场因其存量趋于饱和呈停排状态,胶带排土场为现用一级排土场。

因此,本文仅围绕胶带排土场(见图 1)进行分析。胶带排土场占地面积约 137.1929 hm<sup>2</sup>,设计容量约  $28.984 \times 10^9$  t,设计堆积标高为 270 m,目前排土高度已达 240 m,总边坡角约为 22°~33°,基于 DEM 数据的三维建模结果如图 2 所示。结合图 1、图 2 可知,排土场的顶部与周围地区高差较大,下缘建有水泥搅拌站、厂房等,周边分布 4 个村庄,相关

作业、聚居的群众数量较多,一旦发生滑坡,可能会造成严重的人员伤亡和财产损失。

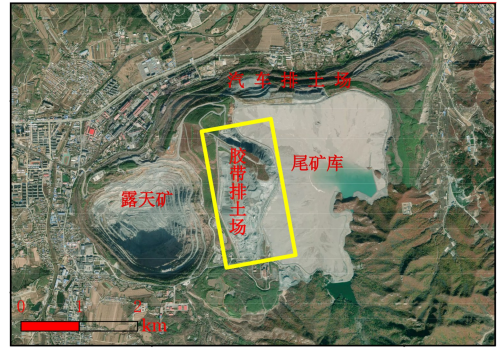


图 1 大孤山露天矿排土场遥感影像

Fig.1 Remote sensing images of the dump site in Dagushan Open-Pit Mine

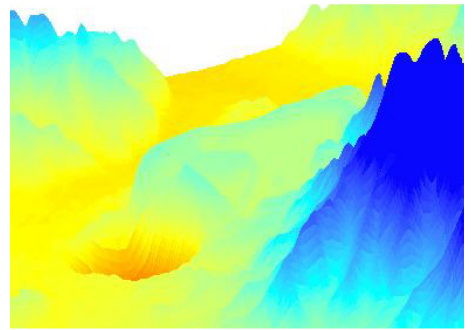


图 2 排土场 DEM 数据三维显示

Fig.2 Three-dimensional display of the DEM data of the dump site

排土场的散体材料组成较为复杂,岩石松散体多由混合岩、千枚岩、花岗岩等组成,平均松散系数为 1.5,土体主要是第四系残坡积、冲洪积土。周边出露地层的基岩包括太古宇鞍山群樱桃园组等,属于半坚硬至坚硬的层状工程地质岩组<sup>[14-15]</sup>。研究区处于温带半湿润大陆性季风气候带,夏季炎热湿润,冬季寒冷干燥。每年降雨主要集中在 6~9 月份,占全年降雨量的 75%。多年平均降雨量约为 720.6 mm,最大年降雨量为 994.5 mm(1975 年),最大月降雨量为 416.7 mm(1985 年 7 月),最大日降雨量为 236.8 mm(1975 年 9 月 1 日)<sup>[16]</sup>。

据现有文献记载,受大气降雨、地表水浸润等外界因素影响,胶带排土场南侧曾于 2013 年发生小规模滑坡<sup>[12]</sup>。滑坡区域长约 140 m,宽约 87 m,滑坡前后高差约 10 m,滑坡体土体体积约 61 000 m<sup>3</sup>,属于楔形体滑坡。根据历史遥感影像可知,此次滑坡治理后排土场局部区域仍存在不同程度的形变,原有

拉张裂缝继续发育,滑坡风险依然存在。

## 2 基于短基线子集干涉(SBAS-InSAR)技术的排土场边坡沉降监测

### 2.1 SBAS-InSAR 技术原理

时序 InSAR (Time Series Interferometric Synthetic Aperture Radar)作为一种新型地表形变测量手段,具有长时序、大范围、高精度(毫米级),且不受云、雨、雾等恶劣天气影响的优势。时序 InSAR 技术主要分为永久散射体干涉测量(Permanent Scatterers Interferometric Synthetic Aperture Radar, PS-InSAR)和短基线子集干涉监测(SBAS-InSAR)两种。其中 PS-InSAR 采用单主影像干涉模式,易造成一些时空基线大的低质量干涉相对参与形变解算,在一定程度上降低了形变分布信息的计算精度<sup>[13]</sup>。针对这一问题,SBAS-InSAR 技术运用多主影像干涉模式,依据时空基线的分布特征将影像划分为多个子集,各子集空间内干涉相对的时空基线较短,有利于时空失相干影响

的削弱。借助最小二乘法求解子集内的时序形变时,不同干涉对会得到无穷组解集,为求得唯一解,采用奇异值分解法对多个子集进行联合求解,生成完整的高精时序形变图,同时保证了数据的高时空采样率和高采样点密度<sup>[13]</sup>。SBAS-InSAR 技术增加了干涉对数量,能够避免方程秩亏问题。合理的基线阈值能够解决空间基线过长造成的图像失相干现象,有效削弱大气效应、降低相位噪声<sup>[17]</sup>,减少数字高程模型(DEM)误差对形变反演精度的影响<sup>[18]</sup>。因此本研究采用 SBAS 法探究大孤山露天矿的时序形变信息。

### 2.2 数据介绍

本研究采用 2020 年 5 月至 2022 年 4 月间覆盖研究区的 60 景 Sentinel-1A 雷达卫星升轨 SAR 影像(见表 1),极化方式选择 VV 同极化,成像模式选择干涉幅宽(IW)模式。选用 NASA 提供的绝对高程精度约 30 m 的 STRM-DEM 数据进行平地 and 地形相位的去除,同时导入 ESA 提供的精密轨道星历去除轨道误差。

表 1 Sentinel-1A 传感器参数

Table 1 Data parameters of the Sentinel-1A

极化方式	成像模式	入射角度/(°)	雷达波长/cm	空间分辨率/(m×m)	幅宽/km	重访周期/d
VV 同极化	干涉幅宽(IW)	39	5.6(C 波段)	5×20	250	12

### 2.3 SBAS-InSAR 监测结果

利用 SARscape 软件中的 SBAS 技术流处理监测数据,得到的研究区年均形变速率如图 3 所示。

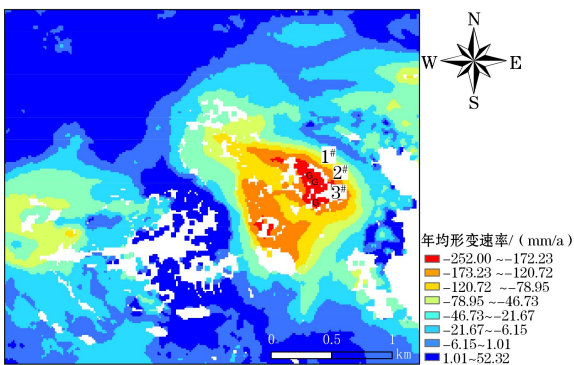


图 3 基于 SBAS-InSAR 的排土场年均形变速率

Fig.3 Annual rate of deformation of the dump site based on SBAS-InSAR

从图 3 能够看出,截至 2022 年 4 月 28 日,排土场整体形变量较大且分布不均匀,主要形变区域分布在排土场中北部地区,最大形变速率为 -252.00

mm/a(雷达监测结果为负值代表沉降),年均形变速率居于 78~252 mm/a 之间。

为进一步研究监测期间排土场的长时序形变演化特征,绘制了以 2020 年 5 月 20 日为参考时间的等间隔雷达监测时间序列形变图(见图 4)。由图 4 可知,随着时间的推移,排土场中北部区域的沉降灾害尤为严重,累积沉降量高达 295.80 mm。随着沉降量的持续增加,整体沉降范围呈现由内向外的扩散趋势,在一定程度上加剧了排土场边坡的失稳风险,后期沉降量可能会快速增加,地表活动的相对稳定需要较长时间。

为验证 SBAS 技术监测结果的可靠性和准确性,以 2# 特征点为例,以内符合精度为指标,进行 SBAS-InSAR 监测结果的精度评价<sup>[3]</sup>。累积形变误差如图 5 所示。从图 5 能够看出,大部分误差棒长短均匀,个别偏差较大,表明大部分监测数据的误差小,离散度小且可信度高,仅个别监测点位出现偏差,说明 SBAS-InSAR 技术的形变测量结果有效可靠,能够用于此排土场的形变监测。



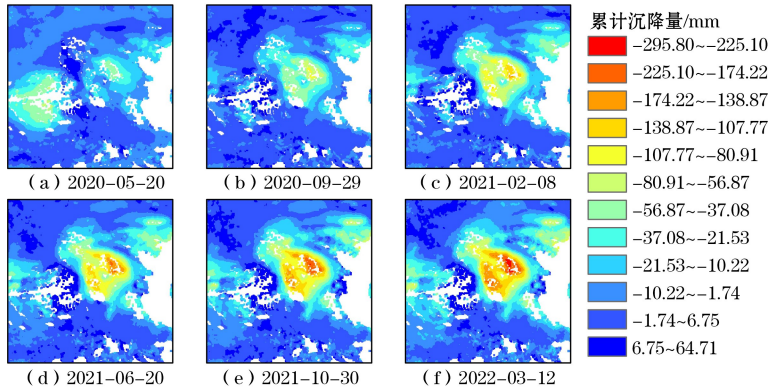


图 4 排土场的时序累积形变

Fig.4 Cumulative deformation value in time series of the dump site

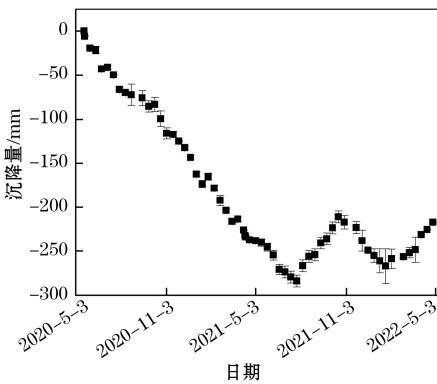


图 5 SBAS-InSAR 测量结果误差

Fig.5 Errors in SBAS-InSAR measurements

### 2.4 雷达监测形变结果分析

为深入揭示排土场的形变特征及趋势,选取沉降量较大的 3 处典型特征点(见图 3)进行形变规律分析,结果如图 6 所示。由图 3 可知,整个排土场存在 3 处沉降较大的特征点位,均分布在排土场的中北部,累积形变均值约为 284.8 mm,其中 2# 点位的累积形变量最大。根据图 6 可知,3 处特征点的沉降呈现近似相同的非线性变化规律,且自 2020 年 11 月起沉降速率显著增加,表明排土场中北部区域一直处于加速下沉状态。此外,监测周期内的累计沉降量整体呈现不同程度的波动,最大波动值约为 22 mm,与采区排土场的地形、地貌、降雨量等多方面因素有关,因此后续将结合研究期内的降水量进一步分析边坡稳定性。

降雨是大多数排土场滑坡的主要诱因之一<sup>[19-20]</sup>,借助美国多星降水产品 IMERG 绘制研究期内的降雨历程图,并将其与位移变化量曲线进行对比(见图 7)。由图 7 可知,前期无降雨时的排土场表面位移变化相对较小,各特征点位的累计形变

均值约为 24.1 mm,表明无降雨时的排土场整体基本稳定,位移变化主要来源于散料的自然沉降<sup>[21]</sup>。降雨时其表面位移变化显著,特征点位的平均累计沉降量达 260.7 mm,不仅与排土体的岩性及堆积状态有关,还与前期降雨过程具有显著相关性。

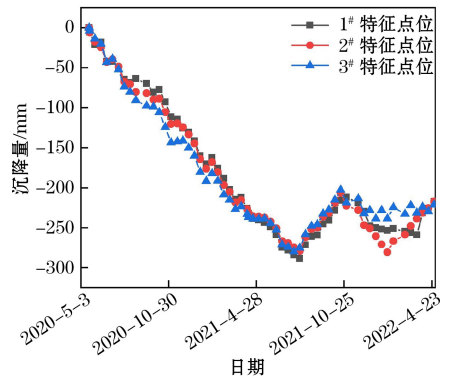


图 6 排土场的累计沉降曲线

Fig.6 Accumulated settlement curve of the dump site

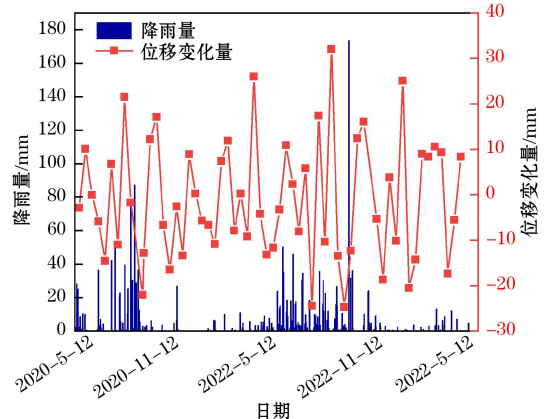


图 7 位移变化量-降雨量关系曲线

Fig.7 Relationship between deformation values and the rainfall

排土场内大部分区域为碎石松散裸露堆积<sup>[13]</sup>,岩体碎石的粒径大部分介于0.2~2 m,粒径较大,堆积形成的排土体孔隙度大,当雨水透过表层土渗入土体内部后,岩土体含水量增加,抗剪强度参数(黏聚力、内摩擦角)呈非线性下降趋势<sup>[22]</sup>,排土场边坡的抗滑力降低。2020年6月1日,日降雨强度为5.51 mm/d,特征点形变明显且增幅约45%,表明前期长久的干旱条件下发生降雨,降雨量弥补了降雨之前蒸腾作用导致的水分亏缺后,边坡形变的可能性明显增加。2020年8月末,降雨强度高达75.18 mm/d时,排土场位移变化不明显,表明前期的长时间降雨导致二次高强度降雨发生时边坡形变的可能性较小<sup>[23]</sup>。2022年1月至2月期间,降雨强度小于4 mm/d时的排土场位移变化显著,表明前期的长时间降雨使得岩土体内部含水率增加,天然容重趋于饱和,自重随之增加,岩土体的下滑力增大,当日无降水或降雨强度较低时,依然有形变的可能,这是位移响应滞后的表现,滞后与土体渗透性相关。由此可知,前期降雨过程对边坡形变的波动起主导作用,有效降雨量(式1)<sup>[24]</sup>应被考虑为边坡变形的主要影响因素之一。

$$R_e = R_0 + \alpha R_1 + \alpha^2 R_2 + \dots + \alpha^n R_n \quad (1)$$

式中, $R_e$ 是有效降雨量; $R_0$ 是当日降雨量; $R_n$ 是日前降雨量; $\alpha$ 为降雨系数,一般取0.8; $n$ 是降雨持续天数,根据降雨持续天数与变形的相关性,本文取5。

### 3 排土场滑坡数值模拟分析

排土体本身由散料构成,具有较大的孔隙率与一定的自然沉降期,采区弃料的不断堆积使得底部岩土体在上部重力荷载的长期作用下具有一定的压实度,沉降形变量的增加不一定加剧滑坡风险,因此有必要对排土场边坡的运动过程进行数值模拟,实现其稳定性的科学分析。

#### 3.1 物理模型

结合雷达实测信息(见图3)可知,排土场1<sup>#</sup>、2<sup>#</sup>特征点位的累积形变量相对较大,在降雨等外界因素扰动下容易发生滑坡。因此,本文借助有限元软件COMSOL Multiphysics(以下简称COMSOL),对经过此两处特征点形成的AA'典型剖面构建数值模型(见图8),其左右边界设置水平

方向约束,底部设置垂直方向约束,计算过程中主要考虑重力作用<sup>[25]</sup>。排土场边坡岩土力学参数见表2。

目前国内外学者对边坡失稳的评判标准并不统一。一般认为,当边坡岩土体出现的塑性变形持续增加时,边坡临近极限变形状态,当岩土体塑性变形区发生贯通时,边坡达到极限状态。因此本研究将坡体出现贯通的圆弧滑动面作为滑坡标志,此时COMSOL计算不收敛且迭代终止,对应的强度折减系数即为边坡安全稳定系数<sup>[26]</sup>。

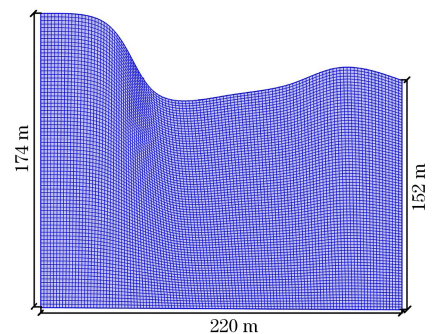


图8 排土场边坡稳定性分析模型

Fig.8 Slope stability analysis model for the dump site

表2 排土场边坡岩土力学参数

Table 2 Geotechnical parameters of the slope in the dump site

岩性	容重/ (g/cm <sup>3</sup> )	黏聚力/ MPa	内摩擦角/ (°)
排岩散体岩石	1.92	20	30
第四系土	1.92	50	16.5
基岩	2.7	800	32

#### 3.2 静力作用下的边坡稳定性分析

采用COMSOL软件内置的强度折减计算流模拟并分析静力条件下排土场边坡的安全稳定现状。强度折减法被定义为当外部荷载稳定不变时,通过不断折减岩土体的剪切强度直至边坡达到临界破坏状态,循环时步迭代停止,此时岩土体的实际剪切强度与临界状态的剪切强度之比为边坡安全稳定系数<sup>[27]</sup>。根据静力作用下的边坡模型最终变形结果(见图9)可知,现状下排土场的最大变形量约为28 mm,位于坡顶内凹处,对应的安全稳定系数为1.25,表明排土场边坡在重力作用下变形缓慢,不会突然失稳破坏。

通过对比AA'剖面内1<sup>#</sup>、2<sup>#</sup>特征点位的模拟值与无降雨条件下的雷达监测数据(见表3),可以

看出模拟值与实测值基本一致,表明所建数值模型与实际排土场边坡的几何关系、物理力学关系吻合度较高,且因考虑岩土体的弹塑性变形及围岩与上覆岩层间的摩擦力,该模型数值模拟结果具有一定的缓变特性<sup>[28-29]</sup>。利用此模型进行排土场地表形变趋势模拟,结果合理可靠。

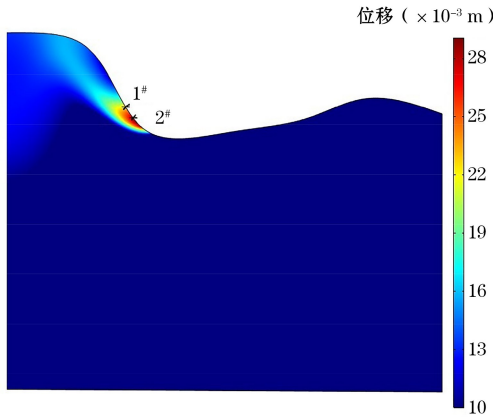


图9 静力作用下的边坡变形模拟

Fig.9 Simulation results of slope deformation characteristics under static force

表3 静力作用下不同特征点位的形变值  
Table 3 Deformation values at different typical points under static force

特征点位	形变值类型	形变矢量值/mm
1#	实测值	27.8
	模拟值	28.0
2#	实测值	22.3
	模拟值	23.1

由图9可知,相较于整体而言,坡脚处变形较大,且随着时间推移,变形逐渐从坡脚向坡顶延伸并伴有贯通趋势,表明该排土场边坡在静力作用下并不稳定,具有相对滑动的可能性。结合前述降水分析可知,夏季易发的强降雨会导致地表形变量大幅增加,滑坡风险加剧。因此,有必要进行降雨条件下的边坡稳定性分析,深入探索有效降雨量对其内部形变的影响规律。

### 3.3 考虑有效降雨条件下的边坡稳定性分析

为模拟降雨作用下的边坡变形破坏过程,在保持原有约束条件不变的情况下,以 Drucker-Prager 准则匹配莫尔-库仑准则为屈服准则,以 Richards 方程为渗流理论基础,以边坡表面边界为雨水渗流入口,将不同降雨量以法向流入速度  $U_0$  的形式施加在边界,取研究期内中雨、大雨、暴雨、大暴雨级别

下的有效降雨量为计算工况,建立边坡失稳破坏模型。研究期内日最大有效降雨量为 249.7 mm 时的边坡形变结果如图 10 所示,数值模拟结果偏大可能是渗透系数与实际有一定偏差所致。

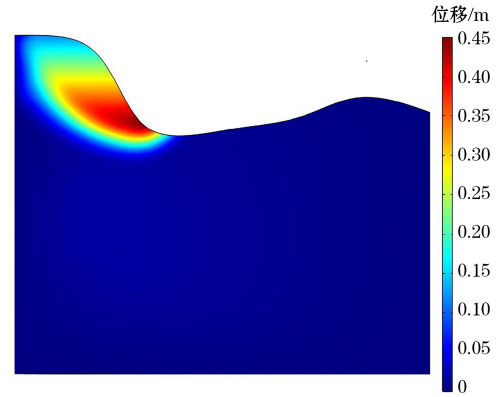


图10 有效降雨量为 249.7 mm 时的边坡位移  
Fig.10 Slope displacement for effective rainfall of 249.7 mm

根据图 10 所示模拟结果可知,位移、安全系数等指标均随降雨过程发生响应,2# 特征点的部分位移变化情况见表 4,从表 4 可以看出,当前期降雨充沛时,即使单日降雨量较低,有效降雨量仍相对较大,地表形变量较大,再次验证了有效降雨量应被视为边坡形变的主要影响因素。以不同有效降雨量下的最大位移值为变形临界值,能够建立最大位移值  $x$ 、边坡稳定系数  $y$  与有效降雨量  $z$  之间的时空响应关系(见图 11 至图 13)。从图中可以看出,自 2020 年 5 月 21 日出现降雨后,边坡稳定系数开始下降且下降速率约为 0.025%,随着降雨频次和有效降雨量的增加,边坡稳定系数的下降速率显著,排土场边坡趋向不稳定状态发展。当有效降雨强度在中到大雨级别,排土场边坡保持稳定状态,大到暴雨情况下边坡基本维持稳定状态,大暴雨情况下边坡变形速率加剧,有随时滑坡的可能性。

表4 不同有效降雨量下 2# 测点的位移变化

Table 4 Displacement variations of 2# measurement point under different effective rainfall rates

日降雨量/mm	有效降雨量/mm	位移值/mm	有效降雨强度
5.00	5.00	-46.3	小雨
6.48	10.48	-42.1	中雨
97.34	105.73	-52.1	大暴雨
0.00	84.58	-70.8	暴雨

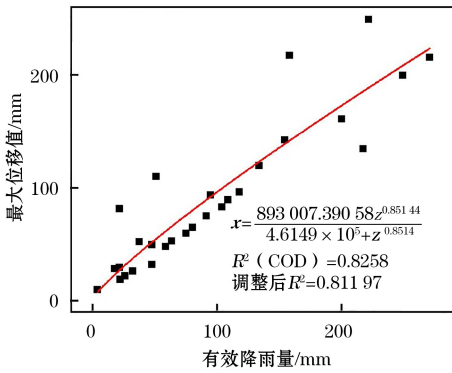


图 11 有效降雨量-最大位移值的关系曲线

Fig.11 Relationship curve between effective rainfall and the maximum displacement value

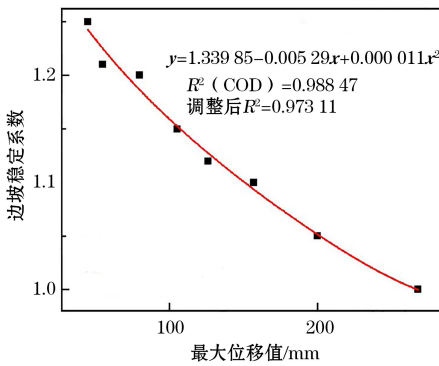


图 12 边坡稳定系数-最大位移值的关系曲线

Fig.12 Relationship curve between slope stability coefficient and the maximum displacement value

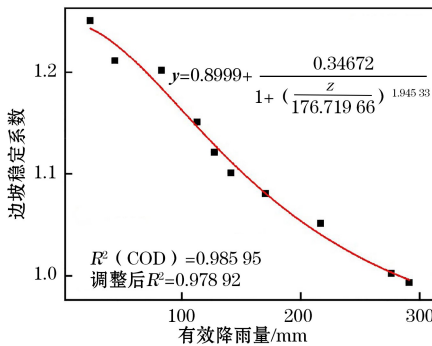


图 13 边坡稳定系数-有效降雨量的关系曲线

Fig.13 Relationship curve between slope stability coefficient and effective rainfall

#### 4 基于多类别损失函数集成的 PSO-LSTM 位移预测

SBAS-InSAR 监测信息与 COMSOL 数值模拟结果的协同分析能够实现大孤山露天矿排土场边坡稳定性的科学分析。时序 InSAR 监测数据能够反映边坡全天候、全天时的长时序累积形变结果,而 COMSOL 反映的是边坡变形最终结果。因此,为实现排土场边坡典型沉降区域的形变预测,助力滑坡灾害预警工作的开展,以研究区内沉降累计时序数据为样本,借助多类别损失函数集成的 PSO-LSTM 模型进行排土场形变时序预测分析。

##### 4.1 粒子群 PSO 优化 LSTM 模型的基本原理

###### 4.1.1 LSTM 网络

长短期记忆网络(LSTM)是递归神经网络(Recurrent Neural Networks, RNN)的变体<sup>[30]</sup>,主要由记忆元组和包含遗忘门、输入门、tanh、输出门的四层非线性门单元组成。非线性门单元的添加能够有效控制信息的保留、遗忘和传递更新,具有记忆长短期信息的能力,大幅提升了模型的预测精度。LSTM 的单元结构<sup>[31]</sup>如图 14 所示,其主要算法<sup>[31-32]</sup>如式(2)至式(7)所示。

$$f_t = \sigma(\omega_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (2)$$

$$i_t = \sigma(\omega_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (3)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(\omega_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (4)$$

$$C_t = C_{t-1} \cdot f_t + \tilde{C}_t \cdot i_t \quad (5)$$

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

$$O_t = \sigma(\omega_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (7)$$

式中,  $x_t$  为  $t$  时刻的样本序列值;  $f_t$  为遗忘门;  $i_t$  为输入门;  $O_t$  为输出门;  $\sigma$  和  $\tanh$  为 sigmoid 激活函数和双曲正切激活函数;  $\tilde{C}_t$  代表当前输入状态;  $C_t$  代表当前时刻状态;  $h_t$  表示最终输出;  $\omega_f$  为遗忘权值;  $b_f$  为遗忘偏置;  $\omega_i$  为输入权值;  $b_i$  为输入偏置;  $\omega_o$  代表输出权值;  $b_o$  为单元状态的偏置;  $b_o$  代表输出权值<sup>[31]</sup>。

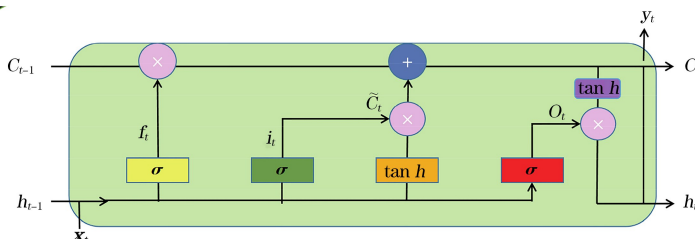


图 14 LSTM 神经网络的单元结构

Fig.14 Unit structure of LSTM neural networks



#### 4.1.2 粒子群优化算法

粒子群优化算法是一种全局搜索最优解的改进仿生算法。在空间中搜寻最佳位置的过程中,每个粒子会随机产生一组包含当前位置和速度的解,粒子会自动追随当前最佳位置的粒子,进而不断更新当前状态,直至在目标搜索空间集合中搜寻到最优解<sup>[33]</sup>。该算法只需要目标函数、调节的参数较少、算法简单且研究目标易于实现<sup>[34]</sup>。

#### 4.2 PSO 优化 LSTM 模型构建

LSTM 模型在长时序数据处理上具有独特优势,但其参数较难确定,且参数的选取直接影响预测精度。PSO 优化 LSTM 模型的本质是借助粒子群算法搜寻最合适的参数,并将其赋给 LSTM 神经网络,提高 LSTM 模型中初始参数选取的准确度。PSO-LSTM 模型的位移预测流程<sup>[34]</sup>如图 15 所示。

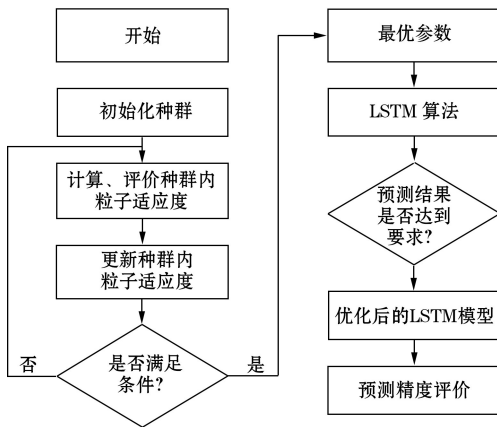


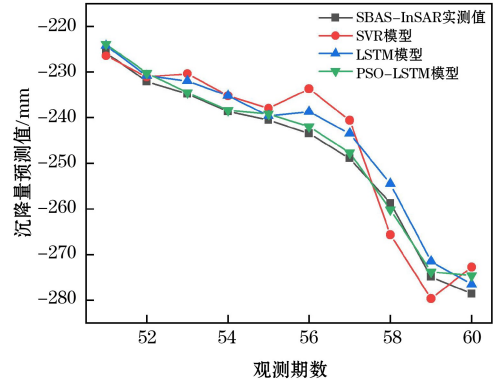
图 15 PSO-LSTM 模型的位移预测流程

Fig.15 Displacement prediction process for PSO-LSTM models

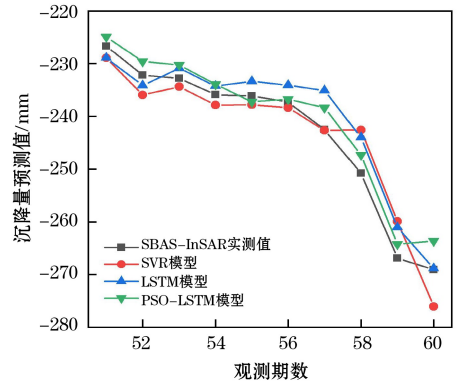
以 1<sup>#</sup>、2<sup>#</sup>特征点在 2019 年 8 月 18 日至 2022 年 4 月 28 日内的 60 期时序形变数据为样本数据,以 2021 年 12 月 29 日后的 10 期数据为测试样本。为避免模型过拟合,搭建单层 LSTM 神经网络。根据经验设定各项参数,其中,最优学习率设为 0.001,迭代次数设为 3000 次,粒子群参数  $c_1$ 、 $c_2$  设为 2,惯性系数  $\omega$  设为 0.2,速度系数  $\lambda$  设为 1。为验证 LSTM 模型经 PSO 算法优化后预测的有效性,将其最终预测结果与 LSTM 模型、SVR 模型进行对比,结果如图 16 所示。

由图 16 可知,各类模型的预测结果与雷达实测值较为一致,但相较整体预测效果而言,LSTM 模型的预测值与实测值之间前期差异比较明显,中后

期的差异相对较小,预测效果不佳;SVR 模型的预测值与实测值之间差异较小,但无法有效预测排土场的沉降波动性。相较而言,PSO-LSTM 模型的预测值与实测值之间的差异较小。



(a) 各类预测模型在 1<sup>#</sup> 特征点的结果对比



(b) 各类预测模型在 2<sup>#</sup> 特征点的结果对比

图 16 各类预测模型在特征点位的预测结果对比

Fig.16 Comparison of results among various prediction models at typical points

为评价 PSO-LSTM 模型的精度,体现其在形变预测上的优越性,对比各类损失函数的优缺点和适用范围后,分别选择平滑  $L_1$  损失 ( $SLL$ ) (式(8))、均方根误差 ( $RMSE$ ) (式(9)) 和平均绝对误差 ( $MAE$ ) (式(10)) 等 3 个损失函数<sup>[35]</sup> 进行集成后的综合评价指标  $L_{total}$  (式(11)) 作为预测模型精度的评价指标,结果见表 5。 $L_{total}$  的值越小,预测效果越好。

$$SLL(x_d) = \begin{cases} 0.5x_d^2, & |x_d| < 1 \\ |x_d| - 0.5, & |x_d| \geq 1 \end{cases} \quad (8)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (h(x_i) - y_i)^2} \quad (9)$$

$$MAE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |h(x_i) - y_i| \quad (10)$$

$$L_{total} = \omega_1 \cdot SLL(x) + \omega_2 \cdot RMSE + \omega_3 \cdot MAE \quad (11)$$



式中,  $x_d$  表示监测值与模型预测值间的差值;  $h(x_i)$  表示模型的预测值;  $y_i$  表示雷达形变的监测值;  $m$  表示预测的数量;  $\omega_1$  表示平滑  $L_1$  损失函数在整体损失函数中所占权重, 根据  $SLL$  的误差特性及具体评价任务特性, 取 0.35;  $\omega_2$  表示均方根误差函数所占权重, 取 0.3;  $\omega_3$  表示平均绝对误差函数所占权重, 取 0.35。

表 5 不同模型在特征点位的预测精度对比

Table 5 Comparison of prediction accuracy of different models at typical points

模型	绝对平均 误差 (MAE)/ mm		均方根 误差 (RMSE)/ mm		平滑 $L_1$ 损失 (SLL)/ mm		综合评价 指标 ( $L_{total}$ )/ mm	
	1#	2#	1#	2#	1#	2#	1#	2#
	PSO-LSTM	1.48	2.63	1.78	2.97	1.03	1.91	1.36
LSTM	3.00	3.40	3.34	4.10	2.50	2.29	2.80	3.22
SVR	4.76	3.46	5.55	4.42	4.26	0.15	4.61	2.59

综合图 16 和表 5 可知, PSO-LSTM 模型的整体形变预测效果良好, 对于沉降波动剧烈的点位, 预测值的综合评价指标  $L_{total}$  较小, 预测精度符合矿区形变预测的基本要求, 能够为后续开展 LSTM 模型的持续优化提供新思路。

## 5 结论

(1) 通过 SBAS-InSAR 技术对排土场边坡的持续形变监测, 发现中北部地区存在 3 处主要沉降区域, 累积沉降量高达 295.8 mm, 年均沉降速率最大约为 134.2 mm/a。有效降雨量是边坡稳定性的主要诱因之一。

(2) 基于有限元软件 COMSOL Multiphysics, 模拟分析了典型沉降区域内边坡的稳定性, 揭示了其在自身重力及强降雨作用下的变形破坏特征, 构造了边坡位移、边坡稳定系数对有效降雨量的时空响应关系, 其中边坡稳定系数随有效降雨量的增加而递减, 递减速率约为 0.025%。

(3) 集成多类别损失函数的 PSO-LSTM 模型的整体形变预测效果良好, 在沉降波动剧烈点位处的综合评价指标 ( $L_{total}$ ) 为 2.48 mm, 预测精度符合矿区形变预测的基本要求。

### 参考文献 (References):

[1] 祁广禄, 唐绍辉, 林毅斌, 等. 基于合成孔径雷达的边坡监测预警研究[J]. 矿业研究与开发, 2020, 40(2): 104-108.

QI Guanglu, TANG Shaohui, LIN Yibin, et al. Investigation on slope monitoring and early warning based on SAR[J]. Mining Research and Development, 2020, 40(2): 104-108.

[2] 邓军, 鹿璐. 基于融合分布式目标的 SBAS 方法矿区地表沉降监测[J]. 煤炭科学技术, 2020, 48(10): 205-211.

DENG Jun, LU Lu. Surface subsidence monitoring in mining area based on SBAS method fusing distributed scatters[J]. Coal Science and Technology, 2020, 48(10): 205-211.

[3] 刘遵义, 孙雪亮, 武博强, 等. 基于 SBAS-InSAR 的露天煤矿排土场沉降监测与分析[J]. 煤炭技术, 2023, 42(6): 192-196.

LIU Zunyi, SUN Xueliang, WU Boqiang, et al. Monitoring and analysis of dump settlement in open-pit coal mine based on SBAS-InSAR[J]. Coal Technology, 2023, 42(6): 192-196.

[4] 孙世国, 高晨, 冯少杰, 等. 水厂铁矿河西渣土场雨季滑移变形规律研究[J]. 矿业研究与开发, 2022, 42(12): 50-55.

SUN Shiguo, GAO Chen, FENG Shaojie, et al. Study on slip deformation laws of hexi slag soil field in Shuichang Iron Mine during rainy season [J]. Mining Research and Development, 2022, 42(12): 50-55.

[5] 靳立周, 王盈, 常文斌, 等. 基于 D-InSAR 和 PFC2D 技术的白格滑坡稳定性分析[J]. 地震地质, 2023, 45(1): 153-171.

JIN Lizhou, WANG Ying, CHANG Wenbin, et al. Stability analysis of the Baige landslide using D-InSAR and PFC2D modeling[J]. Seismology and Geology, 2023, 45(1): 153-171.

[6] 张诏飞, 席伟. 基于 FLAC3D-RAR 的边坡稳定性分析和监测预警[J]. 矿业研究与开发, 2023, 43(5): 63-68.

ZHANG Zhaofei, XI Wei. Slope stability analysis and monitoring warning based on FLAC3D-RAR [J]. Mining Research and Development, 2023, 43(5): 63-68.

[7] 桂阿娟. D-InSAR 技术和支持向量机算法在矿山开采沉降监测与预计中的应用可行性研究[J]. 山东农业大学学报(自然科学版), 2020, 51(1): 159-162.

GUI Ajuan. Study on the feasible application of D-InSAR technology and support vector machine algorithms in mining subsidence monitoring and forecasting [J]. Journal of Shandong Agricultural University (Natural Science Edition), 2020, 51(1): 159-162.

[8] 马海涛, 张亦海, 于正兴. 滑坡速度倒数法预测模型加速开始点识别及临滑时间预测研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2021, 40(2): 355-364.

MA Haitao, ZHANG Yihai, YU Zhengxing. Research on the identification of acceleration starting point in inverse velocity method and the prediction of sliding time[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2021, 40(2): 355-364.

[9] 李如仁, 孙加瑶. 融合 SBAS-InSAR 与 GS-LSTM 的尾矿库沉降监测与预测[J]. 金属矿山, 2023(1): 102-109.

LI Ruren, SUN Jiayao. Subsidence monitoring and prediction of tailings pond combined with SBAS-InSAR and GS-LSTM[J]. Metal Mine, 2023(1): 102-109.

- [10] 欧斌,吴邦彬,袁杰,等.基于 LSTM 的混凝土坝变形预测模型[J].水利水电科技进展,2022,42(1):21-26.  
OU Bin, WU Bangbin, YUAN Jie, et al. LSTM-Based deformation prediction model of concrete dams[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2022, 42(1): 21-26.
- [11] 肖海平,夏益强,刘小生,等.融合 SBAS-InSAR 技术与 TSO-LSTM 模型的矿区地表沉降预测方法[J].金属矿山,2023(1):126-133.  
XIAO Haiping, XIA Yiqiang, LIU Xiaosheng, et al. Technique and TSO-LSTM model prediction method of surface subsidence in mining area by the integration of SBAS-InSAR[J]. Metal Mine, 2023(1): 126-133.
- [12] 郝大海,姚玉增,关长庆,等.基于高分辨率遥感技术的辽宁大孤山铁矿排土场滑坡灾害评价[J].世界地质,2020,39(4):937-945.  
HAO Dahai, YAO Yuzeng, GUAN Changqing, et al. Evaluation of landslide disaster at Dagushan Iron Mine dump in Liaoning based on high resolution remote sensing technology[J]. World Geology, 2020, 39(4): 937-945.
- [13] 魏恋欢,封秋月,毛亚纯,等.基于多轨道 SBAS 方法的露天矿高陡边坡形变监测[J].东北大学学报(自然科学版),2020,41(10):1445-1451.  
WEI Lianhuan, FENG Qiuyue, MAO Yachun, et al. Deformation monitoring of high steep slope in open-pit mine with multi-orbit SBAS [J]. Journal of Northeastern University(Natural Science), 2020, 41(10): 1445-1451.
- [14] 王志忠.大孤山露天铁矿高陡边坡稳定性分析[D].阜新:辽宁工程技术大学,2012.  
WANG Zhizhong. Stability analysis of high and steep slope of Dagushan open iron ore[D]. Fuxin: Liaoning Technical University, 2012.
- [15] 李澜堃,朱万成,代风,等.大孤山露天矿边坡亿级自由度建模与基于 RFP3D 的数值模拟[J].金属矿山,2021(2):179-185.  
LI Lankun, ZHU Wancheng, Dai Feng, et al. Modelling of Dagushan open-pit mine slope with one hundred million degrees of freedom and associated numerical simulation with RFP3D[J]. Metal Mine, 2021(2): 179-185.
- [16] 孟琛琛,蓝海洋.辽宁省大孤山铁矿水文地质条件分析及涌水量预测[J].矿业工程,2021,19(6):1-4.  
MENG Chenchen, LAN Haiyang. Analysis of hydrogeological conditions and prediction of water inflow in Dagushan Iron Mine, Liaoning Province [J]. Mining Engineering, 2021, 19(6): 1-4.
- [17] 梁元重,梁耀东,纪赵磊,等.基于 SBAS-InSAR 技术采动地表沉降监测与分析[J].煤炭科学技术,2020,48(10):198-204.  
LUAN Yuanzhong, LIANG Yaodong, JI Zhaolei, et al. Monitoring and analysis of mining-induced surface subsidence based on SBAS-InSAR technology [J]. Coal Science and Technology, 2020, 48(10): 198-204.
- [18] AMELUNG F, GALLOWAY D L, BELL J W, et al. Sensing the ups and downs of Las Vegas; InSAR reveals structural control of land subsidence and aquifer-system deformation[J]. Geology, 1999, 27(6): 483-486.
- [19] 张亚宾,陈超,甘德清.降雨对排土场边坡渗流及稳定性的影响[J].金属矿山,2016(5):173-177.  
ZHANG Yabin, CHEN Chao, GAN Deqing. Influence of rainfall on permeability and stability of the dump slope[J]. Metal Mine, 2016(5): 173-177.
- [20] 李超,马淑芝,贾洪彪,等.降雨入渗条件下粗粒排土场稳定性分析[J].金属矿山,2015(9):147-151.  
LI Chao, MA Shuzhi, JIA Hongbiao, et al. Stability analysis of coarse grain of dumping under the condition of rainfall[J]. Metal Mine, 2015(9): 147-151.
- [21] 谢振华.降雨引发排土场滑坡的预警准则研究[J].中国安全生产科学技术,2020,16(11):153-158.  
XIE Zhenhua. Research on early warning criterion of dump landslide caused by rainfall[J]. Journal of Safety Science And Technology, 2020, 16(11): 153-158.
- [22] 陈光木.降雨对露天矿软弱基底排土场边坡稳定性的弱化效应[J].矿业研究与开发,2022,42(12):56-62.  
CHEN Guangmu. Weakening effect of rainfall on slope stability of dump with weak base[J]. Mining Research and Development, 2022, 42(12): 56-62.
- [23] 李高,谭建民,王世梅,等.滑坡对降雨响应的多指标监测及综合预警探析,以赣南罗坳滑坡为例[J].地学前缘,2021,28(6):283-294.  
LI Gao, TAN Jianmin, WANG Shimei, et al. Multi-index monitoring and comprehensive early warning of landslides in response to rainfall; an example of the Luo'ao landslide in southern Jiangxi Province [J]. Earth Science Frontiers, 2021, 28(6): 283-294.
- [24] 吴益平,张秋霞,唐辉明,等.基于有效降雨强度的滑坡灾害危险性预警[J].地球科学,2014,39(7):889-895.  
WU Yiping, ZHANG Qiuxia, TANG Huiming, et al. Landslide hazard warning based on effective rainfall intensity [J]. Earth Science, 2014, 39(7): 889-895.
- [25] 栾婷婷,吕则恺,谢振华,等.排土场灾害四色预警判据研究[J].金属矿山,2018(9):154-160.  
LUAN Tingting, LYU Zekai, XIE Zhenhua, et al. Study on four-color pre-warning criterion of dump disaster. [J]. Metal Mine, 2018(9): 154-160.
- [26] 吴尚杰,关振长.基于强度折减法与可靠度方法的锚框支护边坡稳定性分析[J].路基工程,2015(6):70-74+79.  
WU Shangjie, GUAN Zhenchang. Stability analysis of anchor-frame supported slopes based on strength discount method and reliability methods [J]. Subgrade Engineering, 2015(6): 70-74+79.

- [27] 刘金龙, 栾茂田, 赵少飞, 等. 关于强度折减有限元方法中边坡失稳判据的讨论[J]. 岩土力学, 2005(8):1345-1348.  
LIU Jinlong, LUAN Maotian, ZHAO Shaofei, et al. Discussion on criteria for evaluating stability of slope in elastoplastic FEM based on shear strength reduction technique [J]. Rock and Soil Mechanics, 2005, 26 (8): 1345-1348.
- [28] 李小艾, 屈晓朋. 某高边坡排土场排土工艺优化对比[J]. 现代矿业, 2018, 34(2):163-166.  
LI Xiaoi, QU Xiaopeng. Optimization and comparative of dumping technique of a dump with high slope [J]. Modern Mining, 2018, 34(2):163-166.
- [29] 王威, 孟利山, 于子望. 基于INSAR数据对比的FLAC3D煤层开采沉降模拟研究[J]. 中国水运(下半月), 2017, 17(12):112-113.  
WANG Wei, MENG Lishan, YU Ziwan. Simulation Study on FLAC3D coal seam mining subsidence based on InSAR data comparison [J]. China Water Transport, 2017, 17(12): 112-113.
- [30] KONG W, DONG Z Y, JIA Y, et al. Short-term residential load forecasting based on LSTM recurrent neural network [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 10(1):841-851.
- [31] 刘俭. 基于LSTM神经网络的地铁车站改造沉降时间序列预测[J]. 市政技术, 2023, 41(5):143-148.  
LIU Jian. Time series prediction of subway station reconstruction settlement based on LSTM neural network [J]. Journal of Municipal Technology, 2023, 41(5):143-148.
- [32] 闫勇志, 沐年国. 基于CEEMDAN-VMD-LSTM的超高频金融时间序列预测[J]. 计算机时代, 2023(5):102-108.  
YAN Yongzhi, MU Nianguo. UHF financial time series predicting based on CEEMDAN-VMD-LSTM [J]. Computer Era, 2023(5):102-108.
- [33] 唐晓灵, 刘嘉敏. 基于PSO-LSTM网络模型的建筑碳排放峰值预测[J]. 科技管理研究, 2023, 43(1):191-198.  
TANG Xiaoling, LIU Jiamin. Forecast of peak carbon emissions of buildings based on PSO-LSTM model [J]. Science and Technology Management Research, 2023, 43 (1):191-198.
- [34] 汤昭辉, 徐金鸿. PSO优化LSTM时间序列的桥梁变形预测[J]. 北京测绘, 2023, 37(1):115-119.  
TANG Zhaohui, XU Jinhong. PSO optimizing bridge deformation prediction for LSTM time series [J]. Beijing Surveying and Mapping, 2023, 37(1):115-119.
- [35] 熊鑫. 基于AVMD-PSO-LSTM神经网络的变形预测研究[D]. 南昌: 东华理工大学, 2020.  
XIONG Xin. Deformation prediction based on AVMD-PSO-LSTM neural network [D]. Nanchang: East China University of Technology, 2020.

### Slope Stability Analysis and Deformation Prediction of Dump Site by Combining SBAS-InSAR and Numerical Simulation

LI Ruren<sup>1</sup>, LI Mengchen<sup>2</sup>, GE Yongquan<sup>1</sup>

(1. School of Transportation and Geomatics Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang, Liaoning 110168, China;

2. School of Civil Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang, Liaoning 110168, China)

**Abstract:** To explore the slope deformation law of the dump site that landslide risk still exists after the treatment of open-pit mine dumps, the dump site in Dagushan open-pit mine was taken as an example. Firstly, the surface settlement time series monitoring was carried out by using the Short Baseline Subset and Interferometric Synthetic Aperture Radar (SBAS-InSAR) technique. The main settlement areas and stability influencing factors of the slope of the dump site were analyzed. Then, COMSOL software was used to establish the response relationship between internal displacement and safety factor of typical settlement areas and rainfall, and to conduct collaborative analysis on the spatiotemporal deformation characteristics of the study area. Finally, by constructing a Particle Swarm Optimization (PSO) with integrated multi class loss functions to optimize the Long Short Term Memory Network (LSTM) prediction model, regional settlement time series prediction was carried out. The results show that there are three typical settlement areas in the central and northern regions, with a maximum cumulative settlement of 295.8 mm and a maximum annual average settlement rate of about 134.2 mm/a. Effective rainfall is the main influencing factor of slope deformation, and as the early rainfall process continues, the maximum decrease rate of slope stability coefficient is about 0.025%. The PSO-LSTM model integrated with multi class loss functions can reflect the fluctuation trend of settlement in the dump site, and its prediction accuracy comprehensive evaluation index ( $L_{total}$ ) is 2.48 mm. The research results can provide a theoretical basis for the subsequent prevention and control of landslide disasters in dump sites.

**Key words:** Landslide of dump site, SBAS-InSAR, Slope stability, Deformation prediction, PSO-LSTM