



矿业科学学报

JOURNAL OF MINING SCIENCE AND TECHNOLOGY

露天矿山地表变形智能预测与灾害风险评价研究现状与展望

李荟,朱万成,徐晓冬,宋清蔚,韩晓飞,耿慧凯

Research progress and prospect of intelligent prediction and disaster risk assessment of open-pit mining surface deformation

引用本文:

李荟,朱万成,徐晓冬,等.露天矿山地表变形智能预测与灾害风险评价研究现状与展望[J].[矿业科学学报](#),2024,9(6):837–848.

LI Hui, ZHU Wancheng, XU Xiaodong, et al. Research progress and prospect of intelligent prediction and disaster risk assessment of open-pit mining surface deformation[J]. [Journal of Mining Science and Technology](#), 2024, 9(6): 837–848.

您可能感兴趣的其他文章

1. 基于CNN的煤岩瓦斯复合动力灾害预测

引用本文:王凯,李康楠,杜锋,等.基于CNN的煤岩瓦斯复合动力灾害预测[J].[矿业科学学报](#),2023,8(5):613–622.

2. 突发事件应急管理情景分析:宏观审视与微观解构

引用本文:南锐,肖叶静,王静.突发事件应急管理情景分析:宏观审视与微观解构[J].[矿业科学学报](#),2023,8(2):265–276.

3. 断裂滑移型岩爆风险评价和预警方法研究现状

引用本文:高安森,戚承志,单仁亮.断裂滑移型岩爆风险评价和预警方法研究现状[J].[矿业科学学报](#),2022,7(6):643–654.

4. 煤-气交叉开采区天然气井防碰撞预警技术研究

引用本文:王文,杨昆,何云,等.煤-气交叉开采区天然气井防碰撞预警技术研究[J].[矿业科学学报](#),2022,7(4):490–497.

5. 随钻岩性识别技术研究进展

引用本文:岳中文,岳小磊,杨仁树,等.随钻岩性识别技术研究进展[J].[矿业科学学报](#),2022,7(4):389–402.

李荟,朱万成,徐晓冬,等.露天矿山地表变形智能预测与灾害风险评价研究现状与展望[J].矿业科学学报,2024,9(6):837-848. DOI:10.19606/j.cnki.jmst.2024904

LI Hui, ZHU Wancheng, XU Xiaodong, et al. Research progress and prospect of intelligent prediction and disaster risk assessment of open-pit mining surface deformation[J]. Journal of Mining Science and Technology, 2024, 9(6): 837-848. DOI: 10.19606/j.cnki.jmst.2024904

露天矿山地表变形智能预测与灾害 风险评价研究现状与展望

李荟,朱万成,徐晓冬,宋清蔚,韩晓飞,耿慧凯

东北大学岩石破裂与失稳研究所,辽宁沈阳 110819

摘要:露天矿山地表变形预测及灾害风险评价的研究对提高灾害预警准确性及制定安全防治措施具有重要意义。近年来,大数据、云计算、人工智能方法的发展,为传统矿山的智能化转型提供了技术支持。从矿山地表变形智能感知、预测及灾害风险评价3个方面概述了露天矿山地表变形灾害的研究进展;梳理了矿山地表变形智能监测技术,选择智能监测手段需要从数据精度、安装成本、后处理速度等多角度权衡;从传统变形预测方法与智能优化方法的结合、机器学习、深度学习3个方面总结了地表变形预测的智能建模方法;概述了矿山变形灾害典型风险评价方法的思路。基于当前研究进展,探讨了存在的问题及未来发展趋势,助力矿山灾害防治的智能升级。

关键词:人工智能;矿山灾害;地表塌陷;边坡滑坡;变形预测;风险评价

中图分类号:TD 327

文献标志码:A

文章编号:2096-2193(2024)06-0837-12

Research progress and prospect of intelligent prediction and disaster risk assessment of open-pit mining surface deformation

LI Hui, ZHU Wancheng, XU Xiaodong, SONG Qingwei, HAN Xiaofei, GENG Huikai

Center for Rock Instability and Seismicity Research, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110819, China

Abstract: Research on the prediction and disaster risk assessment of surface deformation in open-pit mines serves to improve the accuracy of disaster warning and make safety control decisions. In recent years, the development of big data, cloud computing and artificial intelligence methods has provided technical support for the intelligent transformation of traditional mines. This paper summarizes the research progress of surface deformation hazards in open-pit mines from three aspects: intelligent perception, intelligent prediction and disaster risk evaluation of surface deformation. Specifically, by reviewing the intelligent monitoring technologies of mine surface deformation, this study indicates that the choice of intelligent monitoring methods should factor in data accuracy, installation cost and post-processing speed, reviews the intelligent modeling methods of surface deformation prediction regarding the methodological combination of traditional deformation prediction and intelligent optimization, machine learning and deep learning, and summarizes the mechanism behind the typical risk assessment method

收稿日期:2024-06-15 修回日期:2024-10-10

基金项目:国家重点研发计划(2022YFC2903903);国家自然科学基金(52304167);中央高校基本科研业务费专项资金(N2301020);辽宁省自然科学基金联合基金(2023-MSBA-122)

作者简介:李荟(1990—),女,辽宁黑山人,博士,副教授,主要从事矿山灾害智能防控方面的研究工作。E-mail:lihui1@mail.neu.edu.cn

of mine deformation hazards. Based on the current research progress, we discuss the existing research gap and prospects of intelligent prediction and disaster risk assessment of surface deformation in open-pit mines so as to offer reference to the intelligent upgrading of mine disaster prevention and control.

Key words: artificial intelligence; mine disaster; surface collapse; slope landslide; deformation prediction; risk assessment

矿山开采活动是地质灾害的主要诱因。地质灾害不仅会造成人员伤亡,还会导致严重的经济损失。矿山生产设备作业、降雨及爆破震动等外界因素的影响,会导致采空区上覆岩体、边坡岩体中岩层结构发生变化,进而引起地表变形。若没有实施有效的监控防治措施,变形作用的累积发育将增加地质灾害发生的风险。由矿山地表变形演化形成的典型地质灾害形式包括地表塌陷、边坡滑坡等。近年来,露天矿山塌陷、滑坡事故频发。地表塌陷和边坡滑坡灾害会对矿山设施造成严重破坏,并威胁工作人员的生命安全,矿山企业将遭受巨大经济损失。塌陷及滑坡灾害会影响矿区及周围地区建构筑物的稳定性,易引起地表水流失,造成农田水资源匮乏、地表干涸荒芜,最终诱发严重的生态环境破坏。因此,进行矿山地表变形预测及灾害风险评价研究至关重要。智能化方法的发展为解决以上问题提供了新的思路,可减少对矿山背景知识的依赖,能够充分挖掘监测数据中蕴含的灾害演化知识,近年来受到了越来越多的关注。相关研究成果对制定灾害防治措施、促进矿山安全高效生产及经济环境可持续性发展,具有重要的指导意义。

鉴于此,本文重点关注露天矿山地表变形智能预测与灾害风险评价研究成果。从矿山地表变形智能感知、预测及灾害风险评价3个方面,总结最新研究进展,探讨未来发展方向,以期为推动矿山智能转型升级、保障矿产资源安全高效开采及制定灾害防治措施提供助力。

1 矿山地表变形智能感知

矿山地表变形监测是保障矿区安全生产的重要技术手段,监测数据直观反映了岩体变形规律和趋势,为探究地表变形机理、进行矿山灾害预警及制定安全防治措施提供数据支持。目前,露天矿山地表变形智能监测技术,主要包括全球导航卫星系统(GNSS)、全球定位系统(GPS)、地基雷达、三维激光扫描、无人机航测、卫星遥感、多维协同监测和基于物联网的联网联测等。

随着全球卫星导航定位技术的发展,GNSS/

GPS成为露天矿山地表变形监测的重要方法,可实现对变形的实时、动态监测,并给出每个测点的三维空间坐标。该方法测量精度高,能够全天候提供监测信息,适用于短临和应急期的风险较大变形灾害的及时分析和研判。郝文杰等^[1]利用GPS地表变形定期监测桩及拉绳变形实时监测仪,对西北地区厚黄土覆盖层急倾斜煤层地表沉陷变形进行监测。张建^[2]采用北斗/GPS一机多天线技术对红树梁煤矿首采工作面实现了地表变形动态智能监测,具有毫米级精度,推动了矿山岩移观测站的无人化、智能化建设进程。

地基雷达在露天矿山大范围边坡位移监测中应用广泛,可实现大面积变形测量。该监测手段可以获取地表微小变形,其监测数据形式为位移、速度或加速度。李卫鹏等^[3]分析了露天煤矿边坡监测地基雷达技术,为地基雷达的选型提供技术指导。尹永明等^[4]根据南方季节环境特点,分析了当露天矿山处于复杂气象条件时,地基合成孔径雷达对边坡监测的适用性。

三维激光扫描技术运用高速激光获得被测物体表面的三维空间位置信息,并利用大量空间位置数据,进行三维空间图像的实时再现,具备了精准、数字化的优点。杜祎玮等^[5]综述了三维激光扫描技术在矿山领域的应用现状,该技术在矿山采空区、边坡、开采沉陷等方面均有广泛的应用,指出三维激光扫描结合其他新型测量技术及点云数据的分析挖掘,是实现矿山数字化、智能化的重要保障。然而,三维激光扫描设备价格昂贵,数据处理速度较慢,且测量精度会受植被覆盖等因素的影响。

无人机搭载摄影测量设备,可获取高分辨率数字航片,实现地表形态获取。罗伟等^[6]利用无人机搭载遥感设备对煤矿采区地表形变进行周期监测,通过高速摄像获取受采动影响矿区的地表移动情况,实现地表形变图像数据的智能采集,具有作业效率高、维护成本低、感知精度高、系统易维护等优势,适用于小范围重点变形区域的高频次动态监测。张俊阳等^[7]对无人机遥感技术在矿区地表沉陷观测的应用进行了综述,认为该技术能够提高地

表沉陷监测精度,是矿山智能化发展的重要驱动力。但是,其测量精度受无人机飞行高度、矿山地形、植被覆盖和大气等因素影响,且数据处理过程较复杂。

随着遥感技术的发展,基于卫星的合成孔径雷达干涉测量(InSAR)等技术越来越多地应用于大范围、长周期连续的地表变形监测,适用于地表变形灾害隐患的早期识别,有助于灾害趋势的中长期监测及危险性评价^[8]。YANG等^[9]综述了近20年来InSAR技术在采矿变形监测领域的应用。ELKAMALI等^[10]针对不同土地覆盖类型,讨论了不同InSAR技术用于探测地表变形的优缺点,给出了相应的最佳监测方法。卫星遥感的测量精度受多种因素影响:地形因素会造成几何畸变,植被覆盖会造成低相干,大气因素会造成延迟等。为提高传统InSAR技术的监测精度,进一步发展了差分雷达干涉测量(DInSAR)技术^[11-12]及小基线子集SBAS InSAR时间序列技术^[13-14]。

单一监测手段在测量效率及精度上均有待提升,且获得的监测信息为一维线性或二维平面结果。为满足矿山智能化需求,矿山监测技术正向“天-空-地”多维协同监测方向快速发展,形成了天(光学遥感)、空(无人机航测)、地(全球导航卫星系统、裂缝计等)三维立体协同监测体系,为进行长时间、多尺度地表形变监测及变化特征分析提供技术保障^[14-15]。

多源化传感设备为矿山监测信息的全方位收集创造了可能。物联网技术的发展为多源异构监测设备的实时互联互通提供了有效手段。通过网络将不同设备连接,可实现多源信息的集成整合,为基于多源信息融合的矿山灾害智能监测防控奠定基础^[16]。

2 矿山地表变形智能预测

露天矿地表变形灾害的主要形式为滑坡和塌陷。滑坡灾害的发生主要是由于斜坡上的岩体或土体受某些原因的影响,其应力应变状态发生变化,从而使斜坡产生变形和地面开裂。当岩体的剪应力大于主滑带的抗剪切强度时,岩土在重力作用下沿某一薄弱结构面整体下滑^[17]。滑坡的主要影响因素包括岩石性质、水文地质条件、降雨等。塌陷灾害主要是因为当采空区体积达到一定规模或受地压影响发生缓慢蠕变时,顶板和岩柱无法支撑上部覆盖层载荷,岩层内部的原始应力平衡状态受到破坏,导致采场的顶板岩层垮落断裂,最终在地

压的作用下造成采空区坍塌^[18]。变形作为滑坡与塌陷过程中岩体失稳破裂最直观的表现,是灾害预测过程中最为关键的监测信息之一。分析挖掘监测信息中蕴含的变形演化规律,预测地表变形趋势,对于提高灾害预测精度、保障矿山安全生产意义显著。近年来,基于智能方法的矿山地表变形预测研究,受到了越来越多的关注。

2.1 基于理论公式与智能优化算法融合的预测方法

基于理论公式的变形预测方法相对成熟,已有较多的研究成果。以概率积分法为基础的理论函数计算模型,为地表变形预测提供了有效方法。该方法假设地表和岩层产生的移动事件随机发生,并将采区划分为无限个微小单元,通过确定所有单元对地表移动变形影响的概率密度函数,基于积分运算获得整个监测区的地表移动和变形情况。近年来,智能优化方法已成功应用于概率积分法的参数反演,包括遗传算法(GA)、模拟退火算法、狮群算法、狼群算法、蝙蝠算法、粒子群优化算法(PSO)、人工鱼群算法、入侵杂草优化算法等^[19-22]。这些智能优化算法的引入提高了模型的抗干扰能力和参数反演精度。为了进一步解决概率积分模型应用范围有限、预测效果差、精度低等问题,不同学者提出了新的预测函数形式^[23-26],这些模型同样可结合智能优化算法进行参数反演。JIANG等^[24]针对淮南市古桥南矿沉降盆地的三维变形监测,提出了一种基于改进动态概率积分法的变形预测模型,并引入GA获得最优参数以提升预测精度,解决了面对地表发生大梯度变形时传统预测方法精度低的问题。DING等^[26]提出了一种新的基于Boltzmann函数的开采沉陷预测模型,该模型引入PSO及蛙跳智能算法,反演动态预测模型参数的全局最优解,提高了矿山采空区地表位移变形的预测精度。

基于理论公式的变形预测方法使矿山灾害的分析具有一定的理论依据,与智能优化算法的融合使该类方法的性能得到进一步提升。但该类方法需要收集大量前期资料数据,用于证实理论或经验公式的可用性。同时,动态理论公式形式有待进一步开发完善,以便提高矿山灾害分析的实时性。

2.2 基于机器学习的变形预测方法

基于机器学习的变形预测方法,是指通过机器学习算法挖掘监测数据中蕴含的灾害前兆规律,以此建立灾害预测模型。随着矿山监测数据量的不断增大,常规的多元线性回归分析等统计方法可能

导致建模精度不足,无法精确表征监测数据、影响因素与灾害间的非线性关系。机器学习方法受到了越来越多的关注,为矿区地表变形预测提供了更加有效的工具。露天矿山地表塌陷、边坡滑坡等地表变形灾害受多种因素影响,包括水文、地质等内在因素,以及气象、采矿活动等外界诱因。目前,利用机器学习算法进行矿区地表变形预测的核心思路,是建立影响因素与变形监测数据之间的非线性映射关系模型。

支持向量回归(SVR)方法在矿山地表变形预测中应用广泛,当影响因素和变形监测数据均比较少时,该方法仍能保持良好的建模性能。LI 等^[27]根据安徽淮南煤田开采沉陷区的变形特征,构建了以 SBAS-InSAR 监测技术为基础的灰色支持向量回归(GM-SVR)地表变形预测模型。为了进一步提高建模精度,智能优化算法(PSO、GA 等)常用于优化 SVR 的参数,以获得更好的模型性能。刘小生等^[28]、华国威等^[29]分别利用基于自适应惯性权重的 PSO 算法及生物地理学优化算法获得较好的 SVR 参数,提高了矿山边坡、尾矿坝变形的预测精度。DU 等^[30]依据变形和影响因素(水文、地质、气象等)之间的关系,结合支持向量机(SVM)与基于量子行为的 PSO 算法构建了地表变形预测模型,并与 SVM、GA-SVM、PSO-SVM 等常用变形预测模型进行性能比较,结果表明,提出的模型在矿山边坡地表变形中具有更好的预测精度。

用于变形预测的另一种典型的机器学习方法为神经网络。已有多种形式的神经网络模型用于矿山地表变形预测,如极限学习机(ELM)^[31]、反向传播(BP)神经网络^[32]、径向基函数(RBF)^[33]、多层次感知机(MLP)^[34]等。宁永香等^[31]基于地表变形规律及降雨、温度、开采活动等因素的耦合影响,提出了一个由 PSO 优化的 ELM 露天矿边坡地表变形预测模型。该模型将地表变形与其影响因素数据作为输入,引入 PSO 优化模型参数,提升了边坡地表变形模型的预测精度。陈兰兰等^[32]针对越堡露天矿边坡,使用 BP 神经网络模型进行变形预测,利用 GA 优化 BP 神经网络参数,提高了边坡变形的预测精度。

基于机器学习的变形预测方法,其精度在一定程度上取决于影响因素选取的准确性。然而,影响因素的确定过程严重依赖于研究人员对地表变形机理的理解,对操作人员的专业背景知识要求很高。想要在短时间内准确确定所有地表变形影响因素,并收集相应的数据信息,进而建立影响因素

与变形间的关系模型十分困难。

2.3 基于深度学习的变形预测方法

针对 InSAR、GNSS、GPS 等监测技术获取的大量地表变形时序监测数据,深度学习为探究地表变形规律及建立动态变形预测模型提供了新的思路^[35]。该领域典型的深度学习方法包括循环神经网络(RNN)、长短时记忆神经网络(LSTM)、门控递归单元(GRU)及时间卷积网络(TCN)。RNN 利用隐藏层节点间的连接使隐藏层的输入不仅与输入层的输出有关,同时与上一时刻隐藏层的输出也有关系,从而实现记忆功能。该方法能够挖掘不同时刻变形量对未来变形的影响作用,体现变形作用的累积效应,但是存在梯度爆炸和梯度消失问题。CHEN 等^[36]研究了基于 RNN 的滑坡预测方法,将降雨和累积位移作为模型输入,使用 Elman 网络结构作为时间序列预测模型,使用 GA 对模型的初始权重与偏差进行优化以寻找最佳参数,对累计位移进行预测,结果表明,该模型对于滑坡预测效果优秀,精确度高。LSTM 通过引入记忆单元,即遗忘门、输入门和输出门来实现不同时刻数据的差异化传递,有效捕捉长序列间的关联。该方法解决了传统时序数据模型梯度爆炸、消失的问题,然而,单元门生成的结果需要占据大量内存,当变形时间序列很长时,这种问题尤为突出。成睿等^[37]针对云南省玉溪市大红山矿区 InSAR 地表形变时序数据,使用变分模态分解(VMD)方法将矿山地表监测变形数据分解,并将得到的分解项与降雨作为模型输入,同时利用麻雀优化算法寻找 LSTM 模型的最优参数,提高了地表变形预测的可靠性与精准度。GRU 使用门控机制实现记忆,包括更新门和重置门。该方法不再包括输出门,结构及计算更加简单。ZHANG 等^[38]针对 GPS 滑坡累积位移监测数据,提出了一种基于 GRU 模型的阶梯滑坡位移动态预测方法,使用移动平均法将位移数据分解为趋势位移和周期位移,趋势位移采用三次多项式进行预测,周期位移通过 GRU 模型预测,提升了该地区位移预测精度,为实现逐级滑坡位移预测提供了参考。TCN 采用了卷积核共享机制,不再包含控制门,添加了残差结构。该方法能够实现并行处理,避免了梯度爆炸和消失问题,内存占用更小。LUO 等^[39]针对 GPS 监测数据,提出了基于 TCN 的滑坡位移预测模型,该模型与 ARIMA、SVR 和 LSTM 相比,预测精度更高。

雷达等监测手段获取的地表变形一般表现为累积位移量。近年来,对累计位移进行预测的相关

研究,其思路是首先进行加性分解,之后分别预测再整合,以此降低预测难度。具体可分为趋势项、周期项和随机项,其中趋势位移由地质条件决定,代表位移的长期增加;周期位移依赖于采矿活动、降雨等外界因素;随机项代表不确定性的影响。矿山地表变形累积位移预测方法见表1。另外,不同时间点的输入数据对变形预测的重要性不同,通过引入注意力机制使关键信息在位移预测中的作用更加突出,进一步提高了变形预测精度^[36, 40-41]。除了挖掘监测点变形数据的时序相关性,若能充分利用不同监测点间的空间关联,将极大提升预测模型的精度^[42-43]。以采空区地表塌陷为例,地表变形随时间呈现出不同的变形特征,在空间上可划分出不同的发展阶段。相邻地表变形阶段中,按时间发展的先后顺序可以分为超前发展区与滞后发展区。当监测点所处位置的力学参数和地质条件十分相近时,在空间上相互关联的超前发展区中监测点的地表变形规律,很可能与滞后发展区监测点下一阶段的变形规律一致。因此,监测点的空间关联性对地表变形预测至关重要。

表1 矿山地表变形累积位移预测方法

Table 1 Cumulative displacement prediction method of mine surface deformation

任务	方法
位移分解	移动平均法 ^[38, 44]
	变分模态分解算法(VMD) ^[37, 45]
	经验模态分解(EMD) ^[46]
	改进的 EMD ^[47-48]
	局部均值分解(LMD) ^[39]
趋势项预测	自回归模型 ^[47]
	多项式拟合 ^[38, 45, 49]
	指数平滑创新状态空间模型 ^[39]
周期项预测	LSTM ^[47] 、GRU ^[48, 50] 、CNN与GRU结合模型 ^[49] 、TCN ^[39, 45]
	生成对抗网络 ^[47]
随机项预测	

利用现场监测数据进行变形预测能够实时表征外界条件变化对岩体力学特性的影响作用,具有高时效性,然而,该类方法也具有如下局限性。

(1) 预测模型中致灾机理不明确。基于现场监测的变形预测方法,通过挖掘监测数据中蕴含的灾害演化规律建立的变形预测模型,难以直观表征变形灾害的致灾机理和前兆规律。

(2) 建模精度受数据质量的影响大。数据挖掘方法有效的前提是拥有足够多的数据且精度满

足要求。矿山作业环境差,大量开采扰动使监测数据的不确定性增加,数据因干扰而失真,甚至发生中断,监测数据质量的下降将严重影响建模精度。

(3) 监测范围有限,无法全面覆盖。地表变形灾害从初始的变形作用累积到灾害发生,一般需要很长时间。受矿山监测环境、生产计划及成本的制约,在矿山安置大量监测点是不现实的。传统的矿山监测传感大多采用点式监测,仅能反映监测点极小范围内的变形趋势。因此,监测范围的大小及监测点的选取严重影响后续灾害分析的性能。

综上所述,现场监测数据中虽蕴含着地表变形灾害的演化规律,但是利用现场监测数据挖掘灾害发生的前兆信息,以此建立精确的变形预测模型仍存在巨大挑战。

3 矿山变形灾害风险评价

矿山变形灾害风险评价对及时制定并实施防治措施,避免灾害影响范围进一步扩大具有重要意义。常用的风险评价方法可总结为5类,分别为模糊综合评价、事故树/故障树、D-S证据理论、数值模拟分析及机器学习方法。

3.1 基于模糊综合评价的风险分析

基于模糊综合评价的风险分析是通过收集多种地表变形灾害的影响因素,确定不同影响因素与灾害的权重关系,建立灾害评价系统,最终实现不同影响因素下地表变形灾害风险的综合评价。在这一过程中,模糊理论用于表征影响关系本身具备的不确定性。王霄等^[51]整合了坡度、高程、地表起伏度、剖面曲率、降雨量、环境温湿度、土壤温湿度与植被等多源监测信息,对滑坡进行了风险评价,采用结合层次分析法(AHP)与加权平均型模糊算子得到了模糊综合评价矢量,用最大隶属度对应的评价集进行判断。陈学军等^[52]综合考虑6种岩溶塌陷影响因素,采用AHP与模糊聚类分析相结合的方法,对古丹铅锌矿岩溶塌陷的危险性进行分区,为塌陷灾害防治提供参考。ZHANG等^[53]针对河南东部永城矿区的矿井塌陷问题,基于模糊数学原理和AHP建立了跨矿区煤矿塌陷危险性评价系统,该研究结果可为该地区农田复垦、城镇规划、自然环境恢复等提供参考。

基于模糊综合评价的风险分析,能够综合考虑不同风险评价指标、全面反映各评价因素间的相对重要程度、有效处理模糊及不确定性信息。然而,该方法对前期资料数据收集要求较高,当信息缺乏时,无法实现有效评价。同时,在确定各指标权重

时存在一定主观倾向,也为评价结果带来了偏差。

3.2 基于事故树/故障树的风险评价

基于事故树/故障树的风险评价方法是将灾害本身视为事故或故障,通过建立事故树/故障树模型,梳理变形灾害影响因素及重要度,直观展示灾害成因,表征灾害事故的发生机制。崔益源等^[54]针对采空区塌陷风险评价缺少定量指标的问题,提出了基于模糊概率量化的事故树风险评价模型,定量分析了采空区塌陷风险,并通过灵宝市某金矿2号采空区的坍塌实例,验证了模型的有效性。任高峰等^[55]通过事故树法分析引发采空区塌陷事故的主要影响因素及重要度,在此基础上提出了基于变权和模糊模式识别的采空区危险性评价方法。井文君等^[56]建立了盐岩地表沉陷故障树模型,得到地表塌陷的14种模式和10个基本影响因素,利用模糊综合评价法对湖北云应盐矿进行了风险预测。

基于事故树/故障树的风险评价方法能够直观反映各因素、各指标间的因果依赖关系,直接追溯灾害成因。但该方法对操作人员的专业背景知识要求较高,需要比较全面地理解灾害事故的发生机制。

3.3 基于D-S证据理论的风险评价

基于D-S证据理论的风险评价方法与模糊综合评价相似。首先,该方法需要确定评价结果等级;其次,建立评价指标体系并将其作为证据信息;再次,确定各指标在各评价等级上的质量分配函数及各指标权重;最后,依据合成规则获得最终的综合风险决策。董宪久^[57]利用D-S证据理论解决采空区稳定性评价问题,从现场地质调查、室内岩石力学试验、数值模拟结果、采空区监测传感信息等方面提取证据指标体系,利用熵权法确定指标权重,最终对盘龙铅锌矿进行了稳定性评价。徐卫亚等^[58]利用边坡表面位移、变形破坏特征与深度位移建立了滑坡定性定量评价指标体系,基于云模型获得监测时序数据的隶属度,通过改进的D-S证据理论对滑坡进行了风险评价。ZHANG等^[59]针对地下开采引起的地表变形灾害,基于D-S证据理论和BP神经网络算法提出了矿山地质灾害风险评价与管理方法,利用多传感器数据集成技术对研究区变形体进行调查,评价研究区变形体的变形和破坏特征,并对重点边坡进行风险评估和脆弱性评价。

基于D-S证据理论的风险评价方法在实施思路上简单明了,可直接利用理论公式实现多源信息融合操作,改进的理论公式可以有效解决决策冲突

问题。然而,如何客观合理地确定各风险评价指标的质量分配函数及权重,是该方法的难点。

3.4 基于数值模拟的风险评价

基于数值模拟的风险评价方法是根据岩石力学机理、各种监测设备数据、采场地质条件等建立研究区域的三维数值模型,分析岩层在自然因素及采矿活动影响下的移动规律与破坏模式,并凭借建立的模型对监测区进行模拟,计算应力、应变和位移场等,依此实现监测区的风险评价^[60]。GAO等^[61]以贵州某煤矿地表危岩为研究对象,对煤矿采空区上方的危岩塌陷进行了研究。通过现场考察和数值模拟分析危岩的稳定性,采用UDEC软件模拟煤层开采对地表危岩塌陷的影响,分析了采空区上覆岩层的移动规律、移动变形规律以及危岩破坏模式。XU等^[62]基于对石膏采空区整体结构和分布特征的调查,结合现场选取的岩体力学参数,分析采空区矿柱、顶板和上覆岩层的厚度条件,建立采空区数值模型,并利用FLAC3D进行数值模拟,基于不同程度的变形对采空区稳定性进行了评价。牛小明等^[63]为分析石人嶂矿莲花山采空区稳定性及山体滑坡影响范围,构建了莲花山数值模拟模型,通过山体剖面位移和安全系数评价了采空区稳定性,借助滚石的回弹高度和滚落距离确定了塌陷影响范围。为进一步提高数值模拟方法的准确性,监测数据可用于修正数值模拟模型,实现模型更新,最终使理论模型与现实矿山环境更加贴近。JIA等^[64]针对露天铁矿浅层采空区稳定性评价问题,提出了一种修正的Mathews稳定性图,将位移监测数据与数值模型相结合,得到了采空区随时间的变形和破坏规律,将该方法成功应用于某露天铁矿浅层采空区塌陷风险评价中。

基于数值模拟的风险评价方法能够充分表征岩石力学机理,直观反映岩层移动及变形规律。然而,用于数值模拟的模型往往源于对现实场景的简化,无法完全表征现场实际情况,造成模拟结果与现实情况存在较大差异。同时,数值模拟模型无法对现场情况进行实时动态表征。

3.5 基于机器学习的风险评价

基于机器学习的风险评价方法,是利用机器学习方法建立地表变形影响因素与灾害风险等级间的关系。在获取地表变形影响因素后,即可利用关系模型进行灾害风险评价。罗周全等^[65]针对某矿岩溶地表塌陷现象,构建了基于BP神经网络的地表塌陷风险评价模型,输入为地下水位、给水度、覆盖层厚度、贮水系数、渗透系数与降雨量等11个岩

溶塌陷影响因素,输出为岩溶塌陷风险等级。李国辉等^[66]总结整理了6个边坡稳定性影响因素,利用BP神经网络模型建立影响因素与安全系数、稳定状态间的关系模型,引入粗糙集进行属性约简,提高了算法效率和预测精度。DENG等^[67]结合可变遗忘因子与ELM建立边坡几何力学参数(地质强度指数、扰动因子、岩石材料常数、单轴抗压强度、岩体单位重量、坡高、坡角)与安全系数之间的关系模型。其他机器学习算法还包括SVM及其改进模型^[68-69]、决策树^[70-71]及其集成学习方法(随机森林和极端梯度增强^[72])、贝叶斯模型^[73-75]等。相关研究比较分析了不同机器学习方法的性能^[76-77],为边坡灾害风险评价建模方法的优选提供了支持。在进行灾害影响因素确定时,常利用特征选择(如粗糙集^[78])或特征提取方法(如主成分分析^[79])确定灾害主控因素,减少冗余因素的干扰。

基于机器学习的风险评价方法的建模思路相对简单,对操作人员的岩石力学专业背景知识要求较低。但是,该方法精度受数据质量影响较大,无法有效表征致灾过程及演化机理。

4 未来研究方向

(1) 灾害全生命周期演化模式提取。如何利用数据挖掘、机器学习方法充分挖掘地表变形演化过程中不同区域时序监测数据中的时空关联关系,表征地表变形灾害不同变形阶段的演化特征,建立灾害全生命周期演化模式库,对于理解地表塌陷、边坡滑坡等矿山地表变形灾害本质,实现灾害防控至关重要。

(2) 基于迁移学习的矿山灾害分析。若能够有效辨识与目标矿山具有强关联、高相似性的矿区案例并利用其监测信息资源,则能够为揭示目标矿山变形灾害全生命周期演化规律、提高灾害预测预警的准确性提供巨大支持。多源域迁移学习为解决监测数据缺乏、预测模型精度低的问题提供了解决方法。该方法为充分利用相似矿区变形灾害案例、探究目标矿山灾害全生命周期演化规律,提供了新的思路。

(3) 基于机理与数据融合的矿山地表变形预测及风险评价。基于岩石变形机理的数值模拟方法与基于监测数据挖掘的预测方法,有各自的优势和局限性,两者的有效结合能够取长补短,为提高矿山灾害分析准确性提供解决方案。研究人员已对现场监测数据与数值模拟相结合的预测方法进

行了初步探索^[80],结合的一般思路是,利用监测数据优化数值模拟模型并对模拟结果进行验证,若两者差距较大,则对数值模拟模型进行参数及边界条件的调整,通过反馈调节实现数值模拟模型的优化与更新。针对矿山地表变形灾害,变形监测信息目前更多用于验证数值模型变形预测的准确性,而基于变形误差的数值模型参数及边界条件的调节操作,仍大部分根据经验确定。地表变形监测信息与数值模拟模型中,参数及边界条件的对应关系还未明确,现场监测数据与数值模拟的结合方式有待进一步探索。

(4) 矿山灾害风险评价的不确定性表征、定量评价与动态更新。在建立风险评价模型过程中,一部分研究成果初步整合了专家知识及工程经验,但现有方法在不确定性处理、定量评价和动态更新等方面仍存在不足。贝叶斯网络方法在不确定知识表达与推理方面具备优势,能够有效融合背景机理知识和数据信息,已广泛应用于矿山突水^[81]、瓦斯突出^[82]、矿井火源^[83]风险评价。因此,该方法在矿山地表变形灾害风险评价方面具有潜在的技术优势。

5 结 论

(1) 矿山地表监测技术为变形灾害的预测及风险评价提供了数据支持。在传统变形监测方法的基础上, GPS、卫星遥感、三维激光扫描、无人机航测等矿山地表变形智能化监测技术的发展提升了监测水平,具有高空间分辨率、低成本、实时化、数字化、高精度、高效率等特征,实现了大范围空间信息的智能化采集。

(2) 结合监测数据及岩石力学机理分析水文地质、外界环境、采矿活动等众多因素的影响差异,建立矿山地表变形灾害全生命周期演化模式库,对于探究灾害演化过程规律、认识灾害本质、建立灾害预测及风险评价模型、进行灾害预警及制定安全防治措施至关重要。迁移学习能够充分利用相似矿山灾害案例,为探究目标矿山变形灾害演化规律提供了重要资源。

(3) 从理论公式与智能优化算法的结合、机器学习、深度学习3个方面总结了智能方法在矿山地表变形预测领域的应用,指出了利用现场监测数据进行变形预测的局限性。现场监测与数值模拟相结合的矿山地表变形预测方法,可有效结合2种方法的优势,实现更加精确地灾害分析。

(4) 针对矿山地表变形灾害风险评价问题,梳

理了目前常用的矿山地表变形灾害风险评价方法,包括模糊综合评价、事故树/故障树、数值模拟分析、D-S 证据理论及机器学习方法。现有矿山地表变形灾害风险评价方法在不确定性处理、定量评价和动态更新等方面存在不足。

参考文献

- [1] 郝文杰,魏洁,任涛,等. 急倾斜煤层水平分层开采引发的地表变形监测技术研究[J]. 中国矿业,2017,26(S1): 378-381,384.
HAO Wenjie,WEI Jie,REN Tao,et al. Study on surface deformation monitoring technology of caving steep-inclined coal seam with horizontally grouped top-coal drawing mining method [J]. China Mining Magazine, 2017,26(S1): 378-381,384.
- [2] 张建. 红树梁煤矿首采面智能岩移观测站设计研究[J]. 煤炭工程,2021,53(8): 12-15.
ZHANG Jian. Design on intelligent observation station of rock movement in the first mining face of Hongshuliang Coal Mine [J]. Coal Engineering, 2021,53(8): 12-15.
- [3] 李卫鹏,刘全胜,刘学宇,等. 露天煤矿边坡监测地基雷达技术[J]. 露天采矿技术,2023,38(4): 49-52.
LI Weipeng,LIU Quansheng,LIU Xueyu,et al. Ground radar technology for slope monitoring in open-pit coal mines[J]. Opencast Mining Technology, 2023,38(4): 49-52.
- [4] 尹永明,邹江湖,李华汐,等. 南方雨季环境下地基合成孔径雷达在露天矿山边坡监测中的应用[J]. 中国安全生产科学技术,2023,19(S1): 55-59.
YIN Yongming,ZOU Jianghu,LI Huaxi,et al. Application of ground-based synthetic aperture radar in slope monitoring of open-pit mines in the rainy season in south China [J]. Journal of Safety Science and Technology, 2023,19(S1): 55-59.
- [5] 杜祎玮,任富强,常来山. 三维激光扫描技术在国内矿山领域的应用[J]. 矿业研究与开发,2021,41(12): 154-160.
DU Yiwei,REN Fuqiang,CHANG Laishan. Application of 3D laser scanning technology in domestic mine field [J]. Mining Research and Development, 2021, 41(12): 154-160.
- [6] 罗伟,王飞. 基于无人机遥感技术的煤矿地表监测与分析[J]. 煤炭科学技术,2021,49(S2): 268-273.
LUO Wei,WANG Fei. Monitoring and analysis of coal mine surface based on unmanned aerial vehicle remote sensing [J]. Coal Science and Technology, 2021, 49(S2): 268-273.
- [7] 张俊阳,王昆,赵同彬,等. 矿区地表沉陷与裂缝无人机遥感观测研究现状及发展 [J/OL]. 煤炭科学技术, 2023.
ZHANG Junyang,WANG Kun,ZHAO Tongbin, et al. Status and development of UAV remote sensing technology in mining surface subsidence and fracture measuring [J/OL]. Coal Science and Technology, 2023.
- [8] 陈磊,赵学胜,汤益先,等. 基于时序 InSAR 技术的大光包滑坡变形监测[J]. 矿业科学学报,2016,1(2): 113-119.
CHEN Lei,ZHAO Xuesheng,TANG Yixian, et al. Deformation monitoring of the Daguangbao landslide with time series in SAR technique [J]. Journal of Mining Science and Technology, 2016,1(2): 113-119.
- [9] YANG Z F,LI Z W,ZHU J J,et al. Use of SAR/InSAR in mining deformation monitoring, parameter inversion, and forward predictions: A review [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, 2020, 8 (1): 71-90.
- [10] ELKAMALI M,ABUEL GASIM A,PAPOUTSIS I,et al. A reasoned bibliography on SAR interferometry applications and outlook on big interferometric data processing [J]. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 2020,19: 100358.
- [11] SIMMONS B S,WEMPEN J M. Quantifying relationships between subsidence and longwall face advance using DInSAR [J]. International Journal of Mining Science and Technology, 2021,31(1): 91-94.
- [12] ILIEVA M,POLANIN P,BORKOWSKI A,et al. Mining deformation life cycle in the light of InSAR and deformation models [J]. Remote Sensing, 2019, 11(7): 745.
- [13] ZHENG M N,DENG K Z,FAN H D,et al. Monitoring and analysis of mining 3D time-series deformation based on multi-track SAR data [J]. International Journal of Remote Sensing, 2019,40(4): 1409-1425.
- [14] 张晓伦,甘淑,袁希平,等. 基于“天-空-地”一体化的东川区沙坝村滑坡体时序监测与分析[J]. 云南大学学报:自然科学版,2022,44(3): 533-540.
ZHANG Xiaolun,GAN Shu,YUAN Xiping, et al. Integrated space-air-ground time series monitoring and analysis for Shaba landslide in Dongchuan district [J]. Journal of Yunnan University: Natural Sciences Edition, 2022,44(3): 533-540.
- [15] 许强,朱星,李为乐,等. “天-空-地”协同滑坡监测技术进展 [J]. 测绘学报, 2022, 51 (7): 1416-1436.
XU Qiang,ZHU Xing,LI Weile, et al. Technical progress of space-air-ground collaborative monitoring of landslide [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2022, 51 (7): 1416-1436.

- ca,2022,51(7): 1416–1436.
- [16] 谭爱平,刘春德,邓庆绪. 金属矿山风险监测物联网关键技术研究现状与发展趋势[J]. 金属矿山,2020(1): 26–36.
TAN Aiping, LIU Chunde, DENG Qingxu. Study progress and development trends on key technologies for metal mine risk monitoring of Internet of Things[J]. Metal Mine, 2020(1): 26–36.
- [17] 王宏伟,邓代新,姜耀东,等. 巨厚坚硬顶板变形及垮落的动态演化特征研究[J]. 矿业科学学报,2021,6(5): 548–557.
WANG Hongwei, DENG Daixin, JIANG Yaodong, et al. Study on the dynamic evolution characteristics of deformation and collapse of the extra-thick hard roof[J]. Journal of Mining Science and Technology, 2021, 6(5): 548–557.
- [18] MA H T, WANG J N, WANG Y H. Study on mechanics and domino effect of large-scale goaf cave-in[J]. Safety Science, 2012, 50(4): 689–694.
- [19] 陈元非,高彦涛,查剑锋,等. 智能优化算法在概率积分参数反演中的比较[J]. 金属矿山,2017(4): 162–168.
CHEN Yuanfei, GAO Yantao, ZHA Jianfeng, et al. Comparation of intelligent optimization algorithms in the inversion of probability integral parameters[J]. Metal Mine, 2017(4): 162–168.
- [20] 黄金中,王磊,李靖宇,等. 群智能优化算法反演概率积分参数的性能比较与分析[J]. 金属矿山,2022(8): 173–181.
HUANG Jinzhong, WANG Lei, LI Jingyu, et al. Comparison and analysis of the performance of swarm intelligence optimization algorithms for inversion of probability integral parameters[J]. Metal Mine, 2022(8): 173–181.
- [21] 李靖宇,王磊,朱尚军,等. 基于狼群算法的概率积分法模型参数反演方法研究[J]. 中国矿业,2020,29(10): 102–109.
LI Jingyu, WANG Lei, ZHU Shangjun, et al. Research on parameters estimation of probability integral model based on wolves pack algorithm[J]. China Mining Magazine, 2020, 29(10): 102–109.
- [22] YANG J Y, LIU C, CHEN T Y, et al. The invasive weed optimization – based inversion of parameters in probability integral model[J]. Arabian Journal of Geosciences, 2019, 12(14): 424.
- [23] 高超,徐乃忠,孙万明,等. 基于Bertalanffy时间函数的地表动态沉陷预测模型[J]. 煤炭学报,2020,45(8): 2740–2748.
GAO Chao, XU Naizhong, SUN Wanming, et al. Dynamic surface subsidence prediction model based on Bertalanffy time function[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(8): 2740–2748.
- [24] JIANG C, WANG L, YU X X, et al. Prediction of 3D deformation due to large gradient mining subsidence based on InSAR and constraints of IDPIM model[J]. International Journal of Remote Sensing, 2021, 42(1): 208–239.
- [25] 陈磊,赵学胜,汤益先,等. 结合InSAR的幂指数Knothe模型参数拟合与评估[J]. 岩土力学,2018,39(S2): 423–431.
CHEN Lei, ZHAO Xuesheng, TANG Yixian, et al. Parameters fitting and evaluation of exponent Knothe model combined with InSAR technique[J]. Rock and Soil Mechanics, 2018, 39(S2): 423–431.
- [26] DING X M, YANG K M, ZHANG C, et al. Dynamic prediction of displacement and deformation of any point on mining surface based on B-normal model[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2023, 30(32): 78569–78597.
- [27] LI J C, GAO F, LU J G, et al. Deformation monitoring and prediction for residential areas in the Panji mining area based on an InSAR time series analysis and the GM-SVR model[J]. Open Geosciences, 2019, 11(1): 738–749.
- [28] 刘小生,于良,冯腾飞. 基于SVR组合模型的边坡位移预测研究[J]. 金属矿山,2018(2): 184–187.
LIU Xiaosheng, YU Liang, FENG Tengfei. Slope displacement prediction based on SVR forecast combination model[J]. Metal Mine, 2018(2): 184–187.
- [29] 华国威,娄彦彬,王世杰,等. 基于PCA-BBO-SVM的尾矿坝变形预测模型与性能验证研究[J]. 中国安全生产科学技术,2022,18(9): 20–26.
HUA Guowei, LOU Yanbin, WANG Shijie, et al. Prediction model of tailings dam deformation based on PCA-BBO-SVM and its performance verification[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2022, 18(9): 20–26.
- [30] DU S W, LI Y. A novel deformation forecasting method utilizing comprehensive observation data[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2018, 10(9): 168781401879633.
- [31] 宁永香,崔希民. 矿山边坡地表变形的PSO-ELM预测模型[J]. 煤田地质与勘探,2020,48(6): 201–206,216.
NING Yongxiang, CUI Ximin. PSO-ELM prediction model for surface deformation of mine slope[J]. Coal Geology & Exploration, 2020, 48(6): 201–206, 216.
- [32] 陈兰兰,杨雨云,肖海平,等. 基于GA-BP神经网络的露天矿边坡变形预测分析[J]. 有色金属科学与工程,2022,13(6): 106–112.

- CHEN Lanlan, YANG Yuyun, XIAO Haiping, et al. Prediction and analysis of open pit slope deformation based on a GA-BP neural network [J]. Nonferrous Metals Science and Engineering, 2022, 13 (6): 106–112.
- [33] 饶运章,王丹,饶睿,等. 基于EMD-RBFNN的稀土原地浸矿边坡位移预测[J]. 金属矿山,2015(3): 72–75.
- RAO Yunzhang, WANG Dan, RAO Rui, et al. Displacement prediction of in situ leach mining slope of rare earth based on EMD-RBFNN model [J]. Metal Mine, 2015(3): 72–75.
- [34] 刘光伟,郭直清,刘威. 基于GJO-MLP的露天矿边坡变形预测模型[J]. 工矿自动化,2023,49(9): 155–166.
- LIU Guangwei, GUO Zhiqing, LIU Wei. Prediction model of slope deformation in open pit mines based on GJO-MLP[J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49 (9): 155–166.
- [35] MA Z J, MEI G. Deep learning for geological hazards analysis: Data, models, applications, and opportunities [J]. Earth-Science Reviews, 2021, 223: 103858.
- [36] CHEN H Q, ZENG Z G, TANG H M. Landslide deformation prediction based on recurrent neural network [J]. Neural Processing Letters, 2015, 41 (2): 169–178.
- [37] 成睿,李素敏,毛嘉骐,等. 基于时序InSAR监测的VMD-SSA-LSTM矿区地表形变预测模型研究[J]. 化工矿物与加工,2023,52(8): 39–46.
- CHENG Rui, LI Sumin, MAO Jiaqi, et al. Study on VMD-SSA-LSTM mine ground deformation prediction model based on InSAR monitoring[J]. Industrial Minerals & Processing, 2023, 52(8): 39–46.
- [38] ZHANG Y G, TANG J, HE Z Y, et al. A novel displacement prediction method using gated recurrent unit model with time series analysis in the Erdaohaole landslide[J]. Natural Hazards, 2021, 105(1): 783–813.
- [39] LUO W Q, DOU J, FU Y H, et al. A novel hybrid LMD-ETS-TCN approach for predicting landslide displacement based on GPS time series analysis[J]. Remote Sensing, 2022, 15(1): 229.
- [40] 唐宇峰,陈星红,蔡宇,等. 基于时序分解和SSA-LSTM-Attention模型的尾矿坝位移预测[J]. 科学技术与工程,2023,23(29): 12753–12759.
- TANG Yufeng, CHEN Xinghong, CAI Yu, et al. Tailings dam displacement prediction based on time-series decomposition and SSA-LSTM-attention model [J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23 (29): 12753–12759.
- [41] 郑海青,赵越磊,宗广昌,等. 融合自注意力机制的Conv-LSTM边坡位移预测方法[J]. 金属矿山, 2022(11): 193–197.
- ZHENG Haiqing, ZHAO Yuelei, ZONG Guangchang, et al. Prediction of slope displacement based on conv-LSTM combined with self-attention mechanism [J]. Metal Mine, 2022(11): 193–197.
- [42] XI N, ZANG M D, LIN R S, et al. Spatiotemporal prediction of landslide displacement using deep learning approaches based on monitored time-series displacement data: a case in the Huanglianshu landslide[J]. Georisk: Assessment and Management of Risk for Engineered Systems and Geohazards, 2023, 17 (1): 98–113.
- [43] KHALILY M A, GUERRIERO L, POURALIZADEH M, et al. Monitoring and prediction of landslide-related deformation based on the GCN-LSTM algorithm and SAR imagery [J]. Natural Hazards, 2023, 119 (1): 39–68.
- [44] 杨背背,殷坤龙,杜娟. 基于时间序列与长短时记忆网络的滑坡位移动态预测模型[J]. 岩石力学与工程学报,2018,37(10): 2334–2343.
- YANG Beibei, YIN Kunlong, DU Juan. A model for predicting landslide displacement based on time series and long and short term memory neural network [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2018, 37(10): 2334–2343.
- [45] HUANG D, HE J, SONG Y X, et al. Displacement prediction of the muyubao landslide based on a GPS time-series analysis and temporal convolutional network model[J]. Remote Sensing, 2022, 14(11): 2656.
- [46] 唐宇峰,胡光忠,周帅. 动态残差修正LSTM算法的突发型滑坡位移预测[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.
- [47] ZHENG H Q, HU L N, SUN X Y, et al. Slope displacement prediction based on multisource domain transfer learning for insufficient sample data[J]. Applied Geophysics, 2023, 20(1): 1–9.
- [48] ZHANG Y G, TANG J, CHENG Y, et al. Prediction of landslide displacement with dynamic features using intelligent approaches[J]. International Journal of Mining Science and Technology, 2022, 32(3): 539–549.
- [49] WU L Z, ZHOU J T, ZHANG H, et al. Time series analysis and gated recurrent neural network model for predicting landslide displacements [J]. Georisk: Assessment and Management of Risk for Engineered Systems and Geohazards, 2024, 18(1): 172–185.

- [50] 鄢好,陈骄锐,李绍红,等. 基于时间序列和GRU的滑坡位移预测[J]. 人民长江,2021,52(1): 102-107,133.
- YAN Hao, CHEN Jiaorui, LI Shaohong, et al. Predicting of landslide displacement based on time series and Gated Recurrent Unit [J]. Yangtze River, 2021, 52 (1): 102-107,133.
- [51] 王霄,张译,邵健,等. 多源数据融合的滑坡监测预警评估[J]. 现代电子技术,2022,45(10): 124-130.
- WANG Xiao, ZHANG Yi, SHAO Jian, et al. Landslide monitoring and early warning evaluation based on multi-source data fusion[J]. Modern Electronics Technique, 2022, 45(10): 124-130.
- [52] 陈学军,杨越,白汉营,等. 基于ANP-模糊聚类分析法的岩溶塌陷研究[J]. 工程地质学报,2017,25(5): 1213-1219.
- CHEN Xuejun, YANG Yue, BAI Hanying, et al. Use of analytic network process and fuzzy clustering analysis method in karstic collapse[J]. Journal of Engineering Geology, 2017, 25(5): 1213-1219.
- [53] ZHANG B, ZHANG L Z, YANG H L, et al. Subsidence prediction and susceptibility zonation for collapse above goaf with thick alluvial cover: a case study of the Yongcheng coalfield, Henan Province, China [J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2016, 75(3): 1117-1132.
- [54] 崔益源,梅国栋,李坤,等. 模糊概率量化事故树的采空区坍塌事故风险评价[J]. 中国矿业,2020,29(S1): 91-95,100.
- CUI Yiyuan, MEI Guodong, LI Kun, et al. Risk assessment of gob collapse by means of fuzzy quantitative probability fault tree analysis[J]. China Mining Magazine, 2020, 29(S1): 91-95,100.
- [55] 任高峰,杨海燕,董洪芹,等. 石膏矿采空区塌陷安全评价[J]. 辽宁工程技术大学学报:自然科学版,2013,32(9): 1214-1221.
- REN Gaofeng, YANG Haiyan, DONG Hongqin, et al. Safety assessment for gypsum mine goaf collapse [J]. Journal of Liaoning Technical University: Natural Science, 2013, 32(9): 1214-1221.
- [56] 井文君,杨春和,孔君凤,等. 盐岩地下储备库引发地表沉陷事故的风险分析[J]. 岩土力学,2011,32(S2): 544-550.
- JING Wenjun, YANG Chunhe, KONG Junfeng, et al. Risk analysis of ground subsidence accidents caused by underground storage Caverns in salt rock [J]. Rock and Soil Mechanics, 2011, 32(S2): 544-550.
- [57] 董宪久. 基于多源信息融合技术的采空区稳定性评价[J]. 矿业研究与开发,2017,37(10): 100-105.
- DONG Xianjiu. The stability evaluation of goaf based on the multi-source information fusion technology [J]. Mining Research and Development, 2017, 37 (10): 100-105.
- [58] 徐卫亚,胡业凡,吴伟伟,等. 基于云模型和D-S证据理论的多源信息融合滑坡安全性评价[J]. 河海大学学报:自然科学版,2022,50(1): 59-66.
- XU Weiya, HU Yefan, WU Weiwei, et al. Landslide safety evaluation by multi-source information fusion based on cloud model and D-S evidence theory [J]. Journal of Hohai University: Natural Sciences, 2022, 50 (1): 59-66.
- [59] ZHANG D, FENG D M. Mine geological disaster risk assessment and management based on multisensor information fusion [J]. Mobile Information Systems, 2022, 2022: 1757026.
- [60] 雷勇,刘子魁,陈于斯,等. 高陡岩质临坡地基承载力试验研究与数值模拟[J]. 矿业科学学报,2024,9(4): 597-607.
- LEI Yong, LIU Zikui, CHEN Yusi, et al. Experimental research and numerical simulation of bearing capacity of high-steep rock foundations near slopes[J]. Journal of Mining Science and Technology, 2024, 9 (4): 597-607.
- [61] GAO L, KANG X T, GAO L, et al. Study of the stability of the surface perilous rock in a mining area [J]. Energies, 2022, 15(4): 1542.
- [62] XU Z C, XU W, ZHU Z H, et al. Research on monitoring and stability evaluation of ground subsidence in gypsum mine goaf[J]. Frontiers in Environmental Science, 2023, 10: 1097874.
- [63] 牛小明,颜平,潘懿. 石人嶂矿莲花山采空区塌陷影响分析研究[J]. 矿业研究与开发,2021,41(10): 99-103.
- NIU Xiaoming, YAN Ping, PAN Yi. Influence analysis on goaf collapse of Lianhua Mountain in shirenzhang mine [J]. Mining Research and Development, 2021, 41 (10): 99-103.
- [64] JIA H W, YAN B X, GUAN K, et al. Stability analysis of shallow goaf based on field monitoring and numerical simulation: a case study at an open-pit iron mine, China [J]. Frontiers in Earth Science, 2022, 10: 897779.
- [65] 罗周全,徐海,杨彪,等. 矿区岩溶地表塌陷神经网络预测研究[J]. 中国地质灾害与防治学报,2011,22(3): 39-44.
- LUO Zhouquan, XU Hai, YANG Biao, et al. Prediction of Karst collapse in Ming area based on neural network [J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2011, 22(3): 39-44.
- [66] 李国辉,刘永,招国栋,等. 基于RS-BPNN理论的

- 边坡稳定性预测及应用[J]. 南华大学学报: 自然科学版, 2015, 29(3): 122-128.
- LI Guohui, LIU Yong, ZHAO Guodong, et al. The prediction and application of slope stability based on RS-BPNN[J]. Journal of University of South China: Science and Technology, 2015, 29(3): 122-128.
- [67] DENG C, HU H X, ZHANG T L, et al. Rock slope stability analysis and charts based on hybrid online sequential extreme learning machine model [J]. Earth Science Informatics, 2020, 13(3): 729-746.
- [68] 金爱兵, 张静辉, 孙浩, 等. 基于 SSA-SVM 的边坡失稳智能预测及预警模型[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2022, 50(11): 142-148.
- JIN Aibing, ZHANG Jinghui, SUN Hao, et al. Intelligent prediction and alert model of slope instability based on SSA-SVM[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology: Natural Science Edition, 2022, 50(11): 142-148.
- [69] KANG F, XU Q, LI J J. Slope reliability analysis using surrogate models via new support vector machines with swarm intelligence[J]. Applied Mathematical Modelling, 2016, 40(11/12): 6105-6120.
- 张凯, 张科. 基于 LightGBM 算法的边坡稳定性预测研究[J]. 中国安全科学学报, 2022, 32(7): 113-120.
- ZHANG Kai, ZHANG Ke. Prediction study on slope stability based on LightGBM algorithm [J]. China Safety Science Journal, 2022, 32(7): 113-120.
- [71] 张凌凡, 陈忠辉, 周天白, 等. 基于梯度提升决策树的露天矿边坡多源信息融合与稳定性预测[J]. 煤炭学报, 2020, 45(S1): 173-180.
- ZHANG Lingfan, CHEN Zhonghui, ZHOU Tianbai, et al. Multi-source information fusion and stability prediction of open pit slope based on gradient lifting decision tree [J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45 (S1): 173-180.
- [72] ZHANG W G, LI H R, HAN L, et al. Slope stability prediction using ensemble learning techniques: a case study in Yunyang County, Chongqing, China[J]. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering, 2022, 14(4): 1089-1099.
- [73] AHMAD F, TANG X W, QIU J N, et al. Prediction of slope stability using Tree Augmented Naive-Bayes classifier: modeling and performance evaluation [J]. Mathematical Biosciences and Engineering, 2022, 19 (5): 4526-4546.
- [74] PENG M, LI X Y, LI D Q, et al. Slope safety evaluation by integrating multi-source monitoring information [J]. Structural Safety, 2014, 49: 65-74.
- [75] 谢洪涛. 基于故障贝叶斯网的边坡垮塌事故风险评估方法研究[J]. 安全与环境学报, 2012, 12 (6): 237-241.
- XIE Hongtao. Fault Bayesian network based method for risk assessment of slope collapse accident[J]. Journal of Safety and Environment, 2012, 12(6): 237-241.
- [76] KARIR D, RAY A, KUMAR BHARATI A, et al. Stability prediction of a natural and man-made slope using various machine learning algorithms [J]. Transportation Geotechnics, 2022, 34: 100745.
- [77] YANG Y K, ZHOU W, JISKANI I M, et al. Slope stability prediction method based on intelligent optimization and machine learning algorithms[J]. Sustainability, 2023, 15(2): 1169.
- [78] 冯有利, 罗清威. 基于 Rough set 的采空区地面塌陷危险性评价[J]. 河南理工大学学报: 自然科学版, 2016, 35(6): 759-764.
- FENG Youli, LUO Qingwei. The risk evaluation for goaf surface subsidence based on Rough set[J]. Journal of Henan Polytechnic University: Natural Science, 2016, 35(6): 759-764.
- [79] 周爱红, 牛鹏飞, 袁颖, 等. 基于 PCA-PSO-SVM 的凡口铅锌矿地区岩溶地表塌陷危险性预测[J]. 中国岩溶, 2020, 39(4): 622-628.
- ZHOU Aihong, NIU Pengfei, YUAN Ying, et al. Prediction of Karst surface subsidence risk in the Fankou lead-zinc mine area based on PCA-PSO-SVM [J]. Carsologica Sinica, 2020, 39(4): 622-628.
- [80] 朱万成, 任敏, 代风, 等. 现场监测与数值模拟相结合的矿山灾害预测预警方法[J]. 金属矿山, 2020 (1): 151-162.
- ZHU Wancheng, REN Min, DAI Feng, et al. Prediction and early warning of mining-induced disasters based on combined in situ monitoring and numerical simulation [J]. Metal Mine, 2020(1): 151-162.
- [81] DONG D L, SUN W J, XI S. Water-inrush assessment using a GIS-based Bayesian network for the 12-2 coal seam of the Kailuan Donghuantuo coal mine in China [J]. Mine Water and the Environment, 2012, 31(2): 138-146.
- [82] LI M, WANG H T, WANG D M, et al. Risk assessment of gas explosion in coal mines based on fuzzy AHP and Bayesian network[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2020, 135: 207-218.
- [83] LI M, WANG D M, SHAN H. Risk assessment of mine ignition sources using fuzzy Bayesian network [J]. Process Safety and Environmental Protection, 2019, 125: 297-306.

(责任编辑: 陈骏)