

DOI:10.13409/j.cnki.jdpme.2021.04.002

# 大数据技术在地质灾害防治中的应用综述\*

刘汉龙, 马彦彬, 仇文岗

(重庆大学土木工程学院, 重庆 400045)

**摘要:**近年来,滑坡、崩塌、泥石流等地质灾害频发,其危害性大,波及范围广,严重威胁人民群众生命及财产安全,制约经济社会发展和人民对美好生活需求的向往。经过多年技术攻关和群防群测工作积累,我国在地质灾害风险调查和隐患排查方面取得了明显成效,综合运用合成孔径雷达测量、高分辨率卫星遥感、无人机遥感、机载激光雷达测量等多种新技术手段以提高全国地质灾害调查评价精度的工作也在持续开展中。在新时代计算机技术的不断革新与发展下,基于大数据技术的地质灾害监测预警为地质灾害防治提供了新的思维范式和经验指导。为了促进对该领域发展新导向的深入了解,介绍了大数据方法在地质灾害数据获取、存储、分析的几种关键技术,综述了迄今国内外学者利用大数据技术开展地质灾害研究和防治方面的工作。

**关键词:** 地质灾害; 大数据; 滑坡; 泥石流; 崩塌; 地面变形

**中图分类号:** P694   **文献标识码:** A   **文章编号:** 1672-2132(2021)04-0710-13

## Application of Big Data Techniques in Geological Disaster Analysis and Prevention: A Systematic Review

LIU Hanlong, MA Yanbin, ZHANG Wengang

(College of Civil Engineering, Chongqing University, Chongqing 400045, China)

**Abstract:** In recent years, frequent geological disasters such as landslides, debris flows, and rock collapses, which are featured by severe harm and wide spread, threaten people's lives and property safety, and restrict economic and social development and people's desire for a better life. After years of technical research, mass prediction and disaster prevention, China has achieved remarkable success in geological disaster risk and hidden danger investigation. In order to improve the accuracy of national geological disaster survey and evaluation, comprehensive use of a series of new technical methods, such as synthetic aperture radar, high-resolution satellite remote sensing, unmanned aerial vehicle remote sensing and airborne lidar measurement, is underway. With the innovation and development of computer technology in the new era, the monitoring and early warning for geological disasters based on big data technology provide a new thinking paradigm and experience guidance for the prevention and control of geological disasters. For promoting an in-depth understanding of the new development direction in this field, key techniques in big data methods for acquisition, storage and analysis of geological disaster information are introduced, and progress on geological disasters analysis and prevention by worldwide scholars using big data techniques are reviewed.

**Keywords:** geological disaster; big data; landslide; debris flow; rock collapse; ground deformation

\* 收稿日期:2020-10-16;修回日期:2020-10-29

基金项目:国家重点研发计划重点专项子课题(2019YFC1509605)资助

作者简介:刘汉龙(1964—),男,教授,博导。主要从事岩土工程方面的研究。E-mail:hliuhhu@163.com

# 引言

地质灾害指在地球内部、外部以及人类活动的作用下,地质动力运动或地质环境异常变化引起的自然灾害<sup>[1]</sup>。主要受地形地貌、气候条件、场地条件等自然或人为因素的影响,导致地质灾害隐患区域分布不均、类别众多。近年来,我国地质灾害频发,人民群众生命以及财产安全屡受威胁,因地质灾害造成的对经济发展、社会稳定、生态环境不利影响逐步增大。根据2003年国务院颁发的《地质灾害防治条例》,地质灾害主要分为两种:一种为突发性地质灾害,如山体崩塌、滑坡、泥石流;另一种为渐变性地质灾害,如地面塌陷、地裂缝、地面沉降。自然资源部统计显示,2018年,全国共发生地质灾害2 966起,其中滑坡1 631起、崩塌858起、泥石流339起、地面塌陷122起、地裂缝9起和地面沉降7起,共造成105人死亡、7人失踪、73人受伤,直接经济损失14.7亿元;2019年,全国共发生地质灾害6 181起,其中滑坡4 220起、崩塌1 238起、泥石流599起、地面塌陷121起、地裂缝1起和地面沉降2起(图1),共造成211人死亡、13人失踪、75人受伤,直接经济损失27.7亿元。与2018年相比,地质灾害发生数量、造成的死亡失踪人数和直接经济损失分别增加108.4%、100.0%和88.4%。对于当前远程高位、高隐蔽性的地质灾害隐患,合理运用各种科学手段

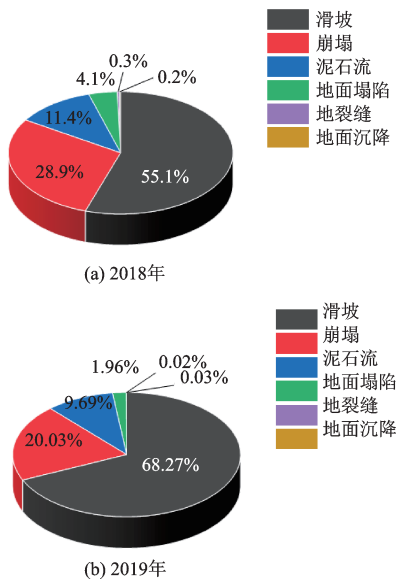


图1 2018年、2019年我国地质灾害构成情况

Fig.1 Summary of the geological hazards in years 2018 and 2019 in China

进行防灾减灾工作刻不容缓。

在2018年10月召开的中央财经委员会第三次会议上,习近平总书记提出:加强自然灾害防治关系国计民生,要建立高效科学的自然灾害防治体系,提高全社会自然灾害防治能力,为保护人民群众生命财产安全和国家安全提供有力保障。为积极响应在实现“两个一百年”奋斗目标的战略高度下的地质灾害防治新技术需求,我国依靠“科技创新”,通过遥感、测绘、地质、人工智能、云计算等的跨界合作,多学科交叉融合,以及国内现有优势资源的整合,丰富了监测方法,提供了数据分析手段,帮助建立灾害早期预警预报系统,为灾害风险评估以及灾后响应措施提供指导。本文通过web of science、知网等文献搜索引擎,以“大数据在地质工程方面的应用”为主题检索已发表文章并进行统计,统计区间为2000~2020年8月。据结果显示,近20年间,国内外已发表文章总数达到了1 112篇,由图2可以看出,2000年仅有9篇相关文章,而2010年后,相关研究大幅增加,且呈逐年上升趋势。相较于英文文章,中文文章出现时间较晚,但近年来,发展迅速,在2019年相关应用取得显著突破。本文就几种常见大数据关键技术进行介绍,并对不同地质灾害方面采用的技术进行总结评述,了解相关研究的最新进展,促进并推广地灾相关的大数据应用。

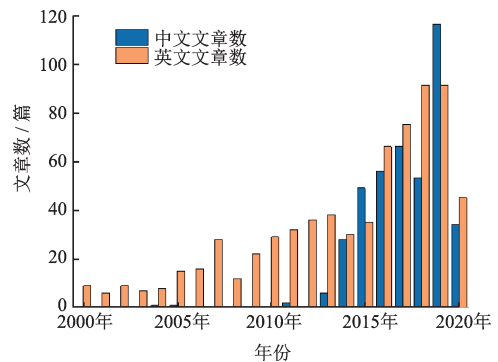


图2 近20年大数据在地质工程方面的应用相关中英文文章数  
Fig.2 Number of articles published worldwide in the past 20 years

## 1 大数据发展历程

从20世纪六七十年代大型机的初兴到微型机的出现,直至今日多种智能设备的更迭,数据信息的容量和处理速度需求不断增长,现代化的信息技术产业已经有近70年的历史。大数据主要发展历程如图3所示。在萌芽阶段,由NASA阿莫斯研究

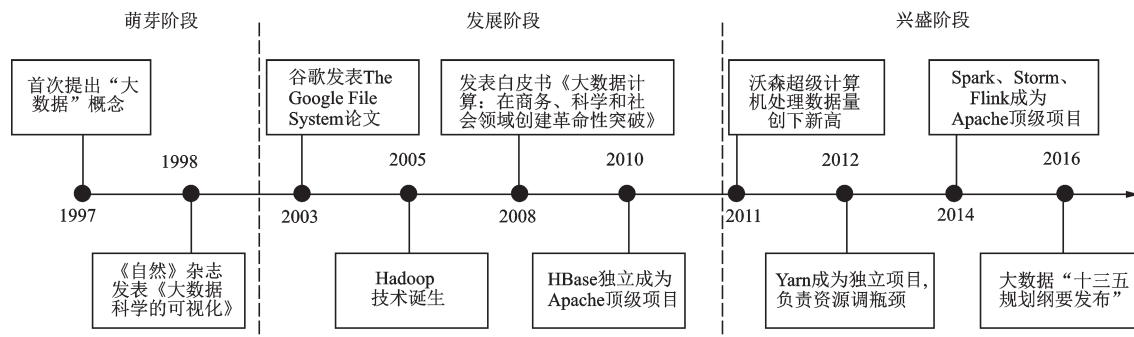


图3 大数据发展历程

Fig.3 The development process of big data

中心的大卫·埃尔斯沃斯和迈克尔·考克斯于1997年首次提出“大数据”的概念,1999年,《千兆字节数据集的实时性可视化探索》在《美国计算机协会通讯》上的发表,让大数据正式进入公众视野。21世纪初至2010年,是大数据的发展阶段。令人瞩目的是在2003年前后,Google“三驾马车”相继发表,即Google File System (GFS)、MapReduce以及NoSQL数据库系统BigTable<sup>[2-4]</sup>。2005年,Hadoop技术作为数据分析的主要手段而诞生,在2007年,其成为Apache顶级项目。这一时期,新兴名词“大数据”开始被各方关注,逐步进入各界视野。从2011年开始,随着IBM公司研制出超级计算机,直至今日,都属于大数据的兴盛时期,各种技术不断进步,在各个领域应用广泛,大数据发展如火如荼。

在不断发展下,大数据应用已经逐渐覆盖整个社会生活,包括医疗<sup>[5]</sup>、交通<sup>[6]</sup>、金融<sup>[7]</sup>、机械<sup>[8]</sup>、公共安全<sup>[9]</sup>、灾害管理<sup>[10]</sup>等方面。本文内容主要集中在岩土工程地质领域的地质灾害防控方面。随着技术的进步,当前的地灾监测预警方法和手段已经有了很大的可选用空间,地质数据的数量、种类、流转速度不断增加,借助大数据技术能够进行科学采集、分类以及分析处理,完善地质灾害监测预警机制,深化专群结合、人技结合的地质灾害群测群防制度,推广点面结合的专业监测预警体系建设,推进地灾大数据中心建设。

## 2 大数据关键技术

现阶段,对于大数据而言,并没有一个明确的定义,它通常指大量复杂的结构化、半结构化或者非结构化数据,以及多源数据的融合,IBM提出的5V特征,可以将其概括:Volume(大量)、Velocity

(高速)、Variety(多样)、Value(价值)、Veracity(真实)。大数据关键技术涉及到数据获取、数据储存、数据分析以及数据应用等方面,针对地质大数据海量、复杂、多源的特点,传统的数据处理技术显得无能为力,大数据处理的各个环节,都体现出特有的新兴技术特点(图4)。

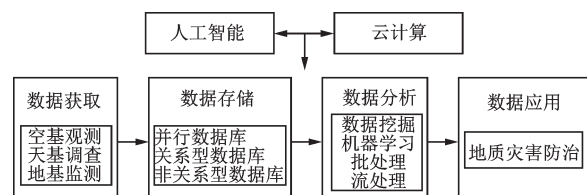


图4 地质灾害中大数据关键技术

Fig.4 Key techniques of big data in geological disaster analysis and prevention

### 2.1 主要数据获取来源

在数据获取方面,手段更加丰富,同时精度也得到了大幅度提高。通过合成孔径雷达测量、高分卫星遥感、无人机航测、机载激光雷达测量等多种新技术手段的综合运用,进一步提高全国地质灾害预防水平,建立空-天-地一体化多源观测体系,实现针对地质灾害的不同层次、不同时间以及空间,使用不同手段进行综合多方位观测。

“空”主要指基于卫星获得数据资料,卫星图像遥感技术通过采集地球图像变化检测来进行灾后受损评估<sup>[11]</sup>,或是利用捕捉图像进行滑坡风险处理<sup>[12]</sup>。高分辨率的卫星图像搜集到的信息涉及到结构的变形、水体走向、建筑物分布情况、人员分布区域<sup>[13]</sup>,可以全面显示地质灾害特征,为灾害损失评估,灾后响应决策给予支持<sup>[14]</sup>。

“天”主要指借助飞行器获得的数据资料,无人机在态势感知方面具有很高的效率,通过捕捉航空

图像获取信息,与卫星图像相比,其处理速度更快,并且可以获得高空间分辨率图像<sup>[15]</sup>,扩大灾害评估测量规模<sup>[16]</sup>,与航拍器数据以及卫星图像结合后,能够综合信息,得到受灾区域的地理环境情况<sup>[17]</sup>。

“地”主要指地面建立由激光雷达、无线传感网络及物联网等组成的地基节点网或是通过其他地质勘察方法获得的地面监测信息。激光雷达设备昂贵、数据采集耗时,但具有高精度、高分辨率等优点,可用于生成易受灾区域建模和风险分析的详细地形图和数字高程模型<sup>[18]</sup>。无线传感网络结合多种传感器的数据融合,可提供可靠的数据传输途径,帮助建立灾害早期预警系统<sup>[19]</sup>。

除去常规意义上的数据来源,众包平台、社交媒体网络同样可以从用户和大众群体处获取数据,鉴于其数据容量大,噪声大,流媒体速度快,需要使用多种工具以及自动化流程进行处理<sup>[20]</sup>。

## 2.2 大数据存储与管理

计算机及信息技术的不断发展,使地质大数据能够搜集勘察、监测、检测等方面的数据资料,面对范围广、来源多、数量大、类型复杂的数据信息,传统的标准处理和储存技术已不可行,且单机系统的性能已无法满足这样海量的数据,提升硬件配置也难以追上数据的增长速度。为了高效存储、读取以及管理数据信息,新的数据管理系统应运而生。

### 2.2.1 并行数据库

作为无共享体系结构的数据库系统,并行数据库有高结构化以及强大的存储功能,可以有效保障数据的安全性、可靠性以及逻辑性<sup>[21]</sup>。在数据存储过程中使用多个处理节点来完成数据信息任务,高效提高数据库系统的适用性,其操作系统能够快速执行SQL查询,利用B树索引加快对数据的访问。但是,并行数据库容错性较差,且面对数据的异构性问题难以解决<sup>[22]</sup>。

### 2.2.2 NoSQL数据库

NoSQL,即“Not only SQL”,是非关系型数据库的泛指,能够满足海量数据的存储与访问需求,数据库系统操作可实现高并发读写,有高拓展性以及高可用性<sup>[23]</sup>。NoSQL数据库技术在事务处理方面,以ACID约束换取实现系统强大的扩展性,面对复杂应用,需要通过一致性协议提供处理语义<sup>[24]</sup>。因NoSQL没有使用SQL,其数据模型以及查询语

言未经过数学验证,且数据库中不具备数据的修改功能,数据的质量难以保证,实际操作中,查询能力有限,应用范围较窄<sup>[25]</sup>。

### 2.2.3 NewSQL数据库

NewSQL作为新一代的数据库系统,在拥有与NoSQL数据库相同的高扩展性以及可用性的前提下,支持SQL查询语言,同时能够提供事务的ACID保证<sup>[26]</sup>。NewSQL大致分为三类:(1)新型架构NewSQL:设计有新型的分布式架构,包含多节点并发控制,复制容错,流控制和分布式查询处理等组件;(2)透明数据分片中间件NewSQL:开发数据库中间件重新实现数据分片基础架构,在应用时无需做任何修改;(3)服务NewSQL:是基于新型架构的DBaaS提供商的NewSQL方案,用户不需安装数据库系统<sup>[27]</sup>。然而,在复杂数据分析、即时查询、可开发性和实时性方面有突出表现的NewSQL,其系统内部结构变化较大<sup>[28]</sup>。

## 2.3 大数据处理分析

在发展新时期,数据处理分析能力得到了显著提升。通过虚拟化技术,计算机能够高效、安全完成数据信息的整合处理工作。本文简单介绍几种常用数据处理以及分析手法。

### 2.3.1 数据挖掘

在20世纪90年代,网络技术高速发展,数据库系统从简单的数据管理不断发展到能够存储海量信息提供丰富的多样数据。为更好地发掘出大数据的“Value”,数据挖掘的技术被提出。最初,学者们提出KDD(knowledge discover in database)的概念,而数据挖掘作为知识发现的子过程,被逐渐接受。其主要功能为基于数据信息进行未来趋势的预测和科学决策,发现数据库中隐含的知识。在不断发展中,当前数据挖掘理论基础逐渐成形,主要技术包括数据关联技术、分类、回归以及聚类技术等<sup>[29]</sup>。

### 2.3.2 机器学习

机器学习多作为一种应用统计的工具,通过推理以及模式识别来构建计算模型。许多数学及统计的方法概念被运用到机器学习中,包括贝叶斯准则、最小二乘法、马尔可夫模型以及高斯过程<sup>[30]</sup>。例如决策树、人工神经网络、支持向量机、随机森林等算法都是机器学习用来自我学习以及优化的计算机手段。近年来人工智能的不断发展,让学者们

对神经网络产生了更浓厚的兴趣,因2012年ImageNet大赛中卷积神经网络的突出表现<sup>[31]</sup>,深度学习也成为现在机器学习中的热议话题。

### 2.3.3 批处理

批处理一般用来处理大量数据,通常用于在特定时间间隔内分组在一起的数据集合,逐个进行顺序处理。批处理框架需要一组长期收集的数据,并将批处理所需的所有数据加载到对应类型的数据库以及存储、文件系统中,然后进行处理<sup>[32]</sup>。目前广泛应用的批处理框架是谷歌提出的Hadoop,运用MapReduce作为计算引擎进行数据处理<sup>[33]</sup>。

### 2.3.4 流处理

流处理手段是将大数据转化为快速数据的关键,主要负责处理连续数据。通常将数据输入分析工具后,进行实时处理<sup>[32]</sup>。在快速处理数据信息方面,流处理的方法表现尤为突出,其低延迟的特点明显优于批处理方法,是因为流处理在数据未达到磁盘时计算,响应时间可以以毫秒来计算。诸如S4<sup>[34]</sup>、MillWheel<sup>[35]</sup>以及Photon<sup>[36]</sup>都是流处理框架,最常使用的框架是Apache Storm和Apache Samza<sup>[37]</sup>。

## 3 地质灾害中的大数据技术应用

### 3.1 滑坡

斜坡位置的岩石或土体因地下水的活动、降雨、地震等因素的影响,在重力作用下土质发生松动致使整体或分散滑动即为滑坡。在滑坡危险区进行长期监测,建立早期预警系统,预测滑坡发生可能可以有效减少滑坡灾害<sup>[38]</sup>。

目前,遥感大数据是滑坡灾害分析应用最广泛的技术<sup>[39]</sup>,E.Interieri等<sup>[40]</sup>运用地面雷达与GB-InSAR(Ground-Based Interferometric Synthetic Aperture Radar)监测地表位移数据,来确定其潜在不确定性,其中InSAR技术既能探测大面积潜在的不稳定斜坡,还可以监测单个滑坡的地表位移<sup>[41]</sup>,与二维数值模拟方法整合设计滑坡早期预警系统<sup>[42]</sup>。

物联网能够互联连续全球范围内的数据信息以及设备,实现物理空间的虚拟视图交互<sup>[43]</sup>,在滑坡监测预警,数据设备平台共享信息上有很大贡献。基于物联网的滑坡监测系统,互联无线传感网络和GPRS技术的双层网络结构,实现对滑坡灾害

的有效监测<sup>[44]</sup>,或是使用基于实时分析的物联网摄像机开发滑坡监测系统,并提出相应算法检测滑坡<sup>[45]</sup>。A.Kansal等<sup>[46]</sup>结合物联网技术,建立由一系列独立的数据传感设备组成的新型滑坡监测系统,用于控制山体滑坡。S.M.Karunaratne等<sup>[47]</sup>创新性地运用物联网以及无线通信技术,结合大数据基础设施及机器学习,针对滑坡监测的应用领域,提出一种数据驱动型物联网系统。

近年来,人工智能不断发展,机器学习在滑坡易发性分析以及预测预报方面应用广泛。机器学习技术用于滑坡易发性的分析,能够帮助确定滑坡脆弱带<sup>[48-53]</sup>(图5)。面对庞大的地质灾害数据,识别潜在因素的重要性是主要目标。H. Shafizadeh-Moghadam等<sup>[54]</sup>就伊朗山体滑坡进行聚类分析,研究其潜在驱动力,并使用随机森林算法对其进行排序,可在大范围内有效管理和进行滑坡建模。通过随机森林算法构建区域降雨事件,可对极端降雨事件引发的滑坡灾害及时控制<sup>[55]</sup>。与随机森林算法比较,J.B.Zhao等<sup>[56]</sup>发现XGBoost(extreme gradient boosting)算法模型快速选择特征可以提高分布式情况下的模型训练效率,使用DLDP-GBTs(梯度提升树算法的分布式滑坡位移预测)能够更加准确、实时。赵久彬等<sup>[57]</sup>对重庆市忠县长江库岸涉水滑坡数据进行监测以及相关分析,确定滑坡危险性评价因子,对BP神经网络按照MapReduce原理进行并行化开发,对各个滑坡进行空间预测评价。A.M. Youssef等<sup>[58]</sup>、P.T.T.Ngo等<sup>[59]</sup>分别使用不同的机器学习、深度学习算法训练数据集,评估灾害易发性等级,绘制滑坡易发性分析图,图6大致展示了其主要建模流程。

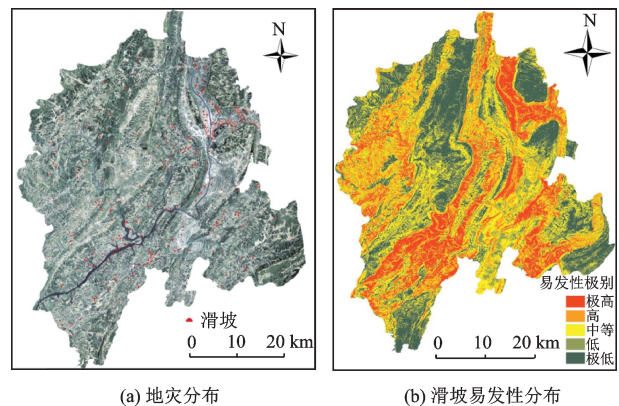


图5 思南县地灾分布及滑坡易发性分布<sup>[52]</sup>

Fig.5 Geological disaster distribution map of Sinan County and landslide susceptibility map<sup>[52]</sup>

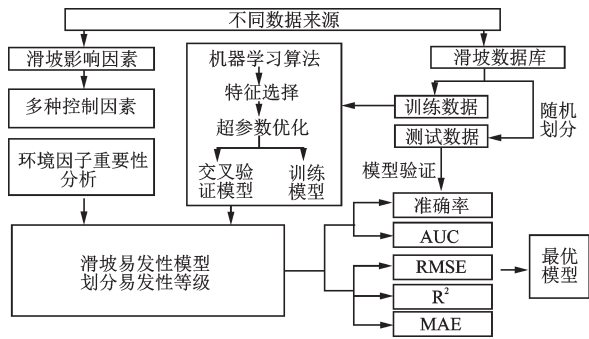


图6 运用机器学习方法建立滑坡易发性模型

Fig.6 Landslide susceptibility model built through machine learning methods

### 3.2 泥石流

在沟谷沟壑地区,因强降雨、降雪以及其他自然灾害,冲刷石块和沙土等颗粒物形成携带有大量泥沙以及石块的特殊洪流即为泥石流。针对此类地质灾害,监测区域地质、降雨数据信息,对泥石流进行有效控制预测、易发性评估是大数据防治主要手段。

遥感技术对泥石流的周围环境进行监测,能够有效预测泥石流活动。2010年8月8日舟曲发生特大泥石流,利用无人机、航空遥感图像确定泥石流受灾区域,为灾后救援工作提供了技术支持<sup>[60-61]</sup>。根据遥感图像信息,划分泥石流区域,建立区域内遥感图像解释,能有效监测泥石流区域以及土地利用情况<sup>[62-64]</sup>。X.Y.Lee等<sup>[65]</sup>基于多源遥感信息制作了研究区卫星图像,根据地质和生态环境资料,建立三维模型,识别区域内泥石流进行风险评估。X.H.Zhang等<sup>[66]</sup>基于遥感图像,利用GIS技术对泥石流流扇的面积、空间分布、坡度以及平面形态进行详细分析。

利用物联网技术进行泥石流灾害监测可获取大量数据,建立预警系统可有效预防灾害发生<sup>[67]</sup>。J.Huang等<sup>[68]</sup>基于3D WebGIS平台,与无线传感网络进行结合,提出了一种用于泥石流监测、潜在泥石流降雨阈值分析预警系统。H.Ma<sup>[69]</sup>利用无线传感网络与蓝牙技术,开发了简易可靠的数据采集处理方法。H.Y.Ko等<sup>[70]</sup>通过运用多种监测仪器建立全面的监测网络,帮助收集数据,分析泥石流发生前、发生时和发生后的能量变化。J.X.Ye等<sup>[71]</sup>建立的现场监测系统,则采用了先进的机器学习技术。H.C.Lee等<sup>[72]</sup>提出了一种多功能无线传感器,使其随泥石流运动,可以收集泥石流数据信息,并实时无线传输到基站。

为防止泥石流灾害的发生,易发性分析以及风

险评估预警是较为常用的方法<sup>[73]</sup>。W.B.Xu等<sup>[74]</sup>以研究区的降雨和环境因素作为预测因子,根据不同先验概率对泥石流发生概率进行预测比较。张永宏等<sup>[75]</sup>基于神经网络,结合遗传算法、Borderline-SMOTE算法以及平均影响值算法,提出一种区域泥石流易发性评价模型。Y.Zhao等<sup>[76]</sup>利用人工智能开发了通过地貌条件和物质条件判别泥石流集中区的方法。Z.Liang等<sup>[77]</sup>分别使用贝叶斯判别分析、逻辑回归、随机森林方法绘制泥石流易发性分析图,就适用条件以及分析准确性进行比较。通过遥感和GIS技术,张书豪等<sup>[78]</sup>使用线性、RBF支持向量机、二次判别分析、随机森林方法建立基于GIS的泥石流易发性评价模型,为防治泥石流提供理论依据(图7)。

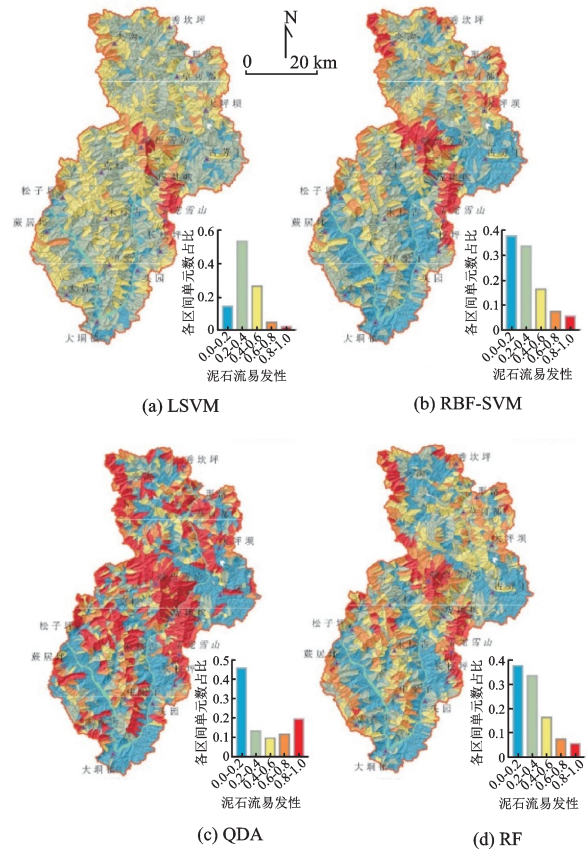


图7 4种模型的泥石流易发性GIS制图<sup>[78]</sup>

Fig.7 GIS maps of debris flow susceptibility of four models<sup>[78]</sup>

### 3.3 崩塌

崩塌指在较陡峻斜坡上的岩土体受到重力作用的影响,突然脱离母体崩落、滚动、堆积在坡脚的地质现象。其突发性强、分布范围广、致灾能力强,大数据在此类地质灾害防治研究主要集中在监测

和建立预警系统方面。

对于悬崖处或是险峻地势处的岩石,其调查较难展开,遥感技术的发展为这些人迹罕至之地提供了监测手段。在险要地形将卫星图像信息与地面遥感数据进行结合,建立监测系统,可以实现对岩石崩塌的可能性评估<sup>[79-82]</sup>。P.Mazzanti等<sup>[83]</sup>利用激光扫描以及SAR干扰等遥感技术,对岩石数据进行采集后对崩塌可能性进行分析。G.Gigli等<sup>[84]</sup>利用遥感技术采集到的岩石数据信息,建立三维模型以确定崩塌危险区位置。K.Nikolakopoulos等<sup>[85]</sup>结合地质勘探、遥感技术以及GIS技术对岩石崩塌危险性进行评估。胡涛等<sup>[86]</sup>采用遥感和GIS等技术对研究区域的地质资料分析后,使用径向基神经网络的机器学习方法对崩塌易发性进行预测。

物联网和机器学习技术,可对陡坡上的岩体进行实时监测、崩塌预测。C.Alippi等<sup>[88]</sup>基于无线传感网络,设计岩石表面崩塌预测系统,之后研究提出了一种使用MEMS加速度计与检波器的崩塌实时监测系统。S.Kato等<sup>[89]</sup>开发了位移传感器以及坡度监测系统。利用人工神经网络建立岩石崩塌易发性分析图的结果,L.Losasso等<sup>[90]</sup>对崩塌的诱发因素进行了分析。X.H.Liao等<sup>[91]</sup>基于遗传优化算法以及神经网络技术,建立了计算岩质边坡发生崩塌时波及范围的数学模型。为了提升预测模型的召回率,提高预测样本价值,林报嘉等<sup>[92]</sup>将XG-Boost机器学习模型应用于北京西南地区的公路崩塌易发性评估(图8)。L.L.Chen等<sup>[93]</sup>基于BP神经网络,提出了结合极限平衡法和抗剪强度折减法的岩石双平面滑动安全系数可靠性评估方法。A.M.Fanos等<sup>[94]</sup>基于高斯混合模型和随机森林算法的混合方法,结合激光扫描数据探测崩塌源区;在A.M.Fanos等<sup>[95]</sup>最新研究中,使用了四种不同的机器学习优化算法,利用不同的崩塌诱发条件来确定灾害发生概率。

### 3.4 地面变形

在自然或人为因素的影响下,地面变形主要有三种类型:地面塌陷、地裂缝、地面沉降<sup>[96]</sup>。作为一种逐渐累积的变化过程,地面变形危害严重且不易监测,大数据在建立地面变形监测以及预测预警系统上提供了技术支持,能够实时反馈数据信息,减少灾害发生。

在对地表变形进行监测中,多种遥感技术以及

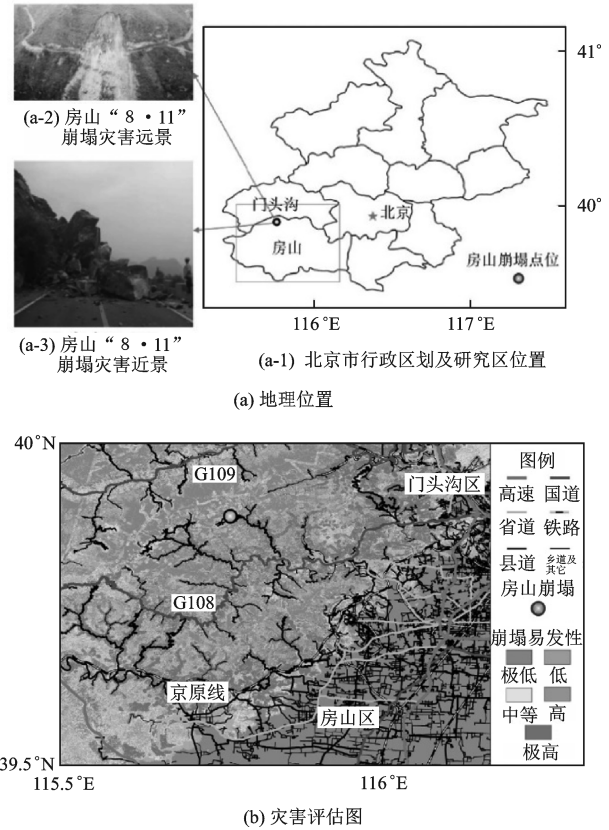


图8 研究区地理位置及北京西南地区公路崩塌灾害易发性图<sup>[92]</sup>

Fig.8 Location map of the study area and the hazard susceptibility map of highway collapse in southwestern Beijing<sup>[92]</sup>

物联网的集成传感器实现了实时共享数据。Z.H.An等<sup>[97]</sup>利用激光雷达高精度数据,分析岩溶塌陷形成机理。T.Yu等<sup>[98]</sup>基于遥感技术雷达系统,利用SAR图像监测采集混凝土结构地表及地下的数据信息。R.Tomás等<sup>[99]</sup>利用DInSAR技术,分析各种地面沉降现象及不同位移模式下的结果。为克服传统地面沉降监测方法布线难、工作量大的困难,B.Zhu等<sup>[100]</sup>、J.Marturià等<sup>[101]</sup>基于无线传感网络,开发沉降监测数据采集系统。C.Li等<sup>[102]</sup>介绍了卡尔曼滤波在利用MEMS传感器数据进行岩土工程地面沉降的应用。A.Zambrano等<sup>[103]</sup>设计一种路基沉降自动监测系统,可以实现远程实时监测沉降数据。

数据挖掘、机器学习算法对地面变形数据的处理分析,可以全面、准确地预测地表的位移情况。C.P.Schwegmann等<sup>[104]</sup>提出一种自适应的卷积神经网络用以识别地面沉降特征。Z.G.Li等<sup>[105]</sup>基于BP神经网络,建立了武汉市岩溶地面塌陷灾害的风险

分区评价模型。为提高沿海地区对地面变形监测的准确性,L.Liu等<sup>[106]</sup>构建大数据结构模型,结合时间序列分析方法进行数据融合聚类分析。在进行开采回填或盾构掘进施工活动时,神经网络可以快速、准确地帮助预测地面沉降值<sup>[107-110]</sup>。M.H.Wu等<sup>[111]</sup>结合主成分分析法以及人工神经网络,建立一种地面沉降系数计算模型。Q.H.Zhou等<sup>[112]</sup>提出了结合地形因子与神经网络的城市地面沉降预测模型,为预防地面沉降灾害提供科学决策。W.G.Zhang等<sup>[113-116]</sup>针对因地下开挖引起的地面沉降,使用多种软计算方法建立预测模型,解决可靠度评估问题。

## 4 结论与展望

频发的地质灾害严重制约经济和社会的发展,当务之急是建立更高效科学的地质灾害体系。在信息时代数字化、网络化和智能化的发展下,地质大数据时代的到来是必然趋势,依靠科技创新提高地灾的防治能力是新时代的需求。本文主要介绍了数据采集、数据储存、数据仓库、数据处理方面的大数据关键技术,并对国内外学者在滑坡、泥石流、崩塌、地面塌陷、地裂缝以及地面沉降地质灾害的大数据技术相关应用进行了总结。利用先进的遥感、雷达技术,物联网监测系统以及人工智能、机器学习算法,在研究原理、发现隐患、监测隐患、发布预警防灾工作上,大数据相关技术帮助建立“群测群防”、“专群结合”监测预警体系。

然而,大数据技术在地灾防治应用中还存在以下无法忽视的问题:

(1)在地质数据的获取过程中,数据信息成本昂贵,工程实用性不高。

(2)在岩土工程领域,监测数据量较少,中等或小规模数据会更难以分析。

(3)面对复杂的地质情况,数据获取较为困难,进行数据分析时无法保证其验证准确性。

(4)多源数据的异构性、数据异常值和缺失值的存在影响数据挖掘、分析过程,易导致结果偏离,得出错误结论。

(5)就当前而言,还无法实现精准的全自动化的流程。此外,地灾远程智能预警方法及“设备—平台—会商”协同预警机制亟需建立。

总体来说,大数据技术地质灾害应用正处于发

展的上升阶段,学者们在不断摸索前进的过程中还需要克服种种困难。

## 参考文献:

- [1] 殷跃平. 中国地质灾害减灾回顾与展望——从国际减灾十年到国际减灾战略[J]. 国土资源科技管理, 2001, 18(3):26-29.  
Yin Y P. A review and vision of geological hazards in China [J]. Scientific and Technological Management of Land and Resources, 2001, 18(3) :26-29.
- [2] Ghemawat S, Gobiolf H, Leung S T. The Google file system [J]. Acm Sigops Operating Systems Review, 2003;37:29-43
- [3] Dean J, Ghemawat S. MapReduce: simplified data processing on large clusters [J]. Communications of the ACM, 2008, 51(1):107-113.
- [4] Chang F, Dean J, Ghemawat S, et al. Bigtable: A distributed storage system for structured data [J]. Acm Transactions on Computer Systems, 2008, 26 (2) : 1-26.
- [5] Andreu-Perez J, Poon C C Y, Merrifield R D, et al. Big data for health[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2015, 19(4):1193-1208.
- [6] Lv Y S, Duan Y J, Kang W W, et al. Traffic flow prediction with big data: a deep learning approach [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(2):865-873.
- [7] Chen C L P, Zhang C Y. Data-intensive applications, challenges, techniques and technologies: A survey on big data[J]. Information Sciences, 2014, 275: 314-347.
- [8] Lei Y, Jia F, Lin J, et al. An intelligent fault diagnosis method using unsupervised feature learning towards mechanical big data [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(5):3137-3147.
- [9] Kim G H, Trimi S, Chung J H. Big-data applications in the government sector [J]. Communications of the ACM, 2014, 57(3): 78-85.
- [10] Fotovatikhah F, Herrera M, Shamshirband S, et al. Survey of computational intelligence as basis to big flood management: Challenges, research directions and future work [J]. Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics, 2018, 12(1): 411-437.
- [11] Pradhan B, Tehrany M S, Jebur M N. A new semiautomated detection mapping of flood extent from TerraSAR-X satellite image using rule-based classification and taguchi optimization techniques [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 54



- (7): 4331-4342.
- [12] Raspini F, Bardi F, Bianchini S, et al. The contribution of satellite SAR-derived displacement measurements in landslide risk management practices[J]. *Natural Hazards*, 2017, 86(1): 327-351.
- [13] Liou Y A, Kar S K, Chang L Y. Use of high-resolution FORMOSAT-2 satellite images for post-earthquake disaster assessment: a study following the 12 May 2008 Wenchuan Earthquake[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2010, 31(13): 3355-3368.
- [14] 唐川, 张军, 万石云, 等. 基于高分辨率遥感影像的城市泥石流灾害损失评估[J]. *地理科学*, 2006, 26(3): 358-363.  
Tang Ch, Zhang J, Wan Sh Y, et al. Loss evaluation of urban debris flow hazard using high spatial resolution satellite imagery [J]. *Scientia Geographica Sinica*, 2006, 26(3):358-363. (in Chinese)
- [15] Ofli F, Meier P, Imran M, et al. Combining human computing and machine learning to make sense of big (aerial) data for disaster response[J]. *Big Data*, 2016, 4(1): 47-59.
- [16] Foresti G L, Farinosi M, Vernier M. Situational awareness in smart environments: socio-mobile and sensor data fusion for emergency response to disasters[J]. *Journal of Ambient Intelligence & Humanized Computing*, 2015, 6(2):239-257.
- [17] Kakooei M, Baleghi Y. Fusion of satellite, aircraft, and UAV data for automatic disaster damage assessment [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2017, 38(8-10):2511-2534.
- [18] Moya L, Yamazaki F, Liu W, et al. Detection of collapsed buildings due to the 2016 Kumamoto, Japan, earthquake from Lidar data[J]. *Natural Hazards and Earth System Sciences Discussions*, 2017, 18: 65-78.
- [19] Chen D, Liu Z X, Wang L Z, et al. Natural disaster monitoring with wireless sensor networks: a case study of data-intensive applications upon low-cost scalable systems[J]. *Mobile Networks and Applications*, 2013, 18(5):651-663.
- [20] Büscher M, Liegl M, Thomas V. *Collective Intelligence in Crises* [M]. Switzerland: Springer, 2014: 243-265.
- [21] 陈志勇. 智能电网的大数据处理技术应用[J]. *集成电路应用*, 2020, 37(2):78-79.  
Chen Zh Y. Application of big data processing technology in smart grid[J]. *Application of IC*, 2020, 37(2): 78-79. (in Chinese)
- [22] Konopko J. Distributed and parallel approach for handle and perform huge datasets [C]// *International Conference of Computational Methods in Sciences and Engineering 2015 (ICCMSE 2015)*. Melville, NY: AIP Publishing LLC, 2015.
- [23] 孟小峰, 慈祥. 大数据管理: 概念、技术与挑战[J]. *计算机研究与发展*, 2013, 50(1):146-169.  
Meng X F, Ci X. Big data management: concepts, techniques and challenges [J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2013, 50(1): 146-169. (in Chinese)
- [24] 覃雄派, 王会举, 李芙蓉, 等. 数据管理技术的新格局[J]. *软件学报*, 2013, 24(2):175-197.  
Qin X P, Wang H J, Li F R, et al. New landscape of data management technologies[J]. *Journal of Software*, 2013, 24(2):175-197. (in Chinese)
- [25] 李绍俊, 杨海军, 黄耀欢, 等. 基于NoSQL数据库的空间大数据分布式存储策略[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2017, 42(2):163-169.  
Li Sh J, Yang H J, Huang Y H, et al. Geo-spatial big data storage based on NoSQL database[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2017, 42(2):163-169. (in Chinese)
- [26] Pavlo A, Aslett M. What's really new with NewSQL? [J]. *Sigmod Record: ACM SIGMOD (Management of Data)*, 2016, 45(2):45-55.
- [27] 徐述, 汪彦, 曾海洋, 等. 大数据应用下的新型分布式数据库 NewSQL [J]. *数字技术与应用*, 2018, 36(8): 51-52.  
Xu Sh, Wang Y, Zeng H Y, et al. New distributed database NewSQL based on big data application[J]. *Digital Technology & Application*, 2018, 36(8): 51-52. (in Chinese)
- [28] 郭雷风. 面向农业领域的大数据关键技术研究[D]. 北京: 中国农业科学院, 2016.  
Guo L F. Study on the key technologies of big data for agriculture [D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2016. (in Chinese)
- [29] 王光宏, 蒋平. 数据挖掘综述[J]. *同济大学学报(自然科学版)*, 2004, 32(2):246-252.  
Wang G H, Jang P. Survey of data mining[J]. *Journal of Tongji University Natural (Science)*, 2004, 32(2): 246-252. (in Chinese)
- [30] Dramsch J S. 70 years of machine learning in geoscience in review[J]. *Advances in Geophysics*, 2020, 61: 1-55.
- [31] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2012, 25(2): 1097-1105.
- [32] Cumbane S P, Gidófalvi G. Review of big data and processing frameworks for disaster response applications

- [J]. *International Journal of Geo-Information*, 2019, 8 (9):387.
- [33] Dittrich J, Quiané-RuizJorge-Arnulfo. Efficient big data processing in Hadoop MapReduce [J]. *Proceedings of the VLDB Endowment*, 2012, 5(12):2014-2015.
- [34] Abadi D J, Ahmad Y, Balazinska M, et al. The design of the borealis stream processing engine [J]. *CIDR*, 2005, 5: 277-289.
- [35] Akidau T, Balikov A, Bekiroğlu K, et al. Millwheel: fault-tolerant stream processing at internet scale [J]. *Proceedings of the Vldb Endowment*, 2013, 6(11) : 1033-1044.
- [36] Ananthanarayanan R, Basker V, Das S, et al. Photon: Fault-tolerant and scalable joining of continuous data streams[C]// *Acm Sigmod International Conference on Management of Data*. New York: ACM, 2013.
- [37] Gurusamy V, Kannan S, Nandhini K. The real time big data processing framework: Advantages and limitations [J]. *International Journal of Computer Sciences and Engineering*, 2017, 5(12): 305-312.
- [38] Suryawanshi S R, Deshpande U L. Review of risk management for landslide forecasting, monitoring and prediction using wireless sensors network[C]// *2017 International Conference on Innovations in Information, Embedded and Communication Systems (ICIIECS)*. New York: IEEE, 2017.
- [39] Atzeni C, Barla M, Pieraccini M, et al. Early warning monitoring of natural and engineered slopes with ground-based synthetic-aperture radar [J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2015, 48(1):235-246.
- [40] Intrieri E, Gigli G, Mugnai F, et al. Design and implementation of a landslide early warning system[J]. *Engineering Geology*, 2012, 147: 124-136.
- [41] Dong J, Zhang L, Tang M G, et al. Mapping landslide surface displacements with time series SAR interferometry by combining persistent and distributed scatterers: A case study of Jiaju landslide in Danba, China[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 205:180-198.
- [42] Barla M, Antolini F. An integrated methodology for landslides' early warning systems [J]. *Landslides*, 2016, 13(2):215-228.
- [43] Lazarescu M T. Design of a WSN platform for long-term environmental monitoring for IoT applications[J]. *IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems*, 2013, 3(1): 45-54.
- [44] Li J, Li C K, Li K, et al. Design of landslide monitoring and early warning system based on internet of things [J]. *Applied Mechanics & Materials*, 2014, 511-512: 197-201.
- [45] Aggarwal S, Mishra P K, Sumakar K V S, et al. Landslide monitoring system implementing IOT using video camera[C]// *3rd International Conference for Convergence in Technology (I2CT)*. New York: IEEE, 2018.
- [46] Kansal A, Singh Y, Kumar N, et al. Detection of forest fires using machine learning technique: A perspective[C]// *International Conference on Image Information Processing*. New York: IEEE, 2015.
- [47] Karunarathne S M, Dray M, Popov L, et al. A technological framework for data-driven IoT systems: Application on landslide monitoring[J]. *Computer Communications*, 2020, 154:298-312.
- [48] Zhu L, Huang L H, Fan L Y, et al. Landslide susceptibility prediction modeling based on remote sensing and a novel deep learning algorithm of a cascade-parallel recurrent neural network[J]. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 2020, 20(6):1576.
- [49] Kang K H, Park H J. Study on the effect of training data sampling strategy on the accuracy of the landslide susceptibility analysis using random forest method[J]. *Economic and Environmental Geology*, 2019, 52 (2) : 199-212.
- [50] Albano R, Sole A. Geospatial methods and tools for natural risk management and communications[J]. *Isprs International Journal of Geo Information*, 2018, 7 (12):470.
- [51] Yousefi S, Pourghasemi H R, Emami S N, et al. A machine learning framework for multi-hazards modeling and mapping in a mountainous area[J]. *Entific Reports*, 2020, 10(1):1-14.
- [52] 胡涛,樊鑫,王硕,等. 基于逻辑回归模型和3S技术的思南县滑坡易发性评价[J]. *地质科技通报*, 2020, 39 (2):113-121.
- Hu T, Fan X, Wang Sh, et al. Landslide susceptibility evaluation of Sinan County using logistics regression model and 3S technology[J]. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 2020, 39(2) : 113-121. (in Chinese)
- [53] Zhang W G, Ching J Y, Goh A T C, et al. Big data and machine learning in geoscience and geoenvironment: Introduction[J]. *Geoscience Frontiers*, 2021, 12(1) : 327-329.
- [54] Shafizadeh-Moghadam H, Minaei M, Shahabi H, et al. Big data in Geohazard: Pattern mining and large scale analysis of landslides in Iran[J]. *Earth Science Informatics*, 2019, 12(1):1-17.
- [55] Lee C Y, Huang J Q, Ma W P, et al. Analyze the rainfall of landslide on Apache Spark[C]// *Proceedings of 2018 Tenth International Conference on Advanced*

- Computational Intelligence (ICACI). New York: IEEE, 2018:348-351.
- [56] Zhao J B, Liu Y X, Hu M. Optimisation algorithm for decision trees and the prediction of horizon displacement of landslides monitoring [J]. *The Journal of Engineering*, 2018, 2018(16): 1698-1703.
- [57] 赵久彬,刘元雪,刘娜,等.海量监测数据下分布式BP神经网络区域滑坡空间预测方法[J].*岩土力学*,2019,40(7):2866-2872.  
Zhao J B, Liu Y X, Liu N, et al. Spatial prediction method of regional landslide based on distributed bp neural network algorithm under massive monitoring data [J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2019, 40 (7) : 2866-2872. (in Chinese)
- [58] Youssef A M, Pourghasemi H R. Landslide susceptibility mapping using machine learning algorithms and comparison of their performance at Abha Basin, Asir Region, Saudi Arabia[J]. *Geoscience Frontiers*, 2021, 12 (2): 639-655.
- [59] Ngo P T T, Panahi M, Khosravi K, et al. Evaluation of deep learning algorithms for national scale landslide susceptibility mapping of Iran [J]. *Geoscience Frontiers*, 2021, 12(2): 505-519.
- [60] Xue D J, He Z W, Wang Z H. Zhouqu County 8.8 extra-large-scale debris flow characters of remote sensing image analysis[C]// 2011 International Conference on Electronics, Communications and Control (ICECC). New York: IEEE, 2011: 597-600.
- [61] Wen Q, He H X, Wang X F, et al. UAV remote sensing hazard assessment in Zhouqu debris flow disaster [C]// *Remote Sensing of the Ocean, Sea Ice, Coastal Waters, & Large Water Regions*. Bellingham, WA: Spie-Int Soc Optical Engineering, 2011.
- [62] Lu H M, Nakashima S, Li Y J, et al. A fast debris flow disasters areas detection method of earthquake images in remote sensing system[J]. *Disaster Advances*, 2012, 5(4):796-799.
- [63] Yu H, Gan S, Yuan X P, et al. Remote sensing monitoring of debris flow area in Dabaini River Basin of Xiaojiang, Dongchuan County[C]// 2018 7th International Conference on Agro-geoinformatics (Agro-geoinformatics). New York: IEEE, 2018: 1-6.
- [64] Yin J Z, He F Q, Luo Z B. Researching the relationships between the environmental change of vegetation and the activity of debris flows based on remote sensing and GIS [J]. *Procedia Environmental Sciences*, 2011, 11:918-924.
- [65] Lee X Y, Lee K C. Risk assessment on debris flow hazard along linear construction civil engineering based on satellite remote sensing and fuzzy comprehensive evaluation method [C] //International Conference on Chemical, Material and Food Engineering. Paris, France: Atlantis Press, 2015.
- [66] Zhang X H, Gan S, Yuan X P, et al. Comprehensive analysis of characteristics of debris flow fans in xiaojiang valley by using remote sensing method[C]//2019 IEEE 4th International Conference on Cloud Computing and Big Data Analysis (ICCCBDA). New York: IEEE, 2019.
- [67] Shah S H, Yaqoob I. A survey: Internet of things (IOT) technologies, applications and challenges[C]// 2016 IEEE Smart Energy Grid Engineering (SEGE). New York:IEEE. DOI:10.1109/SEGE,20167589556: 381-385.
- [68] Huang J, Huang R Q, Ju N P, et al. 3D WebGIS-based platform for debris flow early warning: A case study[J]. *Engineering Geology*, 2015, 197:57-66.
- [69] Ma H. Design and application on Bluetooth-based wireless sensor network debris flow mountain health monitoring system[C]// *Advanced Materials Research*. Sta-fa-Zurich, Switzerland: Trans Tech Publications Ltd, 2014: 829-832.
- [70] Ko H Y, Fang Y M, Chang Y H. Using mobile sensors for in-situ monitoring of debris flows in Taiwan [C]// 2009 17th International Conference on Geoinformatics. New York: IEEE, 2009: 1-4.
- [71] Ye J X, Kurashima Y, Kobayashi T, et al. An efficient in-situ debris flow monitoring system over a wireless accelerometer network [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11 (13):1512.
- [72] Lee H C, Banerjee A, Fang Y M, et al. Design of a multifunctional wireless sensor for in-situ monitoring of debris flows[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2010, 59(11):2958-2967.
- [73] Chiou I J, Chen C H, Liu W L, et al. Methodology of disaster risk assessment for debris flows in a river basin [J]. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2015, 29(3): 775-792.
- [74] Xu W B, Jing S C, Yu W J, et al. A comparison between Bayes discriminant analysis and logistic regression for prediction of debris flow in Southwest Sichuan, China[J]. *Geomorphology*, 2013, 201: 45-51.
- [75] 张永宏,葛涛涛,田伟,等.基于地质大数据的泥石流灾害易发性评价[J].*计算机应用*,2018,38(11):3319-3325.  
Zhang Y H, Ge T T, Tian W, et al. Evaluation of susceptibility to debris flow hazards based on geological big data [J]. *Journal of Computer Applications*, 2018, 38

- (11):3319-3325. (in Chinese)
- [76] Zhao Y, Meng X M, Qi T J, et al. AI-based identification of low-frequency debris flow catchments in the Bailong River basin, China [J]. *Geomorphology*, DOI: 10.1016/J.geomorph.2020.107125.
- [77] Liang Z, Wang C M, Zhang Z M. A comparison of statistical and machine learning methods for debris flow susceptibility mapping [J]. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2020, 34(11): 1887-1907.
- [78] 张书豪, 吴光. 随机森林与GIS的泥石流易发性及可靠性[J]. *地球科学*, 2019, 44(9): 3115-3134.  
Zhang Sh H, Wu G. Debris flow susceptibility and its reliability based on random forest and GIS [J]. *Earth Science*, 2019, 44(9): 3115-3134. (in Chinese)
- [79] Frodella W, Ciampalini A, Gigli G, et al. Synergic use of satellite and ground based remote sensing methods for monitoring the San Leo rock cliff (Northern Italy) [J]. *Geomorphology*, 2016, 264: 80-94.
- [80] Frodella W, Lombardi L, Nocentini M, et al. Ground based remote sensing techniques for the San Leo (northern Italy) rock cliff monitoring [J]. *Rendiconti Online Societa Geologica Italiana*, 2016, 41: 239-242.
- [81] Ciampalini A, Raspini F, Frodella W. Back monitoring of the San Leo (northern Italy) rock cliff by means of SqueeSAR technique [J]. *Rendiconti Online Societa Geologica Italiana*, 2016, 41: 227-230.
- [82] Gischtig V, Amann F, Moore J R, et al. Composite rock slope kinematics at the current Randa instability, Switzerland, based on remote sensing and numerical modeling [J]. *Engineering Geology*, 2011, 118(1/2): 37-53.
- [83] Mazzanti P, Brunetti A, Bretschneider A. A new approach based on terrestrial remote-sensing techniques for rock fall hazard assessment [M]. *Modern Technologies for Landslide Monitoring and Prediction*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2015: 69-87.
- [84] Gigli G, Morelli S, Fornera S, et al. Terrestrial laser scanner and geomechanical surveys for the rapid evaluation of rock fall susceptibility scenarios [J]. *Landslides*, 2014, 11(1): 1-14.
- [85] Nikolakopoulos K, Depountis N, Vagenas N, et al. Rockfall risk evaluation using geotechnical survey, remote sensing data, and GIS: A case study from western Greece [C] // *Third International Conference on Remote Sensing and Geoinformation of the Environment (RSCy2015)*. Bellingham, Wa: Spie-Int Soc Optical Engineering, 2015.
- [86] 胡涛, 樊鑫, 王硕, 等. 基于径向神经网络的思南县崩塌易发性评价 [J]. *科学技术与工程*, 2019, 19(35): 61-69.
- Hu T, Fan X, Wang Sh, et al. Collapse susceptibility assessment of sinan county based on radial basis function neural network [J]. *Science Technology and Engineering*, 2019, 19(35): 61-69. (in Chinese)
- [87] Alippi C, Camplani R, Galperti C, et al. Effective design of WSNs: From the lab to the real world [C] // *2008 3rd International Conference on Sensing Technology*. New York: IEEE, 2008: 1-9.
- [88] Alippi C, Camplani R, Galperti C, et al. An hybrid wireless-wired monitoring system for real-time rock collapse forecasting [C] // *The 7th IEEE International Conference on Mobile Ad-hoc and Sensor Systems (IEEE MASS 2010)*. New York: IEEE, 2010: 224-231.
- [89] Kato S, Kohashi H. Study on the monitoring system of slope failure using optical fiber sensors [C] // *Geocongress 2006: Geotechnical Engineering in the Information Technology Age*. Reston, VA: ASCE, 2006: 1-6.
- [90] Losasso L, Sdao F. The artificial neural network for the rockfall susceptibility assessment: A case study in Basilicata (Southern Italy) [J]. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 2018, 9(1): 737-759.
- [91] Liao X H, Wang X L, Li L H, et al. Engineering application and prediction of the influence area of the rockfall hazards [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2020, 2020: 1-14.
- [92] 林报嘉, 刘晓东, 杨川, 等. XGBoost 机器学习模型与GIS技术结合的公路崩塌灾害易发性研究 [J]. *公路*, 2020, 65(7): 20-26.  
Lin B J, Liu X D, Yang Ch, et al. Avalanche susceptibility assessment of highway based on xgboost machine learning model and GIS method [J]. *Highway*, 2020, 65(7): 20-26. (in Chinese)
- [93] Chen L L, Zhang W G, Gao X C, et al. Design charts for reliability assessment of rock bedding slopes stability against bi-planar sliding: SRLEM and BPNN approaches [J]. *Georisk: Assessment and Management of Risk for Engineered Systems and Geohazards*, 2020, 1: 1-16.
- [94] Fanos A M, Pradhan B, Mansor S, et al. A hybrid model using machine learning methods and GIS for potential rockfall source identification from airborne laser scanning data [J]. *Landslides*, 2018, 15(9): 1833-1850.
- [95] Fanos A M, Pradhan B, Alamri A, et al. Machine learning-based and 3D kinematic models for rockfall hazard assessment using LiDAR data and GIS [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(11): 1755.
- [96] Shi G, Li D. Automatic measurement and alarm prediction system of land subsidence [J]. *Computer Automat-*

- ed Measurement & Control, 2003, 11(4):244-246.
- [97] An Z H, Wang H, Wu F, et al. The research of remote sensing in karst collapse remote sense based on airborne LiDAR system: Taking Meitanba mining area in Hunan Province as an example [J]. The International Society for Optical Engineering, 2014, 9299: 92990Z-92990Z-6.
- [98] Yu T, Twumasi J O, Le V, et al. Surface and subsurface remote sensing of concrete structures using synthetic aperture radar imaging [J]. Journal of Structural Engineering, 2017, 143(10):04017143.
- [99] Tomás R, Romero R, Mulas J, et al. Radar interferometry techniques for the study of ground subsidence phenomena: a review of practical issues through cases in Spain [J]. Environmental Earth Sciences, 2014, 71(1): 163-181.
- [100] Zhu B, Xia K. Design of Subsidence monitoring system based on wireless sensor networks [C] // International Conference on Wireless Communications Networking & Mobile Computing. New York: IEEE, 2010:1-4.
- [101] Marturià J, Lopez F, Gigli G, et al. Integrating wireless sensor network for monitoring subsidence phenomena [C] // EGU General Assembly Conference Abstracts. [S.l.]: [s.n.], 2016.
- [102] Li C, Azzam R, Fernández-Steeger T M. Kalman filters in geotechnical monitoring of ground subsidence using data from MEMS sensors [J]. Sensors, 2016, 16(7): 1109.
- [103] Zambrano A, Perez I, Palau C, et al. Quake detection system using smartphone-based wireless sensor network for early warning [C] // 2014 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communication Workshops (Percom Workshops). New York: IEEE, 2014: 297-302.
- [104] Schwegmann C P, Kleynhans W, Engelbrecht J, et al. Subsidence feature discrimination using deep convolutional neural networks in synthetic aperture radar imagery [C] // 2017 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). New York: IEEE, 2017: 4626-4629.
- [105] Li Z G, Xiao S D, Pan Y H, et al. The hazard assessment of karst surface collapse risk zoning based on BP neural network in Wuhan City [J]. Applied Mechanics & Materials, 2013, 405-408:2376-2379.
- [106] Liu L, Wang C, Zhang H, et al. Automatic monitoring method for surface deformation of coastal area based on time series analysis [J]. Journal of Coastal Research, 2019, 93(Sup 1): 194-199.
- [107] Li T, Xing X, Shi Z. Neural network model based on genetic algorithm for predicating mining subsidence in multi-fault areas [C] // 2010 International Conference on Mine Hazards Prevention and Control. Paris, France: Advances in Intelligent Systems Research, 2010:474.
- [108] Han D, Li X J. The surface subsidence prediction of shield construction based on the fuzzy neural network [C] // GeoShanghai International Conference. Singapore: Springer, 2018: 190-197.
- [109] Lv W, Wang M, Zhu X G. Model for prediction of surface subsidence coefficient in backfilled coal mining areas based on genetic algorithm and BP neural network [J]. Journal of Computational Methods in Sciences and Engineering, 2016, 16(4): 745-753.
- [110] Yang W F, Xia X H. Prediction of mining subsidence under thin bedrocks and thick unconsolidated layers based on field measurement and artificial neural networks [J]. Computers & Geosciences, 2013, 52: 199-203.
- [111] Wu M H, Xia X G. Study on the calculation of surface subsidence coefficient based on principal component analysis and neural networks [C] // 2nd Annual International Conference on Energy, Environmental & Sustainable Ecosystem Development (EESSED 2016). Paris, France: Atlantis Press, 2016.
- [112] Zhou Q H, Hu Q W, Ai M Y, et al. An improved GM (1, 3) model combining terrain factors and neural network error correction for urban land subsidence prediction [J]. Geomatics, Natural Hazards and Risk, 2020, 11(1): 212-229.
- [113] Zhang W G, Zhang R H, Wu C Z, et al. State-of-the-art review of soft computing applications in underground excavations [J]. Geoscience Frontiers, 2020, 11(4): 1095-1106.
- [114] Zhang W G, Li H R, Wu C Z, et al. Soft computing approach for prediction of surface settlement induced by earth pressure balance shield tunneling [J]. Underground Space, 2021, 6(4): 353-363.
- [115] Goh A T C, Zhang W G, Zhang Y M, et al. Determination of earth pressure balance tunnel-related maximum surface settlement: A multivariate adaptive regression splines approach [J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2018, 77(2): 489-500.
- [116] Zhang W G, Goh A T C. Multivariate adaptive regression splines for analysis of geotechnical engineering systems [J]. Computers and Geotechnics, 2013, 48: 82-95.

(本文责编:池营营)