

机器学习在斜坡地质灾害领域的应用现状与展望

王家柱, 铁永波, 白永健, 高延超, 王东辉, 张鸣之

Application and prospects of machine learning for rockfalls, landslides and debris flows

WANG Jiazhu, TIE Yongbo, BAI Yongjian, GAO Yanchao, WANG Donghui, and ZHANG Mingzhi

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.16030/j.cnki.issn.1000-3665.202402011>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

地下水机器学习方法研究

Application of machine learning to aquifer analyses: Locating hydrogeological boundaries with water table monitoring data

齐永强, 李文鹏, 郑跃军, 李慧, 王成见 水文地质工程地质. 2022, 49(1): 1-11

基于滑坡分类的西安市滑坡易发性评价

Landslide susceptibility assessment in Xining based on landslide classification

孙长明, 马润勇, 尚合欣, 谢文波, 李焱, 刘义, 王彪, 王思源 水文地质工程地质. 2020, 47(3): 173-181

基于数值模拟的耳阳河流域泥石流灾害危险性评价

Debris flow hazard assessment of the Eryang River watershed based on numerical simulation

侯圣山, 曹鹏, 陈亮, 冯振, 王立朝, 李昂, 刘军友, 李阳光, 郑浩 水文地质工程地质. 2021, 48(2): 143-151

基于逻辑回归信息量的川藏交通廊道滑坡易发性评价

Landslide susceptibility mapping in the Sichuan-Tibet traffic corridor using logistic regression-information value method

杜国梁, 杨志华, 袁颖, 任三绍, 任涛 水文地质工程地质. 2021, 48(5): 102-111

西藏天摩沟泥石流形成机制与成灾特征

Formation mechanism and disaster characteristics of debris flow in the Tianmo gully in Tibet

高波, 张佳佳, 王军朝, 陈龙, 杨东旭 水文地质工程地质. 2019, 46(5): 144-153

崩塌滑坡地质灾害风险排序方法研究

A study of the risk ranking method of landslides and collapses

解明礼, 巨能攀, 刘蕴琨, 刘秀伟, 赵伟华, 张成强 水文地质工程地质. 2021, 48(5): 184-192



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

DOI: 10.16030/j.cnki.issn.1000-3665.202402011

王家柱, 铁永波, 白永健, 等. 机器学习在斜坡地质灾害领域的应用现状与展望 [J]. 水文地质工程地质, 2025, 52(4): 228-244.
WANG Jiazhu, TIE Yongbo, BAI Yongjian, et al. Application and prospects of machine learning for rockfalls, landslides and debris flows[J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2025, 52(4): 228-244.

机器学习在斜坡地质灾害领域的应用现状与展望

王家柱^{1,2,3}, 铁永波^{1,2,3}, 白永健^{1,2,3}, 高延超^{1,2,3}, 王东辉^{1,2,3}, 张鸣之^{4,5}

(1. 中国地质调查局成都地质调查中心, 四川 成都 610081; 2. 自然资源部地质灾害风险防控工程技术创新中心, 四川 成都 611734; 3. 自然资源部成都地质灾害野外科学观测研究站, 四川 成都 610000; 4. 中国地质环境监测院(自然资源部地质灾害技术指导中心), 北京 100081; 5. 自然资源部地质灾害智能监测与风险预警工程技术创新中心, 北京 100081)

摘要: 崩塌、滑坡、泥石流是常见的山区斜坡地质灾害, 对人民生命财产安全构成严重威胁。计算机技术的迅速发展和“大数据”时代的到来, 为崩塌、滑坡和泥石流灾害风险防控提供了新动力, 人工智能成为备受关注的前沿研究内容, 而机器学习算法是其中应用最为广泛的方法之一。在大量文献调研的基础上, 从经典机器学习算法和深度学习算法 2 个方面综述了机器学习算法在崩滑流灾害领域的应用, 并对目前存在的问题和未来发展方向进行阐述。总结认为: (1) 经典机器学习算法可分为监督学习、无监督学习和强化学习 3 种, 广泛应用在滑坡和泥石流的易发性评价中, 普遍认为随机森林模型具有较高的预测精度和建模适应能力; (2) 常用的深度学习架构包括自编码器、深度置信网络、卷积神经网络和循环神经网络 4 类, 主要应用于崩滑流灾害的识别、易发性评价及位移预测; (3) 未来研究需重点加强数据质量与数量、提升模型的可解释性、增强模型可靠性与泛化性、构建实时监测预警系统, 推动实现地质灾害的自动识别和快速响应。研究结果为采用机器学习开展斜坡地质灾害防灾减灾工作提供支撑和研究方向。

关键词: 机器学习; 深度学习; 灾害识别; 易发性评价; 崩塌; 滑坡; 泥石流

中图分类号: P642.2

文献标志码: A

文章编号: 1000-3665(2025)04-0228-17

Application and prospects of machine learning for rockfalls, landslides and debris flows

WANG Jiazhu^{1,2,3}, TIE Yongbo^{1,2,3}, BAI Yongjian^{1,2,3}, GAO Yanchao^{1,2,3},
WANG Donghui^{1,2,3}, ZHANG Mingzhi^{4,5}

(1. Chengdu Center, China Geological Survey, Chengdu, Sichuan 610081, China; 2. Technology Innovation Center for Risk Prevention and Mitigation of Geohazard, MNR, Chengdu, Sichuan 611734, China; 3. Observation and Research Station of Chengdu Geological Hazards, MNR, Chengdu, Sichuan 610000, China; 4. China Institute of Geo-Environment Monitoring (Guide Center of Prevention Technology for Geo-hazards, MNR), Beijing 100081, China; 5. Technology Innovation Center for Geohazard Monitoring and Risk Early Warning, MNR, Beijing 100081, China)

收稿日期: 2024-02-02; 修订日期: 2024-05-29

投稿网址: www.swdggcdz.com

基金项目: 自然资源部地质灾害智能监测与风险预警工程技术创新中心项目(TICGM-2023-09); 中国地质调查局成都地质调查中心“刘宝珺院士基金”项目; 四川省自然科学基金面上基金项目(2023NSFSC2086)

第一作者: 王家柱(1992—), 男, 博士研究生, 工程师, 主要研究方向为地质灾害机理分析与监测预警。E-mail: 383001693@qq.com

通讯作者: 张鸣之(1981—), 男, 博士研究生, 正高级工程师, 主要从事地质灾害监测预警技术方法研究工作。

E-mail: zhangmz22@mails.tsinghua.edu.cn

Abstract: Rockfalls, landslides, and debris flows present significant threats to the safety of mountainous communities globally. With the rapid development of computer technology and the onset of the “big data” era, new avenues and momentum have emerged in disaster prevention and mitigation. Artificial intelligence, notably machine learning algorithms, has emerged as a hot point in this domain. Drawing upon an extensive literature review, this paper provides an overview of the application of machine learning algorithms, encompassing classical and deep learning methodologies. The current issues and future development directions are also discussed. This study highlights the critical role of classical machine learning algorithms—such as supervised, unsupervised, and reinforcement learning in assessing the susceptibility to landslides and debris flow hazards. Notably, the random forest model stands out for its high predictive accuracy and versatile modeling adaptability, making it a dependable tool for landslide susceptibility prediction. Deep learning architectures, including autoencoders, deep belief networks, convolutional neural networks, and recurrent neural networks, are instrumental in hazard identification, susceptibility assessment, and displacement prediction. Future research should prioritize enhancing data quality and quantity, optimizing model interpretability, improving model reliability and generalization, and establishing real-time monitoring and warning systems for automatic identification and rapid response to geological hazards. This study provides support and research directions for the prevention and mitigation of slope geological hazards using machine learning techniques.

Keywords: machine learning; deep learning; hazards identification; susceptibility; rockfalls; landslides; debris flows

斜坡地质灾害主要包括崩塌、滑坡和泥石流(以下简称“崩滑流”),是最为常见的地质灾害,在山地丘陵地区广泛分布,给山区人民的生命和财产安全带来严重威胁^[1-3]。我国山地丘陵区约占国土面积的 65%,崩滑流等斜坡地质灾害隐患多、分布广、防范难度大,是世界上地质灾害最严重、受威胁人口最多的国家之一^[4],平均每年因地质灾害造成的直接经济损失达 100 亿元以上^[5]。据自然资源部《2022 年中国自然资源统计公报》,2022 年我国共发生地质灾害 5 659 起,其中崩滑流等斜坡地质灾害共计 5 487 起,占 96.96%。

随着高新技术的迅猛发展,航空遥感、无人机航测、地面监测与调查等新技术、新方法在地质灾害精准预测与评价中显示出了巨大潜力^[6-7]。由此采集的海量数据具有明显的 5“V”特征,即 Volume(数据规模大)、Variety(数据类型多)、Velocity(数据更新快)、Value(数据价值密度相对较低但潜在价值高)、Veracity(数据可信赖度高)^[8-9],这 5 大特征使得大数据在地球科学领域的作用愈加突出,目前针对地质大数据的分析与挖掘已成为制约地质灾害发展的重要因素。

人工智能(AI)技术的出现,为海量数据分析提供了条件,目前已广泛应用于语音识别、自动驾驶技术、计算机视觉等方面。人工智能包含内容极为广泛,而在地质研究领域应用最广的当属机器学习算法^[10],本

文将重点讨论机器学习算法在斜坡地质灾害领域的应用。作为机器学习的重要分支,深度学习也时常被学者提及,但这两者概念并不完全相同,时常被混淆。机器学习是指机器通过统计学算法,对大量历史数据进行学习,进而利用生成的经验模型指导业务,可分为经典机器学习算法和深度学习算法 2 部分。深度学习是基于神经网络的机器学习的一个子集,与经典机器学习最大区别在于深度学习的特征无需人工提取^[11]。近年来,深度学习算法开始在地质灾害分析研究中崭露头角,已广泛应用于地质灾害的遥感识别、风险评价、位移预测等方面^[12]。鉴于此,本文将从经典机器学习算法和深度学习算法 2 个方面分别进行总结和分析。

本文概述了地质灾害领域常用的经典机器学习与深度学习算法框架,重点总结二者在地质灾害识别、监测以及风险评价等领域的研究进展,阐述机器学习在地质灾害研究领域所面临的机遇与挑战,最后对机器学习算法的应用研究发展趋势进行了展望。

1 地质灾害大数据

一切机器学习算法的基础在于数据,数据的好坏直接影响到模型的精确度。因此有必要对常用的地质灾害数据源进行介绍。常见的地质灾害数据源包

括:卫星遥感数据、无人机航测数据、地面调查与监测数据。

1.1 卫星遥感数据

近十年,全球发射了大量近地轨道卫星,提供了丰富而精确的对地观测数据,其中包括欧空局 Sentinel 数据,德国 RapidEye 数据,日本 ALOS 数据,美国 Landsat、Geoeye、QuickBird 数据,以及我国的高分卫星数据等。根据数据产品,可将地质灾害领域的卫星数据划分为:光学影像数据、高分辨率数字高程模型数据(DEM)、合成孔径雷达数据(SAR)与干涉合成孔径雷达数据(InSAR)。

高精度光学遥感数据是地质灾害遥感识别的基础,依靠光学遥感影像成像速度快、覆盖范围广、成本和风险低等优势,光学遥感影像在滑坡检测中得到了广泛应用^[13],在揭示大型地质灾害的形变历史和发展演化规律方面取得较好的成果^[14]。通过机器学习算法,可对多期遥感影像数据变化情况进行自动识别,获取大范围崩滑灾害的发育分布特征^[15]。

高分辨率数字高程模型数据(DEM)可准确获取坡度、坡向等地形数据且不受植被覆盖影响,是滑坡识别和风险性评价中的重要基础数据^[16-17]。

SAR 数据可穿透云雨,能够全天候、全天时对地物进行探测,是识别地质灾害的另一重要卫星数据^[18]。在恶劣的天气情况下,应用 SAR 图像训练深度学习模型是检测地质灾害的另一种选择^[19],如利用灾前和灾后的 SAR 图像训练深度学习模型,自动提取和分析暴雨后一定范围内的崩滑灾害发育分布特征^[20]。合成孔径雷达干涉测量(InSAR)是由差分干涉 SAR 图像之间的相位差而成,可用于建立地表变形过程的深度学习模型^[12,21]。

1.2 航空遥感数据

航空遥感是以无人机和有人机等航空平台通过搭载不同传感器组成的一种非接触式遥感技术。由于有人机成本高、风险大,目前仍未大规模普及,2008 年汶川地震和 2013 年雅安地震曾使用有人机开展灾情评估和灾后遥感监测^[22]。目前来说,无人机航测数据仍然是探测和查明地质灾害发育分布特征过程中最为常用的数据^[23],具有高分辨率、低成本、易操作的特点。通过搭载不同相机(如多光谱相机、高光谱相机以及激光雷达相机等),可获取大量多参数对地观测数据,实现地质灾害实时调查和探测。尤其是机载 LiDAR,利用多次回波技术可“穿透”地表植被,采集高精度 DEM 数据,是地质灾害识别的重要数据之一。

1.3 地面调查与监测数据

地面调查和监测数据是地质灾害领域最为重要和最为可靠的数据,其中地面调查数据是地质灾害发生以后最为基础的数据之一,包括地质灾害区的地质条件、水文条件、气象条件以及地质灾害威胁范围等调查数据。地面监测数据较为丰富,针对滑坡监测主要包括位移监测(如 GPS、GNSS 及全站仪等)、地质体监测(如土体含水率、孔隙水压力等)以及对诱发条件(如降雨、地震等)的监测;泥石流监测主要包括对泥石流发生过程中产生的地声、次声监测以及泥石流泥水位的监测。

1.4 存在的问题

地质数据中存在分散、割裂和部分缺失等问题,阻碍了机器学习的进一步发展。机器学习算法需要大量数据驱动,训练数据集在数量和质量上的缺陷会严重影响模型的性能。目前,地质灾害领域可用数据集较少,高精度遥感数据费用高昂,而大量现场监测数据和试验数据尚未公开,造成可用数据严重不足。同时,由于尚未建立公开数据集,还存在不同学者对相同数据进行重复标注的情况,浪费了大量人力物力。

2 机器学习算法在斜坡地质灾害领域的应用

2.1 经典机器学习算法

2.1.1 概述

经典机器学习算法可以分为监督学习、无监督学习和强化学习 3 种^[24]。监督学习是已知输入与输出的因果关系,根据这种已知关系训练得到最优模型,常见的监督学习算法包括分类分析与回归分析。无监督学习没有给定事先标记过的训练数据集,自动对输入的资料进行分类或分群,常见的如聚类分析、关系规则、维度缩减等。强化学习是一种半监督学习,既有大量未标记的数据,同时也使用标记数据。强化学习与监督学习和无监督学习最大的不同在于:无需大量数据,通过自己不停地与环境进行交互,进而完成学习模型。

2.1.2 经典机器学习与斜坡地质灾害

近年来,随着地质灾害大数据不断丰富、完善以及计算机计算能力不断提升,利用机器学习算法对地质灾害进行分析成为研究热点。通过对以往研究的分析,机器学习算法在地质灾害领域的应用主要集中在回归、分类、变化检测以及预测 4 个方面。

回归分析研究的是因变量(目标)和自变量(预测器)之间的关系,基本假设为未来发生事件的条件与

现今条件相同。分类分析是一种基本的数据分析方式,根据数据的特点,可将数据对象划分为不同的部分和类型,能够进一步挖掘事物的本质。变化检测是对同一区域不同时段图像识别该区域的变化情况,是视觉领域的一个重要问题。预测是指通过对已有明确结果的历史数据进行分析,寻找数据中的特征,并以此为依据对新产生的数据结果进行预测。

(1) 滑坡

对滑坡灾害的易发性研究,是涉及机器学习算法最多的领域。所谓易发性是指特定地质条件下地质灾害发生的可能性^[25-26],其核心思想是对已发生地质灾害区域的地质环境条件使用双变量或多变量进行统计分析,对未来可能发生地质灾害的区域进行评价^[27]。学者常采用单一机器学习算法,如支持向量机模型(SVM)、随机森林模型(RF)、人工神经网络模型(ANN)、逻辑回归模型(LR)^[28-29]和多模型混合算法,确定某一特定区域的最优机器学习模型^[30-32],其中 LR 模型、ANN 模型以及 RF 模型使用最为广泛^[30-31,33]。黄发明等^[34]对比分析了 SVM 模型和 RF 模型在滑坡易发性评价中预测精度和不确定性,结果显示两者评价结果整体相似,RF 预测精度高于 SVM,而其不确定性低于 SVM;Huang 等^[35]回顾了使用 LR 模型对滑坡易发性评价的研究成果,并建议未来该领域研究应更多地使用混合模型进行分析。对不同机器学习模型评价精度对比分析下,学者们普遍认为 RF 模型具有较高的预测精度和更强的建模适应能力,是一种准确和可靠的滑坡易发性预测模型^[36]。除此之外,由青年学者 Chen 等^[37]提出的 XGBoost 模型是时下最受欢迎的机器学习算法之一,与传统机器学习算法相比,运算速度更快,泛化能力更强^[38-39],张潇远等^[40]将 XGBoost 引入到滑坡易发性评价中,并以山西离柳煤矿区为

例,分析模型在泛化能力上的优越性。Zhang 等^[41]采用 SHAP-XGBoost 模型对重庆市潼南区滑坡易发性进行评价,强调了 XGBoost 模型在解释能力方面的优越性。

近年来,也有学者注意到了利用机器学习算法对滑坡灾害运动特征进行分析的能力。Krkač 等^[42]使用随机森林算法对滑坡位移进行预测,发现该算法可有效预测滑坡 30 d 以内的变形情况。Li 等^[43]认为经典机器学习算法在强降雨作用下的滑坡位移预测效果较差,建议使用极限学习机模型。Liu 等^[44]比较了支持向量机模型、关联向量机模型、高斯过程模型 3 种不同的机器学习算法在滑坡位移预测中的效果,认为高斯过程模型具有更好的预测效果。这些研究成果一定程度上缓解了滑坡动力学特征研究对物理模型的依赖程度。

不少学者通过机器学习在分类分析上的出色处理能力,开展大范围崩滑灾害的遥感识别和信息提取,解决传统目视解译费时费力的问题。目前,最大似然法(MLE)、支持向量机(SVM)和随机森林算法(RF)是最为常用的方法,具体应用过程包括模型训练和测试 2 个部分,应用效果、范围和优缺点如表 1 所示^[45]。Zheng 等^[46]分别利用朴素贝叶斯(NB)、决策树(DT)、支持向量机(SVM)和随机森林(RF)4 种机器学习算法,对金沙江流域潜在滑坡进行识别,研究发现支持向量机(SVM)算法在小尺度不平衡滑坡变形数据集上的分类精度,优于其他 3 种方法。龙玉洁等^[47]以汶川震区绵远河流域为重点研究对象,分别利用最大似然法和随机森林算法自动提取该区域 2007—2018 年的滑坡灾害,结果表明:随机森林算法提取效果较理想,能准确识别区域内的大部分滑坡,且与已有研究成果结果更吻合,正确率均值为 86.73%。

表 1 传统机器学习技术在滑坡识别上的应用效果与应用范围
Table 1 The application effect and scope of classic machine learning technology

方法	识别效果	优点	缺点	应用范围
最大似然法(MLE)	较差	简单,易实现	训练样本必须超过波段数	波段较少的数据
支持向量机(SVM)	小数据集较好, 大数据集较差	泛化能力比较强,无须进行 数据降维,易解释	对核函数以及参数敏感, 大样本时,效率并不是很高	小样本、非线性 识别问题
随机森林(RF)	小数据集较差, 大数据集较好	泛化能力强,训练速度快,不用做 特征选择,具有稳定的可移植性	解释性差	大规模数据和 高维特征方面

此外,还有学者利用机器学习算法完成滑坡方量的快速评估。Shirzadi 等^[48]比较了多种机器学习算法通过滑坡平面面积估算滑坡方量,认为自适应模糊神经网络模型(ANFIS)具有较好的计算结果。

(2) 崩塌

利用经典机器学习算法对崩塌灾害进行研究仍然集中在易发性评价领域,如雷成铭等^[49]采用随机森林模型和耦合频率比-随机森林模型对广东省 7 171

个崩塌灾害点进行了易发性评价,并将评价结果与传统的层次分析法、频率比法等进行比较,研究结果显示随机森林法是最适宜评价广东省崩塌易发生性的方法。Shirzadi等^[50]采用证据权法、层次分析法和频率比法对伊朗境内某公路沿线崩塌灾害进行了易发性分析,研究结果显示证据权法较其他2种方法拥有更高的评价精度。黄肖萍等^[51]将岩体结构面组合作为崩塌灾害易发性评价指标之一,利用人工神经网络模型对重庆市万州区崩塌灾害进行了易发性评价,研究结果显示地形坡度、岩体优势结构面以及斜坡坡向是影响研究区崩塌灾害易发生性的关键指标。

(3) 泥石流

机器学习在泥石流研究中仍然以易发性、危险性等评价研究最为普遍,以随机森林模型、支持向量机模型、逻辑回归模型以及组合评价模型为主。刘永奎等^[52]采用随机森林算法评价汶川震区泥石流易发性,模型平均AUC值达0.84,模型具有较高的稳定性和准确性。李坤等^[53]以东川泥石流为评价重点,采用随机森林算法和支持向量机算法对其易发性进行评价,结果表明随机森林算法更适用于山区泥石流易发性评价。Zhang等^[54]采用神经网络、决策树、随机森林以及极限提升树算法,对日喀则地区泥石流灾害进行了易发性评价,评价结果认为极限提升树较其他机器学习算法准确度更高。吴赛儿等^[55]采用逻辑回归算法对金沙江上游地区泥石流易发性进行评价,提出的基于逻辑回归模型的泥石流易发性评价方法,提高了泥石流易发性评价精度,可为干热河谷区泥石流预测预警和防治提供参考依据。

在此基础上,有学者尝试利用机器学习强大的算法,对泥石流自动识别、物源量和流速快速计算以及治理工程快速评价等方面进行研究。娄佩卿等^[56]以国产GF-2卫星作为遥感数据源,以决策树、随机森林、BP神经网络和支持向量机作为构建集成机器学习模型的底层机器学习模型,研究结果显示,与单一模型相比,集成机器学习模型显著提高了泥石流识别精度,其总体精度为93.14%。Abancó等^[57]利用决策树算法对泥石流物源量进行估算,并用经验公式进行对比,结果显示决策树算法精度显著高于经验公式。于国强等^[58]分别采用支持向量机和BP神经网络算法,对云南东川蒋家沟泥石流流速进行自动预测,结果显示支持向量机模型预测精度和计算速度显著高于神经网络算法,可较好地描述泥石流复杂的非线性关系。焦亮等^[59]通过支持向量机和随机森林模型,利用

室内水槽试验数据,提出了一种判别泥石流窗口坝闭塞类型的新方法。

2.1.3 存在的问题

尽管机器学习算法在滑坡和泥石流灾害研究中取得了较好的成果,但仍然存在以下问题:

(1)模型泛化能力问题。滑坡和泥石流的发生通常受到多种复杂因素的影响,包括地质、气候、人为活动等。经典的机器学习算法可能难以充分捕获这些复杂关系,导致模型的泛化能力受限,模型在特定研究区具有良好效果,但在新的其他区域往往表现不佳。

(2)实时性与动态性问题。滑坡和泥石流灾害的预测需要快速且准确,经典机器学习算法在处理大规模数据时存在一定的局限性,难以快速更新模型,在动态环境下适应性较差。

(3)算法参数问题。经典机器学习算法通常包含多个参数需要调整,如决策树的深度、支持向量机的核函数等,这些参数将直接影响模型的性能。在滑坡和泥石流灾害领域,由于缺乏足够的先验知识和试验经验,参数的调优往往存在一定问题。

(4)数据不平衡问题。崩滑流事件较为罕见,将导致正样本(灾害发生)数量远低于负样本(无灾害发生),这种数据不平衡会严重影响经典机器学习算法的分类性能,使其倾向于预测负样本,导致预测能力受限。

2.2 深度学习算法

2.2.1 深度学习架构

深度学习方法是具有多层表示的学习方法,通过组合简单但非线性的模块来获得,每个模块将一个层次(从原始输入开始)的表示转换为一个更高、更抽象级别的表示,拥有足够多的变换组合,就可以学习非常复杂的函数^[11]。深度学习算法的优势在于无需人工构建和选择特征图层,同时深度学习算法所接纳的样本量更大,适合更大数据量的计算。引入深度学习算法开展地质灾害研究是相对前沿的领域,主要应用在对地质灾害影像数据特征的分割^[60]与提取^[61]及地质灾害的识别^[62]与预测^[63]。

在地质灾害研究领域,目前使用较多且较为常见的深度学习架构包括:自编码器(Auto-encoder)、深度置信网络(Deep belief network)、卷积神经网络(Convolutional neural network)、循环神经网络(Recurrent neural network)。其中自编码器是一种特殊的人工神经网络,是一种利用反向传播算法使得输出值等于输

入值的神经网络,它先将输入压缩成潜在空间表征,然后通过这种表征来重构输出。自编码器网络架构往往呈对称性,且中间结构简单、两边结构复杂,如图 1(a)所示。深度置信网络是一个概率生成模型,与传统判别模型的神经网络相比,深度置信网络是建立一个观察数据和标签之间的联合分布,函数针对输入数据与样本的标签之间,如图 1(b)所示。卷积神经网络是一种深度学习模型或类似于人工神经网络的多层感知器,具有表征学习能力,能够按其阶层结构对输入信息进行平移不变分类,因此也被称为“平移不变人工神经网络”,具有卷积层、池化层和全连接层 3 种构筑层,如图 1(c)所示。循环神经网络是一类以序列数据为输入,在序列的演进方向进行递归,且所有节点按链式连接的递归神经网络,如图 1(d)所示,在对序列的非线性特征进行学习时具有一定优势,与卷积神经网络相比,其预测值考虑了时序数据特征。

2.2.2 深度学习与斜坡地质灾害

利用深度学习算法对地质灾害开展研究,具有广阔的前景,其基本思路为通过收集相关数据(卫星遥感数据、航空遥感数据、地面调查与监测数据等),选

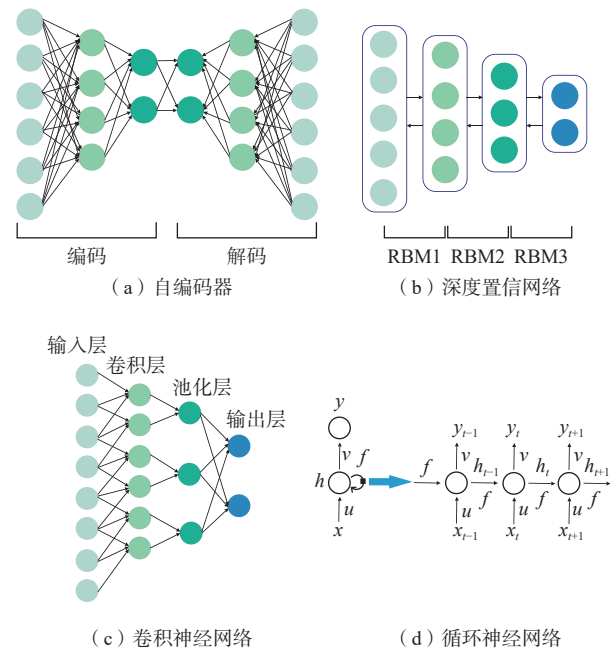


图 1 常见的深度学习架构

Fig. 1 Various deep learning architectures

取合适的深度学习算法,开展地质灾害广域识别、易发性评价、变形预测与预警等研究工作(图 2)。

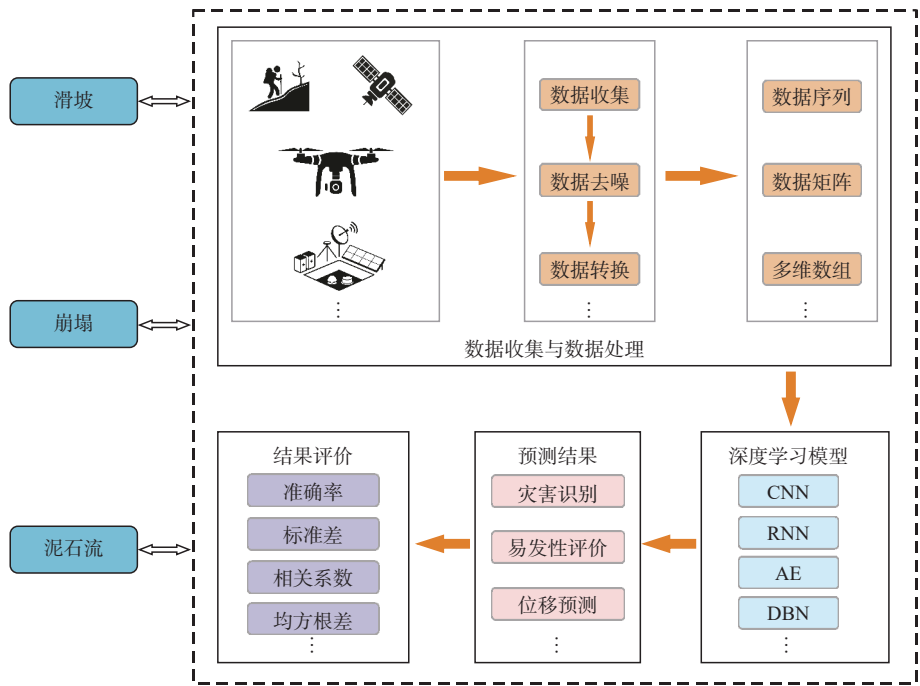


图 2 深度学习应用于斜坡地质灾害分析流程图

Fig. 2 A general workflow of deep learning application for geological hazards analysis

(1) 滑坡

作为自然界最常见的地质灾害,利用深度学习开展滑坡研究的内容极其丰富,主要体现在滑坡识别、

滑坡易发性评价以及滑坡位移预测等方面。

基于深度学习的滑坡自动识别技术可分为基于像素和面向对象 2 类自动识别技术。基于像素的自

动识别技术通常根据滑坡变形前后影像光谱的阈值变化进行检测,适合较粗分辨率的遥感影像数据;面向对象的自动识别技术是一种适用于高分辨率数据的、模拟人类识别物体的影像分割分类技术。与基于像素的识别技术不同,面向对象技术首先根据物体边界将地物分成互不重叠的对象,每个对象是光谱或空间纹理相似、地理位置接近一群像素的集合。面向对象的分类就是基于这些对象参数的分类方法^[64-65]。

由于滑坡会导致土地类型的变化,因此基于像素的滑坡识别也可认为是对土地类型变化的识别^[66]。传统的土地类型探测中需要设立阈值从而对图像进行分割,该方法既耗时耗力而且主观性强^[67-68]。深度学习方法作为一种数据驱动的方法,可以避免耗时的预处理,还可以在图像二值化分割的情况下直接检测“变化”和“无变化”区域(图3a),取得了较好的效果^[69]。

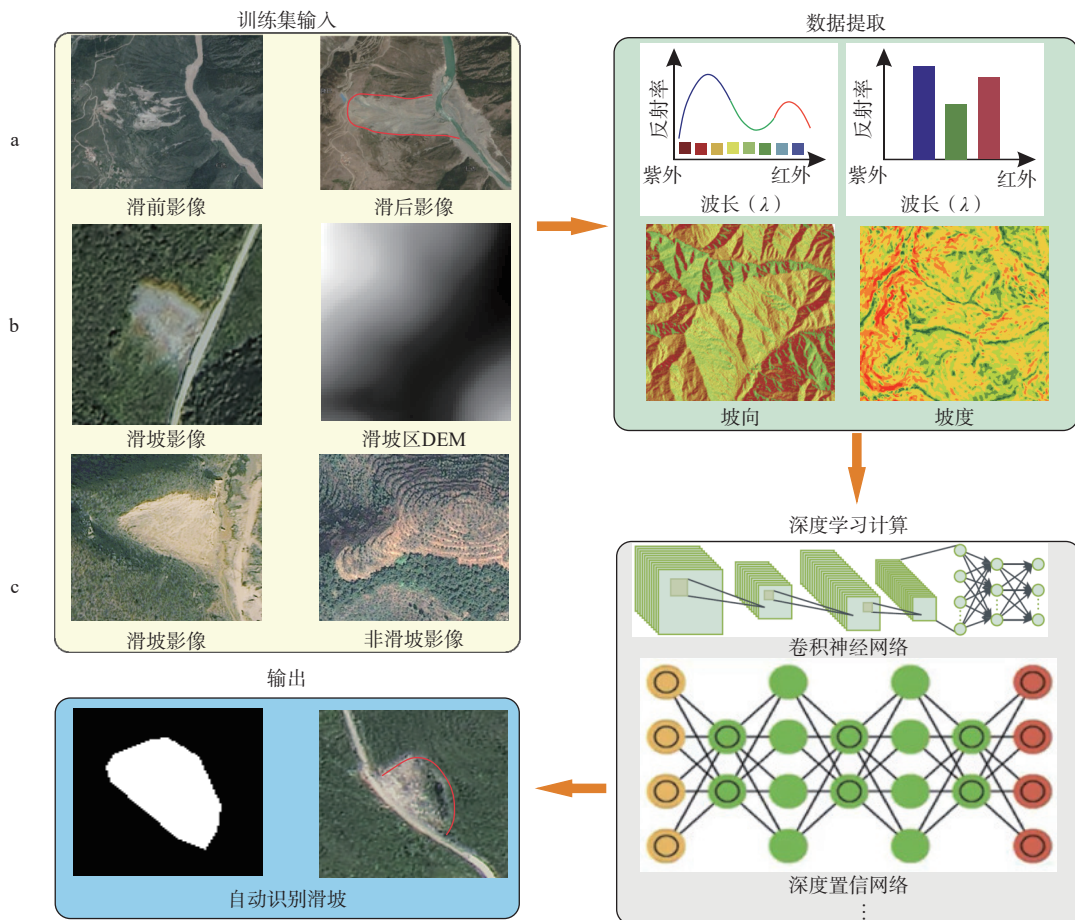


图3 滑坡识别的一般流程图

Fig. 3 Deep learning application for landslide detection

为解决滑坡前后遥感图像在光谱、湿度等方面与传统的土地覆盖检测的不同, Lv等^[70]开发了一种新的双路径全卷积网络(DP-FCN), 该网络由2个具有不同目标的合作模块组成。可以从图像中直接提取滑坡特征, 避免了传统方法中的图像二值化分割和生成变化幅度图像等预处理操作。

滑坡识别的另一大挑战是滑坡区域具有严重的空间不确定性, 增加了从图像中提取有效滑坡特征的难度。Lei等^[71]提出了一种全卷积神经网络模型(FCN-

PP), 该模型在多尺度特征的融合中引入了金字塔池模块, 获得了更强大的特征表示。试验结果表明: FCN-PP具有较强的滑坡相关空间信息提取能力, 在滑坡区域具有较好的分割效果。

从深度学习的原理来看, 融入更多多样化训练数据的模型往往具有更好的检测效果。与以往深度学习模型仅采用单波段或RGB波段作为特征开展识别不同, Wang等^[72]提出了一种基于4光谱特征(红、绿、蓝及近红外光谱)的卷积神经网络滑坡遥感识别方

法,将灾前灾后的遥感影像与归一化植被指数(NDVI)进行融合,以9个波段为特征融合遥感图像输入到具有2个卷积层的简单神经网络中,实现了高精度、快速的滑坡变化检测。Shi等^[73]利用双重卷积神经网络模型提出了一种将深度卷积神经网络与滑坡检测相结合的方法,巧妙地将深度学习方法与遥感处理技术相结合,采用并行计算训练策略,实现了高分辨率航空遥感图像的滑坡快速识别。

面向对象的自动识别技术中,光谱信息(如全色波段图像和多波段图像)和空间信息(如高精度DEM)是最重要的数据源(图3b)。由于卷积运算捕获空间信息的突出能力,卷积神经网络(CNN)仍然是目前使用范围最广和效果最好的方法。Ghorbanzadeh等^[15]利用不同深度的卷积神经网络(CNN)和不同大小的输入窗口进行目标检测,将5个波段的光谱信息和3个主要地形信息叠加作为输入,以尼泊尔滑坡易发区为重点研究对象,研究结果显示加入地形信息后可有效提升滑坡识别的准确性;随后,为提升滑坡检测准确性,Ghorbanzadeh等^[74]利用Arcgis中的渔网工具进行网格划分,以无人机影像数据作为数据源利用CNN进行滑坡自动检测,结果显示网格是影响检测结

果的重要因素,64×64的像素大小识别效果最佳。

在灾后应急响应过程中,很难在有限的时间内收集到高分辨率DEM图像,尤其是在地形复杂的西南山区。因此,仅用光学图像数据进行滑坡检测是亟须攻克的课题(图3c)。Qi等^[75]开发了一个具有U-Net架构和56个卷积层的CNN模型(ResU-Net),其中残差块作为原始U-Net模型编码路径中每个卷积层的替代。这种修改避免了模型退化,从而使ResU-Net能够仅从光学图像中准确地识别滑坡。Yi等^[76]开发了一种新颖的端到端CNN模型(LandsNet),增加了残差块和注意力模块以及多尺度融合操作。因此,它可以准确地从单时相光学卫星图像中识别和绘制滑坡。巨袁臻等^[77-78]依靠谷歌影像,建立了2498处黄土滑坡数据集,并分别使用Mask R-CNN、RetinaNet和YOLOv3s等3种网络进行滑坡自动识别,结果表明Mask R-CNN是一种稳健性较好的方法,可应用于黄土滑坡识别。

近年来,随着深度学习的快速发展,各种深度学习模型被引入到滑坡易发性评价中,常见的包括多层感知模型(MLP)、卷积神经网络(CNN)、循环神经网络(RNN)以及自编码器模型(AE),一般的评价流程如图4。

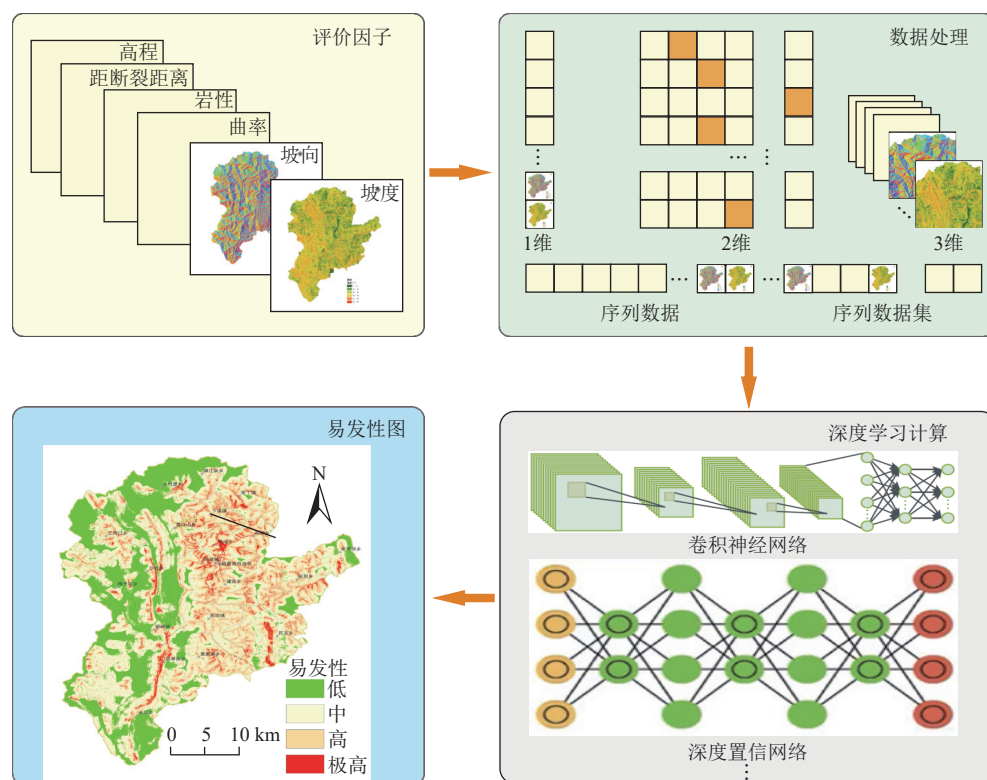


图4 滑坡易发性评价的一般流程图

Fig. 4 A general workflow of deep learning application for landslide susceptibility assessment

多层感知模型(MLP)是最基础也是最简单的深度学习模型,较传统统计学模型和机器学习模型,具有评价结果不受滑坡抽样影响的特点,在滑坡易发性评价中取得了较好的效果^[79]。

卷积神经网络(CNN)在滑坡易发性评价过程中可以直接从原始数据中提取有价值的信息,消除烦琐的传统特征选择过程^[80]。Wang 等^[81]最早考虑利用 CNN 模型对滑坡易发性进行评价,并将评价结果与传统机器学习模型作对比,结果显示 CNN 的特征提取能力优于传统的机器学习方法,可用于滑坡易发性评价。由于易发性不仅与滑坡发生与否有关,还与滑坡的地质背景条件有关,为提高滑坡易发性评价的精度,基于卷积神经网络(CNN)的评价模型需引进滑坡与非滑坡之间的多尺度空间信息。Yi 等^[82]提出了一种基于空间自相关假设的多尺度采样策略,融合丰富的空间信息,生成多尺度数据集,评价结果显示,生成的多尺度数据有助于 CNN 模型自动提取各种深层特征,从而提高滑坡易发性评价的精度。

CNN 模型中存在许多超参数(Hyperparameters),如一次训练过程所抓取的数据样本数量(Batch Size)、学习率(Learning Rate)、隐藏层数量(Number of Hidden Layers)等,超参数的选取将直接影响到最终的评价结果。Sammen 等^[83]利用贝叶斯优化确定超参数,最终评价结果准确率较经典 CNN 模型提升了 3%。

易发性评价中另一常用的深度学习模型为循环神经网络模型(RNN),由于该模型最初是作为处理序列数据而开发的,因此首先需要考虑的问题是如何将滑坡数据转换为适用于该模型的序列数据。Mutlu 等^[84]尝试把滑坡发生信息与当前位置信息组合成序列,并将其输入 RNN 进行进一步预测,Wang 等^[85]将诱发因素堆叠成一个序列,根据其重要性进行排序并依次输入到 RNN 模型中,对滑坡易发性评价精度有所提升。同时,Thi 等^[86]对比分析 RNN 模型和 CNN 模型的评价精度,结果显示 RNN 算法的性能比 CNN 提高了 3.4%。

滑坡变形是一个在复杂环境控制下的非线性动力过程,诱发因素和前一刻的变形行为将直接影响下一刻的变形行为^[87]。因此,深度学习是研究滑坡位移预测的理想工具,可以从复杂的非线性和多变的位移数据中获取位移与时间的相关性,从而实现更准确的位移预测,其基本流程为:对采集的位移时程曲线进行降噪(如小波变换),并根据影响因素将位移时程曲线分解为若干分量,随后采用深度学习模型对短期位

移进行预测(图 5)。

循环神经网络(RNN)及其变体是滑坡位移预测中效果较好的方法,尤其是 RNN 中的长短时记忆网络(LSTM)模型,将变形数据分解为静态和动态分量,分别进行学习和拟合,以预测滑坡位移,不少学者将此模型应用在三峡库区库岸滑坡的位移预测中,均取得了较好的效果^[88-89]。此外,其他深度学习模型也应用在了滑坡位移预测中,如 Li 等^[90]采用深度置信网络(DBN)模型在不需要先验知识的情况下,从 3 个时间序列数据集(水库滑坡位移、月降水量和库水位)中提取与滑坡位移相关的特征,取得了良好的预测效果。合理应用多种数据也可以进一步提高深度学习模型的变形预测性能。Meng 等^[91]比较了 LSTM 模型在采用单因素(累积位移时间序列)和多因素(水库滑坡位移、月降水量和水库水位)预测时的效果,发现考虑多因素能够有效减少模型过拟合,提高模型预测精度。

(2) 崩塌

由于崩塌具有突发性和复杂性的特点,目前可用于研究的数据样本较小,数据质量较差,因此利用深度学习对崩塌开展相关研究的内容较少。尽管如此,仍有部分学者将深度学习模型应用于月球和火星的崩塌探测中,其目的是阐明行星表面的地质过程,研究内容也为以后将深度学习应用在地球崩塌研究上提供了一定的基础。Bickel 等^[92]引入了一个 CNN 模型(RetinaNet),该模型具有多个卷积层和残差块,可以捕获影像的不变性和显著性特征。得益于侦察轨道相机采集的高质量数据,该方法可以有效识别月球^[93]和火星^[94]上的崩塌现象,并以最佳的效率和速度生成大规模岩崩地图。

(3) 泥石流

由于深度学习模型在滑坡易发性评价中的良好应用,部分学者开始探索将深度学习模型应用到泥石流易发性评价中。Zhang 等^[54]将 CNN 模型引入到泥石流易发性评价中,选取 15 个影响因素作为一维向量输入,对日喀则地区的泥石流易发性进行了评价,取得了较好的效果。另一方面,理想情况下,泥石流的空间信息也可以通过基于 CNN 模型,利用卫星图像的数据来获得。但是实际工作中,可用于模型训练的数据很难获得,多光谱图像容易受到天气的干扰,而不受天气影响的高分辨率 SAR 图像则相当昂贵。为降低对遥感影像的需求,Yokoya 等^[95]将数值模拟方法与 CNN 模型结合起来,通过模拟泥石流灾害生

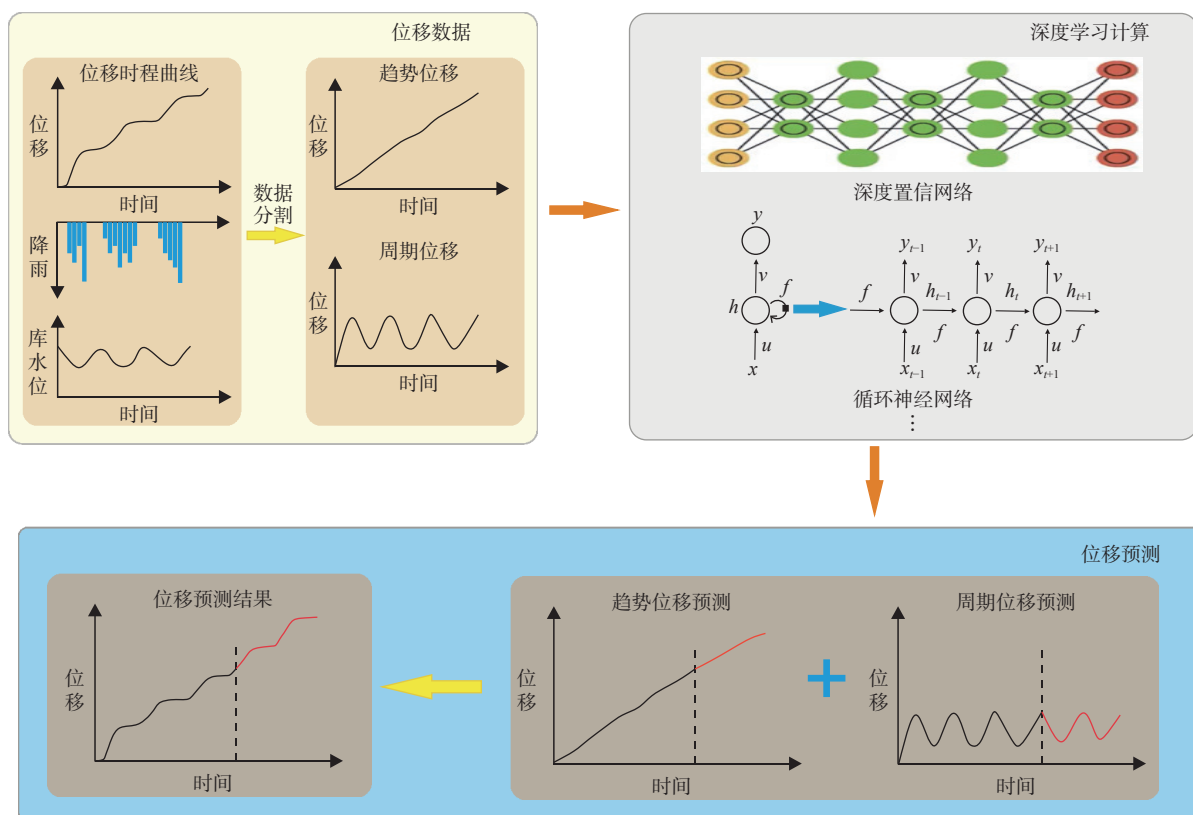


图5 滑坡位移预测的一般流程图

Fig. 5 A general workflow of deep learning application for landslide displacement prediction

成了大量的合成数据,满足了基于CNN模型的训练集,经过充分的训练,可快速识别泥石流区域。

2.2.3 存在的问题

与经典机器学习算法相比,深度学习在自动学习、数据拟合、应用场景等方面具有明显优势,极大地提升了计算效率,但仍然存在以下问题:

(1)数据需求量大。深度学习模型通常需要大量的数据进行训练,以便从中学习到复杂的模式和关系。然而,在崩滑流灾害研究领域,由于灾害事件的稀少性和不平衡性,获取足够数量的标注数据变得尤为困难。可能导致模型训练不充分,从而影响预测性能。

(2)算法稳健性与可靠性。深度学习模型在面对噪声数据、异常值或数据分布变化时,性能会受到影响,地质灾害领域数据往往存在这些问题,因此需要设计更稳健的算法来处理这些情况。

(3)模型调整与优化。深度学习模型具有大量的参数和复杂的网络结构,使得模型的调整和优化变得更为复杂。在崩滑流灾害领域,不同的地质灾害类型和影响因素可能需要不同的模型结构和参数设置,需要针对特定任务进行模型调整。

3 展望

机器学习在近十年得到了飞速发展,在崩滑流灾害领域应用研究层出不穷,取得了丰富的成果。但相比在家居、金融、医疗、安防、交通等领域的广泛应用,机器学习技术在地质灾害治理领域的应用仍然处于起步期,下面将重点对尚需完善与提升的内容进行梳理和展望。

3.1 提升数据质量与数量

地质灾害领域的数据具有多源性、时空性和非线性等特点,因此,如何获取更高质量、更全面的数据,并进行有效的整合和处理,将是未来的一个重要努力方向,包括通过遥感、地理信息系统(GIS)和物联网技术等多种手段获取数据,以及利用数据清洗和预处理技术提升数据质量。

建立公开标记的开源数据库是解决该问题的重要途径。目前国外已建立大量用于机器学习的数据集,如加州大学欧文分校的UCI数据库、美国航空航天局的NASA数据库、亚马逊的AWS数据库等,为计算机视觉技术、语音识别、自动驾驶等多个领域提供了大量可用的数据集。而在地质灾害领域,此类数据

集较为稀少, Ji 等^[96]提供了一个大型的开源滑坡数据集, 包含有大量滑坡和非滑坡图像及对应的 DEM 数据, 读者可在 <http://study.rsgis.whu.edu.cn/pages/download/> 中进行免费下载, 为后续工作提供了基础。

3.2 提升模型可解释性

机器学习模型的解释性和可信度一直是实际应用中面临的挑战^[97]。建立基于物理规律的地质灾害学习模型, 实现物理驱动和数据驱动协同作用, 是提高可解释性的重要途径, 也是未来重要的研究方向^[8]。如 Cheng 等^[98]开发了一种 DCGAN 模型, 可以对非线性流体流动进行快速可靠的时空预测, 生成器和判别器均采用 CNN 模型进行特征提取, 并将评价结果与数值模拟结果进行对比分析。

将数据模型与物理模型进行深度融合, 实现数字孪生, 也是目前机器学习研究领域的重要课题。数字孪生通过物理实体与数字模型的数据交互, 实现数字孪生体与物理实体的同生共长, 进而实现实时监控与管理。随着全球气候变化及人类工程活动的明显加剧, 连续的灾难性事件将成为常态。预测灾难性事件发生后的不同时间尺度下(如几天、几周甚至几个月)地质灾害易发性与风险性, 提出合理、及时的处置措施显得尤其重要。

3.3 增强可靠性与泛化性

可靠性是指在不同的环境和条件下保持稳定和准确的功能; 泛化性是指模型对于新数据的适应能力, 即模型能否对未在训练集中出现的数据进行准确的预测。由于试验环境和标准化数据集缺乏一致性, 不同学者采用相同模型对同一地区的评价结果往往存在较大误差, 即便是原作者训练同一个模型有时也无法得到完全一样的结果。

提升模型泛化性最基本的方法就是增加数据样本, 使模型可以学习更多的数据模式。在数据有限的情况下, 可以通过数据增强技术扩充数据集, 如对图像翻转、裁剪、旋转等, 通过改变数据的方式增加数据的丰富性, 让模型学习到不同的变化模式, 从而提高泛化性能。使用基准数据集进行训练、提供开源代码和训练模型、充分提供训练过程中使用的所有超参数以及给出结果的统计显著性等办法, 可在一定程度上缓解可重复性差的问题。

3.4 构建实时监测预警系统

在提升数据质量和优化模型算法的基础上, 将机器学习算法集成到实时监测与预警系统中, 实现地质灾害的自动识别和快速响应, 是未来的一个重要目标^[99]。

这需要算法具有高度的实时性和准确性, 能够在短时间内对大量数据进行分析 and 处理, 并给出可靠的预测结果。目前我国浙江地区已率先开展相应工作, 在浙江省景宁县完成了地质灾害风险防控数字孪生应用系统, 建设了孪生对象三维模型、地灾综合预警模型、地灾智能推演模型及平台应用场景等 4 个模块, 集识别、预警、联防等功能于一体。

4 结论

(1) 地质灾害领域常用数据源包括卫星遥感数据、航空遥感数据、地面调查与监测数据。卫星遥感数据主要包含高精度光学遥感数据、高分辨率数字高程模型数据(DEM)、合成孔径雷达数据(InSAR); 航空遥感数据主要为无人机航测数据, 其中搭载激光雷达相机采集的 LiDAR 数据可“穿透”地表植被, 是地质灾害识别的重要数据之一; 地面调查与监测数据主要包括地质灾害区的基础地质数据以及现场的位移监测、地质体监测、诱发条件监测等数据。

(2) 经典机器学习算法可以分为监督学习、无监督学习和强化学习, 广泛应用于滑坡和泥石流识别与易发性评价中。通过对比分析, 随机森林模型在地质灾害易发性评价中准确度高、不确定性低, 是一种准确和可靠的易发性预测模型, XGBoost 模型与传统机器学习算法相比, 运算速度更快, 泛化能力更强。

(3) 常用的深度学习架构主要包括自编码器、深度置信网络、卷积神经网络、循环神经网络。深度学习在地质灾害的识别、易发性评价、位移预测中均取得了较好的结果。

(4) 机器学习在近十年的时间得到了飞速发展, 未来仍然可以在提升数据质量与数量、提升模型可解释性、增强可靠性与泛化性等方面进行深入研究, 在此基础上, 构建实时监测预警系统, 实现地质灾害的自动识别和快速响应, 是未来的一个重要目标。

参考文献 (References) :

- [1] 刘传正. 地质灾害预警工程体系探讨 [J]. 水文地质工程地质, 2000, 27(4): 1 - 4. [LIU Chuanzheng. Study on the forecasting-warning engineering system for the geo-hazards mitigation[J]. Hydrogeology and Engineering Geology, 2000, 27(4): 1 - 4. (in Chinese with English abstract)]
- [2] FROUDE M J, PETLEY D N. Global fatal landslide occurrence from 2004 to 2016[J]. Natural Hazards and

- Earth System Sciences*, 2018, 18(8): 2161 – 2181.
- [3] 殷跃平, 高少华. 高位远程地质灾害研究: 回顾与展望 [J]. 中国地质灾害与防治学报, 2024, 35(1): 1 – 18. [YIN Yueping, GAO Shaohua. Research on high-altitude and long-runout rockslides: Review and prospects[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2024, 35(1): 1 – 18. (in Chinese with English abstract)]
- [4] 许强. 对地质灾害隐患早期识别相关问题的认识与思考 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(11): 1651 – 1659. [XU Qiang. Understanding and consideration of related issues in early identification of potential geohazards[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(11): 1651 – 1659. (in Chinese with English abstract)]
- [5] 殷跃平. 中国地质灾害减灾战略初步研究 [J]. *中国地质灾害与防治学报*, 2004, 15(2): 1 – 8. [YIN Yueping. Initial study on the hazard-relief strategy of geological hazard in China[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2004, 15(2): 1 – 8. (in Chinese with English abstract)]
- [6] 张鸣之, 杨飞, 马娟, 等. 区块链技术在全国地质灾害风险预警系统建设中的应用探索 [J]. 水文地质工程地质, 2023, 50(6): 168 – 174. [ZHANG Mingzhi, YANG Fei, MA Juan, et al. Exploration of blockchain technology application in the construction of National Risk Warning System on Landslides[J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2023, 50(6): 168 – 174. (in Chinese with English abstract)]
- [7] CASAGLI N, FRODELLA W, MORELLI S, et al. Spaceborne, UAV and ground-based remote sensing techniques for landslide mapping, monitoring and early warning[J]. *Geoenvironmental Disasters*, 2017, 4(1): 9.
- [8] REICHSTEIN M, CAMPS-VALLS G, STEVENS B, et al. Deep learning and process understanding for data-driven Earth system science[J]. *Nature*, 2019, 566(7743): 195 – 204.
- [9] 彭建兵, 李振洪. 地学大数据可否助力地质灾害预报?[J]. 地球科学, 2022, 47(10): 3900 – 3901. [PENG Jianbing, LI Zhenhong. Can geo-big data help geological disaster prediction?[J]. *Earth Science*, 2022, 47(10): 3900 – 3901. (in Chinese)]
- [10] 齐永强, 李文鹏, 郑跃军, 等. 地下水机器学习方法研究——水位监测数据驱动的区域补排边界识别 [J]. 水文地质工程地质, 2022, 49(1): 1 – 11. [QI Yongqiang, LI Wenpeng, ZHENG Yuejun, et al. Application of machine learning to aquifer analyses: Locating hydrogeological boundaries with water table monitoring data[J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2022, 49(1): 1 – 11. (in Chinese with English abstract)]
- [11] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. *Nature*, 2015, 521(7553): 436 – 444.
- [12] 张勤, 赵超英, 陈雪蓉. 多源遥感地质灾害早期识别技术进展与发展趋势 [J]. *测绘学报*, 2022, 51(6): 885 – 896. [ZHANG Qin, ZHAO Chaoying, CHEN Xuerong. Technical progress and development trend of geological hazards early identification with multi-source remote sensing[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2022, 51(6): 885 – 896. (in Chinese with English abstract)]
- [13] 牛朝阳, 高欧阳, 刘伟, 等. 光学遥感图像滑坡检测研究进展 [J]. *航天返回与遥感*, 2023, 44(3): 133 – 144. [NIU Chaoyang, GAO Ouyang, LIU Wei, et al. Research progress of landslide detection in optical remote sensing images[J]. *Spacecraft Recovery & Remote Sensing*, 2023, 44(3): 133 – 144. (in Chinese with English abstract)]
- [14] 李为乐, 许强, 陆会燕, 等. 大型岩质滑坡形变历史回溯及其启示 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(7): 1043 – 1053. [LI Weile, XU Qiang, LU Huiyan, et al. Tracking the deformation history of large-scale rocky landslides and its enlightenment[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(7): 1043 – 1053. (in Chinese with English abstract)]
- [15] GHORBANZADEH O, BLASCHKE T, GHOLAMNIA K, et al. Evaluation of different machine learning methods and deep-learning convolutional neural networks for landslide detection[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(2): 196.
- [16] JABOYEDOFF M, OPPIKOFER T, ABELLÁN A, et al. Use of LIDAR in landslide investigations: A review[J]. *Natural Hazards*, 2012, 61(1): 5 – 28.
- [17] 薛强, 张茂省, 董英, 等. 基于 DEM 和遥感的黄土地质灾害精细化风险识别——以陕北黄土高原区米脂县为例 [J]. *中国地质*, 2023, 50(3): 926 – 942. [XUE Qiang, ZHANG Maosheng, DONG Ying, et al. Refinement risk identification of loess geo-hazards based on DEM and remote sensing—Taking Mizhi County in the Loess Plateau of Northern Shaanxi as an example[J]. *Geology in China*, 2023, 50(3): 926 – 942. (in Chinese with English abstract)]
- [18] BIGGS J, WRIGHT T J. How satellite InSAR has grown

- from opportunistic science to routine monitoring over the last decade[J]. *Nature Communications*, 2020, 11: 3863.
- [19] DAI Keren, LI Zhenhong, XU Qiang, et al. Entering the era of earth observation-based landslide warning systems: A novel and exciting framework[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2020, 8(1): 136 – 153.
- [20] AN Yong, LONG Jianwu, MABU S. A segmentation network with multiattention and its application to SAR image analysis[J]. *IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, 2020, 15(4): 570 – 576.
- [21] 葛大庆, 戴可人, 郭兆成, 等. 重大地质灾害隐患早期识别中综合遥感应用的思考与建议[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(7): 949 – 956. [GE Daqing, DAI Keren, GUO Zhaocheng, et al. Early identification of serious geological hazards with integrated remote sensing technologies: Thoughts and recommendations[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2019, 44(7): 949 – 956. (in Chinese with English abstract)]
- [22] 许强, 郭晨, 董秀军. 地质灾害航空遥感技术应用现状及展望[J]. 测绘学报, 2022, 51(10): 2020 – 2033. [XU Qiang, GUO Chen, DONG Xiujun. Application status and prospect of aerial remote sensing technology for geohazards[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2022, 51(10): 2020 – 2033. (in Chinese with English abstract)]
- [23] GUZZETTI F, MONDINI A C, CARDINALI M, et al. Landslide inventory maps: New tools for an old problem[J]. *Earth-Science Reviews*, 2012, 112(1/2): 42 – 66.
- [24] HORVITZ E, MULLIGAN D. Data, privacy, and the greater good[J]. *Science*, 2015, 349(6245): 253 – 255.
- [25] REICHENBACH P, ROSSI M, MALAMUD B D, et al. A review of statistically-based landslide susceptibility models[J]. *Earth-Science Reviews*, 2018, 180: 60 – 91.
- [26] 方然可, 刘艳辉, 黄志全. 基于机器学习的区域滑坡危险性评价方法综述[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2021, 32(4): 1 – 8. [FANG Ranke, LIU Yanhui, HUANG Zhiquan. A review of the methods of regional landslide hazard assessment based on machine learning[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2021, 32(4): 1 – 8. (in Chinese with English abstract)]
- [27] NEFESLIOGLU H A, GOKCEOGLU C, SONMEZ H. An assessment on the use of logistic regression and artificial neural networks with different sampling strategies for the preparation of landslide susceptibility maps[J]. *Engineering Geology*, 2008, 97(3/4): 171 – 191.
- [28] XU Chong, DAI Fuchu, XU Xiwei, et al. GIS-based support vector machine modeling of earthquake-triggered landslide susceptibility in the Jianjiang River watershed, China[J]. *Geomorphology*, 2012, 145: 70 – 80.
- [29] PRADHAN B, LEE S. Landslide susceptibility assessment and factor effect analysis: Backpropagation artificial neural networks and their comparison with frequency ratio and bivariate logistic regression modelling[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2010, 25(6): 747 – 759.
- [30] CHEN Wei, XIE Xiaoshen, WANG Jiale, et al. A comparative study of logistic model tree, random forest, and classification and regression tree models for spatial prediction of landslide susceptibility[J]. *CATENA*, 2017, 151: 147 – 160.
- [31] TIEN BUI D, TUAN T A, KLEMPE H, et al. Spatial prediction models for shallow landslide hazards: A comparative assessment of the efficacy of support vector machines, artificial neural networks, kernel logistic regression, and logistic model tree[J]. *Landslides*, 2016, 13(2): 361 – 378.
- [32] 刘福臻, 王灵, 肖东升. 机器学习模型在滑坡易发性评价中的应用[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2021, 32(6): 98 – 106. [LIU Fuzhen, WANG Ling, XIAO Dongsheng. Application of machine learning model in landslide susceptibility evaluation[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2021, 32(6): 98 – 106. (in Chinese with English abstract)]
- [33] FELICÍSIMO Á M, CUARTERO A, REMONDO J, et al. Mapping landslide susceptibility with logistic regression, multiple adaptive regression splines, classification and regression trees, and maximum entropy methods: A comparative study[J]. *Landslides*, 2013, 10(2): 175 – 189.
- [34] 黄发明, 胡松雁, 闫学涯, 等. 基于机器学习的滑坡易发性预测建模及其主控因子识别[J]. 地质科技通报, 2022, 41(2): 79 – 90. [Huang Faming, Hu Songyan, Yan Xueya, et al. Landslide susceptibility prediction and identification of its main environmental factors based on machine learning models[J]. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 2022, 41(2): 79 – 90. (in Chinese with English abstract)]
- [35] HUANG Yu, ZHAO Lu. Review on landslide susceptibility mapping using support vector machines[J].

- CATENA, 2018, 165: 520 – 529.
- [36] DOU Jie, YUNUS A P, TIEN BUI D, et al. Assessment of advanced random forest and decision tree algorithms for modeling rainfall-induced landslide susceptibility in the Izu-Oshima Volcanic Island, Japan[J]. *Science of the Total Environment*, 2019, 662: 332 – 346.
- [37] CHEN Tianqi, GUESTRIN C. XGBoost: A scalable tree boosting system[C]//Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. San Francisco California USA. ACM, 2016: 785 – 794.
- [38] 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 Baojia, LIU Xiaodong, YANG Chuan, 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 with English abstract)]
- [39] 张威, 胡舫瑞, 綦巍, 等. 基于 XGBoost 和云模型的地质灾害易发性评价 [J]. 中国地质灾害与防治学报, 2023, 34(6): 136 – 145. [ZHANG Wei, HU Fangrui, QI Wei, et al. Susceptibility assessment of geological hazard based on XGBoost and cloud model[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2023, 34(6): 136 – 145. (in Chinese with English abstract)]
- [40] 张潇远, 苏巧梅, 赵财胜, 等. 一种利用贝叶斯算法优化 XGBoost 的滑坡易发性评价方法 [J]. 测绘科学, 2023, 48(6): 140 – 150. [ZHANG Xiaoyuan, SU Qiaomei, ZHAO Caisheng, et al. A landslide susceptibility evaluation method using Bayesian algorithm to optimize XGBoost[J]. Science of Surveying and Mapping, 2023, 48(6): 140 – 150. (in Chinese with English abstract)]
- [41] ZHANG Junyi, MA Xianglong, ZHANG Jialan, et al. Insights into geospatial heterogeneity of landslide susceptibility based on the SHAP-XGBoost model[J]. *Journal of Environmental Management*, 2023, 332: 117357.
- [42] KRKAČ M, ŠPOLJARIĆ D, BERNAT S, et al. Method for prediction of landslide movements based on random forests[J]. *Landslides*, 2017, 14(3): 947 – 960.
- [43] LI Huajin, XU Qiang, HE Yusen, et al. Prediction of landslide displacement with an ensemble-based extreme learning machine and copula models[J]. *Landslides*, 2018, 15(10): 2047 – 2059.
- [44] LIU Zaobao, SHAO Jianfu, XU Weiya, et al. Comparison on landslide nonlinear displacement analysis and prediction with computational intelligence approaches[J]. *Landslides*, 2014, 11(5): 889 – 896.
- [45] 赵会芹, 于博, 陈方, 等. 基于高分辨率卫星遥感影像滑坡提取方法研究现状 [J]. 遥感技术与应用, 2023, 38(1): 108 – 115. [ZHAO Huiqin, YU Bo, CHEN Fang, et al. Research status of landslide extraction methods based on high-resolution satellite remote sensing images[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2023, 38(1): 108 – 115. (in Chinese with English abstract)]
- [46] ZHENG Xiangxiang, HE Guojin, WANG Shanshan, et al. Comparison of machine learning methods for potential active landslide hazards identification with multi-source data[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2021, 10(4): 253.
- [47] 龙玉洁, 李为乐, 黄润秋, 等. 汶川地震震后 10 a 绵远河流域滑坡遥感自动提取与演化趋势分析 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(11): 1792 – 1800. [LONG Yujie, LI Weile, HUANG Runqiu, et al. Automatic extraction and evolution trend analysis of landslides in Mianyuan River Basin in the 10 years after Wenchuan earthquake[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2020, 45(11): 1792 – 1800. (in Chinese with English abstract)]
- [48] SHIRZADI A, SHAHABI H, CHAPI K, et al. A comparative study between popular statistical and machine learning methods for simulating volume of landslides[J]. *CATENA*, 2017, 157: 213 – 226.
- [49] 雷成铭, 刘春艳, 张云斌, 等. 基于综合智能分析的广东省崩塌易发性评价 [J]. 岩石力学与工程学报, 2023, 42(增刊 2): 4248 – 4260. [LEI Chengming, LIU Chunyan, ZHANG Yunbin, et al. Evaluation of landslide susceptibility in Guangdong Province based on comprehensive intelligent analysis[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2023, 42(Sup 2): 4248 – 4260. (in Chinese)]
- [50] SHIRZADI A, CHAPI K, SHAHABI H, et al. Rock fall susceptibility assessment along a mountainous road: An evaluation of bivariate statistic, analytical hierarchy process and frequency ratio[J]. *Environmental Earth Sciences*, 2017, 76(4): 152.
- [51] 黄肖萍, 郑莉, 杜娟, 等. 考虑岩体结构面组合的区域崩塌灾害易发性评价 [J]. 安全与环境工程, 2023, 30(1): 163 – 172. [HUANG Xiaoping, ZHENG Li, DU Juan, et al. Regional rockfall hazard susceptibility assessment considering combination modes of rock mass

- discontinuities[J]. *Safety and Environmental Engineering*, 2023, 30(1): 163 – 172. (in Chinese with English abstract)]
- [52] 刘永垚, 第宝锋, 詹宇, 等. 基于随机森林模型的泥石流易发性评价——以汶川地震重灾区为例 [J]. *山地学报*, 2018, 36(5): 765 – 773. [LIU Yongyao, DI Baofeng, ZHAN Yu, et al. Debris flows susceptibility assessment in Wenchuan earthquake areas based on random forest algorithm model[J]. *Mountain Research*, 2018, 36(5): 765 – 773. (in Chinese with English abstract)]
- [53] 李坤, 赵俊三, 林伊琳, 等. 基于 RF 和 SVM 模型的东川泥石流易发性评价研究 [J]. *云南大学学报(自然科学版)*, 2022, 44(1): 107 – 115. [LI Kun, ZHAO Junsan, LIN Yilin, et al. Assessment of debris flow susceptibility in Dongchuan based on RF and SVM models[J]. *Journal of Yunnan University (Natural Sciences Edition)*, 2022, 44(1): 107 – 115. (in Chinese with English abstract)]
- [54] ZHANG Yonghong, GE Taotao, TIAN Wei, et al. Debris flow susceptibility mapping using machine-learning techniques in Shigatse Area, China[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(23): 2801.
- [55] 吴赛儿, 陈剑, ZHOU Wendy, 等. 基于逻辑回归模型的泥石流易发性评价与检验: 以金沙江上游奔子栏—昌波河段为例 [J]. *现代地质*, 2018, 32(3): 611 – 622. [WU Saier, CHEN Jian, WENDY Z, et al. Debris-flow susceptibility assessment and validation based on logistic regression model: An example from the benzilan-changbo segment of the upper Jinshajiang River[J]. *Geoscience*, 2018, 32(3): 611 – 622. (in Chinese with English abstract)]
- [56] 娄佩卿, 吴通华, 陈杰, 等. 基于高分遥感影像和集成机器学习的祁连山区融冻泥流识别研究 [J]. *冰川冻土*, 2023, 45(2): 786 – 797. [LOU Peiqing, WU Tonghua, CHEN Jie, et al. Solifluction identification in the Qilian Mountains based on high-resolution remote sensing imagery and ensemble machine learning[J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2023, 45(2): 786 – 797. (in Chinese with English abstract)]
- [57] ABANCÓ C, HÜRLIMANN M. Estimate of the debris-flow entrainment using field and topographical data[J]. *Natural Hazards*, 2014, 71(1): 363 – 383.
- [58] 于国强, 张茂省, 王根龙, 等. 支持向量机和 BP 神经网络在泥石流平均流速预测模型中的比较与应用 [J]. *水利学报*, 2012, 43(增刊 2): 105 – 110. [YU Guoqiang, ZHANG M (S / X), WANG Genlong, et al. Application and comparison of prediction models of support vector machines and back-propagation artificial neural network for debris flow average velocity[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2012, 43(Sup 2): 105 – 110. (in Chinese)]
- [59] 焦亮, 柳金峰, 游勇, 等. 基于 SVM-RF 的泥石流窗口坝闭塞度判别研究 [J]. *防灾减灾工程学报*, 2020, 40(3): 439 – 446. [JIAO Liang, LIU Jinfeng, YOU Yong, et al. Research on the occlusion of debris flow window-frame dam based on SVM and RF methods[J]. *Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering*, 2020, 40(3): 439 – 446. (in Chinese with English abstract)]
- [60] BAUMHOER C A, DIETZ A J, KNEISEL C, et al. Automated extraction of Antarctic glacier and ice shelf fronts from sentinel-1 imagery using deep learning[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(21): 2529.
- [61] CI Tianyu, LIU Zhen, WANG Ying. Assessment of the degree of building damage caused by disaster using convolutional neural networks in combination with ordinal regression[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(23): 2858.
- [62] SAMEEN M I, SARKAR R, PRADHAN B, et al. Landslide spatial modelling using unsupervised factor optimisation and regularised greedy forests[J]. *Computers & Geosciences*, 2020, 134: 104336.
- [63] HU R, FANG F, PAIN C C, et al. Rapid spatio-temporal flood prediction and uncertainty quantification using a deep learning method[J]. *Journal of Hydrology*, 2019, 575: 911 – 920.
- [64] 杨文涛, 汪明, 史培军, 等. 基于地形因子分割、分类的面向对象滑坡快速识别方法 [J]. *自然灾害学报*, 2015, 24(4): 1 – 6. [YANG Wentao, WANG Ming, SHI Peijun, et al. Object-oriented rapid identification of landslides based on terrain factors segmentation and classification[J]. *Journal of Natural Disasters*, 2015, 24(4): 1 – 6. (in Chinese with English abstract)]
- [65] MARTHA T R, KERLE N, VAN WESTEN C J, et al. Object-oriented analysis of multi-temporal panchromatic images for creation of historical landslide inventories[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2012, 67: 105 – 119.
- [66] LV Zhiyong, SHI Wenzhong, ZHANG Xiaokang, et al. Landslide inventory mapping from bitemporal high-resolution remote sensing images using change detection and multiscale segmentation[J]. *IEEE Journal of Selected*

- Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2018, 11(5): 1520 – 1532.
- [67] IM J, RHEE J, JENSEN J R, et al. An automated binary change detection model using a calibration approach[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 106(1): 89 – 105.
- [68] ZANETTI M, BRUZZONE L. A theoretical framework for change detection based on a compound multiclass statistical model of the difference image[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(2): 1129 – 1143.
- [69] WANG Qi, YUAN Zhenghang, DU Qian, et al. GETNET: A general end-to-end 2-D CNN framework for hyperspectral image change detection[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(1): 3 – 13.
- [70] LV Zhiyong, LIU Tongfei, KONG Xiangbing, et al. Landslide inventory mapping with bitemporal aerial remote sensing images based on the dual-path fully convolutional network[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2020, 13: 4575 – 4584.
- [71] LEI Tao, ZHANG Yuxiao, LV Zhiyong, et al. Landslide inventory mapping from bitemporal images using deep convolutional neural networks[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2019, 16(6): 982 – 986.
- [72] WANG Yu, WANG Xiaofei, JIAN Junfan. Remote sensing landslide recognition based on convolutional neural network[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2019, 2019: 8389368.
- [73] SHI Wenzhong, ZHANG Min, KE Hongfei, et al. Landslide recognition by deep convolutional neural network and change detection[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 59(6): 4654 – 4672.
- [74] GHORBANZADEH O, MEENA S R, BLASCHKE T, et al. UAV-based slope failure detection using deep-learning convolutional neural networks[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(17): 2046.
- [75] QI Wenwen, WEI Mengfei, YANG Wentao, et al. Automatic mapping of landslides by the ResU-net[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(15): 2487.
- [76] YI Yaning, ZHANG Wanchang. A new deep-learning-based approach for earthquake-triggered landslide detection from single-temporal RapidEye satellite imagery[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2020, 13: 6166 – 6176.
- [77] JU Yuanzhen, XU Qiang, JIN Shichao, et al. Loess landslide detection using object detection algorithms in Northwest China[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(5): 1182.
- [78] 巨袁臻, 许强, 金时超, 等. 使用深度学习方法实现黄土滑坡自动识别 [J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2020, 45(11): 1747 – 1755. [JU Yuanzhen, XU Qiang, JIN Shichao, et al. Automatic object detection of loess landslide based on deep learning[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(11): 1747 – 1755. (in Chinese with English abstract)]
- [79] HUA Ye, WANG Xianmin, LI Yongwei, et al. Dynamic development of landslide susceptibility based on slope unit and deep neural networks[J]. *Landslides*, 2021, 18(1): 281 – 302.
- [80] 董力豪, 刘艳辉, 黄俊宝, 等. 基于卷积神经网络的福建省区域滑坡灾害预警模型 [J]. *水文地质工程地质*, 2024, 51(1): 145 – 153. [DONG Lihao, LIU Yanhui, HUANG Junbao, et al. An early prediction model of regional landslide disasters in Fujian Province based on convolutional neural network[J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2024, 51(1): 145 – 153. (in Chinese with English abstract)]
- [81] WANG Yi, FANG Zhice, HONG Haoyuan. Comparison of convolutional neural networks for landslide susceptibility mapping in Yanshan County, China[J]. *Science of the Total Environment*, 2019, 666: 975 – 993.
- [82] YI Yaning, ZHANG Zhijie, ZHANG Wanchang, et al. Landslide susceptibility mapping using multiscale sampling strategy and convolutional neural network; A case study in Jiuzhaigou Region[J]. *CATENA*, 2020, 195: 104851.
- [83] SAMEEN M I, PRADHAN B, LEE S. Application of convolutional neural networks featuring Bayesian optimization for landslide susceptibility assessment[J]. *CATENA*, 2020, 186: 104249.
- [84] MUTLU B, NEFESLIOGLU H A, SEZER E A, et al. An experimental research on the use of recurrent neural networks in landslide susceptibility mapping[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2019, 8(12): 578.
- [85] WANG Yi, FANG Zhice, WANG Mao, et al. Comparative study of landslide susceptibility mapping with different recurrent neural networks[J]. *Computers & Geosciences*, 2020, 138: 104445.
- [86] THI NGO P T, PANAH 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.
- [87] XU Shiluo, NIU Ruiqing. Displacement prediction of Baijiabao landslide based on empirical mode decomposition and long short-term memory neural network in Three Gorges Area, China[J]. *Computers & Geosciences*, 2018, 111: 87 – 96.
- [88] JIANG Hongwei, LI Yuanyao, ZHOU Chao, et al. Landslide displacement prediction combining LSTM and SVR algorithms: A case study of shengjibao landslide from the Three Gorges Reservoir Area[J]. *Applied Sciences*, 2020, 10(21): 7830.
- [89] YANG Beibei, YIN Kunlong, LACASSE S, et al. Time series analysis and long short-term memory neural network to predict landslide displacement[J]. *Landslides*, 2019, 16(4): 677 – 694.
- [90] LI Huajin, XU Qiang, HE Yusen, et al. Modeling and predicting reservoir landslide displacement with deep belief network and EWMA control charts: A case study in Three Gorges Reservoir[J]. *Landslides*, 2020, 17(3): 693 – 707.
- [91] MENG Qingxiang, WANG Huanling, HE Mingjie, et al. Displacement prediction of water-induced landslides using a recurrent deep learning model[J]. *European Journal of Environmental and Civil Engineering*, 2023, 27(7): 2460 – 2474.
- [92] BICKEL V T, AARON J, MANCONI A, et al. Impacts drive lunar rockfalls over billions of years[J]. *Nat Commun*, 2020, 11(1): 2862.
- [93] BICKEL V T, LANARAS C, MANCONI A, et al. Automated detection of lunar rockfalls using a convolutional neural network[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(6): 3501 – 3511.
- [94] BICKEL V T, CONWAY S J, TESSON P A, et al. Deep learning-driven detection and mapping of rockfalls on Mars[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2020, 13: 2831 – 2841.
- [95] YOKOYA N, YAMANOI K, HE Wei, et al. Breaking limits of remote sensing by deep learning from simulated data for flood and debris-flow mapping[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 4400115.
- [96] JI Shunping, YU Dawen, SHEN Chaoyong, et al. Landslide detection from an open satellite imagery and digital elevation model dataset using attention boosted convolutional neural networks[J]. *Landslides*, 2020, 17(6): 1337 – 1352.
- [97] 曾韬睿, 王林峰, 张俞, 等. 基于 CatBoost-SHAP 模型的滑坡易发性建模及可解释性[J]. *中国地质灾害与防治学报*, 2024, 35(1): 37 – 50. [ZENG Taorui, WANG Linfeng, ZHANG Yu, et al. Landslide susceptibility modeling and interpretability based on CatBoost-SHAP model[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2024, 35(1): 37 – 50. (in Chinese with English abstract)]
- [98] CHENG M, FANG F, PAIN C C, et al. Data-driven modelling of nonlinear spatio-temporal fluid flows using a deep convolutional generative adversarial network[J]. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2020, 365: 113000.
- [99] 李阳春, 刘黔云, 李潇, 等. 基于机器学习的滑坡崩塌地质灾害气象风险预警研究[J]. *中国地质灾害与防治学报*, 2021, 32(3): 118 – 123. [LI Yangchun, LIU Qianyun, LI Xiao, et al. Exploring early warning and forecasting of meteorological risk of landslide and rockfall induced by meteorological factors by the approach of machine learning[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2021, 32(3): 118 – 123. (in Chinese with English abstract)]

编辑: 王支农