

人工智能在滑坡监测预警中应用现状、 关键问题与未来展望

冯长云¹, 巨能攀^{1*}, 解明礼^{1,2}, 何朝阳¹, 李朝纲¹, 周树雨¹

1. 地质灾害防治与地质环境保护全国重点实验室(成都理工大学), 成都 610059;

2. 四川大学 山区河流保护与治理全国重点实验室, 成都 610065

[摘要] 人工智能在复杂数据处理与模式识别方面展现出突出潜力, 逐渐成为推动滑坡监测与预警的重要动力。在全面收集并梳理前人研究成果的基础上, 利用 VOSviewer 与 CiteSpace 工具对 Web of Science 数据库收录的 2015—2024 年相关 953 条文献开展可视化分析, 并结合研究现状深入探讨人工智能在地面监测设备支持下的单体滑坡预警实践。总结发现, 人工智能技术主要围绕传感器异常检测、多源数据关联性分析、模型参数优化、位移预测以及预警模型构建等环节展开, 并逐步形成了由“异常检测-数据关联-参数优化-位移预测-动态预警”构成的技术链条, 这一体系显著提高了监测与预警的准确性。但当前研究仍面临异常样本稀缺、异常类型复杂、多源数据跨时空耦合能力弱以及模型输入缺乏关键地质信息等瓶颈, 导致预警模型的鲁棒性、可解释性与环境适应性仍显不足。未来人工智能在滑坡监测预警中的研究需推动数据驱动与物理机制融合发展, 探索多模型集成、生成式人工智能与代理式人工智能的协同应用, 以构建具备机理约束、动态调整能力的可信滑坡预警体系, 进一步增强其跨场景泛化能力与实用价值。

[关键词] 滑坡; 监测预警; 人工智能; 机器学习; 深度学习

[分类号] X43

[文献标志码] A

The use of artificial intelligence to monitor landslides and provide early warning: application status, key issues, and future prospects

FENG Changyun¹, JU Nengpan^{1*}, XIE Mingli^{1,2}, HE Chaoyang¹,
LI Chaogang¹, ZHOU Shuyu¹

1. State Key Laboratory of Geological Disaster Prevention and Environmental Protection, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China;

2. State Key Laboratory of Hydraulics and Mountain River Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China

收稿日期: 2025-03-05; 改回日期: 2025-09-24。 责任编辑: 魏 巍。

基金项目: 四川省科技计划(2024YFFK0108); 四川大学山区河流保护与治理全国重点实验室开放课题资助项目(SKHL2422)。

第一作者: 冯长云(2001—), 男, 硕士研究生, 研究方向: 地质灾害防治及监测预警, E-mail: 1181777581@qq.com。

*通信作者: 巨能攀(1973—), 男, 教授, 研究方向: 地质灾害防治及监测预警, E-mail: jnp@cdut.edu.cn。

引用格式: 冯长云, 巨能攀, 解明礼, 等, 2025. 人工智能在滑坡监测预警中应用现状、关键问题与未来展望[J]. 成都理工大学学报(自然科学版), 52(6): 1035—1054.

Feng C Y, Ju N P, Xie M L, et al., 2025. The use of artificial intelligence to monitor landslides and provide early warning: application status, key issues, and future prospects[J]. Journal of Chengdu University of Technology (Science & Technology Edition), 52(6): 1035—1054.

Abstract: Artificial intelligence (AI) has demonstrated remarkable potential in processing complex data and identifying convoluted patterns, and has thus emerged as a key driver of systems used to monitor landslides and provide early warning of their occurrence. By building upon previous research, this study uses the tools VOSviewer and CiteSpace to perform a visualization-based analysis of 953 relevant articles from the literature (Web of Science database) from 2015 to 2024. The authors explored the application of AI to early warning systems for landslides that are supported by ground monitoring equipment, and integrated insights from prevalent research. The findings reveal that AI technologies primarily focus on detecting anomalies in sensor data, multi-source correlation analysis, optimization of model parameters, predictions of displacement, and the construction of early warning models. This has gradually formed a technical chain encompassing “anomaly detection–data correlation–parameter optimization–displacement prediction–dynamic early warning,” and has significantly improve the accuracy of monitoring and early warning. However, bottlenecks persist in research in the field, including the scarcity of anomalous samples, types of complex anomalies, weak capabilities for the spatio-temporal coupling of multi-source data, and the lack of critical geological information in inputs to the models. These limitations have yielded early warning models that are not sufficiently robustness, interpretable, and environmentally adaptable. Future research on the use of AI for monitoring landslides and providing early warning of their occurrence needs to pursue the integration of data-driven approaches with physical mechanisms, explore synergistic applications of multi-model integration and generative AI, and establish a trustworthy early warning system for landslides with mechanistic constraints and the capabilities of dynamic adjustment. This will further enhance the capability of the relevant models for cross-scenario generalization and, thus, their practical value.

Key words: landslide; monitoring and early warning; artificial intelligence; machine learning; deep learning

中国地质构造复杂, 滑坡灾害频发且破坏性强, 滑坡损失位居全球前列, 防灾形势严峻(唐辉明, 2022)。随着传感器、遥感和信息技术的快速发展, 滑坡监测预警形成了“天-空-地”一体化监测体系(许强等, 2019)。传统滑坡监测预警依托自动化系统, 实时采集滑坡变形关键参数的海量数据进行预警。这种方法虽然成功预警了甘肃黑方台滑坡和贵州兴义滑坡(许强等, 2020; 白洁等, 2020), 避免了重大人员伤亡, 取得显著的防灾减灾效果, 2023年中国共发生地质灾害3668起, 成功预警427起, 预警成功率仅为11.6%(自然资源部, 2024), 这一数据凸显传统方法在预警精度方面的局限性。相较而言, 人工智能在复杂数据处理方面展现出显著优势(余辉等, 2020; Algiriyage et al., 2021)。人工智能其强大的特征提取与建模能力, 能够从复杂数据中高效提取关键特征, 显著提升滑坡监测与预警的准确性。由中国地质调查局地质环境监测院牵头研发的第 I 代滑坡智能监测预警系统融合了人工智能等技术, 在试运行期间有效预警 15 起地质灾害, 避免了约 366 人伤亡, 充分展现出人工智能在滑坡监测预警领域的显著优势(海南省地质局, 2021)。

滑坡监测预警主要分为针对大范围的区域监测预警, 以及利用专业监测设备开展的小范围单体滑坡监测预警 2 类。现有研究多从不同尺度与任务类别切入, 对人工智能在滑坡监测预警中的应用进行了多角度分析, 进而构建了较为系统的研究框架。在区域监测预警领域, 前人研究了人工智能在图像检测、滑坡敏感性评估及区域预警模型构建中的典型算法与应用路径, 重点阐明其在遥感影像处理、多因子耦合分析及空间易发性制图中的关键作用(Ma et al., 2021; Dikshit et al., 2021; Zhang et al., 2024a)。单体滑坡监测预警的相关研究则更多聚焦于基于监测数据的滑坡变形建模与位移预测问题, LSTM(长短期记忆网络)、GRU(门控循环单元)等深度学习模型被广泛应用于滑坡体时序预测, 且在非线性特征捕捉与短时预警方面表现出良好性能(Wang et al., 2023; Zhang and Wang, 2024)。此外, 部分学者从模型对比与优化视角, 系统探讨了单模型、集成模型、混合模型等不同类型人工智能模型在滑坡预测及敏感性制图等具体任务中的表现差异与适用场景, 为模型的选择与优化提供了理论支撑(Kudaibergenov et al., 2025)。尽管现有研究从多个维度揭示了人工智能在滑坡监测预警中的

应用潜力,但多数研究仍集中于宏观尺度的区域预测与建模,对单体滑坡监测预警中人工智能应用的深度剖析较为缺乏,且在关键环节间缺乏系统性串联,尚未形成覆盖“监测-预测-预警”全链条的应用体系。

本文以地面监测设备的单体滑坡监测预警为研究对象,系统梳理人工智能技术在滑坡监测预警中的关键应用环节,具体涵盖 5 个方面:传感器异常数据检测、多源数据关联性建模、模型参数优化、滑坡位移预测及预警模型构建。这些应用相辅相成,其主要应用流程如图 1 所示,构成了人工智能监测预警体系,提升了滑坡监测与预警的精度。通过对相关应用领域论文进行检索分析,对当前成果进行分类综述,结合当前研究的关键问题,提出未来研究方向的建议。

1 研究热点与趋势分析

1.1 研究热点分析

本文基于 Web of Science 核心合集数据库(WOS),采用“Landslide(滑坡)”“Monitoring(监

测)”“Early Warning(预警)”“Artificial Intelligence(人工智能)”“Deep Learning(深度学习)”“Machine Learning(机器学习)”作为关键词,检索 2015—2024 年相关 953 条文献。在此基础上对提取的文献关键词进行清洗、同义词合并与无关项剔除,并借助 VOSviewer 进行可视化分析,构建关键词共现网络图。

基于 WOS 数据库的关键词共现图(图 2)显示,“Machine Learning”位于整个网络图的中心位置,并与“Artificial Intelligence”“Displacement Prediction(位移预测)”等核心术语形成高频连接,这一结构不仅揭示了机器学习在滑坡监测与预警研究中所处的方法论核心地位,也表明它在不同研究方向之间发挥着桥梁作用,推动跨领域的知识融合。

图 2 中红色部分集中于“Spatial Prediction(空间预测)”“Logistic Regression(逻辑回归)”与“SVM(支持向量机)”等关键词,涵盖了分类与回归建模的多样化思路,同时延伸至“Ensemble Models(集成模型)”与“Fuzzy Inference System(模

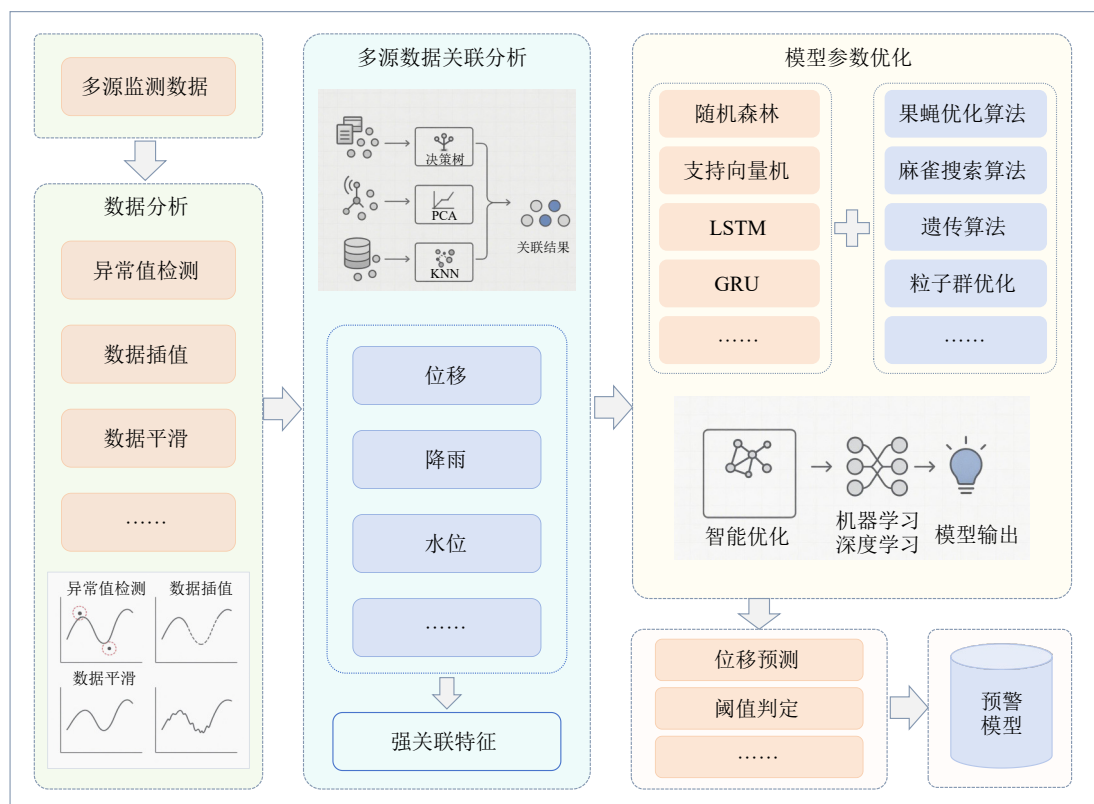


图 1 人工智能在滑坡监测预警领域应用流程

Fig. 1 Application of artificial intelligence to monitor landslides and provide early warning of their occurrence

注: PCA 是主成分分析; KNN 是 K 近邻算法; LSTM 是长短期记忆网络; GRU 是门控循环单元。

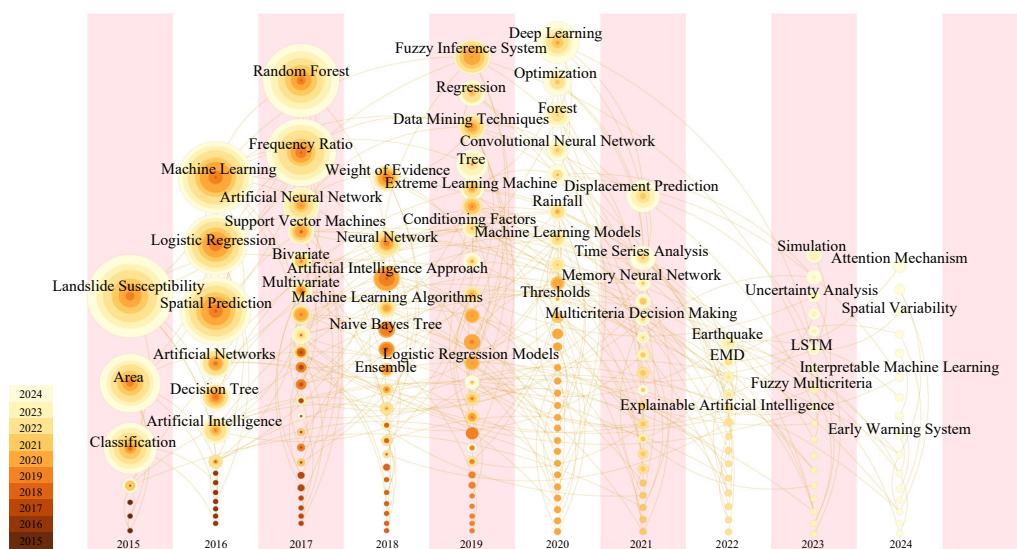


图 3 Web of Science 中 2015—2024 年相关论文关键词共现时间线

Fig. 3 Co-occurrence Timeline of Keywords in Relevant Papers from 2015 to 2024 in Web of Science

自 2018 年以来人工智能在方法层面不断拓展,既包括“Weights of Evidence(证据权重)”等传统统计学方法为概率建模提供的基础,也涵盖机器学习在复杂非线性关系刻画上的应用,而“Ensemble(集合体)”也体现了学界对模型稳健性与泛化性能的重视。“Deep Learning”则凭借自动化特征提取与强大的特征学习能力,推动研究逐渐从“单一模型”向“多模型集成+深度学习”演进。进入 2021 年,研究重点逐渐由方法多样化转向预测目标精细化,“Displacement Prediction”与“Time Series Analysis(时间序列分析)”的兴起表明学界更加关注滑坡变形的动态演化与趋势预测。到 2023 年以后,“Attention Mechanism”“Uncertainty Analysis(不确定性分析)”与“Bayesian Optimization(贝叶斯优化)”等关键词的出现标志着人工智能在滑坡监测与预警领域的深度融合与创新应用。这些技术不仅优化了模型的性能,还为应对复杂地质环境下的不确定性问题提供了新的思路。

关键词突现是指关键词在较短时间内使用频次显著增加,关键词强度数值越高,即表明该关键词在对应突现周期内的学术文献中出现频次或引用量增长更显著且快速。图 4 显示,在 2015—2017 年间,人工智能在滑坡监测预警领域的研究主要集中在基础模型的应用与探索。这一阶段,研究者们将“Support vector machine”和

“Decision tree”等传统机器学习方法应用于滑坡预测和监测中,并着重于探索不同算法的适用性,建立基础的滑坡预测模型。进入 2017—2020 年,研究开始转向更加复杂的集成方法与优化算法的应用。此时“Particle swarm optimization”和“Hybrid integration approach”逐渐被大量研究者采用,通过结合多个模型与算法,提升了滑坡监测预警的精度与稳定性。而在 2020 年之后,研究焦点逐渐转向了“Explainable artificial intelligence”,研究者们开始关注如何使人工智能模型在提供准确预测的同时,能够清晰地解释其决策过程,从而增加系统的透明度和可信度。

2 应用现状

2.1 人工智能概述

人工智能是最广义的概念,旨在使机器具备类似人类的智能行为,如感知、推理和决策(Russell and Norvig, 2020)。机器学习是人工智能的一个子集,是实现人工智能的手段之一,它通过从数据中学习规律,使系统能够自动改进和优化性能。而深度学习则是机器学习中的一个分支,主要通过多层神经网络对数据进行复杂的特征提取和表示学习(Sarker, 2021)。三者构成了由外到内、逐层递进的包含关系:深度学习属于机器学习,机器学习又属于人工智能。在机器学习领域,常见的算法可分为传统的经典机器学习



图 4 Web of Science 中 2015—2024 年相关论文关键词突现分布图

Fig. 4 Map of the distribution of keyword bursts in the relevant papers

注: 浅蓝色线条代表关键词尚未出现, 深蓝色线条代表关键词出现的时间范围, 红色线条代表关键词突现起止时间。

方法和基于神经网络的深度学习方法, 而强化学习和迁移学习作为重要的学习范式, 通常也会与机器学习或深度学习方法相结合, 用于解决更为复杂的智能任务 (Sheikhpour et al., 2017; Saraswat, 2022; Wu et al., 2022)。

经典机器学习技术主要基于人工特征工程与先验模型设计, 主要通过对原始数据进行标准化处理并手动构建特征空间以实现滑坡监测中的数据分类与回归建模 (Ma et al., 2021)。如在基于监测数据的滑坡位移分段拟合与趋势预测中, 通过预设模型框架对局部地质特征进行解析以预测滑坡位移 (Zhang et al., 2021), 或者结合历史

滑坡数据与多源降雨观测, 构建区域预警模型 (Liu et al., 2024b)。经典机器学习在特定场景下能够表现出较高的准确度, 但其线性假设与浅层结构在面对复杂非线性地质系统时, 往往存在表征能力不足与泛化性能衰减的问题 (Qiu et al., 2016)。相较而言, 深度学习通过构建多层非线性神经网络架构, 突破了经典机器学习对人工特征工程的依赖, 实现了从原始数据到抽象特征的自适应学习。例如卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 在图像的空间特征提取方面, 可根据影像数据提取滑坡的光谱、纹理及地形特征, 实现滑坡的快速识别 (Yang et al., 2025)。

而循环神经网络(recurrent neural network, RNN)及其改进型(如 LSTM 和 GRU)在时序数据的动态建模方面,均展现出超越传统模式的模式识别能力,通过对位移、降雨量等时序数据的长期依赖性建模,可准确预测滑坡位移(Nava et al., 2023),虽然深度学习在非线性建模与特征提取方面更具优势,但目前仍存在数据质量要求高与解释性不足的缺点。

强化学习和迁移学习作为机器学习的一种学习方法,可与深度学习框架形成互补优势(Nguyen et al., 2020; Yu et al., 2022)。在强化学习框架下,智能体通过马尔可夫决策过程(Markov decision process, MDP)与环境持续交互,动态优化模型参数选取或滑坡预警等级评估策略。其奖励机制设计可有效适应滑坡的时变特性,可用于动态调节阈值(Biniyaz et al., 2022; 孙世光等, 2022)。然而该方法在实际应用中面临诸多挑战:一是强化学习算法本身的稳定性仍需提升;二是滑坡系统的动态演化特征导致历史监测数据与实时工况存在显著差异,这种数据关联性的弱化可能影响模型效果。迁移学习则通过域适应(domain adaptation)与知识蒸馏(knowledge distillation)等技术,将其他地区已验证的灾害演化模型或知识迁移至地质条件相似的滑坡场景中(庄福振等, 2015; 刘勇等, 2023)。对人工智能 4 种学习方法的分析比较如表 1 所示。

2.2 传感器数据异常值检测

滑坡灾害监测预警系统一般使用实时采集的数据与基于历史数据计算得出的阈值进行比

较,以评估灾害的发展情况(许强, 2020; Wu et al., 2021; Hao et al., 2021; 王智昊等, 2024)。滑坡监测数据通常为时间序列数据,即在规则或不规则的时间间隔内记录的连续数据点集合,这些数据展示了趋势、依赖关系,以及可能存在的模式和异常(原继东和王志海, 2015; 刘海洋, 2019)。然而传感器数据常受到环境和设备因素的影响导致异常值的出现,降低预警的准确性和可靠性(何朝阳, 2020; 郭明阳, 2022)。

如图 5 所示,当前研究主要沿 2 个技术路径展开:一是基于特征工程的传统机器学习方法,通过提取时间序列统计特征并结合回归或聚类算法实现异常识别(Cook et al., 2020; Pang et al., 2021; 刘刚等, 2022);二是基于深度学习的表征学习策略,利用自编码器(Autoencoder)、生成对抗网络(GAN)及 Transformer 架构,通过表征学习捕获复杂时序依赖关系,借助时序预测模型,重构误差或预测偏差量化异常程度,进行异常识别(Zamanzadeh et al., 2024)。

近年来,深度学习因其擅长捕捉时间序列数据中的长期依赖与复杂非线性模式,已被广泛应用于时序数据的异常检测任务中(Blázquez-García et al., 2021)。相较于传统统计方法,深度学习在滑坡监测中显著提升了对异常行为的识别精度与鲁棒性。其通过有效过滤传感器噪声、动物干扰及设备故障等非滑坡因素,有效降低了误报率,为滑坡预警提供了更高质量的数据支撑。例如, CNN 成功应用于结构健康监测(SHM)系统的多类传感器(位移传感器、加速度计与光纤应

表 1 4 种学习方法的应用场景与优缺点对比表

Table 1 Comparison of scenarios of application and advantages/disadvantages of four machine learning methods

方法	介绍	应用场景	优点	缺点
经典机器学习	依赖特征工程和人为设计的模型,常用算法包括决策树、支持向量机、K最近邻等	滑坡区域预警、滑坡位移预测等	解释性强、数据需求较小、计算效率高	特征依赖性强、非线性处理能力有限、适应性差
深度学习	使用多层神经网络自动学习数据特征,常用模型包括卷积神经网络和递归神经网络	滑坡识别、滑坡位移预测等	自动特征提取、处理复杂数据能力强、高精度	样本数据需求大、计算资源消耗大、解释性差
强化学习	通过与环境交互学习最优策略,用于动态优化和决策支持	阈值动态调整、模型优化	动态适应性强、自适应能力强、无需大量标注数据	训练复杂、数据质量要求高、策略收敛难
迁移学习	将已学得的知识应用到不同但相关的任务中,减少对大规模标注数据的依赖	数据不足区域的滑坡预测	减少数据需求、快速适应新任务、提高训练效率	源域依赖性强,难以适应滑坡多诱发因素耦合作用,在跨域迁移中仍易出现知识偏移与适应性不足的问题

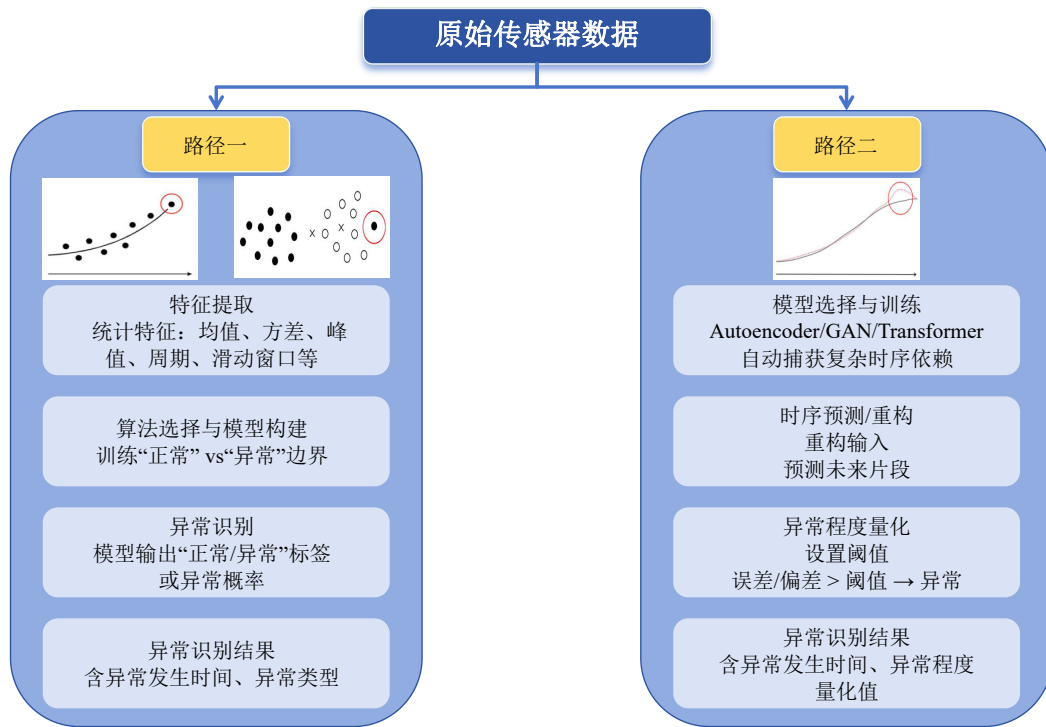


图 5 异常识别路径示意图
 Fig. 5 The path used to identify anomalies

变传感器等)数据异常识别中,显示出良好的应用效果(Ni et al., 2020)。此外, Dong et al. (2025) 提出一种基于深度学习的边坡异常识别方法,融合时间响应图像、频率响应图像及格拉姆角场(GAF)图像等多模态数据,显著提升了异常检测的准确性。

2.3 多源数据关联性研究

滑坡通常是由地质、气象和地形等多因素交互作用引发(刘传正, 2014)。传统单一数据源分析难以揭示其复杂关系。人工智能技术通过整合多源数据筛选出高影响因子(王智伟等, 2020),运用关联性分析算法,可识别滑坡诱发因素的复杂关系,为灾害预测和评估提供准确依据。

滑坡多源数据的关联性研究通常遵循“聚类-挖掘”的两步流程(图 6)。第一步,利用 K-means 等智能算法对监测数据聚类,提取特征并识别模式,将相似时序行为数据分类,提升数据表达清晰度与分类精度,为规则挖掘提供结构化输入;第二步,基于聚类结果构建交易型数据库,通过 Apriori(关联规则挖掘)等算法挖掘滑坡变形与诱发因素的关联规则,揭示不同条件组合下的滑坡演化模式(Ma et al., 2017)。在此基础上,后续研究对模型结构与功能进行拓展。一类研究引入 C5.0 决策树算法,将离散化后的诱发因子与滑坡变形速率之间的映射关系建模,从而提取关键响应阈值,增强了滑坡阶段识别与预测能力(蒋

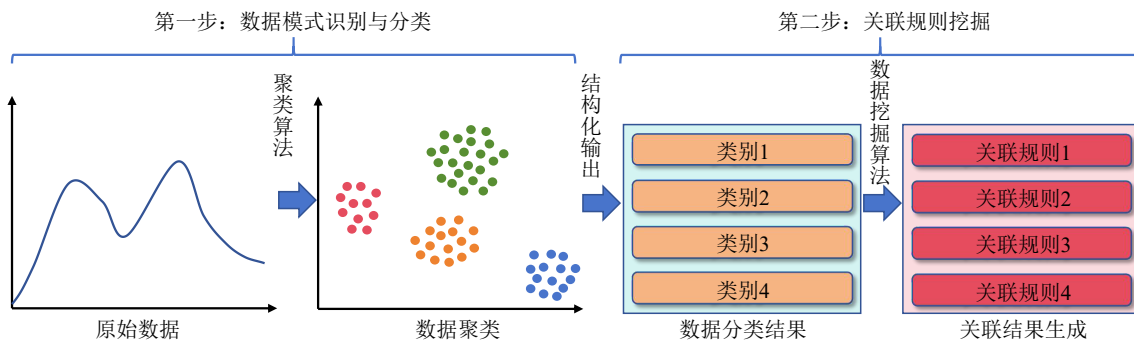


图 6 数据关联性挖掘路径示意图
 Fig. 6 The path used to mine correlations within the data

宏伟, 2021); 另一类研究侧重于极端气象条件对滑坡的致灾机制分析, 通过规则筛选发现强降雨及最大有效连续降雨等指标是坡面显著变形的主导因素, 突出了数据挖掘结果与地质过程之间的物理一致性(陈锐等, 2021)。而朱鸿鹄等(2022)则在前人研究基础上引入空间分区关联分析框架, 构建了滑坡不同部位的诱因模型, 揭示了库水位与降雨在不同部位引发响应的机制差异, 突破了传统整体性关联分析的局限。上述研究在承袭“聚类-挖掘”主干方法的基础上, 分别在模型选择、因子选择与空间差异性表达方面进行了拓展。

2.4 模型参数优化

在滑坡预警系统中, 人工智能模型的性能直接关系到预测结果的准确性、响应速度与系统稳定性。人工智能参数寻优的意义在于通过优化模型参数, 使其在特定任务上达到最佳性能, 从而提高模型的准确性、效率和鲁棒性(王岭玲, 2022; Abbas et al., 2023)。优化参数不仅能够显著提升模型的预测准确性和分类能力, 还减少了人为调参的繁琐和主观性, 使得模型开发过程更加高效和科学(Bergstra et al., 2012; Li and Adballah, 2020)。此外, 参数优化增强了模型在不同数据集和环境下的稳定性, 减少了开发时间和计算资源的浪费(张睿等, 2024), 常用的方法包括网格搜索、随机搜索和贝叶斯优化等, 这些方法通过

系统或随机地探索参数空间来评估和选择最佳参数组合(王雪和韩韬, 2021; 李海霞等, 2024), 但这些方法在全局最优解保证、资源消耗、收敛速度、处理复杂情况等方面均存在不同程度的缺点。相比之下, 智能优化算法于人工智能模型中有着广泛的应用, 例如遗传算法与差分进化借助对自然选择过程的模拟来实现全局优化(Slowik and Kwasnicka, 2020), 而深度强化学习则依靠策略网络与价值网络在复杂的参数空间展开高效探索, 以达成其目标导向的学习与决策优化目的(逢金辉和冯子聪, 2023)。这些方法在人工智能模型参数寻优中均展现出了巨大的潜力, 为人工智能技术的进一步发展提供了强有力的支撑与多样的技术手段, 各参数寻优方法总结见表2。

在滑坡位移预测与预警建模中, 智能优化算法已逐步成为提升模型性能的重要手段。近年来, 多个研究案例表明, 将智能寻优策略与传统机器学习模型相结合, 能够有效克服参数敏感性和预测精度波动的问题(黄智杰等, 2023; 林平, 2023)。通过对比李麟玮等(2018)和张凯等(2021)2项针对白水河滑坡位移预测的研究表明, 优化算法在提升模型预测精度方面具有显著效果。

2.5 滑坡位移预测

随着机器学习与深度学习的广泛应用, 滑坡预测正逐步由经验建模向数据驱动建模转型, 显

表2 模型参数寻优方法的主要特点和适用场景对比

Table 2 Comparison of key features and applicable scenarios for methods to optimize model parameters

方法类型	方法名称	主要特点	适用场景
群体智能算法	果蝇优化算法	模拟果蝇通过嗅觉和视觉觅食的行为, 进行全局搜索	函数优化、神经网络训练、工程优化问题
	麻雀搜索算法	模拟麻雀的觅食和反捕食行为, 通过觅食者和发现者的合作进行优化	多目标优化、路径规划、图像处理
	灰狼优化算法	模拟灰狼群体的捕猎行为, 通过 α 狼、 β 狼和 δ 狼领导其他狼进行位置更新	函数优化、机器学习参数调优、工程设计优化
深度强化学习	深度强化学习	通过策略网络和价值网络在复杂参数空间中进行高效探索和优化	复杂优化问题, 高维参数空间优化
进化算法	遗传算法	模拟生物进化过程, 通过选择、交叉和变异操作逐步优化参数	全局优化问题, 多峰函数优化
	差分进化	通过向量差分的变异操作, 从种群中随机选择若干个体进行变异	多峰函数、非线性问题、工程优化、机器学习中的参数优化等
	粒子群优化	通过个体间的协作与信息共享来搜索解空间	用于连续优化、路径规划、机器学习参数调优等

著提升了预警的精度与响应速度,克服了传统曲线拟合方法鲁棒性差的局限(徐峰等, 2011)。相较于传统机器学习方法,深度学习在建模非线性关系与长期依赖方面更具优势(胡越等, 2019)。如 RNN 被用于滑坡位移等时间序列预测任务,但在训练过程中常面临梯度消失或爆炸等问题(刘建伟和宋志妍, 2022)。为解决上述问题, LSTM 通过引入门控机制增强了对长距离依赖的建模能力,已在滑坡位移预测中得到广泛应用(Hochreiter and Schmidhuber, 1997; Yu et al., 2019; Yang et al., 2019; Liu et al., 2025c)。基于 LSTM 的改进结构——GRU 模型,通过简化门控结构提升了计算效率,在重庆市云阳县酒仙坪滑坡案例中表现出良好的预测性能与泛化能力(Zhang et al., 2022)。此外,研究者还将 CNN 与 RNN 相结合,充分利用 CNN 的空间特征提取能力与 RNN 的时序建模优势(罗祎沅等, 2022; Xi et al., 2023)。

众多学者对深度学习模型在滑坡位移的预测性能进行了评估。研究发现, LSTM 在滑坡时序数据分析中具有较高的准确性与稳定性,尤其在阶跃式变形阶段的预测中优于支持向量机(杨背背等, 2018)。Nava et al. (2023)对多种深度学习模型在不同地质背景滑坡中的预测性能进行了评估,发现 LSTM、GRU 和多层感知机(MLP)具有良好的适应性,都取得了较好的结果,Conv(卷积层)模型在所有情况下都产生了最差的预测。尽管 LSTM 有效提升了对长期依赖的建模能力,但在处理超长时间序列时,仍可能存在信息压缩及关键特征丢失等挑战。为此,引入注意力机制可进一步增强模型对长序列中关键时刻与特征的捕捉能力。

2.6 滑坡预警模型构建

如何利用监测数据进行滑坡灾害过程的预警一直是滑坡预警研究中的重要问题。单体滑坡预警方法常根据滑坡宏观变形规律进行分阶段预警。如许强和曾裕平(2009)建立了基于加速度、矢量角等指标阈值的临滑预警方法。但由于滑坡赋存的地质环境条件不同,在整个时空变形演化过程中存在明显的差异,表现出不同的变形破坏形式和特征,因此预警模型研究逐渐朝向基于多监测参数的动态智能预警方向发展(邓李政等, 2023)。人工智能可以分析大量历史和实时监测数据,综合考虑多种影响因素(如降雨

量、位移和地质条件)进行全面评估,综合确定预警阈值,以此提高预警精度。

人工智能技术在滑坡预警阈值判定中的应用已展现出显著优势,有效提升了滑坡预警的准确性。一方面,通过神经网络与决策树算法的协同建模,可以有效识别滑坡体对诱发因素的敏感响应区间,从而优化多因素耦合条件下的预警阈值(吴爽爽等, 2023);另一方面,利用 CNN 挖掘多源监测数据的复杂特征,可显著提升对大滑坡预警等级的识别能力和整体预警等级分类的精度(Liu et al., 2025a)。且统计特征提取与概率建模方法也被引入预警模型的构建中。通过对变形速度监测数据的平均值和标准差进行分析,可对滑坡状态进行初步分类,并结合马尔可夫链理论建模状态转移过程,从而形成具有时序演化特征的滑坡预警框架(Wang, 2021)。融合位移反演(DBA)与深度学习的混合方法通过位移监测数据对数值模拟所需物理力学参数进行动态校正,进而借助系列数值模拟推演出更可靠的预警阈值,为阈值优化提供了新路径(Dai et al., 2022)。

多源物理场耦合建模在滑坡预警中的应用也在逐步深化。在多源数据关联性分析和深度学习位移预测算法的基础上构建的预警模型,能够更准确地刻画降雨作用下滑坡体的响应机制与变形演化过程(白冬鑫, 2023)。同时,基于综合多点监测数据的集成建模方法也被提出,借助随机森林算法提取滑坡的整体变形信息,构建面向阶跃型变形行为的预警框架,提升了模型在复杂变形阶段下的判别能力(袁维等, 2023)。部分学者将外部环境因子与滑坡致灾过程中的关键物理参数引入建模体系,增强了模型的可解释性。例如,通过融合位移、降雨、岩性、坡度等特征构建的集成学习网络,能够精准识别不同滑坡变形阶段,从而显著提升模型的泛化能力和稳定性(Liu et al., 2024a)。然而,该类模型对特征工程的高度依赖,在样本量有限的情况下,无法保证数据分布的多样性,可能引发过拟合风险。此外,基于土壤水力参数构建的土壤水分驱动型预警模型,能够有效反映地下水动力变化特征,并成功预警了四川省都江堰市银洞子沟堆积体滑坡(蔡雨菲等, 2025),为滑坡预警研究提供了新的思路和方法。

3 讨论

3.1 人工智能应用成果支撑下的监测预警流程

通过对中外人工智能技术在滑坡监测预警中应用现状进行总结分析,发现当前研究已形成多技术融合的滑坡监测预警体系(图 7)。人工智能技术主要在以下几个方面发挥关键作用并形成重要成果。(1)在传感器数据异常值检测方面,通过 Autoencoder(深度自编码器)、LSTM 等模型自动学习监测数据的正常模式,有效识别传感器故障数据和环境干扰,提高了监测数据的可靠性与可用性(Liu et al., 2025b);(2)在多源数据关联性分析方面,人工智能通过对高维数据的聚类,提升数据表达的清晰度与分类精度并为后续规则挖掘提供结构化输入,提升数据关联规则挖掘的准确性和有效性(赵久彬等, 2019; Li et al., 2023);(3)在模型参数优化方面,人工智能模型通常需要众多的参数设置,而智能参数寻优算法可实现模型参数的自动优化与动态调整,增强模

型的鲁棒性(Zhang et al., 2024b);(4)滑坡位移预测方面,基于人工智能的时间序列预测模型可以学习滑坡位移数据的演化趋势与外界因素对滑坡位移数据的影响,实现对短期和中长期变形的精准预测(Ma and Mei, 2025)。

人工智能在上述 4 个方面为滑坡预警模型的构建提供了系统支撑。首先通过异常值检测剔除异常数据以保障数据质量;随后利用多源数据关联性分析提取出诱发滑坡的关键因子与阈值;在此基础上,构建位移预测模型,基于多源监测数据预测未来一段时间内的变形趋势,弥补监测数据仅反映当前状态的不足。预测结果不仅为阈值判定提供量化依据,还能揭示诱发因子对滑坡演化的敏感性,从而提升预警结果的前瞻性、科学性与可靠性。最终,系统在预警环节将预测结果与动态阈值判定相融合,实现预警等级的分级划分。例如 Zeng et al.(2023)采用灰狼优化算法优化的 LSTM 模型预测位移,通过将预测结果与滑坡演化模型结合,建立了一个长期预警系

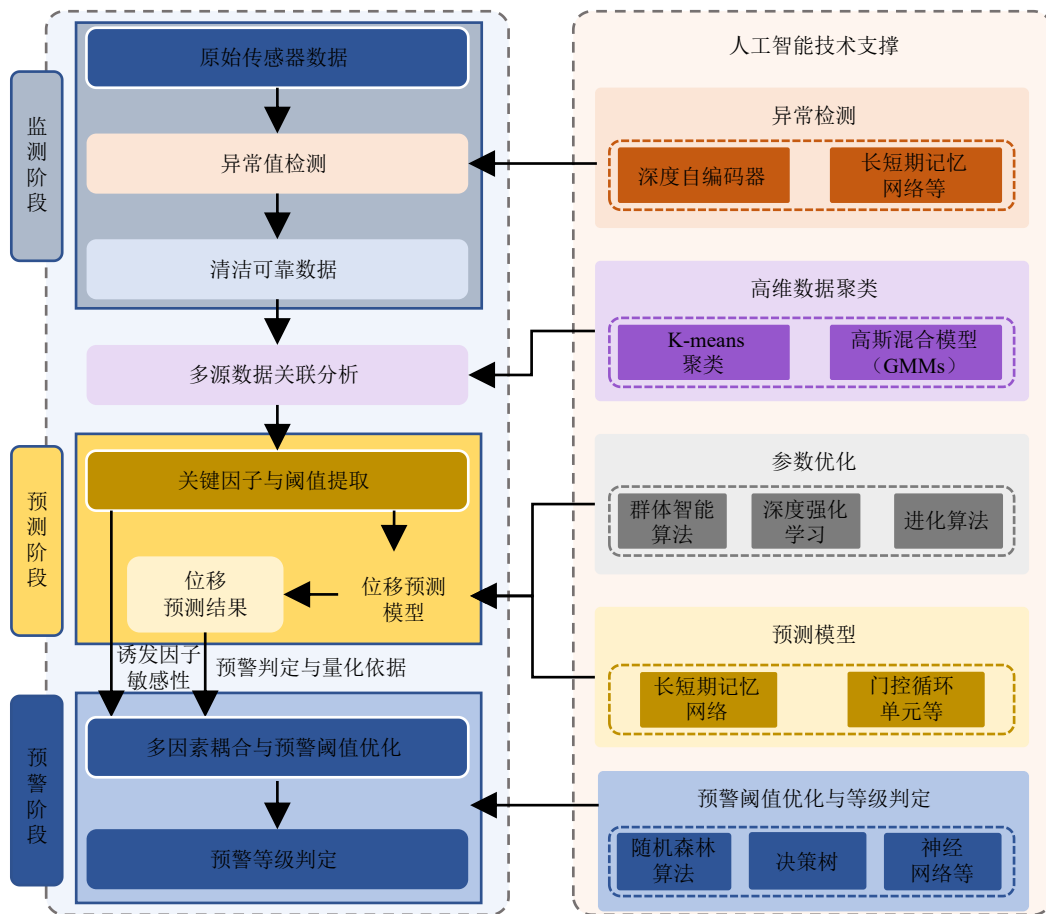


图 7 人工智能监测预警体系

Fig. 7 Monitoring and early warning system for landslides based on artificial intelligence

统,并在重庆四方碑滑坡得到了良好验证。

3.2 当前研究中存在的问题

学者们虽然在上述应用领域取得了重要进展,但一些关键问题仍阻碍着人工智能在滑坡监测预警中的实际应用。

(1)在数据采集层面,由于人工智能算法通过捕捉时序依赖关系显著提升复杂异常模式识别能力(Xu et al., 2023a),传感器异常检测从传统统计方法(如均值方差分析)向深度学习跃迁,监督学习模型因数据标注成本高、异常样本稀缺等问题面临训练数据不足的瓶颈(Xia et al., 2022)。针对训练数据标注瓶颈,当前多采用半监督/无监督学习方法(Vos et al., 2022; Papastefanopoulos et al., 2025)。虽然半监督/无监督学习方法能利用未标注数据进行训练,却存在模型解释性弱、缺乏定量评估标准等缺陷,导致其难以精准区分正常与异常数据模式。且现有深度异常检测方法多局限于单模态场景(Pang et al., 2021; Deng et al., 2024),即仅对一种类型的数据源进行异常检测,对复杂异常类型的检测能力有限,加之部分经典统计算法在特定场景下甚至优于深度学习方法(Yu et al., 2024a),这些因素共同制约了人工智能技术在传感器异常检测中的应用。滑坡监测数据源于多种传感器与监测手段,具有显著的多源异构数据特征,不仅体量大、类型复杂,更在时序与空间维度上存在紧密的关联性,但异常检测模型还缺乏检测多源数据异常的能力。因此,在构建异常检测模型时,必须协同整合时序动态变化特征与跨维度关联关系,以实现滑坡状态更全面、准确的识别与预警(Zamanzadeh et al., 2024)。

(2)多源数据关联性研究借助无监督学习(两步聚类、K-means 聚类)与关联规则挖掘(Apriori、决策树-C5.0),初步建立了影响因素-位移-地质条件的定量响应模型(Miao et al., 2021; Guo et al., 2022)。关联分析作为滑坡预警体系中的“因果建模枢纽”,不仅为位移预测模块提供输入变量筛选依据,也对异常检测环节中的“事件解释”提供支持;其结果还能进一步用于动态调整预警模型的逻辑结构与分级策略。但现有关联规则挖掘陷入“静态特征工程”的路径依赖(Xu et al., 2022; 李明亮等, 2024),这种基于降雨、水位和地表位移等常规监测数据的固定关联分析方法,难

以契合滑坡演化时空连续性的本质特征,且关联规则易受支持度与置信度阈值设定的影响,导致重要但低频的极端诱发模式被遗漏。当前滑坡通常仅布设地表形变监测设备,针对渗流场、应力场的融合挖掘研究存在明显短板,导致对滑坡变形驱动机制的认知呈现碎片化,无法揭示多源参数在跨时空尺度上的动态耦合关系。滑坡不同空间部位的变形主导因素具有显著异质性(如坡脚受库水位调控,坡顶受降雨主导),且其演化阶段(匀速变形期、加速破坏期)的影响因子权重呈现动态调整特性(朱鸿鹄等, 2022; Ye et al., 2024)。但传统静态模型难以捕捉这种时空动态演变规律。未来研究需突破静态关联框架,通过引入时序分析方法,构建能够适应时空变化的动态关联模型,重点刻画不同时间分辨率下多源参数的交互机制,这对于揭示滑坡全生命周期演化规律具有重要价值。

(3)参数优化技术突破传统网格搜索局限,智能优化模型与深度学习结合使模型准确率提升,并在复杂参数空间中实现高效寻优(Huang et al., 2022; Gong et al., 2024)。尽管智能优化算法在参数调优和模型优化中展现了强大能力,但在实际应用中面临两大核心挑战。一是许多算法(如进化算法和群体智能算法)在处理高维度参数空间和复杂模型时需要大量计算资源,这在资源有限的情况下成为瓶颈(Yu et al., 2024b; 薛生等, 2024),如 Xu et al. (2023b)研究发现 PSO 在搜索后期因粒子多样性下降,搜索能力显著降低,进一步加剧资源浪费。二是由于算法机制缺陷与搜索空间复杂性导致的局部最优解,主流优化算法存在固有局限性: PSO 因粒子趋同性易过早收敛至次优解(Xu et al., 2023b); 遗传算法虽具有全局搜索潜力,但在多局部极值场景下仍可能因选择压力不足或变异策略不当而陷入次优区域(Katoch et al., 2021)。尽管可以设计避免局部最优解的机制,但这些算法在实际应用中仍可能陷入局部最优,尤其是在处理高度复杂和不规则的搜索空间时,限制了其找到全局最优解的能力(Li et al., 2020)。

(4)滑坡位移演化过程受地质结构、水文条件、降雨与库水位等多因素的动态耦合作用,具有高度非线性与时空异质性特征,导致单一预测模型难以适应多种滑坡情境(鄢好等, 2019; 窦杰等, 2023)。近年来,位移预测模型逐步由单一模

型向混合模型转变,实现了预测精度的显著提升(Luo et al., 2023; 窦杰等, 2023)。然而,混合模型通常涉及大量超参数配置,导致模型需要较高的计算量与计算时间(Gao et al., 2024)。且滑坡位移的空间异质性使得单点监测数据难以表征整体变形特征(郭子正等, 2024),需融合多点位移序列的时空关联性以增强模型泛化能力(李世贵等, 2015)。现有预测模型多偏重数据驱动的数学建模,训练依赖大规模高质量监测数据,且模型普遍属于“黑箱”性质,预测结果缺乏物理可解释性,使得在工程应用中存在可信度不足的问题,缺乏对滑坡物理机制的系统融合,导致模型可解释性和外推能力受限(Gong et al., 2024)。

(5)在滑坡预警模型研究中,现有方法逐步强调利用多源历史监测数据构建统计框架,通过“数据驱动-机理约束”协同优化实现滑坡演化特征的识别(Zhang et al., 2024a; 蔡雨菲等, 2025),或利用CNN挖掘多源监测数据特征,显著提升了滑坡预警等级识别与整体分类精度(Liu et al., 2025a)。然而,当前应用仍面临三大挑战:一是受制于数据类别不平衡与解释性不足,模型易偏向“消极预警”,在多数类识别与短时高变形率异常处理方面仍存在局限(Kumar et al., 2024);二是多源数据融合还停留在不同时序监测数据上,未能有效结合图像、文本数据;三是难以同时适配阶跃型与蠕变型等多类型滑坡的不同演化机制与预警阈值(邓李政等, 2023)。

3.3 未来研究展望

尽管当前基于人工智能的滑坡监测与预警研究已取得积极进展,但在关键技术路径与实际应用能力方面仍存在诸多挑战。结合现有研究趋势及不足,未来研究可从以下方向进一步深化。

(1)多源监测数据的异常检测模型构建与小样本适应策略

针对样本稀缺、数据标注成本高的问题,引入元学习(meta-learning)方法优化初始模型参数或设计任务敏感的适应机制或结合少量标注样本与弱监督学习,利用自训练、伪标签生成不断扩充训练数据,并通过模态间一致性约束实现不同传感数据之间的互证,有效提升了模型在数据有限条件下的表现能力(Kong et al., 2025)。针对滑坡监测数据的多源性,未来研究可通过构建多模态异常检测模型,从时间序列中提取潜在的关

联特征,以实现复杂异常模式的全面识别(Qu et al., 2024)。在此基础上,可进一步引入跨模态特征对齐与联合嵌入机制,利用注意力网络或图神经网络等多模态融合框架,刻画不同监测模态之间的动态依赖关系,从而提升模型对多源数据的表征能力与异常检测性能(Jiang et al., 2024; Bi et al., 2025)。

(2)滑坡多源数据的动态关联建模与多尺度分析策略

针对滑坡关联规则挖掘中传统模型难以捕捉时空动态演变规律的问题,未来研究应重点突破静态特征工程的局限,构建适应滑坡全过程演化的动态关联建模体系。可引入RNN Transformer等方法,捕捉多源变量随时间变化的动态特征,实现不同来源监测信息的协同表达与关联增强(Zhang and Xin, 2022)。对于由多种因素诱发的滑坡,需引入多尺度建模策略,通过时间尺度的分解识别不同演化阶段的关键驱动因子;通过空间尺度的划分揭示不同监测位置在滑坡孕育、发展与失稳过程中的主导因素差异。

(3)分布式计算架构与混合优化策略

针对计算成本高与算法局限性的问题,分布式计算架构可通过任务并行化分解,显著提升计算效率(钮泽平和李国良, 2021; Lyu et al., 2022),如将数据加载与预处理、模型前向与反向计算、超参数搜索任务分开计算。而混合智能优化算法通过融合多种算法优势(如全局搜索与局部精调的协同)突破单一方法局限,例如结合粒子群动态探索与遗传算法变异机制,既能增强搜索鲁棒性,又可加速收敛进程(Nssibi et al., 2023; Kwakye et al., 2024),为复杂模型参数优化提供了更具适应性的解决方案。

(4)物理约束下的滑坡位移预测模型构建

针对当前基于数据驱动的人工智能模型普遍存在的可解释性差这一问题,未来研究需构建“物理-数据”双驱动框架。该框架通过将岩土体本构关系、多场耦合方程等物理约束嵌入深度学习模型,并结合多源监测数据,实现机理指导下的位移预测,从而突破纯数据驱动模型的瓶颈。现有模型虽在预测精度上具备一定优势,但在非线性建模、空间异质性刻画及物理一致性方面仍存在不足。相比之下,引入地质物理机制能够在保持预测性能的同时,增强模型的物理合

理性与工程可信度(Yang et al., 2024)。在这一方向上,物理信息神经网络(physics-informed neural networks, PINNs)已成为代表性方法,它将物理定律的严谨性与人工智能的适应性相结合,使得模型不仅依赖数据驱动,还遵循物理机制约束(Moeineddin et al., 2023)。因此,通过将物理约束建模与高效优化策略协同集成,有望构建更加精准且具可解释性的滑坡预测模型。

(5)生成式人工智能与代理式人工智能滑坡预警大模型的构建

自2023年中国大语言模型DeepSeek崛起以来,其在零样本学习、上下文推理与多模态数据融合方面的能力为滑坡预警研究提供了新的技术支持。针对数据不足的问题,大模型能够借助条件生成与扩散模型合成虚拟数据,以有效扩充有限的监测样本(Zheng et al., 2025)。例如,生成式大模型结合全球滑坡案例库与区域地质知识,能够生成“虚拟滑坡”样本,从而缓解本地监测数据稀缺的问题。进一步可将遥感影像、降雨、地下水位及地质调查资料等多模态数据映射到统一表征空间,实现文本与空间数据的深度对齐。而代理式人工智能(agent AI)能通过自主感知、推理、规划与执行,独立完成复杂多步骤任务(Acharya et al., 2025)。在多代理协同框架下实现使预警系统具备持续学习、自主优化与实时响应的能力,推动滑坡监测预警体系由“数据驱动”迈向“智能驱动”的新阶段。

4 结论

本文通过对中外相关研究的系统梳理与分析,综述了人工智能在基于地面监测设备的滑坡监测预警领域的应用现状,并得到以下结论。

a. 当前人工智能在滑坡监测预警领域的应用主要涵盖5个方面:异常数据检测、多源数据关联建模、模型参数优化、滑坡位移预测以及预警模型构建。各环节在滑坡监测与预警中发挥着关键作用,构建起“异常检测-关联分析-参数优化-位移预测-动态预警”的技术体系,为滑坡灾害的有效防治提供了坚实的技术支撑。

b. 现有研究仍面临多重挑战:一是异常值识别受限于样本稀缺与异常类型复杂,影响模型鲁棒性;二是多源数据难以实现跨时空尺度的动态关联建模,限制了滑坡机制的深入解析;三是模

型输入参数以易观测变量为主,缺乏对关键地质场信息的表征,导致预警阈值的环境适应性与可解释性不足。

c. 滑坡预警模型正逐步向多模型集成方向发展,通过融合多类人工智能算法,发挥各类模型在不同任务场景下的互补优势。未来研究应推动数据驱动与物理驱动融合发展,并引入生成式人工智能与代理式人工智能进一步提升滑坡监测预警体系的智能化。

利益冲突声明: 本文所有作者声明本研究无任何利益冲突。

作者贡献声明: 冯长云、解明礼、巨能攀参与论文构思、数据分析、研究方法和论文写作;李朝纲、周树雨参与数据分析和绘图;巨能攀、何朝阳参与论文修改。所有作者均阅读并同意最终稿件的提交。

[参 考 文 献]

- 白冬鑫, 2023. 降雨条件下滑坡多物理场时空响应与监测预警[D]. 长沙: 中南大学.
- Bai D X, 2023. Multiphysics spatio-temporal response, monitoring, and early warning of landslides under rainfall conditions[D]. Changsha: Central South University. (in Chinese)
- 白洁, 巨能攀, 张成强, 等, 2020. 贵州兴义滑坡特征及过程预警研究[J]. 工程地质学报, 28(6): 1246—1258.
- Bai J, Ju N P, Zhang C Q, et al., 2020. Characteristics and successful early warning case of Xingyi landslide in Guizhou Province[J]. Journal of Engineering Geology, 28(6): 1246—1258. (in Chinese)
- 蔡雨菲, 邵伟, 马燮桃, 等, 2025. 基于土壤水分数据同化的降雨型滑坡预警[J]. 水文, 45(1): 53—60.
- Cai Y F, Shao W, Ma X D, et al., 2025. Early warning of rainfall-induced landslides through soil moisture data assimilation[J]. Journal of China Hydrology, 45(1): 53—60. (in Chinese)
- 陈锐, 范小光, 吴益平, 2021. 基于数据挖掘技术的白水河滑坡多场信息关联准则分析[J]. 中国地质灾害与防治学报, 32(6): 1—8.
- Chen R, Fan X G, Wu Y P, 2021. Analysis on association rules of multi-field information of Baishuihe landslide based on the data mining[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 32(6): 1—8. (in Chinese)
- 邓李政, 袁宏永, 张鸣之, 等, 2023. 滑坡变形监测预警技术研究进展[J]. 清华大学学报(自然科学版), 63(6): 849—864.
- Deng L Z, Yuan H Y, Zhang M Z, et al., 2023. Research progress on landslide deformation monitoring and early warning tech-

- nology[J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 63(6): 849—864. (in Chinese)
- 窦杰, 向子林, 许强, 等, 2023. 机器学习在滑坡智能防灾减灾中的应用与发展趋势[J]. *地球科学*, 48(5): 1657—1674.
- Dou J, Xiang Z L, Xu Q, et al., 2023. Application and development trend of machine learning in landslide intelligent disaster prevention and mitigation[J]. *Earth Science*, 48(5): 1657—1674. (in Chinese)
- 郭明阳, 2022. 基于多元关联的滑坡深部位移监测传感器异常诊断方法研究[D]. 湘潭: 湖南科技大学.
- Guo M Y, 2022. Research on abnormal diagnosis method of landslide deep displacement monitoring sensor based on multivariate correlation[D]. Xiangtan: Hunan University of Science and Technology. (in Chinese)
- 郭子正, 杨玉飞, 何俊, 等, 2024. 考虑注意力机制的新型深度学习模型预测滑坡位移[J]. *地球科学*, 49(5): 1665—1678.
- Guo Z Z, Yang Y F, He J, et al., 2024. Landslide displacement prediction based on a deep learning model considering the attention mechanism[J]. *Earth Science*, 49(5): 1665—1678. (in Chinese)
- 海南省地质局, 2021. 第 I 代滑坡智能监测预警系统成功研发 [EB/OL]. [2025-05-28]. <https://geo.hainan.gov.cn/sdzj/hyzx/202106/97df1759b53c4c15a9703d2fefdf4a1.shtml>.
- 何朝阳, 2020. 滑坡实时监测预警系统关键技术及其应用研究 [D]. 成都: 成都理工大学.
- He C Y, 2020. Research on key technology and application of real-time monitoring and early warning system of landslide[D]. Chengdu: Chengdu University of Technology. (in Chinese)
- 胡越, 罗东阳, 花奎, 等, 2019. 关于深度学习的综述与讨论[J]. *智能系统学报*, 14(1): 1—19.
- Hu Y, Luo D Y, Hua K, et al., 2019. Overview on deep learning[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 14(1): 1—19. (in Chinese)
- 黄智杰, 简文彬, 夏昌, 等, 2023. 基于 LSO-RF 模型的阶跃型滑坡位移速率预测方法[J]. *福州大学学报(自然科学版)*, 51(6): 872—878.
- Huang Z J, Jian W B, Xia C, et al., 2023. Prediction of displacement rate of step-like landslide based on LSO-RF model[J]. *Journal of Fuzhou University (Natural Science Edition)*, 51(6): 872—878. (in Chinese)
- 蒋宏伟, 2021. 万州区滑坡灾害位移与库水位及降雨响应关系研究[D]. 武汉: 中国地质大学(武汉).
- Jiang H W, 2021. Study on the response of landslide displacements to reservoir water level and rainfall in Wanzhou District[D]. Wuhan: China University of Geosciences (Wuhan). (in Chinese)
- 李海霞, 宋丹蕾, 孔佳宁, 等, 2024. 传统机器学习模型的超参数优化技术评估[J]. *计算机科学*, 51(8): 242—255.
- Li H X, Song D L, Kong J N, et al., 2024. Evaluation of hyperparameter optimization techniques for traditional machine learning models[J]. *Computer Science*, 51(8): 242—255. (in Chinese)
- 李麟玮, 吴益平, 苗发盛, 2018. 基于灰狼支持向量机的非等距滑坡位移预测[J]. *浙江大学学报(工学版)*, 52(10): 1998—2006.
- Li L W, Wu Y P, Miao F S, 2018. Prediction of non-equidistant landslide displacement time series based on grey wolf support vector machine[J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 52(10): 1998—2006. (in Chinese)
- 李明亮, 吕梅洁, 侯梦媛, 等, 2024. 基于 Eclat 算法的八字门滑坡变形因素关联性分析[J]. *长江科学院院报*, 41(6): 150—155.
- Li M L, Lü M J, Hou M Y, et al., 2024. Association rules of deformation factors of Bazimen landslide based on Eclat algorithm[J]. *Journal of Yangtze River Scientific Research Institute*, 41(6): 150—155. (in Chinese)
- 李世贵, 易庆林, 吴娟娟, 等, 2015. 背景值优化的多点灰色模型在滑坡变形预测中的应用[J]. *中国地质灾害与防治学报*, 26(2): 3—9.
- Li S G, Yi Q L, Wu J J, et al., 2015. A multi-point model for background value optimization and its application to landslide deformation prediction[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 26(2): 3—9. (in Chinese)
- 林平, 2023. 基于 Bootstrap 和遗传算法优化 LSSVM 的滑坡位移区间预测研究[D]. 重庆: 重庆交通大学.
- Lin P, 2023. Study on landslide displacement interval prediction based on Bootstrap and genetic algorithm optimized LSSVM[D]. Chongqing: Chongqing Jiaotong University. (in Chinese)
- 刘传正, 2014. 中国崩塌滑坡泥石流灾害成因类型[J]. *地质论评*, 60(4): 858—868.
- Liu C Z, 2014. Genetic types of landslide and debris flow disasters in China[J]. *Geological Review*, 60(4): 858—868. (in Chinese)
- 刘刚, 叶立新, 陈霖玉, 等, 2022. 基于多传感器信息融合的城市边坡监测数据异常事件检测[J]. *地质科技通报*, 41(2): 13—25.
- Liu G, Ye L X, Chen L Y, et al., 2022. Abnormal event detection of city slope monitoring data based on multi-sensor information fusion[J]. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 41(2): 13—25. (in Chinese)
- 刘海洋, 2019. 复杂环境下时间序列预测方法研究[D]. 北京: 北京交通大学.
- Liu H Y, 2019. Research on time series prediction in complex scenarios[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University. (in Chinese)

- 刘建伟, 宋志妍, 2022. 循环神经网络研究综述[J]. 控制与决策, 37(11): 2753—2768.
- Liu J W, Song Z Y, 2022. Overview of recurrent neural networks[J]. Control and Decision, 37(11): 2753—2768. (in Chinese)
- 刘勇, 李星瑞, 詹伟文, 等, 2023. 动水驱动型滑坡的状态仿射迁移学习方法[J]. 地球科学, 48(5): 1793—1806.
- Liu Y, Li X R, Zhan W W, et al., 2023. State affine transfer learning method for hydrodynamic pressure-driven landslide[J]. Earth Science, 48(5): 1793—1806. (in Chinese)
- 罗伟沅, 蒋亚楠, 许强, 等, 2022. 基于深度学习的滑坡位移时空预测[J]. 测绘学报, 51(10): 2160—2170.
- Luo H Y, Jiang Y N, Xu Q, et al., 2022. A spatio-temporal network for landslide displacement prediction based on deep learning[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 51(10): 2160—2170. (in Chinese)
- 钮泽平, 李国良, 2021. 数据库内 AI 模型优化[J]. 软件学报, 32(3): 622—635.
- Niu Z P, Li G L, 2021. In-database AI model optimization[J]. Journal of Software, 32(3): 622—635. (in Chinese)
- 逢金辉, 冯子聪, 2023. 基于不确定性的深度强化学习探索方法综述[J]. 计算机应用研究, 40(11): 3201—3210.
- Pang J H, Feng Z C, 2023. Exploration approaches in deep reinforcement learning based on uncertainty: a review[J]. Application Research of Computers, 40(11): 3201—3210. (in Chinese)
- 孙世光, 兰旭光, 张翰博, 等, 2022. 基于模型的机器人强化学习研究综述[J]. 模式识别与人工智能, 35(1): 1—16.
- Sun S G, Lan X G, Zhang H B, et al., 2022. Model-based reinforcement learning in robotics: a survey[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 35(1): 1—16. (in Chinese)
- 唐辉明, 2022. 重大滑坡预测预报研究进展与展望[J]. 地质科技通报, 41(6): 1—13.
- Tang H M, 2022. Advance and prospects of major landslides prediction and forecasting[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 41(6): 1—13. (in Chinese)
- 王岭玲, 2022. 基于智能计算的深度学习模型优化研究[D]. 武汉: 中国地质大学(武汉).
- Wang L L, 2022. Optimization of deep learning model based on intelligent computing[D]. Wuhan: China University of Geosciences (Wuhan). (in Chinese)
- 王雪, 韩韬, 2021. 基于贝叶斯优化随机森林的变压器故障诊断[J]. 电测与仪表, 58(6): 167—173.
- Wang X, Han T, 2021. Transformer fault diagnosis based on Bayesian optimized random forest[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 58(6): 167—173. (in Chinese)
- 王智昊, 杨赛霓, 姚可楨, 等, 2024. 四川秦巴山区降雨型滑坡灾害降雨阈值[J]. 山地学报, 42(2): 238—248.
- Wang Z H, Yang S N, Yao K Z, et al., 2024. Precipitation threshold for rainfall-type landslides in the Qinba Mountains Area, Sichuan Province, China[J]. Mountain Research, 42(2): 238—248. (in Chinese)
- 王智伟, 王利, 黄观文, 等, 2020. 基于 BP 神经网络的滑坡监测多源异构数据融合算法研究[J]. 地质力学学报, 26(4): 575—582.
- Wang Z W, Wang L, Huang G W, et al., 2020. Research on multi-source heterogeneous data fusion algorithm of landslide monitoring based on BP neural network[J]. Journal of Geomechanics, 26(4): 575—582. (in Chinese)
- 吴爽爽, 胡新丽, 孙少锐, 等, 2023. 间歇式滑坡变形力学机制与单体预警案例研究[J]. 岩土力学, 44(增刊 1): 593—602.
- Wu S S, Hu X L, Sun S R, et al., 2023. A case study of mechanism for intermittent deformation and early warning of landslides[J]. Rock and Soil Mechanics, 44(S1): 593—602. (in Chinese)
- 徐峰, 汪洋, 杜娟, 等, 2011. 基于时间序列分析的滑坡位移预测模型研究[J]. 岩石力学与工程学报, 30(4): 746—751.
- Xu F, Wang Y, Du J, et al., 2011. Study of displacement prediction model of landslide based on time series analysis[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 30(4): 746—751. (in Chinese)
- 许强, 2020. 对滑坡监测预警相关问题的认识与思考[J]. 工程地质学报, 28(2): 360—374.
- Xu Q, 2020. Understanding the landslide monitoring and early warning: consideration to practical issues[J]. Journal of Engineering Geology, 28(2): 360—374. (in Chinese)
- 许强, 董秀军, 李为乐, 2019. 基于天-空-地一体化的重大地质灾害隐患早期识别与监测预警[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 44(7): 957—966.
- Xu Q, Dong X J, Li W L, 2019. Integrated space-air-ground early detection, monitoring and warning system for potential catastrophic geohazards[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 44(7): 957—966. (in Chinese)
- 许强, 彭大雷, 何朝阳, 等, 2020. 突发黄土滑坡监测预警理论方法研究——以甘肃黑方台为例[J]. 工程地质学报, 28(1): 111—121.
- Xu Q, Peng D L, He C Y, et al., 2020. Theory and method of monitoring and early warning for sudden loess landslide—a case study at Heifangtai terrace[J]. Journal of Engineering Geology, 28(1): 111—121. (in Chinese)
- 许强, 曾裕平, 2009. 具有蠕变特点滑坡的加速度变化特征及临滑预警指标研究[J]. 岩石力学与工程学报, 28(6): 1099—1106.
- Xu Q, Zeng Y P, 2009. Research on acceleration variation characteristics of creep landslide and early warning prediction indicator of critical sliding[J]. Chinese Journal of Rock Mechan-

- ics and Engineering, 28(6): 1099—1106. (in Chinese)
- 薛生, 郑晓亮, 袁亮, 等, 2024. 基于机器学习的煤与瓦斯突出预测研究进展及展望[J]. 煤炭学报, 49(2): 664—694.
- Xue S, Zheng X L, Yuan L, et al., 2024. A review on coal and gas outburst prediction based on machine learning[J]. Journal of China Coal Society, 49(2): 664—694. (in Chinese)
- 鄢好, 李绍红, 吴礼舟, 2019. 联合多种数据驱动建模方法的滑坡位移预测研究[J]. 工程地质学报, 27(2): 459—465.
- Yan H, Li S H, Wu L Z, 2019. Landslide displacement prediction based on multiple data-driven model methods[J]. Journal of Engineering Geology, 27(2): 459—465. (in Chinese)
- 杨背背, 殷坤龙, 杜娟, 2018. 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, 37(10): 2334—2343.
- Yang B B, Yin K L, Du J, 2018. 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, 37(10): 2334—2343. (in Chinese)
- 余辉, 梁镇涛, 鄢宇晨, 2020. 多来源多模态数据融合与集成研究进展[J]. 情报理论与实践, 43(11): 169—178.
- Yu H, Liang Z T, Yan Y C, 2020. Review on multi-source and multi-modal data fusion and integration[J]. Information Studies: Theory & Application, 43(11): 169—178. (in Chinese)
- 原继东, 王志海, 2015. 时间序列的表示与分类算法综述[J]. 计算机科学, 42(3): 1—7.
- Yuan J D, Wang Z H, 2015. Review of time series representation and classification techniques[J]. Computer Science, 42(3): 1—7. (in Chinese)
- 袁维, 孙瑞峰, 钟辉亚, 等, 2023. 阶跃型滑坡综合变形预测及监测预警方法研究[J]. 水利学报, 54(4): 461—473.
- Yuan W, Sun R F, Zhong H Y, et al., 2023. Research on comprehensive deformation prediction and monitoring and early warning method for step-like landslide[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 54(4): 461—473. (in Chinese)
- 张凯, 张科, 保瑞, 等, 2021. 基于优化经验模态分解和聚类分析的滑坡位移智能预测研究[J]. 岩土力学, 42(1): 211—223.
- Zhang K, Zhang K, Bao R, et al., 2021. Intelligent prediction of landslide displacements based on optimized empirical mode decomposition and K-Mean clustering[J]. Rock and Soil Mechanics, 42(1): 211—223. (in Chinese)
- 张睿, 潘俊铭, 白晓露, 等, 2024. 面向深度分类模型超参数自优化的代理模型[J]. 计算机应用, 44(10): 3021—3031.
- Zhang R, Pan J M, Bai X L, et al., 2024. Agent model for hyperparameter self-optimization of deep classification model[J]. Journal of Computer Applications, 44(10): 3021—3031. (in Chinese)
- 赵久彬, 刘元雪, 刘娜, 等, 2019. FRPFP 模型滑坡监测预警关联规则挖掘分析——以三峡库区江津到奉节段为例[J]. 岩土工程学报, 41(3): 492—500.
- Zhao J B, Liu Y X, Liu N, et al., 2019. Association rules of monitoring and early warning by using landslides FRPFP model—case study of Jiangjin-Fengjie reach in Three Gorges Reservoir area[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 41(3): 492—500.
- 朱鸿鹄, 王佳, 李厚芝, 等, 2022. 基于数据挖掘的三峡库区特大滑坡变形关联规则研究[J]. 工程地质学报, 30(5): 1517—1527.
- Zhu H H, Wang J, Li H Z, et al., 2022. Association rule analysis for giant landslide deformation of the Three Gorges Reservoir region based on data mining[J]. Journal of Engineering Geology, 30(5): 1517—1527. (in Chinese)
- 庄福振, 罗平, 何清, 等, 2015. 迁移学习研究进展[J]. 软件学报, 26(1): 26—39.
- Zhuang F Z, Luo P, He Q, et al., 2015. Survey on transfer learning research[J]. Journal of Software, 26(1): 26—39. (in Chinese)
- 自然资源部, 2024. 2023 年中国自然资源公报 [R]. 北京: 中华人民共和国自然资源部: 9.
- Abbas F, Zhang F, Abbas F, et al., 2023. Landslide susceptibility mapping: analysis of different feature selection techniques with artificial neural network tuned by Bayesian and meta-heuristic algorithms[J]. Remote Sensing, 15(17): 4330.
- Acharya D B, Kuppan K, Divya B. Agentic AI: autonomous intelligence for complex goals—a comprehensive survey[J]. IEEE Access, 2025, 13: 18912—18936.
- Algiriyage N, Prasanna R, Stock K, et al., 2021. Multi-source multimodal data and deep learning for disaster response: a systematic review[J]. SN Computer Science, 3(1): 92.
- Bergstra J, Bengio Y, 2012. Random search for hyper-parameter optimization[J]. Journal of Machine Learning Research, 13: 281—305.
- Bi J, Li Y B, Yuan H T, et al., 2025. Hybrid water quality prediction with multimodal low-rank fusion and localized attention[J]. IEEE Internet of Things Journal, 12(12): 21158—21169.
- Biniyaz A, Azmoon B, Liu Z, 2022. Intelligent control of groundwater in slopes with deep reinforcement learning[J]. Sensors, 22(21): 8503.
- Blázquez-García A, Conde A, Mori U, et al., 2021. A review on outlier/anomaly detection in time series data[J]. ACM Computing Surveys, 54(3): 1—33.
- Cook A A, Mısırlı G, Fan Z, 2020. Anomaly detection for IoT time series data: a survey[J]. IEEE Internet of Things Journal, 7(7): 6481—6494.

- Dai Y, Dai W J, Yu W K, et al., 2022. Determination of landslide displacement warning thresholds by applying DBA-LSTM and numerical simulation algorithms[J]. *Applied Sciences*, 12(13): 6690.
- Deng Y, Zhao Y J, Ju H W, et al., 2024. Abnormal data detection for structural health monitoring: state-of-the-art review[J]. *Developments in the Built Environment*, 17: 100337.
- Dikshit A, Pradhan B, Alamri A M, 2021. Pathways and challenges of the application of artificial intelligence to geohazards modelling[J]. *Gondwana Research*, 100: 290—301.
- Dong S, Long Z Y, Zhang S Y, et al., 2025. Deep learning-based data anomaly detection for highway slope structural health monitoring: a comparative study[J]. *Transportation Geotechnics*, 51: 101490.
- Gao D X, Li K, Cai Y C, et al., 2024. Landslide displacement prediction based on time series and PSO-BP model in Three Gorges Reservoir, China[J]. *Journal of Earth Science*, 35(3): 1079—1082.
- Gong W P, Zhang S Y, Juang C H, et al., 2024. Displacement prediction of landslides at slope-scale: review of physics-based and data-driven approaches[J]. *Earth-Science Reviews*, 258: 104948.
- Guo L J, Miao F, Zhao F, et al., 2022. Data mining technology for the identification and threshold of governing factors of landslide in the Three Gorges Reservoir area[J]. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 36: 3997—4012.
- Hao S L, Hao W J, Fu J, et al., 2021. Landslide monitoring and early warning system based on edge computing[J]. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 861(4): 42—56.
- Hochreiter S, Schmidhuber J, 1997. Long short-term memory[J]. *Neural Computation*, 9(8): 1735—1780.
- Huang D, He J, Song Y X, et al., 2022. Displacement prediction of the Muyubao landslide based on a GPS time-series analysis and temporal convolutional network model[J]. *Remote Sensing*, 14(11): 2656.
- Jiang W W, Zhang Y, Han H Y, et al., 2024. Mobile traffic prediction in consumer applications: a multimodal deep learning approach[J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 70(1): 3425—3435.
- Katoch S, Chauhan S S, Kumar V, et al., 2021. A review on genetic algorithm: past, present, and future[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 80(5): 8091—8126.
- Kong L H, Feng W K, Yi X Y, et al., 2025. Enhanced landslide susceptibility mapping in data-scarce regions via unsupervised few-shot learning[J]. *Gondwana Research*, 138: 31—46.
- Kudaibergenov M, Nurakynov S, Iskakov B, et al., 2025. Application of artificial intelligence in landslide susceptibility assessment: review of recent progress[J]. *Remote Sensing*, 17(1): 34.
- Kumar P, Priyanka P, Uday K V, et al., 2024. Addressing class imbalance in soil movement predictions[J]. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 24(6): 1913—1928.
- Kwakye B D, Li Y J, Mohamed H H, et al., 2024. Particle guided metaheuristic algorithm for global optimization and feature selection problems[J]. *Expert Systems with Applications*, 248: 123362.
- Li L W, Wu Y P, Huang Y P, et al., 2023. Optimized Apriori algorithm for deformation response analysis of landslide hazards[J]. *Computers & Geosciences*, 170: 105261.
- Li Y, Adballah S, 2020. On hyperparameter optimization of machine learning algorithms: theory and practice[J]. *Neurocomputing*, 415: 295—316.
- Liu D, Tang D, Ma J, et al., 2024a. Critical threshold mining of landslide deformation and intelligent early-warning methods based on multi-factor fusion[J]. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 83: 352.
- Liu D L, Xie Z Y, Tang D, et al., 2025a. Balancing method for landslide monitoring samples and construction of an early warning system[J]. *Natural Hazards*, 121(6): 7585—7608.
- Liu S H, Du J, Yin K L, et al., 2024b. Regional early warning model for rainfall induced landslide based on slope unit in Chongqing, China[J]. *Engineering Geology*, 333: 107464.
- Liu Y S, Huang K K, Ma B J, et al., 2025b. Quality-related fault detection for dynamic process based on quality-driven long short-term memory network and autoencoder[J]. *Neural Networks*, 181: 106819.
- Liu Z Y, Huang J, Li Y H, et al., 2025c. A bibliometric analysis of geological hazards monitoring technologies[J]. *Sustainability*, 17(3): 962.
- Luo W Q, Dou J, Fu Y H, et al., 2023. A novel hybrid LMD-ETS-TCN approach for predicting landslide displacement based on GPS time series analysis[J]. *Remote Sensing*, 15(1): 229.
- Lyu B, Yuan H, Lu L F, et al., 2022. Resource-constrained neural architecture search on edge devices[J]. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 9(1): 134—142.
- Ma J W, Tang H M, Hu X L, et al., 2017. Identification of causal factors for the Majiagou landslide using modern data mining methods[J]. *Landslides*, 14: 311—322.
- Ma Z J, Mei G, 2025. Forecasting landslide deformation by integrating domain knowledge into interpretable deep learning considering spatiotemporal correlations[J]. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 17(2): 960—982.
- Ma Z J, Mei G, Piccialli F, et al., 2021. Machine learning for landslides prevention: a survey[J]. *Neural Computing and Appli-*

- cations, 33(17): 10881—10907.
- Miao F S, Wu Y P, Li L W, et al., 2021. Triggering factors and threshold analysis of Baishuihe landslide based on the data mining methods[J]. *Natural Hazards*, 105: 2677—2696.
- Moeineddin A, Seguí C, Dueber S, et al., 2023. Physics-informed neural networks applied to catastrophic creeping landslides[J]. *Landslides*, 20(9): 1853—1863.
- Nava L, Carraro E, Reyes-Carmona C, et al., 2023. Landslide displacement forecasting using deep learning and monitoring data across selected sites[J]. *Landslides*, 20(10): 2111—2129.
- Nguyen T T, Nguyen N D, Nahavandi S, 2020. Deep reinforcement learning for multiagent systems: a review of challenges, solutions, and applications[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 50(9): 3826—3839.
- Ni F T, Zhang J, Noori M N, 2020. Deep learning for data anomaly detection and data compression of a long-span suspension bridge[J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 35(7): 685—700.
- Nssibi M, Manita G, Korbaa O, 2023. Advances in nature-inspired metaheuristic optimization for feature selection problem: a comprehensive survey[J]. *Computer Science Review*, 49: 100559.
- Pang G S, Shen C H, Cao L B, et al., 2021. Deep learning for anomaly detection: a review[J]. *ACM Computing Surveys*, 54(2): 1—38.
- Papastefanopoulos V, Linardatos P, Kotsiantis S, 2025. Combining normalizing flows with decision trees for interpretable unsupervised outlier detection[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 141: 109770.
- Qiu J F, Wu Q H, Ding G R, et al., 2016. A survey of machine learning for big data processing[J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2016(1): 67—82.
- Qu X, Liu Z, Wu C Q, et al., 2024. MFGAN: multimodal fusion for industrial anomaly detection using attention-based autoencoder and generative adversarial network[J]. *Sensors*, 24(2): 637.
- Russell S, Norvig P, 2020. *Artificial intelligence: a modern approach (4th edition)*[M]. London: Pearson.
- Saraswat P, 2022. Supervised machine learning algorithm: a review of classification techniques[C]//García Márquez F P. *International Conference on Intelligent Emerging Methods of Artificial Intelligence & Cloud Computing (IEMAICLOUD 2021)*. Cham: Springer International Publishing: 477—482.
- Sarker I H, 2021. Deep learning: a comprehensive overview on techniques, taxonomy, applications and research directions[J]. *SN Computer Science*, 2(6): 420—439.
- Sheikhpour R, Sarram M A, Gharaghani S, et al., 2017. A survey on semi-supervised feature selection methods[J]. *Pattern Recognition*, 64: 141—158.
- Slowik A, Kwasnicka H, 2020. Evolutionary algorithms and their applications to engineering problems[J]. *Neural Computing and Applications*, 32(16): 12363—12379.
- Vos K, Peng Z X, Jenkins C, et al., 2022. Vibration-based anomaly detection using LSTM/SVM approaches[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 169: 108752.
- Wang J Q, Sun P F, Chen L L, et al., 2023. Recent advances of deep learning in geological hazard forecasting[J]. *Computer Modeling in Engineering & Sciences*, 137(2): 1381—1418.
- Wang Z, 2021. Research on landslide warning model establishment and disaster space-time evolution analysis[J]. *Advances in Civil Engineering*, 2021: 1—10.
- Wu S S, Hu X L, Zheng W B, et al., 2021. Threshold definition for monitoring Gapa landslide under large variations in reservoir level using GNSS[J]. *Remote Sensing*, 13(24): 4977.
- Wu X D, Liu X Y, Zhou Y M, 2022. Review of unsupervised learning techniques[C]//2021 Chinese Intelligent Systems Conference. Singapore: Springer Singapore: 576—590.
- Xi N, Zang M D, Lin R S, et al., 2023. 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*, 17(1): 98—113.
- Xia X, Pan X Z, Li N, et al., 2022. GAN-based anomaly detection: a review[J]. *Neurocomputing*, 493: 497—535.
- Xu J C, Xu S H, Zhang L, et al., 2023a. A particle swarm optimization algorithm based on diversity-driven fusion of opposing phase selection strategies[J]. *Complex & Intelligent Systems*, 9(6): 6611—6643.
- Xu J W, Bai D X, He H S, et al., 2022. Disaster precursor identification and early warning of the Lishanyuan landslide based on association rule mining[J]. *Applied Sciences*, 12(24): 12836.
- Xu Z, Yang Y M, Gao X W, et al., 2023b. DCFF-MTAD: a multivariate time-series anomaly detection model based on dual-channel feature fusion[J]. *Sensors*, 23(8): 3910.
- Yang B B, Yin K L, Lacasse S, et al., 2019. Time series analysis and long short-term memory neural network to predict landslide displacement[J]. *Landslides*, 16(4): 677—694.
- Yang C, Zhu Y Q, Zhang J T, et al., 2025. A feature fusion method on landslide identification in remote sensing with Segment Anything Model[J]. *Landslides*, 22(2): 471—483.
- Yang L, Cui Y L, Xu C, et al., 2024. Application of coupling physics-based model TRIGRS with random forest in rainfall-induced landslide-susceptibility assessment[J]. *Landslides*,

- 21(9): 2179—2193.
- Ye X, Zhu H H, Chang F N, et al., 2024. Revisiting spatiotemporal evolution process and mechanism of a giant reservoir landslide during weather extremes[J]. *Engineering Geology*, 332: 107480.
- Yu B X, Yao J Y, Fu Q A, et al., 2024a. Deep learning or classical machine learning? an empirical study on log-based anomaly detection[C]//2024 IEEE/ACM 46th International Conference on Software Engineering. Piscataway: IEEE: 403—415.
- Yu F C, Xiu X C, Li Y H, et al., 2022. A survey on deep transfer learning and beyond[J]. *Mathematics*, 10(19): 3619.
- Yu K J, Sun S L, Liang J, et al., 2024b. A space transformation-based multiform approach for multiobjective feature selection in high-dimensional classification[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 54(12): 7305—7317.
- Yu Y, Si X S, Hu C H, et al., 2019. A review of recurrent neural networks: LSTM cells and network architectures[J]. *Neural Computation*, 31(7): 1235—1270.
- Zamanzadeh D Z, Webb G I, Pan S R, et al., 2024. Deep learning for time series anomaly detection: a survey[J]. *ACM Computing Surveys*, 57(1): 1—42.
- Zeng T R, Glade T, Xie Y Y, et al., 2023. Deep learning powered long-term warning systems for reservoir landslides[J]. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 94: 103820.
- Zhang L, Shi B, Zhu H H, et al., 2021. PSO-SVM-based deep displacement prediction of Majiagou landslide considering the deformation hysteresis effect[J]. *Landslides*, 18(1): 179—193.
- Zhang Q, Wang T, 2024. Deep learning for exploring landslides with remote sensing and geo-environmental data: frameworks, progress, challenges, and opportunities[J]. *Remote Sensing*, 16(8): 1344.
- Zhang W G, Li H R, Tang L B, et al., 2022. Displacement prediction of Jiuxianping landslide using gated recurrent unit (GRU) networks[J]. *Acta Geotechnica*, 17(4): 1367—1382.
- Zhang Y, Xin D R, 2022. A diverse ensemble deep learning method for short-term traffic flow prediction based on spatiotemporal correlations[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 23(9): 16715—16727.
- Zhang X, Zhang M H, Liu X, et al., 2024a. Review on the progress and future prospects of geological disasters prediction in the era of artificial intelligence[J]. *Natural Hazards*, 120(13): 11485—11525.
- Zhang J R, Lin C Y, Tang H M, et al., 2024b. Input-parameter optimization using a SVR based ensemble model to predict landslide displacements in a reservoir area—a comparative study[J]. *Applied Soft Computing*, 150: 111107.
- Zheng X Y, He Y F, Luo Y H, et al., 2025. Railway side slope hazard detection system based on generative models[J]. *IEEE Sensors Journal*, 25(9): 16281—16296.