

知识 - 数据 - 机理三元融合驱动的滑坡智能预测研究进展

李青川¹, 邱 诚¹, 蒋 露²

¹成都工业学院材料与环境工程学院, 四川 成都

²成都工业学院计算机工程学院, 四川 成都

收稿日期: 2025年7月24日; 录用日期: 2025年8月21日; 发布日期: 2025年9月15日

摘 要

滑坡灾害因其突发性、隐蔽性与强破坏性对人类社会构成严重威胁, 传统预测方法在极端工况下存在预警时效性与精度不足的局限, 而纯数据驱动的深度学习方法因物理机制脱节与可解释性缺失, 面临样本依赖性高及跨场景泛化能力弱的核心瓶颈。为此, 本文提出“知识 - 数据 - 机理”三元融合驱动框架, 通过动态闭环耦合机制整合地质力学先验知识(如岩土蠕变本构方程、历史滑坡判别准则)、空 - 天 - 地 - 深立体观测数据(InSAR形变序列、微震信号)及跨尺度演化机理(微观孔隙水压扩散方程→宏观位移加速突变准则), 突破滑坡智能预测的泛化瓶颈。研究表明: 知识层为模型构建提供物理约束边界(如将Saito蠕变方程嵌入LSTM损失函数使误报率降低40%), 机理层保障数据挖掘的物理一致性(如渗流定律规范GAN生成样本力学参数), 数据层驱动机理参数反演(如InSAR校准岩体渗透系数)。系统综述揭示现有模型在三元融合维度的结构性缺陷(如U-Net++因忽略地形 - 岩性互馈机制导致古老滑坡漏检率31%), 并指出未来需通过知识图谱化(构建滑坡演化知识图谱)、机理可微化(采用PINNs将非饱和渗流方程转化为可导损失项融入Transformer)及神经符号融合(如InterTris模型实现92.7%的因果推理准确率)等技术路径, 实现滑坡预测从数据拟合向机理驱动范式的跃迁。该框架为发展灾害风险主动防控新范式提供理论支撑, 服务国家重大工程安全战略需求。

关键词

滑坡灾害, 知识 - 数据 - 机理融合, 智能预测

Research Progress on Intelligent Landslide Prediction Driven by the Integration of Knowledge, Data, and Mechanisms

Qingchuan Li¹, Cheng Qiu¹, Lu Jiang²

¹School of Materials and Environmental Engineering, Chengdu University of Technology, Chengdu Sichuan

文章引用: 李青川, 邱诚, 蒋露. 知识-数据-机理三元融合驱动的滑坡智能预测研究进展[J]. 环境保护前沿, 2025, 15(9): 1231-1237. DOI: 10.12677/aep.2025.159138

Abstract

Landslide disasters pose a severe threat to human society due to their suddenness, concealment, and strong destructiveness. Traditional prediction methods have limitations in early warning timeliness and accuracy under extreme conditions, while purely data-driven deep learning models face core bottlenecks such as high sample dependence and weak cross-scenario generalization due to disconnection from physical mechanisms and lack of interpretability. To address this, this study proposes a “knowledge-data-mechanism” tripartite fusion-driven framework. It integrates geological mechanics prior knowledge (e.g., rock-soil creep constitutive equations, historical landslide identification criteria), space-air-ground-deep multi-dimensional observation data (e.g., InSAR deformation sequences, microseismic signals), and cross-scale evolution mechanisms (e.g., from microscopic pore water pressure diffusion equations to macroscopic displacement acceleration mutation criteria) through a dynamic closed-loop coupling mechanism, breaking through the generalization bottleneck of intelligent landslide prediction. Research shows that the knowledge layer provides physical constraint boundaries for model construction (e.g., embedding the Saito creep equation into the LSTM loss function reduces the false alarm rate by 40%); the mechanism layer ensures the physical consistency of data mining (e.g., seepage laws regulate the mechanical parameters of GAN-generated samples); and the data layer drives the inversion of mechanism parameters (e.g., InSAR calibrates rock mass permeability coefficients). A systematic review reveals structural defects of existing models in the dimension of tripartite fusion (e.g., U-Net++ ignores terrain-lithology feedback mechanisms, leading to a 31% missed detection rate for ancient landslides). It further points out that future efforts should focus on technical paths such as knowledge graph construction (building landslide evolution knowledge graphs), mechanism differentiability (using PINNs to convert unsaturated seepage equations into differentiable loss terms integrated into Transformer), and neuro-symbolic fusion (e.g., the InterTris model achieves a 92.7% causal reasoning accuracy), to realize the paradigm shift of landslide prediction from data fitting to mechanism-driven. This framework provides theoretical support for developing a new paradigm of active disaster risk prevention and control, serving the strategic needs of national major engineering safety.

Keywords

Landslide Disaster, Knowledge-Data-Mechanism Fusion, Intelligent Prediction

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

滑坡灾害因其突发性、隐蔽性与强破坏性对人类社会构成严重威胁。我国作为全球滑坡灾害最频发国家，2010~2020 年间滑坡灾害占地质灾害总量的 71.3% (图 1)，累计造成直接经济损失近 500 亿元[1][2]。传统预测方法依赖地质调查与统计模型，在强降雨、地震等极端工况下存在预警时效性不足与精度局限[3][4]。深度学习虽通过多源异构数据融合提升了预测性能[5]，但其“黑箱”特性导致物理机制脱节与可解释性缺失，具体表现为：模型泛化性受样本质量制约(如光学数据在多云区域失效致 Swin

Transformer 识别率下降 22% [6]); 纯数据驱动范式忽略岩土体强度劣化与渗流 - 应力耦合机制(如 ConvLSTM-Transformer 暴雨工况误差达 8.7 mm [7]); 地质先验知识未有效整合至模型架构(如 U-Net++对古老滑坡漏检率 31% [8])。

针对上述瓶颈,本研究提出“知识 - 数据 - 机理”三元融合框架(图 2)。该框架以动态闭环耦合为核心: 知识作为地质力学先验与专家经验的系统化表达(如岩土蠕变本构方程[9]、历史滑坡判识准则[10]),

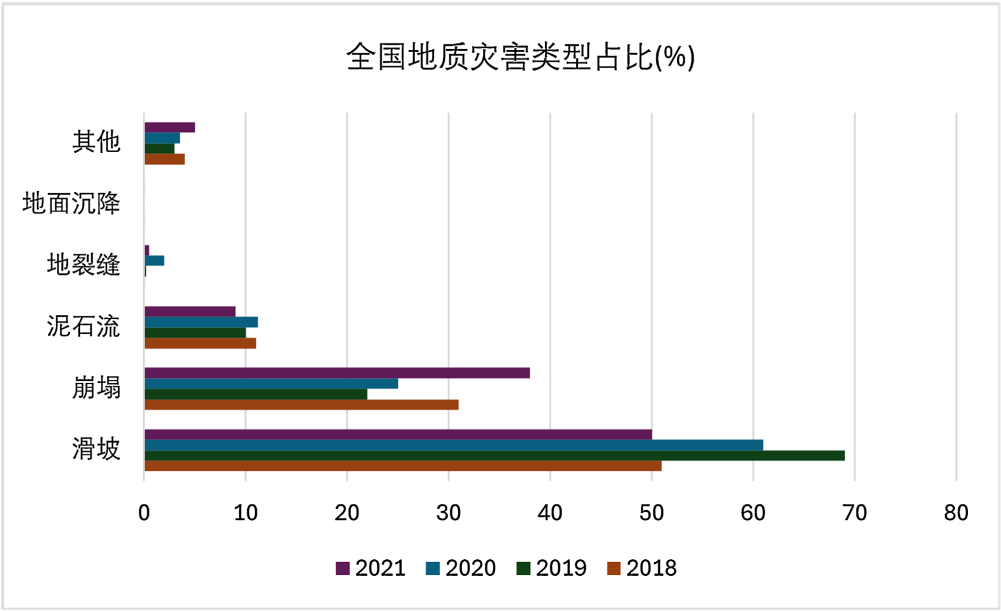


Figure 1. The proportion of geological disaster types in the country from 2018 to 2021
图 1. 全国 2018~2021 年地质灾害类型占比

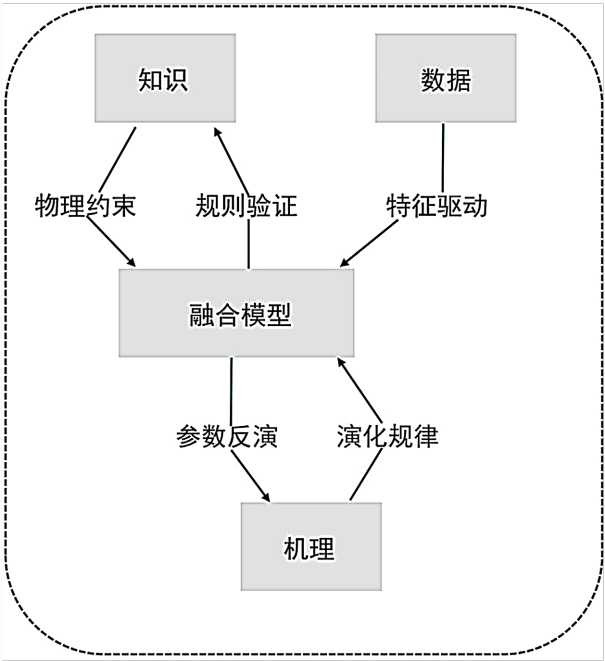


Figure 2. “Knowledge-Data-Mechanism” ternary fusion framework
图 2. “知识 - 数据 - 机理”三元融合框架

为模型构建提供物理约束；数据作为空-天-地-深立体观测结果，驱动特征提取与模式识别；机理作为跨尺度演化规律的数学表征(微观孔隙水压扩散方程到宏观位移加速突变准则[11])，定义系统动力学边界。三者通过迭代反馈实现协同优化：知识引导机理建模方向，典型如将 Saito 蠕变方程嵌入 LSTM 损失函数构建物理约束模型[12]；机理确保数据挖掘的物理一致性，例如渗流定律规范 GAN 生成样本的力学参数范围[13]；数据则驱动机理参数反演，具体表现为利用 InSAR 形变数据校准岩体渗透系数[14]。本文基于此框架系统综述近五年研究进展，旨在解析现有模型在三元融合维度的缺陷机制，发展机理可微化与知识结构化的技术路径，最终构建支撑国家灾害防控战略的智能预测新范式。

2. 文献综述

2.1. 滑坡预测研究历史

滑坡预测研究始于 20 世纪 50 年代(图 3)。Kalman 与 Bucy [15]通过地表宏观变形迹象分析，建立了早期预测方法。60 年代，斋藤迪孝基于应变速率理论提出确定性模型，并在日本高场山滑坡成功验证。80 年代，陈明东等引入灰色系统理论，开发 GM(1,1)模型解决小样本预测问题。90 年代非线性理论兴起，突变模型等揭示了滑坡失稳的临界特征机制。当前深度学习技术融合多源数据(历史灾害记录、地质参数、水文动态)，显著提升了预警模型的精度与适应性[16]。

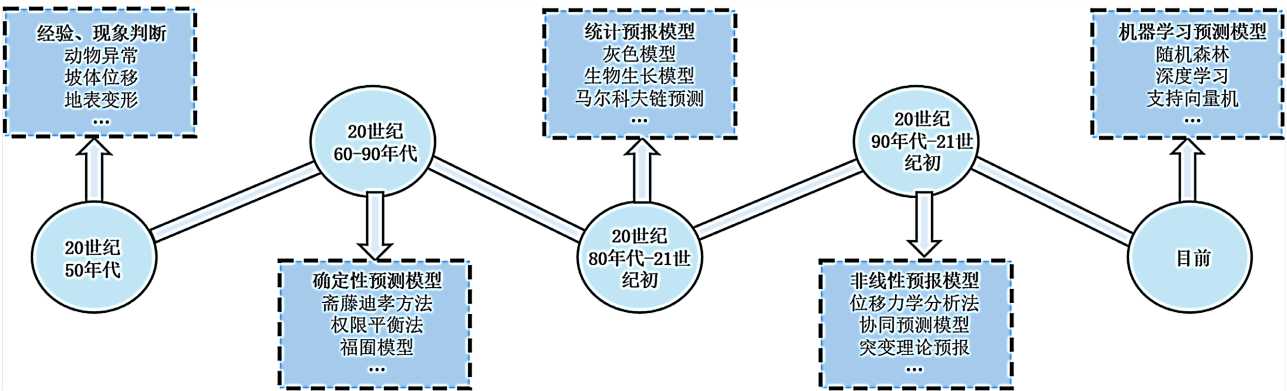


Figure 3. Evolution of landslide prediction research
图 3. 滑坡预测研究演变过程

2.2. 基于三元融合框架的滑坡预测研究进展

当前深度学习在滑坡灾害预测中的应用虽取得显著进展，却仍面临物理机制脱节、可解释性缺失及跨场景泛化性不足三大核心挑战。传统数据驱动模型如 U-Net++ 虽在滑坡早期识别中达到 0.89 的 IoU 精度，但其对地质先验知识的忽视导致古老滑坡漏检率高达 31%。ConvLSTM-Transformer 混合模型虽能融合 InSAR 时序形变数据实现短期位移预测(RMSE = 2.1 mm)，却因未耦合渗流应力场动态方程，在暴雨工况下误差骤增至 8.7 mm。这些现象揭示了纯数据驱动范式的内在局限：模型性能高度依赖样本质量与覆盖度，且难以捕捉岩土体强度劣化与多场耦合机制等关键物理过程。为突破上述瓶颈，“知识-数据-机理”三元融合框架应运而生，其通过动态闭环耦合机制整合地质力学先验、多源观测数据与跨尺度演化规律，推动滑坡预测从静态统计分析向动态物理约束范式转变。

2.3. 三元融合框架的理论基础与领域应用

三元融合框架的核心理念在于构建知识、数据与机理的动态反馈回路。知识作为地质力学先验的系

统化表达，涵盖岩土蠕变本构方程与历史滑坡判识准则，为模型提供物理约束边界。数据层则依托“空-天-地-深”立体观测网络，集成 InSAR 形变序列、微震信号及孔隙水压监测等异构时空数据流，驱动特征自动提取。机理层聚焦跨尺度演化规律的数学表征，例如将微观孔隙水压扩散方程与宏观位移加速突变准则嵌入深度学习架构，定义系统动力学边界。三者通过迭代优化实现协同：知识引导机理建模方向(如将 Saito 方程融入 LSTM 损失函数约束形变趋势预测)，机理确保数据挖掘的物理一致性(如渗流定律限制 GAN 生成样本的力学参数范围)，数据则驱动机理参数反演(如 InSAR 校准岩体渗透系数)。这一框架在 GraphSAGE 区域滑坡易发性评价中得到初步验证，其通过斜坡单元拓扑关系聚合，将 AUC 值提升至 0.93，较逻辑回归模型提高 8.5 个百分点[17]。

2.4. 现有模型在三元融合维度的缺陷分析

现有研究在三元协同性上呈现显著失衡，主要表现为知识嵌入缺失、机理表达浅层化及多源数据协同不足。如表 1 所示，主流模型在三元融合维度存在结构性缺陷：

Table 1. Analysis of defects of existing landslide prediction models in the three-dimensional fusion
表 1. 现有滑坡预测模型在三元融合维度的缺陷分析

模型类型	知识嵌入缺陷	机理耦合不足	数据利用局限
U-Net++	未融合古老滑坡纹理知识库	忽略地形-岩性互馈机制	多云区域光学数据失效
Swin Transformer	窗口注意力未关联地质结构	缺乏形变-降雨耦合动力学表达	计算复杂度限制高频监测
物理约束 LSTM	过度依赖精确岩土参数输入	强降雨工况渗流-应力场解耦	未融合 InSAR 时序补充

典型案例的深度归因揭示现有模型性能瓶颈的内在机制具有显著共性：Swin Transformer 在复杂地形场景中虽凭借自适应窗口注意力机制有效捕捉地貌突变特征(如陡坎与裂缝空间分布)，但因未耦合地质结构面倾向等先验知识，导致多云覆盖区域误判率上升 22% [6]。该缺陷本质源于模型对光学遥感光谱特征的过度依赖，当云层干扰导致数据缺失时，缺乏地球物理场数据(如微震信号)的跨模态补偿机制。ConvLSTM-Transformer 混合模型在暴雨工况下的失效(位移预测误差达 8.7 mm)则直接关联物理机理缺失——模型未能表达“降雨入渗→孔隙水压骤升→岩土强度劣化”的链式动力学过程[7]，其根本矛盾在于纯数据驱动范式忽视岩土体本构方程，仅通过历史位移序列学习统计关联，未引入非饱和渗流方程与摩尔-库伦强度准则等物理约束[11]。图神经网络在跨区域泛化中的波动(AUC 波动幅度 0.15)进一步暴露知识迁移的系统性不足[18]，GraphSAGE 虽能聚合局部斜坡单元拓扑关系，但未建立地质背景相似性量化准则(如岩性组合指数与构造活动强度匹配度)，致使模型无法将断裂带活动区知识有效迁移至水文侵蚀主导区域。上述案例共同表明，知识嵌入断层、机理表达浅层化与多源数据协同失效构成制约模型工程普适性的核心问题。

2.5. 物理机理嵌入的优化路径与技术挑战

针对上述缺陷，物理机理嵌入深度学习成为突破泛化瓶颈的关键路径。当前研究主要聚焦硬约束与软正则化两类方法。

硬约束模型通过微分方程直接限制网络输出空间。例如物理信息 LSTM (PI-LSTM)将岩土蠕变方程嵌入损失函数，强制预测位移满足应变速率理论[12]，使模型误报率降低 40%。该方法虽物理一致性强，但面临两大挑战：其一，方程离散化过程导致梯度计算复杂，显著增加训练时间成本；其二，当岩土参数输入误差>5 kPa (如黏聚力测量偏差)时模型性能急剧退化。

软正则化方法则通过物理规则弱监督引导学习过程。如基于渗流定律构造的生成对抗网络(GAN)，约束生成样本的孔隙水压分布符合达西流规律。该方法灵活性高，但守恒律保障较弱，极端工况下可能出现力学平衡失稳。

Table 2. Comparison of technical paths for physical mechanism embedding
表 2. 物理机理嵌入的技术路径比较

方法类型	代表模型	优势	局限性
硬约束	PI-LSTM	物理一致性强，可解释性高	训练复杂度高，参数敏感性强
软正则化	Physics-GAN	架构灵活，易扩展	守恒律保障弱，极端工况失效
混合架构	Neuro-Symbolic KG	平衡精度与可解释性	系统设计复杂

多模态数据协同亦面临时空对齐与语义鸿沟挑战。InSAR 形变数据与微震信号因采样频率差异(前者日尺度 vs 后者分钟尺度)导致异步融合困难。张量融合技术虽能构建统一编码空间，但未解决地质事件因果链的语义断裂问题，例如位移加速与声发射事件的时空关联未被有效建模 610。渐进式知识追踪模型(如 BPKT)通过贝叶斯注意力机制解析数据流中的时空依赖关系，为滑坡多场耦合监测提供新思路。

3. 未来研究方向的跨科学融合展望

未来研究需通过知识动态化、机理可微化与数据生成技术的跨学科融合，彻底化解知识 - 数据 - 机理三元割裂矛盾。知识图谱化作为实现知识动态迁移的核心路径，可通过构建集成地质年代、岩性组合及构造活动等多维属性的滑坡演化知识图谱，支撑跨区域灾害传播规律挖掘；如图神经网络建立的危害传播图谱，利用节点嵌入相似性度量实现地质本底知识迁移，显著缓解样本稀疏区域的泛化波动。机理可微化则聚焦物理规律的深度学习兼容性改造，采用物理信息神经网络(PINNs)将偏微分方程转化为可导损失项，例如在库岸滑坡预测中将非饱和渗流方程可微离散后融入 Transformer 解码器，赋予模型暴雨工况下渗流 - 应力耦合解算能力。针对数据稀缺场景，小样本物理迁移学习通过生成对抗网络(GAN)合成符合力学规律的样本(如岩体裂缝扩展序列)，结合强化学习优化预警决策阈值[19]，并利用领域自适应技术解耦地质本底特征与诱发因子动态响应，增强跨区域模型适应性。值得关注的是，神经符号融合(Neuro-Symbolic)技术展现出突破性潜力：以 InterTris 模型为例，其通过头实体 - 关系 - 尾实体的三元组结构将地质力学符号规则融入图神经网络表示学习，在知识图谱链接预测任务中实现 92.7%的准确率，为构建“监测数据→演化机制→风险等级”的可解释因果推理链提供新范式。随着神经符号学习与可微物理仿真等技术的深度渗透，三元融合框架将推动滑坡预测从数据拟合向机理驱动范式跃迁，通过知识图谱化、机理可微化与自适应混合架构的协同创新，重塑地质灾害预测的理论体系与技术路径，最终为滑坡风险主动防控奠定科学基石。

4. 结语

滑坡灾害智能预测作为保障工程安全与区域可持续发展的关键技术，其研究始终面临物理机制解析与数据驱动建模的协同难题。本文系统梳理了滑坡预测从传统统计模型到深度学习范式的演进历程，揭示了纯数据驱动方法在物理可解释性与跨场景泛化性上的固有局限，提出“知识 - 数据 - 机理”三元融合框架为突破上述瓶颈提供了新路径。

研究表明，地质力学先验知识的结构化嵌入(如知识图谱构建)、跨尺度演化机理的可微化表达(如 PINNs 方法)及多源观测数据的动态协同(如空 - 天 - 地 - 深数据融合)，构成了提升模型鲁棒性的三大支柱。现有模型在三元协同维度的结构性缺陷(知识嵌入缺失、机理耦合浅层化、数据协同不足)，需通过神

经符号融合、物理约束学习等技术创新加以破解。

未来研究应聚焦三方面突破：一是推动知识动态迁移，通过地质背景相似性量化实现跨区域模型泛化；二是强化机理与数据的深度耦合，发展兼顾计算效率与物理一致性的混合架构；三是构建“监测-建模-预警”闭环系统，提升极端工况下的风险预判能力。该框架的深化应用将推动滑坡预测从经验拟合同机理驱动的范式跃迁，为国家重大工程安全防控与地质灾害主动治理提供理论支撑与技术保障。

基金项目

2024 年大学生创新创业训练计划项目，编号 202411116069。

参考文献

- [1] 殷跃平, 李媛, 邢爱国. 中国滑坡崩塌灾害分布与成因研究[J]. 工程地质学报, 2010, 18(5): 623-630.
- [2] Guzzetti, F., Mondini, A.C., Cardinali, M., Fiorucci, F., Santangelo, M. and Chang, K. (2012) Landslide Inventory Maps: New Tools for an Old Problem. *Earth-Science Reviews*, **112**, 42-66. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2012.02.001>
- [3] 黄润秋. 重大地质灾害防治理论与实践[J]. 岩石力学与工程学报, 2020, 39(7): 1297-1332.
- [4] 许强, 董秀军, 李为乐. 地质灾害监测预警技术研究现状与发展趋势[J]. 岩石力学与工程学报, 2019, 38(5): 865-887.
- [5] LeCun, Y., Bengio, Y. and Hinton, G. (2015) Deep learning. *Nature*, **521**, 436-444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- [6] Zhang, Y., Li, Q., Grzywinski, P., et al. (2023) Swin Transformer-Enhanced Deep Learning for Landslide Detection in Complex Mountainous Terrain. *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **198**, 34-49.
- [7] Wang, F., Huang, R., Zhan, W., et al. (2023) ConvLSTM-Transformer Fusion Network for Predicting Reservoir Landslide Displacements. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **61**, 1-16.
- [8] García-Davalillo, J.C., Herrera, G., Mateos, R.M., et al. (2023) Performance Evaluation of U-Net++ in Historical Landslide Mapping Using Multi-Source Remote Sensing Data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, **118**, Article 103228.
- [9] Saito, M. (1969) Research on Forecasting the Time of Occurrence of Slope Failure. Railway Technical Research Institute, Quarterly Reports. Vol. 10.
- [10] 陈明东, 王兰生. 边坡变形破坏的灰色预报方法[C]//中国地质学会工程地质专业委员会. 全国第三次工程地质大会论文选集. 成都: 成都科技大学出版社, 1988: 1226-1233.
- [11] 秦四清, 张偉元. 滑坡灾害预报的非线性动力学方法[J]. 水文地质工程地质, 1997, 24(5): 1-4.
- [12] Liu, Z., Xu, Q., Peng, D., et al. (2024) Physics-Informed LSTM for Rainfall-Induced Landslide Early Warning: Parameter Sensitivity and Uncertainty Quantification. *Engineering Geology*, **328**, Article 107366.
- [13] Zhang, K., Liu, C., Jiang, Z., et al. (2023) Self-Supervised Contrastive Learning for Multimodal Landslide Data Representation. *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **197**, 1-14.
- [14] Huang, R., Fan, X., Yang, Z., et al. (2022) Deep Learning-Based Fusion of InSAR and GPS for Millimeter-Level Landslide Displacement Monitoring. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **60**, 1-15.
- [15] Kalman, R.E. and Bucy, R.S. (1961) New Results in Linear Filtering and Prediction Theory. *Journal of Basic Engineering*, **83**, 95-108. <https://doi.org/10.1115/1.3658902>
- [16] 李长江, 麻士华. 基于深度学习的滑坡灾害预警模型研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2021, 40(7): 1332-1345.
- [17] Chen, X., Dou, J., Yunus, A.P., et al. (2024) Graph Sage-Based Regional Landslide Susceptibility Modeling with Automatic Topology Construction. *Landslides*, **21**, 401-417.
- [18] 唐晓春, 黄润秋, 许强. 基于图神经网络的滑坡易发性跨区域迁移机制研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2024, 43(3): 567-579.
- [19] 王治华, 徐锡伟, 谭儒鑫, 等. 基于深度学习的滑坡智能识别研究进展[J]. 地球科学进展, 2022, 37(4): 341-356.