

降雨-融雪作用下滑坡变形机制分析及位移预测-以意大利圣安德烈滑坡为例

刘昱廷^{1,2,3}, 尚敏², 蒙彦宇¹, 常广利¹, 庞辉^{1*}, Lorenzo Brezzi³

1. 北华大学土木与交通学院, 吉林吉林 132013

2. 防灾减灾湖北省重点实验室(三峡大学), 湖北宜昌 443002

3. 帕多瓦大学土木、环境与建筑工程学院, 意大利帕多瓦 35131

摘要: 在高海拔山区, 滑坡稳定性同时受降雨与降雪融雪共同影响。系统地量化降雨和降雪累积与融化过程对滑坡稳定性影响和灾害评估具有重要意义。本研究提出一种基于图像监测的积雪自动识别与量化方法, 通过图像处理识别计算图像中的积雪体素指标, 并结合降雨、气温、湿度及历史位移等多源时序数据, 以深度学习神经网络为基础构建滑坡位移预测模型, 并以意大利圣安德烈滑坡为研究对象进行验证。在考虑积雪因素条件下, 模型能够有效预测滑坡地表位移变化, 结果表明滑坡位移对融雪过程具有显著响应特征, 降雪及融雪过程显著影响滑坡变形速率。通过引入基于图像的积雪识别, 改进了仅以降雨为输入的位移预测模型, 显著提高了预测准确度, 为寒区滑坡监测预报提供了新的技术途径。

关键词: 滑坡监测; 降雪识别; 深度学习; 位移预测; 寒区边坡

中图分类号: P642.22

收稿日期: 2026-2-28

Deformation Mechanism Analysis and Displacement Prediction of the Sant'Andrea Landslide influenced by Rainfall and Snowmelt, Italy

Liu Yuting^{1,2,3}, Shang Min², Meng Yanyu¹, Chang Guangli¹, Pang Hui^{1*}, Lorenzo Brezzi³

1. School of Civil Engineering and Transportation, Beihua University, Jilin, 132013, China

2. Hubei Key Laboratory of Disaster Prevention and Mitigation (China Three Gorges University), Yichang 443002, Hubei, China

3. Department of Civil, Environmental and Architectural Engineering, University of Padua, Via Ognissanti, 39,

基金项目: 吉林省教育厅科学研究项目(No.JJKH20261500K); 防灾减灾湖北省重点实验室(三峡大学)开放基金(No.2025KJZ04); 中国地震局工程力学研究所基本科研业务费专项资助项目(No.2026D02)。

作者简介: 刘昱廷(1995-), 男, 讲师, 主要从事地质灾害机理与防治方面的研究。ORCID: 0000-0001-8559-2364.

E-mail: yuting.liu@beihua.edu.cn

***通讯作者:** 庞辉, 副教授, 主要从事工程防灾、减震隔震方面的研究。ORCID: 0009-0007-8919-0451.

E-mail: panghui0615@163.com

Abstract: In high-altitude mountainous regions, landslide stability is jointly influenced by rainfall and snow fall-melting processes. Systematically quantifying the effects of precipitation and snow dynamics on landslide stability is essential for hazard assessment and risk mitigation. This study proposes an automated snow recognition and quantification method based on photogrammetric monitoring. A snow voxel index is extracted from RGB images using image processing algorithms and integrated with multi-source time-series data, including rainfall, temperature, humidity, and historical surface displacement. A deep learning neural network-based model is then developed to predict landslide displacement, and its performance is validated using the Sant'Andrea landslide in Italy as a case study. By incorporating snow-related factors, the model effectively predicts surface displacement variations. The results demonstrate that landslide displacement exhibits a significant response to snowmelt processes, indicating that snowfall and subsequent melting play an important role in accelerating landslide displacement rate. Compared with conventional models using rainfall-only inputs, the inclusion of image-derived snow voxel indicators significantly improves prediction accuracy. This study demonstrates that integrating image-based snow monitoring with deep learning provides an effective technical framework for landslide monitoring and prediction in cold regions.

Keywords: landslide monitoring; snow recognition; deep learning; displacement prediction; cold-region landslides

引言

滑坡灾害在全球范围内分布广泛，是地质灾害领域的重要研究对象（Kirschbaum et al., 2009）。在欧洲阿尔卑斯山区等高海拔地区，气候变暖背景下季节过渡期的降雪、气温及空气湿度变化，对滑坡稳定性提出了新的挑战（Guzzetti, 2000）。尽管降雨是诱发滑坡灾害的主要诱因，但在高海拔国家和地区，降雪及融雪也成为研究地质灾害不可忽视的重要因素（Has et al., 2012; Bajni et al., 2021）。因此，厘清不同水文气象因素在滑坡加速变形过程中的影响，是当前滑坡研究的关键问题之一（Jakob et al., 2006）。

已有研究表明，发生在春季的滑坡变形与融雪过程之间存在显著关联（Durand et al., 2009; Saez et al., 2013; Xian et al., 2022; 先宇和魏学利, 2026）。且融雪通过影响孔隙水压力及滑体渗透性，显著控制滑坡变形过程（Matsuura et al., 2003; Osawa et al., 2017; Okamoto et al., 2018）。在此基础上，Osawa et al. (2024) 提出了一种简化的半经验水文模型，实现了对降雨及融雪入渗响应的定量描述。

然而，在冻结区滑坡研究中，受限于监测手段，降雪与融雪过程的定量表征仍面临较大挑战。已有研究尝试通过模型与监测结合进行改进，例如将积雪累积-融化模型（Snow Accumulation and Melting Model, SAMM）引入滑坡预警体系（Martelloni et al., 2012），或基于气象与积雪观测分析融雪对浅层滑坡的影响（Panzeri et al., 2022），以及在易发性评价中引入融雪因子以提升预测精度（Chiarelli et al., 2023）。尽管上述研究表明了积雪及融雪过程对

滑坡运动学特征的重要影响，并在监测手段与定量分析方面开展了探索，但目前尚缺乏一种标准化且可推广的技术方法，用以系统地展现积雪对滑坡变形过程及预测的影响。

针对上述问题，本文基于坡面积雪变化与融雪过程密切相关的认识，提出一种基于图像处理的积雪识别与量化方法，并应用于意大利圣安德烈（Sant'Andrea）深层滑坡。该滑坡配备了地面数字摄影系统，可获取连续 RGB 图像数据，为积雪动态监测提供了良好条件。已有研究表明，摄影测量技术能够实现滑坡变形的精细化监测，并在二维位移反演及三维重建中具有良好应用效果（Gabrieli et al., 2016; Brezzi et al., 2021b; Pan, 2018）。随着多视角摄影测量与自动化算法的发展，该方法在成本与精度方面均优于传统测量手段（Stumpf et al., 2015），并有助于提升滑坡演化机理的认识（Laribi et al., 2015）。

在数据处理与建模方面，相关算法不仅需要具备较高的计算效率和稳定性，还应依托于结构简洁但表征能力突出的特征参数（底进轩等，2025）。本文引入体素指数（Voxel Index, VI）以量化积雪体量变化，并构建积雪体素指数 SVI（Snow Voxel Index）作为关键输入变量。结合气温、湿度及降雨等多源气象数据，进一步建立滑坡位移预测模型（窦杰等，2023; 仇文岗等，2025）。建模方面，深度学习（Deep Learning, DL）已在地质灾害预测与分析中展现出良好的应用前景（LeCun et al., 2015; Mondini et al., 2023; Liu et al., 2024），并被引入滑坡识别与易发性评价研究中（Feizizadeh et al., 2021; Sameen et al., 2020; 贾卓等，2025）。长短时记忆神经网络（Long Short-Term Memory, LSTM）作为深度学习的一类，已经广泛地应用于三峡库区滑坡的位移预测，并取得了良好效果（Xu and Niu, 2018; Yang et al., 2019）。LSTM 能够有效捕捉多源时间序列数据中的长期依赖关系，并通过多层结构提升预测精度（Graves, 2012; Van Houdt et al., 2020）。

为此，本文提出一种基于图像处理的积雪识别与量化方法，并应用于意大利圣安德烈（Sant'Andrea）深层滑坡。与传统基于气象数据的融雪估算方法不同，本文直接利用坡面 RGB 图像数据提取积雪信息，从而在数据源层面实现由“间接推断”向“直接观测表征”的转变。在此基础上，引入无量纲体素指数（Voxel Index, VI）构建积雪体素指数（SVI），用于刻画积雪累积与融化过程中的体量变化。相比已有研究中采用单一气象因子或经验融雪指标的方式，该方法能够更直观地反映坡面积雪的动态变化特征，从而增强融雪影响的物理表征能力。

在预测方法上，本文进一步将 SVI 与降雨、气温及湿度等多源气象数据进行耦合，构建基于长短时记忆网络（LSTM）的滑坡位移预测模型。尽管 LSTM 已被广泛应用于滑坡位移预测研究，但现有模型多侧重于降雨驱动或单一气象因子的输入，较少考虑积雪-融雪过程的显式表征。本文通过引入基于图像提取的积雪参数，实现了“积雪信息提取-融雪过程表征-位移预测建模”的一体化耦合框架，从而拓展了深度学习模型在寒区滑坡预测中的适用场景。

基于上述研究思路，本文以圣安德烈滑坡为研究对象，系统评估降雨与积雪因素对滑坡位移预测精度的影响，从而为全球寒区滑坡灾害预测提供一种可推广的技术路径。

1 模型构建

本研究方法融合了摄影测量监测与机器学习等领域的技术手段，构建了一套面向滑坡监测与位移预测的综合分析模型。在滑坡监测部分，重点开展坡面图像监测数据与大地测量位移数据的采集与预处理；在预测分析部分，则将图像处理技术与深度学习模型结合，形成完整的滑坡预测体系。

如图 1 所示，首先对滑坡体开展多源监测数据的收集，采集包括降雨量、气温、空气湿度及滑坡位移等关键数据。同时，基于监测图像数据开展图像处理与分析，构建降雪体素指标（SVI）数据，实现对坡面积雪量的定量表征。将监测数据、图像数据及其处理结果共同构成的多源数据集作为输入变量，输入定制的长短期记忆神经网络（LSTM）模型进行训练与预测，以识别最优预测方案并实现滑坡位移速率的准确预测。

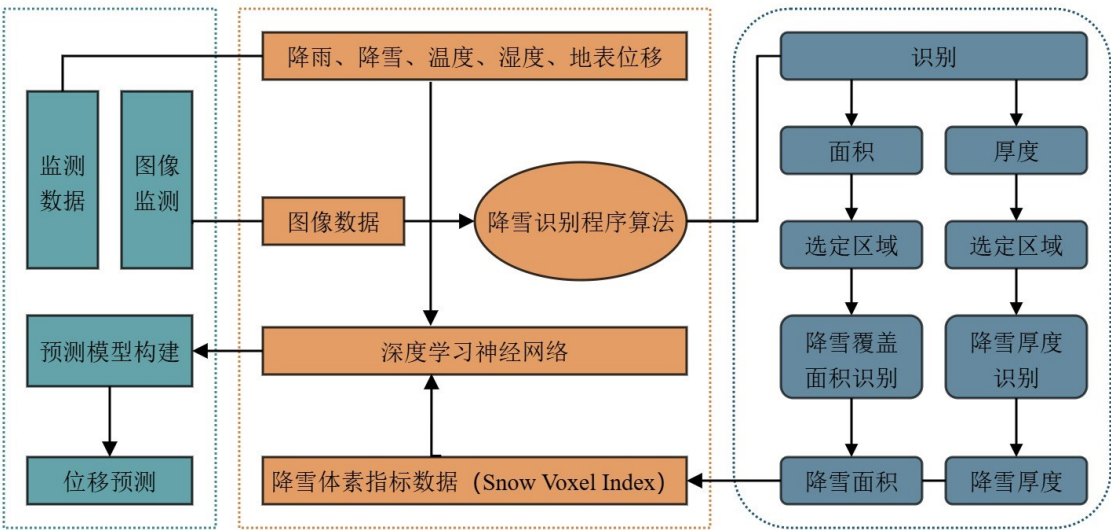


图 1 研究技术流程图

Fig. 1 Research Framework

1.1 体素指标

由于研究区缺乏专业的降雪监测设备，本文采用体素指标（Voxel Index，VI）对滑坡积雪覆盖情况进行定量表征。在滑坡监测研究中，虽然基于摄影测量获取的 RGB 图像本质上为由平面像素组成的二维数据（图 2a），但通过图像空间的映射关系，可以将图像中每个像素对应到边坡表面的空间单元，从而构建基于图像的体素数据。通过对连续获取的边坡表面图像进行积雪识别与计算，提取积雪区域的像素集合，将像素信息转换为具有空间意义的体素单元（图 2b），即降雪覆盖区域像素和降雪厚度像素的乘积。对体素单元的识别和计算可以为滑坡监测提供降雪的数据集，即对积雪在边坡表面的空间分布及其随时间的动态变化进行定量表征。该指标能够综合反映积雪的累积与消融过程，实现由二维图像信息向三维空间体积表征的转换，从而为分析降雪与融雪过程对滑坡变形的影响提供关键的定量参数，并为滑坡位移预测模型提供重要输入变量。

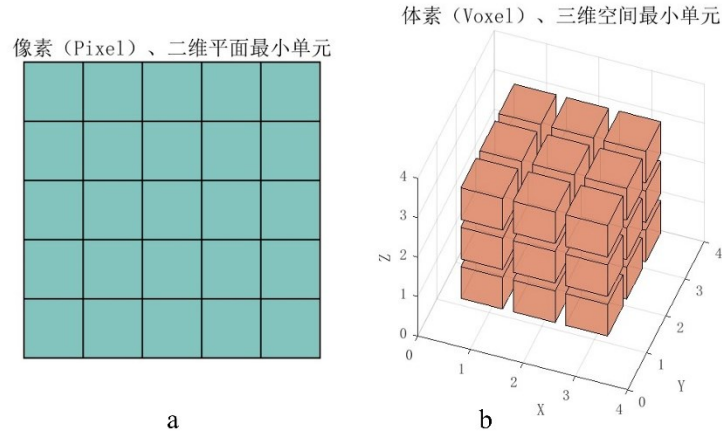


图 2 a. 像素单元结构示意图；b. 体素单元结构示意图

Fig. 2 a. Pixel unit structure diagram; b. Voxel unit structure diagram

1.2 长短时记忆网络

本研究选用长短期记忆神经网络 (Long Short-Term Memory, LSTM) 开展滑坡位移预测。LSTM 具有良好的时序数据处理能力, 能够有效捕捉和学习时间序列数据中的长期依赖关系, 特别适用于处理多变量之间的非线性关系 (Fan et al., 2021)。与传统前馈神经网络按照单向顺序处理输入数据不同, LSTM 通过循环连接结构引入隐藏状态单元 (hidden state), 使网络能够存储和更新历史信息 (如图 3 所示), 从而实现对历史输入信息的选择性记忆或遗忘。这种特性使 LSTM 在处理滑坡位移等具有明显时间演化特征的序列数据方面具有显著优势 (郭子正等, 2024)。LSTM 网络层数的选择主要依据数据规模及时间序列长度确定, 增加网络层数能够提升模型对复杂数据特征的表达能力。鉴于本研究涉及气温、积雪体素指标 (SVI)、降雨量、湿度及位移速率 5 个参数, 时间跨度为 3 年, 本文构建了包含两层 LSTM 单元的预测模型, 并通过不同参数组合进行训练与测试, 最终以滑坡位移速率作为模型输出变量。

为定量评估积雪融化过程对滑坡变形的影响及预测模型的可靠性, 本文采用均方误差 (Mean Squared Error, MSE)、均方根误差 (Root Mean Squared Error, RMSE) 和平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 作为模型性能评价指标。其中, MSE 通过对误差平方求均值, 对较大误差具有更高敏感性, 容易受到异常值的影响; MAE 对所有误差赋予相同权重, 不会放大异常值的影响; RMSE 则介于两者之间, 在反映整体误差水平的同时仍对较大误差保持一定敏感性 (Karunasingha 2022)。因此, RMSE 与 MAE 相结合能够更加全面地反映模型在不同条件下的预测性能, 从而为滑坡位移预测模型的优化与评价提供可靠依据。

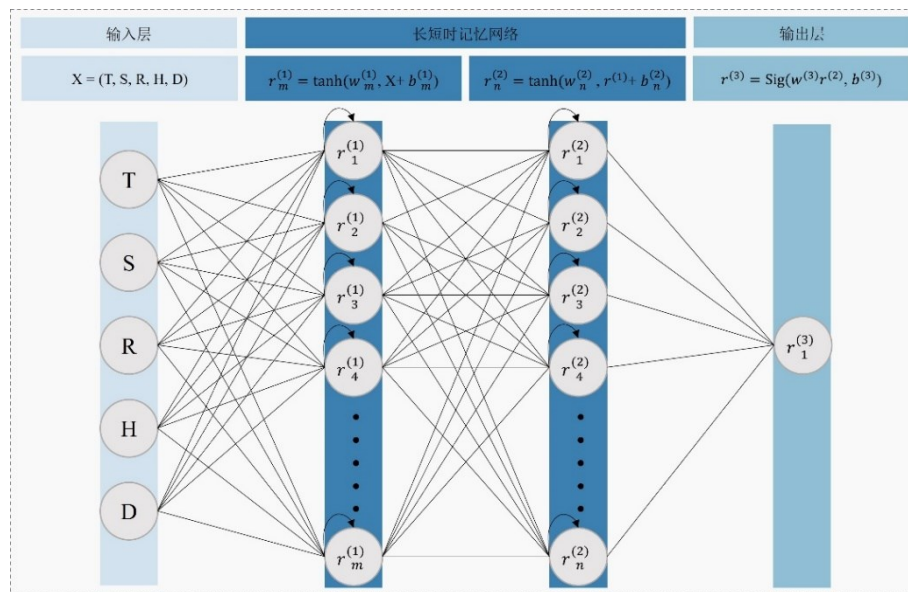


图 3 长短时记忆神经网络结构图

Fig. 3 The structure of Long Short-Term Memory Neural Network

2 研究对象

圣安德烈 (Sant'Andrea) 滑坡位于意大利东北部阿尔卑斯山区 Belluno 省 Perarolo di Cadore 市境内，滑坡位于 Boite 河左岸（见图 4c），具有较高的水文地质灾害风险。一旦滑坡发生大规模失稳，可能发生阻断河道、形成临时堰塞坝的风险，从而对下游城镇造成严重危害。



图 4 a. 意大利国界轮廓示意图 b. 圣安德烈滑坡位置 c. 圣安德烈滑坡无人机航拍俯视图

Fig. 4 a. National boundary outline of Italy; b. Geographic location of the Sant'Andrea landslide; c. UAV aerial view of the Sant'Andrea landslide.

该滑坡面积约为 72,000 m²，高程范围约为 490-580 m，属于活动性复杂滑坡，以缓慢变形为主要特征。滑坡体主要由厚度约 30 m 的松散堆积层组成，其下伏基岩为硬石膏-石膏岩。滑坡活动表现为缓慢变形与阶段性加速交替出现的特征，且近年来滑坡影响范围呈逐渐扩展趋势。

2.1 地质概况

研究区位于意大利阿尔卑斯山脉多洛米蒂（Dolomites）区域，地质构造复杂，主要形成于新生代构造变形过程，发育近于正交的构造体系。该区域已开展多期工程地质勘察，包括 1987 年、2003 年和 2019 年的钻探工作，以及 2003 年地震勘探和 2008 年、2018 年高密度电阻率法（Electrical Resistivity Tomography, ERT）测试，为滑坡区地层结构与地下特征提供了较为详实的数据基础（图 5）。研究区地层属于晚三叠世卡尼期沉积序列，岩性主要包括白云质灰岩、硬石膏质灰岩、白云岩及泥灰岩，局部发育岩溶空洞（Teza et al., 2008）。区域地层自下而上依次为 Dolomia Cassiana 组、Heiligkreuz 组、Travenanzes 组及 Dolomia Principale 组。

钻孔资料及地质调查表明，滑坡体总体表现为松散堆积层覆盖于基岩之上的典型结构，且基岩风化破碎程度随深度变化显著。根据地层结构特征，自上而下可划分为以下五层，如图 5、图 6 所示：

- A 层：表层为以粗砾石为主的非均质堆积层（约 5-10 m）。
- B 层：该层为多期泥石流形成的堆积层，包括低渗透粉质黏土层及局部发育的砂砾互层。
- C 层：风化破碎的石膏层，构成基岩顶部风化带（约 5-15 m）。
- D 层：硬石膏-石膏基岩层，局部存在变形特征。
- E 层：为白云岩层，仅在稳定区出露。

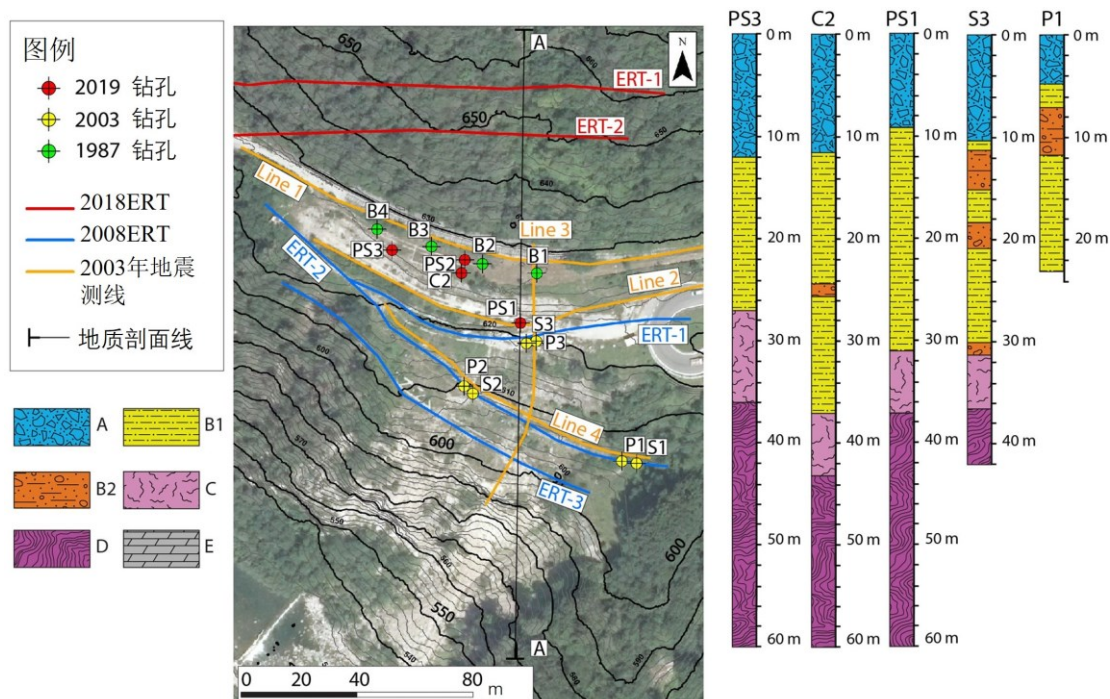


图 5 工程地质平面图

Fig. 5 Geological map of the Sant'Andrea landslide

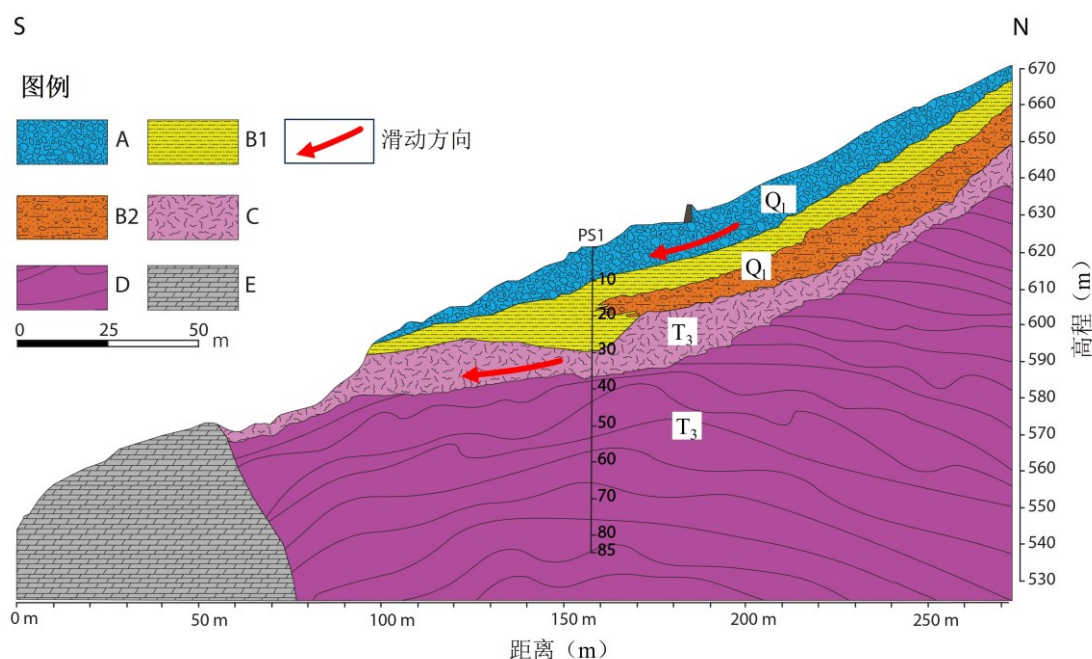


图 6 A-A'工程地质剖面图

Fig. 6 A-A' geological profile of the Sant'Andrea landslide

研究区基岩中的水-岩相互作用发育显著，来自坡体上游区域的大气降水入渗导致石膏-硬石膏基岩发生深部水化作用，尤其在 C 层表现明显。因此，研究区水文地质条件是滑坡形成与活动的重要因素之一，其水文地质条件具有明显的时空变化特征，既受地层结构控制，也与降雨过程密切相关（李滨等，2025）。滑坡体表层约 30 m 厚的堆积层（A、B、C 层）由多种非均质材料组成，其水文地质及岩土工程参数随深度变化较大。（Brezzi et al., 2021a）

2.2 滑坡监测

20 世纪末期,该滑坡首次表现出不稳定迹象,主要表现为坡体裂缝的形成。2000 年 11 月,在持续强降雨作用下,滑坡南部区域发生了一次显著快速位移事件,滑动体积约为 3000 m³。随后滑坡进入快速扩展阶段,滑动范围延伸至坡脚河道,并形成临时堰塞坝。此后,滑坡变形主要集中于坡体下部区域,稳定性持续恶化,表现为渐进性且不可逆的发展过程。此后滑坡未再发生大规模变形事件,仅在后缘陡坎处存在局部松散物质的持续变形。

为了保障下游村落安全,研究人员对圣安德烈滑坡开展了长期多手段监测,以获取多源参数数据。监测系统包括布设于滑坡中心区域的倾斜仪、长短基线伸缩仪及用于降雨分析的雨量计;同时,自 2013 年以来建立了大地测量监测系统,采用徕卡 TM30 型机器人全站仪(Robotic Total Station, RTS)对 40 个监测点位进行持续变形观测。此外,为获取滑坡表面变形的高时空分辨率信息,于 2021 年 5 月启用了摄影测量系统,该系统由三台 Canon EOS 1300D 相机组成,如图 7 所示,布设于 Boite 河谷对岸、距滑坡约 350 m 处(图 4c),每 15 分钟自动采集图像并上传至文件传输协议(File Transfer Protocol, FTP)服务器,实现数据的远程存储与管理。需要指出的是,在夜间、浓雾及强降雨或降雪条件下获取的图像,由于视觉干扰较强,仅可作为参考使用。

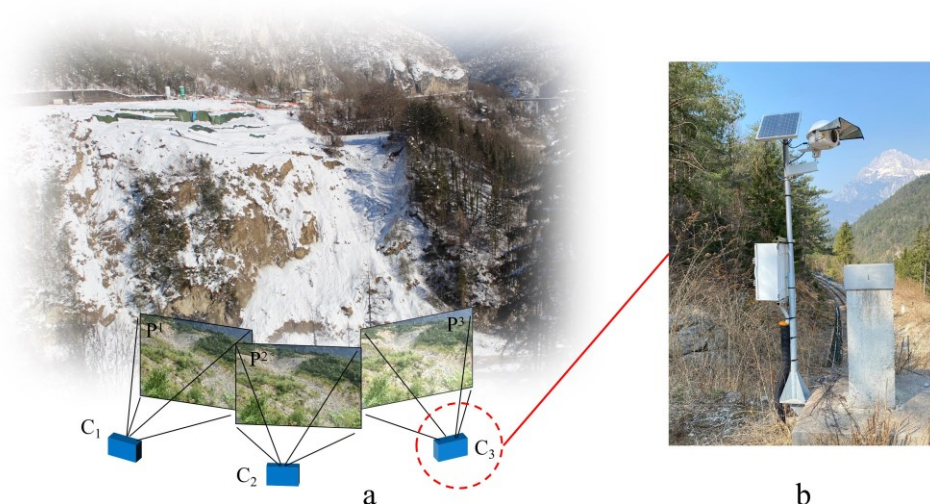


图 7 a. 照相机方位示意图；b. 监测装置 (太阳能供电单元、照相机、数据传输箱和基准桩)

Fig. 7 a. Schematic diagram of camera location; b. Monitoring device (solar power supply unit, camera, data transmission box, and reference pile)

监测结果表明，滑坡后缘局部坡体曾发生多次坍塌事件，其中最近一次发生于 2021 年 6 月（图 8a）。2021 年 6 月初的一次自然坍塌导致滑坡前缘约 8000 m^3 岩土体失稳脱落（图 8b）；随后于 6 月 25 日，专业技术团队对另一处不稳定岩体实施约 5000 m^3 的控制性爆破排险，以降低潜在滑动风险，在上述自然坍塌及人工干预后，滑坡位移速率呈逐渐降低趋势，但尚未达到完全稳定状态。从图 8 可以看出，滑坡位移变形量从爆破前的 40-50cm 降低至爆破后的 20-30cm，滑坡风险显著降低。

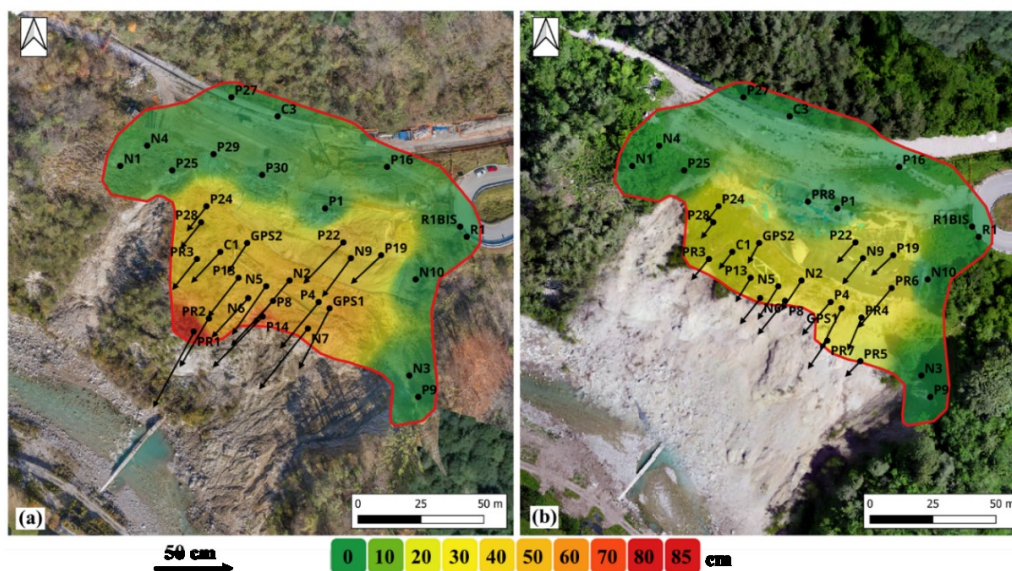


图 8 a. 2021 年 4 月至 5 月期间滑坡监测点累积位移矢量图；b. 2021 年 8 月至 9 月期间滑坡监测点累积位移矢量图。

Fig. 8 Position vectors of topographic targets and colored distribution of the displacement accumulated during the periods a. April – May 2021 and b. August – September 2021.

2.3 数据收集与处理

本文收集并整理了基于摄影测量监测系统获取的连续 3 年影像数据（涵盖 3 个冬季），共计 4369 幅图像，并将其作为积雪识别与量化分析的基础数据集，代表性的图像数据如图 9 所示。滑坡地表位移速率选用位于图 7 所示黄色变形区域内且未遭到破坏的监测点 GPS1 的数据作为数据集，该区域代表滑坡中等变形速率区。该点由于受风力扰动及动物活动影响较小，其位移时间序列连续性和稳定性更高，因此被选为最具代表性的监测点，用于滑坡位移特征分析。



图 9 典型图像数据示例

Fig. 9 Typical examples of image data

随后在算法程序中，对每一张图像数据进行计算。降雪及融雪过程的量化构建基于图像中积雪覆盖比例与积雪厚度比例两个关键参数，如图 10a 所示。将两个所选择的区域视为监测图像数据的二维平面像素以构建三维体素指数，图 10b 和图 10d 分别展示了积雪量化所需的两个重要特征：积雪厚度比例（Snow Thickness, S_T ）、积雪覆盖面积比例（Snow Coverage, S_C ）。

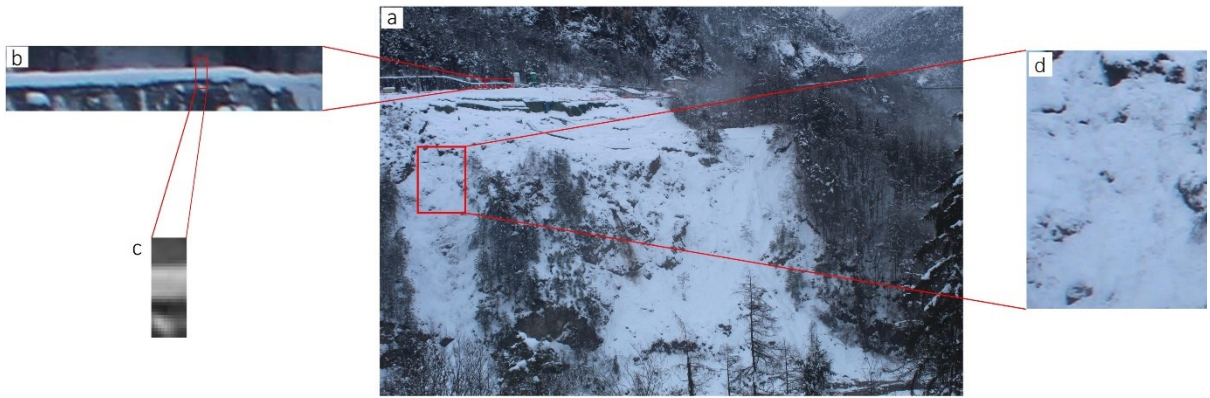


图 10 a. 积雪覆盖的图像数据；b. 用于积雪厚度（ S_T ）识别的拾取区域；c. 二值化后的积雪厚度（ S_T ）识别的拾取区域；d. 用于积雪覆盖面积（ S_C ）识别的拾取区域

Fig. 10 a. Image data with snow cover; b. selected area for snow thickness (S_T) identification; c. binarized selected area for snow thickness (S_T) identification; d. selected area for snow coverage (S_C) identification.

积雪厚度（ S_T ）计算的拾取范围如图 10b 所示，该范围在二值化后（图 9c）能有效利用灰度值识别雪的纵向像素数量，即将降雪厚度进行了量化；积雪覆盖面积（ S_C ）的拾取范围见图 10d，经过多次试验后，决定取该区域范围量化降雪覆盖面积，以最大程度地降低二维图像表示三维参数的误差。最后，根据公式 1 将两个参数进行计算以获取每张图像数据的体素值。 S_T 用于表征积雪厚度的相对变化特征， S_C 用于反映积雪在图像中的空间覆盖范围，二者均计算白色像素所占比例。通过将 S_T 与 S_C 相乘，可定义无量纲降雪体素指标（Snow Voxel Index, SVI），

用于综合表征边坡积雪的空间分布及其动态变化特征。

$$SVI [\%] = S_T \cdot S_C \quad (1)$$

3 结果与分析

3.1 降雪融雪过程量化

通过降雪识别程序算法获得的降雪体素指标（SVI），结合同期的日降雨量、气温、湿度及滑坡位移速率数据，构建多源时序数据集，并如图 11 所展示各变量之间的动态关系。结果表明，SVI 能够准确反映圣安德烈滑坡表面积雪的时空变化特征。位于意大利北部的阿尔卑斯山区在 2020 至 2021 年冬季出现了强降雪过程，其中 2020 年 12 月 28 日和 2021 年 1 月 2 日出现两次强降雪事件，且与滑坡变形最为活跃的阶段高度对应。SVI 不仅准确刻画了上述两次降雪的积累与融化过程，同时揭示了降雪-融雪过程与滑坡位移变化之间的时间响应关系。积雪一方面增加了滑坡体表面的附加荷载，另一方面融雪后水向坡体内部渗透，改变了坡体内部应力平衡状态，从而导致滑坡变形加速。然而，该阶段滑坡位移的加速并非完全由积雪因素单独控制，同期发生的持续降雨同样对滑坡变形产生了重要影响。

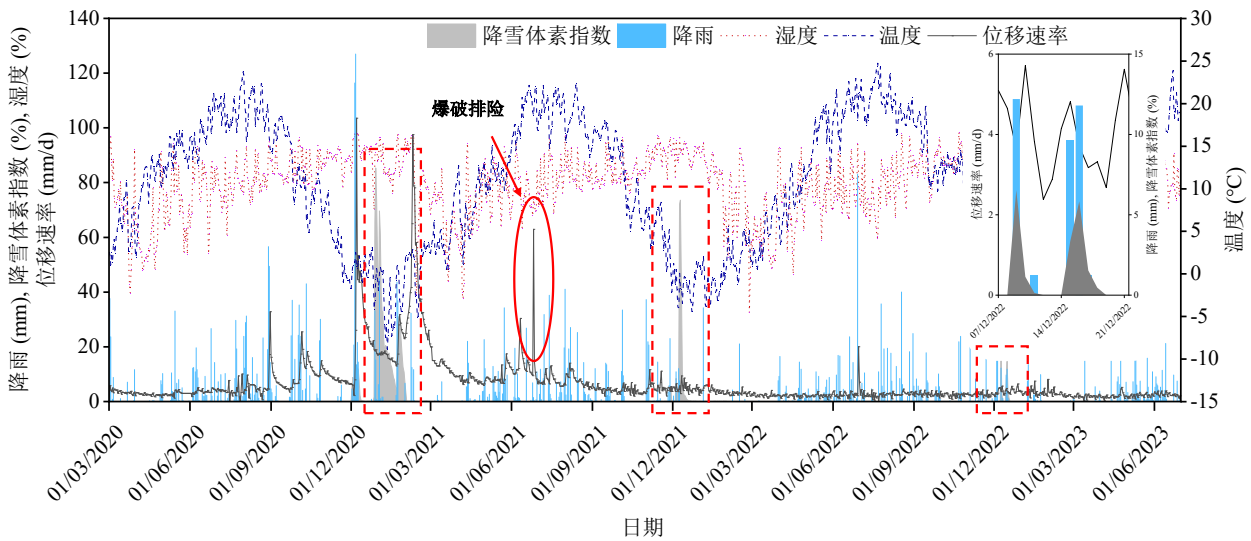


图 11 研究区 2020-2023 年监测位移速率与气象要素时间序列

Fig. 11 Time series of displacement rate and meteorological factors in the study area, 2020–2023

相比之下，2021-2022 年冬季仅在 2021 年 12 月 9 日发生一次降雪事件，其降雪强度和持续时间均明显低于上一年，对应期间降雨量也较少，滑坡仅表现出轻微加速特征。2022-2023 年冬季则呈现异常偏暖气候特征，区域气温显著高于多年平均水平，导致几乎未发生可利用和计算的积雪过程。

已有研究表明，滑坡变形加速并非仅由积雪因素引起。降雨是控制圣安德烈滑坡活动性的重要主控因素之一（Nava et al., 2023）。然而，本研究结果进一步表明，积雪及其融化过程同

样对滑坡变形具有显著影响作用。因此,在分析圣安德烈滑坡变形机制及建立位移预测模型时,必须综合考虑降雨与积雪融雪等多因素的耦合作用,以更加全面、准确地揭示滑坡变形演化规律。

3.2 地表位移预测

为准确评估降雪对滑坡位移的影响,本研究选取包括温度和湿度的多种气象因子与滑坡位移速率进行耦合分析。其中, R、S 和 D 分别表示日降雨量 (Rainfall)、降雪体素指标 (SVI) 及 GPS1 监测站的地表位移速率 (Displacement rate)。所有模型采用统一的数据划分方式,即选取 2020 年 11 月 1 日至 2021 年 11 月 7 日共 373 d 数据作为训练集,2021 年 11 月 8 日至 2022 年 7 月 30 日共 266 d 数据作为预测集。同时,本文采用长度为 28 的时间窗,以前 28 天的多源时间序列数据作为输入,预测下一时刻 (第 29 天) 的滑坡位移,采用 Min-Max (0-1) 归一化方式,训练轮次 epoch 设置为 100,批量大小 Batch Size 选取 32,优化器选用经典的 Adam 模型,同时学习率设置为 0.001。在模型构建过程中,在同等考虑温度湿度因素的同时,设置仅考虑降雨影响位移速率的 RD (Rainfall- Displacement rate) 模型和考虑降雨与积雪共同影响位移速率的 RSD (Rainfall- Snow voxel index-Displacement rate) 模型,系统分析这两种组合对滑坡位移预测的影响。

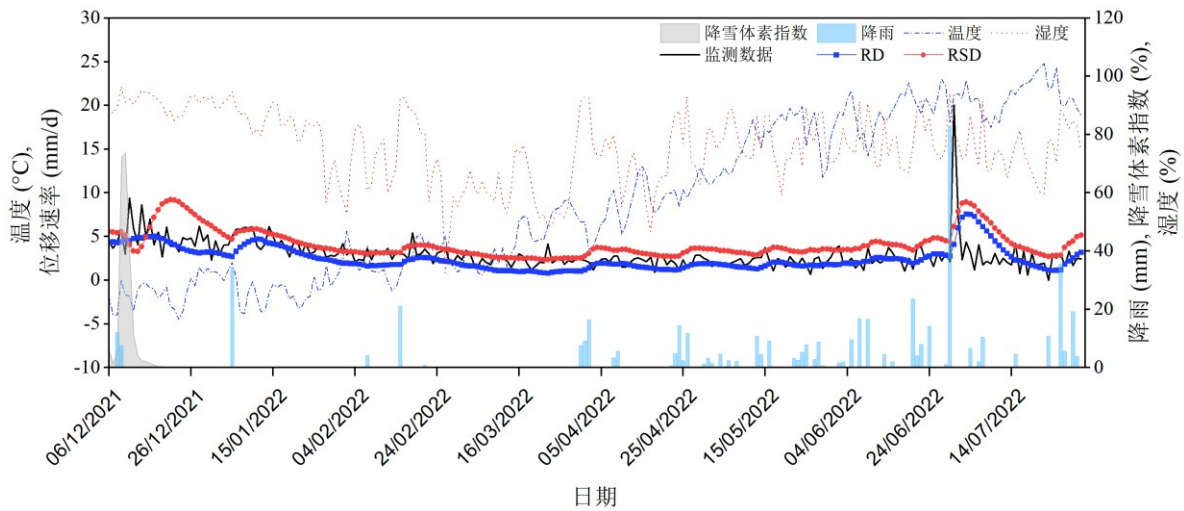


图 12 两种配置下 (RD、RSD) 预测结果曲线图

Fig. 12 Prediction result of two configurations (RD, RSD)

预测结果表明, RD 和 RSD 模型预测结果与实测位移速率变化趋势具有较好一致性,表现出较高的预测精度。包含降雪因素的 RSD 模型能够较好反映 2020-2021 年冬季滑坡位移随积雪变化而发生加速的特征,但存在滞后响应现象,分析与融雪入渗的耗时较长有关。融雪过程增加了滑动带地下水渗透和孔隙水压力,从而改变滑坡体的力学平衡状态(凌松耀等, 2023),尤其是圣安德烈滑坡岩层中存在石膏层,遇水软化导致滑坡变形加速。

然而,在 2021 年 6 月滑坡破坏及后续人工爆破排险后,滑坡运动逐渐趋于稳定,导致 RD 与 RSD 模型预测结果在同一水平上存在一定偏差。这表明滑坡动力学机制在该事件后发生了

显著变化。类似中国三峡库区的白水河滑坡，在滑坡治理前后的位移变形表现和动态响应机制均发生了变化（Liu et al., 2024），因此我们将数据集划分后再进行预测和分析。

基于上述原因，进一步扩展数据集并依据滑坡运动特征将其划分为两个阶段：第一阶段为2020年3月1日至2021年6月30日，第二阶段为2021年7月1日至2023年6月30日，并分别采用RD和RSD模型进行预测分析。第一阶段共487d，其中275d用于训练，212d用于预测。结果表明（图13），该阶段冬季积雪变化显著加速了滑坡变形过程。虽然模型未能完全准确预测位移峰值，但RSD模型在预测滑坡位移峰值（尤其是2021年2月）方面和评价参数明显优于RD模型，表明融雪过程在该阶段滑坡加速变形中发挥了关键作用。第二阶段共730d，其中488d用于训练，242d用于预测。该阶段滑坡整体变形速率较低，对降雨的敏感性明显减弱，同时由于2022-2023年冬季降雪极少，积雪对滑坡变形的影响并不显著。尽管如此，RD和RSD模型仍均能较好预测滑坡位移变化趋势，且两者预测精度基本一致（见表2）。

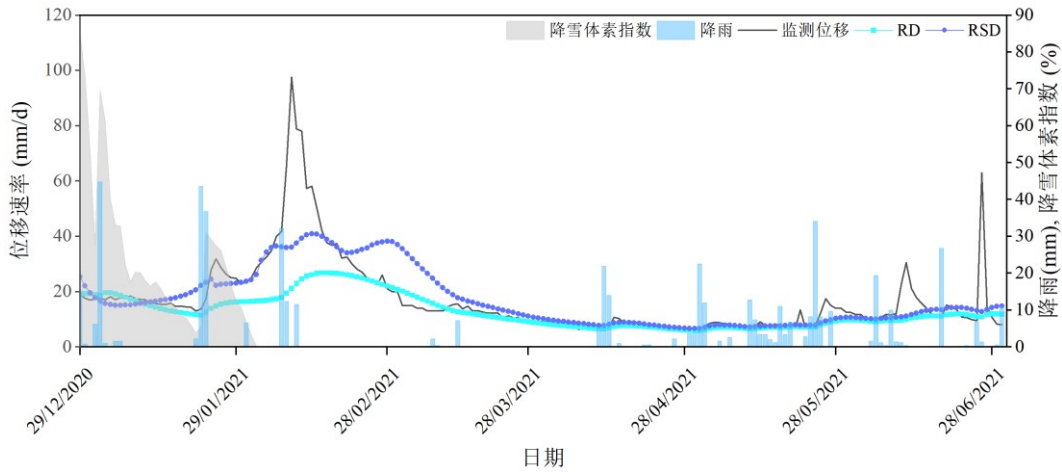


图 13 第一阶段位移速率预测结果

Fig. 13 Forecasting results of 1st period with displacement rate

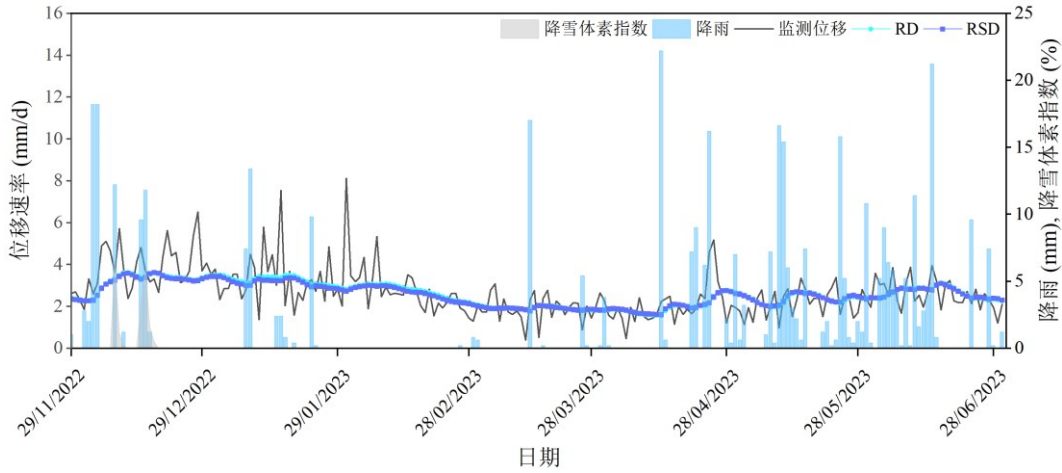


图 14 第二阶段位移速率预测结果

Fig. 14 Forecasting results of 2nd period with displacement rate

表 1 第一阶段 RD、RSD 模型的误差统计

Table 1 Error statistics of RD and RSD configurations in the 1st period

输入数据	MAE	MSE	RMSE
RD	5.08	132.52	11.51
RSD	4.67	89.42	9.46

表 2 第二阶段 RD、RSD 模型的误差统计

Table 2 Error statistics of RD and RSD configurations in the 2nd period

输入数据	MAE	MSE	RMSE
RD	0.68	0.94	0.97
RSD	0.68	0.95	0.97

4 结论与展望

本文提出了一种适用于寒区受降雪融雪影响的滑坡研究新方法,为揭示降雪条件下滑坡变形机制及其预测提供了新的技术路径。

(1) 针对圣安德烈滑坡的研究结果表明,在滑坡演化的第一阶段,降雨与降雪均对滑坡位移速率产生显著影响,但其作用具有一定滞后性,这是由于降雨及融雪水向滑体内部渗透需要一定时间。

(2) 从长期变化规律来看,降雨始终是控制圣安德烈滑坡变形最主要且最频繁的影响因素。然而,在冬季低温条件下,降雪的累积与融化过程同样对滑坡变形具有显著影响。融雪水作为重要的补给来源,可持续增加滑体内部含水量并削弱滑坡稳定性,是寒区滑坡变形不可忽视的重要控制因素之一。

(3) 本研究通过融合摄影测量监测与深度学习技术,实现了降雪因子在滑坡位移预测模型中的有效引入。其中,基于摄影测量的滑坡监测方法具有成本低、操作便捷及数据获取实时性强等优势。在缺乏专用降雪监测设备的条件下,基于图像处理的积雪量化方法能够有效重建边坡积雪的累积与消融过程,从而为滑坡变形机理分析提供更加完整的解释,并显著提升预测模型的物理意义与可靠性。

本研究初步研究结果已显示出该方法在表征积雪影响及提升滑坡位移预测精度方面具有良好的应用潜力。然而,本研究基于 3 年的监测数据开展分析,观测周期相对较短。同时,由于研究期间部分冬季降雪量较少,限制了积雪因子在 LSTM 模型中的进一步充分验证。

总体而言，本文提出的方法具有创新性强、实现简便及适用性广等优点，未来可进一步应用于 Perarolo di Cadore 地区后续冬季滑坡监测与预测研究，并可推广至其他高海拔或高纬度积雪显著区域的滑坡灾害研究与预警工作中，为寒区滑坡灾害防控提供重要技术支撑与理论依据。在后续研究中，可通过延长监测时间序列、补充极端降雪及快速融雪事件数据，以增强模型对不同气候情景的适应能力。同时，可结合多源遥感数据（如无人机影像、卫星遥感等）与地面监测数据，实现多尺度积雪信息的协同反演与验证。在模型方法上，可探索引入物理约束或机理驱动与数据驱动相结合的混合模型，以进一步提升预测结果的可靠性与可解释性。针对实际应用需求，还可将该方法与区域滑坡预警系统相结合，构建面向实时监测与动态预警的一体化技术框架，从而提升寒区滑坡灾害风险管理与防控水平。

References

- Bajni G, Camera C A S & Apuani T (2021). Deciphering Meteorological Influencing Factors for Alpine Rockfalls: A Case Study in Aosta Valley. *Landslides*. 18: 3279-3298. <https://doi.org/10.1007/s10346-021-01697-3>
- Brezzi L, Carraro E, Pasa D, Teza G, Cola S & Galgaro A (2021a). Post-Collapse Evolution of a Rapid Landslide from Sequential Analysis with FE and SPH-based Models. *Geosciences*, 11(9), 364. <https://doi.org/10.3390/geosciences11090364>
- Brezzi L, Vallisari D, Carraro E, Teza G, Pol A, Liang Z, Gabrieli F, Cola S & Galgaro A (2021b). Digital Terrestrial Photogrammetry for a Dense Monitoring of the Surficial Displacements of a Landslide. Eurock 2021, *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, Volume 833, Mechanics and Rock Engineering, from Theory to Practice, Turin, Italy. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/833/1/012145>
- Chiarelli D D, Galizzi M, Bocchiola D, Rosso R & Rulli M C (2023). Modeling Snowmelt Influence on Shallow Landslides in Tartano Valley, Italian Alps. *Sci Total Environ*. 856: 158772. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.158772>
- Durand Y, Laternser M, Giraud G, Etchevers P, Lesaffre B & Mérindol L (2009). Reanalysis of Climate in the French Alps (1958-2002). *J. Appl. Meteorol. Clim.* 48, 429-449. <https://doi.org/10.1175/2008JAMC1808.1>
- Fan D, Sun H, Yao J, Zhang K, Yan X & Sun Z (2021). Well Production Forecasting Based on ARIMA-LSTM Model Considering Manual Operations. *Energy*, 220, 119708. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.119708>
- Gabrieli F, Corain L & Vettore L (2016). A Low-Cost Landslide Displacement Activity Assessment from Time-Lapse Photogrammetry and Rainfall Data: Application to the Tessina Landslide Site. *Geomorphology*. 269: 56-74. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2016.06.030>
- Graves, A. (2012). Long Short-Term Memory. In: Supervised Sequence Labelling with Recurrent Neural Networks. *Studies in Computational Intelligence*, vol 385. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-24797-2_4
- Guzzetti F (2000). Landslide Fatalities and the Evaluation of Landslide Risk in Italy. *Engineering Geology*, 58, 89-

107. [https://doi.org/10.1016/S0013-7952\(00\)00047-8](https://doi.org/10.1016/S0013-7952(00)00047-8)

- Has B, Noro T, Maruyama K, Nakamura A, Ogawa K & Onoda S (2012). Characteristics of Earthquake-Induced Landslides in A Heavy Snowfall Region-Landslides Triggered by the Northern Nagano Prefecture Earthquake, March 12, 2011, Japan. *Landslides*, 9, 539-546. <https://doi.org/10.1007/s10346-012-0344-6>
- Jakob M, Holm K, Lange O & Schwab J W (2006). Hydrometeorological Thresholds for Landslide Initiation and Forest Operation Shutdowns on the North Coast of British Columbia. *Landslides*, 3, 228-238. <https://doi.org/10.1007/s10346-006-0044-1>
- Karunasingha D S K (2022). Root Mean Square Error or Mean Absolute Error? Use Their Ratio as well. *Information Sciences*, 585, 609-629. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2021.11.036>
- Kirschbaum D B, Adler R, Hong Y, Hill S & Lerner-Lam A (2009). A Global Landslide Catalog for Hazard Applications: Method, Results, and Limitations. *Natural Hazards*, 52, 561-575. <https://doi.org/10.1007/s11069-009-9401-4>
- Laribi A, Walstra J, Ougrine M, Seridi A & Dechemi N (2015). Use of Digital Photogrammetry for the Study of Unstable Slopes in Urban Areas: Case Study of the El Biar Landslide, Algiers. *Engineering Geology*, 187, 73-83. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2014.12.018>
- LeCun Y, Bengio Y & Hinton G (2015). Deep Learning. *Nature*, 521, 436-44. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Liu Y T, Teza G, Nava L, Chang Z L, Shang M, Xiong D B & Cola S (2024). Deformation Evaluation and Displacement Forecasting of Baishuihe Landslide after Stabilization based on Continuous Wavelet Transform and Deep Learning. *Natural Hazards*, 1-25. <https://doi.org/10.1007/s11069-024-06580-7>
- Martelloni G, Segoni S, Lagomarsino D, Fanti R & Catani F (2012). Snow Accumulation-Melting Model (SAMM) for Integrated Use in Regional Scale Landslide Early Warning Systems. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, 9, 9391-9423. <https://doi.org/10.5194/hess-17-1229-2013>
- Matsuura S, Asano S, Okamoto T & Takeuchi Y (2003). Characteristics of the Displacement of a Landslide with Shallow Sliding Surface in a Heavy Snow District of Japan. *Engineering Geology*, 69(1-2), 15-35. [https://doi.org/10.1016/S0013-7952\(02\)00245-4](https://doi.org/10.1016/S0013-7952(02)00245-4)
- Mondini A C, Guzzetti F & Melillo M (2023). Deep Learning Forecast of Rainfall-Induced Shallow Landslides. *Nat Commun*. 14, 2466. <https://doi.org/10.1038/s41467-023-38135-y>
- Nava L, Carraro E, Reyes-Carmona C, Puliero S, Bhuyan K, Rosi A, Monserrat O, Floris M, Meena S R, Galve J P & Catani F, (2023). Landslide Displacement Forecasting Using Deep Learning and Monitoring Data Across Selected Sites. *Landslides*, 1-19. <https://doi.org/10.1007/s10346-023-02104-9>
- Okamoto T, Matsuura S, Larsen J O, Asano S & Abe K (2018). The Response of Pore Water Pressure to Snow Accumulation on a Low-Permeability Clay Landslide. *Engineering Geology*, 242, 130-141. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2018.06.002>
- Osawa H, Matsuura S, Matsushi Y & Okamoto T (2017). Seasonal Change in Permeability of Surface Soils on a Slow-Moving Landslide in a Heavy Snow Region. *Engineering Geology*, 221, 1-9. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2017.02.019>
- Osawa H, Matsushi Y, Matsuura S & Okamoto T (2024). Semiempirical Modeling of the Transient Response of Pore Pressure to Rainfall and Snowmelt in a Dormant Landslide. *Landslides*, 21, 245-256. <https://doi.org/10.1007/s10346-023-02158-9>

- Pan B (2018). Digital Image Correlation for Surface Deformation Measurement: Historical Developments, Recent Advances and Future Goals. *Measurement Science and Technology*, 29, 082001. <https://doi.org/10.1088/1361-6501/aac55b>
- Panzeri L, Mondani M, Taddia G, Papini M & Longoni L (2022). Analysis of Snowmelt as a Triggering Factor for Shallow Landslide. *International Multidisciplinary Scientific GeoConference: SGEM*, 22(1.1), 77-83. <https://doi.org/10.5593/sgem2022/1.1/s02.009>
- Saez J L, Corona C, Stoffel M & Berger F (2013). Climate Change Increases Frequency of Shallow Spring Landslides in the French Alps. *Geology*, 41(5), 619-622. <https://doi.org/10.1130/G34098.1>
- Stumpf A, Malet J P, Allemand P, Pierrot-Deseilligny M & Skupinski G (2015). Ground-Based Multi-View Photogrammetry for the Monitoring of Landslide Deformation and Erosion. *Geomorphology*, 231, 130-145. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2014.10.039>
- Teza G, Pesci A, Genevois R & Galgaro A (2008). Characterization of Landslide Ground Surface Kinematics from Terrestrial Laserscanning and Strain Field Computation. *Geomorphology*, 97, 424-437. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2007.09.003>
- Van Houdt G, Mosquera C & Nápoles G (2020). A Review on the Long Short-Term Memory Model. *Artificial Intelligence Review*, 53, 5929-5955. <https://doi.org/10.1007/s10462-020-09838-1>
- Xian Y, Wei X L, Zhou H B, Chen N, Liu Y, Liu F & Sun H (2022). Snowmelt-triggered Reactivation of a Loess Landslide in Yili, Xinjiang, China: Mode And Mechanism. *Landslides*, 19(8), 1843-1860. <https://doi.org/10.1007/s10346-022-01879-7>
- Xu S & Niu R (2018). Displacement Prediction of Baijiabao Landslide based on Empirical Mode Decomposition and Long Short-Term Memory Neural Network in Three Gorges Area, China. *Computers & Geosciences*, 111, 87-96. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2017.10.013>
- Yang B, Yin K, Lacasse S & Liu Z (2019). Time Series Analysis and Long Short-Term Memory Neural Network to Predict Landslide Displacement. *Landslides*, 16, 677-694. <https://doi.org/10.1007/s10346-018-01127-x>

中文参考文献

- 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. <https://doi.org/10.3799/dqkx.2022.419>
- 底进轩, 张文, 李腾跃, 等, 2025. 基于视频帧特征区域质心轨迹分析的滑坡变形监测研究[J]. 工程地质学报, 33(6): 2174-2186. <https://doi.org/10.13544/j.cnki.jeg.2025-0358>
- 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. <https://doi.org/10.3799/dqkx.2022.306>
- 仇文岗, 孔德婧楠, 王鲁琦, 等, 2025. 冰川融水及降雨协同作用下高速远程演化机制[J]. 地球科学. <https://link.cnki.net/urlid/42.1874.P.20251029.0944.002>
- 贾卓, 程志金, 常志璐, 等, 2025. 考虑滑坡类型耦合方式的滑坡易发性预测建模与不确定性分析[J]. 地球科学, 50(06): 2311-2329. <https://doi.org/10.3799/dqkx.2025.008>

- 李滨, 高杨, 庄宇, 等, 2025. 瑞士瓦莱州 Blatten 高位远程崩滑碎屑流成灾特征与级联放大效应[J]. 地球科学, 50(12): 4950-4969. <https://doi.org/10.3799/dqkx.2025.239>
- 凌松耀, 蹇永明, 张智勇, 等, 2023. 融雪-降雨型滑坡失稳机理[J]. 科学技术与工程, 23(21): 8980-8987.
- 先宇, 魏学利, 2026. 天山季冻区融雪激发滑坡对气候变化的响应机理研究[J]. 灾害学, 41(1): 62-70. <https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-811X.2026.01.009>