

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)01-0063-06

基于红外热像仪和 InSAR 技术的山体滑坡灾害自动识别

常勤慧^{1,2}, 陈丹丹^{1,2}

(1. 河南省地质局矿产资源勘查中心, 河南 郑州 450003;

2. 河南省自然资源科技创新中心(地球物理深部探测研究), 河南 郑州 450003)

摘要: 山体地形地貌多样性导致地表特征各异, 而植被茂盛会遮挡地表特征, 使得难以直接观测地表状况。这些因素影响了潜在滑坡危险区域细节和局部特征的准确识别, 导致滑坡灾害的识别准确率不高。为此, 提出一种基于红外热像仪和 InSAR 技术的山体滑坡灾害自动识别方法。基于红外热像仪生成目标山体滑坡图像, 并完成采集端数据预处理; 然后, 完成对山体滑坡预处理红外热像的 InSAR 转换标准差椭圆定义, 量化识别指标; 构建基于 InSAR 的山体滑坡区域信息模型, 整合指标下目标信息; 在此基础上, 对潜在滑坡风险区域特征进行提取, 完成山体滑坡自然灾害自动识别结果模型化输出。通过对实际案例的应用分析, 提出方法的识别准确率和预警可靠性高, 有助于提高滑坡灾害的防治和预警效果, 为山体滑坡灾害的防治和预警提供了新的技术手段。

关键词: 红外热像仪; InSAR 技术山体滑坡; 灾害自动识别

中图分类号: TP391.44

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2026)01-0063-06

Automatic identification of landslide disasters based on infrared thermal imaging and InSAR technology

CHANG Qinhui^{1,2}, CHEN Dandan^{1,2}

(1. Mineral Resources Exploration Center of Henan Provincial Geological Bureau, Zhengzhou 450003, Henan, China;

2. Henan Natural Resources Science and Technology Innovation Center (Geophysical Deep Exploration Research), Zhengzhou 450003, Henan, China)

Abstract: The diversity of mountain terrain and landforms leads to different surface features, and lush vegetation can obscure surface features, making it difficult to directly observe surface conditions. These factors affect the accurate identification of details and local features of potential landslide hazard areas, resulting in low accuracy in identifying landslide disasters. Therefore, a method for automatic identification of landslide disasters based on infrared thermal imaging and InSAR technology is proposed. It generates target landslide images based on infrared thermal imagers and completes data preprocessing at the acquisition end. Then, it completes the InSAR conversion standard deviation ellipse definition for the infrared thermal image preprocessing of the landslide, and quantifies the identification indicators, constructs an InSAR based landslide area information model and integrates target information under indicators. On this basis, extracts the characteristics of potential landslide risk areas and completes the modeling output of automatic identification results of natural disasters in mountain landslides. Through the application analysis of practical cases, the proposed method has high recognition accuracy and early warning reliability, which helps to improve the prevention and early warning effect of landslide disasters and provides new technical means for the prevention and early warning of mountain landslide disasters.

Keywords: infrared thermal imager; InSAR technology for mountain landslides; automatic disaster identification

山体滑坡灾害是我国自然灾害中的一种, 对人民群众的生命财产安全和社会稳定构成严重威胁。因此, 准确识别山体滑坡灾害, 为预警系统提供数据依据至关重要。然而, 在实际应用中, 山体地形地貌的多样性导致了地表特征的显著差异, 加之植被覆盖茂盛, 往往会遮挡住关键的地表信息, 使得研究人员难以直接观测到地表的真实状况。这些因素共同作用, 极大地增加了对潜在滑坡危险区域细节和局部特征进行准确识别的难度, 从而导致了滑坡灾害的识别准确率不高的情况。为了解决这些难题, 需要

借助先进的技术手段和创新的方法, 提高山体滑坡灾害自动识别的效果和准确性。

但是, 在山体滑坡灾害的识别技术方面, 现有识别方法尚不完善。例如文献[1]提出了基于激光点云的滑坡体灾害规模判定方法。但是, 恶劣的天气条件(如雨、雾、雪)可能会影响激光点云的采集质量, 降低数据的有效性。文献[2]提出了一种基于 Web 的山体滑坡监测预警系统。但是, 系统的运行依赖于稳定的网络连接, 网络故障或中断可能会影响监测和预警的连续性。

收稿日期: 2024-06-30; 录用日期: 2024-07-15

作者简介: 常勤慧(1986—), 女, 本科, 工程师, 研究方向: 地质矿产, 遥感。

引用本文: 常勤慧. 基于红外热像仪和 InSAR 技术的山体滑坡灾害自动识别[J]. 自动化技术与应用, 2026, 45(1): 63-68. (CHANG Qinhui. Automatic identification of landslide disasters based on infrared thermal imaging and insar technology[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026, 45(1): 63-68.)

因此,提出一种基于红外热像仪和 InSAR 技术的山体滑坡灾害自动识别方法,该方法具有显著的创新性。InSAR 技术使用雷达波,能够在各种天气条件下(如雨、雾、雪)进行数据采集,因此可以克服激光点云技术在恶劣天气下数据采集受限的问题。且 InSAR 技术可以进行重复观测,提供连续的地表形变数据,这对于长期监测和分析滑坡动态变化非常有用,而激光点云技术^[3]可能需要更多的资源和时间来进行定期更新。与传统依赖单一遥感技术或地面监测的方法不同,该方法结合了红外热像仪的高分辨率热成像能力和 InSAR 技术的地表形变监测能力,实现了对山体滑坡危险区域的多维度、多源数据融合分析^[4]。通过定义 InSAR 转换标准差椭圆,量化了识别指标,构建了区域信息模型,从而提高了对潜在滑坡风险区域细节和局部特征的识别精度。此外,该方法实现了自动化的特征提取和模型化输出,显著提升了滑坡灾害识别的准确率和预警的可靠性,为山体滑坡灾害的防治和预警提供了更为高效和精准的技术手段。

1 识别参量的量化与效果实现

1.1 目标山体滑坡图像生成

引入红外热成像技术,对其目标区域进行数据扫描,并根据斯蒂芬-玻尔兹曼定律^[5-6],对目标反射信号的总功率与目标原始正常状态下的温度进行关联,得到满足关系式(1)的采集结果为

$$E = \varepsilon \sigma T^4 \quad (1)$$

式中, E 代表红外热成像仪信号的出射度; ε 代表目标区域山体与相同温度标准下对应黑体辐射度之间的比值,一般情况下,针对山体滑坡等自然灾害分析研究,将黑体理想状态对应值设定为 $\varepsilon = 1$ ^[7-8]; σ 代表斯蒂芬-玻尔兹曼常数; T 代表山体反射信号的热力学温度。其中,每一个信号点以像素点的形式进行排列,所得不同温度点按照一定顺序排列,构成采集图像的分辨率。在本次研究中,运用三维激光扫描技术,对数据信号进行相位排序,从而获取目标区域的位移数据。在此过程中,依据山体结构特征和历史信息,对位移数据进行了温度数据的修正。完成上述处理后,根据修正后的信息,对部分偏差较大的区域进行了差值处理。由此,得到了如图1所示的收集图像。

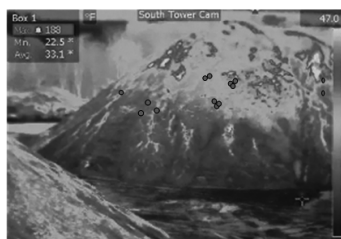


图1 基于红外热像仪的目标山体滑坡图像

Fig. 1 Target landslide image based on infrared thermal imager

1.2 InSAR 转换标准差椭圆定义

在对山体滑坡自然灾害数据进行红外热像生成后,发

现由于地形地貌多样性和植被遮挡的影响,山体成像数据呈现出椭圆函数特征。在滑坡灾害自动识别中,引入 InSAR 技术算法对山体成像数据的椭圆函数特征完成转换,是为了更精确地捕捉和量化地表的微小形变。InSAR 技术能够通过分析雷达信号的相位差异,揭示地表的微小位移,这对于识别潜在的滑坡前兆至关重要。通过这些位移数据转换为椭圆函数特征,可以有效地描述和分析地表形变的分布模式和趋势,从而为滑坡风险的评估提供定量的依据。这种转换不仅增强了数据的可解释性,而且提高了识别算法的敏感性和准确性,使得在复杂多变的地形地貌条件下,仍能有效地监测和预警山体滑坡灾害。通过标准差椭圆计算滑坡 InSAR 点的分布与方向。采集数据在 InSAR 转换下的椭圆重心,可通过公式计算得到

$$\begin{cases} SDE_x = \left(\frac{\sqrt{E \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2}}{n} \right) \\ SDE_y = \left(\frac{\sqrt{E \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{Y})^2}}{n} \right) \end{cases} \quad (2)$$

其中, SDE_x 代表椭圆长轴,其对应 InSAR 数据分布离散方向中的最大方向值; SDE_y 代表椭圆短轴,其对应 InSAR 数据分布离散方向中的最小方向值。

在处理 InSAR 数据时,观察到一种有趣的分布现象。当这些数据在转换后呈现出一个较短的分布方向短轴时,InSAR 数据所对应的山体滑坡区域受到向心力相关参量的显著影响。这意味着在滑坡区域内,各种力量和因素的相互作用倾向于沿着一个特定的方向发生。这种短轴的大小实际上是一种指示,它帮助更好地理解滑坡的内在机制和可能的运动轨迹。

然而,当转换后的 InSAR 数据分布方向的短轴较长时,它反映的是离散性相关参量的主导影响。这意味着在滑坡区域内,各种力量和因素的相互作用更加分散,不倾向于沿着单一方向集中。这种长轴的出现为滑坡区域特性提供了额外信息。

除了短轴和长轴的长度,还可以从 InSAR 数据的分布方向的长短半轴扁率中获取更多有价值的信息。当这个扁率较大时,InSAR 数据分布具有明显的方向性。这表明在滑坡区域内,各种力量和因素的相互作用是沿着一个特定方向集中的。当 InSAR 数据分布方向的长短半轴扁率接近 1 时,它表明 InSAR 数据分布方向性表现为隐性。这意味着在滑坡区域内,各种力量和因素的相互作用并不特别倾向于沿着某一特定方向进行,而是相对均匀地分布。这种现象表明滑坡区域的内在平衡和稳定性,可能缺乏明显的运动轨迹或趋势。

当进一步观察到 InSAR 数据分布方向的长短半轴扁率恰好为 1 时,InSAR 数据方向性判定特征具有随机性。这意味着在滑坡区域内,各种力量和因素的相互作用是完全随机的,没有明显的方向性或趋势可言。这种情况可能是

非常复杂和多变的滑坡区域的指示。其判定关系函数为

$$\begin{cases} \sigma_x = \sqrt{2} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\text{SDE}_x \bar{x}_i \cos \theta - \text{SDE}_y \bar{y}_i \sin \theta)^2}{n}} \\ \sigma_y = \sqrt{2} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\text{SDE}_x \bar{x}_i \cos \theta + \text{SDE}_y \bar{y}_i \sin \theta)^2}{n}} \end{cases} \quad (3)$$

1.3 模型构建

在确立了椭圆标准差的识别方法之后,可以进一步构建基于 InSAR 的山体滑坡区域信息模型。InSAR 能够提供高精度的地表形变数据,这对于监测和分析山体滑坡的动态变化至关重要。InSAR 技术通过雷达卫星的重复观测,能够捕捉到毫米级的地表位移,这对于识别潜在的滑坡前兆和评估滑坡风险具有重要意义。此外,InSAR 技术具有大范围、非接触式监测的优势,能够在恶劣天气和光照条件下工作,覆盖广阔的区域,包括难以到达的偏远地区。因此,利用 InSAR 构建的山体滑坡区域信息模型,不仅能够提供详细的地表形变信息,还能够实现对滑坡风险的长期、连续监测,为滑坡灾害的预防、预警和应急响应提供了强有力的技术支持。信息量模型的构建分为以下几个步骤:

1) 数据收集。首先,需要收集滑坡区域的历史滑坡数据,包括滑坡发生的时间、地点、规模等信息。此外,还需要获取影响滑坡发生的驱动因子数据,如降雨总量、地形分布情况、土壤成分等。

2) 数据预处理。对收集到的数据进行清洗处理,以便于后续的分析。包括已知参量当前状态的一致性验证、部分像素信息缺失值处理、局部异常值处理等。

3) 参量模型诱发因子分析。对当前数据中具有明显影响作用的信息进行关联程度分析,并将其分析结果作为诱发因子。根据诱发因子的相关性,按照 InSAR 信息排序特征将对应山体滑坡区域信息的贡献度进行计算,计算公式为

$$I(x, H) = \sigma \sum_{i=1}^n \ln \frac{N_i \cdot N^{-1}}{S_i \cdot S^{-1}} \quad (4)$$

式中, x 代表山体滑坡区域在 InSAR 技术分析的诱发因子; n 代表 x 因素所对应相关参量的分级数; $I(x, H)$ 代表 x 因素所对应相关参量的信息规模; N_i 代表 x 第 i 种情况下目标山体滑坡风险区域内高发位置点总数; N 代表目标山体数据所对应区域的滑坡位置点总数; S_i 代表 x 第 i 种情况下目标山体滑坡风险区域的面积; S 代表目标山体滑坡风险区域的总面积。

结合上述椭圆标准差下分布判定可知,滑坡的发生包含多种灾害诱发因素,其中诱发因子之间的耦合度是判定滑坡风险的主要指标,当存在 m 个诱发因子时,基于 InSAR 的山体滑坡区域信息模型总信息量 I ,可以表达为

$$I = \sum_{i=1}^m I(x_i, H) \quad (5)$$

式中, I 代表诱发因子 x_i 所包含灾害诱发因素的总量; m 代表诱发因子的总量,基于 InSAR 的山体滑坡区域信息模型总信息量 I 是目标区域中滑坡灾害高发性的量化表达,其对应 InSAR 数据中栅格单元下信息参量系数,具有预测属性。若 $I < 0$, 说明诱发因子对目标区域内滑坡灾害发生的影响作用较小;若 $I > 0$, 说明诱发因子对目标区域内滑坡灾害发生的影响作用较大, I 的系数越大,其对应区域滑坡灾害发生率越高。

因此,可根据式(5)得出目标区域中诱发因子的信息量,再通过 InSAR 对诱发因子聚集区域的形变量进行线性定权,即设定滑坡识别判定的依据条件为形变量级越大,滑坡发生概率越高。

通过判断矩阵可将当前椭圆标准差下 InSAR 模型中不同区域内所对应的诱发因子权重表达为 $P^T = [0.03 \quad 0.10 \quad 0.06 \quad 0.04 \quad 0.08 \quad 0.01 \quad 0.04 \quad 0.20]$, 根据矩阵一致性检验可得到目标区域内 InSAR 数据的随机一致性比率即为滑坡自然灾害识别的综合指标。其一致性检验公式可以表达为

$$CR = CI/ISR \quad (6)$$

$$CR = (\lambda_{\max} - N)/(N - 1) \quad (7)$$

式中, λ_{\max} 代表特征值最大系数; N 代表判断矩阵所对应不同区域下诱发因子的阶数; CR 代表判断矩阵的一致性比率; CI 代表一致性系数; ISR 代表随机性指标均值系数。

根据山体结构所对应 InSAR 数据的诱发因子权重,对其进行层次分析,以此重新计算不同区域下诱发因子的信息量,即

$$\ln = CRP_i \cdot (x_i, H) = CRP_i \cdot \ln \frac{N_i \cdot S_i^{-1}}{N \cdot S^{-1}} \quad (8)$$

式中, \ln 代表层次分析下不同区域中诱发因子信息量的总和; P_i 代表层次分析判断矩阵所对应目标山体的诱发因子权重。

1.4 潜在滑坡风险区域特征提取

针对上述计算参量,对目标山体结构特征进行整合,以提取已知潜在滑坡风险区域的特征。鉴于丘陵山地地形起伏较大,单一红外热像采集数据在部分区域可能产生成像收缩、叠掩,以及阴影区域 InSAR 数据的诱发因子权重偏差,这些因素均会影响特征提取的准确性。因此,采用 InSAR 技术及已知的 InSAR 数据诱发因子权重信息,对潜在滑坡风险区域进行 ISR 指数可视性分析。

根据目标区域热像中地形像元斜距与地距向分辨率之间的比率,即像素排列因子,模拟地形滑坡诱发因子权重映射与 InSAR 畸变,从而获得潜在滑坡风险区域的 ISR 指数。计算公式为

$$I_r = \text{Insin}(\theta - \beta \times \sin A) \quad (9)$$

式中, θ 代表红外热像采集入射角; β 代表目标山体坡度; A 代表分析区域的坡向校正系数;数据的升维计算需满足 $A = \alpha + \gamma + 180^\circ$, 数据的降维计算需满足 $A = \alpha - \gamma$, 数据

降维计算中 α 代表山体分析坡面的方向, γ 代表红外热像仪架设方位角。

其中, $I_r = 1$ 时, 对应识别特征可提取窗口开放性最好; 当 $\sin \theta < I_r < 1$ 时, 对应识别特征可提取窗口开放性较好; 当 $0 < I_r \leq \sin \theta$ 时, 受到目标图像中部分区域热辐射信号范围收缩影响, 对应识别特征可提取窗口开放性较差; 当 $-1 < I_r \leq 0$ 时, 受到目标图像中部分区域热辐射信号范围叠掩及阴影区域的影响, 对应识别特征可提取窗口开放性很差。

根据上述特征参量, 红外热像仪采集数据的平均入射角修正为 37.4° , 以 $I_r = 0.62$ 为特征提取开放性最佳窗口区域与识别热像扰动区域的分界值, 对人为扰动区域与特征提取区域进行辨别, 通过 InSAR-NDVI 扰动系数随其参量进行计算。计算公式为

$$C_V = \frac{D}{\bar{z}} = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^m (z_i - \bar{z})^2 \cdot (m-1)^{-1}}}{-\bar{z}} \quad (10)$$

$$\bar{z} = I_r \sum_{i=1}^m z_i / m \quad (11)$$

式中, C_V 代表扰动系数; D 代表扰动修正后的识别特征标准偏差; \bar{z} 代表目标识别区域中对应像素元 InSAR-NFVI 的均值系数; z_i 代表目标识别区域中随机位置点上的像素元 InSAR-NFVI 值; m 代表目标识别区域中的滑坡识别窗口的参数。

通过分析后得到扰动系数阈值 $C_{V1} = 0.3054$ 。因此定义目标识别区域扰动系数大于 C_{V1} 的区域为人为扰动区, 小于 C_{V1} 的区域为特征提取区域。通过滑坡山体结构在该区域的 InSAR 数据诱发因子权重信息, 即可完成该区域的特征提取。

1.5 山体滑坡自然灾害自动识别结果模型化输出

将上述提取特征按照山体滑坡诱发因子的实际值对其进行转化, 得到山体滑坡可能发生的信息识别量系数

值。计算公式为

$$I(y, x_1 x_2 \cdots x_n) = \ln \frac{P(y, x_1 x_2 \cdots x_n)}{P(y)} \quad (12)$$

式中, $P(y, x_1 x_2 \cdots x_n)$ 代表滑坡诱发因素 $x_1 x_2 \cdots x_n$ 所构成滑坡 y 的发生率。

将所提取特征识别样本的识别频率设定为 I , 其对应信息识别量系数所对应的滑坡发生贡献率, 可通过计算公式为

$$I(x_i, y) = \ln \frac{H_i \cdot H^{-1}}{S_i \cdot S^{-1}} \quad (13)$$

式中, $I(x_i, y)$ 代表识别因子类别 x_i 所包含滑坡发生信息的总量; H_i 代表目标区域内所分布识别因子类别 x_i 所对应的滑坡单元数量; H 代表目标区域内潜在滑坡灾害发生风险的识别单元总数; S_i 代表目标区域内 InSAR 畸变区域所对应识别因子类别 x_i 的单元总数; S 代表 InSAR 数据全局包含滑坡自然灾害风险的识别单元总数。

根据信息量数值越大, 其识别因子所对应诱发滑坡贡献率越大的原则, 即可得到较为准确的识别结果。

2 应用测试

对提出的识别方法进行效果验证, 验证采用多样本方法对比的方式, 选取基于雷达与 GIS 系统的两种识别方法作为对比方法, 测试过程中分别简称为对比识别方法 A 与对比识别方法 B, 提出方法作为验证方法。在相同配置条件下, 对比目标数据识别效果。

2.1 设置测试条件

为了保证对比测试的公正性和准确性, 选取 GIS 数据库中 2010—2022 年我国山体滑坡山体信息作为测试样本源, 测试平台采用 Windows 11 平台, 测试工具为 matlab, 测试过程中考虑到数据多样性对测试结果影响, 测试样本最小基数设置为 2, 样本间差异化时间间隔为 30 ms, 测试环境选在无人为扰动的仿真测试中心, 如图 2 所示。

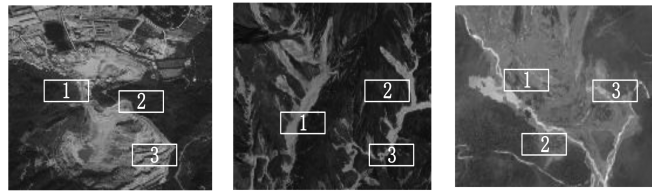


图 2 实验环境

Fig. 2 Experimental environment

2.2 识别精准度测试

在测试样本库中,抽取3组不同山体样本图像作为测试样本,每组样本图像中按照时间不同,标记3处滑坡高发区域作为参照样本,分别由对比识别方法A、对比识别方法B以及验证方法对其进行识别,测试山体样本与测试结果分别如图3、图4所示。



(a) 样本1山体图像 (b) 样本2山体图像 (c) 样本3山体图像
图3 测试山体样本及其滑坡高发区域配置示意图
Fig. 3 Schematic diagram of the test mountain sample and its high-incidence landslide area configuration

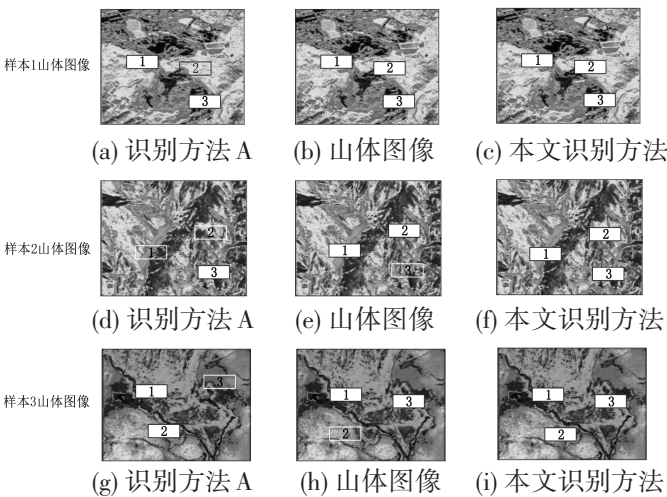


图4 不同方法在不同山体结构样本下山体滑坡识别结果
Fig. 4 Landslide identification results of different methods under different mountain structure samples

由图4可知,在3组样本下,不同识别方法所得识别结果各不相同,按照样本特征对其进行如下分析。

在样本1山体图像中,对比识别方法A对设置滑坡区域1-1、1-2、1-3的识别结果为区域1-1、1-3为识别区域,区域1-2未能识别;根据区域2所在位置,可以说明对比识别方法A在缓冲平面与小范围陡坡结合地带的识别方面存在不足。对比识别方法B对设置滑坡区域1-1、1-2、1-3的识别结果为区域1-2、1-3为识别区域,区域1-3未能识别;根据区域1-1所在位置,可以说明对比识别方法B在多河谷地带边缘识别上受到河谷山地纵深坡度变化的影响较大,存在局部识别偏差。验证方法对设置滑坡区域1-1、1-2、1-3的识别结果为全区域识别,说明其识别精准度能够满足山体样本1特征数据下山体滑坡风险的识别要求。

在样本2中,对比识别方法A对设置滑坡区域2-1、2-2、2-3的识别结果为区域3为识别区域,区域2-

1、2-2未能识别;根据区域2-1、2-2所在位置,可以说明对比识别方法A在山地与陡坡过渡区域的识别方面存在不足。对比识别方法B对设置滑坡区域2-1、2-2、2-3的识别结果为区域2-1、2-2为识别区域,区域2-3未能识别;根据区域2-3所在位置,可以说明对比识别方法B在复杂地形区域的识别上受到地形起伏变化的影响,存在一定的识别误差。验证方法对设置滑坡区域2-1、2-2、2-3的识别结果为全区域识别,再次证明了其识别精准度能够满足山体样本2特征数据下山体滑坡风险的识别要求。

在样本3中,对比识别方法A对设置滑坡区域3-1、3-2、3-3的识别结果为区域3-1、3-2为识别区域,区域3-3未能识别;根据区域3-3所在位置,可以说明对比识别方法A在山区与平原过渡地带的识别上存在不足。对比识别方法B对设置滑坡区域3-1、3-2、3-3的识别结果为区域3-1、3-3为识别区域,区域3-2未能识别;根据区域3-2所在位置,可以说明对比识别方法B在山区边缘地带的识别上受到地形变化的影响,存在一定的识别误差。验证方法对设置滑坡区域3-1、3-2、3-3的识别结果为全区域识别,表明其识别精准度能够满足山体样本3特征数据下山体滑坡风险的识别要求。

综合以上分析,可以得出以下结论:对比识别方法A、B在样本1、2、3的识别过程中,存在不同程度的识别误差。而验证方法在3个山体样本中的识别结果均表现出色,识别精准度高,能够满足山体滑坡风险的识别要求。

2.3 监测电流比较

对上述识别结果可靠性进行测试,测试采用多样本识别数据累积分析模型,在保持上述测试参量不变的情况下,循环测试10万次,并随机抽取1万次样本做均值偏差分析,当均值阈值为1000时,所得偏差结果最具有代表性,因此将其生成表1,并根据其结果进行分析。

表1 滑坡自然灾害识别方法应用稳定性测试结果
Tab. 1 Test results of application stability of landslide natural disaster identification method

编号	对比识别方法 A 均值偏差	对比识别方法 B 均值偏差	验证方法 均值偏差
1	3.66	4.25	1.02
2	4.21	4.62	1.01
3	3.42	4.25	1.00
4	4.25	4.68	1.00
5	4.11	4.23	0.00
6	4.12	3.68	0.00
7	4.62	3.64	0.54
8	3.65	3.75	0.54
9	3.52	4.21	0.42
10	3.15	3.74	0.33

表1所示数据揭示了在大量样本测试中,3种识别方法均存在不同程度的识别偏差。对比识别方法A与识别方法B,两者偏差指标相似度较高。具体而言,识别方法A在中期偏差较大,而识别方法B在前期偏差较大。这表明识别方法A具备一定的识别控制能力,但随着数据量

的增加,其稳定性受到影响。相反,识别方法 B 在前期识别偏差较大,可能源于算法数据配置的缺陷,需通过多轮数据替换才能实现数据偏差的收敛。

另一方面,验证方法的全局偏差数值较小,且收敛控制痕迹明显,表现出显著的效果。鉴于偏差值越小,可靠性越高,可以判断所提出方法的滑坡自然灾害识别结果具有较高的可靠性,且性能稳定性更为优异。

3 结论

针对山体滑坡自然灾害识别偏差问题,采用红外热像仪作为数据采集终端,并对其采集图像进行了相应预处理,同时引入 InSAR 技术对全局识别参量进行量化,彻底解决识别偏差问题,提升识别精准度与方法稳定性。为自然灾害预警提供数据依据。但是,并不意味着提出方法没有缺陷,就目前方法效果来看,缺陷有二,其一,识别速度较慢,由于采用红外热像仪和 InSAR 技术的数据处理过程较为复杂,导致整个识别过程的时间较长,这在一定程度上限制了其在实际应用中的效率。其二,现有的识别方法主要依赖于硬件设备,如红外热像仪和 InSAR 技术,一旦设备出现故障或外部环境条件不允许,识别方法的可靠性将会受到很大影响。

因此,在日后研究中,首先减少不必要的计算步骤,提高计算速度。此外,可以尝试引入并行计算和分布式处理

技术,以加快识别过程。同时,还可以利用深度学习等先进的人工智能技术,实现对复杂数据的快速分析和处理,从而提高识别速度。

其次,可以通过引入多种传感器和监测技术来提升方法中数据的稳定性与适应性,达到将方法调整至最佳状态的目的。

参考文献

- [1]曾维刚,王兵,张继忠,等.基于滑坡体构型特征和激光点云的灾害规模判定方法研究[J].自然灾害学报,2022,31(6):200-209.
- [2]黄玲,王霄,张译.基于Web的山体滑坡监测预警系统开发[J].微处理机,2022,43(2):26-29.
- [3]吴明堂,姚富潭,杨建元,等.基于倾斜摄影测量与InSAR技术的库区滑坡识别[J].人民长江,2023,54(3):130-137.
- [4]朱怡飞,姚鑫,姚磊华,等.基于InSAR和光学遥感的贵州鬃岭采煤滑坡识别与危险性评价[J].地质力学学报,2022,28(2):268-280.
- [5]李永鑫,王德富,马志刚,等.知识图谱驱动下的多源遥感滑坡隐患识别[J].测绘通报,2024(1):12-18.
- [6]杨旋青,毛艳萍.基于改进深度学习的航拍滑坡检测方法[J].计算机工程与设计,2024,45(1):268-274.
- [7]戴妹娟,李恒凯,龙北平,等.融合多源数据的稀土矿区滑坡危险性定量识别方法[J].中国矿业大学学报,2024,53(1):198-210.
- [8]李宗仁,沙永莲,辛荣芳,等.基于时序InSAR的青海同仁市滑坡隐患早期识别与特征解析[J].科学技术与工程,2023,23(35):15158-15170.

(上接第57页)

3 结论

经过深入研究与实践,基于特征提取的光伏发电系统破损故障检测方法已经取得了显著的成果。该方法不仅提高了破损故障检测的准确性,还降低了运维成本,为光伏发电系统的稳定运行提供了有力保障。同时,随着光伏技术的不断进步和应用场景的进一步拓展,其破损故障检测将面临更多新的挑战 and 机遇。因此,未来将继续深化研究,优化设计方法,为光伏发电行业的可持续发展贡献更多力量。

参考文献

- [1]王涛,林培杰,周海芳,等.采用ELM和优化电压传感器布局的光伏阵列故障检测与区域定位[J].福州大学学报(自然科学版),2022,50(4):475-482.
- [2]杜磊,赵涛,冯之健,等.单相短路故障条件下级联模块中压光伏发电系统的有功功率回流抑制[J].电工技术学报,2022,37(20):5201-5213.
- [3]李前宇,辛晓莺,张志伟,等.基于软硬件协调的并网光伏发电系统不对称故障穿越能力提升策略[J].西安理工大学学报,2022,38(3):442-450.
- [4]李忠文,吴龙,程志平,等.参与微电网频率调节的光伏发电系统模

- 糊自适应功率控制[J].电机与控制学报,2023,27(9):126-138.
- [5]胡继新,许永新,耿德诚,等.基于多特征融合的光伏系统串联直流电弧故障识别方法[J].现代电力,2022,39(5):529-536.
- [6]张长春,赵尚,杨弘诚,等.光伏并网逆变器内部短路故障耐受性能试验研究[J].高压电器,2022,58(7):28-33.
- [7]戴森柏,陈志聪,吴丽君,等.利用LSTM和稳态时间序列的光伏阵列故障诊断方法[J].福州大学学报(自然科学版),2022,50(1):54-60.
- [8]AHN J B,JO H B,RYOO H.Real-time DC series arc fault detection based on noise pattern analysis in photovoltaic system[J].IEEE Transactions on Industrial Electronics,2023(70):10680-10689.
- [9]任惠,夏静,卢锦玲,等.基于红外图像和改进MobileNet-V3的光伏组件故障诊断方法[J].太阳能学报,2023,44(8):238-245.
- [10]卢芳芳,牛然,杜海舟,等.对抗型半监督光伏面板故障检测[J].中国图象图形学报,2022,27(10):3031-3042.
- [11]王振,吴继宗,郝杨,等.分布式光伏发电系统接入煤矿配电网设计与研究[J].煤炭工程,2022,54(11):53-56.
- [12]卢忠山,袁建华.基于EEMD-LSTM方法的光伏发电系统超短期功率预测[J].中国测试,2022,48(12):125-132.
- [13]王志洁,李书江,胡红阳,等.构网型光伏发电系统振荡模态分析及抑制策略[J].电力电子技术,2022,56(12):82-86.
- [14]孙德宇,王添,刘延峰,等.基于PQ协调控制的分布式光伏发电量自动预测方法[J].自动化技术与应用,2024,43(8):55-59.
- [15]张雯,王洪伟,宋长城,等.基于强化学习的太阳能光伏电力系统负荷自动检测方法[J].自动化技术与应用,2025,44(10):32-35.