

王烁帆, 崔一飞, 邓雄涛, 李尧, 张勇刚, 伍纯昊, 郭剑. 2026. 基于地震观测记录的地质灾害事件检测——以“23.7”北京山洪泥石流为例[J]. 地球与行星物理论评 (中英文), 57(1): 70-81. doi: [10.19975/j.dqyxx.2025-010](https://doi.org/10.19975/j.dqyxx.2025-010).

Wang S F, Cui Y F, Deng X T, Li Y, Zhang Y G, Wu C H, Guo J. 2026. Geological disaster event detection based on seismic signals: A case study of "23.7" Beijing flush flood and debris flow[J]. Reviews of Geophysics and Planetary Physics, 57(1): 70-81 (in Chinese). doi:[10.19975/j.dqyxx.2025-010](https://doi.org/10.19975/j.dqyxx.2025-010).

基于地震观测记录的地质灾害事件检测——以“23.7”北京山洪泥石流为例

王烁帆¹, 崔一飞^{1*}, 邓雄涛¹, 李尧¹, 张勇刚¹, 伍纯昊², 郭剑³

1 清华大学 水利水电工程系, 北京 100084

2 中国科学院、水利部成都山地灾害与环境研究所, 成都 610299

3 中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101

摘要: “23.7”北京强降雨事件诱发了多处山洪泥石流地质灾害事件, 造成了 33 人死亡、18 人失踪, 经济损失巨大, 引起了社会的广泛关注. 当前地质灾害监测预警系统难以适应复杂环境下的灾害精准预警需求, 发展精细化监测预警技术是山地灾害与工程灾变防控研究的热点和难点. 本研究通过实地考察以及附近地震台站连续记录分析, 确定了北京西山脚下的车耳营村山洪泥石流发生于 2023 年 7 月 31 日 3 点 36 分 (UTC+0 时间), 洪峰高度约 3.5 m. 此次灾害事件激发的地震记录波形呈现纺锤形, 持续时间较长约 100 min. 本研究分别采用长短时间窗比值、统计学本福特定律以及基于频率特征检测的方法, 分别对 LQS 台站记录的车耳营山洪泥石流事件波形进行识别. 结果表明: 传统的长短时窗比值判别方法, 难以提出有效阈值区分背景噪声和长时间的山洪泥石流过程. 基于统计学本福特定律的识别方法, 在没有噪声阈值的情况下, 难以识别灾害事件; 根据背景噪声设置统计阈值的情况下, 能够检测识别到灾害事件. 基于质心频率的检测方法, 有效地利用了高能量事件丰富的时频幅值变化, 可以在没有先验信息条件的情况下, 能够有效且准确地识别距离 1.5 km 小型山洪泥石流事件. 该方法提高了基于地震记录信号的地质灾害识别检测效率, 有望在将来北京地区密集台网监测的情况下, 为地质灾害防灾减灾系统提供新技术.

关键词: “23.7”北京山洪泥石流; 地震记录信号处理; 基于质心频率检测方法

doi: [10.19975/j.dqyxx.2025-010](https://doi.org/10.19975/j.dqyxx.2025-010)

中图分类号: P315

文献标识码: A

Geological disaster event detection based on seismic signals: A case study of "23.7" Beijing flush flood and debris flow

Wang Shuofan¹, Cui Yifei^{1*}, Deng Xiongtao¹, Li Yao¹, Zhang Yonggang¹, Wu Chunhao², Guo Jian³

1 School of Civil Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China

2 Institute of Mountain Hazards and Environment, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610299, China

3 Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

Abstract: The "23.7" heavy rainfall event in Beijing triggered multiple geological disasters of flush flood and debris flows, resulting in 33 deaths, 18 missing persons, and significant economic losses, which has drawn widespread social attention. Currently, geological disaster monitoring and early warning systems struggle to achieve precise warning in complex environments, making the development of refined monitoring and early warning technologies a hot and challenging topic in the research of mountain disaster and engineering disaster prevention and control. Through field investigations and the analysis of continuous records from nearby seismic stations, this study de-

收稿日期: 2025-02-18; 录用日期: 2025-04-21

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (42404062, 42120104002, 42301086)

Supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 42404062, 42120104002, 42301086)

第一作者: 王烁帆 (1996-), 女, 助理研究员, 主要从事地震学研究. E-mail: 1918536605@qq.com

*通信作者: 崔一飞 (1986-), 男, 研究员, 主要从事地质灾害监测预警研究. E-mail: yifeicui@mail.tsinghua.edu.cn



terminated that the debris flow at Che'erying Village at the foot of the Western Hills in Beijing occurred at 03:36 on July 31, 2023 (UTC+0, time), with the flood peak height of approximately 3.5 m. The seismic records triggered by this disaster event exhibited a spindle shape, lasting for about 100 minutes. This study employed three methods—the long-term and short-term window ratio, the statistical Benford's Law, and frequency-based feature detection, to identify the waveform of the Che'erying flash flood and debris flow event recorded at the LQS station. The results indicate that the traditional long-term and short-term window ratio method struggled to establish an effective threshold to distinguish between background noise and the prolonged process of the flash flood and debris flow, failing to identify this event. The identification method based on Benford's Law could not detect the disaster event without a noise threshold; however, when a statistical threshold based on background noise was set, it successfully detected and identified the disaster event. The centroid frequency-based detection method, requiring no prior information, effectively utilizes the rich time-frequency amplitude variations of high-energy events to accurately identify the small-scale flash flood and debris flow event at a distance of 1.5 kilometers. This method enhances the efficiency of geological disaster identification and detection based on seismic signals and holds promise for providing more effective technology, particularly with the dense seismic network in the Beijing area in the future.

Keywords: "23.7" Beijing flush flood and debris flow; seismic signal processing; based on centroid frequency detection method

0 引 言

2023 年 7 月底至 8 月初, 北京地区受台风“杜苏芮”的影响, 爆发了“23.7”强降雨事件, 并在北京北部和西部山区诱发了多处山洪泥石流地质灾害事件. 造成了 33 人死亡、18 人失踪, 对山区基础设施(公路、水库、供水供电管线、通讯设施等)破坏严重, 经济损失巨大, 引起了社会的广泛关注. 目前, 发展精细化监测预警技术是山地灾害与工程灾变防控研究的热点和难点.

常规的山地灾害监测预警工作, 主要分为两类:

(1) 以气象水文激发因子监测为主的灾害中长期风险预警; (2) 以山地灾害动力过程监测的灾害短临警报. 中长期风险预警系统根据经验模型, 当区域降雨量达到地灾起动阈值后进行灾害风险预警(丁桂伶等, 2017; Guo et al., 2016; 韦方强等, 2005), 但该方法提供的时间和地点信息都相对宏观模糊. 现有的短临警报系统针对明确灾害点, 在附近安装 GNSS 位移监测仪、含水率计、泥石流断线报警设备、超声波水位计、冲击力检测器、泥位计等接触式传感设备(Arattano and Marchi, 2008; Badoux et al., 2009; 章书成和余南阳, 2010), 对流域内灾害动力过程进行监测, 提供准确的灾害运动信息. 这些观测设备存在成本高、覆盖范围小等技术瓶颈, 且常常被灾害损毁, 目前的观测技术难以适应复杂环境下灾害精准预警的需求. 近年来, 利用地震记

录信号分析地质灾害过程的研究迅速发展(Bai et al., 2022; 邓凯丰等, 2023; Qian et al., 2021; 盛敏汉等, 2018; Tsai et al., 2012; Xie et al., 2020; Yan et al., 2022; Zhang Z et al., 2024), 其非接触式传感、高时空分辨率、广覆盖的特征, 为地质灾害监测预警技术提供了新思路.

基于地震记录信号的山地灾害过程事件识别是监测预警的关键问题, 目前研究以信号幅值特征检测算法为主. 例如, 经典的长短时间窗比 STA/LTA 算法, 该方法规避了单一阈值对不同地域不同事件的依赖性以及信号毛刺的影响(黄锋等, 2025; 刘翰林和吴庆举, 2017; 刘劲松等, 2013; Stevenson, 1976), 适用于初至震相明显、信噪比高、持续时间较短(秒级-分钟量级)的事件. Coviello 等(2019)利用长短时间窗振幅平均值比检测了意大利东部阿尔卑斯山 Gadoria 泥石流事件, 波形事件持续时间 2~3 min, 台站布设距离沟道约 10 m, 产生了明显的震动信号, 该方法取得了良好的检测效果. 波形互相关模板匹配检测方法(Gibbons et al., 2007; Li and Zhan, 2018; Shelly et al., 2007), 利用模板事件对连续波形进行事件提取, 基于波形相似度区分不同类型事件, Ma 等(2020)通过改进模板匹配方法, 检测了乌鲁木齐一号冰川的冰震事件, 提高了低信噪比下事件检测率. 该算法要求整段事件波形计算互相关, 侧重于后期处理, 难以有效应用于在灾害短临警报.

国内外学者发展了一些基于机器学习的新方法 (Chmiel et al., 2021; 李怀良等, 2024), 通过将大量的事件波形数据、时频特征等作为输入以训练模型, 该方法应用于有密集观测台网的瑞士 Illgraben 泥石流观测系统, 取得了较好的识别效果. 但该方法需要大量灾害事件训练集, 难以适用于台网稀疏地区的灾害事件. Zhou 等 (2024) 将经济学中广泛应用的 Benford's Law 统计方法, 用于地质灾害地表运动过程事件波形分析中, 以瑞士 Illgraben 大型天然泥石流沟道附近的台站波形记录为例, 开发了基于 Benford's Law 首位数信息熵分布特征的地表灾害过程检测算法. 而大多发生山地灾害的区域观测台网稀疏, 台站与灾害事件的相距几公里甚至更远, 现有方法的适应性还需要进一步检测. 本文以北京“23.7”强降雨激发的山洪泥石流为研究对象, 通过对首都圈附近台站连续波形记录的时频特征分析, 分别利用长短时间窗比、Benford's Law 进行灾害事件识别, 进一步提出考虑质心频率的灾害事件检测方法, 最后展望了未来首都圈山地灾害监测系统的设计方案.

1 西山区域地震观测记录和山洪泥石流事件

本研究收集了 2023 年 7 月 28 日—8 月 1 日首都圈及附近宽频带数字台网的连续波形记录, 台站间距 10~30 km, 采样率为 100 Hz, 经过去尖端和去均值等预处理过程, 通过短时傅里叶变换计算得到不同台站的时频谱图. 有明显波形反应的台站主要集中在“23.7”降雨强度大的北京西南山区. 在该区域附近的三个台站, 均发现有明显的区域强降雨及山洪泥石流过程引起的高能量地面震动信号 (图 1), 包括北京海淀区龙泉寺台站 (LQS) 属于 II 类台基噪声水平. 房山区上方山台站 (SFS) 属于 I 类台基噪声水平 (侯颖等, 2019); 以及河北张家口塔儿寺 (TAS) 台站等. 另外还有斋堂水库附近 ZHT 台站, 当时受洪水影响通讯中断, 数据只传输到 7 月 31 日, 造成此台站数据缺失.

北京西山山脉经历多期构造演化过程, 主要分布火山岩和花岗岩. 岩体受构造运动与风化影响发育多组节理, 结构破碎, 为泥石流发生提供了充足的物源条件. 在龙泉寺 LQS 台站附近的车耳营村小流域和七王坟村小流域内支毛沟发育, 主沟、支沟

及次级支沟呈树枝状, 为泥石流水源汇集提供了有利条件 (图 2a). 据村民描述, 受区域强降雨影响, 在北京时间 2023 年 7 月 30 日七王坟村发生泥石流, 次日中午 11 点车耳营村发生山洪泥石流.

现场调查结果表明, 车耳营村山洪泥石流沟道北侧花岗岩体崩滑面垂直高差约 93 m (图 2b), 形成长约 700 m 的流通区, 沟道宽度约 20 m 左右, 面积 0.04 km², 占小流域总面积 1.5%. 沟内分布有巨型花岗岩石块和火山碎屑岩块 (直径 5~10 m). 巨石在泥石流推移过程中, 散落在沟道内形成多处陡坎, 高约 3~4 m, 形成自然堤坝对巨石起到拦截作用 (Zhang Y et al., 2024), 沟口山洪泥痕显示当时洪峰高度为 3.5 m (图 2d). LQS 台站位于山洪泥石流沟道东北侧约 1.5 km, 此次山洪泥石流事件在 LQS 台站有清晰的波形记录, 信号 (对应图 3a 中 13000~17000 s) 和噪声 (图 3a 中 0~4000 s) 功率均方根比值为 19.3 dB, 事件发生于 2023 年 7 月 31 日 3 时 36 分 (± 5 min, UTC+0 时间), 持续时间约 100 min, 激发了 3~45 Hz 频率波段的高能量信号. 山洪泥石流地表过程主要激发高频波形信号, 这些波形信号随着距离增加快速衰减. 随着距离增加, 灾害次近的台站是 BJT 台站 (距离 11.4 km), SSL 台站 (距离 21.4 km) 未见明显的降雨及山洪泥石流信号. 本研究以 LQS 台站记录的车耳营村小流域的山洪泥石流事件波形作为案例, 探究基于地震记录信号不同检测方法的适用性和稳定性.

2 基于幅值特征事件检测识别方法

2.1 长短时间窗比检测

长短时间窗比 (STA/LTA) 方法为基于震动信号检测高能量事件的经典算法, 通过计算两个不同长度时间窗口内信号的幅值特征函数比值, 判断比值是否超过设定的阈值, 实现高能量事件的自动识别 (公式 1-4). 当信号到达时, 短时窗 STA 平均幅值特征变化比 LTA 变化快, 相应的 STA/LTA 值会突然增大, 这种突变通常与高能量事件的到来相关联, 该算法广泛应用于微震信号拾取. 而山洪泥石流识别与常规微震识别存在较大不同, 微震识别通常拾取 P 波初至信号, 时窗长度依据微震信号主周期设置为几秒 (刘晗和张建中, 2014).

本研究通过 LQS 台站记录的 2023 年 7 月 31

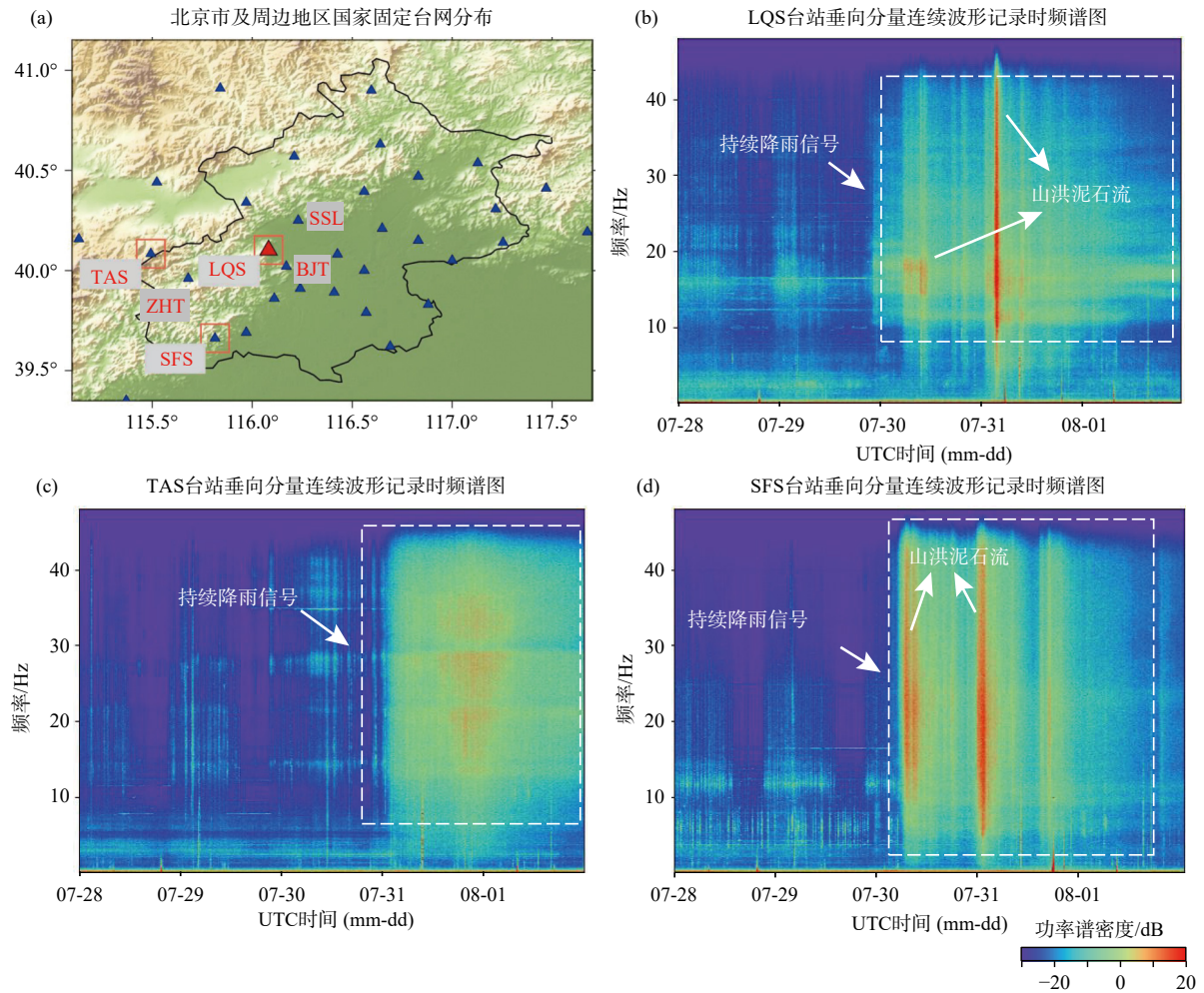


图 1 (a) 北京市及周边地区国家固定台网分布. 其中, 红色线框标出的三个台站, 分别表示记录到由强降雨及地质灾害过程引起明显地面震动的台站; (b-d) LQS 台站、TAS 台站、SFS 台站垂向分量 2023 年 7 月 28 日到 8 月 1 日 (UTC+0 时间) 之间的连续波形原始记录的时频谱图. 暖色调表示高能量事件信号, 冷色调表示低能量背景噪声

Fig. 1 (a) Seismic stations (triangles) around Beijing, China. Among them, the three stations marked with red borders indicate those that have recorded seismic motions caused by heavy rainfall and geological disaster processes; (b-d) Spectrograms of the original continuous recordings for the vertical component at stations LQS, TAS, and SFS from July 28 to August 1, 2023 (UTC+0, time). Warm tones represent high-energy event signals, while cool tones indicate low-energy background noise

日 03:36 (UTC+0 时间) 车耳营村山洪泥石流事件和 2023 年 7 月 28 日 19:23:46 (UTC+0 时间) 印度安达曼群岛地震事件, 作为案例进行对比分析. 具体选取事件前后共 20 000 s 数据, 根据高淑芳等 (2008) 利用谐波信号推导论证的兼具信号振幅和频率变化特征的公式 (3), 设置特征函数. 长短时间窗比值辨识方法 (STA/LTA) 准确区分事件和噪声的关键在于阈值的选取, 而阈值受时窗长度影响 (刘晗和张建中, 2014). 本研究设置了短时窗 2 s、5 s、10 s, 长时窗为短时窗的 10 倍长 (图 3), 分别计算其长短时窗内特征函数比值随时间变化:

$$STA_i = \frac{1}{N} \sum_{n=i-N+1}^i CF(n) \quad (1)$$

$$LTA_i = \frac{1}{M} \sum_{n=i-M+1}^i CF(n) \quad (2)$$

$$CF(n) = \sqrt{Y(n)^2 + [Y(n) - Y(n-1)]^2} \quad (3)$$

$$R = \frac{STA_i}{LTA_i} \quad (4)$$

其中, i 表示采样时刻, N 表示长时窗的长度, M 表示短时窗的长度, $Y(n)$ 表示 n 时刻的幅值, $CF(n)$ 表示特征函数值, R 为长短时窗比值.

长短时间窗比值辨识方法的适用性, 主要在于目标事件波形, 是否满足短时间内波形能量迅速增加的假设. 即当信号达到时, STA 要比 LTA 变化得快, 相应的 STA/LTA 值会有明显增加, 如图 3b 比值增加一个数量级. 地震事件激发体波和面波信号, 当体波初至震相到达台站时, 波形能量瞬间增加, STA/LTA 方法能够有效识别地震信号与背景噪声. 而山洪泥石流等地表运动过程主要激发面波信号, 体波信号非常微弱. 随着山洪泥石流龙头运动逐渐

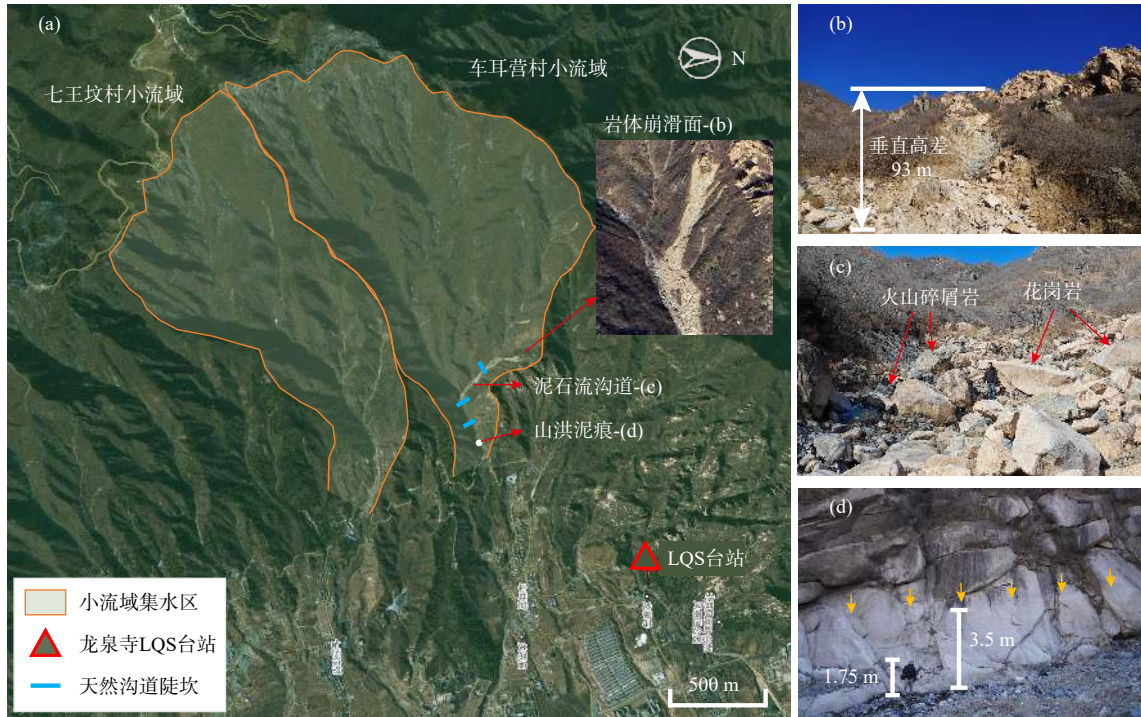


图2 (a) LQS 台站与附近泥石流分布位置 (影像来源于吉林一号); (b) 花岗岩体崩滑面垂直高差约 93 m; (c) 泥石流沟道内火山碎屑岩和花岗岩的巨型石块 (直径 5~10 m); (d) 沟口山洪泥痕高约 3.5 m

Fig. 2 (a) Distribution of LQS station and nearby debris flows (image source: Jilin-1 Satellite); (b) Granite rock mass collapse and sliding surface with a vertical height difference of 93 m; (c) Within the debris flow gully, there are boulders of pyroclastic rock and granite with diameters ranging from 5 to 10 meters; (d) The height of mud crack caused by flush flood is approximately 3.5 m

靠近台站, 波形峰值逐渐增加至最大. 泥石流整段波形呈现纺锤状, 能量缓慢增加, 无明显初至震相. STA/LTA 比值虽然对泥石流事件有一定的响应, 但其比值较小 (小于 4), 难以和背景噪声进行有效区分. 因此, 此方法不适用于识别距离超过数十米的小型山洪泥石流事件 (Coviello et al., 2019).

2.2 基于本福特定律 (Benford's Law) 拟合度的事件检测

近年来, 国内外学者们将统计学规律用于事件监测分析中, Sambridge 等 (2010) 统计分析了天文学、地球物理学、数学、工程学等不同领域的观测量的首位数, 呈现幂律分布特征 (公式 5), 满足本福特定律. 该定律表明, 首位数为 1 的观测量出现概率接近 0.301, 首位数为 2 的观测量出现概率接近 0.176, 依次类推得到首位数 1~9 的出现概率. 将本福特定律应用在地震记录时序信号分析中, 发现台站波形记录往往受周围持续噪声源影响, 呈现周期规律性的分布特征, 而当地震、滑坡、山洪泥石流等高能异常事件发生时, 信号振幅变化丰富, 此时的首位数分布特征与本福特定律更加接近. Zhou 等 (2024) 开发了基于本福特定律, 统计

固定噪声阈值以上的首位数信息熵分布特征, 计算与基于本福特定律拟合度的检测算法, 该方法的公式如下:

$$P(d) = \log_{10}(1 + d^{-1}) \quad (5)$$

$$\phi = 1 - \left\{ \sum_{d=1}^9 \frac{[P(d)_{\text{obs}} - P(d)]^2}{P(d)} \right\}^{1/2} \quad (6)$$

公式中, d 表示从 1~9 的数值, $P(d)$ 表示遵循本福特定律的首位数为 1~9 的分布概率, $P(d)_{\text{obs}}$ 为对时序信号实际统计中首位数 1~9 出现的频率, ϕ 表征首位数实际分布与本福特定律的拟合度.

本文基于本福特定律拟合度对此次山洪泥石流数据进行识别检测, 将原始电信号记录进行去均值的操作, 本文设置 100 s 时长的滑动窗口, 统计某个阈值之上的每个窗口时间序列波形的首位数分布特征, 并计算每个窗口下首位数分布特征与本福特定律的拟合度 ϕ , 得到 ϕ 随时间变化的曲线. 本文分别测试了三种不同噪声阈值 0、457 (阈值选取来自 7 月 31 日波形振幅均值)、692 (阈值选取来自 7 月 30 日—31 日连续波形振幅均值) 下, 波形振幅首位数分布与本福特定律拟合度 ϕ 的分布情况. 结果表明, 当不设置噪声阈值的情况下, 整段波形

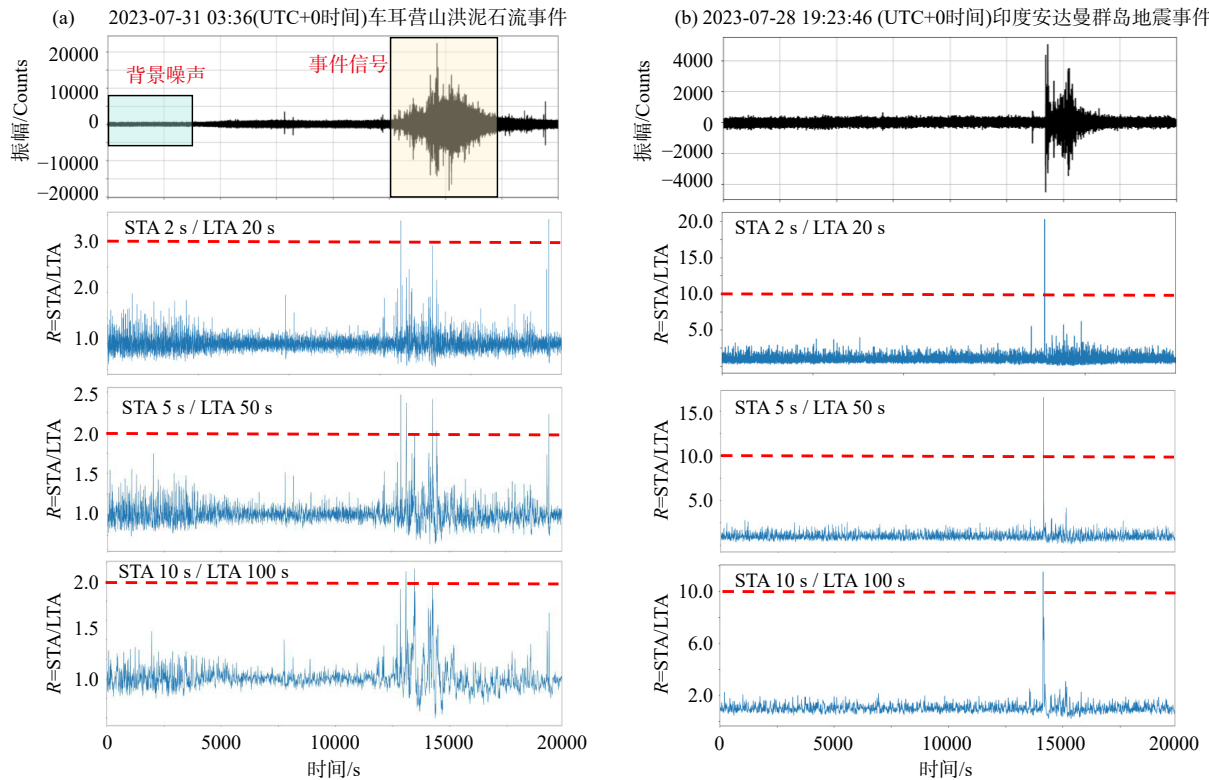


图 3 (a) 2023 年 7 月 31 日 03:36 (UTC+0 时间) 车耳营村山洪泥石流事件的波形图和长短时间窗比值分布; (b) 2023 年 7 月 28 日 19:23:46 (UTC+0 时间) 印度安达曼群岛 M_6 地震事件的波形图和长短时间窗比值分布. 其中, 短时窗分别取 2 s、5 s、10 s, 长时窗为短时窗的 10 倍长. 黑色波形显示事件前后共 20 000 s 波形, 红线表示阈值

Fig. 3 Seismic waveform and long-to-short time window ratio on July 31, 2023 03:36 (UTC+0, time) debris flow event in Che'erying Village, Beijing China (a) and July 28, 2023 19:23:46 (UTC+0, time) M_6 earthquake event in the Andaman Islands, India (b). Short time windows are set to 2 s, 5 s, and 10 s, and the long time window are 10 times the length of the short-term window, respectively. The black waveform displays approximately 20 000 s of data surrounding the event, and the red line indicates the threshold

拟合度均大于 0.8, 背景噪声和山洪泥石流事件没有区分度. 当阈值设置为 457 时, 可以明显区别背景噪声 (-1.0)、强降雨 (>-0.2) 和山洪泥石流事件 (>0.0). 当阈值设置为 692 时, 可以将强降雨归为背景噪声中 (-1.0), 并与山洪泥石流事件 (>-0.5) 进行明显分类. 此方法在通过背景噪声先验信息分析的情况下, 设置特定的噪声阈值, 能够对 1.5 km 以外的小型山洪泥石流事件进行识别检测.

基于本福特定律拟合度的事件检测方法, 依赖噪声阈值参数的选取, 将噪声与事件信号进行区分. 该数值与仪器本身噪声以及台站周围环境背景噪声水平相关 (图 4), 在将来研究中, 会结合不同台网结构下, 不同灾种类别检测的情况, 对噪声阈值参数进行更加系统的研究.

3 基于频率特征检测识别

山洪泥石流往往激发 1 Hz 以上高频波形 (Allstadt et al., 2018; Zhang et al., 2021), 车耳营村山

洪泥石流主要频率范围主要集中在 3 Hz 以上 (图 5), 本研究尝试利用峰值频率和质心频率, 作为判识山洪泥石流事件的特征因子. 其中, 峰值频率 f_p , 即某时窗内能量最大所对应的频率; 而质心频率 f_c 为信号频谱分布的质心, 用来描述信号的主要频率成分. 质心频率的计算通过短时傅里叶变换, 采用汉宁窗平滑加权函数抑制旁瓣, 窗口长度设置为 4096, 后将频率幅值的绝对值平方, 获得波形功率谱密度 $P(f_i)$, 并转换到分贝单位 dB. 频率 f_i 和功率密度 $P(f_i)$ 的乘积表示每个频率点对频谱中心的贡献. 分子通过积分 $f_i \cdot P(f_i)$ 得到频率的加权平均频率; 分母对 $P(f)$ 总功率密度进行积分, 表示信号的总能量, 通过比值得到质心频率 f_c :

$$f_c = \frac{\sum_i f_i \cdot P(f_i)}{\sum_i P(f_i)} \quad (7)$$

在计算峰值频率过程中, 容易受仪器记录、数据处理过程中产生的异常信号影响, 导致出现极低

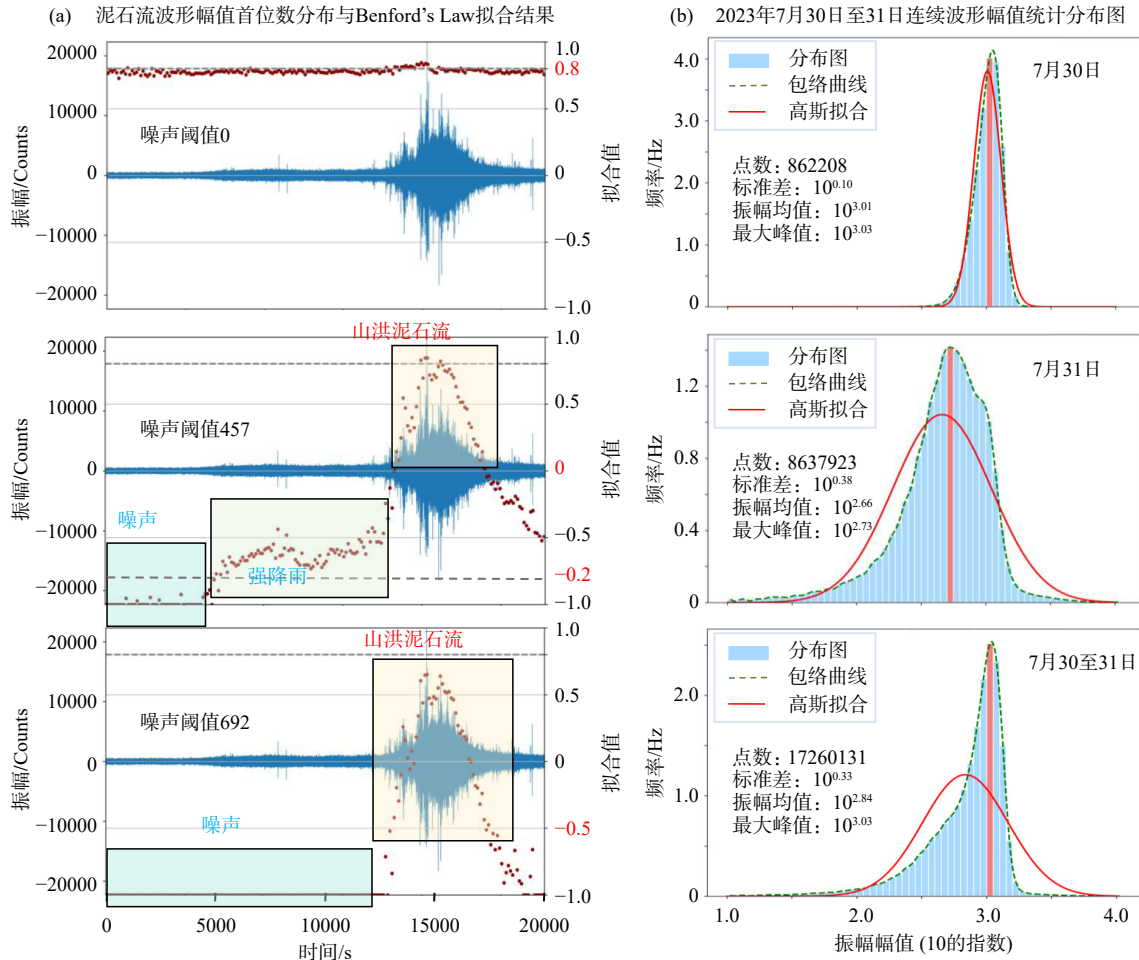


图 4 (a) 基于不同噪声阈值 (0、457、692) 山洪泥石流波形幅值首位数分布与本福特定律拟合结果。蓝色线垂直分量原始波形记录, 单位表示振幅值, 红色点标记了首位数分布特征与本福特定律拟合度 ϕ 随时间变化情况。(b) 2023 年 7 月 30 日、31 日和 30—31 日 (UTC+0 时间) 连续波形记录中幅值大小统计图。横坐标为振幅大小, 纵坐标为统计频率, 绿色虚线为直方图的包络曲线, 红色曲线表示高斯拟合分布曲线

Fig. 4 (a) Fitting results of Benford's Law based on the distribution of first digit of debris flow seismic waveform amplitudes selected using different noise thresholds (0, 457, 692). Blue lines represents the original seismic waveform recordings of the vertical component, with units denoting amplitude. Red dots mark the fitness of first digit and Benford's Law at different moments. (b) Statistical distribution of the continuous waveform amplitude from July 30, July 31, and the period spanning July 30-31, 2023 (UTC+0, time). The horizontal axis represents the amplitude values, while the vertical axis indicates the statistical frequency. Green dashed lines correspond to the envelope curves of the histogram, and the red curves denote the Gaussian fitted curve

频率或者不连续异常值的假象。因此, 本研究通过短时傅里叶变换得到某时窗下的频谱, 去掉极低和极高的异常值后, 再选取其峰值频率。结果显示, LQS 台站记录的车耳营山洪泥石流前后 20000 s 波形的峰值频率集中在 10~20 Hz, 但该值只表征了时窗下最大能量对应的频率, 缺乏能量量级信息, 还是难以有效区分降雨信号、山洪泥石流事件以及背景噪声。通过公式 (7) 计算获得波形的质心频率, 该值包含了频率和能量信息。结果显示, 降雨造成的地震记录波形记录其质心频率主要在 1 Hz 附近, 而山洪泥石流运动的波形信号能量更高, 其质心频率大于 5 Hz。质心频率计算结果稳定连续, 且不需要进行波形去均值的预处理, 可以清晰地将山洪泥

石流事件与背景噪声进行区分, 能够为山洪泥石流判识技术提供可靠约束。

利用质心频率方法对 SFS 台站和 TAS 台站进行验证, 结果表明 SFS 台站有明显的山洪泥石流的波形记录, 同时通过遥感影像数据也探测到了距离台站 0.86 km 的泥石流沟道在强降雨前后发生了明显变化 (图 6)。通过 TAS 台站波形记录分析, 周围区域未观察到明显的泥石流事件, 主要还是区域降雨造成的信号, 结合卫星影像, 该区域植被覆盖较好, 未发育大型泥石流沟道 (图 7)。由此, 通过质心频率的方法可以有效识别出台站附近的山洪泥石流事件, 然而不同区域的泥石流类型、规模、大石块数量及体积的动力学相关参数也是造成信号

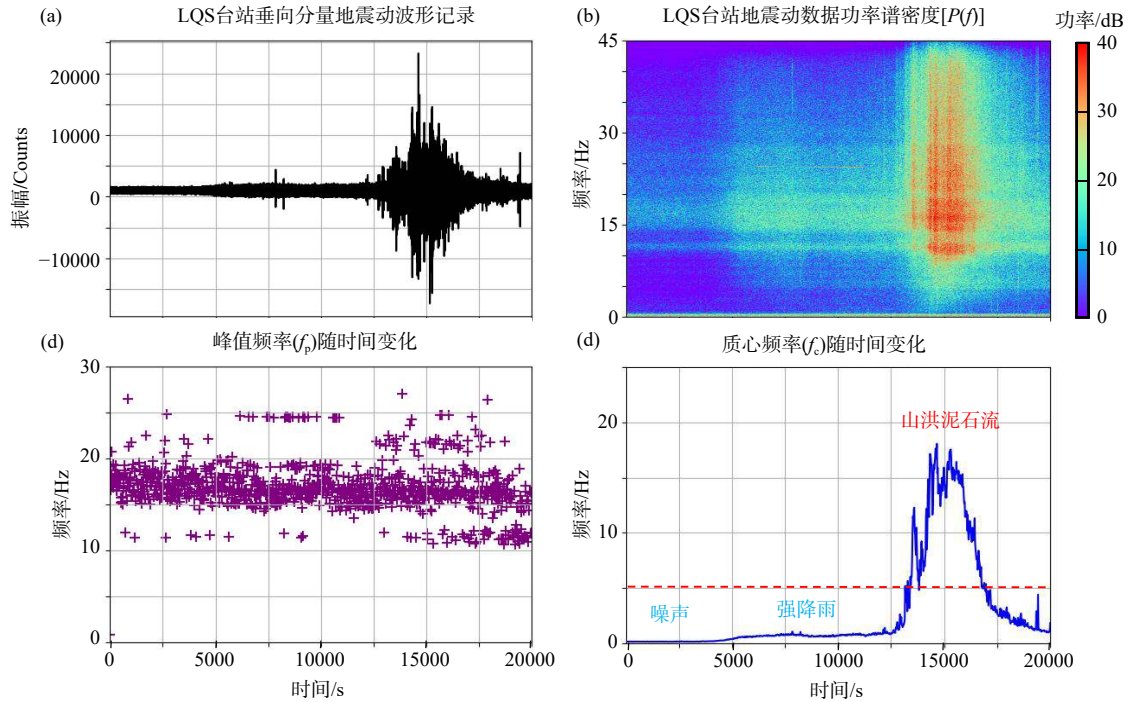


图 5 (a) LQS 台站垂向分量原始地震波形记录; (b) LQS 台站地震记录数据时频谱图, 窗口长度设置为 4096 个采样点; (c) 峰值频率 (紫色十字) 随时间变化; (d) 质心频率 (蓝线) 随时间变化

Fig. 5 (a) The original seismic waveform of the vertical component recorded by LQS station; (b) The spectrogram of the seismic data at LQS station, with the window length of 4096 sampling points; (c) Peak frequency (purple crosses) varies with time; (d) Centroid frequency (blue lines) varies with time

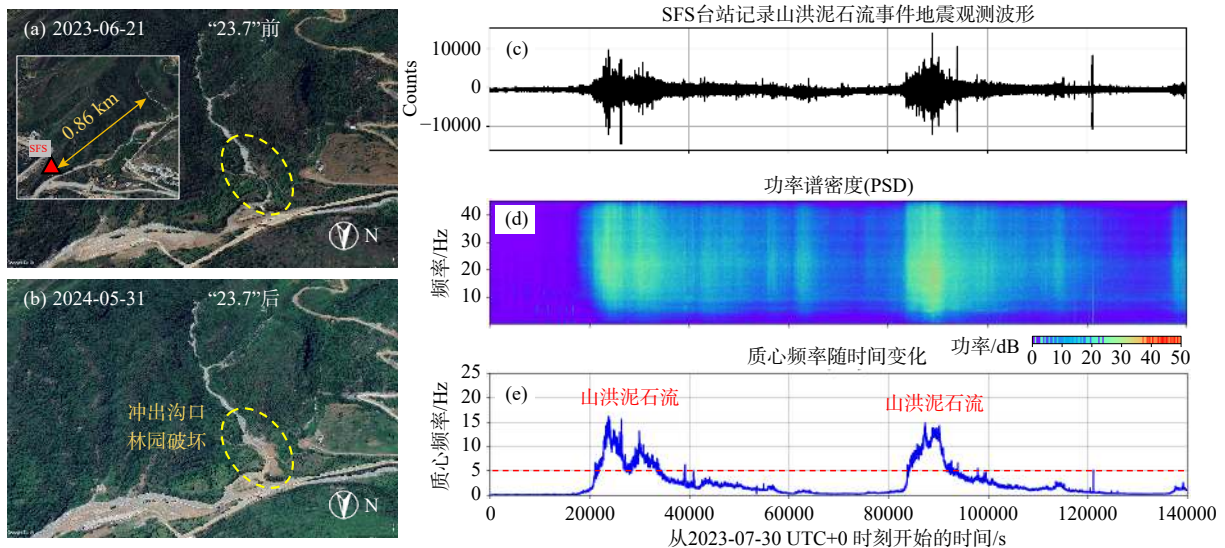


图 6 SFS 台站附近的泥石流沟道“23.7”前 (a) 后 (b) 的影像图, SFS 台站附近的山洪泥石流事件地震观测波形 (c) 及功率谱密度图 (d) 和质心频率随时间变化 (e), 其中红色虚线表示地表高能量事件质心频率判断阈值 5 Hz

Fig. 6 Remote images of debris flow channels near SFS station before (a) and after (b) the "23.7" event. Seismic waveform (c) and power spectrum density (d) recorded by SFS station, as well as centroid frequency various with time (e), where the red dashed line represents threshold (5 Hz) for the centroid frequency of surface high-energy events

振幅的关键因素, 在未来研究工作中, 会考虑灾害动力学参数与地震波形记录的对应关系。

4 结论与讨论

本研究通过现场实地调查, 确定了“23.7”北

京车耳营山洪泥石流事件, 作为“ground truth”案例, 对泥石流波形特征以及不同识别方法检测能力进行了分析讨论 (表 1)。测试结果表明传统的长短时窗比值判别方法和基于峰值频率检测的方法, 均无法区分背景噪声和长时间的山洪泥石流过程。基于统计学本福特定律检测方法的识别能力, 需要

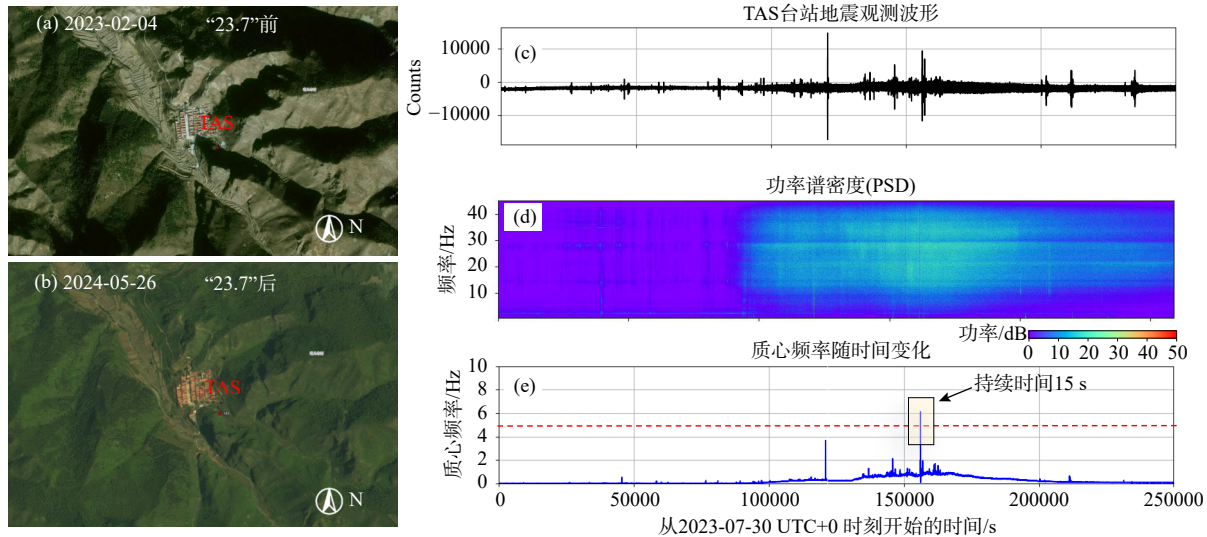


图7 TAS台站附近的泥石流沟道“23.7”前(a)后(b)的影像图, TAS台附近的山洪泥石流事件地震观测波形(c)及功率谱密度图(d)和质心频率随时间变化(e), 其中红色虚线表示地表高能量事件质心频率判断阈值 5 Hz

Fig. 7 Remote images of debris flow channels near TAS station before (a) and after (b) the "23.7" event. Seismic waveform (c) and power spectrum density (d) recorded by TAS station, as well as centroid frequency various with time (e), where the red dashed line represents threshold (5 Hz) for the centroid frequency of surface high-energy events

对波形进行去均值, 并依赖噪声阈值的选取. 基于时频域能量信息的质心频率检测方法, 直接对原始波形进行处理, 无需先验条件信息, 有效地利用了高能量事件丰富的时频幅值变化, 能够有效且准确地识别距离 1.5 km 小型山洪泥石流事件, 将地质灾害事件识别距离从几十米提高至 1.5 km. 本研究提出了基于质心频率检测识别方法, 与现有的方法相比, 明显提高了识别检测效率. 然而, 本文研究事例较少, 未来还需要进一步使用更多地质灾害事件进行检测. 在后续的工作中我们尝试建立不同地质灾害事件波形特征(持续时间、频率范围、波形包络、质心频率等 79 个特征参数)信息库, 采用主成分分析 (PCA)、K-最邻近算法 (KNN)、随机森林 (RF)、长短期记忆网络 (LSTM) 及卷积神经网络 (CNN) 等机器学习算法进行训练与测试, 并利用训练完成的模型开展泛化实验, 以期望有效准确识别滑坡、泥石流等地质灾害事件.

历史资料表明 (史明远, 2016; 于虹, 2018), 元末以来北京地区发生暴雨洪涝灾害的年份, 出现频率约为 45%, 平均约 2 年一遇; 其中重灾年出现

频率为 17%, 约 6 年一遇. 北京山区地形复杂, 山坡陡峻, 切割较深, 沟源和支沟沟床比降高; 区域断裂发育, 地层岩性组合多样, 松散碎屑物质丰富. 在极端降雨事件影响下, 极易形成群发性泥石流. 北京山区发育的泥石流沟道 705 条, 分布在房山、门头沟、怀柔、密云、平谷等 7 个区县, 涉及乡镇 61 个 (图 8). 花岗岩则在北京山区大面积分布, 崩塌、滑坡与泥石流在花岗岩内最多, 在白云岩和片麻岩中分布次之. 北京山区地质灾害具有高频次、危害大的特征, 本研究针对“23.7”北京山洪泥石流事件, 基于首都圈地震台网台站对灾害事件进行了特征识别分析, 显示出地震监测在地质灾害运动过程研究中具有巨大潜力.

对于 2023 年车耳营山洪泥石流事件, 本研究通过 LQS 台站数据进行了事件识别分析, 限于现场观测数据的缺乏, 难以判断山洪和泥石流不同阶段. 目前国家固定台网对于地质灾害事件研究仍较为稀疏, 其观测覆盖范围主要集中在台站附近数公里以内. 将来随着首都圈台网不断建设和加密, 基于区域密集观测台阵 (陈政等, 2024; Shen et al.,

表 1 不同识别方法的特征因子与测试结果对比

Table 1 Comparison of feature factors and test results of different identification methods

不同方法	特征因子	山洪/泥石流事件识别效果
长短时间窗比值方法	时间域幅值信息(能量)	无法提取有效阈值, 难以识别
本福特定律检测方法	时间域幅值信息(能量)	波形预处理, 以及背景噪声水平的先验条件, 可以识别
峰值频率特征识别方法	时频域峰值能量对应的频率	无法识别
质心频率特征识别方法	时频域能谱的综合信息	无需预处理, 能够清晰识别

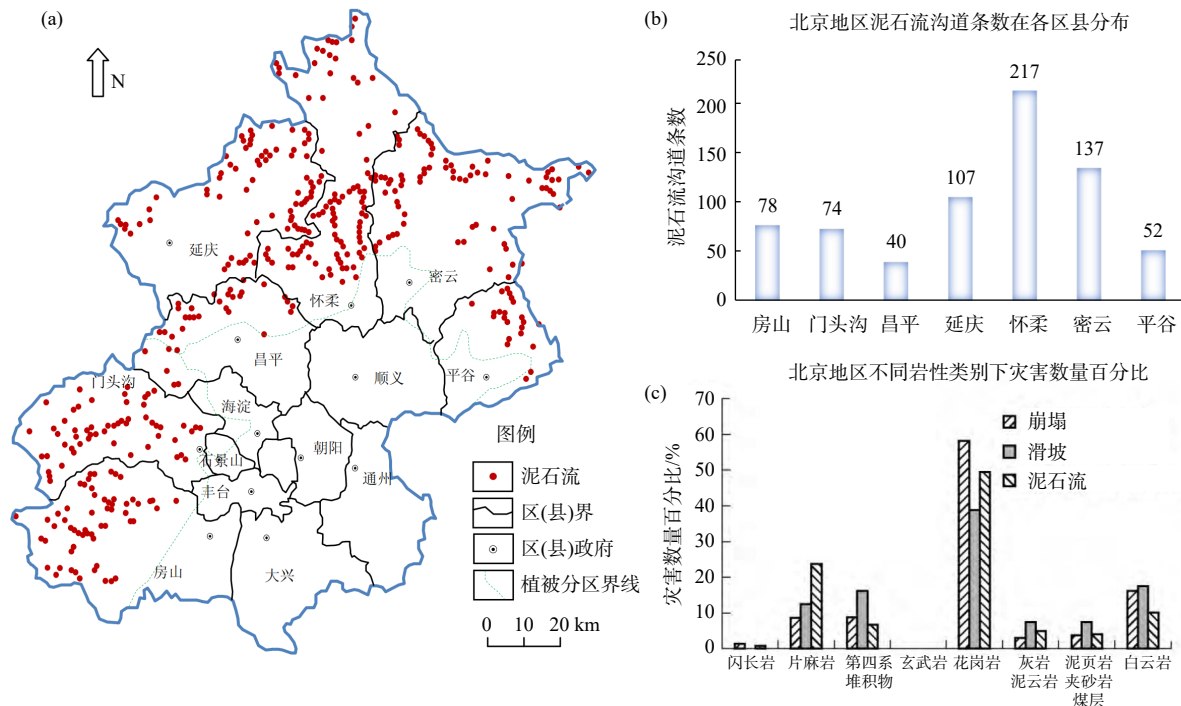


图 8 北京地质灾害分布情况。(a) 已探明的泥石流流域位置图 (引自 [史明远, 2016](#)); (b) 泥石流沟道条数在北京市各区县分布; (c) 不同岩性类别下地质灾害数量百分比 (引自 [倪树斌等, 2018](#))

Fig. 8 Distribution of geological disasters in Beijing. (a) Locations of identified debris flow channels (from [Shi, 2016](#)); (b) Statistical chart of the number of debris flow channels in various districts and counties of Beijing; (c) Statistical chart of the percentage of geological disasters occurring in different rock types (from [Ni et al., 2018](#))

2024; 杨婧蕾等, 2024; Zhang et al., 2023), 利用聚束分析、反投影成像等方法 (曹博男和盖增喜, 2021; 胡久鹏等, 2018), 研究山洪泥石流等地质灾害事件动力学过程 (Cook et al., 2021)。除了区域密集台网, 还可以在北京山区选取典型沟道, 沿着沟道选择 3~4 个监测断面, 布设震动、冲击力、视频监控、超声波流速流量探测等多元传感器, 细致研究山洪泥石流在上游形成区对沟道的刮铲作用, 在中游流通区对沟道的冲刷侧蚀作用, 以及下游堆积区的致灾过程。未来有望基于山洪泥石流动力学综合观测, 构建地震观测信号-山洪泥石流物理属性关系, 进一步丰富基于地震观测记录的地质灾害运动过程反演技术, 为地质灾害监测系统提供新方向。

致谢

波形数据下载自中国地震局地球物理研究所国家台网数据备份中心 (DOI:10.11998/SeisDmc/SN)。

References

- Allstadt K, Matoza R, Lockhart A, et al. 2018. Seismic and acoustic signatures of surficial mass movements at volcanoes[J]. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*, 365: 76-106.
- Arattano M, Marchi L. 2008. Systems and sensors for debris-flow monitoring and warning[J]. *Sensors*, 8(4): 2436-2452.
- Badoux A, Graf C, Rhyner J, et al. 2009. A debris-flow alarm system for the Alpine Illgraben catchment: Design and performance[J]. *Natural Hazards*, 49(3): 1517-1539.
- Bai L, Jiang Y, Mori J. 2022. Source processes associated with the 2021 glacier collapse in the Yarlung Tsangpo Grand Canyon, southeastern Tibetan Plateau[J]. *Landslides*, 20: 421-426.
- Cao B N, Ge Z X. 2021. 2020 $M_w 7.7$ Caribbean Sea earthquake: A supershear event revealed by teleseismic P wave back-projection method[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 64(5): 1558-1568 (in Chinese).
- Chen Z, Fang W H, Hsu S H, et al. 2024. Advances in monitoring of bedload transport in mountain rivers with high-frequency acoustic signals[J/OL]. *Advanced Engineering Sciences*, 5: 1-22 (in Chinese).
- Chmiel M, Walter F, Wenner M, et al. 2021. Machine learning improves debris flow warning[J]. *Geophysical Research Letters*, 48: e2020GL090874.
- Cook K, Rekapalli R, Dietze M, et al. 2021. Detection and potential early warning of catastrophic flow events with regional seismic networks[J]. *Science*, 374(6563): 87-92.
- Coviello V, Arattano M, Comiti F, et al. 2019. Seismic characterization of debris flows: Insights into energy radiation and implications for warning[J]. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 124: 1440-1463.
- Deng K F, Cheng Q G, Lin Q W, et al. 2023. Characteristic analysis of

- the seismic signal for granular flow impacting the ground[J]. *Journal of Engineering Geology*, 31(1): 134-144 (in Chinese).
- Ding G L, Wang Y H, Mao J, et al. 2017. A study of the rainfall threshold of debris flow forewarning in Beijing based on susceptibility analysis[J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 44(3): 136-142 (in Chinese).
- Gao S F, Li S Y, Wu D P, et al. 2008. An automatic identification method of seismic phase based on modified STA/LTA algorithm[J]. *World Earthquake Engineering*, 24(2): 37-41 (in Chinese).
- Gibbons S J, SoRensen M B, Harris D B, et al. 2007. The detection and location of low magnitude earthquakes in northern Norway using multi-channel waveform correlation at regional distances[J]. *Physics of The Earth and Planetary Interiors*, 160(3-4): 285-309.
- Guo X, Cui P, Li Y, et al. 2016. Intensity-duration threshold of rainfall-triggered debris flows in the Wenchuan Earthquake affected area, China[J]. *Geomorphology*, 253(JAN.15): 208-216.
- Hou J, Yu D X, Ye Q D, et al. 2019. Analysis on station background noise of digital seismic stations of Beijing Seismic Network[J]. *Seismological and Geomagnetic Observation and Research*, 40(4): 102-107 (in Chinese).
- Hu J P, Wang W T, Wang B S, et al. 2018. Calculating the propagation of airgun source in a limited water body using the back-projection method[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 61(3): 1000-1012 (in Chinese).
- Huang F, Lü L Q, Ma C, et al. 2025. Debris flow unstable movement and response to seismic signals in paleosedimentary basins[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 44(6): 223-230 (in Chinese).
- Li H L, Meng L D, Wen J N, et al. 2024. An intelligent method for rapid identification of large landslide events from continuous seismic recordings[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 67(12): 4503-4514 (in Chinese).
- Li Z, Zhan Z. 2018. Pushing the limit of earthquake detection with distributed acoustic sensing and template matching: A case study at the Brady geothermal field[J]. *Geophysical Journal International*, 3: 1583-1593.
- Liu H, Zhang J Z. 2014. STA/LTA algorithm analysis and improvement of microseismic signal automatic detection[J]. *Progress in Geophysics*, 29(4): 1708-1714 (in Chinese).
- Liu H L, Wu Q J. 2017. Developments of research on earthquake detection and seismic phases picking[J]. *Progress in Geophysics*, 32(3): 1000-1007 (in Chinese).
- Liu J S, Wang Y, Yao Z X. 2013. On micro-seismic first arrival identification: A case study[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 56(5): 1660-1666 (in Chinese).
- Ma H, Chu R, Sheng M, Yu Z. 2020. Template matching for simple waveforms with low signal-to-noise ratio and its application to ice-quake detection[J]. *Earthquake Science*, 33: 256-263.
- Ni S B, Ma C, Yang H, et al. 2018. Spatial distribution and susceptibility analysis of avalanche, landslide and debris flow in Beijing mountain region[J]. *Journal of Beijing Forestry University*, 40(6): 81-91 (in Chinese).
- Qian Y, Li Z, Chen X. 2021. An improved method for computing broadband Green's functions of surface sources and its application to inverting the processes of the 2017 Xinmo Landslide[J]. *Seismological Research Letters*, 92(5): 3113-3125.
- Sambridge M, Tkalčić H, Jackson A. 2010. Benford's law in the natural sciences[J]. *Geophysical Research Letters*, 37: L22301.
- Shelly D R, Beroza G C, Ide S. 2007. Non-volcanic tremor and low-frequency earthquake swarms[J]. *Nature*, 446(7133): 305-307.
- Shen Z, Yang Y, Fu X, et al. 2024. Fiber-optic seismic sensing of vadose zone soil moisture dynamics[J]. *Nature Communications*, 15: 6432.
- Sheng M H, Chu R S, Wei Z G, et al. 2018. Study of microseismicity caused by Xishancun landslide deformation in Li County, Sichuan Province[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 61(1): 171-182 (in Chinese).
- Shi M Y. 2016. Study on debris flow prediction and earlier warning system for Nanjiao catchment, Beijing[D]. Changchun: Jilin University (in Chinese).
- Stevenson P R. 1976. Microearthquakes at Flathead Lake, Montana: A study using automatic earthquake processing[J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 66(1): 61-80.
- Tsai V C, Minchew B, Lamb M P, et al. 2012. A physical model for seismic noise generation from sediment transport in rivers[J]. *Geophysical Research Letters*, 39(2): 2011GL050255.
- Wei F Q, Hu K H, Chen J. 2005. Determination of effective antecedent rainfall for debris flow forecast[J]. *Journal of Mountain Science*, 23(4): 453-457 (in Chinese).
- Xie J, Chu R, Ni S. 2020. Relocation of the 17 June 2017 Nuugaatsiaq (Greenland) landslide based on Green's functions from ambient seismic noises[J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 125: e2019JB018947.
- Yan Y, Cui Y, Huang X, et al. 2022. Combining seismic signal dynamic inversion and numerical modeling improves landslide process reconstruction[J]. *Earth Surface Dynamics*, 10(6): 1233-1252.
- Yang J L, Liu J, Li S, et al. 2024. Fluvial seismology: A seismological approach to advancing the continuous dynamic monitoring of river hydrology[J]. *Chinese Science Bulletin*, 69: 5287-5300 (in Chinese).
- Yu H. 2018. Brief History of Disasters in Beijing[M]. Beijing: Beijing Press (in Chinese).
- Zhang S, Luo B, Ben-Zion Y, et al. 2023. Monitoring terrestrial water storage, drought and seasonal changes in central Oklahoma with ambient seismic noise[J]. *Geophysical Research Letters*, 50: e2023GL103419.
- Zhang S C, Yu N Y. 2010. Early warning system to debris flow[J]. *Journal of Mountain Science*, 28(3): 379-384 (in Chinese).
- Zhang Y, Cheng J, Hassan M A, et al. 2024. Drag coefficient of emergent vegetation in a shallow nonuniform flow over a mobile sand bed[J]. *Water Resources Research*, 60(5): e2023WR036535.
- Zhang Z, Walter F, Mc Ardell B, et al. 2021. Insights from the particle impact model into the high-frequency seismic signature of debris flows[J]. *Geophysical Research Letters*, 48(1): e2020GL088994.
- Zhang Z, Tan Y J, Walter F, et al. 2024. Seismic monitoring and geomorphic impacts of the catastrophic 2018 Baige landslide hazard cascades in the Tibetan Plateau[J]. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 129: e2023JF007363.
- Zhou Q, Tang H, Turowski J M, et al. 2024. Benford's law as debris

flow detector in seismic signals[J]. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 129: e2024JF007691.

附中文参考文献

- 曹博男, 盖增喜. 2021. 2020 年 $M_w 7.7$ 加勒比海地震: 反投影成像确定的一次超剪切事件[J]. *地球物理学报*, 64(5): 1558-1568.
- 陈政, 方卫华, 许少华, 等. 2024. 山区河流推移质输移高频声震信号监测研究进展[J/OL]. *工程科学与技术*, 5: 1-22.
- 邓凯丰, 程谦恭, 林棋文, 等. 2023. 碎屑流撞击地面的震动信号特征分析[J]. *工程地质学报*, 31(1): 134-144.
- 丁桂伶, 王翊虹, 冒建, 等. 2017. 北京市泥石流易发区降雨预警阈值研究[J]. *水文地质工程地质*, 44(3): 136-142.
- 高淑芳, 李山有, 武东坡, 等. 2008. 一种改进的 STA/LTA 震相自动识别方法[J]. *世界地震工程*, 24(2): 37-41.
- 侯颀, 余大新, 叶庆东, 等. 2019. 北京市测震台网数字地震台站台基背景噪声分析[J]. *地震地磁观测与研究*, 40(4): 102-107.
- 胡久鹏, 王伟涛, 王宝善, 等. 2018. 利用反投影方法计算陆地有限水体气枪震源激发过程[J]. *地球物理学报*, 61(3): 1000-1012.
- 黄锋, 吕立群, 马超, 等. 2025. 古沉积盆地的泥石流不稳定运动与震动信号的响应[J]. *振动与冲击*, 44(6): 223-230.
- 李怀良, 孟令达, 文骏楠, 等. 2024. 从连续地震记录快速识别大型滑坡事件的智能方法[J]. *地球物理学报*, 67(12): 4503-4514.
- 刘晗, 张建中. 2014. 微震信号自动检测的 STA/LTA 算法及其改进分析[J]. *地球物理学进展*, 29(4): 1708-1714.
- 刘翰林, 吴庆举. 2017. 地震自动识别及震相自动拾取方法研究进展[J]. *地球物理学进展*, 32(3): 1000-1007.
- 刘劲松, 王赞, 姚振兴. 2013. 微地震信号到时自动拾取方法[J]. *地球物理学报*, 56(5): 1660-1666.
- 倪树斌, 马超, 杨海龙, 等. 2018. 北京山区崩塌、滑坡、泥石流灾害空间分布及其敏感性分析[J]. *北京林业大学学报*, 40(6): 81-91.
- 盛敏汉, 储日升, 危自根, 等. 2018. 四川省理县西山村滑坡运动变形过程中的微震研究[J]. *地球物理学报*, 61(1): 171-182.
- 史明远. 2016. 北京市南窖小流域泥石流灾害预测预警研究[D]. 长春: 吉林大学.
- 韦方强, 胡凯衡, 陈杰. 2005. 泥石流预报中前期有效降水量的确定[J]. *山地学报*, 23(4): 453-457.
- 杨婧蕾, 刘静, 栗帅, 等. 2024. 河流地震学: 地震学方法拓展河流水文的连续动态监测研究[J]. *科学通报*, 69: 5287-5300.
- 于虹. 2018. 北京灾害史略[M]. 北京: 北京出版社.
- 章书成, 余南阳. 2010. 泥石流早期警报系统[J]. *山地学报*, 28(3): 379-384.