

引用格式:何思明,张振,闫帅星,王东坡,李伟. 灾害地震学[J]. 山地学报, 2024, 42(5): 591-606.

HE Siming, ZHANG Zhen, YAN Shuaixing, WANG Dongpo, LI Wei. GeoDisaster Seismology [J]. Mountain Research, 2024, 42(5): 591-606.

灾害地震学

何思明¹, 张振^{2*}, 闫帅星³, 王东坡³, 李伟³

(1. 中国科学院、水利部成都山地灾害与环境研究所 山地自然灾害与工程安全重点实验室(中国科学院), 成都 610299;

2. 瑞士联邦森林、雪与景观研究所, 苏黎世 8903, 瑞士;

3. 成都理工大学 地质灾害防治与地质环境保护国家重点实验室, 成都 610059)

摘要: 地震台网能够以高时空分辨率实时捕捉并记录地表灾害在形成和演化过程中产生的地震信号。通过地震学与灾害学交叉融合, 一个全新的研究方向——“灾害地震学”已初见端倪。“灾害地震学”揭示地震信号震源机制, 解析地震信号传播模型, 辨识灾害类型、定位灾害发生位置、阐释灾害发生机理、反演灾害关键动力学参数, 为突发性灾害灾情快速获取与评估、灾害监测与早期预警、约束和验证灾害动力学模型、评估灾害风险提供关键理论与技术支撑。本文初步提出灾害地震学概念, 阐述灾害地震学的科学内涵, 总结研究进展及其未来发展方向, 为丰富和发展灾害地震学提供新的思路。

关键词: 灾害地震学; 地质灾害; 地震信号; 研究进展; 发展方向

中图分类号: P694

文献标志码: A

在全球气候变化和地震活跃的大背景下, 由圈层相互作用及内外动力驱动的地质灾害, 其发生频次、致灾强度与破坏力均呈现上升趋势。全球近 7.2 亿人口居住在高山和极地地区, 他们正遭受由地震、降雨和冰雪融化诱发的地质灾害的严重威胁^[1-3]。

中国的山区面积占陆地国土面积的 69%。中国山区特殊的地质环境、脆弱的生态系统以及丰沛的降雨, 造成地质灾害肆虐, 给中国山区基础设施、重大工程以及居民的生命财产造成重大损失。典型的地质灾害, 如崩塌滚石、滑坡、泥石流、山洪等通常具有突发性、隐蔽性等特点, 难以实现主动监测预警, 导致错过黄金救援时机。以 2018 年 10 月 10 日发生的白格滑坡^[4-5]为例, 滑坡堵塞金沙江河道形成堰塞湖。由于滑坡发生在深夜且周边人烟稀少,

这一滑坡堵江事件未能被及时察觉, 直到滑坡下游的金沙江水位明显下降后才引起注意^[6]。因此, 在突发性地质灾害发生后, 快速查明灾害类型、发生位置与时间, 以及灾害关键动力学参数, 如灾害规模、运动速度、危害范围、风险等关键灾情信息, 对于快速开展应急响应、制定科学合理的救灾措施至关重要。

构建地质灾害预警预报系统、科学规划工程减灾措施、高效制定应急抢险对策, 关键在于正确认识和理解突发性地质灾害启动、运动、致灾动力演进过程的物理机制。然而, 受观测手段、环境条件等多种约束因素的影响, 至今还难以对崩塌滚石、滑坡、泥石流、山洪等突发性地质灾害动力演进过程实时监测和科学记录。尽管现场调查、模型试验、数值模拟等常规研究手段有助于开展对地质灾害动力过程及

收稿日期(Received date): 2024-07-23; 改回日期(Accepted date): 2024-10-15

基金项目(Foundation item): 国家重点研发计划(2022YFF0800604); 西藏自治区重大科技专项(XZ202402ZD0001)。[National Key Research and Development Program of China (2022YFF0800604); Major Science and Technology Project of Tibet (XZ202402ZD0001)]

作者简介(Biography): 何思明(1968-), 男, 博士, 二级研究员, 主要研究方向: 地质灾害监测预警与动力学。[HE Siming (1968-), male, Ph. D., professor, research on dynamics and early warning of mass movements] Email: hsm@imde.ac.cn

* 通讯作者(Corresponding author): 张振(1992-), 男, 博士, 主要研究方向: 灾害地震学。[ZHANG Zhen (1992-), male, Ph. D., research on GeoDisaster Seismology] Email: zhen.zhang@wsl.ch

特征的回溯研究^[7-10],但由于缺乏地质灾害成灾过程中的直接观测数据,现有分析和评估手段所反演的地质灾害动力过程与特征的可靠性和准确性还有待进一步验证^[6, 11-12]。

地质灾害的成灾过程(启动—运动—致灾)会引起地表振动,这种振动会以地震波的形式向周围岩土介质传播,并被附近的地震台站所记录到^[6]。相比于传统的地质灾害监测手段,例如雨量计、地面激光雷达、航空遥感、无人机航测等,地震台站可以布设在远离灾害的安全位置,并以极高的时间分辨率监测几公里甚至上百公里范围内地表地质灾害的时空演化过程。这意味着地质灾害产生的地震信号有望实现对灾害的实时高分辨率监测和快速预警^[13-16]。因此,基于地震信号的地质灾害监测预警,已成为当今国际学术界高度关注的研究领域和研究热点,并正逐渐形成了一门新兴的交叉前沿研究方向——灾害地震学(图1)。

1 灾害地震学机理与理论

灾害地震学,顾名思义即利用地质灾害产生的地震信号来研究地质灾害动力学特征并构建地质灾害监测预警系统的学科(图1和图2)。目前,灾害地震学研究主要集中在两个方面:(1)基于地震信

号探测和识别地质灾害并构建高效的监测预警系统^[15, 17-18]; (2)基于地震信号反演和评估灾害动力学参数的时空演化特征^[13-14, 16, 19]。相应的,在基础理论研究方面需要突破地质灾害震源机制与地震信号传播机制两个核心科学问题。

不同类型地质灾害其动力演进过程的物理机制不同,所产生的地震信号也存在显著差异^[20]。一般情况下,只有体积超过百万立方的地表物质在快速运动过程中才会产生低频($f \leq 1$ Hz)地震信号,一些特大型滑坡在高速运动过程中甚至可以产生超低频($f \leq 0.05$ Hz)地震信号。而体积较小或者运动速度较慢的地表物质迁移一般只能产生高频($f > 1$ Hz)地震信号,与其相对应的典型地质灾害包括崩塌滚石、泥石流、山洪等。与天然地震产生的地震信号不同,地质灾害产生的地震信号更加复杂,难以准确识别P波和S波震相^[21-22]。另一方面,与传统灾害预警方法相比,基于地震信号构建灾害预警系统的优势在于地震仪器可以监测更大范围内的地质灾害,因为地质灾害产生的地震信号可以实时被几十公里甚至几百公里外的地震台站记录到^[15, 17]。因此,地震仪器可以布设在距离灾害发生地点较远的安全且易安装维护的位置,以实现了对大范围内的地质灾害进行实时监测,且可克服传统监测手段难以对具有突发性、隐蔽性和破坏性的地质灾害进行监测预警

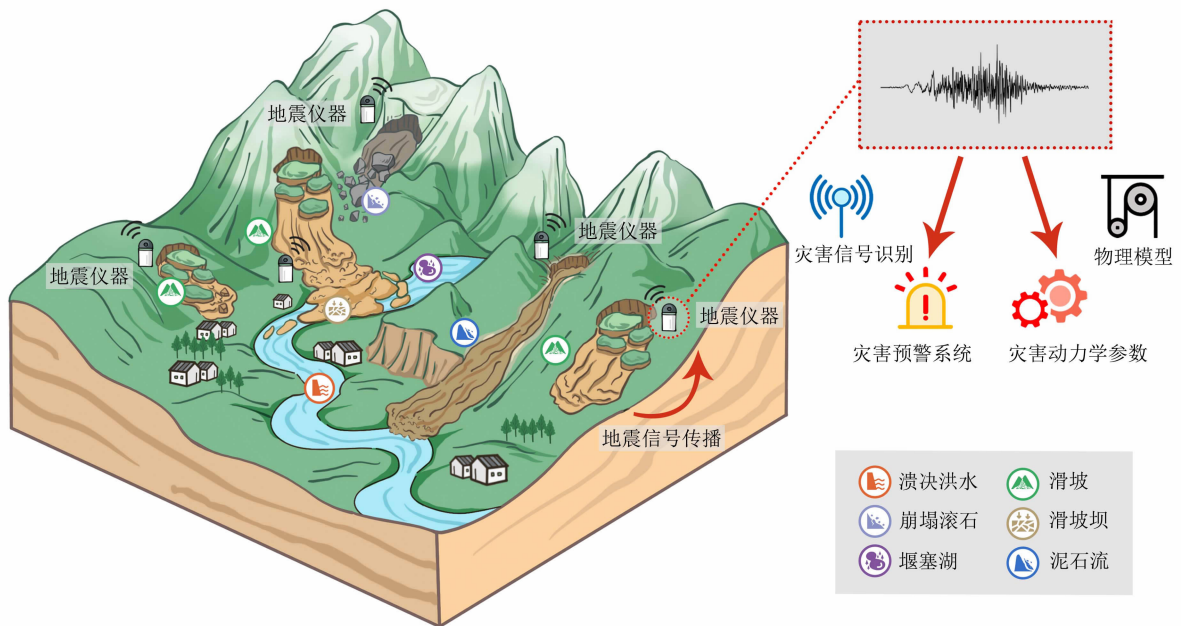


图1 灾害地震学示意图

Fig. 1 Schematic diagram of GeoDisaster Seismology

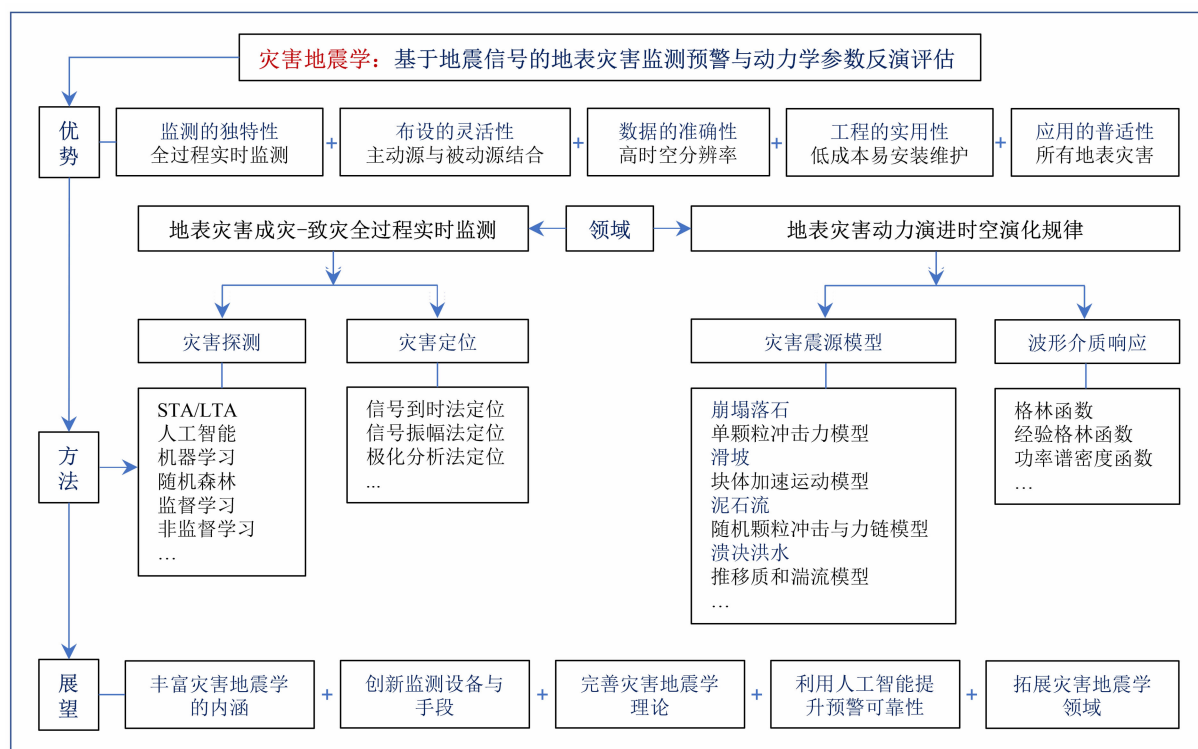


Fig. 2 Research framework of GeoDisaster Seismology

的挑战。

基于地震信号反演和评估灾害在运动过程中的动力学特征及参数的物理基础是地震信号包含了地质灾害与地表相互作用的动力过程信息^[14, 23]。去除仪器响应后的地震波形特征主要由激发源和波形传播路径控制,其中地震波传播路径介质响应可以用格林函数表述^[6]。因此地质灾害产生的地震信号可视为灾害体对地表施加的力-时间函数与波形传播路径介质响应的卷积,如下式所示:

$$S(t) = G(t) * F_e(t) \quad (1)$$

式中, * 表示卷积; $S(t)$ 为地震仪器记录的地质灾害在成灾过程中引起的地表振动; $G(t)$ 为波形传播路径的介质响应; $F_e(t)$ 为地质灾害对地表施加的力-时间函数。

对于特大型滑坡,其在运动过程中会产生可被数百公里外的地震台站记录到的超低频地震信号,这类信号能量衰减慢且其传播过程主要受到大尺度变化的影响,因此现有的全球简化一维速度结构模型可以满足模拟这类地震信号传播路径响应的精度需求。相比之下,泥石流、山洪以及崩塌滚石等地质灾害在运动过程中一般只能产生对地层不均匀性高

度敏感、能量衰减快且仅可被近距离地震台站记录到的高频信号,致使现有的地层速度结构模型难以满足评估高频地震信号传播路径介质响应的需求^[6]。另一方面,地震信号监测是目前为数不多的可以实时记录灾害运动全过程的监测手段,这使得地震信号具有精确再现地质灾害动力演化过程和反演灾害动力学特征参数的潜力,因此可用于灾害的准确定位、灾情的快速评估、数值模型的测试改进、服务于山区防灾减灾。

2 研究进展

本文将按照不同地质灾害类型分别介绍地震信号在崩塌滚石、滑坡、泥石流等常见地质灾害的监测预警和动力学参数反演方面的研究进展和挑战。此外,考虑到山区各类地质灾害往往相互转换和耦合形成复杂的灾害链,本文也将以滑坡-堰塞湖-溃决洪水灾害链为例简述地震信号在链式灾害监测预警和动力学参数评估方面的最新进展。

2.1 基于地震信号的崩塌滚石灾害监测预警与参数反演研究进展

崩塌滚石通常是由于危岩体内部特性(如岩石

强度、含水量、温度)或其所处外部条件(如地震、降雨、人类活动)的变化而突然从母岩崩落的一种地质现象,具有分布范围广、发生突然、随机性强等特点,已成为威胁山区人类工程活动安全的一大隐患。崩塌滚石在其运动过程中将部分能量转移到地表,由此产生沿地表向外传播的地震波。

一般在山区监测到的地震信号中,可能会同时包含崩塌滚石和其他诸如地震、暴雨等自然事件以及人类活动产生的地震信号,从此类地震信号中快速、准确识别出崩塌滚石事件是基于地震信号开展崩塌滚石监测的前提,但极具挑战性。目前,针对崩塌滚石地震信号的识别主要集中在利用一些简单指标参数(如震级比、振幅比、峰度等)来实现其与地震事件的区分^[20, 24-25]。此外,当这些方法应用在不同区域,可能需要不同的决策阈值。例如,Manconi^[24]等发现与岩崩相关的地震信号震级比的阈值小于0.8,而Chang^[26]等则认为该阈值应为0.85。最近基于机器学习的识别算法被用于探测崩塌滚石灾害^[27-28],并在识别精度方面显示出巨大的应用潜力。

在成功识别崩塌滚石事件的基础上,通过进一步分析地震信号特征可实现对灾害事件发生位置的快速定位。目前,利用地震信号定位崩塌滚石灾害的方法主要可分为三大类^[29]。

第一类方法是基于台站对之间地震波的传播时间差异,利用信号包络的互相关^[30-31]或信号到达时间差^[20, 25, 32](图3)来定位事件位置,如下式所示:

$$t_i = t_0 + \Delta t + e_j \quad (2)$$

式中, t_i 为地震波到达台站时间; t_0 为灾害实际发生时间; Δt 为地震波传播到台站所需时间; e_j 为误差。

第二类方法是基于振幅源定位法(Amplitude source location, ASL),利用地震信号振幅随传播距离的增加而逐渐衰减的特性^[33-34]来确定震源位置,如下式所示:

$$A(r) = \frac{A_0}{\sqrt{r}} e^{-\alpha r} \quad (3)$$

式中, $A(r)$ 为台站记录的信号振幅; A_0 为震源信号振幅; r 为台站到震源的距离; α 为信号衰减系数。ASL方法的优势在于无需提取信号到达时间,但其定位精度受到地震波传播介质响应参数,如地震波速、地震波非弹性衰减因子的显著影响。

第三类方法是基于极化分析法(Polarization analysis),通过交叉不同台站接收到的地震信号的传播方向来定位震源位置^[35],如下式所示:

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{u_{21} \operatorname{sgn} u_{11}}{u_{31} \operatorname{sgn} u_{11}} \right) \quad (4)$$

式中, θ 为地震信号在水平面的方位角; u_{11} 、 u_{21} 和 u_{31}

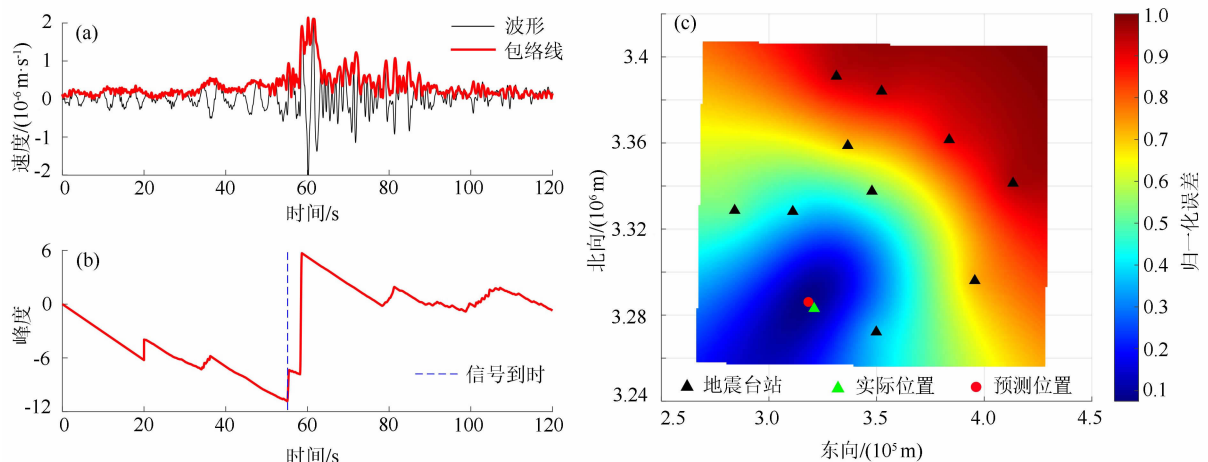


图3 2021年4月5日的洪雅岩崩^[32]: (a) 地震台站记录的地震信号; (b) 基于峰度法确定的地震信号到达时间; (c) 基于各地震台站提取的信号到时定位岩崩灾害发生位置(定位误差约5 km)

Fig. 3 Hongya rock avalanche on April 5, 2021^[32]:

- (a) seismic signal recorded by seismic stations; (b) seismic signal arrival time determined by the kurtosis method;
(c) rockfall location determined by the signal arrival times extracted from various seismic stations
(the location error of approximately 5 km)

分别为地震信号在三个方向(竖直方向、南北方向和东西方向)的信号特征值。极化法的优势在于无需建立地震波速度模型,也不需要提取信号到达时间,但该方法依赖于粒子振动方向与地震波传播方向一致的假设,且受场地条件和频率区段选择的影响较大。

虽然现有研究成果已极大地促进了崩塌滚石灾害震源定位方法的发展,但均具有其自身局限性。另外,由于崩塌滚石产生的地震信号强度相对较弱,且信噪比普遍较低,只有少数近距离的监测台站才能记录下来。因此,还需进一步发展对信号质量与数量要求不高且更稳健、高效的定位

方法。

崩塌滚石在其运动过程中产生的地震信号以高频成份为主,因此无法基于理论地震学的方法通过反演崩塌滚石作用在地表的力来评估其动力学特征及参数^[36-37]。为克服这一困难,近年来国内外学者尝试基于室内模型试验^[38-39]、现场原位试验^[27, 40](图4)及长期野外监测^[41-43]等手段建立高频地震信号特征与震源动力参数之间的联系。研究发现,崩塌滚石质量(或规模)、冲击速度及动能(或势能)与最大振幅、辐射地震能量、局部震级等地震信号特征之间存在强烈的相关性,并由此建立了一些反演模型^[38, 41, 43]。然而,由于采用的震源模型与地震波

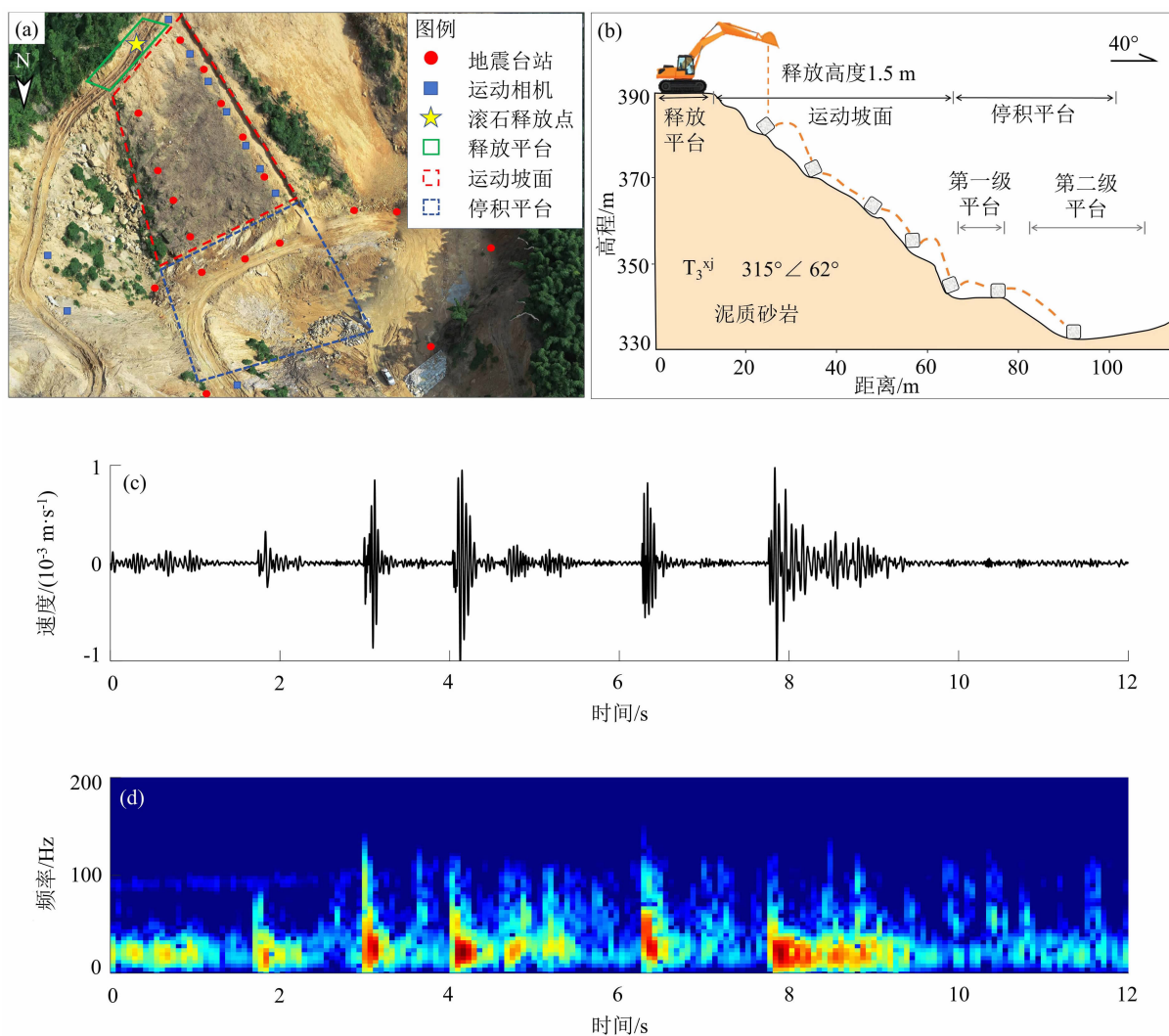


图4 基于地震信号监测的滚石冲击坡面现场原位试验^[40];

(a) 试验场地及仪器布设;(b) 滚石运动示意;(c, d) 滚石冲击坡面全过程地震信号波形及对应的频谱

Fig. 4 In-situ tests of rockfall impact on a slope based on seismic signal monitoring^[40];

(a) test site and instrument layout; (b) rockfall movement illustration;

(c, d) seismic signal wave and its spectrum of the whole process of rockfall impacting the slope

传播模型简单、所研究的区域地质条件差异大以及震源动力过程不同(如单块体冲击、多块体坠落、碎屑流滑动、冲击破碎效应等),现有反演模型大多都是经验性的,且存在很大的不确定性。因此,进一步的工作应聚焦在充分理解崩塌滚石地震信号的震源物理机制与传播介质响应机制,以及提高这些反演模型的可靠性方面。

2.2 基于地震信号的滑坡监测预警与参数反演研究进展

滑坡是一种常见的地质灾害,通常在地表水和降雨作用、风化、地震或人为活动等因素影响下,斜坡上的土体或岩体受重力作用沿着软弱面或软弱带下滑而形成。根据地震信号激发机制的不同,可将滑坡在运动过程中产生的地震信号划分为两类^[44-45]:一类是大规模滑坡体在斜坡上做整体加速和减速运动而产生的低频地震信号;另一类是由滑坡体内部块体之间的相互碰撞以及块体对坡面的冲击作用而产生的以高频成份为主的地震信号^[6]。高频地震信号的产生机制较为复杂,目前关于其激发来源尚存争议^[20, 41]。相比之下,低频地震信号的激发机制则相对明确。这是因为滑坡运动的空间尺度远小于滑坡点到最近地震台站的距离,因此滑坡在地球表面上的运动可以近似描述为一个随时间变化的单点力源,该点源对地表施加的作用力即为滑坡的力-时间函数^[46-47]。因此,现有研究主要是关注滑坡产生的低频甚至是超低频地震信号。

地震台站记录的地震信号在去除仪器响应后主要包含了两方面信息,即激发源特征和地震信号传播路径响应特征^[48]。因此,为了利用低频地震信号评估滑坡力-时间函数,必须充分了解地震信号的传播路径响应。然而,由于低频地震信号中的短周期成份在传播过程中易受小尺度地层变化的影响,现有的地层速度结构模型难以准确反映这类信号的传播特性^[6]。为避免这一限制,目前常用的方法是通过提取信号中的超低频成份,以分析其中包含的滑坡动力学参数。超低频地震信号在传播过程中主要受大尺度地层的控制,其传播特性可以通过简化的全球一维速度结构模型进行评估^[44, 46, 49]。因此,由滑坡-力时间函数 F 所引起的地表位移 S 可表示为^[46]:

$$S_Z = (F_1 \cos \varphi + F_2 \sin \varphi) G_H^Z + F_3 G_V^Z \quad (5)$$

$$S_R = (F_1 \cos \varphi + F_2 \sin \varphi) G_H^R + F_3 G_V^R \quad (6)$$

$$S_T = (F_1 \sin \varphi - F_2 \cos \varphi) G_H^T \quad (7)$$

式中,地表位移 $S = (S_Z, S_R, S_T)$,下标 Z, R, T 分别表示地震台站处地表的垂直、径向和切向位移;力-时间函数 $F = (F_1, F_2, F_3)$,下标 1、2、3 分别表示作用力在南北、东西和垂直方向的分量; G 表示格林函数,其上标表示位移场的方向,下标 H, V 分别表示作用力的作用方向为水平和垂直; φ 为地震台站相对于滑坡点的方位角。为了增强数值解的稳定性并减小非满秩矩阵的条件数,可根据 Tikhonov 正则化原理,对多个台站记录的地震信号采用阻尼最小二乘法反演滑坡力-时间函数 F ^[46]:

$$F = (G^T G + \alpha^2 I)^{-1} G^T S \quad (8)$$

式中,上标 T 表示转置; I 为单位矩阵; α 为正则化参数。该方法通过为非满秩矩阵 G 的协方差矩阵 $G^T G$ 的每个对角线元素添加扰动 α ,将原本对奇异协方差矩阵 $G^T G$ 求逆的问题转化为对非奇异矩阵 $G^T G + \alpha^2 I$ 的求逆问题^[6]。地震信号反演得到的滑坡力-时间函数与现场调查资料及遥感影像结合可以再现滑坡运动过程,并且得到滑坡启动的时间和位置以及滑坡运动的速度和摩擦系数等关键参数^[44, 46, 49](图 5)。这些参数既可用于灾情的快速评估也可作为滑坡灾害数值模拟的输入参数,同时也可用于验证和检验数值模拟结果的准确性,并有助于改进数值模拟技术^[47, 50]。

现有的地层速度结构模型仅支持超低频地震信号的反演,无法满足对高频地震信号传播介质响应的精确计算,因此通过理论模型模拟高频地震信号的传播仍面临巨大挑战^[44-45, 46]。为应对这一难题并评估高频地震信号中包含的滑坡动力学特征,Zhang 和 He^[45] 首次将经验格林函数(Empirical Green's function, EGF)方法应用于滑坡高频地震信号的分析与反演。该方法的核心思想是,对于同一台地震仪器,在相同位置发生的两次滑坡,其地震信号传播路径一致,信号特征差异主要源于滑坡动力学参数的不同^[6]。因此,可以利用其中一次滑坡的地震信号作为经验格林函数,来评估另一次滑坡的动力学参数。Zhang 和 He^[45] 以 2010 年 Mount Meager 滑坡结束后两分钟内发生的小型滑坡的地震信号作为经验格林函数,反演了主滑坡的表观力-时间函数(Apparent force-time function),进而评估了主滑坡的动力学特征^[6]

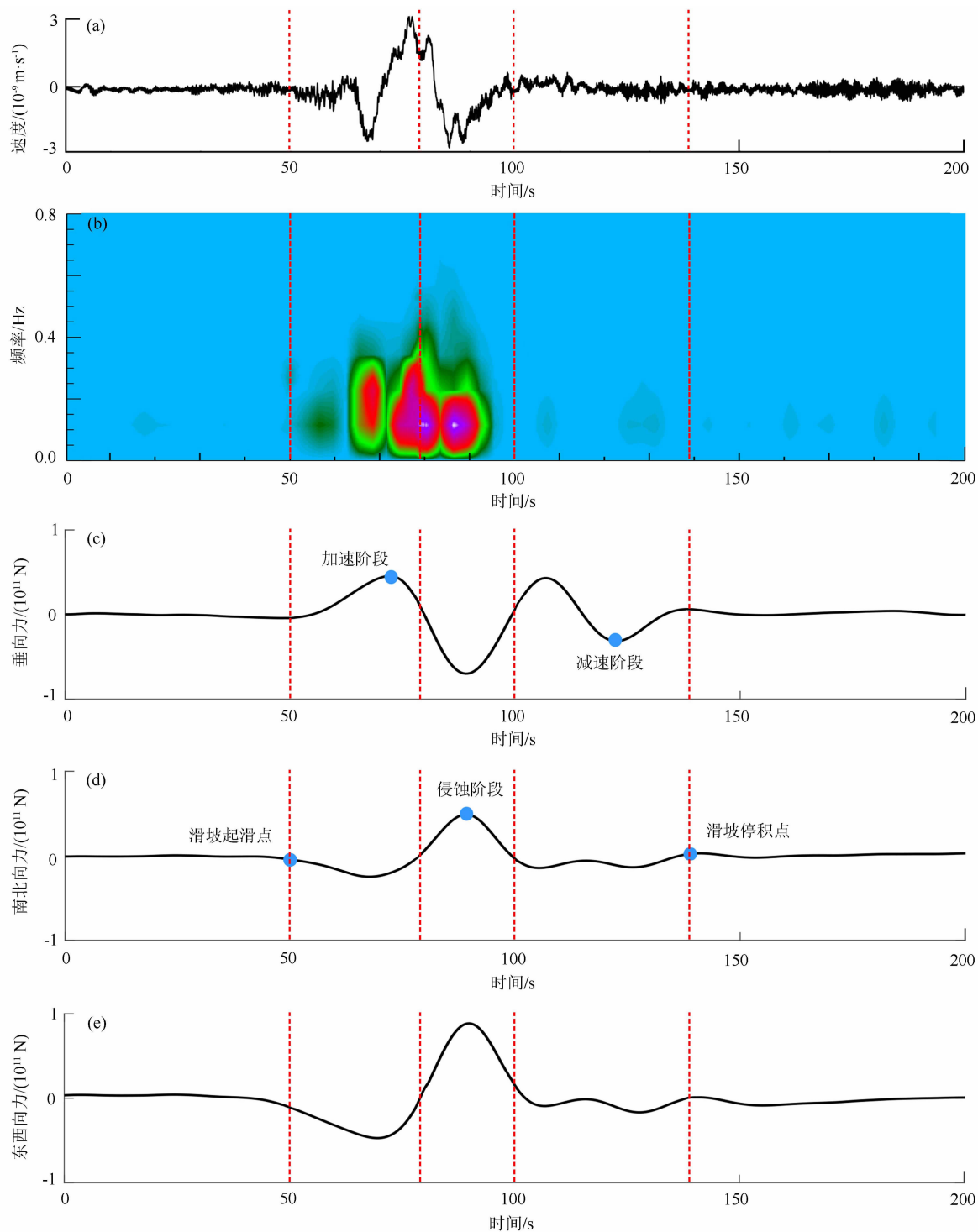


图5 2018年10月10日的白格滑坡^[49]：

(a、b)为垂直方向的地震信号及对应的频谱图；(c~e)为反演的滑坡力-时间函数

Fig.5 Baige landslide on October 10, 2018^[49] : (a, b) seismogram and spectrogram of the vertical seismic signals; (c - e) inverted three-component force-time function

(图6)。自经验格林函数方法引入灾害地震学领域后,不仅突破了只能基于超低频信号分析滑坡动力

学参数的局限^[51],也为评估和分析只能产生高频地震信号的泥石流动力学参数提供了新的方法和

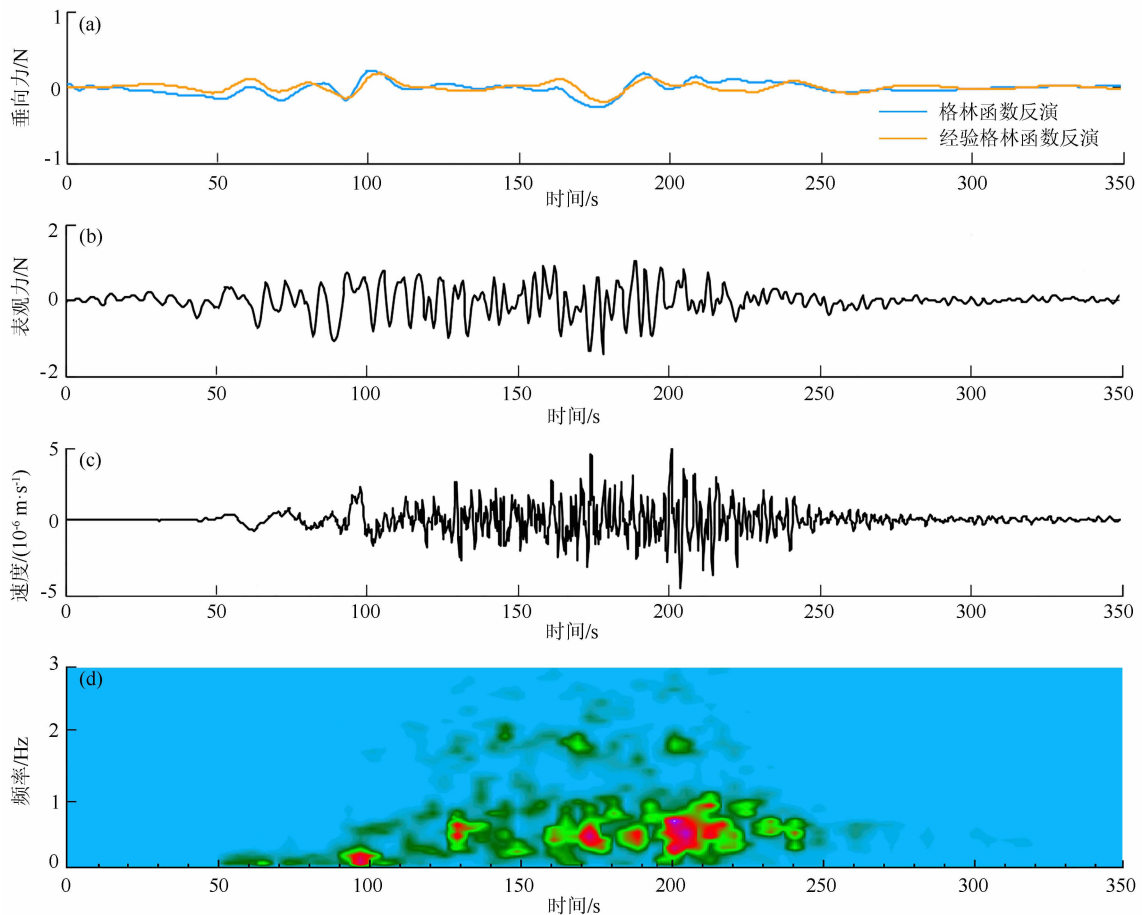


图6 2010年 Mount Meager 滑坡^[45];

(a) 利用格林函数和经验格林函数反演地震信号得到的垂向滑坡力-时间函数;

(b) 滑坡表观力-时间函数; (c、d) 滑坡地震信号及频谱图

Fig. 6 2010 Mount Meager landslide^[45]: (a) vertical landslide force-time functions obtained via inverting seismic signals with the Green's function and empirical Green's function, respectively; (b) apparent force-time function of the Mount Meager; (c, d) seismogram and spectrogram of landslide seismic signals

视角^[52]。

2.3 基于地震信号的泥石流监测预警与参数反演研究进展

泥石流通常是在降雨、融雪或其他地表水的作用下,由于重力作用沿着山谷或坡面快速下滑,且富含泥沙、碎石、土壤和水等组成的固液两相流介质。由于其源区通常位于偏远地区,且距离下游居民区往往有数公里乃至数十公里,导致传统的监测设备难以实现对泥石流灾害区域的全面覆盖^[6]。目前,具有较高时间分辨率与监测范围的地震信号监测技术为解决这一挑战提供了全新思路^[53-55]。

实现对泥石流灾害的预警是地震信号监测技术最具潜力的应用领域之一。基于地震信号的泥石流

预警首先需要对泥石流龙头进行快速探测和定位。目前,一种自 20 世纪 90 年代以来至今仍被采用的方法是将地震检波器安装在位于泥石流沟道的监测板下面记录泥石流通过监测板激发的信号^[56]。这种方式可以实现对泥石流龙头的精准探测和定位,但对安装技术的要求很高,而且通常仅适用于小流域。此外,这种直接安装在河床上的监测板存在被大规模泥石流冲毁的风险^[55]。另外一种方法是将地震台站布置在泥石流沟道两侧的安全区域内,记录泥石流冲击地表激发的地震信号,并基于震源定位方法确定泥石流龙头位置^[15, 54]。例如, Walter^[55]等采用振幅源定位法实现了对瑞士 Illgraben 流域的泥石流龙头的实时定位,并将预警时间提前了半个小时左右。此外,随着人工智能技术的发展,基于机

器学习的地震信号监测技术同样被用于泥石流早期预警。例如,Chmiel^[18]等基于随机森林算法建立了一种新型的泥石流监测预警探测器,并基于瑞士 Illgraben 流域的泥石流地震数据得到了应用,准确率超过 90%,且提供了几十分钟到几个小时的预警时间。与现有的监测技术相比,准确率更高、预警时间更长的机器学习方法是泥石流监测预警未来的发展方向。

地震信号除了应用于泥石流监测预警之外,也被广泛应用于评估泥石流动力学参数。然而,需要说明的是泥石流在运动过程中产生的地震信号通常以高频成份为主,因此无法精确评估泥石流地震信号的传播过程^[16, 19, 57-58]。此外,相比于滑坡,泥石流的运动过程在空间上被延展,地震台站布设在沟道附近,无法将泥石流对地表施加的力视为单点力。泥石流运动过程中所涉及的多个物理过程(如侵蚀、涌浪、湍流等)都会激发强烈的地震信号^[58]。因此,基于地震信号定量评估泥石流动力学参数更具挑战性。近年来,一些学者提出了一些理论物理模型,尝试建立高频地震信号特征与泥石流动力学参数之间的关联性。其中,最具代表性的是 Tsai^[13]等在评估河流推移质时提出的震源模型。该模型假定推移质作用在河床上的力来自于推移质内部固体颗粒对河床的随机冲击力的总和,不考虑颗粒之间的随机碰撞作用;此外,假定颗粒冲击河床产生的地震信号以法向冲击产生的 Rayleigh 波为主^[6]。此后,Kean^[59]、Lai^[60]和 Farin^[58]等进一步发展了 Tsai 的模型,并成功应用在了泥石流高频地震信号模拟中。泥石流对沟道河床施加的力在频率域内可表示为:

$$\bar{F}_i(f, t) = \frac{1}{6} \int_D (1 + \lambda) \pi D^3 S_{\text{bed}} \rho_s u I_i \sqrt{R_i(D)} dD \quad (9)$$

式中, $\bar{F}_i(f, t)$ 为时域内冲击力 $F_i(t)$ 的傅里叶变换; $i = V$ 或 H (V 和 H 分别为冲击力的垂直和水平分量); λ 为恢复系数(对于完全弹性接触, $\lambda = 1$); D 为颗粒直径; R_i 为颗粒在单位河床面积内的冲击率; S_{bed} 为颗粒作用在沟道河床上的面积; ρ_s 为颗粒密度; u 为泥石流颗粒对沟道河床的冲击速度; I_i 为冲击力的单位矢量。在已知泥石流有效粒径 D_e 的情况下,式(9)中对粒径的积分可以去除。

上述改进的模型都建立在单个颗粒垂直冲击

河床产生基阶 Rayleigh 波的假定基础之上,但已有的研究表明在固体颗粒含量较高的泥石流中,颗粒间的作用力会产生力链效应^[61-62]。由于进一步的剪切、振动和颗粒碰撞,这些力链在动态颗粒系统中迅速重新排列,这通常会导致局部极端基底应力的产生(图 7)。Zhang^[19]等以 Tsai 模型为基础,建立了可考虑力链效应的泥石流震源物理模型。在给定时间窗 t 内,考虑到多颗粒力链作用,泥石流对沟道河床施加的基底力在频率域内可表示为:

$$|\bar{F}_i(f, t)| \approx \frac{\pi(1 + \lambda) \rho_s (C(\tan \theta)^\beta)^{1.5} \sqrt{\phi S_{\text{bed}}} D^{1.5-\eta} h^{1.5\omega+\eta} \xi}{6 \left(\cos \frac{\pi}{6} \right)^\eta} \quad (10)$$

式中, η 为单颗粒冲击力与多颗粒力链对泥石流基底力的相对贡献的无量纲参数,因此 $0 \leq \eta \leq 1$; h 为泥石流流深; ξ 为颗粒波动速度与平均流速之比的无量纲函数; θ 为沟道倾斜角度; ϕ 为平均固体体积分数; ω 、 β 和 C 为经验参数,主要受泥石流材料特性的影响^[6]。

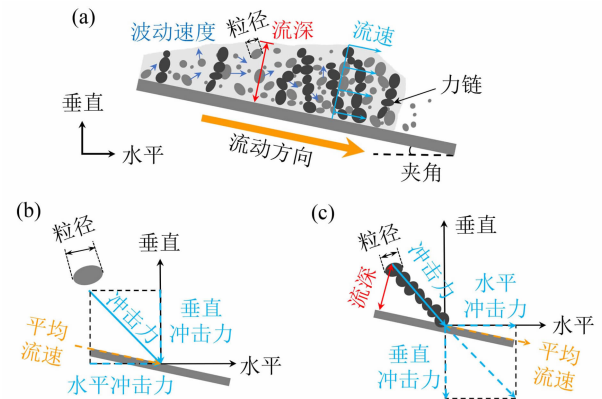


图 7 泥石流示意图^[19]:

(a) 泥石流激发地震信号的物理过程;

(b) 单颗粒冲击力;(c) 多颗粒力链冲击力

Fig. 7 Schematic diagram of a debris flow^[19]:

(a) physical processes of debris flow generating seismic signals;

(b) single particle impacting;

(c) multi-particle force chain impacting

由于现有的方法无法直接模拟高频地震信号的传播,Tsai^[13]等提出可采用地震信号功率谱密度(Power spectral density, PSD)来建立泥石流基底力与高频地震信号之间的定量关系。为改善对泥石流高频地震信号的模拟,Zhang^[16]等建立了可同时考

考虑泥石流基底力在水平和垂直方向产生的地震波(含 Rayleigh 波和 Love 波)传播路径响应模型。基于瑞士 Illgraben 流域的泥石流地震信号监测数据,Zhang^[16, 19]等使用水平和垂直方向的地震信号联合反演了泥石流基底力,评估了泥石流的流深,并且证明了力链在泥石流对沟道冲击过程中的重要作用(图 8)。

2.4 基于地震信号的链式灾害监测预警与参数反演研究进展

发生在高山河谷地区的地质灾害往往堵塞河道形成堰塞湖,随着堰塞坝的溃决而产生灾难性的溃决洪水,这些地质灾害的链式效应显著扩大了灾害对居民生命财产安全和国家重大基础设施威胁的范围和程度,并且显著改变了局部地貌。因此,关于这

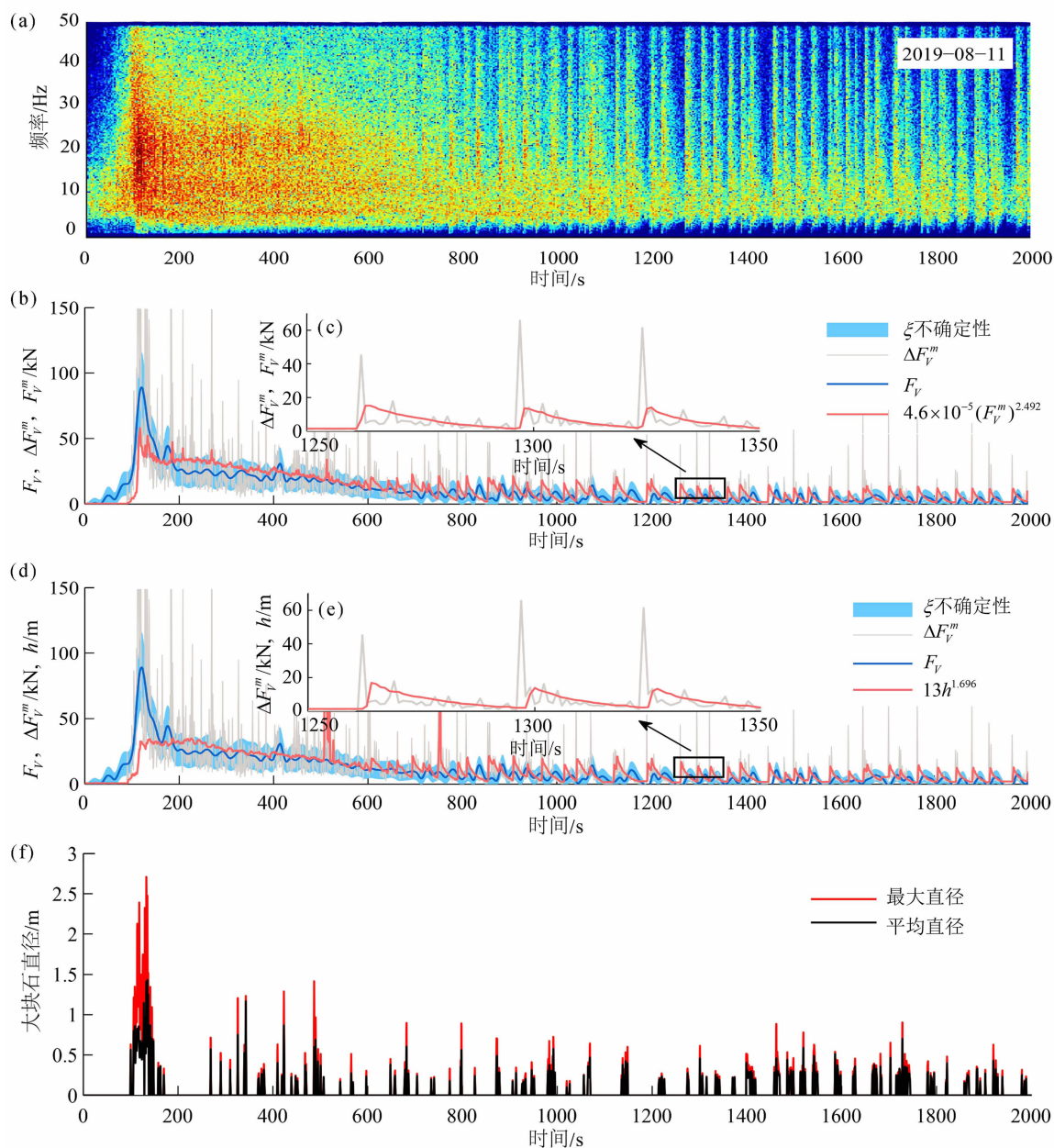


图 8 2019 年 8 月 11 日发生在 Illgraben 的泥石流^[19]：

(a) 泥石流地震信号频谱图；(b) 基于地震信号反演的法向基底波动力 F_V 、实测基底平均力 F_V^m 与波动力 ΔF_V^m ；

(c) ΔF_V^m 和 F_V^m ；(d) F_V 、 ΔF_V^m 以及流深 h ；(e) ΔF_V^m 和 h ；(f) 泥石流中大石块的直径

Fig. 8 A debris flow at Illgraben occurred on August 11, 2019^[19]: (a) spectrogram of debris-flow seismic signals; (b) seismically derived vertical basal fluctuating forces F_V , measured mean forces F_V^m and basal fluctuating forces ΔF_V^m recorded at a force plate; (c) ΔF_V^m and F_V^m ; (d) F_V , ΔF_V^m , and flow depth h ; (e) ΔF_V^m and h ; (f) size of boulders in debris flows

些链式地质灾害预警系统、动力特征以及其对地貌长期演化的影响一直受到关注^[63-65]。以典型的滑坡-堰塞湖-溃决洪水灾害链为例,灾害链中各灾种的耦合和相互作用对地震信号的影响仍未知,现有灾害地震学的研究仅是针对单一灾种进行研究,忽视了真实情况中灾害的耦合和链式效应,缺乏对灾害链的相互作用和演化过程的研究。

Zhang^[66]等结合地震信号、现场调查、遥感数据和数值模拟研究了2018年发生在西藏自治区江达县白格村金沙江右岸的两次滑坡所造成的链式灾害,探究了灾害所涉及的多灾种转化和耦合机制以及地震信号在溃决洪水预警方面的潜力(图9)。一方面,虽然现有研究均认为灾难性洪水产生的地震信号的能量与流量成正比^[13, 67],但是这两次灾难性溃决洪水的峰值流量甚至比地震信号峰值能量落后半个小时^[66]。另一方面,虽然一些研究发现溃决洪水产生的地震信号可以被100 km范围内的地震台站记录并且提出地震信号在对溃决洪水预警方面具有很大潜力^[15, 17],但在白格滑坡溃决洪水的流量远大于这些研究中所涉及的溃决洪水流量的情况下,白格滑坡溃决洪水产生的地震能量仅被距离河道10 km范围内的地震台站记录到^[66]。这些发现说明除了现有流体地震模型中提出的洪水地震信号能量由推移质和湍流产生之外,在洪水期间还有一些未知的物理过程可以产生更强的地震能量。Zhang^[66]等认为河道的稳定性是控制洪水地震信号能量的关键,对于不稳定的河道,由于受到洪水的侵蚀,河道两次沉积物失稳垮塌将产生强烈的地震信号能量。此外,虽然在河道稳定性较好的情况下,溃决洪水产生的地震信号只能被极少数距离河道较近的地震台站记录,这显著降低了基于地震信号预警溃决洪水的潜力,但是Zhang^[66]等发现堰塞坝溃决过程中的各种物理过程可以被几十公里之外的地震台站记录,并且早在溃决洪水流量超过季风洪水水位前约60分钟发出预警信息。

地震信号除了在灾害链的预警方面展现出巨大潜力之外也被证实可以用来反演和评估灾害链中的多灾种动力机制。利用地震信号评估滑坡灾害动力学参数的研究前文已介绍,在此不再赘述。滑坡堵塞河道,导致堰塞坝上游水位快速上升,并形成堰塞湖。随着湖水上涨,这些坝体将被漫顶,然后在洪水的冲刷和侵蚀作用下,坝体逐渐失稳。Zhang^[66]等

发现溃坝过程中产生的地震信号能量主要集中在三个频率,并将其解释为对应的三个物理过程:溃口两侧垮塌、湍流和推移质运移。在洪水侵蚀下的导流槽两侧失稳以及坝体后缘的失稳,这些重力驱动的沉积物垮塌的物理机制与滑坡类似,因此坝体两侧溃口垮塌可以看作是多个小滑坡在时间和空间上的随机叠加,类似的这个过程可以产生低频地震信号^[14]。然而,对于洪水地震信号的物理机制,现有研究显示洪水的的海震信号主要由推移质和湍流产生^[13, 67],并且湍流地震信号的频率在理论上小于推移质地震信号的频率,但湍流和推移质一般只产生高频地震信号^[67]。在溃坝过程中地震信号的能量峰值在三个频率之间转化说明溃坝过程中溃口两侧垮塌、湍流和推移质运移在不同时期分别起到了主导作用,这些物理过程的演变与现场观测和数值模拟的结果相互吻合。这说明地震信号既可以评估和再现堰塞坝溃决过程中的动力学参数演化,也可以用来约束溃坝数值模拟的输入参数并且测试和验证数值模拟结果的准确性^[66]。

3 未来趋势与挑战

本文论述了灾害地震学的科学内涵,并介绍了地震信号在以崩塌滚石、滑坡、泥石流和灾害链为代表的地质灾害监测预警和动力学参数反演方面的研究进展与挑战。随着地震信号在地质灾害监测领域中展现出的巨大潜力,相关研究呈现以下发展趋势。

(1)丰富灾害地震学的内涵。灾害地震学研究对象除了本文介绍的常见崩塌滚石、滑坡、泥石流以及滑坡-堰塞湖-溃决洪水灾害链等地质灾害外,其研究方法和理论还可扩展到雪崩灾害、冰川灾害、冰湖溃决洪水灾害、山区河流推移质、尾矿坝、雷暴台风以及小流域地表过程监测等领域。未来可不断突破灾害地震学研究边界,丰富灾害地震学的内涵。

(2)创新监测设备与手段。一方面,分布式光纤传感器DAS在革新传统地震学监测技术的同时,也给灾害地震学的发展注入了新的活力。特别是基于现有光缆,分布式光纤传感器DAS在对山区公路和铁路沿线的突发性地质灾害的监测预警中具有巨大潜力。另一方面,灾害地震学中使用的地震信号主要是源于常规的用于实时监测构造地震的宽频地震仪,而灾害地震信号多以高频地震信号为主。此

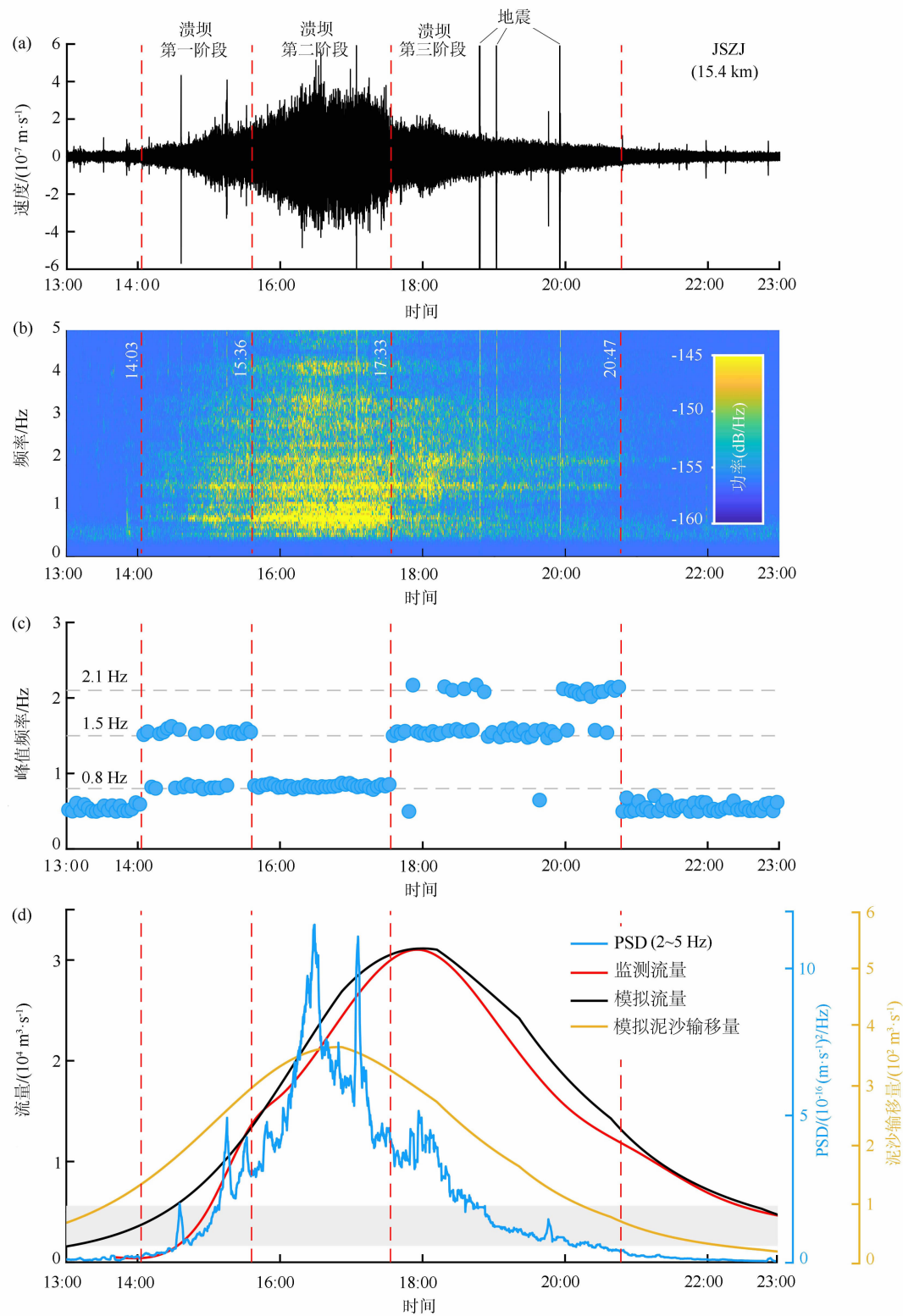


图9 白格滑坡堰塞湖溃坝^[66]：

(a,b)地震台站JSZJ记录的溃坝地震信号和频谱图;(c)地震信号峰值频率;(d)地震信号功率谱PSD、实测和模拟的流量
Fig.9 Dam breach of Baige landslide – dammed lake^[66]: (a, b) seismic signals and spectrogram during dam breach recorded by the seismic station JSZJ; (c) peak frequency of seismic signals; (d) power spectral density PSD, measured and simulated discharge

外,地质灾害的发生具有明显的季节性,无需实施全年监测,基于现有地震信号监测设备开展灾害地震监测而言成本过高,因此,研发适用于地质灾害监测的便携式、低功耗、低成本的专用地震仪器具有巨大潜力。

(3)完善灾害地震学理论。目前国内外已经提出了许多物理模型用于解释灾害地震信号的物理机制,但仍然缺乏对灾害激发地震信号物理力学机制的全面认识,例如现有理论依旧无法解释滑坡产生高频地震信号的激发源以及溃决洪水峰值流量滞后于峰值地震信号等现象的内在机制。此外,在复合链式灾害监测中需要突破各灾种激发地震信号的物理机制以及不同灾种之间激发源的耦合效应。

(4)人工智能提升灾害预警可靠度。虽然地质灾害可以激发不同于构造地震的地震信号并且可以基于地震信号对灾害进行监测预警,但是如何从海量的实时监测的地震数据中快速准确地识别出灾害激发的地震信号并对灾害进行准确的定位仍然是灾害地震学面临的难题。近年来快速发展的以机器学习为代表的人工智能技术可以通过训练已知地质灾害的地震信号,实现地质灾害自动、快速、高效、高精度的监测预警。

(5)拓展灾害地震学新领域。灾害地震学的理论和技术不仅在灾害监测预警与参数反演方面展现出巨大优势,依托环境地震学的快发展,灾害地震学还可以拓展新的研究领域,如基于环境背景噪声的尾波干涉和波形互相关方法已被证实可以捕捉滑坡失稳前滑坡体内部波速变化以及地下水位的变化,展现出环境背景噪声在斜坡失稳前兆信息识别中的潜力;基于短周期密集台阵技术也可以于滑坡、冰碛堤、堰塞坝等地质体的地下精细速度结构探测等。

参考文献(References)

- [1] FROUDE M J, PETLEY D N. Global fatal landslide occurrence from 2004 to 2016 [J]. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 2018, **18**(8): 2161 – 2181. DOI: 10.5194/nhess-18-2161-2018
- [2] GUZZETTI F, GARIANO S L, PERUCCACCI S, et al. Geographical landslide early warning systems [J]. *Earth-Science Reviews*, 2020, **200**: 102973. DOI: 10.1016/j.earscirev.2019.102973
- [3] ZHANG Zhen, LIU Min, TAN Y J, et al. Landslide hazard cascades can trigger earthquakes [J]. *Nature Communications*, 2024, **15**: 2878. DOI: 10.1038/s41467-024-47130-w
- [4] FAN Xuanmei, YANG Fan, SUBRAMANIAN S S, et al. Prediction of a multi-hazard chain by an integrated numerical simulation approach: The Baige landslide, Jinsha River, China [J]. *Landslides*, 2020, **17**: 147 – 164. DOI: 10.1007/s10346-019-01313-5
- [5] CHEN Fei, GAO Yunjian, ZHAO Siyuan, et al. Kinematic process and mechanism of the two slope failures at Baige Village in the upper reaches of the Jinsha River, China [J]. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 2021, **80**: 3475 – 3493. DOI: 10.1007/s10064-021-02146-0
- [6] 张振. 基于地震信号的滑坡和泥石流流动动力参数反演研究[D]. 成都: 中国科学院大学, 2021: 1 – 146. [ZHANG Zhen. Extracting the dynamics of landslides and debris flows using their seismic signals [D]. Chengdu: University of Chinese Academy of Sciences, 2021: 1 – 146]
- [7] TRALLI D M, BLOM R G, ZLOTNICKI V, et al. Satellite remote sensing of earthquake, volcano, flood, landslide and coastal inundation hazards [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, **59**(4): 185 – 198. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2015.02.002
- [8] MCARDELL B W, BARTELT P, KOWALSKI J. Field observations of basal forces and fluid pore pressure in a debris flow [J]. *Geophysical Research Letters*, 2007, **34**(7): L07406. DOI: 10.1029/2006GL029183
- [9] MCCOY S W, KEAN J W, COE J A, et al. Evolution of a natural debris flow: In situ measurements of flow dynamics, video imagery, and terrestrial laser scanning [J]. *Geology*, 2010, **38**(8): 735 – 738. DOI: 10.1130/G30928.1
- [10] KHRAPOV S S, PISAREV A V, KOBELEV I A, et al. The numerical simulation of shallow water: Estimation of the roughness coefficient on the flood stage [J]. *Advances in Mechanical Engineering*, 2013, **5**: 787016. DOI: 10.1155/2013/787016
- [11] ANEES M T, ABDULLAH K, NAWAWI M N M, et al. Numerical modeling techniques for flood analysis [J]. *Journal of African Earth Sciences*, 2016, **124**: 478 – 486. DOI: 10.1016/j.jafrearsci.2016.10.001
- [12] YAVARI-RAMSHE S, ATAIE-ASHTIANI B. Numerical modeling of subaerial and submarine landslide-generated tsunami waves—recent advances and future challenges [J]. *Landslides*, 2016, **13**: 1325 – 1368. DOI: 10.1007/s10346-016-0734-2
- [13] TSAI V C, MINCHEW B, LAMB M P, et al. A physical model for seismic noise generation from sediment transport in rivers [J]. *Geophysical Research Letters*, 2012, **39**(2): L02404. DOI: 10.1029/2011GL050255
- [14] EKSTRÖM G, STARK C P. Simple scaling of catastrophic landslide dynamics [J]. *Science*, 2013, **339**(6126): 1416 – 1419. DOI: 10.1126/science.1232887
- [15] COOK K L, REKAPALLI R, DIETZE M, et al. Detection and

- potential early warning of catastrophic flow events with regional seismic networks [J]. *Science*, 2021, **374** (6563): 87 – 92. DOI: 10.1126/science.abj1227
- [16] ZHANG Zhen, WALTER F, MCARDELL B W, et al. Insight from the particle impact model into the high frequency seismic signature of debris flows [J]. *Geophysical Research Letters*, 2021, **48**(1): e2020GL088994. DOI: 10.1029/2020GL088994
- [17] MAURER J M, SCHAEFER J M, RUSSELL J B, et al. Seismic observations, numerical modeling, and geomorphic analysis of a glacier lake outburst flood in the Himalayas [J]. *Science Advances*, 2020, **6** (38): eaba3645. DOI: 10.1126/sciadv.aba364
- [18] CHMIEL M, WALTER F, WENNER M, et al. Machine Learning improves warning systems of debris flows [J]. *Geophysical Research Letters*, 2021, **48** (3): 1 – 58. DOI: 10.1029/2020GL090874
- [19] ZHANG Zhen, WALTER F, MCARDELL B W, et al. Analyzing bulk flow characteristics of debris flows using their high frequency seismic signature [J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 2021, **126** (12): e2021JB022755. DOI: 10.1029/2021JB022755
- [20] HIBERT C, MANGENEY A, GRANDJEAN G, et al. Automated identification, location, and volume estimation of rockfalls at Piton de la Fournaise volcano [J]. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 2014, **119** (5): 1082 – 1105. DOI: 10.1002/2013JF002970
- [21] KANAMORI H, GIVEN J W. Analysis of long-period seismic waves excited by the May 18, 1980, eruption of Mount St. Helens: A terrestrial monopole? [J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 1982, **87**(B7): 5422 – 5432. DOI: 10.1029/JB087Ib07p05422
- [22] KANAMORI H, GIVEN J W, LAY T. Analysis of seismic body waves excited by the Mount St. Helens eruption of May 18, 1980 [J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 1984, **89** (B3): 1856 – 1866. DOI: 10.1029/JB089iB03p01856
- [23] ALLSTADT K. Extracting source characteristics and dynamics of the August 2010 Mount Meager landslide from broadband seismograms [J]. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 2013, **118** (3): 1472 – 1490. DOI: 10.1002/jgrf.20110
- [24] MANCONI A, PICOZZI M, COVIELLO V, et al. Real-time detection, location, and characterization of rockslides using broadband regional seismic networks [J]. *Geophysical Research Letters*, 2016, **43**(13): 6960 – 6967. DOI: 10.1002/2016GL069572
- [25] FUCHS F, LENHARDT W, BOKELMANN G, et al. Seismic detection of rockslides at regional scale: Examples from the Eastern Alps and feasibility of kurtosis-based event location [J]. *Earth Surface Dynamics*, 2018, **6**(4): 955 – 970. DOI: 10.5194/esurf
- 6 – 955 – 2018
- [26] CHANG Juiming, CHAO Weian, CHEN Hongey, et al. Locating rock slope failures along highways and understanding their physical processes using seismic signals [J]. *Earth Surface Dynamics*, 2021, **9**(3): 505 – 517. DOI: 10.5194/esurf–9–505–2021
- [27] HIBERT C, PROVOST F, MALET J P, et al. Automatic identification of rockfalls and volcano-tectonic earthquakes at the Piton de la Fournaise volcano using a Random Forest algorithm [J]. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*, 2017, **340** (15): 130 – 142. DOI: 10.1016/j.jvolgeores.2017.04.015
- [28] LANGET N, SILVERBERG F M J. Automated classification of seismic signals recorded on the Åknes rock slope, Western Norway, using a convolutional neural network [J]. *Earth Surface Dynamics*, 2023, **11**(1): 89 – 115. DOI: 10.5194/esurf–11–89–2023
- [29] 冯亮, 张振. 微震技术在崩塌落石监测预警应用的研究进展 [J]. *工程地质学报*, 2024, **32**(2): 545 – 564. [FENG Liang, ZHANG Zhen. Seismic monitoring in rockfall: A literature review [J]. *Journal of Engineering Geology*, 2024, **32**(2): 545 – 564] DOI: 10.13544/j.cnki.jeg.2022–0079
- [30] LACROIX P, HELMSTETTER A. Location of seismic signals associated with microearthquakes and rockfalls on the Sechilienne Landslide, French Alps [J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 2011, **101** (1): 341 – 353. DOI: 10.1785/0120100110
- [31] DIETZE M, MOHADJER S, TUROWSKI J M, et al. Seismic monitoring of small alpine rockfalls – validity, precision and limitations [J]. *Earth Surface Dynamics*, 2017, **5**(4): 653 – 668. DOI: 10.5194/esurf–5–653–2017
- [32] LI Wei, WANG Dongpo, YI Xuebin, et al. Characterizing large rockfalls using their seismic signature: A case study of Hongya rockfall [J]. *Engineering Geology*, 2023, **323**: 107222. DOI: 10.1016/j.enggeo.2023.107222
- [33] BATTAGLIA J, AKI K. Location of seismic events and eruptive fissures on the Piton de la Fournaise volcano using seismic amplitudes [J]. *Journal of Geophysical Research*, 2003, **108** (B8): 2364. DOI: 10.1029/2002JB002193
- [34] PÉREZ-GUILLÉN C, TSUNEMATSU K, NISHIMURA K, et al. Seismic location and tracking of snow avalanches and slush flows on Mt. Fuji, Japan [J]. *Earth Surface Dynamics*, 2019, **7**(4): 989 – 1007. DOI: 10.5194/esurf–7–989–2019
- [35] VILAJOSANA I, SURIÑACH E, ABELLÀ N A, et al. Rockfall induced seismic signals: Case study in Montserrat, Catalonia [J]. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 2008, **8**(4): 805 – 812. DOI: 10.5194/nhess–8–805–2008
- [36] TONEY L, FEE D, ALLSTADT K E, et al. Reconstructing the dynamics of the highly similar May 2016 and June 2019 Iliamna Volcano (Alaska) ice – rock avalanches from seismoacoustic data [J]. *Earth Surface Dynamics*, 2021, **9**(2): 271 – 293. DOI:

- 10.5194/esurf-9-271-2021
- [37] YAN Shuaxing, WANG Yu, WANG Dongpo, et al. Application of EPS geofoam in rockfall galleries: Insights from large-scale experiments and FDEM simulations [J]. *Geotextiles and Geomembranes*, 2022, **50** (4): 677 – 693. DOI: 10.1016/j.geotextmem.2022.03.009
- [38] FARIN M, MANGENEY A, TOUSSAINT R, et al. Characterization of rockfalls from seismic signal: Insights from laboratory experiments [J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 2015, **120** (10): 7102 – 7137. DOI: 10.1002/2015JB012331
- [39] BACHELET V, MANGENEY A, DE ROSNY J, et al. Elastic wave generated by granular impact on rough and erodible surfaces [J]. *Journal of Applied Physics*, 2018, **123**(4): 044901. DOI: 10.1063/1.5012979
- [40] 王东坡, 陈会娟, 李伟, 等. 基于地震信号的滚石定位及动力参数反演研究[J]. *振动与冲击*, 2024, **43** (17): 19 – 26. [WANG Dongpo, CHEN Huijuan, LI Wei, et al. Rolling stone positioning and dynamic parametric inversion based on seismic signals [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2024, **43** (17): 19 – 26] DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2024.17.003
- [41] DEPARIS J, JONGMANS D, COTTON F, et al. Analysis of rock-fall and rock-fall avalanche seismograms in the French Alps [J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 2008, **98** (4): 1781 – 1796. DOI: 10.1785/0120070082
- [42] HIBERT C, MANGENEY A, GRANDJEAN G, et al. Slope instabilities in Dolomieu crater, Réunion Island: From seismic signals to rockfall characteristics [J]. *Journal of Geophysical Research*, 2011, **116** (F4): F04032. DOI: 10.1029/2011JF002038
- [43] LE ROY G, HELMSTETTER A, AMITRANO D, et al. Seismic analysis of the detachment and impact phases of a rockfall and application for estimating rockfall volume and free - fall height [J]. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 2019, **124** (11): 2602 – 2622. DOI: 10.1029/2019JF004999
- [44] MORETTI L, MANGENEY A, CAPDEVILLE Y, et al. Numerical modeling of the Mount Steller landslide flow history and of the generated long period seismic waves [J]. *Geophysical Research Letters*, 2012, **39** (16): L16402. DOI: 10.1029/2012GL052511
- [45] ZHANG Zhen, HE Siming. Analysis of broadband seismic recordings of landslide using empirical Green's function [J]. *Geophysical Research Letters*, 2019, **46**(9): 4628 – 4635. DOI: 10.1029/2018GL081448
- [46] ALLSTADT K. Extracting source characteristics and dynamics of the August 2010 Mount Meager landslide from broadband seismograms [J]. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 2013, **118** (3): 1472 – 1490. DOI: 10.1002/jgrf.20110
- [47] MORETTI L, ALLSTADT K, MANGENEY A, et al. Numerical modeling of the Mount Meager landslide constrained by its force history derived from seismic data [J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 2015, **120** (4): 2579 – 2599. DOI: 10.1002/2014JB011426
- [48] AKI K, RICHARDS P G. *Quantitative seismology* [M]. Mill Valley: University Science Books, 2002: 1 – 742
- [49] ZHANG Zhen, HE Siming, LIU Wei, et al. Source characteristics and dynamics of the October 2018 Baige landslide revealed by broadband seismograms [J]. *Landslides*, 2019, **16**: 777 – 785. DOI: 10.1007/s10346-019-01145-3
- [50] BAI Xiuqiang, HE Siming. Dynamic process of the massive Aru glacier collapse in Tibet [J]. *Landslides*, 2020, **17**: 1353 – 1361. DOI: 10.1007/s10346-019-01337-x
- [51] ZHANG Zhen, HE Siming, LI Qianfeng. Analyzing high-frequency seismic signals generated during a landslide using source discrepancies between two landslides [J]. *Engineering Geology*, 2020, **272**: 105640. DOI: 10.1016/j.enggeo.2020.105640
- [52] ALLSTADT K E, FARIN M, IVERSON R M, et al. Measuring basal force fluctuations of debris flows using seismic recordings and empirical green's functions [J]. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 2020, **125**: e2020JF005590. DOI: 10.1029/2020JF005590
- [53] MICHLMAYR G, COHEN D, OR D. Source and characteristics of acoustic emissions from mechanically stressed geologic granular media: A review [J]. *Earth Science Reviews*, 2012, **112** (3 – 4): 97 – 114. DOI: 10.1016/j.earscirev.2012.02.009
- [54] OGISO M, YOMOGIDA K. Estimation of locations and migration of debris flows on Izu-Oshima Island, Japan, on 16 October 2013 by the distribution of high frequency seismic amplitudes [J]. *Journal of Volcanology & Geothermal Research*, 2015, **298**: 15 – 26. DOI: 10.1016/j.jvolgeores.2015.03.015
- [55] WALTER F, BURTIN A, MCARDELL B W, et al. Testing seismic amplitude source location for fast debris-flow detection at Illgraben, Switzerland [J]. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 2017, **17**(6): 939 – 955. DOI: 10.5194/nhess-17-939-2017
- [56] MCCOY S W, TUCKER G E, KEAN J W, et al. Field measurement of basal forces generated by erosive debris flows [J]. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 2013, **118**(2): 589 – 602. DOI: 10.1002/jgrf.20041
- [57] HSU L, DIETRICH W E, SKLAR L S. Mean and fluctuating basal forces generated by granular flows: Laboratory observations in a large vertically rotating drum [J]. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 2014, **119** (6): 1283 – 1309. DOI: 10.1002/2013JF003078
- [58] FARIN M, TSAI V C, LAMB M P, et al. A physical model of the high - frequency seismic signal generated by debris flows [J]. *Earth Surface Processes and Landforms*, 2019, **44**(13): 2529 –

2543. DOI: 10.1002/esp.4677
- [59] KEAN J W, COE J A, COVIELLO V, et al. Estimating rates of debris flow entrainment from ground vibrations [J]. *Geophysical Research Letters*, 2015, **42**(15): 6365–6372. DOI: 10.1002/2015GL064811
- [60] LAI V H, TSAI V C, LAMB M P, et al. The seismic signature of debris flows: Flow mechanics and early warning at Montecito, California [J]. *Geophysical Research Letters*, 2018, **45**(11): 5528–5535. DOI: 10.1029/2018GL077683
- [61] CAMPBELL C S. Granular material flows: An overview [J]. *Powder Technology*, 2006, **162**(3): 208–229. DOI: 10.1016/j.powtec.2005.12.008
- [62] ESTEP J, DUFEK J. Substrate effects from force chain dynamics in dense granular flows [J]. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 2012, **117**(F1): F01028. DOI: 10.1029/2011JF002125
- [63] KEEFER D K. Investigating landslides caused by earthquakes: A historical review [J]. *Surveys in Geophysics*, 2002, **23**: 473–510. DOI: 10.1023/A:1021274710840
- [64] MEUNIER P, HOVIUS N, HAINES J A. Topographic site effects and the location of earthquake induced landslides [J]. *Earth and Planetary Science Letters*, 2008, **275**(3–4): 221–232. DOI: 10.1016/j.epsl.2008.07.020
- [65] KARGEL J S, LEONARD G J, SHUGAR D H, et al. Geomorphic and geologic controls of geohazards induced by Nepal's 2015 Gorkha earthquake [J]. *Science*, 2016, **351**(6269): aac8353. DOI: 10.1126/science.aac8353
- [66] ZHANG Zhen, TAN Y J, WALTER F, et al. Seismic monitoring and geomorphic impacts of the catastrophic 2018 Baige landslide hazard cascades in the Tibetan Plateau [J]. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 2024, **129**(2): e2023JF007363. DOI: 10.1029/2023JF007363
- [67] GIMBERT F, TSAI V C, LAMB M P. A physical model for seismic noise generation by turbulent flow in rivers [J]. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 2014, **119**(10): 2209–2238. DOI: 10.1002/2014JF003201

GeoDisaster Seismology

HE Siming¹, ZHANG Zhen^{2*}, YAN Shuaixing³, WANG Dongpo³, LI Wei³

(1. Key Laboratory of Mountain Hazards and Engineering Safety, Institute of Mountain Hazards and Environment, Chinese Academy of Sciences and Ministry of Water Resources, Chengdu 610299, China;

2. Swiss Federal Institute for Forest, Snow and Landscape Research, Zürich 8903, Switzerland;

3. State Key Laboratory of Geohazard Prevention and Geoenvironment Protection, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China)

Abstract: Seismic observation networks can simultaneously capture and record seismic signals generated by surface movement of geodisasters during their formation and evolution processes with high spatiotemporal resolution. Through the interdisciplinary integration of seismology and geodisaster studies, an entirely new research direction—GeoDisaster Seismology—begins to take shape. GeoDisaster Seismology reveals the focal mechanisms of seismic signals, analyzes the propagation models of seismic signals, identifies geodisaster types, locates geodisaster occurrence sites, explains the mechanisms of geodisaster occurrence, and inverts key dynamic parameters of geodisasters. It provides crucial theoretical and technical support for rapid acquisition and assessment of sudden geodisaster situations, geodisaster monitoring and early warning, validation of geodisaster dynamics models, and assessment of geodisaster risks. This paper preliminarily proposes the concept of GeoDisaster Seismology, elaborates on its scientific connotations and summarizes research progress as well as future development directions. It offers new perspectives for the enrichment and development of GeoDisaster Seismology.

Key words: GeoDisaster Seismology; geological disaster; seismic signal; research progress; development direction

(责任编辑 朱颖彦)