

<https://doi.org/10.3799/dqkx.2025.105>



# 无监督聚类揭示阿拉斯加 Great Sitkin 火山喷发前地震活动演化

戴梦雪<sup>1,2</sup>, 祝可欣<sup>1</sup>, 裴军令<sup>1\*</sup>, 赵斐宇<sup>1</sup>, 徐荣荣<sup>1</sup>

1. 东华理工大学铀资源探采与核遥感全国重点实验室, 江西南昌 330013

2. 中国地质科学院自然资源部深地科学与探测技术实验室, 北京 100094

**摘要:** 火山地震活动的时空分异特征为解析岩浆迁移与喷发前兆提供了关键约束。为阐明阿拉斯加 Great Sitkin 火山 2021 年喷发前的岩浆活动机制, 对该火山喷发前的连续地震波形数据开展了系统性分析, 采用模版匹配和双差定位法进行地震事件检测及精定位, 并基于无监督学习层次聚类算法, 对构建的高精度地震目录进行火山地震活动的分类与时空演化分析。获得的地震目录事件较阿拉斯加火山观测台 (AVO) 官方目录提升了 4 倍, 层次聚类将这些地震事件划分为长周期地震 (LP) 和火山构造地震 (VT)。结果显示, 喷发前火山地震活动显著增强, 且浅层 LP 事件在喷发前 24 h 达到活动峰值, 这一现象或为关键喷发前兆信号。该火山此次喷发是由山顶火山口正下方上地壳深度的岩浆积聚和增压引发。

**关键词:** 无监督学习; 层次聚类; 地震精定位; 火山地震活动; 喷发前兆; 地震学。

中图分类号: P315

文章编号: 1000—2383(2026)01—146—14

收稿日期: 2025—04—30

## Unsupervised Clustering Reveals Pre-Eruptive Seismicity Evolution at Great Sitkin Volcano, Alaska

Dai Mengxue<sup>1,2</sup>, Zhu Kexin<sup>1</sup>, Pei Junling<sup>1\*</sup>, Zhao Feiyu<sup>1</sup>, Xu Rongrong<sup>1</sup>

1. National Key Laboratory of Uranium Resources Exploration-Mining and Nuclear Remote Sensing,  
East China University of Technology, Nanchang 330013, China

2. SinoProbe Laboratory, Ministry of Natural Resources, Chinese Academy of Geological Sciences, Beijing 100094, China

**Abstract:** The spatiotemporal characteristics of volcanic seismicity provide critical constraints for deciphering magma migration processes and eruption precursors. To elucidate the magmatic activity mechanisms preceding the 2021 eruption of the Great Sitkin Volcano, Alaska, this study conducted a systematic analysis of the pre-eruptive continuous seismic waveform data from the volcano. Template matching and the double-difference relocation method were employed to detect seismic events and achieve high-precision relocation. An unsupervised hierarchical clustering algorithm was then applied to classify volcanic seismicity and analyze its spatiotemporal evolution based on the constructed seismic catalog. The resulted seismic catalog contains four times the number of events compared to the official Alaska Volcano Observatory (AVO) catalog. Hierarchical clustering successfully categorized the seismic events into long-period (LP) earthquakes and volcano-tectonic (VT) earthquakes. The results show that a significant

**基金项目:** 国家自然科学基金项目 (Nos. 42304145, 42430208); 国家重点研发计划项目 (No. 2022YFC2807401); 江西省自然科学基金项目 (No. 20232BAB213077); 自然资源部深地科学与探测技术实验室开放课题 (No. SL202412)。

**作者简介:** 戴梦雪 (1990—), 女, 博士, 讲师, 主要从事火山地震学研究。ORCID: 0009-0003-1326-4208。E-mail: daimengxue@ecut.edu.cn

\* **通讯作者:** 裴军令, E-mail: junlingpei@163.com

**引用格式:** 戴梦雪, 祝可欣, 裴军令, 赵斐宇, 徐荣荣, 2026. 无监督聚类揭示阿拉斯加 Great Sitkin 火山喷发前地震活动演化. 地球科学, 51(1): 146—159.

**Citation:** Dai Mengxue, Zhu Kexin, Pei Junling, Zhao Feiyu, Xu Rongrong, 2026. Unsupervised Clustering Reveals Pre-Eruptive Seismicity Evolution at Great Sitkin Volcano, Alaska. *Earth Science*, 51(1): 146—159.

intensification of volcano seismic activity was observed prior to the eruption, with shallow LP events reaching an activity peak 24 hours before the eruption, and it is possible that the phenomenon potentially represents critical eruption precursor signals. The eruption was mainly triggered by magma accumulation and pressurization at upper-crustal depths directly beneath the summit crater.

**Key words:** unsupervised learning; hierarchical clustering; seismic relocation; volcanic seismicity; eruption precursor; seismology

## 0 引言

火山学研究的核心任务在于构建高精度喷发预测模型与灾害预警机制。火山地震学作为监测火山活动的关键技术手段,其核心研究方向聚焦于喷发前地震活动性的动态追踪(刘国明等, 2023; Power and Roman, 2024)。对火山喷发地震事件的精确分类,不仅有助于揭示火山地震活动在时间和空间上的演化规律,还能深入分析火山系统应力状态调整与岩浆运移的耦合关系,为研判火山活动趋势和评估喷发危险提供科学依据。

火山地震事件分类技术历经了多阶段发展。早期研究主要依赖于操作人员基于波形特征与信号频谱的经验性判断(Falsaperla *et al.*, 1996),存在分类标准不统一、人工主观偏差显著及海量数据手动处理效率低下等缺陷(Duque *et al.*, 2020; Permana *et al.*, 2022)。20 世纪 90 年代初期,统计信号处理算法 STA/LTA(Allen, 1978)和浅层神经网络(Falsaperla *et al.*, 1992)的应用为火山地震事件的自动化识别开辟了新路径。此后,火山地震的分类系统逐渐完善,Langet(2014)通过统计特征分析实现了火山地震事件的系统化分类,为后续深度学习研究奠定了理论基础。

近年来,随着地震台网检测能力的提升、地震数据的指数级增长及人工智能技术的进步,机器学习算法为地震学带来了新思路,监督式与无监督式机器学习在地震学领域展现出广泛的应用潜力(Duque *et al.*, 2020; 陆天然等, 2025)。监督学习算法如卷积神经网络(CNN)与递归神经网络(RNN)依赖人工标注的数据集来训练模型,虽能在地震事件分类中精确区分具有明确物理或地质特征的类别(Hibert *et al.*, 2017; Maggi *et al.*, 2017),但存在数据标签模糊、标注成本高、人工标注主观性强等局限。无监督学习算法则利用未标注数据进行自动模式识别,其最大优势在于无需预设类别标签,可直接探索数据内在结构与规律(陆天然等, 2025)。作为无监督学习核心方法的聚类分析,能够通过相似性度量实现数据集的自然划分,发现数据中的隐

藏模式(Seydoux *et al.*, 2020; Power and Roman, 2024)。利用无监督层次聚类方法对火山地震信号进行精细分类,能够进一步为火山地震活动及火山喷发前的动力学行为提供新的解读视角(Cui *et al.*, 2021)。

火山地震事件分类与时空模式分析依赖高质量的地震目录。随着密集阵列观测技术的普及,基于连续观测波形记录的高精度目录构建方法迅速发展。Zhang and Wen(2015)提出的 M&L 方法通过波形互相关提升检测灵敏度,Zhu and Beroza(2019)开发的基于深度神经网络的 PhaseNet 方法实现了地震相位自动拾取,Zhou *et al.*(2022)提出的地震自动检测与定位流程(PALM)融合模板匹配与双差重定位方法,直接应用于原始连续波形,通过相位检测、相位关联、定位和匹配滤波,能够有效识别漏检的微震事件,提供高完整性检测和高分辨率定位,生成高质量地震目录(姚远等, 2023; 江功劲等, 2024)。

本研究聚焦于 2021 年 5 月 26 日 Great Sitkin 火山喷发事件,旨在通过解析喷发前的地震活动演化机制,揭示岩浆系统动态过程,为火山喷发预警提供理论支撑。本研究首先采用双差重定位与模板匹配联合方法,对喷发前近两年(2019 年 7 月 1 日至 2021 年 5 月 26 日)的连续地震波形进行检测与精定位,然后基于无监督深度学习框架下的层次聚类自动事件分类系统,实现火山地震活动的高效分类与时空演化分析。通过整合精定位结果与地震活动模式演化特征,系统阐释本次火山喷发的地震活动与岩浆运移过程的动力学关联。

## 1 研究区概况

Great Sitkin 火山地处安德烈亚诺夫群岛西北方向约 35 km,是阿拉斯加-阿留申火山弧典型的安山岩质复式火山,其锥体海拔约 1 740 m,主体位于大锡特金岛西北部,顶部火山口直径达 1.3 km(图 1)(Dixon *et al.*, 2020; Power and Roman, 2024; Orr *et al.*, 2025)。该火山独特的地球动力学背景体现在其坐落于太平洋板块与北美板块俯冲边界的构造几何拐点,致使该区域岩浆活动频繁,成为阿拉斯加-阿留申火山弧中最活

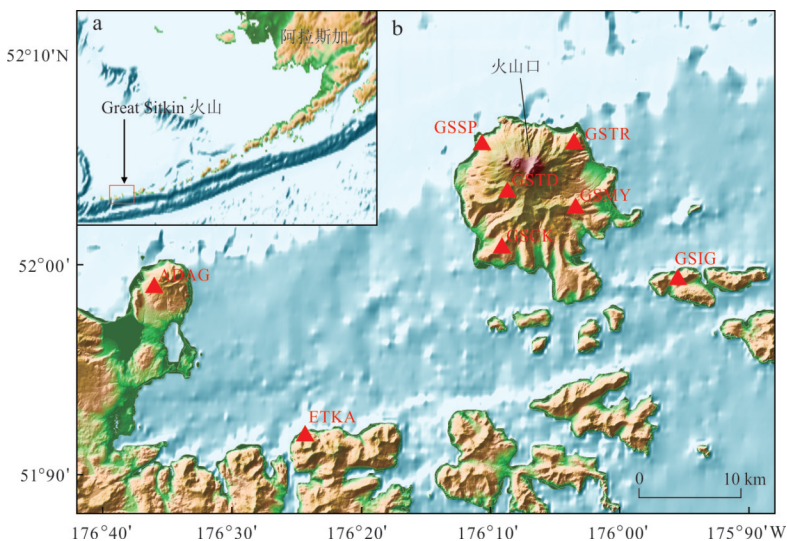


图 1 Great Sitkin 火山及其周边区域地形图

Fig.1 Topographic map of the Great Sitkin volcano and its surrounding area

三角形表示地震台站, Summit 代表火山山顶位置. 图 a 显示了 Great Sitkin 火山沿阿拉斯加阿留申火山弧的位置

跃的火山系统之一 (Waythomas *et al.*, 2003).

阿拉斯加火山观测站 (Alaska Volcano Observatory, AVO) 于 1999 年在火山周边布设由 6 个短周期地震台站组成的监测网络, 与安德烈亚诺夫群岛已有的台阵形成协同观测体系, 显著提升了喷发前兆的识别能力 (Pesicek *et al.*, 2008). AVO 数据显示, 1999—2021 年间在火山口 10 km 半径范围内精确定位超过 890 次地震事件, 其中 1999—2002 年监测周期内, 该火山地震频次在 AVO 监测的 23 座火山中居第三位, 且地震活动类型丰富, 包括持续 10~60 min 的火山震颤、浅源与深源 (>10 km) 长周期事件、以及震群型远端火山构造地震, 其时空分布特征揭示出岩浆系统存在持续迁移现象. 2016 年 7 月下旬起, Great Sitkin 火山进入新的活跃期, 表现为地震活动频率激增、山顶火山口热异常扩展及间歇性蒸汽爆发 (Dixon *et al.*, 2020). 2021 年喷发前, 火山历经了多年的前兆活动, 以前兆地震、地表温度升高与气体排放为特征. 2021 年 5 月 26 日 05:04 (UTC), Great Sitkin 火山发生了持续 2 min 的爆炸性喷发 (Orr *et al.*, 2024).

2 数据与方法

2.1 数据

2019 年夏季, Great Sitkin 火山地震网络升级为三分量数字宽频地震仪 (Power and Roman, 2024). 本研究收集了 AVO 在大锡特金岛部署的 5 个台站

表 1 Great Sitkin 火山纵波速度模型

Table 1 P-wave velocity model of the Great Sitkin volcano

纵波速度(km/s)	深度(km)
2.5	0.0(-1.7)
3.0	0.5(-1.2)
3.7	1.7(0.0)
4.1	2.2(0.5)
4.5	2.7(1.0)
4.9	3.0(1.6)
5.8	4.0(2.3)
6.6	7.0(5.3)
6.68	8.0(6.3)
6.8	11.0(9.3)
6.92	14.0(12.3)
7.04	17.0(15.3)
7.16	20.0(18.3)
7.28	23.0(21.3)
8.05	40.0(38.7)

注: 模型顶部设定在海平面上 1.7 km 以匹配火山的大致峰顶高度. 括号中的数字表示相对于海平面的深度, 负值表示海平面以上的高度. 本模型采用的  $V_p/V_s$  比值为 1.85.

(GSTD、GSTR、GSMY、GSSP 和 GSCK) 及在伊吉特金岛、卡加拉斯加岛和阿达克岛的另外 3 个台站 (GSIG、ETKA、ADAG) (图 1) 的观测数据. 所有连续数据波形均来自 IRIS 地震数据中心, 时间跨度为 2019 年 7 月 1 日至 2021 年 5 月 26 日 05:04 (UTC) 喷发前时段. 初始速度模型采用 Power and Roman (2024) 发表的一维 Great Sitkin 火山速度模型 (表 1).



## 2.2 基于 PALM 的地震检测与定位

本研究采用 Zhou *et al.* (2022) 提出的 PALM 流程进行地震事件检测与精定位. PALM 包含两个核心模块: (1) PAL: 拾取、关联和定位, 用于地震事件的初始检测与定位; (2) MESS: 匹配、扩展、时移和叠加, 采用匹配滤波器增强模板目录, 识别更多的微小地震.

**2.2.1 PAL** 初始目录由 PAL 获得, 该过程包括震相拾取、关联和震源定位 3 个步骤. 首先, 利用 STA/LTA 算法 (Allen, 1978) 和 Kurtosis 算法 (Baillard *et al.*, 2014) 实现单台站 P 波和 S 波成对拾取, 主要计算公式为:

$$S_d(t_i) = \frac{\Delta t_{LTA}}{\Delta t_{STA}} \times \frac{\sum_{t_i}^{t_i + \Delta t_{STA}} d(\tau_i)}{\sum_{t_i - \Delta t_{LTA}}^{t_i} d(\tau_i)}, \quad (1)$$

其中,  $S_d$  是输入波形的 STA/LTA 函数,  $\Delta t_{STA}$  和  $\Delta t_{LTA}$  分别为 STA 和 LTA 计算的窗口长度.

$$K_d(t_i) = \frac{\frac{1}{N} \sum_{t_i - \Delta t_K}^{t_i} (d(\tau_i) - \bar{d})^4}{[\frac{1}{N} \sum_{t_i - \Delta t_K}^{t_i} (d(\tau_i) - \bar{d})^2]^2}, \quad (2)$$

其中,  $K_d$  是数据  $d$  的峰值函数,  $\Delta t_K$  和  $N$  分别为峰值计算的窗口长度和采样点数,  $d$  和  $\bar{d}$  分别为  $t_i - \Delta t_K < \tau_i \leq t_i$  的输入数据  $d(\tau)$  和它的平均值.

通过台站时空关系对震相起始时间聚类实现时间关联, 起始时间估计为:

$$t_o = \frac{t_P \times V_P - t_S \times V_S}{V_P - V_S}, \quad (3)$$

其中,  $V_P$  和  $V_S$  分别为地壳 P 波和 S 波的平均速度. 通过三维网格搜索实现空间关联, 走时残差  $\epsilon$  定义为:

$$\epsilon = \sum_{i=1}^N \epsilon_i = \sum_{i=1}^N |(t_o + T_{P,i}) - t_{P,i}|, \text{ for } \epsilon_i < \epsilon_{\max}, \quad (4)$$

其中,  $T_P$  为第  $i$  个台站的 P 波理论走时,  $N$  为走时残差低于阈值  $\epsilon_{\max}$  的台站数.

定位阶段先采用 Hypoinverse (Klein, 2002) 对检测到的事件进行绝对定位, 再通过 HypoDD (Waldhauser and Ellsworth, 2000) 优化事件间的相对位置.

**2.2.2 MESS** MESS 模块基于匹配滤波算法, 通过四步流程增强地震检测能力. 首先, 计算模板与连续波形间的互相关函数 (匹配); 其次, 对各台站互相关峰值进行扩展, 以增强模板对远距离事件的检测能力 (扩展); 然后, 扣除各台站的 P 波走时, 对齐互相关峰值 (时移); 最后, 线性叠加将各台站的峰值扩展并偏移后的互相关函数, 求取平均值以压

制不相关噪声, 并进行事件检测 (叠加). 该算法可降低震中位置偏差、震相拾取误差及介质波速变化的影响, 提高模板检测能力. 利用 PAL 过程获得的初步筛选结果和 Hypoinverse 定位结果作为 MESS 程序的模板事件, 将连续波形和模板波形在带通滤波基础上进行 HypoDD 重定位, 以完善最终地震目录.

## 2.3 层次聚类

对 PALM 生成的高质量地震目录中事件的垂直分量波形数据进行预处理, 再利用基于无监督学习的层次聚类算法进行事件分类. 预处理包括均值去除、仪器校正、四阶 1~15 Hz 巴特沃斯带通滤波 (Cui *et al.*, 2021) 和采用递归 STA/LTA 算法拾取 P 波初至 (Withers *et al.*, 1998). 为筛选高质量的地震事件, 仅保留由两个以上站点记录且信噪比 (SNR) > 2 dB 的事件. 针对筛选后的有效事件, 计算记录台站在 2.56 s 窗口内的 P 波谱, 包括 P 波到达前后各 1.28 s, 并将频谱进行单位面积归一化处理以保留相对能量分布信息. 由于不同台站频率存在差异, 因此对每个地震事件, 选取记录台站中具有中位数频率指数 (FI) 的代表性频谱进行分析 (Matoza *et al.*, 2014).

频率指数由 Buurman and West (2010) 提出, 并在火山地震分类中得到了广泛应用 (Ketner and Power, 2013; Matoza *et al.*, 2014; Wech and Thelen, 2015; Woods *et al.*, 2018). 它被定义为:

$$FI = \lg \frac{\bar{A}_{\text{upper}}}{\bar{A}_{\text{lower}}}, \quad (5)$$

其中,  $\bar{A}_{\text{upper}}$  和  $\bar{A}_{\text{lower}}$  分别为高频和低频带内的平均频谱幅度.

## 3 结果

### 3.1 高精度地震目录构建

本研究基于 PALM 流程 (Zhou *et al.*, 2022) 构建 Great Sitkin 火山地震目录, 对 2019 年 7 月 1 日至 2021 年 5 月 26 日 05:04 (UTC) 喷发前的地震波形数据, 经震相拾取、震相关联、绝对定位及双差重定位等步骤后, 共获得 3 113 次地震模板事件. 通过对这些地震模板事件进行模版匹配, 最终检测到了 5 180 次地震事件, 相比之下, 阿拉斯加火山观测台 (AVO) 同期官方目录仅记录了 1 304 次地震事件. 本研究构建的目录事件数量约为 AVO 目录的 4 倍, 显著提升了地震监测的完整性. 通过与官方地震目录进行比较, 评估 PALM 的检测性能, 对比两个目

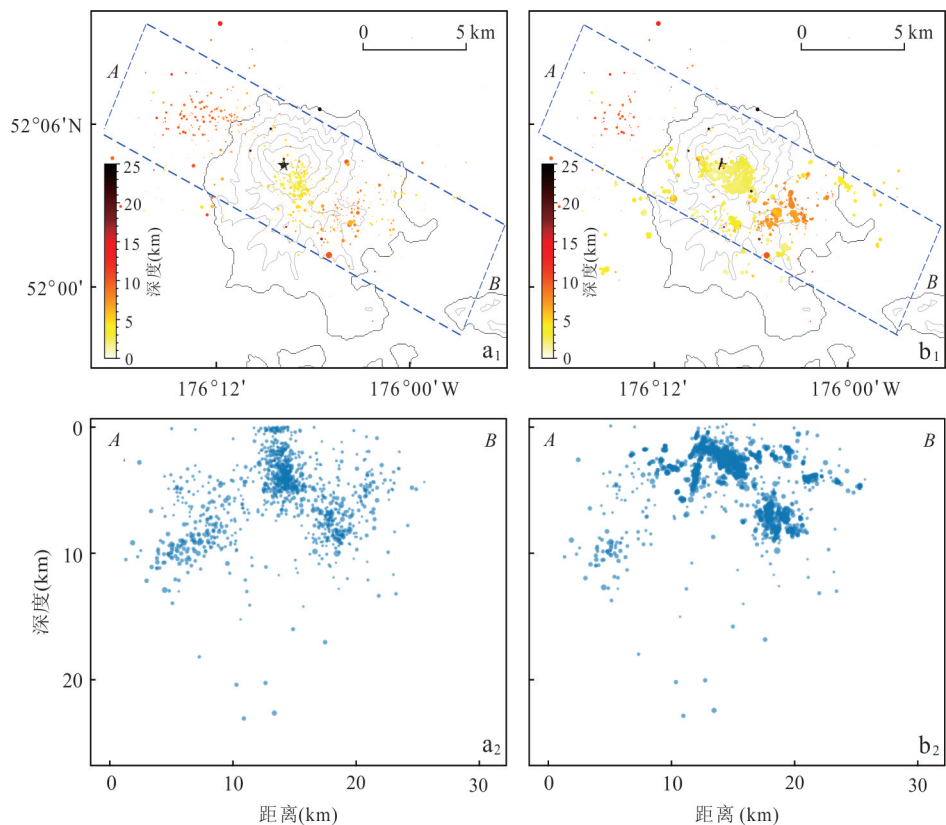


图2 地震目录空间分布对比

Fig.2 Spatial distribution comparison of seismic catalogs

$a_1$ 、 $a_2$ : 官方目录;  $b_1$ 、 $b_2$ : PALM 构建目录. 圆点表示地震事件, 颜色以深度编码, 大小按震级缩放. 剖面图区域以蓝色虚线框勾绘, 沿  $AB$  线的深度分布剖面用蓝点表示

录的空间分布(图2)发现, 两者总体趋势一致, 主要聚集于火山口正下方0~5 km深度、东南方向6~9 km深度及西北海域8~12 km深度3个区域. 与官方目录相比, 本研究构建的地震目录具有事件数量更多、空间聚集特征更显著的优势, 能够更精细地刻画地震活动的空间分布规律.

为进一步验证PALM目录的可靠性, 本文绘制了频度-震级分布对比图(图3), 发现基于PALM所获得的地震目录的震级-频度分布符合统计规律, 且PALM目录中的小震级地震事件的数量显著超过官方目录. 对于 $M_L1.5$ 以上的地震事件, 两个目录的频度-震级分布曲线比较贴近, 表明PALM检测到的地震震级与官方目录的地震震级比较一致, 证实了PALM目录的准确性和有效性. 在 $M_L1.5$ 以下的区间, PALM目录的累积分布曲线斜率比官方目录更陡, 这是因为PALM目录补充了 $M_L1.5$ 以下的小震级事件, 使得累积分布曲线变化速率加快, 斜率相应增大. PALM借助模板匹配技术可有效识别微弱地震信号, 显著提升台网对微震的检测能力.

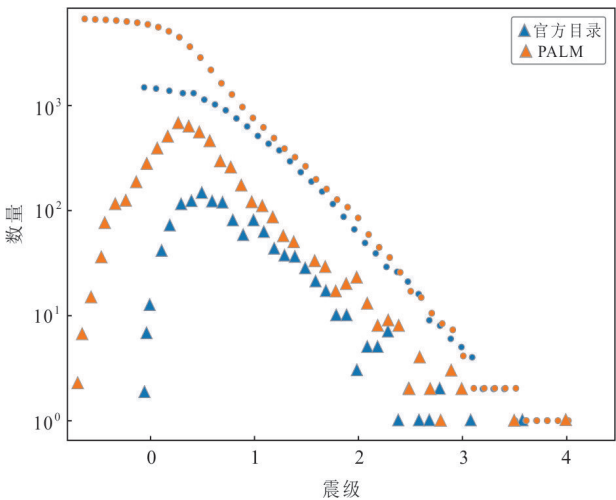


图3 频度-震级分布对比

Fig.3 Comparison of frequency-magnitude distribution  
实心圆点与实心三角分别代表累积分布与非累积分布, 基于PALM构建地震目录和官方地震目录分别用橙色和蓝色表示

相较于传统检测方法, 该技术能识别更多地震信息, 补充官方地震目录中遗漏的事件, 切实扩充地震目录数量, 为火山活动研究提供更为丰富的观测资料.

### 3.2 火山地震事件分类

为提高后续火山地震分类及时空演化分析的可靠性,本研究对 PALM 检测到的 5 180 个地震事件进行筛选,仅保留被两个以上站点记录到且信噪比(SNR) > 2 dB 的事件.筛选后保留了 1 994 个高质量地震事件,在此基础上进行火山地震事件的分类.任意两个地震事件的频谱差异采用欧几里得距离度量,定义为:

$$d(A_1, A_2) = \sqrt{\sum_{f=0}^{15\text{Hz}} \|A_1(f) - A_2(f)\|^2}, \quad (6)$$

其中,  $A_1(f)$  和  $A_2(f)$  分别是事件 1 和事件 2 在频率  $f$  处的振幅.该指标遍历所有事件对计算,生成相异性矩阵.基于此矩阵,层次聚类算法从每个事件作为单个聚类开始,按相似度从高到低逐步合并,直到形成预设数量的簇(图 4).

为系统剖析火山地震信号的频域特性,本研究初始设置 20 个聚类对地震事件进行划分.然而该参数可能导致部分相似事件被过度细分,部分频谱形态相似的信号被归入不同子集.通过分析 20 个子集的平均频谱发现,多个集群(如 0、1、2、3 等)具有相似的频谱特征,其谐波结构与峰值频率高度重叠(图 5),需通过特征融合实施二次分组.

本研究采用双参数表征频谱特征,以峰值频率刻画频率特性,以平均值与最大幅度的比值表征带宽特性(比值趋近 0 表示能量集中于特定频率的谐波特征,趋近 1 则反映宽频带特性).以峰值频率为

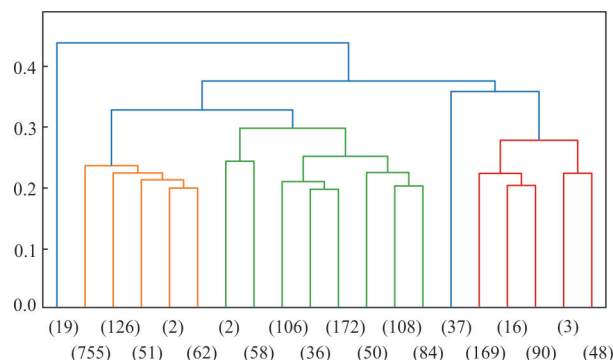


图 4 根据 P 波谱的差异性将地震活动树状图分为 20 个集群

Fig.4 Dendrogram of seismic activity divided into 20 clusters based on the differences in P-wave spectra

横轴、带宽比值为纵轴构建二维特征空间,将各集群的平均频谱投影至该空间后,按特征接近程度合并为 4 个特征组,分别为:A 组(集群 0、1、2、3、4、5、6、7、8、9、10、11、13、14、15、17),主频范围为 0.5~2.5 Hz,窄带谐波主导;B 组(集群 12、16);仅聚类 18 形成 C 组,主频范围为 4~6 Hz,频谱略宽;D 组(集群 19),具有最高主导频率和最宽带宽(图 6).需说明的是,集群 0、15、17 因样本数过少分组存在边界模糊性,但其对整体统计特征影响可忽略.

从四组频率指数(FI)分布(图 7)可见,所有事件的平均 FI 显示双峰分布且呈现出显著的相关性.其中 A、B、C 组主导低 FI 区间,对应长周期火山地

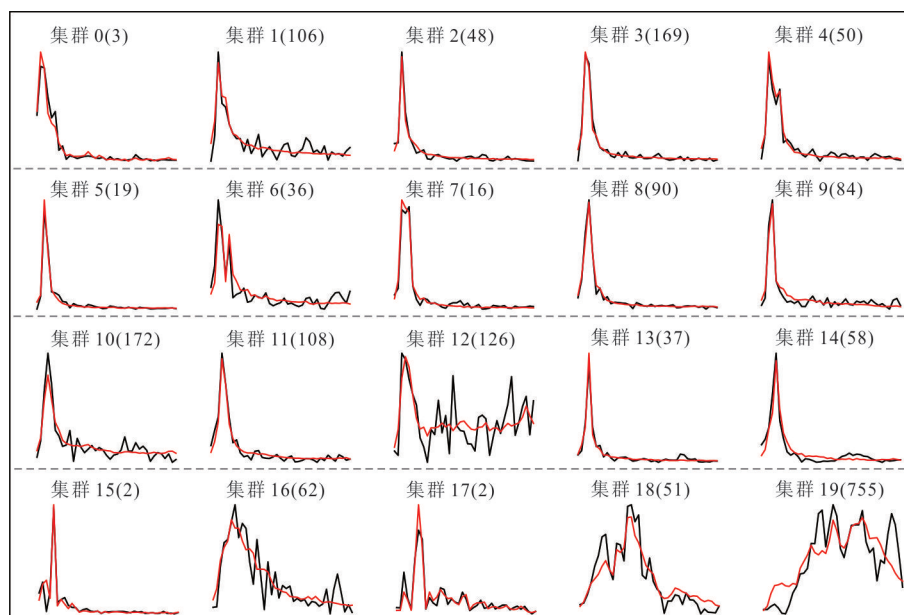


图 5 20 个事件簇的平均频谱(红色)和中位频谱(黑色)

Fig.5 Average spectra (red) and median spectra (black) of the 20 event clusters

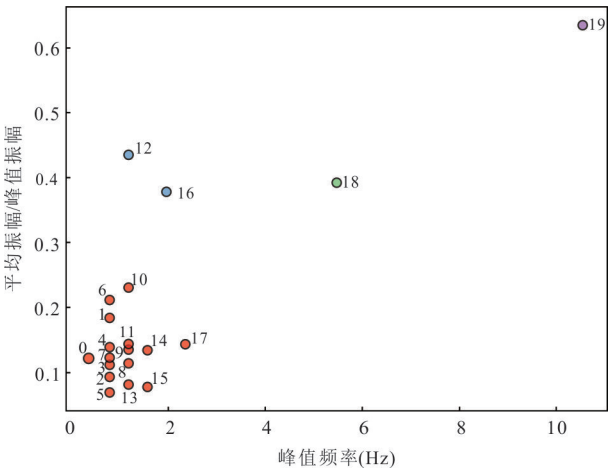


图6 在特征空间中对 20 个集群进行重新分组  
Fig.6 Reclustering of the 20 clusters in a feature space

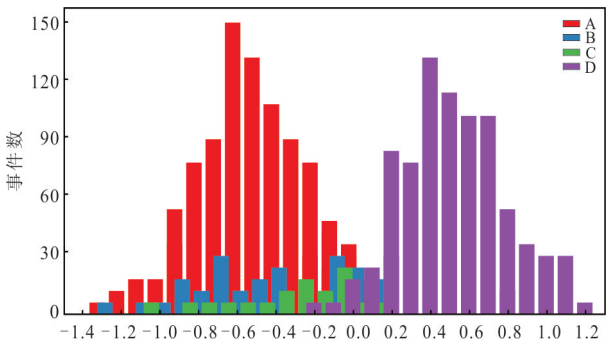


图7 频率指数分布  
Fig.7 Frequency index distributions

震 (LP); D 组集中于高  $FI$  区间, 对应火山构造地震 (VT) (Matoza *et al.*, 2014). 该分组体系与 Great Sitkin 火山的历史监测结果 (Power and Roman, 2024) 以及经典火山地震分类理论 (Chou-

et and Matoza, 2013) 高度吻合, 为解析火山活动多源机制解析提供了频域维度的关键约束.

4 分析与讨论

图 8 展示了 2019 年 7 月 1 日至 2021 年 5 月 26 日整个研究期间的地震事件频度分布. 图中 X 轴为时间轴, 蓝色曲线表示每日事件计数 (对应右侧 Y 轴), 红色曲线为累积事件数目 (对应左侧 Y 轴), 绿色虚线为研究期间累积事件的线性拟合曲线. 分析表明, 研究期间 Great Sitkin 火山附近的地震活动可分为 3 个特征时期, 分别为 2019 年 7 月至 10 月的低频次活动期、2020 年 1 月至 7 月的地震活跃期以及 2021 年 5 月的喷发前兆期. 本节将结合地震重定位结果与层次聚类分析, 详细阐述各时期的时空演化特征.

4.1 低频次活动期

2019 年 7 月至 2019 年 10 月期间, 单日事件数目不超过 50 次, 日事件数量波动较小, 累积地震事件数量也相对较少, 表明该时间段地震活动较为平稳且频次低 (图 8). 图 9 为本时间段内的震源分布和深度剖面图, 地震活动根据其发震时间进行颜色编码, 震源以圆点绘制, 大小按震级缩放. 其中, 图 9a<sub>1</sub>~9a<sub>2</sub> 涵盖对应长周期火山地震 (LP) 的 A、B、C 三组事件, 图 9b<sub>1</sub>~9b<sub>2</sub> 包含对应火山构造地震 (VT) 的 D 组地震事件. 从图 9 可见, 此时期 LP 和 VT 地震的空间分布较一致, 主要集中于火山口下方 0~2 km 深度, 呈线性分布, 推测火山口正下方或存在细长条状岩浆通道. 时间分布上, LP 和 VT 事件也较一致, 7~8 月震源位于 0.5~1.0 km 深度的中上部, 9 月震源移

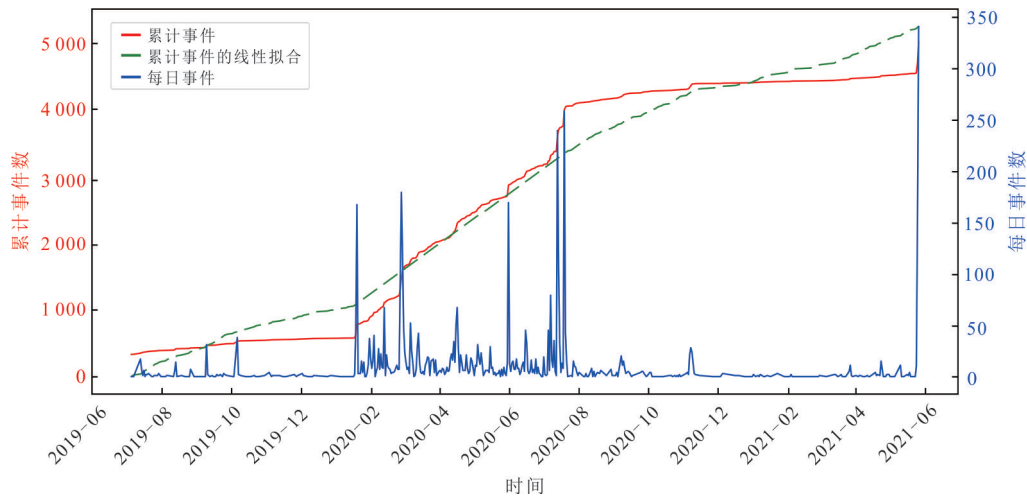


图8 整个研究期间的地震频度分布  
Fig.8 Earthquake frequency distribution during the entire study period



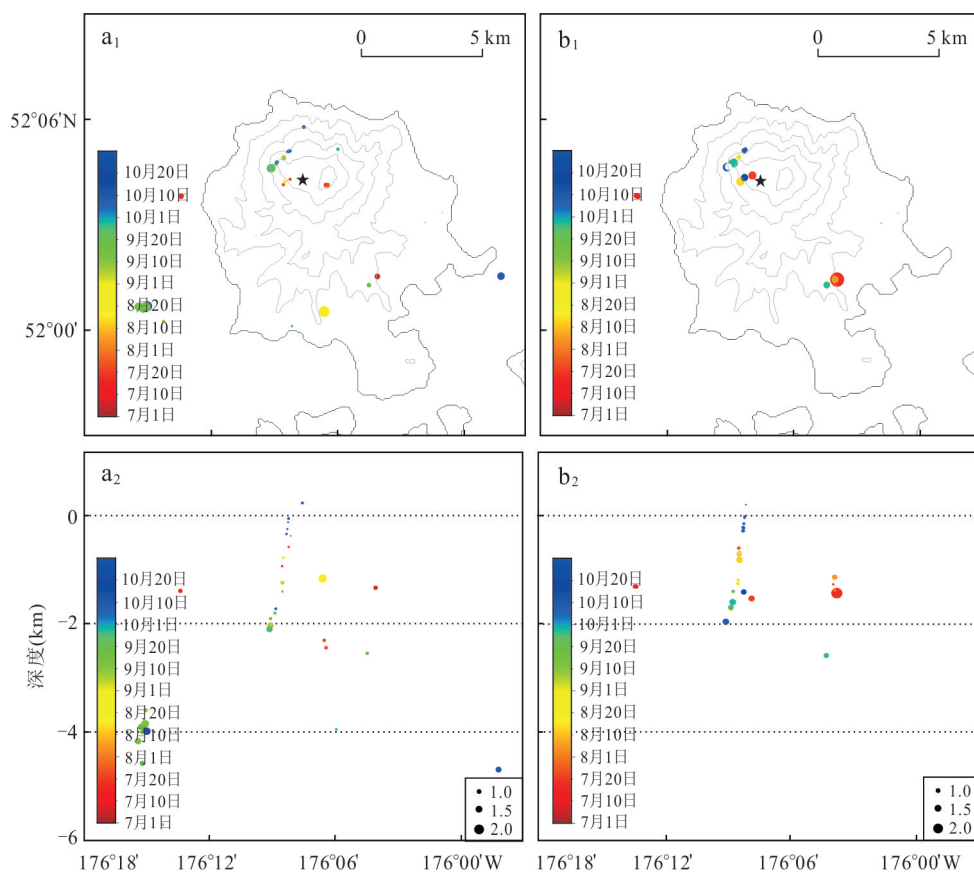


图9 2019年7月至10月震源分布

Fig.9 Earthquake hypocenter distributions from July to October, 2019  
a<sub>1</sub>, a<sub>2</sub>. A、B、C组; b<sub>1</sub>, b<sub>2</sub>. D组

至该深度的下部, 10月则位于 0~0.3 km 深度的浅部. 由此推断, 该时段沿着岩浆通道存在岩浆扰动, 同步触发了构造应力释放.

#### 4.2 地震活跃期

2020年1月至2020年7月期间, Great Sitkin 火山进入显著的地震活跃期(图8). 主要有4个时段的地震频率最高, 分别为2020年1月17日至20日、2020年2月25日至3月1日、2020年5月30日至6月1日和2020年7月12日至7月21日, 每日事件数均达到150个, 每个时间段持续3~10 d. 短时高频地震反映火山系统短期能量释放过程, 与岩浆房压力变化或断层滑动直接相关.

此时期的地震活动频繁且呈现明显的时空分布特征. 图10a展示了A、B、C三组, 即长周期火山地震(LP)的时空分布, 从图中可以看出, 此时期的LP事件主要集中在两个区域. 在火山山顶正下方0~5 km 深度范围内, 震源主要位于火山口下方的垂直带状区域. 在火山口东南方向6~9 km 深度范围内, 震源聚集于一团状区域. 而对比图10b所示的

D组事件, 即火山构造地震(VT)的时空分布发现, 此时期 VT 事件主要集中在火山山顶正下方0~4 km 深度范围内的垂直带状区域, 且此处的 VT 事件空间分布随时间的变化与 LP 事件具有较好的一致性. 然而, 在另一处 LP 事件聚集的火山口东南方向6~9 km 深度的团状区域, 并没有出现 VT 事件. LP 事件主要反映不稳定岩浆流体通过储层通道的扰动, 而 VT 事件与岩浆通道应力调整有关, 主要反映火山区域构造应力的释放和脆性破裂. 因此, 本研究推测火山口东南部存在一个岩浆房, 其内部出现了岩浆的运移, 且并未引起脆性破裂. Yang *et al.* (2023) 采用全波场背景噪声层析成像技术, 对 Great Sitkin 火山下方的地壳剪切波速度结构进行了三维成像, 速度模型显示了两个与火山地震活动迁移相关的低速异常, 推测其为岩浆房. Yang *et al.* (2023) 的速度模型所揭示的火山口东南部的岩浆房, 与图10a中 LP 事件聚集的位置一致, 说明此处确实存在岩浆房, 支持了本研究的判断.

结合地震事件随时间的分布变化(图10), 本研



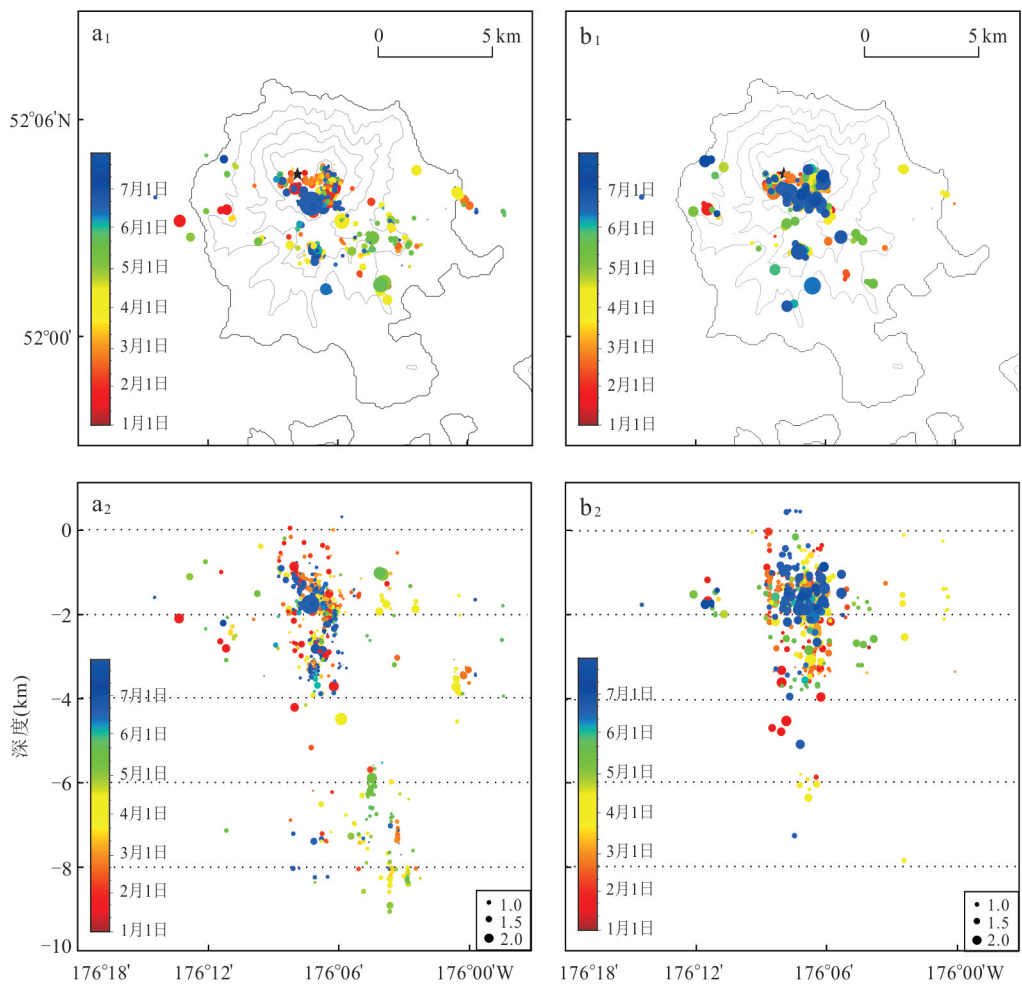


图 10 2020 年 1 月至 7 月震源分布  
Fig.10 Earthquake hypocenter distributions from January to July, 2020  
a<sub>1</sub>、a<sub>2</sub>. A、B、C 组; b<sub>1</sub>、b<sub>2</sub>. D 组

究推测此阶段火山地震时空演化机制如下:2020 年 1~3 月,火山口下方 0~5 km 深度范围内岩浆通道中出现岩浆活动,并引发通道区域的应力释放,体现在此区域同步出现的 LP 和 VT 事件;4~5 月,火山口东南方向 6~9 km 深度岩浆房内出现岩浆运移,更多的岩浆流体从岩浆房运移至主通道,体现为岩浆房区域聚集的 LP 事件,且震源随时间逐渐向火山口正下方岩浆通道迁移;6~7 月进入浅部应力累积阶段,岩浆活动回归主通道,浅部(0~1 km)应力累积使近地表裂缝加压,脆性破裂增加,表现为回归岩浆通道位置的 LP 事件,以及聚集在岩浆通道浅部的 VT 事件.这些岩浆活动可能促进了后来的火山喷发,其中 7 月 12 日至 7 月 21 日的地震强度显著高于 1~6 月(图 8),表明岩浆压力或断层应力持续累积.高频浅源地震集中发育预示火山喷发风险上升,后期需要作为重点监测对象.

**4.3 喷发前兆期**

2020 年 8 月后,Great Sitkin 火山进入了一段长期的较平静的背景活动期,直至 2021 年 5 月火山喷发前 48 小时,地震活动才急剧增加(图 8).为进一步揭示喷发前的地震数量随时间的变化,本文单独画出了 A、B、C、D 四组在 2021 年 5 月的地震频度分布图(图 11).蓝色曲线显示每日事件计数(对应右侧 Y 轴),红色曲线是累积事件(对应左侧 Y 轴),虚线表示 2021 年 5 月累积事件的线性拟合,以突出显示 5 月 25 日至 5 月 26 日之间的加速阶段.通过分析时间序列可知,5 月 10 日,A、B、D 组有少量地震事件;5 月 13 日,C 组有少量地震事件;5 月 16~18 日,A、D 组有少量地震事件.以上这些时间的地震事件个数都较少,直到 5 月 25~26 日喷发前两天,四组地震事件数目同步急剧增加,构成火山喷发前的短期直接前兆.

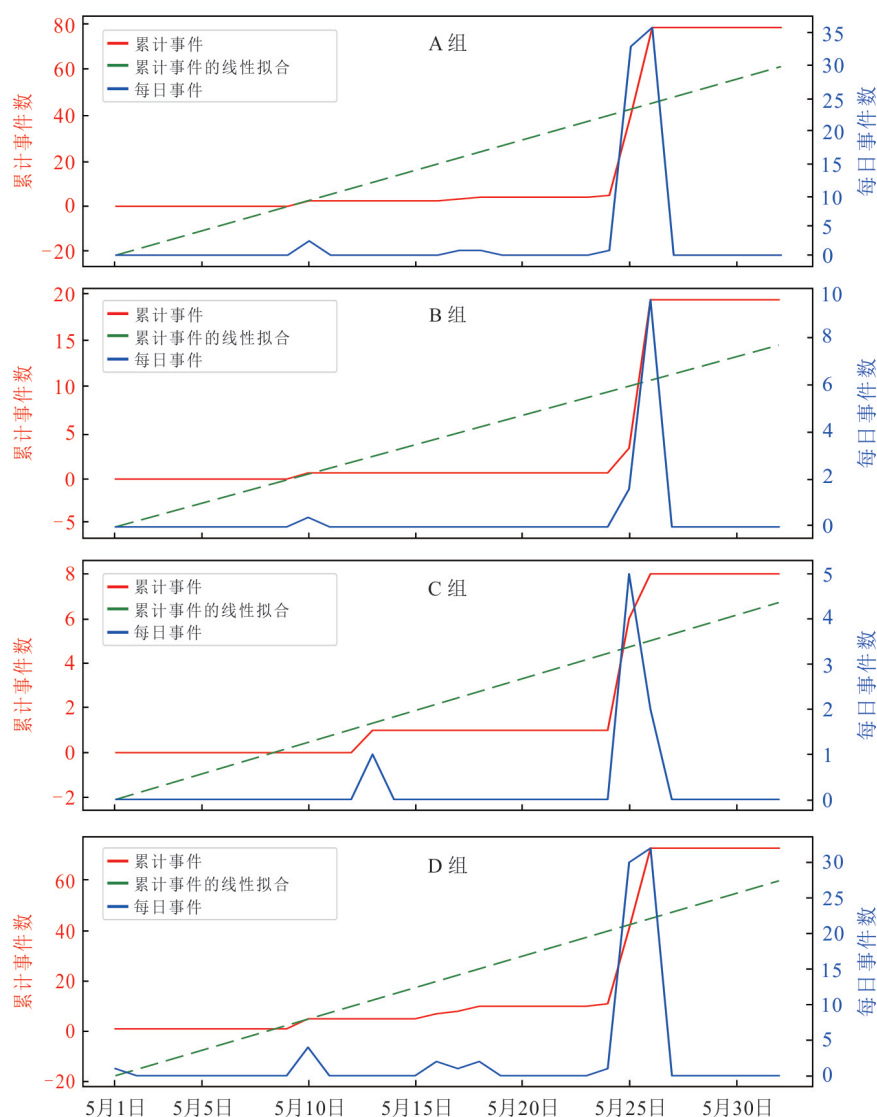


图 11 2021 年 5 月地震频度分布

Fig.11 Earthquake frequency distribution in May 2021

图 12a、12b 分别展示 5 月 25 至 26 日 A、B、C 三组长周期火山地震(LP)和 D 组火山构造地震(VT)的震源分布和深度剖面图,地震活动根据其发震时间进行颜色编码,震源以圆点绘制,大小按震级缩放.结果显示,喷发前两日,在岩浆运移过程中伴随岩浆流体通过岩浆通道的扰动所造成长周期地震,以及岩浆通道应力调整和脆性破裂所造成火山构造地震的时空分布规律高度一致,均集中在火山口正下方 0~4 km 深度处,沿垂直方向线性分布,且随时间推移,发震位置由深及浅向火山口移动.据此推测,此次喷发的直接原因是岩浆沿着火山口正下方的岩浆通道不断向上移动至浅部火山口,最终导致喷发.

诸多研究显示,在即将喷发的火山周围观测

到火山构造地震是较为普遍的现象(Nakada *et al.*, 1999; Moran *et al.*, 2002).这类地震活动的产生通常与多种因素相关.一方面,动态和静态应力的变化会导致地壳岩石的破裂和调整,进而引发地震(肖阳等, 2024).另一方面,岩浆侵入的体积和速率也起到关键作用,当岩浆从深部向地表运移时,其与围岩相互作用产生的应力变化会诱发地震(Roman *et al.*, 2004).此外,火山系统中的热液流体循环也不容忽视,流体在岩石裂隙中的流动不仅会改变孔隙压力,还会推动岩石破裂促使地震发生(Meyer *et al.*, 2021).

2021 年夏季收集此次喷发产物时,发现了罕见的新鲜面包壳火山弹,其整体成分为安山岩,且基质玻璃为流纹岩,这一特征证实有新鲜岩浆参与此

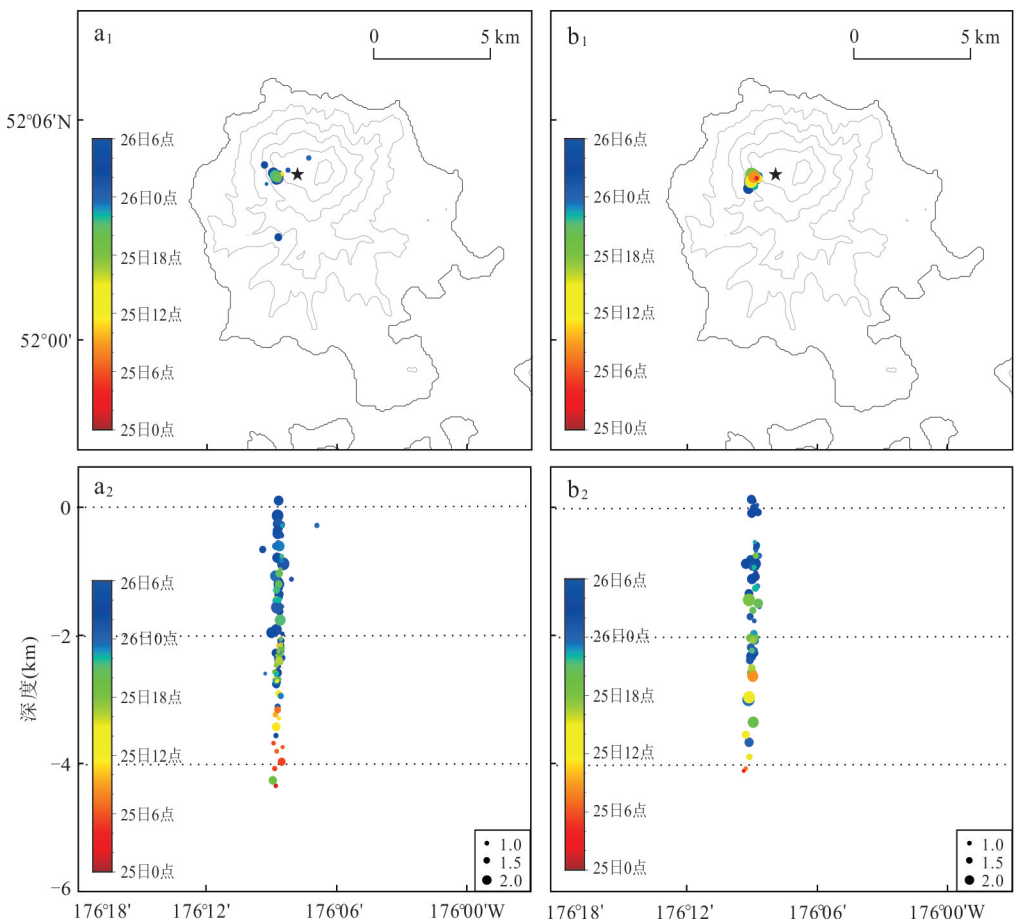


图 12 2021 年 5 月 25 日至 26 日震源分布  
Fig.12 Earthquake hypocenter distributions from May 25 to 26, 2021  
a<sub>1</sub>、a<sub>2</sub>. A、B、C 组; b<sub>1</sub>、b<sub>2</sub>. D 组

次喷发.对这些岩石的分析表明,此次喷发的岩浆活动阶段,是由深部新鲜岩浆冲破一层相对较冷的旧岩浆所触发.同时,卫星图像观测到火山山顶区域温度明显升高(Orr *et al.*, 2024).综合这些观测结果可知,此次喷发更可能是由于火山口正下方上地壳深度处岩浆房供给岩浆所引发.与火山构造地震(VT)不同,长周期火山地震(LP)的产生机制和岩浆或火山气体在孔隙介质中的运移过程及其引发的孔隙共振密切相关.在喷发前两日,LP与VT地震持续增多,且震源位置精确定位到上地壳岩浆储库顶部封闭层,该封闭层极可能是1974年喷发末期形成的熔岩穹丘基底(Power and Roman, 2024).地震活动随着时间的运移特征显示,新岩浆储库持续增压,在火山口正下方开辟出通道,岩浆沿通道上升并在浅部积聚,2021年5月25日至26日记录的地震事件序列标志着该封闭层的破裂,最终导致5月26日的岩浆爆破式喷发.Power and Roman(2024)利用频率指数和平均峰值频率,对Great Sitkin火山

进行了地震事件的分类与分析,发现2021年5月26日的岩浆喷发前出现了24小时的前兆LP事件,并指出本次喷发是由山顶火山口正下方上地壳深度的岩浆供给的.本文的结果与该研究结果高度吻合,佐证了本文对喷发前兆分析的可靠性.

长久以来,受限于技术手段与研究深度,关于火山内部结构的认知仍存在诸多盲区,火山喷发前深部岩浆的运移过程更是难以精准定义与可视化呈现(Alvarez and Camacho, 2023).在此背景下,本研究聚焦Great Sitkin火山,着重剖析其喷发前地震活动的时空演化规律,创新性地采用多方法融合的技术路线,构建了一套从微震检测、精准定位,到事件分类、前兆识别的全过程高效分析方法体系,提升了火山喷发预警的时效性与准确性.通过对火山地震的精确分类与时空演化分析,本研究建立了火山活动与岩浆运移过程的直接关联,为全球其他活火山监测提供了参考,对理解俯冲带火山动力学过程具有一定的理论价值.

## 5 结论

本研究运用模板匹配与双差定位方法对阿拉斯加 Great Sitkin 火山 2019 年 7 月至 2021 年 5 月 26 日火山喷发前的连续观测波形资料进行处理,构建出高质量地震目录.随后基于该目录,采用无监督层次聚类方法对地震事件实施分类,并深入剖析研究期间火山地震活动的时空演化机制,得出以下结论:

(1)本研究构建的地震目录较阿拉斯加火山观测台(AVO)官方目录的事件数提升了4倍,重定位后的地震空间分布更加收敛,震源大多集中于火山口正下方的岩浆通道以及火山口东南方向的岩浆房区域.震源优势深度在0~10 km范围,反映出地震活动主要发生于中上地壳.

(2)层次聚类成功将地震事件划分为长周期地震(LP)和火山构造地震(VT)两大类.此方法充分利用了地震波完整频谱形态信息,大幅提升了分类准确性,有效降低了类型判定的模糊性,且对地震事件特征的先验假设依赖度低,具有较高的普适性.

(3)2020年1月至2020年7月的地震活跃期,火山口东南部6~9 km深度处仅有LP事件,无VT事件,推测该区域为一个岩浆房.时空演化分析表明,此时期岩浆房内的岩浆向火山口正下方岩浆通道迁移,致使通道浅部应力累积,近地表破裂活动加剧.

(4)火山喷发前两日地震活动显著增加,LP和VT事件均沿火山口正下方的岩浆通道呈线性分布,且随时间持续向浅部迁移,表现出典型喷发前兆特征.2021年5月26日的喷发是由于山顶火山口正下方上地壳深度处岩浆积聚增压引发.

致谢:感谢编辑部老师对本文的辛勤付出以及审稿专家为本文改进提出的宝贵意见和建议.感谢中国科学技术大学李泽峰教授、崔鑫博士以及美国加州大学周一剑博士在无监督层次聚类程序和PALM程序使用方面提供的指导和帮助!

## References

Allen, R. V., 1978. Automatic Earthquake Recognition and Timing from Single Traces. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 68(5): 1521—1532. <https://doi.org/10.1785/bssa0680051521>

Alvarez, R., Camacho, M., 2023. Plumbing System of Hunga Tonga Hunga Ha'apai Volcano. *Journal of Earth Science*, 34(3): 706—716. <https://doi.org/10.1007/s12583-022-1792-0>

Baillard, C., Crawford, W. C., Ballu, V., et al., 2014. An Automatic Kurtosis-Based P- and S-Phase Picker Designed for Local Seismic Networks. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 104(1): 394—409. <https://doi.org/10.1785/0120120347>

Buurman, H., West, M. E., 2010. Seismic Precursors to Volcanic Explosions during the 2006 Eruption of Augustine Volcano. In: Power, J. A., Coombs, M. L., Freymueller, J. T., eds., *The 2006 Eruption of Augustine Volcano, Alaska*. U.S. Geological Survey Professional Paper, Washington D.C., 41—57. [https://pubs.usgs.gov/pp/1769/chapters/p1769\\_chapter02.pdf](https://pubs.usgs.gov/pp/1769/chapters/p1769_chapter02.pdf)

Chouet, B. A., Matoza, R. S., 2013. A Multi-Decadal View of Seismic Methods for Detecting Precursors of Magma Movement and Eruption. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*, 252: 108—175. <https://doi.org/10.1016/j.jvolgeores.2012.11.013>

Cui, X., Li, Z. F., Huang, H., 2021. Subdivision of Seismicity beneath the Summit Region of Kilauea Volcano: Implications for the Preparation Process of the 2018 Eruption. *Geophysical Research Letters*, 48(20): e2021GL094698. <https://doi.org/10.1029/2021GL094698>

Dixon, J. P., Cameron, C. E., Iezzi, A. M., et al., 2020. 2017 Volcanic Activity in Alaska—Summary of Events and Response of the Alaska Volcano Observatory. Scientific Investigations Report. U.S. Geological Survey, Reston. <https://doi.org/10.3133/sir20205102>

Duque, A., González, K., Pérez, N., et al., 2020. Exploring the Unsupervised Classification of Seismic Events of Cotopaxi Volcano. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*, 403: 107009. <https://doi.org/10.1016/j.jvolgeores.2020.107009>

Falsaperla, S., Graziani, S., Nunnari, G., et al., 1996. Automatic Classification of Volcanic Earthquakes by Using Multi-Layered Neural Networks. *Natural Hazards*, 13(3): 205—228. <https://doi.org/10.1007/BF00215816>

Falsaperla, S., Martinelli, B., Schick, R., 1992. Seismic Activity at Stromboli (Southern Italy) for the Period 1983—1986. In: Gasperini, P., Scarpa, R., Aki, K., eds., *Volcanic Seismology*. Springer-Verlag, New York, 267—278. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-77008-1\\_20](https://doi.org/10.1007/978-3-642-77008-1_20)

Hibert, C., Provost, F., Malet, J. P., et al., 2017. Automatic Identification of Rockfalls and Volcano-Tectonic Earthquakes at the Piton de la Fournaise Volcano Using a Random Forest Algorithm. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*, 340: 130—142. <https://doi.org/10.1016/j.jvolgeores.2017.04.015>

Jiang, G. J., Zhang, L. F., Zhao, Y. N., et al., 2024. Re-



- search on Microseismic Activity in Three Gorges Reservoir Based on PALM Automatic Detection Method. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 44(7): 753–758 (in Chinese with English abstract).
- Ketner, D., Power, J., 2013. Characterization of Seismic Events during the 2009 Eruption of Redoubt Volcano, Alaska. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*, 259: 45–62. <https://doi.org/10.1016/j.jvolgeores.2012.10.007>
- Klein, F. W., 2002. User's Guide to HYPOINVERSE - 2000, a Fortran Program to Solve for Earthquake Locations and Magnitudes. Open-File Report. U.S. Geological Survey, Reston. <https://doi.org/10.3133/ofr02171>
- Langet, N., 2014. Détection et Caractérisation Massives de Phénomènes Sismologiques pour la Surveillance D'événements Traditionnels et la Recherche Systématique de Phénomènes Rares (Dissertation). Université de Strasbourg, Strasbourg.
- Liu, G. M., Wang, L. J., Kang, J. H., et al., 2023. Application of Volcanic Seismic Monitoring in Volcanic Eruption Prediction. *Earthquake Research in China*, 39(2): 425–437 (in Chinese with English abstract).
- Lu, T. R., Duan, M. Q., Li, Z. Y., et al., 2025. A Review of Research Progress in Artificial Intelligence - Based Seismic Classification. *Progress in Geophysics*, 40(1): 25–47 (in Chinese with English abstract).
- Maggi, A., Ferrazzini, V., Hibert, C., et al., 2017. Implementation of a Multistation Approach for Automated Event Classification at Piton de la Fournaise Volcano. *Seismological Research Letters*, 88(3): 878–891. <https://doi.org/10.1785/0220160189>
- Matoza, R. S., Shearer, P. M., Okubo, P. G., 2014. High-Precision Relocation of Long-Period Events beneath the Summit Region of Kilauea Volcano, Hawaii, from 1986 to 2009. *Geophysical Research Letters*, 41(10): 3413–3421. <https://doi.org/10.1002/2014GL059819>
- Meyer, K., Biggs, J., Aspinall, W., 2021. A Bayesian Re-assessment of the Relationship between Seismic Moment and Magmatic Intrusion Volume during Volcanic Unrest. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*, 419: 107375. <https://doi.org/10.1016/j.jvolgeores.2021.107375>
- Moran, S., Stihler, S., Power, J., 2002. A Tectonic Earthquake Sequence Preceding the April–May 1999 Eruption of Shishaldin Volcano, Alaska. *Bulletin of Volcanology*, 64(8): 520–524. <https://doi.org/10.1007/s00445-002-0226-1>
- Nakada, S., Shimizu, H., Ohta, K., 1999. Overview of the 1990–1995 Eruption at Unzen Volcano. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*, 89(1–4): 1–22. [https://doi.org/10.1016/S0377-0273\(98\)00118-8](https://doi.org/10.1016/S0377-0273(98)00118-8)
- Orr, T. R., Dietterich, H. R., Fee, D., et al., 2024. 2021 Volcanic Activity in Alaska and the Common Wealth of the Northern Mariana Islands—Summary of Events and Response of the Alaska Volcano Observatory. Scientific Investigations Report. U.S. Geological Survey, Reston. <https://doi.org/10.3133/sir20245014>
- Orr, T. R., Dietterich, H. R., Grapenthin, R., et al., 2025. 2022 Volcanic Activity in Alaska and the Northern Mariana Islands—Summary of Events and Response of the Alaska Volcano Observatory. Scientific Investigations Report. U.S. Geological Survey, Reston. <https://doi.org/10.3133/sir20245108>
- Permana, T., Nishimura, T., Nakahara, H., et al., 2022. Classification of Volcanic Tremors and Earthquakes Based on Seismic Correlation: Application at Sakurajima Volcano, Japan. *Geophysical Journal International*, 229(2): 1077–1097. <https://doi.org/10.1093/gji/ggab517>
- Pesicek, J. D., Thurber, C. H., DeShon, H. R., et al., 2008. Three - Dimensional P - Wave Velocity Structure and Precise Earthquake Relocation at Great Sitkin Volcano, Alaska. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 98(5): 2428–2448. <https://doi.org/10.1785/0120070213>
- Power, J. A., Roman, D. C., 2024. Event Classification, Seismicity, and Eruption Forecasting at Great Sitkin Volcano, Alaska: 1999–2023. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*, 454: 108182. <https://doi.org/10.1016/j.jvolgeores.2024.108182>
- Roman, D. C., Moran, S. C., Power, J. A., 2004. Temporal and Spatial Variation of Local Stress Fields before and after the 1992 Eruptions of Crater Peak Vent, Mount Spurr Volcano, Alaska. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 94(6): 2366–2379. <https://doi.org/10.1785/0120030259>
- Seydoux, L., Balestrieri, R., Poli, P., et al., 2020. Clustering Earthquake Signals and Background Noises in Continuous Seismic Data with Unsupervised Deep Learning. *Nature communications*, 11(1): 3972. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-17841-x>
- Waldhauser, F., Ellsworth, W. L., 2000. A Double-Difference Earthquake Location Algorithm: Method and Application to the Northern Hayward Fault, California. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 90(6): 1353–1368. <https://doi.org/10.1785/0120000006>
- Waythomas, C. F., Miller, T. P., Nye, C. J., et al.,

2003. Preliminary Volcano - Hazard Assessment for Great Sitkin Volcano, Alaska. Open-File Report. U. S. Geological Survey, Anchorage. <https://doi.org/10.3133/ofr03112>
- Wech, A. G., Thelen, W. A., 2015. Linking Magma Transport Structures at Kilauea Volcano. *Geophysical Research Letters*, 42(17): 7090—7097. <https://doi.org/10.1002/2015GL064869>
- Withers, M., Aster, R., Young, C., et al., 1998. A Comparison of Select Trigger Algorithms for Automated Global Seismic Phase and Event Detection. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 88(1): 95—106. <https://doi.org/10.1785/bssa0880010095>
- Woods, J., Donaldson, C., White, R. S., et al., 2018. Long-Period Seismicity Reveals Magma Pathways above a Laterally Propagating Dyke during the 2014—15 Bárðarbunga Rifting Event, Iceland. *Earth and Planetary Science Letters*, 490: 216—229. <https://doi.org/10.1016/j.epsl.2018.03.020>
- Xiao, Y., Shan, B., Liu, C. L., et al., 2024. Stress Triggering and Seismic Hazard Assessment of the 2022 Lushan  $M_s6.1$  Earthquake. *Earth Science*, 49(8): 2979—2991 (in Chinese with English abstract).
- Yang, X. T., Roman, D. C., Haney, M., et al., 2023. Double Reservoirs Imaged below Great Sitkin Volcano, Alaska, Explain the Migration of Volcanic Seismicity. *Geophysical Research Letters*, 50(11): e2022GL102438. <https://doi.org/10.1029/2022GL102438>
- Yao, Y., Yang, Z. S., Zhou, S. Y., 2023. Seismicity in Zemuhe Fault Zone Based on Dense Seismic Array. *Acta Seismologica Sinica*, 45(6): 985—995 (in Chinese with English abstract).
- Zhang, M., Wen, L. X., 2015. An Effective Method for Small Event Detection: Match and Locate (M&L). *Geophysical Journal International*, 200(3): 1523—1537. <https://doi.org/10.1093/gji/ggu466>
- Zhou, Y. J., Yue, H., Fang, L. H., et al., 2022. An Earthquake Detection and Location Architecture for Continuous Seismograms: Phase Picking, Association, Location, and Matched Filter (PALM). *Seismological Research Letters*, 93(1): 413—425. <https://doi.org/10.1785/0220210111>
- Zhu, W. Q., Beroza, G. C., 2019. PhaseNet: A Deep-Neural-Network-Based Seismic Arrival-Time Picking Method. *Geophysical Journal International*, 216(1): 261—273. <https://doi.org/10.1093/gji/ggy423>

## 中文参考文献

- 江功劲, 张丽芬, 赵艳南, 等, 2024. 基于 PALM 自动检测方法的三峡库区微震活动研究. *大地测量与地球动力学*, 44(7): 753—758.
- 刘国明, 王良俊, 康建红, 等, 2023. 火山地震监测在火山喷发预测中的应用. *中国地震*, 39(2): 425—437.
- 陆天然, 段梦乔, 李子怡, 等, 2025. 人工智能地震分类研究进展综述. *地球物理学进展*, 40(1): 25—47.
- 肖阳, 单斌, 刘成利, 等, 2024. 2022 年芦山  $M_s6.1$  地震应力触发及地震危险性分析. *地球科学*, 49(8): 2979—2991.
- 姚远, 杨周胜, 周仕勇, 2023. 基于密集台阵的则木河断裂带地震活动性研究. *地震学报*, 45(6): 985—995.