使用本地地震台网监测火山构造地震，评估 SAIPy 的性能

Claudia Quinteros-Cartaya[a]，Francisco Javier Núñez-Cornú[b] 和NishthaSrivastava[a，c]

[a]法兰克福高等研究院，*Ruth-Moufang-Straße 1*，美因河畔法兰克福，*60438*，黑森州，德国。[b]
CA-276 UDG，瓜达拉哈拉大学。*Avenida Universidad 203*，巴亚尔塔港，*48280*，哈利斯科州，墨西哥。[c]地球科学研究所，歌德大学，*Altenhöferallee1*，美因河畔法兰克福，*60438*，黑森州，德国。

arXiv:2602.01269v1 [physics.geo-ph] 1 Feb 2026

A 文 章 信 息

*K*关键词：
P ython 软件包 地震数据分析 地震台网

D度学习

摘要

本研究使用火山口内布设的本地地震台网数据，评估了 SAIPy 的性能。SAIPy 是一款用于基于深度学习的地震数据分析的开源 Python 软件包。我们应用了其单台站监测工具，并将其用途扩展至基于地震台网的方法。SAIPy 集成的地震检测、震级估计、地震震相拾取和 P 波极性分类模型最初是基于构造信号训练的；我们评估了这些模型在更复杂地震环境中的表现，该环境包含火山构造事件以及来自远震的信号干扰。我们还展示了融合多个台站的输出结果对改善事件检测的优势。SAIPy 能够识别出显著多于此前已发表目录所收录的本地事件。SAIPy 在震相拾取和 P 波极性估计方面表现可靠，尤其是对于本地火山构造事件；但在复杂火山信号的震级估计方面存在一些局限。这些结果表明，SAIPy 可用于处理连续地震数据；此外，未来若使用物理单位标准化的数据进行重新训练、去除仪器响应，并纳入来自更多样化地震震源的数据，或可提升其在复杂场景以及不同地震台网和传感器类型下进行震级估计的泛化能力。

CRediT 作者贡献声明

Claudia Quinteros-Cartaya: 概念构思、数据处理与整理、方法设计、形式分析与调查、验证、初稿撰写、撰写——审阅与编辑。**Francisco Javier Núñez-Cornú:**
D数据整理、验证、撰写——审阅与编辑。**Nishtha Srivastava:** 概念构思、资金获取，
m方法设计、撰写——审阅与编辑。

1. 引言

准确的地震分析是实时地震监测和处理此前

r 记录的地震数据的基础。这些数据有助于提升地震目录的完整性和可靠性，而地震目录对于广泛的地震学研究至关重要，包括理解地震灾害、研究地震震源

m机制，以及监测地震活动随空间和时间的变化。

传统上，地震监测系统依赖信号处理算法，例如短时平均与长时平均比值法（STA/LTA）（Allen，1978，1982），用于事件检测和震相拾取。尽管这些方法得到广泛应用且已相当成熟，其性能往往受噪声水平、参数调优以及对地震震源多样性的泛化能力有限等因素制约。

ORCID：0000-0003-3487-2889（C. Quinteros-Cartaya）；0000-0003-1515-1349（F.J. Núñez-Cornú）；0000-0003-0328-0311（N. Srivastava）

近年来，深度学习技术已成为地震信号分析的强大替代方案，可为传统上依赖人工或对参数敏感的任务提供自动化解决方案。通过直接从波形数据中学习层级特征，这些模型展现出优异的性能，尤其是在信噪比较低且数据集规模较大的场景中（Mousavi 和 Beroza，2022）。

在这些进展催生的工具中，有 SAIPy，这是一个开源 Python 软件包，将深度学习技术整合到统一的地震数据分析流程中（Li等，2024b）。SAIPy最初是为处理连续地震图数据而开发的，尤其适用于小型至中型本地事件；它通过预训练模型实现地震检测、震级估计、地震震相拾取和初动极性分类。近期，Quinteros-Cartaya等（2025）和Arenas等（2024）加入了第二个分支，用于利用高频全球导航卫星系统数据检测大型地震并估算其震级。

本研究关注的是地震图分析流程分支，该分支包含三个核心深度学习模型：CREIME_RT，用于事件检测和震级估计；DynaPicker_v2，用于识别P波和S波到时；以及PolarCAP，用于对检测到的事件进行初动极性分类（Li等，2024b；Chakraborty等，2022a；Li等，2024a；Chakraborty等，2022b）。这些模型基于开放获取的基准数据集进行训练，例如STEAD（Mousavi等，2019）和INSTANCE（Michelini等，2021），并可通过重新训练适配用户专属数据。

在其原始设计中，SAIPy侧重于处理来自单个地震台站的连续波形数据。尽管这种方法能够实现高效分析，但它并未直接考虑台站台网所记录地震信号的时空相干性。

多台站分析，尤其是在地震台网密集的区域，可以显著增强事件关联、减少假阳性，并改进对事件定位和震级的估计。

在本研究中，我们开发并测试了一个框架，该框架利用SAIPy的模块化输出（如到时和震级），并通过使用来自多个台站的聚类输出来评估其性能，以识别共同事件并支持更全面的分析。

2. 基于地震台网的方法

由于SAIPy按台站独立处理数据，跨台网整合信息能够将对应于同一地震事件的检测结果关联起来。然而，检测结果的关联比仅基于P波到时时间差的聚类方法更为复杂。

地震检测聚类中常包含时间上相近且可能对齐的到时，但这些到时不一定对应同一地震事件。这种模糊性可能由多种因素造成，包括许多小型事件在时空上彼此接近的地震丛集，以及局部触发

效应，或由仪器、人为活动或环境源产生的高振幅脉冲噪声；这些噪声可能类似真实地震震相，从而导致误导性的检测结果。

已有多项研究采用传统方法和基于机器学习的方法，探讨地震台网进行地震检测所面临的挑战。近期方法，如REAL（Zhang等人，2019年），基于P波和S波拾取以及走时一致性，实现了快速震相关联和地震事件定位；而（Bergen和Beroza，2018年）则通过成对伪关联，将单台波形相似性度量扩展到基于台网的检测。此外，研究人员还开发了多种深度学习框架，用于联合执行震相拾取和事件关联，例如Zhu等人（2022）提出的端到端架构，以及Xu等人（2024）提出的图神经网络方法；后者还能够同时进行地震定位。

在本研究中，我们提出了一种基于时间的P波到时关联方法，该方法将整个台网到时模式的时间相干性纳入考量。我们首先定义一个初始预聚类步骤：若来自不同台站的检测结果满足时间邻近阈值 Δt，则将其归为一组；该阈值以组内最早的检测结果为基准。

阈值 Δt 根据台网阵列几何范围内预期的最大走时差来选取。这一点尤为重要，因为 SAIPy 专为本地事件（震中距 $< 100\text{km}$）设计，只有地方台网能够良好记录这些事件，而且预计各台站的到时在时间上相对接近。实际应用中，Δt_{max} 由用户根据台网几何形状和假定的最小 P 波速度（例如 5–6 km/s）设定。

具体而言，对于每个检测 $d_k = (t_k, s_k)$（其中 t_k 为检测时间，s_k 为台站），我们遍历现有簇 C_m，并在满足以下条件时将 d_k 添加到簇中：

$$|t_k - t_m^{(0)}| \leq \Delta t \quad \text{and} \quad s_k \notin \{s_j \mid d_j \in C_m\}, \tag{1}$$

其中，$t_m^{(0)}$表示簇 C_m中首次检测的时间。如果没有现有簇满足这些条件，则创建一个新簇 $C_{\text{new}} = \{d_k\}$。

完成预聚类后，我们处理簇之间共享的重叠检测以及模糊关联；在检测密度较高的时段（例如地震群期间），这类情况很常见。我们利用这样一个假设：地震群期间，事件在空间上集中，因此各台站到时的相对顺序具有一致性。这意味着，检测模式（即按到时排序的台站序列）在来自同一震源区的事件中大致保持不变。

给定一组重叠的簇 $\{C_1, C_2, \ldots, C_n\}$，我们计算每个簇的台站模式：

$$\text{Pattern}(C_i) = (s_1^{(i)}, s_2^{(i)}, \ldots, s_{k_i}^{(i)}), \tag{2}$$

其中 $t_{s_1^{(i)}} < t_{s_2^{(i)}} < \cdots < t_{s_{k_i}^{(i)}}$。

随后，我们将这些模式与所有簇中最常观测到的模式进行比较，记为 P^*，并根据匹配台站的数量为每个簇评分：

$$\text{分数}(C_i) = \left|\text{模式}(C_i) \cap P^*\right|. \tag{3}$$

选择模式匹配得分最高的簇，作为该连通分量的代表簇。仅当检测结果与其他结果共享时，才会应用这种基于模式的聚类优化。

3. 实验

3.1. 数据集

在本实验中，我们使用了来自九个地震台站的数据，这些台站属于一个临时局部台网（图1）。由于该台网部署于一个地热和地震活动仍然活跃的火山口内，且靠近一个活跃的裂谷作用带，因此能够记录多种地震事件，包括构造地震、火山构造地震和火山地震。这些台站在局部区域内分布，使台站之间的最大距离不超过30千米，从而确保对局部地震事件和低震级事件具有足够的探测覆盖范围。

在本研究中，我们聚焦于一个较短的时间窗口，认为该窗口适合用于测试和评估。具体而言，我们分析了记录于2017年9月8日和9日的数小时数据；这两天地震活动率明显高于数据集中的其他日期。作为参考，我们以 Solorio-Magaña等人（2018年）编制的地震目录为基础开展分析。

3.2. 实现细节

本研究使用了更新版本的 SAIPy 模块。核心深度学习模型保持不变；未对 CREIME_RT、DynaPicker_v2 或 PolarCAP 的架构进行修改或重新训练。然而，为改进工作流组织、数据处理和结果可视化，我们编辑了若干支持模块。这些调整均在内部代码中完成。有关这些修改的详细信息，请参阅补充材料。

3.2.1. 单台站监测

第一阶段是对各个地震台站进行独立监测。在此步骤中，输入数据由读入 ObsPy Stream 对象的地震波形组成，这些数据已预先加载到 Python 中（Beyreuther 等人，2010）。数据加载步骤特意设计得十分灵活，用户可根据其数据集的具体结构和格式进行自定义。

此外，为确保与 SAIPy 的深度学习模型兼容，输入的地震数据流必须按照模型训练时所用数据的相同方式进行准备。也就是说，模型使用三分量（严格按东向 E、北向 N、垂直向 Z 的顺序）地震图进行训练，数据单位为计数，采样率为 100 赫兹，并经过 1 至 45 赫兹的带通滤波。因此，输入数据必须按相应顺序排列、重采样并滤波。此预处理可使用 SAIPy 中提供的预定义模块完成，用户也可以自行实现相应流程。

在单台站监测阶段，需要定义用于地震分析的最大时间窗长度，DynaPicker_v2模型在地震震相拾取过程中会用到该参数。该时间窗决定了从检测到的事件时间开始分析的信号片段长度。本研究考虑到本地事件波形的典型持续时间，将时间窗长度设为15秒。根据所研究的地震活动类型，可以通过经验或初步实验来确定此参数。

此次监测的结果按台站存储在不同文件夹中，其中的子文件夹对应特定日期和时间。完成这部分分析后，可以查看输出结果，包括震相拾取图、震相拾取概率图和P波极性图（图2）。此外，每个台站都会生成一个CSV格式文件，汇总每个检测到的事件所获得的所有参数。

为继续进行多台站分析，并通过P波到时关联检测事件，结果以字典格式存储，便于在基于多台站的分析过程中进行结构化访问。

3.2.2. 多台站检测

将P波到时关联检测结果进行聚类，需要定义一个最小台站数，即至少有多少台站报告检测结果，才能将其视为有效簇的一部分；还需要定义台站间P波到时的最大时间差 Δt_{max}，以确保聚类后的检测结果很可能对应同一地震事件。本研究中，最少台站数设为两个， Δt_{max}设为5秒。仅有两个台站时，结果仅适用于测试；需要注意的是，随后还需至少三个台站，才能可靠地定位该事件。

分析完成后，系统会在指定的输出文件夹中生成一个CSV格式文件，其中包含识别出的事件信息，并按日期和时间整理（具体取决于输入数据的时间窗口，例如按小时或按天）。对于每个检测到的事件，都可以查看各台站的Z分量波形（图3）。此外，与检测相关的所有信息都会以字典格式输出并保存，以便后续创建定制图件和开展进一步分析（图4）。

3.3. 性能评估

分析这些测试的结果时，有几个重要方面需要考虑。首先，数据集不仅包含来自构造源的信号，也包含来自火山活动的信号。事实上，在此期间可以观测到一个火山震群

。这一点十分重要，因为 SAIPy 中使用的模型最初仅使用局部构造信号进行训练，因此这是检验其泛化能力的理想情形。此外，在本研究所分析的数据时间窗口内，9月8日凌晨发生的矩震级8.2特万特佩克地震的余震仍在持续（图5 和6）。尽管主震距这些台站约 1000 千米，且通过所采用的带通滤波，大部分记录到的这次大地震及其余震产生的低频信号都已被去除，但这些远距离地震事件的残余信号仍可能存在，并干扰局部地震信号。

尽管如此，本研究探讨的将深度学习模型与多台站网络方法相结合，显示出提高地震事件可探测性、进而提升地震目录完整性的巨大潜力。例如，在9月8日05:00至06:00期间（图5），利用多台站SAIPy分析识别出6个事件（表1），而其中仅有2个此前由Solorio-Magaña 等（2018年）报道。同样，在17:00至18:00期间（图6），检测到32个地震事件，其中19个至少由3个台站记录（表2），而这些事件中仅有4个出现在此前由Solorio-Magaña 等（2018年）编制的目录中。

下文进一步概述若干观察结果：

a) **通过P波到时关联进行检测：**在我们的分析中，对于这一特定台网，台站间距相对较近（最大不超过 30 km），台站之间最大预期P波走时差为 $\Delta t_{\max} = 5$ 秒，这为将来自同一地震事件的检测聚成簇提供了足够的缓冲。$\Delta t_{\max}$ 的选择对台网几何结构和地震活动类型均较为敏感。对于震群，在基于时间的聚类之外，辅以基于台站到时序列的模式匹配步骤，有助于将重叠检测与不同事件区分开来。然而，在空间范围较大的台网中，当多个事件快速相继发生、且不一定在空间上彼此接近时，确定合适的 $\Delta t_{\max}$ 会更具挑战性。

b) **震相拾取的时间窗长度：**我们选用了一个 15 秒的时间窗，事实证明，即使在地震丛集期间，该时间窗也足够长，能够逐个捕捉地方地震（图 5 和6），此时事件间隔时间可能只有几分钟甚至几秒。同时，时间窗也不会过短，因此能够在其中观察到本地事件的 P波和S波震相（例如图 4）。

然而，某些检测结果对应的是远震，其波形未能完整包含在 15 秒的时间窗内。因此，S波到时往往会被错误拾取（图 7）。火山震颤也可能出现类似问题：模型经过训练，总是识别P波和S波，即使缺少S波或S波并不明显，仍会尝试拾取相位。这凸显了检查可视化结果的重要性，以便手动从结果中排除这类特例。

c) **震级估算：** 在许多情况下，各台站的震级估算在整个台网内保持一致；但有时某些台站会产生离群值，这可能是由场地效应或仪器异常导致的，例如图 3中的 PR05 台站。实际操作中，这些离群值要么会从平均估算中剔除，要么在最终结果采用加权平均时，其影响会被降低。

尽管 CREIME_RT 模型使用来自多种仪器的数据进行训练和测试，但偏差仍可能存在，尤其是在应用于训练数据集中未充分涵盖、具有仪器响应或复杂局部场地条件的台站时。震级估算在不同台站间存在显著离散的情况便凸显了这一问题（图8）。表1 和2列出了 SAIPy 分析事件的平均震级及其相应标准差，并与Solorio-Magaña 等 (2018年)报告的地方震级进行了比较。观测到的差异最高可达 0.9 个震级单位（例如，表1中的事件编号5）；在某些情况下，平均震级与报告值相符，但标准差高达 0.9（例如，表2中的事件编号26）。这两种情况下相应的震相拾取结果和逐台站震级估算见图8。

一个重要的影响因素可能是，CREIME_RT模型是使用地方震级标度训练的。信号特征与地方震级之间的关系往往会受到衰减和场地效应等特定条件的影响，这可能会削弱模型的泛化能力。

尤其是在火山地区，非均匀地下结构、变化的衰减和强烈的场地效应会导致地震波传播显著变化；考虑到大多数事件震源较浅且震级极低，这种情况尤为明显（Havskov等人，2003年；Zobin，2001年）。这些因素可能导致同一地震事件在不同台站观测到的信号特征（例如振幅和频率）不一致，进一步增加震级预测的难度。

另一个局限可能源于CREIME_RT是使用原始波形计数而非物理单位（例如速度或加速度）训练的；由于仪器特定效应导致振幅不一致，这会带来额外的不确定性。

d) **构造地震事件与火山地震事件的拾取性能：**在大多数情况下，DynaPicker_v2模型能够准确拾取火山构造事件中的P波和S波到时（例如图4 和8），尽管该模型最初仅使用构造信号进行训练。然而，虽然该模型能够分析不同震源类型的事件，但在混合型、低频或其他火山地震事件中，S波拾取的准确性可能更难保证，因为强非均匀性和岩浆流体存在等物理条件会显著影响S波传播。

表1SAIPy于2017年9月8日05:00:00起的1小时内检测到的事件震级。斜体标注的是此前由 Solorio-Magaña 等 (2018年) 报告的事件

事件编号	最早P波到时	报告震级	SAIPy 平均震级	SAIPy 标准差	SAIPy 台站数
1	05:20:04.1	-	2.7	1.0	5
2	05:24:52.8	-	1.8	0.4	2
3	05:36:03.3	-	2.4	1.4	5
4	05:38:37.3	*1.6*	0.9	0.2	3
5	05:45:56.6	*1.5*	0.6	0.3	4
6	05:46:50.1	-	2.2	1.4	5

表2SAIPy在2017年9月8日17:00:00起的1小时数据块中检测到的事件震级。斜体所示为此前由Solorio-Magaña 等（2018年）报告的事件。

事件编号	最早P波到时	已报告震级	SAIPy 平均震级	SAIPy 标准差	SAIPy 台站数
1	17:07:42.8	-	1.0	0.0	2
2	17:10:03.3	-	1.0	0.1	2
3	17:14:27.9	-	1.3	0.4	4
4	17:15:22.7	-	1.4	1.2	2
5	17:15:45.2	-	0.5	0.3	4
6	17:16:17.3	*1.7*	1.0	0.7	7
7	17:16:26.2	-	1.8	0.2	2
8	17:17:13.3	-	0.8	0.7	7
9	17:17:45.1	-	0.6	0.6	2
10	17:18:05.5	-	0.7	0.6	4
11	17:19:09.6	*1.6*	1.1	0.6	7
12	17:20:00.9	-	1.7	0.5	7
13	17:20:45.6	-	0.5	0.6	3
14	17:21:47.1	-	1.4	0.6	3
15	17:22:36.5	-	1.6	0.8	3
16	17:23:16.4	-	0.9	0.3	7
17	17:24:00.2	-	1.8	0.3	4
18	17:24:27.9	-	0.7	0.4	2
19	17:26:58.8	-	0.8	0.9	3
20	17:28:07.0	-	1.4	1.0	3
21	17:29:32.7	-	1.2	0.1	2
22	17:29:59.7	-	0.7	0.2	3
23	17:32:33.1	-	0.8	0.7	3
24	17:34:33.8	*1.5*	1.1	0.1	3
25	17:37:19.7	-	0.2	0.5	2
26	17:37:44.0	*1.5*	1.5	0.9	6
27	17:38:37.2	-	0.2	0.4	2
28	17:43:37.0	-	1.1	0.1	2
29	17:44:22.8	-	1.2	0.9	5
30	17:55:50.0	-	0.6	0.2	2
31	17:56:20.5	-	0.7	0.1	2
32	17:57:16.2	-	0.3	0.3	2

e) P波到时极性：SAIPy提供的最后一个参数是P波极性。当P相位拾取

可靠且未受到噪声的显著影响时，相应的P波极性通常也可靠，

此外，多台站方法可以对这些极性进行聚类，这有助于后续的震源机制分析，尤其适用于发生在地震台网方位覆盖良好区域内的事件。即使对于非本地事件，只要预处理适合这类信号，PolarCAP模型也能取得良好结果。

4. 结论

本研究展示了 SAIPy 软件包的一种实用实现，并评估了其利用本地地震台网多个台站进行自动地震分析的性能。总体而言，本研究阐明了 SAIPy 的优势与局限性，尤其是在复杂情境下，例如所分析的火山构造活动区。

本研究的一项重要成果是展示了 SAIPy 利用多个台站实现相关功能的能力。通过 P波到时关联，对单台站监测的各项输出进行聚类，以识别地震事件。这种方法显著提高了分析的稳健性，减少了误检。此外，还识别出此前未检测到的事件，展现了 SAIPy 提高地震目录完备性的能力。

通过这项评估，我们发现了 SAIPy 性能的几个显著特点：震相拾取模型能够可靠地处理局部火山构造事件。不同台站的震级估算结果存在差异，这可能是由事件的火山性质、区域的局部复杂性或仪器效应所致。未来可通过使用已去除仪器效应的数据重新训练模型，并纳入火山信号，以进一步提升模型的泛化能力并降低偏差的可能性。

5. 致谢

本研究由德国联邦教育与研究部（BMBF）资助的“KI-Nachwuchswissenschaftlerinnen”项目（SAI 01IS20059）提供支持。计算工作在法兰克福高等研究院的 GPU 簇上完成，该计算资源由德国联邦教育与研究部资助，用于“地震学与人工智能”（SAI）项目。本研究分析的地震数据采集自 P24 Ce MIE-Geo 项目“塞博鲁科和拉普里马韦拉火山带的被动地震与大地电磁勘探”。

代码可用性部分源代码可通过以下链接获取：https://github.com/srivastavaresearchgroup/SAIPy

参考文献

Allen, R., 1982年。《自动震相拾取器：当前应用与未来展望》。《美国地震学会公报》72，S225–S242。doi：10.1785/BSSA07206B0225。Allen, R.V., 1978年。《基于单道记录的自动地震识别与计时》。《美国地震学会公报》68，1521–1532。doi：10.1785/BSSA0680051521。Arenas, J.Q., Cartaya, C.Q., Lafarga, A.P., Moraila, C., Faber, J., Koehler, J., Srivastava, N., 2024年。《利用高采样率全球导航卫星系统数据进行异常检测的高震级地震识别方法》。网址：https://arxiv.org/abs/2412.00264，arXiv:2412.00264。Bergen, K.J., Beroza, G.C., 2018年。《利用单台站相似性度量在地震台网上检测地震》。《国际地球物理学杂志》213，1984–1998。doi：10.1093/gji/ggy100。Beyreuther, M., Barsch, R., Krischer, L., Megies, T., Behr, Y., Wassermann, J., 2010年。《ObsPy：用于地震学的Python工具箱》。《地震学研究快报》81，530–533。doi：10.1785/gssrl.81.3.530。Chakraborty, M., Cartaya, C.Q., Li, W., Faber, J., Rümpker, G., Stoecker, H., Srivastava, N., 2022a。《PolarCAP——一种用于地震波形初动极性分类的深度学习方法》。《地球科学中的人工智能》3，46–52。doi：10.1016/j.aiig.2022.08.001。Chakraborty, M., Fenner, D., Li, W., Faber, J., Zhou, K., Rümpker, G., Stoecker, H., Srivastava, N., 2022b。《Creime——用于地震识别和震级估计的卷积循环模型》。《地球物理研究杂志：固体地球》127，e2022JB024595。doi：10.1029/2022JB024595。Havskov, J., Peña, J.A., Ibáñez, J.M., Ottemöller, L., Martínez-Arévalo, C., 2003年。《极近距离地震的震级标度：在南极洲欺骗岛火山的应用》。《火山学与地热研究杂志》128，115–133。doi：10.1016/S0377-0273(03)00250-6。Li, W., Chakraborty, M., Köhler, J., Quinteros-Cartaya, C., Rümpker, G., Srivastava, N., 2024a。《利用深度学习进行地震监测：以土耳其卡赫拉曼马拉什地震余震序列为例》。《固体地球》15，197–213。doi：10.5194/se-15-197-2024。Li, W., Chakraborty, M., Quinteros-Cartaya, C., Köhler, J., Faber, J., Meier, M.A., Rümpker, G., Srivastava, N., 2024b。《SAIPy：用于单台站地震监测的深度学习Python软件包》。《计算机与地球科学》192，105686。doi：10.1016/j.cageo.2024.105686。Michelini, A., Cianetti, S., Gaviano, S., Giunchi, C., Jozinović, D., Lauciani, V., 2021。《INSTANCE——用于机器学习的意大利地震数据集》。《地球系统科学数据》13，5509–5544。doi：10.5194/essd-13-5509-2021。Mousavi, S.M., Beroza, G.C., 2022。《深度学习地震学》。《科学》377，eabm4470。doi：10.1126/science.abm4470。Mousavi, S.M., Sheng, Y., Zhu, W., Beroza, G.C., 2019。《斯坦福地震数据集（STEAD）：用于人工智能的全球地震信号数据集》。《IEEE Access》7，179464–179476。doi：10.1109/ACCESS.2019.2947848。Quinteros-Cartaya, C., Quintero-Arenas, J., Padilla-Lafarga, A., Moraila, C., Faber, J., Li, W., Köhler, J., Srivastava, N., 2025。《利用高采样率全球导航卫星系统数据进行大地震分析的深度学习流程》。网址：https://arxiv.org/abs/2503.20584，arXiv:2503.20584。Quinteros-Cartaya, C., Solorio-Magaña, G., Núñez-Cornú, F.J., Escalona-Alcázar, F.d.J., Núñez, D., 2023。《墨西哥瓜达拉哈拉都市区的微震：来自萨波潘特西斯坦谷地隐伏活动断层的证据》。《自然灾害》116，2797–2818。doi：10.1007/s11069-022-05806-w。Solorio-Magaña, G., Quinteros-Cartaya, C., Núñez-Cornú, F.J., Núñez, D., Sandoval, J., 2018年。《哈利斯科州墨西哥拉普里马维拉火山口的局部地震活动性分析》，载于：2018年美国地球物理学会秋季会议——摘要 AGU-S11D-0381。

Xu, S., Wu, X., Li, Z., Wang, S., Zhu, J., 2024年。《用于多任务多台站地震监测的一体化地震震相拾取、定位与关联网络》。《自然通讯：地球与环境》5。doi：10.1038/s43247-023-01188-4。Zhang, M., Ellsworth, W.L., Beroza, G.C., 2019年。《快速地震关联与定位》。《地震学研究快报：电子地震学家》90，2276–2284。doi：10.1785/0220190052。Zhu, W., Tai, K.S., Mousavi, S.M., Bailis, P., Beroza, G.C., 2022年。《一种利用深度学习联合震相拾取与关联的端到端地震检测方法》。《地球物理研究杂志：固体地球》127。doi：10.1029/2021JB023283。Zobin, V.M., 2001年。《火山活动的地震危险性》。《火山学与地热研究杂志》112，1–14。doi：10.1016/S0377-0273(01)00230-X。

图目录

1 本研究使用的地震台站。它们属于2017年运行的临时台网，该台网是在 P24 CeMIE-Geo 项目框架下建立的（Solorio-Magaña 等，2018；Quinteros-Cartaya等，2023）。.132 SAIPy单台站监测的输出图。示例展示了PR15、PR23和PR45三个台站。Solorio-Magaña 等（2018）报告称，这次震级为地方震级2.5的地震发生于2017年9月9日06:45:20，并在2秒后被这些台站记录。值得注意的是，报告中的地震定位点大致位于这三个台站的中间，也就是火山口区域。在顶行中，显示了P波和S波拾取结果，以及各台站估算的震级。震级的平均值与报告的地方震级非常接近。中间一行显示P波和S波拾取的概率，底行则显示P波到时及相应的极性。.143 多台站检测的输出图。图中仅显示地震图的垂直分量。示例使用与图2相同的地震，该地震发生于2017年9月9日，并由测试中使用的九个台站检测到；图中从上至下按检测时间排序。. 154 地震图三个分量的局部放大图，显示了SAIPy对图3所示由九个台站检测到的地震事件所作的P波和S波震相拾取。具体而言，这是一次位于火山口区域的火山构造地震。可以看到，震相拾取效果很好，P波与S波到时差不超过3秒。此可视化经过定制，以便于检查震相拾取精度。. 165 2017年9月8日05:00:00起，临时台网六个台站记录的一小时波形。图中仅显示地震图的垂直分量。左侧数据经过滤波，以突出显示0.01至0.8赫兹的低频，从而可以观察到区域地震信号，包括04:49:17（协调世界时）发生的矩震级8.2特万特佩克地震的余震。右侧数据经过1–45赫兹频率范围内的滤波，该范围对应SAIPy的工作频段，显示出一系列密集发生的地方地震。为便于比较，两个面板中均以红线标出使用SAIPy多台站方法检测到的事件（在两个或更多台站检测到）。在这段时间内，Solorio-Magaña 等（2018）仅报告了两个地方事件（见表1）。.176 2017年9月8日17:00:00起，临时台网八个台站记录的一小时波形。图中仅显示地震图的垂直分量。左侧数据经过滤波，以突出显示0.01至0.8赫兹的低频，从而可以观察到区域地震信号，包括04:49:17（协调世界时）发生的矩震级8.2特万特佩克地震的余震。右侧数据经过1–45赫兹频率范围内的滤波，该范围对应SAIPy的工作频段，显示出一系列密集发生的地方地震。为便于比较，两个面板中均以红线标出使用SAIPy多台站方法检测到的事件（在两个或更多台站检测到）。在这段时间内，Solorio-Magaña 等（2018）仅报告了四个地方事件（见表2）。.187 使用SAIPy检测非局部地震的示例。图中仅显示地震图的垂直分量。左上方显示三个台站22分钟的未滤波记录。在记录末尾，可以看到一个高振幅事件，对应于此前在图2、图3和图4中展示的本地地震。在记录开头，黄色虚线标出了一个区域地震。右上方显示该区域地震经过低频带（0.01–0.8赫兹）滤波后的结果。左下方显示同一事件在SAIPy所用的1–45赫兹频率范围内的结果。右下方放大显示了信号的初始片段（左下方面板中绿色框标出的部分），其中展示了SAIPy识别出的P波和S波到时拾取。请注意，SAIPy是为本地事件设计的，而且本实验使用了固定的15秒分析窗口，因此即使分析窗口内实际上不存在S波到时，模型仍会给出S波拾取。.198 2017年9月8日地震群期间发生的两个事件示例。图中仅显示地震图的垂直分量。左侧为四个台站检测到的事件，右侧为六个台站检测到的事件。Solorio-Magaña 等（2018）将这两个事件均报告为地方火山构造地震，地方震级为1.5。图中显示了SAIPy识别出的P波和S波到时拾取。. 20

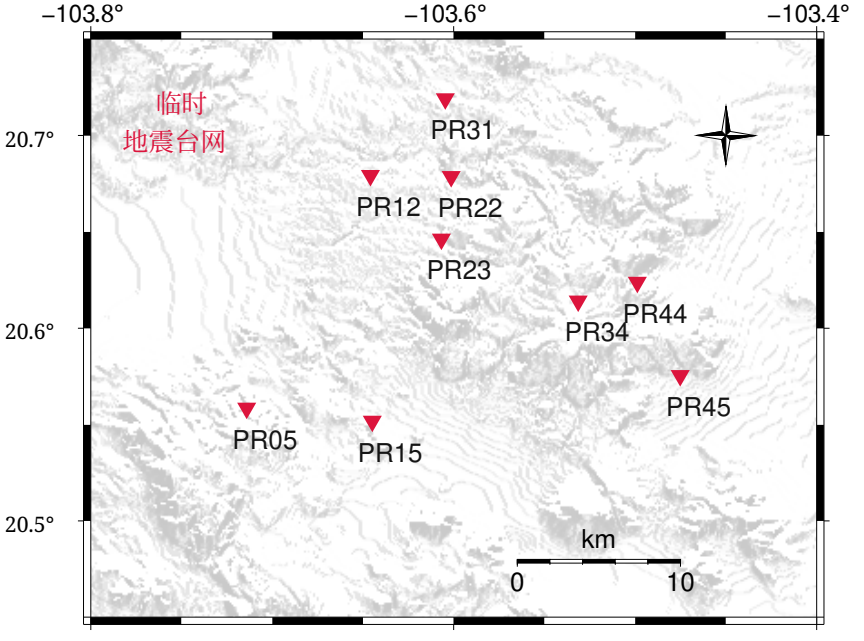


图1：本研究使用的地震台站，它们属于2017年运行的临时台网，属于P24 CeMIE-Geo 项目框架（Solorio-Magaña 等，2018年；Quinteros-Cartaya等，2023年）。

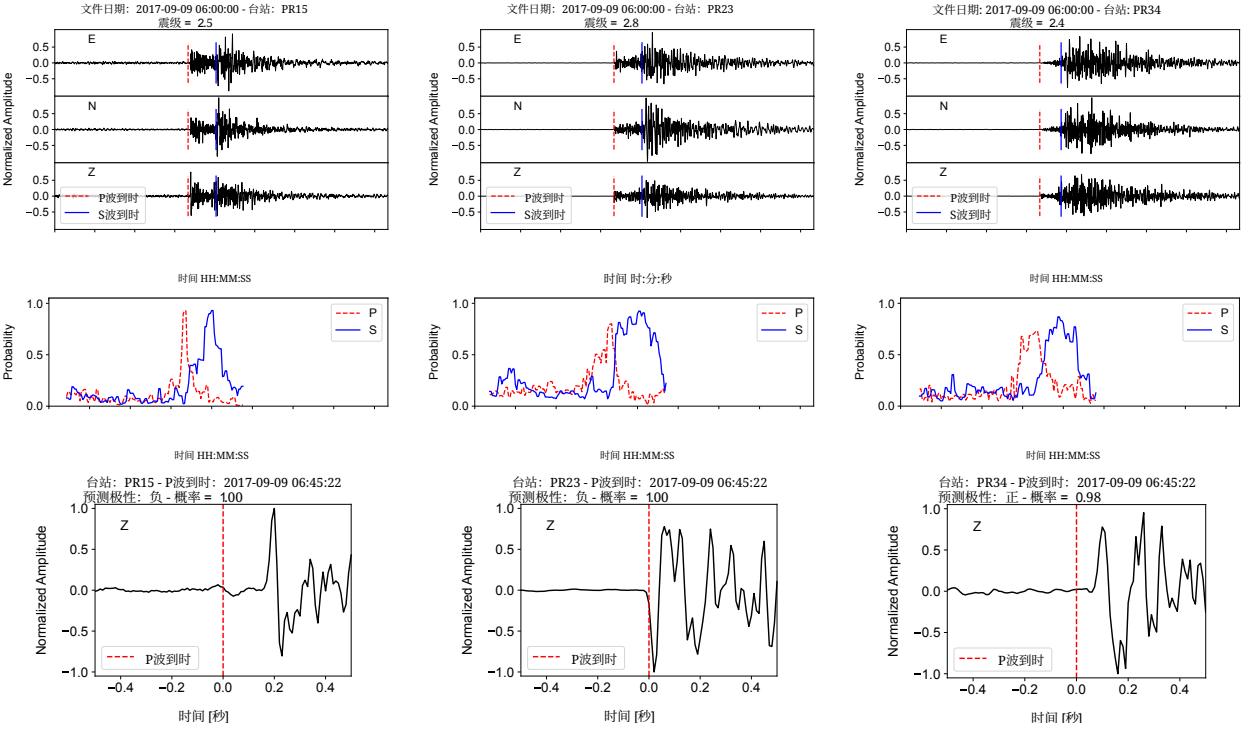


图2： SAIPy单台站监测的输出图。以PR15、PR23和PR45三个台站为例。Solorio-Magaña 等报告的这次 Solorio-Magaña 等(2018年)地震地方震级为2.5，发生于2017年9月9日06:45:20，2秒后被这些台站记录。值得注意的是，报告中该地震的位置大约位于这三个台站的中间，正处于火山口区域。顶排显示P波和S波拾取结果，以及各台站估算的震级。震级平均值与报告的地方震级非常接近。中排显示P波和S波拾取的概率，底排则显示P波到时及相应的极性。

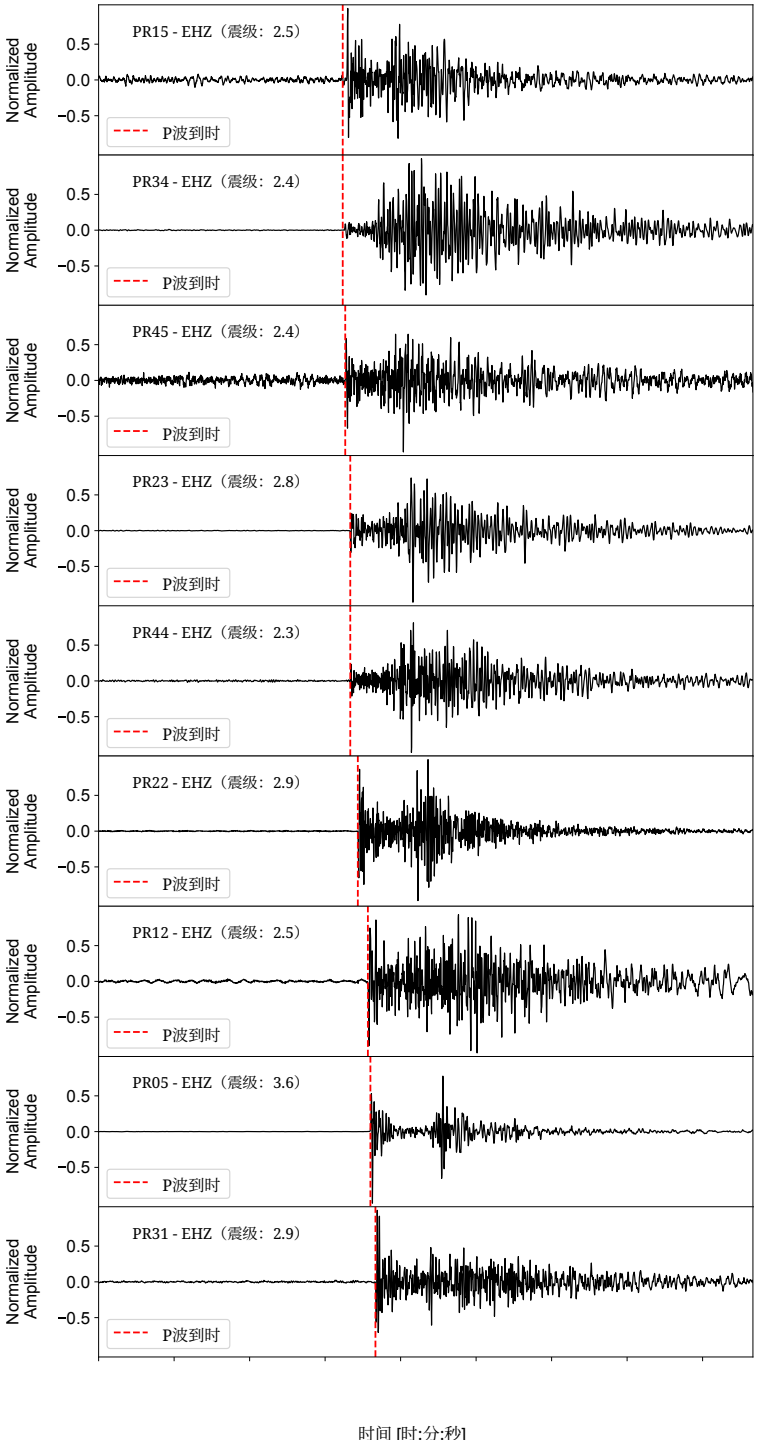


图3： 多台站检测的输出图。仅显示地震图的垂直分量。示例采用与图2中的同一次地震，该地震发生于2017年9月9日，由测试中使用的九个台站检测到，按检测时间从上到下排序。

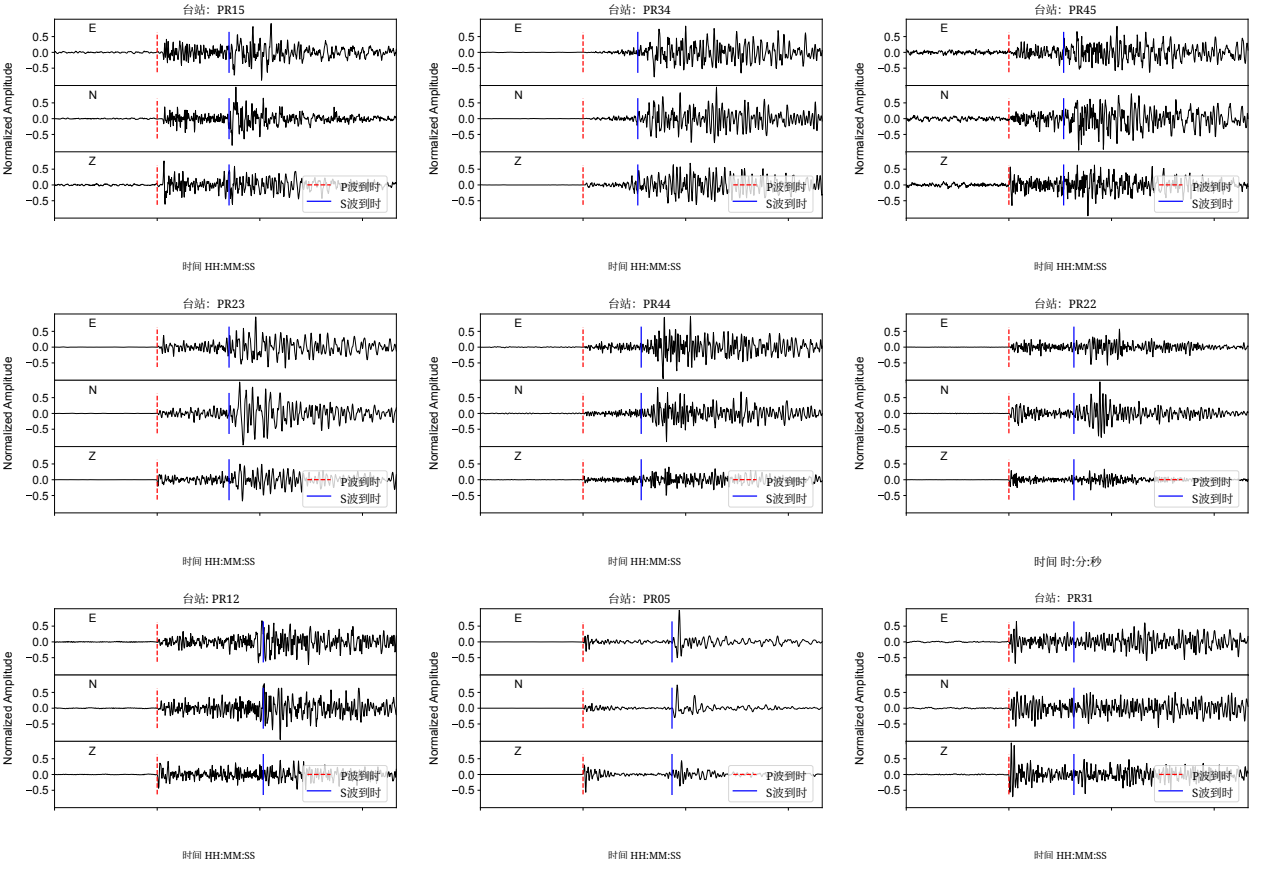


图 4： 图中展示了在3中所示的九个台站检测到的地震事件的地震图三分量局部放大视图，以及 SAIPy 对 P 波和 S 波震相的拾取。具体而言，这是一个位于火山口区域的火山构造地震。我们可以观察到震相拾取效果非常好，P波与S波到时差不超过 3 秒。此可视化经过定制，以便于检查震相拾取精度。

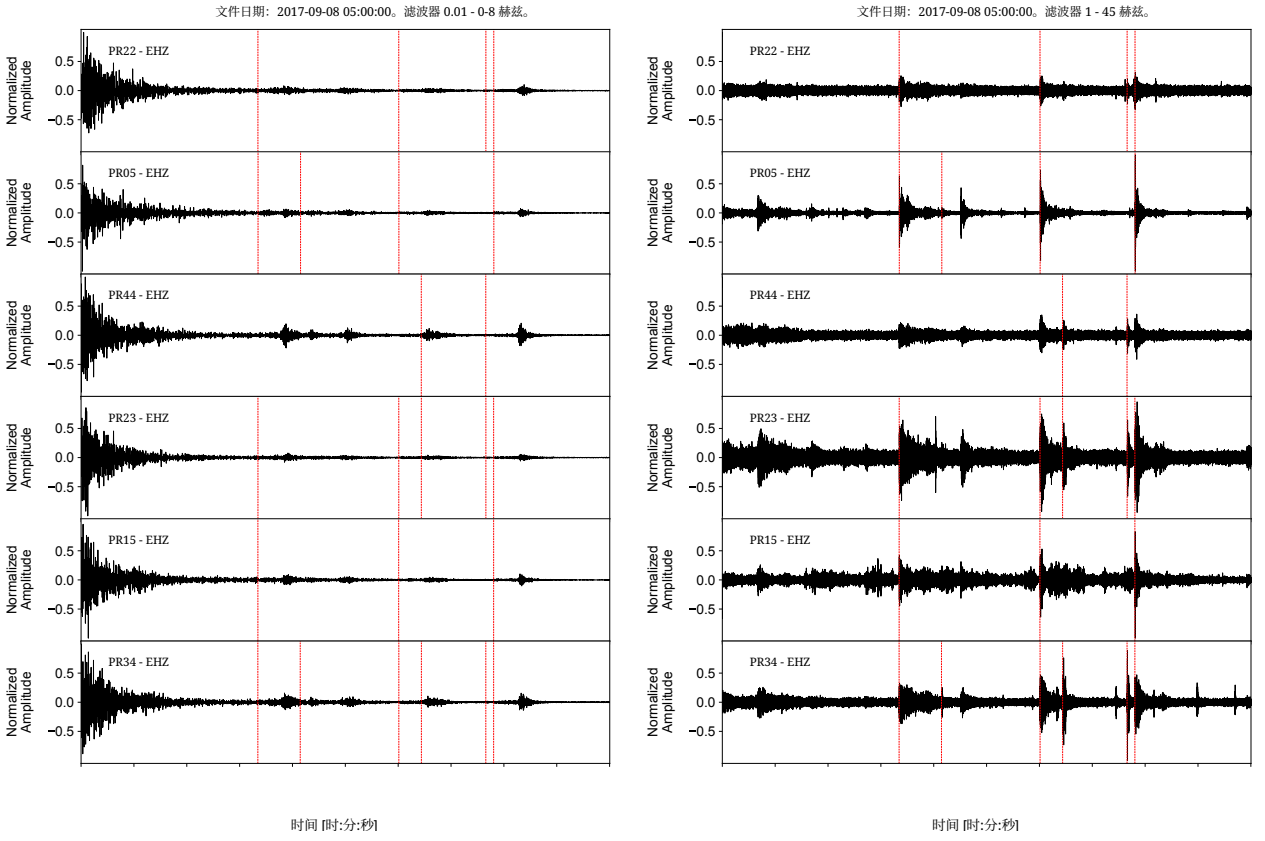


图5： 2017年9月8日临时台网六个台站从05:00:00开始的一小时波形记录。图中仅显示地震图的垂直分量。左侧数据经过滤波，以突出显示0.01至0.8赫兹之间的低频，从而可以观测到区域地震信号，包括04:49:17（协调世界时）发生的矩震级8.2特万特佩克地震的余震。右侧数据经过1–45赫兹频率范围的滤波，该范围对应SAIPy的工作频段，揭示了一系列间隔很近的本地地震。为便于比较，两个面板中均以红线标出使用SAIPy多台站方法检测到的事件（在两个或更多台站均检测到）。在此时间段内，只有两个本地事件被Solorio-Magaña 等(2018年)（见表1）。.

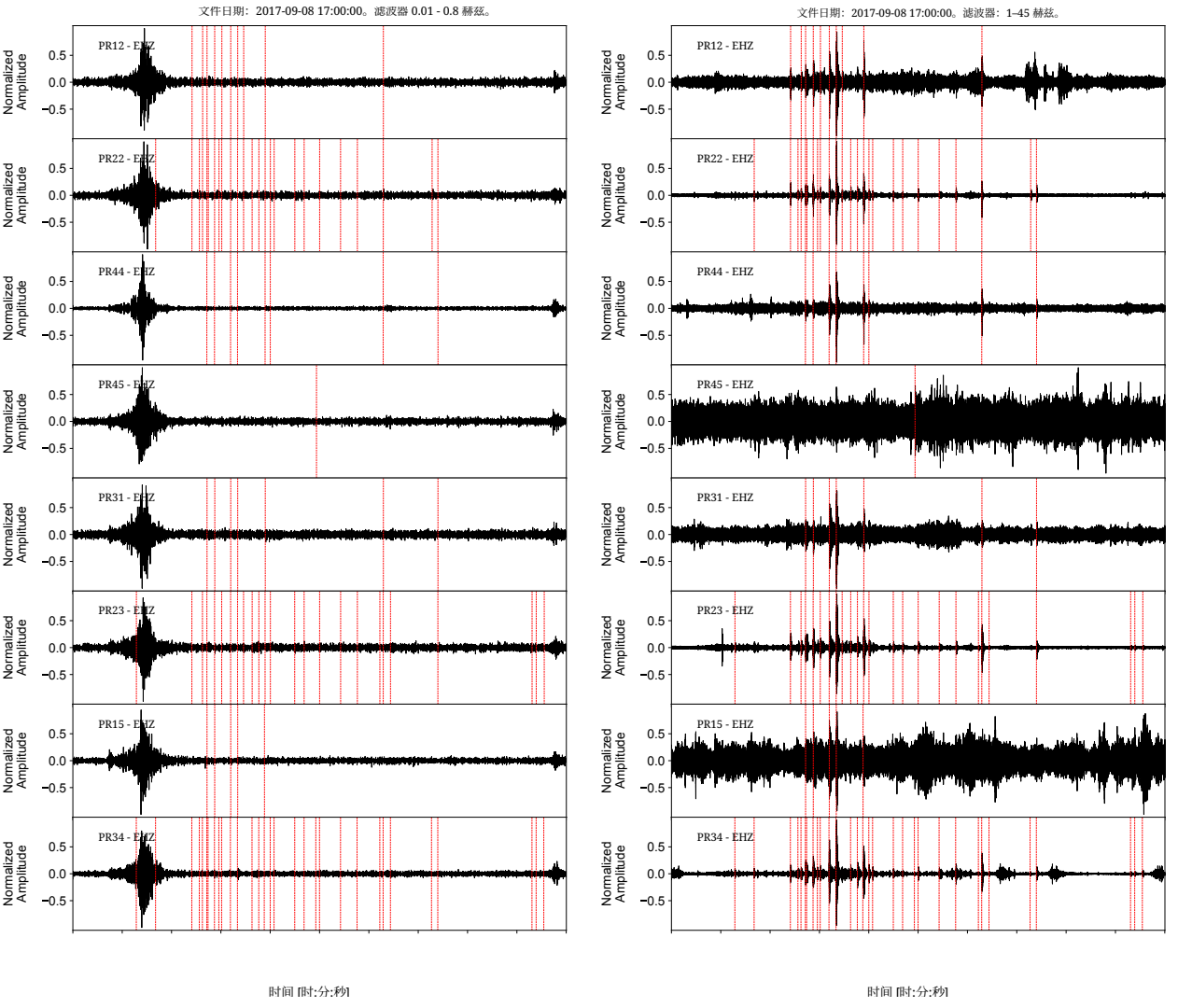


图6： 2017年9月8日17:00:00起，临时台网八个台站的一小时波形记录。图中仅显示地震图的垂直分量。左侧数据经过滤波，以突出显示 0.01 至 0.8 赫兹之间的低频，从而观测到区域地震信号，包括协调世界时 04:49:17 发生的矩震级 8.2特万特佩克地震的余震。右侧数据经过 1–45 赫兹频率范围的滤波，该范围对应 SAIPy 的工作频段，显示出一系列间隔很近的本地地震。为便于比较，两个面板中均以红线标示通过 SAIPy 多台站方法（在两个或更多台站检测到）检测到的事件。在此时间段内，这些本地事件中仅有四个被 Solorio-Magaña 等 (2018年)（见表 2）。.

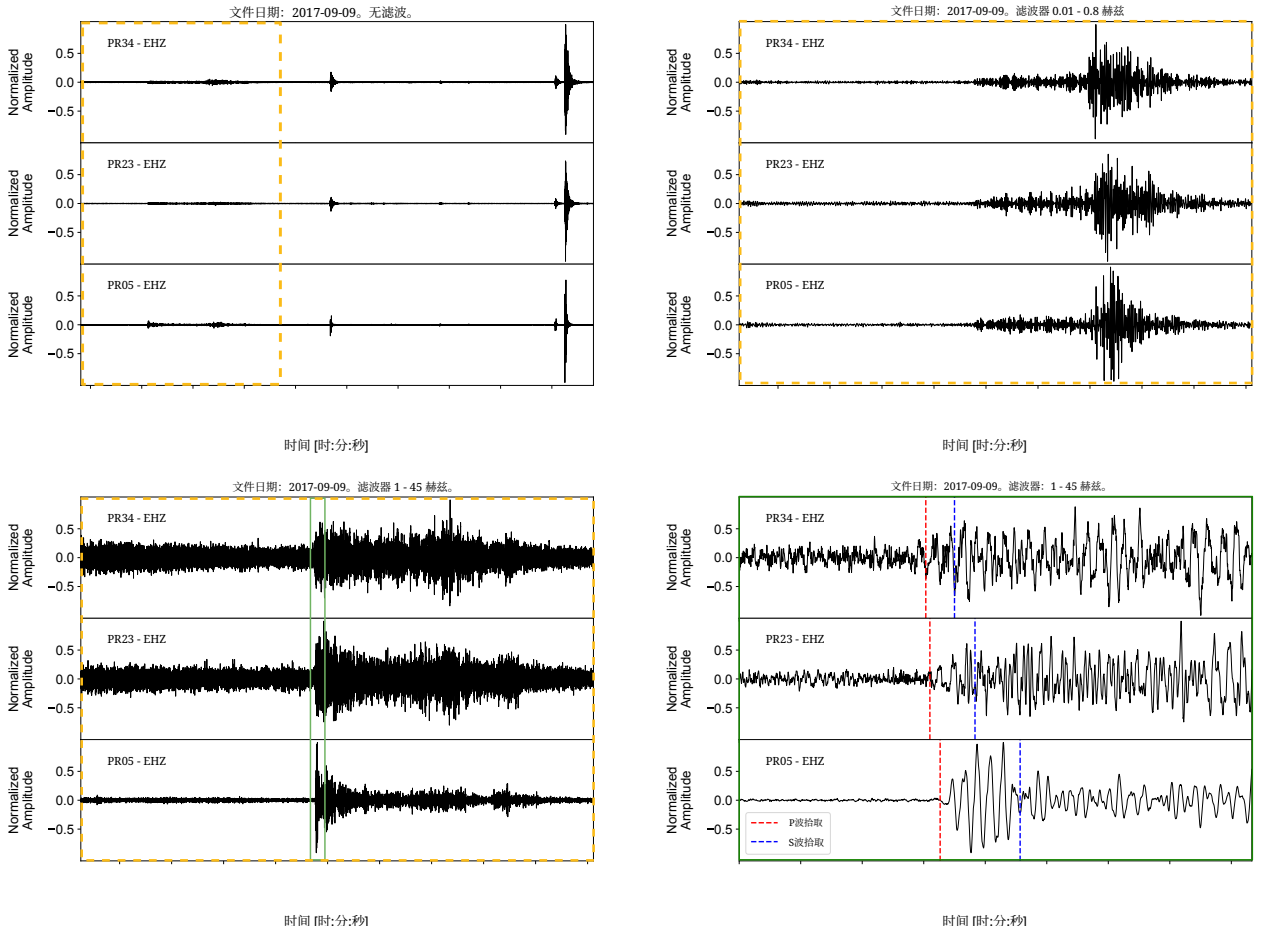


图7： 使用SAIPy检测非局部地震的示例。图中仅显示地震图的垂直分量。左上方显示了来自三个台站的22分钟未滤波记录。在波形末尾，可以观察到一个高振幅事件，对应于图2、3和4中此前显示的本地地震。在波形开头，区域地震以黄色虚线标出。右上方显示了经过低频带（0.01–0.8 Hz）滤波的区域地震。左下方显示了相同事件在1–45 Hz频率范围内的波形，这是SAIPy使用的频率范围。右下方显示了信号起始片段的放大图（在左下图中以绿色勾勒），其中标出了SAIPy识别的P波和S波拾取。请注意，由于SAIPy是为本地事件设计的，且本实验使用了固定的15秒分析窗口，因此即使分析时间窗口内实际上不存在S波，模型仍会给出S波拾取。

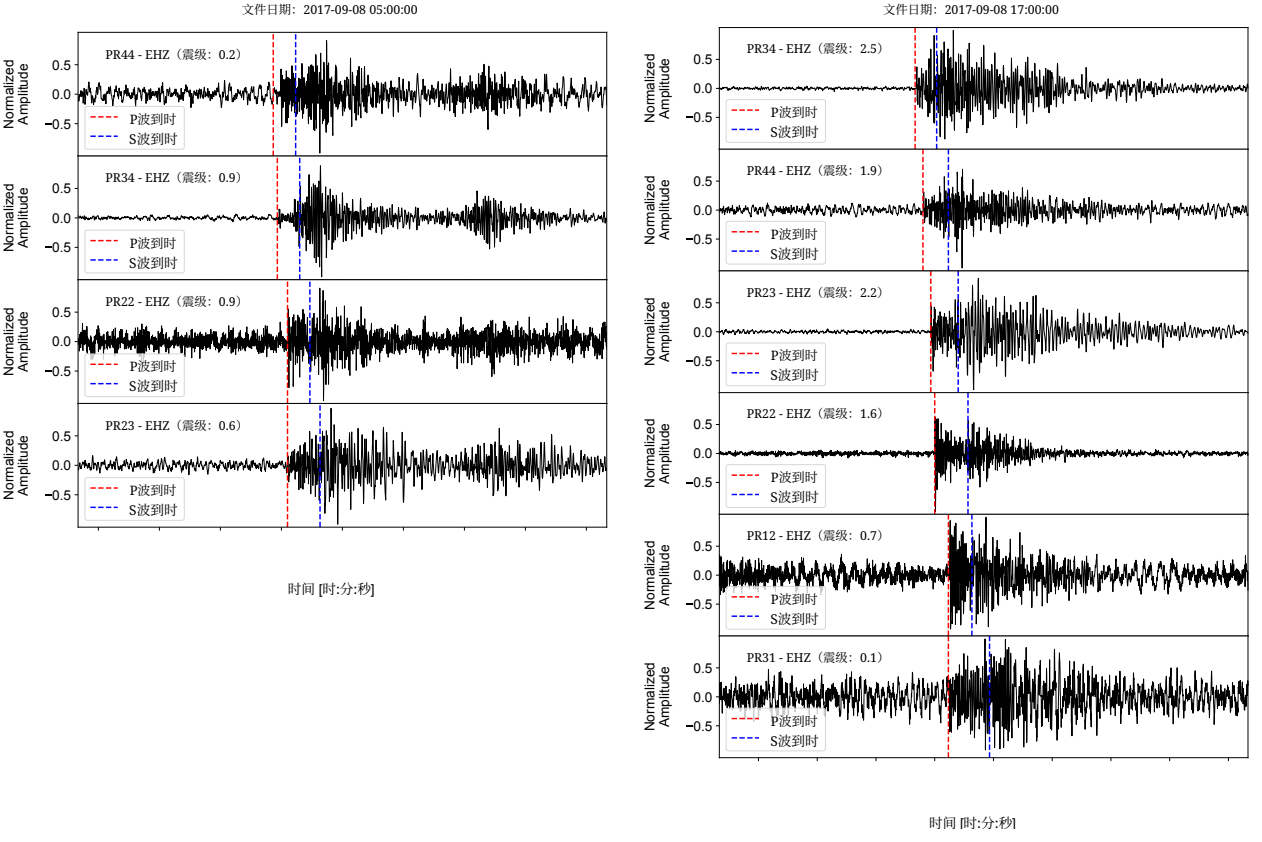


图8： 2017年9月8日地震群期间发生的两个地震事件示例。图中仅显示地震图的垂直分量。左侧为由四个台站检测到的地震事件，右侧为由六个台站检测到的地震事件。两个事件均被Solorio-Magaña 等(2018年)报告为地方震级 Ml 1.5 的局部火山构造地震。图中标出了 SAIPy 识别的 P波和S波到时拾取。