arXiv:2305.02775v1 [physics.geo-ph] 4 May 2023

亮点

采用网络方法捕捉地震活动

Yosef Ashkenazy、Ittai Kurzon、Eitan Asher

- 我们分析了加利福尼亚地区的波形数据。
- 我们构建了一个由不同统计指标组成的时变网络。
- 使用 k-均值聚类的相干性度量显示出与震级大于 2.5 的地震事件相匹配的峰值。

利用网络方法捕捉地震活动

Yosef Ashkenazy[a,*], Ittai Kurzon[b], Eitan Asher[c]

[a] *Department of Environmental Physics, BIDR, Ben-Gurion University, Midreshet Ben-Gurion, Israel*
[b] *Geological Survey of Israel, Jerusalem, Israel*
[c] *Physics Department, Bar-Ilan University, Ramat-Gan, Israel*

摘要

地震对世界各国构成重大威胁。地震检测和预测是重要且亟待解决的科学挑战，这不仅是因为它们显然会对社会产生影响，还因为它们反映了我们对控制地震事件发生的物理过程的实际理解程度。在此，我们提出一种评估和理解地震事件动态的替代方法。该方法基于多个台站波形信号之间的相位关系，能够检测震级较小的事件演变，最低可达 Mw 1.3。我们构建了一个时变网络，其中网络节点为台站，连接则表示台站信号之间的对应程度。我们采用以下统计方法量化连接权重：互相关、同步、互信息和相干性。这些方法分别反映了给定时间窗内不同台站波形之间相位关系的不同方面。随后，我们开发了全局度量，用于研究地震活动时变网络的特性。全局度量包括网络连接的主特征值、超过特定阈值的连接数量以及 k-均值聚类。我们表明，在地震事件期间，网络及其对应的全局度量会显著变化。

*通讯作者*Email address:* ashkena@bgu.ac.il(Yosef Ashkenazy)

结果基于加利福尼亚南部的详细波形台站数据和详细目录；我们的分析聚焦于 27 次主震，考察了主震发生前一天的数据以及主震发生后一小时的数据。在我们研究的所有度量中，我们发现，采用 k-均值聚类程序的相干性度量表现最佳。该技术能够正确识别震级大于 2.5 的地震事件；对于震级大于 1.3 的较弱地震，其表现则较为一般。

关键词：地震、波形、网络、目录、加利福尼亚

---

1. 引言

大地震具有巨大破坏力，这方面的例子不胜枚举，因此人们为应对这些事件投入了大量精力，这并不令人意外。人们通过制定建筑标准和社会应对策略来尽量减少地震造成的损害，尤其是在构造活动活跃的地区 [例如，1]。此外，地震预警系统（EEWS）用于向公众发出警报，并为距离地震震中足够远的地区提供提前预警 [例如， 2]。这类预警可用于关闭核电站或燃气电站、电梯等敏感设施。地震预警系统会迅速识别最先到达、破坏性较小但传播速度较快的初级 p （压力）波，从而预警破坏性更强的次级 s （剪切）波即将到达。与地震波较慢的传播速度（每秒数千米）相比，地震预警系统利用通信速度显著更快这一优势，获取并处理实时数据。根据与地震震中的距离，预警时间通常为几秒至几十秒 [3]。

另一种方法，或增加一个层次，在于进行地震预测。先前的研究 [例如， 4] 提出了不同的地震前兆；然而，这些尝试仅取得了有限的成功。另一种更为成功的方法是使用统计模型，例如流行病型

余震序列（ETAS）模型 [5], 对主震后的余震进行统计预测。这类模型建立在经验性地震定律之上：古登堡-里希特定律 [6, 7] 和大森-宇津定律 [8, 9]。然而，这些模型无法预测主震 [5, 10, 11], ，其余震预测的成功率也有限 [12, 13]。显然，即使在大地震和余震的预测能力方面取得些许改进，也具有重大意义。此外，更为详细的地震目录 [例如， 14, 15],结合来自足够近的台站的高分辨率波形数据，可能有助于加深对地震预测的理解，并有望提升预测能力本身。我们并非试图提出更优的预测方案或地震预警系统，而是建议采用一种分析和刻画演化中地震的替代方法。更具体地说，我们建议使用整个网络同时进行波形处理，而不是按照通常做法对每个台站独立处理，或使用多个台站来探测事件的震中和波传播方向。网络中的连接基于量化不同台站波形信号之间对应程度的测量指标；在第一阶段忽略信号的振幅，而关注它们之间的相对相位。

网络由节点及连接这些节点的连接构成 [16]。连接可以通过互相关函数 [（例如 17, 18] ）来定义，也可以在较小程度上通过同步水平 [（例如 19]）来定义；互信息和相干性等其他度量也可以使用。在地震学中，互相关最常见的用途是对地震波形进行后处理，以定位实时处理数据中最初未能识别的其他地震事件 [（例如 20, 21]）。此外，互相关技术也用于校准不同地震震相的到时并对其进行“时间移位”，从而更准确地识别地震事件的震中，并降低相关不确定性 [（例如 22, 23]）。近年来，时域和频域中的互相关（使用相干性）已成为地震干涉法的一种非常高效的工具 [（例如 24、25 及其中的参考文献], 地震噪声层析成像

[26, 27], 微型地震阵列分析 [28, 29],和波束形成 [30]。

在本研究中，我们使用可用的地震台站数据（波形）构建地震活动网络。网络节点是台站位置，而这些节点（台站）之间的连接则根据它们之间的统计关系来定义，例如台站之间滞后的互相关水平；我们还使用了其他时域和频域度量，包括同步、互信息和相干性 [参见，例如 31]。我们定义了网络的集体度量，并研究了这些度量随时间的连续演变。结果表明，在地震事件期间，网络相关性、同步、互信息和相干性的水平会升高（或降低）；这些变化可用于实时检测地震事件。此外，我们使用 k-均值聚类分析与不同度量相关的簇，并利用时变网络同时分析所有度量；所需计算时间不长，因此原则上可以实时应用所提出的方法。

我们在此使用的各种先进信号处理工具过去已被用于研究地震数据：a) 同步技术已应用于研究全球地震目录 [例如， 32]；b) 互信息已用于可视化和分析地震数据 [例如， 33, 34]；c) 相干性技术已广泛应用于地震台阵处理，尽管其应用方式与我们的研究有所不同，主要体现在所研究地震网络的孔径尺度上 [例如， 35, 36]；以及 d) k-均值聚类已应用于研究地震目录 [37] 并对地震活动区域进行分类 [38, 39]。我们在此提出的随时间演化的实时网络方法实现了上述所有技术，同时处理多个台站的数据。

网络分析 [16, 40] 推动了科学《科学》许多分支的发展，这些领域会考虑反馈与相互作用的模式。基于网络的方法拓展了传统的气候记录分析；气候网络方法的应用示例包括厄尔尼˜诺现象 [41, 42, 43] 和大气罗斯贝波 [44]等。为了

对两个地点的事件时间序列应用网络分析，需要一个纳入准则 $I(i,\ j)$。当满足 $I(i,\ j)$ 时，i 和 j 节点被定义为相连。$I(i,\ j)$ 通常基于不同地点测得的记录之间的相似性度量 $W(i,\ j)$（边权重），例如互相关、同步、互信息和相干性。当 $W(i,\ j)$ 超过（正向或负向）某个值时，即满足 $I(i,\ j)$。对于极端事件问题中常见的时间序列（例如地震记录），背景信号上会出现少数罕见的尖峰。在这类情况下，事件同步方法 [45, 46] 被发现很有用。

可以通过多种方式基于地震目录构建复杂网络 [，例如 47, 48, 49, 50, 40, 51, 52, 53, 54]。例如，Abe 和 Suzuki[47] 将研究区域划分为地理网格位置（节点），并将连续发生的地震定义为连接；他们并未考虑这些连接的重要性。这种网络方法得到了一个无标度（小世界）网络，其中节点度的概率按照幂律衰减，主震则构成网络枢纽。Tenenbaum等人 [40] 将地理位置视为节点，并利用两个节点活动之间的相似性计算节点之间的连接。上述研究均基于已知事件发生时间、震级和坐标的地震目录。然而，在本文中，我们将网络方法应用于波形数据，旨在检测震级未知的地震事件；该方法基于不同台站信号之间的相对相位，而非振幅。有关振幅的信息可以补充从其他测量指标中获得的信息。

2. 数据与方法

2.1. 数据

预处理：。我们在此采用的分析基于来自加利福尼亚州及其邻近地区各台站的波形数据。我们考虑了该地区震级为 $M_w \geq 4.5$ 级的27次大地震（主震）

（114°W-124°W， 32°N-42°N），时间范围为2010年至2020年；这些事件的位置见图S1，相关信息见表1。随后，我们利用每个事件震中周围5度半径范围内台站的垂直通道速度波形，生成了波形数据集。数据通过 FetchData 命令从 USGS FDSN 数据服务器下载（例如：
https://earthquake.usgs.gov/fdsnws/event/1/）。我们剔除了数据缺失较多、噪声极强或包含大量非地震异常值的台站。为避免密集地震台阵可能造成的网络拓扑偏差，我们规定台站之间的最小距离为700米。根据上述流程和我们的结果，通常每个事件分析 $\sim$100 个台站的波形数据。对于每次主震，我们处理主震前24小时和主震后1小时的数据。由于各台站的记录频率不同，且为缩短计算时间，我们将数据降采样至每秒40个采样点。

为验证起见，我们使用了来自加利福尼亚地区的两个地震目录。第一个地震目录基于 USGS FDSN 数据服务器构建，覆盖范围为 114°W-124°W 和 32°N-42°N。由于该目录在高于此震级时是完整的，我们将震级大于 2.5 的事件纳入考虑。我们还使用了 Ross 等人 [14] 地震目录。该目录涵盖南加利福尼亚地区（即 114°W-122°W 和 32°N-37°N），但仅覆盖了我们在此考虑的主震空间范围的一部分。该目录包含从 2008 年初至 2017 年底的事件，而我们分析了 2010 年至 2020 年间的地震数据；因此，我们在此分析的部分数据无法与 Ross 等人 地震目录进行比较。由于 Ross 等人 地震目录在高于 1.3 级时是完整的，我们将震级大于 1.3 的事件纳入考虑。

2.2. 方法

互相关：. 给定两个时间序列 $x_1(t)$、 $x_2(t)$，滞后互相关函数定义为

$$C_{x_1,x_2}(\tau) = \frac{E[(x_1(t) - m_{x_1})(x_2(t+\tau) - m_{x_2})]}{s_{x_1} s_{x_2}}, \tag{1}$$

其中， $E[\cdot]$ 表示期望值， m_{x_1}， m_{x_2} x_1的平均值， x_2，而 s_{x_1}， s_{x_2} x_1的标准差， x_2。时间延迟 τ 可以为负值或正值。通常，$C_{x_1,\ x_2}$（τ）$\neq C_{x_2,\ x_1}$（τ），正、负时间延迟分别涵盖波形信号的不同部分。

使用希尔伯特变换进行相位同步：时间序列的希尔伯特变换 x 定义为

$$H(x)(t) = \frac{1}{\pi}\text{p.v.}\int_{-\infty}^{\infty}\frac{x(\tau)}{t-\tau}d\tau, \tag{2}$$

其中，“p.v.”表示柯西主值。使用希尔伯特变换表示时间序列的解析形式为： f（t）$= x$（t）$+ iH$（x）（t）$=A$（t）$e^{i\phi(t)}$。给定两个时间序列 x_1（t）、 x_2（t），其解析信号为$f_{1,\ 2}$（t）$=A_{1,\ 2}$（t）$e^{i\phi_{1,\ 2}(t)}$，即可求得时间序列之间的相对相位，方法是

$$g(t) = \frac{f_1(t)f_2^*(t)}{A_1(t)A_2(t)} = e^{i(\phi_1(t)-\phi_2(t))}. \tag{3}$$

当两个时间序列完全同步时，相位差将保持恒定，而 $g(t)$、 $|\langle g(t)\rangle|$随时间取平均后的绝对值将为一。当两个时间序列不同步时， $|\langle g(t)\rangle|$ 将很小并接近零。因此， $|\langle g(t)\rangle|$ 衡量时间序列之间的相位同步。时间序列的“包络”是 $A(t)$，其最大值和平均值可用于衡量信号强度；不过，这并非本研究的主要关注点，因为我们关注的是不同台站之间的相位差。尽管如此，震级指标有助于识别地震事件。

互信息：我们采用互信息的一种对称形式，有时称为“对称不确定性”；下文中，我们将这种关系称为互信息。给定两个随机变量（或时间序列），x_1，x_2，它是

$$I_{x_1,x_2} = \frac{2}{H_{x_1} + H_{x_2}} \iint p(x_1, x_2) \log_2 \left(\frac{p(x_1, x_2)}{p(x_1)p(x_2)} \right) dx_1 dx_2, \tag{4}$$

其中，$p(x_1)$、$p(x_2)$分别是 x_1、x_2的概率密度函数（pdf），$p(x_1, x_2)$是 x_1、x_2的联合概率密度函数，而$H_{x_1,_2} = \int p(x_1,2) \log_2 p(x_1,2) dx_1,2$是$x_1,2$的熵。当 x_1、x_2 相互独立时，联合概率为$p(x_1, x_2) = p(x_1)p(x_2)$，因此 $\log_2 \left(\frac{p(x_1,x_2)}{p(x_1)p(x_2)} \right) = 0$，整个积分为零。当$p_{x_1} = p_{x_2}$时，可以证明（使用狄拉克 δ 函数），I 的积分会化简为熵，最终得到 $I = 1$。因此，互信息的取值范围为 0 到 1。互信息反映线性和非线性依赖关系，而互相关只能反映线性依赖关系。互信息不受时间序列的均值和标准差影响。

相干性：与前述方法不同，相干性是在傅里叶空间中针对每个频率计算的。给定两个时间序列 x_1、x_2，其定义为

$$C_{x_1x_2}(f) = \frac{P_{x_1x_2}}{P_{x_1x_1}P_{x_2x_2}}, \tag{5}$$

其中 $P_{x_1x_2}$ 是 x_1、x_2的互功率谱密度，而 $P_{x_1x_1}$ ($P_{x_2x_2}$) 是 x_1 (x_2)的功率谱密度。谱的平均有两种方法。第一种方法使用 Welch 方法 [55] 计算谱：将时间序列划分为（部分重叠的）片段，每个片段乘以一个窗函数，然后对所有片段的谱取平均。第二种方法是在频域中使用滑动窗口对谱取平均。结果部分展示的结果采用第一种方法得出。当两个频率相匹配时，相干性最大；若两者没有重叠，相干性则为零。地震事件具有特定的频率。在多个台站检测到相同的频率，可能表明.....的形成。

一个事件。我们计算了每对台站之间的相干性，并确定了以下频率范围内的最大相干性：0.5-1 Hz、1-5 Hz、5-10 Hz、10-20 Hz 和 0.5-20 Hz。最大相干性用于量化网络在不同频率范围内的连接。

上述方法得出的指标介于 0 和 1 之间，数值越高，表示台站对之间的“连接”越强。这些数值可以作为网络连接，其中网络节点代表不同的台站。下面，我们将介绍表征网络的方法。

k-均值聚类：给定一组数值（在本例中，是给定时间窗口内的一组连接值），可以识别出不同的簇。给定簇的数量 k，k-均值聚类方法能够检测出 k 个簇，使簇内的相似性最大，同时不同簇之间的差异（分离度/距离）也最大。在本研究背景下，地震事件发生期间，预期“感受到”该事件的台站会属于同一个簇，而其他台站则属于不同的簇。有一些指标可以量化簇间分离度与簇内相似性之间的关系；其中一种指标是轮廓系数。我们的结果（此处未展示）表明，最佳簇数为 2–3。

2.3. 网络构建：

我们按照以下步骤，在每个时间采样点基于台站的波形数据构建了时变网络。

1. 每个样本覆盖该时间样本之前的 ~ 30 秒时间窗口。对于大多数方法（互相关、同步和互信息），我们会进行带通滤波（通常在 1 至 10 Hz 之间）。2. 我们针对每一对台站应用各类方法（即互相关、同步、互信息和相干性）。随后，我们构建连接矩阵，用以表示连接的强度（权重）；该强度根据上述不同方法计算得出。

3. 随后，我们计算网络连接矩阵的全局指标（例如第一和第二特征值、度分布以及聚类系数）；假定指标显著偏离背景包络范围即表明发生了一个事件。

4. 我们还对每种方法的连接集合，以及由所有方法的连接组成的向量集合进行 k-均值聚类；使用四种方法时，向量的维度为四。随后计算各项指标，例如不同簇内的平均边权重和簇的大小。

检测与验证：. 这些随时间变化的连接描述了一个时变网络。网络的每一项全局测度都会产生一个时间序列，反映网络的活动水平，包括该区域的地震活动。因此，我们预计，偏离背景水平的较大变化反映了集体行为或高度协调的地震活动。

我们对加利福尼亚及其邻近州和墨西哥境内发生的强震前后的波形数据进行了分析，因为该区域过去已得到广泛研究，且拥有丰富的地震台站数据。我们将重点放在 2001—2019 年间发生的大型事件上，这有助于我们调整所提出方法的参数，并将地震目录中的事件与我们的方法检测到的事件进行比对，以验证检测结果。

3. 结果

下面给出一个示例，说明如何运用网络方法（此处使用滞后互相关）检测未收录在目录中的实时事件。我们重点关注了 2013 年 2 月 13 日 00:10:14 发生在内华达州、加利福尼亚州边界附近（$\sim 118°$W，$32°$N）的 5.1 级地震事件。我们计算了事件震中周围 147 个台站（节点）的滞后互相关函数。分析了事件发生前 40 分钟和发生后 20 分钟的数据，每对连接的互相关函数

每 6 秒计算一次，计算依据为此前 30 秒的数据。随后，我们构建了最大滞后互相关值矩阵，并对其进行分析。图 1a、b 展示了此类矩阵的示例。这些矩阵分别对应主震（图 1b）和一次未收录在目录中的前震（图 1a）。图 1c、d 中以黑线标出了最大互相关大于 0.4 的连接，这些连接表示相应时刻事件的范围。若将互相关阈值改为其他数值，连接分布也会有所不同，但显然，地震事件发生期间连接数量会增加。图 1e–g 展示了互相关矩阵（如图 1a、b 所示）的一些全局指标，包括矩阵的第一和第二特征值（图 1e）、最大互相关矩阵的平均值及若干分位数（图 1f），以及矩阵值中最高 5% 和 1% 的平均值（图 1f）。主震以红色虚线表示，目录中的其他事件则以黑色点线表示。我们发现了两个未收录在目录中的事件，以红色箭头标出。波形数据（图 1h）证实这确实是一次真实事件。我们还确定了该事件的位置，发现它位于研究区域内（图 1c 中的白色星号）。

我们在图 2 中总结了不同方法的结果。这里重点关注一次 4.59 M_w 级地震，该地震发生于 2012年8月26日 19时20分04秒，震中位于加利福尼亚州布劳利以北 4 千米处（33°N，115.6°W）。这是一次前震，11 分钟后，同一区域发生了一次更大的 5.4 M_w 级事件。我们分析了事件震中周围半径 5 度范围内 148 个台站的数据，时间范围为事件发生前 24 小时至发生后一小时。首先，我们展示加利福尼亚目录（该目录对 2.5 级震级以上的事件完备），并指出主事件发生前一天出现了数次事件（图 2a）。我们还展示了 Ross 等人 [14], 目录中的事件，该目录对 1 级震级以上的事件完备。正如预期，主震发生前一天内出现了许多较小的事件。在这两个目录中，主事件发生前数小时，事件发生率均有所上升。在图 2b-e 中，我们展示了

连接矩阵的第一和第二特征值随时间的变化（如图 1a、b 所示）。这些特征值是在每个时间点分别采用互相关、同步、互信息和相干性方法计算得到的。在这些图中，主要事件用红色虚线标出的垂直线表示，而加利福尼亚目录中的其他事件则用黑色虚线标出的垂直线表示。几乎所有这些事件都与不同测量指标图中的峰值相吻合，这表明了不同技术的检测能力。然而，还有一些额外的峰值与主要目录中的事件并不吻合——这些峰值似乎对应于 Ross 等 [14] 的目录中收录的震级较小的事件；参见图 2e 中的相干性结果。 [请注意，曲线峰值未能对应的小震级事件的震中可能位于我们所分析台站覆盖区域之外。] 因此，此处提出的网络方法有望实现对小震级事件的实时探测。

不同方法的图中都出现了一些峰值，但它们与任一目录中的事件都无关。此外，还存在显著增强的时段 [，例如 $t = 1200 - 1300$ 分钟范围内——相干性方法的曲线中并未出现这种现象（图 2e）]。这种模式很可能与地震活动无关。此外，互相关的第一特征值曲线（图 2e）中可以看到昼夜周期，在较小程度上，相干性曲线（图 2b）中也能看到。由于地震事件的时间尺度较短，因此很容易将可能与地震事件相关的峰值和背景包络区分开来。总体而言，相干性方法的结果最佳。

我们还研究了另一个震级为 M_w 7.2 的地震序列，并在此展示。该事件发生于2010年4月4日 22:40:42，地点位于墨西哥下加利福尼亚州代尔塔西南偏西 12 千米处（32.3°N，115.3°W）。本研究基于主震震中周围 5 度半径范围内 75 个台站的数据进行分析；这些台站均位于美国，且除一个外全部位于震中以北（图4b）。与图2类似，我们研究了主震前24小时和主震后1小时的数据。这里，我们使用两个簇进行 k-均值聚类分析，采用四种

所述方法，即互相关、同步、互信息和相干性。此外，我们还使用由这四种方法的值构成的四维向量进行聚类分析。我们将每种方法的输出归一化至1，以便进行无偏分析。在每个时间采样点，我们展示数值较大的那个簇的平均值，见图3。加利福尼亚目录中收录的事件以竖直虚线标出，与不同曲线的峰值（或“谷值”）吻合良好。互相关和同步曲线中存在昼夜周期，互信息曲线中也有较弱的昼夜周期。不过，峰值（或谷值）仍可检测到。与加利福尼亚目录中的事件不对应的其他峰值，可能代表震级较小的事件。在图3d中，我们展示了相干性结果；红色箭头标出了可能与 Ross等人 [14]目录中事件相关的峰值；箭头旁标出了事件震级。我们重点关注了其中一个事件，即最右侧、震级为1.4的事件；该事件的波形见图4a。图4c展示了采用相干性方法表示连接强度的矩阵。图中可见一个明显的簇。图4b中，度数（即与该节点相连的连接数量）大于24的台站以绿色圆圈标出。该次震级为1.4的事件的震中以黑色六角星表示，周围环绕着主簇中的台站（节点）。远离这次较小事件震中的“绿色”台站（节点）也存在，但数量不多。基于所有方法的聚类分析（图3e）综合了这四种方法的特征，但效果相当差。由图3可见，相干性结果的表现最佳。

与上述方法类似，我们使用相干性分析中的三簇 k 均值聚类，对 27 个时间序列进行了分析（每个时间序列涵盖 25 小时的时间窗口，即主震前 24 小时和主震后 1 小时）；其中包括上文展示和讨论的事件。图 S1 显示了这些主震的位置，而图 S2–S4 显示了用于分析每个时间序列的台站位置（这些时间序列分别与不同的主震相关）。我们预计

当分析台站附近发生超过某一震级的地震时，相干性会增加。因此，我们还在图 S2–S4 中标出了加利福尼亚目录中包含的地震的时间（以黑色 ×s 标记）以及 Ross 等。 [14] 目录中的地震的时间（以粉色 ×s 标记）。我们标出了发生在图 S2–S4 所绘黑色椭圆内的事件。椭圆方程为 $(x-\bar{x})^2/\sigma_x^2+(y-\bar{y})^2/\sigma_y^2=1.5^2$，其中 $\bar{x}$ 和 $\bar{y}$ 是台站位置的纬向和经向均值， σ_x^2 和 σ_y^2 是台站位置的纬向和经向方差。该过程旨在排除发生在远离大多数台站位置处的事件。

如上所述，我们预计台站附近发生地震事件时，相干性度量会增加。为验证这一点，我们将加利福尼亚目录和 Ross 等人[14]目录中收录的事件与相干性时间序列中的峰值进行比较。与地震事件相吻合的峰值验证了相干性增强与地震活动加剧相关这一假设。然而，与相干性时间序列中的峰值不吻合的地震则否定了这一假设。不过，相干性时间序列中与目录所收录地震不吻合的峰值，可能代表发生在目录区域范围之外的事件，因此并不能否定这一假设。在某些情况下（例如图 S7g），地震与相干性峰值吻合得非常好；在图 S7g 中，标出的地震（由竖直虚线表示）震级均大于 2.5。事实上，绝大多数加利福尼亚目录中的这些事件（震级大于 2.5）都与相干性峰值吻合（图 S5–S7 中包含竖直虚线）。因此，我们可以指出，相干性度量能够捕捉震级大于 2.5 的地震事件。至于 Ross 等人目录 [14], 中较弱的事件（震级大于 1.3），在某些情况下，相干性时间序列中的峰值与这些事件吻合良好。例如，图 S5a 中标出的几乎每个事件都能与一个相干性峰值对应起来；其中一些峰值较小，但仍可辨认。在其他情况下，例如图 S5g，Ross 等人 [14] 目录中的若干事件与相干性峰值并不吻合。

时间序列；这些可能就是那些仅仅被调整到椭圆边界上的事件（见图 S2g）。还有更多情况表明，Ross等人 [14] 的目录中的事件并未与相干性时间序列中的峰值相关联。因此，我们得出结论：相干性度量能够较为合理地反映震级大于 2.5 的地震事件，但对于捕捉 Ross 等人 [14] 目录中包含的较弱地震事件，其效果则不那么理想。

4. 总结与讨论。

我们采用网络方法研究地震活动。具体而言，我们分析了主震发生前24小时及发生后1小时内各台站的波形数据。在每个时间点，我们都构建了一个网络，其中节点代表台站，连接则通过不同的统计指标进行量化，包括互相关、同步、互信息和相干性。我们发现，地震期间网络连接的整体度量值存在显著差异（通常显著增大）。我们还对不同指标应用了 k-means 聚类方法，并重点考察最大聚类的特性——该方法旨在捕捉地震活动的演变过程。我们还根据由所有指标构成的向量进行聚类。结果表明，相干性度量与地震事件的对应关系最佳：地震事件与相干性峰值相匹配。对于震级大于2.5的地震，该方法表现良好；对于震级大于1.3的地震，表现中等。

虽然我们已经证明，可以利用地震台站波形的集体网络指标来捕捉地震活动，但目前尚不清楚这些指标能否改进现有的地震检测和预警技术。不过，更细致地分析网络，或许能够提高检测性能。一种可能的思路是，使用相互重叠的圆形或椭圆形区域覆盖整个研究区域，并为每个子区域构建一个动态演化的网络。每个网络都可能反映相应子区域的活动情况，而足够强（且彼此不同）的指标则可能反映……

更局部子区域内的地震活动。此外，其他集体网络指标可能更能有效地捕捉地震活动。

致谢

我们感谢欧洲研究执行机构项目编号 821115（RISE）和以色列能源部（资助编号 221-17-017）提供的经费支持。感谢 Golan Bel 进行的有益讨论。

参考资料

[1]Fabio Freddi、Carmine Galasso、Gemma Cremen、Andrea Dall' Asta、Luigi Di Sarno、Agathoklis Giaralis、Fernando Guti´errez-Urz´ua、Christian M´alaga-Chuquitaype、Stergios A Mitoulis、Crescenzo Petrone 等。提升韧性的地震风险降低创新：近期进展与挑战。《国际灾害风险降低期刊》，60:102267，2021。

[2] H Serdar Kuyuk 和 Richard M Allen。地震预警的最佳地震监测网络密度：来自加利福尼亚的案例研究。《地震学研究快报》，84(6):946–954，2013 年。

[3] Paolo Gasparini、Gaetano Manfredi 和 Jochen Zschau，编者。地震预警系统。施普林格，2007。

[4] Thomas H Jordan、Yun-Tai Chen、Paolo Gasparini、Raul Madariaga、Ian Main、Warner Marzocchi、Gerassimos Papadopoulos、Gennady Sobolev、Koshun Yamaoka 和 Jochen Zschau。业务化地震预报：知识现状及应用指南。《地球物理学年鉴》，54(4)，2011。

[5] YosihikoOgata. 地震发生的统计模型与点过程的残差分析。美国统计学会杂志，83(401):9–27，1988。

[6] Beno Gutenberg 和 Charles F Richter. 加利福尼亚的地震发生频率。美国地震学会公报，34(4):185–188，1944。[7] Beno Gutenberg 和 Carl F Richter. 地震震级、烈度、能量和加速度：（第二篇）。美国地震学会公报，46(2):105–145，1956。[8] Fusakichi Omori. 关于地震余震，第7卷。东京帝国大学，1894。[9] Tokuji Utsu. 余震发生的统计研究。地球物理学杂志，30:521–605，1961。

[10] Yosihiko Ogata。地震发生的时空点过程模型。统计数学研究所年刊，50(2):379–402，1998。

[11] Matthew C Gerstenberger、Stefan Wiemer、Lucile M Jones 和 Paul A Reasenberg。加利福尼亚明日地震的实时预报。*Nature*，435(7040):328–331, 2005.[12] Matteo Taroni、Warner Marzocchi、Danijel Schorlemmer、Maximilian Jonas Werner、Stefan Wiemer、Jeremy Douglas Zechar、Lukas Heiniger 和 Fabian Euchner。对意大利 1 天、3 个月和 5 年地震预报的前瞻性 CSEP 评估。*Seismol. Res. Lett.*，89(4):1251–1261, 2018.[13] J Woessner、Sebastian Hainzl、W Marzocchi、MJ Werner、AM Lombardi、F Catalli、B Enescu、M Cocco、MC Gerstenberger 和 S Wiemer。对 1992 年兰德斯地震序列的回溯性比较预报检验。*J. Geophys. Res.: Solid Earth*, 116(B5), 2011.

[14]Zachary E Ross、Daniel T Trugman、Egill Hauksson 和 Peter M Shearer。寻找南加利福尼亚隐藏的地震。科学，364(6442):767–771，2019。

[15]Yen Joe Tan、Felix Waldhauser、William L Ellsworth、Miao Zhang、Weiqiang Zhu、Maddalena Michele、Lauro Chiaraluce、Gregory C Beroza 和 Margarita Segou。基于机器学习的高分辨率地震目录揭示了 2016–2017 年意大利中部地震序列期间复杂断层结构的激活方式。地震记录，1(1):11–19，2021。

[16] Reuven Cohen 和 Shlomo Havlin。《复杂网络：结构、鲁棒性与功能》。剑桥大学出版社，2010 年。

[17] Anastasios A Tsonis 和 Paul J Roebber。气候网络的架构。*Physica A*，333:497–504，2004 年。

[18]Yongwen Zhang、Jingfang Fan、Xiaosong Chen、Yosef Ashkenazy 和 Shlomo Havlin。通过网络分析检测到罗斯贝波对空气污染的显著影响。*Geophys. Res. Lett.*，46(21):12476–12485，2019 年。

[19] Xiyun Zhang、Xin Hu、J Kurths 和 Zonghua Liu。一般复杂网络中的爆炸性同步。*Phys. Rev. E*，88(1):010802，2013 年。

[20] David P Schaff 和 Felix Waldhauser。将互相关方法应用于 Parkfield（加利福尼亚）和中国的地震活动性，将检测阈值降低一个震级单位。***Bulletin of the Seismological Society of America***，100(6):3224–3238，2010 年。

[21] Dawei Gao 和 Honn Kao。稳健重复地震检测的匹配滤波法优化：多段互相关方法。《地球物理研究杂志：固体地球》，125(7):e2020JB019714，2020 年。

[22] Egill Hauksson 和 Peter Shearer。利用波形互相关重新定位南加利福尼亚震源，第一部分：双差法的结果。***Bulletin of the Seismological Society of America***，95(3):896–903，2005 年。

[23]Peter Shearer、Egill Hauksson 和 Guoqing Lin。利用波形互相关重新定位南加利福尼亚震源，第 2 部分：采用震源专属台站项和聚类分析的结果。***Bulletin of the Seismological Society of America***，95(3):904–915，2005。

[24] Roel Snieder、Masatoshi Miyazawa、Evert Slob、Ivan Vasconcelos 和 Kees Wapenaar。地震干涉法策略比较。*Surveys in Geophysics*，30(4-5):503–523，2009。[25] Kees Wapenaar、Joost Van Der Neut、Elmer Ruigrok、Deyan Draganov、J¨urg Hunziker、Evert Slob、Jan Thorbecke 和 Roel Snieder。通过互相关和多维反褶积实现地震干涉法：系统比较。*Geophysical Journal International*，185(3):1335–1364，2011。[26]Philippe Roux、Karim G Sabra、Peter Gerstoft、WA Kuperman 和 Michael C Fehler。地震噪声互相关产生的 P波。*Geophysical Research Letters*，32:L19303，2005。[27] Nikolai M Shapiro、Michel Campillo、Laurent Stehly 和 Michael H Ritz- woller。利用环境地震噪声进行高分辨率面波层析成像。《科学》，307(5715):1615–1618，2005。[28] Yves Cansi、Jean-Louis Plantet 和 Bernard Massinon。应用于小型阵列的地震定位：k 谱与相关法。*Geophysical Research Letters*，20(17):1819–1822，1993。[29] Andreas S Eisermann、Alon Ziv 和 Hillel G Wust-Bloch。用于区域地震预警的基于阵列的地震定位：死海转换断层案例研究——用于区域地震预警的基于阵列的地震定位。*Bulletin of the Seismological Society of America*，108(4):2046–2053，2018。[30] Elmer Ruigrok、Steven Gibbons 和 Kees Wapenaar。互相关波束形成。*Journal of Seismology*，21(3):495–508，2017。[31] Peidong Shi、L´eonard Seydoux 和 Piero Poli。地震波场特征的无监督学习：2009年拉奎拉地震期间连续阵列地震数据的聚类。《地球物理研究杂志：固体地球》，126(1):e2020JB020506，2021。[32] R Bendick 和 D Mencin。全球地震目录中同步现象的证据。*Geophysical Research Letters*，47(15):e2020GL087129，2020。

[33] Jos´e A Tenreiro Machado 和 Ant´onio M Lopes。利用互信息分析和可视化地震数据。*Entropy*，15(9):3892–3909，2013。[34]A Ram´ırez-Rojas、RT P´aez-Hern´andez 和 J Rub´en Lu´evano。利用互信息理论对与地震相关的地电时间序列进行交叉相关分析。*Revista Mexicana de F´ısica*，59(1):14–17，2013。[35] Seok Goo Song、Arben Pitarka 和 Paul Somerville。探索地震震源参数之间的空间相干性。*Bulletin of the Seismo-logical Society of America*，99(4):2564–2571，2009。[36] Haiping Ding、Mihailo D Trifunac、Maria I Todorovska 和 Neboj˘sa Or- bovi´c。离散合成强震地面运动在较小间距下的相干性。*Soil Dynamics and Earthquake Engineering*，70:1–10，2015。[37] Anooshiravan Ansari、Assadollah Noorzad 和 Hamid Zafarani。伊朗地震目录的聚类分析。*Computers & Geosciences*，35(3):475–486，2009。[38] Graeme Weatherill 和 Paul W Burton。利用 K均值聚类分析划定浅层地震震源区，并应用于爱琴海地区。*Geophysical Journal International*，176(2):565–588，2009。[39] Pepi Novianti、Dyah Setyorini 和 Ulfasari Rafflesia。地震震中聚类中的 K 均值聚类分析。*International Journal of Advancesin Intelligent Informatics*，3(2):81–89，2017。[40] Joel N Tenenbaum、Shlomo Havlin 和 H Eugene Stanley。基于相似活动模式的地震网络。*Phys. Rev. E*，86(4):046107，2012。[41] Avi Gozolchiani、Shlomo Havlin 和 Kazuko Yamasaki。厄尔尼诺作为气候网络中的自主成分的涌现。*Phys. Rev.Lett.*，107(14):148501，2011。

[42]Josef Ludescher、Avi Gozolchiani、Mikhail I Bogachev、Armin Bunde、Shlomo Havlin 和 Hans Joachim Schellnhuber。通过协同性检测改进厄尔尼诺预测。*Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A.*，110(29):11742–11745，2013。[43]Jingfang Fan、Jun Meng、Yosef Ashkenazy、Shlomo Havlin 和 Hans Joachim Schellnhuber。网络分析揭示厄尔尼诺的强烈局地影响。*Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A.*，114(29):7543–7548，2017。[44] Yang Wang、Avi Gozolchiani、Yosef Ashkenazy、Yehiel Berezin、Oded Guez 和 Shlomo Havlin。罗斯贝波在气候网络中的主导印记。*Phys. Rev. Lett.*，111(13):138501，2013。[45] Niklas Boers、Bodo Bookhagen、Norbert Marwan、J¨urgen Kurths 和 Jos´e Marengo。复杂网络识别南美季风系统极端降雨事件的空间模式。*Geophys. Res. Lett.*，40(16):4386–4392，2013。[46] R Quian Quiroga、Thomas Kreuz 和 Peter Grassberger。事件同步：一种测量同步性和时间延迟模式的简单快速方法。*Phys. Rev. E*，66(4):041904，2002。[47] Sumiyoshi Abe 和 Norikazu Suzuki。相继地震间距离的规律。*J. Geophys. Res.: Solid Earth*，108(B2)，2003。[48] Marco Baiesi 和 Maya Paczuski。地震和余震的无标度网络。*Phys. Rev. E*，69(6):066106，2004。[49] J¨orn Davidsen、Peter Grassberger 和 Maya Paczuski。地震复发是一种破纪录过程。*Geophys. Res. Lett.*，33(11)，2006。[50] N Lotfi 和 AH Darooneh。地震网络：单元格大小的作用。*Euro. Phys. J. B*，85(1):1–4，2012。

[51] Soghra Rezaei、Amir Hossein Darooneh、Nastaran Lotfi 和 Nazila Asaadi。《地震网络：提取经验地震学定律》。*Physica A*，471:80–87，2017年。[52] Ahmet Celikoglu。使用事件同步方法分析地震空间动力学。《地球与行星内部物理学》，第106524页，2020年。[53] Xuan He、Luyang Wang、Zheng Liu 和 Yiwen Liu。使用复杂网络方法分析相似地震活动。*Symmetry*，12(5):778，2020年。[54] Xuan He、Luyang Wang、Hongbo Zhu 和 Zheng Liu。地震活动性复杂加权网络的统计分析。*Physica A*，563:125468，2021年。[55] Peter Welch。使用快速傅里叶变换估计功率谱：一种基于对短时修正周期图进行时间平均的方法。*IEEE* 音频与电声学汇刊，15(2):70–73，1967年。

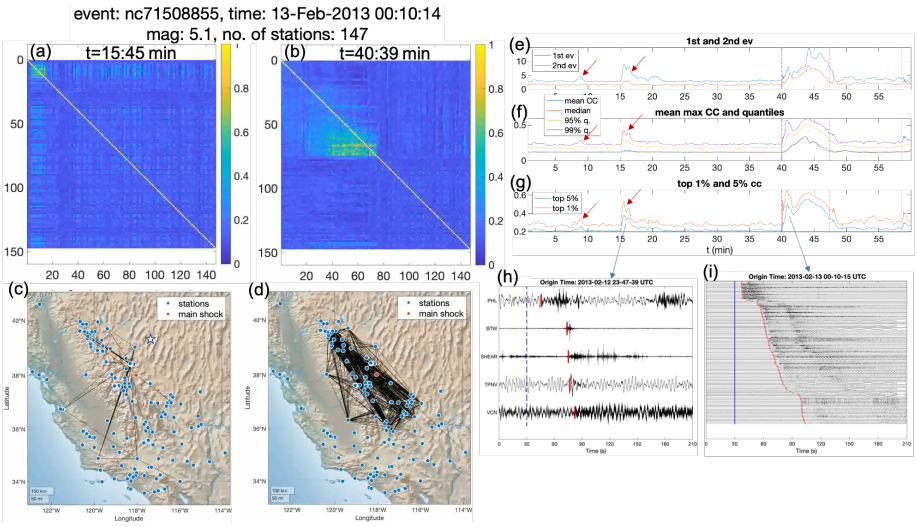


图1：震级为5.1的事件（图c和d中的实心红圈所示）互相关分析结果汇总。该事件于2013年2月13日00:10:14发生在内华达州，靠近加利福尼亚州边界（$\sim$ 118°W，32°N）。我们分析了147个台站的波形数据（图c和d中的实心蓝圈所示）。(a) 不同台站之间最大滞后互相关的矩阵，时间为 t=15:45（主震前24:15分钟），此时发生了一次小型事件。坐标轴上的数字表示台站编号；台站按其与主震震中的距离排序。(b) 与(a)相同，但对应 t=40:39，即主震发生后不久。请注意，地震事件导致了高互相关值区域。(c) 根据(a)图所示矩阵，最大互相关大于0.4的连接（黑线）。白色星号表示与互相关增大相关联的事件位置；该事件的识别和定位依据波形数据的标准分析。(d) 与(c)相同，但对应(b)图所示矩阵，此时发生了主震。(e) 与(a)和(b)图所示矩阵类似的互相关矩阵中，第一和第二特征值的绝对值。红色虚线表示主震发生时间，黑色垂直点线表示图示时间范围内加利福尼亚目录中收录的其他事件。红色箭头表示数值增大，这些变化与通过分析波形数据发现、但未收录于加利福尼亚目录中的事件相关。(f) 与(e)图相同，但显示互相关矩阵（不含对角线）的均值、中位数、95%分位数和99%分位数。(g) 与(e)图相同，显示互相关矩阵中最高1%和5%数值的均值。(h) 蓝色箭头在(g)图中所示的未报告事件的波形。(i) 蓝色箭头在(g)图中所示的主震波形。

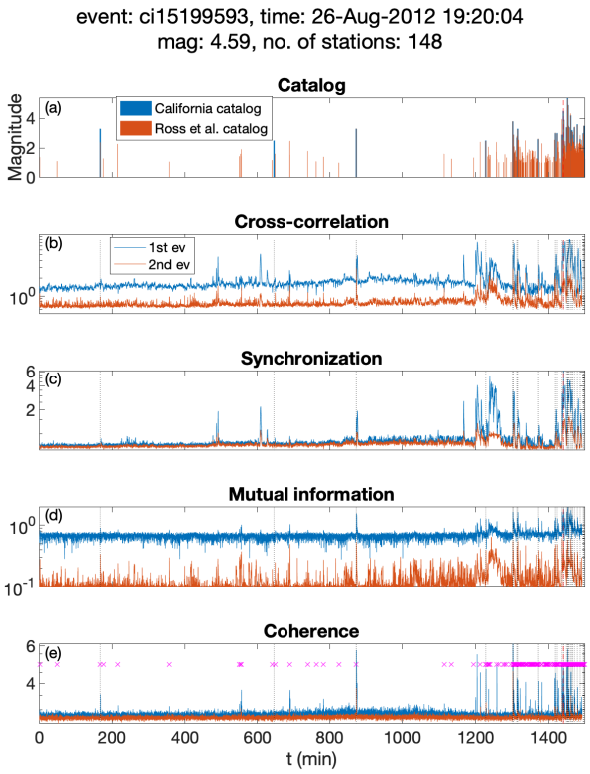


图2：不同方法的25小时分析。我们考察了一个发生于2012年8月26日19:20:04、位于 33°N、115.5°W的4.59 M_w 事件。我们分析了148个台站的数据，时间范围为事件发生前一天至事件发生后一小时。(a) 加利福尼亚目录（蓝色条形）和 Ross *et al.* [14] 目录（红色条形）收录的事件及其对应震级。主震以红色虚线标出。 x 轴表示自主震发生前一天（即自2012年8月25日19:20:04）起算的时间（分钟）。b至e图展示了不同方法的第一和第二特征值随时间的变化，分别为：(b) 最大滞后互相关矩阵，(c) 同步，(d) 互信息，以及(e) 相干性。b–e图中的黑色竖直点线表示加利福尼亚目录收录的事件，e图中的粉色“×”则表示 Ross *et al.* [14] 目录收录的事件。请注意，目录中的事件与不同测量指标的峰值相吻合；不同方法的曲线峰值（尤其是相干性方法的峰值）也与 Ross *et al.* [14] 目录收录的事件相吻合。还请注意，Ross *et al.* [14]目录收录的事件并非都与相干性曲线的峰值重合，因为其中一些事件位于分析所用台站分布覆盖区域之外。

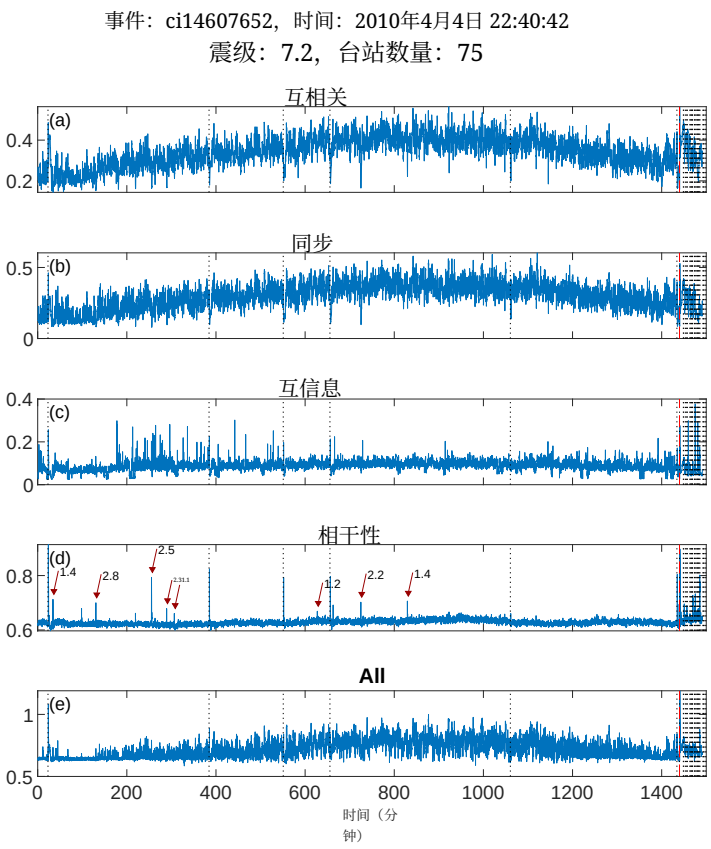


图3：不同方法的 k-均值聚类分析，历时25小时。我们考察了2010年4月4日22:40:42发生的一次7.2 M_w 级地震，震中位于墨西哥下加利福尼亚州北纬32.3°度、西经115.3°度。我们分析了75个台站（见图4b）的数据，时间范围从事件发生前一天到事件发生后一小时。进行聚类分析时，我们基于不同方法量化的连接（“关联”）使用了两个簇，并计算了主导簇中的平均值。图中显示了根据以下方法计算出的平均值：(a) 互相关，(b) 同步，(c) 互信息，以及 (d) 相干性。(e) 主导簇中的平均向量长度，该簇基于由所有方法构成的四维向量分析。红色虚线表示主震，点状竖线表示加利福尼亚目录中包含的其他事件。请注意地震事件与峰值（或“谷值”）以及事件发生时间之间的对应关系。在面板 (d) 中，我们用箭头标出了相干性度量中的峰值，这些峰值可能与 Ross *et al.* [14] 目录中的事件有关。

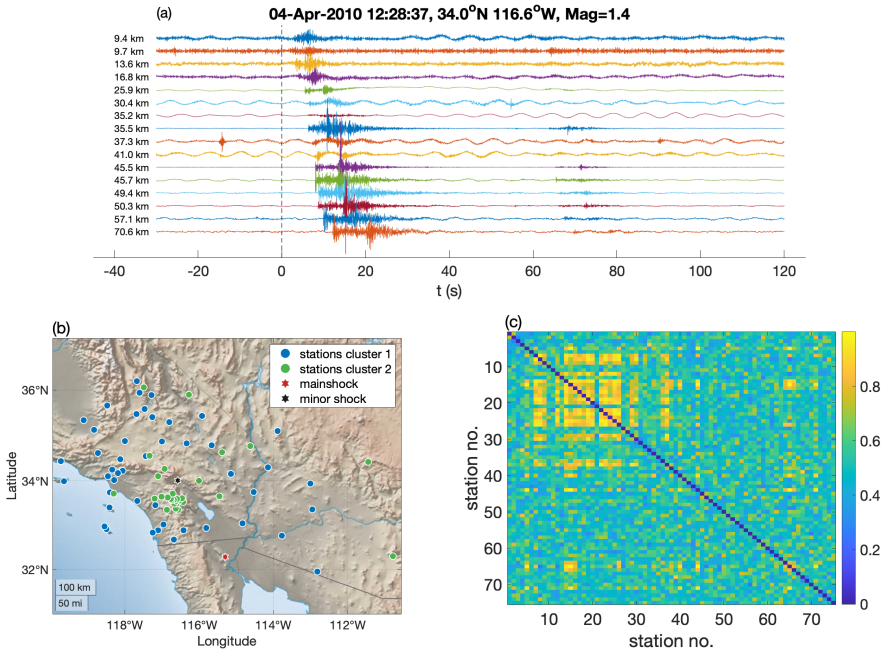


图4：对2010年4月4日12:28:37发生的一次小震的分析，震中位于 34°N 116.6°W，发生时间早于图3所示的主震；该事件由图3d中最右侧的红色箭头标示。(a) 事件震中附近台站的波形——台站与震中之间的距离标注在左侧。黑色竖向虚线表示事件发生的时间。(b) 图3分析中台站的分布（实心圆）。绿色圆圈表示相干性方法的主导簇中具有超过24条连接的节点——参见图3d。红色和黑色六角星分别表示主震和小震的震中。(c) 基于相干性方法构建的连接矩阵。请注意左上区域的高相干性聚类。台站按照其与主震震中的距离进行排序。

表1：本文所考虑的27个事件的信息。

i.d.	Time	纬度	经度	深度 (km)	震级	No. 台站
ci11066877	2012年2月14日10时09分28秒	32.2	-115.21	9.963	4.87 矩震级	131
ci11129826	2012年7月1日03:25:20	32.21	-115.34	2.821	4.64兆瓦	90
ci14607652	2010年4月4日22:40:42	32.29	-115.29	9.987	7.2 矩震级	75
ci14937372	2011年2月18日17:47:35	32.05	-115.06	14.929	5.09 矩震级	127
ci15199593	2012年8月26日19:20:04	33.02	-115.54	4.79	4.59 矩震级	148
ci15296281	2013年3月11日16:56:06	33.50	-116.46	10.943	4.7 震级	137
ci37374687	2016年6月10日08:04:38	33.43	-116.44	12.31	5.19 矩震级	98
ci38138175	2018年11月19日20:18:42	32.21	-115.25	10.95	4.82 矩震级	87
ci38443183	2019年7月4日17:33:49	35.71	-117.5	10.5	6.4 矩震级	123
nc71508850	2011年1月12日08:51:03	36.77	-121.5	7.661	4.5 矩震级	104
nc71508851	2011年4月17日 00:45:37	38.39	-118.74	5.1	4.6毫升	137
nc71508852	2011年8月27日 07:18:21	36.58	-121.18	7.5	4.64兆瓦	116
nc71508854	2012年10月21日 06:55:09	36.31	-120.86	8.619	5.29兆瓦	152
nc71508855	2013年2月13日 00:10:14	38.02	-118.06	7.5	5.1毫升	141
nc71508856	2013-05-29 14:38:03	34.41	-119.92	7.12	4.8 矩震级	128
nc71508857	2014-03-29 04:09:42	33.9325	-117.92	5.09	5.1 矩震级	152
nc71508858	2014年7月5日 16:59:34	34.28	-117.03	7.25	4.58 矩震级	152
nc71508859	2014-08-24 10:20:44	38.22	-122.31	11.12	6.02 矩震级	152
nc71508860	2015年2月14日 02:28:56	37.14	-117.26	17	4.8 毫升	126
nc71508861	2016年2月16日 23:04:26	37.20	-118.4	15.06	4.77 矩震级	116
nc71508863	2016年7月7日 23:40:45	38.65	-118.79	9.1	4.5 毫升	129
nc71508864	2016年12月28日 08:18:00	38.38	-118.9	11.3	5.6 毫升	42
nc71508867	2017年11月13日 19:31:29	36.63	-121.24	6.31	4.58 矩震级	100
nc71508868	2018年7月5日15时17分36秒	35.89	-115.78	8.6	4.5 毫升	117
nc71508875	2019年7月6日3时19分53秒	35.77	-117.6	8	7.1 矩震级	75
nc71508904	2019年10月15日19时42分30秒	36.65	-121.27	10.1	4.71 矩震级	101
nc71508905	2020年1月25日3时3分34秒	35.1	-116.97	3.07	4.62 矩震级	115

补充图

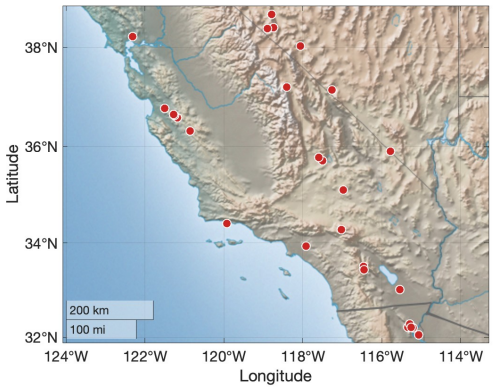


图 S1：显示本研究所考察的27次地震（位于加利福尼亚地区）位置的地图。这些地震的震级均大于4.5级，发生时间介于2010年4月至2020年1月之间。

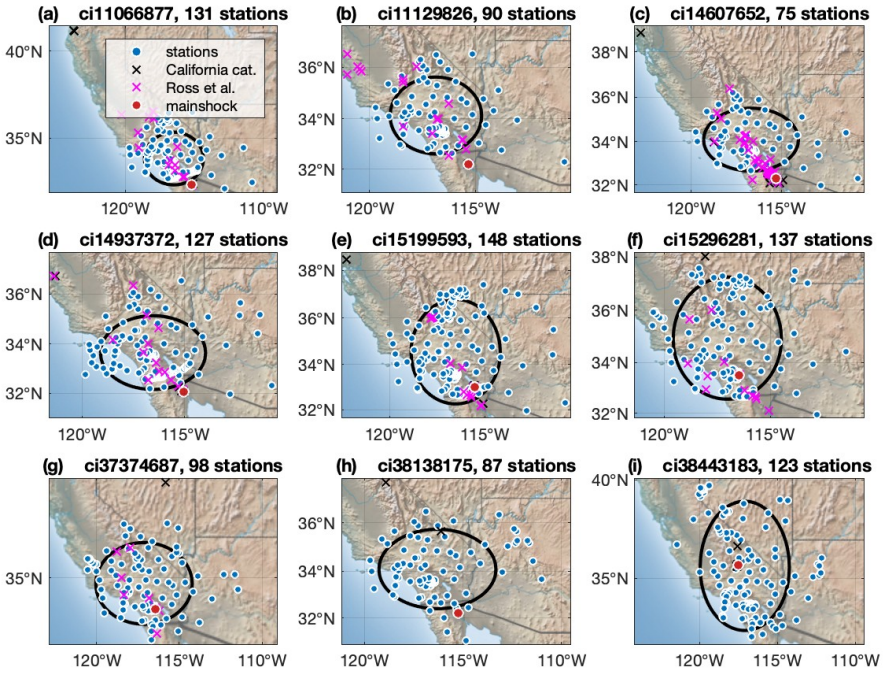


图 S2：显示用于波形分析的台站（蓝色）位置的地图，涵盖主地震（红色）发生前 24 小时及其发生后 1 小时。图中还包括 25 小时窗口内 Ross *et al.* [14] 目录（粉色“x”）和加利福尼亚目录（黑色“x”）中的地震事件。黑色椭圆表示用于比较网络测量值与目录事件的区域。标题中包含地震代码以及分析中使用的台站数量。九个面板分别展示九个不同的事件。

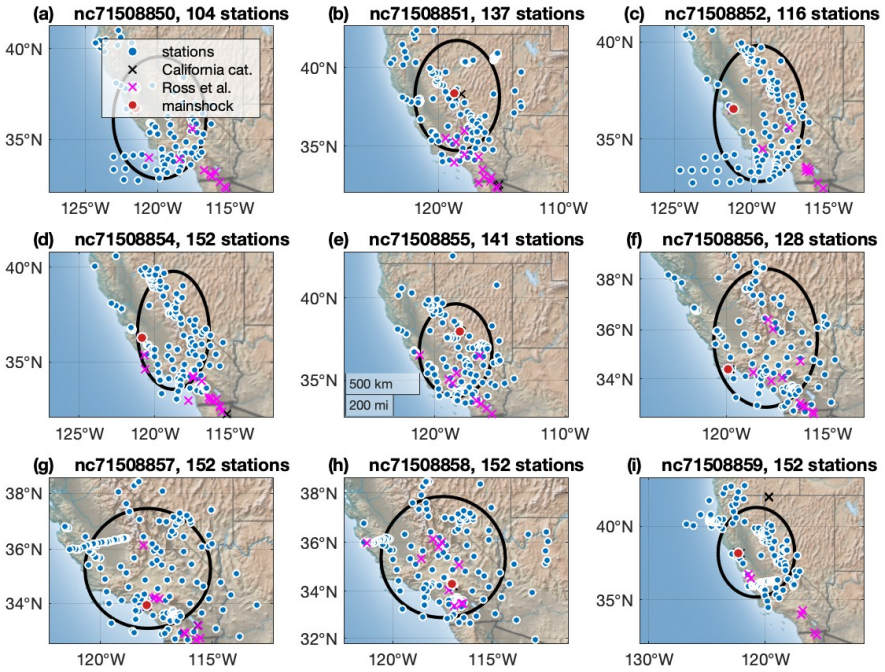


图 S3：与图 S2 相同，但针对九个不同的事件。

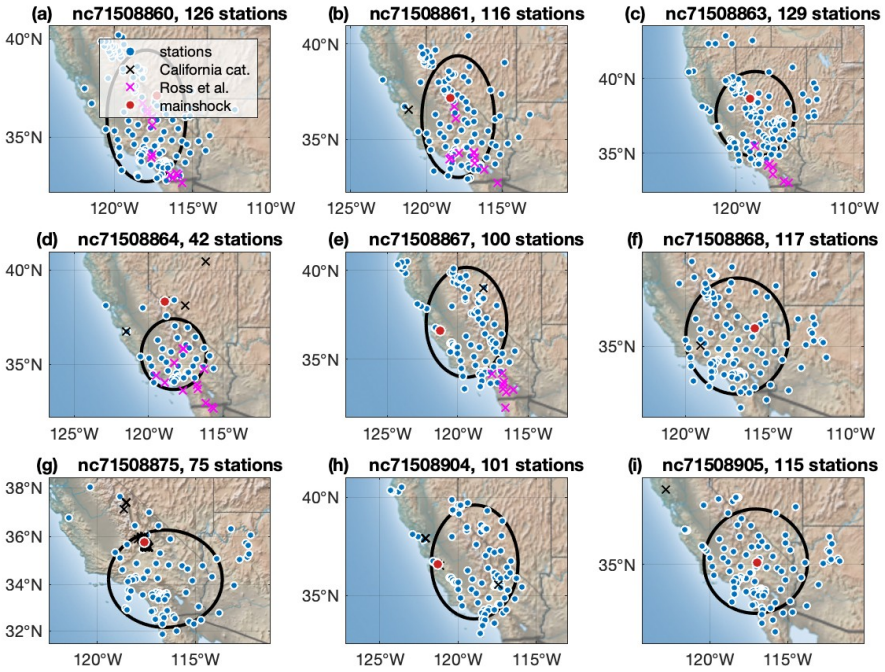


图 S4：与图 S2 相同，展示九个不同的事件。

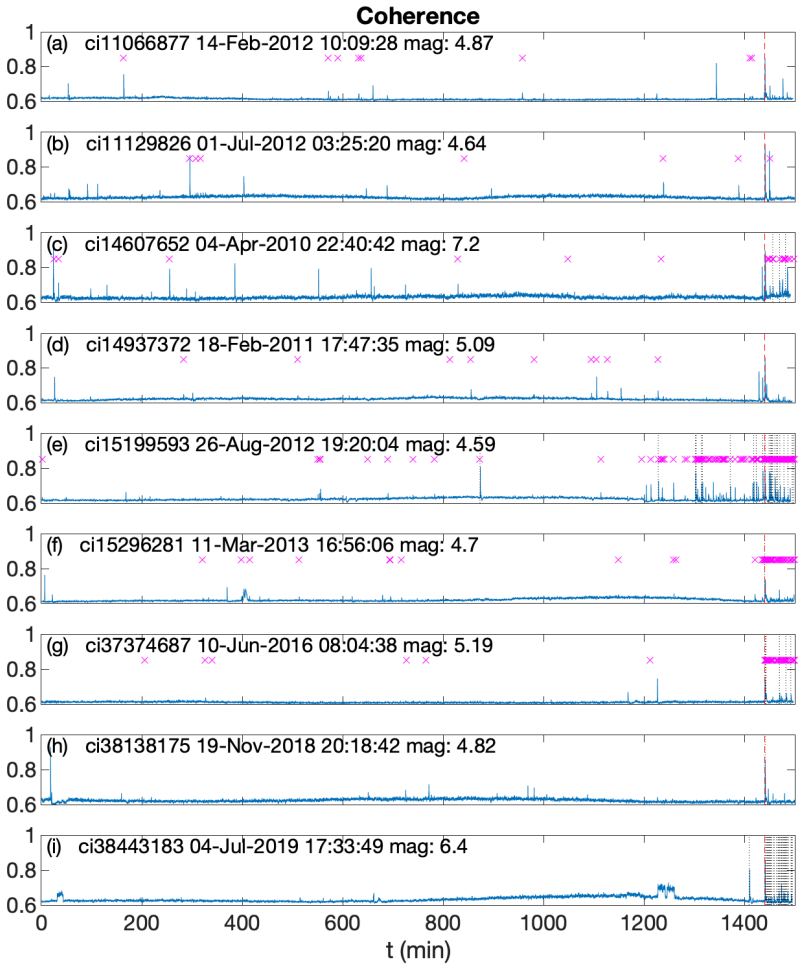


图 S5：相干性方法的 k-均值聚类的 25小时分析。我们展示了研究区域内发生的事件（图 S1）的分析结果。我们分析了从事件发生前 24 小时到事件发生后 1 小时的台站（图 S2）数据。对于聚类分析，我们使用了三个簇，并计算了主导簇内的平均值。图中的每个面板表示对应于不同事件的时间序列。红色虚线表示主震，点划竖线表示加利福尼亚目录中包含的其他事件，粉色 ×s 表示 Ross *et al.* [14] 目录中包含且震级大于 1.3 的地震。图中展示了图 S2 中九个不同事件的分析结果。每个面板都包含该事件的代码、时间和震级。

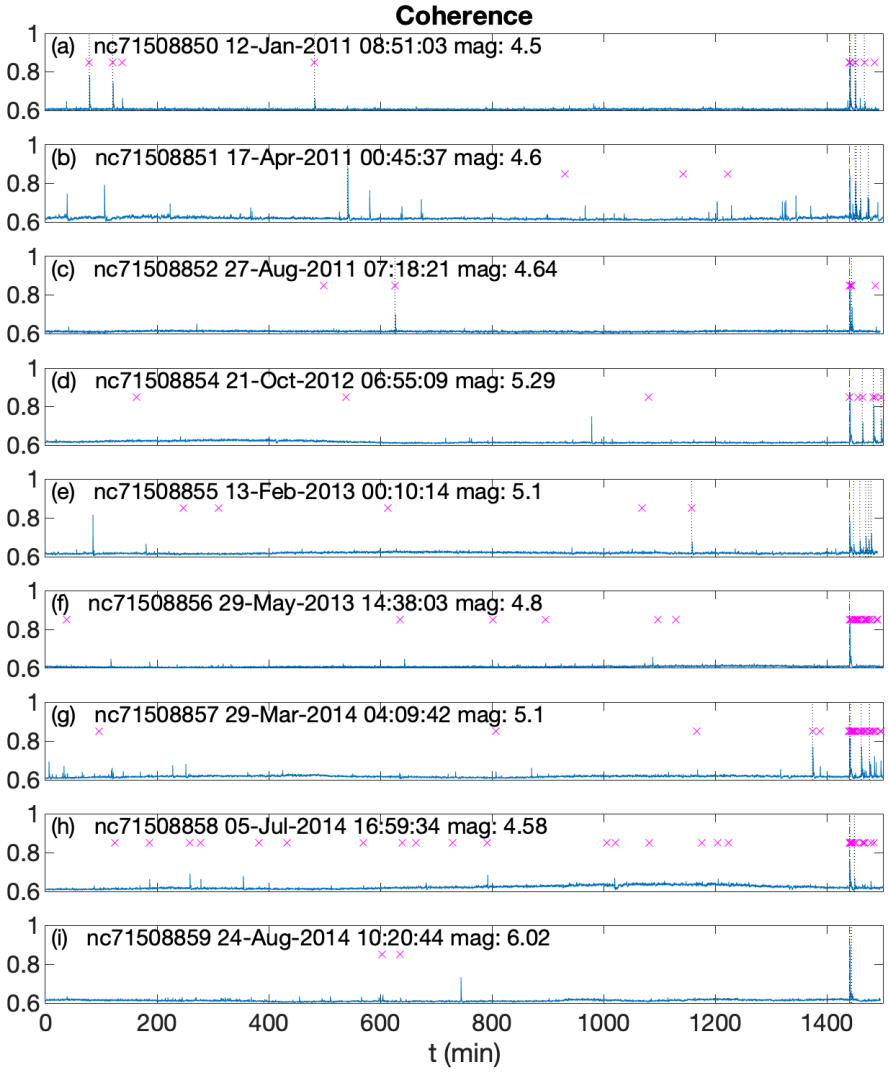


图 S6：图 S3 中九个不同事件对应的图 S5。

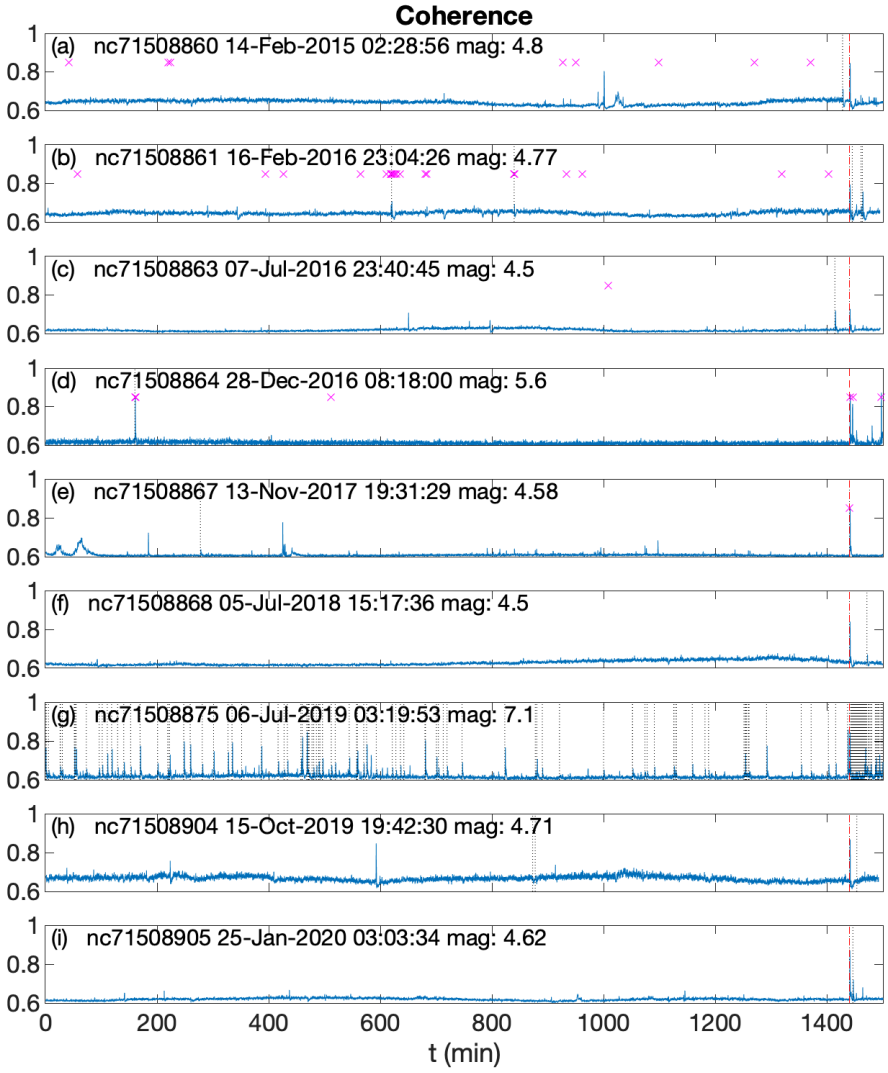


图 S7：与图 S4 中九个不同事件对应的图 S5。