

# 基于波形聚类分析的微地震监测事件类型判别及应用

翟尚<sup>1</sup> 喻志超<sup>1</sup> 谭玉阳<sup>2</sup> 黄芳飞<sup>3</sup> 刘玲<sup>3</sup> 胡天跃<sup>1,†</sup> 何川<sup>1,†</sup>

1. 北京大学地球与空间科学学院, 北京大学石油与天然气研究中心, 北京 100871; 2. 中国科学技术大学地球和空间科学学院, 合肥 230026; 3. 中国地质调查局广州海洋地质调查局, 广州 510760;  
† 通信作者, E-mail: tianyue@pku.edu.cn (胡天跃), chuanhe\_pku@163.com (何川)

**摘要** 以不同类型微地震监测事件在波形相似性上的差异为基础, 结合发生位置、走时规律和偏振方向等方面的特征, 提出一种基于波形聚类分析的微地震监测事件类型判别方法。首先使用常规的微地震事件识别算法, 快速地得到待分类的疑似事件; 然后进行波形聚类分析, 结合事件的属性特征, 实现对不同类型微地震事件及噪声事件的分类和判别。分类结果可用于波形模板匹配, 识别同类的低信噪比微地震事件; 还可将所有同类事件作为一个整体, 采用全局优化手段提高初至拾取的精度。

**关键词** 波形互相关; 微地震事件; 层次聚类; 属性提取

## Microseismic Monitoring Events Classification Based on Waveform Clustering Analysis and Application

ZHAI Shang<sup>1</sup>, YU Zhichao<sup>1</sup>, TAN Yuyang<sup>2</sup>, HUANG Fangfei<sup>3</sup>, LIU Ling<sup>3</sup>, HU Tianyue<sup>1,†</sup>, HE Chuan<sup>1,†</sup>

1. Institute of Oil & Gas, School of Earth and Space Sciences, Peking University, Beijing 100871; 2. School of Earth and Space Sciences, University of Science and Technology of China, Hefei 230026; 3. Guangzhou Marine Geological Survey, China Geological Survey, Guangzhou 510760; † Corresponding authors, E-mail: tianyue@pku.edu.cn (HU Tianyue); chuanhe\_pku@163.com (HE Chuan)

**Abstract** Based on the difference of waveform similarity between different types of microseismic monitoring events and combined with their characteristics in occurrence location, traveling time and polarization direction etc., a method for classifying microseismic monitoring events based on waveform clustering analysis is proposed. Firstly unclassified events can be identified rapidly using conventional microseismic event detection methods, then similar events are grouped based on waveform clustering analysis, finally the types of microseismic events or noise events are determined combining the attribute characteristics. Classified microseismic events can be further used for template matching technique to finely detect similar events with low signal-to-noise ratio. Meanwhile the global optimization approach which aims to improve the accuracy of arrival time picking can be also performed by taking similar microseismic events as a whole.

**Key words** waveform cross correlation; microseismic event; hierarchal clustering; feature extraction

利用水力压裂技术对非常规储层进行改造是提高油气采收率的有效途径, 微地震监测技术是评价压裂效果的重要手段。在微地震监测过程中, 除能够记录到储层压裂改造产生的微地震事件外, 还可能记录到原生裂缝被激活产生的地震事件<sup>[1-3]</sup>, 也

会记录到大量的噪声事件。常见的噪声信号包括井筒波和仪器噪声信号<sup>[4]</sup>、长周期长持续时间(LPLD)地震事件<sup>[5-8]</sup>以及井场钻机、施工车辆和物体坠落等强能量的有源噪声<sup>[9]</sup>等。某些噪声信号具有与微地震事件相似的能量、频率和波形特征, 利用单一

属性特征(振幅、频率成分和偏振等)<sup>[10-11]</sup>甚至多属性联合<sup>[12-14]</sup>的事件识别方法可能无法有效地区分微地震信号与噪声信号。

聚类分析是一种将具有相似属性特征的对象进行分组的数据挖掘方法<sup>[15]</sup>,已广泛应用于数据挖掘、信息检索以及模式识别核地震等领域。作为一种非监督式机器学习方法,聚类分析可以充分利用数据的性质来分析数据之间的关系,实现在缺少先验信息的情况下对具有相似特征的数据进行快速归类的目的。

地震记录是震源、传播路径和检波器响应的综合表征。同一台站记录到的发震位置接近、震源机制相似的地震事件往往具有较强的波形相似性<sup>[16]</sup>。基于这一原理,有学者提出利用聚类分析方法对地震事件进行类别划分,用于研究重复地震快速识别<sup>[17-19]</sup>、地震初至拾取优化<sup>[20-23]</sup>和震源重定位<sup>[24-25]</sup>等问题。除地震信号外,某些具有相同噪声源的噪声事件的波形也存在相似性。

基于同类事件间的波形相似性以及不同类型事件间的属性特征差异,本文提出一种基于波形聚类分析的微地震事件类型判别方法。该方法的主要思路是,首先采用常规微地震事件识别方法,快速地得到待分类的疑似事件,然后利用波形聚类分析及各事件的属性特征,实现对不同类型微地震事件或噪声事件的类型判别。通过将事件划分为不同类别,能够更有效地区分微地震事件与噪声事件。分类后的微地震事件可以用于波形模板匹配,实现对同类型低信噪比事件的精细识别,还可以采用初至全局优化方法<sup>[26]</sup>,对所有同类微地震事件进行基于波形迭代互相关叠加的时差校正处理,从而提高微地震事件初至拾取的精度。

## 1 方法原理

首先,利用常规事件识别方法(如 STA/LTA (长、短时窗平均值之比)方法)快速识别疑似事件,根据事件的时间位置截取包含疑似事件波形的片段,然后进行波形聚类分析。聚类分析过程主要包括度量事件间距离和聚类两部分。对于采样点时长为  $N$ , 检波器道数为  $M$  的三分量事件记录  $a_{i,j}(n)$  和  $b_{i,j}(n)$ , 其归一化互相关函数可以表示为

$$c_{i,j}(k) = \frac{\sum_{n=1}^N a_{i,j}(n)b_{i,j}(n+k)}{\sqrt{\sum_{n=1}^N a_{i,j}^2(n) \sum_{n=1}^N b_{i,j}^2(n)}}, \quad (1)$$

其中,  $i$  代表分量,  $j$  代表检波器道,  $n$  为采样点数。互相关函数  $|c_{i,j}(k)|$  的取值范围为 0~1, 其最大峰值越接近 1, 代表两事件间的波形相似程度越高, 峰值对应的时间采样点为两事件间的相对时间延迟。图 1 显示, 两事件的振幅值相差较大, 但波形互相关最大值超过 0.80, 证明其波形间具有高度相似性。另外, 相似的初至到时差(事件到达不同检波器的时差)表明, 虽然两事件能量不同, 但具有相近的发震位置和震源机制。对于具有相似波形及到时规律的两个事件, 各道的波形互相关函数最大峰值也应该在同一时刻附近。将多分量多级检波器的波形互相关函数进行叠加平均, 可得平均互相关函数:

$$s(k) = \frac{1}{3M} \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^M c_{i,j}(k). \quad (2)$$

我们将平均互相关函数最大值  $s^{\max}$  与单位 1 的差值定义为该两个事件间的相似度距离:

$$D_{a,b} = 1 - s^{\max}. \quad (3)$$

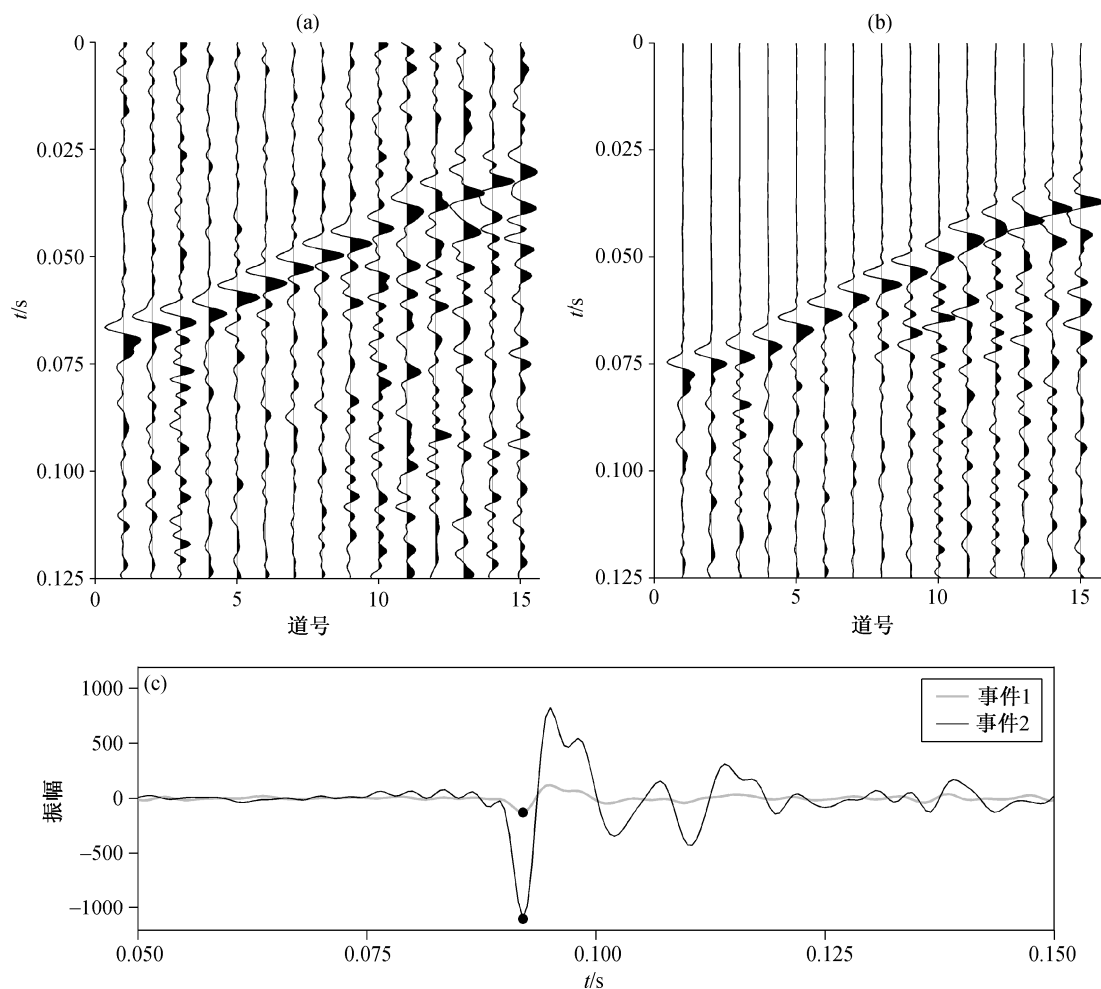
两个事件间的相似度距离越小, 波形相似程度就越高, 到时规律也越相似。

凝聚式层次聚类的具体过程如下: 假设有  $N$  个疑似事件参与聚类处理, 在初始状态下, 将每个事件视为一类, 计算每两类(即两个事件)之间的相似度距离; 将具有最小相似度距离的两类合并为一类, 此时类的个数为  $N-1$ ; 重新计算新生成的类与其余各类之间的相似度距离, 当其中一类内的事件成员个数大于 1 时, 则选择分属这两类的所有事件之间相似度距离的均值作为该两类间距离, 即

$$\bar{D}(A, B) = \frac{1}{n_a n_b} \sum_{a \in A} \sum_{b \in B} D_{a,b}, \quad (4)$$

其中,  $n_a$  和  $n_b$  分别代表  $A$  类和  $B$  类中包含事件成员的个数。如此循环计算各类之间距离, 并不断合并具有最小距离的两类, 直到所有事件都归为一类。

下面以 18 个事件的波形聚类过程为例, 说明聚类分析的过程。聚类树状图(图 2)中, 初始状态下有 18 个类, 每一次合并操作都代表将原来所有类中具有最小相似度距离的两类合并。第一步, 将具有最小相似度距离的事件 2 和 3 合并为一类, 然后用式(4)重新计算新生成的类  $\langle 2, 3 \rangle$  与其余 16 个类之间的相似度距离; 第二步, 合并具有最小相似度距离的两个类(即事件 8 和 13), 并计算类  $\langle 8, 13 \rangle$  与其余包括类  $\langle 2, 3 \rangle$  在内的所有类之间的相似度距



(a)和(b)为两个具有相似波形特征的事件记录, 各道波形均经过能量归一化处理; (c)为两事件在同一道记录上根据初至到对齐后的波形, 黑点代表事件的最大振幅

图 1 具有相似波形特征的两个微地震事件记录

Fig. 1 Two microseismic events recording with similar waveform features

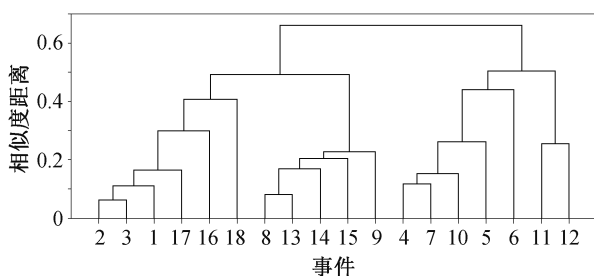


图 2 聚类分析过程示意图

Fig. 2 Diagram of clustering process

离; 如此循环计算新生成的类与其余各类之间的相似度距离, 并不断合并具有最小相似度距离的两个类, 直到将所有 18 个事件聚为一类。此时, 选择一个相似度距离阈值  $\eta$ , 便得到此标准下的类别数目以及分属各类的事件集。选择不同的阈值会得到不

同的聚类结果, 阈值过低可能导致大部分事件未能与波形相似的事件进行合并, 难以形成具有波形相似特征的事件集; 阈值过高则可能将弱相似的事件合并为一类, 影响对后续事件类型判别的准确性。最优的截断相似度距离阈值应该使划分后同类事件之间的相似性和不同类事件之间的差异性同时达到最大。从图 2 可以看到, 具有较高波形相似度的事件间, 会以较小的距离实现合并; 波形特征存在差异的事件间, 只有在较大的距离下才能合并。因此, 通过比较每次合并操作对应相似度距离的变化缓急程度, 可以大致确定不同类划分的阈值范围。另外, 我们假定相似事件的波形相关系数应大于 0.55, 即距离阈值应小于 0.45。

经过波形聚类分析后的疑似事件被划分为若干

相似事件集,可以将归属于同一事件集的事件视为相同类型的事件,它们具有相似的属性特征。分属不同事件集的事件通常在单一或多种属性上表现出明显的差异,这是因为不同类型事件可能在发震位置、震源性质和传播路径等方面存在差异。常用的属性特征包括以下3个方面。

1) 到时规律。事件的初至到时取决于震源位置和传播路径。对于发震位置不同的两个微地震事件,由于传播路径不同,即使是同类震相也会具有不同的初至到时;对于同一个微地震事件,由于不同震相之间传播速度和传播路径的差异,使得各波列的到时关系也存在差异。另外,有效微地震事件通常包含P、S双震相,道间S波与P波的到时差是震源点与监测点距离的函数。由于产生机理或传播路径等与地震事件不同,噪声事件一般具有独特的初至到时规律。

2) 偏振特征。随机噪声通常没有明显的偏振方向,而地震波具有较好的线性偏振特征,且微地震P波与S波的偏振方向为近似垂直的关系。当压裂井与监测点的距离较近时,可以近似地将传播介质视为均匀的或层状均匀的,此时微地震P波偏振方向近似为震源点与监测点的连线方向。利用矢端图法或协方差矩阵分解法<sup>[27]</sup>,可以求取微地震事件的偏振方向。矢端图法是将三分量地震记录的波形按照时间顺序投影到三维空间,可以显示质点的振动轨迹,通过对该轨迹进行线性拟合,可以得到事件的偏振方向。协方差矩阵分解法首先采用一个短时窗,截取包含事件的三分量记录,并构造其协方差矩阵,通过求解该协方差矩阵,得到最大特征值 $\lambda^1$ 及其对应的特征向量 $\mathbf{v}^1=[v^1(1), v^1(2), v^1(3)]$ ,则该事件的方位偏振角可以表示为

$$\theta = \arctan\left(\frac{\text{Re}[\mathbf{v}^1(2)]}{\text{Re}[\mathbf{v}^1(1)]}\right) \quad (5)$$

3) 频谱特征。微地震事件具有宽频特征,与天然地震相比,微地震事件所含频率较高。S波在传播过程中高频成分快速衰减,与同一事件的P波相比,所含主频成分更低。噪声事件(钻机干扰、工频干扰等)通常具有窄带或单频特征,其中工频干扰的频率约为50 Hz。利用傅里叶变换或S变换等分析技术,可以实现对信号频谱特征的分析。

基于各事件的属性特征差异,可以有效地区分微地震事件与噪声事件,判别微地震事件的震相类

型,最终得到分类后的微地震事件和噪声事件。本文方法的流程如图3所示。

## 2 资料处理

微地震监测的实际资料取自对同一口水平井进行的11段水力压裂连续监测记录,我们利用本文方法,对其中第二压裂段共76 min的监测数据进行处理。采集资料使用的观测系统为布设在压裂井附近一口直井中的15级检波器串,级间距为10 m,时间采样间隔为0.5 ms。首先利用射孔记录,标定原始数据中的检波器水平分量方向,然后对连续监测数据进行30~350 Hz带通滤波处理,去除低频和高频噪声。

### 2.1 波形聚类分析

利用STA/LTA方法,对该压裂段的连续监测数据进行事件识别,得到540个疑似事件。根据STA/LTA曲线超过触发阈值时对应的峰值时刻(可大致视为事件的初至),截取固定时长的波形片段,通过计算两两事件的互相关函数,求取相似度距离,利用凝聚式层次聚类算法,对疑似事件进行分析。经过反复测试后,本文选择相似度距离阈值为0.4(经测试,证明该数值的微弱变化对本文数据的聚类结果影响不大),最终得到8组类内成员个数不少于5的事件集,聚类事件的个数占识别出的疑似事件总数的87%。

图4(a)为将疑似事件按照发生时间顺序排列,计算得到的相关系数矩阵 $\mathbf{M}$ ;图4(b)为根据聚类结果,将各事件进行归集,并按照类内成员个数重新排列后,重新计算得到的相关系数矩阵 $\mathbf{M}'$ 。聚类结果中,每类事件内的波形相关系数平均值均大于0.6,部分事件对的相关系数高达0.95。

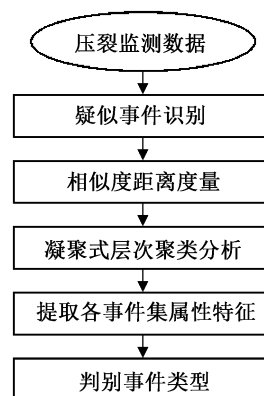


图3 本文方法流程

Fig. 3 Workflow of this paper

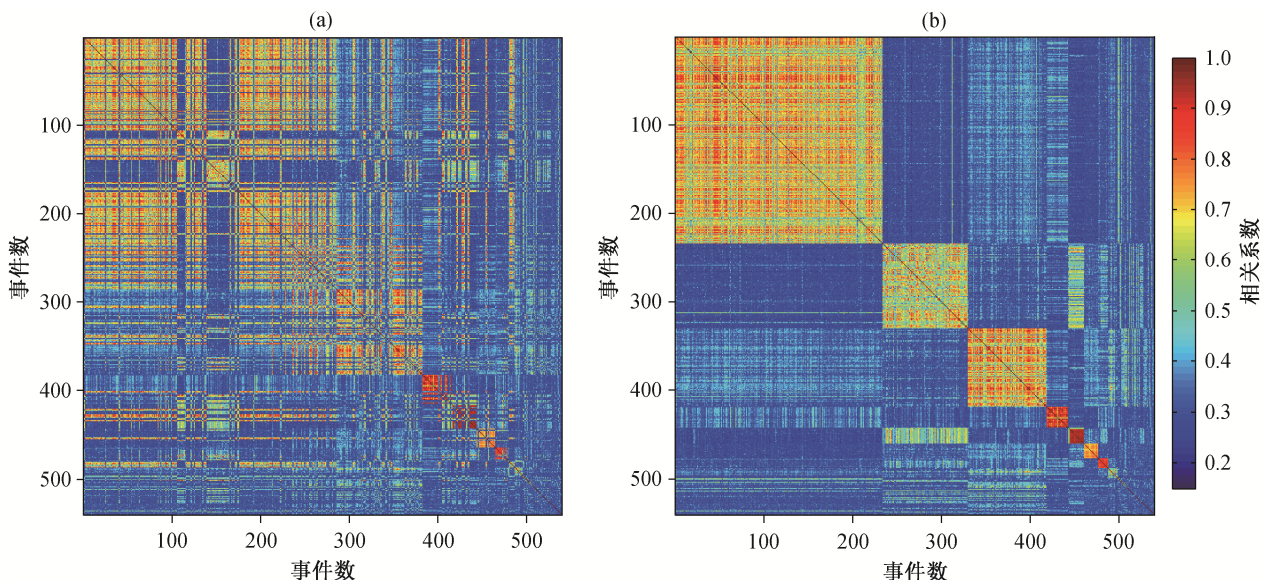


图 4 疑似事件间的相关系数矩阵

Fig. 4 Cross-correlation coefficients matrix between suspected events

图 5 展示 8 组事件集中部分事件相同道的波形片段, 各道波形均经过能量归一化处理。可以看出, 各类内事件的波形具有高度的相似性, 包括一致的初动极性和相近的频率特征等, 而不同类事件的波形存在较大的差异, 证明了本文聚类分析结果的合理性。

## 2.2 事件类型判别

采用最小二乘方法, 对每个事件的初至到时进行直线拟合, 求取其首尾到时差。如图 6 所示, 事件集 1 包含 213 个事件, 在压裂记录时间内密集发生, 初至到时差为 0, 表明该信号在所有检波器上的发生时刻相同, 为仪器噪声; 事件集 4 包含 24 个事件, 首尾到时差读数约为 0.16 s, 计算得到其视速度约为 870 m/s, 低于该地区地震体波的传播速度, 与井筒波事件的走时特征相符; 事件集 2 与事件集 5 的首尾到时差比较接近, 事件集 2 的首尾到时差读数在 0.075~0.105 s 之间, 事件集 5 的到时差集中在 0.095 s; 事件集 3 与事件集 6 的首尾到时差相近, 约为 0.045 s; 事件集 7 和事件集 8 的首尾到时差分别约为 0.12 和 0.06 s。

微地震事件通常包含 P 波和 S 波两个震相, 在波形记录上成对出现, 且 P 波先于 S 波到达。因此, 可以通过将记录时间相近的两个有效事件进行匹配来做初步判别。从图 6 可以看出, 在事件集 2 与事件集 3、事件集 5 与事件集 6 以及事件集 7 与事件集 8 中, 大部分事件间都具有很好的时间对应关系,

时间差在 0.10~0.25 s 之间, 可初步判别为同一类微地震事件的不同震相类型。可以近似地认为, 同一类微地震事件的 P 波与 S 波偏振方向相互垂直, 且 P 波的偏振方向平行于震源点与监测点的连线。图 7 为各有效事件集的偏振方向统计结果, 其中实心三角形指向压裂点相对于检波器的方位(约 187°)。可以看到, 事件集 2 与事件集 3 的偏振方向接近垂直, 事件集 3 的偏振方向与压裂点和检波器连线方向相近, 因此, 可以确定事件集 2 和事件集 3 分别为第一类微地震的 S 波和 P 波。同理, 可以确定事件集 5 和事件集 6、事件集 7 和事件集 8 分别为另外两类微地震事件的 S 波和 P 波。

综上所述, 可知识别出的疑似事件中包含 213 个仪器噪声(图 8(a))、24 个井筒波事件(图 8(b))和 3 类有效微地震事件。其中, 第一类微地震事件包含 80 个双震相事件(图 8(c))和 23 个含 S 波的单震相事件, 第二类微地震事件包含 16 个双震相事件(图 8(d)), 第三类微地震事件包含 8 个双震相事件(图 8(e))和 3 个含 S 波的单震相事件。对匹配的双震相微地震事件进行震源定位(图 9), 可以明显地看到 3 类微地震事件的震源分别处于不同的区域。第一类微地震事件主要发生于压裂井的末端, 大致沿西—东方向呈线性的空间形态, 与该区域一条原生断层的位置及走向相吻合, 推测该类事件的产生为注水压裂过程致使原生断层重新激活导致; 第二类微地震事件的波形与压裂投球事件相似, 发生时间集中

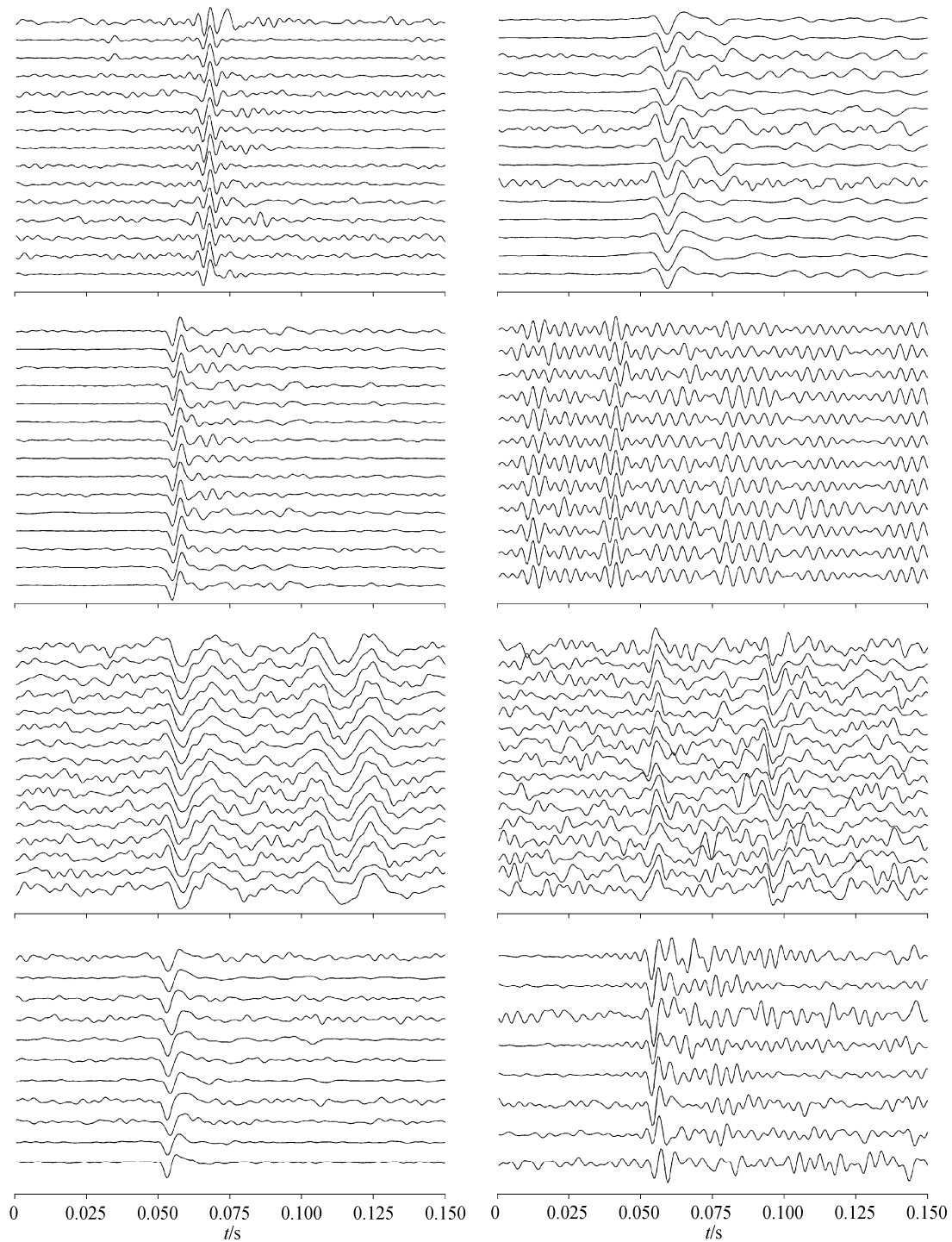


图5 各事件集内及事件间波形对比

Fig. 5 Comparison of waveform inter-/intra- clusters

在投球后 10 分钟内,震源位置在井壁附近,推测为投球过程产生的微地震事件;第三类微地震事件数目较少,震源位置在压裂井东侧距离压裂点平面方向约 200 m 的目标储层内,推测为由水力压裂导致储层破裂而产生的微地震事件。

### 3 应用

#### 3.1 微弱地震事件的精细识别

在处理地震数据的过程中,通常利用模板事件匹配方法来识别微弱地震事件<sup>[28-32]</sup>。当已知地震事件数量较多时,如果将所有事件都视为模板事件



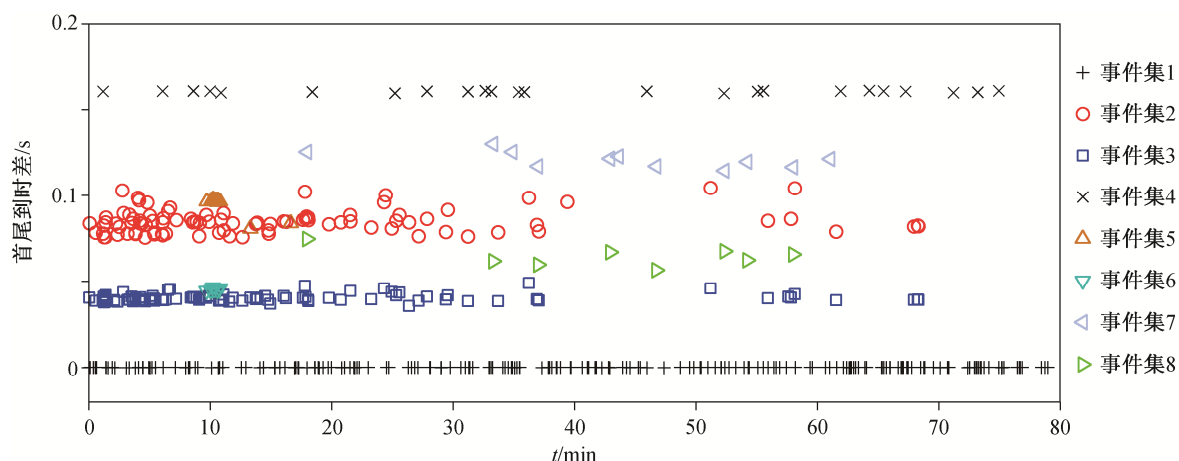


图 6 各类事件的初至到时直线拟合首尾时差

Fig. 6 Head-tail time difference of linear fitting first arrivals for each clustered events

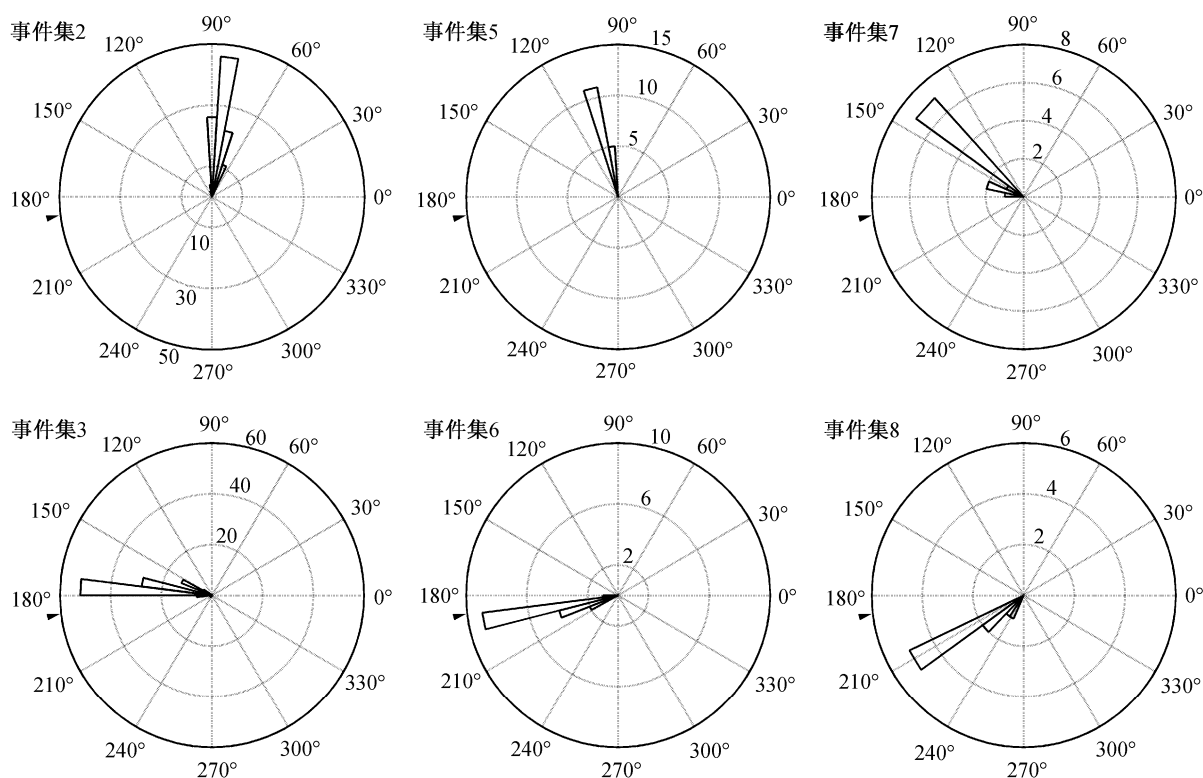


图 7 有效微地震事件集的偏振方向

Fig. 7 Polarization direction for each microseismic event cluster

来匹配识别, 无疑会带来巨大的工作量, 难以进行实际操作。因此, 需要从已知的地震事件中选择合适的模板事件。Caffagni 等<sup>[31]</sup>指出, 模板事件需要具有高信噪比和显著的波形特征, 应避免选择多个具有相似发震位置和震源机制的事件。他们通过实例研究发现, 在每个压裂段, 只需要选择 4 个震源位置均匀分布的事件来作为模板事件, 就可以取得

理想的效果。为实现模板事件的自动快速选择, 减少对人为判断的依赖, 本文采用波形聚类分析方法得到有效微地震事件, 在每一类事件中, 选择与其他事件相关系数平均值最大的事件作为模板事件。

以本文得到的第一类微地震事件为例, 分别选择 P 波和 S 波的波形模板, 在其初至到前后截取固定时长的波形片段, 分别计算其与连续监测记录

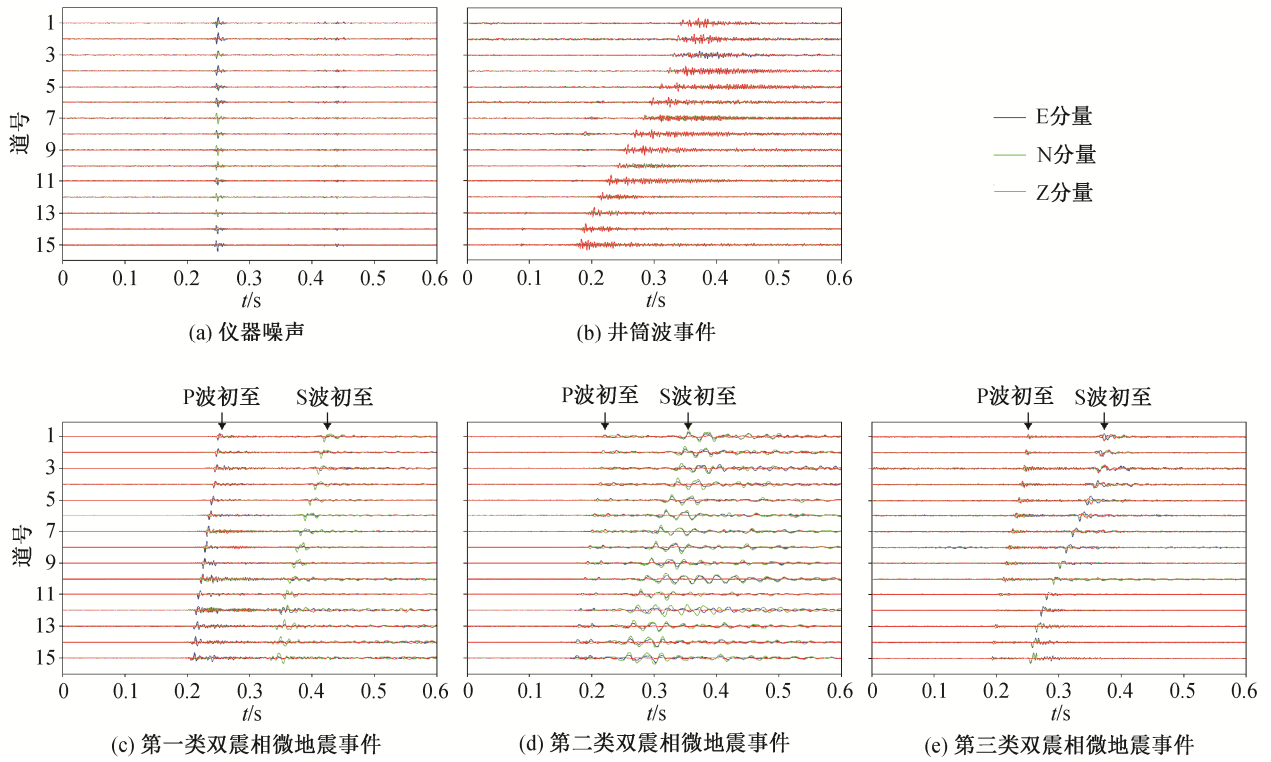


图 8 根据聚类分析结果得到的各类事件波形

Fig. 8 Waveforms for each kind of event based on clustering analysis

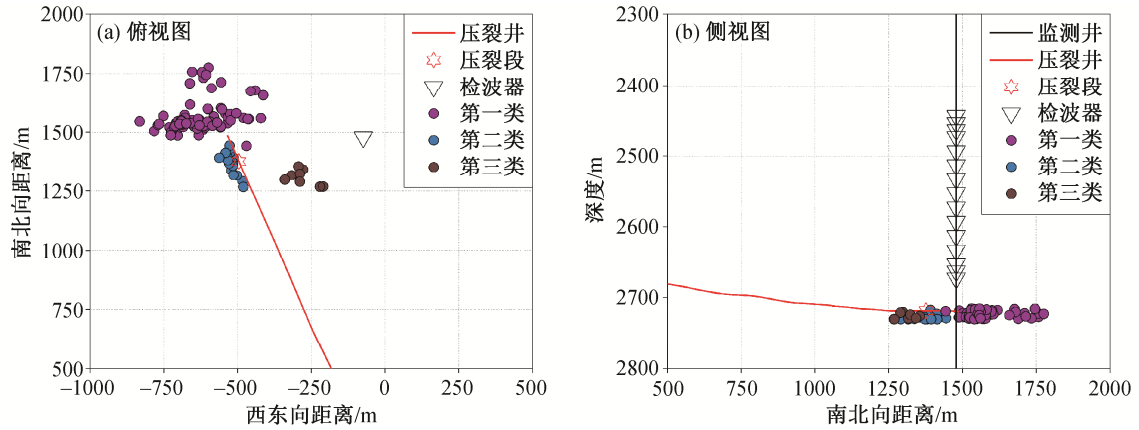


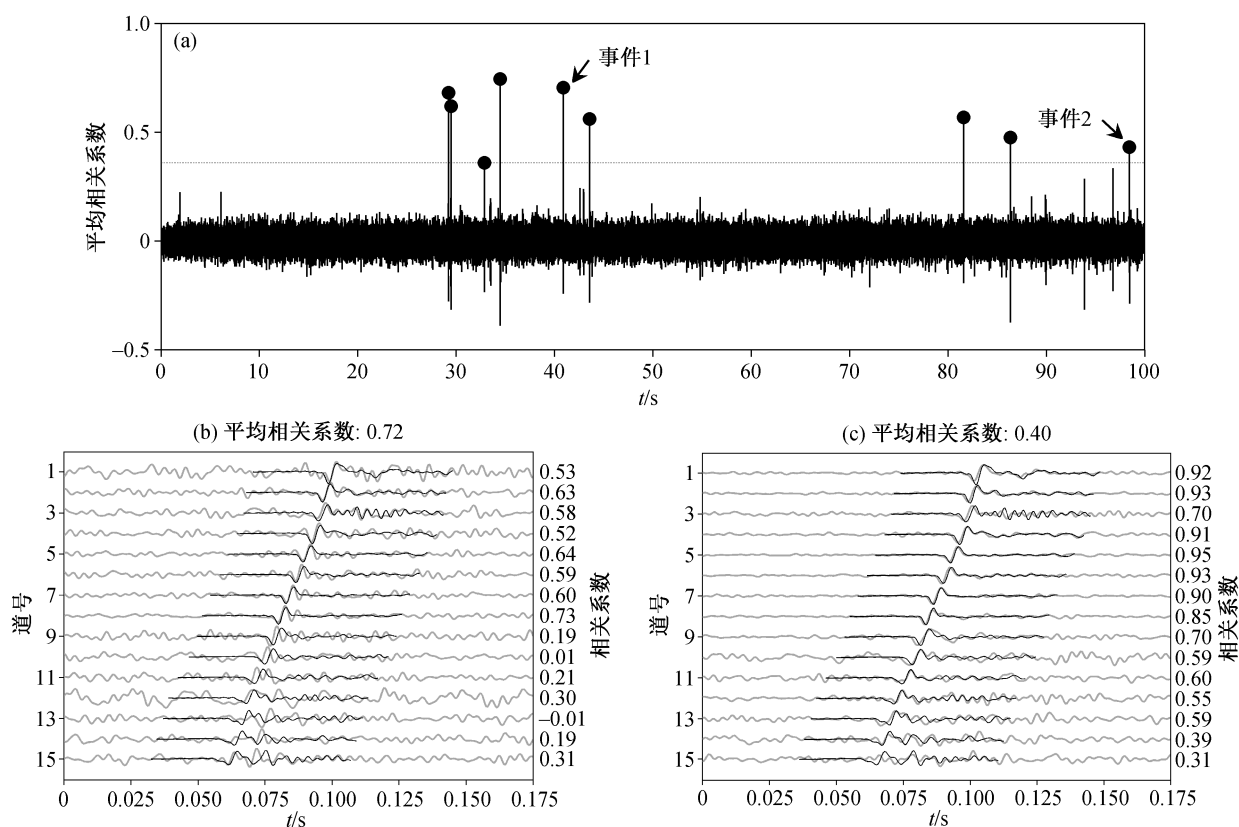
图 9 3类微地震事件的定位结果

Fig. 9 Source locations of three types of microseismic events

逐道逐分量的滑动互相关函数, 利用模板事件的走时差, 对各道的相关系数曲线进行时差校正, 并将校正后曲线进行线性叠加, 求取平均值。如果在某一时刻的平均相关系数值超出所设阈值, 则认为存在一个与模板事件相似的微地震事件。图 10 为利用 P 波模板对 100 s 压裂记录进行处理得到的结果。图 10(a)中, 将触发阈值设置为平均相关系数标准差的 9 倍, 共识别出正相关事件 9 个, 识别正确

率为 100%。图 10(b)和(c)为其中识别的两个子事件波形片段与波形模板的匹配结果, 可以看到其波形和到时关系与模板事件有较高的匹配度。最后, 对整个压裂段监测数据进行处理, 利用 P 波模板共识别出 112 个相似事件, 经过分析, 发现其中包括已识别出的 80 个 P 波震相, 新增识别低信噪比 P 波震相 32 个; 利用 S 波模板共识别出 115 个相似事件, 其中新增识别低信噪比 S 波震相 12 个。





(a) 模板波形与 100 s 波形片段的平均相关系数曲线, 水平横线为触发阈值, 圆点表示识别出的子事件; (b) 模板波形(黑色)与识别事件 1 波形(灰色, 信噪比为 10.8 dB)的匹配; (c) 模板波形(黑色)与识别事件 2 波形(灰色, 信噪比为 4.2 dB)的匹配

图 10 利用模板波形(P 波)识别子事件示例

Fig. 10 Example of slave events detected by template matching technique (P-wave)

### 3.2 微地震事件初至优化

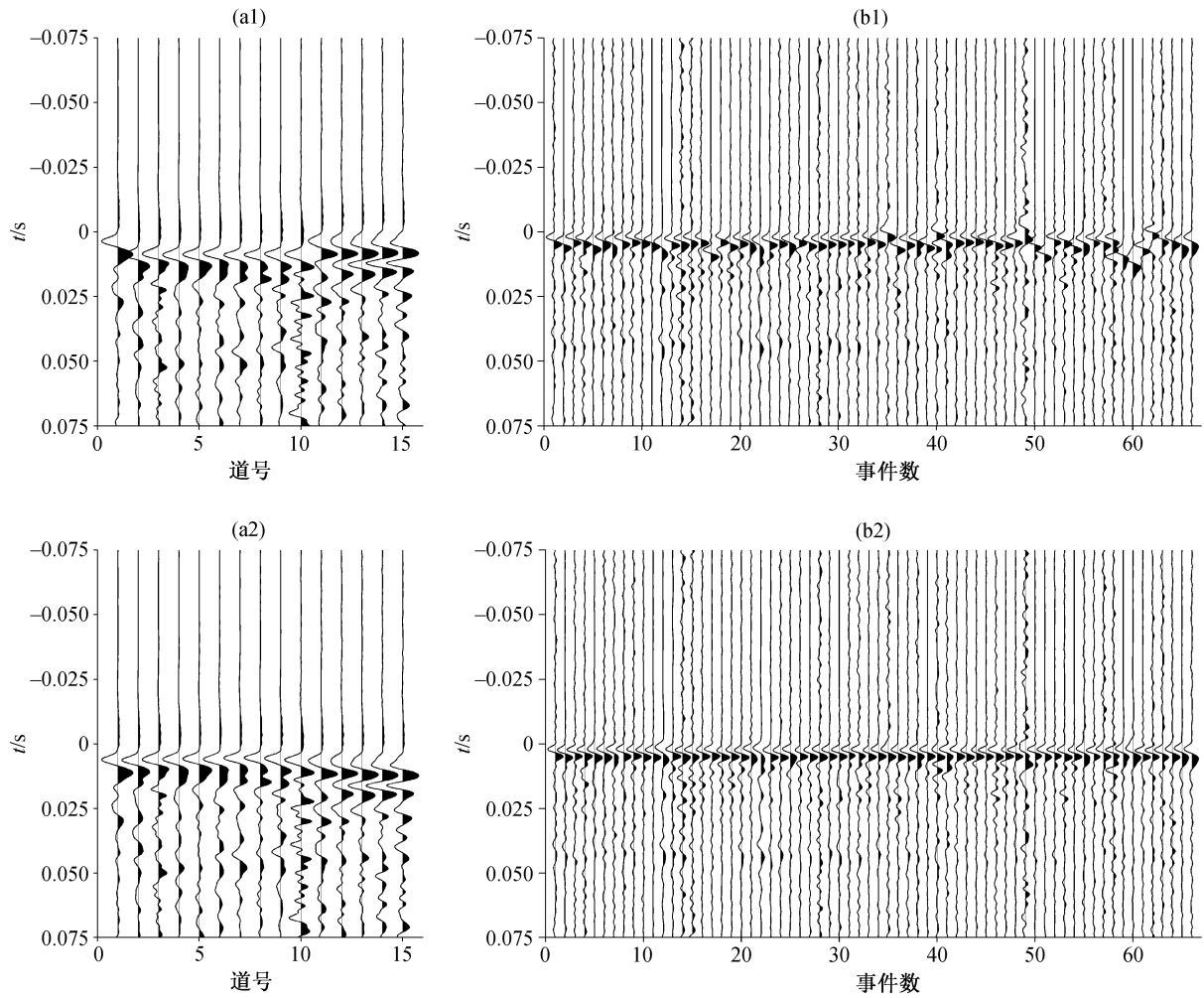
由于具有高精度的特点, 波形互相关方法广泛用于求取信号间的相对时差。对于波形相似的两个信号, 拾取的初至位置也是相似的。基于这一原理, 可以用波形互相关方法对初始的初至信息进行质量检验和优化<sup>[21,26]</sup>, 优化结果的好坏强烈地依赖于参与处理的信号间波形相似程度。本文使用的层次聚类方法可以通过选择不同的相似度距离阈值来获得相似程度不同的事件集。一个较高的阈值可以让更多具有弱相似性的事件聚为一类, 但这样做可能影响初至优化的效果。可以通过设置较低的阈值, 从原有聚类事件集中获得具有更高波形相似度的子事件集, 实现更可靠的初至拾取结果优化。下面以 P 波的初至拾取结果(图 11)为例进行说明。

根据时差校正后震相同相轴的对齐程度, 可以判断初至拾取结果的好坏。从图 11(a1)和(b1)可以看出, 在 STA/LTA 方法得到的拾取结果中, 较明显地存在个别道与其他道的同相轴波形未对齐现象,

反映出事件内及事件间初至拾取的误差。从图 11(a2)和(b2)可知, 由于考虑了事件内及事件间的波形相似特征, 使得同一事件各检波器之间以及相同检波器的不同事件之间的初至拾取误差得到有效的控制。

## 4 结语

针对在复杂监测环境中同时存在多种类型微地震事件及噪声的情况, 本文提出一种基于波形聚类分析的微地震监测事件类型判别方法。该方法使用层次聚类分析技术, 实现对常规微地震事件识别结果的类别划分, 通过提取各波形相似事件集的属性特征进行类型判别, 不仅能够更有效地区分微地震事件与噪声事件, 而且可以将经过分类的微地震事件进行波形模板匹配处理, 用于识别低信噪比事件。通过全局优化方法, 可以提高同类微地震事件初至拾取的精度。通过对实际微地震监测资料的处理, 证明了本文方法的可行性和有效性。



(a1)和(b1) STA/LTA 方法初至拾取结果时差校正后的波形记录; (a2)和(b2) 全局优化方法初至拾取结果时差校正后的波形记录; (a1)和(a2) 经时差校正后的同一事件(第 23 个事件)波形记录; (b1)和(b2) 多个事件的共检波器(第 7 级检波器)波形记录。数据经过能量归一化处理

**图 11 根据 STA/LTA 初至拾取结果和全局优化初至拾取结果进行时差校正后的事件 P 波记录与共检波器 P 波记录对比**  
Fig. 11 Comparison of P-wave waveforms within a microseismic event and common-receiver gather after moveout correction using arrival picks by STA/LTA and global optimization

本文仅提取事件的部分属性特征用于事件类型的判别,但不限于这些属性特征,如高阶统计量和分形维数等也常用于描述波形特征。综合分析更多的属性特征,将有助于了解事件间的细微差异,可以更准确地判别事件类型。

### 参考文献

- [1] Atkinson G M, Eaton D W, Ghofrani H, et al. Hydraulic fracturing and seismicity in the western Canada sedimentary basin. *Seismological Research Letters*, 2016, 87(3): 631–6473
- [2] Bao X, Eaton D W. Fault activation by hydraulic fracturing in western Canada. *Science*, 2016, 354: 1406–1409
- [3] Chen H, Meng X, Niu F, et al. Microseismic monitoring of stimulating shale gas reservoir in SW China: 2. spatial clustering controlled by the preexisting faults and fractures. *Journal of Geophysical Research*, 2018, 123(2): 1659–1672
- [4] St-Onge A, Eaton D. Noise examples from two microseismic datasets. *CSEG Recorder*, 2011, 36(10): 46–49
- [5] Dorte B, Michael F. Observations of long period earthquakes accompanying hydraulic fracturing. *Geophysical Research Letters*, 1986, 13(2): 149–152
- [6] Das I, Zoback M D. Long-period, long-duration seismic events during hydraulic stimulation of shale and tight-gas reservoirs — part 1: waveform characteristics. *Geophysics*, 2013, 78(6): KS107–KS118

- [7] Caffagni E, Eaton D W, Der Baan M V, et al. Regional seismicity: a potential pitfall for identification of long-period long-duration events. *Geophysics*, 2015, 80(1): A1–A5
- [8] Kumar A, Zorn E, Hammack R, et al. Long-period, long-duration seismicity observed during hydraulic fracturing of the Marcellus Shale in Greene County, Pennsylvania. *Geophysics*, 2017, 36(7): 580–587
- [9] 刁瑞, 吴国忱, 尚新民, 等. 地面微地震有源噪声自动识别与匹配压制方法. *石油地球物理勘探*, 2018, 53(2): 311–319
- [10] Allen R V. Automatic earthquake recognition and timing from single traces. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 1978, 68(5): 1521–1532
- [11] Munro K A. Automatic event detection and picking of P-wave arrivals. *CREWES Research Report*, 2004, 16: 12.1–12.10
- [12] Rodriguez I V. Automatic time-picking of microseismic data combining STA/LTA and the stationary discrete wavelet transform // *Expanded Abstracts of CSPG CSEG CWLS Convention*. Calgary, 2011: 1–4
- [13] 宋维琪, 冯超. 微地震有效事件自动识别与定位方法. *石油地球物理勘探*, 2013, 48(2): 283–288
- [14] 谭玉阳, 何川, 曹耐. 基于多道相似系数的微地震事件自动识别. *石油物探*, 2015, 54(2): 126–132
- [15] Kaufman L, Rousseeuw P. *Finding groups in data: an introduction to cluster analysis*. New York: Wiley, 1990
- [16] Geller R J, Mueller C S. Four similar earthquakes in central California. *Geophysical Research Letters*, 1980, 7(10): 821–824
- [17] Aster R C, Scott J. Comprehensive characterization of waveform similarity in microearthquake data sets. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 1993, 83(4): 1307–1314
- [18] Peng Z G, Ben-Zion Y. Spatiotemporal variations of crustal anisotropy from similar events in aftershocks of the 1999 M7.4 İzmit and M7.1 Düzce, Turkey, earthquake sequences. *Geophys J Int*, 2005, 160: 1027–1043
- [19] 王伟涛, 王宝善. 基于聚类分析的多尺度相似地震快速识别方法及其在汶川地震东北端余震序列分析中的应用. *地球物理学报*, 2012, 55(6): 1952–1962
- [20] Rowe C A, Aster R C, Phillips W S, et al. Using automated, high-precision repicking to improve delineation of microseismic structures at the soultz geo-thermal reservoir. *Pure and Applied Geophysics*, 2002, 159(1): 563–596
- [21] Arrowsmith S J, Eisner L. A technique for identifying microseismic multiplets and application to the Valhall field, North Sea. *Geophysics*, 2006, 71(2): 31–40
- [22] Kapetanidis V, Papadimitriou P. Estimation of arrival-times in intense seismic sequences using a Master-Events methodology based on waveform similarity. *Geophys J Int*, 2011, 187(2): 889–917
- [23] Akram J, Eaton D W. Refinement of arrival-time picks using a cross-correlation based workflow. *Journal of Applied Geophysics*, 2016, 135: 55–66
- [24] Waldhauser F, Ellsworth W L. A double-difference earthquake location algorithm: method and application to the Northern Hayward Fault, California. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 2000, 90(6): 1353–1368
- [25] De Meersman K, Kendall J M, van der Baan M. The 1998 Valhall microseismicity: an integrated study of relocated sources, seismic multiplets and S-wave splitting. *Geophysics*, 2009, 74(5): 183–195
- [26] 喻志超, 谭玉阳, 翟尚, 等. 基于波形相似特征的微地震事件初至拾取及全局校正. *地球物理学报*, 2019, 62(12): 4782–4793
- [27] Montalbetti J F, Kanasevich E R. Enhancement of teleseismic body phases with a polarization filter. *Geophysical Journal of the Royal Astronomical Society*, 1970, 21(2): 119–129
- [28] Shelly D R, Beroza G C, Ide S, et al. Non-volcanic tremor and low-frequency earthquake swarms. *Nature*, 2007, 446: 305–307
- [29] Peng Z G, Zhao P. Migration of early aftershocks following the 2004 Parkfield earthquake. *Nature Geoscience*, 2009, 2(12): 877–881
- [30] Zhang M, Wen L. An effective method for small event detection: match and locate (M&L). *Geophys J Int*, 2015, 200(3): 1523–1537
- [31] Caffagni E, Eaton D W, Jones J P, et al. Detection and analysis of microseismic events using a Matched Filtering Algorithm (MFA). *Geophys J Int*, 2016, 206(1): 644–658
- [32] Meng X, Chen H, Niu F, et al. Microseismic monitoring of stimulating shale gas reservoir in SW China: 1. an improved matching and locating technique for downhole monitoring. *Journal of Geophysical Research*, 2018, 123(2): 1643–1658