

中国科学技术大学

博士学位论文



微地震叠加定位的干涉成像和机器学习 研究与应用

作者姓名： 张青山

学科专业： 地球物理学

导师姓名： 张伟 教授

完成时间： 二〇二二年三月九日

University of Science and Technology of China
A dissertation for doctor's degree



Interferometric Imaging and Machine Learning for Microseismic Location

Author: Zhang Qingshan

Speciality: Geophysics

Supervisor: Prof. Zhang Wei

Finished time: March 9, 2022

中国科学技术大学学位论文原创性声明

本人声明所呈交的学位论文，是本人在导师指导下进行研究工作所取得的成果。除已特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含任何他人已经发表或撰写过的研究成果。与我一同工作的同志对本研究所做的贡献均已在论文中作了明确的说明。

作者签名：张青山

签字日期：2022.2.26

中国科学技术大学学位论文授权使用声明

作为申请学位的条件之一，学位论文著作权拥有者授权中国科学技术大学拥有学位论文的部分使用权，即：学校有权按有关规定向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅，可以将学位论文编入《中国学位论文全文数据库》等有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。本人提交的电子文档的内容和纸质论文的内容相一致。

保密的学位论文在解密后也遵守此规定。

公开 保密 (____ 年)

作者签名：张青山

导师签名：张青山

签字日期：2022.2.26

签字日期：2022.2.26

摘 要

近年来,水力压裂技术已经广泛应用于油气田开发过程中,尤其是对于储量巨大的非常规油气的开发,水力压裂已经成为必要的手段之一。微地震监测技术是在地面或者井下布设检波器来接收由于地下岩石破裂产生的微地震信号,通过对记录到微地震事件进行震源定位、震源机制反演等方面的研究,从而对水力压裂的效果进行评估。而通过地震学中震源定位的方法获取微地震事件的震源位置则是微地震监测的基本目标之一。在众多地震定位方法中,基于波形信息的偏移叠加类方法因其具有较好的抗噪性,而广泛应用于信噪比(SNR)相对较低的地面微地震监测数据中。其中绕射叠加(DS)定位方法,根据地下成像点的走时曲线直接对地震波形进行简单的叠加,具有较高的计算效率,因此在微地震实时监测中具有很大的应用潜力。然而,水力压裂过程中产生的岩石破裂包含大量的剪切破裂成分,对于剪切破裂的产生的微地震事件,由于受到自身震源机制的影响,会在地面地震记录中产生P波极性反转的现象。此时按照绕射叠加方法直接依据走时信息叠加波形,无法在真实的震源位置处得到聚焦的成像结果,而是在震源的发震时刻呈现出以震源位置为中心的对称性分布的特征(由于这一特征和震源辐射花样类似,我们称之为类辐射花样)。因此在实际应用中,DS定位方法在地面地震记录出现极性反转的情况下,存在定位不准确的问题。

针对上述问题,本文首先提出绕射叠加干涉成像(DSII)定位方法,即使用空间干涉成像条件对震源DS成像中的类辐射花样进行校正。每个时间步的空间干涉算法包括以下步骤:(1)按照给定的空间干涉窗,以任意成像点为中心取出局部三维DS成像结果;(2)在取出的干涉窗内,关于中心对称的两个成像点,将其DS成像值做乘积;(3)遍历所有对称位置,将所有的乘积进行求和,对求和结果取绝对值后作为中心点的干涉成像值;(4)按照步骤(1)-(3)遍历所有成像点,获得空间干涉成像结果。上述空间干涉成像过程,能够将DS震源成像中的类辐射花样聚焦在了对称性分布的中心位置,也就是真实的震源位置。所以提出的DSII方法可以对微地震事件进行准确定位。

空间干涉震源成像方法虽然可以通过校正绕射叠加结果进行准确定位,但是震源成像结果却存在很多成像假象而非完美聚焦。本论文提出一种基于机器学习图像识别的地震定位方法:将四维DS震源成像结果作为网络输入,并使用修改后的三维U型网络(U-Net)将其中的类辐射花样拟合为以震源位置和发震时刻为中心的三维高斯分布。DS成像中的类辐射花样主要受震源机制影响,在不同工区中具有较好的一致性。因此可以使用合成数据进行网络训练,然后将训练好的网络用于实际数据预测定位。输出端是以震源为中心的高斯分布,相比于

空间干涉成像，网络的预测输出具有更好的聚焦效果。

基于偏移理论的叠加定位方法，其绝对定位结果会受到速度模型的影响。而准确的速度模型反演对于微地震数据的信噪比具有较高的要求。本论文在 DS 震源成像的基础上，提出一种微地震数据去噪的新思路：由于地震信号具有较强的相关性，所以 DS 震源成像可以将信号的能量聚焦在震源位置周围，形成类辐射花样，而噪声能量则分散到地下成像空间；将聚焦的类辐射花样的能量，反偏移回地面检波器处，就可以对信号波形进行恢复。

本论文提出的 DSII 方法不仅可以对微地震事件进行准确定位，还保留了传统 DS 方法的抗噪性优势，并且具有较高的计算效率。此外，该方法同样适用于复杂速度模型，在速度模型扰动和稀疏观测的情况下也具有较好表现。论文提出的机器学习定位方法，进一步优化了震源成像结果，并且训练好的网络可以应用于不同速度模型和观测系统，具有较好的泛化性。网络输入之前的 DS 震源成像过程，使得该方法具有较好的噪声压制效果。在网络预测过程中，输出的成像结果对类辐射花样的特征较为敏感，对于信噪比较低的微地震事件，只要其绕射叠加震源成像中的类辐射花样特征比较明显，就能够得到聚焦效果很好的震源成像结果。论文最后提出的微地震数据去噪方法，不仅可以有效去除随机噪声干扰和规则线性干扰，还能够对剔除的坏道等缺失道集进行补全。恢复的信号波形为后续的震源机制反演、速度模型反演等工作奠定了基础。

关键词：微地震定位；绕射叠加；干涉成像；机器学习图像识别；微地震数据去噪

ABSTRACT

In recent years, hydraulic fracturing technology has been widely used in the development of oil and natural gas fields. Hydraulic fracturing has become one of the necessary measures for the exploitation of unconventional oil and gas with huge reserves. Deploying geophones on the ground or in the borehole to receive the microseismic signals from rock ruptures, microseismic monitoring is an effective way to evaluate the result of hydraulic fracturing by studying the source location and mechanism inversion of the recorded microseismic events. One of the basic objectives of microseismic monitoring is to obtain the source location of microseismic events based on source location methods in seismology. With the advantage of noise suppression, the migration stacking location methods based on waveform information exhibit the good performance of noise suppression and have been widely used in surface microseismic monitoring that has a relatively lower signal-to-noise ratio (SNR). By directly stacking waveforms according to the travel time curve of underground imaging points, the diffraction stacking (DS) location method has high calculation efficiency and great potential in microseismic real-time monitoring. Rock fractures during hydraulic fracturing contain a large number of shear components. For microseismic events caused by shear ruptures, the surface records may have polarity reversal due to the impact of their source mechanisms. In this situation, for the DS location method, directly stacking waveforms cannot achieve the focused source image at the real focal position, but obtain the symmetric distribution centered on the true source position at the source origin time. We call this symmetric distribution the quasi-radiation pattern because it is similar to the source radiation pattern. Therefore, in practical applications, the DS location method will have the problem of inaccurate location when the surface records have polarity reversal.

To solve the above-mentioned problem, the thesis first proposes a location method named diffraction stacking interferometric imaging (DSII), in which the spatial interferometric imaging condition is applied to correct the quasi-radiation pattern. The spatial interferometric imaging algorithm at each time step includes the following steps: (1) For a given spatial interferometric radius, extracting a 3D cube of DS image centered on an arbitrary imaging point; (2) Within the extracted 3D cube, multiplying imaging values of two points symmetrical about the center point; (3) Summing productions of all centrosymmetric point pairs, and taking the absolute value of the summation as the interferometric imaging value of the center points; (4) Repeating steps (1)-(3) for all

imaging points to obtain the interferometric source image. The interferometric imaging condition can focus the quasi-radiation pattern from the DS image onto its center, that is, the real source position. Therefore, the proposed DSII method can accurately locate microseismic events.

Although the spatial interferometric imaging method can accurately locate microseismic events by correcting the DS source image, the interferometric source images have artifacts but do not perfectly focus on the true source. The thesis proposes a microseismic location method based on deep learning image recognition, in which a 4D diffraction stacking source imaging is taken as the input and a modified 3D U-Net is applied to fit the input into a Gaussian distribution centered on the true source. The quasi-radiation pattern in the DS source image is mainly dependent on the focal mechanism and has good consistency in the different work areas. So, we can use the synthetic data for network training and apply the trained network to the prediction of field data. The prediction achieves a better-focused source image than that from the DSII because the network fits the output into the Gaussian distribution.

The velocity model has an impact on the absolute location from the migration-based location method. The accurate velocity inversion requires a high SNR of the microseismic data. Therefore, we propose a new idea of microseismic data denoising based on DS source imaging: Due to the strong coherence of seismic signal, the DS source imaging focuses the signal energy as a quasi-radiation pattern around the true source and disperses the noise energy to the underground imaging space; The signal waveform can be recovered by using demigration from the energy of the quasi radiation pattern back to the surface receivers.

The proposed DSII location method can not only accurately locate microseismic events, but also retain a good performance on noise suppression from the traditional DS method, and it has high computational efficiency as well. Besides, the DSII method is also suitable for complex velocity models and has good performances in cases of velocity perturbation or sparse observation. The proposed location method based on deep learning further optimizes source images. The trained network has a good generalization and can be applied to different velocity models and observation systems. The DS source imaging before network input provides the noise suppression of this method. During the prediction, the output source image is sensitive to the characteristic of the quasi-radiation pattern. Thus, we can obtain a well-focused source image for an event with low SNR, only if the diffraction stacking source image has an obvious quasi-radiation pattern. The finally proposed denoising method for microseismic data can not only

effectively remove random noise interference and regular linear interference, but also complete the missing traces (such as the eliminated bad traces). Recovered waveforms of microseismic signals lay a foundation for the subsequent velocity model inversion.

Key Words: Microseismic Location; Diffraction Stacking; Interferometric Imaging; Machine Learning Image Recognition; Microseismic Data Denoising

目 录

第 1 章 绪论	1
1.1 微地震监测发展概况	1
1.2 微地震监测方式	1
1.2.1 井中微地震监测	1
1.2.2 地面微地震监测	2
1.2.3 地面监测和井中监测的对比	7
1.3 微地震事件定位方法发展概况	8
1.3.1 走时信息定位	8
1.3.2 波形信息定位	9
1.3.3 人工智能定位	13
1.4 本文的研究内容及意义	13
第 2 章 基于绕射叠加的微地震定位方法研究	16
2.1 传统的绕射叠加定位方法	16
2.1.1 方法原理	16
2.1.2 存在问题与改进发展	17
2.2 绕射叠加干涉成像定位方法	21
2.2.1 方法原理	22
2.2.2 合成测试	27
2.2.3 实际数据应用	41
2.3 本章小结	47
第 3 章 基于人工智能图像识别的微地震定位方法	48
3.1 从微地震定位问题到图像识别问题	48
3.2 基于深度卷积神经网络的类辐射花样识别与定位	49
3.2.1 网络结构	50
3.2.2 数据准备与训练	51
3.2.3 理论数据预测结果分析	55
3.2.4 实际数据应用	69
3.3 本章小结	74
第 4 章 基于绕射叠加的微地震去噪方法	76
4.1 微地震去噪方法概述	76

4.2 基于绕射叠加波形恢复的微地震去噪方法·····	77
4.2.1 方法流程·····	77
4.2.2 合成测试·····	78
4.2.3 实际应用·····	83
4.3 本章小结·····	88
第5章 总结与展望·····	90
5.1 结论·····	90
5.2 展望·····	91
参考文献·····	93
致谢·····	104
在读期间发表的学术论文与取得的研究成果·····	105

符号说明

u	The waveform from surface records
u^R	The recovered waveform by demigration for source image
N	The number of receivers
$tt(\mathbf{r}, \mathbf{x})$	The travelttime from source \mathbf{x} to receiver \mathbf{r}
S	The 4D diffraction stacking source image
K	The 4D Kichhoff summation source image
SI	The Interferomstric image for diffraction stacking
X	The spatial interferometric window
N_w	The number of grids in each direction within a spatial interferometric window
σ	The location error computed by probability density distribution function
ϕ	The strike of source mechanism parameters
δ	The dip of source mechanism parameters
λ	The rake of source mechanism parameters

第1章 绪 论

1.1 微地震监测发展概况

近年来,储量巨大的页岩气、煤层气等非常规油气资源已经成为全球油气储量和产量增长的重要来源。非常规油气资源往往具有“易勘探、难开发”的特点(杨瑞召等,2016),而“难开发”的主要原因在于其储层渗透性较差,所以在非常规油气资源的开采过程中需要借助水力压裂的方法来制造人工裂缝,从而提高储层渗透率。微地震监测作为评估水力压裂效果的有效手段,已经在实际生产过程中得到了广泛应用。微地震监测作为一种被动源地震监测技术,首先通过布设检波器记录由于岩石破裂产生的地震信号,然后经过一系列的数据处理和解释技术来预测地震事件的空间分布和震源机制等信息。在上个世纪七八十年代,微地震监测主要在地热资源开发中,用于对开发注水和水力压裂过程中产生的裂缝网络进行成像(Majer et al., 1979; Denlinger et al., 1982; Eberhart-Phillips et al., 1984; Albright et al., 1976; Pearson, 1981; Pine et al., 1984; Fehler, 1989)。随后,微地震监测还在矿业开采中被用于监测矿场周围的应力变化(Gibowicz et al., 2013)。如今,微地震监测已经在油气开采过程中有了广泛应用,尤其是在非常规油气开发的水力压裂过程中,已经成为了常用的压裂效果评价手段(Maxwell et al., 2002; Lakings et al., 2006; 张山等, 2002; 刘百红等, 2005; 吕昊, 2012)。Duncan (2005)对被动地震监测技术在油气开发中的应用潜力进行评估,认为其在实时动态监测领域具有很大的潜力。

1.2 微地震监测方式

微地震监测方法按照其观测系统布设位置,可以分为地面、浅井以及井中监测(Maxwell, 2014)。其中浅井监测在实际生产中应用较少,并且和地面监测较为类似,因此本文将其归为地面监测范畴,不再进行单独讨论。

1.2.1 井中微地震监测

井中微地震监测通常在压裂作业井附近选择一口监测井,在监测井中放置几个到十几个三分量检波器来记录微地震信号。井中监测由于没有地面噪声和近地表低速层的影响,记录到的地震数据往往具有较高的信噪比。但是井中监测的缺点是检波器布设成本较高,观测系统覆盖范围有限。虽然井中监测也可以把检波器布设在压裂井中(Gaucher et al., 2005),但是考虑到压裂作业时会产生的较强的噪声干扰,所以大部分情况下还是会优先选择布设在邻井中,而且并不是

所有的压裂井附近都可以找到合适的监测井。

Maxwell et al. (2002) 最先展示了井中监测用于对 Barnett 页岩气开发过程中产生的水力裂缝进行成像。Vavryčuk (2007) 通过合成测试证明了多井同时监测可以有效提高监测过程中的震源反演效果。Waters et al. (2009) 基于井中微地震监测提出了对微地震进行实时成像的方法，在促进 Barnett 区块页岩气增产的同时，也可以在一定程度上避免水力压裂产生的地质灾害。Maxwell et al. (2010) 对井中微地震监测的发展进行了总结，并且展示了其在 Barnett、Cotton Valley、Cold Lake 等油气田开发过程中的应用。

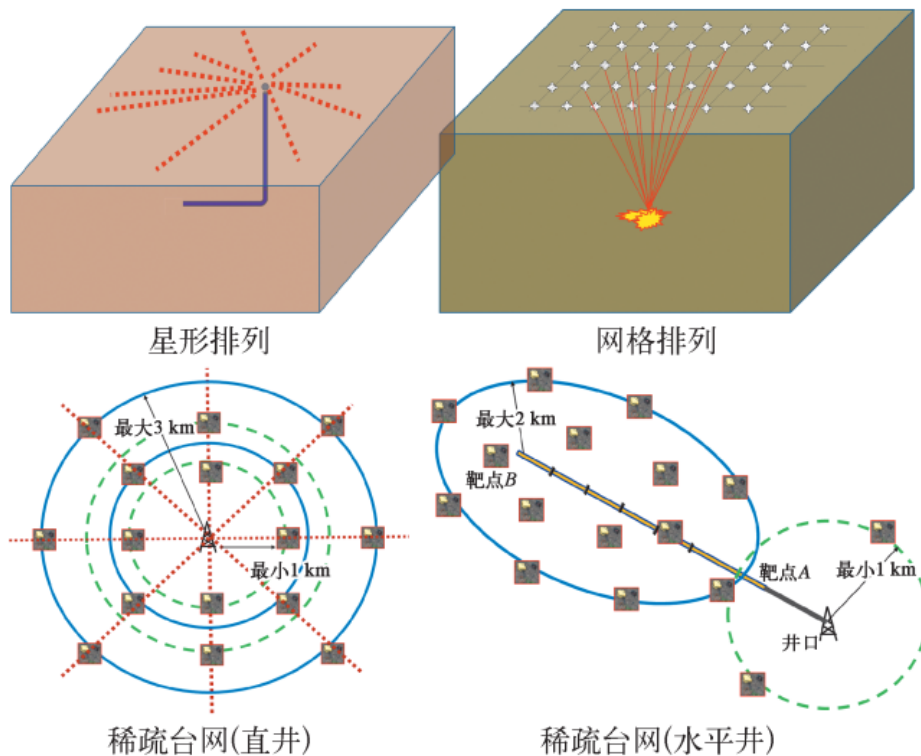


图 1.1 地面微地震监测常用的观测系统 (杨瑞召 等, 2016)。

1.2.2 地面微地震监测

地面微地震监测通常在地表布设单分量检波器来接收地震记录。地面监测具有成本低、覆盖范围广等优点；但是由于地面环境噪声以及近地表低速层吸收衰减作用的影响，地面接收到的地震记录往往信噪比较低。地面检波器的布设方式包括：星型排列、规则网络排列以及稀疏台网，如图 1.1 所示 (杨瑞召 等, 2016)。星型排列通常包含几百甚至上千个垂直分量或者三分量检波器，检波器水平展布范围一般为目标层深度的 2 倍，其较大的覆盖范围则有助于震源机制的求解，但是数据采集和处理的成本较高。规则网络排列通常包含几十到几百个垂直分量或者三分量检波器，检波器水平展布为目标层深度的 1.5 至 2 倍，浅井

观测一般都会布设为这种规则网格排列，检波器埋在地表几米至几十米的深度，可以有效降低地表噪声的影响，但是采集成本也很高。稀疏台网监测可以在井口 3 km 范围内，灵活布设几十个三分量检波器，其数据采集以及处理成本较低，但是采样较为稀疏，所以这种监测方式很难提供完整的震源机制信息。

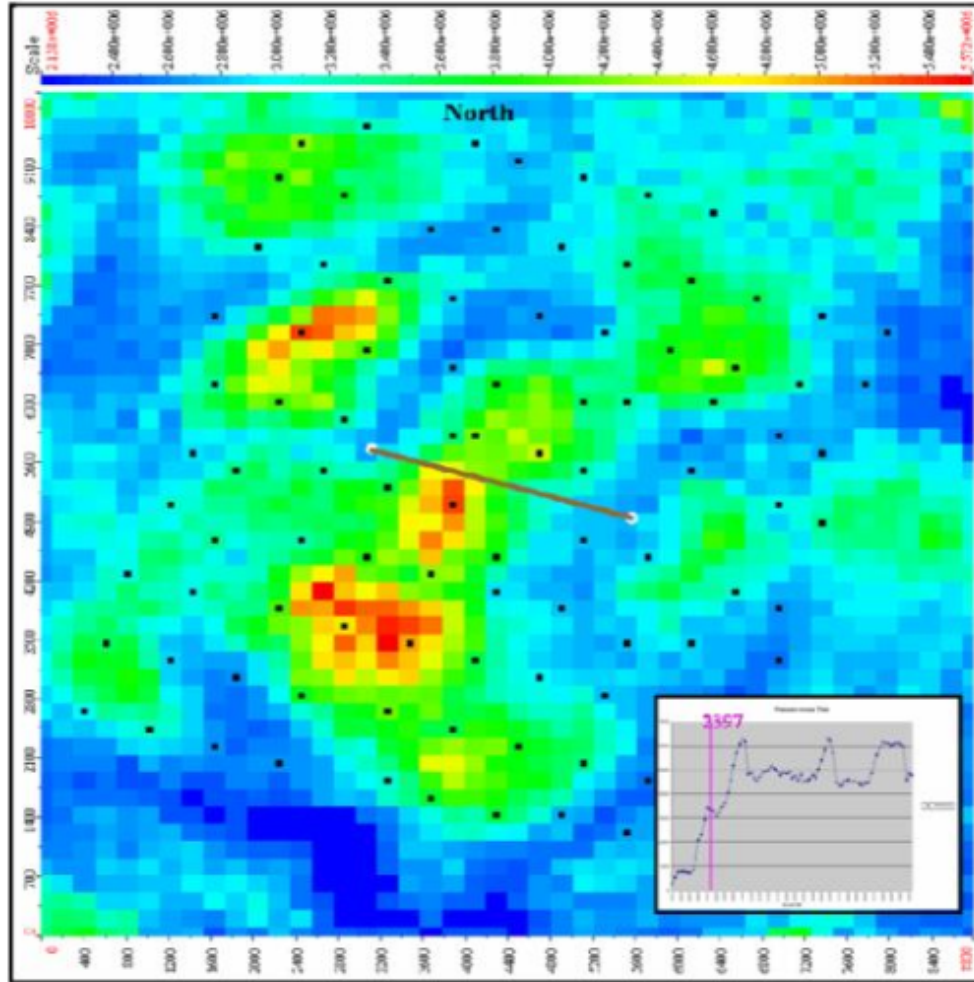


图 1.2 用于水力压裂地面微地震监测的规则网格观测系统(黑点)以及裂缝成像结果(Duncan, 2005)。

Duncan (2005) 和 Lakings et al. (2006) 最早在地面布设规则分布的检波器阵列对水力压裂过程产生的裂缝进行成像，如图 1.2 所示。Birkelo et al. (2012) 使用一个包含 200 个三分量检波器的规则网格排列（如图 1.3 所示），对加拿大 Montney 页岩区块内的两口相邻水平井水力压裂进行微地震监测，并且在和井轨迹垂直的测线上观察到明显的 P 波和 S 波初至。杨瑞召等 (2013) 将一个包含 50 个三分量检波器的规则网格排列观测系统应用在六井式水平井组水力压裂地面微地震监测中，如图 1.4 所示。马天翔 (2019) 在中国贵州黔东南岑巩页岩气开采区内一口垂直井的水力压裂过程中，布设了包含 48 个检波器的稀疏台网进行微地震监测，如图 1.5 所示。

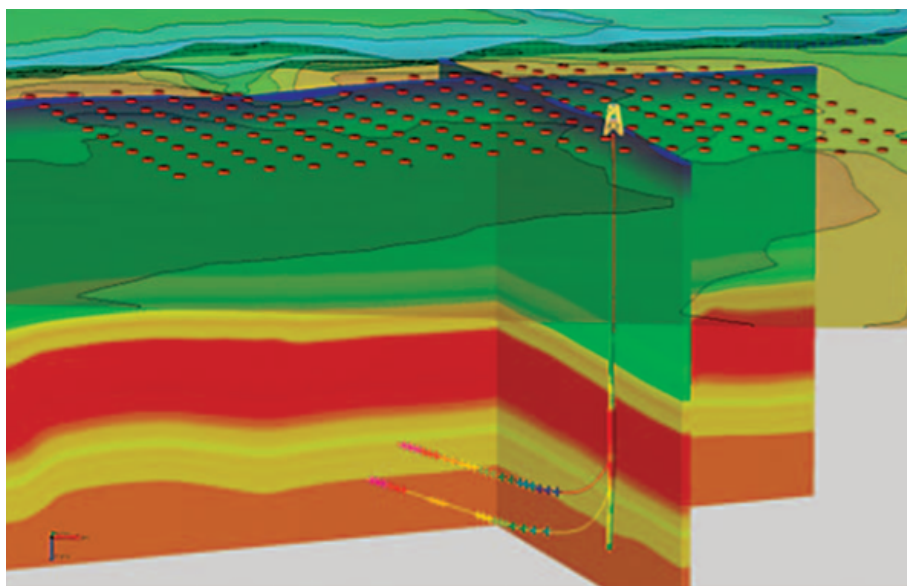


图 1.3 用于加拿大 Montney 页岩区带内的两口相邻水平井水力压裂微地震监测的地面规则网格排列观测系统 (Birkelo et al., 2012)。

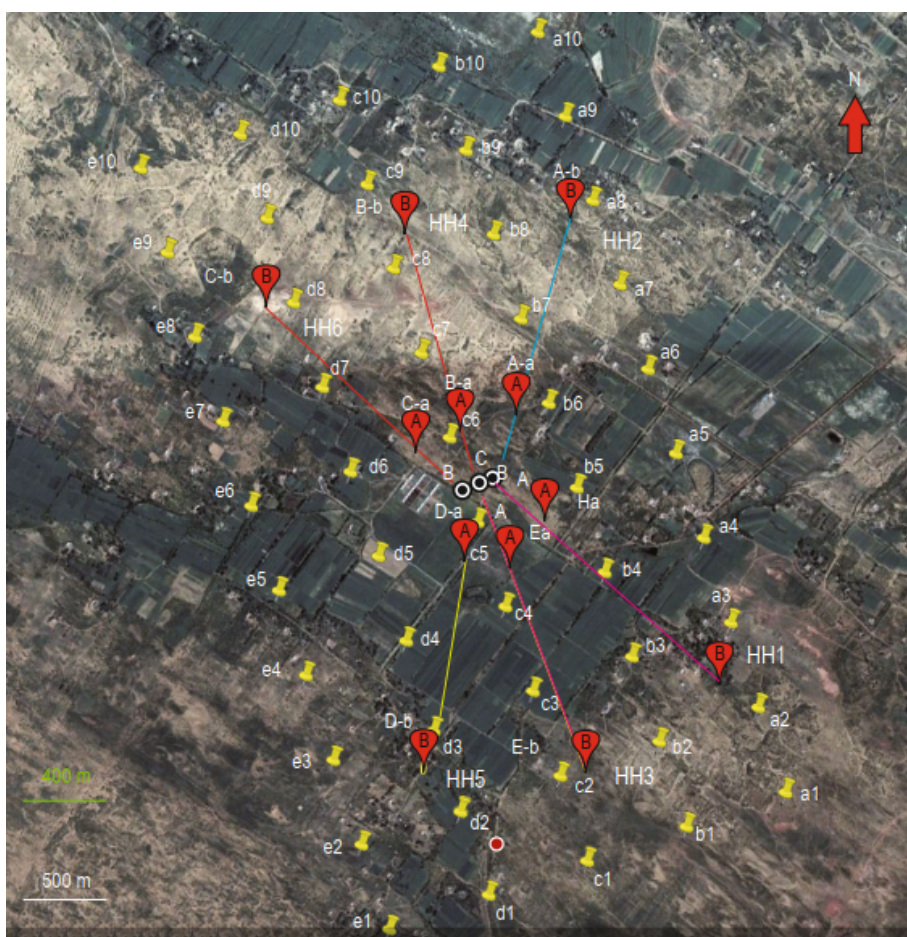


图 1.4 用于六井式水平井组水力压裂微地震监测的地面规则网格排列观测系统 (杨瑞召等, 2013)。



图 1.5 用于垂直井水力压裂微地震监测的面稀疏台网观测系统 (马天翔, 2019)。

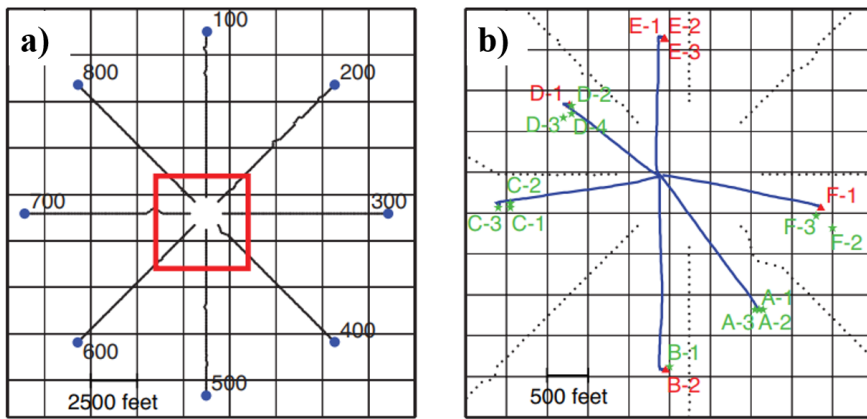


图 1.6 用于地面微地震监测试验的星型观测系统 (Chambers et al., 2008)。(a) 星型排列观测系统的检波器分布；(b) 分布在图 (a) 中红色方框范围内的井轨迹 (蓝色线条) 以及射孔事件，其中绿色表示定位到的射孔事件，红色表示没有定位到的射孔事件。

Chambers et al. (2008) 在美国怀俄明州进行地面微地震监测试验测试，试验使用包含 800 个检波器的星型观测系统 (如图 1.6a) 对 6 口井中进行的若干个射孔事件进行定位，尽管只有一个射孔事件在地震记录上是肉眼可见的，但是测试结果仍然成功定位到了大部分射孔事件 (如图 1.6b 中绿色星号所示)。Chambers et al. (2009a) 基于同样的星型排列观测系统，通过合成测试证明了地面监测也可以对低信噪比的震源事件进行成像，如图 1.7 所示。Eisner et al. (2010b) 将星型排列的观测系统应用于水力压裂微地震监测，不仅对微地震事件进行定位，而且对定位到的事件进行震源机制反演，最终将震源事件展示为离散裂缝网络，如图 1.8 所示。Duncan et al. (2010) 总结了地面微地震监测的发展，并且展示了星型观测系统在马塞勒斯页岩气开发中的应用，如图 1.9 所示。如今，关于地面观测系统的研究已经发展成熟，在工业生产中可以根据实际的条件和需求对三种地面观测系统进行灵活选择。

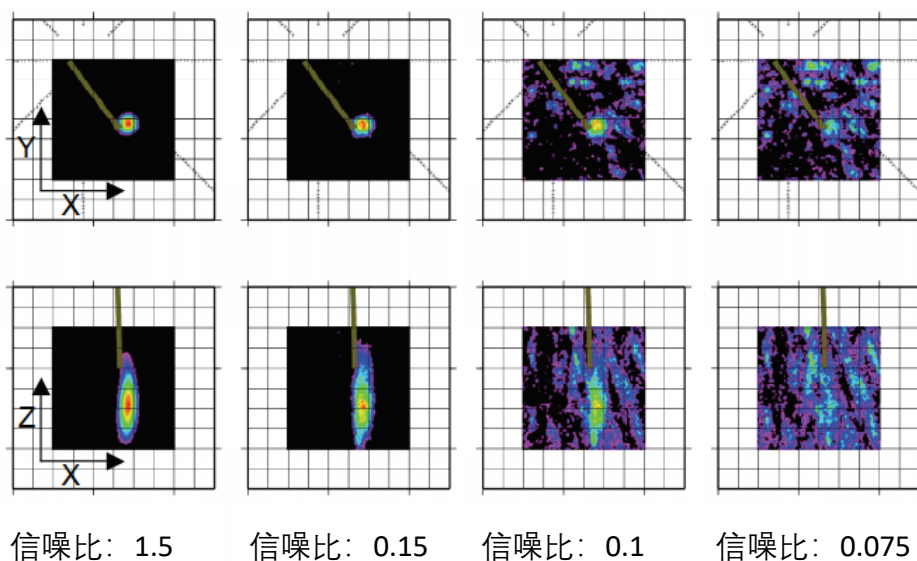


图 1.7 基于地面星型排列观测系统, 不同信噪比微地震事件的定位结果。修改自Chambers et al. (2009a)。

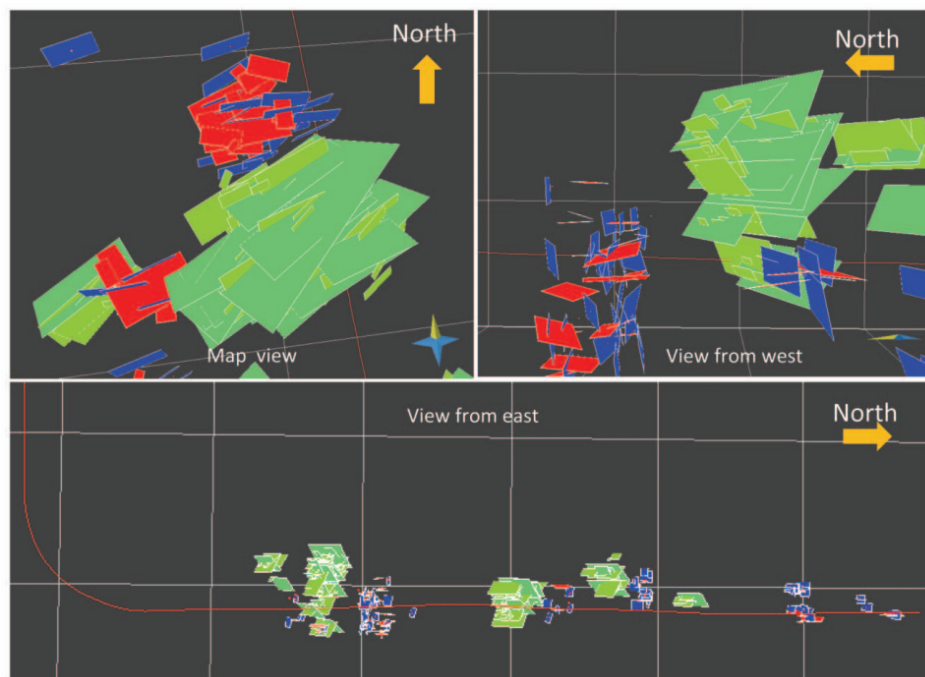


图 1.8 基于地面星型排列观测系统微地震监测结果, 根据震源位置和震源机制生成的离散裂缝网络 (Eisner et al., 2010b)。其中绿色表示逆冲破裂, 红色表示水平破裂, 蓝色表示倾滑破裂。

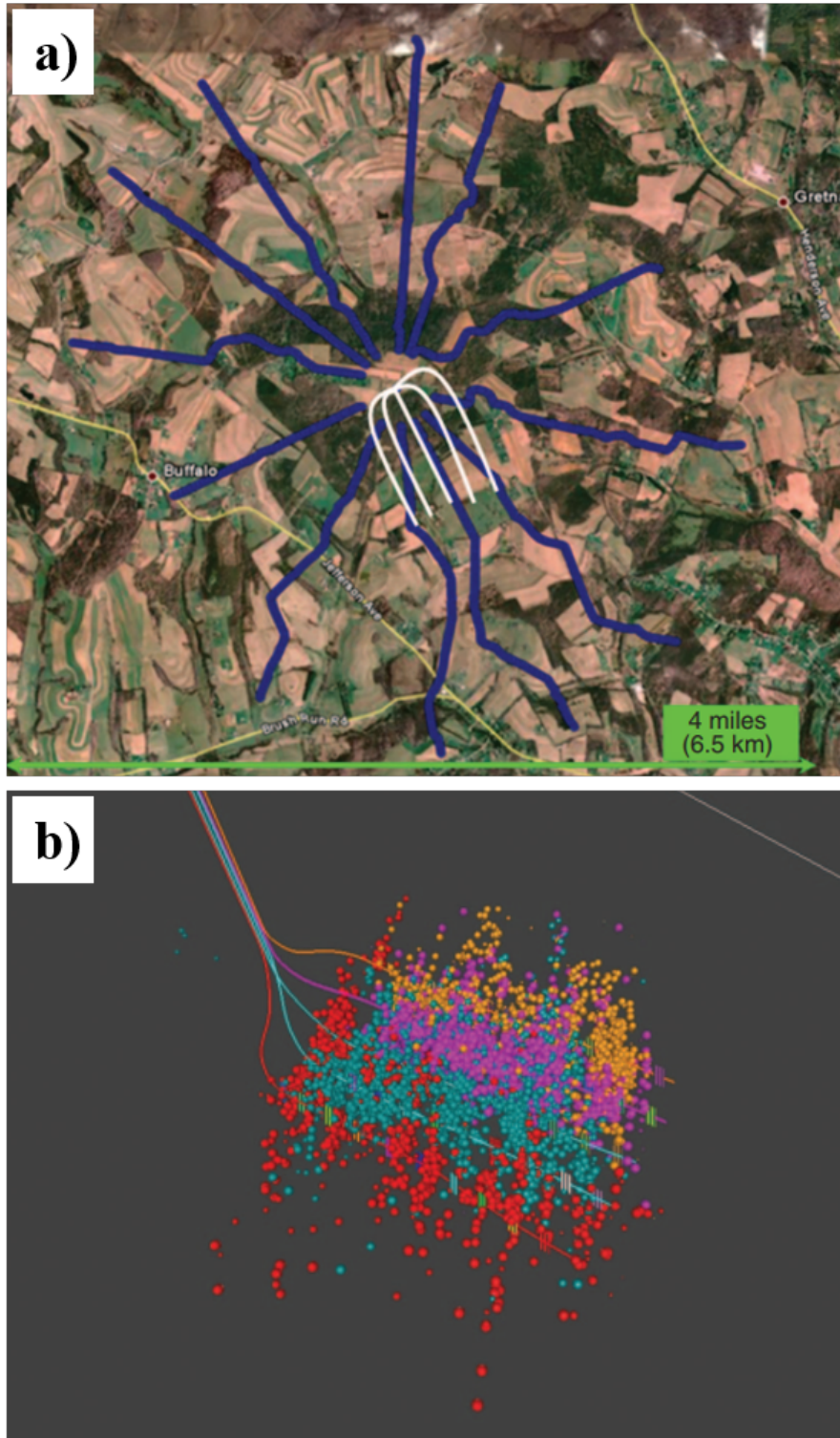


图 1.9 马塞勒斯页岩气开发中应用的地面星型观测系统和微地震监测结果 (Duncan et al., 2010)。(a) 蓝色线条表示星型观测系统的检波器分布, 白色线条表示井轨迹的水平投影; (b) 微地震事件的定位结果。

1.2.3 地面监测和井中监测的对比

地面监测和井中监测都具有各自的优缺点。由于井中监测的成本较高, 最初的被动地震监测主要使用的地面观测系统。随后由于三分量检波器技术的进步,

井中监测因其地震记录具有更高的信噪比,逐步成为主要的监测方式。如今,地面布设的单分量检波器性能也有了明显改善,而且随着偏移叠加定位方法的广泛应用,通过布设大量检波器进行的地面微地震监测也可以对低信噪比的弱事件进行有效定位成像,因此地面监测方式再次被接受并得以广泛应用。

Eisner et al. (2010a)同时使用地面监测和井中监测方法,对水力压裂过程中产生的一个诱发地震事件的定位结果进行对比,使用同样的均匀的速度模型,两种监测方式得到的定位结果具有类似的不确定性。此外,地面监测的定位结果在水平方向上能够很好的聚焦,而井中监测的定位结果在水平方向上具有明显的分散特征,而且分散方向和检波器布设的方位比较一致。杨瑞召等(2016)对地面监测和井下监测在各个方面做了对比分析,包括观测系统参数、实际接收到的信号、使用的检波器、定位精度、震源机制等。

1.3 微地震事件定位方法发展概况

地震定位的研究在地震学中具有重要的意义,也是地震学中最经典的问题之一(田玥等,2002)。微地震和天然地震的定位方法在原理上是相似的,两者只是在应用尺度上有一定的差异。因此,随着微地震监测的广泛应用,很多天然地震的定位方法都被直接用于或者改进后微地震定位中。由于本文的研究对象主要是水力压裂过程中产生的微地震事件,所以在下文中统一称为微地震定位,而不再进行区分。传统的微地震定位方法可以归纳为两大类:(1)基于到时拾取的走时类定位方法;(2)基于波形信息的定位方法。走时类定位方法具有计算效率高的优势;但是不足之处在于其需要进行准确的到时拾取,手动拾取到会花费大量的人力成本,虽然一些传统的自动拾取算法以及近年来发展的一些人工智能自动拾取算法大大节约了人力成本,但是对于信噪比较低的弱事件,还是很难对其P波初至进行准确拾取。而基于波形信息的定位方法不需要提前进行到时拾取,可以实现自动的震源定位;但是计算成本相对走时类定位方法较高。近年来,基于人工智能技术的微地震事件定位方法也有了迅速的发展。

1.3.1 走时信息定位

(1) 绝对定位

最经典的走时类的定位方法是Geiger(1912)提出的最小二乘反演定位方法。该方法将观测到时和理论到时的残差作为目标函数,基于最小二乘迭代求解方法对目标函数进行最小化,从而得出震源位置和发震时刻。以此为基础,很多基于到时拾取的绝对定位方法在天然地震和微地震监测中有了广泛应用(赵仲和,1983;Lienert et al.,1986;吴明熙等,1990;赵卫明等,1992;Pugh et al.,2016;Ge

et al., 2019)。

(2) 相对定位

和绝对定位方法相对应, 相对定位也是一种常见的走时类地震定位方法。考虑到距离比较近的两个或者多个地震事件的传播路径是近似的, 所以可以通过两个或者多个事件的到时差进行地震定位, 从而减小由于速度模型不准确产生的定位误差。Spence (1980) 对基于 P 波到时差的相对定位方法的理论进行了描述。

① 主事件定位方法

Fitch (1975) 首先使用主事件定位方法对近源速度和离源角进行估计。Ito (1985) 使用主事件法对一系列波形相似的震群事件进行定位, 得到了更加精确的相对震源位置。之后经过一系列的改进, 主事件定位方法已经广泛应用于天然地震的定位 (Zollo et al., 1995; 周仕勇 等, 1999) 和水力压裂微地震定位中 (Polianikov et al., 2011, 2013; Grigoli et al., 2016; Li et al., 2016)。然而主事件定位方法具有一定的局限性, 即需要已知一个事件的位置和发震时刻。

② 双差定位方法

针对主事件定位方法的不足, Waldhauser et al. (2000) 提出另外一种相对定位的方法, 即双差定位方法。该方法不需要已知一个事件的震源位置和发震时刻, 而且对于事件之间的距离限制较弱, 因此具有更好的适用性 (田玥 等, 2002; 田宵, 2018)。以此为基础, Zhang et al. (2010) 提出使用同一个事件到不同台站的时差进行地震定位的方法。之后, 双差定位方法逐渐应用于二氧化碳注入 (Zhou et al., 2010)、矿井安全 (Castellanos et al., 2013) 以及水力压裂 (Li et al., 2014; 缪思钰 等, 2019) 等场景的微地震监测中。Tian et al. (2016) 在双差定位发展的基础上, 提出一种交叉双差算法, 即利用一个事件的 P 波和另一个事件的 S 波到时差进行定位, 并将其成功用于水力压裂井中微地震监测。

③ GrowClust

除了以上两种相对定位方法, Trugman et al. (2017) 提出一种基于混合聚类算法的相对定位方法, 用于对地震事件进行重新定位。实际应用表明该方法具有较高的计算效率和灵活性, 并且在处理有异常的数据时具有很好的稳定性。

1.3.2 波形信息定位

走时类的地震定位方法, 只用到了地震信号的到时信息, 而忽略了地震信号的波形信息, 而地震信号的波形中含有大量的有用信息, 因此基于波形信息的定位方法有了快速发展并广泛应用于自动的地震定位。

(1) 模板匹配法

模板匹配定位方法通过已知的地震事件构建模板地震波形，然后将模板波形和接收到的地震记录进行互相关对比，从而对微小地震进行检测定位。Shelly et al. (2007) 首先将波形模板匹配的方法应用于非火山震动以及低频震群的研究中。随后，Peng et al. (2009) 将模板匹配技术应用到了 2004 年 Parkfield 地震的早期余震检测中。Meng et al. (2018) 提出一种改进的匹配定位方法，并将其应用于水力压裂的井中微地震监测中。

(2) 偏移叠加方法

勘探地震学中的偏移理论，可以用于被动源的地震定位过程中，基于偏移理论的定位方法，其优势在于可以通过叠加大量的地震波形，对地震信号进行增强，同时有效压制随机噪声。偏移类的定位方法可以分为两大类：(1) 基于波动方程波场反传的逆时偏移定位方法；(2) 基于射线理论的走时偏移方法，例如 Kirchhoff 偏移、高斯束偏移和绕射叠加等。

震源逆时成像方法是将接收到的地震记录进行逆时后作为边界条件，借助波动方程地震波模拟的方法，将逆时记录从接收点开始反向传播，反传的波场会在震源发震时刻聚焦在震源位置周围。McMechan (1982) 通过有限差分求解二维声波方程，首次提出了震源逆时成像的概念，并在均匀介质和非均匀介质中做了相关测试。McMechan et al. (1985) 使用该方法对一个地震记录中的三个余震事件进行了定位。Fink (1997) 和 Fink et al. (2003, 2004) 通过一些测试验证了逆时成像方法可以很好的应用于复杂模型。Larmat et al. (2006) 和 Ekstrom et al. (2006) 使用长周期监测的地震记录首次将逆时偏移的方法用于全球尺度的地震成像中。Kawakatsu et al. (2008) 从理论上阐述了震源逆时成像和震源机制反演之间的区别与联系。Artman et al. (2010) 首先提出的在弹性波逆时成像过程中使用 PS 互相关成像条件，并指出成像结果会因为震源辐射花样的影响在震源周围呈对称性分布，而不是在震源位置处聚焦。Sava et al. (2008) 提出可以在逆时偏移的基础上，施加适当的成像条件，即可对微地震事件进行自动定位，并提出使用维纳分布干涉成像条件来减少因稀疏采样导致的成像干扰。王晨龙等 (2013) 同样提出使用维纳分布干涉成像条件，来解决震源逆时偏移成像中由于速度模型不准确以及稀疏采样等原因而产生的假象，并通过二维和三维的合成测试以及一个实际射孔事件的应用，说明了这一定位方法可以满足各种监测方式下的微地震定位需求。李振春等 (2014) 在逆时偏移定位的基础上进行改进，将该方法从声波拓展到弹性波逆时干涉定位。Zhou et al. (2017) 首次提出使用基于维纳分布的 PS 波干涉互相关成像条件对震源逆时成像结果进行校正，使震源逆时成像过程中产生的类辐射花样聚焦到真实的震源位置处，从而达到准确定位的目的。考虑到 PS 互相关成像条件并没有在震源位置处得到最大的成像值，Rocha

et al. (2019) 基于能量范数提出一种能量被动成像条件 (Energy passive imaging condition), 在噪声干扰、速度扰动以及稀疏采样的情况下都可以将震源逆时成像结果校正到震源位置, 并将其用于实际数据中。Oren et al. (2021) 在此基础上提出一种新的 PS 能量成像条件, 并且提高了对速度模型扰动的敏感性, 认为这将有助于在更新速度模型时进行微地震偏移速度分析。Nakata et al. (2015) 和 Lyu et al. (2020) 提出基于几何平均成像条件的震源逆时偏移 (geometric-mean reverse time migration, GmRTM) 成像方法, 将地震记录互相关之后进行逆时偏移, 从而去除了常规逆时偏移中沿着时间轴扫描的过程, 有效提高了震源逆时偏移成像的计算效率。Lin et al. (2018) 提出一种目标导向的逆时偏移染色算法, 在水力压裂井下监测过程中将该方法用于水力裂缝成像, 并且在合成数据上进行了测试。Lin et al. (2020) 将 P 波和 S 波的干涉结果进行震源逆时成像, 并且提出使用分组成像条件来提高震源成像的分辨率, 最终将该方法应用于井下水力压裂微地震监测中。

在勘探地震学中, 基于射线理论的偏移方法被广泛地用于地下速度结构成像中。与此类似, 这一类的偏移方法同样适用于对微地震事件进行震源成像, 也就是地震定位问题。当地下速度结构不是十分复杂的情况下, 例如没有多路径效应或者不存在小尺度构造时 (Hung et al., 2001), 基于射线理论的 Kirchhoff 积分法, 可以很好地代替震源逆时成像定位方法 (Yilmaz, 2001)。Chambers et al. (2014) 发展了一种和 Kirchhoff 偏移类似的方法, 并应用于水力压裂地面微地震监测中。该方法以射线理论为基础, 在给定的假设条件下, 推导出了震源矩张量的表达式, 并以震源矩张量各分量的平方和作为震源成像的目标函数, 通过最大化目标函数获得震源位置和发震时刻。这一类基于射线理论的偏移方法, 不需要进行数值模拟, 而是直接根据走时曲线对地震记录进行加权叠加, 所以要比基于波动方程的震源逆时成像定位方法更加高效。

绕射叠加方法可以看作是 Kirchhoff 偏移的一种简化形式, 绕射叠加定位方法直接按照走时曲线对所有地震道的波形进行叠加。所以基于地面监测的绕射叠加定位方法, 可以借助于地面的大量检波器阵列在压制随机噪声、提高微地震事件信噪比的同时, 保持较高的计算效率, 对于实际的生产过程中的微地震实时监测具有很大的应用潜力 (Duncan, 2005; Lakings et al., 2006; 郭鹏等, 2020)。以此为基础, Kao et al. (2004) 提出一种震源扫描叠加算法 (SSA), 并应用于天然地震的定位中。但是由于对叠加方程取了绝对值, 因此无法有效定位低信噪比的微地震事件。随后 Kao et al. (2007) 对震源扫描叠加算法进行改进, 使用地震波形的包络代替叠加方程中的原始波形。Liao et al. (2012) 也对震源扫描叠加算法进行改进, 同时叠加 P 波和 S 波震相。Langet et al. (2014) 提出通过叠加波形的峰度函数, 对波形极性进行校正。但是叠加波形的绝对值、包络或者峰度函数的方法, 无法

有效定位低信噪比的微地震事件。Grigoli et al. (2013, 2014) 对此进行改进, 使用波形的 STA/LTA 进行绕射叠加, 用来进行低信噪比事件的定位, 但是 STA/LTA 的方法很难应用于连续的地震记录中。Duncan (2005) 首先将基于绕射叠加思想的声发射方法应用于水力压裂微地震监测, 对水力裂缝进行成像。Gajewski et al. (2007) 通过一个二维的数值算例阐述了使用绕射叠加方法进行地震定位的可能性。Chambers et al. (2008) 基于偏移的方法对射孔事件进行定位, 以此测试地面检波器阵列的地震定位能力。Chambers et al. (2009b) 使用了相同的方法结合地面检波器阵列对水力压裂过程中的微地震事件进行定位。Zhang et al. (2013) 考虑到 P 波和 S 波的极性通常是正交的, 因此提出 PS 波相似性加权叠加方法, 并将该方法用于井中监测的微地震定位中。Haldorsen et al. (2013) 提出一种基于重构震源相似性的相似性加权叠加方法, 也将其用于井中微地震监测中, 并获得了较高的分辨率。波形互相关叠加方法是基于绕射叠加的另外一种改进的定位方法, 标准的互相关叠加方法利用的是震源到不同检波器之间的走时差。在此基础上发展了一系列的定位方法, 例如单一相关叠加 (Li et al., 2015)、相对相关叠加 (Li et al., 2016)、双重相关叠加 (Li et al., 2017) 以及混合相关叠加 (Li et al., 2018)。

然而, 地面接收到的微地震记录中可能存在极性反转的现象, 和震源逆时成像方法类似, 基于绕射叠加的定位方法会因为正负振幅叠加相消而无法定位到准确的震源位置。上述的一些方法, 例如叠加波形绝对值、叠加波形包络、叠加波形 STA/LTA 以及波形相似性加权叠加等, 虽然也起到了极性校正的效果, 但是并没有指出是为了解决波形极性反转的问题。此外, 使用这些方法对波形极性进行校正, 会在一定程度上损害绕射叠加方法抗噪性好的优势, 所以对事件的信噪比有较高的要求。Zhebel et al. (2012) 首先指出这一问题, 并且提出在绕射叠加定位同时反演震源矩张量, 根据反演结果对叠加波形进行极性校正。Zhebel et al. (2015) 和 Anikiev et al. (2014) 将这一方法应用于水力压裂地面微地震监测中。Xu et al. (2021) 对这一方法进行进一步完善, 提出同时使用 PS 波进行震源定位和矩张量反演。Liang et al. (2016) 提出另外一种通过震源机制校正叠加波形极性的方法, 在搜索优化方法同时获得震源位置、发震时刻以及震源机制。Shi et al. (2019) 提出通过多通道相干的方法, 来消除波形极性反转问题, 极性一致的波形表现出很强的正相关, 极性相反的波形表现出很强的负相关, 因此通过叠加不同道波形相干函数的绝对值即可有效消除极性反转的影响。Xu et al. (2020) 提出使用二次函数拟合振幅趋势, 并根据振幅趋势对叠加波形的极性进行校正。Tian et al. (2020) 基于人工智能技术, 使用卷积神经网络对多道波形极性进行识别, 从而实现波形的极性校正。

1.3.3 人工智能定位

除了常规的微地震定位方法之外，随着人工智能技术的发展，基于深度学习的地震定位方法也成为了一个研究热点。Perol et al. (2018) 首先提出使用卷积神经网络，根据输入的单台地震记录，对地震的位置进行分区预测，如图 1.10所示。Kriegerowski et al. (2019) 将多台站的全波形信息输入训练好的深度卷积神经网络，对地震的位置进行预测。Zhang et al. (2020b) 根据已有的地震目录，将接收到的地震记录作为卷积神经网络的输入，并将标签设计为以震源为中心的高斯分布，当网络训练完成之后，即可以对后续接收到的地震数据进行定位预测，如图 1.11所示。Ende et al. (2020) 使用深度图神经网络，在网络输入端加入台站之间的位置关系信息，最终实现了自动地震定位。

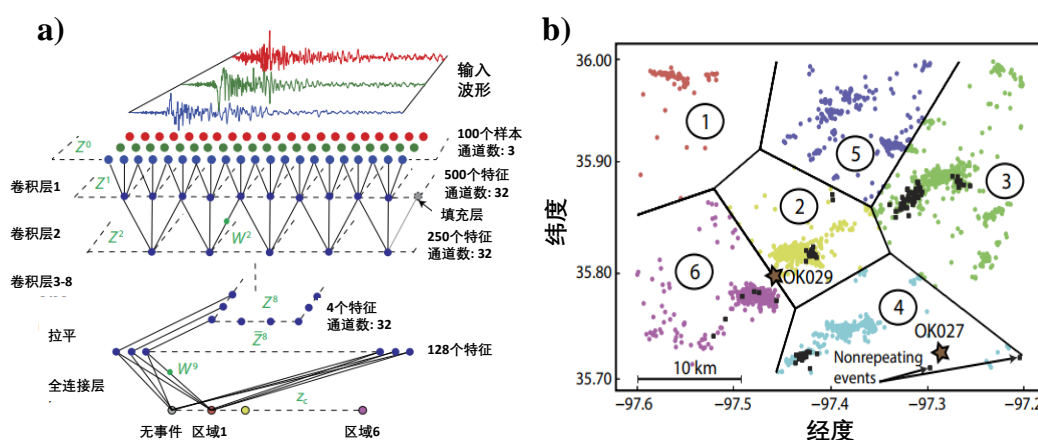


图 1.10 单台地震预测的卷积神经网络和预测结果。(a) 卷积神经网络的输入、网络结构及网络输出；(b) 通过神经网络对震源事件的位置进行分区预测。修改自Perol et al. (2018)。

基于人工智能技术的地震定位方法，十分依赖于训练数据的质量。目前的人工智能地震定位方法，其网络训练大都使用已有地震目录的地震波形。通过波形信息训练的网络，依赖于该地区特定的速度模型和观测系统，导致训练结果无法直接应用于其它地区。因此网络的泛化能力较差，很难广泛应用于水力压裂过程中的微地震事件定位。

1.4 本文的研究内容及意义

不管是天然地震中的微小地震事件，还是水力压裂中产生的微地震事件，都普遍使用地面监测的方式进行震源定位研究。鉴于地面监测得到的地震数据包含大量的低信噪比事件，所以绕射叠加的定位方法因其在计算效率和抗噪性方面的良好表现，在地面布设密集台阵或者大量的地面检波器阵列的情况下具有很大的研究价值。本文的主要研究目的是针对信噪比较低的地面监测数据，高

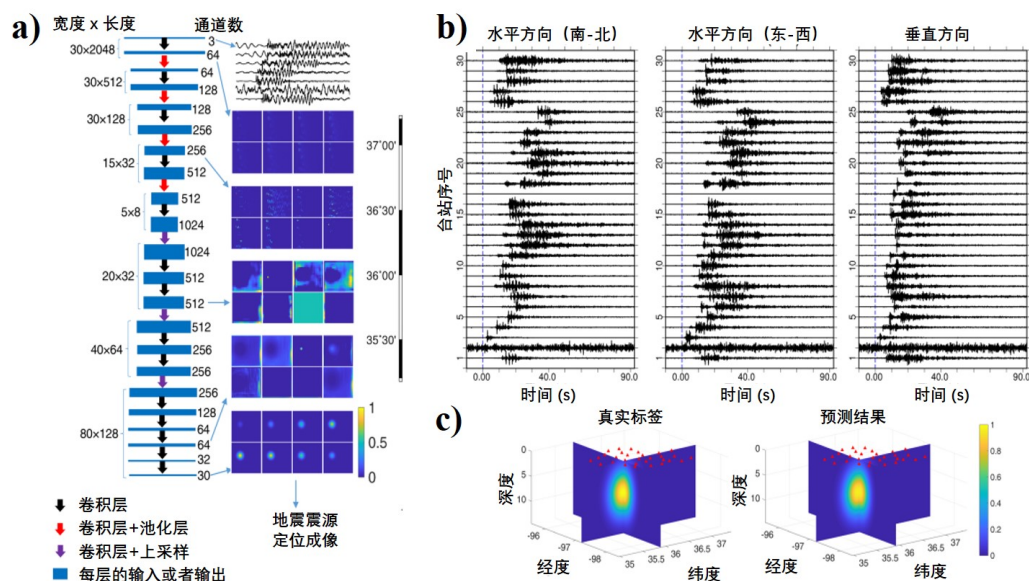


图 1.11 基于全卷积神经网络的地震定位。(a) 全卷积神经网络的网络结构；(b) 用于网络训练的地震波形输入；(c) 训练样本标签与预测结果。修改自Zhang et al. (2020b)。

效地解决由于震源机制产生的极性反转问题，从而对微地震事件进行精确定位。

在地面布设检波器对水力压裂的过程进行微地震监测，已经普遍应用于实际生产中。而微地震事件的定位则是微地震监测最基本的目标之一。本文的第二章以水力压裂地面微地震监测为背景，首先阐述了传统绕射叠加定位方法存在的问题，即由于震源机制导致地面微地震记录产生 P 波极性反转的现象，从而使传统绕射叠加方法不能获得准确的震源位置。虽然前人提出了一系列方法用来解决极性反转问题，但是在校正极性的过程中带来很大的计算量或者降低了绕射叠加定位方法的抗噪性。因此本文提出绕射叠加干涉成像震源定位方法，在解决极性反转问题的同时，保持较高的计算效率并具有良好的噪声压制效果。该方法并不首先在数据域进行极性校正，而是先通过绕射叠加的方法进行震源成像，然后使用空间干涉的方法，将绕射叠加得到的震源成像结果聚焦在真实的震源位置。论文通过合成测试证明了该方法定位的准确性以及较好的抗噪性，并测试了该方法在复杂速度模型、速度模型系统扰动、观测系统不对称分布以及稀疏观测等情况下的应用效果。最后该方法被应用于实际的水力压裂地面微地震监测数据中，并将定位结果和传统的绕射叠加定位结果做了对比。本文还提出可以使用绕射叠加成像结果作为质量控制手段：如果绕射叠加震源成像中包含对称性分布特征则认为是真实事件，否则认为是误触发事件。

本文的第三章主要介绍如何将人工智能技术更好的用于微地震定位。近年来发展的人工智能地震定位方法主要针对天然地震，其局限性主要体现在基于已有地震目录中波形信息进行的网络训练，十分依赖于速度模型。因此，本论文提出将深度学习神经网络的输入转变为绕射叠加震源成像结果，这样不仅可以

利用绕射叠加有效地压制地面微地震记录中的噪声，而且由于绕射叠加震源成像结果中的类辐射花样主要受震源机制影响，使得网络的输入端具有比较好的一致性，所以可以使用合成数据进行网络训练，而不再依赖于已有的地震目录，使其能够成功应用于水力压裂的微地震监测定位中。此外，鉴于第二章中提出的绕射叠加震源干涉成像定位方法在震源成像聚焦方面的不足，我们将网络的输出端，即训练数据标签，设计为以震源位置和发震时刻为中心的三维高斯分布，以便于借助人工智能网络使得震源成像具有更好的聚焦效果。鉴于 U-Net 具有很好的特征提取效果，我们在此基础上进行修改并构建了三维 U-Net 网络来解决这一图像识别问题。训练好的网络在更低信噪比的测试集上也有很好的表现。在实际数据的应用中，网络预测结果在时间轴上的聚焦效果上明显更优于绕射叠加干涉成像结果，在区分发震时刻相近的微地震事件方面具有较大的潜力。并且网络对于低信噪比的弱事件也可以获得很大的检测函数值，因此检测结果比较可靠。

由于绕射叠加定位方法具有很好的噪声压制效果，所以考虑到微地震监测的效率，我们通常在进行微地震定位之前只进行简单的带通滤波处理，而不会进行其他更加耗时的复杂数据处理操作。然而，简单的带通滤波无法有效去除和信号频带相近的随机噪声。此外，地面地震记录中还可能存在 50Hz 工业电干扰、多次波干扰以及线性干扰等。尽管基于绕射叠加的改进方法能够有效压制噪声并且满足精确定位的要求，但是对定位到的事件进行震源机制反演或者进行速度模型反演则需要从地震记录中提取准确的 P 波震相。对于低信噪比的微地震事件，即使我们定位到了准确的震源位置，但是根据震源位置提取的事件走时信息以及 P 波振幅值或极性分布会受到噪声的严重干扰。在第四章中，本文提出一种新的去噪方法，即基于绕射叠加震源成像和反偏移来对信号波形进行恢复。该去噪方法是在绕射叠加得到的震源成像结果中，在能量聚焦的范围内选择绕射叠加成像过程作为反偏移的波场，然后将波场反偏移叠加回地面检波器处，以达到信号波形恢复的目的。合成测试表明，该方法可以从很强的随机噪声干扰中恢复信号波形，并且能够根据定位位置提取准确的 P 波信息，为改善后续的震源机制和速度模型反演结果奠定基础。实际数据应用部分通过一个真实的微地震事件展示了该去噪方法不仅可以很好地对信号进行恢复，还可以补全部分缺失的道集。

第 2 章 基于绕射叠加的微地震定位方法研究

我们已经在上一章提到，基于绕射叠加的微地震定位方法具有计算效率高、抗噪性强等优点。但是该方法受到地震记录中极性反转的影响，无法定位到准确的震源位置。所以本文针对绕射叠加方法现存的极性反转问题对其进行改进，以达到精确定位的目的，同时还保留绕射叠加本身的优点。

2.1 传统的绕射叠加定位方法

2.1.1 方法原理

绕射叠加定位方法的实现包括以下几步：

第一步，对定位的目标区域按照一定的间隔进行网格划分，如图 2.1，每个网格点都可以看作潜在的震源位置。网格划分的间距取决于实际情况，对于水力压裂的微地震监测场景，网格间距通常为 10 米到 50 米左右。大的网格间距可以提高计算效率，但是会降低微地震的定位精度，相反，如果网格间距过小，虽然可以提高定位精度，但是也会带来较大的计算成本。

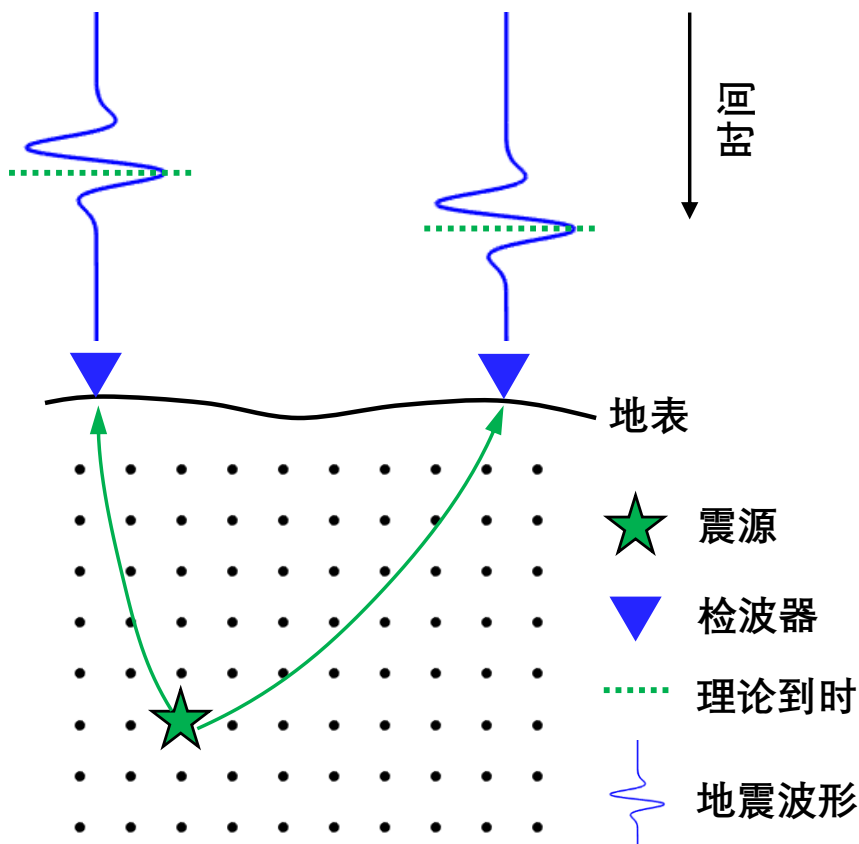


图 2.1 绕射叠加示意图。

第二步，计算每个网格点到所有检波器的走时，得到一个走时表。如果使用均匀的速度模型，可以直接使用网格点到检波器的距离除以速度来计算走时；如果使用一维层状的速度模型，或者其他的更加复杂的三维速度模型，则需要借助射线追踪的方法来计算走时。本文对于复杂模型的走时计算都采用Li et al. (2020b) 提出的快速匹配射线追踪算法。在检波器布设完成后即可进行走时表的计算，因此并不会占用微地震定位的时间。

第三步，对于每个成像点（即划分的网格点） \mathbf{x} ，以及潜在的发震时刻 τ ，绕射叠加的成像值 $\mathcal{S}(\mathbf{x}, \tau)$ 可以表达为：

$$\mathcal{S}(\mathbf{x}, \tau) = \sum_{n=1}^N w_n \cdot \mathbf{u}_n [\tau + tt(\mathbf{r}_n, \mathbf{x})]. \quad (2.1)$$

其中， N 是检波器数量； \mathbf{u} 是接收到的地震记录； $tt(\mathbf{r}, \mathbf{x})$ 表示成像点 \mathbf{x} 到检波器 \mathbf{r} 的走时； w 是波形叠加的权重因子，通常可以取 1，或者取对应道集波形最大值的倒数，即归一化因子。由于成像点 \mathbf{x} 代表三维的空间位置，所以 \mathcal{S} 是一个四维成像函数。

第四步，使用最大值成像条件，从四维成像函数 \mathcal{S} 中获取最大成像值对应的位置，即对应着震源空间位置 \mathbf{x}_0 和发震时刻 t_0 。

$$\mathcal{S}(\mathbf{x}_0, t_0) = \max_{\mathbf{x}, \tau} [\mathcal{S}(\mathbf{x}, \tau)]. \quad (2.2)$$

从公式 2.1 可以看出绕射叠加定位方法的实现很简单，因此具有很高的计算效率。在实际应用中，也无需在微地震事件定位之前先对事件进行检测，而是记录每个潜在发震时刻 τ 对应的最大成像值以及其所在的空间位置，如果某一时刻的最大成像值超过预先给定的阈值，则认为检测到一个微地震事件，此时可以输出该时刻以及当前最大成像值对应的空间位置，即可同时获得发震时刻与震源位置。

2.1.2 存在问题与改进发展

在水力压裂进行人工造缝的过程中，尤其是在注入含有支撑剂的高压流体之后，岩石会产生大量的剪切破裂 (杨瑞召 等, 2016)。而对于图 2.2a 所示的倾角为零的倾滑型断层，其远场 P 波位移可以表达为：

$$\mathbf{u}^P = \frac{1}{4\pi\rho v_p^3} \sin 2\theta_1 \cos \theta_2 \frac{1}{r} \dot{\mathbf{M}}_0 \left(t - \frac{r}{v_p} \right) \hat{\mathbf{r}}, \quad (2.3)$$

其中 ρ 和 v_p 分别表示密度和 P 波速度； θ_1 和 θ_2 分别为震源到检波器的起跳角和方位角； $\hat{\mathbf{r}}$ 表示震源到检波器的向量， r 为震源到检波器的距离； $\dot{\mathbf{M}}_0$ 表示震源标量地震矩的时间导数 (Shearer, 2009)。公式中，除了 $\cos \theta_2$ 项，其余项均为正值，

而随着 θ_2 在 $0^\circ - 360^\circ$ 内变化, $\cos \theta_2$ 会在第一三象限得到正值, 而在二四象限得到负值, 所以对应的 P 波震相在不同象限也会有不同的初动方向, 如图 2.2b 所示。此时, 地面监测的垂直分量地震数据中记录到的地震事件, 其 P 波极性会由于震源机制的影响, 而出现极性反转的现象, 也就是说, 在不同位置处记录到的地震波形可能会具有相反的 P 波起跳方向。

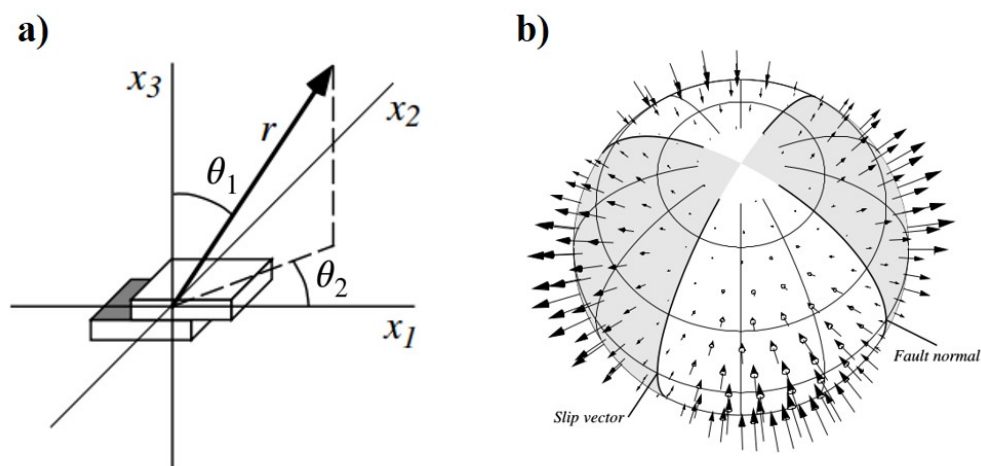


图 2.2 倾角为零的倾滑型断层及其 P 波初动方向示意图 (Shearer, 2009)。(a) 断裂面在 $x_1 - x_2$ 面内, 断层沿着 x_1 方向滑动的倾滑型断层; (b) 断层对应的 P 波初动方向。

对于上述情况, 若依然按照公式 2.1 所示, 对极性相反的地震记录进行绕射叠加, 则会由于波形的正负抵消, 进而导致在真实的震源位置和发震时刻出得到很小的叠加成像值。所以使用最大值成像条件, 也无法对事件进行准确的定位。这不仅仅是绕射叠加定位方法面临的问题, 而是所有基于波形信息的偏移类定位方法所面临的问题。

为了简单说明这一问题, Zhebel et al. (2015) 在均匀模型中使用纯剪切型的震源 (走滑型震源和倾滑型震源) 作为示例, 来展示绕射叠加的震源成像结果。震源被放置在 2000 m 的深度, 地面检波器对称的分布在震源上方, 绕射叠加取绝对值之后, 如图 2.3 所示, 虽然对于不同类型的震源, 其绕射叠加的结果有不同的空间展布特征, 但都存在多个成像极值对称的分布在震源周围, 而在真实的震源位置处, 叠加成像值几乎为零。

由于绕射叠加定位方法在地面微地震监测中具有很好的应用效果, 所以人们在其基础上发展了很多改进后的方法, 在叠加之前对波形极性进行校正, 来解决极性反转对准确定位的影响。其中一个波形极性校正的思路就是先对波形取特征函数 f , 然后再进行绕射叠加:

$$SF(\mathbf{x}, \tau) = \sum_{n=1}^N \cdot f_n [\tau + tt(\mathbf{r}_n, \mathbf{x})]. \quad (2.4)$$

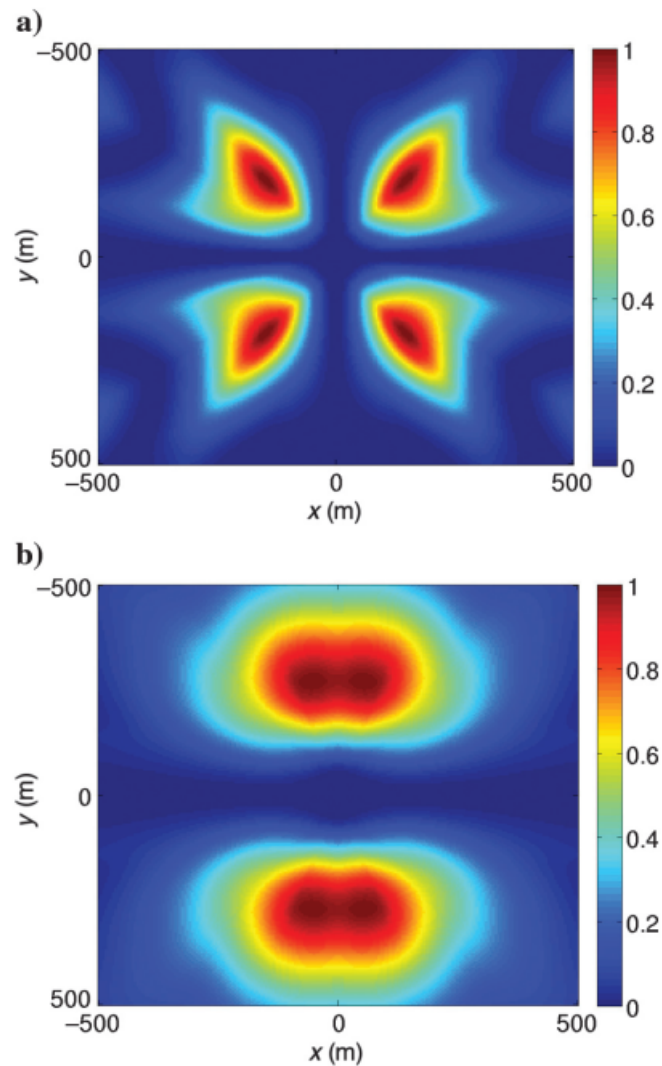


图 2.3 不同类型震源绕射叠加成像结果 (Zhebel et al., 2015)。(a) 走滑型震源绕射叠加震源成像水平切片；(b) 倾滑型震源的绕射叠加震源成像水平切片。震源水平坐标为 $(0, 0)$ m。

其中，特征函数包括：波形绝对值 (Kao et al., 2004)、波形包络 (Kao et al., 2007)、波形 STA/LTA (Grigoli et al., 2013, 2014) 以及波形峰度函数 (Langet et al., 2014) 等，虽然这些方法在提出的时候并没有指出是为了解决波形极性反转问题，但是实际上都具有极性校正的效果。只是这些波形极性校正方法不能有效的压制随机噪声，因此很难应用于信噪比较低的微地震事件定位中。

Zhebel et al. (2012) 首先指出由于震源机制的影响，地面地震记录可能出现极性反转的现象，从而使绕射叠加定位方法无法获得准确的震源位置，并给出解决方案，即在绕射叠加定位同时反演震源矩张量，根据反演结果计算理论极性分布，从而对叠加波形进行极性校正。该方法对于给定的成像点 \mathbf{x} 以及发震时刻 τ ，按照走时曲线以及给定的时窗，从地震记录中选取相应的波形 $d(\mathbf{x}, \tau)$ ，并对

该成像点进行震源矩张量最小二乘反演：

$$\mathbf{M}(\mathbf{x}, \tau) = (\mathbf{G}^T \mathbf{G})^{-1} \mathbf{G}^T d(\mathbf{x}, \tau). \quad (2.5)$$

其中， \mathbf{G} 为格林函数的导数， \mathbf{M} 为成像点 \mathbf{x} 以及发震时刻 τ 对应的震源矩张量反演结果。然后根据反演结果再计算理论极性分布，并且用该理论极性分布的正负号对叠加波形进行校正，然后进行绕射叠加：

$$\mathcal{S}_{MT}(\mathbf{x}, \tau) = \left| \sum_{n=1}^N \text{sign}[\mathbf{G} \cdot \mathbf{M}(\mathbf{x}, \tau)] \cdot \mathbf{u}_n[\tau + tt(\mathbf{r}_n, \mathbf{x})] \right|. \quad (2.6)$$

Anikiev et al. (2014); Zhebel et al. (2015); Xu et al. (2021) 对该方法进一步完善。然而对逐个网格点进行震源机制反演的过程，不仅会带来巨大的计算量，而且低信噪比事件的反演结果也会有较大误差。

Liang et al. (2016) 基于网格搜索的思想获得极性分布，由于考虑到水力压裂过程中以张性破裂和剪切破裂为主导，该方法只考虑爆炸源和双力偶源。以双力偶源为例，对于任意成像点 \mathbf{x} ，以一定的间隔搜索三个震源机制参数 (ϕ, δ, λ) ，即走向、倾角和滑动角，在检波器 \mathbf{r} 处记录到的波形极性符号可以表示为震源位置、震源机制以及检波器位置的函数：

$$s(\mathbf{x}, \mathbf{r}) = f(\phi, \delta, \lambda, \mathbf{x}, \mathbf{r}). \quad (2.7)$$

计算出理论的极性分布后，同样取极性分布的正负号校正波形后进行绕射叠加：

$$\mathcal{S}_{FM}(\mathbf{x}, \tau) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N s(\mathbf{x}, \mathbf{r}_n) \cdot \mathbf{u}_n[\tau + tt(\mathbf{r}_n, \mathbf{x})]. \quad (2.8)$$

然而基于震源机制参数搜索的极性校正方法，也会带来极大的计算量，而且需要在计算量和搜索精度方面做出权衡。

Shi et al. (2019) 基于不同道集信号波形的相关性，提出叠加波形的相干函数 (Coherency Function) 来进行极性校正，第 i 道和第 j 道波形的相干函数可以表示为：

$$\mathbf{CF}_{ij}(\mathbf{x}, \tau) = \frac{\sum_t [d_i(t) - \bar{d}_i(t)] [d_j(t) - \bar{d}_j(t)]}{(N_t - 1)\sigma_i \sigma_j}. \quad (2.9)$$

其中， d_i 和 d_j 表示给定时窗长度 N_t 内与成像点 \mathbf{x} 和发震时刻 τ 对应的第 i 道和第 j 道波形， σ 为相应波形的标准差， $\bar{d}(t)$ 表示波形的平均值，在获得 P 波和 S 波的相干函数 \mathbf{CF}_{ij}^P 和 \mathbf{CF}_{ij}^S 之后，对其绝对值进行叠加：

$$\mathcal{S}_{CF}(\mathbf{x}, \tau) = \frac{1}{N(N-1)} \left(\sum_{i < j}^N |\mathbf{CF}_{ij}^P| + |\mathbf{CF}_{ij}^S| \right). \quad (2.10)$$

该方法利用信号直接的相关性，可以对低信噪比事件进行有效定位，但是多通道的相干计算也会带来较大的计算成本。

Xu et al. (2020) 使用最小二乘将信号的振幅趋势（Amplitude Trend）拟合为二次函数：

$$AT(\mathbf{x}, \mathbf{r}) = a + b \sin \theta(\mathbf{x}, \mathbf{r}) + c \sin^2 \theta(\mathbf{x}, \mathbf{r}). \quad (2.11)$$

其中 $\sin \theta(\mathbf{x}, \mathbf{r})$ 为成像点 \mathbf{x} 到检波器 \mathbf{r} 处的起跳角，可以通过将振幅趋势和实际波形的残差设为零，对参数 a 、 b 和 c 进行拟合，然后使用振幅趋势的符号对叠加波形进行极性校正：

$$S_{AT}(\mathbf{x}, \tau) = \sum_{n=1}^N \text{sign}[AT(\mathbf{x}, \mathbf{r}_n)] \cdot \mathbf{u}_n[\tau + tt(\mathbf{r}_n, \mathbf{x})]. \quad (2.12)$$

Tian et al. (2020) 使用卷积神经网络对波形的极性进行预测，进而校正绕射叠加方程中的叠加波形。该网络的输入为多通道的地震波形，标签由同等数量的 -1、1 或者 0 组成，分别对应 P 波起跳方向为负、为正以及极性不确定，如图 2.4 所示。通过训练好的网络对波形极性进行预测后，对叠加波形进行校正。

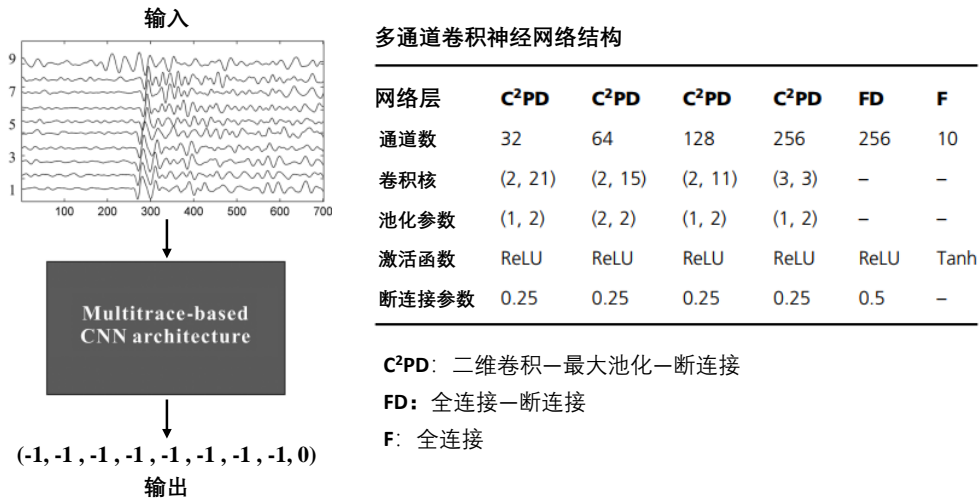


图 2.4 多通道极性预测网络结构以及输入端对应的训练样本和输出端对应的样本标签。修改自 Tian et al. (2020)。

以上提到的极性校正方法，虽然可以有效的解决极性反转导致定位不准确的问题，但是可能会由于抗噪性较差而无法有效定位低信噪比事件，或者由于计算成本较高而难以实现微地震的实时监测。

2.2 绕射叠加干涉成像定位方法

我们针对绕射叠加定位方法中的极性反转问题，提出绕射叠加干涉成像的定位方法。该方法在进行绕射叠加之前不做任何的极性校正，而是在叠加之后使

用基于维纳分布 (Wigner, 1932) 的空间干涉成像条件, 使得震源叠加成像结果中的对称性分布聚焦到中心位置。

Sava et al. (2008) 将干涉成像条件引入波动方程逆时偏移, 以减少由于速度模型不准确带来的假象。随后, Sava (2011) 在微地震监测中, 把干涉成像条件引入震源声波逆时成像中, 来减弱由于速度模型扰动和稀疏采样带来的人工假象。王晨龙等 (2013); 李振春等 (2014) 将干涉成像条件加入弹性波震源逆时成像, 同样为了降低速度模型误差以及不规则采样对成像结果产生的影响。Zhou et al. (2017) 提出 PS 波干涉互相关成像条件, 对弹性波震源逆时成像产生的对称分布进行校正, 已提高定位精度。考虑到基于波动方程的震源逆时成像计算成本较高, 我们使用绕射叠加的方法来获取对称性分布, 结合空间干涉成像条件来对震源事件进行精确定位。

2.2.1 方法原理

我们已经在上一小节中介绍了绕射叠加的基本原理和实现过程, 这里我们从震源逆时成像出发, 对绕射叠加具有对称性分布特征的原因做进一步解释。对于一个使用震源矩张量 $M_{ij}(t)$ 表示的一般震源, 其远场位移 $u_n(\mathbf{r}, t)$ 可以表示为:

$$u_n(\mathbf{r}, t) = G_{ni,j}(\mathbf{r}, t; \mathbf{x}, 0) * M_{ij}, \quad (2.13)$$

其中 $G_{ni,j}$ 为格林函数 G_{ni} 的空间导数, 那么震源逆时成像过程可以表示为:

$$TR_{ij}(t) = E_{ij}^n(\mathbf{x}, t, \mathbf{r}, 0) * d_n(t_0 - t), \quad (2.14)$$

这里 d_n 表示逆时的位移场, E_{ij}^n 表示 n 方向上的单力源产生的应变场, 可以定义为:

$$E_{ij}^n(\mathbf{x}, t, \mathbf{r}, 0) = c_{ij} \left(\frac{\partial G_{in}(\mathbf{x}, t, \mathbf{r}, 0)}{\partial x_j} + \frac{\partial G_{jn}(\mathbf{x}, t, \mathbf{r}, 0)}{\partial x_i} \right), \quad (2.15)$$

其中 c_{ij} 为。Kawakatsu et al. (2008) 提出按照 $i = j$ 时, $c_{ij} = 1/2$, 其它情况下 $c_{ij} = 1/2$, 那么公式 2.14 所示的震源逆时成像过程将会在震源位置处近似收敛为震源矩张量, 此时对震源矩张量的逆时成像可以表示为:

$$\hat{M}_{TRij}(t) \approx \alpha^{-1} \hat{E}_{ij}^n(\mathbf{x}, t, \mathbf{r}, 0) * d_n(t_0 - t). \quad (2.16)$$

这里 $\hat{E}_{ij}^n(\mathbf{x}, t, \mathbf{r}, 0)$ 表示 $E_{ij}^n(\mathbf{x}, t, \mathbf{r}, 0)$ 的共轭形式, α 为反演问题中将 $\mathbf{G}^* \mathbf{G}$ 近似为单位矩阵时产生的比例常数。由于震源矩张量具有对称性, 而震源逆时成像结果和矩张量近似, 所以震源逆时成像的结果会在震源位置处呈现出和震源机制相关的对称性分布。我们以一个纯剪切震源为例, 展示其在均匀模型中的绕射叠加成像结果。我们把震源机制参数为 $(\phi, \delta, \lambda) = (0^\circ, 90^\circ, 90^\circ)$ 的倾滑型震源放置

在 1500 米的深度，地面检波器对称地分布在震源上方。图 2.5a 为该震源的逆时成像结果，可以看出明显的对称性分布特征。

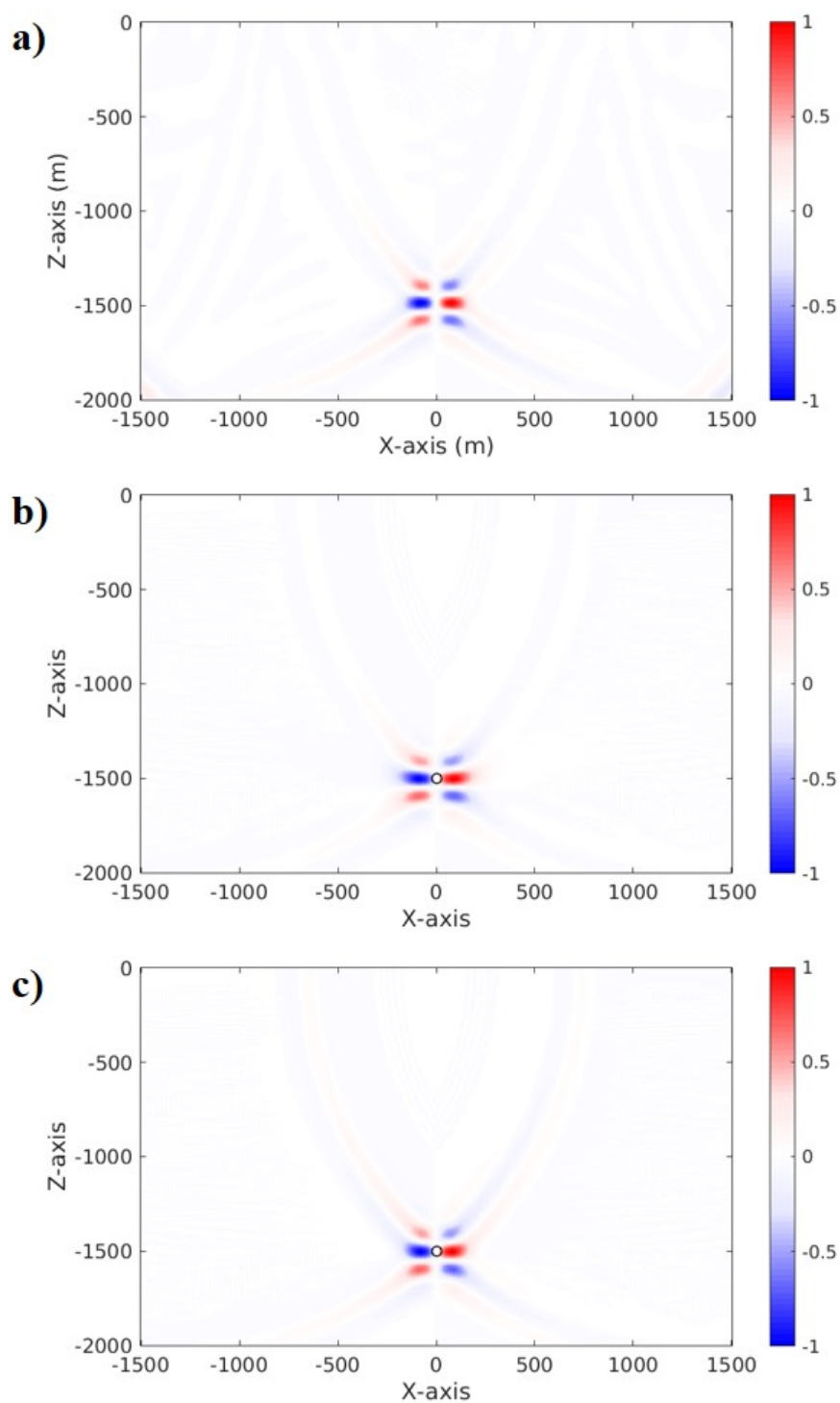


图 2.5 均匀模型中的倾滑型在地面检波器对称分布时得到的：(a) 震源逆时成像；(b) Kirchhoff 求和成像；(c) Kirchhoff 求和在忽略几何扩散和倾角因子时的成像结果。真实的震源位置为 $(0, -1500)$ m，如图中黑色圆圈所示。

根据 Yilmaz (2001) 关于 Kirchhoff 偏移成像的描述, 在只考虑远场 P 波的情况下, 给定成像点 \mathbf{x} , 以及潜在的发震时刻 τ , 其成像值可以写成 Kirchhoff 求和形式:

$$\mathbf{K}(\mathbf{x}, \tau) = \frac{1}{4\pi} \sum_{n=1}^N \frac{\cos[\theta(\mathbf{r}_n, \mathbf{x})]}{\sqrt{v \cdot d(\mathbf{r}_n, \mathbf{x})}} \cdot \dot{\mathbf{u}}_n[\tau + tt(\mathbf{r}_n, \mathbf{x})]. \quad (2.17)$$

其中, v 表示 P 波速度; d 和 θ 分别为成像点 \mathbf{x} 到检波器 \mathbf{r}_n 的距离以及起跳角度。 $\frac{1}{\sqrt{vd}}$ 表示二维情况下的球面扩散, 三维情况下为 $\frac{1}{vd}$ 。 $\cos\theta$ 表示倾角因子, 在地面监测的情况下, 恒为正值。 $\dot{\mathbf{u}}$ 表示位移 \mathbf{u} 的时间导数。图 2.5b 展示的偏移成像与震源逆时偏移成像结果非常近似。此时, 如果在观测系统完备的情况下, Kirchhoff 偏移成像可以在震源发震时刻恢复出比较准确的震源辐射花样, 当只进行地面监测时, 可以从地面开始逐步逆时恢复震源波场, 直到在发震时刻聚焦在震源位置周围。然后逆时波场会继续向下传播并再次逐渐扩散, 所以 Kirchhoff 偏移成像在时间上具有对称性。此外, 由于地震信号波形的周期性以及窄频带的特性, 再加上极性反转的问题, 就会使得偏移叠加产生波形干涉的效果, 即在震源位置周围呈现对称性分布的特征。当我们忽略 kirchhoff 中的几何扩散和倾角因子项, 那么此时的成像结果如图 2.5c 所示, 仍然具有对称性分布的特征, 只是成像干扰变得更加明显。

绕射叠加可以看作是在 Kirchhoff 求和的基础上, 忽略恒为正值倾角因子项和球面扩散项, 并且直接叠加波形而不是叠加波形的时间导数。而这种简化过程, 并不会影响叠加成像结果中类辐射花样的对称性特征, 如图 2.6a 所示。由于这种对称性分布特征受到震源辐射花样的影响, 因此在本文中, 我们也将其称为类辐射花样。

考虑到绕射叠加结果的对称性特征, 我们使用基于维纳分布的空间干涉成像方法, 将对称性分布的能量聚焦到对称中心。空间干涉成像思想如下: 以某个成像点为中心选择一个合适的空间窗, 把空间窗内关于该中心点对称位置的绕射叠加成像值相乘, 把得到的所有的乘积结果相加, 即作为该点的干涉成像值。图 2.7 展示了二维空间干涉的示意图, 其中同一颜色的圆圈指示了关于中心点对称的两个网格点。在图示干涉窗半径为 3 个网格的情况下, 包括中心点自身在内, 干涉窗内共有 13 组对称的网格点, 为了显示清晰, 图中只圈出了其中的 5 组对称网格点。

三维空间中绕射叠加成像 $\mathbf{S}(\mathbf{x}, \tau)$ 的空间干涉成像函数表达式如下:

$$\mathbf{SI}(\mathbf{x}, \tau) = \int_{0 \leq \mathbf{x}' \leq \frac{\mathbf{x}+1}{2}} \mathbf{S}(\mathbf{x} - \mathbf{x}', \tau) \mathbf{S}(\mathbf{x} + \mathbf{x}', \tau) d\mathbf{x}. \quad (2.18)$$

其中, \mathbf{X} 为干涉中选取的空间窗, 空间窗需要覆盖整个聚焦的对称性分布。对于以震源位置为中心的对称性分布, 干涉成像刚好可以把对称性分布的能量聚焦

到其对称中心，现在我们可以对干涉成像结果取绝对值，再使用最大值成像条件来获取震源位置。

$$SI(\mathbf{x}_0, t_0) = \max_{\mathbf{x}, \tau} [|SI(\mathbf{x}, \tau)|]. \quad (2.19)$$

图 2.6b 的展示了图 2.6a 对应的干涉成像结果，呈对称性分布的类辐射花样聚焦到了中心位置，即真实的震源位置。值得一提的是，绕射叠加成像结果中的类辐射花样，还可以在实际的微地震监测中，作为一种质量控制手段对定位到的地震事件进行验证。真实微地震事件的绕射叠加成像会呈现出对称性分布的特征，而由于噪声或者其他干扰产生的误触事件则没有这一特征。

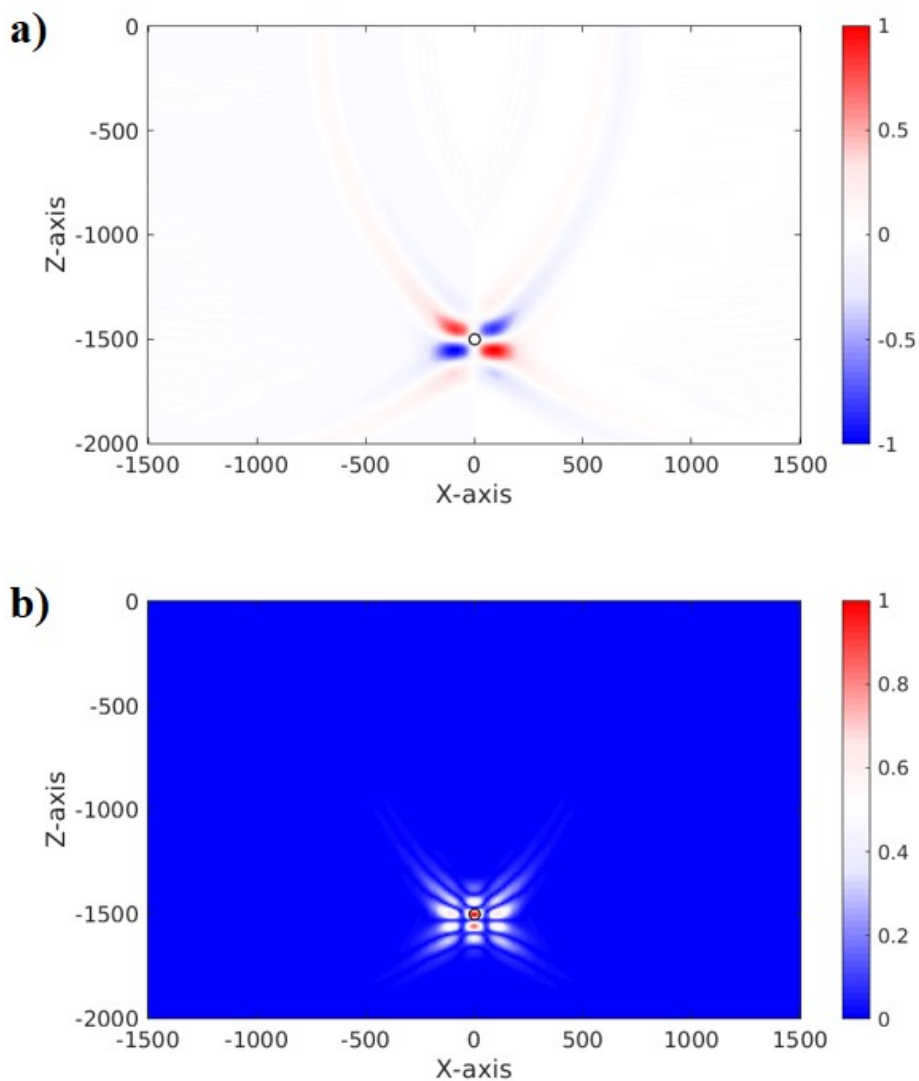


图 2.6 与图 2.5 相同参数下绕射叠加干涉成像定位结果。(a) 发震时刻处绕射叠加震源成像；(b) 与 (a) 对应的空间干涉成像结果。真实的震源位置为 (0, -1500) m，如图中黑色圆圈所示。

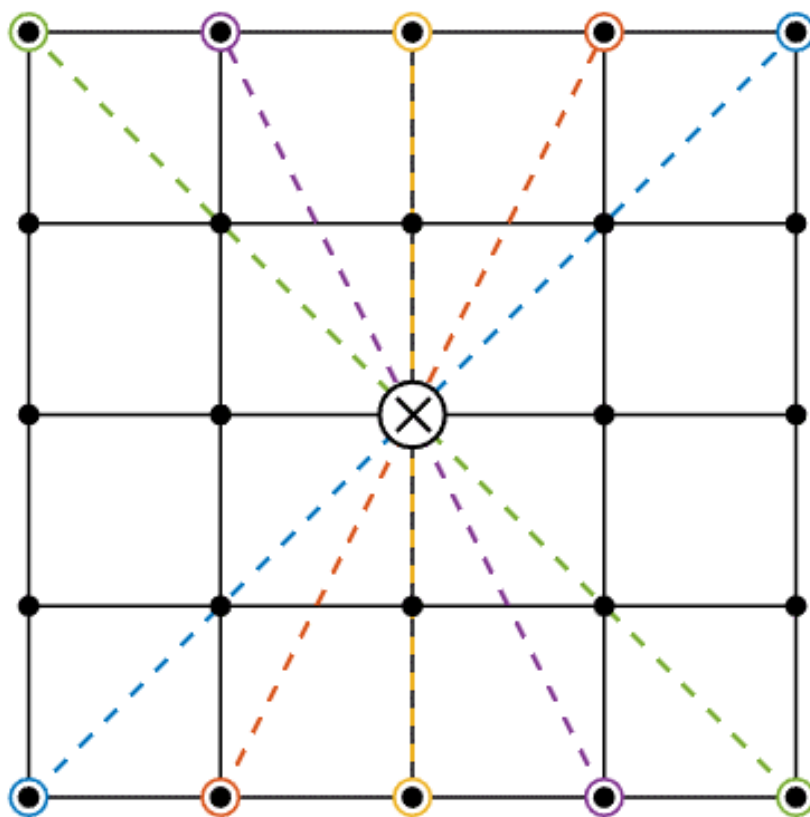


图 2.7 空间窗每个方向包含 5 个网格点的二维干涉成像示意图。虚线连接的同一颜色圆圈指示了关于中心对称的网格点；中心的乘号表示中心点的成像值为所有对称点网格绕射叠加值乘积的求和。

和其他解决绕射叠加极性反转问题的定位方法相比，绕射叠加干涉成像定位方法的一个主要优点是具有较高的计算效率。对于固定成像点 \mathbf{x} 以及发震时刻 τ ，我们对绕射叠加和干涉成像两个步骤所需要的计算量进行对比。我们假设公式 2.1 中的权重因子 w 为 1，那么我们首先需要 N 次加法来计算到时 $(\tau + tt)$ ，还需要 $(N - 1)$ 次加法对所有道的波形进行叠加。所以绕射叠加的计算量 N_s 可以表示为：

$$N_s = N + (N - 1) = 2 \cdot N - 1. \quad (2.20)$$

从公式 2.18 可以看出，对于给定的成像点 \mathbf{x} 以及发震时刻 τ ，空间干涉的计算量只取决于积分变量 \mathbf{x}' 的取值范围，也就是在干涉空间窗 X 范围内，对称网格点的数量。我们把三维空间窗内每个方向的网格点数量记作 N_w ，那么积分变量 \mathbf{x}' 有 $\frac{N_w^3 + 1}{2}$ 种取值。对于 \mathbf{x}' 的每种取值情况，首先需要两次加法来获取对称成像点的位置，即 $(\mathbf{x} - \mathbf{x}')$ 和 $(\mathbf{x} + \mathbf{x}')$ ，然后需要一次乘法将对称位置的叠加值相乘。最后需要 $(\frac{N_w^3 + 1}{2} - 1)$ 次加法对这些乘积进行求和。所以最终的计算量 N_{SI} 可以

表达为:

$$N_{SI} = 3 \cdot \frac{N_W^3 + 1}{2} + \left(\frac{N_W^3 + 1}{2} - 1 \right) = 2 \cdot N_W^3 + 1. \quad (2.21)$$

按照上述的绕射叠加和空间干涉的计算量表达式, 我们假设地面检波器阵列包含 1000 个检波器, 即 $N = 1000$; 并且假设空间干涉窗内每个方向的网格点数 $N_W = 11$ 。那么, 对于一个成像点和发震时刻, 绕射叠加和空间干涉所需的计算量分别为 $N_s = 1999$ 和 $N_{SI} = 2663$ 。这说明使用空间干涉成像的方法解决绕射叠加的极性反转问题, 只需要增加和绕射叠加同等水平的计算量。此外, 空间干涉过程的计算量只和空间窗的选取有关, 不会因为使用更多数量的地面检波器而增加计算成本。

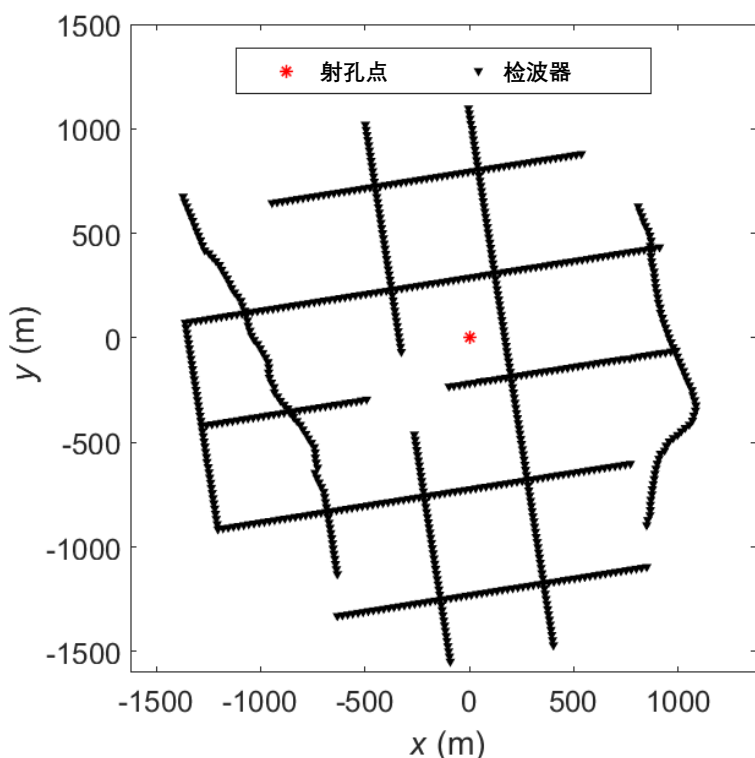


图 2.8 合成测试中使用的实际观测系统, 黑色三角形和红色星号分别代表地面检波器和射孔位置在平面图上的投影。

2.2.2 合成测试

在这一小节中, 我们通过一些合成数据, 在以下几种情况下测试绕射叠加干涉成像定位方法的性能: (1) 含有噪声干扰; (2) 不准确速度模型以及复杂速度模型; (3) 不对称观测系统以及稀疏采样; 所有的合成测试都使用实际的观测系统, 该地面观测系统用于中国西北某煤层气井水力压裂的微地震监测, 共包含 758 个单分量检波器, 检波器分布如图 2.8 中黑色三角形所示, 检波器间隔约为 24 m, 水平展布约 2500 m。合成地震波形通过三维弹性波曲线网格有限差分正

演模拟程序 (Zhang et al., 2006, 2012) 进行计算。在合成测试过程中, 地下成像空间在三个方向上均被划分为 41 个网格点, 网格间距为 20 m。

为了验证绕射叠加干涉成像定位方法的抗噪性, 我们将其与如下三种方法的定位结果做对比: (1) 传统绕射叠加; (2) 震源矩张量反演校正极性后绕射叠加 (Anikiev et al. (2014), 下文统一简称为“反演叠加”); (3) 搜索震源机制参数校正极性后绕射叠加 (Liang et al. (2016), 下文统一简称为“搜索叠加”), 考虑到计算效率, 我们以 30° 的间隔对双力偶源的两个震源机制参数进行搜索。在这个测试中, 我们将一个震源机制参数为 $(\phi, \delta, \lambda) = (80^\circ, 10^\circ, 140^\circ)$ 的震源放置在 $(0, 0, -1500) \text{ m}$ 位置上, 使用均匀模型来合成地面地震数据, 如图 2.9a 所示。我们把实际监测到的背景噪声按照一定比例缩放后加入合成波形, 如图 2.9b 所示。这里使用的背景噪声为最开始出现肉眼可见事件之前大约 4 秒内的地震记录。如果我们把信噪比定义为所有道集信号和噪声最大振幅比的均方根, 那么该含噪声数据的信噪比为 0.02。我们可以看出信号完全湮没在噪声中。

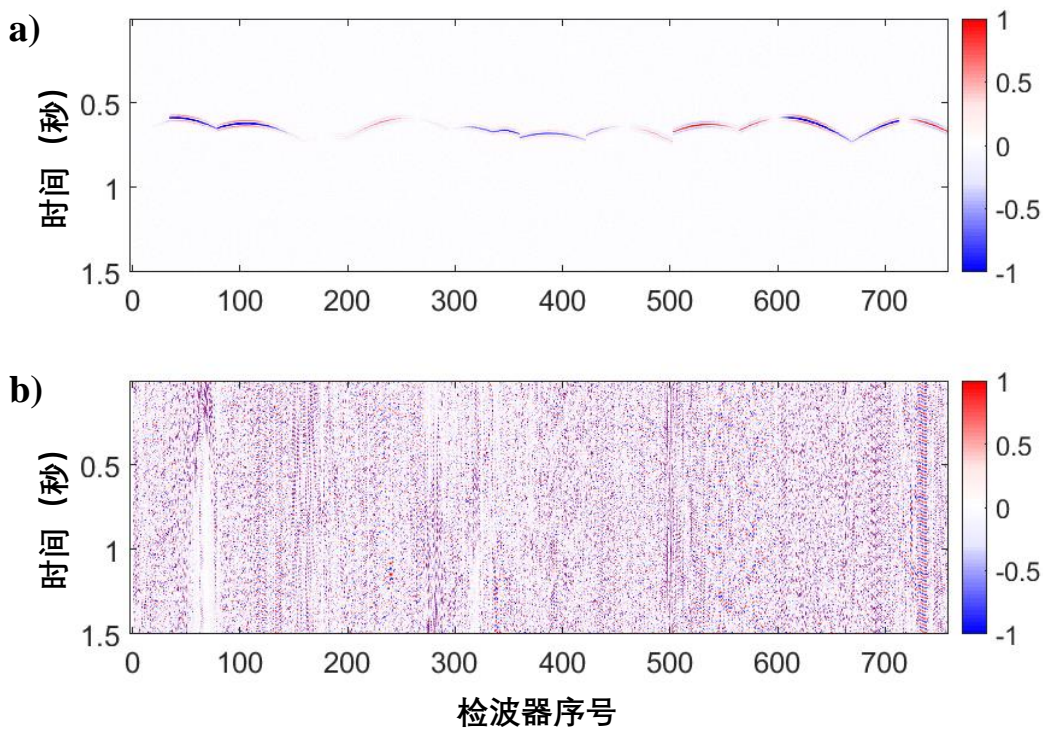


图 2.9 合成地震数据: (a) 为不含噪声的合成波形; (b) 添加实际噪声的含噪数据。

图 2.10a 展示了传统绕射叠加的定位结果, 这里的成像方式是, 选择沿着时间轴扫描的最大叠加值作为每个网格点的成像值。由于没有进行任何极性校正, 所以定位结果产生了大约 345 m 的误差 (这里的误差定义为定位到的位置和真实位置之间的距离)。图 2.10b 和图 2.10c 分别显示了反演叠加和搜索叠加的定位结果, 这里只是在包含发震时刻的一个短时窗内进行扫描。由于对叠加波形进行了极性校正, 所以这两个定位方法都得到了更加准确的震源位置, 定位误差分

别为 20 m 和 44.7 m。图 2.11 展示了绕射叠加干涉成像定位结果，定位误差为 20 m。此外，和图 2.10 中所示三种方法的震源成像结果相比，图 2.11b 所示的震源干涉成像的聚焦范围更小，所以我们认为该方法对于距离较近的地震事件具有更好的分别能力。

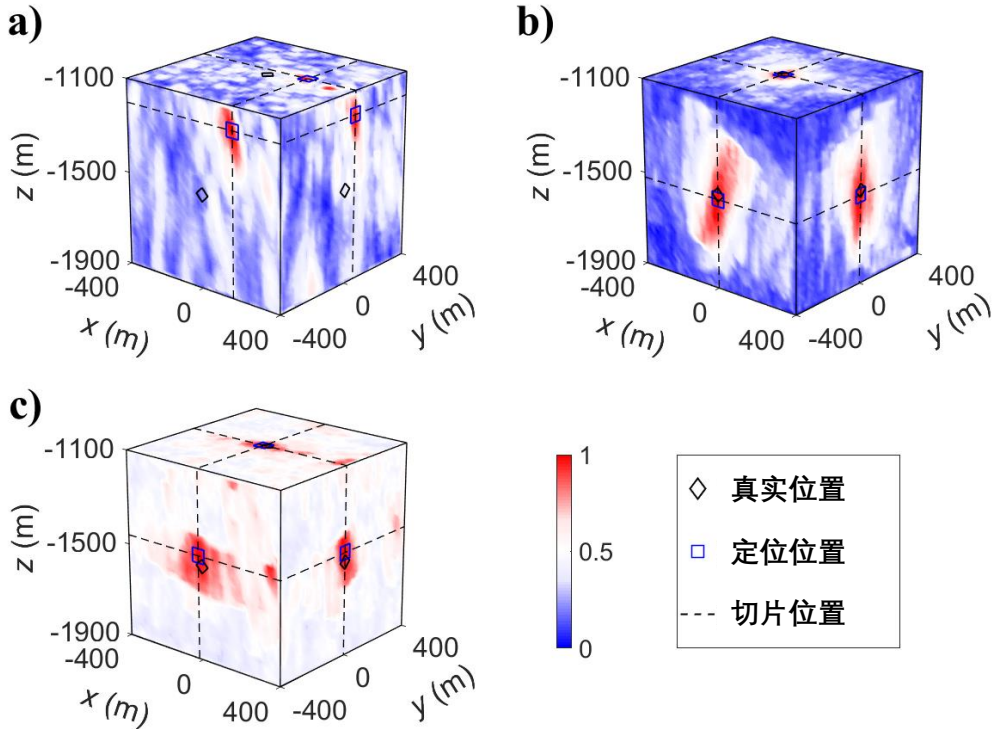


图 2.10 不同方法对含噪声数据定位结果，通过定位位置的正交切面被显示在立方体表面。(a) 传统绕射叠加定位结果；(b) 反演叠加定位结果；(c) 搜索叠加定位结果。真实震源位置为 $(0,0,-1500)$ m，如黑色菱形符号所示，蓝色方框表示定位结果的最大成像值位置，即定位位置，虚线指示了切面位置。

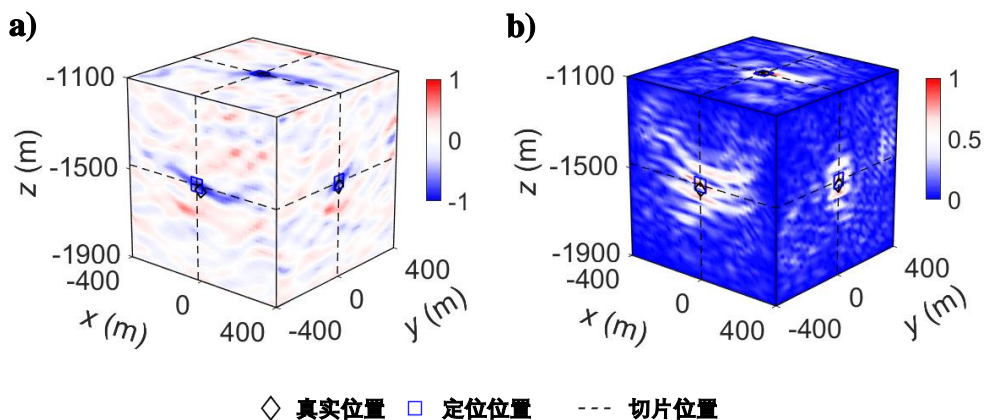


图 2.11 含噪声数据的绕射叠加干涉成像的定位结果。(a) 发震时刻处绕射叠加震源成像；(b) 与 (a) 对应的空间干涉成像。真实震源位置为 $(0,0,-1500)$ m，如黑色菱形符号所示，蓝色方框表示成像结果的最大成像值位置。

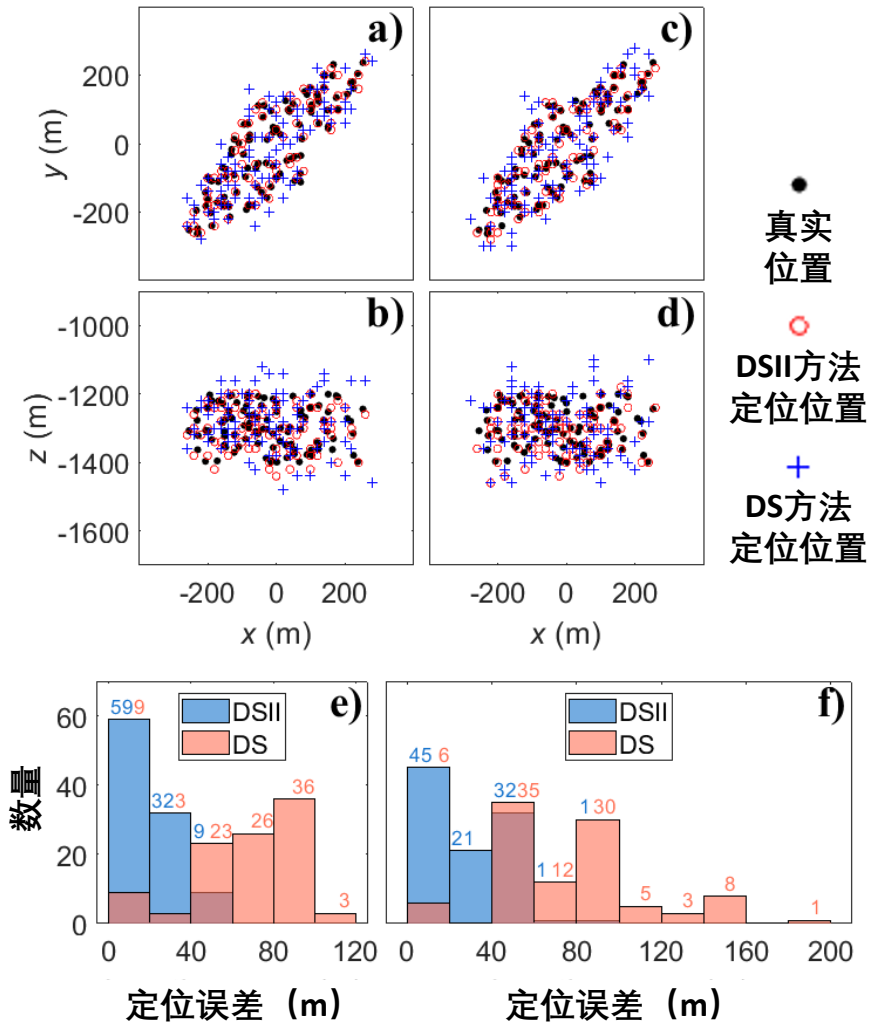


图 2.12 用于模拟真实微地震事件分布的 100 个不同震源机制事件的定位结果已经定位误差统计。(a) 和 (b) 为 100 个事件的真实位置，以及信噪比为 1/2 时，传统绕射叠加 (DS) 方法和绕射叠加干涉成像 (DSII) 的定位结果；(c) 和 (d) 为信噪比为 1/8 时，两种方法的定位结果和真实位置的对比；(e) 和 (f) 为两种方法在信噪比 1/2 和 1/8 时，得到的定位误差统计直方图，不同颜色数字表示两种方法定位给误差在相应范围内的的事件数量。

然后我们对加入了实际噪声的 100 个不同位置和震源机制事件的定位结果进行统计分析，事件的分布如图 2.12a-b 中黑色圆点所示。我们把实际噪声的最大值分别放大到信号最大值的 2 倍和 8 倍，并且对比绕射叠加定位方法和绕射叠加干涉成像定位方法的定位结果。相对于传统绕射叠加定位结果 (蓝色加号)，绕射叠加干涉成像定位结果 (红色圆圈) 和真实的震源位置更加接近，说明提出的方法可以对震源事件进行更加准确地定位。图 2.12c-d 为两种方法在不同噪声水平下定位结果的误差分布直方图。可以看出虽然绕射叠加干涉成像方法的定位误差随着噪声水平的增加而变大，但是整体的误差分布仍然明显小于传统绕射叠加方法。我们选取其中一个添加了 2 倍噪声的走滑型震源事件和一个添加了 8

倍噪声的倾滑型震源事件，并展示两个事件的绕射叠加干涉成像结果。图 2.13 分别显示了两个事件加噪声后的逐道归一化波形，其中加 2 倍噪声事件的波形在进行逐道归一化之后仍然可以看到明显的事件信号，而在添加 8 倍噪声的事件归一化波形中几乎看不到事件信号。

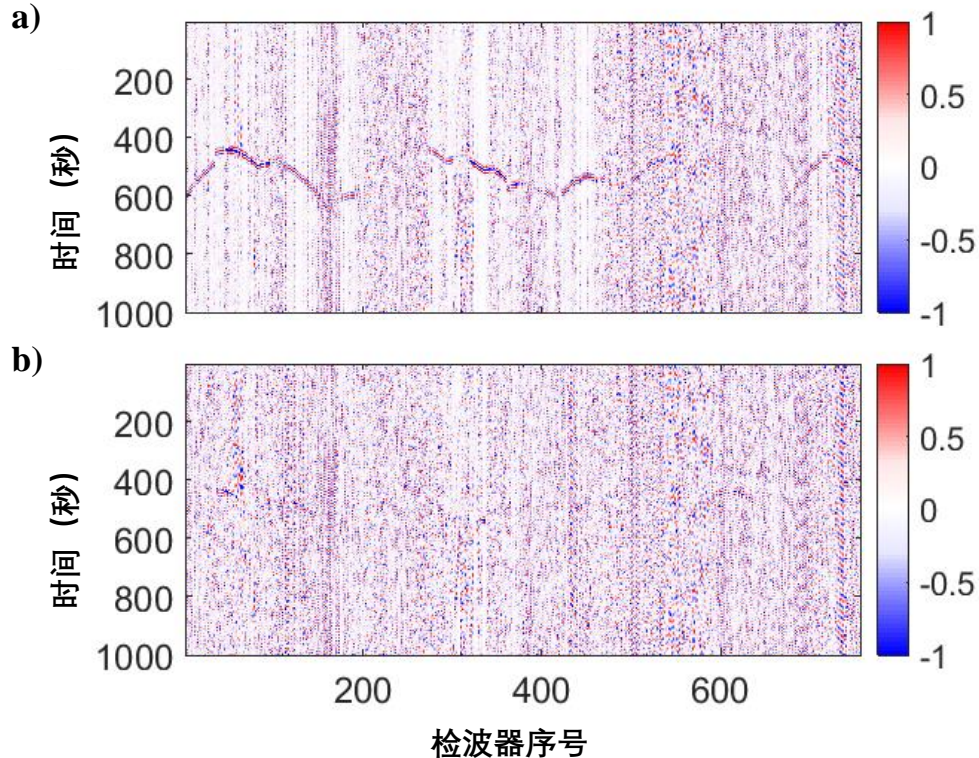


图 2.13 事件添加实际噪声后归一化波形。(a) 走滑型震源添加 2 倍噪声后逐道归一化波形；(b) 倾滑型震源添加 8 倍噪声后逐道归一化波形。

图 2.14a-b 为添加了 2 倍噪声的震源事件的绕射叠加震源成像结果，图 2.14c-d 为相应的干涉成像结果；图 2.15a-b 为添加了 8 倍噪声的震源事件的绕射叠加震源成像结果，图 2.15c-d 为相应的干涉成像结果。由于真实的震源位置并没有位于划分的网格点上，所以基于网格划分的定位方法没有完全准确地定位到震源位置。但是绕射叠加的过程很好地压制了噪声干扰，并且从成像结果中仍然可以清晰地看出类辐射花样呈对称性分布的特征，经过空间干涉成像之后，对称性分布的能量聚焦到中心位置，即视为定位到的震源位置。通过两个震源定位结果的对比，我们发现，虽然对两个事件添加了不同水平的实际噪声，但是在绕射叠加震源成像中均获得了较为清晰的类辐射花样，因此经过干涉成像校正后都获得了很好的定位结果。

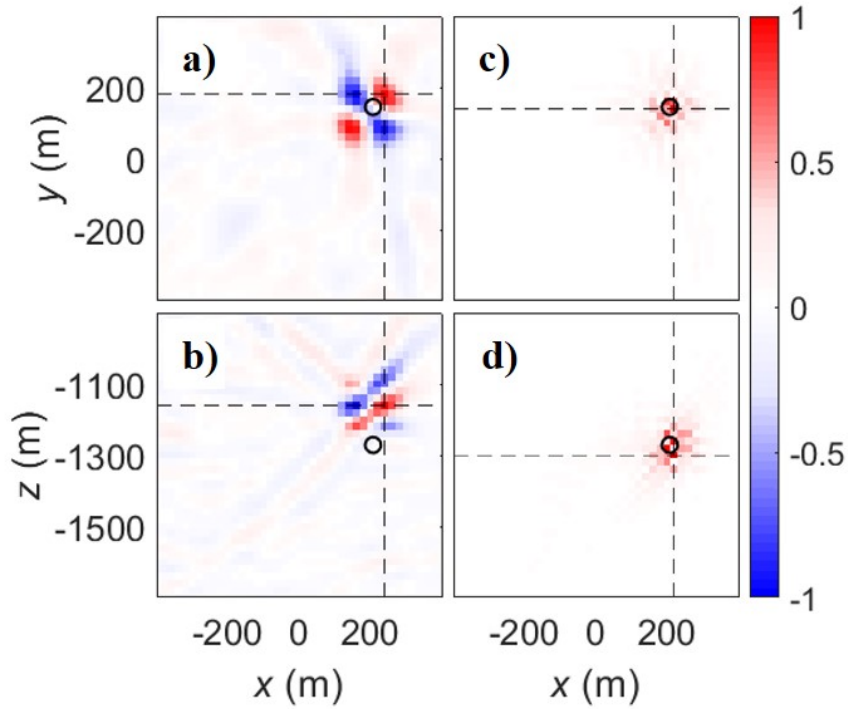


图 2.14 走滑型震源添加 2 倍噪声后的绕射叠加干涉成像定位结果。(a-b) 绕射叠加震源成像结果的水平和垂直切面；(c-d) 为相应空间干涉成像结果的水平和垂直切面。黑色圆圈表示真实震源位置；虚线交点指示了相应最大成像值的位置。

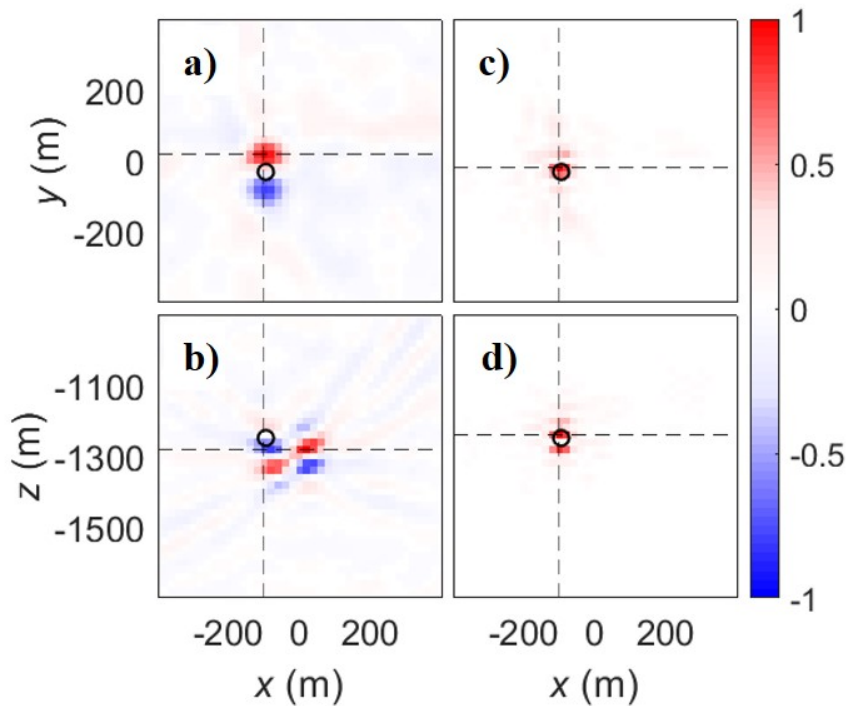


图 2.15 倾滑型震源添加 8 倍噪声后的绕射叠加干涉成像定位结果。(a-b) 绕射叠加震源成像结果的水平和垂直切面；(c-d) 为相应空间干涉成像结果的水平和垂直切面。黑色圆圈表示真实震源位置；虚线交点指示了相应最大成像值的位置。

由于在实际的微地震监测过程中很难获得准确的地下速度模型，所以需要进一步测试提出的绕射叠加干涉成像定位方法在速度模型有误差时的定位效果。我们使用实际生产中常用的一维层状速度模型（如图 2.16所示），并且添加和图 2.13b 中同样的 8 倍噪声进行测试。定位时分别使用一个偏低的均匀速度模型和一个偏高的均匀速度模型。偏低的速度模型为顶部两层速度的算术平均值，对应的 P 波速度为 2987 m/s；偏高的速度模型为中间两层速度的算术平均值，对应的 P 波速度为 3432 m/s。图 2.17a-b 和图 2.17c-d 分别展示了使用偏低速度模型时，绕射叠加和干涉成像的定位结果；图 2.18a-b 和图 2.18c-d 分别展示了使用偏高速度模型时，绕射叠加和干涉成像的定位结果。定位结果和我们的预期比较一致：速度偏低时定位结果比真实位置更深；速度模型偏高时定位结果比真实位置更浅。由于震源被放置在观测系统的水平中心位置，所以在横向上得到了准确的震源位置，如果震源被放置在观测系统的边缘，其横向上的定位结果应该也会有一定误差。对于绝对定位方法而言，错误的速度模型必然会给定位结果带来一定的误差，但是从这个测试的结果来看，不准确的速度模型并没有影响绕射叠加方法的震源成像聚焦效果，只是聚焦的位置有偏差，因此提出的方法仍然可以对震源事件进行有效的检测。

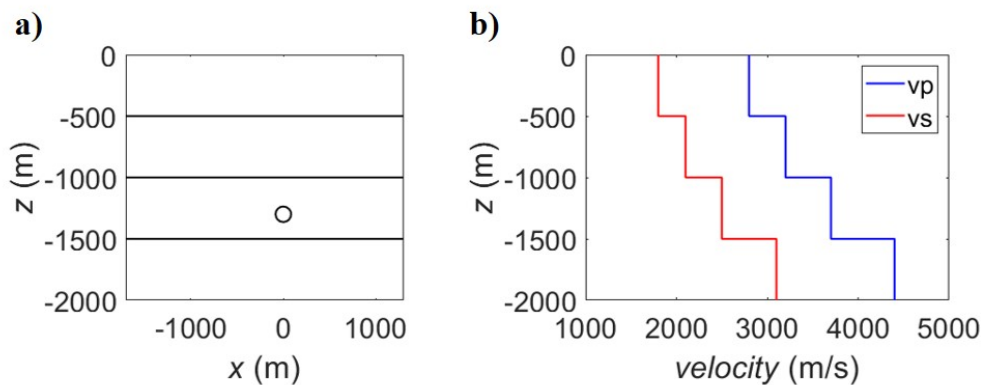


图 2.16 一维层状速度模型：(a) 一维层状模型分层和震源位置（黑色圆圈）；(b) 一维层状模型 P 波和 S 波速度。

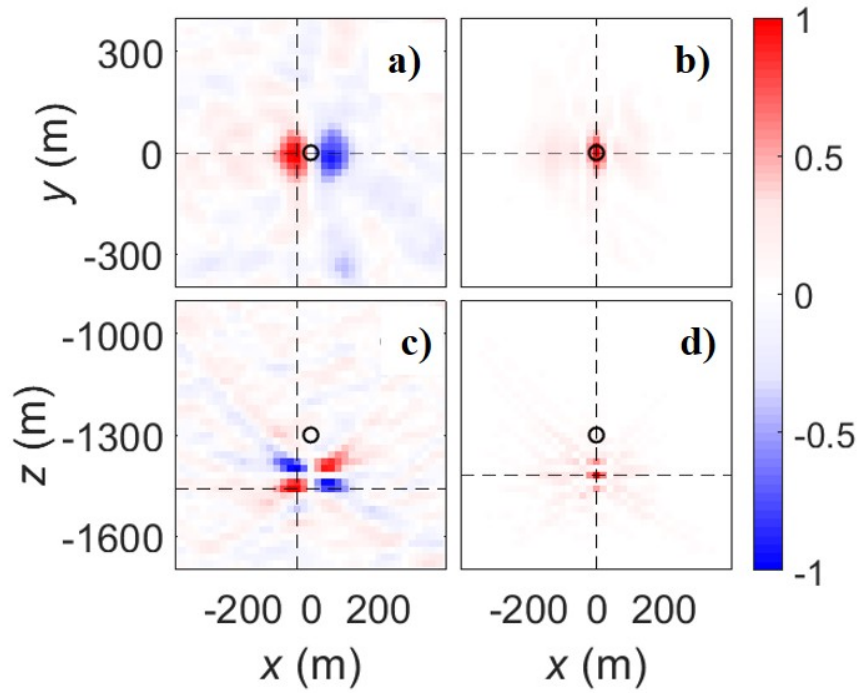


图 2.17 对于倾滑型震源在层状速度模型下合成的地震数据加 8 倍实际噪声后，使用偏低速度模型偏进行定位的结果。(a-b) 为绕射叠加定位结果；(c-d) 为相应的空间干涉成像结果。黑色圆圈为真实震源位置；虚线交点指示了相应的最大成像值位置。

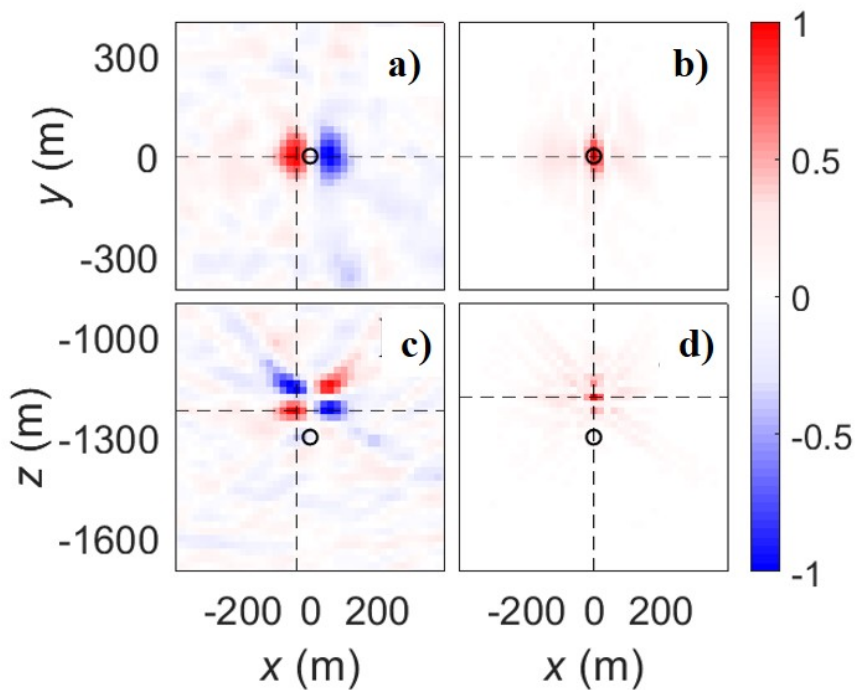


图 2.18 对于倾滑型震源在层状速度模型下合成的地震数据加 8 倍实际噪声后，使用偏高速度模型偏进行定位的结果。(a-b) 为绕射叠加定位结果；(c-d) 为相应的空间干涉成像结果。黑色圆圈为真实震源位置；虚线交点指示了相应的最大成像值位置。

我们进一步使用 Marmousi 模型进行测试，以验证绕射叠加干涉成像定位方法在复杂模型下的聚焦效果。如图2.19a 所示，我们把 2D 的 Marmousi 模型沿着 y 轴进行扩展来获取 3D 复杂模型，将一个倾滑型震源放置于 $(0, 0, -1500)$ m 位置处，使用图 2.8所示的观测系统，正演合成波形如图 2.20所示。在定位之前的走时计算过程中，我们使用图2.19b 中所示的光滑速度模型，并在图 2.21中展示了相应的定位结果。图 2.21a 为绕射叠加震源成像的结果，由于受到了复杂模型的影响，类辐射花样没有表现出比较完美的对称性，但仍然具有中心对称的特征。因此的空间干涉成像依然将其聚焦在对称中心，如图 2.21b 所示。

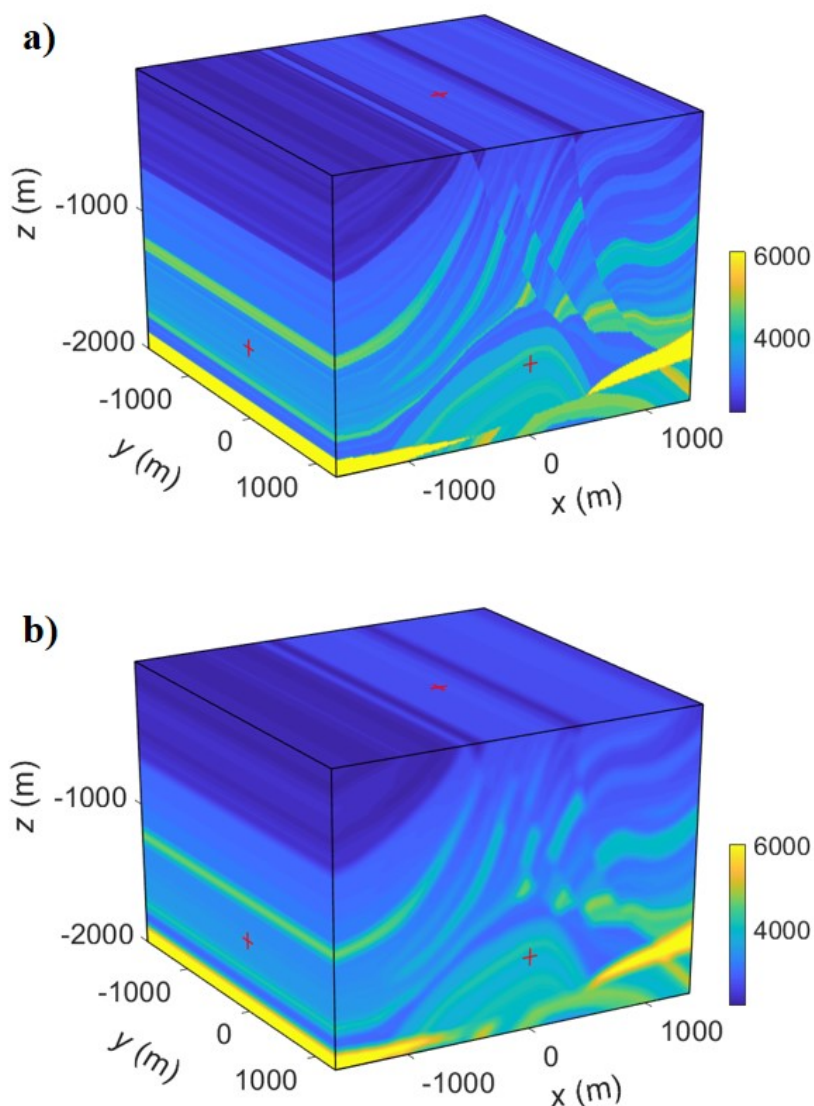


图 2.19 Marmousi 模型沿着 Y 轴扩展后的三维模型。(a) 用于合成数据的真实模型；(b) 用于定位计算走时的光滑速度模型。红色十字指示了测试中真实的震源位置。

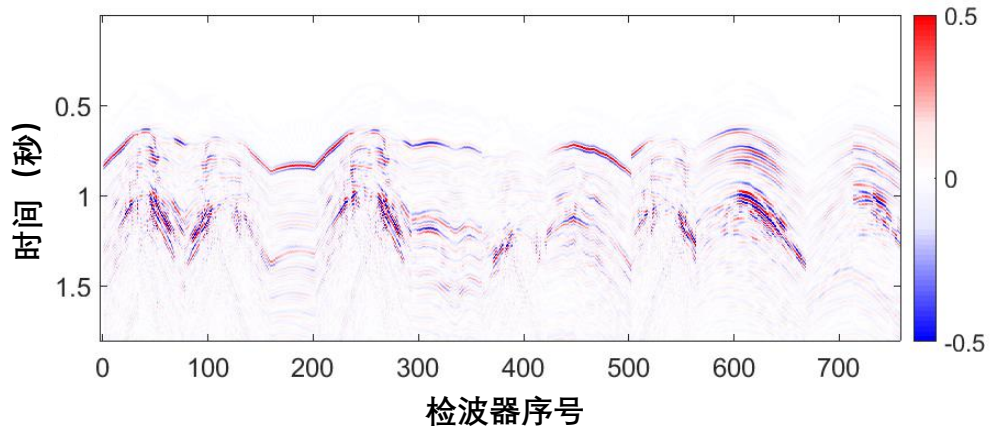


图 2.20 图 2.19a 中红色十字所示倾滑型震源在真实模型下的正演合成波形。

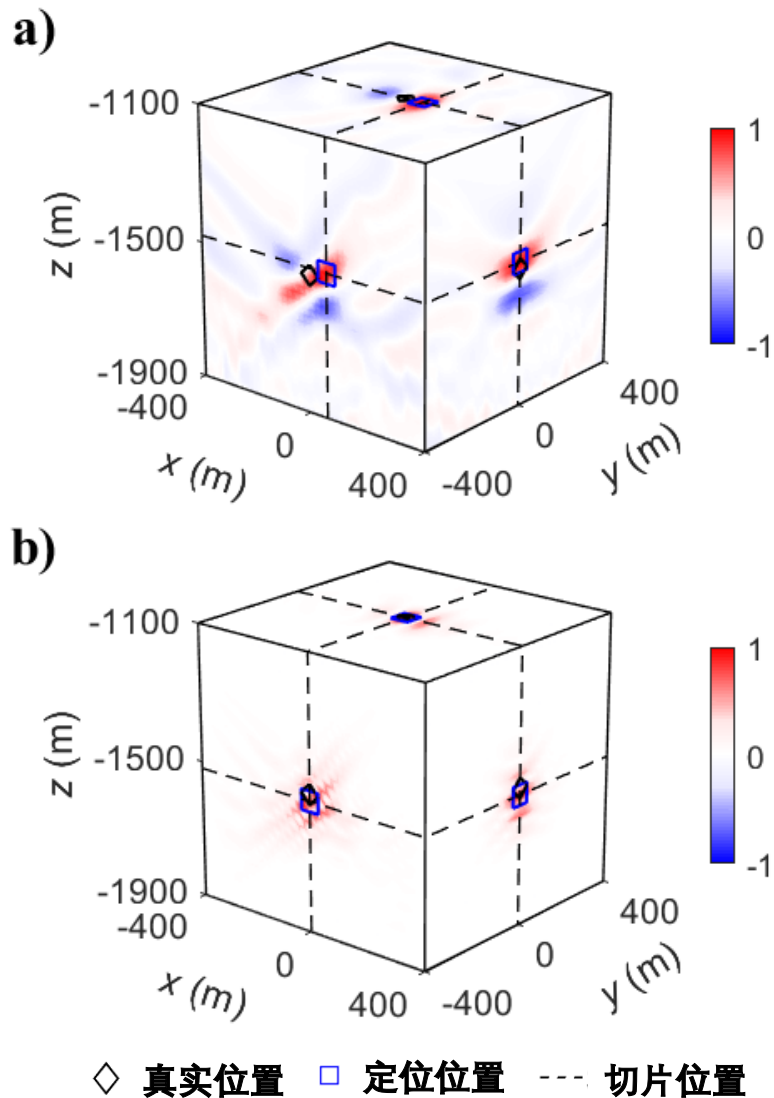


图 2.21 对于图 2.20 所示的事件，在图 2.19b 所示的光滑模型下得到的绕射叠加干涉成像定位结果。(a) 发震时刻处绕射叠加震源成像结果；(b) 相应的空间干涉成像结果。

为了检验绕射叠加干涉成像定位方法对于分布在地面观测系统边缘位置的事件能否有效定位，我们仍然使用图2.8所示的观测系统，并使用均匀模型对以下两个震源进行定位测试：位置为 $(-600, 0, -1500)$ m 的倾滑型震源；位置为 $(-1000, -1000, -1500)$ m 的走滑型震源。我们先展示了其中震源事件靠近地面观测系统中心位置时的绕射叠加干涉成像定位结果，如图 2.22 所示，其绕射叠加震源成像表现出很好的对称特征，而且干涉成像也将对称性分布聚焦到真实的震源位置处。图 2.23 展示了震源事件分布在地面观测系统边缘位置时的绕射叠加干涉成像定位结果，可以看出，当震源分布在观测系统边缘位置时，绕射叠加震源成像的聚焦效果受到影响，但是仍然具有明显的对称性特征，因此干涉成像还是可以对震源进行准确的定位。

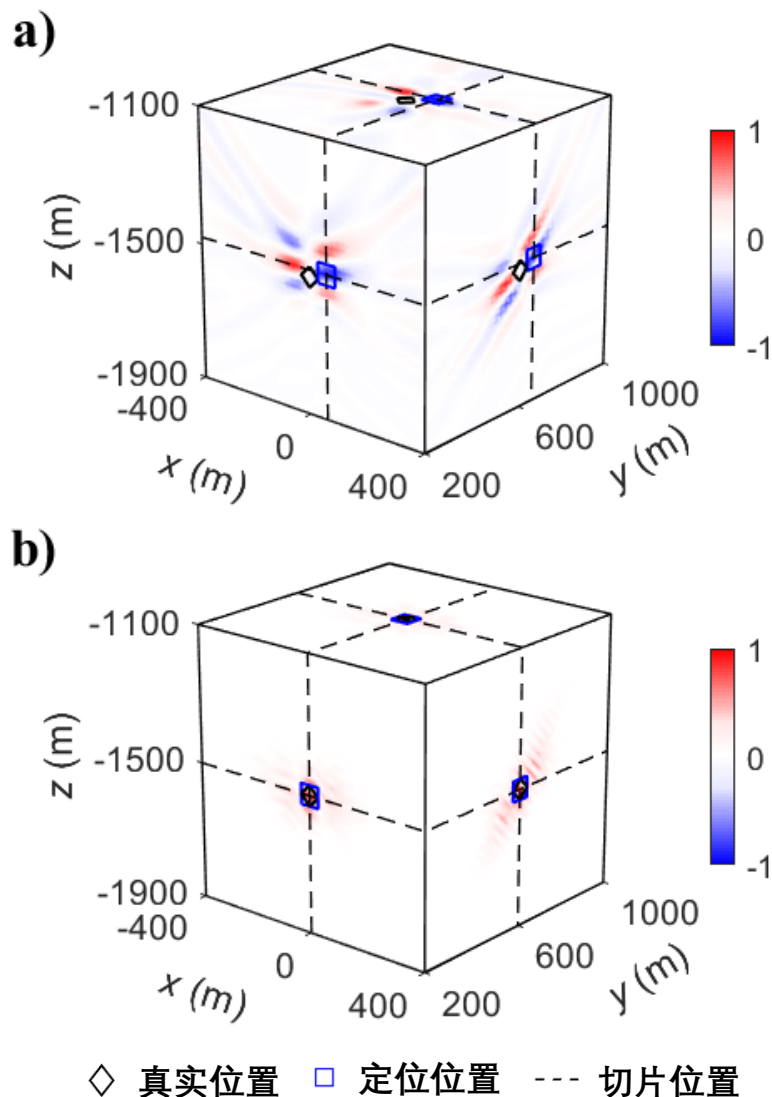


图 2.22 震源位置为 $(0, 600, -1500)$ m 的走滑型震源定位结果。(a) 发震时刻处的绕射叠加震源成像结果；(b) 对应的空间干涉成像结果。

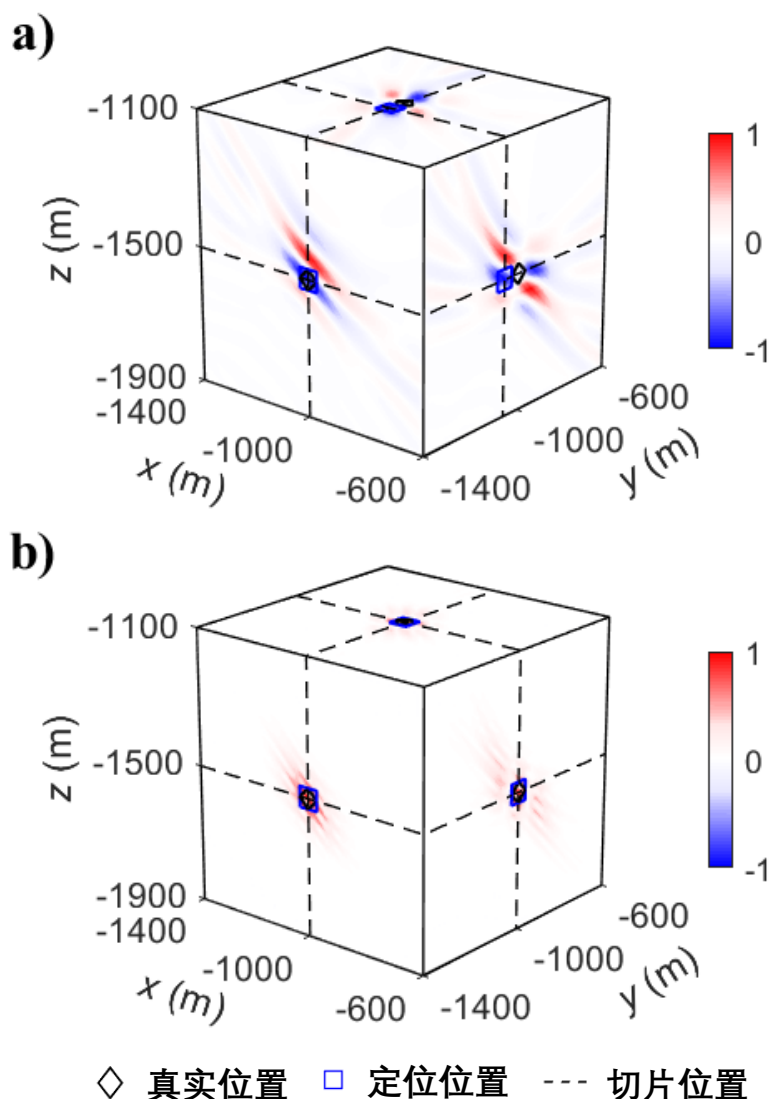


图 2.23 震源位置为 $(-1000, -1000, -1500)$ m 的倾滑型震源的定位结果。(a) 发震时刻处的绕射叠加震源成像结果；(b) 对应的空间干涉成像结果。

虽然基于绕射叠加的定位方法最佳的应用场景是使用大量检波器进行地面观测，但是可能会由于实际地形的限制，无法布设密集的地面检波器。因此，我们对使用不同数量检波器的定位结果进行测试。我们首先把所有检波器进行排序，然后使用不同的间隔抽取检波器，以获得用于定位测试的不同数量的检波器阵列。抽取检波器间隔为 16, 8, 4, 2, 1 时，得到的检波器数量分别为 48, 95, 189, 379, 758。检波器平均间距最大约为 206 m，最小约为 24 m。我们使用图 2.16 所示的震源以及层状速度模型合成数据，信号波长约为 148 m。添加 8 倍实际噪声之后，使用相应的均方根 (RMS) 速度进行定位。这里参考 Tarantola (2005) 提出的概率密度分布函数方法从成像结果中计算出概率上的位置以及不确定性。对于检测到的地震事件，先获得在发震时刻 t_0 处的干涉成像结果 $SI_{t_0}(\mathbf{x})$,

$$SI_{t_0}(\mathbf{x}) = SI(\mathbf{x}, \tau = t_0). \quad (2.22)$$

然后，使用如下公式计算 $SI_{t_0}(\mathbf{x})$ 的概率分布 $Prob(\mathbf{x})$ ：

$$Prob(\mathbf{x}) = \omega \cdot \exp \left[-\frac{(SI_{t_0}(\mathbf{x}) - \max(SI_{t_0}(\mathbf{x})))^2}{2\sigma^2} \right]. \quad (2.23)$$

其中， ω 是归一化常数， σ 表示 $SI_{t_0}(\mathbf{x})$ 的方差。最终在概率上的定位位置可以以下公式表示：

$$x_0 = \sum_x \left(x \cdot \sum_{y,z} Prob(\mathbf{x}) \right), \quad (2.24)$$

$$y_0 = \sum_y \left(y \cdot \sum_{x,z} Prob(\mathbf{x}) \right), \quad (2.25)$$

$$z_0 = \sum_z \left(z \cdot \sum_{x,y} Prob(\mathbf{x}) \right). \quad (2.26)$$

这样得到的定位结果就不会被限制在划分的网格点上。此外，还可以通过如下方差公式对定位误差范围进行概率估计：

$$\sigma_x = \pm \sqrt{\sum_x \left((x - x_0)^2 \cdot \sum_{y,z} Prob(\mathbf{x}) \right)}, \quad (2.27)$$

$$\sigma_y = \pm \sqrt{\sum_y \left((y - y_0)^2 \cdot \sum_{x,z} Prob(\mathbf{x}) \right)}, \quad (2.28)$$

$$\sigma_z = \pm \sqrt{\sum_z \left((z - z_0)^2 \cdot \sum_{x,y} Prob(\mathbf{x}) \right)}. \quad (2.29)$$

估计出的 $(\sigma_x, \sigma_y, \sigma_z)$ 被认为是定位结果的不确定性。我们将得到的概率上的位置和真实震源位置之间的距离定义为定位误差。图2.24中给出了不同数量检波器对应的定位误差以及定位结果的不确定性。

由于提出的绕射叠加干涉成像定位方法，主要是为了解决极性反转导致的定位不准确问题，这种极性反转现象主要来源于剪切破裂产生的微地震事件。而实际水力压裂过程中，除了剪切破裂之外，还会产生一些张性破裂，尤其是在水力压裂初期(杨瑞召等, 2016)。而张性破裂产生的爆炸源微地震事件，不会在地面垂直分量地震记录中产生极性反转现象，所以常规绕射叠加方法就可以对其进行准确定位。这里我们通过一个测试来说明，本文提出的绕射叠加干涉成像定位方法不仅适用于剪切破裂震源的准确定位，而且对爆炸源定位也同样有效的。

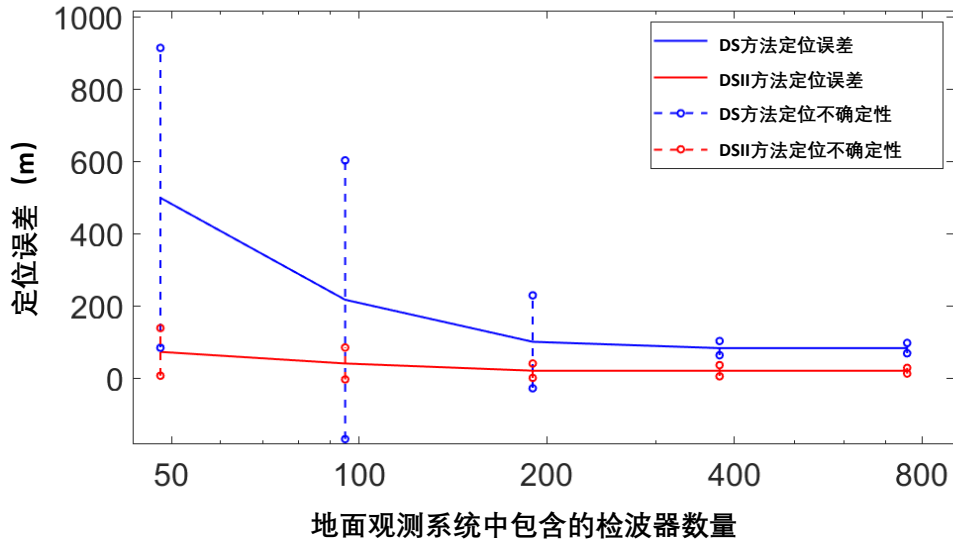


图 2.24 不同数量检波器的定位误差以及定位结果的不确定性。

图 2.25为爆炸源在均匀模型以及图 2.8所示观测系统下，合成的地面垂直分量地震记录，可以看出所有道集的 P 波极性都保持一致。震源真实位置为 $(x, y, z) = (0, 0, -1300)$ m，其绕射叠加干涉成像结果如图 2.26所示，绕射叠加震源成像的最大值即位于真实的震源位置处，而且和剪切源一样也具有对称性的分布特征，所以干涉成像结果仍然聚焦在对称性分布的中心点，即真实震源位置。

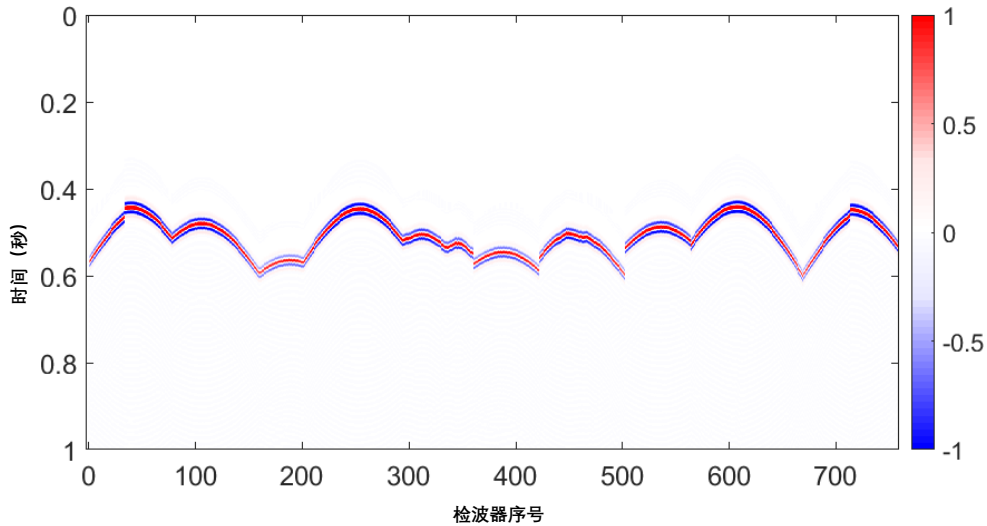


图 2.25 均匀速度模型以及图 2.8所示的观测系统下，爆炸源的合成波形。

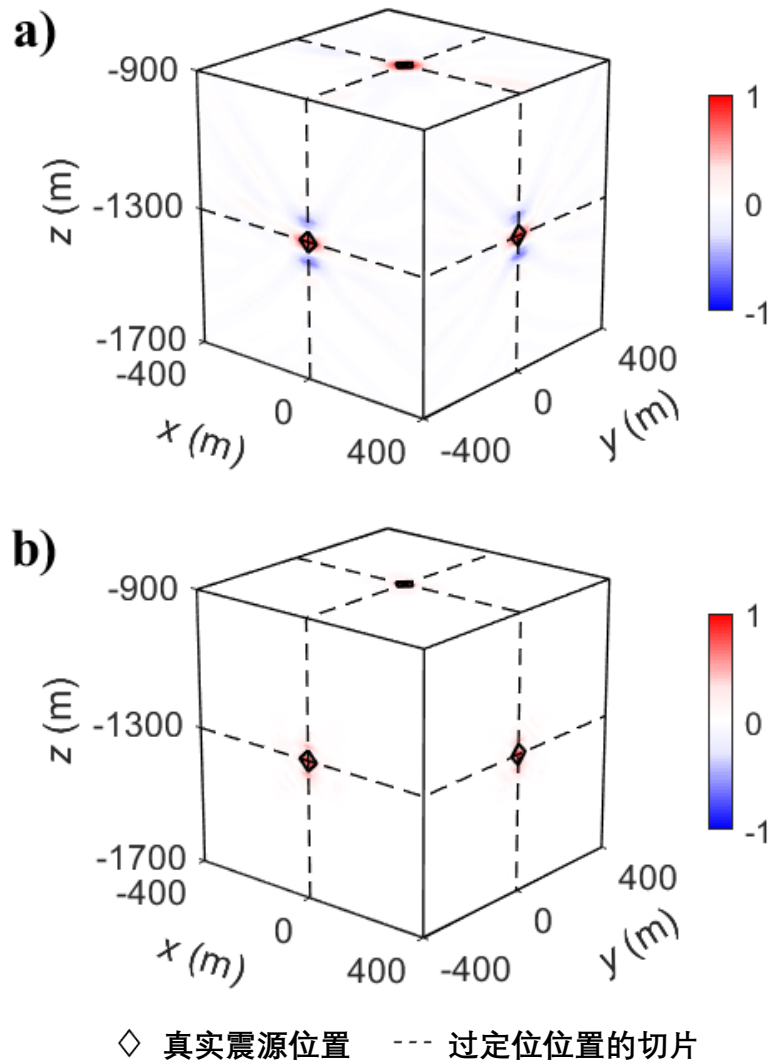


图 2.26 爆炸源事件绕射叠加干涉成像定位结果。(a) 发震时刻处绕射叠加震源成像结果；(b) 相应的空间干涉震源成像结果。

2.2.3 实际数据应用

我们把上一小节中提到的绕射叠加干涉成像定位方法应用于实际数据中。实际数据来源于中国西北地区一口煤层气井水力压裂的微地震监测。我们使用 20 m 的网距划分网格对实际数据进行定位，三个方向上 (x, y, z) 分别包含 50, 50, 60 个网格。

我们首先对地震数据进行以下预处理：(1) 去均值，将每一道数据均值转化为 0；(2) 带通滤波，使用 5-70 Hz 带通滤波去除低频干扰和高频噪声；(3) 归一化，将滤波后的每一道数据除以最大值，消除异常值干扰。由于没有记录到射孔事件，所以使用最开始出现的可见事件来校正 RMS 速度模型，这里基于一个常用的假设条件，即水力压裂产生的岩石破裂最开始出现在射孔点附近。

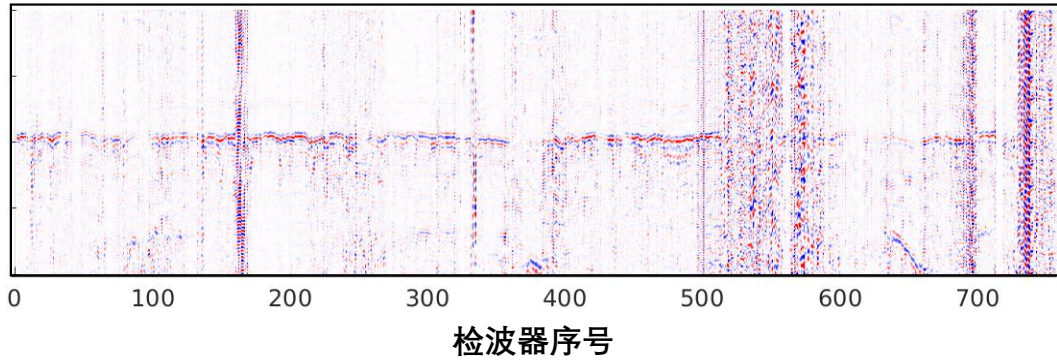


图 2.27 高程静校正后根据事件定位结果进行道集拉平。

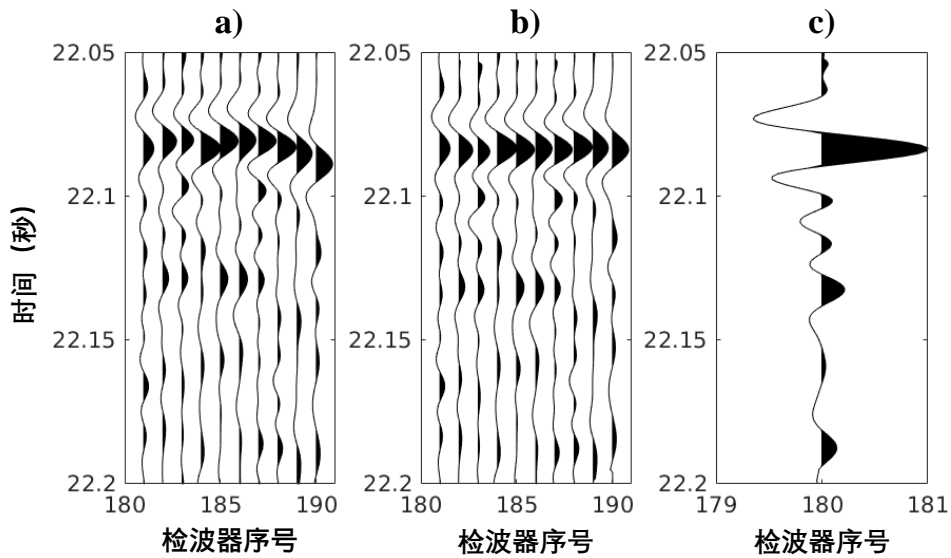


图 2.28 获取剩余静校正量的互相关模板计算。(a) 为信噪比较高的 10 道数据，即 181 到 190 道；(b) 为和 (a) 中 10 道数据的信号拉平结果；(c) 为 (b) 中拉平后道集的叠加结果，即剩余静校正量计算的互相关模板。

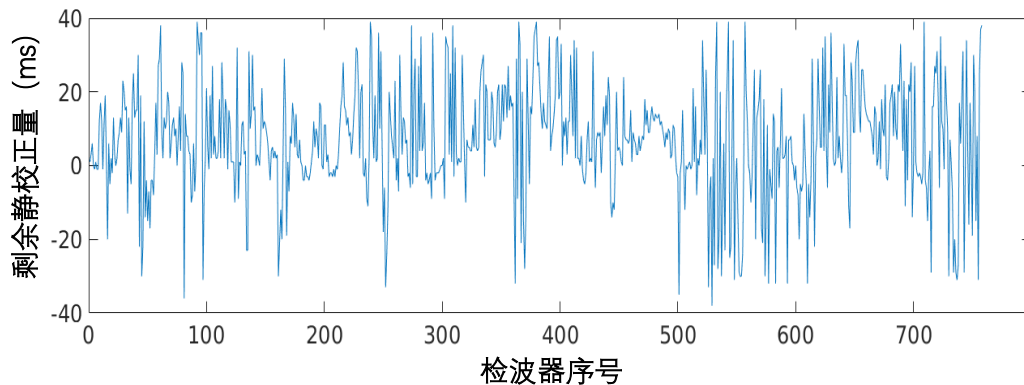


图 2.29 根据互相关模板与图 2.27 中拉平的道集进行逐道互相关得到的剩余静校正量。

由于检波器之间有较大的高程差，并且缺乏近地表速度模型，所以我们使用检波器的高程差对数据进行静校正。我们使用校正后的 RMS 速度模型，首先

对一个刚开始出现的较强事件进行绕射叠加干涉成像定位。然后根据定位位置对应的到时曲线将道集拉平，如图 2.27 所示。此时拉平的道集表现出局部抖动，这可以认为是受到剩余静校正量的影响。这里使用互相关的方法计算这一剩余静校正量(程磊磊 等, 2015; 姜宇东 等, 2013)。我们选择信噪比较高的 10 道数据(图 2.28a)，将事件信号拉平(图 2.28b)，仍然叠加拉平的道集，以获得更加稳定的互相关模板(图 2.28c)。使用该模板和图 2.27 中所示的拉平后的道集，进行逐道互相关，得到的时移即视为剩余静校正量，如图 2.29 所示。图 2.30 展示了去除剩余静校正量后的道集拉平结果，可以看出事件已经被完全拉平。如图 2.31 所示，我们通过另外一个发生在 17.4 s 附近的强事件，对高程静校正和剩余静校正的波形变化过程进行展示，从红色方框中放大的细节可以看出：高程静校正改变了事件的初至曲线，而剩余静校正使得事件更加光滑。

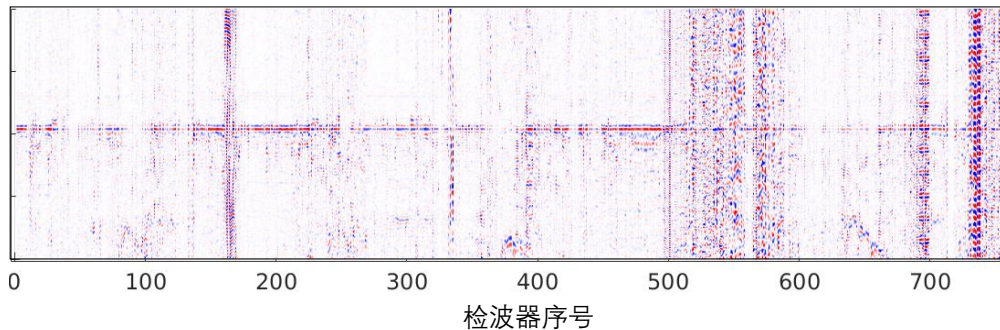


图 2.30 剩余静校正后根据事件定位结果进行道集拉平。

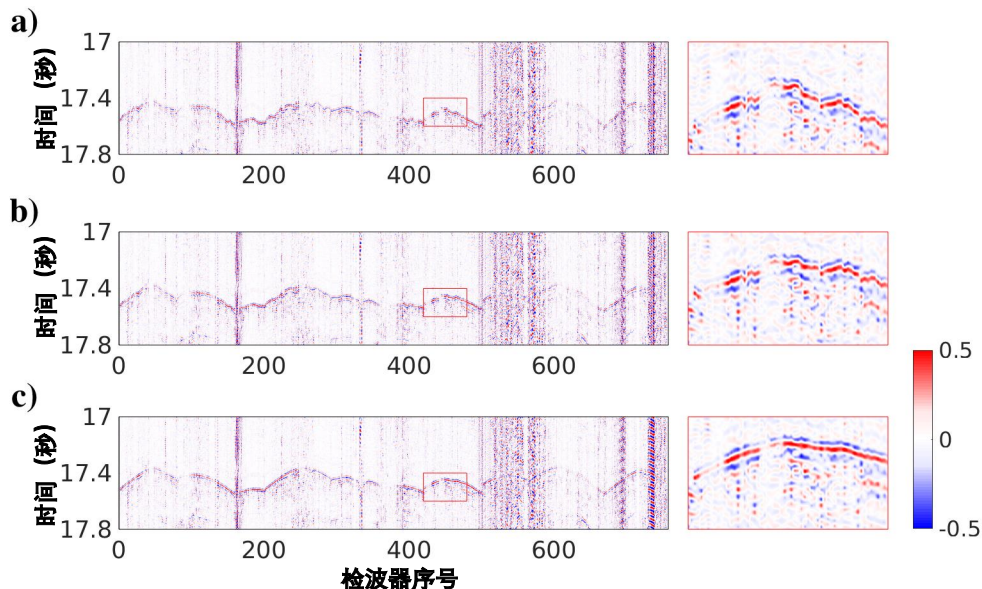


图 2.31 实际地震记录中一个强事件的波形：(a) 带通滤波后波形；(b) 高程静校正后波形；(c) 剩余静校正后波形。

然后我们对整个数据进行微地震事件的检测定位。在实际操作中，我们记

录每个时刻对应的最大干涉成像值，并将其作为事件检测函数。根据Trojanowski et al. (2017) 的描述，事件检测的阈值至少为背景检测值的三倍。因此，我们将事件检测的阈值定义为背景检测值的3倍，其中，背景检测值通过计算出现事件前的4s检测函数的平均值获得。在1.5个小时的数据中，我们一共检测到了3514个微地震事件。在这里，我们通过检查事件发震时刻处对应的绕射叠加震源成像结果，来对事件检测结果进行质量控制，即判断检测到的事件是否可靠性。如果绕射叠加震源成像结果中呈现处对称分布的特征，则认为事件是真实存在的；如果没有任何对称性分布的特征，则认为是误触发事件。我们对所有检测到的事件进行上述检查，最终获得3088个可靠的微地震事件，其空间分布如图2.32a-b所示。作为对比我们还使用了传统绕射叠加方法对实际数据进行了定位测试。我们使用同样的事件检测标准以及质量控制方法，一共得到了1788个微地震事件，其空间分布如图2.32c-d所示。通过对比绕射叠加干涉成像的定位结果和传统绕射叠加的定位结果，我们可以看出两种方法检测到的微地震事件，在空间分布上具有较好的一致性，尤其是在水平方向上。此外，我们还对比了两种方法检测到的微地震事件的发震时刻，结果表面，几乎所有传统绕射叠加检测到的事件，都被本文提出的绕射叠加干涉成像定位方法检测到。

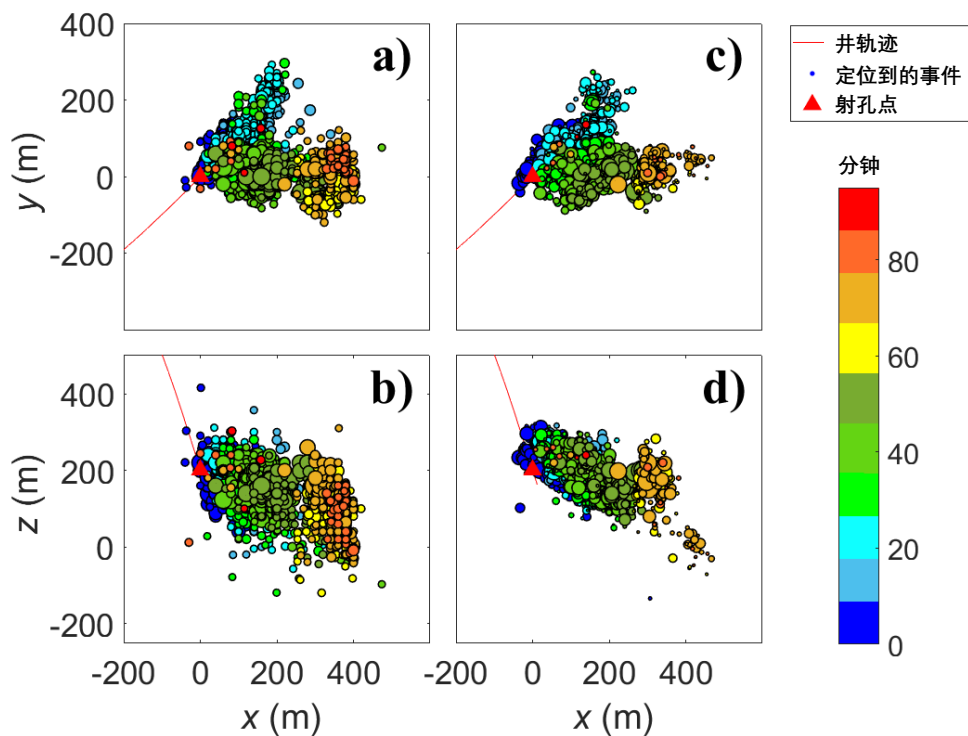


图 2.32 实际微地震数据的检测定位结果。(a) 和 (b) 为绕射叠加干涉成像定位结果；(b) 和 (c) 为传统绕射叠加的定位结果。圆点的颜色表示微地震事件发生的顺序，圆点的直径越大表示事件的干涉成像值越大。

这里对于实际数据的检测定位，并没有完全挖掘两种方法的事件检测潜力，

而是在相同的检测准则下，对比两种方法的检测定位结果。在震源发震时刻处，空间干涉成像方法大大增加了震源成像值，但是对于非震源发震时刻，由于叠加成像结果在空间中的分布具有较高的随机性，所以空间干涉算法对此时的震源成像值放大效果并不明显。在对检测曲线进行归一化之后，背景检测值相对于事件的检测值大大降低，所以在同样的检测准则下，即检测值高于3倍的背景检测值，干涉成像方法得到了更多的事件。

我们用公式 2.27-2.29 所示的概率密度分布函数的方法，对定位结果的误差进行概率上的估算。绕射叠加干涉成像定位结果的平均误差为 $(\sigma_x, \sigma_y, \sigma_z) = (\pm 3.51, \pm 7.98, \pm 6.81) \text{ m}$ ；传统绕射叠加定位结果的平均误差为 $(\sigma_x, \sigma_y, \sigma_z) = (\pm 13.75, \pm 16.02, \pm 13.65) \text{ m}$ 。

最后，我们通过两个检测到的事件的定位结果，来说明使用绕射叠加震源成像进行事件检测质量控制的过程。第一个事件的绕射叠加震源成像结果如图 2.33a-b 所示，并没有呈现出对称性分布的特征，所以虽然其干涉成像的结果（如图 2.33c-d 所示）比较聚焦，并且超过了给定的阈值，我们仍然认为这是一个误触发事件。第二个事件的绕射叠加震源成像结果如图 2.34a-b 所示，呈现出明显的类辐射花样对称分布的特征，所以我们认为这个事件检测结果是可靠的，同时相应的干涉成像结果（如图 2.34c-d 所示）也将能量聚焦在对称性分布的中心位置。

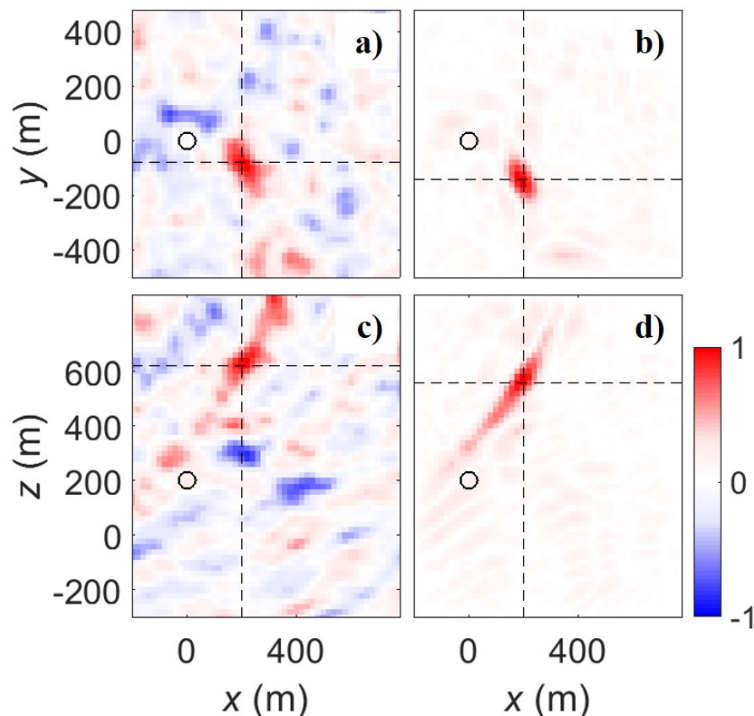


图 2.33 检测到的误触发示例事件的震源成像及定位结果。(a) 和 (b) 为误触发事件的绕射叠加震源成像结果，(c) 和 (d) 为相应的干涉成像结果。黑色圆圈表示射孔位置，虚线的交点为相应的最大成像值位置。

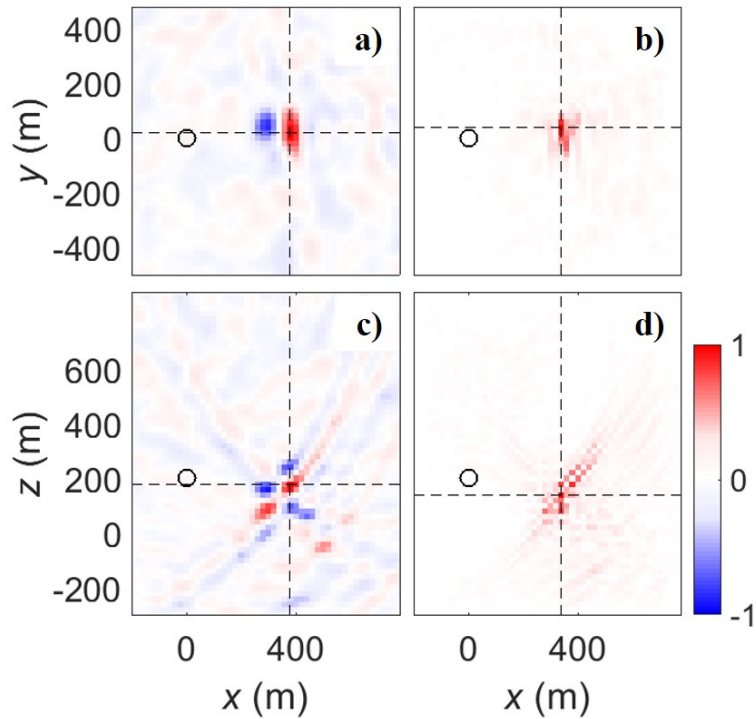


图 2.34 两个检测到的真实示例事件的震源成像及定位结果。(a) 和 (b) 为真实事件的绕射叠加震源成像结果，(c) 和 (d) 为相应的干涉成像结果。黑色圆圈表示射孔位置，虚线的交点为相应的最大成像值位置。

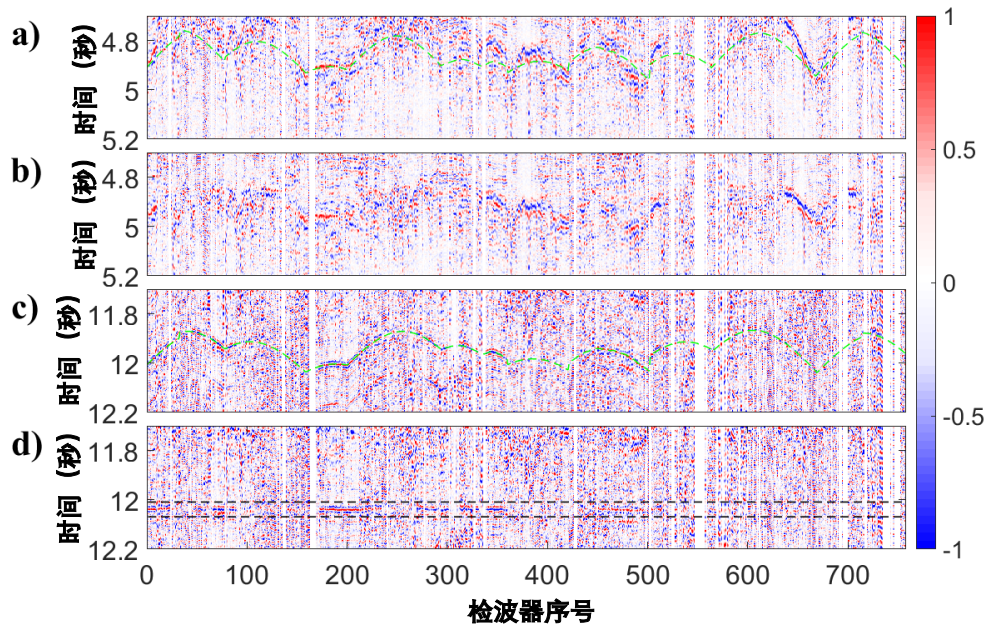


图 2.35 两个检测到的示例事件的震源成像及定位结果。

我们进一步通过观察检测到的事件对应的地震记录波形，来验证我们质量控制的可靠性。图 2.35a-b 为第一个事件对应的处理后地震波形和按照其定位结果进行道集拉平后的波形，绿色曲线指示了定位到的位置对应的 P 波初至，并没

有地震事件和该理论 P 波初至相吻合，而且在道集拉平后也没有出现被拉平的微地震事件；图 2.35c-d 为第二个事件对应的处理后地震波形和按照其定位结果进行道集拉平后的波形，可以看出在部分道集中有和理论 P 波初至相吻合的事件，而且拉平后的道集中也出现了比较明显的地震事件，只是由于该事件信噪比较低，所以只在部分道集比较明显。

2.3 本章小结

本章首先介绍了传统绕射叠加定位方法的基本理论和实现过程，并且对传统绕射叠加定位方法存在的极性反转问题进行阐述，以及对近年来针对该问题对绕射叠加定位做出改进的一些方法进行梳理。然后提出一种新的用来解决极性反转问题的绕射叠加干涉成像定位方法。该方法并不在绕射叠加之前不对波形进行极性校正，而是在绕射叠加之后，对震源成像结果进行空间干涉成像，将叠加得到的具有对称性分布特征的一类辐射花样聚焦到真实的震源位置。

在对绕射叠加干涉成像定位方法进行理论解释时，我们还对该方法的计算效率进行分析，结果表明用来解决极性反正问题的空间干涉过程，只会增加和绕射叠加同等水平的计算量，因此我们认为该方法相比于通过震源机制反演校正极性的方法，具有更高的计算效率，这大大增加了其应用于微地震实时监测的可能性。

进一步进行的一系列合成测试，说明我们提出的绕射叠加干涉成像定位方法具有较好的抗噪性，并且在速度模型不准确或者在复杂模型的情况下，事件仍然能够很好的聚焦。此外，提出的方法也适用于不对称观测或者观测系统稀疏的情况。

最后我们把提出的绕射叠加干涉成像定位方法应用于实际水力压裂微地震监测数据中，并且提出可以使用绕射叠加震源成像的结果对检测到的事件进行质量控制。然而这个质量控制的过程需要如果依靠人工实现，将会耗费巨大的人力成本，这就促使我们开发一种自动的类辐射花样识别方法。

第3章 基于人工智能图像识别的微地震定位方法

近年来,人工智能技术已经被广泛应用到地震学的研究中。然而在地震监测的领域内,大部分的人工智能算法都着重于解决震相拾取的问题,例如CDRP (Zhou et al., 2019)、PhaseNet (Zhu et al., 2019a) 以及EQTransformer (Mousavi et al., 2020) 等等。而对于地震定位的问题,目前比较普遍的做法还是对拾取到的震相进行关联。Zhang et al. (2020b) 跳过震相拾取过程,基于构建的深度卷积神经网络,实现了从地震波形输入到震源位置的输出的定位过程,不过这里输出的是以震源位置为中心的高斯分布。按照从地震波形到震源位置这种思路的人工智能地震定位方法,在微地震定位的应用中具有一定的局限性。首先,其训练过程依赖于已有的地震目录,这在水力压裂微地震监测中是无法获取的,而且由于不同工区的速度模型和噪声环境有很大差异,在某个工区应用效果很好的神经网络很难直接迁移到另一个工区进行应用;其次,对于低信噪比的微地震事件,事件的波形几乎完全被湮没在噪声中,很难在地震记录中观察到完整的P波初至,这可能会影响神经网络对其进行的预测定位。

3.1 从微地震定位问题到图像识别问题

考虑到地震波形比较容易受到速度模型的影响,而通过波形进行震源偏移成像所得到的类辐射花样,则更多的是与其震源机制有关,因此表现出更好的统一性。于是我们可以转换思路,把人工智能神经网络的输入由数据域的地震波形,改变为成像域的震源偏移成像结果。

我们已经在第二章中提到,传统的叠加成像不能在真实的震源位置获得最大的叠加值,而是在震源位置周围呈现一个具有对称分布特征类辐射花样。这个空间形态与震源机制相关的类辐射花样不仅影响震源的准确定位,还因为其存在多个成像极值的问题,而影响震源事件的检测。虽然我们可以通过空间干涉的方法对其进行相对高效率的校正,但是一方面,干涉过程仍然会带来和绕射叠加同水平的计算成本,另一方面,其校正的结果不能使能量完全的聚焦,会产生一些假象仍然存在多极值的问题。而且对于一些高能量的噪声点,空间干涉的方法也无法进行有效的去除。仍然以第二章中图2.6中展示的倾滑型震源2D成像为例,绕射叠加后得到的实际震源成像结果如图3.1a所示,在震源成像结果中得到的是呈现对称性分布的类辐射花样。通过如图3.1b所示的空间干涉成像,可以把对称性分布的能量聚焦到中心位置,虽然在真实的震源位置获得了最大成像值,但是震源成像结果呈现多个极值分布在震源周围,并没有完美聚焦。

而我们期望得到的震源成像结果如图 3.1c 所示，不仅可以在真实震源位置获取最大的成像值，而且消除了绕射叠加和干涉成像中的多极值问题。因此，我们考虑使用人工智能的方法对绕射叠加成像得到的类辐射花样进行识别。于是将微地震的定位问题转化为使用人工智能来识别绕射叠加成像结果中类辐射花样的图像识别问题。

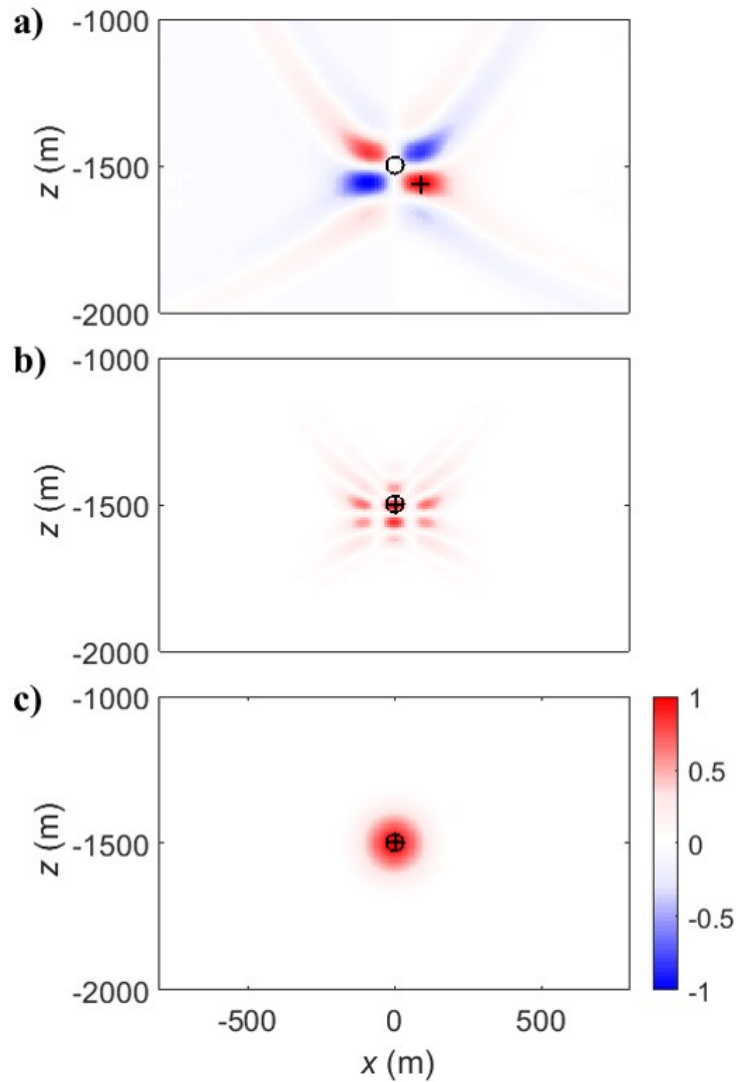


图 3.1 倾滑型震源在不同情况下震源成像结果。(a) 绕射叠加震源成像结果；(b) 空间干涉成像结果；(c) 理想的震源成像结果。黑色圆圈表示真实的震源位置，黑色加号表示相应的最大成像值位置

3.2 基于深度卷积神经网络的类辐射花样识别与定位

如果我们将空间干涉过程看作是一个滤波过程，那么把对称性分布的能量聚焦在中心位置的算法就是人为设计的一个滤波器。但是受限于人为设计的滤

波器没有足够的复杂度,所以滤波的结果并不完美,即能量不能完全聚焦。而基于人工智能的神经网络可以设计出含有上百万甚至上千万个参数的复杂滤波器,从而使类辐射花样的能量达到完美聚焦。

此外,我们在第二章中提出绕射叠加在实际应用中可以作为一种事件检测的质量控制手段,但是如果依靠人工检查绕射叠加震源成像是否具有对称性分布特征,无疑会带来巨大的人力成本。而使用神经网络对类辐射花样的识别,则可以使用训练好的网络快速的进行自动检查,这将大大节约事件检测质量控制过程中的人力成本。

3.2.1 网络结构

对图 3.1a 所示的对类辐射花样进行识别,需要对类辐射花样的对称性分布特征进行提取,所以我们想到利用 U-Net 这种优秀的特征提取网络来解决这一问题。U-Net 最先在生命科学中用来进行细胞图像的分割 (Ronneberger et al., 2015)。在全卷积网络 (Long et al., 2015) 的基础上修改发展而来的 U-Net, 可以从少量的训练样本中, 获取更加精确的分割结果。该网络首先对输入数据进行下采样编码来进行特征提取, 然后编码过程对得到的高级抽象特征进行上采样解码, 来获取高分辨率的低级表层特征, 并且在解码过程中将同级的下采样和上采样得到的特征层进行特征融合。网络在编码过程中使用最大池化进行四次 $1/2$ 的下采样, 每次下采样之间为两个卷积层, 每个卷积层都包含一个 ‘valid’ 型的卷积操作和 ‘ReLU’ 激活函数。由于使用的是 ‘valid’ 型卷积, 所以图像的尺寸会因为每次卷积而缩小, 因此在横向连接之前要对特征层尺寸进行调整, 来保证横向连接的两个特征层尺寸相同。在解码过程中, 使用四次 2 倍的上采样, 每次上采样之间也是两个卷积层, 每个卷积层同样包含一个 ‘valid’ 型的卷积操作和 ‘ReLU’ 激活函数。最后使用 1×1 卷积进行分类, 并且使用 ‘softmax’ 激活函数计算概率。

由于 U-Net 具有较好的特征提取效果, 现已被广泛应用于地球物理的各个方向, 例如震相拾取 (Zhu et al., 2019a; 赵明等, 2019; Wu et al., 2019a; Mousavi et al., 2020; 张逸伦等, 2021)、地震数据去噪 (张攀龙等, 2020; Li et al., 2021; Meng et al., 2021)、速度建模 (Yang et al., 2019; Geng et al., 2020; 王艺豪, 2021) 以及地震资料解释 (Wu et al., 2019b, 2020a,b; Li et al., 2020a; Wu et al., 2021; Shi et al., 2021) 等等。

由于绕射叠加震源成像结果是一个包含时间和空间的四维函数, 所以我们将传统的二维 U-Net 中的卷积层、池化层以及上采样都改成三维操作。网络整体结构如图 3.2 所示, 网络的输入和输出尺寸均为 $64 \times 64 \times 64 \times 32$, 分别对应震源成像域在 (x, y, z, t) 维度上的网格点数, 其中时间维度被看作通道数。对于输入的四维成像矩阵, 网络先进行四次降采样, 每次降采样前通过两次卷积和

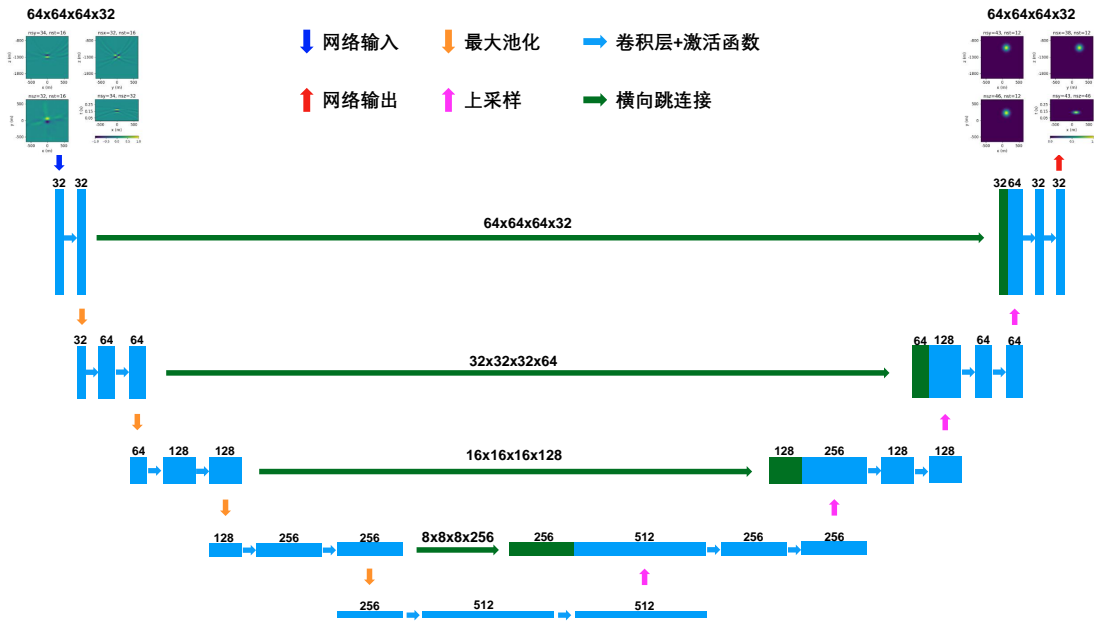


图 3.2 修改后的三维 U-Net 结构，其中卷积层、池化层和上采样均为三维操作。

‘ReLU’ 激活函数，这里也将卷积操作修改为 ‘same’ 型，因此卷积过程中图像尺寸保持不变，可以直接进行同级特征层的横向跳连接。在通过降采样逐步获取数据中的轮廓特征后，进行四次的上采样，每次上采样之后同样通过两次卷积和 ‘ReLU’ 激活函数，上采样过程结合横向跳连接逐步恢复数据中的细节特征。最后在输出过程中使用 1×1 卷积调整通道数，并且使用 ‘softmax’ 激活函数计算概率，获得和输入矩阵尺寸相同的输出结果。

3.2.2 数据准备与训练

这里仍然使用第二章中图 2.3 所示的观测系统来生成网络训练需要的合成波形数据。在一定的范围内随机生产 800 个具有不同位置、不同发震时刻和不同震源机制的微地震事件，这里的震源机制参数只考虑了双力偶源的情况。震源的位置、发震时刻和震源机制参数的分布范围如表 3.1 所示。

表 3.1 800 个训练样本的震源参数分布范围

震源参数	范围
震源位置	$x : (-320 \sim 320) \text{ m}$
	$y : (-320 \sim 320) \text{ m}$
	$z : (-1620 \sim -980) \text{ m}$
发震时刻	$t_0 : (10 \sim 320) \text{ ms}$
震源机制	$\phi : (0 \sim 360)^\circ$
	$\delta : (0 \sim 90)^\circ$
	$\lambda : (0 \sim 180)^\circ$

训练数据以及标签的生成过程如图 3.3 所示。在均匀的速度模型下，我们使用解析格林函数来合成地震波形。然后使用真实的速度模型进行绕射叠加震源成像，成像域的空间网格间隔为 20 m，时间间隔为 10 ms。将得到的四维成像矩阵作为输入数据；将标签定义为以真实震源位置和发震时刻为中心的三维高斯分布，具体表达式为：

$$GD(x, y, z, t) = \frac{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 + (z - z_0)^2}{2\sigma_1^2} + \frac{(t - t_0)^2}{2\sigma_2^2}, \quad (3.1)$$

其中 (x_0, y_0, z_0, t_0) 为真实震源位置及发震时刻， σ_1, σ_2 分别为高斯分布在空间上和时间上的方差。 σ_1, σ_2 的值需要人为预先设定，取值过小会，即震源成像结果聚焦范围很小，会在训练过程中产生正负样本不均衡问题；取值过大，即震源成像聚焦范围很大，则会影响成像结果的分辨率。这里选择 $\sigma_1 = 60, \sigma_2 = 15$ ，可以在保证震源成像结果具有较好分辨率的同时，对网络进行较为稳定的训练。

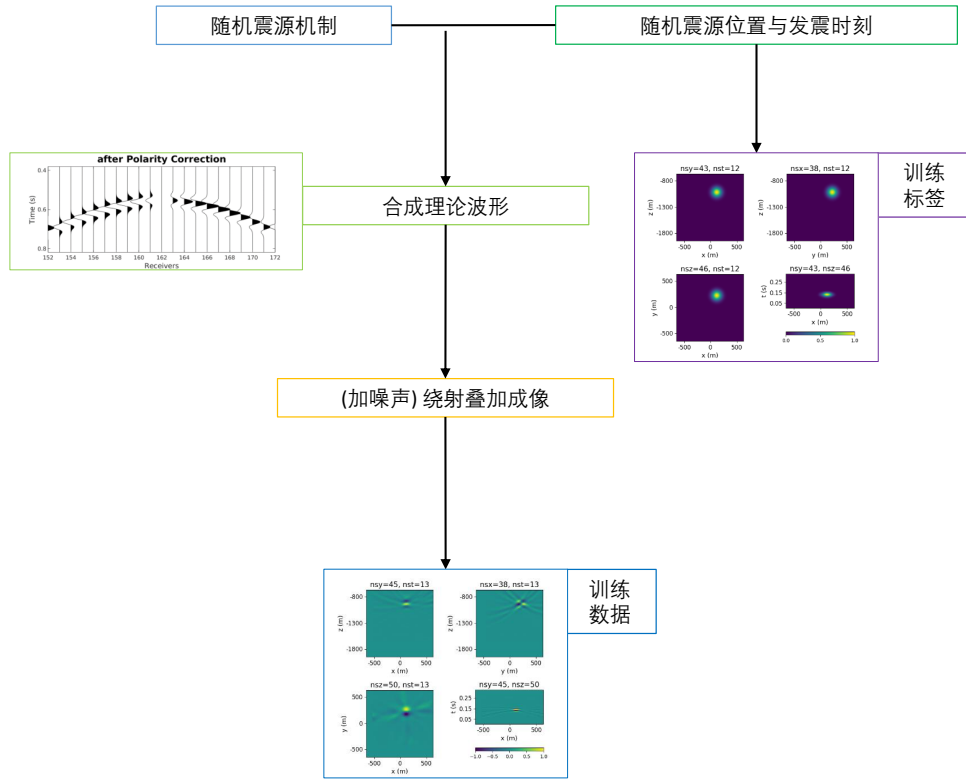


图 3.3 训练数据及相应标签的生成流程。

虽然我们在训练数据中考虑了震源机制的变化，但由于该方法的主要目的是进行震源定位，所以这里在输出端并没有考虑震源机制，在后续的研究中可以考虑进一步对震源机制进行预测。

图 3.4 显示了一个样本的合成波形、绕射叠加成像结果（即网络输入）以及以震源位置和发震时刻为中心的高斯分布（即训练标签）。该样本事件的位置为 $(x, y, z) = (-120, 380, -1140)$ m，发震时刻为 $t_0 = 110$ ms，震源机制为

$(\phi, \delta, \lambda) = (0^\circ, 90^\circ, 0^\circ)$ 。可以看出绕射叠加的成像结果在空间上呈现出很好的对称性分布特征，并且在时间上也具有一定的对称性。

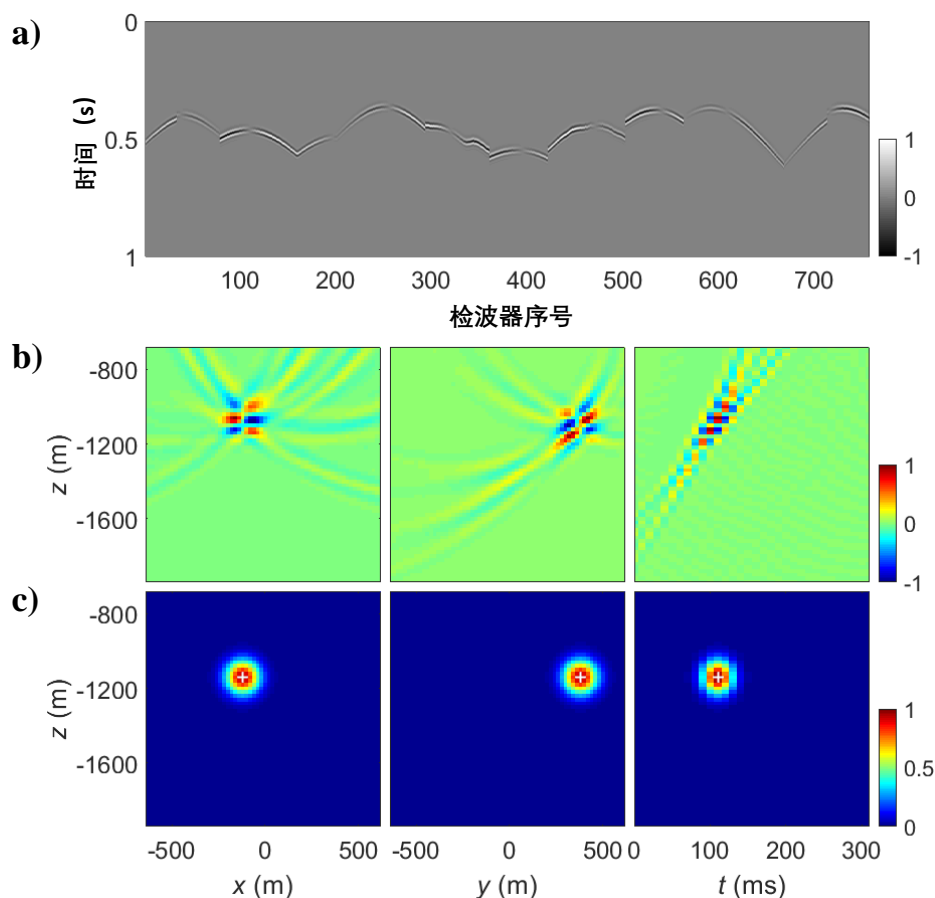


图 3.4 不含噪声训练样本示例。(a) 不含噪声样本事件的合成波形；(b) 对应的绕射叠加成像结果，即网络输入；(c) 以样本事件震源位置和发震时刻为中心的 4D 高斯分布，即相应的标签，其中白色加号指示了震源位置和发震时刻。

为了增强网络的抗噪能力，我们在其中 400 个样本事件的合成波形上加入实际噪声，噪声最大值和信号最大值相同。图 3.5 显示了一个含噪声样本的波形、绕射叠加震源成像和相应的标签。该样本事件的位置为 $(x, y, z) = (-120, -140, -1320)$ m，发震时刻为 $t_0 = 160$ ms，震源机制为 $(\phi, \delta, \lambda) = (110^\circ, 73^\circ, 149^\circ)$ 。虽然从波形上可以看出信号受到了噪声的干扰，但是绕射叠加方法依然在震源成像结果中得到了清晰的类辐射花样。

对于 800 个训练样本，我们选择其中 360 个不含噪声样本以及 360 个含噪声样本作为训练集，其余 40 个不含噪样本和 40 个含噪声样本作为验证集。构建的训练网络共包含 23560096 个训练参数，我们使用了均方差 (MSE) 损失函数，初始学习率为 0.0004，每训练 20 次学习率降低为原来的一半，训练过程共进行了 200 次迭代。图 3.6 展示了训练过程中训练集和验证集损失曲线的变化。可以看出在进行 150 次迭代之后，已经具有较好的收敛效果。

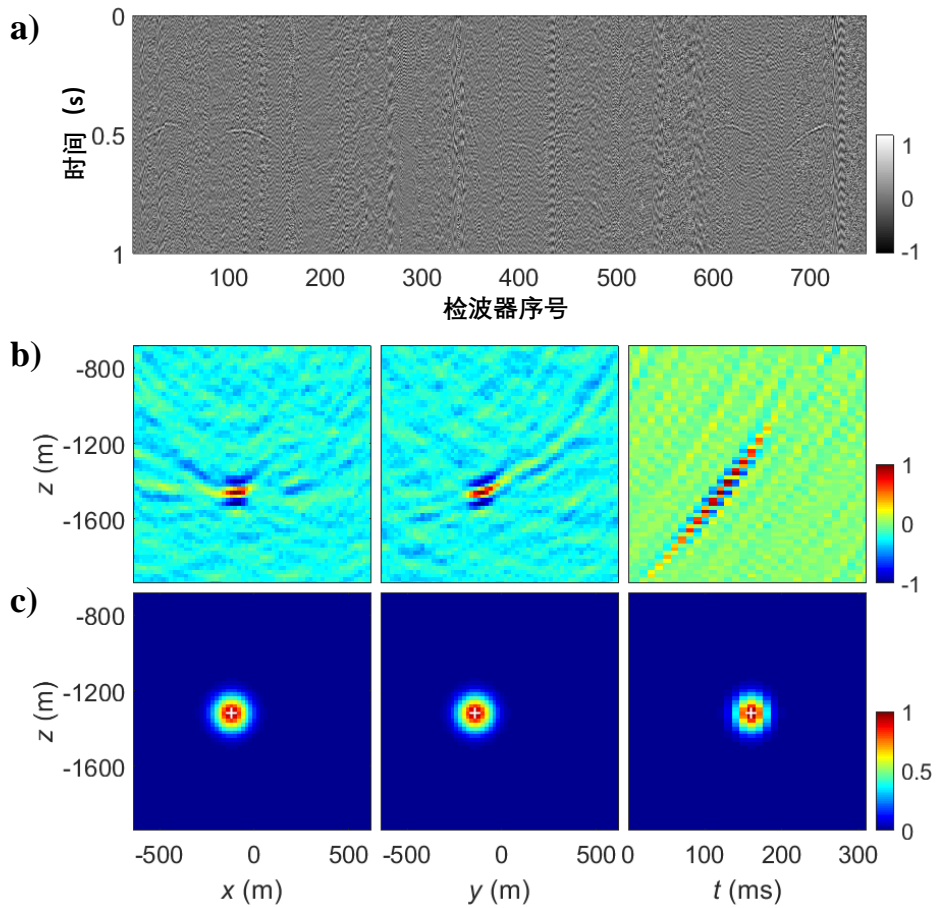


图 3.5 含 1 倍噪声训练样本示例 (a) 含噪声样本事件的波形; (b) 对应的绕射叠加成像结果, 即网络输入; (c) 以样本事件震源位置和发震时刻为中心的 4D 高斯分布, 即相应的标签, 其中白色加号指示了震源位置和发震时刻。

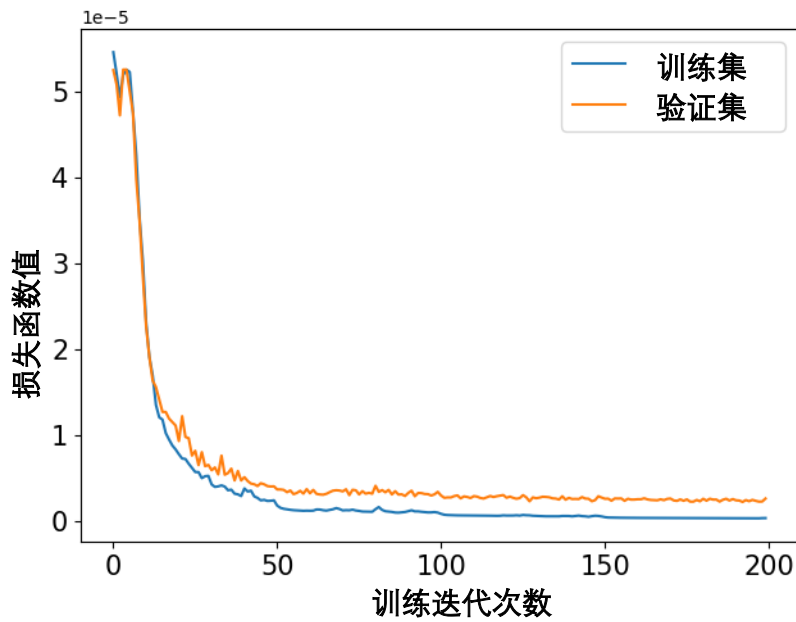


图 3.6 200 次迭代过程中, 训练集和验证集的损失曲线变化。

3.2.3 理论数据预测结果分析

网络训练完成之后，我们首先通过对验证集样本的预测来检验网络训练的效果。图 3.7 展示了一个验证集样本的网络输入、样本标签以及预测结果。结果显示网络预测结果对应的最大成像值即为真实的震源位置，而且和标签一样，以震源位置和发震时刻为中心呈近似高斯分布。这说明训练后的网络在验证集上已经有了比较好的拟合。

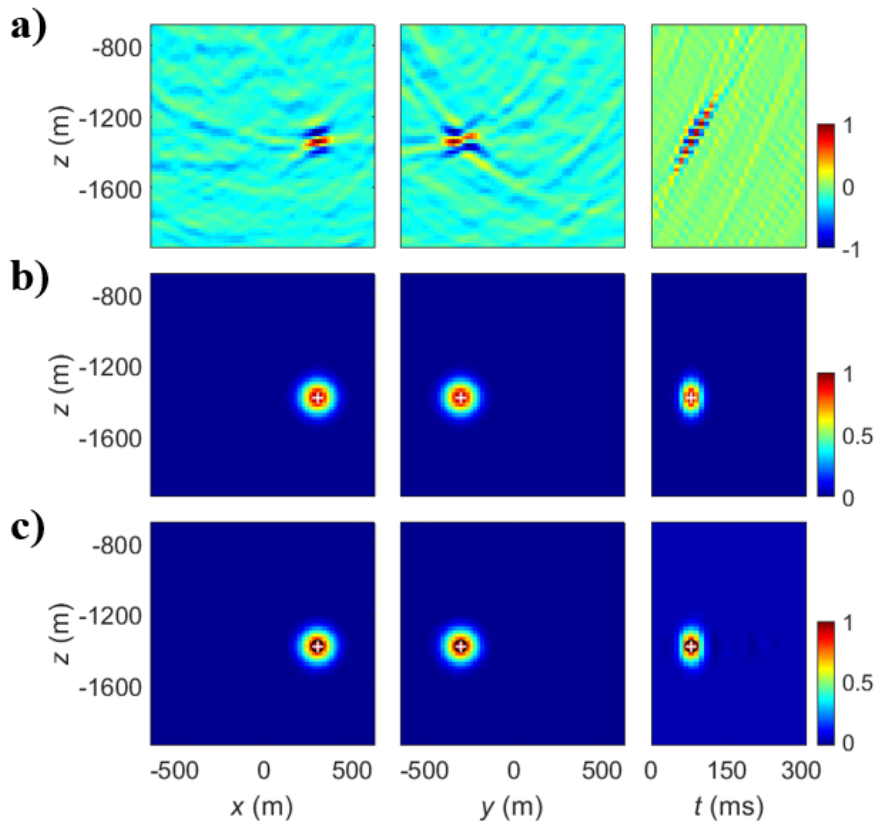


图 3.7 含噪声验证集样本的输入、标签及预测。(a) 网络输入的绕射叠加震源成像结果；(b) 对应的样本标签；(c) 网络预测结果。白色十字表示真实震源位置 and 发震时刻；黑色圆圈表示预测结果中最大值的位置。

图 3.8 中黑色加号显示了 80 个验证集样本的真实震源位置，对比绕射叠加定位结果（蓝色方框）和网络预测定位结果（红色圆圈）可以看出，网络预测的定位结果更加准确。图 3.9 给出了验证集的 80 个样本的网络预测结果定位误差统计。该验证集的定位误差统计结果表明：只有一个样本在横向上的预测定位结果有一个网格的误差（20 m）；有 8 个样本在垂直方向上有一个网格的误差；有 3 个样本在发震时刻上有一个扫描间隔的误差（10 ms）。此外，垂直方向上的误差大于水平方向上的误差，这也和传统的地面监测定位方法比较一致，是由于地面监测的垂向约束较弱导致的。

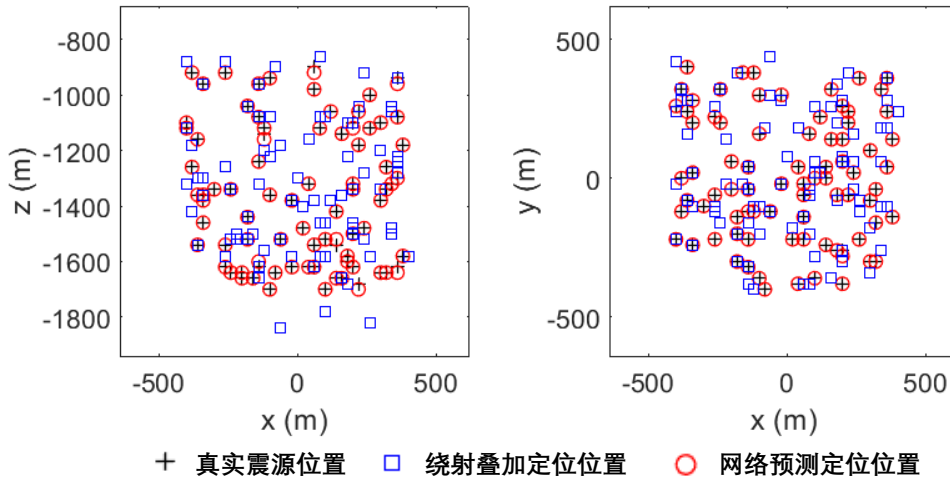


图 3.8 80 个验证集样本的真实位置以及绕射叠加定位和网络预测定位结果。黑色加号为真实震源位置；蓝色方框表示绕射叠加定位位置；红色圆圈为网络预测定位位置。

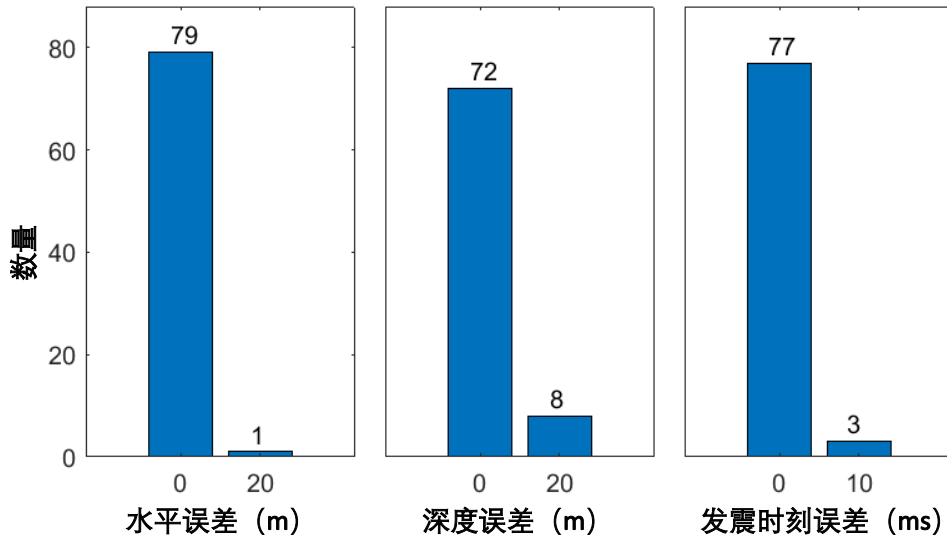


图 3.9 训练好的网络对验证集样本事件的预测定位误差统计。

然后我们还将训练好的网络应用在其他没有参加训练的、并且具有更低信噪比的测试数据集上，并对预测结果进行分析。测试数据集包括 400 个 2 倍噪声的数据以及 400 个 3 倍噪声的数据。

表 3.2 对误差在不同范围内的样本数占比进行了统计。对比不同噪声水平测试集样本定位误差，可以看出训练好的网络对含 3 倍噪声的测试集样本预测定位效果明显差于含 2 倍噪声的测试集样本。此外，我们对比各种水平方向、垂直方向以及发震时刻的定位误差在不同范围内的占比，可以发现：水平方向和垂直方向定位误差范围由 200 m 减小到 100 m，以及发震时刻定位误差从 40 ms 减小到 20 ms 时，对应样本所占比例并没有大幅下降。

表 3.2 400 个含 2 倍噪声以及 400 个含 3 倍噪声的验证集样本，其水平方向、垂直方向以及发震时刻的预测定位误差在不同范围内的占比统计

预测定位误差		数量占比 (%)	
		2 倍噪声样本	3 倍噪声样本
水平方向定位误差	≤ 100 m	95.5	69.25
	≤ 200 m	96.75	74.5
垂直方向定位误差	≤ 100 m	93.75	68
	≤ 200 m	96.5	74.25
发震时刻定位误差	≤ 20 ms	94	69.75
	≤ 40 ms	97.25	76.5

为了更好的说明训练好的网络对于该测试数据集的预测效果，我们分别对不同噪声水平的测试集预测定位结果进行误差统计分析。图 3.10 在水平方向、垂直方向以及发震时刻三个方面，展示了 2 倍噪声测试集样本的预测的定位误差统计，只有极少数样本有较大的预测定位误差。图 3.11 在水平方向、垂直方向以及发震时刻三个方面，展示了 3 倍噪声测试集样本的预测的定位误差统计，其预测定位的误差相对较大。从整体来看，只有极少数测试集样本的定位误差比较大，绝大多数样本定位的水平 and 垂向误差都在 100 m 以内，发震时刻误差在 20 ms 以内。

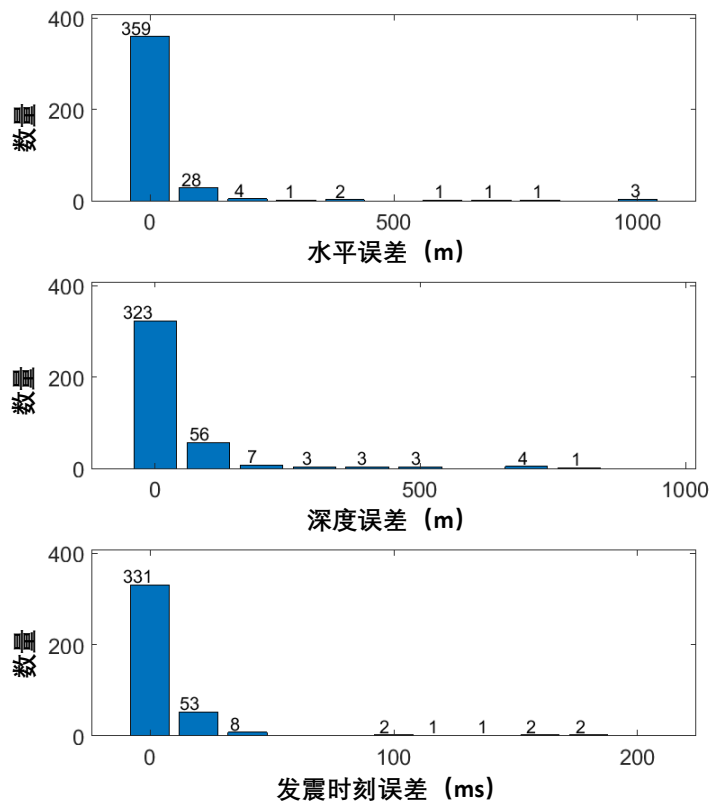


图 3.10 信噪比为 1/2 的测试集样本事件的网络预测定位误差统计。

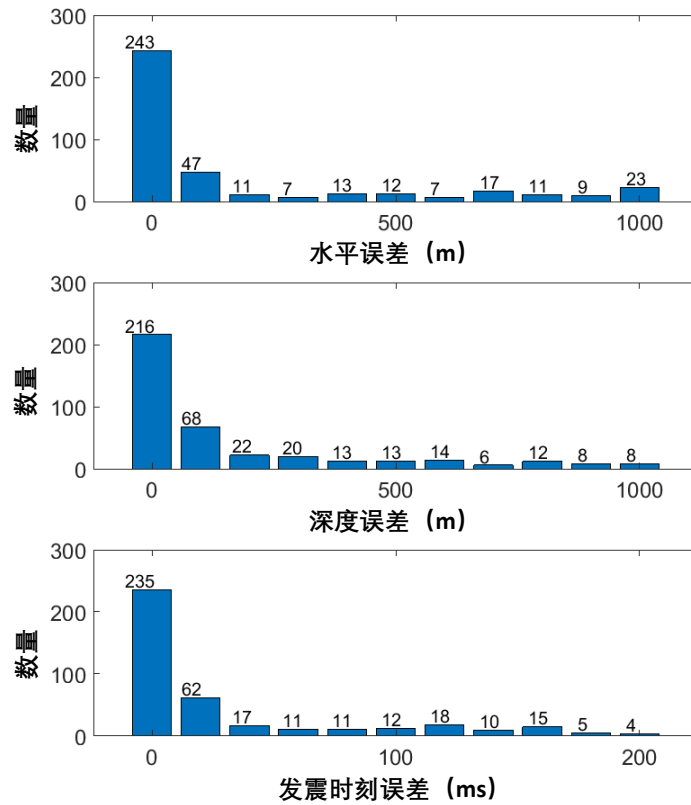


图 3.11 信噪比为 1/3 的测试集样本事件的网络预测定位误差统计。

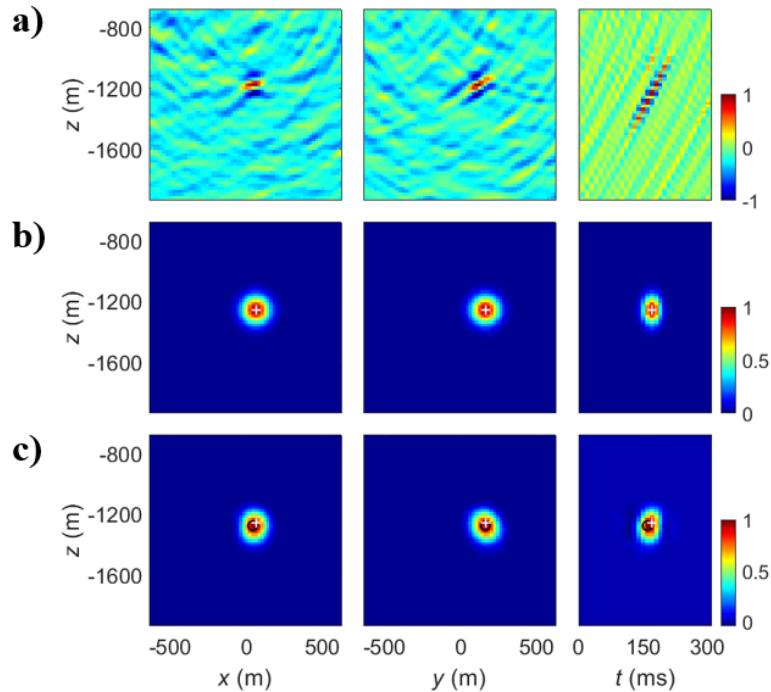


图 3.12 含 2 倍噪声测试集样本的输入、标签及预测。(a) 网络输入的绕射叠加震源成像结果；(b) 对应的样本标签；(c) 网络预测结果。白色十字表示真实震源位置和发震时刻；黑色圆圈表示预测结果中最大值的位置。

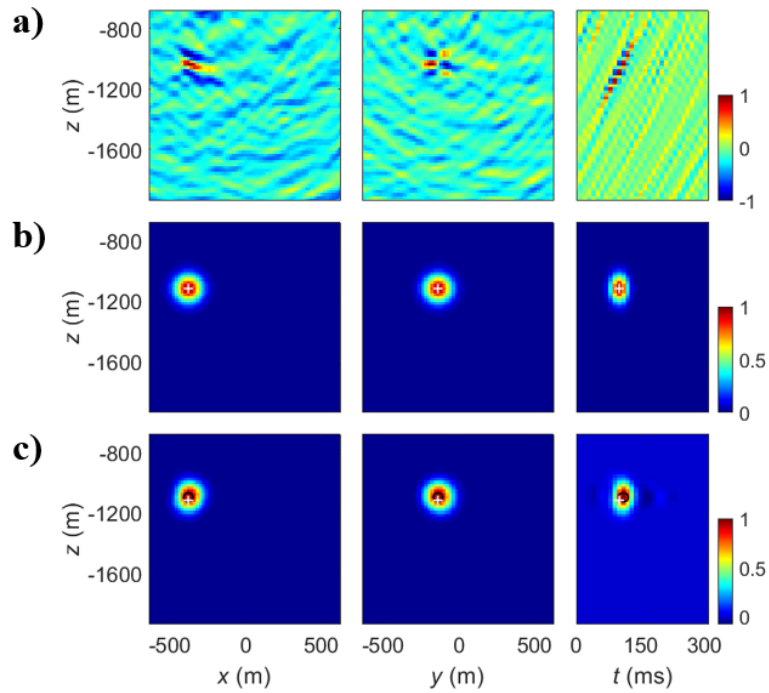


图 3.13 含 3 倍噪声测试集样本的输入、标签及预测。(a) 网络输入的绕射叠加震源成像结果；(b) 对应的样本标签；(c) 网络预测结果。白色十字表示真实震源位置和发震时刻；黑色圆圈表示预测结果中最大值的位置。

我们从含 2 倍噪声测试集样本和含 3 倍噪声测试集样本中各取一个作为示例，展示其网络输入的绕射叠加成像、对应标签以及网络输出的预测结果。分别如图 3.12和图 3.13所示。可以看出，虽然通过网络预测的定位结果有微小的误差，但是训练好的网络仍然能从含有较强噪声干扰的绕射叠加震源成像中成功识别出类辐射花样，并得到一个聚焦效果很好的震源成像结果。

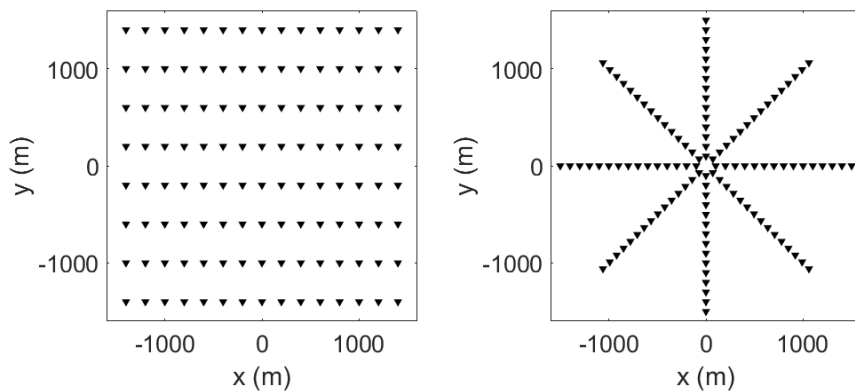


图 3.14 规则网格排列观测系统 (a) 和星型排列观测系统 (b)。

为了进一步说明提出的这种基于图像识别的定位方法具有更好的泛化性，我们设计了如图 3.14所示的网格排列和星型排列观测系统。网格排列观测系统包含 120 个检波器，在 X 轴和 Y 轴方向上分别有 15 和 8 个检波器以 100 m 和 200

m 的间隔分布。星型观测系统同样包含 120 个检波器，共 8 个分支，每个分支上 15 个检波器以 100 m 间隔分布。

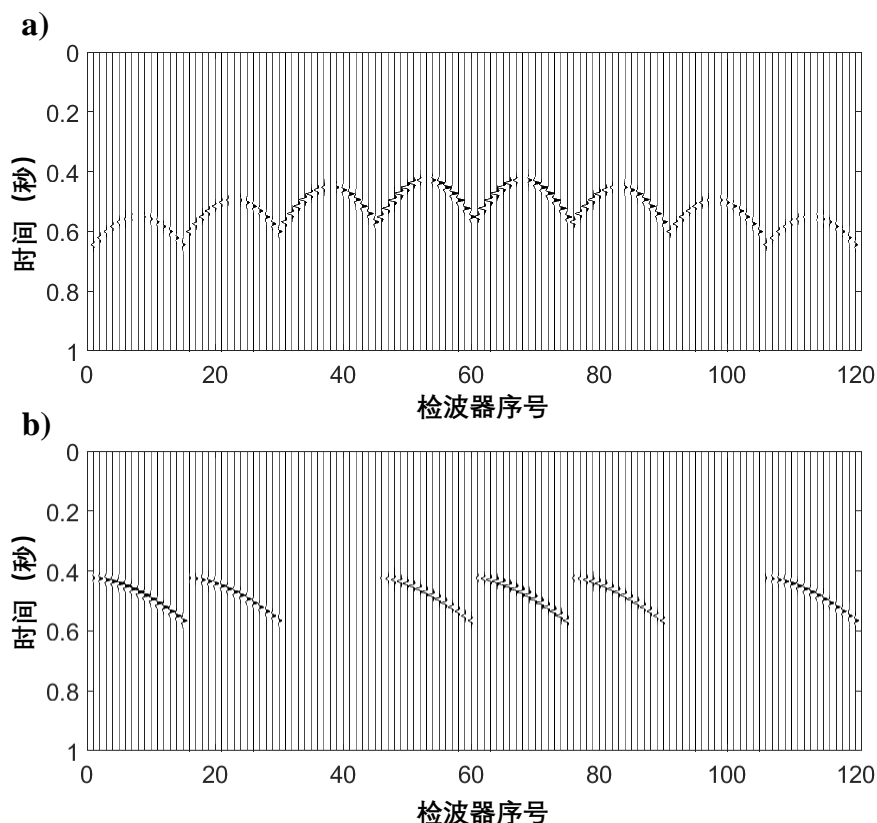


图 3.15 倾滑型震源在不同观测系统下的合成波形。(a) 规则网格排列观测系统对应的合成波形；(b) 星型排列观测系统对应的合成波形。

我们在 $(x, y, z) = (0, 0, -1300)\text{m}$ 处布设一个震源机制为 $(\phi, \delta, \lambda) = (0^\circ, 90^\circ, 0^\circ)$ 的走滑性震源。使用 P 波速度为 4800 m/s 的均匀速度模型合成波形如图 3.15 所示。可以看出星型观测系统对应的合成波形有两条分支振幅为零，这是由于其震源机制导致，刚好在分支位置发生极性反转。

使用第二章中提出的绕射叠加干涉成像定位方法，对上述两种观测系统中的震源进行定位。图 3.16 和图 3.17 分别为规则网格和星型观测系统对应的定位成像结果。由于星型观测系统缺少了沿两条着 Y 轴方向分支的波形，因此和规则网格观测系统相比，其在 Y 轴方向上的约束效果相对较差。虽然使用了两种不同的观测系统，但是从绕射叠加震源成像结果中都可以看到明显的呈对称性分布的类辐射花样，并且具有同样的展布特征。由此可见，不同的观测系统会导致数据域中的波形一致性较差，但是在绕射叠加成像域内，和震源机制相关的类辐射花样却具有很好的一致性。

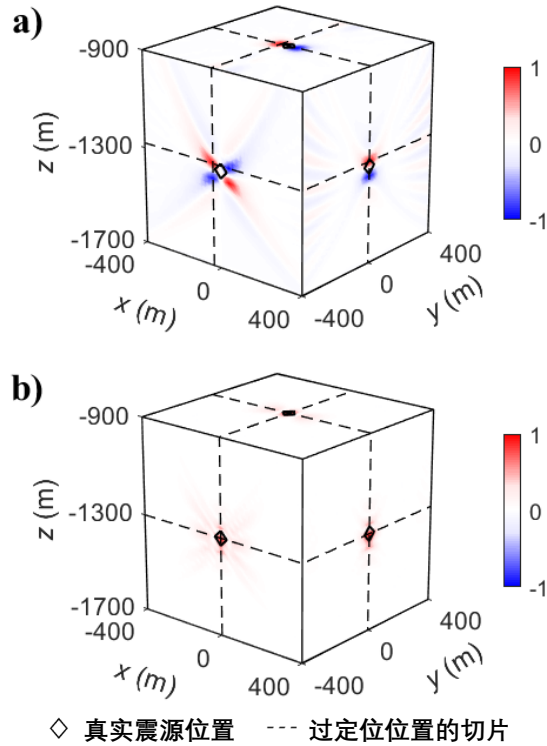


图 3.16 爆炸源在规则网格观测系统下的绕射叠加干涉成像定位结果。(a) 绕射叠加震源成像结果；(b) 相应的的空间干涉成像结果。

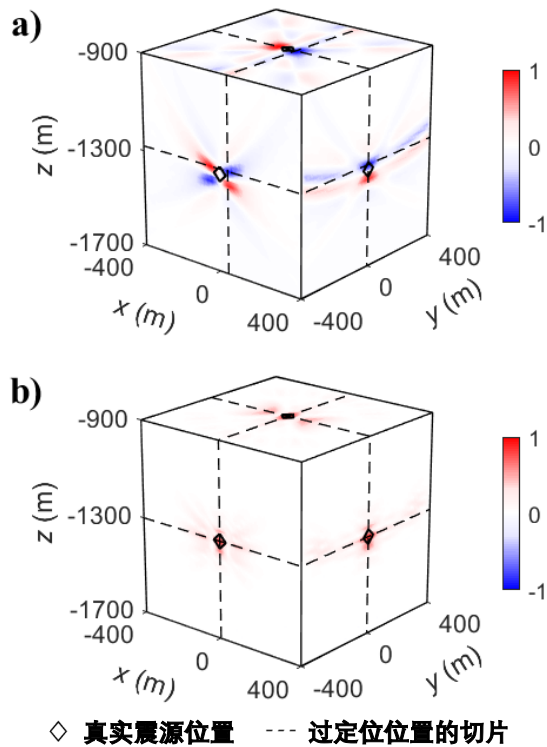


图 3.17 爆炸源在星型排列观测系统下的绕射叠加干涉成像定位结果。(a) 绕射叠加震源成像结果；(b) 相应的的空间干涉成像结果。

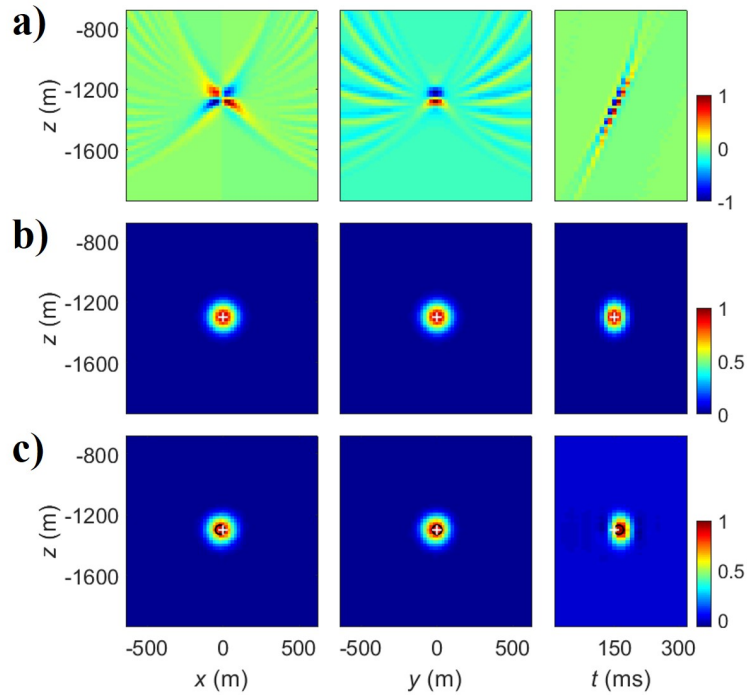


图 3.18 规则网格观测系统对应的输入、标签及预测。(a) 网络输入的绕射叠加震源成像结果；(b) 对应的样本标签；(c) 网络预测结果。白色十字表示真实震源位置和发震时刻；黑色圆圈表示预测结果中最大值的位置。

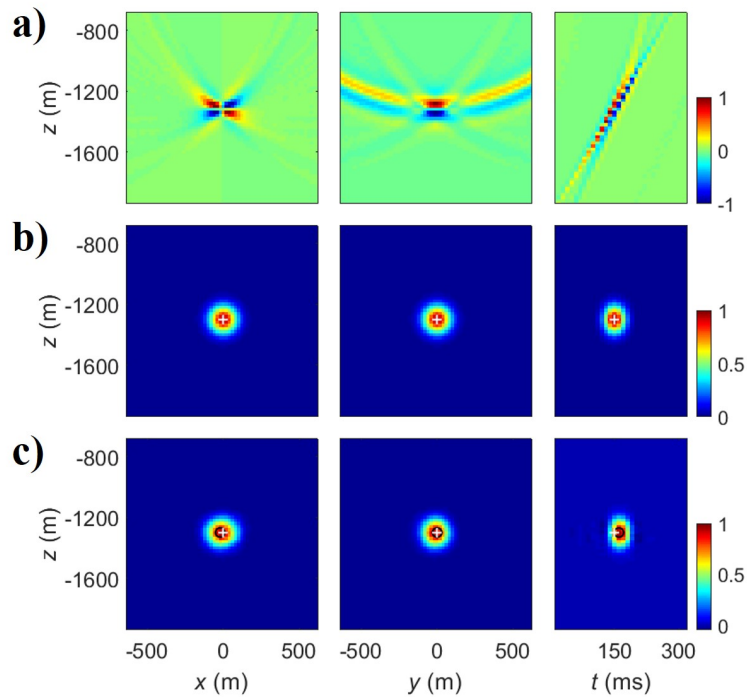


图 3.19 星型观测系统对应的输入、标签及预测。(a) 网络输入的绕射叠加震源成像结果；(b) 对应的样本标签；(c) 网络预测结果。白色十字表示真实震源位置和发震时刻；黑色圆圈表示预测结果中最大值的位置。

分别将两种情况对应的绕射叠加震源成像结果输入训练好的网络进行预测。相应的训练输入、标签以及预测结果如图 3.18和图 3.19所示。两种观测系统得到的类辐射花样分布稍有不同，尤其是在 Y-Z 切片上，但是通过网络的预测都得到了很好的震源成像结果。虽然两种预测结果和标签相比都有少许的误差，但是两个预测结果却十分接近。

考虑到稀疏台网观测系统也是地面微地震监测常用的观测方式，所以从第二章图 2.8所示的实际观测系统中，抽取 50 个检波器组成地面稀疏台网观测系统，如图 3.20所示。在 P 波速度为 4800 m/s 的均匀速度模型中，将震源机制为 $(\phi, \delta, \lambda) = (0^\circ, 90^\circ, 90^\circ)$ 的倾滑型震源放置在 $(x, y, z) = (0, 0, -1300)$ m 处，震源发震时刻为 150 ms，图 3.21a 为该震源的合成波形，将逐道归一化后的实际噪声缩放至和信号最大值相同，加入信号后得到的合成波形如图 3.21b 所示。虽然和图 3.4a 中所示的一倍噪声训练样本具有相同的噪声水平，但是由于稀疏台网观测，检波器数量较少，所以已经很难从波形上看出明显的事件信号。图 3.22为上述稀疏台网观测系统下，含一倍噪声样本的输入、标签以及预测结果。虽然预测结果没有表现出和标签近似的高斯分布，并且定位结果也稍有误差，但是震源成像结果仍然表现出很好的聚焦效果，而且在稀疏台网以及图 3.21b 所示的低信噪比情况下，这种微小的定位误差在实际定位中也在可接受的范围内。

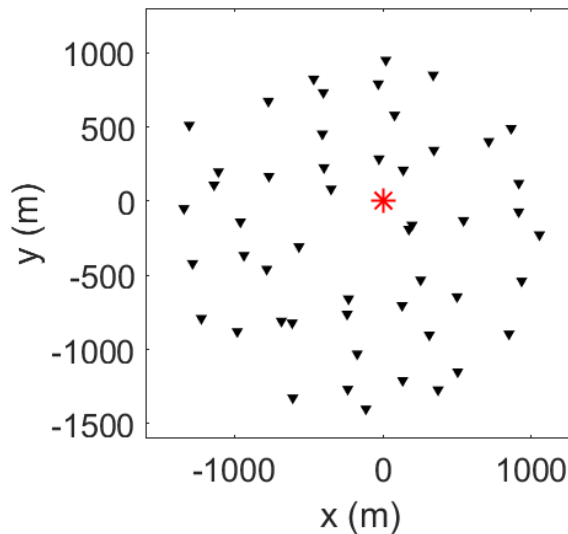


图 3.20 从第二章图 2.8所示的实际观测系统中抽取的 50 个检波器组成的地面稀疏台网观测系统。

以上的测试结果表明，训练好的网络可以用于不同的观测系统，而无需根据各自观测系统进行重新训练。然而在实际中，如果能够提前使用同样的观测系统并且结合实际噪声进行网络训练，将会有助于提升网络对后续微地震事件的预测定位效果。

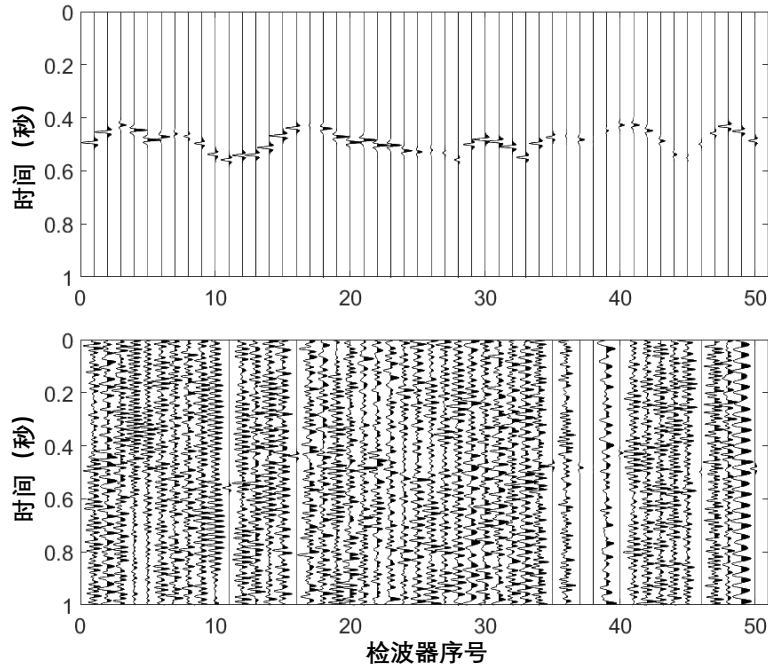


图 3.21 倾滑型震源在稀疏台网观测系统下的合成波形。(a) 不含噪声合成波形；(b) 加入实际噪声后的合成波形。

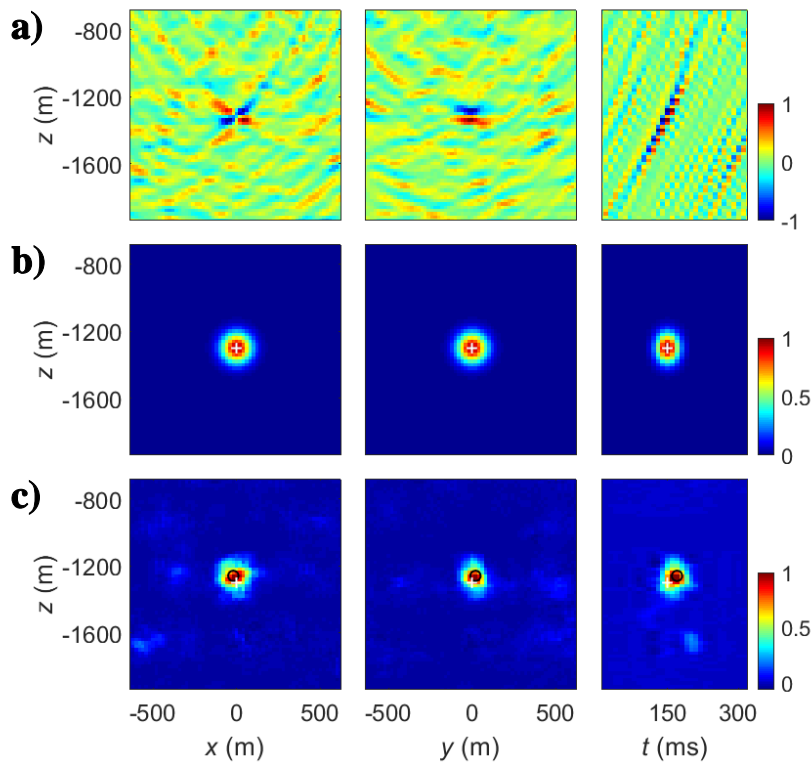


图 3.22 稀疏台网观测系统下图 3.21b 所示的含噪声波形对应的输入、标签及预测。(a) 网络输入的绕射叠加震源成像结果；(b) 对应的样本标签；(c) 网络预测结果。白色十字表示真实震源位置和发展时刻；黑色圆圈表示预测结果中最大值的位置。

偏移叠加类的定位方法通常依赖于准确的速度模型，因此可以通过合成测试来研究速度模型扰动对网络预测定位结果法的影响。这里仍然使用图 2.8所示的观测系统，并且将震源机制为为 $(\phi, \delta, \lambda) = (0^\circ, 90^\circ, 0^\circ)$ 的走滑型震源放置在 $(x, y, z) = (0, 0, -1300)\text{m}$ 处，P 波速度为 4800 m/s ，图 3.23展示了合成信号波形以及添加实际噪声后的波形（信噪比为 1）。

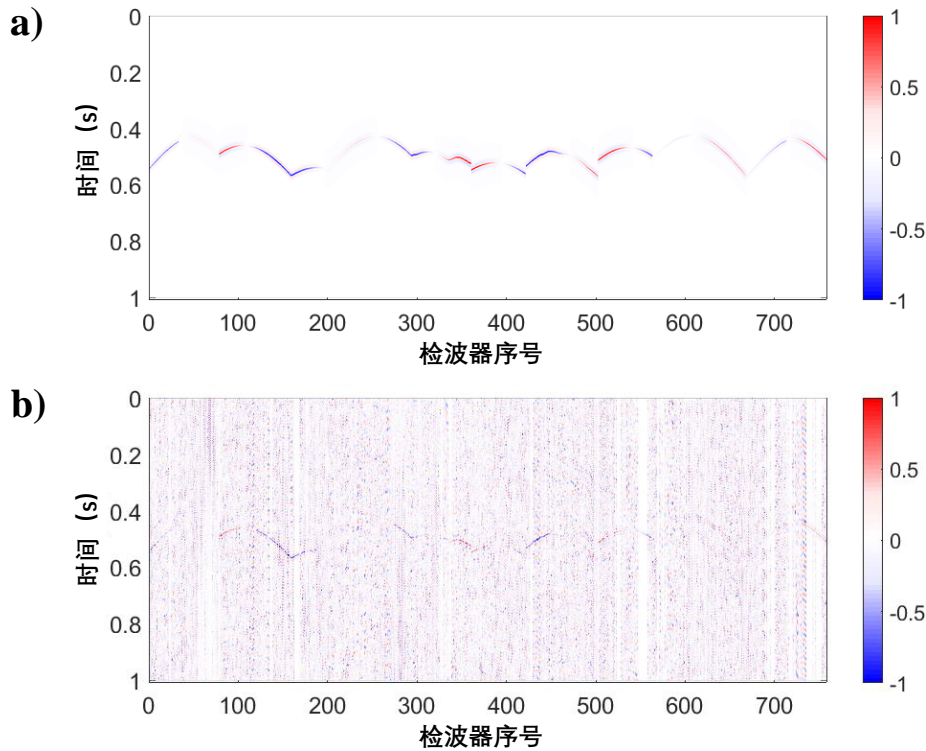


图 3.23 用于速度模型扰动测试的事件波形。(a) 事件信号波形；(b) 事件信号添加实际噪声后的波形（信噪比为 1）。

测试首先使用准确的速度模型进行绕射叠加震源成像，并输入网络进行预测，结果如图 3.24所示。由于受到噪声干扰，绕射叠加震源成像结果中呈现了较为明显的成像假象，并且网络预测定位结果也存在一定误差，但是网络预测仍然获得了较好的震源成像效果。

在进一步的测试中，分别在速度模型上添加 $\pm 5\%$ ， $\pm 10\%$ ，以及 $\pm 15\%$ 的扰动，并且进行绕射叠加震源成像，并输入网络进行预测。图 3.25统计了速度模型具有不同水平误差的情况下，网络预测定位位置的总体误差，可以看出随着速度模型扰动的增加，定位误差也逐渐增大，这是由于基于偏移理论的绕射叠加震源成像过程，在一定程度上依赖于准确的速度模型。和图 3.26展示了水平方向、垂直方向以及发震时刻的误差。其中，由于观测系统近似均匀的分布在震源上方，所以震源位置水平方向误差明显小于垂直方向误差。此外，发震时刻的误差和垂直方向误差的趋势也能够较好的吻合。

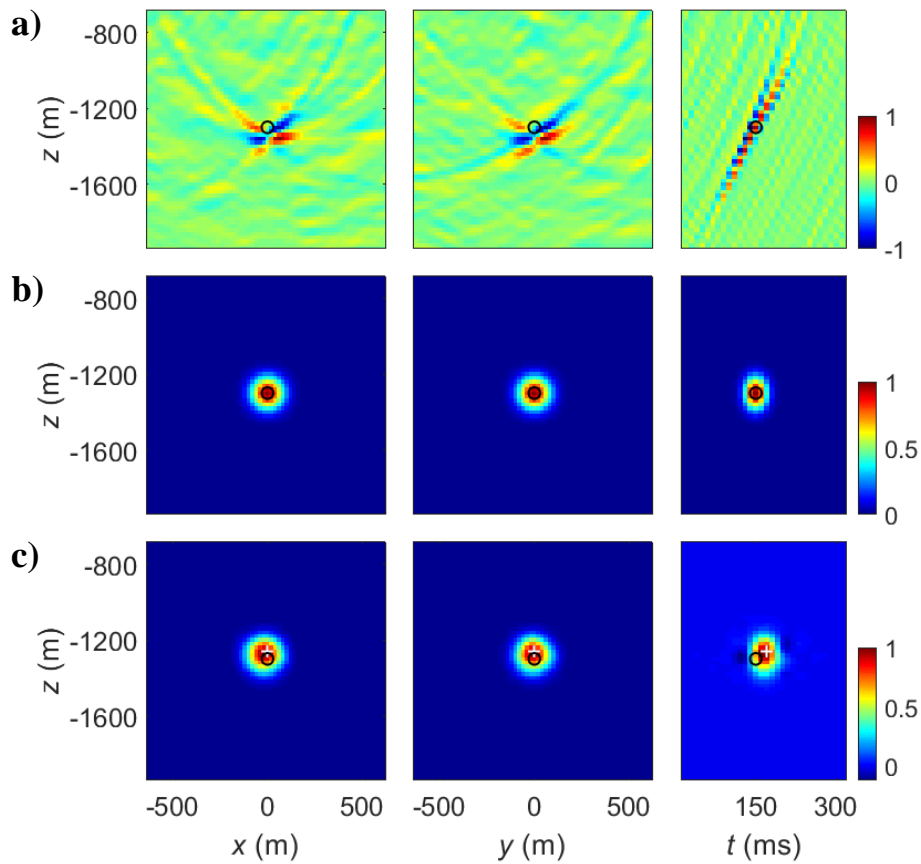


图 3.24 准确速度模型下,图 3.23b 所示的含噪声波形对应的网络输入、标签及网络预测。(a) 网络输入的绕射叠加震源成像结果; (b) 对应的标签; (c) 网络预测结果。黑色圆圈表示真实震源位置和发震时刻; 白色十字表示预测结果中最大值的位置。

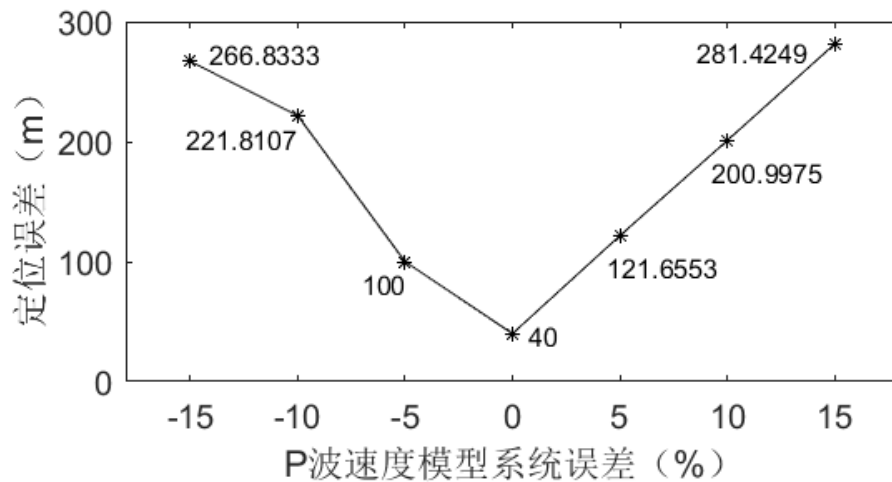


图 3.25 不同的速度模型扰动对应的网络预测定位误差。

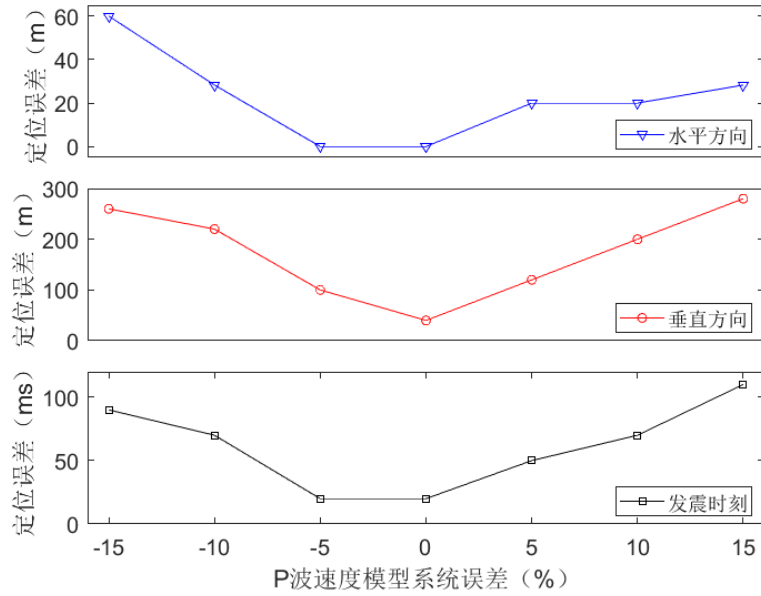


图 3.26 不同的速度模型扰动对应的网络预测定位结果中，水平方向、垂直方向以及发震时刻的误差。

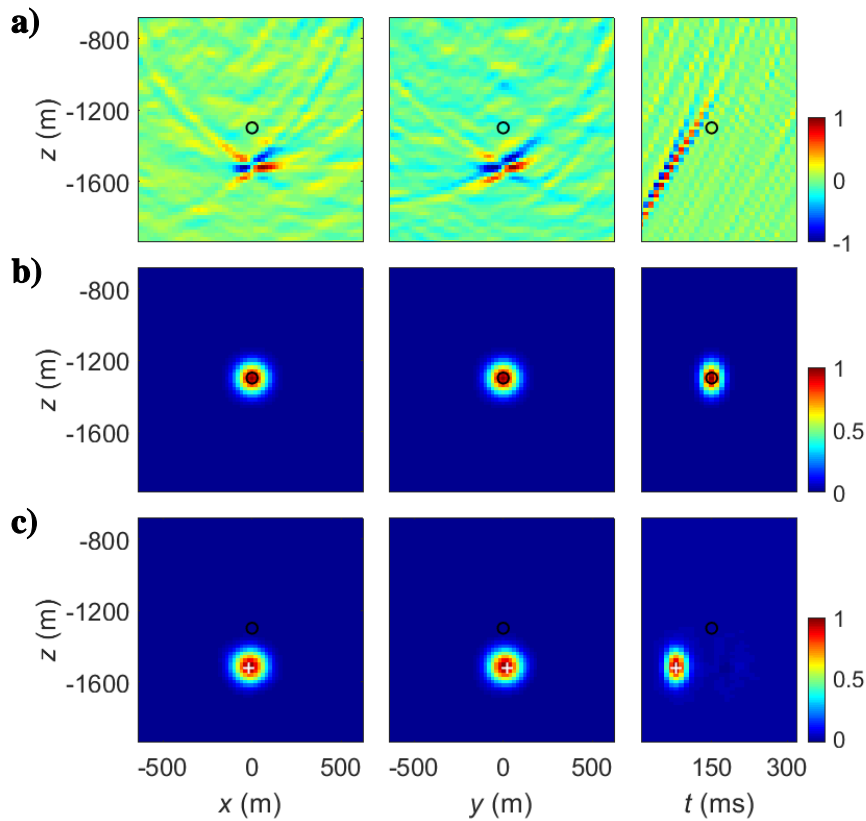


图 3.27 速度模型偏低 10% 时，图 3.23b 所示的含噪声波形对应的网络输入、标签及网络预测。 (a) 网络输入的绕射叠加震源成像结果； (b) 对应的标签； (c) 网络预测结果。黑色圆圈表示真实震源位置和发震时刻；白色十字表示预测结果中最大值的位置。

为了更加清晰得说明速度模型扰动对绕射叠加震源成像以及网络预测定位的影响，这里以速度模型具有 10% 的扰动为例，图 3.27和图 3.28分别展示了速度模型偏低和偏高 10% 的情况下，图 3.23b 所示的含噪声波形对应的绕射叠加震源成像、标签以及网络预测成像结果。可以看出，由于速度模型扰动的影响，绕射叠加震源成像结果中对称性特征没有分布在真实震源位置周围，但是网络预测过程仍然对这一对称性分布特征进行了有效识别，并获得了聚焦的震源成像结果。

上述速度模型扰动测试结果表明，将绕射叠加震源成像输入网络进行定位预测，其绝对定位位置依赖于速度模型的准确性，但是只要绕射叠加震源成像结果中呈现出对称性分布特征，那么经过网络预测后便可获得聚焦的震源成像结果。

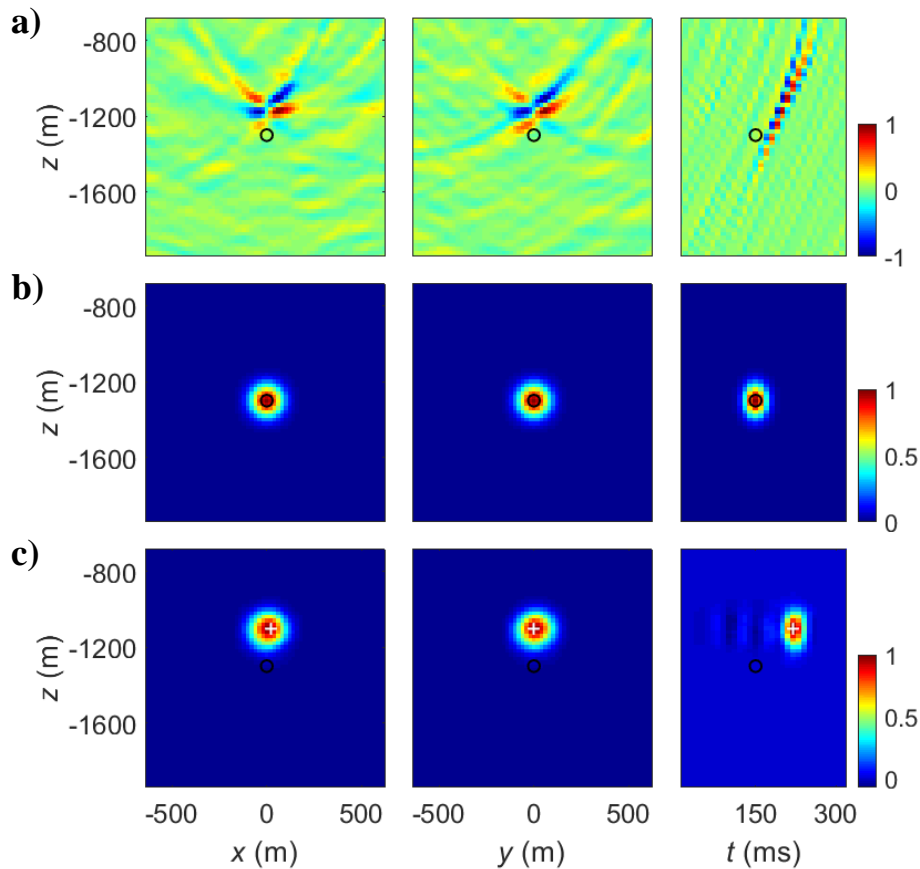


图 3.28 速度模型偏高 10% 时，图 3.23b 所示的含噪声波形对应的网络输入、标签及网络预测。(a) 网络输入的绕射叠加震源成像结果；(b) 对应的标签；(c) 网络预测结果。黑色圆圈表示真实震源位置和发震时刻；白色十字表示预测结果中最大值的位置。

3.2.4 实际数据应用

我们把上一小节中训练好的网络，用于实际的水力压裂地面微地震监测数据中，对地震记录中的微地震事件进行预测定位。这里使用的实际数据和第二章 2.2.3 中使用的实际数据相同，数据也经过同样的预处理过程。但是网络的划分有所不同，同样使用 20 m 的网格间距，这里受网络输入尺寸的限制，在射孔点附近划分出三个方向都包含 64 个网格的成像区域。除了对网络预测定位效果进行测试，我们还使用在第二章中提出的绕射叠加干涉成像微地震定位方法作为对比。

我们首先展示两个独立事件的定位结果，图 3.29a 和图 3.29b 分别展示了这较强事件和较弱事件的波形，展示的波形进行了逐道的归一化，即每道波形的最大振幅值都是 1。

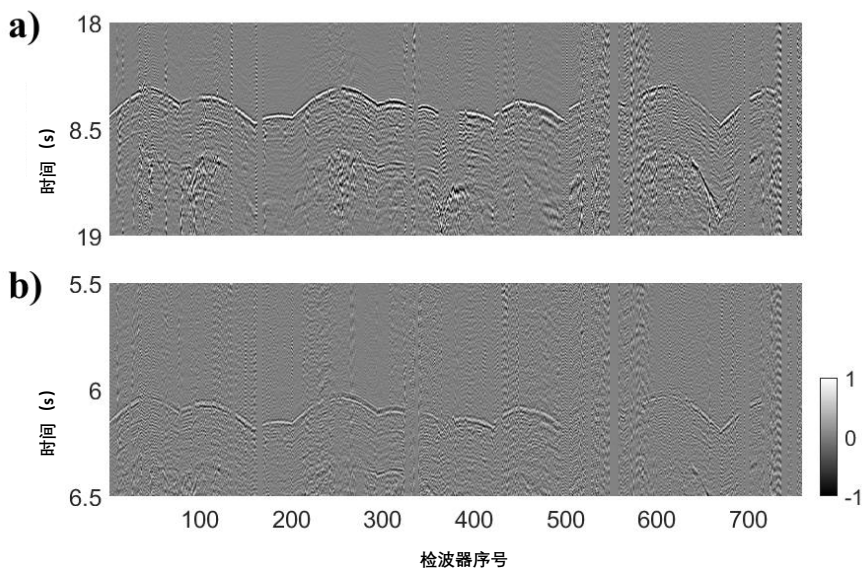


图 3.29 实际数据单个事件波形。(a) 较强事件的逐道归一化波形；(b) 相对较弱事件的逐道归一化波形。

图 3.30和图 3.31分别显示了两个事件的绕射叠加震源成像结果（作为网络输入）、空间干涉成像结果（作为对比）以及网络预测输出的结果。我们可以看出，空间干涉成像和训练好的网络预测都将绕射叠加震源成像结果中的类辐射花样聚焦在对称性分布的中心位置，但是空间干涉成像结果中仍然有很多干扰，尤其是沿事件轴方向聚焦效果较差，而人工智能网络的预测虽然没有得到像合成测试那样几乎完美的高斯分布，但是已经在很大程度上提高了震源成像的聚焦效果，尤其是沿着时间轴的聚焦效果较好，在分辨相近时刻发生的地震事中有很大的应用潜力。

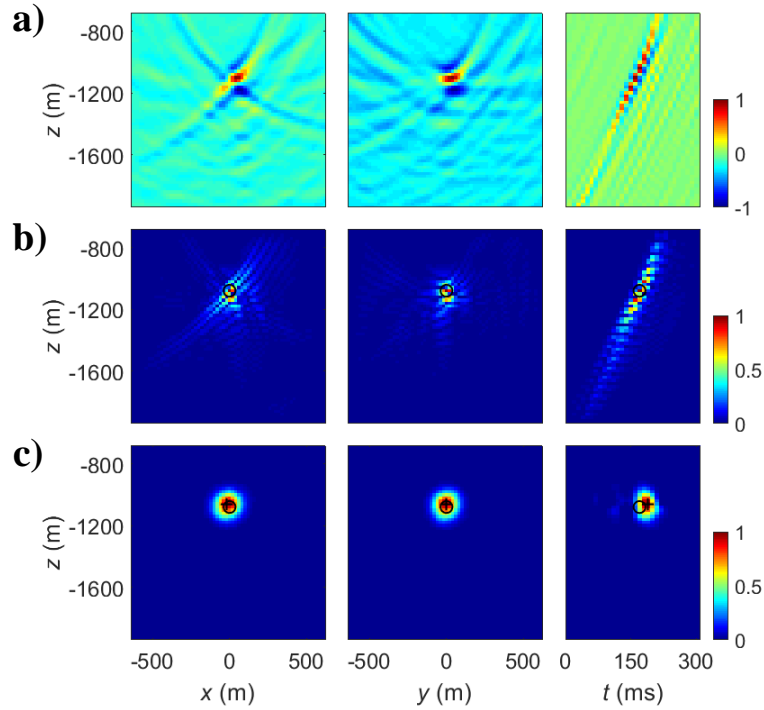


图 3.30 图 3.29a 所示的较强事件对应的定位结果。(a) 网络输入的绕射叠加震源成像结果；(b) 用于对比空间干涉成像结果；(c) 网络预测结果。黑色圆圈表示空间干涉成像得到的震源位置和发震时刻；黑色十字表示预测结果中最大值的位置。

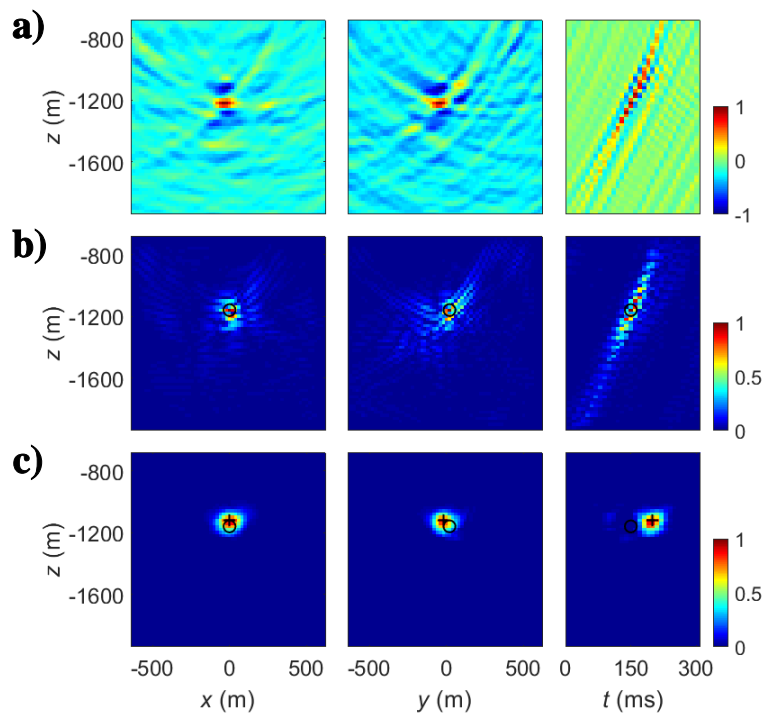


图 3.31 图 3.29b 所示的较弱事件对应的定位结果。(a) 网络输入的绕射叠加震源成像结果；(b) 用于对比空间干涉成像结果；(c) 网络预测结果。黑色圆圈表示空间干涉成像得到的震源位置和发震时刻；黑色十字表示预测结果中最大值的位置。

在选择这两个示例事件中，即使较弱的事件也具有较好的信噪比，所以其绕射叠加震源成像结果得到了清晰的类辐射花样，而且训练好的网络预测也得到了聚焦效果很好的震源成像结果。

我们进一步展示训练好的网络对连续数据的预测定位结果。我们首先对连续的地震记录，以 10 ms 的间隔沿着时间轴进行绕射叠加。然后将绕射叠加震源成像结果沿着时间轴按照每段 320 ms 进行连续地切分。这里我们考虑到如果某个事件绕射叠加成像结果中的类辐射花样恰好被切分到两个相邻的数据段中（如图 3.32a 中所示的事件 2），则两个数据段的网络预测结果可能都无法有效对该事件进行定位。所以我们让相邻的数据段有 160 ms 的重叠，如图 3.32b 所示，第一段绕射叠加成像结果的扫描时间是 0-320 ms，则第二段的扫描时间是 160-480 ms，以此类推，这样即可将事件 2 完整地放入某个数据段进行预测。将每一段的绕射叠加结果输入网络，得到网络预测结果，我们保存每个扫描时刻对应的空间中最大的预测值，并作为事件检测函数，对于相邻数据段的重叠部分，我们取较大的检测函数值。

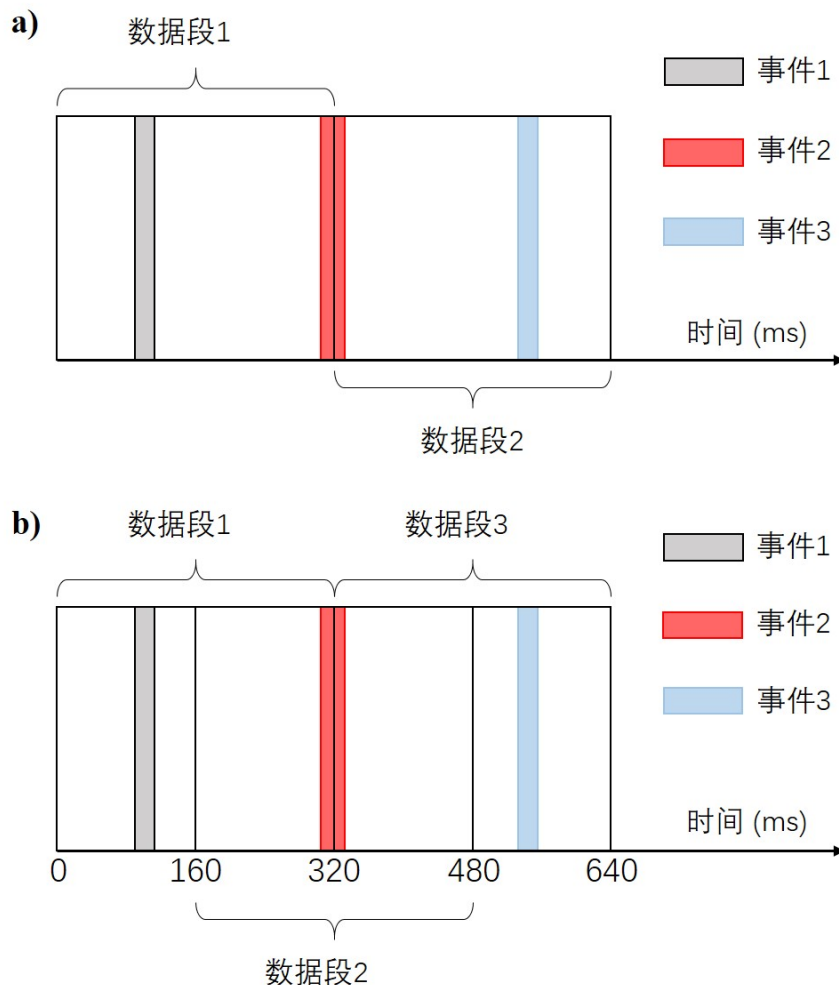


图 3.32 连续数据分段示意图。(a) 相邻数据段没有重叠；(b) 相邻数据段有 160 ms 重叠。

图 3.33a-b 对比展示了绕射叠加干涉成像定位方法和人工智能图像识别方法对同一段 25 s 数据的检测曲线。Trojanowski et al. (2017) 提出：用于微地震检测的阈值至少为背景检测值的 3 倍。如果依然使用 0-4 s 检测值的平均值作为背景检测值，那么通过对该检测曲线的分析，我们可以使用 6 倍的背景检测值作为事件的检测阈值（如图中红色虚线所示）。对比两种方法的检测结果，我们发现网络预测的检测结果比绕射叠加干涉成像的检测结果更加尖锐，也就是说，检测到的事件在时间轴上有更好的聚焦效果。此外，通过网络预测检测到的事件都普遍具有较高的检测值，这和定位的原理有关，网络预测过程只要识别出具有对称性分布的类辐射花样特征，就会得到较大的预测值；而绕射叠加干涉成像定位方法，其检测值则直接受到信号强弱的影响。然而，绕射叠加干涉成像方法比网络预测的结果定位到了更多的事件，尤其是图 3.33a 中 23-25 s 左右绕射叠加干涉成像检测值较低的几个弱事件。这说明这一训练好的网络在预测定位过程中的抗噪性仍有待提高。这网络的抗噪能力与训练样本的噪声水平有关，如果在训练样本中加入信噪比更低的训练数据，应该可以有效提高网络的抗噪性。

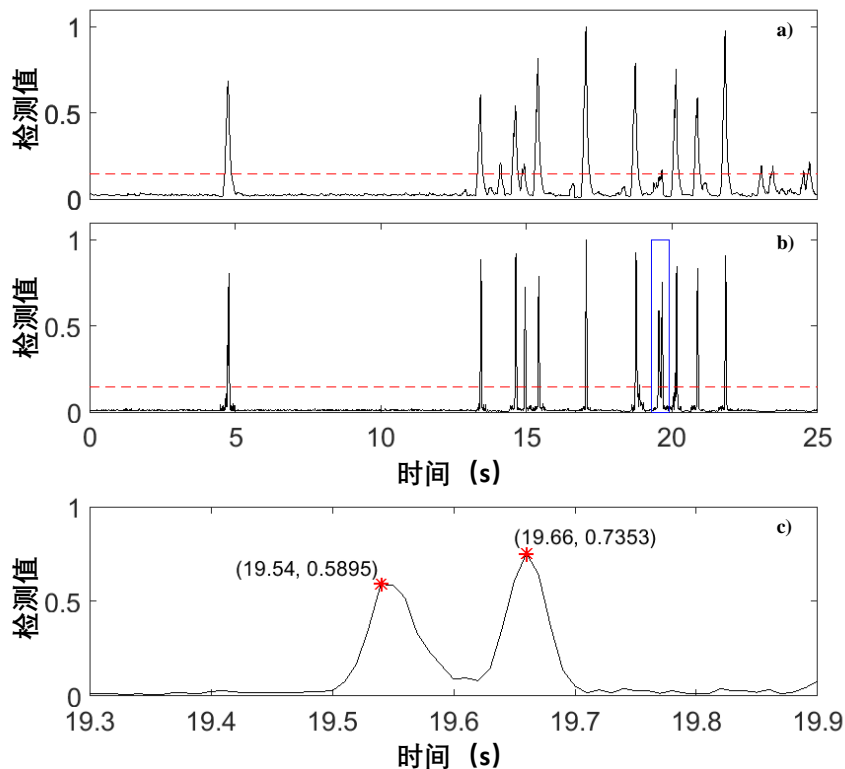


图 3.33 实际数据中 25 连续数据的检测曲线。(a) 绕射叠加干涉成像对应的检测曲线，红色虚线为监测阈值；(b) 实际数据经过训练好的网络预测得到的检测曲线，红色虚线为检测阈值；(c) 为 (b) 中蓝色方框的放大显示，红色星号标记出了检测到的两个事件。

将图 3.33b 中蓝色方框放大显示，如图 3.33c 所示。这里我们以这两个检测

到的事件为例，通过其绕射叠加震源成像结果、网络预测的输出以及对应的波形，进一步对这两个事件进行验证。如图 3.34和图 3.35所示，两个事件的绕射叠加成像结果都存在着强烈的干扰，尤其是在 19.54 s 处检测到的事件。这反映了这两个事件应该是信噪比较低的弱事件。然而，即使对于这种存在着强干扰的绕射叠加成像结果，训练好的网络依然成功的获得了几乎完美聚焦的震源成像结果。

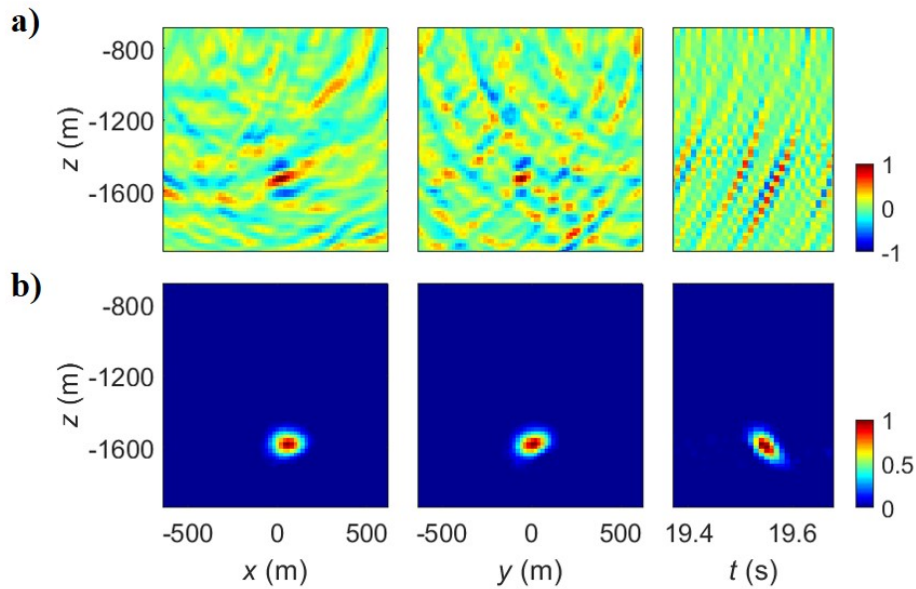


图 3.34 图 3.33c 中 19.54 s 处事件对应的网络输入和预测结果。(a) 网络输入的绕射叠加震源成像结果；(b) 对应的网络预测结果。

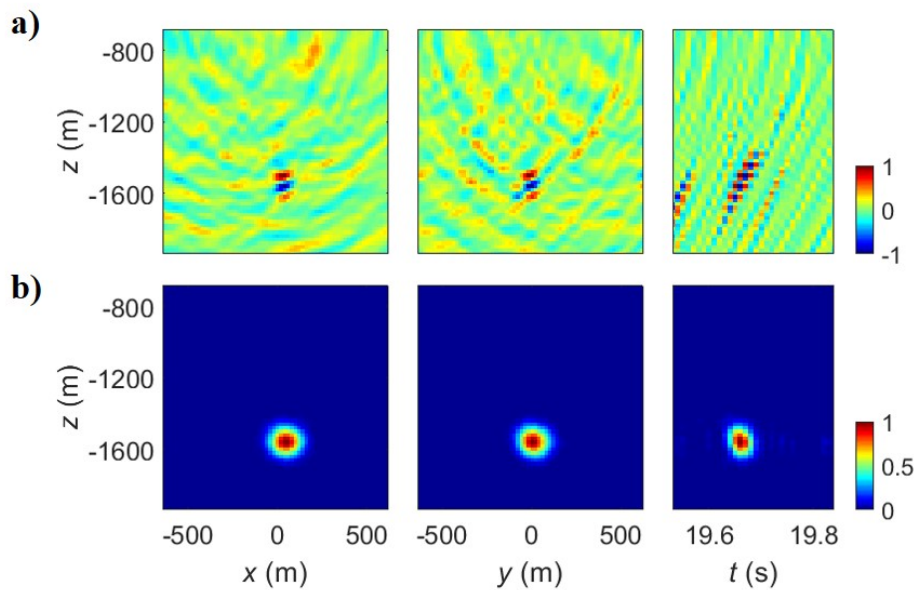


图 3.35 图 3.33c 中 19.66 s 处事件对应的网络输入和预测结果。(a) 网络输入的绕射叠加震源成像结果；(b) 对应的网络预测结果。

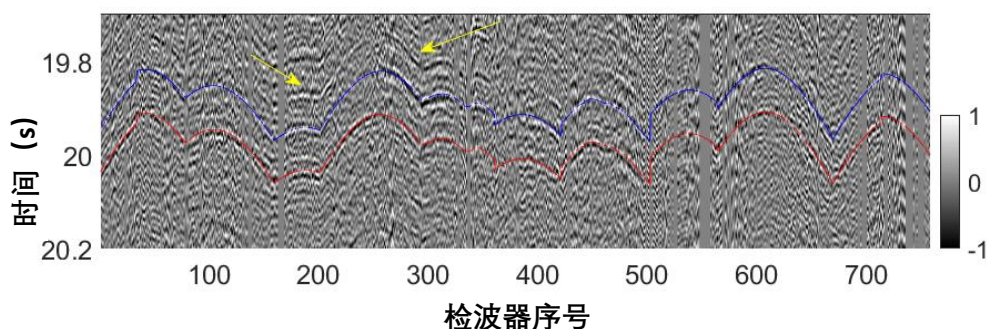


图 3.36 图 3.33c 中两个检测到的事件对应的逐道归一化波形。蓝色和红色曲线分别为两个事件的理论到时曲线。黄色箭头指示了一个漏检测事件。

图 3.36 显示了事件对应的波形，我们将定位位置对应的理论到时曲线上覆在波形上显示，确实可以在理论到时曲线对应的地方看到事件的 P 波震相。虽然从波形上可以看出这两个事件的信噪比明显更低于图 3.29 中所示的两个事件，但是从网络的预测输出结果上来看，几乎没有太大差异。这也说明了这种通基于深度神经网络图像识别的定位方法，其最终的震源成像效果更多地取决于类辐射花样的特征，而不是事件的信噪比。从事件检测的质量控制角度来看，如果网络预测结果检测到了一个微地震事件，那么说明绕射叠加成像结果中存在类辐射花样特征，因此不会因为存在较强的随机噪声或者相干噪声的干扰而产生误触发事件。

然而，图 3.36 中黄色箭头指示的位置，从波形上看也是一个微地震事件，但是并没有被检测出来。一方面可能由于该事件具有更低的信噪比，还有另外一个比较重要的原因：由于网络训练的过程中使用的训练样本，只包含单个事件，因此在实际情况中，即使输入数据中包含两个或者两个以上的事件，网络也无法进行很好的预测。这也是目前该训练网络一个局限性，还有进一步改进的空间。

3.3 本章小结

本章首先对近年来发展的基于人工智能技术的定位方法进行总结，通过对其局限性的分析，提出可以将用于地震定位的人工智能神经网络的输入端由数据域波形转变到成像域。这样不仅可以增强网络的泛化性，还能通过绕射叠加偏移成像，对数据中的噪声进行很好的压制。然后针对第二章中介绍的绕射叠加干涉成像定位方法的不足，将网络的输出端设计为以震源位置为中心的高斯分布，以便借助于深度神经网络获得聚焦效果更加完美的震源成像结果。考虑到 U-Net 具有很好的特征提取能力，我们在此基础上进行修改，并构建了三维 U-Net 用于对绕射叠加震源成像中的类辐射花样进行识别，并将其拟合为标签所示的高斯分布，从而把微地震定位问题转化成基于神经网络的图像识别问题。

我们使用合成数据集对网络进行训练，验证集样本的预测结果表明网络已经可以在验证集样本上很好的拟合。进一步对没有参加网络训练并且信噪比更低的测试集样本进行预测定位，其定位误差统计结果表明训练好的网络具有很好的稳定性以及抗噪性。我们相信，如果在训练数据中加入信噪比更低的样本事件，将会进一步提高网络的抗噪性能。使用训练好的网络对其他类型观测系统下的合成数据样本进行预测，结果表明网络预测定位仍然可以获得可靠的震源位置，并且得到聚焦效果的较好的震源成像结果。

最后，训练好的网络在实际数据中的应用表明，对于信噪比较低的弱事件，虽然绕射叠加震源成像结果中存在很强的干扰，网络仍然可以获得几乎完美聚焦的震源成像结果。从检测曲线以及最后的两个弱事件的定位结果可以看出，即使是弱事件也会获得很高的检测值。因此，我们可以理解为，只要是检测到的事件，都是真实的事件，误触发的可能性比较小。但是，由于网络设计只针对单个事件的预测定位，所以在实际数据的应用中可能会漏掉了一些事件，这方面还有待更进一步优化改进。和第二章中提出的绕射叠加干涉成像定位方法相比，震源成像的聚焦效果有了很大提升，尤其是在时间轴上，这说明该方法对于发震时刻相近的两个事件具有更好的分辨能力。

第4章 基于绕射叠加的微地震去噪方法

我们已经提到基于偏移叠加的定位方法依赖于准确的速度模型用于计算走时表,而微地震定位需要的速度模型并不是很复杂,所以可以通过最经典的走时层析成像方法来进行速度模型反演。这要求我们从微地震数据提取出准确事件走时信息。然而在实际的水力压裂地面微地震监测过程中,记录到的地震事件信噪比普遍较低,虽然论文第二章提出的绕射叠加干涉成像定位方法以及第三章提出的类辐射花样智能识别定位方法可以有效地对低信噪比事件进行精确定位,但是我们仍要对微地震数据进行有效的去噪处理,以便于为速度模型反演提供更加准确的事件走时信息。此外,在微地震监测过程中,除了对微地震事件进行震源定位之外,还可以对事件的震源机制进行反演。我们可以根据微地震事件的震源机制解对水力裂缝的破裂面进行进一步解释,这有助于我们理解天然裂缝的发育特点、压裂过程中应力状态变化以及水力裂缝的破裂机制等。获取微地震事件的震源机制信息主要有两种方式:基于P波极性进行震源机制反演(许忠淮等, 1983; 俞春泉等, 2009; 杨心超等, 2015)和基于P波振幅的震源矩张量反演(Kikuchi et al., 1991; Vavryčuk, 2007; Maxwell et al., 2009; Baig et al., 2010; 刘培洵等, 2014; 朱海波等, 2014; 杨心超等, 2016)。而去噪后的数据则有助于获取更加准确的P极性分布或者P波振幅波振信息,从而可以为进一步的震源机制反演奠定基础。

4.1 微地震去噪方法概述

传统的微地震数据去噪方法主要是通过对信号和噪声在频率、传播方向、空间分布等方面的差异对两者进行区分(代丽艳等, 2019)。例如,使用带通滤波方法去除长周期噪声和高频噪声(宋维琪, 2014);通过限频率波消除50Hz工业干扰(王纪强, 2005);使用Radon变换对随机噪声、规则干扰和多次波等进行抑制(宋维琪等, 2015);利用Shearlet变换滤波从特定方向的Shearlet系数中提取信号,并从不同尺度Shearlet系数中去除随机噪声(Akram et al., 2016; Zhao et al., 2016; Zhang et al., 2018);基于卡尔曼滤波对微震数据中的直达波进行优化估计(Baziw et al., 2002; 宋维琪等, 2009)等等。然而对于和信号具有相似频带范围的噪声,很难通过这些基于信号时频分析的去噪方法进行有效去除。近年来,许多基于深度学习的方法被应用到微震数据去噪中(Zhu et al., 2019b; Zhang et al., 2019, 2020a; Zhou et al., 2020; Zheng et al., 2021)。但在微震监测中,很难生成模拟真实噪声的训练数据集,虽然我们可以使用现场数据构建训练数据集,但仍然

存在缺乏准确样本标签的问题。

4.2 基于绕射叠加波形恢复的微地震去噪方法

如果要在水力压裂过程中进行微地震实时监测，那么在微地震定位开始之前之前，通常只会对接收到的地震记录进行简单的带通滤波，以去除数据中的高频噪声和低频干扰，而不会使用一些更加耗时的复杂方法进行去噪处理。我们基于震源偏移成像以及反偏移信号恢复，提出一种新的微地震数据去噪方法，该方法在获得微地震事件的定位结果之后，通过将绕射叠加成像结果反偏移到地表检波器处，对信号波形进行恢复，从而达到微地震去噪的目的。

4.2.1 方法流程

基于绕射叠加对信号波形进行恢复的具体方法流程如下：

(1) 震源成像定位

我们首先按照公式 2.1 进行绕射叠加震源成像，获得四维震源成像结果 $\mathbf{S}(\mathbf{x}, \tau)$ ，并将其保存下来。经过叠加成像之后，叠加波形中随机噪声被压制，其他噪声分散在四维震源成像函数中。由于信号具有很强的相关性，其能量经过叠加聚焦在震源位置周围，即呈对称性分布的类辐射花样。

按照公式 2.18，选择合适的空间干涉窗 X 对绕射叠加结果进行空间干涉成像，并按照公式 2.19 所示的最大值成像条件获取震源位置 (\mathbf{x}_0, t_0) 。

(2) 提取震源成像移波场

在上一步中我们得到了四维震源成像结果以及震源的位置，在此基础上提取用于后续反偏移的波场。以震源位置为中心，构建一个长宽高和空间干涉窗 X 相同的成像区域，记为 A ，获取该区域内所有成像点的绕射叠加震源成像波场 $\mathbf{S}_A(\mathbf{x}, \tau)$ ：

$$\mathbf{S}_A(\mathbf{x}, \tau) = \mathbf{S} \left(|\mathbf{x} - \mathbf{x}_0| \leq \frac{X-1}{2}, \tau \right). \quad (4.1)$$

(3) 反偏移恢复信号波形

我们把提取的震源成像波场，反向偏移回地面检波器处。这时可以把上述成像区域 A 内的成像点作为检波点，提取的震源成像 $\mathbf{S}_A(\mathbf{x}, \tau)$ 为地震波形，而地面的检波位置则可以看作是成像点。同样使用绕射叠加偏移成像的思想，对地面检波器位置的波形进行恢复，恢复的波形可以表达为：

$$\mathbf{u}^R(\mathbf{r}, \tau) = \sum_{i=1}^{N_A} \mathbf{S}_A[\mathbf{x}_i, \tau - tt(\mathbf{r}, \mathbf{x}_i)]. \quad (4.2)$$

其中, N_A 表示以震源为中心的成像区域 A 内的成像点数, 即区域 A 内震源成像波场 $S_A(\mathbf{x}, \tau)$ 的道集数量。

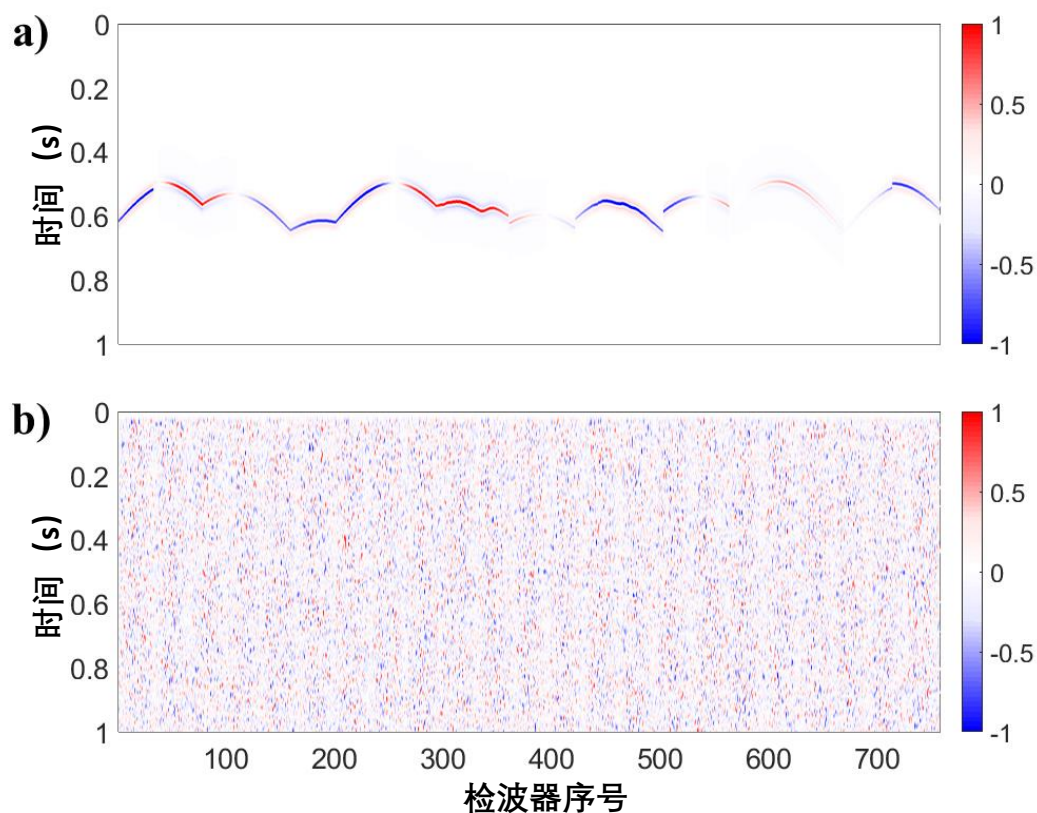


图 4.1 合成数据波形。(a) 根据实际观测系统合成的地震记录, 震源高斯子波最大频率为 25 Hz, 震源位置为 $(0, 0, -1300)$, 震源机制为 $(\phi, \delta, \lambda) = (0^\circ, 90^\circ, 90^\circ)$; (b) 添加实际噪声后地震记录, 噪声最大值为信号最大值的 4 倍。

4.2.2 合成测试

我们首先通过合成测试来更直观地展示上述的波形恢复过程。这里同样使用图 2.8 所示的实际观测系统, 我们把一个震源机制为 $(\phi, \delta, \lambda) = (0^\circ, 90^\circ, 90^\circ)$ 的双力偶源放置在 $(0, 0, -1300)$ m 的位置, 震源时间函数使用的是方差为 0.009 的高斯子波 (最高频率大约为 25 Hz), 震源发震时刻为 0.2 s。使用 P 波速度为 4500 m/s 的均匀速度模型, 根据解析格林函数合成地面地震记录, 如图 4.1a 所示。为了更接近真实情况, 我们对实际观测系统记录到的噪声进行 10-40 Hz 带通滤波, 然后将其加入合成的地震记录中, 从而获得含噪声的合成数据, 其归一化后的波形如图 4.1b 所示, 可以看到信号完全被噪声湮没。图 4.2a 放大显示了第 1 至 150 道波形, 图 4.2b 对比显示了第 10 道信号和对应道集添加的实际噪声。

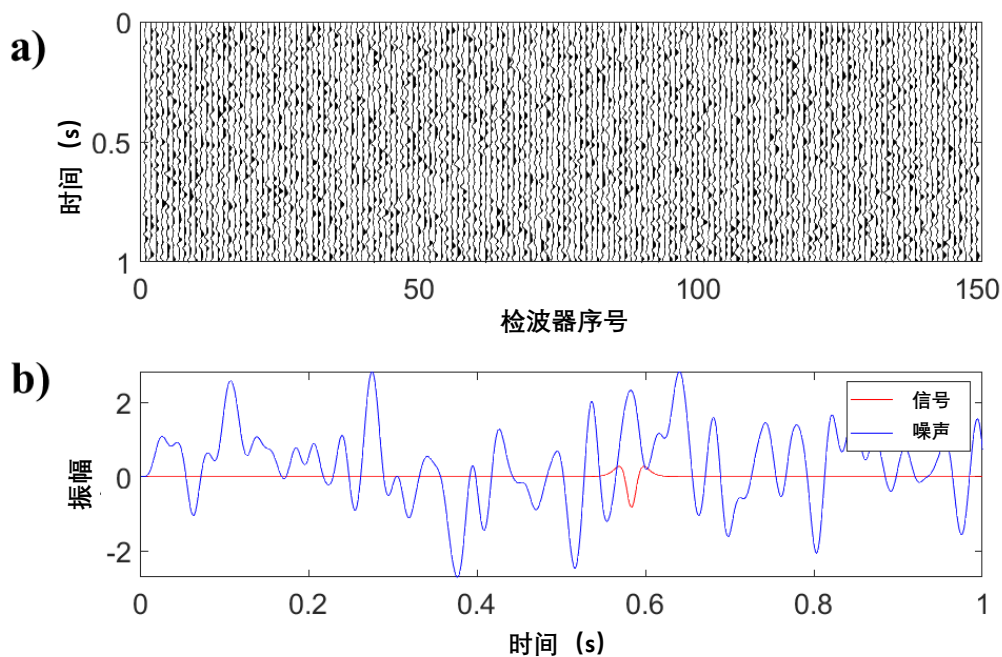


图 4.2 图4.1b 所示的含噪波形放大显示。(a) 前 150 道的含噪声合成波形；(b) 第 10 道信号和噪声对比。

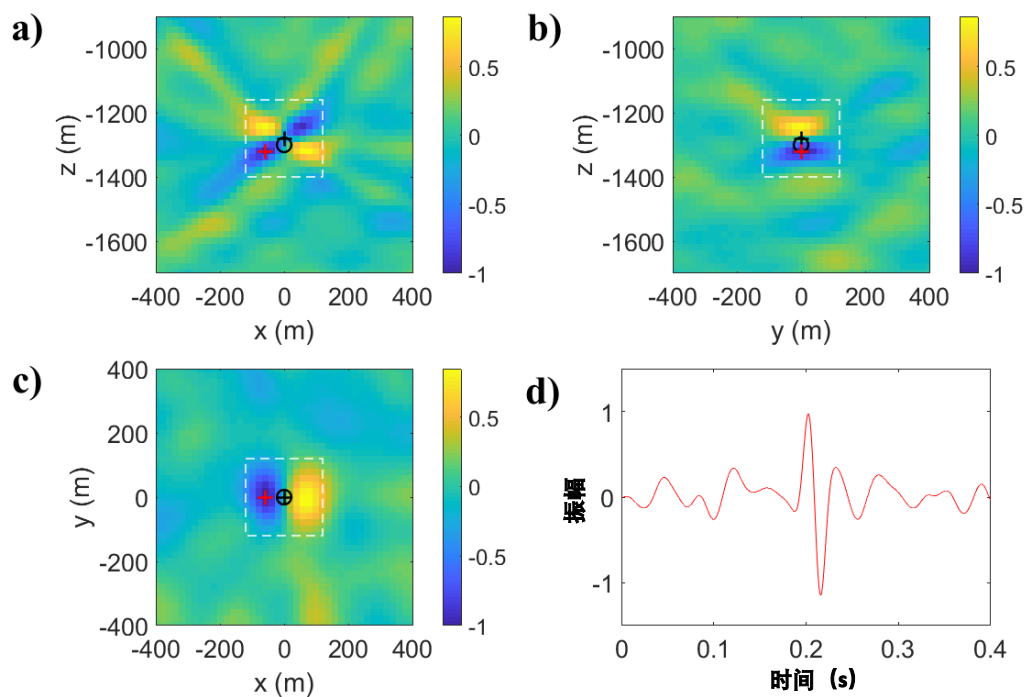


图 4.3 含噪声数据使用真实速度模型的绕射叠加震源成像结果。(a-c) 为震源绕射叠加成像结果在发震时刻处的三个正交切片，其中黑色圆圈表示真实震源位置，黑色加号表示绕射叠加干涉成像定位位置，红色加号表示绕射叠加成像结果中极值的位置，白色方框表示空间干涉定位时使用的干涉窗，这里为 260 m；(d) 为红色加号位置的绕射叠加成像过程。

我们先基于准确的速度模型，进行绕射叠加震源成像以及空间干涉地震定位。成像区域以真实震源位置为中心，每个方向包含 41 个网格点，网格间距为 20 m。图 4.3a-c 展示了绕射叠加震源成像在发震时刻处的三个正交切片，可以看出地震信号在震源位置周围聚焦成类辐射花样，而噪声则分散在整个成像空间。虽然干涉定位结果有一个网格的误差，但是这并不会对信号的波形恢复产生影响。图 4.3d 显示了绕射叠加成像结果中极大值点（如图 4.3a-c 中红色加号所示）对应的成像过程。我们可以看出，虽然受到了强噪声的干扰，该成像点的绕射叠加过程中仍然在发震时刻附近表现处较大成像值。

我们将干涉窗内成像点作为反偏移的震源，将对应的绕射叠加成像结果作为反偏移波场，把地面检波器位置看作是成像点，按照公式 4.2 对信号的波形进行恢复。为了从整体上对比恢复的信号波形和真实的信号波形，我们在图 4.4a 中展示了第 1-78 道的恢复波形和真实波形对比。可以看出，提出的去噪方法可以对信号的相位和相对振幅进行比较准确的恢复。图 4.4b 单独展示了第 10 道的恢复波形和真实波形的对比，可以看出恢复的信号波形虽然受到强噪声的干扰有一定的扰动，但是很好的恢复了信号的相位和振幅信息，这已经完全可以满足通过 P 波极性对微地震事件进行震源机制反演的需求。

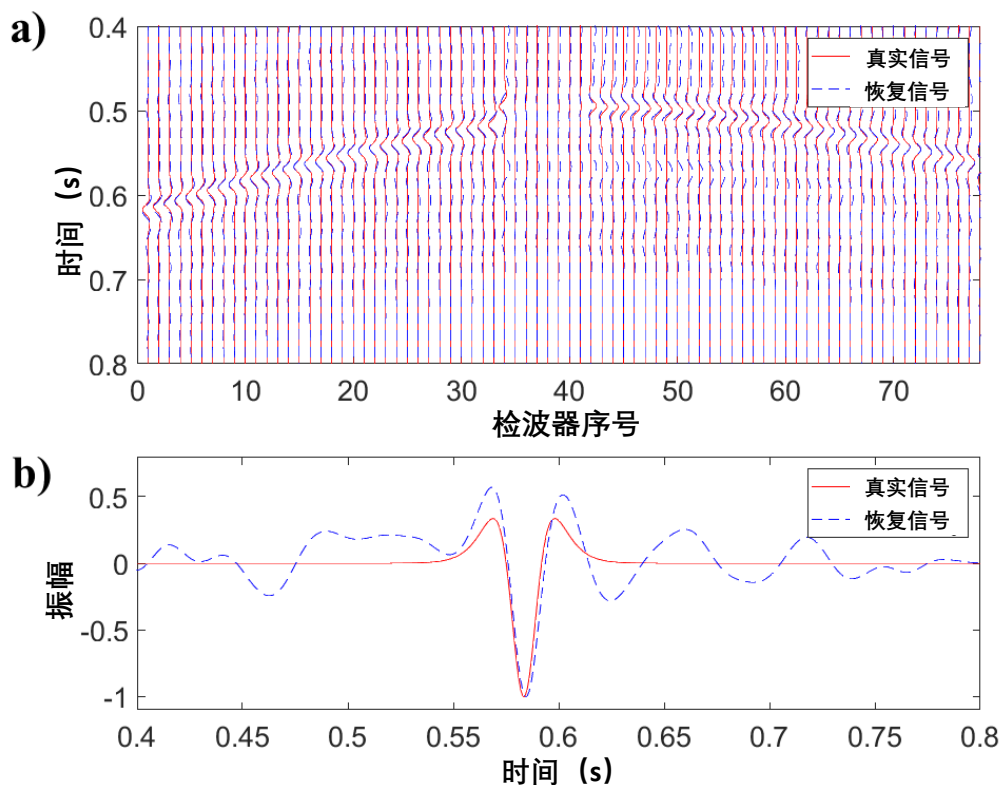


图 4.4 恢复的信号波形和真实信号波形对比。(a) 第 1-78 道恢复的信号波形和真实信号波形对比；(b) 第 10 道恢复的信号波形和真实信号波形对比。

考虑到在实际的微地震监测过程中,我们无法获得准确的地下速度模型。所以我们进一步使用错误的速度模型来测试波形恢复的效果。我们分别测试了速度模型偏低和偏高两种情况,对应P波速度分别为4000 m/s和5000 m/s。图4.5a-b显示了速度模型偏低时对应的绕射叠加震源成像结果。由于速度模型的误差,使得空间干涉成像定位的结果出现在真实震源位置的下方。此时我们仍然以定位到的震源位置为中心,并且在空间干涉窗内提取绕射叠加震源成像结果,用于反偏移重构信号波形。从图4.5a-b中红色加号所示位置的绕射叠加过程(如图4.5c所示)可以看出,最大的叠加成像值出现的位置大约在0.1 s左右,相较于真实的发震时刻0.2 s更加靠前。我们仍然基于同样的偏低速度模型,使用提取的反偏移波场对信号进行恢复。图4.5d显示了第10道信号的恢复波形和真实波形的对比,恢复的信号波形仍然可以对真实信号波形的振幅和相位进行恢复。图4.6以同样的方式显示了速度模型偏高时的情况。此时,绕射叠加干涉成像将震源定位在真实位置的上方。红色加号位置的绕射叠加成像最大值响应的出现在比发震时刻更加靠后的0.26 s附近。但是从图4.6d中恢复的信号波形和真实波形的对比可以看出,速度模型的误差并没有影响信号的波形恢复效果。

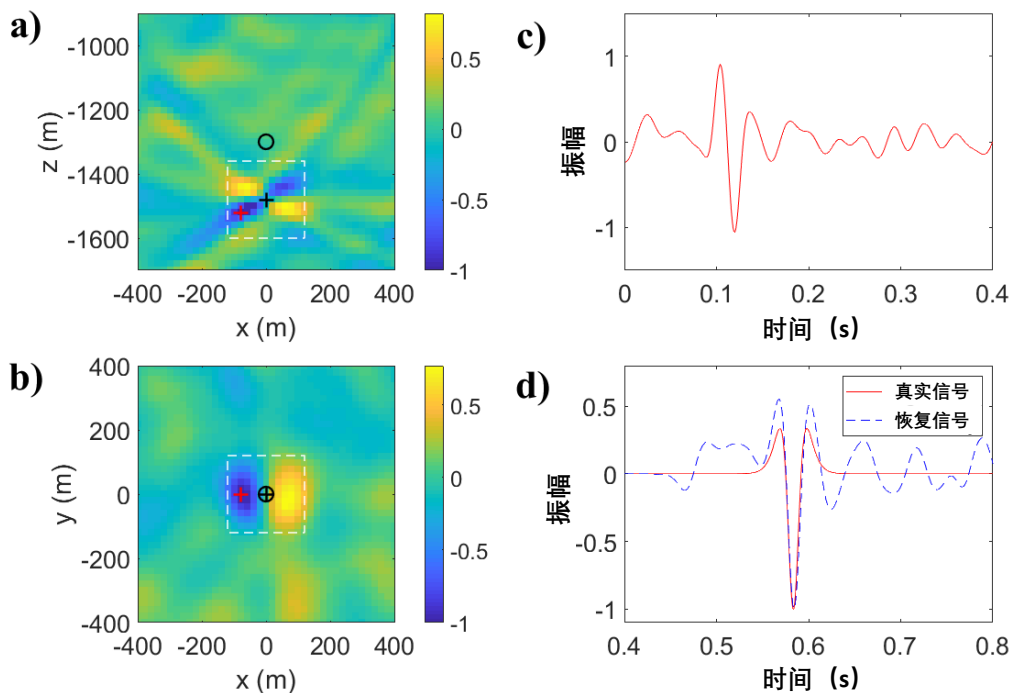


图4.5 不准确速度模型测试结果。(a-b)使用偏低的速度模型时,震源绕射叠加成像结果在发震时刻处的垂直和水平切片,其中黑色圆圈表示真实震源位置,黑色加号表示绕射叠加干涉成像定位位置,红色加号表示绕射叠加成像结果中极值的位置,白色方框表示空间干涉定位时使用的干涉窗,这里为260 m;(c)为红色加号位置的绕射叠加成像过程;(d)为第10道信号恢复波形和真实波形对比。

我们在第二章中已经通过测试证明了，对于一个不准确的速度模型，绕射叠加震源成像也会聚焦成对称性分布的类辐射花样，只是位置上会有偏差。这里我们知道，不仅是在位置上有偏差，而且定位到的发震时刻也有误差。而在绕射叠加之后的反偏移过程，使用同样的不准确速度模型，再次因为模型误差将发震时刻的误差弥补回来。所以基于绕射叠加偏移成像和反偏移的波形恢复过程，并不会对速度模型的准确性有严格的要求。

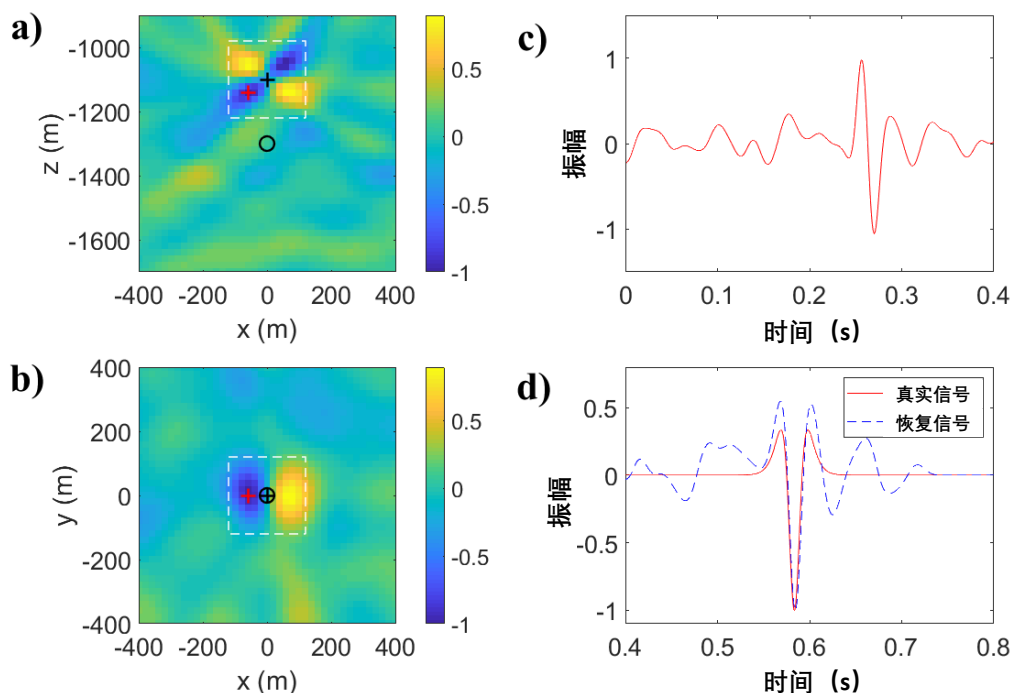


图 4.6 不准确速度模型测试结果。(a-b) 使用偏高的速度模型时，震源绕射叠加成像结果在发震时刻处的垂直和水平切片，其中黑色圆圈表示真实震源位置，黑色加号表示绕射叠加干涉成像定位位置，红色加号表示绕射叠加成像结果中极值的位置，白色方框表示空间干涉定位时使用的干涉窗，这里为 260 m；(c) 为红色加号位置的绕射叠加成像过程；(d) 为第 10 道信号恢复波形和真实波形对比。

我们以 P 波速度偏低时为例，根据绕射叠加干涉成像的定位结果从含噪声波形以及恢复的信号波形中提取 P 波极性，并且和真实信号的 P 波极性进行对比，如图 4.7 所示。由于受到强噪声的干扰，根据定位结果直接从含噪声的地震数据中提取的 P 波极性，同真实的震源 P 波极性相比，不仅在 P 波振幅上有很大的差异，而且极性的正负分布也有一定的误差。而根据定位结果从恢复后的信号波形中提取的 P 波极性，则和真实的 P 波极性十分接近，只是在右侧部分的相对振幅上有一定的差异。虽然我们没有根据 P 波极性分布或者 P 波振幅进行进一步的震源机制反演结果对比，但是从恢复的信号中提取的 P 波极性能够和真

实际情况很好的吻合，则说明了这里提出的去噪方法是有效的。

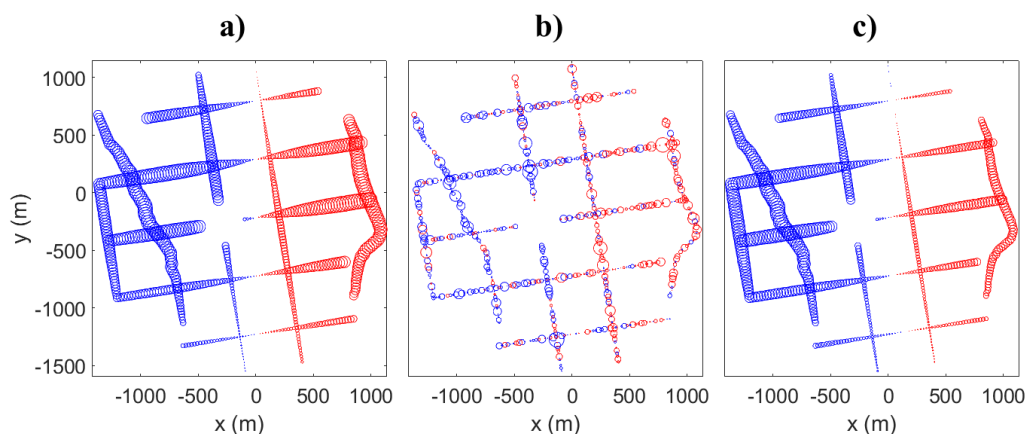


图 4.7 从含噪声波形和恢复信号波形中提取的极性与真实极性的对比。(a) 真实信号的震源 P 波极性；(b) 使用偏高的速度模型时，根据绕射叠加干涉定位结果从含噪声数据中提取的 P 波极性；(c) 使用偏高的速度模型时，根据绕射叠加干涉定位结果从恢复的信号波形中提取的 P 波极性。红色表示极性为正，蓝色表示极性为负，圆圈大小指示了 P 波振幅的绝对值。

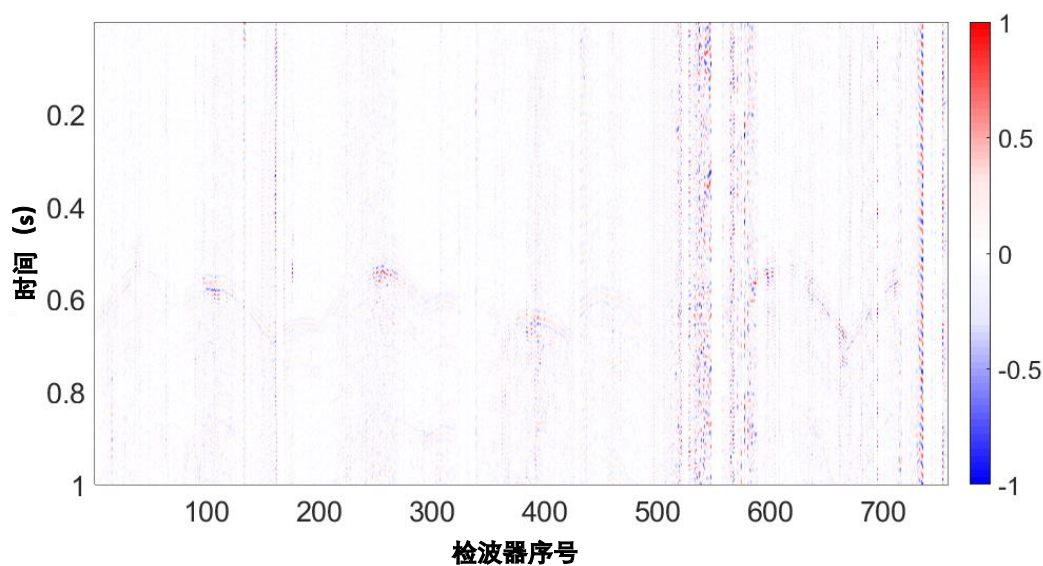


图 4.8 实际数据预处理后波形。

4.2.3 实际应用

我们将提出的去噪方法用于实际数据，实际数据来源以及速度模型同第二章 2.2.3 中相同。数据的预处理同样是去均值、5-70 Hz 带通滤波以及归一化。这里由于考虑到 P 波的相对振幅可以对震源机制反演有一定的约束作用，所以并没有对每一道地震记录进行单独的归一化，而是对所有道数据进行整体的归一化。我们从实际数据中截取一个 1 s 的数据段，其中包含一个信噪比较低的微地

震事件，如图 4.8所示。其中的噪声主要为规则干扰。在定位之前，还对部分质量特别差的道集进行了剔除 (Xu et al., 2020)。

成像区域以射孔点为中心，每个方向均包含 41 个网格点，网格间距为 20 m。图 4.9a-c 为绕射叠加成像结果，由于微地震事件自身的震源机制影响，震源成像中的类辐射花样方位与合成测试中的结果有所不同。我们还是按照空间干涉的定位结果，在干涉窗内提取震源成像波场。红色加号处的绕射叠加结果如图 4.9d 所示，可以看到在大约 0.16 s 处出现明显的叠加峰值。

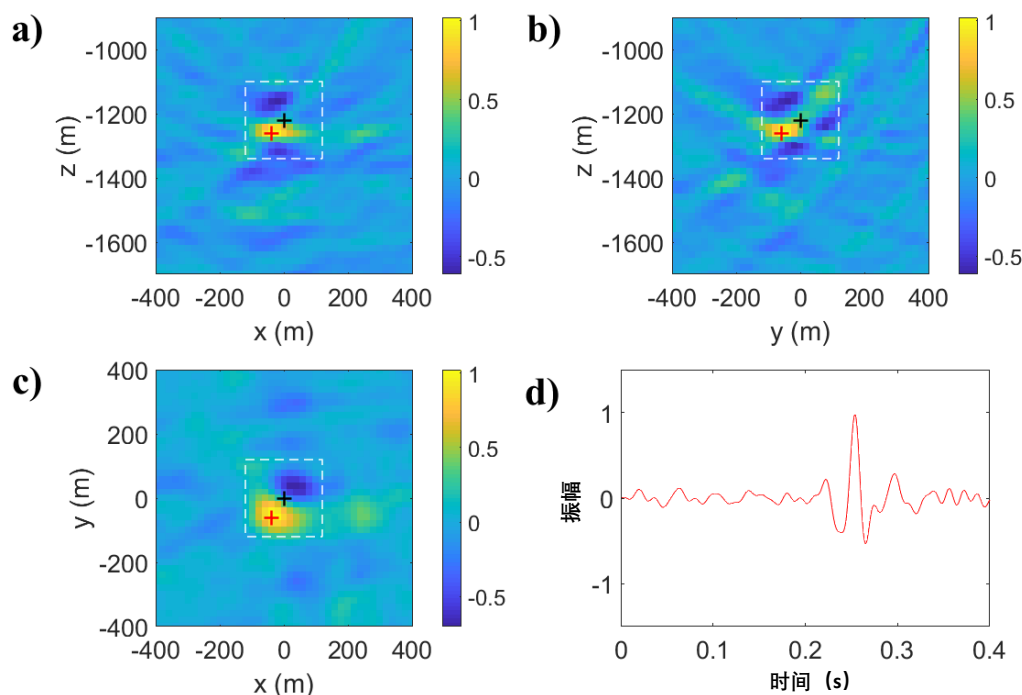


图 4.9 图 4.8所示的实际数据绕射叠加震源成像结果。(a-c) 为绕射叠加震源成像结果的三个正交切片，黑色加号表示绕射叠加干涉成像定位位置，红色加号表示绕射叠加成像结果中极值的位置，白色方框表示空间干涉定位时使用的干涉窗，这里为 260 m；(d) 红色加号位置处的绕射叠加震源成像过程。

图 4.10a 为恢复的信号波形，可以看出和图 4.8相比明显具有更高的信噪比，而且对定位之前去除的部分道集数据，都进行了补全。图 4.10b 和图 4.10c 分别对比显示了第 260 道和第 8 道恢复的信号波形和用于定位波形的对比。我们可以发现，恢复的波形很好地吻合了信号相位信息，而且对于信噪比较低的道集，也对信号能量有了显著增强。

我们同样按照定位结果，分别从叠加波形和恢复的事件波形中提取 P 波极性，如图 4.11所示。通过对比可以看出，相较于从去噪前叠加波形中获取的 P 波极性，从去噪后恢复的波形中获得的 P 波极性有了明显改善。

考虑了实际情况可能会有叠加道集缺失的情况，例如去除一些坏道或者数

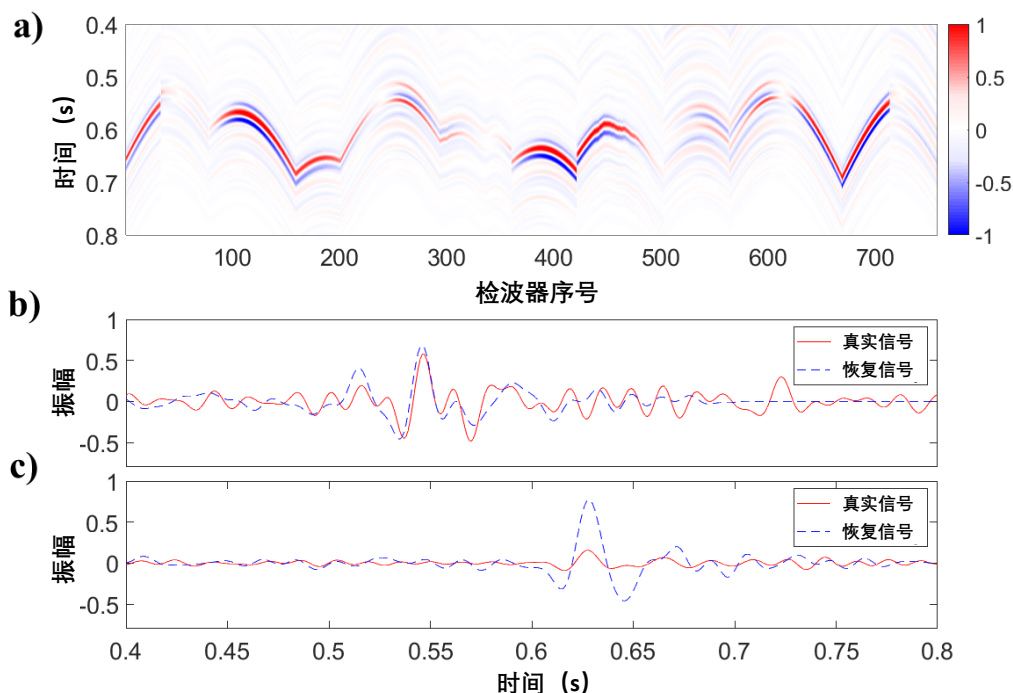


图 4.10 实际数据信号波形恢复结果。(a) 基于绕射叠加震源成像以及反偏移后恢复的信号波形；(b) 第 260 道恢复的信号波形和定位使用的叠加波形对比；(c) 第 8 道恢复的信号波形和定位使用的叠加波形对比。

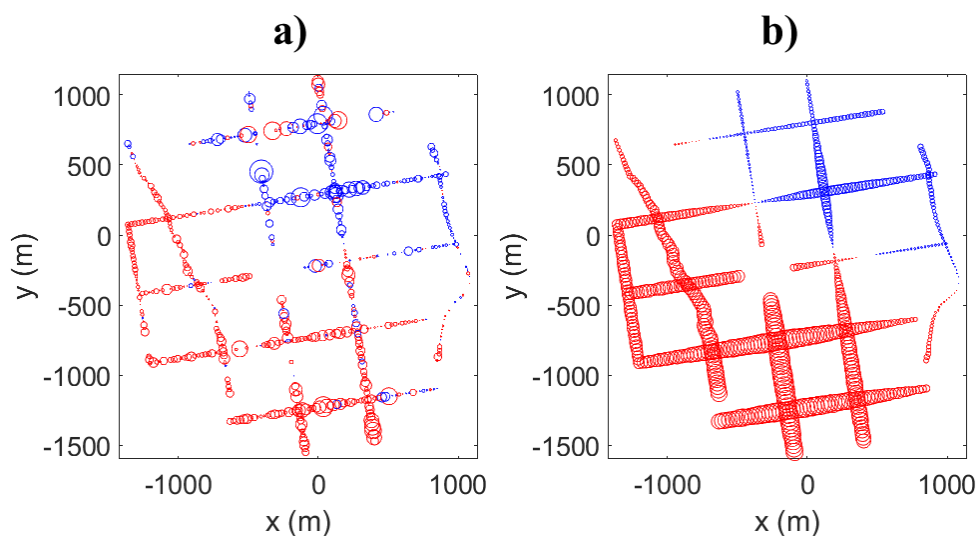


图 4.11 从实际数据以及恢复信号波形中提取的极性对比。(a) 根据绕射叠加干涉定位结果从叠加波形中提取的 P 波极性；(b) 根据绕射叠加干涉定位结果从恢复的事件波形中提取的 P 波极性。红色表示极性为正，蓝色表示极性为负，圆圈大小指示了 P 波振幅的绝对值。

据质量明显较差的道集。所以在上述实际数据的基础上，我们对叠加道集进行以下两种情况的道集缺失测试：人为剔除信噪比较差的道集；按照顺序将每 20 道数据，去除前 10 道，保留后 10 道。

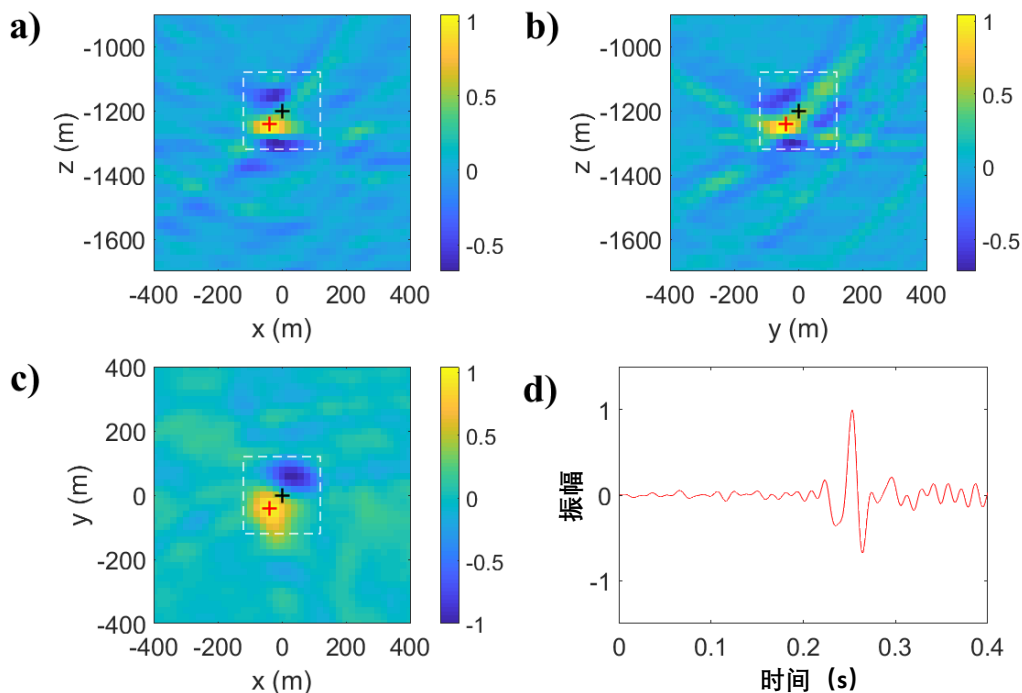


图 4.12 手动剔除信噪比较低的道集后绕射叠加震源成像结果。(a-c) 为绕射叠加震源成像结果的三个正交切片，黑色加号表示绕射叠加干啥成像定位位置，红色加号表示绕射叠加成像结果中极值的位置，白色方框表示空间干涉定位时使用的干涉窗，这里为 260 m；(d) 红色加号位置处的绕射叠加震源成像过程。

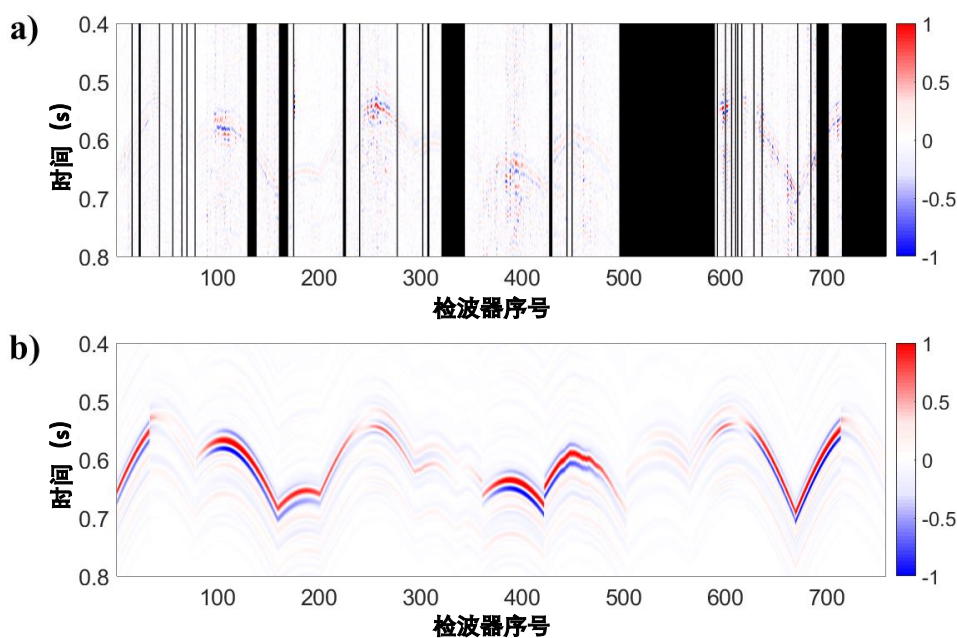


图 4.13 手动剔除信噪比较低的道集后的叠加波形与恢复的信号波形。(a) 手动剔除信噪比较低的道集后，用于绕射叠加震源成像的波形，黑色充填部分指示了剔除的道集；(b) 恢复的信号波形。

首先对于人为剔除道集的情况，图 4.12 显示了其绕射叠加震源成像结果以及相应的震源成像波场。和图 4.9 对比可以看出，由于去除了信噪比较低的道集，绕射叠加震源成像结果以及红色十字处对应的震源成像波场都表现出较高的信噪比，震源成像结果中的干扰有所减弱，震源成像波场的背景噪声也稍有降低。图 4.13 分别展示了人为剔除道集之后的事件波形以及最终恢复得到的事件波形。通过和图 4.8a 的对比可以看出，对于剔除低信噪比道集的数据，其恢复的波形同样具有更高的信噪比。而且很好的补全了一些缺失的道集。值得注意的是，例如被剔除的第 500 到大约第 600 道的位置，恢复的事件波形的能量明显较低，这是由于震源机制的影响导致的，这部分刚好处于记性反转的两侧位置，所以理论的波形振幅也相应较弱。

然后对于以 10 道间隔剔除道集的情况，图 4.14 展示了绕射叠加震源成像结果以及相应的震源成像波场。由于等间隔的剔除和保留，数据中仍然包含一些信噪比较差的道集，因此其绕射叠加震源成像结果和红色十字处的成像波场表现相对更低的信噪比（和图 4.12 相比）。图 4.15 分别展示了等间隔剔除道集之后的事件波形以及最终恢复得到的事件波形。在等间隔剔除道集之后道集数量的减少，虽然可以看出所以此时恢复的事件波形与图 4.8 和图 4.13 相比，信噪比相对较低，但是仍然很好的补全了道集缺失的部分。

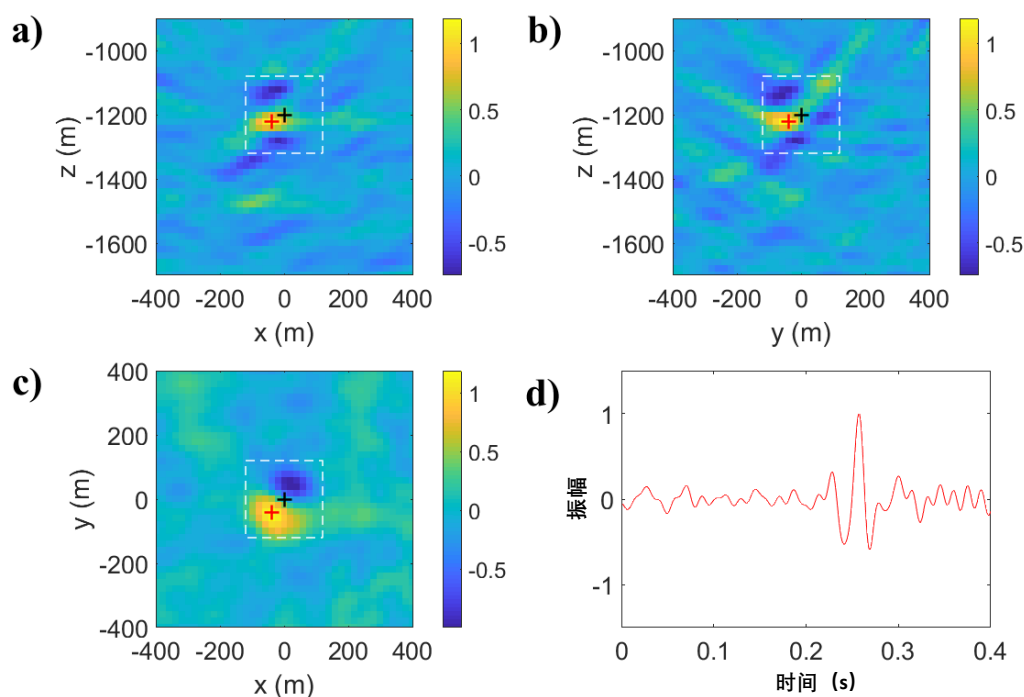


图 4.14 等间隔剔除道集后绕射叠加震源成像结果。(a-c) 为绕射叠加震源成像结果的三个正交切片，黑色加号表示绕射叠加干啥成像定位位置，红色加号表示绕射叠加成像结果中极值的位置，白色方框表示空间干涉定位时使用的干涉窗，这里为 260 m；(d) 红色加号位置处的绕射叠加震源成像过程。

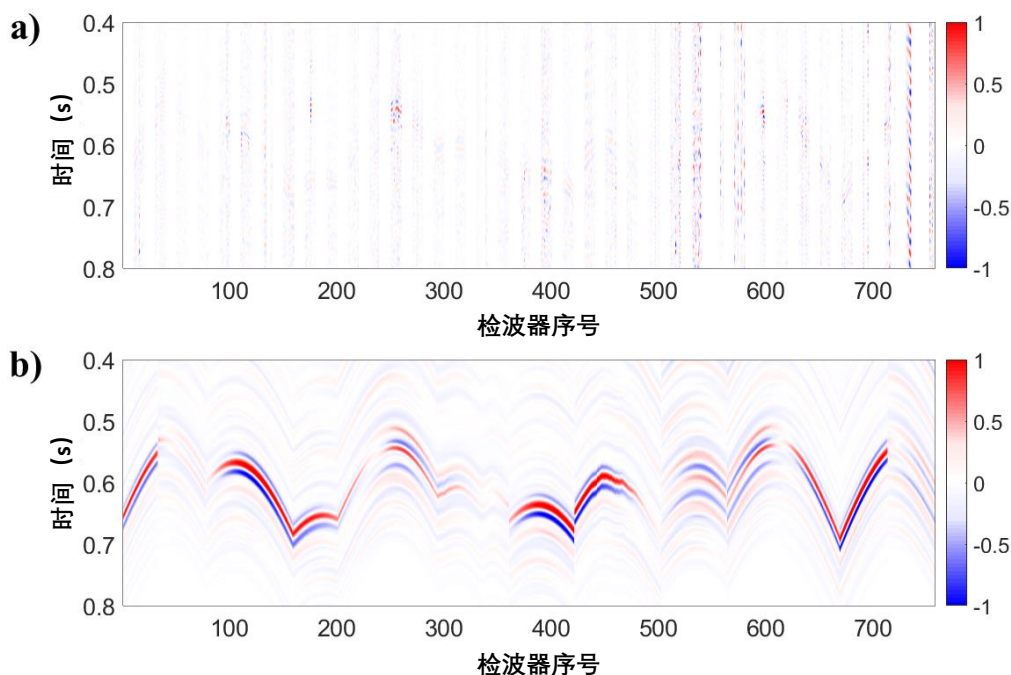


图 4.15 等间隔剔除道集后的叠加波形与恢复的信号波形。(a) 手动剔除信噪比较低的道集后，用于绕射叠加震源成像的波形，黑色充填部分指示了剔除的道集；(b) 恢复的信号波形。

4.3 本章小结

本章从微地震偏移叠加定位方法对速度模型的依赖以及低信噪比微地震事件的震源机制反演需求出发，阐述了微地震数据去噪的重要性，并概述了一些传统去噪方法和基于人工智能的去噪方法。然后我们基于绕射叠加的方法，提出一种新的微地震数据去噪的新思路，即基于绕射叠加震源成像和反偏移方法，对信号波形进行恢复。该方法首先进行绕射叠加震源成像，并通过空间干涉的方法获取震源位置；然后以震源位置为中心，提取位于空间干涉窗范围内的叠加成像结果，作为反偏移波场；最后进行反向偏移，将震源成像叠加回地面检波器处，从而实现信号的波形恢复。

合成测试的结果表明：基于绕射叠加震源成像和反偏移恢复的信号波形可以很好的还原信号的相位和相对振幅信息；而且波形的恢复效果并不需要准确的速度模型；从最终提取的 P 波极性对比来看，根据微地震事件的定位结果，从恢复的信号波形中提取的 P 波极性和真实的 P 波极性十分吻合，这为之后的震源机制反演奠定了良好的基础。通过该方法得到的准确 P 波震相也将为后续速度模型反演提供了更加可靠的走时信息。

我们把提出的去噪方法用于实际数据中，结果表明，在不损失 P 波相对振幅

的前提下，该方法可以有效压制规则噪声，显著提高微地震事件的信噪比，并且可以有效地对剔除的部分道集进行补全。

第5章 总结与展望

5.1 结论

微地震监测已经逐渐发展成为评价水力压裂效果的重要手段，而微地震事件的定位则是微地震监测的最基本目标之一。微地震定位方法有很多，其中基于波形信息的绕射叠加偏移定位方法，由于具有较强的抗噪性以及较快的计算效率，已经广泛用于布设大量检波器的地面微地震监测中。本文在传统绕射叠加定位方法的基础上，针对其存在的极性反转问题做出了改进，提出绕射叠加干涉成像定位方法；我们进一步借助于人工智能技术，使用修改后的 U-Net 识别绕射叠加震源成像结果中的类辐射花样，实现了基于图像识别的微地震事件定位；此外，本文将基于绕射叠加的震源成像和反偏移用于恢复微地震事件的波形，以达到对微地震数据进行去噪的目的。我们针对以上研究内容进行如下总结：

传统的绕射叠加定位方法，在地震记录出现极性反转的情况下无法对微地震事件进行精确定位。而且大部分针对这一问题进行改进的定位方法，仍然存在抗噪性降低或者计算量巨大的问题。我们在本文中提出绕射叠加干涉成像定位方法，来解决极性反转导致的震源定位不准确的问题。该方法的创新点是：在绕射叠加之前不对波形进行极性校正，而是通过空间干涉成像将绕射叠加得到的类辐射花样在成像域进行校正，使叠加能量聚焦在真实的震源位置。其优势在于对微地震事件进行精确定位的同时，保留了绕射叠加抗噪性强的特点，并且干涉过程的计算成本和绕射叠加相当，因此在微地震实时监测的应用中有较大的潜力。此外，对于绕射叠加震源成像中的类辐射花样，我们提出可以将其用于对检测定位到的事件进行质量控制。

虽然提出的绕射叠加干涉成像定位方法可以有效地解决极性反转问题，对微地震事件进行准确的定位，但是其震源成像结果仍然存在多极值问题，无法使震源进行完美的聚焦。因此我们提出基于人工智能相关技术，对绕射叠加震源成像得到的类辐射花样进行识别。该方法的创新点在于使用绕射叠加成像结果替代地震波形作为深度神经网络的输入，将微地震定位的问题转化为人工智能图像识别的问题，实现了对类辐射花样检查进行质量控制的自动化、智能化。该方法的优点主要有以下几个方面：（1）使用三维的 U-Net 特征提取网络可以对绕射叠加得到的类辐射花样进行快速准确的识别定位；（2）绕射叠加成像结果中的类辐射花样特征主要受震源机制的影响，使得网络的输入端具有较好的一致性，可以提高网络的泛化能力；（3）在输出端使用以震源为中心的高斯分布作为训练标签，可以在震源成像结果中消除多极值问题，从而达到更加完美的聚焦效果，尤其是在时间轴上，更好的聚焦效果可以对发震时刻相近的震源进行更好的

识别定位。

考虑到在微地震实时监测中，通常不会对记录到的地震数据进行一些比较耗时的复杂去噪处理，所以很难从地面微地震监测数据中准确地获取低信噪比事件的走时信息。我们提出一种基于绕射叠加震源成像和反偏移的微地震数据去噪方法，在完成事件的定位之后对微地震事件的波形进行恢复，以提高事件的信噪比。该去噪方法的创新点是不再通过数字信号处理相关理论对数据进行时频分析，而是基于绕射叠加的方法在震源成像过程中将噪声能量分散在成像空间，将信号能量聚焦在震源周围，再对聚焦的信号能量进行反偏移即可有效的恢复处信号的波形，从而实现去噪效果。其优点是使用绕射叠加干涉成像对微地震事件进行定位之后，同时获取了绕射叠加成像结果以及震源定位位置，可以很快提取出反偏移需要的震源成像波场，从而再次基于绕射叠加快速实现信号波形的恢复。而且这一信号波形恢复的过程不需要准确的速度模型。恢复的信号波形有助于为速度模型反演获得更加准确的走时信息，并且可以为低信噪比事件的震源机制反演提供更加准确的 P 波振幅或者 P 波极性。

5.2 展望

对于绕射叠加干涉成像定位算法，还有一些可以进一步研究的地方。例如对于空间干涉窗 X 的选择，我们目前还是凭借经验进行人为的确定。由于绕射叠加震源成像得到的类辐射花样，其能量聚焦的范围与波长有关，也就是说在固定速度模型中，由震源子波的主频确定。可以通过进一步的测试来研究不同子波主频的震源，与相应的绕射叠加类辐射花样聚焦范围的关系，从而作为实际定位中干涉窗的选择依据，或者实现根据地震波形的频谱分析自动计算处比较合理的干涉窗。此外，震源类辐射花样不仅在空间中具有对称性特征，在时间上也是对称的，所以如果计算条件允许，可以将空间干涉成像修改为时空四维干涉成像，可能会进一步提高震源干涉成像效果。

在使用修改后的 U-Net 特征提取网络将震源类辐射花样拟合成高速分布的研究中，也还有很多问题值得通过进一步研究进行优化。由于我们的识别目标是四维成像数据中的一个局部的特征，而且标签也是四维矩阵中的一个聚焦的高斯分布，所以存在这样本不均衡的问题，可以尝试引入注意力机制或者使用 focal loss 损失函数对网络训练过程进行优化。如果将 U-Net 中的普通卷积层替换为残差卷积块，也可能使网络的训练过程更加稳定，当然由于训练参数的增加，也会对训练效率有一定的影响。在输出端设计的以震源位置和发震时刻为中心的高斯分布，如果其聚焦范围过大则可能降低震源成像的分辨率，如果聚焦的范围过小则可能进一步加剧样本不均衡的问题，因此还需要通过进一步测试来

研究高斯分布的方差如何选择。在训练数据中添加信噪比更低的训练样本，应该也有助于提升网络的抗噪性。

由于考虑到微地震定位不需要很复杂的速度模型，所以在基于绕射叠加的恢复信号波形来实现微地震数据去噪的研究中，我们并没有使用更复杂的速度模型进行测试。而在复杂的速度模型下，例如 Marmousi 模型，地面波形会变的更加复杂，所以对于绕射叠加震源成像的结果还是会有较大影响，所以也可以通过合成测试来研究该方法在复杂模型中的应用效果。此外还可以进一步通过合成测试对比去噪前后的速度模型反演或者震源机制反演结果，来讨论这一去噪方法对反演结果的准确性有多大程度上的提高。

参考文献

- 程磊磊, 姜宇东, 崔树果, 等. 2015. 基于强事件约束的微地震剩余静校正量估算方法[J]. 石油物探, 54(06):690-698.
- 代丽艳, 董宏丽, 李学贵. 2019. 微地震数据去噪方法综述[J]. 吉林大学学报(地球科学版), 049(004):1145-1159.
- 郭鹏, 呼赞同, 贾金赟, 等. 2020. 微破裂向量扫描在丰探 15 井压裂微震实时监测中的应用[J]. 地球物理学进展, 35(4):9.
- 姜宇东, 宋维琪, 郭晓中, 等. 2013. 地面微地震监测资料静校正方法研究[J]. 石油物探, 52(002):136-140.
- 李振春, 盛冠群, 王维波, 等. 2014. 井地联合观测多分量微地震逆时干涉定位[J]. 石油地球物理勘探, 49(4):661-666.
- 刘百红, 秦绪英, 郑四连, 等. 2005. 微地震监测技术及其在油田中的应用现状[J]. 勘探地球物理进展(05):325-329.
- 刘培洵, 陈顺云, 郭彦双, 等. 2014. 声发射矩张量反演[J]. 地球物理学报, 57(3):858-866.
- 吕昊. 2012. 基于油田压裂微地震监测的震相识别与震源定位方法研究[D]. 吉林: 吉林大学.
- 马天翔. 2019. 页岩气水力压裂微地震监测——以贵州扬子地块 TX1 井为例[J]. 内蒙古煤炭经济, 000(004):157-160.
- 缪思钰, 张海江, 陈余宽, 等. 2019. 基于微地震定位和速度成像的页岩气水力压裂地面微地震监测[J]. 石油物探, 58(02):112-121+134.
- 宋维琪. 2014. 微地震监测新技术与新方法: The new technology and method for microseismic monitoring[M]. 中国石油大学出版社.
- 宋维琪, 何欣, 吕世超. 2009. 应用卡尔曼滤波识别微地震信号[J]. 石油地球物理勘探, 044(0z1):34-38.
- 宋维琪, 刘太伟. 2015. 地面微地震资料 τ - p 变换噪声压制[J]. 石油地球物理勘探, 50(001):48-53.
- 田宵. 2018. 井下微地震监测方法研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学.
- 田玥, 陈晓非. 2002. 地震定位研究综述[J]. 地球物理学进展, 17(1):147-155.
- 王晨龙, 程玖兵, 尹陈, 等. 2013. 地面与井中观测条件下的微地震干涉逆时定位算法[J]. 地球物理学报, 056(009):3184-3196.
- 王纪强. 2005. 基于 DSP 的微地震数据采集仪的研[D]. 青岛: 山东科技大学.
- 王艺豪. 2021. 近地表地震波速度反演、成像与时间域偏移速度分析方法研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学.
- 吴明熙, 王鸣, 孙次昌, 等. 1990. 1985 年禄劝地震部分余震的精确定位[J]. 地震学报(2):121-

- 129.
- 许忠淮, 阎明, 赵仲和. 1983. 由多个小地震推断的华北地区构造应力场的方向[J]. 地震学报(03):15-26.
- 杨瑞召, 赵争光, 彭维军, 等. 2013. 三维地震属性及微地震数据在致密砂岩气藏开发中的综合应用(英文)[J]. Applied Geophysics(02):37-49+115-116.
- 杨瑞召, 赵争光, 王占刚, 等. 2016. 中国新能源战略——页岩气出版工程: 第8卷 页岩气开发微地震监测技术[M]. 中国, 上海: 华东理工大学出版社.
- 杨心超, 朱海波, 崔树果, 等. 2015. P波初动震源机制解在水力压裂微地震监测中的应用[J]. 石油物探, 54(1):43-50.
- 杨心超, 朱海波, 李宏, 等. 2016. 基于P波辐射花样的压裂微地震震源机制反演方法研究及应用[J]. 石油物探(5):640-648, 共9页.
- 俞春泉, 陶开, 崔效锋, 等. 2009. 用格点尝试法求解P波初动震源机制解及解的质量评价[J]. 地球物理学报, 52(005):1402-1411.
- 张攀龙, 李尧, 张田涛, 等. 2020. 基于U-Net深度神经网络的地震数据去噪研究[J]. 金属矿山, 000(001):200-208.
- 张山, 刘清林, 赵群, 等. 2002. 微地震监测技术在油田开发中的应用[J]. 石油物探(2):226-231.
- 张逸伦, 喻志超, 胡天跃, 等. 2021. 基于U-Net的井中多道联合微地震震相识别和初至拾取方法[J]. 地球物理学报, 64(6):2074-2085.
- 赵明, 陈石, 房立华, 等. 2019. 基于U形卷积神经网络的震相识别与到时拾取方法研究[J]. 地球物理学报, 062(008):3034-3042.
- 赵卫明, 金延龙. 1992. 1988年灵武地震序列的精确定位和发震构造[J]. 地震学报(4):416-422.
- 赵仲和. 1983. 多重模型地震定位程序及其在北京台网的应用[J]. 地震学报(02):116-128.
- 周仕勇, 许忠淮, 韩京, 等. 1999. 主地震定位法分析以及1997年新疆伽师强震群高精度定位[J]. 地震学报, 21(003):258-265.
- 朱海波, 杨心超, 王瑜, 等. 2014. 水力压裂微地震监测的震源机制反演方法应用研究[J]. 石油物探, 53(005):556-561.
- AKRAM J, CHEN Z, EATON D, et al. 2016. Time-frequency denoising of microseismic data[M]// SEG Technical Program Expanded Abstracts 2016. Society of Exploration Geophysicists: 2750-2754.
- ALBRIGHT J, HANOLD R. 1976. Seismic mapping of hydraulic fractures made in basement rocks[C]//Proceedings of the Energy Research and Development Administration-ERDA-Symposium on Enhanced Oil and Gas Recovery.
- ANIKIEV D, VALENTA J, STANĚK F, et al. 2014. Joint location and source mechanism inversion of microseismic events: Benchmarking on seismicity induced by hydraulic fracturing[J]. Geophysical Journal International, 198(1):249-258.

- ARTMAN B, PODLADTCHIKOV I, WITTEN B. 2010. Source location using time-reverse imaging[J]. *Geophysical Prospecting*, 58(5):861-873.
- BAIG A, URBANCIC T. 2010. Microseismic moment tensors: A path to understanding frac growth [J]. *The Leading Edge*, 29(3):320-324.
- BAZIW E, WEIR-JONES I. 2002. Application of kalman filtering techniques for microseismic event detection[M]//*The Mechanism of Induced Seismicity*. Springer: 449-471.
- BIRKELO B, CIESLIK K, WITTEN B, et al. 2012. High-quality surface microseismic data illuminates fracture treatments: A case study in the montney[J]. *The Leading Edge*, 31(11): 1318-1325.
- CASTELLANOS F, VAN DER BAAN M. 2013. Microseismic event locations using the double-difference algorithm[J]. *CSEG Recorder*, 38(3):26-37.
- CHAMBERS K, KENDALL J, BRANDSBERG-DAHL S, et al. 2009a. The detectability of microseismic events using surface arrays[C]//*Second EAGE Passive Seismic Workshop-Exploration and Monitoring Applications 2009*. European Association of Geoscientists & Engineers: cp-122.
- CHAMBERS K, KENDALL J M, DAHL S B, et al. 2008. Testing the ability of surface arrays to locate microseismicity[C]//*2008 SEG Annual Meeting*. OnePetro.
- CHAMBERS K, BARKVED O, KENDALL J. 2009b. Imaging induced seismicity with the lofs permanent sensor surface array[M]//*SEG Technical Program Expanded Abstracts 2009*. Society of Exploration Geophysicists: 1612-1616.
- CHAMBERS K, DANDO B D, JONES G A, et al. 2014. Moment tensor migration imaging[J]. *Geophysical Prospecting*, 62(4-Vertical Seismic Profiling and Microseismicity Frontiers):879-896.
- DENLINGER R P, BUFE C G. 1982. Reservoir conditions related to induced seismicity at the geysers steam reservoir, northern california[J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 72(4):1317-1327.
- DUNCAN P. 2005. Is there a future for passive seismic?[J]. *First Break*, 23(6).
- DUNCAN P, EISNER L. 2010. Reservoir characterization using surface microseismic monitoring [J]. *Geophysics*, 75(5):139-146.
- EBERHART-PHILLIPS D, OPPENHEIMER D H. 1984. Induced seismicity in the geysers geothermal area, california[J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 89(B2):1191-1207.
- EISNER L, HULSEY B, DUNCAN P, et al. 2010a. Comparison of surface and borehole locations of induced seismicity[J]. *Geophysical Prospecting*, 58(5):809-820.
- EISNER L, WILLIAMS-STROUD S, HILL A, et al. 2010b. Beyond the dots in the box: Microseismicity-constrained fracture models for reservoir simulation[J]. *The Leading Edge*,

- 29(3):326-333.
- EKSTROM, G. 2006. Global detection and location of seismic sources by using surface waves[J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 96(4A):1201-1212.
- ENDE M V D, AMPUERO J P. 2020. Automated seismic source characterization using deep graph neural networks[J]. *Geophysical Research Letters*, 47(17):e2020GL088690.
- FEHLER M C. 1989. Stress control of seismicity patterns observed during hydraulic fracturing experiments at the fenton hill hot dry rock geothermal energy site, new mexico[C]//*International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts: volume 26*. Elsevier: 211-219.
- FINK M, MONTALDO G, TANTER M. 2003. Time-reversal acoustics in biomedical engineering. [J]. *Annual Review of Biomedical Engineering*, 5(1):465-499.
- FINK M, MONTALDO G, TANTER M. 2004. Time reversal acoustics[C]//*Ultrasonics Symposium, 2004 IEEE*.
- FINK M. 1997. Time reversed acoustics[J]. *Physics Today*, 50(3):34-40.
- FITCH T J. 1975. Compressional velocity in source regions of deep earthquakes: an application of the master earthquake technique[J]. *Earth and planetary science Letters*, 26(2):156-166.
- GAJEWSKI D, ANIKIEV D, KASHTAN B, et al. 2007. Localization of seismic events by diffraction stacking[M]//*SEG Technical Program Expanded Abstracts 2007*. Society of Exploration Geophysicists: 1287-1291.
- GAUCHER E, MAISONS C, FORTIER E, et al. 2005. Fracture mapping using microseismic monitoring data recorded from treatment well—results based on 20 hydro-fracturing jobs[C]//*67th EAGE Conference & Exhibition*. European Association of Geoscientists & Engineers: cp-1.
- GE Q, HAN L, CAI Z. 2019. Reverse travel time imaging of microseismic location[J]. *Exploration Geophysics*, 50(3):281-296.
- GEIGER L. 1912. Probability method for the determination of earthquake epicenters from the arrival time only[J]. *Bull. St. Louis Univ*, 8(1):56-71.
- GENG Z, WU X, SHI Y, et al. 2020. Deep learning for relative geologic time and seismic horizons [J]. *Geophysics*, 85(4):WA87-WA100.
- GIBOWICZ S J, KIJKO A. 2013. An introduction to mining seismology[M]. Elsevier.
- GRIGOLI F, CESCA S, VASSALLO M, et al. 2013. Automated seismic event location by travel-time stacking: An application to mining induced seismicity[J]. *Seismological Research Letters*, 84(4):666-677.
- GRIGOLI F, CESCA S, AMOROSO O, et al. 2014. Automated seismic event location by waveform coherence analysis[J]. *Geophysical Journal International*, 196(3):1742-1753.
- GRIGOLI F, CESCA S, KRIEGER L, et al. 2016. Automated microseismic event location using

- master-event waveform stacking[J]. *Scientific reports*, 6(1):1-13.
- HALDORSEN J B, BROOKS N J, MILENKOVIC M. 2013. Locating microseismic sources using migration-based deconvolution[J]. *Geophysics*, 78(5):KS73-KS84.
- HUNG S H, DAHLEN F, NOLET G. 2001. Wavefront healing: a banana–doughnut perspective[J]. *Geophysical Journal International*, 146(2):289-312.
- ITO A. 1985. High resolution relative hypocenters of similar earthquakes by cross-spectral analysis method[J]. *Journal of Physics of the Earth*, 33(4):279-294.
- KAO H, SHAN S J. 2004. The source-scanning algorithm: Mapping the distribution of seismic sources in time and space[J]. *Geophysical Journal International*, 157(2):589-594.
- KAO H, SHAN S J. 2007. Rapid identification of earthquake rupture plane using source-scanning algorithm[J]. *Geophysical Journal International*, 168(3):1011-1020.
- KAWAKATSU H, MONTAGNER J P. 2008. Time-reversal seismic-source imaging and moment-tensor inversion[J]. *Geophysical Journal International*, 175(2):686-688.
- KIKUCHI M, KANAMORI H. 1991. Inversion of complex body waves—iii[J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 81(6):2335-2350.
- KRIEGEROWSKI M, PETERSEN G M, VASYURA-BATHKE H, et al. 2019. A deep convolutional neural network for localization of clustered earthquakes based on multistation full waveforms[J]. *Seismological Research Letters*, 90(2A):510-516.
- LAKINGS J D, DUNCAN P M, NEALE C, et al. 2006. Surface based microseismic monitoring of a hydraulic fracture well stimulation in the barnett shale[M]//SEG Technical Program Expanded Abstracts 2006. Society of Exploration Geophysicists: 605-608.
- LANGET N, MAGGI A, MICHELINI A, et al. 2014. Continuous kurtosis-based migration for seismic event detection and location, with application to piton de la fournaise volcano, la reunion [J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 104(1):229-246.
- LARMAT C, MONTAGNER J P, FINK M, et al. 2006. Time-reversal imaging of seismic sources and application to the great sumatra earthquake[J]. *Geophysical Research Letters*, 33(19): L19312.
- LI F, ZHOU H, WANG Z, et al. 2020a. Addcnn: An attention-based deep dilated convolutional neural network for seismic facies analysis with interpretable spatial–spectral maps[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 59(2):1733-1744.
- LI J, WU X, HU Z. 2021. Deep learning for simultaneous seismic image super-resolution and denoising[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*.
- LI J, LI C, MORTON S A, et al. 2014. Microseismic joint location and anisotropic velocity inversion for hydraulic fracturing in a tight bakken reservoir[J]. *Geophysics*, 79(5):C111-C122.
- LI K L, SGATTONI G, SADEGHISORKHANI H, et al. 2017. A double-correlation tremor-location

- method[J]. *Geophysical Supplements to the Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*, 208(2):1231-1236.
- LIL, CHEN H, WANG X M. 2015. Weighted-elastic-wave interferometric imaging of microseismic source location[J]. *Applied Geophysics*, 12(2):221-234.
- LI L, CHEN H, WANG X. 2016. Relative elastic interferometric imaging for microseismic source location[J]. *Journal of Geophysics and Engineering*, 13(5):733-744.
- LI L, BECKER D, CHEN H, et al. 2018. A systematic analysis of correlation-based seismic location methods[J]. *Geophysical Journal International*, 212(1):659-678.
- LI X, ZHANG W, LU Y. 2020b. Reflection raytracing using snell's law in multi-stage fast marching method[C]//82nd EAGE Annual Conference & Exhibition: volume 2020. European Association of Geoscientists & Engineers: 1-5.
- LIANG C, YU Y, YANG Y, et al. 2016. Joint inversion of source location and focal mechanism of microseismicity[J]. *Geophysics*, 81(2).
- LIAO Y C, KAO H, ROSENBERGER A, et al. 2012. Delineating complex spatiotemporal distribution of earthquake aftershocks: An improved source-scanning algorithm[J]. *Geophysical Journal International*, 189(3):1753-1770.
- LIENERT B R, BERG E, FRAZER L N. 1986. Hypocenter: An earthquake location method using centered, scaled, and adaptively damped least squares[J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 76(3):771-783.
- LIN Y, ZHANG H, JIA X. 2018. Target-oriented imaging of hydraulic fractures by applying the staining algorithm for downhole microseismic migration[J]. *Journal of Applied Geophysics*, 150:278-283.
- LIN Y, ZHANG H, CHEN Y, et al. 2020. Source-independent passive seismic reverse-time structure imaging with grouping imaging condition: Method and application to microseismic events induced by hydraulic fracturing[J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 125(2): e2019JB018043.
- LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. 2015. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 3431-3440.
- LYU B, NAKATA N. 2020. Iterative passive-source location estimation and velocity inversion using geometric-mean reverse-time migration and full-waveform inversion[J]. *Geophysical Journal International*, 223(3):1935-1947.
- MAJER E, MCEVILLY T. 1979. Seismological investigations at the geysers geothermal field[J]. *Geophysics*, 44(2):246-269.
- MAXWELL S. 2014. Distinguished instructor short course: volume 17 microseismic imaging of

- hydraulic fracturing: Improved engineering of unconventional shale reservoirs[M]. Tulsa, OK USA: Society of Exploration Geophysicists.
- MAXWELL S C, URBANCIC T, STEINSBERGER N, et al. 2002. Microseismic imaging of hydraulic fracture complexity in the barnett shale[C]//SPE annual technical conference and exhibition. OnePetro.
- MAXWELL S C, WALTMAN C, WARPINSKI N R, et al. 2009. Imaging seismic deformation induced by hydraulic fracture complexity[J]. SPE Reservoir Evaluation & Engineering, 12(01):48-52.
- MAXWELL S C, RUTLEDGE J, JONES R, et al. 2010. Petroleum reservoir characterization using downhole microseismic monitoring[J]. Geophysics, 75(5):75A129-75A137.
- MCMECHAN G A. 1982. Determination of source parameters by wavefield extrapolation[J]. Geophysics Journal Research, 71(3):613-628.
- MCMECHAN G A, LUETGERT J H, MOONEY W D. 1985. Imaging of earthquake sources in long valley caldera, california, 1983[J]. Bulletin of the Seismological Society of America, 75(4):1005-1020.
- MENG F, FAN Q, LI Y. 2021. Self-supervised learning for seismic data reconstruction and denoising [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters.
- MENG X, CHEN H, NIU F, et al. 2018. Microseismic monitoring of stimulating shale gas reservoir in sw china: 1. an improved matching and locating technique for downhole monitoring[J]. Journal of Geophysical Research: Solid Earth, 123(2):1643-1658.
- MOUSAVI S M, ELLSWORTH W L, ZHU W, et al. 2020. Earthquake transformer—an attentive deep-learning model for simultaneous earthquake detection and phase picking[J]. Nature communications, 11(1):1-12.
- NAKATA N, BEROZA G C. 2015. Reverse-time migration for microseismic sources using the geometric mean as an imaging condition[J]. Geophysics, 81(2):KS51-KS60.
- OREN C, SHRAGGE J. 2021. Ps energy imaging condition for microseismic data—part 1: Theory and applications in 3d isotropic media[J]. Geophysics, 86(2):KS37-KS48.
- PEARSON C. 1981. The relationship between microseismicity and high pore pressures during hydraulic stimulation experiments in low permeability granitic rocks[J]. Journal of Geophysical Research: Solid Earth, 86(B9):7855-7864.
- PENG Z, ZHAO P. 2009. Migration of early aftershocks following the 2004 parkfield earthquake [J]. Nature Geoscience, 2(12):877-881.
- PEROL T, GHARBI M, DENOLLE M. 2018. Convolutional neural network for earthquake detection and location[J]. Science Advances, 4(2):e1700578.
- PINE R, BATCHELOR A. 1984. Downward migration of shearing in jointed rock during hydraulic

- injections[C]//International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts: volume 21. Elsevier: 249-263.
- POLIANNIKOV O V, E. MALCOLM A, DJIKPESE H, et al. 2011. Interferometric hydrofracture microseism localization using neighboring fracture[J]. *Geophysics*, 76(6):WC27-WC36.
- POLIANNIKOV O V, PRANGE M, MALCOLM A, et al. 2013. A unified bayesian framework for relative microseismic location[J]. *Geophysical Journal International*, 194(1):557-571.
- PUGH D, WHITE R, CHRISTIE P. 2016. A bayesian method for microseismic source inversion[J]. *Geophysical Journal International*, 206(2):1009-1038.
- ROCHA D, SAVA P, SHRAGGE J, et al. 2019. 3d passive wavefield imaging using the energy norm [J]. *Geophysics*, 84(2):KS13-KS27.
- RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. 2015. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention. Springer: 234-241.
- SAVA P. 2011. Micro-earthquake monitoring with sparsely sampled data[J]. *Journal of Petroleum Exploration and Production Technology*, 1(1):43-49.
- SAVA P, POLIANNIKOV O. 2008. Interferometric imaging condition for wave-equation migration [J]. *Geophysics*, 73(2):S47-S61.
- SHEARER P M. 2009. Introduction to seismology[M]. Cambridge university press.
- SHELLY D R, BEROZA G C, IDE S. 2007. Non-volcanic tremor and low-frequency earthquake swarms[J]. *Nature*, 446(7133):305-307.
- SHI P, ANGUS D, ROST S, et al. 2019. Automated seismic waveform location using multichannel coherency migration (mcm)-i: theory[J]. *Geophysical Journal International*, 216(3):1842-1866.
- SHI Y, WU X, FOMEL S. 2021. Interactively tracking seismic geobodies with a deep-learning flood-filling network[J]. *Geophysics*, 86(1):A1-A5.
- SPENCE W. 1980. Relative epicenter determination using p-wave arrival-time differences[J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 70(1):171-183.
- TARANTOLA A. 2005. Inverse problem theory and model parameter estimation: Society for industrial and applied mathematics[J]. SIAM. Philadelphia.
- TIAN X, ZHANG W, ZHANG J. 2016. Cross double-difference inversion for microseismic event location using data from a single monitoring well[J]. *Geophysics*, 81(5):KS183-KS194.
- TIAN X, ZHANG W, ZHANG X, et al. 2020. Comparison of single-trace and multiple-trace polarity determination for surface microseismic data using deep learning[J]. *Seismological Research Letters*, 91(3):1794-1803.
- TROJANOWSKI J, EISNER L. 2017. Comparison of migration-based location and detection meth-

- ods for microseismic events[J]. *Geophysical Prospecting*, 65(1):47-63.
- TRUGMAND T, SHEARER P M. 2017. Growclust: A hierarchical clustering algorithm for relative earthquake relocation, with application to the spanish springs and sheldon, nevada, earthquake sequences[J]. *Seismological Research Letters*, 88(2A):379-391.
- VAVRYČUK V. 2007. On the retrieval of moment tensors from borehole data[J]. *Geophysical Prospecting*, 55(3):381-391.
- WALDHAUSER F, ELLSWORTH W L. 2000. A double-difference earthquake location algorithm: Method and application to the northern hayward fault, california[J]. *Bulletin of the seismological society of America*, 90(6):1353-1368.
- WATERS G A, RAMAKRISHNAN H, DANIELS J, et al. 2009. Ss: Unlocking the unconventional oil and gas reservoirs: Utilization of real time microseismic monitoring and hydraulic fracture diversion technology in the completion of barnett shale horizontal wells[C]//Offshore Technology Conference. OnePetro.
- WIGNER E. 1932. On the quantum correlation for thermodynamics equilibrium[J]. *Phys Rev*, 40.
- WU H, ZHANG B, LI F, et al. 2019a. Semiautomatic first-arrival picking of microseismic events by using the pixel-wise convolutional image segmentation method[J]. *Geophysics*, 84(3):V143-V155.
- WU X, LIANG L, SHI Y, et al. 2019b. Multitask learning for local seismic image processing: fault detection, structure-oriented smoothing with edge-preserving, and seismic normal estimation by using a single convolutional neural network[J]. *Geophysical Journal International*, 219(3):2097-2109.
- WU X, GENG Z, SHI Y, et al. 2020a. Building realistic structure models to train convolutional neural networks for seismic structural interpretation[J]. *Geophysics*, 85(4):WA27-WA39.
- WU X, YAN S, QI J, et al. 2020b. Deep learning for characterizing paleokarst collapse features in 3-d seismic images[J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 125(9):e2020JB019685.
- WU X, SHI Y, FOMEL S. 2021. Using synthetic data sets to train a neural network for three-dimensional seismic fault segmentation[M]. Google Patents.
- XU J, ZHANG W, CHEN X, et al. 2020. An effective polarity correction method for microseismic migration-based location[J]. *Geophysics*, 85(4):KS115-KS125.
- XU J, ZHANG W, LIANG X, et al. 2021. Joint microseismic moment tensor inversion and location using p-and s-waves diffraction stacking[J]. *Geophysics*, 86(6):1-62.
- YANG F, MA J. 2019. Deep-learning inversion: A next-generation seismic velocity model building method[J]. *Geophysics*, 84(4):R583-R599.
- YILMAZ Ö. 2001. Seismic data analysis: Processing, inversion, and interpretation of seismic data [M]. Society of exploration geophysicists.

- ZHANG C, VAN DER BAAN M. 2018. Multicomponent microseismic data denoising by 3d shearlet transform[J]. *Geophysics*, 83(3):A45-A51.
- ZHANG C, VAN DER BAAN M. 2019. Microseismic denoising and reconstruction by unsupervised machine learning[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 17(7):1114-1118.
- ZHANG H, NADEAU R M, TOKSOZ M N. 2010. Locating nonvolcanic tremors beneath the san andreas fault using a station-pair double-difference location method[J]. *Geophysical Research Letters*, 37(13).
- ZHANG H, MA C, PAZZI V, et al. 2020a. Microseismic signal denoising and separation based on fully convolutional encoder–decoder network[J]. *Applied Sciences*, 10(18):6621.
- ZHANG W, CHEN X. 2006. Traction image method for irregular free surface boundaries in finite difference seismic wave simulation[J]. *Geophysical Journal International*, 167(1):337-353.
- ZHANG W, ZHANG J. 2013. Microseismic migration by semblance-weighted stacking and interferometry[M]//SEG Technical Program Expanded Abstracts 2013. Society of Exploration Geophysicists: 2045-2049.
- ZHANG W, ZHANG Z, CHEN X. 2012. Three-dimensional elastic wave numerical modelling in the presence of surface topography by a collocated-grid finite-difference method on curvilinear grids[J]. *Geophysical Journal International*, 190(1):358-378.
- ZHANG X, ZHANG J, YUAN C, et al. 2020b. Locating induced earthquakes with a network of seismic stations in oklahoma via a deep learning method[J]. *Scientific reports*, 10(1):1-12.
- ZHAO H, LI Y, ZHANG C. 2016. Snr enhancement for downhole microseismic data using csst[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 13(8):1139-1143.
- ZHEBEL O, EISNER L. 2012. Simultaneous microseismic event localization and source mechanism determination[C]//Seg Technical Program Expanded. 1-5.
- ZHEBEL O, EISNER L. 2015. Simultaneous microseismic event localization and source mechanism determination[J]. *Geophysics*, 80(1):KS1-KS9.
- ZHENG J, JIANG T, WU Z, et al. 2021. Application of residual learning to microseismic random noise attenuation[J]. *Acta Geophysica*:1-11.
- ZHOU R, HUANG L, RUTLEDGE J. 2010. Microseismic event location for monitoring co 2 injection using double-difference tomography[J]. *The Leading Edge*, 29(2):208-214.
- ZHOU Y, WU G. 2020. Unsupervised machine learning for waveform extraction in microseismic denoising[J]. *Journal of Applied Geophysics*, 173:103879.
- ZHOU Y, ZHANG W. 2017. Ps interferometric cross correlation imaging condition for seismic source in elastic time-reversal imaging[C]//AGU Fall Meeting Abstracts: volume 2017. S41A-0729.
- ZHOU Y, YUE H, KONG Q, et al. 2019. Hybrid event detection and phase-picking algorithm

- using convolutional and recurrent neural networks[J]. *Seismological Research Letters*, 90(3): 1079-1087.
- ZHU W, BEROZA G C. 2019a. Phasenet: a deep-neural-network-based seismic arrival-time picking method[J]. *Geophysical Journal International*, 216(1):261-273.
- ZHU W, MOUSAVI S M, BEROZA G C. 2019b. Seismic signal denoising and decomposition using deep neural networks[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(11):9476-9488.
- ZOLLO A, DE MATTEIS R, CAPUANO P, et al. 1995. Constraints on the shallow crustal model of the northern apennines (italy) from the analysis of microearthquake seismic records[J]. *Geophysical Journal International*, 120(3):646-662.

致 谢

本论文是在导师张伟教授的指导下完成的。衷心感谢张伟老师在科研方面给予我的指导，以及在生活中对我提供的帮助。从刚入学开始，张老师就悉心帮我选定课题，在之后的科研过程中对我进行耐心指导，并且最后帮我细心的修改论文。在博士求学期间，张伟老师渊博的学识和严谨的学术态度使我受益匪浅。

感谢南方科技大学的徐锦承老师在震源机制反演方面提供的帮助、杨辉老师在偏移成像和程序规范方面提供的帮助、韩鹏老师在信号处理方面提供的帮助。

感谢课题组的臧楠同学在正演程序使用调试等方面给予的支持；感谢课题组的曹文忠、霍远航、姜芦倩、周逸成、高潇、丁超同学在正演程序使用和环境配置等方面提供的帮助；感谢课题组的李兴中同学提供的射线追踪程序；感谢课题组其他同学在生活学习中帮助，他们是：蒋星达、叶泵、张春丽、徐旭、杨茜娜、胡楠、王武等。感谢从中国矿业大学（北京）到南方科技大学一路走来的好友郑旭桢、袁淑云、邓丽君；

感谢张捷教授和况文欢师兄对机器学习定位文章进行的修改；感谢张捷老师课题组的朱慧宇师兄在 earthquake 数据、文章投稿以及毕业材料整理方面提供的帮助；感谢张捷老师课题组的其他同学在生活学习中提供的帮助，他们是：李子玉、王艺豪、段旭东、沈杨、马洋洋、王函、王康、王章钰、张基、刘宇、丁香军、刘建飞、苏麓润、张功文等。

感谢伍新明教授在机器学习定位研究中对我的指导以及在找工作过程中给予我的帮助。伍老师对科研充满激情，对每个学生都认真负责，非常让人钦佩。感谢伍老师课题组的司旭同学在网络构建和环境配置方面提供的帮助；感谢伍老师课题组的薛智文同学担任毕业论文答辩秘书，以及闫上升同学提供的毕业论文模板；感谢伍老师课题组的其他同学在生活学习中提供的帮助，他们是：孙晓明、毕钲发、李亚星、王福、高航、绳瀚林、李金涛、张文、杨佳润、江蕾、戴传力、高晖、李游等。

感谢家人一直以来对我的信任与鼓励，是他们的无微不至和鼎力支持给我提供了坚强的后盾。也要感谢坚持不懈的自己，然革命尚未成功，同志仍需努力。希望在未来的人生道路上不忘初心，砥砺前行。

在读期间发表的学术论文与取得的研究成果

已发表期刊论文

1. **Zhang, Q.**, and W. Zhang*, 2022, An efficient diffraction stacking interferometric imaging location method for microseismic events, *Geophysics*, 87(3), 1-45. (DOI: 10.1190/GEO2021-0233.1)
2. **Zhang, Q.**, W. Zhang*, X. Wu*, J. Zhang, W. Kuang, and X. Si, 2022, Deep Learning for Efficient Microseismic Location using Source Migration-based Imaging, *JGR Solid Earth*. (Accepted, DOI: 10.1029/2021JB022649)
3. Zhou, Y., **Q. Zhang**, and W. Zhang*, 2022, PS interferometric imaging condition for microseismic source elastic time-reversal imaging. *Geophysical Journal International*, 229(1), 505-521. (DOI: 10.1093/gji/ggab504)
4. Tian, X., W. Zhang*, X. Zhang, J. Zhang, **Q. Zhang**, X. Wang, and Q. Guo, 2020, Comparison of Single-Trace and Multiple-Trace Polarity Determination for Surface Microseismic Data Using Deep Learning: *Seismological Research Letters*, 91(3), 1794-1803. (DOI: 10.1785/0220190353)

已发表会议摘要

1. **Zhang, Q.**, and W. Zhang, 2017, Comparison of source moment tensor recovered by diffraction stacking migration and source time reversal imaging[C], AGU Fall Meeting Abstracts. 2017: NS33A-0052.

拟投稿论文

1. **Zhang, Q.**, and W. Zhang*, Microseismic data denoising based on the source migration imaging and signal demigration recovering, 2022, Earthquake Science. (preparing for submission)