

<https://doi.org/10.3799/dqkx.2025.236>



江苏淮安盐矿区地震活动智能监测及其分布特征

刘巧霞¹, 田晓峰^{1*}, 王清东¹, 程佳², 徐志萍¹, 赵延娜¹, 王宏伟¹

1. 中国地震局地球物理勘探中心, 河南郑州 450002

2. 中国地质大学(北京)地球科学与资源学院, 北京 100083

摘要: 淮安地区 2021 年小震活动短期内显著增强, 为解答该地区地震活动与盐矿开采的关系, 覆盖盐矿区加密布设了由 54 个短周期地震仪组成的台阵, 开展了为期一年的地震观测。利用深度学习地震自动检测方法, 并经绝对和相对重新定位后, 构建的矿区高分辨地震目录, 极大提升了矿区微小地震位置尤其是震源深度的定位精准性, 有效提升了小尺度盐矿区地震活动的监测能力。结合该区工业生产背景和地质情况, 得出以下主要认识: 矿区以微震活动为主, 在空间上呈两个震群分布, 1 号震群位于盐井下方, 震源深度上明显浅于 2 号震群; 2 号震群位于距盐井数公里的地表涌水区, 时间上滞后于 1 号震群约 8 个月。据分析判断, 1 号震群可能与开采活动直接相关, 而 2 号震群可能与流体扩散引起的局部断层活化有关。该研究表明, 基于覆盖矿区、密集布设的台阵和智能检测技术, 可极大提升对盐矿区微小地震活动分布特征及发震机理的认识, 为盐矿区优化生产管控方案提供关键依据。

关键词: 人工智能; 地震检测; 诱发地震活动; 地震灾害; 地震学。

中图分类号: P315

文章编号: 1000-2383(2026)01-160-13

收稿日期: 2025-06-11

Intelligent Monitoring and Distribution Characteristics of Seismic Activity in Huai'an Salt Mining Area, Jiangsu Province

Liu Qiaoxia¹, Tian Xiaofeng^{1*}, Wang Qingdong¹, Cheng Jia², Xu Zhiping¹, Zhao Yanna¹, Wang Hongwei¹

1. Geophysical Exploration Center, China Earthquake Administration, Zhengzhou 450002, China

2. School of Earth Sciences and Resources, China University of Geosciences (Beijing), Beijing 100083, China

Abstract: In 2021, the small earthquake activity significantly increased in the short term. To investigate the relationship between seismic activity and salt mining in the region, it deployed a dense array of 54 short period seismographs in the salt mining area and carried out a one-year microseismic monitoring. The high-resolution earthquake catalog for mining areas, constructed using deep learning earthquake automatic detection methods and absolute and relative repositioning, greatly improves the accuracy of locating the epicenter position, especially the depth of the earthquake source, of small earthquakes in mining areas, effectively enhancing the monitoring ability of seismic activity in small-scale salt mining areas. Combined with the industrial production background and geological conditions of the area, the following main understandings are obtained. The mining area is mainly characterized by microseismic activity, which is distributed in two independent earthquake clusters in space. The cluster 1 is located below the salt

基金项目: 国家自然科学基金项目 (No. 42074070)。

作者简介: 刘巧霞 (1983—), 女, 研究员, 主要从事地球深部结构与主被动源密集台阵监测探测研究。ORCID: 0000-0003-2019-4861. E-mail: llqxx@126.com

*** 通讯作者:** 田晓峰, E-mail: woodstian@163.com

引用格式: 刘巧霞, 田晓峰, 王清东, 程佳, 徐志萍, 赵延娜, 王宏伟, 2026. 江苏淮安盐矿区地震活动智能监测及其分布特征. 地球科学, 51(1): 160—172.

Citation: Liu Qiaoxia, Tian Xiaofeng, Wang Qingdong, Cheng Jia, Xu Zhiping, Zhao Yanna, Wang Hongwei, 2026. Intelligent Monitoring and Distribution Characteristics of Seismic Activity in Huai'an Salt Mining Area, Jiangsu Province. *Earth Science*, 51(1): 160—172.

well, with a significantly shallower depth of the earthquake source than the cluster 2. The cluster 2 is located in the surface water inflow area that several kilometers far from the salt well, and lags behind the cluster 1 by about 8 months in time. After analysis, it is possible that the cluster 1 is directly related to mining activities, while the cluster 2 may be related to local fault activation caused by fluid diffusion. This study indicates that based on dense array covering mining areas and intelligent detection technology, the understanding of the distribution characteristics and seismic mechanisms of small earthquakes in salt mining areas can be greatly improved, which can provide key basis for optimizing production control plans.

Key words: artificial intelligence; earthquake detection; inducing seismic activity; seismic hazard; seismology.

0 引言

工业活动诱发地震备受社会和学界广泛关注 (Ellsworth, 2013), 地热、油气开采诱发地震已基本达成共识 (Schultz *et al.*, 2020). 然而, 关于盐矿开采是否会引发地震活动尚未得到统一认识, 开展盐矿区地震活动特征研究可为研判盐矿开采诱发地震机理提供关键信息. 淮安盐矿是我国中东部地区最大的盐矿, 已入选国家战略油气储备库建设基地. 该地区盐矿开采活动已经持续 40 余年, 取得了良好的经济效益和社会效益. 淮安盐矿位于江苏省淮安市西南约 30 km 处, 占地约 40 km². 该盐矿区地质上位于洪泽凹陷. 洪泽凹陷以稳定的大厚度层状沉积为特征, 岩盐和无水芒硝盐分布广泛 (图 1a 中的灰色), 含盐地层主要分布在赵集次凹, 大致呈向北突出的扇形, 地层倾向南东, 倾角 4°~10°, 该凹陷三面被洪泽湖环绕. 洪泽凹陷盐盆埋藏深度自南向北逐渐变浅, 变化范围为 1.2~2.4 km, 盐矿层厚度为 120~150 m (陈敬和符登军, 2015). 据初步估算,

凹陷内石盐矿远景储量达 270 亿吨, 无水芒硝远景储量达 12.8 亿吨, 是目前江苏省也是华东地区的一个大型盐岩矿床, 具有良好的勘探开发前景.

淮安地区属于历史少震、弱震区, 根据国家台网中心 (CENC) 地震统计结果, 1970 年以来, 淮安及邻区无 4 级以上地震发生. 然而, 盐矿开采工作区涉及到多个企业公司, 存在多处注水、取水采盐井, 盐井的开采深度范围为 1~2 km. 近年来, 矿区先后有十余口钻井在施工或开采过程中出现地下深部涌水或漏水现象, 最大涌水量达 485 m³/h, 预估涌漏水范围涵盖 30 km², 超过洪泽盐盆地面积的 1/3, 给钻井施工及盐矿开采造成一定影响, 对地下地质环境造成较大威胁, 可能导致诱发地震活动 (周绍荣等, 2023). 2018 年以来, 淮安盐矿区 (图 1a 蓝色框所示范围) 地震活动的强度和频次明显增强 (附图 A1), 最大震级达 M_L 3.0. 2021 年小震活动出现短时间段内显著增强现象, 且在 2021 年 2 月 14 日 (春节期间) 一天之内相继发生 M_L 1.2 和 M_L 2.7 地震, 引发了震情舆论, 受到了当地政府的高度重视和民众的广泛

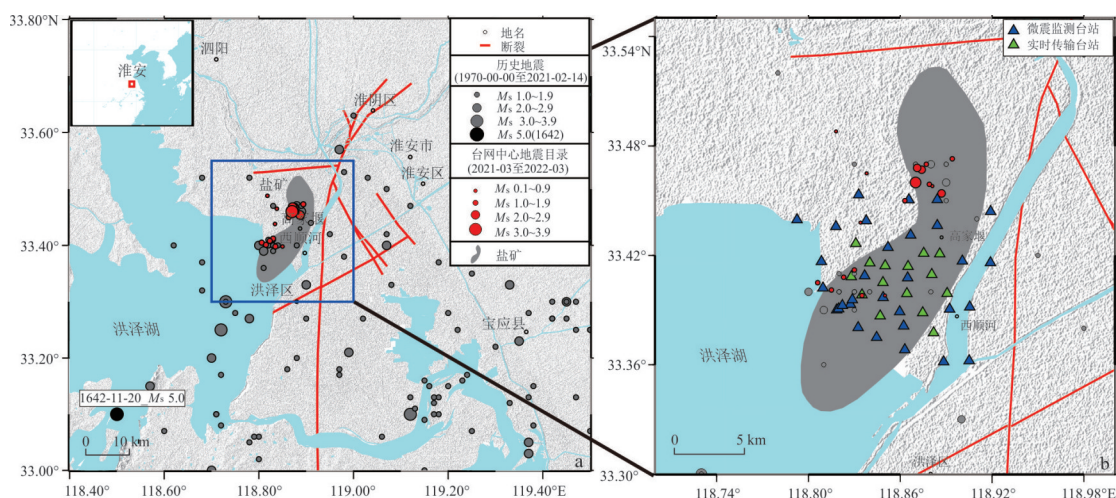


图 1 (a) 研究区的主要断层和地震活动以及 (b) 台站分布

Fig.1 (a) Main faults and seismic activity of the study area, and (b) observation stations distribution

灰色实心圆表示历史地震, 红色实心圆表示中国数字地震台网 (CDSN) 在本研究观测期内记录到的地震. 灰色阴影表示淮安盐矿区 (舒福明, 2004)

关注.震后,淮南市防震减灾局第一时间组织专家进行现场调研发现淮安盐开采区存在多处深 1~2 km 的注水、抽水采盐井,且地震发生时当地居民反映震感强烈并伴有轰隆声.参考工业开采诱发地震相关研究案例(Lei *et al.*, 2019),推测上述地震可能与该区盐矿开采中注水有关,诱发地震灾害风险较高.为解答淮安盐矿区地震活动与盐矿开采的关系,需要获取盐矿区精准的地震震源参数和时空演化规律.

利用短周期密集台阵观测和基于深度学习算法的地震自动监测技术正逐步成为研究小尺度范围微震活动特征的技术利器(Zhou *et al.*, 2021; 文玺翔等, 2022).该技术可利用深度学习技术高效率的处理密集台阵产生的大量连续波形数据,已被广泛应用于微震事件检测(Ross *et al.*, 2018; Si *et al.*, 2024).Zhu and Beroza(2019)基于 U-Net 网络模型开发了 PhaseNet 软件并首次用于识别美国南加州地区 P 波和 S 波初至,并利用概率分布确定初至波的到时,取得了非常好的效果,为震相自动拾取工作尤其是 S 波的自动拾取提供了新方法.Zhou *et al.*(2021)将基于深度学习的 PhaseNet 方法应用于四川威远页岩气区域临时台网记录的连续地震数据中,获得了相比于中国地震台网(CENC)约 60 倍的地震事件,证明了深度学习震相拾取方法在密集台阵中的适用性.Zhu *et al.*(2022)将深度学习算法与云计算并行处理相结合,提出了地震定位流程 QuakeFlow,可用于海量的地震数据以及处理实时地震数据.Zhang *et al.*(2022)将 PhaseNet 与几种流行的地震定位方法相结合,开发了一种全程基于深度学习的定位工作流程 LOC-FLOW,可以直接用于连续波形,在局部和区域尺度上建立高精度的地震目录.蒋策等(2024)利用广东地震台网数据,训练得到了可检测速度记录的 PhaseNet_GD 模型和检测加速度记录的 PhaseNet_ITS 模型,发展了一套新的地震数据智能处理流程,并处理了 2023 年新丰江水库 M_L 4.8 地震序列,检测出的事件数量是人工目录的 3.8 倍.此后,大量学者亦使用基于深度学习的短周期密集台阵观测技术开展了类似的研究工作(Chen *et al.*, 2023; Zhao *et al.*, 2023).短周期密集台阵能够提供高空间分辨率的地震数据,使得对小尺度微震活动的监测更加精细,可以显著提高地震定位精度,尤其是在复杂地质结构区域,能

够更准确地确定震源位置和地震活动的空间分布.深度学习算法能够自动从地震数据中提取高阶特征,对微震信号的识别和分析具有更高的精度.两者结合可提供更完整、更高分辨率的地震目录.

在一般区域,中国数字测震台网的台站间距为 30~60 km,其中离淮安盐矿区最近的台站的距离约为 25 km(杨云等, 2022),因此,淮安盐矿区及其邻区站覆盖极不均匀且缺少近台,导致对地震的监测能力不足,自 2018 年以来平均每年仅可记录到约 25 个地震事件(据中国数字测震台网观测报告,中国地震台网中心提供, <https://www.cenc.ac.cn/>).且常规地震目录的定位精度和分辨率都过低,尤其是震源深度误差大,而精确的震源深度对地震的发震机理研究极为重要.因此,传统地震台阵的地震监测能力无法满足淮安盐矿区微震监测的要求,无法科学地反映地震活动及其与盐矿开采的关系.为了提高监测能力,于 2021 年 3 月到 2022 年 3 月在淮安盐矿区布设了由 54 个台站组成的短周期密集台阵(图 1b).使用深度学习技术对为期一年的连续地震波形进行了处理,检测和定位了大约 9 倍于常规目录的地震事件,并且将深度误差减小至与水平误差相同的量级,极大地提升了该区的微震监测能力,获取了更为完备、更为精确的高分辨率地震目录.同时采用 HASH 方法反演了 $M \geq 1.5$ 地震的震源机制解.根据地震目录,研究区地震活动在空间上可以分为两个独立的地震群.分析了两个地震群的时空演化特征,结合震源机制解,初步讨论了此次矿区微震序列可能的发震机理,提高了对矿区地震活动和孕震风险的认识.

1 数据采集和处理

1.1 数据

为了更好地监测淮安盐矿区的地震活动,布设了覆盖盐矿区及其周边范围的三分量短周期密集台阵.台阵由 54 个台站组成,频带为 0.05~100 Hz,其中 15 个台站具有实时数据传输功能,覆盖盐矿区范围,台站间距为 1~3 km(图 1b 中的绿色三角形),观测时间 1 年;其余 39 个台站间距为 3~7 km(图 1b 中的蓝色三角形),观测时间 3 个月.

1.2 定位用速度模型

可靠准确的一维速度模型对于震相关联中走时表计算、以及地震的绝对和相对定位至关重要.并且由于研究区域范围小,对速度模型的精度有更

表 1 定位中使用的速度模型
Table 1 Velocity model used in location

顶层深度(km)	P 波速度(km/s)	S 波速度(km/s)
0.00	2.663 9	1.046
0.70	3.018 0	1.185
0.90	3.445 8	1.353
1.80	3.692 9	1.450
2.40	3.920 4	1.539
3.00	4.00	2.250
5.00	6.10	3.430
10.00	6.20	3.480
20.00	6.30	3.540
27.00	6.50	3.650
30.00	6.80	3.820

高的要求.因此,基于以往的研究成果,包括地震测深反射资料、地震宽角反/折射折资料、背景噪声成像结果和钻孔数据,构建了一维 P 波和 S 波速度模型,具体如下:首先,以距离淮安~50 km 的盐城-包头深地震测深剖面岩石圈速度结构(段永红等, 2015)为基础模型.但此速度结构在浅部不够精细(3 km 以上为均匀层),难以满足研究区微震定位的需要.为解决上述问题,使用大丰-包头折射剖面(赵金仁等, 2017)的华北克拉通基底的高分辨率 P 波速度结构和基于覆盖盐矿区的短周期密集台阵观测的地震背景噪声 S 波速度成像结果(Wang *et al.*, 2025)确定了浅层的波束比,并根据钻井数据对模型进行了平滑,替换了基础模型 3 km 以上的速度结构.最终,获得了适用于在该研究区地震检测和定位的 1D 速度参考模型(如表 1 所示).

1.3 地震检测和定位

本文采用基于深度学习的地震目录构建流程 LOC-FLOW(Zhang *et al.*, 2022)对连续波形数据进行处理,获取研究区域高分辨微震目录.主要包括深度学习震相拾取(PhaseNet; Zhu and Beroza, 2019)、震相关联(REAL; Zhang *et al.*, 2019),使用 Hypoinverse 方法进行绝对定位和使用双差定位算法 HypoDD 进行相对定位(Waldhauser and Ellsworth, 2000).

首先,通过震相拾取和关联方法,建立初步的地震目录.对原始连续波形数据依次进行去均值、去线性趋势、去仪器响应以及频带为 0.08~80 Hz 的带通滤波,并将数据降采样为 100 Hz.将深度学习震相拾取器 PhaseNet(Zhu and Beroza, 2019)应用于预处理后的三分量连续波形数据,以自动识别 P

波和 S 波到达时间.设定 P/S 拾取阈值为 0.6,共获得 1 243 587 个 P 波到时和 815 323 个 S 波到时.然后,采用 REAL 方法(Zhang *et al.*, 2019)将获得的震相到时与特定地震事件相关联.考虑到震相拾取时可能存在误拾取,为了提高定位的可靠性,将相应的关联阈值设置为:至少需要 2 个 P 波震相到时、2 个 S 波震相到时,并且 P 波和 S 波震相到时总数要达到 6 个.采用表 1 的速度模型和 taup 程序构建走时表.REAL 的搜索区域以记录到最早 P 波到时的台站为中心,设置水平方向搜索范围为 1°(约为 111.2 km),搜索间隔为 0.001°(约为 0.11 km),深度方向搜索范围为 0~30 km,搜索间隔为 0.1 km.最后 REAL 基于共计 5 471 个 P 波和 5 722 个 S 波的震相到时共获得了 1 194 个地震(图 2a)的初步定位结果.

在 REAL 关联定位的基础上,采用 Hypoinverse 方法进行地震绝对定位,以改进定位精度.具体参数设置如下:最小台站数为 4, P 震相权重为 1.0, S 震相权重为 0.8.采用表 1 中的一维速度模型,共获得 600 个地震的定位结果.根据附表 A1 中的选择标准,筛选出 354 个地震事件(图 2b)进行相对定位,这些震源的走时均方根残差平均值为 0.142 s.

最后,使用双差定位法 HypoDD(Waldhauser and Ellsworth, 2000)进一步提高定位精度.设置地震对之间的最小震源间距为 5 km,至少包含 8 个相同震相.通过选择震中距离小于 25 km 的 P 波和 S 波到达时间,获得了 176 404 个目录走时差数据.定位时,设置 P 波初始权重为 1.0, S 波初始权重为 0.5,采用共轭梯度法求解,最终获得了 289 个事件的高精度相对地震定位结果(图 2c),其走时均方根残差平均值为 0.007 8 s(附图 A2 中展示了走时残差分布).

1.4 震级标定

本文采用 Yang *et al.*(2021)根据国家震级测定规范提出的适用于密集台阵观测的震级标定公式计算地方震级(M_L):

$$M_L = \lg A + 1.26 \lg D - 0.002 6 D - 2.2, \quad (1)$$

其中 A 为两水平分量最大位移振幅平均值,单位为 μm , D 为震中距,单位为 km.

计算震级时利用的是较为完整的 Hypoinverse 绝对定位目录.首先将去仪器响应后的地震信号与伍德-安德森响应进行卷积,然后根据 S 波到时信息获得两水平分量最大位移振幅值.测量的波形时窗是从 S 波到时前 0.5 秒至 S 波到时后的 0.7 倍 S-P 时差.先计算各台站对于同一地震所测得的震级值,

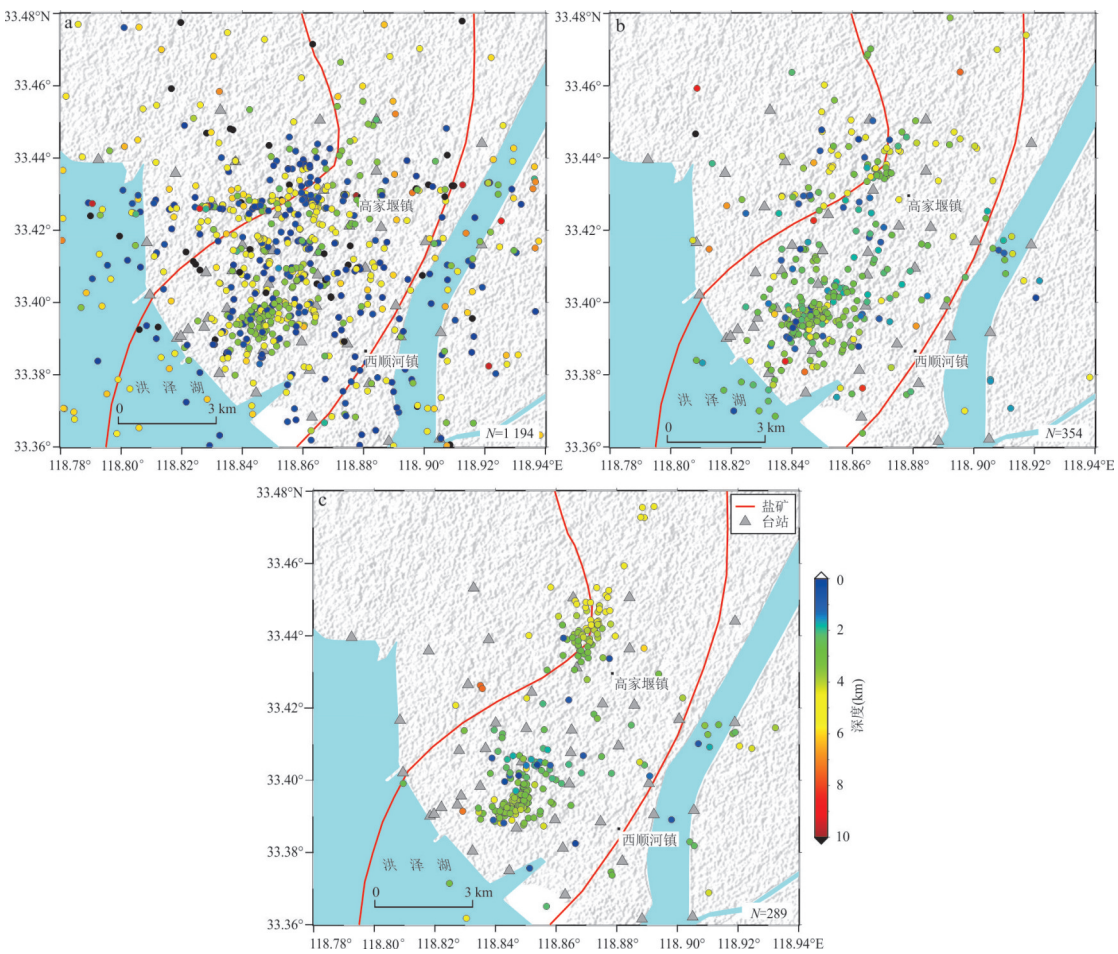


图2 (a)REAL、(b)Hypoinverse 和(c)HypoDD方法给出的地震位置
Fig.2 Earthquake locations determined by (a) REAL, (b) Hypoinverse, and (c) HypoDD methods

表 2 HASH 方法获得的震源机制解

Table 2 Focal mechanism solution obtained by HASH method

发震时刻	经度(°)	纬度(°)	深度(km)	震级	走向(°)	倾角(°)	滑动角(°)	残差
2021.06.30 07:19:48.7	118.844	33.392	3.44	2.12	250	43	105	3
2021.06.30 08:13:09.2	118.840	33.391	3.23	1.71	250	42	107	4

再通过求取其平均值来获得最终震级.结果表明,与 CENC 的常规目录相比,对一些相对较大的地震,计算的地方震级的震级差在 0.2 以内(<http://www.ceic.ac.cn>;附表 A2),表明此震级标定公式适用于本研究.经统计,震级大多分布在 $-0.4\sim1.0$ 之间,其中最小值和最大值分别为 -0.9 和 2.8 ,6 个事件的震级大于 2.0.

1.5 震源机制解计算

本文采用基于 P 波初动联合 S/P 振幅比的 HASH 方法(Harbebeck *et al.*, 2002)计算盐矿区震源机制解,其基本原理是利用 P 波初动极性在震源球上的分布确定节平面,将震源球上的 P 波初动极

性的正、负分成 4 个象限,这个节平面就是相应地震事件的断层面解.在数据足够多且 P 波初动符号清晰的情况下,这种方法操作简单,结果可靠性强.密集台阵能够提供良好的方位覆盖和小震中距的清晰波形数据,因此,HASH 方法适用于密集台阵中小地震震源机制解计算.根据获得的高分辨地震目录,选取 $M\geq 1.5$ 的地震事件共 9 个,经过数据筛选和滤波处理,采用 HASH 方法最终反演得到稳定可靠的 2 个地震事件的震源机制解(表 2).

2 定位结果分析

经地震检测、震相关联、绝对定位和相对定位

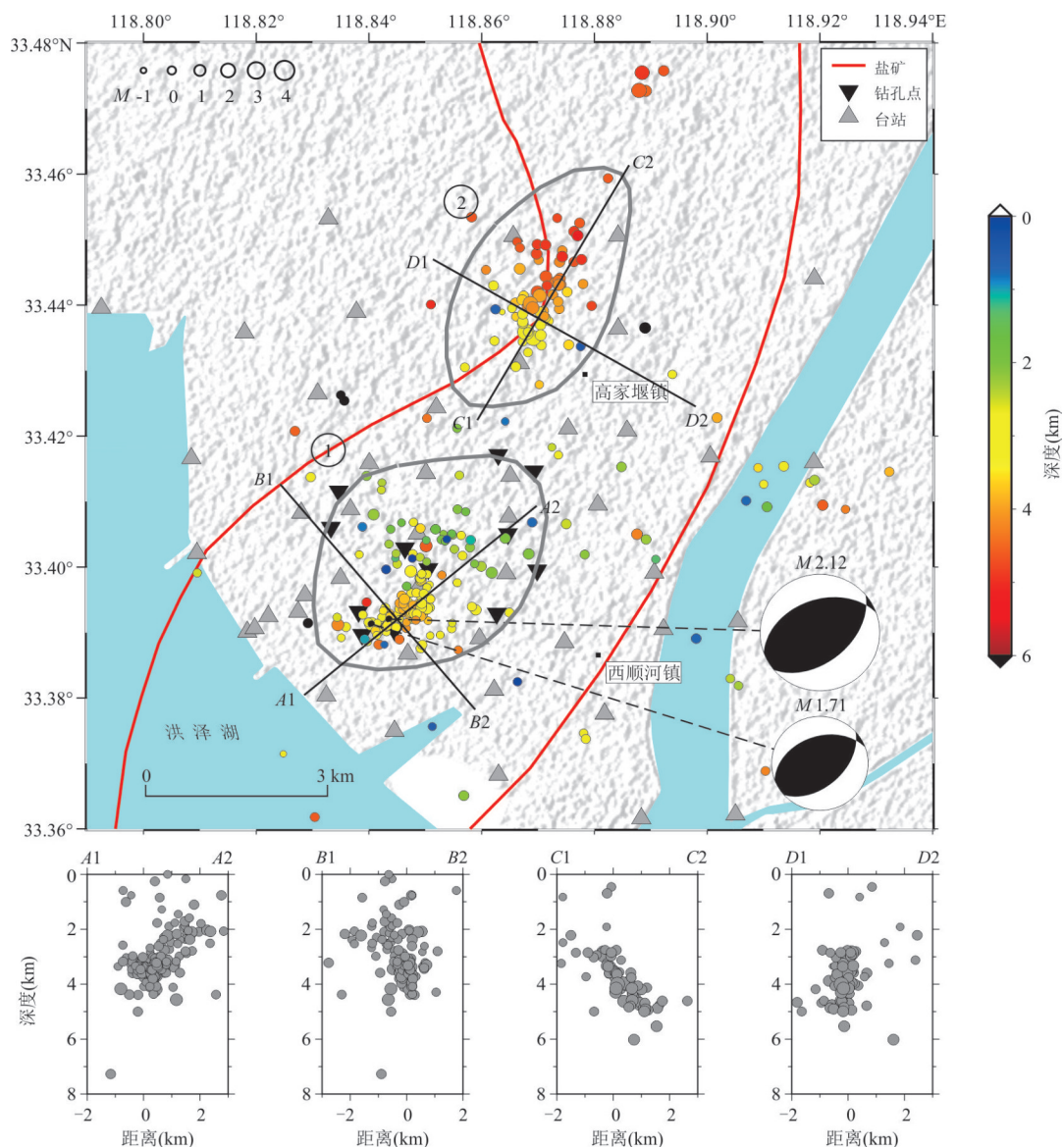


图3 微震监测台阵地震相对定位震源分布

Fig.3 Relative earthquake location distribution obtained from the microseismic monitoring array

后,获得了由289个地震事件组成的高分辨地震目录,揭示了淮安盐矿区的地震活动特征。

2.1 地震时空演化特征

地震序列的水平分布显示,盐矿集中开采区及其周边地震事件空间分布具有丛集性,呈现出两个震群(图3),分别位于盐矿区西南部(以下称为1号震群,图3中的①)和北侧(以下称为2号震群,图3中的②),整体呈南西-北东向条带状聚集性分布。1号震群分布在盐矿的主要开采区内,相对2号震群,地震数量较多(地震数量占总数的59.5%),震中分布相对分散,条带状特征相对较弱,走向为南西-北东;2号震群位于盐矿开采区的北侧,地震数量相对较少(地震数量占总数的

23.5%)且呈明显的条带状分布,走向为北北东,相对1号震群的走向发生微弱的逆时针偏转。地质资料显示,由南向北,赵集次凹盐矿层的水平展布由南西-北东变为北北东,1号震群水平展布与盐矿在南部的形态一致,2号震群水平展布与盐矿在北部的形态一致。上述分析说明研究区地震序列的水平分布可以刻画盐矿分布的基本形态特征。

地震序列的深度分布显示,经相对定位后,震源深度整体集中分布在6 km以上(图4a),优势分布深度在1.5~4.5 km之间。说明盐矿区以浅源地震为主。1号震群优势分布深度为1.5~4.5 km,其中深度在3~4 km之间的地震最多,为102个,占比达59.6%(图4b)。1号震群西南端震源较深,东北端震

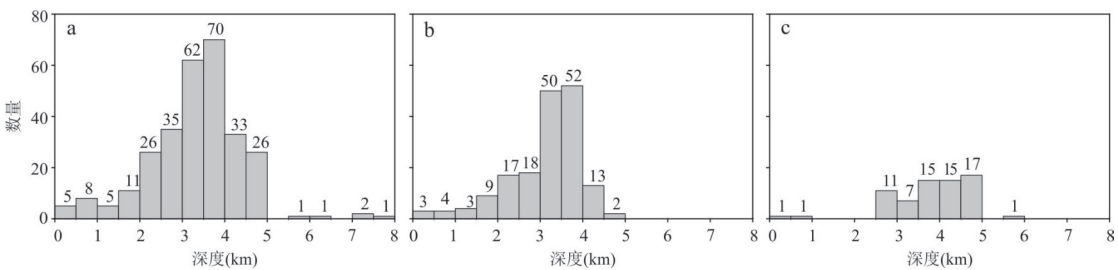


图 4 地震监测台阵相对定位震源深度分布
Fig.4 Focal depth distribution of earthquakes detected by the microseismic monitoring array
a. 全部震源;b.1号震群;c.2号震群

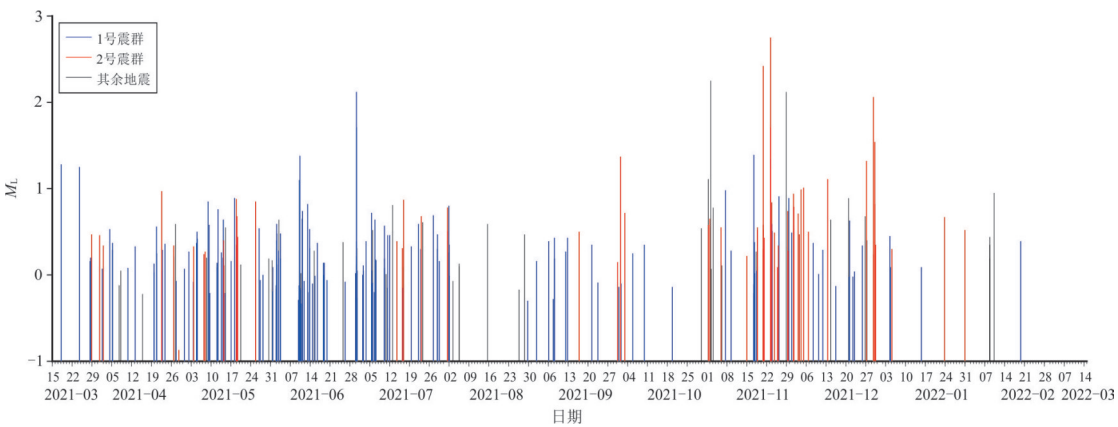


图 5 微震监测台阵相对定位震源 M - T 图
Fig.5 Magnitude-time (M - T) diagram of earthquake locations obtained from the microseismic monitoring array

源深度较浅(图 3 的 A1A2 剖面);2 号震群大多数地震深度分布在 2.5~5 km 之间,各个深度的地震数量较为平均,没有明显的优势分布深度(图 4c).2 号震群南端震源较浅,北端震源较深(图 3 的 C1C2 剖面).相对而言,2 号震群整体要深于 1 号震群.对整个研究区,在沿走向(南西-北东向)的剖面上,震源呈两端深、中间浅的梯形分布,地震集中于梯形的两条斜边,顶端地震较少.在垂直于走向的剖面(北西-南东方向),震源总体呈近乎垂直分布,两个震群的震源深度分布都较为陡立(图 3 的 B1B2 剖面和 D1D2 剖面).

地震的震源机制解可以直观地反映地震破裂的几何构造特征、应力场信息和动力学特征.因此,震源机制解是研究地震活动与地质构造之间关系的关键工具(郑勇等,2009).HASH 方法给出的拥有可靠震源机制解的两个地震事件都位于 1 号震群南段,其震中、深度和震源机制解相近,可能为重复地震.两个地震的走向和倾角均与 1 号震群的走向和倾角一致(图 3 的 A1A2 剖面).高精度定位结果与震源机制解结果的互相匹配一方面说明本文获得

的结果是可靠的,另一方面表明在盐矿层底部存在特征明显的几何构造,可能为小型的断裂或者裂隙.

此外,还对地震目录的发震时刻进行了统计分析,以获得震源在时间上的分布和演化特征(图 5).地震序列的时间分布显示,全体地震事件的发震时刻不均匀,主要集中在 3 个时间窗口内,分别是 2021 年 3~7 月、9 月和 11~12 月.对两个震群发震时刻分别统计发现,2 号震群发震时间明显滞后于 1 号震群,最长可达约 8 个月.1 号震群在 2021 年 6~7 月发生的频次最高,2 号震群则集中在 2021 年 11~12 月.由此推测,这种时间分布模式与当地的盐矿工业开采活动有关,但需进一步搜集精准的盐矿开采数据进行验证分析.

2.2 震源震级分布特征

震源震级(M_L)分布表明,研究区的地震活动以 $M_L < 1.0$ 的微震为主(图 6),震级集中分布在 -0.4~1.0 级之间(263, 91%),2.0 级以上 6 个(2.1%).最小震级为 -0.9,最大震级为 2.8,均位于 2 号震群.1 号震群震级集中分布在 -0.4~0.8(157, 91.8%)(图 6b).2 号震群震级集中分布在 0.2~1.0

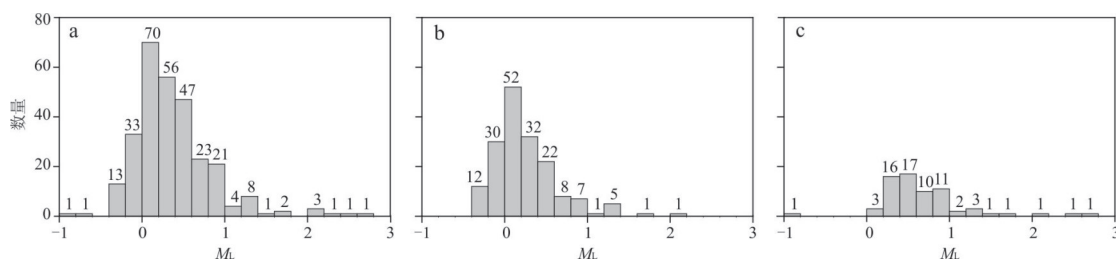


图6 地震监测台阵相对定位震源震级分布

Fig.6 Magnitude distribution of earthquake locations detected by the microseismic monitoring array

a. 全部震源; b. 1号震群; c. 2号震群

(54,79.4%)(图6c).2号震群震级总体略大于1号震群.

3 讨论

3.1 基于密集观测和深度学习算法的地震台阵监测能力分析

地震目录是进行活动构造、地震预报和工程地震研究的基础资料.地震目录的产生及质量都不同程度依赖于该地区地震台阵的监测能力.因此,地震台阵监测能力的评估一直是地震研究中非常基础而重要的一项内容.

本文基于密集台阵数据利用 LOC-FLOW 流程得了淮安盐矿区的高分辨率地震目录,包含 289 个震源的精确位置.绝对定位目录 Hypoinverse 更注重完整性,平均均方根残差为 0.142 s;而相对定位目录 HypoDD 以严格的参数筛选只保留高精度的相对定位事件,平均均方根残差为 0.007 8 s. HypoDD 高分辨率地震目录相对于 Hypoinverse 地震目录定位精度提高了至少一个量级,更能刻画盐矿区微震活动的细节.

将获得的高分辨率地震目录与研究区的中国数字测震台网目录进行了比较,发现在相同时间段内,中国数字测震台网(CDSN)目录只记录到了 31 个地震事件.检测到的事件数量约是 CDSN 目录的 9 倍,表明了本文采用的数据和技术路线可以有效提高对盐矿区小尺度范围的微震监测能力.中国地震台网给出的地震目录主要利用固定台站,而研究区附近 50 km 内只有一个固定台(距盐矿区 ~25 km)、100 km 内只有 4 个固定台,其余固定台站距离震源较远(杨云等,2022),且台站分布方位不均匀,因此难以监测到矿区发生的微震($M \leq 1$).同时,定位时用到的震相多为折射波,该震相由于距离较远受到射线路径上速度模型的影响更大.相对于常规地震台网定位所使用的数据,本文利用的覆

盖盐矿区范围的密集台阵,台站分布具有良好的方位角覆盖,平均台站间距约为 2 km,能够更好地约束震源参数,特别是深度,且使用直达波地震相位 Pg 和 Sg 进行定位.因此,本文给出的地震定位结果更加完备和精准,更能科学刻画出盐矿区地震活动特征.

完备震级(M_c)是评估区域地震台阵监测能力的一个定量指标,即地震台阵能以 100% 的概率检测到的地震的最小震级(Rydelek and Sacks, 1989).作为震级的下限, M_c 直接关系到能否检测到足够的事件来确保目录的完整性,从而提高相关研究结果的可靠性(Huang *et al.*, 2008).Hypoinverse 地震目录是研究区较为完整的目录,基于本研究获得的 Hypoinverse 绝对定位结果,根据古登堡-里克特(G-R)定律(Gutenberg and Richter, 1944)采用拟合优度测试法(Wiemer and Wyss, 2000)估计了此目录的最小完备震级为 0.4.研究区的中国数字测震台网目录由于地震过少,不具有统计意义.本研究中检测到的地震事件的最小震级约为 $-0.9(M_L)$,远小于陈健等(2016)研究发现的淮安数字测震台网的可监测震级下限 $1.5(M_L)$.因此,本文监测震级下限更低(0 级以下),有效地提高了微震监测能力,有助于认识盐矿区微震时空演化特征,并据此推测微震活动与盐矿开采的关系.

地震定位误差是评估地震台阵监测能力的另外一个关键指标.本文使用 bootstrap 方法(Billings, 1994)评估定位误差,对原始输入数据进行有放回的随机采样,样本数据数量等于原始数据量,权重都设为 1,用同样的反演参数进行定位.上述过程重复 200 次,分析重定位次数大于 180 次的地震事件.计算同一地震多次定位结果的标准差,2 倍标准差作为这个地震事件的定位误差.结果显示,南北、东西和深度的平均定位误差分别为 274 m、305 m 和 288 m.69% 的震源的水平定位误差小于 300 m(图 7a),73% 的震源深度定位误差小于 250 m(图 7d).

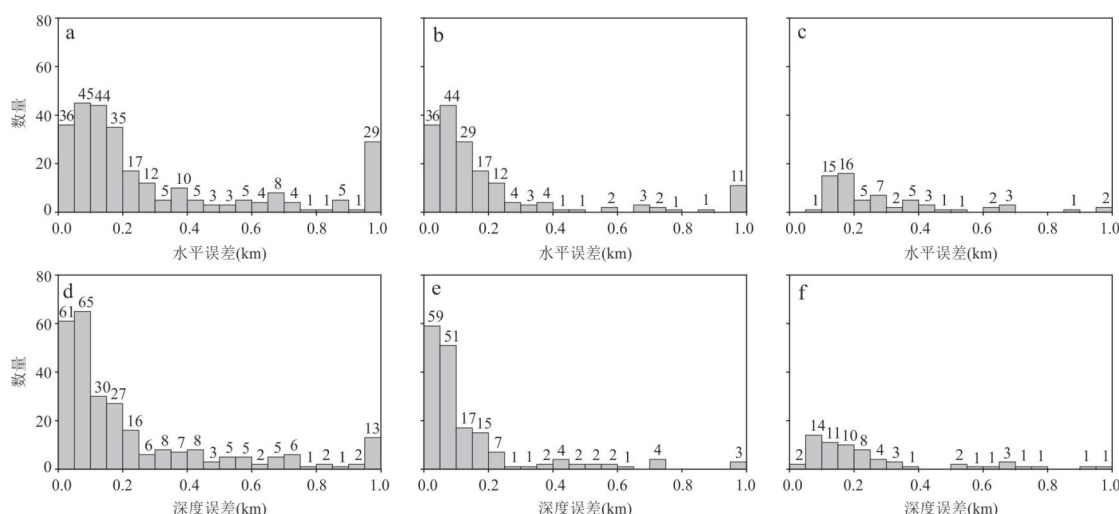


图7 地震监测台阵相对定位水平和深度误差分布

Fig.7 Distribution of horizontal and depth errors in earthquake relative location estimates for the microseismic monitoring array

a、d.全部震源;b、e.1号震群;c、f.2号震群

通过比较可知,1号震群震源定位误差小于2号震群(图7b、7c、7e、7f),原因是盐矿开采区台站分布更为密集.通常来说,地震定位的深度误差要大于水平误差,而本文获得的震源深度误差与水平误差相当,表明使用近台数据可以有效提高震源深度的定位精度.与省级地震台网给出的通常在数公里的定位误差相比,本文研究给出的地震位置精度提高了一个量级.

综上所述,无论是地震数量、最小完备震级,还是定位误差,本文采用的基于密集观测和深度学习算法的地震台阵的监测能力明显优于区域固定台网,由此获得的高分辨率地震目录能够精细地刻画盐矿形态,反映矿区微震活动时空演化特征,为科学研判矿区地震活动与盐矿开采活动之间可能的关系提供了可靠的地震学观测证据,进而为地震活动性分析与未来地震危险性评估提供重要启示意义.

3.2 震群发震机理分析

根据地震活动的分布特征,本文获得的淮安盐矿地震活动属于明显的群震型地震序列,大部分地震震级在 M_L 1.0以下,没有明显的主震,分为西南部的1号震群和东北部的2号震群.

淮安盐矿层在水平面和沿东北剖面的大致展布形态如图8a和8b所示(舒福明,2004).两个震群的水平展布与盐矿层的东北延伸模式和扇形形状密切相关(图8a),地震的深度分布相对较为陡立,与矿层的倾角接近(图8c~8e).根据钻井资料(郑开富和彭霞玲,2012),盐矿底板最大埋深约3 km,与位于盐矿开采区的1号震源的优势深度3~4 km吻合,表明矿区微小地震

的发生与盐矿开采工业活动有关.鉴于两个震群地震分布的几何形态的差异性和复杂性,分别对它们可能的发震机理进行了以下分析和讨论.

1号震群位于盐矿区西南部,属盐矿的主要开采区,地震优势分布深度为1.5~4.5 km,说明盐矿开采区的地震活动主要分布于盐矿层及其底部(图8b).盐矿的开采存在注水和抽水作业,这种工业活动往往会导致水力压裂诱发地震.目前已经提出了几种模型来解释流体注入引起的地震发震机制(Eyre *et al.*, 2019).第一种是由高压流体注入的液压作用直接导致的地震,高压流体通过含水层的高渗透率通道,从注入井向周围扩散,由于页岩的低渗透性,流体压力扩散会受到诱发裂缝的强烈抑制,导致裂缝的孔隙压力增大至临界应力状态,从而在流体与裂缝直接接触点处触发地震.第二种是当注水量很大时,岩石中的弹性应力与流体压力耦合,产生孔隙弹性效应(简称孔弹效应),从而在没有任何液压连接的情况下改变断层应力载荷条件,使断层被激活从而发生滑动触发地震.第三种诱发机制是慢滑移模式,孔隙压力引起慢滑移,从而导致断层远端不稳定区域发生破裂,诱发地震.分析1号震群震源的时空分布发现,浅部震源较为弥散,且发生时间靠前(图8a、8b),而深部震源呈线性集中趋势,且发生时间靠后(图8c、8d).并且如图9所示,震级较大的地震的深度往往较深.位于1号震群盐矿层底部的两个地震事件的震源机制解显示,地震表现为剪切压缩破坏,震源机制解为逆断层加少许走滑分量,即以倾滑运动为主.研究表明,注水诱

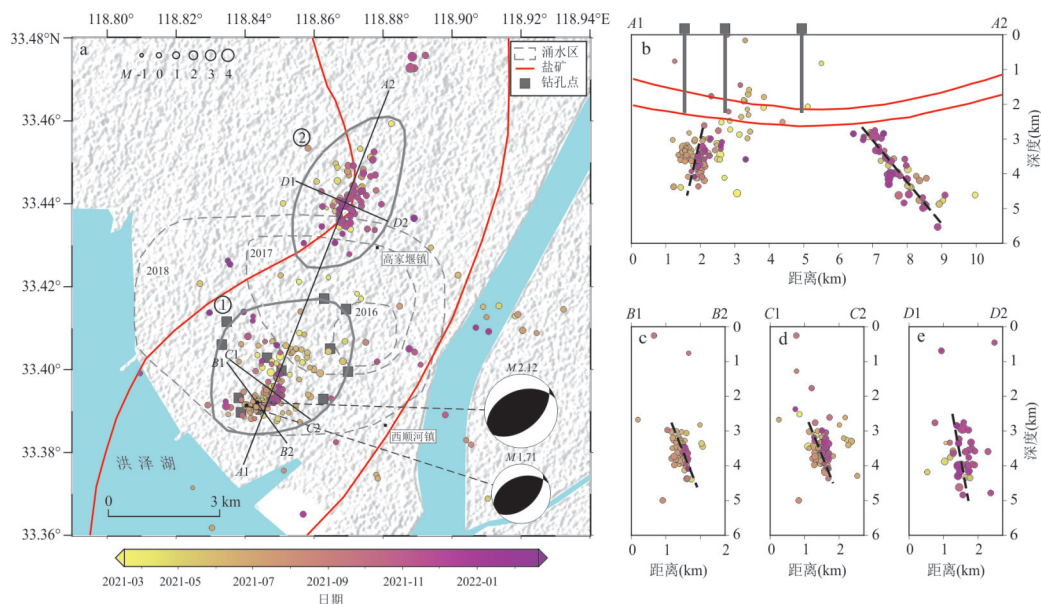


图 8 微震监测台阵地震相对定位震源时间分布(a)和剖面上的事件投影分布(b~e)

Fig. 8 Distribution of earthquake origin times relative to location, as detected by the microseismic monitoring array (a) and vents projection on profiles (b—e)

a. 灰色虚线分别表示 2016 年、2017 年和 2018 年盐矿区的涌水范围 (修改自王岩生和胡新兆, 2019); 红线表示盐矿分布形态 (舒福明, 2004). A1A2、B1B2、C1C2 和 D1D2 上的黑色虚线表示可能存在隐伏断层

发地震震源机制多为逆断层型, 且与区域构造应力场一致. 注水导致地下岩体孔隙压力升高, 减少了断层面的有效正应力, 从而降低其抗剪强度, 使断层更容易滑动. 孔隙压力的微小变化就可能触发逆冲型地震 (朱航和何畅, 2014). 例如, 重庆荣昌地区的注水诱发地震序列中, $M_L \geq 3.5$ 的地震震源机制解均为逆断层型, 说明注水活动激活了已有的逆断层结构 (王志伟等, 2018). 因此, 1 号震群浅部地震可能由流体与裂缝直接作用而触发, 深部地震可能是由于流体压力与岩石中的弹性应力耦合, 改变了盐矿层底部的局部应力条件, 激活了潜在的隐伏小尺度断裂 (如图 8b~8d 中的黑色虚线所示), 触发微小地震的发生. 2 号震群位于盐矿开采区北侧约 3 km, 近期地表发生过涌水现象, 且地震发生时当地居民反应震感强烈并伴有轰隆声. 淮安洪泽盐盆赵集矿区经 40 余年勘查开采, 在地下深部出现卤水涌漏现象. 王岩生和胡新兆 (2019) 研究认为, 自 2016 年 5 月起, 在淮盐矿业矿区内陆续出现 10 余口施工钻井异常涌水现象, 涌水区域位于两个震群之间, 此后突涌范围向南北方向逐年扩大, 2017 年向矿区北部发展 (1 号震群), 2018 年又扩大至整个盐矿区, 到达 2 号震群的南部 (图 8a), 区域内卤水涌出的深度在 830~1 500 m 之间. 根据趋势, 此后涌水区将进一步扩大并在短时间内覆盖整个 2 号震群.

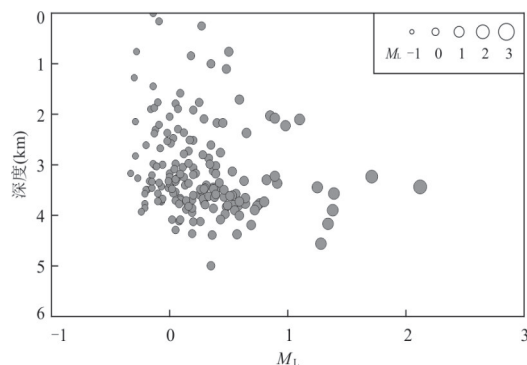


图 9 1 号震群震源震级-深度分布

Fig. 9 Magnitude-depth distribution of earthquakes within Cluster 1

这可能是导致发生时间上 2 号震群滞后于 1 号震群 (最长可达 8 个月) 的原因. 在空间上, 2 号震群的水平分布和深度分布都呈条带状, 线性特征十分明显. 多数地震深度分布在 2.5~5 km 之间, 各个深度的地震数量较为平均. 且如图 8b 所示, 1 号震群的东北端和 2 号震群的南端之间存在明显的对应关系. 两个震群之间存在地震分布空区, 其形成原因可能是 1 号震源沿着盐层从南向北发展, 进入了浅部的软弱泥岩层, 从而不利于地震的发生. 两个震群的时空分布特征表明两者间应存在地震迁移现象. 因此, 推测 1 号震群与 2 号震群之间的

表 3 震群特征及发震机理
Table 3 Characteristics and mechanisms of earthquake clusters

特征参数	1号震群	2号震群
震中位置	盐矿主要开采区	盐矿开采区北侧,线性特征明显
震源深度	5 km 以上,深度优势分布 1.5~4.5 km(159个地震,93%), 峰值深度为 3~4 km(102个地震,59.6%)	6 km 以上,优势深度分布 2.5~5 km, 各深度地震数量差异不大
地震震级 (M_L)	集中分布在-0.4~1.0,0.2级以下地震 94个(55%), 1.0级以上地震 8个	集中分布在 0.2~1.0,0.2级以下地震 4个(5.9%), 1.0级以上地震 10个.
发震时刻	集中分布在 2021 年 3~7 月、9 月和 11~12 月	集中分布在 2021 年 11~12 月,滞后于 1 号震群
M_C	0.4	0.4
平均定位误差	0.165 km	0.199 km
发震机理	浅部地震由流体与裂缝直接作用而诱发,深部地震是流体压力扩散 改变了盐矿层底部的局部应力条件,激活了隐伏断层,触发微震	1 号震群区域的高压注水活动导致地下流体通过运 移通道激活了隐伏断层,沿断层诱发了 2 号震群

空区存在流体运移通道.1号震群区域的高压注水活动导致地下流体通过裂隙和盐矿层通道移动至北部2号震群区域,遇到盐矿层底板壁阻挡而涌出地表.与1号震群深部震源的发震机理相似,流体压力改变了盐矿层底部的局部应力条件,激活了潜在的隐伏断层,沿断层触发了2号震群.

4 主要结论和认识

本研究利用覆盖矿区的短周期密集台阵观测数据和基于深度学习地震自动检测方法,并经绝对和相对重新定位后,构建了由 289 个事件组成的淮安盐矿区 2021 年 3 月至 2022 年 3 月的高分辨率地震目录,震级低至-0.9,数量是常规台网的 9 倍,平均水平定位误差和深度定位误差分别达到 290 m 和 288 m.这一更完备精准的地震目录能够精细刻画出矿区微小地震活动的时空演化特征,为分析矿区短时突增的小震活动与盐矿生产的关系提供关键信息支撑.

结合该区工业生产环境和地质情况,通过分析矿区地震活动特征及其与盐矿工业生产的关系,本文得出以下主要认识(表 3):(1)矿区以微小地震活动为主,在空间分布上,呈两个独立的震群,震源深度集中在 6 km 以上;1号震群位于盐井下方,2号震群位于距盐井北侧 3 km 的地表涌水区,两个震群之间存在地震空区;1号震群分布相对分散,2号震群线性分布特征明显且震源深度整体深于 1 号震群.(2)两个震群的时间演化特征揭示出 2 号震群相对于 1 号震群发生时间明显滞后,两个震群间存在地震迁移,推测两者间存在流体运移通道.(3)1号震群可能与开采活动直接相关,而 2 号震群可能与流

体扩散引起的局部断层活化有关.(4)基于覆盖矿区、密集布设的台阵和人工智能检测技术,可极大提升对盐矿区微小地震活动分布特征及发震机理的认识,为盐矿区优化生产管控方案,评估和防御与盐矿开采相关的地震灾害风险提供关键依据.

致谢:感谢编辑和匿名审稿人对本文的修改意见,这些意见促进了对论文的改进.地震数据由中国地震局物探中心布设的淮安地震台阵提供.文中插图是由 Generic Mapping Tools(GMT;Wessel *et al.*, 2013;<http://gmt.soest.hawaii.edu/>)制作.地震目录分析由 ZMAP(Wiener, 2001;<https://github.com/CelsoReyes/zmap7/>)软件进行.LOC-FLOW 软件包可从 Zhang *et al.*(2022)处获得.所有软件包(PhaseNet、REAL、Hyporever、hypoDD)均可通过引用的参考文献获得(Waldhauser and Ellsworth, 2000;Zhang *et al.*, 2019;Zhu and Beroza, 2019)!

附图和附表见 <https://doi.org/10.3799/dqkx.2025.236>.

References

Billings, S. D., 1994. Simulated Annealing for Earthquake Location. *Geophysical Journal International*, 118(3): 680–692. <https://doi.org/10.1111/j.1365-246x.1994.tb03993.x>

Chen, C. F., Zhang, R. Q., Qiang, Z. Y., 2023. High-Precision Seismic Relocation and Three-Dimensional Shallow Crustal Structure in the Southern Sichuan Basin. *Tectonophysics*, 862: 229933.<https://doi.org/10.1016/j.tecto.2023.229933>

Chen, J., Fu, D. J., 2015. Distribution Characteristics and Exploitation Strategy for Salt Mine in QF Mining Area of Hongze Sag. *China Well and Rock Salt*, 46(1): 21–

- 23 (in Chinese with English abstract).
- Chen, J., Qiu, Z. Y., Liu, J. B., et al., 2016. About Monitoring Ability of Huaian Digital Seismic Network. *Seismological and Geomagnetic Observation and Research*, 37(1): 70—75 (in Chinese with English abstract).
- Duan, Y. H., Liu, B. J., Zhao, J. R., et al., 2015. 2-D P-Wave Velocity Structure of Lithosphere in the North China Tectonic Zone: Constraints from the Yancheng-Baotou Deep Seismic Profile. *Scientia Sinica Terrae*, 45(8): 1183—1197 (in Chinese).
- Ellsworth, W. L., 2013. Injection-Induced Earthquakes. *Science*, 341(6142): 1225942. <https://doi.org/10.1126/science.1225942>
- Eyre, T. S., Eaton, D. W., Garagash, D. I., et al., 2019. The Role of A Seismic Slip in Hydraulic Fracturing-Induced Seismicity. *Science Advances*, 5(8): eaav7172. <https://doi.org/10.1126/sciadv.aav7172>
- Gutenberg, B., Richter, C. F., 1944. Frequency of Earthquakes in California. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 34(4): 185—188. <https://doi.org/10.1785/bssa0340040185>
- Hardebeck, J. L., Shearer, P. M., 2002. A New Method for Determining First-Motion Focal Mechanisms. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 92(6): 2264—2276. <https://doi.org/10.1785/0120010200>
- Huang, Q. H., 2008. Seismicity Changes Prior to the $M_{8.0}$ Wenchuan Earthquake in Sichuan, China. *Geophysical Research Letters*, 35(23): 2008GL036270. <https://doi.org/10.1029/2008gl036270>
- Jiang, C., Lü, Z. Y., Fang, L. H., 2024. Earthquake Detection Model Trained on Velocity and Acceleration Records and Its Application in Xinfengjiang Reservoir. *Earth Science*, 49(2): 469—479 (in Chinese with English abstract).
- Lei, X. L., Wang, Z. W., Su, J. R., 2019. Possible Link between Long-Term and Short-Term Water Injections and Earthquakes in Salt Mine and Shale Gas Site in Changning, South Sichuan Basin, China. *Earth and Planetary Physics*, 3(6): 510—525. <https://doi.org/10.26464/epp2019052>
- Ross, Z. E., Meier, M. A., Hauksson, E., 2018. P Wave Arrival Picking and First-Motion Polarity Determination with Deep Learning. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 123(6): 5120—5129. <https://doi.org/10.1029/2017jb015251>
- Rydelek, P. A., Sacks, I. S., 1989. Testing the Completeness of Earthquake Catalogues and the Hypothesis of Self-Similarity. *Nature*, 337(6204): 251—253. <https://doi.org/10.1038/337251a0>
- Schultz, R., Skoumal, R. J., Brudzinski, M. R., et al., 2020. Hydraulic Fracturing-Induced Seismicity. *Reviews of Geophysics*, 58(3): e2019RG000695. <https://doi.org/10.1029/2019rg000695>
- Shu, F. M., 2004. Sedimentary Characteristics and Origin of Salt Rock of Member 4 of Funing Formation in Zhaoji Subsag of Hongze Sag. *Geology of Anhui*, 14(2): 81—85 (in Chinese with English abstract).
- Si, X., Wu, X. M., Li, Z. F., et al., 2024. An All-in-One Seismic Phase Picking, Location, and Association Network for Multi-Task Multi-Station Earthquake Monitoring. *Communications Earth & Environment*, 5: 22. <https://doi.org/10.1038/s43247-023-01188-4>
- Waldhauser, F., Ellsworth, W. L., 2000. A Double-Difference Earthquake Location Algorithm: Method and Application to the Northern Hayward Fault, California. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 90(6): 1353—1368. <https://doi.org/10.1785/0120000006>
- Wang, H. W., Tian, X. F., Liu, Q. X., et al., 2025. Sedimentary Structure Characteristics and Spatial Distribution Pattern of the Zhaoji Salt Mine Derived from Dense Array Ambient Noise Tomography. *Journal of Earth Science*, 36(5): 2094—2108. <https://doi.org/10.1007/s12583-024-0050-z>
- Wang, Y. S., Hu, X. Z., 2019. Analysis and Management of Water Surge in the Zhaoji Rock Salt Mine, Huai'an. *Journal of Geology*, 43(4): 690—695 (in Chinese with English abstract).
- Wang, Z. W., Wang, X. L., Ma, S. L., et al., 2018. Detailed Temporal-Spatial Distribution of Induced Earthquakes by Water Injection in Rongchang, Chongqing. *Seismology and Geology*, 40(3): 523—538 (in Chinese with English abstract).
- Wen, X. X., Shen, X. Z., Zhou, Q. M., 2022. Study on the Characters of the Aftershocks of Beiliu 5.2 Earthquake Using Machine Learning Method and Dense Nodal Seismic Array. *Chinese Journal of Geophysics*, 65(9): 3297—3308 (in Chinese with English abstract).
- Wessel, P., Smith, W. H. F., Scharroo, R., et al., 2013. Generic Mapping Tools: Improved Version Released. *EOS, Transactions American Geophysical Union*, 94(45): 409—410. <https://doi.org/10.1002/2013eo450001>
- Wiemer, S., 2001. A Software Package to Analyze Seismicity: ZMAP. *Seismological Research Letters*, 72(3): 373—382. <https://doi.org/10.1785/gssrl.72.3.373>
- Wiemer, S., Wyss, M., 2000. Minimum Magnitude of Completeness in Earthquake Catalogs: Examples from Alaska, the Western United States, and Japan. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 90(4): 859—869. <https://doi.org/10.1785/0119990114>

- Yang, W., Chen, G. Y., Meng, L. Y., et al., 2021. Determination of the Local Magnitudes of Small Earthquakes Using a Dense Seismic Array in the Changning-Zhaotong Shale Gas Field, Southern Sichuan Basin. *Earth and Planetary Physics*, 5(3): 1–15. <https://doi.org/10.26464/epp2021026>
- Yang, Y., Yu, Y. Y., Xu, T., 2022. Study on the Location of Small Earthquakes in the Huai'an Area. *Seismological and Geomagnetic Observation and Research*, 43(S1): 400–402 (in Chinese with English abstract).
- Zhang, M., Ellsworth, W. L., Beroza, G. C., 2019. Rapid Earthquake Association and Location. *Seismological Research Letters*, 90(6): 2276–2284. <https://doi.org/10.1785/0220190052>
- Zhang, M., Liu, M., Feng, T., et al., 2022. LOC-FLOW: An End-to-End Machine Learning-Based High-Precision Earthquake Location Workflow. *Seismological Research Letters*, 93(5): 2426–2438. <https://doi.org/10.1785/0220220019>
- Zhao, J. R., Liu, B. J., Duan, Y. H., et al., 2017. High Resolution Velocity Structure of the North China Craton Basement by Explosion Seismic Sounding—Results from Dafeng-Baotou Refraction Profile. *Chinese Journal of Geophysics*, 60(7): 2628–2640 (in Chinese with English abstract).
- Zhao, Y. N., Zhang, M., Duan, Y. H., et al., 2023. Seismogenic Structures and Earthquake Mechanisms in the Changning Area, China: Insights from Seismicity and Tomography. *Tectonophysics*, 869: 230086. <https://doi.org/10.1016/j.tecto.2023.230086>
- Zheng, K. F., Peng, X. L., 2012. The Geological Characteristics and Potential Geological Disaster of the Rock Salt Mining Area in Zhaoji. *Complex Hydrocarbon Reservoirs*, 5(3): 14–18 (in Chinese with English abstract).
- Zheng, Y., Ma, H. S., Lü, J., et al., 2009. The Focal Mechanism Solution of Strong Aftershocks ($M_s \geq 5.6$) of the Wenchuan Earthquake and Its Relationship with the Seismogenic Structure. *Scientia Sinica Terrae*, 39(4): 413–426 (in Chinese).
- Zhou, P. C., Ellsworth, W. L., Yang, H. F., et al., 2021. Machine-Learning-Facilitated Earthquake and Anthropogenic Source Detections near the Weiyuan Shale Gas Blocks, Sichuan, China. *Earth and Planetary Physics*, 5(6): 501–519. <https://doi.org/10.26464/epp2021053>
- Zhou, S. R., Wu, J. F., Zhu, P., 2023. The Hazards of the Deep Water Outflow of Zhaoji Mining Area in Hongze Salt Basin and Its Prevention Strategy. *Journal of Salt Science and Chemical Industry*, 52(7): 22–25 (in Chinese with English abstract).
- Zhu, H., He, C., 2014. Focal Mechanism Changing Character of Earthquake Sequence Induced by Water Injection: A Case Study of Changning Sequence, Sichuan Province. *Earth Science*, 39(12): 1776–1782 (in Chinese with English abstract).
- Zhu, W. Q., Beroza, G. C., 2019. PhaseNet: A Deep-Neural-Network-Based Seismic Arrival Time Picking Method. *Geophysical Journal International*, 216(1): 261–273. <https://doi.org/10.1093/gji/ggy423>
- Zhu, W. Q., Hou, A. B., Yang, R., et al., 2022. Quake-Flow: A Scalable Machine-Learning-Based Earthquake Monitoring Workflow with Cloud Computing. *Geophysical Journal International*, 232(1): 684–693. <https://doi.org/10.1093/gji/ggac355>

中文参考文献

- 陈敬, 符登军, 2015. 洪泽凹陷 QF 矿区盐矿分布特征及开发对策. *中国井矿盐*, 46(1): 21–23.
- 陈健, 仇中阳, 刘江斌, 等, 2016. 淮安数字测震台网地震监测能力分析. *地震地磁观测与研究*, 37(1): 70–75.
- 段永红, 刘保金, 赵金仁, 等, 2015. 华北构造区岩石圈二维 P 波速度结构特征: 来自盐城-包头深地震测深剖面的约束. *中国科学: 地球科学*, 45(8): 1183–1197.
- 蒋策, 吕作勇, 房立华, 2024. 融合处理速度和加速度记录的地震检测模型及其在新丰江水库的应用. *地球科学*, 49(2): 469–479.
- 舒福明, 2004. 洪泽凹陷赵集次凹阜宁组四段盐岩沉积特征及成因. *安徽地质*, 14(2): 81–85.
- 王岩生, 胡新兆, 2019. 淮安赵集岩盐矿井涌水分析及治理. *地质学刊*, 43(4): 690–695.
- 王志伟, 王小龙, 马胜利, 等, 2018. 重庆荣昌地区注水诱发地震的时空分布特征. *地震地质*, 40(3): 523–538.
- 文玺翔, 沈旭章, 周启明, 2022. 基于机器学习和短周期密集台阵资料研究北流地震余震特征. *地球物理学报*, 65(9): 3297–3308.
- 杨云, 于悦颖, 许田, 2022. 淮安地区小震精定位研究. *地震地磁观测与研究*, 43(S1): 400–402.
- 赵金仁, 刘保金, 段永红, 等, 2017. 利用爆破地震揭示华北克拉通基底的高分辨速度结构——大丰-包头折射剖面的探测结果. *地球物理学报*, 60(7): 2628–2640.
- 郑开富, 彭霞玲, 2012. 赵集岩盐矿区地质特征与潜在的地质灾害. *复杂油气藏*, 5(3): 14–18.
- 郑勇, 马宏生, 吕坚, 等, 2009. 汶川地震强余震 ($M_s \geq 5.6$) 的震源机制解及其与发震构造的关系. *中国科学: 地球科学*, 39(4): 413–426.
- 周绍荣, 吴进飞, 朱培, 2023. 洪泽盐盆赵集矿区深部涌漏水的危害及防治水对策. *盐科学与化工*, 52(7): 22–25.
- 朱航, 何畅, 2014. 注水诱发地震序列的震源机制变化特征: 以四川长宁序列为例. *地球科学*, 39(12): 1776–1782.