

<https://doi.org/10.3799/dqkx.2025.253>



AIRES 智能实时地震处理系统在稀疏台网下的应用:以 2025 年定日地震为例

夏登科¹, 房立华^{2*}, 蒋 策³, 范莉萍¹, 李 君^{1,4}, 吕 帅⁵, 李 帅¹, 索朗占堆⁶

1. 中国地震局地球物理研究所,北京 100081
2. 中国地震局地震预测研究所,北京 100036
3. 广东省地震局,广东广州 510070
4. 中国地震局第二监测中心,陕西西安 710054
5. 云南省地震局,云南昆明 650224
6. 西藏自治区地震局,西藏拉萨 850000

摘要: 2025 年 1 月 7 日西藏定日发生 $M_w 7.1$ 地震,造成严重人员伤亡。利用定日地震周边 12 个固定台站与震后布设的 6 个流动台站数据,应用 AIRES (Artificial Intelligence Real-time Earthquake processing System) 智能实时地震处理系统对余震序列进行处理,评估 AIRES 在稀疏台网下的应用效果。AIRES 基于深度学习算法,自动从实时波形中完成地震检测、震相到时拾取、事件关联及震源参数反演。与人工目录对比表明,AIRES 检测余震 11 242 次,是人工目录的 2.53 倍,完备震级降至 $M_L 1.5$;两个目录的平均震中差异为 4.69 km、平均震源深度差异为 5.71 km、平均震级差为 -0.02。定日地震的余震分布在南北向长度约 80 km,东西向宽度约 30 km 的区域内,并具有明显的分段和拐折特征。研究表明,在台网稀疏场景下,AIRES 仍能保持稳健的检测能力与定位精度,可为密集地震序列实时监测和地震应急提供技术支撑。

关键词: 定日地震;AIRES;稀疏台网;余震序列;地震检测;地震学。

中图分类号: P315

文章编号: 1000-2383(2026)01-001-13

收稿日期: 2025-09-01

Application of Artificial Intelligence Real-Time Earthquake Processing System (AIRES) under a Sparse Seismic Network: A Case Study of 2025 Dingri Earthquake

Xia Dengke¹, Fang Lihua^{2*}, Jiang Ce³, Fan Liping¹, Li Jun^{1,4}, Lyu Shuai⁵, Li Shuai¹, Suolang Zhandui⁶

1. Institute of Geophysics, China Earthquake Administration, Beijing 100081, China
2. Institute of Earthquake Forecasting, China Earthquake Administration, Beijing 100036, China
3. Guangdong Earthquake Agency, Guangzhou 510070, China
4. The Second Monitoring and Application Center, China Earthquake Administration, Xi'an 710054, China
5. Yunnan Earthquake Agency, Kunming 650224, China
6. Xizang Autonomous Region Earthquake Agency, Lhasa 850000, China

基金项目: 国家自然科学基金项目(No.42374081)。

作者简介: 夏登科(2001—),男,博士研究生,主要从事人工智能地震检测算法研究。ORCID: 0009-0007-6318-941X. E-mail: dengkexia@gmail.com
* 通讯作者: 房立华,ORCID: 0000-0003-2156-4406. E-mail: fanglihua@ief.ac.cn

引用格式: 夏登科,房立华,蒋策,范莉萍,李君,吕帅,李帅,索朗占堆,2026. AIRES 智能实时地震处理系统在稀疏台网下的应用:以 2025 年定日地震为例. 地球科学,51(1):1—13.

Citation: Xia Dengke, Fang Lihua, Jiang Ce, Fan Liping, Li Jun, Lyu Shuai, Li Shuai, Suolang Zhandui, 2026. Application of Artificial Intelligence Real-Time Earthquake Processing System (AIRES) under a Sparse Seismic Network: A Case Study of 2025 Dingri Earthquake. *Earth Science*, 51(1):1—13.

Abstract: On January 7, 2025, an $M_w7.1$ earthquake struck Dingri, Xizang, causing severe casualties. This study employs data from 12 permanent and 6 temporary seismic stations deployed around the epicentral area to process the aftershock sequence using the AIRES (Artificial Intelligence Real-time Earthquake processing System). The goal is to evaluate the performance of AIRES under a sparse seismic network configuration. AIRES, based on deep learning algorithms, automatically conducts earthquake detection, phase picking, event association, and source parameter inversion from real-time waveforms. Comparison with the manual catalog demonstrates that AIRES detected 11 242 aftershocks, which is 2.53 times the size of the manual catalog, effectively lowering the magnitude of completeness to $M_L1.5$. The average differences between the two catalogs are 4.69 km in epicenter, 5.71 km in focal depth, and -0.02 in local magnitude. The aftershocks are distributed in a north-south-trending zone approximately 80 km long and 30 km wide, exhibiting distinct segmentation and bending features. The study demonstrates that AIRES maintains robust detection capability and location accuracy even under sparse network conditions, providing strong technical support for real-time monitoring of dense aftershock sequences and earthquake emergency response.

Key words: Dingri Earthquake; AIRES; sparse seismic network; aftershock sequence; earthquake detection; seismology.

0 引言

2025 年 1 月 7 日西藏日喀则市定日县发生 $M_w7.1$ 级地震(以下简称“定日地震”),震中位于 28.50°N 、 87.45°E ,震源深度 10 km (图 1). 定日地震发生在青藏高原南部拉萨地块内,是印度-亚洲大陆碰撞挤压造山作用向高原内伸展作用过渡的关键区域(张进江, 2007; 许志琴等, 2011). 主震震中处于南北走向的申扎-定结断裂带与东西走向的藏南滑脱拆离系断裂交汇处(张旭等, 2025),震中 100 km 范围近十年曾发生 5 次 5.0 级及以上地震. 最近一次为 2020 年 7 月 5 日的定日 $M_w5.7$ 地震. 据

应急管理部报道,震源区最高烈度为 IX 度, VII 度区及以上面积约 $2.4 \times 10^4 \text{ km}^2$, 等震线呈现南北走向的椭圆. 震后卫星影像解译和野外考察确定的地表破裂带呈南北向不连续分布, 地表破裂总长约 30 km , 垂直位错量达 2.5 m (杨婷等, 2025). 地震造成 126 人遇难, 188 人受伤, 直接经济损失 89.45 亿元.

余震是确定发震构造、研究发震成因机理及强余震预测的重要数据, 可为大震应急响应和震后风险评估提供重要数据. 余震目录通常由各省级地震局经验丰富的分析人员完成, 一般流程为人工浏览实时接收的连续波形, 识别出地震信号, 手动逐个标注震相到时和类型, 然后再进行地震定位和震级

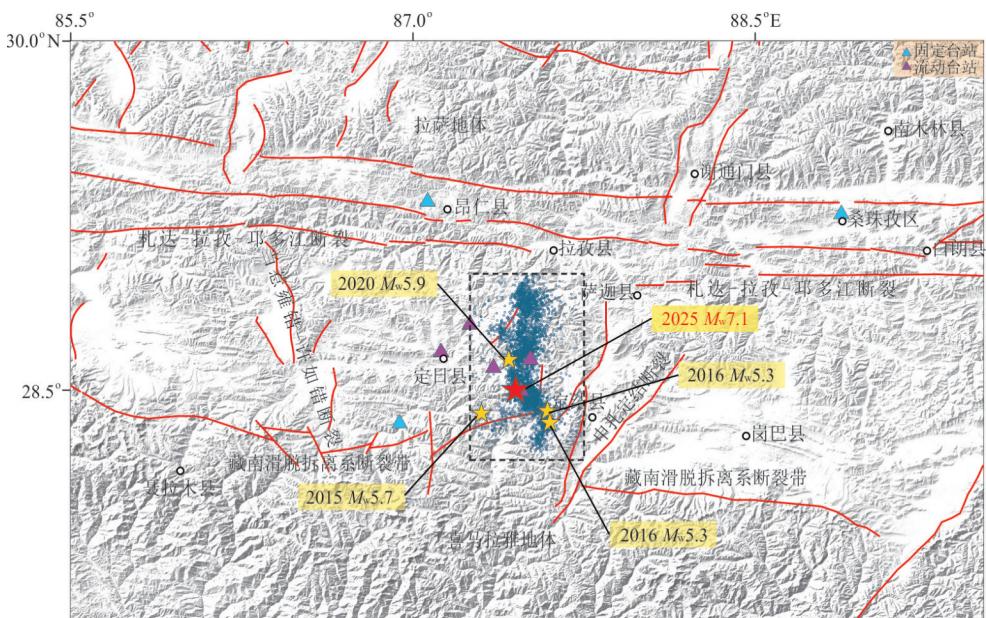


图 1 定日 $M_w7.1$ 地震周边构造背景

Fig.1 Tectonic background of the $M_w7.1$ Dingri Earthquake

震中周围断裂、余震分布以及台站分布. 正三角形符号代表可用台站, 其中紫色三角代表流动台, 蓝色三角代表固定台; 红色五角星代表 $M_w7.1$ 主震, 黄色五角星代表十年内(不包含本次地震)历史五级以上地震; 断层数据来源于中国活动构造图(屈春燕, 2008)

测定.当台站较多、余震数量较大时,工作量骤增,人工处理的时效性和一致性较差.经常会遗漏地震.随着人工智能在地震学中的快速发展,国内外研究学者提出了多个基于深度学习的地震检测流程.如 LOC-FLOW (Zhang *et al.*, 2022)、Quake-Flow (Zhu *et al.*, 2023b)、RISP (廖诗荣等, 2021) 以及 AIRES (蒋策, 2025), 这些方法极大地提升了地震数据处理的效率和地震目录的完备性, 在国内外很多地区和地震序列研究中得到了广泛应用, 如 2019 年 $M_w 7.1$ Ridgecrest 地震序列 (Liu *et al.*, 2020; Si *et al.*, 2024; Zhou *et al.*, 2025)、2004 年 $M_w 6.8$ Parkfield 地震序列 (Zhang *et al.*, 2022) 以及 2021 年 $M_w 6.1$ 漾濞地震序列 (Zhou *et al.*, 2021) 等.

目前的自动检测流程主要用于离线数据处理, 在跨区域应用时往往需要调整大量参数, 难以直接用于实时波形数据的处理, 且缺乏实时流数据接口及相应的优化设计, 无法满足震后快速产出的需求. 廖诗荣等 (2021) 发展了一套针对实时数据流进行自动检测的系统, 并在漾濞地震和门源地震中产生了良好应用效果 (王祖东等, 2022). 然而, 此类自动处理的流程在稀疏台网情况下和台站方位覆盖不好情况下的应用实例仍较为有限. 我国地震台站密度东西部差异悬殊: 在东部发达地区, 台站间距通常优于 20 km, 而在西藏、新疆、青海、内蒙等西部地区, 台站间距往往超过 100 km. 尤其是针对发生在西藏和新疆临近边境的地震, 当仅依赖国内台站观测且方位角分布不理想时, 震相关联和定位的效果仍存在不确定性, 现有方法能否适用有待验证. 目前还缺乏深入的实际震例分析, 难以满足震源动力学分析以及灾害快速评估的精细化需求, 在智能实时处理领域内仍有待进一步探索.

针对上述问题, 以定日地震为例, 集成多种震

相关联技术以及多种功能模块, 依托 Artificial Intelligence Real-time Earthquake processing System (简称 AIRES) 智能实时地震数据处理系统对余震序列进行了处理. 结果表明, 该系统能够在稀疏台网条件下快速、稳定地产出高质量的地震目录与震相报告, 为地震应急与震情监测提供有力支撑. 本研究不仅展示了 AIRES 在实际业务场景中的应用潜力, 也为未来在台网稀疏、方位覆盖不足等复杂条件下进一步发展实时智能地震处理算法提供了参考.

1 台站和数据

定日地震发生前, 震中 300 km 范围内只有 12 个固定地震台站, 包括 9 台短周期速度计与 3 台宽频带速度计, 最近台站距震中达 52 km. 以每个台站到最近三个台站的距离求平均值 (Kuyuk and Allen, 2013), 固定台站网络的平均台间距为 75 km. 以区域面积估算, 每百万平方公里内台站数不足 2 个, 地震台站密度明显低于美国加州和中国东部地区.

主震发生后, 西藏地震局迅速组织应急响应, 在震中附近临时架设 6 个流动台站, 其中包括 2 台宽频带速度计与 4 台短周期速度计. 流动台站之间的平均台间距为 15 km. 将固定与流动台站合并考虑, 平均台间距降至 51 km, 增强了余震监测能力, 但最大空隙角为 153°. 与国内外观测条件较好的震例相比, 仍存在很大差距. 例如, 2021 年云南漾濞 $M_w 6.1$ 地震中, 主震 100 km 范围内有 15 个台站, 平均台间距为 21 km, 最大空隙角为 21°; 2019 年美国南加州 $M_w 7.1$ Ridgecrest 地震同等范围内有 27 个台站, 平均台间距 8 km, 最大空隙角为 77°. 对比可见, 定日地震序列所处区域台网密度偏低, 分布不均, 观测能力受限, 对余震

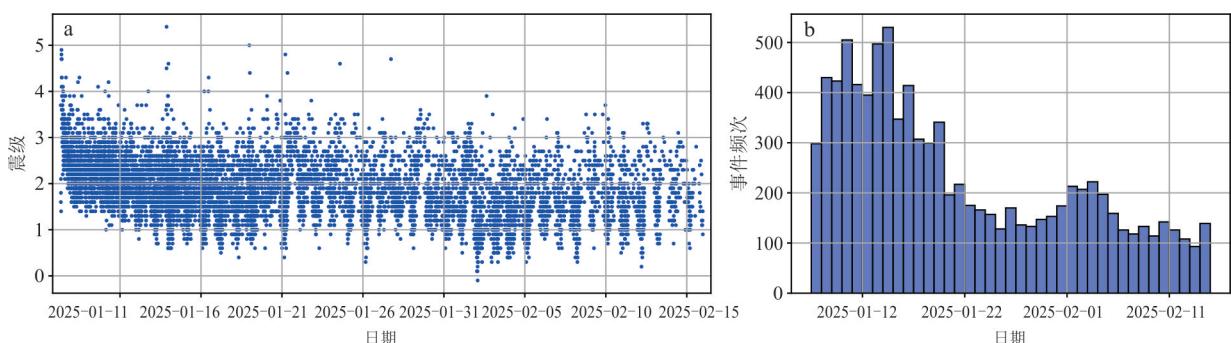


图 2 人工目录震级分布

Fig.2 Magnitude distribution of manual catalog

a. 人工目录自 2025 年 1 月 7 日至 2 月 16 日的余震震级分布; b. 余震事件的日分布统计图, 时间范围同图 a

精定位、震源机制反演及相关研究造成较大制约。

从台网中心获取了 2025 年 1 月 7 日到 2 月 16 日的人工地震目录, 经纬度范围为 $28.1^{\circ}\sim29.1^{\circ}\text{N}, 87.0^{\circ}\sim88.0^{\circ}\text{E}$ 。人工目录中包含 9 450 个事件。图 2 给出了余震震级随时间的变化, 余震序列在波动中整体逐渐衰减。

2 方法

本文使用 AIRES 对余震序列进行实时处理(图 3)。AIRES 于 2023 年起开始在广东省地震局部署, 经过持续完善, 目前实现了地震数据的智能检测、人机交互校核、数据入库、结果可视化等全链条处理(蒋策, 2025)。目前已在广东省地震局、四川省地震局、云南省地震局、宁夏回族自治区地震局、西藏自治区地震局、西安地震监测预警中心以及牡丹江地震监测中心等单位部署, 对人工编目工作进行辅助, 大大减轻了分析人员的工作压力。

AIRES 系统主要包括波形预处理、震相到时拾取、震相关联、绝对定位、震级测定、事件分类以及震源机制反演 8 个处理模块(蒋策, 2025)。在波形预处理环节, 实时流数据首先经过去均值、去趋势以及标准化处理, 并将其转化为震相到时拾取模块可识别的输入格式; 震相到时拾取模块集成了多个高性能模型, 本研究选用 PhaseNet 模型(Zhu and Beroza, 2019); 震相关联模块同时引入 GaMMA (Zhu *et al.*, 2022) 与 PAL(Zhou *et al.*, 2022) 两种算法对震相到时进行聚合, 当存在重叠事件时优先保留关联概率更高的结果; 绝对定位模块使用了 HYPOSAT 程序(Schweitzer, 2001), 速度模型修改自 CRUST1.0 在震中附近节点($87.45^{\circ}\text{E}, 28.5^{\circ}\text{N}$)的模型。该程序使用 Sg-Pg 到时差, 可进一步排除误判的震相类型以及误差较大的震相到时; 震级测定模

块则遵循国内 M_{L} 震级计算标准(刘瑞丰等, 2018):首先将台站波形仿真为 DD-1 仪器波形, 以获得和规范一致的振幅度量。随后提取各台站两个水平分量上 S 波的最大增幅, 取算术平均值后代入国家标准 M_{L} 计算公式, 得到单台震级; 最后, 舍弃震级最大值和最小值并取各台站平均值得到该事件的 M_{L} 震级。

定日地震发生后, 为快速产出高质量的余震序列目录, 研究团队与西藏自治区地震局合作, 制定并实施了部署方案。西藏自治区地震局提供一台多核 Windows10 工作站, 预封装了 Linux 虚拟机版本的 AIRES 系统。系统成功接入 JOPENS 归档数据库, 实现了实时波形数据接收, 并于 1 月 14 日在目标设备完成初步部署。在基本配置方面, AIRES 接入的台站列表与人工地震目录基本一致, 除一个流动台因为实时流服务器配置问题未能正确接入, 其余台站均有效传输数据; 处理过程中, 震相拾取模块 PhaseNet 使用了默认的 0.3 概率阈值筛选有效的拾取, 滑动窗窗长 30 s, 重叠 15 s; 每个事件至少要有 3 个台站记录且包含 4 条震相, 其中至少有 1 个 P/S 震相对才会被保留。

3 结果与讨论

3.1 结果

为量化评估 AIRES 产出结果的可靠性, 对 AIRES 检测的地震事件与人工目录进行对比。比较时间范围为 2025 年 1 月 16 日 10 时 50 分至 2 月 16 日 00 时 00 分, 空间范围为 $28.20^{\circ}\sim29.00^{\circ}\text{N}, 87.25^{\circ}\sim87.75^{\circ}\text{E}$ 。在此时空范围内, 人工处理地震事件 4 442 个, AIRES 自动检测到 11 242 个事件, 是人工目录的 2.53 倍。

AIRES 不仅检测出的地震数量超越人工目录, 而且两个目录的空间分布一致性也很好(图 4)。图 4

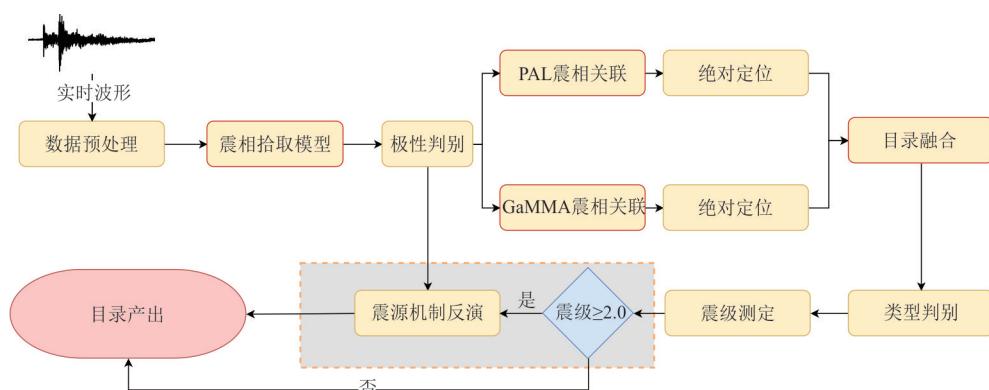


图 3 AIRES 流程图

Fig.3 Workflow of AIRES

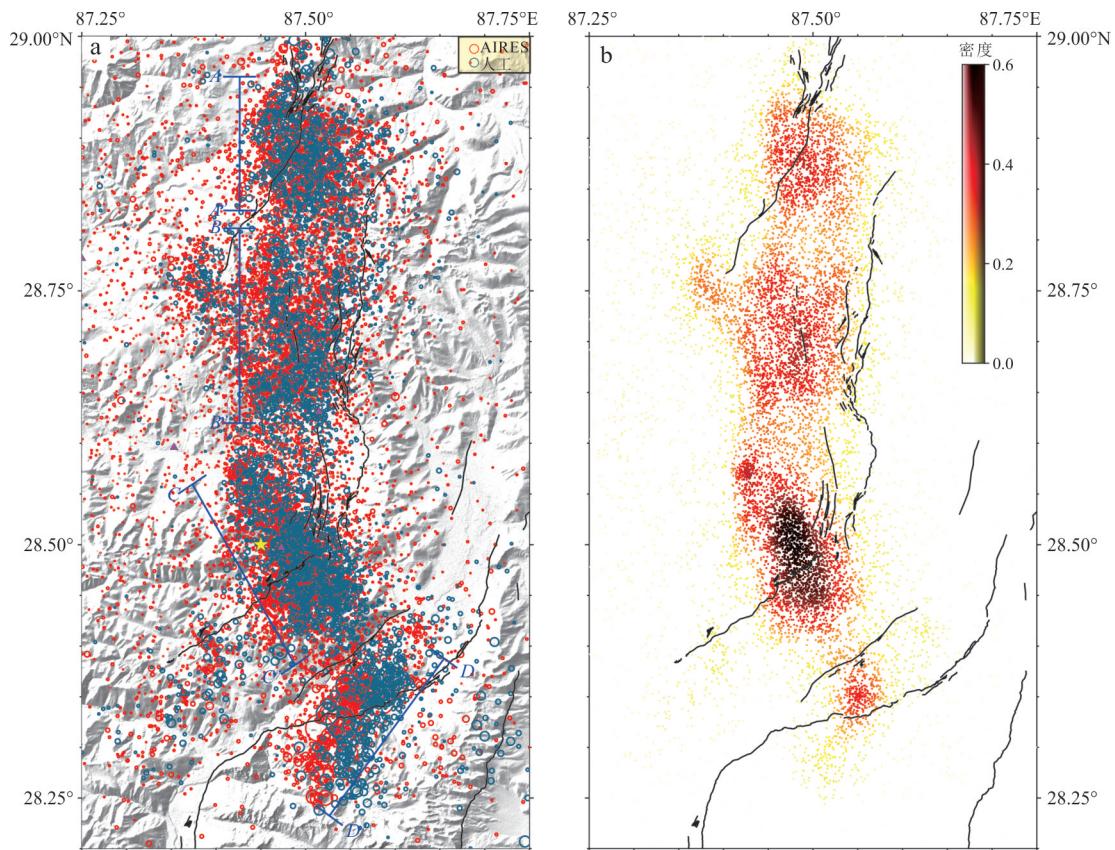


图4 AIRES与人工目录震中分布对比(a)及AIRES地震密度图(b)

Fig.4 Epicenter distribution between AIRES and the manual catalog (a), and seismic density map from AIRES (b)

断层数据来自杨婷等(2025)

展示了AIRES目录与人工目录的震中分布图,整体呈现南北向不连续分布,南北轴长约80 km,东西宽约30 km,从北向南粗略可以分为4个部分:北段(AA')展布不明显,可能存在多段平行断裂;中段(BB')存在多组断裂,西端NNW的分支断裂以及东端的多组断裂;南段(CC')以NNW为主,可能与NEE的断层交叉.以上分布与前人通过余震精定位获得的地震分布和断层形态较为一致(杨婷等,2025; Yao et al., 2025);东南段(DD')整体呈现NNE分布,地震事件相对较少,但强余震较多,在一个月的时间里发生5次 $M_L \geq 4.0$ 以上余震,期间最大地震为1月21日的 $M_L 4.8$ 级地震.

除空间分布特征,两个目录的震级分布差异进一步揭示了AIRES检测能力.图5对比展示了两个目录的震级分布,其中部分事件检测空区源于AIRES运行过程中服务器硬盘空间不足.图5a显示,余震密集分布在1~2级区间内,AIRES目录与人工目录形态相似,呈现明显的昼夜周期性变化,周期约为24 h,波谷主要分布于夜间12点左右,这表明

低震级($M_L < 1$)事件在日间的检测能力下降.类似现象在其他研究中也有观测到.Wang et al.(2020)在美国拉顿盆地利用密集台阵和AI方法获得的地震目录显示,每小时平均地震数与每小时平均风速变化高度相关,相关系数达到0.77.Zhou et al.(2021)处理漾濞地震余震序列时同样发现昼夜变化规律,并推测其主要来源于人类活动,但未进一步验证.白玛桑布等(2024)基于日喀则台2014—2018年连续波形开展地动噪声研究,结果显示该台1~30 Hz高频带噪声存在显著的昼夜差异,日间噪声(8时—22时)大于夜间.为进一步探讨其成因,查询了定日地区2015—2024年的历史风速数据(He et al., 2020),并按年取均值.结果显示,风速在9—12时达到峰值,在21—3时降至低谷,呈现出明显的日周期性变化,与余震震级分布趋势吻合较好.由此推测定日地震余震数量的昼夜变化主要受风速主导的噪声周期性变化影响.

图5b展示了非累计和累计震级频次分布,在 $M_L \geq 2.0$ 后AIRES和人工目录基本一致.在 $M_L <$

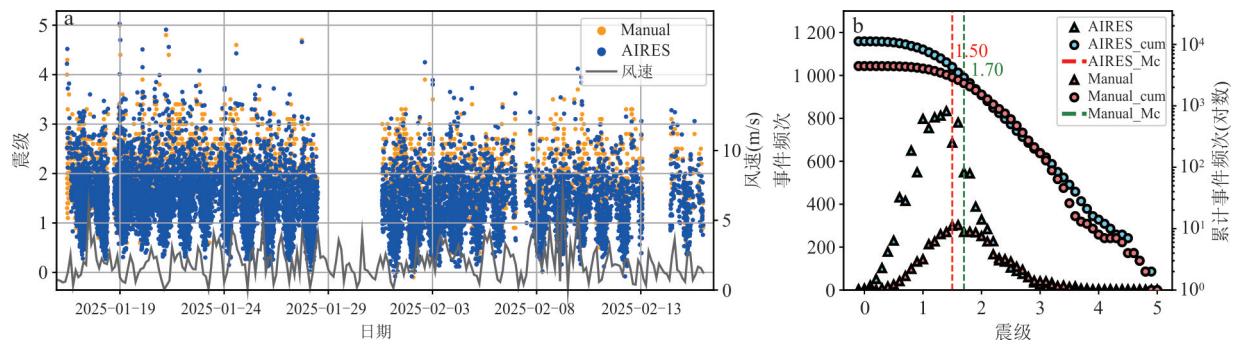


图 5 AIRES 与人工目录震级分布

Fig.5 Magnitude distribution of the AIRES and manual catalogs

a. 人工目录与 AIRES 目录的震级分布图以及历史风速平均值,部分检测空白是由于服务器硬盘空间不足,AIRES 系统暂停运行导致;b. 人工目录和 AIRES 目录的震级频次及累计频次统计图,完备震级分别为 1.7 和 1.5

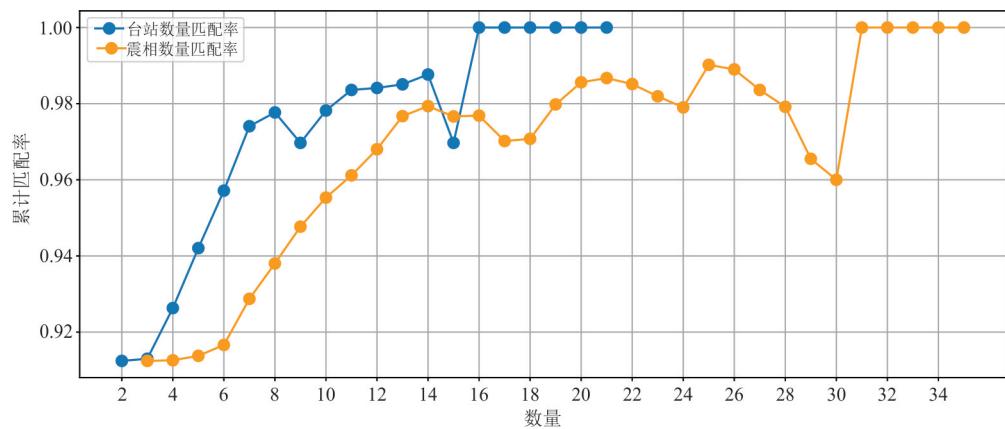


图 6 召回率随震相数和台站数变化的关系

Fig.6 Variation of recall rate with the number of phases and stations

2.0 区间内 AIRES 检测事件数量大幅提升, M_L 1.0~1.1 区间内增幅最大, 为人工目录的 5.58 倍. AIRES 目录完备震级 Mc 到达了 1.5 级, 比同时段内的人工目录降低 0.2, 体现了 AIRES 系统在检测 1.5 级以下微震方面具有很强的优势.

为进一步量化 AIRES 检测性能, 将 AIRES 目录与人工目录进行了对比, 并计算了整体召回率. 考虑到震中附近台站稀疏以及方位覆盖较差, 以人工目录为基准, 定义两个目录的震中距离小于 50 km(约平均台间距)且发震时间差小于 8 s 的事件为匹配事件; 若有多个候选事件, 优先选取发震时间差最小者作为匹配对象. 统计结果显示, 共有 4 053 个匹配事件, 人工目录的整体召回率达 91.24%. 在 $M_L \geq 1.7$ (人工目录完备震级)区间内, 召回率进一步提升至 93.12%. 图 6 分析了人工目录的累计召回率与台站数量及震相数量的关系. 当有不少于 6 个台站观测到事件, 或拾取到不低于 10 个震相时, 人工目录中超过 95% 的事件可被成功检测.

为细致评估 AIRES 与人工目录在发震时刻、震源位置及震级上的偏差, 对匹配事件的各项参数残差进行了统计分析(图 7). 结果显示, AIRES 目录匹配事件发震时间总体相较人工目录偏早, 平均偏差 (-0.29 ± 0.92) s, 偏差小于 1.3 s 的事件占比 90.43%; 震中距平均偏差 (4.69 ± 5.82) km, 偏差小于 6 km 的事件占比 82.24%, 偏差小于 10 km 的事件占比 91.66%; 深度平均偏差 (5.70 ± 3.44) km; 震级总体与人工目录相当, 平均偏差 -0.02 ± 0.29 , 92.82% 的事件震级误差低于 0.6.

3.2 震相拾取性能分析

震相拾取是地震目录构建的首要环节, 其到时精度和数量完备性是影响地震目录质量的关键因素. 西藏地区虽然地震多发, 但由于台站分布稀疏, 基于 AI 的地震检测、震相拾取及对比研究相对匮乏.

将人工目录中的震相与 AIRES 目录中的震相逐一比对, 震相到时残差阈值设定为 0.5 s. 在此条件下, 人工拾取震相共 40 824 条(P 波 20 658 条, S

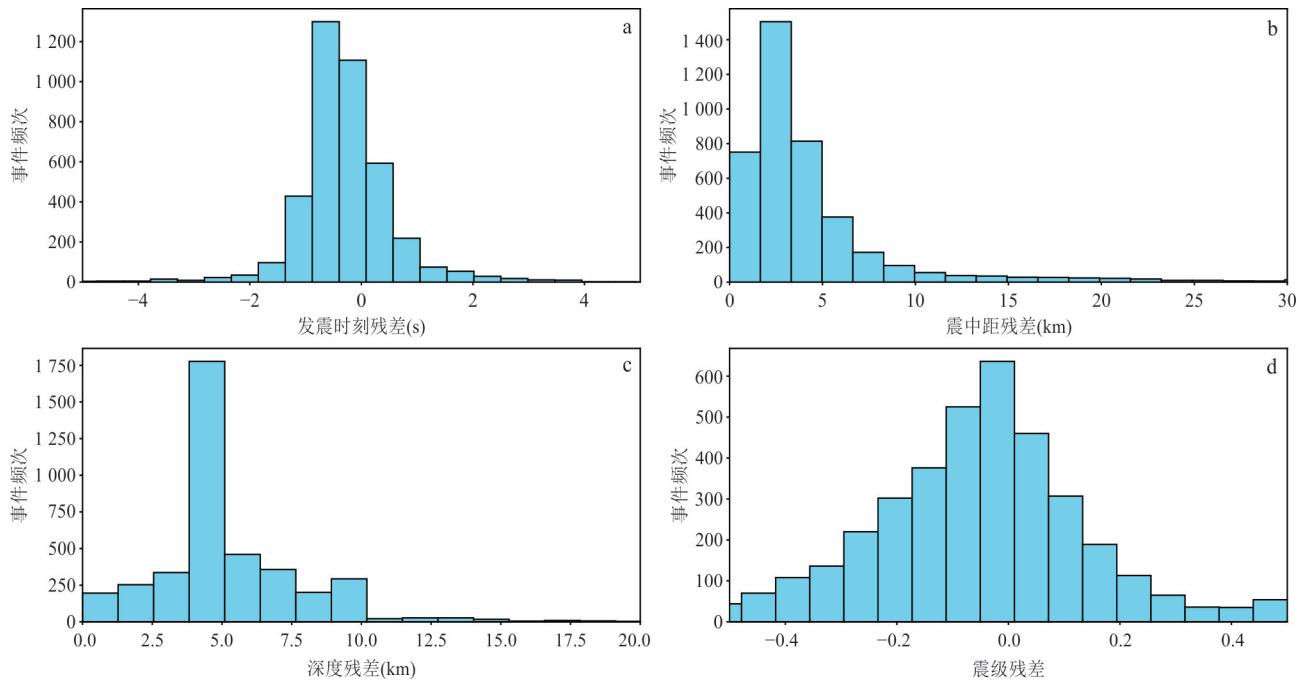


图7 AIRES与人工目录匹配事件残差分布

Fig.7 Distribution of residuals for matched events between AIRES and the manual catalog

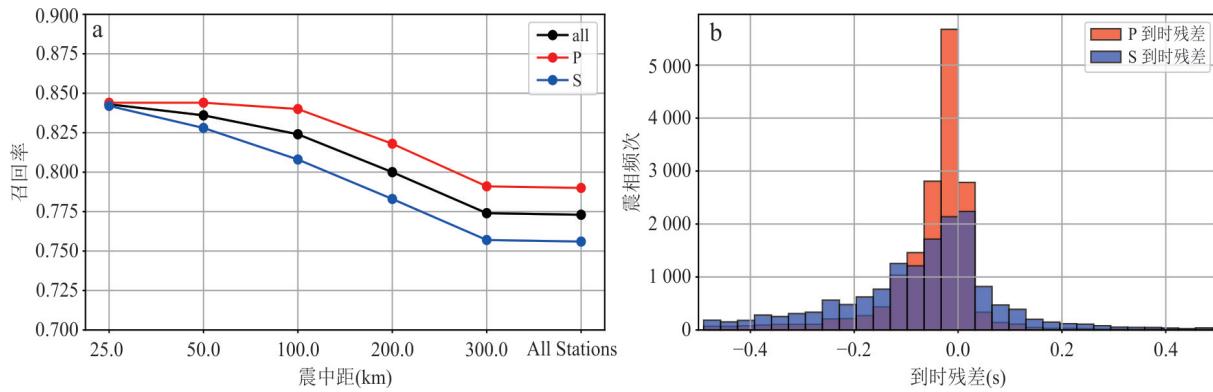


图8 召回率-震中距关系(a)与P/S残差分布(b)

Fig.8 Variation of recall rate with epicentral distance (a) and distribution of P/S phase residuals (b)

波20 166条);AIRES共拾取98 989条(P波48 448条,S波50 551条),是人工拾取数量的2.42倍.结果显示(图8a),AIRES成功检测到人工震相中的31 563条(占比77.3%),其中P波召回率为79.0%,S波召回率为77.1%.当进一步限定至地方震范围(震中距 ≤ 100 km)时,总召回率提高至82.4%,P波召回率升至84.0%,S波召回率升至80.8%.

同时统计了匹配震相的到时残差分布(图8b),结果表明,P、S波到时残差均近似正态分布,集中于0附近,且P波残差相比S波更为集中.在所有匹配震相中,平均残差为 (-0.06 ± 0.12) s,90.74%的震相到时残差小于0.25 s;其中P波到时

的平均残差为 (-0.05 ± 0.09) s,90.11%的震相到时残差小于0.15 s;S波到时的平均残差为 (-0.07 ± 0.15) s,90.37%的震相到时残差小于0.30 s.

总体来看, AIRES在西藏地区能够较好地恢复人工震相,这与已有研究基本一致.Zhu *et al.*(2023a)在西藏地区测试集上评估USTC-Picker全国模型时发现,即使是在非连续波形数据上测试,总体性能依然有限:P波一致性得分为82.5%,而S波仅为66.1%.使用西藏地区训练集对模型进行迁移学习后,P波的一致性小幅提升至84.3%,但S波一致性提升仍不显著,上升至68.7%.西藏地区震相拾取能低下的原因主要归结为:一是台站分布稀疏.对

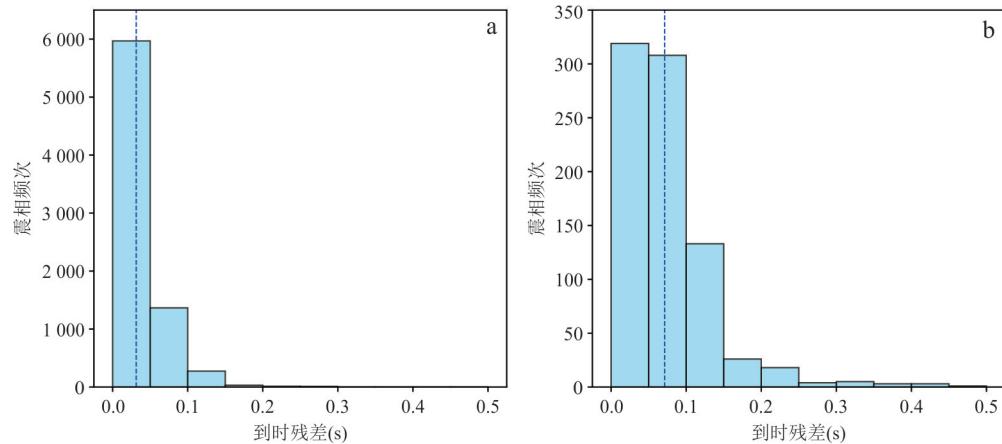


图 9 到时残差频次分布

Fig.9 Frequency distribution of arrival-time residuals

a. P 波初动极性匹配一致的震相到时残差分布,平均残差为 0.0314 s; b. P 波初动极性匹配不一致的震相到时残差分布,平均残差为 0.0714 s

于一般震级地震事件,多数台站距离较远,信号能量严重衰减,信噪比较低;特别是当震中距超过 200 km 时,Pn 可能早于 Pg 到达成为初至波,两者走时差较小,增加模型判别难度.二是地质结构复杂.青藏高原下方存在高度复杂的地壳和上地幔结构,导致波形传播畸变,影响拾取精度.

3.3 P 波初动极性判别

本研究采用 DitingMotion 自动判别 P 波初动极性方向,这一方法在前人的研究里展现出了较高的识别准确率(Li *et al.*, 2023; Zhao *et al.*, 2023; Jia and Zhou, 2024).针对每个地震事件,根据震相到时数据,以 P 波到时为中心截取 4 s 长度的垂直分量波形,并在归一化处理后输入 DitingMotion,判定 P 波初动方向(向上/向下).为确保输入震相到时的质量,引入了信噪比(SNR)作为关键的筛选标准,计算公式为:

$$\text{SNR} = 10 \lg \left(\frac{\text{Power}_{\text{signal}}}{\text{Power}_{\text{noise}}} \right), \quad (1)$$

$\text{Power}_{\text{noise}}$ 和 $\text{Power}_{\text{signal}}$ 分别为背景噪声段平均功率以及信号段平均功率.其中背景噪声段取 P 波到时前 64 个采样点窗口,信号段取 P 波到时后 30 个采样点窗口.信噪比超过 10 dB 的候选震相到时将会输入模型进行 P 波初动极性判别.

为评估 DitingMotion 在定日地区的泛化性和识别能力,基于人工目录和 AIRES 自动目录进行了震相匹配,并以初动极性为核心进行对比分析.设置 0.5 s 为震相到时残差的匹配阈值,在与第一部分相同的时空范围内统计匹配结果.结果显示,AIRES 和人工均成功判别的震相共计 8 489 条,其中初

一致的波形为 7 672 条,初动判别准确率达到 90.38%;若将阈值标准提高至 0.05 s,初动判别准确率达到 95%.这一结果表明,在震相到时偏差较小的前提下,自动方法在极性判别方面具有较高的可信度,可为后续震源机制反演工作提供有效支持.

图 9 展示了初动极性匹配一致和不一致的震相到时残差分布.统计结果表明,极性不一致的震相到时残差在 0.1 s 以内的占比为 76.38%,在 0.15 s 以内的占比为 92.66%,其平均绝对误差达 0.0714 s,显著高于匹配一致震相的误差(0.0314 s).为探究相对较大的到时残差对初动极性判别的具体影响,对部分初动匹配不一致的波形样本进行了人工检查.结果表明,即使到时误差小于 0.1 s,检测到的高频信号可能经历一次或多次极值反转,仍可能对模型的极性判断造成显著干扰.尤其对于频率超过 5 Hz 的高频信号,即便是 0.01 s 量级的微小扰动,也可能使初动极性反转.

为进一步提升模型对高信噪比、高频波形的初动判别能力,可重点考虑不是提升震相到时拾取模型对高频信号拾取的精度,而是在极性判别模型的输入中引入多次小幅扰动,结合预测概率动态选择最优的初动方向,以减少拾取到时误差对初动极性判别的干扰.

3.4 事件可靠性与完整性分析

近年来的研究表明,采用人工智能方法相比传统人工分析可多检测出几倍乃至十余倍的地震事件(Zhang *et al.*, 2022; Yoon *et al.*, 2023; Zhou *et al.*, 2025).检测倍数的差异主要受人工目录的完备性、地震的时空密集程度,以及检测参数阈值的影

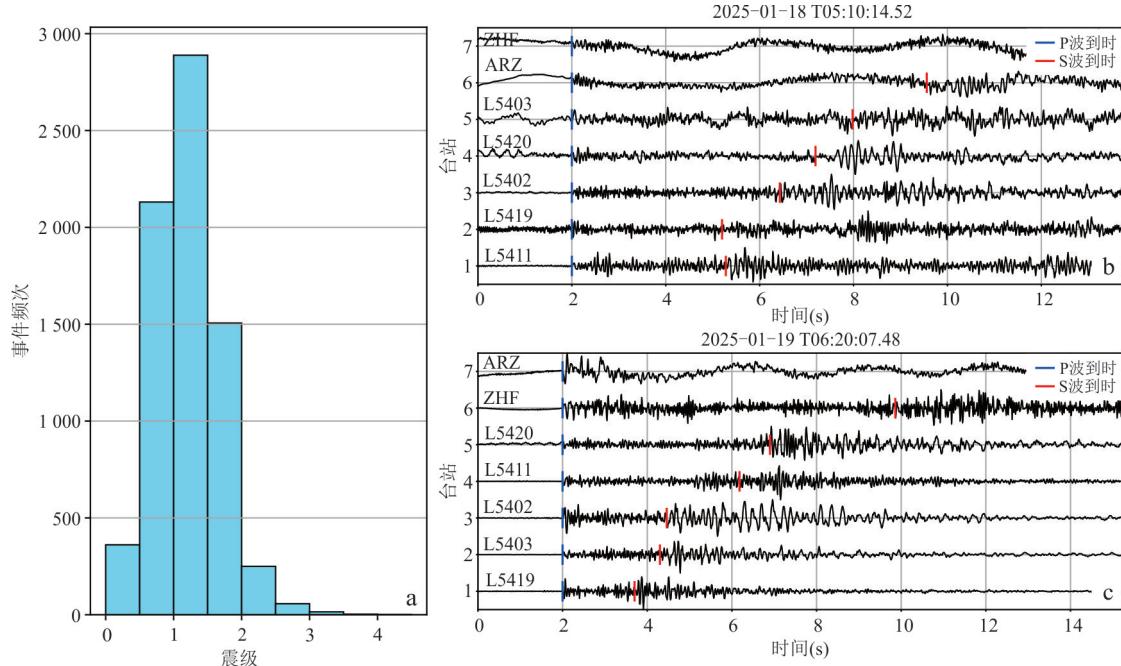


图 10 多检测事件震级频次及典型波形

Fig.10 Frequency distribution of magnitudes and typical waveforms for extra events

a. 多检测事件的震级分布;b,c. 多检测事件典型垂直分量波形,均按照P波到时对齐

响(如概率阈值、台站数、震相数等).但很少有研究对多检测出的地震事件的可靠性进行量化分析.两个目录对比表明, AIRES 检测出的地震是人工目录的 2.53 倍, 比人工多检测 7 217 个, 完备震级降低 0.2. 其中, 多检测出的事件震级主要集中在 M_L 0.5~2.0, 共 6 526 个(占比 90.43%), 尤其以 M_L 1.0~1.5 最为密集. 为量化评估这部分事件的可靠性, 从中随机抽取 3 组各 100 个事件, 并人工审核其波形, 以避免个别时间段或区域造成的偏倚. 结果表明, 其中 252 个事件具有清晰可辨的震相到时(图 10b、10c), 仅少数事件(48 个)信噪比较差, 受台站密度影响, 暂时无法确定其真实性. 剔除无法判断真实性的事件后, 抽样结果显示, 多检事件的误检率约为 16%. 进一步结合已与人工目录匹配的事件综合评估, AIRES 整体误检率约为 10.25%.

同时, 对 AIRES 的漏检情况进行了统计. 系统共漏检 389 个事件, 漏检率为 8.76%, 其中 66% 分布在 M_L 1.0~1.9 区间. 对漏检事件进行了人工复核与漏检原因分析. 结果表明, 主要漏检原因包括:(1) 存在实时流波形部分或全部缺失的情况, 该部分事件占比较大, 占比约 33%;(2) 信号质量较差, 多集中于 1 月 16 日至 23 日间, 该时段 4~5 级强余震频发且分布密集, 强余震后的尾波振幅较大, 且持续时间长(Ross *et al.*, 2018;

Zhu *et al.*, 2019; 杨磊等, 2023), 检测概率低, 难以检出足够数量的准确震相到时以供关联定位, 典型波形见图 11. 若不考虑波形缺失引起的漏检测事件, AIRES 对人工目录的召回率接近 95%.

以上对漏检测事件的分析启发在实时处理流程中针对大震震后的某些时间段的优化, 例如增强实时处理系统应对大震期间的动态处理能力, 适当降低检测阈值并优化关联条件; 提升震相拾取模块在同一时间窗口内对多事件的识别能力, 如在训练集中引入随机事件波形叠加的数据增强方法(Zhang and Zhang, 2024); 增加去噪步骤, 包含传统的带通滤波以及基于深度学习的 DeepDenoiser 等(Zhu *et al.*, 2019).

3.5 余震分布及时空演化

AIRES 自动定位结果表明, 定日地震发生在藏南裂谷系的申扎-定结裂谷区. 主震位于震源区中南部, 激活了多条断裂活动, 余震在主震南北两侧均有分布. 主要分布在弄曲断裂(NQF)、措果断裂(CGF)、登么错断裂(DMCF)、郭家东断裂(GJDF), 在 CGF 及其交汇部位形成高密度簇集. 盛书中等(2025)研究认为, 研究区域最大主应力近垂直, 最小主应力近水平呈东西向, 表明区域应力场以正断拉张为整体特征. 根据震源机制解, M_w 7.1 级主震及历史强震的发震断层显示为走向

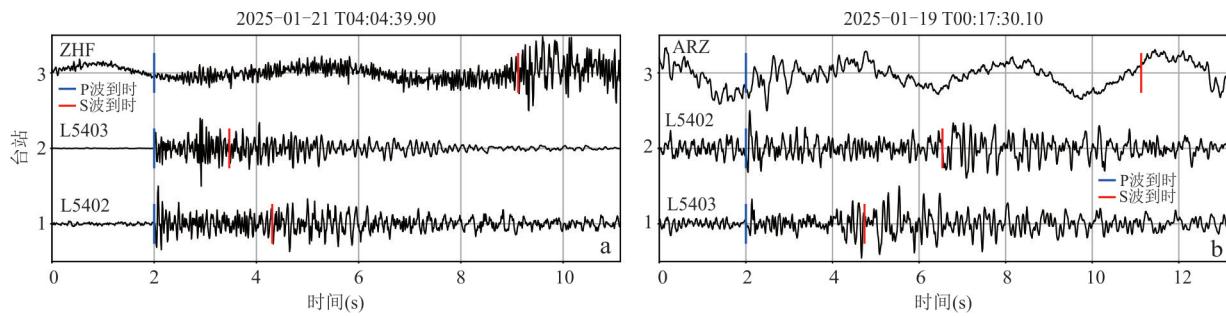


图 11 漏检测事件典型波形
Fig.11 Typical waveforms of undetected events

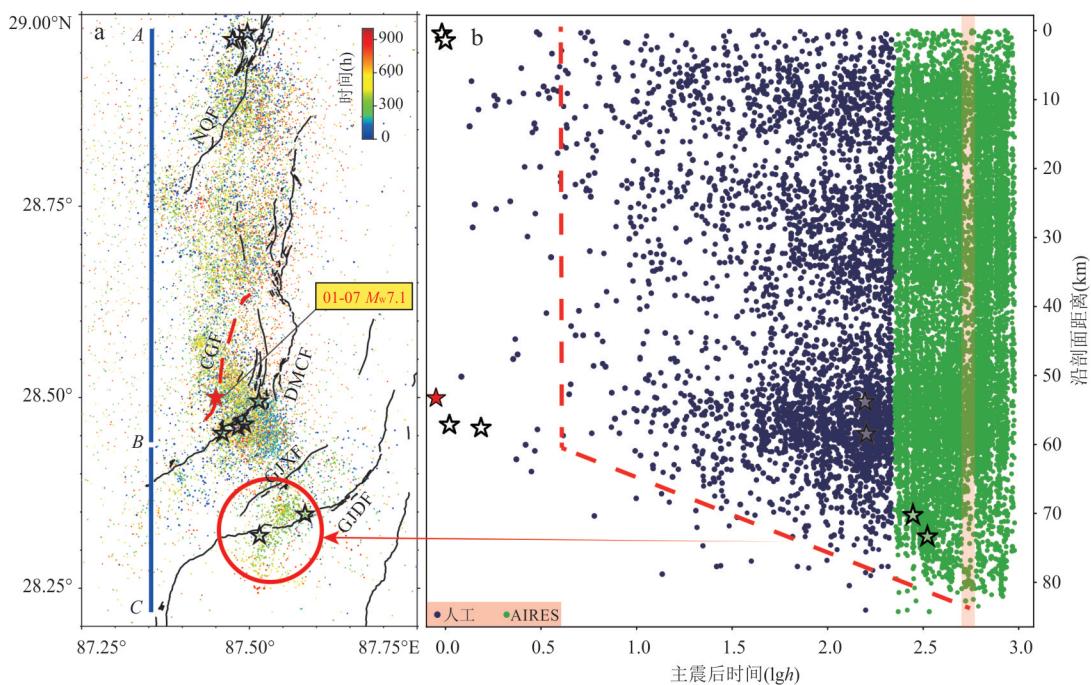


图 12 余震分布(a)及时空演化(b)

Fig.12 Aftershaft distribution (a) and its spatiotemporal evolution (b)

余震目录由人工目录(2025年1月7日至1月16日10时)以及AIRES目录(2025年1月16日10时至2月16日)组合而成,投影线纬度范围为28.22°(C点)~28.98°N(A点);NQF.弄曲断裂,CGF.措果断裂,DMCF.登么错断裂,GJXF.郭嘉西断裂,GJDF.郭嘉东断裂;其中CGF为推测断层(田婷婷和吴中海,2023),用红色虚线表示.图b中红色虚线揭示可能的余震时空演化,部分AIRES检测空区(图5)由人工目录补充,补充时间段在图b中使用粉色半透明遮罩表示;红色五角星代指主震,无填充五角星代指M_l4.5级以上地震

S、倾向W的正断型节面,与本文余震分布结果勾勒的主断层走向较为一致(图12a).

余震时空演化特征揭示了定日地震余震过程的复杂性.主震发生后的约200 h内,余震主要分布在震中附近及其北侧的措果断裂、登么错断裂和弄曲断裂上,并呈现逐步扩展趋势(图12a,AB段).至主震约300 h后,余震活动向南迁移并触发了郭家东断裂最南端的段落.郭家东断裂余震扩展前缘与发震时间之间呈对数关系(图12a,BC段;图12b),表明该段可能存在无震滑移,且余震的扩展与无震滑移有关(Peng and Zhao, 2009; Kato and Obara, 2014).

4 结论

本文以2025年西藏定日M_w7.1级地震为例,详细分析了AIRES系统在稀疏台网和密集地震序列下的处理效果,获得的主要结论如下:

(1) AIRES可在不同Windows和Linux操作系统下安装运行,兼容国产操作系统,震后可快速远程部署,对实时观测数据进行处理,产出高精度、高完备性的地震目录以及地震类型和P波初动极性,在稀疏台网和密集台网地区都有较好的表现,为密集地震序列监测、大震应急、震情趋

势判定和科学的研究提供了有力的科技支撑。

(2) AIRES 检测出的地震目录是人工的 2.53 倍,与人工目录的匹配率达 90% 以上,P 波初动极性识别准确率达 90% 以上,匹配事件在发震时刻、震中位置、震源深度和震级方面具有很高的一致性,大大提升了地震目录的完备性。抽样结果显示,总体误检测率低于 15%,漏检测率低于 10%。

(3) 定日地震的余震呈南北向带状分布,并具有明显的分段和拐折特征。余震南北向展布长度约 80 km,横向宽度约 30 km。余震数量呈现昼夜变化特征,夜间检测能力更强,这种周期性的变化可能与震中附近台站噪声水平的昼夜变化有关。

未来工作将继续提升 AIRES 系统在复杂波形环境下的稳健性,包括进一步提升地震检测对加速度波形的处理效果,定位方法和速度模型可自动适配监测区域,引入模型超参数的动态调整机制,增强算法在不同台网尺度、不同密度和不同仪器类型下的泛化能力;同时,进一步提升实时数据流接入的稳定性,增加进程监控模块和地震活动性统计分析模块,并优化结果显示模块,以确保系统在震后高负载条件下持续可靠运行。

致谢:感谢西藏自治区地震局工作人员协助安装 AIRES 系统。感谢中国地震局第一监测中心和西藏自治区地震局震后布设流动观测台站。地面风速数据由国家青藏高原科学数据中心的中国区域地面气象要素驱动数据集 V2.0 提供!

References

- Baimasangbu, Danzengquzhu, Cidanzhuoma, et al., 2024. Analysis of the Impact of Observing Environmental Changes on the Observation Quality of Shigatse Seismic Station. *Seismological and Geomagnetic Observation and Research*, 45(5): 67–73 (in Chinese with English abstract).
- He, J., Yang, K., Tang, W. J., et al., 2020. The First High-Resolution Meteorological Forcing Dataset for Land Process Studies over China. *Scientific Data*, 7: 1–11. <https://doi.org/10.1038/s41597-020-0369-y>
- Jia, K., Zhou, S. Y., 2024. Machine Learning Applications in Seismology. *Applied Sciences*, 14(17): 7857. <https://doi.org/10.3390/app14177857>
- Jiang, C., 2025. Research and Application of Intelligent Processing Algorithms of Regional Seismic Network Data (Dissertation). Institute of Geophysics, China Earthquake Administration, Beijing (in Chinese with English abstract).
- Kato, A., Obara, K., 2014. Step-like Migration of Early Aftershocks Following the 2007 M_w 6.7 Noto-Hanto Earthquake, Japan: Kato and Obara: Step-Like Migration of Early Aftershocks. *Geophysical Research Letters*, 41(11): 3864–3869. <https://doi.org/10.1002/2014gl060427>
- Kuyuk, H. S., Allen, R. M., 2013. Optimal Seismic Network Density for Earthquake Early Warning: A Case Study from California. *Seismological Research Letters*, 84(6): 946–954. <https://doi.org/10.1785/0220130043>
- Li, S., Fang, L. H., Xiao, Z. W., et al., 2023. FocMech-Flow: Automatic Determination of P-Wave First-Motion Polarity and Focal Mechanism Inversion and Application to the 2021 Yangbi Earthquake Sequence. *Applied Sciences*, 13(4): 1–13. <https://doi.org/10.3390/app13042233>
- Liao, S. R., Zhang, H. C., Fan, L. P., et al., 2021. Development of a Real-Time Intelligent Seismic Processing System and Its Application in the 2021 Yunnan Yangbi M_s 6.4 Earthquake. *Chinese Journal of Geophysics*, 64(10): 3632–3645 (in Chinese with English abstract).
- Liu, M., Zhang, M., Zhu, W. Q., et al., 2020. Rapid Characterization of the July 2019 Ridgecrest, California, Earthquake Sequence from Raw Seismic Data Using Machine-Learning Phase Picker. *Geophysical Research Letters*, 47(4): e2019GL086189. <https://doi.org/10.1029/2019gl086189>
- Liu, R. F., Chen, Y. T., Xue, F., et al., 2018. How to Use the New National Standard of Magnitude Correctly. *Seismological and Geomagnetic Observation and Research*, 39(4): 1–11 (in Chinese with English abstract).
- Peng, Z. G., Zhao, P., 2009. Migration of Early Aftershocks Following the 2004 Parkfield Earthquake. *Nature Geoscience*, 2(12): 877–881. <https://doi.org/10.1038/ngeo697>
- Qu, C. Y., 2008. Building to the Active Tectonic Database of China. *Seismology and Geology*, 30(1): 298–304 (in Chinese with English abstract).
- Ross, Z. E., Meier, M. A., Hauksson, E., et al., 2018. Generalized Seismic Phase Detection with Deep Learning. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 108(5A): 2894–2901. <https://doi.org/10.1785/0120180080>
- Schweitzer, J., 2001. HYPOSAT—An Enhanced Routine to Locate Seismic Events. *Pure and Applied Geophysics*, 158(1): 277–289. <https://doi.org/10.1007/PL00001160>
- Sheng, S. Z., Wang, Q. R., Li, Z. Y., et al., 2025. Investigation of the Seismogenic Structure of the 2025 Dingri M_s 6.8 Earthquake in Xizang Based on the Tectonic Stress Field Perspective. *Seismology and Geology*, 47

- (1): 49—63 (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: 1—13. <https://doi.org/10.1038/s43247-023-01188-4>
- Tian, T. T., Wu, Z. H., 2023. Recent Prehistoric Major Earthquake Event of Dingmucuo Normal Fault in the Southern Segment of Shenzha-Dingjie Rift and Its Seismic Geological Significance. *Geological Review*, 69 (S1): 53—55 (in Chinese).
- Wang, R. J., Schmandt, B., Zhang, M., et al., 2020. Injection-Induced Earthquakes on Complex Fault Zones of the Raton Basin Illuminated by Machine-Learning Phase Picker and Dense Nodal Array. *Geophysical Research Letters*, 47(14): e2020GL088168. <https://doi.org/10.1029/2020gl088168>
- Wang, Z. D., Yang, X. P., Yin, X. X., et al., 2022. Discussion on the Automatic Processing Results for the Aftershock Sequence of Menyuan, Qinghai M_s 6.9 Earthquake on 8 January, 2022. *China Earthquake Engineering Journal*, 44(2): 408—414 (in Chinese with English abstract).
- Xu, Z. Q., Yang, J. S., Li, H. B., et al., 2011. On the Tectonics of the India-Asia Collision. *Acta Geologica Sinica*, 85(1): 1—33 (in Chinese with English abstract).
- Yang, L., Lei, H. F., You, J. X., et al., 2023. Estimation of Coda Wave Attenuation in Xiangjiaba and Xiluodu Reservoirs Region. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 43(4): 403—408 (in Chinese with English abstract).
- Yang, T., Wang, S. G., Fang, L. H., et al., 2025. Analysis of Earthquake Sequence and Seismogenic Structure of the 2025 M_s 6.8 Dingri Earthquake in Tibetan Plateau. *Earth Science*, 50(5): 1721—1732 (in Chinese with English abstract).
- Yao, J. Y., Yao, D. D., Chen, F., et al., 2025. A Preliminary Catalog of Early Aftershocks Following the 7 January 2025 M_s 6.8 Dingri, Xizang Earthquake. *Journal of Earth Science*, 36(2): 856—860. <https://doi.org/10.1007/s12583-025-0210-9>
- Yoon, C. E., Cochran, E. S., Vanacore, E. A., et al., 2023. A Detailed View of the 2020—2023 Southwestern Puerto Rico Seismic Sequence with Deep Learning. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 113(6): 2377—2415. <https://doi.org/10.1785/0120220229>
- Zhang J.J., 2007. A Review on the Extensional Structures in the Northern Himalaya and Southern Tibet. *Geological Bulletin of China*, 26(6): 639—649 (in Chinese with English abstract).
- 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>
- Zhang, X., Hong, S. Y., Dong, Y. F., et al., 2025. Coseismic Deformation and Fault Slip Distribution of the January 7, 2025, Dingri M_w 7.1 Earthquake. *Earth Science*, 50(5): 1709—1720 (in Chinese with English abstract).
- Zhang, X., Zhang, M., 2024. Universal Neural Networks for Real-Time Earthquake Early Warning Trained with Generalized Earthquakes. *Communications Earth & Environment*, 5: 1—16. <https://doi.org/10.1038/s43247-024-01718-8>
- Zhao, M., Xiao, Z. W., Zhang, M., et al., 2023. DiTingMotion: A Deep-Learning First-Motion-Polarity Classifier and Its Application to Focal Mechanism Inversion. *Frontiers in Earth Science*, 11: 1—10. <https://doi.org/10.3389/feart.2023.1103914>
- Zhou, Y. J., Ding, H. Y., Ghosh, A., et al., 2025. AI-PAL: Self-Supervised AI Phase Picking via Rule-Based Algorithm for Generalized Earthquake Detection. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 130(4): e2025JB031294. <https://doi.org/10.1029/2025jb031294>
- Zhou, Y. J., Ghosh, A., Fang, L. H., et al., 2021. A High-Resolution Seismic Catalog for the 2021 M_s 6.4/ M_w 6.1 Yangbi Earthquake Sequence, Yunnan, China: Application of AI Picker and Matched Filter. *Earthquake Science*, 34(5): 390—398. <https://doi.org/10.29382/eqs-2021-0031>
- Zhou, Y. J., Yue, H., Fang, L. H., et al., 2022. An Earthquake Detection and Location Architecture for Continuous Seismograms: Phase Picking, Association, Location, and Matched Filter (PALM). *Seismological Research Letters*, 93(1): 413—425. <https://doi.org/10.1785/0220210111>
- Zhu, J., Li, Z. F., Fang, L. H., 2023a. USTC-Pickers: A Unified Set of Seismic Phase Pickers Transfer Learned for China. *Earthquake Science*, 36(2): 95—112. <https://doi.org/10.1016/j.eqs.2023.03.001>
- Zhu, W. Q., Hou, A. B., Yang, R., et al., 2023b. 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>
- 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., McBrearty, I. W., Mousavi, S. M., et al., 2022. Earthquake Phase Association Using a Bayesian Gaussian Mixture Model. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 127(5): e2021JB023249. <https://doi.org/10.1029/2021jb023249>
- Zhu, W. Q., Mousavi, S. M., Beroza, G. C., 2019. Seismic Signal Denoising and Decomposition Using Deep Neural Networks. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(11): 9476—9488. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2019.2926772>
- 中文参考文献**
- 白玛桑布, 单增曲珠, 次旦卓玛, 等, 2024. 观测环境变化对日喀则地震台观测质量的影响. 地震地磁观测与研究, 45(5): 67—73.
- 蒋策, 2025. 区域台网地震数据智能处理方法研究与应用(博士学位论文). 北京: 中国地震局地球物理研究所.
- 廖诗荣, 张红才, 范莉萍, 等, 2021. 实时智能地震处理系统研发及其在2021年云南漾濞 $M_{\text{s}}6.4$ 地震中的应用. 地球物理学报, 64(10): 3632—3645.
- 刘瑞丰, 陈运泰, 薛峰, 等, 2018. 如何正确使用新的震级国家标准. 地震地磁观测与研究, 39(4): 1—11.
- 屈春燕, 2008. 最新1/400万中国活动构造空间数据库的建立. 地震地质, 30(1): 298—304.
- 盛书中, 王倩茹, 李振月, 等, 2025. 基于构造应力场研究2025年西藏定日6.8级地震的发震构造. 地震地质, 47(1): 49—63.
- 田婷婷, 吴中海, 2023. 西藏申扎-定结裂谷南段丁木错正断层的最新史前大地震事件及其地震地质意义. 地质论评, 69(S1): 53—55.
- 王祖东, 杨晓鹏, 尹欣欣, 等, 2022. 2022年1月8日青海门源 $M_{\text{s}}6.9$ 地震余震序列自动处理结果探讨. 地震工程学报, 44(2): 408—414.
- 许志琴, 杨经绥, 李海兵, 等, 2011. 印度-亚洲碰撞大地构造. 地质学报, 85(1): 1—33.
- 杨磊, 雷红富, 游家兴, 等, 2023. 向家坝、溪洛渡库区地震尾波 Q_{c} 值估计. 大地测量与地球动力学, 43(4): 403—408.
- 杨婷, 王世广, 房立华, 等, 2025. 2025年1月7日西藏定日 $M_{\text{s}}6.8$ 地震余震序列特征与发震构造. 地球科学, 50(5): 1721—1732.
- 张进江, 2007. 北喜马拉雅及藏南伸展构造综述. 地质通报, 26(6): 639—649.
- 张旭, 洪顺英, 董彦芳, 等, 2025. 2025年1月7日定日 $M_{\text{w}}7.1$ 地震同震形变与断层滑动分布. 地球科学, 50(5): 1709—1720.