

孙海霞, 赵桂儒, 林向东, 等. 基于深度学习的 PhaseNet 方法在北京地区历史地震中的初步应用[J]. 华南地震, 2024, 44(S1): 127-128. [SUN Haixia, ZHAO Guiru, LIN Xiangdong, et al. Preliminary Application of PhaseNet Method Based on Deep Learning in Historical Earthquakes in Beijing Area[J]. South China journal of seismology, 2024, 44(S1): 127-128]

基于深度学习的 PhaseNet 方法在北京地区 历史地震中的初步应用

孙海霞, 赵桂儒, 林向东, 司政亚, 高玲

(北京市地震局, 北京 100080)

Preliminary Application of PhaseNet Method Based on Deep Learning in Historical Earthquakes in Beijing Area

SUN Haixia, ZHAO Guiru, LIN Xiangdong, SI Zhengya, GAO Ling

(Beijing Earthquake Agency, Beijing 100080, China)

关键词: PhaseNet; 震相拾取; 地震定位

Keywords: PhaseNet; Seismic phase pickup; Earthquake positioning

中图分类号: P315

文献标识码: A

文章编号: 1001-8662(2024)S1-0127-02

DOI: 10.13512/j.hndz.2024.S1.46

0 研究背景

北京地区地处华北平原西北端, 西北为地势较高的山区, 东南为缓缓的冲积平原, 地质沉积层较厚, 海拔悬殊较大, 测震仪器记录到的地震波形数据背景噪声较高, 很多微震被埋在信噪比较低的地脉动中, 难以辨认, 更不用说震相拾取了。对于微震识别和地震编目工作而言, 无论人工还是 AI 技术, 都带来了较大挑战。虽然近几年来很多学者将人工智能技术应用在了地震识别工作中, 可以实现自动拾取地震震相, 进行地震关联和地震地位, 并构建地震目录, 在云南、四川等地区进行了相关应用, 取得了不错的效果^[1-5], 但是对于沉积层较厚的北京地区而言, AI 技术的实施效果可能还有待检验^[6]。Zhu 等^[7]提出了一种基于卷积神经网络的深度学习方法—U 型网络结构

PhaseNet, 该方法在地震检测领域开始体现出其快速、对噪声的较高容忍度、迁移泛化等方面的优势。

1 研究方法

基于以上情况, 我们挑选了北京及邻区测震台网于 2008 年 10 月至 2018 年 4 月(因台网升级改造, 2008 年 1—9 月数据缺失)记录到的 1594 条 $M_L 1.0$ 及以上天然小地震事件($115.05^\circ \sim 117.9^\circ E$, $39.16^\circ \sim 41.33^\circ N$)作为研究对象(数据来源为中国地震台网中心), 先利用 PhaseNet 方法对以上历史地震波形事件进行震相拾取, 试图得出该方法在北京地区的实际应用情况, 并对自动拾取的震相进行人工校核, 在得出较可靠震相的基础上进行定位分析。我们使用 Velest 程序对以上数据进行了绝对定位和一维速度模型联合反演, 并用 HypoDD 双

收稿日期: 2024-10-10

基金资助: 北京市地震局技术微创新项目(BJWC-2024017); 北京市自然科学基金项目(8232053)联合资助。

作者简介: 孙海霞(1982-), 女, 高级工程师, 主要从事地震编目及数字地震学工作。

E-mail: minjiesun@126.com

差定位方法^[8]进行了重定位分析。

2 研究结果

2.1 PhaseNet 自动拾取震相小结

在首都圈西北地震台站应用中震相拾取精确度较高,东南台站精确率较低;对波形频率变化比较敏感,对幅值变化不明显,能较好排除日常地噪声影响,精确识别出地震波形频率;对于人为扰动、标定等大的干扰无法剔除;无法判断钟差;因为训练模型的影响,只能识别直达波,无法判断地壳莫霍面、康拉德界面的反射波、折射波等;无法识别塌陷等非天然地震;泛化能力较强,在质量较好的地震震相拾取工作中,精度没太大问题。

2.2 绝对定位分析

对 Phasenet 联合人工校核得到的 1472 个北京及邻区历史地震用 Velest 进行绝对定位与一维速度模型联合计算。震源和速度结构耦合问题的解包含震源位置、速度模型及台站校正值。首先将非线性问题线性化,再迭代求解,每次迭代包含同时求解正演和反演问题。反演通过求解走时偏导数的阻尼最小二乘矩阵获得。控制参数需要使用者根据具体研究区资料合理选择,以便控制反演程序的运行,使得反演结果更加符合实际情况。为了降低数据残差和提高参数分辨率,需要选择适当的参数。其中,olat olon 为北京及周边中心台站经纬度;dmax 为控制参与台站数量;neqs 为参与反演的地震数量;isingle=0 可以修正模型和定位反演;isingle=1 只进行定位;Ittmax 为反演次数;Italy.mod 为初始一维速度模型。这里选择了华北物探模型。经过联合反演后,我们得到了一个修正后的较可靠的速度模型和根据台站方位角及定位残差精心挑选的 1080 个地震及其震相。研究中发现,与之前中国地震台网中心(CENC)人工统一编目数据相比,这次定位震源深度普遍较深。

2.3 历史地震重定位分析

根据以上 Velest 地震绝对定位结果和反演得到的模型,我们使用 HypoDD 双差定位方法对历史数据再次进行了重定位分析,共得到 920 个地震的重定位结果。重定位后,大多数地震分布在地震断层附近,比较集中。与人工编目相比,震源深度

与绝对定位结果相似,普遍较深。可能与使用模型有关,也可能与人工编目使用的 MSDP 软件升级有关。

3 结语

通过基于深度学习的 PhaseNet 方法在北京地区的实践应用,并与人工统一编目结果进行了对比分析,通过以上研究结果,我们得出以下结论:

(1) 基于深度学习的 PhaseNet 自动震相拾取方法在北京地区历史地震事件实践中较为可靠,结合人工校核,可以考虑应用到快报编目工作中。

(2) 经过 Velest 反演得到的一维速度模型结果较为可靠,可以考虑应用到地震定位、地震层析成像初始模型等地震学研究中,经 HypoDD 相对定位的结果更为合理。

(3) 与中国地震台网中心(CENC)人工统一编目数据相比,以上定位结果中地震震源深度普遍较深。

本研究对检验 AI 技术在北京地区地震检测的实践应用的可信度具有重要的参考意义。

参考文献

- [1] 蒋策,吴建平,房立华.地震检测与震相自动拾取研究[J].地震学报,2018,40(01):45-57.
- [2] 赵明,陈石,Dave Yuen.基于深度学习卷积神经网络的地震波形自动分类与识别[J].地球物理学报,2019,62(01):374-382.
- [3] 赵明,唐淋,陈石,等.基于深度学习到时拾取自动构建长宁地震前震目录[J].地球物理学报,2021,64(01):54-66.
- [4] 廖诗荣,杨婷,张红才,等.2021年云南双柏 $M_{5.1}$ 地震序列的快速检测与精定位研究[J].地震研究,2021,44(04):515-520.
- [5] 颜利君,刘媛,廖诗荣,等.2022年6月10日四川马尔康地震序列实时智能检测结果分析与研究[J].地震工程学报,2022,44(06):1450-1458.
- [6] 孙海霞,林向东,侯丽娟,等.地震地磁观测与研究[J].2022,43(增1):288-290.
- [7] Zhu W Q, Beroza G C. PhaseNet: a deep-neural-network-based seismic arrival-time picking method[J]. Geophysical Journal International, 2019, 216(1): 261-273.
- [8] Waldhauser F, Ellsworth W L. A double-difference earthquake location algorithm: Method and application to the northern Hayward Fault, California[J]. Bulletin of the Seismological Society of America, 2000, 90(6): 1353-1368.