

2020年第12期(总第13期) 2020年9月8日

# 人工智能实时地震监测分析系统的应用

■周连庆赵翠萍张捷车时

地震数值预测研究和传统方法评估试点项目 地震监测站网评估试点项目 人工智能地震监测分析系统完善与应用 地震危险区精细调查和地震现场综合科学考察试点项目 预报员访学试点项目 地震信息专题图试点

地震重点监视防御区公共服务试点

中国地震局地震预测研究所



2020年第12期(总第13期) 2020年9月8日

## 人工智能实时地震监测分析系统的应用\*

## ■ 周连庆<sup>1</sup>赵翠萍<sup>1</sup>张捷<sup>2</sup>车时<sup>3</sup>

### 概述

"智能地动" (EarthX) 系统是目前国际上唯一 实时运行的人工智能地震监测系统。该系统由中国科 技大学张捷教授团队与中国地震局地震预测研究所合 作完成, 2018年12月起, "智能地动"系统在中国 地震科学试验场试运行,实时处理川滇地区 123 个地 震台站数据,在第一个台站接收到 P 波后数秒内快速 产出地震的震源位置和震级,在1~3分钟左右快速产 出震源机制解和矩震级,而无须任何人工干预。"智 能地动"系统的出现标志着人类防震减灾事业进入了 人工智能时代,实现了地震监测水平高度智能化的飞 跃。经过一年的试运行和不断完善,系统逐渐稳定。 EarthX系统在2020年1月1日至2020年8月4日期间, 共记录地震 897 次,产出 M3.0 以上地震震源机制解 81次。基本实现了3级以上地震的自动定位和震源机 制解的产出, 地震定位的精度和震级与人工定位的结 果基本一致。机制解的平均产出时间为震后103.8秒, 且大多数地震震源机制解的结果也和其他产出方法的 结果基本吻合,弥补了当前地震监测台网不能产出地 震震源机制解的空白。EarthX 系统在地震定位和震源 机制解速报、统一震级标度实现矩震级近实时发布、 对诱发地震的监测、分类和及时报告、地震序列的自 动分析、地震预警和地震预报等领域都具有良好的应 用前景。通过 EarthX 系统的推广应用,可逐步取代传 统的地震监测发布手段,将台网人员从繁重的地震数 据处理工作中解放出来。

## 1 人工智能地震监测分析系统开发的意义

地震学是一门基于数据的科学(Sagiroglu and Sinanc, 2013; Kong et al., 2019),地震学家们从地震数据 尤其是地震波数据中挖掘出了很多信息,以此了解地 下介质结构、地震震源机制及震源破裂过程、地震演 化发展和发生机理,进而进行地震预测等研究。近年 来,地震数据迎来了爆发式的增长。以地震数据管理 中心联合研究机构(IRIS-DMC)的统计数据(图1) 为例,近 20 年来, IRIS-DMC 拥有的地震数据档案的 增长速度几乎呈指数式分布。截止 2020 年 6 月 1 日, IRIS-DMC 拥有的地震数据量已超过 600TB 的规模。 急剧增加的数据量既给地震科学家们提供了前所未有 的海量信息,但同时带来的问题是传统的手动处理数 据的方式非常变得越来越困难。

<sup>\*</sup> 支撑新时代防震减灾事业现代化建设试点任务之三"人工智能地震监测分析系统完善与应用"和中国地震局地震预测研究所基本科研业务专项"川滇实验场实时地震震源参数产出系统"(2018CSES0202)项目成果。

<sup>1</sup> 中国地震局地震预测研究所,北京,100036。

<sup>2</sup> 中国科技大学,安徽合肥,230026。

<sup>3</sup> 中国地震局,北京,100036。





2016年,谷歌公司旗下的 DeepMind 公司开发的 AlphaGo 第一次击败了围棋世界冠军李世石。这款围 棋人工智能程序的主要工作原理就是"深度学习"。 AlphaGo 的问世也标致了人工智能进入新的时代。自 此,各行各业掀起了前所未有的人工智能研究热潮。 机器学习尤其是深度学习的成功离不开大数据的积 累,通过在大数据中不断学习、训练并改进模型,从 而在某些领域达到接近甚至超过人类的水平。大多数 机器学习的算法也是基于大数据思维设计的,通常情 况下,数据越多,往往越能得到更好的结果 (Kong et al., 2019)。同样是基于数据的科学, 地震学和人工智 能之间的就有了一个很好的契合点, 地震学是一门非 常适合使用机器学习这一先进方法的学科。海量地震 数据可以为人工智能的开发提供极好的数据基础。除 此之外, 地震数据中还有很多人工标记的数据, 如地 震震相拾取等可以为机器学习提供标签数据,也使得 机器学习中的学习过程变得更为便捷可靠。

近几年来,人工智能在地震学中的应用越来越 广泛。在地震事件自动检测(Yoon et al., 2015; Perol et al., 2018; Ross et al., 2018; Zhu and Beroza, 2019)、震相拾 取(Ross et al., 2018; 于子叶 et al., 2018; Wang et al., 2019; Zhu et al., 2019; Zhu and Beroza, 2019; 蒋一然 and 宁杰远, 2019; 赵明,陈石,房立华, et al., 2019)、地震定位(Perol et al., 2018; Zhang et al., 2020)、地震分类(Ranasinghe et al., 2019; 赵明,陈石, and Yuen, 2019; 隗永刚 et al., 2019; Tang et al., 2020)、地震 层 析 成 像(Bianco et al., 2019; Hu et al., 2020)、 震 源 机 制 求 解(Zhang et al., 2014)、 地震 预 警(Kong, Allen, and Schreier, 2016; Kong, Allen, Schreier, et al., 2016; Li et al., 2018)、地震减灾(Khoshnevis and Taborda, 2018; Trugman and Shearer, 2018; Zhu et al., 2020)和地震预测(Rouet - Leduc et al., 2017; DeVries et al., 2018)等领域都取得了激动人心的进展。

地震的检测和准确定位是地震学的出发点,快速 准确的地震三要素测定是震后应急救灾的关键参数, 有助于评估地震发生后的潜在风险、推断地下断层分 布、推测余震发生发展的规律以及及时发布地震预警 信息都有重要的作用。目前,在地震检测和定位中广 泛使用的方法主要分为两大类,一类是基于波形的方 法 (Peng and Zhao, 2009; Zhang and Wen, 2015; Beauc é et al., 2018; Ross et al., 2019; Liu et al., 2020), 另一类是基于 震相拾取的方法 (Allen, 1982; Waldhauser and Ellsworth, 2002; Felix Waldhauser, 2009; Pesicek et al., 2010)。基于波 形的地震定位方法可实现地震检测、关联和定位,定 位精度高,检测的地震数量较为完备,但是由于需要 在时空上进行详尽搜索,计算成本很高,不适于用地 震参数的快速产出。基于震相拾取的方法具有计算效 率高的特点,因此是常规地震监测首选的解决方案。 传统的地震自动检测定位方法大多通过 STA/LTA 方 法 (Allen, 1978, 1982) 或 AR 方法 (Leonard and Kennett, 1999; Sleeman and van Eck, 1999) 进行震相自动检测和拾 取,但震相拾取的有效性易受背景噪声的影响,震相 拾取尤其是 S 波的震相拾取精度差,导致定位精度误 差大, 而为了提高震相识别精度而增大触发的阈值会 导致自动拾取的震相发生系统性延迟 (Zhu and Beroza, 2019)。因此,大多数地震目录的产出依赖于台网分析 人员手工拾取震相并定位。由于数据量的日益增长, 需要耗费的人力和时间成本越来越高。尤其当一个大 地震发生后,往往会有大量的余震发生,依赖人工拾 取震相,如果不能快速获取中小地震的震源参数结果, 可能让地震学家们在无法第一时间根据余震图像对发 震构造和趋势做出正确判定。而机器学习在地震检测 和定位上的应用为解决这一问题提供了可能的最佳解 决方案。Zhu and Beroza (2019) 提出了基于深度学习的 相位检测和拾取的方法 PhaseNet, 该方法使用北加州

数据中心标记的 30 多年共 70 万个波形样本的 P 波和 S 波到时进行机器学习,震相拾取的精度、召回率、 F1 分数都远远高于传统的 AR 震相自动拾取方法。以 S 波的拾取精度为例, 85.3% 的测试数据的 S 波震相拾 取残差都在 0.1s 以内, 而使用 AR 拾取的精度只达到 了 19.5%。Wang et al.(2019) 开发的 PickNet 深度学习 模型使用了约46万条 P 波和28万条 S 波进行训练, 利用该模型拾取的地震震相用于成像反演中、得到了 与地质结构相当吻合的 P 波和 S 波速度结构模型。 Ross et al.(2018) 提出的广义相位检测方法训练神经网 络,从数百万计地震图中学习地震波的广义表示,然 后拾取 P 波和 S 波到时。这种方法不仅可以可靠的识 别 P 波和 S 波,能检测到比常规目录多出 5~10 倍的 地震,而且还可以得到 P 波初动的极性,从而可用于 获得地震震源机制解。Perol et al.(2018) 提出卷积神经 网络的方法基于单台波形分类检测并定位地震,可以 预测事件发生在几个空间区域的哪个区域、实现了不 需要进行震相检测即可获得地震的大致位置。Zhang et al.(2020)开发了一个全卷积网络,能根据概率估计自 动区分干扰事件或网外事件,在不需要任何速度模型 或人为干扰的情况下,只需要大约百分之一秒就可以 定位一个事件,并利用该方法对俄克拉荷马地区进行 了实验, 对 $M_{\rm L} \ge 1.5$ 的地震, 震中平均误差在 3.7~6.4 km∘

除了地震位置以外,震源机制解也是地震参数的 常规重要产出。准确快速的震源机制解对海啸预警、 震源深度的确定、震级计算、断层方位确定以及监测 断层活动都有极为重要的作用。虽然人工智能在地震 自动检测定位上的研究和应用日趋成熟,无论是定位 速度还是定位精度都远高于传统的自动检测定位方 法,接近甚至超过了手动定位方法。然而,人工智能 技术或类人工智能技术在地震震源机制解的自动产出 方面获得进展要远远落后于震相检测和地震定位的发 展。尽管如此,也有一些开创性的研究在这一方面做 出了尝试。Zhang et al.(2014)提出了一种地震搜索引擎 方法求解震源机制解。该方法对地震记录建立大型数 据库,利用类似于网络搜索引擎的方法应用计算机快 速搜索方法找到对输入数据拟合最好的波形,该方法 可以在接收到长周期面波后1秒内确定震源机制解并 得到震源位置。此外,该方法不需要很多台站,只用 3个台就可以确定机制解的结果。通过使用新疆发生 的3次地震进行测试,得到的机制解结果与GCMT结 果基本一致。

### 2 人工智能实时地震监测分析系统

目前,人工智能在地震学中的应用尚处于研究阶段,虽然通过海量数据的训练和合理的设计可以得到 准确的研究结果,但很少有实时地震参数的产出。鉴 于实时地震参数包括震源位置和震源机制解的快速产 出对地震防震减灾具有重要价值,2018年9月开始, 中国科技大学张捷教授团队基于地震预测研究所的川 滇地区实时地震数据开发了人工智能地震监测分析系 统(简称 EarthX 系统),实时检测地震震中、深度、 震级和震源机制解等参数。现阶段,EarthX 系统设计 的目标是获得实验场内 *M*<sub>1</sub>3 以上地震的发生位置、震 级和 *M*<sub>1</sub>3.5 以上地震的震源机制解,形成震源参数地 震目录,并演示地震和机制解的空间分布。

EarthX 系统使用川滇 123 个地震台站记录的近 20 万个地震事件(图 2)基于卷积神经网络进行机器学 习的训练和测试,得到了各项性能指标优良的震相自 动检测拾取器。通过接入实时数据流,可实现在实验 场内的第一个台站接收到 P 波后自动拾取地震震相, 通过自动关联和震级估算,快速获取地震震中、深度 和震级等参数,随着更多台站的加入不断更新优化定 位结果,通过几秒钟之内便可以给出最终的定位结 果。EarthX 系统使用经典的 CRUST1.0 模型(https:// igppweb.ucsd.edu/~gabi/crust1.html)作为定位的速度模 型,地震参数的产出为完全自动化,无需任何人工干 预,通常在震后十几秒内就可以获得震源位置和震级 结果,并可实现实时发布。



#### 图 2 EarthX 系统机器学习中使用的数据

其中, 左图三角形表示地震台站的分布, 蓝色三角形表示 50个四川区域台网的台站, 红色三角形表示 73个云南区域台网的台站。右图 表示机器学习中使用的地震(黑点)分布, 共使用了 2013 年 1月一2018 年 5月间近 20万个地震进行机器学习。色标表示对应的地形高度。 除了实时发布震源位置以外,EarthX 系统还实现 了震源机制解的快速产出。EarthX 系统采用全波形拟 合的方式,通过拟合台站观测数据与理论经验格林函 数,进行震源机制解的反演。通过不断拟合并更新结 果,找到拟合偏差最小的解作为机制解的最优解,获 取地震深度并估算矩震级。由于从实时数据流中获取 地震波形数据,EarthX 系统可实现在几分钟之内快速 产出震源机制解并通过发送邮件等方式发布最优机制 解结果,实现震源机制解的近实时产出。 图 3 显示了 EarthX 系统的主界面,界面的左侧为 所有接收流数据信号的实时三分量地震波形数据,可 通过参数调节显示的通道和台站。界面左下方显示了 实时流信号对应的时间,以及可作为查看短时间窗内 放大波形的分析窗口。界面的右侧为研究区的地形图 及使用的台站分布图。EarthX 系统得到的地震震源位 置也显示在这一区域,可通过时间窗口和震级范围对 显示的地震进行设置。系统利用机器学习自动从流数 据中检测地震并进行震相拾取,同时进行地震关联和 定位,定位的结果显示在右侧的窗口中。



## 图 3 EarthX 系统界面 其中,界面的左侧为实时三分量地震波形数据(只显示了垂直向波形)及其对应的时间; 界面右侧包括地震(圆圈)和台站(三角形)分布。圆圈的颜色表示地震的发生时间段,圆圈的大小表示对应的震级。

当定位的地震震级大于 M<sub>L</sub>3.5 时, EarthX 系统自动进行震源机制解反演(图4)。界面左侧实时显示地震目录,以及最新地震的震源机制解的求解过程,通过不同深度的波形拟合,寻找拟合误差最小的机制解作为最优解,并以红色标注,同时在机制解窗口内

显示矩心深度和矩震级,并同时显示所用台站的观测 波形与拟合波形示意图。界面右侧显示地震震中位置, 并在地图上显示对应地震的机制解沙滩球以及震中与 求解中所使用到的地震台站连线。



#### 图 4 EarthX 系统产出机制解结果图

其中,震源机制解的结果显示在界面的左侧。结果包含该地震的定位、震级等震源参数,还包括对应不同深度对应的 震源机制解的拟合偏差,其中拟合偏差最小的机制解被选为最优解,用红色的沙滩球表示。最优解对应的地震矩心深 度和矩震级也显示在图中。上面的波形表示不同台站对应的格林函数与实际波形的拟合情况。界面的右侧表示研究区 的地震震中分布,其中高亮的地震表示震源机制解对应的地震位置,蓝色线条指示了该地震定位所使用的台站。

## 3 EarthX 系统产出结果分析

## 3.1 产出情况

2020 年 1 月 1 日 -2020 年 8 月 4 日, EarthX 系统 共记录中国地震科学实验场内发生的地震 897 次,其 中 *M*<sub>L</sub>4.0 以上地震 57 次,*M*<sub>L</sub>3.0-4.0 之间的地震 267 次, *M*<sub>L</sub>2.0-3.0 之间的地震 487 次,*M*<sub>L</sub>2.0 以下的地震 86 次, 所记录地震的 M-T 图如图 5 所示。与震级完备性测试 结果 (图 6) 显示, EarthX 系统的最小完备性震级  $M_{\rm C}$  大约为 2.6, 即高于  $M_{\rm L}$ 2.6 (大约相当于台网速报的  $M_{2.1}$ ) 系统记录的地震基本是是完整的。

EarthX 系统自接收到第一个 P 波开始定位,自发 震时刻计算定位平均用时 28.9 秒,自接收到第一个 P 波开始计算定位用时平均 6.6 秒。







图 6 震级完备性测试图

## 3.2 定位情况分析

我们通过与四川和云南省区域台网的正式产出目 录进行对比,初步分析 EarthX 系统的定位精度。四川 和云南省地震区域台网目前分别有 237 和 100 个左右 的台站数据。由于 EarthX 系统在 2020 年之前处于不 断测试和更新状态,这里对 2020 年以来的地震目录进 行定位产出的精度分析。我们从地震震中位置、地震 深度、发震时刻和地震震级的偏差来对比分析(图7)。 结果显示,EarthX 系统与区域台网产出的结果相比, 73% 的地震震中偏差位于 10km 以内,平均偏差为 9.08 km。2020 年 6 月,系统对定位技术做了一次改进后, 网内地震的震中偏差缩小至平均 5km 以内。地震深度 偏差范围在 10km 以内,平均偏差为 5.48 km。发震时 刻的平均偏差为 1.33s,震级的平均偏差为 0.22。发震 时刻和震中偏差有可能是震相拾取的精度和速度模型 等因素引起的。地震震中分布图显示,EarthX系统记 录的地震震中位置与台网正式目录中的地震位置分布 基本吻合(图8)。在使用的地震台站明显少于台网 中心定位使用的台站的情况下,这样的偏差和一致性 是可以接受的。地震深度的确定一直是地震定位中的 难点,仅仅依赖走时信息往往不能得到准确的地震深 度。利用震源机制解的波形拟合,可以得到更准确的 地震深度。EarthX系统与台网产出报告的定位深度平 均偏差5km左右也是可以接受的范围。通过EarthX 系统与台网产出的地震震中的位置对比,可以看出除 个别地震震级偏差较大外,EarthX系统产出的绝大部 分地震震级与台网的产出震级基本一致。



图 7 EarthX 系统产出的震中距、地震深度、发震时刻和震级与中国地震台网中心正式目录的对比分析。其中,震中距的平均偏差为 9.08 km, 地震深度的平均偏差为 5.48 km,发震时刻的平均偏差为 1.33s,震级的平均偏差为 0.22.

国家台网正式目录

AI系统目录



白色圆圈表示地震,圆圈大小反映了地震震级的大小。

定位结果的评价标准是以和中国地震台网中心的 地震人工常规目录进行对比得到的,存在误差的原 因主要有以下几个方面: 1.所使用的台站不一样。四 川省区域台网的区域目录是人机交互方式、使用 237 个台站处理得到的。2. 所使用的速度模型不一致。 EarthX 系统使用的是一维层状速度模型,而台网的定 位产出是基于三维速度模型得到的,我们的定位精度 还有更多的优化空间。3. 无论是区域台网还是 EarthX 系统的定位结果都会或多或少的受到台站覆盖、速度 模型、震相拾取精度等因素的影响,往往并不能代表 真实的地震位置。因此,更合理的评价 EarthX 系统定 位精度的方法是在区域台网地震目录中挑选寻找符合 ground truth 定位条件的地震事件,尤其是在科研项目 支持下有密集加密台站的地区内的地震, 搜集整理区 域台网和加密台站记录,重新对这些地震进行准确定 位(位置、深度和震级),将这些地震作为标准地震, 将 AI 定位结果与其对比,总结 AI 系统的定位误差。 未来随着加入更多的台站和使用更精细的三维速度模 型进行地震参数的产出,预期可以得到更为精准的地 震参数。

## 3.3 震源机制解产出结果分析

自 2020 年开始, EarthX 系统实现了震源机制解的 快速产出,截止到 2020 年 6 月 25 日,共产出震源机 制解 81 次,包含的震级从 M,3.5-M,5.4。震源机制 解的平均产出时间为震后103.8秒,自接收到波形后 计算平均用时 12.0 秒。以 2020 年 5 月 18 日云南巧家 M5.0 地震为例, 地震发生后大约 4 分钟产出震源机制 解(图9)并发送邮件,用时和中国地震台网中心的 正式地震速报 (只包含定位结果)的时间相当,也就 是说台网发布正式地震速报信息时, EarthX 系统已经 产出了震源机制解。实际上, EarthX 系统拟合得到震 源机制最优解的用时更短,而并不需要等到拟合所有 的深度范围,该结果与中国地震台网中心大震应急产 出和地震预测研究所自动应急产出机制解的结果相比 一致性很高。上述大震应急自动产出给出 M5 以上地 震的机制解,且时间上一般在地震发生后10分钟至 30分钟左右给出结果。而通过手动截取波形进行震源 机制解的反演,即使是操作熟练的技术人员也需要在 震后1小时左右才能产出结果。







## 4 讨论

EarthX 系统虽然实现了快速产出震源参数和机制 解的功能,但系统的产出还有进一步的优化空间。

4.1 微震检测与定位产出的优化

地震定位的精度依赖于地震台站的密度、给定的 速度模型的准确性以及震相到时拾取的精度。因此, 我们可以通过以下几种途径来进一步提高定位精度。 首先,增加地震台站的密度。目前,EarthX系统所 使用的地震台站为川滇区域台网的台站,台站密度相 对较低。可以通过布设流动加密台站来增加台网的覆 盖范围,减小台间距等提高定位的结果,也可以将系 统应用在有密集观测台阵的范围内,如大型水库、油 气开采区等地震多发且台网分布密集的地区,可以实 质性提高地震定位的精度,并可以降低地震震级的检 测下限,从而进行微震检测定位。由于震中距变小,还可以提高定位产出的速度。此外,还可以通过给定 更为精细的三维速度模型进行定位结果的优化。当前 EarthX系统使用的是简单的一维速度模型,未来计划 使用研究区精细三维速度模型进行定位,预期可以得 到精度更高的定位结果。最后,还可以通过增加训练 数据,使用更大数据集的数据进行震相拾取模型的训 练,从而提高震相检测的准确度,进一步提高定位精 度。

还有一种方法是完全摆脱对速度模型和震相拾取 的依赖,使用一种不依赖于模型和震相拾取的定位方 法来进行微震自动检测定位。Zhang et al.(2020)开发的 全卷积网络定位方法可以从多个台站记录的大量输入 数据中预测出地震位置概率的三维图像,网络的输出 代表三维图像的像素,其峰值对应于最可能的震源位置。这种定位方法不需要进行走时拾取,也不依赖于速度模型,可以在大约0.01s的时间内定位一个事件, 在俄克拉荷马州诱发地震的测试中表现出了良好的性能。这种基于机器学习的定位方法在 EarthX 系统上的应用也是一种可能改善定位结果的方法,而且还可以 大幅度提高定位的速度。

4.2 震源机制解产出的优化

EarthX 系统设计的阶段目标是进行 3 级以上地震 震源机制解的快速产出,目前可以实现在几分钟内快 速产出震源机制解。随着台站密度的增加,震源机制 解的产出下限还可以进一步降低,实现微小地震的震 源机制解的快速产出。除此之外,还可以利用地震搜 索引擎技术快速产出震源机制解 (Zhang et al., 2014)。 Zhang et al.(2014) 开发了基于图像的地震搜索引擎, 通过检索方法的优化,可以在一个大型数据库中搜索 相似的地震图,在1s内估计地震参数,在接收到少数 几个台站的地震数据后,几秒钟内就可以快速估计震 源机制解。这种方法是完全自动的,不需要人工干预 或输入参数,因此可以用于地震参数和震源机制解的 常规产出。在有准确三维速度模型的地区,搜索引擎 系统还可以使用高频体波,在接收到初至 P 波 1 s 以 内产出地震位置、震级和震源机制解,联合使用体波 和面波信息还可以进一步提高震源机制解结果的准确 性。这种基于搜索引擎的震源参数产出方法也是未来 EarthX 系统升级改进的一个重要方向。

## 5 结论

EarthX 系统利用机器学习的方式,基于川滇地区 近 123 个台站约 6 年的 20 万个地震的记录进行训练得 到的地震震相拾取器进行地震的自动监测、震相拾取、 关联和定位,实现了川滇地区 3 级以上地震震源参数 的快速产出,平均产出时间为接收到第一个台站 P 波 后 12 秒。EarthX 系统还通过全波形拟合的方法实现 了地震震源机制解的快速产出,在地震发生后 2 分钟 内就可以产出震源机制解。未来,我们会通过增加台 站密度、更新速度模型、使用更多的训练数据训练模 型以及使用不依赖于模型和震相拾取的方法改善定位 结果,使用地震搜索引擎等方法提高震源机制解产出 速度和精度。

### 致谢

地震预测研究所领导对 EarthX 系统的顺利实施 给予了大力支持,地震预测研究所地震监测预测系统 评估设计研究室的李闽峰研究员、孙汉荣研究员、王 斌副研究员等对 EarthX 系统的网络优化提供了很多 的帮助,地震预测研究所科研管理部李茜、王龙等对 EarthX 系统的顺利实施做了很多协调沟通工作,在此 一并感谢。

## 参考文献

Allen, R. V., 1978, Automatic earthquake recognition and timing from single traces, Bulletin of the Seismological

Society of America, 68, no. 5, 1521 - 1532.

Allen, R., 1982, Automatic Phase Pickers - Their Present Use and Future-Prospects, Bull. Seismol. Soc. Amer., 72, no. 6, S225 – S242.

Beauc é , E., W. B. Frank, and A. Romanenko, 2018, Fast Matched Filter (FMF): An Efficient Seismic Matched -Filter Search for Both CPU and GPU Architectures, Seismological Research Letters, 89, no. 1, 165 – 172, doi: 10.1785/0220170181.

Bianco, M. J., P. Gerstoft, K. B. Olsen, and F.-C. Lin, 2019, High-resolution seismic tomography of Long Beach, CA using machine learning, Scientific Reports, 9, no. 1, 14987, doi: 10.1038/s41598-019-50381-z.

DeVries, P. M. R., F. Vi é gas, M. Wattenberg, and B. J. Meade, 2018, Deep learning of aftershock patterns following large earthquakes, Nature, 560, no. 7720, 632 – 634, doi: 10.1038/s41586-018-0438-y.

Felix Waldhauser, 2009, Near-Real-Time Double-Difference Event Location Using Long-Term Seismic Archives, with Application to Northern California, Bulletin of the Seismological Society of America, 99, no. 5, 2736 – 2748, doi: 10.1785/0120080294.

Hu, J., H. Qiu, H. Zhang, and Y. Ben - Zion, 2020, Using Deep Learning to Derive Shear - Wave Velocity Models from Surface - Wave Dispersion Data, Seismological Research Letters, 91, no. 3, 1738 - 1751, doi: 10.1785/0220190222.

Khoshnevis, N., and R. Taborda, 2018, Prioritizing Ground - Motion Validation Metrics Using Semisupervised and Supervised Learning, Bulletin of the Seismological Society of America, 108, no. 4, 2248 – 2264, doi: 10.1785/0120180056.

Kong, Q., R. M. Allen, and L. Schreier, 2016, MyShake: Initial observations from a global smartphone seismic network, Geophysical Research Letters, 43, no. 18, 9588 – 9594, doi: 10.1002/2016GL070955.

Kong, Q., R. M. Allen, L. Schreier, and Y.-W. Kwon, 2016, MyShake: A smartphone seismic network for earthquake early warning and beyond, Sci. Adv., 2, no. 2, e1501055, doi: 10.1126/sciadv.1501055.

Kong, Q., D. T. Trugman, Z. E. Ross, M. J. Bianco, B. J. Meade, and P. Gerstoft, 2019, Machine Learning in Seismology: Turning Data into Insights, Seismological Research Letters, 90, no. 1, 3 – 14, doi: 10.1785/0220180259. Leonard, M., and B. L. N. Kennett, 1999, Multi-component autoregressive techniques for the analysis of seismograms, Physics of the Earth and Planetary Interiors, 113, nos. 1 – 4,

247 – 263, doi: 10.1016/S0031-9201(99)00054-0. Li, Z., M.-A. Meier, E. Hauksson, Z. Zhan, and J. Andrews, 2018, Machine Learning Seismic Wave Discrimination: Application to Earthquake Early Warning, Geophys. Res. Lett., 45, no. 10, 4773 - 4779, doi: 10.1029/2018GL077870.

Liu, M., H. Li, M. Zhang, and T. Wang, 2020, Graphics Processing Unit - Based Match and Locate (GPU -M&L): An Improved Match and Locate Method and Its Application, Seismological Research Letters, 91, no. 2A, 1019 – 1029, doi: 10.1785/0220190241.

Peng, Z., and P. Zhao, 2009, Migration of early aftershocks following the 2004 Parkfield earthquake, Nature Geosci, 2, no. 12, 877 – 881, doi: 10.1038/ngeo697.

Perol, T., M. Gharbi, and M. Denolle, 2018, Convolutional neural network for earthquake detection and location, Sci. Adv., 4, no. 2, e1700578, doi: 10.1126/sciadv.1700578.

Pesicek, J. D., C. H. Thurber, H. Zhang, H. R. DeShon, E. R. Engdahl, and S. Widiyantoro, 2010, Teleseismic doubledifference relocation of earthquakes along the Sumatra-Andaman subduction zone using a 3-D model, J. Geophys. Res.-Solid Earth, 115, B10303, doi: 10.1029/2010JB007443.

Ranasinghe, N. R., L. Huang, T. Clee, and J. A. Kemp, 2019, A deep learning approach to discriminate between explosions and earthquakes, AGU Fall Meeting Abstracts, 43.

Ross, Z. E., M.-A. Meier, and E. Hauksson, 2018, P-Wave Arrival Picking and First-Motion Polarity Determination With Deep Learning, J. Geophys. Res. Solid Earth, 123, no. 6, 5120 – 5129, doi: 10.1029/2017JB015251.

Ross, Z. E., D. T. Trugman, E. Hauksson, and P. M. Shearer, 2019, Searching for hidden earthquakes in Southern California, Science, 364, no. 6442, 767 – 771, doi: 10.1126/ science.aaw6888.

Sagiroglu, S., and D. Sinanc, 2013, Big data: A review, in 2013 International Conference on Collaboration Technologies and Systems (CTS), 42 – 47.

Sleeman, R., and T. van Eck, 1999, Robust automatic P-phase picking: an on-line implementation in the analysis of broadband seismogram recordings, Physics of the Earth and Planetary Interiors, 113, no. 1, 265 – 275, doi: 10.1016/S0031-9201(99)00007-2.

Trugman, D. T., and P. M. Shearer, 2018, Strong Correlation between Stress Drop and Peak Ground Acceleration for Recent M 1 – 4 Earthquakes in the San Francisco Bay AreaCorrelation between Stress Drop and PGA for Recent Earthquakes in San Francisco Bay Area, Bulletin of the Seismological Society of America, 108, no. 2, 929 – 945, doi: 10.1785/0120170245.

Waldhauser, F., and W. L. Ellsworth, 2002, Fault structure and mechanics of the Hayward Fault, California, from double-difference earthquake locations, J. Geophys. Res.-Solid Earth, 107, no. B3, 2054, doi: 10.1029/2000JB000084. Wang, J., Z. Xiao, C. Liu, D. Zhao, and Z. Yao, 2019, Deep Learning for Picking Seismic Arrival Times, J. Geophys. Res. Solid Earth, 124, no. 7, 6612 – 6624, doi: 10.1029/2019JB017536.

Yoon, C. E., O. O' Reilly, K. J. Bergen, and G. C. Beroza, 2015, Earthquake detection through computationally efficient similarity search, Sci. Adv., 1, no. 11, e1501057, doi: 10.1126/sciadv.1501057.

Zhang, M., and L. Wen, 2015, An effective method for small event detection: match and locate (M&L), Geophysical Journal International, 200, no. 3, 1523 – 1537, doi: 10.1093/ gji/ggu466.

Zhang, J., H. Zhang, E. Chen, Y. Zheng, W. Kuang, and X. Zhang, 2014, Real-time earthquake monitoring using a search engine method, Nat Commun, 5, no. 1, 5664, doi: 10.1038/ncomms6664.

Zhu, W., and G. C. Beroza, 2019, PhaseNet: A Deep-Neural-Network-Based Seismic Arrival Time Picking Method, Geophysical Journal International, doi: 10.1093/ gji/ggy423.

Zhu, L., Z. Peng, J. McClellan, C. Li, D. Yao, Z. Li, and L. Fang, 2019, Deep learning for seismic phase detection and picking in the aftershock zone of 2008 M7.9 Wenchuan Earthquake, Physics of the Earth and Planetary Interiors, 293, 106261, doi: 10.1016/j.pepi.2019.05.004.

Zhu, H., Y. Sun, W. Zhao, F. Zhuang, B. Wang, and H. Xiong, 2020, Rapid Learning of Earthquake Felt Area and Intensity Distribution with Real-time Search Engine Queries, 1, Scientific Reports, 10, no. 1, 5437, doi: 10.1038/s41598-020-62114-8.

段梦乔,赵翠萍,2019,金沙江下游水库区地震震源机制特征,地震地质,41,no.05,1155-1171.

蒋一然,宁杰远,2019,基于支持向量机的地震体波震相自动识别及到时自动拾取,地球物理学报,62,no.01,361-373.

隗永刚,杨千里,王婷婷,蒋长胜,边银菊,2019,基于 深度学习残差网络模型的地震和爆破识别,地震学报,41,no.05,646-657+680.

于子叶,储日升,盛敏汉,2018,深度神经网络拾取地震 P和S波到时,地球物理学报,61,no.12,4873-4886.

赵明,陈石,D.Yuen,2019,基于深度学习卷积神经网络的地震波形自动分类与识别,地球物理学报,62,no.01,374-382.

赵明,陈石,房立华,D.A.Yuen,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,地球物理 学报,62,no.08,3034-3042.



| 关于观测仪器中的模拟滤波与数字滤波                 |
|-----------------------------------|
| 推进新时代地震预测研究现代化框架方案(2020-2035 年)   |
| 2020年6月26日新疆于田Ms6.4地震虚拟科学考察试点工作报告 |
| 研究所加强科技创新支撑新时代防震减灾事业现代化建设试点       |
| 行动方案(2020 ~ 2022 年)               |
| 地震预测基础研究成果支撑引领地震预测业务的若干基本问题       |
| 地震监测预报预警科技进展和发展趋势                 |
| 地震危险区精细调查与地震现场综合科学考察规划(初稿)        |
| 北京地区活动断裂与地震图                      |
| 科学规划地震预测的进步                       |
| 中国地震科学实验场地震科学考察工作预案(初稿)           |
| 预测所地震重点监视防御区公共服务试点工作方案            |
| 地震大形势科学问题清单                       |
| 人工智能实时地震监测分析系统的应用                 |

2020 年第1期(总第1期) 2020 年第2期(总第2期) 2020 年第3期(总第3期) 特刊第1期(总第4期) 2020 年第4期(总第5期) 2020 年第5期(总第6期) 2020 年第6期(总第7期) 2020 年第7期(总第8期) 2020 年第8期(总第9期) 2020 年第9期(总第10期) 2020 年第10期(总第11期) 2020 年第11期(总第12期)

## 编委会

王武星 王琳琳 田勤俭 汤 毅 孙汉荣 吴忠良 李 营 杨林章 张永仙 张晓东 邵志刚 赵翠萍 黄 伟

编辑部:

中国地震局地震预测研究所科研管理部 E-mail:sycglb@ief.ac.cn