

贾佳,王夫运,吴庆举.机器学习在地震检测与震相识别的应用综述[J].地震工程学报,2019,41(6):1419-1425.doi:10.3969/j.issn.1000-0844.2019.06.1419

JIA Jia, WANG Fuyun, WU Qingju. Review of the Application of Machine Learning in Seismic Detection and Phase Identification[J]. China Earthquake Engineering Journal, 2019, 41(6): 1419-1425. doi: 10.3969/j.issn.1000-0844.2019.06.1419

机器学习在地震检测与震相识别的应用综述

贾 佳¹, 王夫运², 吴庆举¹

(1. 中国地震局地球物理研究所, 北京 100081; 2. 中国地震局地球物理勘探中心, 河南 郑州 450002)

摘要: 在地震学研究中地震检测与震相识别是最基础的环节,其拾取速度和精度直接影响其在地震精确定位以及地震层析成像中的应用效率和精度。近年来,机器学习在地震学领域中引起广泛关注。机器学习可以改进传统地震检测和震相识别方法,使它们能达到更加准确,识别率更高的效果。把机器学习方法按照监督学习和无监督学习分类介绍,并对机器学习方法流程进行总结,并对目前在地震检测与震相识别方面应用较为广泛的机器学习方法(卷积神经网络、指纹和相似性阈值、广义相位检测、PhaseNet、模糊聚类)进行综述。结果表明:机器学习在地震事件检测和震相识别将会是主要的手段。数据驱动的机器学习在地震学中的应用和物理模型的联合运用将是未来的发展趋势。

关键词: 机器学习; 地震检测; 震相识别; 地震学

中图分类号: P315

文献标志码: A

文章编号: 1000-0844(2019)06-1419-07

DOI: 10.3969/j.issn.1000-0844.2019.06.1419

Review of the Application of Machine Learning in Seismic Detection and Phase Identification

JIA Jia¹, WANG Fuyun², WU Qingju¹

(1. Institute of Geophysics, China Earthquake Agency, Beijing 100081, China;

2. Geophysical Exploration Center, China Earthquake Agency, Zhengzhou 450002, Henan, China)

Abstract: In seismological research, picking speed and accuracy of seismic detection and phase identification directly affect their application efficiency and accuracy in precise seismic positioning and tomography. In recent years, machine learning has attracted wide attention in the field of seismology. Machine learning can improve upon traditional seismic detection and phase identification methods, thus achieving more accurate and higher recognition rates. In this paper, we introduced a machine learning method according to the classification of supervised learning and unsupervised learning, then summarized the flow of the machine learning method. Finally, we reviewed those machine learning methods widely used in seismic detection and phase identification, i.e., convolution neural network, fingerprint and similarity threshold, generalized phase detection, PhaseNet, and fuzzy clustering. Results showed that machine learning will

收稿日期:2019-05-25

基金项目:2017 年国家自然科学基金面上项目:基于多种类型地震数据构建川滇地区三维地壳模型(4177040690)

第一作者简介:贾 佳(1995-),女,主要从事地震学研究方面的工作。E-mail:jjajia@cea-igp.ac.cn.

be the primary means of seismic event detection and seismic phase identification. Application of data-driven machine learning in seismology combined with the physical model will be the development trend of the future.

Keywords: machine learning; earthquake detection; phase identification; seismology

0 引言

机器学习(Machine Learning)是算法和统计模型的结合,使计算机可以从大数据集中直接提取特征信息。与科学家发现掌握物理定律不同,机器学习方法直接从数据中学习,不需要推断其中的物理机制。有经验的地震学工作者拥有分析数据的直觉和逻辑,但机器学习可以超越人类发现数据集中人类看不见的新特征。随着地震监测技术的发展和密集台阵的布设,地震学中的数据目前正在经历数量、种类和速度的快速变化,数据量呈现指数增长,使得手动处理变得困难^[1-2]。许多机器学习算法在设计时就考虑了该方面的需求,往往越多的数据会产生更好的结果。机器学习技术在地球物理学方面的应用发展迅速,其将地震数据转化为对深部结构的认识方面的能力已经被地球物理学界共同认可^[1]。2016年和2017年的美国地震学会和美国地球物理学联合会的年度会议上,众多学者参加了机器学习的相关专题讨论。2017年阿里巴巴云公司联合中国地震局地球物理研究所共同发起了“余震探测人工智能竞赛”吸引了国内外众多研究者的兴趣与关注。在2018年中国地球科学联合学术年会上,机器学习研究出现在各个专题分会,反映了在国内机器学习在地球科学领域也受到广泛的关注。

1 方法

大多数机器学习方法可以分为两大类:监督学习和无监督学习(图1)。监督学习是输入有标签的数据构建模型来预测新数据的标签。无监督学习是使用无标签数据的情况下发现数据集中隐藏的模式和结构。监督学习可以按输出进一步细分为分类和

回归,分类算法有:神经网络、逻辑回归、随机森林、朴素贝叶斯、支持向量机;回归算法有:支持向量机、神经网络、岭回归、lasso回归。无监督学习分为聚类和降维,聚类算法有:K-means,高斯混合,DB-SCAN,谱聚类,层次聚类;降维算法有:主成分分析(PCA),主题模型(LDA),lsomap,Autoencoder。

虽然机器学习方法各有不同,但是有着相似的基本流程。首先,将数据分为训练集和测试集,在训练集上进行模型训练,然后在测试集上验证模型。接着对数据进行预处理,清洗、格式化数据并对缺失数据进行删除或修复。清洗数据是对重复样本,疑似错误样本和偏离整体概率分布的样本进行清除,这一步对建立模型尤为重要。其次进行模型训练,使用数值优化算法迭代调整模型参数,优化的最简单方法是使训练集上的期望损失最小。机器学习算法的目标是降低期望泛化误差,训练期间模型逐步提高自身能力。在模型评估中,使用保留的测试集测试模型,得到输出并与正确的判定结果对比。这种方法能够让我们了解模型在遇到训练中未接触过的数据时的表现情况,也展示了模型在实际应用中的表现。最后完成的模型应用于新数据(图2)。

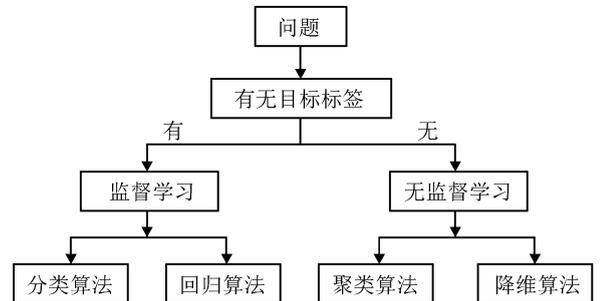


图1 机器学习方法分类

Fig.1 Classification of the machine learning methods



图2 机器学习方法流程

Fig.2 Process of the machine learning method

2 应用

地震学研究中地震震相初至的拾取速度和精度直接影响其在地震精确定位以及地震层析成像中的应用效率和精度^[3]。精确测量 P 波到时和初动是确定地震震源和震源机制的基本要素^[4]。地震检测和震相识别是产生地震活动目录的第一步,该阶段得到的测量结果几乎构成了后续所有形式的地震学分析的基础^[5]。随着地震台网及流动台阵规模不断扩大和密度成倍增长,地震观测数据呈爆炸式增长。靠人机交互从海量地震数据中检测出地震事件并识别出各类震相变得几乎不可能。于是,地震事件和震相的自动识别的各种方法应运而生。

为了解决该问题,多年来研究者们提出了多种自动识别地震的算法。常用的是短期平均/长期平均(STA / LTA)方法和模板匹配方法。STA/LTA方法追踪短期窗口中的能量与长期窗口中的能量比率,高于阈值的峰值标记为 P 或 S 波^[6]。该方法通常是有效的,但由于阈值是人为设定的,所以易受噪声影响并且到时的准确率低。机器学习方法不是使用手动定义的特征,而是从标记数据(噪声和信号)中学习特征,在训练期间为使得损失函数最小(计算输出分数和所需分数模式之间的误差),网络内部会对参数进行调整,这就意味着参数是在训练中学习到的,而不是人为设置的^[7]。而模板匹配方法是利用台站记录与模板波形互相关进行地震事件检测,它使用已知事件的波形作为模板扫描连续波形来进行新事件检测^[8-14]。它对于重复发生的地震检测十分有效,检测精度取决于模板的数量,但随着模板数据库的增加,计算量也呈指数级增长^[15]。而机器学习方法是通过从数据集中提取特征而不需要模板,检测精度也不受限于模板的数量并且在计算速度上的表现也较为优秀。使用机器学习自动进行地震检测和震相识别是当前的热点问题^[3-4,16],该问题被定义为分类问题:将信号标记为地震事件与噪声或者为 P 波震相,S 波震相与噪声。

目前在地震检测和震相识别方面应用较多的机器学习方法有以下几种:

2.1 卷积神经网络(CNN)方法

将地震检测作为监督分类的问题,Perol 等^[17]第一次提出了一个用于地震检测和定位的卷积神经网络(ConvNetQuake),并使用 ConvNetQuake 在俄

克拉荷马地区的连续波形记录进行了识别与定位。ConvNetQuake 是在大型原始地震波形数据集上训练并学习如何区分地震信号。波形不会按照与其他波形相似来分类,而是使用一组非线性滤波器对波形进行分析和特征提取。在训练阶段,滤波器经过优化,可选择与波形分类最相关的特征,这样做就不需要存储不断增长的模板波形库,并且算法很好的概括了训练期间从未见过的地震信号。此外,ConvNetQuake 从单个台站输出震源的概率位置。为了评估了算法的性能和局限性,将其应用于美国俄克拉荷马州中部的诱发地震。证明它可以发现标准目录中没有的新地震。该方法对目录中没有的地震事件及其位置的推断潜力使得 ConvNetQuake 非常适合在更大规模的数据集以及整个地震网络中应用。随着对地震定位的改进,高斯混合模型可用于产生连续的概率位置图。ConvNetQuake 可以提供非常快速的地震探测和定位,这对地震预警很有用。

Ross 等^[4]基于卷积神经网络(CNN)开发了一种可以挑选 P 波到时和初动的方法。为了使用 CNN 来挑选 P 波到时和初动,作者将任务分为两个部分:确定 P 波开始的位置和 P 波初动,并使用两个单独的 CNN 来完成这两部分任务。首先,使用充当回归量的 CNN 确定每个 P 波到达的精确时间;其次,使用充当分类器的另一个 CNN 确定 P 波初至。利用南加州地震台网 1 820 万条手动标记的地震数据训练了 CNN,来检测地震体波相位。地震学中相位自动拾取的典型方法是计算可能表明相位到达的特征函数,但是该方法将问题看作图像识别问题,其中 CNN 被训练学习 P 波的一般特征,在训练 CNN 时不需要进行特征提取而是直接从地震图中进行学习,只需要很少的预处理。通过对 120 万个独立地震图的交叉验证,自动和手动挑选的 P 波到时之间有 0.023 s 的标准偏差。该方法使用三种标记:向上、向下或未知对地震记录进行分类,与分析人员确定的初动相比,分类器确定的初动精度为 95%。结果表明即使在高背景噪声掩盖的条件下,CNN 在检测阶段表现得非常灵敏和强大,并且在应用于训练集中未出现的新数据时表现也同样优秀。

Dokht 等^[18]使用来自加拿大西部的地震目录来训练 CNN 用于事件检测和相位检测。他们在 Perol 等^[17]提出的 ConvNetQuake 方法的基础上设计了一个广义模型,以改善使用深度卷积神经网络

区分地震和噪声记录的 ConvNet。与 ConvNetQuake 相比,目前的研究通过三分量地震图的时间和频谱信息来提高检测精度,以此提供改进。我们将自动地震检测过程分为两个步骤。首先采用预训练模型将时频域中的地震与非地震信号分开;然后,我们建立了一个二级监督分类系统,使用更高分辨率的地震记录频谱图像来区分 P 波和 S 波。与先前的研究^[4,17]不同,它们在时域中执行分类任务,当前模型试图了解与地震和非地震信号相关的一般特征——频域。由于地震事件和噪声记录具有本质上不同的频谱内容,因此可以通过学习波形数据的时间频谱表示来进一步提高网络性能。该方法与手动检测相比,其可以多识别 20% 的事件,同时显著缩短了处理时间,提高了效率。除了事件检测外,该方法还提供相位检测,提供相位开始的估计时间,可以初步确定地震位置。通过应用 ConvNet 进行事件检测和相位识别,可以改进检测的准确度。

Woollam 等^[19]应用 CNN 对智利北部的地震震相进行分类,在缺乏大数据集训练的情况下基于 CNN 的自动相位选择器仍然可以提高震相分类的性能、为了克服小数据集的限制,进行了以下处理步骤:首先通过乘以从对数正态分布得到的值来缩放事件,分段事件的末端逐渐变细以限制因处理产生的脉冲幅度尖峰,然后向每个批次添加不同级别的高斯噪声,导致信号与背景噪声的变化更大。这项工作表明,通过小的训练数据集再加上适当的处理,CNN 依然能完成准确的震相分类。

2.2 广义相位检测(GPD)方法

广义相位检测(GPD)方法不是搜索相似波形,而是训练卷积网络来学习数百万个示例地震图的地震波的广义表示。然后用该网络将数据窗口分为 P 波、S 波或噪声。该方法已经被证明在低信噪比情况下能够可靠地识别 P 波、S 波或噪声,且不需要显示波形模板,一般情况下可以检测到的事件是传统方法的 5~10 倍^[5]。

该方法使用标准的完全连接神经网络(FCNN),一旦模型经过训练,该模型就可以应用于除了包含训练集的数据集之外的其他数据集。映射函数包括大量的加法、乘法运算以及简单的非线性激活函数。这些操作被作为离散层,其中每层的输出被用作下一层的输入。FCNN 的第一层作用于特征,这些特征是原始数据固有的属性,特征的选择随

意且难以优化。我们将 FCNN 与 CNN 结合起来,CNN 是可学习的分层特征提取系统,该系统经过训练可以直接从原始数据中提取相关信息。在进行卷积、池化和激活步骤之后,最后一层的结果用作 FCNN 的输入,进行回归或者分类的任务。在训练过程中,直接从数据中学习整个网络的参数,使网络的性能最大化。这包括滤波器的系数和 FCNN 中的系数。

Ross 等^[5]将 GPD 应用在检测 2016 年加利福尼亚州孟买海滩地震群记录,经过训练的网络对三分量数据窗口进行分类。对于每个窗口,如果网络预测是 P 波或 S 波的概率大于 0.98,则窗口中心时间点被分配具有相应相位的标签。当有连续多个值高于 0.98 时,将最大值的时间点作为检测时间。因此即使相位重叠该方法也能够从小数据段中稳健地识别各个相位。值得注意的是如果降低阈值 0.98,将检测出更多事件,但也会导致额外的误报。

检测大地震是地震预警系统的关键任务,但是利用先前事件的波形相似性方法无法检测出新地震事件。通过将该方法用于 2016 年日本熊本地震来证明 GPD 方法在检测大地震的可行性。在 3~100 km 震中距范围内的每个台站都检测到了主震 P 波和 S 波。我们的模型是在加利福尼亚南部的地震记录数据集上训练的,但是在应用于日本地震检测时地震仪器完全不同,并且该网络使用的训练数据中没有大规模地震。这种情况是合理的,因为在用于预测的短周期窗口内,地震的大小不会变得很大,但是看起来与小事件也有明显不同^[20]。GPD 识别的是到时的相关性而不是整个波形,因此该方法能够检测大的地震事件。

GPD 方法可以提高我们描述地震在各个尺度上的空间和时间演变的能力。它可以帮助我们更好地理解震发过程,从信号几乎不超过环境噪声水平的微地震,一直到破坏性的大地震事件。这种广义相位检测方法将显著改善地震监测和目录,这些基础监测和目录构成了地震研究的基础。

2.3 PhaseNet 方法

Zhu 等^[16]在应用完全卷积网络挑选 P 波和 S 波方面取得了巨大的成功,通过使用加利福尼亚州北部搜集到的数字地震波形记录对网络进行训练,确定地震波的到时。PhaseNet 的结构是由 U-Net^[21]改进得到的。U-Net 是一种用于生物医学

图像处理的深度神经网络方法,其目的是寻找图像属性,在地震学问题中,我们将属性分为三类:P波,S波和噪声。PhaseNet 使用三分量地震波形作为输入,生成 P 波,S 波和噪声作为输出的概率分布。设计 PhaseNet 使得概率分布中的峰值为 P 波和 S 波的到时。PhaseNet 没有使用极化分析将 P 波与 S 波分开。PhaseNet 自动学习隐含的极化特征,以区分 P 波和 S 波。PhaseNet 不受一个时窗内地震次数的限制,因为它预测与输入波形长度相同的概率序列,PhaseNet 实现了比现有方法更高的拾取精度和召回率,这有可能使 S 波观测的数量明显超过目前可用的数量,这表明从数据中学习的特征比手动定义的特征更有效。我们发现该方法在挑选 S 波比挑选 P 波表现地更好,这使得改进 S 波相位和 S 波速度模型成为可能。PhaseNet 不需要使用带通滤波去噪技术对数据进行预处理,因为它不仅可以学习 P 波和 S 波的特性,还可以分辨哪种数据是噪声。

2.4 指纹和相似性阈值(FAST)方法

Yoon 等^[3]开发了一种利用波形相似性检测地震的有效方法,克服了现有检测方法的缺点,被称为指纹和相似性阈值(FAST)方法。FAST 建立在小波指纹识别算法的基础上,结合了计算机视觉技术和大规模数据处理方法,以匹配类似的指纹。它设法降低了模板匹配方法的复杂性,从地震波形中提取特征或指纹,创建一组指纹,并通过局部敏感的散列减少相似性搜索。FAST 采用数据挖掘算法,首先通过提取关键的判别特征创建紧凑的波形“指纹”信号,然后将数据库中的相似指纹组合在一起,以便于快速、可扩展地搜索类似的指纹对,最终产生地震目录。FAST 的一个重要特征是它基本上是无监督的,可以在没有地震活动信息的前提下识别地震,因为相比于高度相似的波形,指纹与随机噪声的指纹彼此更为相近。在计算上,FAST 也比模板匹配更有效,这有利于促进大型波形数据集的自动处理。FAST 在加利福尼亚州中部卡拉维拉斯断层附近的一个台站连续 1 周的数据中检测到大部分(24 个中的 21 个)编目地震和 68 个未编目地震,实现了与自相关相当的检测性能,并伴有一些错误的检测。FAST 的广泛应用可能有助于发现编目外的地震信号,改善地震检测,实现自相关的检测性能,但也有些错误的检测。

2.5 模糊聚类方法

Chen^[22]开发了一种使用模糊聚类来检测地震波到达时间的方法,该方法基于以下思想:地震波到达之前和之后的地震数据的幅度可以被视为单独,但可能重叠的聚类。

该方法添加了聚类算法的三个特征(平均值、功率、STA/LTA),使得聚类算法能够在嘈杂噪声环境中检测地震波到达,而无需预处理数据。聚类分析的目的是仅仅根据数据集原有的特征信息,将输入数据分为几个聚类,可以根据特定的问题预先定义组数的数量,分析后每个聚类都是一组对象,因为他们具有某种相似性。聚类由输入特征的选择和所需聚类组数的数量来驱动,因此比需要大量训练数据的监督机器学习方法更加灵活。由于监督机器学习算法对大量精心设计的训练数据有依赖性,利用无监督机器学习算法来帮助将微震记录分为两组,即波形分量和非波形分量。波形分量的第一个指数可以被视为微震事件的到达,因此在给定一组数据点的情况下,选择地震事件到达的问题就变成了分类问题。该方法是一种全自动方法,几乎不需要任何的人为推理。该方法在与最先进的 STA/LTA 方法之间的比较中显示出非常有前景的性能,尤其是在具有不同复杂度和噪声水平的若干合成数据和实际数据中,模糊聚类方法误差远小于 STA/LTA 方法。Chen^[22]提出的基于无监督机器学习的自动微震事件检测方法比特定类型的微震事件检测方法更具概念性。一方面,在无监督机器学习框架中,聚类方法不限于模糊聚类算法,其他无监督的机器学习算法也值得研究,例如分层聚类,k-Means 聚类等。另一方面,无监督机器学习框架中的特征向量有可能需要进一步改进。

在上述的应用中,机器学习被用于开发传统地震网络中地震信号处理的新数据驱动方法。最近将机器学习应用于地震探测方面有几个值得关注的问题。Beyreuther 等^[23]开发了一个隐马尔可夫模型(HMM),从语音识别中借用算法来分类和检测火山和地热区域事件。Wu 等^[24]开发了一种基于深度学习的检测方法,称为“DeepDetect”,该方法是用一种级联的 R-CNN 来识别不同大小的地震事件(级联指的是计算机科学里多个对象之间的映射关系),将事件检测作为对象检测的问题处理。最后,Aguiar 等^[25]和 Zhang 等^[26]分别使用 Google 的 PageR-

ank 和基于图像的搜索引擎方法,获取低频地震的波形模板。此外机器学习还能在地震预警系统中应用智能手机检测附近地震并向公众提供地震预警的 MyShake^[27]。地震学家努力在地震预警系统中使用机器学习方法,因为机器学习有较好的泛化能力和相对低的运营成本^[27-28]。

3 结论与讨论

地震学界开始探索使用最先进的机器学习方法来推动地震学的发展。许多科学家在实践中证明了机器学习作为地震学应用工具的潜力^[29]。未来机器学习在地震检测和震相识别方面将会是主要的手段。人们对地球物理学的认知将会借助机器学习、物理学和数据模型的推动得到提升,分析物理模型可以提供关于物理知识的基本见解。对于更复杂的模型(比如地球)我们更依赖于计算方法,因为它可以模拟更复杂的物理现象。物理模型的建立依据物理概念,而机器学习是由数据驱动的。数据驱动的机器学习在地震学中的应用和物理模型的联合运用将是未来的发展趋势。通过在物理模型基础上增加机器学习方法来获得混合模型,达到协同作用。但是目前的机器学习方法没有在物理建模的基础上得到应用,主要是因为数据集采集状况不佳,噪声大且不完整,难以使用标准的机器学习方法处理。如果未来我们能够开发一种将数据驱动的机器学习与物理模型结合的方法,对于理解地震学问题将有突破性进展^[1]。

总而言之,地震学领域的发展和机器学习领域的发展相互促进。地震学中值得科学家研究的问题和丰富的数据集为各种机器学习算法提供了真实的测试平台,在一定程度上也推动了机器学习领域中新方法的发展和研究。机器学习方法也为地震学提供了直接从数据中学习,进而得到研究见解的一种新方法。基于机器学习的地震学方法,最终科学家将实现利用物理理论、物理模型和机器学习以及数据作用四方面的协同发展。

参考文献(References)

[1] KONG Q K, TRUGMAN D T, ROSS Z E, et al. Machine Learning in Seismology: Turning Data into Insights[J]. *Seismological Research Letters*, 2019, 90(1): 3-14.

[2] SAGIROGLU S, SINANC D, COMPONENTS C, et al. Big Data: A Review[C]//2013 International Conference on Collabo-

ration Technologies and Systems (CTS), 20-24 May 2013, San Diego, CA, USA, 2013: 42-47.

[3] YOON C E, O'REILLY O, BERGEN K J, et al. Earthquake Detection through Computationally Efficient Similarity Search [J]. *Science Advances*, 2015, 1(11): e1501057.

[4] ROSS Z E, MEIER M A, HAUSSON E. P Wave Arrival Picking and First-Motion Polarity Determination with Deep Learning[J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 2018, 123(6): 5120-5129.

[5] ROSS Z E, MEIER M A, HAUSSON E, et al. Generalized Seismic Phase Detection with Deep Learning[J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 2018, 108(5A): 2894-2901.

[6] ALLEN R V. Automatic Earthquake Recognition and Timing from Single Traces"[J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 1978, 68(5): 1521-1532

[7] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep Learning[J]. *Nature*, 2015, 521(7553): 436-444.

[8] GIBBONS S J, RINGDAL F. The Detection of Low Magnitude Seismic Events Using Array-based Waveform Correlation[J]. *Geophys. J. Int.*, 2006, 165(1): 149-166.

[9] SHELLY D R, BEROZA G C, IDE S. Non-Volcanic Tremor and Low-Frequency Earthquake Swarms [J]. *Nature*, 2007, 446(7133): 305-307.

[10] PENG Z G, ZHAO P. Migration of Early Aftershocks Following the 2004 Parkfield Earthquake [J]. *Nature Geoscience*, 2009, 2(12): 877-881.

[11] KATO A, OBARA K, IGARASHI T, et al. Propagation of Slow Slip Leading up to the 2011 Mw 9.0 Tohoku-Oki Earthquake[J]. *Science*, 2012, 335(6069): 705-708.

[12] ROSS Z E, ROLLINS C, COCHRAN E S, et al. Aftershocks Driven by Afterslip and Fluid Pressure Sweeping through a Fault-Fracture Mesh[J]. *Geophysical Research Letters*, 2017, 44(16): 8260-8267.

[13] BEAUCÉ E, FRANK W B, ROMANENKO A. Fast Matched Filter (FMF): An Efficient Seismic Matched-Filter Search for both CPU and GPU Architectures[J]. *Seismological Research Letters*, 2018, 89(1): 165-172.

[14] CHAMBERLAIN C J, HOPP C J, BOESE C M, et al. EQ-corrscan: Repeating and Near-Repeating Earthquake Detection and Analysis in Python[J]. *Seismological Research Letters*, 2018, 89(1): 173-181.

[15] SKOUMAL R J, BRUDZINSKI M R, CURRIE B S, et al. Optimizing Multi-Station Earthquake Template Matching through Re-Examination of the Youngstown, Ohio, Sequence [J]. *Earth and Planetary Science Letters*, 2014, 405: 274-280.

[16] ZHU W Q, BEROZA G C. PhaseNet: A Deep-Neural-Network-Based Seismic Arrival Time Picking Method [J]. *Geophysical Journal International*, 2018, 216(1): 261-273.

[17] PEROL T, GHARBI M, DENOLLE M. Convolutional Neural

- Network for Earthquake Detection and Location[J]. *Science Advances*, 2018, 4(2): e1700578.
- [18] DOKHT R M H, KAO H, VISSER R, et al. Seismic Event and Phase Detection Using Time - Frequency Representation and Convolutional Neural Networks[J]. *Seismological Research Letters*, 2019, 90(2A): 481-490.
- [19] WOOLLAM J, RIETBROCK A, BUENO A, et al. Convolutional Neural Network for Seismic Phase Classification, Performance Demonstration over a Local Seismic Network[J]. *Seismological Research Letters*, 2019, 90(2A): 491-502.
- [20] MEIER M A, HEATON T, CLINTON J. Evidence for Universal Earthquake Rupture Initiation Behavior[J]. *Geophysical Research Letters*, 2016, 43(15): 7991-7996.
- [21] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation[M]// RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. eds. *Lecture Notes in Computer Science*. Cham: Springer International Publishing, 2015: 234-241.
- [22] CHEN Y K. Automatic Microseismic Event Picking Via Un-supervised Machine Learning[J]. *Geophysical Journal International*, 2018, 212(1): 88-102.
- [23] BEYREUTHER M, HAMMER C, WASSERMANN J, et al. Constructing a Hidden Markov Model Based Earthquake Detector: Application to Induced Seismicity [J]. *Geophysical Journal International*, 2012, 189(1): 602-610.
- [24] WU Y, LIN Y Z, ZHOU Z, et al. DeepDetect: A Cascaded Region-Based Densely Connected Network for Seismic Event Detection[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(1): 62-75.
- [25] AGUIAR A C, BEROZA G C. PageRank for Earthquakes[J]. *Seismological Research Letters*, 2014, 85(2): 344-350.
- [26] ZHANG J, ZHANG H J, CHEN E H, et al. Real-Time Earthquake Monitoring Using a Search Engine Method[J]. *Nature Communications*, 2014, 5: 5664.
- [27] KONG Q K, ALLEN R M, SCHREIER L, et al. MyShake: A Smartphone Seismic Network for Earthquake Early Warning and beyond[J]. *Science Advances*, 2016, 2(2): e1501055.
- [28] LI Z F, MEIER M A, HAUKSSON E, et al. Machine Learning Seismic Wave Discrimination: Application to Earthquake Early Warning[J]. *Geophysical Research Letters*, 2018, 45(10): 4773-4779.
- [29] BERGEN K J, CHEN T, LI Z F. Preface to the Focus Section on Machine Learning in Seismology[J]. *Seismological Research Letters*, 2019, 90(2A): 477-480.