



您现在的位置: 首页 > 新闻动态 > 学术前沿

新闻动态

- 图片新闻
- 头条新闻
- 通知公告
- 学术活动
- 综合新闻
- 科研动态
- 研究亮点
- 学术前沿

## NC: 通过深度学习实时确定地震震源机制

2021-06-15 | 【大 中 小】 【打印】 【关闭】

地震发生以后, 利用地震监测台网可以在第一时间给出发震时间、地点与震级三个要素, 之后的几分钟到十几分钟可以给出震源机制解。依据震源机制解可以判断发震断层的性质, 可以推断地下应力场状态, 同时地面震动模拟预测模型也需要震源机制解作为必要的输入信息, 这对于地震预警与灾害快速评估有着重要的意义。利用最新的深度学习技术, Kuang et al. (2021) 提出了一种新的深度卷积神经网络 (Focal Mechanism network, FMNet), 在接收到区域地震波形数据之后, 可以利用单CPU在200 ms内给出震源机制解, 相关结果发表于Nature Communications。

常见的得到震源机制方法包括利用P波初动方法, P/S振幅比方法以及波形反演等方法。如果人工对数据挑选处理很难实时得到结果, 实时获取震源机制以提升地震监测能力一直是一个重要的研究课题。近年来, 深度学习等技术被广泛应用于地震监测、震相拾取以及震级估计等领域 (Perol et al., 2018; Ross et al., 2018; Zhu et al., 2018; Wang et al., 2019; Mousavi et al., 2020), 一些学者发展了利用深度学习提取初动信息以根据初动获取震源机制解的方法 (Ross et al., 2008), 但是利用P波初动获取震源机制解需要地震台站的方位角覆盖比较好, 很多地方的台站分布并不满足这一条件, 限制了P波初动方法的使用。而利用波形反演确定震源机制解只需要少量地震台的数据就可以得到较为精确的结果。

在本研究中, Kuang et al. (2021) 提出了一种新的深度卷积神经网络 (Focal Mechanism network, FMNet), 用于使用全波形快速估计震源机制。实时确定震源机制的框架如图1所示, 分为训练和预测两个部分。不同于使用大量真实数据进行训练的神经网络模型, FMNet使用计算的理论地震图进行训练。计算不同位置、深度以及不同震源机制的理论地震图构建训练集, FMNet从综合训练数据中学习不同震源机制产生的波形的通用特性, 用于确定震源机制解。训练完成后, 在预测部分, 可以根据台站三分量长周期地震波形的实际记录确定震源机制解, FMNet在单个CPU上仅196ms内就可以输出一个震源机制解, 达到了实时确定震源机制的目的。

作者应用该方法确定2019年7月发生在南加州的Ridgecrest地震序列中的4次5.4级以上地震的震源机制。研究区域如图2所示, 利用787320个理论地震图样本进行训练, 经过50次迭代, FMNet达到训练稳定状态, 训练部分使用4个GPU的Tesla V100进行了5小时。然后利用FMNet成功地获得了这四次地震的震源机制解 (图3中的红色沙滩球), 与南加州地震台网 (SCSN) 矩张量解目录中的机制 (黑色沙滩球) 以及使用剪切-粘贴方法 (gCAP) 获取的震源机制解 (灰色沙滩球) 比较, FMNet预测的震源机制与先前的结果基本一致。这表明Kuang et al. (2021) 所提出的FMNet能够有效地确定震源机制。

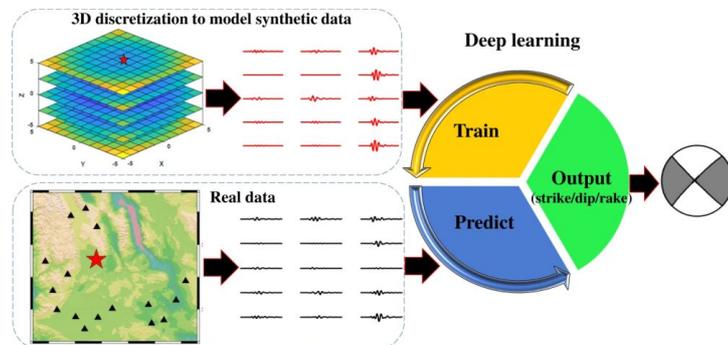


图1 FMNet框架

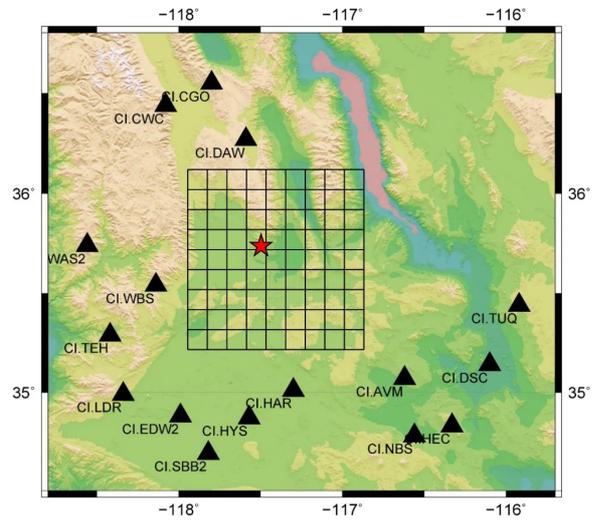


图2 研究区位于加州南部的Ridgecrest地区。研究区域为100 km × 100 km，深度范围为2~20 km。总共使用150 km内的16个地震台站（黑色三角形）的理论地震图作为训练数据

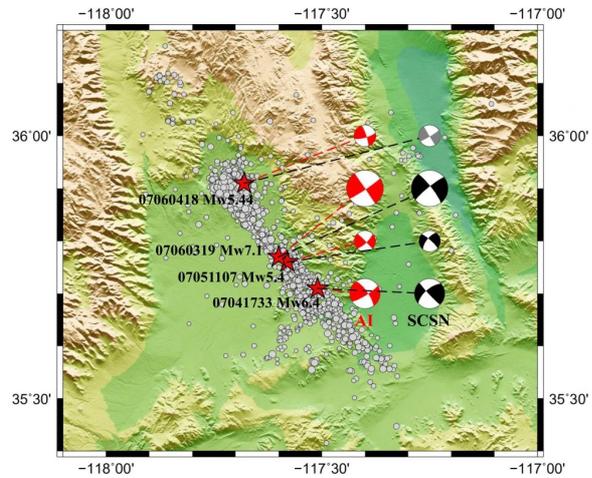


图3 FMNet机制解的比较。红沙滩球为FMNet确定的震源机制，黑沙滩球为南加州地震台网（SCSN）矩张量目录的机制解，灰沙滩球为使用gCAP确定的震源机制解

该方法使用理论地震图作为训练数据，因此可以应用于实际地震记录不多的区域，同时由于利用了三分量全波形数据，仅需要少量台站即可给出准确的震源机制解，避免了利用初动求解时，需要台站方位角覆盖好的缺陷。不同于之前利用搜索引擎实时确定震源机制解（Zhang et. al, 2014），FMNet在预测部分不需要大量的存储。由于在研究中使用一维地壳速度模型计算理论地震图进行训练，因此该方法给出的例子仍是针对中等强度以上的地震，因此需要加强精确三维地壳速度模型的研究，以提高波形的频带，用于确定小地震的震源机制解。综上，FMNet提供了一个快速准确的震源机制解实时确定系统，能有效地提升地震自动监测水平。

#### 主要参考文献

Kuang W, Yuan C, Zhang J. Real-time determination of earthquake focal mechanism via deep learning[J]. Nature Communications, 2021, 12: 1432. (原文链接)

Mousavi S M, Beroza G C. A machine-learning approach for earthquake magnitude estimation[J]. Geophysical Research Letters, 2020, 47(1): e2019GL085976.

Perol T, Gharbi M, Denolle M. Convolutional neural network for earthquake detection and location[J]. Science Advances, 2018, 4(2): e1700578.

Ross Z E, Meier M A, Hauksson 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.

Wang J, Xiao Z, Liu C, et al. Deep learning for picking seismic arrival times[J]. Journal of Geophysical Research: Solid Earth, 2019, 124(7): 6612-6624.

Zhang J, Zhang H, Chen E, et al. Real-time earthquake monitoring using a search engine method[J]. Nature Communications, 2014, 5(1): 1-9.

Zhu W, Beroza G C. PhaseNet: a deep-neural-network-based seismic arrival-time picking method[J]. Geophysical Journal International, 2019, 216(1): 261-273.

(撰稿: 王尊, 郝金来/地星室)



地址: 北京市朝阳区北土城西路19号 邮编:100029 电话: 010-82998001 传真: 010-62010846  
版权所有© 2009-2021 中国科学院地质与地球物理研究所 京ICP备05029136号 京公网安备110402500032号

