



地震学报

ACTA SEISMOLOGICA SINICA



ISSN 0253-3782 CN 11-2021/P

基于地震活动图像的机器学习地震预测方法及其在华北地区的应用

尹晓菲 李文军 许英才 张晓东 蔡晋安

Machine learning earthquake prediction method based on seismic activity images and its application in North China

Yin Xiaofei, Li Wenjun, Xu Yingcai, Zhang Xiaodong, Cai Jin'an

引用本文:

尹晓菲, 李文军, 许英才, 张晓东, 蔡晋安. 2024. 基于地震活动图像的机器学习地震预测方法及其在华北地区的应用. *地震学报*[J], 46(2): 257–272. DOI: 10.11939/jass.20230133

Yin X F, Li W J, Xu Y C, Zhang X D, Cai J N. 2024. Machine learning earthquake prediction method based on seismic activity images and its application in North China. *Acta Seismologica Sinica*[J], 46(2): 257–272. DOI: 10.11939/jass.20230133

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.11939/jass.20230133>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

华北地区重力场变化特征与孕震模型研究

Gravity field characteristics and seismogenic model in North China
地震学报. 2021, 43(4): 441–452 <https://doi.org/10.11939/jass.20200150>

利用区域地震体波走时评价华北地区三维地壳速度结构模型

Evaluation of 3D crustal velocity models in North China using regional earthquake travel time data
地震学报. 2019, 41(2): 139–154 <https://doi.org/10.11939/jass.20180057>

基于XGBoost机器学习的地磁日变重构方法研究

Reconstruction method for diurnal variations of the geomagnetic field by XGBoost machine learning
地震学报. 2021, 43(1): 100–112 <https://doi.org/10.11939/jass.20200046>

华北地区地壳P波和S波速度结构的双差层析成像

Double-difference tomography of crustal P- and S-wave velocity structures beneath North China
地震学报. 2021, 43(1): 13–33 <https://doi.org/10.11939/jass.20200062>

基于深度学习残差网络模型的地震和爆破识别

Earthquake and explosion identification based on Deep Learning residual network model
地震学报. 2019, 41(5): 646–657 <https://doi.org/10.11939/jass.20190030>

南北地震带区域构造应力场反演

Inversion for regional tectonic stress field in the North–South Seismic Belt of China
地震学报. 2019, 41(2): 219–229 <https://doi.org/10.11939/jass.20180073>

尹晓菲, 李文军, 许英才, 张晓东, 蔡晋安. 2024. 基于地震活动图像的机器学习地震预测方法及其在华北地区的应用. 地震学报, 46(2): 257-272. doi: 10.11939/jass.20230133.

Yin X F, Li W J, Xu Y C, Zhang X D, Cai J N. 2024. Machine learning earthquake prediction method based on seismic activity images and its application in North China. Acta Seismologica Sinica, 46(2): 257-272. doi: 10.11939/jass.20230133.

基于地震活动图像的机器学习地震预测方法及其在华北地区的应用*

尹晓菲¹⁾ 李文军¹⁾ 许英才²⁾ 张晓东^{1),†} 蔡晋安¹⁾

1) 中国北京 100036 中国地震局地震预测研究所

2) 中国银川 750001 宁夏回族自治区地震局

摘要 本文开展了基于地震活动图像预测华北地区地震的机器学习方法研究. 根据华北地区 $M \geq 5.0$ 中强震、强震及大震的地震平均时间间隔, 采用 1970 年以来华北地区 $M \geq 5.0$ 中强震、强震及大震震前大量不同时窗长的 $M_L \geq 3.0$ 地震活动图像作为输入数据集, 提出了基于地震活动图像预测地震的机器学习方法, 并进行了震例回溯. 利用本文提出的方法选取“未拓展图像数据集”和“含拓展图像数据集”对华北地区发生中强地震进行预测对比, 结果显示, 数据集样本量的增加有利于提高地震预测模型的精度, 其中“含拓展图像数据集”预测地震的准确率可达 77%; 对于华北地区无震区、少震区的 $M \geq 5.0$ 地震, 可采用非 1 年窗长的较大时间间隔 (3 年、7 年以上) 的 $M_L \geq 3.0$ 地震活动图像验证.

关键词 华北地区 地震活动图像 机器学习 地震预测

doi: 10.11939/jass.20230133 中图分类号: P315.75 文献标识码: A

Machine learning earthquake prediction method based on seismic activity images and its application in North China

Yin Xiaofei¹⁾ Li Wenjun¹⁾ Xu Yingcai²⁾ Zhang Xiaodong^{1),†} Cai Jin'an¹⁾

1) Institute of Earthquake Forecasting, China Earthquake Administration, Beijing 100036, China

2) Earthquake Agency of Ningxia Hui Autonomous Region, Yinchuan 750001, China

Abstract: This paper presents a study on machine learning methods for predicting earthquakes in North China based on seismic activity images. According to the average time interval between moderately strong earthquakes (magnitude 5.0 or above), strong earthquakes, and major earthquakes in North China, a large number of $M_L \geq 3.0$ seismic activity images at different time scales before the occurrence of such earthquakes since 1970 are used as input datasets. The machine learning method for predicting earthquakes based on seismic activity images is

* 基金项目 国家重点研发计划课题(2021YFC3000704)、上海人工智能实验室“人工智能新技术与系统研发”项目、2023 年度震情跟踪定向工作任务-青年项目(2023010126)和地震科技星火计划(XH210402Y)共同资助。

收稿日期 2023-10-19 收到初稿, 2023-11-18 决定采用修改稿。

作者简介 尹晓菲, 博士, 副研究员, 主要从事数字地震学研究, e-mail: yxf@cea-ies.ac.cn;

† 通信作者: 张晓东, 博士, 研究员, 主要从事地震活动性和地震预测研究, e-mail: zxd@ief.ac.cn



proposed and tested using case studies. Using the method proposed in this paper, we select “unexpanded image dataset” and “expanded image dataset” to predict moderate-strong earthquakes in North China, it is found that increasing the sample size of the input image dataset is beneficial to improve the accuracy of the earthquake prediction models. The accuracy rate of earthquake activity image prediction in North China using the expanded image dataset can reach 77%. For $M \geq 5.0$ earthquakes happened in aseismic zones or low-seismic regions in North China, seismic activity images with larger time intervals than one year (such as three years or more than seven years) with $M_L \geq 3.0$ seismic activity images can be used to verify the target earthquakes in aseismic zones or low-seismic regions. This research can provide important guidance for earthquake prediction in North China.

Key words: North China; seismic activity images; machine learning; earthquake prediction

引言

中国大陆强震孕育的壳幔动力学环境有其自身的特殊性,大陆岩石圈介质整体呈纵向分层、横向分块的特征(张国民等, 2004)。欧亚板块、印度板块、太平洋板块、菲律宾海板块间的相互冲撞,再加上欧亚板块内部地壳深处的地球动力作用,共同形成了中国大陆多样性的地质活动构造,导致中国大陆强震活动分布广泛、动静交替和分块成带(Molnar, Tapponnier, 1975; Teng *et al.*, 1979; 张晓东, 2004)。我国绝大多数地震都属于板内地震,然而,在台湾省、吉林省东部地区、新疆帕米尔地区以及滇西南地区发生的一些中、深源地震则属于板缘地震(汪一鹏, 1979)。国家重点基础研究发展计划(973 计划)项目“大陆强震机理与预测”提出的活动地块理论主张中国大陆的晚新生代以及现代构造变形主要由活动地块驱动(张国民, 张培震, 2000),这种变形既有刚性地块运动也有非刚性的连续变形(邵志刚等, 2022)。中国大陆及其周边邻区可分为青藏、西域、滇缅、华北、东北亚和南华等 6 个 I 级活动地块和 22 个 II 级活动地块(张国民, 张培震, 1999; 张培震, 1999; 张培震等, 2003; 张国民等, 2005)。中国大陆强震分布呈西强东弱的特征,以 107°E 为界,大陆东部的强震主要分布在华北活动地块(简称华北地区)(张培震等, 2013)。华北地区拥有大陆最古老的克拉通构造,从中生代开始,该地区的克拉通受到破坏,岩石圈变薄、地幔性质产生变化,同时发生大规模的壳内韧性变形和岩浆活动,这使得华北地区在中新生代成为最具构造强烈活动的区域(朱日祥等, 2011)。

历史上华北地区曾发生多次具有破坏性的地震事件,1970 年以来唐山、滦县、宁河等地发生的地震均对人民的生命财产造成了严重的损失,其中唐山地震造成了 24.25 万人死亡,直接经济损失高达 132.75 亿元(温玉婷等, 2010)。自 1998 年张北 $M_s 6.2$ 地震起,华北地区 $M \geq 6.0$ 地震平静期已达 26 年,超过第三活动期以来 $M \geq 6.0$ 地震的最长平静间隔(尹晓菲等, 2020); 2021—2030 年中国大陆地震重点危险区的判定结果指出燕山带西段—汾渭断陷带北段、汾渭断陷带中段以及郯庐断裂带宿迁—泗洪段均属于离逝率高值区和库仑应力增强区(Shao *et al.*, 2023),因此认为华北地区未来具有发生强震的背景。

强震孕育、发生和后效过程中孕震断层及周边区域往往伴随中小地震活动,基于区域中小地震活动开展“以震报震”预测方法的研究是探索强震预测的重要途径(Mogi, 1979; Wyss, Habermann, 1988; 陈运泰, 1993; 张国民等, 2001)。根据华北地区强震震例总结可

知, 强震孕育过程在普遍意义上具有一定的长期、中期、短期的地震活动图像的演变形式, 即地震背景空区—增强活动—条带—小震活动—平静(刘蒲雄等, 1997). 地震活动图像异常大致可分为中小地震弱活动、空区、条带和震群(孙其政, 1997; 中国地震局监测预报司, 2020). 蒋海昆等(2000)以 1970—1988 年华北地区 $M \geq 5.0$ 地震作为研究样本, 对华北地区的地震活动异常平静进行了统计检验, 发现若将 $M_L \geq 4.5$ 地震持续 110 天以上的平静判定为异常, 则有大约 70% 的概率会在平静异常出现后的 130 天内发生 $M \geq 5.0$ 地震. 地震空区包括第一类空区和第二类空区, 中国大陆地震活动属于第二类空区, 即存在“背景空区”和“孕震空区”(Mogi, 1979; Wyss, Habermann, 1988). 王震等(2019)对华北地区 1970—2017 年 $M \geq 5.0$ 地震进行了全时空扫描, 结果显示华北地区 $M_L \geq 3.0$ 地震空区的持续时间与主震的震级呈正相关关系, 但空区的长轴长度、初始震级与主震震级之间的关系尚不明确. 条带是指强震前较短时间内中小地震呈现带状分布、而带状分布外围的广大区域呈现平静的异常图像(陈章立, 刘蒲雄, 1981). 刘蒲雄和陈章立(1989)通过梳理强震震例发现, 华北地区 $M \geq 7.0$ 地震前大多会出现两条近于共轭相交的地震带状分布. 震群是地震活动的一种形式, 由一组震级相当的地震组成, 在时间和空间上聚集但缺乏一个明显的主震(朱传镇等, 1981). 华北地区主震之前的预期前兆震群通常发生在主震震源周围 200—500 km 区域内, 时间跨度大约为 1—3 年(李京锦等, 2016). 地震活动图像异常可作为预测中短期强震的主要指标, 1983 年 11 月 7 日山东菏泽 $M 5.9$ 地震前提出了中期预测意见, 但预测时间偏长、地区偏大; 虽然震前发现少量短期异常, 但难以确定是否为前兆异常(魏光兴, 周翠英, 1989), 这主要是由于强震震前地震活动图像的表现形式易受孕震包体形状、几何位置等多种因素的影响(陆远忠等, 2007), 直接通过地震活动图像随时间变化的过程进行华北地区地震预测是比较困难的, 因此有必要开展一种基于地震活动图像的认识进行地震预测研究的方法.

本文拟基于华北地区 $M \geq 5.0$ 地震中不同震级档地震的平均发震间隔, 选取 1970 年以来不同震级档时间间隔窗长内的 $M_L \geq 3.0$ 地震活动图像作为输入数据集, 采用机器学习方法对华北地区 $M \geq 5.0$ 地震进行预测, 以期为华北地区的震情趋势研判提供指导.

1 机器学习方法在地震预测研究中的应用

机器学习方法是当前最为活跃且快速发展的技术之一, 其主要任务是应用特定的算法来解读和学习数据, 并通过采用局部感受野、权重共享和降采样等策略来简化网络模型, 实现对真实世界事件的决策和预测(Jordan, Mitchell, 2015). 随着我国地震监测台站的增加, 地震相关的数据量也在不断扩大, 而大数据的运用有助于发掘其中隐含的模式和趋势, 从而提高地震预测的准确性(陈会忠, 2020). 基于地震目录等测震资料的机器学习研究始于二十世纪九十年代, Keilis-Borok 和 Kossobokov (1990) 采用配合模式识别技术预测强震发生概率增长的时间段, 取得了较好的结果. 冯德益等(1994)使用地震频次、最大震级、平均震级等地震活动性参数作为反向传播(back propagation, 缩写为 BP)神经网络的输入, 以未来时段内的最大地震震级作为其输出, 该模型在对我国华北地区 1982—1989 年的外推预报检验中显示出了良好的预报效能. Panakkat 和 Adeli (2007)采用前馈神经网络、循环神经网络和径向基函数神经网络三种模型对美国南加州和旧金山地区的地震序列进行训练和测试; 在此基础上, Adeli 和 Panakkat (2009)根据概率神经网络对美国南加州地区进行检验, 指出了几种模型的适用性. Reyes 等(2013)基于古登堡-里克特关系和大森-宇津余震衰减定律将八个不同的地震

活动性特征参数作为模型的输入变量,然后选用人工神经网络模型对未来5天的地震事件进行预测,其预测目标是大于指定阈值的地震事件发生与否以及发生概率,预测模型应用于智利的四个地震区内,结果显示,人工神经网络的预测效能受地区差异影响较大. Asim等(2017)利用循环神经网络(recurrent neural network,简称RNN)、模式识别神经网络(pattern recognition neural network,简称PRNN)、随机森林(random forests,简称RF)和线性规划提升算法(linear programming boosting algorithm,简称LPBoost)等四种方法,对兴都库什地区一个月内的 $M \geq 5.5$ 地震事件进行预测,对比发现LPBoost方法的准确率最高(65%). Rundle和Donnellan(2020)基于1984年以来的小震活动,采用机器学习方法找到美国加州地区与强震相关的小震震群,评估地震活动区域的危险性. Wang等(2020)对中国大陆9个分区1966—2016年的地震数据开展长短时记忆(long short-term memory,简称LSTM)人工神经网络研究,分析认为相邻地震之间存在一定的时空相关性,通过设定时间间隔和该间隔内发生地震的次数并与实际地震作对比,发现预测精度可达75%. 李林芳等(2022)将LSTM神经网络应用于川滇地区,开展了震例回溯性预报研究,结果显示2008年汶川 $M_s 8.0$ 地震的成功回溯性预报验证了该方法的有效性. 目前基于机器学习的地震预测方法多数都利用 b 值、地震总能量、地震频度、最大震级、平均震级等地震活动性参数作为输入数据,进行可能的发震震级预测(蒋海昆,王锦红,2023; Mignan, Broccardo, 2020);然而关于如何通过机器学习识别地震活动图像以实现地震的预测,前人尚未提出一种统一有效的且具有普适性的方法.

卷积神经网络(convolutional neural networks,简称CNN)是一种目前最常用、最经典的机器学习方法(Goodfellow *et al*, 2016; Seeliger *et al*, 2018),具有局部感知区域、层次结构化、特征抽取和分类过程结合的全局训练等特点(许可,2012; 吕伟,2016),在不少行业领域的图像识别中得到了非常广泛的应用,而且同其它神经网络算法相比,卷积神经网络的应用相对更成熟. Ross等(2018)通过卷积神经网络方法直接对美国南加州地区1820万条手动拾取的波形记录图像进行学习(而非特征提取),以获取P波到时和初动极性信息;再将其与人工识别的结果作对比,发现利用卷积神经网络方法拾取的初动极性数量更多,且精度更高. Yang和Sun(2020)采用卷积神经网络方法在不连续性、横向变化和断层明显的地震反射波剖面图上追踪地层,结果表明卷积神经网络方法能够从简单的训练数据中很好地对复杂的数据进行分类,这是由于卷积神经网络利用局部感受野、权重共享和降低采样量等三种方式,降低了网络模型的复杂度,同时也能够处理平移、旋转、规模缩小等类别的不变性. 因此本文将卷积神经网络的机器学习技术引入地震活动图像的识别,设置并优化网络模型,开展地震预测的相关研究. 该研究有望提升地震预测能力,同时研究结果可为华北地区的地震预测提供重要参考.

2 研究区域和方法

2.1 华北地区地质构造背景和研究区域的确定

选择华北地区作为地震活动图像机器学习的试验地区. 华北地区的范围为 107°E — 124°E 和 30°N — 42°N (张国民等,1988),主要包括北京、天津、河北、河南、山西、山东、安徽、江苏和上海等省市,以及内蒙古、辽宁和湖北部分区域(图1). 从地质构造上,华北地区自西向东包括鄂尔多斯、华北平原和鲁东—黄海等三个II级活动地块,其中鄂尔多斯活动地块内部构造活动性微弱,历史记载以来未发生 $M \geq 6.0$ 地震;华北平原活动地块在新

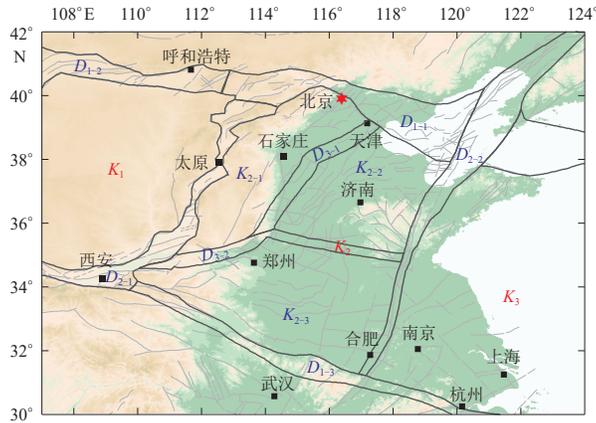


图 1 华北地区活动地块及其边界带[修改自张培震等(2003, 2013)和韩竹军等(2003)]

Ⅱ级地块: K_1 , K_2 和 K_3 分别为鄂尔多斯、华北平原和鲁东—黄海活动地块; Ⅲ级地块: K_{2-1} , K_{2-2} 和 K_{2-3} 分别为太行山次级、冀鲁次级、豫淮次级活动地块. I 级活动地块边界带: D_{1-1} 为燕山—渤海带, D_{1-2} 为阴山带, D_{1-3} 为秦岭—大别造山带; Ⅱ级活动地块边界带: D_{2-1} 为汾渭断陷带, D_{2-2} 为郟庐断裂带; Ⅲ级活动地块边界带: D_{3-1} 为河北平原带, D_{3-2} 为安阳—菏泽—临沂带

Fig. 1 Distribution of active- tectonic blocks and their boundaries in North China (revised from to Zhang *et al.*, 2003, 2013; Han *et al.*, 2003)

The second-grade blocks: K_1 is Ordos active block, K_2 is North China Plain block, K_3 is Ludong-Huanghai active block.

The third-grade blocks: K_{2-1} is Taihangshan secondary active block, K_{2-2} is Hebei-Shandong secondary active block,

K_{2-3} is Yuhuai secondary active block. The first-grade active boundaries: D_{1-1} is Yanshan-Bohai seismic zone,

D_{1-2} is Yinshan seismic zone, D_{1-3} is Qinling-Dabie orogenic zone. The second-grade active boundaries:

D_{2-1} is Fenhe-Weihe down-faulted zone, D_{2-2} is Tanlu fault zone. The third-grade active

boundaries: D_{3-1} is Hebei plain seismic belt, D_{3-2} is Anyang-Heze-Linyi seismic zone

生代早期受到了剧烈的拉张和裂陷作用, 上新世后停止了裂陷作用, 形成一系列右旋走滑的正断裂(张培震等, 2003), 该地块还被进一步细分为太行山、冀鲁和豫淮等三个Ⅲ级活动地块(徐杰等, 1996; 韩竹军等, 2003). 鲁东—黄海活动地块具有海域区域和陆地区域, 中强地震活动的主体地区为南部拗陷区和苏南隆起区(杨云等, 2016).

活动地块边界带位于相邻两个活动地块交界地区, 因受两个活动地块的差异运动影响构造变形强烈, 有利于构造变形加速和强震孕育(张培震等, 2003). 华北地区存在七个活动地块边界带, 即燕山—渤海带、阴山带、秦岭—大别造山带、汾渭断陷带、郟庐断裂带、河北平原带、安阳—菏泽—临沂带. 阴山带和燕山—渤海带分别位于东北亚和华北两个 I 级活动地块交界的西侧、中东侧, 其中: 阴山带属于板内挤压造山带(杜菊民等, 2009), 公元 849 年在内蒙古包头发生 $M7\frac{1}{4}$ 地震; 燕山—渤海带发育有 NW 向和 NE 向断裂(高战武, 2001), 且历史强震多发生于 NW 向横切 NE 向断裂的区域, 该带上最大地震为 1679 年三河—平谷 $M8$ 地震. 秦岭—大别造山带位于华北和南华两个 I 级活动地块的交界处, 该带的主要构造是梅山—龙河口断裂(于书媛等, 2015), 1917 年安徽霍山 $M6\frac{1}{4}$ 地震是秦岭—大别造山带记录的最大地震. 汾渭断陷带位于鄂尔多斯和华北平原两个Ⅱ级活动地块的交界处, 它起于延怀盆地, 经过大同、太原、临汾等盆地, 最终向南延伸至渭河盆地, 形成了一条 NNE-NE 走向的大型构造带(吴刚, 1992), 历史上该区域的两次 $M8$ 以上地震分别为 1303 年山西洪洞 $M8$ 地

震和 1556 年的陕西华县 $M8\frac{1}{4}$ 地震。郯庐断裂带位于华北平原和鲁东—黄海两个 II 级活动地块的交界处, 其走向为 NNE, 活动以右旋逆冲为主, 是大陆东部规模最大的断裂带(朱光等, 2005), 断裂带上发生的最大地震是 1668 年山东郯城 $M8\frac{1}{2}$ 地震。河北平原带位于太行山和冀鲁两个 III 级活动地块的交界处, 又称唐山—河间—磁县地震带, 总体走向为 $N40^\circ E$, 是一条晚第三纪开始发育的新生地震带(徐杰等, 1996), 1830 年河北磁县 $M7\frac{1}{2}$ 地震和 1966 年河北邢台 $M7.2$ 地震均发生在该地震带。安阳—菏泽—临沂带位于太行山、冀鲁、豫淮三个 III 级活动地块的交界位置, 受近 SN 向和 NNE 向横向断裂的影响(韩竹军等, 2003), 曾发生 1937 年山东菏泽 $M7.0$ 地震。

如果将整个华北地区作为地震预测的机器学习研究对象, 其地域范围过于宽泛, 研究意义不大, 因此有必要将华北地区划分为不同小尺度的区域进行研究。自 1484 年以来, 华北地区有 62.5% 的 $M \geq 6.0$ 地震发生在活动地块边界带, 同时, 所有 $M \geq 7.0$ 地震都发生在活动地块边界带。华北地区的强震活动受控于边界带的构造变形, 华北地区七个活动地块边界带的地震活动水平由高到低排序为: 燕山—渤海带、汾渭断陷带、郯庐断裂带、河北平原带、阴

山带、安阳—菏泽—临沂带、秦岭—大别造山带(尹晓非等, 2020)。结合张国民等(2005)梳理的中国大陆活动地块边界带地震活动应变释放速率结果, 认为秦岭—大别造山带和安阳—菏泽—临沂带的单位长度年均地震应变释放速率最低。因此在华北地区地震预测的机器学习研究中应扣除秦岭—大别造山带和安阳—菏泽—临沂带, 仅研究其它五个边界带。此外, 目前华北地区处于第四活动期, 鲁东—黄海活动地块为主要的强震活动区(薛艳等, 2020), 华北地区地震预测的机器学习研究中应增加鲁东—黄海活动地块。结合华北地区地震活动特点、区域地质构造, 本文将华北地区划分为四个地震活动集中区(图 2): 阴山—燕山—渤海带及其附近地区、汾渭断陷带及其附近地区、河北平原带及其附近地区、郯庐断裂带以东及鲁东—黄海活动地块。

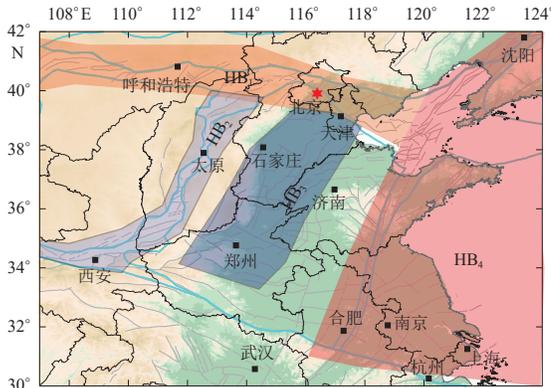


图 2 华北地区机器学习选取的四个地震活动集中区
HB₁: 阴山—燕山—渤海带及其附近地区; HB₂: 汾渭断陷带及其附近地区; HB₃: 河北平原带及其附近地区; HB₄: 郯庐断裂带以东及鲁东—黄海活动地块, 下同

Fig. 2 Four earthquake activity concentration zones in North China selected in machine learning

HB₁: Yinshan-Yanshan-Bohai belt and its surrounding areas; HB₂: Fenne-Weihe down-faulted zone and its surrounding areas; HB₃: Hebei plain belt and its surrounding areas; HB₄: East of Tanlu fault zone and Ludong-Huanghai active-tectonic block, the same below

2.2 确定预测震级和建立地震活动图像的数据集

华北地区属于中国人口稠密、经济和交通发达、大城市集中区域, $M \geq 5.0$ 地震的发生对华北地区经济灾害的损失不容小觑, 本文选取 $M \geq 5.0$ 地震作为预测目标, 选取 $M5.0-5.9$ (中强震)、 $M6.0-6.9$ (强震) 和 $M \geq 7.0$ 地震(大震)三个不同震级范围的目标震级档, 计算不同震级档的地震发震间隔。对于 $M \geq 5.0$ 地震震前小震活动图像的时窗长度, 采取 $M \geq 5.0$ 地

震的发震时间间隔作为震前地震活动的时窗依据, 全面统计了有历史记载以来、1900年以来和1970年以来的 $M_{5.0}$ — 5.9 地震、 $M_{6.0}$ — 6.9 地震、 $M \geq 7.0$ 地震的时间间隔(表1), 并从中选取合理的地震时窗长度. 由于1900年之前无仪器记录, 地震目录完备性不足, 并且1970年以来地震记录时间较短; 根据地震目录的完备性原则, 1900年以来地震观测仪器及近现代地震学的快速发展(冯锐, 2009, 2018), 该期间 $M \geq 5.0$ 地震目录完备性相对较好且能保证一定的地震目录样本量, 为此综合考虑, 选择1900年以来华北地区 $M \geq 5.0$ 地震目录统计分析不同震级档的时间间隔, 得到华北地区 $M_{5.0}$ — 5.9 地震平均时间间隔为1年、 $M_{6.0}$ — 6.9 地震的平均时间间隔为3年和 $M \geq 7.0$ 地震的平均时间间隔为7年, 并将其作为各个目标震级对应的地震图像输入时所采用的时窗长度.

根据华北地区的不同分区和目标震级档, 对华北地区各地震活动集中区的目标地震事件进行标签设定. 由于地震活动图像的地震震级下限的确定与区域台网监测能力有关, 1970年开始华北地区加密地震台站监测, 地震目录的最小完整性震级为 $M_L 3.0$ (王霞等, 2019), 因此选取1970年后的华北地区 $M_L \geq 3.0$ 地震活动图像作为输入数据, 并分为 $M_L 3.0$ — 3.9 , $M_L 4.0$ — 4.9 , $M_L 5.0$ — 5.9 , $M_L 6.0$ — 6.9 和 $M_L \geq 7.0$ 等五个震级档(图3). 每张地震活动图像的分辨率为 702×502 PPI.

表1 华北地区不同时期的目标震级档的地震平均发震间隔统计

Table 1 The statistics on average time interval of earthquakes with different target magnitude intervals in North China at different periods

震级档	有历史记载以来地震时间间隔/a	1900年以来地震时间间隔/a	1970年以来地震时间间隔/a
$M_{5.0}$ — 5.9	2	1	1
$M_{6.0}$ — 6.9	7	3	2
$M \geq 7.0$	28	7	1

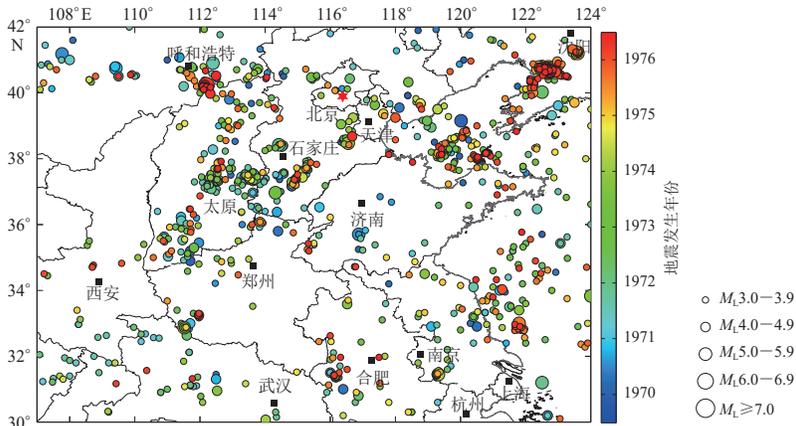


图3 1976年唐山 $M_S 7.8$ 地震发生前7年的华北地区 $M_L \geq 3.0$ 地震活动图像

Fig. 3 $M_L \geq 3.0$ seismic activity images in North China seven years before the Tangshan $M_S 7.8$ earthquake in 1976

2.3 卷积神经网络方法

选取卷积神经网络机器学习方法, 基于Tensorflow平台将机器学习方法应用于地震活动图像识别, 本文研发了基于地震活动图像预测地震的机器学习方法EQLP (earthquake location prediction)(图4). 该方法是根据地震活动图像数据, 通过卷积神经网络的算法建模, 并对模型进行评价, 以达到预测地震的目的, 流程主要为构建图像数据集、图像数据集预处理、模

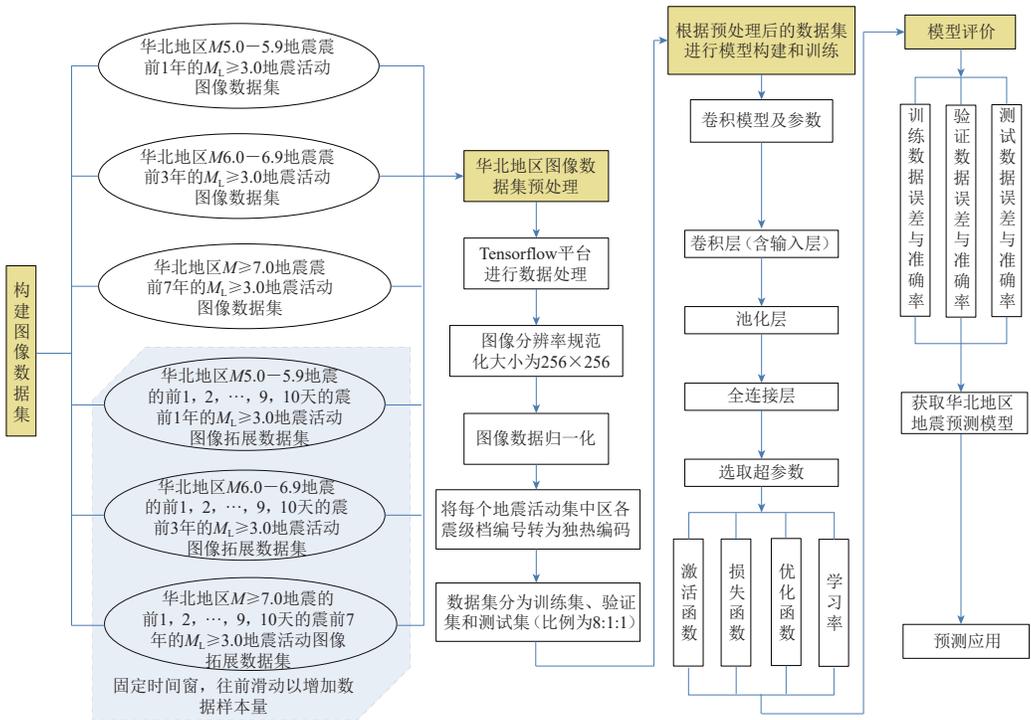


图4 基于华北地区地震活动图像的EQLP机器学习方法流程图

Fig. 4 Flowchart of EQLP machine learning method based on seismic activity images in North China

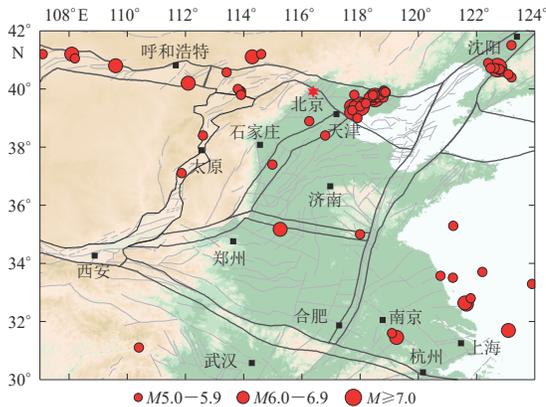


图5 1970—2022年华北地区M≥5.0地震的空间分布

Fig. 5 Spatial distribution of earthquakes with M≥5.0 in North China from 1970 to 2022

型构建和训练、模型评价和预测应用等。

以1970—2022年华北地区 $M \geq 5.0$ 地震作为预测的目标地震(图5),其中 $M5.0-5.9$ 地震57次、 $M6.0-6.9$ 地震12次、 $M \geq 7.0$ 地震3次.如果机器学习中数据集的样本量太少,往往会导致模型在训练集或验证集上出现过拟合的问题,从而造成模型的稳定性降低(Goodfellow et al., 2016).因此根据前面分析的不同震级和相应震级档的时间间隔关系,本文建立了“未拓展图像数据集”和增加数据样本量的“含拓展图像数据集”.根据前面分析的不同震级和相应震级档的时间间隔关系,对于:

- ① 未拓展图像数据集,若是 $M5.0-5.9$ 地震,则绘制目标地震震前1个月的前1年中 $M_L \geq 3.0$ 地震活动图像;若是 $M6.0-6.9$ 地震,则绘制目标地震震前1个月的前3年中 $M_L \geq 3.0$ 地震活动图像;若是 $M \geq 7.0$ 地震,则绘制目标地震震前1个月的前7年的 $M_L \geq 3.0$ 地震活动图像;
- ② 含拓展图像数据集,在未拓展图像

数据集的基础上, 滑动震前 1—10 天, 绘制前 1 个月的前 1 年、3 年或 7 年的 $M_L \geq 3.0$ 地震活动图像分别作为研究 $M5.0-5.9$, $M6.0-6.9$, $M \geq 7.0$ 地震的数据集, 即: 根据目标地震的震发时刻, 按照 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9 及 10 天的时窗往前滑动, 获取各自不同滑动时窗的前 1 个月的前 1 年、3 年或 7 年的 $M_L \geq 3.0$ 地震活动图像, 使得每一个目标震级档的震例拓展为原来 10 倍的数据样本量。

为此通过绘制两种不同样本量的 $M_L \geq 3.0$ 地震活动图像, 可得到未拓展图像数据集和含拓展图像数据集。然后基于 Tensorflow 平台进行数据集预处理, 规范化图像分辨率 (256×256 PPI), 再对其进行归一化, 将每个地震活动集中区内各震级档的编号转为独热编码; 最后将两类数据集按照一定比例拆分成训练数据 (占比 80%)、验证数据 (占比 10%) 和测试数据 (占比 10%)。

对预处理后的数据集采用卷积神经网络的机器学习方法进行训练和测试, 构建地震预测模型。卷积神经网络架构由两组双卷积层和池化层以及两个全连接层共同组成。第一组双卷积层包含 32 个 3×3 滤波器和 1 个 2×2 的池化层, 第二组双卷积层包含 64 个 3×3 的滤波器和 1 个 2×2 的池化层, 以及两个全连接层。为抑制过拟合, 全过程都使用比例为 15% 的放弃层 (dropout), 激活函数选用 Relu, 最后输出的激活函数为 softmax, 损失函数选 categorical_crossentropy, 优化函数选 SGD, 学习率为 0.01 (图 6), 以构建预测模型。未拓展图像数据集通过 EQLP 机器学习方法可输出预测模型 1, 含拓展图像数据集通过 EQLP 机器学习方法可输出预测模型 2。

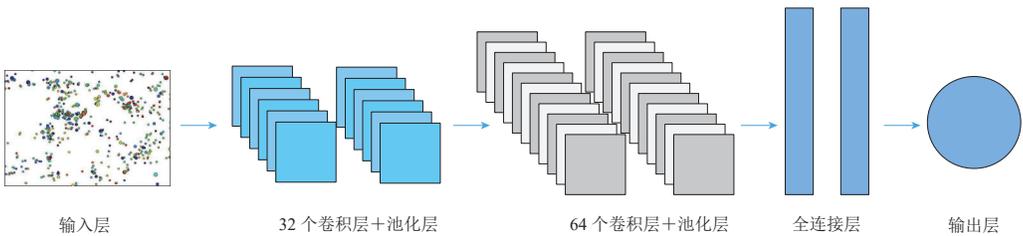


图 6 卷积神经网络模型架构

Fig. 6 Convolutional neural network model architecture

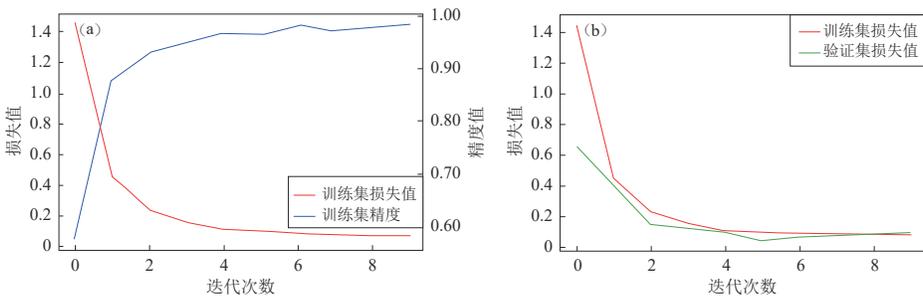


图 7 预测模型 2 的损失值和精度

(a) 训练集损失值和精度曲线; (b) 训练集和验证集的损失值

Fig. 7 Loss value and accuracy of the prediction model 2

(a) Loss value and accuracy curves of training set; (b) Loss values of the training set and validation set

EQLP 机器学习方法的模型精度评估结果表明:生成预测模型 1 的训练集损失值为 0.07, 准确率为 96%, 验证集的损失值为 4.0, 生成预测模型 1 的准确率达到 57%; 生成预测模型 2 的训练集损失值为 0.05, 准确率为 98% (图 7a), 验证集的损失值为 0.07 (图 7b), 生成预测模型 2 的准确率达到 77%.

3 应用实例与检验

基于上述两个不同样本量的数据集训练, 获得华北地区地震预测模型(模型 1 和模型 2), 随机选取 1998 年以来华北地区的 6 个震例(图 8)进行回溯检验. 震例分别为 1998 年 1 月

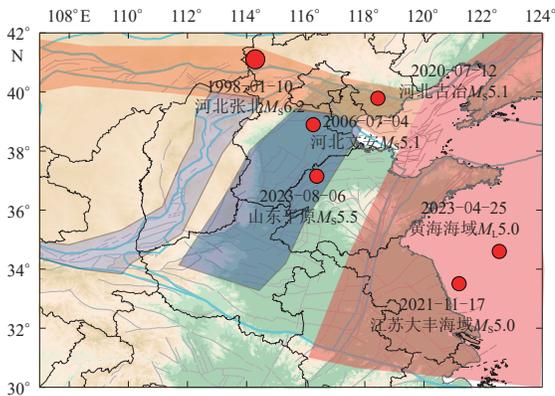


图 8 研究选取的 6 个华北地区地震的震中分布图

Fig. 8 Distributions of six earthquakes in North China selected in the study

10 日河北张北 $M_S 6.2$ 地震、2006 年 7 月 4 日河北文安 $M_S 5.1$ 地震、2020 年 7 月 12 日河北古冶 $M_S 5.1$ 地震、2021 年 11 月 17 日江苏大丰海域 $M_S 5.0$ 地震、2023 年 4 月 25 日黄海海域 $M_L 4.8$ 地震和 2023 年 8 月 6 日山东德州 $M_S 5.5$ 地震. 对于震例中的 M_S 左右的地震, 检验各震例震前 1 个月的前 1 年(A 时窗长度)以及震前 1 年(B 时窗长度)的 $M_L \geq 3.0$ 地震活动图像; 对于震例中的 $M \geq 6.0$ 地震, 则检验震例震前 1 个月的前 3 年(C 时窗长度)以及震前 3 年(D 时窗长度)的 $M_L \geq 3.0$ 地震活动图像, 其应用实例与检验情况见表 2.

6 个震例中, 对于模型 1 (基于未拓展图像数据集训练得到的模型)能准确预测的 4 次地震分别为: 1998 年 1 月 10 日河北张北 $M_S 6.2$ 地震、2020 年 7 月 12 日河北古冶 $M_S 5.1$ 地震、2021 年 11 月 17 日江苏大丰海域 $M_S 5.0$ 地震和 2023 年 4 月 25 日黄海海域 $M_L 4.8$ 地震; 对于模型 2 (基于含拓展图像数据集训练得到的模型)则能准确预测的地震也为 4 次, 即: 1998 年 1 月 10 日河北张北 $M_S 6.2$ 地震、2006 年 7 月 4 日河北文安 $M_S 5.1$ 地震、2020 年 7 月 12 日河北古冶 $M_S 5.1$ 地震和 2021 年 11 月 17 日江苏大丰海域 $M_S 5.0$ 地震. 同样, 通过对比震前 1 年以及震前 1 个月的前 1 年窗长的 $M_L \geq 3.0$ 地震活动图像的预测结果, 仅有模型 2 在预测 2023 年 4 月 25 日黄海海域 $M_L 4.8$ 地震时有所不同, 即基于震前 1 个月的前 1 年窗长的 $M_L \geq 3.0$ 地震活动图像预测准确, 而基于震前 1 年相应图像的预测结果不准确, 这可能与黄海海域地震震例回溯所用的不是严格的 $M 5.0-5.9$ 震级范围有关, 也可能是由于黄海地震震中位置位于面积偏大的海域地区且其监测能力相对较低所致, $M \geq 5.0$ 地震样本量及其震前 $M_L \geq 3.0$ 地震活动图像样本也偏少, 属于资料限制的原因. 综合分析认为, 基于 A, B, C 和 D 时窗长度来看, 对于这些震例中模型 1 和模型 2 预测准确的总次数分别为 8 次和 9 次, 故认为模型 2 的预测效果略好于模型 1, 表明对于固定时窗长度 1 年或 3 年的 $M_L \geq 3.0$ 地震活动图像的地震预测, 增加到 10 倍样本量的图像数据集所训练的模型有利于提高地震预测的精度. 这是因为我们严格采用华北地区 1970 年以来 $M \geq 5.0$ 不同目标震级档时间间隔的震前 $M_L \geq 3.0$ 地震活动图像进行训练, 训练图像数据集的时窗长度包含了验证图像集的时窗长度, 其验证结果

表 2 基于不同条件地震预测模型的华北地区 M_5 左右地震的震例回溯情况表
 Table 2 Retrospective analysis of earthquakes with $M_5.0$ in North China based on different seismic prediction models

序号	震例	时段长度	基本不同条件模型的地震预测结果		模型预测同实际目标地震的对应情况
			模型1	模型2	
1	1998年1月10日 河北张北 $M_5.6.2$	C	阴山—燕山—渤海带及附近地区 $M_6.0$	阴山—燕山—渤海带及附近地区 $M_6.0$	模型1 (2次)
		D	阴山—燕山—渤海带及附近地区 $M_6.0$	阴山—燕山—渤海带及附近地区 $M_6.0$	模型2 (2次)
2	2006年7月4日 河北文安 $M_5.1$	A	郟庐断裂带以东及鲁东—黄海活动地块 $M_5.0$	河北平原带及其附近地区 $M_5.0$	模型1 (0次)
		B	郟庐断裂带以东及鲁东—黄海活动地块 $M_5.0$	河北平原带及其附近地区 $M_5.0$	模型2 (2次)
3	2020年7月12日 河北古冶 $M_5.1$	A	河北平原带及其附近地区 $M_5.0$	河北平原带及其附近地区 $M_5.0$	模型1 (2次)
		B	河北平原带及其附近地区 $M_5.0$	河北平原带及其附近地区 $M_5.0$	模型2 (2次)
4	2021年11月17日 江苏大丰海域 $M_5.0$	A	郟庐断裂带以东及鲁东—黄海活动地块 $M_5.0$	郟庐断裂带以东及鲁东—黄海活动地块 $M_5.0$	模型1 (2次)
		B	郟庐断裂带以东及鲁东—黄海活动地块 $M_5.0$	郟庐断裂带以东及鲁东—黄海活动地块 $M_5.0$	模型2 (2次)
5	2023年4月25日 黄海海域 $M_4.8$	A	郟庐断裂带以东及鲁东—黄海活动地块 $M_5.0$	郟庐断裂带以东及鲁东—黄海活动地块 $M_5.0$	模型1 (2次)
		B	郟庐断裂带以东及鲁东—黄海活动地块 $M_5.0$	河北平原带及附近地区 $M_5.0$	模型2 (1次)
6	2023年8月6日 山东德州 $M_5.5$	A	郟庐断裂带以东及鲁东—黄海活动地块 $M_5.0$	郟庐断裂带以东及鲁东—黄海活动地块 $M_5.0$	模型1 (0次)
		B	郟庐断裂带以东及鲁东—黄海活动地块 $M_5.0$	郟庐断裂带以东及鲁东—黄海活动地块 $M_5.0$	模型2 (0次)
*7	2023年8月6日 山东德州 $M_5.5$	震前3年	河北平原带及附近地区 $M_5.0$	郟庐断裂带以东及鲁东—黄海活动地块 $M_5.0$	模型1 (2次)
		震前7年	河北平原带及附近地区 $M_5.0$	郟庐断裂带以东及鲁东—黄海活动地块 $M_5.0$	模型2 (0次)

注: 模型1为基于未拓展图像数据集训练的模型; 模型2为基于含拓展图像数据集训练的模型。A为震前1个月的前1年的窗长, B为震前1年的窗长, C为震前1个月的前3年的窗长, D为震前3年的窗长。*为补充的相关震例, 输入图像的地震时段窗增加到大于1年窗长的预测情况。最后一列括号注释为模型1和模型2能够准确预测该目标地震的总次数。

有效。

我们同时发现, 对于模型1和模型2, 采用震前1年以及震前1个月的前1年窗长的 $M_L \geq 3.0$ 地震活动图像, 均不能对2023年8月6日山东德州 $M_5.5$ 地震进行准确预测, 这是由于山东德州 $M_5.5$ 地震发生在河北平原地震带的地震空区(季同仁, 1986; 王霞等, 2019), 属于少震区、无震区的地震, 德州地区 $M \geq 5$ 地震1年窗长的 $M_L \geq 3.0$ 地震活动图像可用于训练的样本量过小所致。为此, 我们将德州地震震前 $M_L \geq 3.0$ 地震活动图像增加到1年以上(即3年和7年窗长), 结果显示, 模型1基于3年、7年窗长的震前 $M_L \geq 3.0$ 地震活动图像均能准确预测该地震, 而模型2不能准确预测, 表明含拓展图像数据集训练的模型2可能不适用于无震区、少震区的震例预测, 因为对于少震区、无震区的地震活动图像来说, 少震区、无震区的 $M \geq 5.0$ 地震震前 $M_L \geq 3.0$ 地震活动本来就弱于多震区 $M \geq 5.0$ 地震震前 $M_L \geq 3.0$ 地震活动, 而且在这6个震例中, 除德州地震位于少震区、无震区之外, 剩下的5个震例均位于多震区, 反映含拓展图像数据集训练得到的模型2可能更适合用于多震区的震例预测, 至

于未拓展图像数据集训练的模型 1 是否适用无震区、少震区的地震,还需要在少震区、无震区积累更多的震例以进一步验证。

4 结论与讨论

本文通过卷积神经网络的机器学习方法,开展了基于华北地区地震活动图像的中强以上地震预测研究,提出了 EQLP 机器学习方法,分析了不同数据样本量以及不同震级档震前各时窗长度的地震预测模型,并根据这些预测模型回溯了该区域不同时窗长度的一些典型震例。

分析结果显示:在地震预测精度方面,增加到 10 倍数据样本量训练的模型 2 要略好于未拓展图像数据集训练的模型 1,表明输入数据集样本量越丰富,则越有利于提高地震预测模型的准确率。另外用 1 年窗长的 $M_L \geq 3.0$ 地震活动图像预测 2023 年 8 月 6 日山东德州 $M_S 5.5$ 地震的预测效果并不好,这可能归因于该地震发生在少震区、无震区,由于少震区、无震区的地震平均时间间隔要远大于多震区的平均地震时间间隔,而文中地震时间间隔的划分主要是依据整个华北地区范围的中强震、强震和大震计算的;地震预测模型若针对整个华北地区,则会引出一个问题,即是否有必要区分华北地区无震区、少震区及多震区的各自不同震级档的时间间隔以进行机器学习研究。如果将华北地区细分为无震区、少震区及多震区,势必会导致受分区数量的增加而使得每个分区的震前 $M_L \geq 3.0$ 地震活动图像样本量不足,各分区输入样本量的降低可能会影响机器学习的效果。因此本文考虑在原有基于地震活动图像预测地震的 EQLP 机器学习方法的基础上,结合 1970 年以来客观震例数量不多,建议针对少震区、无震区 $M \geq 5.0$ 中强地震利用非 1 年窗长的较大时间间隔的 $M_L \geq 3.0$ 地震活动图像(譬如 3 年、7 年以上)验证少震区、无震区的目标地震。

由于现有震前 $M_L \geq 3.0$ 地震活动图像只能用 1970 年以来的地震目录,因此地震活动集中区的区域面积和数量的设定要尽量合理。如果将地震活动集中区划分的范围增大以提高分区样本数量并无较大意义,预测地点范围会随着地震活动集中区划分范围的增加而进一步扩大,尤其是在地震预测方面,因为预测的震中地点范围越小,越有利于地震活动集中区的精确划分;反过来,如果划分地震活动集中区的范围过小或地震活动集中区的数量越多,则会导致 1970 年以来 $M \geq 5.0$ 震例震前各分区输入数据样本量的大幅下降,从而降低机器学习所获取的地震预测模型的精度。为此本文综合考虑,采取的 1970 年以来华北地区 $M \geq 5.0$ 地震震前 $M_L \geq 3.0$ 地震目录基本完备,又充分结合华北地区地震活动特点、区域地质构造等将华北地区划分为四个地震活动集中区,地震活动集中区的划分范围和数量设定合理,使得其地震预测模型的准确率得以提升,并在震例回溯中得到了较好的验证。

参 考 文 献

- 陈会忠. 2020. 我国地震观测历程[J]. 城市与减灾, (6): 10-20.
- Chen H Z. 2020. History of earthquake monitoring in China[J]. *City and Disaster Reduction*, (6): 10-20 (in Chinese).
- 陈运泰. 1993. 地震预测研究概况[J]. 地震学刊, (1): 17-23.
- Chen Y T. 1993. A survey of research in earthquake prediction[J]. *Journal of Seismology*, (1): 17-23 (in Chinese).
- 陈章立, 刘蒲雄. 1981. 大震前的区域活动特征[C]//国际地震预报讨论会论文集. 北京:地震出版社: 197-205.
- Chen Z L, Liu P X. 1981. Characteristics of regional activity before a major earthquake[C]//*Selected Papers of the International Symposium on Earthquake Forecasting*. Beijing: Seismological Press: 197-205 (in Chinese).

- 杜菊民, 张庆龙, 徐士银, 杜松金, 解国爱. 2009. 阴山晚中生代板内造山特征及其动力机制: 以内蒙古大青山为例[J]. 地质学报, **83**(7): 910–922.
- Du J M, Zhang Q L, Xu S Y, Du S J, Xie A G. 2009. Characters of Later Jurassic Yinshan intraplate orogeny belt: Evidence from Daqingshan, Inner Mongolia[J]. *Acta Geologica Sinica*, **83**(7): 910–922 (in Chinese).
- 冯德益, 蒋淳, 汪德馨, 田山, 郑熙铭. 1994. 神经网络方法在地震预报研究中的初步应用[J]. 地震, (4): 23–29.
- Feng D Y, Jiang C, Wang D X, Tian S, Zheng X M. 1994. Preliminary application of neural network method in earthquake prediction research[J]. *Earthquake*, (4): 23–29 (in Chinese).
- 冯锐. 2009. 中国地震科学史研究[J]. 地震学报, **31**(5): 564–582.
- Feng R. 2009. Research on the history of Chinese seismology[J]. *Acta Seismologica Sinica*, **31**(5): 564–582 (in Chinese).
- 冯锐. 2018. 中国近代地震学史纲要[J]. 中国地震, **34**(2): 172–206.
- Feng R. 2018. A brief history of seismology in Republican China[J]. *Earthquake Research in China*, **34**(2): 172–206 (in Chinese).
- 高战武. 2001. 张家口—蓬莱断裂带地震地质特征研究[D]. 北京: 中国地震局地质研究所: 1–130.
- Gao Z W. 2001. *A Study on Characteristics of Seismo-Geology of the Zhangjiakou-Penglai Fault Zone*[D]. Beijing: Institute of Geology, China Earthquake Administration: 1–130 (in Chinese).
- 韩竹军, 徐杰, 冉勇康, 陈立春, 杨晓平. 2003. 华北地区活动地块与强震活动[J]. 中国科学(D辑), **33**(增刊): 108–118.
- Han Z J, Xu J, Ran Y K, Chen L C, Yang X P. 2003. Active blocks and strong seismic activity in North China region[J]. *Science in China: Series D*, **46**(S2): 153–167.
- 季同仁. 1986. 山东地区地震活动性特征[J]. 地震研究, **9**(3): 289–298.
- Ji T R. 1986. Seismicity features in Shandong Province[J]. *Journal of Seismological Research*, **9**(3): 289–298 (in Chinese).
- 蒋海昆, 王锦红. 2023. 适用于机器学习的地震序列类型判定特征重要性讨论[J]. 地震研究, **46**(2): 155–172.
- Jiang H K, Wang J H. 2023. Discussion on the importance of the features for the judgement of earthquake sequence types applicable to machine learning[J]. *Journal of Seismological Research*, **46**(2): 155–172 (in Chinese).
- 蒋海昆, 侯海峰, 王锜. 2000. 华北地区大范围内中等地震活动平静的统计检验及其预测意义[J]. 内陆地震, **14**(2): 97–104.
- Jiang H K, Hou H F, Wang Q. 2000. Quiescence of moderate earthquake activity in North China and its significance for earthquake prediction[J]. *Inland Earthquake*, **14**(2): 97–104 (in Chinese).
- 李京锦, 关晓明, 王亮, 纪延辉, 李哲. 2016. 华北地区震群与强震的空间分布关系研究[J]. 防灾减灾学报, **32**(2): 52–57.
- Li J J, Guan X M, Wang L, Ji Y H, Li Z. 2016. Swarm in North China and the study on the relationship between the spatial distribution of earthquake[J]. *Journal of Disaster Prevention and Reduction*, **32**(2): 52–57 (in Chinese).
- 李林芳, 石耀霖, 程术. 2022. 长短时记忆神经网络在中期地震预报中的探索: 以川滇地区为例[J]. 地球物理学报, **65**(1): 12–25.
- Li L F, Shi Y L, Cheng S. 2022. Exploration of long short-term memory neural network in intermediate earthquake forecast: A case study in Sichuan-Yunnan region[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, **65**(1): 12–25 (in Chinese).
- 刘蒲雄, 陈章立. 1989. 地震条带及其在地震预报中的作用[J]. 中国地震, **5**(1): 23–32.
- Liu P X, Chen Z L. 1989. Earthquake belt and its role in earthquake prediction[J]. *Earthquake Research in China*, **5**(1): 23–32 (in Chinese).
- 刘蒲雄, 陈兆恩, 高伟, 吕晓健, 韩丹. 1997. 大震前地震活动图像演变及中期向短期过渡的地震活动性标志[J]. 地震, **17**(2): 113–125.
- Liu P X, Chen Z E, Gao W, Lü X J, Han D. 1997. Evolution of seismicity patterns before strong earthquakes and short-term indicator of seismic precursors[J]. *Earthquake*, **17**(2): 113–125 (in Chinese).
- 陆远忠, 叶金铎, 蒋淳, 刘杰. 2007. 中国强震前兆地震活动图像机理的三维数值模拟研究[J]. 地球物理学报, **50**(2): 499–508.
- Lu Y Z, Ye J D, Jiang C, Liu J. 2007. 3D numerical simulation on the mechanism of precursory seismicity pattern before strong earthquake in China[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, **50**(2): 499–508 (in Chinese).

- 吕伟. 2016. 基于稀疏表示和卷积神经网络的水果图像分类与实现[D]. 广州: 华南农业大学: 1-67.
- Lü W. 2016. *Fruit Classification and Implementation Based on Sparse Representation and Convolutional Neural Network*[D]. Guangzhou: South China Agricultural University: 1-67 (in Chinese).
- 邵志刚, 王武星, 刘琦, 潘正洋, 刘晓霞, 王芃, 魏文新, 冯蔚, 尹晓菲. 2022. 活动地块理论框架下的地震物理预报展望[J]. 科学通报, **67**(13): 1362-1377.
- Shao Z G, Wang W X, Liu Q, Pan Z Y, Liu X X, Wang P, Wei W X, Feng W, Yin X F. 2022. Prospects of earthquake physical forecasting under the framework of active-tectonic block theory[J]. *Chinese Science Bulletin*, **67**(13): 1362-1377 (in Chinese).
- 孙其政. 1997. 测震学分析预报方法[M]. 北京: 地震出版社: 1-130.
- Sun Q Z. 1997. *Seismological Analysis and Forecasting Methods*[M]. Beijing: Seismological Press: 1-130 (in Chinese).
- 王霞, 宋美琴, 陈慧. 2019. 华北地区地震空区的统计分析[J]. 地震, **39**(3): 187-195.
- Wang X, Song M Q, Chen H. 2019. Statistical analysis of seismic gap in North China[J]. *Earthquake*, **39**(3): 187-195 (in Chinese).
- 汪一鹏. 1979. 我国板内地震和中新代应力场[J]. 地震地质, **1**(3): 1-11.
- Wang Y P. 1979. Intraplate earthquake and Meso-Cenozoic stress field in China[J]. *Seismology and Geology*, **1**(3): 1-11 (in Chinese).
- 魏光兴, 周翠英. 1989. 以菏泽 5.9 级地震为例试论中等强度地震预报问题[J]. 地震, (1): 67-69.
- Wei G X, Zhou C Y. 1989. Discussion on the prediction of moderately intense earthquake as an example[J]. *Earthquake*, (1): 67-69 (in Chinese).
- 温玉婷, 李宁, 刘雪琴, 吴吉东, 张鹏, 解伟. 2010. 汶川地震与唐山地震损失与救助之对比[J]. 灾害学, **25**(2): 68-72.
- Wen Y T, Li N, Liu X Q, Wu J D, Zhang P, Xie W. 2010. Contrast of disaster losses resulted from the Wenchuan and Tangshan earthquakes and rescue actions in these two events[J]. *Journal of Catastrophology*, **25**(2): 68-72 (in Chinese).
- 吴刚. 1992. 汾渭断陷带地壳磁性结构研究[J]. 中国地震, **8**(3): 69-73.
- Wu G. 1992. Research of the crustal magnetic structure in Fen-Wei downfaulted belt[J]. *Earthquake Research in China*, **8**(3): 69-73 (in Chinese).
- 徐杰, 牛雯芳, 王春华, 韩竹君. 1996. 唐山—河间—磁县新生地震构造带[J]. 地震地质, **18**(3): 193-198.
- Xu J, Niu L F, Wang C H, Han Z J. 1996. Tangshan-Hejian-Cixian newly-generated seismotectonic zone[J]. *Seismology and Geology*, **18**(3): 193-198 (in Chinese).
- 许可. 2012. 卷积神经网络在图像识别上的应用的研究[D]. 杭州: 浙江大学: 1-68.
- Xu K. 2012. *Study of Convolutional Neural Network Applied on Image Recognition*[D]. Hangzhou: Zhejiang University: 1-68 (in Chinese).
- 薛艳, 姜祥华, 刘桂萍. 2020. 华北地区强震活动状态研究[J]. 地震, **40**(2): 1-17.
- Xue Y, Jiang X H, Liu G P. 2020. Active state and trend on strong earthquakes in North China[J]. *Earthquake*, **40**(2): 1-17 (in Chinese).
- 杨云, 霍祝青, 王维, 李鸿宇. 2016. 鲁东—黄海活动地块背景地震活动及未来强震危险性[J]. 地震工程学报, **38**(增刊): 22-29.
- Yang Y, Huo Z Q, Wang W, Li H Y. 2016. Background seismicity and application in seismic hazard assessment in Ludong-Huanghai active block[J]. *China Earthquake Engineering Journal*, **38**(S1): 22-29 (in Chinese).
- 尹晓菲, 张国民, 邵志刚, 王芃, 孙鑫喆. 2020. 华北地区强震活动特点研究[J]. 地震, **40**(1): 11-33.
- Yin X F, Zhang G M, Shao Z G, Wang P, Sun X Z. 2020. Research on activity characteristics of strong earthquakes in North China[J]. *Earthquake*, **40**(1): 11-33 (in Chinese).
- 于书媛, 陈靓, 方良好, 赵朋, 张洁. 2015. 梅山—龙河口断裂中西段遥感解译及第四纪活动特征[J]. 防灾科技学院学报, **17**(2): 13-21.
- Yu S Y, Chen L, Fang L H, Zhao P, Zhang J. 2015. Research on the remote sensing interpretation and active characteristics of middle and west part in Meishan-Longhekou fault in Pleistocene[J]. *Journal of Institute of Disaster Prevention*, **17**(2): 13-21 (in Chinese).

- 张国民, 张培震. 1999. 近年来大陆强震机理与预测研究的主要进展[J]. 中国基础科学, (增刊): 49–60.
- Zhang G M, Zhang P Z. 1999. Recent research progress on the mechanism and forecast for continental strong earthquakes[J]. *Chinese Basic Science*, (S1): 49–60 (in Chinese).
- 张国民, 马宗晋, 蒋铭. 1988. 华北强震规律的研究[J]. 中国地震, (3): 72–76.
- Zhang G M, Ma Z J, Jiang M. 1988. Study on the law of strong earthquake in North China[J]. *Earthquake Research in China*, (3): 72–76 (in Chinese).
- 张国民, 张培震. 2000. “大陆强震机理与预测”中期学术进展[J]. 中国基础科学, (10): 4–10.
- Zhang G M, Zhang P Z. 2000. Academic progress on “the mechanism and forecast for continental strong earthquake in the first two years” [J]. *China Basic Science*, (10): 4–10 (in Chinese).
- 张国民, 李丽, 黎凯武, 马宏生. 2001. 强震成组活动与潮汐力调制触发[J]. 中国地震, 17(2): 110–120.
- Zhang G M, Li L, Li K W, Ma H S. 2001. Group strong earthquakes and triggering by tidal stress[J]. *Earthquake Research in China*, 17(2): 110–120 (in Chinese).
- 张国民, 马宏生, 王辉, 李丽. 2004. 中国大陆活动地块与强震活动关系[J]. 中国科学(D辑), 34(7): 591–599.
- Zhang G M, Ma H S, Wang H, Li L. 2004. Relationship between active land mass and strong earthquake activity in mainland China[J]. *Science in China: Series D*, 34(7): 591–599 (in Chinese).
- 张国民, 马宏生, 王辉, 王新岭. 2005. 中国大陆活动地块边界带与强震活动[J]. 地球物理学报, 48(3): 602–610.
- Zhang G M, Ma H S, Wang H, Wang X L. 2005. Boundaries between active-tectonic blocks and strong earthquakes in the China mainland[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 48(3): 602–610 (in Chinese).
- 张培震. 1999. 中国大陆岩石圈最新构造变动与地震灾害[J]. 第四纪研究, 19(5): 404–413.
- Zhang P Z. 1999. Late Quaternary tectonic deformation and earthquake hazard in continental China[J]. *Quaternary Sciences*, 19(5): 404–413 (in Chinese).
- 张培震, 邓起东, 张国民, 马瑾, 甘卫军, 闵伟, 毛凤英, 王琪. 2003. 中国大陆的强震活动与活动地块[J]. 中国科学(D辑), 33(S1): 12–20.
- Zhang P Z, Deng Q D, Zhang G M, Ma J, Gan W J, Min W, Mao F Y, Wang Q. 2003. Active tectonic blocks and strong earthquakes in the continent of China[J]. *Science in China: Series D*, 46(S2): 13–24.
- 张培震, 邓起东, 张竹琪, 李海兵. 2013. 中国大陆的活动断裂、地震灾害及其动力过程[J]. 中国科学(地球科学), 43(10): 1607–1620.
- Zhang P Z, Deng Q D, Zhang Z Q, Li H B. 2013. Active faults, earthquake hazards and associated geodynamic processes in continental China[J]. *Scientia Sinica Terrae*, 43(10): 1607–1620 (in Chinese).
- 张晓东. 2004. 中国大陆强震的成组活动特征及发生机制研究[D]. 北京: 中国地震局地球物理研究所: 1–290.
- Zhang X D. 2004. *Study on Activity and Mechanism of Group Strong Earthquake in China Mainland*[D]. Beijing: Institute of Geophysics, China Earthquake Administration: 1–290 (in Chinese).
- 中国地震局监测预报司. 2020. 测震分析预测技术方法工作手册[M]. 北京: 地震出版社: 1–214.
- Department of Monitoring and Forecasting, China Earthquake Administration. 2020. *Seismic Analysis and Prediction Technical Methods Workbook*[M]. Beijing: Seismological Press: 1–214 (in Chinese).
- 朱传镇, 傅昌洪, 罗胜利. 1981. 震群与大地震关系的研究(华北地区)[J]. 地震学报, 3(2): 105–117.
- Zhu C Z, Fu C H, Luo S L. 1981. Study of earthquake swarms in relation to large earthquakes (North China area)[J]. *Acta Seismologica Sinica*, 3(2): 105–117 (in Chinese).
- 朱光, 牛漫兰, 刘国生, 王勇生, 谢成龙, 李长城. 2005. 郯庐断裂带肥东段走滑运动的 $^{40}\text{Ar}/^{39}\text{Ar}$ 法定年[J]. 地质学报, 79(3): 303–316.
- Zhu G, Niu M L, Liu G S, Wang Y S, Xie C L, Li C C. 2005. $^{40}\text{Ar}/^{39}\text{Ar}$ dating for the strike-slip movement on the Feidong part of the Tanlu fault belt[J]. *Acta Geologica Sinica*, 79(3): 303–316 (in Chinese).
- 朱日祥, 陈凌, 吴福元, 刘俊来. 2011. 华北克拉通破坏的时间、范围与机制[J]. 中国科学(地球科学), 41(5): 583–592.
- Zhu R X, Chen L, Wu F Y, Liu J L. 2011. Timing, scale and mechanism of the destruction of the North China Craton[J]. *Science China Earth Sciences*, 54(6): 789–797.
- Adeli H, Panakkat A. 2009. A probabilistic neural network for earthquake magnitude prediction[J]. *Neural Netw*, 22(7):

1018–1024.

- Asim K M, Martínez-Álvarez F, Basit A, Iqbal T. 2017. Earthquake magnitude prediction in Hindukush region using machine learning techniques[J]. *Nat Hazards*, **85**(1): 471–486.
- Goodfellow I, Bengio Y, Courville A. 2016. *Deep Learning*[M]. Cambridge: The MIT Press: 1–66.
- Jordan M I, Mitchell T M. 2015. Machine learning: Trends, perspectives, and prospects[J]. *Science*, **349**(6245): 255–260.
- Keilis-Borok V I, Kossobokov V G. 1990. Times of increased probability of strong earthquakes ($M \geq 7.5$) diagnosed by Algorithm M8 in Japan and adjacent territories[J]. *J Geophys Res: Solid Earth*, **95**(B8): 12413–12422.
- Mignan A, Broccardo M. 2020. Neural network applications in earthquake prediction (1994–2019): Meta-analytic and statistical insights on their limitations[J]. *Seismol Res Lett*, **91**(4): 2330–2342.
- Mogi K. 1979. Two kinds of seismic gaps[J]. *Pure Appl Geophys*, **117**(6): 1172–1186.
- Molnar P, Tapponnier P. 1975. Cenozoic tectonics of Asia: Effects of a continental collision, features of recent continental tectonics in Asia can be interpreted as results of the India-Eurasia collision[J]. *Science*, **189**(4201): 419–426.
- Panakkat A, Adeli H. 2007. Neural network models for earthquake magnitude prediction using multiple seismicity indicators[J]. *Int J Neural Syst*, **17**(1): 13–33.
- Reyes J, Morales-Esteban A, Martínez-Álvarez F. 2013. Neural networks to predict earthquakes in Chile[J]. *Appl Soft Comput*, **13**(2): 1314–1328.
- Ross Z E, Meier M A, Hauksson E. 2018. P-wave arrival picking and first-motion polarity determination with deep learning[J]. *J Geophys Res: Solid Earth*, **123**(6): 5120–5129.
- Rundle J B, Donnellan A. 2020. Nowcasting earthquakes in southern California with machine learning: Bursts, swarms, and aftershocks may be related to levels of regional tectonic stress[J]. *Earth Space Sci*, **7**(9): e2020EA001097.
- Seeliger K, Fritsche M, Güçlü U, Schoenmakers S, Schoffelen J M, Bosch S E, Van Gerven M A J. 2018. Convolutional neural network-based encoding and decoding of visual object recognition in space and time[J]. *NeuroImage*, **180**: 253–266.
- Shao Z G, Wu Y Q, Ji L Y, Diao F Q, Shi F Q, Li Y J, Long F, Zhang H, Wang W X, Wei W X, Wang P, Liu X X, Liu Q, Pan Z Y, Yun X F, Liu Y, Feng W, Zou Z Y, Cheng J, Lu R Q, Xu Y R, Li X. 2023. Assessment of strong earthquake risk in the Chinese mainland from 2021 to 2030[J]. *Earthq Res Adv*, **3**(1): 100177.
- Teng C T, Chang Y M, Hsu K L, Fan F T. 1979. On the tectonic stress field in China and its relation to plate movement[J]. *Phys Earth Planet Inter*, **18**(4): 257–273.
- Wang Q L, Guo Y F, Yu L X, Li P. 2020. Earthquake prediction based on spatio-temporal data mining: An LSTM network approach[J]. *IEEE Trans Emerg Top Comput*, **8**(1): 148–158.
- Wyss M, Habermann R E. 1988. Precursory seismic quiescence[J]. *Pure Appl Geophys*, **126**(2/3/4): 319–332.
- Yang L X, Sun S Z. 2020. Seismic horizon tracking using a deep convolutional neural network[J]. *J Petrol Sci Eng*, **187**: 106709.