

doi:10.12068/j.issn.1005-3026.2024.08.002

基于卷积神经网络的预警震级分段估算方法

任涛¹, 刘昕靓¹, 陈宏峰², 马延路²

(1. 东北大学 软件学院, 辽宁 沈阳 110169; 2. 中国地震台网中心, 北京 100029)

摘要: 针对地震预警震级估算问题, 提出一种基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的震级分段估算方法, 该方法以单台站的P波初至后3 s时间的波形作为输入, 输出结果为地震波形所属的震级区段(大地震, 近震震级 $M_L \geq 5.0$; 小地震, $M_L < 5.0$)。如果波形属于大地震区段, 直接发出警报; 如果波形属于小地震区段, 再进行具体震级的估算。对于震级区段估算, CNN模型的准确率可达98.04%。根据震级估算参数 τ_c 和 P_a 估算的小地震震级平均绝对误差(mean absolute error, MAE)分别为0.20和0.31。结果表明, 预警震级分段估算方法可以准确预警大地震, 减少大地震漏报率; 同时使得小地震震级估算结果更为准确。

关键词: 地震预警; 震级预警; 分段估算; 卷积神经网络; 震级估算参数

中图分类号: TP 399 文献标志码: A 文章编号: 1005-3026(2024)08-1073-07

Segmented Estimation Method for Early Warning Magnitude Based on Convolutional Neural Network

REN Tao¹, LIU Xin-liang¹, CHEN Hong-feng², MA Yan-lu²

(1. School of Software, Northeastern University, Shenyang 110169, China; 2. China Earthquake Networks Center, Beijing 100029, China. Corresponding author: LIU Xin-liang, E-mail: 1834221980@qq.com)

Abstract: Aiming at magnitude estimation in earthquake early warning, a segmented estimation method based on convolutional neural network (CNN) is proposed. The input is the waveform starting from the P wave onset and lasting 3 s. The output is the estimated magnitude range (local magnitude $M_L \geq 5.0$ for large earthquake and $M_L < 5.0$ for small earthquake). If the waveform belongs to the large earthquake range, the alarm will be sent directly; if the waveform belongs to the small earthquake range, the specific magnitude value will be estimated. For the estimation of magnitude range, the accuracy of the CNN model can reach 98.04%. The mean absolute errors (MAE) of estimating small earthquake magnitudes based on parameters τ_c and P_a are 0.20 and 0.31, respectively. The results demonstrate the efficacy of the proposed segmented magnitude estimation method in accurately early warning large earthquakes and reducing the probability of missed warnings. Additionally, it enhances the precision of small earthquake magnitude estimation.

Key words: earthquake early warning; magnitude early warning; segmented estimation; convolutional neural network (CNN); magnitude estimation parameters

地震预警致力于自动估算地震参数(包括震中位置、震级和发震时刻), 并在破坏性地震波到达关键基础设施点(如公路或高速铁路桥梁、天然气管道、处理高风险和污染化学品的工厂、医院或学校)之前提供几秒钟的预警信息^[1-2]。放眼全球, 很多处于地震活跃地区的国家已建立并逐

步投入使用地震预警系统, 如: 伊斯坦布尔地震早期预警和快速反应系统(Istanbul earthquake early warning and rapid response system, IEEWRRS)于2002年部署于土耳其, 该系统包括152个强震台站、2个数据中心和一些终端使用节点^[3]; 由美国地质调查局与美国加州大学伯克利分校、南加

收稿日期: 2023-04-11

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(62276058, 61902057); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(N2217003); 辽宁省自然科学基金机器人国家重点实验室项目(2020-KF-12-11); 星火计划公关项目(XH21042)。

作者简介: 任涛(1980-), 男, 辽宁沈阳人, 东北大学教授, 博士生导师。

州地震中心和瑞士苏黎世联邦理工学院共同开发的 ShakeAlert 自 2018 年 10 月开始向加州、俄勒冈州和华盛顿州的公众发布地震预警^[4]; 印度理工学院鲁尔基大学建立的印度北部的一个地震预警系统由 84 个强震台站组成^[5]。

中国作为全球受地震威胁最严重的国家之一, 在历次世界地震统计中, 我国以 7% 的陆地面积承受了全球 33% 的强震^[6]。早在 2008 年, 中国地震台网中心已经在全国部署了 1 104 个测震台站, 基本实现了地震事件的快速监测。自 2019 年起, 在“国家地震烈度速报与预警工程”项目的推动下, 全国已建设完成 15 000 余个预警台站, 这些台站的监测数据现已大部分接入中国地震台网中心。广分布、高密度的预警台网使得震中位置估算以及发震时刻估算技术趋于成熟。然而, 预警震级的估算仍是一个相当具有挑战且亟须解决的问题。

准确性是地震预警系统最重要的因素之一^[7], 误报会导致不必要的恐慌, 漏报会使地震警报失效。及时性对地震预警系统也起着重要作用, 因为它确保在破坏性地震波到达预警目标区域之前及时发出警报。传统的地震预警震级估算方法通常通过拟合包含 P 波早期特征信息的参数来估算震级。例如, 特征周期(τ_c)反映了早期 P 波的频率信息, 而峰值位移(P_0)反映了早期 P 波的幅值信息^[8-10]。然而, 震级的测定是很复杂的过程, 仅利用地震早期波形的部分特征信息估算震级无法保证其准确性。同时震级分布存在严重的不平衡性, 大地震事件的数量远远少于小地震事件的数量, 传统方法对数据分布较为敏感, 更是难以实现对大地震的准确预警^[11]。

随着地震台站的硬件改进以及台站监测网络密度的提高, 大量地震数据资源被广泛地使用, 机器学习算法也成为地震学领域常用的工具。对于地震检测、相位拾取以及地震事件性质区分等问题, K-近邻(K-nearest neighbors, KNN)、决策树、支持向量机(support vector machine, SVM)和神经网络均已被广泛应用^[12-17]。对于震级估算问题, Lomax 等^[18]将地震波形的最大振幅作为 ConvNetQuake 模型^[12]的额外输入, 但此方法并不稳定。Mousavi 等^[19]设计了以单台 30 s 波形作为输入的卷积神经网络(CNN)和递归神经网络(recurrent neural network, RNN)的组合模型估算震级, 标准差约为 0.2。但该方法采用较长地震波形进行震级估算, 预警的及时性无法

保证。林彬华等^[20]将震级估算问题转化为震级分类问题(20 个不同等级类别), 3 s 时间的波形输入即可准确估算震级, 其中 85.6% 的台站震级偏差在 ± 0.3 级以内。该方法虽然可以利用 3 s 时间的地震波形估算震级, 满足预警的及时性, 但由于将其将地震事件划分为 20 个震级等级, 各震级等级包含的数据量(尤其是大地震)不平衡, 模型效果易受数据分布影响。

本文考虑到大地震波形与小地震波形的性质差异(大地震波形存在较多长周期信息, 小地震波形高频特征更为明显), 提出一种基于 CNN 的预警震级分段估算方法。利用 CNN 模型根据 P 波初至后 3 s 时间的波形估算震级区段, 若估算的震级区段为大地震, 考虑到需要立即实施应急救援, 故直接预警; 若估算的震级区段为小地震, 进一步利用震级估算参数(τ_c 和 P_0)估算其具体的震级。

1 数 据

本文根据中国地震台网中心统一编目的地震事件目录选取了 2009 年 1 月至 2019 年 7 月测震台站记录的 13 294 个地震事件($M_L \geq 2.0$)。地震仪频率为 100 Hz, 采样率为 100 个/s 采样点。

估算震级可行的基本前提是在断层初始破裂中存在核震相, 而它直接决定了最终破裂的形态, 即在一定精度要求下可以做到使用初始破裂信息估算整个地震的规模。不同震级的样本波形存在较大差异, 一般随着震级增加, 波形的优势周期会增大。如图 1 所示, $M_L=2.6$ 的样本波形含有较为丰富的高频信息, $M_L=6.6$ 的样本波形存在较多长周期信息。为充分利用这一特点, 本文提出一种预警震级分段估算方法。

2 预警震级分段估算模型的建立

本文提出的基于 CNN 的预警震级分段估算方法的工作流程如图 2 所示, 首先根据单台 P 波初至后 3 s 时间的地震波形估算所属震级区段, 若估算结果为大地震区段, 则直接发出预警; 若估算结果为小地震区段, 则进一步进行具体震级值的估算。

1 个地震事件会被多个台站记录到, 每个台站会根据其记录到的地震波形计算出台站震级, 中国地震台网中心以多个台站震级的平均值作为地震事件的震级。本文以 $M_L=5.0$ 为阈值划分震

级区段,对于 1 个事件震级为 $M_L=5.0$ 的地震,该事件可能包含 3 个台站震级分别为 $M_L=4.8$, $M_L=5.0$ 和 $M_L=5.2$ 的台站记录.在设计基于 CNN 的震级区段估算模型时如果仅仅简单地以 $M_L=5.0$ 作为大地震与小地震的分类边界,很可能会错误地分类台站震级接近分段阈值的地震波形,而这些被误分类的波形往往能够反映分类问题中的边界信息,应该加以利用.考虑到大地震波形数量较少(见表 1),为保证训练集中大地震样本数充足,本文将训练集中 M_L 在 5.0~5.2 之间的大地震波形以及 M_L 在 4.5~5.0 之间的小地震波形视为不确定响应,并将其对应的分类标签设置为 $[0.5, 0.5]$,从而在训练震级分段估算模型时提供分类边界信息.对于 $M_L > 5.2$ 和 $M_L < 4.5$ 的地震波形,分别将其标签设置为 $[1, 0]$ 和 $[0, 1]$.不确定响应的划分只是为了在训练震级区段估算模型时提供边界信息,测试集中并不做此划分.

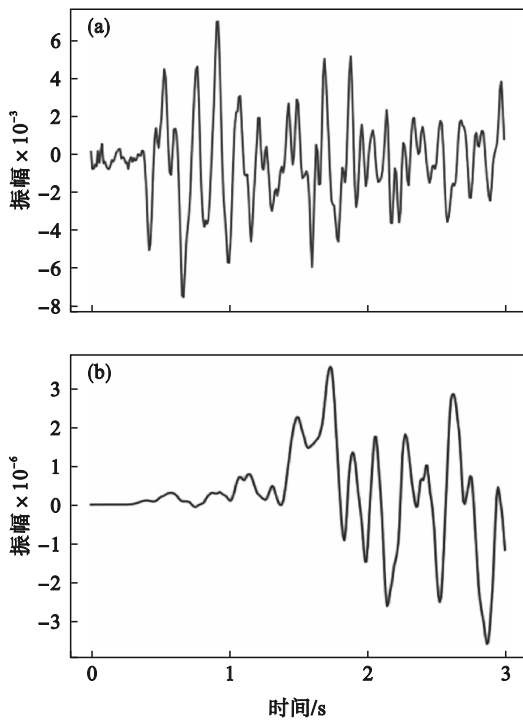


图 1 P 波初至后 3 s 时间的波形样本
Fig. 1 Waveform samples for 3 s after the P wave onset
(a)— $M_L=2.6$ 事件波形; (b)— $M_L=6.6$ 事件波形.

2.1 基于 CNN 的震级区段估算模型

本文使用 2009—2017 年的地震事件作为训练集,2018—2019 年的地震事件作为测试集.由于大地震波形的数量远远少于小地震波形的数量,为保证训练数据充足,训练模型时选择震中距离在 200 km 以内的波形.而实际应用时需要考虑时间因素,故测试时使用震中距离 100 km 以内

的波形数据.为了构造正负样本比例相对平衡的训练集,在保证地震事件完整的情况下对小地震波形数据进行降采样,数据集划分如表 1 所示.鉴于地震波形可能存在基线偏离,本文采用 10 次多项式去趋势的方法.具体来说,该方法通过拟合一个 10 次多项式到波形数据,然后从原始波形中减去这个拟合的多项式.而后,通过对波形扣除灵敏度以校正增益.

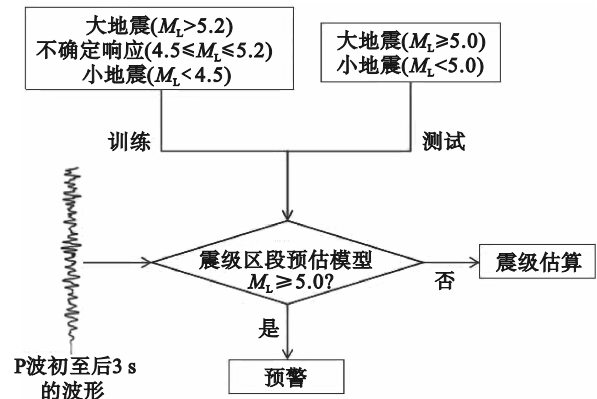


图 2 预警震级分段估算方法的工作流程
Fig. 2 Workflow of the segmented estimation method for early warning magnitude

表 1 震级区段估算模型的数据集划分
Table 1 The dataset partition of the magnitude range estimation model

数据集	地震事件	标签	地震数	台站记录数
训练集	大地震	$[1, 0]$	72	561
	不确定响应	$[0.5, 0.5]$	79	611
	小地震	$[0, 1]$	290	1 452
测试集	大地震	$[1, 0]$	7	25
	小地震	$[0, 1]$	665	1 661

CNN 具有较强的局部特征提取能力,早期 P 波的最大幅值一定程度上反映了地震事件的完整破裂信息,所以本文基于 CNN 模型自动提取特征实现震级区段估算. CNN 中的卷积滤波器抽象级别较低,需堆叠多个卷积层才可以实现深层抽象.然而,由于地震数据分布的不平衡性,训练集样本数量较少,堆叠过多的卷积层会使模型参数数量增加,易发生过拟合现象. 1×1 卷积可以实现同一位置不同信道的信息融合且 1 个 1×1 卷积的参数仅为 1 个,在卷积层之后添加 1×1 非线性卷积层,不仅可以增强模型对特征的抽象能力还不会过多地增加模型参数数量.因此,本文将 1 个卷积层、1 个最大池化层和 1 个 1×1 卷积层作为 1 个特征提取模块来提取波形特征,特征提取模块示意图如图 3 所示.

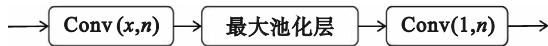


图3 特征提取模块示意图

Fig. 3 Diagram of the feature extraction block

其中, $\text{Conv}(x, n)$ 表示使用 n 个 $1 \times x$ 的卷积核, $\text{Conv}(1, n)$ 表示使用 n 个 1×1 的卷积核, 最大池化层的步长为 2.

如表 2 所示, 本文提出的 CNN 模型由 5 个特征提取模块和 1 个全连接层组成. 鉴于输入的波形数据是一维时间序列, 卷积核均设置为一维, 激活函数均设置为 ReLU. 经过一系列的卷积和池化操作, 最后一个模块的特征图被展平为向量作为输出层的输入. 考虑到训练集波形数量与模型参数之间的关系, 对展平向量采用 50% 的 Dropout 操作以防止过拟合.

表 2 CNN 模型参数细节

Table 2 Details of the CNN model parameters

模块	参数值
Block1	Conv(5, 32); 最大池化层; Conv(1, 32)
Block2	Conv(5, 64); 最大池化层; Conv(1, 64)
Block3	Conv(3, 128); 最大池化层; Conv(1, 128)
Block4	Conv(3, 64); 最大池化层; Conv(1, 64)
Block5	Conv(3, 32); 最大池化层; Conv(1, 32)
输出层	Dropout: 50%

本文采用初始学习率为 10^{-4} 的 Adam 优化算法对模型进行 500 次迭代训练, 每训练一次需从训练集中随机选取 140 个样本 (64 个 $M_L > 5.2$ 样本, 64 个 $M_L < 4.5$ 样本以及 12 个 $4.5 \leq M_L \leq 5.2$ 不确定响应样本). 损失函数为交叉熵损失, 表达式如下:

$$H(p, q) = - \sum_{j=1}^m p_j \lg q_j. \quad (1)$$

其中, p_j 和 q_j 分别为实际震级的概率分布和估算震级的概率分布. 训练模型时, 本文将估算震级的概率限制在 $10^{-8} \sim 1$, 防止出现 $\lg 0$ 影响模型训练进程.

2.2 基于震级估算参数的小地震震级估算

本文基于震级估算参数 τ_c 和 P_d 估算小地震震级, 计算 τ_c 和 P_d 前, 需对波形数据的垂直分量采用 2 阶高通 Butterworth 滤波器 (低频截止频率为 0.075 Hz) 进行滤波. 本文以辽宁地区地震事件进行震级估算参数的震级关系拟合, 选择 2009—2019 年辽宁地区发生的震中距离在 100 km 内的地震波形数据 (共 36 个地震事件, 128 个台站记

录), 其中 2009—2017 年的地震波形数据用于计算震级估算参数并拟合震级关系, 2018—2019 年的地震波形数据用于验证震级关系.

1) 特征周期 τ_c 方法. 特征周期 τ_c 方法是在地震动卓越周期算法的基础上提出的一种改进方法, 计算公式如下:

$$\tau_c = \frac{2\pi}{\sqrt{r}}, \quad (2)$$

$$r = \frac{\int_0^{t_0} \dot{u}^2(t) dt}{\int_0^{t_0} u^2(t) dt}. \quad (3)$$

其中: $u(t)$ 为垂直分量位移; t 为时间; t_0 取为 3. τ_c 与地震事件震级 M 之间的经验关系如下:

$$M = A \lg \tau_c + B. \quad (4)$$

其中, A 和 B 为拟合参数.

式 (5) 为基于辽宁地区的小地震数据拟合得到的 τ_c 与震级 M 之间的关系:

$$M_{\text{小地震}} = 2.2 \lg \tau_c + 4.97 \pm 0.21. \quad (5)$$

2) 峰值位移 P_d 方法. 峰值位移 P_d 是对地震数据采用高通滤波后, 记录 P 波初至后 3 s 时间内的峰值位移. P_d 与震源距离 R 以及地震事件震级 M 间的经验关系为

$$M = A \lg P_d + B \lg R + C. \quad (6)$$

为了让震级 M 作为唯一自变量, 在式 (6) 基础上进行震源距离校正, 将震源距离统一校正到常用的 1 km, 根据式 (7) 建立 P_d 与震级 M 的经验关系:

$$M = A \lg P_d + B. \quad (7)$$

式 (8) 为基于辽宁地区的小地震数据拟合得到的 P_d 与震级 M 之间的关系:

$$M_{\text{小地震}} = 0.89 \lg P_d + 3.96 \pm 0.20. \quad (8)$$

3 仿真实验

3.1 基于 CNN 的震级区段估算

1) 单台测试结果. 由于地震台站记录的波形是三分量形式 (包括 1 个纵向分量和 2 个横向分量), 而本文使用单分量波形作为震级分段估算模型的输入. 因此, 在得到单台站单分量波形的震级区段估算结果后, 需进一步采用多数表决规则来对 3 个分量的震级区段估算结果进行整合, 以此作为该台站的结果. 对于测试集中 25 个大地震单台记录, 本文正确估算了全部单台记录的震级区段. 对于测试集中 1 661 个小地震单台

记录,正确估算了 1 628 个,单台准确率为 98.04%.

2) 地震事件测试结果. 本文进一步分析 1 个地震事件所有震中距离小于 100 km 的台站(近台)波形记录的估算结果,即针对该地震事件的多个近台估算结果进行多数表决以获得该事件的结果. 当估算结果为大地震的台站数与估算结果为小地震的台站数相等时,本文以最近台站的震级估算结果为准. 测试集中共有 7 个大地震事件和 665 个小地震事件,本文正确估算了全部大地震事件的震级区段,错误估算了 14 个小地震事件的震级区段. 错误估算的小地震事件中,8 个地震事件震级大于 4,由于仅关注近台的震级区段估算情况,而近台记录的地震波蕴含的能量较强,因此出现将其误判为大地震的情况. 其余 6 个地震事件震级在 3~4 且仅有 1 个近台记录,受到台站参数和仪器响应更新不及时的影响导致震级区段估算结果出现偏差.

3) 训练集划分不确定响应的影响. 设计基于 CNN 的震级区段估算模型时,本文将训练集中 $4.5 \leq M_L \leq 5.2$ 的地震波形视为不确定响应以提供分类边界信息. 为验证划分不确定响应的有效性,表 3 所示为以划分不确定响应为变量进行的对比实验结果. 对于 2~3 级的地震记录,不论有无划分不确定响应,误判台站数均为 1;对于 3~5 级的地震记录,划分不确定响应减少了误判台站的数量;对于 5 级以上的地震记录,误判台站数均为 0. 各震级区段的对比结果进一步说明划分不确定响应可以提高分段阈值附近的单台准确率.

表 3 训练集有无划分不确定响应的误判台站数
Table 3 Number of misclassified stations of training set with or without unsure responses partition

不同震级区段	划分 不确定响应	无划分 不确定响应
2~3 级	1	1
3~4 级	19	20
4~5 级	13	14
5 级以上	0	0

4) 堆叠特征提取模块数量的影响. 本文以 1 个卷积层、1 个最大池化层和 1 个 1×1 卷积层作为一个特征提取模块并以此为基础进行模型结构的设计,表 4 为模型包含不同特征提取模块数量时测试集的单台准确率情况. 通过实验对比可知,5 个特征提取模块串联的模型识别效果最优.

表 4 模型包含不同特征提取模块数量的对比实验
Table 4 Comparisons of different block numbers in model

Block 数量	1	2	3	4	5	6
准确率/%	95.61	97.86	97.69	97.75	98.04	96.92

5) 输入波形时长的影响. 地震预警是争分夺秒的业务,每一秒对于预警结果都很宝贵,判断用时过长,造成宝贵的时间资源浪费;若输入的波形数据时间长度不足,则很难获得效果良好且稳定的估算结果. 为找到合理的波形数据长度,分别利用 4 个不同长度的地震波形数据(P 波初至后 2~5 s 时间的波形)训练震级区段估算模型. 结果如表 5 所示,3 s 时间的波形输入较 2 s 时间的波形输入的准确率提高了近 1%,较 4 s 时间的波形输入的准确率降低了 0.83%. 5 s 时间的波形输入的准确率提高了 1.31%,但其时间成本变高,及时性差. 因此,本文综合考虑准确性以及及时性,最终选择 3 s 时间的波形为模型输入来估算震级区段.

表 5 不同时长波形作为模型输入的震级区段划分结果
Table 5 Magnitude segmentation results for waveforms of different durations used as model input

P 波初至后时间/s	2	3	4	5
准确率/%	97.09	98.04	98.87	99.35

6) 漏报率对比分析. 为了进一步说明本文所提预警震级分段估算方法的有效性,以 ConvNetQuake_INGV^[18]和 MagNet^[19]两种震级估算方法作为对比. 若将 $M_L=5.0$ 以上地震数据的震级分段估算为 $M_L=5.0$ 以下,即为漏报. 如表 6 所示,对于 25 个大地震三分量波形数据,ConvNetQuake_INGV 方法的漏报率为 32%,MagNet 方法的漏报率为 52%. 而本文方法准确估算了大地震事件波形,未发生漏报. 对比方法漏报率高的原因主要是大地震数据量少,估算震级时模型倾向于学习数据量多的小地震样本导致大地震震级估算结果较差. 而本文考虑到了大地震波形与小地震波形间的差异,直接估算震级区段,对大地震直接预警,有效减少了大地震的漏报率.

表 6 不同方法对比结果
Table 6 Comparisons of different methods

方法	漏报台站数量	漏报率/%
ConvNetQuake_INGV	8	32
MagNet	13	52
本文方法	0	0

3.2 基于震级估算参数的小地震震级关系拟合

式(5)和式(8)为基于中国地震台网中心提供的2009—2017年辽宁地区的小地震波形数据得到的 τ_c 和 P_d 参数与地震震级间的统计关系.为验证所得统计关系的可靠性,使用2018—2019年辽宁地区的真实震例进行分析.同时,为了说明本文提出的震级分段估算方法的优越性,基于辽宁地区2009—2017年所有地震数据计算震级估算参数并拟合震级关系(后文记为所有地震震级关系)作为对比.

1) 特征周期 τ_c 参数.图4a所示为基于 τ_c 参数拟合得到的小地震震级关系,其平均绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE)分别为0.20和0.21.图4b为基于 τ_c 参数拟合得到的所有地震震级关系,其MAE和RMSE分别为0.79和0.62.由于大地震数据量较少,利用 τ_c 参数无法准确估算大地震的震级,又会受其影响降低小地震震级估算的准确性.因此,仅针对小地震数据进行震级关系拟合所得的统计关系,较所有地震震级关系的MAE和RMSE均有大幅降低.

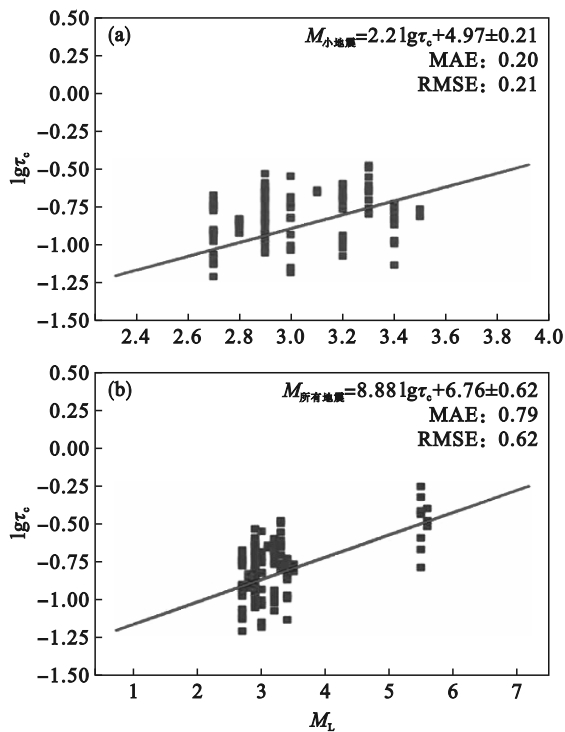


图4 τ_c 参数与地震震级间的统计关系

Fig. 4 The statistic relationships between τ_c and magnitude

(a)—小地震震级关系;(b)—所有地震震级关系.

2) 峰值位移 P_d 参数.图5a所示为基于 P_d 参数拟合得到的小地震震级关系,其MAE和RMSE分别为0.31和0.20.图5b为基于 P_d 参数拟合得到

的所有地震震级关系,其MAE和RMSE分别为0.52和0.42.同 τ_c 参数情况类似,仅针对小地震数据进行震级关系拟合得到的统计关系,较所有地震震级关系的MAE和RMSE均有大幅降低.

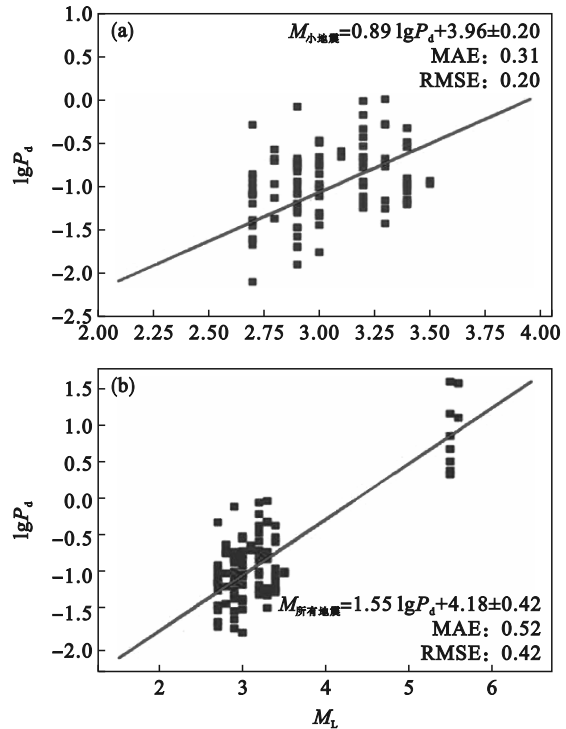


图5 P_d 参数与地震震级间的统计关系

Fig. 5 The statistic relationships between P_d and magnitude

(a)—小地震震级关系;(b)—所有地震震级关系.

综上,由于震级估算参数的本质是根据波形数据计算参数拟合其与震级的统计关系,因此对数据分布较为敏感.利用震级估算参数拟合所有地震震级关系时,由于大地震数据量过少,无法较为准确地估算大地震震级,同时还会受大地震数据影响降低小地震震级的估算精度.本文提出的预警震级分段估算方法参考地震应急救援标准将大地震与小地震进行区分,对大地震直接预警,不会延误救援时机;对小地震再进行具体震级的估算,从而获得更为精确的结果.

4 结 语

本文基于CNN提出了一种预警震级分段估算方法,首先通过P波初至后3 s时间的原始波形估算震级区段,针对大地震直接预警,针对小地震利用震级估算参数拟合震级关系进行具体震级的估算.其中,估算震级区段的分类模型通过加入不确定响应以学习分类边界信息,从而更准

确地估算震级区段.通过在真实数据集上的测试结果表明,震级区段估算模型的单台准确率可以达到98.04%.基于震级估算参数(τ_c 和 P_d)进行小地震震级估算较针对所有地震进行震级估算的MAE和RMSE均大幅降低.

本文提出的预警震级分段估算方法对减少大地震漏报以及准确估算小地震震级均有积极作用.本文基于地震预警参数估算小地震震级的适用范围相对较小,未来的研究工作中,计划考虑构建适于全国的震级估算模型.

参考文献:

- [1] Allen R M, Melgar D. Earthquake early warning: advances, scientific challenges, and societal needs [J]. *Annual Review of Earth and Planetary Sciences*, 2019, 47: 361–388.
- [2] Iaccarino A G, Picozzi M, Bindi D, et al. Onsite earthquake early warning: predictive models for acceleration response spectra considering site effects [J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 2020, 110 (3): 1289–1304.
- [3] Erdik M, Aydinoglu N, Fahjan Y, et al. Earthquake risk assessment for Istanbul metropolitan area [J]. *Earthquake Engineering and Engineering Vibration*, 2003, 2(1): 1–23.
- [4] Kohler M D, Cochran E S, Given D, et al. Earthquake early warning ShakeAlert system: west coast wide production prototype [J]. *Seismological Research Letters*, 2018, 89(1): 99–107.
- [5] Chamoli B P, Kumar A, Chen D Y, et al. A prototype earthquake early warning system for northern India [J]. *Journal of Earthquake Engineering*, 2021, 25 (12): 2455–2473.
- [6] 李幼平,文进,杜亮,等.医学期刊发表地震相关文献的比较研究[J].中国循证医学杂志,2009,9(12):1252–1257. (Li You-ping, Wen Jin, Du Liang, et al. A comparative study on earthquake-related literature published in medical journals [J]. *Chinese Journal of Evidence-Based Medicine*, 2009, 9(12): 1252–1257.)
- [7] Chin T L, Huang C Y, Shen S H, et al. Learn to detect: improving the accuracy of earthquake detection [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57 (11): 8867–8878.
- [8] Kanamori H. Real-time seismology and earthquake damage mitigation [J]. *Annual Review of Earth and Planetary Sciences*, 2005, 33: 195–214.
- [9] Wu Y M, Kanamori H. Experiment on an onsite early warning method for the Taiwan early warning system [J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 2005, 95 (1): 347–353.
- [10] Talebi A, Fard R A, Rahimi H, et al. Estimation of τ_c , τ_{cmax} and P_d , earthquake early warning parameters, for Northwest of Iran [J]. *Pure and Applied Geophysics*, 2022, 179 (3): 935–948.
- [11] Chiang Y J, Chin T L, Chen D Y. Neural network-based strong motion prediction for on-site earthquake early warning [J]. *Sensors*, 2022, 22(3): 704–715.
- [12] Perol T, Gharbi M, Denolle M. Convolutional neural network for earthquake detection and location [J]. *Science Advances*, 2018, 4(2): e1700578.
- [13] 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.
- [14] 任涛,林梦楠,陈宏峰,等.基于Bagging集成学习算法的地震事件性质识别分类[J].地球物理学报,2019,62(1):383–392. (Ren Tao, Lin Meng-nan, Chen Hong-feng, et al. Seismic event classification based on bagging ensemble learning algorithm [J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2019, 62(1): 383–392.)
- [15] Bueno A, Benitez C, De Angelis S, et al. Volcano-seismic transfer learning and uncertainty quantification with bayesian neural networks [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 58(2): 892–902.
- [16] Liu X L, Ren T, Chen H F, et al. Classification of tectonic and non-tectonic seismicity based on convolutional neural network [J]. *Geophysical Journal International*, 2020, 224(1): 191–198.
- [17] Ren T, Wang P Y, Lin M N, et al. Classification of tectonic and nontectonic earthquakes by an integrated learning algorithm [J]. *Pure and Applied Geophysics*, 2020, 177(1): 455–467.
- [18] Lomax A, Michelini A, Jozinovic D. An investigation of rapid earthquake characterization using single-station waveforms and a convolutional neural network [J]. *Seismological Research Letters: A*, 2019, 90(2): 517–529.
- [19] Mousavi S M, Beroza G C. A machine-learning approach for earthquake magnitude estimation [J]. *Geophysical Research Letters*, 2020, 47(1): e2019GL085976.
- [20] 林彬华,金星,康兰池,等.基于卷积神经网络的地震震级测定研究[J].地球物理学报,2021,64(10):3600–3611. (Lin Bin-hua, Jin Xing, Kang Lan-chi, et al. The research of earthquake magnitude determination based on convolutional neural networks [J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2021, 64 (10): 3600–3611.)