

# 基于 CNN-LSTM 串联神经网络的高铁地震震级智能估算方法

王侔<sup>1</sup> 张欣伟<sup>2</sup>

1. 广深铁路股份有限公司广州工务段, 中国·广东 广州 510000

2. 中科(湖南)先进轨道交通研究院有限公司, 中国·湖南 株洲 412000

**摘要:** 地震发生后对震级的精准估算是地震预警系统中最为重要的一环, 基于经验系数来估算震级的  $P_d$  传统经验系数方法准确性较低。近年来, 随着人工智能技术的快速发展, 通过模型训练能够从海量数据中提取重要特征的深度学习技术被广泛应用工程监测预警中, 论文通过构建卷积-长短期递归神经网络模型, 研究建立了一种基于深度学习的地震震级智能估算模型。在此基础上, 选用日本 K-NET 台网 2022 年全年的强震动地震记录, 选取 P 波到达后 3 秒地震数据为输入信息对卷积-长短期递归神经网络模型进行训练和效果评估。结果表明, 在相同时长 P 波信息(3 秒)的前提下, 地震震级智能估算模型具有误差值小, 离散度低的优势。震级估算的精度有较大提升, 能够大幅度提升我国高速铁路地震监测预警的准确性。

**关键词:** 地震预警; 震级估算; 深度学习; 卷积神经网络; 递归神经网络

## Intelligent High Iron Seismic Magnitude Estimation Method based on CNN-LSTM Tandem Neural Network

Jikun Wang<sup>1</sup> Xinwei Zhang<sup>2</sup>

1. Guangzhou-Shenzhen Railway Corporation Limited, Guangzhou Works Section, Guangzhou, Guangdong, 510000, China

2. Zhongke (Hunan) Advanced Rail Transit Research Institute Co., Ltd., Zhuzhou, Hunan, 412000, China

**Abstract:** The accurate estimation of the magnitude after an earthquake is the most important link in the earthquake early warning system. The traditional empirical coefficient method of  $P_d$  magnitude estimation based on the empirical coefficient has low accuracy. In recent years, with the rapid development of artificial intelligence technology, through the model training can extract important features from huge amounts of data of deep learning technology is widely used in engineering monitoring and early warning, this paper through the convolution-length of recursive series neural network model, research established a kind of earthquake magnitude intelligent estimation model based on deep learning. On this basis, the strong motion ground motion record of Japanese K-NET network in 2022 was selected, and the seismic data of 3 seconds after the arrival of P wave was selected as the input information to train and evaluate the convolution-long-time recursive series neural network model. The results show that on the same duration of P wave information (3 seconds), the seismic magnitude intelligent estimation model has the advantage of small error value and low dispersion. The accuracy of magnitude estimation has been greatly improved, which can greatly improve the accuracy of earthquake monitoring and early warning of high-speed railway in China.

**Keywords:** earthquake early warning; magnitude estimation; deep learning; convolutional neural network; recursive neural network

## 0 前言

地震是一种小概率发生但是破坏性极强的自然灾害, 正在运行中的高铁遇到突发的地震灾难很可能会发生脱轨的潜在危险。地震的发生往往会造成大面积人员伤亡以及财产损失。2008 年的 5 月 12 日发生的汶川地震总破坏面积约 50 万平方千米, 受灾人口约 4625 万人。地震发生后进行准确的预报, 就能保护民众, 减少经济损失<sup>[1-2]</sup>, 于是构建地震预警系统也就成为防灾减灾中的重要一环。

在地震发生时, P 波和 S 波从震源位置开始向外扩散。

P 波的传播速度要稍快于 S 波, P 波的平均振幅也要远小于 S 波同时 P 波造成的伤害也远远小于 S 波。也就是说, 当 S 波到达前, 通过提前获取到的 P 波信息, 快速反演出震级和震中位置并发出预警信息, 就可以为正在运行中的高速铁路列车提供宝贵的时间差以做出应急处置措施, 从而减小地震引发的灾害, 尽最大可能地保护人们的生命财产安全<sup>[3]</sup>。传统的地震预警震级估算方法主要包括周期法及振幅参数法, 周期法主要包括最大卓越周期  $\tau_{\max}^p$  法<sup>[4]</sup>、平均卓越周期  $\tau_c$  法<sup>[5]</sup>等, 振幅参数法主要包括  $P_d$  法、CAV<sup>[6]</sup>法等。Wu 等人<sup>[7]</sup>利用地震触发后 3 秒的峰值位移  $P_d$  测定与幅值相关

的系数,提出经验公式,将峰值位移与地震震级之间建立线性关系。上述目前使用的传统震“小震低估”的现象,在震级估算精准度方面还有待进一步改善。

随着计算机技术的不断发展,深度学习技术在各行各业都发挥了更加重要的作用,深度学习有着强大的信息处理能力,目前已经有很多学者将深度学习技术与地震预警系统联系在一起,构建了不同的深度学习模型。相应的震级估算算法在国内也有许多研究<sup>[8]</sup>。这些证明了,通过深度学习建立模型能够提升估算震级的准确性和时效性。

基于此,论文将利用 P 波波形数据,研究构建卷积-长短时间递归串联神经网络模型,选取日本 K-NET 台网 2022 年全年的强震动地震动记录 P 波到达后 3 秒地震数据作为输入信息对卷积-长短时间递归串联神经网络模型进行训练和效果评估,进而建立基于深度学习的地震震级智能估算模型,并与传统震级估算方法  $P_d$  法进行对比分析。

## 1 数据集

论文所选用数据均来自日本 K-NET 台网,从日本防灾科学技术研究所数据库中<sup>[9]</sup>选取得到强震波形数据。数据采样频率为 100Hz。本次测试共收集了从 2022 年 1 月 1 日到 2022 年 12 月 31 日期间的地震动数据。筛选原则如下:①震级介于  $M_s 4.0 \sim M_s 7.4$ 。②保证地震波 P 波至少有 3s 记录时间,地震预警系统的核心在于时效性及准确性,在 P 波震相到达后,需要预警系统快速反应出准确震级并向外发送信息。根据国内外研究表明,P 波初到后时间窗口在 0~3s 的地震波携带有较为精准的地震动信息,选取 P 波到时 0~3s 的时间窗口同时保证了发送时间快,准确度高要求。③震中经度范围为  $135^\circ E \sim 140^\circ E$ ,震中纬度范围为  $35^\circ N \sim 39^\circ N$ 。筛选后,为保证数据的质量以及使用要求,对下载的记录进行了预处理。

在进行神经网络训练之前,应对上述信息进行预处理,得出最终需要的数据条目再进行模型训练。筛选过程如下:①采用高淑芳提出的长短时平均(STA/LTA)对 P 波进行自动拾取<sup>[9]</sup>,获取地震波 UD 方向的到达时间  $i$ 。②核对拾取后的信息人工筛选出 P 波异常信息。③对 UD、EW、NS 方向地震波选取  $(i-299)$  至  $(i+300)$  共计 600 个采样点形成共计 6s 的时程曲线,形成  $600 \times 3$  的初始数据集。④将全部数据按照 2 : 1 的比例分为训练集和测试集。训练集用于模型训练,测试集用于输出模型结果。经过上述数据处理后共收集到 156 次地震总计 16698 条三分向地震动数据。其中训练集数据 11132 条,测试集数据 5566 条。

## 2 模型

本研究构建的卷积-长短时间递归串联神经网络模型由输入层,卷积层,池化层,LSTM 层,全连接层和输出层构成。模型结构示意图如图 1 所示。输入区设置在卷积池化层前,加速度垂直分量信息(3s)作为输入区的输入数据,

输入层大小设置为  $600 \times 3$ 。

输入层后连接三层卷积池化层,三层卷积层的滤波器尺寸统一取 3,滤波器移动步长取 1。每层卷积层后跟同参数池化层进行数据采样,选用最大池化(MaxPooling)操作进行采样,池化滤波器尺寸与移动步长均取为 3。

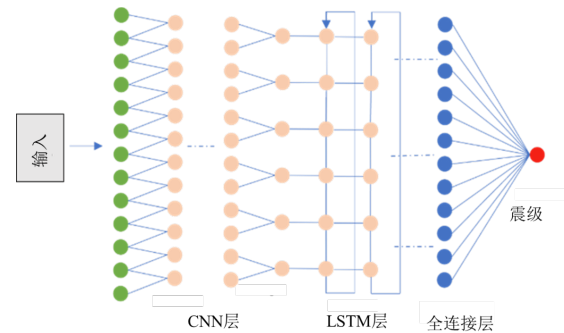


图 1 模型结构示意图

## 3 测试结果

传统震级估算的  $P_d$  法是通过台站测定的固定时间窗口的 P 波峰值位移和台站的真实震中距之间建立线性关系如式(1)、式(2)所示:

$$P_d = \max_{0 \leq t \leq t_0} |u(t)| \quad (1)$$

$$\log(P_d) = A + B \times M + C \log(R) \quad (2)$$

式中,  $u(t)$  是竖向位移记录值,  $R$  为震中距,  $M$  为震级,  $A, B, C$  是待定回归系数,回归系数通过地震动信息,震中距等参数通过回归分析得到。

使用处理后的数据集对卷积-长短时间递归串联神经网络模型进行测试,测试后利用得到的估算震级与传统  $P_d$  法的估算震级进行比较。地震波到达 3s 时不同震级和不同估算方法的效果如图 2 所示,图中的散点表示每条震级记录估算误差,图中黑色直线为 1 : 1 回归线,表示估算震级与真实震级符合。红色点划线包裹下的数据代表的是震级估算误差范围在  $\pm 0.5$  以内的点,红色虚线包裹下的数据代表震级估算误差在  $\pm 1$  以内的点。将震级误差在  $\pm 0.5$  定义为精确范围,在  $\pm 1$  定义为估算准确范围。

根据结果,论文模型及  $P_d$  法的平均估算误差分别为 0.30、0.83,  $P_d$  法估算震级的误差几乎是论文模型误差的三倍,标准差分别为 0.44、0.90。综上所述论文模型的震级估算效果优于  $P_d$  法。根据结果显示,论文模型估算得到的震级比  $P_d$  法估算震级更明显的集中在 1:1 回归线附近。统计数据后得出,论文模型估算结果有 900 条数据位于真实震级  $\pm 0.5$  个震级范围之外,共有 4666 条震级数据分布区间在  $[-0.5, 0.5]$  震级范围内。而从  $P_d$  法震级估算结果中,估算震级分布在  $[-0.5, 0.5]$  震级范围内的仅有 1636 条数据。从图 2 中清楚的观察到震级从 4 级到 5 级区间内的数据大多数均高估出真实震级,而大于 6 级的地震震级低估明显,出现了明显的“小震高估”和“大震饱和”现象。

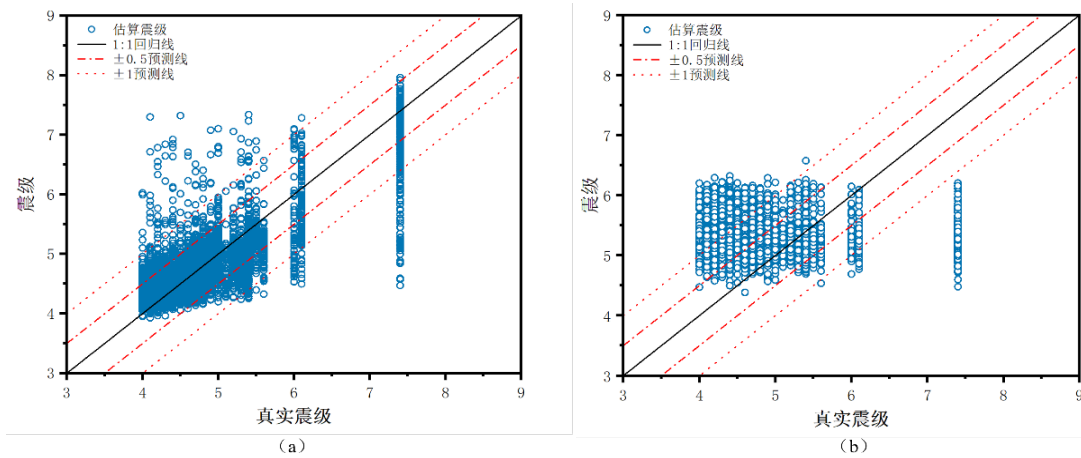


图 2 0~3s 时窗下 CNN-LSTM 模型 (a) 与  $P_d$  (b) 估算震级与真实震级比较

### 4 结论

论文以更准确估算震级为目的，选用日本 K-NET 台网 2022 年全年的强震动地震动记录 P 波到达后 3 秒地震数据为输入信息，研究构建了基于卷积 - 长短期递归神经网络的地震震级智能估算模型，得出以下结论：

①基于卷积 - 长短期递归神经网络的地震震级智能估算模型具有误差值小，离散度低的优势，能够大幅度提升我国高速铁路地震监测预警的准确性。

②论文模型估算震级的标准差为 0.44，而传统方法  $-P_d$  法估算震级的标准差为 0.90，准确性较好。当地震震级  $M_s < 6$  时，论文模型误差在  $\pm 1$  区间的准确率达到 98%，误差在  $\pm 0.5$  区间的准确率达到 87%，远高于  $P_d$  方法，基本解决了传统方法普遍存在的“小震高估”问题。

#### 参考文献：

[1] 李山有. 走近地震预警[J]. 防灾博览, 2018(2):14-23.  
 [2] 曾露, 田兵伟, 王墩. 地震预警服务进展及其国际比较[J]. 灾害学, 2022, 37(2):138-144.  
 [3] 胡安冬, 张海明. 机器学习在地震紧急预警系统震级预估中的应用[J]. 地球物理学报, 2020, 63(7):2617-2626.

[4] Allen R M, Kanamori H. The potential for earthquake early warning in southern California[J]. Science, 2003, 300(5620):786-789.  
 [5] Kanamori H. Real-time seismology and earthquake damage mitigation[J]. Annual Review of Earth and Planetary Sciences, 2005 (33):195-214.  
 [6] Içik H, Ozel O, Apaydin N, et al. A study on warning algorithms for Istanbul earthquake early warning system[J]. Geophysical Research Letters, 2009, 36(5):L00B05.  
 [7] Wu Y M, Zhao L. Magnitude estimation using the first three seconds P-wave amplitude in earthquake early warning[J]. Geophysical Research Letters, 2006, 33(16):L16312.  
 [8] Jindong Song, Jingbao Zhu, Shanyou Li. MEANet: Magnitude Estimation Via Physics-based Features Time Series, an Attention Mechanism, and Neural Networks[J]. Geophysics, 2023, 88(1): 33-43.  
 [9] 高淑芳, 李山有, 武东坡, 等. 一种改进的 STA/LTA 震相自动识别方法[J]. 世界地震工程, 2008(2):37-41.

作者简介：王佶琨(1990-), 男, 中国江西吉安人, 本科, 工程师, 从事铁路路基防洪工程管理研究。