

地震工程学报
China Earthquake Engineering Journal
ISSN 1000-0844, CN 62-1208/P

《地震工程学报》网络首发论文

题目：甘肃塌陷地震震相识别研究
作者：尹欣欣，蔡润，陈文凯，彭立顺，李少华
网络首发日期：2020-09-25
引用格式：尹欣欣，蔡润，陈文凯，彭立顺，李少华. 甘肃塌陷地震震相识别研究. 地震工程学报. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/62.1208.P.20200925.1643.062.html>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

甘肃塌陷地震震相识别研究

尹欣欣¹, 蔡润², 陈文凯¹, 彭立顺³, 李少华^{1*}

1 甘肃省地震局, 兰州, 730000

2 中冶成都勘察研究总院有限公司, 成都, 610063

3 广东省建筑科学研究院集团股份有限公司, 广州, 510500

摘要: 本文选取甘肃省测震台网测定的甘肃平凉地区塌陷地震、甘东南地区天然地震各 50 个, 同地区的 30 个地震事件为待测事件。选取近年来计算机领域里较先进的图像识别方法——卷积神经网络来识别两种地震事件类型, 设定波形通道总数的 80% 为地震事件分类阈值, 超过分类阈值的设定为“0”或“1”, 即可判定该待测事件为对应的事件类型。将地震事件作为原始图像, 提取图像中最具代表性特征点; 接着提取图像特征进入池化层, 池化层会对该图像特征点进行归类压缩, 提取最具代表性的图像特征, 最后输出识别图像。结果表明: 塌陷地震最终分类准确识别率为 86.7%, 天然地震准确识别率为 93.3%, 总识别率为 90%, 具有很高的识别率, 为今后平凉地区塌陷地震事件类别识别工作提供了可靠的参考价值。

关键词: 塌陷地震; 平凉地区; 卷积神经网络; 深度学习

Seismic phase identification of collapse in Gansu

Yin Xinxin¹ Cai Run² Chen Wenkai¹ Peng Lishun³ Li Shaohua^{1*}

1. Gansu Seismological Bureau, Lanzhou, 730000, China

2. Chengdu Surveying Geotechnical Research Institute Co Ltd. of MCC, Chengdu, 610063, China

3. Guangdong Provincial Academy of Building Research Group Company Limited, Guangzhou 510500, China

Abstract: Earthquake events can be divided into natural earthquakes and non-natural earthquakes according to their generating mechanism. Collapse earthquakes belong to the common earthquake events in non-natural earthquakes. In this paper, we use Gansu Seismological Network Earthquake Events. The earthquake cases are 50 collapse earthquakes in Pingliang area of Gansu Province and 50 natural earthquakes in southeastern Gansu Province, and 30 earthquake events to be measured in the same area. In recognition method, convolution neural network, an advanced image recognition method in computer field in recent years, is selected to identify two types of seismic events. 80% of the total number of waveform channels is set as the classification threshold of seismic events, that is, more than 80% of the waveform channels are "0" or "1", which determines that the event to be measured is the corresponding event type. Seismic events are taken as the original image to extract the most representative feature points in the image. Then the feature points are classified and compressed in the pooling layer after the feature points are extracted into the pooling layer, and the most representative image features are extracted. Finally, the recognition image is output. The final classification accuracy of corresponding collapse earthquakes is 86.7%, the natural earthquakes are 93.3% and the total recognition rate is 90%. The results show that the recognition rate is very good, which provides a reliable reference value for the future classification

基金项目: “十三五”国家重点研发计划项目(2017YFC1500906), 中国地震局地震预测研究所基本科研业务费专项(2019IESLZ07)。

作者简介: 尹欣欣, 男, 高级工程师, 研究方向为地震学、地震预报等。

通讯作者: 李少华, 男, 高级工程师, 研究方向为地震学、地壳速度结构等。E-mail: Lishaohua@gsdzj.gov.cn

of collapse earthquakes in Pingliang area.

Keywords: collapse earthquake;Pingliang area;Convolutional Neural Network;Deep learning

1 引言

地震事件可以根据其产生机理分为天然地震以及非天然地震两类，人工爆破以及塌陷地震属于非天然地震中较常见的地震事件^[1,2]。据甘肃省测震台网记录到的甘肃华亭地区塌陷地震^[3,4]，给我们的研究提供了一定量的数据基础。利用甘肃数字地震台网所纪录的地震观测资料，深入研究主要矿区塌陷地震发生的规律，不但可以减轻塌陷地震所引起的各种灾害及损失，为甘肃省防震减灾工作提供决策依据，同时还可以探索和建立一种适合甘肃地区能源开发、治理和保护的方案，建立健全矿山生态环境保护长效监管机制，保证甘肃地区经济社会健康发展，人与自然和谐相处。然而，塌陷地震与天然地震的波形具有较高的相似性，见图1，图a波形为典型天然地震事件，图b波形为典型的平凉塌陷地震事件，直观上看二者在频率周期以及能量分布上有一定差别，但实际上在日常工作中碰到的波形比图1展示的更为复杂，分析人员根据经验和波形特征进行识别要花费时间较多，缺乏时效性，因此亟需研究一种能够及时准确地识别天然地震与塌陷地震事件的方法，建立准确的事件目录，为快速开展塌陷灾害防治工作提供重要科技支撑，为地方经济发展、国土资源规划提供依据，对开展地震学研究等也具有重要意义。

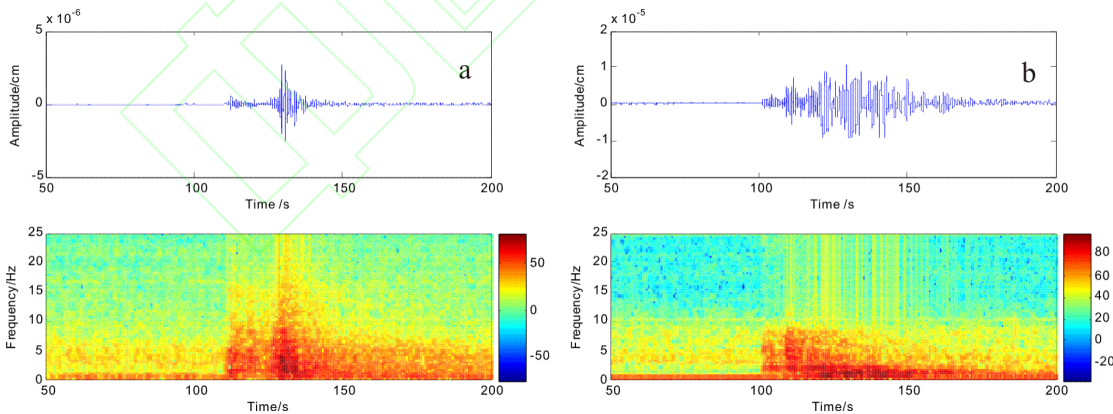


图 1 典型天然地震与典型塌陷地震事件波形能量特征对比

Fig.1 Comparison of Waveform and Energy Characteristics between
Typical Natural Earthquakes and Typical Collapse Earthquakes

现阶段对于地震与矿区或是岩溶塌陷事件识别的研究主要是基于地震波形特征来区分的，如林怀存等1990^[5]利用鲁中南台网所记录到的地震资料，从地震初动、波速、频率、振幅衰减以及Q值几个方面对构造地震和塌陷地震两类地震

进行了区分；毛世榕等2018^[6]以近年来广西地震台网中心记录的天然地震和岩溶塌陷为例，尝试利用基于小波包的分形和径向基函数神经网络技术对这两类事件的波形进行识别，结果表明，基于小波包分形与神经网络相结合的事件识别方法对天然地震和岩溶塌陷事件的识别率高达89.5%，可作为识别天然地震与岩溶塌陷的一个有效方法；陈润航等2018^[7]从震源波形中提取梅尔频率倒谱系数(MFCC)图，然后采用卷积神经网络(CNN)进行地震波形信号的震源类型—天然地震和爆破事件—分类识别，最终得到了97.1%的正确识别率。从上述方法中不难看出卷积神经网络方法识别率较高，卷积神经网络方法是计算机模式识别领域很常见的图像识别方法，本文尝试利用该方法直接以地震波形作为研究数据来识别塌陷波形，直接利用波形进行计算可以使实时地震监测中非天然地震的识别更高效。

2 方法介绍

2.1 卷积神经网络

卷积神经网络（Convolutional Neural Networks, CNN）是一类包含卷积计算且具有深度结构的前馈神经网络（Feedforward Neural Networks），是深度学习（deep learning）的代表算法之一。对卷积神经网络的研究始于二十世纪80至90年代，时间延迟网络和LeNet-5是最早出现的卷积神经网络算法；在二十一世纪后，随着深度学习理论的提出和数值计算设备的改进，卷积神经网络得到了快速发展，并被大量应用于计算机视觉、自然语言处理等领域。卷积神经网络长期以来是图像识别领域的核心算法之一，并在大量学习数据时有稳定的表现。通常，一个卷积网络架构由多个阶段组成，前几个阶段包含有卷积层和池化层。图2为基本的卷积神经网络结构图。

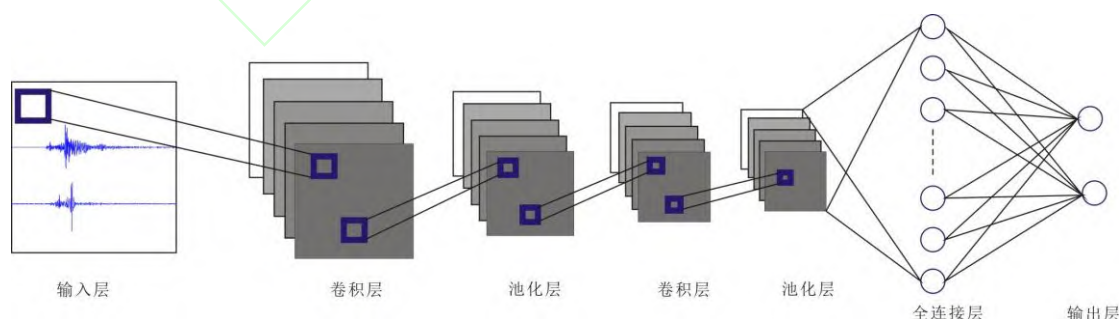


图 2 卷积神经网络结构图

Fig.2 Structural Diagram of Convolutional Neural Network

在卷积层中，主要是使用可学习的卷积核与上一层输出的特征图进行卷积运算，然后通过一个激活函数传递给下一层。卷积层中各输出特征图的(Perol T

et.,at, 2016)^[8]计算公式为

$$X_j^t = h(\sum_{r \in M_j} X_r^{t-1} \times \omega_{rj}^t + b_j^t)$$

式中, M_j 表示输入的特征图子集, t 表示对应的层数, x_j^t 表示第 t 层的第 j 个输出特征图, 每一个输出特征图对应一个偏置 b , ω 表示卷积核, h 表示激活函数。

池化层也称降采样层, 计算某一位置相邻域的统计特征作为输出。降采样层实质是对输入的特征图进行降采样操作, 例如最大池化函数给出相邻矩形区域内的最大值。降采样层的各输出特征图的计算公式为

$$X_j^t = h(\beta_j^t \text{down}(X_r^{t-1}) + b_j^t)$$

式中 x_j^t 表示第 t 层的第 j 个输出特征图, $\text{down}(X_r^{t-1})$ 表示降采样函数, 每一个输出特征图对应一个权重系数 β 和偏置 b , h 表示激活函数。

2.2 代价函数

预测值与真实值之间总是会存在误差的, 而反向传播就是通过计算这些误差, 进而更新各层的权值, 使得实际的网络输出更加准确。如使用交叉熵作为代价函数, 计算公式为

$$E_y(a) = - \sum_c^{n_{class}} y_c \log(a_c)$$

式中 y 表示目标向量, a 表示输出向量, n_{class} 表示类别数, 需要强调的是 a 为卷积神经网络最后一层的输出向量经过Softmax函数计算后得到的向量。

3 数据处理与结果

3.1 数据选取

本文研究数据选取甘肃测震台网监测到的甘东南地区 $34^\circ - 37^\circ \text{ N}$, $104^\circ - 107^\circ \text{ E}$ 范围内的100个地震事件, 其空间分布见图3。该地区是甘肃地区内地震频发的区域, 其中包括典型天然地震事件与塌陷地震事件各50个, 图中绿色圆圈代表的天然地震事件, 红色圆圈代表的塌陷地震事件, 事件波形记录台站平均10个左右, 每个台站具有3个通道, 即天然地震事件与塌陷地震事件样本数据各为1500条, 总样本数为3000。塌陷地震选取甘肃华亭地区 $M_L 1.0$ 级以上地震事件, 天然地震事件选取该地区附近地震事件, 为使两者在计算机进行深度学习时迭代

次数接近，故选取同样数量级的样本数据。波形数据选取，P波到时前10s到最大面波振幅出现后1分钟内。为消除噪声对信号的干扰，本研究所有数据均采用数字滤波器滤除频率低于1 Hz的信号。待测数据为天然地震事件与塌陷地震事件各15个，为保持统一性，同样采用数字滤波器滤除频率低于1 Hz的信号。

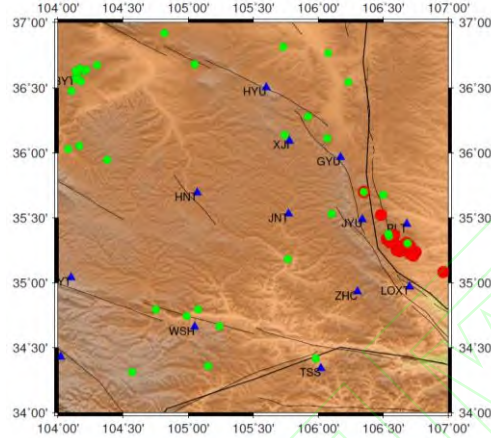


图 3 样本地震事件分布图

Fig.3 Sample Seismic Event Distribution Map

3.2 卷积网络框架

卷积网络框架中各层采用的激活函数为ReLU函数，使用交叉熵作为卷积网络的损失函数，Adam算法(Kingrma and Ba, 2014)^[9]作为优化方法。网络输出为二维的浮点型向量，通过Softmax函数计算后，将该二维向量中的最大值置为1，最小值置为0，将震源波形特征对应的输出向量与该震源波形的标签进行比较，如果相同，则认为是识别正确，否则认为是识别错误。为了确定卷积网络各卷积层和其对应输出特征图的最优个数，在实验中，使用多种结构的卷积网络进行测试，结果表明：卷积层为8层，池化层为7层，经过各卷积层后最终输出特征图个数为128，且卷积网络的平均识别率较好。如图4所示，为本文所采用的卷积神经网络结构示意图。

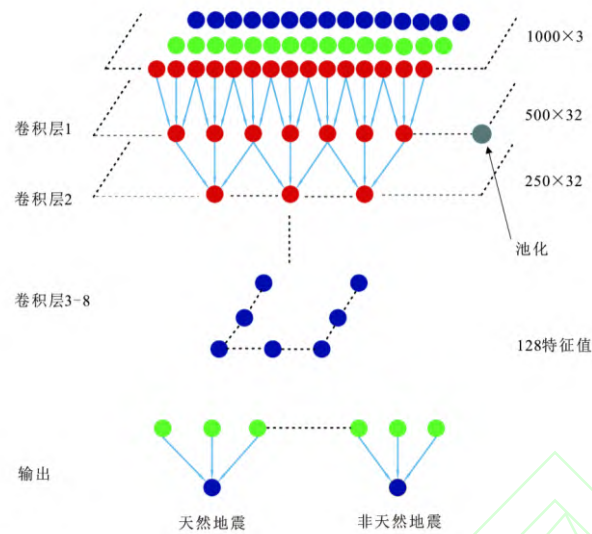


图 4 卷积神经网络结构图

Fig.4 ConvNetQuake architecture

具体过程为：首先从样本地震事件中挑选有效波形并进行预处理操作，该过程中为两种事件类型的各波形分量添加标签(塌陷地震用0表示，天然地震用1表示)。之后使用卷积神经网络进行训练，得到一个天然地震事件震动波形与塌陷事件震动波形分类器。对测试事件采取同样的预处理操作后再利用训练好的波形分类器对测试数据逐个以波形通道为单元进行分类识别，设定波形通道总数80%为地震事件分类阈值，即超过80%的波形通道为“0”或“1”即判定该待测事件为对应的事件类型。

3.3 识别结果

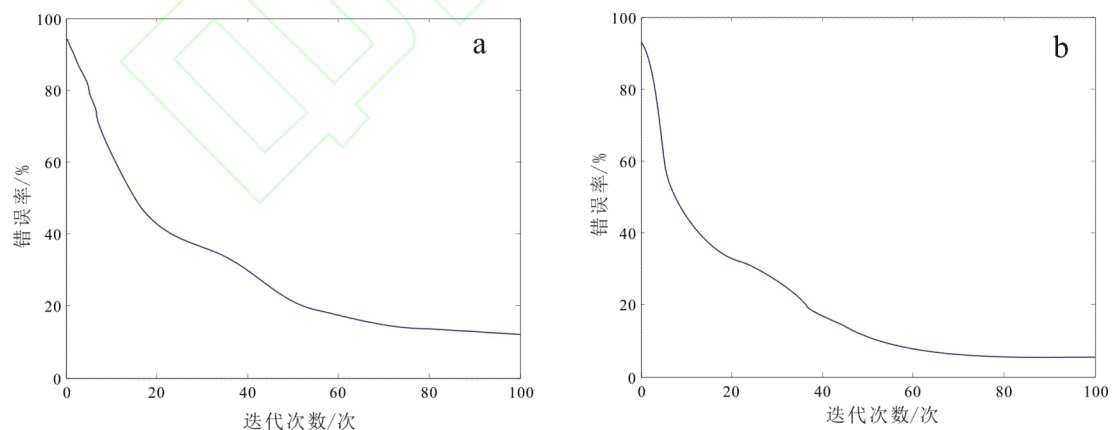


图 5 两类地震事件识别错误率

Fig.5 Error Rate of Recognition of Two Kinds of Earthquake Events

如图5所示，最大迭代次数设为100，图a为塌陷地震识别结果，图b为天然地震识别结果，根据波形通道总数80%为地震事件分类阈值得到最终准确识别地震

个数分别为塌陷地震13个，天然地震为14个，即对应的最终分类准确识别率为86.7%，准确识别率为93.3%。具体分量识别详细结果见表1。

表1 识别结果

Table1 recognition result					
事件类别	地震个数	波形总分量	单分量识别率	准确识别地震个数	分类识别准确率/%
塌陷地震	15	447	321	13	86.7%
天然地震	15	456	342	14	93.3%
总识别率					90%

4 结 论

卷积神经网络在图像识别上具有明显的优势，本文为了区分天然地震和塌陷地震，将地震事件作为原始图像，然后对输入图像进行初始化，卷积层的卷积核对初始化的图像进行卷积，提取图像中最具代表性特征点；接着提取图像特征进入池化层后池化层会对图像特征点进行归类压缩，提取最具代表性的图像特征，最终经过8层卷积过程最终得到128个特征值从而对图像进行识别，最后输出识别图像。对应的塌陷地震最终分类准确识别率为86.7%，天然地震准确识别率为93.3%，总识别率为90%，具有很好的识别率，为今后平凉地区塌陷地震事件类别识别工作提供了可靠的参考价值。

在地震事件分类阈值设定过程中是个值得注意的问题，阈值太高，会降低识别率，阈值过低又将导致结果准确度不可靠，本文靠多年震相分析积累结果设定的阈值还将在今后研究中进一步验证，另外，区域地质背景以及传播路径等方面差异会造成地震记录波形特征不同。因此，本研究获得的指标仅是在甘肃华亭地区地震类型识别中具有一定参考价值，不一定适用于其它地区。本文研究样本为已知类型事件，今后将收集更多的事件样本，进行更广泛的识别训练和研究，不断地完善和验证判定指标的普适性。

参考文献：

[1] 陈亮,陈丽芳,刘保相.一种神经网络改进小波的地震数据随机噪声去除方法[J].地震工程学报,2019,41(2):476-481. CHEN Liang,CHEN Lifang,LIU Baoxiang.A Method for Random Noise Elimination from Seismic Data Based onthe Neural Network-improved Wavelet Transform[J].China Earthquake Engineering Journal,2019,41(2):476-481.

[2] 赵刚,黄汉明,卢欣欣,郭世豪,柴慧敏.基于 BP-Adaboost 方法的天然地震和人工爆炸事件波形信号分类识别研究[J].地震工程学报,2017,39(3):557-563. ZHAO Gang,HUANG Han-ming,LU Xin-xin,GUO Shi-hao,CHAI Hui-min.Research on the Classification of Seismic Wave Signals of Earthquakes and Explosion Events Based on BP-Adaboost[J].China Earthquake Engineering

Journal,2017,39(3):557-563.

[3] 陈继锋.甘肃华亭地区矿震记录特征分析[J].西北地震学报,2010,32(01):92-94.

Chen Jifeng. Analysis on Characteristics of Mine Seismic Record in Huating Area of Gansu Province [J].Journal of Northwest Earthquake ,2010,32(01):92-94.

[4] 张辉,赵凌云,刘小凤.平凉华亭地区地震活动特征分析[J].高原地震,2006(04):9-16.

Zhang Hui, Zhao Lingyun, Liu Xiaofeng. Characteristic Analysis of Seismic Activity in Pingliang Huating Area [J].] Plateau Earthquake ,2006(04):9-16.

[5] 林怀存, 王保平, 刘洪瑞,等. 构造地震与塌陷地震对比研究[J]. 地震学报, 1990(4):448-455.

Lin Huaicun, Wang baoping, Liu Hongrui, et al. COMPARATIVE RESEARCH ON TECTONIC EARTHQUAKE AND SUBSIDENCE EARTHQUAKE[J]. Acta seismologica sinica, 1990(4):448-455.

[6] 毛世榕, 管振德, 阎春恒. 基于小波包分形和神经网络的地震与岩溶塌陷识别[J]. 地震学报, 2018, 40 (2): 195—204.

Mao S R, Guan Z D, Yan C H.A technique for earthquake and karst collapse recognition based On wave let packet fractal and neuralnetwork. Acta Seism ologica Sinica, 2018, 40 (2): 195—204.

[7] 陈润航, 黄汉明, 柴慧敏. 2018. 地震和爆破事件源波形信号的卷积神经网络分类研究. 地球物理学进展, 33 (4): 1331. 1338

CHENRun—hang, HUANGHan—ming, CHAIHui—min. 2018. Study on the discrimination of seismic waveform signals between earthquake and explosion events by convolutional neural network. Progress in Geophysics (in Chinese), 33(4): 1331-1338

[8] T. Perol, M. Gharbi, M. Denolle, Convolutional neural network for earthquake detection and location. Sci. Adv. 4, e1700578 (2018).

[9] Kingma D P. BaJ. 2014. Adam: A method for stochastic optimization[J]. arXiv: 1412. 6980.