

• 土木工程 •

DOI:10.12454/j.jsuese.202400554



本刊网刊

基于卷积神经网络的混凝土材料声发射定位模型

邓永东¹,周靖人^{1*},卢祥¹,陈建康^{1,2}

(1. 四川大学水利水电学院, 四川 成都 610065; 2. 四川大学山区河流保护与治理全国重点实验室, 四川 成都 610065)

摘要: 水工混凝土因开裂等破坏将伴随产生声发射现象, 根据声发射信号快速准确地定位损伤源位置, 对实时监控水工建筑物的健康状态具有重要意义。传统的声发射定位方法受迭代初值和迭代方法的影响较大, 而深度学习的发展为声发射定位提供了新思路。本文将传感器 3 维坐标和传播时差作为输入, 声发射源 3 维坐标位置作为输出, 构建一种基于卷积神经网络的声发射定位模型。试验结果表明: 针对 8 个传感器的情况, 最佳卷积层数为 4, 最佳卷积核大小为 3×1; 定位模型的均方根误差、平均绝对误差、平均绝对百分比误差均较低, 而决定系数均较大且接近于 1.000 0, 构建的定位模型表现出较好的定位效率和定位精度, 定位模型在深度方向上的定位精度高于水平方向; 相比于传统的迭代方法, 构建的模型不受迭代初值和迭代方法的影响, 定位效率稳定, 在处理大量定位任务时具有明显的高效率优势, 且定位误差降低了约 5%, 适用性强, 可为基于无损检测的损伤演化预警提供参考。

关键词: 声发射; 定位方法; 卷积神经网络; 损伤检测

中图分类号: TV41

文献标志码: A

文章编号: 2096-3246(2025)06-0231-11

混凝土作为水利工程建设的材料, 其性能能否充分地发挥, 直接关系到工程的稳定性和安全性。水工混凝土结构长期处于复杂的水下环境中, 受到库水压力、地震、温度变化、化学侵蚀等作用的影响, 易产生裂缝、剥落、孔洞、疲劳等损伤。因受到水下环境的限制, 这些损伤现象难以被及时地发现并维护, 将可能严重威胁到水工建筑物的安全, 例如大坝出现裂缝会严重影响坝体的防渗能力。

声发射(AE)技术是一种无损检测技术, 可用于水工混凝土的损伤检测。当材料或结构因缺陷而快速释放能量时, 会产生应力波, 这种现象称为声发射。水工混凝土产生开裂、变形等破坏时, 也伴随着声发射现象的发生, 因此, 利用声发射实时精确地定位损伤源位置, 并采取相应的维护措施, 对保障水工建筑物的安全运行具有重要意义。

目前, 许多学者对声发射定位方法展开了大量的研究。传统的声发射源定位方法有: 时差定位法、最小二乘法、单纯形定位法、Geiger 定位法等。康玉

梅等^[1]将最小二乘法与 Geiger 法相结合进行定位; 常亚琼等^[2]先用 Chan 算法初始定位, 再结合 Geiger 算法迭代求解, 对传感器数量较少的情况有很好的适应性; 王宗炼等^[3]先用最优小波基对声发射信号进行降噪处理, 再融合 Geiger 算法定位; 李健等^[4]提出了一种无需测速和反演的速度模型, 并基于该模型对单纯形定位法进行改进; 黄晓红等^[5]采用全相位快速傅里叶变换分析, 解决了 Geiger 定位法可能无解的问题; 张宇等^[6]提出了一种网格映射概率成像定位方法, 解决了声发射信号传播的非线性路径难题; 刘增华等^[7]针对复合材料板存在缺陷以及复合材料各向异性等问题, 提出了一种改进时间差映射方法实现对复合材料板的声发射源定位; 黄麟淇等^[8]分析了传感器数量、传感器布设形态以及传感器与震源距离对声发射源定位精度的影响机制; 蒋若辰等^[9]引入一种由快速行进法与线性插值射线追踪法改进的线性插值算法计算初至走时, 并以此进行微震定位; 董陇军等^[10]提出了一种未知波速情况下声发射与微震

收稿日期: 2024-07-17 修回日期: 2024-09-24 网络出版日期: 2024-09-29

基金项目: 国家自然科学基金项目(42102325; 52309162)

作者简介: 邓永东(2001—), 男, 硕士生。研究方向: 人工智能应用。E-mail: D1710529648@163.com

* 通信作者: 周靖人, 副研究员, E-mail: zhoujingrenscu@scu.edu.cn

震源 3 维解析综合定位方法。

随着计算领域中智能优化算法的不断发展,将智能优化算法与声发射定位方法相结合,可大大提高声发射源的定位速度和定位精度。吕进国等^[11]将单纯行定位法的优势与模拟退火算法的全局收敛性相结合;王剑锋等^[12]将引力搜索法用于对微震源位置进行搜索;李元辉等^[13]基于粒子群优化算法提出了一种无需已知波速的声发射定位方法;代树红等^[14]提出了一种改进鲸鱼算法,并基于此算法提出一种新的声发射定位方法;姚可夫等^[15]提出了一种基于改进灰狼优化算法的未知波速下的声发射定位方法;杨道学等^[16]针对声发射定位精度受岩石波速等诸多因素的影响问题,提出了基于粒子群优化的未知波速声发射定位算法;徐晓阳等^[17]结合天牛搜索算法,提出了一种基于波速修正的定位方法;肖晓春等^[18]提出了一种在 P 波到时精确拾取的基础上,通过分析法过滤异常到达传感器和遗传算法求解联合微震定位方法;张晓平等^[19]提出了一种基于斯奈尔定律及布谷鸟算法的微震定位方法来提高层状岩体中的定位精度。

传统的声发射定位方法受迭代初值和迭代方法的影响较大,智能优化算法虽然一定程度上能改善传统方法的局限,但仍然存在一些挑战,如可能陷入局部最优、受噪声影响大等。随着人工智能技术的快速发展,深度学习为声发射定位方法提供了一种新道路,如堆叠自编码器^[20-22]、支持向量机^[23-24]、图神经网络^[25-26]、长短时记忆网络^[27-28]、物理信息神经网络^[29]等。吴鑫等^[30]构建了一种基于 BP 神经网络的声发射定位模型;Chen 等^[31]将随机森林模型应用于微震源定位;陈结等^[32]基于频谱分析,构建了一个卷积神经网络定位模型;van 等^[33]构建了一个基于深度图神经网络的定位模型;Zhou 等^[34]构建了一个基于深度残差网络的定位模型;申景诗等^[35]针对传统基于神经网络的声发射定位选择的样本不具有广泛代表性的问题,提出了基于光纤布拉格光栅传感和 BP 神经网络的声发射定位技术;陈炳瑞等^[36]研发了传感-采集-传输一体化集成技术、32 位 A/D 与元器件联合降噪采集技术、微震信号递归 STA/LTA-BP 神经网络综合识别方法及基于 PTP 高精度时间同步策略的速度模型数据库速配微震源定位算法,并对这些技术进行综合集成,提出了综合集成高精度智能微震监测技术。

本文将卷积神经网络应用于声发射定位中,分析研究卷积层数和卷积核大小对定位精度的影响,并构建一个基于卷积神经网络的定位模型,为混凝土损伤源定位方法提供一种新思路,特别是进行大

量声发射定位时,相比于传统的迭代型损伤定位方法,所提出的方法在计算复杂度上具有更好的性能优势。

1 理论方法

1.1 传统 Geiger 迭代方法

Geiger 定位方法是一种较常用的声发射源定位算法,其基本原理是从一个给定的初始点 $\theta(x, y, z, t_0)$ 通过反复迭代、修正以达到最优定位解。在每一次迭代过程中,采用最小二乘法计算得到一个修正向量 $\Delta\theta(\Delta x, \Delta y, \Delta z, \Delta t_0)$,将修正向量 $\Delta\theta$ 与上一次迭代结果 θ 的和作为下一次迭代的初值 $(\theta + \Delta\theta)$,直到迭代收敛或满足拟定的停止条件。

设 i 个传感器的观测到时 t 为:

$$t = [t_1 \ t_2 \ \dots \ t_i]^T \quad (1)$$

声发射源到传感器的计算走时 T 为:

$$T = [T_1 \ T_2 \ \dots \ T_i]^T \quad (2)$$

每次迭代中, T 由式(3)计算:

$$\sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2 + (z-z_i)^2} = vT_i \quad (3)$$

式中, x_i, y_i, z_i 为第 i 个传感器的位置坐标, x, y, z 为声发射源坐标, v 为波速, T_i 为声发射源到第 i 个传感器的计算走时。

令时间残差 r 为:

$$r = (t - t_0 I) - T \quad (4)$$

式中, t_0 为声发射发生的时刻, I 是元素均为 1 的 n 维列向量。

Geiger 定位方法是牛顿法在非线性最小二乘法上的应用,其目标是使时间残差的平方和 $r^T r$ 最小。每次迭代的修正方向为:

$$\Delta\theta = (A^T A)^{-1} A^T r \quad (5)$$

$$A = \begin{bmatrix} \frac{\partial T_1}{\partial x} & \frac{\partial T_1}{\partial y} & \frac{\partial T_1}{\partial z} & 1 \\ \frac{\partial T_2}{\partial x} & \frac{\partial T_2}{\partial y} & \frac{\partial T_2}{\partial z} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial T_n}{\partial x} & \frac{\partial T_n}{\partial y} & \frac{\partial T_n}{\partial z} & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

由式(5)可知,当 $A^T A$ 接近奇异时,修正值 $\Delta\theta$ 摆动变化较大,导致迭代过程不稳定或发散,可能会出现定位精度较差,甚至无法定位的情况^[37]。所以,迭代初值的选择对传统 Geiger 迭代方法尤为重要,合适的迭代初值才能保证时间残差平方和 $r^T r$ 收敛于全局最优解。

1.2 定位框架

设声发射的源位置为 $s = (x, y, z)$, $f_i(\cdot)$ 表示计算源

位置到第*i*个传感器的传播时间 t_i 的算子为:

$$t_i = f_i(s) \quad (7)$$

在实际应用中,绝对传播时间很难获取,传感器获取的数据一般为声发射波的到达时刻。但可以计算到达时间的差异,这种差异包含有足够多的信息以定位源位置^[38]:

$$t_i - t_1 = f_i(s) - f_1(s) \quad (8)$$

式中, t_1 为源位置到第1个传感器的传播时间。设 $dt_i = t_i - t_1$ 为传播时差, $g_i(s) = f_i(s) - f_1(s)$ 为计算第*i*个传感器与第1个传感器间的传播时差的算子。

因此,当有*i*个传感器时,可建立如下方程组用于定位声发射源位置:

$$\begin{cases} dt_2 = g_2(s), \\ dt_3 = g_3(s), \\ \vdots \\ dt_i = g_i(s) \end{cases} \quad (9)$$

方程组式(9)可进一步表示为:

$$dt = G(s) \quad (10)$$

式中, dt 为传播时差。

传统的方法中,源位置 s 是通过非线性反演算法迭代求解得到。但本文旨在通过构建并训练一个卷积神经网络回归模型直接预测源位置,以此求解方程:

$$\hat{s} = G^*(dt) \quad (11)$$

式中, \hat{s} 为模型的输出, $G^*(\cdot)$ 表示从传播时差到源位置的逆映射。

因此,需要大量的样本 dt 和已知的源位置标签 s 训练卷积神经网络回归模型,以达到高精度预测结果的要求。

1.3 卷积神经网络

卷积神经网络(CNN)是一种具有强大特征提取能力的深度学习算法^[39],常被应用于计算机视觉方面。同时,CNN在处理1维信号方面具有明显的优势,能大大降低计算复杂度^[40],且可捕捉到声发射数据的时间依赖性和空间局域性,这对定位声发射源位置尤为重要,国内外许多研究已经将CNN应用于声发射定位^[41-43]。卷积神经网络由以下3个主要结构组成:

1)卷积层。卷积层使用滤波器(由多个卷积核组成,其数量等于输入的通道数)在输入数据上滑动,从局部区域提取特征,之后通过激活函数(如ReLU)引入非线性。卷积操作可表示为:

$$c_{hw} = f\left(\sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} k_{m,n} e_{h+m,w+n} + b_{hw}\right) \quad (12)$$

式中, c 为卷积运算的输出, e 为卷积运算的输入, k 为卷积核(尺寸为 $m \times n$), b 为偏置项, $f(\cdot)$ 表示激活函数,

h, w 为矩阵中元素的位置序号。

2)池化层。池化层对输入数据进行下采样以降低特征维度,同时保留关键的特征信息,可降低计算成本和防止过拟合。最常用的池化操作为最大池化(max-pooling),可表示为:

$$\begin{cases} p_{uv} = \max c_{hw}, \\ h \in [uA, (i+1)A - 1], \\ w \in [vB, (j+1)B - 1] \end{cases} \quad (13)$$

式中, p 为池化操作的输出, $A \times B$ 为池化窗口的大小, u, v 为矩阵中元素的位置序号。

由式(13)可见,最大池化就是选择池化窗口中的最大值作为输出。

3)全连接层。经过一系列的卷积、池化操作之后,得到多维度的重要特征。综合这些重要特征,最后,通过全连接层以得到最终的输出结果。全连接层的操作可表示为:

$$o = Wp + b \quad (14)$$

式中, o 为全连接层的输出, W 为权重矩阵。

1.4 基于CNN的声发射定位模型构建

除了之前提到的传播时差 dt ,传感器的位置坐标 (x, y, z) 和信号到达的先后顺序也是用于定位源位置的重要信息。因此,将CNN应用于声发射定位时,网络的输入特征可表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{x} = [x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_i]^T, \\ \mathbf{y} = [y_1 \ y_2 \ \cdots \ y_i]^T, \\ \mathbf{z} = [z_1 \ z_2 \ \cdots \ z_i]^T, \\ \mathbf{dt} = [t_1 - t_1 \ t_2 - t_1 \ \cdots \ t_i - t_1]^T \end{cases} \quad (15)$$

式中, $\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z}$ 代表传感器的3维坐标,按接收到声发射信号的先后顺序排序。

因此,基于卷积神经网络的声发射定位模型可表示为:

$$\hat{s} = f^{\text{CNN}}(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z}, \mathbf{dt}) \quad (16)$$

网络通过最小化式(17)的损失函数优化其结构:

$$L = \sum_{a=1}^q (s_a - \hat{s}_a)^2 \quad (17)$$

式中, s_a 为声发射实际源位置, \hat{s}_a 为网络的输出预测位置, q 为训练数据样本数量。

卷积神经网络中,把输入特征看成通道数为4($\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z}$ 坐标和 \mathbf{dt})、大小为 $i \times 1$ 的数据,即输入为 $4 @ i \times 1$,每个通道侧重表达不同的特征信息。因此,可构建基于CNN的声发射定位模型,网络输出为声发射源的3维坐标位置 (x, y, z) 。声发射定位模型示意图如图1所示。

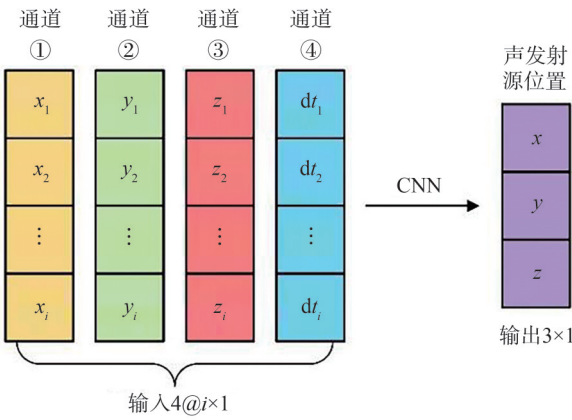


图1 声发射定位模型示意图

Fig. 1 Schematic of acoustic emission localization model

正如第 1.1 节所述,传统迭代定位方法受迭代初值的影响较大,不合适的迭代初值可能会导致定位精度低。同时,虽然智能优化算法能在一定程度上有所改善,迭代搜索方法也对定位精度有影响。本文提出基于 CNN 的声发射定位模型,在每次定位事件中做的都是矩阵运算,主要受数据质量的影响,不受迭代初值和迭代方法的影响。

2 卷积神经网络模型敏感性分析

2.1 试验数据集

以底面半径为 25 mm、高为 100 mm 的圆柱体混凝土试件作为试验对象,试件侧面布设 8 个传感器(S1~S8)用于接收声发射信号,如图 2 和 3 所示。在试件内部随机选择 10 000 个点作为声发射源,并计算源位置到各传感器的走时,将其作为训练 CNN 模型的样本数据集,按 9:1 的比例划分为训练集和测试集。为衡量模型的定位性能,选用均方根误差 R_{MSE} 、平均绝对误差 M_{AE} 、平均绝对百分比误差 M_{APE} 和决定系数 R^2 这 4 项指标评估模型性能。10 000 条样本数据随机分布在混凝土试件内部,其对应的声发射源位置如图 4 所示。

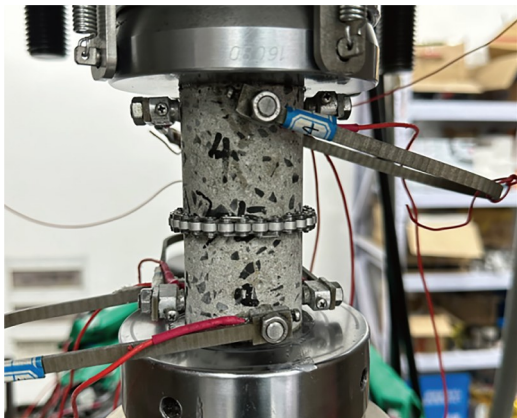


图2 圆柱体混凝土试件

Fig. 2 Cylindrical concrete specimen

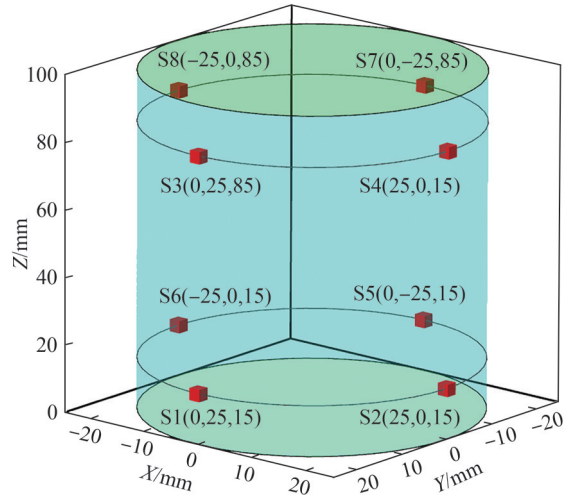


图3 传感器位置

Fig. 3 Position of sensors

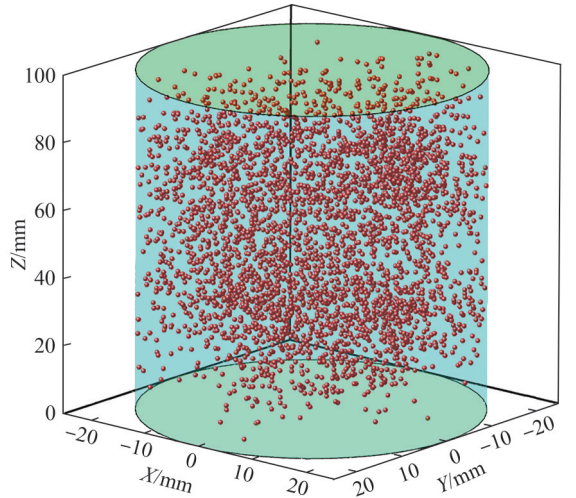


图4 样本数据集的声发射源分布

Fig. 4 Distribution of acoustic emission sources for the sample dataset

2.2 卷积层数的影响

卷积层数对模型计算速度和预测性能有着重要的影响,如何确定最佳的卷积层数是一个值得深究的问题。卷积层数不能过少,较少的卷积层意味着网络只能提取低级的特征,导致网络的表征能力不足,且对噪声较为敏感;卷积层数也不能过多,过多的卷积层容易导致模型过拟合,且训练难度和计算成本将大大增加。

为保留更多的边缘信息,在卷积层进行边缘填充,使卷积操作后输出的特征尺寸与输入的相同。一般情况下,在两层卷积层之后跟着一个池化层,本文池化层的池化窗口大小为 2×1 。由于输入特征大小为 $4 @ 8 \times 1$,网络的卷积层数至多为 6 层。不同卷积层数对模型定位性能的影响,如图 5 所示。

由图 5 可知,当卷积层数为 4 层时,模型具有较优秀的定位性能,且可降低网络的复杂度,所以,本文确定 CNN 模型的最佳卷积层数为 4。

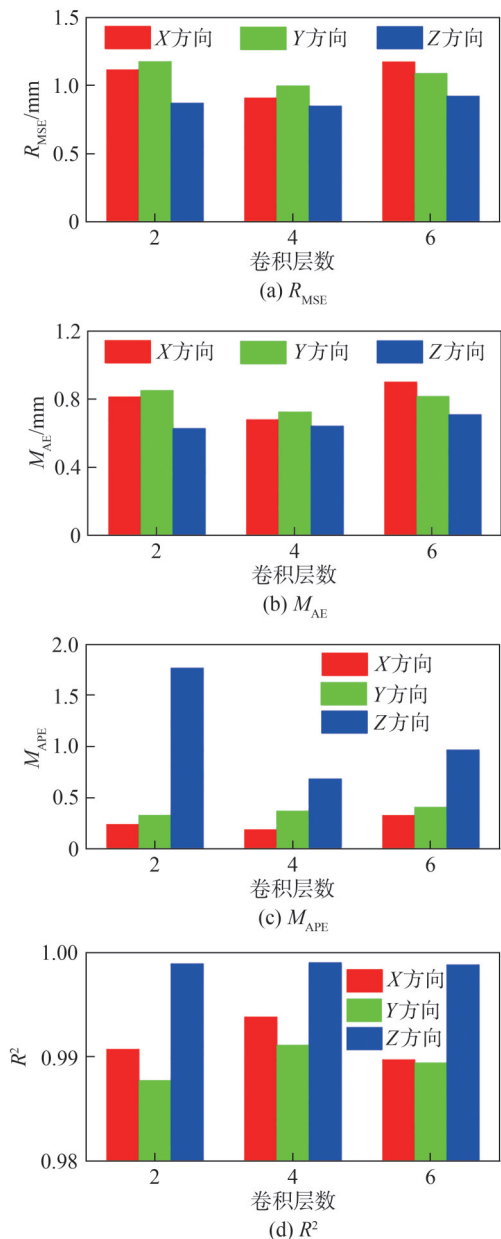


图 5 不同卷积层数对定位性能的影响

Fig. 5 Effect of different number of convolutional layers on localization performance

2.3 卷积核大小的影响

除了卷积层数,卷积核大小也是一个影响网络性能的重要因素。小的卷积核能捕获细节的特征,可提供更好的泛化能力,但参数数量少,可能出现梯度消失或爆炸的问题;大的卷积核能捕获更全局的特征,但参数数量多,增加了过拟合的风险,且计算复杂度高。分析不同卷积核大小对模型定位性能的影响,如图 6 所示。

由图 6 可知,最佳的卷积核大小为 3×1 ,这说明在解决声发射源定位问题时,应更注重细节特征,这不仅可提高模型的定位性能,且可降低过拟合风险,减少计算成本。

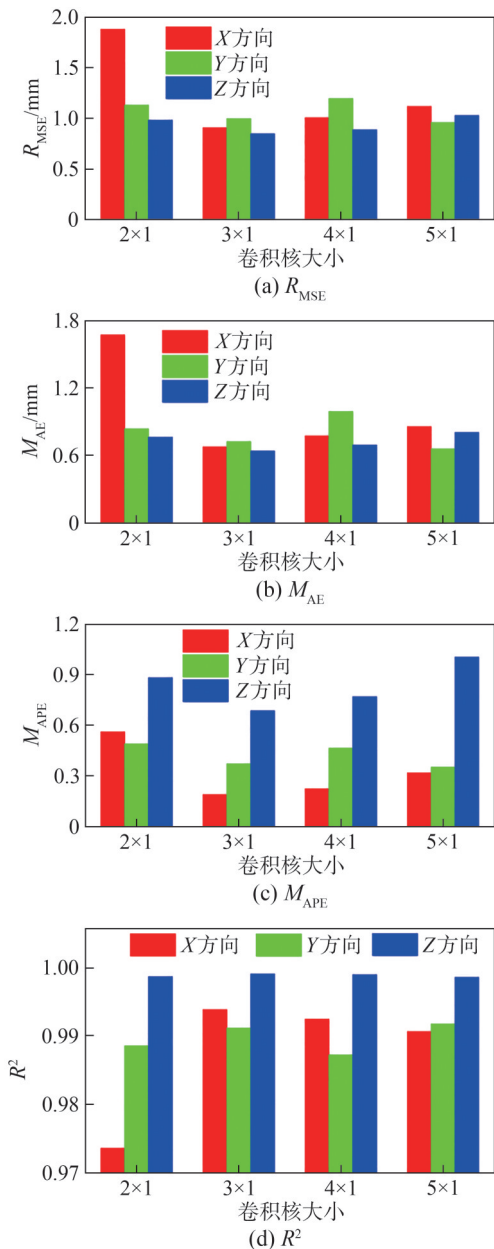


图 6 不同卷积核大小对定位性能的影响

Fig. 6 Effects of different convolutional kernel sizes on localization performance

2.4 基于 CNN 的声发射定位模型精度分析

基于对卷积层数和卷积核大小的影响分析,构建一种基于 CNN 的声发射定位模型,模型的隐藏层结构参数如表 1 所示,网络结构如图 7 所示。

将 10 000 个声发射源事件用于训练所构建的声发射定位模型,按 $9:1$ 的比例划分为训练集和测试集,并以 R_{MSE} 、 M_{AE} 、 M_{APE} 和 R^2 这 4 项评价指标评估所构建模型的性能。定位结果在各方向上的评价指标如表 2 和图 8 所示,定位误差分布如图 9 所示。

通过分析可得出以下结论:

1) 构建的声发射定位模型具有优秀的定位性能。在 X、Y 和 Z 这 3 个方向上,定位模型的 R_{MSE} 分别为

0.865 2、0.826 6和0.722 1, M_{AE} 分别为0.532 2、0.617 3和0.473 3, M_{APE} 分别为0.222 0、0.510 1和0.051 0, R^2 分别为0.994 2、0.993 8和0.999 3, 接近于1.000 0。

表1 CNN隐藏层参数

Tab. 1 CNN hidden layer parameters

层类型	输出形状	参数数量
卷积层1(Conv1D)	(1, 8, 256)	3 328
卷积层2(Conv1D)	(1, 8, 256)	196 864
最大池化层	(1, 4, 256)	0
卷积层3(Conv1D)	(1, 4, 128)	98 432
卷积层4(Conv1D)	(1, 4, 128)	49 280
最大池化层	(1, 2, 128)	0
Flatten层	256×1	0
Dense层	3×1	771

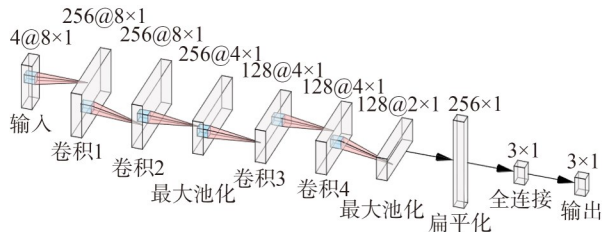


图7 CNN网络结构

Fig. 7 Network structure of CNN

表2 定位结果在各方向上的评价指标

Tab. 2 Indicators for evaluating localization results in each direction

方向	评价指标			
	R_{MSE}/mm	M_{AE}/mm	M_{APE}	R^2
X	0.865 2	0.532 2	0.222 0	0.994 2
Y	0.826 6	0.617 3	0.510 1	0.993 8
Z	0.722 1	0.473 3	0.051 0	0.999 3

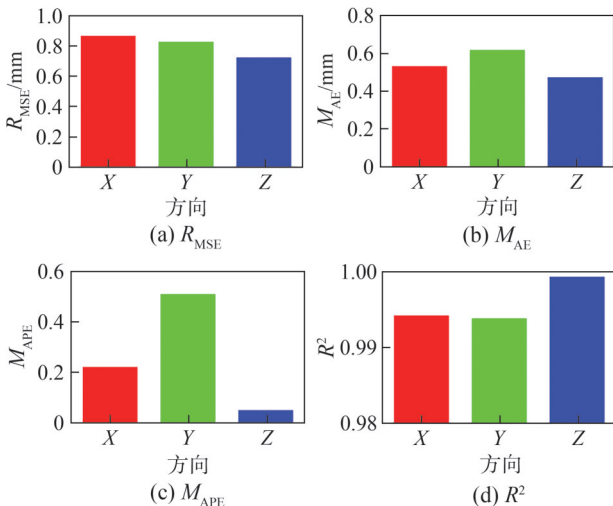


图8 定位结果在各方向上的评价指标

Fig. 8 Evaluation indicators for localization results in each direction

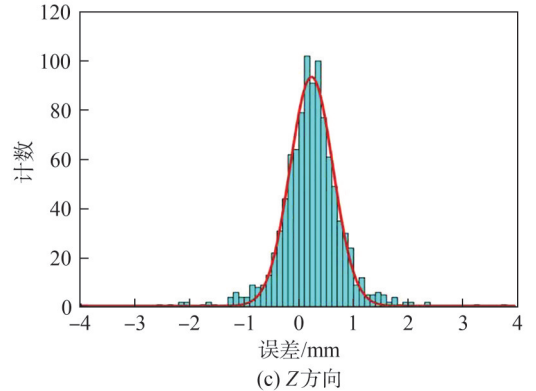
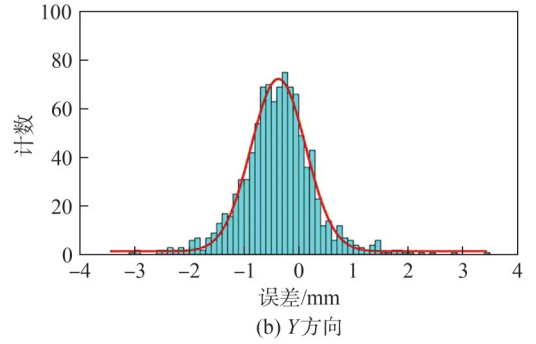
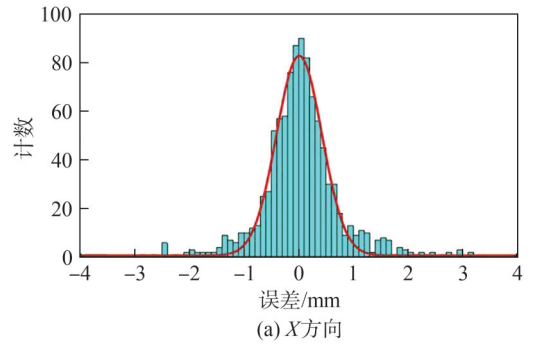


图9 定位误差分布

Fig. 9 Distribution of localization errors

2)定位结果误差分布遵循标准正态分布。绝大部分误差分布在0附近,基本符合标准正态分布,这说明构建的定位模型体现出良好的适用性。

3)该模型在Z(深度)方向上的定位精度高于X和Y(水平)方向。相较于X和Y方向,定位模型在Z方向上的 R_{MSE} 、 M_{AE} 和 M_{APE} 最小, R^2 最大,且误差分布的方差更小,说明模型在各方向上的定位效果有一定的差异。

3 与传统 Geiger 迭代定位方法对比

3.1 不同传感器数量的定位效率

本研究采用最为常用的8个传感器的情况,而实际应用时传感器的数量远超过8个,特别是在石油行业裂缝探测任务中,传感器数量需增加到数十个。图10为不同传感器数量下定位模型的定位效率对比(10 000个定位事件),本文中的定位效率是指完成一定数量的定位事件所花费的时间,其中,并不包括

布置传感器的时间,即不考虑不同数量传感器的布置时间对定位效率的影响。此次测试对到时数据加上了随机误差干扰,且均在同一硬件和语言环境下进行。结果表明:本文所提的定位算法具有较高的定位效率,且传感器数量增加对定位模型的定位时间影响极小;迭代算法受传感器噪声影响明显,部分传感器的到时误差可能导致多次迭代,使定位效率不稳定。

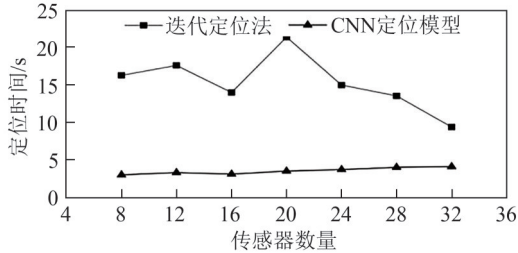


图 10 不同传感器数量的定位时间

Fig. 10 Localization time for different number of sensors

3.2 不同定位方法的定位效率

对于单个定位事件,传统的迭代定位方法需反复迭代直至收敛;本文提出的定位模型时间复杂度,在大量定位任务时具有明显的优势。

图 11 为不同定位事件数量的定位时间。分析图 11 可知,随着任务量的不断增加,本文提出定位模型的高效率优势更加明显。

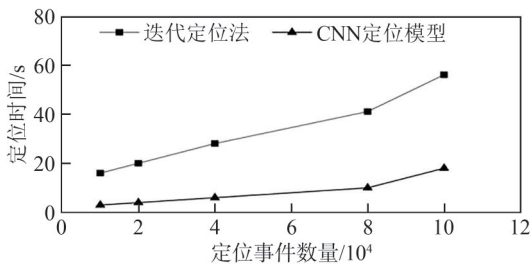


图 11 不同定位事件数量下的定位时间

Fig. 11 Localization time for different number of localization tasks

3.3 不同定位方法的定位误差分析

为检验第 2.4 节所构建的定位模型在实际应用中的定位效果,将其应用于真实数据,并与传统 Geiger 迭代定位法作对比分析。在本次实际抗压试验中,共有 6 个圆柱体混凝土试件,选取其中一个典型试验结果进行分析研究。对图 1 的混凝土试件进行抗压试验时,传感器共采集到 6 020 个声发射事件,分别用提出的定位模型和 Geiger 定位法进行定位。利用实际到时和理论到时差计算定位误差 ξ ,即表示由不同传感器计算的初始时刻 t_0 间的误差平方和,可表示为:

$$\xi = \sum_{i,j=1}^8 ((t_j - T_j) - (t_i - T_i))^2 \quad (18)$$

式中, t_i, t_j 分别为两个不同传感器的真实到时, T_i, T_j 分别为定位点到两个不同传感器的理论走时。

根据式(18)计算得出,对 6 020 次真实事件,本文所提出的定位模型的平均误差为 $683 \times 10^{-12} \text{ s}^2$,传统的迭代定位方法的平均误差为 $718 \times 10^{-12} \text{ s}^2$,说明所提出定位模型的定位效果有小幅度的提升(约 5%),迭代算法耗时 42.3 s,卷积神经网络定位模型耗时 4.0 s。

在传统迭代定位方法中,通常传感器阵列包围区域内的定位精度较高,而包围区域外的定位精度较差。在本次试验中,将图 3 的圆柱体混凝土试件划分为传感器阵列包围区域内和区域外两部分,并按式(18)分别计算包围区域内、外的定位误差,进行对比分析。结果表明,传感器阵列包围区域内的平均定位误差为 $657 \times 10^{-12} \text{ s}^2$,而区域外的平均定位误差为 $811 \times 10^{-12} \text{ s}^2$,说明基于 CNN 的定位模型也存在传感器阵列包围区域内定位精度比区域外更高的现象。

不同定位方法的定位结果对比如图 12 所示。由图 12 可知,传统迭代方法和本文定位模型的定位结果在水平方向上呈现出较大的差异,而在深度方向上的差异较小。

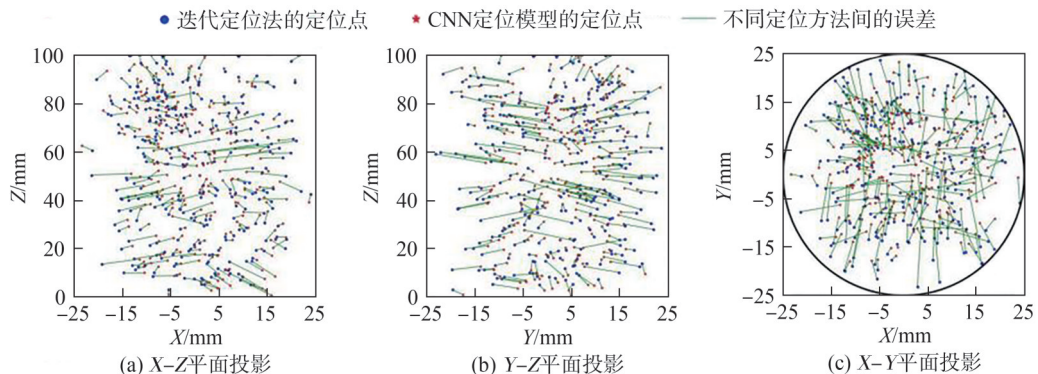


图 12 不同定位方法的定位结果对比(部分)

Fig. 12 Comparison of localization results from different localization methods (partial)

将基于 CNN 的定位模型探测到的损伤位置与抗压试验得到的真实裂缝位置进行对比验证,如图 13 所

示,探测到的损伤位置和真实的裂缝位置基本吻合,说明本文提出的定位模型是可行的。

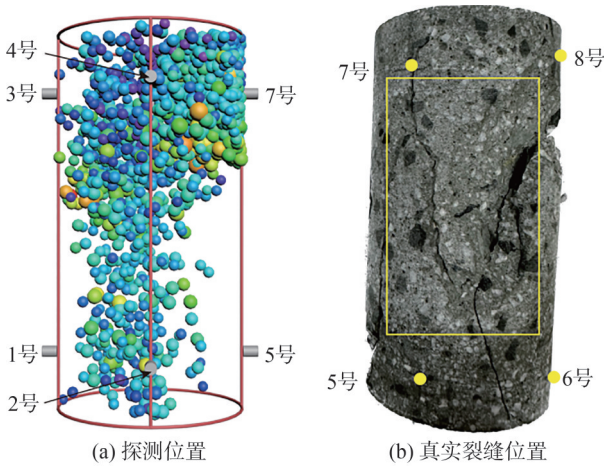


图 13 探测位置与真实裂缝位置的对比

Fig. 13 Comparison of the detected location with the real crack location

4 结 论

本文构建了一种基于卷积神经网络的声发射定位模型,其输入为传感器位置和传播时差,输出为声发射源的 3 维坐标位置。通过分析影响因素和定位结果,得出以下结论:

1) 在本文声发射源定位的问题中, CNN 定位模型的最佳卷积层数为 4, 最佳卷积核大小为 3×1 。值得注意的是, 本次试验只有 8 个传感器, 而实际应用时传感器个数可能不止 8 个, 那么最佳的卷积层数和卷积核大小可能也会随之而变化。

2) 本文构建的声发射定位模型具有较强的定位性能。在 X 、 Y 和 Z 这 3 个方向上, 定位模型的 R_{MSE} 分别为 0.865 2、0.826 6 和 0.722 1 mm, M_{AE} 分别为 0.532 2、0.617 3 和 0.473 3 mm, M_{APE} 分别为 0.222 0、0.510 1 和 0.051 0, R^2 分别为 0.994 2、0.993 8 和 0.999 3, 接近于 1.000 0; 定位误差分布遵循标准正态分布, 对新数据点将有稳定的表现, 定位模型在深度方向上的定位精度要优于水平方向。

3) 通过详细对比测试, 本文构建的声发射定位模型相比于迭代型定位算法具有更高的稳定性, 在处理大量定位任务时具有明显的高效率优势, 对传感器数量的增加不敏感, 受环境噪声的影响较小, 且定位误差降低了约 5%。在实际应用环境中, 传感器的到时误差通常偏大, 传感器数量通常会达到几十个, 甚至在微震定位中会达到上百个, 此时传统迭代定位方法的迭代次数更多, 花费时间会大大增加, 且迭代能否收敛的不确定性更加显著, 相比之下, 本文所提出的定位模型具有明显优势。

4) 与传统迭代定位方法不同, 本文构建的定位模型不受迭代初值和迭代方法的影响, 但也存在着传感

器阵列包围区域内定位精度比区域外更高的现象; 定位模型探测到的损伤位置和真实的裂缝位置基本吻合。

本文构建的声发射定位模型被应用于混凝土材料的损伤检测, 未来有望应用于其他材料的损伤检测, 例如: 岩石材料以监测坝肩稳定、钢材料以监测水轮机的运行状态等。同时注意到, 本文的试验对象是简单的圆柱体混凝土试件, 但在实际环境中, 应用对象通常是不规则的形状, 或者内部存在孔洞, 或者由多种材料组成, 那么本文所构建的定位模型是否适用有待进一步研究。

参考文献:

- [1] Kang Yumei, Liu Jianpo, Li Haibin, et al. An AE source location combination algorithm based on least square method [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2010, 31(11): 1648–1651. [康玉梅, 刘建坡, 李海滨, 等. 一类基于最小二乘法的声发射源组合定位算法 [J]. 东北大学学报 (自然科学版), 2010, 31(11): 1648–1651.]
- [2] Chang Yaqiong, Xu Xiaomeng, Zhao Wenwen, et al. Acoustic emission source location method with Chan and Geiger hybrid algorithm [J]. Technical Acoustics, 2020, 39(5): 632–637. [常亚琼, 徐晓萌, 赵文文, 等. 基于 Chan 与 Geiger 混合算法的声发射源定位方法 [J]. 声学技术, 2020, 39(5): 632–637.]
- [3] Wang Zonglian, Ren Huilan, Ning Jianguo. Acoustic emission source location based on wavelet transform denoising [J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(4): 226–232. [王宗炼, 任会兰, 宁建国. 基于小波变换降噪的声发射源定位方法 [J]. 振动与冲击, 2018, 37(4): 226–232.]
- [4] Li Jian, Gao Yongtao, Xie Yuling, et al. Improvement of microseism locating based on simplex method without velocity measuring [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2014, 33(7): 1336–1346. [李健, 高永涛, 谢玉玲, 等. 基于无需测速的单纯形法微地震定位改进研究 [J]. 岩石力学与工程学报, 2014, 33(7): 1336–1346.]
- [5] Huang Xiaohong, Sun Guoqing, Zhang Kaiyue. Localisation of Geiger acoustic emission source based on all-phase analysis and several times cross-correlation [J]. Rock and Soil Mechanics, 2018, 39(4): 1362–1368. [黄晓红, 孙国庆, 张凯月. 基于全相位多次互相相关的 Geiger 声发射源定位方法 [J]. 岩土力学, 2018, 39(4): 1362–1368.]
- [6] Zhang Yu, Liu Jiacheng, Feng Shu, et al. Research on acoustic emission source localization method for discontinuous structure with holes [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(11): 282–289. [张宇, 刘嘉成, 冯舒, 等. 针对不连续带洞结构的声发射源定位方法研究 [J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(11): 282–289.]

- [7] Liu Zenghua, Peng Qiuling, He Cunfu, et al. Time difference mapping method for acoustic emission source location of composite plates[J]. *Acta Acustica*, 2020, 45(3):385–393. [刘增华, 彭秋玲, 何存富, 等. 复合材料板声发射源定位的时间差映射方法[J]. *声学学报*, 2020, 45(3):385–393.]
- [8] Huang Linqi, Wu Xin, Li Xibing, et al. Influence of sensor array on MS/AE source location accuracy in rock mass[J]. *Transactions of Nonferrous Metals Society of China*, 2023, 33(1):254–274. [黄麟淇, 吴欣, 李夕兵, 等. 传感器阵列对岩体微震/声发射源定位精度的影响[J]. *中国有色金属学报*, 2023, 33(1):254–274.]
- [9] Jiang Ruochen, Xu Nuwen, Dai Feng, et al. Research on microseismic location based on fast marching upwind linear interpolation method[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2019, 40(9):3697–3708. [蒋若辰, 徐奴文, 戴峰, 等. 基于快速行进迎风线性插值的微震定位算法研究[J]. *岩土力学*, 2019, 40(9):3697–3708.]
- [10] Dong Longjun, Li Xibing, Ma Ju, et al. Three-dimensional analytical comprehensive solutions for acoustic emission/microseismic sources of unknown velocity system[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2017, 36(1):186–197. [董陇军, 李夕兵, 马举, 等. 未知波速系统中声发射与微震震源三维解析综合定位方法及工程应用[J]. *岩土力学与工程学报*, 2017, 36(1):186–197.]
- [11] Lü Jinguo, Jiang Yaodong, Zhao Yixin, et al. Study of microseismic positioning based on steady simulated annealing-simplex hybrid algorithm[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2013, 34(8):2195–2203. [吕进国, 姜耀东, 赵毅鑫, 等. 基于稳模模拟退火-单纯形混合算法的微震定位研究[J]. *岩土力学*, 2013, 34(8):2195–2203.]
- [12] Wang Jianfeng, Li Tianbin, Ma Chunchi, et al. Gravitational search algorithm based microseismic positioning in tunnel surrounding rock[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2019, 40(11):4421–4428. [王剑锋, 李天斌, 马春驰, 等. 基于引力搜索法的隧道围岩微震定位研究[J]. *岩土力学*, 2019, 40(11):4421–4428.]
- [13] Li Yuanhui, Chen Zhiyang, Xu Shida. Influence of wave velocity range on accuracy of PSO location algorithm[J]. *Journal of Northeastern University(Natural Science)*, 2021, 42(4):561–566. [李元辉, 陈治洋, 徐世达. 波速赋值范围对PSO定位算法精度的影响[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2021, 42(4):561–566.]
- [14] Dai Shuhong, Zheng Hao, Liu Kai, et al. Acoustic emission localization method based on improved whale optimization algorithm[J]. *Journal of Experimental Mechanics*, 2024, 39(2):223–236. [代树红, 郑昊, 柳凯, 等. 基于改进鲸鱼算法的声发射定位方法[J]. *实验力学*, 2024, 39(2):223–236.]
- [15] Yao Kefu, Su Huaizhi, Yang Lifu, et al. Pattern recognition combination model for locating damage in concrete faced rockfill dams using acoustic emission and its experimental verification[J]. *Journal of Hydroelectric Engineering*, 2021, 40(7):131–140. [姚可夫, 苏怀智, 杨立夫, 等. 堆石坝面板声发射源组合定位方法[J]. *水力发电学报*, 2021, 40(7):131–140.]
- [16] Yang Daoxue, Zhao Kui, Zeng Peng, et al. Numerical simulation of unknown wave velocity acoustic emission localization based on particle swarm optimization algorithm[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2019, 40(S1):494–502. [杨道学, 赵奎, 曾鹏, 等. 基于粒子群优化算法的未知波速声发射定位数值模拟[J]. *岩土力学*, 2019, 40(S1):494–502.]
- [17] Xu Xiaoyang, Su Huaizhi, Yan Xiaoqun, et al. A combined locating method of acoustic emission sources for rockfill dam face slab damage based on wave velocity correction[J]. *Advances in Science and Technology of Water Resources*, 2023, 43(4):86–91. [徐晓阳, 苏怀智, 闫潇群, 等. 基于波速修正的堆石坝面板损伤声发射源组合定位方法[J]. *水利水电科技进展*, 2023, 43(4):86–91.]
- [18] Xiao Xiaochun, Ding Zhen, Ding Xin, et al. Joint positioning method of P-wave arrival time picking based analysis-genetic algorithm and its application[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2024, 45(7):2195–2207. [肖晓春, 丁振, 丁鑫, 等. 基于P波到时拾取的分析法与遗传算法联合定位方法与应用[J]. *岩土力学*, 2024, 45(7):2195–2207.]
- [19] Zhang Xiaoping, Zhu Hangkai, Liu Quansheng, et al. Research on microseismic event locating in layered rock masses based on Snell's law and Cuckoo search algorithm[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2021, 40(7):1383–1391. [张晓平, 朱航凯, 刘泉声, 等. 基于斯奈尔定律及布谷鸟算法的层状岩体微震定位研究[J]. *岩土力学与工程学报*, 2021, 40(7):1383–1391.]
- [20] Ebrahimkhanlou A, Dubuc B, Salamone S. A generalizable deep learning framework for localizing and characterizing acoustic emission sources in riveted metallic panels[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 130:248–272.
- [21] Yang Li, Xu Feiyun. A novel acoustic emission sources localization and identification method in metallic plates based on stacked denoising autoencoders[J]. *IEEE Access*, 2020, 8:141123–141142.
- [22] Ebrahimkhanlou A, Salamone S. Single-sensor acoustic emission source localization in plate-like structures using deep learning[J]. *Aerospace*, 2018, 5(2):50.
- [23] Hesser D F, Kocer G K, Markert B. Active source localization in wave guides based on machine learning[J]. *Ultrasonics*, 2020, 106:106144.
- [24] Zhao Qi, Glaser S D. Relocating acoustic emission in rocks with unknown velocity structure with machine learning[J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2020, 53(5):2053–2061.

- [25] Huang Xuhui, Han Ming, Deng Yiming. A hybrid GAN-inception deep learning approach for enhanced coordinate-based acoustic emission source localization[J]. Applied Sciences, 2024, 14(19): 8811.
- [26] Zhao Zhimin, Chen Nianzhong. Spatial-temporal graph convolutional networks (STGCN) based method for localizing acoustic emission sources in composite panels[J]. Composite Structures, 2023, 323: 117496.
- [27] Haile M A, Zhu E, Hsu C, et al. Deep machine learning for detection of acoustic wave reflections[J]. Structural Health Monitoring, 2020, 19(5): 1340–1350.
- [28] Chen Nianzhong, Zhao Zhimin, Lin Lin. A hybrid deep learning method for AE source localization for heterostructure of wind turbine blades[J]. Marine Structures, 2024, 94: 103562.
- [29] Zhang Lijun, Li Kewei, Wang Hang, et al. MFC-PINN: A method to improve the accuracy and robustness of acoustic emission source planar localization[J]. Measurement, 2024, 235: 114995.
- [30] Wu Xin, Zhao Hongxia, Luo Xiaoyu, et al. Study on acoustic emission event source location of rock damage based on BP neural network[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2021, 17(8): 36–42. [吴鑫, 赵红霞, 罗筱毓, 等. 基于 BP 神经网络的岩石损伤声发射事件源定位研究[J]. 中国安全生产科学技术, 2021, 17(8): 36–42.]
- [31] Chen Yangkang, Saad O M, Savvaidis A, et al. 3D microseismic monitoring using machine learning[J]. Journal of Geophysical Research: Solid Earth, 2022, 127(3): e2021JB023842.
- [32] Chen Jie, Chen Ziyang, Pu Yuanyuan. Acoustic emission source localization in rocks based on spectral analysis and convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2022, 41(Supp2): 3271–3271. [陈结, 陈紫阳, 蒲源源. 基于频谱分析和卷积神经网络的岩石声发射信号定位研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2022, 41(增刊2): 3271–3281.]
- [33] van den Ende, Ampuero J P. Automated seismic source characterisation using deep graph neural networks[J]. Geophysical Research Letters, 2020, 47(17): e2020GL088690.
- [34] Zhou Yubao, Liang Minfei, Yue Xinling. Deep residual learning for acoustic emission source localization in A steel-concrete composite slab[J]. Construction and Building Materials, 2024, 411: 134220.
- [35] Shen Jingshi, Zeng Xiaodong, Jiang Mingshun. Acoustic emission location method research based on FBG Network and BP Neural Network[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(4): 816–820. [申景诗, 曾晓东, 姜明顺. 基于 FBG 和 BP 神经网络的声发射定位方法[J]. 振动. 测试与诊断, 2018, 38(4): 816–820.]
- [36] Chen Bingrui, Feng Xiating, Fu Qiqing, et al. Integration and high precision intelligence microseismic monitoring technology and its application in deep rock engineering[J]. Rock and Soil Mechanics, 2020, 41(7): 2422–2431. [陈炳瑞, 冯夏庭, 符启卿, 等. 综合集成高精度智能微震监测技术及其在深部岩石工程中的应用[J]. 岩土力学, 2020, 41(7): 2422–2431.]
- [37] Lin Feng, Li Shulin, Xue Yunliang, et al. Microseismic sources location methods based on different initial values[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2010, 29(5): 996–1002. [林峰, 李庶林, 薛云亮, 等. 基于不同初值的微震源定位方法[J]. 岩石力学与工程学报, 2010, 29(5): 996–1002.]
- [38] Zhang Haijiang, Nadeau R M, Toksoz M N. Locating non-volcanic tremors beneath the San Andreas Fault using a station-pair double-difference location method[J]. Geophysical Research Letters, 2010, 37(13): 2010GL043577.
- [39] Khan A, Sohail A, Zahoora U, et al. A survey of the recent architectures of deep convolutional neural networks[J]. Artificial Intelligence Review, 2020, 53(8): 5455–5516.
- [40] Kiranyaz S, Avci O, Abdeljaber O, et al. 1D convolutional neural networks and applications: A survey[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 151: 107398.
- [41] Vy V, Lee Y, Bak J, et al. Damage localization using acoustic emission sensors *via* convolutional neural network and continuous wavelet transform[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 204: 110831.
- [42] Gauder D, Biehler M, Gözl J, et al. In-process acoustic pore detection in milling using deep learning[J]. CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology, 2022, 37: 125–133.
- [43] Donati G, Zonzini F, De Marchi L. Tiny deep learning architectures enabling sensor-near acoustic data processing and defect localization[J]. Computers, 2023, 12(7): 129.

Acoustic Emission Localization Model of Concrete Material Based on Convolutional Neural Network

DENG Yongdong, ZHOU Jingren*, LU Xiang, CHEN Jiangkang

(1. College of Water Resources & Hydropower, Sichuan University, Chengdu 610065, China;

2. State Key Laboratory of Hydraulics and Mountain River Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract:

Objective Hydraulic concrete produces acoustic emission phenomena due to cracking and other damage. It is important to quickly and accurately locate the damage source based on acoustic emission signals for real-time monitoring of the health status of hydraulic buildings. The traditional iterative localization method is greatly affected by the initial value of iteration and the iteration process. An inappropriate initial value of iteration

often leads to unstable or divergent iterations, ultimately resulting in poor localization accuracy. Therefore, the selection of the initial value of iteration is critical in the traditional iterative localization method. In addition, traditional iterative localization methods are heavily influenced by the number of sensors and environmental noise, which reduces localization stability and efficiency. The rapid development of deep learning in recent years provides new approaches for acoustic emission localization. Deep learning demonstrates strong feature extraction capability and generalization ability. In response to the limitations of traditional iterative localization methods, a convolutional neural network-based acoustic emission localization model is constructed, which improves the efficiency, stability, and accuracy of acoustic emission localization to a certain extent.

Methods The absolute propagation time of acoustic emission was generally difficult to obtain, but the arrival time difference between the sensors contained sufficient information that was utilized to localize the acoustic emission source position. This study constructed a convolutional neural network-based acoustic emission localization model using a cylindrical concrete specimen as the experimental object, with the 3D coordinates of eight sensors and the propagation time difference as input, and the 3D coordinate position of the acoustic emission source as output. In addition, the effect of the number of convolutional layers and the size of the convolutional kernel on the localization accuracy was analyzed, and the optimal convolutional neural network structure was obtained. At the same time, the traditional iterative localization method was compared, and the advantages of the constructed localization model in terms of localization accuracy and efficiency were analyzed to verify the localization performance of the constructed localization model.

Results and Discussions For the case of 8 sensors, the optimal number of convolutional layers was 4, and the optimal convolutional kernel size was 3×1 . In the X , Y , and Z directions, the root mean square errors (R_{MSE}) of the localization model were 0.865 2, 0.826 6, and 0.722 1 mm respectively, the mean absolute errors (M_{AE}) were 0.532 2, 0.617 3, and 0.473 3 mm respectively, the mean absolute percentage errors (M_{APE}) were 0.222 0, 0.510 1, and 0.051 0 respectively, and the coefficients of determination (R^2) were 0.994 2, 0.993 8, and 0.999 3 respectively, which were close to 1. Most of the localization errors were distributed near 0, which basically conformed to the standard normal distribution. The localization accuracy of the localization model in the depth direction was higher than that in the horizontal direction. Compared to the traditional iterative localization method, the localization efficiency was stable, and it showed clear advantages in processing many localization tasks, while the localization error was reduced by about 5%. The damage location detected by the localization model basically matched the real crack location.

Conclusions The proposed localization model shows good localization efficiency and accuracy. Compared to the traditional iterative localization method, it is not influenced by the initial iteration value or the iterative process, and it exhibits the advantages of stability and high efficiency. In addition, it maintains stable performance for new data points and shows strong applicability, making it a reliable reference for early warning of damage evolution based on nondestructive testing, with potential application to the damage detection of other materials in the future.

Key words: acoustic emission; localization method; convolutional neural network; damage detection

(编辑 周璇)

引用格式: Deng Yongdong, Zhou Jingren, Lu Xiang, et al. Acoustic emission localization model of concrete material based on convolutional neural network[J]. *Advanced Engineering Sciences*, 2025, 57(6): 231–241. [邓永东, 周靖人, 卢祥, 等. 基于卷积神经网络的混凝土材料声发射定位模型[J]. *工程科学与技术*, 2025, 57(6): 231–241.]