

doi:10.13582/j.cnki.1674-5876.2025.01.005

# 综采工作面煤岩体微震定位技术

徐源, 李青锋\*, 何燎

(湖南科技大学 资源环境与安全工程学院, 湖南 湘潭 411201)

**摘要:**在煤矿智能化发展背景下,微震监测已成为煤矿智能预警体系的基础安全保障条件,微震传感器布设是实现微震精确定位的基础.针对宝源南平硐煤矿4331综采工作面微震定位不准的问题,根据工作面实际情况,设计了传感器布设相似模拟试验,对比2种数学拟合形式的震源定位方法,提出基于卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)和长短期记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)网络的CNN-LSTM混合模型的震源定位方法,通过震源位置预测值和实际值的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)来评价各个布设方案的优劣.结果显示:传感器布设在回风巷道(4个)和运输巷道(4个)的方案1的RMSE比传感器布设在回风巷道(3个)、运输巷道(3个)和轨道上山(2个)的方案2的RMSE少37%,方案1的鲁棒性更强;在宝源南平硐煤矿4331综采工作面的相似模型中,基于CNN-LSTM混合模型的震源定位方法相比于2种数学拟合形式的震源定位方法更优,定位精度更高.

**关键词:**微震监测;传感器布设;卷积神经网络;长短期记忆网络;震源定位

中图分类号:TD326

文献标志码:A

文章编号:1672-9102(2025)01-0029-06

## On Microseismic Location of Coal and Rock Mass in Fully Mechanized Mining Face

XU Yuan, LI Qingfeng, HE Liao

(School of Resources, Environment and Safety Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China)

**Abstract:** Under the background of intelligent development of coal mine, microseismic monitoring has become the basic safety guarantee condition of intelligent early warning system of coal mines, and the layout of microseismic sensor is the basis of accurate positioning of microseismic. Aiming at the problem of inaccurate microseismic location in 4331 fully mechanized mining face in the South Pingdong Coal Mine of Baoyuan, according to the actual situation of the working face, a similar simulation experiment of sensor layout is designed. By comparing two kinds of source location methods in mathematical fitting form, a source location method based on CNN-LSTM hybrid model of CNN and LSTM is proposed. The advantages and disadvantages of each layout scheme are evaluated by the RMSE of the predicted value and the actual value of the source location. The results show that the RMSE of scheme 1 with four sensors in the return airway and four sensors in the transportation roadway is 37% smaller than that of scheme 2 with three sensors in the return airway, three sensors in the transportation roadway and two sensors in the track uphill, and the robustness of scheme 1 is stronger. The source location method based on CNN-LSTM hybrid model is better than the source location method of two mathematical fitting forms in the similar model of 4331 fully mechanized mining face in the South Pingdong Coal Mine of Baoyuan, and the positioning accuracy is higher.

**Keywords:** microseismic monitoring; sensor deployment; convolutional neural network; long short-term memory network; source location

收稿日期:2024-09-05

基金项目:湖南省自然科学基金面上资助项目(2023JJ30248)

\*通信作者, E-mail: lqf66@hnust.edu.cn

微震监测技术是一种联合仪器、信息处理、数据分析、岩石力学以及地球物理等多学科交叉的研究方法,应用该技术可以间接、实时、无损地获悉冲击地压等地质灾害的形成机理及时空变化规律,对地质灾害的分布范围、突发时间及危害程度进行预测预报,其中震源定位的精度是对地质灾害进行有效预警的关键因素.提高微震定位精度的措施包括微震传感器布设和震源定位算法等.微震传感器布设是进行微震定位的基础性工作<sup>[1]</sup>,李楠等<sup>[2]</sup>研究震源定位的双曲线的非均匀特性,揭示了微震台站布设对震源定位的影响机制;巩思园等<sup>[3]</sup>提出包括模型数据准备模块、遗传算法求解模块和传感器布置方案定位能力评价模块的微震传感器布置方案;吕英迪<sup>[4]</sup>提出基于猴群算法的传感器优化方案.传感器优化效果需要根据震源定位效果进行验证,贾宝新等<sup>[5]</sup>利用不同微震定位算法计算出震源位置,基于微震定位结果探究传感器布设优劣.

上述研究主要从技术层面解决了监测范围和监测精度的问题.由于宝源煤矿 4331 综采工作面巷道条件的复杂性,上述传感器空间布设方案在该矿实际条件下存在适用性不足的问题.此外,基于数学拟合形式的震源定位算法应用于该矿 4331 综采工作面相似模型时表现出一定的局限性,其得出的震源定位结果误差较大,不能满足精确定位要求.针对该矿综采工作面的微震监测需求,根据综采工作面煤层赋存条件,结合信号处理和机器学习的相关理论和方法,本文设计 2 种微震传感器空间布设相似模拟方案,提出基于卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)和长短期记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)网络的 CNN-LSTM 混合模型的震源定位方法,在相似模型中对震源实现了有效定位,该研究可为该矿综采工作面微震监测系统中传感器的布设提供参考.

## 1 工程概况和相似模拟

### 1.1 工程概况

南平硐煤矿位于湖南资兴三都镇矿区中北部,该矿 43 采区 4331 综采工作面走向长 260 m,倾斜长 140 m.工作面煤层为 3<sup>#</sup>煤,地质构造简单,煤层平均厚度为 1.85 m,煤层平均倾角为 18°.工作面可采走向长度为 260 m,可采倾斜长度为 140 m,回采率为 95%.3<sup>#</sup>煤煤层老顶为细砂岩,平均厚度为 14 m,岩性为灰黑色薄及中厚层状;直接顶为砂质泥岩,硬度为 4~6,平均厚度为 16.3 m,岩性为灰黑色薄层状;直接底为砂质泥岩,硬度为 4~6,平均厚度为 19 m,岩性为砂质泥岩与细砂岩互层.回风巷按腰线沿煤掘进,沿煤层走向布置,用于工作面通风和运料,巷道净宽 2.2 m,净高 2.3 m;运输巷按中线、腰线掘进,沿煤层走向布置,用于工作面运煤、通风和退运设备.运输巷和回风巷的断面均为梯形,且支护方式均采用架梯形棚支护.根据工作面巷道布置方式及煤层特征,确定采煤方式为走向长壁后退式,采用综合机械化工艺一次采全高,采空区顶板为全部垮落法处理.工作面全部采用 ZY3400/14/32 掩护式液压支架支护.南平硐煤矿 4331 综采工作面煤层顶底板岩石力学参数见表 1.

表 1 3<sup>#</sup>煤顶底板岩石力学参数

类型	抗压强度/MPa	抗拉强度/MPa	泊松比	抗剪强度/MPa	内摩擦角/(°)
顶板	45.99	5.53	0.22	6.54	31.3
煤	9.35	1.46	0.31	1.68	32.4
底板	43.73	5.38	0.21	2.74	24.7

### 1.2 传感器布设的相似模拟

合理的传感器布设是构建微地震系统的重要保证.定位精度受传感器的几何布局及传感器与震源距离的影响<sup>[6]</sup>.为解决微震传感器布设方式不理想以及震源定位计算结果误差较大的问题,以南平硐煤矿 4331 综采工作面地质条件为背景,开展传感器布设试验研究.依据工作面 3<sup>#</sup>煤顶底板力学参数,设计几何相似比为 37 : 1、容重相似比为 2 : 1 和应力相似比为 74 : 1 的相似模拟试验<sup>[7-8]</sup>.相似模型的长宽高分别为 1 000, 500, 1 300 mm,其中,传感器不要安装在一个水平面或一个岩层层位,在布局上传感器阵列应形成一个空间、立体的监测网络,这样能够增加不同传感器到时之间的差值,降低相对到时误差,从而提高定

位精度<sup>[9]</sup>.本文设计 2 种传感器布置方案进行对比分析.

方案 1:传感器分别布置在运输巷和回风巷.运输巷煤帮和回风巷煤帮各布置 4 个传感器,沿轨道下山向综采工作面方向等间距交错布置,各巷道传感器两两间距为 200 mm.传感器位置和激振点位置如图 1 所示,激振点的空间坐标如表 2 所示.图 1 中, $x$  轴正方向为工作面推进方向, $y$  轴正方向为运输巷到回风巷的水平方向, $z$  轴正方向指向地面水平面.煤层厚 50 mm,煤层平均倾角为  $18^\circ$ ,运输巷和回风巷净高均为 50 mm,顶板厚 750 mm.

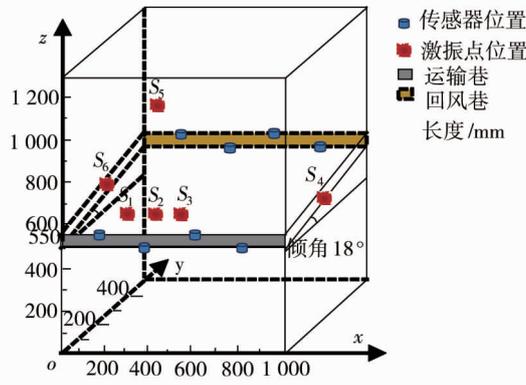


图 1 传感器布置方案 1 及激振点位置

方案 2:传感器分别布置在轨道上山、回风巷道及运输巷道.轨道上山沿煤层顶板布置 2 个传感器,间距 200 mm;运输巷煤帮和回风巷煤帮各交错布置 3 个传感器,各巷道传感器两两间距为 250 mm.激振点空间坐标与布置方案 1 一致.

表 2 模拟激振点的坐标

激振点	$x$	$y$	$z$
$S_1$	300	0	650
$S_2$	440	0	650
$S_3$	510	0	650
$S_4$	1000	240	636
$S_5$	40	500	846
$S_6$	0	250	640

采用激振锤敲击模型表面模拟激振信号.试验开始前,检查传感器的安装、设备的连接及运行状态,并进行设备调试工作.传感器的 2 种布置方式下的相似模拟激振试验完成后,保存每组数据,便于后续数据处理和分析.

## 2 微震震源定位

### 2.1 数学拟合形式的震源定位方法

微震信号的准确识别是煤岩体微破裂点精确定位的第一步.王春来等<sup>[10-12]</sup>基于快速傅里叶变换和信息熵理论,确定主频熵相对最大值可以作为预测岩爆的关键特征,为岩爆预测提供新的手段.微震震源定位方法根据定位原理不同可以分为两大类<sup>[13]</sup>:一类是基于三分量传感器的定位方法,只需 1 个传感器就可测得震源坐标和发震时刻;一类是基于不同传感器观测到时不同的定位方法.

到时不同的震源定位方法是利用不同传感器接收微震信号到达的时间的差值,结合波速和传感器的空间坐标,实现对震源定位的方法.设震源  $S$  的坐标为  $(x_0, y_0, z_0)$ ,震源的发震时刻为  $t_0$ ,第  $i$  个传感器  $A_i$  的空间坐标为  $(x_i, y_i, z_i)$ ,第  $i$  个传感器的观测到时间为  $t_i$ .假定监测对象为均质、各向同性的介质,且震动波在传播过程中的波速  $v$  为定值.震源到第  $i$  个传感器的计算距离  $l_i$  为

$$l_i = \sqrt{(x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2 + (z_i - z_0)^2}. \quad (1)$$

$(x_0, y_0, z_0)$  为待求解的未知震源坐标. 根据震源到各传感器的计算距离  $l_i$ 、波速  $v$  和发震时刻  $t_0$  可以得出第  $i$  个传感器的计算到时  $t'_i$  为

$$t'_i = \frac{l_i}{v} + t_0. \quad (2)$$

目前, 国内外学者对微震定位方法做了大量的研究, 其中包括数学拟合形式的震源定位方法, 本文基于该方法针对波速已知与未知这 2 种情形构建目标函数, 通过使目标函数取得最小值获得最优的震源定位结果.

1) 当波速  $v$  已知的情况下, 2 个不同位置的微震传感器  $A_i$  与  $A_j$  的计算到时的差值  $\Delta t'_{ij}$  为

$$\Delta t'_{ij} = t'_i - t'_j = \frac{l_i - l_j}{v}. \quad (3)$$

2 个不同位置的微震传感器  $A_i$  与  $A_j$  的观测到时的差值  $\Delta t_{ij}$  为

$$\Delta t_{ij} = t_i - t_j. \quad (4)$$

观测到时差值与计算到时差值之间存在误差, 误差越小, 表明定位精度越高, 震源定位结果越接近真实值. 因此, 基于观测到时差值与计算到时差值的差的平方和构建目标函数  $T$ :

$$T = \min \sum_{i,j=1}^m (\Delta t_{ij} - \Delta t'_{ij})^2. \quad (5)$$

求解目标函数  $T$  的最小值, 即可得到震源位置和微地震发生的时刻.

2) 当波速  $v$  未知的情况下, 震源到传感器的观测到时差商与计算距离差商的差值表示两者之间的偏离程度, 偏离程度越小, 定位精度越高. 因此, 基于观测到时差商与计算距离差商的差的平方和构建目标函数  $Q$ :

$$Q = \min \sum_{i,j,k=1}^m \left( \frac{t_i - t_j}{t_i - t_k} - \frac{l_i - l_j}{l_i - l_k} \right)^2. \quad (6)$$

求解目标函数  $Q$  的最小值, 即可得到震源位置.

将采集的模拟激振信号数据作为数据库, 根据上述 2 种数学拟合的震源定位方法对震源位置进行求解, 并绘制求解的震源坐标与实际的震源坐标之间的均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 曲线, 如图 2 所示. 其中 RMSE 的计算公式为

$$R = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{d=1}^n [(x_d - \hat{x}_d)^2 + (y_d - \hat{y}_d)^2 + (z_d - \hat{z}_d)^2]} \quad (7)$$

式中:  $n$  为数据总数;  $(x_d, y_d, z_d)$  为实际的震源坐标;  $(\hat{x}_d, \hat{y}_d, \hat{z}_d)$  为求解的震源坐标.

由图 2 可知, 随着定位事件数量的增加, RMSE 也逐渐增加. 这说明在波速已知和未知情况下的这 2 种数学拟合形式的震源定位方法均不适用本文相似模型的震源定位, 这是因为该相似模型属于非均质体, 具有各向异性, 数学方法的震源定位对此模型表现出一定的局限性.

## 2.2 CNN-LSTM 混合模型震源定位方法

在利用 2 种数学拟合形式的震源定位方法对相似模拟试验数据进行震源定位计算时, 计算结果不能达到预期效果, 计算效率也有待进一步提升. 煤矿综采工作面在进行微震监测时, 会产生大量的微震监测数据, 这些数据为 CNN-LSTM 模型的训练创造了极佳的研究条件<sup>[14]</sup>.

结合卷积神经网络 (CNN) 和长短期记忆网络 (LSTM) 的 CNN-LSTM 混合模型能充分发挥 CNN 在特征提取方面和 LSTM 在时间序列分析方面的优势, 在多项研究中相较于单一深度学习模型表现出更优的预测能力. 鉴于此, 本文采用 CNN-LSTM 混合模型来预测微地震的震源位置, 以减小震源预测值与实际值的均方根误差, 提高震源定位结果的准确性.

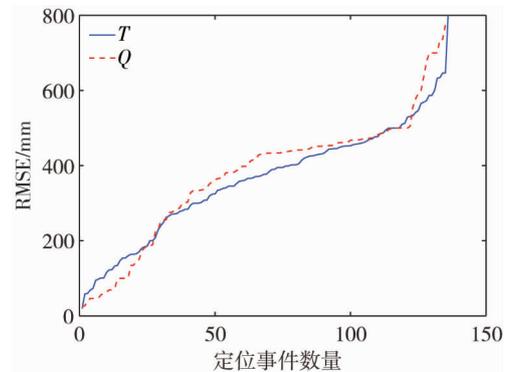


图 2 2 种目标函数定位结果的均方根误差曲线

本文的 CNN-LSTM 的网络架构如图 3 所示,由 CNN 和 LSTM 两部分组成.输入数据通过卷积层提取特征,卷积层后面紧跟着 ReLU 激活函数,这种组合使 CNN 能够捕捉到更为复杂的特征,并能增强模型的表达能力,再通过池化层减少特征维度,从而获得数据的特征表示.LSTM 用于捕捉微地震初至信道到达时间数据的时间序列特征,是一种改进的循环神经网络 (Recurrent Neural Networks, RNN),在处理短时间序列的数据分析时具有优越性,可以解决一般递归神经网络中普遍存在的长期依赖问题,此外,LSTM 还可以解决 RNN 在模型训练过程中容易出现梯度消失或爆炸问题<sup>[15]</sup>.将 CNN 提取出的特征输入到含 3 个隐藏层的 LSTM 中,最终通过一个全连接层输出预测结果.

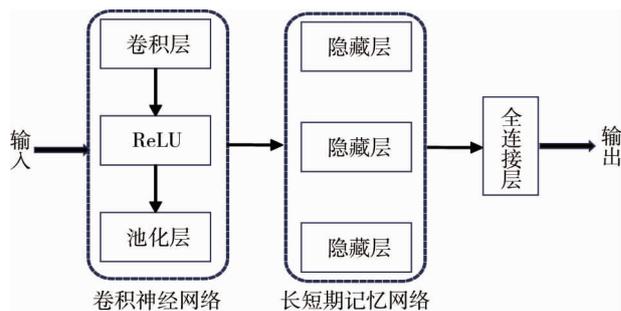


图 3 CNN-LSTM 网络架构

激活函数在神经网络特征提取的过程中执行非线性映射,用来提高神经网络拟合复杂函数的能力<sup>[16]</sup>.在缺乏非线性激活函数的情况下,即使网络层数增多,模型仅能学习输入数据的线性组合,这在本质上限制了模型对于复杂数据的表达和捕捉能力.常用的激活函数包括 Sigmoid 函数、Tanh 函数与 ReLU 函数,其中 ReLU 函数是神经网络中应用范围最广的激活函数,它能解决 Sigmoid 与 Tanh 函数中梯度消失的问题,且不需要指数运算,运算速度较快.本文选用的 ReLU 激活函数  $f$  为

$$f = \sum_{i=1}^r (a_i \omega_{ij}) + b_j \tag{8}$$

式中: $a_i$  为第  $i$  个输入特征值; $r$  为输入特征值的总个数; $\omega_{ij}$  为权重系数; $b_j$  为神经元  $j$  的偏置值.

激活函数架构如图 4 所示.

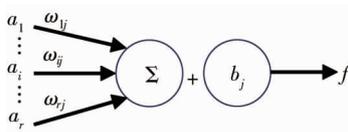


图 4 激活函数架构

### 3 定位效果评价

为了验证 CNN-LSTM 混合模型对传感器在 2 种布设方案下震源位置的预测效果,采用 RMSE 来评价该方法预测的震源坐标与实际的震源坐标之间的差异, RMSE 越低,表明模型具有较高的鲁棒性,预测效果较好.2 种布设方案下 CNN-LSTM 混合模型震源定位方法预测的震源坐标与实际的震源坐标的 RMSE 结果如图 5 所示.

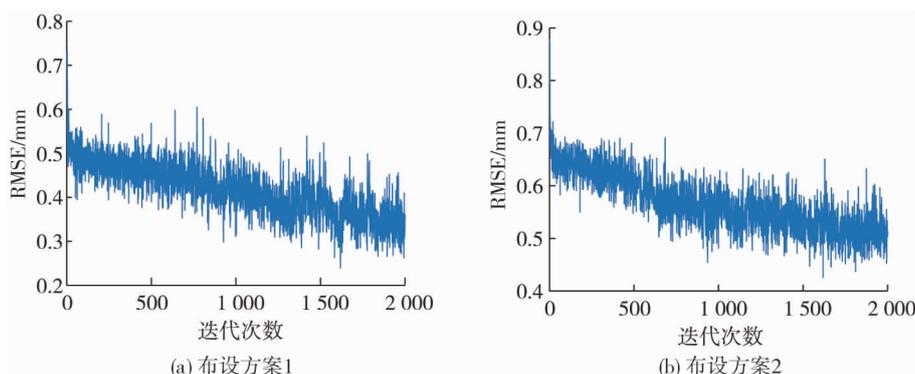


图 5 2 种布设方案下 RMSE 结果

从图5可以看出,在传感器在2种布设方案下,随着迭代次数的增加,RMSE不断减小,表明CNN-LSTM混合模型震源定位方法可以适用于该相似模型;在迭代2000次的情况下,布设方案1的RMSE为0.33 mm,布设方案2的RMSE为0.52 mm,布设方案1的RMSE比布设方案2的低,这表明采用CNN-LSTM混合模型震源定位方法的情况下,布设方案1更优.因此,将方案1作为宝源煤矿4331综采工作面的传感器布置方案.

## 4 结论

1) 基于CNN-LSTM混合模型震源定位方法在微震震源定位中显示出较高的精度,与2种数学拟合形式震源定位方法相比,该方法能更有效地定位微震事件.

2) 传感器布局对微震监测定位精度具有显著影响.在宝源煤矿4331综采工作面相似模型中,传感器布设在回风巷道(4个)和运输巷道(4个)相较于传感器布设在回风巷道(3个)、运输巷道(3个)和轨道上山(2个),能够实现更高的定位精度.

### 参考文献:

- [1] 刘晓明,赵嘉轩,王李管,等.基于综合评价法的矿山微震监测台网布设评价[J].中国安全生产科学技术,2016,12(5): 66-72.
- [2] 李楠,王恩元,李保林,等.传感器台网布设对震源定位的影响规律及机制研究[J].中国矿业大学学报,2017,46(2): 229-236.
- [3] 巩思园,窦林名,马小平,等.提高煤矿微震定位精度的台网优化布置算法[J].岩石力学与工程学报,2012,31(1):8-17.
- [4] 吕英迪.基于智能算法的传感器优化布置[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2020.
- [5] 贾宝新,贾志波,赵培,等.基于高密度台阵的小尺度区域微震定位研究[J].岩土工程学报,2017,39(4):705-712.
- [6] HUANG L Q, WU X, LI X B, 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.
- [7] WU H, ZHU C Q, LI Q F. Study on surrounding rock stability mechanism of gob-side entry retaining with prefabricated fracture[J]. Advances in Civil Engineering, 2021, 2021(1): 5819672.
- [8] WU H, LI Q F, ZHU C Q, et al. Study on the failure law of surrounding rock in inclined coal seam with gob side entry[J]. Scientific Reports, 2023, 13(1): 973.
- [9] 李楠,王恩元,GE Mao-chen.微震监测技术及其在煤矿的应用现状与展望[J].煤炭学报,2017,42(增刊1):83-96.
- [10] WANG C L, CHEN Z, LIAO Z F, et al. Experimental investigation on predicting precursory changes in entropy for dominant frequency of rockburst[J]. Journal of Central South University, 2020, 27(10): 2834-2848.
- [11] WANG C L, CAO C, LI C F, et al. Experimental investigation on synergetic prediction of granite rockburst using rock failure time and acoustic emission energy[J]. Journal of Central South University, 2022, 29(4): 1262-1273.
- [12] 王春来,廖泽锋,李长峰,等.花岗岩岩爆声发射时空熵值动态特征实验研究[J].采矿与安全工程学报,2019,36(3): 626-633.
- [13] 李楠.微震震源定位的关键因素作用机制及可靠性研究[D].徐州:中国矿业大学,2014.
- [14] WANG T T, TRUGMAN D, LIN Y Z. SeismoGen: seismic waveform synthesis using GAN with application to seismic data augmentation[J]. Journal of Geophysical Research: Solid Earth, 2021, 126(4): e2020JB020077.
- [15] GARCIA C I, GRASSO F, LUCHETTA A, et al. A comparison of power quality disturbance detection and classification methods using CNN, LSTM and CNN-LSTM[J]. Applied Sciences, 2020, 10(19): 6755.
- [16] LI Z W, LIU F, YANG W J, et al. A survey of convolutional neural networks: analysis, applications, and prospects[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022, 33(12): 6999-7019.