

DOI: 10.13382/j.jemi.B2307104

基于深度学习的光纤微震信号分类识别的研究*

金 妹^{1,2} 罗家童³ 高 雅^{1,2} 俞本立^{1,2} 张书金⁴ 甄胜来^{1,2}

(1. 安徽大学光电信息获取与控制教育部重点实验室 合肥 230601; 2. 安徽大学信息材料与智能感知安徽省实验室 合肥 230601; 3. 安徽至博光电科技股份有限公司 合肥 230601; 4. 贵州省矿山安全科学研究院有限公司 贵阳 550025)

摘 要:微震监测技术可实时、精确给出岩体破裂或失稳的空间位置,已成为煤与瓦斯突出、隧道岩爆等灾害预警的重要手段之一。针对地下工程中环境复杂,信号微弱难以有效辨别的问题,提出了一种将卷积神经网络与 Transformer 结合(T_CNN)的微震信号识别方法。利用光纤加速度传感器采集西部某隧道工程中的6种信号,将信号经过带通滤波降噪和傅里叶变换后输入模型进行训练和验证。利用模型中的卷积神经网络进行特征提取,基于 Transformer 对重点信息进行聚焦,通过多层感知机得出最终多分类结果。结果表明,基于 T_CNN 模型分类准确率达到 98.09%,且收敛速度更快。相较于目前先进的残差神经网络来说,其准确率提高了 6.2%,精确率、召回率、F1 分数分别提高了 0.036、0.023 和 0.033,证实了该算法在实际工程应用中的优越性。此外,将光纤微震信号经过特征变换后输入到模型中,光纤微震信号的能量也能得到较为准确的估算,进一步验证了该模型具有良好的应用前景。

关键词: 光纤微震信号;卷积神经网络;注意力机制;分类识别;能量估算

中图分类号: TN929.1;TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2

Deep learning-based classification and identification
of fiber optic microseismic signals

Jin Shu^{1,2} Luo Jiatong³ Gao Ya^{1,2} Yu Benli^{1,2} Zhang Shujin⁴ Zhen Shenglai^{1,2}

(1. Key Laboratory of Opto-Electronic Information Acquisition and Manipulation, Ministry of Education, Anhui University, Hefei 230601, China; 2. Information Materials and Intelligent Sensing Laboratory of Anhui Province, Anhui University, Hefei 230601, China; 3. IDETECK CO., LTD., Chuangxin Avenue, Hefei 230601, China; 4. Guizhou Mining Safety Science Research Institute Co., Ltd, Guiyang 550025, China)

Abstract: Microseismic monitoring technology can give the spatial location of rock body rupture or instability in real time and accurately, and has become one of the important means of early warning for disasters such as coal and gas herniation and tunnel rock explosion. Aiming at the problem of complex environment and weak signals difficult to be recognized effectively in underground engineering, a microseismic signal recognition method combining convolutional neural network and Transformer (T_CNN) is proposed. Six kinds of signals in tunnel engineering in a western region are collected by using fiber-optic acceleration sensors, and the signals are input into the model for training and verification after band-pass filtering for noise reduction and Fourier transform. Convolutional neural network in the model is utilized for feature extraction, focusing on the key information based on Transformer, and the final multi-classification results are derived by multilayer perceptron. The results show that the classification accuracy of the T_CNN-based model reaches 98.09% and converges faster. Compared with the current state-of-the-art residual neural network, the accuracy is improved by 6.2%, and the precision, recall, and F1 score are improved by 0.036, 0.023, and 0.033, respectively, which confirms the superiority of the algorithm in practical engineering applications. In addition, the energy of the fiber microseismic signal can also be estimated more accurately after

收稿日期:2023-12-05 Received Date: 2023-12-05

* 基金项目:安徽省重点研发计划(202104a05020059)、安徽省优秀科研创新团队(2022AH010003)、合肥综合性国家科学中心、贵州省科技支撑(黔科合支撑[2022]一般 005)项目资助

the fiber microseismic signal is input into the model after the feature transformation, which further verifies that the model has good application prospects.

Keywords: fiber optic microseismic signal; convolutional neural network; attention mechanism; classification and identification; energy estimation

0 引言

近年来,微震监测技术作为煤矿隧道安全生产的主要监测手段,已广泛应用于地下工程监测中^[1-2]。对光纤微震数据进行精确分类有助于过滤掉待定位的事件,提高后续数据处理的效率^[3-4]。

在实际工程中,施工环境的复杂性导致背景噪声异常显著,这给有效信号的捕获带来了巨大挑战,而人工识别微震信号耗时耗力。当前的微震信号识别方法效率低且精度有待提高。有大量学者研究基于时域特征,频域特征的方法^[5-6],也有学者倾向于选择一定的参数代替波形作为神经网络的输入进行分类^[7],也有一些学者认为采用特征输入会造成信息的丢失而采用原始波形输入取得了丰硕的成果^[8]。然而这些学术数据集多为包含典型微震和易区分噪声信号的样本,且随着机器学习相关技术和模型的发展,微震数据的分析领域拓展了更广阔的视野^[9]。传统机器学习模型存在一个不足之处,即特征提取和分类识别难以得到最优解^[10]。而深度神经网络具备特征提取和分类输出的能力,在图像分类^[11],地质遥感检测^[12]等方面应用广泛且效果显著。这需开发一种易于使用的全新网络来实现自动多类别识别。

精确识别微震信号对于进行微震能量估算至关重要。现有的微震震源能量计算方法借鉴了地震学原理及方法,包括 Gutenberg-Richter 法^[13]、能量密度法^[14]等。然而,这些方法在微震监测中存在挑战:参数繁多、微震与天然地震在震源机制、地震波频率和检波器类型等方面差异显著。因此,直接使用天然地震的方法和参数并不适用于微震监测。在微震监测中微震能量衰减规律复杂多变,难以直接测量震源能量。且现有的模型并不能同时解决分类和能量估算问题,需要研究学者们重新构建模型。

因此,本文提出了一种基于卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)和 Transformer 结合的光纤微震信号识别和预警方法。利用光纤加速度传感器采集实际工程中的信号,经过带通滤波处理后输入到模型中。基于卷积块和注意力机制能够有效地进行信号处理,显著提高网络性能。为了评估网络在实际工程应用中的适用性和可靠性,对模型进行了进一步的调整,并成功实现能量估算,基本满足工程需要。实验证实了该网络的鲁棒性及其在实际工程中的应用的潜力。

1 基本理论

1.1 光纤加速度传感器

光纤传感器是微震监测系统的关键元件,用于检测岩体破裂引起的弹性波并将其转换为光信号。全光纤微震监测设备可以达到安全传输较远距离,高灵敏,宽频响的目的。在西部某隧道工程中使用一种基于迈克尔逊干涉仪的柔顺圆柱型光纤加速度传感器^[15],当传感器被触发振动时,换能器圆柱体被拉伸或压缩,导致传感光纤的长度发生变化。光学相移的变化与加速度成正比,达到采集信号的目的。光纤加速度传感器特性如表 1 所示。

表 1 光纤加速度传感器具体参数
Table 1 Specific parameters of fiber-optic acceleration sensors

频带宽度 Hz@ ±3 dB	20~10 K
本底噪声 μg/√Hz	13.5
几何尺寸 φ×h/mm	60×80

1.2 数据来源

本文数据采集至某西部隧道工程。为了防止岩石爆炸的危险,在施工过程中采用微震监测系统对隧道掘进过程中的微震活动进行监测。监测配置采用光纤加速度传感器监测岩体内部裂缝。图 1(a)显示了传感器阵列的布局,3 个在右壁,其余在左壁。现场试验如图 1(b)左图所示,图 1(b)右侧为传感器通过耦合浆液与岩体采集数据。在本文中,选取数据的具体参数如表 2 所示。

表 2 光纤微震数据参数
Table 2 Fiber optic microseismic data parameters

数据类别	数量	采样率/Hz	类别标签
噪声	4 469	16 000	0
微震	3 493	16 000	1
岩爆	39	16 000	2
爆破	587	16 000	3
敲击	85	16 000	4
油锤	507	16 000	5

1.3 矿山微震信号时域特点

本文选取西部某隧道工程的 6 类数据,分别为微震、岩爆、爆炸、敲击、油锤和噪声信号。如图 2 所示,针对尾波衰减特征而言,微震信号、油锤信号和敲击信号的波形呈现相似之处,其峰值会突然出现并在过程中逐渐衰减,

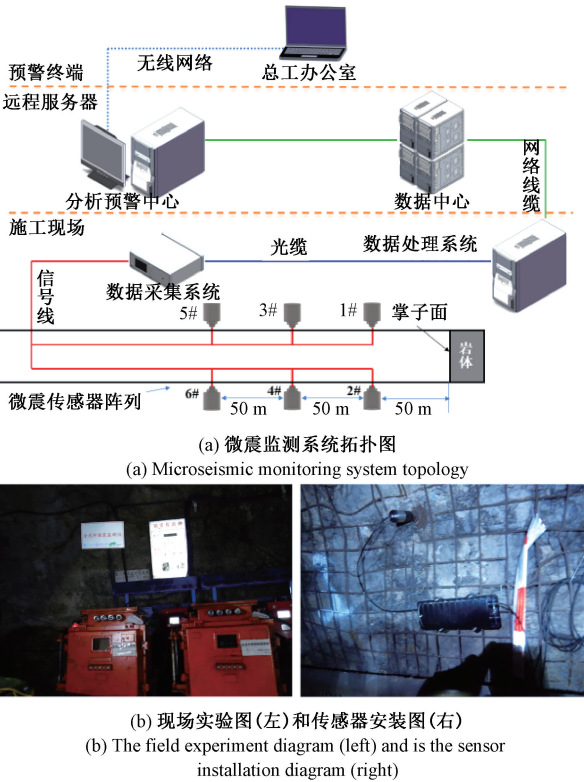


图1 微震监测系统实验图

Fig. 1 Experimental diagram of microseismic monitoring system

形成相近的波形特征;岩爆和爆炸信号,其峰值较高且衰减较慢,持续时间相对较长,拥有相似波形。对于波形分形而言,噪声信号所呈现的波形图像为杂乱无章;油锤信号呈现出一定的周期。就峰值而言,岩爆和爆破信号峰值最高;微震和敲击信号峰值较为接近。

可见,从单一特征进行多类信号识别较为困难,因此开发更为细致和精确的多类型波形信号识别方法尤为关键。目前针对微震信号分类的方法主要分为时域识别和频域识别两种。时域识别主要依靠信号在波形上的一些特征进行识别,该特征主要包括尾波发育特征、分形维数特征、峰值特征等。在施工过程中收集的微震信号难免会携带背景噪声,依据时域特征,可以将矿山微震信号主要分为典型信号、干扰信号和非典型难以识别信号3类。如图3所示,图3(a)是非常典型的微震信号,图3(b)显示了一段低信噪比的信号,它融合到微震数据中,干扰了机器识别。图3(c)是一个具有较低信噪比的欺骗性很强的微震信号,在这种情况下会严重影响信号识别的准确性。为了验证模型的有效性和鲁棒性,需要将含有背景噪声的微震信号一并输入。

1.4 识别模型的数学表达

卷积层的功能是对输入数据进行特征提取,其中每个神经元与前一层中位置相似的区域中的多个神经元相

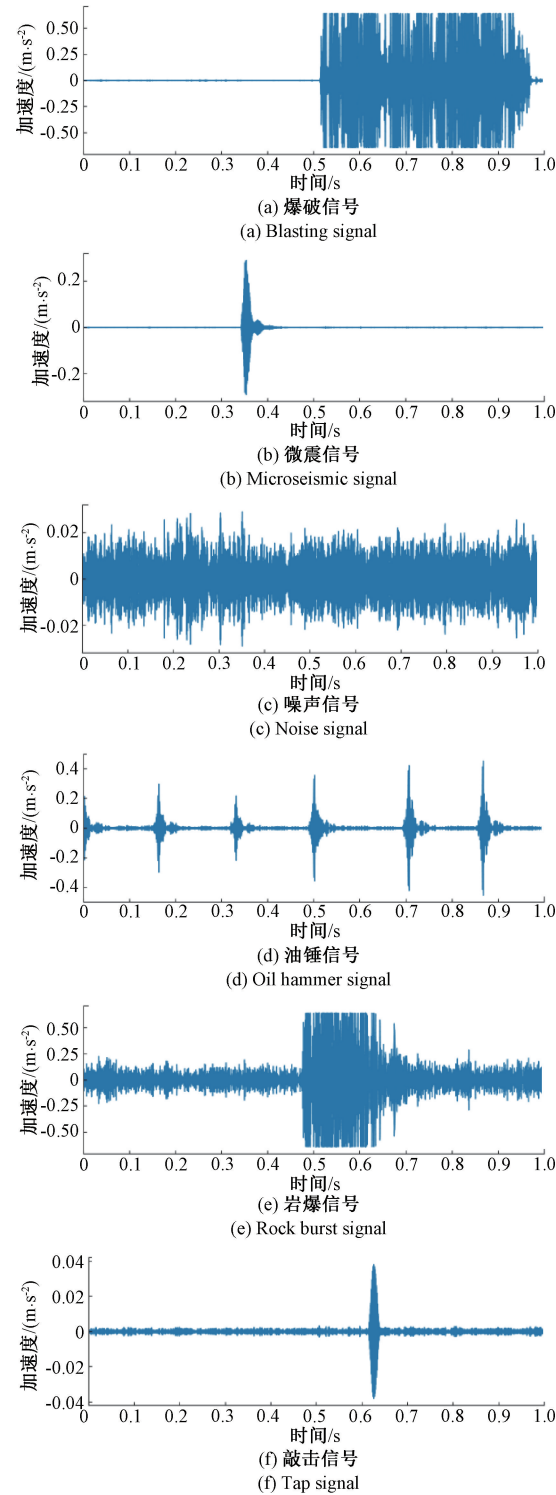
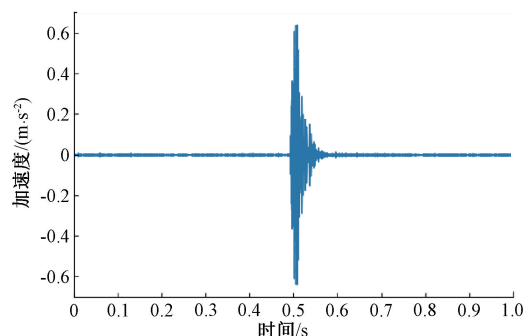


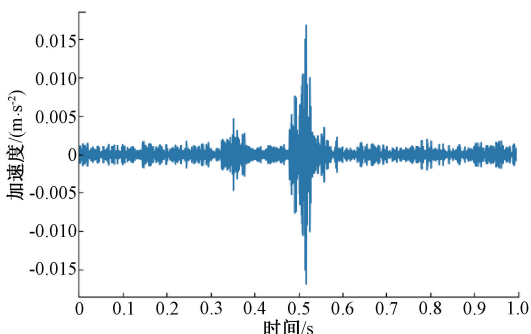
图2 6类信号波形示例

Fig. 2 Example of Class six signal waveforms

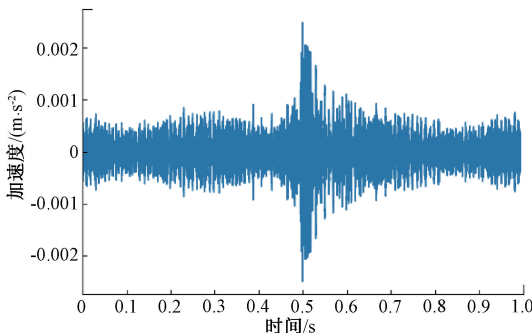
连,并且该部分的权重是恒定的。每一层卷积都从前一层获取输入,在输入到下一层之前,通过执行操作后使用不同的卷积核,这个过程可以用式(1)表示:



(a) 典型微震波形
(a) Typical microseismic waveforms



(b) 受到背景噪声干扰的微震波形
(b) Microseismic waveforms disturbed by background noise



(c) 低信噪比微震波形
(c) Low signal-to-noise ratio microseismic waveforms

图 3 微震波形示例

Fig. 3 Example of microseismic waveform

$$y_i^l = f\left(\sum_{i=0}^{m-1} w_i y_{p+i}^{l-1}\right) \quad (1)$$

其中, w_i 表示滤波器中位置的权重, y^{l-1} 表示前一层的输出, f 表示激活函数, 为了避免梯度消失问题, 通常选用 GeLU 公式, 可用式(2)表示:

$$\text{GeLU}(x) = 0.5x(1 + \tanh(\sqrt{2/\pi}(x + 0.044715x^3))) \quad (2)$$

其中, x 作为输入, $\tanh$ 为双曲正切函数。该激活函数能灵活处理数据量输入问题, 在数据量时能表现出不错的性能, 加快模型的收敛速度。

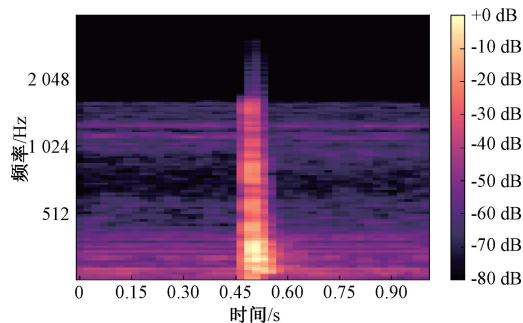
2 基于卷积神经网络和注意力机制的分类识别方法

2.1 数据预处理

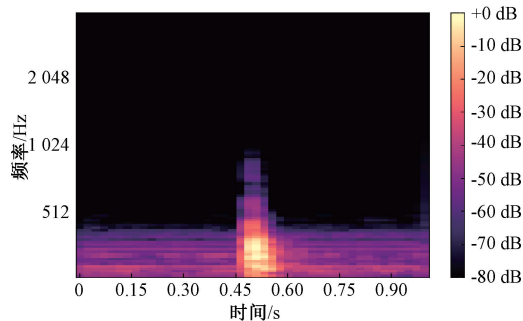
由于地下工程中施工环境复杂, 往往采集到的光纤微震信号背景噪声较大, 需要经过一定的降噪处理。20~400 Hz 的频率范围能够覆盖大部分隧道微震的频率, 低于 20 Hz 的频率通常受到地面振动、风吹动等环境噪音的影响, 而高于 400 Hz 的频率通常受到高频噪音的影响, 故本文选取 20~400 Hz 的带通滤波, 并选用梅尔时频谱图展示滤波前后的效果。梅尔时频谱图可以将一段音频的时域、频域信息同时呈现, 在选用时需要将频率转换为梅尔刻度, 梅尔刻度本质上是关于频率的函数, 可以表示为:

$$m = 2595 \lg\left(1 + \frac{f}{700}\right) \quad (3)$$

其中, m 为梅尔刻度, f 为频率。如图 4(a) 和 (b) 所示, 经过降噪后的微震信号的梅尔时频谱图明显干净许多, 可以看出带通滤波具有良好的降噪效果。



(a) 原始信号的梅尔时频谱图
(a) Mel-time spectrogram of the original signal



(b) 滤波后的梅尔时频谱图
(b) Spectrogram of the filtered Mel-time spectrum

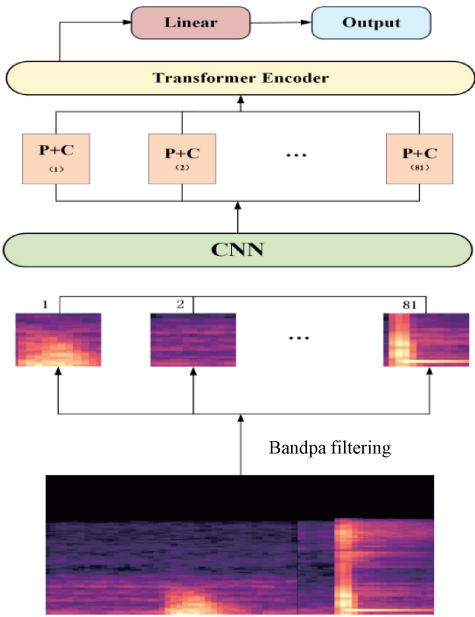
图 4 滤波前后效果

Fig. 4 Before and after filtering effect

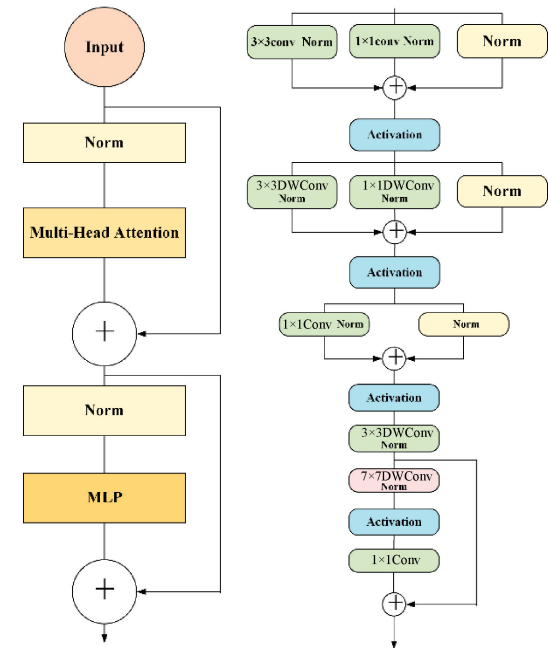
2.2 实验分析

在实验过程中, 将信号通过傅里叶变化转换为频谱图后经过带通滤波输入模型中, 首先将 128×128 的频谱图切割为 3×3 的小块经过卷积层, 其中卷积层中选用 $7 \times$

7,3×3 和 1×1 的不同卷积进行特征提取,大卷积和深度可分离卷积来减少模型参数量和加快运行速度,小卷积使得模型在感受野相同的情况下减少参数量。在 CNN 中,每次卷积运算和归一化后都会经过激活函数引入非线性特性,通过跳跃连接进行特征融合。最后添加位置编码和令牌,经过编码器和线性层,通过多层感知机输出分类结果。网络结构示意图如图 5 所示。



(a) 网络结构示意图
(a) Schematic diagram of the network structure



(b) Transformer Encoder结构(左)和卷积神经网络(右)的结构示意图
(b) The structure of the Transformer Encoder (left), and the convolutional neural network (right)

图 5 网络结构图

Fig. 5 Network structure diagram

为了验证网络的可行性和有效性,将现场采集的数据集输入网络进行多分类识别。根据训练集和测试集的比例分为两部分,比例为 8 : 2。本文中所有的网络都是基于 Pytorch 框架实现的。图 6 显示了本文网络模型在训练集和验证数据集上迭代的准确率和损失。准确性反映了正确检测波形的概率,而损失表示模型学习的有效性。损失值越低,训练效果越好。由图 6 和 7 可知,该模型在 30 次迭代时,准确率曲线趋于稳定,这表明模型最终接近拟合在验证集中的准确率大约为 98.09%,平均损失大约为 0.65。可以看出,该模型具有良好的分类性能。

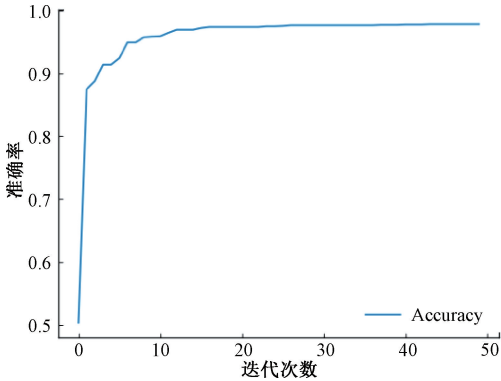


图 6 验证集准确率随迭代次数的变化图

Fig. 6 Plot of validation set accuracy with number of iterations

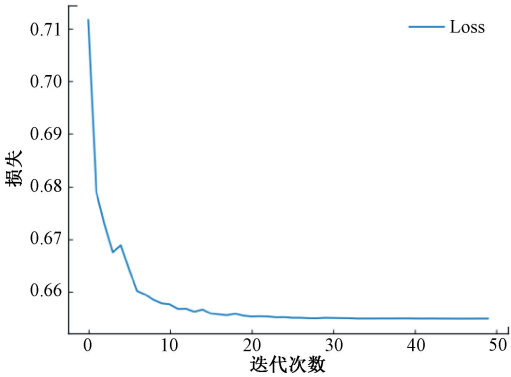


图 7 验证集损失随迭代次数的变化图

Fig. 7 Plot of validation set loss with number of iterations

特征可视化是检验神经网络特征提取层提取效果的一种方法。因神经网络提取后特征维度高于 2 维,因此需要对其进行降维处理。PCA 是一种常见的数据分析方式,常用于高维数据的降维,可用于提取数据的主要特征分量。降维效果如图 8 所示。由图可知,各类信号出现了族群聚类效应,微震信号族群明显远离其他信号,表明模型有效提取了微震信号时频域特征,分类性能良好。

2.3 对比试验

为了验证本文网络模型能对光纤微震信号进行有效

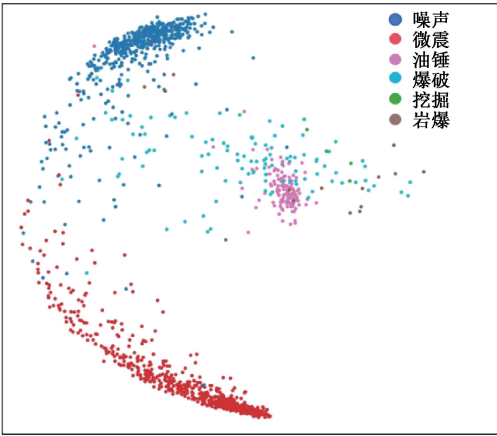


图 8 各类信号降维后的平面分布图

Fig. 8 Planar distribution of each type of signal after dimensionality reduction

分类,基于 CNN、Resnet 神经网络等不同训练模型实现光纤微震信号识别,其中 CNN 选用 3×3 的卷积核,而 Resnet 神经网络选用 7×7 的卷积核,如图 9 所示。数据集随机 80%作为训练集,20%为测试集。对比实验结果如表 3 所示。相较于其他模型,T_CNN 在验证集上的对光纤微震信号的识别准确率更高,Resnet-Attention 模型在训练集上准确率最好,但在验证集上表现较差,且 T_CNN 模型在同一种规格的 GPU 上进行模型比较时所需时间更少,更能满足工程所需。

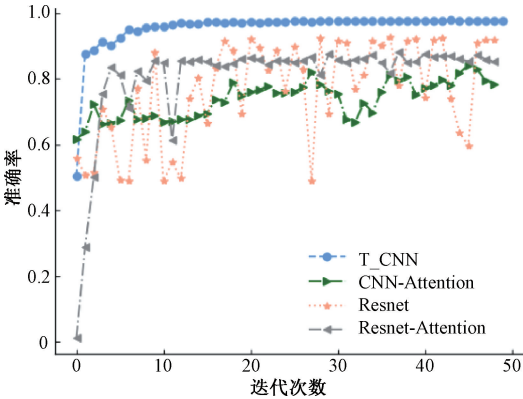


图 9 不同模型比较图

Fig. 9 Comparison of different models

表 3 4 种不同网络模型分类识别结果
Table 3 Classification identification results of four different network models

模型类别	验证准确率	验证损失	训练准确率	训练损失	耗时/min
T_CNN(本文)	0.981	0.655	0.976	0.093	12
Resnet	0.261	4.624	0.919	0.984	10
CNN-Attention	0.788	0.569	0.814	0.554	95
Resnet-Attention	0.928	0.819	0.998	0.006	13

2.4 能量预测

在深埋长大隧道工程中,围岩岩爆成因及其监测预警已成为迫切需要解决的议题。在岩土工程实践中,大规模开挖会在围岩中引发突发且强烈的扰动,几乎立即释放出高应力,导致严重事故的发生。微震信号在地质勘探和岩石工程监测中具有重要意义。然而,精确微震信号能量一直是一个充满挑战性的问题。

本论文基于 T_CNN 网络,提出了一种全新的轻量级网络结构,旨在实现对微震信号能量的高效测量。将微震信号进行人工处理拾取 P 波和 S 波,将其时频特征输入到网络中,结合波速,传感器位置信息,运用相关地震波质点峰值质点速度衰减规律经验公式和多层感知机引入非线性激活函数来拟合能量估算的回归方程,可实现实际应用场景下微震能量估算,这种方法可以和分类过程共用一种结构,更加高效,简单,适应性更强。

在能量估算过程中,选用 Rmsle 损失函数作为评价指标,公式如下:

$$Rmsle = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\log(\hat{y}_i + 1) - \log(y_i + 1))^2} \quad (4)$$

其中, n 表示类别数量, y_i 为观测样本 i 能量的真实值, $\hat{y}_i$ 为观测样本 i 能量的预测值。其训练集和验证集损失如图 10 所示,训练集损失为 2.26,验证集损失为 2.195,这表明该模型对微震信号能量估算结果良好,基本满足工程所需。

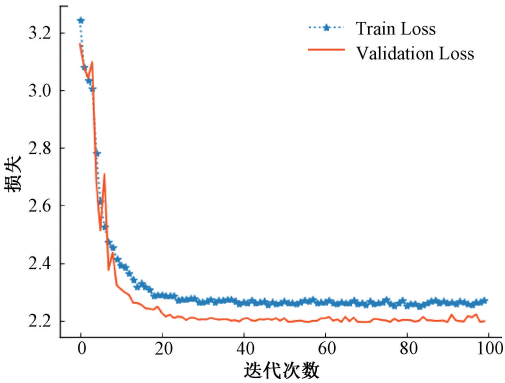


图 10 微震信号能量估算损失图

Fig. 10 Loss map for energy prediction of microseismic signals

为了评估模型在能量估算方面的实际效果,随机选择了 5 个微震信号,并利用式(5)进行能量值的推导。随后,将公式计算得到的能量值、模型估算值以及实际测得的数值进行详细比较。结果表明,模型估算值处于一个合理的范围内,表明其在实际工程应用中具有可行性。具体的对比结果如表 4 所示。

$$E_c = \frac{4\pi\rho c R^2 J_c}{F_c^2} (\overline{F_c^2}) \quad (5)$$

其中, E_c 为事件能量, F_c 为辐射系数, $-F_c$ 为平均辐射系数, ρ 为岩石密度, R 为传感器到震源的距离, c 为波速, J_c 为能量通量。

表 4 能量值对比结果

Table 4 Comparison results of energy values			
事件 ID	公式计算能量值/J	模型推理能量值/J	实际值/J
1	41. 77	40. 95	41
2	321. 54	295. 16	298
3	2 984. 79	2 724. 52	2 735
4	36. 32	33. 41	34
5	980. 74	945. 52	950

3 结 论

本文基于地下工程中信号难以有效辨认的问题,提出了一种高效的新型轻量级网络结构 T_CNN 用于微震信号多分类识别。将西部某地区隧道工程数据经过带通滤波降噪和傅里叶变换后输入该算法中,得到 98. 09% 的分类准确率。与残差神经网络相比,所提方法在精确率、召回率、F1 分数上分别提高了 0. 036、0. 023 和 0. 033,充分证明了其有效性和出色的鲁棒性。通过对该模型进行微调,成功实现光纤微震信号的能量估算,为后续开展隧道岩爆预警奠定基础。下一步的研究工作将集中在对数据的收集,完善其分类及保证数据多样性,通过进一步的训练来改善网络结构,构建一种仅需要微调就能用于不同工程之间的微震信号处理算法,实现性能提升。

参考文献

[1] WANG Q H, ZHANG Y T, XIE Z, et al. The advancement and challenges of seismic techniques for ultra-deep carbonate reservoir exploitation in the tarim basin of northwestern China [J]. Energies, 2022, 15(20): 7653.

[2] LI N, WANG E Y, GE M C. Microseismic monitoring technique and its applications at coal mines; Present status and future prospects[J]. China Coal Soc, 2017, 42: 83-96.

[3] 侯华,李峻辉,代超娜,等. 井下人员超宽带精确定位算法[J]. 电子测量技术,2023,46(4):35-40.

HOU H, LI J H, DAI CH N, et al. Ultra-wideband precise positioning method for downhole personnel[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46 (4): 35-40.

[4] LIU L, SONG W, ZENG C, et al. Microseismic event detection and classification based on convolutional neural network [J]. Journal of Applied Geophysics, 2021, 192(6): 104380.

[5] 郑来芳,张俊生,梁海坚,等. 基于时频混合特征提取

算法的光纤传感信号识别研究[J]. 电子测量与仪器学报,2020,34(9):153-159.

ZHENG L F, ZHANG J SH, LIANG H J, et al. Time-frequency domain based hybrid feature extraction algorithm for fiber optic sensing events recognition[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020,34(9): 153-159.

[6] ZHANG X L, JIA R S, LU X M, et al. Identification of blasting vibration and coal-rock fracturing microseismic signals [J]. Applied Geophysics, 2018, 15 (2): 280-289.

[7] PENG P, HE Z, WANG L, et al. Automatic classification of microseismic records in underground mining: A deep learning approach[J]. IEEE Access, 2020, 8:17863-17876.

[8] LIN B I, WEI X I E, JUNJIE Z, et al. Automatic classification of multi-channel microseismic waveform based on DCNN-SPP [J]. Journal of Applied Geophysics, 2018, 159: 446-452.

[9] 乔美英,程鹏飞,刘震震. 基于 GA-SVM 的矿井涌水量预测[J]. 煤田地质与勘探, 2017, 45(6): 117-122.

QIAO M Y, CHENG P F, LIU ZH ZH. Mine water inflow prediction based on GA-SVM[J]. Coal Geology and Exploration, 2017, 45(6): 117-122.

[10] 汪海晋,尹宗宇,柯臻铮,等. 基于一维卷积神经网络的螺旋铣刀具磨损监测[J]. 浙江大学学报(工学版), 2020, 54(5): 931-939.

WANG H J, YIN Z Y, KE ZH ZH, et al. Wear monitoring of helical milling tool based on one-dimensional convolutional neural network[J]. Journal of Zhejiang University(Engineering Science), 2020,54(5): 931-939.

[11] 陈燕,杨艳,杨春兰,等. 基于阶段聚焦损失和并行增广策略的遥感图像场景分类[J]. 电子测量与仪器学报, 2023,37(1): 116-122.

CHEN Y, YANG Y, YANG CH L, et al. Remote sensing image scene classification via stage-based focal loss and parallel data augmentate strategy[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(1): 116-122.

[12] PEROL T, GHARBI M, DENOLLE M. Convolutional neural network for earthquake detection and location[J]. Science Advances, 2017, 4(2): e1700578.

[13] 解孟雨,孟令媛,申文豪,等. 基于 Gutenberg-Richter 定律快速估算最大余震震级:以 2017 年九寨沟 M_S7. 0 地震为例[J]. 中国地震, 2017, 33(4): 493-502.

XIE M Y, MENG L Y, SHEN W H, et al. Fast estimation of the largest aftershock's magnitude based on

Gutenberg-Richter law; A case study of the 2017 Jiuzhaigou Ms7.0 earthquake sequence [J]. Earthquake Research in China, 2017, 33(4):493-502.

[14] LI Z, HE S, SONG D, et al. Microseismic temporal-spatial precursory characteristics and early warning method of rockburst in steeply inclined and extremely thick coal seam[J]. Energies, 2021, 14(4):1186.

[15] LI S, NI Y, WANG Y, et al. Highly sensitive fiber optic microseismic monitoring system for tunnel rockburst[J]. Measurement, 2022, 189: 110449.

作者简介



金姝, 2020 年于安徽建筑大学获学士学位, 现为安徽大学物理与光电工程学院光学工程硕士研究生, 主要研究方向为信号处理与深度学习。
E-mail: m18326169921@163.com

Jin Shu received her B. Sc. degree from Anhui Jianzhu University in 2020. She is currently a M. Sc. candidate of Optical Engineering in the School of Physics and Optoelectronic Engineering of Anhui University. Her main research interests include signal processing and deep learning.



甄胜来(通信作者), 2008 年于安徽大学获得博士学位。现为安徽大学物理与光电工程学院教授, 主要研究方向为光通信与光传感。
E-mail: slzhen@ahu.edu.cn

Zhen Shenglai (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Anhui University in 2008. He is currently a professor in the School of Physics and Optoelectronic Engineering, Anhui University. His main research interests include optical communication and optical sensing.