



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2405591

引用格式:徐世毅,王胜,赖昆,等.基于声振信号和迁移学习的岩性随钻智能反演方法[J].科学技术与工程,2025,25(18):7524-7537.

Xu Shi-yi, Wang Sheng, Lai Kun, et al. Intelligent inversion of lithology while drilling method based on acoustic and vibration signal and transfer learning[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(18): 7524-7537.

# 基于声振信号和迁移学习的岩性 随钻智能反演方法

徐世毅,王胜\*,赖昆,柏君,张拯,张洁

(成都理工大学地质灾害防治与地质环境保护国家重点实验室,成都 610059)

**摘要** 随着智能化程度的提高,钻井行业对于实时识别随钻岩性的需求越来越迫切。基于钻孔过程中的钻进碎岩声音信号和振动信号(声振信号),提出了一种随钻岩性智能反演方法。首先,通过室内微钻实验钻进7种不同类型的岩石以获取原始信号样本,在采集过程中改变钻进参数(钻速、转速、钻头尺寸)并获得相应信号数据。针对采集的声振信号特征,通过短时傅里叶变换获得具有信号特征的时频图像。在此基础上,构建改进VGG16卷积神经网络模型以实现岩性智能识别,并通过超参数优选实现对模型的训练、评估和调优。之后引入迁移学习训练策略,分别以不同钻进参数作为数据标签,依据参数取值划分源域和目标域,以实现对小样本目标领域的快速识别。实验结果表明:随着钻进参数的改变,模型的迁移学习结果存在差异;基于声振信号训练得到的岩性反演模型预测精度高、泛化能力强,声音信号测试集准确率可达99%,振动信号测试集准确率可达100%;在机械钻速变化下,声振信号受到的影响最小,作为数据标签进行岩性反演时能取得更为卓越的效果,且小钻速作为目标域时岩性反演准确率最高。在岩性反演的过程中,不同的信号类型适用于不同的岩石。其中声音信号对粗黄砂岩的适用性最高,振动信号更适用于花岗岩。研究成果对于提升工作面钻进智能化程度具有一定借鉴价值。

**关键词** 声振信号;迁移学习;岩性随钻智能反演;改进VGG16算法;小样本目标检测

中图分类号 P634.9;

文献标志码 A

## Intelligent Inversion of Lithology While Drilling Method Based on Acoustic and Vibration Signal and Transfer Learning

XU Shi-yi, WANG Sheng\*, LAI Kun, BAI Jun, ZHANG Zheng, ZHANG Jie

(State Key Laboratory of Geohazard Prevention and Geoenvironment Protection, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China)

**[Abstract]** With the improvement of intelligence, the drilling industry's demand for real-time identification of lithology while drilling was becoming more and more urgent. An intelligent inversion method of lithology while drilling is proposed based on the acoustic signal and vibration signal (acoustic vibration signal) of broken rock during drilling. Firstly, the original signal samples were obtained by drilling seven different types of rocks through indoor micro-drilling experiments. During the acquisition process, the drilling parameters (drilling speed, rotation speed, bit size) were changed and the corresponding signal data were obtained. According to the characteristics of the collected acoustic vibration signal, the time-frequency image with signal characteristics was obtained by short-time Fourier transform. On this basis, an improved VGG16 convolutional neural network model was constructed to realize the intelligent identification of lithology, and the training, evaluation and tuning of the model are realized by hyperparameter optimization. Then, the transfer learning training strategy is introduced, and different drilling parameters were used as data labels. According to the parameter values, the source domain and the target domain were divided to realize the rapid identification of the small sample target domain. The experimental results show that the transfer learning results of the model are different with the change of drilling parameters. The lithology inversion model based on acoustic-vibration signal training has high prediction accuracy and strong generalization ability. The accuracy of the acoustic signal test set is up to 99%, and the accuracy of the vibration signal test set is up to 100%. Under the change of penetration rate, the acoustic and vibration signals are least affected, which can achieve more excellent results when used as data labels for lithology inversion, and the accuracy of lithology inversion is the highest when the penetration rate is small as the target domain. In the process of lithology inversion, different signal types are suitable for different rocks. Among them, the sound signal has the highest applicability to coarse yellow sandstone, and the vibration signal is more suitable for granite. The research results have certain reference

收稿日期:2024-07-25 修订日期:2025-03-28

基金项目:成都理工大学珠峰科学研究计划(80000-2022ZF11411)

第一作者:徐世毅(2000—),男,汉族,江西抚州人,硕士研究生。研究方向:人工智能与随钻智能识别。E-mail:xsy835786273@163.com。

\*通信作者:王胜(1982—),男,土家族,重庆人,博士,教授。研究方向:钻探新技术与新材料。E-mail:yongyuandewangsheng@sina.com。

投稿网址:www.stae.com.cn

value for improving the intelligent degree of working face drilling.

[**Keywords**] acoustic and vibration signal; transfer learning; intelligent inversion of lithology while drilling; improved VGG16 algorithm; small-shot object detection

岩性是指包括岩石组成、颜色、结构和构造等特征在内的综合概念,正确的岩性识别对于研究地下岩石分布具有重要意义。在地质勘探领域,通过钻探并取得岩心样品是了解地下岩石分布和地质构造的重要手段。通过岩心分析,可以获取岩石的详细信息,例如岩性、矿物组成、岩石结构、地球化学特征和年代等,进而为地质勘探和资源开发提供科学依据。传统的岩性识别方法主要依靠野外地质观察和室内测试分析,然而这些技术都有其影响岩心判断的因素(如无法进行原位分析、需要大量样品、室内测试精度不足等)。针对这些问题,中外研究人员进行了大量的研究,以便能够更加快速、实时地识别岩性,为地质勘探工作提供更加可靠的支持<sup>[1-4]</sup>。

钻进碎岩过程中孔底的声振信号是钻头与岩石相互作用的副产物,因此受钻头与岩石影响的声振信号必然包含能反映钻进状态和岩石性质的信息<sup>[5-8]</sup>。近年来,中外对岩石钻孔过程中的声振信号特性进行了大量的研究。振动信号方面,一些学者发现井下钻具振动信号产生的高低频可表征不同的物理意义<sup>[9-11]</sup>;Flegner等<sup>[12]</sup>在对基于钻柱振动的钻井质量评价进行分析时,发现不同岩性会影响钻柱的振动特性;岳中文等<sup>[13]</sup>发现即将破碎的岩石的力学性质会对钻柱所产生的振动波的频率特征产生较大影响。声音信号方面,王胜等<sup>[14]</sup>发现声音信号中也具有岩性特征信息,并以梅尔频率倒谱系数进行表征,实现了岩性的自动识别;Khoshouei等<sup>[15]</sup>选取9个不同类型和性质的岩石样本进行钻探测试后,认为通过调查和分析不同岩石的频率行为,可以检测到岩石类型。整体而言,钻进碎岩时的声振信号为功率信号,可以快速传播至钻柱顶端<sup>[16-17]</sup>;可以根据信号的平均幅值趋势线进行岩性识别<sup>[18]</sup>。

目前,深度学习和迁移学习方法在岩性智能识别领域得到了广泛的应用<sup>[19-22]</sup>。洪国斌<sup>[23]</sup>通过提取振动信号的时频特征并转化为时频图像,再结合Mobilenet和ResNet两种网络结构的优势,构建出一种以卷积神经网络算法为基础的复杂地层岩性随钻识别模型;程久龙等<sup>[24]</sup>构建全卷积神经网络用于预测钻孔附近岩层富水性;龙满生等<sup>[25]</sup>采用参数精调和迁移学习的方法改进了AlexNet,发现通过微调已有模型的参数可以更快地使网络收敛;黄安等<sup>[26]</sup>基于改进随机森林的方式实现了火山岩的岩

性识别;Chen等<sup>[27]</sup>利用振动信号建立岩性识别模型,实现高效的岩性识别;尹生阳等<sup>[28]</sup>通过一个添加了门控循环单元的卷积神经网络模型对碎岩音频数据进行训练;Bai等<sup>[29]</sup>发现振动信号与岩石识别质量的相关性较高,可以在钻孔时用作有效的反演信号源。

目前的岩性智能识别研究大多只考虑了一种信号类型,但忽略了不同信号类型以及不同钻进条件对反演效果的影响。因此,为更加准确、高效地进行岩性智能识别,可以考虑通过室内微钻实验采集钻进碎岩过程中的声振信号,从而得到岩石的特征信息。现对信号进行预处理并创建数据集,以及改进VGG16网络得到岩性智能反演模型,并通过迁移学习探究同一信号类型在钻进参数变化下的岩性反演规律以及同一钻进参数条件下的不同信号类型对岩性反演规律的影响。这对攻克岩性随钻智能识别的技术难题提供一定的参考和借鉴。

## 1 原理与方法

### 1.1 总体架构

本文研究岩性识别方法如图1所示。首先通过室内微钻实验钻进7种不同类型的岩石,通过声压传感器和三轴加速度传感器分别采集钻进过程中的声音和振动信号;对信号进行滤波、降噪处理以提升数据质量,然后通过时频域分析对信号进行短时傅里叶变换获得具有时频特征的图像,以此创建数据集;以钻进参数为标签确定源域和目标域,通过微调(fine-tuning, FT)的方法实现知识迁移;通过改进VGG16网络构建岩性智能反演模型,将源域划分为训练集:验证集:测试集=8:1:1,并完成模型的训练、评估和调优等迭代流程;最后对反演结果进行分析,说明同一信号类型在钻进参数变化下的岩性反演规律以及同一钻进参数条件下的不同信号类型对岩性反演规律的影响。

### 1.2 信号采集

图2是微钻实验信号采集系统整体结构图,该系统在钻孔的同时可以同步采集声音和振动数据。实验所使用的立式数控钻机可实现工程钻机的常规操作,包括夹持岩样、回转给进、钻机换挡等,通过实验钻机的操作面板来调整钻头转速、钻进速度等参数,此时钻压会随着转速和给进速度的变化进行自适应调整。所使用的传感器包括声压传感器和三轴加速度传感器,声压传感器用于采集钻孔声

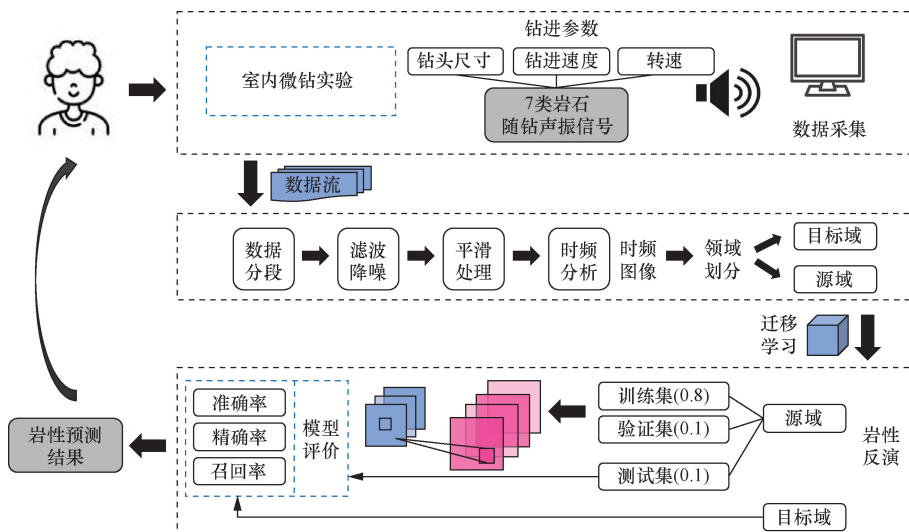
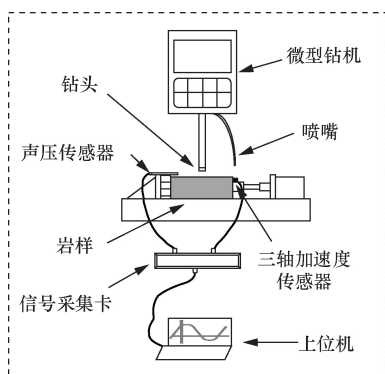


图1 基于随钻声振信号的岩性反演方案

Fig. 1 Lithology inversion scheme based on acoustic vibration signal while drilling



(a) 信号采集



(b) 岩样夹持及传感器安装



从左到右依次为页岩、大理岩、泥灰岩、石灰岩、粗黄砂岩、花岗岩、长石砂岩

(c) 岩样

图2 声振信号采集系统整体结构

Fig. 2 The overall structure of acoustic vibration signal acquisition system

音信号,加速度传感器用于采集岩石的 X、Y、Z 三轴振动信号,其中 X、Y 方向为钻头回转方向,Z 轴为给进方向,采样频率为 51 200 Hz。在钻进过程中需要避免冲洗液溅射到传感器上导致其性能受到影响。

本研究需要采集 7 种岩石的声振信号,岩样尺寸均为 200 mm × 200 mm × 100 mm,岩样的岩石强度参数如表 1 所示。

微钻实验中主要影响参数有钻头尺寸、转速和机械钻速,每种影响参数都有 3 种取值,因此可以使用三因素三水平方法设计实验。各水平取值如表 2 所示。实验正式开始前钻机需空转 2 min,以检验其是否正常运行。实验正式开始时,需设置好转速、钻速和钻头的预定位置等,通过 M45 按钮夹紧岩样。

表 1 岩石力学强度表

Table 1 Rock mechanics strength table

岩性	抗压强度/MPa	抗拉强度/MPa
页岩	47.23	4.25
大理岩	131.17	3.72
泥灰岩	67.80	2.14
石灰岩	65.04	1.94
粗黄砂岩	14.77	1.38
花岗岩	152.68	5.58
长石砂岩	46.16	2.06

表 2 各水平取值表

Table 2 Value table of each level

因素	钻头直径/mm	转速/ (r·min <sup>-1</sup> )	钻速/ (mm·min <sup>-1</sup> )
水平 1	25	200	1
水平 2	30	300	2
水平 3	40	400	3

需要注意在对岩样进行钻孔时应当赋予工程现场钻进环境,持续向孔内加钻井液进行冷却。在钻孔过程中使用声压传感器和三轴加速度传感器获取声振信号,在0~20 mm的钻进深度对信号进行连续采集。采集到的数字信号以表格的形式输出,为便于后续操作,将采集卡的采集时长设置20 s为一组,采集到的信号经信号采集卡转化后为数字信号后传输至上位机。

### 1.3 信号处理

上位机接收的数字信号是关于时间变化的时域信号。其中声音数据以声压的形式体现,振动数据以加速度传感器测得的三轴加速度体现,由时域信号绘制而成的时域图像能够在时间轴上展示信号变化。通常利用离散傅里叶变换(discrete Fourier transform, DFT)将信号从时域转换为频域,从而更简洁的分析频域上的问题。为了更加迅速地进行信号转换,在计算机中通常使用快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT),变换方法如下。

$$X(k) = \text{DFT}[x(n)] = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \times e^{-i2\pi kn/N},$$

$$k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (1)$$

式(1)中: $X(k)$ 为一个长度为 $N$ 的离散频率序列,其中 $k=0, 1, \dots, N-1, \text{Hz}$ ;  $k$ 为第 $k$ 个频率分量; $x(n)$ 为一段时间为 $T$ 的离散时间序列, $n=0, 1, \dots, T-1, \text{s}$ ;  $i$ 为虚数单位。

声振信号通常被视为非平稳信号,在整个时间域上不满足迪利克雷条件,直接对其进行传统的傅里叶变换可能会产生模糊或不准确的结果,因此可以通过短时傅里叶变换(short time Fourier transform, STFT)将信号分解成多个时间窗,之后在每个窗口内进行傅里叶变换,得到该窗口内的频率分量,来捕捉信号在时间和频域上的局部特征,从而更好地理解信号的特征和变化。时频图像能体现信

号在不同时间、不同频率的能量大小,其中三维图像利用信号的起伏波动来表征能量变化,二维图像利用颜色深浅来表示能量大小。由于模型识别颜色变化要更加方便一些,故而使用二维时频图像。图3展示了时频图从三维到二维的转换。

原始数据可能存在噪声、异常值、缺失值等问题,这些问题会对后续的分析产生影响,所以对数据进行处理。由于两种信号在物理特性和采集方式上存在差异,因此在处理流程上也有所不同。对于声音信号,处理流程为:数据分段、预处理、分帧、加窗、快速傅里叶变换以及归一化处理。本研究选取的数据段长度为51 200,每一帧的大小为20 ms,窗口长度为512。对于振动信号,处理流程为:数据分段、高通滤波处理、三点平滑处理、短时傅里叶变换。本文研究中选取的数据段长度为65 000,STFT窗口长度为400,重叠长度为160,频率分辨率为0.5 Hz。信号经处理后,每类岩性都包含了1 800张声音信号时频图及1 350张振动信号时频图,分别创建为声音信号数据集(共12 600张)和振动信号数据集(共9 450张)。图4和图5分别展示了7种岩性声音信号和振动信号通过时频分析生成的时频图像。

## 2 基于改进VGG16和迁移学习的岩性智能反演方法

### 2.1 改进VGG16模型

本文研究在VGG16模型的基础上,删除其顶层全连接层,并将其卷积基作为基础卷积神经网络;在基础CNN网络的输出层添加一个全局平均池化层,用于将每个特征图进行降维处理转换成一维向量;然后添加一个具有1 024个神经元的全连接层并进行ReLU激活;最后添加一个Dropout层进行正则化处理,可以在一定程度上避免模型过拟合,让整个网络模型更加鲁棒。其网络参数配置如表3所示。

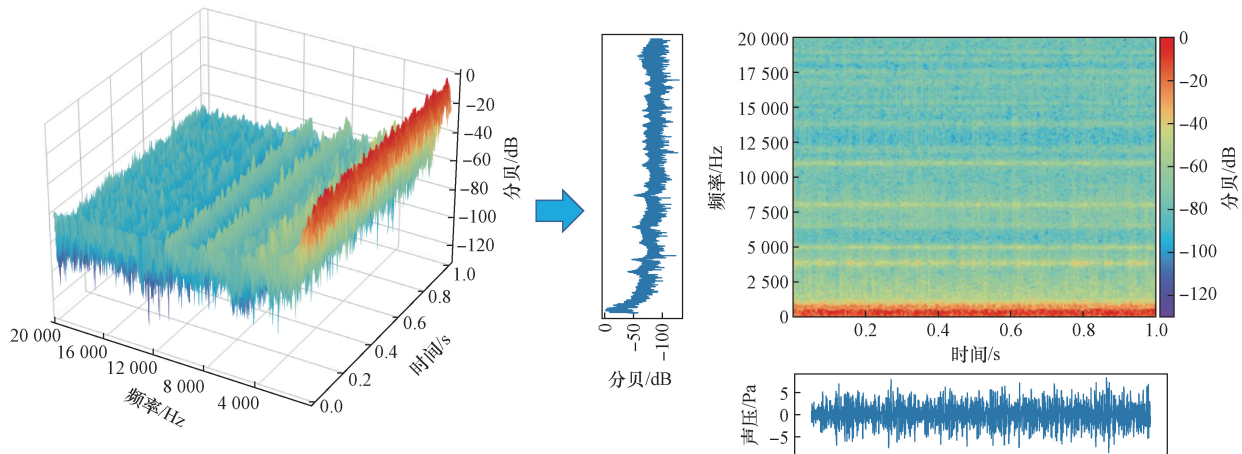


图3 三维与二维时频图像

Fig. 3 3D and 2D time-frequency images

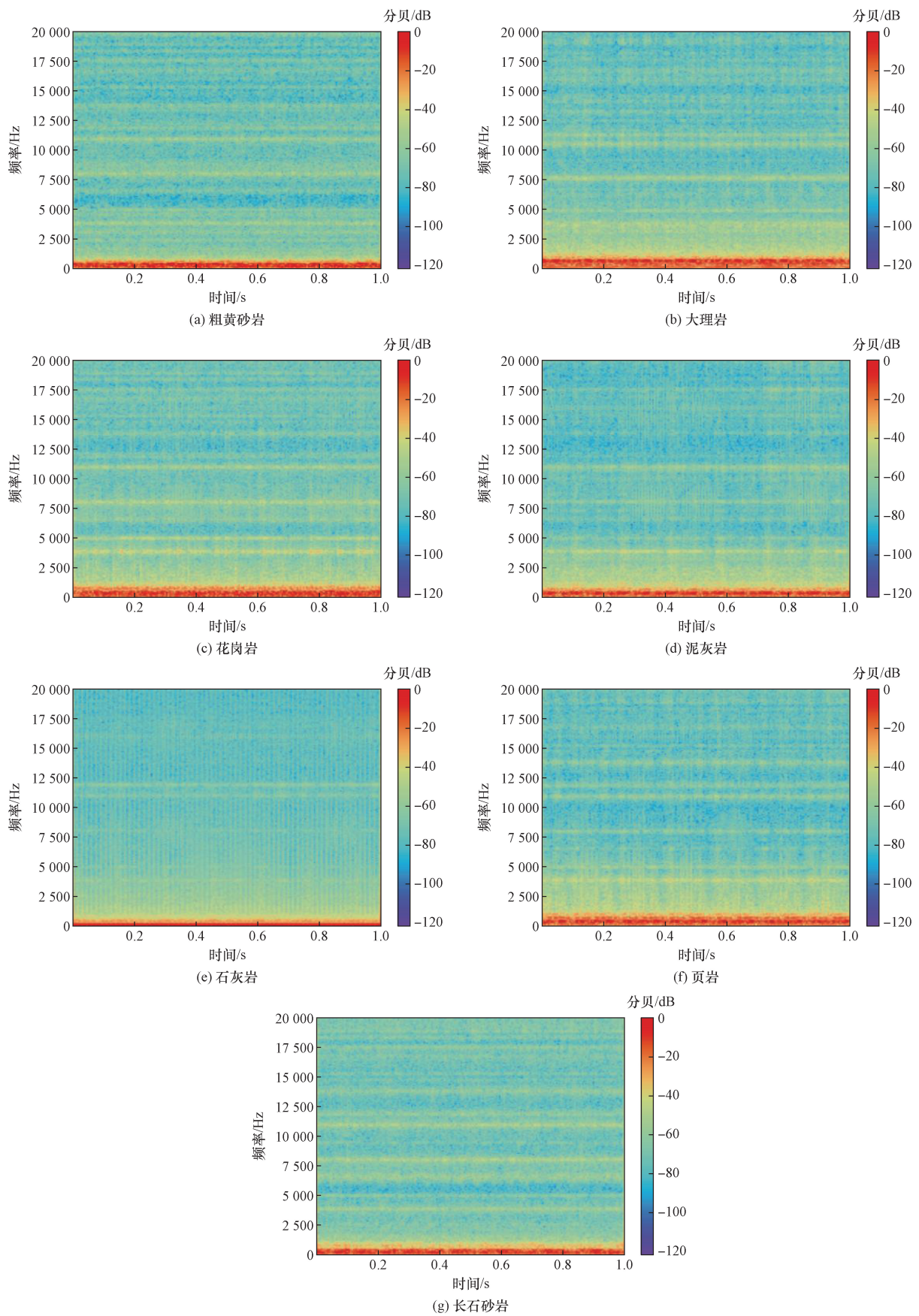


图4 声音信号时频图

Fig. 4 Time-frequency diagram of sound signal

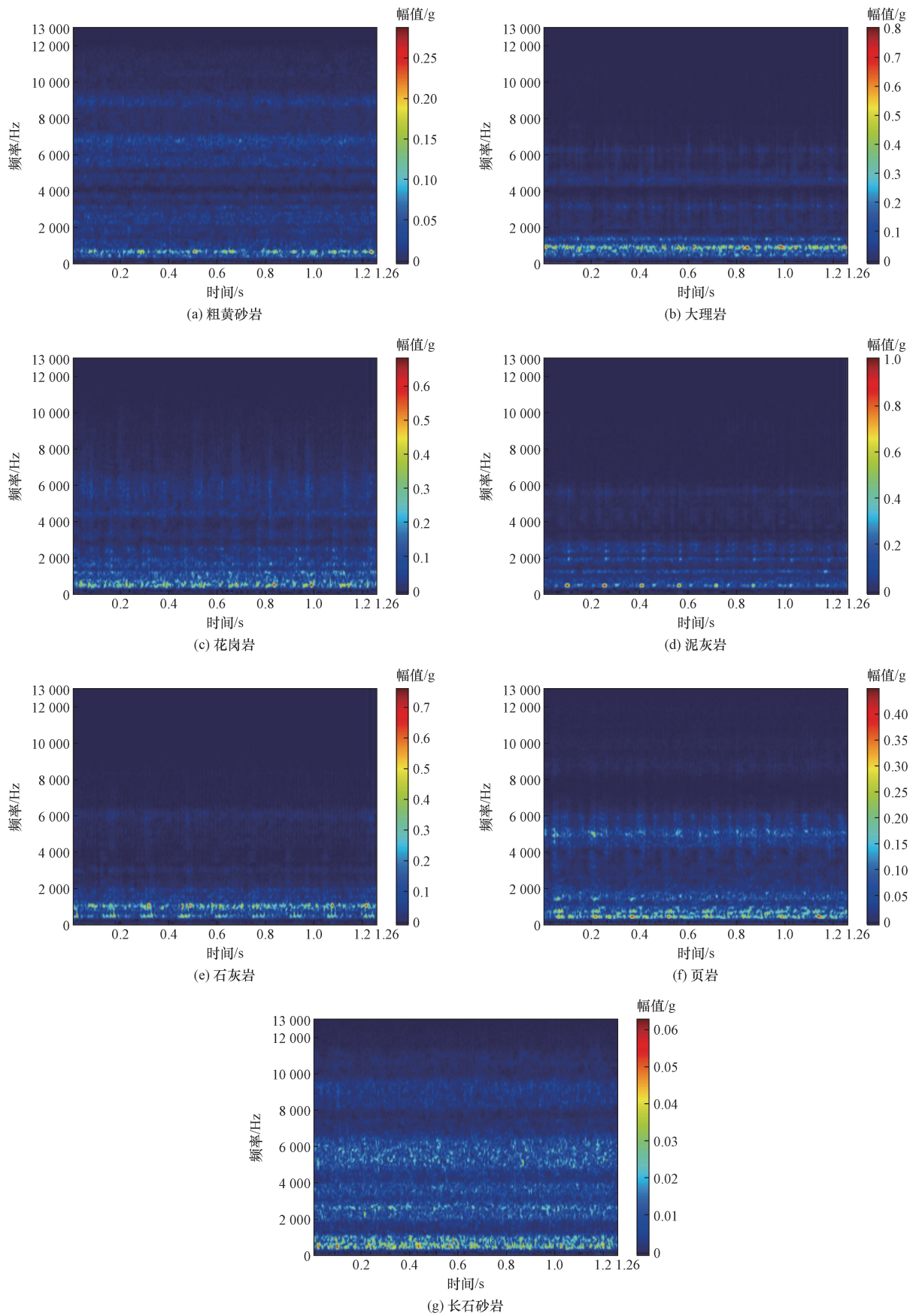


图5 振动信号时频图

Fig. 5 Time-frequency diagram of vibration signal

表 3 改进 VGG16 网络参数配置

Table 3 Improve VGG16 network parameter configuration

网络层	卷积核/池化窗口	步长	输出形状
输入层	原始输入	—	224 × 224 × 3
卷积层 1_x	[3,3,64] × 2	1	224 × 224 × 64
池化层 1	[2,2]	2	112 × 112 × 64
卷积层 2_x	[3,3,128] × 2	1	112 × 112 × 128
池化层 2	[2,2]	2	56 × 56 × 128
卷积层 3_x	[3,3,256] × 3	1	56 × 56 × 256
池化层 3	[2,2]	2	28 × 28 × 256
卷积层 4_x	[3,3,512] × 3	1	28 × 28 × 512
池化层 4	[2,2]	2	14 × 14 × 512
卷积层 5_x	[3,3,512] × 3	1	14 × 14 × 512
池化层 5	[2,2]	2	7 × 7 × 512
全连接层	—	—	1 × 4 096
全连接层	—	—	1 × 4 096
平均池化层	[7,7]	—	1 × 1 × 512
全连接层	—	—	1 × 1 024
Dropout 层	—	—	1 × 1 024

注:—表示无空间操作,因此也无卷积核、池化窗口和步长。

改进 VGG16 模型由 23 层网络堆叠而成,使用 3 × 3 卷积核和 2 × 2 最大池化。输入层直接接收原始图像,无需卷积或池化操作。全连接层作为线性层将前一层的所有输出连接到每个神经元。全局平均池化层对每个特征图进行池化,输出形状为卷积层的输出通道数。Dropout 层保持输出形状与输入形状一致,最终使用 softmax 进行分类输出。

### 2.2 引入迁移学习训练策略

在大部分机器学习任务中,训练集和测试集都来自同一个特征空间并且具有相同的分布,但实际上许多情况并不满足这种条件,这时需要消耗很多资源去采集目标领域数据以及训练模型<sup>[30-31]</sup>。

在改进 VGG16 模型的基础上,本文研究中引入迁移学习策略,利用大量存在标注的数据集对网络模型进行预训练,将预训练模型迁移到信号时频图像识别中,微调模型权重,以提高模型的泛化能力与识别效果<sup>[32]</sup>。

图 6 展示了引入 TFA (two-stage fine-tuning approach) 经典算法的迁移策略<sup>[33]</sup>。该策略分为两个阶段:图 6(a)展示了预训练阶段,图 6(b)是模型微调阶段,需要注意固定主干网络,仅微调最后一层的参数来提升模型迁移能力。通过迁移学习能够更充分的利用先前积累的经验,建立一个能更快更好地解决新任务的模型,减少了构建深度学习网络模型所需的训练数据量和对实验平台计算资源的需求。

### 2.3 模型训练

基于迁移学习的理念,在模型训练时,直接加载在 ImageNet 数据集上完成预训练的 VGG16 卷积基(基础 CNN)并进行后续操作。图 7 为完整的模

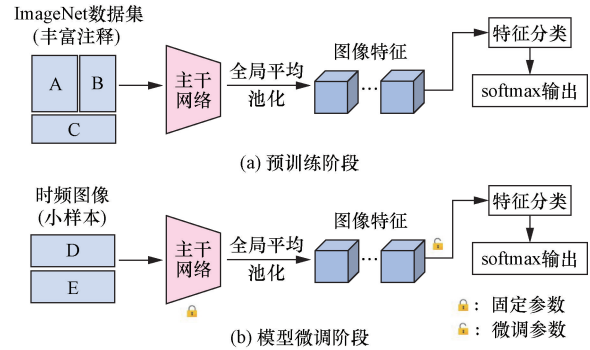


图 6 基于迁移学习的小样本检测框架

Fig. 6 Small sample detection framework based on transfer learning

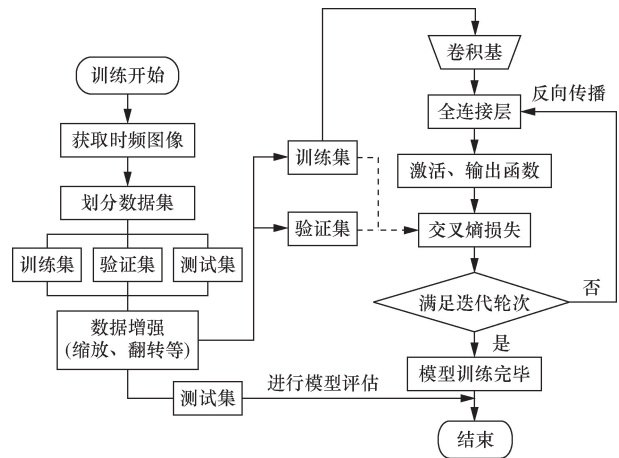


图 7 模型训练流程图

Fig. 7 Model training flow chart

型训练流程。此时模型将针对源域进行两轮训练,第一轮训练中为防止预训练过的卷积基权重被更新,因此需要对其进行冻结(固定参数),只训练新添加的层,通过参数微调使模型快速适应源域数据集。当模型进行二轮训练时,解冻基础 C-NN,权重反向传播至卷积基,模型所有网络层均参与训练,二轮训练结束后,计算源域测试集准确率,并直接对目标域进行预测。至此模型训练结束,之后将通过源域测试集和目标域的准确率来综合评价岩性反演以及迁移学习效果。

由图 7 可知,训练模型需要经过时频图读取、数据集划分、数据增强等基础工作,训练集参与模型训练,迭代轮次不足时训练集通过优化器进行反向传播。这时只有新添加的层会被更新,卷积基不参与模型的更新。每一个迭代轮次都需要用训练集与验证集来计算损失函数,并将结果记录在后台等待输出。模型完成训练后,利用测试集来计算模型的精度,从而评估模型性能。

这里将某种影响因素的两种取值作为源域,第 3 种取值作为目标域,以这种理念进行数据集的划分(表 4)。

表4 数据集划分  
Table 4 Data set partitioning

参数	源域	目标域
钻头尺寸/mm	S25 + S30	T40
	S25 + S40	T30
	S30 + S40	T25
转速/( $r \cdot \min^{-1}$ )	S200 + S300	T400
	S200 + S400	T300
	S300 + S400	T200
机械钻速/( $\text{mm} \cdot \min^{-1}$ )	S1 + S2	T3
	S1 + S3	T2
	S2 + S3	T1

## 2.4 评价指标

模型性能的评估主要是通过计算精确率 (precision,  $P$ )、召回率 (recall,  $R$ )、准确率 (accuracy,  $A$ ) 和  $F_1$  分数 ( $F_1$ -score)。为描述模型真实的分类结果以及预测情况,可以将图像划分成真正例  $T_P$ 、假正例  $F_P$ 、假反例  $F_N$ 、真反例  $T_N$  共 4 种。

精确率又称查准率,指预测正确的中实际也正确的比例。数学表达式为

$$P = \frac{T_P}{T_P + F_P} \quad (2)$$

召回率又称查全率,指正确预测的标签数目占标签总数的比例。数学表达式为

$$R = \frac{T_P}{T_P + F_N} \quad (3)$$

预测正确的标签数目与标签总数的比值为准确率,一般用准确率的高低来评价模型性能好坏。数学表达式为

$$A = \frac{T_P + T_N}{T_P + T_N + F_P + F_N} \quad (4)$$

$F_1$  分数用来调和准确率和召回率之间的矛盾,  $F_1$  分数愈大,模型的综合性能愈优越。 $F_1$  分数的数学表达式为

$$F_1 = \frac{2PR}{P + R} \quad (5)$$

## 2.5 平台与硬件环境

试验采用 Win10 64 位操作系统,硬件平台选用的 CPU 处理器为 Intel Core i5-13600KF,配置 1 个 GeForce RTX 4070 的 GPU 和 1 TB 的存储容量,运行内存为 24 GB,显存为 12 GB,CUDA 并行处理核心 5 888 个。程序开发软件平台选择的 Keras 版本为 2.10,Python 版本为 3.7。该配置能够实现机器学习模型的正常运行。

## 3 结果与讨论

### 3.1 模型参数设置

本文模型使用了 SGD 优化器,并将其动量参数 momentum 统一设为 0.9。其他需调整的参数包括优化器学习率 (learning rate, lr)、模型迭代轮次 (epochs)、批处理样本数 (batch size)、学习率衰减 (decay)、弃权值 (dropout rate)。通过超参数调优,选取了最优超参数如表 5 所示。

模型需要经过两轮训练,每一轮训练都需要对学习率增加衰减,当模型分析声音信号时,无需丢弃权重就能得到比较高的预测精度,因此弃权值为 0。

表5 超参数取值表

Table 5 Super parameter value table

超参数	取值	
	声音信号	振动信号
学习率 (lr)	$2 \times 10^{-4}$	$2 \times 10^{-3}$
模型迭代轮次 (epochs)	80	80
批处理样本数 (batch size)	16	16
学习率一轮衰减 (decay)	lr/epochs	lr/epochs
学习率二轮衰减 (decay)	lr/epochs	$0.1 \times \text{lr/epochs}$
弃权值 (dropout rate)	0	0.5

### 3.2 实验结果分析

训练结束后,模型计算了源域测试集的准确率  $S(A)$ ;绘制了目标域数据集的岩性反演混淆矩阵,根据式 (2) ~ 式 (4) 可以计算出目标域的准确率  $T(A)$ 、精确率  $T(P)$  以及召回率  $T(R)$ 。模型分析结果如表 6 所示。

表6 模型训练结果

Table 6 Model training results

参数类型	目标域	声音信号				振动信号			
		$S(A)/\%$	$T(A)/\%$	$T(P)/\%$	$T(R)/\%$	$S(A)/\%$	$T(A)/\%$	$T(P)/\%$	$T(R)/\%$
钻头尺寸/ mm	T40	97	67	68	67	99	44	46	44
	T30	99	80	85	80	100	51	50	51
	T25	98	72	74	72	99	50	53	50
转速/ ( $r \cdot \min^{-1}$ )	T400	97	78	80	78	100	54	55	54
	T300	99	89	89	89	100	56	56	56
	T200	96	78	80	78	99	56	57	56
机械钻速/ ( $\text{mm} \cdot \text{s}^{-1}$ )	T3	99	77	78	77	99	46	48	46
	T2	98	84	85	84	100	54	55	54
	T1	99	99	99	99	100	57	58	57

从表6可知,声音信号源域测试集的准确率在96%以上,振动信号源域测试集准确率在99%以上,说明模型在源域上已经得到了很好的训练。目标域准确率相较源域而言有一定差距,一般来说这种情况可能是由于预训练模型适用性以及领域差异所导致的。从前文可知,预训练模型加载在源域上并通过参数微调的方式进行了训练,而源域的准确率已经达到了一个比较高的水平,这说明模型已经学习了源域的特征和知识,能很好地适用于源域,故而排除了预训练模型不适用这一可能。本文研究考虑可能是在当钻进参数取值发生改变时即采用不同的钻进条件下,声振信号的特征发生了变化,这将直接对信号处理后得到的时频图像产生影响,从而导致目标域和源域之间出现不同程度的特征差异,最终致使目标域准确率降低。

另外,钻进参数的不同取值也会对反演结果产生影响。当目标域分别为钻头尺寸30 mm、转速300 r/min以及钻速 $F_1$ (实验钻机钻速挡位为 $F_1$ 、 $F_2$ 、 $F_3$ ,对应机械钻速1、2、3 mm/min,故后文针对目标域的描述皆为钻速 $F_1$ 、钻速 $F_2$ 、钻速 $F_3$ )时,模型基于声振信号的预测得到最优结果。现通过钻进参数变化下模型训练过程源域曲线及目标域混淆矩阵来分析模型拥有的泛化能力及鲁棒性。下面展示了针对不同钻进参数作为数据标签时取得最佳反演效果的情况。

### 3.2.1 以钻头尺寸作为标签

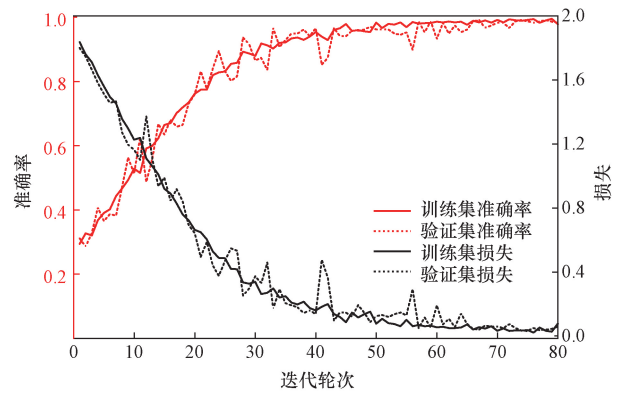
从表6中可知,目标域为钻头尺寸30 mm的实验组时,预测精度要明显高于其他两组,声振信号的预测准确率分别达到了80%和51%。由此可知,如果把钻头尺寸作为主要影响因素,则尺寸为30 mm时,迁移学习的效果较好,能够更准确地进行岩性反演。图8展示了目标域为尺寸30 mm时模型第二轮训练曲线以及目标域预测混淆矩阵。

### 3.2.2 以转速作为标签

以转速300 r/min作为目标域时,声音信号准确率达到最大值89%,振动信号准确率达到最大值56%。由此可知,当钻头转速作为主要影响因素,则转速为300 r/min时,能实现最优的岩性反演。图9展示了目标域为转速300 r/min时模型源域训练过程曲线以及目标域混淆矩阵。

### 3.2.3 以钻速作为标签

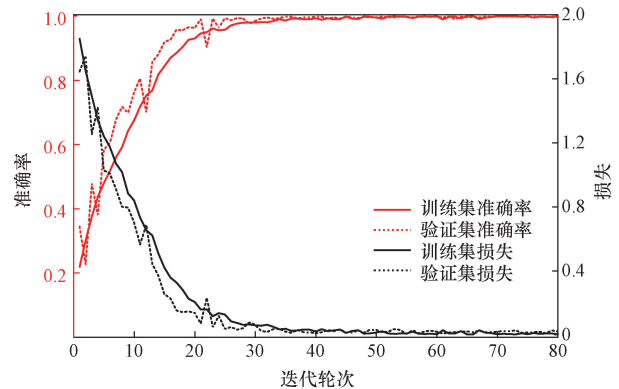
在目标域为钻速 $F_1$ 时,声音信号的准确率达到99%,振动信号准确率达到57%。由此可知,如果主要影响因素是机械钻速,则机械钻速为1 mm/min时,岩性反演的准确度能达到最大值。图10展示了目标域为钻速 $F_1$ 时模型的训练过程曲线以及混淆矩阵。



(a) 声音信号源域训练曲线

大理岩	0.89	0.04	0.02	0.00	0.00	0.00	0.05
泥灰岩	0.12	0.85	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03
石灰岩	0.22	0.00	0.78	0.00	0.00	0.00	0.00
粗黄沙岩	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00
花岗岩	0.01	0.00	0.00	0.20	0.79	0.00	0.00
长石砂岩	0.00	0.00	0.00	0.48	0.04	0.48	0.00
页岩	0.06	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.81
	大理岩	泥灰岩	石灰岩	粗黄沙岩	花岗岩	长石砂岩	页岩

(b) 声音信号目标域混淆矩阵

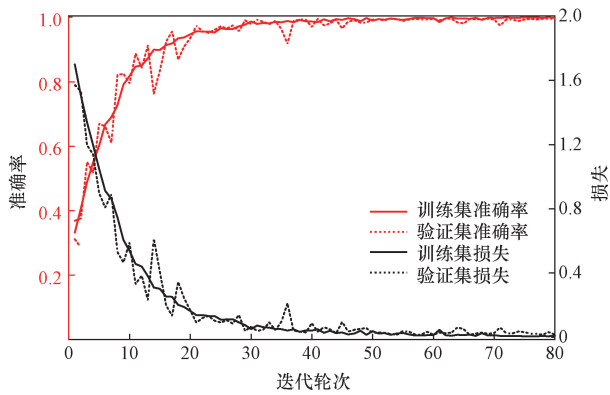


(c) 振动信号源域训练曲线

大理岩	0.32	0.28	0.15	0.06	0.03	0.02	0.14
泥灰岩	0.17	0.44	0.14	0.06	0.08	0.05	0.06
石灰岩	0.03	0.22	0.38	0.00	0.12	0.00	0.25
粗黄沙岩	0.00	0.00	0.00	0.77	0.05	0.18	0.00
花岗岩	0.00	0.01	0.00	0.04	0.93	0.02	0.00
长石砂岩	0.02	0.00	0.00	0.58	0.00	0.40	0.08
页岩	0.15	0.02	0.14	0.02	0.24	0.08	0.35
	大理岩	泥灰岩	石灰岩	粗黄沙岩	花岗岩	长石砂岩	页岩

(d) 振动信号目标域混淆矩阵

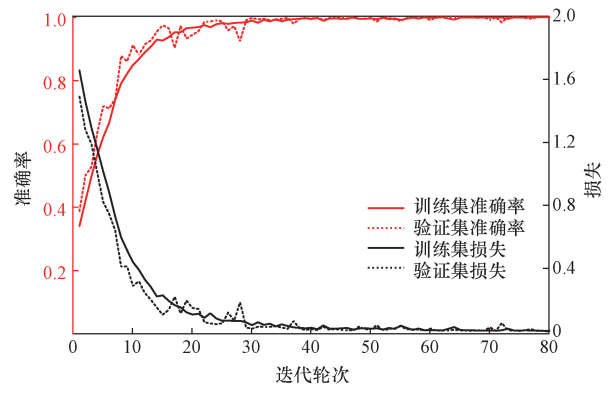
图8 目标域为尺寸30 mm时岩性反演模型训练  
Fig. 8 Lithology inversion model training when the target domain is size 30 mm



(a) 声音信号源域训练曲线

大理岩	0.97	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
泥灰岩	0.07	0.75	0.08	0.00	0.00	0.00	0.10
石灰岩	0.00	0.12	0.88	0.00	0.00	0.00	0.00
粗黄沙岩	0.00	0.00	0.00	0.96	0.00	0.04	0.00
花岗岩	0.00	0.00	0.00	0.05	0.88	0.07	0.00
长石砂岩	0.00	0.00	0.00	0.01	0.05	0.94	0.00
页岩	0.02	0.14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.84
	大理岩	泥灰岩	石灰岩	粗黄沙岩	花岗岩	长石砂岩	页岩
	预测岩性						

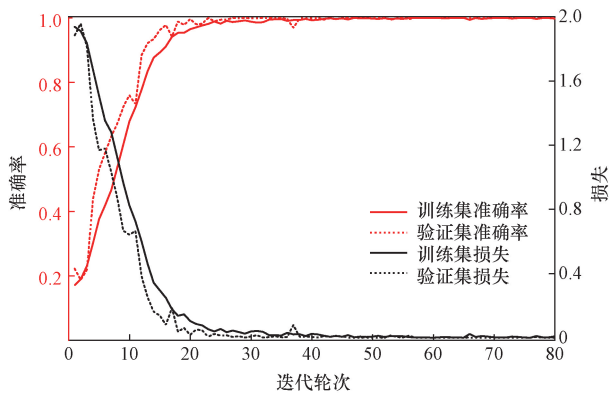
(b) 声音信号目标域混淆矩阵



(a) 声音信号源域训练曲线

大理岩	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
泥灰岩	0.00	0.98	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02
石灰岩	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00
粗黄沙岩	0.00	0.00	0.00	0.96	0.00	0.04	0.00
花岗岩	0.00	0.00	0.00	0.00	0.97	0.03	0.00
长石砂岩	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00
页岩	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00
	大理岩	泥灰岩	石灰岩	粗黄沙岩	花岗岩	长石砂岩	页岩
	预测岩性						

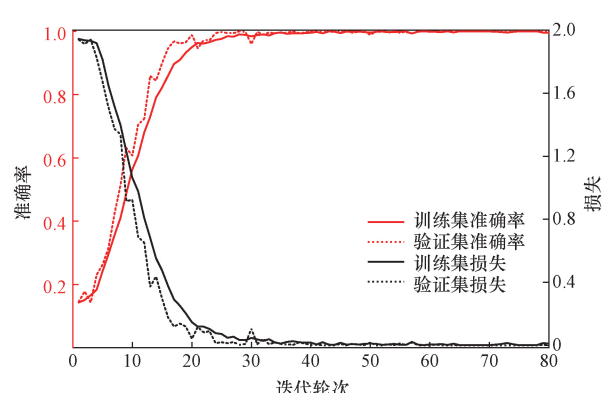
(b) 声音信号目标域混淆矩阵



(c) 振动信号源域训练曲线

大理岩	0.50	0.26	0.08	0.05	0.02	0.04	0.05
泥灰岩	0.12	0.48	0.14	0.06	0.01	0.09	0.10
石灰岩	0.10	0.15	0.53	0.00	0.00	0.00	0.22
粗黄沙岩	0.00	0.00	0.00	0.62	0.00	0.38	0.00
花岗岩	0.02	0.08	0.00	0.15	0.66	0.01	0.08
长石砂岩	0.01	0.01	0.00	0.11	0.04	0.83	0.00
页岩	0.20	0.25	0.08	0.02	0.03	0.02	0.40
	大理岩	泥灰岩	石灰岩	粗黄沙岩	花岗岩	长石砂岩	页岩
	预测岩性						

(d) 振动信号目标域混淆矩阵



(c) 振动信号源域训练曲线

大理岩	0.40	0.06	0.28	0.00	0.02	0.02	0.22
泥灰岩	0.16	0.24	0.34	0.01	0.19	0.00	0.06
石灰岩	0.05	0.11	0.66	0.00	0.04	0.01	0.10
粗黄沙岩	0.06	0.00	0.00	0.79	0.04	0.11	0.00
花岗岩	0.01	0.02	0.07	0.03	0.87	0.00	0.00
长石砂岩	0.00	0.05	0.00	0.34	0.00	0.61	0.00
页岩	0.11	0.13	0.33	0.04	0.01	0.05	0.33
	大理岩	泥灰岩	石灰岩	粗黄沙岩	花岗岩	长石砂岩	页岩
	预测岩性						

(d) 振动信号目标域混淆矩阵

图9 目标域为转速 300 r/min 时岩性反演模型训练  
Fig. 9 Lithology inversion model training when the target domain is rotation speed 300 r/min

图10 目标域为钻速  $F_1$  时岩性反演模型训练  
Fig. 10 Lithology inversion model training when the target domain is drilling speed  $F_1$

曲线通过模型准确率和损失函数展示了模型在源域上的训练情况,这里以 2 幅较为典型的曲线图像进行说明。在图 8(a)中,本轮模型共迭代 80 轮次,模型准确率和损失在随着迭代轮次的增加而趋于稳定,当迭代到 50 轮次时,模型开始收敛。此时训练集和验证集曲线基本拟合,模型具备良好的泛化能力和鲁棒性。在图 9(c)中,前 20 个迭代轮次中,训练集与验证集曲线拟合情况较差,之后模型逐渐收敛,可以看出在迭代后期曲线拟合情况良好,并未出现过拟合状态,且准确率并未随着迭代轮次的增加而降低,因此不用重新训练模型。

在所列举的 3 种最优情况中,声音信号准确率最高为 99%,最低为 80%;振动信号准确率最高为 57%,最低为 51%。从整体上来看,当标签为机械钻速时,模型准确率最高,这说明其源域和目标域具有最高的相似性。实际上,这也意味着在机械钻速变化下,声振信号受到的影响最小,因此实现迁移的效果最佳,即针对机械钻速进行岩性反演时能得到最优的结果。

### 3.3 声振信号迁移学习差异性分析

在基于迁移学习的岩性反演过程中,只要参与迁移学习的信号类型发生改变,尽管保持同样的钻进条件,反演结果也会产生较大差异。本节将分别从两种信号在不同类型岩石中的适用性、以及信号迁移性差异原因这两个方面进行分析,以此阐述不同类型的信号在迁移学习中的差异。

#### 3.3.1 对不同类型岩石的适用性

声音信号和振动信号都可以提供不同岩石的物理特征和力学性能相关信息,进而为相应领域的问题提供重要参考。然而不同类型的信号对于不同类型岩石的适用性也是不同的,将模型训练结果代入式(5)可计算在目标域变化下预测不同类型的岩石的  $F_1$ -score,如图 11 所示。

在机器学习中,通常使用  $F_1$ -score 作为预测精度的衡量,图 11 展示了基于两种信号的不同钻进参数作为目标领域时,不同的岩石类型的预测精度。不难看出,对于声音信号而言,粗黄砂岩对应的曲线囊括了最大的范围,预测精度最高;对于振动信号而言,预测精度最高的是花岗岩。两种信号预测精度最低的均为泥灰岩。从微观矿物成分的角度分析,粗黄砂岩和花岗岩均富含长石和石英,这些矿物具有明显的结晶结构和颗粒组成,信号传播模式相对固定,这些特性赋予了此类岩石声振信号传递的一致性和独特性,从而有利于模型捕捉和区分其信号特征。相反,泥灰岩主要由黏土矿物和方解石组成,其硬度偏低,信号传播时衰减较快,最终导

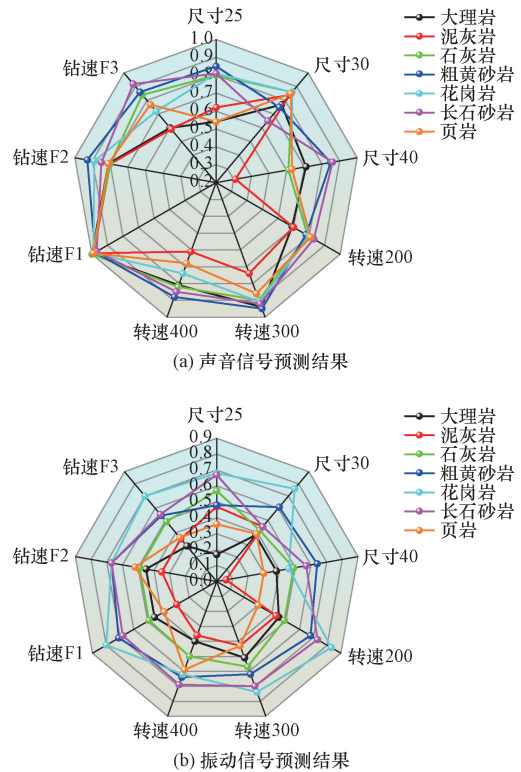


图 11 目标域变化下七类岩石  $F_1$ -score 图

Fig. 11  $F_1$ -score diagram of seven kinds of rocks under the change of target domain

致在钻进参数变化时,模型不能很好地识别信号差异,导致准确率相较于其他岩石而言有所降低。

#### 3.3.2 迁移性差异原因分析

本文研究引入迁移系数  $Q$  来量化迁移效果,迁移系数在数值上等于目标域预测精度与源域预测精度的比值,数学表达式为

$$Q = \frac{T(A)}{S(A)} \quad (6)$$

将表 6 结果代入式(6),可得两种信号迁移学习结果如表 7 所示。

由表 7 可知,任意一组实验振动信号的迁移系数都要低于声音信号,这在一定程度上体现出振动信号的可迁移性不及声音信号,初步分析存在两方面的原因。一方面,在钻进条件发生变化时,振动信号受到的影响较显著,以至于源域和目标域的差异变大,这将直接导致迁移系数的降低。另一方面,选择三轴加速度数据作为振动信号也可能对迁移效果产生影响,三轴振动信号对迁移效果可能产生的影响如下。

(1) 三轴信息使得模型更复杂。在传感器中采集到的加速度数据分为 3 个轴向:  $X$ 、 $Y$ 、 $Z$  轴,分别表示钻头向前后、左右以及上下 3 个方向产生振动,而对于某些深度学习模型,多维度的特征空间可能

表7 声振信号迁移系数表

Table 7 Acoustic vibration signal migration coefficient table

参数类型	源域 Source	目标域 Target	声音信号 迁移系数	声音信号 平均迁移系数	振动信号 迁移系数	振动信号 平均迁移系数
钻头尺寸/ mm	S25 + S30	T40	0.69	0.74	0.44	0.48
	S25 + S40	T30	0.81		0.51	
	S30 + S40	T25	0.73		0.50	
转速/ ( $r \cdot \text{min}^{-1}$ )	S200 + S300	T400	0.80	0.84	0.54	0.55
	S200 + S400	T300	0.90		0.56	
	S300 + S400	T200	0.81		0.56	
机械钻速/ ( $\text{mm} \cdot \text{s}^{-1}$ )	S1 + S2	T3	0.78	0.88	0.48	0.53
	S1 + S3	T2	0.86		0.54	
	S2 + S3	T1	1.00		0.57	

会引发过拟合问题,导致训练性能不佳。也就是说模型可能会过度拟合某一轴向上的特征或是一些和岩性不相关的特征,导致泛化能力下降。这一点在振动信号的训练过程中得到了印证。

(2)三轴数据存在方向性偏差。3个轴向上的加速度值之间可能存在误差或者噪音,从而导致其在不同的轴向上具有不同程度的可靠度,而其中某些轴向对岩石物理特性的影响更为显著,以至于如果只分析这个轴向的数据,可以帮助构建可靠且准确的模型,从而实现更精确的预测。相比之下,将3个轴向获取的数据信号混合之后可能导致精度降低。

在实际迁移学习任务中,面对振动信号,应该根据数据特征和模型对训练的需求,合理选用一个或多个轴向的传感器数据,确保模型有更好的可靠性和稳定性。

## 4 结论

提出了一种基于钻进碎岩声振信号的随钻岩性智能反演方法,通过室内微钻实验获取原始信号样本,使用短时傅里叶变换获得具有信号特征的时频图像。构建改进VGG16网络和迁移学习方法来识别随钻岩性,通过迁移系数对声振信号的可迁移性分析差异分析;得出如下结论。

(1)通过采集微钻实验过程中的钻进碎岩声振信号,通过短时傅里叶变换和滤波降噪等技术生成时频图像。构建了基于改进VGG16算法的岩性智能反演模型,模型经过优化后,声音信号测试集准确率大于96%,最高可达99%;振动信号测试集准确率在99%以上,说明模型具备正确识别岩性的能力。此外,在岩性反演的过程中,钻进参数的变化会对反演结果产生影响。声音信号的预测结果普遍优于振动信号,且两种信号对于不同类型的岩石适用性存在差异。

(2)通过对钻进碎岩声振信号的时频特征进行可视化,得到了富含岩性信息的时频图像,并且在

传统的图像识别技术上引入了迁移学习策略,大大提高了岩性反演模型的预测精度,使模型能够更快地完成新的目标任务。

(3)同常规的深度学习方法相比,本文研究中提出的岩性智能反演方法在实现随钻岩性智能识别的同时还适用于目标域数据稀缺或者难以获取标签的情况。从而在实际工程快速、准确的识别岩性,当遇到难以获取的数据时,也可以使用这种方法进行岩性反演。

(4)本文研究得到的岩性智能反演模型尚未应用于工程现场,后续将在工程现场对声振信号进行采集,并引入弹性模量、泊松比、内摩擦角等连续数值来分析其与声振信号之间的关系,且在综合考虑现场噪音和天气等干扰因素的情况下进一步提升模型整体性能,从而得到一个适用于工程现场的随钻岩性智能反演模型。

## 参 考 文 献

- [1] 许振浩, 马文, 林鹏, 等. 基于岩石图像迁移学习的岩性智能识别[J]. 应用基础与工程科学学报, 2021, 29(5): 1075-1092.  
Xu Zhenhao, Ma Wen, Lin Peng, et al. Intelligent lithology identification based on transfer learning of rock images[J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2021, 29(5): 1075-1092.
- [2] 付光明, 严加永, 张昆, 等. 岩性识别技术现状与进展[J]. 地球物理学进展, 2017, 32(1): 26-40.  
Fu Guangming, Yan Jiayong, Zhang Kun, et al. Current status and progress of lithology identification technology[J]. Progress in Geophysics, 2017, 32(1): 26-40.
- [3] 高辉, 吴振坤, 柯雨, 等. 基于自然图像的钻探岩心识别[J]. 煤田地质与勘探, 2023, 51(9): 64-71.  
Gao Hui, Wu Zhenkun, Ke Yu, et al. Drilling core identification based on natural image[J]. Coal Geology & Exploration, 2023, 51(9): 64-71.
- [4] 岳中文, 闫逸飞, 王煦, 等. 基于随钻数据的岩性识别机器学习算法研究进展[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(10): 4044-4057.  
Yue Zhongwen, Yan Yifei, Wang Xu, et al. Research progress of

- machine learning algorithm for lithology identification based on data while drilling[J]. *Science Technology and Engineering*, 2023, 23(10): 4044-4057.
- [5] 许明, 刘先珊, 周泽宏, 等. 旋挖钻机钻进入岩判定与地层识别方法[J]. *中南大学学报(自然科学版)*, 2017, 48(12): 3344-3350.  
Xu Ming, Liu Xianshan, Zhou Zehong, et al. Formation identification method based on embedding judgment of rotary drilling rig[J]. *Journal of Central South University (Science and Technology Edition)*, 2017, 48(12): 3344-3350.
- [6] 谭卓英. 金刚石钻进能量在风化花岗岩地层中的变化特征[J]. *岩土工程学报*, 2007, 29(9): 1303-1306.  
Tan Zhuoying. Variation characteristics of penetrating energy for diamond drilling in weathered granite formation[J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2007, 29(9): 1303-1306.
- [7] Shreedharan S, Hegde C, Sharma S. Acoustic fingerprinting for rock identification during drilling[J]. *International Journal of Mining and Mineral Engineering*, 2014, 5(2): 89-105.
- [8] 赵韡, 侯帅豪, 祝锡晶, 等. 基于声发射的自振脉冲空化射流实验研究[J]. *科学技术与工程*, 2019, 19(11): 67-71.  
Zhao Wei, Hou Shuaihao, Zhu Xijing, et al. Experimental study of self-excited oscillation pulsed cavitation jet based on acoustic emission[J]. *Science Technology and Engineering*, 2019, 19(11): 67-71.
- [9] 郝建, 刘河清, 刘建康, 等. 基于振动信号的岩石单轴抗压强度钻进预测实验研究[J]. *岩石力学与工程学报*, 2024, 43(6): 1406-1424.  
Hao Jian, Liu Heqing, Liu Jiankang, et al. Experimental study of rock uniaxial compressive strength prediction with drilling based on vibration signals[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2024, 43(6): 1406-1424.
- [10] Mansure A J, Finger J T, Knudsen S D, et al. Interpretation of diagnostics-while-drilling data[C]// SPE Annual Technical Conference and Exhibition. New York: Society of Petroleum Engineers, 2003: SPE-84244-MS.
- [11] Al-Shuker N, Kirby C, Brinson M. The application of real time downhole drilling dynamic signatures as a possible early indicator of lithology changes[C]// SPE/DGS Saudi Arabia Section Technical Symposium and Exhibition. New York: Society of Petroleum Engineers, 2011: SPE-149056-MS.
- [12] Flegner P, Ferian K, Lazarov E, et al. Some problems in control of the quality of the process of rotarydrilling of rocks by using suitable visualization of concurrent vibrations [J]. *Acta Montanistica Slovaca*, 2014, 2014: 310-315.
- [13] 岳中文, 岳小磊, 杨仁树, 等. 随钻岩性识别技术研究进展[J]. *矿业科学学报*, 2022, 7(4): 389-402.  
Yue Zhongwen, Yue Xiaolei, Yang Renshu, et al. Progress of lithology identification technology while drilling[J]. *Journal of Mining Science and Technology*, 2022, 7(4): 389-402.
- [14] 王胜, 张拯, 谌强, 等. 基于振动与声音信号深度学习的岩性识别方法[J]. *科学技术与工程*, 2023, 23(7): 2759-2767.  
Wang Sheng, Zhang Zheng, Chen Qiang, et al. Lithology identification method based on deep learning of vibration and sound signals[J]. *Science Technology and Engineering*, 2023, 23(7): 2759-2767.
- [15] Khoshouei M, Bagherpour R, Jalalian M H. Rock type identification using analysis of the acoustic signal frequency contents propagated while drilling operation [J]. *Geotechnical and Geological Engineering*, 2022, 40(3): 1237-1250.
- [16] 刘刚, 张家林, 刘闯, 等. 钻头钻进不同介质时的振动信号特征识别研究[J]. *振动与冲击*, 2017, 36(8): 71-78, 104.  
Liu Gang, Zhang Jialin, Liu Chuang, et al. An identification method of vibration signal features when bit drills different mediums[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2017, 36(8): 71-78, 104.
- [17] 殷文. 准噶尔盆地红车断裂带石炭系火山岩油藏地球物理特征及有利储层预测[J]. *科学技术与工程*, 2024, 24(25): 10645-10658.  
Yin Wen. Geophysical characteristics and favorable reservoir prediction of carboniferous volcanic reservoir in Hongche Fault Zone of Junggar Basin [J]. *Science Technology and Engineering*, 2024, 24(25): 10645-10658.
- [18] 李占涛, 林小国, 宋春霞. 岩石钻孔振动与声波频谱特性实验研究[J]. *地下空间与工程学报*, 2019, 15(4): 1008-1016.  
Li Zhantao, Lin Xiaoguo, Song Chunxia. Experimental study on spectral characteristics of sound and vibrations in rock drilling[J]. *Chinese Journal of Underground Space and Engineering*, 2019, 15(4): 1008-1016.
- [19] 张野, 李明超, 韩帅. 基于岩石图像深度学习的岩性自动识别与分类方法[J]. *岩石学报*, 2018, 34(2): 333-342.  
Zhang Ye, Li Mingchao, Han Shuai. Automatic identification and classification in lithology based on deep learning in rock images [J]. *Acta Petrologica Sinica*, 2018, 34(2): 333-342.
- [20] 张超群, 易云恒, 周文娟, 等. 基于深度学习与数据增强技术的小样本岩石分类[J]. *科学技术与工程*, 2022, 22(33): 14786-14794.  
Zhang Chaoqun, Yi Yunheng, Zhou Wenjuan, et al. Small rock samples classification based on deep learning and data enhancement technologies [J]. *Science Technology and Engineering*, 2022, 22(33): 14786-14794.
- [21] 王胜, 赖昆, 张拯, 等. 基于随钻振动信号及深度学习的岩性智能预测方法研究[J]. *煤田地质与勘探*, 2023, 51(9): 51-63.  
Wang Sheng, Lai Kun, Zhang Zheng, et al. Intelligent real-time lithology prediction method based on vibration signal while drilling and depth learning[J]. *Coal Geology & Exploration*, 2023, 51(9): 51-63.
- [22] 马陇飞, 萧汉敏, 陶敬伟, 等. 基于深度学习岩性分类的研究与应用[J]. *科学技术与工程*, 2022, 22(7): 2609-2617.  
Ma Longfei, Xiao Hanmin, Tao Jingwei, et al. Research and application of lithology classification based on deep learning[J]. *Science Technology and Engineering*, 2022, 22(7): 2609-2617.
- [23] 洪国斌. 基于振动时频图像的实时岩性识别[D]. 北京: 中国石油大学(北京), 2019.  
Hong Guobin. Lithology identification based on time-frequency image of vibration in nearly real time[D]. Beijing: China University of Petroleum, Beijing, 2019.
- [24] 程久龙, 王慧杰, 徐忠忠, 等. 基于全卷积神经网络的钻孔瞬变电磁法岩层富水性预测研究[J]. *煤田地质与勘探*, 2023, 51(1): 289-297.  
Cheng Jiulong, Wang Huijie, Xu Zhongzhong, et al. Research on aquifer water abundance evaluation by borehole transient electro-

- magnetic method based on FCNN[J]. *Coal Geology & Exploration*, 2023, 51(1): 289-297.
- [25] 龙满生, 欧阳春娟, 刘欢, 等. 基于卷积神经网络与迁移学习的油茶病害图像识别[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(18): 194-201.  
Long Mansheng, Ouyang Chunjuan, Liu Huan, et al. Image recognition of *Camellia oleifera* diseases based on convolutional neural network & transfer learning[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2018, 34(18): 194-201.
- [26] 黄安, 蔡文渊, 魏新路, 等. 基于改进随机森林的火山岩测井岩性识别[J]. *科学技术与工程*, 2023, 23(9): 3696-3704.  
Huang An, Cai Wenyuan, Wei Xinlu, et al. Lithology identification of volcanic logging based on improved random forest[J]. *Science Technology and Engineering*, 2023, 23(9): 3696-3704.
- [27] Chen G, Chen M, Hong G B, et al. A new method of lithology classification based on convolutional neural network algorithm by utilizing drilling string vibration data[J]. *Energies*, 2020, 13(4). DOI: 10.3390/en13040888.
- [28] 尹生阳, 曾维, 王胜, 等. 基于声波信号的岩性智能分类方法[J]. *吉林大学学报(地球科学版)*, 2022, 52(6): 2060-2070.  
Yin Shengyang, Zeng Wei, Wang Sheng, et al. Lithology intelligent classification method based on acoustic signal[J]. *Journal of Jilin University (Earth Science Edition)*, 2022, 52(6): 2060-2070.
- [29] Bai J, Wang S, Xu Q, et al. Intelligent real-time predicting method for rock characterization based on multi-source information integration while drilling[J]. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 2023, 82(4). DOI: 10.1007/S10064-023-03182-8.
- [30] 王毅星. 基于深度学习和迁移学习的电力数据挖掘技术研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2019.  
Wang Yixing. Power data mining technology based on deep learning and transfer learning[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2019.
- [31] 王明明, 孙寅静, 孙晓云, 等. 基于深度残差网络与迁移学习的地形识别方法[J]. *科学技术与工程*, 2023, 23(9): 3779-3786.  
Wang Mingming, Sun Yinjing, Sun Xiaoyun. Terrain recognition method based on deep residual network and transfer learning[J]. *Science Technology and Engineering*, 2023, 23(9): 3779-3786.
- [32] 郭伟东, 李咸森, 王鑫, 等. 基于迁移学习的隧道凿岩台车钻孔震源实测地震数据去噪方法及应用[J]. *应用基础与工程科学学报*, 2023, 31(6): 1552-1570.  
Guo Weidong, Li Xiansen, Wang Xin, et al. Noise reduction method and application of drilling source seismic data for tunnel rock drilling rig based on transfer learning[J]. *Journal of Basic Science and Engineering*, 2023, 31(6): 1552-1570.
- [33] 史燕燕, 史殿习, 乔子腾, 等. 小样本目标检测研究综述[J]. *计算机学报*, 2023, 46(8): 1753-1780.  
Shi Yanyan, Shi Dianxi, Qiao Ziteng, et al. A survey on recent advances in few-shot object detection[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2023, 46(8): 1753-1780.