矿物岩石地球化学通报
Bulletin of Mineralogy, Petrology and Geochemistry
Vol.45, 2026

融合图像处理与深度学习技术在岩相识别中的应用与研究进展

杨建栋,卢志远,朱光有*

长江大学 地球科学学院,武汉 430100

摘　要: 随着人工智能技术的快速发展,深度学习技术开始应用于地质领域,相对于传统岩相识别方法,深度学习的应用不仅能够实现高效的岩相自动识别,还能提高解释的准确率并减少不确定性。尽管深度学习强大的学习能力已经在单一测井识别领域取得了优异成果,但研究发现单一模态的特征表示很难完整包含相关地质体的完整信息。为了突破在单一模态上特征表示的阻碍,更大化地利用多种模态所蕴含的价值,有研究开始提出利用多模态融合的方式去提高模型学习性能。本文基于此研究现状,旨在阐述深度学习相关技术在岩相识别领域的应用以及发展前景,通过介绍具有代表性的传统岩相识别技术和融合机器学习后的技术,来进一步突出机器学习在岩相识别中的必要性和巨大潜力。同时提出了一种多模态融合技术与深度学习的融合策略,为相关研究提供先验知识与方法。最后对当前融合策略做了简短总结并对现存的问题进行了阐述。

关　键　词: 岩相识别;图像处理;深度学习;神经网络;特征提取;测井识别

中图分类号: P586　**doi:** 10.3724/j.issn.1007-2802.20250146

Applications and Research Progresses of the Integrating Image Processing and Deep Learning Technologies in the Lithofacies Identification

YANG Jian-dong, LU Zhi-yuan, ZHU Guang-you*

School of Geoscience, Yangtze University, Wuhan 430100*, China*

Abstract: With the rapid development of artificial intelligence technology, deep learning techniques have begun to be applied in geological researchs. Compared to traditional lithofacies identification methods, the application of deep learning not only resulted in the implementation of efficient automatic lithofacies identification but also resulted in the accuracy improvement and uncertainty reduction of interpretation. Although excellent achievements in the field of single-well log identification have been obtained by using the powerful learning capability of deep learning, it is found that the feature representation of a single modality can hardly encompass the complete information of relevant geological bodies. In order to overcome the limitations of feature representation in a single modality and to optimally utilize the values contained in multiple modalities, some scholars have proposed the application of multimodal fusion method to enhance the model learning performance. Based on the previous research status, in this paper, aiming to elaborate on the application and development prospects of deep learning-related technologies in the field of lithofacies identification, we have introduced representative traditional identification techniques and those techniques integrated with the machine learning and have further highlighted the necessity and huge potential of machine learning applied in the lithofacies identification. Additionally, we proposed a fusion strategy for the combination of multimodal fusion technology with deep learning

收稿编号:2025-0183,2025-09-20 收到,2025-12-29 改回
基金项目:国家自然科学基金资助项目(42230812,U25A20776);湖北省卓越研究群体项目(2025AFA011)
第一作者简介:杨建栋(2003—),男,硕士研究生,研究方向:地质工程. email:geoyangjiandong@126.com
*通信作者简介:朱光有(1973—),男,博士,教授,主要从事深层碳酸盐岩油气成藏研究. email:zhuguangyou@yangtzeu.edu.cn

引用此文:
杨建栋,卢志远,朱光有. 2026. 融合图像处理与深度学习技术在岩相识别中的应用与研究进展. 矿物岩石地球化学通报, doi: 10.3724/j.issn.1007-2802.20250146
Yang J D,Lu Z Y,Zhu G Y. 2026. Applications and Research Progresses of the Integrating Image Processing and Deep Learning Technologies in the Lithofacies Identification. Bulletin of Mineralogy, Petrology and Geochemistry,doi: 10.3724/j.issn.1007-2802.20250146

in order to provide prior knowledge and methods for related researchers. Finally, we have briefly summarized the current fusion strategies and have elaborated the existing challenges in relevant geological researches.

Key words: lithofacies identification; image processing; deep learning; neural networks; feature extraction; log recognition

0 引言

岩相是指在一定沉积环境下形成的岩石或岩石组合，具有矿物组成、沉积结构、有机质等特殊岩性，同时也记录着岩石的形成环境、发育史等具有研究价值的关键信息(刘义等，2025)。准确识别岩相是寻找优质储层发育带及优质气层的重要因素，同时也能为储层评价、油气藏勘探提供重要支撑(Dong et al.，2023)。传统的岩相识别方法需要利用相关地质手段对岩心或岩石薄片进行观察分析，结合先验知识进行识别，需要大量密集型劳动，并受制于取心井数量和取心成本，无法实现全区域覆盖识别(赖锦等，2013)。测井技术利用不同物理性质(如自然伽马、电阻率、自然电位、声波时差等)可以直观表达深层岩相地质信息的测井特征，并且还可以通过电成像测井技术提供高分辨率的地质信息，因此，测井技术在岩相识别领域有着极高的使用频率。除此之外，地震法、遥感技术以及重磁技术在岩性识别方面也有广泛应用。然而，部分技术很大程度上还是依赖于岩心，并且人为主观性强，极大地限制了识别技术的进一步发展。近年来，人工智能迅速发展，带动石油勘探领域的全面革新。将机器学习融入现有的测井技术中，极大的提升了原有测井技术的识别精度和决策效能(胡越等，2019)，消除了人为主观性带来的负面影响，有效克服了传统测井技术的局限性。同时，也有相关学者通过融合图像处理与深度学习技术实现岩相分类，通过各类岩石薄片显微图像或者其他岩石图像作为数据源，通过训练相应的模型最终实现岩相的分类，这个过程需要大量的计算机与人工智能领域的相关知识去优化模型，降低损失函数，在本文也有详细介绍。

1 岩相识别技术

目前，岩相识别技术按照识别对象类型可以分为两类：第一类主要包括测井识别技术、重磁技术、地震岩性识别等。测井识别技术具有较大的探测深度和相对较高的垂向分辨率，地震岩相识别技术能够提供连续的横向地质信息，这两种方法也是油气勘探中最常用的岩性识别方法(付光明等，2017)。第二类即基于岩相薄片显微图像或其他电成像图像、地震资料等的智能识别方法。长期以来，分析显微图像主要依赖于地质学家的肉眼观察和手工标记，随后对样品中颗粒的种类和含量进行统计分析，得出最终的鉴定结果。该方法在很大程度上依赖经验和设备的灵敏度，面临着无法进行定量分析、效率低、受人为因素影响大等挑战。为了进一步发挥显微图像的高分辨率优越性，同时避免人为产生的影响，相关学者结合图像处理技术与深度学习研究出岩相分类与识别的新方法(Gupta et al.，2024；Li et al.，2025)。得益于该融合方法的高识别率和实用性，越来越多的学者使用该方法来完成岩相分类与组分识别的任务。

1.1 测井识别技术

测井识别技术是通过测量地层物理参数(如电性、声波、放射性等)，并利用岩石物理关系来推断岩性的技术体系，一般采用“薄片鉴定岩性，岩心标定测井”的思想，通过提取各岩相的测井曲线响应特征，进行岩-电分析，建立测井-岩相标准模式，然后选用合适的方法对未取心井段进行测井岩相识别来实现岩相测井响应特征的定性与定量分析(李宁等，2014)。

在测井识别技术领域，大致可以划分为两种识别方法：一种是根据不同矿物的物理性质，综合利用多种测井方法，通过确定矿物组成达到划分岩性的目的。相关学者对页岩进行相关研究时，通常在“三端元”岩石分类方法的基础上，增加了对有机质的考量，从岩石结构、矿物组分和有机质含量 3 方面对泥页岩进行岩相划分(Liu B et al.，2021；刘惠民等，2020；李兆丰等，2021)。杨志强等(2025)使用页岩油储层岩相测井识别方法，以“三端元”分类方法为前提，确定了以岩石结构-矿物组分-有机质含量相结合的岩相标准(图1)，为精细评价泥页岩油气储集品质和含油性奠定基础。

另一种测井岩相识别的方法，即通过元素测井得到岩石中的元素含量，再根据先验知识求出矿物含量，从而达到划分岩性的目的。例如，田瀚等(2023)利用地层元素测井技术(ECS)来处理复杂的古龙页岩，通过ECS测井确定元素与矿物的转换关系，基于新建立的转换模型能够识别更多种类的矿物，与传统的模型相比，矿物含量的识别精度明显提高。王敏(2013)基于ECS反演和成像测井对沾化凹陷罗家地区岩相进行识别，为寻找具有良好可压性的油气富集带提供了宝贵的地质资料。除此之外，为了解决测井曲线交汇图法中的交叉重叠分布的问题，进一步提高识别精度，有学者通过筛选出来

的敏感测井曲线来构建能更准确识别复杂岩相的主成分因子(田明智等,2023;张华等,2024)(图2)。前人研究主要集中在优质储层的成岩作用、发育机制、次生孔隙和层理缝的发育机理等方面,刘浩杰等(2024)从成岩作用及成岩相类型分析出发,通过分析不同类型成岩相与电性参数的相关关系,开展岩相的垂向识别(Liu et al.,2020)。

1.2　地震岩性识别技术

岩性的识别预测是地震勘探中一个复杂的过程,旨在从地震数据中推断复杂岩相与相关地质信息。常规的地震数据直接记录的是地下波阻抗界面的反射信号,通过该信号可以观测到不同岩层的分界线,但无法从中直接获取关于岩相的具体信息,需要地震反演技术将界面信息转换为可以直接描述岩层本身的属性,从而实现岩相识别(Quer et al.,2025)。地震反演技术是通过一系列的数学计算,将反映“界面”信息的地震数据转换为反映“岩性”的波阻抗数据体,进而通过波阻抗的差异性来识别岩性、预测优质储层(Zhu L et al.,2025)。除了地震反演技术,常见的岩性识别方法还有多属性综合分析方法、可视化技术、地震地层分析法、模式识别预测法等(靳军等,2002)。

常见的地震反演技术种类繁多,按照不同的分类

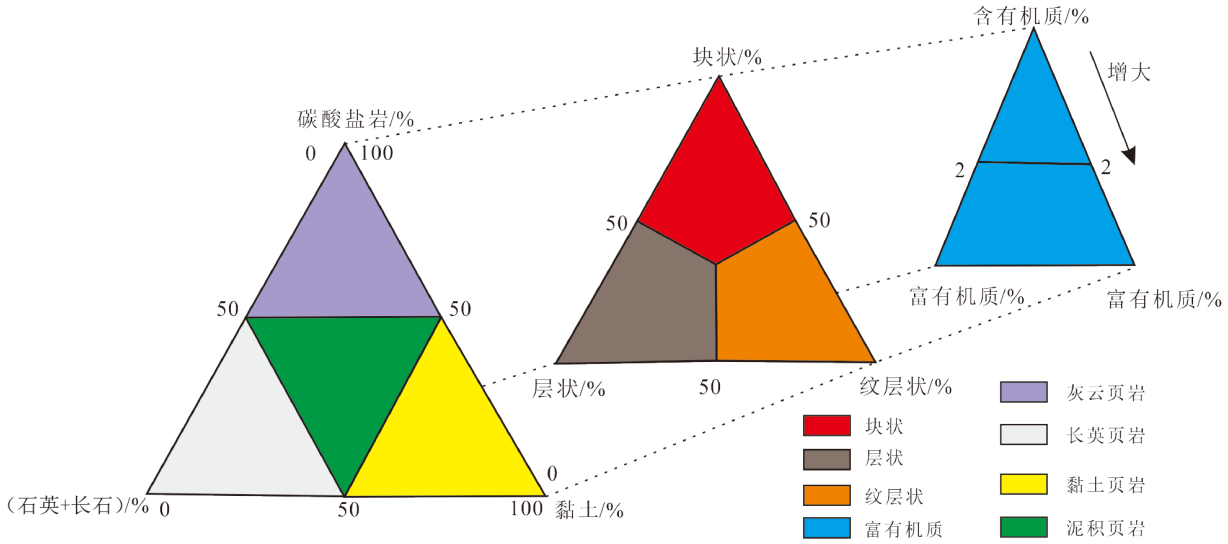


图1　岩石结构-矿物组分-有机质含量岩相划分方案(据杨志强等,2025修改)

Fig.1　The lithofacies classification scheme based on the *rock structure - mineral constituents - organic matter content* (modified after Yang Z Q et al.,2025)

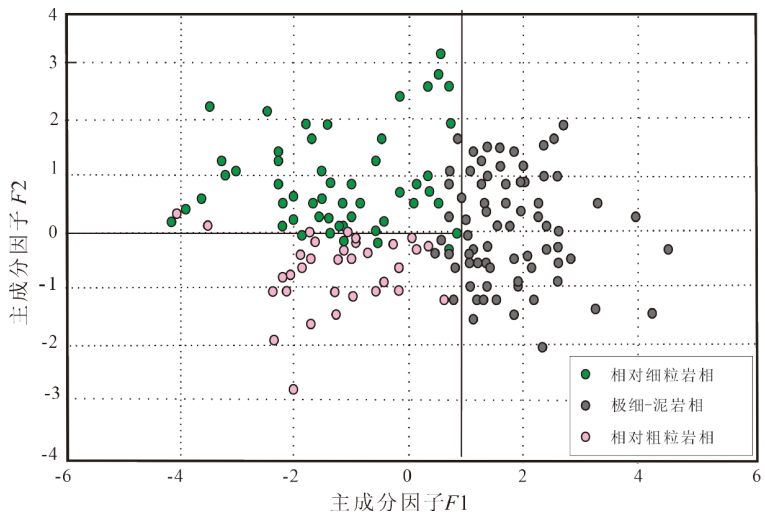


图2　基于主成分的岩相判别图版(据张华等,2024修改)

Fig.2　The lithofacies discrimination based on the principal component analysis (modified after Zhang H et al.,2024)

方法可以分为不同的技术分支。地震反演按照输入原始数据可以分为叠后反演和叠前反演两大类。叠后反演技术相对而言计算简单并且反演速度快，适用于岩性圈闭识别、储层预测等任务（黄捍东等，2011；纪学武等，2008；Ali M et al.，2024）。叠前反演技术在前者的基础上可以实现流体检测任务，并且包含更为丰富的岩性信息，能够有效降低地震岩相识别的多解性。依赖于叠前反演的定量岩性和流体预测通常被定义为两步：地震数据首先反演为弹性特性，然后使用岩石物理关系根据弹性特性预测离散的岩性和流体类别（Kolbjørnsen et al.，2020；Cao et al.，2022；Ajaz et al.，2021）。田玉昆等（2013）利用叠前反演得到弹性参数，然后通过马尔科夫（MCMC）随机场建立先验模型，最终结合贝叶斯框架进行岩相识别。何又雄和姚姚（2005）采用了基于参考道的岩性预测方法，首先反演声阻抗，然后根据经验公式转换密度、孔隙度等参数并绘出反演剖面图，如图3，最后利用这些参数和反演图研究岩性。同时提出一种非线性函数反演岩性剖面的方法来减少岩性划分的多解性。周惠等（2021）综合利用叠后约束稀疏脉冲反演方法和多种频率类属性分析技术，综合地质、地震、测井等信息，建立反演初始模型，开展页岩气有利储层预测。研究表明，这两种反演方式并不只是简单的并列关系，在很多时候叠后反演也可以作为叠前反演的一部分，从叠后到叠前，也是从“识别岩性”到进一步判断“流体类型”的飞跃。

由于地震反演问题是非唯一的（Fernandes et al.，2024），因此有必要通过观测所有可能的模型来估计这种不确定性。基于此，有学者将地震反演方法分为确定性框架和随机（概率）框架，并进行了两种框架的比较。随机方法将地震资料、测井资料和地质统计学信息融合为地下模型的后验概率分布（基于贝叶斯框架的随机反演），利用马尔可夫链蒙特卡洛等方法对该后验概率分布进行采样，通过综合分析多个采样结果来研究后验概率分布的性质，进而认识地下情况（Huang et al.，2012）。随机地震反演算法可以又分为两类，即将随机反演视为优化问题的方法和贝叶斯线性化方法。第一类方法是在迭代过程中处理地震反演，将建模数据与观测数据收敛，但它无法区分信号和噪声。为此，有学者引入地统计学（geostatistic）进行反演，该方法被广泛用于根据地震反射数据预测地下特性并评估不确定性（Ketteb et al.，2019）。Cyz和Azevedo（2021）提出一种基于地统计学的迭代页岩物理地震AVA反演方法。该方法将所提出的方法产生的弹性性能的反演数据体与先前在同一数据集上运行的地统计地震AVA反演研究的结果进行了比较。该方法预测的页岩性质与盲井位置观测到的页岩性质一致。第二类线性化贝叶斯反演基于贝叶斯定理的特定解，该解决方案假设参数、观测值和测量误差是符合高斯分布的，将正向建模线性化。在贝叶斯框架下，地震正演模拟的线性化方法能对近采集角度的地下地球物理响应实现良好近似，从而求解弹性参数（Buland and Omre，2003；Fernandes et al.，2024）。

除了上述反演技术外，也有学者使用其他地震技术进行岩相识别和储层预测等任务（李亚林等，2025；

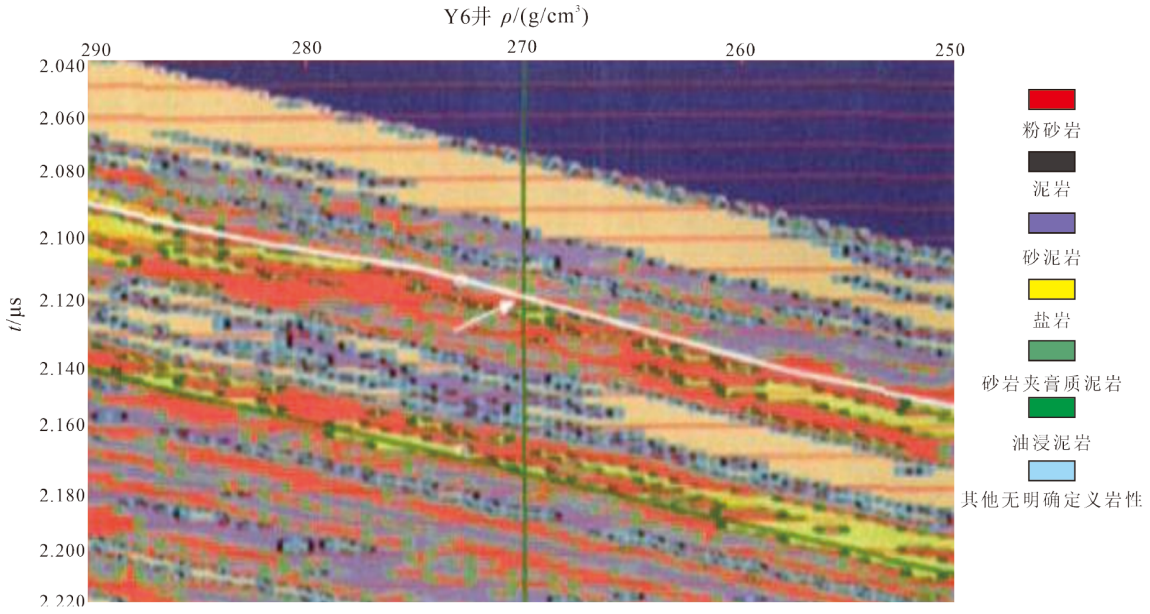


图3 测线反演岩性剖面图（据何又雄和姚姚，2005修改）

Fig.3 Lithological profile through the inversion of a seismic measurement line (modified after He Y X and Yao Y et al.，2005)

杨肖迪等,2022;Shu et al.,2017;Jiang et al.,2025)。洪忠等(2013)通过针对不同岩相的大量实践,分析典型沉积相的地震响应特点,并深入探讨了地震波分类技术在识别和划分岩相中的应用。裴健翔等(2025)利用主成分分析得到的地震属性进行多属性融合,并结合融合结果沿层切片对有利储层进行识别和预测。Lu等(2025)提出了一种融合小波频率分解变换(WFT)与动态时间规整(DTW)的智能化、自动化测井-地震联合地层对比方法(简称WFT-DTW方法),该方法在框架构建的约束下,引入DTW算法实现层界面的自动对比,在实际区块后验对比符合率高达95.6%,为储层岩性与砂体表征提供有价值的技术支撑。

1.3　技术分析

测井岩性识别技术相对成熟,算法丰富,具有垂向分辨率高的优势,缺点是钻孔成本高昂,测井岩性识别技术难于在量上有突破,在大范围大面积上没有代表性。若能将测井岩性识别中较好的算法应用到其他岩性识别技术上定会取得更大的突破。地震岩性识别技术具有较高的分辨率,在深度上也具有其他岩性识别方法不可取代的地位,尤其是在油气田勘探中成功的应用。但是地震反射数据的带宽和分辨率有限、数据的噪声也不容忽视,同时地震反演问题是非线性和非唯一的,这些问题进一步限制了地震岩相识别技术的发展。

针对上述方法的不足,可以考虑在岩相识别过程中加大各方法的交叉和互参考性,结合多个岩性识别方法来提高准确性。目前所参考研究当中,出现频率最多的融合策略为地震资料与测井信息的融合(Zhang J Y et al.,2025;Soleimani et al.,2020)。地震资料可以提供连续的横向信息,能够清晰地反映地层构造的空间展布。测井特征信息垂向分辨率极高,可以精确刻画地层岩性、物性、含油性等特性,测井资料的唯一性也完美解决了地震反演中典型的多解问题。两种数据特性正好完美互补,正是由于两种数据特性的天然互补性,造就了该融合策略的快速发展与广泛应用。即便如此,该方法还是存在自动化程度低,非线性处理能力欠缺,特征提取不够充分等问题。

综上所述,目前所涉及的岩相识别技术都有着不同方面的限制,如何在保留各类方法识别准度的前提下最大限度地克服相应的缺陷,正是现阶段学者所不断研究的方向。虽然基于此已衍生出诸多解决方案,但他们大多局限于传统技术范畴。如何突破传统技术的约束,尽可能在减少人为干预的情况下通过结合其他技术来提高岩相识别技术的精度与可信度,或许是一种可行方案。

2　图像处理技术

2.1　图像处理技术的发展及应用场景

图像作为人类感受世界的最直观对象,20世纪20年代成功使用海底电缆实现图像的传输标志着图像处理技术的诞生,在随后的几十年间,图像处理技术开始走进人们视野并带来了前所未有的视觉技术体验。1972年,英国EMI公司的工程师戈弗雷·豪斯菲尔德成功研制出第一台用于头部的计算机断层扫描装置,实现了根据人头部截面投影来重建截面影像。为此,他与早前建立了CT扫描数学理论的物理学家艾伦·科马克共同荣获了1979年诺贝尔奖,从此图像处理技术开始迅速发展。21世纪初,计算机技术的发展为图像处理技术提供了强大的后端支持,同时图像处理技术凭借其独特的视觉优势也催生了智能驾驶等技术的快速发展。

在地质工程领域,图像处理技术往往与深度学习相结合,共同完成岩性识别等复杂任务。基于此方法,越来越多的学者开始研究图像处理技术在岩相识别、断层检测、孔隙识别等方面的应用(吴丰,2025a;黄德峰等,2019;王佳部,2020)。在地质研究中,获取高质量数据集,从复杂的图像数据中准确识别岩相对于理解地质构造至关重要,同时地质构造极为复杂,也需要图像处理技术进行简化,以进一步提升后续模型识别的效率与准确度(Wang et al.,2024;Gupta et al.,2024)。与此同时,多源图像融合在3D数字岩石技术中也发挥了关键作用(Fang et al.,2025;Tian et al.,2025)。

2.2　图像处理技术的分类及具体应用

在岩相识别过程中,图像处理技术往往作为预处理方法对数据集进行优化与增强。图像预处理阶段旨在提高图像质量,为后续分析提供良好的数据基础。在岩相识别过程当中常见的图像预处理类型归纳在表1中。

对于不同类型的图像数据,研究者采用的预处理方法也大不相同。通常实验采用的图像包括来自不同设备的岩石薄片图像、测井数据中的电成像、声成像、核磁共振谱、组合测井曲线等图像以及可以看作三维图像的地震数据。其中岩石薄片图像的成像方式也有多种类型,包括现场勘查所拍摄的RGB照片、透射偏光显微、反射光显微、扫描电镜以及数字岩心扫描仪等(Cheng and Guo,2017;Rubo et al.,2019;Kadyrov et al.,2024)。此外,多光谱图像、高光谱图像也是矿物分析和分选任务中流行的图像类型,使用高光谱图像作为输入会比普通的RGB图像产生更高的模型精度(Okada et al.,2020;Dalhat and Osman,2025)。以上

表 1 图像预处理类型

Table 1 Types of the image preprocessing

预处理类型	优点	缺点
图像二值化	更好地分析物体的形状和轮廓	失去原彩显示
图像降噪	大幅消除图像里面的各种噪声，提升图像显示效果	消除噪声的同时可能会丢失图像细节
图像插值	通过不同插值法来估计新像素的值	不同插值方法效果不同，无法权衡计算量和图像质量的关系
归一化	消除或减少由于采集设备、光照条件、姿态变化等因素造成的差异	归一化使用时需要定性分析，适用性不强，“对症下药”才是最优解
直方图均衡化	有效增强图像的整体对比度	全局性处理可能导致局部区域过亮或过暗
频率域滤波处理	可以有效处理非均匀光照的图像	计算复杂，速度较慢，不适合实时处理
基于深度学习技术的图像增强技术	无需手动设计复杂算法和参数，可以处理极其复杂的映射关系	可解释性差，需要大量的训练数据

基于岩石薄片成像方式的选择可以用决策树来实现(图4)。

在岩相识别领域，图像处理技术中最常见的即图像数据增强(Data Augmentation，DA)和归一化(Image Normalization)。图像增强有助于生成平衡且多样化的数据集，提高模型的泛化能力，有效解决样本不足和模型过拟合问题(Yu et al.，2025)。目前，自动化图像数据增强技术有两种主要的策略：经典数据增强技术和基于深度学习(DL)模型的数据增强技术(Khalifa et al.，2022)。经典方法包括图像几何变换、色彩偏移、图像过滤器处理等；DL增强技术包括生成对抗网络、神经风格转移、元度量学习等。在岩相识别过程当中(Tatar et al.，2025；Xu et al.，2021；DeVries and Taylor，2017；Li D Y et al.，2022)，Zhu P等(2025)提出的基于IPID神经网络模型的电成像测井图像的空白条修复方法为低质量电成像数据集的优化提供了一种新的处理方式。

除此之外，图像处理技术中最为常见的方法就是图像归一化，包括像素值归一化、几何归一化以及直方图归一化。通过归一化，我们可以大幅提高模型的鲁棒性，减少光照差异造成的影响，将不同图像像素统筹到统一的范围内，可以保持数值稳定，加速模型收敛，同时提高模型的泛化能力(朱翌明和马征，2025)。实验中涉及较多的就是像素归一化、几何归一化(王丽媛等，2025；Khan and Kirmani，2024)。为了应对复杂的岩相图像，我们通常采用标准化来进行图像归一，即使用张量图像的平均值和标准差来标准化张量图像(Gupta et al.，2024)。

3 深度学习技术

3.1 深度学习技术的发展

1943年，MP模型的提出首次从数学上模拟了人类神经元的工作原理，这被视为人工神经网络与深度学习的思想雏形。然而，由于其结构简单且缺乏学习能力，无法进行复杂的数据处理。1957年，美国学者Frank Rosenblatt提出感知机这一算法，是首个具备学习能力的人工神经网络模型，成为神经网络发展史上的一个重要里程碑。上世纪80年代初，反向传播网络问世，引领了神经网络研究的第二次发展，并使得多层神经网络的训练成为可能。21世纪初，基于梯度学习的LeNet网络开始应用于手写数字识别。随后ImageNet、AlexNet、VGGNet、GoogLeNet、Inception以及ResNet快速兴起，在图像分类、物体检测和语义分割方面取得了突破性进展。2017年，Google 发表论文“Attention Is All You Need”，提出了Transformer 模型及自注意力机制，替代循环结构，实现序列数据的并行处理，催生大语言模型(LLM)时代。紧接着GPT系列开始不断进化验证“无监督预训练+下游微调”的通用性。除此之外，多模态统一实现了文本、语言、图像的跨模态联合理解，催生了如今的大模型时代。

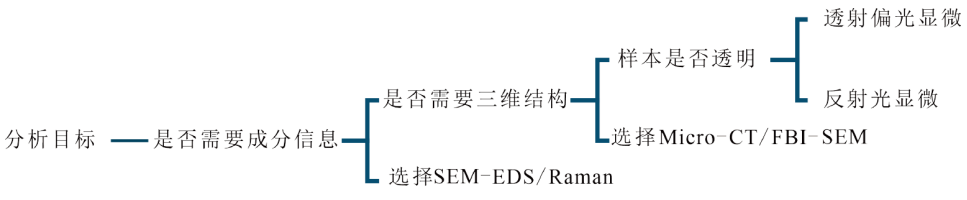


图4 决策树实现

Fig.4 Implementation of the decision tree

深度学习是机器学习的一个分支,基于人工神经网络的多层结构,通过对大规模数据进行训练,自动提取和学习特征。一般的机器学习,尤其是深度学习,为构建新的、数据驱动的地球系统科学模型提供了有前途的工具(Reichstein et al.,2019)。通过相关文献的调研和解读,我们将深度学习技术在岩相识别领域的融合应用按照不同的识别方法进行了分类探讨,一种就是结合测井技术,通过整合来自不同来源或类型的图像及非图像数据,例如电镜图像和测井曲线,利用不同种类的学习模型学习相关内在联系,从而对新的实验样品按照所学习的特征进行识别分类。第二种是基于地震资料和地震反演技术,结合各类神经网络进行复杂地质特征的表征。另一种是基于传统的岩石薄片成像或者其他地质图像资料作为模型输入,结合之前的图像处理技术,训练模型从而实现岩相识别分类。

3.2　深度学习与测井识别技术的融合应用

传统的岩相识别需要通过取心井来获取岩心,并对其进行物理化学分析,从而实现岩相分类,但其成本和密集型劳动阻碍了其进一步发展(曹志民等,2017)。常规测井曲线是岩相识别的重要判别依据,许多学者基于常规测井开展了岩相识别的研究。在过去的20年里,有很多的学者尝试将朴素贝叶斯(Naive Bayes,NB)分类器、人工神经网络(Artificial Neural Networks,ANNs)、决策树(Decision Tree,DT)、支持向量机(Support Vector Machine,SVM)、联合/集成分类器(Combined Classifier,CC)等机器学习方法应用于各种不同地质环境的岩相分类和识别(高飞等,2024)。与传统的岩相识别技术相比,融合深度学习的优势在于其能够自动提取特征,并对相关数据之间的特征进行深入挖掘,同时可以将测井数据从二维提升到高维空间,支持高维和多模态数据,在面对大规模数据集和复杂任务中有着更强的识别能力(王丽媛等,2025;Silva et al.,2015;李昌等,2021)。张树义等(2023)依据测井曲线数据提出了一种基于深度卷积自编码器的神经网络模型及其相应参数学习方法,来实现有效的岩性分类与识别。由于深度学习和机器学习涉及模型类型以及相关算法较多,为了直观了解机器学习与深度学习之间的关系,我们借鉴相关学者的研究总结出两者的关系图,如图5,同时我们也总结了一些具有代表性的研究以及使用的相关方法以供读者参考(表2)。

上述文章主要列举了一些实际应用的实例,进一步研究两者的融合发展史可以发现,相关研究通过模型输入模态可以分为常规测井智能岩相识别和多模态测井岩相智能识别。

3.2.1　*常规测井智能岩相识别*　将深度学习技术融合到测井岩相识别领域是主流方向,深度学习技术不仅减少了识别过程中密集的劳动量,而且在识别准确度方面也有着极高的可信度。综合相关文献,我们对数据处理、模型网络选择等方面做了简短总结,以便能更为明确地展示“融合”的过程。

(1)模型输入格式:常规测井曲线是以深度为索引的时序曲线,利用常规测井数据可以得到丰富的地质信息,相关学者经常将常规测井数据作为识别模型的输入(Khan and Kirmani,2024;王清媛,2021;Wang Y J et al.,2025;Xue et al.,2025)。刘宗堡等(2023)将取心井岩相标签对应的测井曲线画出并保存成统一大小的灰度图像作为样本进行模型训练。为了更全面地了解测井曲线,我们总结了9种常规测井曲线,如图6所示。

表 2　常见的机器学习算法

Table 2　Common machine learning algorithms

方法	特点	优点	缺点	参考文献
支持向量机(Support Vector Machine,SVM)	一种强大的监督学习算法,主要用于解决高维,非线性以及小样本问题	对样本数量要求低,对高维数据处理效果好	对于大规模数据集处理时间长,并且核函数选择依赖于先验知识	吴施楷和曹俊兴,2016
卷积神经网络(CNN)	通过卷积层提取图像特征,对图像处理效果较好	对局部特征敏感,能够进行层次化特征提取	可解释性差,平移不变性前提限制	刘宗堡等,2023
长短期记忆网络(LSTM)	可以捕捉长期依赖关系,避免传统RNN梯度消失和长期记忆丢失的缺陷	可以进行多尺度特征融合,能够处理长时间序列数据	对于高维输入计算成本大,参数调优过于复杂	曾丽丽等,2023
XG Boost(Extreme Gradient Boosting)	一种基于梯度提升框架的高效集成学习算法,通过迭代构建多棵决策树并优化加权结果,显著提升预测精度	会自动处理缺失值,并且预测精度高	会消耗大量内存,并且无法预测超出训练集范围的值	王婷婷等,2024
KNN K-Nearest Neighbors,K最近邻)	一种经典的监督学习算法,通过计算样本间的距离来进行预测	无需复杂训练,新增加数据可以实时进行模型更新	不适用于非均质性极强的储层	李昌等,2023

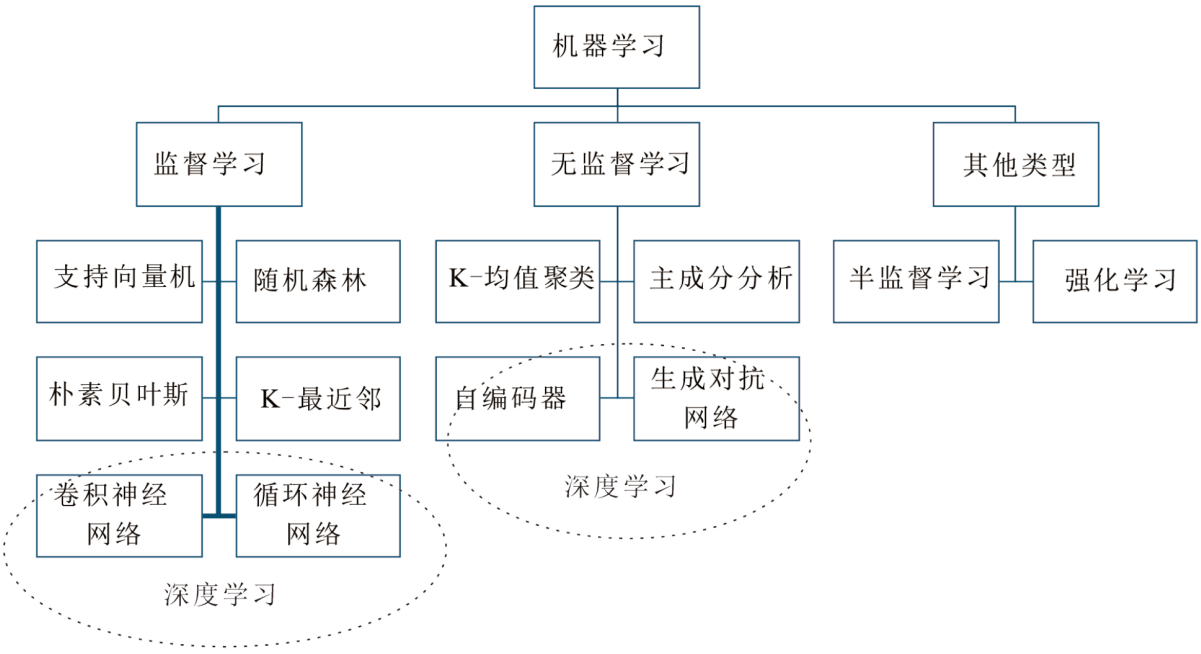


图5 机器学习与深度学习关系图

Fig.5 Relationship between the machine learning and deep learning

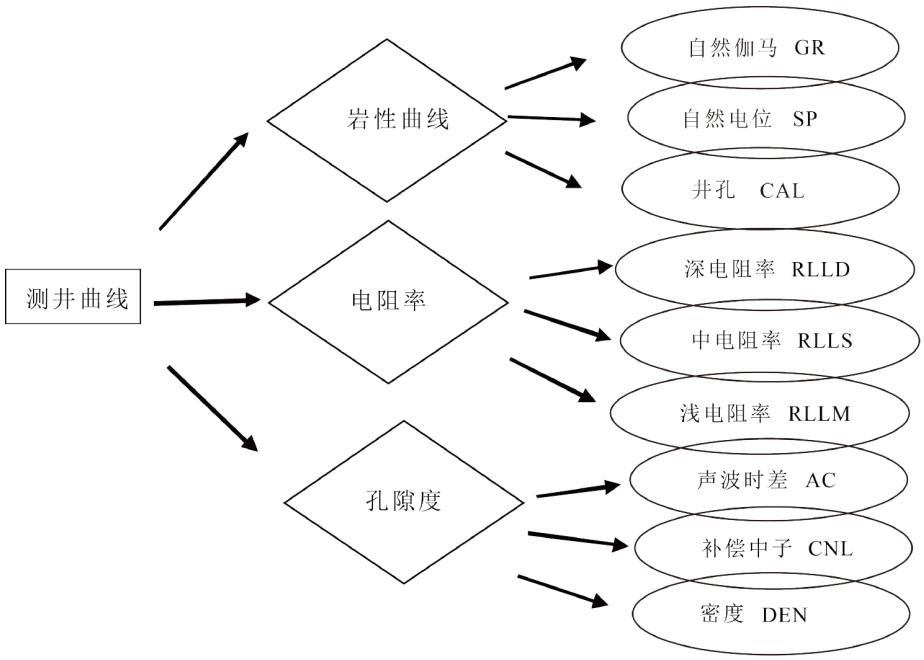


图6 常规测井曲线

Fig.6 The conventional logging curve

(2)数据处理：当我们利用常规测井数据进行岩相识别时，不同的岩相所表现的测井响应特征也大不相同，详见表3。

在岩相识别过程中，所有测井特征曲线与标签相关程度不一，为了提高模型效率以及识别准确度，一般需要通过测井参数敏感度分析挑选出与岩性相关程度最大的测井曲线数据作为模型输入(王宗俊等，2021；Ren et al.，2023)。确定好测井曲线后，由于各个测井曲线的量纲范围大不相同，若不加规范化处理直接进行输入会对模型的精度产生负面影响，因此在数据输入之前需要对其进行归一化操作(Wang Y J et al.，2025；Khan and Kirmani，2024)，统一分配到[0，1]区间内，最大程度提升数据的统一性。

(3)模型选择：在测井识别领域，应用较为成熟的

表3　常见岩相测井响应

Table 3　Common lithofacies logging responses

岩相	自然伽马	声波时差	密度	电阻率
砂岩	低	低	中-高	中-高
砾岩	低	低	高	高
泥岩	高	高	低	低
泥质砂岩	中	低	中-高	中-高

注:修改自王丽媛等,2025

神经网络大致可以分为两类,第一类就是卷积神经网络(Convolutional Neural Network,CNN),它是一种深层前馈型神经网络,是图像处理中最流行的架构,它基于卷积计算自动提取图像特征,省去了手动提取和特征选择的过程。此外,权重共享和局部性的归纳偏差也显着增强了整个网络的特征学习能力(LeCun et al.,2015)。这些优势使得卷积神经网络能够广泛应用于医学、机械(Zhao et al.,2019)以及岩相识别(Chen et al.,2020;曹茂俊和崔欣锋,2023;高飞等,2024)等多个领域。例如,Imamverdiyev和Sukhostat(2019)提出了一种基于一维卷积神经网络(1D-CNN)的岩相分类架构,实验结果表明与SVM、KNN、RNN、LSTM相比,1D-CNN模型显示出更准确的结果。曾丽丽等(2022)基于卷积神经网络,利用注意力机制所在位置的不同构建了3种非线性储层岩相识别网络模型,相比于单一的CNN模型,提出的模型岩相识别精度提高了9%。

在查阅的所有相关文献中,我们基于各个实验所使用的模型总结了几种经典的基础CNN框架,详见表4。

当然,我们在实验研究过程中,使用的框架都是基于以上五种框架的进阶版,例如,ResNet34,VGG16,Inception-Resnet v2等。进一步总结,发现在所有使用的框架中,使用最多的是ResNet框架,不难发现,ResNet提供的残差结构很好地解决了层深问题,为其出色的深层特征提取能力奠定了基础,同时也进一步防止了梯度消失问题,所以被广泛使用于研究当中。

除了卷积神经网络以外,另一种常用的神经网络为循环神经网络(Recurrent neural network,RNN),它可以有效结合序列前后的信息,对当前步骤的输出做相应的优化处理。为了解决传统的RNN梯度消失问题和学习长期依赖问题,研究人员提出了更复杂的RNN单元结构:长短期记忆网络(Long Short-Term Memory,LSTM)以及门控循环单元(Gated Recurrent Unit,GRU),核心思想就是引入遗忘操作,更精细地控制信息的保留、遗忘和输出,擅长学习长序列中的长期依赖关系并通过门控机制有效解决了梯度消失问题。同时,RNN是一种反馈型神经网络,与CNN相比,它具有记忆能力,主要用于处理序列化数据,例如测井曲线,因为测井数据是沿着取心井深度方向采集的连续测量值,深度就是一个天然的序列维度,所以循环神经网络在岩相测井识别中的应用频率极高(熊玄辰等,2021;Zhang Y S et al.,2025;Li Z Y et al.,2022)。曾丽丽等(2023)开发了一种基于残差链接长短期记忆网络的非均匀储层岩相智能识别模型(LSTM_res),如图7所示,在同等条件下与LSTM、CNN_res和CNN模型相比,LSTM_res模型的岩相识别精度均有大幅提升。Zeng 等(2020)构建了一个基于门控循环单元(GRU)神经网络与注意力机制的新模型。该方法与另外四个循环神经网络模型(RNN、LSTM、GRU 和Bi-GRU)相比,ABi-GRU模型具有更高的精度,能够快速、直观地判断储层岩性。除了以上的两大类网络模型外,还有一种较为新兴的图神经网络(GNNs),该网络与传统模型相比,它可以通过消息传递机制灵活

表4　常见的卷积网络

Table 4　Common convolutional networks

框架	创新	优点	缺点	应用场景
LeNet-5	首个CNN框架,开创了卷积和池化组合先驱	结构简单,验证了CNN的可行性	上限低,无法处理较复杂图像	手写数字识别
Al.exNet	首次引入了Relu激活函数和Dropout正则化方法	相对于前一代,提升了模型深度,验证了 CNN在大规模数据集上的可行性	参数较多,并且全连接层过于冗杂	ImageNet图像分类,计算机视觉研究基础
VGGNet	统一使用3*3小卷积核	简化了网络结构,特征提取能力强	相对于其他框架计算成本较高	小型目标检测
GoogLeNet	引入Inception模块,并且首次使用全局平均池化操作	可以进行多尺度特征融合	模块设计比较复杂	手机人脸识别,细粒度分类
ResNet	引入残差连接	解决了其他框架都面临的层深问题,是岩相分类识别中最常见的框架	残差块比较占内存,层数较多时训练网络需要大量计算资源	目标检测,大规模图像识别,语义分割

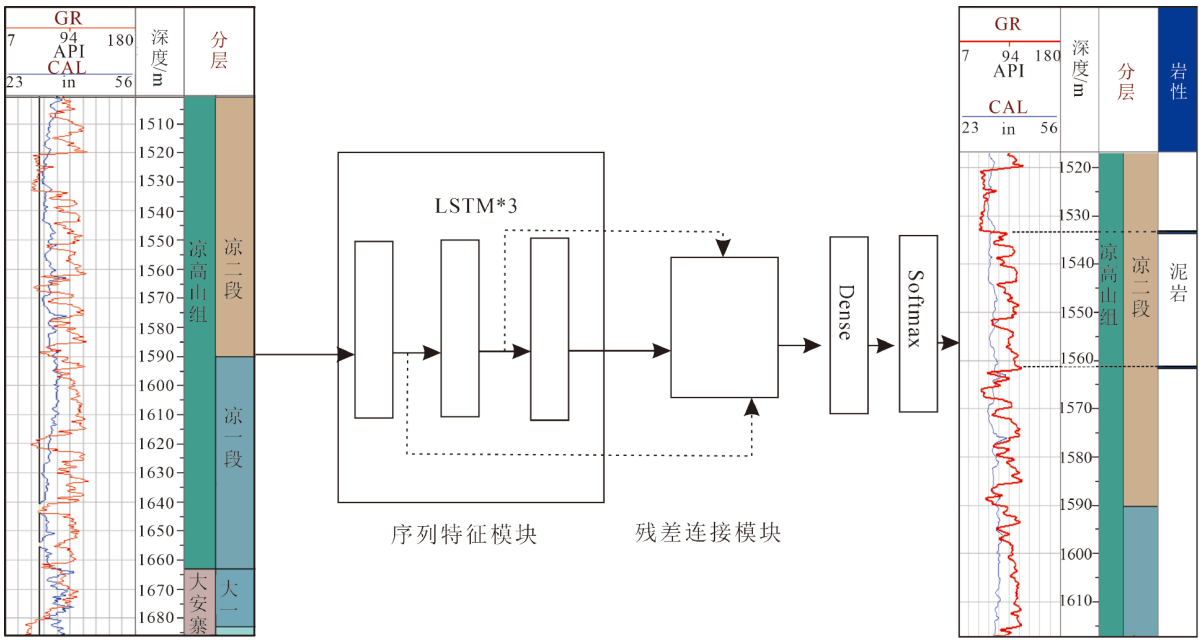


图7 非均质储层岩相智能识别模型(据曾丽丽等,2023修改)

Fig.7 A model for the intelligent identification of lithofacies in heterogeneous reservoirs (modified after Zeng L L et al.,2023)

处理断层、不规则面等,同时可以更为自然地整合多源信息,从而获取更全面更丰富的地质信息。凭借该优势,GNN逐渐应用于岩相的识别当中(Sun et al.,2025;Yuan et al.,2022)。Lu等(2023)采用图神经网络(GNN)方法GraphSAGE,基于构建的图结构来训练岩性识别模型。与支持向量机(SVM)、随机森林(RF)和XGBoost等常用机器学习方法相比,GraphSAGE的岩性识别结果与岩心观测结果吻合度更高,识别精度更优。

此外,还有许多其他网络模型和机器学习方法可以实现岩相识别、预测等任务(杨笑等,2019;Tian et al.,2016;Liu et al.,2022)。何贤宏等(2023)在支持向量机的监督学习下建立利用测井系列进行岩相智能识别的评价模型,通过在取心井中应用该模型,验证结果与取心认识吻合度可达92%。李红斌等(2022)通过岩心刻度测井资料建立岩相判别准则,并利用 Kohonen 神经网络方法实现单井岩相测井自动判别,划分结果与薄片的匹配度较高。为了充分发挥各类机器学习方法的优势,有相关学者在研究过程当中提出了融合模型,并取得了不错的识别效果(Xue et al.,2025)。Li等(2024)提出了一种CNN-SVM混合模型,用于页岩储层的岩性鉴定。利用常规测井曲线作为训练数据,配合CNN自动从测井数据和岩性中提取特征信息,同时结合SVM来克服样本数量有限的问题。

综上所述,利用常规的测井数据和曲线作为输入,结合各类神经网络可以高效地进行岩相识别。然而,输入数据的表达能力有限,无法进一步直观表达岩相中的隐藏信息。为了让模型能学习到更为直接的特征信息,相关学者开始研究电成像测井与深度学习的融合以及数据的多模态融合,通过将测井曲线与电成像图像相融合,形成多模态模型,从而更加充分地提取数据与岩相之间的关联信息,实现更高精度的识别模型。

3.2.2 常规-电成像测井多模态融合模型 在岩相识别领域,使用常规-电成像测井多模态融合模型实现岩相定量识别是目前最有效且精度最高的方法(李昌等,2023)。常规测井数据本质是以深度为序列的曲线,电成像测井可以生成高分辨率电成像图像,通过图像可以观测常规测井盲区,获知裂缝和层理走向以及井壁地层构造等微观信息,在常规测井特征曲线作为输入的基础上,加入电成像图像可以使模型更加充分地提取两种信息所包含的岩相特征,从而显著提高模型的识别精度(王丽媛等,2025)。

(1)电成像测井与深度学习融合策略:电成像测井资料包含着丰富的地质信息,是解决非取心井岩性岩相识别问题的重要手段,能有效弥补常规测井曲线弱的短板。相较于常规测井曲线,电成像测井成本较高,并且技术实施难度也较高,导致在深度学习中数据集较少,类别不平衡,可能会导致模型出现欠拟合现象。为了解决这一棘手问题,通常采用数据增强技术来扩充数据集,或者采用半监督学习技术来提高模型泛化能力。除此之外,在通过电成像图像进行岩相预

测与识别任务时,通常采用监督学习策略,即输入大量带标签的样本进行模型训练,所以建立一个精确的标签库是关键,可以为模型提供具有强映射关系的样本,从而最大程度减少模型误判概率,有效提升深度学习模型的识别效率和精度(张杰等,2023)。

电成像测井和常规测井一样也可以独立实现部分岩相识别任务,但只限于以沉积结构为主导的岩相和电阻率差异显著的岩相(Fornero et al.,2019;孙灵芬等,2012;陈康等,2020)。对于矿物成分相近、电阻率过度等稍复杂岩相需要常规测井曲线的辅助才能实现准确识别,所以电成像测井大多数情况下都是结合常规测井共同实现岩相识别任务(谌丽等,2023),这个融合策略在缺少岩心资料的情况下尤为出色(李昌等,2023)。除了常规的岩相识别以外,得益于电成像图像的高分辨率,该融合策略也应用于精细断层、裂缝等复杂地质特征的识别以及电成像图像的修复等任务(刘娟等, 2023;苏乾潇等,2026)。刘娟等(2023)提出了一种基于电成像图像形状和颜色相结合的多维度岩性识别方法,他们根据电成像的纹理结构和电阻率响应特性,分别把电成像数据集解耦为形状集和颜色集,建立Resnet-50网络模型实现形状特征的自动识别,利用K-means + + 聚类算法筛选出数据集总体分布的聚类中心,实现电成像颜色的快速分类,最后结合形状特征分类和颜色特征分类结果,识别出电成像岩性种类,识别流程如图8,并且岩性识别准确率达 83.5%。Li等(2025)开发了基于深度学习的具有选择性注意力机制和选择性特征融合模块的智能语义分割模型电图像测井网络(EILnet),利用岩溶碳酸盐岩储层的电图像测井对多种类型的裂缝进行智能识别与分割,通过将其性能与其他主流的使用裂缝数据集电图像测井的深度学习语义分割模型进行比较,表明所提网络模型在裂缝识别精度和完整性方面具有显著优势。

(2)常规-电成像测井多模态融合:上文介绍了常规测井和电成像测井与深度学习的融合策略,我们发现即使结合深度学习技术,也并没有解决常规测井与电成像测井的根本痛点,即常规测井曲线表达能力有限,无法直观展示井壁结构,并且分辨率较低。而电成像测井是目前纵向分辨率最高的测井方法,正好完美化解了单一常规测井曲线的局限性。所以为了最大程度减小两种方法各自的局限性,我们将研究的核心聚焦于对两者特征的整合——多模态信息融合。同时为了使机器能从多模态的信息中更好地提取信息,就需要赋予机器理解、推理和学习的能力,这也进一步体现出多模态融合与深度学习在岩相识别领域的必要性(张虎成等,2024)。深度学习中的多模态融合技术(Multimodal Fusion Technology,MFT)是模型在分析和识别任务时处理不同形式数据的过程,多模态数据的融合最主要目标是缩小模态间的异质性差异,同时保持各模态特定语义的完整性(何俊等,2020)。

多模态学习的成功实施高度依赖于两个相辅相成的关键过程:对齐与融合。多模态对齐的目的是建立不同模态数据之间的语义关联,并确保他们能够映射到共同的语义空间中,这是进行有效融合的前提(Wang L et al.,2015)。每个模态的数据都有对应的映射函数,按照有无对应的标签可以分为显示对齐与隐式对齐。(Srivastava and Salakhutdinov,2012)显式对齐通过明确的标签直接进行不同模态信息的关联与对齐,不需要额外的模型来进行对齐,包括监督对齐和无监督对齐两个方法。隐式对齐是通过模型自身学习不同模态信息之间的对应特征信息来进行对齐,相较于显式对齐方法,该方法节省了大量的标记数据的劳动成本,是现在主流的对齐方式。

在多模态融合领域,每个模态都具有独特的表示方式,其中图像可以用像素矩阵表示,文本可以用向量表示。为了将不同模态信息进行关键特征的表征与融合,相关学者按照不同方式的融合特点将其分为联合融合方

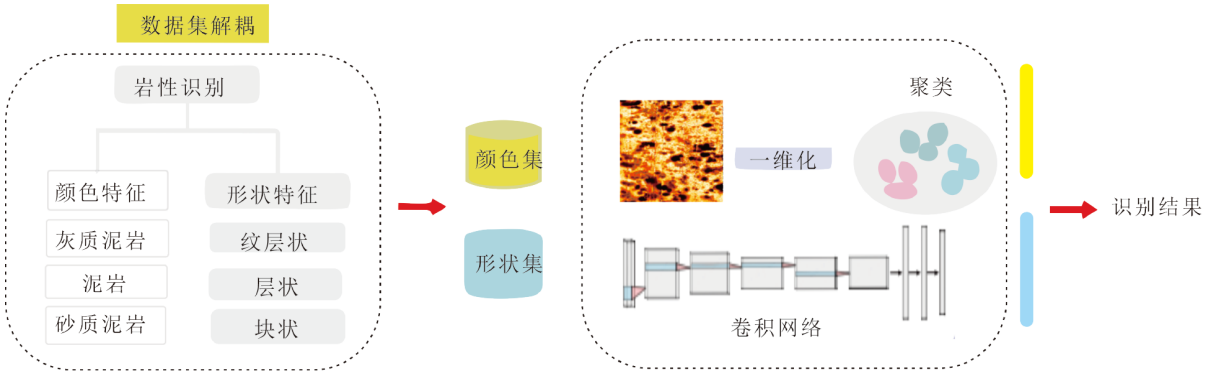


图8　解耦识别流程(据刘娟等,2023修改)

Fig.8　The decouplement identification process (modified after Liu J et al.,2023)

法、协同融合方法、编码器融合方法等(Xu et al.,2023)。

其中,联合融合方法是指不同模态数据经过各自特定的特征提取器,得到单模态数据表示,这些单模态数据共享同一个语义子空间,在该共享空间中,不同模态数据可以进行融合、组合以及进一步的处理(Baltrusaitis et al.,2019)这种投影到共享语义子空间的处理可以发生在不同的融合阶段,按照不同阶段的融合,又可以将其分为特征级融合、模型级融合、决策级融合以及混合级融合(张虎成等,2024)。协同融合方法是指在各个模态中加入相应的约束条件,使得各个模态信息相互补充。目前多模态融合领域中,协调融合方法主要包括交叉模态相似方法和层级空间融合方法。交叉模态相似方法用于比较不同模态信息之间的关联度,通过计算子模态之间的相似性来量化他们之间的关系(Rasiwasia et al.,2010)。层级空间融合将不同模态的特征信息在不同层次上进行融合,以获取信息之间的相关性,该方法可以充分利用不同模态数据的互补信息,有效提高模型的表达能力。(Liang et al.,2024)编码器融合方法适用于将一个模态的特征信息映射到另一个模态的特征信息中,这样操作可以得到一中新的模态输出,但会增加模型的复杂程度(任泽裕等,2021)。

通过查阅相关文献,结合相关学者的研究,我们对上述融合方法进行了总结,可以得到目前多模态融合领域所使用的相关方法,如图9所示。

接下来我们从特征提取和融合以及可行多模态融合思路来介绍常规-电成像测井多模态融合技术。

(1)特征提取与信息对齐:深度学习最重要的一步就是特征提取,只有将样本的唯一性充分吸收,所训练的模型才能够更好地学习到标签与样本的映射关系。卷积神经网络在图像处理方面有着巨大的优势,所以在目前的多模态模型中,我们通常都是利用CNN网络进行电成像图像的特征提取。对于常规测井曲线的处理,我们则是利用LSTM、DBN、VAE等深度学习模型进行特征提取。获取相关源数据后,接下来需要进行数据处理与对齐。首先统一两种模态信息的深度参考系,统一使用测量深度或者垂直深度作为对齐的深度依据,还可以对电成像图像进行必要的预处理来增强图像清晰度。对齐方式可以采用显示对齐方法,即由资深专家在测井曲线与电成像图像手工标定显著的地质界面,以测井曲线为标准,让电成像图像去匹配曲线。标定结束后,可以在电成像图像中提取计算一

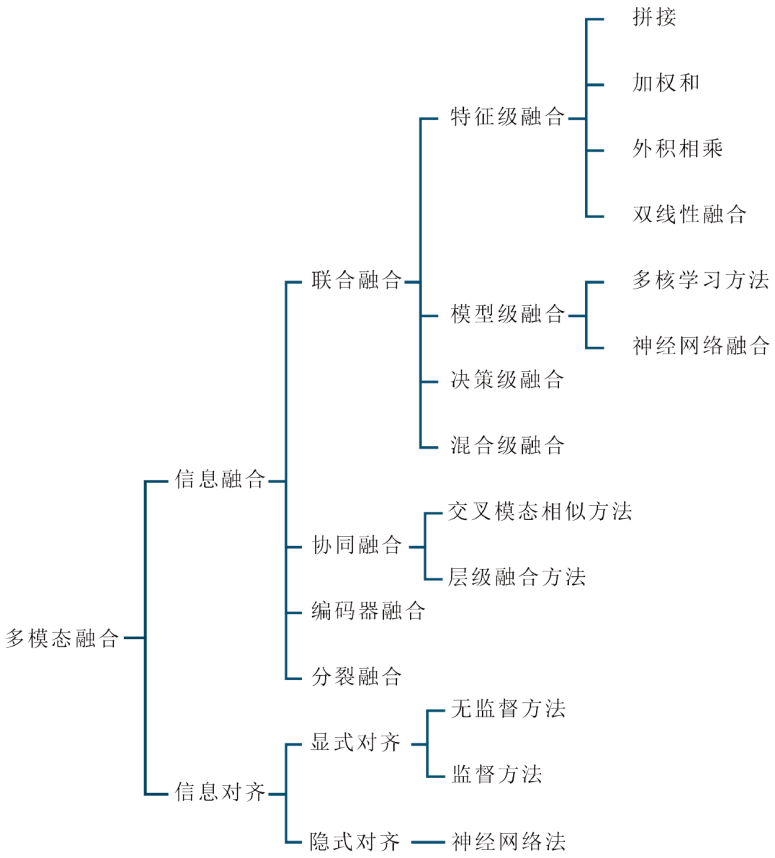


图9 多模态融合相关方法

Fig.9 Multimodal fusion related methods

条电阻率曲线,并与标准电阻率曲线进行对比,在正确对齐的情况下,两条曲线的大体形态与具体细节应高度吻合,从而对标定结果进行验证。

(2)多模态特征融合:多模态特征融合的本质就是对输入异质性数据进行统一编码和表示。调研相关文献之后,我们发现多模态融合技术作为当前最优"图文音"结合策略,现在已经从单纯的拼接到现在跨模态语义对其与联合推理,赋予了"图文音"联合表达特征的机会,适用于人工智能赋能的所有领域(冯煜尧等,2025;宋庆军等,2025;胡慧云等,2025;史雯雯等,2025;方威扬等,2024;杨宇飞等,2025),在岩相识别领域,王丽媛等(2025)利用常规测井曲线和电成像测井图像进行样本库搭建,最后根据专家经验将两个模块的结果进行决策级融合,得到最终的岩相识别结果,模型如图10所示,为后来的学者将多模态融合与深度学习结合应用到岩相识别领域提供了重要的思路。

(3)可行思路:通过查阅相关文献,我们为相关研究者提出一种可行的基于深度学习技术的多模态融合的参考思路。

首先进行必要的数据预处理和深度对齐后,接下来就是最重要的特征融合。我们在此处提出两种可行的融合策略以供参考。在融合之前,我们考虑到常规测井曲线本质上属于一维序列,电成像图像是典型的二维图像数据,为了让一维测井曲线和二维图像在同一个模型中进行充分融合,我们考虑将常规一维测井曲线转换为二维图像。接下来我们可以构建基于深度学习的双分支神经网络模型。第一个分支用一个CNN子网络处理常规测井曲线图像,提取特征并输出特征张量。第二个分支用另一个CNN子网络,例如Resnet,来处理电成像图像,提取特征输出特征张量。第一种融合策略:将两个特征张量进行特征级融合。在此处可以进行外积相乘融合方式,将两个单模态特征张量相乘融合到统一张量当中,使得子模态语义信息充分融合。其计算公式如下:

$$z=\begin{bmatrix}v^1\\1\end{bmatrix}\otimes\begin{bmatrix}v^2\\1\end{bmatrix}\otimes\cdots\otimes\begin{bmatrix}v^n\\1\end{bmatrix} \tag{1}$$

其中,z表示融合后的结果,v表示不同的单模态特征张量,$\otimes$表示外积算子。该方法可以弥补"加权和"方法容易造成语义丢失的不足。另一种融合策略是模型级融合中基于注意力机制的融合。我们同样使用双分支网络各自提取特征信息,得到各自的特征张量后,我们计划引入注意力模块来进行特征信息的增强。在注意力模块信息增强后,下一步将所有的特征信息进行融合,在融合方法的选择中,我们可以引入门控机制进行融合,结合上述注意力机制模块最大化地提取关联特征并进行自适应融合。该融合方法可以进行动态的自适应特征融合,能计算各种特征信息的权重并进行融合,并且我们还可以通过可视化门控值来查看模型对于各模态特征的关注程度,具有良好的解释性。最后将融合完毕的特征作为相关任务模型的输入进行模型训练与优化。

待模型训练完毕后,接下来就是利用各种评估指标进行模型评估,在训练模型的过程中,通过监测每个时期损失函数的变化来对网络模型进行自我评估。训练结束以后,我们可以通过模型分类的结果列出混淆矩阵,以此来计算各类评估指标(召回率、精确率、正确率、f1分数等),通过评估指标来进一步对模型的性能进行总结,从而筛选出性能最好的模型(吴丰等,2025b)。在实际的模型评估当中,我们通常综合多种评估指标综合进行模型的考量。由于相关研究较少,上述思路是我们通过查阅其他领域文献后经过优缺点考量提出的一种多模态融合的思路,希望可以为相关学者提供帮助。

3.3　深度学习与地震识别技术的融合应用

传统地震资料分析与解释很显然与其他传统识别技术一样,也需要大量的先验知识和密集劳动,同时伴有人为主观判断的影响,并且随着3D测量的出现和兴起,地震数据资料的大小急剧增长,这无疑阻碍了传统地震识别技术的进一步发展。想要对复杂储层进行精细表征需要高分辨率的反演结果,目前所采用的传统反演方法分别存在分辨率低、计算量巨大、井间预测不确定性等问题,因此有必要利用深度学习来充分发掘地震资料中丰富的地质信息,以便获得能够对复杂储层进行精细刻画的反演结果。

神经网络可以从大量数据中直接学习到地震数据与地下岩石属性之间极其复杂的非线性映射关系,并且不依赖初始模型,使得神经网络,尤其是卷积神经网络在地震特征识别领域占据主导地位。深度学习从地震数据中识别地质特征类型主要包括地层、盐体、断层和洞穴(Lin et al.,2024)。在此过程中,深度学习与地震反演技术的融合表现极其亮眼(Wu et al.,2021;张绍红,2008;袁姝,2011;姜晓宇等,2014;林年添等,2018;Zhang et al.,2023;Wang H Q et al.,2025;Zhang et al.,2022;Li et al.,2021)。Wu等(2021)开发了一种基于全卷积网络(FCN)断层分割方法,并利用合成地震数据生成了精确且充足的训练数据集,最后将训练好的FCN模型用于实场地震数据的自动断层解释。向栩(2024)利用地震资料与测井资料分别进行了三种不同反演方法的波阻抗反演,通过应用实例指出基于

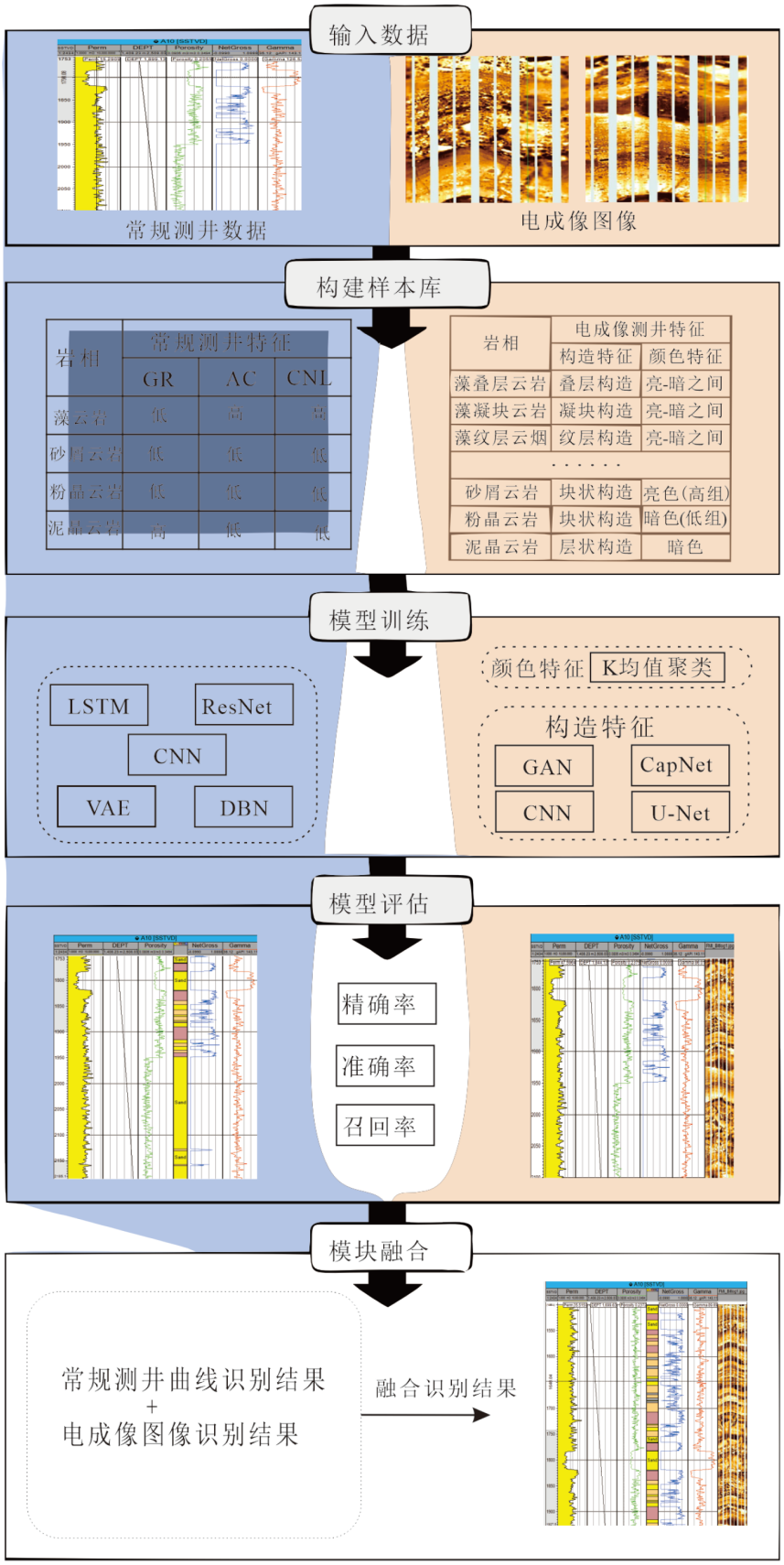


图10 碳酸盐岩岩相智能识别模型(据王丽媛等,2025修改)

Fig.10 A model for the intelligent recognition of carbonate facies (modified after Wang L Y et al.,2025)

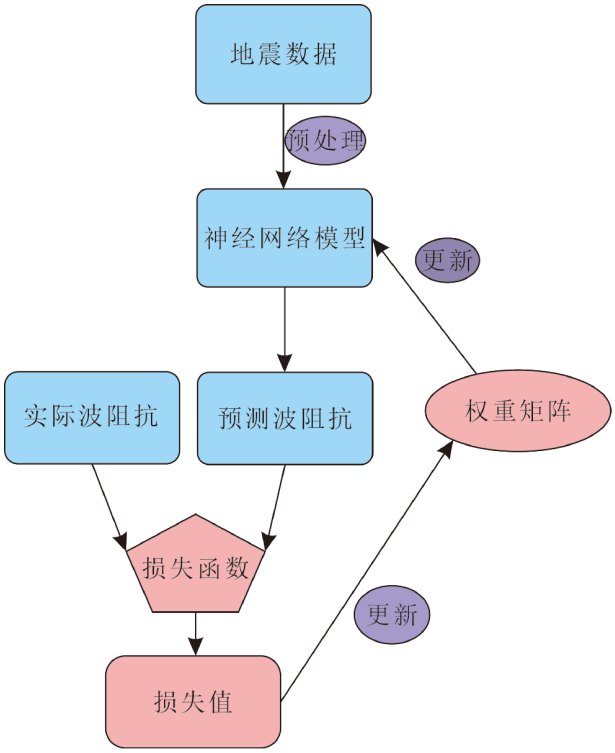


图11　基于深度学习的波阻抗反演流程图(据向栩,2024修改)

Fig.11　A flowchart of the wave impedance inversion based on the deep learning (modified from Xiang X,2024)

PNN 神经网络的波阻抗反演方法在实例中有突出表现,能对薄砂体有较好的识别,分辨率有明显提升,图11为基于深度学习的反演流程图。Nie等(2025)提出了一种基于深度学习的新型方法,并与传统的反演方法进行了比较(图12)。在数据处理方面,将地震数据经过预处理,使用ISD方法生成二维T-F谱图,均匀划分为训练集、验证集和测试集,而其他迹线的T-F谱图则被指定为预测集,用于预测整个剖面。

地震属性是地下介质的综合反映,往往与地质目标不具备一一对应的关系,这就导致单一属性在解释时不可避免的存在多解性,为解决这一难题,地震属性融合技术应运而生,现有的融合策略大多都是依靠机器学习算法实现(蔡国刚等,2021;周宗良等,2002;张宇等,2025)。不过也有相关学者使用深度学习算法来进一步优化融合策略(Li et al.,2023)。任立龙和阎建国(2025)建立了一种基于无监督和有监督联合的LSTM-AE+GRU地震多属性融合级储层预测的有效方法,为基于深度学习的地震属性分析的方法及应用的深入研究提供了新的方向和思路。周单和钟晗(2024)提出了基于栈式稀疏自编码器(Stack Sparse Auto Encoders,SSAE)的非线性地震属性融合技术,该方法可以实现两种或多种非线性属性数据的有效融合,在保留原始数据特征的基础上,获取多尺度、多属性、多方位数据中蕴含的更深层次的特征信息,有效提高了对地质异常体的识别能力。

4　图像处理与深度学习融合方法

4.1　图像处理与深度学习融合策略

普通深度学习模型通常只能根据输入的数据进行预测,缺乏像人类一样的常识和上下文理解能力。这可能导致模型在处理需要理解和推理的任务时表现不佳,尽管深度学习模型在训练数据上表现出色,但在面对与训练数据分布差异较大的新样本时,其泛化能力可能受到限制。这可能导致模型在实际应用中表现不佳,尤其是在处理具有挑战性的图像时。

传统图像处理技术与深度学习相结合可以完美避开各自的缺点。常见的融合策略包括:(1)预处理阶段融合。先用传统方法处理图像,然后作为深度学习框架的输入使用,可以大幅度改善数据质量,从而减少模型训练量;(2)后处理阶段融合。先用深度学习网络学习源数据的特征表示,然后作为传统图像算法的输入,以修正深度学习模型输出的图像偏差,对结果进行精细化处理;(3)特征融合。传统和深度学习方法并行处理,将图像处理后的特征与深度学习提取的特征融合起来共同输出到分类器中;(4)模型融合。将传统算子嵌入深度学习模型网络,从而增强模型可解释性和稳定性。在当前深度学习领域,此类融合方式多用于端到端的训练(End-to-End Training)当中,从而促进模型自动学习所有的必要处理方式,实现数据输入到结果输出的一体化学习。

4.2　融合方法在岩相识别中的应用

常见的融合方法还有图像处理和深度学习在各种岩相识别技术中的融合,该策略通常用来处理基于岩石薄片的岩相分类与识别任务。岩石薄片的显微图像可以有效、准确地显示岩石的内部纹理、颜色和结构等关键特征,对于矿产资源勘探和岩性分析等任务至关重要。相较于传统的人为识别岩相类别的方法,该融合方法不仅实现了识别流程自动化,而且极大程度减少了人为主观判断造成的负面影响,因此在岩相分类领域有着极为广泛的应用。

在该融合领域,所有的实验数据均为图像类型,所以众多学者大多采用DCNN模型来进行分类和识别任务。不仅如此,DCNN模型凭借其巨大的优越性使其在图像处理任务中占据主导地位,一是卷积运算可以有效提取并保留局部特征信息,并且不会破坏像素之间的连接与相对位置(LeCun et al.,2015);二是CNN模型可以有更深的网络架构,这意味着CNN模型

可以有更多的表达能力，从而能够处理更复杂的对象和目标。我们通过查阅相关文献，总结了部分现有研究中的具有代表性和创新性的融合图像处理的CNN网络模型（表5）。

与多模态融合技术一样，图像处理技术与深度学习可融合策略也有很多，在考虑使用何种融合策略的时候，我们首先要考量各个融合策略的技术难度，融合效果以及实用性等。经过参考现有的文献，我们发现最常使用的融合策略为预处理阶段融合策略（Dawson et al.，2023；Su et al.，2020）。Zhu等（2024）为了构建

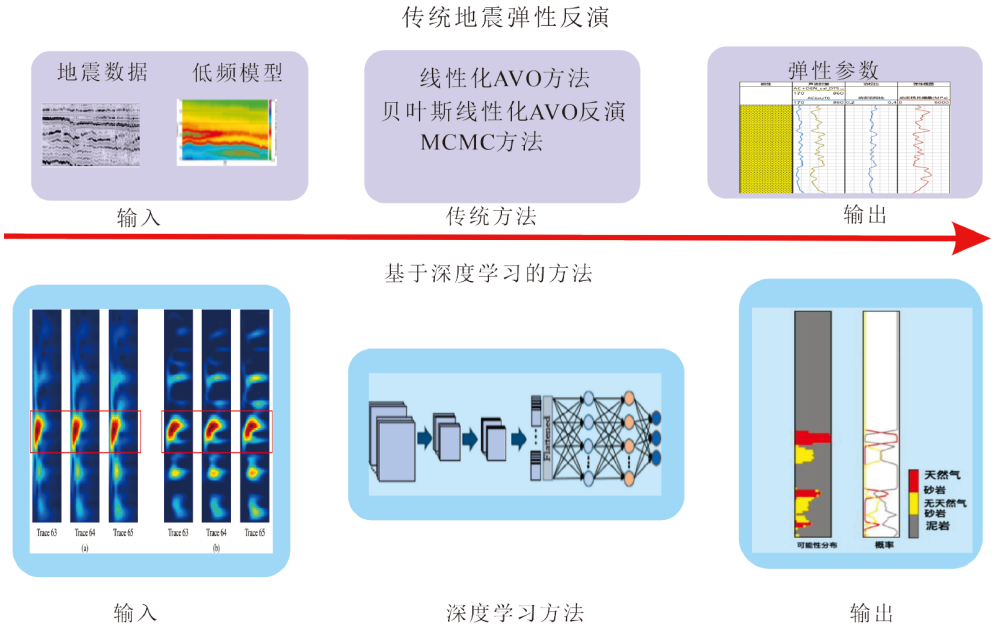


图12 传统反演方法与基于DL的方法的比较（据Nie et al.，2025修改）

Fig.12 Comparison of traditional inversion methods with the DL-based methods (modified after Nie et al.，2025)

表5 代表性融合处理网络

Table 5 Representative fusion processing networks

作者	任务	模型	结果
Koeshidayatullah et al.，2020	单独识别和量化各种类型的碳酸盐颗粒、基体和水泥	VGG16架构Inception-ResNet v2架构	Inception-ResNet v2架构在预测阶段优于VGG16架构
Gupta et al.，2024	识别 19 种不同的岩石类型	ResNets，Inception V3、DenseNets、MobileNets V3 和 EfficientNet V2 large	MobileNet V3 large 在交叉验证过程中表现出最高的准确率，达到99.15%
Liu et al.，2022	致密油藏岩石薄片特征识别	Mask R-CNN算法	通过改进的Mask R-CNN算法可以同时实现图像分割和识别。总体识别准确率为93.18%
Zhao et al.，2025	实现岩石薄片微观图像的分类和识别	TLCA-ResNet34神经网络以及其他ResNet系列网络模型	TLCA-ResNet34 识别精度高达85.82%
dos Anjos et al.，2021	用显微断层图像识别碳酸盐岩的岩性模式	四种自定义CNN网络模型	评估方法的准确性平均值达到81.33%
Dawson et al.，2023	识别不同数据集大小的碳酸盐岩	DenseNet Inception-v3 、ResNet 和 VGG	Inception-v3实现了近92%的准确率，在精度、召回率以及计算时间和资源方面也优于其他架构
Su et al.，2020	对岩石进行地质类型分类	自定义Con-CNN网络模型	5倍交叉验证结果显示，总体准确率为89.97%，kappa系数为0.86
Xu et al.，2022	研究岩石微观图像深度学习的智能岩性识别方法	Xception、MobileNet_v2、Inception_ResNet_v2、Inception_v3等	Xception的模型性能最优，在训练数据集中准确率为97.66%，在测试数据集中准确率为98.65%
Liu X et al.，2023	利用深度学习从薄片预测碳酸盐岩的Dunham纹理和沉积相	DenseNet，两个VGG模型和一个U-Net模型组成的综合方法	沉积相预测模型的最终准确率86%
Li D Y et al.，2022	为了解决多类型杂化岩性鉴定问题	自定义名为RDNet卷积神经网络，Faster R-CNN、YOLO-V3和SSD	RDNet相较于其他模型表现出优异的性能，模型推理时间极快

数据集,对所有显微图像进行了数据清洗和预处理,并通过最近邻插值算法统一微观图像像素。同时还提出了RockS^{2}网络框架,配合VGG-16, DenseNet-121等网络进行岩石图像分类。

5　结论与挑战

在基于岩石薄片的识别领域,未来的研究应该继续深入研究用于图像增强的DL技术,通过图像处理技术与DL方法更深层次融合,可以使得模型实现自动提取复杂特征并精确识别地质图像数据的细微差别,对于复杂的岩相图像有着更好的识别效果(Xu et al.,2022)。

尽管深度学习与图像处理技术已广泛应用于岩相识别领域,但此类智能岩相识别技术仍存在许多问题:

(1)地质资料的不确定性。这种不确定性可以分为岩相定义标准不统一和地震特征标注的不确定。目前测井领域还并没有形成统一的标准去进行岩相划分,致使不同专家学者对同一地域的岩相识别划分存在不同见解。利用监督学习模型定义标签的时候该问题尤为明显。在地震解释中,这种不确定性主要源于地震特征的复杂性和可变性,以及解释者做出的主观判断。对于上述标签可变性和不确定性,在深度学习或机器学习过程中会导致模型学习到不正确或有误差的信息,使得模型输出结果与实际结果大相径庭。

(2)多模态数据融合问题。多模态融合技术可以显著提升深度学习模型的性能,并且在各个领域也有了实质性的应用,但是在融合方面还是存在一些问题:在多模态融合过程中,哪种模态更有实质性的贡献,如何让模型在不影响基础功能的前提下自动分配模态权重等也是我们在模型融合中想要解决的问题。

(3)深度学习模型可解释性差。深度学习模型固有的特性:“黑盒特性”。融合技术识别结果对后续的研究以及勘探工作具有重要意义,理解其中模型的决策过程和其中的逻辑关系显得尤为必要。因此有众多学者也采用了不同方法对模型进行可视化处理(Liu Y et al.,2021;Koeshidayatullah et al.,2020)。Li等(2024)开发了SHapley Additive explanations(SHAP)方法,该方法是对模型预测的解释,揭示了混合模型岩性分类的依据,并证实了其可靠性。

(4)样本数量较少。现阶段的测井识别技术大多依赖于岩心和薄片,其成本较高,且测井数据收集较难,所参与模型训练的样本数量较少,可能会导致过拟合问题。地震数据的收集同样如此。为了在有限的数据集上保持模型的决策能力,可以采用半监督学习,即将少量带标签的样本与无标签样本混合训练,从中学习数据的分布特征并构建模型(王丽媛等,2025)。或者采用数据增强的方法,增加样本数量,从而缓解过拟合问题。

(5)深度学习与地震识别技术融合潜力未充分开发。深度学习的强大能力不仅限于地震特征的几何提取,单个神经网络可以同时预测断层概率,走向和倾角。我们可以通过深度学习的特征提取和非线性制图能力,充分利用地震数据中包含的丰富的地质信息,进一步优化地震解释工作流程,同时扩大深度学习在地震识别中的应用范围。

作者贡献声明: 杨建栋,文章撰写、文献调研、图件绘制、稿件的修改;卢志远,文章框架搭建与审阅;朱光有,文章审阅与意见指导。

利益冲突声明: 作者保证本文无任何利益冲突。

参考文献 (References):

Ajaz M, Ouyang F, Wang G H, Liu S L, Wang L X, Zhao J G. 2021. Fluid identification and effective fracture prediction based on frequency-dependent AVOAz inversion for fractured reservoirs. Petroleum Science, 18(4): 1069–1085

Ali M, Zhu P M, Jiang R, Ma H L, Ashraf U. 2024. Improved prediction of thin reservoirs in complex structural regions using post-stack seismic waveform inversion: A case study in the Junggar Basin. Canadian Geotechnical Journal, 61(12): 2839–2857

Baltrusaitis T, Ahuja C, Morency L P. 2019. Multimodal machine learning: A survey and taxonomy. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 41(2): 423–443

Buland A, Omre H. 2003. Bayesian linearized AVO inversion. Geophysics, 68 (1): 185–198

蔡国刚, 杨光达, 周艳, 张东伟, 解宝国, 黄德榕. 2021. 机器学习驱动的地震多属性分析表征扇三角洲沉积. 科学技术与工程, 21(29): 12454–12460 [Cai G G, Yang G D, Zhou Y, Zhang D W, Xie B G, Huang D R. 2021. Sedimentary facies characterization of fan delta based on machine learning driven multi-seismic attributes analysis.. Science Technology and Engineering, 21(29): 12454–12460 (in Chinese with English abstract)]

Cao F, Lu Z Q, Liu W F. 2022. Facies-based Bayesian simultaneous inversion technology and its application: A case study of the north section of No.5 fault zone in Shunbei area, Tarim Basin, China. Journal of Natural Gas Geoscience, 7(6): 347–357

曹茂俊, 崔欣锋. 2023. 基于一维卷积神经网络的地层智能识别方法. 计算机技术与发展, 33(9): 133–140, 148 [Cao M J, Cui X F. 2023. Intelligent stratigraphic recognition method based on 1DCNN. Computer Technology and Development, 33(9): 133–140, 148 (in Chinese with English abstract)]

曹志民, 吴云, 韩建, 吕秀丽, 宋鸿梅, 赵丽华. 2017. 测井数据岩相分类的机器学习方法和大数据岩相分类探讨. 化工自动化及仪表, 44(8): 717–720, 729 [Cao Z M, Wu Y, Han J, (Lü/lv/lu/lyu) X L, Song H M, Zhao L H. 2017. Machine learning methods for log data lithofacies classification and big data lithology classification discussion. Control and Instruments in

Chemical Industry, 44(8): 717–720, 729 (in Chinese with English abstract)］

Chen G, Chen M, Hong G B, Lu Y H, Zhou B, Gao Y F. 2020. A new method of lithology classification based on convolutional neural network algorithm by utilizing drilling string vibration data. Energies, 13(4): 888

陈康, 闫建平, 赵振宇, 付玲, 耿斌, 李兴文. 2020. 应用电成像测井识别鄂尔多斯盆地薄互层砂泥岩. 测井技术, 44(6): 576–583［Chen K, Yan J P, Zhao Z Y, Fu L, Geng B, Li X W. 2020. Identification of thin interbedded sand and shale with electrical imaging logging in Ordos Basin. Well Logging Technology, 44(6): 576–583 (in Chinese with English abstract)］

Cheng G J, Guo W H. 2017. Rock images classification by using deep convolution neural network. Journal of Physics: Conference Series, 887 (1): 012089

Cyz M, Azevedo L. 2021. Direct geostatistical seismic amplitude versus angle inversion for shale rock properties. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 59(6): 5335–5344

Dalhat M A, Osman S A. 2025. Deep learning based identification of rock minerals from un-processed digital microscopic images of undisturbed broken-surfaces. Artificial Intelligence in Geosciences, 6(1): 100127

Dawson H L, Dubrule O, John C M. 2023. Impact of dataset size and convolutional neural network architecture on transfer learning for carbonate rock classification. Computers & Geosciences, 171: 105284

DeVries T, Taylor G W. 2017. Improved regularization of convolutional neural networks with cutout. arXiv: 1708.04552. https://arxiv.org/abs/1708.04552

Dong S Q, Zhong Z H, Cui X H, Zeng L B, Yang X, Liu J J, Sun Y M, Hao J R. 2023. A deep kernel method for lithofacies identification using conventional well logs. Petroleum Science, 20(3): 1411–1428

dos Anjos C E M, Avila M R V, Vasconcelos A G P, Pereira Neta A M, Medeiros L C, Evsukoff A G, Surmas R, Landau L. 2021. Deep learning for lithological classification of carbonate rock micro-CT images. Computational Geosciences, 25(3): 971–983

Fang L F, Yan W C, Xing H L, Sun J M, Chi P, Fan Y C, Jiang X M. 2025. A new method of multi-source image fusion digital rock reconstruction based on ensemble learning. Journal of Applied Geophysics, 241: 105864

方威扬, 肖慧, 王爽, 林晓明, 陈超敏. 2024. 基于MRI影像和临床参数特征融合的深度学习模型预测术前肝细胞癌的细胞角蛋白19状态. 南方医科大学学报, 44(9): 1738–1751［Fang W Y, Xiao H, Wang S, Lin X M, Chen C M. 2024. A deep learning model based on magnetic resonance imaging and clinical feature fusion for predicting preoperative cytokeratin 19 status in hepatocellular carcinoma. Journal of Southern Medical University, 44(9): 1738–1751 (in Chinese with English abstract)］

冯煜尧, 刘承全, 张雨璠,薛亚晨,郑小霞,符杨. 2025. 基于VMD-MSSST时频增强和ResNet多模态融合的故障诊断方法.机电工程. doi: 10.19678/j.issn.1000–3428.0057370［Feng Y Y, Liu C Q, Zhang Y F, Xue Y C, Zheng X X, Fu Y. 2025. A Fault Diagnosis Method Based on VMD-MSSST Time-Frequency Enhancement and ResNet Multi-Modal Fusion. Journal of Mechanical & Electrical Engineering. doi:10.19678/j.issn.1000–3428.0057370］

Fernandes F J D, Teixeira L, Freire A F M, Lupinacci W M. 2024. Stochastic seismic inversion and Bayesian facies classification applied to porosity modeling and igneous rock identification. Petroleum Science, 21(2): 918–935

Fornero S A, Marins G M, Lobo J T, Freire A F M, de Lima E F. 2019. Characterization of subaerial volcanic facies using acoustic image logs: Lithofacies and log-facies of a lava-flow deposit in the Brazilian pre-salt, deepwater of Santos Basin. Marine and Petroleum Geology, 99: 156–174

付光明, 严加永, 张昆, 胡浩, 罗凡. 2017. 岩性识别技术现状与进展. 地球物理学进展, 32(1): 26–40［Fu G M, Yan J Y, Zhang K, Hu H, Luo F. 2017. Present situation and progress of lithology identification technology. Progress in Geophysics, 32(1): 26–40 (in Chinese with English abstract)］

高飞, 曲志鹏, 魏震, 朱剑兵, 程远锋. 2024. 基于机器学习方法的测井岩相分类研究. 地球物理学进展, 39(3): 1173–1192［Gao F, Qu Z P, Wei Z, Zhu J B, Cheng Y F. 2024. Study on well logging lithofacies classification based on machine learning method. Progress in Geophysics, 39(3): 1173–1192 (in Chinese with English abstract)］

Gupta A K, Mathur P, Sheth F, Travieso-Gonzalez C M, Chaurasia S. 2024. Advancing geological image segmentation: Deep learning approaches for rock type identification and classification. Applied Computing and Geosciences, 23: 100192

何俊, 张彩庆, 李小珍, 张德海. 2020. 面向深度学习的多模态融合技术研究综述. 计算机工程, 46(5): 1–11［He J, Zhang C Q, Li X Z, Zhang D H. 2020. Review of multi-modal fusion technology for deep learning. Computer Engineering, 46(5): 1–11 (in Chinese with English abstract)］

何贤宏, 李可赛, 许家铖, 伏美燕, 杨玉霏, 孙佳琦. 2023. 基于聚类-支持向量机算法的碳酸盐岩测井岩相识别模型与应用. 测井技术, 47(2): 129–137［He X H, Li K S, Xu J C, Fu M Y, Yang Y F, Sun J Q. 2023. Lithofacies identification model of carbonate logging based on clustering-support vector machine algorithm and its application. Well Logging Technology, 47(2): 129–137 (in Chinese with English abstract)］

何又雄, 姚姚. 2005. 基于参考道的岩性识别与岩性剖面非线性反演. 石油勘探与开发, 32(3): 61–63［He Y X, Yao Y. 2005. Lithology identification and nonlinear inversion of lithology profile based on reference track. Petroleum Exploration & Development, 32(3): 61–63 (in Chinese with English abstract)］

洪忠, 张猛刚, 苏明军. 2013. 应用地震波形分类技术识别岩相的适用性和局限性. 物探与化探, 37(5): 904–910［Hong Z, Zhang M G, Su M J. 2013. The applicability and limitations of the seismic wave-form classification technology to the identification of lithological facies. Geophysical and Geochemical Exploration, 37(5): 904–910 (in Chinese with English abstract)］

胡慧云, 葛杨, 崔凌潇, 唐琳, 齐思洋, 孔竣达, 肖波. 2025. 融合多模态信息与大语言模型的生成式命名实体识别方法. 计算机工程与应用, https://link.cnki.net/urlid/11.2127.TP.20250711.1747.011［Hu H Y, GE Y, Cui L X, Tang L, QI S Y, Kong J D, Xiao B. 2025. A generative named entity recognition method fusing multimodal information and large language models. Computer Engineering and Applications, https://link.cnki.net/urlid/11.2127.TP.20250711.1747.011(in Chinese with English abstract)］

胡越, 罗东阳, 花奎, 路海明, 张学工. 2019. 关于深度学习的综述与讨论. 智能系统学报, 14(1): 1–19［Hu Y, Luo D Y, Hua K, Lu H M, Zhang X G. 2019. Summary and discussion on deep learning. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 14(1): 1–19 (in Chinese with English abstract)］

黄德峰, 张军华, 郭见乐, 李琴, 常健强. 2019. 基于图像处理技术的断层检测研究. 北京2019年中国地球科学联合学术年会论文集, 39–40［Huang D F, Zhang J H, Guo J L, Li Q, Chang J Q. 2019. Research on Fault Detection Based on Image Processing Technology. Proceedings of the 2019 Annual Meeting of the Chinese Geoscience Union, Beijing, 39–40(in Chinese)］

黄捍东, 赵迪, 任敦占, 王玉梅. 2011. 基于贝叶斯理论的薄层反演方法. 石油地球物理勘探, 46(6): 919–924［Huang H D, Zhao D, Ren D Z, Wang Y M. 2011. Thin layer inversion method based on Bayesian theory. Oil Geophysical Prospecting, 46(6): 919–924 (in Chinese with English abstract)］

Huang Z Y, Gan L D, Dai X F, Li L G, Wang J. 2012. Key parameter optimization and analysis of stochastic seismic inversion. Applied Geophysics, 9(1): 49–56

Imamverdiyev Y, Sukhostat L. 2019. Lithological facies classification using deep convolutional neural network. Journal of Petroleum Science and Engineering, 174: 216–228

纪学武, 夏义平, 康南昌, 李明杰, 李廷辉, 赵忠臣. 2008. 岩性地层圈闭识别工作步骤及配套技术. 石油地球物理勘探, 43(1): 101–106［Ji X W, Xia Y P, Kang N C, Li M J, Li T H, Zhao Z C. 2008. Work steps and supporting technology of lithologic stratigraphic trap identification. Oil Geophysical Prospecting, 43(1): 101–106 (in Chinese with English abstract)］

Jiang X D, You C P, Zhang Z T, Qi X H, Cao J X. 2025. Thin layer identification method of prestack seismic data based on an improved 2D Teager-Huang transform. Computers & Geosciences, 196: 105827

姜晓宇, 计智锋, 毛凤军, 宋涛, 甘利灯. 2014. 薄互储层地震反演方法在尼日尔Fana地区的应用. 地球物理学进展, 29(3): 1157–1162［Jiang X Y, Ji Z F, Mao F J, Song T, Gan L D. 2014. Application of thin reservoir seismic inversion in Fana area, Niger. Progress in Geophysics, 29(3): 1157–1162 (in Chinese with English abstract)］

靳军, 刘楼军, 邵雨, 梁承敏. 2002. 综合地球物理方法识别准噶尔盆地的岩性圈闭. 石油地球物理勘探, 37(3): 287–290, 299［Jin J, Liu L J, Shao Y, Liang C M. 2002. Discussion on identifying method for Identification of lithologic traps in Junggar Basin by comprehensive geophysical method. Oil Geophysical Prospecting, 37(3): 287–290, 299 (in Chinese with English abstract)］

Kadyrov R, Statsenko E, Nguyen T H. 2024. Integrating μCT imaging of core plugs and transfer learning for automated reservoir rock characterization and tomofacies identification. Marine and Petroleum Geology, 168: 107014

Ketteb R, Djeddi M, Kiche Y. 2019. Modeling of porosity by geostatistical methods. Arabian Journal of Geosciences, 12(8): 268

Khalifa N E, Loey M, Mirjalili S. 2022. A comprehensive survey of recent trends in deep learning for digital images augmentation. Artificial Intelligence Review, 55(3): 2351–2377

Khan S Q, Kirmani F U D. 2024. Applicability of deep neural networks for lithofacies classification from conventional well logs: An integrated approach. Petroleum Research, 9(3): 393–408

Koeshidayatullah A, Morsilli M, Lehrmann D J, Al-Ramadan K, Payne J L. 2020. Fully automated carbonate petrography using deep convolutional neural networks. Marine and Petroleum Geology, 122: 104687

Kolbjørnsen O, Buland A, Hauge R, Røe P, Ndingwan A O, Aker E. 2020. Bayesian seismic inversion for stratigraphic horizon, lithology, and fluid prediction. Geophysics, 85(3): R207–R221

赖锦, 王贵文, 王书南, 信毅, 吴庆宽, 郑懿琼, 李鉴伦, 苍丹. 2013. 碎屑岩储层成岩相测井识别方法综述及研究进展. 中南大学学报(自然科学版), 44(12): 4942–4953［Lai J, Wang G W, Wang S N, Xin Y, Wu Q K, Zheng Y Q, Li J L, Cang D. 2013. Overview and research progress in logging recognition method of clastic reservoir diagenetic facies. Journal of Central South University (Science and Technology), 44(12): 4942–4953 (in Chinese with English abstract)］

LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. 2015. Deep learning. Nature, 521(7553): 436–444

李昌, 沈安江, 常少英, 梁正中, 李振林, 孟贺. 2021. 机器学习法在碳酸盐岩岩相测井识别中应用及对比: 以四川盆地MX地区龙王庙组地层为例. 油气藏评价与开发, 11(4): 586–596［Li C, Shen A J, Chang S Y, Liang Z Z, Li Z L, Meng H. 2021. Application and comparison of machine learning method in carbonate lithofacies logging identification: Taking Longwangmiao Formation in MX area of Sichuan Basin as an example. Reservoir Evaluation and Development, 11(4): 586–596 (in Chinese with English abstract)］

李昌, 王鑫, 冯周, 宋连腾. 2023. 基于KNN分类算法的微生物白云岩岩相测井综合识别: 以四川盆地GM地区灯四段为例. 海相油气地质, 28(4): 433–440［Li C, Wang X, Feng Z, Song L T. 2023. Comprehensive identification of microbial dolomite lithofacies based on KNN classification algorithm: A case study of dengsi member in GM area of Sichuan basin. Marine Origin Petroleum Geology, 28(4): 433–440 (in Chinese with English abstract)］

Li D Y, Zhao J J, Liu Z D. 2022. A novel method of multitype hybrid rock lithology classification based on convolutional neural networks. Sensors, 22(4): 1574

李红斌, 王贵文, 王松, 庞小娇, 刘士琛, 包萌, 彭寿昌, 赖锦. 2022. 基于Kohonen神经网络的页岩油岩相测井识别方法: 以吉木萨尔凹陷二叠系芦草沟组为例. 沉积学报, 40(3): 626–640［Li H B, Wang G W, Wang S, Pang X J, Liu S C, Bao M, Peng S C, Lai J. 2022. Logging identification method of shale oil lithofacies based on kohonen neural network: Taking Permian Lucaogou Formation in Jimsar depression as an example. Acta Sedimentologica Sinica, 40(3): 626–640 (in Chinese with English abstract)］

Li K W, Xi Y J, Su Z X, Zhu J B, Wang B S. 2021. Research on reservoir lithology prediction method based on convolutional recurrent neural network. Computers and Electrical Engineering, 95: 107404

Li L F, Huang Y P, Qi X M. 2023. Recognition of small faults in coal fields based on multi-scale seismic curvature attributes fusion. Heliyon, 9(11): e22630

李宁, 肖承文, 伍丽红, 石玉江, 武宏亮, 冯庆付, 张承森, 谢冰, 赵太平. 2014. 复杂碳酸盐岩储层测井评价: 中国的创新与发展. 测井技术, 38(1): 1–10［Li N, Xiao C W, Wu L H, Shi Y J, Wu H L, Feng Q F, Zhang C S, Xie B, Zhao T P. 2014. Logging evaluation of complex carbonate reservoir: Innovation and development of China. Well Logging Technology, 38(1): 1–10 (in Chinese with English abstract)］

李亚林, 段文胜, 李大军. 2025. 线束地震技术与应用. 石油地球物理勘探, 60(1): 253–272［Li Y L, Duan W S, Li D J. 2025. Beam seismic technology and its application. Oil Geophysical Prospecting, 60(1): 253–272 (in Chinese with English abstract)］

李兆丰,唐相路,黄立良,常秋生, 杨磊磊, 杨再权. 2021. 准噶尔盆地玛湖凹陷风城组页岩岩相发育特征. 能源与环保, 43(4): 108-114［Li Z F, Tang X L, Huang L L, Chang Q S, Yang L L, Yang Z Q. 2021. Lithofacies development characteristics of Fengcheng Formation shale in Mahu Sag, JunggarBasin. China Energy and Environmental Protection, 2021, 43(4): 108–114］

Li Z J, Deng S G, Hong Y Z, Wei Z T, Cai L Y. 2024. A novel hybrid CNN–SVM method for lithology identification in shale reservoirs based on logging measurements. Journal of Applied Geophysics, 223: 105346

Li Z L, Zhang G Y, Zhang X B, Zhang X, Long Y C, Sun Y N, Lin C Y. 2025. EILnet: An intelligent model for the segmentation of multiple fracture

types in karst carbonate reservoirs using electrical image logs. Natural Gas Industry B, 12(2): 158–173

Li Z Y, Li P C, Liu Z B, Cui Y M. 2022. Single-well lithofacies identification based on logging response and convolutional neural network. Journal of Applied Geophysics, 207: 104865

Liang P P, Zadeh A, Morency L P. 2024. Foundations & trends in multimodal machine learning: Principles, challenges, and open questions. ACM Computing Surveys, 56(10): 1–42

Lin L, Zhong Z, Li C L, Gorman A, Wei H, Kuang Y B, Wen S Q, Cai Z X, Hao F. 2024. Machine learning for subsurface geological feature identification from seismic data: Methods, datasets, challenges, and opportunities. Earth-Science Reviews, 257: 104887

林年添, 张栋, 张凯, 王守进, 付超, 张建彬, 张冲. 2018. 地震油气储层的小样本卷积神经网络学习与预测. 地球物理学报, 61(10): 4110–4125［Lin N T, Zhang D, Zhang K, Wang S J, Fu C, Zhang J B, Zhang C. 2018. Predicting distribution of hydrocarbon reservoirs with seismic data based on learning of the small-sample convolution neural network. Chinese Journal of Geophysics, 61(10): 4110–4125 (in Chinese with English abstract)］

Liu B, Sun J H, Zhang Y Q, He J L, Fu X F, Yang L, Xing J L, Zhao X Q. 2021. Reservoir space and enrichment model of shale oil in the first member of Cretaceous Qingshankou Formation in the Changling Sag, southern Songliao Basin, NE China. Petroleum Exploration and Development, 48(3): 608–624

刘浩杰, 张昌民, 盖姗姗, 于文政, 李进, 袁海涵, 张莉, 刘洪平. 2024. 准噶尔盆地永进油田侏罗系超深层致密砂岩储层成岩相识别及分布预测. 油气地质与采收率, 31(1): 13–22［Liu H J, Zhang C M, Gai S S, Yu W Z, Li J, Yuan H H, Zhang L, Liu H P. 2024. Diagenetic facies identification and distribution prediction of Jurassic ultra-deep tight sandstone reservoirs in Yongjin Oilfield, Junggar Basin. Petroleum Geology and Recovery Efficiency, 31(1): 13–22 (in Chinese with English abstract)］

刘惠民, 王勇, 杨永红, 张顺. 2020. 东营凹陷细粒混积岩发育环境及其岩相组合: 以沙四上亚段泥页岩细粒沉积为例. 地球科学, 45(10): 3543–3555［Liu H M, Wang Y, Yang Y H, Zhang S. 2020. Sedimentary environment and lithofacies of fine-grained hybrid sedimentary in Dongying Sag: A case of fine-grained sedimentary system of the Es_4. Earth Science, 45(10): 3543–3555 (in Chinese with English abstract)］

Liu H P, Zhao Y C, Luo Y, Xiao G J, Meng Y J, Zhou S B, Shao L K. 2020. Origin of the reservoir quality difference between Chang 8 and Chang 9 Member sandstones in the Honghe Oil Field of the Southern Ordos Basin, China. Journal of Petroleum Science and Engineering, 185: 106668

刘娟, 闵宣霖, 漆仲黎, 易军, 赖富强, 周伟. 2023. 基于电成像测井的多维度岩性识别方法. 测井技术, 47(6): 726–735［Liu J, Min X L, Qi Z L, Yi J, Lai F Q, Zhou W. 2023. Multi-dimensional lithology identification method based on electrical imaging logging. Well Logging Technology, 47(6): 726–735 (in Chinese with English abstract)］

Liu T, Li C S, Liu Z B, Zhang K J, Liu F, Li D S, Zhang Y, Liu Z G, Liu L Y, Huang J C. 2022. Research on image identification method of rock thin slices in tight oil reservoirs based on mask R-CNN. Energies, 15(16): 5818

Liu X, Chandra V, Ramdani A I, Zuhlke R, Vahrenkamp V. 2023. Using deep-learning to predict Dunham textures and depositional facies of carbonate rocks from thin sections. Geoenergy Science and Engineering, 227: 211906

Liu Y, Zhang Z L, Liu X, Wang L, Xia X H. 2021. Ore image classification based on small deep learning model: Evaluation and optimization of model depth, model structure and data size. Minerals Engineering, 172: 107020

刘义, 胡修权, 李娜, 李成勇, 潘钰翔, 陈俊健, 李雪阳, 耿清雷, 贺长盛. 2025. 机器学习在非常规油气藏岩相研究中的应用进展综述. 中国地质, https://kns.cnki.net/kcms/detail/detail.aspx dbcode=CJFD&dbname=CJFD&filename=DIZI20250518001［Liu Y, Hu X Q, Li N, Li C Y, Pan Y X, Chen J J, Li X Y, Geng Q L, He C S. 2025. A review on the application of machine learning in the study of lithofacies of unconventional oil and gas reservoirs. Geology in China, https://kns.cnki.net/kcms/detail/detail.aspx dbcode=CJFD&dbname=CJFD&filename=DIZI20250518001 (in Chinese with English abstract with English abstract)］

刘宗堡, 崔雨萌, 李军辉, 杨占龙, 刘芳, 刘涛, 刘晓文. 2023. 基于卷积神经网络的致密砂岩储层岩相类型测井曲线判识. 黑龙江科技大学学报, (3): 376–383［Liu Z B /B /P, Cui Y M, Li J H, Yang Z L, Liu F, Liu T, Liu X W. 2023. Identification of lithofacies type logging curve of tight sandstone reservoir based on convolutional neural network. Journal of Heilongjiang University of Science and Technology , (3): 376–383 (in Chinese with English abstract)］

Lu G Q, Zeng L B, Dong S Q, Huang L L, Liu G P, Ostadhassan M, He W J, Du X Y, Bao C P. 2023. Lithology identification using graph neural network in continental shale oil reservoirs: A case study in Mahu Sag, Junggar Basin, Western China. Marine and Petroleum Geology, 150: 106168

Lu M, Cai D M, Fu X D, Cheng S G, Sun Y, Liu P K, Jiao Y L. 2025. An intelligent log-seismic integrated stratigraphic correlation method based on wavelet frequency-division transform and dynamic time warping: A case study from the Lasaxing oilfield. Energy Geoscience, 6(3): 100412

Nie W L, Gu J Y, Li B, Wen X T, Nie X F. 2025. Quantitative lithology prediction from seismic data using deep learning. Computers & Geosciences, 196: 105821

Okada N, Maekawa Y, Owada N, Haga K, Shibayama A, Kawamura Y. 2020. Automated identification of mineral types and grain size using hyperspectral imaging and deep learning for mineral processing. Minerals, 10(9): 809

裴健翔, 郭璃, 刘国昌, 刘峰, 吴启斌. 2025. 南海浅层气藏储层特征分析及地震识别技术应用. 物探化探计算技术, 47(2): 222–231［Pei J X, Guo L, Liu G C, Liu F, Wu Q B. 2025. Reservoir characteristics and seismic identification techniques for shallow gas reservoirs in the South China Sea. Computing Techniques for Geophysical and Geochemical Exploration, 47(2): 222–231 (in Chinese with English abstract)］

Quer H, Zhu P M, Awad M Z, Ali M, Salaim M E, Albashir M, Osman H M A. 2025. Porosity estimation and reservoir favorite zone extraction through pre-stack seismic AVO inversion: A case study of the galhak-oil formation in the Rawat Basin, Sudan. Journal of Applied Geophysics, 239: 105754

Rasiwasia N, Costa Pereira J, Coviello E, Doyle G, Lanckriet G R G, Levy R, Vasconcelos N. 2010. A new approach to cross-modal multimedia retrieval. In: Proceedings of the 18th ACM International Conference on Multimedia, 251–260

Reichstein M, Camps-Valls G, Stevens B, Jung M, Denzler J, Carvalhais N, Prabhat. 2019. Deep learning and process understanding for data-driven Earth system science. Nature, 566(7743): 195–204

任立龙, 阎建国. 2025. 基于深度学习的地震多属性融合及油气储层预测. 见: 西安第七届油气地球物理学术年会论文集, 177–180［Ren L L, Yan

J G. 2025. Seismic multi-attribute fusion and hydrocarbon reservoir prediction based on deep learning. In: Proceedings of the 7th Xi'an Annual Conference on Petroleum Geophysics, 177–180(in Chinese)]

Ren Q, Zhang H B, Zhang D L, Zhao X. 2023. Lithology identification using principal component analysis and particle swarm optimization fuzzy decision tree. Journal of Petroleum Science and Engineering, 220: 111233

任泽裕, 王振超, 柯尊旺, 李哲, 吾守尔·斯拉木. 2021. 多模态数据融合综述. 计算机工程与应用, 57(18): 49–64［Ren Z Y, Wang Z C, Ke Z W, Li Z, Wushour·Silamu. 2021. Survey of multimodal data fusion. Computer Engineering and Applications, 57(18): 49–64 (in Chinese with English abstract)]

Rubo R A, de Carvalho Carneiro C, Michelon M F, dos Santos Gioria R. 2019. Digital petrography: Mineralogy and porosity identification using machine learning algorithms in petrographic thin section images. Journal of Petroleum Science and Engineering, 183: 106382

谌丽, 王才志, 宁从前, 刘英明, 王浩. 2023. 基于机器学习的鄂尔多斯盆地陇东地区长7段岩相测井识别方法. 油气藏评价与开发, 13(4): 525–536［Chen L, Wang C Z, Ning C Q, Liu Y M, Wang H. 2023. Lithofacies logging identification method of Chang 7 member in Longdong Area of Ordos Basin based on machine learning. Reservoir Evaluation and Development, 13(4): 525–536 (in Chinese with English abstract)]

史雯雯, 刘石坚, 邹峥. 2025. 多尺度融合与位置增强的多模态脑肿瘤分割模型. 计算机技术与发展, 35(10): 53–61［Shi W W, Liu S J, Zou Z. 2025. Multi-scale fusion and location enhancement for multi-modal brain tumor segmentation model. Computer Technology and Development, 35 (10): 53–61 (in Chinese with English abstract)]

Shu N K, Wang X W, Su C G, Song L, Niu X M, Li Q. 2017. Stepped and detailed seismic prediction of shallow-thin reservoirs in Chunfeng oilfield of Junggar Basin, NW China. Petroleum Exploration and Development, 44(4): 595–602

Silva A A, Lima Neto I A, Misságia R M, Ceia M A, Carrasquilla A G, Archilha N L. 2015. Artificial neural networks to support petrographic classification of carbonate-siliciclastic rocks using well logs and textural information. Journal of Applied Geophysics, 117: 118–125

Soleimani F, Hosseini E, Hajivand F. 2020. Estimation of reservoir porosity using analysis of seismic attributes in an Iranian oil field. Journal of Petroleum Exploration and Production Technology, 10(4): 1289–1316

宋庆军, 孙世荣, 宋庆辉, 陆丽娜, 陈俊龙, 姜海燕. 2025. 基于多模态融合的抗噪声故障诊断方法. 机电工程, 42(11): 2129–2140［Song Q J, Sun S R, Song Q H, Lu L N, Chen J L, Jiang H Y. 2025. Anti-noise fault diagnosis method based on multimodal fusion. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 42(11): 2129–2140 (in Chinese with English abstract)]

Srivastava N, Salakhutdinov R. 2012. Multimodal learning with deep Boltzmann machines. In: Journal of Machine Learning Research. 15 (84):2949−2980, 2014.

Su C, Xu S J, Zhu K Y, Zhang X C. 2020. Rock classification in petrographic thin section images based on concatenated convolutional neural networks. Earth Science Informatics, 13(4): 1477–1484

苏乾潇, 乔德新, 任义丽, 冯周, 林盛斓, 黄睿琦. 2026. 基于快速傅里叶卷积的电成像测井图像修复. 北京航空航天大学学报, 52(1): 362-370［Su Q X, Qiao D X, Ren Y L, Feng Z, Lin S L, Huang R Q. 2024. Inpainting of electrical imaging logging images based on fast Fourier convolution. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 52(1): 362-370 (in Chinese with English abstract)]

孙灵芬, 夏竹君, 赵俊峰, 史凤香, 冉庆. 2012. 利用EMI成像测井资料评价锡林好来砂砾岩储集层. 石油仪器, 26(5): 46–49［Sun L F, Xia Z J, Zhao J F, Shi F X, Ran Q. 2012. Evaluation of glutenite reservoir in Xilinhaolai by EMI imaging logging data. Petroleum Instruments, 26(5): 46–49 (in Chinese with English abstract)]

Sun Y Z, Pang S C, Qiu Z H, Li H X, Qiao S B. 2025. Causal-Graph Lithology Classifier: Synergizing causal inference with graph neural networks for high-accuracy rock classification in well logging. Marine and Petroleum Geology, 180: 107452

Tatar A, Haghighi M, Zeinijahromi A. 2025. Experiments on image data augmentation techniques for geological rock type classification with convolutional neural networks. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering, 17(1): 106–125

田瀚, 闫伟林, 武宏亮, 闫学洪, 李潮流, 郑建东, 冯周. 2023. —种陆相页岩油岩相测井定量识别方法. 地球物理学进展, 38(5): 2122–2134［Tian H, Yan W L, Wu H L, Yan X H, Li C L, Zheng J D, Feng Z. 2023. Quantitative identification method of lithofacies logging for continental shale oil. Progress in Geophysics, 38(5): 2122–2134 (in Chinese with English abstract)]

田明智, 朱超, 李森明, 夏志远, 宋光永, 王艳清, 宫清顺, 李亚锋, 刘占国. 2023. 湖相碳酸盐岩测井岩相识别技术与应用: 以柴达木盆地英西地区为例. 中国石油勘探, 28(1): 135–143［Tian M Z, Zhu C, Li S M, Xia Z Y, Song G Y, Wang Y Q, Gong Q S, Li Y F, Liu Z G. 2023. Application of logging lithofacies identification technology of lacustrine carbonate rocks: A case study of Yingxi area, Qaidam Basin. China Petroleum Exploration, 28(1): 135–143 (in Chinese with English abstract)]

Tian Y J, Wang D G, Xia J, Ma Y S, Zhang Y, Li B Z, Ding H F. 2025. Digital rock modeling of deformed multi-scale media in deep hydrocarbon reservoirs based on in situ stress-loading CT imaging and U-Net deep learning. Marine and Petroleum Geology, 171: 107177

田玉昆, 周辉, 袁三一. 2013. 基于马尔科夫随机场的岩性识别方法. 地球物理学报, 56(4): 1360–1368［Tian Y K, Zhou H, Yuan S Y. 2013. Lithology identification method based on Markov random field. Chinese Journal of Geophysics, 56(4): 1360–1368 (in Chinese with English abstract)]

Tian Y, Xu H, Zhang X Y, Wang H J, Guo T C, Zhang L J, Gong X L. 2016. Multi-resolution graph-based clustering analysis for lithofacies identification from well log data: Case study of intraplatform bank gas fields, Amu Darya Basin. Applied Geophysics, 13(4): 598–607

Wang H Q, Wang H, Liu K Y, Meng J, Xiao Y T, Wang Y H. 2025. Seismic fault identification of deep fault-karst carbonate reservoir using transfer learning. Natural Gas Industry B, 12(2): 174–185

王佳部. 2020. 基于数字图像技术的陆相页岩微观结构特征研究(硕士学位论文). 西安: 西安石油大学［Wang J B. 2020. Microstructure characteristics of continental shale of research based on digital image technology (Dissertation). Xi'an Shiyou University, Xi'an (in Chinese with English abstract)]

王丽媛, 刘红岐, 程超, 谌丽, 叶榆, 成红秀, 邱金满, 贺书洲. 2025. 基于深度学习的测井岩相智能识别方法研究进展. 地球物理进展, 40(4): 1773–1787［Wang L Y, Liu H Q, Cheng C, Chen L, Ye Y, Cheng H X, Qiu J M, He S Z. 2025. Research progress on intelligent identification methods for well logging lithofacies based on deep learning. Progress in Geophysics,

40(4): 1773–1787 (in Chinese with English abstract)］

Wang L M, Qiao Y, Tang X O. 2015. Action recognition with trajectory-pooled deep-convolutional descriptors. In: 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR): 4305–4314

王敏. 2013. 岩相识别技术在陆相盆地页岩油气勘探中的应用: 以沾化凹陷罗家地区为例. 见: 福州第一届全国青年地质大会论文集, 748–750［Wang M. 2013. Application of Lithofacies Identification Technique to Shale Oil and Gas Exploration in Continental Basins: A Case Study of the Luojia Area in the Zhanhua Sag. In: Proceedings of the 1st National Youth Geology Conference, Fuzhou, 748–750］

王清媛. 2021. 基于深度学习的沉积微相识别研究(硕士学位论文). 西安: 西安石油大学［Wang Q Y. 2021. Research on sedimentary microfacies recognition based on deep learning(Dissertation). Xi'an Shiyou University, Xi'an (in Chinese with English abstract)］

Wang S F, Yin J J, Pi Z Z, Cao W Z, Cai X, Zhou Z L. 2024. Automatic detection and characterization of discontinuity traces and rock fragment size distribution using a digital image processing method. Measurement, 228: 114343

王婷婷, 王振豪, 李方, 赵万春. 2024. 基于增强多头注意力机制的Optuna-BiGRU测井岩性识别. 地球科学与环境学报, 46(1): 127-142［WANG T T, WANG Z H, LIF, ZHAO W C. 2024. LithologyIdentificationinOptuna-BiGRU LoggingBasedonEnhanced Multi-headAttention Mechanism. JournalofEarthSciencesandEnvironment, 46(1): 127–142］

Wang Y J, Wang X X, Wang K Y, Fu Y. 2025. Lithology recognition and porosity prediction from well logs based on Convolutional Neural Networks and sliding window. Journal of Applied Geophysics, 242: 105905

王宗俊, 董洪超, 范廷恩, 胡光义, 高云峰. 2021. 基于无监督学习的测井岩相分析技术及其应用. 石油物探, 60(3): 403–413［Wang Z J, Dong H C, Fan T E, Hu G Y, Gao Y F. 2021. Logging lithofacies analysis based on unsupervised learning. Geophysical Prospecting for Petroleum, 60(3): 403–413 (in Chinese with English abstract)］

吴丰, 陈学武, 赵辉, 石祥超, 刘建锋. 2025a. 基于CT扫描与图像处理技术的岩心多尺度裂缝提取方法. 石油实验地质, 47(4): 882–894［Wu F, Chen X W, Zhao H, Shi X C, Liu J F. 2025. Computed tomography and image processing based multi-scale fracture extraction method for core samples. Petroleum Geology and Experiment, 47(4): 882–894 (in Chinese with English abstract)］

吴丰, 王澳, 管耀, 石磊, 陈春潮, 梁晓宇, 高树芳. 2025b. 基于多层感知器的砂岩成岩相测井识别: 以珠江口盆地陆丰凹陷为例. 油气藏评价与开发, https://kns.cnki.net/KCMS/detail/detail.aspx filename=KTDQ20250808004&dbname= CJFD&dbcode=CJFQ［Wu F, Wang A, Guan Y, Shi L, Chen C C, Liang X Y, Gao S F. 2025. Sandstone diagenetic facies logging identification based on multilayer perceptron: A case study of Lufeng Sag in Pearl River Mouth Basin. Petroleum Reservoir Evaluation and Development, https://kns.cnki.net/KCMS/detail/detail.aspx filename=KTDQ20250808004&dbname=CJFD&dbcode=CJFQ (in Chinese with English abstract)］

Wu J Z, Liu B, Zhang H, He S M, Yang Q Q. 2021. Fault detection based on fully convolutional networks (FCN). Journal of Marine Science and Engineering, 9(3): 259

吴施楷, 曹俊兴. 2016. 基于连续限制玻尔兹曼机的支持向量机岩性识别方法. 地球物理学进展, 31(2): 821–828［Wu S K, Cao J X. 2016. Lithology identification method based on continuous restricted Boltzmann machine and support vector machine. Progress in Geophysics, 31(2): 821–828 (in Chinese with English abstract)］

向栩. 2024. 基于深度学习的地震波阻抗反演方法研究(硕士学位论文). 荆州: 长江大学［Xiang X. 2024. Research on Deep Learning-Based Seismic Wave Impedance Inversion Methods (Dissertation). Yangtze University, Jingzhou (in Chinese with English abstract)］

熊玄辰, 曹俊兴, 周鹏, 许汉卿, 程明. 2021. 基于双向长短期记忆神经网络的岩相预测方法. 成都理工大学学报(自然科学版), 48(2): 226–234［Xiong X C, Cao J X, Zhou P, Xu H Q, Cheng M. 2021. Lithofacies prediction method based on bidirectional long short memory neural network. Journal of Chengdu University of Technology (Science & Technology Edition), 48(2): 226–234 (in Chinese with English abstract)］

Xu P, Zhu X T, Clifton D A. 2023. Multimodal learning with transformers: A survey. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 45(10): 12113–12132

Xu Z H, Ma W, Lin P, Hua Y L. 2022. Deep learning of rock microscopic images for intelligent lithology identification: Neural network comparison and selection. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering, 14(4): 1140–1152

Xu Z H, Ma W, Lin P, Shi H, Pan D D, Liu T H. 2021. Deep learning of rock images for intelligent lithology identification. Computers & Geosciences, 154: 104799

Xue Y F, Luo B, Chen Y L, Qin J, Chen L P, Yi Y H. 2025. Data-driven lithofacies classification of marine shale based on deep learning approaches. Journal of Applied Geophysics, 242: 105902

杨肖迪, 淳明浩, 罗小桥, 姚志广. 2022. 地震属性分析在浅层气识别中的应用研究. 海岸工程, 41(1): 26–36［Yang X D, Chun M H, Luo X Q, Yao Z G. 2022. Research on application of seismic attribute analysis in identification of subsea shallow gas. Coastal Engineering, 41(1): 26–36 (in Chinese with English abstract)］

杨笑, 王志章, 周子勇, 魏周城, 曲康, 王翔宇, 王如意. 2019. 基于参数优化AdaBoost算法的酸性火山岩岩性分类. 石油学报, 40(4): 457–467［Yang X, Wang Z Z, Zhou Z Y, Wei Z C, Qu K, Wang X Y, Wang R Y. 2019. Lithology classification of acidic volcanic rocks based on parameter-optimized AdaBoost algorithm. Acta Petrolei Sinica, 40(4): 457–467 (in Chinese with English abstract)］

杨宇飞, 钱育蓉, 公维军, 侯树祥, 路燚, 陈嘉颖. 2025. 大模型优化的BERT图文多模态情感分析. 计算机系统应用, 34(8): 62–69［Yang Y F, Qian Y R, Gong W J, Hou S X, Lu Y, Chen J Y. 2025. LLM-optimized BERT for image-text multimodal sentiment analysis. Computer Systems & Applications, 34(8): 62–69 (in Chinese with English abstract)］

杨志强, 徐晨, 杨梅辰, 龚劲松, 马林. 2025. 苏北盆地阜二段页岩油岩相测井识别技术及应用. 非常规油气, 12(3): 33–44［Yang Z Q, Xu C, Yang M C, Gong J S, Ma L. 2025. Recognition technology and application of shale oil lithofacies logging in the second member of Funing Formation in Subei Basin. Unconventional Oil & Gas, 12(3): 33–44 (in Chinese with English abstract)］

Yu Y, Ma R Z, Gu W B, Ma Z M. 2025. DiffAT: Effective data augmentation with diffusion models for time series forecasting. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 161: 112091

Yuan C H, Wu Y P, Li Z R, Zhou H S, Chen S B, Kang Y. 2022. Lithology identification by adaptive feature aggregation under scarce labels. Journal of Petroleum Science and Engineering, 215: 110540

袁姝. 2011. 神经网络在地震反演中的研究与应用(硕士学位论文). 西安: 西安石油大学［Yuan S. 2011. Neural network in the research and application of seismic inversion(Dissertation). Xi'an Shiyou University, Xi'an (in Chinese with English abstract)］

Zeng L L, Ren W J, Shan L Q. 2020. Attention-based bidirectional gated recurrent unit neural networks for well logs prediction and lithology identification. Neurocomputing, 414: 153–171

曾丽丽, 孟凡月, 汤华贝, 牛艺晓, 汤敏. 2022. 基于注意力机制的碳酸盐岩储层岩相识别方法. 测井技术, 46(3): 294–303［Zeng L L, Meng F Y, Tang H B, Niu Y X, Tang M. 2022. Lithofacies identification method of carbonate reservoir based on attention mechanism. Well Logging Technology, 46(3): 294–303 (in Chinese with English abstract)］

曾丽丽, 汤华贝, 牛艺晓, 孟凡月. 2023. 基于LSTM堆叠残差网络的岩相识别方法. 计算机与现代化, (8): 38–43［Zeng L L, Tang H B, Niu Y X, Meng F Y. 2023. Lithofacies identification method based on LSTM stacked residual network. Computer and Modernization, (8): 38–43 (in Chinese with English abstract)］

张虎成, 李雷孝, 刘东江. 2024. 多模态数据融合研究综述. 计算机科学与探索, 18(10): 2501–2520［Zhang H C, Li L X, Liu D J. 2024. Survey of multimodal data fusion research. Journal of Frontiers of Computer Science & Technology, 18(10): 2501–2520 (in Chinese with English abstract)］

张华, 叶青, 郇金来, 张冲, 陈儒贤. 2024. 基于成分指示因子的复杂岩相识别: 以南海宝岛凹陷深水深层低渗气藏为例. 海洋地质前沿, 40(7): 87–95［Zhang H, Ye Q, Huan J L, Zhang C, Chen R X. 2024. Identification of complex lithofacies based on compositional indicators: A case study of deep-water low-permeability gas reservoir in Baodao Sag, South China Sea. Marine Geology Frontiers, 40(7): 87–95 (in Chinese with English abstract)］

Zhang J Y, Shan X C, Huo S D, Huang L, Zheng W H, Zhou X H, Liu E L. 2025. Deep learning-driven multi-frequency seismic inversion for enhanced thin-layer stratigraphic characterization. Journal of Applied Geophysics, 239: 105749

张杰, 沈安江, 胡安平, 周进高, 佘敏, 韩明珊. 2023. 基于深度学习的碳酸盐岩薄片人工智能鉴定方法研究. 海相油气地质, 28(4): 337–348［Zhang J, Shen A J, Hu A P, Zhou J G, She M, Han M S. 2023. Research on artificial intelligence identification approach for carbonate thin sections based on deep learning. Marine Origin Petroleum Geology, 28(4): 337–348 (in Chinese with English abstract)］

Zhang S B, Si H J, Wu X M, Yan S S. 2022. A comparison of deep learning methods for seismic impedance inversion. Petroleum Science, 19(3): 1019–1030

张绍红. 2008. 概率神经网络技术在非均质地层岩性反演中的应用. 石油学报, 29(4): 549–552［Zhang S H. 2008. Application of probabilistic neural network technique to lithology inversion of heterogeneous stratum. Acta Petrolei Sinica, 29(4): 549–552 (in Chinese with English abstract)］

张树义, 王波, 马尽文. 2023. 基于深度卷积自编码器的岩性分类与识别. (1): 11–19［Zhang S Y, Wang B, Ma J W. 2023. Deep convolutional auto-encoder based lithologic classification and recognition. Journal of Signal Processing, 39(1): 11–19 (in Chinese with English abstract)］

Zhang Y S, Fu J L, Wu K Y, Wang W R, Jiang Y H, Zhang S Q, Li J, Wang H, Deng L B, Xu Z M, Zhang N, Jia C Z, Yue D L. 2025. Lithofacies division and intelligent identification of the lacustrine mixed rocks in the Upper Xiaganchaigou Formation in Yingxi area of the Qaidam Basin, northwestern China. Journal of Palaeogeography, 14(4): 100270

张宇, 鞠林波, 张博. 2025. 合川地区茅口组白云岩储层地震多属性融合预测方法. 见: 西安第七届油气地球物理学术年会论文集, 141–144［Zhang Y, Ju L B, Zhang B. 2025. Seismic multi-attribute fusion prediction method for dolomite reservoirs in the Maokou Formation, Hechuan Area. In: Proceedings of the 7th Xi'an Annual Conference on Petroleum Geophysics, 141–144(in Chinese)］

Zhang Z, Yan Z, Jing J K, Gu H M, Li H Y. 2023. Generating paired seismic training data with cycle-consistent adversarial networks. Remote Sensing, 15(1): 265

Zhao R, Yan R Q, Chen Z H, Mao K Z, Wang P, Gao R X. 2019. Deep learning and its applications to machine health monitoring. Mechanical Systems and Signal Processing, 115: 213–237

Zhao Z Y, Tan S C, Chen H, Wang P W, Zhang Q H, Wei H Y, Zhang Z L. 2025. Classification of microscopic images of rock thin sections based on TLCA-ResNet34. Applied Computing and Geosciences, 27: 100272

周惠, 田玉昆, 李娟, 孔丽云. 2021. 基于地震叠后反演与属性分析的页岩气有利储层预测. 地质通报, 40(4): 557–564［Zhou H, Tian Y K, Li J, Kong L Y. 2021. Prediction of favorable reservoir for shale gas based on seismic post-stack inversion and attribute analysis.Geological Bulletin of China, 40(4): 557–564 (in Chinese with English abstract)］

周单, 钟晗. 2024. 基于SSAE的地震属性融合技术. 地球物理学进展, 39(2): 647–660［Zhou S, Zhong H. 2024. Seismic attribute fusion technology based on SSAE.Progress in Geophysics, 39(2): 647–660 (in Chinese with English abstract)］

周宗良, 肖建玲, 张枫. 2002. 地震属性的优化处理及储层厚度的定量解释. 新疆地质, 20(3): 262–266［Zhou Z L, Xiao J L, Zhang F. 2002. Optimized processing of seismic attributes and quantitative interpretation of reservoir thickness. Xinjiang Geology, 20(3): 262–266 (in Chinese with English abstract)］

Zhu L, Zhang F C, Zhang S N, Wu J. 2025. Semi-supervised intelligent inversion from prestack seismic attributes guided by geophysical prior knowledge. Journal of Applied Geophysics, 233: 105620

Zhu P, Ma T, Yin L, Xie D, Xu C H, Xu Q, Liu T Y. 2025. Intelligent identification method for dissolution vugs in karst reservoirs of carbonate rocks using electrical image logs: The Dengying Formation reservoir in the Gaoshiti-Moxi block, Sichuan Basin. Petroleum Science, 22(11): 4446–4461

Zhu Q Q, Wang S, Tong S, Yin L B, Qi K L, Guan Q F. 2024. RockS^{2}Net: Rock image classification via a spatial localization Siamese network. Computers & Geosciences, 185: 105560

朱翌明, 马征. 2025. 深度图像聚类的交替归一化与类别均匀先验优化方法. 国防科技大学学报, 47(4): 151–157［Zhu Y M, Ma Z. 2025. Optimization method for deep image clustering based on alternating normalization and category-wise uniform prior. Journal of National University of Defense Technology, 47(4): 151–157 (in Chinese with English abstract)］

（本文责任编辑：龚超颖；英文审校：张兴春）