

融合深度学习与图像处理的砂岩岩相学分析方法

余晓露^{1,2}, 杜崇娇^{1,2}, 张辛铭³, 叶 恺², 蒋 宏^{1,2}, 孙晨旭³, 王继远², 汪远征²

(1. 中国石化 油气成藏重点实验室, 江苏 无锡 214126; 2. 中国石化 石油勘探开发研究院 无锡石油地质研究所, 江苏 无锡 214126;
3. 中国科学技术大学 先进技术研究院, 安徽 合肥 230000)

摘要:针对当前砂岩岩相学分析中人工鉴定主观性强、传统图像分析方法多聚焦单一任务且缺乏系统性定量表征能力的问题,提出一套涵盖流程与技术的薄片图像融合智能分析方案。通过构建包含成分、结构和孔隙3大特征的砂岩岩相学分析框架,明确从薄片图像到地质参数的标准化解析路径。融合深度学习与图像处理技术,采用Mask R-CNN模型实现碎屑颗粒的精准分割,结合MobileNet模型完成成分分类,并集成图像处理算法系统提取了成分、结构(包括粒度、分选性、磨圆度和颗粒接触关系)与孔隙(面孔率和孔隙直径)3大类参数。利用来自多个盆地的砂岩样品进行验证,结果表明:①融合分析结果与人工鉴定在关键参数上高度一致,并在石英次生加大等复杂情形下展现出更优的客观性与精度;②构建的砂岩分析框架能系统性输出“岩相学数据体”,实现了从定性描述到定量解析的范式转变。

关键词:图像处理;Mask R-CNN模型;MobileNet模型;深度学习;智能定量分析;砂岩岩相学

中图分类号:TE19

文献标识码:A

Sandstone petrographic analysis integrating deep learning and image processing

YU Xiaolu^{1,2}, DU Chongjiao^{1,2}, ZHANG Xinmin³, YE Kai², JIANG Hong^{1,2}, SUN Chenxu³,
WANG Jiyuan², WANG Yuanzheng²

(1. Key Laboratory of Petroleum Accumulation Mechanisms, SINOPEC, Wuxi, Jiangsu 214126, China; 2. Wuxi Research Institute of Petroleum Geology, Petroleum Exploration and Production Research Institute, SINOPEC, Wuxi, Jiangsu 214126, China; 3. Institute of Advanced Technology, University of Science and Technology of China, Hefei, Anhui 230000, China)

Abstract: To overcome the high subjectivity of manual identification in traditional sandstone petrographic analysis and the limitations of conventional image analysis methods, which typically focus on isolated tasks and lack systematic quantitative characterization capabilities, this study proposes an integrated intelligent analysis scheme for thin-section images that covers both workflows and techniques. A sandstone petrographic analysis framework encompassing three major domains (i. e., composition, texture, and porosity) was established. This framework defines a standardized analytical pathway from raw thin-section images to geological parameters. The deep learning and image processing technologies were integrated into this scheme. Specifically, the Mask R-CNN model was employed for the precise segmentation of detrital grains, and the MobileNet model was utilized for compositional classification; meanwhile, tailored image processing algorithms were integrated to systematically extract three categories of parameters: composition, texture (including grain size, sorting, roundness, and grain contacts), and porosity (areal porosity and pore diameter). Validation using sandstone samples from multiple basins was performed. As indicated by the research results, (1) the results of the integrated analysis were highly consistent with those of manual identification regarding key parameters, while demonstrating superior objectivity and precision in geologically complex scenarios such as quartz overgrowths; (2) the constructed sandstone analysis framework systematically generated “petrographic datasets”,

收稿日期:2026-03-18;修回日期:2026-08-17。

第一作者简介:余晓露(1983—),女,高级工程师,岩石薄片智能鉴定。E-mail: yuxl.syky@sinopec.com。

通信作者简介:杜崇娇(1995—),女,中级工程师,沉积与储层研究。E-mail: dcj.syky@sinopec.com。

基金项目:中国石化优秀青年科技创新基金项目(P19028)。

successfully achieving a paradigm shift from qualitative description to quantitative analysis.

Key words: image processing, Mask R-CNN model, MobileNet model, deep learning, intelligent quantitative analysis, sandstone petrography

引用格式:余晓露,杜崇娇,张辛铭,等.融合深度学习与图像处理的砂岩岩相学分析方法[J].石油与天然气地质,2026,47(5):1757-1774. DOI: 10.11743/ogg20260521.

YU Xiaolu, DU Chongjiao, ZHANG Xinmin, et al. Sandstone petrographic analysis integrating deep learning and image processing[J]. Oil & Gas Geology, 2026, 47(5): 1757-1774. DOI: 10.11743/ogg20260521.

砂岩储层是全球油气资源重要的储集载体^[1-2],其岩相学特征作为沉积环境^[3]和成岩作用^[4-5]的直接记录,是预测储层分布^[6-7]、评价储层质量^[8-12]和提高油气采收率^[13-18]的关键地质依据。随着中国油气勘探向深层、超深层和非常规领域迈进^[19-31],储层地质条件日趋复杂^[32-36],对岩相分析的精确性、定量化和效率提出了前所未有的高标准要求^[37-40]。然而,传统以薄片鉴定为核心的岩相学分析方法依赖人工目估和定性描述,存在效率低下、难以量化的固有瓶颈。这不仅制约了大规模样本的快速处理,更影响了储层评价的科学性与可重复性。

为解决传统岩相学分析方法的局限,图像处理和深度学习技术先后被引入该领域。在图像处理方向,学者们基于砂岩显微图像的显式特征(如灰度、形态和纹理),开发了一系列分析方法。例如,利用区域生长与序列特征实现多角度偏振图像的颗粒分割^[41];结合模糊聚类与Voronoi模型提升分割的抗噪性^[42];通过超像素分割与区域合并策略,有效区分边界模糊的相邻颗粒^[43]。此外,在孔隙结构量化^[44-46]、矿物颗粒形态参数计算^[47]和基于色度空间的图像分割^[48]等方面,图像处理方法也展现出其在高效、可控计算方面的独特价值。深度学习技术则通过其强大的层次化特征学习能力,在复杂岩相图像理解方面取得了显著进展。通过设计不同的网络架构(如U-Net和Mask R-CNN)并融入注意力机制等策略^[49-53],显著提升了对矿物颗粒^[54-58]和孔隙^[59]目标的识别与分割精度。迁移学习^[60]与生成对抗网络(GAN)^[61-65]的应用,在一定程度上缓解了标注数据稀缺对模型性能的制约。近期,视觉大模型(如SAM)的探索^[66],更进一步展现了其在跨样本泛化方面的巨大潜力。

然而,尽管技术不断演进,当前研究仍多聚焦于单一任务的算法优化,未能将薄片视为一个整体,从而忽视了岩相学分析的系统性。此外,善于识别复杂模式的深度学习与长于精确计算的图像处理未能实现优势互补,制约了分析结果的全面性与准确性。

基于此,本文通过构建砂岩岩相学分析框架,明确

了从图像信息到地质参数的标准化分析路径,以期实现多源技术的协同与多维特征的融合。该框架推动了数字岩相学从单一算法优化向系统方法构建的范式转变,旨在为砂岩储层精细评价提供定量化和标准化的方法论支持,也为深层-超深层油气勘探提供新的技术路径。

1 砂岩岩相学分析框架

砂岩是由源区母岩经历风化、剥蚀和搬运作用,在沉积盆地中发生堆积并最终固结而成的沉积岩^[67]。结构上主要由碎屑颗粒、胶结物和杂基组成^[68]。碎屑颗粒构成砂岩骨架,通常包含石英和长石等矿物碎屑,岩石碎屑和其他碎屑^[69]。胶结物通过化学沉淀作用将碎屑颗粒粘结在一起,增强砂岩的机械强度。杂基多为同沉积期的细粒机械搬运物,形成支撑骨架的基质^[67]。砂岩中50%以上的组分为碎屑颗粒^[70],因此,对骨架颗粒开展定性和定量分析,是理解岩石成因与演化的关键要素。

结合油气勘探领域的关注重点,本文构建了基于图像的砂岩岩相学分析框架,主要包含成分特征、结构特征和孔隙特征3部分(图1)。成分特征聚焦于对骨架颗粒的识别和分类,旨在深入理解砂岩的物质组成及其来源^[67]。结构特征是在提取颗粒显微几何学参数的基础上,表征砂岩的粒度、分选性、磨圆度和颗粒接触方式等关键信息。这些结构特征可反映沉积过程中的水动力条件变化^[71],进而为理解沉积环境和评估储层质量提供重要依据^[67]。孔隙特征是指对孔隙直径和面孔率参数进行计算,可直接用于表征储集空间。

对砂岩图像信息的理解和特征数据的挖掘,需要融合深度学习技术和图像处理方法。深度学习用于成分特征中碎屑颗粒的分割和分类,即先将图像中碎屑颗粒对应的子区域分割开来,再对子区域进行类别划分。图像处理用于成分特征、结构特征和孔隙特征的计算。

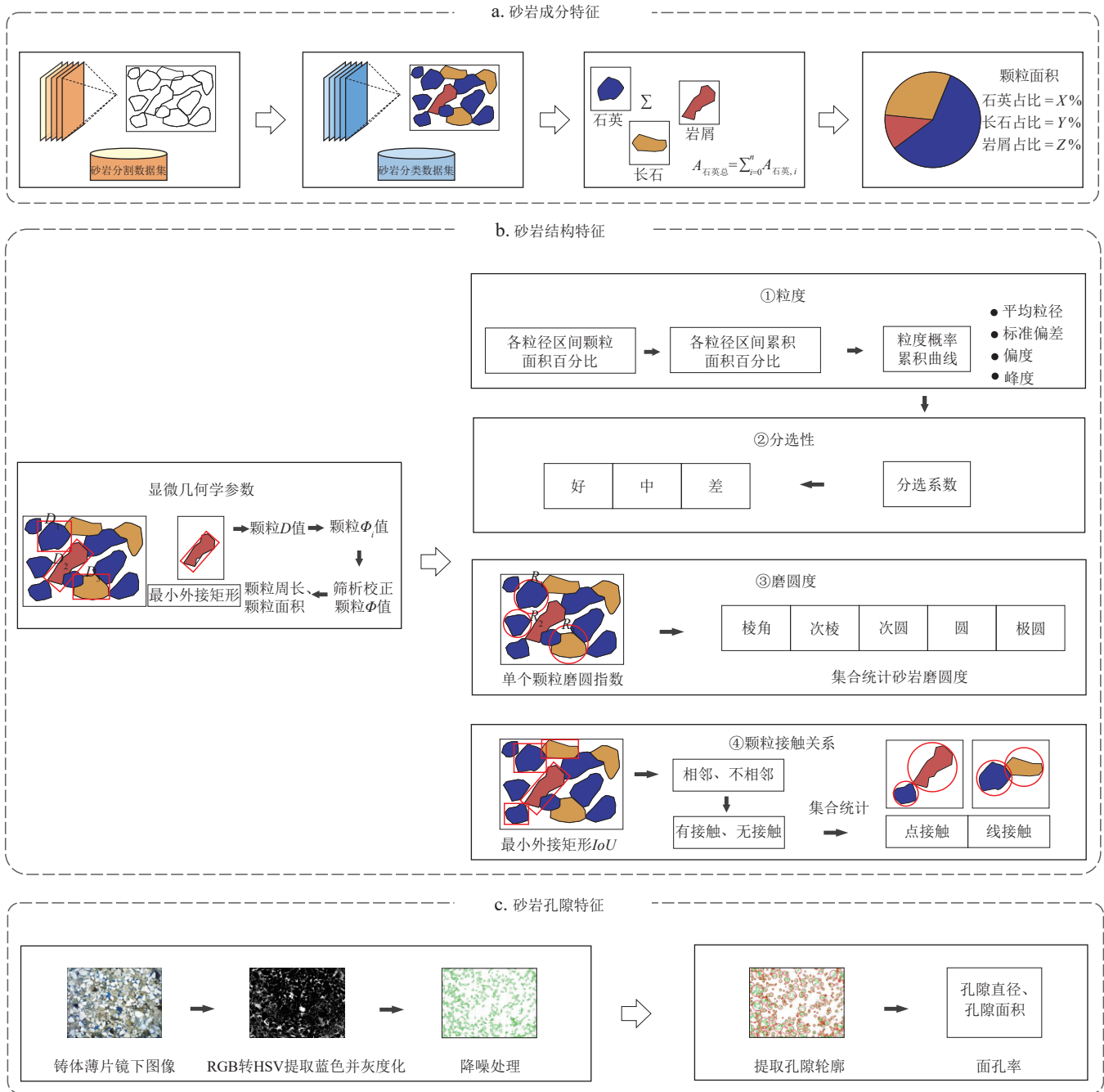


图1 基于图像的砂岩岩相学分析框架

Fig. 1 Image-based sandstone petrographic analysis framework

(a图中求和符号 Σ 表示对各类矿物颗粒面积进行求和统计;a图中公式 $A_{石英总} = \sum_{i=0}^n A_{石英,i}$,式中: $A_{石英总}$ 为所有石英颗粒面积之和, $A_{石英,i}$ 为第*i*个石英颗粒的面积, n 为石英颗粒总数。b图中颗粒 D 值表示颗粒最小外接矩形长轴的等效粒径, Φ_i 为薄片粒径值, Φ 为校正后的筛析粒径, R 为颗粒磨圆度;b图中 IoU 全称为Intersection over Union,即交并比,是一种计算不同图像相互重叠比例的评价指标。)

2 深度学习模型构建与训练

2.1 数据标注与预处理

高质量的砂岩显微图像数据集,是岩相学智能分

析的基石^[72]。与其他岩石类型相比,砂岩具有相对统一的砂状结构^[67]。但物源、沉积环境和成岩作用的差别,使得不同盆地和层位的砂岩在视觉上仍存在显著差异。为了确保模型对多样化地质条件的适配性,本研究收集的数据来源广泛,包括鄂尔多斯盆地杭锦旗地区、临兴地区,塔里木盆地塔西地区,和渤海湾盆地

渤中凹陷等地(图2a)。其中,约半数数据来自中国石化石油勘探开发研究院无锡石油地质研究所实验研究中心测试和研究项目,另一半数据来自中国科学数据岩石显微图像专题^[73-79]。筛选图像数据时,需覆盖不同的砂岩组分特征(石英、长石和岩屑等)和结构特征(磨圆度、分选性和压实程度等),并兼顾光源(黄、白光源)、拍摄参数等条件。考虑到信息互补性以及专业鉴定人员的经验,对于同一个视域,应该同时具备单偏光和正交偏光图像各一张。

针对不同的分割和分类任务,将图像标注并制作成两类数据集:砂岩显微图像分割数据集和砂岩显微图像分类数据集。制作砂岩显微图像分割数据集的目的是定位碎屑颗粒在图像中的具体位置,因此标注规则是一次性标注出该图像中的所有颗粒。针对每一个具体颗粒,使用多边形尽可能准确地勾勒出颗粒的轮廓,并使每一个颗粒轮廓形成闭合(图2b)。制作砂岩显微图像分类数据集的目的是识别颗粒类型,故需先设计出完整的砂岩组分分级和分类标注规则,再由鉴定专家在图像中标注出组分轮廓,对照标注规则添加类别标签,并提取为单个子图像。本研究对分类任务进行简化,将骨架颗粒类型划分为石英、长石和岩屑3个类别。图像标注采用Anylabelling工具,其源代码符合BSD开源协议,并通过预标注与人工修正相结合的方法完成。

为弥补数据量不足和类别不均衡的问题,需进行

数据增强处理。由于砂岩显微图像中的形状和纹理等特征是判断其性质的重要标准,本文采用旋转、映射等变换操作来扩充数据集,尽可能减少对有效特征的影响。为了提升模型训练效率,还需对分割数据集进行裁剪,使每张图像中的颗粒数量控制在100个以内。

经过预处理之后,标注的砂岩显微图像分割数据集为8 080张,砂岩显微图像分类数据集为79 120张。对分割数据集和分类数据集,均将其中的85%划分为训练集,剩下的15%划分为测试集。

2.2 分割模型设计与实现

精确分割岩石组分是实现后续智能识别与定量统计的首要前提。然而,砂岩薄片图像受成岩作用(如压实和溶蚀作用)和沉积组构(如分选和粒度)等因素影响,呈现出高度复杂的视觉特征,对分割算法的鲁棒性提出了较大挑战。为此,本研究对比了U-Net, Mask R-CNN和Transformer等主流模型在自建数据集上的性能。综合评估分割精度[以交并比(IoU)为指标]与推理效率,最终选用Mask R-CNN作为核心分割模型。

Mask R-CNN模型主要由骨干网络(ResNet)、特征金字塔结构(FPN)和区域建议网络(RPN)3部分组成^[80]。其核心流程如下:①输入的薄片图像经过ResNet与FPN提取特征,获取蕴含不同尺度的特征图,以适配砂岩颗粒的粒度差异;②图像进入RPN,生成候选的颗粒区域,并采用RoI算法^[81]对齐特征,保证颗粒边界的几何精度;

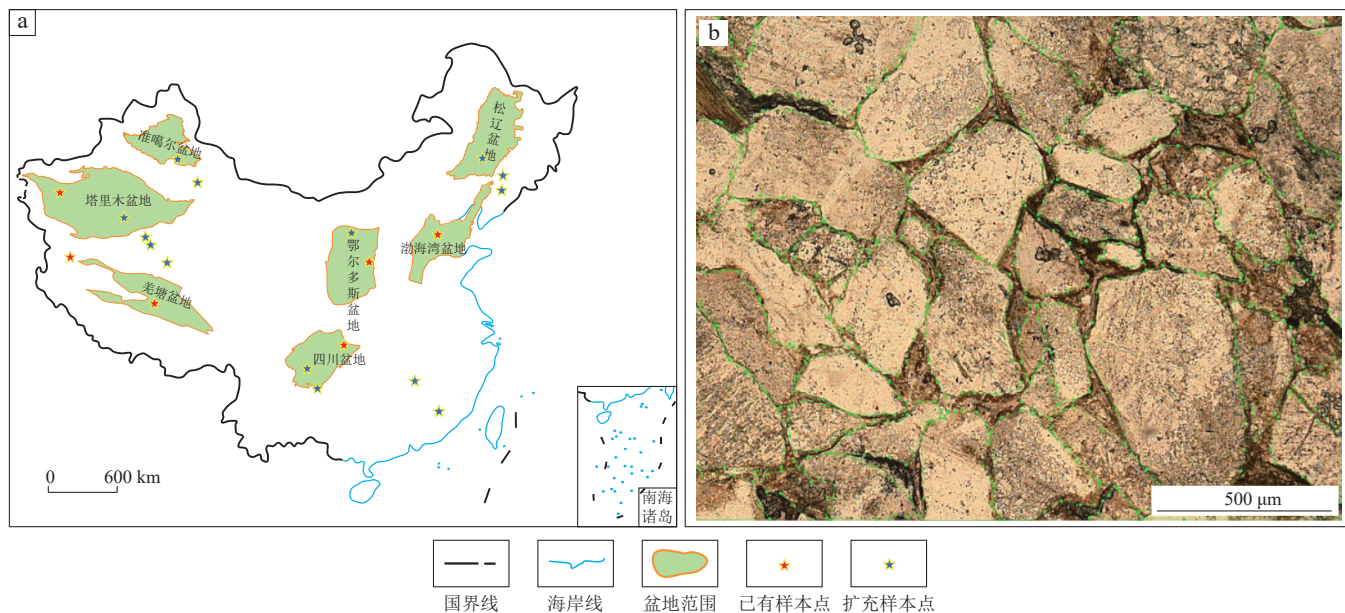


图2 砂岩岩相学分析中砂岩显微图像数据集来源及数据标注示意图

Fig. 2 Source and data annotation schematic of sandstone microscopic image datasets in sandstone petrographic analysis

a. 数据来源示意图;b. 分割数据集示例,示例来自鄂尔多斯盆地杭锦旗地区锦96井,下石盒子组盒3段,埋深3 084.2m,普通薄片镜下照片,单偏光(b图中绿色圈线表示采用Anylabelling工具对颗粒轮廓进行标注。)

③模型并行执行分类回归与掩膜预测,分别完成像素点类别的判别与像素级轮廓的生成,从而输出最终的颗粒二值掩膜,将砂岩颗粒完整地提取出来(图3a)。

考虑到砂岩图像分割数据集的规模,采用 ResNet 101 骨干网络来提升模型效率^[82]。骨干网络的参数通过迁移在 ImageNet 上预训练的网络参数得到^[83]。针对砂岩显微图像大小不一、形状不规则和密集分布等空间特征,通过修改损失函数、引入注意力机制和空洞卷积3种方式对模型进行了改进。将砂岩显微图像分割损失由 L_{mask} 替换成 $L_{\text{ic-dice}}$,并通过 Log-Cosh 函数平滑 Dice Loss 损失以解决训练不稳定和难以收敛等问题,从而进一步精细化模拟颗粒分割边界。在骨干网络 ResNet 中引入 SENet 注意力机制^[84],通过特征通道对全局信息进行建模。同时,结合坐标注意力机制和空间注意力机制提出一种 CA+SP-ResNet 骨干网络^[85-86]。该网络通过坐标注意力机制对空间坐标信息进行精确定位,通过空间注意力机制有效提取出颗粒的空间相

对信息,同时对颗粒的边界坐标和模型感兴趣区域的生成进行优化。注意力机制的基本思想是模拟人眼对砂岩颗粒的提取过程。多种注意力机制的加入,能够让模型学会忽略图像中的无关信息,针对性提高对于砂岩颗粒的“注意力”。在主网络的卷积特征提取阶段,对每个金字塔的最后一层添加不同扩张率的空洞卷积进行采样。添加空洞卷积操作,兼顾分辨率和感受野,使模型在学习到多尺度信息的同时,也能够精确定位致密砂岩颗粒目标。

2.3 分类模型设计与实现

在完成颗粒分割后,赋予砂岩组分准确的类别属性,是构成完整岩相学分析流程的核心步骤。为评估本文最终采用的分类模型的实际性能,我们将经过架构优化与对比学习训练的改进 MobileNet V4 模型与 ResNet、DenseNet、InceptionNet 等代表性卷积神经网络进行了对比(图4b)。在统一实验设置下,ResNet 模型

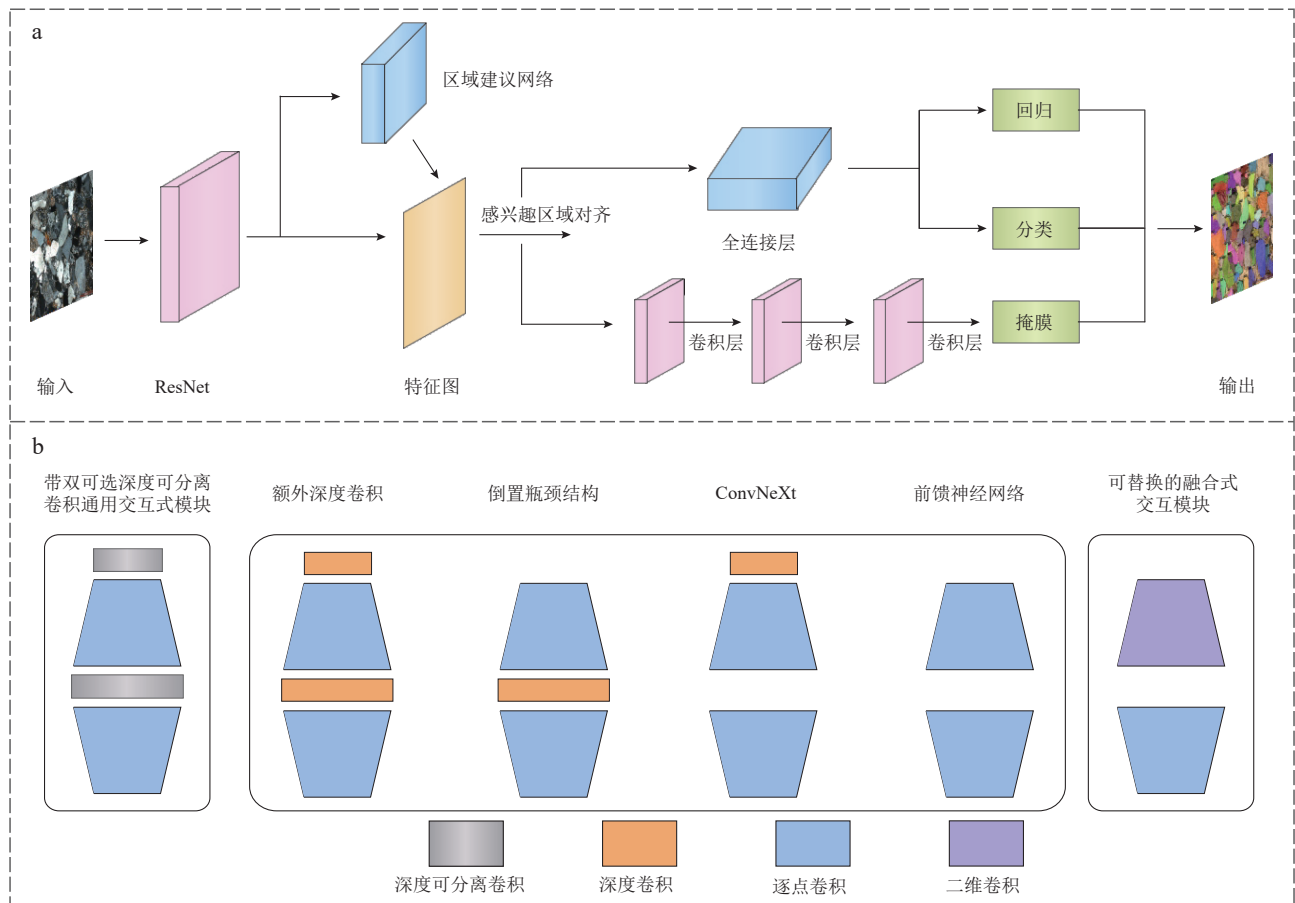


图3 砂岩岩相学分析中改进的砂岩图像分割与分类深度学习模型结构示意图

Fig. 3 Schematic diagram of the improved deep learning model architecture for sandstone image segmentation and classification in sandstone petrographic analysis

a. 分割模型 Mask R-CNN; b. 分类模型 MobileNet

(b图中 ConvNeXt 是一种基于 ResNet 架构并融入 Swin Transformer 设计理念的纯卷积神经网络。)

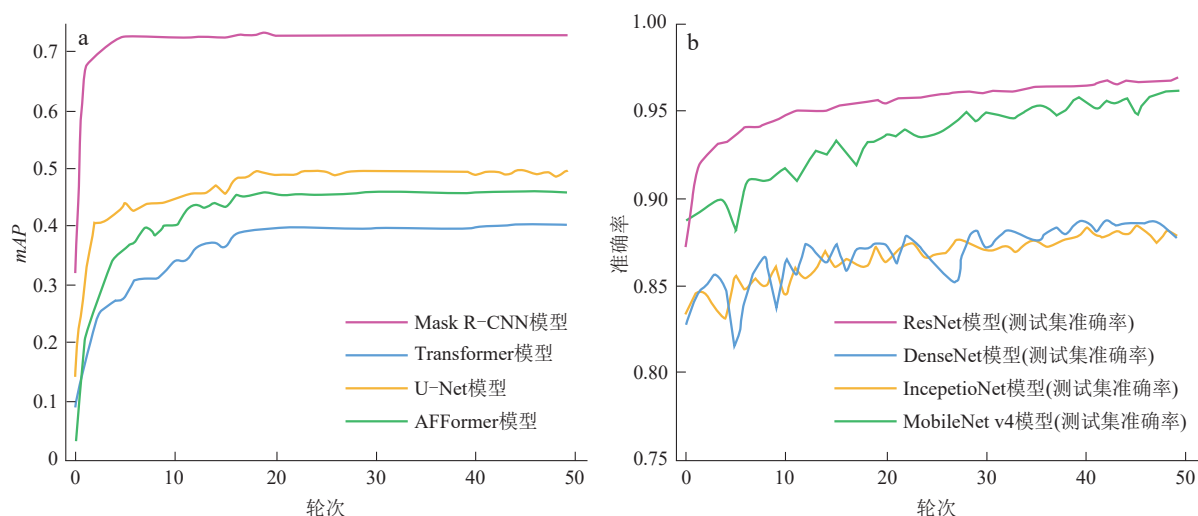


图4 砂岩岩相学分析中各深度学习模型性能随训练轮次变化曲线

Fig. 4 Performance curves of various deep learning models over training epochs in sandstone petrographic analysis

a. 图像分割 mAP 评估; b. 图像分类准确率

(mAP全称为 mean Average Precision, 即全类平均正确率, 是机器学习目标检测领域衡量算法性能的核心指标。)

准确率最高, 达 98.2%。而改进的 MobileNet V4 模型准确率为 95.0%, 虽略低于 ResNet 模型, 但仍保持了较高的识别水平。为比较模型规模与计算开销, 本文统计了不同模型的参数量、浮点运算量 (FLOPs)、显存占用和平均推理耗时 (表 1)。结果表明, MobileNet V4 模型的参数量为 5.3 M, FLOPs 为 0.62 G, 分别显著低于 ResNet 模型的 25.6 M 和 4.12 G。在相同硬件环境下, 其显存占用由 4.8 GB 降至 2.1 GB, 单张颗粒图像平均推理耗时由 7.4 ms 缩短至 2.6 ms [为与完整图像处理的时间相区分, 本节对单颗粒图像的处理时间以毫秒 (ms) 为单位, 其余环节的处理总时长以秒 (s) 为单位]。这说明 MobileNet V4 在保持较高分类准确率的同时, 具有更低的模型复杂度和更优的推理效率。考虑到实际应用中单张薄片图像通常包含大量待分类颗粒, 分类模型不仅需要具备较强的判别能力, 还需满足批量处理条件下的效率要求。因此, 综合权衡识别精度、资源消耗和推理速度后, 本文最终选用改进的 MobileNet V4 作为砂岩组分分类模型。

MobileNet 模型采用先深度卷积后逐点卷积的倒置残差结构作为基础模块^[87] (图 3b)。本研究对其结

构的优化如下: 通过引入通用倒置颈 (UIB) 搜索块, 融合倒置瓶颈 (IB)、ConvNeXt、前馈网络和额外深度卷积等多种变体, 增强了模型在空间与通道特征间灵活权衡的能力, 有效扩大感受野并提升计算效率。同步集成专为移动端优化的 Mobile MQA 注意力机制, 在保证精度的同时显著加速推理过程。同时采用优化后的神经架构搜索 (NAS) 策略, 进一步提升了模型结构自动搜索的效率^[88]。上述改进共同保障了分类模型在复杂薄片图像识别中的高效性与适应性。

为缓解 MobileNet V4 参数精简可能导致的准确率下降问题, 采用了对比学习技术。首先构建 MobileNet V4 模型作为特征提取器, 使用增强后的分类数据集进行预训练。随后构建基于权重共享双分支的对比学习框架, 通过处理成对输入图像, 结合分类损失与对比损失共同优化模型。其中, 分类损失采用交叉熵函数负责矿物类别判别, 对比损失则基于特征向量间的余弦相似度, 驱使同类样本特征聚合、异类样本特征分离。训练过程中采用多任务损失联合优化, 并辅以适当的学习率衰减与早停策略抑制过拟合。最终, 优化后的模型在测试集上的准确率达到 95% (图 4b)。在保持轻量级

表1 砂岩岩相学分析中不同分类模型用于砂岩组分分类的精度与计算效率对比

Table 1 Comparison of accuracy and computational efficiency of different classification models for sandstone component classification in sandstone petrographic analysis

模型	准确率/%	参数量/M	FLOPs/G	显存占用/GB	平均推理耗时/ms
ResNet	98.2	25.6	4.12	4.8	7.4
MobileNet	95.0	5.3	0.62	2.1	2.6

注: FLOPs. 浮点运算量。

优势的同时有效提升了分类鲁棒性(图4b)。图中展示了训练过程中损失函数与准确率的变化曲线,表明模型经过多轮迭代后趋于收敛,未出现明显过拟合。

通过上述流程,得到了砂岩薄片图像中每一个碎屑颗粒的精确掩膜及其类别标签。这些高精度的分割与分类结果,为下一阶段基于数字图像处理的成分、结构与孔隙特征定量计算,提供了不可或缺的基础数据。

3 图像处理算法与特征提取

3.1 砂岩成分特征

基于Mask R-CNN模型分割出的颗粒掩码与外轮廓点,采用openCV中的cv2.contourArea函数即可计算每个颗粒的面积。该函数基于格林公式^[89],通过轮廓积分计算面积。相较于简单的像素统计,它能更精确地拟合不规则碎屑颗粒的真实几何形状。

进而,结合MobileNet模型对所有子区域的分类结果,统计各类组分的累计面积,并计算出其相对于颗粒总面积的百分比,完成砂岩成分的定量分析。

3.2 砂岩结构特征

3.2.1 显微几何学参数

对每个碎屑颗粒的粒径、周长和面积等显微几何学参数进行计算,是获取砂岩结构特征的基础。

为准确表征不规则碎屑颗粒的粒度,本研究采用其最小外接矩形的长轴作为等效粒径(D)。此方法不仅能有效反映颗粒在搬运过程中的最大水动力载荷^[90],且与等效面积圆直径相比,该参数更接近于照片法获得的视直径^[91]。因此,在二维图像下能更准确地逼近颗粒的真实尺寸。计算基于OpenCV的minAreaRect函数实现,并通过比例尺标定将结果转换为mm单位,确保了数据的真实性与可比性。

由于自然界中砂岩的粒度呈对数正态分布^[92],故需要按照通用标准^[93]将每个碎屑颗粒 D 值转换为薄片粒径值(Φ_i)。考虑到薄片的“切面效应”,测量获得的 Φ_i 值无法反映三维空间颗粒的真实粒度^[94]。因此,还需要根据Friedman提出的公式对其进行筛析校正^[91]:

$$\Phi_i = -\log_2 D \quad (1)$$

$$\Phi = 0.3815 + 0.9027\Phi_i \quad (2)$$

式中: D 为颗粒最小外接矩形长轴的等效粒径,mm; Φ 为校正后的筛析粒径,mm; Φ_i 为薄片粒径值,mm。

单个颗粒的周长都通过OpenCV中的cv2.arcLength

函数计算,颗粒面积则依据3.1节所述方法获取。

3.2.2 粒度、分选性与磨圆度

在获取单个颗粒的显微几何学参数之后,在集合层面进行数理统计,以获得砂岩的粒度、分选性和磨圆度。

1) 粒度

砂岩的粒度分布是记录沉积水动力条件最直接的指纹信息。粒度分析的基础,是将所有碎屑颗粒的数据进行分区间统计,获得每个粒径区间内碎屑颗粒的含量百分比,以及各粒径区间内碎屑颗粒的累积含量百分比。

传统的薄片粒度分析方法主要有点计法、线计法和面积法^[95],其中面积法最为准确^[96]。本研究通过对薄片图像的分割和计算,能够快速、准确地获得颗粒面积。相比于点计法和线计法通过颗粒数乘以粒径平均值的计算方式,本方法在准确率和效率方面更具优势。

考虑到应用推广性,分析流程严格遵循碎屑岩粒度分析行业标准^[93]。首先进行粒级标准的对数变换 $[(\Phi)\text{粒级}]$ 划分,并设置将 Φ 值大于5的颗粒剔除,通过粒径差异来完成杂基校正^[97]。随后,计算各粒级的面积百分数及累积面积百分数,计算公式为:

$$P_{twi} = \sum_{i=1}^n X_{twi} \quad (3)$$

式中: X_{twi} 为第 i 粒级颗粒的面积百分数,%; P_{twi} 为大于第 i 粒级颗粒的累积面积百分数,%。

在此基础上,绘制累积频率曲线,并采用Folk and Ward公式^[98]计算平均粒径、标准偏差、偏度和峰度等粒度参数,以系统表征沉积环境。

2) 分选性

分选性是表征砂岩结构成熟度与判别沉积环境的关键参数。传统薄片鉴定采用目估碎屑含量的累积占比进行半定量评价^[70],存在较强主观性。为实现分选性的客观量化,本研究采用基于粒度百分位数比值^[99]的分选系数进行表征:

$$S_o = \frac{P_{25}}{P_{75}} \quad (4)$$

式中: S_o 为采用粒度百分位数比值的分选系数,无量纲; P_{25} 与 P_{75} 分别为累积频率曲线上25%与75%处所对应的粒径值,mm。

分选系数通过刻画颗粒主体粒级的集中程度来度量粒度的离散状况,避免了依赖面积计算可能带来的偏差。其值越接近于1,表明分选性越好。通过将计算所得值与标准分级阈值进行比对,即可对砂岩样品的分选性作出定量评价。

3) 磨圆度

磨圆度是表征碎屑颗粒经搬运磨蚀程度的关键结构参数。为克服传统目估法定性描述的局限性^[70],本研究采用图像法定量计算单个碎屑颗粒的磨圆指数,并基于面积加权的众数区间法统计样品的整体磨圆特征,以更符合沉积动力学原理。

基于数字图像处理的矿物颗粒磨圆度计算多围绕对颗粒棱角的识别进行^[99-100],或者配合使用阈值分割法^[101]。考虑到 Mask R-CNN 已经提取到高精度颗粒轮廓,因此采用 Cox 的经典 IPP 公式^[102],通过计算颗粒偏离正圆的程度来定义其磨圆指数:

$$R = \frac{4\pi A}{p^2} \quad (5)$$

式中: p 为颗粒周长,cm; A 为颗粒面积,cm²; R 为磨圆度,无量纲,值域为0~1,越趋近于1表示颗粒越接近正圆。

在确定样品整体磨圆度时,传统的颗粒计数法^[103]赋予每个颗粒相同的权重。但是,考虑到沉积搬运过程中不同粒级对颗粒磨圆度的显著影响^[68],本研究通过面积来评估砂岩的整体磨圆特征。将颗粒按磨圆指数划分等级区间,统计各区间内的颗粒累计面积占比,并以此确定主导的磨圆等级。该方法依据不同粒级颗粒的体积贡献进行评价,能够更准确地反映沉积动力学过程对磨圆度的控制作用。

3.2.3 颗粒接触关系

颗粒接触关系是埋藏成岩过程中压实-压溶作用强度的反映,在薄片观察中主要依赖专家经验定性划分^[70]。受离散元方法(DEM)中将颗粒接触抽象为几何关系的启发^[104-105],本研究在精确分割颗粒的基础上,提出一种基于二维几何特征的判定方法。

① 筛选相邻颗粒对。基于颗粒外轮廓,计算两颗粒轮廓之间的最小欧氏距离。若该距离小于整张图像中最小的颗粒短径,则判定两颗粒在空间上相邻。

② 判别是否发生接触。对于相邻颗粒对,计算其最小外接矩形的交并比(IoU)。考虑到图像分割误差及颗粒边缘的复杂性,本研究通过典型样品的预实验确定一个极小正数作为阈值。当 IoU 大于该阈值时,判定为存在接触。该阈值在本研究所涉及样品的数值范围内,自动判定结果与人工判定的总体吻合度良好。

③ 区分点接触与线接触。对于判定为接触的颗粒对,提取其公共边界长度,并计算两颗粒的等效圆半径。比较公共边界长度与两颗粒等效圆半径之和的相对大小,若公共边界长度相对于半径之和很小,判为点接触;否则判为线接触。该判据的阈值基于预实验中

自动判定与人工判定的最佳吻合度确定。

在具体实现上,相交区域面积通过 OpenCV 中的 `cv2.rotatedRectangleIntersection` 函数获取。考虑到碎屑颗粒形状的复杂性(从棱角至极圆),本方法在 IoU 计算中采用最小外接矩形以包含方向信息,而在接触强度计算中则视情况采用最小外接圆来近似,以适应不同形态的颗粒。

需要指出的是,由于不同成岩背景下颗粒接触形态可能存在差异,上述阈值参数有待进一步优化,这将是后续研究的重要方向。

3.3 砂岩孔隙特征

孔隙系统是控制砂岩储集性能的关键因素。为实现快速、稳健的定量评价,本研究采用数字图像处理技术对面孔率与孔隙直径进行精确提取。

具体流程遵循岩石孔隙测定行业标准^[106]。①基于铸体薄片中环氧树脂呈现的蓝色特征,将图像转换至 HSV 色彩空间进行颜色分割,精准提取孔隙区域;②通过形态学开运算等后处理操作消除噪声,获得纯净的孔隙二值图像;③基于 OpenCV 中的 `cv2.contourArea` 函数计算每个孔隙的实际面积。其等效直径计算公式为:

$$D_p = 2 \sqrt{\frac{A_p}{\pi}} \quad (6)$$

式中: D_p 为孔隙直径,μm; A_p 为孔隙面积,μm²。

最终,统计视域内所有孔隙的总面积与图像总面积之比,即得面孔率。

4 基于融合分析的砂岩岩相学分析应用

4.1 方案概述

为验证深度学习与图像处理方法融合的有效性,本文选取了一批在成岩作用、组分特征和分选性上具有显著差异的砂岩样品进行全流程测试。为清晰展示完整的砂岩岩相学分析框架与方法细节,文中以其中6个代表性样品的分析结果为例进行系统阐述(表2)。这6个砂岩样品来自不同盆地与地层,制样形式多样,能够有效评估本方法在不同地质条件下的适用性。

遵循行业标准鉴定流程,由专业鉴定人员通过显微镜预览后,分别选取了最具代表性的视域进行图像采集,显微镜型号为 ZEISS Axioplan2。鉴于深度学习模型对输入图像特征的要求,每个岩石样品均采集了多个视域。最终分析结果为所有视域数据的统计汇

表2 用于岩相学分析的砂岩样品来源及特征

Table 2 Sources and characteristics of sandstone samples used for petrographic analysis

样品编号	来源盆地	界、统	组	制样形式	岩相学特征
S1	鄂尔多斯盆地北部	上古生界	石盒子组	铸体薄片	石英次生加大发育,致密
S2	鄂尔多斯盆地东南部	上三叠统	延长组	铸体薄片	绿泥石膜发育,孔隙较发育
S3	右江盆地	中三叠统	法郎组	普通薄片	致密,分选较差,孔隙不发育
S4	松辽盆地	上新统	泰康组	铸体薄片(染色)	岩屑含量较高,分选较差,方解石胶结,发育少量孔隙
S5	鄂尔多斯盆地北部	中二叠统	石盒子组	普通薄片	致密,压实较强
S6	鄂尔多斯盆地西部	中侏罗统	延安组	铸体薄片	分选差,孔隙发育

总,确保其统计学意义及结果的可靠性。

4.2 融合分析结果与泛化性验证

图5展示了4个砂岩样品代表性视域的深度学习分析结果。其中,a—f为单偏光图像,a'—f'为对应的智能识别结果。尽管各样品在岩相学特征上存在显著差异,分析结果均显示出高精度的颗粒分割与分类效果。

S1样品中石英次生加大边的边界被准确识别,S2样品中碎屑颗粒与绿泥石膜的边缘亦被清晰分割。这表明模型在面对不同成岩作用类型时具有良好的泛化能力。相较于分选较好的S1,S2,S3和S5样品,S4和S6样品分选性较差,结构更为复杂,但绝大多数颗粒仍被正确分割。其中,S3和S5样品为典型致密砂岩,孔隙不发育。S3样品刚性颗粒压实紧密,S5样品的压实作用相对弱一些,两个样品中仅极少量假杂基未被有效识别。S4样品中经染色呈红色的方解石胶结物作为背景,未对前景骨架颗粒的分割造成干扰。上述结果反映出分割模型具有较强稳健性,其性能得益于训练数据集中对样本多样性特征的充分考虑。

分类模型对碎屑颗粒进行了类别判定,图中绿色、黄色和红色分别代表石英、长石和岩屑。统计分析表明,所有识别颗粒的平均分类置信度为92.5%,且85%的颗粒其最优类别置信度高于90%,这反映出模型分类决策总体可靠。从具体类别来看,模型对不同盆地的碎屑组分均展现出良好适应性。石英的识别最为稳定(平均置信度达96.8%)。对于特征易混淆的长石和岩屑,模型亦能有效区分(平均置信度分别为89.5%和87.2%)。值得指出的是,S4样品富集中性—中酸性喷出岩岩屑,且多伴有泥化或溶蚀现象。模型对该类特征较模糊的岩屑颗粒给出的分类置信度(介于80%~85%)相对较低,这与镜下鉴定的实际挑战相符,体现出模型对复杂地质现象的感知能力。

以鄂尔多斯盆地S2样品为例,系统展示从图像到信息的完整分析流程,并解析其岩相学特征定量提取结果(图6)。分析表明,该样品骨架颗粒以岩屑(含量

为52.04%)为主,长石(含量为26.00%)与石英(含量为21.96%)次之。结构特征方面,颗粒以细砂(占比53.90%)和中砂(占比41.50%)为主,分选性好(分选系数为1.51)。磨圆度以次棱为主,对应区间颗粒面积占比达87.76%。颗粒接触方式以点接触(占比54.08%)和线接触(占比32.32%)为主,综合表征为线—点接触。孔隙特征显示面孔率为9.62%。图6依次展示了从图像分割与分类到成分、结构(粒度、分选性、磨圆度和颗粒接触关系)和孔隙特征的完整输出,验证了融合深度学习与图像处理方法表征砂岩岩相学分析框架的可行性与有效性。

为进一步评价本文方法在实际应用中的性能,选取典型样品S1和S2,将融合分析方法与两类代表性传统图像处理方法进行了对比,包括区域生长方法(方法A)和基于SLIC的超像素分割方法(方法B)。结果表明,本文方法在分割质量上具有明显优势(表3)。对于S1样品,本文方法的平均IoU和平均Dice(戴斯系数或相似性系数)分别达到0.8135和0.8405,明显高于方法A的0.4396和0.5877,以及方法B的0.2995和0.4207。对于S2样品,本文方法的平均IoU和平均Dice分别为0.6258和0.6776,同样明显优于方法A的0.3980和0.5439,以及方法B的0.0978和0.1556。尽管区域生长方法在颗粒检出率指标上略高于本文方法,但其分割边界精度较低,容易出现颗粒粘连和轮廓偏差,导致整体分割质量下降。相比之下,本文方法在复杂边界和密集颗粒场景下表现出更高的稳健性和准确性。

在处理效率方面,本文方法在S1和S2样品上的总推理耗时分别为5.10s和4.41s,略高于方法A(4.29s和3.97s)和方法B(3.86s和3.85s)。因此,本文方法虽然在当前实现条件下单张图像总耗时略多,但时间代价有限,且换来了显著提升的分割精度和参数可靠性,综合应用优势更为突出。

4.3 融合分析与人工鉴定结果对比

本文将6个砂岩样品的融合分析结果与经验丰富

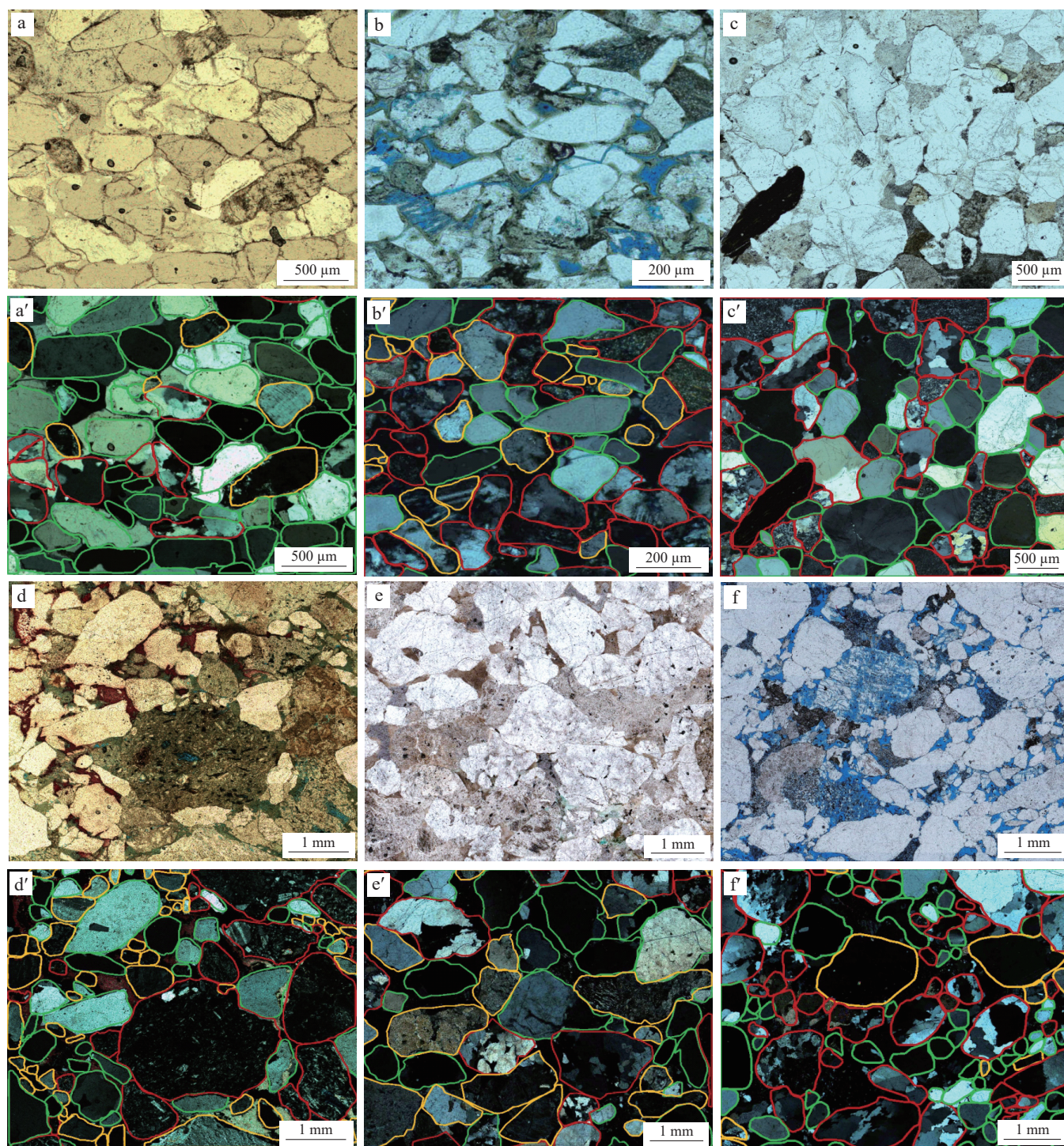


图5 砂岩岩相学分析中不同盆地6个砂岩样品代表性视域的深度学习分析结果镜下照片

Fig. 5 Deep learning analysis results of representative fields of view (FOVs) for six sandstone samples from different basins in sandstone petrographic analysis

a. 样品S1, 锦64井, 埋深3 155.54 m, 石盒子组, 鄂尔多斯盆地北部, 铸体薄片, 单偏光; b. 样品S2, 任203井, 埋深612.63 m, 延长组, 鄂尔多斯盆地东南部, 铸体薄片, 单偏光; c. 样品S3, 丘北落那村剖面, 法郎组, 右江盆地, 普通薄片, 单偏光; d. 样品S4, J2井, 埋深2 873.45 m, 泰康组, 松辽盆地, 铸体薄片(染色), 单偏光; e. 样品S5, 锦105井, 埋深2 163.70 m, 石盒子组, 鄂尔多斯盆地北部, 普通薄片, 单偏光; f. 样品S6, ND12井, 埋深2 387.86 m, 延安组, 鄂尔多斯盆地西部, 铸体薄片, 单偏光; a'—f'. 分别为a—f图对应的正交图像, 其中不同颜色圈线代表不同颗粒类别, 绿色圈线为石英, 黄色圈线为长石, 红色圈线为岩屑

的鉴定专家出具的人工鉴定报告进行了系统对比(表4)。结果显示, 二者在关键参数上高度一致, 但仍

存在少量不同之处。

S1样品的主要粒径区间与定名差异, 源于图像分

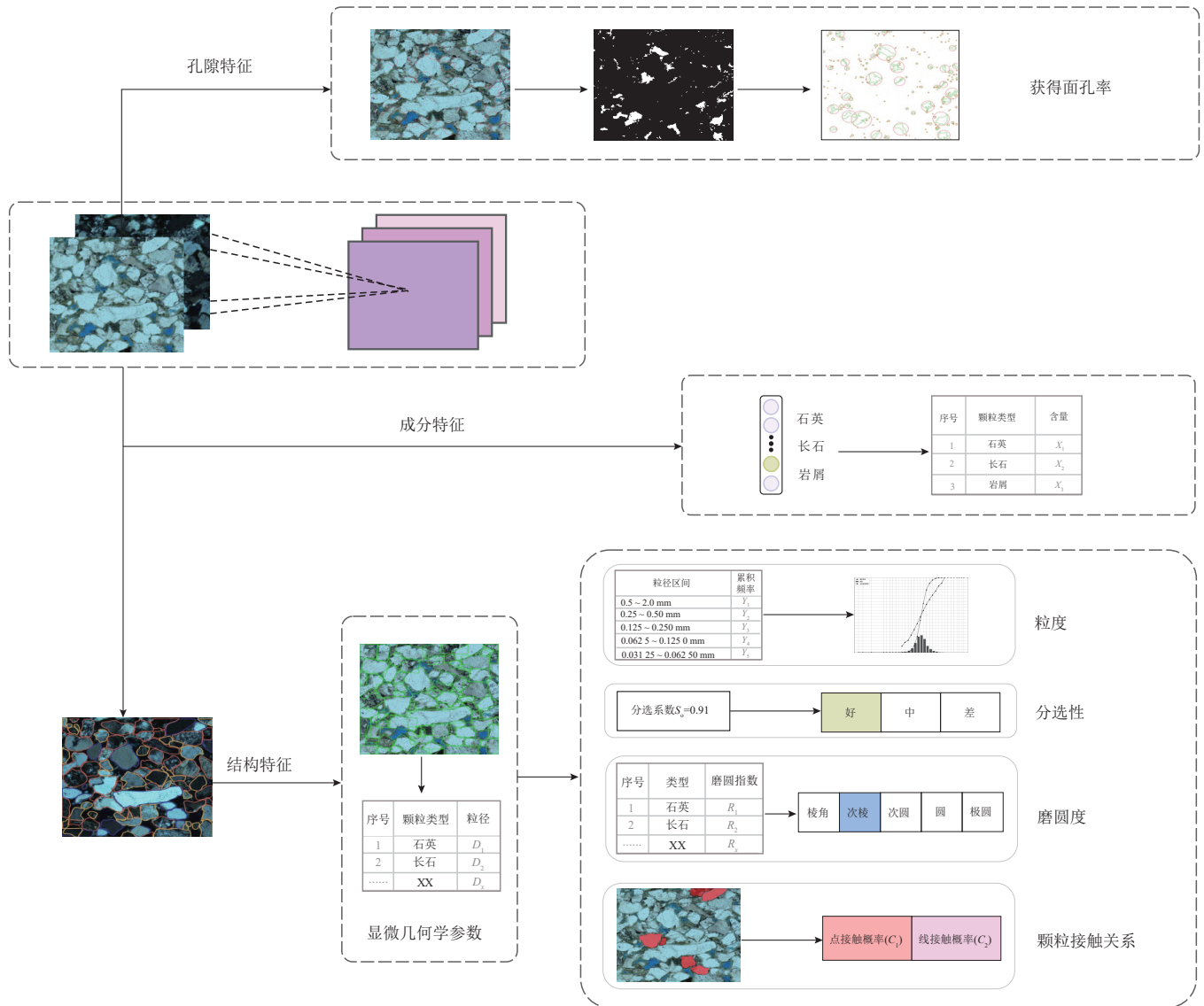


图6 鄂尔多斯盆地东南部上三叠统延长组样品S2岩相学特征定量提取结果

Fig. 6 Quantitative extraction results of petrographic characteristics of sample S2 from the Upper Triassic Yanchang Formation in the southeastern Ordos Basin

(该图完整展示了本方法从图像输入到成分、结构和孔隙3类参数输出的分析流程。 X_1, X_2 和 X_3 分别为石英、长石和岩屑的含量,%; Y_1, Y_2, Y_3, Y_4 和 Y_5 分别表示粒径范围0.5~2.0, 0.25~0.50, 0.125~0.250, 0.0625~0.1250和0.03125~0.06250 mm内碎屑颗粒的累积概率,%; D_1, D_2 和 D_x 分别为石英、长石和某种矿物的粒径,mm; R_1, R_2 和 R_x 分别为石英、长石和某种矿物的磨圆指数,无量纲; C_1 和 C_2 为颗粒呈现点接触或线接触的概率,%。)

割能精确剥离石英次生加大边,量化计算出石英含量(72.4%)未达石英砂岩标准(>75%)^[70]。同时,相对于0.250~0.500 mm粒径范围(占比52.9%),0.125~0.250 mm粒径范围占比更为显著(占比45.4%)。因此将定名修正为更准确的“细-中粒岩屑长石砂岩”。S5样品的粒径范围处于粗砂与砾的分界线,属于人工估算易产生混淆的区间。融合方法精确计算出粒径介于0.5~2.0 mm的颗粒(粗砂)占比为69.03%,粒径大于2.0 mm的颗粒(砾)占比为39.44%,故将人工估算的“粗砂质巨粒”修正为“砾质粗粒”。S6样品中,两种

方法均识别为岩屑砂岩大类。但融合方法计算出长石/岩屑含量比约为1:5,低于参与定名的标准(1:3),故将定名细化为“岩屑砂岩”。以上结果说明,融合分析方法能有效克服人眼在复杂成岩现象下的主观判断局限,提供更为精确的成分与结构基础数据。

S2样品磨圆度与S1和S6样品颗粒接触关系的细微差别,则反映了基于统一阈值的算法与人工定性判断的天然差异。在这两种参数的判定上,融合分析基于量化算法(如磨圆度指数和颗粒接触关系),设定了统一的阈值标准。现行阈值体系在多数情况下有效

表3 砂岩岩相学分析中不同分割方法对典型样品的分割指标对比

Table 3 Comparison of segmentation metrics of different segmentation methods on typical samples in sandstone petrographic analysis

样品编号	方法	指标				
		颗粒个数	颗粒检出率/%	平均IoU	平均Dice	处理耗时/s
S1	GT	84	—	—	—	—
	方法A(区域生长)	77	91.7	0.439 6	0.587 7	4.29
	方法B(SLIC超像素)	50	59.5	0.299 5	0.420 7	3.86
	本文方法(分割+识别)	72	85.7	0.813 5	0.840 5	5.10
S2	GT	77	—	—	—	—
	方法A(区域生长)	67	87.0	0.398 0	0.543 9	3.97
	方法B(SLIC超像素)	11	14.3	0.097 8	0.155 6	3.85
	本文方法(分割+识别)	59	76.6	0.625 8	0.677 6	4.41

注:IoU全称为Intersection over Union,即交并比,是一种计算不同图像相互重叠比例的参数;Dice全称为Dice Coefficient,即戴斯系数或相似性系数,是用来衡量模型预测的颗粒区域和真实标注(GT)的颗粒区域在形状和边界上的重合度指标。“—”表示无统计意义或该指标不适用。

表4 砂岩岩相学分析中基于融合分析的不同砂岩样品鉴定结果与人工鉴定对比

Table 4 Comparison of identification results of different sandstone samples based on fusion analysis with manual identification in sandstone petrographic analysis

样品编号	方法	主要粒径区间/mm	分选性	磨圆度	颗粒接触关系	面孔率/%	定名
S1	人工鉴定	0.250~0.500	好	次圆	点-线接触	0	中粒长石石英砂岩
	融合分析	0.125~0.500	好	次圆	线-点接触	0	细-中粒岩屑长石砂岩
S2	人工鉴定	0.125~0.500	好	次棱	线-点接触	8.90	中-细粒长石岩屑砂岩
	融合分析	0.125~0.500	好	次圆-次棱	线-点接触	9.62	中-细粒长石岩屑砂岩
S3	人工鉴定	0.500~2.000	好	次棱-次圆	线接触	—	粗粒岩屑砂岩
	融合分析	0.500~2.000	好	次棱-次圆	线接触	—	粗粒岩屑砂岩
S4	人工鉴定	0.500~2.000	中	次棱	点接触	3.00	含砾粗粒长石岩屑砂岩
	融合分析	0.500~2.000	好	次棱	点接触	2.40	含砾粗粒长石岩屑砂岩
S5	人工鉴定	0.500~2.000	中	次圆	点-线接触	—	含泥质粗砂质巨粒长石岩屑砂岩
	融合分析	0.500~2.000	好	次圆	点-线接触	—	砾质粗粒长石岩屑砂岩
S6	人工鉴定	0.500~2.000	中	次圆	点接触	13.60	粗粒长石岩屑砂岩
	融合分析	0.500~2.000	好	次圆	线-点接触	13.53	粗粒岩屑砂岩

注:“—”表示未开展面孔率相关测试。

(如S3和S4样品),但在处理形态复杂的边缘案例时,仍有优化空间。S4—S6样品的分选性差异体现了定性描述与定量计算的根区别。人工鉴定依据“主要粒级含量占比50%~75%,分选性为中”的经验法则,而融合分析基于计算所得的分选系数(S_e)(S4—S6样品依次为2.16,1.68和1.85,属于“好”的范畴)进行客观判定,提供了不依赖于个人经验的、可重复的标准化结果。

4.4 讨论

本研究构建的深度学习与图像处理融合方案,在跨盆地的砂岩样品中均展现出高度的有效性与稳健性。其优势在于客观量化的内核价值:以定量计算替代经验估算,推动岩相学分析从定性描述的模糊地带迈入定量计算的精确范畴。这极大地提升了分析结果的可对比性、可重复性与科学性,预示着人工智能驱动下的岩相学分析范式正在从经验依赖向数据驱动发生系统性转变。

深度学习与图像处理的深度融合,是实现上述范式转变的技术基石。二者并非简单并列,而是构成一个有机整体以模拟岩石学专家的认知过程:深度学习模拟专家通过长期训练形成的视觉感知和模式识别能力,负责碎屑颗粒的分割与分类;图像处理则延伸了专家的测量和数据记录行为,实现对形态、空间与几何参数的精准量化。这种“语义理解”与“几何测量”的能力互补,构成了从定性识别到定量表征的融合智能分析系统,显著提升了对于砂岩岩相学信息挖掘的深度与能力。

相较于追求单一模型的极致性能,本研究构建的砂岩岩相学分析框架,其核心贡献在于提供了一套系统性的解决方案。将传统分散描述的成分、结构和孔隙三大要素,整合在一个统一、可量化且标准化的计算流程中。以图6对S2样品的完整解析为例,研究者可以同步获得包含每个颗粒特征数据且相互关联的“岩相学数据体”。这不仅使得数据的可追溯性和可对比性发生了质变,更为解答更复杂的地质问题,挖掘更深

度的地质信息提供了全新的数据基础。例如,高精度的粒度分布与磨圆度数据使得精细判别沉积亚相成为可能,完整的颗粒接触关系数据体可用于定量重建成岩序列,成分与结构的耦合分析则为示踪多物源体系提供了前所未有的细节。

然而,将地质学信息转化为可计算数学模型,存在天然表征难度。例如,本研究对磨圆度、颗粒接触关系等参数设定的统一阈值体系,虽在多数典型样本中表现稳健,但在处理复杂案例时,仍会出现与人工经验的细微偏差。这反映了地质现象的连续性与算法判别的离散性之间存在本质差异。未来可通过扩充样本多样性、引入深度学习方法或开发动态阈值技术,进一步提升其对复杂地质条件的适应性与判别精度。

从岩类学和岩理学的双重视角出发,展望未来,岩相学分析的智能化方向正在从岩相描述转向成因解析,由标准化、流程化的特征识别转向对沉积-成岩过程的信息关联与逻辑推理。这不仅要求智能识别对象从骨架颗粒拓展至关键成岩作用(如绿泥石膜和火山尘填隙物等),更意味着岩相学研究将从静态特征刻画,迈向以数据为驱动的动态过程重建。在大规模薄片自动化分析及单井-连井系统性对比研究中,若能实现对关键成岩作用的精准识别与量化,将极大提升储层成因解释的时空分辨率,为深部油气赋存机制研究提供关键的数据支撑与认知工具。

5 结论

1) 构建了融合深度学习与图像处理的砂岩岩相学智能分析框架。利用Mask R-CNN和MobileNet模型实现碎屑颗粒的高精度分割与分类,结合图像处理算法系统提取成分、结构与孔隙3大类参数,形成了从薄片图像到地质参数的规范化解析,为数字岩相学提供了可靠的方法论支撑。

2) 跨盆地样品的测试结果验证了融合分析方法表征砂岩岩相学分析框架的可行性与有效性。所构建的“岩相学数据体”为沉积成因判别与成岩过程重建提供了全新的量化基础,推动岩相学从静态描述迈向动态成因解析,为深层油气储层赋存机制研究提供突破性技术支撑。

致谢:本研究得到了中国石化优秀青年科技创新基金(P19028)的资助。在样品采集与数据标注过程中,感谢中国石化油气成藏重点实验室提供的实验条件与技术支撑。感谢中国科学技术大学先进技术研究院在深度学习模型构建与算法优化方面提供的技术支

持。衷心感谢中国石化石油勘探开发研究院无锡石油地质研究所各位同仁在岩石薄片鉴定、数据标注、数据验证及地质解释过程中给予的专业指导与宝贵建议。感谢鄂尔多斯盆地、塔里木盆地、渤海湾盆地及右江盆地相关项目组提供的砂岩样品与地质资料,为本研究的数据多样性与模型泛化能力验证奠定了基础,并特别感谢华北油气分公司北部天然气所提供的致密砂岩样品。感谢中国科学数据岩石显微图像专题的数据共享,为模型训练提供了重要的数据补充。同时,向所有参与数据标注与预处理工作的技术人员致以诚挚谢意,他们的辛勤工作保障了数据集的质量与规模。最后,感谢审稿专家和编辑老师对本文提出的宝贵修改意见,使文章内容更加严谨和完善。在此致以衷心感谢!

参 考 文 献

- [1] SELLEY R C. Elements of petroleum geology [M]. 2nd ed. San Diego: Academic Press, 1998.
- [2] 朱夏. 朱夏论中国含油气盆地构造 [M]. 北京: 石油工业出版社, 1986: 1-74.
ZHU Xia. Zhu Xia's discussion on the structure of oil and gas basins in China [M]. Beijing: Petroleum Industry Press, 1986: 1-74.
- [3] READING H G. Sedimentary environments: processes, facies and stratigraphy [M]. Oxford: Blackwell, 1966.
- [4] PETTIJOHN F J, POTTER P E, SIEVER R. Sand and sandstone [M]. 2nd ed. New York: Springer, 1987.
- [5] SCHMIDT V, MCDONALD D A. The role of secondary porosity in the course of sandstone diagenesis [M]//SCHOLLE P A, SCHLUGER P R. Aspects of Diagenesis. Tulsa: SEPM Society for Sedimentary Geology, 1979: 175-207.
- [6] 王俊杰, 丁祖鹏, 张雨晴, 等. 东营凹陷沙三中亚段湖底扇重力流砂岩成岩演化进程及差异分布 [J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2025, 49(1): 44-58.
WANG Junjie, DING Zupeng, ZHANG Yuqing, et al. Diagenetic evolution process and differential distribution of gravity flow sandstones in sublacustrine fan in the middle sub-member of the 3rd member, Shashejie Formation in Dongying Sag [J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2025, 49(1): 44-58.
- [7] 蒯克来, 张泽涵, 操应长, 等. 志靖-安塞地区长8段致密砂岩储层孔隙差异性演化及成因 [J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2025, 49(3): 37-50.
XI Kelai, ZHANG Zehan, CAO Yingchang, et al. Porosity differential evolution and genesis of Chang 8 Member tight sandstone reservoirs in Zhijing-Ansai area [J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2025, 49(3): 37-50.
- [8] BURLEY S D, WORDEN R H. Sandstone diagenesis: recent and ancient [M]. Algiers: International Association of Sedimentologists, 2003.

- [9] ZHOU Donghong, DOU Qifeng, JIANG Jiaqi, et al. A rock physics model-based approach to delineate deep and tight sand reservoir heterogeneity in the Bohai Bay Basin, China[J]. *Energy Geoscience*, 2026, 7(1): 100477.
- [10] 王勇, 唐军, 李显路, 等. 致密砂岩储层孔隙结构与岩石物理响应关系评价方法及其在应用[J/OL]. *大庆石油地质与开发*: 1-9[2026-05-19]. <https://doi.org/10.19597/j.issn.1000-3754.202512014>.
WANG Yong, TANG Jun, LI Xianlu, et al. A method for evaluating the relationship between pore structure and rock physical response of tight sandstone reservoirs and its application [J/OL]. *Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing*: 1-9[2026-05-19]. <https://doi.org/10.19597/j.issn.1000-3754.202512014>.
- [11] 印森林, 林少玲, 胡张明, 等. 致密砂岩储层内部矿物三维建模与裂缝型甜点分布: 以川西工农镇野外露头剖面须二段为例[J]. *地学前缘*, 2025, 32(5): 404-416.
YIN Senlin, LIN Shaoling, HU Zhangming, et al. 3D model of mineral interior tight sandstone reservoir and distribution of fracture dessert: Taking 2nd Xujiahe Formation outcrop section in western Sichuan Basin as an example [J]. *Earth Science Frontiers*, 2025, 32(5): 404-416.
- [12] 王晨光, 钟大康, 莫涛, 等. 致密砂岩储层孔隙结构特征及其控制因素——以博孜-大北地区巴什基奇克组为例[J]. *断块油气田*, 2026, 33(2): 245-254.
WANG Chenguang, ZHONG Dakang, MO Tao, et al. Pore structure characteristics and its controlling factors of tight sandstone reservoirs: A case study of Bashijiqike Formation, Bozi-Dabei area [J]. *Fault-Block Oil and Gas Field*, 2026, 33(2): 245-254.
- [13] GALLOWAY W E. Genetic stratigraphic sequences in basin analysis I: Architecture and genesis of flooding-surface bounded depositional units[J]. *AAPG Bulletin*, 1989, 73(2): 125-142.
- [14] 刘忠群, 贾英, 梁彬, 等. 致密砂岩储层微观气水滞留机理及注CO₂提高采收率研究——以鄂尔多斯盆地大牛地气田为例[J]. *石油与天然气地质*, 2025, 46(1): 261-272.
LIU Zhongqun, JIA Ying, LIANG Bin, et al. Microscopic analysis of gas and water retention mechanisms and CO₂ injection for enhanced gas recovery of tight sandstones: A case study of the Daniudi Gas Field, Ordos Basin [J]. *Oil & Gas Geology*, 2025, 46(1): 261-272.
- [15] 张倩. 多方法约束的复杂物源示踪——以渤海湾盆地东营凹陷古近系孔店组-沙河街组四段下亚段为例[J]. *石油与天然气地质*, 2025, 46(2): 599-616.
ZHANG Qian. Multi-method-constrained tracing of complex provenance: A case study of the sequence from the Paleogene Kongdian Formation to the lower submember of the 4th member of the Shahejie Formation in the Dongying Sag [J]. *Oil & Gas Geology*, 2025, 46(2): 599-616.
- [16] 朱颜. 鄂尔多斯盆地旬宜地区古生界致密砂岩储层发育特征及主控因素[J]. *新疆石油地质*, 2026, 47(2): 146-154.
ZHU Yan. Development characteristics and controlling factors of Paleozoic tight sand-stone reservoirs in Xunyi area, Ordos Basin [J]. *Xinjiang Petroleum Geology*, 2026, 47(2): 146-154.
- [17] 姜艺, 杨胜来, 白浩言, 等. 致密砂岩气藏CO₂埋存及提高CH₄采收率[J]. *新疆石油地质*, 2025, 46(5): 591-599.
JIANG Yi, YANG Shenglai, BAI Haoyan, et al. Study on CO₂ storage and CH₄ recovery enhancement in tight sandstone gas reservoirs [J]. *Xinjiang Petroleum Geology*, 2025, 46(5): 591-599.
- [18] 代金友, 雷禧桢, 师洋阳, 等. 致密砂岩气藏低采收率成因[J]. *新疆石油地质*, 2025, 46(2): 224-230.
DAI Jinyou, LEI Xizhen, SHI Yangyang, et al. Causes behind low recovery in tight sandstone gas reservoirs [J]. *Xinjiang Petroleum Geology*, 2025, 46(2): 224-230.
- [19] 郝芳, 田金强, 王广伟, 等. 关于深层油气成藏研究若干问题的思考[J]. *深地能源科技*, 2025, 1(1): 1-13.
HAO Fang, TIAN Jinqiang, WANG Guangwei, et al. Ideas on several issues concerning the study of hydrocarbon accumulation in deep formations [J]. *Deep Earth Energy Science & Technology*, 2025, 1(1): 1-13.
- [20] 李阳, 薛兆杰, 程喆, 等. 中国深层油气勘探开发进展与发展方向[J]. *中国石油勘探*, 2020, 25(1): 45-57.
LI Yang, XUE Zhaojie, CHENG Zhe, et al. Progress and development directions of deep oil and gas exploration and development in China [J]. *China Petroleum Exploration*, 2020, 25(1): 45-57.
- [21] 王继远, 王斌, 胡宗全, 等. 深层-超深层碎屑岩优质储层成因机理——以准噶尔盆地腹部二叠系-三叠系为例[J]. *石油与天然气地质*, 2025, 46(1): 151-166.
WANG Jiyuan, WANG Bin, HU Zongquan, et al. Genetic mechanisms of high-quality deep to ultra-deep clastic reservoirs: A case study of the Permian-Triassic strata in the hinterland of the Junggar Basin [J]. *Oil & Gas Geology*, 2025, 46(1): 151-166.
- [22] 朱光有, 杨海军, 谭清文. 万米深层油气地质学理论与极限勘探深度的挑战及资源潜力[J]. *石油与天然气地质*, 2026, 47(2): 366-384.
ZHU Guangyou, YANG Haijun, TAN Qingwen. Theory of petroleum geology at 10000-meter depth: Challenges of hydrocarbon exploration depth limits and resource potential [J]. *Oil & Gas Geology*, 2026, 47(2): 366-384.
- [23] 朱筱敏, 王晓琳, 胡鑫, 等. 国际沉积学研究前沿和发展讨论——第37次国际沉积学家年会述评[J]. *石油与天然气地质*, 2025, 46(3): 685-704.
ZHU Xiaomin, WANG Xiaolin, HU Xin, et al. Frontiers and future prospects of international sedimentological research: Review on the 37th International Meeting of Sedimentology [J]. *Oil & Gas Geology*, 2025, 46(3): 685-704.
- [24] 窦立荣, 温志新, 王兆明, 等. 全球油气勘探机遇与挑战[J]. *石油与天然气地质*, 2026, 47(2): 351-365.
DOU Lirong, WEN Zhixin, WANG Zhaoming, et al. Opportunities and challenges in global petroleum exploration [J]. *Oil & Gas Geology*, 2026, 47(2): 351-365.
- [25] 张银涛, 谢舟, 袁敬一, 等. 塔里木盆地富满油田超深层碳酸盐岩储层裂缝测井识别——以果勒东I区为例[J]. *断块油气田*, 2025, 32(5): 826-834.
ZHANG Yintao, XIE Zhou, YUAN Jingyi, et al. Fracture identification of ultra-deep carbonate reservoirs by logging in

- Fuman Oilfield, Tarim Basin: Taking Guoledong I area as an example [J]. *Fault-Block Oil and Gas Field*, 2025, 32(5): 826-834.
- [26] 薛一帆, 文志刚, 黄亚浩, 等. 深层—超深层走滑断裂带储层流体来源与油气成藏过程研究——以塔里木盆地富满油田为例[J]. *油气藏评价与开发*, 2024, 14(4): 549-559.
- XUE Yifan, WEN Zhigang, HUANG Yahao, et al. Study on reservoir fluid source and hydrocarbon accumulation process in deep to ultra-deep strike-slip fault zone: A case study of Fuman Oilfield, Tarim Basin [J]. *Petroleum Reservoir Evaluation and Development*, 2024, 14(4): 549-559.
- [27] 程炳杰, 廖哲渊, 吕正祥, 等. 深层超致密砂岩孔隙演化特征及“甜点”储层发育模式——以川西坳陷东部斜坡须家河组二段为例[J]. *油气藏评价与开发*, 2025, 15(3): 394-405.
- CHENG Bingjie, LIAO Zheyuan, LYU Zhengxiang, et al. Pore evolution characteristics and “sweet spot” reservoir development model in deep ultra-tight sandstones: A case study of the second member of Xujiahe Formation in eastern slope of western Sichuan Depression [J]. *Petroleum Reservoir Evaluation and Development*, 2025, 15(3): 394-405.
- [28] 周三栋, 张伟鑫, 成巧耘, 等. 深部煤储层中煤层水可动性评价方法及动力学机制研究进展[J]. *吉林大学学报(地球科学版)*, 2026, 56(2): 397-412.
- ZHOU Sandong, ZHANG Weixin, CHENG Qiaoyun, et al. Research progress on evaluation method and dynamic mechanism of coalbed water movability in deep coal reservoirs [J]. *Journal of Jilin University (Earth Science Edition)*, 2026, 56(2): 397-412.
- [29] 缪欢, 姜振学, 龚训, 等. 川中地区筇竹寺组深层—超深层页岩孔隙结构与分形特征[J]. *现代地质*, 2025, 39(5): 1305-1315.
- MIAO Huan, JIANG Zhenxue, GONG Xun, et al. Pore structure and fractal characteristics of deep to ultra-deep shale in the Qiongzhusi Formation, central Sichuan area [J]. *Geoscience*, 2025, 39(5): 1305-1315.
- [30] ZHENG Herong, LUO Jun. Progress in research on the exploration and evaluation of deep geothermal resources in the Fujian-Guangdong-Hainan region, China [J]. *Energy Geoscience*, 2024, 5(2): 100232.
- [31] 胡永兴, 杨涛, 张翔, 等. 鄂尔多斯盆地西南镇原地区下白垩统洛河组砂岩型铀矿C、O同位素特征及铀成矿意义[J]. *现代地质*, 2025, 39(5): 1209-1218.
- HU Yongxing, YANG Tao, ZHANG Xiang, et al. Carbon and oxygen isotope characteristics and uranium mineralization significance of sandstone-type uranium deposits in the Lower Cretaceous Luohe Formation, Zhenyuan area, southwestern Ordos Basin [J]. *Geoscience*, 2025, 39(5): 1209-1218.
- [32] 张学成, 蔡全升, 王伟, 等. 中-深层优质碎屑岩储层差异发育特征及其主控因素——以琼东南盆地环崖南地区古近系崖城组—新近系三亚组为例[J]. *石油与天然气地质*, 2025, 46(3): 876-893.
- ZHANG Xuecheng, CAI Quansheng, WANG Wei, et al. Differential development characteristics and main controlling factors of high-quality clastic reservoirs in the middle-deep strata: A case study on the Paleogene Yacheng Formation and Neogene Sanya Formation around Ya'nan area, Qiongdongnan Basin [J]. *Oil & Gas Geology*, 2025, 46(3): 876-893.
- [33] 郑鹏麟, 徐珂, 张辉, 等. 基于热—流—固—化耦合的深层致密砂岩储层压裂缝扩展规律[J]. *石油实验地质*, 2025, 47(6): 1440-1454.
- ZHENG Penglin, XU Ke, ZHANG Hui, et al. Propagation patterns of hydraulic fractures in deep tight sandstone reservoirs based on thermo-fluid-solid-chemical coupling [J]. *Petroleum Geology & Experiment*, 2025, 47(6): 1440-1454.
- [34] 尹彬, 董长银, 李高峰, 等. 疏松砂岩储层近井防砂区域压降评价与参数优化[J]. *特种油气藏*, 2025, 32(6): 150-157.
- YIN Bin, DONG Changyin, LI Gaofeng, et al. Pressure drop evaluation and parameter optimization in near-well sand-control zones of loose sandstone reservoirs [J]. *Special Oil & Gas Reservoirs*, 2025, 32(6): 150-157.
- [35] 张靓, 齐媛, 孙玉玺, 等. 鄂尔多斯盆地麻黄山—堡子湾地区三叠系长1+2低渗透砂岩储层成藏条件及主控因素[J]. *特种油气藏*, 2025, 32(4): 68-76.
- ZHANG Liang, QI Yuan, SUN Yuxi, et al. Accumulation conditions and main controlling factors of Triassic Chang 1+2 low-permeability sandstone reservoirs in the Mahuangshan-Buziwan area, Ordos Basin [J]. *Special Oil & Gas Reservoirs*, 2025, 32(4): 68-76.
- [36] 曹宝军, 纪学雁, 李伟, 等. 大庆油田沙河子组致密砂砾岩气藏效益开发实践——以安达地区SOS9H井区为例[J]. *大庆石油地质与开发*, 2026, 45(1): 73-79.
- CAO Baojun, JI Xueyan, LI Wei, et al. Economic development practice of tight glutenite gas reservoirs in Shahezi Formation of Daqing Oilfield: Taking SOS9H well block in Anda area as an example [J]. *Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing*, 2026, 45(1): 73-79.
- [37] BLUNT M J, BIJELJIC B, DONG Hu, et al. Pore-scale imaging and modelling [J]. *Advances in Water Resources*, 2013, 51: 197-216.
- [38] 黎茂稳, 马晓潇, 金之钧, 等. 中国海、陆相页岩层系岩相组合多样性与非常规油气勘探意义[J]. *石油与天然气地质*, 2022, 43(1): 1-25.
- LI Maowen, MA Xiaoxiao, JIN Zhijun, et al. Diversity in the lithofacies assemblages of marine and lacustrine shale strata and significance for unconventional petroleum exploration in China [J]. *Oil & Gas Geology*, 2022, 43(1): 1-25.
- [39] 印森林, 胡张明, 赵军, 等. 塔里木盆地阳霞露头侏罗系阿合组致密砂岩甜点储层表征与建模——以传统野外露头数据与无人机倾斜摄影模型结合为例[J]. *石油与天然气地质*, 2026, 47(2): 591-608.
- YIN Senlin, HU Zhangming, ZHAO Jun, et al. Characterization and modeling of sweet spots in tight sandstone reservoirs of the Jurassic Ahe Formation, Yangxia outcrop, Tarim Basin: A case study using conventional outcrop data and UAV oblique photogrammetry model [J]. *Oil & Gas Geology*, 2026, 47(2): 591-608.
- [40] 葛家旺, 陈聪, 刘培, 等. 人工智能驱动的陆架砂体地震沉积学表征——以珠江口盆地惠州凹陷新近系珠江组主力砂体为例[J]. *石油与天然气地质*, 2025, 46(3): 860-875.

- GE Jiawang, CHEN Cong, LIU Pei, et al. AI-driven seismic sedimentological characterization of shelf sand bodies: A case study on the Neogene Zhujiang Formation, Huizhou Sag, Pearl River Mouth Basin [J]. *Oil & Gas Geology*, 2025, 46 (3): 860–875.
- [41] JIANG Feng, GU Qing, HAO Huizhen, et al. A method for automatic grain segmentation of multi-angle cross-polarized microscopic images of sandstone [J]. *Computers & Geosciences*, 2018, 115: 143–153.
- [42] FAN Xiaochuan, JU Lili, WANG Xiaoqiang, et al. A fuzzy edge-weighted centroidal Voronoi tessellation model for image segmentation [J]. *Computers & Mathematics with Applications*, 2016, 71(11): 2272–2284.
- [43] JIANG Feng, GU Qing, HAU H, et al. Grain segmentation of multi-angle petrographic thin section microscopic images [C]// 2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Piscataway, NJ: IEEE Press, 2017: 3879–3883.
- [44] 刘颜, 谢锐杰, 柴小颖, 等. 基于铸体薄片的致密砂岩储层孔隙微观参数定量提取技术[J]. *河南科学*, 2017, 35(1): 134–138.
- LIU Yan, XIE Ruijie, CHAI Xiaoying, et al. Quantitative extraction technology of micro pore structure parameters based on thin section for tight sand reservoir [J]. *Henan Science*, 2017, 35 (1): 134–138.
- [45] 刘春, 许强, 施斌, 等. 岩石颗粒与孔隙系统数字图像识别方法及应用[J]. *岩土工程学报*, 2018, 40(5): 925–931.
- LIU Chun, XU Qiang, SHI Bin, et al. Digital image recognition method of rock particle and pore system and its application [J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2018, 40 (5): 925–931.
- [46] 余晓露, 李龙龙, 蒋宏, 等. 融合图像处理与深度学习的亮晶颗粒灰岩岩相学分析应用[J]. *石油实验地质*, 2023, 45(5): 1026–1038.
- YU Xiaolu, LI Longlong, JIANG Hong, et al. Application of sparry grain limestone petrographic analysis combining image processing and deep learning [J]. *Petroleum Geology & Experiment*, 2023, 45(5): 1026–1038.
- [47] 陈建滢, 张中俭, 徐文杰, 等. 基于数字图像处理的矿物颗粒形态定量分析[J]. *工程地质学报*, 2021, 29(1): 59–68.
- CHEN Jianhuang, ZHANG Zhongjian, XU Wenjie, et al. Quantitative method of shape parameters of mineral particles based on image processing [J]. *Journal of Engineering Geology*, 2021, 29(1): 59–68.
- [48] 王永茂, 黄玲玲, 侯广顺, 等. 不同偏光系统下的岩石薄片图像联合分割[J]. *河南理工大学学报(自然科学版)*, 2023, 42 (6): 69–75.
- WANG Yongmao, HUANG Lingling, HOU Guangshun, et al. Combined segmentation of rock slice images under different polarizing systems [J]. *Journal of Henan Polytechnic University (Natural Science)*, 2023, 42(6): 69–75.
- [49] LIANG Jiabin, SUN Yongyang, LEBEDEV M, et al. Multi-mineral segmentation of micro-tomographic images using a convolutional neural network [J]. *Computers & Geosciences*, 2022, 168: 105217.
- [50] MAHMUD B U, HONG Guanyue. Semantic image segmentation using CNN (convolutional neural network) based technique [C]// 2022 IEEE World Conference on Applied Intelligence and Computing (AIC). Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society, 2022: 210–214.
- [51] 李春生, 刘涛, 刘宗堡, 等. 基于空间注意力机制的Mask R-CNN致密储层岩石薄片图像鉴定[J]. *中国石油大学学报(自然科学版)*, 2024, 48(4): 24–32.
- LI Chunsheng, LIU Tao, LIU Zongbao, et al. Image identification of rock slices of Mask R-CNN tight oil reservoir based on spatial attention mechanism [J]. *Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science)*, 2024, 48(4): 24–32.
- [52] DONG Lanfang, GUI Hao, YU Xiaolu, et al. High-accuracy image segmentation based on hybrid attention mechanism for sandstone analysis [J]. *Minerals*, 2024, 14(6): 544.
- [53] 李德崎. 深度学习在岩石薄片序列图像分割和目标识别中的应用研究[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2021.
- LI Deqi. Deep learning in rock slice sequence image segmentation and target recognition applied research [D]. Beijing: China University of Geosciences (Beijing), 2021.
- [54] DONG Liangfang, SUN Chenxu, YU Xiaolu, et al. Hybrid architecture for tight sandstone: automated mineral identification and quantitative petrology [J]. *Minerals*, 2025, 15(9): 962.
- [55] SAXENA N, DAY-STIRRAT R J, HOWS A, et al. Application of deep learning for semantic segmentation of sandstone thin sections [J]. *Computers & Geosciences*, 2021, 152: 104778.
- [56] 余晓露, 叶恺, 杜崇娇, 等. 基于卷积神经网络的碳酸盐岩生物化石显微图像识别[J]. *石油实验地质*, 2021, 43(5): 880–885, 895.
- YU Xiaolu, YE Kai, DU Chongjiao, et al. Microscopic recognition of micro fossils in carbonate rocks based on convolutional neural network [J]. *Petroleum Geology & Experiment*, 2021, 43(5): 880–885, 895.
- [57] 杜崇娇, 余晓露, 彭金宁, 等. 基于深度学习的碳酸盐岩颗粒分类识别[J]. *成都理工大学学报(自然科学版)*, 2023, 50 (5): 629–636.
- DU Chongjiao, YU Xiaolu, PENG Jinning, et al. Research on classification and recognition of carbonate particles based on deep learning [J]. *Journal of Chengdu University of Technology (Science & Technology Edition)*, 2023, 50(5): 629–636.
- [58] 潘少伟, 杨怡婷, 尚娅敏, 等. 基于DC-HED网络和骨架提取的岩心图像边缘检测[J]. *中国石油大学学报(自然科学版)*, 2025, 49(3): 97–107.
- PAN Shaowei, YANG Yiting, SHANG Yamin, et al. Edge detection of petrographic thin section images with DC-HED network and skeleton extraction [J]. *Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science)*, 2025, 49(3): 97–107.
- [59] 刘凯文, 熊淑华, 滕奇志. 基于U-net的铸体岩石薄片图像孔隙自动提取[J]. *智能计算机与应用*, 2021, 11(11): 68–75.
- LIU Kaiwen, XIONG Shuhua, TENG Qizhi. Automatic extraction of pores in slice image of rock castings based on U-net [J]. *Intelligent Computer and Applications*, 2021, 11(11): 68–75.
- [60] LI Na, HAO Huizhen, GU Qing, et al. A transfer learning method for automatic identification of sandstone microscopic images [J]. *Computers & Geosciences*, 2017, 103: 111–121.

- [61] LIU Ye, ZHANG Qidi, ZHANG Nan, et al. Enhancement of thin-section image using super-resolution method with application to the mineral segmentation and classification in tight sandstone reservoir [J]. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2022, 216: 110774.
- [62] 刘涛, 刘宗堡, 张可佳, 等. 基于深度学习的致密砂岩储层薄片图像生成与识别方法[J]. *吉林大学学报(地球科学版)*, 2026, 56(2): 724-738.
LIU Tao, LIU Zongbao, ZHANG Kejia, et al. Thin section image generation and recognition method of tight sandstone reservoir based on deep learning [J]. *Journal of Jilin University (Earth Science Edition)*, 2026, 56(2): 724-738.
- [63] 刘刚, 潘璐, 陈麒玉, 等. 基于多尺度双判别器GAN的地震图像超分辨率重建方法[J]. *地学前缘*, 2026, 33(4): 136-149.
LIU Gang, PAN Lu, CHEN Qiyu, et al. Seismic image super-resolution reconstruction method based on multi-scale dual-discriminator GAN [J]. *Earth Science Frontiers*, 2026, 33(4): 136-149.
- [64] 周圣荃, 李以科, 王立志, 等. 生成式AI技术在地学研究中的应用现状及发展趋势[J]. *地学前缘*, 2025, 32(4): 303-316.
ZHOU Shengquan, LI Yike, WANG Yongzhi, et al. Current status and development trends of generative AI technology in Earth science research [J]. *Earth Science Frontiers*, 2025, 32(4): 303-316.
- [65] 刘合, 屈如意, 王素玲, 等. 人工智能驱动多源融合在油气行业的探索与应用[J]. *中国石油大学学报(自然科学版)*, 2025, 49(4): 124-134.
LIU He, QU Ruyi, WANG Suling, et al. Artificial intelligence-driven multi-source integration: Exploration and application in oil and gas industry [J]. *Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science)*, 2025, 49(4): 124-134.
- [66] 任义丽, 曾昌民, 李欣, 等. 基于视觉大模型的砂岩岩石结构智能评价方法[J]. *石油勘探与开发*, 2025, 52(2): 488-498.
REN Yili, ZENG Changmin, LI Xin, et al. Intelligent evaluation of sandstone rock structure based on a visual large model [J]. *Petroleum Exploration and Development*, 2025, 52(2): 488-498.
- [67] 朱筱敏. 沉积岩石学[M]. 4版. 北京: 石油工业出版社, 2008.
ZHU Xiaomin. *Sedimentary petrology* [M]. 4th ed. Beijing: Petroleum Industry Press, 2008.
- [68] 刘宝珺. 沉积岩石学[M]. 北京: 地质出版社, 1980.
LIU Baojun. *Sedimentary petrology* [M]. Beijing: Geological Publishing House, 1980.
- [69] 贺静. 碎屑岩薄片鉴定指南[M]. 北京: 石油工业出版社, 2019.
HE Jing. *Thin section identification guide for clastic rocks* [M]. Beijing: Petroleum Industry Press, 2019.
- [70] 国家能源局. 岩石薄片鉴定: SY/T 5368-2016[S]. 北京: 石油工业出版社, 2016.
National Energy Administration. *Identification for thin section of rocks: SY/T 5368-2016* [S]. Beijing: Petroleum Industry Press, 2016.
- [71] 佩蒂庄. 沉积岩[M]. 李汉瑜, 徐怀大, 胡伯良, 等译. 北京: 石油工业出版社, 1981.
PETTIJOHN F J. *Sedimentary rocks* [M]. LI Hanyu, XU Huaida, HU Boliang, et al, translated. Beijing: Petroleum Industry Press, 1981.
- [72] 胡修棉, 赖文, 许艺炜, 等. 沉积岩显微数字图像数据的获取与信息收集标准[J]. *中国科学数据(中英文网络版)*, 2020, 5(3): 15-25.
HU Xiumian, LAI Wen, XU Yiwei, et al. Standards for digital micrograph of the sedimentary rocks [J]. *China Scientific Data*, 2020, 5(3): 15-25.
- [73] 刘彦鹏, 侯明才, 刘晓健, 等. 渤海湾盆地渤中凹陷潜山及上覆砂砾岩显微图像数据集[J]. *中国科学数据(中英文网络版)*, 2020, 5(3): 226-235.
LIU Yanpeng, HOU Mingcai, LIU Xiaojian, et al. A micrograph dataset of buried hills and overlying glutenite in Bozhong Sag, Bohai Bay Basin [J]. *China Scientific Data*, 2020, 5(3): 226-235.
- [74] 张艺秋, 安慰, 胡修棉. 藏南日喀则弧前盆地白垩纪陆源碎屑岩显微图像数据集[J]. *中国科学数据(中英文网络版)*, 2020, 5(3): 78-88.
ZHANG Yiqiu, AN Wei, HU Xiumian. A photomicrograph dataset of Cretaceous siliciclastic rocks from Xigaze Forearc basin, southern Tibet [J]. *China Scientific Data*, 2020, 5(3): 78-88.
- [75] 李盼盼, 李洋冰, 陈鑫, 等. 鄂尔多斯盆地东缘临兴区块上古生界致密砂岩显微图像数据集[J]. *中国科学数据(中英文网络版)*, 2020, 5(3): 163-169.
LI Panpan, LI Yangbing, CHEN Xin, et al. A photomicrograph dataset of Upper Paleozoic tight sandstone from Linxing Block, eastern margin of Ordos Basin [J]. *China Scientific Data*, 2020, 5(3): 163-169.
- [76] 钱红杉, 邢凤存, 张春林, 等. 鄂尔多斯盆地中寒武统徐庄组岩石薄片显微图像数据集[J]. *中国科学数据(中英文网络版)*, 2020, 5(3): 205-215.
QIAN Hongsha, XING Fengcun, ZHANG Chunlin, et al. A dataset of microscope images of Middle Cambrian rock sections from Xuzhuang Formation in Ordos Basin [J]. *China Scientific Data*, 2020, 5(3): 205-215.
- [77] 赖文, 张艺秋, 胡修棉, 等. 拉萨地体中-北部白垩纪陆源碎屑岩显微图像数据集[J]. *中国科学数据(中英文网络版)*, 2020, 5(3): 89-99.
LAI Wen, ZHANG Yiqiu, HU Xiumian, et al. Photomicrograph dataset of Cretaceous siliciclastic rocks from the central-northern Lhasa Terrane, Tibet [J]. *China Scientific Data*, 2020, 5(3): 89-99.
- [78] 韩中, 胡修棉. 西藏提斯喜马拉雅早-中侏罗世岩石薄片偏光显微图像数据集[J]. *中国科学数据(中英文网络版)*, 2020, 5(3): 107-115.
HAN Zhong, HU Xiumian. A photomicrograph dataset of Early-Middle Jurassic rocks in the Tibetan Tethys Himalaya [J]. *China Scientific Data*, 2020, 5(3): 107-115.
- [79] 张世杰, 胡修棉. 新疆塔里木盆地西部晚白垩世-始新世岩石薄片偏光显微图像数据集[J]. *中国科学数据(中英文网络版)*, 2020, 5(3): 59-69.

- ZHANG Shijie, HU Xiumian. Polarized light micrograph dataset of Late Cretaceous-Eocene rock thin sections from western Tarim Basin, Xinjiang[J]. China Scientific Data, 2020, 5(3): 59–69.
- [80] LIN T Y, DOLLÁR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection [C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society, 2017: 936–944.
- [81] HE Kaiming, GKIOXARI G, DOLLÁR P, et al. Mask R-CNN [C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society, 2017: 2980–2988.
- [82] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, et al. Deep residual learning for image recognition [C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society, 2016: 770–778.
- [83] DENG Jia, DONG Wei, SOCHER R, et al. ImageNet: A large-scale hierarchical image database [C]//2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society, 2009: 248–255.
- [84] HU Jie, SHEN Li, SUN Gang. Squeeze-and-excitation networks [C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society, 2018: 7132–7141.
- [85] HOU Qibin, ZHOU Daquan, FENG Jiashi. Coordinate attention for efficient mobile network design [C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society, 2021: 13708–13717.
- [86] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: convolutional block attention module [C]//Computer Vision–ECCV 2018. Cham: Springer, 2018: 3–19.
- [87] SANDLER M, HOWARD A, ZHU Menglong, et al. MobileNetV2: Inverted residuals and linear bottlenecks [C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society, 2018: 4510–4520.
- [88] BELLO I, ZOPH B, VASUDEVAN V, et al. Neural optimizer search with reinforcement learning [J]. Proceedings of Machine Learning Research, 2017, 70: 459–468.
- [89] BRADEN B. The surveyor's area formula [J]. The College Mathematics Journal, 1986, 17(4): 326–337.
- [90] BOGGS S Jr. Petrology of sedimentary rocks [M]. 2nd ed. Cambridge: Cambridge University Press, 2009.
- [91] FRIEDMAN G M. Distinction between dune, beach, and river sands from their textural characteristics [J]. Journal of Sedimentary Research, 1961, 31(4): 514–529.
- [92] KRUMBEIN W C. Size frequency distributions of sediments [J]. Journal of Sedimentary Research, 1934, 4(2): 65–77.
- [93] 国家能源局. 碎屑岩粒度分析方法: SY/T 5434–2018[S]. 北京: 石油工业出版社, 2018.
- National Energy Administration. Analysis method for particle size of elastic rocks: SY/T 5434–2018 [S]. Beijing: Petroleum Industry Press, 2018.
- [94] 成都地质学院陕北队. 沉积岩(物)粒度分析及其应用[M]. 北京: 地质出版社, 1978.
- Chengdu College of Geology, Northern Shaanxi Team. Grain size analysis of sedimentary rocks (materials) and its application [M]. Beijing: Geological Publishing House, 1978.
- [95] 袁红旗, 王蕾, 于英华, 等. 沉积学粒度分析方法综述[J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2019, 49(2): 380–393.
- YUAN Hongqi, WANG Lei, YU Yinghua, et al. Review of sedimentary grain size analysis methods [J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2019, 49(2): 380–393.
- [96] 余永宁, 刘国权. 体视学: 组织定量分析的原理和应用[M]. 北京: 冶金工业出版社, 1989.
- YU Yongning, LIU Guoquan. Stereology: Principles and applications of quantitative analysis of organizations [M]. Beijing: Metallurgical Industry Press, 1989.
- [97] 李保庆. 薄片粒度分析和“杂基的处理”[J]. 煤田地质与勘探, 1984, 12(4): 6–10.
- LI Baoqing. Grain size analysis of thin sections and “treatment of matrix” [J]. Coal Geology & Exploration, 1984, 12(4): 6–10.
- [98] FOLK R L, WARD W C. Brazos River bar [Texas]; a study in the significance of grain size parameters [J]. Journal of Sedimentary Research, 1957, 27(1): 3–26.
- [99] FOLK R L. Petrology of sedimentary rocks [M]. Austin: Hemphill Publishing Corporation, 1980: 182.
- [100] PRASHANTH V, NIMISHA R, LATHA M G. Image based shape characterization of granular materials and its effect on kinematics of particle motion [J]. Granular Matter, 2018, 20(1): 1–19.
- [101] 陈纪舟, 刘伟, 刘悦欣, 等. 颗粒磨圆度计算中棱角关键点的优化选取[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(23): 9991–9998.
- CHEN Jizhou, LIU Wei, LIU Yuexin, et al. Optimal selection algorithm of key points of corners for calculating particle roundness [J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(23): 9991–9998.
- [102] COX E P. A method of assigning numerical and percentage values to the degree of roundness of sand grains [J]. Journal of Paleontology, 1927, 1(3): 179–183.
- [103] WADELL H. Volume, shape, and roundness of rock particles [J]. The Journal of Geology, 1932, 40(5): 443–451.
- [104] 苏栋, 樊猛, 王翔, 等. 非规则颗粒形态表征与离散元模拟方法研究[J]. 中国科学(技术科学), 2023, 53(11): 1847–1870.
- SU Dong, FAN Meng, WANG Xiang, et al. Research on morphological characterization and discrete element modeling of irregular particles [J]. SCIENTIA SINICA Technologica, 2023, 53(11): 1847–1870.
- [105] 杨德泽. 颗粒粒径比和形状对颗粒材料力学行为影响的离散元研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2023.
- YANG Deze. The effect of particle size ratio and particle shape on the mechanical behavior of granular materials based on DEM [D]. Wuhan: Wuhan University, 2023.
- [106] 国家能源局. 岩石孔隙结构特征的测定 图像分析法: SY/T 6103–2019[S]. 北京: 石油工业出版社, 2019.
- National Energy Administration. Measurement of rock pore structure-Method of image analysis: SY/T 6103–2019 [S]. Beijing: Petroleum Industry Press, 2019.