

文章编号: 0253-2697(2024)08-1296-13 DOI:10.7623/syxb202408011

综述

岩心智能识别技术内涵与展望

刘合^{1,2} 任义丽^{1,2,3} 李欣^{1,2,3} 朱如凯² 胡延旭⁴ 刘茜^{2,3} 苏乾潇^{2,3} 吴健平⁴ 李彬⁴

(1. 多资源协同陆相页岩油绿色开采全国重点实验室 黑龙江大庆 163712; 2. 中国石油勘探开发研究院 北京 100083;

3. 中国石油天然气集团有限公司勘探开发人工智能技术研发中心 北京 100083; 4. 中国石油华北油田公司勘探开发研究院 河北任丘 062552)

摘要:岩心分析可为油气成烃成储成藏史研究、提高采收率和寻找优质储量提供支撑。随着油气勘探开发转向深层和非常规领域,储层非均质性强,原有基于岩心的单点式分析已不能满足需要,须将多种尺度的岩心图像和岩心实验数据进行综合分析。岩心分析从传统的人工描述,发展到现在的数字岩心并向岩心智能识别的方向发展。通过概括岩心图像分析的国内外研究现状,提出了岩心智能识别技术的定义和内涵;以利用微米—纳米CT图像重构全直径岩心孔隙结构的高分辨率CT图像为例,对岩心智能识别技术进行了阐述;对岩心智能识别技术在储层评价、压裂方案设计、微观渗流机理研究等领域的应用进行了展望。岩心智能识别技术的提出反映了人工智能技术在油气领域已经开始同步升级发展,即从单点业务智能化、提速提效的初级阶段,向着多尺度多模式数据融合、垂直领域大模型技术应用、提质发展的更高阶段转变。

关键词:人工智能;岩心智能识别;岩石组分;孔隙结构;岩石结构

中图分类号:TE122.14

文献标识码:A

Connotation and prospect of intelligent recognition technology for cores

Liu He^{1,2} Ren Yili^{1,2,3} Li Xin^{1,2,3} Zhu Rukai² Hu Yanxu⁴ Liu Xi^{2,3} Su Qianxiao^{2,3} Wu Jianping⁴ Li Bin⁴

(1. National Key Laboratory for Green Mining of Multi-resource Collaborative Continental Shale Oil, Heilongjiang Daqing

163712, China; 2. PetroChina Research Institute of Petroleum Exploration and Development, Beijing 100083, China;

3. CNPC Artificial Intelligence Technology R&D Center for Exploration and Development, Beijing 100083, China;

4. Exploration and Development Research Institute, PetroChina Huabei Oilfield Company, Hebei Renqiu 062550, China)

Abstract:Core analysis can provide support for studying the history of hydrocarbon generation, reservoir formation, and petroleum accumulation, improving oil and gas recovery rates, and searching for large-scale high-quality reserves. With the hydrocarbon exploration and development shifting towards deep and unconventional fields, the reservoirs are highly heterogeneous, and so the previous single-point analysis based on core can no longer meet the needs. It is necessary to comprehensively analyze the multi-scale images and experimental data of cores. Moreover, core analysis has developed from conventional manual description to the current digital core technology, and further towards the intelligent recognition of cores. Firstly, the paper comprehensively summarizes the current research status of core image analysis at home and abroad, and then proposes the definition and connotation of intelligent recognition technology for cores; next, the intelligent recognition of cores has been elaborated based on the case study of how to reconstruct the high-resolution CT images of full-diameter pore structure using micro-nano CT images; finally, the application of intelligent recognition technology for cores in reservoir evaluation, fracturing scheme design, and micro-seepage mechanism research is prospected. The proposal of intelligent recognition technology for cores reflects that artificial intelligence technology has begun to upgrade and develop synchronously in the oil and gas field, i. e., from the primary stage of intelligentization and speed and efficiency improvement of single-point business to a higher stage of multi-scale and multi-modal data fusion, application of large model technology in vertical fields, as well as high-quality development.

Key words:artificial intelligence; intelligent recognition of cores; rock constituents; pore structure; rock structure

引用:刘合,任义丽,李欣,朱如凯,胡延旭,刘茜,苏乾潇,吴健平,李彬.岩心智能识别技术内涵与展望[J].石油学报,2024,45(8):1296-1308.

Cite:LIU He,REN Yili,LI Xin,ZHU Rukai,HU Yanxu,LIU Xi,SU Qianxiao,WU Jianping,LI Bin. Connotation and prospect of intelligent recognition technology for cores[J]. Acta Petrolei Sinica,2024,45(8):1296-1308.

基金项目:国家自然科学基金面上项目“知识与数据融合的油气储层薄片智能鉴定方法”(No. 42372175)和中国石油天然气股份有限公司科技项目“油气勘探开发人工智能关键技术研究”(2023DJ84)资助。

第一作者:刘合,男,1961年3月生,2002年获哈尔滨工程大学博士学位,现为中国工程院院士、中国石油勘探开发研究院副总工程师,主要从事低渗透油气藏增产改造、机采系统提高系统效率、分层注水和井筒工程控制技术、油气人工智能等研究。Email:liuhe@petrochina.com.cn

通信作者:任义丽,女,1987年3月生,2023年获中国石油勘探开发研究院博士学位,现为中国石油勘探开发研究院高级工程师,主要从事计算机视觉、深度学习、大模型等技术在油气地质中的应用研究。Email:renyili@petrochina.com.cn

岩心准确记录了油气储层的各种物理化学特征,也包含了地质历史时期的诸多关键成藏信息。岩心分析贯穿于油气勘探开发全过程,岩心分析不仅能为勘探开发提供准确的一手数据,也能为恢复烃源岩生、排烃史和油气成藏史提供重要支撑,助力盆地分析、区带评价和有利目标的选取、开发方案的编制和调整,以及工程改造措施的优化等。

油气资源经过几十年大规模的勘探开发,优质资源急剧减少、资源劣质化加剧,油气勘探开发逐步向深层、非常规储层方向拓展^[1]。因深层、非常规储层的非均质性极强,要实现资源的准确认识和有效开发,需基于大量、全面的岩心分析数据,综合岩心滚筒扫描、计算机断层扫描(CT)、扫描电镜、显微薄片等多种尺度的岩心图像并结合高压压汞、核磁共振等多种岩心实验开展分析。现有的岩心分析方法大多是单点分析,多种手段的综合分析尚未成熟,难以满足非常规储层勘探开发的需求。

现有岩心分析方法可以归纳为肉眼观察、图像分析和实验分析。肉眼观察主要借助显微镜及滴盐酸等物理手段,依靠专家经验对岩心开展定性分析。图像分析主要借助扫描仪器,将岩心扫描成薄片、CT、电镜等图像,利用图像处理软件并结合专家经验进行分析。岩心实验分析主要包括压汞实验、物性实验、岩石力学实验、X射线衍射(XRD)和成岩模拟实验等。图像分析是较为广泛应用的一种手段,其相较于实验分析而言不会损坏样本,相较于肉眼观察而言能更精准地量化结果。

现有的岩心图像分析方法面临着工作量大、鉴定效率低、精准度低、对专家依赖度高和人才紧缺等挑战,无法实现“应检尽检”,难以满足快速高效勘探开发的需求。受人工鉴定效率的限制,只能选择重点井位、重点层段进行岩心取样分析,致使大量的储层信息未被提取,影响了勘探开发的部署。以长庆油田为例,其目前的取心长度约为5000 m/a,按照储层岩性分析的岩心取样标准,即每米岩心至少分析5块样品,则应检测的薄片样本量为25000块,而实际检测量仅达6500块,即检测率不到30%,这制约了储层分析的精度。此外,合格的岩矿鉴定专家往往需要日积月累的实践,人才培养周期长、成本高导致岩矿鉴定人员呈逐步减少的趋势,人才严重短缺。岩心智能识别技术亟待发展。

1 岩心图像分析的研究现状

图像智能分析正成为岩心分析的发展趋势。目前,越来越多的学者利用深度学习、计算机视觉等技术开展岩心图像智能分析,在岩性智能识别、岩石组分智

能识别、孔隙结构分析、岩石结构量化评价等方面开展一系列研究,但已有研究多针对单尺度、单模态图像进行单点分析,尚未实现多尺度多模态岩心图像融合分析且分析结果未结合岩心分析实验数据。以下分别阐述图像分类技术、图像分割技术、三维重构技术和图像超分辨率重构技术,以及其他计算机视觉技术等岩心图像分析方面的应用。

1.1 图像分类技术

图像分类技术是一种使用计算机学习理解图像特征并根据其划分图像类型的技术,是计算机视觉中最基本和最广泛研究的任务之一,目前已在岩心图像分析的多个方向开展了应用,如岩性识别、矿物成分识别和风化度评价等。

1.1.1 岩性识别

岩性识别基于深度学习的图像分类技术。深度学习的图像识别方法可以在学习过程中自适应地形成针对各种关键深层特征敏感的滤波器,相较于传统图像识别方法,能更好地进行特征提取和降维,并通过与已知岩性匹配来实现岩性识别。目前,该技术主要应用于岩石和薄片图像分析,常见于野外地质调查时的岩性快速判别和实验室显微镜下的岩石薄片精细识别。

在岩石图像识别方面,白林等^[2]基于卷积神经网络(CNN)构建了岩性识别的深度学习模型,对15种常见岩石图像数据进行识别,通过分析CNN学习过程中产生的特征图,成功提取多种类型岩石中的矿物,从而实现更精确的岩性识别。冯雅兴等^[3]利用岩石新鲜面图像验证了基于AlexNet孪生卷积神经网络模型,实现了对常见岩石类型的分类。Fan等^[4]基于SqueezeNet和MobileNets两个轻量级CNN模型对28种岩石的图像进行了识别和分类,满足了野外地质调查人员快速识别岩石岩性的需要。熊越晗等^[5]基于Inception-v3模型建立了岩样细观图像深度学习模型,实现了对泥岩、砂质泥岩、泥质砂岩和砂岩4种典型岩样细观图像的分类。

在岩石薄片分析方面,Li等^[6]使用迁移学习来处理跨地区的砂岩显微图像分类问题;雷明锋等^[7]提出了一种基于Mask R-CNN(Mask Region-based Convolutional Neural Networks)的岩性智能识别方法,用于岩石薄片的矿物识别与含量统计。

1.1.2 矿物成分识别

矿物成分识别同样基于深度学习的图像分类技术。随着以深度神经网络(DNN)模型为代表的新一代人工智能技术的发展,特别是CNN模型性能的不提升以及简易高效的机器学习开发包的相继推出,国内外对于矿物成分的识别研究已逐步向智能化方向

发展。将深度学习等视觉算法应用于岩石矿物成分识别已取得一定成果。以 DNN 模型为基础开展的显微光学图像矿物成分智能识别研究开始出现:彭伟航等^[8]利用 Inception-v3 深度模型架构对几种常见矿物进行了智能识别;张中亚等^[9]在残差深度卷积神经网络模型上综合研究了砂岩薄片的分割识别;郭艳军等^[10]利用残差神经网络(ResNet)实现了基于岩石图像的石英、角闪石等 5 种矿物的识别,在一定程度上能够有效提取不同矿物成分的特征信息,以更高的准确率实现多类矿物成分的有效识别;Borges 等^[11]使用 K-近邻算法和决策树方法,基于提取的岩石颜色、纹理等光学特征实现了矿物分类;Maitre 等^[12]通过随机森林算法和计算机视觉技术实现了光学显微图像中矿物成分的自动识别。矿物成分识别的任务需要较多专家标注的岩石薄片作支撑,但部分基于深度学习的矿物成分智能识别工作存在因专家标注的岩石薄片数量较少而带来的训练样本不足的问题。

1.1.3 风化度评价

岩心图像的风化度研究是按照预先指定的风化度标准,对待检图像进行归类。黄辉红^[13]以土木施工现场采集的泥岩图像为实验数据,以 CNN 为基础模型,且考虑到泥岩风化数据集的不平衡问题,引入了多分支网络结构,同时设计了以 Focal Loss 函数为基础的损失函数对模型进行改进,从而有效地提升了在泥岩图像上识别中等风化和全风化的准确率。严良平等^[14]提出了一种基于深度学习的岩石风化度分类方法,具体为:利用 ResNeXt-50 版本提取岩石特征图像,利用结构化随机森林边缘检测并结合提取的岩石边缘特征,使用全局注意力融合图像特征和边缘特征,通过全连接层和 Softmax 函数将图像结果映射到各个风化度类别。

综上所述,基于图像分类技术的岩心分析方法具有识别速度快、成本低等优势,但由于地质环境复杂、标注专家稀缺、岩心样本鉴定存在多解性、数据分散存储且保密性高等原因,导致数据量不足、数据源单一,这些因素制约了智能识别算法的进一步发展。在岩心分析中,图像分类面临的长尾分布问题不容忽视。例如,在进行矿物成分识别时石英和长石会占绝大多数,但含量少的矿物对沉积环境往往具有重要的指示意义,目前对于这些特征不明显、识别困难的少量矿物,由于样本积累量不足,其图像识别仍面临困难。此外,现有技术中未能充分融合矿物成分识别的规则标准和日积月累的宝贵专家经验。

1.2 图像分割技术

图像分割技术是将图像中的每个像素进行分类,

或分配不同的标签,从而实现对图像的精细划分和理解,主要有图像处理和深度学习两大类。图像处理技术依据像素值,对色彩、纹理等较为明显的特征进行分割;深度学习技术则依赖数据驱动,通过神经网络提取特征。分割算法的应用主要集中在获取岩石显微图像的目标区域上,如岩石颗粒分割和储集空间分析。

1.2.1 颗粒分割

在岩心图像的颗粒分割方面,已有学者关注全卷积网络(FCN)、U-Net(U-Networks)、SegNet(Segmentation Networks)等深度学习模型。

U-Net 通过特有的结构和特征融合策略,能够在岩石扫描电镜(SEM)及 CT 图像分割方面取得良好效果。Chen 等^[15]利用 U-Net 实现了页岩 SEM 图像的自动分割。Wang 等^[16]以灰度手动分割的三维 CT 图像作为标签集,使用 U-Net 实现了砂岩 CT 图像的自动分割。Li 等^[17]对页岩的 SEM 图像进行了多组分分割,并与使用 U-Net 模型和其他机器学习方法,包括支持向量机、k-近邻算法、随机森林算法和人工神经网络的分析结果进行了对比。Li 等^[18]利用 U-Net 模型建立了多矿物组分的三维页岩岩心模型,将页岩的 CT 图像作为原始图像,以相应的扫描电镜矿物定量评价(QEMSCAN)图像作为标签图像,训练并使用 U-Net 模型对 CT 图像进行自动分割。分割步骤为:先将灰度图像转化为多矿物组分图像,再将手动分割的微孔和裂缝添加到图像中形成最终的模型。该 U-Net 模型在矿物含量、形态特征和空间结构方面具有较好效果。

此外,有研究者对 U-Net 进行改进,或是采用其他神经网络。司晨冉等^[19]将 Mask R-CNN 网络引入岩石颗粒分割任务;王伟等^[20]以黏连矿石图像为训练数据,提出了一种基于 U-Net 模型改进的边缘感知模型,从而更好地将黏连矿石进行分离。王浩等^[21]通过增设感受野模块和卷积注意力模块对 UNet3+ 模型进行了改进,在 UNet3+ 模型的每个编码层中加入感受野模块,扩大网络感受野,并将优化模型用于提取岩心颗粒,克服了图像分割精度不足的问题。薛章涛^[22]提出了一种分割网络——HRNet,将岩心图像分割为岩石颗粒、岩石孔隙空间的有色胶及原生矿物。Tang 等^[23]对铁矿石的三维 X 射线扫描数据进行了矿物解离分析,其方法相较于传统的二维矿物解离分析方法能整合更多信息。

1.2.2 孔隙信息

基于图像分割技术提取孔隙信息是主要发展趋势。孔隙智能化技术尚处于起始发展阶段,目前主要利用传统图像处理算法实现孔隙信息的提取。常用方

法包括阈值分割法、区域增长法、边缘检测法和基于聚类的分割等。基于深度学习的孔隙提取通过网络结构抽取浅层的岩石边缘特征、色彩等信息和深层的语义信息,并通过有监督的训练实现孔隙信息的提取。陈雁等^[24]针对 U-Net 模型的不足和页岩孔隙分割的难点和特点改进了网络,提出了 FLU-net(Focal Loss U-Net)模型,并结合孔隙尺度分类统计方法,实现了页岩储层微观孔隙结构的自动化定量表征;Jobe 等^[25]使用 Inception-v3 模型识别灰岩薄片 Dunham 分类的结构组成,并使用 MATLAB 软件计算了孔径和形状等参数;Duarte-Coronado 等^[26]利用 VGG19(Visual Geometry Group)、MobileNetV2(Mobile Networks V2)、Inception-v3、Xception(Extreme Inception)和 InceptionResNetV2(Inception Deep Residual Networks V2)等模型处理高分辨率岩石薄片图像,并预测岩石孔隙度;Misbahuddin^[27]利用分水岭算法分割的二维灰度 SEM 图像训练 CNN 模型,进而预测页岩的孔隙度和平均孔径;Flores 等^[28]利用 CNN 模型处理背散射电子显微镜图片;Alqahtani 等^[29]利用 CNN 模型通过高分辨率二维灰度 CT 图像预估了砂岩样品的孔隙、配位数和平均孔隙尺寸等;Antle^[30]利用带注释的 CT 图片数据集训练 FCN 模型,能够自动对岩心扫描结果进行三维裂缝识别与分割。

目前,图像分割技术已在岩心分析领域取得了初步效果,但其工业化应用仍面临诸多难点。一是受压实作用、溶蚀作用等因素影响,在成岩作用下,颗粒和孔隙的特征复杂,颗粒间的界限、孔隙与矿物颗粒的边界划分不明显;二是样本不均衡现象严重;三是样本重叠问题突出,岩心领域的图像分割是典型的细粒度识别问题,由于矿物颗粒的属性重叠,存在同类孔相异而异类孔相似的问题。在已有的基于深度学习的岩心图像分割研究中,大都直接应用现有的语义分割、实例分割算法,并未针对岩心图像的特殊性进行改进,未考虑成岩作用等因素的影响。此外,喉道分析是孔隙结构分析中的重要内容,但在目前的研究中少有体现。2023年,Meta公司提出了在计算机视觉领域具有里程碑意义的 SAM(Segment Anything Model)分割模型和迄今为止最大的分割数据集,该数据集包含了超过 1×10^8 张图像,涵盖了超过 10×10^8 个分割标注^[31]。SAM可以在没有额外训练的情况下,对不熟悉的物体和图像进行泛化分割,这将极大地促进计算机视觉基础模型的发展,同时也将为岩心智能识别带来新的研究方法。

1.3 三维重构技术

三维重构技术是计算机视觉领域中的一个重要课

题,是指通过二维图像或其他传感器数据恢复三维场景的几何结构和外观信息的过程。利用该技术可以建立一个准确的三维数字岩心模型,便于后续进行岩石物理数值模拟实验。

Goodfellow 等^[32]提出了生成式对抗网络(GAN)。因 GAN 具有强大的图像特征学习能力和图像生成能力,许多学者开始着眼于应用 GAN 及其变体进行三维数字岩心重构研究。基于原始的 GAN 模型,出现了深度卷积生成式对抗网络(DCGAN)、条件生成式对抗网络(CGAN)、WGAN(Wasserstein GAN)、最小二乘法生成式对抗网络(LSGAN)、循环一致性生成式对抗网络(CycleGAN)、基于样式的生成式对抗网络(StyleGAN)和堆叠生成式对抗网络(StackGAN)等变体,以改进模型的稳定性、生成质量和训练效率等。其中,DCGAN 和 CGAN 为当前较为主流的三维数字岩心重构网络。

DCGAN 将 CNN 模型作为生成器和判别器,其在三维数字岩心重构中的应用最早也最广泛。Mosser 等^[33]将 GAN 引入到数字岩石重构中,创造性地使用 DCGAN 实现了多孔介质的高分辨率三维图像重构,并在此基础上,将后续研究中集中于基于二维灰度切片的三维鲕粒灰岩重构^[34],解决了 GAN 所面临的与训练数据相关的概率分布表示问题。Liu 等^[35]使用经过 Berea 砂岩和 Estailades 碳酸盐岩数据训练的 DCGAN 模型进行三维数字岩石重构。在近年的研究中,杨永飞等^[36]基于真实页岩岩心的三维聚焦离子束扫描电镜(FIB-SEM)图像获得了大尺寸的训练图像,并使用 6 层深度卷积神经网络作为生成器和判别器,由生成器合成的数字岩心不仅可以恢复原始岩心的孔隙信息,还能获取其空间分布,从而对原始岩心的孔隙空间进行良好描述。Zhao 等^[37]提出了一种基于 DCGAN 的利用致密砂岩 CT 图像进行三维数字岩心重构的新方法,即在生成器和判别器中采用三维卷积,实现从一维数据到三维数字岩石模型的重构。Feng 等^[38]应用 CGAN 根据图像的较少信息和真实岩石数据重构了完整的二维岩心图像。Volkhonskiy 等^[39]在 CGAN 的生成器之前加入了自动编码器,以提取孔隙结构信息并将其作为约束,输入到生成器中,并使用不同的天然岩心样本评估了性能。Zheng 等^[40]构建了由矢量量化变分自动编码器(VQ-VAE)和有条件的生成式预训练变换器(GPT)组成的 RockGPT 网络,以基于视频生成的方法合成三维样本,通过单个二维切片生成三维岩石样本,并可以同时生成多种满足用户定义属性的岩石类型。

CycleGAN 和 StyleGAN 等不同形式的 GAN 也

被用来重构数字岩心,包括通过岩心二维切片重构三维数字岩心和通过三维岩心图像重构三维数字岩心,但构建的对象往往是均质性较好的岩心。

现有利用三维重构技术重建的对象大都是单模态数据,对于多模态数据的分析较少。在实际石油地质分析中,单模态的CT数据可能不足以提供完整的样本信息,此时可以考虑将CT数据与岩石薄片观测图像结合,构建信息更为丰富的三维体模型。由于现有的重建技术对噪声和伪影处理的考虑较少,后续研究有必要增加去噪声、去伪影功能。此外,随着影像采集软硬件的更新迭代,CT数据体结构越来越大,如何开发高效的重建算法、加速重建过程也是未来工业化应用中面临的重要问题。

1.4 超分辨率重构技术

图像超分辨率重构是计算机视觉领域的研究热点之一。基于深度学习方法,通过训练深度神经网络模型,能够从大规模图像数据中学习丰富的特征表达,进而推断高分辨率图像的细节信息,为超分辨率重构提供了一种先进的解决方案。

近年来,一些深度学习方法,如超分辨率卷积神经网络(SRCNN)、超分辨率生成式对抗网络(SRGAN)已被许多研究人员证明能够有效提高岩石显微CT图像的分辨率。

Dong等^[41]提出了一种SRCNN方法,该方法通过映射和重构可以将低分辨率(LR)图像转换为超分辨率(SR)图像。基于此,许多研究人员将SRCNN应用于高分辨率岩石显微CT图像生成,并取得了良好的效果。Wang等^[42]采用基于SRCNN发展出的SR-Resnet、EDSR(Enhanced Deep SR)和WDSR(Wide-Activation Deep SR)3个模型对砂岩和碳酸盐岩的微计算机断层扫描(micro-CT)图像进行处理,结果表明SRCNN对岩石图像的超分辨率重构质量明显优于传统方法。

Ledig等^[43]提出将GAN应用于图像超分辨率重构,即SRGAN,利用GAN的生成器和判别器竞争机制,通过生成器将低分辨率图像转换为高分辨率图像,同时用判别器评估生成的图像是否真实。SRGAN的引入为图像的超分辨率重构提供了一种全新方法,相较于传统方法具有更好的视觉效果和细节保留能力。此后,SRGAN的各种变体被诸多学者应用于提高岩石显微CT图像的分辨率。朱联祥等^[44]使用SRGAN对岩石显微CT图像进行超分辨率重构研究,取得了良好结果。SRGAN的训练需要大量配对数据,这限制了SRGAN的广泛应用。

CycleGAN不需要成对的低分辨率图像和高分辨

率图像进行训练。CycleGAN利用一组不成对的图像进行离线训练,模拟不同分辨率下图像之间的映射关系,是一种能够从单个低分辨率观测中还原出高分辨率图像的循环一致性GAN。因此,基于CycleGAN的超分辨率方法逐渐引起了研究人员的关注。Chen等^[45]在岩石显微CT图像重构中提出了超分辨率循环一致性生成式对抗网络(SR-CycleGAN)方法,该方法在视野和分辨率方面超越了成像系统的限制,可以同时获得大视野和高分辨率的岩石显微CT图像。

利用超分辨率重构技术构建多尺度岩心模型是当前三维重构的研究热点。姜黎明等^[46]考虑到CT法具有分辨率和尺寸相互矛盾的问题,即对于显微CT来说,分辨率低的孔隙无法被识别的问题,利用压汞实验获得微孔隙的半径分布,然后采用随机网络法建立了微孔隙的网络模型,再应用网格法将其转化为微孔隙的数字岩心,进而利用多尺度融合法构建高分辨率的数字岩心。Wang等^[47]基于显微CT成像技术对九老洞组页岩的孔隙结构进行了三维重构,研究了页岩的三维孔隙结构特征。崔利凯等^[48]、李俊键等^[49]通过对比不同分辨率的QEMSCAN矿物分布图像和显微CT岩心切片灰度图,建立了CT灰度值与不同矿物组分的对应关系,进而对CT的整块岩心的矿物组分进行了识别。

如今,数字岩心技术的研究状况已经走向多尺度、多层次的行列,利用超分辨率重构技术建立多尺度数字岩心模型是未来建模的发展趋势。

1.5 其他计算机视觉技术

除上述计算机视觉技术外,还有许多计算机视觉技术在岩心图像分析中得到应用。

利用计算机视觉、图形学等技术可实现岩石结构的量化表征,如去扁化圆度计算法、颗粒圆度量法^[50-51]、基于棱角圆的磨圆度量法^[52]等可实现磨圆度的自动量化评估。任义丽等^[53]提出一种基于岩石颗粒分割算法CoreSeger的岩石结构量化表征方法,可实现粒度、分选性、磨圆度、风化度和接触关系等的量化表征。

利用计算机视觉技术可实现孔隙的表征和数字岩心模型的构建。Wu等^[54]使用多组分和多尺度建模算法研究了页岩中有机质孔网络与气体渗透率的关系。吴玉其^[55]对低渗透储层进行了数字岩心分析研究,该研究采用了两种数字岩心混合建模技术,构建了多尺度的数字岩心模型,提取了相应的孔隙网络,并模拟了多孔介质的单相流动特性。

今后,自ChatGPT(Chat Generative Pre-trained Transformer)问世后,大模型、多模态已成为主流发展

趋势,这也使得对多尺度、多模态岩心图像和岩心分析实验数据进行综合分析成为可能。

2 岩心智能识别技术内涵

当前,岩心分析已从传统的人工描述发展到数字岩心,正向着岩心智能识别的方向发展(图 1)。第一代岩心分析主要依靠人工鉴定。传统的岩心分析主要依赖地质专家肉眼观察,借助显微镜等实验设备进行简单的统计,为定性观察阶段。第二代岩心分析以数字岩心技术为代表。数字岩心是近年来随着信息化技术发展而兴起的一种有效的岩心分析方法,在砂岩、碳酸盐岩、页岩等分析

领域应用广泛,并获得了极大的成功。数字岩心的基本原理是基于二维 SEM 图像或三维 CT 图像,运用计算机图像处理技术,将岩心微观结构以图像或数据的形式刻画出来,并通过数学建模、定量分析、物理场模拟来研究岩石微观结构及岩石物理属性。早期的“数字岩心”技术主要依赖图像处理算法对岩心进行数字化展示和简单统计。但现如今,传统图像处理算法的分析效率和结果已无法满足需求。深度学习、计算机视觉、大模型等人工智能技术的迅猛发展,及其在图像分析领域应用的逐渐深化,使得岩心分析技术正逐渐走向智能化阶段,迎来了以“岩心智能识别”为代表的第三代阶段。

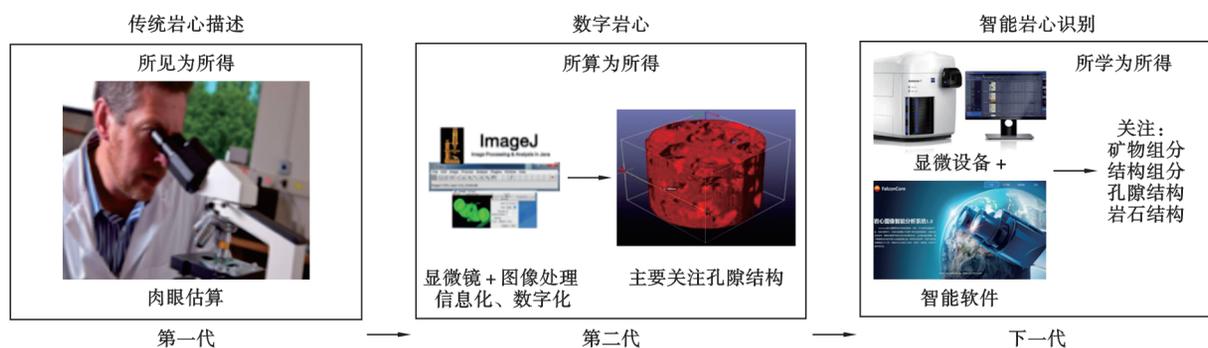


图 1 岩心分析的发展历程及趋势

Fig. 1 Development history and trends of core analysis

2.1 岩心智能识别技术的定义及内涵

岩心智能识别技术是指以多尺度岩心图像和岩心实验数据为分析对象,利用深度学习、计算机视觉等技术实现油气储层矿物组分、结构组分、孔隙结构、岩石结构等智能分析,实现基于岩心的全面、智能、量化的储层微观表征。

岩心智能识别技术相较于数字岩心技术,其分析对象扩展到来自岩心、岩石薄片、SEM 和 CT 等多尺度图像以及实验数据,分析内容扩展到了矿物组分、结构组分、孔隙结构和岩石结构等,技术原理从图像处理转变为深度学习。以岩心图像智能分析为例,岩心智能识别技术通过将显微设备与人工智能软件相结合,实现对多尺度岩心图像的智能分析。同时,以物性、粒度等实验数据和专家经验等多模态数据为辅助,实现对岩心的全面精细量化表征。

2.2 岩心智能识别的对象

岩心智能识别技术的分析对象是岩心的多尺度图像和实验数据。已有的分析方法主要是对图像或实验数据进行单点分析,而岩心智能识别技术则要解决对岩心的多尺度图像和实验数据进行综合分析。岩心的多尺度图像数据包括米级的滚筒扫描岩心照片和全直径 CT 图像、厘米级的岩石薄片照片、微米—纳米级的 CT 图像和 SEM 图像(图 2)。维度上,既包括从 CT、

FIB-SEM 等获得的三维图像,又包括从岩石薄片观察、Maps 扫描电镜(大视域高分辨率扫描电镜)等获得的二维图像。

岩心分析的实验数据是指利用物理、化学等实验手段获取的岩心数据。矿物组分分析的实验方法包括全岩分析、XRD 等。岩石结构分析的实验方法包括粒度测试、成岩模拟以及岩石力学实验(如脆性实验)等。对于储层特征,一般通过开展物性试验(如常规物性实验)和孔隙结构实验(如核磁共振、高压压汞、恒速压汞、铸造薄片分析等)进行研究。

2.3 岩心智能识别的内容

岩心智能识别以解决油气勘探开发过程中的储层质量评价及流体流动性质为主要研究目的,研究内容包括岩石组构和孔隙结构两个方面。同时,为了进一步建立纵向井筒数据特征,与测井曲线建立约束关系,岩心智能识别的内容也会包含一些岩石力学、电性、放射性等物理性质。

岩石组构分析以岩石薄片为对象,主要包含矿物组分和结构组分分析以及岩石结构分析。对于矿物组分和结构组分分析,基于人工识别矿物的基本原理,结合现今先进的智能算法,建立了多光源、多角度的图像自动矿物识别方法。对于岩石结构分析,通过建立颗粒分割—成分识别—结构识别的基本流程,实现了岩

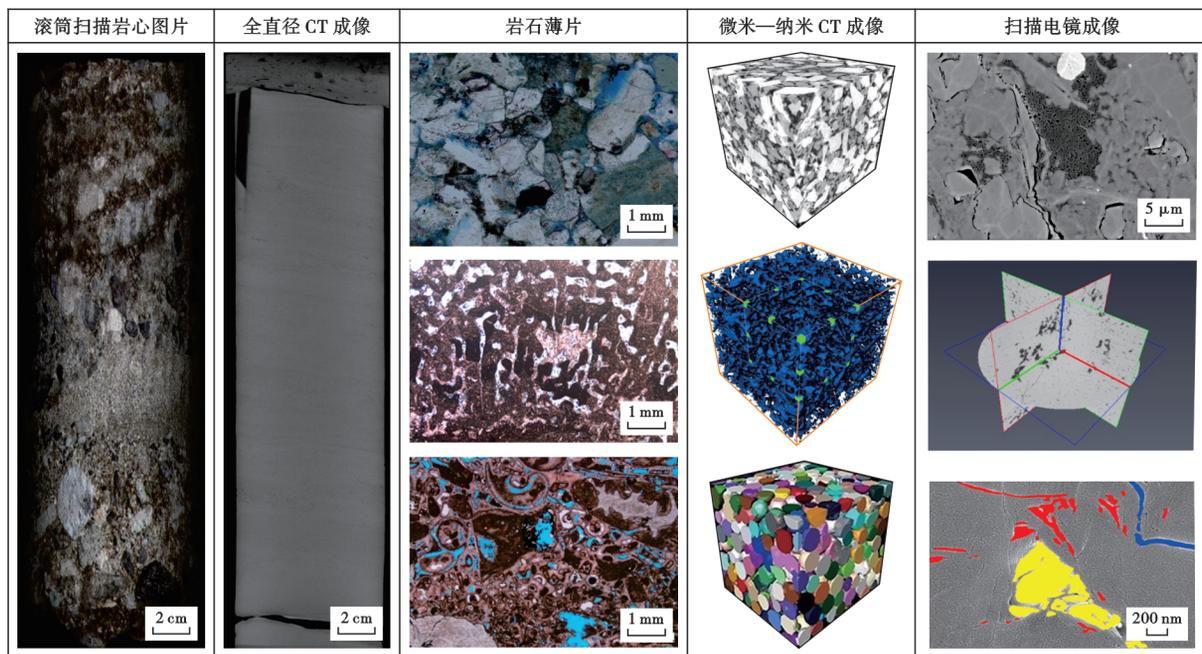


图 2 多尺度岩心图像示意

Fig. 2 Sketch of multi-scale core images

石成分的精确定量和结构特征的定量表征,实现了岩石成分从半定量自估、结构特征从定性描述到全定量分析。

孔隙结构分析主要包含孔隙大小、数量、类型、产状等诸多内容。近年来,诸多专家对孔隙结构的准确表征进行了大量尝试,形成了不错的产品,如利用铸体孔隙图像分析系列软件,实现了孔隙数量的自动化识别和孔隙产状的定量表征。但软件也存在诸多不足,包括不能自动识别孔隙类型、无法定量表征孔隙产状等关键特征的问题。

2.4 岩心智能识别的技术手段

现有岩心分析技术以数字岩心为代表,主要利用

扫描设备将岩心数字化、构建数字岩心模型,以支撑渗流模拟、储层特征研究等工作。岩心扫描成像的图像分析主要是利用 Avizo、ImageJ、PerGeos、Dragonfly 等软件,并结合专家经验进行分析处理。随着扫描仪器的迭代更新,岩心图像的分辨率越来越高,图像数据越来越大,如 1 m 长的全直径单能 CT 图像的数据大小约为 100 GB。目前,现有岩心图像软件的分析处理能力跟不上,亟须智能识别手段。

岩心智能识别的技术手段主要是深度学习、计算机视觉等人工智能技术。笔者将岩心智能识别的智能算法分为 5 类,分别是图像分类、目标检测、图像分割、图像修复和三维重构(表 1)。

表 1 岩心智能识别的技术手段

Table 1 Technical methods of intelligent core identification

算法	分类	模型示例
图像分类	跨物种语义级别的图像分类、子类细粒度图像分类、多标签图像分类	LeNet, AlexNet, VGGNet, ResNet, GoogLeNet 等
目标检测	单阶段目标检测、多阶段目标检测	R-CNN, SPP-Net, Fast R-CNN, R-FCN, SSD, YoLo 等
图像分割	语义分割、实例分割、全景分割	U-Net, DeepLab, Mask R-CNN, RefineNet, SegNet, HANet 等
图像修复	去模糊、超分辨率重构、去噪、去划痕、阴影矫正等	PEPSI, Diet-PEPSI, MNPS, PRVS, PENNet, CRA, LaMa 等
三维重构	稀疏三维重构、稠密三维重构、特征三维重构	DeepVO, MVSNet, PatchmatchNet, EPP-MVSNet, RMVSNet 等

3 岩心智能识别技术应用实例

全直径岩心指用取心技术从油(气)层中取出的、不经过切割和劈分、将整段用于实验室分析并测定有关参数的柱状岩心。全直径 CT 指的是对全直径岩心

进行 CT 成像。由于全直径 CT 的图像尺度大、像素低,因此只能识别裂缝,无法识别孔隙和喉道。微米-纳米 CT 指的是对从全直径岩心中切割下来的岩心柱塞样品(如直径 2.5 cm 的柱塞样)扫描成像,这种 CT 图像比全直径 CT 图像的分辨率高,可识别出孔隙和

喉道,但由于微米—纳米 CT 的样本是全直径岩心的很小一部分,无法全面表征储层特征。笔者利用微米—纳米 CT 图像来重构全直径尺度岩心孔隙结构的高分辨率 CT 图像,以此阐述岩心智能识别技术。

笔者选取 3 块来自河套盆地的砂岩全直径岩心样本,样本数据获取的步骤为:首先,获得滚筒扫描岩心照片;然后,进行核磁共振扫描、全直径双能 CT 成像;接着,钻取柱塞样,进行微米—纳米双能 CT 成像;最后,在柱塞样本中按照“1 厘米磨 1 个薄片样本”的方案密集制作薄片。同时,配套收集样本的物性、脆性等

实验数据。笔者提出了一种基于 RockGAN 的全直径尺度高分辨率 CT 图像重构方法(图 3)。在模型训练阶段,首先对少量低分辨率 CT 序列切片数据进行去噪、去光晕等预处理工作,并基于 Swin-Transformer 网络架构进行超分辨率重构(图 4),形成高分辨率的 CT 切片图像;然后,基于 RockGAN 生成多段连续切片(图 5);最后,对连续序列切片进行平滑处理,生成高分辨率三维 CT 图像和孔隙结构模型。在模型推理阶段,通过输入少量高分辨率微米—纳米 CT 图像,即可输出全直径尺度高分辨率 CT 图像,在此基础上获

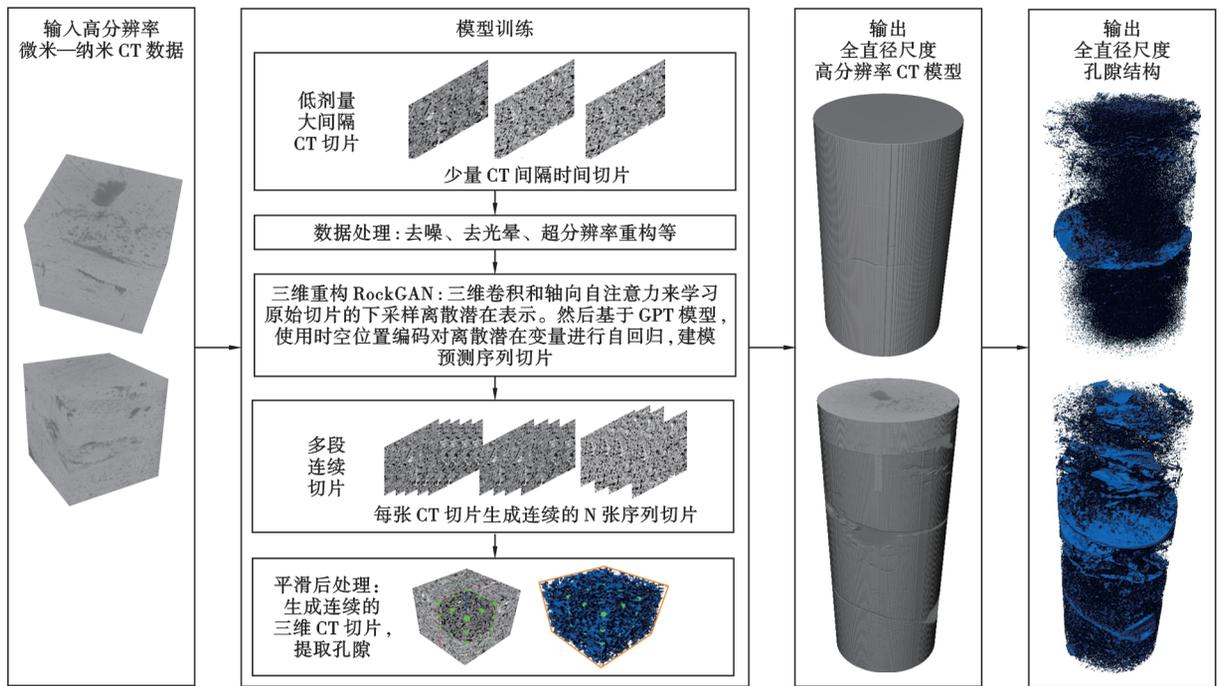
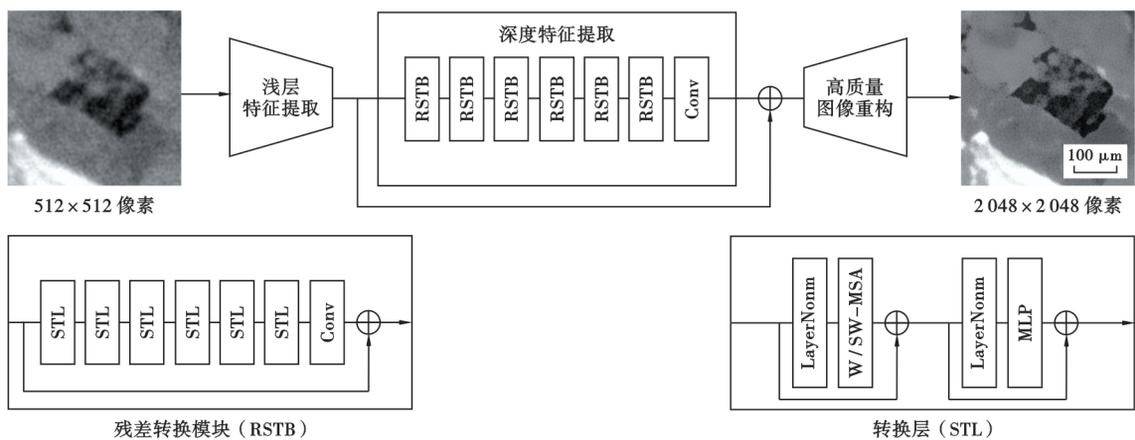


图 3 基于 RockGAN 的全直径尺度高分辨率 CT 图像重构方法

Fig. 3 High-resolution CT image reconstruction method for full-diameter scale based on RockGAN



注: RSTB—残差 Swin-Transformer 模块; Conv—卷积层; STL—Swin-Transformer 层; MLP—多层感知机; LayerNonm—层标准化模块; W/SW-MSA—基于窗口和滑动窗口的自注意力模块。

图 4 基于 Swin-Transformer 架构的 CT 图像超分辨率重构原理

Fig. 4 Principle of super-resolution reconstruction of CT images based on Swin-Transformer architecture

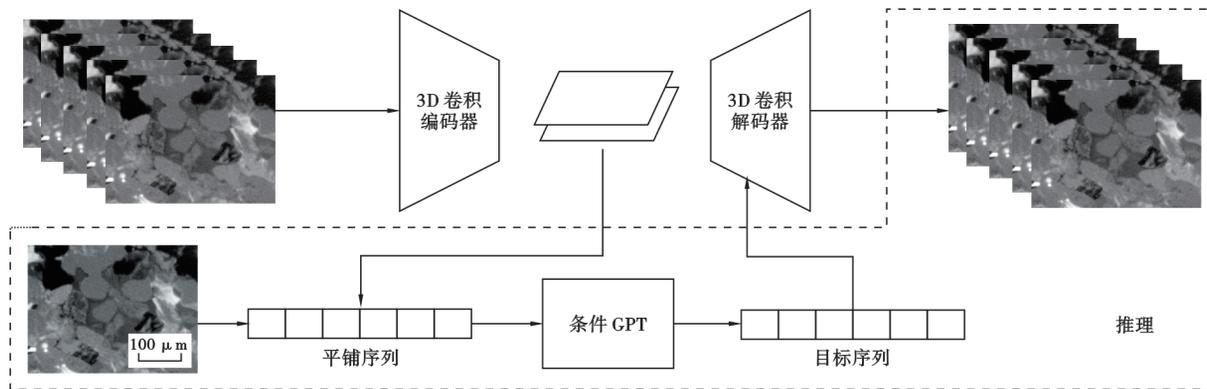


图5 基于 RockGAN 的 CT 序列切片生成原理

Fig. 5 Principle of CT sequence slice generation based on RockGAN

取全直径尺度的孔隙结构。该方法的优势在于将超分辨率重建技术和三维重构技术有机结合,避免了现有重建技术中只能通过 CT 切片获取同尺寸的邻近 CT 切片的问题,也避免了超分辨率重构中切片需要连续的问题,实现了更灵活且仅使用数个低分辨率切片即可还原全直径高分辨率 CT 图像的技术。

笔者围绕多尺度岩心图像智能分析,开展了前期

研究。对于岩石薄片图像,研发涵盖砂岩、碳酸盐岩、火成岩/变质岩等岩性的薄片智能鉴定技术;对于 CT 图像,研发基于全直径 CT 图像的裂缝智能表征技术,以及基于微米—纳米 CT 的孔隙智能提取和三维孔隙结构表征技术;对于 Maps、FIB-SEM 等多种类型的扫描电镜图像,研发孔隙智能表征技术;对于岩心照片,研发岩心智能识别描述技术(图6)。

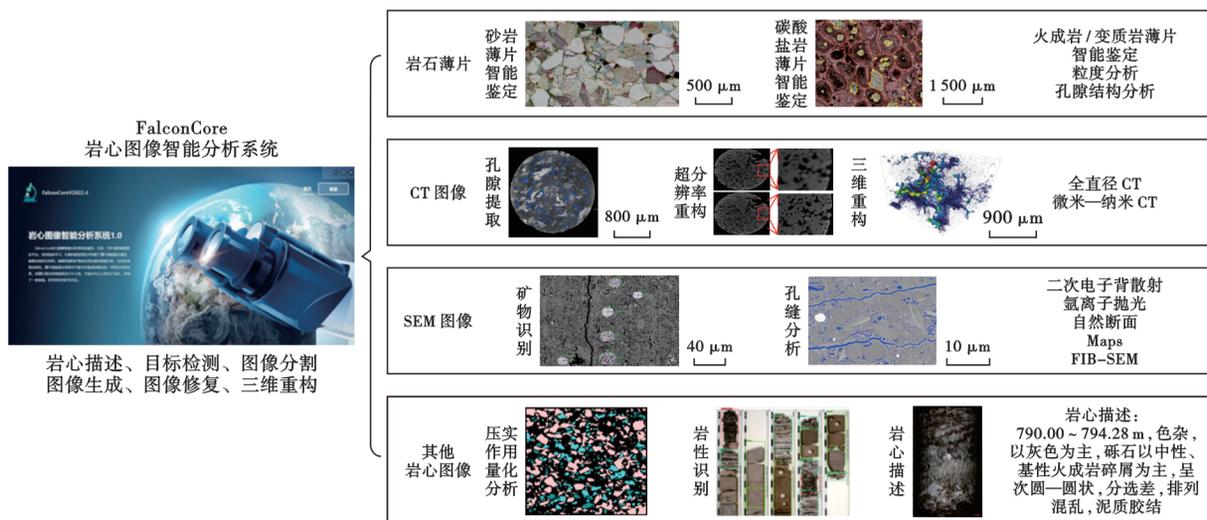


图6 FalconCore 多尺度岩心图像分析技术概览

Fig. 6 Outline of FalconCore multi-scale core image analysis technology

4 岩心智能识别技术应用展望

4.1 基于岩心智能识别的储层精细描述

岩石是地质研究的基础,是地质研究的“黑匣子”。岩石记录了石油从形成、运聚到赋存一系列的信息,如何破解其中的密码,准确提取其中记录的信息,对于油气勘探开发至关重要。储层作为油气最终的储集场所,包含了油气生成及未来油气开发所需要的大量重要信息。针对储层岩石的精确分析可以为储层精细研究提供重要依据,其中,岩石薄片分析是最直接和有效

获取岩石信息的方法,是打开油气储层信息宝库的钥匙。孔隙结构作为储层研究的核心,主要受岩石组分、岩石结构及成岩作用影响,对这些项目开展分析是实现精细储层研究的基础。

储层研究存在以下问题。一是受限于现有的定性-半定量研究方法和手段,对于记录岩石成因的碎屑岩成分和结构特征所开展的分析始终游离于沉积学研究之外。二是成岩作用作为控制碎屑岩储层质量的主要因素,其研究的成果和手段存在明显的不均衡。例如,胶结作用和溶蚀作用研究均有重要进展,并已实现

定量化表征,可以精确预测储层质量的变化,但对于压实作用,其作为控制储层质量的关键因素,由于很难量化表征,其研究始终游离于储层精细评价体系之外。尤其是对于非常规领域,压实作用是储层最主要的影响因素,开展压实作用定量化表征研究已经刻不容缓。

导致上述储层研究问题的主要原因在于以往用于获取结构信息和压实作用信息的铸体薄片分析只能实现定性描述。现今的岩心智能识别技术可实现对岩石结构特征和压实作用的定量表征。岩石结构特征的定量表征可解决现有沉积体系研究中小范围砂体展布方向难确定以及沉积微相划分不科学等瓶颈问题;压实作用的定量表征可以为解决成岩相划分难、超压类型识别及超压恢复难,以及储层物性与成藏间关系判断难等问题提供更多、更直接的证据。随着油气藏勘探不断深入到非常规、超深层领域,储层特征也越来越复杂,这对于储层的精细研究提出了更高的要求,发展高效、精确的岩心智能识别技术具有重要意义。

4.2 岩心智能识别技术在压裂酸化中的应用展望

工程改造技术的不断进步带动了油气藏勘探开发能力的不断提高,使得众多原来无效的、复杂的油气藏焕发活力,也推动了油气勘探开发不断向深层、非常规领域发展。勘探深度和油气藏复杂程度的增加对工程改造技术提出更高的要求。对于复杂油气藏的多井段、大体积压裂,未来在成本上及实施上均存在一定难度,需要针对不同层段特征,分段精细设计工程改造方案,从而有针对性地改造储层。

现今储层改造方案的制定主要通过岩心力学实验获取储层的力学性质,然后通过测井曲线拟合,对其他层段储层的力学性质进行预测,进而开展工程改造。该方法存在周期长、费用高且适用性差的问题,储层的力学性质主要受控于岩石的组分、结构及成岩作用。在不能精确表征储层特征的情况下,仅开展简单的测井拟合预测常常会将不同特征的样本强行拟合在一起,导致预测的规律严重偏离实际,进而造成对未知地层的预测严重失真,方案设计错误。解决这一问题需要在精确岩石特征分类的基础上进行储层力学性质预测,需要大量的岩石薄片和力学分析样本。然而,现今基于岩石薄片的成分表征和成岩作用表征只能实现半定量,结构分析只能实现定性,这些都将导致基于岩石特征的力学性质预测难以实现。

岩心智能识别技术可以精确地定量表征岩石的成分、结构及成岩作用,并在此基础上通过与岩石的力学性质拟合,分类预测不同类型储层特征,从而针对不同油藏段特征分段设计改造方案,提高改造效率,大幅减少改造成本。

4.3 基于岩心智能识别的微观渗流模拟

储层微观渗流特征研究是储层研究中的一项重要内容,对掌握开发过程中的油水矛盾、水驱特征等具有重要意义。储层的微观渗流特征严格受控于储层的孔隙结构,储层渗流特征的精确表征须建立在精确孔隙结构分析基础之上。孔隙结构特征是孔隙类型、大小、产状及规模等多种参数的综合,每种参数对于储层的微观渗流起着不同的作用。目前,已有诸多表征孔隙结构的实验方法,如高压压汞、恒速压汞、核磁共振、CT成像及物性实验等,但这些方法仅对孔隙结构参数中的某一参数进行表征,尚未有一种方法可以对孔隙结构中的所有参数进行综合表征。铸体薄片可以获得储层孔隙结构中关于孔隙类型、大小、产状及发育程度等所有参数,但其致命缺陷在于无法实现对上述参数的准确定量表征,这使得铸体薄片一直作为孔隙结构表征的辅助技术,游离于孔隙结构的精确表征体系之外。随着智能技术不断发展,对铸体薄片中的孔隙结构参数进行定量表征已可实现,同时未来的数值模拟技术易实现铸体薄片的二维表征与核磁共振、CT成像等技术的三维柱塞样品的相关性刻画,即实现基于铸体薄片的三维孔隙结构可视化表征。基于三维可视化孔隙结构表征技术可实现微观渗流模拟,进而实现油藏开发的数值模拟。

4.4 基于岩心智能识别的数值模拟技术展望

油气的形成、演化、成藏及后期的开发是一个动态变化的过程,真实地认识油气成藏特征、建立有效的开发方案需要实现对上述过程的真实模拟,以查明油气的运聚过程,寻找潜在的油气藏,真实反映开发过程中油、气、水分布的变化,查明剩余油的分布特征,指导开发方案的调整。数值模拟技术在油气勘探和开发中已有深度应用和探索,其中,对于石油成藏过程和开发动态的模拟,已形成大量的成熟软件并取得不错的效果。然而,上述过程的模拟均建立在现有储层特征和相渗等静态数据之上,尚未将储层的动态变化特征纳入模拟范畴。储层的动态演化主要是由于成岩作用造成,因此,开展成岩作用数值模拟是储层动态分析的必由之路。目前,尽管已有专家开始开展成岩作用数值模拟探索,但都基于理想模型,未将岩石的真实组分和结构特征纳入到模拟之中,因而导致模拟结果并不完全接近真实过程。基于岩心智能识别的岩心数值模拟可以真实地反映储层的成储过程,准确重建储层演化史,准确重构油藏的成藏特征。此外,岩心智能识别技术还可以准确模拟不同结构和成分的储层,并根据油气开发中储层润湿性及相对渗透率的变化,预测剩余油的分布特征。

5 总结

(1) 岩心智能识别相较于数字岩心,分析对象扩展到了岩心、岩石薄片、扫描电镜、CT成像等多尺度的图像和岩心实验数据;分析内容扩展到了矿物成分、岩石结构和孔隙结构;技术原理从图像处理转变为深度学习。岩心智能识别技术通过将显微设备与人工智能软件相结合,利用深度学习、计算机视觉等技术实现多尺度岩心图像的智能分析,融合物性、粒度等岩心分析和专家经验等多模态数据,实现基于岩心图像的储层矿物成分、岩石结构、孔隙结构等全面精细量化表征。

(2) 岩心智能识别技术的提出反映人工智能技术在油气领域已经开始同步升级发展,即从单点业务智能化、提速提效的初级阶段,向着多尺度多模态数据融合、“数据+知识”双轮驱动、提质发展的更高阶段转变。未来,如何在通用大模型的基础上结合油气勘探开发专业知识,在油气勘探开发垂直领域研究大模型微调(fine-tuning)方法,是岩心智能识别需要攻克的重要方向。

参 考 文 献

- [1] 王宗礼, 娄钰, 潘继平. 中国油气资源勘探开发现状与发展前景[J]. 国际石油经济, 2017, 25(3): 1-6.
WANG Zongli, LOU Yu, PAN Jiping. China's oil & gas resources exploration and development and its prospect[J]. International Petroleum Economics, 2017, 25(3): 1-6.
- [2] 白林, 姚钰, 李双涛, 等. 基于深度学习特征提取的岩石图像矿物成分分析[J]. 中国矿业, 2018, 27(7): 178-182.
BAI Lin, YAO Yu, LI Shuangtao, et al. Mineral composition analysis of rock image based on deep learning feature extraction[J]. China Mining Magazine, 2018, 27(7): 178-182.
- [3] 冯雅兴, 龚希, 徐永洋, 等. 基于岩石新鲜面图像与李生卷积神经网络的岩性识别方法研究[J]. 地理与地理信息科学, 2019, 35(5): 89-94.
FENG Yaxing, GONG Xi, XU Yongyang, et al. Lithology recognition based on fresh rock images and twins convolution neural network[J]. Geography and Geo-Information Science, 2019, 35(5): 89-94.
- [4] FAN Guangpeng, CHEN Feixiang, CHEN Danyu, et al. Recognizing multiple types of rocks quickly and accurately based on lightweight CNNs model[J]. IEEE Access, 2020, 8: 55269-55278.
- [5] 熊越哈, 刘东燕, 刘东升, 等. 基于岩样细观图像深度学习的岩性自动分类方法[J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2021, 51(5): 1597-1604.
XIONG Yuehan, LIU Dongyan, LIU Dongsheng, et al. Automatic lithology classification method based on deep learning of rock sample meso-image[J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2021, 51(5): 1597-1604.
- [6] 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.
- [7] 雷明锋, 张运波, 王卫东, 等. 岩石岩性 Mask R-CNN 智能识别方法与应用研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2022, 19(11): 3372-3382.
LEI Mingfeng, ZHANG Yunbo, WANG Weidong, et al. Investigation and application on lithology intelligent recognition method based on mask R-CNN[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2022, 19(11): 3372-3382.
- [8] 彭伟航, 白林, 商世为, 等. 基于改进 InceptionV3 模型的常见矿物智能识别[J]. 地质通报, 2019, 38(12): 2059-2066.
PENG Weihang, BAI Lin, SHANG Shiwei, et al. Common mineral intelligent recognition based on improved InceptionV3[J]. Geological Bulletin of China, 2019, 38(12): 2059-2066.
- [9] 张中亚. 砂岩薄片图像分割与识别研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2020.
ZHANG Zhongya. Research on image segmentation and recognition of sandstone thin section[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2020.
- [10] 郭艳军, 周哲, 林贺洵, 等. 基于深度学习的智能矿物识别方法研究[J]. 地学前缘, 2020, 27(5): 39-47.
GUO Yanjun, ZHOU Zhe, LIN Hexun, et al. The mineral intelligence identification method based on deep learning algorithms[J]. Earth Science Frontiers, 2020, 27(5): 39-47.
- [11] BORGES H P, DE AGUIAR M S. Mineral classification using machine learning and images of microscopic rock thin section[C]//18th Mexican International Conference on Artificial Intelligence: Advances in Soft Computing. Xalapa: Springer, 2019: 63-76.
- [12] MAITRE J, BOUCHARD K, BÉDARD L P. Mineral grains recognition using computer vision and machine learning[J]. Computers & Geosciences, 2019, 130: 84-93.
- [13] 黄辉红. 基于深度学习的泥岩岩性与风化程度检测[D]. 成都: 电子科技大学, 2022.
HUANG Huihong. Detection of mudstone lithology and weathering degree based on deep learning[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2022.
- [14] 严良平, 彭泽豹, 葛家晟, 等. 基于深度学习的岩石风化度分类方法: 114048803A[P]. 2022-02-15.
YAN Liangping, PENG Zebao, GE Jiasheng, et al. Classification method of rock weathering degree based on deep learning: 114048803A[P]. 2022-02-15.
- [15] CHEN Zhuoheng, LIU Xiaojun, YANG Jijin, et al. Deep learning-based method for SEM image segmentation in mineral characterization, an example from Duvernay Shale samples in western Canada Sedimentary Basin[J]. Computers & Geosciences, 2020, 138: 104450.
- [16] WANG Yingda, SHABANINEJAD M, ARMSTRONG R T, et al. Deep neural networks for improving physical accuracy of 2D and 3D multi-mineral segmentation of rock micro-CT images[J]. Applied Soft Computing, 2021, 104: 107185.
- [17] LI Chunxiao, WANG Dongmei, KONG Lingyun. Application of machine learning techniques in mineral classification for scanning electron microscopy-energy dispersive X-ray spectroscopy (SEM-EDS) images[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2021, 200: 108178.

- [18] LI Bingke, NIE Xin, CAI Jianchao, et al. U-Net model for multi-component digital rock modeling of shales based on CT and QEMSCAN images[J]. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2022, 216: 110734.
- [19] 司晨冉, 王仁超, 邸阔, 等. 一种基于Mask R-CNN和分水岭算法的岩石颗粒图像分割方法[J]. *水电能源科学*, 2020, 38(11): 129-132.
- SI Chenran, WANG Renchao, DI Kuo, et al. A rock particle image segmentation method based on mask R-CNN and watershed algorithm[J]. *Water Resources and Power*, 2020, 38(11): 129-132.
- [20] 王伟, 李擎, 张德政, 等. 基于深度学习的矿石图像处理研究综述[J]. *工程科学学报*, 2023, 45(4): 621-631.
- WANG Wei, LI Qing, ZHANG Dezheng, et al. A survey of ore image processing based on deep learning[J]. *Chinese Journal of Engineering*, 2023, 45(4): 621-631.
- [21] 王浩, 熊淑华, 何海波, 等. 基于改进UNet3+的岩心图像颗粒提取算法[J]. *计算机系统应用*, 2024, 33(1): 199-205.
- WANG Hao, XIONG Shuhua, HE Haibo, et al. Core image particle extraction algorithm based on improved UNet3+ [J]. *Computer Systems & Applications*, 2024, 33(1): 199-205.
- [22] 薛章涛, 张航, 潘少伟, 等. 基于改进U-Net的岩心铸体薄片图像分割研究[J]. *甘肃科学学报*, 2023, 35(4): 9-14.
- XUE Zhangtao, ZHANG Hang, PAN Shaowei, et al. Study on image segmentation of core founding slice based on improved U-Net [J]. *Journal of Gansu Sciences*, 2023, 35(4): 9-14.
- [23] TANG Kunning, WANG Yingda, MOSTAGHIMI P, et al. Deep convolutional neural network for 3D mineral identification and liberation analysis[J]. *Minerals Engineering*, 2022, 183: 107592.
- [24] 陈雁, 李祉呈, 程超, 等. FLU-net: 用于表征页岩储层微观孔隙的深度全卷积网络[J]. *海洋地质前沿*, 2021, 37(8): 34-43.
- CHEN Yan, LI Zhicheng, CHENG Chao, et al. FLU-net: a deep fully convolutional neural network for shale reservoir micro-pore characterization[J]. *Marine Geology Frontiers*, 2021, 37(8): 34-43.
- [25] JOBE T D, VITAL-BRAZIL E, KHAIT M. Geological feature prediction using image-based machine learning[J]. *Petrophysics*, 2018, 59(6): 750-760.
- [26] DUARTE-CORONADO D, TELLEZ-RODRIGUEZ J, PIRES DE LIMA R, et al. Deep convolutional neural networks as an estimator of porosity in thin-section images for unconventional reservoirs[C]//SEG Technical Program Expanded Abstracts 2019. Texas: Society of Exploration Geophysicists, 2019: 3181-3184.
- [27] MISBAHUDDIN M. Estimating petrophysical properties of shale rock using conventional neural networks CNN[R]. SPE 204272, 2020.
- [28] FLORES A G R, FISHER Q, LORINCZI P. Convolutional neural networks for the classification of the microstructure of tight sandstone[C]//International Petroleum Technology Conference. Texas: IPTC, 2021: IPTC-21208-MS.
- [29] ALQAHTANI N, ARMSTRONG R T, MOSTAGHIMI P. Deep learning convolutional neural networks to predict porous media properties[R]. SPE 191906, 2018.
- [30] ANTLE R. Automated core fracture characterization by computer vision and image analytics of CT images[R]. SPE 195181, 2019.
- [31] KIRILLOV A, MINTUN E, RAVI N, et al. Segment anything [C]//2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Paris: IEEE, 2023: 3992-4003.
- [32] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets[C]//Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems. Montreal: NIPS, 2014: 2672-2680.
- [33] MOSSER L, DUBRULE O, BLUNT M J. Reconstruction of three-dimensional porous media using generative adversarial neural networks [J]. *Physical Review E*, 2017, 96(4): 043309.
- [34] MOSSER L, DUBRULE O, BLUNT M J. Stochastic reconstruction of an oolitic limestone by generative adversarial networks [J]. *Transport in Porous Media*, 2018, 125(1): 81-103.
- [35] LIU X F, PENG J H, ZHANG J X, et al. Research on characterization methods of efflorescence on cement-based decorative mortar[J]. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2019, 504: 012007.
- [36] 杨永飞, 刘夫贵, 姚军, 等. 基于生成对抗网络的页岩三维数字岩芯构建[J]. *西南石油大学学报(自然科学版)*, 2021, 43(5): 73-83.
- YANG Yongfei, LIU Fugui, YAO Jun, et al. Reconstruction of 3D shale digital rock based on generative adversarial network [J]. *Journal of Southwest Petroleum University (Science & Technology Edition)*, 2021, 43(5): 73-83.
- [37] ZHAO Jiuyu, WANG Fuyong, CAI Jianchao. 3D tight sandstone digital rock reconstruction with deep learning[J]. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2021, 207: 109020.
- [38] FENG Junxi, TENG Qizhi, LI Bing, et al. An end-to-end three-dimensional reconstruction framework of porous media from a single two-dimensional image based on deep learning[J]. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2020, 368: 113043.
- [39] VOLKHONSKIY D, MURAVLEVA E, SUDAKOV O, et al. Reconstruction of 3D porous media from 2D slices [R/OL]. (2021-08-06). <https://arxiv.org/pdf/1901.10233>.
- [40] ZHENG Qiang, ZHANG Dongxiao. RockGPT: reconstructing three-dimensional digital rocks from single two-dimensional slice with deep learning[J]. *Computational Geosciences*, 2022, 26(3): 677-696.
- [41] DONG Chao, LOY C C, HE Kaiming, et al. Image super-resolution using deep convolutional networks[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2016, 38(2): 295-307.
- [42] WANG Yingda, ARMSTRONG R T, MOSTAGHIMI P. Enhancing resolution of digital rock images with super resolution convolutional neural networks[J]. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2019, 182: 106261.
- [43] LEDIG C, THEIS L, HUSZÁR F, et al. Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu: IEEE, 2017: 105-114.
- [44] 朱联祥, 郑逸. 自注意力SRGAN在岩石CT图像超分辨率中的应用研究[J]. *西安石油大学学报(自然科学版)*, 2022, 37(2): 131-137.
- ZHU Lianxiang, ZHENG Yi. Applications of self-attention SRGAN in super resolution reconstruction of rock CT image[J]. *Journal of Xi'an Shiyou University (Natural Science Edition)*,

- 2022,37(2):131-137.
- [45] CHEN Honggang, HE Xiaohai, TENG Qizhi, et al. Super-resolution of real-world rock microcomputed tomography images using cycle-consistent generative adversarial networks[J]. *Physical Review E*, 2020, 101(2):023305.
- [46] 姜黎明, 刘宁静, 孙建孟, 等. 利用 CT 图像与压汞核磁共振构建高精度三维数字岩心[J]. *测井技术*, 2016, 40(4):404-407.
JIANG Liming, LIU Ningjing, SUN Jianmeng, et al. Higher precision 3D digital core constructed by CT scanning image with mercury penetration and NMR[J]. *Well Logging Technology*, 2016, 40(4):404-407.
- [47] WANG Yu, PU Jie, WANG Lihua, et al. Characterization of typical 3D pore networks of Jiulaodong Formation shale using Nano-transmission X-ray microscopy[J]. *Fuel*, 2016, 170:84-91.
- [48] 崔利凯, 孙建孟, 闫伟超, 等. 基于多分辨率图像融合的多尺度多组分数字岩心构建[J]. *吉林大学学报(地球科学版)*, 2017, 47(6):1904-1912.
CUI Likai, SUN Jianmeng, YAN Weichao, et al. Construction of multi-scale and -component digital cores based on fusion of different resolution core images[J]. *Journal of Jilin University (Earth Science Edition)*, 2017, 47(6):1904-1912.
- [49] 李俊健, 成宝洋, 刘仁静, 等. 基于数字岩心的孔隙尺度砂砾岩水敏微观机理[J]. *石油学报*, 2019, 40(5):594-603.
LI Junjian, CHENG Baoyang, LIU Renjing, et al. Microscopic mechanism of water sensitivity of pore-scale sandy conglomerate based on digital core[J]. *Acta Petrolei Sinica*, 2019, 40(5):594-603.
- [50] 陶金雨, 张昌民, 郭旭光, 等. 磨圆度定量表征在扇三角洲沉积微相判别中的应用——以玛湖凹陷百口泉组砾岩为例[J]. *沉积学报*, 2020, 38(5):956-965.
TAO Jinyu, ZHANG Changmin, GUO Xuguang, et al. Application of quantitative roundness characterization to identify sedimentary microfacies in fan delta deposits: a case study of conglomerates in the Baikouquan Formation, Mahu sag[J]. *Acta Sedimentologica Sinica*, 2020, 38(5):956-965.
- [51] 陶金雨, 张昌民, 朱锐. 基于岩芯图像的砾石磨圆度测量方法: 105953766A[P]. 2016-09-21.
TAO Jinyu, ZHANG Changmin, ZHU Rui. Gravel grinding roundness measurement method based on core images: 105953766A[P]. 2016-09-21.
- [52] 双棋. 砾石磨圆度定量方法探究[J]. *资源信息与工程*, 2019, 34(1):103-105.
SHUANG Qi. Exploration on the quantitative method of gravel grinding roundness[J]. *Resource Information and Engineering*, 2019, 34(1):103-105.
- [53] 任义丽. 基于深度学习的油气储层薄片智能鉴定方法[D]. 北京: 中国石油勘探开发研究院, 2023.
REN Yili. Rock thin-section of reservoir analysis and identification based on artificial intelligent technique[D]. Beijing: PetroChina Research Institute of Petroleum Exploration & Development, 2023.
- [54] WU Yuqi, TAHMASEBI P, LIN Chengyan, et al. A comprehensive investigation of the effects of organic-matter pores on shale properties: a multicomponent and multiscale modeling[J]. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 2020, 81:103425.
- [55] 吴玉其. 低渗透储层数字岩心分析及微观剩余油研究[D]. 青岛: 中国石油大学(华东), 2021.
WU Yuqi. Digital core analysis of low-permeability reservoirs and research on microscopic remaining oil[D]. Qingdao: China University of Petroleum (East China), 2021.
- (收稿日期 2024-01-03 改回日期 2024-04-24 编辑 雷永良)
- ~~~~~
- (上接第 1295 页)
- [32] 王飞, 周彤, 许佳鑫, 等. 考虑支撑剂运移的压裂停泵降压模型[J]. *石油学报*, 2023, 44(4):647-656.
WANG Fei, ZHOU Tong, XU Jiaxin, et al. Fracturing pump-stopping pressure drop model considering proppant migration[J]. *Acta Petrolei Sinica*, 2023, 44(4):647-656.
- [33] 赵辉, 刘邓, 宋本彪, 等. 基于数据空间反演的油藏实时生产优化方法[J]. *石油学报*, 2022, 43(1):67-74.
ZHAO Hui, LIU Deng, SONG Benbiao, et al. Optimization method for real-time reservoir production based on data space inversion[J]. *Acta Petrolei Sinica*, 2022, 43(1):67-74.
- [34] 李俊超, 戴城, 方思冬. 基于微地震约束的多尺度复杂压裂缝网自动反演新方法[J]. *天然气工业*, 2023, 43(12):46-54.
LI Junchao, DAI Cheng, FANG Sidong. An automatic inversion method for parameter determination of multi-scale complex hydraulic fracture network based on microseismic constraint[J]. *Natural Gas Industry*, 2023, 43(12):46-54.
- [35] ZHANG Zhishuai, DISIENA J, BEVC D, et al. Hydraulic fracture characterization by integrating multidisciplinary data from the Hydraulic Fracturing Test Site 2 (HFTS-2)[R]. URTEC 2021-5039, 2021.
- [36] UGUETO G A, WOJTASZEK M, HUCKABEE P T, et al. An integrated view of hydraulic induced fracture geometry in hydraulic fracture test site 2[R]. URTEC 2021-5396, 2021.
- [37] ZHAO Yu, BESSA F, SAHNI V, et al. Key learnings from hydraulic fracturing test site-2 (HFTS-2), Delaware basin[R]. URTEC 2021-5229, 2021.
- [38] WANG Jiehao, TAN Yunhui, RIJKEN M, et al. Observations and modeling of fiber optic strain on hydraulic fracture height growth in hydraulic fracturing test site 2 (HFTS-2)[J]. *SPE Journal*, 2022, 27(2):1109-1122.
- (收稿日期 2024-12-28 改回日期 2024-05-24 编辑 王培玺)