

# 多尺度数字岩心构建及应用进展

许世华\*, 夏宇, 冯湲, 袁嘉怡, 刘恺德<sup>#</sup>

西京学院, 陕西省混凝土结构安全与耐久性重点实验室, 陕西 西安

收稿日期: 2025年12月1日; 录用日期: 2025年12月30日; 发布日期: 2026年1月7日

## 摘要

数字岩心技术作为岩石物理学与计算机科学深度融合的产物, 已成为揭示储层孔隙结构与渗流机制的重要手段。与传统实验相比, 该技术能够实现岩石在微米至纳米尺度下的非破坏性表征与数值模拟。近年来, 多尺度数字岩心研究逐渐兴起, 覆盖从宏观CT成像到纳米级FIB-SEM/同步辐射成像的多维度数据整合, 并在多孔介质的渗流机理、力学行为和储层评价中展现出显著优势。本文系统梳理了多尺度数字岩心的研究方法与发展现状, 重点讨论了数据获取、建模方法、渗流模拟及多尺度耦合策略, 分析了不同技术的适用性与局限性, 并展望了多尺度数字岩心在能源开发与工程地质中的应用前景。

## 关键词

数字岩心, 多尺度, CT扫描, 孔隙结构, 渗流模拟

# Research Progress in the Construction and Application of Multiscale Digital Rocks

Shihua Xu\*, Yu Xia, Yuan Feng, Jiayi Yuan, Kaide Liu<sup>#</sup>

Shaanxi Key Laboratory of Safety and Durability of Concrete Structures, Xijing University, Xi'an Shaanxi

Received: December 1, 2025; accepted: December 30, 2025; published: January 7, 2026

## Abstract

Digital rock core technology, as a product of the deep integration of rock physics and computer science, has become an important means to reveal the pore structure and seepage mechanism of reservoirs. Compared with traditional experiments, this technology can achieve nondestructive characterization and numerical simulation of rocks at the micro- to nano-scale. In recent years, multi-scale digital rock core research has gradually emerged, covering multi-dimensional data integration from macroscopic CT imaging to nano-scale FIB-SEM/synchrotron radiation imaging, and has

\*第一作者。

<sup>#</sup>通讯作者。

shown significant advantages in the seepage mechanism, mechanical behavior, and reservoir evaluation of porous media. This paper systematically reviews the research methods and development status of multi-scale digital rock core, focusing on data acquisition, modeling methods, seepage simulation, and multi-scale coupling strategies, analyzes the applicability and limitations of different technologies, and looks forward to the application prospects of multi-scale digital rock core in energy development and engineering geology.

## Keywords

**Digital Rock Core, Multi-Scale, CT Scanning, Pore Structure, Seepage Simulation**

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

在全球能源需求不断增长的背景下,深层非常规油气资源的开采变得愈发重要[1]-[3]。岩石储层具有典型的多尺度孔隙特征,其结构复杂性直接影响油气、水及其他流体的储集与运移特性[4]。传统的孔隙结构表征手段,如计算机断层扫描(CT)、扫描电子显微镜(SEM)、压汞法(MICP)和核磁共振(NMR)等实验技术[5],在一定程度上能够反映储层孔隙特征,但受制于实验条件及尺度局限,往往难以实现对岩石孔隙体系的全面、精确刻画。虽然上述技术长期以来构成了岩心分析的基础,但其局限性促使研究者寻求更先进的替代方案。数字岩心技术由此兴起[6]-[9],其核心思想是通过三维成像与数值模拟,将物理岩心转化为可计算的数字模型,从而能够在虚拟环境中开展多物理场耦合模拟,该方法既可降低实验成本,也可对同一岩心进行重复模拟。而多尺度数字岩心方法能够跨越纳米至毫米尺度整合不同分辨率的数据,建立更符合实际的孔隙网络模型,对揭示流体-固体相互作用及开展储层综合评价具有重要意义。

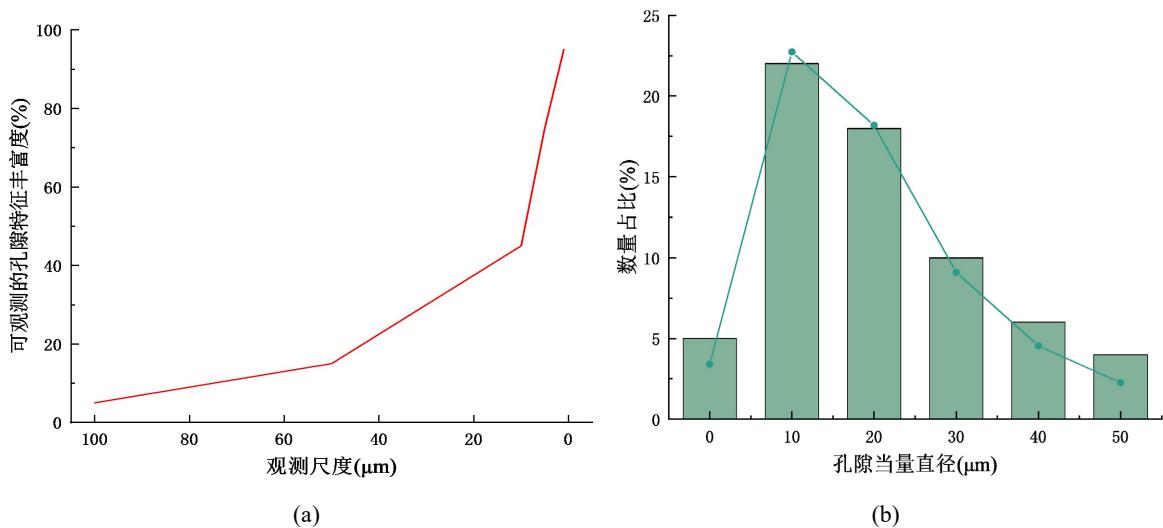
近年来,多尺度数字岩心研究逐渐成为储层精细表征和复杂渗流机理揭示的重要方向[10]-[12]。在实验手段方面,多尺度联合表征已成为发展趋势。例如,微米尺度的扫描电子显微镜(SEM)与聚焦离子束扫描电子显微镜(FIB-SEM)可用于分析孔隙连通性与喉道特征;而毫米尺度的X射线计算机断层扫描(CT)与显微CT成像则能够直观揭示三维孔隙网络[13][14]。这些方法的多尺度联合应用为储层孔隙结构提供了更为全面的刻画途径,但在分辨率与视域之间仍存在难以兼顾的矛盾[14]。为克服物理实验法存在的测试周期长、实验成本高及数据干扰大等局限性,数值重建与深度学习方法的兴起为跨尺度数字岩心构建提供了新的思路。模拟退火、高斯随机场建模及马尔可夫链蒙特卡洛(MCMC)方法能够基于有限样本的孔隙结构特征统计学重建[15][16];得益于深度学习的进步,生成对抗网络(GAN)、CycleGAN以及超分辨率重建等深度学习模型[17]-[19],通过学习高分辨率图像的孔隙特征,实现低分辨率影像的细节补偿,从而有效突破了单一实验技术的局限性[6][17][20]-[22]。王玥天[23]等基于ResNet框架构建了多尺度、多组分数字岩心模型,并通过实验验证了模型在复杂岩性结构表征方面的可靠性;赵久玉[24]等利用UNet++进行数字岩心图像分割训练,其结果表明该模型在多类别孔隙结构识别中的分割精度超过90%,显著提升了数字岩心的自动化表征能力;Mingliang Liu[25]采用生成对抗网络(GAN)实现多尺度数字岩心的融合生成,为跨尺度孔隙结构重建提供了新的思路;Ting Zhang[26]进一步利用深度残差卷积网络(DRDN)学习孔隙空间的结构规律,实现了孔隙结构的高精度重构,验证了基于深度学习的数字岩心构建方法在效率与可行性方面的优势。Honggang Chen[18]等提出基于CycleGAN的真实岩石MCT图像超分辨率(SR)重建方法,其SRCycleGAN模型能够显著提升模拟与真实岩石MCT图像的质量,突破成像系统视场与

分辨率限制,为生成高分辨率多尺度数字岩心提供了新的技术途径。上述研究表明,多尺度数字岩心不仅在孔隙结构表征方面具有重要价值,而且在渗流机理模拟、储层参数预测、致密储层分级评价等方面展现出广阔的应用前景。通过分形理论、多尺度连通性分析和多物理场耦合数值模拟,研究者能够更准确地预测孔隙结构对渗透率、相对渗透率曲线及毛管压力的影响,从而为非常规油气与地下水资源的高效开发提供理论支持。

数字岩心技术在能源开发、经济决策与环境保护等领域具有不可替代的重要作用。在能源开发方面,该技术可为油气高效开采和煤矿顶板水害防治提供科学依据,从而避免因盲目开发引发的资源浪费与安全事故。在经济层面,它能够减少岩心损耗、降低前期研发投入,并有效提升资源开采效率。在环境保护方面,数字岩心可降低对地下水资源和地表生态系统的干扰与破坏。多尺度数字岩心技术具有高精度、低成本、环境友好,并能有效应对复杂储层研究难题等优势。相较而言,传统实验方法存在样品损耗大、测试成本高且难以实现重复模拟等局限性。数字岩心相关技术的推进与应用能够显著提高资源开发效率,促进资源的高效利用,并为环境保护提供可持续的发展路径。

## 2. 多尺度数字岩心数据获取方法

### 2.1. 宏观尺度(毫米级 - 百微米)



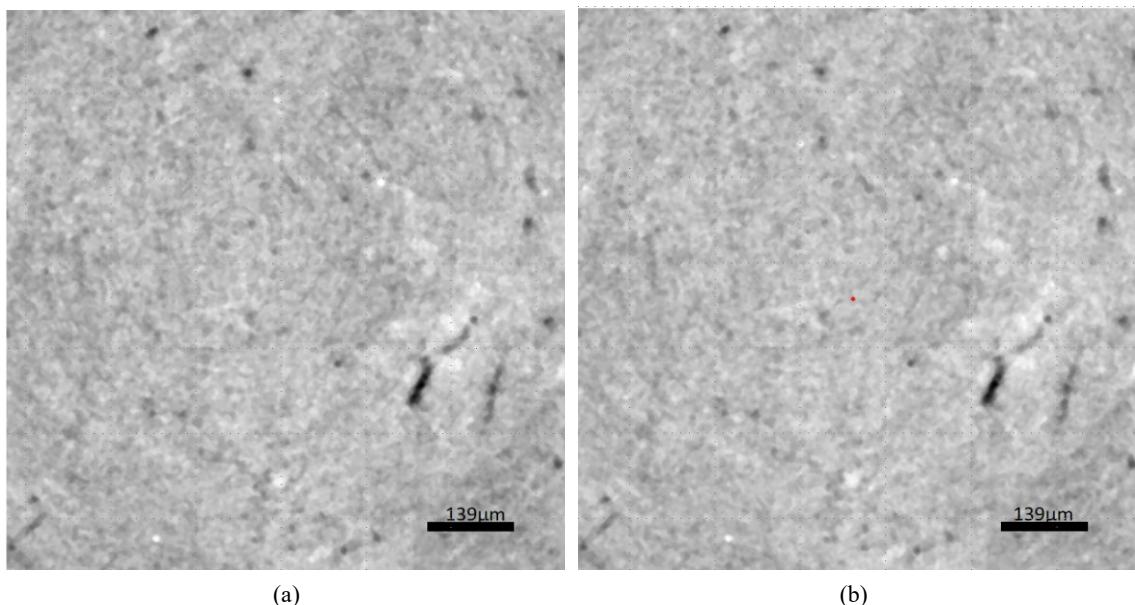
**Figure 1.** Demonstrating the comparison of the characterization ability of industrial Computed Tomography (CT) technology for rock pore details under different observation resolutions, as well as the statistical graph of pore scale distribution frequency of rock samples (self-drawn image)

**图1.** 展示工业 CT 技术在不同观测分辨率下对岩石孔隙细节的表征能力对比以及岩石样品孔隙尺度分布频率统计图(自绘图)

在宏观尺度上,工业计算机断层扫描(CT)技术已被广泛应用于岩心样品的无损成像与三维重构。该技术的主要优势在于能够快速获取毫米至百微米尺度的孔隙与裂隙网络信息,从而直观揭示储层中大孔隙的空间分布、连通性及孔喉裂隙的发育特征[5] [27]。凭借扫描速度快、对样品损伤小以及三维可视化效果显著的特点,工业 CT 已成为砂岩、碳酸盐岩和页岩储层大尺度结构研究中的常用工具[28]-[30]。然而,其空间分辨率通常在 100 μm 左右,难以解析纳米级孔隙及细微喉道结构,因而在致密储层的微观特征表征方面仍存在固有限制。此外,工业 CT 在图像质量方面易受到噪声与伪影干扰,可能影响孔隙连通性和孔喉尺度的识别精度。为改善这一问题,常采用滤波与图像增强处理,以在降噪的同时尽可能保留

岩心的关键结构特征。图 1(a)展示了随着观测分辨率的提高,CT 技术能够揭示的孔隙细节呈指数级增加。在百微米分辨率下,仅能识别孔隙的整体轮廓;而在微米乃至亚微米尺度下,孔隙的复杂形态、内部结构及连通性均可被清晰解析。需要注意的是,分辨率越高,可观测到的孔隙特征越精细。图 1(b)显示,岩样孔隙尺度分布具有典型的“长尾”特征:小尺寸孔隙占据绝大多数(峰值约出现在  $10 \mu\text{m}$  附近),同时还存在少量大孔隙。这种“多数小孔 + 少量大孔”的分布模式在多种储层岩石中普遍存在。

以分辨率为  $139 \mu\text{m}$  的 CT 图像为例,经滤波处理后能够有效消除部分噪声干扰,并突出显示孔隙与裂隙的整体几何形态,其结果如图 2 所示。需要指出的是,尽管图像处理技术在一定程度上提升了工业 CT 的有效性,但对于跨尺度孔隙系统的精细表征仍需结合更高分辨率的显微 CT 或 FIB-SEM 等手段,以实现多尺度数字岩心的系统构建。



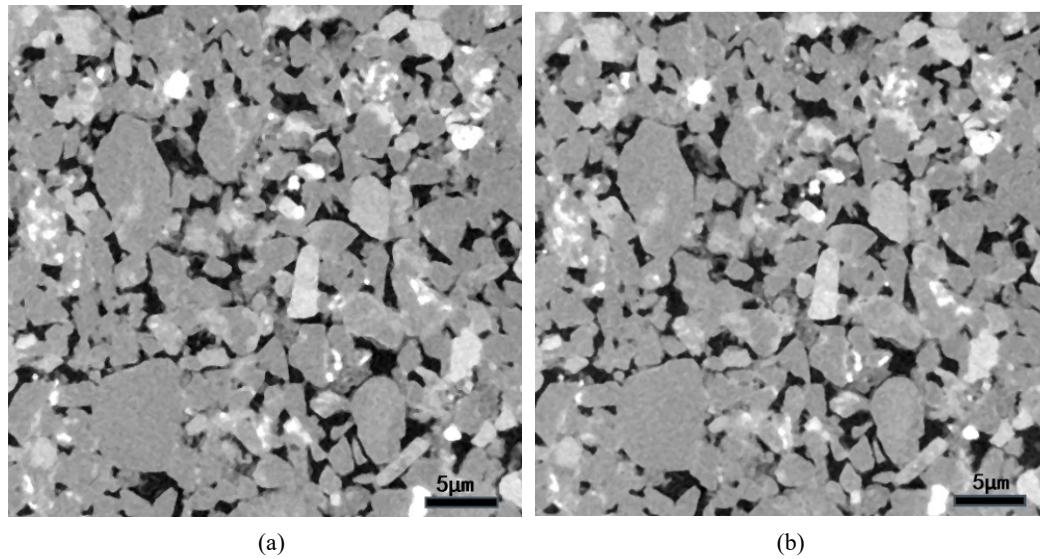
**Figure 2.** Comparison image between the original image and the filtered image of a rock sample obtained through industrial CT scanning (with a resolution of  $139 \mu\text{m}$ ) (CT scan image)

**图 2.** 工业 CT 扫描( $139 \mu\text{m}$  分辨率)岩石样品原始图像与滤波处理后对比图(CT 扫描图)

## 2.2. 中观尺度(百微米 - 亚微米)

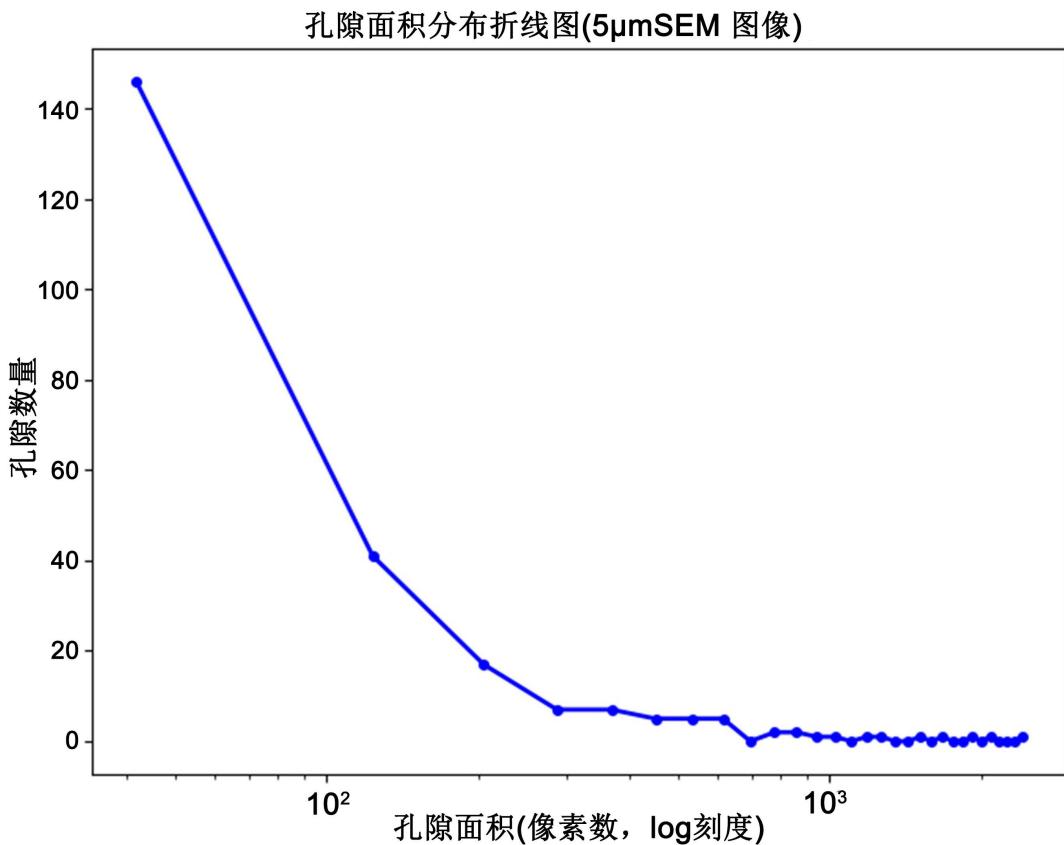
高分辨率显微 CT 与聚焦离子束扫描电子显微镜(FIB-SEM)是目前研究岩石中宏观至微观孔隙结构的两种重要手段[6] [31]-[34]。显微 CT 能够在亚微米分辨率下对岩心样品进行非破坏性三维成像,常用于砂岩、页岩及碳酸盐岩等储层的孔隙网络重构。该方法能够清晰表征孔隙的形态特征、连通性以及孔喉分布情况。在空间分辨率为  $5 \mu\text{m}$  的实验条件下,获得的显微 CT 图像如图 3 所示,能够直观反映孔隙结构的几何形态与空间分布特征。

根据图 3(a)所示的孔隙结构,对  $5 \mu\text{m}$  SEM 图像进行二值分割,识别独立孔隙连通域,计算每个孔隙的面积,并基于对数刻度对每个面积区间的孔隙数量进行分箱统计,然后绘制孔隙面积分布折线图(图 4)。结果表明,该岩石在  $5 \mu\text{m}$  空间分辨率下呈现出“小孔隙占主导 - 中等孔隙起过渡作用 - 大孔隙控制连通性”的典型分布格局。这一分布规律与已有关于致密砂岩和页岩储层多尺度孔隙的研究结果相一致,说明该 SEM 图像能够有效反映孔隙系统的中观结构特征,并为后续的数字岩心建模与渗流模拟提供可靠的数据支撑。



**Figure 3.** Two-dimensional imaging of pore structure in rock samples using micro-CT scanning (5  $\mu\text{m}$  resolution) (CT scan image)

**图3.** 显微 CT 扫描(5  $\mu\text{m}$  分辨率)岩石样品孔隙结构二维成像图(CT 扫描图)



**Figure 4.** The pore area distribution of the 5  $\mu\text{m}$  SEM image of sandstone (the sample was imaged by SEM; the pores are segmented through filtering and Otsu binarization; the area is calculated by the number of pixels in the connected domain and sorted by logarithmic boxes) (self-drawn image)

**图4.** 砂岩 5  $\mu\text{m}$  SEM 图像的孔隙面积分布(样品由 SEM 成像; 经滤波与 Otsu 二值化分割孔隙; 面积以连通域像素数计算并按对数分箱) (自绘图)

FIB-SEM 依托离子束逐层切割与电子束成像相结合的原理, 可在纳米尺度上获得连续的二维切片图像, 从而重建三维纳米孔隙结构。该技术尤其适用于揭示页岩储层中有机质纳米孔隙及黏土矿物基质的微观结构, 并可定量分析孔隙大小分布、比表面积及孔隙表面形貌等关键参数。此外, FIB-SEM 能够与能谱分析(EDS)、透射电子显微镜(TEM)等技术联用, 实现矿物成分、孔隙结构及有机质分布的同步表征。尽管显微 CT 在大样本整体孔隙网络表征方面具有优势, 而 FIB-SEM 在超微结构刻画上表现突出, 但二者均存在分辨率与视域之间的权衡问题, 因此多尺度结合已成为当前储层数字岩心研究的重要发展方向。

### 2.3. 微观尺度(纳米级)

在微观尺度上, 同步辐射纳米 CT、小角中子散射(SANS)以及低温氮气/二氧化碳吸附实验等方法被广泛用于表征纳米级孔隙结构[35]。这些技术能够有效解析页岩和致密砂岩中的纳米孔隙特征, 弥补了传统 CT 与 SEM 在分辨率方面的不足[36]。其中, SANS 能够在 1~100 nm 范围内提供具有代表性的统计性孔隙信息, 适用于评估孔径分布和孔隙体积的整体特征[37]~[39]; 而低温氮气/二氧化碳吸附实验则能够获得完整的孔径分布曲线, 尤其适合揭示纳米孔隙在总孔隙体积中所占的比例[40]。此外, 同步辐射纳米 CT 在空间分辨率上可达数十纳米, 能够实现纳米孔隙三维形态的直接成像[41] [42]。通常, 这些微观尺度的实验手段常与 SEM 或 FIB-SEM 联用, 通过图像与实验数据的互补校正, 实现孔径分布的多尺度拟合与综合建模, 从而为复杂储层的数字岩心构建和渗流模拟提供更加完整的数据支持[43]。

## 3. 多尺度数字岩心建模方法

### 3.1. 图像融合与配准方法

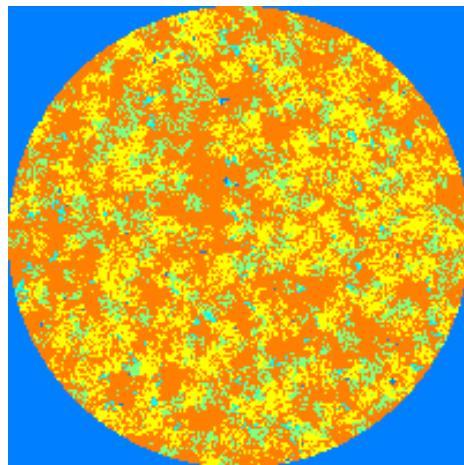
图像融合与配准旨在将来源于不同成像模态和分辨率(如  $\mu$ -CT、显微 CT、SEM、FIB-SEM 以及 SANS 等)的影像在空间上对齐并合理整合, 从而生成在空间位置、几何细节与物性信息上自洽的多尺度数字岩心[44]~[47]。其核心目标是最大限度保留各尺度的真实结构特征, 包括宏观视域下的裂隙网络以及微/纳米尺度的孔隙细节, 同时避免因拼接或重建带来的人为伪影与统计偏差。通过实现这种跨尺度的一致性, 可以为渗流-力学耦合模拟提供更高可信度的输入数据, 并为实验验证与数值结果的比对奠定基础。该方法的优势在于能够同时利用大视域( $\mu$ -CT)与高分辨率(FIB-SEM/SEM)信息, 从而显著提升数字岩心在结构保真度和模拟预测能力方面的表现。此外, 多尺度融合后的模型能够支持跨尺度的渗流与力学耦合模拟, 有效减少单尺度模型所导致的系统性偏差。值得注意的是, 现有多数配准与融合方法已能够提供量化的配准质量评价指标, 如互信息(Mutual Information, MI)、Dice 系数以及 Hausdorff 距离等, 从而为结果的可重复性与方法学对比提供了可靠依据。

然而, 该方法在实际应用中仍面临诸多挑战。首先, 不同成像模态之间存在物理差异(如灰度与对比度差异), 再加上样品制备过程可能引入形变, 使得配准与融合难以完全保证物理真实性。其次, 高分辨率的小视域样本可能缺乏代表性, 如果直接用于替换大尺度区域, 可能会导致宏观统计特征(如孔径分布和连通性)的偏移。此外, 基于深度生成的融合方法虽然具有潜力, 但可能会引入非真实的“幻觉”细节, 若缺乏实验校验, 容易对后续数值模拟产生误导。最后, 三维高分辨率体积数据的融合不仅对计算和存储资源需求极高, 而且在策略选择与结果验证方面也需要严格的质量控制流程。

### 3.2. 随机/统计重建方法

随机与统计重建方法通过有限的二维切片或实验测量获得的孔隙统计特征(如孔径分布、连通性与孔隙度), 生成符合整体统计规律的三维数字岩心[6] [48]~[50]。其核心目标是在保持宏观统计特征的前提下, 以较低实验成本构建可计算的大尺度模型, 从而弥补直接成像在分辨率或视域上的不足。该类方法的主

要优势在于不依赖大规模三维成像, 可显著降低实验成本; 同时能够快速生成多个重建结果(realizations), 便于开展不确定性分析与参数敏感性研究。此外, 它们还适用于对低分辨率 CT 数据进行补充, 在保持宏观统计一致性的同时, 进一步增强微尺度结构的表达能力(图 5)。



**Figure 5.** Random four-parameter algorithm for generating digital rock core slices (self-drawn image)  
**图 5.** 随机四参数算法生成数字岩心切片(自绘图)

但是, 这类方法也存在一定局限。由于生成的孔隙结构并非真实几何, 其微结构的物理一致性难以完全保证, 可能影响后续渗流或力学模拟的可靠性。与此同时, 随机重建对输入的统计特征高度依赖, 若实验数据不足或存在偏差, 往往会导致生成模型的失真。近年来, 多点统计(Multiple-Point Statistics, MPS)与深度学习等高级方法被引入以提升重建质量, 但其有效性仍依赖于训练图像的代表性, 在泛化能力和物性验证方面仍面临挑战。

### 3.3. 深度学习建模

深度学习方法旨在通过端到端的数据驱动建模, 自动学习岩石孔隙图像的空间分布规律, 从而实现跨尺度孔隙结构的重建, 并为多物理场模拟提供几何输入。其核心目标是突破传统统计方法依赖有限特征参数的局限, 直接利用大规模图像数据学习复杂且多尺度的空间模式[24][26][51][52]。在具体流程上, 研究者通常通过获取不同分辨率的图像(如  $\mu$ -CT、SEM 或 FIB-SEM), 并对其进行归一化与数据增强(如旋转、裁剪)以扩充样本集; 随后将数据划分为训练集、验证集与测试集, 再借助卷积神经网络(CNN)、生成对抗网络(GAN)以及混合架构等模型进行训练与推理, 从而生成细节丰富的多尺度孔隙结构, 最终构建多尺度数字岩心[17][24][53]。该方法已被广泛应用于岩石物理与渗流模拟研究, 其优势在于能够直接从图像数据中提取复杂孔隙特征, 避免人为特征选择所带来的偏差; 在低分辨率数据不足时, 可生成细节丰富的高分辨率结构, 实现跨尺度映射; 同时具备较高的自动化程度, 能够快速生成多组重建结果以支持统计分析与不确定性研究。此外, 深度学习方法还可与传统数值方法相结合, 从而进一步提升模型的准确性与适用性。

尽管深度学习方法已成为当前数字岩心重建的主流并受到广泛关注, 但其在若干方面仍存在局限与改进空间。首先, 该方法对训练数据的代表性依赖较强, 若数据不足或存在偏差, 生成模型可能产生结构失真。其次, 深度生成模型可能引入非真实的“幻觉细节”(hallucinated details), 其物理真实性难以保证, 可能导致后续数值模拟结果产生偏差。再次, 该类方法的可解释性有限, 难以明确揭示生成结构与实际物理规律之间的对应关系。最后, 模型的泛化能力仍有待提升, 在跨岩性或跨成像模态的应用中,

往往需要重新训练或借助迁移学习来维持重建精度。这些方法为大规模数字岩心模拟的高效实现提供了重要技术途径(表 1)。

总而言之,这些方法都为多尺度数字岩心的构建提供了许多方案,为后续对数字岩心进行渗流模拟和特性表征都提供了精细的解决方案。

**Table 1.** Multi-scale digital core construction methods and their advantages and disadvantages  
**表 1. 多尺度数字岩心构建方法及优缺点**

构建方法	优点	缺点
图像融合与配准方法	<ul style="list-style-type: none"> <li>保留真实图像的原始结构信息, 视觉逼真</li> <li>物理可解释性高(直接基于观测数据)</li> <li>实现相对直接: 配准、插值、拼接、边界处理即可得到结果</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>需要良好的配准(空间对齐难度大), 模态差异(对比、噪声)带来挑战</li> <li>难以覆盖大视场: 对未成像区域无法生成新信息(不能“合成”细节)</li> <li>拼接处/尺度过渡容易产生人工边界与统计不一致</li> </ul>
随机与统计重建法	<ul style="list-style-type: none"> <li>能在缺少成对高分辨率数据时, 利用统计量进行空间拓展与重建</li> <li>可显示式控制统计量(孔隙率、两点函数、连通性等)并保证整体统计一致性</li> <li>数学/物理可解释, 适合不确定性分析(可生成多重实现)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>难以恢复真实的具体细节(生成的是符合统计约束的等率实现, 非真实图像复原)</li> <li>计算代价大, 尤其用于大体积三维重建</li> <li>对高阶统计量的刻画有限(难捕捉复杂模式)</li> </ul>
深度学习重建法	<ul style="list-style-type: none"> <li>在数据足够或能有效数据增强时能生成高质量、高细节的图像</li> <li>方法灵活: 可做超分、风格迁移(CycleGAN)、ConditionalGAN、可生成多重实现: 速度快, 适合大体积切片逐片推理</li> <li>可结合 StyleGAN/CycleGAN 解决配对数据不足的问题(合成高分本 + 无配对映射)。</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>对训练数据敏感: 少量高分样本易过拟合: 需数据增强或预训练</li> <li>可解释性差, 可能引入非物理/伪造细节</li> <li>训练资源消耗大(GPU、内存)且需大最超参调优: 结果的统计一致性/物理一致性需额外校验与约束(例如孔隙率/透率误差)</li> </ul>

## 4. 基于多尺度数字岩心的物理模拟方法

### 4.1. 多尺度数字岩心渗流模拟方法

#### 4.1.1. 格子玻尔兹曼方法(LBM)

格子玻尔兹曼方法(Lattice Boltzmann Method, LBM)是一类基于介观尺度动力学理论的数值模拟方法,能够在不依赖传统连续介质假设的前提下,高效描述多孔介质内部的流体运动特征。凭借其通过离散化玻尔兹曼输运方程、利用“碰撞-迁移(collision-streaming)”机制求解宏观流速场与压力场的特性, LBM 在复杂三维孔隙结构上具有天然优势,因而被广泛用于数字岩心的单相及多相渗流模拟[54]-[57]。该方法尤其适用于低雷诺数条件下的不可压缩流动模拟,可准确捕捉微米乃至纳米尺度孔喉中的局部流动行为、界面演化与驱替机理[58]。因此,在多尺度数字岩心研究中, LBM 常用于高分辨率局部模型以计算基质绝对渗透率、研究两相或多相流体在孔喉结构中的微观流动与油水驱替过程。

LBM 的优势主要体现在以下三个方面: (1) 该方法无需传统网格剖分, 可直接作用于以体素形式表达的复杂孔隙几何, 使其特别适合数字岩心三维结构特征; (2) 能够在孔喉尺度上解析局部流动细节, 保持高保真度与结构一致性; (3) 具有良好的可扩展性, 可与多相、多组分模型自然耦合, 适用于研究润湿性、界面张力、相对渗透率等物理过程。然而, LBM 的计算成本随格点数量快速增长, 若对高分辨率三维大尺度数字岩心实施全域模拟, 往往需要依靠 GPU 并行计算、稀疏格点策略或多尺度耦合框架来降低

计算负荷。此外, LBM 的数值精度高度依赖格点分辨率, 实际应用中通常要求格点尺寸明显小于最小喉道直径, 以避免几何离散误差引起的渗透率估计偏差, 从而确保模拟结果的可比性与物理可信度。

#### 4.1.2. 孔隙网络模型(PNM)

孔隙网络模型(Pore Network Model, PNM)通过对三维数字岩心进行骨架提取与拓扑分析, 将复杂孔隙空间抽象为由“孔隙节点(pores)”与“喉道(throats)”组成的连通网络。该模型以简化后的网络几何为基础, 结合泊肃叶(Poiseuille)流动定律求解节点压力场与喉道流量, 从而高效预测多孔介质的渗流行为 [59]-[61]。相较于需要在完整三维体素空间内直接求解流场的格子玻尔兹曼方法(LBM), PNM 将流体流动问题降维至网络结构求解, 显著降低了计算自由度, 具备更高的计算效率。因此, PNM 常用于大尺度样品的快速渗流参数计算, 包括渗透率、孔隙连通性、喉道半径分布及孔喉尺度对流动的影响等。

然而, PNM 的预测精度高度依赖于孔隙网络的提取质量。对于包含纳米级孔隙、复杂喉道几何或显著的多尺度结构的样品, 几何抽象过程可能导致孔喉形状与真实结构存在偏差, 进而影响流动通道的准确性。因此, PNM 更适合用于宏观尺度的渗流行为分析, 而对于微观驱替机理、界面效应或复杂几何造成的局部流动扰动, 则需结合 LBM 等高精度方法。在多尺度数字岩心模拟中, 常采用一种“LBM-PNM 级联耦合策略” [62]。该策略通过在代表性体积单元(REV)或关键结构区域内使用 LBM 获取高精度微观参数(如等效渗透率、毛管压力、润湿性相关参数等), 并将其作为等效物性赋值给宏观尺度的 PNM 网络, 从而实现微观信息向宏观模拟的跨尺度传递。该方法既保持了宏观模拟的高效率, 又兼顾了微尺度物理过程的高精度表达, 是当前多尺度渗流研究中应用最为广泛的耦合框架之一[63] [64]。

### 4.2. 岩石力学性质计算的基本方法

#### 4.2.1. 基于有限元法(FEM)的数值均匀化

有限元方法(Finite Element Method, FEM)基于连续介质力学理论, 通过求解应力场与变形场来刻画岩石在外加载荷作用下的力学响应, 是数字岩心力学模拟中应用最广泛的数值工具之一[65]-[68]。利用数字岩心所提供的真实三维矿物组成、孔隙结构及空间分布信息, 可以构建具有高保真度的三维细观力学模型, 进而计算杨氏模量、泊松比、体积模量与剪切模量等等效弹性参数, 从而反映岩石在宏观尺度下的整体力学性能。

对于致密砂岩和碳酸盐岩等以基质力学响应为主控的岩性, 常在数字岩心模型的边界施加特定的位移边界条件或应力边界条件, 通过求解应力 - 应变关系获取岩石的综合力学行为。基于数值均质化理论(Numerical Homogenization), 可将复杂细观结构等效为具有均匀力学性质的宏观材料, 并定量评估孔隙结构形态、矿物组分比例与空间分布对有效力学参数的影响。该方法不仅能够揭示微观结构与宏观力学性质之间的内在联系, 还可为地震岩石物理建模、井壁稳定性分析及储层应力敏感性评价提供精细化的微观依据。

#### 4.2.2. 离散元(DEM)与微观损伤模拟

离散元法(Discrete Element Method, DEM)适用于颗粒介质或裂隙高度发育的岩石体系, 能够将岩体视为由相互接触的离散单元组成, 从而显式描述颗粒间的接触作用、胶结破坏以及裂纹的萌生、扩展与贯通过程[66] [69] [70]。在多尺度数字岩心研究中, 可利用纳米至微米尺度成像技术所获取的真实孔隙与裂隙几何信息构建 DEM 细观结构模型, 为研究裂隙岩石的受力响应与破坏演化提供可靠的几何基础。

针对页岩和煤岩等普遍发育微裂隙与层理结构、呈现显著非连续特征的岩性, DEM 相较于连续介质假设下的数值方法具有明显优势。该方法能够模拟颗粒间法向与切向接触力的演化过程, 并通过引入胶结破坏准则, 直观再现岩石在三轴压缩条件下微裂纹的起裂、扩展及最终贯通机制。此外, 结合 CT 扫描

所重建的真实裂隙网络结构, DEM 模拟可进一步用于分析水力压裂过程中裂缝的扩展路径、相互作用行为及其对应力敏感性的影响机制, 从而为非常规储层压裂改造与稳定性评价提供重要的细观力学依据。

### 4.3. 多尺度数字岩心物理模拟面临的挑战与解决方案

#### 4.3.1. 跨尺度耦合与物理场传递困难

多尺度数字岩心模型通常同时包含纳米孔隙、微米级孔喉以及毫米级裂隙结构, 其空间尺度跨度可达数个数量级。不同尺度下主导的物理机制存在显著差异, 导致传统单尺度数值方法难以在计算效率与模拟精度之间取得平衡。尤其是在从细观模型向宏观模型进行尺度提升(upscaling)时, 简单的参数平均化处理往往会掩盖孔隙结构的非均质性, 从而引入系统性误差。

为应对这一问题, 当前研究逐渐转向多尺度耦合建模策略[71]。一方面, 可构建“微尺度 – 中尺度 – 宏尺度”嵌套模型, 在关键区域嵌入高分辨率子模型: 例如在微尺度区域采用格子玻尔兹曼方法(LBM)精确求解局部流动或应力响应, 而在宏观尺度上通过孔隙网络模型(PNM)或有限元法(FEM)进行等效参数化, 从而实现微观物理信息向宏观模型的有效传递。另一方面, 多尺度有限元法(MsFEM)与直接耦合方法(direct coupling)通过在粗尺度网格中引入反映细观结构特征的基函数, 能够在不显著增加计算自由度的前提下捕捉微观物理场的震荡特征, 为跨尺度耦合提供了一种较为稳健的数学框架。

#### 4.3.2. 计算效率与存储资源瓶颈

高分辨率三维数字岩心通常包含数十亿体素, 其数据规模可达到 TB 级别。在此基础上开展格子玻尔兹曼方法(LBM)、离散元法(DEM)或流 – 固耦合等多物理场数值模拟时, 计算自由度与迭代规模急剧增加, 进而导致计算成本与存储需求显著上升, 难以满足工程应用对计算效率与时效性的实际需求。

针对上述计算效率瓶颈, 高性能计算与算法层面的优化已成为提升多尺度模拟可行性的关键途径。一方面, 通过构建 MPI 与 CUDA 相结合的并行计算框架, 将计算任务分配至多核 CPU 与 GPU 集群, 可显著加速 LBM、FEM 等数值方法的求解过程。另一方面, 自适应网格细化(Adaptive Mesh Refinement, AMR)技术可在孔喉、裂隙等物理响应敏感区域进行局部网格加密, 从而在结构相对均质的区域保持较粗分辨率, 从而在保证模拟精度的同时有效降低总体计算量。此外, 基于孔隙骨架提取的简化模型或等效孔隙网络模型可用于快速预测整体渗流与力学参数, 为高分辨率精细模拟提供合理的初始约束条件。

近年来, 人工智能方法在数值模拟加速方面展现出显著潜力[72]。通过训练深度神经网络学习孔隙结构特征与流场或应力场响应之间的映射关系, 可构建高效的代理模型(surrogate model), 在显著降低计算成本的同时仍保持必要的物理一致性与可解释性, 为多尺度数字岩心物理模拟提供了一种新兴且具有前景的技术路径[73]。

#### 4.3.3. 多源数据融合的物理一致性问题

多尺度数字岩心的构建通常依赖于 X 射线计算机断层扫描(X-CT)、显微 CT、聚焦离子束扫描电子显微镜(FIB-SEM)以及核磁共振(NMR)等多源成像数据[74] [75]。然而, 不同成像模态在空间分辨率、成像机理及噪声特性等方面存在显著差异, 若在数据融合过程中缺乏合理的物理约束, 容易引入结构畸变或成像伪影, 并在后续渗流与力学数值模拟中被进一步放大, 从而影响模拟结果的可靠性与可解释性。

针对上述问题, 近年来逐步形成了以“物理一致性”为核心的多模态数据融合策略。一方面, 通过引入基于物理约束的图像配准与增强流程, 将孔隙连通性、孔径分布及比表面积等关键拓扑与统计特征作为约束条件, 可在提升图像质量的同时有效保持真实孔隙结构特征。另一方面, 深度学习驱动的超分辨率重建方法[17] [18] (如 CycleGAN)被用于实现不同分辨率数据之间的跨尺度映射, 并通过孔隙度、比表面积等物性参数对生成结果进行校正, 同时结合压汞和 NMR 等实验数据开展反演对比分析, 从而在

统计意义与物理意义上确保多尺度数字岩心模型的一致性与可靠性。

## 5. 结论

多尺度数字岩心技术在储层精细表征与渗流机理研究中展现出独特优势。该技术能够跨越从微米至纳米的空间尺度，实现对孔隙结构与流体运移规律的系统性、多层次刻画。尽管目前仍面临数据拼接误差、尺度统一性不足以及计算资源消耗高等挑战，但随着高性能计算、人工智能与多物理场数值模拟技术的持续发展，未来的多尺度数字岩心将成为地质工程、能源开发及储层评价的重要支撑工具。

在不同尺度上，多种成像手段共同构建了数字岩心的多层次观测体系。宏观尺度上，工业计算机断层扫描(CT)技术能够快速、无损地获取毫米至百微米尺度的孔隙与裂隙网络信息，直观展示储层大孔隙的空间分布及连通特征，但其空间分辨率通常约为 0.1 mm，难以解析纳米级孔隙及细微喉道，并易受噪声与伪影影响。中观尺度上，高分辨率显微 CT 与聚焦离子束扫描电子显微镜(FIB-SEM)可在亚微米至纳米尺度下实现非破坏性成像与三维重构，分别在整体孔隙网络刻画与超微结构细节解析方面具备显著优势，但两者均面临分辨率与视域之间的权衡问题。微观尺度上，同步辐射纳米 CT、小角中子散射(SANS)以及低温气体吸附实验可进一步解析纳米孔隙结构，弥补传统技术的分辨率不足；然而，这些方法单独使用难以实现全尺度覆盖，通常需多技术联合以获得更全面的孔隙结构数据。

多尺度数字岩心物理模拟在渗流与力学行为研究中形成了较为成熟的方法体系。在渗流模拟方面，格子玻尔兹曼方法(LBM)与孔隙网络模型(PNM)分别从介观高保真求解与拓扑简化建模角度出发，在模拟精度与计算效率之间实现互补。其中，LBM 能够精细刻画真实三维孔隙结构中的孔喉尺度流动与多相界面演化，而 PNM 通过网络化抽象显著降低计算复杂度，适用于大尺度样品渗流参数的快速预测，二者的耦合应用已成为多尺度渗流研究的重要技术路径。在岩石力学模拟方面，有限元法(FEM)与离散元法(DEM)分别适用于连续介质变形与非连续损伤破坏过程的刻画，为揭示微观结构对宏观力学响应的控制机制提供了有效手段。尽管取得了一定进展，多尺度数字岩心模拟仍面临跨尺度耦合、计算效率及多源数据物理一致性等挑战，亟需结合高性能计算与物理约束的数据融合及智能建模方法进一步提升模型的可靠性与适用性。

总体而言，多尺度数字岩心技术凭借其跨尺度、可量化和可计算的优势，已成为揭示孔隙结构特征与渗流机制内在关联的关键技术手段。随着多尺度数字岩心研究的不断深化，其在非常规油气开发、地下储能及工程地质领域的应用前景将更加广阔，为储层评价、渗流预测及开发方案优化提供坚实的技术支撑与科学基础。

## 基金项目

陕西省“大学生创新创业训练计划”项目(S202512715031)；陕西省自然科学基础研究计划项目(2021JLM-48)。

## 参考文献

- [1] 谢和平, 高峰, 鞠杨, 等. 深地煤炭资源流态化开采理论与技术构想[J]. 煤炭学报, 2017, 42(3): 547-556.
- [2] 赵岩龙, 李喧喧, 张傲雪, 等. 人工智能在数字岩心技术上的应用进展及前景[J]. 特种油气藏, 2025, 32(5): 10-18.
- [3] 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.
- [4] 田佳丽, 王惠民, 刘星星, 等. 基于 NMR 耦合实时渗流的砂岩渗透特性研究[J]. 岩土工程学报, 2022, 44(9): 1671-1678.
- [5] 刘向君, 朱洪林, 梁利喜. 基于微 CT 技术的砂岩数字岩石物理实验[J]. 地球物理学报, 2014, 57(4): 1133-1140.
- [6] 吴翔, 肖占山, 张永浩, 等. 多尺度数字岩石建模进展与展望[J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2024, 54(5): 1736-

- 1751.
- [7] 闫天宇. 数字岩心多尺度融合方法研究[D]: [硕士学位论文]. 成都: 西南石油大学, 2024.
- [8] 刘学锋, 张伟伟, 孙建孟. 三维数字岩心建模方法综述[J]. 地球物理学进展, 2013, 28(6): 3066-3072.
- [9] 肖飞, 李戈理, 陈玉林, 等. 数字岩石构建方法及应用前景[J]. 测井技术, 2021, 45(3): 240-245.
- [10] 刘洋, 王春生, 孙启冀, 等. 低渗砂岩储层数字岩心构建及渗流模拟[J]. 断块油气田, 2017, 24(6): 817-821.
- [11] 汪新光, 郁金来, 彭小东, 等. 基于数字岩心的致密砂岩储层孔隙结构与渗流机理[J]. 油气地质与采收率, 2022, 29(6): 22-30.
- [12] Wang, C., Tian, L., Sun, C., Deng, Y., Zhou, Y. and Nie, X. (2025) Multi-Scale Characterization of Tight Carbonate Rocks Based on Digital Cores. *Frontiers in Earth Science*, **13**, Article ID: 1538316. <https://doi.org/10.3389/feart.2025.1538316>
- [13] Dong, H. and Blunt, M.J. (2009) Pore-Network Extraction from Micro-Computerized-Tomography Images. *Physical Review E*, **80**, Article 036307. <https://doi.org/10.1103/physreve.80.036307>
- [14] Ju, Y., Huang, Y., Zheng, J., Qian, X., Xie, H. and Zhao, X. (2017) Multi-Thread Parallel Algorithm for Reconstructing 3D Large-Scale Porous Structures. *Computers & Geosciences*, **101**, 10-20. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2017.01.003>
- [15] 侯世伟, 吕寻庆, 孟素云, 等. 致密储层裂缝气水微观渗流过程研究[J]. 石油实验地质, 2025, 47(3): 671-679.
- [16] 王平全, 陶鹏, 刘建仪, 等. 基于数字岩心的低渗透储层微观渗流机理研究[J]. 非常规油气, 2016, 3(6): 1-5.
- [17] Yasin, Q., Liu, B., Sun, M., Sohail, G.M., Ismail, A., Wood, D.A., et al. (2025) Digital Core Modeling for Multimineral Segmentation of Lacustrine Shale Oil Using FE-SEM and Kiu-Net. *Fuel*, **398**, Article 135474. <https://doi.org/10.1016/j.fuel.2025.135474>
- [18] Chen, H., He, X., Teng, Q., Sheriff, R.E., Feng, J. and Xiong, S. (2020) Super-Resolution of Real-World Rock Microcomputed Tomography Images Using Cycle-Consistent Generative Adversarial Networks. *Physical Review E*, **101**, Article 23305. <https://doi.org/10.1103/physreve.101.023305>
- [19] Zhang, T., Shen, T., Hu, G., Lu, F. and Du, X. (2024) Stochastic Reconstruction of Digital Cores Using Two-Discriminator Vae-Gan. *Geoenergy Science and Engineering*, **236**, Article 212744. <https://doi.org/10.1016/j.geoen.2024.212744>
- [20] Zhou, L., Sun, H., Liu, L., Zhang, L., Imani, G., Yao, J., et al. (2025) Microscopic Flow Simulation of Shale Multi-Scale Digital Core Based on Image Classification. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, **252**, Article 127438. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2025.127438>
- [21] Zhang, Y., Bi, J., Han, C., Xu, L., Xiang, H., Kong, H., et al. (2025) Lightweight Two Dimensional Multi-Scale Large Kernel Attention Network for Super-Resolution of Digital Rock. *GeoInformatica*, **29**, 465-490. <https://doi.org/10.1007/s10707-025-00536-0>
- [22] 冯雪健, 沈永星, 周动, 等. 基于 CT 数字岩心深度学习的煤裂隙分布识别研究[J]. 煤炭科学技术, 2023, 51(8): 97-104.
- [23] 王玥天, 秦瑞宝, 魏丹, 等. 基于深度学习的数字岩心多尺度多组分融合建模方法研究[J]. 地球物理学报, 2025, 68(10): 3974-3991.
- [24] 赵久玉, 蔡建超. 基于 Unet++ 网络的数字岩心图像分割泛化能力[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2024, 48(2): 118-125.
- [25] Liu, M. and Mukerji, T. (2022) Multiscale Fusion of Digital Rock Images Based on Deep Generative Adversarial Networks. *Geophysical Research Letters*, **49**, e2022GL098342. <https://doi.org/10.1029/2022gl098342>
- [26] Zhang, T., Xia, P. and Du, Y. (2021) 3D Pore Space Reconstruction Using Deep Residual Deconvolution Networks. *Computational Geosciences*, **25**, 1605-1620. <https://doi.org/10.1007/s10596-021-10063-0>
- [27] 张平, 王登科, 于充, 等. 基于工业 CT 扫描的数字煤心构建过程及裂缝形态表征[J]. 河南理工大学学报(自然科学版), 2019, 38(6): 10-16.
- [28] 牛银涛. 页岩多组分数字岩心重构及微观渗流规律研究[D]: [硕士学位论文]. 大庆: 东北石油大学, 2024.
- [29] 朱伟, 赵峦啸, 王一戎. 碳酸盐岩溶蚀缝洞储层数字岩石建模与弹性模拟[J]. 煤田地质与勘探, 2025, 53(8): 181-192.
- [30] 杨峰, 王昊, 黄波, 等. 基于 CT 扫描的致密砂岩渗流特征及应力敏感性研究[J]. 地质力学学报, 2019, 25(4): 475-482.
- [31] 刘合, 任义丽, 李欣, 等. 岩心智能识别技术内涵与展望[J]. 石油学报, 2024, 45(8): 1296-1308.
- [32] 杨沛, 胡望水, 崔莺莺, 等. 基于多尺度 CT 扫描的长岭凹陷青一段储层特征及渗流机理[J]. 断块油气田, 2025, 32(2): 211-220.
- [33] 王晓琦, 金旭, 李建明, 等. 聚焦离子束扫描电镜在石油地质研究中的综合应用[J]. 电子显微学报, 2019, 38(3):

- 303-319.
- [34] 方辉煌, 桑树勋, 刘世奇, 等. 基于微米焦点 CT 技术的煤岩数字岩石物理分析方法——以沁水盆地伯方 3 号煤为例[J]. 煤田地质与勘探, 2018, 46(5): 167-174.
- [35] Qian, Y., Gao, P., Fang, X., Sun, F., Cai, Y. and Zhou, Y. (2022) Microstructure Characterization Techniques for Shale Reservoirs: A Review. *Frontiers in Earth Science*, **10**, Article ID: 930474. <https://doi.org/10.3389/feart.2022.930474>
- [36] Zhang, Y., Li, D., Xin, G. and Ren, S. (2023) A Review of Molecular Models for Gas Adsorption in Shale Nanopores and Experimental Characterization of Shale Properties. *ACS Omega*, **8**, 13519-13538. <https://doi.org/10.1021/acsomega.3c01036>
- [37] Sun, M., Yu, B., Hu, Q., Yang, R., Zhang, Y., Li, B., et al. (2018) Pore Structure Characterization of Organic-Rich Niutitang Shale from China: Small Angle Neutron Scattering (SANS) Study. *International Journal of Coal Geology*, **186**, 115-125. <https://doi.org/10.1016/j.coal.2017.12.006>
- [38] 张晓祎. 页岩油气储层孔隙结构表征新方法研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 中国科学院大学(中国科学院渗流流体力学研究所), 2021.
- [39] Shu, Y., Xu, Y., Jiang, S., Zhang, L., Zhao, X., Pan, Z., et al. (2020) Effect of Particle Size on Pore Characteristics of Organic-Rich Shales: Investigations from Small-Angle Neutron Scattering (SANS) and Fluid Intrusion Techniques. *Energies*, **13**, Article 6049. <https://doi.org/10.3390/en13226049>
- [40] Lu, Y., Yang, F., Bai, T., Han, B., Lu, Y. and Gao, H. (2022) Shale Oil Occurrence Mechanisms: A Comprehensive Review of the Occurrence State, Occurrence Space, and Movability of Shale Oil. *Energies*, **15**, Article 9485. <https://doi.org/10.3390/en15249485>
- [41] 郭雪晶, 何顺利, 陈胜, 等. 基于纳米 CT 及数字岩心的页岩孔隙微观结构及分布特征研究[J]. 中国煤炭地质, 2016, 28(2): 28-34.
- [42] 庞伟. 采用多点地质统计法重构页岩的数字岩心[J]. 天然气工业, 2017, 37(9): 71-78.
- [43] Garum, M., Glover, P.W.J., Lorinczi, P., Micklethwaite, S. and Hassanpour, A. (2021) Integration of Multiscale Imaging of Nanoscale Pore Microstructures in Gas Shales. *Energy & Fuels*, **35**, 10721-10732. <https://doi.org/10.1021/acs.energyfuels.1c00554>
- [44] 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.
- [45] Sun, B., Hou, S., Zeng, S., Bai, X., Zhang, S. and Zhang, J. (2020) 3D Characterization of Porosity and Minerals of Low-Permeability Uranium-Bearing Sandstone Based on Multi-Resolution Image Fusion. *Nuclear Science and Techniques*, **31**, 117-136. <https://doi.org/10.1007/s41365-020-00810-w>
- [46] Wang, H.T., Wang, L., Lai, F.Q., et al. (2020) Investigation of Image Segmentation Effect on the Accuracy of Reconstructed Digital Core Models of Coquina Carbonate. *Applied Geophysics*, **17**, 501-512. <https://doi.org/10.1007/s11770-020-0846-2>
- [47] 王海涛, 王丽, 赖富强, 等. 图像分割对生物灰岩数字岩心模型准确性的研究[J]. 应用地球物理学, 2020, 17(4): 501-512.
- [48] 宋帅兵, 张通. 各向异性多孔介质数字岩心模型重构通用算法[J]. 地球物理学报, 2023, 66(11): 4765-4780.
- [49] 吴玉其, 林承焰, 任丽华, 等. 基于多点地质统计学的数字岩心建模[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2018, 42(3): 12-21.
- [50] 刘磊, 姚军, 孙海, 等. 考虑微裂缝的数字岩心多点统计学构建方法[J]. 科学通报, 2018, 63(30): 3146-3157.
- [51] 王付勇, 赵久玉. 基于深度学习的数字岩心图像重构及其重构效果评价[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2022, 53(11): 4412-4424.
- [52] Li, B., Nie, X., Cai, J., Zhou, X., Wang, C. and Han, D. (2022) U-Net Model for Multi-Component Digital Rock Modeling of Shales Based on CT and QEMSCAN Images. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, **216**, Article 110734. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2022.110734>
- [53] 杨川. 基于 Res-Unet 的 Micro-CT 数字岩芯孔喉特征提取及三维结构重建[D]: [硕士学位论文]. 西安: 西安石油大学, 2023.
- [54] 刘博伟, 李彦来, 杨磊, 等. 基于格子玻尔兹曼方法的数字岩心孔隙流动模拟[J]. 新疆石油天然气, 2020, 16(1): 45-50.
- [55] 王晨晨, 姚军, 杨永飞, 等. 基于格子玻尔兹曼方法的碳酸盐岩数字岩心渗流特征分析[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2012, 36(6): 94-98.
- [56] 孔强夫, 周灿灿, 张艳, 等. 基于数字岩心岩石电性数值模拟方法综述[J]. 地球物理学进展, 2015, 30(2): 718-724.

- [57] 王静怡, 周志军, 魏华彬, 等. 基于页岩孔隙网络模型的油水两相流动模拟[J]. 岩性油气藏, 2021, 33(5): 148-154.
- [58] Fatt, I. (1957) Capillarity-Permeability-The Network Model of Porous Media-I. Capillary Pressure Characteristics.
- [59] 赵玲, 石雪, 夏惠芬. 数字岩心孔隙网络模型的构建方法[J]. 科学技术与工程, 2018, 18(26): 32-38.
- [60] 杨永飞, 刘志辉, 姚军, 等. 基于叠加数字岩心和孔隙网络模型的页岩基质储层孔隙空间表征方法[J]. 中国科学: 技术科学, 2018, 48(5): 488-498.
- [61] 李俊键, 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.
- [62] 赵建鹏, 陈惠, 李宁, 等. 三维数字岩心技术岩石物理应用研究进展[J]. 地球物理学进展, 2020, 35(3): 1099-1108.
- [63] 杨永飞, 张琦, 李英文, 等. CO<sub>2</sub>封存与驱油过程中纳微尺度多相多场渗流机制研究新进展[J]. 天然气工业, 2025, 45(9): 158-175.
- [64] Zhang, L., Kang, Q., Yao, J., Gao, Y., Sun, Z., Liu, H., et al. (2015) Pore Scale Simulation of Liquid and Gas Two-Phase Flow Based on Digital Core Technology. *Science China Technological Sciences*, **58**, 1375-1384. <https://doi.org/10.1007/s11431-015-5842-z>
- [65] Wei, Y., Nie, X., Jin, L., Zhang, C., Zhang, C. and Zhang, Z. (2018) Investigation of Sensitivity of Shale Elastic Properties to Rock Components Based on a Digital Core Technology and Finite Element Method. *Arabian Journal of Geosciences*, **11**, 1-14. <https://doi.org/10.1007/s12517-018-3576-5>
- [66] State Key Laboratory of Coal Mine Disaster Dynamics and Control CUCC, School of Resources and Safety Engineering CUCC, State Key Laboratory of Coal Mine Disaster Dynamics and Control CUCC, et al. (2020) Numerical Simulation of Hydraulic Fracturing Based on Two-Dimensional Surface Fracture Morphology Reconstruction and Combined Finite-discrete Element Method. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, **82**, Article 103479.
- [67] 李承峰, 刘乐乐, 孙建业, 等. 基于数字岩心的含水合物石英砂微观渗流有限元分析[J]. 海洋地质前沿, 2020, 36(9): 68-72.
- [68] 朱伟, 单蕊, 聂昕, 等. 数字岩心等效弹性参数模拟研究进展[J]. 地球物理学进展, 2022, 37(2): 756-765.
- [69] Wei, X., Qu, D., Zhou, Z., Li, X., Zhu, Y., Hu, S., et al. (2025) Three-Dimensional Refined Discrete Element Numerical Modeling Method and Its Application for Reef Limestone Based on Digital Core Technology. *Computers and Geotechnics*, **185**, Article 107362. <https://doi.org/10.1016/j.compgeo.2025.107362>
- [70] Lin, R., Ren, L., Zhao, J., Tan, X., Rasouli, V., Wang, X., et al. (2022) Stress and Pressure Dependent Permeability of Shale Rock: Discrete Element Method (DEM) Simulation on Digital Core. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, **208**, Article 109797. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2021.109797>
- [71] Huang, T., Wang, Z., Zeng, Q. and Dai, A. (2022) A Novel Method for Multiscale Digital Core Reconstruction Based on Regional Superposition Algorithm. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, **212**, Article 110302. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2022.110302>
- [72] Nabipour, I., Raof, A., Cnudde, V., Aghaei, H. and Qajar, J. (2024) A Computationally Efficient Modeling of Flow in Complex Porous Media by Coupling Multiscale Digital Rock Physics and Deep Learning: Improving the Tradeoff between Resolution and Field-of-View. *Advances in Water Resources*, **188**, Article 104695. <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2024.104695>
- [73] Jiang, F., Guo, Y., Tsuji, T., Kato, Y., Shimokawara, M., Esteban, L., et al. (2023) Upscaling Permeability Using Multiscale X-Ray-CT Images with Digital Rock Modeling and Deep Learning Techniques. *Water Resources Research*, **59**, e2022WR033267. <https://doi.org/10.1029/2022wr033267>
- [74] Tian, Y., Wang, D., Xia, J., Ma, Y., Zhang, Y., Li, B., et al. (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**, Article 107177. <https://doi.org/10.1016/j.marpetgeo.2024.107177>