

## 碎屑岩储层智能表征与建模方法研究现状及展望<sup>\*</sup>

岳大力<sup>1,2,3</sup> 李 伟<sup>1,2</sup> 王武荣<sup>1,2</sup> 孙盼科<sup>1,2</sup> 吴胜和<sup>1,2,3</sup> 徐振华<sup>1,2</sup>  
刘 磊<sup>1,2,3</sup> 邬德刚<sup>1,2,3</sup> 屈林博<sup>1,2</sup> 任柯宇<sup>1,2</sup> 林 津<sup>1,2</sup> 张姝琪<sup>1,2</sup>

1 油气资源与工程全国重点实验室, 中国石油大学(北京), 北京 102249

2 中国石油大学(北京)地球科学学院, 北京 102249

3 中国石油大学(北京)人工智能学院, 北京 102249

**摘 要** 碎屑岩储层是中国乃至全球油气资源的重要载体。受限于碎屑岩储层非均质强、地下表征资料相对不足的客观条件, 传统的表征与建模技术长期以来难以满足地下储层精细勘探与高效开发的需求。21 世纪以来, 众多学者逐步尝试将人工智能技术引入碎屑岩储层表征与建模领域, 并在近 10 年取得快速发展。鉴于此, 作者系统梳理了智能化技术在碎屑岩储层表征与建模领域的发展历程与研究现状, 重点阐述了储层参数测井智能解释、智能化断层与地层构造解析、井震融合智能储层预测、碎屑岩储层智能三维地质建模的最新研究进展与应用效果, 并分析了不同智能化储层表征与建模技术面临的挑战与未来的发展方向。总体而言, 上述碎屑岩储层智能表征技术在不同程度上面临着高质量样本不足、智能学习模型泛化能力较差、知识驱动与数据驱动融合程度低等难题, 未来仍有巨大的发展空间与良好的应用前景。

**关键词** 碎屑岩 储层表征 三维地质建模 测井解释 井震融合 人工智能

**第一作者简介** 岳大力, 男, 1974 年生, 教授, 博士生导师, 从事油气田开发地质方面的教学科研工作。

E-mail: yuedali@cup.edu.cn。

**通讯作者简介** 李伟, 男, 1990 年生, 副教授, 从事油气田开发地质与储层智能表征方面的教学科研工作。E-mail: wei\_li@cup.edu.cn。

中图分类号: P631 文献标志码: A

## Advances and perspectives in intelligent characterization and modeling of clastic reservoirs

YUE Dali<sup>1,2,3</sup> LI Wei<sup>1,2</sup> WANG Wurong<sup>1,2</sup> SUN Panke<sup>1,2</sup> WU Shenghe<sup>1,2,3</sup> XU Zhenhua<sup>1,2</sup>  
LIU Lei<sup>1,2,3</sup> WU Degang<sup>1,2,3</sup> QU Linbo<sup>1,2</sup> REN Keyu<sup>1,2</sup> LIN Jin<sup>1,2</sup> ZHANG Shuqi<sup>1,2</sup>

1 State Key Laboratory of Petroleum Resources and Engineering, China University of Petroleum (Beijing), Beijing 102249, China

2 College of Geosciences, China University of Petroleum (Beijing), Beijing 102249, China

3 College of Artificial Intelligence, China University of Petroleum (Beijing), Beijing 102249, China

**Abstract** Clastic rock reservoirs serve as critical carriers of hydrocarbon resources both in China and around the world. However, due to inherent limitations such as strong heterogeneity and insufficient sub-

<sup>\*</sup> 国家自然科学基金项目(编号: 42272186, 42202109, 42302128, 42412179)资助。[Financially supported by the National Natural Science Foundation of China (Nos. 42272186, 42202109, 42302128, 42412179)]

收稿日期: 2025-06-11 改回日期: 2025-06-18

surface characterization data, traditional methods of reservoir characterization and modeling have struggled to fulfill the demands for high-resolution exploration and efficient development. Since the 21st century, researchers have progressively integrated artificial intelligence (AI) techniques into the field of clastic reservoir characterization and modeling, resulting in significant advancements over the past decade. These innovations have significantly improved both the accuracy and efficiency of reservoir characterization. In this context, this paper systematically reviews the development history and current research status of intelligent technologies in clastic reservoir characterization and modeling. It highlights recent progress and application outcomes in areas such as intelligent well log interpretation for reservoir parameters, AI-based fault and stratigraphic framework analysis, intelligent reservoir prediction through well-seismic integration, and intelligent 3D geological modeling. Furthermore, we discuss the challenges faced by various intelligent approaches and outlines future directions for their development. Overall, these intelligent characterization techniques have made significant advances and demonstrated positive outcomes in practical applications. Nevertheless, they also face multiple challenges, including a lack of high-quality training samples, sub-optimal generalization capabilities of learning models, and inadequate coupling of knowledge-driven with data-driven approaches. Despite these limitations, there remains significant potential for advancement, with promising application prospects emerging across reservoir characterization workflows.

**Key words** clastic rock, reservoir characterization, 3D geological modeling, well-log interpretation, well-seismic integration, artificial intelligence

**About the first author** YUE Dali, born in 1974, professor and Ph.D. supervisor, is engaged in teaching and scientific research on oil & gas field development geology. E-mail: yuedali@cup.edu.cn.

**About the corresponding author** LI Wei, born in 1990, associate professor, is engaged in teaching and scientific research on oil & gas field development geology and intelligent reservoir characterization. E-mail: wei\_li@cup.edu.cn.

## 0 引言

储层表征 (reservoir characterization) 是应用多学科信息定量研究地下非均质储层的过程, 这一过程包括储层特征识别、特征描述和三维建模 (吴胜和, 2010)。储层表征与建模是由于生产实践的需要而发展起来的。早在 20 世纪 40—60 年代, 已经开始重视油气田地质研究, 但储层研究程度较低, 尚停留在沉积岩石学及储集层物性分析的初级阶段。20 世纪 70 年代, 储层地质研究开始受到重视, 著名沉积学家 Pettijohn 等 (1973) 首先提出了储层非均质性分类体系, 斯伦贝谢公司首次提出了“油藏描述”的概念, 即针对油藏 (储层) 非均质性进行三维空间的定量描述和预测 (裘怿楠和陈子琪, 1996)。20 世纪 80 年代, 储层地质研究进入快速发展阶段 (Weber, 1986; Miall, 1988; Galloway, 1989), 其中美国能源部于 1985 年召开了第一届国际储层 (油藏) 表征会议, 会议中正式提出 “Reservoir Characterization (油藏表

征)” 的术语。该术语更加强调油藏的量化研究, 特别是油藏特征空间变化的不确定性分析与评价 (Deutsch, 2002; Roger, 2006), 而储层表征是油藏表征的核心。20 世纪 90 年代以来, 随着油气勘探开发不断深入, 储层非均质性强、表征难度大 (贾承造等, 2012; 张赫等, 2022) 这一问题更加突出, 而传统储层表征方法效率低、精度不足, 故亟需发展智能化储层表征与建模技术 (贾爱林等, 2021; 岳大力等, 2022) 以提高储层表征效率与预测精度。

近年来, 智能化的储层表征与建模技术已经取得长足发展。自 2000 年以后, 测井、地震数据的处理与解释技术率先与人工智能相结合, 如神经网络、支持向量机等较为经典的监督学习算法被快速应用于测井与地震解释, 形成了多种储层参数测井智能解释与地震多属性智能储层预测方法 (Ellis and Singer, 2007; Veeken *et al.*, 2009; Xu *et al.*, 2018; Li *et al.*, 2019a, 2019b; Yue *et al.*, 2019)。

随着智能算法的快速发展及其在地球物理解释中的推广,测井与地震智能解释内容被不断拓展、解释技术不断深化 (Laloy *et al.*, 2018; Wang *et al.*, 2024)。在测井解释方面,从对测井曲线幅度值的学习逐步演化为对测井曲线形态信息的挖掘,并开始将地质知识图谱纳入智能解释过程以提高解释精度 (徐彬森和肖立志, 2024)。在地震解释方面,从简单的振幅信息挖掘演化为多维度复杂地震信息的深度挖掘,算法方面也由相对简单的算法向集成算法、深度学习算法发展 (Li *et al.*, 2019b, 2023; Yue *et al.*, 2019)。

三维地质建模领域长期面临着数据约束与地质条件复杂双重挑战。一方面,可获取的井筒数据在空间分布上极为有限,另一方面,地震数据往往存在分辨率不足和多解性问题,进而导致储层建模存在显著的不确定性 (Strebelle, 2002; Azevedo and Soares, 2017; Song *et al.*, 2022a)。为应对这一挑战,地质建模技术经历了从确定性建模到随机建模、从基于目标到基于像元、从两点统计到多点统计的演进过程。然而,上述传统建模技术仍难以满足 2 个关键需求:一是难以准确刻画复杂的储层空间分布模式,二是有效整合多源异构数据仍具有挑战性 (Song *et al.*, 2022b; 宋随宏等, 2022; Cui *et al.*, 2024; Liu *et al.*, 2025)。这一技术瓶颈促使学界将目光投向快速发展的智能算法领域。得益于深度学习在特征提取与数据生成方面的突破,以自编码器 (Variational Auto-Encoder, VAE)、生成对抗网络 (Generative Adversarial Networks, GANs) 和扩散模型 (Diffusion Models, DMs) 为代表的新一代地质建模方法展现出革命性潜力 (Chen *et al.*, 2022; Liu *et al.*, 2023b; Di Federico and Durlofsky, 2025)。深度学习算法通过构建高维非线性映射关系,不仅能有效学习复杂储层的空间结构特征,更能实现测井、地震、动态生产等多源数据的协同建模 (Song *et al.*, 2022b; Hu *et al.*, 2024)。然而,基于 GANs 等的智能化建模方法仍面临算力需求高、符合建模目标的地质模拟训练样本集构建困难等诸多难题 (刘彦锋等, 2021)。

鉴于此,笔者系统回顾了近 20 年来碎屑岩储层智能表征与建模方法的发展历程与研究现状,结合本团队在该领域的相关研究,重点对测井与地震数据智能解释系列技术、智能化三维地质建模技术

进行重点阐述,系统分析其技术优势与面临的挑战,展望未来的发展方向。

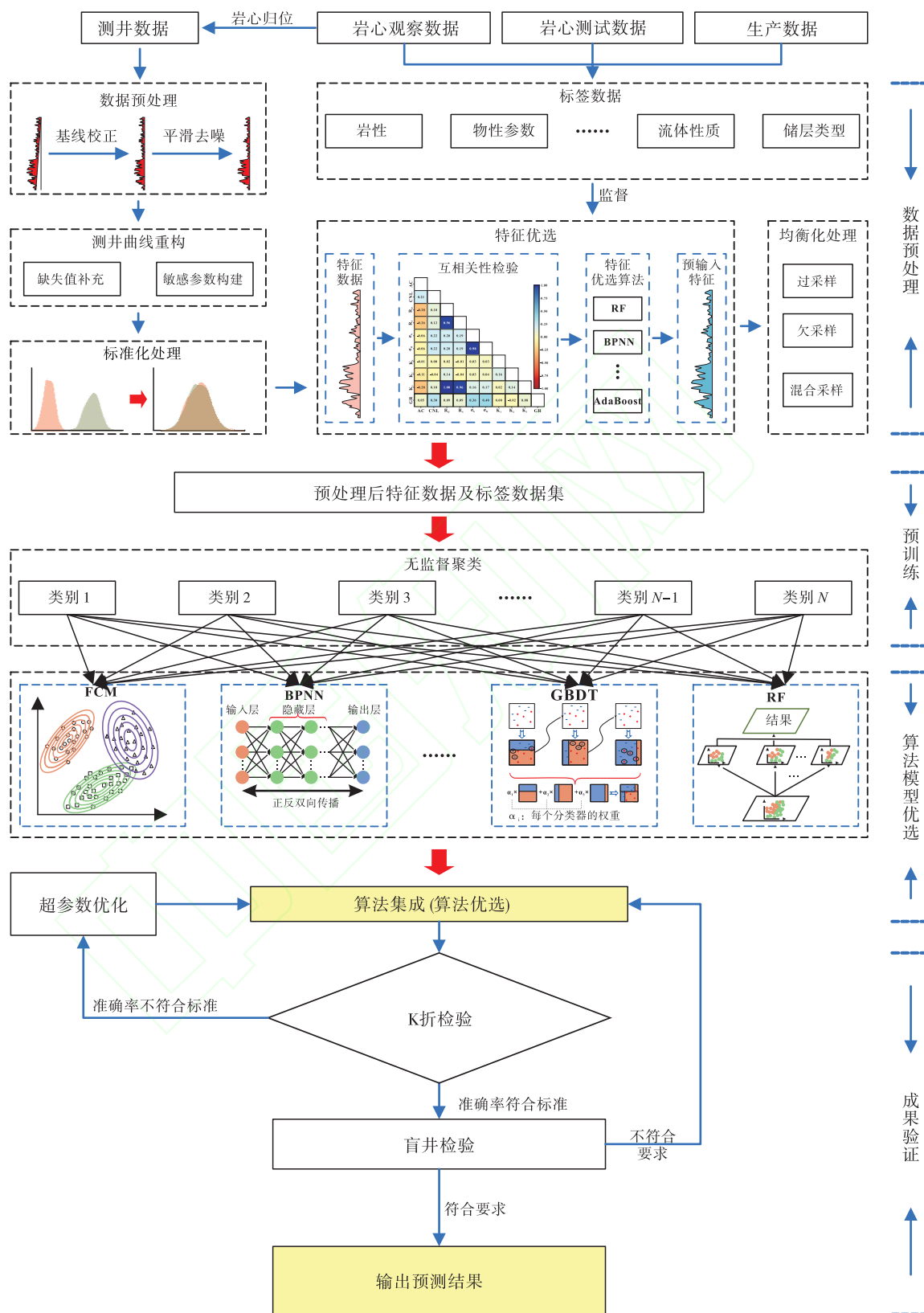
## 1 储层参数测井智能解释

测井技术是指通过采集地层的声波、电阻率和放射性等物理响应,并对数据进行处理分析,建立岩石物理参数与储层参数之间的映射关系,是实现地下储层精细解释的关键技术 (Ellis and Singer, 2007; Selley and Sonnenberg, 2015; Li *et al.*, 2024; Shi *et al.*, 2024; Zhang *et al.*, 2024b)。随着油气勘探开发难度不断提升,主要依赖专家经验的传统测井解释技术面临着严峻挑战 (Liu, 2021),传统解释方法存在主观性强、随机性高、效率低等问题 (Li *et al.*, 2024)。人工智能 (AI) 技术的快速发展推动了其在测井数据处理与解释领域的广泛应用 (Liu *et al.*, 2022; Shi *et al.*, 2024),实现了储层参数的快速、高精度识别 (Guo *et al.*, 2024; Wang *et al.*, 2024),总体流程包括数据预处理、解释方法构建、算法模型优选和成果验证等主要环节 (李宁等, 2021; Shi *et al.*, 2024) (图 1)。

### 1.1 测井智能解释流程

测井智能解释流程的核心环节主要是数据预处理、算法模型优选与优化。在数据预处理阶段,需对原始测井数据进行数据清洗、标准化以及特征优选等,以提升数据质量,为后续分析奠定基础。然后,依据任务类型和实际地质情况,提取关键曲线特征,并从众多算法中优选合适的算法,构建分类或回归预测模型,进而利用岩心解释及岩心分析测试等数据进行验证,确保模型的准确性与可靠性。最后,将经过验证的智能模型应用于研究区,开展全区的测井解释工作。在此过程中,还可融合地质模式与专家知识,进一步优化解释结果,使其更加符合实际地质情况。

测井解释任务主要涵盖回归和分类两大类问题。其中,回归问题聚焦于连续型储层参数的预测,例如孔隙度、渗透率、饱和度、裂缝密度等关键参数;而分类问题则着重于离散型储层参数的识别,如岩性、沉积微相、成岩相、储层质量、甜点类型、流体类型等。针对相对简单的回归或分类任务,常规方法通常选取多条测井曲线作为输入特征,采用单一或组合多种机器学习算法建立测井智

图 1 储层参数测井智能解释流程 (据 Wang *et al.*, 2025; 有修改)Fig. 1 Intelligent logging interpretation workflow for reservoir parameters (modified from Wang *et al.*, 2025)



能解释模型，进而估算储层参数。相关研究已证实，与传统依赖经验公式或理论模型（如阿尔奇公式）的方法相比，基于机器学习方法的测井智能解释模型使储层参数预测精度显著提升（张东晓等，2018；杨柳青等，2019）。然而，上述储层参数测井智能解释方法仍存在局限性，往往未能充分考虑不同任务类型的特性差异，也未能深入揭示储层参数与测井数据之间复杂的非线性映射关系以及空间连续性，导致模型对参数设置敏感性高、泛化能力受限（Otchere *et al.*, 2021）。鉴于此，众多学者积极探索解决方案，一方面是将多个算法模型进行集成，另一方面是引入多任务架构，以此提升最终解释结果的可靠性（图 1）（Otchere *et al.*, 2021；邵蓉波等，2022；王欣等，2024；徐彬森和肖立志，2024；任昱霏等，2025；史鹏达等，2025；鄢德刚等，2025）。

与此同时，针对日益复杂多样的测井解释任务，近年来一种创新性思路逐渐兴起并成为研究与应用的重要方向，即对目标参数进行分级、分层，细化拆解任务。对于回归任务，可先对目标参数进行分级，例如依据孔隙度对井群实施无监督聚类，之后针对不同井群分别建立专属的回归预测模型，以进一步提升储层参数预测的精度。对于分类任务，则采取逐层级区分的策略，比如先区分储层与非储层，在储层内部再进一步细分其他类型储层流体，每一层级均可构建不同的分类模型，从而有效提高测井智能解释的精度（Wu *et al.*, 2018；罗刚等，2022；王欣等，2024）。尽管如此，利用常规测井曲线进行储层参数解释仍然是一项极富挑战性和具有重要意义的工作，特别是在渗透率测井解释方面仍然面临巨大挑战，需要持续攻关。

## 1.2 数据预处理

数据预处理是决定测井解释模型质量与预测精度的关键环节之一（闵超等，2020；Lu *et al.*, 2021）。由于测井数据常伴有噪声干扰、缺失值以及尺度差异等多种问题，因此必须通过一系列预处理对原始数据进行清洗、重构与特征优化，以满足后续储层参数高精度解释的需求（蔡剑华等，2019；赖锦等，2022；Wang *et al.*, 2025）。目前，常规储层参数测井评价（岩性识别、孔渗参数计算及流体性质判别等）已经形成较为完善的解释流程，其预处理技术相对成熟，主要包括数据清洗

与异常值识别、曲线重构（图 3-a）、归一化与标准化（图 3-b）、降噪处理以及测井缺失值填补等关键步骤，能够有效识别并剔除异常测点，保证数据的连续性和信噪比（Zhang *et al.*, 2024a, 2024b；陈掌星等，2025；Gama *et al.*, 2025；Haritha *et al.*, 2025）。

然而，实际解释过程中储层数据类别比例严重失衡，不同储层类别数据的测井响应特征差异较大，容易导致识别模型面向多数类储层样本偏移，从而使测井响应特征不明显的储层样本无法获得理想的分类效果。因此，不平衡数据以及测井响应特征模糊不清给储层参数的识别工作带来了极大挑战（宋梓豪等，2024；Zou *et al.*, 2024）。针对测井数据类别不平衡现象，通常采用过采样与欠采样等平衡化技术，其中 ADASYN 算法能够根据少数类样本的空间分布构造新样本，适合非均衡小样本数据的处理。此外，针对测井响应特征模糊现象，特征重构与选择是当下的主流解决方案，即通过对测井曲线进行地质知识指导下的曲线重构，使用特征选择算法（如 RF、AdaBoost、BPNN 等）优化输入变量集合，有效提升模型泛化能力，提高解释精度（Wang *et al.*, 2025）。

## 1.3 算法的优选

在储层参数测井智能解释研究领域，各类智能算法的创新与应用正经历快速发展阶段。面对复杂多变的地质条件和多样化的解释需求，算法选择已从简单的经验性判断发展为需要综合考虑算法特性、数据特征和任务需求等多维因素的系统性决策过程。当前学术界与工业界已达成明确共识：在该领域不存在普遍适用的“最优算法”，必须基于特定应用场景的地质与工程特征选择“最适配算法”（岳大力等，2018b；李伟，2021；刘磊等，2024）。

通过对现有研究成果的系统分析，本研究梳理了该领域常用算法的性能特征及其适用条件（表 1）。统计结果表明：（1）传统机器学习方法在小样本条件下具有显著优势，模型泛化能力强且计算效率高（陈良雨等，2025）；（2）深度学习方法虽然对数据规模和计算资源要求较高，但在处理高维非线性特征时表现出卓越的性能优势（邹文波，2020；王俊等，2022）；（3）异构模型融合方法通过算法间的优势互补，在实际工程应用中取得了显

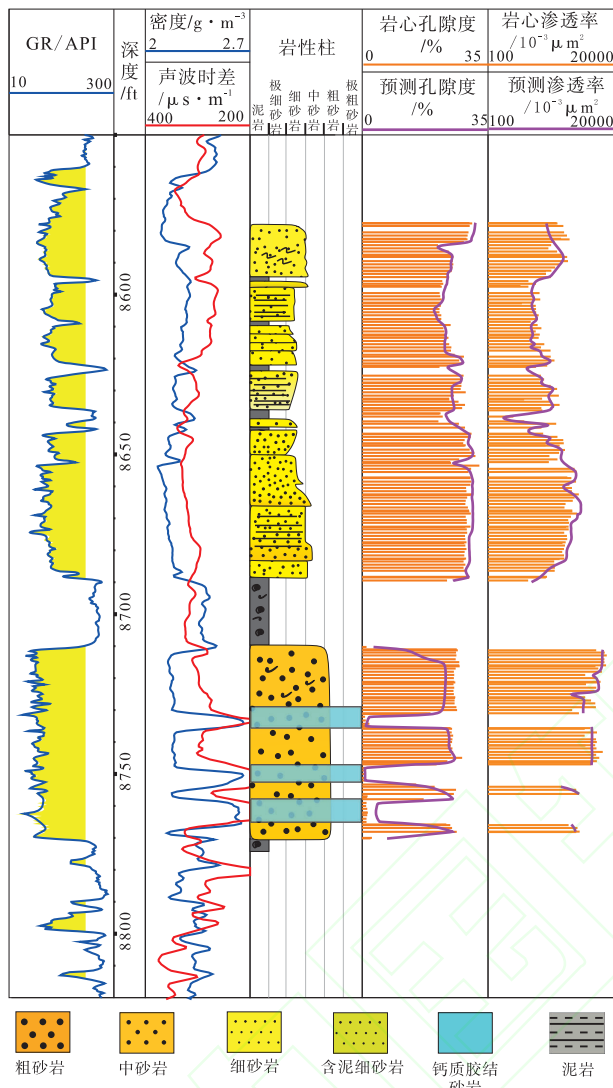


图 2 某取心井的测井响应及物性智能解释  
(据邬德刚等, 2025; 有修改)

Fig. 2 Logging response and intelligent interpretation of physical property of a coring well (modified from Wu *et al.*, 2025)

著成效 (罗刚等, 2022; 邬德刚等, 2025)。这些发现充分证实了针对特定地质条件开展算法适配性研究的必要性。

## 2 智能化断层与地层构造解析

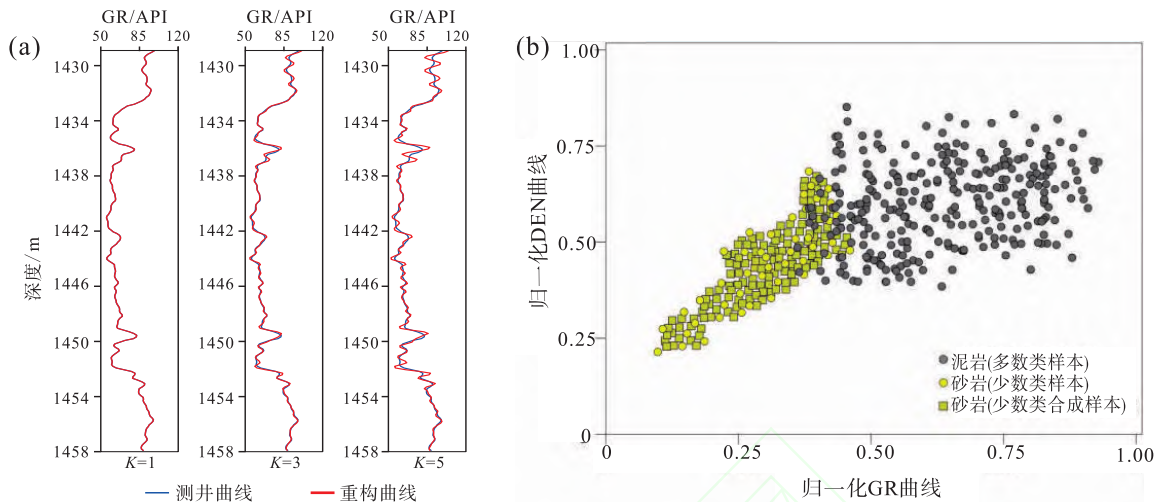
构造与地层解释是开展碎屑岩储层精细表征的基础与前提。针对较大尺度的断层与地层解释, 三维地震数据因其空间密集采样的特点表现出巨大优势, 因此, 众多学者已针对三维地震数据开展断层智能识别与层位自动追踪研究 (Barnes, 1996; Marfurt *et al.*, 1998; Hale, 2009)。在密井网区块,

随着开发尺度不断精细, 小层或单层级次的连井地层对比成为储层精细表征与建模的关键, 也有学者针对密井网数据探索智能化地层划分与对比的方法 (徐朝晖等, 2019; 邬德刚等, 2024a)。

### 2.1 断层与层位智能解释

地震层位与断层解释是地震资料解释的核心任务, 前者聚焦地层界面的连续追踪, 后者则通过地层界面的不连续或者变形特征定位断层构造的发育位置。传统地震层位解释通过人工经验与地震属性计算方法识别连续的地层反射界面, 主要方法包括人工追踪与插值、波形相似性分析、几何属性计算、地震属性融合等 (Barnes, 1996; Hale, 2009), 因依赖于边缘检测与属性增强算法及人工经验进行解释判断, 故具噪声敏感、解释效率低且主观性强等特点 (Marfurt *et al.*, 1998) (图 4-a)。机器学习方法通过特征工程与分类模型优化地震层位与断层解释流程及效果 (图 4-b), 核心方法包括监督学习、半监督学习与动态路径优化, 优势在于利用针对性的信息挖掘方案提升解释效率与解释精度 (朱石磊等, 2012; Wu and Hale, 2013; 谢子实, 2025)。例如充分挖掘地震数据的结构张量等属性信息, 或借助灰度共生矩阵 (GLCM) 等手段提取地震纹理特征, 增强地震数据对层序或断层边界的响应能力, 并结合智能化的解释框架, 实现较高精度的地震层位与断层智能解释 (朱石磊等, 2012; Wu and Hale, 2013)。此外, 也有学者提出整合地质知识与解释规则约束的智能解释框架, 进一步降低了地震解释的多解性 (Di *et al.*, 2021; 谢子实, 2025)。

尽管机器学习方法灵活、计算成本较低, 但其依赖人工特征设计, 对复杂地质构造 (如交叉断层、低信噪比数据) 适应性有限, 并且面临类别不平衡问题 (Cunha *et al.*, 2020)。鉴于此, 众多学者开始关注深度学习算法。深度学习是通过端到端特征学习实现高精度层位及断层的自动解释, 核心模型包括编码器—解码器架构、迁移学习与物理约束网络, 可显著提升复杂构造适应性。目前已有多种深度学习算法被引入地震层位与断层解释领域, 如基于 U-Net 架构的地震层位解释, 可以跳跃连接融合多尺度特征, 提高地震层位解释精度 (谢子实, 2025); 又如基于三维卷积网络的断层地震解释模型, 通过三维深度卷积网络充分考虑了



a—基于离散小波的 GR 测井曲线重构，其中  $K$  为离散小波分解次数；b—基于 SMOTE 算法的合成过采样

图 3 测井曲线特征优化与均衡采样

Fig. 3 Optimization of logging curve characteristics and balanced sampling

表 1 储层参数测井智能解释方法的优劣势以及适用性

Table 1 Advantages, disadvantages, and applicability of intelligence methods for reservoir petrophysical log interpretation

算法类型	算法名称	优点	缺点	适用条件
传统机器学习	支持向量机 (SVM)	能处理高维数据,小样本表现好,可解决非线性问题	参数选择敏感、大规模数据训练慢、性能低	数据量小、特征维度不高的测井数据解释
	随机森林 (Random forest)	泛化能力强,不易过拟合,处理高维和缺失值	模型复杂度高、计算资源消耗大	复杂储层、多参数非线性关系明显的解释任务
	梯度提升树 (如 XGBoost)	预测精度高,能自动处理缺失值,特征选择	参数调优复杂、训练时间较长	高精度要求的储层参数预测、特征重要性分析
	K 近邻 (KNN)	算法简单易实现,对异常值鲁棒性强	对维度灾难和不平衡数据敏感	数据量适中、局部特征重要性高
深度学习	前馈神经网络 (FNN)	学习复杂非线性关系,强大特征学习能力	需要大量数据、易过拟合、黑箱特性	大规模测井数据,复杂物性参数预测,岩性/流体识别
	卷积神经网络 (CNN)	局部特征提取能力强,适合提取测井曲线特征	模型复杂,计算量大,需要大量标记数据	测井曲线图像识别、局部特征明显的解释任务
	循环神经网络 (如 RNN/LSTM)	适合序列数据,捕捉序列依赖	需要规整输入、对序列长度敏感	测井时间序列分析、考虑纵向变化的解释
	Transformer	适合长距离依赖建模,多模态融合	数据需求大,计算资源消耗较高	高维测井曲线序列建模,非均质储层参数预测
混合集成模型	Stacking 集成学习	模型性能提升,灵活性强	计算复杂度高和参数调整难度大	适应处理测井与储层参数的复杂非线性关系
	PSO-XGBoost	全局搜索能力强,泛化性好	计算成本较高,可能陷入过拟合	数据量适中的复杂非均质储层参数解释
	CNN-LSTM 等	结合空间和时序特征提取优势	模型设计调试复杂,需深入理解多算法	测井数据具有多种特征类型,结合多层面信息,解决复杂解释难题

多组地震波形之间响应突变，成功实现三维断层空间智能解释(Wu *et al.*, 2019; Cunha *et al.*, 2020)。

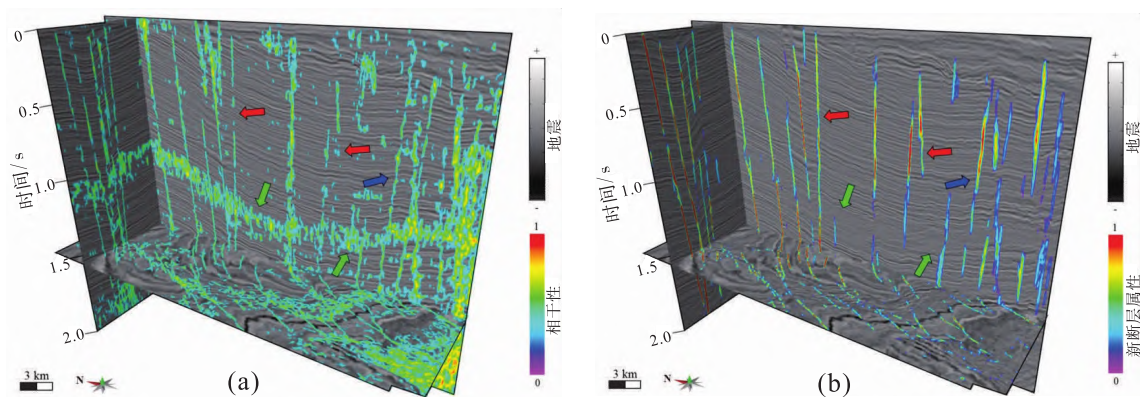
2.2 智能地层对比

地层自动对比是油气勘探与开发的关键技术之一，核心目标是通过测井曲线等数据实现地层界面

的智能化识别与匹配。随着人工智能与信号处理技术的发展，自动化与智能化方法逐渐取代传统人工经验主导的对比模式，显著提升了工作效率与对比精度。

早期的地层自动对比方法以数理统计为基础，如活度函数(徐伟等, 2017)、有序聚类分析(Chen





a—基于相干体的断层表征结果；b—基于卷积神经网络的断层表征结果

图 4 不同地震解释方法的断层识别效果（据 Lou *et al.*, 2021）

Fig. 4 Fault identification results by different seismic interpretation methods (after Lou *et al.*, 2021)

and Fang, 1986)、模糊模式识别(Du *et al.*, 2023)等方法,依据方差、极值等统计分析量所表征的垂向差异变化划分单井地层。为提升数据质量,小波变换(Liang *et al.*, 2019)、沃尔什变换(Maiti and Tawari, 2005)、频谱分析(Tian *et al.*, 2021)等信号处理技术被引入测井曲线预处理。通过分解测井曲线的高频与低频成分,可提取不同沉积旋回的特征,有效增强岩性敏感特征。随着机器学习的发展,基于有监督和无监督的算法逐渐引入到地层自动对比工作中。其中,有监督学习的方法通过自主学习测井数据与标注数据之间的复杂非线性映射关系实现地层划分与对比,如基于卷积神经网络的方法通过局部卷积捕捉旋回特征(Liu *et al.*, 2023a; Zhou *et al.*, 2023),在砂层组及以上级别对比中,20%训练量即可达到可靠精度(徐朝晖等, 2019)。无监督学习方法则减少了对标注数据的依赖,通过压缩重构测井曲线特征等方式取得了良好的地层分层效果,如聚类分析(Tognoli *et al.*, 2024)、自编码器(白嵩等, 2024)等算法。

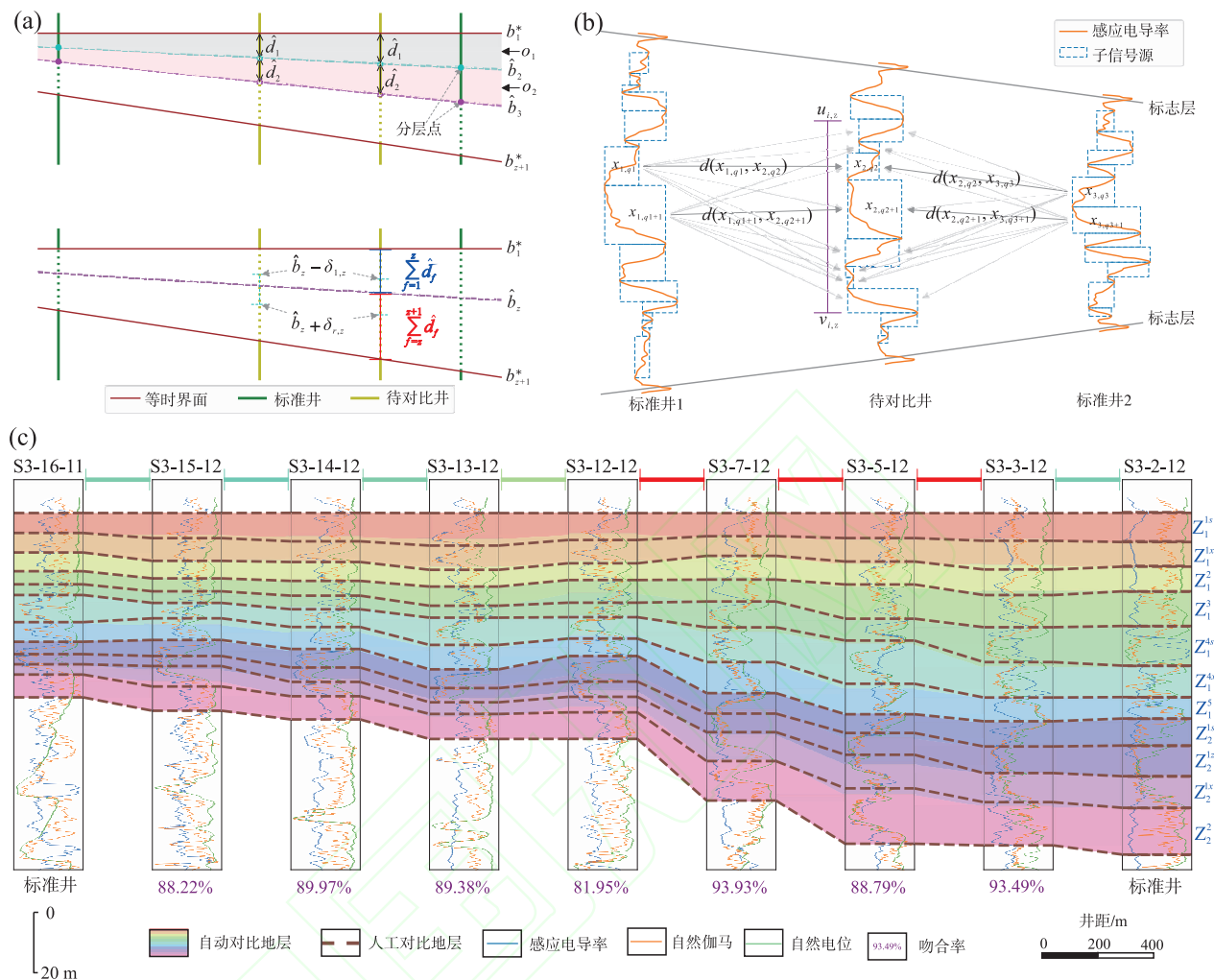
随着人工智能技术的深度应用,地层样式与数据驱动的融合成为地层自动对比发展的趋势。在机器学习领域,不同学者对知识的定义存在显著差异,但在地层对比领域,地层发育模式是开展多井地层对比的重要依据,也是提高地层智能对比依据的重要先验知识(邬德刚等, 2024a)。因此,有学者探索了基于模式约束的油层单元智能对比方法(邬德刚等, 2024a),通过引入加积式地层发育模式约束动态时间规整算法(图 5-a, 5-b),取得了良好的地层自动对比效果(图 5-c)。目前,知识

与数据双驱动的地层对比方法尚处于探索阶段,需要研究人员提供一定数量的标准井和关键界面,在标志层不明显、断层复杂、沉积相变化快的地区仍然面临巨大的挑战。

### 3 井震融合智能储层预测

储层预测是碎屑岩储层精细表征的关键环节,旨在刻画研究区内岩性展布、物性参数及含油气性等地质信息,而砂体空间展布预测是储层预测的核心内容之一(Zeng, 2017; 岳大力等, 2018a; Yue *et al.*, 2019; Li *et al.*, 2021, 2023)。储层预测主要依赖于地震正演、地震属性分析与地震反演 3 类技术路径,其中地震正演通常与属性分析或地震反演结合使用(Chopra and Marfurt, 2005; 岳大力等, 2022; Liu *et al.*, 2024)。地震属性分析通过提取反映地质体结构与物性特征的地震属性(如振幅、频率、波形特征等),结合多属性统计分析或融合算法,实现对岩性与储层物性的表征(王彦仓等, 2013; 岳大力等, 2022)。地震反演则基于弹性波传播原理,利用地震响应与岩石物性之间的关系,反推出地下介质的弹性或岩石参数体,从而揭示储层的空间变化特征(González *et al.*, 2008; Campbell *et al.*, 2015)。近年来,随着人工智能技术的发展,井震融合的智能预测方法逐渐兴起,该类方法利用算法从海量井震联合数据中挖掘地震响应与地质属性之间的非线性映射关系,有效提升了储层预测的精度,在储层预测领域展现出广阔的应用前景。





a—地层对比模式约束；b—测井曲线相似性对比方法；c—智能地层对比结果

图 5 知识与数据驱动的地层对比 (据邬德刚等, 2024a)

Fig. 5 Stratigraphic correlation driven by knowledge and data (after Wu *et al.*, 2024a)

### 3.1 智能地震属性融合与储层预测

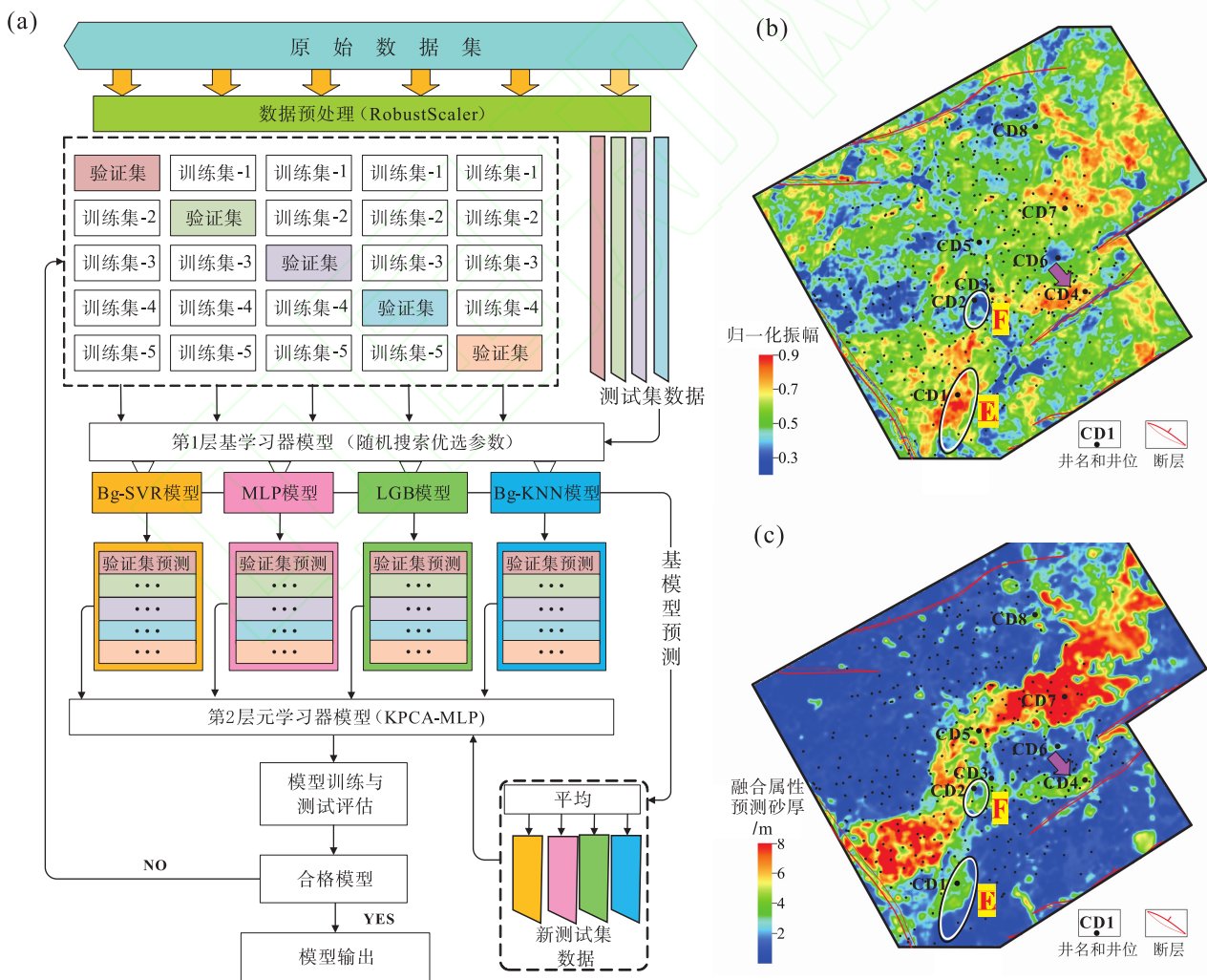
地震属性是指将地震数据通过数学变换得到的关于地震波几何学、运动学、动力学及统计学特征的度量参数 (Chen and Sidney, 1997; Chopra and Marfurt, 2005)。在碎屑岩储层预测中, 地震属性因其提取便捷、响应敏感、解释直观等优势, 被广泛应用于岩性识别、储层刻画与含油气性评价等方面, 并取得了良好效果 (印兴耀和周静毅, 2005; McArdle *et al.*, 2014; 张宪国等, 2021)。然而, 单一地震属性仅能反映储层特征的一部分物理响应, 往往存在信息冗余、分辨率有限、多解性强等问题, 难以全面准确地表征储层非均质性与空间连续性 (王彦仓等, 2013; 岳大力等, 2018a)。

鉴于此, 地震属性融合方法应运而生并得到了广泛发展。该方法通过对多种敏感属性进行数学整合, 旨在去除冗余信息、突出互补特征, 从而构建更具地质解释价值的复合属性体 (Dorrington and Link, 2004; Chopra and Marfurt, 2005; 刘磊等, 2024)。根据融合方式的不同, 地震属性融合方法大致可分为颜色融合、线性融合与非线性融合 3 类。其中, 颜色融合以 RGB 三元色模型或透明度叠加等方式, 主要通过图像可视化手段直观展示多种属性的空间分布, 适用于井控不足区域的定性识别; 线性融合方法包括主成分分析 (PCA)、聚类分析与多元回归等, 利用线性降维与组合策略整合多源属性, 适合地质响应较简单的少井区块; 非线性融合则借助支持向量机、神经网络、随机森林、

遗传算法等机器学习算法, 构建地震属性之间的复杂非线性映射关系, 适用于储层非均质性强、井网较密集的区域 (Dorrington and Link, 2004; 王彦仓等, 2013; 李婷婷等, 2015; 岳大力等, 2022)。

非线性智能融合方法是地震属性融合的重要分支。这类方法以测井解释参数 (如砂体厚度、沉积微相类型) 为监督信息, 通过智能算法构建测井与地震属性间的映射关系, 从而实现多属性的联合学习与融合 (张宪国等, 2021; 刘磊等, 2024), 不仅提升了融合结果对地质目标的表征能力, 更关键的是实现了测井与地震属性之间的协同匹配, 有效增强了预测结果的地质一致性。目前井震属性智能融合方法主要沿着 2 个方向不断演进: 融合算法优化与地质知识约束 (Li *et al.*, 2021; 张国印等, 2024)。

1) 融合算法优化。近年来, 为从更深层次挖掘地震数据中蕴含的复杂信息, 研究者广泛引入集成学习、自适应学习与深度神经网络等先进算法 (刘磊等, 2024; Zhen *et al.*, 2024)。其中, Stacking 集成学习作为近年来应用较为广泛的非线性融合框架, 展现出优越的多模型协同预测能力。该方法通过集成多个性能互补的基础学习器 (如 SVR、KNN、MLP、LightGBM 等), 由元学习器对其预测结果进行再学习与加权融合, 从而提升融合属性对储层目标的刻画精度与鲁棒性 (刘磊等, 2024)。在渤海湾盆地埕岛油田的应用中, 该方法显著改善了砂体厚度预测结果的可靠性, 融合属性与测井厚度的相关系数可达 0.92, 融合结果的空间轮廓也更接近实际砂体展布, 显示出良好的泛化能力与实际适用性 (图 6) (刘磊等, 2024)。



a—Stacking 集成学习流程; b—原始数据体最大振幅属性; c—Stacking 的分频属性智能融合结果

图 6 基于 Stacking 集成学习的智能储层预测 (据刘磊等, 2024, 有修改)

Fig. 6 Intelligent reservoir prediction based on stacking ensemble learning (modified from Liu *et al.*, 2024)

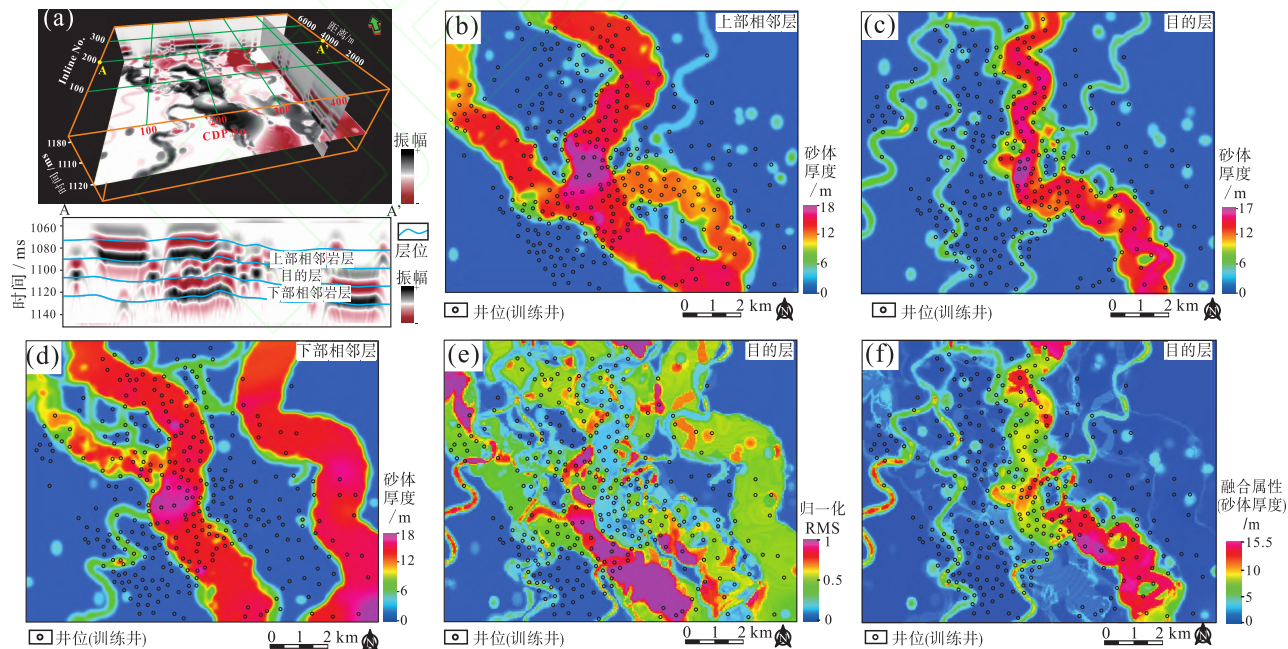


2) 先验知识约束。为克服纯数据驱动方法的“黑箱”问题,越来越多的研究引入地质先验知识对融合过程施加物理约束,增强融合结果的地质合理性。例如,基于分频的小波分解技术可从不同频段提取与砂体厚度对应的多尺度地震响应,有效缓解了调谐效应(岳大力等, 2018b; Li *et al.*, 2019a, 2019b, 2020); 此外,为减少地震响应中邻近地层干扰带来的误判,研究者提出了一种融合目标层与邻区属性的改进策略(Li *et al.*, 2020, 2021)。该方法通过引入上下邻近地层的地震属性与目标层属性共同参与训练,构建统一的预测模型,显著抑制了围岩响应的干扰影响(图 7),表明该策略不仅提高了对薄互层储集层的识别能力,还降低了由于波调谐和波形重叠引发的厚度估计误差。这类先验约束策略提升了属性融合结果的解释精度与可信度,尤其适用于井控不足或储层构型复杂区域。

### 3.2 地震智能反演与储层预测

地震反演是利用地表观测地震资料,以已知地质规律和钻井、测井资料为约束,对地下岩层空间结构和物理性质进行成像(求解)的过程。近年来,地震反演发展迅速,如地质统计学反演(González *et al.*, 2008; 王香文等, 2012; Wang

*et al.*, 2022)、稀疏脉冲反演(郭朝斌等, 2006; Campbell *et al.*, 2015; Maurya and Singh, 2018)和地震智能反演(Zhang *et al.*, 2018; Li *et al.*, 2019a; 张国印等, 2020; 李伟, 2021; 李洪辉等, 2023; Liu *et al.*, 2024; 王武荣等, 2024)。此外,有学者将分频技术与地质传统遗传反演相结合,提出了分频遗传反演方法,其在砂体预测方面较常规地震反演展现出以下 2 点优势:(1)充分利用分频地震数据体中不同频段地震信息,提升了薄层砂体的预测精度,能够成功识别常规地震反演无法区分的相邻薄砂体(厚度 $<\lambda/4$ );(2)将测井曲线作为监督数据,加强了地震数据和测井数据之间的结合,有效降低了地震解释的多解性。在此基础上,部分学者尝试通过分频遗传反演协同三维岩相建模开展单层砂体分布预测(Liu *et al.*, 2024; 王武荣等, 2024),实现了单砂体厚度的定量识别,有效提高了薄砂体的预测精度(图 8)。以埕岛油田 SDC2 小层为例,遵循“厚度定位、废弃定边”的整体原则,采用“井震结合、平剖互动”的研究思路,在高弯度曲流河沉积构型模式的指导下将识别的废弃河道有利区域进行组合,刻画全区废弃河道分布;再根据废弃河道的限定性,结合单井相解释,在 SDC2 小层共识别出 15 个串珠状排列的点



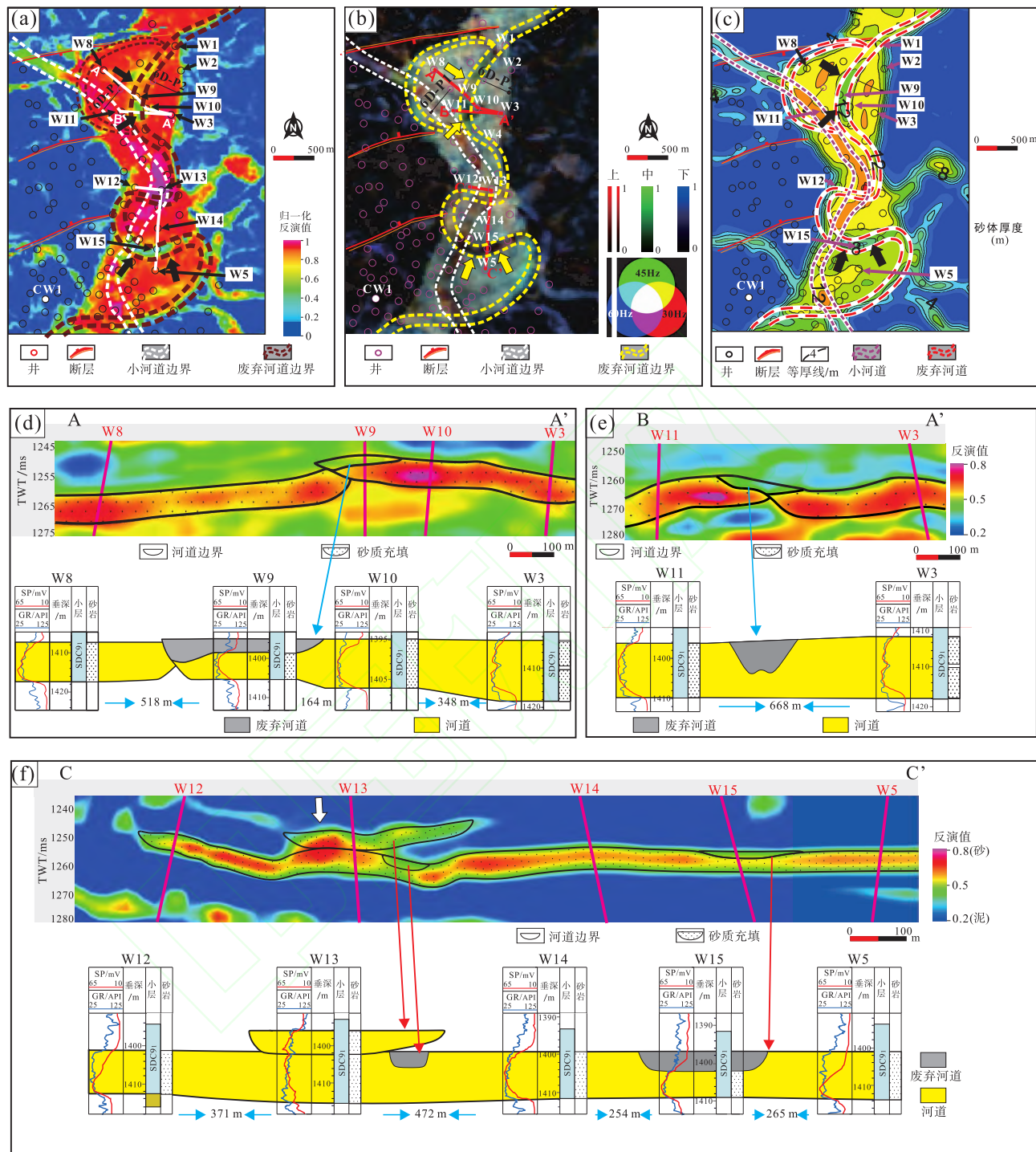
a—基于概念模型的三维地震正演数据体;b—上部相邻地层的实际砂体厚度;c—目的层的实际砂体厚度;

d—下部相邻地层的实际砂体厚度;e—受围岩干扰的目的层 RMS 振幅属性;f—降低围岩干扰后的智能融合属性

图 7 降低围岩干扰前后的地震属性对比(据 Li *et al.*, 2020; 有修改)

Fig. 7 Comparison of seismic attributes before and after reducing wall-rock interference (modified from Li *et al.*, 2020)





a—分频智能融合属性图；b—上、中、下部反演切片 RGB 融合图；c—预测砂体厚度；d-f—连井剖面与分频遗传反演剖面

图 8 埕岛油田某小层废弃河道与点坝识别流程 (据 Li *et al.*, 2019a)

Fig. 8 Workflow of interpretation of abandoned channel and point bar in a sedimentary interval, Chengdao Oilfield

(after Li *et al.*, 2019a)

坝 (Li *et al.*, 2019a) (图 9)。

随着智能反演方法持续发展, CNN、GAN、多任务学习等较为复杂的算法已逐步应用于地震智能反

演, 使其能够在地震响应与储层参数之间建立更加复杂的映射关系, 更客观地表征地震响应与储层参数之间的对应关系, 特别是在井网相对密集、训练标签充

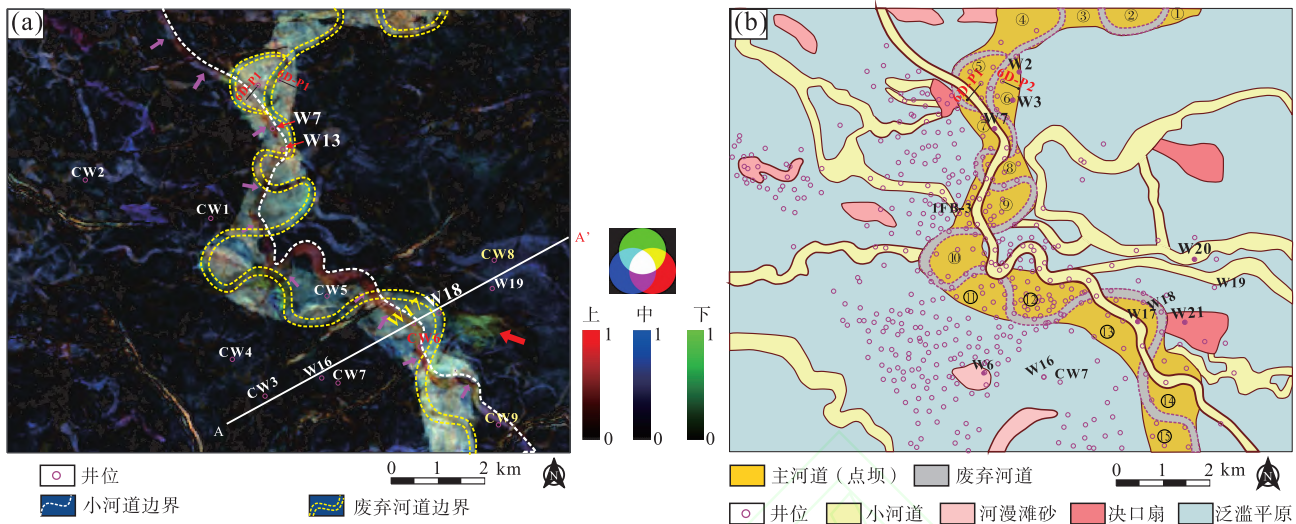


图 9 埕岛油田某小层上、中、下部反演切片 RGB 融合图 (a) 与构型单元分布图 (b) (据李伟等, 2021)

Fig. 9 RGB-blending map of the lower, middle, and upper inversion slices (a) and distribution of fluvial architecture elements (b) in a sedimentary interval, Chengdao Oilfield (after Li *et al.*, 2021)

足的地区表征储层具有良好的发展前景 (Laloy *et al.*, 2018; 李子航, 2023; Wang *et al.*, 2024)。

## 4 智能三维地质建模

智能地质建模作为地球科学与人工智能深度融合的前沿交叉学科, 已成为构建“透明地球”与“透明盆地”战略目标的核心技术支撑 (Liu *et al.*, 2024)。在该研究领域中, 地下沉积相建模技术因其对油气储层非均质性表征的关键作用, 长期被视为重点研究方向。特别是碎屑岩储层, 受其成因机制控制, 沉积体通常具有特定的几何形态与组合关系, 形成复杂且有规律的沉积模式。针对这一特点, 以地质统计学为代表的传统地质建模方法凭借其成熟的理论体系和稳定的计算性能, 已在全球各大油气田得到广泛应用, 并显著推动了油气藏勘探开发进程的优化。然而, 面对复杂地质体的空间非均质性表征需求, 这类方法在结构建模精度方面仍存在明显的局限性 (Liu *et al.*, 2023a; Strebelle, 2021)。近年来, 迅猛发展的人工智能技术为地下沉积相与构型建模提供了全新的解决方案。从三维地质建模的实现方式来看, 当前人工智能技术的应用主要呈现出两大发展趋势: 一是多维信息的深度融合, 二是地质模式的高阶表达。

### 4.1 融合多维信息的智能建模技术

综合各类地质信息建立沉积模式以指导地下储

层解剖是一种常规手段, 最直观的方法是以井点数据为硬约束, 地震数据为软约束, 在三维定量模式的指导下开展井震协同建模。然而, 在实际应用中, 获得反映地下实际储层结构和分布特征的三维训练图像是个难题。相比之下, 储层的二维分布特征更容易获取和表达, 故逐渐衍生了利用二维训练图像指导三维地质建模的方法研究, 如基于二维剖面重构三维模型的方法和基于二维平面约束三维建模的方法 (王立鑫等, 2021)。也有学者提出了基于平面相约束的三维砂体构型建模方法 (邬德刚等, 2024b)。该类方法流程为: 首先, 在研究区复合微相砂体平面空间展布认识的约束下动态确定各个单砂体的平面分布范围; 然后, 研发基于数学模型约束的微构造面预测算法, 在平面范围内通过量化的剖面形态模型约束预测单砂体的井间顶、底微构造面; 最后, 应用与叠置模式约束的嵌入式建模算法, 使用顶、底微构造面自动化—智能化表示各种类型的单砂体构型空间分布, 从而建立三维复杂构型模型 (图 10)。

### 4.2 深化地质模式表达的智能建模技术

当前, 基于生成式人工智能技术的地下地质建模方法已成为研究热点, 主要包括自编码器、生成对抗网络和扩散模型等技术方案 (Laloy *et al.*, 2018; Zhang *et al.*, 2022; Liu *et al.*, 2023b; Di Federico and Durlofsky, 2025)。这些方法通过捕捉



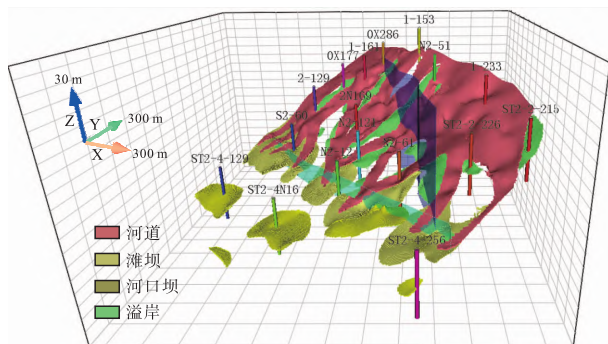


图 10 基于平面优势相约束的三维构型模型  
(据邬德刚等, 2024b)

Fig. 10 3D architecture model based on planar dominant facies-constrained method (after Wu *et al.*, 2024b)

深层特征并复现复杂模式来构建地质模型, 其中 GANs 因其优异的特征学习能力, 已成为该领域的主流方法。GANs 通过生成器与判别器的对抗博弈实现建模过程, 凭借其强大的特征挖掘与重建能力, 已在河流相 (Song *et al.*, 2021a, 2021b; Liu *et al.*, 2025)、三角洲相 (Chen *et al.*, 2022; Zhang *et al.*, 2022) 等碎屑岩储层建模中展现出显著优势。为应对复杂地质建模需求, 研究者对原始网络架构进行了多方面改进, 如针对碎屑岩储层的级次性特征 (即不同级次沉积单元具有特定的几何形态与组合样式), 有研究者提出了渐进增长训练 (Song *et al.*, 2021a, 2022b)、多阶段并行模拟 (Liu *et al.*, 2023b; Fan *et al.*, 2024) 和多尺度特征融合 (Chi *et al.*, 2024; Liu *et al.*, 2025) 等创新策略。同时, 鉴于沉积相分布复杂且非均质性强的特点, 通过引入注意力机制等结构弥补了传统卷积网络在特征关注上的不足, 显著提升了模型对复杂特征的抽象能力 (Chen *et al.*, 2022; Cui *et al.*, 2024; Liu *et al.*, 2025)。这些技术创新有效增强了网络模型的建模适用性。

为了增强建模结果的地质意义, 条件化建模方法受到广泛关注, 目前主要形成了后验条件化、自适应条件化和损失函数条件约束 3 种技术路径。(1) 后验条件化方法: 通常通过先训练无条件 GANs 模型, 再通过蒙特卡罗马尔科夫链 (Nesvold and Mukerji, 2021)、梯度下降 (Zhang *et al.*, 2019) 或逐渐变形 (Song *et al.*, 2023) 等优化算法寻找合适的向量; 因该方法需在每次训练后重新优化向量, 导致计算复杂, 实用性受限。(2) 自

适应条件化方法: 通过分析输入条件数据的分布特征, 基于网络模型自适应地拟合条件约束, 在软数据条件拟合方面表现出良好的性能, 但在处理稀疏井点数据时通常需结合外部条件损失函数进行补充约束 (Abdellatif *et al.*, 2023; Liu *et al.*, 2025)。(3) 基于条件损失函数的拟合方法: 目前应用最为广泛; 该方法通过在模拟时同步输入条件数据, 并结合 GANs 的原始损失函数与设计的条件损失函数 (Song *et al.*, 2021a, 2022b; Cui *et al.*, 2024), 使模型在学习复杂模式特征的同时, 学习生成的沉积相与条件数据的对应关系 (图 11); 在实际应用中, 只需将新的条件数据输入到训练好的模型中, 便能快速生成合适的沉积相模型 (图 12), 具有良好的适用性和鲁棒性, 能够得到多组符合沉积模式与条件数据的随机建模结果。总体而言, 生成式人工智能在地质建模领域展现出强大潜力, 通过持续优化网络架构和条件化策略, 其建模精度和应用范围正在不断提升。

## 5 结论与展望

近年来, 智能化的储层表征与建模技术已经取得长足发展, 特别是在储层参数测井、井震智能解释及碎屑岩储层建模方面取得显著进步。相较而言, 基于常规测井曲线的储层参数智能解释方法已比较丰富, 目前技术瓶颈主要受限于常规测井曲线的分辨率, 但在智能化地震解释与三维建模技术方面, 仍面临诸多挑战。

1) 陆相碎屑岩强非均质油藏地质模式。陆相碎屑岩储层内部从复合砂体、单砂体到孔隙等不同层次上均表现出强烈的非均质性 (空间差异性), 导致高含水油藏开发中后期剩余油高度分散、非常规油气储层甜点分布复杂, 预测难度大。然而, 陆相碎屑岩强非均质油藏地质模式尚未系统建立, 包括陆相含油气盆地从源到汇的复杂沉积体系差异构型模式、基质储层质量差异模式、多尺度裂缝分布模式, 已成为当前国际沉积学领域的热点与难点问题。特别是, 过渡类型的河流相、湖底扇等储层的量化构型模式仍需持续攻关, 联合野外露头与实验室分析测试的单砂体内部基质储层质量差异模式以及小—微尺度裂缝发育模式需引起重视。未来研究亟需持续深化野外露头、现代沉积、水槽模拟实验与沉积数值模拟等原型模型研究, 系统构建一套



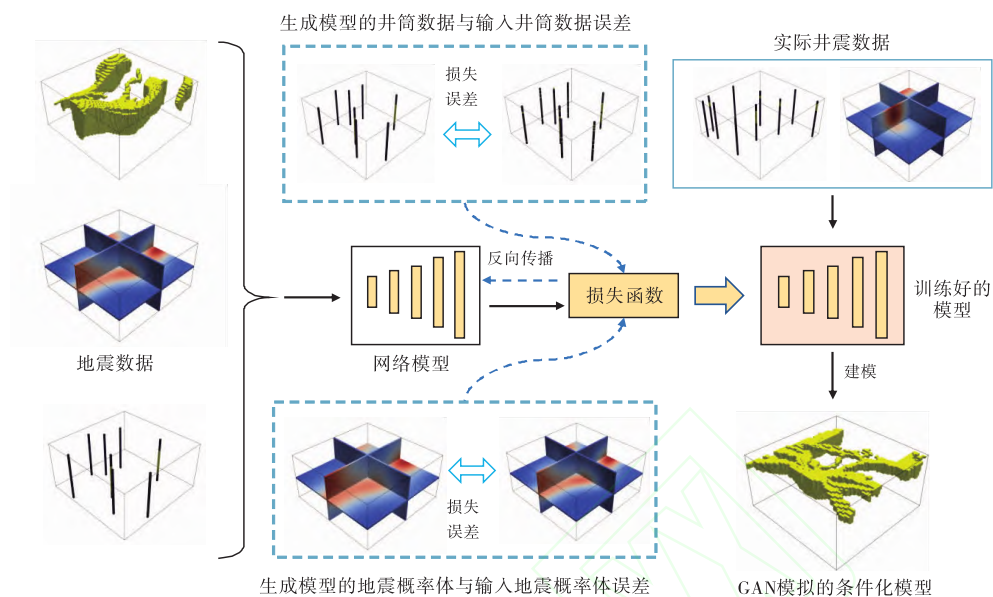


图 11 基于生成对抗网络的三维沉积相建模方法

Fig. 11 3D sedimentary facies modeling method based on GANs

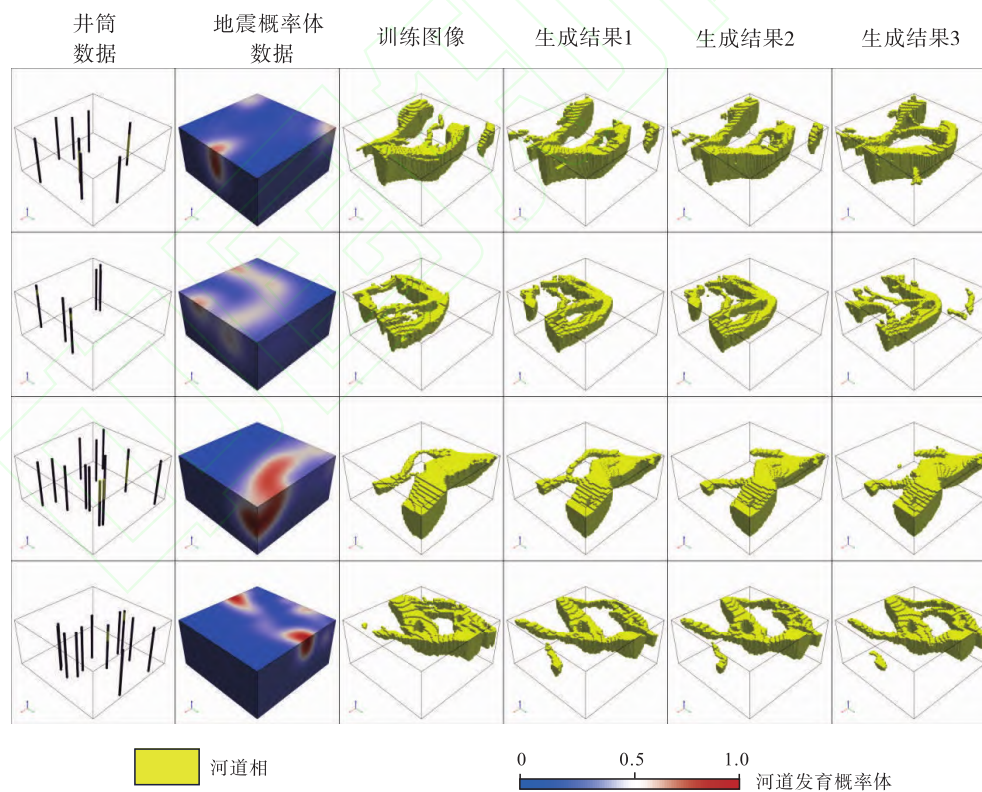


图 12 基于生成对抗网络的河流相随机建模结果

Fig. 12 Stochastic modeling results of fluvial reservoir based on GANs

陆相碎屑岩强非均质油藏地质模式，为下一步地下储层知识与数据双驱动的智能储层表征技术研发提供知识图谱。

## 2) 知识与数据双驱动的油藏智能表征与建模

技术系列。随着勘探开发的深入与油藏表征精度的持续提高，能够用于地下油藏精细表征的数据总是相对不足，因此要在挖掘数据特征的同时充分考虑地质知识以提高预测精度。在此思想指导下，知识

与数据双驱动的油藏智能表征与建模技术系列逐步引起了众多油藏地质学家的关注,为国际前沿领域与热点问题,也是该研究领域的难点。一方面在机器学习领域,对于知识的定义本身存在一定争议;另一方面在深度学习与储层智能表征与建模过程中,如何引入知识并实现知识与数据的联合驱动,尚处于起步与探索阶段,并未形成较为成熟的理论体系与技术流程。在未来研究中,建议重点关注 2 个方面:首先,需要建立更加系统化、规范化的算法选择框架;其次,应深入探究不同算法在地球物理特征提取过程中的内在作用机制。这些研究将有助于推动油藏智能表征与建模技术向智能化、精准化方向进一步发展。

3) 智能油藏表征与建模技术的推广应用。智能油藏表征与建模技术作为复杂油气藏效益勘探开发的核心驱动力,其在油田展现出极其广阔的应用前景。该技术的持续深化与迭代升级,可显著提升对复杂地质体,尤其是深水、深层及非常规油气储层的解释精度,有效突破强非均质储层参数及储层分布预测难、效率低等瓶颈问题。同时,对于中国普遍面临的陆相高含水乃至特高含水老油田,智能油藏建模—数模一体化、地质—工程一体化的发展,有助于精细刻画地下剩余油的分布规律,为制定科学高效的挖潜策略提供有力的数据支撑和决策依据。因此,智能油藏表征与建模技术的广泛应用,对于充分挖掘陆相高一特高含水老油田剩余油资源潜力、延长油田生命周期、助力非常规油气藏规模高效开发、保障国家能源安全,具有重大而深远的战略意义。

### 参考文献 (References)

- 白蕾,王世玉,张璐,张亮,杜炜,耿代,姚振杰. 2024. 基于 MAE 神经网络的测井曲线地层自动识别方法. 天然气勘探与开发, 47(4): 63–71. [ Bai R, Wang S Y, Zhang L, Zhang L, Du W, Geng D, Yao Z J. 2024. An automatic identifying method for strata via logging curves based on MAE neural network. *Natural Gas Exploration and Development*, 47(4): 63–71 ]
- 蔡剑华,肖永良,黎小琴. 2019. 基于频率域经验模式分解阈值滤波的核磁共振测井信号去噪. 地球物理学进展, 34(2): 509–516. [ Cai J H, Xiao Y L, Li X Q. 2019. Nuclear magnetic resonance logging signal de-noising based on empirical mode decomposition threshold filtering in frequency domain. *Progress in Geophysics*, 34(2): 509–516 ]
- 陈良雨,胡浪,辛锦涛,李永贵,陈挚,付建伟. 2025. 基于机器学习的混积岩有机碳测井预测方法. 测井技术, 49(2): 288–297. [ Chen L Y, Hu L, Xin J T, Li Y G, Chen Z, Fu J W. 2025. Logging prediction method for organic carbon in mixed sedimentary rocks based on machine learning. *Well Logging Technology*, 49(2): 288–297 ]
- 陈掌星,张永安,李健,惠钢,孙有壮,李奕政,陈云天,张东晓. 2025. 测井曲线重构的人工智能大模型. 石油勘探与开发, 52(3): 1–13. [ Chen Z X, Zhang Y A, Li J, Hui G, Sun Y Z, Li Y Z, Chen Y T, Zhang D X. 2025. Artificial intelligence large model for logging curve reconstruction. *Petroleum Exploration and Development*, 52(3): 1–13 ]
- 郭朝斌,杨小波,陈红岳,韩福民,朱志国,刘军. 2006. 约束稀疏脉冲反演在储层预测中的应用. 石油物探, 45(4): 397–400. [ Guo C B, Yang X B, Chen H Y, Han F M, Zhu Z G, Liu J. 2006. Constrained sparse pulse inversion research in north of Haitongji depression. *Geophysical Prospecting for Petroleum*, 45(4): 397–400 ]
- 贾爱林,郭智,郭建林,闫海军. 2021. 中国储层地质模型 30 年. 石油学报, 42(11): 1506–1515. [ Jia A L, Guo Z, Guo J L, Yan H J. 2021. Research achievements on reservoir geological modeling of China in the past three decades. *Acta Petrolei Sinica*, 42(11): 1506–1515 ]
- 贾承造,郑民,张永峰. 2012. 中国非常规油气资源与勘探开发前景. 石油勘探与开发, 39(2): 129–136. [ Jia C Z, Zheng M, Zhang Y F. 2012. Unconventional hydrocarbon resources in China and the prospect of exploration and development. *Petroleum Exploration and Development*, 39(2): 129–136 ]
- 赖锦,庞小娇,赵鑫,赵仪迪,王贵文,黄玉越,李红斌,黎雨航. 2022. 测井地质学研究中的典型误区与科学思维. 天然气工业, 42(7): 31–44. [ Lai J, Pang X J, Zhao X, Zhao Y D, Wang G W, Huang Y Y, Li H B, Li Y H. 2022. Typical misunderstandings and scientific ideas in well logging geology research. *Natural Gas Industry*, 42(7): 31–44 ]
- 李洪辉,岳大力,李伟,郭长春,李响,吕梅. 2023. 基于分频智能反演的曲流河点坝与废弃河道识别. 石油地球物理勘探, 58(2): 358–368. [ Li H H, Yue D L, Li W, Guo C C, Li X, Lü M. 2023. Identification of point bar and abandoned channel of meandering river by spectral decomposition inversion based on machine learning. *Oil Geophysical Prospecting*, 58(2): 358–368 ]
- 李宁,徐彬森,武宏亮,冯周,李雨生,王克文,刘鹏. 2021. 人工智能在测井地层评价中的应用现状及前景. 石油学报, 42(4): 508–522. [ Li N, Xu B S, Wu H L, Feng Z, Li Y S, Wang K W, Liu P. 2021. Application status and prospects of artificial intelligence in well logging and formation evaluation. *Acta Petrolei Sinica*, 42(4): 508–522 ]
- 李婷婷,王钊,马世忠,王昭,袁子龙. 2015. 地震属性融合方法综述. 地球物理学进展, 30(1): 378–385. [ Li T T, Wang Z, Ma S Z, Wang Z, Yuan Z L. 2015. Summary of seismic attributes fusion method. *Progress in Geophysics*, 30(1): 378–385 ]
- 李伟. 2021. 基准面旋回控制的河流相储层构型样式及形成机理. 中国石油大学(北京)博士学位论文. [ Li W. 2021. Architecture

- models and formation mechanism of fluvial reservoirs in responsible for the base-level cycle. Doctoral dissertation of China University of Petroleum (Beijing)]
- 李子航. 2023. 基于深度学习地震叠前反演方法与应用研究. 中国石油大学(北京)博士学位论文. [Li Z H. 2023. Research on deep learning: based pre-stack seismic inversion methods and applications. Doctoral dissertation of China University of Petroleum (Beijing)]
- 刘磊, 李伟, 杜玉山, 岳大力, 张雪婷, 侯加根. 2024. 基于 Stacking 集成学习的分频地震属性融合储层预测方法. 石油地球物理勘探, 59(1): 12–22. [Liu L, Li W, Du Y S, Yue D L, Zhang X T, Hou J G. 2024. Reservoir prediction method of fusing frequency-decomposed seismic attributes using Stacking ensemble learning. Oil Geophysical Prospecting, 59(1): 12–22]
- 刘彦锋, 张文彪, 段太忠, 廉培庆, 李蒙, 赵华伟. 2021. 深度学习油气藏地质建模研究进展. 地质科技通报, 40(4): 235–241. [Liu Y F, Zhang W B, Duan T Z, Lian P Q, Li M, Zhao H W. 2021. Progress of deep learning in oil and gas reservoir geological modeling. Bulletin of Geological Science and Technology, 40(4): 235–241]
- 罗刚, 肖立志, 史燕青, 邵蓉波. 2022. 基于机器学习的致密储层流体识别方法研究. 石油科学通报, 7(1): 24–33. [Luo G, Xiao L Z, Shi Y Q, Shao R B. 2022. Machine learning for reservoir fluid identification with logs. Petroleum Science Bulletin, 7(1): 24–33]
- 闵超, 代博仁, 张馨慧, 杜建平. 2020. 机器学习在油气行业中的应用进展综述. 西南石油大学学报(自然科学版), 42(6): 1–15. [Min C, Dai B R, Zhang X H, Du J P. 2020. A review of the application progress of machine learning in oil and gas industry. Journal of Southwest Petroleum University (Science & Technology Edition), 42(6): 1–15]
- 裘椿楠, 陈子琪. 1996. 油藏描述. 北京: 石油工业出版社. [Qiu Y N, Chen Z Q. 1996. Reservoir Description. Beijing: Petroleum Industry Press]
- 任昱霏, 闫建平, 王敏, 宋东江, 耿斌. 2025. 复杂碎屑岩粒度测井反演方法及在岩性精细识别中的应用. 古地志学报, 27(1): 240–255. [Ren Y F, Yan J P, Wang M, Song D J, Geng B. 2025. Particle size logging inversion method of deep complex clastic rock and its application in fine lithology identification. Journal of Palaeogeography (Chinese Edition), 27(1): 240–255]
- 邵蓉波, 肖立志, 廖广志, 史燕青, 周军, 李国军, 侯学理. 2022. 基于多任务学习的测井储层参数预测方法. 地球物理学报, 65(5): 1883–1895. [Shao R B, Xiao L Z, Liao G Z, Shi Y Q, Zhou J, Li G J, Hou X L. 2022. Multitask learning based reservoir parameters prediction with geophysical logs. Chinese Journal of Geophysics, 65(5): 1883–1895]
- 史鹏达, 刘孙俊, 王琪凯, 吴秋伶. 2025. 基于改进 Stacking 方法的成像测井裂缝识别. 计算机测量与控制, 33(4): 217–224, 231. [Shi P D, Liu S J, Wang Q K, Wu Q L. 2025. Imaging logging fracture identification based on improved stacking algorithm. Computer Measurement & Control, 33(4): 217–224, 231]
- 宋随宏, 史燕青, 侯加根. 2022. 基于生成对抗网络的储层地质建模方法研究进展. 石油科学通报, 7(1): 34–49. [Song S H, Shi Y Q, Hou J G. 2022. Review of a Generative Adversarial Networks (GANs)-based geomodelling method. Petroleum Science Bulletin, 7(1): 34–49]
- 宋梓豪, 巩红雨, 冉爱华, 杨鹏辉, 刘迪仁. 2024. 基于 ADASYN-GS-XGBOOST 混合模型的火山岩测井岩性识别. 海相油气地质, 29(2): 188–196. [Song Z H, Gong H Y, Ran A H, Yang P H, Liu D R. 2024. Lithology logging identification of volcanic rock based on ADASYN-GS-XGBOOST hybrid model. Marine Origin Petroleum Geology, 29(2): 188–196]
- 王俊, 曹俊兴, 周欣. 2022. 基于深度双向循环神经网络的储层孔隙度预测. 地球物理学进展, 37(1): 267–274. [Wang J, Cao J X, Zhou X. 2022. Reservoir porosity prediction based on deep bidirectional recurrent neural networks. Progress in Geophysics, 37(1): 267–274]
- 王立鑫, 尹艳树, 王晖, 张昌民, 冯文杰, 刘振坤, 王盘根, 程丽芳, 刘炯. 2021. 基于自适应空间抽样由二维剖面重构三维地质模型的方法: 以加拿大某区块 McMurray 组储集层为例. 石油勘探与开发, 48(2): 347–359. [Wang L X, Yin Y S, Wang H, Zhang C M, Feng W J, Liu Z K, Wang P G, Cheng L F, Liu J. 2021. A method of reconstructing 3D model from 2D geological cross-section based on self-adaptive spatial sampling: a case study of Cretaceous McMurray reservoirs in a block of Canada. Petroleum Exploration and Development, 48(2): 347–359]
- 王武荣, 岳大力, 李伟, 吴胜和, 芦凤明, 续一简. 2024. 分频智能反演协同三维岩相建模的单层砂体预测. 地质科学, 59(6): 1694–1707. [Wang W R, Yue D L, Li W, Wu S H, Lu F M, Xu Y J. 2024. Prediction of single-layer sand body by spectral-decomposition intelligent inversion collaborating 3D lithofacies modeling. Chinese Journal of Geology, 59(6): 1694–1707]
- 王香文, 刘红, 滕彬彬, 王连雨. 2012. 地质统计学反演技术在薄储层预测中的应用. 石油与天然气地质, 33(5): 730–735. [Wang X W, Liu H, Teng B B, Wang L Y. 2012. Application of geostatistical inversion to thin reservoir prediction. Oil & Gas Geology, 33(5): 730–735]
- 王欣, 蒋涛, 周晔, 高国海, 蒋薇, 梅青燕, 赵翔. 2024. 邻域信息增强的 MLSTM 在储层参数预测中的应用研究: 以非均质性碳酸盐岩为例. 地球物理学进展, 39(2): 620–633. [Wang X, Jiang T, Zhou M, Gao G H, Jiang W, Mei Q Y, Zhao X. 2024. Application of neighborhood information-enhanced MLSTM in reservoir parameter prediction: a case study of heterogeneous carbonate reservoirs. Progress in Geophysics, 39(2): 620–633]
- 王彦仓, 秦凤启, 杜维良, 王孟华, 王亚, 郝军, 杜宪英, 张玲彦. 2013. 地震属性优选、融合探讨. 中国石油勘探, 18(6): 69–73. [Wang Y C, Qin F Q, Du W L, Wang M H, Wang Y, Hao J, Du X Y, Zhang L Y. 2013. Discussions on optimization and fusion of seismic attributes. China Petroleum Exploration, 18(6): 69–73]
- 吴胜和. 2010. 储层表征与建模. 北京: 石油工业出版社. [Wu S H. 2010. Reservoir Characterization and Modeling. Beijing: Petroleum Industry Press]



- 邬德刚, 吴胜和, 刘磊, 孙以德. 2024a. 基于模式约束的油层单元智能自动对比方法: 以渤海湾盆地史南油田史深 100 区块加积式地层对比为例. 石油勘探与开发, 51(1): 161–172. [Wu D G, Wu S H, Liu L, Sun Y D. 2024a. An intelligent automatic correlation method of oil-bearing strata based on pattern constraints: an example of accretionary stratigraphy of Shishen 100 block in Shinan Oilfield of Bohai Bay Basin, East China. *Petroleum Exploration and Development*, 51(1): 161–172]
- 邬德刚, 吴胜和, 刘常妮, 岳大力, 范峥. 2024b. 基于平面约束的三维砂体构型建模方法. 中国石油大学学报(自然科学版), 1–13. [Wu D G, Wu S H, Liu C N, Yue D L, Fan Z. 2024b. An intelligent 3D reservoir modeling method with constraint from planar distribution of sedimentary facies. *Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science)*, 1–13]
- 邬德刚, 吴胜和, 张玉飞, 余季陶. 2025. 小样本条件下的储层物性参数智能解释方法研究. 石油科学通报, 10(2): 378–391. [Wu D G, Wu S H, Zhang Y F, Yu J T. 2025. Research on intelligent interpretation methods for reservoir physical parameters under few-shot conditions. *Petroleum Science Bulletin*, 10(2): 378–391]
- 徐彬森, 肖立志. 2024. 基于串行及并行多任务学习网络的储层参数评价研究. 地球物理学报, 67(4): 1613–1626. [Xu B S, Xiao L Z. 2024. Comparison of well logging formation evaluation using serial and parallel multi-task learning networks. *Chinese Journal of Geophysics*, 67(4): 1613–1626]
- 徐伟, 林振洲, 潘和平, 秦臻, 邓呈祥, 覃瑞东, 纪扬. 2017. 木里水合物测井曲线分层方法. 物探与化探, 41(6): 1081–1087. [Xu W, Lin Z Z, Pan H P, Qin Z, Deng C X, Qin R D, Ji Y. 2017. Hydrate logging curve stratification method in Muli area. *Geophysical and Geochemical Exploration*, 41(6): 1081–1087]
- 徐朝晖, 刘钰铭, 周新茂, 何辉, 张波, 吴昊, 高建. 2019. 基于卷积神经网络算法的自动地层对比实验. 石油科学通报, 4(1): 1–10. [Xu Z H, Liu Y M, Zhou X M, He H, Zhang B, Wu H, Gao J. 2019. An experiment in automatic stratigraphic correlation using convolutional neural networks. *Petroleum Science Bulletin*, 4(1): 1–10]
- 谢子实. 2025. 基于三维地震资料的智能化断层识别与层位追踪方法研究: 以多斯盆地庆城北区块延长组为例. 中国石油大学(北京)硕士学位论文. [Xie Z S. 2025. Study on intelligent fault identification and horizon tracking methods based on 3D seismic data: the extension formation of Qingcheng North District, Ordos Basin as an example. Masteral dissertation of China University of Petroleum (Beijing)]
- 杨柳青, 陈伟, 查蓓. 2019. 利用卷积神经网络对储层孔隙度的预测研究与应用. 地球物理学进展, 34(4): 1548–1555. [Yang L Q, Chen W, Zha B. 2019. Prediction and application of reservoir porosity by convolutional neural network. *Progress in Geophysics*, 34(4): 1548–1555]
- 印兴耀, 周静毅. 2005. 地震属性优化方法综述. 石油地球物理勘探, 40(4): 482–489. [Yin X Y, Zhou J Y. 2005. Summary of optimum methods of seismic attributes. *Oil Geophysical Prospecting*, 40(4): 482–489]
- 岳大力, 胡光义, 李伟, 范廷恩, 胡嘉靖, 乔慧丽. 2018a. 井震结合的曲流河储层构型表征方法及其应用: 以秦皇岛 32-6 油田为例. 中国海上油气, 30(1): 99–109. [Yue D L, Hu G Y, Li W, Fan T E, Hu J J, Qiao H L. 2018a. Meandering fluvial reservoir architecture characterization method and application by combining well logging and seismic data: a case study of QHD32-6 oilfield. *China Offshore Oil and Gas*, 30(1): 99–109]
- 岳大力, 李伟, 王军, 王武荣, 李健. 2018b. 基于分频融合地震属性的曲流带预测与点坝识别: 以渤海湾盆地埕岛油田馆陶组为例. 古地理学报, 20(6): 941–950. [Yue D L, Li W, Wang J, Wang W R, Li J. 2018b. Prediction of meandering belt and point-bar recognition based on spectral-decomposed and fused seismic attributes: a case study of the Guantao Formation, Chengdao Oilfield, Bohai Bay Basin. *Journal of Palaeogeography (Chinese Edition)*, 20(6): 941–950]
- 岳大力, 李伟, 杜玉山, 胡光义, 王文枫, 王武荣, 王政, 鲜本忠. 2022. 河流相储层地震属性优选与融合方法综述. 地球科学, 47(11): 3929–3943. [Yue D L, Li W, Du Y S, Hu G Y, Wang W F, Wang W R, Wang Z, Xian B Z. 2022. Review on optimization and fusion of seismic attributes for fluvial reservoir characterization. *Earth Science*, 47(11): 3929–3943]
- 张东晓, 陈云天, 孟晋. 2018. 基于循环神经网络的测井曲线生成方法. 石油勘探与开发, 45(4): 598–607. [Zhang D X, Chen Y T, Meng J. 2018. Synthetic well logs generation via recurrent neural networks. *Petroleum Exploration and Development*, 45(4): 598–607]
- 张国印, 王志章, 林承焰, 王伟方, 李令, 李诚. 2020. 基于小波变换和卷积神经网络的地震储层预测方法及应用. 中国石油大学学报(自然科学版), 44(4): 83–93. [Zhang G Y, Wang Z Z, Lin C Y, Wang W F, Li L, Li C. 2020. Seismic reservoir prediction method based on wavelet transform and convolutional neural network and its application. *Journal of China University of Petroleum*, 44(4): 83–93]
- 张国印, 林承焰, 王志章, 任丽华, 张宪国, 曲康, 张向博. 2024. 知识与数据融合驱动的油气藏智能表征及研究进展. 地球物理学进展, 39(1): 119–140. [Zhang G Y, Lin C Y, Wang Z Z, Ren L H, Zhang X G, Qu K, Zhang X B. 2024. Hybrid knowledge-driven and data-driven intelligent reservoir characterization and its research progress. *Progress in Geophysics*, 39(1): 119–140]
- 张赫, 单高军, 杜庆龙, 王承祥. 2022. 大庆长垣油田特高含水后期水驱开发技术难题及其对策. 大庆石油地质与开发, 41(4): 60–66. [Zhang H, Shan G J, Du Q L, Wang C X. 2022. Technical challenges and solutions of water flooding development in late stage of ultra-high water cut in Placanticline oilfield in Daqing. *Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing*, 41(4): 60–66]
- 张宪国, 吴啸啸, 黄德裕, 林承焰. 2021. 极限学习机驱动的地震多属性融合识别曲流带单一点坝. 石油地球物理勘探, 56(6): 1340–1350. [Zhang X G, Wu X X, Huang D R, Lin C Y. 2021. Single point bar interpretation in meandering belt with extreme learning machine driven multiple seismic attributes fusion. *Oil Geophysical Pros-*

- pecting, 56(6): 1340–1350]
- 邹文波. 2020. 人工智能研究现状及其在测井领域的应用. 测井技术, 44(4): 323–328. [Zhou W B. 2020. Artificial Intelligence Research Status and Applications in Well Logging. Well Logging Technology, 44(4): 323–328]
- 朱石磊, 段林娣, 林畅松, 高世臣, 姚振兴. 2012. 基于灰度共生矩阵的地震数据空间结构属性分析技术. 石油地球物理勘探, 47(6): 951–957, 972, 1024, 841. [Zhu S L, Duan L D, Lin C S, Gao S C, Yao Z X. 2012. Seismic structural properties analysis based on GLCM in Damintun sag. Oil Geophysical Prospecting, 47(6): 951–957, 972, 1024, 841]
- Abdellatif A, Elsheikh A H, Busby D, Berthet P. 2023. Generation of non-stationary stochastic fields using Generative Adversarial Networks. arXiv preprint: 2205.05469. <https://arxiv.org/abs/2205.05469v2>.
- Azevedo L, Soares A. 2017. Geostatistical Methods for Reservoir Geophysics: Advances in Oil and Gas Exploration & Production. Springer International Publishing.
- Barnes A E. 1996. Theory of 2D complex seismic trace analysis. Geophysics, 61(1): 264–272.
- Campbell T J, Richards F B, Silva R L, Wach G, Eliuk L. 2015. Interpretation of the Penobscot 3D seismic volume using constrained sparse spike inversion, Sable sub-Basin, offshore Nova Scotia. Marine and Petroleum Geology, 68: 73–93.
- Chen H C, Fang J H. 1986. A heuristic search method for optimal zonation of well logs. Mathematical Geology, 18(5): 489–500.
- Chen M, Wu S H, Bedle H, Xie P F, Zhang J J, Wang Y L. 2022. Modeling of subsurface sedimentary facies using Self-Attention Generative Adversarial Networks(SAGANs). Journal of Petroleum Science and Engineering, 214: 110470.
- Chen Q, Sidney S. 1997. Seismic attribute technology for reservoir forecasting and monitoring. The Leading Edge, 16(5): 445–448.
- Chi P, Sun J M, Yan W C, Luo X. 2024. Multiscale fusion of tight sandstone digital rocks using attention-guided generative adversarial network. Marine and Petroleum Geology, 160: 106647.
- Chopra S, Marfurt K J. 2005. Seismic attributes: a historical perspective. Geophysics, 70(5): 3S0–28S0.
- Cui Z S, Chen Q Y, Liu G, Xun L. 2024. SA-RelayGANs: a novel framework for the characterization of complex hydrological structures based on GANs and self-attention mechanism. Water Resources Research, 60(1): e2023WR035932.
- Cunha A, Pochet A, Lopes H, Gattass M. 2020. Seismic fault detection in real data using transfer learning from a convolutional neural network pre-trained with synthetic seismic data. Computers & Geosciences, 135: 104344.
- Deutsch C V. 2002. Geostatistical Reservoir Modeling. Oxford: Oxford University Press.
- Di Federico G, Durlofsky L J. 2025. Latent diffusion models for parameterization of facies-based geomodels and their use in data assimilation. Computers & Geosciences, 194: 105755.
- Di H B, Li C, Smith S, Li Z, Abubakar A. 2021. Imposing interpretational constraints on a seismic interpretation convolutional neural network. Geophysics, 86(3): IM63–IM71.
- Dorrington K P, Link C A. 2004. Genetic-algorithm/ neural-network approach to seismic attribute selection for well-log prediction. Geophysics, 69(1): 212–221.
- Du Z S, Guo Z Y, Liu Y X, Chen Y L, Li Y X, Li H J. 2023. Development of an automatic tracking model for seismic stratigraphic correlation based on information entropy theory. Highlights in Science, Engineering and Technology, 70: 369–375.
- Ellis D V, Singer J M. 2007. Neutron porosity devices. Well Logging for Earth Scientists. Dordrecht: Springer Netherlands, 351–382.
- Fan W Y, Liu G, Chen Q Y, Cui Z S, Wu X C, Zhang Z T. 2024. Stochastic reconstruction of geological reservoir models based on a concurrent multi-stage U-Net generative adversarial network. Computers & Geosciences, 186: 105562.
- Galloway W E. 1989. Genetic stratigraphic sequences in basin analysis I: architecture and genesis of flooding-surface bounded depositional units. AAPG Bulletin, 73: 125–142.
- Gama P H T, Faria J, Sena J, Neves F, Riffel V R, Perez L, Korenchender A, Sobreira M C A, Machado A M C. 2025. Imputation in well log data: a benchmark for machine learning methods. Computers & Geosciences, 196: 105789.
- González E F, Mukerji T, Mavko G. 2008. Seismic inversion combining rock physics and multiple-point geostatistics. Geophysics, 73(1): R11–R21.
- Guo J H, Zhang Z S, Guo G S, Xiao H, Zhao Q, Zhang C M, Lü H Y, Zhu Z M, Wang C. 2024. Optimized random forest method for 3D evaluation of coalbed methane content using geophysical logging data. ACS Omega, 9(33): 35769–35788.
- Haritha D, Satyavani N, Ramesh A. 2025. Generation of missing well log data with deep learning: CNN-Bi-LSTM approach. Journal of Applied Geophysics, 233: 105628.
- Hale D. 2009. Structure-oriented smoothing and semblance. CWP Report, 635: 261–270.
- Hu X, Song S H, Hou J G, Yin Y S, Hou M Q, Azevedo L. 2024. Stochastic modeling of thin mud drapes inside point bar reservoirs with AL-LUVSIM-GANSim. Water Resources Research, 60(6): e2023WR035989.
- Laloy E, Héroult R, Jacques D, Linde N. 2018. Training-image based geostatistical inversion using a spatial generative adversarial neural network. Water Resources Research, 54(1): 381–406.
- Li N, Liu P, Wu H L, Li Y S, Zhang W H, Wang K W, Feng Z, Wang H. 2024. Development and prospect of acoustic reflection imaging logging processing and interpretation method. Petroleum Exploration and Development, 51: 839–851.
- Li W, Yue D L, Wu S H, Wang W F, Li J, Wang W R, Tian T H. 2019a. Characterizing meander belts and point bars in fluvial reservoirs by combining spectral decomposition and genetic inversion. Marine and

- Petroleum Geology, 105: 168–184.
- Li W, Yue D L, Wang W F, Wang W R, Wu S H, Li J, Chen D P. 2019b. Fusing multiple frequency-decomposed seismic attributes with machine learning for thickness prediction and sedimentary facies interpretation in fluvial reservoirs. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 177: 1087–1102.
- Li W, Yue D L, Wu S H, Shu Q L, Wang W F, Long T, Zhang B H. 2020. Thickness prediction for high-resolution stratigraphic interpretation by fusing seismic attributes of target and neighboring zones with an SVR algorithm. *Marine and Petroleum Geology*, 113: 104153.
- Li W, Yue D L, Colomera L, Du Y S, Zhang S Y, Liu R J, Wang W R. 2021. Quantitative prediction of fluvial sandbodies by combining seismic attributes of neighboring zones. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 196: 107749.
- Li W, Yue D L, Colomera L, Duan D P, Long T, Wu S H, Liu Y M. 2023. A novel method for seismic-attribute optimization driven by forward modeling and machine learning in prediction of fluvial reservoirs. *Geoenergy Science and Engineering*, 227: 211952.
- Liang J T, Wang H L, Blum M J, Ji X Y. 2019. Demarcation and correlation of stratigraphic sequences using wavelet and Hilbert-Huang transforms: a case study from Niger Delta Basin. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 182: 106329.
- Liu G Q. 2021. Challenges and countermeasures of log evaluation in unconventional petroleum exploration and development. *Petroleum Exploration and Development*, 48: 1033–1047.
- Liu G Q, Gong R B, Shi Y J, Wang Z Z, Mi L, Yuan C, Zhong J B. 2022. Construction of well logging knowledge graph and intelligent identification method of hydrocarbon-bearing formation. *Petroleum Exploration and Development*, 49: 572–585.
- Liu L, Yue D L, Li W, Wu D G, Gao J, Zhong Q, Wang W R, Hou J G. 2025. A novel stochastic simulation method for sedimentary facies based on the generative adversarial network with a spatially-adaptive conditioning module and comprehensive attention mechanisms. *Geoenergy Science and Engineering*, 249: 213758.
- Liu N H, Li Z, Liu R C, Zhang H D, Gao J H, Wei T, Si J L, Wu H. 2023a. ASHFormer: axial and sliding window-based attention with high-resolution transformer for automatic stratigraphic correlation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 61: 5913910.
- Liu R J, Yue D L, Li W, Li Z, Wang W R, Li S X, Shen Y H, Ma S W, Wu G Z, Cao P, Wu S H. 2024. Characterization of tight sandstone and sedimentary facies using well logs and seismic inversion in lacustrine gravity-flow deposits. *Journal of Asian Earth Sciences*, 259: 105897.
- Liu X Y, Chen X H, Cheng J W, Zhou L, Chen L, Li C, Zu S H. 2023b. Simulation of complex geological architectures based on multistage generative adversarial networks integrating with attention mechanism and spectral normalization. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 61: 5913215.
- Lou Y H, Zhang B, Yong P, Fang H J, Zhang Y J, Cao D P. 2021. Semi-automatic fault-surface generation and interpretation using topological metrics. *Geophysics*, 86(3): 013–027.
- Lu H, Li Q, Yue D L, Wu S H, Fu Y P, Tang R Z, Zhang Z Y. 2021. Study on optimal selection of porosity logging interpretation methods for Chang73 segment of the Yanchang Formation in the southwestern Ordos Basin, China. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 198: 108153.
- Maiti S, Tiwari R K. 2005. Automatic detection of lithologic boundaries using the Walsh transform: a case study from the KTB borehole. *Computers & Geosciences*, 31(8): 949–955.
- Marfurt K J, Kirlin R L, Farmer S L, Bahorich M S. 1998. 3D seismic attributes using a semblance-based coherency algorithm. *Geophysics*, 63(4): 1150–1165.
- Maurya S P, Singh N P. 2018. Application of LP and ML sparse spike inversion with probabilistic neural network to classify reservoir facies distribution: a case study from the Blackfoot field, Canada. *Journal of Applied Geophysics*, 159: 511–521.
- McArdle N J, Iacopini D, KunleDare M A, Paton G S. 2014. The use of geologic expression workflows for basin scale reconnaissance: a case study from the Exmouth subbasin, North Carnarvon Basin, northwestern Australia. *Interpretation*, 2(1): SA163–SA177.
- Miall A D. 1988. Reservoir heterogeneities in fluvial sandstones: lessons from outcrop studies. *AAPG Bulletin*, 72(6): 682–697.
- Nesvold E, Mukerji T. 2021. Simulation of fluvial patterns with GANs trained on a data set of satellite imagery. *Water Resources Research*, 57: e2019WR025787.
- Otchere D A, Ganat T O A, Gholami R, Lawal M. 2021. A novel custom ensemble learning model for an improved reservoir permeability and water saturation prediction. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 91: 103962.
- Pettijohn F J, Potter P E, Siever R. 1973. *Sand and Sandstone*. New York: Springer-Verlag.
- Roger M S. 2006. *Stratigraphic Reservoir Characterization for Petroleum Geologists, Geophysicists and Engineers*. Amsterdam: Elsevier.
- Selley R C, Sonnenberg S A. 2015. Chapter 3: methods of exploration. In: Selley R C, Sonnenberg S A (eds). *Elements of Petroleum Geology* (Third Edition). Boston: Academic Press, 41–152.
- Shi Y, Liao J Q, Gan L, Tang R J. 2024. Lithofacies prediction from well log data based on deep learning: a case study from southern sichuan. *Applied Sciences*, 14(18): 8195.
- Song S H, Mukerji T, Hou J G. 2021a. GANSim: conditional facies simulation using an improved progressive Growing of Generative Adversarial Networks (GANs). *Computational Geosciences*, 53: 1413–1444.
- Song S H, Mukerji T, Hou J G. 2021b. Geological facies modeling based on progressive growing of Generative Adversarial Networks (GANs). *Computational Geosciences*, 25: 1251–1273.
- Song S H, Mukerji T, Hou J G. 2022a. Bridging the gap between geophysics and geology with Generative Adversarial Networks. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: 5902411.



- Song S H, Mukerji T, Hou J G, Zhang D X, Lü X R. 2022b. GANSim-3D for conditional geomodeling: theory and field application. *Water Resources Research*, 58(7): e2021WR031865.
- Song S H, Zhang D X, Mukerji T, Wang N Z. 2023. GANSim-surrogate: an integrated framework for stochastic conditional geomodelling. *Journal of Hydrology*, 620: 129493.
- Strebelle S. 2002. Conditional simulation of complex geological structures using multiple-point statistics. *Mathematical Geology*, 34: 1-21.
- Strebelle S. 2021. Multiple-point statistics simulation models: pretty pictures or decision-making tools? *Mathematical Geosciences*, 53: 267-278.
- Tian Y J, Gao J H, Wang D X. 2021. Synchrosqueezing optimal basic wavelet transform and its application on sedimentary cycle division. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: 5908413.
- Tognoli F M W, Spaniol A F, de Mello M E, de Souza L V. 2024. A machine-learning based approach to predict facies associations and improve local and regional stratigraphic correlations. *Marine and Petroleum Geology*, 160: 106636.
- Veeken P C H, Priezzhev I I, Shmaryan L E, Shteyn Y I, Barkov A Y, Ampilov Y P. 2009. Nonlinear multitrace genetic inversion applied on seismic data across the Shtokman Field, Offshore northern Russia. *Geophysics*, 74(6): WCD49-WCD59.
- Wang W R, Qu L B, Yue D L, Li W, Liu J L, Jin W J, Fu J L, Zhang J R, Chen D X, Wang Q C, Li S. 2025. Integrated artificial intelligence approach for well-log fluid identification in dual-medium tight sandstone gas reservoirs. *Frontiers in Earth Science*, 13: 1591110.
- Wang Z H, Chen T S, Hu X, Wang L X, Yin Y S. 2022. A multi-point geostatistical seismic inversion method based on local probability updating of lithofacies. *Energies*, 15(1): 299.
- Wang Z H, Cai Y D, Liu D M, Lu J, Qiu F, Hu J H, Li Z T, Gamage R P. 2024. A review of machine learning applications to geophysical logging inversion of unconventional gas reservoir parameters. *Earth-Science Reviews*, 258: 104969.
- Weber K J. 1986. How heterogeneity affects oil recovery. In: Lake L W, Carrol H B (eds). *Reservoir Characterization*. London: Academic Press.
- Wu X M, Hale D. 2013. Extracting horizons and sequence boundaries from 3D seismic images. *SEG Technical Program Expanded Abstracts*: 1440-1445.
- Wu X M, Liang L M, Shi Y Z, Fomel S. 2019. FaultSeg3D: using synthetic data sets to train an end-to-end convolutional neural network for 3D seismic fault segmentation. *Geophysics*, 84(3): IM35-IM45.
- Wu P Y, Jain V, Kulkarni M S, Abubakar A. 2018. Machine learning-based method for automated well-log processing and interpretation. In: *SEG Technical Program Expanded Abstracts 2018*. Anaheim, California: Society of Exploration Geophysicists, 2041-2045.
- Xu Z H, Zhang B, Li F Y, Cao G, Liu Y M. 2018. Well-log decomposition using variational mode decomposition in assisting the sequence stratigraphy analysis of a conglomerate reservoir. *Geophysics*, 83(4): B221-B228.
- Yue D L, Li W, Wang W R, Hu G Y, Qiao H L, Hu J J, Zhang M L, Wang W F. 2019. Fused spectral-decomposition seismic attributes and forward seismic modelling to predict sand bodies in meandering fluvial reservoirs. *Marine and Petroleum Geology*, 99: 27-44.
- Zeng H L. 2017. Thickness imaging for high-resolution stratigraphic interpretation by linear combination and color blending of multiple-frequency panels. *Interpretation*, 5(3): T411-T422.
- Zhang G Y, Wang Z Z, Chen Y K. 2018. Deep learning for seismic lithology prediction. *Geophysical Journal International*, 215: 1368-1387.
- Zhang H R, Hu Y T, Li X S, Du K, Zeng T X, Li C P. 2024a. Application of support vector machines and genetic algorithms to fluid identification in offshore granitic subduction hill reservoirs. *Geoenergy Science and Engineering*, 240: 213013.
- Zhang H Y, Wu W S, Song X Y, Chen Z X. 2024b. Improving density logging resolution by VMD-CEEMDAN-ICWT method and its application in thin layer identification. *Geoenergy Science and Engineering*, 239: 212993.
- Zhang T, Yang Z H, Li D Y. 2022. Stochastic simulation of deltas based on a concurrent multi-stage VAE-GAN model. *Journal of Hydrology*, 607: 127493.
- Zhang T F, Tilke P, Dupont E, Zhu L C, Liang L, Bailey W. 2019. Generating geologically realistic 3D reservoir facies models using deep learning of sedimentary architecture with generative adversarial networks. *Petroleum Science*, 16: 541-549.
- Zhen Y, Zhang A, Zhao X M, Ge J W, Zhao Z, Yang C C. 2024. Prediction of deep low permeability sandstone seismic reservoir based on CBAM-CNN. *Geoenergy Science and Engineering*, 242: 213241.
- Zhou T Q, Zhu Q Z, Zhu H Y, Zhao Q, Shi Z S, Zhao S X, Zhang C L, Wang S Y. 2023. DRAG: a novel method for automatic geological boundary recognition in shale strata using multi-well log curves. *Processes*, 11(10): 2998.
- Zou C L, Zhang J H, Sun Y Z, Pang S C, Zhang Y A. 2024. Enhancing fluid classification using meta-learning and transformer through small-sample drilling data to interpret well logging data. *Physics of Fluids*, 36(7): 076608.

(责任编辑 张西娟 郑秀娟; 英文审校 刘贺娟)