第 28 卷　第 2 期
2026 年　4 月

古　地　理　学　报
JOURNAL OF PALAEOGEOGRAPHY（Chinese Edition）

Vol. 28　No. 2
Apr. 2026

文章编号： 1671-1505(2026)02-0429-18　　**DOI**:10.7605/gdlxb.2026.015

数智时代沉积学问题之思考*

于兴河　李胜利　李顺利　谭程鹏　付　超

中国地质大学（北京），北京 100083

摘　要　数智时代背景下，人工智能、大数据等颠覆性技术正驱动沉积学经历第 4 次研究范式转型。这场转型深刻重塑了学科研究理念与方法体系，不仅关乎沉积学自身理论技术革新，更紧扣国家能源安全、生态环境治理等重大战略需求。为厘清学科发展脉络、明确核心挑战与迎变路径，作者系统梳理沉积学数智化演进、问题类型、技术革新及应用拓展。研究表明，沉积学数智化可分为萌芽与探索期、机器学习兴起期等 4 个发展时期，其本质是从经验驱动向数据与知识协同驱动转变；借鉴自然科学 4 大问题类型，沉积学面临灵魂之问、奥秘之问等核心命题，“物-坡”耦合、陆相储集层非均质性等是沉积地质研究的关键突破点。当前，人工智能在沉积学应用中仍存在方法论冲突、数据碎片化、理论滞后等挑战，对此，学科自身需主动打破传统思维定式，摒弃跟随性研究与概念堆砌，树立“理论—技术—数据”融合的全新思维，积极调整发展策略以主动迎接智能化转型。其中，AI 大数据模型的部署与优化是数智化转型的核心关键，其重点在于“落地应用、实时监控、持续迭代”全过程，通过模型落地适配现场实际需求、实时监控规避数据漂移隐患、结合新数据持续迭代优化，让 AI 技术真正服务于学科核心研究。作者提出，唯有立足沉积学学科本体，强化 AI 模型部署与优化，深度融合人工智能与沉积动力学机制，构建“数据—模拟—验证”闭环，深化学科交叉、拓展深地深海勘探、碳中和等新兴领域应用，推动新质油气的发展，才能推动沉积学从“分析解释”向“模拟生成”跨越，实现更精准、更可预测的高质量发展，从而为国家能源安全与生态文明建设提供坚实科学支撑。

关键词　沉积学　数智时代　研究范式转型　AI（人工智能）　数据碎片化　学科交叉

第一作者简介　于兴河，男，1958 年生，教授，博士生导师，主要从事沉积学研究与教学工作。E-mail：billyu@cugb.edu.cn。

中图分类号： P5，N3　　**文献标志码：** A

Reflections on sedimentology in the digital-intelligent era

YU Xinghe　LI Shengli　LI Shunli　TAN Chengpeng　FU Chao

China University of Geosciences（*Beijing*），*Beijing* 100083，*China*

Abstract　In the digital-intelligent era，disruptive technologies such as artificial intelligence and big data are driving sedimentology into its fourth research paradigm shift. This transformation profoundly reshapes its research philosophy and methodological system，which is critical not only for the disciplinary innovation of sedimentology itself but also for national strategic demands including energy security and ecological governance. To clarify the disciplinary evolution，core challenges，and proactive response

谨以此文纪念冯增昭先生 100 周年诞辰。

* 国家自然科学基金项目（编号：42272124，42272121，42402150）资助。[Financially supported by the National Natural Science Foundation of China（Nos. 42272124，42272121，42402150）]

收稿日期：2026-01-14　　改回日期：2026-02-23

strategies, this paper systematically reviews the intelligent development, problem typology, technological innovation, and application expansion of sedimentology. Results show that the intelligent evolution of sedimentology can be divided into four stages, with a fundamental shift from experience driven to data and knowledge dual driven mode. Based on the four major question types in natural science, sedimentology is confronted with a series of core propositions including the Soul Question, Mystery Question, Century Question, and Epochal Question, among which the mass slope coupling and heterogeneity of terrestrial reservoirs represent key breakthroughs. Currently, the application of AI in sedimentology is constrained by methodological conflicts, data fragmentation, and lagging theoretical development. To meet these challenges, sedimentology must break traditional mindsets, reject imitative research and empty conceptual innovation, and establish a new logic integrating theory, technology, and data. The deployment and optimization of AI models constitute the cornerstone of intelligent transformation, emphasizing fullcycle implementation: application deployment, realtime monitoring, and continuous iteration. Only by rooting in the disciplinary essence of sedimentology, deeply integrating AI with sedimentary dynamics, forming a closed loop of "data-simulation-verification", strengthening interdisciplinary integration, and expanding frontier fields such as deep Earth, deep sea, and carbon neutrality, can sedimentology accomplish the leap from interpretive science to predictive and generative science and provide solid scientific support for national energy security and ecological civilization.

Key words sedimentology, digital-intelligent era, research paradigm shift, artificial intelligence (AI), data fragmentation, interdisciplinary

About the first author YU Xinghe, born in 1958, is a professor and doctoral supervisor. He is mainly engaged in research and teaching in the field of sedimentology. E-mail: billyu@cugb.edu.cn.

0 引言

近年来，随着计算机技术、人工智能和大数据分析的发展，沉积学正经历着从传统经验模式驱动向数据模型驱动与数智化分析的范式转变，这一转变不仅改变了沉积过程研究的方法体系，也凸显了沉积学在能源勘探、环境治理和地球科学中的应用价值（王成善等，2025）。当前，沉积学研究面临数据整合困境、算法优化需求以及模型验证等诸多问题（张晶等，2015；刘孝锐等，2025），这些问题既是挑战也是机遇，推动着沉积学向更高精度、更广尺度和更高效能方向发展。

在数智化转型过程中，人工智能（AI）正推动自然科学研究范式发生深刻变革，沉积学也不例外，其影响已开始渗透至本学科的核心环节。针对沉积学多源（露头、测井、地震、实验）、多尺度（微观孔隙、中宏区域至宏观盆地）且数据海量的特点，AI 的高效处理能力正将研究者从繁重的数据整合与解释（如岩心图像分类、测井曲线自动分层）中解放出来（印森林等，2023；葛家旺等，2025；赖锦等，2026），使其能聚焦于沉积过程机理与空间分布规律等科学本质问题。沉积学研究范式开始向“数智沉积研究”迈进，AI 不仅能提升已知模式的识别效率，更能从多维数据中挖掘隐含的、非线性的“源-汇-盆”系统耦合规律。在技术层面，AI 成为沉积过程数值模拟的“数智加速器”，通过代理模型或融合信息约束的深度学习，将百万年尺度的盆地沉积演化模拟从数月缩短至数天，并降低了复杂模拟的应用门槛（林承焰等，2023）。同时，AI 作为“知识融合器”，正促进沉积学与地球物理、地球化学、水动力学等学科的深度耦合，实现多学科数据的协同反演与模型互馈。针对沉积相识别、储集层参数预测、沉积体三维建模等也正在呈现“场景化智能”趋势，已开始辅助研究者实现从数据分析到地质知识再到预测模型的跨越（王凯等，2023；杨存等，2023）。

在自然科学领域，通常存在灵魂之问、奥秘之问、世纪之问、时代之问四大问题类型（陈章亮，2001），它们各具独特的科学内涵与实践价值，同样也是新时代沉积学发展必须直面与回应的核心命题。灵魂之问聚焦学科存在的本源意义，追问数智

时代沉积学的不可替代性，思考如何以智能方法深化对沉积过程本质的理解而非被技术所取代，为学科锚定核心价值与发展方向（孙福海和扈中平，2025）；奥秘之问致力于探索沉积形成演化的内在机理（胡孝林等，2015），如“物-坡”耦合效应所揭示的物质供给与地形坡度间的动态作用机制（于兴河等，2022），是破解油气储集层预测等关键理论瓶颈的科学基石；世纪之问紧盯长期悬而未决的宏观科学规律（王成善等，2025），例如陆相储集层强非均质性的精准预测，对支撑深层与非常规油气勘探具有重大理论意义（周杰等，2025）；时代之问则紧扣国家能源战略需求与当代科技发展趋势，聚焦页岩微观孔隙结构数智表征等关键技术突破（邹才能等，2019），直接服务于油气产能提升与勘探范式革新。当前，无论科学技术如何迭代迈进，沉积学的创新突破始终围绕上述根本性问题展开。厘清这些不同层次、不同指向的科学问题，有助于凝聚学界研究共识，系统指引沉积学在数智时代实现理论创新与应用突破。而在当前，基于能源安全等国家重大战略需求，沉积学研究还面临一个关键的应用挑战（白辰阳，2025）：即如何精准、快速地剖析沉积体成因，并利用智能化方法与 AI 技术，定量表征与预测其在三维空间的分布规律，特别是不同时期沉积体在三维方向上的展布范围（变程）。这不仅是储层沉积学的核心，也是沉积学从理论研究走向规模化、定量化应用，从而支撑国民经济建设的时代命题。

1　沉积学的数智化发展过程与关键问题

1.1　沉积学数智化发展过程

依据计算能力与智能化程度，沉积学的数智化发展历程可划分为 4 个时期（图 1）：萌芽与探索期，机器学习兴起期，深度学习突破期，大模型与多模态融合期。

1.1.1　萌芽与探索期（1990 年代至 2000 年代）

其标志性特征是计算机技术首次被系统引入沉积学分析。该阶段以定量化为核心，数学地质与地质统计学成为主流方法（Hamilton，1996；Egenhofer *et al*.，1999），广泛应用于沉积相建模与储集层预测。同期出现的专家系统尝试将地质专家经验转化为程序化规则，标志着人工智能思想在沉积学中的初步应用。受限于数据规模与计算能力，这一阶段的数智化水平整体有限，主要发挥辅助分析作用。

1.1.2　机器学习兴起期（约 2010—2016 年）

以机器学习算法成为地球科学数据挖掘的独立

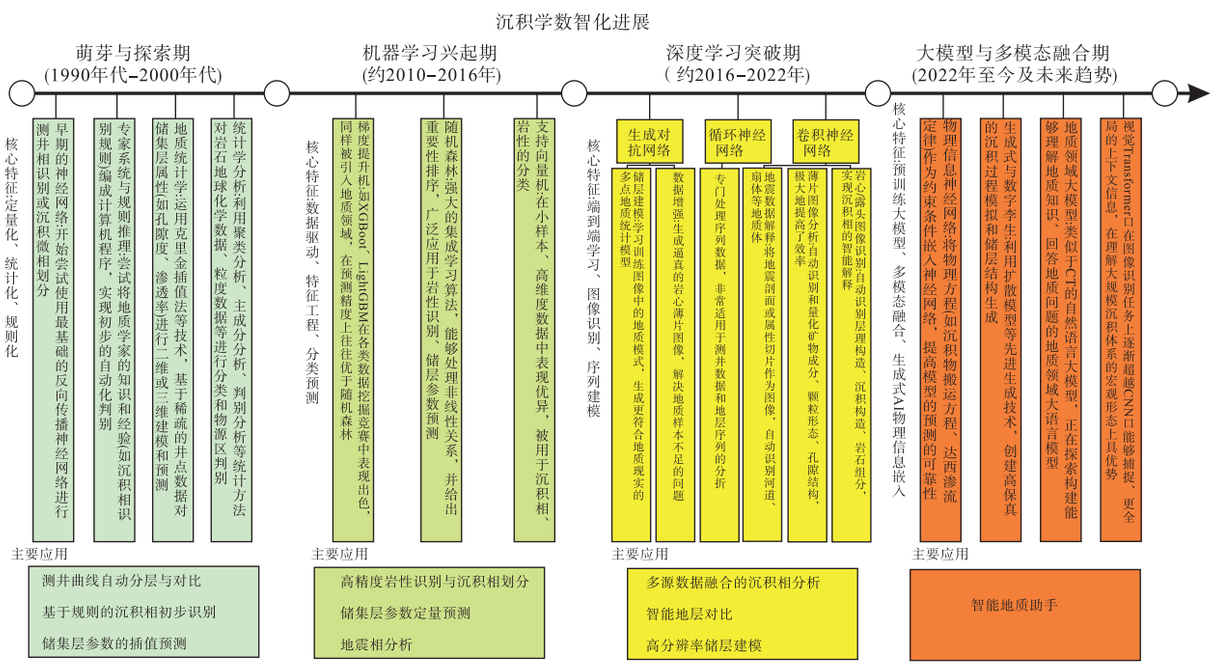


图 1　沉积学数智化的历史演化

Fig. 1　Historical evolution of intelligent sedimentology

工具为划分标志。随着数字测井、三维地震资料的不断普及，支持向量机（SVM）、随机森林（RF）等浅层机器学习方法成为研究热点。该阶段以特征工程为核心，研究者通过构建具有明确地质意义的特征变量，使算法从数据中学习识别模式，显著提升了岩性识别、沉积相自动分类等任务的准确度（Zuo and Carranza，2011）。这标志着沉积学研究从经验驱动向数据驱动范式转变。

1.1.3 深度学习突破期（约 2016—2022 年）

以深度学习在图像与序列数据处理上的革命性突破为重要分界。以卷积神经网络（CNN）（Nanjo and Tanaka，2019）、循环神经网络（RNN）（Liu，2024）为代表的深度学习模型，凭借强大的端到端特征学习能力被快速引入沉积学领域。CNN 广泛用于岩心、露头图像中的沉积构造识别与微相自动划分；RNN 则多用于测井曲线序列的自动分层与解释。该阶段实现了从人工特征设计向模型结构与学习机制设计的重心转移，推动多项解释任务向自动化、精细化方向发展（Masroor *et al*.，2023）。

1.1.4 大模型与多模态融合期（2022 年至今）

以生成式人工智能、大模型技术爆发以及 AI 与地质物理模型深度融合为新阶段标志（Kim and Aoki，2021）。视觉 Transformer（Zheng *et al*.，2024）、领域专用大语言模型（Hosseini and Pourzangbar，2026）、生成式 AI（Hosseini *et al*.，2026）等前沿技术快速落地，推动形成可协同处理地质文本、图件、地球物理数据等多源信息的数智分析体系。未来的核心科学方向在于数据驱动与物理机制的深度融合，例如通过物理信息神经网络约束沉积过程反演、构建沉积体系数字孪生等（Yang *et al*.，2024），推动研究范式从“分析解释”向“模拟生成”演进，最终迈向更具可解释性与预测能力的数智化沉积学（Li *et al*.，2025；Wu *et al*.，2025）。

1.2 数智时代沉积学的关键问题

沉积学的根本目标是解读沉积记录、反演沉积圈演化历史及其动力学过程。纵观学科发展，沉积学已历经 3 次重大研究范式转型：从 19 世纪初 William Smith 基于化石层序建立地层对比方法，到 20 世纪中后期 Vail 提出地震地层学与层序地层学理论（Vail，1991），再到 21 世纪以来大数据驱动的沉积过程模拟，每一次变革都持续深化了人类对地球表层沉积动力学的认知。当前，数智社会的到来正推动沉积学迎来第 4 次研究范式转型。人工智能、超高分辨率遥感等新技术为沉积学带来方法革新与视野拓展的重大机遇，同时也使学科面临定位模糊、传统方法与智能技术冲突、理论体系更新滞后等现实挑战（杨建锋等，2024）。在此背景下，明确数智时代沉积学的学科内涵、核心目标与方法论支撑，已成为关乎学科未来发展方向的核心命题。中国沉积学研究在陆相沉积盆地分析、源汇系统、沉积地球化学、古地理重建等领域已取得一系列重要成果。例如，在基础理论方面，建立了具有全球影响力的陆架边缘三角洲沉积模式（朱筱敏等，2017a），创建了碎屑岩“物-坡”耦合理论（于兴河等，2022）；在应用实践方面，深入揭示了陆相断陷盆地沉积充填演化规律（于兴河和王德发，1997；于兴河等，2012），推动了粗粒沉积及油气储集层表征技术的发展（于兴河等，2018；岳大力等，2025）。这些工作为全球沉积学理论体系贡献了中国智慧与中国方案。但在国际学术舞台上，中国沉积学仍存在野外基础数据标准化程度不高、实验装备与技术原创性不足、理论模型普适性有待提升等问题。如何在数智时代平衡传统地质方法与新兴智能技术，强化从基础理论到勘探应用的全链条创新能力，实现学科发展与国家能源战略需求深度融合，成为当前亟待回答的重要课题。

从资源勘探开发的应用视角看，沉积学的核心任务是对沉积序列垂向结构、剖面变化与平面展布形态进行精准描述与成因解析，其关键技术瓶颈在于定量化、高精度地揭示沉积体三维空间展布规律。在垂向与剖面上，需要定量刻画沉积体系的延伸范围、空间变程，识别沉积微相与砂体的多期叠置样式；在平面上，需揭示沉积体的各向异性、几何形态与空间配置关系。对三维展布规律的精准刻画，是连接沉积过程机理认识与油气资源勘探、环境评价等应用实践的关键桥梁，也是数智时代沉积学需要重点突破的科学与技术问题。

2 沉积学研究的问题类型与价值导向

2.1 沉积学包含的主要学科、作用及学科所要解决的问题

沉积学作为一门系统性地球科学，其知识体系

的构建高度依赖多学科交叉融合与协同支撑。为清晰界定其学科结构，可将相关学科按研究维度与功能定位划分为 2 大类：一类聚焦沉积学本体核心研究内容，直接阐明沉积产物的基本特征、形成过程及其控制因素(表 1)；另一类则构成沉积学的核心研究思维与方法论体系，是为解决关键科学问题而逐步形成的宏观理论框架与研究范式(表 2)。这一划分有助于明确不同知识模块在沉积学研究中的定位与功能，为学科体系梳理与研究方向凝炼提供清晰思路。

由此可见，沉积学作为地球科学的核心分支，其学科发展由多学科理论与技术共同支撑。理论层面，古地理学、古生态学、构造沉积学及地层学(含层序地层学)共同构成基础理论框架，通过重建古地理格局、解析生物与环境协同演化关系、揭示构造-沉积耦合机制、建立等时地层格架，从宏观尺度系统阐释沉积过程的成因机理。技术层面，地球化学、地球物理、显微成像技术、盆地分析与数值模拟等提供了关键观测与定量研究手段，推动沉积学研究不断向精细化、定量化与数智化方向发展。当前沉积学面临的首要科学问题，是实现多学科理论与技术的深度融合、多尺度沉积过程的精准

表 1　沉积学的主流学科、核心研究内容及其作用

Table 1　Main disciplines, core research content and their roles in sedimentology

学科名称		核心内容	作用与目的
沉积岩石学	碎屑岩	研究碎屑颗粒(如砂、砾等)的沉积过程、岩性特征与沉积相类型	作为沉积学核心组成，直接围绕沉积过程与产物开展研究，为揭示沉积机理、回答“沉积物如何形成”这一核心问题，并为预测与沉积物相关的矿产提供关键依据
	碳酸盐岩	聚焦碳酸盐岩(如石灰岩、白云岩等)的形成机制、岩性特征与沉积相类型	
环境学(沉积相)		分析河流、湖泊、海洋、三角洲等不同沉积环境的识别标志与沉积特征	属于沉积学核心内容，是判识古环境、解释沉积成因的关键环节
成岩作用学		研究沉积物埋藏后经历物理、化学、生物作用转化为沉积岩的全过程	阐明沉积物演化成岩机制，是解析储集层物性演化、解决油气储集层预测问题的重要基础

注：碎屑岩含火山碎屑岩，碳酸盐岩相关体系可包含膏盐岩等蒸发岩类。

表 2　当前沉积学研究的核心研究思维与策略

Table 2　Current core research philosophies and strategies in sedimentology

主要思维策略	核心研究内容	作用与所要解决的问题
相模式 (Facies model) “将今论古” 理论	1)基于现代沉积环境观测，建立冲积扇、河流、三角洲、深海等标准化沉积相模式； 2)通过露头、岩心、地震资料识别古代沉积相，对比相模式反演古环境； 3)结合沉积动力学，定量分析沉积物搬运、堆积与分布规律	1)提供沉积环境分类与解释框架，支撑沉积相分析与油气储集层预测； 2)为煤炭、砂岩型铀矿、油气等资源勘探提供空间分布预测依据
沉积模拟 (Sedimentation simulation) “流水动力学”	包括物理模拟与数值模拟。以野外考察、现代沉积观测为基础，结合层序地层学、水力学、地貌学等理论，通过物理水槽或数值软件重现沉积过程，分析沉积响应特征	明确沉积体形成过程与展布规律，深化沉积动力学机理认识，为地下储集层预测与地质模型建立提供先验参数与过程约束
源汇系统 (Source-to-sink system) “追踪溯源” 法则	1)利用重矿物、同位素示踪等进行定量物源分析； 2)计算沉积通量，揭示物源剥蚀—搬运—沉积的动态平衡； 3)开展构造-沉积耦合分析，揭示构造运动对沉积体系的控制	1)揭示沉积系统时空演化规律，为盆地动力学提供约束； 2)指导古地理重建与油气储集层连通性、分布模式预测
物-坡耦合论 (Coupling effect of mass-slope) “沉积动力学”机制	1)从力学角度分析不同颗粒在地形斜坡上的受力、运动与沉积地质响应； 2)揭示颗粒质量、坡型变化与搬运—卸载方式的内在关系：坡陡变缓以搬运为主，坡缓变陡以卸载为主	阐明碎屑物质搬运能量转换与沉积响应机制，揭示沉积物类型、垂向序列与平面展布的控制机理，为沉积体系与砂体预测提供动力学依据
深时思维 (Deep-time thinking) “空时演化”观	1)结合同位素定年与天文旋回地层学，建立高精度深时年代标尺； 2)耦合短尺度沉积事件与长尺度构造—气候演化； 3)依托大数据与智能算法识别深时沉积规律	1)解析地球系统长期演化、生命—环境协同演变规律； 2)为古气候类比、资源预测与环境演变研究提供理论支撑

耦合，破解多源异构数据的兼容与互补难题，打通现代观测、古代记录及深时演化的尺度壁垒，构建高精度的沉积系统时空演化模型，为资源勘探与地球系统科学研究提供坚实理论依据。

地质学的核心特色，在于以科学分类与系统描述为基础，开展特征解析、成因推理与空间分布预测，进而为矿产资源与能源勘探提供理论支撑。因此，科学分类是地质学标志性研究方法之一，也是学科理论体系形成的关键。正如冯增昭（2005）所指出："没有分类就不能称其为理论。"于兴河教授提出，地质学及其他描述性学科的分类应遵循 5 项基本原则（郑秀娟等，2023）：目的性原则；成因性原则；量化性原则；操作性原则；价值性原则。

2.2 相关学科的作用与逻辑关系

对地球科学任一成熟学科而言，其核心任务均是阐明研究对象的成因机制与时空分布规律。对沉积学而言，这一任务具体体现为：揭示沉积物从形成、搬运、堆积到成岩的全过程，并建立能够定量表征、精准预测其三维空间分布的理论与方法体系，这构成了沉积学研究的本质内涵（图 2）。

与沉积学协同发展的支撑学科，主要用于构建沉积过程的动力学背景与约束条件，通过关联构造演化、古地理变迁、气候波动、生物演化等外部要素，阐明沉积作用发生的地质背景与控制因素。同时，以地球化学、地球物理、测试分析、模拟技术等为代表的方法学科，为沉积学研究提供观测、定量与模拟手段，推动研究从定性描述走向定量表征与模型预测。在智能化转型背景下，这类方法学科最易与大数据、人工智能技术深度融合，成为推动范式革新的关键突破口。只有将沉积学本体问题、背景约束框架、方法技术体系三者有机融合，才能构建新一代数据驱动与知识引导相结合的研究范式，最终实现数智化、定量化、高精度的沉积学研究。

综上所述，如何精准、高效地解析沉积体成因，并以定量数据与智能方法表征、预测其三维空间分布，已成为数智时代沉积学面临的核心挑战。这一挑战的紧迫性体现在 3 个方面：（1）技术条件日趋成熟，人工智能与大数据为处理多源异构地质数据、挖掘复杂关联关系提供了前所未有的工具支撑；（2）国家战略需求迫切，能源安全、深地深海勘探、"双碳"目标等对沉积储集层精细描述与精准预测提出更高要求；（3）学科发展存在瓶颈，传统方法在应对强非均质性、多尺度耦合等复杂地质问题时能力有限，亟需数智化、定量化新范式实现突破。因此，攻克这一核心难题，既是沉积学自身高质量发展的内在需求，也是服务国家重大战略、彰显学科时代价值的必然选择。

当前，沉积学研究在学术价值导向方面仍存在一些值得警惕的倾向。部分青年学者过度追求学术头衔，忽视理论联系实际与问题解决（任纪舜和赵磊，2022）；研究中存在明显的跟随性、临摹性倾向，未能立足中国陆相盆地特色与实际勘探需求开展原创性研究；部分工作停留在概念堆砌与新名词创造，缺乏扎实内涵与实际应用价值，难以真正推动学科核心目标的实现（Catuneanu，2019）。因此，沉积学研究应摒弃这些倾向，以解决实际问题的效率为准则，聚焦生产力的转化，强调科学研究的创新与创造。

3 沉积学研究的技术革新与应用拓展

3.1 三维空间展布预测方法的快速迈进

传统沉积体三维空间展布预测方法存在明显瓶颈，制约了沉积学核心功能的高效实现。地质统计学建模高度依赖专家经验确定变差函数等关键参数，模型不确定性强、预测误差较大；地震属性分析垂向分辨率有限，易造成薄储集层识别与刻画漏判；露头类比法受地下地质条件与露头条件差异影响，模型移植与推广成功率偏低。

数智时代的到来为沉积体三维预测技术带来突破性进展，逐步形成数据驱动与物理机制嵌入 2 大技术体系，为三维展布精准预测提供了全新方法支撑。在数据驱动型预测方面，深度学习储集层反演有效融合地震、测井、开发动态等多源数据，显著提升薄砂体识别精度；地质知识图谱推理通过构建沉积模式规则库与动态约束条件，在渤海湾馆陶组河道砂体预测中大幅提高废弃河道定位精度，相关河流相知识图谱的自动推理准确率可达 90%（徐长贵等，2025）。物理机制嵌入型预测则深度耦合沉积动力学本质，如 DEM-CFD 耦合模拟可精准预测三角洲前缘砂体延伸范围，预测误差小于 10%；基于机器学习的页岩岩相测井识别准确率可超过 90%（闫佳飞等，2025）。值得注意的是，长江大学自主研发的 Techoil 软件平台在此领域取得了突

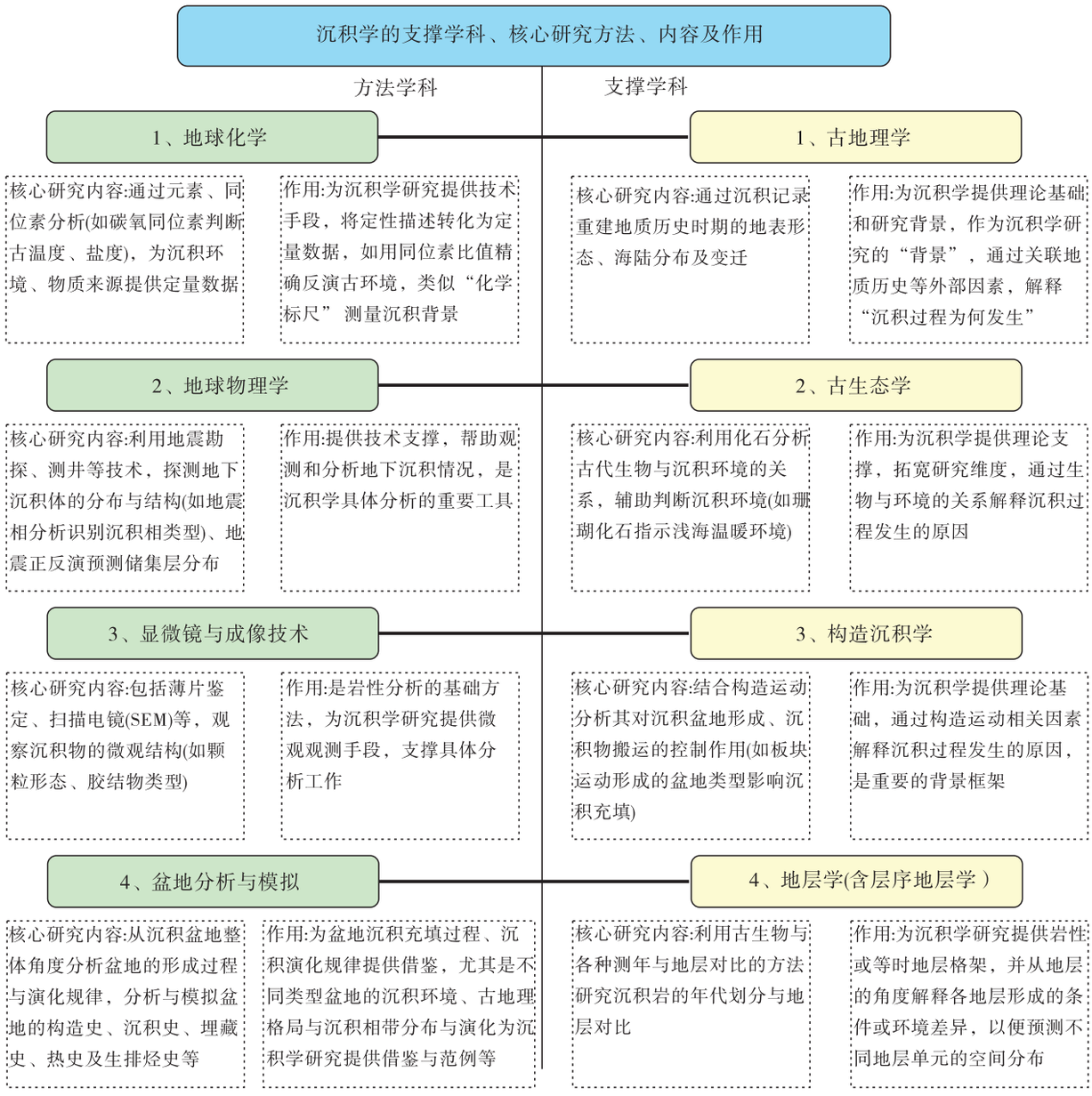
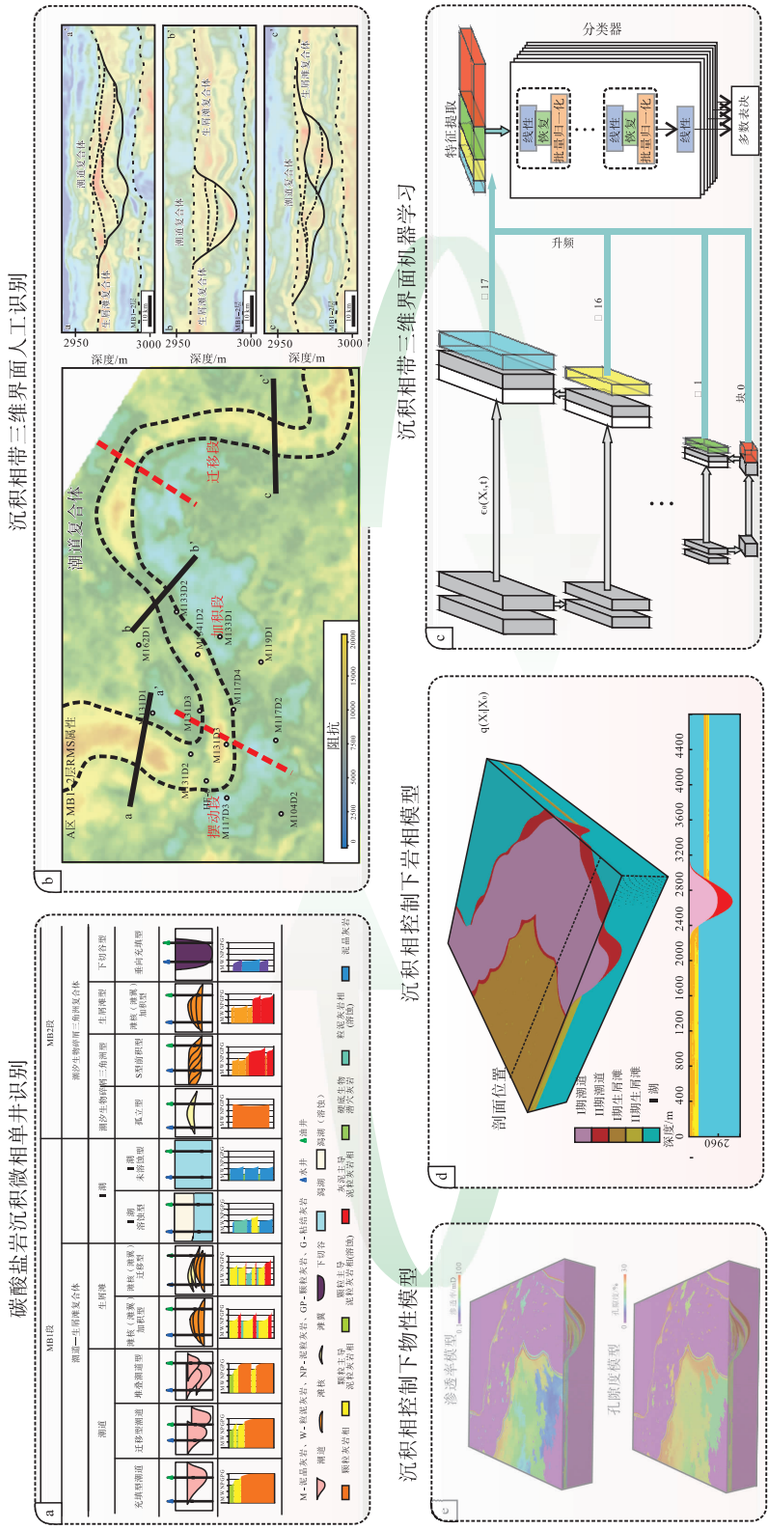


图 2　沉积学的支撑学科、核心研究方法、内容及作用

Fig. 2　Supporting disciplines of sedimentology and their core research methods, content and roles

破性进展。该平台内置深度学习算法，创新性地实现了储集层构型平面与剖面的分钟级智能成图。用户仅需选择沉积模式，调整少量关键参数，即可快速生成符合地质规律的高精度构型模型，并能与地震正演、油藏动态模拟联动，有效打通地质、地震与开发的数据壁垒，为储集层非均质性研究和井间连通性分析提供高效的一体化解决方案。

在油气储集层精细建模与表征领域，智能化图像识别与 AI 算法有力推动多点地质统计学（MPS）走向成熟与实用化。通过对高分辨率地震数据、测井曲线、岩心及薄片扫描图像的智能解译，AI 算法可自动提取孔隙结构、裂缝发育特征、沉积相带展布等关键地质信息，并将其作为多点地质统计学的训练图像与约束条件，显著提升模型对复杂储集层非均质性的刻画精度(图 3)。此外，AI 驱动的多点地质统计学可实现孔隙度、渗透率等储集层参数空间变异规律的动态模拟，在油气开发过程中依据实时监测数据持续优化模型参数，推动油



a—构型单元单井识别；b—沉积相带三维界面人工识别；c—沉积相带三维界面机器学习；d—沉积相控制下岩相模型；e—沉积相控制下物性模型

图 3 基于人工智能的储集层建模新方法

Fig. 3 Novel approach for reservoir modeling based on artificial intelligence

气储集层表征从静态描述向动态预测转变，有效提升油气田开发方案的科学性与经济性。

3.2　数字盆地与沉积数值模拟的快速发展

传统沉积学研究长期以定性描述与成因模式类比为主，虽积累了丰富经验，但难以精准揭示沉积体系形成演化的动力学机制与时空展布规律。近年来，随着地球科学信息化与计算能力的快速提升，数字盆地与沉积数值模拟深度融合，成为推动沉积过程研究向定量化、精细化、预测化发展的双轮驱动。

数字盆地是定量化研究的核心基础。它通过系统集成地震、测井、岩心、露头、分析测试等多源海量数据，构建盆地三维乃至四维地层格架、构造背景、沉积相展布及储集层物性参数可视化模型，为研究者提供可任意缩放、旋转、解剖的“虚拟天然实验室”，将零散、静态的地质信息整合为统一、结构化的动态数据体。数字盆地不仅实现了沉积体系几何形态与空间配置关系的精准刻画，更为数值模拟提供了真实可靠的地质边界条件与初始参数场。

数值模拟是定量化研究的关键引擎。基于流体力学、沉积动力学、地球化学动力学等物理化学定律构建的数值模型，可在计算机中动态“重演”沉积搬运、堆积与地层建造过程。通过设置海平面变化、构造沉降、物源供给、气候条件等不同边界条件，可定量模拟水动力场、沉积物通量、砂体分布概率等关键变量，突破传统方法的局限性，开展多情景“假设实验”，定量评估不同控制因素的贡献与耦合效应。

数字盆地与数值模拟的有机结合，形成了沉积过程定量化研究的完整闭环，具体表现为：(1) 从形态描述走向过程量化，不仅刻画三角洲、扇体等沉积体系形态，更可定量模拟每期进积的水深、流速、沉积通量与砂体时空展布；(2) 从定性解释走向定量预测，在油气勘探中实现优质储集层空间分布的精准预测，有效降低勘探风险；(3) 从模式套用走向机制探索，揭示各重力流沉积、深切谷、块体搬运等特殊沉积构型的形成临界条件与触发机制，深化沉积动力学认识(图 4)。

高精度实验分析技术是获取微观证据、支撑智能化模型构建的关键环节。近年来，纳米二次离子质谱（NanoSIMS）、激光剥蚀电感耦合等离子体质

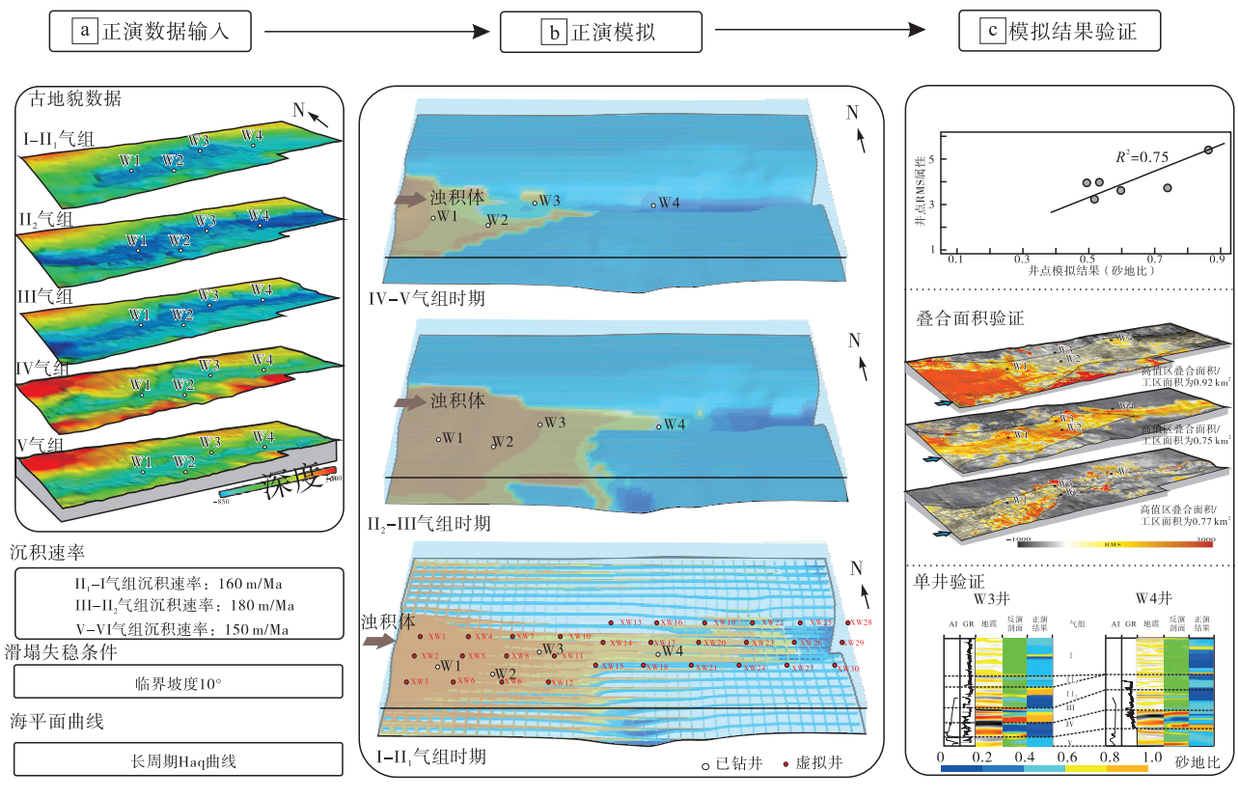


图 4　基于沉积过程数值模拟的地质建模技术（据付超等，2024；有修改）

Fig. 4　Geological modeling technology based on numerical simulation of depositional processes (modified from Fu *et al.*, 2024)

谱（LAICPMS）等微区分析技术广泛应用，为沉积学提供了海量高分辨率地球化学与年代学数据。例如，NanoSIMS 可揭示千年尺度古环境波动信息（Ji *et al*., 2025），LAICPMS 为物源示踪提供精准约束（蔡叶蕾等，2024）。这些多维微观数据为 AI 模型训练、复杂模式识别与沉积过程反演提供了高质量基础数据。

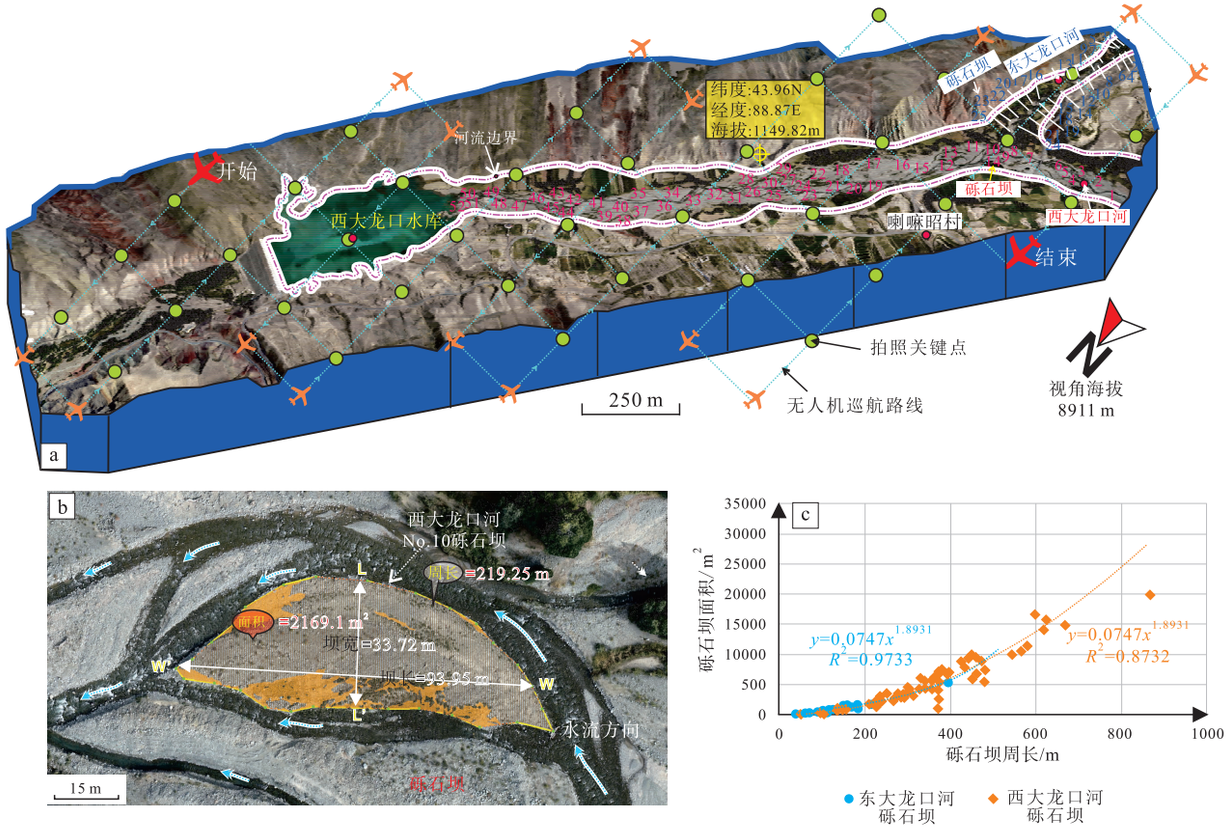
总之，数字盆地与数值模拟的协同创新，从根本上改变了沉积学的研究范式，使沉积学从以描述、解释为主的经验性学科，逐步发展为可过程回溯、动态预测、机理揭示的定量科学，为资源勘探、全球变化研究及地质灾害评价提供了高精度科学依据与决策支持。

3.3 数智技术赋能下的野外地质工作范式演进

数智技术正深刻推动野外地质工作方法革新，显著提升沉积体信息获取的效率、精度与完整性。无人机倾斜摄影通过多视角影像采集与三维重建，可快速生成带地理坐标的高精度数字露头模型，已广泛应用于层序地层分析、储层构型表征及三维地质建模等领域(图 5)。该技术支持非接触式测量、多剖面联动对比与交互式解释，有效弥补了传统露头观测在空间覆盖、测量精度与数据完整性方面的不足。

此外，无人机搭载 LiDAR 与高光谱相机，配合便携式 XRF、拉曼光谱仪、地面三维激光扫描等技术，可实现岩性快速识别、岩石化学成分原位分析及沉积环境综合判别。增强现实（AR）技术进一步实现地层界面、沉积构造、接触关系等关键地质要素的现场辅助识别与标注，提升野外填图与剖面解析的数智化水平。

当前数字露头技术仍面临若干挑战：智能识别模型泛化能力有限、多源数据配准融合存在误差、无人机续航与现场实时处理能力不足等。未来可通过多光谱与 LiDAR 数据融合、引入地质先验知识约束、优化配准与融合算法、发展 5G/卫星通信支持的实时建模与传输系统等途径加以提升。同时，需加强露头钻井地震一体化联合研究，推动智能解



a—无人机倾斜摄影可视化模型；b—基于无人机摄影测量的西大龙口河砾石坝几何规模；c—构型单元定量几何参数（周长—面积）交汇图

图 5 数字化露头技术刻画沉积构型单元（据印森林等，2025；有修改）

Fig. 5 Digital outcrop technology and channel architecture description (modified from Yin *et al*.,2025)

译算法、沉积过程数字孪生、储集层成因机制联动解释等方向发展，进一步拓展无人机与数字露头技术在沉积地质学中的应用深度与广度。

3.4　数智技术赋能下的沉积学应用拓展与范式升级

数智技术的深度渗透，正全面重塑沉积学在能源勘探、环境演化、文化遗产保护等领域的应用范式，推动学科从经验支撑向智能驱动转型，并不断拓展服务边界与应用场景。

在能源勘探开发领域，数智技术已成为储集层精准预测与高效开发的核心引擎。传统沉积学理论（沉积相模式、源汇系统、物-坡耦合等）与智能算法深度融合，形成新一代数智化勘探开发流程。例如，与机器学习结合，可实现地震属性智能优选与砂体概率体高效预测，在珠江口盆地惠州凹陷将砂岩储集层预测准确率由传统经验模型的 60% 左右提升至 85% 以上（朱筱敏等，2017b）。针对复杂断陷盆地与低渗透储集层，将“物-坡”耦合理论（于兴河等，2022）与智能地质统计学算法融合，可定量表征储集层各向异性与砂体展布规律，为涠洲油田群等地区的井位优化与平台部署提供智能决策支持。在非常规油气领域，页岩岩相智能识别（闫佳飞等，2025）、数字岩心与孔隙网络模拟等技术，将沉积微相、有机质富集与储集层物性研究转化为可定量预测的产能评价模型，有力支撑页岩油气等非常规资源的高效勘探开发（邹才能等，2019）。

在环境与社会服务领域，沉积学依托数智技术正升级为高分辨率环境信息解译与智能决策支持系统。其核心是对沉积记录中多维环境信息的高通量提取与深度关联分析。例如，利用 AI 对湖泊沉积物岩心扫描图像、地球化学指标进行多源融合解译，可自动化、高精度反演百年至千年尺度的环境污染历史与气候变迁序列（邓延慧等，2020）。在考古与文化遗产保护中，GIS 与沉积过程模拟结合可动态重建古地貌与沉积环境演化（张立等，2014；Hassan *et al*.，2017），基于微观沉积物成分与结构分析可为文物劣化机理研究及预防性保护提供科学依据（Margottini，2014）。未来，构建全国性或区域性“沉积大数据平台”，实现野外观测、实验测试、过程模拟与智能预测的数据实时联动，有望在海岸侵蚀、洪涝与地质灾害预警、生态修复效果评估等领域发挥重要智能支撑作用。

4　沉积学发展面临的矛盾与挑战

4.1　方法论冲突与数据困境

当前沉积学面临野外实证与数智模拟的方法论冲突，严重制约了沉积体三维空间展布定量预测研究的推进。野外地质工作具有鲜明的经验性与主观性，不同研究者对同一露头的沉积相划分、构造解释可能存在显著差异，导致野外数据的客观性与一致性难以保障；而数智模拟虽具备客观性、定量化优势，但其基于数学模型与大数据构建，未能充分考量沉积过程的复杂性、随机性及多因素耦合效应（周永章等，2018），易出现“模型与实际地质场景脱节”的问题。此外，野外数据本身存在天然局限性：露头分布不均衡、野外采样成本高昂、数据随机性强，难以全面覆盖全球各类沉积环境；同时，数字模拟模型的区域适用性仍需进一步验证，模型过度拟合、参数设置不合理等问题突出（何锦秋等，2024），共同影响了沉积体展布预测的准确性、可靠性与普适性。

实验数据碎片化与沉积过程整体性之间的矛盾，进一步阻碍了对沉积体形成演化过程的全面而系统性认知，进而制约其空间展布规律的精准预测。沉积过程是构造、气候、物源、水动力等多因素协同耦合的复杂系统，而当前沉积学实验数据多聚焦于单一指标、局部过程，缺乏系统性与关联性；同时，时空尺度不匹配问题尤为突出，微观尺度的实验分析（如孔隙结构观测）与宏观尺度的沉积演化（如盆地充填过程）难以有效衔接、协同解读（Allen，2017），无法完整还原沉积过程的整体特征与内在关联。

更为关键的是，沉积学实验数据面临严重的碎片化与标准化困境，这已成为数据驱动研究范式落地的核心瓶颈。不同技术方法所得数据缺乏统一标准，例如粒度分析中激光法与沉降法的测试结果难以兼容对比；各实验室的数据格式、质量控制标准参差不齐，导致全球范围内的沉积数据资源无法有效整合，形成“数据孤岛”现象。这种现状不仅阻碍了基于大数据的沉积规律挖掘与跨区域研究，更严重限制了 AI 模型训练所需的数据规模与质量——数据碎片化与标准化缺失，易导致 AI 模型泛化能力

不足、预测偏差增大。因此，推动实验数据标准化建设（如参考国际沉积学家协会 IAS 倡导的规范，Catuneanu and Zecchin，2020），建立实验数据与野外数据、测井数据、地震数据的多源融合机制，实现数据资源的互联互通与高效利用，是释放实验数据潜力、赋能沉积学数智化转型的必要前提。

4.2 数智化转型中的学科调适与理论创新挑战

数智化浪潮不仅带来了研究技术与工具的革新，更对沉积学的学科生态、理论发展节奏与知识体系整合提出了深层次、全方位的挑战，具体体现为 3 大核心矛盾，制约着学科高质量发展。

其一，数据驱动范式与学科本体理论深化的矛盾，呈现“技术先行、理论滞后”的突出困境。人工智能、大数据分析等技术能够高效处理沉积学海量多源数据，实现岩相识别、储集层预测等任务的快速落地（如 AI 物源识别、三维地震沉积学刻画），但其背后的算法多属于“黑箱”模型，缺乏与沉积动力学、源汇系统演化、成岩作用机制等沉积学本体理论的深度融合，难以对预测结果进行科学合理的机理阐释（葛家旺等，2025），导致技术应用易陷入“数据堆砌”“重预测、轻机理”的误区。与此同时，基于数据归纳得出的“新规律”“新现象”，未能有效反哺和修正沉积学经典理论框架，例如层序地层学经典模式在陆相盆地复杂沉积环境中的适用性优化问题（朱筱敏等，2023），进一步加剧了理论更新滞后于技术能力提升的“剪刀差”，不利于学科长期健康发展。

其二，跨学科融合中的知识整合与沉积学核心话语权的矛盾。数智化转型天然推动沉积学与数据科学、人工智能、计算机科学等学科的交叉融合，但在与这些强势学科的合作中，沉积学的核心科学问题与专业知识存在难以被简化为“数据标签”和“应用场景复杂”的风险，导致沉积学核心概念、本体理论的话语权被稀释。例如，在沉积学与人工智能的联合研究中，往往过度侧重算法性能的优化，而忽视对沉积过程本质的解读与探究，弱化了沉积学专业知识的核心价值。同时，学术交流呈现“外热内冷”的失衡现象：一方面，沉积学议题在大型综合性国际学术会议（如 AGU）中的占比持续下降（Wooden and Hanson，2022）；另一方面，即便在沉积学专业会议中，议题也趋向分散化——2025 年四年一度的中国沉积学大会参会人数逾千，但聚焦沉积学本体理论、核心方法论前沿的议题比例有所减少，更多报告分散在各类技术应用专题中（赖文和胡修棉，2017；祝上等，2025），反映出学科内核在快速跨学科融合中面临凝聚力不足、核心话语权弱化的挑战。

其三，普适性理论与局部性知识精准需求的矛盾。数智化研究的核心目标之一是从海量数据中挖掘普适性沉积模式，但这类普适性模式往往难以反映具体研究区的实际地质特征，尤其针对中国广泛分布的陆相盆地——其具有短周期、多旋回、强异质性的地域特殊性与复杂性（邵龙义等，2025），现有以海相沉积为蓝本构建的普适性理论，在应对陆相盆地沉积研究时时常出现偏差，难以精准指导局部区域的沉积体预测与勘探实践。此外，AI 模型若仅基于不充分、具有地域偏向性的数据进行训练，其预测结果也将缺乏普适性与外推能力，无法适配不同沉积环境的研究需求。因此，如何借助数智技术，发展能够兼顾全局普适规律与局部区域特异性的“可解释、可适配”理论模型（如“物-坡”耦合理论的区域化校准与优化），而非简单套用通用模式，成为当前沉积学理论创新与技术应用的关键挑战。

5 沉积学的破局路径与发展前瞻

5.1 构建研究闭环与强化理论基础

针对野外实证与数智模拟的方法论冲突，核心是构建“深时大数据—智能模拟—野外验证”的完整研究闭环，实现多环节协同联动，提升沉积体三维空间展布预测的准确性与可靠性。一是整合全球多源沉积数据，构建深时沉积大数据中心，将传统野外描述性数据转化为标准化、结构化信息，借鉴地质知识图谱技术，系统梳理沉积地质核心知识，构建涵盖沉积相模式、成岩作用、源汇系统等内容的沉积地质知识库；二是开发具有地质约束的智能模拟平台，在模型训练过程中嵌入野外典型地质案例与沉积学核心理论，优化模型参数设置，避免算法过度拟合，提升模型与实际地质场景的适配性；三是建立“无人机航测—AR 辅助填图—便携式分析仪器”的野外验证体系，通过实时数据回传，动态修正智能模拟参数，形成“数据支撑模

拟、模拟指导验证、验证优化模型”的良性循环。

着力推动实验数据标准化与跨尺度整合，破解“数据孤岛”困境。结合中国沉积学研究实际，制定实验数据采集、分析、存储的国家标准，统一不同技术方法的分析流程与数据格式，参考国际沉积学家协会（IAS）元数据规范（Catuneanu and Zecchin，2020），实现实验数据的规范化管理；搭建国家级沉积数据共享平台，开发跨尺度数据整合工具，打破微观、中观、宏观数据的尺度壁垒，实现微观实验数据（如孔隙结构、元素组成）与宏观沉积数据（如盆地演化、沉积相展布）的时空耦合分析，构建“微观—中观—宏观”三位一体的沉积过程解析体系，为全面理解沉积体形成演化机制、准确预测其空间展布提供高质量数据支撑。

强化沉积学核心理论创新，巩固跨学科融合中的核心话语权。深化层序地层学与沉积学本体理论的耦合，针对陆相盆地复杂沉积环境，建立“构造—气候—物源—水动力”多因素驱动的层序地层模型（邵龙义等，2025），优化经典理论的区域适用性；发展物源识别的多指标协同技术，融合碎屑锆石 U-Pb 定年、重矿物组合分析、同位素示踪等多种方法，提升物源分析的精准度与可靠性；在跨学科联合研究中，主动主导沉积过程模块的建模权与话语权，凸显沉积学在定量预测沉积体展布、解读沉积演化机制中的基础核心作用，避免学科核心价值被弱化。

5.2　强化学术共同体建设与开拓战略新领域

面向数智化转型带来的学科生态变革，沉积学亟需主动作为，重塑学术生态，强化学术共同体凝聚力，同时开拓具有前瞻性的战略研究领域，激发学科新的增长点，实现高质量发展。

强化学术共同体建设，培育良性交叉研究文化。核心是构建一个激励原创性创新、促进跨学科协同、聚焦核心难题的学术生态系统。一方面，学术共同体应在国内外主流学术交流平台中，主动创设“沉积学与数智技术交叉融合”“沉积学本体理论前沿”等专题论坛与学术专栏，汇聚沉积学、人工智能、数据科学等领域的跨学科人才，围绕沉积学核心科学问题开展联合攻关；另一方面，着力培育以解决前沿科学问题为导向、勇于接纳并引领技术变革的学科文化，摒弃跟随性研究、概念堆砌的浮躁风气，强化理论联系实际的研究导向，提升学科内在活力与对优秀人才的吸引力，凝聚学科发展合力。

开拓前瞻性战略研究领域，突破传统学科边界。未来沉积学应立足国家重大战略需求与全球科学前沿，突破传统研究边界，向更宏大的时空尺度、更关键的全球性议题拓展，重点聚焦三大战略方向：一是深地深海沉积系统研究，将研究前沿延伸至地球深部圈层与深海极端环境，探索深地深海沉积过程、沉积体系特征及其资源效应，为深地深海能源资源勘探提供理论支撑；二是沉积系统与碳循环、气候调控研究，深入挖掘沉积记录中的古气候、古环境信息，阐明沉积系统在地球历史碳循环中的关键作用，评估沉积地质体在碳封存、碳中和中的潜力，为应对全球气候变化提供科学依据；三是行星沉积学研究，将地球沉积学的原理、方法与技术推向地外天体，探索月球、火星等太阳系天体的沉积过程与演化历史，为行星科学研究提供新视角、新方法。这些新领域的探索，不仅能反哺传统沉积学理论与资源勘探技术的优化，更能将沉积学纳入关乎地球系统未来、国家能源安全、行星探索的重大科学框架之中，显著提升学科的战略价值与社会影响力。

5.3　沉积学领域 AI 大数据模型构建

AI 大数据模型的构建一定有很多不同的路径，但在沉积学领域构建 AI 大数据模型，作者认为：核心应遵循“数据驱动、模型迭代、地质约束、实用导向”的逻辑，结合沉积学研究特点与实际需求，分 3 大阶段系统推进，确保模型兼具科学性、实用性与泛化能力(表 3)。

1）数据处理阶段是模型构建的基础，核心是实现“数据标准化、结构化、高质量”。一是数据采集，全面收集野外露头观测数据（如沉积构造、岩性、厚度）、地震勘探数据（如地震相、振幅属性）、实验分析数据（如锆石定年、粒度分析、孔隙度渗透率测试）、测井数据等核心沉积学数据，覆盖陆相盆地分析、海相沉积演化、源汇系统研究、油气储集层表征等核心应用场景，确保数据的全面性与代表性；二是数据清洗，删除重复的露头观测记录、实验测试数据，填充缺失的沉积参数（如砂体厚度、粒度参数、延伸范围），采用箱线图、异常值检测算法等，识别并修正异常测井值、同位素比值等“脏数据”，提升数据纯度；三是数

表 3 沉积学领域 AI 大数据模型构建的三大阶段及步骤

Table 3 Three major stages and steps in constructing AI big data models for sedimentology

阶段	关键步骤	沉积学领域具体实施内容
数据处理阶段	数据采集	收集野外露头观测数据(如沉积构造、岩性)、地震勘探数据(如地震相)、实验分析数据(如锆石定年、粒度分析),覆盖陆相盆地分析、源汇系统研究等核心场景
	数据清洗	删除重复的露头观测记录,填充缺失的沉积参数(如砂体厚度、粒度及延伸),用箱线图识别并修正异常测井值、同位素比值等脏数据
	数据预处理	将露头图像归一化(像素值缩至 0-1)、沉积文本报告用词嵌入(如 Word2Vec)转化为向量,划分训练集(70%~80%,含多区域沉积数据)、验证集(10%~15%)、测试集(10%~15%)
模型开发阶段	模型选择	分类任务(如岩相识别、沉积环境判别)用 CNN、决策树;回归任务(如沉积体三维展布预测、沉积速率计算)用 LSTM、线性回归;生成任务(如沉积过程模拟)用 Diffusion 模型
	模型训练	输入预处理数据,通过梯度下降法最小化损失函数(如沉积体预测偏差的 MSE),拟合沉积规律(如“物-坡”耦合关系)
	模型评估	用验证集/测试集检验,分类任务看岩相识别准确率,回归任务看沉积体展布预测 MAE,过拟合时用正则化、增加露头数据量优化
	模型调参	用网格搜索、随机搜索优化超参数(如学习率、网络层数),提升模型对不同沉积环境(如河流、三角洲)的泛化能力
部署与优化阶段	模型部署	通过 TensorFlow Serving 等开源机器学习模型工具,将模型部署到勘探现场设备(如便携式分析仪器)、科研平台,确保低延迟响应(如野外实时岩相判别)
	实时监控	跟踪模型在实际应用中的表现,如沉积体预测准确率下降、响应延迟升高,排查是否因数据漂移(如沉积环境变化导致数据分布改变)
	持续迭代	结合新采集的野外露头数据、实验数据(如新增钻井岩心分析),重复“数据处理—模型训练—评估优化”流程,适配油气勘探、海岸带环境治理等场景

据预处理，将非结构化数据（如露头图像、岩心薄片图像）进行归一化处理（像素值缩至 0-1），将沉积文本报告、地质描述等通过 Word2Vec 等词嵌入技术转化为可识别的向量形式，对地层年代、沉积速率等结构化数据进行标准化处理，最终按 70%~80%的比例，划分训练集、验证集与测试集，确保数据适配 AI 模型训练需求，同时避免数据偏倚。

2）模型开发阶段是核心，重点实现“模型适配、精准训练、科学评估”。一是模型选择，结合沉积学具体任务类型，针对性选取适配模型：分类任务（如岩相识别、沉积环境判别、储集层类型划分）优先选用 CNN、决策树、随机森林等模型；回归任务（如沉积体三维展布预测、沉积速率计算、孔隙度预测）选用 LSTM、线性回归、梯度提升树等模型；生成任务（如沉积过程模拟、储集层构型重建）选用 Diffusion 模型、生成式对抗网络等；二是模型训练，将预处理后的高质量数据输入选定模型，通过梯度下降法最小化损失函数（如沉积体预测偏差的均方误差 MSE），拟合沉积学核心规律（如“物-坡”耦合关系、源汇搬运规律），确保模型能够精准捕捉沉积数据与地质过程的内在关联；三是模型评估，利用验证集、测试集系统检验模型性能，分类任务重点关注岩相识别准确率、沉积环境判别精度，回归任务重点关注沉积体展布预测的平均绝对误差（MAE）、均方根误差（RMSE），针对模型过拟合问题，采用正则化、增加数据量、dropout 等方法优化，同时通过网格搜索、随机搜索等技术优化模型超参数（如学习率、网络层数、迭代次数），提升模型对不同沉积环境、不同研究区的泛化能力与适配性。

3）部署与优化阶段是关键，核心是实现“落地应用、实时监控、持续迭代”。一是模型部署，通过 TensorFlow Serving 等开源机器学习模型工具，将训练优化后的 AI 模型部署到油气勘探现场设备（如便携式分析仪器）、科研共享平台，确保模型低延迟响应，满足野外实时岩相判别、现场储集层预测等实际需求；二是实时监控，持续跟踪模型在实际应用中的表现，重点关注沉积体预测准确率、响应延迟等指标，排查数据漂移问题（如沉积环境变化、采样条件改变导致的数据分布异常），及时发现模型应用中的不足；三是持续迭代，结合新

采集的野外露头数据、钻井岩心数据、实验分析数据，重复“数据处理—模型训练—评估优化”的流程，不断优化模型参数与结构，适配油气勘探、海岸带环境治理、古气候重建等不同沉积学应用场景，实现模型性能持续提升，真正发挥 AI 大数据模型对沉积学数智化发展的支撑作用。

6　结论与展望

数智时代的到来正推动沉积学迎来第 4 次研究范式转型，这场以数据驱动与物理机制深度融合为核心的变革，正全面重塑学科的研究方法、技术体系、应用边界与发展方向。未来油气勘探将深度融合大数据与人工智能，但地质学家的野外功底与地质逻辑判断永远是核心。围绕沉积体三维空间展布定量预测这一核心目标，系统梳理了数智时代沉积学的数智化演进历程、学科问题类型、技术革新路径、现实矛盾挑战与破局方向，形成以下主要结论：

1）沉积学数智化发展呈现清晰的 4 个递进时期。从 20 世纪 80 年代末的萌芽与探索期，到 2010 年以来的机器学习兴起期，再到 2016 年之后深度学习突破期，直至当前大模型与多模态融合期，学科研究逐步从经验类比、特征设计、模型构建，迈向生成式模拟与数字孪生的更高阶段，实现由“描述性科学”向“预测性科学”的关键跨越。

2）自然科学的 4 大问题类型为数智时代沉积学提供了清晰的创新逻辑框架。灵魂之问明确学科不可替代性，锚定发展方向；奥秘之问聚焦“物-坡”耦合等沉积动力学内在机理，夯实理论根基；世纪之问直面陆相储集层非均质性等长期科学难题；时代之问紧扣国家能源战略需求，推动页岩油气智能表征等关键技术突破。4 大问题相互支撑、层层递进，共同构成学科创新发展的主线。

3）多学科协同与科学分类是沉积学高质量发展的重要基石。沉积学以沉积岩石学、沉积相分析、成岩作用学为本体支撑，以“将今论古”、源汇系统、物-坡耦合、深时思维、沉积模拟等为核心方法论。坚持科学分类的基本原则，是实现从定性描述走向定量预测、从模式类比走向机理阐释的认识论前提，为学科数智化转型提供理论规范。

4）数智技术构建起沉积学定量化、精准化、数智化的核心技术体系。以深度学习、知识图谱、多点地质统计学为代表的智能方法，形成数据驱动与物理机制嵌入 2 大预测路径；数字盆地与数值模拟的深度融合，推动沉积研究从“形态描述”走向“过程量化”；无人机倾斜摄影、LiDAR、数字露头等技术革新了野外工作范式，共同支撑沉积体三维展布的高精度预测。

5）学科在数智化转型中面临方法论冲突、数据孤岛、理论滞后、话语权稀释等系统性挑战。突出表现为数据驱动与机理解释失衡、跨学科融合中知识被简化、普适模型难以适配陆相盆地特殊性等矛盾。破解这些挑战，必须构建“深时大数据—智能模拟—野外验证”的完整研究闭环，强化沉积学理论主导地位，实现全局规律与区域特色的有机统一。

6）AI 大数据模型的部署与优化是数智化落地的关键环节，核心在于实现落地应用、实时监控、持续迭代。通过开源机器学习模型等工具将模型部署到勘探现场设备与科研平台，保障低延迟响应与野外实时判别能力；通过持续跟踪预测精度、响应延迟与数据漂移，实现应用全过程动态监控；依托新露头、新岩心、新实验数据不断迭代模型，持续优化结构与参数，使 AI 模型真正适配油气勘探、环境治理、古气候重建等多元场景，为沉积学高质量发展提供长效、稳定、可升级的智能支撑。

总之，数智时代为沉积学带来了前所未有的发展机遇，但未来学科发展必须坚持理论联系实际，摒弃浮躁跟风与概念堆砌，走向“理论—技术—数据”深度融合之路。面向新质油气时代与油气地质发展需求，沉积学需以数智赋能为抓手，主动转变研究范式，重点强化机理约束、推进数据标准化、完善智能模型全生命周期应用体系，从而支撑高效、绿色、智能的油气勘探开发，真正实现学科应用价值。在此路径下，沉积学必将发展成为兼具高解释性、强预测性、广应用性的现代地球科学核心分支，在保障国家能源安全、应对全球环境变化、服务人类可持续发展中发挥更加重要的支撑作用。地质学家的野外基本功与地质逻辑判断仍是核心，需要说明的是，目前还无法被 AI 完全替代。

参考文献(References)

白辰阳. 2025. 海洋地质学科课程思政实施路径探索：以沉积岩与沉

积相课程为例. 大学,(30): 149-152. [Bai C Y. 2025. Exploration of the implementation path of curriculum ideology and politics in marine geology: taking the course sedimentary rocks and sedimentary facies as an example. University,(30): 149-152]

蔡叶蕾,武勇,秦明宽,许强,郭强,何升,林燕. 2024. 塔里木盆地卡拉布拉克地区苏维依组砂岩地球化学特征、锆石 U-Pb 年龄及地质意义. 世界核地质科学,41(6): 1118-1132. [Cai Y L,Wu Y,Qin M K,Xu Q,Guo Q,He S,Lin Y. 2024. Geochemical characteristics,zircon U-Pb age and geological significance of Suweiyi Formation sandstone in the Kalabuk area,Tarim Basin. World Nuclear Geoscience,41(6): 1118-1132]

陈章亮. 2001. 21 世纪中国社会科学需要理论创新: 理论创新是哲学社会科学的根本任务. 探索与争鸣,(1): 1-4. [Chen Z L. 2001. Chinese social science needs theoretical innovation in the 21st century: theoretical innovation is the fundamental task of philosophy and social science. Exploration and Free Views,(1): 1-4]

邓延慧,王正文,丁润楠,王劲龄. 2020. 太湖湖体沉积物营养盐和重金属污染特征研究. 环境生态学,2(12): 67-72. [Deng Y H,Wang Z W,Ding R N,Wang J L. 2020. Characteristics of nutrient salts and heavy metal pollution in sediments of Taihu Lake. Environmental Ecology,2(12): 67-72]

冯增昭. 2005. 从定量岩相古地理学谈华南地区海相地层油气勘探. 古地理学报,7(1): 1-11. [Feng Z Z. 2005. Discussion on petroleum exploration of marine strata in South China from quantitative lithofacies palaeogeography. Journal of Palaeogeography(Chinese Edition),7(1): 1-11]

付超,谢玉洪,宋来明,王晖,徐伟,苑志旺,陈国宁. 2023. 基于沉积模拟的虚拟井建立与深水峡谷相控建模策略: 以琼东南盆地中央峡谷陵水段为例. 海相油气地质,28(4): 413-424. [Fu C,Xie Y H,Song L M,Wang H,Xu W,Yuan Z W,Chen G N. 2023. Pseudo-well setting and strategy of facies-controlled reservoir modeling of deep water canyon based on sedimentary simulation: taking the Lingshui section of the Central Canyon in Qiongdongnan Basin as an example. Marine Origin Petroleum Geology,28(4): 413-424]

葛家旺,陈聪,刘培,赵晓明,易震,甄艳,张安,唐小龙. 2025. 人工智能驱动的陆架砂体地震沉积学表征: 以珠江口盆地惠州凹陷新近系珠江组主力砂体为例. 石油与天然气地质,46(3): 860-875. [Ge J W,Chen C,Liu P,Zhao X M,Yi Z,Zhen Y,Zhang A,Tang X L. 2025. AI-driven seismic sedimentology characterization of shelf sand bodies: a case study of the main sand bodies of the Neogene Zhujiang Formation in Huizhou Sag,Pearl River Mouth Basin. Oil & Gas Geology,46(3): 860-875]

何锦秋,李海鹏,侯明才. 2024. 沉积源-汇系统数值模拟研究进展: 多模型比较与应用. 地球科学进展,39(11): 1136-1155. [He J Q,Li H P,Hou M C. 2024. Advances in numerical simulation of sedimentary source-to-sink systems: multi-model comparison and application. Advances in Earth Science,39(11): 1136-1155]

胡孝林,刘新颖,刘琼,程涛,陈全红. 2015. 深水沉积研究进展及前缘问题. 中国海上油气,27(1): 9-18. [Hu X L,Liu X Y,Liu Q,Cheng T,Chen Q H. 2015. Research progress and frontier issues in deep-water sedimentation. China Offshore Oil and Gas, 27(1): 9-18]

赖锦,杨薰,宋翔羽,苏洋,王志始,黄若坤,郑欣,赵仪迪,王贵文. 2026. 测井沉积学研究起源、发展及时代传承. 地质论评,72(2): 263-283. [Lai J,Yang X,Song X Y,Su Y,Wang Z S,Huang R K,Zheng X,Zhao Y D,Wang G W. 2026. Origin,development and contemporary inheritance of logging sedimentology research. Geological Review,72(2): 263-283]

赖文,胡修棉. 2017. 第六届全国沉积学大会在南京成功召开. 沉积学报,35(6): 1317-1318. [Lai W,Hu X M. 2017. The 6th National Sedimentology Congress was successfully held in Nanjing. Acta Sedimentologica Sinica,35(6): 1317-1318]

林承焰,陈柄屹,任丽华,董春梅,张宪国. 2023. 沉积数值模拟研究现状及实例. 地质学报,97(8): 2756-2773. [Lin C Y,Chen B Y,Ren L H,Dong C M,Zhang X G. 2023. Current status and case studies of sedimentary numerical simulation. Acta Geologica Sinica,97(8): 2756-2773]

刘孝锐,肖正录,王攀,周游,李勇,路俊刚. 2025. 基于算法优化 BP 神经网络预测不同沉积相带烃源岩 TOC: 以鄂尔多斯盆地西南部三叠系长 7 段为例. 断块油气田,32(1): 1-12. [Liu X R,Xiao Z L,Wang P,Zhou Y,Li Y,Lu J G. 2025. Prediction of TOC in source rocks of different sedimentary facies belts based on algorithm-optimized BP neural network: a case study of the Triassic Chang 7 Member in the southwestern Ordos Basin. Fault-Block Oil & Gas Field,32(1): 1-12]

任纪舜,赵磊. 2022. 古地理与大地构造研究: 简评目前的学术乱象. 古地理学报,24(5): 848-851. [Ren J S,Zhao L. 2022. Current research in palaeogeography and tectonics,with comments on some abnormal situations in the academic circle. Journal of Palaeogeography(Chinese Edition),24(5): 848-851]

邵龙义,王浪浪,连豪杰,朱红涛,朱筱敏. 2025. 陆相层序地层构型与沉积模拟研究现状及进展. 古地理学报,27(1): 1-15. [Shao L Y,Wang L L,Lian H J,Zhu H T,Zhu X M. 2025. Current status and progress in nonmarine sequence architecture and sedimentary modelling. Journal of Palaeogeography(Chinese Edition),27(1): 1-15]

孙福海,扈中平. 2025. 智能技术驱动下教与学的生成性逻辑. 教育研究,46(2): 74-81. [Sun F H,Hu Z P. 2025. The generative logic of teaching and learning driven by intelligent technology. Educational Research,46(2): 74-81]

王成善,马永生,彭平安,邹才能,谢树成,肖文交,张水昌,胡修棉,王剑,高抒,侯明才,朱筱敏,邵龙义,吴怀春,刘志飞,陈中强,朱如凯,陈曦. 2025. 从沉积学到沉积圈科学: 百年简要回顾与发展展望. 沉积学报,43(5): 1-20. [Wang C S,Ma Y S,Peng P A,Zou C N,Xie S C,Xiao W J,Zhang S C,Hu X M,Wang J,Gao S,Hou M C,Zhu X M,Shao L Y,Wu H C,Liu Z F,Chen Z Q,Zhu R K,Chen X. 2025. From sedimentology to sedisphere science: a brief review of the past century and future prospects. Acta Sedimentologica Sinica,43(5): 1-20]

王凯,刘东成,刘华峰,黄德榕,储飞跃. 2023. 基于 FCM 算法的多属性分析技术在河道砂体精细刻画中的应用: 以西湖凹陷 T 气田为例. 海洋地质前沿,39(9): 55-67. [Wang K,Liu D C,Liu H

F, Huang D R, Chu F Y. 2023. Application of multi-attribute analysis technology based on FCM algorithm in fine characterization of channel sand bodies: a case study of T gas field in Xihu sag. Marine Geology Frontiers, 39(9): 55-67]

徐长贵,王昕,徐春强,黄志. 2025. 渤海海域秦皇岛 27-3 大型浅层岩性油田的发现及关键勘探技术. 石油学报, 46(6): 1037-1055. [Xu C G, Wang X, Xu C Q, Huang Z. 2025. Discovery and key exploration technologies of Qinhuangdao 27-3 large shallow lithologic oil field in Bohai Sea. Acta Petrolei Sinica, 46(6): 1037-1055]

闫佳飞,李胜利,魏泽德,吴忠宝,陈建阳. 2025. 基于 XGBoost 算法的页岩岩相测井预测方法. 古地理学报, 27(3): 763-776. [Yan J F, Li S L, Wei Z D, Wu Z B, Chen J Y. 2025. Logging prediction method for shale lithofacies based on XGBoost algorithm. Journal of Palaeogeography (Chinese Edition), 27(3): 763-776]

杨存,孟贺,叶月明,雍学善,常德宽. 2023. 沉积相智能地震识别技术研究及应用. 石油地球物理勘探, 58(3): 528-539. [Yang C, Meng H, Ye Y M, Yong X S, Chang D K. 2023. Research and application of intelligent seismic facies identification technology. Oil Geophysical Prospecting, 58(3): 528-539]

杨建锋,姚晓峰,余韵,张翠光,陈骥,马腾,左力艳. 2024. 我国地质调查现代化进程评估与发展路径. 中国地质调查, 11(6): 111-120. [Yang J F, Yao X F, Yu Y, Zhang C G, Chen J, Ma T, Zuo L Y. 2024. Process evaluation and development routes of geological survey modernization in China. Geological Survey of China, 11(6): 111-120]

印森林,杨妍,万远,李文军,朱柏宇,程乐利. 2023. 野外露头数字孪生系统呈现与应用: 以陕西府谷县辫状河露头为例. 第十七届全国古地理学及沉积学学术会议摘要集: 345-346. [Yin S L, Yang Y, Wan Y, Li W J, Zhu B Y, Cheng L L. 2023. Presentation and application of digital twin system for field outcrops: a case study of the braided river outcrop in Fugu County, Shaanxi Province. Abstract Collection of the 17th National Conference on Palaeogeography and Sedimentology: 345-346]

印森林,王友伟,尹艳树,张小红,白凯,唐友军,程乐利,唐攀. 2025. 无人机倾斜摄影技术在沉积地质学中若干应用进展[J/OL]. 沉积学报, 1-20. [Yin S L, Wang Y W, Yin Y S, Zhang X H, Bai K, Tang Y J, Cheng L L, Tang P. 2025. Progress in some applications of UAV oblique photogrammetry technology in sedimentary geology[J/OL]. Acta Sedimentologica Sinica, 1-20]

于兴河,王德发. 1997. 陆相断陷盆地三角洲相构形要素及其储层地质模型. 地质论评, 43(3): 225-231. [Yu X H, Wang D F. 1997. Architectural elements and reservoir geological models of delta facies in continental rift basins. Geological Review, 43(3): 225-231]

于兴河,姜辉,李胜利,陈永峤. 2012. 中国东部中、新生代陆相断陷盆地沉积充填模式及其控制因素: 以济阳坳陷东营凹陷为例. 地学前缘, 19(3): 1-10. [Yu X H, Jiang H, Li S L, Chen Y Q. 2012. Sedimentary filling models and their controlling factors of Meso-Cenozoic continental rift basins in eastern China: a case study of Dongying Sag, Jiyang Depression. Earth Science Frontiers, 19(3): 1-10]

于兴河,李顺利,谭程鹏,瞿建华,张驰,赵晨帆. 2018. 粗粒沉积及其储层表征的发展历程与热点问题探讨. 古地理学报, 20(5): 713-736. [Yu X H, Li S L, Tan C P, Qu J H, Zhang C, Zhao C F. 2018. Coarse-grained deposits and their reservoir characterizations: a look back to see forward and hot issues. Journal of Palaeogeography (Chinese Edition), 20(5): 713-736]

于兴河,李顺利,孙洪伟. 2022. 碎屑岩沉积从源到汇的"物-坡"耦合效应. 古地理学报, 24(6): 1037-1057. [Yu X H, Li S L, Sun H W. 2022. Coupling effect of "mass-slope" from source to sink in clastic rock deposition. Journal of Palaeogeography (Chinese Edition), 24(6): 1037-1057]

岳大力,李伟,王武荣,孙盼科,吴胜和,徐振华,刘磊,邬德刚,屈林博,任柯宇,林津,张姝琪. 2025. 碎屑岩储层智能表征与建模方法研究现状及展望. 古地理学报, 27(4): 903-923. [Yue D L, Li W, Wang W R, Sun P K, Wu S H, Xu Z H, Liu L, Wu D G, Qu L B, Ren K Y, Lin J, Zhang S Q. 2025. Current status and prospects of intelligent characterization and modeling methods for clastic reservoirs. Journal of Palaeogeography (Chinese Edition), 27(4): 903-923]

曾洪流,朱筱敏,朱如凯,张庆石. 2012. 陆相坳陷型盆地地震沉积学研究规范. 石油勘探与开发, 39(3): 275-284. [Zeng H L, Zhu X M, Zhu R K, Zhang Q S. 2012. Guidelines for seismic sedimentologic study in non-marine postrift basins. Petroleum Exploration and Development, 39(3): 275-284]

张晶,李双文,袁淑琴,龙礼文,姚军,王菁. 2015. 地震沉积学在识别重力流沉积体系中的应用. 沉积学报, 33(3): 578-586. [Zhang J, Li S W, Yuan S Q, Long L W, Yao J, Wang J. 2015. Application of seismic sedimentology in identifying gravity flow depositional systems. Acta Sedimentologica Sinica, 33(3): 578-586]

张立,陈中原,刘演,吴健平. 2014. 长江三角洲良渚古城、大型水利工程的兴起和环境地学的意义. 中国科学: 地球科学, 44(5): 957-966. [Zhang L, Chen Z Y, Liu Y, Wu J P. 2014. Rise of the Liangzhu ancient city and large-scale water conservancy projects in the Yangtze River Delta and their environmental implications. Science China: Earth Sciences, 44(5): 957-966]

郑秀娟,李胜利,李顺利. 2023. 只言片语: 于兴河教授诗语集锦. 北京: 地质出版社, 1-200. [Zheng X J, Li S L, Li S L. 2023. Famous Quotations & Short Sayings: A Collection of Professor Yu Xinghe's Poetic Remarks. Beijing: Geological Publishing House, 1-200]

周杰,孙雨,吴科睿,闫百泉,杨大明,于涛,徐梓轩,白仕鑫. 2025. 陆相湖盆细粒沉积岩有机质富集影响因素与模式研究进展. 地质论评, 71(2): 1-15. [Zhou J, Sun Y, Wu K R, Yan B Q, Yang D M, Yu T, Xu Z X, Bai S X. 2025. Research progress on influencing factors and models of organic matter enrichment in fine-grained sedimentary rocks of continental lacustrine basins. Geological Review, 71(2): 1-15]

周永章,陈烁,张旗,肖凡,王树功,刘艳鹏,焦守涛. 2018. 大数据与数学地球科学研究进展: 大数据与数学地球科学专题代序. 岩石学报, 34(2): 255-263. [Zhou Y Z, Chen S, Zhang Q, Xiao F, Wang S G, Liu Y P, Jiao S T. 2018. Progress of big data and mathe-

matical geoscience: introduction to the special issue of big data and mathematical geoscience. Acta Petrologica Sinica, 34(2): 255-263]

祝上,胡修棉,朱筱敏,姚翰威. 2025. 沉积学:一门充满魅力的学科:王成善院士在第八届全国沉积学大会闭幕式上的讲话. 沉积学报,43(3): 761-764. [Zhu S,Hu X M,Zhu X M,Yao H W. 2025. Sedimentology: a fascinating discipline: address by Academician Wang Chengshan at the closing ceremony of the 8th National Sedimentology Congress. Acta Sedimentologica Sinica, 43(3): 761-764]

朱筱敏,葛家旺,赵宏超,袁立忠,刘军. 2017a. 陆架边缘三角洲研究进展及实例分析. 沉积学报,35(5): 945-957. [Zhu X M,Ge J W,Zhao H C,Yuan L Z,Liu J. 2017a. Research advances and case analysis of shelf-edge deltas. Acta Sedimentologica Sinica,35(5): 945-957]

朱筱敏,董艳蕾,曾洪流,林承焰,张宪国. 2017b. 中国地震沉积学研究现状和发展思考. 地学前缘,24(4): 1-13. [Zhu X M,Dong Y L,Zeng H L,Lin C Y,Zhang X G. 2017b. Current status and future trends of seismic sedimentology in China. Earth Science Frontiers, 24(4): 1-13]

朱筱敏,王华,朱红涛,邵龙义,纪友亮. 2023. 陆相层序地层学研究进展及发展关注. 石油学报,44(8): 1382-1398. [Zhu X M, Wang H,Zhu H T,Shao L Y,Ji Y L. 2023. Research progress and development focus of continental sequence stratigraphy. Acta Petrolei Sinica,44(8): 1382-1398]

邹才能,杨智,王红岩,董大忠,刘洪林,施振生,张斌,孙莎莎,刘德勋,李贵中,吴松涛,庞正炼,潘松圻,袁懿琳. 2019. "进源找油":论四川盆地非常规陆相大型页岩油气田. 地质学报, 93(7): 1551-1562. [Zou C N,Yang Z,Wang H Y,Dong D Z,Liu H L,Shi Z S,Zhang B,Sun S S,Liu D X,Li G Z,Wu S T,Pang Z L,Pan S Q,Yuan Y L. 2019. "Exploring oil in source kitchen": discussion on large continental unconventional shale oil and gas fields in Sichuan Basin. Acta Geologica Sinica,93(7): 1551-1562]

Allen P A. 2017. Sediment Routing Systems: The Fate of Sediment from Source to Sink. Cambridge: Cambridge University Press.

Catuneanu O. 2019. Model-independent sequence stratigraphy. Earth-Science Reviews,188: 312-388.

Catuneanu O,Zecchin M. 2020. Parasequences: allostratigraphic misfits in sequence stratigraphy. Earth-Science Reviews,208: 103289.

Egenhofer M J,Glasgow J,Gunther O,Herring J R,Peuquet D J. 1999. Progress in computational methods for representing geographical concepts. International Journal of Geographical Information Science, 13(8): 775-796.

Hamilton M A. 1996. Environmental Statistics and Data Analysis. New York: John Wiley & Sons: 292-293.

Hassan F A,Hamdan M A,Flower R J,Shallaly N A,Ebrahem E. 2017. Holocene alluvial history and archaeological significance of the Nile floodplain in the Saqqara-Memphis region, Egypt. Quaternary Science Reviews,176: 51-70.

Hosseini S H,Pourzangbar A. 2026. How well do DeepSeek,ChatGPT, and Gemini respond to water science questions? Environmental Modelling & Software,196: 106772.

Ji S,Liang C,Cao Y,Du X,Jiang Z,Wang Z. 2025. Tracing organoclastic sulfate reduction within the sulfate-methane transition zone: petrographic and in situ sulfur isotope evidence from Early Silurian nodules. Geological Society of America Bulletin,137(11-12): 4761-4774

Kim H D,Aoki S I. 2021. Artificial intelligence application on sediment transport. Journal of Marine Science and Engineering,9(6): 600.

Li X,Li P,Qi H,Liu Y,Zhang W,Chen J. 2025. A combined approach to lithology identification using reinforcement learning and transformer algorithms. Frontiers in Earth Science,13: 1595574.

Liu S. 2024. A grain size profile prediction method based on combined model of extreme gradient boosting and artificial neural network and its application in sand control design. SPE Journal,29(6): 2845-2859.

Margottini C. 2014. Engineering geology in shaping and preserving the historic urban landscapes and cultural heritage: achievements in UNESCO World Heritage Sites. In: Lollino G,Manconi A,Locat J, Huang Y,Canals Artigas M(eds). Engineering Geology for Society and Territory-Volume 8: Preservation of Cultural Heritage. Cham: Springer International Publishing,1-28.

Masroor M,Niri M E,Sharifinasab M H. 2023. A multiple-input deep residual convolutional neural network for reservoir permeability prediction. Geoenergy Science and Engineering,223: 211420.

Nanjo T,Tanaka S. 2019. Carbonate Lithology Identification with Machine Learning. SPE Middle East Oil and Gas Show and Conference: 1-11.

Vail P R. 1991. The stratigraphic signatures of tectonics,eustasy and sedimentation: an overview. In: einsele G, Ricken W, Seilacher A (eds). Cycles and Events in Stratigraphy. Berlin: Springer-Verlag, 617-659.

Wooden P,Hanson B. 2022. Earth and space science collaboration during a Pandemic: an analysis of AGU journal submissions and AGU fall meeting,2018-2020. Authorea Preprints.

Wu H,Dai Y J,Liu X Y. 2025. Efficient sedimentary facies recognition using vision transformer and weakly supervised deep multi-view clustering. IEEE Access,13: 77522-77538.

Yang X,Cao B,Wang H,Li J,Zhang Y,Liu M. 2024. Study on Digital Twin Technology to 3D Seismic Iterative Processing and Geological Modeling for Reservoir Development. SPE Offshore Europe Conference and Exhibition: 1-11.

Zheng D,Hou L,Hu X,Wang S,Li Y,Zhang K. 2024. Sediment grain segmentation in thin-section images using dual-modal Vision Transformer. Computers and Geosciences,191: 105664.

Zuo R,Carranza E J M. 2011. Support vector machine: a tool for mapping mineral prospectivity. Computers & Geosciences,37(12): 1967-1975.

(责任编辑 郑秀娟)