矿物岩石地球化学通报
Bulletin of Mineralogy, Petrology and Geochemistry
Vol.45 No.3, May, 2026

基于蒙特卡洛树搜索的分流河道系统动态储层实时自适应建模

张秀凡,李景哲*,王忠闯,杨晗晗

青岛科技大学 机电工程学院,山东 青岛 266061

摘　要：分流河道系统(DCS)储层建模的传统方法对动态数据适应性弱、难以有效表征非均质性与复杂井网配置问题,为了提高DCS储层建模的精度与效率,本研究提出一种基于强化学习的改进蒙特卡洛树搜索(MCTS)算法。该方法通过动态构建搜索树,同步平衡全局与局部优化,并引入循环去除等优化机制,增强了建模过程中对地质约束与动态响应的综合适应能力。案例研究表明,该方法所建立的储层模型与地质专家手工构建的模型质量相当,并且在预测精度和计算效率上都优于传统建模方法,为油气田储层精细建模与开发决策提供了有效的技术支持。

关　键　词：蒙特卡洛树搜索;强化学习;分流河道系统;储层建模;胜坨油田

中图分类号：P628^{+}.1　　**文章编号：**1007-2802(2026)03-0881-09　　**doi:** 10.3724/j.issn.1007-2802.20250148

The dynamic reservoir real-time adaptive modeling of distributary channel systems based on the Monte Carlo Tree Search (MCTS) algorithm

ZHANG Xiu-fan, LI Jing-zhe*, WANG Zhong-chuang, YANG Han-han

College of Electromechanical Engineering, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao, Shandong 266061, *China*

Abstract: The traditional method of distributary channel system (DCS) reservoir modeling has weak adaptability to dynamic data and is difficult to effectively characterize heterogeneity and complex well network configuration issues. In order to improve the accuracy and efficiency of the DCS reservoir modeling, this study proposes an improved Monte Carlo Tree Search (MCTS) algorithm based on the reinforcement learning. This method enhances the comprehensive adaptability to geological constraints and dynamic responses in the modeling process by dynamically constructing a search tree, synchronously balancing global and local optimization, and introducing optimization mechanisms such as the cycling removal. Case studies show that the quality of this reservoir model established by using this method is equivalent to those of models manually constructed by geological experts, and is superior to traditional modeling methods in terms of prediction accuracy and calculation efficiency, providing effective technical support for making detailed reservoir modeling and development decisions of the oil and gas fields.

Key words: Monte Carlo Tree Search; reinforcement learning; distributary channel system; Reservoir Modeling; Shengtuo Oilfield

收稿编号:2025-0301,2025-12-13 收到,2026-01-07 改回
基金项目:国家自然科学基金资助项目(42002169);山东省自然科学基金资助项目(ZR2024QD008)
第一作者简介:张秀凡(2000—),女,硕士研究生,研究方向:地球物理. email:zhangxiufan2000@163.com
*通信作者简介:李景哲(1989—),男,副教授,研究方向:地球物理. email:lijingzhe@qust.edu.cn

引用此文:
张秀凡,李景哲,王忠闯,杨晗晗. 2026. 基于蒙特卡洛树搜索的分流河道系统动态储层实时自适应建模. 矿物岩石地球化学通报,45(3):881–889
Zhang X F, Li J Z, Wang Z C, Yang H H. 2026. The dynamic reservoir real-time adaptive modeling of distributary channel systems based on the Monte Carlo Tree Search (MCTS) algorithm. Bulletin of Mineralogy, Petrology and Geochemistry, 45(3):881–889

0 引言

分流河道系统(DCS)储层中有丰富的油气资源，它的分布特点和沉积环境对油气生成特别关键(Zhu et al.,2017)。DCS储层反映出沉积物供给和可容纳空间之间的动态平衡关系(Zecchin and Catuneanu,2013;Swartz et al.,2022)。但是,DCS储层的非均质性导致对其建模十分复杂复杂(Swan,2018;Li et al.,2018;Colombera et al.,2019;Geistlinger et al.,2025)。了解这些复杂特征对提升油气勘探开发的效率非常重要。

传统的DCS储层建模方法有很多的局限性。比如多点统计学方法不仅依赖训练图像(骆杨和赵彦超,2008;张玉晓等,2013),而且整合动态数据的能力比较弱,这就导致贝叶斯后处理方法的计算成本很高(Arnold et al.,2019)。虽然近期也有一些改进,但它的效果还是受训练图像和计算需求的限制。过程建模法虽然地质真实性较好(Mullins et al.,2021),但是存在参数敏感的问题,还需要大量计算资源(Christ et al.,2025)。布尔方法(Albert and Thakar,2014)容易产生理想化的几何形态,很难把复杂的非均质性特征描述清楚。

针对传统方法的局限性,本研究提出了一种创新性方案:把路径优化的思路用到DCS储层建模里(王文龙和尹艳树,2017)。这两个领域很相似:两种过程都能理解成在图里找各种路径,其中每一步都以全局的成本最小为目标。在此框架下,将储层建模中的河道井类比为路径优化中的奖励点,非河道井则类比为路径优化中的障碍物。储层建模中以最少步数识别河道井的目标,本质上等同于路径优化问题中以收集奖励点同时避开障碍物为前提求解最优路径的目标。把储层建模类比成路径优化问题后,就能用路径优化的强大算法来找最优路径,减少了对复杂数值模拟和稀疏实验数据的依赖,能缓解现有方法的关键缺陷,还能提高预测的准确性和计算效率。

强化学习方法(周永章等,2021;李灿锋等,2022;谢坤等,2025)为DCS储层建模中的路径优化提供了有效的解决方案(Li,2017)。强化学习通过智能体与环境的交互来自动调整参数,在数据稀疏或复杂条件下依旧能保持良好的性能。与传统方法相比,强化学习有效提升了计算效率(Nasir et al.,2021)。此外,强化学习可以根据实时数据进行调整,突破传统方法的静态局限。

在DCS储层建模中,不同的强化学习算法有各自的特点。Q学习算法(Jang et al.,2019;Clifton and Laber,2020)在离散动作空间中表现良好,但难以处理连续地质变化。虽然深度Q网络扩展了Q学习的能力,却需要大量计算资源(Lv et al.,2019;Fan et al.,2020)。行动者-评论家算法(Haarnoja et al.,2018;Sewak,2019)能够适应动态储层条件,但是训练过程复杂。相比之下,蒙特卡洛树搜索(MCTS)方法(Finnsson and Björnsson,2011;Tolpin and Shimony,2012;Best et al.,2019)凭借其非对称搜索结构和动态探索能力,适用于复杂非均质的井位分布。该方法不需要显式评估函数或者大型数据集就能高效建模,计算需求低,而且不容易陷入局部最优。因此本文选择MCTS算法进行DCS储层建模。

1 算法

算法的工作流程如图1所示,该过程首先输入相关数据,然后根据输入参数构造地图(地图采用二维规则网格)。一旦地图建立后,算法开始执行从1到N的循环(N通常与河道井的数量以及地图的大小相关)依次生成N条路径线,用来收集所有的河道井。在这个循环中,进行MCTS,通过选择、扩展、仿真和反向传播,平衡移动步数和河道井采集数量。采取“边界保护”和“非河道井保护”保护措施以及“兼顾全局搜索与局部河道井采集的平衡”和“增强靠近终点的河道井采集”优化措施。利用MCTS生成一条路径线后,在后处理阶段中使用“路径去环优化机制”,对生成的路径线进行去环处理。在这些保护措施以及优化措施完成后,将记录行走轨迹,剔除已经游走过的河道井,以避免后续路径中重复采集,并更新地图。然后计数器‘i’增加1,循环继续,直到‘i’不再小于‘N’。此时,算法进入最后一步,将生成的N条路径线及统计数据输出,并通过可视化模块直观展示整个地图及搜索路径。

1.1 兼顾全局搜索与局部河道井采集平衡子程序

在MCTS过程中,为防止智能体在搜索过程中过度偏向终点目标而忽略局部河道井的收集,本研究设计了一个平衡全局搜索与局部采集的子程序。

子程序在奖励函数里加入当前位置到最近没收集的河道井的距离激励,从而鼓励搜索的时候收集局部高密度的河道井;在UCT选择里加了和距离相关的因子,让靠近局部河道井的节点获得额外加成,使得离未采集的河道井近的节点更容易被选上;模拟阶段使用启发式选择,引入了参数δ,δ是用来衡量没收集的河道井对智能体吸引力大小的参数。它能决定智能体在模拟路径探索的时候,会多大程度上绕开最短路径去收集附近的河道井。在一定范围内,这个参数值越大,智能体在模拟的时候就越愿意去探索和收集附近的河

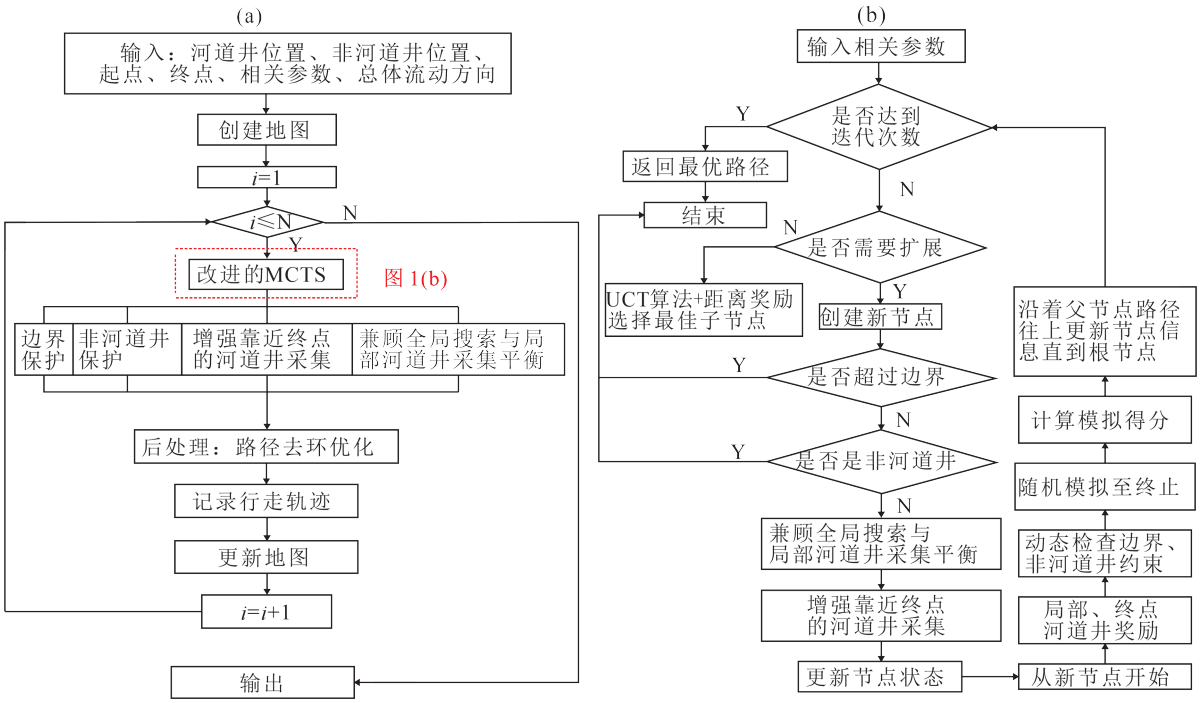


图1　算法的总体流程图(a)和改进的MCTS流程图(b)

Fig.1　Overall flowchart of the algorithm (a) and a flowchart of the improved MCTS (b)

道井。相反,在一定范围内,值越小,智能体就越专注于直接往目标终点走。计算每个候选动作的权重时,这个参数会乘以和距离相关的指数项,来调整智能体的移动。具体来说,在模拟阶段里,对每个候选动作,计算它的权重公式是:

$$W=\exp(-\beta\times d_g)\times[1+\delta\times\exp(-d_r)] \quad (1)$$

式中,W为当前候选动作的权重;β是仿真阶段动作偏置参数;d_g是当前位置到目标终点的距离;δ是量化未收集河道井对智能体的吸引力强度的参数;d_r是从当前位置到剩余未收集河道井的最近距离。

仿真环境被建模为一个10×10的网格地图,在仿真结果的可视化中(图2),横坐标和纵坐标数字对应逻辑网格索引(分别为列号和行号)。使用全局搜索与局部河道井采集平衡子程序优化后的路径线如(图2d)所示,其中路径1~4是算法按照平衡河道井收集与路径成本的原则,依次生成的4条路径线。这4条路径线模拟的是现实中的河道,算法目标是从整体上看这4条路径线是连接所有河道井的最短路线。

1.2　增强靠近终点的河道井采集子程序

在MCTS过程中,因为模拟阶段把到达终点当成结束目标,还给了很高的分数,智能体到了搜索后期就更愿意用现成的路径,而不是去探索新的可能,导致终点附近的河道井采集不充分。

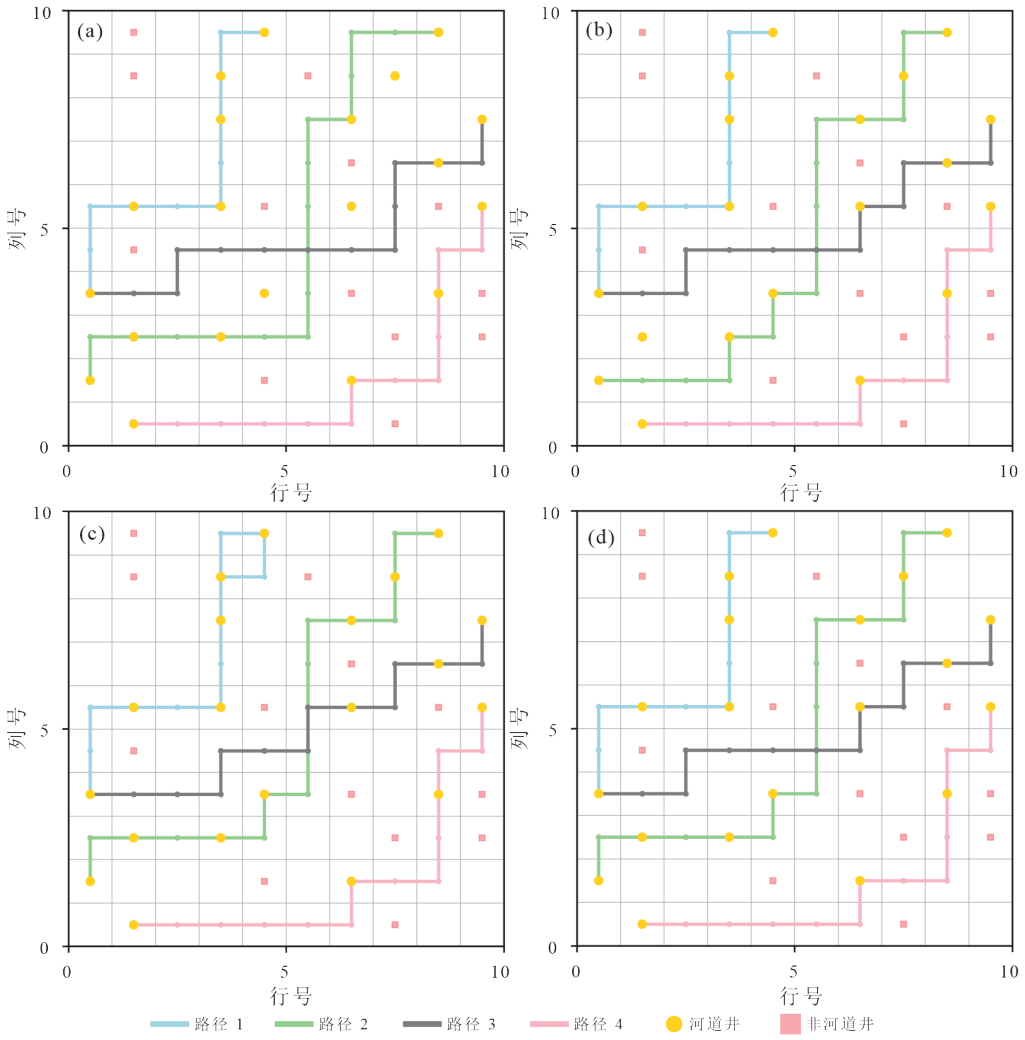
为了让智能体在终点附近也能多收集河道井,这个子程序在模拟阶段加入奖励激励系数ε。如果新位置是还没收集的河道井,而且离终点比较近(在设定的阈值范围内),就给它增加奖励激励系数,使新位置被选中的概率变大。具体来说,对每个候选动作,计算它的权重公式是:

$$W=\exp(-\beta\times d_g)\times[1+\delta\times\exp(-d_r)]\times\varepsilon \quad (2)$$

新权重公式(2)在之前权重公式(1)的基础上,增加了一个奖励激励系数ε。当新位置既是河道井又与终点距离较近时,鼓励移动到这一位置。

1.3　路径去环优化子程序

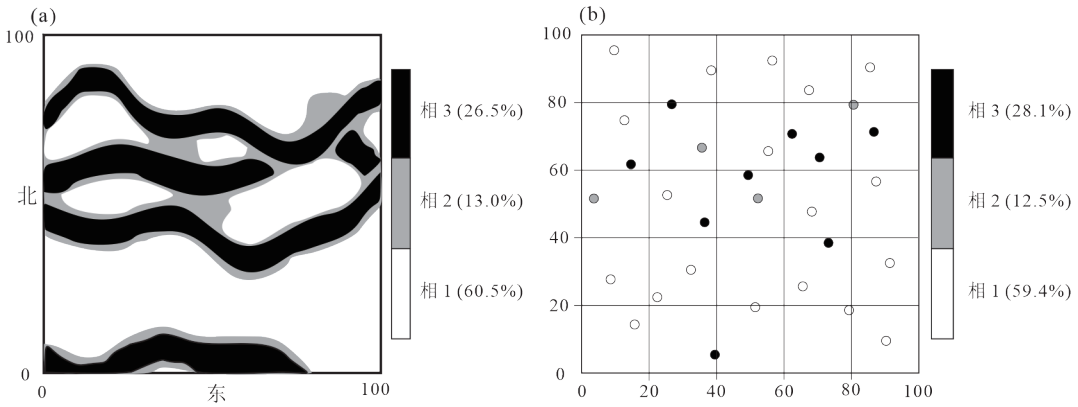
在MCTS过程中,计算出的路径可能会出现智能体反复走同一个坐标的情况,这就形成了“环路”。“路径去环优化”就是通过把路径从头到尾走一遍、找出重复的节点,再把重复部分形成的循环删除,具体来说,算法会把路径走一遍,同时记下每个坐标点第一次出现的位置,当发现某个点又出现时,就识别出一个环路;接着算法会把路径从环路起点处切断,然后把环路里面的所有中间节点删除,直接把起点和环路结束后的下一个节点连起来,这样就可以消除循环部分。重复操作,直到没有重复的点为止,最后就能生成一条没有环路的优化路径。在强化学习或者路径规划的任务里,去掉环路后的路径更接近最好的方案。还能减少



(a)没启用全局搜索与局部河道井采集平衡子程序的路径线；(b)没启用增强靠近终点的河道井采集子程序的路径线；(c)没启用路径去环优化的路径线；(d)设计优化程序后的路径线

图2 关于设计优化程序对比图

Fig.2 Comparative illustrations of the designed optimization programs



(a)作为参考标准的“真实图像”；(b)样本数据的空间分布位置。横、纵坐标数字代表以网格单元(像素)为度量的相对空间距离

图3 真实图像及其对应样本数据(Strebelle，2002)

Fig.3 The true image and its corresponding sample data (Strebelle，2002)

干扰数据的录入,从而提高训练效率和策略评估的准确性。

2　案例

为验证所提出方法的有效性,本研究开展了两个案例应用。所选案例涵盖不同地质背景,以说明引入优化机制后的MCTS算法如何提升地下储层模型的表征与预测效果。

2.1　案例1

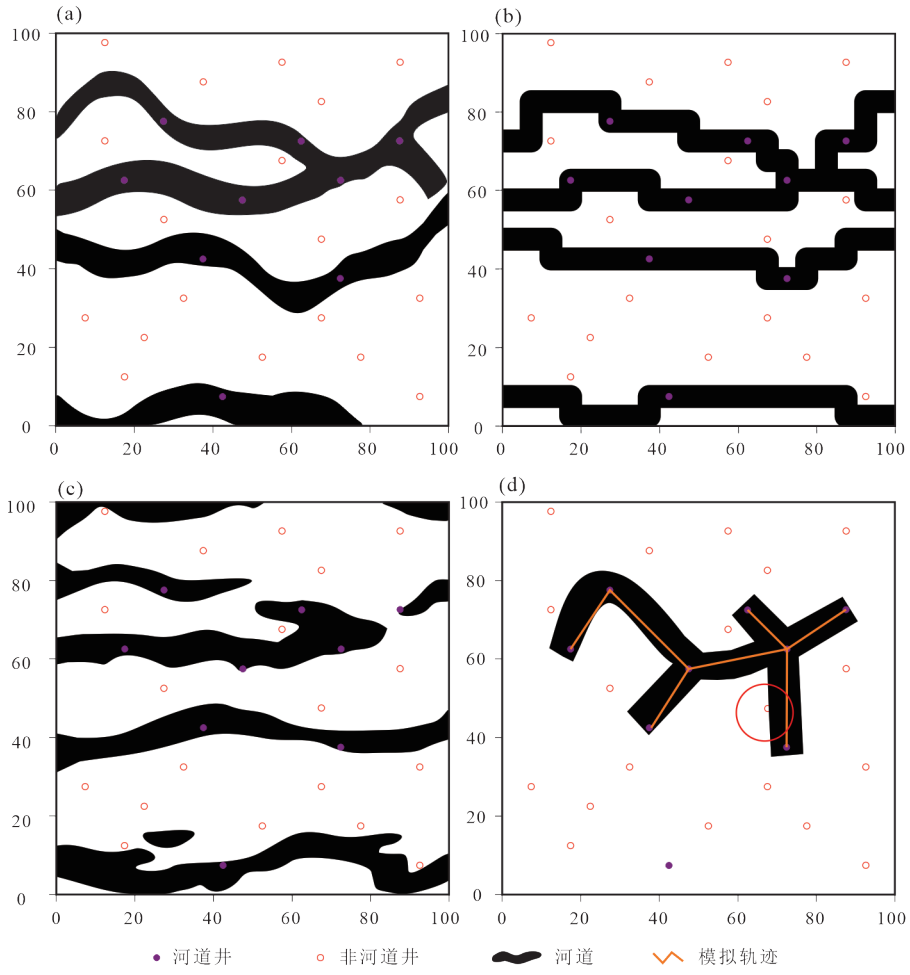
本研究采用Strebelle(2002)中的样本案例(图3)。这个案例有32个采样点,模拟区域是一个水平二维剖面,定义在一个100×100的网格上,图3和图4中的横轴和纵轴数字代表以网格单元(像素)为度量的相对空间距离。经过多次调整参数,最终确定δ为5、ε为20时,可以得到比较合理的模拟结果(图4b)。从图4b可以看出,模拟结果与真实图像(图4a)相似度较高。

将本模型和现有的其他模型对比,本文所建立的MCTS模型具有一定的优势。比如,与Snesim模型的结果对比,发现MCTS模型在保持河道连续性方面表现更好(图4c)。另外,和直接连接模型对比,MCTS模型对河道井密度的依赖性较低,能够有效避开非河道井的干扰,并且可以清楚地体现河流整体的延伸方向(图4d)。

2.2　案例2

为检验该方法在真实地质条件下的适用性,本文选取渤海湾盆地胜坨油田沙河街组第二段砂组6的地层开展案例研究。该案例基于实际地质背景,能够有效验证算法在复杂地下环境中的适应性及建模效果。

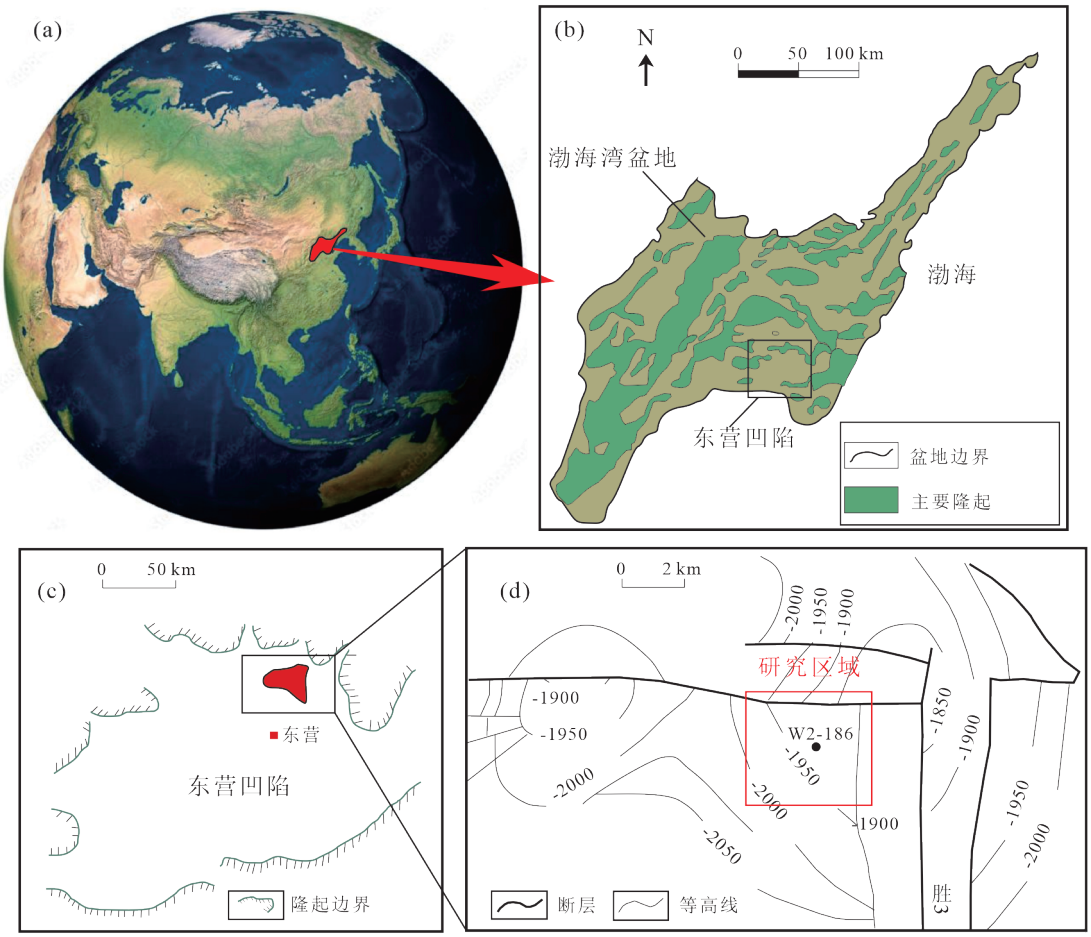
2.2.1　地质背景　胜坨油田地处东营凹陷(118°00′~119°10′E,37°10′~37°50′N)北部陡坡带,其北接陈南断裂,西邻永安镇断裂带,东靠利津断裂带,南近东营凹陷中央断裂带。油田内部发育十二条规模不等的次



(a)简化自图3的"真实图像";(b)本文MCTS模型得到的结果;(c)多点地质统计算法得到的结果(Strebelle,2002);(d)直接连接随机游走算法得到的结果(Wang et al.,2009)。横、纵坐标数字代表以网格单元(像素)为度量的相对空间距离

图4　模拟结果对比

Fig.4　Comparison of the simulated results



(a)渤海湾盆地区域位置(Li et al.,2025);(b)渤海湾盆地构造图;(c)渤海湾盆地构造图;(d)胜二区块构造图(Li et al.,2021)

图5 胜坨油田地质概况与地层格架

Fig.5 Geological overview and stratigraphic framework of the Shengtuo Oilfield

级断层,将油田划分为胜1、胜2和胜3三个主要构造单元(图5)(Yang et al.,2019)。研究选取的胜2区块是油田的主要含油区之一,构造上表现为单斜储层,整体呈现东北高、西南低的形态,东、北两侧分别以二级断层为界。

胜二区块(118°33′~118°37′E,37°32′~37°35′N)的沙河街组二段(简称沙二段)包含了一套完整的河流三角洲沉积序列。在沙二段内部,L5砂组主要有两种沉积微相,一种是分流河道,另一种是泛滥平原。L5砂组的沉积相变化明显并且迅速,分流河道的延伸方向主要是接近南北走向。河道砂体不管是横向还是纵向变化都特别大,这给储层精细表征带来了很大的挑战(Li et al.,2020,2021)。

2.2.2 *材料与方法* 在L5砂组顶部亚段(L5–1U)内选择典型的矩形研究区,研究区里有61口钻井,包括22口河道井和39口非河道井。按照地质统计学原理,把河道主要延伸的方向设定为近南北走向,然后用前文所说的方法,通过MCTS算法生成目标层段可能的运移路径。通过形态优化算法对计算路径进行后处理,使它的几何形态接近天然河道的空间展布特征。建立参数敏感性分析框架,重点考察参数δ对河道模拟结果的影响程度。通过对比分析,最终验证模型预测结果的鲁棒性。

2.2.3 *模拟结果* 为了还原真实的河道形态,采用河道形态校正的后处理优化方案。具体来说,在地图的上下边界都添加虚拟河道井,当程序运行出一条最佳河道线后,智能体将继续探索从目标起点到上边界的虚拟河道井的路径以及从目标终点到下边界的虚拟河道井的路径,探索过程依旧要求避开非河道井,避免穿过边界。案例采用局部笛卡尔坐标系,用于地质建模,原点(0,0)位于研究区的左下角。将初始模拟轨迹(图6a)通过后处理的办法向南北方向延伸到边界,处理后的储层构型(图6b)依旧避开非河道井,与专家解释的沉积微相展布对应明显,模拟河道主体沿着南北方向延伸。

δ常见的取值范围是1~10,可以根据环境复杂程

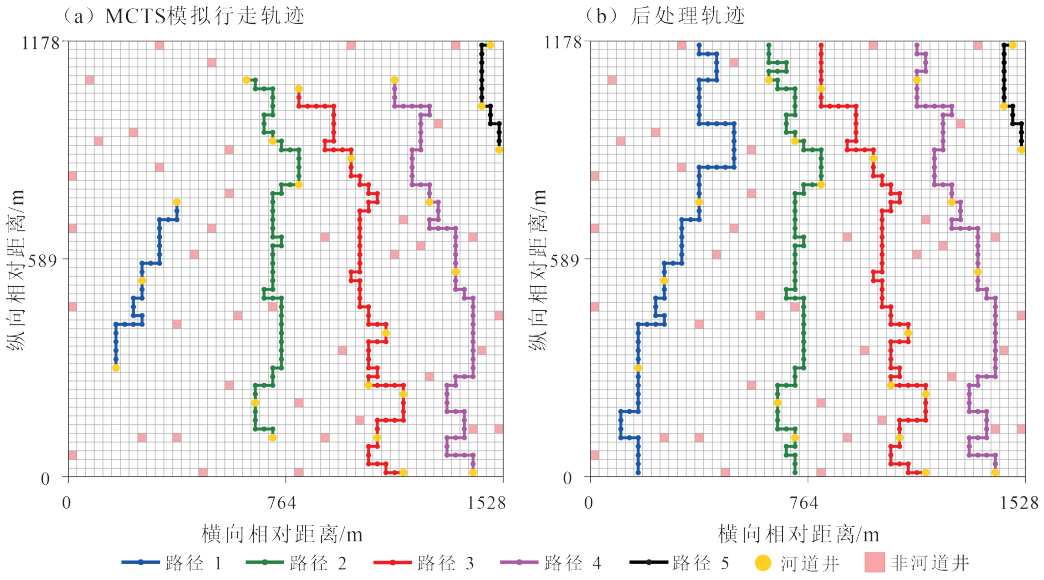


图6 盛二区L5–1U亚层模型结果

Fig.6 Modelling results for the L5–1U sublayer in the Area 2 of the Shengtuo oilfield

度和奖励点密集程度进行调整。通过多次运行程序发现,当δ的取值范围在0.5~6.5时,参数小范围的变化可以引起模型输出的明显变化,同时系统还能保持稳定运行。因此,在后面的敏感性分析中,δ的初始研究范围定为0.5~6.5。固定δ条件下,运算时间在重复模拟中有良好的稳定性(图7)。参数δ与运算时间呈非线性关系,即当参数值在0.5~5区间时,运算耗时与δ呈负相关;当δ超过临界值5后,运算耗时随δ的增大而增大。

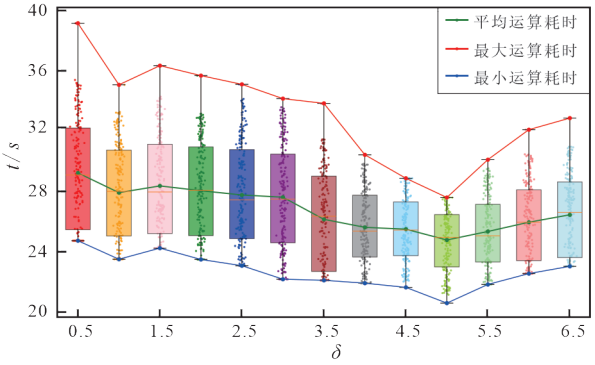


图7 不同δ条件下案例2的运算时间

Fig.7 Computational times for Case 2 under different δ conditions

3 讨论

本算法在多目标优化方面表现良好。从模型精度来看,与传统基准模型相比,该算法对河道井的采集能力提高了大概20%,主要体现在河道弯曲形态、单条河道线上识别出的河道井数量。在工程应用上,该建模可以很大程度上减少人工干预,相关工作量降低了56.6%。此外,该算法在计算速度上也有明显的优势。

虽然不同δ的取值可能会影响模拟效率与精度,但也能为路径分析提供有利信息。将不同δ条件下得到的模拟轨迹叠加显示(图8),可清晰识别出“高频路径”与“低频路径”。本文将多次运行中(不固定模拟种子)出现频率高于90%的路径定义为高频路径,低于10%的定义为低频路径。高频路径可能反映在相同地质约束下河道更可能的延伸趋势,该结果可用于指导新井位部署,为提高剩余油采收率提供参考。

4 结论

(1)本文将路径优化方法引入储层随机建模,提出了一种基于强化学习的改进的MCTS算法,用于解决DCS储层建模的复杂性问题。该系统由“保护单元”和“优化单元”组成。

(2)MCTS生成的储层模型在精度和效率方面优于传统方法,在计算速度上有很大优势:在Windows 11操作系统环境下(硬件平台参数:第9代Intel(R) Core(TM)i7-9750H 处理器),典型案例的平均计算周期在32秒量级。计算效率相比于绝大多数DCS储层建模方法,例如类磁力随机游走算法(Li et al.,2025)具有很大优势。

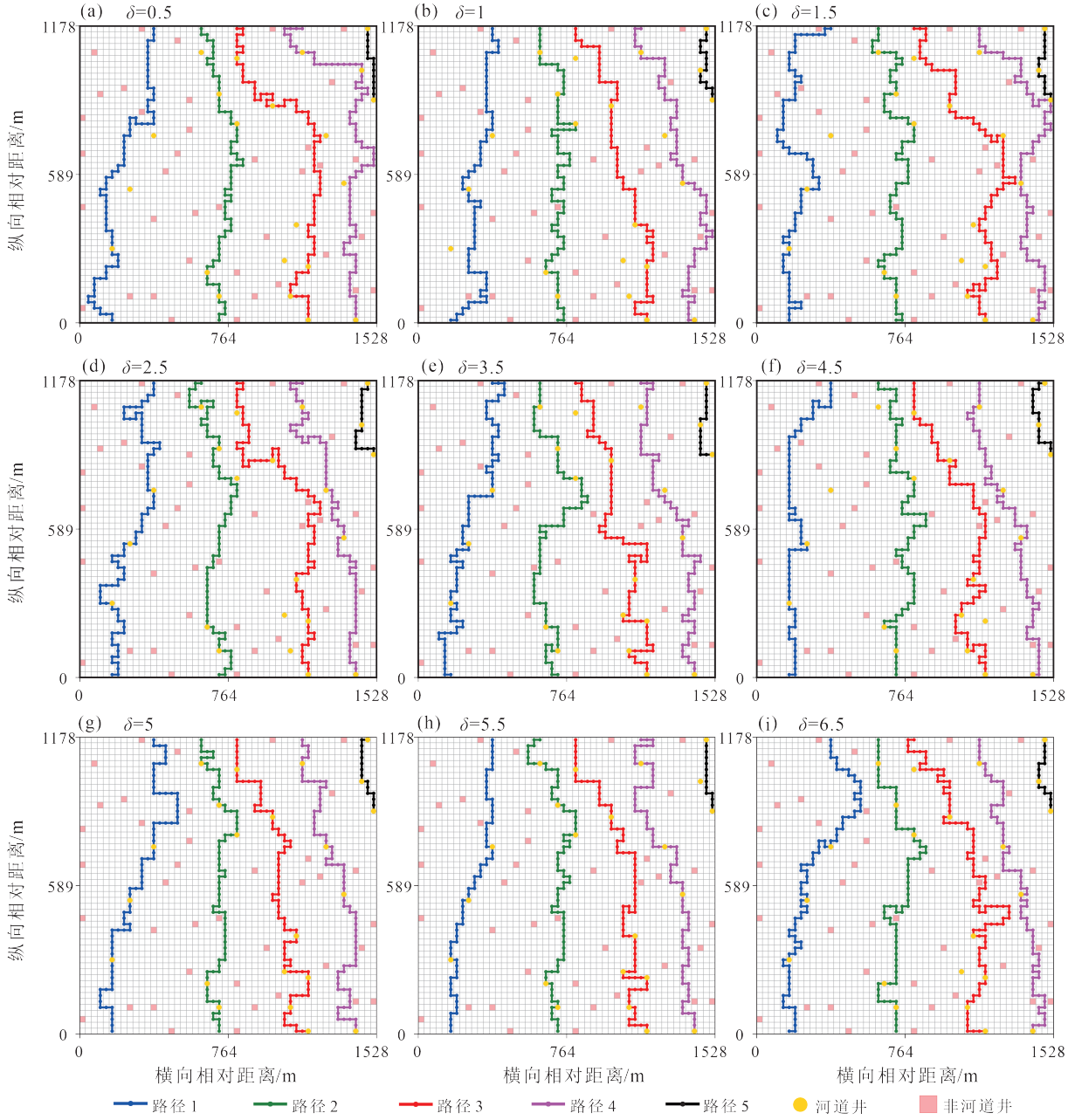


图8 不同δ取值下的模拟轨迹图

Fig.8 Diagrams of simulation trajectories at different δ values

(3)使用改进的MCTS算法进行DCS储层建模，克服了传统储层建模方法的一些缺点，为复杂地质环境下的油气开发提供了重要支持。具有广阔的应用前景，可以进一步推动油气开发的智能化进程。

作者贡献声明： 张秀凡，算法设计、程序编写、实验数据分析和论文初稿撰写；李景哲，论文选题、论文总体规划、关键技术指导、修改与定稿，以及基金项目支持；王忠闯，协助进行实验数据整理与图表绘制；杨晗晗，参与相关文献整理。

利益冲突声明： 作者保证本文无任何利益冲突。

致谢： 感谢审稿人提出的建设性修改意见。

参考文献（References）：

Albert R, Thakar J. 2014. Boolean modeling: A logic-based dynamic approach for understanding signaling and regulatory networks and for making useful predictions. Wiley Interdisciplinary Reviews Systems Biology and Medicine, 6(5): 353–369

Arnold D, Demyanov V, Rojas T, Christie M. 2019. Uncertainty quantification in reservoir prediction: Part 1: Model realism in history matching using geological prior definitions. Mathematical Geosciences, 51(2): 209–240

Best G, Cliff O M, Patten T, Mettu R R, Fitch R. 2019. Dec-MCTS: Decentralized planning for multi-robot active perception. The Interna-

tional Journal of Robotics Research, 38(2–3): 316–337

Christ A B, Cacas-Stentz M C, Collard N, Nader F H, Bemer E, Bunevich R B, Borges Gomes J P, Gomes de Souza O, Abreu de Almeida dos Reis M A. 2025. Integrated 3D forward stratigraphic and basin modeling of the Santos Basin, offshore Brazil: Implications of sedimentary depositional facies and CO_2 migration for silicification of continental carbonate reservoirs. Marine and Petroleum Geology, 180: 107455

Clifton J, Laber E. 2020. Q-learning: Theory and applications. Annual Review of Statistics and Its Application, 7: 279–301

Colombera L, Mountney N P, Medici G, West L J. 2019. The geometry of fluvial channel bodies: Empirical characterization and implications for object-based models of the subsurface. AAPG Bulletin, 103(4): 905–929

Fan J Q, Wang Z R, Xie Y C, Yang Z R. 2020. A theoretical analysis of deep Q-learning. In Learning for dynamics and control, PMLR, 486–489

Finnsson H, Björnsson Y. 2011. Game-tree properties and MCTS performance. In International Joint Conference on Artificial Intelligence, 23–30

Geistlinger H, Zulfiqar B, Koehne J M, Schlueter S, Apelt B, Amro M. 2025. Fast mass transfer processes of interfering trapped CO2-clusters at reservoir conditions: Experiment and theory. Geoenergy Science and Engineering, 245: 213509

Haarnoja T, Zhou A, Hartikainen K, Tucker G, Ha S, Tan J, Kumar V, Zhu H, Gupta A, Abbeel P, Levine S. 2018. Soft actor-critic algorithms and applications. arXiv: 1812.05905. https://arxiv.org/abs/1812.05905

Jang B, Kim M, Harerimana G, Kim J W. 2019. Q-learning algorithms: A comprehensive classification and applications. IEEE Access, 7: 133653–133667

李灿锋, 刘达, 周德坤, 杨克好. 2022. 人工智能在地质领域的应用与展望. 矿物岩石地球化学通报, 41(3): 668–677［Li C F, Liu D, Zhou D K, Yang K H. 2022. Application and Prospect of Artificial Intelligence in the Field of Geology. Bulletin of Mineralogy, Petrology and Geochemistry, 41(3): 668–677 (in Chinese with English abstract)］

Li J Z, Sun Z F, Ren H Q, Gong L, Li T L, Du D X. 2021. Magnetic random walk algorithm and its application in the distributary channel system reservoir modeling. Journal of Petroleum Science and Engineering, 206: 109062

Li J Z, Wang Z C, Xu L W, Wang M, Yang H H, Zhang X F, Shi Y, Sun Z F. 2025. A novel method for DCS reservoir modeling with consideration of oil-water relationships. Marine and Petroleum Geology, 173: 107259

Li J Z, Yan K, Ren H Q, Sun Z F. 2020. Detailed quantitative description of fluvial reservoirs: A case study of L6–3 Layer of Sandgroup 6 in the second member of Shahejie Formation, Shengtuo Oilfield, China. Advances in Geo-Energy Research, 4(1): 43–53

Li J Z, Zhang J L, Sun S Y, Zhang K, Du D X, Sun Z Q, Wang Y Y, Liu L L, Wang G Q. 2018. Sedimentology and mechanism of a lacustrine syn-rift fan delta system: A case study of the Paleogene Gaobei Slope Belt, Bohai Bay Basin, China. Marine and Petroleum Geology, 98: 477–490

Li Y X. 2017. Deep reinforcement learning: An overview. arXiv: 1701.07274. https://arxiv.org/abs/1701.07274

骆杨, 赵彦超. 2008. 多点地质统计学在河流相储层建模中的应用. 地质科技情报, 27(3): 68–72［Luo Y, Zhao Y C. 2008. Application of Multiple-Point Geostatistics in Fluvial Reservoir Stochastic Modeling. Geological Science and Technology Information, 27(3): 68–72 (in Chinese with English abstract)］

Lv L H, Zhang S J, Ding D R, Wang Y X. 2019. Path planning via an improved DQN-based learning policy. IEEE Access, 7: 67319–67330

Mullins J, van Der Vegt H, Howell J. 2021. Combining process-based models and multiple-point geostatistics for improved reservoir modelling. Petroleum Geoscience, 27(3): 2020–2012

Nasir Y, He J C, Hu C S, Tanaka S, Wang K N, Wen X H. 2021. Deep reinforcement learning for constrained field development optimization in subsurface two-phase flow. Frontiers in Applied Mathematics and Statistics, 7: 689934

Sewak M. 2019. Actor-critic models and the A3C: The asynchronous advantage actor-critic model. In: Deep Reinforcement Learning. Singapore: Springer Singapore: 141–152

Strebelle S. 2002. Conditional simulation of complex geological structures using multiple-point statistics. Mathematical Geology, 34(1): 1–21

Swan A M. 2018. Quantification of a Distributive Fluvial System: an Example from the Salt Wash Unit of the Morrison Formation. University of Aberdeen, Utah

Swartz J M, Cardenas B T, Mohrig D, Passalacqua P. 2022. Tributary channel networks formed by depositional processes. Nature Geoscience, 15(3): 216–221

Tolpin D, Shimony S. 2012. MCTS based on simple regret. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 26(1): 570–576

Wang J H, Wang X B, Ren C L. 2009. 2D conditional simulation of channels on wells using a random walk approach. Computers & Geosciences, 35(3): 429–437

王文龙, 尹艳树. 2017. 储层建模研究进展及发展趋势. 地质学刊, 41(1): 97–102［Wang W L, Yin Y S. 2017. Research progress and trend of reservoir modelling. Journal of Geology, 41(1): 97–102 (in Chinese with English abstract)］

谢坤, 田轩硕, 刘长龙, 邵明, 刘延春, 高铭宣, 袁世亮, 张宝岩. 2025. 机器学习方法预测油气产量技术发展现状及前景展望. 特种油气藏, 32 (4): 14–24［Xie K, Tian X S, Liu C L, Shao M, Liu Y C, Gao M X, Yuan S L, Zhang B Y. 2025. Status and prospects of machine learning methods for predicting hydrocarbon production. Special Oil and Gas Reservoirs, 32 (4): 14–24 (in Chinese with English abstract)］

Yang T, Cao Y C, Wang Y Z, Liu K Y, He C, Zhang S M. 2019. Determining permeability cut-off values for net pay study of a low-permeability clastic reservoir: A case study of the Dongying Sag, Eastern China. Journal of Petroleum Science and Engineering, 178: 262–271

Zecchin M, Catuneanu O. 2013. High-resolution sequence stratigraphy of clastic shelves I: Units and bounding surfaces. Marine and Petroleum Geology, 39(1): 1–25

张玉晓, 杨宏伟, 崔向英. 2013. 多点地质统计学在储层建模中的应用. 内江科技, 34(1): 128–129［Zhang Y X, Yang H W, Cui X Y. 2013. Application of Multiple-Point Geostatistics in Reservoir Modeling. Neijiang Science and Technology, 34(1): 128–129 (in Chinese)］

周永章, 左仁广, 刘刚, 袁峰, 毛先成, 郭艳军, 肖凡, 廖杰, 刘艳鹏. 2021. 数学地球科学跨越发展的十年: 大数据、人工智能算法正在改变地质学. 矿物岩石地球化学通报, 40(3): 556–573［Zhou Y Z, Zuo R G, Liu G, Yuan F, Mao X C, Guo Y J, Xiao F, Liao J, Liu Y P. 2021. The Great-leap-forward Development of Mathematical Geoscience During 2010–2019: Big Data and Artificial Intelligence Algorithm Are Changing Mathematical Geoscience. Bulletin of Mineralogy, Petrology and Geochemistry, 40(3): 556–573 (in Chinese with English abstract)］

Zhu X M, Zeng H L, Li S L, Dong Y L, Zhu S F, Zhao D N, Huang W. 2017. Sedimentary characteristics and seismic geomorphologic responses of a shallow-water delta in the Qingshankou Formation from the Songliao Basin, China. Marine and Petroleum Geology, 79: 131–148