基于自注意力机制生成对抗网络的三维储层建模方法

丁祖鹏[1,2]，张雨晴[1,2]，王俊杰[1,2]，方洪峰[3a]，陈大颉[3b]，陈麒玉[3b*]

1. 海洋油气高效开发国家重点实验室，北京 100028；
2. 中海油研究总院有限责任公司，北京 100028；
3. 中国地质大学（武汉）a. 未来技术学院；b. 计算机学院，武汉 430078

第一作者，E-mail：dingzp@cnooc.com.cn

* 通信作者，E-mail：chenqiyu403@163.com

2025-03-08 收稿；2025-04-19 修回；2025-04-29 接受

基金项目：国家自然科学基金项目（42172333）；中海石油（中国）有限公司北京研究中心横向协作项目（CCL2023RCPS0426RSN）

中图分类号：P628；TP31　　文章编号：2096-8523(2025)04-0391-12　　doi: 10.19509/j.cnki.dzkq.tb20250109

摘　要：三维储层建模技术可实现储层空间异质结构的自动表征，然而部分油田开采难度大、开发成本高致使油田井距大、钻井资料少，如何根据稀疏有限的可用资料指导油气储层三维建模，一直是油气开发工作的难点。本研究提出了一种基于自注意力机制生成对抗网络的三维储层建模方法，引入具有丰富空间结构信息的地质剖面或钻孔作为条件约束数据，使用 U-Net 网络结构结合自注意力机制提取关键结构特征，设计空间上下文条件损失函数，以进一步约束重建过程，使得重构结果的条件分布更接近于真实数据的条件分布。多组三维地层结构及复杂砂岩孔隙建模实验结果表明，本研究提出的三维储层建模方法能够再现地质空间结构特征，且符合参考模型的条件数据分布，重构准确率达 90%。本研究所提出的方法，成功捕捉了那些对于传统卷积层来说难以识别的远距离依赖特征，克服了由条件数据稀疏性引起的潜在问题，模拟结果可反映地质随机性，能够应用于多种储层地质结构的高效准确重建工作中。

关键词：三维储层建模；关键特征；深度学习；生成对抗网络；自注意力机制

油气田勘探工作中，密集测井的布设方案钻探成本极高，而基于稀疏井网进行储层表征则存在精度不足的问题，难以满足精细注采开发的需求[1-2]。为此，精细、准确的三维储层建模方法是提升储层表征精度关键，为油气田开发方案的设计提供了坚实的技术保障，对油气藏高效开发具有重要意义[3-4]。

在三维储层建模领域，基于地质统计学的方法一直是核心和常用的技术手段[5-6]。基于地质统计学的方法包括基于变差函数和基于目标的建模方法，这些方法将各种类型的数据，例如测井数据、剖面、地震数据等，集成到地质建模工作中[7-9]。其中，基于变差函数的传统两点地质统计学方法只能度量两点间的空间相关性，不能很好地再现地质体复杂的空间结构和几何形态[10]。基于目标的传统地质统计学方法，不同的几何形态需要特定的参数，难以对复杂地质结构参数化[11]。鉴于传统地质建模方法的不足，多点地质统计学（multiple-point statistics，简称 MPS）方法应运而生。MPS 方法通过扫描训练图像来获取地质模式[12-14]，可在一定程度上再现目标地质体的几何形态，但其获取的地质模式仅限于表达训练图像的局部特征。其次，MPS 方法对多组数据点之间的统计关系进行计算，并通过多次迭代来生成具有所

著录信息：丁祖鹏，张雨晴，王俊杰，等. 基于自注意力机制生成对抗网络的三维储层建模方法［J］. 地质科技通报，2025，44(4)：391-402.
DING Zupeng，ZHANG Yuqing，WANG Junjie，et al. A self-attention enhanced generative adversarial network approach for three-dimensional reservoir modeling[J]. Bulletin of Geological Science and Technology，2025，44(4)：391-402.

© Editorial Office of Bulletin of Geological Science and Technology. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.　https://dzkjtb.cug.edu.cn

需地质特征的模拟结果[15]，此过程不仅需要大量计算资源规模，还需要花费大量的时间。

近年来，随着深度学习方法在不同领域表现出了优异的性能，深度学习的方法也逐渐被引入地质建模的研究中，并取得了一些显著的进展[16]。SONG 等[17] 提出了一种基于生成对抗网络的三维储层模拟框架，并将其应用于洞穴储层三维建模；LOPEZ-ALVIS 等[18] 提出了一种基于变分自编码器（variational autoencoder，简称 VAE）架构的约束梯度反演方法，证明 VAE 可用于重建水文结构；CUI 等[19] 提出了一种基于卷积条件神经过程（convolutional conditional neural processes，简称 ConvCNP）的水文地质建模方法，可在有限的训练数据上描述多尺度水文地质结构。基于深度学习的方法相比于传统地质建模方法拥有一些优势，主要体现在 2 个方面。其一，深度学习的方法，擅于提取模型的深层特征表示，从而更好地再现地质各向异性模式[20-22]。尤其是生成对抗网络（generative adversarial networks，简称 GAN）[23]，在生成器与鉴别器互相竞争对抗达到纳什均衡时，可以生成逼真的地质图形[24]，成为了基于深度学习的地质建模方法中的主流研究方向。其二，深度学习方法模型推理过程分为建立映射和复用映射过程[25-26]，在训练阶段，模型消耗大量资源建立了从原始输入到重建模型的端到端映射，而在实际应用的过程中仅需要复用映射就能高效快速地重建目标模型[27]，相比传统地质建模方法更加智能高效化[28]。

然而，在现有的深度学习地质建模方法中，仍然存在着一些问题。首先，基于深度学习方法进行条件建模存在一定的瓶颈。现有方法通常使用极稀疏的条件数据（例如数个井点数据）进行三维模型重建[29-31]，生成对抗网络往往将稀疏的条件数据视为局部噪声，从而削弱了这些数据在网络训练中的约束作用[32]。此外，添加的稀疏条件数据忽略了包含丰富地质知识的剖面数据，使得生成对抗网络在重建复杂地质结构时不仅受到限制，而且难以准确还原结构的关键特征[33]。现有深度学习方法大多基于平稳性的训练图像进行重建以及评估验证。然而真实的地质环境往往是复杂以及非平稳的，在复杂地质环境中，关键特征（如地质界线、拓扑结构等）的提取有助于揭示地质现象的内在规律，为解决复杂地质建模问题提供有效的方法[34]。研究如何在忠实于条件数据的基础上精确表征关键特征，从而精细刻画复杂地质模式，仍然是目前深度学习方法的重点及难点问题。

面向当前深度学习方法条件建模存在瓶颈、难以很好地重现复杂储层结构的关键特征的问题，本研究提出了一种基于自注意力机制生成对抗网络（self-attention generative adversarial networks，简称 SAGAN）的三维储层模型关键特征重构方法。以二维剖面作为条件数据，在生成器的网络结构采用 U-Net 结构捕获不同层次的特征，同时加入自注意力模块捕获长距离特征之间的依赖，从而获得全局关键特征[35]，设计使用了空间上下文损失函数，使得重构结果的条件分布更接近于真实数据的条件分布。本研究提出的三维储层建模方法在二维连续数据集、三维二元数据集和多元数据集中进行了实验，证明了该方法性能的优越性。

1　基于自注意力机制的生成对抗网络地质建模

1.1　基于 SAGAN 的网络结构

本研究使用 SAGAN 以有效捕捉地质结构的全局关键特征并提高生成图像的质量，其主要思想是在卷积神经网络（convolutional neural network，简称 CNN）和 GAN 相结合的网络中引入自注意力模块[36-39]。传统 GAN 的卷积操作具有局部感受野的特性，卷积核只关注输入特征图的 1 个小领域，同时卷积核在整个输入特征图上滑动并应用相同的权重，这限制了对全局关键信息的捕捉能力。自注意力模块将特征图中每个特征设置分配不同的权重，使网络模型能够对地质模式中的长短程依赖关系进行建模，从而学习到地质结构的全局关键特征。

在本方法的网络模型中，生成器和鉴别器的子网络中都使用自注意力模块和 CNN 共同提取图像的空间结构信息，并在训练过程中使用 GAN 的对抗思想令 2 个子网络进行博弈训练。针对自注意力模块，本方法将其分别放在生成器和鉴别器网络的最高层卷积层之间。在卷积神经网络中，随着层数的增加，特征表达逐渐变得更加抽象，将自注意力层放在最高层卷积层之间可以帮助网络模型在高级别的抽象特征上捕捉更大范围的上下文信息。在生成器网络中，上述改进使得模型能够更全面地理解条件输入数据的关键空间结构；而在鉴别器网络中，上述改进有助于更准确地评估重构结果的质量和真实性。

为了进一步提高生成图像的质量，本方法还使用了 U-Net 网络结构代替仅使用转置卷积层进行上采样的结构[40]。U-Net 是一种具有对称结构的网络，

由编码器和解码器两部分组成，中间通过跳跃连接将特征从编码器传递到解码器，U-Net 网络结构的设计思想是在编码器中通过多层卷积和池化操作捕捉图像的深层次和高级别特征，而在解码器中通过反卷积层逐渐恢复图像的空间维度和细节。跳跃连接的引入使得网络能够在重建图像时利用更多的上下文信息，从而提高对细节的还原度和对复杂空间结构的重构能力。在 U-Net 架构下，通过构造生成器来实现条件数据的特征抽取与特征重构，从而有效地增强了条件数据与重建结果间的对应关系。本方法对 U-Net 结构中的网络层进行了改进。网络层之间选择卷积层，去掉池化层，该操作在一定程度上可以有效地提取和保留重要特征信息。因为卷积层具有参数化的特征学习能力，能够根据数据自动学习特征，而池化层是固定的操作，不具有参数学习的能力。卷积层通过学习卷积核的参数来对输入特征进行下采样，而这些卷积核的设计是可以学习的，使用卷积层进行下采样可以更灵活地学习适合数据特征的降维方式，以最大程度地保留重要特征。采用反卷积层进行上采样，弥补在池化过程中发生的有效特征信息丢失，从而在生成任务中提供更精确的细节重建。引入谱归一化将权重矩阵归一化到一个更小的范围内，稳定 GAN 的训练过程，使其更容易收敛，同时提高生成样本的质量。此外，每个反卷积层有意的舍弃或忽略一定量的图像特征信息，迫使模型不过度依赖于特定的特征集合，而是学习捕捉更普遍的数据模式和结构，提高模型在处理不同数据集时的泛化能力。在重建过程中舍弃一部分特征可以增强模型的鲁棒性，能够有效处理含有噪声或质量不均的数据。

基于上述改进措施，本方法优化的 SAGAN 网络结构如图 1 所示。在模型训练过程中，本方法使用 RMSprop 优化算法替换 Adam 优化算法，RMSprop 是对标准随机梯度下降(stochastic gradient descent，简称 SGD)方法的一种改进，旨在加速学习过程，并解决网络模型在训练过程中不稳定问题。RMSprop 的核心思想是对每个参数的学习率进行自适应调整。这种自适应调整是基于最近几次迭代中梯度的平方的移动平均值来计算的，在处理复杂问题时，能够加快收敛速度。为了进一步优化训练过程，本方法同时给予生成器(G)和鉴别器(D)不同的学习速率，对生成器使用较高学习率，对鉴别器使用较低学习率，平衡两者的训练速度。

1.2 损失函数设计

在本方法的研究中，除改进网络结构使其更加合理外，还根据引入的条件剖面数据约束改进网络结构的损失函数。原始 SAGAN 生成器仅接收随机噪声，本方法中 SAGAN 生成器同时接收条件数据和随机噪声，该条件数据包含了与训练图像相关的地质结构信息。因此，本方法增加了条件数据约束后的生成器损失函数公式为：

$$L_{\text{cgan}} = -E_{x,y\sim P_{\text{data}}(x,y)}[\min(0,-1+D(x,y)]- E_{z\sim P_z,x\sim P_{\text{data}}(x)}[\min(0,-1-D(G(x,z),y))], \quad (1)$$

式中：z 为随机噪声；x 为条件数据；y 为真实数据；L_{cgan} 为 SAGAN 条件损失函数；E 为数学期望；P_{data} 为数据分布；P_z 为随机噪声分布；D(x, y) 为使用鉴别器 D 在条件约束下的判断模型 y 为真实的概率；G(x, z) 为生成器 G 在条件约束下的生成结果。

在该损失函数的全面指导下生成器可以生成与真实数据更加接近的输出，但生成的数据难以符合

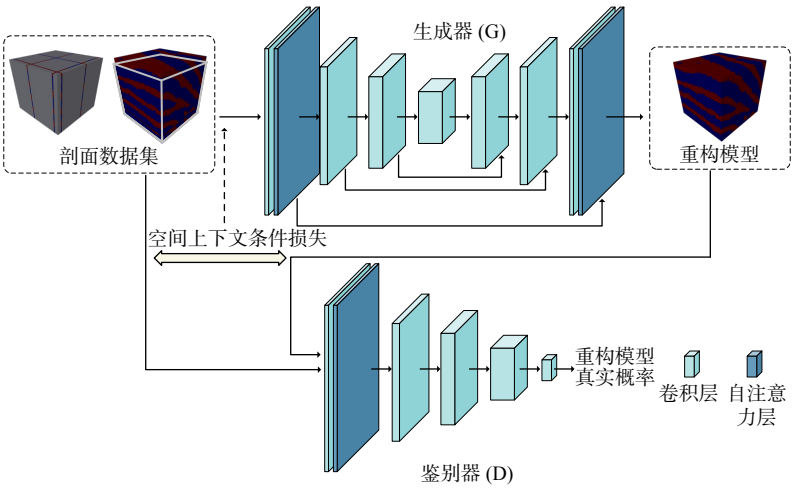


图 1　SAGAN 网络结构示意图

Fig. 1　Network architecture of SAGAN

条件数据分布，生成结果的真实性不高。为了进一步确保生成的数据不仅具有高度的真实性，而且符合特定的条件数据约束，本方法设计了空间上下文条件损失函数，使得重构结果的条件分布更接近于真实数据的条件分布。空间上下文损失函数的公式为：

$$L_{\text{ctext}}(G) = -E_{x,y\sim P_{\text{data}}(x,y)}\left[\|G(x)-y\|\times \boldsymbol{binary_mask}(x)\right], \quad (2)$$

式中：$\boldsymbol{binary_mask}(x)$ 为二进制掩码矩阵。

本方法设计的空间上下文条件损失函数的核心是利用一个预先定义的二进制掩码矩阵来对输入数据进行统一分类。在这个矩阵中，那些包含条件数据及其周边区域的位置被标记为 1，而不包含条件数据的其他位置则被标记为 0。这种分类方法使得模型能够区分出哪些区域是关键的条件数据所在区域，从而对这些区域给予更多的关注。在生成过程中，生成器产生的图像与真实图像之间的绝对差乘以上述的二进制掩码矩阵，通过该操作，模型的焦点被集中在那些被标记为 1 的关键区域，确保这些区域的生成质量得到优先提升。这意味着模型将特别关注那些包含条件数据的区域及其周围，从而确保生成的图像在这些关键区域与真实图像在视觉和结构上更为接近。通过最小化空间上下文损失函数，生成器学习到了如何更准确地模仿真实数据中的空间关系和结构特征，从而生成更为逼真和高质量的图像。因此，本方法最终改进的 SAGAN 网络的联合损失函数表达式为：

$$G^{*} = \arg\min_{G}\max_{D} \lambda_1 L_{\text{cgan}}(G,D) + \lambda_2 L_{\text{ctext}}(G), \quad (3)$$

式中：G^{*}为联合损失函数；λ_1, λ_2 分别为 SAGAN 条件损失函数和上下文损失函数间的权重。

2　实验设计及结果分析

本研究使用了二维连续属性石墙模型、三维多元离散属性地层结构模型和二元离散属性复杂砂岩结构模型数据集，验证本研究方法对不同地质结构的重构能力。这些数据集均源自于地质建模领域的开源训练图像库（https://github.com/GAIA-UNIL/trainingimages）。在实验开始前，首先需要进行数据集划分，将每个原始数据划分为训练数据集和测试数据集。训练数据集用于神经网络的训练过程，测试数据集用于测试神经网络的训练效果，训练集和测试集均包含了标签数据以及对应的条件数据（条件数据是从标签数据中随机采样得到，二维数据采用井点的形式，三维数据采用剖面形式），对于条件数据中的非条件区域，本研究方法使用与条件数据值不重复的值标记为无效区。神经网络在训练过程中使用条件数据进行模型生成，随后根据损失函数计算的生成模型与标签模型的差异优化神经网络。训练结束后，本研究方法使用测试数据集中的条件数据进行模型的预测，并使用对应的标签模型分析神经网络的预测效果。本研究使用了变差函数分析、连通性分析、多维尺度（multi-dimensional scaling，简称 MDS）分析、箱型图以及相属性频率分布直方图[25, 28-29]等统计学方法以及准确率等深度学习通用评估方法对重构结果进行评估。其中，MDS 是一种将高维数据降维至低维空间进行可视化的统计方法，旨在通过对比多个随机生成的地质模型的结构相似性，帮助理解不同实现之间的差异分布。

2.1　制作数据集

图 2a 为二维连续属性石墙结构模型，其分辨率为 200×200 像素。二维石墙模型是由多个大小不同、形状各异的石头块组成，属性复杂且连续。在随机

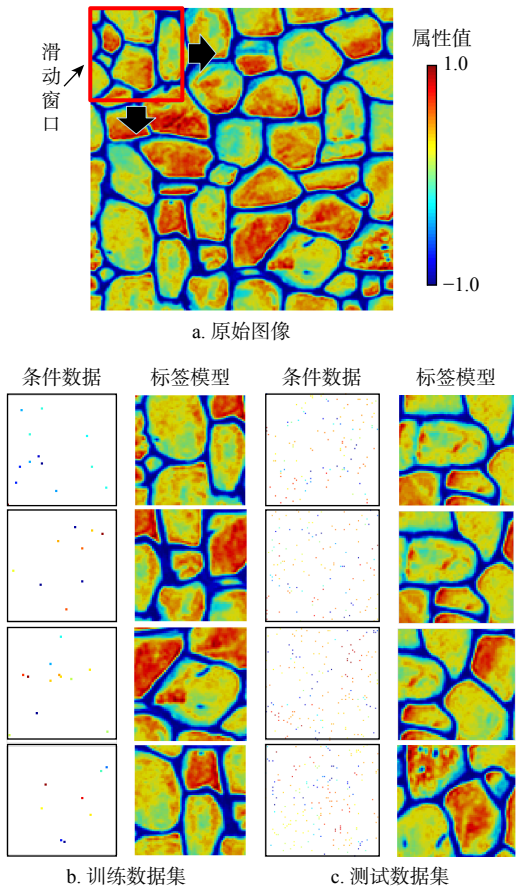


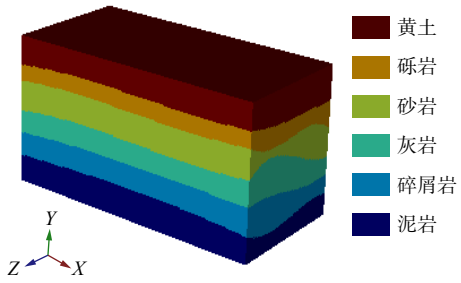
图 2　二维石墙结构模型

Fig. 2　2D stone wall structure model

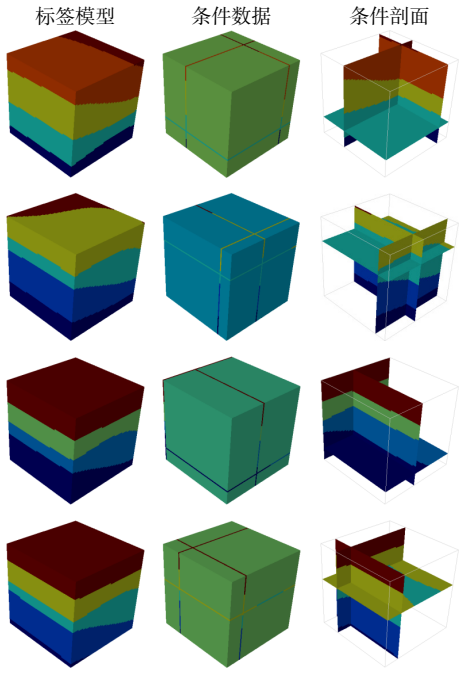
建模领域中，它可以有效地验证模型的重构能力。对于二维实验数据集的制作，本方法将从原始模型以及旋转变换之后的原始模型中运用带步长的滑动窗口策略划分地质模式标签模型。如图 2a 中的红色矩形所示，滑动窗口的分辨率为 64×64 像素，滑动窗口沿 2 个方向进行移动，共划分 4 295 个标签模型，随机选取 90% 作为训练集，10% 作为测试集。本方法对切分的数据集进行了预处理，将其属性值标准化到 [−1.0, 1.0] 之间。对于训练集，在每个标签模型中随机选取 8 ~ 20 个点作为与标签模型位置相对应的条件数据，这些条件数据可以看成实际情况下二维平面内的稀疏井点数据。本方法将条件数据之外的其他位置用 0 填充，标记为无效区域，最终制作完成条件数据训练集，如图 2b 所示，同时作为 SAGAN 模型的输入。为了充分证明 SAGAN 模型重构结果忠实于条件数据分布，本方法在测试数据集的标签模型中随机选取 80 ~ 200 个与标签模型位置相对应的条件数据，如图 2c 所示。

图 3a 为多元离散属性地层结构模型，其分辨率为 228×114×114 像素。三维地层结构模型包括各种岩性的地层沉积，各地层层分界线形态各异。在随机建模领域中，它可以有效地验证模型的关键特征重构能力，清晰地重构出沉积相之间的分界线以及垂直分布的顺序。本方法从 228×114×114 像素的地层模型中运用带步长的三维滑动窗口策略划分分辨率为 64×64×64 像素的地质模式参考模型，共划分 9 000 个参考模型，随机选取 90% 作为训练集，10% 作为测试集。本方法使用具有丰富空间结构信息的二维剖面作为三维实验的条件数据，在每个参考模型中随机选取与参考模型位置相对应的条件剖面数据，将条件数据之外的其他位置用−1 填充，标记为无效区域，最终制作完成地层结构数据集，如图 3b 所示。数据集中包括不同岩性的地层沉积，促使 SAGAN 模型在已知剖面的基础上更深层地提取空间关键信息，同时提高模型的泛化能力。

图 4a 为二元离散属性砂岩结构模型，其分辨率为 200×200×200 像素。砂岩是一类重要的储集岩，不同来源与沉积成因的砂岩厚度、粒度与孔隙结构特征不同，储集物性不同，砂岩结构和构造特征的准确认识对于储层评价和油气开发具有重要意义，因此重构砂岩的结构特征是开发地质建模领域的重要内容。对于三维二元离散属性实验数据集的制作，本方法将从原始模型中运用带步长的滑动窗口策略划分分辨率为 64×64×64 像素的地质模式标签模型，



a. 原始图像



b. 标签模型、条件数据以及对应的剖面数据

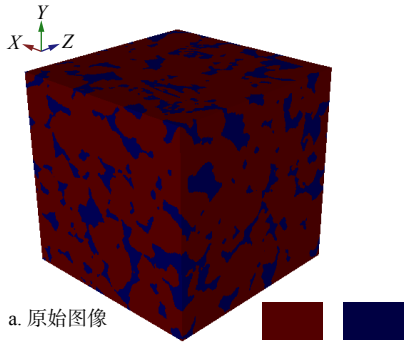
图 3　三维地层结构模型

Fig. 3　3D stratum structure model

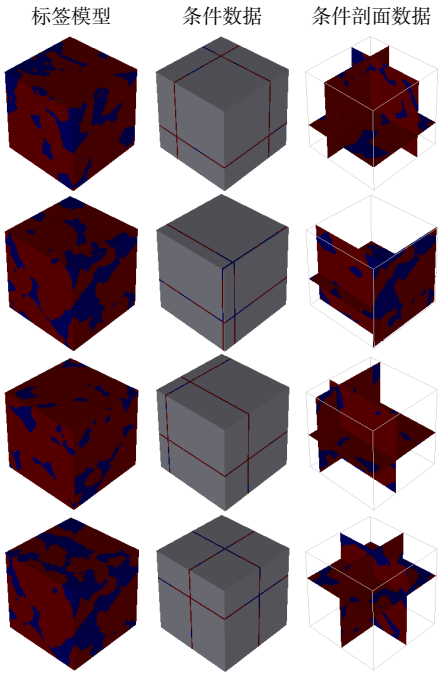
共划分 8 000 个标签模型。本方法预先对标签模型进行标准化数据处理，将标签模型数据集中分布在 [−1.0, 1.0] 之间。使用具有丰富空间结构信息的二维剖面作为条件数据，在每个标签模型中随机选取与标签模型位置相对应的条件剖面数据，将条件数据之外的其他位置用 0 填充标记为无效区域，最终制作完成地层结构数据集，如图 4b 所示。随机选取 6 500 个作为训练集，1 500 个作为测试集。

2.2　网络超参数设定

超参数的精确设置对于网络模型的训练效果和最终性能至关重要，本方法针对不同的数据集设置了不同的超参数，具体的超参数包括：总训练次数、批训练数量、生成器和鉴别器使用的卷积层数、CNN 卷积核大小和移动步长、学习率、空间上下文条件损失权重系数与优化器类型。在确定网络模型的超参数时，本方法利用先前的研究经验选择一个合理的起始点，在训练过程中密切监控模型的损失



a. 原始图像



b. 标签模型、条件数据以及对应的剖面数据

图 4　三维砂岩模型

Fig. 4　3D sandstone model

以及重构结果与参考模型的相似性，并根据需要对超参数进行微调。经过多次的实验验证和参数调整，确定了适合本方法网络模型的最优超参数配置。本方法针对 3 组实验具体设置的超参数如表 1 所示。

表 1　SAGAN 网络超参数设置

Table 1　Hyper-parameter configuration of SAGAN

训练数据	石墙结构模型	地层结构模型	砂岩结构模型
总训练次数	200	200	200
批训练数量	16	8	8
生成器：卷积层数、卷积核大小、步长	6, 4×4, 2	7, 4×4×4, 2	7, 4×4×4, 2
鉴别器：卷积层数、卷积核大小、步长	5, 4×4, 2	5, 4×4×4, 2	5, 4×4×4, 2
学习率（生成器、鉴别器）	4×10^{-4}, 1×10^{-4}	4×10^{-4}, 1×10^{-4}	4×10^{-4}, 1×10^{-4}
空间上下文条件损失权重系数	500	100	100
优化器类型（生成器、鉴别器）	RMSprop		

2.3　实验结果

2.3.1　二维连续属性石墙模型重构结果

在二维实验中，采用表 1 的超参数设置，对 SAGAN 进行训练。训练完成的 SAGAN 模型，经过测试数据集的测试，从测试结果中随机选取了 8 组重构结果以及其对应的条件数据，如图 5 所示。

本实验对数据集进行了标准化数据处理，将数据范围限制在 [−1.0, 1.0] 之间，大大加快了训练速度。按照相对空间位置，对比实现结果与条件数据对应位置的属性值，可以发现重构结果与其条件数据基本保持一致，没有对应上的属性图中用圆圈进行了标志(图 5)。总体可以看出该方法重构结果符合条件数据分布的准确率达到 95% 以上。在模型训练阶段，训练数据集中只有 8 ~ 12 个条件数据，在测试阶段输入的条件数据增加到 80 ~ 200 个，重构结果仍然基本符合条件数据分布。实验表明，SAGAN 模型可以从稀疏的条件数据中学习到全局关键特征，进而重构复杂的空间地质模式。

图 6a 为参考标签模型与其对应的 20 个实现结果的变差函数曲线。本方法从测试数据集中随机选取 1 个标签模型，并随机获取其对应的 20 种不同的条件数据，使用训练完成的 SAGAN 得到 20 个模拟结果。对模拟结果进行变差函数分析为主要评价指标。在同一图中，模拟结果与参考模型的曲线变化趋势是一致的，说明了模拟结果在空间变异性方面与参考模型相似，该方法在条件数据的约束下很好地再现了参考模型中深层次的空间特征。图 6b 为 64 个参考标签模型与其对应实现结果的 MDS 分析图，MDS 可以充分反映生成器生成的空间模式的多样性同时衡量重构结果和参考模型之间的特征相似度，可以看出实现结果的分布情况与参考模型有着极高的相似性，说明该方法在条件数据的约束下能够学习到参考模型丰富的地质模式。

为进一步评估 SAGAN 模型重构性能，绘制了相属性对比图，由图 7 可以看出，参考标签模型与其对应实现结果的相属性比例平均差异在 6% 以内，说明该方法在条件数据约束下可学习到参考模型的相属性分布比例。

2.3.2　三维地层结构模型重构结果

针对三维地层结构模型重构实验中，采用表 1 所列出的超参数设置，对 SAGAN 模型进行训练。训练完成的 SAGAN 模型，经过测试数据集的测试，图 8 为 8 组重构剖面结果、整体重构结果以及其对应的条件剖面数据，可以看出，重构结果的剖面与其对应的条件剖面在结构上展现出高度的一致性，剖

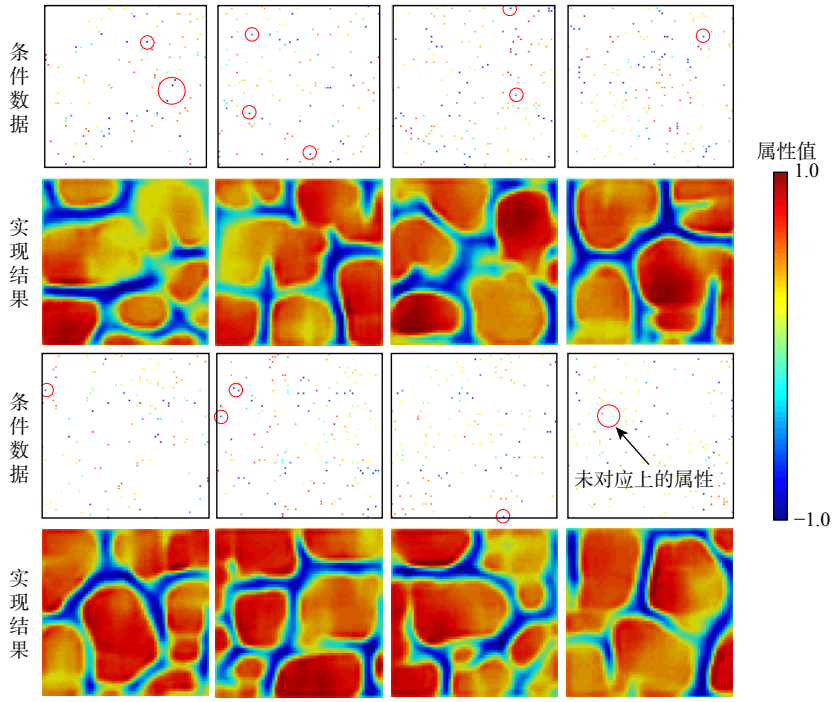


图 5　石墙结构条件数据及对应的实现结果

Fig. 5　Conditioning data and the corresponding realizations of stone wall

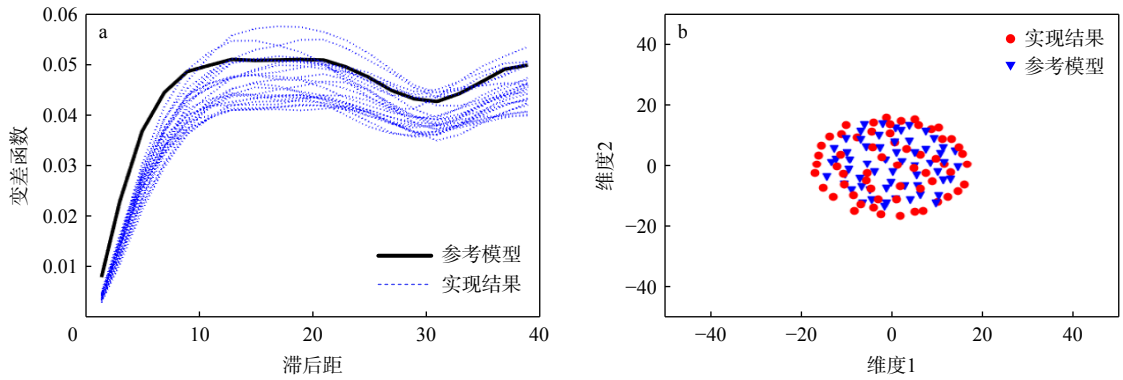


图 6　石墙结构参考模型对应的 20 个实现结果的变差函数曲线 (a) 及 64 个参考模型预期对应实现结果的 MDS 分析图 (b)

Fig. 6　Variogram plots of 20 realizations (a) and MDS analysis plots of 64 expected realization results (b) corresponding to the reference model of stone wall

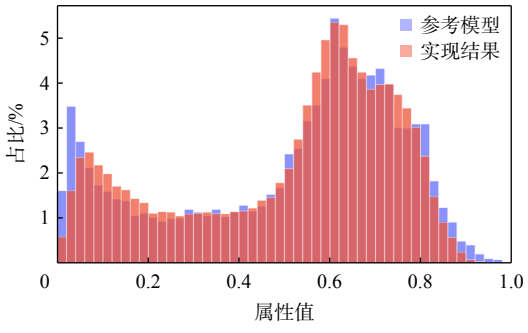


图 7　石墙结构参考模型与其实验结果的相属性对比图

Fig. 7　Comparison histogram of face attributes of reference model and its experimental results of stone wall

面位置处重构结果的属性值与剖面上条件数据的平均符合率为 97%。此外，重构结果的整体结构清晰，各个沉积地层都得到了还原，各层之间的分界线清晰可见，准确反映出了地层的真实结构。该实验可以证明本方法能够在条件剖面数据的约束下可以提取地层分界线、沉积相面积大小、层次变化等关键特征，进而精确重构地质整体模式。

图 9a 为参考标签模型与其对应的 20 个实现结果的变差函数曲线。在同一图中，模拟结果与参考模型的曲线变化趋势是一致的，说明了模拟结果在空间变异性方面与参考模型相似，该方法在条件数据的约束下能够学习到参考模型中的空间结构特征。图 9b 为 20 个参考标签模型与其对应实现结果的 MDS 分析图，MDS 是将高维数据投影到低维空间中，从而使复杂的数据可视化。每个数据点代表

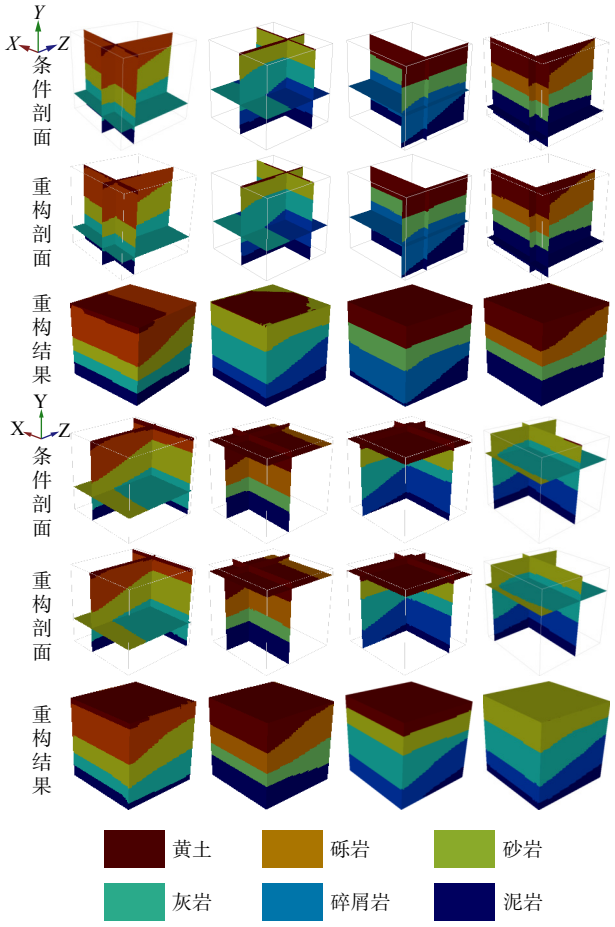


图 8　三维地层结构条件剖面数据和模拟实现结果

Fig. 8　Conditioning profile data and the corresponding realizations of 3D stratum structures

了参考模型和实现结果的一个地层结构，并且其分布中心几乎一致，这表明实现结果与参考模型的地层结构特征在投影得到的低维空间中具有相似性，也进一步证明了本方法的重构性能。图 10 为 24 个参考标签模型与其对应实现结果的箱形图，其中的每个点都对应于一个地质模型。在箱形图中，重构结果与参考模型的中位数非常接近，且四分数范围（及箱体的高度）基本吻合，这表明了重构结果在中心趋势和变异性上与参考模型有良好的一致性，进一步证实了本方法的重构结果在保持数据整体分布特征方面的准确性。

2.3.3　三维复杂砂岩结构模型重构结果

针对三维复杂砂岩结构模型重构实验中，采用表 1 的超参数设置，对 SAGAN 进行训练。训练完成的 SAGAN 模型，经过测试数据集的测试，从测试结果中随机选取了 8 组重构剖面结果、整体重构结果以及其对应的条件剖面数据（图 11）。

从图 11 中可以看出，本方法重构的剖面与其对应的条件剖面在地质模式上的高度相似性，本研究统计了 20 个实现结果的平均准确率为 90%。该图展示了地质结构不仅在整体上复现了地质结构的模式特征，在模型内部剖面也可以看出砂岩基体中各种孔隙密度的分布也得到了精确的重现。这表明本方法的网络模型能够充分利用条件剖面数据，成功地捕捉和再现了砂岩的复杂空间地质模式。

图 12 为参考标签模型与其对应的 20 个实现结果的变差函数曲线，模拟结果的变差函数曲线分布在参考线附近，曲线走势与参考线相近，说明了模拟结果在空间变异性方面与参考模型相似。图 13 为参考标签模型与其对应 20 个实现结果的连通图，可以看出实现结果与参考模型在 X 和 Y 方向上的连通性变化，二者的曲线走势表现出显著的相似性。重构的地质模型能够准确地捕捉到参考模型的连通性特点，如孔隙结构与其他特征在空间相互连接的情况。连通性曲线的这种相似性进一步证实了本方法的网络模型在理解复杂地层结构上的有效性。

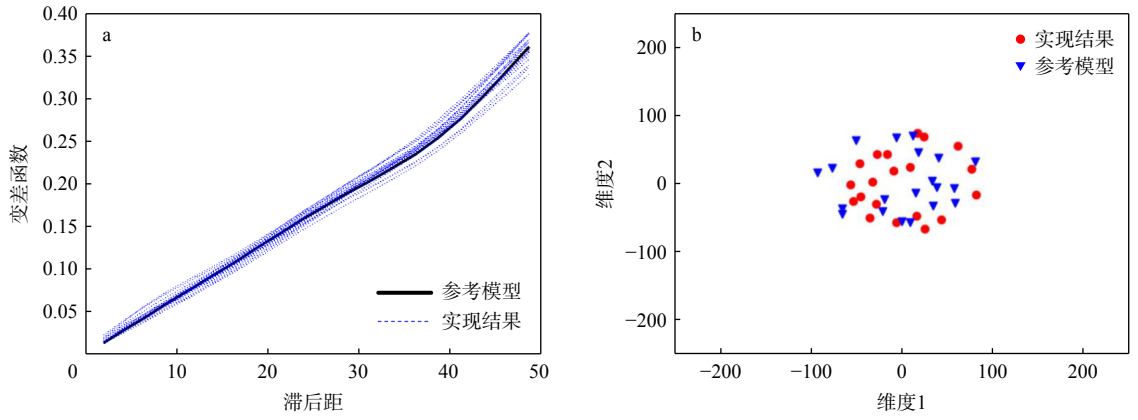


图 9　沉积地层结构参考模型与其对应的 20 个实现结果的变差函数曲线 (a) 及 20 个参考模型与对应实现结果的 MDS 分析图 (b)

Fig. 9　Variogram plots of 20 realizations (a) and MDS analysis plots of 20 realization results (b) corresponding to the reference model of sedimentary stratum structure

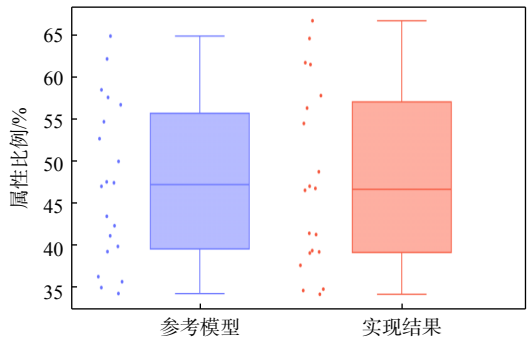


图 10　沉积地层结构 24 个参考模型与其对应实现结果的箱形图

Fig. 10　Box plots of 24 references and the corresponding realizations of sedimentary stratum structure

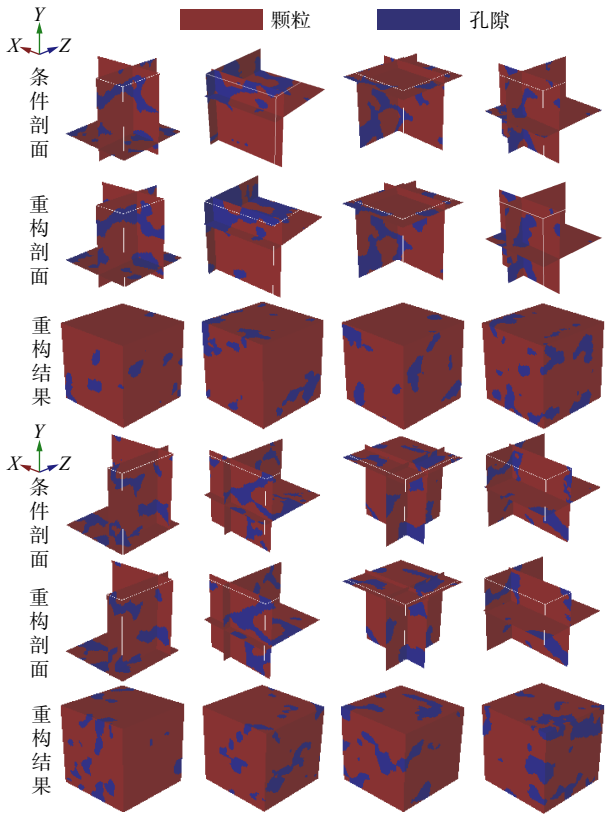


图 11　三维砂岩结构条件剖面数据及模拟实现结果

Fig. 11　Conditioning profile data and the corresponding simulation realizations of 3D sandstone structure

图 14a 为 30 个参考标签模型与其对应实现结果的 MDS 分析图，可以看出实现结果的分布范围与参考模型接近，说明重构结果和参考模型之间的统计特征一致。图 14b 为 30 个参考标签模型与其对应实现结果的箱形图，可以看出参数模型与实现结果的最大值、最小值和中位数接近，整体数据集中分布在 74% ~ 82% 之间，说明模拟结果与参考模型之间的统计特征一致。

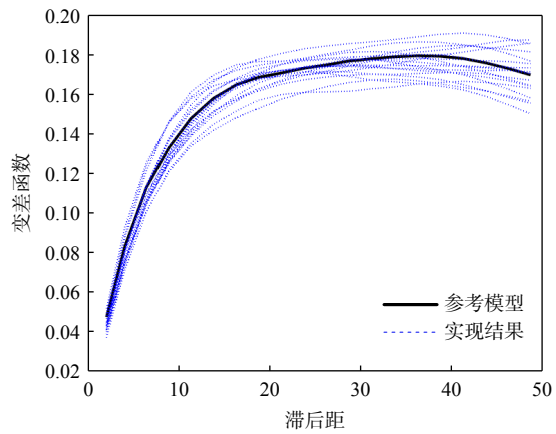


图 12　砂岩结构参考模型与其对应的 20 个实现结果的变差函数曲线

Fig. 12　Variogram plots of the reference model and the corresponding 20 realizations of sandstone structure

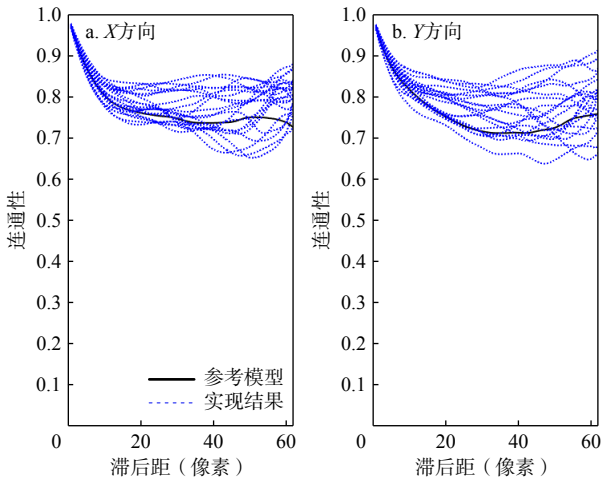


图 13　砂岩结构参考模型与其对应的 20 个实现结果的连通曲线

Fig. 13　Connectivity curves of the reference model and the corresponding 20 realizations of sandstone structure

3　讨论与总结

利用稀疏分布的观测数据实现地下油气储层结构及属性参数空间展布的准确表征，能够支撑油气田开发降低成本。其中，储层的空间结构表征有助于理解储层砂体的形态、空间关系、物理性质等信息，这些关键特征在三维储层建模中起到了关键作用。传统的 GAN 模型在对关键特征的提取方面存在着挑战。这主要是因为传统 GAN 模型的卷积操作具有局部感受野的特性，限制了对关键信息的提取能力。此外传统 GAN 模型使用简单条件数据约束重构过程中，条件数据过于简单导致其包含的有效信息过少，难以指导深度网络模型学习到地质空

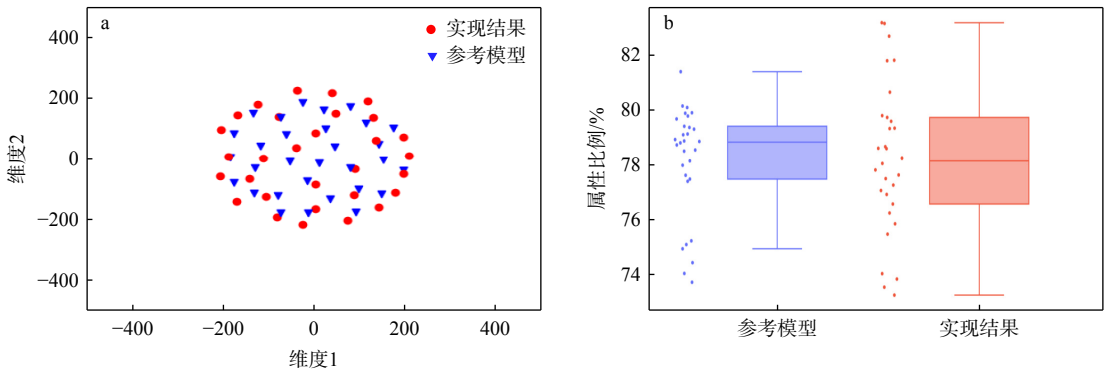


图 14　砂岩结构 30 个参考模型与其对应实现结果的 MDS 分析图 (a) 及箱型图 (b)

Fig. 14　MDS analysis plots (a) and box plots (b) of 30 reference models and the corresponding realizations of sandstone structure

间结构关键特征，建模结果往往难以符合实际的地质条件数据分布。

考虑到以上问题，本研究提出了基于自注意力机制生成对抗网络的三维储层建模方法。利用自注意力机制成功捕捉那些对于传统卷积层来说难以识别的远距离依赖特征。此外，通过将剖面数据融入作为模型训练的条件约束，克服了由条件数据稀疏性引起的潜在问题。利用 U-Net 架构结合自注意力机制，以及特别设计的空间上下文损失函数进一步优化建模过程。本方法进行了二维连续属性和三维离散属性的实验，并对其重构结果进行了分析与评估。实验结果表明，重构结果精确可靠，在空间变异性、连通程度、相属性频率分布、空间分布模式等方面与参考模型的差异细微。

本方法在还原空间全局特征方面尚有提升空间。尽管自注意力机制在模拟长距离依赖性方面表现出色，但是在卷积后加入的自注意力是对融合之后的特征进行相关性提取，而非在全尺度图像上进行全局特征提取。虽然本方法能够捕捉到某一层级的特征关联性，但对于更广泛的全局特征提取仍存在局限。因此，未来的工作需要开发新的策略和方法，以更全面地提取和利用储层模型中的多尺度空间特征，进一步提高储层结构及属性参数空间展布预测的准确率，为提高油气储层品质评价的精度和规避挖潜风险提供可靠的先验格架。

所有作者声明无利益冲突。

The authors declare that no competing interests exist.

参考文献：

[1] 曹砚锋, 李汉兴, 黄辉, 等. 海上油田高效开发钻完井关键技术研究新进展 [J]. 中国海上油气, 2022, 34(6): 124-134.
CAO Y F, LI H X, HUANG H, et al. Research progress on drilling and completion technology for efficient development of offshore oilfields[J]. China Offshore Oil and Gas, 2022, 34(6): 124-134. (in Chinese with English abstract)

[2] 孙福街. 中国海上油田高效开发与提高采收率技术现状及展望 [J]. 中国海上油气, 2023, 35(5): 91-99.
SUN F J. Status and prospects of efficient development and EOR technologies in China offshore oilfields[J]. China Offshore Oil and Gas, 2023, 35(5): 91-99. (in Chinese with English abstract)

[3] 唐骥, 蒋潇, 姜雪莲, 等. 矿体三维可视化建模技术在成矿模式分析中的应用 [J]. 地质科技通报, 2023, 42(5): 273-284.
TANG J, JIANG X, JIANG X L, et al. Application of three-dimensional visualization modeling technology of ore bodies in metallogenic mode analysis[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2023, 42(5): 273-284. (in Chinese with English abstract)

[4] CHEN X P, LI S G, ZHANG J, et al. 3D geomechanical modeling for an extra deep fractured carbonate reservoir, Northwest China[C]//Anon. SPE Asia Pacific Oil & Gas Conference and Exhibition. [S. l.]: [S. n.], 2020: SPE-202334-MS.

[5] SOLEIMANI M, JODEIRI SHOKRI B. 3D static reservoir modeling by geostatistical techniques used for reservoir characterization and data integration[J]. Environmental Earth Sciences, 2015, 74(2): 1403-1414.

[6] 林良俊, 李亚民, 葛伟亚, 等. 中国城市地质调查总体构想与关键理论技术 [J]. 中国地质, 2017, 44(6): 1086-1101.
LIN L J, LI Y M, GE W Y, et al. General ideas for urban geological survey in China and key theory and techniques[J]. Geology in China, 2017, 44(6): 1086-1101. (in Chinese with English abstract)

[7] 李德仁, 龚健雅, 邵振峰. 从数字地球到智慧地球 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2010, 35(2): 127-132.
LI D R, GONG J Y, SHAO Z F. From digital Earth to smart Earth[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2010, 35(2): 127-132. (in Chinese with English abstract)

[8] CUI Z S, CHEN Q Y, LIU G, et al. Hybrid parallel framework for multiple-point geostatistics on Tianhe-2: A robust solution for large-scale simulation[J]. Computers & Geosciences, 2021, 157: 104923.

[9] 吴冲龙, 何珍文, 翁正平, 等. 地质数据三维可视化的属性、分类和关键技术 [J]. 地质通报, 2011, 30(5): 642-649.
WU C L, HE Z W, WENG Z P, et al. Property, classification and key technologies of three-dimensional geological data visualization[J]. Geological Bulletin of China, 2011, 30(5): 642-649. (in

Chinese with English abstract）

[10] CHEN Q Y, LIU G, MA X G, et al. 3D stochastic modeling framework for Quaternary sediments using multiple-point statistics: A case study in Minjiang Estuary area, Southeast China[J]. Computers & Geosciences, 2020, 136: 104404.

[11] GUARDIANO F B, SRIVASTAVA R M. Multivariate geostatistics: Beyond bivariate moments[M]. Dordrecht: Springer Netherlands, 1993: 133-144.

[12] COMUNIAN A, GIUDICI M, LANDONI L, et al. Improving Bowen-ratio estimates of evaporation using a rejection criterion and multiple-point statistics[J]. Journal of Hydrology, 2018, 563: 43-50.

[13] FENG W J, WU S H, YIN Y S, et al. A training image evaluation and selection method based on minimum data event distance for multiple-point geostatistics[J]. Computers & Geosciences, 2017, 104: 35-53.

[14] ARPAT G B, CAERS J. Conditional simulation with patterns[J]. Mathematical Geology, 2007, 39(2): 177-203.

[15] BAI T, TAHMASEBI P. Hybrid geological modeling: Combining machine learning and multiple-point statistics[J]. Computers & Geosciences, 2020, 142: 104519.

[16] 高小洋, 何文祥, 胡勇. 基于深度生成模型的河道砂建模方法 [J]. 地质科技通报, 2023, 42(2): 94-104.
GAO X Y, HE W X, HU Y. A modeling method of channel sand based on deep generation models[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2023, 42(2): 94-104. (in Chinese with English abstract)

[17] SONG S H, MUKERJI T, HOU J G. Bridging the gap between geophysics and geology with generative adversarial networks[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 60: 5902411.

[18] LOPEZ-ALVIS J, LALOY E, NGUYEN F, et al. Deep generative models in inversion: The impact of the generator's nonlinearity and development of a new approach based on a variational autoencoder[J]. Computers & Geosciences, 2021, 152: 104762.

[19] CUI Z S, CHEN Q Y, LIU G. Characterization of subsurface hydrogeological structures with convolutional conditional neural processes on limited training data[J]. Water Resources Research, 2022, 58(12): e2022WR033161.

[20] ZUO R G, XIONG Y H, WANG J, et al. Deep learning and its application in geochemical mapping[J]. Earth-Science Reviews, 2019, 192: 1-14.

[21] JESSELL M, GUO J T, LI Y Q, et al. Into the Noddyverse: A massive data store of 3D geological models for machine learning and inversion applications[J]. Earth System Science Data, 2022, 14(1): 381-392.

[22] TAHMASEBI P, KAMRAVA S, BAI T, et al. Machine learning in geo- and environmental sciences: From small to large scale[J]. Advances in Water Resources, 2020, 142: 103619.

[23] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial networks[J]. Communications of the ACM, 2020, 63(11): 139-144.

[24] DRAMSCH J S. 70 years of machine learning in geoscience in review[M]. Amsterdam: Elsevier, 2020: 1-55.

[25] GOODFELLOW I, BENGIO Y, COURVILLE A. Deep learning[M]. Cambridge, MA: MIT Press, 2016.

[26] CHEN Q Y, CUI Z S, LIU G, et al. Deep convolutional generative adversarial networks for modeling complex hydrological structures in Monte-Carlo simulation[J]. Journal of Hydrology, 2022, 610: 127970.

[27] CUI Z S, CHEN Q Y, LIU G. A two-stage downscaling hydrological modeling approach via convolutional conditional neural process and geostatistical bias correction[J]. Journal of Hydrology, 2023, 620: 129498.

[28] NESVOLD E, MUKERJI T. Simulation of fluvial patterns with GANs trained on a data set of satellite imagery[J]. Water Resources Research, 2021, 57(5): e2019WR025787.

[29] CAO D P, HOU Z Y, LIU Q, et al. Reconstruction of three-dimension digital rock guided by prior information with a combination of InfoGAN and style-based GAN[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2022, 208: 109590.

[30] YANG Z X, CHEN Q Y, CUI Z S, et al. Automatic reconstruction method of 3D geological models based on deep convolutional generative adversarial networks[J]. Computational Geosciences, 2022, 26(5): 1135-1150.

[31] ZHANG T F, TILKE P, DUPONT E, et al. Generating geologically realistic 3D reservoir facies models using deep learning of sedimentary architecture with generative adversarial networks[J]. Petroleum Science, 2019, 16(3): 541-549.

[32] LIU Q B, LIU W L, YAO J P, et al. An improved method of reservoir facies modeling based on generative adversarial networks[J]. Energies, 2021, 14(13): 3873.

[33] FAN W Y, LIU G, CHEN Q Y, et al. Geological model automatic reconstruction based on conditioning Wasserstein generative adversarial network with gradient penalty[J]. Earth Science Informatics, 2023, 16(3): 2825-2843.

[34] CHEN D J, CHEN Q Y, CUI Z S, et al. SA-VAE: A novel approach for reservoir characterization based on variational auto-encoder and selective attention mechanism[J]. Earth Science Informatics, 2023, 16(4): 3283-3301.

[35] DU G T, CAO X, LIANG J M, et al. Medical image segmentation based on U-Net: A review[J]. Journal of Imaging Science and Technology, 2020, 64(2): 20508-1-020508-12.

[36] ZHANG H, GOODFELLOW I, METAXAS D, et al. Self-attention generative adversarial networks[C]//Anon. Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning. Long Beach: PMLR, 2019: 7354-7363.

[37] AZEVEDO L, PANEIRO G, SANTOS A, et al. Generative adversarial network as a stochastic subsurface model reconstruction[J]. Computational Geosciences, 2020, 24(4): 1673-1692.

[38] 周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述 [J]. 计算机学报, 2017, 40(6): 1229-1251.
ZHOU F Y, JIN L P, DONG J. Review of convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(6): 1229-1251. (in Chinese with English abstract)

[39] GARNELO M D, ROSENBAUM C, MADDISON T, et al. Condi-

tional neural processes[C]//Anon. Proceedings of the 35th International Conference on Machine Learning. [S. 1.]: [s. n.], 2018: 1704-1713.

[40] WILLIAMS C, FALCK F, DELIGIANNIDIS G, et al. A unified framework for U-Net design and analysis[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2023, 36: 27745-27782.

Summary for “基于自注意力机制生成对抗网络的三维储层建模方法”

A self-attention enhanced generative adversarial network approach for three-dimensional reservoir modeling

DING Zupeng[1, 2], ZHANG Yuqing[1, 2], WANG Junjie[1, 2], FANG Hongfeng[3a], CHEN Dajie[3b], CHEN Qiyu[3b*]

1. State Key Laboratory of Offshore Oil Exploitation, Beijing 100028, China;
2. CNOOC Research Institute Co., Ltd., Beijing 100028, China;
3a. School of Future Technology; 3b. School of Computer Science, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430078, China

First author, E-mail: dingzp@cnooc.com.cn

* Corresponding author, E-mail: chenqiyu403@163.com

Abstract: [**Objective**] Three-dimensional reservoir modeling technology can automatically characterize the spatial heterogeneity structure of the reservoir. However, oilfield exploitation is difficult and the development cost is high, resulting in large well spacing and scarce drilling data. How to realize the three-dimensional modeling of oil and gas reservoirs based on the sparse and limited available data has always been a challenge in oil and gas development. [**Methods**] Therefore, this paper proposes a three-dimensional reservoir modeling method based on the self-attention mechanism and generative adversarial network. Geological profiles or boreholes with rich spatial structure information are introduced as conditional constraint data. The U-Net network structure combined with the self-attention mechanism is used to extract key structural features. A spatial context conditional loss function is designed to further constrain the reconstruction process, so that the conditional distribution of the reconstructed result is closer to that of the real data. [**Results**] The results of multiple sets of three-dimensional reservoir structure and complex sandstone pore modeling experiments show that the three-dimensional reservoir modeling method proposed in this study can reproduce the geological spatial structure features and is in line with the conditional data distribution of the reference model. The reconstruction accuracy rate is 90%. [**Conclusions**] The method proposed in this study successfully captures those long-distance dependent features that are difficult to identify for traditional convolutional layers. It overcomes the potential problems caused by the sparse condition data and the simulation results can reflect geological randomness. It can be applied to the efficient and accurate reconstruction of various reservoir geological structures.

Key words: three-dimensional reservoir modeling; key feature; deep learning; generative adversarial network; self-attention mechanism

Received: 2025-03-08; Revised: 2025-04-19; Accepted: 2025-04-29

doi: 10.19509/j.cnki.dzkq.tb20250109