

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2024.11.019

基于梯度惩罚 Wasserstein 生成对抗网络的数字岩心重建

徐慧兵, 李道伦, 查文舒

(合肥工业大学 数学学院, 安徽 合肥 230601)

摘要:文章针对三维 Wasserstein 生成对抗网络(Wasserstein generative adversarial networks, WGAN)重建数字岩心的梯度不稳定问题,提出一种基于带梯度惩罚的 Wasserstein 生成对抗网络(Wasserstein generative adversarial networks with gradient penalty, WGAN-GP)三维数字岩心重建算法。首先利用卷积神经网络构建生成网络学习真实样本的分布,然后再构建判别网络以区分重建样本和真实样本。由于 WGAN 的权值裁剪导致权重分散不均匀, WGAN-GP 增加了梯度惩罚项,使得梯度分布更加均匀并加快网络收敛速度,让训练更加稳定。实验通过孔隙度、比表面积和欧拉特性的对比表明,相比于 WGAN 算法, WGAN-GP 三维数字岩心重建算法能更加有效地重现岩石的三维孔隙结构特征。

关键词:数字岩心;生成对抗网络(GAN);梯度惩罚;三维重建;卷积神经网络

中图分类号:TP181

文献标志码:A

文章编号:1003-5060(2024)11-1559-05

3D digital core reconstruction based on gradient penalized Wasserstein generative adversarial networks

XU Huibing, LI Daolun, ZHA Wenshu

(School of Mathematics, Hefei University of Technology, Hefei 230601, China)

Abstract: In view of the problem of gradient instability in the reconstruction of 3D digital cores based on Wasserstein generative adversarial networks(WGAN), this paper proposes a Wasserstein generative adversarial networks with gradient penalty(WGAN-GP) algorithm. A convolutional network is used to build a generative network to learn the distribution of the real samples, and then a discriminative network is built to distinguish the reconstructed samples from the real samples. As the weight cropping of WGAN leads to uneven weight dispersion, WGAN-GP adds a gradient penalty term to make the gradient distribution more uniform and speed up the convergence of the network, allowing for more stable training. A comparison of porosity, specific surface area and Euler characteristics shows that the WGAN-GP reconstruction algorithm is more effective in reproducing the 3D pore structure characteristics of rocks than the WGAN reconstruction algorithm.

Key words: digital cores; generative adversarial networks(GAN); gradient penalty; 3D reconstruction; convolutional neural networks

0 引言

微米级的岩石孔隙结构特征不仅直接影响着岩石内部流体的输运特性,同时也影响储层岩石

的宏观物理特性^[1],因此对储层结构的分析研究在许多科学应用中发挥着关键作用,也是提高储层油气藏开发效率的关键^[2]。直接获取岩心成本高昂、技术要求高,因此研究人员使用数字岩心方

收稿日期:2022-03-24;修回日期:2022-05-23

基金项目:国家自然科学基金资助项目(12172115)

作者简介:徐慧兵(1996—),男,安徽芜湖人,合肥工业大学硕士生;

李道伦(1972—),男,安徽合肥人,博士,合肥工业大学教授,博士生导师。

法来评估岩石的物理性质。数字岩心方法是最近在各类岩心(例如页岩、砂岩等)分析领域兴起的一种岩心分析的有效方法,其基本原理是利用计算机算法处理电镜扫描图像,通过计算机处理技术完成重建,并推演岩心的各种性质。

常见的数字岩心建模算法分为物理实验法与数值重建法 2 种。物理实验法是使用高精度仪器扫描岩心,根据扫描得到的图像进行重建。常见的物理实验法有序列成像法、核磁共振法、X 射线计算机层析成像扫描法和聚焦离子束电子显微镜扫描法^[3-6]。数值重建分析岩心图像得到建模必需的信息,使用数学方法建立数字岩心。数值重建法常见的有顺序指示模拟法、模拟退火算法、高斯场法、过程法等^[7-12]。然而物理实验法需使用高分辨率扫描仪器,容易破坏岩心结构且代价昂贵;而传统的数值重建法重建时间久、对数据要求高、重建效果不稳定。

生成对抗网络(generative adversarial networks, GAN)^[13]是当前图像生成领域流行的人工智能模型,具有优秀的特征提取能力和图像生成能力,其中它的变式深度卷积生成对抗网络(deep convolutional generative adversarial networks, DCGAN)、Wasserstein 生成对抗网络(Wasserstein generative adversarial networks, WGAN)作为新的数值重建法被逐渐用在数字岩心重建过程中。

本文提出一个基于带梯度惩罚 WGAN(WGAN with gradient penalty, WGAN-GP)重建算法生成三维数字岩心的新算法。WGAN-GP 在 WGAN 的基础上做了改进,增加了梯度惩罚项,在数字岩心生成中训练更加稳定。最后比较了 WGAN 和 WGAN-GP 的运行结果。结果显示,相比于 WGAN, WGAN-GP 可以更为准确地学习正确的特征,得到更加真实的岩心图像。

1 WGAN-GP 三维数字岩心重建算法

1.1 WGAN-GP 原理

GAN 是一类无监督深度学习框架,可以无需生成与训练数据相关的概率分布的先验推断直接学习数据的概率分布,并使用其产生特征相似的生成样本。GAN 的核心是“生成器”和“判别器”这 2 个多层感知机,输入噪声向量进入生成器得到生成样本,判别器用于区分输入样本为真实样本还是生成样本。2 个网络交替训练,得到最优目标函数。

GAN 用来生成图片的方法会出现梯度不稳定、样本多样性不足的问题,而 DCGAN 则会出现梯度崩塌现象,因此文献^[15]提出了 WGAN 算法模型,并对 DCGAN 进行了改进。WGAN 虽然理论证明完美,但它使用 Lipschitz 连续性条件强行截断生成器的参数,真正的效果不一定好。WGAN-GP 是在 WGAN 基础上,增加了梯度惩罚项,大大增加了训练的稳定性、提高了生成样本的质量。

在 WGAN-GP 中,设真实样本空间分布为 P_{data} ,在三维生成器 G 中输入高斯随机噪声得到满足分布 P_{θ} 的生成样本。三维判别器 D_{ω} 和三维生成器 G_{θ} 参数可微,得到 WGAN-GP 优化公式如下:

$$\min_{G_{\theta}} \max_{D_{\omega}} V(G_{\theta}, D_{\omega}) = E_{x \sim P_{\text{data}}(x)} [D_{\omega}(x)] - E_{z \sim P_z(z)} [D_{\omega}(G_{\omega}(z))] - \lambda E_{x \sim P_m(x)} (|| \nabla_x D_{\omega}(x) - 1 ||)^2 \quad (1)$$

其中: z 为满足高斯分布 $P_z(z)$ 的随机高斯噪声; $G_{\theta}(z)$ 为噪声通过生成器得到的生成样本; λ 为梯度惩罚参数; E 为期望; P_m 为采样于 P_{data} 与 P_{θ} 之间的样本空间; $(|| \nabla_x D_{\omega}(x) - 1 ||)^2$ 为采样后的梯度惩罚项。

1.2 算法流程

WGAN-GP 的训练过程主要分两步:第 1 步是训练判别器尽可能区分真实样本和生成样本;第 2 步是训练生成器最大化其欺骗判别器的能力,使生成器将生成样本误分类为真实样本。WGAN-GP 三维数字岩心重建算法流程如图 1 所示。生成器主要负责生成概率密度为 P_{data} 的样本,判别器主要判断输入样本是真实样本还是生成样本。生成器网络 G_{θ} 是从潜在空间的先验噪声 z 到岩心图像域的映射。

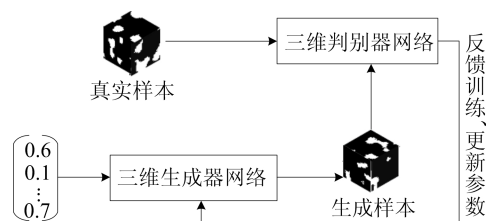


图 1 算法流程图

随机高维噪声 z 是满足期望为 0, 方差为 1 的随机高斯噪声。对三维生成器 G_{θ} 输入随机高斯噪声 z 后,得到生成的假的岩心图片,而三维判别器 D_{ω} 将三维岩石图片映射到一个 $[0, 1]$ 的空

间内。

设置判别器 D_ω 、生成器 G_θ 、判别器迭代次数 N 、每次迭代过程中生成器的批处理大小 n 和学习速率 α , 取随机值 ϵ 。对判别器和生成器的参数进行随机初始化。基于 WGAN-GP 的三维数字重建算法如下。

While θ 不收敛时, 执行

for $t=0, 1, \dots, N$, 执行

取真实三维岩心样本 x_i 满足分布 P_r , 随机高斯噪声 z 满足分布 P_z , \tilde{x}_i 为生成样本, 且 $\tilde{x}_i = G_\theta(z_i)$;

从均匀分布 $U(0, 1)$ 中抽取一个随机加权数 ϵ , 得到加权平均样本 $\tilde{x}_i \leftarrow \epsilon x_i + (1-\epsilon)\tilde{x}_i$;

采用批处理梯度下降法使以下公式最大化来更新判别器参数 ω :

$$V = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [D_\omega(x_i) - D_\omega(\tilde{x}_i) - \lambda (|\nabla_x D_\omega(x_i) - 1|)^2],$$

$$\omega \leftarrow \omega + \alpha^* \text{RMSProp}(\omega, V_\omega);$$

end for

取随机噪声 z 满足分布 P_z , $\tilde{x}_i \leftarrow G_\theta(z_i)$;

采用批处理梯度下降法使以下公式最小化来更新判别器参数 θ :

$$\hat{V} = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n D(G_\theta(z^{(i)})),$$

$$\theta \leftarrow \theta - \alpha^* \text{RMSProp}(\theta, \hat{V}_\theta)$$

end While

2 实 验

2.1 实验数据预处理

本文采用的样本是使用 CT 扫描仪扫描真实样本后经过二值化处理得到的, 取样于黑龙江大庆市的常规砂岩油气储层, 致密性强。首先对岩石进行 CT 扫描, 再进行二值化处理得到原始样本。在保证计算精确性的基础上对原始样本按照大小为 $32 \times 32 \times 32$ 、步长为 16 截取子样本图片, 使得子样本获得与原始样本相似的岩石特征形态。

2.2 对抗训练

本文使用 1 450 张图片大小为 $32 \times 32 \times 32$ 的岩心样本进行训练, 并对比了 WGAN 算法和 WGAN-GP 算法的结果。WGAN 算法和 WGAN-GP 算法的具体参数见表 1 所列。

训练采用单一的 NVIDIA 1080TI GPU 进行网络训练, WGAN-GP 训练时间约为 12.23 h, WGAN 训练时间约为 12.93 h。批标准化层用来加速训练以及减少训练过拟合, Dropout 层减少

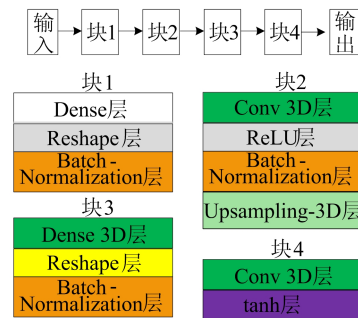
了网络参数防止网络过拟合, 三维卷积层可以提高模型训练的稳定性。

表 1 WGAN 算法与 WGAN-GP 算法的参数

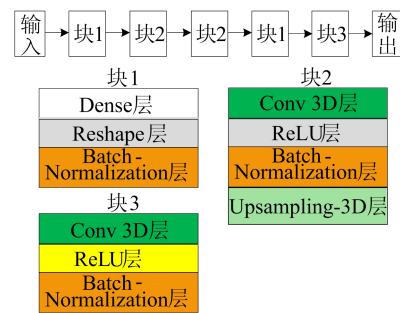
参数	WGAN 算法	WGAN-GP 算法
训练图像大小	$32 \times 32 \times 32$	$32 \times 32 \times 32$
训练次数/次	20 000	20 000
均匀噪声大小/维	100	100
批次大小	8	8
失活率	0.25	0.25
优化器	Adam(0.000 2, 0.5) RMSProp(lr=0.000 05)	

生成器网络结构如图 2a 所示。由图 2 可知, 生成器网络第 1 块采用全连接层, 之后使用 Reshape 层改变维度; 然后加入 3 层三维卷积层, 其中第 1 层和第 2 层选择使用 ReLU 激活函数并添加了批归一化层和上采样层; 最后的输出层采用 tanh 激活函数。

判别器网络结构如图 2b 所示。判别器网络采用 4 层卷积块, 激活函数使用 LeakyReLU 激活函数, 在卷积层之后加入 Dropout 层; 在生成网络和判别网络的卷积层中均有添加批标准化层; 最后一层使用全连接层。



(a) 生成器网络结构



(b) 判别器网络结构

图 2 生成器网络结构和判别器网络结构

3 实验评价

3.1 评价方法

虽然客观定量评价生成模型很困难, 但是在

多孔介质的情况下,可以使用一些完善的形态学标准用于结果评价。在评估生成图像的质量时,任何偏差都意味着重建的石头在孔隙尺度水平上的物理过程中与原始的岩心表现不同,因此本文使用了两点协方差函数和 3 个闵可夫斯基泛孔隙度 φ 、比表面积 S_v 和欧拉特性 χ_v ,并将它们的值与训练图像的值进行比较。

孔隙相的两点协方差函数是 x_1, x_2 两点均位于孔隙相中的概率,且两点由向量距离 r 隔开。

两点协方差函数 $S_2(r)$ 的公式如下:

$$S_2(r) = P(x_1 \in p, x_2 \in p), \quad x_1, r \in \mathbf{R}^3, x_1 = x_2 + r \quad (2)$$

协方差函数可以表示为这两个点 x_1, x_2 同在孔隙相 p 且 x_1 与 x_2 相隔 $|r|$ 个距离单位值的概率。当 $|r|=0$ 时, $S_2(0)=\varphi$, 其中 φ 为孔隙度。由于多孔介质具有各向异性,实验在计算时沿三轴计算,并得到最终的径向平均值。

孔隙度的计算公式为:

$$\varphi = V_1/V$$

其中: V_1 为孔隙所占体积; V 为整个岩心样本的体积。

比表面积计算公式为:

$$S_v = \frac{\int dS}{V} \quad (3)$$

其中, S 为空隙-固体界面。

欧拉特性可以定义为:

$$\chi = \frac{1}{4\pi V} \int \frac{1}{r_1(s)r_2(s)} dS \quad (4)$$

其中, $r_1(s), r_2(s)$ 分别表示曲面上的最大曲率和最小曲率。

但是,由于式(4)比较复杂,一般使用其转换式 $\chi = V - E + F - O$, 其中, V, F, E, O 分别为顶点、边、面和对象的个数。通过计算欧拉特性,可知数字岩心重建的合理性和流通性。

3.2 结果评价

本文样本取样于黑龙江大庆油田。真实样本、WGAN-GP 生成样本和 WGAN 生成样本如图 3 所示。

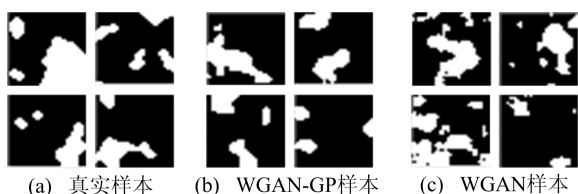


图 3 不同算法生成样本结果

由图 3 可知,WGAN 生成的样本有许多离散的小骨架点,而 WGAN-GP 生成的样本孔隙更加清楚,重建结果与真实样本有很高的相似性,结果更为真实。

真实图像和重建图像上评估的在 x, y, z 平均方向上两点协方差函数 $S_2(r)$ 如图 4 所示,其中图 4d 所示为总体均值的两点协方差函数,中值用中间曲线表示,而误差条表示这些值的 1/4 和 3/4 分位数。

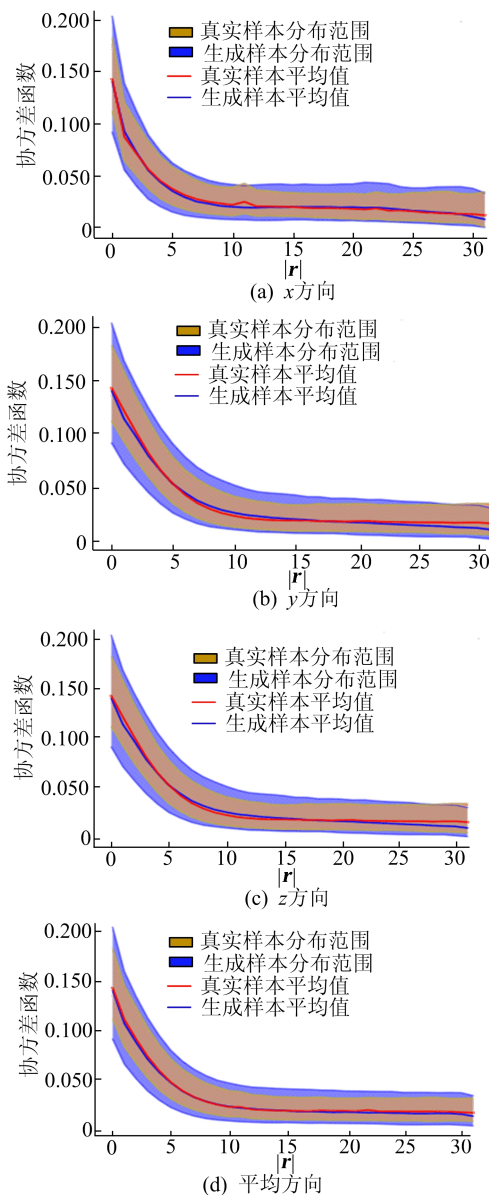


图 4 不同方向和平均方向上两点协方差函数

从图 4 可以看出每对样本分布之间的高度一致性,生成样本在 3 个方向和总体上都很好地拟合了真实样本。

真实样本、WGAN 生成样本和 WGAN-GP

生成样本的孔隙度、比表面积和欧拉特性如图 5 所示。

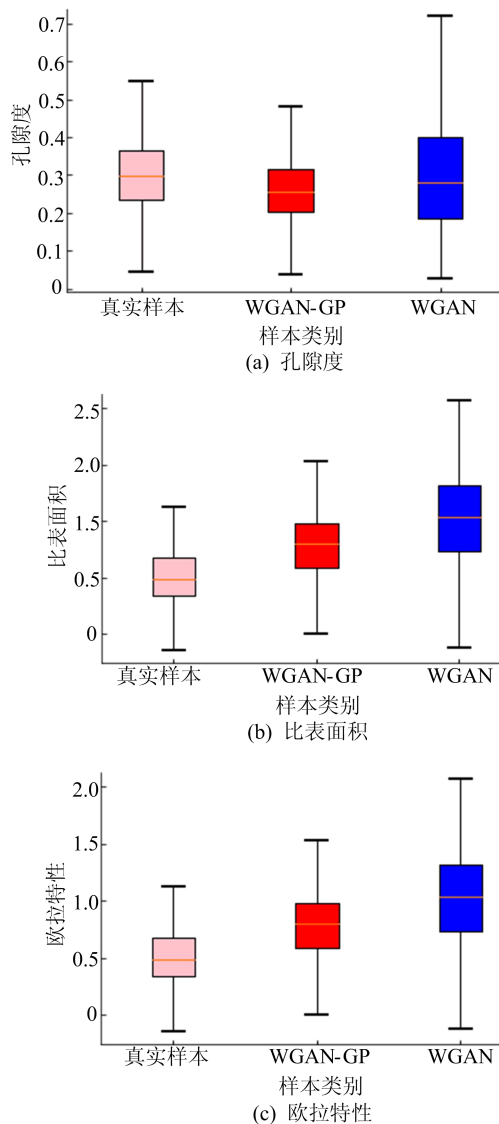


图 5 孔隙度、比表面积和欧拉特性比较

从图 5a 可以看出, WGAN-GP 生成样本的孔隙度分布范围略小于真实样本, 而 WGAN-GP 生成样本与真实样本差距较大, 结合图 3 可知, WGAN-GP 生成样本孔隙和骨架较为清楚, 与真实样本总孔体积更加接近。

从图 5b 可以看出, 三者的比表面积平均值差距不大, 但是 WGAN-GP 生成样本的范围与真实样本基本一致, 说明在 WGAN-GP 生成样本的孔隙平均直径与真实样本更加接近。

由图 5c 可知, WGAN-GP 的欧拉特性也明显优于 WGAN 的生成结果, 在数字岩心重建的合理性和流通性上表现很好。

4 结 论

本文提出了一种新的基于带梯度惩罚 WGAN 的三维数字岩心重建算法, 使用两点协方差函数、孔隙度、比表面积和欧拉特性对比评价了数字岩心重建的效果。实验表明, 三维数字岩心对比于 WGAN 三维数字岩心重建算法, 该重建算法利用带有梯度惩罚的损失函数, 减少了运行时间、加快网络收敛速度, 使训练过程更稳定且可以得到更为真实的岩心图像。

[参 考 文 献]

- [1] 宋睿, 汪尧, 刘建军. 岩石孔隙结构表征与流体输运可视化研究进展[J]. 西南石油大学学报(自然科学版), 2018, 40(6): 85-105.
- [2] 姚军, 赵秀才, 衣艳静, 等. 数字岩心技术现状及展望[J]. 油气地质与采收率, 2005, 12(6): 52-54.
- [3] YAMAMOTO T, 王威彬. 用多频井间声波层析成像法实现含水灰岩渗透率结构成像[J]. 石油物探译丛, 1995(4): 22-26.
- [4] 孙卫, 史成恩, 赵惊蛰, 等. X-CT 扫描成像技术在特低渗透储层微观孔隙结构及渗流机理研究中的应用: 以西峰油田庄 19 井区长 8_2 储层为例[J]. 地质学报, 2006, 80(5): 775-779.
- [5] 黄子齐, 吴名. 核磁共振成像: 21 世纪的技术[J]. 国外测井技术, 1997, 12(1): 18-28.
- [6] GROEBER M A, HALEY B K, UCHIC M D, et al. 3D reconstruction and characterization of polycrystalline microstructures using a FIB-SEM system[J]. Materials Characterization, 2006, 57(4/5): 259-273.
- [7] QUIBLIER J A. A new three-dimensional modeling technique for studying porous media[J]. Journal of Colloid & Interface Science, 1993, 98(1): 84-102.
- [8] 宋永忠, 于晶, 年静波. 随机顺序指示模拟技术与应用[J]. 大庆石油地质与开发, 2003, 22(1): 52-54.
- [9] 赵秀才, 姚军, 陶军, 等. 基于模拟退火算法的数字岩心建模方法[J]. 高校应用数学学报(A辑), 2007, 22(2): 127-133.
- [10] 庞伟. 采用多点地质统计法重构页岩的数字岩心[J]. 天然气工业, 2017, 37(9): 71-77.
- [11] 杨菁华, 王奇, 王青青. 用马尔可夫链的蒙特卡洛方法更新及预测连续油藏模拟模型[J]. 石油石化节能, 2010, 26(6): 11-14.
- [12] 罗加荣. 过程法模拟构建数字岩心[J]. 工程地球物理学报, 2021, 18(1): 147-152.
- [13] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial networks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2014, 3: 2672-2680.

(责任编辑 李 凯)