

doi: 10.3969/j. issn. 0490-6756. 2019. 02. 013

# 自适应直接取样岩心三维重建算法

许诗涵, 滕奇志, 冯俊羲, 丁凯

(四川大学电子信息学院, 成都 610065)

**摘要:** 由于直接取样算法在重建过程中引入了多个需要手动调节的参数, 使其在实际运用中具有一定的难度。针对这一问题, 提出了一种自适应直接取样岩心三维重建算法。首先, 使用三级网格对图像进行逐级重建; 其次, 使用高斯加权来提高模式匹配的准确性; 然后, 根据待匹配数据事件的条件数据点自适应的选择模式搜索范围, 将距离最小模式的中心点赋给待模拟点; 最后, 使用算法与传统直接取样算法分别对多张储集层岩心图像进行三维重建。通过比较重建结果与真实结构在统计分布、孔隙结构上的差异, 证明了算法的有效性。

**关键词:** 三维重建; 自适应直接取样算法; 储集层岩心图像; 训练图像; 三级网格

**中图分类号:** TP391      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0490-6756(2019)02-0260-07

## Adaptive direct sampling core 3D reconstruction algorithm

XU Shi-Han, TENG Qi-Zhi, FENG Jun-Xi, DING Kai

(College of Electronics and Information Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

**Abstract:** The direct sampling algorithm has certain difficulties in practical application because it introduces a number of parameters that need to be manually adjusted during the reconstruction process. Aiming at this problem, an adaptive direct sampling core three-dimensional (3D) reconstruction algorithm is proposed. the image is first reconstructed step by step with three-level grid. Secondly, Gaussian weighting is used to improve the accuracy of pattern match. Then, according to the conditional data points of the data event to be matched, the pattern search range is adaptively selected, and the center point of the minimum distance pattern is assigned to the point to be simulated. Finally, the proposed algorithm and the traditional direct sampling algorithm are used to perform 3D reconstruction for multiple reservoir core images respectively. The effectiveness of the adaptive direct sampling core 3D reconstruction algorithm is demonstrated by comparing the difference between the reconstruction result and the real structure in the statistical distribution and pore structure.

**Keywords:** 3D reconstruction; Adaptive direct sampling algorithm; Reservoir core images; Training image; Three-grid

## 1 引言

在多孔介质图像重建领域, 多点地质统计 MPS (Multiple-Point Statistics) 是一种广泛使用的算法,

其核心思想是将训练图像作为待重建结构的概念性先验模型, 利用多个已知条件数据点和来自训练图像的模式信息, 对未知的待模拟点进行重建。ENESIM 算法作为最早期的 MPS 算法, 首先在 1993 年由

收稿日期: 2018-05-12

基金项目: 国家自然科学基金(61372174); 四川大学研究生课程建设项目(2016KCJS5113)

作者简介: 许诗涵(1994—), 女, 四川南充人, 硕士生, 研究方向为数字图像处理。E-mail: 18328575994@163. com

通讯作者: 滕奇志。E-mail: qzteng@scu.edu.cn

Guardiano 等人<sup>[1]</sup>提出。该算法通过计算模式的条件概率分布函数来估计待模拟点的值, 在模拟每点时都需要重新扫描整幅训练图像, 重建耗时巨大。针对这一问题, 部分学者通过对训练图像的模式信息存储方式进行改进, 提升了算法的重建速度<sup>[2-4]</sup>。而 2010 年 Mariethoz 等学者则是在 ENESIM 算法的基础上改变了传统的点模拟方式, 提出了一种新的 MPS 算法, 称作直接取样(DS)算法<sup>[5]</sup>。该算法通过计算模式之间的距离, 一旦在训练图像中随机访问的模式与待匹配数据事件的距离小于设定阈值, 便把匹配到的模式中心点赋给待模拟点。相较于传统 MPS 算法, DS 算法在降低了算法重建时间的同时, 更简单灵活, 且能够应用于多相及灰度图像的重建, 应用范围更广<sup>[6-9]</sup>。但考虑到重建的时间与精度问题, DS 算法设置了三个需要手动调节的参数: (1) 构成待模拟点数据事件的条件数据量  $n$ ; (2) 判断是否接受模式中心点的模式距离阈值  $t$ ; (3) 训练图像模式的搜索范围  $f$ 。在使用 DS 算法进行重建时, 为得到较好的重建效果, 需要对上述每个参数进行细致繁琐的调节, 导致 DS 算法在实际应用方面具有一定的难度。

本文提出一种自适应直接取样岩心三维重建算法, 不设置需要手动调节的参数, 能对不同的训

练图像自适应地重建出较好的结果。首先, 利用多级网格<sup>[10]</sup>策略使用三级网格对图像进行逐级重建; 其次, 在计算模式距离时, 使用高斯加权来反映不同位置上像素点对待模拟点的影响, 以提高匹配的准确性<sup>[11]</sup>; 最后, 对训练图像中的模式进行分类, 根据待匹配数据事件的条件数据点确定模式检索范围, 并将其中距离最小模式的中心点赋给待模拟点。实验结果表明, 算法能有效地完成对岩心三维图像的重建, 且对不同的训练图像都能重建出较好的结果。

## 2 MPS 算法的基本概念

### 2.1 模式提取

MPS 算法在重建过程中涉及到模式匹配, 需要进行模式提取。该过程一般通过数据模板  $\tau_n$  对训练图像进行扫描来实现。其中数据模板  $\tau_n$  由  $n$  个向量构成, 中心点为  $u$ , 如下式。

$$\tau_n = \{h_\alpha, \alpha=1, \dots, n\} \quad (1)$$

式(1)中,  $h_\alpha$  为描述数据模板中各个位置的矢量。模板其他位置上的点可以表示为

$$u_\alpha = u + h_\alpha, \alpha=1, \dots, n \quad (2)$$

图 1 展示了使用数据模板对训练图像进行模式提取的示意图。

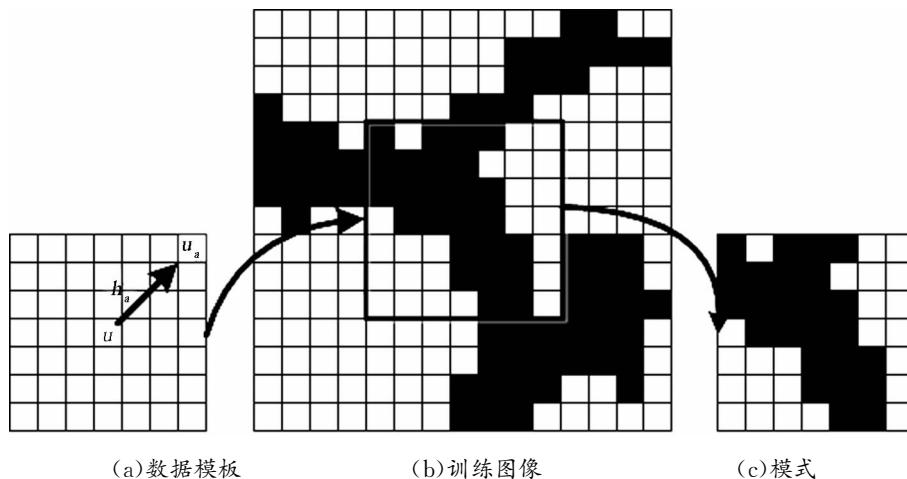


图 1 模式提取示意图  
Fig. 1 Pattern extraction diagram

### 2.2 待模拟点重建

在点模拟的过程中, 我们将数据模板的中心与待模拟点进行重合, 从而生成待匹配数据事件。图 2 展示了使用  $5 \times 5$  的数据模板在  $xz$ ,  $xy$  和  $yz$  三个正交平面内对某一待模拟点的数据事件的提取情况。图 2 中, 一个方块代表一个像素

点, 深灰色为当前待模拟点, 浅灰色为其余未知点, 黑色和白色为不同相的条件数据点, 这些条件数据点构成了待模拟点的待匹配数据事件。将获取的数据事件分别与训练图像中的模式信息进行匹配, 根据匹配到的模式中心点相位情况, 确定待模拟像素点的值。

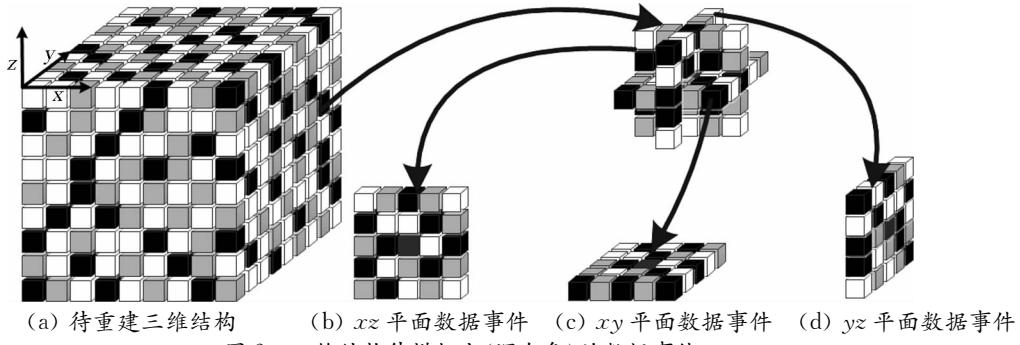


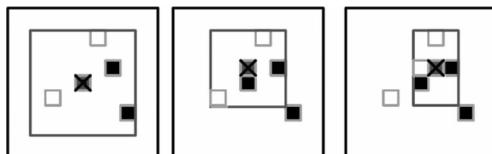
图 2 三维结构待模拟点(深灰色)的数据事件

Fig. 2 Data events of point to be simulated (dark grey) in 3D structure

### 3 自适应直接取样算法

#### 3.1 三级网格策略的使用

传统 DS 算法将待模拟点周围  $n$  个条件数据点构成待匹配数据事件, 直接去训练图像中进行搜索匹配。图 3 展示了当  $n=4$  时数据事件的形态, 其中灰色代表待模拟点, 黑色和白色代表条件数据点。重建初期, 待重建图像中的条件数据点少, 对应的数据模板尺寸较大, 有利于提取宏观信息; 随着重建的不断进行, 条件数据点增多, 模板尺寸逐渐变小, 转而提取细节信息, 从而使点模拟结果更准确, 但该结论产生的前提是对于  $n$  值的恰当选取。 $n$  值设置的太大或太小, 都将影响重建的效果。

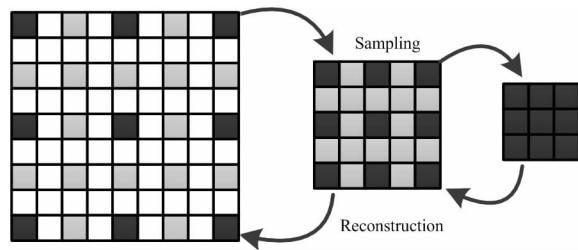


(a) 重建初期 (b) 重建中期 (c) 重建后期

图 3 DS 算法数据模板( $n=4$ )  
Fig. 3 Diagram of DS algorithm data template (gray box) when  $n=4$ 

针对上述情况, 本文采用多级网格策略进行逐级重建。Liu 经过实验证明当网格级数大于 3 时, 重建效果不会再有较大的提升, 因此在重建中使用三级网格即可<sup>[12]</sup>。首先将待重建网格和训练图像按照相同的下采样方式分为三级, 然后对最小网格中的未知点进行模拟, 当模拟完成后, 将最小网格使用下采样的逆过程恢复到次小网格的尺寸, 并将已模拟点作为条件数据点, 对次小网格中的未知点进行模拟。重复上述操作, 直到完成对所有未知点的重建。图 4 展示了三级网格系统的简易示意图。从图中可见, 下采样的方式减小了点与点之间的距离, 使得数据模板中包含的信息随着重建的进行,

逐渐由宏观信息转为细节信息, 可以在保证宏观与细节信息都能被重建的前提下, 避免对参数  $n$  的设置。

(a) 原始网格 (b) 次小网格 (c) 最小网格  
图 4 三级网格系统  
Fig. 4 Three-grid system

#### 3.2 模式距离计算

在计算模式距离时, 本算法使用高斯权值<sup>[13,14]</sup>来增强邻近像素点之间的联系。其中高斯权值  $\omega$  和模式距离  $dist$  的计算公式如下。

$$\omega(i, j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-[(i-u)^2 + (j-v)^2]/(2\sigma^2)} \quad (3)$$

$$dist = \sum_{i,j} \omega(i, j) \cdot \| pat_1(i, j) - pat_2(i, j) \|^2, \\ i \neq u, j \neq v \quad (4)$$

式(3)中,  $(u, v)$  和  $(i, j)$  分别为数据模板中待模拟点与条件数据点的坐标。通常  $\sigma$  取 1.5。式(4)中,  $pat_1(i, j)$  和  $pat_2(i, j)$  分别为待匹配数据事件与训练图像模式在  $(i, j)$  处的像素值。 $dist$  值越小表示两种模式越相似。在重建时, 一般用 1 代表孔隙相点, 0 代表岩石相点, 所以式(4)中  $\| pat_1(i, j) - pat_2(i, j) \|^2$  的值只会是 0 或 1, 权值  $\omega(i, j)$  成为决定  $dist$  值大小的关键, 而  $\omega(i, j)$  的大小又与像素点间的距离密切相关。为反映出距离对  $\omega(i, j)$  的影响, 以  $9 \times 9$  的模板为例进行分析, 模板中心位置  $(4, 4)$  作为参考, 可以得到模板所有位置上的高斯权值。如图 5 所示, 由于模板上的权值相对于中心点呈对称分布, 这里只将值不同的位置进行放大

显示,可以看到左上角坐标为(0,0)的点,其高斯权值仅为 0.0002,模板外层像素点对  $dist$  的影响已经非常的小了. 因此,重建过程中使用尺寸为  $9 \times 9$  的模板即可.

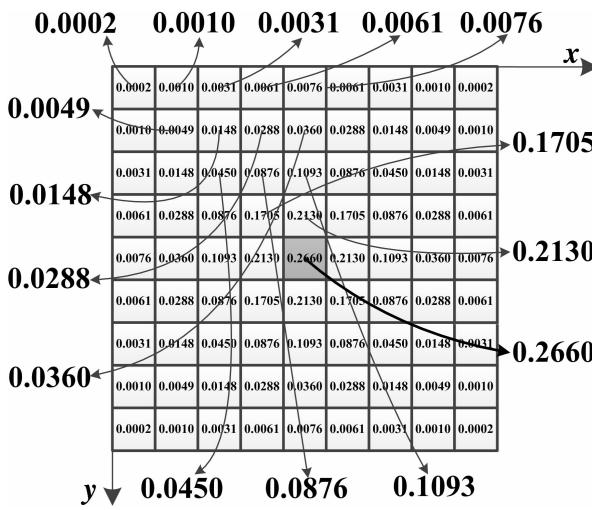


图 5  $9 \times 9$  数据模板中各像素点高斯加权情况(中心点为参考点)

Fig. 5 Gauss weighted case of each pixel point in  $9 \times 9$  data template(center point is reference point)

### 3.3 点模拟过程

传统 DS 算法在设置了模式距离阈值参数  $t$  的同时,为了节省匹配时间,还设置了训练图像检索范围参数  $f \in [0, 1]$ .  $f=0$  表示完全不去训练图像中进行检索,  $f=1$  则表示检索整幅训练图像. 当出现已检索完  $f$  范围的训练图像, 仍未找到距离小于  $t$  的模式时,用当前距离最小的模式决定待模拟点的值. 传统 DS 算法的这种策略在  $f$  和  $t$  很难取到恰当值的情况下,使重建效果得不到保证.

本算法由于使用三级网格策略,每一级网格在重建过程中的数据模板尺寸固定,因此可以通过模式预分类的思想来缩小模式的检索范围. 在这里,针对岩心重建,选择将孔点数作为依据,对训练图像中的模式进行分类.

$$PatSet = \sum_{i=0}^m (patset_i) \quad (5)$$

$$patset_i = \sum_j \{ pat_j \mid pNum(pat_j) = i \} \quad (6)$$

式(5)中,  $PatSet$  代表整个训练图像的模式集;  $patset_i$  为子模式集;  $m$  为数据模板的总像素点个数. 式(6)中,  $pat_j$  代表第  $j$  个模式;  $pNum$  用于获取  $pat_j$  的孔点数,可以看到  $patset_i$  中保存着所有孔点数等于  $i$  的模式.

在模式搜索匹配过程中,待匹配数据事件中既包含条件数据点,还可能包含不止一个未知点,应

首先模拟那些条件数据点较多的未知点,后续当模拟完成的点数增多,即条件数据点增多,再对其余未知点进行模拟. 且由于已确定相位的条件数据点在重建过程中不能被改变,因此若待匹配数据事件中孔隙相点数为  $m_1$ , 岩石相点数  $m_2$ , 则检索的子模式集范围需满足如下条件.

$$\sum_i \{ patset_i \mid m_1 \leq i \leq (m - m_2) \} \quad (7)$$

式(7)中,  $patset_i$  和  $m$  的含义同式(5), 搜索的范围为满足孔点数大于或等于  $m_1$  且小于或等于  $m - m_2$  的所有子模式集.

本算法通过使用上述策略,自适应的根据待匹配数据事件的条件数据点选择合适的模式搜索范围,并把其中最相近的模式作为匹配模式,用于决定待模拟点的值,避免了由于手动调参带来的麻烦和误差.

### 3.4 自适应直接取样算法的主要步骤

综上所述,利用本文自适应直接取样算法进行岩心三维重建的主要步骤如下.

(1) 对待重建结构与训练图像使用相同的下采样方式分为三级网格,按照最小网格到原始网格的顺序进行逐级重建;

(2) 为当前网格对应的训练图像建立模式集,并根据模式孔点数进行模式分类;

(3) 对网格中的未知点进行模拟,根据待匹配数据事件中的条件数据点来确定模式集搜索范围,寻找距离最相近的模式,确定待模拟点的值;

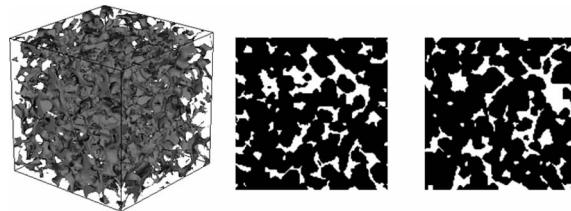
(4) 如果当前网格模拟完毕,将其恢复到下一级网格尺寸,并把网格中的已知点作为条件数据点填入下一级网格中,然后进行下一级网格的重建,循环步骤(2)~(4),直到完成对原始网格的模拟;

(5) 输出重建结果.

## 4 实验结果与分析

利用计算机断层 CT 扫描技术,可以获取岩心的真实三维图像. 为了验证重建效果,从真实岩心 CT 图像中随机抽取两张图像进行重建. 图 6(a)为真实岩心孔隙(灰色)结构,尺寸为  $128 \times 128 \times 128$  像素,孔隙度为 19.37%. 图 6(b)和(c)为抽取的岩心训练图像,孔隙度分别为 19.04% 和 20.29%, 其中白色表示孔隙相,黑色表示岩石相,尺寸均为  $128 \times 128$  像素. 本文对重建结果从三个方面进行验证,首先使用地质统计学中常用的两点相关函数、线性路径函数<sup>[15]</sup>比较重建结果与真实结构在统计特征上的相似性. 然后利用局部孔隙度函

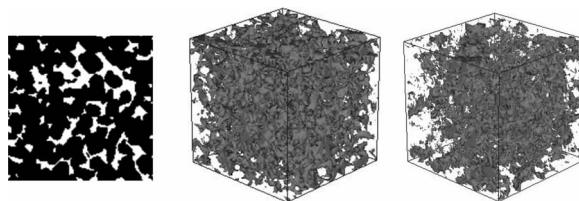
数<sup>[16]</sup>分析三维孔隙的空间分布情况。最后借助孔隙网络模型<sup>[17]</sup>,对能够反映孔隙、喉道几何特征的相关参数进行计算,比较孔隙空间结构的相似性。



(a)真实岩心孔隙结构 (b)训练图像 a (c)训练图像 b

图 6 真实岩心孔隙结构及训练图像

Fig. 6 Real core pore structure and training images



(a)训练图像 a (b)本算法重建结果 A<sub>1</sub> (c)传统 DS 算法重建结果 A<sub>2</sub>

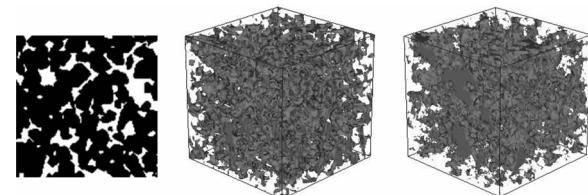
图 7 训练图像 a 的重建结果

Fig. 7 Reconstruction results of training image a

首先使用本算法和传统 DS 算法对图 6 中的训练图像 a 进行重建。在重建过程中,本算法采用三级网格与  $9 \times 9$  的数据模板。在使用传统 DS 算法进行重建时,经历了数次参数调节再重建的过程,

最终采用  $n=20, t=0.02, f=0.8$  获得了较好的实验效果。两种算法的重建结果如图 7 所示。

然后使用与训练图像 a 相同的参数对训练图像 b 进行重建,两种算法的重建结果如图 8 所示。



(a)训练图像 b (b)本算法重建结果 B<sub>1</sub> (c)传统 DS 算法重建结果 B<sub>2</sub>

图 8 训练图像 b 的重建结果

Fig. 8 Reconstruction results of training image b

#### 4.1 统计特征函数分布比较

图 9 和图 10 分别展示了两种算法对训练图像 a 和 b 的重建结果与真实岩心孔隙结构在  $x, y$  和  $z$  方向上统计特征函数的对比结果。其中图 9(a)~(c)、10(a)~(c) 为线性路径函数的分布情况,图 9(d)~(f)、10(d)~(f) 为两点相关函数的分布情况。图中实线代表岩心 CT 图像,虚线代表本算法的重建结果,点状线代表传统 DS 算法的重建结果。从图 9 可以看到,两种算法对训练图像 a 的重建结果与真实结构在统计特征上都具有较好的一致性。而图 10 显示,本算法对训练图像 b 的重建结果与真实岩心结构的统计分布更为一致。

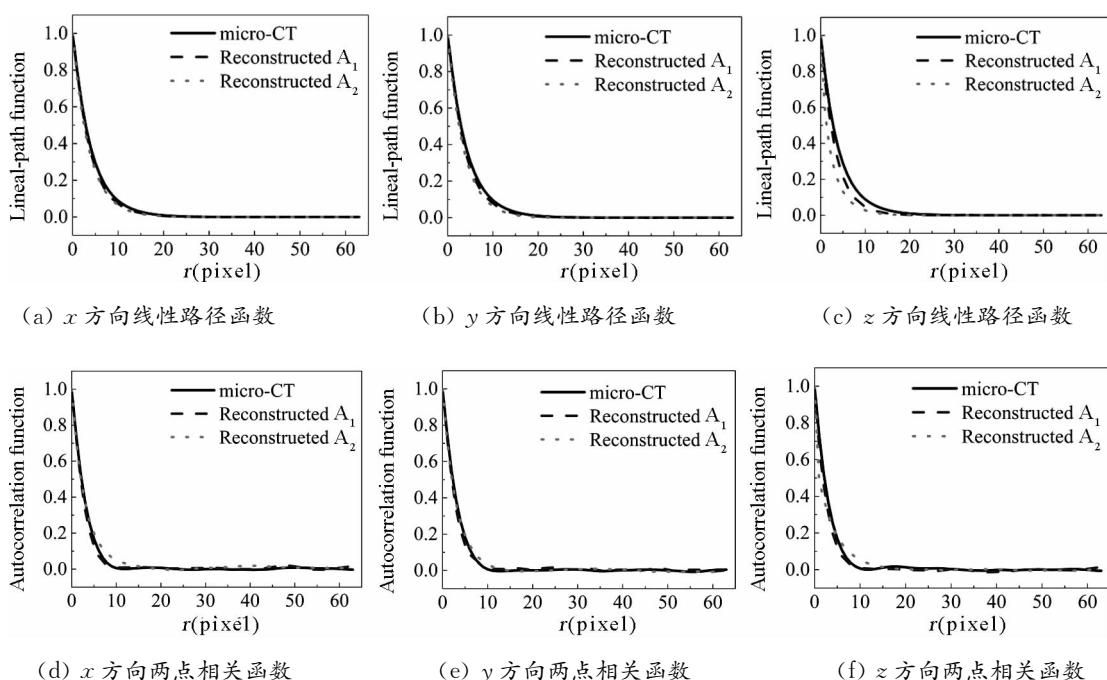


图 9 训练图像 a 的重建结果统计特性对比

Fig. 9 Comparison of statistical characteristics of reconstruction results of training image a

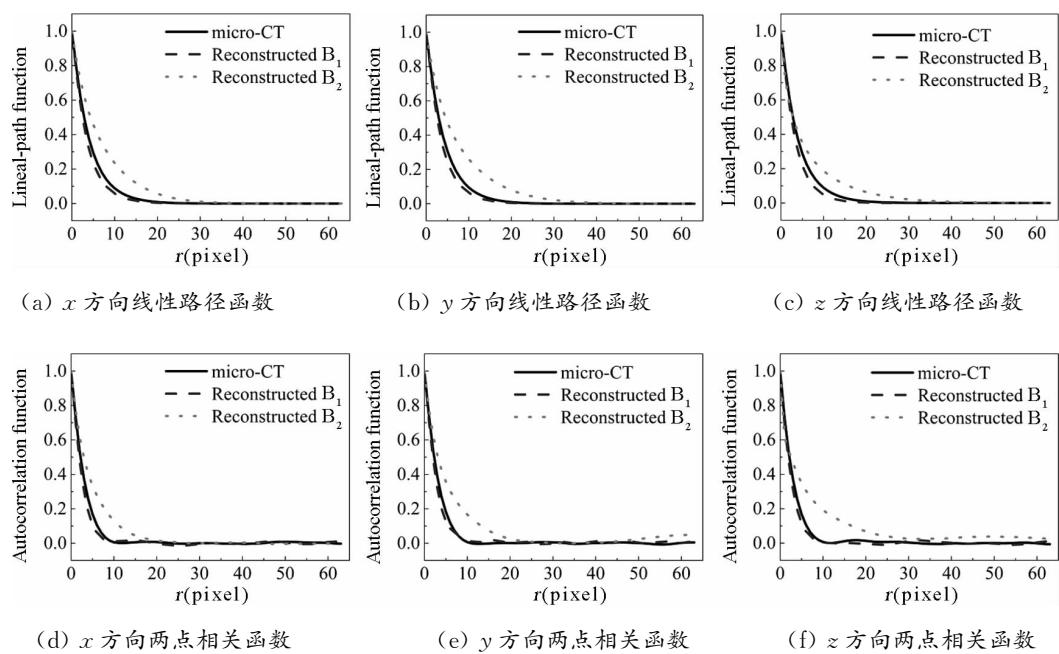


图 10 训练图像 b 的重建结果统计特征对比

Fig. 10 Comparison of statistical characteristics of reconstruction results of training image b

## 4.2 局部孔隙度函数分布比较

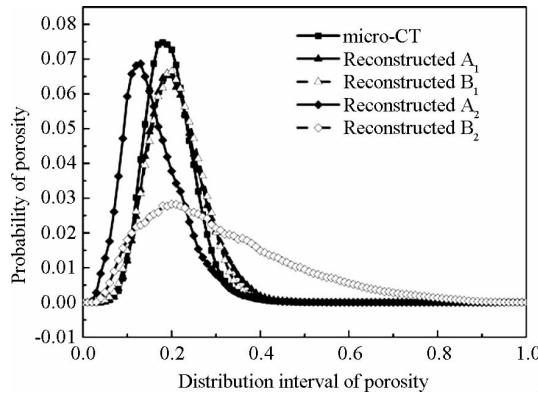


图 11 重建结果与真实岩心孔隙结构的局部孔隙度分布对比

Fig. 11 Comparison of local porosity distribution between reconstructed results and real core pore structure

图 11 显示了重建结果与真实岩心结构的局部孔隙度分布情况. 其中, micro-CT 代表真实岩心结构,  $A_1$  和  $B_1$  分别代表本算法对训练图像 a 和 b 的

重建结果. 从图中可以看到 3 条曲线在峰值大小上具有一定的偏差, 但在峰值展宽和分布上都很接近. 说明本算法重建的结构与真实岩心结构的孔隙均质性及空间分布都较为相似. 而  $A_2$  和  $B_2$  分别为传统 DS 算法对训练图像 a 和 b 的重建结果, 可以看到  $A_2$  的峰值展宽与真实结构较为相近, 但在孔隙空间分布上有一定的偏差, 而  $B_2$  则与真实结构在孔隙均质性和空间分布上都有很大的差异.

## 4.3 孔隙空间结构参数比较

通过构建真实岩心图像与重建结果的孔隙网络模型, 并设置点长度为  $1 \mu\text{m}/\text{pixel}$ , 可以对三维结构的孔隙、吼道的几何特征参数进行度量. 表 1 展示了重建结果和真实结构在孔隙网络模型中一些重要参数的对比. 表格中的数据显示重建结果  $A_1$ ,  $A_2$  和  $B_1$  三组数据与真实岩心的参数吻合性较好, 表明重建结果与真实岩心的孔隙空间结构相接近. 而  $B_2$  则在各个参数上都与真实岩心结构有较大的差异.

表 1 重建结果与真实岩心孔隙结构的孔喉参数对比

Tab. 1 Comparison of pore throat parameters between reconstructed results and real core pore structure

Pore throat parameters	Micro-CT	$A_1$	$A_2$	$B_1$	$B_2$
Average shape factor	0.0688	0.0681	0.0691	0.0689	0.0460
Average pore radius( $\mu\text{m}$ )	54.1	52.8	53.5	52.3	14.5
Average throat radius( $\mu\text{m}$ )	19.9	20.5	19.6	19.9	33.0
Average pore volume( $\text{m}^3$ )	$7.82 \times 10^{-13}$	$7.54 \times 10^{-13}$	$9.37 \times 10^{-13}$	$7.20 \times 10^{-13}$	$1.90 \times 10^{-11}$
Average throat volume( $\text{m}^3$ )	$1.15 \times 10^{-13}$	$1.14 \times 10^{-13}$	$1.19 \times 10^{-13}$	$1.03 \times 10^{-13}$	$1.73 \times 10^{-12}$
Average pore throat radio	0.2944	0.3033	0.2529	0.2979	0.2025

结合上面的分析可以看到,传统 DS 算法通过设置恰当的参数,能够较好的对训练图像进行重建,但对于不同的训练图像,即使来自于同一岩心,也需要重新进行参数调节才能得到较好的实验效果。而本文提出的自适应直接取样岩心三维重建算法对不同的训练图像都能重建出较好的实验结果。

## 5 结 论

本文在传统 DS 算法的基础上,提出了一种自适应直接取样岩心三维重建算法。利用三级网格实现对宏观与细节信息的重建。在计算模式距离时,使用高斯加权来提高匹配的准确性,且在点模拟过程中,对训练图像中的模式进行预分类,根据待匹配数据事件的条件数据点自适应的选择模式搜索范围,并将其距离最小的模式作为匹配模式,用来决定待模拟点的值。由于没有需要手动调节的参数设置,本算法能够更好的应用于实际情况下的岩心三维重建。通过比较算法与传统 DS 算法对不同岩心图像的重建效果,证明了算法的有效性。

## 参考文献:

- [1] Guardiano F, Srivastava M. Multivariate geostatistics: beyond bivariate moments [C]//Proceedings of the 4th International Geostatistics Congress. Heidelberg, Germany: Springer Netherlands, 1993.
- [2] Straubhaar J, Renard P, Mariethoz G, et al. An improved parallel multiple-point algorithm using a list approach [J]. Math Geosci, 2011, 43: 305.
- [3] Straubhaar J, Walgenwitz A, Renard P. Parallel multiple-point statistics algorithm based on list and tree structures [J]. Math Geosci, 2013, 45: 131.
- [4] 左琛, 滕奇志, 何小海, 等. 快速多点地质统计三维重建算法 [J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2016, 53: 337.
- [5] Mariethoz G, Renard P, Straubhaar J. The direct sampling method to perform multiple-point geostatistical simulations [J]. Water Resour Res, 2010, 46: 1.
- [6] Mariethoz G, McCabe M, Renard P. Spatiotemporal reconstruction of gaps in multivariate fields using the direct sampling approach [J]. Water Resour Res, 2012, 48: 10507.
- [7] Oriani F, Straubhaar J, Renard P, et al. Simulation of rainfall time-series from different climatic regions using the direct sampling technique [J]. Hydrol Earth Syst Sc, 2014, 11: 3213.
- [8] 耿丽慧, 侯加根, 李宇鹏, 等. 多点地质统计学 DS-MPS 算法在储层沉积相建模中的应用 [J]. 大庆石油地质与开发, 2015, 34: 24.
- [9] Yin G, Mariethoz G, McCabe M. Gap-filling of landsat 7 imagery using the direct sampling method [J]. Remote Sens-Basel, 2016, 9: 12.
- [10] Strebelle S, Cavelius C. Solving speed and memory issues in multiple-point statistics simulation program SNESIM [J]. Math Geosci, 2014, 46: 171.
- [11] 顾高升, 葛洪伟, 周梦璇. 利用特征信息的加权典型相关分析算法 [J]. 重庆邮电大学学报: 自然科学版, 2018, 30: 280.
- [12] Liu Y. Using the snesim program for multiple-point statistical simulation [J]. Comput Geosci-Uk, 2006, 32: 1544.
- [13] 孙健钧, 赵岩, 王世刚. 基于图像梯度信息强化的 SIFT 特征匹配算法改进 [J]. 吉林大学学报: 理学版, 2018, 56: 82.
- [14] 吴昊, 平鹏, 孙立博, 等. 基于改进 LRCN 模型的驾驶行为图像序列识别方法 [J]. 江苏大学学报: 自然科学版, 2018, 39: 303.
- [15] Yeong C, Torquato S. Reconstructing random media [J]. Phys Rev E, 1998, 57: 495.
- [16] Biswal B, Manwart C, Hilfer R. Three-dimensional local porosity analysis of porous media [J]. Physica A, 1998, 255221.
- [17] Blunt M, Bijeljic B, Dong H, et al. Pore-scale imaging and modelling [J]. Adv Water Resour, 2013, 51: 197.

### 引用本文格式:

- 中 文: 许诗涵, 滕奇志, 冯俊羲, 等. 自适应直接取样岩心三维重建算法 [J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2019, 56: 260.  
 英 文: Xu S H, Teng Q Z, Feng J X, et al. Adaptive direct sampling core 3D reconstruction algorithm [J]. J Sichuan Univ: Nat Sci Ed, 2019, 56: 260.