

基于孔隙度分类的超维重建算法

马振川, 滕奇志, 夏智鑫, 吴晓红  
(四川大学电子信息学院, 成都 610065)

**摘要:** 由于超维算法在字典建立过程和三维重建过程都涉及到大量的模式匹配, 导致超维算法耗时较长, 在实际的应用中还有有一定难度. 针对这个问题, 本文提出了一种基于孔隙度分类的超维重建算法, 能够较大程度上减少三维重建的时间成本. 首先, 结合字典元素的孔隙度这一特征对字典集进行分类; 其次, 利用孔隙度分类字典在重建时采取依孔隙度的搜索方式, 优先搜索相应的字典区间; 然后, 针对不同的训练图像进行三维重建, 结合孔隙度分布, 提出了一种自适应的搜索范围确定方法; 最后, 通过对高中低三种孔隙度的训练图像分别进行多次重建, 将传统超维算法和新算法的重建结果与真实岩心三维结构的统计特征函数、孔隙参数以及两种算法重建时间的进行对比分析, 验证算法的有效性.

**关键词:** 多孔介质; 三维重建; 超维重建; 孔隙度

**中图分类号:** TP391      **文献标识码:** A      **DOI:** 10.19907/j.0490-6756.2022.062002

Super dimension reconstruction algorithm based on porosity classification

MA Zhen-Chuan, TENG Qi-Zhi, XIA Zhi-Xin, WU Xiao-Hong  
(College of Electronics and Information Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

**Abstract:** Since a lot of pattern matching in the process of dictionary set establishment and three-dimensional(3D) reconstruction, the super dimension algorithm takes a long time and is difficult in practical application. To solve this problem, a super-dimensional reconstruction algorithm based on porosity classification is proposed, which can greatly reduce the time cost of 3D reconstruction. First, the dictionary sets are classified by the porosity of dictionary elements. Then, the porosity classification dictionary is used to search according to porosity during reconstruction, and the corresponding dictionary interval is searched first. Based on the 3D reconstruction of different training images and porosity distribution, an adaptive search range determination method is proposed. Finally, the effectiveness of the proposed super dimension algorithm is verified by multiple reconstruction of the training images of high, medium and low porosity, a comparative analysis is made on the reconstruction results of the traditional Super dimension algorithm and the proposed algorithm in terms of the statistical characteristic function, pore-throat parameters and reconstruction time.

**Keywords:** Porous medium; 3D reconstruction; Super dimension algorithm; Porosity

收稿日期: 2021-10-20  
基金项目: 国家自然科学基金(62071315)  
作者简介: 马振川(1998—), 男, 四川成都人, 硕士研究生, 研究方向为信息与通信工程. E-mail: 2017851167@qq.com  
通讯作者: 滕奇志. E-mail: qzteng@scu.edu.cn

## 1 引言

在多孔介质图像的重建领域,基于二维图像的三维重建是研究热点.目前的三维重建算法有传统算法和基于学习的算法两大类,传统算法中,代表性的有模拟退火<sup>[1]</sup>(Simulated Annealing, SA)、多点地质统计<sup>[2]</sup>(Multiple-Point Statistic, MPS)以及相应的各种改良算法<sup>[3-11]</sup>.近年来,基于学习的算法越来越受到重视,超维重建(Super Dimension, SD)算法<sup>[12]</sup>作为新兴的算法,由 He 等在 2016 年提出,该算法突破了传统算法仅利用二维图像的统计信息和模式信息指导三维重建的思想,在充分利用二维图像信息的基础上,还创新性地已知相似三维结构作为先验信息,引入后续三维重建的过程中. Li 等<sup>[13,14]</sup>基于此思想先后提出了基于块匹配的超维重建算法和基于马尔可夫过程块匹配的超维重建算法,通过构建训练字典的方式去学习先验信息,与二维图像信息共同指导重建过程,提升重建结果的精度. Xia 等<sup>[15]</sup>又在此基础上优化了字典的构建方式和匹配方式,提出了基于邻域匹配块的超维重建算法,提升了算法重建的精度和速度.由于在算法中引入了三维结构先验信息,相对于传统算法,超维重建算法能更好地体现目标三维图像的结构形态,在非均质图像三维重建方面也更有优势.

本文通过建立孔隙度分类字典的方式进一步减少三维重建的时间,提升超维算法的重建效率.首先,利用字典元素的孔隙度这一特征,对字典集中的元素进行分类,加速字典集的建立过程;其次,结合该字典集提出了一种自适应的字典集搜索范围选择方法;最后利用该方法减小模式匹配的搜索范围,在保证一定精度的情况下加速超维重建的过程.实验结果表明,该算法能够在重建出较好三维结构的基础上加速超维算法的重建过程,减小重建所需时间,并且对不同的参考图像都能够达到比较好的效果.

## 2 超维重建算法概述

### 2.1 字典建立过程

超维重建算法在进行三维重建之前,会先利用已有的三维信息来学习二维块到三维块的映射关系,并在此基础上建立超维字典,指导后续重建过程.作为先验信息的三维结构需要有与重建对象相似的孔隙结构特征.图 1 为字典建立的映射关系.

在字典集建立的过程中,结合已知的三维结构学习二维到三维之间、中心块(后续称为 value 块)与  $x$ 、 $y$ 、 $z$  三个方向的块(后续称为 key 块)之间的映射关系,并将其作为转移概率进行记录.其中,二维面与三维块的转移概率记为  $\alpha$ ,计算表达如式(1)所示, $x$  方向的转移概率记为  $\beta$ , $y$  方向转移概率记为  $\gamma$ , $z$  方向的转移概率记为  $\delta$ ,计算表达分别如式(2)~式(4)所示.式中, $Y_b$  为二维面, $X_c$ 、 $X_t$ 、 $X_f$ 、 $X_d$  为中心块以及三个方向的对应块.

$$\alpha = p(X_c = x_c | Y_b = y_b) \quad (1)$$

$$\beta = p(X_c = x_c | X_t = x_t) \quad (2)$$

$$\gamma = p(X_c = x_c | X_f = x_f) \quad (3)$$

$$\delta = p(X_c = x_c | X_d = x_d) \quad (4)$$

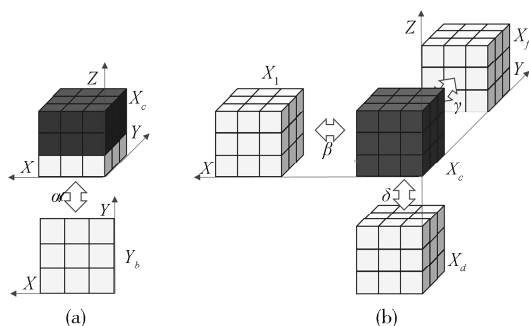


图 1 (a) 二维与三维的映射关系;(b) 三个方向的映射关系

Fig. 1 (a) Mapping between two and three dimensions; (b) mapping between three sections

### 2.2 超维重建过程

在超维重建过程中,将利用已经建立起的映射关系,在字典集中寻找与当前待重建块与  $x$ 、 $y$ 、 $z$  对应方向的三个匹配块(key 块)之间的转移概率,由式(5)计算转移概率,求取最大转移概率  $P$  对应字典元素的中心块(value 块)作为重建的结果.

$$P = \frac{1}{Z} * \beta * \gamma * \delta \quad (5)$$

式(5)中, $Z$  为归一化常数; $\beta$ 、 $\gamma$  和  $\delta$  分别对应为字典中  $x$ 、 $y$ 、 $z$  方向的 key 块与 value 块转移概率.

## 3 孔隙度分类的超维重建算法

### 3.1 孔隙度分类字典建立过程

传统超维算法在构建超维字典时,三个方向都需要学习 key 块和 value 块之间的映射关系,同时在新字典元素加入时,会与已建立字典中的所有元素进行一次匹配计算,若是字典中不存在这样的映射关系,则将其作为新的字典元素扩充字典集;若是字典中已经存在相应的映射关系,则只更新其转

移概率, 不进行字典元素的扩充. 建立超维字典的三维结构通常选取  $128^3$  大小, 最终建立的字典集元素一般为数万个, 所以在字典集建立的后期, 一个新元素需要与已建立的数万个字典元素进行匹配计算, 不利于字典元素的扩充<sup>[15]</sup>.

孔隙度作为岩心三维结构的特征之一, 可以在一定程度上反映岩心三维结构的相似性. 基于此, 将孔隙度这一特征引入超维字典的构建中, 构建基于孔隙度分类的新字典. 图 2 为字典构建过程的展示.

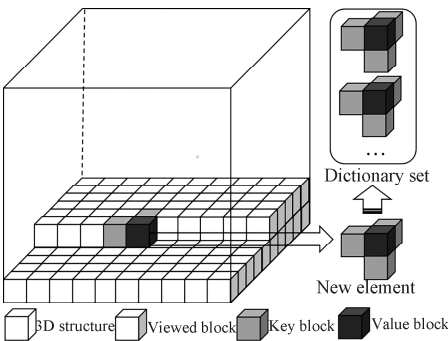


图 2 字典构建过程  
Fig. 2 Dictionary construction process

孔隙度分类字典的分类依据为字典元素 key 块的孔隙度, 将相同孔隙度 key 块的字典元素划分为一类, 字典元素的体素值如式(6)所示. 其中, 孔隙度分类字典所采用的字典元素中 key 块和 value 块的大小均为  $5 \times 5 \times 5$ . 同时, 在后续计算匹配距离过程中, 越靠近中心 value 块的 key 块的体素对中心 value 块的贡献值越大, 应该具有越高的权值. 基于此, 本文将距离加权值引入 key 块的孔隙度计算中, 由式(7)计算加权孔隙度.

$$D_i(x,y,z)=\begin{cases} 1, & \text{pore phase} \\ 0, & \text{others} \end{cases} \tag{6}$$

$$p_w = \sum_{i=1}^3 \sum_{x=1}^5 \sum_{y=1}^5 \sum_{z=1}^5 W_i(x,y,z) * D_i(x,y,z) \tag{7}$$

式(6)中,  $D_i(x,y,z)$  为第  $i$  个 key 块坐标  $(x,y,z)$  处的体素值, 式(7)中  $p_w$  为加权孔隙度值,  $W_i(x,y,z)$  为第  $i$  个 key 块坐标  $(x,y,z)$  处的权值, 其加权值如图 3 所示.

在未采取孔隙度分类机制进行字典建立时, 若当前字典集大小为  $n$ , 单次字典元素匹配时间代价为  $\Delta t$ , 由于新元素添加需要与当前字典中的每个元素进行匹配, 其时间复杂度为  $\Theta(n\Delta t)$ ; 若采用孔隙度分类机制且依孔隙度划分为  $m$  个区间, 由于

新元素不再需要与字典集中的每个元素进行匹配, 只需与对应孔隙度下的字典元素进行匹配计算, 假设字典集孔隙度服从均匀分布, 其时间复杂度可近似为  $\Theta(n\Delta t/m)$ , 新元素添加时间可以提升近  $m$  倍.

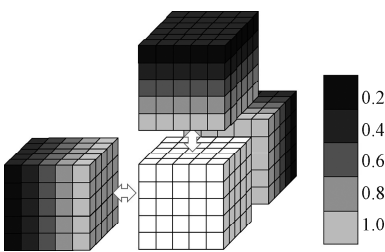


图 3 字典元素权值  
Fig. 3 Dictionary element weights

3.2 搜索策略及加速方法

传统超维算法在进行与字典元素的匹配过程中需要将待匹配对象与字典集中的每一个元素进行匹配, 而超维字典集通常包含数万个字典元素, 在进行重建时每次都需要进行数万次匹配, 这也是超维算法进行重建时消耗时间的主要来源. 匹配时的距离  $d$  的计算公式如式(8)所示.

$$d = \sum_{i=1}^3 \sum_{x=1}^5 \sum_{y=1}^5 \sum_{z=1}^5 W_i(x,y,z) * [V_i(x,y,z) - D_i(x,y,z)] \tag{8}$$

式(8)中,  $D_i(x,y,z)$  和  $V_i(x,y,z)$  分别为字典集中、重建三维结构中待匹配对象的第  $i$  个 key 块坐标  $(x,y,z)$  处的体素值;  $W_i(x,y,z)$  为第  $i$  个 key 块坐标  $(x,y,z)$  处的权值. 其中, 距离  $d$  的最小值所对应的字典元素便是最佳候选块.

在建立孔隙度分类字典后, 可以有目的地进行搜索, 优先从待匹配对象孔隙度对应区间的元素进行搜索, 随后按照孔隙度由相邻的孔隙度区间搜索到相差较大的孔隙度区间. 图 4 显示了全搜索方法和依孔隙度搜索方法的过程.

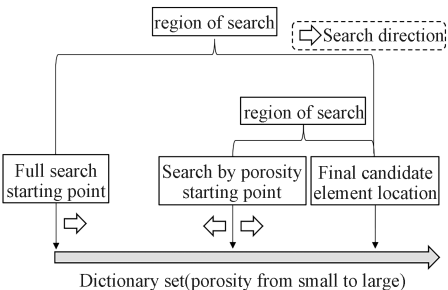


图 4 全搜索和依孔隙度搜索过程  
Fig. 4 The process of full search and search by porosity  
孔隙度作为岩心三维结构的特征之一, 本文将

其用于字典元素的相似性判断,即将孔隙度作为字典元素的相似性判断标准.一般来说,孔隙度越相近的两个字典元素其相似程度也会越高.基于此,在建立起孔隙度分类字典后,对字典集的搜索可以由全字典集的查找变为对相近孔隙度区间字典元素的查找,从而减少匹配时字典集的搜索范围,加速匹配过程.

在此,本文引入搜索范围阈值  $\delta$  这一参数作为搜索范围的选择,对于待匹配对象孔隙度为  $X$  时,将对区间范围  $[X-\delta, X+\delta]$  搜索,当  $\delta$  等于孔隙度分类区间值时,依孔隙度搜索还原为全字典集搜索. $\delta$  越大,搜索范围越大,匹配过程消耗时间越长,重建结果精度越高; $\delta$  越小,搜索范围越小,匹配过程消耗时间越短,重建结果精度越低.因此,阈值的选择需要在速度与精度之间权衡,在保证重建结果精度的情况下实现加速.

### 3.3 自适应阈值选择方法

局部孔隙度<sup>[16]</sup>作为岩心空间特征的衡量标准,对于均质岩心来说,其典型单元体(Representative Elementary Volume, REV)<sup>[17]</sup>范围内的局部孔隙度分布曲线大致相同.而对于均质的岩心三维结构而言,其不同层的二维切面局部孔隙度分布曲线也基本一致.

由 3.2 节可知合适的搜索范围阈值选择对于孔隙度分类字典重建的重要性,结合均质岩心的不同层具有相似的局部孔隙度分布特征,本文提出了一种自适应的阈值选择方法.该方法将重建过程划分为两个部分,第一部分为全搜索查找进行重建,并在每次匹配计算完成后利用式(9)~式(11)计算待匹配对象和所选取字典元素孔隙度的误差绝对值,该部分作用于重建三维结构的 1~10 层,由此可获得代表该三维结构的孔隙度误差分布特征,同时为后续的匹配计算提供搜索阈值选择的先验信息;第二部分为依孔隙度搜索查找进行重建,该部分作用重建三维结构的剩余部分 11~128 层,利用第一部分所得的孔隙度误差值集合由式(12)确定搜索阈值,并利用此阈值确定的搜索范围进行后续重建过程.

$$err = p_{w1} - p_{w2} \quad (9)$$

其中  $p_{w1}$  和  $p_{w2}$  分别为式(7)计算待匹配对象和字典元素的加权孔隙度所得.由式(9)计算 1~10 层的孔隙度误差,进行由小到大排序后可得误差集合  $Err = \{err_i | i = 1, 2, 3, \dots, N\}$ .利用式(10)和式(11)可计算误差集合  $Err$  的均值和标准差.式

(12)为阈值的确定方式,其中  $\eta$  为二维参考图像的面孔率.

$$\mu = \frac{1}{N} * \sum_{i=1}^N err_i \quad (10)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} * \sum_{i=1}^N (err_i - \mu)^2 \quad (11)$$

$$\delta = (1 + \eta) * (\mu + \sigma) \quad (12)$$

在三维重建阶段,未采用加速方法时,其单次匹配的时间代价为  $n\Delta t$ ,其中  $n$  为字典大小, $\Delta t$  为单次匹配所需时间,而采用孔隙度分类机制和自适应阈值方法后,单次匹配的时间代价可计算为  $2\delta n\Delta t/m$ , $m$  为孔隙度分类区间,因此,若不采用加速情况下重建的时间成本为  $T$ ,则新方法的重建时间成本  $\zeta$  如式(13)所示.

$$\zeta = \frac{10}{128}T + (1 - \frac{10}{128})2\delta T/m \quad (13)$$

由于不同类型的二维参考图像局部孔隙度分布的不同,该方法的第一部分会得到与之相对应的孔隙度误差集合,在第二部分的重建中,搜索阈值也会随孔隙度误差集合而变动,从而与参考图像的特征相对应,实现搜索阈值的自适应选择.图 5 显示了自适应阈值选择方法进行重建的流程.

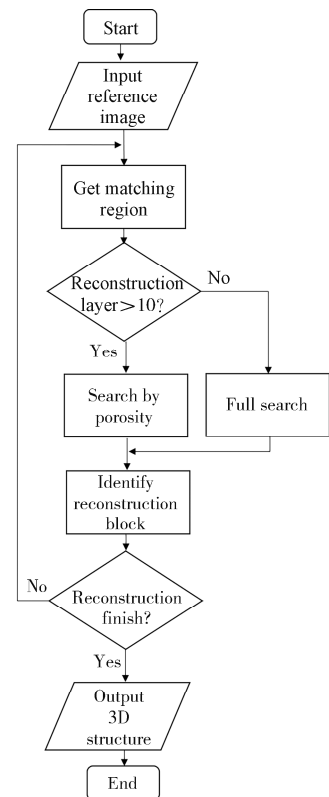


图 5 三维重建过程

Fig. 5 3D reconstruction process



4 实验结果与分析

通过计算机断层 (Computed Tomography, CT)扫描技术可以获得真实的岩心三维结构,为了验证算法的有效性,抽取岩心 CT 图像中的一张用作二维参考图像,并将算法重建结果与真实的岩心三维结构进行对比.

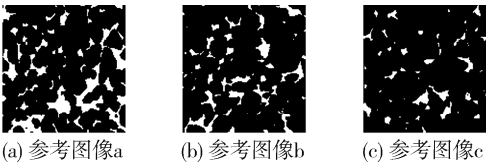


图 6 不同面孔率的参考图像  
Fig. 6 Reference images of different porosity

实验采用 8 GB RAM、Intel(R) Core(TM) i5-8300H CPU @ 2.30 GHz 的 64 位处理器的电脑进行实验. 实验一共分为三组,分别对大、中、小三种孔隙度类型的岩心图像进行实验,其中抽取的大、中、小三种类型的二维图像面孔率分别为 18.17%、11.62%、6.67%,其点尺寸为 15.0  $\mu\text{m}$ ,大小为 128 $\times$ 128,三组参考图像如图 6 所示,其中

黑色为岩石相,白色为孔隙相.

对于本文算法,三组参考图像每组分别进行 10 次重建实验,同时也使用文献[15]的 SD 算法、基于三步采样的 MPS 算法[18]、基于模式密度函数的 SA 算法[19]对每组图像分别进行 5 次重建实验进行对比,对比指标包括视觉上直观对比、统计特征函数[20-22]、局部孔隙度[16]、孔隙参数[23]以及重建时间. 视觉上直观对比通过抽取一组重建三维结果进行三维结构展示,如图 7 所示,其中三维结构 A、B、C 分别对应参考图像 a、b、c 的真实三维结构, A1-A5 为参考图像 a 的重建结果, B1-B5 为参考图像 b 的重建结果, C1-C5 为参考图像 c 的重建结果. 三维显示图表明文献[15]的算法和本文算法重建出的三维结构在视觉上基本一致. 对于参考图像 a、b,四种算法在重建结果上都与真实三维结构比较相似,但是对于面孔率较低的参考图像 c, MPS 算法重建结果与真实结构存在一定差异,而 SA 算法在孔隙的边缘上与真实三维结构也存在些许差异,相比之下,文献[15]算法和本文算法重建的结果与真实三维结构比较相似.

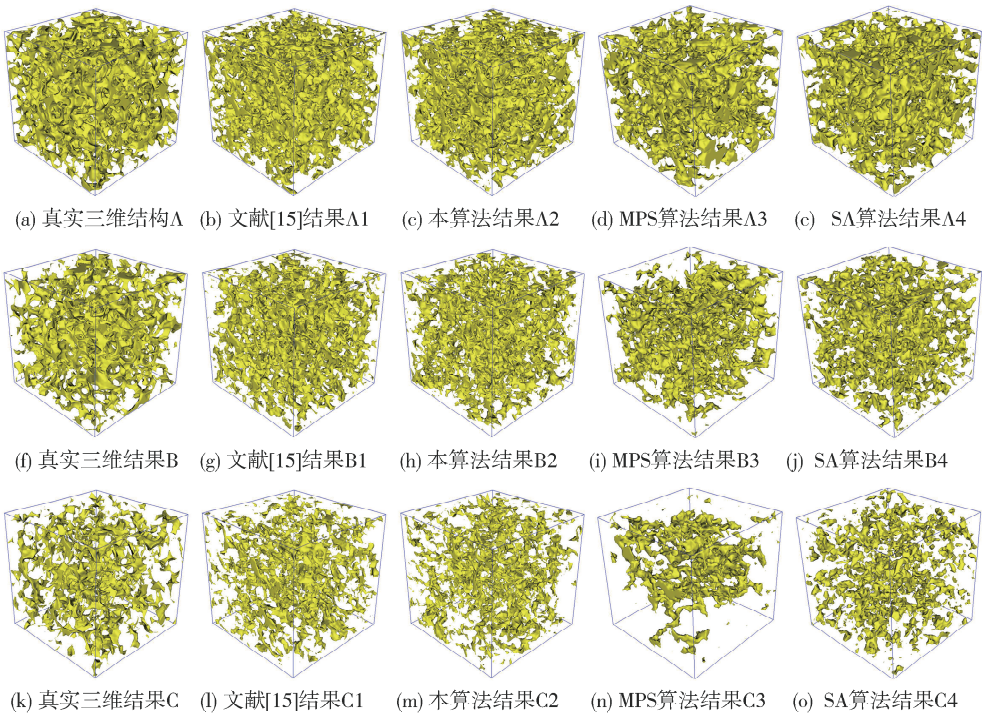


图 7 三维结构显示  
Fig. 7 3D structure display

4.1 统计特征函数与局部孔隙度

统计特征函数在一定程度上能反映三维结构的统计信息,局部孔隙度分布则能反映三维结构孔隙相的空间分布,这里选用两点簇函数、两点相关

函数和线性路径函数进行实验结果的统计特征对比,选用局部孔隙度分布进行三维结构孔隙空间分布的对比,实验结果对比如图 8~图 10 所示.

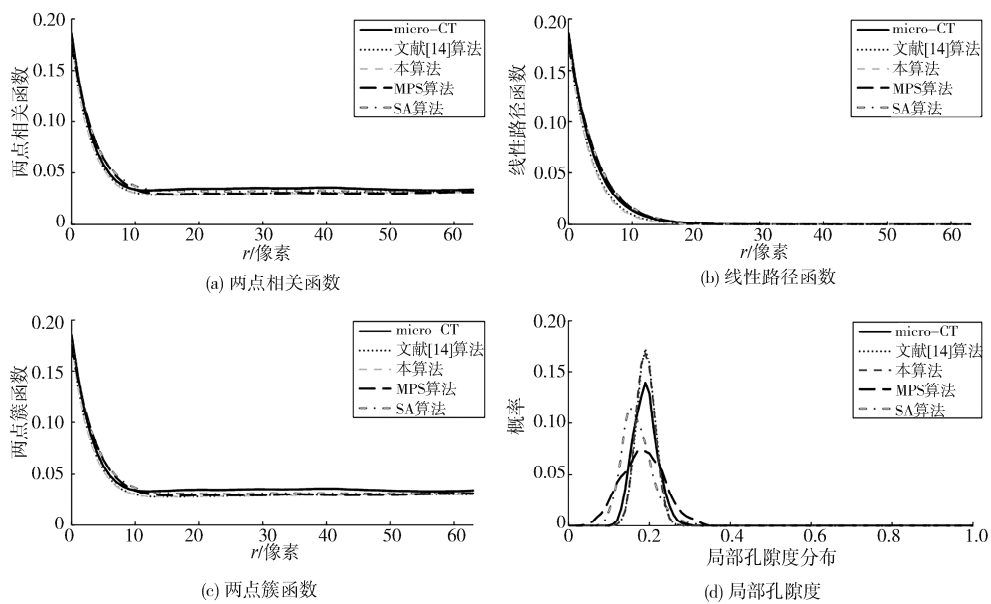


图 8 真实三维结构 A 与参考图像 a 重建结果对比  
Fig. 8 Comparison of real 3D structure A and reconstruction results of reference image a

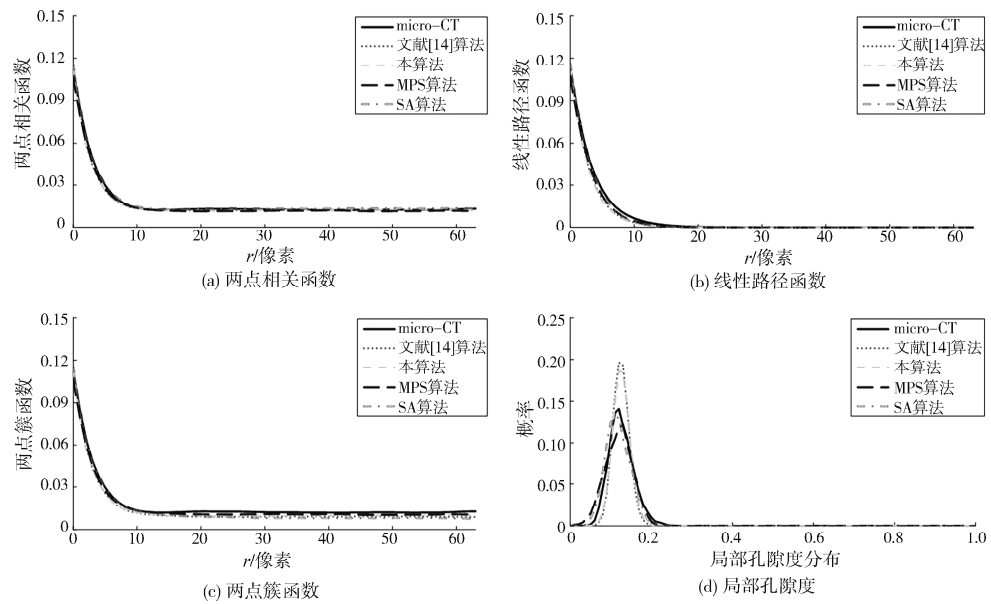


图 9 真实三维结构 B 与参考图像 b 重建结果对比  
Fig. 9 Comparison of real 3D structure B and reconstruction results of reference image b

图 8~图 10 分别为参考图像的重建结果与真实三维结构的对比,其中本文算法的曲线为重建 10 次的结果求取平均所得,文献[15]算法、MPS 算法和 SA 算法的曲线为重建 5 次的结果求取平均所得。

在统计特征方面,图 8~图 10 的 a、b、c 都表明本文算法、文献[15]算法、MPS 算法和 SA 算法的重建结果与 3 种孔隙度的真实三维结构在两点簇函数、两点相关函数和线性路径函数上比较吻合,

但在低孔隙度情况下 MPS 算法相较于其它三种算法仍有些许差距.其中三种曲线起始点的纵坐标反映了重建结果的孔隙度,其结果表明在不同孔隙度的情况下,四种算法都能够重建出与真实三维结构相似的孔隙度,并且结果基本一致;同时,真实结构和重建结果的三种曲线走势和达到平稳时的数据都基本一致,说明两种算法都重建出了与真实三维结构相似的统计特征,并且对于不同孔隙度的三维结构都比较适用。

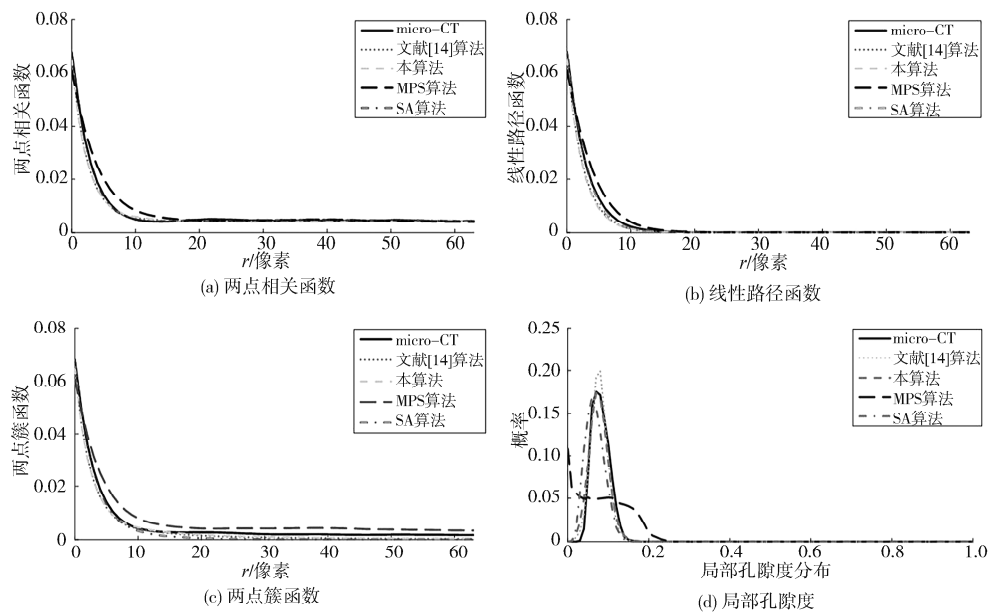


图 10 真实三维结构 C 与参考图像 c 重建结果对比

Fig. 10 Comparison of real 3D structure C and reconstruction results of reference image c

在局部孔隙度方面,真实三维结构与文献[15]算法、本文算法重建结果在展宽上基本一致,表明其孔隙空间分布的情况基本一致;但在与峰值的大小上,两种算法都有着与真实结构一定的差异,表明其在均质性上与真实结构有着一定差异,两种算法的重建结果的均质性略强于真实三维结构. 对于 MPS 算法,其在低孔隙度情况下与真实三维结构的局部孔隙度存在较大差异,中孔隙度情况下比较吻合,高孔隙度情况下展宽偏大且峰值偏低,表明其在高孔隙度情况下均质性差于真实三维结构.

SA 算法在低和中孔隙度情况下较为吻合,但是在高孔隙度情况下也存在和 MPS 算法相同的情况.

4.2 孔隙参数

对三维结构孔隙网络模型的构建和分析计算可以获得一系列的孔隙参数,通过对孔隙参数的分析,可以得到孔隙大小、形态结构等更多信息. 三种面孔率的参考图像点尺寸均为 15  $\mu\text{m}/\text{pixel}$ ,因此重建结构的点尺寸也为 15  $\mu\text{m}/\text{voxel}$ ,图 7 的三组三维结构对应的部分孔隙参数数据如表 1 所示.

表 1 真实三维结构与重建结果孔隙参数对比

Tab. 1 Comparison of real 3D structure and reconstructed pore parameters

孔隙参数	孔隙度	平均孔隙等效球直径/ $\mu\text{m}$	平均孔隙体积/ $\mu\text{m}^3$	平均孔隙表面积/ $\mu\text{m}^2$	平均孔隙形状因子
真实结构 A	0.1857	25.47	$1.03\times10^{-13}$	$1.00\times10^{-8}$	0.849
重建结果 A1	0.1769	27.85	$3.83\times10^{-14}$	$4.56\times10^{-9}$	0.828
重建结果 A2	0.1768	27.86	$3.93\times10^{-14}$	$4.86\times10^{-9}$	0.828
重建结果 A3	0.1761	29.87	$1.60\times10^{-13}$	$8.53\times10^{-9}$	0.825
重建结果 A4	0.1817	41.37	$3.02\times10^{-13}$	$1.69\times10^{-8}$	0.745
真实结构 B	0.1127	28.42	$1.03\times10^{-13}$	$6.73\times10^{-9}$	0.820
重建结果 B1	0.1131	33.94	$3.83\times10^{-14}$	$3.08\times10^{-9}$	0.779
重建结果 B2	0.1127	32.21	$3.93\times10^{-14}$	$3.20\times10^{-9}$	0.794
重建结果 B3	0.1061	31.20	$1.03\times10^{-13}$	$6.74\times10^{-9}$	0.812
重建结果 B4	0.1162	41.70	$9.68\times10^{-14}$	$6.48\times10^{-9}$	0.730
真实结构 C	0.0678	44.48	$5.71\times10^{-14}$	$4.10\times10^{-9}$	0.721
重建结果 C1	0.0649	38.82	$2.42\times10^{-14}$	$2.15\times10^{-9}$	0.746
重建结果 C2	0.0654	37.01	$2.58\times10^{-14}$	$2.30\times10^{-9}$	0.760
重建结果 C3	0.0608	41.16	$1.64\times10^{-13}$	$8.79\times10^{-9}$	0.792
重建结果 C4	0.0674	57.4	$4.50\times10^{-14}$	$3.25\times10^{-9}$	0.657

通过对比表 1 中数据,文献[15]的算法和本文算法的孔隙参数都基本一致,但与真实结构相比,平均孔隙体积和平均孔隙表面积上仍有一定差距,而形状因子和平均等效球直径差异较小,两种算法结果数据都接近于 MPS 算法,略优于 SA 算法,说明重建结果的孔隙形态和平均大小与真实的三维结构比较接近,但在孔隙大小的分布上与真实结构还存在着些许差异.

4.3 重建时间

为验证算法的重建效率,对图 6 三组参考图像分别采用本文算法和文献[15]的算法进行重建,其中本文算法重建每组重建 10 次,文献[15]的算法、MPS 算法和 SA 算法每组重建 5 次,并统计重建时间,计算每次重建的平均时间,具体结果如表 2 所示.表 2 数据说明本文算法对不同的参考图像都能较好的缩短重建所需时间,但是重建效率优于 MPS 算法而差于 SA 算法.

表 2 算法重建时间分析			
Tab. 2 Algorithm reconstruction time analysis			
参考图像	参考图像 a/s	参考图像 b/s	参考图像 c/s
文献[15]算法	2193.2	2119.0	2105.4
本算法	1405.1	1213.3	964.2
MPS 算法	6300.3	4231.0	1560.3
SA 算法	411.3	308.0	154.0

为了更充分说明自适应阈值方法的优势,对三组参考图像设置不同的阈值进行重建,对比在不同参考图像、不同阈值下重建算法的字典元素选择精度和重建时间.字典元素选择精度为,在相同匹配块条件下,从全搜索字典集中搜索出的块与不同阈值对应的部分字典集中搜索出的块相同的占比.

表 3~表 5 显示了图 6 不同参考图像在不同阈值下的重建效率,每个阈值对应的精度和时间均为 5 次实验所得的平均值,其中带 \* 的阈值为本文提出的自适应方法所得阈值,其他阈值为估计精度后所设阈值,全搜索为不采用阈值.表中数据表明,不同参考图像达到相应精度需要不同的阈值,而本文算法对于不同参考图像都能达到约 80% 的精度,并且能起到比较好的加速效果.

通过视觉上的直观对比、统计特征函数对比、局部孔隙度分布对比、孔隙参数对比以及重建时间的分析表明,本文算法能够在保证超维算法重建效果的基础上,较大幅度地提升重建的速度,并且能够适用于不同的参考图像.

表 3 参考图像 a 不同阈值重建效率分析  
Tab. 3 Analysis of reconstruction efficiency of reference image a at different thresholds

阈值	0.26 *	0.31	0.36	0.45	0.63	全搜索
精度/%	80.98	86.22	90.54	95.85	99.82	100
时间/s	1493.4	1689.8	1811.2	1985.8	2117.8	2207.6

表 4 参考图像 b 不同阈值重建效率分析  
Tab. 4 Analysis of reconstruction efficiency of reference image b at different thresholds

阈值	0.20 *	0.24	0.28	0.36	0.60	全搜索
精度/%	80.19	85.29	89.87	95.02	99.85	100
时间/s	1298.2	1509.4	1655.4	1822	2103	2150.6

表 5 参考图像 c 不同阈值重建效率分析  
Tab. 5 Analysis of reconstruction efficiency of reference image c at different thresholds

阈值	0.13 *	0.17	0.22	0.30	0.57	全搜索
精度/%	80.14	85.66	90.62	95.81	99.80	100
时间/s	1040.8	1260.6	1402.8	1643.4	2123.2	2144

5 结 论

本文在传统超维算法的基础上提出了基于孔隙度分类的超维重建算法.在字典集构建时利用孔隙度对超维字典进行分类,在搜索最佳候选块时优先对孔隙度相近的字典元素进行搜索,在后续重建过程中,结合重建时字典元素孔隙度分布规律来确定搜索范围,对不同参考图像自适应的调整搜索范围大小.由于对字典集进行孔隙度分类减少了字典集构建和三维重建过程中模式匹配的数量,该算法能较好地减少重建所需时间,同时对于不同的参考图像都能达到比较好的效果.通过算法重建结果上的对比分析,验证了算法的有效性.

参考文献:

[1] Yeong C L Y, Torquato S. Reconstructing random media [J]. Phys Rev E, 1998, 57: 495.  
[2] Guardiano F B, Srivastava R M. Multivariate geostatistics: beyond bivariate moments [M]// Geostatistics Troia'92. Dordrecht: Springer, 1993.  
[3] Lemmens L, Rogiers B, Jacques D, et al. Nested multiresolution hierarchical simulated annealing algorithm for porous media reconstruction [J]. Phys Rev E, 2019, 100: 053316.

- [4] Song S. An improved simulated annealing algorithm for reconstructing 3D large-scale porous media [J]. J Petrol Sci Eng, 2019, 182: 106343.
- [5] Ju Y, Huang Y, Zheng J, *et al.* Multi-thread parallel algorithm for reconstructing 3D large-scale porous structures [J]. Comput Geosci: UK, 2017, 101: 10.
- [6] 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.
- [7] 张宏, 何灵灵. 基于图像处理的压实红黏土裂隙特征[J]. 江苏大学学报: 自然科学版, 2020, 41: 387.
- [8] Cui Z, Chen Q, Liu G, *et al.* Multiple-point geostatistical simulation based on conditional conduction probability [J]. Stoch Env Res Risk A, 2021, 35: 1355.
- [9] Zuo C, Yin Z, Pan Z, *et al.* A tree-based direct sampling method for stochastic surface and subsurface hydrological modeling [J]. Water Resour Res, 2020, 56: e2019WR026130.
- [10] Bai H, Mariethoz G. A fast edge-based two-stage direct sampling method [J]. Comput Geosci: UK, 2021, 150: 104742.
- [11] Bai T, Tahmasebi P. Hybrid geological modeling: combining machine learning and multiple-point statistics [J]. Comput Geosci: UK, 2020, 142: 104519.
- [12] Xiaohai H, Yang L, Qizhi T, *et al.* Learning-based super-dimension (SD) reconstruction of porous media from a single two-dimensional image [C]// Proceedings of the 2016 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing (ICSPCC). Hong Kong, China: IEEE, 2016.
- [13] Li Y, Teng Q, He X, *et al.* Super-dimension-based three-dimensional nonstationary porous medium reconstruction from single two-dimensional image [J]. J Petrol Sci Eng, 2019, 174: 968.
- [14] Li Y, He X, Teng Q, *et al.* Markov prior-based block-matching algorithm for superdimension reconstruction of porous media [J]. Phys Rev E, 2018, 97: 043306.
- [15] Xia Z, Teng Q, Wu X, *et al.* Three-dimensional reconstruction of porous media using super-dimension-based adjacent block-matching algorithm [J]. Phys Rev E, 2021, 104: 045308.
- [16] Hilfer R. Local-porosity theory for flow in porous media [J]. Phys Rev B, 1992, 45: 7115.
- [17] 朱益华, 陶果, 方伟. 图像处理技术在数字岩心建模中的应用 [J]. 石油天然气学报, 2007, 29: 54.
- [18] Gao M L, He X H, Teng Q Z, *et al.* Reconstruction of three-dimensional porous media from a single two-dimensional image using three-step sampling [J]. Phys Rev E, 2015, 91: 013308.
- [19] Gao M, Teng Q, He X, *et al.* Pattern density function for reconstruction of three-dimensional porous media from a single two-dimensional image [J]. Phys Rev E, 2016, 93: 012140.
- [20] Jiao Y, Stillinger F H, Torquato S. Modeling heterogeneous materials via two-point correlation functions: Basic principles [J]. Phys Rev E, 2007, 76: 031110.
- [21] Torquato S, Beasley J D, Chiew Y C. Two-point cluster function for continuum percolation [J]. J Chem Phys, 1988, 88: 6540.
- [22] Lu B, Torquato S. Lineal-path function for random heterogeneous materials [J]. Phys Rev A, 1992, 45: 922.
- [23] Blunt M J, 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: 马振川, 滕奇志, 夏智鑫, 等. 基于孔隙度分类的超维重建算法[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2022, 59: 062002.

英 文: Ma Z C, Teng Q Z, Xia Z X, *et al.* Super dimension reconstruction algorithm based on porosity classification [J]. J Sichuan Univ: Nat Sci Ed, 2022, 59: 062002.