

基于空间标记的岩心孔隙并行分割

陈国军, 李 胜

(中国石油大学(华东) 计算机科学与技术学院, 山东 青岛 266580)

摘 要: 由于传统图像分割方法只针对岩心图像二维信息进行处理, 忽略了岩心图像在三维空间中的联系, 导致岩心图像孔隙骨架分割的准确性不高。岩心内部空间分布复杂, 图像标注工作量大、效率低, 不适用深度学习的方法进行分割。提出了一种基于空间标记的岩心孔隙骨架并行分割方法, 采用最大类间方差法计算岩心图像的预分割阈值。应用多线程技术对图像并行阈值分割和连通域标记, 并结合二路归并思想将多帧图像空间相邻的连通域合并为多个独立的连通体。根据边界限定准则剔除孤立的连通体, 并以实验孔隙度为指导迭代优化分割阈值。实验结果表明, 采用并行标记的方法耗时为普通方法的三分之一, 利用图像间的三维联系实现了岩心图像三维分割, 生成的数字岩心三维模型有效去除了孤立的孔隙像素, 提高了模型的准确性。

关键词: 数字岩心; 连通域; 空间标记; 多线程; 孔隙度

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2020)12-0142-06

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2020.12.025

Parallel Segmentation of Core Pores Based on Spatial Markers

CHEN Guo-jun, LI Sheng

(School of Computer Science and Technology, China University of Petroleum (East China),
Qingdao 266580, China)

Abstract: The traditional image segmentation method only deals with the two-dimensional information of the core image and ignores the relationship of the core image in the three-dimensional space. As a result, the accuracy of the core skeleton pore skeleton segmentation is not high. The internal space distribution of the core is complicated, the image labeling workload is large, and the efficiency is low, so it is not suitable for deep learning to perform segmentation. A parallel segmentation method of core pore skeleton based on spatial markers is proposed. The maximum segment variance method is used to calculate the pre-segmentation threshold of core images. Multi-threading technology is applied to image parallel threshold segmentation and connected domain labeling, and the two-way merge idea is used to merge adjacent connected domains in multiple image space into multiple independent connected bodies. The isolated connected body is eliminated according to the boundary definition criterion, and the segmentation threshold is iteratively optimized based on the experimental porosity. The experiment shows that the parallel labeling method takes one-third the time of the ordinary method. The three-dimensional segmentation of the core image is achieved by using the three-dimensional relationship between the images. The generated three-dimensional digital core model effectively removes the isolated pore pixels and improves the model accuracy.

Key words: digital core; connected domain; spatial labeling; multi-threading; porosity

0 引 言

图像分割是指将图像分成若干具有相似性质的区域的过程, 是许多图像处理任务的预处理步骤。现有的图像分割方法主要分以下几类: 基于阈值的分割方法、基于区域的分割方法^[1]、基于边缘的分割方法^[2]以及基于特定理论^[3]的分割方法等。

岩心图像中感兴趣的目标是孔隙和骨架, 三维岩心模型建立的真实程度和三维分析结果依赖于岩心二

维图像分割结果的好坏。目前针对岩心图像分割方法主要有两种, 一种是选择其中的一帧图像根据实际孔隙度计算合适的阈值, 并以该阈值对所有图像进行阈值分割, 再根据实际孔隙度进行阈值优化; 另一种是根据实际孔隙度对每一帧图像设定独立的阈值进行分割。文献[4-6]中提出了基于最大类间方差法(Otsu)^[7]的不同改进方法, 并取得了不错的效果; 文献[8]提出了适用于体视图像岩粒分割的算法, 采用

收稿日期: 2019-12-29

修回日期: 2020-04-30

基金项目: 国家油气重大专项(2016ZX0502)

作者简介: 陈国军(1968-), 男, 博士, 副教授, CCF 会员(E200011037M), 研究方向为图形图像处理、虚拟现实; 李 胜(1990-), 男, 硕士, 研究方向为图形图像处理。

两次分水岭并结合最小割的方法对岩石图像进行分割;徐永进等^[9]提出了利用图像层间相关性实现 CT 图像半自动分割,原理是利用分割效果好的帧图像修复其余帧图像;文献[10]提出了一种基于模糊距离变换的改进分水岭^[11-12]算法,通过对区域生长速度进行控制,优化了过分割问题;文献[13]利用了薄片视域的单偏光图与正交偏光序列图信息对演示薄片骨架孔隙进行分割;文献[14]采用聚类的方法对岩石 CT 图像分割及量化。不论是将一帧图像的分割阈值用于所有图像分割,还是每一帧图像采用不同的阈值进行分割,虽然也能取得不错的效果,但都只是考虑了岩心截面的二维信息,而忽略了岩心帧图像在三维空间的联系。为解决此问题,该文提出了基于空间标记的岩心孔隙并行分割方法,通过采用连通域标记的方法建立岩心图像在三维空间中的连通关系并实现自动分割。

1 图像预处理

Micro-CT 扫描得到的岩心断层图像亮度较低,对于尺寸小于分辨率或尺寸在分辨率附近的特征体很难分辨,尤其是孔隙和骨架的边界区域,通常较为模糊,没有明显的分界,多为过渡灰度值,需对岩心图像进行对比度增强和滤波处理。直方图均衡化实质是图像增强的一种方式,经过直方图均衡化的图像对比度明显增强,使得图像有很强的清晰感。直方图均衡化处理的原理是把原始图像的灰度直方图从比较集中的某个灰度区间变成在全部灰度范围内的均匀分布,对图像进行非线性拉伸,重新分配图像像素值,使一定灰度范围内的像素数量大致相同,就是把给定图像的直方图分布改变成“均匀”分布直方图分布。中值滤波是非线性滤波,避免因线性滤波方法导致的边界模糊问题,并且不受奇异值的影响,可以保护图像细节,故在岩心滤波处理中被广泛采用。经过直方图均衡化和中值滤波后岩心图像骨架孔隙边界模糊问题得到改善,有利于进一步对图像进行处理。

图像二值化是岩心切片处理的中间步骤,通过设置阈值 T 将图像分为像素值为 255 或 0 的两类。岩心图像是在相同的环境中由 CT 机扫描而来,因此同组切片采用同一阈值分割。首先选取具有代表性的起始、中间和末尾三张切片采用 Otsu 计算初始分割阈值,并根据理论孔隙度优化分割阈值,最后以该阈值二值化所有切片图像得到包含孤立孔隙的二值图像。

图像二值化公式为:

$$g(x,y) = \begin{cases} 0, & f(x,y) \leq T \\ 255, & f(x,y) \geq T \end{cases} \quad (1)$$

式中, $f(x,y)$ 为当前坐标点的像素值, $g(x,y)$ 为二值化后该点的像素值, T 为分割阈值,其中 $0 \leq T \leq 255$ 。

2 二值图像连通域标记

二值图像连通域标记依据扫描图像次数分为一趟扫描算法^[15]和两趟扫描算法^[16],一趟扫描算法主要有种子填充算法和游程标记算法;两趟扫描算法典型代表为基于快速连通域标记的 Two-Pass 算法。该文采用基于并查集的两遍扫描算法标记单帧图像连通域,通过结合多线程技术对多帧连通区域并行标记,使标记时间仅为串行标记时间的三分之一。

初始化与当前图像大小相同且全为 0 的标签矩阵,设 (x,y) 为当前处理的像素点, $g(x,y)$ 为该点像素值, $l(x,y)$ 为该点在标签矩阵中的标签值, label 为标签矩阵当前的最大标签值,其中 $\text{label} \geq 2$,基于快速连通域标记的 Two-Pass 算法的流程如下所述。

2.1 第一趟扫描

由于第一趟扫描时标签矩阵全部初始化为 0,当前像素点后的像素点尚未处理,因此在处理时只需要考虑当前像素点左上方、上方、右上方和左边像素点的标签值,如图 1 所示,深色像素为当前像素点。

$l(x-1,y-1)$	$l(x-1,y)$	$l(x-1,y+1)$
$l(x,y-1)$	$l(x,y)$	0
0	0	0

图 1 八邻接像素点标签值示意图

扫描当前像素点 (x,y) ,如果 $g(x,y) = 0$,继续下一步,否则处理下一个像素点。

(1) 如果 $l(x-1,y-1) = l(x-1,y) = l(x-1,y+1) = l(x,y-1) = 0$,即八邻接像素点标签值全为 0,当前像素点和已被标记的像素点不邻接(新的连通区域),则当前最大标签值加 1,作为当前像素点的标签值,即:

$$\text{label} = \text{label} + 1; l(x,y) = \text{label}$$

(2) 如果 $l(x-1,y-1) = l(x-1,y) = l(x-1,y+1) = l(x,y-1) \neq 0$,八邻接像素值相同且不为 0,即只与一个连通域邻接,则将该点的标签值设置为邻接点的标签值,表示如下:

$$l(x,y) = l(x_i,y_j), i,j = 0, \pm 1$$

(3) 若 $l(x-1,y-1)$ 、 $l(x-1,y)$ 、 $l(x-1,y+1)$ 、 $l(x,y-1)$ 中至少存在两个相等且不为 0 的值,即八邻接点像素值不全相同,当前像素点与多个连通域相连,则将该点标签值设置为多个连通域标签值的最小值,内容如下所示:

$$l(x, y) = \min \{l(x-1, y-1), l(x-1, y), l(x-1, y+1), l(x, y-1)\}$$

并将 $l(x-1, y-1)$ 、 $l(x-1, y)$ 、 $l(x-1, y+1)$ 、 $l(x, y-1)$ 与 $l(x, y)$ 作为等价对存入映射集合 Map 中, 供第二趟扫描使用, Map 内容如下所示:

$$\text{Map} = \{l(x+i, y+j), l(x, y) \mid i, j = 0, \pm 1\}$$

2.2 第二趟扫描

在第一趟扫描(3)步骤中, 得出等价关系集合 Map, 根据 Map 中的等价关系, 将当前像素点标签值更新为 $l(x, y)$, 即:

$$l(x+i, y+j) = l(x, y), i, j = 0, \pm 1$$

由于标签合并, 导致标签号不连续, 重新编号使标签号连续。扫描结束后, 图像中具有相同标签号的像素就构成一个连通区域。

3 岩心图像空间标记

三维空间标记以二维连通域合并为基础, 将多帧相邻图像连通域合并, 形成多个空间连通体, 根据岩心孔隙连通性规则, 去除孤立的连通体(孤立孔隙), 由于岩心图像分辨率高且数量较多, 采用多线程技术加速图像连通域合并。

3.1 标签合并

设定 S_i 为上层帧图像, S_{i+1} 为下层帧图像, $S_i \cdot l(x, y)$ 为当前连通域标签值, 下层帧图像对应像素点的连通域标签值为 $S_{i+1} \cdot l(x, y)$, 标签的合并采取小标签值为主原则即存在多个标签值时统一用最小的标签值替换其余标签值。

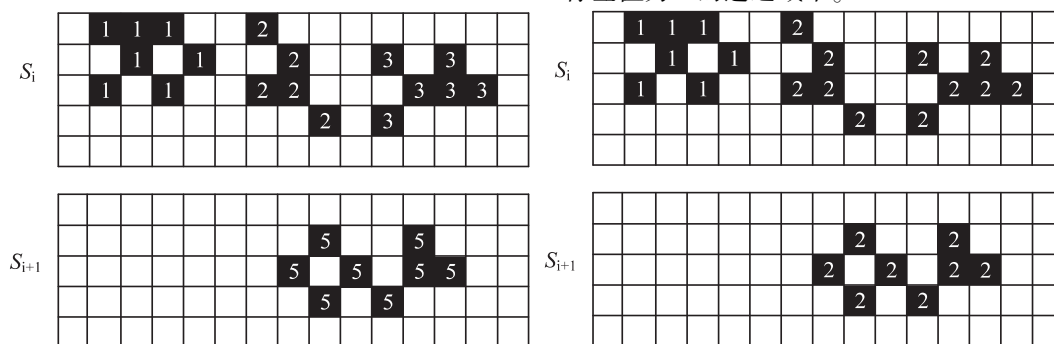


图2 标签标记(左)与合并图(右)

3.2 去除孤立孔隙

数字岩心中有效孔隙为相互连通的, 在一般压力条件下, 可允许液体在其中流动的孔隙, 除此之外为孤立孔隙(封闭孔隙)。即不属于起始和末尾帧图像且不与起始、末尾帧及多帧图像边界孔隙像素相连的孔隙为孤立孔隙。设 U_{bound} 为图像边界孔隙像素点的标签值和起始、末尾帧图像孔隙像素点的标签值集合, 集合 U 为多帧图像连通体标签值集合, U_{remove} 为孤立连通体标签值集合。

3.1.1 更新下层图像标签

在对单帧图像标记时, 设定上层图像标签值小于下层标签值。如果 $S_i \cdot l(x, y)$ 不为 0(0 为背景像素点直接跳过) 且 $S_i \cdot l(x, y)$ 所属的连通域只与上层图像的一个连通域相邻, 则将 $S_{i+1} \cdot l(x, y)$ 所在连通域的值替换为 $S_i \cdot l(x, y)$ 的值, 即:

$$S_{i+1} \cdot l(x, y) = S_i \cdot l(x, y)$$

若 $S_{i+1} \cdot l(x, y)$ 所属的连通域与上层图像中的多个连通域相邻, 则将 $S_{i+1} \cdot l(x, y)$ 所属的连通域的标签值替换为上层多个连通域标签值的最小值, 即:

$$S_{i+1} \cdot l(x, y) = \text{Min} \{S_i \cdot l(x_j, y_j), \dots, S_i \cdot l(x_k, y_k)\}$$

式中, $S_i \cdot l(x_j, y_j), \dots, S_i \cdot l(x_k, y_k)$ 为上层图像不同连通域的标签值, 如图 2(左)所示。

3.1.2 更新上层图像标签

若连通域 $S_{i+1} \cdot l(x, y)$ 与上层图像的多个连通域相邻, 即通过 $S_{i+1} \cdot l(x, y)$ 使 S_i 中原本不连通的两个或多个连通域连通, 则合并这两个或多个连通域, 用多个连通域的最小标签值代替其他标签值。

$$\begin{cases} S_i \cdot l(x_j, y_j) \subseteq S_i, j \geq 2 \\ S_{i+1} \cdot l(x, y) = \text{Min} \{S_i \cdot l(x_j, y_j)\}, j \geq 2 \end{cases} \Rightarrow$$

$$S_i \cdot l(x_j, y_j) = S_{i+1} \cdot l(x, y)$$

式中, $S_{i+1} \cdot l(x, y)$ 为下层连通域标签值, $\{S_i \cdot l(x_j, y_j)\}$ 为上层图像中与 $S_{i+1} \cdot l(x, y)$ 相邻的连通域的标签值集合, 用上层连通域中标签值的最小值替换其余连通域标签值。如图 2(右)为更新后上下层图像连通域的标签值, 更新后 S_i 中标签值为 3 的连通域合并到标签值为 2 的连通域中。

$$\begin{cases} l(x, y) \subseteq U \\ l(x, y) \notin U_{\text{bound}} \end{cases} \Rightarrow l(x, y) \subseteq U_{\text{remove}}$$

3.3 连通域合并优化

为简化图像标签合并, 在对单帧图像标签时保证 S_{i+1} 帧的标签值大于 S_i 帧的标签值, S_i 帧标签的起始值为图像编号乘以大于所有单帧图像连通域个数的定值 N , 即 $S_i \times N$ 。采用多线程并行合并技术, 开始合并前先将所有帧图像按照层次分组, 并设计数据结构 SliceGroup 存储合并所需的参数。

SlicesGroup: {slices, { $G_1 \cdot S_i + \text{slices}, G_2 \cdot S_i$ }}

图像数量 slices 表明合并的层次,规模为 2^n ($n = 0, 1, 2, \dots$),若共有 2^n 帧图像,共需要进行 n 层合并。 G_1 、 G_2 为同一层中待合并的两组帧图像, $G_1 \cdot S_i + \text{slices}$ 为 G_1 中的最后一帧图像, $G_2 \cdot S_i$ 为 G_2 中的第一帧图像,其中 $G_1 \cdot (S_i + \text{slices}) \cdot l(x, y) < G_2 \cdot S_i \cdot l(x, y)$,即在未合并之前 G_1 中的任一标签值小于 G_2 中的任一标签值,通过邻接关系将标签值较大的合并到标签值较小的类中。SliceGroup 中元素采用递归的方法在每次合并开始前一次性计算得出。递归函数以起始帧序号与末尾帧序号作为参数,计算每一层 SliceGroup,对于第 $n-1$ 层,传入参数为 1 和 2^n ,得出 slices 为 2^{n-1} , $G_1 \cdot S_i + \text{slices}$ 为 2^{n-1} , $G_2 \cdot S_i$ 为 $2^{n-1} + 1$,再将 1 和 $G_1 \cdot S_i + \text{slices}$ 、 $G_2 \cdot S_i$ 和 2^n 分别作为参数通

过计算得出下一层 SliceGroup,以此类推计算出合并的所有帧序号。递归终止条件为末尾帧与起始帧的差值为 1,即 slices 为 1 时递归终止。由于预先计算得出每次合并的帧序号,并且只有上层图像合并结束后才能进行下一层图像的合并,因此在下一层开始合并时,图像标签值都会达到一个局部统一的状态,避免标签值出现二义性(同一个连通体具有多个标签值)的问题。此时多帧图像标签合并的复杂问题就简化为多组 ($G_1 \cdot S_i + \text{slices}, G_2 \cdot S_i$) 标签值两两合并和更新的简单问题,应用二路归并算法并行合并标签并对组内所有标签进行更新,其中 n_i 层 ($G_1 \cdot S_i + \text{slices}, G_2 \cdot S_i$) 合并的结果,为 $n_i + 1$ 层合并的 $G_1 \cdot S_i + \text{slices}$ 或 $G_2 \cdot S_i$,合并过程如图 3 所示。

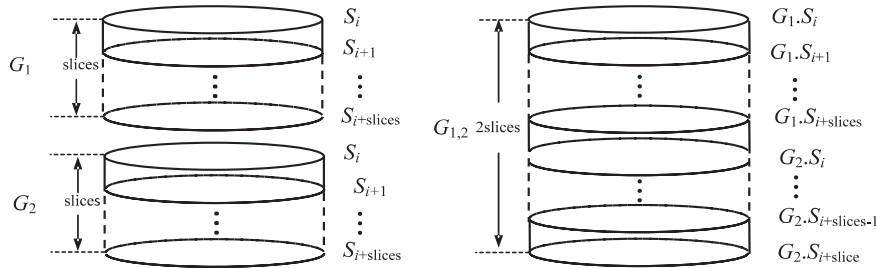


图 3 合并前(左)与合并后(右)

4 阈值优化

去除孤立孔隙后,重新计算图像的孔隙度并与实验孔隙度对比,若误差超出限定范围,则调整阈值并二值化重复步骤 2、3,直至误差缩小到限定范围以内。设 $f(x)$ 为孔隙度计算函数,porosity 为实验孔隙度, T 为复杂度分割阈值。孔隙度 $f(x)$ 计算公式为:

$$f(x) = \frac{\text{AllHolePixel}}{\text{AllPixel}} \quad (2)$$

式中,AllHolePixel 为总的孔隙像素个数,AllPixel 为总的像素个数。阈值调整方法为:

$$T = \begin{cases} T++; f(x) - \text{porosity} > \text{diff} \& f(x) < \text{porosity} \\ T--; f(x) - \text{porosity} > \text{diff} \& f(x) > \text{porosity} \end{cases} \quad (3)$$

5 实验分析

该文采用的实验平台为 Intel(R) Xeon(R) CPU E5-1620,主频为 3.70 GHz,系统内存为 16 GB,显卡为 NVIDIA Quadro K2000,显卡内存为 2 GB,操作系统为 Windows 10,实验开发环境为 Visual Studio 2015。实验图像为 650 张分辨率为 968×995 吉林砂岩 CT 图像。

5.1 多层切片标记效率分析

为了验证基于多线程加速技术的有效性,任意选

取不同编号的图像,采用八邻接搜索方式进行判别,分别测试普通 Two-Pass 扫描法、种子填充算法、基于并查集的 Two-Pass 扫描法的运行时间,并对 650 帧图像在多线程下标记时间与串行标记时间进行对比,对比结果如表 1 所示。

表 1 图像标记效率对比

时间	普通 Two-Pass	种子填 充算法	基于并查集的 Two-Pass
单帧标记时间/s	0.028	0.042	0.019
多帧标记时间/s	19.289	29.4	14.051
多帧并行标记时间/s	6.466	6.697	4.189

通过以上数据分析可知,三种算法在处理单张图像时相差不明显,基于并查集的 Two-Pass 算法速度最快,种子填充算法的速度最慢。对多帧图像进行标记时,通过多线程技术并行处理图像,时间为串行处理时间的三分之一左右。说明通过增加并查集和多线程技术,有效提高了图像的标记效率。

5.2 多层切片连通域优化分析

为了验证空间标记分割的有效性,选取同一组图像,根据孔隙度进行优化分割,选取多张图像对比分割效果如图 4 所示。通过对多帧图像连通域标记、合并、去除孤立孔隙,根据理论孔隙度优化分割阈值,孔隙度和阈值随着迭代次数增加变化如表 2 所示。

表 2 孔隙度和阈值变化

指标	0	1	2	3	4	5
阈值	103	103	104	103	104	103
孔隙度	0.124 607	0.118 162	0.121 815	0.118 162	0.121 815	0.118 162

由表 2 可知, 未经过连通域优化(迭代次数为 0)与经过连通域优化的图像虽然具有相同的分割阈值, 但未优化的孔隙度大于优化后的孔隙度, 表明非连通孔隙点对孔隙度有一定的影响。随着迭代次数增加分割阈值增大, 孔隙度逐渐增大, 但始终围绕着 0.12 上下波动, 阈值在 103~104 之间变动, 通过设置最小误差, 最终确定分割阈值。

如图 4 所示, 第一行为原始帧图像, 图中圆域内像

素值较小(颜色较深)为孔隙, 像素值较大(颜色较浅)为骨架, 图中第二行为 Otsu 分割的二值图像, 没有考虑图像间上下层像素点的邻接关系, 第三行为考虑了帧与帧之间的联系。通过对比可知, 未考虑帧与帧之间像素关联二值图像有更多的孤立点和噪声, 去除了孤立孔隙的二值图像黑色像素点明显增多, 孔隙轮廓更加明显。由此可知, 通过增加了帧与帧之间关联的空间标记方法有效去除图像的孤立孔隙点。

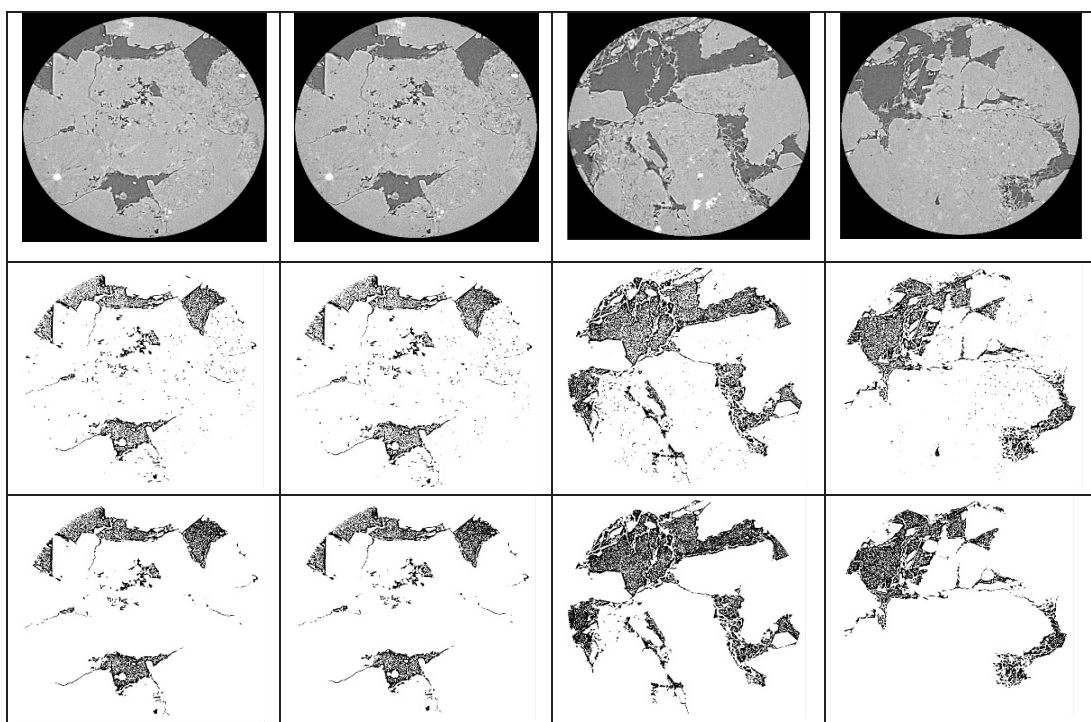


图 4 二值图像对比图

5.3 多层切片连通域合并分析

为了验证图像合并的有效性和准确性, 选取跟踪

了中间位置帧图像 0240. tif 图像的特定标签值观察连通域合并过程。

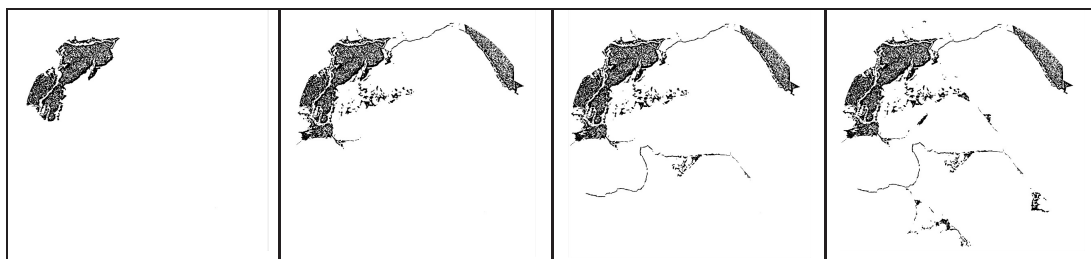


图 5 连通域合并跟踪图

如图 5 所示, 未进行合并时标签值连通区域面积较小, 随着合并迭代次数的增加图像中标签值所代表的连通区域面积逐渐增加, 表明单帧图像中不连通的区域, 随着多帧图像标签的合并最终连接在一起, 形成一个连通体。剔除孤立孔隙后图像中只剩与外界相同

的连通体, 如图 5 中最后一张图片所示。

5.4 数字岩心建模对比分析

为了验证通过连通域标记算法对岩心图像进行三维分割的有效性, 分别选取了 10、100、200、500 张图像生成数字岩心模型, 并比较效果, 如图 6 所示。

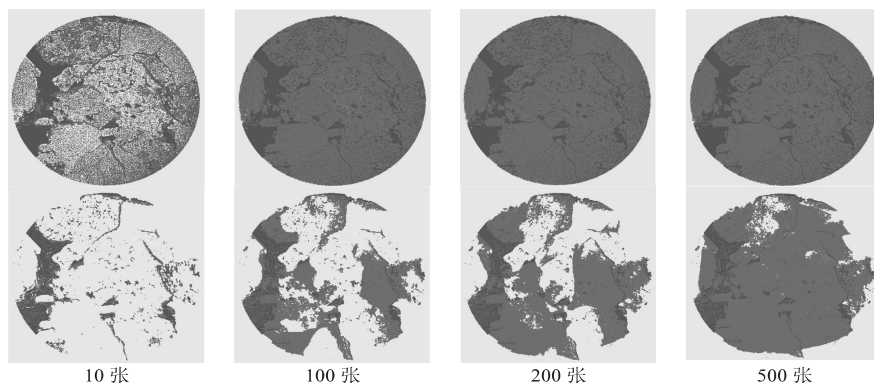


图6 数字岩心孔隙模型对比图

文献[9]提出的半自动分割方法,需要手动对图像分割结果进行修复,由于不同的实验者具有不同的主观判断无法做到完全一致,造成实验结果具有不一致性。其他文献方法皆为对单帧图像的处理与文中方法有本质区别。文中提出的方法完全实现自动化,避免了人为因素的影响且考虑了岩心三维空间联系,因此不具有对比参考性,故不进行对照实验。

6 结束语

针对数字岩心三维建模分离骨架孔隙只考虑图像二维信息而忽略图像间的空间联系,导致生成的三维岩心模型不准确,孔隙连通情况不精确的问题,提出了基于二维连通域分析并结合多线程技术的空间标记并行分割方法。采用 Otsu 算法预分割岩心图像,通过对二值图像连通域合并,生成多个互不相通的连通体,根据边界限定准则去除孤立的孔隙,并根据理论孔隙度优化分割阈值。文中使用了 650 张吉林砂岩的 CT 图像,分别使用简单阈值分割方法和基于空间标记的串行分割方法作为对比。实验表明,基于空间标记的并行分割方法有效去除了图像中孤立的孔隙像素和噪声像素,提高了岩心模型的准确度和分割速度,为后续建立数字岩心三维模型奠定了基础。下一步将继续优化标签合并速度。

参考文献:

- [1] 赵文涛,曹昕鹭,田志勇. 基于自适应阈值区域生长的红外舰船目标分割方法[J]. 红外技术,2018,40(2):158-163.
- [2] 李文杰,夏海英,刘超. 融合 RSF 模型及边缘检测 LOG 算子的图像分割方法的研究[J]. 南京邮电大学学报:自然科学版,2018,38(2):98-102.
- [3] TAN C, SUN Y, LI G, et al. Image segmentation technology based on genetic algorithm[C]//Proceedings of the 2019 3rd international conference on digital signal processing. New York:ACM,2019:27-31.
- [4] 靳钊,王凡,郭晨,等. 一种基于数字岩心技术的岩石等效电参数计算方法[J]. 物探与化探,2018,42(6):1280-1288.
- [5] 吴军,王龙龙. 基于双鸟群混沌优化的 otsu 图像分割算法[J]. 微电子学与计算机,2018,35(12):119-124.
- [6] 何风,白亚东,刘瑞林,等. 蚁群算法在 FMI 成像测井和岩心 CT 扫描图像分割中的对比研究[J]. 宁夏工程技术,2018,17(1):81-84.
- [7] YANG J G, LI B Z, CHEN H J. Adaptive edge detection method for image polluted using canny operator and Otsu threshold selection[J]. Advanced Materials Research,2011,301-303:797-804.
- [8] 吴琼,刘衍聪,伊鹏,等. 基于 NCUT 优化的岩心体视图像岩粒分割方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2018,30(3):485-490.
- [9] 徐永进,滕奇志,吴晓红,等. 利用层间相关性的岩心 CT 图像半自动分割方法[J]. 中国图象图形学报,2015,20(10):1340-1345.
- [10] 高扬,滕奇志,熊淑华,等. 基于模糊距离变换的岩心图像颗粒分割算法[J]. 微型机与应用,2017,36(4):47-50.
- [11] 侯志强,赵梦琦,余旺盛,等. 基于 SLIC 与分水岭算法的彩色图像分割[J]. 光电工程,2019,46(6):180589.
- [12] WU Y, WANG W, ZHANG F, et al. Nanoparticle size measurement method based on improved watershed segmentation[C]//Proceedings of the 2018 international conference on electronics and electrical engineering technology. New York:ACM,2018:232-237.
- [13] 彭志伟,滕奇志,何小海,等. 基于岩石薄片偏光序列图的颗粒分割算法[J]. 计算机应用与软件,2018,35(5):236-241.
- [14] 张嘉凡,张雪娇,杨更社,等. 基于聚类算法的岩石 CT 图像分割及量化方法[J]. 西安科技大学学报,2016,36(2):171-175.
- [15] GOYAL A. Image-based clustering and connected component labeling for rapid automated left and right ventricular endocardial volume extraction and segmentation in full cardiac cycle multi-frame MRI images of cardiac patients[J]. Medical & Biological Engineering & Computing, 2019, 57(6):1213-1228.
- [16] ZHANG D, MA H, PAN L. A gamma-signal-regulated connected components labeling algorithm[J]. Pattern Recognition,2019,91:281-290.