

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209247

基于块匹配与多级采样的薄片孔隙图像拼接*

邓亮¹ 滕奇志¹ 何海波²

(1. 四川大学电子信息学院 成都 610065; 2. 成都西图科技有限公司 成都 610065)

摘要: 微观驱替实验中为了模拟非均质分布的情况,需要将多幅不同的孔隙二值图像拼接为一幅完整图像,而这些拼接图像没有重叠区域,需要根据待拼接图像的纹理信息进行图像拼接修复。针对此类问题,本文通过对图像邻域的相关性问题进行研究,提出一种基于块匹配和多级采样的图像拼接方法,该方法结合5个判决准则,以修复孔隙图像边界间的弯曲轮廓和不规则纹理,并通过粗尺度到细尺度的图像拼接过程,使得最终拼接完成的薄片孔隙图像能够更加真实地反映岩心特征。为了验证本研究方法的有效性,将本文所提算法与现有的传统图像修复算法和基于深度学习的图像修复方法进行对比,并通过主观视觉与客观指标对图像拼接实例的结果进行评估,结果表明本研究提出的算法在PSNR和SSIM指标上优于现有的图像修复算法,分别提高了6.08 dB和0.015,并且在图像纹理的自然过渡以及整体结构的一致性方面有更好的表现。

关键词: 图像拼接;图像修复;块匹配;感知哈希;多级采样;视觉连通

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Thin slice pore image mosaic based on block matching and multilevel sampling

Deng Liang¹ Teng Qizhi¹ He Haibo²

(1. School of Electronic and Information, Sichuan University, Chengdu 610065, China;

2. Chengdu Xitu Technology Co., Ltd., Chengdu 610065, China)

Abstract: In order to simulate heterogeneous distribution in microscopic displacement experiment, it is necessary to splice several different pore binary images into a complete image. However, these spliced images do not have overlapping areas, so image splicing and restoration should be carried out according to the texture information of the image to be spliced. This paper studies the correlation of image neighborhood and proposes an image Mosaic method based on block matching and multi-level sampling. This method combines five decision criteria to repair curved contours and irregular textures between pore image boundaries. Through the image Mosaic process from coarse to fine scale, The final spliced thin section pore image can reflect the core characteristics more truly. In order to verify the effectiveness of this research method, the proposed algorithm is compared with existing traditional image repair algorithms and image repair methods based on deep learning, and the results of image Mosaic examples are evaluated by subjective visual and objective indicators. The results show that the proposed algorithm is superior to the existing image restoration algorithms in PSNR and SSIM, improving 6.08 dB and 0.015 respectively, and has better performance in natural texture transition and overall structure consistency.

Keywords: image mosaicing; image inpainting; matching; perception of the hash; multi-scale; visual communicatio

0 引言

微观驱替是利用玻璃刻蚀模型进行驱油试验的一种手段,制作玻璃刻蚀模型首先需要将铸体薄片^[1]孔隙提取出来形成二值图像。实验人员为了模拟非均质分布的孔隙情

况,需要将两幅或多幅不同的孔隙二值图像拼接为一幅完整图像,由于这些孔隙图像没有重叠区域,因此根据待拼接图像的结构与纹理形态等信息进行图像拼接修复成为亟待解决的问题。这里的拼接修复并非因图像缺失进行复原,而是希望在不同图像边界之间形成自然的过渡。在对两幅

收稿日期:2022-03-12

* 基金项目:国家自然科学基金(62071315)项目资助

图像边界间的空白像素区域进行补全时,修补效果的好坏直接影响到整幅图像的结构性,而人眼对图像整体结构特征最为敏感,因此需要尽量保证孔隙图像边界之间能够自然过渡,符合主观视觉连通性的原则。

现有的传统图像修复方法主要是根据像素内容的相似性进行预测修复,根据不同的修复准则,可以分为两类。一类是基于扩散的图像修复技术^[2-3],主要用于修复图像中缺失区域较少,纹理结构单一的情况,这类方法和传统艺术品修复师的“妙手回春”有异曲同工之妙。现有的方法包括模仿流体动力学中的 Navier-Stokes 方程而提出的 BSCB 模型,此模型通过三阶偏微分方程来模拟平滑传输过程,以达到图像修复的目的。然而此方法需要大量运算,导致修复速度很慢。针对此类问题,随之出现了一种基于快速行进的修复算法,此算法先处理待修复区域边缘上的像素点,然后层层向内推进,直到修复完所有的像素点,不过也导致此类方法忽略了图像的结构信息,造成修复效果不理想^[4-5]。另一类是用于填充图像缺失区域较大,纹理结构信息较为复杂的图像补全技术,主要是基于样本的纹理合成技术^[6]来填充丢失的信息。例如基于样本块的图像修复算法,该算法的思路是利用图像的已知区域对待修复区域进行填充,而填充的顺序是根据计算待填充像素点的优先级来确定的。针对此算法在修复时会出现结构断裂和误匹配问题,Ciotta 等^[7]采用了基于快速样本的块匹配方法和基于一致性的目标函数扩展,确保图像结构在待修复区域中平滑传播,由于此方法会先传播纹理图像块,因此容易导致图像纹理与背景融合。

基于深度学习的图像修复技术^[8-12]与其他算法有所不同,它有着更加强大的学习与表征能力,通过使用两个不同的网络来对应图像的已知区域与待修复区域,学习待修复图像与完整图像之间的映射关系,使得最终修复的效果具有整体一致性的特点。但面对修复区域较大、纹理结构不单一的情况时,修复结果常常出现图像纹理与背景融合的情况,导致修复结果不理想。Arimoto 等^[13]通过将边缘生成器应用到 DeepFill v2 框架^[14]上来解决修复结果失真和颜色不自然的问题。Nazeri 等^[15]提出了一个两阶段的对抗模型 EdgeConnect,它包括一个边缘生成器和一个图像补全网络,边缘生成器对图像缺失区域(规则和不规则)的边缘做出预测,图像补全网络利用预测边缘作为先验信息填充到缺失区域中。Yu 等^[16]提出了一种新的基于深度生成模型的方法,该方法使用前馈、全卷积神经网络,不仅可以合成新的图像结构,而且可以在网络训练中明确地利用周围图像的特征作为参考,以更好地进行预测修复。目前,大多数基于深度学习的图像修复方法需要大量图像数据用于训练,并且主要针对 256×256 分辨率的图像,实际中待拼接的薄片孔隙图像的尺寸远大于此,因此拼接时需要将待拼接图像切割或下采样。

薄片孔隙图像包含很多形状不一的岩石颗粒,具有纹

理复杂、孔隙结构不单一等特点。基于上述特性,本文借鉴图像修复算法,针对孔隙图像边界间的待拼接区域预测填充问题,提出解决方法,主要贡献有:

1)设计初始化待修复区域像素值的方法,初步刻画孔隙结构特征,以加快后续算法收敛速度。

2)设计邻域块判决准则,筛选出与待修复图像块具有相似邻域结构的邻域块。充分利用图像中岩石颗粒间的相似性,减少邻域块匹配错误的问题。

3)提出待修复像素点的填充函数,利用全局一致性的思想,将邻域块的像素信息传播到待修复像素点上,使得填充的像素值更加具有合理性。

4)引用 PatchMatch 邻域块搜索算法,利用图像局部的相关性,快速获得待修复图像块的近似邻域块,避免遍历整幅图像而花费大量的时间。

5)加入多级采样的方法,通过多级采样,在保证图像修复质量的前提下,加快算法收敛,减少程序处理时间。

在多幅薄片孔隙图像拼接上,本文通过对图像邻域相关性的研究,并结合上述的 5 个判决准则,希望修复生成的孔隙图像区域在纹理结构方面更加接近真实孔隙特征,图像边界之间的纹理与已知图像区域能够保持一致,达到较好的视觉效果,使得孔隙图像拼接修复效果更加符合视觉感知的特性,以进行后续微观驱替实验。

1 基于块匹配和多级采样的薄片孔隙图像拼接算法

如图 1(a)所示,本算法先将待拼接的两幅孔隙图像按所需排列完毕,在图像边界间预留一定的空白像素区域作为待修复区域,并由此区域与两幅待拼接图像合并为一幅图像作为待修复图像。首先将待修复图像下采样,对待修复区域初始化,在邻域块判决准则下,记录待修复图像中每一个 3×3 大小图像块的最佳匹配块,构成最近邻域块集合。如图 1(b)所示,在本文中,邻域块并非指代空间位置上相邻的图像块,而是与图像块最相似的匹配块。接着将寻找到的邻域块的像素信息经过加权求平均后传播到待修复图像块上。最后对修复完成的图像上采样,重复以上修复步骤更新待修复像素区域,则最终拼接完成,如图 1(c)所示。

1.1 待修复区域的初始化

基于块匹配的图像修复技术是通过将图像中已知图像信息传播到待修复像素区域上,从而达到修复的目的。具体做法是:在需要修复的图像区域中,选取 3×3 大小的图像块作为待修复图像块,利用邻域块判决准则,在整幅图像区域中,筛选出与待修复图像块具有相似结构的邻域块,然后将此邻域块中的像素信息拷贝到待修复像素点上,达到信息传播的目的。显然,确定待修复图像块的邻域块时,需要对比两个图像块之间的像素信息,一般情况下,待修复图像块的不同会对应不同的邻域块,邻域块又决定待修复图

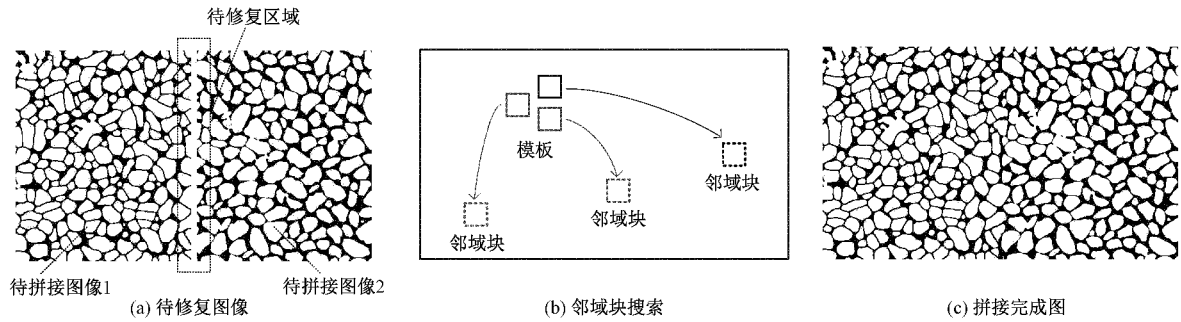


图 1 拼接过程

像块中应当填充的像素信息。因此,如果在给待修复像素区域赋初值时,加入一些更为可靠的信息,而非随机赋值,那么待修复图像块可能寻找到与其匹配更优的邻域块,从而减少邻域块匹配错误的问题。本文算法的具体步骤如下:首先统计出两幅待拼接图像的平均孔隙度,用来计算生长核的初始分布密度,然后以此分布密度为依据在待修复区域内随机选取一些种子点,将这些种子点作为孔隙生长核,并以孔隙生长核为中心向八邻域方向随机生长。初始化前,待修复区域为空白像素区域,随着孔隙的生长,待修复区域中的孔隙度会逐渐增大,当孔隙度大于待拼接图像的平均孔隙度时,停止生长。通过以上步骤,可以快速地完成了待修复像素区域的初始化,初步刻画出薄片孔隙图像的结构特征。

1.2 邻域块判决准则

寻找一个待修复图像块的邻域块实际上是找到另一个与待修复图像块最匹配的图像块,匹配程度可以通过两个图像块的相似度来衡量。目前,有很多经典的方法能够判断两个图像块是否相似,比如直方图匹配法和感知哈希算法等。由于直方图匹配法是反映图像块像素灰度值的概率分布,因此图像块中像素点的位置分布则无法体现在其中,这样就导致了两个分布不同的图像块可能具有相同的相似度。例如图 2(a)所示为待修复图像块,假设图 2(b)、(c)分别为遍历过程中的某个图像块。显然,图 2 中 3 个图像块的直方图相同,因此直方图匹配法会将待修复图像块完全不同的 2(b)、(c)图像块判断为与其具有 100%的相似性,从而导致出现邻域块匹配错误的问题。

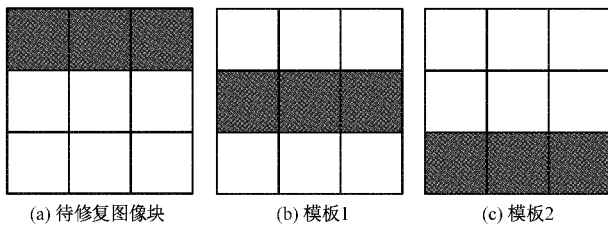


图 2 邻域块匹配

而感知哈希算法很好地解决了这一问题,其通过给每一个图像块生成一个特定的“指纹”字符串,并对比两个图像块的字符串信息来判断相似性,当结果越接近,则说明

图像越相似。本文基于感知哈希算法,设计了一个由差分感知哈希值作为判决准则的邻域块搜索方法。具体做法为:计算模板中每一行相邻像素点间像素值的差值,即同一行中,从第 2 个像素点开始,后一个像素点的值减去前一个像素点的值作为差值。对于 3×3 大小的模板,每行会计算得到 2 个差值,3 行则一共计算得到 6 个差值,并将其记录到一个向量中。同样使用以上方法计算得到待修复图像块的差分感知哈希值,并组成向量。最后通过计算两个向量的汉明距离,当结果越小,则认为模板越有可能是待修复图像块的邻域块,反之亦然。判断两个图像块相似性的度量公式定义如下:

$$L = EucDist(X, Y) \cdot HamDist(M, N) \quad (1)$$

其中, $EucDist(X, Y)$ 为两个图像块中心点的欧氏距离, $HamDist(M, N)$ 为 M 向量和 N 向量的汉明距离。其中欧氏距离的具体公式如下:

$$EucDist(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2} \quad (2)$$

其中, X, Y 分别表示两个图像块的中心点。加入待修复图像块中心点与模板中心点的欧氏距离作为邻域块判断条件之一,是因为当存在多个模板与待修复图像块具有相同的汉明距离时,根据图像局部相关性原则,选取与待修复图像块空间位置上最近的模板作为邻域块。

为了满足修复弯曲轮廓和复杂纹理的判别需要,针对孔隙二值图像,本文在确定邻域块时,使用差分感知哈希值和欧式距离作为判决准则,可以减少邻域块匹配错误的问题,且在判别邻域块时考虑待修复图像块中相邻像素点之间的相邻关系,提高邻域块寻找的准确率。

1.3 迭代策略

有了 1.2 节中的邻域块判决准则,便可以开始寻找待修复图像块的邻域块。考虑到如果采用暴力搜索算法寻找最近邻,即使一些经典的加速策略如 KD-Tree 搜索^[17]和 PCA 降维^[18]可以在一定程度上提升搜索速度,算法的速度仍然很慢。基于此,本文采用 PatchMatch 算法,利用图像的局部相关性实现邻域块的快速匹配。如图 3 所示,当图像中左边的 M 图像块找到了其对应的最近邻域块(假设是图像中右侧的 P 图像块),那么可以认为在图像的左侧,位于 M 图像块右下方的 N 图像块,其邻域块有很大概

率位于右侧 P 邻域块的右下方位置。根据这一个思想,当某个待修复图像块匹配到自己的邻域块,那么它可以将这邻域匹配关系传递给与它相邻的待修复图像块,从而避免大量的遍历计算。

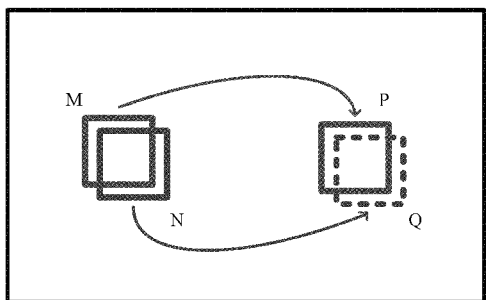


图 3 邻域相关性

基于上述的邻域相关性问题,本文采用的迭代过程为:先从上到下,从左到右,使用 3×3 大小的模板顺序遍历待修复区域,然后反方向迭代,从下到上,从右到左,使用同样大小的模板重新遍历待修复区域。对于每一个被遍历到的待修复图像块,都会经历匹配信息传播和随机搜索两个阶段。

匹配信息传播具体为:假设当前为正向迭代(从上到下,从左到右遍历顺序),如图 4(a)所示,当扫描到图像左侧的 c 块时,位于其左侧的 a 块与其上侧的 b 块已经历过扫描,并且已经找到所对应的邻域块。此时,利用 1.2 节中所述的图像块相似性度量公式,分别比较 a、b、c 三个图像块与对应邻域块的相似值 L ,当某一对图像块的相似值 L 越大,说明这一对图像块匹配地更好,那么扫描块的邻域块就会改变当前的匹配关系,向具有更好匹配关系的邻域块看齐。例如假设图 4(b)中左侧 b 图像块与其右侧 B 邻域块最相似,即在 3 组图像块中匹配地最好,那么对于当前扫描到的 c 图像块,其邻域块就会改变目前的匹配位置,转而移动到右侧 B 邻域块的下方。具体公式定义如下:

$$SimMax = \max\{f(x, y), f(x - 1, y), f(x, y - 1)\} \quad (3)$$

其中, $SimMax$ 表示 3 组匹配块中最大的相似值, $f(x, y)$ 表示表示当前扫描到的图像块与其对应邻域块的相似值, $f(x - 1, y)$ 表示表示当前扫描到图像块的左侧图像块与其对应邻域块的相似值, $f(x, y - 1)$ 表示表示当前扫描到图像块的下侧图像块与其对应邻域块的相似值。

扫描到的图像块会跟随 3 组图像块中具有最优匹配关系的图像块改变自己的匹配关系。因此当某一块待修复图像块与其对应的邻域块匹配得很好,那么当前这个图像块就会在接下来的邻域块匹配过程中大概率影响到其右侧和下侧的图像块,使得这些图像块也获得一个很好的匹配。

完成匹配信息传播后,扫描块的邻域块可能得到优

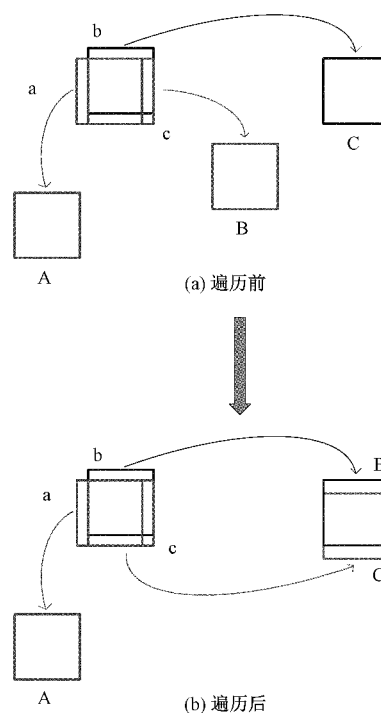


图 4 改变匹配关系

化,但是算法并不能保证寻找到的邻域块是全局最优的。为了增加可靠性,当扫描块完成匹配信息传播后,本文在整幅图像区域内随机选取一些样本块与扫描块做邻域判别,具体做法是:第 1 次迭代在整幅待修复图像中随机选取一个 3×3 大小的图像块与扫描块进行匹配,若对比 1.2 节中所述相似性度量公式,发现此图像块是更好的匹配,则当前扫描块的匹配关系也随之更新。然后缩小搜索范围(本文选择减小为上一次搜索范围的 0.8 倍)进行下一次迭代,直至搜索范围小于 3×3 大小。这样做的目的是希望试图通过随机搜索来扰动邻域块匹配关系,使其跳出局部最优解,达到全局最优解。当然,在本文中,此算法搜索到的邻域块并不能保证是最近邻域块,而是近似最近邻域块,即并不能保证每一个待修复图像块都能够找到全局最优匹配,但整体上能达到近似最优。

1.4 填充待修复像素点

在确定出待修复图像块的邻域块后,本文提出一种填充算法。如图 5 所示,待修复像素区域中每一个待修复像素点都会被 9 个 3×3 大小的图像块所包含,如图 6 所示,将每一个经过待修复像素点的图像块作为一个待修复图像块,即每一个待修复像素点会被 9 个待修复图像块在不同位置所包含。本文首先寻找到这 9 个待修复图像块的邻域块,然后将这些邻域块中对应待修复像素点位置的像素值进行加权求平均,得到最终待修复像素点的预测值。具体公式为:

$$pixel = \sum_{i=1}^9 \frac{HamDist(M, N_i)}{Sum} \cdot value(i) \quad (4)$$

其中, $HamDist(M, N)$ 表示邻域块中心点与待修复像素点的曼哈顿距离, Sum 表示 9 个邻域块中心点与待修复像素点的曼哈顿距离的和, $value(i)$ 表示第 i 个邻域块中对应待修复像素点位置上的像素值。由于本文处理的孔隙图像是二值图像, 当计算得到的 $pixel$ 值大于 0.5 时, 修改为 1, 反之修改为 0。采用这样的填充方法, 可以在很大程度上保证填充的像素点与周围像素区域信息一致, 从而使得视觉上的主观连通性得到较好的效果。

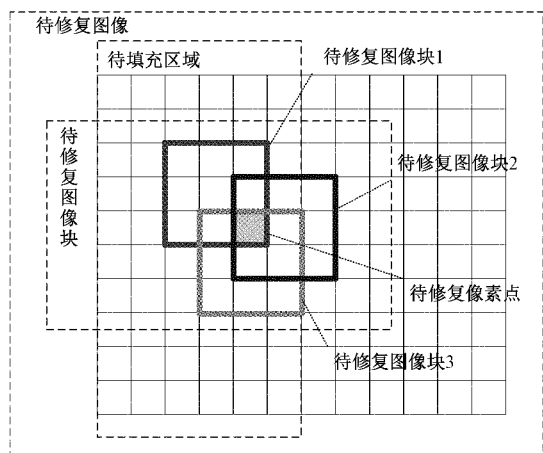


图 5 待修复图像块

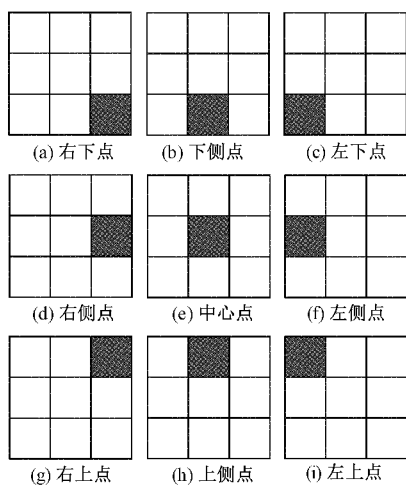


图 6 邻域块对应位置像素点

1.5 多尺度图像拼接

为了加快算法的处理速度, 并且保证拼接后图像整体结构的一致性。本文先将待修复图像下采样, 然后采用上述的迭代方法完成待修复区域的填充, 待所有像素点均修复完毕后, 为了保证填充像素值的正确性以及合理性, 使用上一次迭代顺序的反方向重新更新待修复区域的像素值, 以保证图像整体的结构性与衔接性。最后对拼接完成的图像进行上采样, 并重新使用上述修复算法更新待修复区域像素值, 直至图像恢复至原始待修复图像大小, 则最终拼接完成。

2 实 验

本文收集了不同孔隙度的薄片孔隙图像进行拼接实验, 并通过实验结果说明本文算法的有效性。为了验证本文算法具有较好的表现, 选取目前图像修复领域中具有代表性的 4 种传统图像修复算法 (Navier-Stokes 算法、TELEA 算法、Criminisi 算法、PatchMatch 算法) 和 2 种基于深度学习的图像修复算法 (基于对抗性边缘学习的深度学习学习方法^[15]和基于上下文注意力的深度学习学习方法^[16]) 作为对比算法, 在优先考虑图像本身实际应用领域的前提下, 对本文所提出的算法与对比算法进行主观、客观两方面的对比分析。

2.1 主观评价

主观评价利用主观视觉作为评估标准, 判断拼接修复效果的好坏。将修复结果的纹理结构作为主要判断对象, 同时也包括修复后图像边界之间的过渡是否自然, 是否出现截断以及修复后图像整体结构是否符合一致性等情况, 并结合薄片孔隙图像的特性判断修复后的图像是否符合真实岩心图像的孔隙特征, 最终作为人的心理感受得出结论。当修复后的图像区域能够与已知图像区域高度结合, 则认为该算法具有较好的修复效果。反之, 当拼接后的孔隙图像可以明显看出拼接痕迹, 出现修复区域与已知区域的边界处存在明显的不衔接情况, 或者改变了原始孔隙特征以及修复后图像整体结构出现视觉不连通等情况, 则认为修复效果较差。

正如 1.1 节中所述, 本研究方法的目的是希望将两幅待拼接图像拼接为一幅完整图像, 而实际中并不存在此类对比参考图。因此, 本文选择对单幅孔隙图像的部分区域进行遮挡, 通过修复结果来验证本研究方法的有效性。如图 7(a) 所示为孔隙二值图像的参考图, 如图 7(b) 所示为待修复图像。如图 7(c)、(d)、(e)、(f)、(g)、(h)、(i) 所示分别是 Navier-Stokes 算法、TELEA 算法、Criminisi 算法、PatchMatch 算法、基于对抗性边缘学习的深度学习学习方法、基于上下文注意力机制的深度学习方法与本文算法对单幅薄片孔隙图像的遮挡区域修复的结果图, 其中使用 Navier-Stokes 和 TELEA 算法修复后的孔隙图像在图像边界上表现出结构上不平滑、断裂的现象, 视觉上看起来衔接处不自然, 并且存在扭曲结构。而使用 Criminisi 和 PatchMatch 算法修复的结果中出现纹理结构延伸错误的情况, 导致修复区域中的图像纹理衔接不连贯, 无法反映出图像本身的孔隙特征。相比之下, 基于深度学习的文献[16]算法减少了纹理衔接不连贯的情况, 整幅图像没有出现明显的边缘不闭合、断裂等现象, 修复后图像区域的平滑度要优于前面几种传统算法, 但也存在少部分的纹理断裂现象。文献[15]方法由于未能正确学习到孔隙的结构特征, 则产生错误的纹理图像。而本文算法对待修复区域的纹理结构信息进行了有效的修复, 保证修复图像的

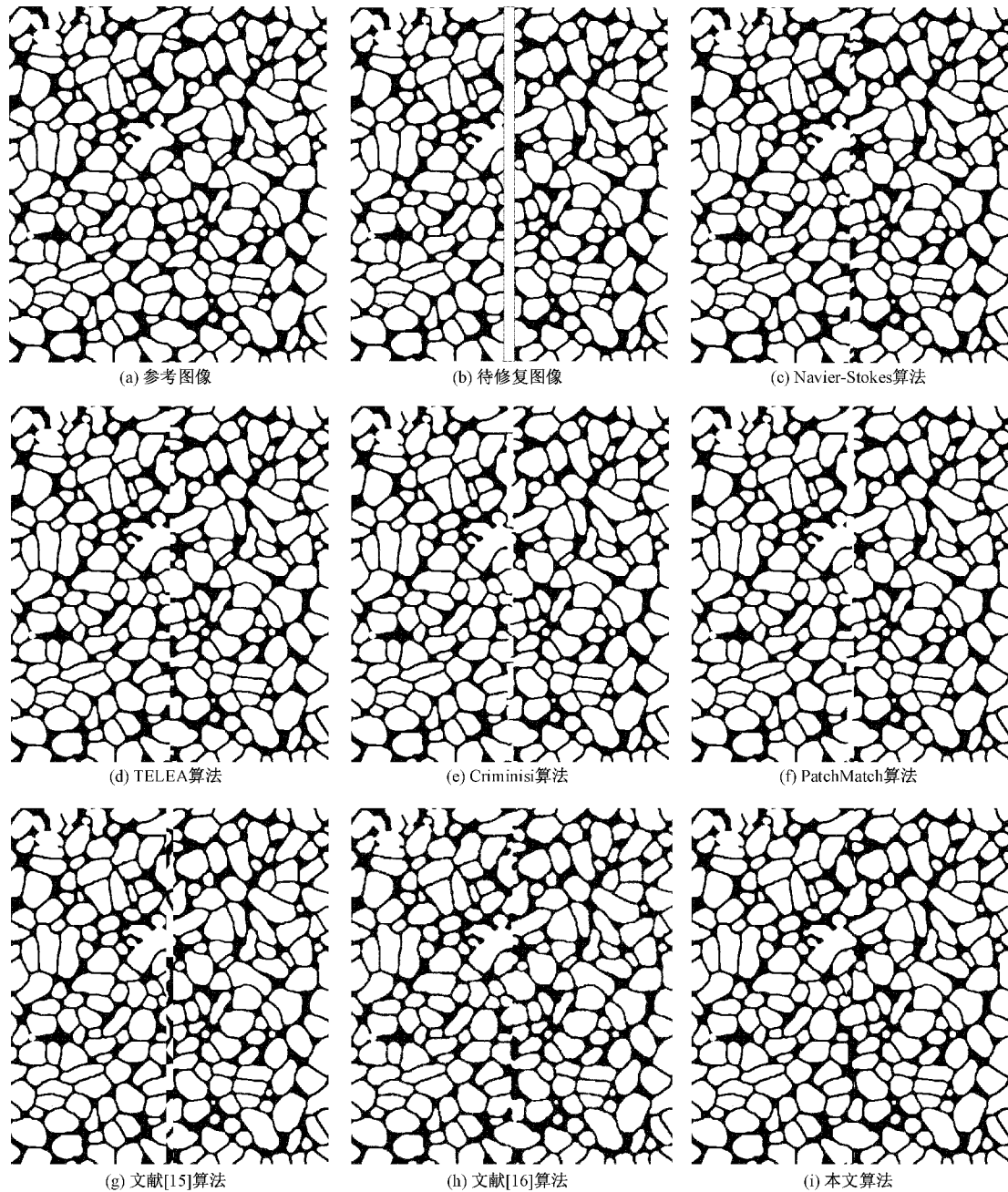


图7 规则图像拼接

结构一致性,在还原图像本身孔隙特征的基础上,使得修复结果更加自然,能够提供视觉效果更优的孔隙修复结果,要优于对比算法。

有时仅仅将排列好的两幅孔隙图像拼接起来并不能完全满足实验人员对微观驱油试验的需求,为了更多地模拟地层中岩石分布的情况,采用微观模型映射储层的非均质性,甚至将井网部署设计到微观模型中成为需要解决的问题,因此常常需要对一些非规则形状的孔隙图像进行拼接。如图8和9所示,使用Navier-Stokes算法、TELEA算法、Criminisi算法、PatchMatch算法的拼接结

果存在较多的纹理匹配错误现象,导致修复结果出现边界不闭合、不平滑等情况,从而影响拼接修复的效果。对于此类特殊形状的图像拼接,文献[15]和[16]方法由于未能正确提取孔隙的特征,导致修复结果中出现明显的错误纹理结构。而本文算法可以在搜索邻域块时,降低纹理错误匹配的概率,具有较好的孔隙图像修复表现,使得修复结果符合主观视觉连通性的同时,更加贴近真实的岩心特征。

2.2 客观评价

拼接修复后的结果不仅要符合人的主观视觉连通性,

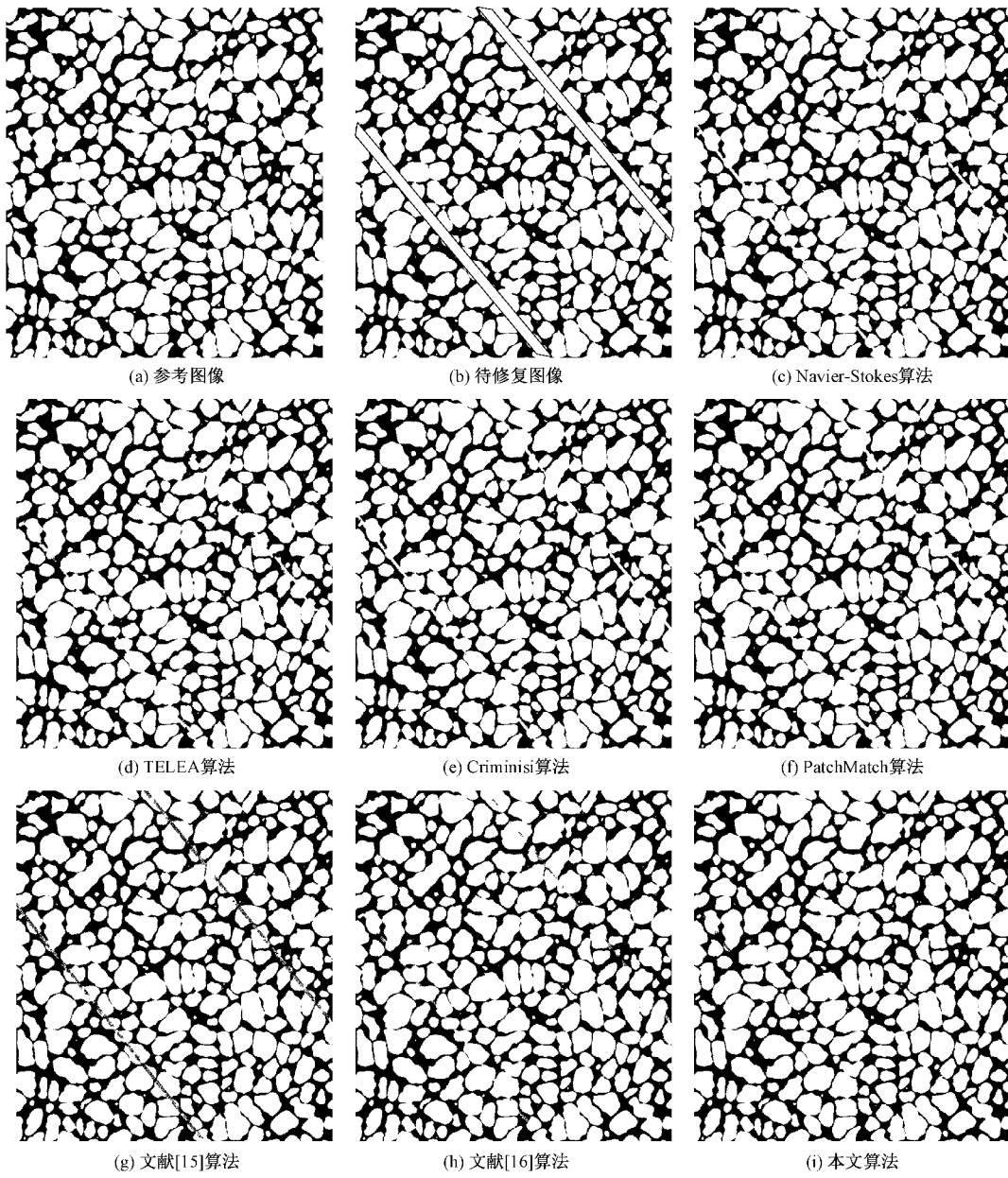
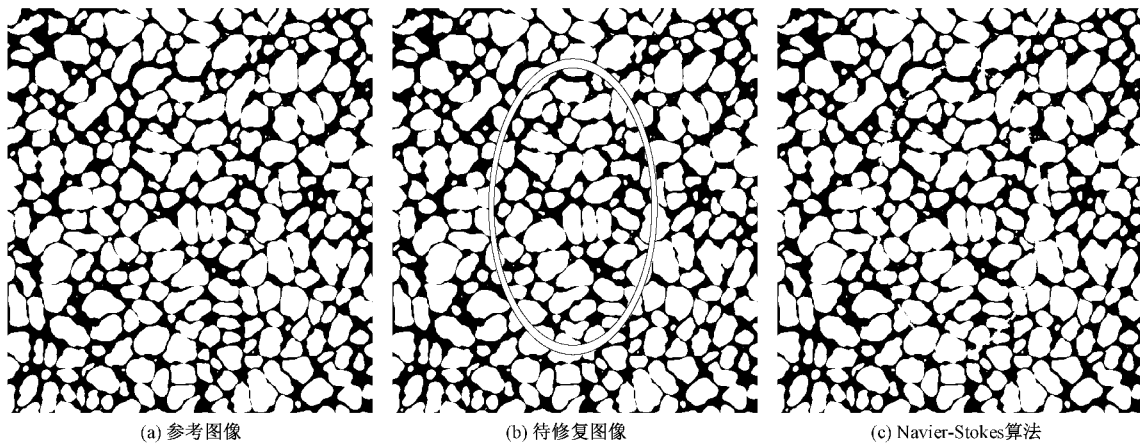


图 8 非均质图像拼接



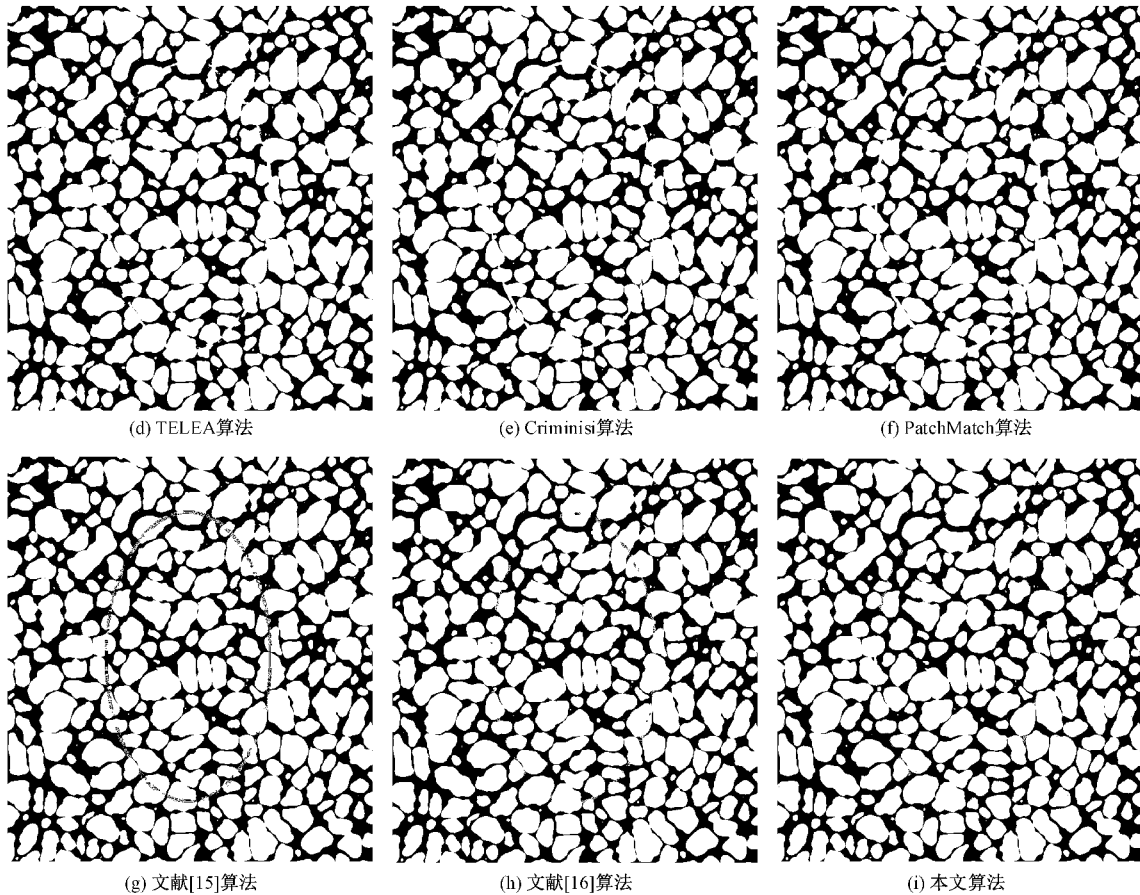


图9 等值线图像拼接

还要兼顾修复结果的正确性与合理性,因此有必要对修复结果进行客观评价。本文选择PSNR,SSIM两个常用的全参考图像质量评价指标作为客观评价依据。其中峰值信噪比(PSNR)通过均方误差(MSE)进行定义,即基于误差敏感的图像质量评价,当PSNR的值越大则说明修复后的孔隙图像与参考图像差异越小。结构相似度(SSIM)分别从亮度、对比度、结构3方面度量图像相似性,取值范围

0~1。当SSIM值越大,表示修复后的孔隙图像与参考图像更相似。

如表1~3所示,本文方法在PSNR指标上优于其他方法0.085~13.383 dB,在SSIM指标上优于其他方法0.002 854~0.022 057。综合2.1节中的主观判断可以看出,本文所提算法在主观和客观方面均优于对比方法,具有较好的修复表现。

表1 图7中各方法的图像质量评价指标

评价指标	Navier-Stokes	TELEA	Criminisi	PatchMatch	Edge Learning	Contextual Attention	本文算法
PSNR	23.222	22.976	22.801	22.772	19.835	19.832	23.307
SSIM	0.987 58	0.981 15	0.987 02	0.986 43	0.977 64	0.977 62	0.989 88

表2 图8中各方法的图像质量评价指标

评价指标	Navier-Stokes	TELEA	Criminisi	PatchMatch	Edge Learning	Contextual Attention	本文算法
PSNR	23.325	23.485	23.647	22.697	21.523	27.295	34.906
SSIM	0.986 74	0.987 32	0.989 93	0.988 02	0.976 50	0.992 37	0.998 55

表3 图9中各方法的图像质量评价指标

评价指标	Navier-Stokes	TELEA	Criminisi	PatchMatch	Edge Learning	Contextual Attention	本文算法
PSNR	23.981	24.426	23.858	23.073	22.663	28.644	30.045
SSIM	0.987 31	0.988 25	0.982 77	0.988 09	0.978 61	0.989 43	0.999 39

3 结 论

本文描述了基于块匹配和多级采样的薄片孔隙图像拼接方法,对于需要拼接的两幅图像,利用邻域块判决准则,筛选出待修复图像块的邻域块以填充待修复像素点,该方法通过设计图像块间的相似度判别准则,控制邻域块匹配错误的问题,保证拼接后图像整体的结构性,并通过邻域块快速匹配方法和多级采样的方式减少算法的时间开销。最终使得修复后的图像边界能够自然过渡,相互衔接,修复生成的图像区域在纹理结构方面与已知图像区域保持高度一致,拼接完成的图像看起来浑然一体,符合主观视觉连通性原则。实验结果表明,该方法具有较好的图像拼接修复效果,拼接后所得到的孔隙薄片图像更加符合真实岩心特征。

参考文献

- [1] YIN J, CHENG G. Splicing and display of massive rock thin section images[C]. 2016 IEEE Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference(IMCEC), IEEE, 2016: 1882-1886.
- [2] LI H, LUO W, HUANG J. Localization of diffusion-based inpainting in digital images [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2017, 12(12): 3050-3064.
- [3] 高慧,曾庆尚,韩明峰,等.基于边缘像素约束规则与双特征模型的图像修复算法[J].电子测量与仪器学报, 2018,207(3):32-38.
- [4] 何凤杰,郭中华,杜娟,等.基于样本错误匹配改进的图像修复算法[J].国外电子测量技术,2018,280(3):34-37.
- [5] 杨竹青,谢宏.基于方差调节策略耦合结构特征的图像修复算法[J].电子测量与仪器学报,2020,238(10):25-32.
- [6] RAMYA S, SHIBU N V, MALATHI P. A survey on texture synthesis and its approaches[C]. 2016 International Conference on Computing Technologies and Intelligent Data Engineering (ICCTIDE' 16), IEEE, 2016: 1-4.
- [7] CIOTTA M, ANDROUTSOS D. Depth guided image completion for structure and texture synthesis[C]. 2016 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing(ICASSP), IEEE, 2016: 1199-1203.
- [8] DESHMUKH P, PAIKRAO P. A review of various image mosaicing techniques[C]. 2019 Innovations in Power and Advanced Computing Technologies (i-PACT), IEEE, 2019, 1: 1-4.
- [9] CAI W, WEI Z. PiiGAN: Generative adversarial networks for pluralistic image inpainting[J]. IEEE Access, 2020, 8: 48451-48463.
- [10] WANG L, CHEN W, YANG W, et al. A state-of-the-art review on image synthesis with generative adversarial networks [J]. IEEE Access, 2020, 8: 63514-63537.
- [11] WANG C, XU C, WANG C, et al. Perceptual adversarial networks for image-to-image transformation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(8): 4066-4079.
- [12] PATHAK D, KRAHENBUHL P, DONAHUE J, et al. Context encoders: Feature learning by inpainting [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 2536-2544.
- [13] ARIMOTO M, HARA J, WATANABE H. An image inpainting method considering edge connectivity of defects[C]. 2021 IEEE 10th Global Conference on Consumer Electronics (GCCE), IEEE, 2021: 101-102.
- [14] YU J, LIN Z, YANG J, et al. Free-form image inpainting with gated convolution[C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019: 4471-4480.
- [15] NAZERI K, NG E, JOSEPH T, et al. Edgeconnect: Structure guided image inpainting using edge prediction [C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops, 2019: 3265-3274.
- [16] YU J, LIN Z, YANG J, et al. Generative image inpainting with contextual attention[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 5505-5514.
- [17] HU L, NOOSHABADI S, AHMADI M. Massively parallel KD-tree construction and nearest neighbor search algorithms [C]. 2015 IEEE International Symposium on Circuits and Systems(ISCAS), IEEE, 2015: 2752-2755.
- [18] YUMENG C, YINGLAN F. Research on PCA data dimension reduction algorithm based on entropy weight method[C]. 2020 2nd International Conference on Machine Learning, Big Data and Business Intelligence(MLBDBI), IEEE, 2020: 392-396.

作者简介

邓亮, 硕士研究生, 主要研究方向为模式识别与智能系统。

E-mail: 2742201553@qq.com

滕奇志(通信作者), 教授, 博士生导师, 主要研究方向为图像处理与模式识别。

E-mail: qzteng@scu.edu.cn

何海波, 学士, 高级工程师, 主要研究方向为图像处理、计算机应用。

E-mail: 351813868@qq.com