

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2417412

基于 DR-IFMM 的岩画图像修复方法研究 *

李树威¹ 刘国政² 房淑宇² 刘晓彤² 吕金阳¹

(1. 桂林理工大学南宁分校计算机应用学院 南宁 532100; 2. 山东建筑大学信息与电气工程学院 济南 250101)

摘要: 为复原受损的岩画图像,本文提出一种基于 DR-IFMM 的图像修复方法。该方法通过图像损伤区域的像素密度确定两个最佳修复半径,并分别应用于 IFMM 算法生成修复图像,IFMM 算法在 FMM 算法基础上改进权重计算规则。随后将两幅图像重组为最优修复图像。实验结果表明,DR-IFMM 方法对不同损伤的岩画图像修复效果优于 MSMM、IK-means、COTR、STDecomposition、SFIM、AutoFill 以及 ICriminisi 方法,有效解决岩画图像中出现的颜色缺失、纹理混乱等问题。与 LaMa 方法相比,本文方法的优势在于无需模型训练以及性能强大的计算机配置,也能够取得较好的修复效果。修复的岩画图像可用于数字化文化遗产的保护,有助于岩画的传承与发扬,同时为文物研究人员提供一部完整的刻在石壁上的中国“史书”。

关键词: 图像修复; 动态半径; 快速行进法(FMM); 岩画; 文物保护

中图分类号: TP391.4; TN919.8 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Inpainting method for rock art images based on DR-IFMM

Li Shuwei¹ Liu Guozheng² Fang Shuyu² Liu Xiaotong² Lyu Jinyang¹

(1. College of Computer Application, Guilin University of Technology at Nanning, Nanning 532100, China; 2. School of Information and Electrical Engineering, Shandong Jianzhu University, Jinan 250101, China)

Abstract: A method based on the DR-IFMM is proposed for inpainting damaged rock art images. This method determines two optimal repair radii based on the pixel density of the damaged region, and is applied to the IFMM algorithm to generate the repaired image respectively. The IFMM algorithm improves the weight calculation rules based on the FMM algorithm, and then fuses and restructures the two images into the optimal repaired image. The experimental results show that the DR-IFMM method outperforms the MSMM, IK-means, COTR, STDecomposition, SFIM, AutoFill and ICriminisi methods in inpainting rock art images with various types of damages, and effectively addresses the issues such as color loss and texture clutter. Compared with the LaMa method, the advantage of the proposed approach is that it still can achieve better inpainting results without model training and high-performance computer. Inpainting damaged rock art images can inherit and develop the rock art through the form of digital, and provide cultural relic researchers with a complete record of China's 'history' etched on stone walls.

Keywords: image inpainting; dynamic radius; fast marching method (FMM); rock art; conservation of cultural relics

0 引言

岩画作为中国传统文化遗产的重要组成部分,不仅是展现古代民族生活重要资料,也是研究中国历史的文化宝库^[1]。在我国境内各地岩画特点鲜明,流传度较广的有广西花山岩画^[2]、江苏将军崖岩画^[3]和宁夏贺兰山岩画^[4]。然而,随着时间的推移,许多资源遭受破坏,为岩画的保存和研究带来了挑战。手工修复损伤的岩画,需要大量的人力物力,耗时长,且在修复过程中可能对岩画造成二次损

伤^[5]。随着数字修复技术的发展,岩画文化遗产保护领域迎来了新的机遇。将录入的受损岩画通过一系列图像修复方法,还原岩画原始状态,为岩画文化遗产保护和传承提供有效的手段^[6]。

图像修复目的是合理填充损伤区域缺失部分。传统图像修复方法通常采用图像局部信息或统计特征,还原图像缺失区域部分细节。在面对不规则破损、大面积缺失的修复任务时,此类方法无法获取全局信息,导致修复后图像纹理结构和图像细节缺失,与原始图像差异较大。

随着深度学习方法逐渐应用于图像修复领域,分为单模态或多模态图像修复方法^[7],通过大量数据训练模型,采集图像全局信息可以解决图像复杂纹理和结构重建问题。单模态修复方法根据模型的网络结构分为基于卷积自编码、GAN、Transformer以及扩散模型的图像修复。徐志刚等^[8]提出一种结合CSWin-Transformer和门卷积的壁画图像修复方法,并行连接卷积网络和Transformer网络,解决单一网络在修复壁画时的计算复杂度高、纹理模糊和特征提取不足等问题。杨红菊等^[9]提出一种局部优化生成模型LesT-GAN,主框架由生成式对抗网络GAN构成,在判别器中引入Transformer网络,用于提取图像全局特征,解决了因感受野受限导致的结构扭曲、纹理模糊问题。多模态修复方法根据输入的数据类型,分为基于文本引导、音频引导、视频引导以及多模态融合的图像修复方法。Zhang等^[10]提出一种MMGInpainting修复方法,可同时接受文本和图像模态,两者混合指导图像修复。相比传统图像修复方法,深度学习方法优势在于更容易捕捉图像纹理和结构信息^[11],不足是伴随着更复杂的模型结构和更长的模型训练时间,对计算机性能提出了更高的要求,图像修复方法的使用环境受到一定限制。

针对上述问题,本文以损伤的岩画图像为研究对象,提出一种基于动态半径策略的改进快速行进方法(improvement of fast marching method using dynamic radius, DR-IFMM)用于岩画图像修复。引入动态半径策略,提取待修复像素邻域内的细节信息,通过图像重组方法保留图像全局和细节特征,进一步改进FMM算法的权重计算规则,提高算法的运行效率。DR-IFMM岩画图像修复方法无需大量数据集训练、在没有先验知识的情况下处理受损图像修复问题的能力较强,助力于受损岩画图像修复,文化遗存的保护与传承,为挖掘岩画文化和蕴藏的时代文明提供重要的技术支撑^[12]。

1 相关工作

现有传统图像修复技术包括基于扩散和样本块的方法。全变分(total variation, TV)模型^[13]是一种经典的基于扩散的修复方法,引入欧拉-拉格朗日方程,将图像信息从缺失区域边缘逐步扩散至缺失区域内部,由于TV模型采用最短路径方法修复图像,导致损伤区域边缘修复留有痕迹。李旭健等^[14]提出在TV模型基础上引入FOE算法,通过引进混合比例参数,使图像信息平滑过度至待修复区域,较好复原损伤图像。基于扩散的图像修复方法,虽然计算量小,修复效率优于基于样本块的方法,但在复原图像缺失的纹理和结构信息方面能力不足。Criminisi^[15]提出一种经典样本块修复方法,在图像未损伤区域寻找相似匹配块,将其复制到对应损伤区域,修复过程同时传播图像的纹理和结构信息。张婧等^[16]进一步提出一种改进的Criminisi方法,使用贝塞尔曲线拟合缺失区域的边缘,以

解决Criminisi方法无法识别曲线纹理而导致的置信项趋于零的问题,提高图像修复质量。

在此基础上,许多研究人员将传统的方法应用于岩画图像修复,邓婵等^[17]提出一种改进TV模型的修复方法,使TV模型结合非线性扩散方程,有效解决修复岩画图像时出现的小区域失效等问题。尹悦^[18]改进Criminisi方法的优先权计算规则和置信度更新方法,用于修复纹理性岩画图像,能够复原部分纹理性岩画图像缺失像素。上述方法具有修复小损伤区域纹理的能力,完成简单的图像修复任务^[19],但对于复杂的岩画损伤图像,在修复细节和图像结构方面仍有不足。

近年来,随着计算机行业的快速发展,深度学习技术,逐渐应用于图像修复领域^[20]。Pathak等^[21]提出Context Encoders网络,采用编码器提取图像的深层特征,解码器通过上采样生成修复图像,修复大面积和不规则的损伤区域,提升修复图像的准确度和清晰度。Iizuka等^[22]在Context Encoders网络的局部对抗损失上增加了全局对抗损失,保持修复区域与整体结构的一致性,生成更准确的图像。文献[21]、[22]方法虽然有诸多优点,但局部对抗损失导致修复图像纹理结构混乱,而常规卷积网络对全局像素同时进行卷积产生修复区域边界的伪影扭曲。Liu等^[23]使用部分卷积网络提取未受损区域特征,避免待修复区域的像素对全局像素的影响,使修复图像的纹理与原图特征一致,消除了边界伪影,但伴随边界不平滑现象。Wang等^[24]提出多列分支并行的网络结构,创建不同尺寸的卷积核,采用膨胀卷积方法同时提取不同感受野特征,以捕获图像局部细节信息,进而提高图像修复的准确性。为进一步获得图像的全局结构信息,Zeng等^[25]构建一种上下文信息聚合转换网络,使用多个不同膨胀率的空洞卷积,既增强全局特征,还降低边界灰度偏差,因膨胀率需根据图像特征预设,所以修复不同图像需进一步设置最佳参数值。Suvorov等^[26]提出LaMa模型,该模型网络架构运用快速傅里叶卷积,捕获整幅图像的感受野,提高图像修复质量,也减少了模型参数量。Quan等^[27]创建了一种新的三阶段修复框架,分别为一个跳跃链接的编码器-解码器网络、小感受野网络和一个基于注意力机制的编码器-解码器网络,3个阶段依次完成粗略修复、局部细化和全局细化。

2 方 法

DR-IFMM是基于快速行进方法(fast marching method, FMM)^[28]的补充和改进,引入动态半径策略,改进FMM算法的权重计算方式,以此强调修复参数,注重方向权重因子。本文方法分3个阶段处理岩画图像,实现对损伤的岩画图像修复,突出图像损伤区域边缘细节,提高岩画纹理和结构信息的修复能力。图像修复流程如图1所示。

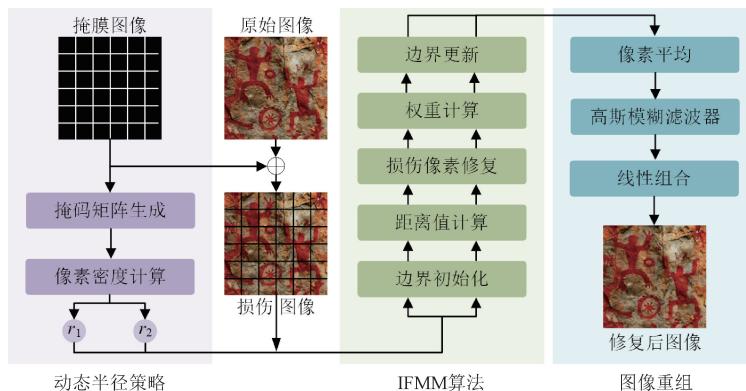


图 1 图像修复流程

Fig. 1 Inpainting process

2.1 动态半径策略

FMM 算法对形状规则且面积较小的损伤区域能够实现图像修复,但损伤区域不规则且面积较大时,无法通过预估半径得到合理的修复结果,导致固定数值的修复半径无法解决损伤较大的岩画图像。针对上述问题,本文引入动态半径策略,通过待修复像素邻域内的损伤区域像素密度值,确定两个最佳半径,作为 FMM 方法的参数用于图像修复。

为计算损伤区域像素密度值,需要根据掩膜图像 M 中的每一个像素 $M(x, y)$ 生成一个二进制掩码矩阵 $M_c(x, y)$ 用于标识损伤区域像素点, $M_c(x, y)$ 生成规则如式(1)所示。

$$M_c(x, y) = \begin{cases} 1, & M_i(x, y) = 255 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

其中, x 表示图像的横坐标, y 表示图像的纵坐标, 每个 (x, y) 对应图像的一个像素点坐标。生成的二进制掩码矩阵中, 1 表示损伤区域像素, 0 表示正常区域像素。令像素点 P 为损伤区域边界上任意待修复的像素, r 是以像素点 P 为中心任意邻域圆的半径, 如图 2 所示。为优化计算流程, 选择以像素点 P 为中心, 以 $(2r+1)$ 为边长的正方形区域作为计算损伤区域像素密度值的窗口, 通过式(2)

计算像素点 P 在 r 取不同值时的损伤区域像素密度。

$$D_r = \frac{\mu_r}{(2r+1)^2}, r \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6\} \quad (2)$$

其中, μ_r 表示尺寸为 $(2r+1) \times (2r+1)$ 的矩形范围内处于损伤区域的像素点数量, 即矩形范围内掩码矩阵 $M_c(x, y)=1$ 的数量。选择使损伤区域密度值 D_r 最小的两个 r 值, 作为像素点 P 的修复半径。

为优化算法运行时间, 在选定 $r(r \in [1, 6])$ 值后, 根据掩码矩阵 $M_c(x, y)$, 生成一个预处理矩阵 $Q(x, y)$, 表示掩码矩阵中从 $(0, 0)$ 到 (x, y) 所有元素的集合, 预处理能够快速计算任意给定子矩阵的像素数量。如图 2 所示, 计算矩形 $ABCD$ 中像素数量。根据每个点对应的预处理矩阵, 代入式(3)得到矩形 $ABCD$ 中总像素点数量 $Q_{sum}(x, y)$, 其中 $Q(x, y)=1$ 表示处于损伤区域范围内的像素点。

$$Q_{sum}(x, y) = Q_c(x, y) - Q_D(x, y) - Q_B(x, y) + Q_A(x, y) \quad (3)$$

2.2 IFMM 算法

修复算法的核心在于利用改进的快速行进方法(improvement of fast marching method, IFMM)计算距离 T , 在遵循梯度传播和距离优先的原则下, 通过已知像素计算损伤区域。

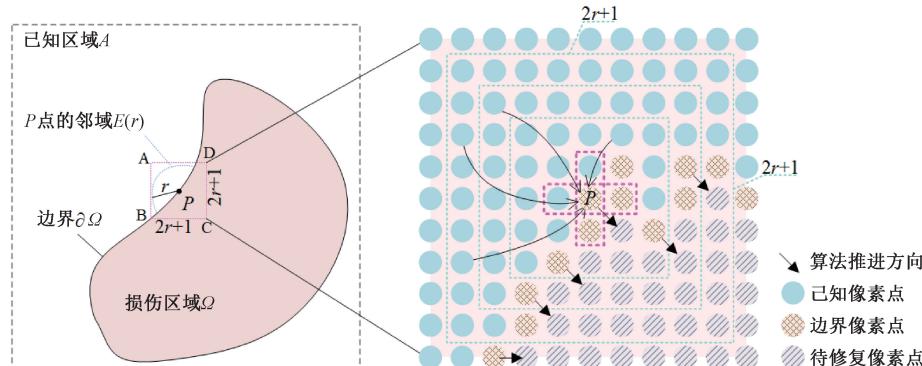


图 2 IFMM 算法图像修复原理

Fig. 2 The principle of IFMM algorithm for inpainting

如图 2 所示, 初始状态下将原始图像划分为已知区域 A 和损伤区域 Ω , 图像修复的过程即从损伤区域边界 $\partial\Omega$ 上的任意像素点 P 开始, 逐步修复整个损伤区域 Ω 。令边界上的像素点为起始点, 其距离 T 为 0。 T 的计算方法采用 Eikonal 方程。

$$|\nabla T(x, y)| = 1 \text{ on } \Omega, \text{ with } T(x, y) = 0 \text{ on } \partial\Omega \quad (4)$$

其中, $T(x, y)$ 是距离, 表示每个像素点到 $\partial\Omega$ 的最短距离, 用于确定填充顺序。 $\nabla T(x, y)$ 是 $T(x, y)$ 的梯度, 表示距离的变化率。“1”代表每个像素距离的变化率是常数, “0”表示像素位于初始边界。

修复顺序根据距离 T , 由近到远依次修复, 如图 2 和 3 所示。

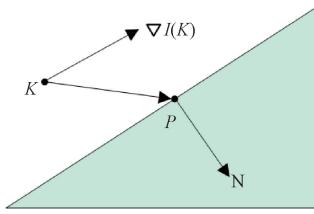


图 3 边界像素点计算方法

Fig. 3 Calculation method of boundary pixels

令任意待修复像素点为 P , 以 r 为半径的邻域内某已知像素点为 K , 定义由像素点 K 计算像素点 P 的像素近似值为 $I_K(P)$ 。

$$I_K(P) = I(K) + \nabla I(K)(P - K) \quad (5)$$

其中, $I(K)$ 是已知像素点 K 的像素值, $\nabla I(K)$ 是 K 的图像梯度, 即像素值变化率, $(P - K)$ 是 K 到待修复像素点 P 的位移向量, $\nabla I(K)(P - K)$ 是在 $(P - K)$ 的位移距离内, 沿着梯度方向的像素值变化量。通过修复半径内所有已知像素点, 计算 $I(P)$ 。

$$I(P) = \frac{\sum_{K \in E_r(P)} w(K, P)[I(K) + \nabla I(K)(P - K)]}{\sum_{K \in E_r(P)} w(K, P)} \quad (6)$$

其中, $I(P)$ 是待修复像素的值, $E_r(P)$ 是以点 P 为中心, 以 r 为半径的邻域, $w(P, K)$ 是权重函数, 用于加权不同邻域像素对 P 点的影响。

$$w(P, K) = w_1(P, K) + w_2(P, K) \quad (7)$$

$$w_1(P, K) = dir(P, K) \cdot dst(P, K) \cdot lev(P, K) \quad (8)$$

$$w_2(P, K) = dst(P, K) \cdot lev(P, K) \quad (9)$$

其中, $dir(P, K)$ 表示方向权重因子, 确保像素在法线方向即梯度方向上信息更快传播, 使与边缘方向一致的像素对修复的贡献更大, 如式(10)所示。 $dst(P, K)$ 是几何距离权重因子, 用于弱化远离待修复像素的已知像素对结果的影响, 如式(11)所示。 $lev(P, K)$ 是等值线权重因子,

用于确保与等值线靠近的像素对修复贡献更大, 避免突变且保持轮廓平滑, 如式(12)所示。

$$dir(P, K) = \frac{P - K}{\|P - K\|} \cdot N(P) \quad (10)$$

其中, $\|P - K\|$ 为像素点 P 和 K 之间的距离, $N(P)$ 是待修复像素的法线, 即梯度方向。

$$dst(P, K) = \frac{d_0^2}{\|P - K\|^2} \quad (11)$$

其中, d_0 作为参考距离, 表示修复过程中希望邻域像素对中心像素点影响范围, 通常设置为 1。 $\|P - K\|$ 是像素点 P 和 K 之间的距离, 距离越大, 权重越小。

$$lev(P, K) = \frac{T_0}{1 + |T(P) - T(K)|} \quad (12)$$

其中, $T(P)$ 和 $T(K)$ 分别表示待修复像素和已知像素的距离, T_0 是一个参考距离常数, 通常设为 1。两者距离之差越大, 表示两像素之间的结构差异越大, 权重越低。

传统 FMM 修复算法的权重函数是计算邻域内所有像素点对应的方向权重因子、几何距离权重因子以及等值线权重因子, 这类模糊的计算, 会引入与待修复像素关联性较小或无用的信息, 不仅增加算法运行时间, 还会导致图像的损伤区域边界和纹理无法准确修复。

待修复像素邻域内, 具有复杂纹理的区域对待修复像素点具有较大的影响, 即方向权重因子应有更高的优先级。本文在原有权重函数计算的基础上, 重新计算方向权重因子, 进而增强算法对纹理的修复能力。选取邻域内的像素点, 筛选与待修复像素在纹理方向相关度上较大的像素点代入权值计算式(8), 其余像素点代入式(9)。为选择影响力较大的像素点, 需计算邻域内每个已知像素点的梯度幅值和梯度方向值, 如式(13)、(14)所示。

$$G_a(x, y) = [[I(x+1, y) - I(x-1, y)]^2 + [I(x, y+1) - I(x, y-1)]^2]^{\frac{1}{2}} \quad (13)$$

$$G_d(x, y) = \tan^{-1} \frac{I(x+1, y) - I(x-1, y)}{I(x, y+1) - I(x, y-1)} \quad (14)$$

其中, $G_a(x, y)$ 表示梯度幅值, 反映每个像素点梯度的强弱, $G_d(x, y)$ 代表梯度方向值, 反映的是每个像素点梯度的流向, $I(x+1, y)$ 、 $I(x-1, y)$ 、 $I(x, y+1)$ 和 $I(x, y-1)$ 是 $I(x, y)$ 的邻域像素点。对位于边界上损伤区域边界 $\partial\Omega$ 的像素点, 如图 4 中像素点 P 所示的情况, 将所求像素点本身的值代替缺失的像素点, 即用 $I(x, y)$ 代替缺失的 $I(x+1, y)$, 式(13)、(14)更改为式(15)和(16)。

$$G_a(x, y) = [[I(x, y) - I(x-1, y)]^2 + [I(x, y+1) - I(x, y-1)]^2]^{\frac{1}{2}} \quad (15)$$

$$G_d(x, y) = \tan^{-1} \frac{I(x, y) - I(x-1, y)}{I(x, y+1) - I(x, y-1)} \quad (16)$$

以此类推, 所有已知像素点被归纳为一个梯度矩阵, 根据均匀归纳的思想, 将求得的梯度矩阵离散归类。区间 $[0, \pi]$ 会均匀转换为 L 个子区间, 若 $G_d(x, y)$ 满足式

(17), 则定义该像素点处于第 l 个区间内, $l \in [1, L]$ 。图 4 为 $L=8$ 和 $L=16$ 的两种示例。

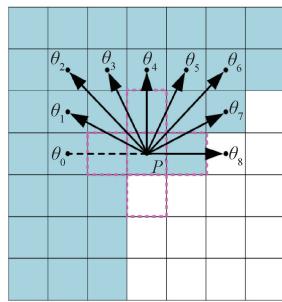


图 4 IFMM 方向权重计算

Fig. 4 Calculation of IFMM direction weight

$$G_d(x, y) \in (\frac{2(l-1)-1}{2L}\pi, \frac{2l+1}{2L}\pi) \quad (17)$$

每个子区间都代表一个梯度方向, 选取梯度幅值总和最大的方向作为待修复像素的梯度方向, 所选的像素点代入式(8)计算 w_1 。IFMM 权重的计算方法即减少参与计算像素点数量, 又突出复杂纹理在修复中的重要性, 使损伤区域边界和纹理正确修复。

边界像素修复完成后, 需要进一步修复损伤区域内像素。距离 T 的更新如式(18)所示。

$$\max(D^{-x}T, -D^{+x}T, 0)^2 + \\ \max(D^{-y}T, -D^{+y}T, 0)^2 = \quad (18)$$

其中, $D^{-x}T(i, j) = T(i, j) - T(i-1, j)$ 、 $D^{+x}T(i, j) = T(i+1, j) - T(i, j)$ 表示水平方向上的有限差分, 分别计算从水平两侧像素到当前像素的距离变化。类似地 $D^{-y}T$ 和 $D^{+y}T$ 表示垂直方向上的差分。该公式采用“upwind”差分法, 用梯度变化最快方向上的差分来更新距离值, 确保距离值的更新只沿着信息传播方向进行, 保持修复方向的单调性。

2.3 图像重组

由上述方法可知, 基于修复半径 r_1 和 r_2 可得到修复后图像 $F_{r_1}(x, y)$ 和 $F_{r_2}(x, y)$, 对两幅图像进行像素平均, 得到初步修复图像 $F_r(x, y)$ 。

$$F_r(x, y) = \frac{F_{r_1}(x, y) + F_{r_2}(x, y)}{2} \quad (19)$$

为减少 $F_{r_1}(x, y)$ 和 $F_{r_2}(x, y)$ 之间的差异, 进一步平滑图像。在 $F_r(x, y)$ 上使用一个 3×3 的高斯低通模糊滤波器, 得到模糊图像 $F_{blur}(x, y)$ 。以线性组合的方式得到最终的输出图像 $F_{out}(x, y)$, 计算方法如式(20)所示。

$$F_{out}(x, y) = (1-\alpha)F_{blur}(x, y) + \\ \alpha F_r(x, y), \alpha \in [0, 1] \quad (20)$$

其中, α 为一个常数, 用于调整 $F_{blur}(x, y)$ 和 $F_r(x, y)$ 之间的平衡, 使最终输出图像 $F_{out}(x, y)$ 保留更多细节, 如图 5 所示。

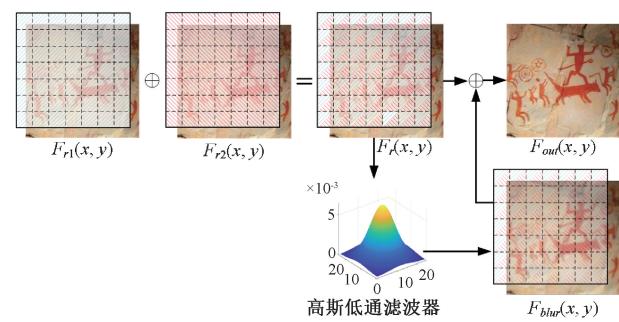


图 5 图像重组

Fig. 5 Image fusion

3 结果与分析

3.1 岩画图像数据集

岩画图像的来源, 一是实地采集, 二是网络搜寻。本文采用我国广西花山、江苏将军崖和宁夏贺兰山三地的岩画制作数据集, 每个地区采集 200 张岩画图像, 尺寸为 256 pixel \times 256 pixel, 最终构建一个由 600 张岩画图像组成的数据集, 如图 6 所示。



图 6 岩画图像数据集

Fig. 6 The data set of rock art images

3.2 掩膜图像

为评价岩画受不同程度破坏时的图像修复质量, 制作掩膜图像(划痕为白, 背景为黑), 如图 7 所示。

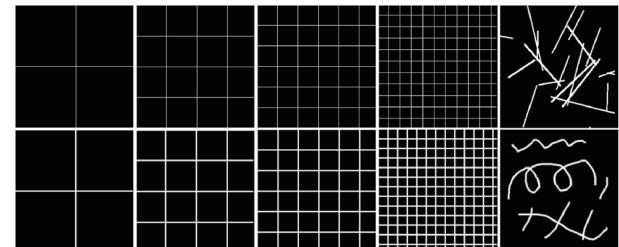


图 7 掩膜图像

Fig. 7 Mask images

掩膜图像尺寸与岩画图像一致, 均为 256 pixel \times 256 pixel, 划痕的形式依次为十字线、稀疏格线、中密度格线、高密度格线、随机线。除随机线外, 划痕分为粗划痕和细划痕, 线宽分别是 1 和 3 个像素。随机线为自动生成的线宽为 3 个像素的 20 条直线段, 以及通过手绘生成的线宽为 6 个像素的多条曲线。通过掩膜图像生成不同破坏程

度的岩画损伤图像,用于后续实验验证。为损伤图像中的划痕更加明显,在制作岩画损伤图像时,令损伤区域为黑。

3.3 对比实验

本文应用结构相似度(structural similarity index, SSIM)、峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR)和学习感知图像块相似度^[29](learned perceptual image patch similarity, LPIPS)三项图像质量评价指标。SSIM用于评价损伤区域修复后的图像细节与原图像的结构相似性,PSNR侧重于表达信号、噪声与图像质量的相关性,而LPIPS可以反映修复前后图像的感知差异。PSNR和SSIM值越大表示修复效果越优秀,LPIPS值越小表示修复效果越优秀。

计算机配置为Intel(R) Core(TM) i5-8400 CPU @ 2.80 GHz处理器,16 G内存,软件环境为Windows 10专业版64位操作系统,MATLAB R2020b。

本文随机选择不同地区的岩画图像,如图8所示,依次展示原始图像,粗划痕条件下的高密度格线损伤图像以及本文方法、AutoFill^[30]、SFIIM^[31]、COTR^[32]、IK-means^[33]和MSMM^[34]等6种方法的图像修复效果。研究发现,上述6种方法均能修复受损的岩画图像。

如图8中最后一列所示,MSMM方法使用形态学运算来重建图像损伤区域,对岩画图像的修复有一定的效果,能够基本还原颜色和对比度,但会出现失真和模糊问题,修复后的图像细节信息丢失严重,该方法修复图像的能力较弱。IK-means方法采用样例驱动策略,通过复制相似块中的已知信息来修复图像,该方法能够初步复原图像缺失部分,有恢复图像色彩和细节纹理的能力,但不能平滑的过度修复区域与已知区域,留有较为明显的修复痕迹,在图8中贺兰山岩画的局部放大图表现较为明显。COTR方法是一种图像补全和纹理合成的方法,在修复上能保持边缘的清晰度,使得修复区域的边缘与周围区域自然融合,但被修复的区域内会出现空间扭曲,导致图像中的细节信息和结果出现位置和方向偏差,图8中该方法修复的花山岩画放大图中出现了明显的视觉扭曲。SFIIM方法利用图像已知区域中的局部信息来重建损伤区域,能够平滑的处理损伤区域与已知区域之间过渡的问题,较为准确的修复图像颜色等特征,但一些图像中的细节信息会被模糊处理,可以观察到图8中该方法修复的图像,个别损伤区域被模糊处理,留有明显的损伤区域痕迹。AutoFill方法通过非线性偏微分方程,模拟流体的流动来

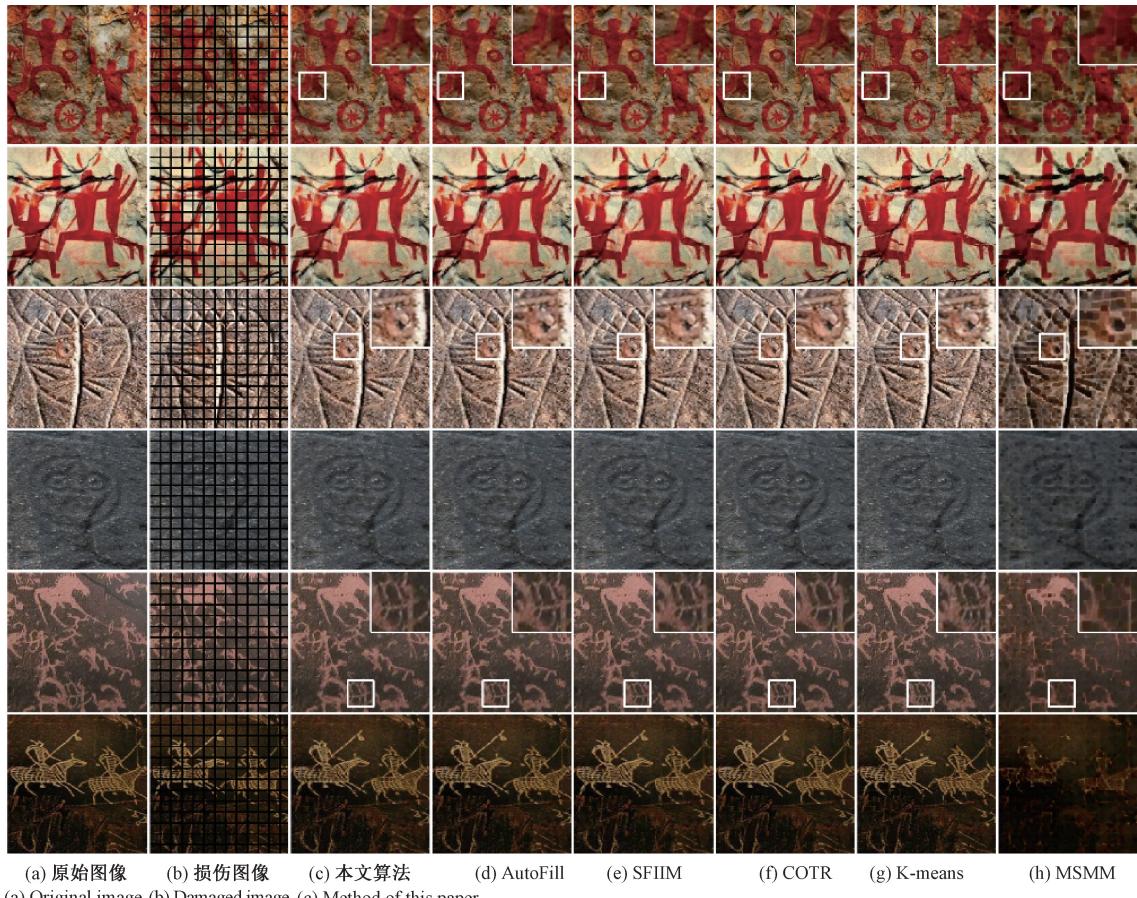


图8 传统方法图像修复结果

Fig. 8 Inpainting results of traditional methods

实现像素的推断和修复,该方法能够较好的复原图像损伤区域,生成自然的修复效果,但在修复的图像中也留有轻微的修复痕迹,尤其是在颜色较为鲜艳的花山岩画的修复时痕迹略微明显。本文方法在面对此类严重损伤情况的图像时,能够较好的复原图像中的颜色、纹理等特征,图像结构中的细节信息也能较好的修复,对受损岩画图像展现出优秀的修复效果。

为进一步验证图像修复方法的有效性,采用 SSIM、PSNR 和 LPIPS 评价 6 种方法的图像修复能力。表 1 和 2 分别展示了在粗、细两种划痕损伤下,各方法对十字线、稀疏格线、中密度格线、高密度格线等 4 种不同线形划痕的修复质量评价结果。由表 1 和 2 可知,针对不同线型、线宽的划痕损伤修复,SSIM、PSNR 和 LPIPS 表现出较大差异,随着图像划痕损伤程度的增加,图像修复难度也逐渐增

大。粗划痕条件下的高密度格线损伤修复结果显示,本文修复后的 SSIM、PSNR 和 LPIPS 分别为 9.12×10^{-1} 、 3.14×10^1 dB、 6.22×10^{-2} ,在 6 种方法中表现最好。在其他划痕损伤图像的修复中,本文修复结果的 3 项评价指标均表现最优,结合图 8 的分析可知,本文方法对比 MSMM、IK-means、COTR、SFIIM 以及 AutoFill 方法修复效果最好。

随着深度学习算法在数字图像和计算机领域的应用与发展,以大模型为基础的深度学习方法成为图像修复技术的热点,本文选择基于深度学习的经典模型 LaMa 作为图像修复方法,进行对比实验,验证本文方法的图像修复能力。在粗、细两种划痕损伤下,本文方法与 LaMa 方法对十字线、稀疏格线、中密度格线、高密度格线等 4 种不同线型划痕的修复质量评价结果,如表 3 和 4 所示。

表 1 细划痕条件下与传统方法对比的修复图像质量评价

Table 1 Quality evaluation of inpainted images compared with traditional methods under fine scratch conditions

算法	十字线			稀疏格线			中密度格线			高密度格线		
	SSIM	PSNR/dB	LPIPS									
AutoFill ^[30]	9.98×10^{-1}	4.91×10^1	1.50×10^{-2}	9.95×10^{-1}	4.47×10^1	1.62×10^{-2}	9.92×10^{-1}	4.26×10^1	1.83×10^{-2}	9.85×10^{-1}	3.96×10^1	2.18×10^{-2}
SFIIM ^[31]	9.98×10^{-1}	4.79×10^1	1.57×10^{-2}	9.94×10^{-1}	4.34×10^1	1.71×10^{-2}	9.90×10^{-1}	4.14×10^1	1.95×10^{-2}	9.80×10^{-1}	3.84×10^1	2.50×10^{-2}
COTR ^[32]	9.98×10^{-1}	4.68×10^1	1.56×10^{-2}	9.93×10^{-1}	4.24×10^1	1.78×10^{-2}	9.88×10^{-1}	4.03×10^1	2.06×10^{-2}	9.75×10^{-1}	3.74×10^1	2.88×10^{-2}
IK-means ^[33]	9.96×10^{-1}	4.53×10^1	1.59×10^{-2}	9.90×10^{-1}	4.09×10^1	1.92×10^{-2}	9.82×10^{-1}	3.88×10^1	2.34×10^{-2}	9.61×10^{-1}	3.55×10^1	3.65×10^{-2}
MSMM ^[34]	7.94×10^{-1}	2.43×10^1	1.01×10^{-1}	7.92×10^{-1}	2.43×10^1	1.07×10^{-1}	7.87×10^{-1}	2.42×10^1	1.30×10^{-1}	7.63×10^{-1}	2.39×10^1	2.01×10^{-1}
本文方法	9.99×10^{-1}	5.03×10^1	1.48×10^{-2}	9.96×10^{-1}	4.60×10^1	1.57×10^{-2}	9.94×10^{-1}	4.39×10^1	1.72×10^{-2}	9.88×10^{-1}	4.10×10^1	1.97×10^{-2}

表 2 粗划痕条件下与传统方法对比的修复图像质量评价

Table 2 Quality evaluation of inpainted images compared with traditional methods under coarse scratch conditions

算法	十字线			稀疏格线			中密度格线			高密度格线		
	SSIM	PSNR/dB	LPIPS									
AutoFill ^[30]	9.91×10^{-1}	4.09×10^1	1.93×10^{-2}	9.76×10^{-1}	3.65×10^1	2.75×10^{-2}	9.60×10^{-1}	3.46×10^1	3.87×10^{-2}	9.05×10^{-1}	3.08×10^1	6.89×10^{-2}
SFIIM ^[31]	9.91×10^{-1}	4.09×10^1	1.95×10^{-2}	9.75×10^{-1}	3.64×10^1	2.78×10^{-2}	9.57×10^{-1}	3.44×10^1	3.92×10^{-2}	9.00×10^{-1}	3.06×10^1	6.94×10^{-2}
COTR ^[32]	9.90×10^{-1}	4.04×10^1	2.01×10^{-2}	9.72×10^{-1}	3.60×10^1	2.91×10^{-2}	9.51×10^{-1}	3.39×10^1	4.07×10^{-2}	8.85×10^{-1}	3.00×10^1	7.51×10^{-2}
IK-means ^[33]	9.85×10^{-1}	3.82×10^1	2.15×10^{-2}	9.57×10^{-1}	3.35×10^1	3.46×10^{-2}	9.28×10^{-1}	3.16×10^1	5.03×10^{-2}	8.25×10^{-1}	2.75×10^1	9.96×10^{-2}
MSMM ^[34]	4.24×10^{-1}	1.84×10^1	2.62×10^{-1}	4.26×10^{-1}	1.85×10^1	2.66×10^{-1}	4.27×10^{-1}	1.86×10^1	2.69×10^{-1}	4.31×10^{-1}	1.90×10^1	2.86×10^{-1}
本文方法	9.92×10^{-1}	4.17×10^1	1.89×10^{-2}	9.78×10^{-1}	3.71×10^1	2.63×10^{-2}	9.63×10^{-1}	3.52×10^1	3.68×10^{-2}	9.12×10^{-1}	3.14×10^1	6.22×10^{-2}

表 3 细划痕条件下与 LaMa 方法对比的修复图像质量评价

Table 3 Quality evaluation of inpainted images compared with the LaMa method under fine scratch conditions

算法	十字线			稀疏格线			中密度格线			高密度格线		
	SSIM	PSNR/dB	LPIPS									
LaMa ^[26]	9.98×10^{-1}	4.99×10^1	1.51×10^{-2}	9.94×10^{-1}	4.43×10^1	1.81×10^{-2}	9.91×10^{-1}	4.25×10^1	1.95×10^{-2}	9.80×10^{-1}	3.91×10^1	2.88×10^{-2}
本文方法	9.99×10^{-1}	5.03×10^1	1.48×10^{-2}	9.96×10^{-1}	4.60×10^1	1.57×10^{-2}	9.94×10^{-1}	4.39×10^1	1.72×10^{-2}	9.88×10^{-1}	4.10×10^1	1.97×10^{-2}

表 4 粗划痕条件下与 LaMa 方法对比的修复图像质量评价

Table 4 Quality evaluation of inpainted images compared with the LaMa method under coarse scratch conditions

算法	十字线			稀疏格线			中密度格线			高密度格线		
	SSIM	PSNR/dB	LPIPS									
LaMa ^[26]	9.92×10^{-1}	4.13×10^1	1.87×10^{-2}	9.76×10^{-1}	3.71×10^1	2.43×10^{-2}	9.61×10^{-1}	3.51×10^1	3.14×10^{-2}	9.04×10^{-1}	3.11×10^1	5.43×10^{-2}
本文方法	9.92×10^{-1}	4.17×10^1	1.89×10^{-2}	9.78×10^{-1}	3.71×10^1	2.63×10^{-2}	9.63×10^{-1}	3.52×10^1	3.68×10^{-2}	9.12×10^{-1}	3.14×10^1	6.22×10^{-2}

由表 3 可知, 在细划痕下, 两种图像修复方法的 SSIM 评价数据相差较小, 但本文方法对不同线型的划痕损伤修复结果数值略高, 优于 LaMa 方法。由表 4 可知, 在粗划痕下, 两种方法仍能很好的完成图像修复任务, 评价数据上各有高低。整体相比, 本文方法与 LaMa 方法对于细划痕的修复能力要优于粗划痕。

为进一步评价本文方法与 LaMa 方法对图像损伤区域修复的修复能力, 在数据集中任选 3 张各地的岩画图像, 如图 9 所示。发现在修复颜色较为鲜艳的花山岩画时, 当损伤区域线宽增大, LaMa 方法修复结果出现明显的修复痕迹, 修复质量远不如本文方法, 在修复色彩较暗的岩画图像时, 本文方法与 LaMa 方法在视觉感受上表现相似。

综上所述, 在修复图像细小划痕损伤时, 本文方法优于 LaMa 方法。当划痕损伤程度增大, 本文方法与 LaMa 方法取得相似的修复效果。除修复效果外, 本文方法优势还在于无需模型训练, 也无需强大的硬件支持, 即能实现较好的图像修复效果, 所以本文方法在修复大损伤区域方面有一定优势。

常规条件下的岩画图像损伤是不规则的划痕或随机

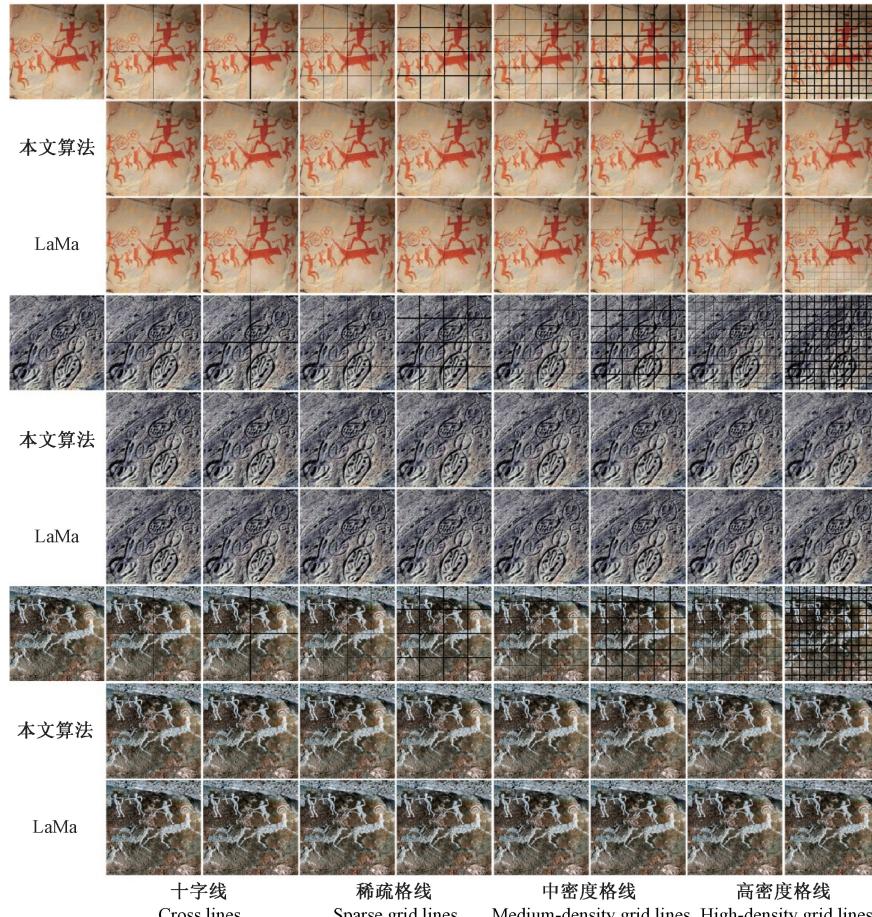


图 9 本文方法与 LaMa 方法的修复图像

Fig. 9 Inpainting results of the proposed method compared with the LaMa method

性破坏, 所以本文制作两类损伤图像, 用于检验本文方法与 LaMa 方法对随机划痕损伤的修复能力, 结果如图 10 所示。

图 10(a)为随机生成的线宽为 3 个像素的 20 条直线段, 通过对比修复细节可知, 在修复第 1 处细节时, 本文方法能完整恢复损伤结构, 未留有明显的修复痕迹, LaMa 方法也表现出良好的修复效果。在修复第 2 处细节时, 本文方法完整的恢复了图像的细节信息和结构特征, 但是 LaMa 方法修复图像缺失了部分细节, 修复不完整, 留有较明显的修复痕迹。由此可知, 当线宽为 3 个像素时, 本文方法优于 LaMa 方法。图 10(b)为手动绘制的线宽为 6 个像素的曲线段, 修复难度和复杂性较高。对比修复细节, 本文方法能够恢复岩画图像的结构信息, 而 LaMa 方法只能修复颜色等图像特征, 纹理信息丢失严重。

综上所述, 本文方法在修复细小划痕时, 在各种方法中为最优, 当损伤区域过大, 修复难度增加, 本文方法在修复细节上与 LaMa 方法效果相似, 但本文方法优势在于无需大量数据集和模型训练, 能在没有先验知识的情况下处理受损图像修复问题能力较强。

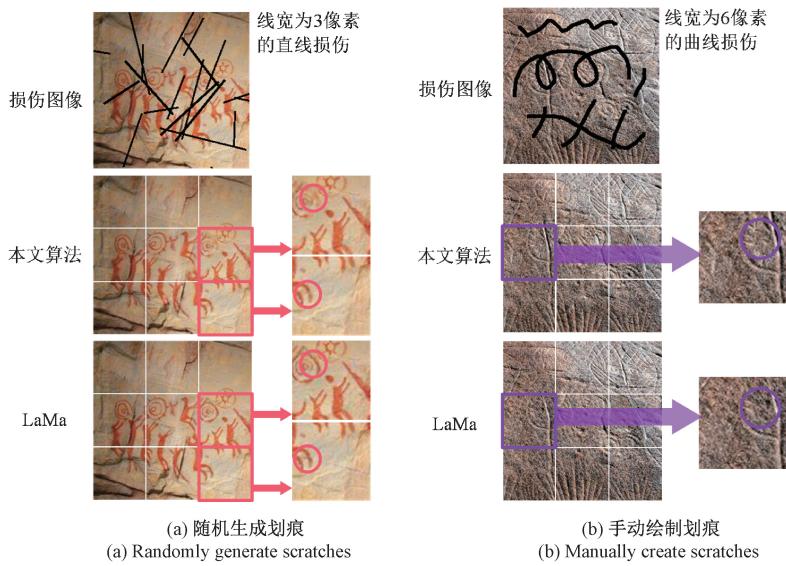


图 10 随机划痕修复细节

Fig. 10 Details of inpainting for random scratches

为验证岩画图像受到污染或破损情况下,各算法的图像修复能力。本文制造轻污、中污、重污以及破损 4 种缺陷图像,采用本文方法、LaMa、ICriminisi^[35]、

AutoFill、SFIIM、STDecomposition^[36]、COTR、IK-means 和 MSMM 九种方法修复损伤的岩画图像,修复效果如图 11 所示。

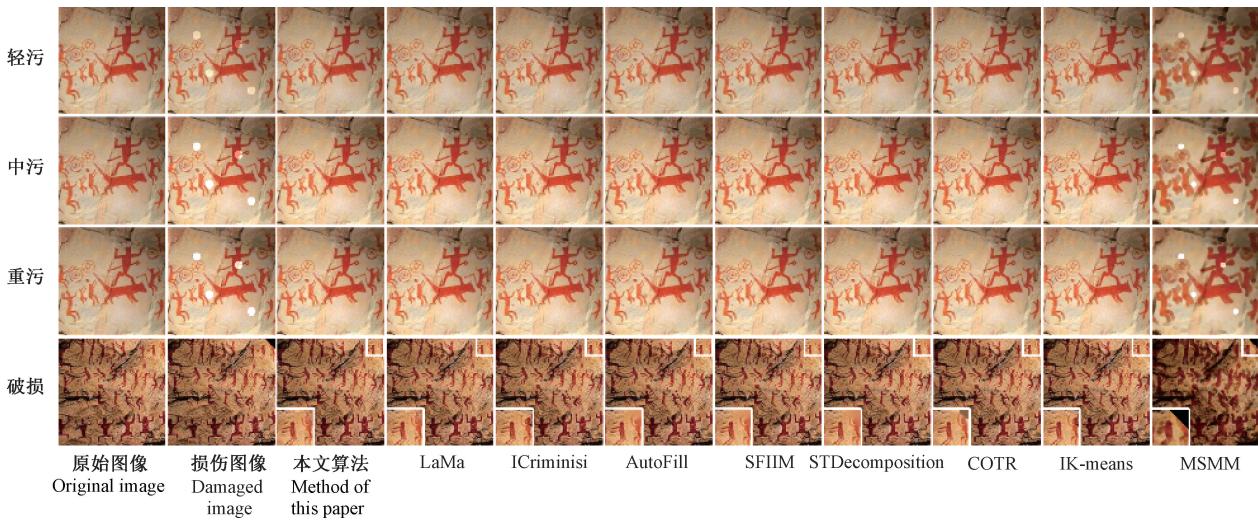


图 11 污染和破损区域修复图像

Fig. 11 Inpainting results of contaminated and damaged areas

污染和破损图像损伤区域占比大于划痕,MSMM 方法无法修复图像损伤区域,但其他方法可以完成图像修复任务。IK-means、COTR 和 ICriminisi 方法能够还原图像的色彩和部分细节信息,但修复后图像留存轻微的修复痕迹。AutoFill、SFIIM 和 STDecomposition 方法只能还原图像受损区域部分色彩和结构信息,并伴随模糊现象。本文方法和 LaMa 方法能够有效还原图像缺失的纹理和结构

信息,图像修复结果视觉感知相近,两种方法均具有较强的图像修复能力。

本文采用 SSIM、PSNR 和 LPIPS 评价指标验证 9 种图像修复方法对污染和破损图像的修复能力,结果如表 5 所示。本文算法的实验结果优于其他对比方法,由此可知,面对划痕、污染和破损图像的修复,本文算法修复能力最佳。

表5 污染和破损区域修复质量评价

Table 5 Quality evaluation of inpainting of contaminated and damaged areas

算法	轻污			中污			重污			破损		
	SSIM	PSNR/dB	LPIPS									
LaMa ^[26]	9.91×10^{-1}	4.05×10^1	4.31×10^{-1}	9.84×10^{-1}	3.54×10^1	4.31×10^{-1}	9.81×10^{-1}	2.74×10^1	4.34×10^{-1}	9.97×10^{-1}	4.34×10^1	4.32×10^{-1}
ICriminisi ^[35]	9.86×10^{-1}	3.87×10^1	4.33×10^{-1}	9.81×10^{-1}	2.95×10^1	4.35×10^{-1}	9.79×10^{-1}	2.72×10^1	4.43×10^{-1}	9.90×10^{-1}	4.21×10^1	4.32×10^{-1}
AutoFill ^[30]	9.90×10^{-1}	3.85×10^1	4.32×10^{-1}	9.85×10^{-1}	2.85×10^1	4.33×10^{-1}	9.80×10^{-1}	2.73×10^1	4.41×10^{-1}	9.85×10^{-1}	3.86×10^1	4.37×10^{-1}
SFIIM ^[31]	9.89×10^{-1}	3.84×10^1	4.31×10^{-1}	9.86×10^{-1}	2.83×10^1	4.31×10^{-1}	9.80×10^{-1}	2.69×10^1	4.39×10^{-1}	9.96×10^{-1}	4.41×10^1	4.31×10^{-1}
STDecomposition ^[36]	9.89×10^{-1}	3.88×10^1	4.32×10^{-1}	9.84×10^{-1}	2.88×10^1	4.45×10^{-1}	9.80×10^{-1}	2.73×10^1	4.34×10^{-1}	9.96×10^{-1}	4.31×10^1	4.42×10^{-1}
COTR ^[32]	9.89×10^{-1}	3.82×10^1	4.31×10^{-1}	9.80×10^{-1}	2.75×10^1	4.47×10^{-1}	9.79×10^{-1}	2.72×10^1	4.34×10^{-1}	9.89×10^{-1}	3.82×10^1	4.31×10^{-1}
IK-means ^[33]	9.85×10^{-1}	3.67×10^1	4.32×10^{-1}	9.79×10^{-1}	2.73×10^1	4.50×10^{-1}	9.76×10^{-1}	2.70×10^1	4.51×10^{-1}	9.95×10^{-1}	4.16×10^1	4.32×10^{-1}
MSMM ^[34]	3.27×10^{-1}	1.64×10^1	4.74×10^{-1}	3.33×10^{-1}	1.74×10^1	4.74×10^{-1}	3.32×10^{-1}	1.72×10^1	4.82×10^{-1}	5.25×10^{-1}	1.89×10^1	4.45×10^{-1}
本文方法	9.92×10^{-1}	4.10×10^1	4.32×10^{-1}	9.86×10^{-1}	3.46×10^1	4.30×10^{-1}	9.82×10^{-1}	2.76×10^1	4.32×10^{-1}	9.97×10^{-1}	4.75×10^1	4.30×10^{-1}

4 结论

针对带有损伤的岩画图像,提出一种基于DR-IFMM的岩画图像修复方法,该方法能够修复不同损伤的岩画图像。初始阶段根据图像损伤区域像素密度确定两个最佳修复半径,将两者作为参数逐一代入改进权重计算的IFMM算法,随后将生成的两幅图像重组为最终修复图像。与MSMM、IK-means、COTR、STDecomposition、SFIIM、AutoFill以及ICriminisi等方法相比,DR-IFMM方法在SSIM、PSNR和LPIPS评价指标上表现最优,能够完整的复原岩画图像缺失的颜色、纹理等图像特征,表现出优秀的图像修复能力。与LaMa模型所代表的深度学习方法相比,在小损伤区域的修复中,DR-IFMM方法较优,在面对大损伤图像时,两者各有优劣,但DR-IFMM方法在数据量、可移植性、对计算机资源要求等方面更具优势,在没有先验知识的情况下,处理受损图像修复问题能力更强。后续将进一步优化DR-IFMM方法对受损区域更大、破坏程度更强的图像修复效果。

参考文献

- [1] 刘托.从非物质文化遗产保护工作方针谈文化遗产的保护传承[J].中国文化遗产,2024(4):73-79.
- LIU T. Inheritance and protection of cultural heritage based on policies relating to intangible cultural heritage protection[J]. China Cultural Heritage, 2024 (4): 73-79.
- [2] 马骥.“一带一路”视域下花山岩画文化景观当代价值的挖掘探讨[J].玩具世界,2024(2):89-91.
- MA J. Exploration on the contemporary value mining of huashan rock painting cultural landscape from the perspective of “The Belt and Road”[J]. Toys World, 2024(2):89-91.
- [3] 张嘉馨.岩画研究中的断代问题——以将军崖岩画的年代研究为例[J].中央民族大学学报(哲学社会科学版),2018,45(5):69-77.
- ZHANG J X. A study of dating in rock art research——taking the research of the age of jiangjunya rock art as an example [J]. Journal of Minzu University of China (Philosophy and Social Sciences Edition), 2018, 45(5): 69-77.
- [4] 左长缨,潘晓,刘思文,等.宁夏贺兰山岩画的数字化保护与利用[J].民族艺林,2023(1):114-122.
- ZUO CH Y, PAN X, LIU S W, et al. Digital protection and application of helan mountain rock paintings [J]. Journal of Ethnic Art, 2023 (1): 114-122.
- [5] 童永生,隋安.中国岩画研究综述[J].创意与设计,2023(3):61-68.
- TONG Y SH, SUI AN. A review of Chinese rock art research[J]. Creation and Design, 2023(3):61-68.
- [6] 束锡红,潘光繁.数字人文视阈下岩画文化遗产保护模式新探[J].贵州民族研究,2022,43(1):141-148.
- SHU X H, PAN G F. New exploration on the protection mode of rock art cultural heritage from the perspective of digital humanities[J]. Guizhou Ethnic Studies, 2022,43(1):141-148.
- [7] 陈文祥,田启川,廉露,等.基于深度学习的图像修复方法研究进展[J].计算机工程与应用,2024,60(22):58-73.
- CHEN W X, TIAN Q CH, LIAN L, et al. Research progress of image inpainting methods based on deep learning[J]. Computer Engineering and Applications, 2024,60(22):58-73.
- [8] 徐志刚,杨欣宇.结合CSWin-Transformer和门卷积的壁画图像修复方法[J].计算机工程与应用,2024,60(21):215-224.
- XU ZH G, YANG X Y. Mural image restoration method based on CSWin-Transformer and gate convolution [J]. Computer Engineering and Applications, 2024,60(21):215-224.
- [9] 杨红菊,高敏,张常有,等.一种面向图像修复的局部优化生成模型[J].图学学报,2023,44(5):955-965.
- YANG H J, GAO M, ZHANG CH Y, et al. A local optimization generation model for image inpainting [J].

- Journal of Graphics, 2023, 44(5): 955-965.
- [10] ZHANG C, YANG W X, LI X, et al. MMGInpainting: multimodality guided image inpainting based on diffusion models [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2024(26): 8811-8823.
- [11] 张双, 杨帆. 改进的双阶段生成对抗数字壁画修复算法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(11): 123-129.
ZHANG SH, YANG F. Digital mural inpainting model based on improved two-stage generative adversarial network [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(11): 123-129.
- [12] 程远, 黄继忠, 张悦, 等. 人工智能在文物保护中的应用[J]. 自然杂志, 2024, 46(4): 261-270.
CHENG Y, HUANG J ZH, ZHANG Y, et al. Artificial intelligence in cultural heritage conservation [J]. Chinese Journal of Nature, 2024, 46(4): 261-270.
- [13] SHEN J H, CHAN T F. Mathematical models for local non-texture inpainting [J]. Society for Industrial and Applied Mathematics, 2002, 62(3): 1019-1043.
- [14] 李旭健, 魏彭. 一种基于 TV 模型结合 MRF 的图像修复算法[J]. 计算机应用与软件, 2023, 40(4): 172-177, 250.
LI X J, WEI P. AN image inpainting algorithm based on TV model and MRF [J]. Computer Applications and Software, 2023, 40(4): 172-177, 250.
- [15] CRIMINISI A, PEREZ P, TOYAMA K. Region filling and object removal by exemplar-based image inpainting [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(9): 1200-1212.
- [16] 张婧, 辛斌杰, 袁智杰, 等. 基于边缘引导的纺织品纹样数字化修复方法[J]. 纺织学报, 2024, 45(2): 101-111.
ZHANG J, XIN B J, YUAN ZH J, et al. Digitized restoration of textile pattern through edge-guided image inpainting method [J]. Journal of Textile Research, 2024, 45(2): 101-111.
- [17] 邓婵, 李春树. 基于改进 TV 模型的修复算法在岩画修复中的应用[J]. 宁夏工程技术, 2018, 17(2): 138-143.
DENG CH, LI CH SH. Application of image repair algorithm based on improved TV model in rock painting repair [J]. Ningxia Engineering Technology, 2018, 17(2): 138-143.
- [18] 尹锐. 数字图像修复技术在大麦地岩画修复中的应用[D]. 银川: 宁夏大学, 2019.
YIN Y. Application of digital image restoration technology in restoration of barley rock paintings [D]. Yinchuan: Ningxia University, 2019.
- [19] 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, 34(10): 25-32.
YANG ZH Q, XIE H. Image inpainting algorithm based on variance adjustment strategy coupling structural feature [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(10): 25-32.
- [20] 吕建峰, 邵立珍, 雷雪梅. 基于深度神经网络的图像修复算法综述[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(20): 1-12.
LYU J F, SHAO L ZH, LEI X M. Image inpainting algorithm based on deep neural networks [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(20): 1-12.
- [21] PATHAK D, KRAHENBUHL P, DONAHUE J, et al. Context encoders: Feature learning by inpainting [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 2536-2544.
- [22] IIZUKA S, SIMO-SERRA E, ISHIKAWA H. Globally and locally consistent image completion [J]. ACM Transactions on Graphics, 2017, 36(4): 1-14.
- [23] LIU G L, REDA F A, SHIH K J, et al. Image inpainting for irregular holes using partial convolutions [C]. 15th IEEE/CVF European Conference on Computer Vision, 2018: 89-105.
- [24] WANG Y, TAO X, QI X J, et al. Image inpainting via generative multi-column convolutional neural networks [C]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2018: 329-338.
- [25] ZENG Y H, FU J L, CHAO H Y, et al. Aggregated contextual transformations for high-resolution image inpainting [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2023, 29(7): 3266-3280.
- [26] SUVOROV R, LOGACHEVA E, MASHIKHIN A, et al. Resolution-robust large mask inpainting with fourier convolutions [C]. IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision. Waikoloa, IEEE, 2022: 2149-2159.
- [27] QUAN W Z, ZHANG R S, ZHANG Y, et al. Image inpainting with local and global refinement [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2022 (31): 2405-2420.
- [28] 燕耀, 张旭升, 蔡欣华, 等. 基于 FMM 和网络分析的唐代服饰纹样色彩复原与重用 [J]. 丝绸, 2024, 61(9): 28-38.
YAN Y, ZHANG X SH, CAI X H, et al. Restoration and reuse of clothing patterns and colors based on FMM and network analysis [J]. Journal of Silk, 2024, 61(9): 28-38.
- [29] ZHANG R, ISOLA P, EFROS A A, et al. The unreasonable effectiveness of deep features as a

- perceptual metric[C]. 31st IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 586-595.
- [30] WANG S, CAO M. AutoFill: An automatic approach to filling panoramic images[C]. 2024 7th International Conference on Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2024: 335-342.
- [31] 闵溪青, 黄杰. 简化的快速图像修复方法[J]. 计算机应用, 2017, 37(S1): 169-172.
- MIN X Q, HUANG J. Simplified fast image inpainting method [J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(S1): 169-172.
- [32] BORNEMANN F, MRZ T. Fast image inpainting based on coherence transport [J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2007, 28 (3): 259-278.
- [33] 李奇, 李龙, 王卫, 等. 基于改进 Criminisi 算法的破损纺织品文物图像修复[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(16): 173-182.
- LI Q, LI L, WANG W, et al. Image inpainting of damaged textiles based on improved criminisi algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(16): 173-182.
- [34] GAONA I R, MELLO-ROMAN J C, NOGUERA J L V, et al. Enhanced medical images through multi-scale mathematical morphology by reconstruction[C]. 2023 18th Iberian Conference on Information Systems and Technologies, 2023: 1-5.
- [35] 陈莹, 贾茜, 漆为民, 等. 基于改进 Criminisi 算法的中国古画修补系统[J]. 江汉大学学报(自然科学版), 2024, 52(2): 68-77.
- CHEN Y, JIA Q, QI W M, et al. Chinese ancient painting repair system based on improved Criminisi algorithm[J]. Journal of Jianghan University(Natural Science Edition), 2024, 52(2): 68-77.
- [36] 孙宇, 李晗. 基于结构-纹理分解的数字图像分层修复算法[J]. 计算机仿真, 2023, 40(6): 220-224.
- SUN Y, LI H. Digital image layered restoration algorithm based on structure-texture decomposition[J]. Computer Simulation, 2023, 40(6): 220-224.

作者简介

李树威, 讲师, 硕士, 主要研究方向为视觉艺术设计。

E-mail: 285530970@qq.com

刘国政, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉、图像修复。

房淑宇, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉、目标检测。

刘晓彤, 实验师, 硕士, 主要研究方向为计算机视觉、图像分割。

吕金阳(通信作者), 副教授, 硕士, 主要研究方向为视觉艺术、民俗民艺。

E-mail: lvjinyang@glut.edu.cn