

基于边缘缺失重构和改进优先权的壁画图像修复

陈永*, 陈锦, 艾亚鹏, 陶美凤

兰州交通大学电子与信息工程学院, 甘肃 兰州 730070

摘要 敦煌壁画图像线条纹理结构复杂, 轮廓边缘缺失, 采用 Criminisi 算法修复时存在结构传播错误和块效应问题。因此, 提出了一种基于边缘缺失结构重构和改进优先权的壁画图像修复算法。首先, 通过改进的自适应贝塞尔曲线重构破损壁画缺失的边缘轮廓, 以增强壁画的结构性, 引导图像修复。然后, 引入梯度、曲率等局部特征先验信息对优先权函数进行改进, 避免优先权频繁趋于 0 引起的错误填充。最后, 通过改进的动态阈值序贯相似性算法搜索匹配块, 提高壁画修复效率, 迭代完成壁画修复。对真实敦煌壁画数字化修复的实验结果表明, 本算法能很好地解决 Criminisi 算法结构传播错误及块效应问题, 修复后的壁画主客观评价结果均优于其他对比算法。

关键词 图像处理; 图像复原; 壁画修复; 结构重构; 贝塞尔曲线拟合; 优先权模型

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2410009

Mural Image Inpainting Based on Edge Missing Reconstruction and Improved Priority

Chen Yong*, Chen Jin, Ai Yapeng, Tao Meifeng

School of Electronics and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou, Gansu 730070, China

Abstract Dunhuang mural images have complex line texture structure and missing contour edges. There are structure propagation errors and block effects when using Criminisi algorithm to inpainting. Therefore, a mural image inpainting algorithm based on edge missing structure reconstruction and improved priority is proposed in this paper. First, the missing edge contour of the damaged mural is reconstructed by adaptive Bézier curve fitting method to enhance the structure of the mural and guide the image restoration. Then, the prior information of local features such as gradient and curvature is introduced to improve the priority function, which makes the calculation of priority more reasonable and avoids the problem of wrong filling caused by the priority frequently tends to 0. Finally, the sequential similarity detection algorithm based on dynamic threshold is used for searching matching blocks, which improves the efficiency of mural repair, and the mural image inpainting is completed iteratively. The experimental results of digital inpainting of real Dunhuang murals show that the algorithm can solve the problems of structure propagation error and block effect of Criminisi algorithm, and the subjective and objective evaluation results of inpainting murals is better than other comparative algorithms.

Key words image processing; image restoration; mural inpainting; structure reconstruction; Bézier curve fitting; priority model

OCIS codes 100.3020; 100.2000; 100.3190

1 引言

敦煌莫高窟是世界上现存规模最宏大、内容最

丰富的佛教石窟壁画宝库, 其保存的壁画、经卷等文物具有珍贵的研究价值。由于年代久远, 窟内壁画出现了地仗脱落、起甲、划痕、褪色、裂纹等严重灾

收稿日期: 2021-01-18; 修回日期: 2021-02-21; 录用日期: 2021-03-05

基金项目: 教育部人文社会科学研究青年基金(19YJC760012)、甘肃省人文社会科学一般项目(20ZC11)、兰州交通大学天佑创新团队(TY202003)

通信作者: *edukeylab@126.com

害,导致壁画受损。因此,研究病态敦煌壁画的修复极其重要。但人工修复的风险大、耗时长且具有不可逆性,使壁画修复工作面临重大障碍。将数字化虚拟修复技术应用于古代壁画的保护,可以避免手工修复壁画不可逆的缺点,有效保护原始壁画,是近年来国内外文化遗产保护的研究热点^[1]。

目前,图像修复算法主要分为基于偏微分方程、基于样本块和基于深度学习的图像修复算法。其中,基于偏微分方程的修复算法包括整体变分(TV)模型^[2]和曲率驱动扩散(CDD)模型^[3],这类算法对小区域划痕、缝隙的修复效果较好,但对区域破损面积较大、纹理结构复杂的壁画修复效果不佳^[4]。基于样本块的图像修复算法以 Criminisi 算法为代表^[5],通过计算相似度函数,从已知区域选择与破损区域最相似的匹配块,然后通过复制填充完成破损区域的图像修复,但该算法在图像修复时容易出现结构传播错误和块效应问题。Wang 等^[6]针对古壁画的病害问题,提出了一种基于结构引导的全局和局部特征加权修复算法。Pen 等^[7]提出了一种基于自组织映射的边界优先修复算法,对破损边界的优先权修复顺序进行了改进。李旭峰等^[8]针对 Criminisi 算法优先权易趋于 0 导致的修复效果失真问题,提出了一种改进的特征优先块匹配算法,并增加了有明显识别特征匹配点的优先权,进一步减少了错误匹配。Yao^[9]引入修复块与邻域相关性改进了优先权函数,提出了一种改进的自适应块匹配唐卡壁画图像修复算法。强振平等^[10]用结构图像和原始图像共同计算数据项,并对优先权进行改进,增强了修复图像结构的连续性。近年来,基于深度学习的图像修复或重建算法相继被提出,主要思路是利用图像先验信息,采用深度学习技术获得图像的语义信息,弥补了纹理修复算法的不足,但该方法在数据集构建、学习模型的泛化能力等方面还存在一定问题^[11-15]。

敦煌壁画是以“工笔重彩”为主的一种绘画体系,首先,用线条进行造型,然后用色彩进行渲染。线描在敦煌壁画中具有至关重要的作用,但敦煌壁画中特殊的线条纹理结构以及自然风化和人为因素,导致轮廓边缘缺失严重,采用 Criminisi 算法修复时存在结构传播错误和块效应问题^[4]。此外,Criminisi 算法的优先权计算不合理,会出现修复顺序混乱的问题^[8-9]。针对上述问题,本文提出了一种基于边缘缺失重构和改进优先权的壁画图像修复算法。首先,通过自适应贝塞尔曲线拟合方法拟合修

复壁画图像中缺损的边缘,重构生成破损区域中缺失的轮廓边缘,增强壁画的结构性,提升修复后壁画的视觉连贯性。然后,引入梯度、曲率等局部特征因子对优先权进行改进,增加优先权的影响因子,使优先权的计算更加合理,从而保证优先修复结构信息丰富的区域。最后,通过改进的动态阈值序贯相似性检测算法(SSDA)进行迭代匹配、复制更新,完成壁画图像的修复。

2 Criminisi 算法的原理

Criminisi 算法是基于样本块的修复算法,首先,在破损区域 Ω 的边界 δ 上寻找一点 p ;然后,取以 p 为中心、尺寸为 $n \times n$ 的破损块 Ψ ;最后,计算所有 Ψ 的优先级,以确定待修复块,如图 1 所示^[5]。

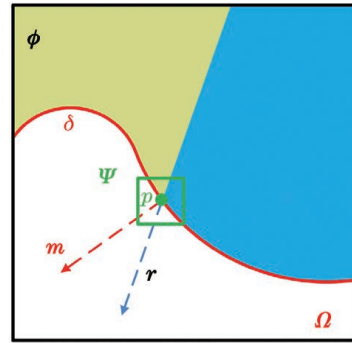


图 1 Criminisi 算法的原理

Fig. 1 Principle of the Criminisi algorithm

确定待修复块时的优先级函数可表示为

$$P(p) = C(p) \cdot D(p), \quad (1)$$

式中, $C(p)$ 为置信度项,表示该破损区域中有效信息占总信息的百分比; $D(p)$ 为数据项,表示有效信息的可信度。 $C(p)$ 与 $D(p)$ 可分别表示为

$$C(p) = \frac{\sum_{q \in \Psi \cap \phi} C(q)}{|\Psi|}, \quad (2)$$

$$D(p) = \frac{|r \cdot m|}{\alpha}, \quad (3)$$

式中, ϕ 为未破损区域, $C(q)$ 为含有效信息的像素,即该破损区域中的像素总数, r 为 p 点的等照度矢量, m 为边缘 δ 上点 p 的单位法向量, α 为归一化因子,一般取 255^[5]。

通过差值的平方和(SSD)相似度函数在待修复图像完好区域中寻找与待修补块 Ψ 最相似的块 \mathcal{T} ,然后用 \mathcal{T} 代替 Ψ 完成一次填充。SSD 相似度函数可表示为

$$\psi_q = \operatorname{argmin} d(\mathcal{T}, \psi), \quad (4)$$

式中, $d(\mathcal{T}, \Psi)$ 为块 \mathcal{T} 与块 Ψ 对应像素点 RGB

(Red, Green, Blue) 三通道的欧氏距离平方和。最后,通过更新置信度项,迭代完成修复。

3 边缘缺失结构的影响

边缘是像素值发生跃迁的地方,作为图像最显著的特征之一,边缘结构的丢失会直接影响图像的视觉效果。图 2(a)为边缘缺失的图像,可以发现,边缘缺失会影响图像的协调一致性,导致图像结构轮廓边界不清晰,使边缘区域模糊。边缘拟合后的图像如图 2(b)所示,可以发现,拟合后图像的主观视觉效果更清晰完整。

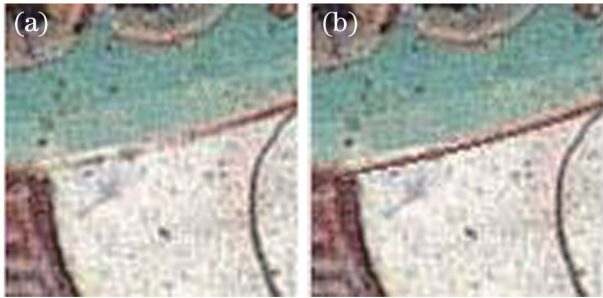


图 2 边缘拟合前后的图像。(a)边缘缺失的图像;(b)边缘拟合的图像

Fig. 2 Images before and after edge fitting. (a) Image with edge missing; (b) image with edge fitting

边缘缺失不仅会导致图像的纹理结构紊乱,还会使修复算法在修复时容易出现错误匹配^[10]。由于待修复敦煌壁画图像区域内部边缘的结构丢失,Criminisi 算法修复时会出现过填充或欠填充等情况,主要原因如下。

1) 边缘结构缺失会引起优先权计算错误。由(3)式可知, p 点的数据项由 p 点的等照度矢量与单位法向量乘积决定。当该区域的纹理结构出现错误时, p 点的等照度矢量与单位法向量就会发生变化,进而使 $D(p)$ 发生变化,导致优先权计算错误,使图像填充顺序产生偏差,从而影响最终的修复结果。

2) 待修复区域内部边缘缺失后,待修补块 Ψ 相关信息量的缺失会导致待修复块匹配相似度计算错误,从而出现错误匹配。

综上所述,Criminisi 算法未考虑待修复壁画内部缺失的线条纹理结构信息,导致图像纹理结构传播错误及明显的块效应。因此,本算法先采用改进的自适应贝塞尔曲线拟合技术对待修复区域中缺失的边缘结构进行重构,生成缺失的结构信息,优先修复图像的结构,从而增强壁画的结构性,提升修复后壁画的视觉连贯性。

4 本文算法

4.1 边缘缺失结构的重构

贝塞尔曲线(Bézier curve)通过结合函数逼近与几何表示将生成的点聚集成一条光滑的曲线^[16]。通过 $n+1$ 个顶点定义的贝塞尔曲线 n 次多项式为

$$P(t) = \sum_{i=0}^n p_i B_{i,n}(t), 0 \leq t \leq 1, \quad (5)$$

式中, p_i 为每个顶点的位置矢量, t 为离散点控制参数。 $B_{i,n}(t)$ 为伯恩斯坦基函数,能决定不同 t 值下各顶点位置矢量对整段曲线的影响程度,可表示为

$$B_{i,n}(t) = \frac{n!}{i!(n-i)!} t^i (1-t)^{n-i}, i = 0, \dots, n. \quad (6)$$

本算法采用改进的自适应二阶贝塞尔曲线构造缺失边缘,其参数方程可表示为

$$P(t) = (1-t)^2 P_0 + 2t(1-t)P_1 + t^2 P_2, \quad (7)$$

式中, P_0 为待拟合曲线的起始点, P_1 为控制点, P_2 为终点。二阶贝塞尔曲线的生成过程:对于平面内不同的三个控制点 P_0, P_1, P_2 ,首先连接线段 P_0P_1 及线段 P_1P_2 ,然后在线段 P_0P_1, P_1P_2 上分别寻找点 C, D ,使 $L_{P_0C}/L_{P_0P_1} = L_{P_1D}/L_{P_1P_2}$ 。其中, L 表示对应点的距离。连接 C, D ,并在 CD 上寻找点 E ,使 $L_{P_0C}/L_{P_0P_1} = L_{P_1D}/L_{P_1P_2} = L_{CE}/L_{CD}$,如图 3 所示。

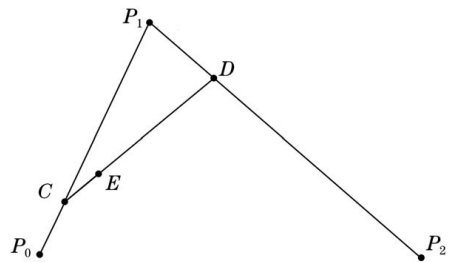


图 3 二阶贝塞尔曲线的拟合过程

Fig. 3 Fitting process of the second-order Bézier curve

将选取的点 C 由点 P_0 起沿线段 P_0P_1 随参数 t 移动到点 P_1 ,并找出所有符合条件的点 E ,最后将其连接成一条光滑的曲线,即二阶贝塞尔曲线,如图 4 所示。

在二阶贝塞尔曲线拟合过程中,控制点的选取对曲线的拟合优度具有决定性作用。由于控制点并不在曲线上,人为选取的控制点往往带有主观因素,进而导致拟合出的边缘通常不符合视觉效果且较为突兀。针对该问题,提出了一种自适应控制点的二

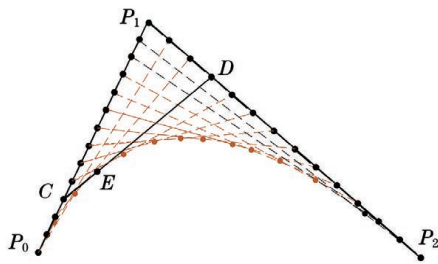


图 4 二阶贝塞尔曲线的示意图

Fig. 4 Schematic diagram of the second-order Bézier curve
阶贝塞尔曲线拟合方法,利用斜率公式确定控制点,可表示为

$$K = \lim_{x_1 \rightarrow x_0} \frac{y_1 - y_0}{x_1 - x_0}, \quad (8)$$

式中, (x_0, y_0) 、 (x_1, y_1) 分别为不同时刻点的横纵坐标, K 为计算的斜率。本算法中二阶贝塞尔曲线的拟合示意图如图 5 所示,其中, U 为破损壁画待修复区, ξ_v 为待拟合的重构曲线, m 、 n 为缺失结构边缘的端点。用(8)式计算曲线起始点与终点处的斜率,然后利用斜率求解出两点的切线,将两条切线的交点 h 作为控制点,并将点 h 作为二阶贝塞尔曲线拟合的控制点参与计算,最后利用点 m 、 n 及 h 构造缺失边缘,直至完成缺失结构重构。

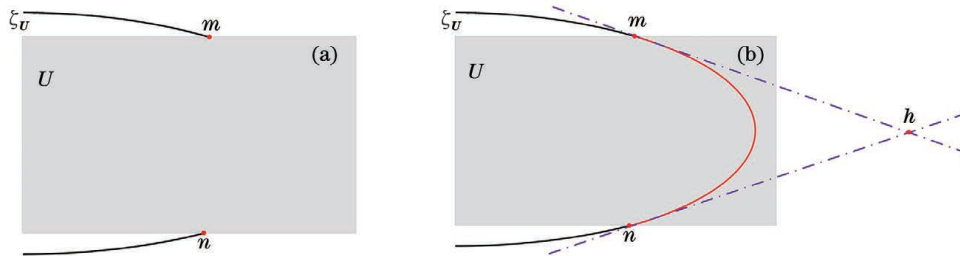


图 5 贝塞尔曲线的拟合示意图。(a)拟合前的曲线;(b)拟合后的曲线

Fig. 5 Schematic diagram of Bézier curve fitting. (a) Curve before fitting; (b) curve after fitting

为了验证本算法的有效性,以图 6(a)中的壁画为例进行拟合实验。在图像修复过程中,用掩模图像区域表示待修复壁画图像的破损区域,即待修复区域;用图 6(b)中掩模图像的轮廓表示待修复壁画的破损边缘。图 6(c)和图 6(d)为人工选择点拟合的两种结果,图 6(e)为本算法得到的破损边缘拟合结果。可以发现,用人工选取的控制点修复的轮廓

存在较大的主观性和视觉效果不连贯问题,而本算法的拟合结果与原始图像接近,拟合后的边缘连通性更强,整体视觉效果也更流畅。

利用改进的自适应贝塞尔曲线拟合目标区域内的缺失边缘结构后,采用融合操作得到重构边缘结构的待修复图像。融合生成待修复图像的过程如图 7 所示,其中,原始壁画图像为 X_{image} ,掩模图像为

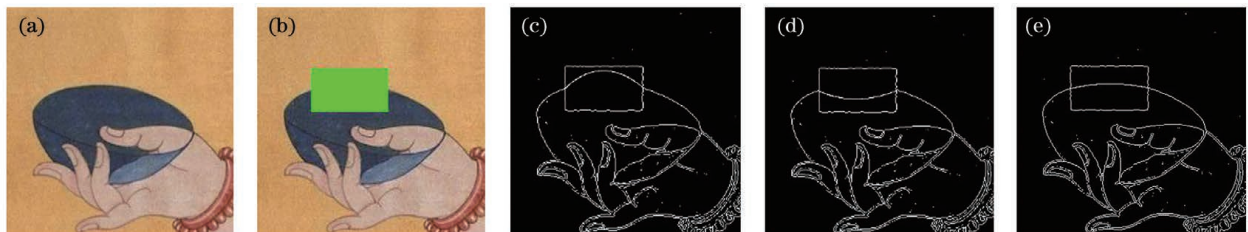


图 6 破损壁画的边缘拟合实验。(a)原始图像;(b)掩模图像;(c)人工选择的控制点 1;(d)人工选择的控制点 2;(e)本算法

Fig. 6 Edge fitting experiment of damaged murals. (a) Original image; (b) mask image; (c) manually selected control point 1; (d) manually selected control point 2; (e) our algorithm

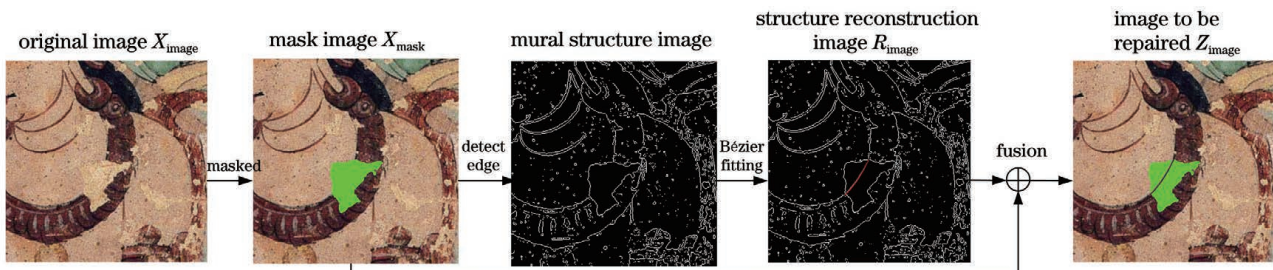


图 7 融合生成待修复图像的流程

Fig. 7 Process of fusion to generate image to be repaired

X_{mask} , 拟合后的结构图像为 R_{image} , 掩模图像与拟合后结构图像融合生成待修复图像 Z_{image} , 即 $Z_{\text{image}} = X_{\text{mask}} + R_{\text{image}}$ 。通过融合操作重构破损壁画缺失的边缘轮廓, 增加了新的边缘结构, 从而增强壁画的结构性。

4.2 改进的优先权函数

Criminisi 算法计算优先权时未考虑待修复块内其他的结构信息, 导致修复后图像存在结构传播错误或错误匹配^[9-10]。此外, Criminisi 算法存在优先权频繁趋于 0 引起的错误填充问题^[8]。因此, 本算法引入曲率与梯度参与优先权计算, 改进的优先权函数可表示为

$$P(p) = C(p) + D(p) + K(p) + G(p), \quad (9)$$

式中, $K(p)$ 为点 p 处的曲率, $G(p)$ 为点 p 处的梯度。曲率 $K(p)$ 可表示为

$$K(p) = \frac{u_x^2 u_{yy} - 2u_x u_y u_{xy} + u_y^2 u_{xx}}{(u_x^2 + u_y^2)^{\frac{3}{2}}}, \quad (10)$$

式中, u_x 表示对点 p 在 x 方向进行一次求导, u_{xy} 表示对点 p 在 x 方向进行一次求导后在 y 方向进行二次求导。梯度用图像中 p 点邻域内 x 方向与 y 方向的灰度变化率确定, 可表示为

$$G(p) = \sqrt{\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}}, \quad (11)$$

式中, f 为二元函数 $f(x, y)$ 。改进后的优先权计算更多考虑了待修补块区域及其邻域中的局部特征因素, 避免了优先权频繁趋于 0 的问题, 使算法填充更合理。图 8(a) 为原始图像, 图 8(b) 为人工选取的掩模图像, 图 8(c) 和图 8(d) 分别为 Criminisi 算法与本算法的修复结果。从壁画 1 的修复结果可以发现, 矩形框区域内出现了线条错误匹配问题, 且 Criminisi 算法对左侧三角区域的修复效果较差, 存在纹理丢失问题。此外, 该图像的右侧区域也出现了像素块错误填充问题。而本算法加入局部特征因素后的修复结果更合理。

不同算法对真实破损壁画的修复结果如图 9 所示。可以发现, Criminisi 算法修复后出现了线条结构丢失问题, 而本算法在修复时受图像梯度及曲率信息的引导, 避免了填充顺序不当引起的图像结构丢失问题。

4.3 改进的相似块匹配策略

Criminisi 算法在匹配块搜索方式上采用的是全局搜索策略, 多次迭代操作会导致大量无用像素点重复参与计算, 修复效率较低^[17]。因此, 采用改

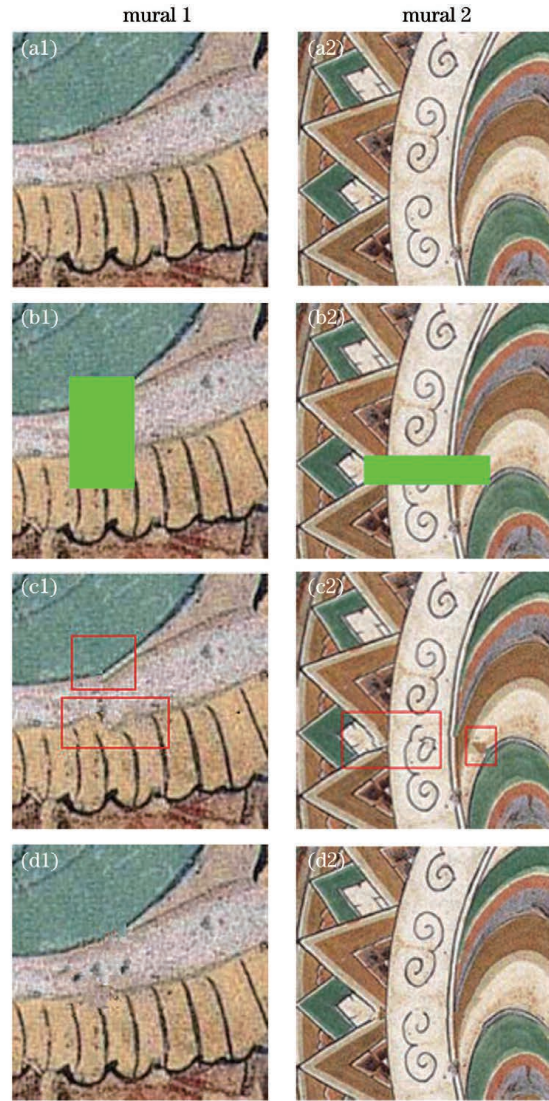


图 8 不同算法的修复结果。(a) 原始壁画; (b) 掩模图像; (c) Criminisi 算法; (d) 本算法

Fig. 8 Repair results of different algorithms. (a) Original mural; (b) mask image; (c) Criminisi algorithm; (d) our algorithm

进的动态阈值 SSDA 提高修复效率。SSDA 将模板与匹配块对应的像素点逐一作差并进行累加, 当累加值超过相应阈值时停止匹配计算, 具有计算量少、匹配速度快等优点。而原始 SSDA 采用固定阈值, 阈值选取不当时会影响匹配效率。因此, 结合动态阈值的思想^[18], 利用动态阈值的自适应性, 提高修复效率, 动态阈值的选取可表示为

$$R(i, j) = \left\{ H \mid \min_{1 \leq H \leq M \times N} \left[\sum_{h=1}^H \varepsilon(i, j) \geq X_{\text{Th}} \right] \right\}, \quad (12)$$

$$X_{\text{Th}}(n) = \alpha \cdot X_{\text{Th}} + \beta \cdot n, \quad (13)$$

$$X_{\text{Th}} = \alpha \cdot X_{\text{Th}} + \beta \cdot O, \quad (14)$$



图 9 真实壁画的修复结果。(a)原始壁画;(b)掩模图像;(c)Criminisi 算法;(d)本算法;(e)Criminisi 算法的局部修复结果;(f)本算法的局部修复结果

Fig. 9 Repair result of the real mural. (a) Original mural; (b) mask image; (c) Criminisi algorithm; (d) our algorithm; (e) local repair result of Criminisi algorithm; (f) local repair result of our algorithm

式中,符号 \circ 表示开运算, $R(i, j)$ 为累加次数, $\epsilon(i, j)$ 为模板与匹配块中对应像素点间的欧氏距离, X_{Th} 为相应阈值, H 为累计次数, $M \times N$ 为图像大小, $X_{Th}(n)$ 为第 n 次选取的阈值, X_{Th} 为初始阈值, α 和 β 为互相关联的加权系数, 取值范围为 $0 \sim 1$, O 为最大迭代次数。

图 10(a)为“榆林 25 窟·观无量寿经变”的壁画,图 10(b)为掩模图像,图 10(c)~图 10(i)为采用固定阈值 SSDA 的修复结果,图 10(j)为本算法的修复结果。可以发现,固定阈值算法的修复结果存在不同程度的修复不彻底和匹配错误问题,而本算法的修复效果较好。



图 10 不同算法的修复结果。(a)原始图像;(b)掩模图像;(c) $X_{Th} = 2000$;(d) $X_{Th} = 1000$;(e) $X_{Th} = 500$;(f) $X_{Th} = 300$;(g) $X_{Th} = 200$;(h) $X_{Th} = 100$;(i) $X_{Th} = 50$;(j)本算法

Fig. 10 Repair results of different algorithms. (a) Original image; (b) mark image; (c) $X_{Th} = 2000$; (d) $X_{Th} = 1000$; (e) $X_{Th} = 500$; (f) $X_{Th} = 300$; (g) $X_{Th} = 200$; (h) $X_{Th} = 100$; (i) $X_{Th} = 50$; (j) our algorithm

4.4 本算法的修复步骤

本算法的修复步骤:1)输入待修复破损壁画图像,并获得其掩模图像,确定待修复区域;2)用本算法构造待修复区域缺失的边缘,并将重构后的结构图像与掩模图像进行融合,重新生成待修复图像;3)根据(9)式~(11)式计算得到优先待修复块;4)采用(12)式~(14)式找到最佳匹配块,复制填充更新置信度项后迭代完成修复;5)输出修复后的壁画图像。

5 实验结果及分析

实验的硬件环境为 Intel(R) Core i7-10700K CPU @3.80 GHz,32.0 GB RAM,NVIDIA GeForce RTX 2060 SUPER,在 Windows 10 操作系统,Matlab R2016a 软件环境下进行实验。在相同的软硬件配置条件下,分别对比了本算法与Criminisi算

法^[5]、文献[8]、文献[10]中算法的修复结果,并采用主观与客观评价方式进行评价。

5.1 人为破损壁画的修复

壁画图像的修复是一个病态逆问题,考虑到壁画修复结果的不确定性,一般先通过人工添加破损再进行定量分析^[4,9]。首先,对壁画中的完整部分人为添加破损,以对比修复结果与原始壁画。对 5 幅完好壁画进行人为破损后再进行修复实验,结果如图 11 所示。其中,壁画 1 为“莫高窟 158 窟·涅槃飞天之经变之三局部”局部破损壁画的修复结果,可以发现,Criminisi 算法的修复结果中壁画右下方线条结构出现断裂;文献[8]中算法采用了改进特征优先块匹配算法,修复结果比 Criminisi 算法的视觉效果好,但修复后右下方线条结构出现模糊和不连续等问题;文献[10]中算法修复后的壁画在左上角区域出现缺口;而本算法对于线条及左上角区域的

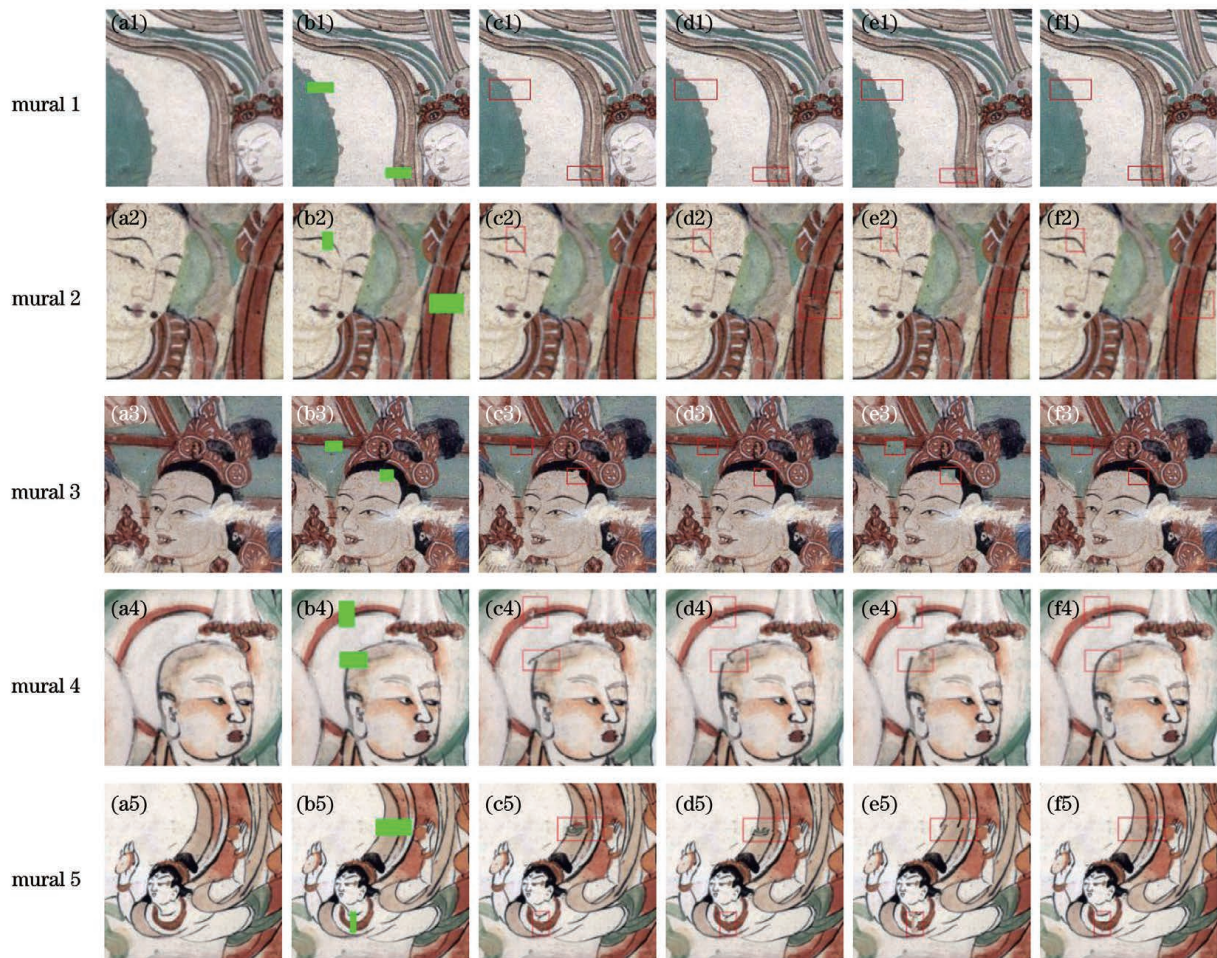


图 11 不同算法对人为破损壁画的修复结果。(a)原始壁画;(b)人为破损的掩模图像;(c)Criminisi 算法;(d)文献[8]中的算法;(e)文献[10]中的算法;(f)本算法

Fig. 11 Repair results of artificially damaged murals by different algorithms. (a) Original mural; (b) artificially damaged mask image; (c) Criminisi algorithm; (d) algorithm of Ref. [8]; (e) algorithm of Ref. [10]; (f) our algorithm

修复效果较好,均优于其他算法。壁画 2 为“莫高窟 154 窟·报恩经变之舞伎”局部壁画的修复,可以发现,Criminisi 算法与文献[8]中算法修复后的眉毛出现突出不自然问题,且文献[8]中算法对右侧线条区域出现结构丢失的情况,文献[10]中算法在修复眉毛区域时,无法形成有效匹配修复;而本算法修复后的眉毛视觉效果自然,接近原始图像。在壁画 3 “莫高窟 154 窟·报恩经变之舞伎”局部壁画和壁画 4 “莫高窟 220 窟·飞天和华盖”局部壁画的修复结果中,Criminisi 算法、文献[8]及文献[10]中算法在舞伎头部头发区域和罗汉头部轮廓部分均出现了修复不彻底及结构丢失问题。壁画 5 为“莫高窟

220 窟·飞天”局部壁画的修复结果,可以发现,三种对比算法在飘带修复后均出现了飘带线条断裂错位、缺失的问题,而本算法修复后的图像轮廓更连贯,对线条结构处的拟合效果更好,这表明改进后的优先权计算方式有效避免了错误填充问题。

表 1、表 2 为不同算法对图 11 中 5 幅壁画修复后图像的峰值信噪比 (PSNR) 及结构相似性 (SSIM)。其中,PSNR 是衡量图像质量的重要客观指标,其值越大,表明修复后的图像越接近标准完好图像。可以发现,本算法修复后图像的 PSNR 和 SSIM 均大于其他对比算法,这表明本算法的修复效果更好。

表 1 不同算法修复图像的 PSNR

Table 1 PSNR of image repaired by different algorithms

unit: dB

Mural	Criminisi	Ref. [8]	Ref. [10]	Ours
1	34.70	37.04	37.65	44.93
2	37.31	32.52	34.98	44.93
3	32.95	33.65	32.52	38.08
4	41.10	32.76	29.75	41.86
5	29.34	29.11	30.02	37.05

表 2 不同算法修复图像的 SSIM

Table 2 SSIM for image restoration with different algorithms

Mural	Criminisi	Ref. [8]	Ref. [10]	Ours
1	0.9870	0.9882	0.9877	0.9929
2	0.9803	0.9777	0.9804	0.9830
3	0.9912	0.9912	0.9860	0.9947
4	0.9804	0.9811	0.9762	0.9849
5	0.9785	0.9816	0.9796	0.9905

5.2 真实破损壁画的修复

选取 4 幅真实破损壁画进行修复实验,结果如图 12 所示。其中,图 12(a)为待修复真实破损壁画图像,图 12(b)为掩模图像,图 12(c)、图 12(d)、图 12(e)、图 12(f)分别为 Criminisi 算法、文献[8]、文献[10]中算法以及本算法的修复结果。可以发现,Criminisi 算法对于第 1 幅“莫高窟第 12 窟·夜叉鬼”壁画局部修复后存在大量残留,即存在修复不彻底的问题;对于第 2 幅和第 4 幅壁画,修复后背景光头部分存在结构传播错误问题。文献[8]中算法对于第 2 幅和第 4 幅壁画同样存在缺口及结构不连

续的问题,对第 3 幅“莫高窟第 220 窟·飞天”图像的局部修复存在大量残留。文献[10]中算法对壁画 2 的整体修复效果较好,但对壁画 4 的修复图像存在结构扭曲。本算法对壁画 1 中夜叉鬼头部破损区域的修复比较彻底,对其他 3 幅壁画则能保证壁画纹理结构的稳定性,修复后的壁画轮廓结构更流畅。这表明相比其他算法,本算法的修复效果更好,修复图像更自然,满足视觉的连通性要求。

6 结 论

针对敦煌壁画图像纹理结构复杂、轮廓边缘缺

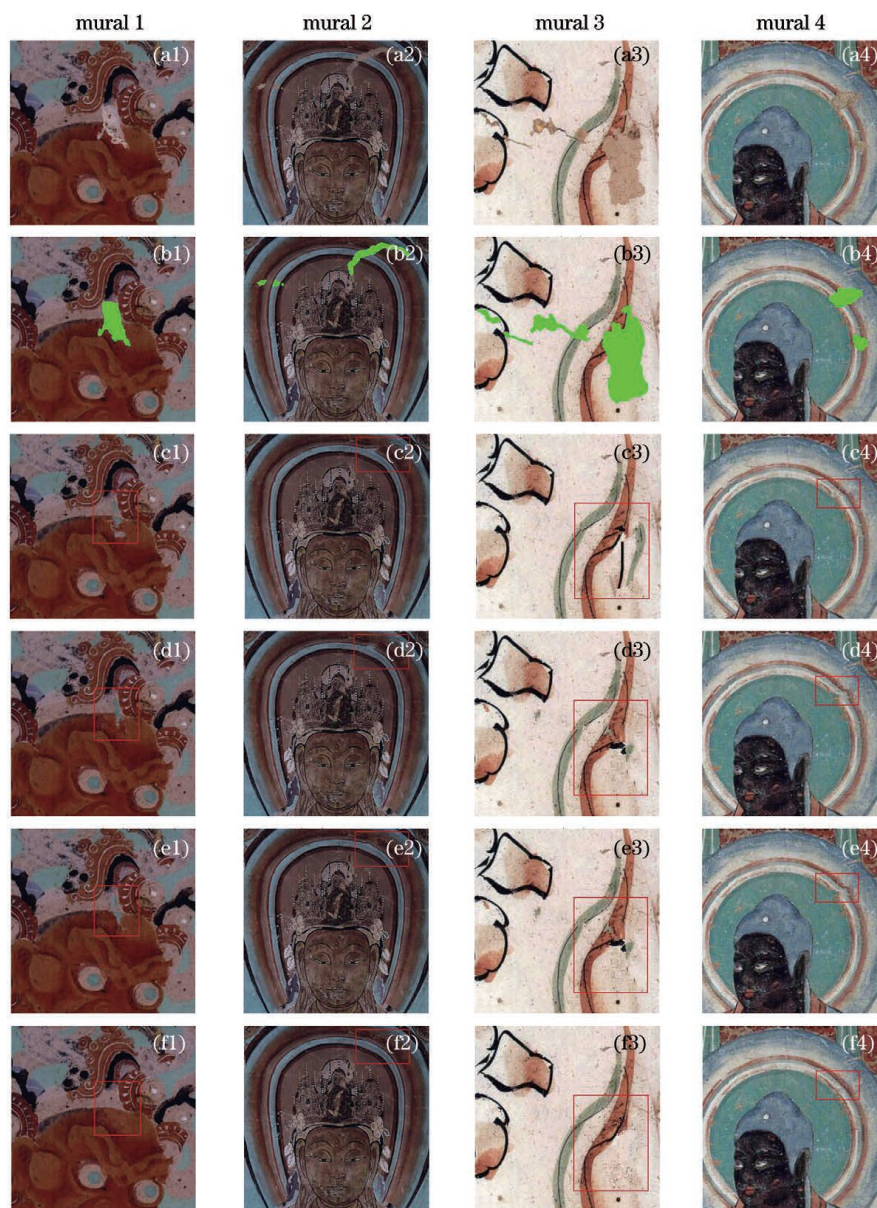


图 12 真实破损壁画的修复结果。(a)原始壁画;(b)掩模图像;(c)Criminisi 算法;(d)文献[8]的算法;(e)文献[10]的算法;(f)本算法

Fig. 12 Repair result of the real broken mural. (a) Original mural; (b) mask image; (c) Criminisi algorithm; (d) algorithm of Ref. [8]; (e) algorithm of Ref. [10]; (f) our algorithm

失严重,用 Criminisi 算法修复壁画时存在结构传播错误和块效应的问题,提出了一种基于边缘缺失重构和改进优先权的敦煌壁画修复算法。首先,通过改进的自适应贝塞尔曲线重构破损壁画缺失的边缘轮廓,以增强壁画的结构性,引导图像修复,解决了传统修复算法对于壁画线条结构修复效果不佳的问题。然后,引入梯度、曲率等局部特征因子对优先权函数进行改进,使优先权的计算更合理,并采用改进的动态阈值序贯相似性算法提高修复效率。最后,对大量的破损敦煌壁画进行修复。实验结果表明,本算法对结构复杂区域的壁画图像修复效果较好。

但本算法未考虑壁画图像的历史、宗教、文化等语义信息,后续将采用语义分析等深度学习方法进一步研究。

参 考 文 献

- [1] Chen Y, Tao M F, Ai Y P, et al. Algorithm for Dunhuang mural inpainting based on Gabor transform and group sparse representation[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(22): 201020.
陈永, 陶美风, 艾亚鹏, 等. 基于 Gabor 变换和组稀疏表示的敦煌壁画修复算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(22): 201020.

- [2] Bertalmio M, Sapiro G, Caselles V, et al. Image inpainting[C]//Proceedings of the 27th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques-SIGGRAPH'00, July 23-28, 2000, New Orleans, LA, USA. New York: ACM Press, 2000: 417-424.
- [3] Chan T F, Shen J H. Nontexture inpainting by curvature-driven diffusions[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2001, 12(4): 436-449.
- [4] Chen Y, Ai Y P, Guo H G. Inpainting algorithm for Dunhuang mural based on improved curvature-driven diffusion model[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2020, 32(5): 787-796.
陈永, 艾亚鹏, 郭红光. 改进曲率驱动模型的敦煌壁画修复算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2020, 32(5): 787-796.
- [5] 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.
- [6] Wang H, Li Q Q, Jia S. A global and local feature weighted method for ancient murals inpainting[J]. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 2020, 11(6): 1197-1216.
- [7] Pen H B, Wang Q, Wang Z X. Boundary precedence image inpainting method based on self-organizing maps[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2021, 216: 106722.
- [8] Li X F, Wang J, Liu H M, et al. Image inpainting using feature precedence and patch matching[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2016, 28(7): 1131-1137.
李旭峰, 王静, 刘红敏, 等. 特征优先块匹配图像修复算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2016, 28(7): 1131-1137.
- [9] Yao F. Damaged region filling by improved Criminisi image inpainting algorithm for thangka[J]. *Cluster Computing*, 2019, 22(6): 13683-13691.
- [10] Qiang Z P, He L B, Chen X, et al. Image inpainting using image structural component and patch matching[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2019, 31(5): 821-830.
强振平, 何丽波, 陈旭, 等. 利用图像结构成分的优先块匹配图像修复方法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2019, 31(5): 821-830.
- [11] Tang J, Wang K Q, Zhang W, et al. Deep learning based image restoration method of optical synthetic aperture imaging system[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(21): 2111001.
唐睢, 王凯强, 张维, 等. 一种基于深度学习的光学合成孔径成像系统图像复原方法[J]. *光学学报*, 2020, 40(21): 2111001.
- [12] Wang N, Ma S H, Li J Y, et al. Multistage attention network for image inpainting[J]. *Pattern Recognition*, 2020, 106: 107448.
- [13] Shao M W, Zhang W T, Zuo W M, et al. Multi-scale generative adversarial inpainting network based on cross-layer attention transfer mechanism[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2020, 196: 105778.
- [14] Shao H, Wang Y X, Fu Y H, et al. Generative image inpainting via edge structure and color aware fusion[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2020, 87: 115929.
- [15] Jiao L B, Wu H, Wang H D, et al. Multi-scale semantic image inpainting with residual learning and GAN[J]. *Neurocomputing*, 2019, 331: 199-212.
- [16] Panchuk K L, Myasoedova T M, Odinets M N. Construction of a discrete planar contour by fractional rational Bézier curves of second order[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2020, 1441: 012072.
- [17] Chen Y, Chen J, Ai Y P, et al. Dunhuang mural inpainting algorithm based on sequential similarity detection and cuckoo optimization[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(20): 201020.
陈永, 陈锦, 艾亚鹏, 等. 基于序贯相似性和布谷鸟寻优的敦煌壁画修复算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(20): 201020.
- [18] Hatabu A, Miyazaki T, Kuroda I. Optimization of decision-timing for early termination of SSDA-based block matching[C]//2003 International Conference on Multimedia and Expo. ICME'03, July 6-9, 2003, Baltimore, MD, USA. New York: IEEE Press, 2003: II-821.