

基于序贯相似性和布谷鸟寻优的敦煌壁画修复算法

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 针对 Criminisi 算法在修复敦煌壁画时易出现错误填充、修复效率较低等问题, 提出了一种基于序贯相似性和布谷鸟寻优算法结合的敦煌壁画修复方法。首先采用 P -Laplace 算子重新定义数据项, 改进了优先权计算方法, 避免了优先权频繁趋于 0 的问题; 其次引入动态阈值序贯相似性检测算法进行匹配块的搜索, 提高了壁画修复效率; 为了使匹配块选择更加合理, 再利用布谷鸟寻优算法确定最佳匹配块; 最后通过迭代更新完成壁画修复。通过对敦煌壁画的修复实验表明, 本文方法相比于同类比较算法, 取得了较好的主客观修复效果, 并且修复效率也得到了进一步提升。

关键词 图像处理; 壁画修复; 序贯相似性检测; 布谷鸟寻优算法; Criminisi 算法

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.201020

Dunhuang Mural Inpainting Algorithm Based on Sequential Similarity Detection and Cuckoo Optimization

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

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

Abstract In this paper, we proposed the Dunhuang inpainting mural restoration algorithm based on the combination of sequential similarity detection algorithm and cuckoo search algorithm to improve the incorrect filling problem of the Criminisi algorithm and low efficiency in Dunhuang murals restoration. First, we improved the priority calculation formula with the method of redefining data items using a P -Laplace operator to eradicate the priority calculation tends to zero. Second, we improved the efficiency of mural restoration using the sequential similarity detection algorithm based on the dynamic threshold for searching matching blocks. To make the matching block more reasonable, we used a cuckoo optimization algorithm to determine the best matching block. Finally, mural restoration was completed through iterative updates. The results of restoration experiments on Dunhuang mural inpainting show that compared with similar comparison algorithms, the proposed algorithm in this paper achieves better subjective and objective restoration effects, and improves the restoration efficiency.

Key words image processing; mural inpainting; sequential similarity detection; cuckoo optimization algorithm; Criminisi algorithm

OCIS codes 100.2000; 100.3020

1 引言

壁画是古代艺术与文化的结合, 是珍贵的艺术品, 它不仅记录了古代人们的生活情况, 更体现了古时人们的思想观念、文化以及宗教信仰等信息。敦煌壁画作为全世界现存规模最大的古代壁画资源, 是我国乃至世界艺术殿堂的瑰宝。但是由于壁画历

史悠久, 所使用的材料的脆弱性以及长久以来气候影响、水蚀、风化、风蚀、冰川侵蚀等原因, 大部分壁画已出现破损、脱落、褪色、潮湿、裂纹等病态问题^[1]。因此, 对于研究病态敦煌壁画的修复技术极其重要。人工修复由于风险大、成本高并且不可逆, 成为壁画修复的重大障碍。将计算机数字化图像修复技术用于古代壁画的保护, 避免了手工修复壁画

收稿日期: 2020-01-13; 修回日期: 2020-02-14; 录用日期: 2020-02-24

基金项目: 教育部人文社会科学研究青年基金(19YJC760012)

* E-mail: edukeylab@126.com

不可逆的缺点,能够有效地保护原始壁画^[2]。

图像修复融合了物理学、热力学、统计学、计算机视觉等交叉学科,得到了国内外研究学者的深入研究。目前,图像修复方法主要分为两类。一类是基于扩散方程的修复方法,该方法主要有基于偏微分方程的修复(BSCB)模型^[3]、整体变分(TV)模型^[4]和基于曲率驱动扩散(CDD)模型^[5]。该类修复方法以像素点为基本单位,采用类比物理学热扩散的方式进行,通过计算图像破损区域边缘的照度、梯度等信息,将破损区域周围的已知信息向破损区域扩散,以此达到图像修复的目的。该类算法对于较小、狭窄的破损区域具有较好的修复效果,当图像破损区域面积较大时该方法的修复效果不太理想。第二类方法是基于纹理合成的修复方法,其中最具代表性的是 Criminisi 修复算法^[6]。该类算法将图像中已知区域的纹理信息与结构特征结合起来后对破损区域进行逐块修复,但是存在匹配错误和信息丢失等问题。近年来许多学者对 Criminisi 算法进行了改进,如杨筱平等^[7]利用 Dempster-Shafer 数据融合方法改进优先权函数提高了修复效果,但复杂度较高,导致修复效率较低。焦莉娟等^[8]将协方差因子引入到相似度函数的计算中虽然减小了错误填充率,但只适用于修复跨度较小的破损区域。李旭峰等^[9]在优先块的选取算法中增加了识别特征匹配点的优先级,减小了错误匹配率。张思雨等^[10]通过改进优先权计算方法,根据像素点的亮度局部方差选择合适的样本块,提高了图像的修复准确度。强振平等^[11]将图像的结构成分引入图像的修复过程中,通过结构成分和原图像确定修复优先级,实现了图像修复。

综上所述,对于破损面积较大的敦煌壁画,若选用基于偏微分方程的扩散修复模型来解决这类区域的破损问题,壁画无法彻底修复;若采用基于纹理合成的 Criminisi 算法进行敦煌壁画修复,易出现匹配错误、算法效率低等问题。针对 Criminisi 算法在优先权选择及搜索策略不足的问题,本文进行如下改进:1)采用 P -Laplace 算子重新定义数据项进行优先权改进,解决了由于数据项变化不稳定而引起的优先权计算频繁趋于 0 的问题,使得修复顺序更加合理;2)使用动态阈值序贯相似性检测(SSDA)算法进行最佳匹配块的搜索,降低了算法复杂度,提高了壁画修复的效率;3)采用布谷鸟寻优算法确定最佳匹配块;4)通过迭代更新完成壁画修复。通过对敦煌壁画的修复实验,结果表明,本文方法对破损的

敦煌壁画具有较好的主客观修复效果,并且也提高了壁画的修复效率。

2 Criminisi 算法

2.1 基本原理

Criminisi 算法是一种基于样本块优先级匹配的图像修复算法,是通过复制最佳匹配块,并向破损区域逐块迭代填充来完成修复。Criminisi 算法原理如图 1 所示,其中 Φ 是待修复图像中的完好区域, Ω 是破损区域, $\delta\Omega$ 是破损区域的边缘, p 是破损边缘上的一点, Ψ_p 是以 p 点为中心的待修复像素块, n_p 是破损边缘上 p 点切线的法向量, ∇I_p^\perp 是等照度线的切线方向。

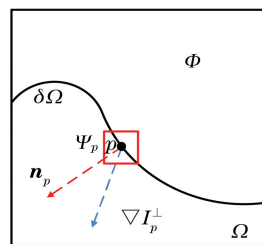


图 1 Criminisi 算法原理图

Fig. 1 Schematic diagram of Criminisi algorithm

2.2 基本步骤

Criminisi 算法步骤包括:计算待修补块优先级、搜索最佳匹配块并填充,以及更新置信度,算法重复以上步骤,直至受损区域被完全填充时修复完毕。

1) 计算优先权。标记待修复区域 Ω 后, Criminisi 算法在待修复区域边缘 $\delta\Omega$ 上选取以 p 点为中心的 $N \times N$ 大小的像素块 Ψ_p , 像素块 Ψ_p 的优先权 $P(p)$ 计算公式为

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

式中, $C(p)$ 为置信度项, $D(p)$ 为数据项, 分别定义为

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

$$D(p) = \frac{|n_p \cdot \nabla I_p^\perp|}{\alpha}, \quad (3)$$

其中: $|\Psi_p|$ 是像素块 Ψ_p 的像素总数; α 是归一化因子, 一般取 255。

2) 寻找最佳匹配块并填充。在待修补块优先权计算完成后, 以优先权最大的待修补块 Ψ_p 作为目标块, 利用全局搜索的方法以 SSD (Sum of Squared Difference) 匹配准则寻找与目标块 Ψ_p 最

相似的匹配块 Ψ_q , 然后对待修补块进行填充。SSD 匹配准则计算公式为

$$\Psi_q = \operatorname{argmin} d(\Psi_p, \Psi_q), \quad (4)$$

其中 $d(\cdot)$ 表示欧氏距离函数。

3) 更新置信度。破损区域被填充完成之后, 纳入到完好区域类别中进行下一轮的计算, 破损区域边缘也将重新划分, 此时被填充区域的置信度可表示为

$$C(p) = C(q), \forall p \in \Psi_p \cap \Omega, \quad (5)$$

其中, $C(p)$ 为被填充区域的置信度, $C(q)$ 为匹配像素块区域的置信度。

4) 重复以上步骤, 直至修复完成。

3 本文改进算法

3.1 改进优先权函数

传统 Criminisi 算法中, 优先权 $P(p)$ 是通过 (1) 式中置信度 $C(p)$ 和数据项 $D(p)$ 的乘积来计算的, 优先权结果决定了图像的修复顺序。但这种计算方法存在以下问题: 1) 随着算法的进行, 置信度

$C(p)$ 会出现不稳定的变化, 甚至会出现值为 0 的情况^[9]; 2) 当待修复区域纹理结构较为平滑时, 存在数据项 $D(p)$ 趋于 0 的问题^[12]。在上述情况下, 优先权的计算不再可靠, 容易导致修复顺序出现偏差, 影响最终修复效果。

以“敦煌莫高窟第 39 窟散花飞天”壁画修复为例, 如图 2 所示。其中, 图 2(a) 为人工添加破损标记的待修复图。采用原始 Criminisi 算法修复时置信度 $C(p)$ 、数据项 $D(p)$ 和优先权 $P(p)$ 随着算法迭代次数的变化趋势, 如图 2(b)~(d) 所示。从图 2(b) 和图 2(c) 中可以看出置信度 $C(p)$ 和数据项 $D(p)$ 的变化很不稳定, 并且多次出现值为 0 的情况。从图 2(d) 中可以看出优先权值 $P(p)$ 出现 0 的情况更加频繁, 这是因为原始 Criminisi 算法中优先权 $P(p)$ 是由置信度和数据项的乘积决定的, 当置信度与数据项两者中有一项值为 0 时优先权值便为 0, 此时优先权计算失效, 从而影响了像素块的修复顺序, 导致修复结果出现偏差。

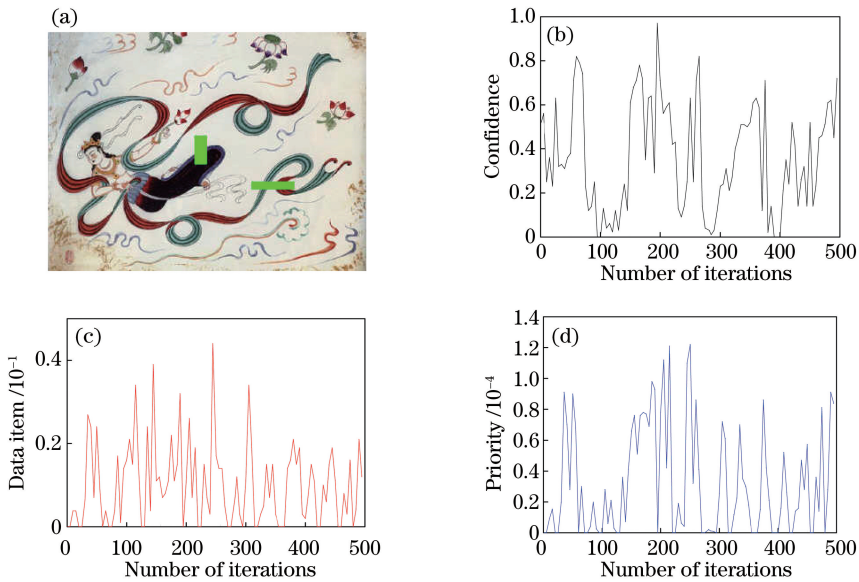


图 2 各项数据变化情况。(a) 标记图像; (b) 置信度变化情况; (c) 数据项变化情况; (d) 优先权变化情况

Fig. 2 Changes in various data during mural restoration. (a) Mask image; (b) change in confidence;

(c) change in date item; (d) change in priority

图 2 中壁画修复实验统计数据显示, $D(p)$ 存在趋于 0 的问题。接着分析 Criminisi 算法中数据项 $D(p)$ 的计算公式[(3)式], 将分子展开计算, 得到 $|\nabla I_p^\perp \cdot \mathbf{n}_p| = |\nabla I_p^\perp| |\mathbf{n}_p| |\cos \theta|$, 可以看出数据项 $D(p)$ 的值与待修复块中心 p 点所在的等照线、法向量以及它们之间的夹角有关。当待修复区域纹理结构较为平滑时, 等照线与法向量之间的夹角 θ 趋于 90° , 而 $\cos 90^\circ$ 等于 0, 故 $D(p)$ 也会趋于 0, 此

时填充顺序出现紊乱, 影响了修复效果。

为了避免置信度项和数据项对优先权计算时趋于 0 的问题, 本研究将优先权计算公式改为置信度与数据项之和。此外计算数据项 $D(p)$ 时, 首先采用 P -Laplace 算子对待修补区域边缘进行二次求导, 使壁画破损区域边缘更加突出, 然后利用图像梯度结构引导修复^[13]。对数据项和优先权计算重新定义为

$$D(p) = \frac{1}{|\nabla I|} |I_{\text{ss}}|, \quad (6)$$

$$P(p) = C(p) + D(p), \quad (7)$$

式中, I_{ss} 为采用 P -Laplace 算子对待修补区域边缘进行二次求导后的计算结果, $\frac{1}{|\nabla I|}$ 为破损区域边缘梯度值。根据 (6) 式计算数据项 $D(p)$ 时, 优先考虑了梯度变化大的像素块, 即结构信息更丰富的待修复块被优先修复, 从而减小了数据项 $D(p)$ 的值趋于 0 对修复顺序的影响。改进后的优先权计算方法和原始 Criminisi 优先权计算方法相比, 可以避免数据项和置信度项为 0 时的相互影响; 利用 P -Laplace 算子解决了待修复区域纹理结构较为平滑破损时数据项为 0 的问题, 确保了优先权计算的有效性。

3.2 基于动态阈值的 SSDA 算法匹配策略

Criminisi 算法在搜索匹配块时采用全局搜索方法, 使每一个像素点都参与运算, 故许多不匹配点的无效运算量上升, 这种匹配策略影响了壁画的修复效率。在本文方法中, 对于待修补块与目标块的匹配搜索, 采用动态阈值 SSDA 算法来提高修复效率。

SSDA 算法在进行图像匹配时, 将模板块中的像素点和匹配块中与之对应的像素点逐一作差后进

行累加, 当累加值大于某阈值时停止计算, 像素点间差值越小则累加次数越多, 累加次数最多的匹配块就是与模板块最为相似的匹配块。该方法使得计算量大大幅度降低, 提高了图像的匹配效率。

本研究在搜索最佳匹配块时采用 SSDA 算法, 相比 Criminisi 算法, SSDA 算法在寻找最佳匹配块时的计算量有所降低, 但是原始的 SSDA 算法采用的是固定阈值, 固定阈值的选取对 SSDA 算法的匹配计算有较大的影响, 若阈值过低则会影响图像修复效果, 若阈值过高则会降低匹配效率。为了使壁画修复效率进一步提高, 本文结合动态阈值的思想^[14], 利用动态阈值的自适应性, 提高修复效率, 动态阈值选取公式为

$$Y_{\text{th}}(0) = \alpha \cdot Y_{\text{th}}(0) + \beta \cdot N, \quad (8)$$

$$Y_{\text{th}}(n) = \alpha \cdot Y_{\text{th}}(n) + \beta \cdot n, \quad (9)$$

式中: $Y_{\text{th}}(n)$ 为第 n 次所取阈值; $Y_{\text{th}}(0)$ 为初始阈值; “ \circ ” 为开运算; α 和 β 为互相关联的加权系数, 并且要求在 $0 \sim 1$ 区间内取值; N 为最大迭代次数。

为了验证本文所提的动态阈值 SSDA 方法的有效性, 以图 3“敦煌莫高窟第 158 窟·思益梵天所问经变左侧之菩萨”壁画为例, 与固定阈值 SSDA 算法进行比较分析, 如图 3 所示。图 3(a) 为原始图像, 图 3(b) 为人工添加破损标记的图像, 图 3(c) ~ (i) 为采用不同固定阈值 SSDA 算法修复的结果, (j) 为采用不同固定阈值 SSDA 算法修复的结果,

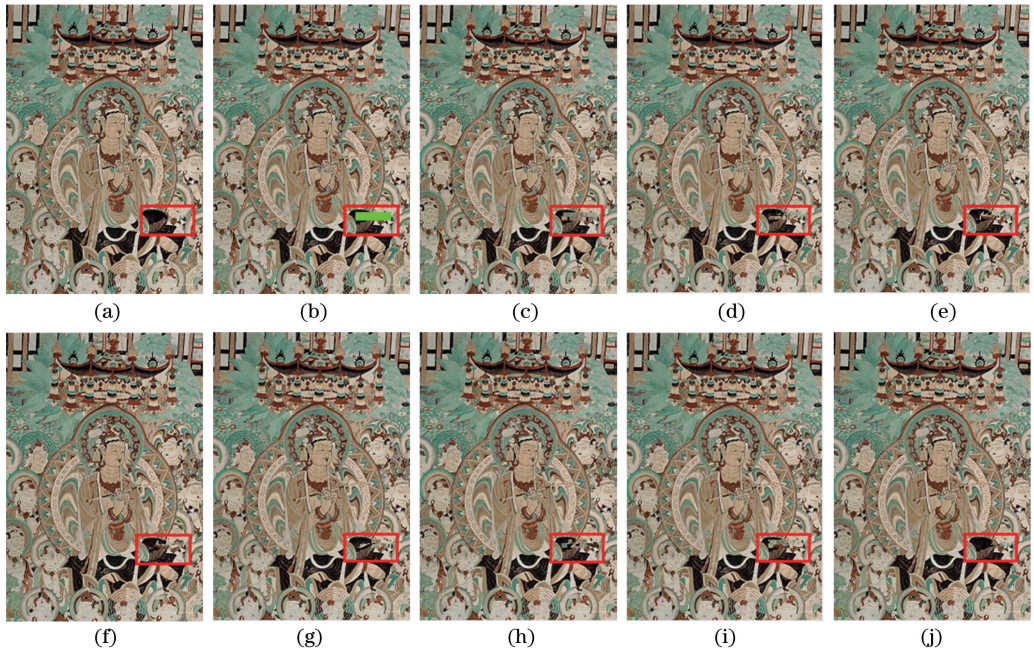


图 3 各阈值效果对比。(a)原始图像;(b)标记图像;(c) $Y_{\text{th}}=10000$;(d) $Y_{\text{th}}=5000$;(e) $Y_{\text{th}}=2000$;
(f) $Y_{\text{th}}=1000$;(g) $Y_{\text{th}}=500$;(h) $Y_{\text{th}}=200$;(i) $Y_{\text{th}}=50$;(j)本文动态阈值

Fig. 3 Restoration effect of images at each threshold. (a)Original image; (b)mask image; (c) $Y_{\text{th}}=10000$; (d) $Y_{\text{th}}=5000$;
(e) $Y_{\text{th}}=2000$; (f) $Y_{\text{th}}=1000$; (g) $Y_{\text{th}}=500$; (h) $Y_{\text{th}}=200$; (i) $Y_{\text{th}}=50$; (j) dynamic threshold of proposed method

从图中矩形框内可以发现,采用固定阈值均不能很好地完成修复,均存在不同程度的修复不彻底和匹配错误的问题。图 3(j) 为本文采用的动态阈值 SSDA 算法修复结果,可以发现本文方法达到了较

表 1 两种算法下 PSNR 及算法的时间对比

Table 1 PSNR and time under different methods

Method	SSDA with fixed threshold							Proposed method
	10000	5000	2000	1000	500	200	50	
PSNR /dB	32.56	33.71	32.82	33.76	33.69	32.20	32.09	36.68
Time /s	8.65	8.28	8.04	7.19	6.90	6.37	5.80	6.26

从表 1 可以看出,当采用固定阈值时,算法所花费的时间基本随着阈值的减小而降低,但是信噪比值却呈现无规则变化的趋势,从而导致很难通过选择最佳的固定阈值点使图像修复效果最优。而采用本文提出的基于动态阈值 SSDA 方法来进行壁画修复时,可以看出修复后的壁画具有较大的峰值信噪比,达到了较好的修复效果,并且修复时间也相对较短。

3.3 多目标块优化

Criminisi 算法采用(4)式作为匹配准则选取目标块时,会同时出现多个目标块匹配值相同的情况,尤其在对颜色均匀、梯度值变化缓慢的壁画修复过程中。Criminisi 算法一般采用第一个目标块,剩余目标块不予考虑,该操作会导致修复后的图像容易出现匹配错误的问题。针对该问题,本文采用布谷鸟寻优算法实现目标块的优化匹配。

布谷鸟搜索算法(Cuckoo Search)是借鉴布谷鸟寄生育雏,求解最优化问题的算法。该智能算法通过模拟布谷鸟繁衍行为并结合莱维飞行实现寻优^[15]。在最优解的寻找过程中,利用莱维飞行与不确定概率因子 P_a 对解集进行迭代更新,以达到寻找最优解的目的。莱维飞行是一种长步长与短步长相结合的行走方式,其更新后的最优解集的定义表达式为

$$X_{t+1} = X_t + \alpha \otimes \text{Levy}(\beta), \quad (10)$$

其中 α 是步长因子, $\text{Levy}(\beta)$ 是莱维随机路径, t 为迭代次数。不确定概率因子 P_a 则是通过比较随机数和 P_a 来确定是否对解集位置进行下一步更新,更新策略定义为

$$X_{t+1} = X_t +$$

$$u \otimes \text{Heaviside}(P_a - \omega) \otimes (X_i - X_j), \quad (11)$$

其中: u, ω 是服从均匀分布的随机数; $\text{Heaviside}(\cdot)$ 是跳跃函数; X_i, X_j 是其他两个任意解集; $i, j = 1, 2, \dots$ 。当概率因子 $P_a > \omega$ 则进行下一步更新,反之则返回上一步,利用莱维飞行再次进行更新。

本文算法选取目标块时,采用待修补块与目标

好的修复效果。为了进一步验证本文算法的有效性,针对图 3 壁画采用客观评价指标(峰值信噪比, PSNR)和修复时间,将本文算法与固定阈值的 SSDA 算法进行比较,结果见表 1。

块空间距离 L 作为自适应函数,定义表达式为

$$L = \sqrt{(m_x - x)^2 + (m_y - y)^2}, \quad (12)$$

其中: m_x, m_y 为目标匹配块中心点坐标; x, y 为待修复块中心点坐标。

在本文壁画修复过程中,结合布谷鸟寻优算法的实现步骤如下:1)将多个相同目标块分为若干个候选解(即布谷鸟算法中的种群),随机选取 n 个(视为布谷鸟算法中的鸟巢);2)利用(12)式计算壁画待修补块与这若干个目标块的值,并选取其中最优值进行保留;3)将剩下的 $n-1$ 个目标块,利用(10)式和(11)式进行更新,将更新后的目标块通过自适应函数再次进行计算;4)将计算后的值与保留的最优值进行比较,更新最优值;5)不断寻优,直至达到迭代次数后算法停止,此时选取含有最优值的目标块作为最佳匹配块。

3.4 本文算法步骤

Step1:输入标记破损区域的壁画图像,提取破损区域的边缘;

Step2:根据(6)~(7)式计算得到优先待修复块;

Step3:通过(8)~(12)式采用动态阈值 SSDA 和布谷鸟寻优算法得到最佳匹配块;

Step4:将最佳匹配块信息复制到待修复壁画块,并根据(5)式更新置信度项;

Step5:重复以上过程,直到破损区域修复完成,输出修复后的壁画图像。

4 实验结果及分析

实验运行软件环境为 Windows7 操作系统,采用 Matlab R2016a 软件进行实现,硬件配置为 3.30 GHz Intel Core i5-4590、内存为 8 GB。修复结果采用主观及客观两种方式进行评价,客观即使用 PSNR 对修复后的壁画进行评判,PSNR 值越大,修复效果越佳。将本文修复结果与 Criminisi 算法、文献[9]算法和文献[11]算法的修复结果进行对比,

分别采用人为添加小区域破损标记的修复图像、大区域破损标记的修复图像和真实修复壁画进行三组实验比较。

4.1 人为添加小区域破损标记图像的修复

考虑到敦煌壁画中部分壁画存在裂隙、小块

脱落等小区域破损情况,首先采用小区域人为破损标记进行壁画修复,分别选取敦煌壁画中的10幅壁画进行实验,表2给出10幅壁画采用不同算法后的修复结果,图4~7为其中4幅样本壁画修复效果。

表2 各算法修复结果 PSNR 值对比

Table 2 PSNR values of restoration results of each algorithm

unit: dB

No.	Mask image	Criminisi method	Method in Ref. [9]	Method in Ref. [11]	Proposed method
1	22.1686	32.8772	35.2642	35.9254	37.1888
2	24.6271	33.0012	34.1628	33.0956	35.0714
3	26.5476	37.1448	40.4067	39.2145	41.9898
4	34.3625	40.3273	43.4216	41.8620	43.5608
5	30.2568	37.2985	39.9856	38.7564	40.0258
6	26.2545	30.1698	32.4183	32.4215	32.6986
7	25.6589	30.5896	31.5244	30.9896	31.8652
8	23.2546	29.3256	29.1589	29.3624	30.0526
9	32.2568	39.5428	41.0269	40.1563	42.0024
10	21.2351	33.4585	34.5624	34.8024	34.8569

从表2可以看出在10幅实验壁画的客观评价指标PSNR均优于其他对比算法。图4为“莫高窟第158窟·飞天·二”壁画修复实验,图4(b)为人工添加破损区域的标记图像。从图4(c)矩形框区域和图4(g)修复后放大图可以看出Criminisi算法的修复效果较差,出现了结构拉伸和错误匹配扩散等问题。图4(d)为文献[9]中算法的修复结果,同样通过局部放大图4(h)可以看出,文献[9]的算

法在墨绿色区域的错误拉伸问题虽然没有Criminisi算法严重,但在白色区域也同样出现了错误扩散的问题。图4(e)为文献[11]中算法的修复结果,通过局部放大图4(i)可以看出,文献[11]算法的修复图出现了修复缺口的问题。图4(f)为本文算法的修复结果,对于此区域的修复效果较好,虽然在局部放大图[图4(j)]白色区域也出现了轻微扩散,但相对比较算法已得到了较好的改善。

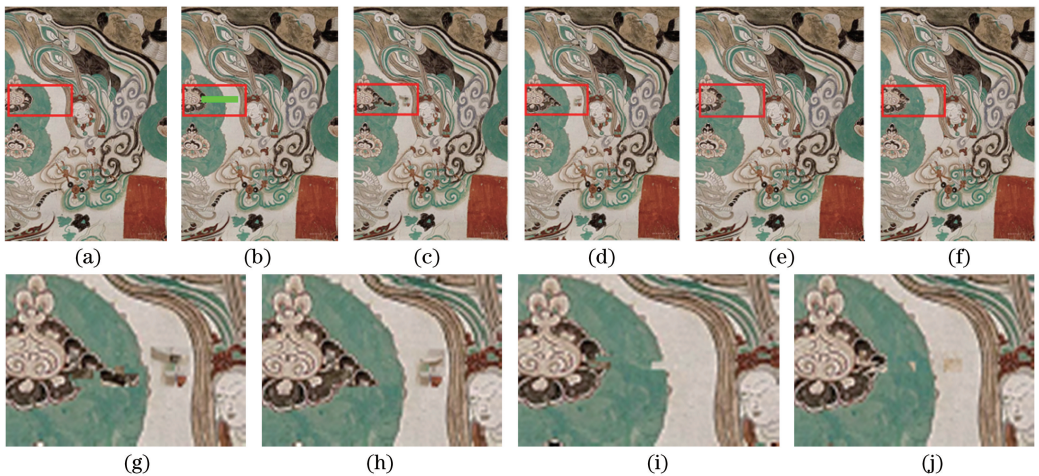


图4 壁画1修复结果对比。(a)原始图像;(b)标记图像;(c)Criminisi算法;(d)文献[9]算法;(e)文献[11]算法;(f)本文算法;(g)Criminisi算法修复区域放大;(h)文献[9]算法修复区域放大;(i)文献[11]算法修复区域放大;(j)本文算法修复区域放大

Fig. 4 Restoration results of mural 1. (a) Original image; (b) mask image; (c) traditional Criminisi method; (d) method in Ref. [9]; (e) method in Ref. [11]; (f) proposed method; (g) enlarged restored area of traditional Criminisi method; (h) enlarged restored area of method in Ref. [9]; (i) enlarged restored area of method in Ref. [11]; (j) enlarged restored area of proposed method

图5为“敦煌莫高窟第39窟飞天”壁画的修复效果,从Criminisi算法的修复结果图5(c)来看,

存在修复不彻底的问题。图 5(d)和图 5(e)分别为文献[9]和文献[11]算法的修复结果,可以看出同样出现了修复不彻底的问题。本文算法的修复结果如图 5(f)所示,与对比算法相比,本文方法的修复效果相对较好。图 6 为“敦煌莫高窟第 158 窟·思益梵天所问经变右侧之菩萨”壁画的修复实验,图 6(b)为破损标记图,对于图 6(b)上方黑

色弧形壁画区域,采用 Criminisi 算法和文献[9]算法修复后弧度区域过于凸出。采用文献[11]方法修复后左侧头部配饰也出现了错误匹配的问题,如图 6(e)所示,本文算法修复结果如图 6(f)所示,可见对于弧度区域的修复效果较为平滑。

图 7 为“敦煌莫高窟第 14 窟·供养菩萨”壁画修复实验,对供养菩萨头发及其边缘处进行标记,

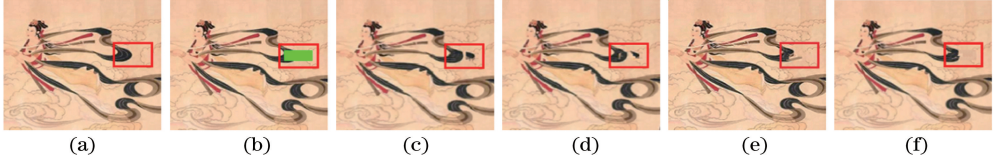


图 5 壁画 2 修复结果对比。(a)原始图像;(b)标记图像;(c)Criminisi 算法;(d)文献[9]算法;(e)文献[11]算法;(f)本文算法
Fig. 5 Restoration results of mural 2. (a) Original image; (b) mask image; (c) Criminisi method; (d) method in Ref. [9]; (e) method in Ref. [11]; (f) proposed method

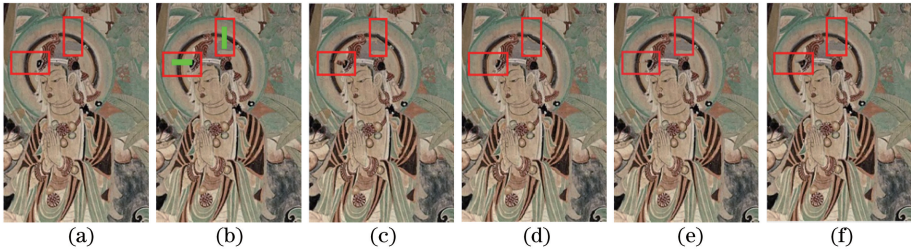


图 6 壁画 3 修复结果对比。(a)原始图像;(b)标记图像;(c)Criminisi 算法;(d)文献[9]算法;(e)文献[11]算法;(f)本文算法
Fig. 6 Restoration results of mural 3. (a) Original image; (b) mask image; (c) Criminisi method; (d) method in Ref. [9]; (e) method in Ref. [11]; (f) proposed method

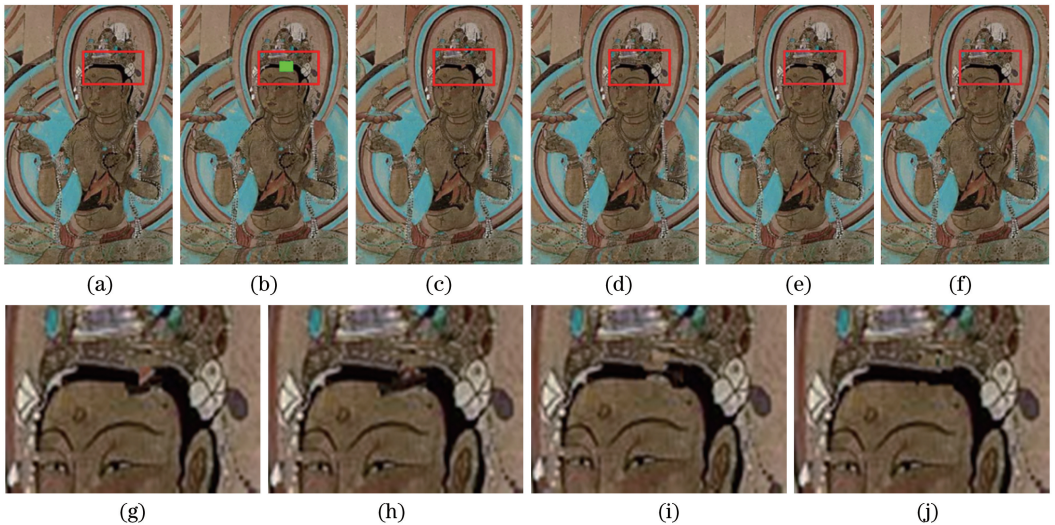


图 7 壁画 4 修复结果对比。(a)原始图像;(b)标记图像;(c)Criminisi 算法;(d)文献[9]算法;(e)文献[11]算法;(f)本文算法;
(g)Criminisi 算法修复区域放大;(h)文献[9]算法修复区域放大;(i)文献[11]算法修复区域放大;(j)本文算法修复区域放大
Fig. 7 Restoration results of mural 4. (a) Original image; (b) mask image; (c) traditional Criminisi method; (d) method in Ref. [9]; (e) method in Ref. [11]; (f) proposed method; (g) enlarged restored area of traditional Criminisi method; (h) enlarged restored area of method in Ref. [9]; (i) enlarged restored area of method in Ref. [11]; (j) enlarged restored area of proposed method

Criminisi 算法修复的结果如图 7(c) 所示,对应的局部放大图如图 7(g) 所示,可以看出采用 Crminisi 算法无法彻底完成修复,修复存在较大缺失问题,修复结果不理想。文献[9]算法的修复结果和局部放大图如图 7(d) 和(h) 所示,从图中可以看出除了存在缺失问题,还出现了因为像素块错误匹配导致修复后出现模糊现象。文献[11]采用结构成分修复方法修补后同样存在修复不彻底问题,在头发破损区域未能完全修复,修复后结果不能满足视觉的连通性,如图 7(i) 所示。本文算法修复结果如图 7(f) 所示,对应的局部放大图如图 7(j) 所示,修复较为彻底,修复后视觉效果较好。

4.2 人为添加大区域破损标记图像的修复

为了更好地验证本文方法的有效性,下面针对大区域破损壁画图像的修复效果和修复效率比较,如图 8 所示。其中,图 8(a) 为原图像,图 8(b) 为大区域破损标记图像,在壁画中标记黑色花瓣的目的在于验证遮挡后的修复效果。从图 8(b) 第 1 幅“伎

乐飞天(弹箜篌)”壁画修复结果可以看出,针对图中左侧人为遮挡的飘带和花瓣,Criminisi 算法出现了严重的错误扩散问题,文献[9]算法出现了伪影的问题,修复不彻底,文献[11]方法相比于前两种方法效果较好,但也未能完全修复。从图 8(f) 可以看出,本文算法对于壁画的修复结果较好,错误扩散得到了改善。但是上述 4 种方法对于图中被遮挡的黑色花瓣,均无法正确修复,这是由于传统的基于邻域先验信息的图像修复方法无法完成完全遮挡条件下的修复,本研究下一步将采用深度学习的方法进行修复。针对图 8(b) 第二幅“伎乐飞天(吹笛)”壁画修复结果中可以看出,以左上方花瓣为例,Criminisi 算法修复后该区域出现了结构错误传播的问题,文献[9]和文献[11]方法同样也出现了修复模糊错误传播的问题。从图 8(f) 可以看出,本文算法的修复效果较好。通过上述修复结果表明:本文方法对于大面积破损标记图像的修复结果较好,能够符合人们的视觉感受。

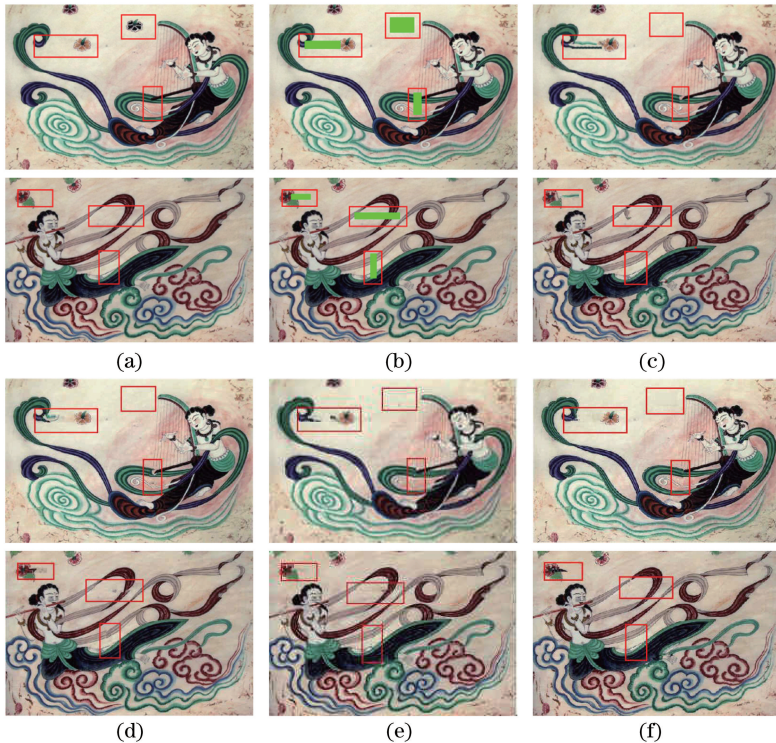


图 8 大区域标记壁画修复结果对比。(a) 原始图像;(b) 标记图像;(c) Criminisi 算法;(d) 文献[9]算法;(e) 文献[11]算法;(f) 本文算法

Fig. 8 Mural restoration results in large areas. (a) Original image; (b) mask image; (c) Criminisi method; (d) method in Ref. [9]; (e) method in Ref. [11]; (f) proposed method

对于大区域破损壁画修复时执行效率尤为重要,表 3 给出 4 种算法分别修复以上 2 幅壁画所花费时间。从表 3 可以看出,Criminisi 算法、文献[9]

算法和文献[11]算法对于修复破损区域较大的壁画所花费的时间较长,而本文算法在 4 种方法中修复时间最短,即壁画修复效率最高。

表3 各算法修复时间对比
Table 3 Restoration time of each algorithm

unit: s

No.	Criminisi method	Method in Ref. [9]	Method in Ref. [11]	Proposed method
1	664.5629	557.4610	541.3256	376.2413
2	395.1932	346.5987	322.7564	284.8241

4.3 真实破损壁画修复

本文算法对于人为标记的破损区域具有良好的修复效果,为了进一步验证本文方法的有效性,采用4组真实破损壁画图像进行修复实验,实验结果如图9所示。图9(a)为真实破损壁画。在第2列“第14窟·阿閼佛”壁画的修复结果中,Criminisi算法与文献[9]算法、文献[11]算法出现了线条丢失的问题,但本文算法的修复效果相对较好。第2列“第14窟·上首菩萨·二”壁画的修复过程中,如图中矩形框区域所示,Criminisi算法、文献[9]算法和文献[11]算法所修复的区域均

出现了结构错误和修复不彻底的问题,本文算法与其他方法相比,修复结果较好。在第3列“第14窟·十一面观音”壁画的修复结果中,Criminisi算法与文献[11]算法修复黑色线条区域时出现了错误匹配的问题,使得修复结果较差,文献[9]算法与本文算法的修复结果较好。在第4列“第14窟·上首菩萨·一”壁画的修复结果中,文献[9]与文献[11]算法对于左上角矩形框区域,出现了错误填充的问题,修复结果较差,Criminisi算法与本文算法对于该区域的修复效果较好,更能符合人们的主观感受。



图9 真实破损区域壁画修复结果对比。(a)原始图像;(b)标记图像;(c) Criminisi 算法;(d)文献[9]算法;
(e)文献[11]算法;(f)本文算法

Fig. 9 Mural restoration results in real damaged areas. (a) Original images; (b) mask images; (c) Criminisi method; (d) method in Ref. [9]; (e) method in Ref. [11]; (f) proposed method

5 结论

针对 Criminisi 算法在修复敦煌壁画时容易出现填充错误、修复效率较低等问题,提出了一种基于序贯相似性和布谷鸟寻优的敦煌壁画修复算法。从优先权计算、匹配策略等方面对传统 Criminisi 算法进行改进。1)通过改进优先权计算

公式,采用 P -Laplace 算子结合梯度方向重新定义数据项,解决了修复顺序不当的问题;2)引入了动态阈值序贯相似性检测算法进行匹配块的搜索,提高了壁画修复效率;3)利用布谷鸟寻优算法确定了最佳匹配块。实验结果表明,与同类比较算法相比,本文方法针对结构和边缘部分的修复效果和修复效率,取得了较好的主客观修复效果。

后续将结合敦煌壁画反映的宗教、文化、习俗等因素,使用机器学习的方法对敦煌壁画修复进行进一步研究。

参 考 文 献

- [1] Fu X Y, Ma X J, Sun Z J. Digital restoration of damaged murals: based on Dunhuang murals [J]. *Art & Design*, 2019(1): 21-27.
付心仪, 麻晓娟, 孙志军. 破损壁画的数字化复原研究: 以敦煌壁画为例[J]. *装饰*, 2019(1): 21-27.
- [2] Li L, Gao R W, Mei S L, et al. Mural image denoising based on Shannon-Cosine wavelet precise integration method [J]. *Journal of Zhejiang University (Science Edition)*, 2019, 46(3): 279-287.
李丽, 高若婉, 梅树立, 等. 基于 Shannon-Cosine 小波精细积分法的壁画降噪修复方法[J]. *浙江大学学报(理学版)*, 2019, 46(3): 279-287.
- [3] 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*. New York: ACM Press, 2000: 417-424.
- [4] Shen J H, Chan T F. Mathematical models for local nontexture inpaintings[J]. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 2002, 62(3): 1019-1043.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] Yang X P, Wang S W. Dunhuang mural inpainting in intricate disrepaired region based on improvement of priority algorithm [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2011, 23(2): 284-289.
杨筱平, 王书文. 基于优先权改进算法的敦煌壁画复杂破损区域修复[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2011, 23(2): 284-289.
- [8] Jiao L J, Wang W J, Li B J, et al. Wutai mountain mural inpainting based on improved block matching algorithm[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2019, 31(1): 118-125.
焦莉娟, 王文剑, 李秉婧, 等. 改进的块匹配五台山壁画修复算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2019, 31(1): 118-125.
- [9] 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.
- [10] Zhang S Y, Li C L. Thick cloud restoration of aerial images based on improved Criminisi algorithm [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(12): 121012.
张思雨, 李从利. 基于改进 Criminisi 算法的航拍图像厚云修复[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(12): 121012.
- [11] 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.
- [12] Zeng J X, Wang C. Image completion based on redefined priority and image division[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2017, 22(9): 1183-1193.
曾接贤, 王璨. 基于优先权改进和块划分的图像修复[J]. *中国图象图形学报*, 2017, 22(9): 1183-1193.
- [13] Wu J Y, Ruan Q Q. Object removal by cross isophotes exemplar-based inpainting [C] // *18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR '06)*, August 20-24, 2006, Hong Kong, China. New York: IEEE Press, 2006: 810-813.
- [14] 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. Proceedings (Cat. No. 03TH8698)*, July 6-9, 2003, Baltimore, MD, USA. New York: IEEE Press, 2003: 821-824.
- [15] Kamoona A M, Patra J C. A novel enhanced cuckoo search algorithm for contrast enhancement of gray scale images[J]. *Applied Soft Computing*, 2019, 85: 105749.