

基于信息熵和结构特性的敦煌壁画修复算法

陈永*, 艾亚鹏, 陈锦

兰州交通大学电子与信息工程学院, 甘肃 兰州 730070

摘要 Criminisi 图像修复算法优先权计算中结构信息考虑不足和匹配时仅依靠颜色距离选择, 致使壁画修复过程中易出现结构传播错误和像素错误匹配, 鉴于此, 提出了一种基于信息熵和结构特性的壁画修复算法。先在计算优先权函数时, 引入度量像素块复杂度的信息熵, 改进的优先权函数确定了最优待修补块, 使结构信息丰富的区域优先修复; 再采用样本颜色特征和块间协方差结合的方式确定匹配块集合, 根据块间欧氏距离确定最佳匹配块; 最后通过迭代更新完成壁画修复。对破损敦煌壁画进行实验, 实验结果表明: 该算法较好地克服了 Criminisi 算法错误匹配填充的问题, 修复后获得了较好的视觉效果, 提高了图像峰值信噪比等客观评价值。

关键词 图像处理; 壁画修复; 信息熵; 优先权模型; Criminisi 算法

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.121020

Dunhuang Mural Inpainting Algorithm Based on Information Entropy and Structural Characteristics

Chen Yong*, Ai Yapeng, Chen Jin

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

Abstract In view of the insufficient consideration of structural information in the priority calculation of the Criminisi image inpainting algorithm and the fact that matching only relies on the color distance selection, the mural repair process is prone to structural propagation errors and pixel mismatches. To address this, a mural inpainting algorithm based on information entropy and structural characteristics is proposed in this study. First, when calculating the priority function, the information entropy of measuring the complexity of the pixel block is introduced, and the optimal block to be repaired is determined by improving the priority function to preferentially repair the regions with rich structural information. Then, the matching block is determined by combining the sample color feature and the covariance similarity between blocks, and then the best matching block is determined through the Euclidean distance between the blocks. Finally, the mural inpainting is completed through iterative updating. Experiments on damaged Dunhuang murals show that the proposed algorithm overcomes the problem of the Criminisi algorithm mismatching and filling. Subsequent to the repair, good visual effects are obtained, and objective evaluation values such as peak signal-to-noise ratio of the image are improved.

Key words image processing; mural inpainting; information entropy; priority model; Criminisi algorithm

OCIS codes 100.2000; 100.3020

1 引言

敦煌壁画是古人绘制于石窟内墙壁上的佛画, 其融合了中西方不同的佛教文化, 并逐步形成了具有鲜明中国色彩的敦煌艺术。敦煌莫高窟作为全世界现存规模最宏大、内容最丰富的佛教石窟壁画宝

库, 是我国乃至世界佛教艺术的瑰宝, 在历史、宗教、考古及艺术等方面具有极高的研究价值。但古代壁画遗址往往地处荒漠, 环境恶劣, 由于自然与人为因素, 目前普遍存在严重灾害, 亟待保护^[1]。敦煌壁画存在不同形式的地仗脱落、裂纹、起甲脱落、烟熏、褪色及人为划痕等病态问题^[2], 因此, 研究病态敦煌壁

收稿日期: 2019-11-15; 修回日期: 2019-12-03; 录用日期: 2019-12-06

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

画的修复技术极其重要。人工修复风险大、耗时长、成本高且不可逆。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不可逆的缺点,能够有效保护原始壁画^[3]。利用数字化手段对壁画进行修复,是近年来国内外文化遗产保护的研究热点。李清泉等^[4]定义了一种先结构后纹理的修复策略,通过人机交互的方式对破损壁画进行了数字化修复。焦莉娟等^[5]利用分散度项和协方差因子改进的 Criminisi 算法对破损壁画进行了修复实验。曹建芳等^[6]提出了一种自适应样本块局部搜索的图像修复算法,实现了对开化寺宋代寺观壁画的虚拟修复。

传统数字图像修复算法主要分为两大类:一类基于扩散方式,另一类基于纹理合成方式。基于扩散方式的核心思想是利用破损区域边缘的已知信息向待修复区域进行扩散,即热扩散原理。修复模型主要包括基于偏微分方程的 BSCB (Bertalmio, Sapiro, Caselles, Ballester)^[7] 模型,整体变分 (TV)^[8] 模型及曲率驱动扩散 (CDD)^[9] 模型,这类模型适用于人为划痕和细长裂缝等小面积破损图像的修复,不适用于脱落等大面积破损图像的修复。基于纹理合成方式的思想是在图像的已知区域根据匹配规则选择匹配块来填充破损区域,主要针对较大面积破损图像的修复。这类算法以 Criminisi 等^[10] 提出的基于优先权的样本块匹配修复算法为代表,但该算法修复时会出现匹配错误和信息丢失等问题,此后许多学者提出了多种改进算法,如任澍等^[11] 引入差别因子对 Criminisi 算法进行了改进,以解决修复过程中误将纹理当作边缘的问题;李旭峰等^[12] 改进置信度项及增加有明显识别特征的匹配点的优先级,减少了像素块匹配时的出错率;张思雨等^[13] 完善匹配块搜索策略,并根据像素点的亮度局部方差选择合适的样本块尺寸来改进 Criminisi 算法,并将改进后的算法用于航拍图像的修复;陶兆胜等^[14] 提出了一种局部特征和边缘纹理分辨结合的分段自适应图像修复算法;舒彬等^[15] 在 HSI (Hue-Saturation-Intensity) 色彩空间提取图像的梯度特征,改进了样本块结构相似性匹配规则;周宁等^[16] 通过粗糙数据推理扩展了样本搜索空间,增加搜索数据,扩大了 Criminisi 算法寻找匹配块的搜索范围;强振平等^[17] 利用图像结构成分计算样本块的优先级,并根据此来进行图像修复;张丽莹^[18] 提出了一种基于贝塞尔 (Bézier) 曲线拟合图像引导修复的方法,对含有断裂结构的图像取得了较好的修复效果。

综上所述,Criminisi 算法通过复制最佳匹配块对图像破损区域进行逐块填充,对于含有较多均匀纹理结构的图像修复问题,能够获得较好的修复质量。但研究发现,相比于一般的图像修复对象,敦煌壁画多采用线描技法绘制壁画,以工细稠密的线条来造型,再进行色彩的渲染,壁画图像中线条多变,包含了更丰富的结构信息^[19]。以上修复算法在修复破损敦煌壁画时易出现结构传播错误、边缘保持差及像素匹配错误的问题,因此,本文结合敦煌壁画自身的结构特点,针对 Criminisi 算法在选择优先权时考虑结构信息不全及样本块匹配仅依靠颜色距离来判断的问题,通过在计算优先权时引入度量像素块复杂度的信息熵,结合图像协方差和块间欧氏距离优化最佳匹配块搜索策略,对 Criminisi 算法进行了改进。结果表明,该算法在敦煌壁画修复过程中能够取得较好的主观和客观评价效果。

2 Criminisi 算法原理

Criminisi 算法基于样本块的图像修复算法在图像破损区域的边界上根据优先权函数选择一个像素点,并以该点为中心选取 $N \times N$ 大小的像素块作为待填充块模板,在图像的已知区域中依据颜色欧氏距离 SSD (Sum of Squared Difference) 匹配准则寻找最佳匹配块以填补待填充块,并更新边缘信息,循环以上步骤,直到待填充区域全部修复完成。

2.1 计算优先权

Criminisi 算法图像修复原理如图 1 所示,其中 Φ 是完好区域, Ω 是待修复区域, $\delta\Omega$ 是待修复区域的边界线, p 是待修复边界上的像素点, ψ_p ($N \times N$ 大小的像素块)是在边界线上以点 p 为中心的待填充像素块。

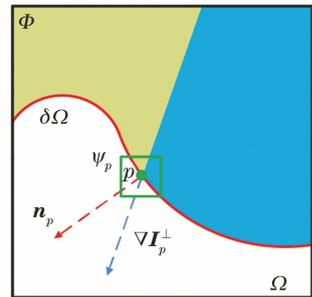


图 1 Criminisi 算法原理示意图

Fig. 1 Schematic of Criminisi algorithm principle

ψ_p 的优先权大小可表示为

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

式中: $C(p)$ 为置信度项; $D(p)$ 为数据项。可分别表示为

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

$$D(p) = \frac{|\nabla \mathbf{I}_p^\perp \cdot \mathbf{n}_p|}{u}, \quad (3)$$

式中： $|\psi_p|$ 为待填充块中的像素总数； $C(q)$ 为待填充像素块中已知区域的像素； $\nabla \mathbf{I}_p^\perp$ 为点 p 的等照度矢量，即与点 p 梯度方向垂直的向量； \mathbf{n}_p 为点 p 的

单位法向量； u 为归一化因子，一般 $u = 255$ 。初始化时，位于未知区域的 $C(p)$ 值均为0，位于已知区域的 $C(p)$ 值均为1。

2.2 全局搜索最佳匹配块

在2.1节计算得到了优先填充块 ψ_p ，以SSD匹配准则在已知图像 Φ 内全局搜索与 ψ_p 颜色差异最小的匹配块 ψ_q ，并将其填充到 ψ_p 中。 ψ_q 的计算公式为

$$\psi_q = \arg \min [d(\psi_p, \psi_q)], \quad (4)$$

$$d(\psi_p, \psi_q) = \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [(p_{ij}^R - q_{ij}^R)^2 + (p_{ij}^G - q_{ij}^G)^2 + (p_{ij}^B - q_{ij}^B)^2]}, \quad (5)$$

式中： $d(\psi_p, \psi_q)$ 为 ψ_p 与 ψ_q 间的颜色差异，表示 ψ_p 中已知信息和 ψ_q 中对应位置像素RGB(Red, Green, Blue)三通道颜色距离的平方和； m 和 n 分别为样本块的长和宽； p_{ij} 和 q_{ij} 分别为 ψ_p 和 ψ_q 的像素值。

2.3 填充与更新置信度

找到最佳匹配块后，待修复块中待修复点的像素值使用目标匹配块中的像素值来填充，填充后 Ω 和 $\delta\Omega$ 随之改变。每完成一步填充操作，需重新计算 $C(p)$ ，更新公式为

$$C(p) = C(\hat{p}), \quad p \in (\psi_{\hat{p}} \cap \Omega), \quad (6)$$

式中： \hat{p} 为具有最高优先权的像素点。重复以上步骤，直到所有破损区域被全部修复完成为止。

3 改进算法

敦煌壁画大多采用线描技法，相比于普通修复图像其拥有更为复杂的结构信息，因此，考虑敦煌壁画的特殊性，针对Criminisi算法在优先权计算和块匹配时存在的问题，引入信息熵来改进优先权函数，并结合像素块颜色特征和待修复块与目标块间的协方差来重新定义匹配规则，以获得更好的修复效果。主要进行了如下三个方面的改进。

3.1 改进优先权函数

原始Criminisi算法中定义的优先权由 $C(p)$ 和 $D(p)$ 乘积构成，利用(1)~(3)式可计算得到，乘积值决定了图像的修复顺序，也直接反映了图像结构信息的传播方向，但这种定义仅考虑了待修复块中心点 p 的等照线矢量和单位法向量，未考虑待修复块邻域其他位置出现的结构信息，如图2所示，其中 E_1 和 E_2 为待修复块结构边界。从图2可以看到，两个壁画修复块A和修复块B的块中心像素点 p_a 和 p_b 具有相同的 $\nabla \mathbf{I}_p^\perp$ 和 \mathbf{n}_p ，采用原始Criminisi算法计算优先权时，具

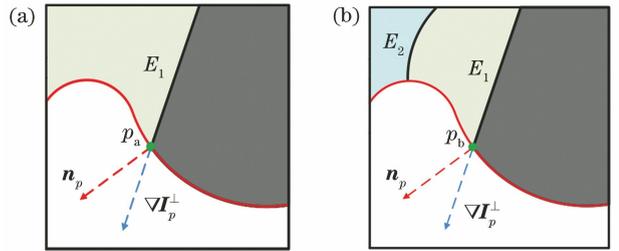


图2 待修复块结构差异。(a)待修复块A；(b)待修复块B
Fig. 2 Schematic of difference in block structure to be repaired. (a) Block A to be repaired; (b) block B to be repaired

有相同值，但因修复块B中包含更多的壁画线条结构信息，修补过程中应优先被修复。

原始Criminisi算法应用在敦煌壁画修复优先权计算时，未能更多地考虑 ψ_p 内的壁画结构信息，导致整个填充过程出现像素匹配错误、结构传播错误和边缘保持性差等问题。为了验证上述分析，以“敦煌壁画张议潮出行图”截取的部分图像为例，并对人为添加破损采用原始Criminisi算法进行修复实验，得到的修复结果如图3所示。

图3(a)为敦煌壁画原始图像，图3(b)为人为添加破损区域图像，图3(c)为原始Criminisi算法修复结果，从图3(c)左侧矩形可以看到，因未考虑修复块内的结构信息，修复后出现结构传播错误现象，导致修补后出现大量孔洞。此外图3(c)河水修复结果出现边缘保持性差的现象，局部放大后如图3(d)所示，从图中可以明显看到，Criminisi算法对于边缘保持效果较差，边缘结构修复过程中出现像素匹配紊乱的情况，从而导致整个修复结果视觉感受较差。上述修复后出现的现象，主要原因是Criminisi算法在破损区域边缘确定待修复块优先级时，仅考虑待修复块中心点 p 的等照线矢量和单位法向量，未考虑待修复块邻域其他位置出现

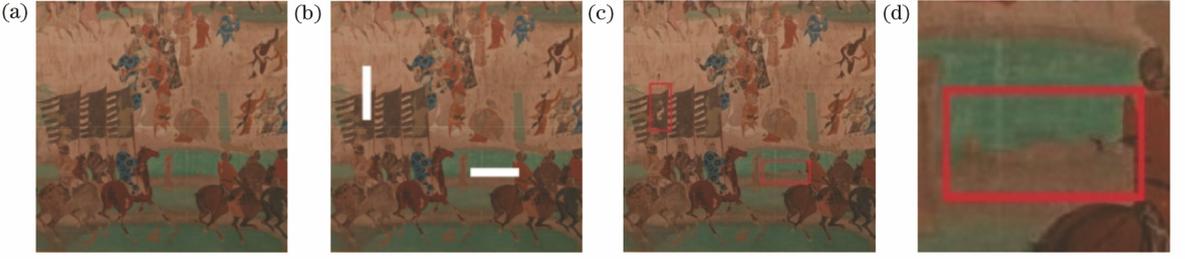


图3 Criminisi 算法修复结果。(a)原始图像;(b)破损图像;(c) Criminisi 算法;(d)局部放大图

Fig. 3 Criminisi algorithm inpainting results. (a) Original image; (b) broken image; (c) Criminisi algorithm; (d) partial enlargement image

的结构信息,因此设计优先权函数时,在考虑置信度项和数据项的基础上,结合敦煌壁画自身的特点,引入度量像素块复杂度的信息熵来改进优先权函数。

熵(entropy)最初是根据热力学第二定律引出的一个反映自发过程不可逆性的物质状态的参量,信息熵借鉴了热力学中热熵的思想,用来表征某种特定信息的出现概率。利用图像的信息熵来度量像素块的复杂程度,能够反映局部区域图像结构信息的复杂度^[20]。通常在图像边缘等非纹理区域对应的图像信息熵值较大,信息熵值较小的区域一般对应图像平坦区域或均匀纹理区域。针对敦煌壁画结构的特点,设计优先权函数时,选用信息熵作为局部邻域信息特征,定义待修复块的信息熵可表示为

$$H(p) = - \sum_{i=0}^{255} p_{i_{(R,G,B)}} \log_2(p_{i_{(R,G,B)}} + 0.001) / 3, \quad (7)$$

式中: p_i 为 ψ_p 中 R、G、B 三个通道中第 i 个等级的像素占比; i 为像素等级,在 0~255 之间取值。定义 k_i 为每种像素等级 i 的像素个数统计,则 p_i 定义为

$$p_i = \frac{k_i}{|\psi_p \cap \Phi|}, \quad (8)$$

式中: $|\psi_p \cap \Phi|$ 为 ψ_p 中已知区域像素总数。

从(7)式可以得到,当 ψ_p 处于弱纹理区域或平坦区域时,图像的像素值变化小,此时对应的 $H(p)$ 值较小;相反,当 ψ_p 处于边缘等非纹理区域时,该区域的像素值变化幅值较大,表明 ψ_p 包含了更多的图像结构信息,此时对应的 $H(p)$ 值较大。

利用传统 Criminisi 算法修复图像时,将 ψ_p 的优先权作为选择依据,但存在 $D(p)$ 随着修复过程的进行急剧趋于 0,导致优先权函数计算失效。因此,设计优先权函数时,结合 ψ_p 中的 $H(p)$ 和 $D(p)$,其值越大,则以点 p 为中心的待修复邻域为非纹理区域的可能性越大,此时包含更多的结构信息;反之,该区域为弱纹理或平坦区域的可能性越大,以此引入图像信

息熵,最终将优先权函数改为置信度项、数据项和图像信息熵的加权和,最终优先权计算公式为

$$P(p) = \alpha C(p) + \beta D(p) + \lambda H(p), \quad (9)$$

式中: α, β, λ 为权重因子,满足 $\alpha + \beta + \lambda = 1$ 的约束条件。

3.2 改进相似度匹配准则

Criminisi 算法中关于匹配块的选取采用(5)式计算,即匹配准则仅依靠待修复块与匹配块对应位置像素的颜色距离所确定。但对于敦煌壁画这种颜色种类繁多及结构复杂的图像,在其定义的匹配准则条件下,匹配时可能会存在颜色距离量化相同的多个匹配块,造成匹配时发生像素错误匹配。

因此,针对传统 Criminisi 图像修复算法中 ψ_p 与 ψ_q 间的相似程度仅考虑图像的颜色差值影响因素,未考虑 ψ_p 与 ψ_q 整体的结构相似性。将图像协方差引入块匹配相似度准则,能够更多地考虑结构信息,从而避免 Criminisi 算法仅依靠颜色距离匹配而导致错误填充的问题。 ψ_p 与 ψ_q 协方差计算公式为

$$x_{\text{Cov}}(\psi_p, \psi_q) = \frac{1}{m \times n - 1} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [(p_{ij}^R - \bar{p}^R) \cdot (q_{ij}^R - \bar{q}^R) + (p_{ij}^G - \bar{p}^G)(q_{ij}^G - \bar{q}^G) + (p_{ij}^B - \bar{p}^B)(q_{ij}^B - \bar{q}^B)], \quad (10)$$

式中: \bar{p}^c, \bar{q}^c 分别为 ψ_p 与 ψ_q 对应位置像素点的 c 通道的均值,其中 $c = \{R, G, B\}$ 。块匹配阶段,分别利用 ψ_p 与 ψ_q 对应像素点的 R、G、B 三通道像素值与均值差值的乘积之和表示 ψ_p 与 ψ_q 间的结构相似性。通过引入图像协方差,得到改进后的相似性匹配准则,表达式为

$$\psi_q = \arg \min [N_{d(\psi_p, \psi_q)}], \quad (11)$$

$$N_{d(\psi_p, \psi_q)} = \begin{cases} d(\psi_p, \psi_q) / x_{\text{Cov}}(\psi_p, \psi_q), & x_{\text{Cov}}(\psi_p, \psi_q) > 0 \\ +\infty, & x_{\text{Cov}}(\psi_p, \psi_q) \leq 0 \end{cases}, \quad (12)$$

式中: $N_{d(\psi_p, \psi_q)}$ 为 ψ_p 与 ψ_q 间的差异性, 值越小表示 ψ_p 与 ψ_q 越相似; $1/x_{cov}(\psi_p, \psi_q)$ 为图像协方差的倒数。 ψ_p 与 ψ_q 间协方差值越大, 表明块间相似性越高, ψ_p 应优先被 ψ_q 填充, 如果协方差值为负或为 0, 说明 ψ_p 与 ψ_q 不相似, 此时匹配值为 $+\infty$, 舍弃该匹配块, 应选择其他结构相似性更高的块优先匹配填充。

为了验证改进相似度匹配准则的有效性, 以敦煌

莫高窟第 14 窟“金刚萨锤菩萨壁画”图像截取的部分图像为例进行说明, 如图 4 所示。图 4(a) 为原始图像, 人工添加破损区域如图 4(b) 所示, 图 4(c) 和 4(d) 分别为原始 Criminisi 算法和改进算法修复的结果。与图 4(a) 比较, 图 4(c) 右下角为金刚萨锤菩萨头部头光区域放大图, 可以发现 Criminisi 算法在修复过程中出现了像素错误匹配的现象, 而图 4(d) 通过引入邻域协方差改进相似度匹配规则能够有效避免误匹配。

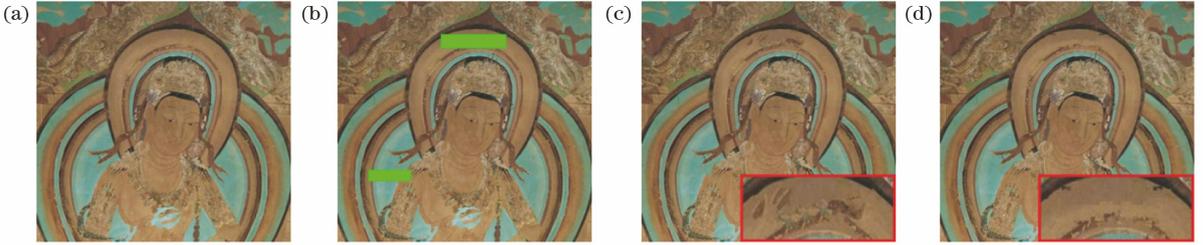


图 4 算法改进前后修复结果对比。(a) 原始图像; (b) 破损图像; (c) Criminisi 算法; (d) 所提算法

Fig. 4 Comparison of inpainting results before and after algorithm improvement. (a) Original image; (b) broken image; (c) Criminisi algorithm; (d) proposed algorithm

3.3 最佳匹配块的确定

选择壁画匹配块时, 可能存在多个匹配块同时与待修复壁画块具有相同的 $N_{d(\psi_p, \psi_q)}$ 值, 此时考虑敦煌壁画图像的结构特点, 在修复过程中, 距离破损区域越近的图像块与破损区域自身的结构相关性越强, 块间欧氏距离越近的越可能与像素块进行正确匹配, 因此采用 ψ_p 与 ψ_q 两中心点间的欧氏距离来选取最佳匹配块, 其计算公式为

$$E(\psi_p, \psi_q) = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}, \quad (13)$$

式中: (x_1, y_1) 和 (x_2, y_2) 分别为 ψ_p 与 ψ_q 两匹配块中心点的坐标。

3.4 算法步骤

所提算法的具体步骤如下。

Step1: 输入标记破损区域的壁画图像, 根据标记的颜色提取破损区域的边缘。

Step2: 根据(9)式计算提取边缘上以点 p 为中心 $N \times N$ 大小块的优先权, 并根据优先权值选取最先修复的待修复块。

Step3: 通过(11)式和(12)式得到 ψ_p 集合, 并通过(13)式获得 ψ_q 。

Step4: 将 ψ_q 处壁画块信息复制到 ψ_p 上, 并根据(6)式更新置信度项。

Step5: 重复以上过程, 直到所有标定破损区域修复完成为止, 输出修复后的壁画图像。

4 实验结果与分析

运行软件环境为 Windows 10 操作系统, 采用

MATLAB R2015a 软件进行实验, 硬件配置为 Inter(R) Core i7-9700K CPU@3.6 GHz, 16.0 GB RAM, NVIDIA GeForce GTX 1660。

4.1 参数选择分析

实验中为了选取权重因子参数的最优值, 在满足 $\alpha + \beta + \lambda = 1$ 的约束前提下, 采用试错法确定其取值, α 在 0.1~0.5 之间选取, 固定 $\beta + \lambda$ 在 1~ α 范围内取值, 进行评价分析, 同样 β 和 λ 也采用相同方法确定。在各组参数选取范围内以图 3、图 4 和后续实验壁画作为验证对象, 引入图像修复质量评价标准, 即峰值信噪比 (PSNR) 作为参数选取的判断依据, 通过对各组实验壁画图像的 PSNR 进行平均值计算, 得到 α, β, λ 与平均 PSNR 间的关系曲线, 如图 5 所示。从图 5 可以看到, 当 α, β, λ 的取值

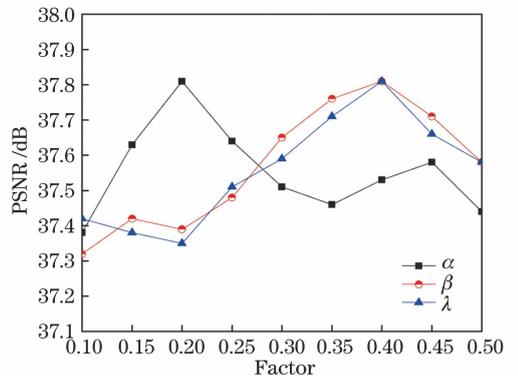


图 5 权重参数与平均 PSNR 的关系曲线

Fig. 5 Curves of relationship between weight parameters and average PSNR

分别为 0.2, 0.4, 0.4 时, 得到的壁画修复质量最佳, 同时获得了较好的主观视觉效果。

4.2 人为添加破损壁画图像的修复

为了验证所提算法的有效性, 先对 4 组人工添

加破损壁画图像进行修复实验, 并与原始 Criminisi 算法、文献[12]算法、文献[17]和文献[18]算法进行对比分析, 实验结果如图 6 所示。从图 6 可以看到, Criminisi 算法在优先权计算中考虑结构信息不足,

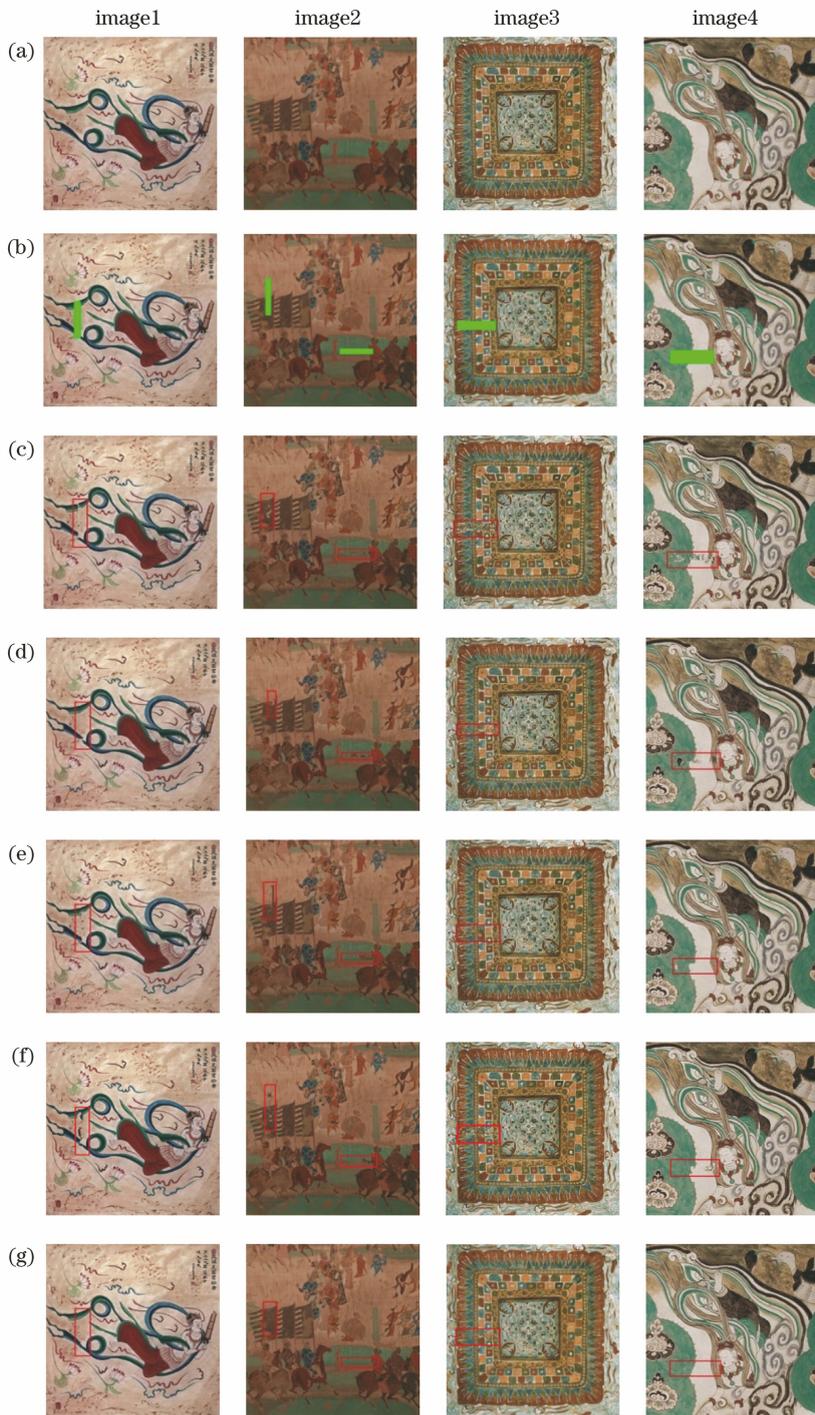


图 6 5 种算法对人为破损壁画修复效果对比。(a)原始图像;(b)人为添加破损图像;(c)Criminisi 算法;
(d)文献[12]算法;(e)文献[17]算法;(f)文献[18]算法;(g)所提算法

Fig. 6 Comparison of effects of five algorithms on inpainting artificially broken murals. (a) Original images; (b) artificially adding broken images; (c) Criminisi algorithm; (d) algorithm in Ref. [12]; (e) algorithm in Ref. [17]; (f) algorithm in Ref. [18]; (g) proposed algorithm

相似度匹配仅由颜色距离所定义,造成修复结果出现结构传播错误和像素错误匹配。图 6(c)image2 下方矩形框内壁画中河水纹理区域出现结构错误; image3 和 image4 均出现像素匹配错误填充。文献[12]算法通过引入点梯度改进了置信度项,整体修复效果优于 Criminisi 算法,但该算法像素块匹配策略仍采用 SSD 规则,仅考虑颜色距离,也出现像素错误匹配,如图 6(d)image2 和 image4 中矩形区域。文献[17]算法利用自适应局部拉普拉斯滤波器获得的结构成分对数据项进行改进,并根据改进后的数据项进行优先级的计算,使得在修复过程中能够较好地保持边缘,使图像轮廓较清晰,但仍出现像素错误匹配,如图 6(e)image1、image2 和 image4 壁画图像在光滑

纹理区域出现像素错误填充,文献[18]的修复结果也同样出现像素错误填充。从图 6(g)可以看到,修复人为破损壁画过程中,在结构保持及纹理区域正确填充方面,与其他算法相比,所提算法取得了较好的修复效果,修复后获得了较好的视觉效果。

为了进一步验证所提算法的有效性,采用图像修复前后的 PSNR、结构相似度(SSIM)和修复时间来进行客观定量比较。表 1 为壁画图像样本 PSNR、SSIM 和修复时间的定量对比。从表 1 可以看到,在 PSNR、SSIM 和修复时间指标评价方面,在相同硬件配置条件下,所提算法均优于原始 Criminisi 算法及文献[12]算法、文献[17]算法和文献[18]算法。

表 1 不同算法修复结果评价比较

Table 1 Comparison of inpainting results of different algorithms

Image	Criminisi		Ref. [12]			Ref.[17]			Ref.[18]			Proposed algorithm			
	PSNR / dB	SSIM	Time / s	PSNR / dB	SSIM	Time / s	PSNR / dB	SSIM	Time / s	PSNR / dB	SSIM	Time / s	PSNR / dB	SSIM	Time / s
1	34.93	0.9106	189	36.45	0.9113	167	36.21	0.9121	214	36.32	0.9119	154	37.23	0.9143	136
2	39.02	0.9312	301	41.06	0.9436	242	41.86	0.9447	379	41.58	0.9417	236	43.11	0.9538	228
3	31.38	0.9326	269	33.83	0.9335	225	33.96	0.9342	331	34.12	0.9413	239	34.38	0.9439	183
4	32.38	0.9117	420	33.34	0.9124	331	33.46	0.9136	513	33.41	0.9128	348	35.72	0.9245	275

4.3 真实破损敦煌壁画图像的修复

为了进一步验证所提算法的有效性,对三组真实破损壁画图像进行修复实验,实验结果如图 7 所示。图 7(a)为真实敦煌破损壁画图像。从图 7 可以看到,image1 为“敦煌莫高窟第 158 窟飞天”壁画修复后图像,Criminisi 算法和文献[12]算法修复效果较差,出现大面积的像素错误匹配填充,文献[17]算法和所提算法效果较好,但文献[17]算法在边缘出现结构延伸现象。image2 为“莫高窟第 14 窟·阿闍佛”壁画修复后图像,Criminisi 算法、文献[12]及文献[17]算法对于小面积位于纹理区域的破损修复结果较好,但存在修复不彻底,如图中莲花座部分,与其他算法相比,所提算法修复结果较好。image3 为大面积破损壁画“莫高窟第 14 窟·上首菩萨·二”修复后图像,Criminisi 算法和文献[12]算法修复效果较差,不能将大面积区域完全修复,文献[17]算法对于大面积破损修复效果优于前两者,但仍存在像素误匹配,如壁画左上角区域,文献[18]

修复后也在同样位置出现空洞现象,而所提算法对于大面积破损区域的修复结果较好,能够基本符合人们的视觉感受。

5 结 论

通过对 Criminisi 图像修复算法分析发现,在选择优先待填充块时考虑结构信息不足,选择匹配块时仅依靠颜色距离,导致壁画修复过程中出现结构传播错误和像素块匹配错误的现象。针对这一问题,结合敦煌壁画的结构特性,提出了基于信息熵和结构特性的敦煌壁画修复算法。在优先权计算中引入信息熵保证了结构信息丰富的块优先修复;选择匹配块时,采用样本颜色特征与块间协方差结合的方式确定匹配块集合,再根据块间欧氏距离确定最佳匹配块。实验结果表明,与其他算法相比,改进后的算法在结构和边缘部分的修复程度有所提高,整体效果符合人眼视觉上的感受,同时提高了峰值信噪比和结构相似度。

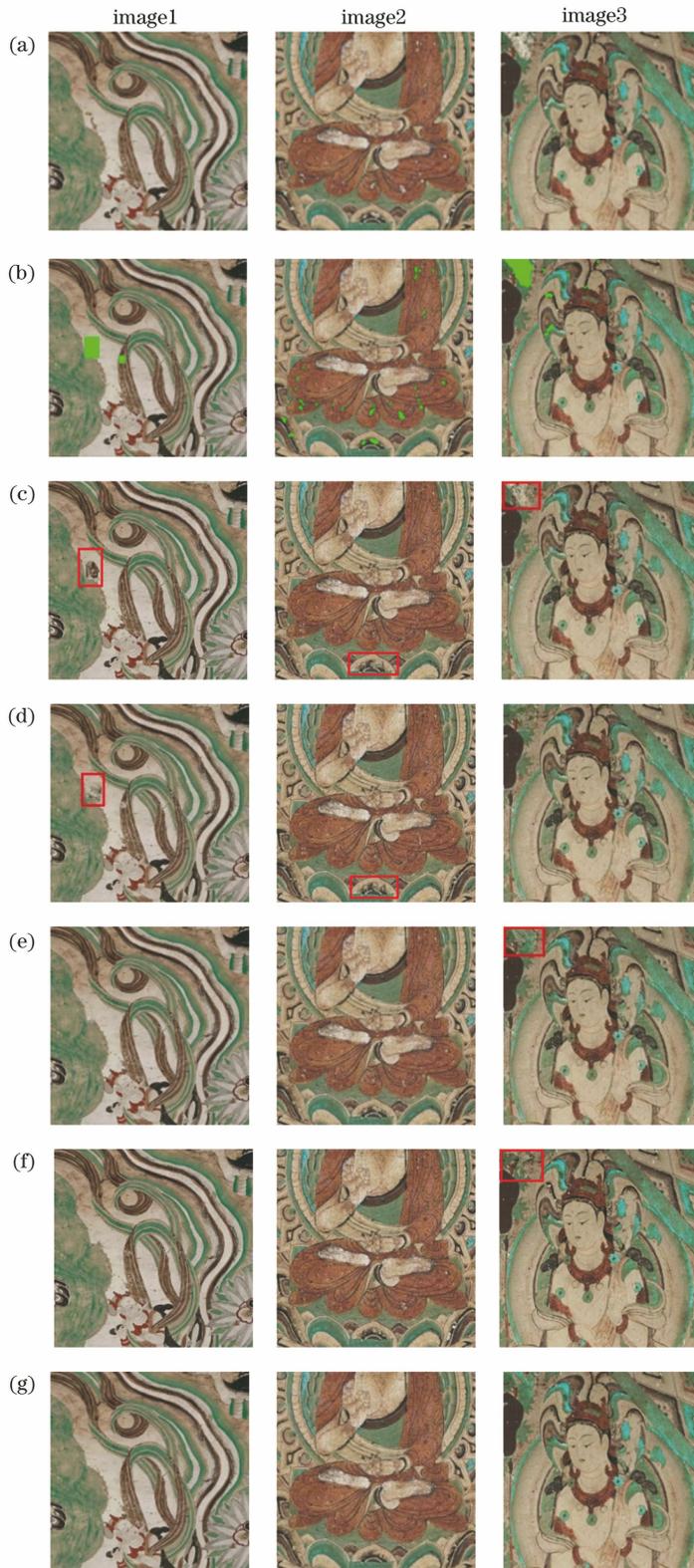


图7 5种算法对真实破损壁画修复效果对比。(a)原破损壁画;(b)添加掩膜图像;(c)Criminisi算法;(d)文献[12]算法;
(e)文献[17]算法;(f)文献[18]算法;(g)所提算法

Fig. 7 Comparison of effects of five algorithms on inpainting real damage murals. (a) Original damage murals; (b) adding mask images; (c) Criminisi algorithm; (d) algorithm in Ref. [12]; (e) algorithm in Ref. [17]; (f) algorithm in Ref. [18]; (g) proposed algorithm

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] Wang J Y. The investigation on the current condition of Mogao grottoes and the classification of diseases in exist[J]. Dunhuang Research, 2005(6): 113-117.
王进玉. 敦煌莫高窟洞窟现状调查与病害分类[J]. 敦煌研究, 2005(6): 113-117.
- [3] 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.
- [4] Li Q Q, Wang H, Zou Q. A murals inpainting algorithm based on sparse representation model[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2018, 43(12): 1847-1853.
李清泉, 王欢, 邹勤. 一种基于稀疏表示模型的壁画修复算法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2018, 43(12): 1847-1853.
- [5] 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.
- [6] Cao J F, Li Y F, Cui H Y, et al. An adaptive sample block and local search algorithm for inpainting of ancient temple murals [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2019, 31(11): 2030-2037.
曹建芳, 李艳飞, 崔红艳, 等. 自适应样本块局部搜索算法对古代寺观壁画的修复[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2019, 31(11): 2030-2037.
- [7] 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, Louisiana. New York: ACM, 2000: 417-424.
- [8] Shen J H, Chan T F. Mathematical models for local nontexture inpaintings[J]. SIAM Journal on Applied Mathematics, 2002, 62(3): 1019-1043.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] Ren S, Tang X H, Kang J L. An image inpainting algorithm combined with texture and edge features [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2013, 25(11): 1682-1693.
任澍, 唐向宏, 康佳伦. 纹理和边缘特征相结合的图像修复算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2013, 25(11): 1682-1693.
- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] Tao Z S, Wang L, Zhang J H, et al. Enhanced edge resolution image inpainting based on piecewise adaptive algorithm [J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2018, 29(12): 1350-1357.
陶兆胜, 王磊, 张敬寒, 等. 强化边缘结构分辨的分段自适应图像修复[J]. 光电子·激光, 2018, 29(12): 1350-1357.
- [15] Shu B, He H J, Chen F, et al. An image inpainting algorithm using HSI gradient statistics feature [J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2018, 29(10): 1128-1135.
舒彬, 和红杰, 陈帆, 等. 基于 HSI 梯度统计特性的图像修复算法[J]. 光电子·激光, 2018, 29(10): 1128-1135.
- [16] Zhou N, Zhu Z Z. Criminisi image inpainting algorithm based on rough data-deduction [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(2): 021005.

- 周宁, 朱昭昭. 基于粗糙数据推理的 Criminisi 图像修复算法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(2): 021005.
- [17] 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.
- [18] Zhang L Y. The study of digital image completion algorithms [D]. Tianjin: Tianjin University, 2016: 19-27.
- 张丽莹. 数字图像修复算法研究 [D]. 天津: 天津大学, 2016: 19-27.
- [19] Sun D, Zhang J W, Zhan R, et al. Line drawing extraction and computer aided copying for Dunhuang frescoes [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2018, 30(7): 1321-1328.
- 孙迪, 张加万, 詹睿, 等. 敦煌壁画的线描图生成与辅助临摹应用 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2018, 30(7): 1321-1328.
- [20] Li P X, Liu P F, Cao F D, et al. Weight-adaptive cross-scale algorithm for stereo matching [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(12): 1215006.
- 李培玄, 刘鹏飞, 曹飞道, 等. 自适应权值的跨尺度立体匹配算法 [J]. 光学学报, 2018, 38(12): 1215006.