

基于改进 BSCB 算法的缺陷国画类数字图像修复研究

徐国彬, 于艺铭, 李洁, 王小菊, 陈茜, 王琪*

南京林业大学轻工与食品学院, 江苏 南京 210037

摘要 针对缺陷国画类数字图像的修复问题,提出一种基于自体理论分割体系的改进 BSCB 模型。首先利用基于分通道自体理论的分割模型对待修复区域与背景区域进行精确分离;之后对于分离所得的待修复区域,使用 Reinhard 色彩迁移算法对其进行指定色彩标记,以便于计算机的自动识别;最后针对传统 BSCB 算法,由于拉普拉斯光滑算子综合考虑所有邻点进行同性扩散后容易导致图像模糊、产生等照线交叉等问题,采用基于平滑和梯度近似(ASG)算子的改进 BSCB 模型对标记区域进行修复,实现破损、色彩失真、细节丢失等缺陷类国画图像的修复。研究表明,相比于传统修复算法,所提改进算法对不同缺陷类型国画图像均有更好的修复效果,具有实际应用价值。

关键词 图像处理; 图像修复; 图像分割; Reinhard 色彩迁移; 改进 BSCB 模型

中图分类号 TP391.41

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1010002

Defective Chinese Painting Digital Image Restoration Using Improved BSCB Algorithm

Xu Guobin, Yu Yiming, Li Jie, Wang Xiaojun, Chen Xi, Wang Qi*

College of Light Industry and Food, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, Jiangsu, China

Abstract In this paper, we proposed an improved BSCB model based on the autogenous theory segmentation system to repair defective digital images of Chinese paintings. First, the segmentation model using the sub-channel autogenous theory was used to accurately separate the area to be repaired from the background area, and the Reinhard color migration algorithm was used to specify the color mark to facilitate the automatic recognition by the computer. Finally, the Laplacian smoothing operator in the traditional BSCB algorithm comprehensively considered all neighbors of homogeneous diffusion causing image blur, isoline crossing. Furthermore, the improved BSCB model based on the approximation of smoothing and gradient (ASG) operator was used to repair the marked area to repair the defect on the Chinese painting images, such as damage, color distortion, and loss of details. The research results show that compared with traditional repair algorithms, the proposed algorithm has better repair effects for different defect types of traditional Chinese painting images and has practical application values.

Key words image processing; image restoration; image segmentation; Reinhard color migration; improved BSCB model

收稿日期: 2021-03-30; 修回日期: 2021-05-08; 录用日期: 2021-05-18

基金项目: 国家自然科学基金(31870565)

通信作者: *wangqi@njfu.edu.cn

1 引言

随着社会的发展,人们的物质生活水平逐渐提高,对艺术品的需求也与日俱增。文物级别的国画作为艺术具象的载体,具有极高的艺术价值,但因文物级别的国画过于珍贵,不宜过多展示,无法满足人们对艺术品欣赏的需求。如果能将国画转换为数字图像,就能方便大众欣赏。诸多国画由于年代久远,受到人为破坏或者受到潮湿、光照、氧化等自然条件造成的损伤,往往存在着局部破损、脏点、褶皱等问题^[1],这种缺陷类国画在转换为数字图像后,这些问题仍然存在。针对褪色、褶皱、沾脏、破损等类型的国画类数字图像,采用数字修复技术对缺陷部分进行修复,可部分恢复国画原貌,实现“修旧如旧”的艺术效果。

数字图像修复技术主要针对待修复区域的信息缺陷进行修复,即通过数学方法对褪色、褶皱、沾脏、破损等类型的图像进行恢复,使原有信息趋于完整^[2]。对于修复结果而言,最为理想的状态是曾经的缺陷或已被修复的痕迹不被发现。目前,数字图像修复算法主要分为两类:一类是纹理合成方式,另一类是扩散方式。基于纹理合成方式的算法以 Criminisi 算法为代表,但 Criminisi 算法存在着匹配错误、信息丢失等问题。陈永等^[3]提出了一种基于信息熵和结构特性的改进 Criminisi 算法,克服了错误匹配填充问题。王凤随等^[4]提出了一种基于信息熵和梯度因子的改进 Criminisi 算法,获得了较为满意的图像修复效果。王永飞^[5]以 Criminisi 算法为基础,引入标记符控制分水岭算法,大幅减少了图像修复所用时间。另一类是基于扩散方式的图像修复算法,Bertalmio 等^[6]基于该理论首先提出了 BSCB 修复模型,该模型主要通过高阶偏微分方程的扩散修复图像中存在的小尺度缺陷,对图像信息沿等照线从外向内进行扩散,使图像中的强度信息具有一定的连贯性,最终实现图像的修复。此后,Chan 和 Shen 等提出了整体变分(TV)的修复模型,该方法虽对小尺度缺陷的图像具有较好的修复效果,但对于存在大面积待修复区域的图像,结果中存在较为明显的接缝效应^[7-8]。针对上述问题,Chan 等^[9]又在之前研究基础上进行改进,提出了基于曲率驱动扩散(CDD)的修复模型,该模型通过等照线的曲率定义扩散程度,解决了修复过程中曲率无穷大的问题,增强了视觉连贯性,使得整体修复效果

得到了较大提高。陈永等^[10]采用改进的 CDD 算法对壁画类数字图像进行修复,但仅针对小区域裂纹和划痕破损问题,修复效果好。杜闪闪等^[11]采用多参数因子的 CDD 修复算法对图像进行修复,缩短了图像修复时间,但对于纹理丰富的图像修复效果不佳。国画类图像具有阶调层次丰富、色彩复杂的特征,针对存在缺陷的国画类数字图像,上述方法的修复效果依然不甚理想。

本文提出了一种基于自体理论分割体系的改进 BSCB 修复模型。针对经典分割模型在处理区域某隶属度差异不明显图像时分割效果不佳的问题,提出了基于分通道自体理论的图像分割模型,将待修复区域与完好区域精确分离。对于分离所得的待修复区域,使用 Reinhard 色彩迁移算法对其进行指定色彩标记,以便于计算机自动识别。在此基础上,采用引入平滑和梯度近似(ASG)算子的改进 BSCB 模型对标记区域进行修复,有选择性地提取邻点,并运用恰当的加权算法,实现国画类图像的优质化修复。

2 数字图像修复原理

2.1 基于分通道自体理论的图像分割

所提分割模型是基于 Welsh 算法理论进行改进的^[12-13]。首先引入自体理论,即提取待分割对象自身的局部区域作为所提分割模型的参考匹配样本;针对 RGB 颜色模式中各通道间关联度较高,变动其中一个颜色分量时引起其他分量发生较大变化,从而导致整体视觉效果发生改变的问题,由强相关性的 sRGB 模式将导入的待分割源图像及提取的参考样本转换为序列不相关的 Lab 模式;同时 a、b 色度通道的引入解决了部分经典模型中分割规则过于单一的问题。

为确定待分割源图像与所确定参考样本的最佳筛选阈值,综合考虑相关参考样本图像的内部交互关系,以该区域与非目标区域像元差异最大的属性通道为依据,将参考区域属性通道的“标准差”与“最大最小值差”的最优加权结果作为所提分割模型的筛选阈值,公式为

$$m = a_1(T_{\max} - T_{\min}) + a_2\sigma_T, \quad (1)$$

式中: T_{\max} 、 T_{\min} 分别为参考样本 T 属性通道的最大值、最小值; σ_T 为参考样本 T 属性通道的标准差; a_1 、 a_2 分别为“最值差”、“标准差”所占权值, a_1 、 $a_2 \in [0, 1]$ 且 $a_1 + a_2 = 1$ 。最优加权系数的选定规则因图而异,当参考样本内部像元间 T 属性通道

值差别总体较大时,“标准差”权值 a_2 应高于“最值差”权值 a_1 ;反之,“最值差”权值 a_1 应高于“标准差”权值 a_2 。

为保证模型分割结果的精确度,综合考虑源图像与参考筛选样本各像元的 8-邻域特性,并根据 Welsh 算法理论进行改进,引入待分割区域与非目标区域像元差异最大的属性通道 T 、待分配像元的 8-邻域均值 μ 及 8-邻域标准差 σ ,并将三者与参考像元对应差值的最优加权结果 Q 作为源图像与参考样本的匹配依据。

$$Q = a_3 |T_i - T_j| + a_4 |\mu_i - \mu_j| + a_5 |\sigma_i - \sigma_j|, \quad (2)$$

$$\mu_k = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N T_k, \quad \{i, j\} \in k, \quad (3)$$

$$\sigma_k = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (T_k - \mu_T)^2}, \quad (4)$$

式中: T_i, T_j 分别为源图像与参考样本逐像素的通道值; μ_i, μ_j 分别为二者逐像素的 T 通道 8-邻域均值; σ_i, σ_j 分别为二者逐像素的 T 通道 8-邻域标准差。

对于待分割源图像中的每个像素,依次计算其与参考样本中所有像素 j 的 Q 值,记为 Q_g ,并与最佳筛选阈值 m 进行比较,分配结果为

$$i \in \begin{cases} 0, & Q_g > m \\ 1, & Q_g \leq m \end{cases} \quad (5)$$

由式(5)可知,若源图像中像素 i 与参考样本中所有像素 j 的 Q 值均大于最佳筛选阈值 m ,则将像素 i

归为背景区域;反之,将像素 i 归为感兴趣目标区域。循环操作,直至完成源图像中所有像元的分配,实现感兴趣目标区域的分割。在分离源图像中感兴趣区域的过程中,若目标像元自身属性与背景像元较为接近,则易出现过分割、欠分割等问题。对此,运用开运算和闭运算对分割后的结果图像进行处理^[14]。

2.2 待修复区域的标记

对于待修复区域的分割结果,采用 Reinhard 色彩迁移算法对其进行指定色彩标记。该算法通过计算参考图像与源图像 Lab 三通道的均值和标准差,对待修复区域进行线性变换,使目标图像与参考图像具有相同的均值和标准差,实现图像之间的色彩迁移^[15]。采用 Reinhard 色彩迁移算法对待修复区域进行标记,将待修复区域标记为指定颜色,以便于改进的 BSCB 模型对其进行修复。

2.3 基于 ASG 算子的 BSCB 修复

对于 2.2 节中待修复区域的标记结果,提出一种基于 ASG 算子的改进 BSCB 模型对其进行修复。传统 BSCB 算法是根据等照线向待修复区域传递信息的,但模型使用的光滑算子为拉普拉斯算子,会对像素周围邻点进行计算,导致图像模糊,因此引入了 ASG 算子,有选择性地提取部分邻点,使修复图像能够更好地保持边缘和角点。

ASG 算子 $\widehat{\nabla \mathbf{u}} = (\hat{u}_x, \hat{u}_y)$ 选择性运用周围邻点而非所有点的信息。 \hat{u}_x 及 \hat{u}_y 的公式为

$$\hat{u}_x = \frac{1}{2h} \left\{ \begin{array}{l} \text{mavg}[\text{Mavg}(u_{p+2,q}, u_{p+1,q}, u_{p,q}), \max(u_{p+1,q+1}, u_{p+1,q}), \max(u_{p+1,q-1}, u_{p+1,q})] - \\ \text{mavg}[\text{Mavg}(u_{p-2,q}, u_{p-1,q}, u_{p,q}), \max(u_{p-1,q+1}, u_{p-1,q}), \max(u_{p-1,q-1}, u_{p-1,q})] \end{array} \right\}, \quad (6)$$

$$\hat{u}_y = \frac{1}{2h} \left\{ \begin{array}{l} \text{mavg}[\text{Mavg}(u_{p,q+2}, u_{p,q+1}, u_{p,q}), \max(u_{p+1,q+1}, u_{p,q+1}), \max(u_{p-1,q+1}, u_{p,q+1})] - \\ \text{mavg}[\text{Mavg}(u_{p,q-2}, u_{p,q-1}, u_{p,q}), \max(u_{p+1,q-1}, u_{p,q-1}), \max(u_{p-1,q-1}, u_{p,q-1})] \end{array} \right\}, \quad (7)$$

式中: Mavg 表示求除最大参量外其余两个数的平均值; mavg 表示求除最小参量外其余两个数的平均值; h 为差分步长。

引入 ASG 算子的 BSCB 改进模型的形式为

$$u_i = |\nabla \mathbf{u}| \cdot \widehat{\nabla \mathbf{u}} \cdot \boldsymbol{\zeta}, \quad (8)$$

式中: $\boldsymbol{\zeta}$ 为等照线的方向向量。之后令

$$\hat{u}_\zeta = \widehat{\nabla \mathbf{u}} \cdot \boldsymbol{\zeta} = (\hat{u}_x, \hat{u}_y) \cdot \frac{(-u_y, u_x)}{\sqrt{u_x^2 + u_y^2}}, \quad (9)$$

因此改进模型式(8)可进一步表示为

$$u_i = |\nabla \mathbf{u}| \cdot \hat{u}_\zeta \quad (10)$$

模型式(10)的迭代公式为

$$u^{n+1}(p, q) = u^n(p, q) + \Delta t |\nabla \mathbf{u}^n(p, q)| \cdot \hat{u}_\zeta^n(p, q), \quad \forall (p, q) \in D, \quad (11)$$

$$\hat{u}_\zeta^n(p, q) = \nabla \hat{\mathbf{u}}^n(p, q) \cdot \boldsymbol{\zeta}(p, q, n) = [\hat{u}_x(p, q), \hat{u}_y(p, q)] \cdot \boldsymbol{\zeta}(p, q, n), \quad (12)$$

$$\boldsymbol{\zeta}(p, q, n) = \frac{[-u_y^n(p, q), u_x^n(p, q)]}{\sqrt{[u_x^n(p, q)]^2 + [u_y^n(p, q)]^2}}, \quad (13)$$

$$|\nabla \mathbf{u}^n(p, q)| = \begin{cases} \sqrt{(u_{x\text{bm}}^n)^2 + (u_{x\text{fm}}^n)^2 + (u_{y\text{bm}}^n)^2 + (u_{y\text{fm}}^n)^2}, & \hat{u}_\zeta^n(p, q) > 0 \\ \sqrt{(u_{x\text{bm}}^n)^2 + (u_{x\text{fm}}^n)^2 + (u_{y\text{bm}}^n)^2 + (u_{y\text{fm}}^n)^2}, & \hat{u}_\zeta^n(p, q) < 0 \end{cases}, \quad (14)$$

式中:下标 b 和 f 分别表示向后和向前差分;下标 m 和 M 分别表示在导数和 0 之间取得最小值和最大值。

控制等照线移动方向的模型为

$$u_i = k' |\nabla \mathbf{u}| = u_{\zeta\zeta}^n, \quad (15)$$

式中: k' 为等照线的曲率; $u_{\zeta\zeta}^n$ 为该方向的二阶偏导数。该模型可以让等照线按照方向移动,能够较好地保留图像的边缘。

式(15)的离散为

$$u^{n+1}(p, q) = u^n(p, q) + \Delta t \cdot u_i^n(p, q), \forall (p, q) \in D, \quad (16)$$

$$u_i^n = k' |\nabla \mathbf{u}^n| = u_{\zeta\zeta}^n = \frac{u_{xx}^n (u_x^n)^2 + u_{yy}^n (u_y^n)^2 - 2u_{xy}^n u_x^n u_y^n}{(u_x^n)^2 + (u_y^n)^2}, \quad (17)$$

对应的边界条件为

$$\begin{cases} u_{-1,q}^n = u_{0,q}^n, u_{P+1,q}^n = u_{P,q}^n, & q=0, 1, 2, \dots, Q \\ u_{p,-1}^n = u_{p,0}^n, u_{p,Q+1}^n = u_{p,Q}^n, & p=0, 1, 2, \dots, P \end{cases} \quad (18)$$

3 数字图像修复方案

本实验在 CPU 为 2.6 GHz, 内存为 8.0 GB 的计算机平台上运用 Matlab R2018b 软件实现, 实验图像来源于国画数字图像。为检测模型修复效果, 首先选取图 1(a) 无缺陷的国画源图像作为对照, 对其进行人为破损后, 结果如图 1(b) 所示。针对破损图像, 分别采用 BSCB 模型、TV 模型、CDD 模型及所提基于分通道自体理论分割体系的改进 BSCB 模型进行修复, 结果如图 2 所示。再选取图 3(a) 无缺陷的国画源图像作为参照, 对其进行一定程度的污损处理, 破坏色彩与细节后的结果如图 3(b) 所示, 采用 BSCB 模型、TV 模型、CDD 模型及所提基于分通道自体理论分割体系的改进 BSCB 模型进行修复, 结果如图 4 所示。

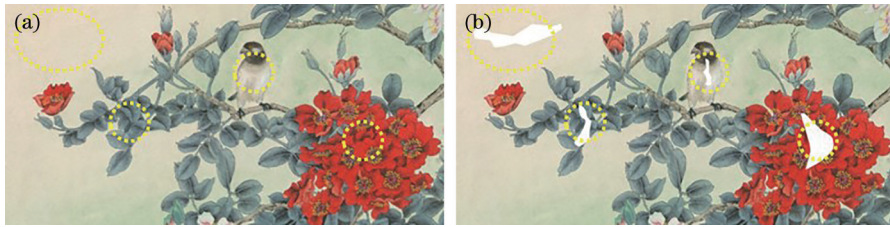


图 1 原图与破损图像。(a)标准图;(b)人工破损图

Fig. 1 Original image and damaged image. (a) Standard drawing; (b) manual damage drawing

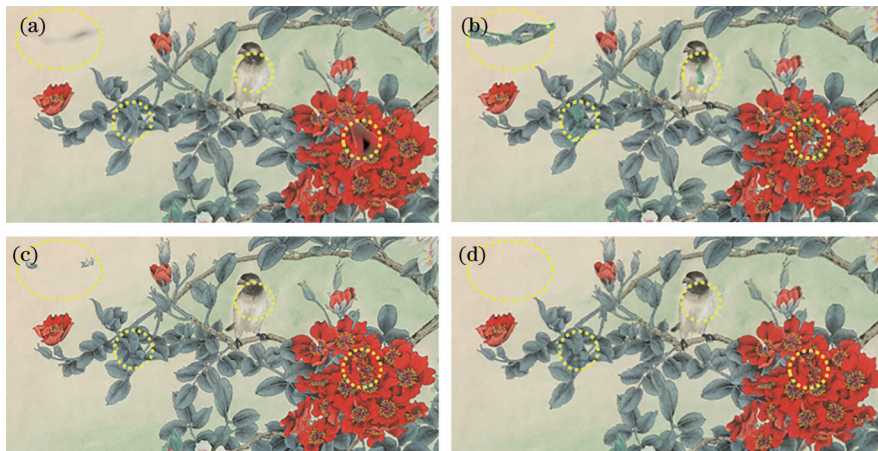


图 2 破损图像修复结果。(a)BSCB 修复结果;(b)TV 修复结果;(c)CDD 修复结果;(d)所提模型修复结果

Fig. 2 Repair results of damaged image. (a) Repair result of BSCB; (b) repair result of TV; (c) repair result of CDD; (d) repair result of proposed model

由图 2 破损图像修复结果可知, BSCB 修复结果中出现了区域模糊问题, TV 修复结果及 CDD 修复结果中均出现不同程度的色彩误传问题。由图 4 色彩与细节丢失类图像修复结果可知, BSCB 修复结果、TV 修复结果及 CDD 修复结果中均出现不同

程度的等照线交叉和色彩误传问题。相比之下, 所提模型修复结果中具有更为合理的形态结构及更为准确的色彩传递效果, 且与标准图像最为接近, 验证了所提改进模型的有效性及其相对已有修复模型的优越性。

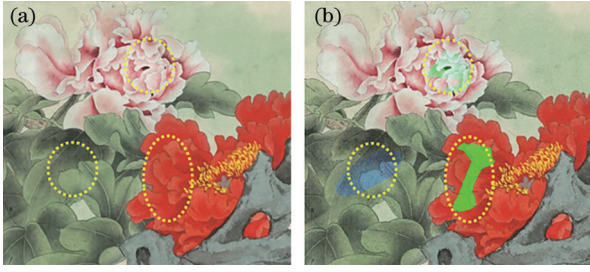


图 3 原图与污损图像。(a)标准图;(b)人工污损图

Fig. 3 Original image and defacement image. (a) Standard drawing; (b) manual defacement drawing

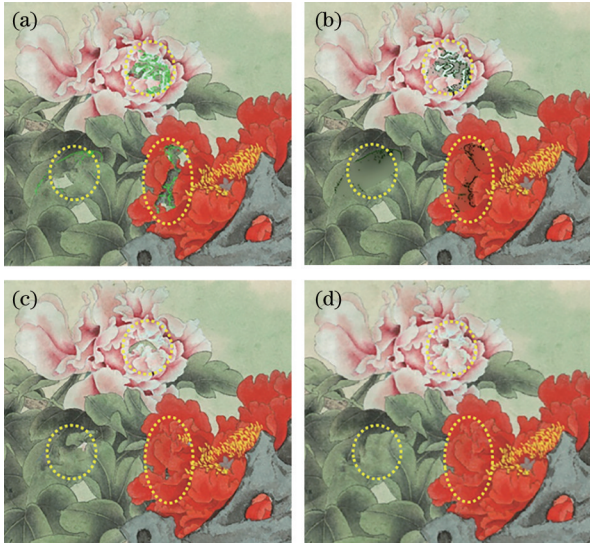


图 4 色彩与细节丢失类图像的修复结果。(a)BSCB 修复结果;(b)TV 修复结果;(c)CDD 修复结果;(d)所提模型修复结果

Fig. 4 Repair results of color and detail loss image. (a) Repair result of BSCB; (b) repair result of TV; (c) repair result of CDD; (d) repair result of proposed model

4 评价指标

对于上述同类文献修复模型与所提修复模型的实验结果,采用改进结构相似度指数法与峰值信噪比法为依据进行评价。为避免图像中无缺陷区域对整体评价数值的干扰,仅考虑“修复区域”与“其在标准图像对应区域”的结构、色彩、噪声等参量比对结果。

4.1 改进结构相似度指数法

结构相似度(SSIM)指数法仅适用于衡量单通道图像的相似性。对于彩色图像的评判,在此基础上引入 a、b 通道,采用改进的结构相似度指数法对 BSCB 模型、TV 模型、CDD 模型及所提基于自物理

论分割体系的改进 BSCB 模型进行定量评价。

设 μ_x 与 μ_y 分别为参考图像 x 与目标图像 y 的 k 通道均值, σ_x 、 σ_y 分别为参考图像 x 与目标图像 y 的 k 通道标准偏差, $k \in \{L, a, b\}$, σ_{xy} 为参考图像 x 与目标图像 y 的 k 通道协方差,则参考图像与目标图像 k 通道的结构相似度指数的表达式为

$$S_{SSIM^k}(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_x\sigma_y + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)}, \quad (19)$$

式中: C_1 与 C_2 是一定的常数, $C_1 = (k_1L)^2$, $C_2 = (k_2L)^2$, L 是像素值的动态范围, $L = 255$, $k_1 = 0.01$, $k_2 = 0.03$ 。通过式(19)可以计算出一个通道的 SSIM 值,之后进行重复的计算可得到另外两个通道的 SSIM 值,最后对三通道的 SSIM 进行加权平均,得到综合评价图像色貌的改进结构相似度指数,

$$S_{SSIM}(x, y) = \frac{S_{SSIM^L}(x, y)}{3} + \frac{S_{SSIM^a}(x, y)}{3} + \frac{S_{SSIM^b}(x, y)}{3}. \quad (20)$$

对于破损修复实验及色彩与细节修复实验,各模型对“修复区域”与“其在标准图像对应区域”的改进 SSIM 评价结果如图 5 所示。

由图 5(a) 知:随迭代次数的增加, BSCB、TV、CDD 模型分别在迭代次数为 160、158、139 时实现收敛,最终的改进 SSIM 数值分别为 0.7479、0.7706、0.9357;所提改进模型在迭代次数为 112 时实现收敛,低于传统模型,且最终的改进 SSIM 数值为 0.9769,高于传统模型。由图 5(b) 知:随迭代次数的增加, BSCB、TV、CDD 模型分别在迭代次数为 162、157、154 时实现收敛,最终的改进 SSIM 数值分别为 0.5871、0.6558、0.9273;所提改进模型在迭代次数为 118 时实现收敛,低于传统模型,最终的改进 SSIM 数值为 0.9812,高于传统模型。综上所述,所提改进模型相比同类文献修复模型具有更高的执行效率和更好的修复效果。

4.2 峰值信噪比法

设标准图像所有像素中 L 通道的最大值为 D , 尺寸为 $M \times N$, 则修复后图像与标准图像的峰值信噪比(PSNR)为

$$R_{PSN} = 10 \log_{10} \frac{D^2 MN}{\sum_{i,j} [x(i,j) - y(i,j)]^2}, \quad (21)$$

式中: $x(i, j)$ 、 $y(i, j)$ 分别为标准图像、修复后图像中某对应像素 L 通道值。

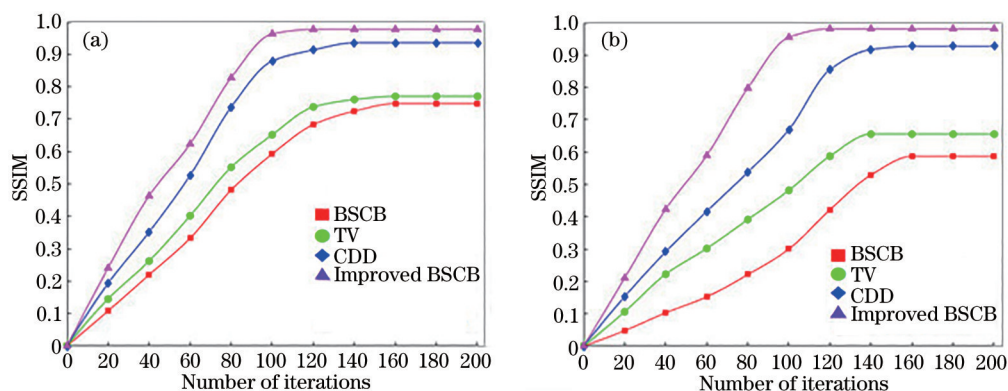


图 5 缺陷修复算法的改进 SSIM 评价。(a)各模型对破损区域修复的评价结果;(b)各模型对污损区域修复的评价结果
Fig. 5 Improved SSIM evaluation of defect repair algorithms. (a) Evaluation results of each model for repairing damaged areas; (b) evaluation results of each model for repairing contaminated areas

对于破损修复实验及色彩与细节修复实验,各模型对“修复区域”与“其在标准图像对应区域”的 PSNR 评价结果如图 6 所示。

由图 6(a)知:随迭代次数的增加,BSCB、TV、CDD 模型分别在迭代次数为 159、142、133 时实现收敛,最终 PSNR 数值分别为 33.6776、35.1213、39.9227;所提改进模型在迭代次数为 115 时实现收敛,低于传统模型,且最终 PSNR 数值为 42.5832,高于传统模型。由图 6(b)知:随迭代次数的增加,BSCB、TV、CDD 模型分别在迭代次数为 157、138、

120 时实现收敛,最终 PSNR 数值分别为 31.2537、33.8762、39.9275;BSCB 在迭代初期的 PSNR 增速明显低于另三种模型,表明其在修复前期已出现显著的结构与色彩误传,与图 4(a)修复区域中出现原污损图不存在的“黑点”及大面积“元素误传”结果相吻合;所提改进模型在迭代次数为 97 时实现收敛,低于传统模型,最终 PSNR 数值为 43.8196,高于传统模型,PSNR 曲线总体呈先均匀增长后趋于稳定的趋势。综上所述,所提改进模型相比同类文献修复模型具有更高的执行效率和更好的修复效果。

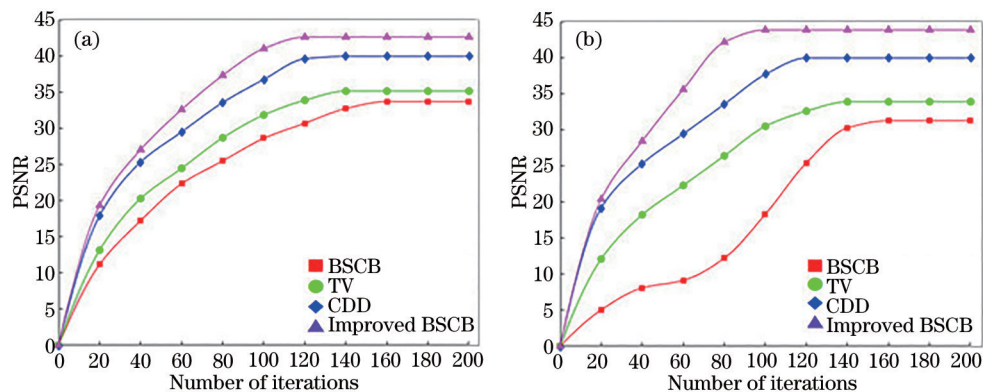


图 6 缺陷修复算法的 PSNR 评价。(a)各模型对破损区域修复的评价结果;(b)各模型对污损区域修复的评价结果
Fig. 6 PSNR evaluation of defect repair algorithms. (a) Evaluation results of each model for repairing damaged areas; (b) evaluation results of each model for repairing contaminated areas

5 改进的 BSCB 算法应用

采用所提改进模型对 50 组缺陷国画数字图像进行修复,依次选取混合脏迹类、水迹类、带状脏迹类、块状脏迹类、折痕变色类、点状脏迹类、纸张褶皱类 7 组代表性缺陷图像,修复结果如图 7 所示。

由混合脏迹类缺陷的修复效果可知,对于纹理较为丰富的岩石区域,所提算法消除了表面形态各异的脏迹,并解决了年代久远导致的局部区域墨色脱落问题,使得岩石表面整体阶调过渡较为自然;由水迹类缺陷的修复效果可知,所提算法对画布中遗留的不规则条状水迹进行消除时可恢复画布原有的整体均一效果,使画作整体焕然一新;由带状

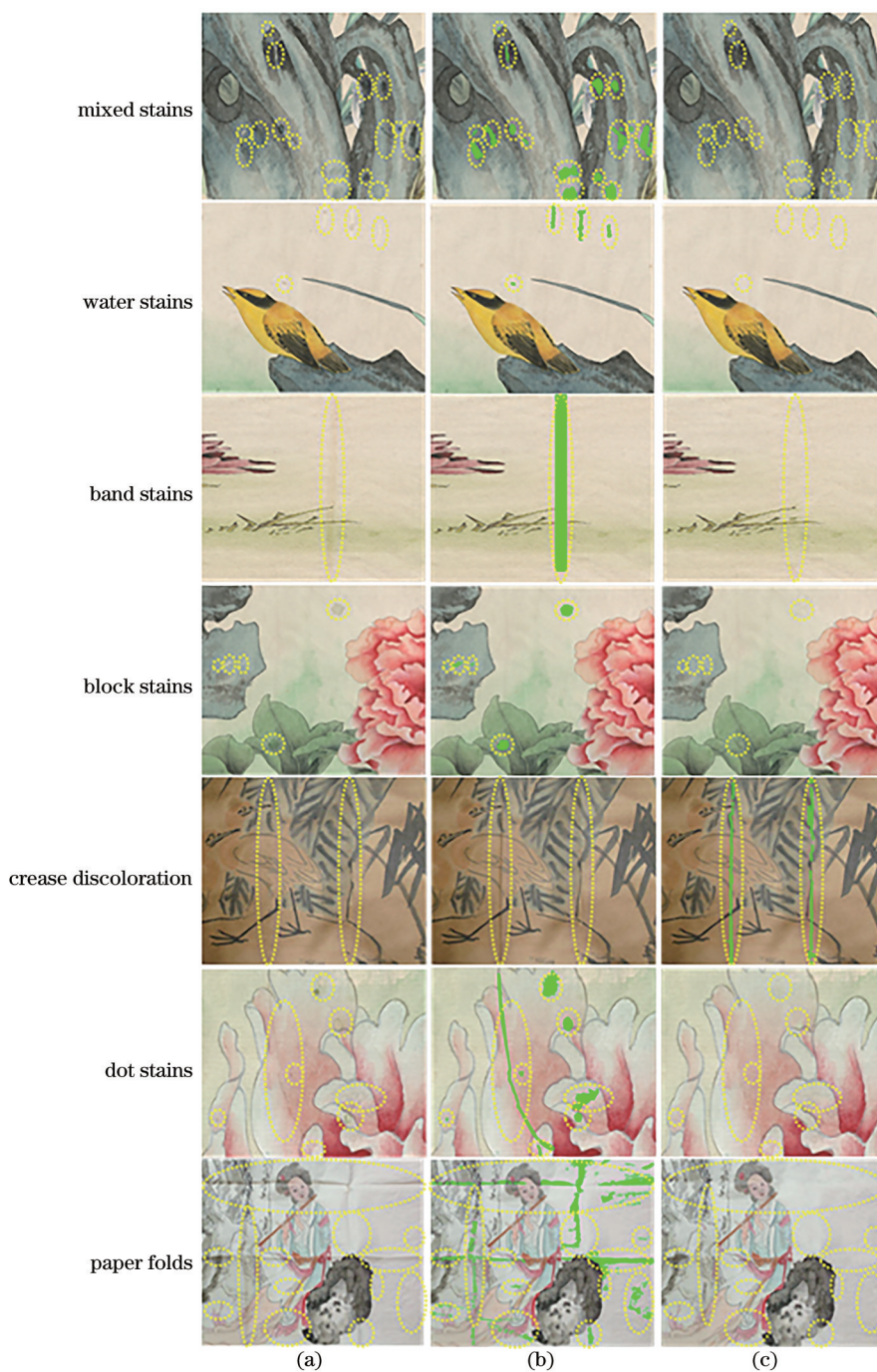


图 7 不同缺陷类型国画数字图像修复实例。(a)缺陷图;(b)待修复区域标记;(c)修复结果

Fig. 7 Examples of digital image restoration of traditional Chinese paintings with different types of defects. (a) Defect maps; (b) area mark to be repaired; (c) repaired results

脏迹类缺陷的修复效果可知,原图中心区域由于存在一条垂直方向贯穿画作的带状脏迹,视觉效果十分不和谐,而所提算法可在保持原有画作内容不被破坏的基础上整体消除画面中央的带状脏迹,整体效果较好;由块状脏迹类缺陷的修复效果可知,待修复原图在画布纸基、画芯植物、岩石 3 处区域均存在不同形态的块状脏迹,所提修复算法能在保持三

区域不互相串色的前提下较好实现各区域的自主修复;由折痕变色类缺陷的修复效果可知,画面左部、右部存在颜色加深折痕与褪色折痕现象,所提算法可根据折痕邻域像素自主判断修复的方向及程度,使整体效果符合人类视觉美观度;由点状脏迹类缺陷的修复效果可知,花瓣浅色、深色及边缘线条局部区域存在不和谐的点状脏迹,所提算法可

分别实现三个区域脏点的去除与画作原有样貌的复原;由纸张褶皱类缺陷的修复效果可知,缺陷原图像在水平、竖直方向共有 4 条贯穿全图的主要折痕,画面整体效果十分混乱,所提算法不仅消除了水平、竖直方向的 4 条主要折痕,同时消除了页面其余局部存在的不同程度细小折痕,整体效果较好。综上所述,所提改进模型对不同缺陷类国画图像均具有较好的重构效果,说明本研究的图像修复法具有广泛适用性。

6 结 论

提出了一种基于自体理论分割体系的改进 BSCB 修复模型。针对经典分割模型在处理区域隶属度差异不明显图像时分割效果不佳的问题,提出综合考虑像元色貌、8-邻域均值、8-邻域标准差的基于分通道自体理论的图像分割模型,实现了待修复区域与无损区域的精确分离;通过 Reinhard 色彩迁移算法对待修复区域进行指定色彩标记,以便于计算机的自动识别;在此基础上,采用引入 ASG 算子的改进 BSCB 模型对标记区域进行修复,有选择性地提取部分邻点,并运用恰当的加权算法,使得所提模型在修复缺陷区域较大图像时能更好地保持边缘和角点,解决了传统 BSCB 算法导致的修复图像模糊、等照线交叉等问题。实验结果和评价结果表明,在“破损修复”和“色彩与细节修复”中,所提改进模型收敛时的迭代次数均低于传统模型,PSNR 值及改进 SSIM 值均高于传统模型,表明改进模型具有更高的执行效率和更好的修复效果,为国画类图像修复提供了新思路。

参考文献

- [1] 吴余芳. 图像修复算法在国画中的应用[D]. 杭州: 浙江大学, 2008.
Wu Y F. Application of image inpainting algorithm in Chinese painting[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2008.
- [2] 韩长明. 应用于古文物的数字图像修复方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2019.
Han C M. Research on digital image inpainting method used in restoration of ancient cultural relics [D]. Changchun: Jilin University, 2019.
- [3] 陈永, 艾亚鹏, 陈锦. 基于信息熵和结构特性的敦煌壁画修复算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(12): 121020.
Chen Y, Ai Y P, Chen J. Dunhuang mural inpainting algorithm based on information entropy and structural characteristics[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(12): 121020.
- [4] 王凤随, 刘正男, 付林军. 基于信息熵和梯度因子的改进 Criminisi 图像修复方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(22): 221006.
Wang F S, Liu Z N, Fu L J. An improved Criminisi image inpainting method based on information entropy and gradient factor[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(22): 221006.
- [5] 王永飞. 一种图像缺损修复算法分析[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(12): 121005.
Wang Y F. Analysis of an algorithm for repairing image defects[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(12): 121005.
- [6] Bertalmio M, Bertozzi A L, Sapiro G. Navier-stokes, fluid dynamics, and image and video inpainting[C]//Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, December 8-14, 2001, Kauai, HI, USA. New York: IEEE Press, 2001: 7176886.
- [7] Chan T F, Shen J H. Mathematical models for local non-texture inpaintings[J]. SIAM J Appl, Math, 2001, 62(3): 1019-1043.
- [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] 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.
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.
- [11] 杜闪闪, 韩超. 基于腐蚀处理和多参数因子的 CDD 修复算法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(16): 161011.
Du S S, Han C. CDD inpainting algorithm based on corrosion treatment and multi-parameter factors[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(16): 161011.
- [12] Welsh T, Ashikhmin M, Mueller K. Transferring colour to greyscale images[C]//Proceedings of the 29th Annual Conference on Computer Graphics and

- Interactive Techniques-SIGGRAPH '02, July 23-26, 2002, AntonioSan, Texas. New York: ACM Press, 2002: 277-280.
- [13] Vieira L F M, Vilela R D, Nascimento E R D, et al. Automatically choosing source colour images for colouring greyscale images[C]//16th Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing (SIBGRAPI 2003), October 12-15, 2003, Sao Carlos, Brazil. New York: IEEE Press, 2003: 151-158.
- [14] Ruderman D L, Cronin T W, Chiao C C. Statistics of cone responses to natural images: implications for visual coding[J]. Journal of the Optical Society of America A, 1998, 15(8): 2036.
- [15] 李申燕. 图像颜色迁移技术的研究[D]. 太原: 中北大学, 2009.
- Li S Y. Research on colour transfer between images [D]. Taiyuan: North University of China, 2009.