

基于引导因子与曲率惩罚模型的图像修复算法

曾康铭, 吴杏

(南宁学院 信息工程学院, 南宁 530200)

摘要: **目的** 解决当前图像修复方法主要通过待修复像素点的法向量来确定修复过程, 无法保证其修复顺序从破损区域的周边至中心进行, 导致修复图像中存在块效应和不连续效应等问题。 **方法** 将引导因子与曲率惩罚模型相结合, 设计新的图像修复方法。利用破损区域的中心像素点与其他任意待修复像素点之间的距离来构造引导因子, 并将其与置信度项以及数据项结合, 形成优先权模型, 用于选取优先修复块。利用待修复块的梯度特性对其平滑度进行判断, 以明确该待修复块对应的最优匹配块的搜索范围, 使其通过最小绝对差平方和 (SSD) 函数来搜索最优匹配块, 从而将最优匹配块中像素点扩散填充至待修复块。最后, 基于像素点间的等照度线曲率来建立曲率惩罚模型, 以更新置信度项, 从而实现图像的修复。 **结果** 测试数据表明, 与已有修复方案相比, 所提算法可以更好地兼顾修复质量与效率。 **结论** 所提方案具有较好的修复质量, 可用于损坏面积较大图像的复原。

关键词: 图像修复; 引导因子; 梯度特征; 搜索范围; 最小绝对差平方和函数; 曲率惩罚模型

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2018)23-0209-07

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2018.23.034

Image Inpainting Algorithm Based on Guided Factor Coupling Curvature Penalty Model

ZENG Kang-ming, WU Xing

(School of Information Engineering, Nanning University, Nanning 530200, China)

ABSTRACT: The work aims to solve such problems as block effect and discontinuity effect in the restored image induced by the current image inpainting method that mainly determines the restoration process with the normal vector of pixels to be repaired, so that the repairing order is not guaranteed from the periphery to the center of the damaged area. A new image inpainting method was designed based on guided factor coupled with curvature penalty model. The distance between the center pixel of the damaged area and other arbitrary pixels to be repaired was used to construct the guided factor, and the guided factor was combined with the confidence degree and data item to form the priority model for the selection of the priority repair block. The smoothness of the block to be repaired was judged by its gradient feature to determine the search range of the optimal matching block corresponding to such block, and the optimal matching block was searched through the sum of squared differences (SSD) function, so that the pixel point diffusion in the optimal matching block was filled to the block to be repaired. Finally, the curvature penalty model was constructed based on the curvature of the equal illumination line between pixels, which was used to update the confidence term and thus realize image restoration. The test data showed that, compared with the existing image inpainting scheme, the proposed algorithm could better give consideration to restoration quality and efficiency. The proposed scheme has better restoration quality and can be used for the restoration of extensively damaged image.

KEY WORDS: image inpainting; guided factor; gradient feature; search range; sum of squared differences function; curvature penalty model

收稿日期: 2018-08-22

基金项目: 广西高校科学技术研究项目 (KY2015YB530); 广西邕宁区科学研究与技术开发计划 (20160321A)

作者简介: 曾康铭 (1983—), 男, 南宁学院工程师, 主要研究方向为计算机应用和图形图像处理。

电子技术与通信技术突飞猛进的发展,使得人们随时随地都可以轻松获取感兴趣的图片,也使得人们能够较容易地实现数字图像的传送以及携带,但有时受拍摄设备或存储设备等条件的限制,数字图像会出现破损的情况^[1-2]。破损的数字图像会降低图像的视觉效果,影响图像所含信息量大小,因此需要对破损的数字图像进行修复。

数字图像修复就是利用图像中已有的信息,通过一定的方法手段对破损区域进行修复的过程。Zhang等^[3]利用较为精确的掩模板来实现图像修复,其利用引导滤波和平滑联合滤波对破损区域进行精确定位,输出复原图像,但由于引导滤波平滑图像后具有一定的光晕效应,使得修复图像质量不佳。胡导林等^[4]将图像的灰度熵用于对图像的修复过程,在选取最优修复块时,将图像的灰度熵作为参考,并在一定范围内寻找待修复块的相似块对图像进行修复,虽然这种方案能够较好地克服图像修复过程中产生的块效应,但不能较好地确定搜索相似块的范围,导致修复图像中存在一定的模糊效应。Fredrik等^[5]提出了一种基于偏微分方程(PDE)方法的图像修复算法,通过图像中的已知图像信息来获取扩散系数,利用扩散系数以及求解椭圆形方程来完成图像的修复,通过该方案获取的图像避免了模糊效应,但图像中出现了不连续现象。Vahid等^[6]将奇异值分解的方法用于图像修复,通过分解奇异值获取的近似矩阵来实施图像内容修复。虽然该方法修复的图像较为清晰,但修复结果中存在一定的块效应。

为了解决上述问题,文中拟通过联合引导因子与曲率惩罚模型,准确地实施图像修复。将基于像素点间距离构造的引导因子用于待修复块优先权的计算,引导修复过程从破损区域的周边至中心进行,从而提高修复图像的质量。通过待修复块的梯度特性辨别其平滑度,并根据待修复块的平滑度确定搜索范围,在搜索范围内利用最小绝对差平方和函数来获取目标匹配块,避免对所有待修复块都通过全局式的搜索来寻找最优匹配块,从而减少算法的时间开销。利用像素点间的等照度线曲率构造曲率惩罚模型,对置信度项进行更新,优化修复质量。最后,通过实验对所提算法的修复性能进行验证。

1 图像修复算法的设计

所提的基于引导因子耦合曲率惩罚模型的图像修复方法过程见图1。由图1可知,文中所提算法主要由优先权计算、搜索最优匹配块以及置信度项更新这3部分组成。

1) 优先权计算。利用像素点间距离构造引导因子,并将其与置信度项以及数据项进行组合形成优先权模型,用以对待修复块的优先权进行计算,选取出

优先修复块。

2) 搜索最优匹配块。利用待修复块中像素点的梯度特性,计算待修复块中像素点的均值,并根据该均值判断待修复块的平滑度以确定搜索区域,通过SSD函数获取最优匹配块,以修复损坏的图像块。

3) 置信度项更新。以像素点间的等照度线曲率差为依据,构造曲率惩罚模型,对置信度项进行更新。

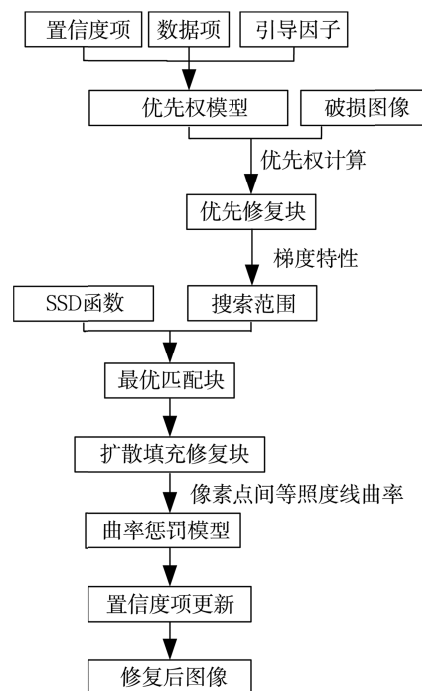


图1 所提算法的修复过程

Fig.1 Repair process of the proposed algorithm

1.1 优先权计算

破损图像的修复质量与图像的修复顺序息息相关,而图像的修复顺序则由待修复块的优先权来决定。优先权值越高的待修复块,其修复顺序越靠前。目前使用较多的优先权计算方法通过对待修复块中所含已知信息量以及结构信息特征的计算来实现,其具体过程如下所述。

对于破损区域为 φ ,已知区域为 θ ,破损区域边界线为 $\partial\varphi$ 的破损图像 I 中,位于 $\partial\varphi$ 上的任一像素点 p 对应的待修复块 B_p ,通过其所含已知信息量以及结构信息特征计算优先权值 $F(p)$ 的过程为^[7-8]:

$$F(p) = C(p) \times D(p) \quad (1)$$

式中: $C(p)$ 为度量待修复块 B_p 中所含已知信息量多少的置信度项; $D(p)$ 为度量待修复块 B_p 结构信息特征的数据项。 $D(p)$ 与 $C(p)$ 的表达式分别为:

$$D(p) = \frac{|\nabla I_p^\perp \cdot n_p|}{\alpha} \quad (2)$$

$$C(p) = \frac{\sum_{q \in B_p \cap \theta} C(q)}{|B_p|} \quad (3)$$

式中： ∇I_p^+ 为像素点 p 对应的等照度线矢量； n_p 为像素点 p 对应的单位法向量； α 为归一化项，不失一般性，取 $\alpha=255$ 。 $|B_p|$ 代表了 B_p 的面积。从式(2—3)可见， $D(p)$ 值越大表示待修复块 B_p 结构信息特征越强， $C(p)$ 值越大表示待修复块 B_p 中所含已知信息量越多。由此可见， $F(p)$ 值越大，待修复块 B_p 的优先权就越高。同时受到 $D(p)$ 项的引导，通过式(1)决定的图像修复方向为待修复像素点的法向量方向。

对于纹理结构较为复杂的图像，仅依靠像素点的法向量作为方向引导，难以保证修复过程是从破损区域的周边至中心而进行，易使得修复图像出现块效应以及不连续效应。同时，随着修复的不断深入， $C(p)$ 值会快速下降，使得式(1)的计算结果趋于 0，从而使得优先权计算出错^[9—10]。由此，文中将利用像素点之间的距离构造引导因子，对式(1)进行改进，引导修复过程破损区域的周边至中心而进行，同时避免由于 $C(p)$ 值快速下降引起的优先权计算错误。

利用破损区域 ϕ 中像素点的坐标 (x, y) 求取 ϕ 的重心坐标 $Q(\bar{x}, \bar{y})$ 。

$$\begin{cases} \bar{x} = \frac{\sum_{(x,y) \in \phi} |x|}{W} \\ \bar{y} = \frac{\sum_{(x,y) \in \phi} |y|}{W} \end{cases} \quad (4)$$

式中： W 为 ϕ 中待修复像素点的个数。

以重心 Q 为起点，任一待修复像素点 p 为终点，建立一条射线 L_p ，并将重心 Q 到 p 的距离设为 D_p 。再以重心 Q 为起点，建立一条与 L_p 夹角小于 0.5° 且与边界线 $\partial\phi$ 相交的射线 L_q ，并将交点与 Q 的距离设为 D_q ，则构建的引导因子 $E(p)$ 为：

$$E(p) = \frac{D_p}{D_q} \quad (5)$$

通过式(5)可知，离边界线 $\partial\phi$ 越近的像素点对应的 $E(p)$ 值就越大，从而保证了修复过程是沿着边界线 $\partial\phi$ 向破损区域 ϕ 中心而进行的。

通过引导因子改进的优先权函数为：

$$F'(p) = C(p) + D(p) + E(p) \quad (6)$$

通过式(6)可知，当 $C(p)$ 快速下降趋于 0 时，也不会导致优先权值的计算趋于 0，这提高了算法的鲁棒性。同时通过 $E(p)$ 的引导，也使得修复过程从破损区域的周边至中心而进行，有效避免了块效应以及不连续效应的产生。

1.2 搜索最优匹配块

当前较多图像修复算法在计算完优先权值后，就通过搜索函数在整幅图像的已知区域中搜索最优匹配块，用以对优先修复块进行扩散填充。这种大面积搜寻式的方法可能导致多个最优匹配块的出现，而且其搜索最优匹配块的过程耗时较多，导致算法效率下

降。对于一幅图像而言，较为平滑的部分像素值波动不大，而非平滑部分像素值波动较大^[11—12]。较为平滑的待修复块可在其周围搜索最优匹配块，而非平滑的待修复块则需要扩大搜索范围以搜索最优匹配块。对此，这里将结合待修复块中像素点的梯度特性，计算待修复块中像素点的均值，并根据该均值判断待修复块的平滑度以确定搜索范围，在该范围内通过 SSD 函数搜索最优匹配块，该过程如下所述。

首先，计算尺寸为 $k \times k$ 的待修复块 B_p 中，像素值为 $p(x, y)$ 的像素点四方向（上、下、左、右）上的梯度值，并通过这些梯度值求取四方向上的梯度均值 $t(x, y)$ 。以梯度均值 $t(x, y)$ 为加权因子，求取待修复块 B_p 的像素均值 V_p 。

$$V_p = \frac{\sum_{i=1}^n t_i(x, y) p_i(x, y)}{\sum_{i=1}^n t_i(x, y)} \quad (7)$$

然后，设定界定阈值 Y_F ，将 V_p 与 Y_F 进行比较。若 Y_F 大于等于 V_p ，表示 B_p 为非平滑的待修复块，反之表示 B_p 为平滑的待修复块。对于平滑的待修复块，将其最优匹配块的搜索范围限定为其尺寸的 β 倍大小的区域内。对于非平滑的待修复块，将整个已知区域 θ 视为其最优匹配块的搜索范围。

最后，在确定的搜索范围内，利用 SSD 函数搜索最优匹配块，若出现了多个最优匹配块，则选取离待修复块 B_p 距离最近的最优匹配块作为最终的最优匹配块 G_p ，用于对待修复块进行扩散填充。最优匹配块的搜索过程可表述为^[13]：

$$G_p = \arg \min SSD(B_p, \bar{G}_p) \quad (8)$$

式中：SSD 为 SSD 函数。SSD 函数的表达式为^[14]：

$$SSD(B_p, \bar{G}_q) = \sum_{p \in B_p, q \in \bar{G}_q} \sqrt{(r_p - r_q)^2 + (g_p - g_q)^2 + (b_p - b_q)^2} \quad (9)$$

式中： r, g, b 分别为像素点 p 与 q 对应的 R, G, B 分量。

1.3 置信度项更新

完成待修复块 B_p 的扩散填充后， B_p 中像素点的置信度值也随之发生了改变。修复后像素点与 G_p 块中像素点的相似度越高，则更新后的置信度值也就越大，反之越小^[15—16]。为了确保置信度项更新的准确性，这里以像素点间的等照度线曲率差为依据，构造曲率惩罚模型，对置信度项进行更新。

令 U_{B_j} 与 U_{G_j} 分别为 B_p 与 G_p 中相对应像素点的等照度线曲率，则相应的曲率惩罚函数为：

$$Q_c = \sum_{j=1}^k |U_{B_j} - U_{G_j}| \quad (10)$$

通过式(10)可知，若 B_p 与 G_p 中相对应像素点的相似度越小，则曲率惩罚值 Q_c 越大。

利用曲率惩罚模型构造的置信度项更新函数为:

$$C(\bar{p}) = \frac{C(p)}{Q_c + 1}, \forall \bar{p} \in B_p \cap \phi \quad (11)$$

通过式(11)可知,曲率惩罚值 Q_c 越大,则更新后的置信度值就越小。

2 实验结果与分析

实验在 AMD Ryzen5 3.4 GHz CPU, 4 GB 内存计算机上,利用 Matlab 7.10 软件编程进行仿真。实验中,将该算法中界定阈值 Y_F 设置为 120,倍数参数 β 设置为 9。实验采用文献[17]与文献[18]中的算法作为对照组,并采用直观分析与客观分析进行。

2.1 图像修复效果分析

文中算法以及对照组方案对严重破损、轻微损坏图像的修复结果见图 2—3。将 3 种算法修复的结果进行对比,文献[17]算法修复结果(见图 2c)中具有修复残留和模糊现象,文献[18]算法修复结果(见图 2d)中具有不连续现象以及块效应,文中算法修复结果(见图 2e)中存在些许修复残留以及轻微模糊效应。由图 3 的整体修复结果可见,文献[17]算法修复结果(见图 3c)、文献[18]算法修复结果(见图 3e)以及文中算法修复结果(见图 3g)都较好。对不同算法修复的破损位置进一步观察可见,文献[17]算法修复结果(见图 3d)中具有块效应和模糊现象,文献[18]算法修复结果(见图 3f)中具有不连续现象以及修复残留,文中算法修复结果(见图 3h)中具有 1 处修复不完全现象。由此可见,文中算法具有较

好的图像修复效果。因为这里利用像素点间距离构造引导因子,并将其与置信度项以及数据项进行组合形成的优先权模型,不仅克服了随着修复的不断深入,置信度项快速下降引起的优先权计算错误问题,而且还利用引导因子引导修复过程从破损区域的周边至中心进行,从而提高了算法的修复质量。另外,文中算法还利用了像素点间的等照度线曲率差构造了曲率惩罚模型,提高了置信度项更新的合理性,从而使得算法的修复质量得到了进一步的提高。

2.2 客观分析

为了客观评估算法的修复性能,对图 4 的测试目标设置不同程度的破损比率,并采用度量图像修复结果常用的结构相似度指标(SSIM)、相关系数指标(CC)以及平均梯度指标(AG)和不同算法的修复平均耗时作为分析参数,对不同算法的修复性能进行客观分析。其中,SSIM 值越大,则说明整体修复质量越高;AG 值越高,表示修复图像的模糊度越低;CC 值越大,表明修复图像的色彩保持度越好。

不同算法修复图像的 SSIM 结果见图 5a,不同算法修复图像的 CC 值结果见图 5b,不同算法修复图像的 AG 值结果见图 5c。由图 5 可发现,图像破损比率越大,各种算法修复图像的 SSIM 值、CC 值、AG 值就越低,但所提方案的 SSIM 值始终最高。在测试目标图像破损比率为 32% 时,文中算法修复图像的 SSIM 值为 0.959,CC 值为 0.987,AG 值为 0.979,文献[18]中算法修复图像的 SSIM 值为 0.926,CC 值为 0.982,AG 值为 0.946,文献[17]算法修复图像的 SSIM 值为 0.853,CC 值为 0.971,AG 值为 0.877。

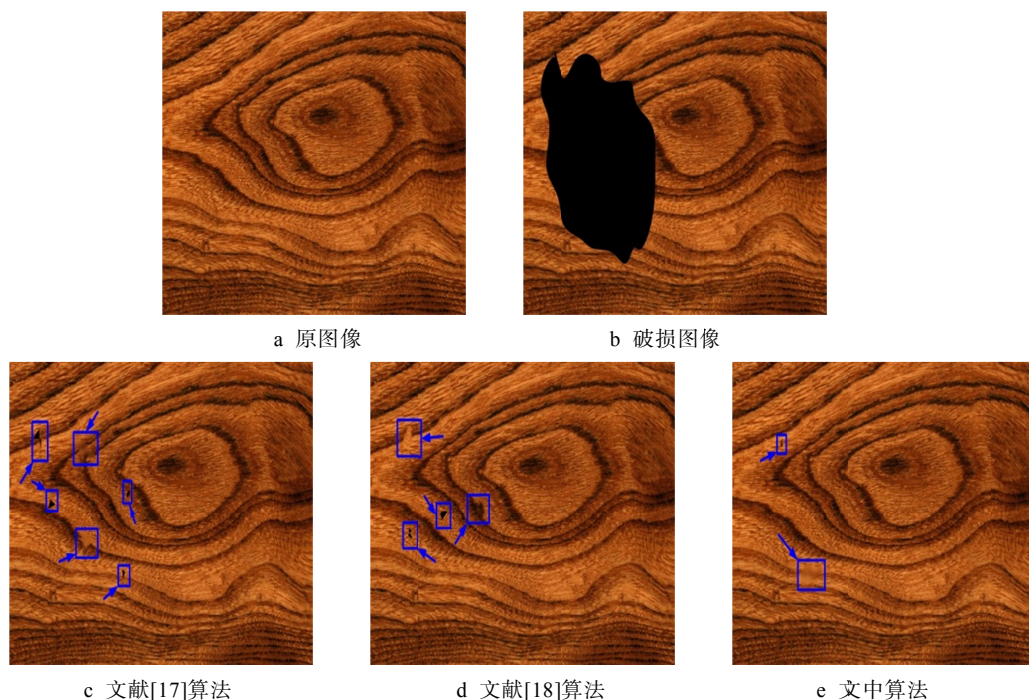


图 2 不同算法对大面积破损图像的修复结果

Fig.2 Repair results of extensively damaged images by different algorithms

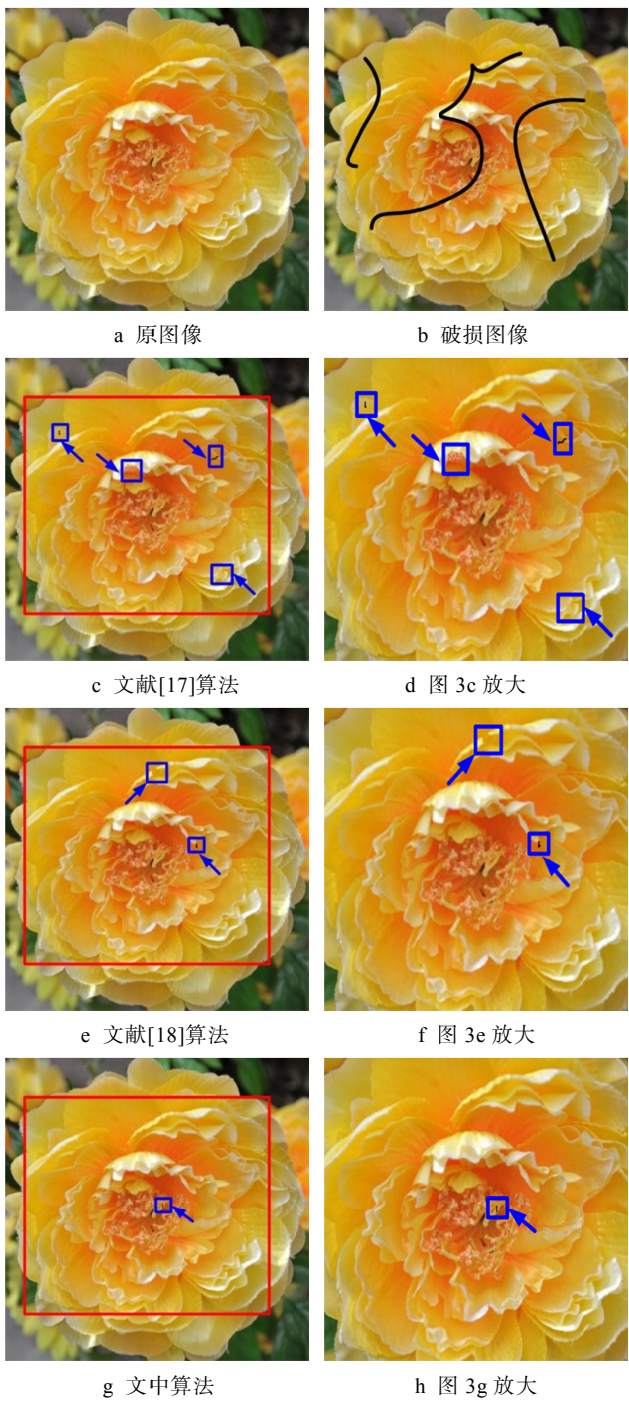


图 3 不同算法对小面积破损图像的修复结果
Fig.3 Repair results of slightly damaged images by different algorithms



图 4 测试目标图像
Fig.4 Test target image

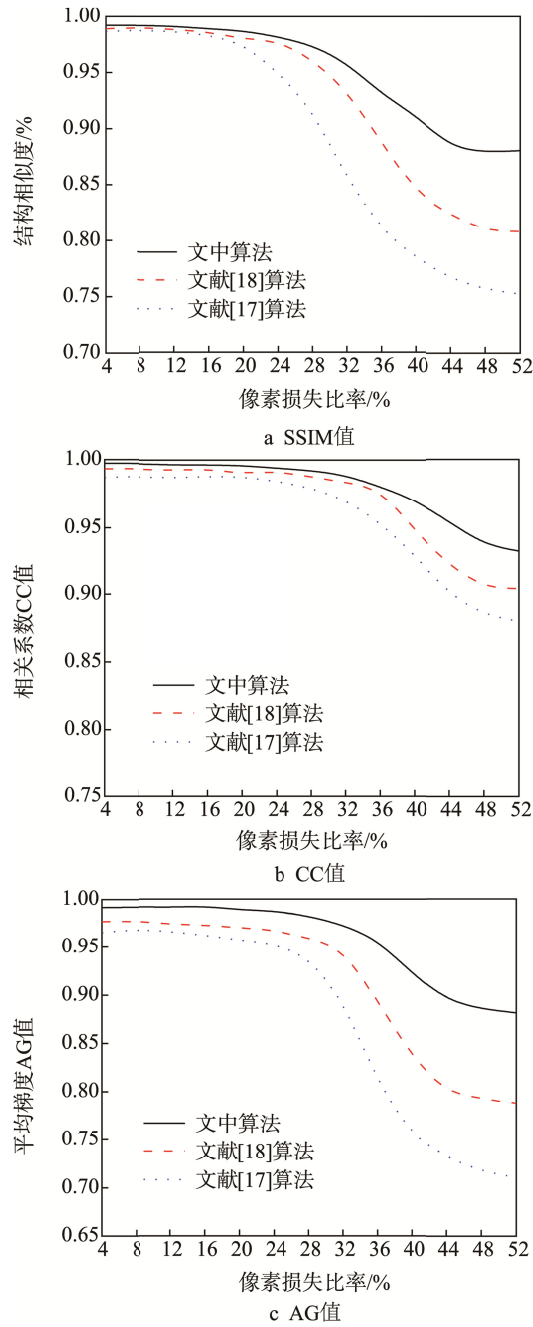


图 5 不同算法修复图像的客观量化测试
Fig.5 Objective quantitative testing of image restoration by different algorithms

从这些数据发现，3 种算法的修复结果均可以较好地保持图像的色彩信息，但随着损坏面积的增大，文献 [17—18] 的修复图像也存在不同程度的模糊现象，其对应的 AG 值迅速下降，当像素丢失比例达到 52% 时，两者的 AG 值分别为 0.712, 0.785，而所提算法的 AG 值仍然维持在 0.85 以上。不同算法所用平均耗时见表 1，可知，文中算法的平均耗时为 2.3871 s，与对照组算法相比，其平均耗时最低。由此说明文中算法不仅具有较好的修复效果，而且还具有较高的修复效率。因为这里构造了引导因子，并通过引导因子与置信度项以及数据项建立了优先权模型，保证了优先权

计算的稳定性与准确性,引导了修复过程从破损区域的周边至中心进行,同时还利用待修复块中像素点的梯度特性,对待修复块的平滑度进行了判断,并根据判断结果确定了最优匹配块的搜索范围,避免了单一的全局式搜索方式,使其修复效率以及质量得以提高。文献[17]中算法利用小波变换获取图像的低、高频子图,并对匹配块的尺寸与数量进行计算后,再对多匹配块进行随机查找,最后通过窄带模型对图像进行修复,由于小波变换受到方向性选择上的制约,使得获取的子图丢失了较多的细节信息,而且该算法对匹配块的处理步骤过于复杂,导致算法的修复效果以及修复效率不佳。文献[18]中算法将全变分模型等价为一个无约束极小化问题,并通过变量分裂以及交替最小化方法求取最优解,以完成图像修复。由于基于全变分模型的方法,在面对修复破损面积较大的图像时,会出现纹理丢失的现象,而且变量分裂以及交替最小化方法的计算复杂度较高,导致算法的修复质量以及修复效率都有所下降。

表 1 不同算法平均耗时

Tab.1 Average time consuming for different algorithms

算法名称	所用平均耗时/s
文献[17]算法	2.9815
文献[18]算法	2.6528
文中算法	2.3871

3 结语

利用构造的引导因子建立了优先权模型,以克服置信度项趋于 0 引起的优先权计算错误,同时也引导了修复过程从破损区域的周边至中心进行,提高了算法的修复效果以及稳定性。利用待修复块的梯度特性判断了其平滑度,并根据待修复块的平滑度确定了最优匹配块的搜索范围,在该范围内通过 SSD 函数搜索最优匹配块,提高了算法的修复效率。利用像素点间的等照度线曲率差构造曲率惩罚模型,用于对置信度项进行合理的更新,进一步提高了算法的修复效果。通过直观以及客观分析,测试数据表明了所提方案具有较好的修复性能和效率。

所提算法虽然利用了待修复块中像素点的梯度特性,对搜索范围进行了调整,但整个调整过程依赖固定阈值 Y_F ,从而限制了修复图像质量。在未来的研究计划中,将引入图像的灰度信息,对搜索范围的调整方法进行优化,使得搜索范围的阈值可以随图像的灰度信息进行自适应调整,并考虑图像的纹理特性,对图像块尺寸进行动态调整,使得算法在搜索最优匹配块时具有更好的纹理适应性,以进一步提高所提算法的修复效果。

参考文献:

- [1] ANAM A, MUHAMMAD S, ABDUL B. Coherent Spatial and Color Blended Exemplar Inpainting[J]. Mehran University Research Journal of Engineering and Technology, 2017, 36(2): 225—232.
- [2] 谭云兰, 汤鹏杰, 夏洁武. 基于自适应引导滤波的全景图像增强算法研究[J]. 井冈山大学学报(自然科学版), 2018, 39(4): 34—42.
- [3] TAN Yun-lan, TANG Peng-jie, XIA Jie-wu. Research on Panoramic Image Enhancement Algorithm Based on Adaptive Guided Filtering[J]. Journal of Fudan University (Natural Science), 2018, 39(4): 34—42.
- [4] ZHANG Wan-xu, RU Yi, MENG Hong-qi. A Precise-mask-based Method for Enhanced Image Inpainting[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2016, 16(6): 1—5.
- [5] 胡导林, 蔡述庭, 罗斌玲. 基于灰度熵的样本块图像修复算法研究[J]. 自动化技术与应用, 2017, 36(3): 59—63.
- [6] HU Dao-lin, CAI Shu-ting, LUO Bin-ling. Study of Exemplar Image Inpainting Algorithm Based on Grey Entropy[J]. Techniques of Automation and Applications, 2017, 36(3): 59—63.
- [7] FREDRIK B, GEORGE B. Coefficient Identification in PDEs Applied to Image Inpainting[J]. Applied Mathematics and Computation, 2014, 242(1): 227—235.
- [8] VAHID K A, FARZIN Y. Exemplar-based Image Inpainting Using SVD-Based Approximation Matrix and Multi-scale Analysis[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(5): 7213—7234.
- [9] WEI Yin-wei, LIU Shi-guang. Domain-based Structure-aware Image Inpainting[J]. Signal, Image and Video Processing, 2016, 10(5): 911—919.
- [10] WANG Hai-xia, JIANG Li, LIANG Rong-hua. Exemplar-based Image Inpainting Using Structure Consistent Patch Matching[J]. Neurocomputing, 2017, 269(1): 90—96.
- [11] DAI Lei, JIANG Dai-hong, DING Bin. Improved Digital Image Restoration Algorithm Based on Criminisi[J]. Journal of Digital Information Management, 2016, 14(5): 302—310.
- [12] HUANG Ying, LI Kai, YANG Ming. An Improved Image Inpainting Algorithm Based on Image Segmentation[J]. Procedia Computer Science, 2017, 107(1): 796—801.
- [13] LIU Ying, LIU Chan-juan, ZOU Hai-lin. A New Structure Tensor Based Image Inpainting Algorithm[J]. International Journal of Grid and Utility Computing, 2016, 7(4): 294—303.
- [14] LEE J S, WEI K J, WEN K R. Image Structure Rebuilding Technique Using Fractal Dimension on the Best Match Patch Searching[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(2): 1875—1899.
- [15] 彭春华, 唐利明. 非均匀纹理图像的分层 Criminisi 修复算法[J]. 红外技术, 2017, 39(9): 814—823.
- [16] PENG Chun-hua, TANG Li-ming. Multi-layer Criminisi Inpainting Algorithm for Non-uniform Tex-

- ture Images[J]. *Infrared Technology*, 2017, 39(9): 814—823.
- [14] VAHID K A, FARZIN Y. Fast Exemplar-based Image Inpainting Using a New Pruning Technique[J]. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2017, 31(10): 1—19.
- [15] 何凯, 牛俊慧, 沈成南. 基于 SSIM 的自适应样本块图像修复算法[J]. *天津大学学报(自然科学与工程技术版)*, 2018, 51(7): 763—767.
HE Kai, NIU Jun-hui, SHEN Cheng-nan. Adaptive Sample Block Image Inpainting Algorithm Based on SSIM[J]. *Journal of Tianjin University (Science and Technology Edition)*, 2018, 51(7): 763—767.
- [16] FAN Qian, ZHANG Li-feng. A Novel Patch Matching Algorithm for Exemplar-based Image Inpainting[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2018, 77(9): 10807—10821.
- [17] 廖斌, 苏涛. 基于窄带优化的自适应多匹配块随机查找图像修复[J]. *量子电子学报*, 2017, 34(6): 656—661.
LIAO Bin, SU Tao. Adaptive Multiple Matched Patches Random Search Image Completion Based on Narrowband Optimization[J]. *Chinese Journal of Quantum Electronics*, 2017, 34(6): 656—661.
- [18] XIAO Su. Image Inpainting Method Based on Total Variation Regularization[J]. *Recent Advances in Electrical & Electronic Engineering*, 2017, 10(3): 242—247.