

基于能量信息耦合梯度调节机制的图像修复算法设计与应用

杜媛

(西安职业技术学院 大数据应用学院, 西安 710072)

摘要: 为了克服当前图像修复算法主要依靠图像的置信度信息来获取优先修复块, 忽略了图像的能量信息, 导致修复结果中存在不连续及伪吉布斯现象等缺陷, 设计了基于能量信息与梯度调节机制的图像修复算法; 首先, 通过区域能量函数来求取图像的能量信息, 以计算待修复块的优先权信息, 得到优先修复块; 然后, 基于图像梯度模值, 建立梯度调节机制, 以调节样本块的大小, 获取与图像纹理相适应的样本块尺寸; 引入平方差求和 (SSD) 函数, 以确定最优匹配块; 最后, 通过像素点间的差异性, 构造相似惩罚因子, 以更新置信度项, 完成图像的修复; 实验结果显示, 在所提算法中将变化阈值取值为 0.5 时, 较当前图像修复方案而言, 所提算法具备更好的修复性能, 所得到的修复图像拥有更好的纹理连贯性与更高的结构相似 (SSIM) 值; 当对像素丢失比例达到 50% 的图像进行修复时, 较对照组算法而言, 所提算法修复图像的 SSIM 值分别提高了 6.5% 和 17.5%。

关键词: 图像修复; 能量信息; 梯度模值; 梯度调节机制; 平方差求和函数; 相似惩罚因子

Design and Application of Image Inpainting Algorithm Based on Energy Information and Gradient Adjustment Mechanism

DU Yuan

(School of Big Data Application, Xi'an Vocational and Technical College, Xi'an 710072, China)

Abstract: In order to overcome the current image restoration algorithms mainly rely on the image confidence information to obtain the priority repair block, ignoring the image energy information, making the algorithm's repair performance decline, resulting in the repair image discontinuity and pseudo Gibbs phenomenon and other defects. Energy information and gradient adjustment mechanism are used to repair the image. Firstly, the energy information of the image is obtained by the region energy function, and the priority information of the block to be repaired is calculated by the data and confidence terms. Then, on the basis of image gradient modulus, a gradient adjustment mechanism is established to adjust the size of the sample block and obtain the sample block size corresponding to the image texture. Finally, the sum function of square difference is introduced to calculate the similarity between the block to be repaired and the matching block, so as to obtain the optimal matching block. Through the difference between pixels, construct the similarity penalty factor to update the confidence term and complete the image restoration. The experimental results show that when the change threshold value is set in the proposed algorithm, the proposed algorithm has better repair performance than the current image repair scheme, and the repaired image has better texture coherence and higher structural similarity value. When repairing an image with a pixel loss ratio of 50%, the SSIM value of the repaired image of the proposed algorithm is 6.5% and 17.5% higher than that of the control group.

Keywords: image inpainting; energy information; gradient modulus; gradient adjustment mechanism; sum of squared differenced function; similarity penalty factor

0 引言

在当今人们越来越重视信息传递的环境下, 得益于数字图像的便捷性和易获取性, 数字图像也得到了更为广泛的应用, 在航空航天、医疗诊断以及汽车制造等多个领域都可以看到数字图像技术的使用^[1]。现代发达的科技, 使得人们易于获取与保存数字图像。但在数字图像的保存与使用等处理过程中, 也会出现数字图像损坏的情况, 损坏

的数字图像不仅会降低数字图像的观赏性, 甚至有时还会对传送的图像信息造成缺失, 使得数据传输出错^[2]。因此, 对损坏图像修复的方法进行研究, 就变得贴切于生活, 成为了一项具有实际应用价值的工作^[3]。当下图像修复技术已在新闻传媒、考古研究等领域得到了广泛的应用^[4]。

为了修复损坏的数字图像, 人们对图像修复算法进行了研究, 如 Jia 等人^[5]在修复图像的过程中, 采用图像的置信度信息与结构信息相乘的方式, 计算出优先权值, 进而

收稿日期: 2022-11-21; 修回日期: 2023-02-14。

基金项目: 陕西职业教育乡村振兴研究院课题(22YB022)。

作者简介: 杜媛(1984-), 女, 硕士, 副教授。

引用格式: 杜媛. 基于能量信息耦合梯度调节机制的图像修复算法设计与应用[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(10): 147-152, 181.

获取优先修复块,接着计算基于 IHS 空间的图像梯度,进而完成图像修复。该方法考虑了图像的梯度特征,具有一定的修复效果,但由于该方法主要依靠图像的置信度信息获取优先修复块,忽略了图像的能量信息,易造成优先权值计算结果的误差较大,选取的优先修复块准确度不高,使得修复图像中含有不连续现象。Wang 等人^[6]根据图像的空间变化情况更新置信度,以改进优先权值的计算,接着通过结构一致的计算方法,求取最优补丁块,以修复图像。该方法能够对破损图像进行修复,且考虑了图像中的结构因素,使得修复图像的结构一致性较好,但由于该方法中优先权值的计算是以置信度为主,没有考虑图像的能量信息,从而导致修复图像中含有伪吉布斯效应。Lu 等人^[7]采用梯度低秩逼近方法,在图像的水平 and 垂直梯度上进行低阶约束,计算梯度相似的最小化,再利用导数的自适应迭代奇异值阈值来修复图像。该算法采用了自适应的阈值确定方法来修复图像,使得修复的图像完整度较好,但由于该算法中梯度低秩逼近方法具有一定的逼近误差,在迭代修复图像的过程中,会由于误差的叠加,使得逼近误差不断加大,进而使得修复图像中含有块现象。Dong 等人^[8]提出了一种全广义变分的图像修复模型,引入多级紧帧分解系数的低阶和高阶导数,对图像进行约束,得到多尺度下多个不同方向的特征信息,采用分裂技术和原对偶算法相结合的优化算法,实现图像的修复。该算法利用对图像信息求导数的方法,将图像的特征信息融入到了图像的修复过程,使得修复图像的纹理等特征较为完善,但由于该算法中使用的广义变分模型,忽略了像素点间的关联性,使得修复图像中含有振铃效应。

对此,本文提出了能量信息耦合梯度调节机制的方法,用于图像修复。在置信度和数据项的基础上,加入图像的能量信息,构造优先权测量函数,以准确的获取优先修复块。利用图像的梯度模值,建立梯度调节机制,获取与图像纹理相适宜的样本块大小。引入 SSD (sum of squared difference) 函数,搜寻最优匹配块。利用像素点的差值,对置信度进行合理的更新。最后,测试了所提算法的修复性能,从 SSIM (structural similarity index) 和纹理连贯性两方面来客观评价。

1 本文图像修复算法

本文算法的修复过程见图 1。可见,该算法由求取优先修复块、确定样本块大小、搜寻最优匹配块和更新置信度项四部分组成。

1) 求取优先修复块。借助区域能量函数,求取图像的能量信息,将图像的能量信息加入到待修复块的优先权值计算过程中,以克服待修复块的置信度项在趋于 0 时,引起优先权值计算出错的弊端,从而准确的获取优先修复块。

2) 确定样本块大小。通过计算图像的梯度模值,建立梯度调节机制,考虑图像的纹理变化情况,根据图像中纹理的变化情况,动态的调节样本块的大小,进而得出适宜

的样本块大小,克服了采用固定样本块大小,引起的纹理不适应性,避免了修复图像出现纹理不连续性的弊端,增强算法的适应能力。

3) 搜寻最优匹配块。采用 SSD 函数,测量图像块间匹配度,搜寻最优匹配块,对待修复块进行修复。

4) 更新置信度项。利用像素点间的差异性,构造相似惩罚因子,更新置信度项,以提高被修复图像块边缘与未破损图像块边缘的衔接性,消除被修复图像块边缘的像素畸变性,通过迭代该过程,实现图像的修复。

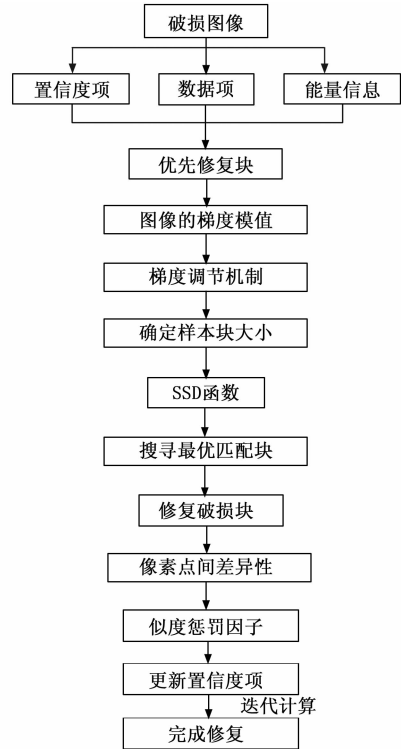


图 1 本文算法流程设计图

1.1 求取优先修复块

对于待修复像素点 p 对应的待修复块 Y_p , 置信度项 $C(p)$ 和数据项 $D(p)$ 分别表达了其已知信息以及结构信息,其表述分别为^[9]:

$$C(p) = \frac{\sum_{q \in Y_p \cap \varphi} C(q)}{|Y_p|} \quad (1)$$

$$D(p) = \frac{|\nabla I_p^\perp \cdot F_p|}{255} \quad (2)$$

式中, ∇I_p^\perp 为 p 上的等照度线, φ 为已知区域, F_p 为 p 上的法向量。

通过 $C(p)$ 和 $D(p)$ 计算优先权 $P(p)$ 的过程为:

$$P(p) = C(p)D(p) \quad (3)$$

由于在迭代修复的过程中, $C(p)$ 值会骤降而趋于 0, 导致 $P(p)$ 的计算出错和不稳定^[10-11]。因此, 本文引入图像的能量信息, 将其联合 $C(p)$ 和 $D(p)$, 构造优先权测量函数, 以使得优先权值的计算不会随着 $C(p)$ 值的骤降而出错, 提高了修复顺序计算过程的稳定性以及准确性。

图像的能量信息在一定程度上反映了图像内容的整体变化情况, 图像的能量信息可借助区域能量函数来获取^[12]:

$$EG(p) = \sum_{x=1}^{M_y} \sum_{y=1}^M \frac{Y_p^2(x, y)}{M \times M} \quad (4)$$

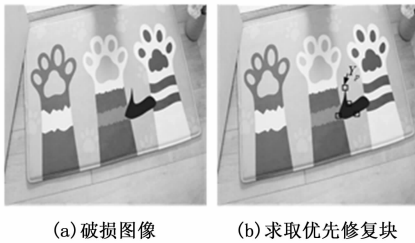
式中, M 为 Y_p 的大小。

通过 $C(p)$ 和 $D(p)$ 及 $EG(p)$ 构造的优先权测量函数 $R(p)$ 为:

$$R(p) = C(p) + D(p) + EG(p) \quad (5)$$

如式 (5) 所示, 引入图像的能量信息, 可为优先权的计算提供了更多的图像特征作为参考内容, 有助于提高优先权值计算的正确性。同时将式 (3) 中采用置信度项和数据项相乘的方式, 改成式 (5) 中相加的形式, 可以避免由于 $C(p)$ 值的骤降而引起优先权计算出错, 可以有效促进图像修复秩序合理、稳定的进行。

图 2 展示了通过式 (5) 计算优先修复块的过程。在经过对不同待修复块优先权值的计算后, 确定了图 2 (b) 中箭头指向的待修复块 Y_p 为求取的优先修复块。



(a) 破损图像 (b) 求取优先修复块

图 2 求取优先修复块的过程

1.2 确定样本块大小

固定尺寸样本块难以适应图像纹理的多样性。图像的纹理结构较为复杂时, 可缩小其尺寸, 以避免修复图像出现畸变和纹理不连续等弊端^[13-14]。图像的纹理结构较为简单时, 可扩大其尺寸, 以避免修复图像出现块效应和拼接痕迹。图像的纹理信息可通过像素点的梯度信息来反应。本文将通过求取图像的梯度模值, 来作为样本块大小的选取依据, 确定样本块大小。

像素点 $p(x, y)$ 的梯度模值为^[15]:

$$G_p = ((p(x+1, y) - p(x-1, y))^2 + (p(x, y+1) - p(x, y-1))^2)^{1/2} \quad (6)$$

利用式 (6) 求取大小为 $M \times M$ 图像 $I(x, y)$ 的梯度模值为:

$$GM = \sum_{x=1}^{x=M} \sum_{y=1}^{y=M} G_p \quad (7)$$

当图像的梯度模值较大时, 说明图像的纹理结构较为复杂, 反之说明图像的纹理结构较为简单。因此, 可利用 GM 建立梯度调节机制, 以选择样本块尺寸, 其步骤如下。

首先, 设置样本块初始化大小为 $k \times k$ 后, 通过式 (7) 计算此时样本块的梯度模值 GM_i 。接着将样本块大小扩大至 $k = k + 2$, 再次计算此时样本块的梯度模值 GM_{i+1} 。然后, 计算扩大后样本块的梯度模值变化率:

$$\Delta GM = \left| \frac{GM_i - GM_{i+1}}{GM_i + GM_{i+1}} \right| \quad (8)$$

最后, 比较 ΔGM 与变化阈值 η 的大小。当 $\Delta GM \geq \eta$ 时, 说明扩大样本块大小后, 样本块的梯度变化较大, 纹理结构变得较为复杂, 样本块大小扩大失败, 应保持梯度模值 GM_i 对应的样本块大小。当 $\Delta GM < \eta$ 时, 说明扩大样本块大小后, 样本块的梯度变化不大, 纹理结构的复杂情况变化较小, 样本块大小扩大成功, 此时应将样本块大小继续扩大至 $k = k + 2$, 并迭代该过程, 直至 $\Delta GM \geq \eta$ 为止。

梯度调节机制确定样本块大小的过程如图 3 所示。图 3 中样本块大小经过了两次调节, 最后确定了实线框对应的大小为样本块大小。



图 3 确定样本块大小

1.3 搜寻最优匹配块

SSD 函数是一种使用较多的最优匹配块搜索方法, 其通过像素点的 R 、 G 、 B 值对待修复块与匹配块之间的匹配程度进行测量, 该过程如下^[16]:

$$SSD_{(Y_p, Z_q)} =$$

$$\sum_{a \in Y_p} \sum_{b \in Z_q} \sqrt{(a_R - b_R)^2 + (a_G - b_G)^2 + (a_B - b_B)^2} \quad (9)$$

式中, Z_q 为已知区域中的匹配块, a_x ($x = R, G, B$) 与 b_x ($x = R, G, B$) 分别为 Y_p 和 Z_q 中像素点对应的 R 、 G 、 B 值。

利用式 (9) 求取 Y_p 与已知区域中所有匹配块的 SSD 值, 当 SSD 值最小时, 说明此时的匹配块与 Y_p 的匹配度最高, 将其作为最优匹配块。

$$Z_q = \operatorname{argmin} SSD_{(Y_p, Z_q)} \quad (10)$$

采用 SSD 函数获取最优匹配块的结果如图 4 所示。通过 SSD 函数多次计算待修复块 Y_p 与匹配块间的 SSD 后, 确定了图中箭头所指实线框匹配块 Z_q 为最优匹配块。



图 4 最优匹配块的确定

1.4 更新置信度项

通过 Z_q 对 Y_p 进行修复时, 由于 Z_q 和 Y_p 中同一坐标处

的像素点具有差异性, 因此对置信度更新时, 不能直接将修复后 Y_p 中像素点的置信度更新为 1, 以避免误差的繁衍, 造成块现象的出现^[17-18]。对此, 本文利用 Z_q 和 Y_p 中像素点的差异性构造了相似惩罚因子, 用以更新置信度项。

Z_q 和 Y_p 中像素点 i 的差异性可通过其像素值 Z_{qi} 和 Y_{pi} 得到:

$$DF = \sum_{i=1}^k |Z_{qi} - Y_{pi}| \quad (11)$$

式中, k 为 Z_{qi} 和 Y_{pi} 的大小。

利用 DF 构造的相似惩罚因子为:

$$\bar{C}(p) = \frac{C(p)}{DF + \alpha} \quad (12)$$

式中, $\bar{C}(p)$ 为更新后的置信度值, α 为防止分母为 0 的任意一个较小的非负常数。

图 5 为利用本文算法获取的修复图像。从图 5 可见, 修复图像的纹理连续性较好, 可视效果佳。



图 5 修复结果

3 实验结果

在 AMD3.6 GHz 处理器、8 GB 内存的 DELL 计算机上, 采用 Matlab#7.10 建立实验环境, 同时视文献 [19]、[20] 算法为对比组。对本文算法和对比组进行图像修复测试。测试过程中, 本文算法变化阈值 η 取值为 0.5。

图 6 为地毯划痕破损图像的修复结果。从图 6 各算法的修复情况看, 各算法都能对划痕破损的图像进行修复, 且修复图像的效果都较好。但对比各算法修复区可以发现, 图 6 (d) 中含有不连续和划痕残留现象。图 6 (f) 中含有振铃现象和间断现象。图 6 (h) 中的修复效果相对较好, 没有划痕残留和间断现象, 仅有一处轻微模糊现象。花瓶遮挡破损图像的修复结果如图 7 所示。通过仔细观察各算法的修复结果可知, 图 7 (c) 中具有不连续和伪吉布斯效应, 图 7 (d) 中具有块现象和修复残留现象, 图 7 (e) 中仅存一处细小的振铃现象。苹果文字破损图像的修复结果如图 8 所示。通过比较各算法修复的图像可见, 图 8 (c) 中具有块现象和间断现象。图 8 (d) 中具有振铃和文字残留现象。图 8 (e) 中不具间断和块现象, 仅具有些许修复不彻底现象。由此可见, 本文算法的修复能力较强, 修复的图像纹理连接性较好, 图像的质量较高。因为本文算法将图像的能量信息引入到优先权的计算过程, 构造了优先权测量函数, 有效避免了置信度项在趋于 0 时, 对优先权值计算造成的错误影响, 稳定、准确地获取了待

修复块的优先权值。同时本文算法还通过 SSD 函数测量了图像块间的相似性, 从已知区域中选取了与待修复块相似性较佳的匹配块以修复图像, 从而提高了本文算法的修复能力, 使得本文算法修复的图像具有更好的视觉效果和更高的质量。

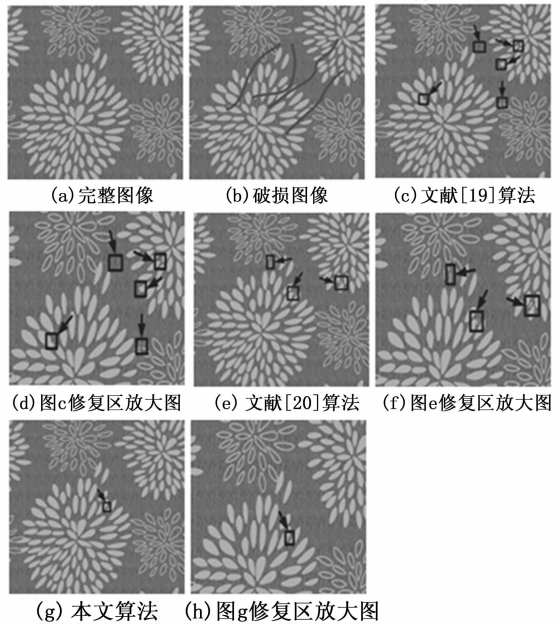


图 6 地毯划痕破损图像的修复结果

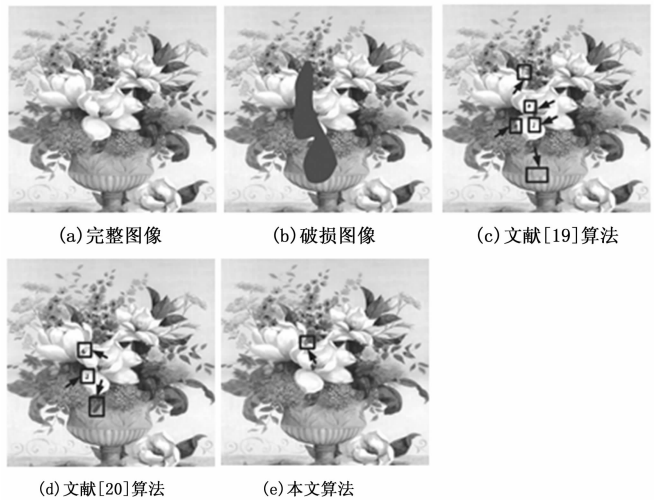


图 7 花瓶遮挡破损图像修复结果

SSIM 常用于作为修复图像的数值测试指标, 其值较大则说明图像质量较好^[21]。在此, 以图 9 所示的完整图像为对象, 对其实施不同程度的损坏, 得到破损图像。再借助各算法对这些破损图像进行修复, 并计算其对应的 SSIM 值, 以测试各算法的修复能力。

各算法修复图像的 SSIM 值测试结果如图 10 所示。通过图 10 可知, 本文算法修复图像的 SSIM 值较对比组较好。通过比较 52% 破损度图像的修复结果可知, 本文算法修复

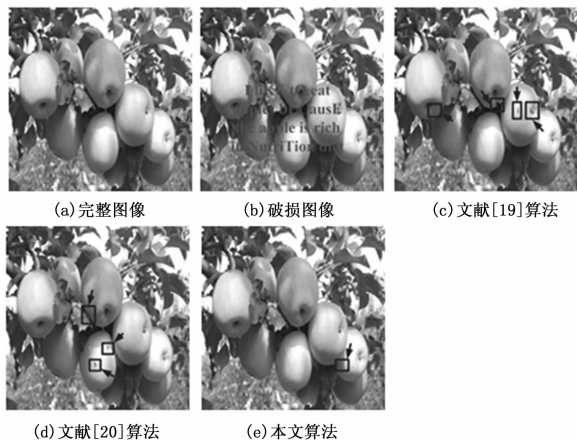


图 8 苹果文字破损图像的修复结果



图 9 完整图像

结果的 SSIM 为 0.878，文献 [19] 修复结果的 SSIM 为 0.756，文献 [20] 修复结果的 SSIM 为 0.808。可见，本文算法的修复能力强于对比组算法。因为本文算法通过图像的梯度模值信息，建立了梯度调节机制，对样本块大小与图像的纹理信息进行了良好的匹配，根据图像纹理的变化情况，选取了合适的样本块大小。另外，本文算法还通过像素点间的差异性，构造了相似惩罚因子，对置信度项进行了合理的更新，抵御了修复误差的繁衍，从而提高了本文算法的修复能力。文献 [19] 算法通过设定函数的方法，来抵御置信度值骤降引起的优先权计算错误，并利用 Census 变换和 SSD 函数结合以获取最优匹配块，完成图像修复。由于该方法中计算优先权值时没有考虑图像的能量信息，而且该方法采用的样本块为唯一大小，因此使得其修复能力不佳。文献 [20] 算法在利用正则化方法的基础上，对优先权值的计算过程进行修正，并将平方误差函数和绝对差函数进行结合，以求取最优匹配块。这种方法采用固定大小的样本块来获取最优匹配块，无法满足纹理变化的要求，而且这种方法直接采用置 1 的方法来更新置信度，使得修复误差繁衍较为严重，从而降低了其修复能力。

4 算法的应用与分析

仪表盘图像是设计师与客户间进行仪表盘选型的重要依据。由于设计师与客户的空间关系，为了节约经济与时间成本，设计师和客户需要通过网络传输仪表盘图像，以实现选型沟通。但是在网络传输过程中，会由于网络的质量、图像的压缩以及接收方存储介质的质量等问题，导致

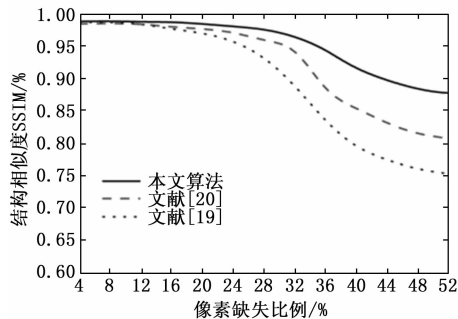


图 10 SSIM 值测试结果

所获取仪表盘图像损坏，影响设计师与客户间的选型交流，给产品的生产带来质量不佳及效率低下的隐患。

因此，为了验证本文算法的实用性，采用工业相机，对汽车仪表盘进行图像采集，见图 11 (a)，并在未知的网络中，将其发送给用户，在其传输期间，遭遇了（图像数据丢失的）破坏，见图 11 (b)。随后，利用本文算法与其他两种对照组技术实施复原，结果见图 11。观察各算法的修复结果可见，图 11 (c) 中具有块现象及不连续现象。图 11 (d) 中具有修复残留及振铃现象，而图 11 (e) 中仅具有一处轻微的块现象。由此可见，本文算法对划痕破损的仪表盘图像具有较好的修复效果，修复的图像视觉效果较好，有助于提高产品的生产质量和效率。

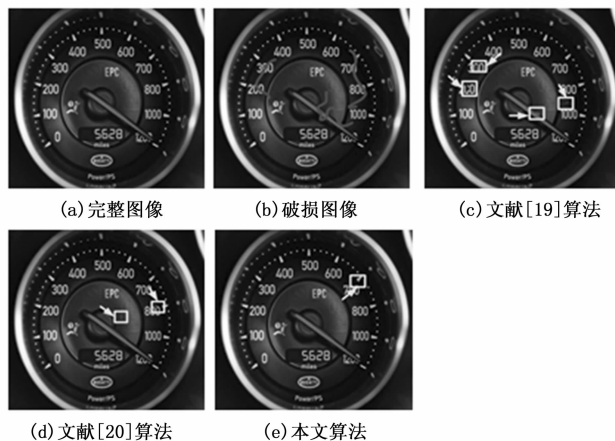


图 11 仪表盘划痕破损图像的修复结果

为了客观评估所提算法在修复仪表盘图像的优势，以图 11 (a) 为样本，对其施加不同程度的破坏，从而形成 10 副损坏图像。再借助 3 种修复技术对其复原，并统计复原前后目标图像的 SSIM 值，结果见表 1。由表 1 发现，随着损坏范围增大，虽然三者修复图像的 SSIM 值都处于逐步下降的情况，但是所提算法的稳定性最好，修复图像对应的 SSIM 值也优于文献 [19] 算法和文献 [20] 算法修复图像对应的 SSIM 值。即使对于大面积损坏（超过 45%）的仪表盘图像，利用 3 种修复技术对其修复后，所提算法的 SSIM 值仍可维持在 0.85 以上，远高于另外两种技术。当像素丢失比例达到 50% 时，所提算法的 SSIM 值为 0.853，

而文献 [20] 的 SSIM 值为 0.801, 文献 [19] 最低, 仅为 0.726。分析其原因为, 所提算法在求取得修复块的优先权值时, 不仅将图像的能量信息引入到了优先权值的计算过程中, 使得优先权值的计算综合了更多的图像特征作为参考内容, 而且还对优先权值的计算方法进行了改进, 避免了置信度项在趋于 0 时, 引起优先权值计算出错的弊端, 使得优先权值的计算更为准确, 从而更为稳定和合理的获取了优先修复块。同时, 为了适应图像纹理的多样性, 所提算法还利用了能度量图像纹理信息的图像梯度特征, 求取了图像的梯度模值, 建立了梯度调节机制, 根据图像梯度的变化情况, 动态的调节样本块的大小, 以确保获取到的样本块大小, 能匹配当下图像纹理的特征, 克服了修复过程中采用固定样本块大小, 引起的纹理不适应性, 避免了修复图像出现块效应和纹理间断的问题。从而使得所提算法修复的图像具有更好的视觉效果。另外, 所提算法在采用了 SSD 函数, 在图像中全局搜索与待修复块匹配度最高的图像块, 用以作为最优匹配块, 对待修复块进行修复, 以避免修复图像出现拼接痕迹和图像内容不连续的现象。为克服被修复图像块边缘的像素畸变性, 提高被修复图像块边缘与未被损图像块边缘的衔接性, 所提算法还利用了像素点的像素值构造了相似惩罚因子, 用以降低像素点间的差异性, 避免修复误差的繁衍, 增强了被修复块与其相邻块连接处的光滑度, 使得被修复图像看起来更为自然, 从而使得所提算法修复的图像具有更高的 SSIM 值和质量。文献 [19] 算法通过对置信度项添加权重因子的方法, 来改进置信度项的计算过程, 使得置信度项的计算值规避 0 值的出现, 以此来抵御置信度值趋于 0 引起的优先权计算错误, 并利用 Census 变换和 SSD 函数结合以获取最优匹配块, 完成图像修复。虽然该方法中改进的置信度项计算方法能够规避置信度值趋于 0 引起的优先权计算错误, 但由于该方法中计算优先权值时没有考虑图像的能量信息, 使得优先权值的计算过程不能考虑图像的整体特征, 导致优先权值的计算准确性下降, 且该方法未根据图像的纹理特征调整样本块大小, 使得该算法不能较好地适应图像纹理的变化, 从而使得该算法修复图像存在块效应和不连续效应, 导致该算法修复效果欠佳, 修复图像的 SSIM 值不高。文献 [20] 算法引入正则化因子和自适应系数, 提出了一种改进的优先权值的计算方法, 并采用平方误差函数和绝对差函数求取得修复块的匹配块, 最后利用优选权值计算过程中产生的自适应系数, 来从所求取的匹配块中筛选出最优匹配块, 用以对待修复块进行修复。虽然该方法引入了正则化因子和自适应系数对优先权值的计算方法进行改进, 但该方法在计算优先权值时没有考虑图像的结构和整体特征, 不能较为准确的获取优先修复块, 同时, 这种方法虽然结合了自适应系数来获取最优匹配块, 但在搜索待修复块的匹配块时, 没有根据图像的纹理变化情况来调整样本块大小, 使得修复图像易出现畸变和纹理不连续等弊端。另外, 该方法在更新置信度项时, 没有考虑像素点之

间的差异性, 使得修复误差繁衍较为严重, 易导致修复的图像中出现振铃效应和修复残留效应, 从而降低了修复图像的 SSIM 值。

表 1 3 种算法修复仪表盘图像的 SSIM 值统计结果

像素丢失比例/%	SSIM 值		
	本文算法	文献[20]算法	文献[19]算法
5	0.985	0.981	0.979
10	0.983	0.977	0.972
15	0.982	0.971	0.968
20	0.978	0.964	0.962
25	0.966	0.960	0.951
30	0.958	0.927	0.905
35	0.929	0.869	0.782
40	0.917	0.837	0.751
45	0.881	0.822	0.732
50	0.853	0.801	0.726

5 结束语

本文从求取优先修复块、确定样本块大小、搜寻最优匹配块和更新置信度项四部分出发, 设计了能量信息耦合梯度调节机制的图像修复算法。将能量信息与置信度和数据项组合, 构造了优先权测量函数, 抵御了由于置信度项趋于 0 而引起的优先权值计算错误, 提高了优先权值计算的精准度, 准确地获取了优先修复块。利用图像的梯度模值建立了梯度调节机制, 根据图像的纹理变化情况, 动态的调整样本块的大小, 最终筛选出了与纹理结构相匹配的样本块大小。采用 SSD 函数搜寻了最优匹配块。在像素点间差异性的基础上, 构造了相似惩罚因子, 合理地更新了置信度项。通过实验测试得知, 本文算法修复的图像不仅视觉效果较好, 而且 SSIM 值较高, 质量较好。

参考文献:

- [1] 景 琪. 多媒体技术中图像信息安全保护仿真 [J]. 计算机仿真, 2018, 35 (2): 131-134.
- [2] 李雪瑾, 李 昕, 徐艳杰. 基于生成对抗网络的数字图像修复技术 [J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33 (1): 40-46.
- [3] ISOGAWA M, MIKAMI D, TAKAHASHI K. Image quality assessment for inpainted images via learning to rank [J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78 (2): 1399-1418.
- [4] 王 欣, 刘赛男. 复杂脱胎漆器表层图像缺损信息修复仿真研究 [J]. 计算机仿真, 2019, 36 (3): 444-447.
- [5] ZHAOYANG J, GUANGXUE C. Study on digital image inpainting method based on multispectral image texture synthesis [J]. Journal of Digital Information Management, 2017, 15 (5): 251-258.
- [6] WANG H, JIANG L, LIANG R. Exemplar-based image inpainting using structure consistent patch matching [J]. Neurocomputing, 2017, 269 (1): 90-96.

(下转第 181 页)