

基于相似稀疏度与局部差异特征的图像修复算法

赵新颖

(郑州铁路职业技术学院 电子工程系, 郑州 451460)

摘要: **目的** 为了解决当前图像修复算法在破损面积较大时, 其复原图像易丢失局部细节信息而导致修复图像存在振铃效应以及不连贯效应的不足, 提出一种基于相似稀疏度耦合局部差异特征的图像修复算法。**方法** 首先, 利用待修复块及其相邻块内像素的均方距离来构造相似稀疏度模型, 以形成优先权重函数, 根据其计算的优先级来确定优先修复块。然后, 通过样本块对应的梯度向量模值来构造局部差异因子, 计算样本块的局部差异, 并以计算结果为依据对样本块的尺寸进行调整。最后, 以像素点的颜色差值信息为依据, 构造近似函数, 选取最优匹配块对待修复块进行复原。**结果** 仿真实验结果显示, 与当前图像修复算法相比, 该算法具有更高的修复质量和效率, 其复原图像不存在振铃效应和不连续效应等。**结论** 所提算法具有较高的修复视觉质量, 能用于大面积损坏图像的复原。

关键词: 图像修复; 相似稀疏度; 优先修复块; 局部差异因子; 样本块尺寸; 最优匹配块

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2018)13-0245-09

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2018.13.039

Image Inpainting Algorithm Based on Similarity Sparsity and Local Difference Feature

ZHAO Xin-ying

(Department of Electronic Engineering, Zhengzhou Railway Vocational & Technical College, Zhengzhou 451460, China)

ABSTRACT: The work aims to propose an image inpainting algorithm based on similarity sparsity coupled with local difference feature, to solve the problem that the restored image of the current image inpainting algorithm easily loses the local details when the damaged area is large, thus causing such deficiencies as the ringing effect and the incoherence effect of the restored image. Firstly, the similarity sparsity model was constructed by the mean square distance of the pixels in the block to be restored and its adjacent blocks, so as to form the priority measurement function, and the priority repair block was determined according to the priority calculated based on the said function. Then, the local difference factor was constructed by the gradient vector value corresponding to the sample block. The local difference of the sample block was calculated, and the size of the sample block was adjusted on the basis of the calculation results. Finally, the approximate function was constructed based on the color difference information of pixels, and the best matching blocks were selected to repair the blocks to be restored. The simulation results showed that, compared with the current image restoration algorithms, the proposed algorithm had higher restoration quality and efficiency. The restored image was not subject to ringing effect and incoherence effect, etc. The proposed algorithm has higher visual restoration quality and can be used for the restoration of extensively damaged image.

KEY WORDS: image inpainting; similarity sparsity; priority repair block; local difference factor; sample block size; optimum matching block

在全球经济多元化发展的当今社会, 随着信息科学技术突飞猛进的发展, 以及人们对信息获取方法的多样化, 数字图像在人们的生活中被应用的越来越广

泛。由于破损的数字图像难以满足人们对获取图像信息的全面性的要求, 所以需要对数字图像中的破损区域进行修复, 为用户提供更多的图像信息。图像修复

收稿日期: 2017-08-22

基金项目: 河南省教育厅科学技术研究重点项目 (14B510015)

作者简介: 赵新颖 (1978—), 女, 硕士, 郑州铁路职业技术学院讲师, 主要研究方向为图像处理、计算机应用。

是指对于图像中丢失的一些局部信息,或者被破坏的图像信息,应用一些手工方法或者计算方法将丢失或者破坏的局部信息进行补全的一种数字图像处理技术^[1]。目前图像修复技术已被应用到包括考古研究、航空航天以及军事侦察等在内的多项技术领域中^[2]。

目前通过将自然图像的构成划分成卡通分量以及纹理分量,并针对这2个分量应用相应的算法进行修复的技术被广泛用于图像修复中。例如:吴玉莲^[3]等对平衡方法进行研究,提出了一种利用平衡方法的非凸图像修复方法,通过从非凸稀疏正则化角度考虑了卡通纹理图像修复最小化问题,并且建立了此问题的逼近前项后项分裂算法,采用基于平衡的方法,对稀疏系数以非凸限制,完成图像的修复。实验表明,该方法具有一定的图像修复效果,但是当待修复图像的纹理结构较为复杂时,该方法修复的图像会出现振铃效应。基于字典学习方法的图像修复技术也是当下用的较多的技术。例如:张志伟^[4]等通过对非负字典学习的方法进行研究,提出了一种应用于图像修复的非负字典学习算法,在非负矩阵分解(NMF)的目标函数中增加稀疏约束项,再通过稀疏编码和字典更新两步迭代学习得到训练样本的非负字典,稀疏编码采用的是非负正交匹配追踪算法,字典更新则类似经典的KSVD算法,最终根据字典通过光滑L0范数算法得到待修复图像的稀疏系数,进而实现图像的修复。实验结果显示,该方法能对破损图形进行良好的修复,且修复图像具有良好的视觉效果,但是对于破损面积较大的图像进行修复时,该方法存在一定的边界效应。对此,党宏社^[5]等通过对压缩感知技术进行研究,提出了一种基于贝叶斯压缩感知的图像修复方法,首先对受损图像进行稀疏变换,然后利用贝叶斯压缩感知得到稀疏系数的后验分布函数,求得分布函数的均值和方差,将均值作为图像的稀疏系数的估计,方差作为噪声的估计,从而完成图像修复。实验结果表明,该方法能对不同受损率下的图像具有一定的修复效果,但是该方法对于损坏较为严重的图像修复时,存在一定的模糊效应。程村^[6]提出了基于边缘自适应小波变换的图像修复算法,通过将图像边缘进行划分,然后利用小波变换的方法完成修复。实验结果显示,该方法修复的图像中克服了模糊效应,但是存在一定的不连续效应。

为了提高损坏图像的修复质量,消除模糊效应与不连续效应,文中提出基于相似稀疏度耦合局部差异特征的图像修复算法,并测试所提算法的修复质量与效率。

1 文中图像修复算法设计

文中图像修复算法首先从图像的破坏区域中选

取优先修复块,然后对样本块的尺寸进行调整,最后根据调整后的样本块从源区域中搜索最优匹配块,将最优匹配块复制填充至待修复块区域,从而完成修复。文中图像修复算法具体的算法流程见图1。在选取优先修复块时,利用待修复块及其相邻块内像素的均方距离构造相似稀疏度模型,通过该模型构造了优先权度量函数,继而通过该函数从破坏区域选取了优先修复块。在对样本块尺寸调整时,利用样本块对应的梯度向量模值,构造局部差异因子,通过该因子的计算结果对样本块尺寸进行调整。在搜索最优匹配块时,通过像素点的颜色差值信息构造了近似函数,利用该函数对源区域中的匹配块与待修复块的近似程度进行估计,从而确定最优匹配块。

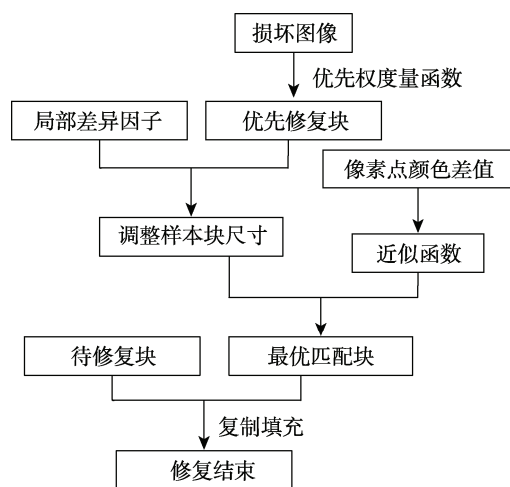


图1 文中图像修复算法过程

Fig.1 Process of the proposed image inpainting algorithm

1.1 优先权度量

一幅图像 L 由破损区域 θ ,以及源区域 $\beta=L-\theta$ 组成, $\partial\theta$ 表示破损区域与源区域的边界。 c 为 $\partial\theta$ 上的一个像素点, γ_c 为以 c 为中心的一个待修复块, ρ_c 为以 c 为中心且比 γ_c 大的一个图像块, Z_v 为以 ρ_c 内已知像素点 v 为中心的一个已知块,其与 γ_c 相邻。借助与待修复块 γ_c 相邻的已知块 Z_v 来构造相似稀疏度模型,其过程为:令 A 表示与 L 对应的梯度模值图像,则 c 点对应的梯度模值可表述为^[7-8]:

$$A(c) = (A_x(c)^2 + A_y(c)^2)^{1/2} \quad (1)$$

式中: A_x 和 A_y 分别为 c 点水平方向以及垂直方向的梯度。

令 A_{γ_c} 与 A_{Z_v} 分别为 A 中以 c 点和 v 点为中心的图像块,则可构造稀疏项见式(2)。

$$B_{c,v} = \frac{1}{Z(c)} \exp\left(-\frac{1.2J(\gamma_c, Z_v) + 0.8J(A_{\gamma_c}, A_{Z_v})}{25}\right) \quad (2)$$

式中: $J(\cdot)$ 为2个图像块内已知像素的均方距离^[9]; $Z(c)$ 为归一化常数。

利用 c 点和 v 点对应的稀疏项, 构造待修复块 γ_c 与其相邻块 Z_v 的相似稀疏度模型, 其表述为:

$$X_{SD} = \left[\left(\sum_{v \in \rho_c, v \in \beta} B_{c,v}^2 \right) \frac{\|Z_v\|}{\|\rho_c\|} \right]^{1/2} \quad (3)$$

由于平滑区域图像块的相似稀疏度趋于 0, 为保证相似稀疏度值的可信度, 故添加权重系数, 将式 (3) 进行优化:

$$\overline{X_{SD}} = 0.6 \left[\left(\sum_{v \in \rho_c, v \in \beta} B_{c,v}^2 \right) \frac{\|Z_v\|}{\|\rho_c\|} \right]^{1/2} + 0.4 \quad (4)$$

通过式 (4) 可定义优先权度量函数:

$$P(c) = C(c) \overline{X_{SD}} \quad (5)$$

式中: $C(c)$ 为置信度项, 其值表述了待修复块中已知像素的比重, 定义为^[10]:

$$C(c) = \sum_{q \in \gamma_c \cap \beta} C(q) / |\gamma_c| \quad (6)$$

式中: $|\gamma_c|$ 为 γ_c 的面积。

利用式 (5) 对 $\partial\theta$ 上所有待修复像素点构成的待修复块的优先权进行度量, 选取 $P(c)$ 值最大的待修复块作为优先修复块。优先权度量过程见图 2。

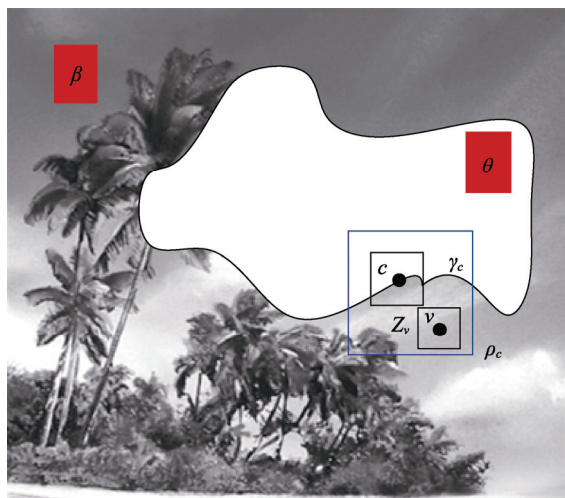


图 2 优先权度量过程

Fig.2 Priority measurement process

1.2 样本块的尺寸调节

一幅图像中常常包含了不同的纹理结构, 为了适应不同纹理信息, 避免修复过程中产生块效应, 需要根据图像的结构信息对样本块的尺寸进行调节^[11-14]。图像的梯度变化能有效地反应出图像的局部差异特征, 对此, 文中将利用样本块对应的梯度向量模值, 构造局部差异因子, 通过该因子的计算结果对样本块尺寸进行调整。

设 $H(c, m)$ 与 $H(c, m+1)$ 分别为以 $\partial\theta$ 上像素点 c 为中心的样本块与图像块, 其大小分别为 $(2m+1) \times (2m+1)$ 和 $(2m+3) \times (2m+3)$, 借助 $H(c, m)$ 在

α 方向上的梯度向量模值 $M_Z(c, m, \alpha)$, 以及 $H(c, m+1)$ 在 α 方向上的梯度向量模值 $M_Z(c, m+1, \alpha)$ 可构造局部差异因子, 见式 (7)。

$$C_Y(c, m) = \frac{\sum_{\phi=0}^{2\pi} |M_Z(c, m+1, \alpha) - M_Z(c, m, \alpha)|}{nu_{m+1} - nu_m} \quad (7)$$

式中: nu_{m+1} 和 nu_m 分别为 $H(c, m)$ 与 $H(c, m+1)$ 中所包含已知像素点的数量值。通过式 (7), 可对图像的局部差异特征进行度量。在此, 利用图像的局部差异特征度量结果来对样本块的边长进行调整, 具体过程为: 将样本块边长按大小分为 K 个等级 $m_1 < m_2 < m_3 < \dots < m_K$ ($K \in \mathbb{N}^+$), 则根据局部差异因子的计算值可对样本块的边长 B 按照以下规则进行调整:

$$B = \begin{cases} m_K & \max C_Y(c, m_i) < F \\ m_x & \max C_Y(c, m_i) \geq F \end{cases} \quad (8)$$

式中: F 为预定阈值, $i \in 1, 2, 3 \dots K$, m_x 的定义为:

$$m_x = \begin{cases} m_K - 1 & \max C_Y(c, m_i) - \min C_Y(c, m_i) < F \\ m_j & \max C_Y(c, m_i) - \min C_Y(c, m_i) \geq F \end{cases} \quad (9)$$

m_j 满足式 (10) 关系式。

$$C_Y(c, m_j) = \max C_Y(c, m_i) \quad (10)$$

根据样本块对应的局部差异因子计算结果可见, 当 $\max C_Y(c, m_i) < F$ 时, 说明不同边长构成的样本块之间局部差异不大, 样本块尺寸可以取最大值 $m_K \times m_K$ 。

当 $\max C_Y(c, m_i) \geq F$ 时, 说明不同边长构成的样本块之间局部差异较大, 但当 $\max C_Y(c, m_i) - \min C_Y(c, m_i) < F$ 时, 表示不同边长构成的样本块之间局部差异整体变化不大, 此时样本块尺寸可适当缩小, 取 $(m_K - 1) \times (m_K - 1)$ 。当 $\max C_Y(c, m_i) \geq F$ 时, 且有 $\max C_Y(c, m_i) - \min C_Y(c, m_i) \geq F$ 存在时, 表示不同边长构成的样本块之间局部差异很大, 而且不同边长构成的样本块之间局部差异整体变化也很大, 此时可选取变化最强烈的边长等级作为样本块的边长, 以减小修复过程中产生的误差, 提高修复质量。

1.3 最优匹配块的确定

在调整好样本块尺寸后, 将按照该尺寸大小, 在整个源区域中搜索最优匹配块。设 $D(c)$ 为调节好尺寸后的待修复块, $H(q)$ 为源区域中的匹配块, 在此将通过 $D(c)$ 和 $H(q)$ 中像素点的颜色差值信息构造了近似函数, 利用该函数对源区域中的匹配块与待修复块的近似程度进行估计, 选取与待修复块近似程度最大的匹配块作为最优匹配块。

令 i 为待修复块 $D(c)$ 中的任一像素点, j 为匹配块 $H(q)$ 中的任一像素点。块 $D(c)$ 在 i 处的 RGB 颜色值为 D_c^i , 块 $H(q)$ 在 j 处的 RGB 颜色值为 H_q^j ^[15-16]。则通过颜色值 D_c^i 及 H_q^j 的差可构造近似函数:

$$S(D_c^i, H_q^j) = \sum_{i \in D(c), j \in H(p)} \varepsilon \|D_c^i - H_p^j\|^2 \quad (11)$$

式中: ε 为权重常数, 其计算过程见式(12)。

$$\varepsilon = \begin{cases} 1 & i \in \beta \\ M[D(c) \cap \theta] / M[D(c)] & i \in \theta \end{cases} \quad (12)$$

式中: $M[D(c)]$ 为待修复块 $D(c)$ 的面积^[17-18]。

通过式(11), 将源区域中所有匹配块与待修复块进行近似度量, 选取度量结果中最大值对应的匹配块作为最优匹配块。获取到最优匹配块后, 则可将最优匹配块中的像素点对应的复制填充到待修复块中, 对待修复块进行修复。

另外, 所提算法同样适用于大面积损坏的图像修复, 具有良好的修复视觉效果。首先, 对于大面积损坏的图像, 已知信息相对较少, 因此在选取优先修复块时不仅需要考虑待修复块所包含已知信息量的多少, 还要考虑待修复块所包含的已知信息与其邻域的相似性。在选取优先修复块时, 文中利用待修复块及其相邻块内像素的均方距离构造相似稀疏度模型, 通过该模型构造了优先权度量函数, 继而通过该函数从破坏区域选取了优先修复块。由此可见, 在选取优先修复块时, 文中建立的优先权度量函数, 不仅将表述了待修复块中已知像素的比重的置信度项加入到了优先权的度量, 而且还将待修复块及其相邻块内像素的均方距离信息加入到了优先权的度量, 这样不仅考虑了待修复块中所包含已知像素的比重, 而且还考虑了待修复块与其相邻块内像素的相似性, 能更好地度量待修复块与其相邻块内像素所对应的轮廓、层次细节、色彩等图像元素信息的相似性, 从而使得优先修复块的选择更合理。

由于在大面积损坏的修复过程中, 也要适应不同纹理信息, 避免修复过程中产生块效应, 因此, 文中算法利用待修复块对应的梯度向量模值, 构造局部差异因子, 计算图像的局部差异特征。然后通过式(7)的计算结果, 构造待修复块尺寸的调整函数, 对待修复块尺寸进行调整。由此可见, 文中算法在对待修复块大小进行调整时, 是通过计算图像的局部差异特征来实现, 这样可以使得调整后的待修复块大小更好地适应其对应的局部特征以及适应不同纹理信息, 为搜索最优匹配块提供了更高的准确性。最后, 由于大面积损失图像相对而言颜色信息更少, 更难寻找合适的颜色信息用于修复优先修复块, 因此, 文中算法通过像素点的颜色差值信息构造了近似函数, 通过以像素点的颜色信息为依据, 用于搜索最优匹配块。克服了大面积损失图像相对而言颜色信息更少, 更难寻找合适的颜色信息用于修复优先修复块的难题。

综上所述, 所提算法属于块修复机制, 而且兼顾了更多的可用信息, 在用于大面积损失图像修复时, 仍然具有较高的修复视觉效果。

2 仿真实验分析

文中的仿真实验将在 Intel corei5 双核处理器, 2 GB 内存, 500 GB 硬盘, Windows 操作系统的 PC 机上进行, 实验中将文献[2]、文献[6]、文献[19]、文献[20]、文献[21]和文献[22]中的图像修复算法设立为对照组。其中, 文献[19]与文中修复算法类似, 都采用了稀疏表示, 稀疏表示是图像修复算法中常用的技术手段, 且文献[19]通过采用优化修复信息来约束结构的整体平滑性, 以获得良好的视觉质量, 具有一定的代表性和新颖性。文献[20]则是利用概率潜在语义分析与搜索空间估计来实现图像修复, 利用相邻子块空间关系来确定修复块的优先级, 与所提算法的思路相接近, 而且此技术通过搜索与目标修复块周围的相似子块来确定最佳候选块来修复图像, 具有良好的先进性与新颖性。文献[21]通过联合低秩表示与强制校正方法来实现图像修复, 考虑了图像的全局特征, 对于不同程度损坏的图像, 具有较好的修复质量, 低秩表示在图像修复领域中是一种常用的方法, 具有良好的代表性。文献[22]则是在低阶全变分模型基础上进行改进, 提出了四阶全变分模型, 增强其修复效果, 而全变分模型是当前图像修复机制中最为常用的技术, 具备很好的代表性, 因此, 文中额外将文献[19]、文献[20]、文献[21]、文献[22]作为参考文献。并借助 Matlab 平台来验证文中图像修复算法。实验中对不同尺度破损的图像进行了修复。从不同算法的修复效果以及修复图像的量化分析对其修复性能进行评价。

2.1 不同尺度破损图像的修复

小尺度的划痕破损灰度图像修复的结果见图 3, 大尺度的遮蔽物破损的图像修复的结果见图 4。图 3 中不同算法对小尺度的划痕破损灰度图像的修复结果都较好, 但是通过对比可见, 文中算法的修复结果(见图 3i)较对照组方法的修复结果更好。具体表现为, 文献[2]中算法修复的结果(见图 3c)中存在着块效应以及模糊效应, 文献[6]中算法修复的结果(见图 3d)中存在着不连续效应以及修复不完全效应, 文献[19]中算法修复的结果(见图 3e)中存在着修复残留以及模糊效应, 文献[20]中算法修复的结果(见图 3f)中存在一定的振铃效应以及残留效应, 文献[21]中算法修复的结果(见图 3g)中存在着一定的模糊效应, 文献[22]中算法修复的结果(见图 3h)中存在小部分修复残留效应, 而文中算法的修复结果(见图 3i)中不存在模糊效应等弊端。通过图 4 可见, 不同算法对大尺度的遮蔽物破损图像都有一定的修复效果, 而且不同算法修复的图像从整体上看都较好, 但是将修复区域进行局部放大时, 通过对比可见, 文中算法修复图像的效果最好, 具体表现见图 4d, 将文献[2]中算法修复区域进行局部放大可见, 局部放大图

中具有明显的残留效应。如图 4f 所示, 将文献[6]中算法修复区域进行局部放大, 局部放大图中具有明显的模糊效应以及块效应。如图 4h 所示, 将文献[19]中算法修复区域进行局部放大, 局部放大图中具有明显的不连续效应。如图 4j 所示, 将文献[20]中算法修复区域进行局部放大, 局部放大图中具有一定的振铃效应。如图 4i 所示, 将文献[21]中算法修复区域进行局部放大, 局部放大图中具有一定的修复不完全以及模糊效应。如图 4n 所示, 将文献[22]中算法修复区域进行局部放大, 局部放大图中具有轻微的振铃效应。如图 4p 所示, 将文中算法修复区域进行局部放大, 图像细节清晰, 无不良效应。说明文中算法的修复效果较对照组算法的修复效果好, 能有效地抵制修复图像出现的振铃效应以及不连续效应等不良效应。主要原因是文中算法是利用图像块内像素的均方距离构造的相似稀疏度模型, 建立了优先权度量函数, 用于从待修复块中选取优先修复块, 使得修复顺序能够合理地进行。同时, 所提技术还利用样本块对应的梯度向量模值来构造局部差异因子, 对样本块的局部差异进行计算, 并以计算结果为依据对样本块的尺寸进行调整, 避免了修复过程中因样本块尺寸不合理而导致的不连续效应以及块效应等, 为了适应大面积损坏情况下的修复, 文中还通过像素点的颜色差值信息构造

了近似函数, 通过以像素点的颜色信息为依据, 准确搜索最优匹配块, 提高了修复图像的质量, 包括颜色、细节等信息。文献[2]中算法曲率驱动方法对图像进行去噪以及修复, 虽然曲率驱动方法去噪效果较好, 但是修复破损图像时容易忽略图像的细节纹理结构信息, 导致修复图像视觉效果下降。文献[6]中算法采用边缘自适应小波变换来完成图像修复, 由于该方法难以顾及非边缘部分的修复内容, 导致修复图像质量不理想。文献[19]中算法采用多项式曲线拟合的方法对图像边缘进行修复, 由于多项式曲线拟合方法易忽略全局中的部分向量, 导致修复图像视觉效果较差。文献[20]中算法采用了核回归的局部图像结构的空关系来计算待修复块的优先权时, 由于该方法没兼顾图像的全局结构, 使得优先权的计算存在一定的误差, 导致修复图像质量不佳。文献[21]中算法通过图像中的已知信息构建了字典, 并通过低秩表示来获取图像的全局特征, 利用校正方法对待修复数据进行修复, 由于该方法的强制校正过程难以适应图像的纹理纹理结构特征, 使得修复图像视觉效果有所下降。文献[22]中算法通过四阶变分模型, 从边缘修复出发完成图像的修复, 由于该方法的各向异性扩散方向较为单一, 容易忽略图像平滑区域的修复, 导致修复图像的质量有所降低。

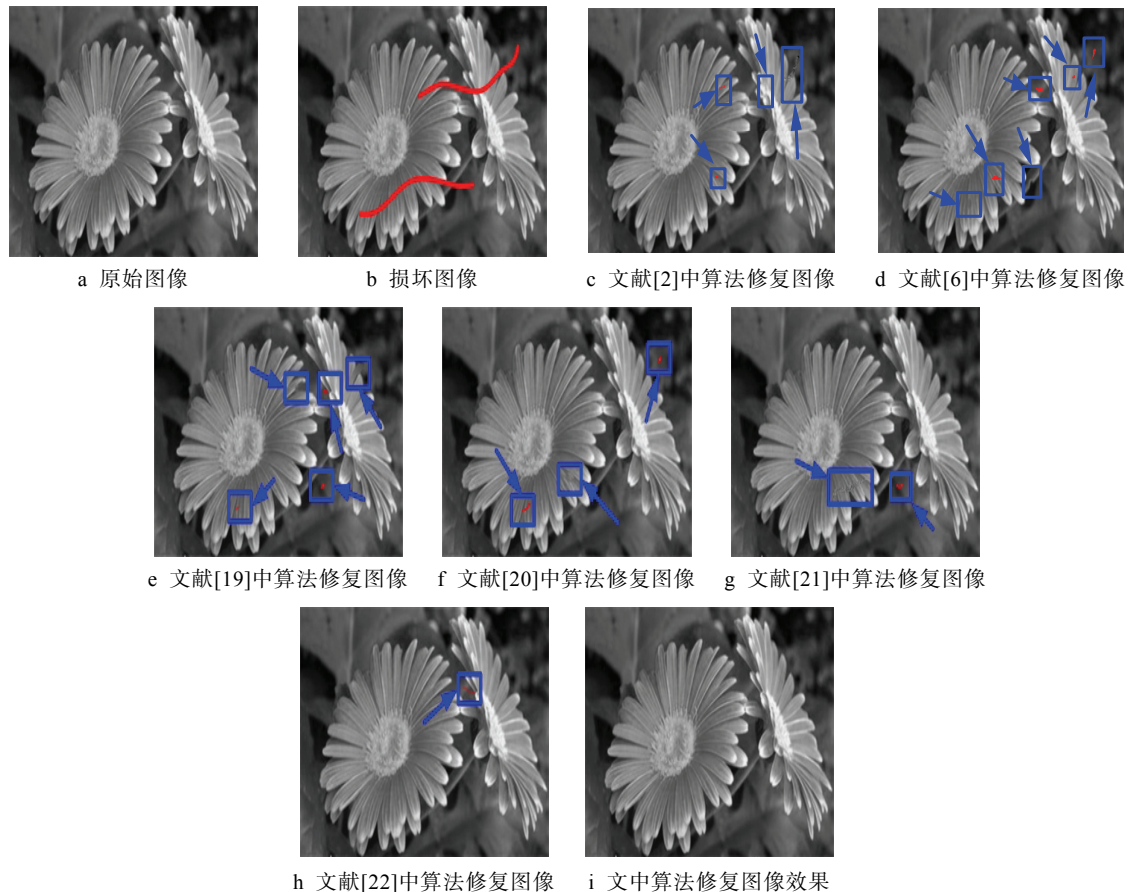


图 3 小面积损坏图像的修复结果

Fig.3 Repair results of images with small damage area

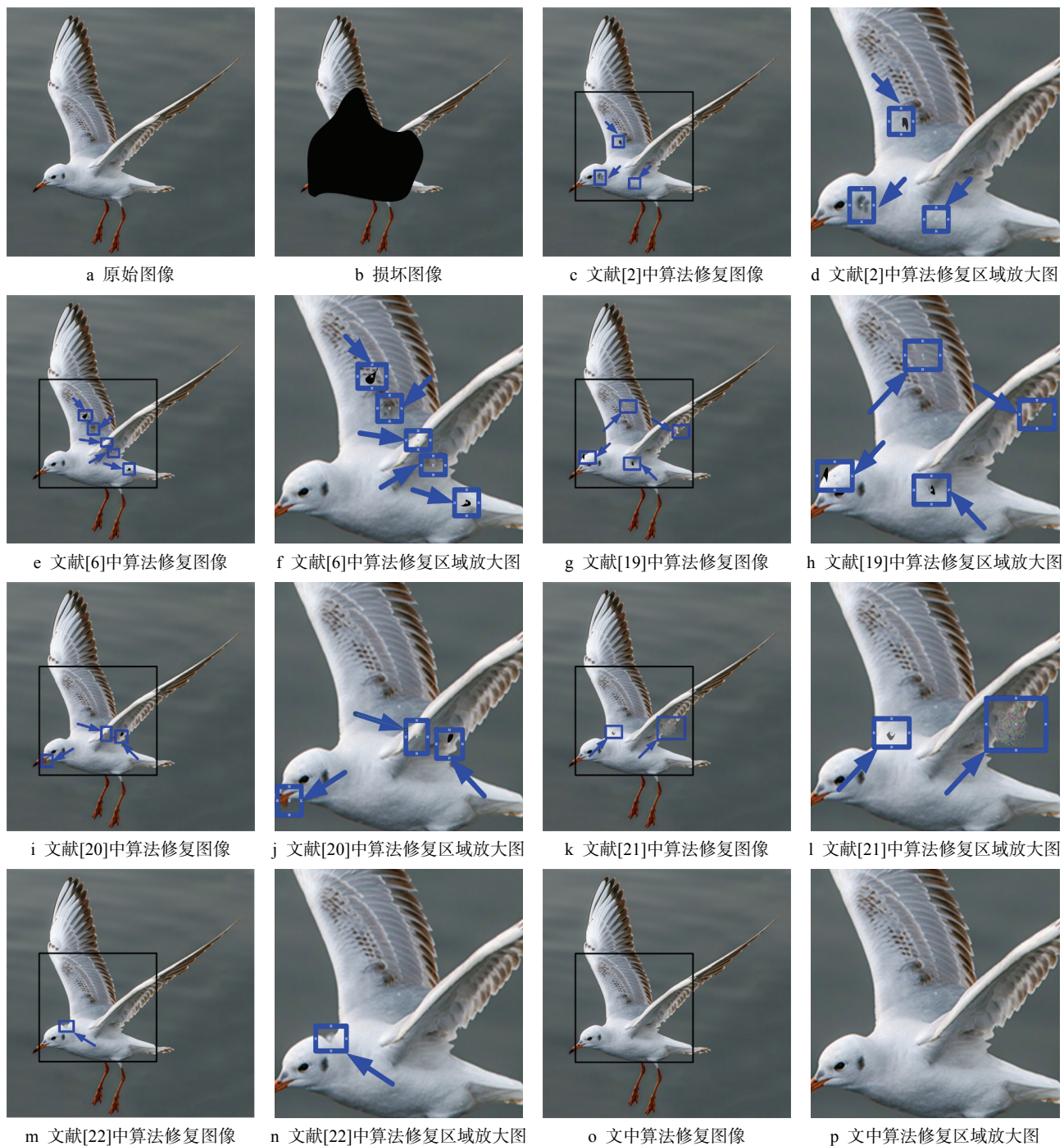


图4 大面积损坏图像的修复结果

Fig.4 Repair results of extensively damaged images

2.2 量化分析

结构相似度 (SSIM) 是评估图像质量较为常用的客观量测方法, 其值越大, 则代表修复图像质量更高^[21]。同时, 算法的修复耗时也是衡量算法性能的一项重要指标, 耗时越短, 则代表算法效率越高。对此, 文中采用 SSIM 值和修复耗时作为对不同算法的量化分析指标。将图 4 中的原始图像作为测试目标, 对其设置不同程度的受损率, 测试了 5 种算法 SSIM 数据, 见图 5, 以及修复过程的耗时统计结果见表 1。

通过表 1 可见, 文中算法的图像修复耗时为 5.3654 s, 相对对照组算法图像修复的平均耗时为最少, 而文献[19]、文献[20]、文献[2]、文献[6]、文献[21]、文献[22]中算法图像修复的平均耗时分别为 7.2145, 6.5341, 6.8216, 7.1531, 6.8401, 5.7283 s。其中, 文献[19]的耗时最多。说明文中算法较对照组算法而言具有较高的修复效率。通过图 5 可见, 在像素丢失率为 10% 时, 文献[22]的修复质量最高, 其结构相似度为 0.992, 文献[21]算法的结构相似度为 0.983,

文中修复图像的结构相似度值为 0.980，这 3 种技术的修复效果较为接近，较对其他 4 种对照组算法修复图像的结构相似度为最优。但是，在像素丢失率为 40% 时，文中修复图像的结构相似度值为 0.932，较 6 种对照组算法修复图像的结构相似度为最大，此时，文献[20]、文献[2]、文献[19]、文献[21]、文献[22]的 SSIM 值分别为 0.866, 0.807, 0.76, 0.902, 0.785；文献[6]中算法修复图像的结构相似度值为 0.687，为最小值。通过对比可见，对于不同受损率图像的修复结果中，虽然随着像素丢失率的不断增加，不同算法修复图像的结构相似度也在不断降低，但将文中算法与对照组算法修复图像的结构相似度对比可见，在相同像素丢失率的情况下，文中算法修复图像的 SSIM 值始终最高，说明文中算法修复的图像质量最佳。原因是文中构造了局部差异因子，对样本块的局部差异进行计算，使得样本块的尺寸能根据局部差异特征自适应调整，提高了修复图像的质量，降低了算法的效率。同时文中还通过像素点的颜色差值信息构造了近似函数，对源区域中的匹配块与待修复块的近似程度进行估计，使得选出的最优匹配块能够较好地对待修复块进行修复，提高了修复图像的视觉效果。同样，在面对大面积损坏图像时，所提算法是一种块修复机制，并且兼顾了待修复块及其邻域像素信息，在面对不同纹理时，能够自动调整修复块的尺寸，使其尽可能利用了更多的可用信息来完成图像复原。文献[2]中算法利用曲率驱动的方式来实现对图像的降噪以及修复，由于曲率驱动方法计算复杂度较高，且该方法修复破损图像时会出现模糊效应等，导致图像修复过程耗时较多，且效果不佳，尤其是在大面积损坏的情况下，虽然此技术也是属于块修复范畴，但是其没有考虑像素的邻域信息与颜色等细节，导致其可用的有效信息较少，使其修复大面积损坏图像的复原质量不理想。文献[6]中算法通过边缘自适应小波方法来实现图像的修复，由于边缘自适应小波的计算量较大，且不能很好顾及非边缘部分的修复，导致修复图像质量不理想，同时耗时也较多，在大面积损坏的情况下，图像可用的边缘信息较少，而且部分边缘还处于中断状态，通过这种逐像素修复机制难以修复大面积损坏图像，使其原图像丢了大量细节信息。文献[19]中算法对图像边缘信息的修复是通过利用多项式曲线拟合方式实现的，对图像结构信息的修复，是通过利用窄带模型实现的。由于多项式曲线拟合方式难以对多方向的向量进行全局兼顾，使得修复图像的边缘存在不连续等不良效应，使得算法修复效果不佳，同时样本稀疏表示的窄带模型在对结构信息进行修复时，计算复杂度较高，导致算法的效率不理想，但是此技术属于逐像素修复机制，并非块修复范畴，无法用于大面

积损伤图像的修复。文献[20]中算法利用邻域块的相似性以及基于核回归的局部图像结构的空間关系来确定优先修复权，接着利用潜在语义分析模型完成图像修复，由于潜在语义分析模型对较复杂的纹理结构修复时会产生块效应等，使得算法修复效果下降，同时邻域块的相似性以及基于核回归的局部图像结构的空間关系来确定优先修复权时计算量较大，导致算法效率不高。此技术利用了较优的修复块来填充图像，属于典型的块修复机制，能够用于大面积损坏图像的修复，但是，该算法忽略了局部像素存在的纹理信息差异，不能自动调整待修复块尺寸，而且在修复过程中，忽略了像素的颜色信息，而这种信息对于修复图像的视觉质量具有重要影响，导致其搜索到的匹配块并非是较优的，从而在面对大面积丢失像素信息情况下，其复原质量还有待提高。文献[21]中算法利用图像的矩阵存储方式来获取图像的低秩表示，以捕获图像的全局特征，再通过相似性对比方法缩小破损区域，最后对破损区域进行强制性校正完成修复，对于损坏图像而言，具有良好的复原质量，尤其是小面积损坏图像，其修复质量与文中算法接近，但是，通过低秩表示的方法来获取图像全局特征时需要构建的字典较为庞大，显著增大了计算复杂度，而且通过强制性校正的方法对破损区域进行修复，忽略了纹理结构之间的变化性，尤其是大面积损坏图像，使其修复图像存在模糊效应。文献[22]中算法在变分模型的基础上，建立四阶变分模型对图像进行修复，这种四阶全变分模型对于小尺度破损的图像，具有理想的修复质量，修复图像的相速度高于文中算法，但是，全变分模型是单一的各向异性扩散，在修复损坏图像时，只能沿着边缘方向扩散，使得复原图像的平滑区域存在一定的梯度效应，尤其是在大面积损坏条件下（像素丢失率超过 35% 时），因其不是属于块修复范畴，使其修复质量迅速下降，而且，随着变分模型的阶数增加，增大了算法的计算量，使得修复图像的视觉效果与效率有所下降。

表 1 不同算法图像修复平均耗时
Tab.1 Average time consumption of image inpainting based on different algorithms

所用算法	平均耗时/s
文献[2]算法	6.8216
文献[6]算法	7.1531
文献[19]算法	7.2145
文献[20]算法	6.5341
文献[21]算法	6.8401
文献[22]算法	5.7283
文中算法	5.3654

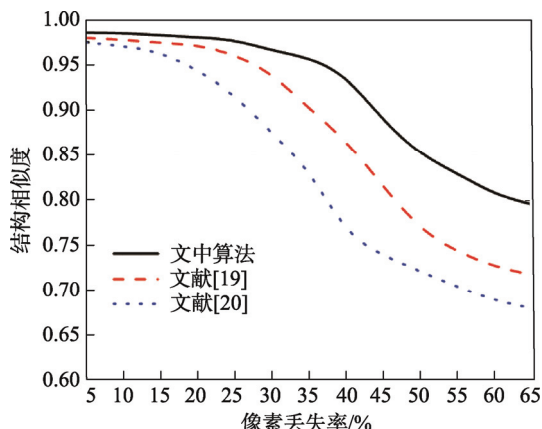


图5 不同受损率的图像修复 SSIM 测试结果

Fig.5 SSIM test results of image inpainting of different damage rates

3 结语

文中提出了一种基于相似稀疏度耦合局部差异特征的图像修复算法。为了确定合理修复顺序,文中样本块及其相邻块内像素的均方距离构造相似稀疏度模型,并利用相似稀疏度模型建立优先权度量函数,用于确定优先修复块。利用样本块的梯度特性构造了局部差异因子,并通过局部差异因子确定了样本块的合适尺寸。利用像素点对应的颜色差值构造近似函数,对待修复块以及匹配块的近似程度进行度量,从而选取最优匹配块,用于对待修复块进行修复。实验表明,文中方法能对损坏的图像进行良好的修复。

参考文献:

- [1] 田祎, 刘爱军. 2D 非调和耦合扩散张量的图像修复算法[J]. 包装工程, 2016, 23(7): 96—102.
TIAN Yi, LIU Ai-jun. An Image Inpainting Algorithm Based on 2D Coupled Diffusion Tensor Analysis[J]. Packaging Engineering, 2016, 23(7): 96—102.
- [2] JIDESH P, BINI A A. A Curvature-driven Image Inpainting Approach for High-Density Impulse Noise Removal[J]. Arabian Journal for Science and Engineering Section A: Sciences, 2014, 39(5): 3691—3713.
- [3] 吴玉莲, 冯象初. 联合平衡正则项的卡通纹理非凸图像修复[J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2014, 41(5): 162—168.
WU Yu-lian, FENG Xiang-chu. Simultaneous Cartoon and Texture for Non-convex Image Inpainting via the Balanced Regularization[J]. Journal of Xi'an University, 2014, 41(5): 162—168.
- [4] 张志伟, 马杰, 夏克文. 一种应用于图像修复的非负字典学习算法[J]. 光电子激光, 2014, 25(8): 1613—1619.
ZHANG Zhi-wei, MA Jie, XIA Ke-wen. A Novel Image Inpainting Algorithm Using Non-negative Dictionary Learning[J]. Journal of Optoelectronics Laser, 2014, 25(8): 1613—1619.
- [5] 党宏社, 张娜. 一种基于贝叶斯压缩感知的图像修复方法[J]. 河南大学学报(自然科学版), 2014, 44(5): 601—607.
DANG Hong-she, ZHANG Na. An Image Inpainting Method Based on Bayesian Compressive Sensing[J]. Journal of Henan University (Natural Science), 2014, 44(5): 601—607.
- [6] 程村. 基于边缘自适应小波变换的图像修复算法[J]. 工程地球物理学报, 2013, 10(4): 576—582.
CHENG Cun. Image Inpainting Based on Edge Adaptive Wavelet Transform[J]. Chinese Journal of Engineering Geophysics, 2013, 10(4): 576—582.
- [7] 李爱菊, 钮文良. 基于改进 Criminisi 算法的图像修复[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(18): 167—170.
LI Ai-ju, NIU Wen-liang. Image Inpainting Based on Improved Criminisi Algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(18): 167—170.
- [8] SWAMI D, JAIN A. Image Denoising by Supervised Adaptive Fusion of Decomposed Images Restored Using Wave Atom, Curvelet and Wavelet Transform[J]. Signal Image and Video Processing, 2014, 8(3): 443—459.
- [9] DUAN J M, PAN Z K, ZHANG B C. Fast Algorithm for Color Texture Image Inpainting Using the Non-local CTV Model[J]. Journal of Global Optimization, 2015, 62(4): 853—876.
- [10] 金炜, 王文龙, 符冉迪. 联合块匹配与稀疏表示的卫星云图修复[J]. 光学精密工程, 2014, 22(7): 1886—1895.
JIN Wei, WANG Wen-long, FU Ran-di. Satellite Cloud Image Inpainting Based on Patch Matching and Sparse Representation[J]. Optics and Precision Engineering, 2014, 22(7): 1886—1895.
- [11] 马爽, 谈元鹏, 许刚. 块关联匹配与低秩矩阵超分辨率融合的图像修复[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 27(2): 271—278.
MA Shuang, TAN Yuan-peng, XU Gang. Image Completion Based on Fusion of Patch Associated Matching and Low-rank Matrix Super Resolution[J]. Journal of Computer-aided Design & Computer Graphics, 2015, 27(2): 271—278.
- [12] 李丹, 仲崇权, 王世强. 基于全变差和 P-Laplace 模型的混合图像修复算法[J]. 大连理工大学学报, 2014, 54(6): 676—681.
LI Dan, ZHONG Chong-quan, WANG Shi-qiang. Hybrid Image Restoration Algorithm Based on Total Variation and P-Laplace Models[J]. Journal of Dalian University of Technology, 2014, 54(6): 676—681.
- [13] 江平, 张锦. 一种结合 CDD 模型和 Criminisi 算法的图像修复算法[J]. 图学学报, 2014, 35(5): 741—746.
JIANG Ping, ZHANG Jin. An Image Inpainting Algorithm Combined of CDD Model and Criminisi Algorithm[J]. Journal of Graphics, 2014, 35(5): 741—746.
- [14] 沈跃, 徐慧, 刘慧. 基于 K-means 和近邻回归算法的

- Kinect 植株深度图像修复[J]. 农业工程学报, 2016, 32(19): 188—194.
- SHEN Yue, XU Hui, LIU Hui. Kinect Scanning Plant Depth Image Restoration Based on K-means and K-nearest Neighbor Algorithms[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(19): 188—194.
- [15] 廖斌, 苏涛, 刘斌. 基于多尺度分解的 K 邻域随机查找快速图像修复[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(9): 2097—2012.
- LIAO Bin, SU Tao, LIU Bin. Multi-scale Decomposition Based k-nearest-neighbor Random Search for Fast Image Completion[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2015, 37(9): 2097—2012.
- [16] 徐黎明, 吴亚娟, 刘航江. 基于变分偏微分方程图像修复技术研究[J]. 西华师范大学学报(自然科学版), 2016, 37(3): 343—348.
- XU Li-ming, WU Ya-juan, LIU Hang-jiang. Research on Image Restoration Technology by Total Variation and Partial Differential Equation[J]. Journal of China West Normal University (Natural Sciences), 2016, 37(3): 343—348.
- [17] JIAO A S M, TSANG P W M, POON T C. Restoration of Digital Off-axis Fresnel Hologram by Exemplar and Search Based Image Inpainting With Enhanced Computing Speed[J]. Computer Physics Communications, 2015, 193(8): 30—37.
- [18] LIU W, ZHANG D H, CUI M Y. An Enhanced Depth Map Based Rendering Method With Directional Depth Filter and Image Inpainting[J]. The Visual Computer, 2016, 32(5): 579—589.
- [19] 康佳伦, 唐向宏, 任澍. 结构约束和样本稀疏表示的图像修复[J]. 中国图像图形学报, 2013, 18(11): 1425—1434.
- KANG Jia-lun, TANG Xiang-hong, REN Shu. Image Inpainting by Structural Constraints and Sample Sparse Representation[J]. Journal of Image and Graphics, 2013, 18(11): 1425—1434.
- [20] MRINMOY G, BHABATOSH C. An Image Inpainting Method Using PLSA-based Search Space Estimation[J]. Machine Vision and Applications, 2015, 26(1): 69—87.
- [21] 刘慧青, 赵杰煜, 常俊生. 基于低秩表示的图像修复方法[J]. 宁波大学学报(理工版), 2017, 30(3): 24—29.
- LIU Hui-qing, ZHAO Jie-yu, CHANG Jun-sheng. Image Inpainting Method Based on Low-rank Representation[J]. Journal of Ningbo University(Natural Science & Engineering Edition), 2017, 30(3): 24—29.
- [22] THELJANI A, BELHACHMI Z, KALLEL M. A Multiscale Fourth-order Model for the Image Inpainting and Low-dimensional Sets Recovery[J]. Mathematical Methods in the Applied Sciences, 2017, 40(10): 3637—3650.