

文章编号: 1673-5196(2018)05-0102-06

基于 Gist 特征的场景图像修复算法

李 策, 任辈杰, 潘峥嵘, 朱 翔

(兰州理工大学 电气工程与信息工程学院, 甘肃 兰州 730050)

摘要: 传统图像修复算法中存在修复信息仅依赖图像自身, 缺乏多样性与有效性, 很难对区域进行合理可靠的修复, 以及待修复区域选择出现的标定不可更改或者人为标定随机性等问题. 针对上述问题提出一种基于 Gist 特征的场景图像修复算法. 首先, 采用一步点击的操作过程, 快速获得待修复区域, 增加了待修复区域的选择性, 减少了人工标定区域时的随机性; 其次, 采用包含 Gist 特征在内的多特征约束进行分步筛选, 从数据库中筛选出与修复区域具有相似信息的备选场景图像, 在筛选出的备选场景图像中利用全局滑动窗获得与待修复区域最相似的图像块, 该筛选过程进一步提高了修复结果的可靠性; 最后, 优化过程中, 采用泊松融合消除备选场景图像块与待修复场景图像合成过程中的边缘效应, 获得最终修复结果. 实验对比结果表明, 本文场景图像修复算法可以较好地对场景图像进行修复, 而且使得修复结果更符合人类视觉感知效果.

关键词: 图像修复; Gist 特征; 场景图像; 全局滑动窗

中图分类号: TP393 **文献标志码:** A

Scene image inpainting algorithm based on Gist feature

LI Ce, REN Bei-jie, PAN Zheng-rong, ZHU Xiang

(College of Electrical and Information Engineering, Lanzhou Univ. of Tech., Lanzhou 730050, China)

Abstract: There are some obvious artifacts in traditional image inpainting results due to several aspects the algorithms which some depend on the image itself, some lacks in diversity and effectiveness to process rational and reliable results, even conduct unchangeable or random selection by people. Aimed at the problems mentioned above, a scene image inpainting algorithm is put forward based on Gist feature. Firstly, one-click procedure is used to obtain quickly the inpainting area, so that the selectivity of the area is increased and the randomness of man-made area calibration decreases. Secondly, a multi-feature constrain which Gist feature included is adopted to conduct stepwise sieving of scene image candidates from the image database with similar information to the inpainting area and then a global sliding window is used to get the matched image block with most similarity from the sieved scene image candidates, so that the reliability of the inpainting result is further improved with this sieving process. Finally, a Poisson blending is used to eliminate the edge effect between the scene image block of the image candidate and the surrounding area of the target region. The result of comparison experiment shows that the proposed algorithm can be used to conduct better result and makes it more consistent with human visual perception.

Key words: image inpainting; Gist feature; scene images; global sliding window

自 21 世纪初由 Bertalmio 等^[1]提出将 BSCB 模型用于图像修复问题, 传统的图像修复算法已经历近 15 年的发展. 从最初依赖偏微分方程(PDE)的修复算法到基于样本的图像修复算法, 皆从待修复

图像中对自身已有信息进行挖掘与利用, 从而达到对待修复图像中既定区域的改变. Bertalmio 等^[1]提出了 BSCB 模型, 在修复区域中利用边缘信息估计等照度线的方向并使其作为扩散方向, 按照传播机制将信息沿传播方向传播至修复的区域内达到修复效果. 随着修复区域内容复杂度的增加, 基于 PDE 的图像修复算法已经无法满足人们对于图像修复的需求, 因此基于样本的图像修复算法应运而生. Cri-

收稿日期: 2017-03-17

基金项目: 国家自然科学基金(61866022), 甘肃省基础研究创新群体项目(1506RJJA031)

作者简介: 李 策(1974-), 男, 辽宁营口人, 博士, 教授, 博导.

minisi 等^[2]提出了基于等照度线的修复优先权的方法来指导修复区域,该方法很好地保持了区域边缘的结构信息,并依赖图像中相似部分进行复制填充以达到修复结果.肖莽等^[3]采用基于随机映射的快速图像修复算法,通过大幅缩小样本搜索空间,在纹理与结构方面寻找与缺损区域相似的样本,并且改进优先级计算方法,在很大程度上保证了图像结构的正确传播,克服了图像局部不连续的现象.杨筱平等^[4]利用分割以及快速的颜色自动传递的算法,在对敦煌壁画的修复中获得了满意结果.Huang 等^[5]在研究图像中层特征与底层特征的联系后,提出了利用平面透射和平移规则等中层特征来指导底层特征的图像修复算法,在结构性较强的图像修复中达到了较好的修复结果.Deng 等^[6]参考纹理优先度和结构优先度的不同顺序对图像进行修复.虽然上述算法均取得了较好的修复结果,但由于修复信息仅仅来源于图像自身,缺乏多样性与有效性,有时候无法达到用户对于待编辑图像的修复要求.同时,因为待修复区域是既定的,无法对于待修复区域进行选择,很大程度上影响了图像修复结果与用户期望之间的差别.

近年来,也有不少学者研究从多幅相似图像中获取修复信息从而对待修复图像达到合理的修复结果.Oliver 等^[7]提出了通过对于包含待修复区域的多拍摄角度的类似图像作为修复信息的来源,很大程度上解决了图像自身对于修复信息缺失导致修复失败的问题,但依然缺乏修复信息的完整与多样性.Zhu 等^[8]在依赖互联网包含大量图像信息的前提下,通过对图像中点线关系约束,利用标签在互联网筛选并获取图像,进而利用具有较高相似度的网络图像对待修复图像进行修复,但对于待修复区域标定需要人为参与标定,增加人机交互的随机性的同时也造成由于人工标定区域蒙板的不同产生了差异的修复结果.在 Tsai 等^[9]工作中,按照用户的需求对待修复的天空区域进行有效合理的修复,利用语义分割对前景和背景天空进行分离,按照用户需求替换天空并根据替换后的天空对前景做相应改变,以满足用户的需求,扩大了修复算法的应用领域.但仍需要细致的人工标定前背景区域,缺乏便捷性.

本文通过提出一步点击操作,即用户通过点击期望的待修复区域中任意一点,将该点击相邻有效区域一同划分为待修复区域,为待修复区域标定提供了更多的选择,在保证了待修复区域的用户选择基础上,较为准确地获得了完整的待修复区域,为后续步骤提供了可靠的蒙板.通过在自建数据库中

进行分步筛选,利用多特征约束提高备选场景图像的相关性,保证修复信息的有效性.最后采用泊松融合将筛选出最相似的图像块与待修复图像进行融合,获得满足用户需求的修复结果.

1 基于 Gist 特征的场景图像修复算法

针对图像修复过程中,修复信息不足以及人工标定待修复区域不准确的问题,本文提出了一种基于 Gist 特征的场景图像修复算法.首先通过一步点击操作过程获得用户期望的待修复区域,其次在数据库中筛选与待修复图像相关的备选场景图像,并利用全局滑动窗准确地获取备选图像块,最后通过泊松融合将备选图像块与待修复图像进行融合获得最终修复结果.本文提出的图像修复算法框架如图 1 所示.

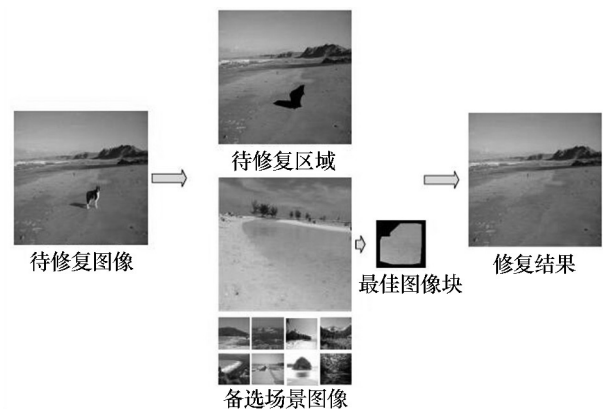


图 1 本文所提算法流程图

Fig.1 Flowchart of algorithm presented in this article

1.1 待修复区域选择

对于一幅待修复的场景图像,首先需要确定待修复的区域.传统的图像修复算法中,待修复区域通常是既定的,无法做出修改,因此很大程度上限制了用户的需求,例如图 2 所示,分别给出了对于狗、石头和海水作为待修复区域标定的结果.由于不同的用户期待对不同区域的修复,因此既定的待修复区域问题造成了图像修复结果与用户期望存在差距.Criminisi 等^[2]为了改善这种既定待修复区域的问题

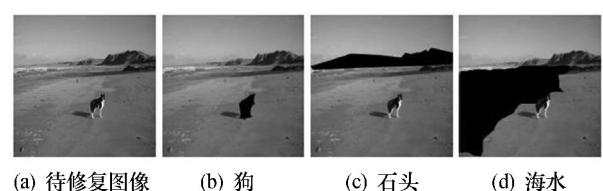


图 2 一步点击选择待修复区域的示例

Fig.2 Examples of one-click procedure

题,采用了手工对修复区域轮廓进行标定,虽然可以很好地满足用户对于待修复区域的选择,但随意性以及标定区域的细致程度又从另一个方面影响着修复结果.因此,本文提出一步点击的操作来获得有效可靠的待修复,在保证用户选择的前提下,准确地获得待修复区域.

首先本文对待修复的场景图像进行线性迭代聚类 (simple linear iterative clustering, SLIC)^[11] 分割,在此基础上,通过记录用户对于所期望的待修复区域进行选择,记录用户的点击坐标,通过比对坐标所在的分割区域,可以准确地获得用户点击坐标所属的完整区域,标定该区域为待修复区域,并视其为蒙板.

尽管现有的 SLIC 分割结果可以较好地完成待修复区域的划分,但对于图 2 中狗的划分并没有包含影子,主要原因在于判断相似属性的时候,影子和狗是两种属性分类,因此,本文在一步点击操作的基础上增加一次,即再进行一步点击操作将不同类但仍然需要进行标定的区域纳入整个待修复区域.如图 3 所示,通过修订的一步点击操作,将狗与其影子同时标定为待修复区域,使得待修复区域更加完整,更符合客观实际.



图 3 一步点击选择待修复区域的修订
Fig.3 One-click procedure with revision

1.2 备选图像筛选

选择最佳的图像信息对待修复区域进行修复是图像修复过程中的关键,传统的图像修复算法中依赖图像自身含有的信息进行修复,虽然可以在一定程度上对待修复区域进行合理修复,但由于自身信息的不足或者错误会导致修复结果的失败,因此本文从备选图像中获得与待修复区域相关的修复信息,既提供了可靠的修复,也增加了修复的多样性.在备选图像筛选过程中,采用分步筛选来实现,其主要过程包括 2 个步骤.

步骤 1: 在多类别场景图像数据库进行快速的筛选.本文利用 Gist 特征^[9]和色调特征作为约束,从多类别数据库中筛选出与待修复图像具有一致性的场景图像,加入色调特征是为了保证备选图像与待修复图像在视觉色调上具有相似性,避免可能场

景相似但色调差异过大的场景图像作为备选图像.

对备选图像筛选前,本文对数据库中所有图像的 Gist 特征和 HSV 颜色空间下 H 值进行计算并进行保存,在后续比较 Gist 特征和色调特征的时候只需读取计算好的数据,而无需重复计算数据库所有图像,提高了效率.

筛选的过程中,首先计算待修复图像的 Gist 特征,并与数据库中所有图像的 Gist 特征计算欧式距离:

$$\text{Dist}_{\text{gist}}^i = \sum_{m=1}^{2048} \sqrt{(D_{\text{gist}}^m - S_{\text{gist}}^m)^2} \quad (1)$$

其中: $\text{Dist}_{\text{gist}}^i$ 表示数据库中第 i 幅场景图像与待修复图像的 Gist 特征的差异值; D_{gist}^m 表示图像数据库第 i 幅场景图像的一维 Gist 特征; S_{gist}^m 表示待修复图像的一维 Gist 特征,每一幅图像包含 2 048 维特征.

通过比较 $\text{Dist}_{\text{gist}}$ 的值,选取 $\text{Dist}_{\text{gist}}$ 最小的前 N_g 个图像作为与待修复图像具有更相似的备选场景图像.因为 Gist 特征主要依赖空间频率和纹理等特征,不能有效地保证整幅图像的色调特征,因此本文对筛选出的 N_g 个图像按照色调再进行一次筛选,选择与待修复图像具有较高色调一致性的作为备选图像.本文通过计算待修复图像在 HSV 颜色空间中的 H 值,利用下式获得与待修复图像在色调上的色调差异:

$$\text{Dist}_{\text{hue}} = \sqrt{(D_{\text{hue}}^i - S_{\text{hue}})^2} \quad (2)$$

其中: Dist_{hue} 表示备选场景图像与待修复图像在色度上的差异值; D_{hue}^i 表示通过 Gist 特征筛选出的第 i 个备选场景图像的色调特征值, $i \leq N_g$; S_{hue} 表示待修复图像的色调特征值.

通过在 N_g 中利用色调增加筛选图像颜色的有效性,选择色调与待修复图像的颜色差异最小的前 N_c ($N_c \leq N_g$) 个作为最终的备选场景图像.通过上述选筛过程,可以获得有效且可靠的备选场景图像,既满足场景相似性也满足色调一致性,如图 4 所示.

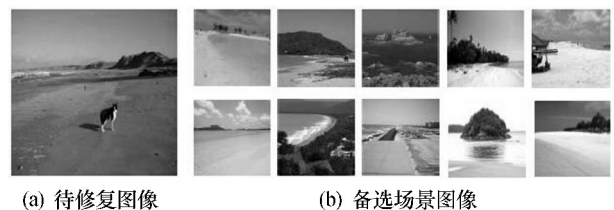


图 4 备选场景图像筛选
Fig.4 Sieving the candidates of scene images

步骤 2: 在获得的 N_c 个备选场景图像进行更为准确的图像块筛选,本文在图像块筛选的步骤中,通

过计算图像块的纹理、颜色以及像素点差值平方和 (sum of squared differences, SSD) 特征的归一化得分并进行排序,选择得分最低,差异最小的图像块作为最可靠的图像块.本文以包含待修复区域及其 8 邻域内的像素点组成的图像块为滑动窗大小,在备选场景图像中不重叠地进行筛选.

在这个筛选过程中,计算图像块的纹理、HSV 颜色值以及 SSD,并作相应的归一化计算,利用下式计算出每一幅图像中与包含待修复区域的图像块最相似图像块的数值,将得分最低的图像块作为该幅备选场景图像的最佳图像块:

$$P_{\text{Best}}^i = \min\{(TP_c^i - TP_s) + (SSDP_c^i - SSDP_s) + (CP_c^i - CP_s)\} \quad (3)$$

其中: P_{Best}^i 表示在第 i 幅备选场景图像中最佳图像块的得分; TP_c^i 、 $SSDP_c^i$ 、 CP_c^i 分别表示该备选场景图像中第 j 个图像块的纹理值、SSD 以及 HSV 颜色值; TP_s 、 $SSDP_s$ 、 CP_s 则表示包含待修复区域的图像块纹理值、SSD 以及 HSV 颜色值.

纹理值的计算通过备选场景图像的图像块中梯度方向的统计获得,保证了与待修复区域在纹理上的一致性.SSD 则减少了修复过程中光照对于修复结果的影响.再次利用 HSV 颜色空间聚焦图像块,获得更可靠的颜色特征,以保证备选场景图像块与待修复图像块的颜色一致性.

通过上述特征对每一幅备选场景图像中与待修复图像块最相似的图像块进行筛选并计算对应得分.本文将备选场景图像的 Gist 特征值与图像块得分同时考虑在内,利用下式计算备选场景图像中的最佳图像块的得分与 Gist 特征值和:

$$P_{\text{Final}} = \min\{P_{\text{Best}}^i + \text{Dist}_{\text{gist}}^i\} \quad (4)$$

其中: P_{Final} 表示最终作为修复信息来源的图像块.

最终选择得分最小的备选场景图像块作为最终图像块,在保证相似性的前提下,使得最终图像块具有较高的可靠性.

1.3 泊松融合

为了获得最终的修复结果图像,本文需要将最终图像块的信息传递复制在待修复区域内,但由于边缘效应的存在,采用泊松融合^[10]将最终图像块与场景图像的待修复区域进行边缘优化,以获得无缝自然的修复结果.

为此本文需要在最终图像块中依据场景图像的蒙板边缘获得轮廓边缘信息,将待修复场景图像作为背景,最终图像块作为前景进行融合,如下式所示:

$$I_{\text{Final}} = \alpha P_{\text{Final}} + (1 - \alpha) I_{\text{Input}} \quad (5)$$

其中: P_{Final} 表示最终图像块; I_{Input} 表示待修复场景图像; I_{Final} 则是最终修复结果.

通过对泊松方程的求解得到式(5)中的值.在边缘轮廓处,利用泊松方程计算背景的梯度值并将其作为前景此时的梯度值,从而达到弱化前景轮廓,保持背景轮廓信息,减少边缘效应,使得最终修复结果更趋于自然,更加符合人类视觉感知的效果.

2 实验结果

为了验证本文算法的有效性,将本文算法与传统修复算法中经典的 Criminisi 算法^[2]、依赖结构信息进行修复信息传递的 Huang 算法^[5]以及利用改进的优先度约束的 Deng 算法^[6]进行对比测试.

实验所用备选图像数据库是通过百度、Google 等图像搜索引擎以及 SUN 数据库^[12]中获得的场景图像,备选图像数据库总共包含 5 061 张不同类别的场景图像,其中包含海滩(1 062 张)、沙漠(1 182 张)、森林(953 张)、山脉(902 张)和乡村(962 张).实验测试所用图像选择自 MIT 分类的场景数据库和网络搜索获得的相关场景图像.

所有测试结果均在相同的计算机环境(Intel (R) Core(TM) i5-4590 CPU @ 3.30 GHz, 8.00GB RAM)下进行对比.

2.1 主观结果对比

本文算法与 Criminisi 算法^[2]以及 Deng 算法^[6]的主观视觉效果对比如图 5 所示.相对于这三种算法,本文算法由于借助场景数据库实现图像修复,有效避免了修复结果中可能出现的模糊或者伪迹,提高了修复结果的主观视觉感受.如第 2 幅图中对于汽车进行修复时,Huang 算法^[5]由于很难在缺乏图像结构信息的图像中找到平面约束,导致在修复区域产生了大量的模糊,对比本文算法,可以明显看到,由于利用场景数据库中的相关修复信息的准确提取,避免了模糊产生.如第 7 幅图像,Criminisi 算法^[2]和 Deng 算法^[6]都在待修复区域恢复了部分房屋,而本文算法依赖多类别的数据中丰富的资源,对待修复区域可能包含的山进行延伸修复,使其视觉效果更趋于合理.

为了更明确本文算法的视觉优越性,将三种方法在图 5 的第 3 幅沙滩图像的修复区域进行放大,如图 6 所示.Criminisi 算法^[2]、Huang 算法^[5]以及 Deng 算法^[6]因为依赖图像自身的信息进行修复,将人物腿部在水中的信息进行传递影响了修复结果,而本文算法的修复信息来源于数据库,并不受场景图像自身所约束,因此避免了将有误信息进行传递

导致错误的修复结果.

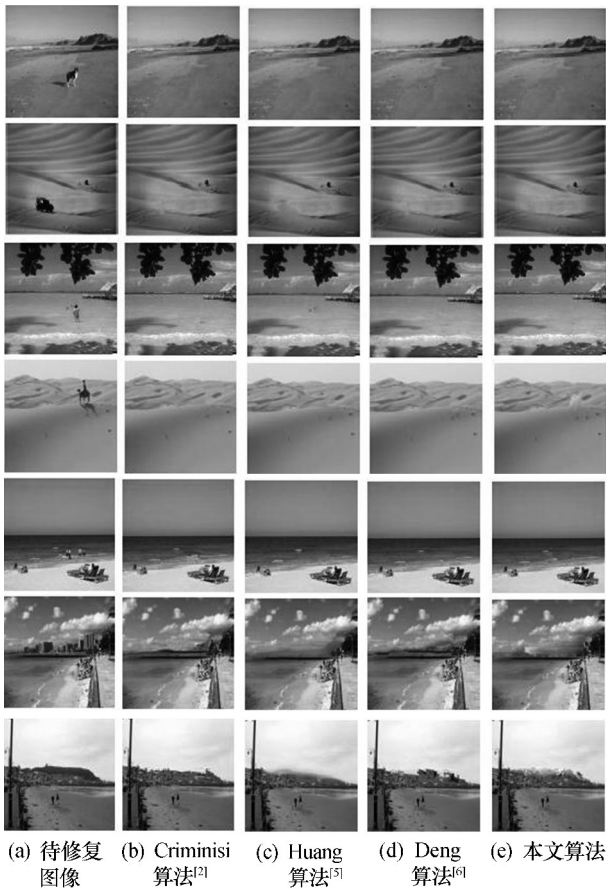


图 5 场景图像修复算法的主观结果对比

Fig.5 Comparison of subjective result of algorithm for scene image inpainting

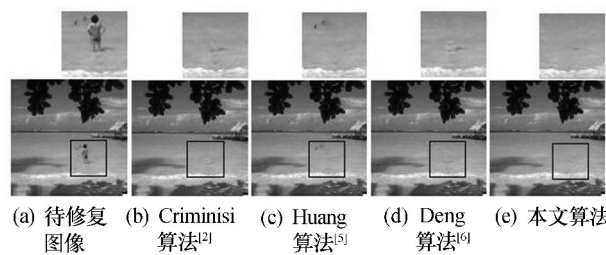


图 6 沙滩场景图像修复算法的主观结果对比

Fig.6 Comparison of subjective result of algorithm for beach scene image inpainting

同时为了检验实验结果是否符合主观评价, 本文将图 5 中四种算法的结果图像顺序打乱, 找来 20 位对图像处理领域不太熟悉的人员对修复结果进行打分, 10 分为具有最佳视觉感受的图像, 0 分为具有明显视觉错误的图像. 实验图像的主观评价结果见表 1, 每幅图像的分数为 20 个评价人员给出图像分数的均值. 从表 1 可以看出, 本文算法的评分最高.

表 1 图像修复算法的主观结果对比

Tab.1 Comparison of subjective result of image inpainting algorithm

图像编号	Criminisi 算法 ^[2]	Huang 算法 ^[5]	Deng 算法 ^[6]	本文算法
图像 1	7.52	7.65	7.36	7.85
图像 2	6.46	6.42	6.52	7.61
图像 3	5.65	7.56	6.74	9.15
图像 4	7.05	5.65	6.61	7.32
图像 5	6.54	6.06	6.35	8.65
图像 6	6.39	8.14	6.98	8.54
图像 7	6.65	8.15	6.56	8.64

2.2 客观结果对比

本文对上述不同场景图像的修复结果进一步用客观质量评价指标进行比较. 本文选择峰值信噪比 (peak signal to noise ratio, PSNR) 和结构相指数^[13] (structural similarity index, SSIM) 两个指标来评价修复后的图像质量. 具体数据见表 2 和表 3.

表 2 本文算法与其他算法的 PSNR 比较

Tab.2 Comparison of PSNR of proposed algorithm with others

图像编号	Criminisi 算法 ^[2]	Huang 算法 ^[5]	Deng 算法 ^[6]	本文算法
图像 1	26.847 0	29.854 6	29.407 1	30.173 8
图像 2	22.725 6	22.209 6	22.245 2	24.337 8
图像 3	22.780 5	23.563 1	34.325 6	34.647 6
图像 4	28.125 8	28.431 7	27.494 9	27.524 0
图像 5	24.694 4	27.652 3	25.121 5	34.073 0
图像 6	22.094 0	22.217 9	23.472 2	26.407 4
图像 7	22.757 3	19.976 1	20.243 3	24.309 3

表 3 本文算法与其他算法的 SSIM 比较

Tab.3 Comparison of SSIM of proposed algorithm with others

图像编号	Criminisi 算法 ^[2]	Huang 算法 ^[5]	Deng 算法 ^[6]	本文算法
图像 1	0.924 54	0.968 65	0.919 60	0.970 92
图像 2	0.898 43	0.725 91	0.908 64	0.963 23
图像 3	0.938 21	0.943 62	0.884 45	0.982 07
图像 4	0.877 67	0.965 55	0.871 06	0.943 21
图像 5	0.699 27	0.959 59	0.791 94	0.976 44
图像 6	0.853 97	0.685 60	0.813 56	0.904 18
图像 7	0.924 20	0.769 37	0.704 01	0.926 40

PSNR 作为一种全参考的图像质量评价标准, 通过对图像修复结果与待修复图像像素点的均方误差计算对图像相似性进行度量, 如下式所示:

$$MSE = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W (A(i, j) - B(i, j))^2 \quad (6)$$

$$PSNR = 10 \times \log_{10} \left(\frac{255^2}{MSE} \right) \quad (7)$$

其中: MSE 表示修复结果 A 与待修复图像 B 的均

方差; H 和 W 分别表示图像的高度和宽度尺寸。

SSIM^[13] 作为另一种全参考的图像质量评价标准,从对比度、亮度以及结构三个方面来度量图像之间的相似性。按照下式计算修复结果图像与待修复图像之间的颜色、亮度以及结构差异并联合三者对图像质量进行度量:

$$\begin{aligned} c(A, B) &= \frac{2\sigma_A\sigma_B + C_1}{\sigma_A^2 + \sigma_B^2 + C_1} \\ l(A, B) &= \frac{2\mu_A\mu_B + C_2}{\mu_A^2 + \mu_B^2 + C_2} \\ s(A, B) &= \frac{\sigma_{AB} + C_3}{\sigma_A\sigma_B + C_3} \\ \text{SSIM}(A, B) &= l(A, B) \times c(A, B) \times s(A, B) \end{aligned} \quad (8)$$

其中: A 和 B 分别表示修复后的图像和待修复图像; c 、 l 和 s 分别表示颜色、亮度和结构差异; σ 和 μ 分别表示图像的方差和均值; 为了避免分母出现零的情况, 实验中 C_1 取 58.522 5, C_2 取 6.502 5, C_3 取 29.261 3。

两组客观数据从不同角度反映了图像质量, 因此, 其值越高则表明图像具有越优越的表现力, 虽然修复工作均对待修复图像进行了比较的改变, 但由于客观参考都是待修复图像, 因此两种客观评价标准具有实际价值。

从表 2 和表 3 可以看出, 除了第 4 幅图像之外, 本文算法对其余图像修复结果的客观数值均优于 Criminisi 算法^[2]、Huang 算法^[5] 和 Deng 算法^[6], 具有更良好的视觉效果。虽然第 4 幅图像的客观数据与用户主观评测有较大差异, 但多数研究标明, 人眼观察到的效果与客观数据值存在不能完全相一致的情况, 一些图像看起来更符合人类视觉感知, 其客观数据值反而较低。形成原因在于人眼的感知误差的敏感度不是绝对的, 其结果会受到图像整体理解和光照亮度与对比度等诸多因素影响, 但图像修复的重点在其修复结果是否满足人眼对其的合理与有效性的判断。因此通过主客观实验结果的对比表明本文算法在图像修复上具有合理性和有效性。

3 结语

本文算法针对传统图像修复算法依赖图像自身信息使得修复信息缺乏多样性的问题, 以及在待修复区域标定上选择性差的问题, 提出了一种基于 Gist 特征的场景图像修复算法。本文算法首先提供了待修复区域标定的选择过程, 提出了一步点击获得待修复区域; 其次, 通过 Gist 特征和色度特征以

及纹理、颜色等信息的分步筛选, 获得有效可靠的备选场景图像块, 最大程度上提供了待修复场景图像所需要的信息; 最后通过泊松融合将备选场景图像块与待修复场景图像进行融合获得最终的修复结果, 有效避免了边缘效应。

在今后的工作中, 将在一步点击过程中分割算法进行优化, 进而提高分割的准确性, 同时也考虑将图像修复算法拓展至视频修复领域。

参考文献:

- [1] BERTALMIO M, SAPIRO G, CASELLES V, *et al.* Image inpainting [J]. ACM Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, 2005, 4(9): 417-424.
- [2] CRIMINISI A, PEREZ P, TOYAMA K. Object removal by exemplar-based inpainting [C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S.l.]: IEEE, 2003, 2: 721-728.
- [3] 肖 莽, 李光耀, 谭云兰. 基于随机映射的快速图像修复算法 [J]. 计算机应用, 2014, 34(6): 1719-1723.
- [4] 杨筱平, 王书文, 贾建芳, 等. 基于 GrabCut 分割和自动采样的敦煌壁画色彩修复 [J]. 兰州理工大学学报, 2010, 36(3): 114-117.
- [5] HUANG J B, KANG S B, AHUJA N, *et al.* Image completion using planar structure guidance [J]. ACM Transactions on Graphics, 2014, 33(4): 129.
- [6] DENG L J, HUANG T Z, ZHAO X L. Exemplar-based image inpainting using a modified priority definition [J]. Plos One, 2015, 10(10): e0141199.
- [7] WHYTE O, SIVIC J, ZISSERMAN A. Get out of my picture! Internet-based inpainting [C/OL]// British Machine Vision Conference, 2009. [2017-01-10]. <http://www.docin.com/p-319246462.html>.
- [8] ZHU Z, HUANG H Z, TAN Z P, *et al.* Faithful completion of images of scenic landmarks using internet images [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2015, 22(8): 1945-1958.
- [9] TSAI Y H, SHEN X, LIN Z, *et al.* Sky is not the limit: semantic-aware sky replacement [J]. ACM Transactions on Graphics, 2016, 35(4): 1-11.
- [10] OLIVA A, TORRALBA A. Modeling the shape of the scene: a holistic representation of the spatial envelope [J]. International Journal of Computer Vision, 2001, 42(3): 145-175.
- [11] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, *et al.* SLIC Superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(11): 2274.
- [12] XIAO J, EHINGER K A, HAYS J, *et al.* SUN Database: Exploring a large collection of scene categories [J]. International Journal of Computer Vision, 2016, 119(1): 3-22.
- [13] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, *et al.* Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.