

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416004

融合结构与纹理特征的壁画缺陷修复*

李慧¹ 李光亚^{1,2} 吴杰¹ 尉晋宁¹

(1. 中北大学信息与通信工程学院 太原 030051; 2. 中北大学信息探测与处理山西省重点实验室 太原 030051)

摘要: 针对现有算法在修复花纹复杂的壁画时存在结构混乱和纹理模糊等缺陷,提出一种融合结构与纹理特征引导的双重生成对抗网络模型。首先将 U-Net 引入双重生成网络,利用方向和通道双注意力机制提取到的纹理和结构信息分别引导结构、纹理解码器完成对结构与纹理的特征重构,并结合空洞残差块与跳跃连接实现多尺度特征融合提取。其次将两个分支输出的特征图通过双门控特征融合模块深度融合,完成特征信息交互。最后通过联合双判别器对抗完成缺陷修复,增强壁画修复效果的细节丰富度和全局一致性。实验使用自制数据集五台山某处非国宝级真实壁画进行训练及测试,并通过对比实验和消融实验验证,所提算法在峰值信噪比指标上平均提升 4.24 dB,结构相似性指标上平均提升 3.6%。实验表明该方法可以对受损的壁画进行有效修复,使其呈现出较好的结构、纹理信息,且视觉效果更清晰自然。

关键词: 壁画修复;结构纹理引导;注意力机制;双门控;特征融合

中图分类号: TP391.41; TN911 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Defect repair of murals guided by fusion structural and textural feature

Li Hui¹ Li Guangya^{1,2} Wu Jie¹ Yu Jinning¹

(1. School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. Shanxi Key Laboratory of Signal Capturing & Processing, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: Aiming at the defects of existing algorithms such as structural confusion and texture blurring when repairing murals with complex patterns, a dual-generation adversarial network model incorporating structural and textural feature guidance is proposed. Firstly, U-Net is introduced into the dual-generation network, and the texture and structure information extracted by using the direction and channel dual-attention mechanism guides the structure and texture decoders to complete the feature reconstruction of the structure and texture, respectively, and combines with the null residual block and the jump connection to achieve the extraction of multi-scale feature fusion. Secondly, the feature maps output from the two branches are deeply fused by the dual gated feature fusion module to complete the feature information interaction. Finally, the defect repair is completed through the joint dual-discriminator confrontation, enhancing the detail richness and global consistency of the mural restoration effect. The experiments use self-made dataset of non-national treasure real murals somewhere in Wutai Mountain for training and testing, and verified by comparison experiments and ablation experiments, this paper achieves an average improvement of 4.24 dB in the peak signal-to-noise ratio metric, and improves an average of 3.6% in structural similarity index. The experiments show that the method can effectively repair the damaged murals, so that they present better structural and textural information, and the visual effect is clearer and more natural.

Keywords: mural restoration; structural texture guidance; attention mechanism; double-gating; feature fusion

0 引言

作为一种特殊的画种,壁画蕴含了深刻的文化内涵。但因为它的材质、环境和制作工艺以及时间的推移,这都会

导致其产生不同的破损类型,如脱落、起甲、裂缝和霉变等^[1]。这些病害的存在导致壁画的观赏价值以及研究意义大大降低,同时也加大了壁画的保存难度。因此,对受损壁画进行数字化复原与保护,是一项极具意义的工作。

收稿日期:2024-05-09

* 基金项目:国家重点研发计划“制造基础技术关键部位”重点专项:子课题“曲面基底高温薄膜传感器研究”(2020YFB2009102)项目资助

数字图像修复技术的发展经历了从传统方法到深度学习方法的演变。传统方法主要基于偏微分方程和特征匹配等方法。一些学者对传统方法改进应用于壁画,均提升了修复的质量^[2-3]。总体而言,传统方法只适用于缺损区域小、纹理简单的图像,而面对复杂的修复任务时无法很好地修复。

为了克服传统方法的不足,近年来,以深度学习为基础的图像修复技术得到了众多关注。Liu 等^[4]针对不规则缺损区域,通过设定的掩膜更新机制,提出了一种基于部分卷积的修复模型。Xie 等^[5]引入可学习的双向注意力机制,改善了修复结果模糊问题,但只适用于小破损。Nazeri 等^[6]提出了一种基于边缘信息引导的修复方法,能够较好地恢复图像,但未考虑纹理特征,使得修复后留有一定的伪影。Ren 等^[7]提出了结构和纹理粗-精修复的双阶段修复模型,然而缺乏对结构信息和纹理特征之间关系的深入理解和综合利用。Guo 等^[8]提出了一种基于结构和纹理的图像修复方法,在公共数据集上修复效果良好。

上述方法仅适于人脸等公共数据集,一些学者经过改进应用于壁画领域。胡雅妮等^[9]提出一种基于双判别生成对抗网络的壁画图像修复,利用双判别网络结构对生成的壁画进行判别,增加了结果局部与全局的一致性。王欢等^[10]将得到的全局和局部特征信息做线性加权,完成整个待修复区域的填充,能较好地解决在修复时所出现的纹理错误填充以及“块效应”等现象。陈永等^[11-12]提出的基于结构引导的生成对抗壁画修复模型,其中融入结构的先验性,使模型获得更高维度的感知能力,但这种方法所得到的修补效果有一定模糊性。同年,陈永等^[13]又提出了一种结构门控与纹理联合引导的生成对抗壁画修复模型,利用其结构和纹理特征作为约束引导网络进行学习,但在某些复杂部位不能完全修复。武蕊^[14]也提出了基于结构与纹理联合引导的壁画修复,在恢复图像的完整性方面取得了显著成效,但其存在局部不连贯。任家乐^[15]提出了一种基于生

成对抗网络的两阶段唐卡图像修复算法,利用预测的高频边缘引导图片的低频内容进行补全。张双等^[16]将改进后的二阶段修复网络运用到壁画修复中,设计特征优化融合策略及空洞残差模块的引入,有效缓解了特征信息丢失问题和修复产生的网格伪影。徐志刚等^[17]提出了一种结合 CSWin-Transformer 和门卷积的壁画图像修复方法,设计全局-局部特征融合模块增强融合特征图中的结构和纹理信息,模型在保持修复壁画图像语义一致性的同时,实现了对全局信息的关注。胡升等^[18]将多分支扩张卷积架构引入生成网络,实现了壁画图像局部到全局的特征提取,但其忽略了结构与纹理特征信息的交互性,往往导致结果信息丢失,未能精确地修复所有损伤区域。

综上所述,现有算法大多缺少对结构和纹理信息的有效结合,且未建立更为精细和高效的约束机制。由此,本文提出一种融合结构与纹理特征引导的双重生成对抗网络模型。主要工作有:1)构建了双重生成网络模型,联合生成纹理和结构特征图像,同时引入空洞残差块(dilated residual block, DRB)^[16]加大感受野,另外将所有普通卷积层用部分卷积层替换,剔除无效信息干扰,获取更多细节信息;2)引入双注意力模块,利用得到的纹理和结构特征信息引导特征重建;3)设计了融合结构与纹理特征的双向门控特征融合模块,将生成的特征信息交换融合,增强壁画图像特征间的相关性,实现修复结果整体的一致性;4)搭建联合判别网络提高生成图像的质量、减少错误的发生、增强模型的稳定性。

1 本文算法

1.1 整体网络框架

在对复杂的壁画图像进行修复时,应当保证模型充分利用结构与纹理特征引导,最大限度地提高修复的精度和完整性。如图 1 所示,模型的整体网络框架包括 3 个主要部分组成:生成网络、特征融合模块和判别网络。

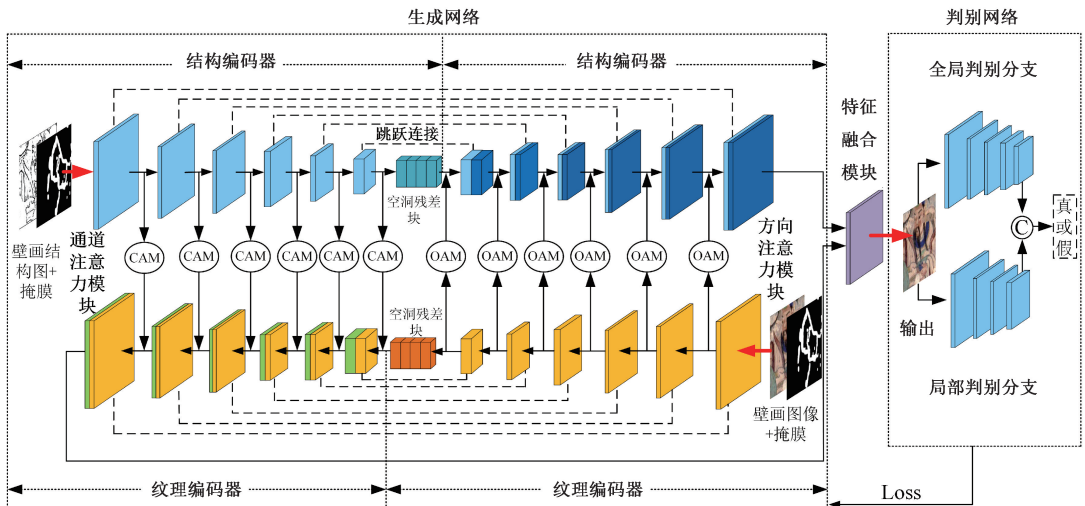


图 1 整体网络框架

Fig. 1 Overall network framework

1.2 生成网络

生成网络是一种以 U-Net 为基础的双流架构,如图 1 所示。该网络由结构编码-解码器和纹理编码-解码器构成。结构编码器把原始壁画图像的结构图和掩膜作为输入,纹理编码器把原始壁画图像和掩膜作为输入,通过结构和纹理解码器分别生成融合两者特征信息的壁画结构特征图和纹理特征图。在结构特征重建的过程中,利用纹理编码器和方向注意力模块(orientation attention module, OAM)^[13]提取到分层纹理方向特征,将其作为结构解码器重构的纹理引导信息,增强特征图的结构轮廓信息,OAM 示意图如图 2 所示。为使纹理特征图同样融合结构信息,通过结构编码器和通道注意力模块(channel attention module, CAM)^[19]引导纹理解码器融合结构特征信息,CAM 示意图如图 3 所示。

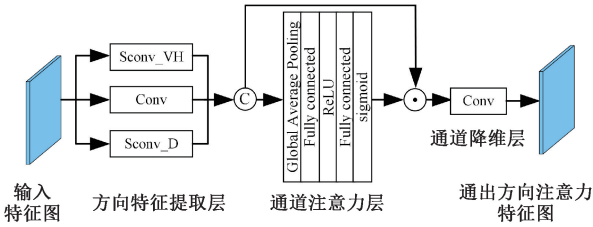


图 2 方向注意力模块

Fig.2 Orientation attention module

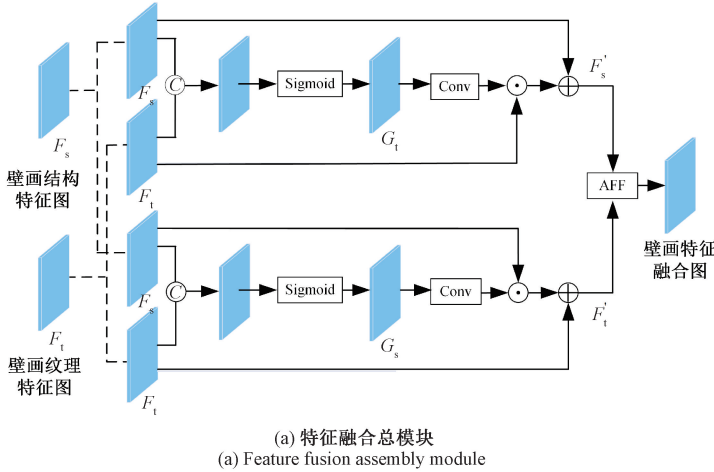


图 4 结构与纹理双向门控特征融合模块

Fig.4 Structural and textural bi-directional gated feature fusion module

具体来说,将解码器输出结构特征图记为 F_s , 纹理特征图记为 F_t 。为构建纹理感知的结构特征,提出门控 G_t 来控制纹理信息的被集成程度,表示为:

$$G_t = \sigma(\text{Conv}(\text{Concat}(F_t, F_s))) \quad (1)$$

其中, $\text{Concat}(\cdot)$ 为通道连接操作, $\sigma(\cdot)$ 为 sigmoid 激活函数 $\text{Conv}(\cdot)$ 为核大小为 3 的卷积操作。

融合纹理信息的结构特征 F'_t 表示为:

$$F'_t = \alpha(G_t \odot F_t) \oplus F_s \quad (2)$$

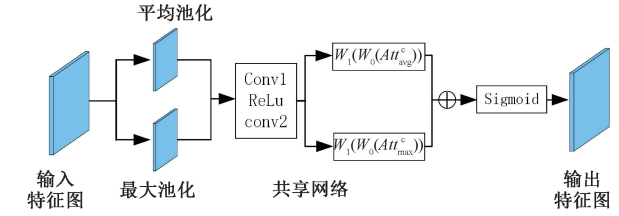


图 3 通道注意力模块

Fig.3 Channel attention module

同时引入 DRB 作为编码-解码器之间的连接,增大感受野,同时可避免细节信息的丢失。此外,跳跃连接将各个子网络的权重进行整合和共享,促使生成的图像结构、纹理更加协调一致。在生成网络中,所有的常规卷积用部分卷积层替换,使其捕捉非规则边界的信息能力更强。在此架构下,结构和纹理特征很好地实现了一种精妙的互补性结合,从而得到改进的结果。

1.3 特征融合模块

为增强重建结构和纹理的一致性,本文专门设计了融合结构与纹理特征的双向门控特征融合模块,渲染最终结果。本模块的功能主要是进一步结合解码后的纹理和结构特征,使得两种信息之间能够充分交换融合,其中利用软门控来控制特征信息被集成的程度。这种集成操作让该功能得到了细化,同时具备纹理和结构感知,详细模块示意图如图 4 所示。

其中, α 是初始化为零的训练参数, \odot 和 \oplus 分别表示元素的乘法和元素的加法。

对称地,计算融合结构信息的纹理特征 F'_s 如下:

$$G_s = \sigma(\text{Conv}(\text{Concat}(F_t, F_s))) \quad (3)$$

$$F'_s = \beta(G_s \odot F_s) \oplus F_t \quad (4)$$

考虑到融合结构与纹理特征结果图的整体协调性和局部一致性,及特征之间的相关性,在其中引入了注意力特征融合机制(attentional feature fusion, AFF)^[20],增强

图像中那些低层次特征与高层次特征之间的关联性,总模块如图 4(a)所示,AFF 示意图如图 4(b)所示。总计算公式如下:

$$F' = \sigma(g(F'_i + F'_s) \oplus L(F'_i + F'_s)) \otimes F'_i + (1 - \sigma(g(F'_i + F'_s) \oplus L(F'_i + F'_s))) \otimes F'_s \quad (5)$$

其中, $g(\cdot)$ 为全局特征的通道注意力计算公式, $L(\cdot)$ 为局部特征的通道注意力的计算公式。

1.4 判别网络

设计判别网络时选用了全局和局部判别器联合鉴别的方式,确保壁画图像修复后缺陷区与原始无缺区的整体一致性,提升修复图像在纹理、边缘等细节方面的真实性和自然度。判别网络结构如图 1 所示。除卷积层数目不同外,全局和局部分支具有一样的架构。最后,在通道维度上连接全局和局部分支的输出,基于此计算对抗损失。此外,判别网络采用谱归一化马尔科夫判别模型,有效地解决了生成对抗网络中的训练不稳定性问题。

1.5 损失函数设计

在此基础上,本文引入重建损失 L_{rec} 、感知损失 L_{perc} 、风格损失 L_{style} 和对抗损失 L_{adv} 联合调节模型,对网络进行优化,使得重构后的壁画图像具有较高的清晰度和真实感。

总的损失函数 L_G :

$$L_G = \lambda_{rec} L_{rec} + \lambda_{perc} L_{perc} + \lambda_{style} L_{style} + \lambda_{adv} L_{adv} \quad (6)$$

式中: λ_{rec} 、 λ_{perc} 、 λ_{style} 、 λ_{adv} 为相应的权重。

2 实验结果与分析

2.1 数据集

在本文的实验设计中,选取了五台山某处非国宝级的真实壁画作为数据源。为确保数据的多样性和丰富性,首先对搜集到的 785 张原始壁画图像进行了精细的裁剪处理,统一调整为 256×256 像素的尺寸。通过随机旋转与翻转、亮度对比度的增强与减弱等数据增强手段,扩展至 9 420 张图像,极大地丰富样本的多样性,增强模型的泛化能力。

数据集被划分为训练集和测试集两大部分。其中,训练集由 8 400 幅图像构成,这些图像均源自 700 张原始壁画图像经过上述数据增强处理得到;而测试集则包含了 1 020 张壁画图像,它们由 85 张原始壁画图像所扩充,用以评估模型的性能与效果。这样的划分不仅保证了训练过程的充分性,也为模型的客观评价提供了坚实的基础。

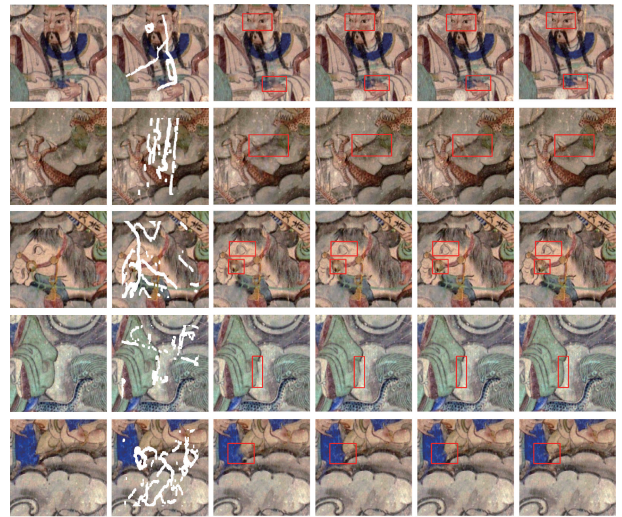
2.2 实验设置与评价指标

实验配置为: Intel(R) Core(TM) i5-10400F CPU@ 2.90 GHz 的处理器, 64 位 Windows 10 操作系统, NVIDIA GTX 2060 的运行显卡及大小为 16 G 的内存,实验框架选用深度学习框架 Pytorch-gpu1.10.1。并利用 Adam 优化器进行整体网络模型优化, batch size 设为 6, 学习率设为 2×10^{-4} 。

为检验所提方法的实用性,在修复实验中采用添加不规则破损生成的毁损图像和五台山某处非国宝级真实毁损的图像进行实验,并与修复效果较良好的文献[6]、文献[8]和文献[13]的结果相比较分析。然后,对恢复的图像进行峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR)和结构相似性(structural similarity index measure, SSIM)的客观指标评估。

2.3 添加不规则破损修复实验

首先任意从壁画图像测试集中抽取 30 张图像,并选择随机不规则掩膜进行人为添加随机破损修复实验,用不同规则形状和大小模拟壁画不同程度的毁损情况,部分修复结果如图 5 所示,图 5(a)为测试集中抽取的原始壁画图像,图 5(b)为添加随机掩膜模拟的毁损图像,图 5(c)、(d)、(e)、(f)分别为文献[6]、[8]、[13]和本文的修复结果。



(a) 原图 (b) 毁损图像 (c) 文献[6] (d) 文献[8] (e) 文献[13] (f) 本文结果
(a) Original image (b) Destroyed image (c) Literature [6] (d) Literature [8] (e) Literature [13] (f) Results of this paper

图 5 添加不规则破损的修复对比

Fig. 5 Comparison of repairs with irregular breakage added

观察实验结果,文献[6]的修复结果如图 5(c)所示,在第 1 幅壁画中人物的面部与手指部分出现明显的断裂;第 3 幅壁画中马的眼睛部分存在块状伪影;其余壁画中修复边界呈现明显的平滑模糊现象,这是因为文献[6]缺少对纹理信息的重视。文献[8]修复结果如图 5(d)所示,第 1 幅和第 3 幅壁画中对于眼睛等重点特征的修复有所改善,但仍存在轻微断裂和模糊现象;第 4 幅及第 5 幅壁画中修补后边缘不清晰,因为该方法对壁画结构纹理等先验信息的考虑不充足,导致重构后的部分不合理。图 5(e)为文献[13]的修复结果,相较前面的方法,在重点特征区域修复效果提升很多,能够依据破损处基本还原出原有结构和纹理,但对较为复杂的边缘部分处理困难,如第 4 幅壁画中衣袖边缘部分作出模糊处理;第 5 副壁画蓝色手帕处修复后与周围纹理不和谐。图 5(f)为本文方法的修复结果,

相比较的 3 种方法,本文修复后的壁画图像具有更清晰的结构线条和细腻的纹理细节,针对壁画中人物面部线条和眼睛等具体特征都能够精确还原其特征信息,且修复的边缘部分视觉效果上过渡自然、纹理清晰。

针对不同算法修复的 30 副图像,本文选用客观指标评价和记录平均修复时间验证所提方法的有效性,并计算出对应的均值。对结果图像选用 PSNR 和 SSIM 指标评估,如表 1 所示,可发现本文所提算法相比前 3 种,PSNR 平均提升 3~6 dB,SSIM 平均提升 2%~5%。表 2 记录了单幅壁画的平均修复时间,可以看出本文算法相较文献[6]仅增加了 0.16 s,从而说明本文在保证修复效率的基础上最大程度提升了性能。

表 1 添加不规则破损结果的客观评估均值对比

Table 1 Comparison of objectively assessed means for adding irregular breakage results

算法	PSNR/dB	SSIM
文献[6]	26.79	0.87
文献[8]	29.35	0.89
文献[13]	29.69	0.90
本文算法	32.85	0.92

表 2 单幅壁画在不同算法下平均修复时间

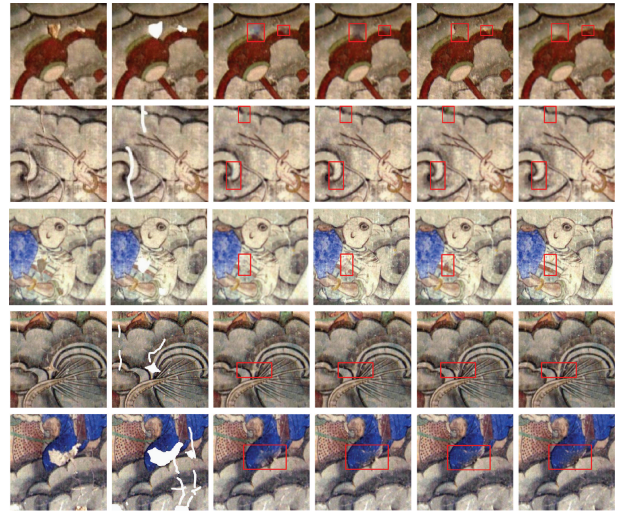
Table 2 Average restoration time for a single mural under different algorithms

算法	时间/s
文献[6]	3.16
文献[8]	3.23
文献[13]	3.45
本文算法	3.32

2.4 真实毁损图像的修复实验

为了对该方法进行更实际的测验,以实际损毁的壁画为对象,针对其进行了复原试验,得到的结果见图 6,图 6(a)为实际损毁的壁画图像,图 6(b)为添加掩膜图像,图 6(c)、(d)、(e)、(f)分别为文献[6]、[8]、[13]和本文的修复结果。

观察发现,第 1 幅壁画中鼓面和侧边毁损的部分,文献[6]和文献[8]修复后遗留有显著的块状伪影,文献[13]能基本补全,但存在明显的修复痕迹,而本文修复效果较好。对于第 2 幅和第 4 幅壁画中部分线条的修复,文献[6]均有不同程度的结构断裂,文献[8]和文献[13]整体修复效果都不错,但在细节部分修复不完整,本文方法复原后的图像线条连续性较好,衔接自然。第 3 幅壁画中残缺结构相对复杂,文献[6]和文献[8]都存在严重纹理模糊现象,文献[13]对破损部分无法准确预测,生成的图像与原



(a) 毁损图像 (b) 掩膜图像 (c) 文献[6] (d) 文献[8] (e) 文献[13] (f) 本文结果
(a) Destroyed image (b) Masked image (c) Literature [6] (d) Literature [8] (e) Literature [13] (f) Results of this paper

图 6 真实毁损图像的修复对比

Fig. 6 Comparison of restoration of real destroyed images

图像不一致,而本文算法对脱落部分填充完整,取得较好的重构效果。第 5 幅壁画中缺损部分较大,文献[6]仅完成部分修复,文献[8]和文献[13]能完成基本修复,且这 3 种方法都留有大区域的伪影。而本文算法能精准有效整合结构与纹理这两大核心信息要素,修复的结果完整性较高,修补后颜色和线条基本能与原图保持一致。

2.5 消融实验

为评估所构建的网络结构、引入的 OAM、CAM 模块和提出的特征融合模块对本文算法整体的影响,通过设定消融试验,量化对比分析其对修复效果的影响。由双编码-解码器搭建的生成网络、普通的特征连接和原有判别网络构成模型 1;在模型 1 的基础上添加 OAM、CAM 模块作为模型 2;以模型 1 作为基底加入特征融合模块作为模型 3。部分实验结果如图 7,图 7(a)为原始壁画图像,图 7(b)为添加掩膜图像,图 7(c)、(d)、(e)、(f)分别为模型 1、模型 2、模型 3 和本文的修复结果。

从图中可以看出模型 1 在修复花纹复杂的破损区域时呈现出结构缺失、纹理模糊等问题;模型 2 添加了双注意力模块,对于细节上的修复有了改善,但由于缺少结构与纹理信息的充分融合,修补的缺陷处不能与原图保持一致;模型 3 中加入的特征融合模块使得特征与纹理信息充分融合,修补后的壁画图像基本能保持结构连续、色彩一致,但由于前期生成网络未能提取丰富的特征信息,导致存在纹理模糊和部分伪影现象。当所有模块全部加入后,能够取得更好的修复性能。

最后对修复结果选用客观指标予以评估,如表 3 所示,可发现模型 2 和 3 相比于模型 1 在 PSNR 和 SSIM 上均有不同程度提升;最后将所有模块全部添加到本文架构

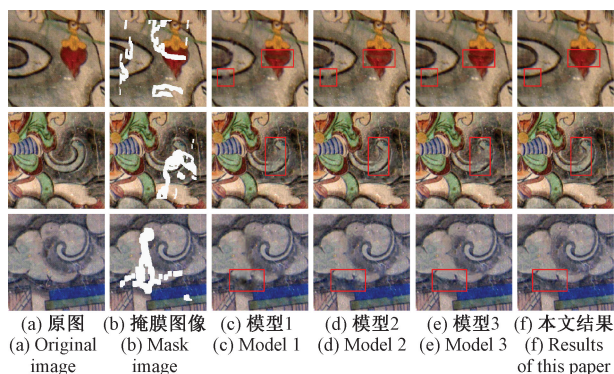


图 7 消融实验的修复对比

Fig. 7 Comparison of repairs from ablation experiments

中,可以看出 PSNR 上平均提升了 4.37 dB,SSIM 平均提升 14.07%。相较单独加入某一模块,其恢复图像的效果更好。

表 3 消融实验的 PSNR 和 SSIM 均值对比

Table 3 Comparison of PSNR and SSIM means for ablation experiments

模型	PSNR/dB	SSIM
模型 1	24.87	0.71
模型 2	26.52	0.73
模型 3	29.66	0.88
本文算法	31.39	0.90

3 结 论

本文针对受损的壁画提出了一种融合结构与纹理特征引导的双重生成网络模型。该方法充分利用了图像的纹理和结构特征信息,通过构建两个耦合的子网络完成特征重构。此外,特征融合模块显著增强了壁画图像生成的结构清晰度与纹理的一致性。结合全局判别器和局部判别器的协同工作,使得能够同时关注图像的整体和局部特征,实现图像在整体和细节上的双重优化。通过这种方式,壁画的细节得以更加精准地保留。实验表明,壁画毁损部分的复原效果较好,且对比方法在主客观评估上均低于本文所提方法。然而,本文算法修复过程中壁画中存在许多难以被有效辨识的微小损伤,使得不能实现对所有破损部位的精准修复,针对这一问题有待于进一步研究。

参考文献

[1] 焦莉娟,王文剑,李秉婧,等.改进的块匹配五台山壁画修复算法[J].计算机辅助设计与图形学学报,2019,31(1):118-125.
JIAO L J, WANG W J, LI B J, et al. Wutai mountain mural inpainting based on improved block matching algorithm[J]. Journal of Computer-Aided

Design & Computer Graphics, 2019, 31(1): 118-125.
[2] 师晓波,蔺素珍.基于样本块和 BSCB 模型的壁画裂缝修复方法[J].科学技术与工程,2017,17(35):98-104.
SHI X B, LIN S ZH. Restoring method of the tomb fracture based on sample patch and BSCB model[J]. Science Technology and Engineering, 2017, 17(35): 98-104.
[3] 陈永,陈锦,艾亚鹏,等.基于序贯相似性和布谷鸟寻优的敦煌壁画修复算法[J].激光与光电子学进展,2020,57(20):194-203.
CHEN Y, CHEN J, AI Y P, et al. Dunhuang mural inpainting algorithm based on sequential similarity detection and cuckoo optimization [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(20): 194-203.
[4] LIU G L, REDA F A, SHIH K J, et al. Image inpainting for irregular holes using partial convolutions[C]. European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 85-100.
[5] XIE CH H, LIU SH H, LI CH, et al. Image inpainting with learnable bidirectional attention maps [C]. IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019: 8858-8867.
[6] NAZERI K, NG E, JOSEPH T, et al. Edge connect: Generative image inpainting with adversarial edge learning[J]. ArXiv preprint arXiv:1901.00212, 2019.
[7] REN Y R, YU X M, ZHANG R N, et al. Structure flow: Image inpainting via structure-aware appearance flow[C]. IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019: 181-190.
[8] GUO X, YANG H, HUANG D. Image inpainting via conditional texture and structure dual generation[C]. IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2021: 14134-14143.
[9] 胡雅妮,李光亚,韩晓东,等.基于双判别生成对抗网络的壁画图像虚拟修复[J].国外电子测量技术,2022,41(6):14-19.
HU Y N, LI G Y, HAN X D, et al. Virtual restoration of mural images based on bi-discriminative generative adversarial network[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2022, 41(6): 14-19.
[10] 王欢,李利,李庆,等.一种结合全局一致性与局部连续性的壁画修复方法[J].湖南大学学报(自然科学版),2022,49(6):135-145.
WANG H, LI L, LI Q, et al. A global uniform and local continuity repair method for murals inpainting[J]. Journal of Hunan University(Natural Sciences), 2022, 49(6): 135-145.

- [11] 陈永, 陈锦, 陶美凤. 结构引导的渐进式生成对抗壁画修复[J]. 北京航空航天大学学报, 2023, 49(6): 1247-1259.
CHEN Y, CHEN J, TAO M F. Mural inpainting progressive generative adversarial networks based on structure guided[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2023, 49(6): 1247-1259.
- [12] 蒋佩文. 基于结构引导的傅里叶卷积生成对抗壁画修复研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2024.
JIANG P W. Study on mural inpainting based on structure-guided fourier convolution generative adversarial networks [D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2024.
- [13] 陈永, 陶美凤, 赵梦雪. 结构门控与纹理联合引导的生成对抗壁画修复[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2023, 50(2): 1-11.
CHEN Y, TAO M F, ZHAO M X. Mural inpainting g-enerative adversarial networks based on structural gated and texture joint guidance[J]. Journal of Hunan University(Natural Sciences), 2023, 50(2): 1-11.
- [14] 武蕊. 基于结构和纹理关联的壁画图像修复研究[D]. 银川: 宁夏大学, 2023.
WU R. Research on mural image restoration based on structure and texture association [D]. Yinchuan: Ningxia University, 2023.
- [15] 任家乐. 基于多尺度注意力机制和边缘约束的唐卡图像修复研究[D]. 银川: 宁夏大学, 2022.
REN J L. Thangka image inpainting research based on multi-scale attention mechanism and edge constraints[D]. Yinchuan: Ningxia University, 2022.
- [16] 张双, 杨帆. 改进的双阶段生成对抗数字壁画修复算法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(11): 123-129.
ZHANG SH, YANG F. Digital mural inpainting model based on improved two-stage generative adversarial network [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(11):123-129.
- [17] 徐志刚, 杨欣宇. 结合 CSWin-Transformer 和门卷积的壁画图像修复方法[J/OL]. 计算机工程与应用, 1-12 [2024-07-13]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20231008.1717.016.html>.
XU ZH G, YANG X Y. Mural image restoration method based on CSWin-Transformer and gate convolution [J/OL]. Computer Engineering and Applications, 1-12 [2024-07-13]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20231008.1717.016.html>.
- [18] 胡升, 薛涛, 季虹. 多尺度信息融合的生成对抗网络壁画修复[J]. 国外电子测量技术, 2024, 43(4): 30-38.
HU SH, XUE T, JI H. Mural inpainting algorithm for generative adversarial network with multi-scale information fusion [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(4): 30-38.
- [19] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. Cbam: Convolutional block attention module[C]. European Conference on Computer Vision(ECCV), 2018: 3-19.
- [20] DAI Y M, GIESEKE F, OEHMCKE S, et al. Attentional feature fusion [C]. 2021 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision(WACV), 2021: 3559-3568.

作者简介

李慧, 硕士研究生, 主要研究方向为图像修复、图像处理等。

E-mail: 1147370287@qq.com

李光亚(通信作者), 博士, 硕士生导师, 主要研究方向为测试计量技术及仪器。

E-mail: 2975974740@qq.com