DOI:10.19652/j.cnki.femt.2305707

多尺度信息融合的生成对抗网络壁画修复*

胡 升 薛 涛 季 虹
(西安工程大学计算机科学学院 西安 710048)

摘 要:针对现有壁画修复算法因缺乏对于图像远距离特征的捕获能力而导致修复结果结构紊乱,以及缺失边缘颜色不一致问题,提出一种多尺度信息融合的生成对抗网络壁画修复算法。首先,将多分支扩张卷积架构引入生成网络,各个子扩张卷积的卷积核以不同扩张率局部扩大感受野,提取图像的局部特征;其次结合快速傅里叶卷积基于全局感受野提取特征,实现壁画图像局部到全局的特征提取;最后引入自注意力与 PatchGAN 鉴别器以解决缺失边缘颜色不一致问题。根据自制壁画数据集进行模型的训练和测试,并与多组修复算法进行修复对比,实验结果表明,相较于对比算法,所提算法在峰值信噪比(PSNR)平均提升 4.42 dB,结构相似性(SSIM)平均提升 4.4%,学习感知图像块相似度(LPIPS)平均提升 11.3%。实验证明所提算法能够有效修复破损壁画,修复后的壁画有较好的结构和纹理信息,为真实壁画的修复工作提供了支撑。

关键词:多分支扩张卷积;快速傅里叶卷积;自注意力;生成对抗网络;壁画修复
中图分类号:TP391.41 **文献标识码**:A **国家标准学科分类代码**:520.604

Mural inpainting algorithm for generative adversarial network with multi-scale information fusion

Hu Sheng Xue Tao Ji Hong
(College of Computer Science, Xi′an Polytechnic University, Xi′an 710048, China)

Abstract: Aiming at the existing mural inpating algorithms due to the lack of the ability to capture the remote features of the image, which leads to structural disorder in the inpating results, as well as the problem of inconsistent colour of the missing edges, a generative adversarial network mural restoration algorithm is proposed for the fusion of multiscale information. Firstly, the multi-branch dilated convolution architecture is introduced into the generative network, and the convolution kernel of each subdilated convolution locally expands the receptive field with different expansion rates to extract the local features of the image. Secondly, the fast Fourier convolution is combined to extract the features based on the global receptive field, so as to achieve the local-to-global feature extraction for the mural image. Finally, the self-attention and the PatchGAN discriminator are introduced to solve the problem of inconsistent colours of the missing edges. The model is trained and tested according to the homemade mural dataset, and compared with several groups of restoration algorithms for restoration. The experimental results show that compared with the comparison algorithms, the proposed algorithm improves PSNR by an average of 4.42 dB, SSIM by an average of 4.4%, and LPIPS by an average of 11.3%. The experiment proves that the proposed algorithm can effectively repair broken murals, and the repaired murals have better structure and texture information, and this method provides support for the restoration work of real murals.

Keywords: multi-branch dilated convolution; fast Fourier convolution; self-attention; generative adversarial network; mural inpainting

收稿日期:2023-10-29
* **基金项目**:国家自然科学基金(62106189)、陕西省技术创新引导专项计划(2020CGXNG-012)项目资助

0 引 言

敦煌壁画是中国重要的文化瑰宝,具有极高的研究价值。在自然环境和人为破坏的共同影响下,敦煌壁画产生了诸如褪色、裂缝、脱落和表面污染等病害[1]。因此,迫切需要对敦煌壁画进行保护和修复。

敦煌壁画数字化修复利用计算机对壁画进行虚拟修复,这种修复方式不会对真实壁画造成伤害,同时能够对壁画的实际修复工作予以先验性的指导[2]。

随着深度学习的兴起,大量基于深度学习的模型被应用于图像修复。Pathak 等[3]提出一种上下文信息的无监督特征语义修复方法,该方法能够在一定程度上理解图像的语义信息,并根据缺陷周围的信息预测缺陷区域的像素,但其只能处理掩膜区域在中心的固定分辨率图像。Li 等[4]提出了一种递归特征推理模型,该模型利用相邻像素之间的相关性并增强估计像素的约束,反复推断卷积特征图的孔洞边界,将其作为进一步推断的线索。Zheng 等[5]提出使用两个并行生成对抗网络(GAN)模型,该模型将先验条件和潜在变量耦合产生多元结果,并在生成网络中加入长短期注意力层,提高了修复图像的真实感。Sagong 等[6]提出了一种具有并行解码结构的快速图像修复方法,该方法减少了卷积运算的数量,对传统的上下文注意模块(context attention module,CAM)[7]进行了改进,引入了区域集成判别器(regional integration discriminator,RED)来分别处理多个特征区域。Nazeri 等[8]提出了一种名为 EdgeConnect 的图像修补方法,该方法结合边缘先验信息和 PatchGAN 的修复模型预测图像边缘信息,进而指导图像修复任务。

壁画修复是图像修复的一个分支,近年收到越来越多的关注[9]。Jaidilert 等[10]提出一种名为 AGAN 的自动编码器生成对抗网络用以壁画修复,该网络比传统方法获取的了更好的效果。Ciortan 等[11]基于 EdgeConnect[8]的边缘结构引导壁画修复方法取得了良好的效果。陈永等[12]提出一种基于结构引导的渐进式生成对抗壁画修复深度学习模型,利用双池化 SKNet 多尺度特征提取模块,以及局部判别器和全局判别器,完成对结构图像和壁画图像的重构判别,增强壁画修复的全局一致性,但该方法的修复结果存在一定的模糊现象。同年,陈永等[13]提出了一种多尺度特征和注意力融合的生成对抗壁画修复深度学习模型,该方法利用特征金字塔网络提取壁画中不同尺度的特征信息,有效保护了壁画图像的边缘和纹理等重要特征信息。但该方法对于大面积人为添加中心掩膜破损,修复结果有一定的误差。

Wang 等[14]提出一种两阶段的学习方法指导模型恢复唐卡壁画的原始内容。张双等[15]提出一种改进的双阶段生成对抗数字壁画修复模型,该模型通过不同尺度特征优化融合以及空洞残差来提升壁画修复的纹理细节、减少网格伪影现象。胡雅妮等[16]提出一种基于双判别生成对抗网络的壁画图像虚拟修复算法,该方法将 U－Net 架构引入生成网络,结合扩张卷积与跳跃连接实现多尺度特征融合提取,有效地恢复了图像全局一致性和局部细节。

Chen 等[17]提出一种在滑动窗口的辅助下使用部分卷积的壁画修复方法,然而该方法中的结构和颜色恢复问题未能得到很好的解决。吴萌等[18]针对墓室壁画因揭取过程导致的壁画分块画面连续缺失问题,建立了一种多尺度级联网络的墓室壁画数字生成模型,但是该方法在高频纹理细节和边缘处存在一定的伪影残留。王欢等[19]提出了一种基于全局一致性和局部连续性相结合的壁画修复算法,基于稀疏表示修复原理,搭建了具有全局过完备特征字典下基于弹性网正则化的稀疏修复模型,利用全局块与局部块的线性加权,较好的估计出最终的待修复块。Wang 等[20]提出一种多尺度自适应部分卷积壁画修复方法,该方法取得了良好的修复效果,但其在视觉合理方面仍存在一定的局限性。杨竹青等[21]在图像梯度模值信息的基础上,设计了方差调节策略耦合结构特征的图像修复算法,较好的解决了块现象及纹理间断现象,但是由于需要计算图像的 R、G、B 分量信息,算法的复杂度较高。

尽管壁画修复方法已经取得了较大的进展,但是壁画图像纹理结构复杂、色彩鲜明、形式多样,现有的方法在修复壁画时,由于缺少不同范围的感受野和边缘部位的颜色调整机制,容易导致结构紊乱和缺失边缘部位颜色不一致的现象。针对上述问题,本文提出一种多尺度信息融合的生成对抗网络壁画修复算法,实现壁画图像局部到全局的特征提取,使得修复效果更加真实自然。

目前缺乏关于壁画的公开数据集,本文对《中国敦煌壁画全集》的图片部分进行裁剪和数据增强,制作了壁画图像数据集用于模型的训练和测试,对于后续的壁画的修复工作提供了数据集支撑。当前的壁画修复算法由于缺乏感受野,容易出现特征提取不完善,导致修复结果的错误,本文将多分支扩张卷积架构引入生成网络,各个子扩张卷积的卷积核以不同扩张率局部扩大感受野,提取图像的局部特征,结合快速傅里叶卷积基于全局感受野提取特征,实现壁画图像局部到全局的特征提取。引入自注意力用以缺失边缘的颜色不一致问题,保证修复结果的边缘部位纹理和颜色一致。基于修复任务的目标选用使用联合损失函数对模型进行训练,使模型经过训练得到更好的效果。

1 本文方法

1.1 整体网络框架

多尺度信息融合的生成对抗网络壁画修复模型整体架构如图 1 所示,模型由生成网络和判别网络构成。其中,生成网络包括编码器、多分支扩张卷积、快速傅里叶卷积、自注意力以及解码器。为了提取更多图像的纹理信息等高级特征,编码器的第一层采用 7×7 卷积,接着两个步长为 2 的 4×4 卷积进行下采样提取低维度特征,同时将

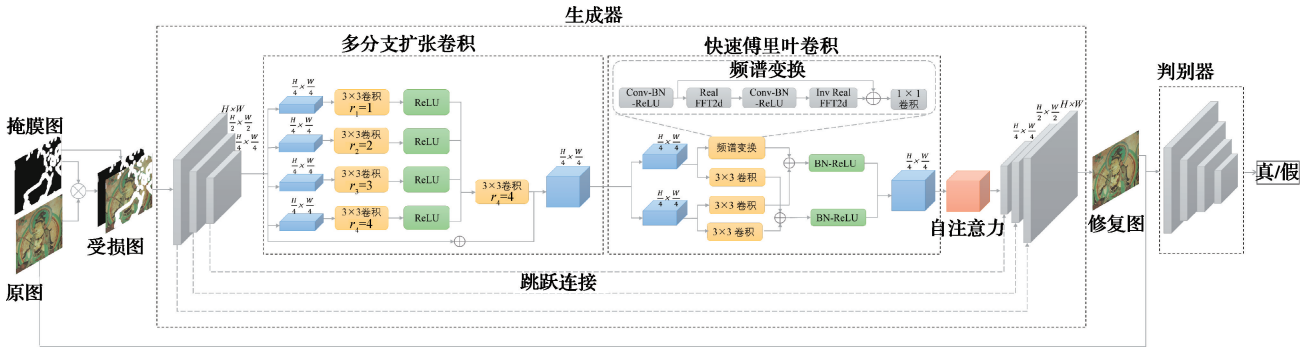


图 1　整体模型架构

Fig. 1　Overall model architecture

特征图的大小缩小为原来的 1/4，减少计算量。中间以 ReLU 做激活函数。解码器与编码器相对应，用来将特征图转换到原始输入的大小和通道数，编码器每一层与对应的解码器增加跳跃连接。判别网络由马尔科夫判别器构成。

模型先获取掩膜图像以及相应的掩膜壁画图像，掩膜壁画图像由真实壁画图像和掩膜图像经过逐像素乘法得到。下采样块对输入的壁画图像进行下采样，从而减少计算量。经过下采样的特征图进入多分支扩张卷积，每个分支以不同的感受野提取壁画图像的特征信息，之后将各部分的输出进行信息融合；再将其输入到快速傅里叶卷积中，基于全局和局部的通道进行特征提取，其中全局分支将空间域的信息转换到频域，基于快速傅里叶卷积频域中的一个点可以影响空间域全局的特性，将感受野扩充至整个图像，之后将其从由频域转换回空间域；自注意力块通过与外部像素建立连接，以对掩膜的边缘区域进行颜色校正；将其输入到由常规卷积构成的上采样块中，以恢复原始图像的尺寸；随后将生成的掩码区域内容和未被掩码覆盖的完好内容相加，得到由生成器预测的壁画图像；最后将生成的壁画图像与真实的壁画图像输入到判别网络中进行对抗博弈训练，从而达到修复壁画图像的目的。

1.2　多分支扩张卷积

扩张卷积是一种改进的卷积运算，能够在不增加任何参数和计算复杂性的条件下捕获更多的上下文信息。扩张卷积核大小的计算公式为：

$$s = [d \cdot (k-1)+1] \tag{1}$$

式中：d 表示扩张率；k 表示原始卷积核大小；s 表示扩张后的卷积核大小。

多分支扩张卷积采用了拆分、提取和合并的思想对壁画图像的特征进行提取。多分支扩张卷积块将特征信息分别通过四部分具有不同扩张率的卷积核，各部分输出通道均为输入通道的 1/4。每部分卷积核使用不同的扩张率对特征图基于不同的感受野进行特征提取，为了保持卷积后的特征图的大小统一，在输入特征图的边缘引入零元素进行填充。多分支扩张卷积结构如图 2 所示。

较小的扩张率的扩张卷积可以用较小感受野使卷积核捕获到输入的局部特征，而较大的扩张率的扩张卷积可以用较大的感受野捕获到输入的更大范围的特征。由不同感受野提取的各部分特征在经过 ReLU 激活函数后，通过标准卷积进行特征融合，并引入输入的残差。

1.3　快速傅里叶卷积

快速傅里叶卷积将输入分为两个并行的分支，局部分

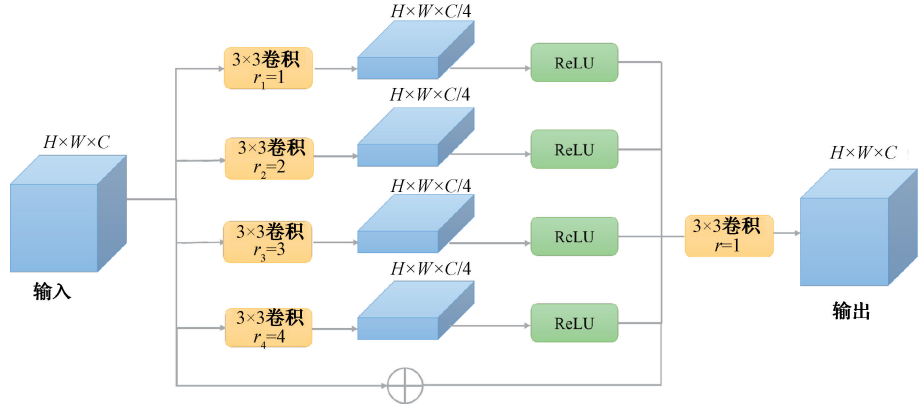


图 2　多分支扩张卷积结构

Fig. 2　Multi-branch dilated convolutional structure

支使用常规卷积提取图像的局部特征，全局分支使用频谱转换，将特征由空间域转换到频域，在频域对信息进行有效的特征提取后，最后将特征信息转换回空间域。

快速傅里叶卷积的全局路径利用频谱转换将卷积的感受野扩大到输入的整个范围，频谱转换基于离散傅里叶变换实现。在入口处使用 1×1 的卷积将通道数减半，最后在出口处使用另外一个 1×1 的卷积将特征通道恢复。将二维傅里叶变换应用于实数信号时，会产生共轭对称矩阵，因此可以仅保留一半的结果进行计算，并根据共轭对称性恢复另一半信息。快速傅里叶卷积结构如图 3 所示。

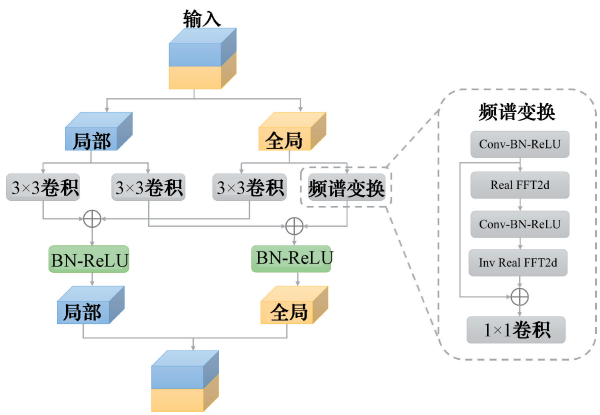


图 3 快速傅里叶卷积结构

Fig. 3 Fast Fourier convolution structural diagram

快速傅里叶卷积的步骤如下。

1)将实二维傅里叶卷积应用于输入张量，并连接实部和虚部：

$$RealFFT2d:\boldsymbol{R}^{H\times W\times C}\rightarrow\boldsymbol{C}^{H\times\frac{W}{2}\times C} \tag{2}$$

$$ComplexToReal:\boldsymbol{C}^{H\times\frac{W}{2}\times C}\rightarrow\boldsymbol{R}^{H\times\frac{W}{2}\times 2C} \tag{3}$$

2)在频域中应用卷积块：

$$ReLUBNConv1\times 1:\boldsymbol{R}^{H\times\frac{W}{2}\times 2C}\rightarrow\boldsymbol{R}^{H\times\frac{W}{2}\times 2C} \tag{4}$$

3)应用逆二维傅里叶变换将信息恢复到空间域：

$$RealToComplex:\boldsymbol{R}^{H\times\frac{W}{2}\times 2C}\rightarrow\boldsymbol{C}^{H\times\frac{W}{2}\times C} \tag{5}$$

$$InverseRealFFT2d:\boldsymbol{C}^{H\times\frac{W}{2}\times C}\rightarrow\boldsymbol{R}^{H\times W\times C} \tag{6}$$

基于快速傅里叶卷积频域中的一个点可以影响空间域全局的特性，通过频谱转换的方式可以将卷积的感受野扩充至整个图像，最大限度地提取全局图像的上下文信息，并通过二维傅里叶逆变换可恢复至空间域。快速傅里叶卷积兼顾了局部的纹理细节和全局的结构信息，可以生成更加真实的图片，有效解决掩码区域的伪影等现象。

1.4 自注意力

由于卷积运算在空间域中处理局部领域，因此需要重复执行卷积运算才能够捕获长依赖关系。自注意力机制不局限于局部邻域，而是将输入特征图中所有位置特征的加权和作为某个位置的响应。为了保证修复图像的合理性，掩膜区域需要与外部像素建立连接来调整颜色，在模型中加入非局部操作的自注意力。自注意力机制结构如图 4 所示。

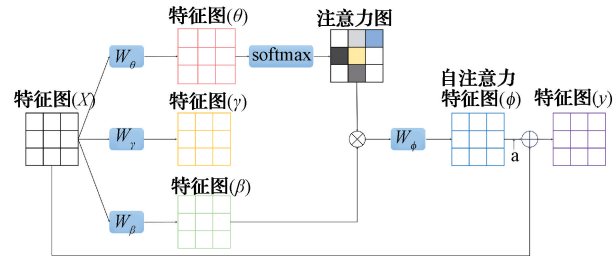


图 4 自注意力结构

Fig. 4 Self-attentive structure

图 4 中，θ 和 γ 都表示输出的特征图，表示为：

$$\theta=W_\theta(X),\quad \gamma=W_\gamma(X) \tag{7}$$

式中：X 表示输入的特征图；W_θ 和 W_γ 是 1×1 的卷积，用于对特征图做线性变换和通道压缩。

将 θ 和 γ 转换成矩阵形式并将 θ 进行转置后与 γ 相乘，再通过 Softmax 函数获得注意力图，如下式所示：

$$S_{j,i}=\sigma(\boldsymbol{\theta}(X_i)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\gamma}(X_j)) \tag{8}$$

式中：$S_{j,i}$ 是模型在生成第 j 个区域时对第 i 个位置的注意力；σ 是 Softmax 函数操作。

接着 X 通过 1×1 的卷积进行线性变换，并且通道的数量保持不变，将其与注意力图相乘并通过 1×1 的卷积获得自注意力特征图。如下所示：

$$\beta=W_\beta(X) \tag{9}$$

$$g_{i,j}=S_j{}^{\mathrm{T}}\beta(X_i) \tag{10}$$

$$\phi=W_\phi(g_{i,j}) \tag{11}$$

式中：β 是输出特征图；W_β 是 1×1 的卷积操作；$\beta(X_i)$ 的第 i 行是第 i 个通道的所有像素值；S 是注意力图，S_j 是注意力图的第 j 列，表示所有像素对第 j 个像素的影响；第 i 行和第 j 列中的 $g_{i,j}$ 是由注意力图加权的特征图第 i 个通道中第 j 个像素的像素值；ϕ 是自注意力特征图，W_ϕ 是 1×1 的卷积操作。

最终输出由自注意力特征图和原始特征图加权求和得到：

$$y=a\phi+X \tag{12}$$

式中：a 是通过反向传播更新的权重参数。

1.5 损失函数

图像修复任务的目标是保证修复图像的各个像素的重建精度和整体的视觉逼真度。由于这个复杂的目标需要考虑重构质量、感知质量、风格保持和对抗性特性等多个方面，为了确保壁画图像重建像素的精确性和视觉上的真实性，本文采用联合损失对模型进行训练，选择了 4 个优化目标，分别是重构损失 L_{rec}、风格损失 L_{sty}、感知损失 L_{per} 和对抗损失 L_{adv}。

重构损失 L_{rec} 衡量生成的壁画和真实壁画之间的像

素差异，利用 l_1 范数进行计算：

$$L_{rec} = \| x - G(x \odot (1-m), m) \|_1 \tag{13}$$

式中：x 表示真实图片；m 表示二进制的掩码图像(0 代表已知区域像素，1 代表缺失的区域像素)；$\odot$ 表示逐像素乘法；G 表示生成器。

感知损失用以最小化修复图像和真实图像的激活图之间的 L_1 距离：

$$L_{per} = \sum_i \frac{\| \phi_i(x) - \phi_i(z) \|_1}{N_i} \tag{14}$$

式中：ϕ_i 是预训练网络第 i 层的激活图；N_i 是 ϕ_i 中的元素总数。

风格损失用以减小修复图像和真实图像深层特征的 Gram 矩阵之间的 L_1 距离：

$$L_{per} = \sum_i \frac{\| \phi_i(x) - \phi_i(z) \|_1}{N_i} \tag{15}$$

式中：$z = x \odot (1-m) + G(x \odot (1-m), m) \odot m$，表示修复后的结果，由经过修复的缺失区域的内容与原图像中未添加掩码的部分相加得到。

对抗损失用以促使生成器确保重建图像的视觉真实性和纹理一致性：

$$L_{adv} = E_{z \sim p_z}[(D(z)-1)^2 \odot m] \tag{16}$$

式中：z 表示噪声数据；p_z 是 z 的概率分布。

整个模型通过上述的 4 个优化目标联合优化，因此，总体的优化目标可以表示为：

$$L = \lambda_{rec} L_{rec} + \lambda_{per} L_{per} + \lambda_{sty} L_{sty} + \lambda_{adv} L_{adv} \tag{17}$$

式中：λ_{rec}、λ_{per}、λ_{sty}、λ_{adv} 分别为重构损失 L_{rec}、感知损失 L_{per}、风格损失 L_{sty} 和对抗损失 L_{adv} 对应的权重。

2 实验结果及分析

2.1 数据集及实验环境

本文实验的数据集来源于《中国敦煌壁画全集》，人工裁剪其高清壁画图像，并通过旋转、翻转和缩放等数据增强的方式进行扩充，共形成 10 000 张分辨率为 256×256 的壁画图像数据集进行模型的训练和测试。掩膜数据集使用文献[22]的自由掩膜图像，该数据集提供了不同掩膜范围的掩码图像，包含带边界约束和不带边界约束两种类型。

本文的实验运行环境为 Windows10 操作系统，硬件设备为 12th Gen Intel(R) Core(TM) i7-12700F 2.10 GHz，128 GB RAM，NVIDIA GeForce RTX 3090(24 GB)，后续的对比实验均在此配置下进行。修复模型基于 Pytorch 1.8.1 深度学习框架实现，使用 ADAM 优化器进行训练，β_1 和 β_2 分别为 0.5 和 0.999，生成器和判别器的学习率 l_r 均为 0.000 1，batch-size 设置为 16，待损失的下降趋于收敛时，停止训练。

2.2 对比算法及评价指标

为了验证本文方法的有效性，采用人为添加破损壁画修复以及真实破损壁画修复进行实验，并将本文与相关修复算法进行定性与定量对比。选择 RFR(recurrent feature reasoning)[4]、PIC(pluralistic image completion)[5]、CTSD(conditional texture and structure dual)[23] 和 MADF[24] 作为对比算法。为了保证对比实验的合理性，使用壁画数据集训练上述模型并进行测试。

采用主观评价和客观定量分析对修复结果进行评价，客观评价采用的评价指标为峰值信噪比(peak signal to noise ratio，PSNR)、结构相似性(structural similarity index measurement，SSIM)和学习感知图像块相似度(learned perceptual image patch similarity，LPIPS)。

2.3 人为添加破损修复实验

人为添加随机破损区域的实验结果如图 5 所示。其中，图 5(a)为原始壁画图像，图 5(b)为添加掩膜后的掩膜壁画图像。图 5(c)为 RFR[4] 的修复结果，该方法出现了块效应的问题，如第 1 幅人物图中的眉毛部分、第 3 幅兽面图和第 4 副建筑楼阁存在明显的纹理结构紊乱。图 5(d)为 PIC[5] 的修复结果，该方法对于线条部分没有产生有效的修复，第 1 幅壁画图像眉毛部分缺失，第 3 幅壁画图像的牙齿部分也产生了纹理错误。图 5(e)为 CTSDG[23] 的修复结果，该方法对于大面积的破损其修复结果存在明显的纹理模糊及修复不完全的问题，未能有效地完成修复，第 3 幅中眼睛部位存在明显的伪影，第 4 副对于瓦砾的修复存在结构纹理紊乱。图 5(f)为 MADF[24] 的修复结果，该方法的修复结果存在结构缺失及颜色不一致的问题，第 1 幅壁画图像中人物头像周围的光晕存在明显的断裂，第 2 副壁画图像中任务肩部存在修复不完全的问题，第 5 幅壁画图像在颜色不一致和纹理缺失。

图 5(g)为本文方法的修复结果，本文算法基于不同感受野，充分提取图像的局部和全局特征进行信息融合，结构紊乱和缺失边缘颜色不一致的问题得到了明显的抑制，修复后的壁画图像和原图像的一致性更强。对第 1 幅壁画图像的人物头饰部分实现了较好的推理，拟合后的结构更加合理；第 3 幅壁画图像生成的毛发和牙齿部分更加连贯自然；第 4 副壁画图像对于结构性更强的瓦砾也能生成更好的效果，修复更加彻底。

为了进一步对修复结果进行客观的定量评价，给出 PSNR、SSIM 和 LPIPS 的比较如表 1 所示。其中，PSNR 值越大，表明修复后图像的失真程度越小；SSIM 值越大，表明修复结果与原始图像结构更加吻合；LPIPS 的值越低表示两张图像越相似。

2.4 真实破损壁画修复实验

为了进一步验证本文算法的可行性与有效性，对壁画的真实破损区域进行人工标注并进行修复实验，修复结果如图 6 所示。

第 1 幅壁画图像，CTSDG[23] 和本文算法均取得了较好的修复结果，生了较为合理的纹理结构，RFR[4] 和 MADF[24] 的修复结果中，人物的面部缺失区域存在明显

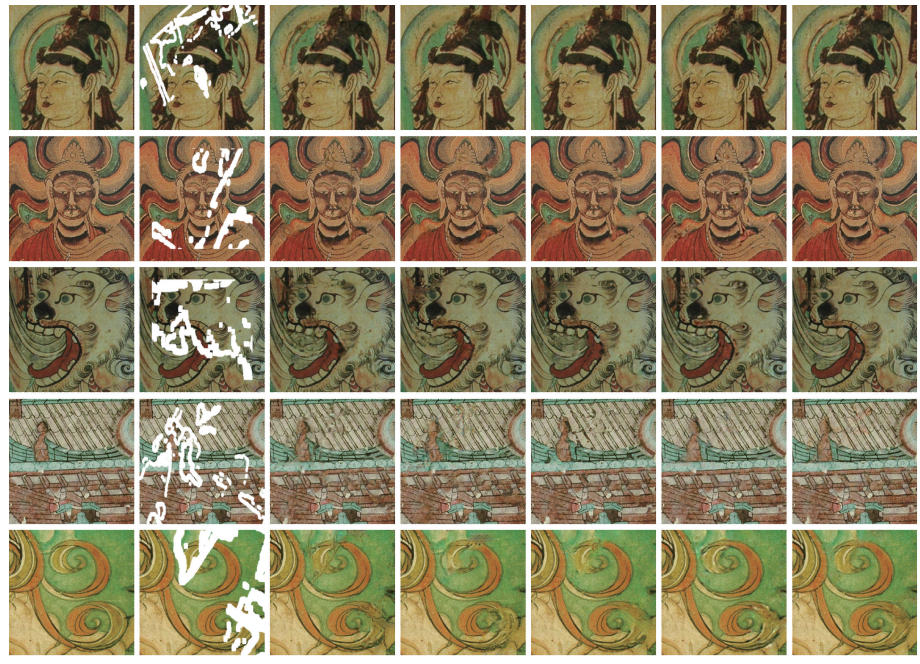


图 5　人为添加破损壁画修复实验结果对比

Fig. 5　Comparison of the results of experimental restoration of artificially added damaged murals

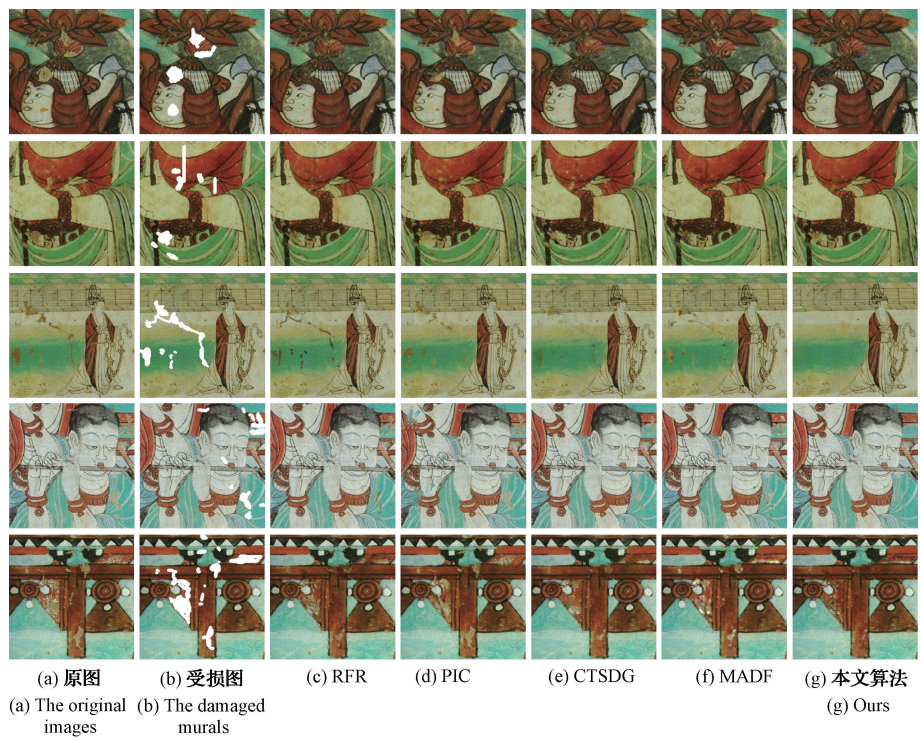


图 6　真实破损壁画修复实验结果对比

Fig. 6　Comparison of experimental results of restoration of real damaged murals

表1 人为添加破损壁画修复实验定量比较

Table 1 Quantitative comparison of experimental restoration of artificially added damaged murals

算法	RFR	PIC	CTSDG	MADF	本文
PSNR↑	26.908 2	27.000 1	28.414 5	28.761 5	29.192 6
SSIM↑	0.889 3	0.881 5	0.892 2	0.908 9	0.932 4
LPIPS↓	0.160 3	0.161 8	0.153 8	0.150 2	0.138 7

的块效应，生成的缺失区域线条结构也不完善，存在修复不完全的问题。第2幅壁画图像，RFR[4]对于衣服的线条没有修复完善，有明显的缺失；PIC[5]的修复结果存在颜色缺失和模糊的问题；MSDF[24]存在明显的伪影而本文算法很好地生成了衣物的线条结构，并保持了局部的颜色和纹理一致性。第3幅壁画图像，CTSDG[23]存在明显的块效应；MADF[24]修复的结果不完全，对于部分缺损的区域修复结果存在颜色不一致的问题，而本文算法的生成结果保持了颜色一致，并且不存在印痕残留的现象。第4幅壁画图像，RFR[4]、PIC[5]、CTSDG[23]和MADF[24]等对于背景栏杆的损坏区域修复均不彻底，没有生成有效的细节纹理，对于衣物的缺失区域也没有重建出颜色和纹理一致的区域像素，而本文的方法很好地生成了损坏的背景栏杆的区域，并且对于损坏的衣物生成了较为清晰的纹理结构并且保持了颜色一致性。第5副壁画图像，除本文的方法生成了结构和纹理都较为一致的结果外，其他的修复算法均产生了修复不完善、颜色不一致的现象。

由于真实壁画缺少可参考的完好壁画图像，无法采用PSNR和SSIM等图像质量评价方法对修复结果进行评价。因此采用无参考评价指标平均主观分值(mean opinion scores，MOS)[25]进行评价。观测者根据评价准则给出其值，对待评价的图像按照视觉效果给出质量分数值，该值越大表明修复效果更符合人眼的视觉效果，其与破损量的对应关系如表2所示。此外，采用图像信息熵对修复结果进行统一的量化比较。图像信息熵是一种特征的统计形式，其值越大，表明修复后的图像信息越丰富，修复结果更加清晰合理。

真实破损壁画的修复结果的平均主观分值MOS和信息熵的对比如表3所示。从表3可以看出，相对于其他对比方法，本文所提出方法的MOS评价结果更优，图像信息熵评价值最更大，优于所对比的算法。

表2 真实破损壁画修复结果主观评价量化

Table 2 Quantification of the subjective evaluation of the results of the restoration of real damaged murals

质量准则	损伤	MOS值
优	不能发现	5
良	能发现，但在可接受范围	4
中	稍微不能接受	3
差	不能接受	2
劣	非常不能接受	1

表3 真实破损壁画修复实验结果数据对比表

Table 3 Quantification of the subjective evaluation of the results of the restoration of real damaged murals

方法	RFR	PIC	CTSDG	MADF	本文
MOS↑	2.8	2.8	2.6	3	3.8
信息熵↑	7.009 6	6.993 2	7.028 3	7.083 04	7.306 7

综上所述，本文所提出方法在主客观评价指标中均优于比较算法，表明本文所提出的算法对于真实破损壁画修复的有效性。

2.5 消融实验

本文进行了4组消融研究，以验证本文所提出算法的有效性。以多分支扩张卷积为基准，分别添加快速傅里叶卷积和自注意力，最后与完整的模型效果进行比较。

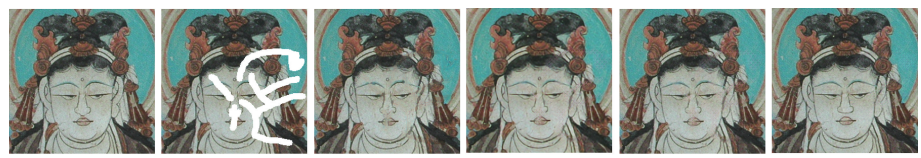
对消融实验的结果进行定量比较，其结果如表4所示。由表4可知，采用多分支扩张卷积、快速傅里叶卷积和自注意力结合的完整模型在PSNR、SSIM和LPIPS上的表现均提升，修复效果最好。

表4 消融实验结果

Table 4 Results of ablation experiments

模型	多分支扩张卷积	快速傅里叶卷积	自注意力	PSNR↑	SSIM↑	LPIPS↓
模型1	√			27.848 5	0.876 3	0.171 4
模型2	√		√	28.032 6	0.902 7	0.156 8
模型3	√	√		28.465 3	0.911 4	0.145 6
模型4	√	√	√	29.192 6	0.932 4	0.138 7

4组消融实验的视觉效果比较如图7所示。由图7可



(a) 原图 (a) The original images　(b) 受损图 (b) The damaged murals　(c) 模型1 (c) Model 1　(d) 模型2 (d) Model 2　(e) 模型3 (e) Model 3　(f) 模型4 (f) Model 4

图7 消融实验结果对比

Fig. 7 Comparison of results of ablation experiments

以看出，模型无傅里叶卷积时由于缺少全局的感受野导致结构紊乱，无自注意力时导致缺失边缘修复不完善和颜色差异，而完整模型解决了上述问题，修复效果在视觉上更具有真实性。

3 结 论

本文提出了一种多尺度信息融合的生成对抗网络壁画修复模型。其中，多分支扩张卷积各个子扩张卷积的卷积核以不同扩张率局部扩大感受野，从而增强上下文推理的能力，结合快速傅里叶卷积将输入的特征分为两个并行的分支，局部分支使用常规卷积提取图像的局部特征，全局分支使用频谱转换将图像信息转换到频域，基于全局感受野提取图像的全局特征，实现壁画图像局部到全局的特征提取，促使生成的壁图像结构纹理更加一致。自注意力通过与外部像素建立连接来调整缺失区域边缘的颜色，使壁画的修复颜色更加协调。通过人为添加破损和真实破损的壁画修复实验表明，本文较好地完成了破损壁画的修复，对真实壁画的修复工作具有一定的指导意义。但本文对真实壁画进行修复时需要人工标注破损区域，后续将研究对于壁画图像病害的自动识别标注。

参 考 文 献

[1] 徐辉，康金梦，张加万. 基于特征感知的数字壁画复原方法[J]. 计算机科学，2022，49(6)：217-223.
XU H，KANG J M，ZHANG J W. Digital mural inpainting method based on feature perception[J]. Computer Science，2022，49(6)：217-223.

[2] WANG H，LI Q，JIA S，et al. A global and local feature weighted method for ancient murals inpainting[J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics，2020，11(6)：1197-216.

[3] PATHAK D，KRAHENBUHL P，DONAHUE J，et al. Context encoders：Feature learning by inpainting[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition，2016：2536-2544.

[4] LI J，WANG N，ZHANG L，et al. Recurrent feature reasoning for image inpainting[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition，2020：7760-7768.

[5] ZHENG C，CHAM T J，CAI J. Pluralistic image completion[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition，2019：1438-1447.

[6] SAGONG M，SHIN Y，KIM S，et al. Pepsi：Fast image inpainting with parallel decoding network[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition，2019：11360-11368.

[7] YU J，LIN Z，YANG J，et al. Generative image inpainting with contextual attention[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition，2018：5505-5514.

[8] NAZERI K，NG E，JOSEPH T，et al. EdgeConnect：Structure guided image inpainting using edge prediction[C]. International Conference on Computer Vision Workshop（ICCVW）. IEEE，2019：3265-3274.

[9] LI Q，ZOU Q，MA D，et al. Dating ancient paintings of Mogao Grottoes using deeply learnt visual codes[J]. Science China Information Sciences，2018，61(9)：1-14.

[10] JAIDILERT S，FAROOQUE G. Crack detection and images inpainting method for Thai mural painting images[C]. 2018 IEEE 3rd International Conference on Image，Vision and Computing（ICIVC）. IEEE，2018：143-148.

[11] CIORTAN I M，GEORGE S，HARDEBERG J Y. Colour-balanced edge-guided digital inpainting：Applications on artworks[J]. Sensors，2021，21(6)：2091.

[12] 陈永，陈锦，陶美风. 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，2021，49(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，2021，49(6)：1247-1259.

[13] 陈永，陈锦，陶美风. 多尺度特征和注意力融合的生成对抗壁画修复[J]. 北京航空航天大学学报，2021，49(2)：254-264.
CHEN Y，CHEN J，TAO M F. Mural inpainting with generative adversarial networks based on multi-scale feature and attention fusion[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics，2021，49(2)：254-264.

[14] WANG N，WANG W，HU W，et al. Damage sensitive and original restoration driven Thanka mural inpainting[C]. Chinese Conference on Pattern Recognition and Computer Vision（PRCV），2020：142-154.

[15] 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.

[16] 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.

[17] CHEN M, ZHAO X, XU D. Image inpainting for digital Dunhuang murals using partial convolutions and sliding window method [C]. Journal of Physics: Conference Series. IOP Publishing, 2019, 1302(3): 032040.

[18] 吴萌,任义,王佳.多尺度级联网络的墓室壁画数字生成技术[J].激光与光电子学进展,2023,60(6):46-55.
WU M, REN Y, WANG J. Digital generation technology for tomb murals based on multiscale cascade network [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(6): 46-55.

[19] 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.

[20] WANG N, WANG W, HU W, et al. Thanka mural inpainting based on multi-scale adaptive partial convolution and stroke-like mask[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 3720-3733.

[21] 杨竹青,谢宏.基于方差调节策略耦合结构特征的图像修复算法[J].电子测量与仪器学报,2020,34(10):25-32.
YANG Z Q, XIE H. Image inpainting algorithm based on variance adjustment strategy coupling structural feature[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(10): 25-32.

[22] LIU G, REDA F A, SHIH K J, et al. Image inpainting for irregular holes using partial convolutions[C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 85-100.

[23] GUO X, YANG H, HUANG D. Image inpainting via conditional texture and structure dual generation[C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2021: 14134-14143.

[24] ZHU M, HE D, LI X, et al. Image inpainting by end-to-end cascaded refinement with mask awareness[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 4855-4866.

[25] 卢鹏,刘楷赟,邹国良,等.基于多特征融合和卷积神经网络的无参考图像质量评价[J].液晶与显示,2022,37(1):66-76.
LU P, LIU K Y, ZOU G L. No reference image quality assessment based on fusion of multiple features and convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2022, 37(1): 66-76.

作者简介

胡升,硕士研究生,主要研究方向为图像修复。
E-mail:xbl@sina.com

薛涛,博士,教授,主要研究方向为计算机视觉、知识图谱。
E-mail:xuetao@xpu.edu.cn

季虹,博士,副教授,主要研究方向为脑认知计算。
E-mail:itsjihong@gmail.com