



# 计算机科学

COMPUTER SCIENCE

## 利用Involution级联注意力机制的古代壁画图像修复网络

周啟雪, 余映, 胡家绿

引用本文

周啟雪, 余映, 胡家绿. 利用Involution级联注意力机制的古代壁画图像修复网络[J]. 计算机科学, 2025, 52(12): 158-165.

ZHOU Qixue, YU Ying, HU Jialv. [Ancient Mural Image Restoration Network Using Involution Cascaded Attention Mechanism](#) [J]. Computer Science, 2025, 52(12): 158-165.

---

## 相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

### [基于改进ModernTCN的光伏发电中短期预测](#)

Prediction of Short-and-Medium Term Photovoltaic Power Generation Based on Improved ModernTCN  
计算机科学, 2025, 52(11A): 241000164-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.241000164>

### [基于消除语义特征的图像篡改定位模型对抗攻击](#)

Attacking Image Manipulation Localization Model by Eliminating Semantic Features  
计算机科学, 2025, 52(11A): 241100104-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.241100104>

### [自动化软件缺陷定位技术研究](#)

Advances in Automatic Software Defect Location Techniques  
计算机科学, 2025, 52(11A): 250200024-14. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.250200024>

### [层次时间序列预测方法与应用综述](#)

Comprehensive Review of Hierarchical Time Series Forecasting Methods and Applications  
计算机科学, 2025, 52(11A): 241000139-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.241000139>

### [融合自适应优化与多维聚焦的点云配准网络](#)

Point Cloud Registration Network Integrating Adaptive Optimization and Multi-dimensional Focusing  
计算机科学, 2025, 52(11A): 250100019-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.250100019>

# 利用 Involution 级联注意力机制的古代壁画图像修复网络

周啟雪 余映 胡家绿

云南大学信息学院 昆明 650504

(zhouqixue217@126.com)

**摘要** 中国古代壁画是珍贵的人类文化遗产,记录了中国历代各地区人们的社会、宗教、文化、艺术活动等方面的特征。由于长时间暴露在自然环境中,很多壁画出现了裂隙、划痕、腐蚀、甚至大面积脱落等病害现象,因此,壁画的保护和修复工作非常迫切。破损壁画数字修复技术通过重新构建壁画图像的结构和纹理,对其破损区域进行虚拟填充,成为解决这一问题的重要手段。大多现有的壁画图像修复方法难以较好地修复结构复杂、色彩丰富变化的缺失壁画内容。针对该问题,提出利用 Involution 级联注意力机制的古代壁画图像修复网络。该网络首先利用对合(Involution)操作代替传统卷积,以提高破损壁画纹理和颜色修复的质量。其次,提出一个级联注意力模块,可以捕捉不同尺度的上下文信息,更好地修复不同大小的壁画破损区域。此外,引入 FFC 残差块来捕捉全局结构信息,以提升网络对壁画破损区域的色彩修复能力。在模拟和真实破损壁画数据集上进行实验,将修复结果与其他 4 种经典方法进行比较。实验结果表明,提出的模型在修复壁画纹理清晰度、颜色一致性和结构连续性方面均优于其他对比方法。

**关键词:** 古代壁画图像修复;级联注意力模块;深度学习;FFC;Involution

**中图分类号** TP391

## Ancient Mural Image Restoration Network Using Involution Cascaded Attention Mechanism

ZHOU Qixue, YU Ying and HU Jialv

School of Information Science & Engineering, Yunnan University, Kunming 650504, China

**Abstract** Chinese ancient murals are precious cultural heritage of humanity, recording the social, religious, cultural, and artistic activities of people in various regions of China throughout history. Due to prolonged exposure to the natural environment, many murals have developed defects such as cracks, scratches, corrosion, and even large-scale peeling. Therefore, the protection and restoration of murals are urgently needed. The digital restoration technology for damaged murals has become an important means to solve this problem by reconstructing the structure and texture of the mural images and virtually filling the damaged areas. Most existing mural image restoration methods are hard to effectively restore missing mural content with complex structures and rich color variations. In response to this issue, this paper proposes an ancient mural image restoration network using the involution cascade attention mechanism. The network firstly uses involution operations instead of traditional convolutions to improve the quality of repairing damaged mural textures and colors. Secondly, a cascaded attention module is proposed to capture contextual information at different scales, which can better repair damaged areas of murals of different sizes. Thirdly, FFC residual blocks are introduced to capture global structural information to enhance the network's color restoration ability for damaged areas of murals. This article conducts experiments on simulated and real damaged mural datasets, comparing the restoration results with four other classic methods. The experimental results show that the proposed model outperforms other comparative methods in restoring the clarity, color consistency, and structural continuity of mural textures.

**Keywords** Ancient mural digital restoration, Cascading attention module, Deep learning, Fast Fourier Convolutional, Involution

## 1 引言

古代壁画是珍贵的文化遗产,承载着丰富的历史、文化、宗教和艺术内涵,以生动的图像形式展示了不同民族在特定历史时期的社会和宗教故事<sup>[1]</sup>。在自然和人为因素的影响

下,古代壁画存在起甲、脱落、裂隙、褪色等多种病害,造成壁画失真,影响其研究价值。因此,保护和修复古代壁画图像对于维护文化遗产的完整性、保存历史信息的真实性以及提升公众的审美与文化体验均具有不可估量的意义与价值。传统的手工修复方法耗时耗力,且可能会对壁画遗产造成无法逆

到稿日期:2024-10-22 返修日期:2025-02-08

基金项目:国家自然科学基金(62166048)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(62166048).

通信作者:余映(yuying\_mail@163.com)

转的损害。数字修复壁画不仅省时省力,而且能在不影响原壁画的情况下,提高破损壁画的视觉外观效果<sup>[2]</sup>。修复后的数字壁画图像不仅可用于实物修复的参考,还能构建一个永久可复制的数据库,为壁画文化遗产的保存和传承提供更为可靠的手段。

## 2 相关工作

壁画图像修复的目的是利用已知区域的信息,通过匹配、复制和扩散等操作,填补缺失或破损的区域,还原细节内容。近年来,许多经典的壁画图像修复方法相继涌现,这些方法大致可以分为两大类:传统的壁画图像修复方法和基于深度学习的壁画图像修复方法。前者主要依赖于手工操作和经验知识,后者则利用深度学习模型完成壁画的修复任务。

传统壁画图像修复方法主要分为基于扩散的方法和基于样本块的方法。基于扩散的方法通过运用微分方程来提取背景信息特征,填充缺失区域的像素。基于样本块的方法则是将最匹配的背景块图像信息复制到相应的缺失区域。这两种方法的核心思想是从图像中寻找与破损区域相似的图像块以完成修复工作<sup>[3]</sup>。Jaidilert 等<sup>[4]</sup>提出了基于变分修复的方法,主要用于处理壁画中的局部破损区域。该方法通过优化能量泛函来恢复壁画的连续性和一致性,取得了较好的修复效果。然而,这种方法通常仅适用于特定类型的破损或图像特征,对于复杂的结构断裂和大面积破损的修复效果有限。Zhao 等<sup>[5]</sup>针对 Criminisi 算法中存在的结构断裂和误匹配问题,提出了基于边缘缺失结构重构和改进优先权的壁画图像修复算法,其通过优化边缘信息的提取和匹配,有效解决了结构断裂问题,提高了修复的准确性和鲁棒性。Jiao 等<sup>[6]</sup>提出了改进的五台山壁画块匹配算法,主要解决传统方法在匹配精度、计算效率和鲁棒性方面的问题,提升了壁画图像修复的效果。Cao 等<sup>[7]</sup>也提出了改进的五台山壁画块匹配算法,该算法通过引入多尺度特征和自适应匹配策略,显著提升了壁画图像修复的效果,特别是在处理复杂纹理和结构时表现优异。上述传统壁画图像修复方法能在较大面积的破损区域上实现较好的修复效果,但由于主要关注局部特征,无法捕捉到壁画图像的整体语义和结构信息,不能修复复杂的壁画纹理和结构。

近年来,随着卷积神经网络和生成对抗网络的快速发展,研究者在古代壁画图像修复领域取得了一定的进展。通过对大规模壁画图像数据的学习,网络可以自适应地捕捉壁画图像中的潜在特征,更高效地修复破损壁画的缺失内容。相比于传统壁画图像修复方法,基于深度学习的壁画图像修复方法取得的修复结果更好。在基于生成对抗网络的图像修复方法中,Xu 等<sup>[8]</sup>设计了基于生成对抗网络的图像修复方法,主要解决了图像中缺失或破损部分的自动修复问题。该方法通过生成器和判别器的对抗训练,能够有效恢复图像的缺失区域,适用于多种类型的图像修复任务。Zhang 等<sup>[9]</sup>提出了以快速傅里叶卷积和坐标注意力为框架的生成对抗网络,用于壁画图像修复。该方法通过引入快速傅里叶卷积和坐标注意力机制,提高了修复的精度和效率,特别适用于处理复杂的壁画纹理。Cao 等<sup>[10]</sup>使用增强一致性生成对抗网络,修复的壁画图像表现出较好的全局和局部一致性。在多尺度和局部修

复方法中,Wang 等<sup>[11]</sup>利用多尺度自适应部分卷积和类划痕掩膜,提出了修复 Thanka 壁画的新方法。该方法适用于 Thanka 这一特定类型的壁画,通过多尺度卷积和自适应掩膜,提高了修复的准确性和视觉效果。Lyu 等<sup>[12]</sup>提出了基于两个连通生成器的图像修复网络,在敦煌壁画数据集上取得了较好的修复效果。针对壁画图像的结构和细节,Chen 等<sup>[13]</sup>提出结构引导的渐进式生成对抗网络,在破损较大的区域上实现了较好的修复效果;Li 等<sup>[14]</sup>提出了以点状缺陷壁画图像修复为主的生成对抗网络模型;Zhang 等<sup>[15]</sup>提出了融合注意力机制与潜在特征重构的模型,其通过注意力模块建模全局结构依赖,并借助特征重构技术精细化生成局部五官与纹理,实现了全局协调与局部的统一。在综合技术的壁画修复中,Yu 等<sup>[16]</sup>采用端到端网络,利用部分卷积来进行敦煌石窟壁画的修复;Schmidt 等<sup>[17]</sup>综合运用图像超分辨率和去模糊技术,提升修复图像的质量和可视化效果;Ciortan 等<sup>[18]</sup>提出了“先线条、后调色板、后色调”的多级壁画图像修复网络,并利用 4 种随机掩膜来模拟古代壁画的各种破损类型。这些壁画图像修复方法已经取得了一定进展,但现有的壁画图像修复方法仍然存在修复质量不高、计算复杂度较高等问题。

针对上述问题,本文提出内卷上下文坐标注意力网络(Involutorial Context-Coordinate Attention Network, ICCA-Net),主要贡献如下:

- 1)利用 Involution 算子的空间特异性和通道不变性来弥补传统卷积神经网络(CNN)的空间不变性和通道特异性。Involution 算子通过调整局部感受野,更灵活地捕捉图像中的空间关系,实现更强大的非线性建模能力。

- 2)提出级联注意力模块,整合坐标注意力和多尺度上下文注意力,使图像中的上下文结构和语义信息更加协调和连续,提高了模型对远距离图像特征之间相关信息的捕获能力。

- 3)引入 FFC(Fast Fourier Convolution)残差块,避免网络的梯度消失和梯度爆炸问题。

这些改进不仅提升了古代壁画破损区域的修复效果,也提高了模型的泛化能力。

## 3 利用 Involution 级联注意力机制的古代壁画图像修复网络

### 3.1 Involution 算子

鉴于 CNN 在处理图像数据时存在空间不变性和通道特异性方面的局限性,本文引入了 Involution 算子以增强模型的非线性表达能力。在处理具有任意位置掩膜区域和复杂背景的壁画图像修复任务时,传统卷积容易引入无效信息,生成与原壁画图像不一致的伪影、结构和纹理。此外,卷积单元在固定位置对输入特征图进行采样,限制了传统卷积模块对于壁画图像修复中复杂情况的建模能力。用 Involution 算子替代传统卷积以修复破损的古壁画有助于处理复杂的语义信息,与传统卷积的特性相反,它在通道维度共享卷积核,而在空间维度采用空间特异的卷积核进行更灵活的建模,这对于理解壁画中的艺术细节和整体结构非常关键。尤其是对于包含多种复杂纹理类型的古壁画,Involution 算子更能捕捉到复

杂的纹理特征, 弥补传统卷积操作处理有效信息不足的缺陷。图 1 是该模型的网络架构图。ICCANet 采用编码器-解码器的网络架构, 其中编码器和解码器用 Involution 算子替代传统的卷积神经网络层。该模型在编码器与解码器之间采用了

8 个堆叠的 FFC 残差块, 并利用区域复合归一化 (Regional Composite Normalization, RCN) 方法进行特征归一化处理。此外, 整个编码器-解码器框架外侧应用了跳跃连接以保留更多细节信息。

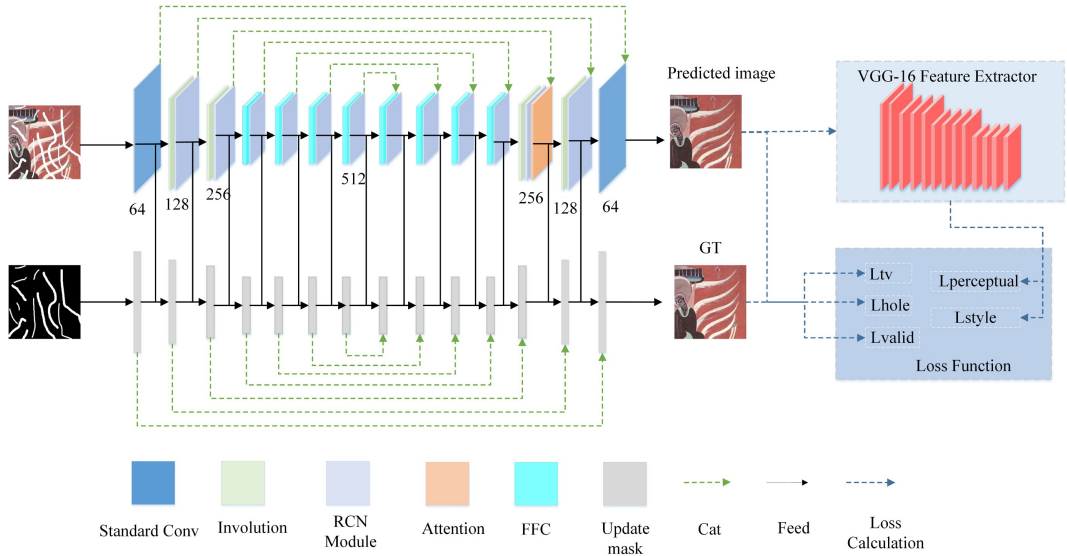


图 1 整体网络架构

Fig. 1 Overall network architecture

### 3.2 级联注意力模块

为了生成语义和结构更连续的修复结果, 本文引入级联注意力模块来提高模型在图像修复等任务中的性能。该模块能在全局和局部之间取得平衡, 这有助于处理壁画图像修复中的整体结构和局部细节, 使修复结果更加自然。级联注意

力模块的总体框图如图 2 所示。

将张量  $F_1 \in \mathbb{R}^{H \times W \times C}$  作为级联注意力模块的输入特征图,  $F_2$  和  $F_3$  分别是中间特征图和输出特征图, 其中  $\oplus$  表示在通道维度进行拼接,  $A_s$  和  $A_c$  分别表示上下文注意力和坐标注意力图。

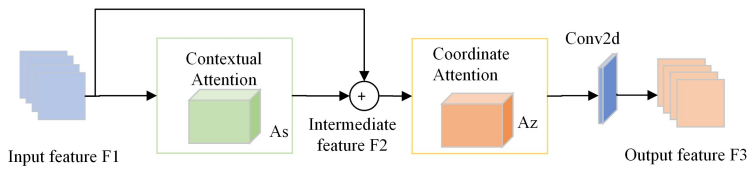


图 2 级联注意力整体框架图

Fig. 2 Overall framework of cascading attention

#### 3.2.1 上下文注意力子模块

在壁画图像修复任务中, 上下文注意力常用于捕捉不同区域之间的关系, 更好地理解破损区域周围的内容, 更精确地

进行修复, 同时有助于保持修复结果与整体图像风格的一致性, 避免修复后的区域与周围区域色彩不协调。图 3 展示了上下文注意力子模块的详细信息。

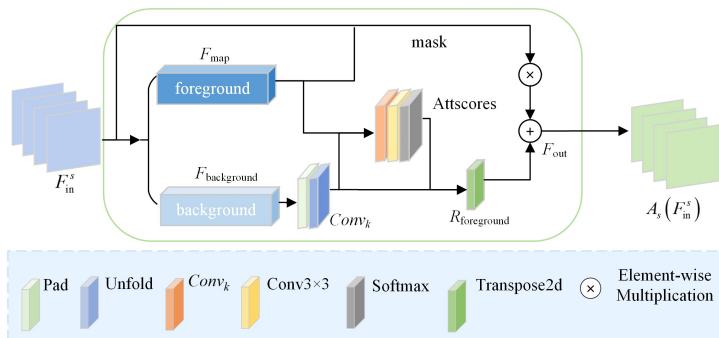


图 3 上下文注意力模块图

Fig. 3 Diagram of contextual attention module

将上下文注意力子模块的输入分为前景和背景, 从背景中生成卷积核, 利用生成的卷积核对前景图像进行卷积操作, 再

经过计算得到注意力分数, 根据注意力分数进行上采样操作得到修复的图像, 最后和无破损区域的像素相加得到最后的输出。

### 3.2.2 坐标注意力子模块

坐标注意力子模块的作用是强调输入特征图中不同位置的信息,更好地捕捉和利用图像中的局部结构和语义信息,在壁画图像修复任务中,这对于特定纹理在不同位置的修复至关重要。图4给出了坐标注意力子模块的详细信息。

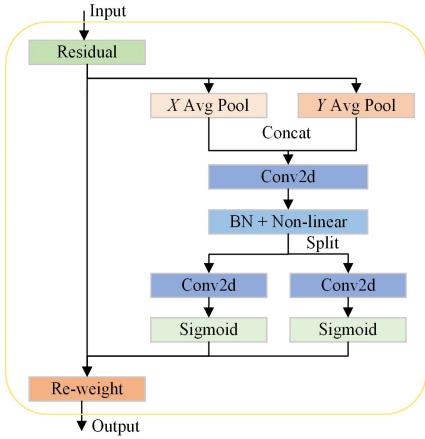


图4 坐标注意力模块

Fig. 4 Coordinate attention module

首先,对输入特征图进行水平和垂直方向的自适应平均池化,生成两组特征图。然后,将这两组特征图拼接起来,并通过一系列的卷积和批归一化操作,生成注意力权重,其中 $\oplus$

表示串联操作。最后,将注意力权重分为两组,分别作用于输入特征图的行和列。这些权重通过逐元素相乘的方式应用于输入特征图,得到最终的输出特征图。

### 3.3 快速傅里叶卷积模块(FFC)

由于大面积破损的壁画可用的结构信息较为有限,为了充分利用网络早期层的全局上下文信息,考虑使用FFC模块,该模块实现图如图5所示。快速傅里叶卷积(FFC)<sup>[19]</sup>基于通道级快速傅里叶变换(FFT)<sup>[20]</sup>,本文FFC模块将所有输入通道按照3:1的比例分为全局和局部分支,局部分支通过 $3 \times 3$ 卷积核大小的普通卷积来更新特征,全局分支则利用谱变换对特征进行更新,从而有效地捕获壁画图像的全局上下文信息。此外,使用FFC的残差结构还能缓解深层网络中出现的梯度消失和梯度爆炸问题。FFC模块的实现步骤如下。

1)将实部的二维快速傅里叶变换(Real FFT2d)应用于输入的特征图,然后沿着通道维度将实部和虚部连接起来:

$$\mathbb{R}^{H \times W \times C} \xrightarrow{\text{FFT2d}} \mathbb{C}^{H \times \frac{W}{2} \times C} \xrightarrow{\text{concat}} \mathbb{R}^{H \times \frac{W}{2} \times 2C} \quad (1)$$

2)在频域中应用卷积核:

$$\mathbb{R}^{H \times \frac{W}{2} \times 2C} \xrightarrow{\text{Conv}1 \times 1 \rightarrow \text{BN} \rightarrow \text{ReLU}} \mathbb{R}^{H \times \frac{W}{2} \times 2C} \quad (2)$$

3)应用傅里叶逆变换来修复空间结构:

$$\mathbb{R}^{H \times \frac{W}{2} \times 2C} \xrightarrow{\text{concat}} \mathbb{C}^{H \times \frac{W}{2} \times C} \xrightarrow{\text{iFFT2d}} \mathbb{R}^{H \times W \times C} \quad (3)$$

将更新后的全局特征和局部特征进行融合,得到输出特征。

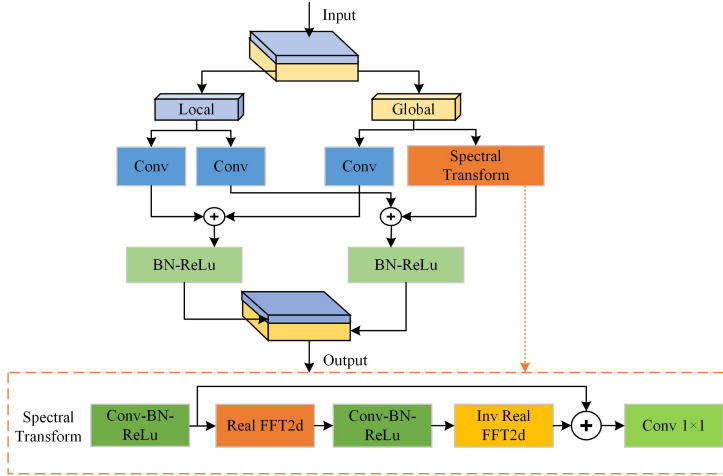


图5 FFC框架图

Fig. 5 Framework diagram of FFC

### 3.4 损失函数

本文的损失函数采用感知损失、风格损失、总变分损失、空洞区域损失以及源区域损失的组合。在壁画图像修复方法中,常将这些损失函数用作优化目标<sup>[21-23]</sup>。

1)感知损失和风格损失:感知损失和风格损失是由在ImageNet<sup>[24]</sup>上预训练的VGG-16网络的生成特征计算的。感知损失和风格损失计算如式(4)和式(5)所示:

$$L_{\text{per}} = E \left[ \sum_{i=1}^N \left\| \phi_{\text{pool}_i}^{\text{gt}} - \phi_{\text{pool}_i}^{\text{pred}} \right\|_1 \right] \quad (4)$$

$$L_{\text{sty}} = E \left[ \sum_{i=1}^N \left\| G(\phi_{\text{pool}_i}^{\text{gt}}) - G(\phi_{\text{pool}_i}^{\text{pred}}) \right\|_1 \right] \quad (5)$$

2)总变分损失:通过最小化图像中相邻像素之间的差异,有效地减少图像中的高频噪声,从而获得更加清晰的图像。

$$L_{\text{tv}} = E \left[ \sum_{x,y} \left( \left\| m_{x,y} - m_{x+1,y} \right\|_1 + \left\| m_{x,y} - m_{x,y+1} \right\|_1 \right) \right] \quad (6)$$

3)空洞区域的损失和源区域的损失计算如式(7)和式(8)所示:

$$L_h = E \left[ \sum_{i,j,k} \left\| p_{i,j,k}^{\text{gt\_hole}} - p_{i,j,k}^{\text{pred\_hole}} \right\|_1 \right] \quad (7)$$

$$L_v = E \left[ \sum_{i,j,k} \left\| p_{i,j,k}^{\text{gt\_valid}} - p_{i,j,k}^{\text{pred\_valid}} \right\|_1 \right] \quad (8)$$

4)总体损失函数定义如下:

$$L_{\text{all}} = \lambda_{\text{per}} L_{\text{per}} + \lambda_{\text{sty}} L_{\text{sty}} + \lambda_{\text{tv}} L_{\text{tv}} + \lambda_h L_h + \lambda_v L_v \quad (9)$$

本文中设置正则化项参数 $\lambda_{\text{per}}$ , $\lambda_{\text{sty}}$ , $\lambda_{\text{tv}}$ , $\lambda_h$ 和 $\lambda_v$ 的值分别为0.05,120,0.1,6,1。这些参数的选择基于以下详细过程:首先,设计了一个参数搜索空间,涵盖了各个正则化项可能的有效值域;然后,通过交叉验证的方法,在验证集上评估不同

参数组合下模型的性能表现。通过多轮迭代和对比分析,最终确定上述参数值能够使模型在各项评估指标上达到最优平衡。例如,正则化项参数 0.05 主要用于控制模型复杂度,避免过度拟合训练数据;而参数 120 则用于加强特定特征的学习,如边缘和纹理信息的保留,从而提高修复图像的细节质量。

此外,适当的正则化可以显著改善模型的泛化能力,使其在面对未见过的数据时也能保持良好的修复效果。因此,所选参数不仅能够提升模型在当前任务上的表现,也为类似任务提供了有益的参考。

总之,本文中正则化项参数值的选择是经过系统实验验证的结果,旨在实现模型性能的最大化,同时保证模型的稳定性和泛化能力。

## 4 实验结果和分析

本文利用实验来评估所提出网络对破损壁画的修复性能,包括模拟破损壁画图像修复实验和真实破损壁画图像修复实验。将本文模型与 4 种经典方法进行实验对比,对比方法为 AOTGAN<sup>[25]</sup>,DSNet<sup>[26]</sup>,EC<sup>[27]</sup>和 Diff<sup>[28]</sup>。在模拟破损修复实验中,采用峰值信噪比(PSNR)和结构相似性(SSIM)作为主要的评估指标。而在真实破损修复实验中,则通过视觉对比修复前后的壁画来评估网络的性能。此外,对本文网络中每个关键模块进行消融实验,以验证其有效性。所有实验均在 Linux 平台上运行,计算机平台配备了 Intel 3.6 GHz CPU 和 3 个 NVIDIA GeForce GTX 1080 Ti GPU,使用分辨率为  $256 \times 256$  的壁画图像进行训练,批量大小为 12,使用 Adam 优化器在 PyTorch 框架中实现本文网络,以学习率为  $2.0 \times 10^{-4}$  进行训练。从古代壁画相册中手动收集了 3438 张

高质量图像。为了缓解模型的过拟合问题,实验中使用了数据增强技术来扩展训练样本,生成尽可能小的重叠子图像 10000 余张。将数据集分为训练集和测试集。使用质量较好的 3328 幅壁画图像进行训练,另外使用 132 幅完好壁画和 100 幅真实破损壁画进行测试。本文采用文献[29]中发布的公共掩膜数据集来模拟不规则破损区域。

### 4.1 模拟破损实验

通过在带有模拟破损的壁画上进行实验,验证本文模型在修复方面的能力。本文选择 7 幅包含不同类型的无破损壁画图像,并利用不规则掩膜来模拟破损区域。如图 6 所示,AOTGAN 一系列的修复结果中,在掩膜出现过的区域产生了一些白色痕迹,这是在图像修复过程中未能合理地填补破损区域导致了残留瑕疵或伪影,且又缺乏合适的纹理匹配或过度平滑处理(如 AOTGAN 列结果图的第 1 幅图、第 2 幅图和第 7 幅图)。由于涉及到线条绘制,EC 在破损区域(如 EC 列结果图的第 2 幅图和第 5 幅图)生成了较合理的结构,但也产生了明显的伪影和颜色失真。DSNet 能够在破损区域使用背景填充来生成和谐的颜色,但却无法有效修复清晰的结构和纹理(如 DSNet 列结果图的第 1 幅图、第 2 幅图、第 5 幅图和第 8 幅图)。相较于其他几种方法,Diff 在处理破损区域时产生了明显的结构扭曲,线条不够流畅,修复效果自然度不高(如 Diff 列结果图的第 2 幅图、第 3 幅图、第 6 幅图和第 7 幅图)。本文模型不仅提供了更准确的结构信息预测,还能在缺失的壁画区域生成更清晰的纹理和更和谐的颜色。为了进一步比较图 6 中的修复结果,本文通过峰值信噪比和结构相似性指数对图像的修复效果进行了定量评价。表 1 的客观评估指标表明,本文网络在修复模拟破损壁画图像时表现更好,像素水平和人类感知方面更接近真实壁画。

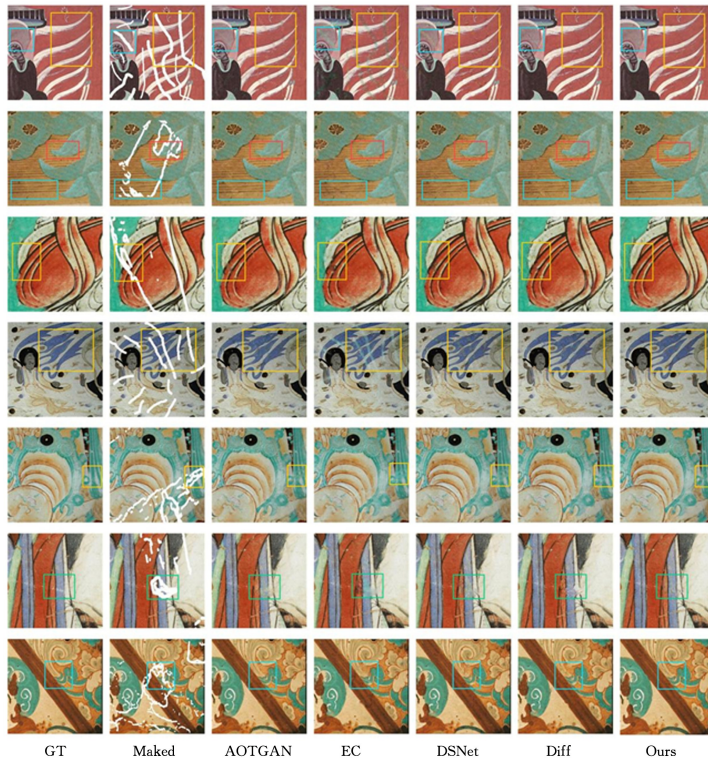


图 6 不同方法的模拟破损壁画图像修复效果比较

Fig. 6 Comparison of restoration results of mural images with simulated damage by different methods

表 1 5 种方法的 PSNR 和 SSIM 值的比较

Table 1 Comparison of PSNR and SSIM values for the five methods

murals	AOTGAN		EC		DSNet		Diff		Ours	
	PSNR $\uparrow$	SSIM $\uparrow$	PSNR $\uparrow$	SSIM $\uparrow$	PSNR $\uparrow$	SSIM $\uparrow$	PSNR $\uparrow$	SSIM $\uparrow$	PSNR $\uparrow$	SSIM $\uparrow$
1	29.4996	0.8275	26.6294	0.7613	30.5234	0.8872	32.4903	0.9173	<b>34.0064</b>	<b>0.9389</b>
2	32.4791	0.8678	35.4749	0.9535	32.3893	0.9320	33.6881	0.9396	<b>36.3650</b>	<b>0.9638</b>
3	28.8380	0.8831	28.7854	0.9455	28.1599	0.9352	28.3603	0.9348	<b>30.5395</b>	<b>0.9526</b>
4	28.7781	0.8445	26.0351	0.7980	30.6201	0.9060	32.3760	0.9331	<b>32.8199</b>	<b>0.9378</b>
5	29.6882	0.8575	32.4800	0.9477	30.3864	0.9166	31.2902	0.9293	<b>32.8285</b>	<b>0.9485</b>
6	30.4071	0.8830	32.0392	<b>0.9574</b>	30.3820	0.9426	30.5035	0.9394	<b>32.6501</b>	0.9551
7	29.9654	0.8694	31.3915	0.9373	29.5821	0.9139	30.6335	0.9269	<b>32.2738</b>	<b>0.9465</b>

#### 4.2 真实破损实验

在真实破损实验中,通过手动标记这些壁画的破损区域,获得相应的掩膜。图 7 展示了 8 幅图像真实破损壁画样本的修复结果,采用了 5 种不同的方法,用颜色框标记了较明显的对比区域。可以看出:DSNet 在修复结构复杂的缺失区域时效

果不好,修复区域可能会出现模糊和过度平滑的问题;AOTGAN 和 EC 产生了不和谐的颜色;Diff 在修复线条时不够流畅,导致修复区域的结构和边缘存在一定程度的不连续性和粗糙感,影响了整体修复效果的自然度和视觉质量;相较于其他方法,本文网络在修复真实破损壁画时展现出较高的视觉质量。



图 7 不同方法的真实破损壁画图像修复效果比较

Fig. 7 Comparison of restoration results of mural images with real damage by different methods

#### 4.3 消融实验

为了验证 ICCANet 模型中 Involution 算子、级联注意力和 FFC 这 3 个模块的有效性,进行了消融实验。将 DSNet 作为基础网络并沿用 RCN 模块,将其缩写为 VMC。把 VMC 替换为 Involution 算子,保持其他模块不变,缩写为 INV。本

文将提出的级联注意力模块 CCA 和 FFC 残差块分别加入 INV 中,该组合分别缩写为 INV+CCA, INV+FFC。从图 8 展示的消融实验结果可以看出,完整模型的修复质量最高,能生成结构连续、语义合理的高保真壁画内容。表 2 展示了各项评价指标上的消融实验结果。

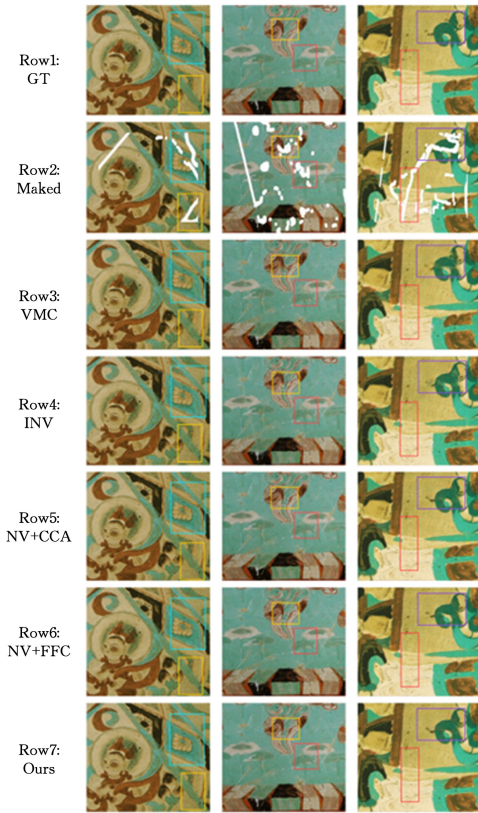


图8 消融实验修复效果对比图

Fig. 8 Comparison of the restoration results of the ablation experiment

表2 5种网络组合方法的PSNR和SSIM值的比较

Table 2 Comparison of PSNR and SSIM values of five network combination methods

网络组合	PSNR $\uparrow$ /dB	SSIM $\uparrow$
VMC	30.8443	0.9374
INV	31.8417	0.9427
INV+CCA	32.9836	0.9539
INV+FFC	33.3443	0.9584
完整网络	<b>34.0024</b>	<b>0.9637</b>

**结束语** ICCANet 利用虚拟手段对古代壁画的破损区域进行修复,并利用 Involution 算子的非线性建模能力来提高壁画受损区域的修复效果。同时,还引入 FFC 残差块来解决梯度消失和梯度爆炸问题,使网络准确预测出破损壁画的完整结构信息。本文还提出了一个级联注意力模块来捕捉不同尺度的上下文信息,以适应不同大小的破损和细节。在模拟和真实的破损壁画数据集上进行的测试表明,与几种经典方法相比,本文模型展现出更高的修复质量。

在未来的工作中,除了丰富数据集内容外,还将基于深度神经网络的超分辨率网络和风格迁移技术来构建壁画数据集,进一步探索对壁画的病害区域采取不同规模的修复策略。

## 参考文献

[1] LIANG Y, GUO D. Research on the color representation of Dunhuang mural art[C]//Proceedings of the 2017 2nd International Conference on Education, Sports, Arts and Management

Engineering. 2017.

- [2] DENG X C, YU Y, YANG L X, et al. Automatic calibration algorithm for the diseased areas of Ming Dynasty murals in Jianshui Zhilin Temple [J]. Journal of Computer Aided Design and Graphics, 2023, 35(10): 1554-1565.
- [3] MARCELO B, GUILLERMO S, VINCENT C, et al. Image inpainting[C]// Proceedings of the 27th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. 2020; 417-424.
- [4] 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. 2018; 143-148.
- [5] ZHAO C X, LIU J N, LI B Q, et al. Multiscale construction of bifunctional electrocatalysts for long-lifespan rechargeable zinc-air batteries[J]. Advanced Functional Materials, 2020, 30(36): 2003619.
- [6] 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 and Graphics, 2019, 31(1): 118-125.
- [7] CAO J, LI Y, ZHANG Q, et al. Restoration of an ancient temple mural by a local search algorithm of an adaptive sample block [J]. Heritage Science, 2019, 7(1): 39.
- [8] XU H, KANG J M, ZHANG J W. Digital Mural Restoration Method Based on Feature Perception [J]. Computer Science, 2022, 49(6): 217-223.
- [9] ZHANG L, YU Y, GE H. Mural Restoration Based on Fast Fourier Convolution and Feature Trimming Coordinate Attention [J]. Computer Science, 2024, 51(S1): 338-346.
- [10] CAO J, ZHANG Z, ZHAO A, et al. Ancient mural restoration based on a modified generative adversarial network[J]. Heritage Science, 2020, 8: 1-14.
- [11] 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.
- [12] LYU C, LI Z, SHEN Y, et al. SeparaFill: Two generators connected mural image restoration based on generative adversarial network with skip connect[J]. Heritage Science, 2022, 10(1): 135.
- [13] CHEN Y, CHEN J, TAO M F. Ural inpainting progressive generative adversarial networks based on structure guided[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2021, 49(6): 1247-1259.
- [14] LI J, WANG H, DENG Z, et al. Restoration of non-structural damaged murals in Shenzhen Bao'an based on a generator-discriminator network[J]. Heritage Science, 2021, 9: 1-14.
- [15] 张萋萋, 刘恒. 基于潜在特征重构和注意力机制的人脸图像修复 [J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2023, 40(2): 73-78.
- [16] YU T X, LIN C, ZHANG S J, et al. End-to-End Partial Convolutions Neural Networks for Dunhuang Grottoes Wall-Painting Restoration[C]// 2019 IEEE/CVF International Conference on

- Computer Vision Workshop. 2019;1447-1455.
- [17] SCHMIDT A, MADHU P, MAIER A, et al. ARIN: Adaptive Resampling and Instance Normalization for Robust Blind Inpainting of Dunhuang Cave Paintings[C]//2022 Eleventh International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications(IPTA). 2022.
- [18] CIORTAN I M, GEORGE S, HARDEBERG J Y. Colour-balanced edge-guided digital inpainting: Applications on artworks[J]. Sensors, 2021, 21(6):2091.
- [19] CHI L, JIANG B, MU Y. Fast fourier convolution[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2020, 33:4479-4488.
- [20] BRIGHAM E O, MORROW R E. The fast Fourier transform [J]. IEEE Spectrum, 1967, 4(12):63-70.
- [21] NAZERI K, NG E, JOSEPH T, et al. EdgeConnect: Structure Guided Image Inpainting using Edge Prediction [C] // 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshop (ICCVW). 2019;3265-3274.
- [22] LI J, HE F, ZHANG L, et al. Progressive Reconstruction of Visual Structure for Image Inpainting[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). 2019;5961-5970.
- [23] ANG N, ZHANG Y, ZHANG L. Dynamic Selection Network for Image Inpainting[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30:1784-1798.
- [24] DENG J, DONG W, SOCHER R, et al. ImageNet: A large-scale hierarchical image database [C] // 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2009;248-255.
- [25] ZENG Y, FU J, CHAO H, et al. Aggregated contextual transformations for high-resolution image inpainting [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2022, 29(7):3266-3280.
- [26] WANG N, ZHANG Y, ZHANG L. Dynamic selection network for image inpainting [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30:1784-1798.
- [27] NAZERI K, NG E, JOSEPH T, et al. Edgeconnect: Structure guided image inpainting using edge prediction [C] // Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops. 2019.
- [28] XIA B, ZHANG Y, WANG S, et al. Diffir: Efficient diffusion model for image restoration [C] // Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. 2023; 13095-13105.
- [29] 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.



**ZHOU Qixue**, born in 2000, postgraduate. Her main research interests include image processing, digital protection and restoration of mural cultural heritage.



**YU Ying**, born in 1977, Ph.D, associate professor. His main research interests include image and vision, artificial neural network.

(责任编辑:何杨)