

# 基于循环生成对抗网络的壁画色彩修复算法

曹建芳<sup>1,2</sup>, 靳梦燕<sup>1</sup>, 李朝霞<sup>2</sup>, 陈泽宇<sup>1</sup>, 马尚<sup>1</sup>

(1. 太原科技大学 计算机科学与技术学院, 山西 太原 030024;

2. 忻州师范学院 计算机系, 山西 忻州 034000)

**摘要:**针对敦煌唐代壁画修复所面临的褪、变色以及修复后的壁画图像色彩存在假色和伪影的问题,提出基于循环生成对抗网络和多尺度融合协调注意力机制的壁画色彩修复算法。首先在循环一致性损失中添加同一映射损失,然后改进协调注意力机制,提出多尺度融合的协调注意力机制,最后在生成器中引入多尺度融合的协调注意力机制,对图像进行卷积核大小为 $1\times 1$ 、 $3\times 3$ 、 $5\times 5$ 、 $7\times 7$ 的多尺度卷积运算,提高生成图像的协调性。实验结果表明,与 CycleGAN、WGAN 等经典算法相比,本文算法在构造的壁画数据集上精度更高,可以在不依赖专家知识的情况下修复褪色壁画图像的颜色。

**关键词:**循环生成对抗网络;风格迁移;壁画色彩修复;同一映射损失;协调注意力机制

中图分类号:TP391.41

文献标志码:A

## Mural color restoration algorithm based on cyclic generative adversarial network

CAO Jianfang<sup>1,2</sup>, JIN Mengyan<sup>1</sup>, LI Zhaoxia<sup>2</sup>, CHEN Zeyu<sup>1</sup>, MA Shang<sup>1</sup>

(1. College of Computer Science and Technology, Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan 030024, China;

2. Department of Computer Science and Technology, Xinzhou Normal University, Xinzhou 034000, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of fading, discoloration and false color and artifacts in the restored mural images in Dunhuang murals in the Tang Dynasty, a mural color restoration algorithm based on cyclic generative adversarial network and multi-scale fusion coordinated attention mechanism was proposed. First, the same mapping loss was added to the cycle consistency loss. Then, the coordinated attention mechanism was improved and a coordinated attention mechanism of multi-scale fusion was proposed. Finally, the coordinated attention mechanism of multi-scale fusion was introduced into the generator to improve the coordination of the generative images by multi-scale convolution operations with kernel sizes of  $1\times 1$ ,  $3\times 3$ ,  $5\times 5$ , and  $7\times 7$ . The experimental results show that the proposed algorithm achieves better accuracy than the classical algorithms such as CycleGAN and WGAN on the constructed mural dataset and can restore the color of faded mural images without relying on expert knowledge.

**Key words:** cyclic generative adversarial network; style transfer; mural color restoration; same mapping loss; coordinated attention mechanism

敦煌唐代壁画由于年代久远,出现变色、褪色等问题。传统的人工修复方法依赖于科研工作者对史料的全面了解和丰富的修复经验。随着计算机技术的发展,数字图像处理为壁画修复提供了强大支持,降低了修复难度,减少了对人工修复的依赖。近年来,壁画数字修复技术迅速发展, Pan 等<sup>[1]</sup>提出从壁画高光谱图像捕获从可见光到近红外光光谱范围的图像,有效提取了褪色壁画图案,但当壁画图像不够清晰完整时,该方法的精度较低。Cao 等<sup>[2]</sup>利用高光谱成像技术,提出一种基于暗通道先验和 Retinex 双边滤波的灰暗壁画

收稿日期:2022-01-31

基金项目:教育部人文社会科学研究项目(21YJAZH002);山西省高等学校人文社会科学重点研究基地项目(20190130)

作者简介:曹建芳(1976—),女,山西忻州人,教授,博士,主要从事数字图像处理研究. E-mail:kcxjdj122@126.com

靳梦燕(1998—),女,河南南阳人,硕士研究生,主要从事古代壁画数字化研究。

修复方法,但对于复杂壁画图像的细节处理仍有待改进。杨筱平等<sup>[3]</sup>首次采用 GrabCut 分割算法<sup>[4]</sup>,对壁画图像进行分割和色彩转移自动取样,实现了壁画图像色彩修复。张豪远等<sup>[5]</sup>在壁画图像中提取局部分割区域的特征,并在多尺度空间中提取纹理特征以确定最佳匹配块,对破损的壁画进行虚拟修复,但无法为大面积破损的壁画图像匹配最合适的特征块,修复效果较差。Liu 等<sup>[6]</sup>使用部分卷积对非规则化破损区域进行修复,但一些结构稀疏的图像会修复失败。焦莉娟等<sup>[7]</sup>提出一种改进的块匹配修复算法,克服了 Criminisi 算法<sup>[8-9]</sup>中的错误填充问题,但只适用于修复跨度较小的破损区域。Li 等<sup>[10]</sup>提出一种基于方向扩散的二阶双曲偏微分方程模型,能有效防止图像阶梯效应的产生,并且保持图像的边缘和细节。

传统修复算法存在语义一致性差、边缘模糊及伪影、难以捕捉高级语义信息等问题,而生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)<sup>[11]</sup>为解决壁画修复问题提供了新的思路。Pathak 等<sup>[12]</sup>首次将神经网络算法引入到无监督的视觉特征学习中,运用卷积神经网络和生成对抗网络,以图像缺失部分的上下文信息作为推理依据,提出一种兼顾整幅图像理解与合理推断的上下文编码器算法,为图像的视觉修复、语义还原提供了全新的解决办法,为后续研究提供了理论借鉴。徐志刚等<sup>[13]</sup>提出基于双重约束卷积神经网络方法,以解决石窟壁画褪变色问题,但仅适用于结构较为简单的壁画。Song 等<sup>[14]</sup>将壁画图像转换到色彩空间,然后对各分量图像进行高低帽运算,构造多结构形态滤波器平滑图像中的噪声,将融合后的掩膜图像与原始壁画进行融合,提出一种改进的生成式对抗网络结构。朱欣娟等<sup>[15]</sup>针对文物表面暗旧、图像褪色等问题,提出一种生成式对抗网络的文物图像超分辨率模型,在重建图像纹理时能在一定程度上对褪色图像色彩进行修复,但很难修复表面信息不完整的壁画图像。Cao 等<sup>[16]</sup>提出增强一致性生成对抗网络算法,可对纹理结构强、缺失区域较大的壁画图像缺失部分进行修复,但该算法对数据的质量要求较高。Li 等<sup>[17]</sup>提出一种基于人工智能算法的生成鉴别网络模型,能有效修复具有圆点状损伤和复杂纹理结构的壁画。随着深度学习技术的不断深入,利用神经网络技术实现图像的风格转移,为壁画图像色彩修复提供新途径。Zhu 等<sup>[18]</sup>提出循环生成对抗网络(CycleGAN),首次采用 GAN<sup>[11]</sup>进行图像风格迁移,可以转换无配对图像。Arjovsky 等<sup>[19]</sup>提出 WGAN 算法,利用 Wasserstein 距离来代替 JS 散度和 KL 散度,从根本上解决了 GAN 的梯度消失问题。Johnson 等<sup>[20]</sup>提出利用感知损耗函数对前馈网络进行训练,实现了实时风格转换和超分辨率重建。现有的基于深度学习的图像修复方法,对早期训练样本的精度和完整性要求很高,但找到高质量的实际壁画图像需要很高的成本,且很多待修复的壁画图像根本不完整。

现有的壁画修复技术大致可以分为两类:一类为传统的图像修复,另一类为基于深度学习的图像修复。传统修复算法存在语义一致性差、边缘模糊及伪影等问题,而基于深度学习的图像修复方法多需要高精度数据集。本研究以 CycleGAN 算法<sup>[18]</sup>为基础,提出一种基于循环生成对抗网络和多尺度融合协调注意力机制的壁画色彩修复算法(multi-scale fusion coordinated attention mechanism CycleGAN, MFCA-CycleGAN),创新之处有:在网络的循环一致性损失中添加同一映射损失改进网络,使生成的壁画图像更加真实可靠;改进协调注意力机制,引入多尺度融合思想,在生成器中加入多尺度融合的协调注意力机制,提高生成壁画图像的协调性和质量。

## 1 相关技术介绍

### 1.1 循环生成对抗网络

CycleGAN 包含两个判别器和两个生成器,无需预先匹配,就可以进行数据之间的转换。在此基础上,内容图像通过生成网络和判别网络,生成风格化图像。CycleGAN 主要包含两部分损失,分别为对抗损失和循环一致损失。

#### 1) 对抗损失

GAN 是 CycleGAN 的基础,利用对抗损失不断优化生成器和判别器。CycleGAN 也利用此对抗损失优化网络,通过判别器对生成样本和真实数据进行鉴别,生成器希望生成样本被判定为真,而判别器要识别出图像是真实的还是生成的。对于生成器  $G: X \rightarrow Y$ ,其判别器  $D_Y$  的损失函数为:

$$L_{GAN}(G, D_Y, X, Y) = E_{y \sim P_{data}(y)} [\ln D_Y(y)] + E_{x \sim P_{data}(x)} [\ln(1 - D_Y(G(x)))] \quad (1)$$

式中: $X, Y$  为两个图像域; $x, y$  为两个域中的图像; $D_Y(y)$  为图像  $y$  属于域  $Y$  的概率; $E_{y \sim P_{data}(y)}$  为  $y$  取自  $Y$  的期望; $E_{x \sim P_{data}(x)}$  为  $x$  取自  $X$  的期望。

对于生成器  $F: Y \rightarrow X$ , 其判别器  $D_X$  的损失函数为:

$$L_{GAN}(F, D_X, Y, X) = E_{x \sim P_{data}(x)} [\ln D_X(x)] + E_{y \sim P_{data}(y)} [\ln(1 - D_X(F(y)))] \quad (2)$$

式中: $F$  为域  $Y$  向域  $X$  的映射函数; $D_X(x)$  为图像  $x$  属于域  $X$  的概率。

## 2) 循环一致性损失

CycleGAN 同时进行  $G, F$  映射, 将图片转换后还可以进行还原, 有效避免了所有  $X$  图像转换为  $Y$  图像域中的同一图像的情况。循环一致性损失为:

$$L_{cyc}(G, F) = E_{x \sim P_{data}(x)} [\|F(G(x)) - x\|_1] + E_{y \sim P_{data}(y)} [\|G(F(y)) - y\|_1] \quad (3)$$

式中: $E_{x \sim P_{data}(x)} [\cdot]$  为域  $X$  中图像  $x$  经生成器  $G$  作用后生成  $G(x)$ ,  $G(x)$  再由生成器  $F$  作用变为  $F(G(x))$ ,  $F(G(x))$  应与图像  $x$  近似。 $E_{y \sim P_{data}(y)}$  同理。

CycleGAN 的基本原理如图 1 所示。网络的所有损失相加即为 CycleGAN 的目标损失

$$L(G, F, D_X, D_Y) = L_{GAN}(G, D_Y, X, Y) + L_{GAN}(F, D_X, Y, X) + \lambda L_{cyc}(G, F) \quad (4)$$

式中, $\lambda$  为控制各损失间相对重要程度的加权因子。

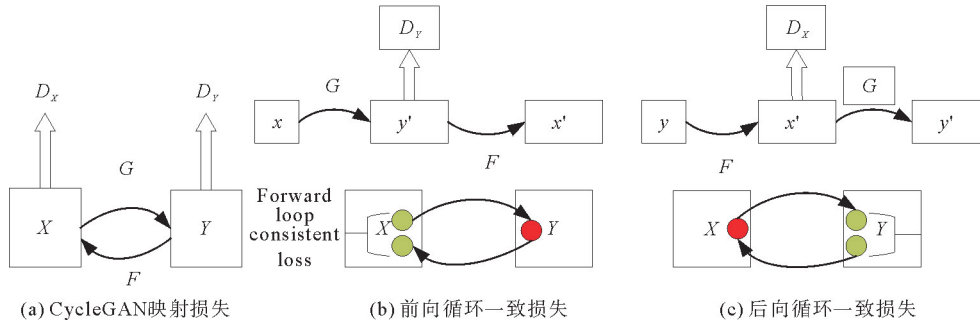


图 1 CycleGAN 原理图

Fig. 1 Schematic diagram of CycleGAN

## 1.2 协调注意力机制

注意力机制被广泛用于提高现代深层神经网络的性能。Hou 等<sup>[23]</sup> 基于挤压和激励网络(squeeze-and-excitation networks, SENet)<sup>[21]</sup> 和卷积块注意力模块(convolutional block attention module, CBAM)<sup>[22]</sup>, 将位置信息嵌入通道中, 使移动网络能够在较大范围内关注, 同时避免了巨大的计算量。位置信息嵌入通道注意, 将一个二维的池化操作转换为两个一维的池化操作, 沿着两个方向聚合特征, 生成的特征映射被分别编码成方向感知和位置敏感的注意映射, 用于提高感兴趣对象的输入特征的代表。具体地, 为了激励注意力模块以精确的位置信息在空间上捕获远程交互, 给定输入  $x$ , 分别从水平与垂直方向进行重要特征提取, 高度  $h$  上的第  $c$  个信道的输出<sup>[23]</sup>

$$Z_c^h(h) = \frac{1}{W} \sum_{0 \leq i \leq W} x_c(h, i) \quad (5)$$

式中: $x$  来自具有固定内核大小的卷积层, $W$  为图像的宽度。类似地, 宽度  $w$  处第  $c$  个信道的输出可写为:

$$Z_c^w(w) = \frac{1}{H} \sum_{0 \leq j \leq H} x_c(j, w) \quad (6)$$

式中, $H$  为图像的高度。

给定式(5)、式(6)生成的聚合特征图, 首先进行拼接, 然后利用一个共享的  $1 \times 1$  卷积变换函数  $F_1$ , 得到

$$f = \delta(F_1([Z^h, Z^w])) \quad (7)$$

式中: $\delta$  为非线性激活函数; $f \in \mathbf{R}^{C/r \times (H+W)}$  为水平、垂直方向编码空间信息的中间特征图; $r$  为缩减比, 用来控制块大小, 然后将  $f$  分为两个独立张量  $f^h \in \mathbf{R}^{C/r \times H}$  和  $f^w \in \mathbf{R}^{C/r \times W}$ 。利用另外两个  $1 \times 1$  卷积变换  $F_h$  和

$F_w$  将  $f^h$  和  $f^w$  变换为与输入  $X$  具有相同信道数的张量,得到:

$$g^h = \sigma(F_h(f^h)), \tag{8}$$

$$g^w = \sigma(F_w(f^w)). \tag{9}$$

式中,  $\sigma$  为 sigmoid 函数。使用适当的缩减率  $r$  以减少  $f$  的信道数,然后将输出  $g^h$  和  $g^w$  分别展开用作注意力权重,则坐标注意力块  $Y$  的输出为:

$$Y = X \times g^h \times g^w. \tag{10}$$

## 2 基于循环生成对抗网络的壁画色彩修复

循环一致性损失将还原图像  $F(G(x))$  与真实图像  $x$ 、还原图像  $G(F(y))$  与真实图像  $y$  的损失考虑在内,然而这种端到端的损失未能详尽考虑其转化过程中的风格损失,因此本研究在 CycleGAN 循环一致性损失函数中添加同一映射损失。而协调注意力机制从横向和纵向两个角度对输入图像进行注意力筛选,缺少综合周围语义信息的有效手段,因此为协调注意力机制添加多尺度融合策略,使得网络模型能够从多方面的特征信息中筛选最为有效的特征信息。从逻辑层面来说,本研究使用方法使用多尺度融合的协调注意力机制对 CycleGAN 生成模块中的上采样区域进行特征筛选,在训练过程中利用同一映射损失降低图像转化过程中的风格损失,经过多次循环训练使得 CycleGAN 最终实现良好的风格迁移。

### 2.1 同一映射损失

CycleGAN 算法的循环一致性损失函数将图像还原之后计算与原始输入图像的差值并求和,在一定程度上可以计算出原始图像与还原图像的差异,但是未考虑生成图像  $G(x)$  与真实图像  $y$  的损失和生成图像  $F(y)$  与真实图像  $x$  的损失。以原始图像  $x$  到生成图像  $G(x)$  再到还原图像  $F(G(x))$  为例(其中,真实图像  $x$  与真实图像  $y$  为不成对图像),由原始图像  $x$  到生成图像  $G(x)$  的生成损失较生成图像  $G(x)$  到还原图像  $F(G(x))$  的损失更为重要,如果生成图像与真实图像  $y$  的风格损失很大,后续的生成图像  $G(x)$  到还原图像  $F(G(x))$  的变换也不会成功。本研究基于此改进了循环一致性损失函数,在原始循环一致性损失的基础上加入同一映射损失,即

$$L_{cyc}(G, F) = E_{x \sim P_{data(x)}} [(1-\lambda_1) \| F(G(x)) - x \|_1 + \lambda_1 \| G(x) - y \|_1] + E_{y \sim P_{data(y)}} [(1-\lambda_2) \| G(F(y)) - y \|_1 + \lambda_2 \| F(y) - x \|_1]. \tag{11}$$

式中:  $\lambda_1$  为  $x \rightarrow G(x) \approx y$  过程中的损失权重,  $(1-\lambda_1)$  为  $F(G(x)) \approx x$  过程的损失权重,整个过程中损失之和为 1。同理,  $\lambda_2$  为  $y \rightarrow F(y) \approx x$  过程损失权重,  $(1-\lambda_2)$  为  $G(F(y)) \approx y$  过程损失权重。

图 2 为算法模型的训练流程框架。以正向循环为例,具体训练过程为:首先将真实未修复唐代壁画图像  $x$  输入,由生成器  $G$  生成修复的唐代壁画图像  $G(x)$ ;然后利用判别器  $D_x$  判断生成图像是否为真,并将输出反馈到生成器  $G$  进行对抗博弈;最后通过生成器  $F$  还原为验证的未修复唐代壁画图像  $F(G(x))$ ,利用循环一致性损失和同一映射损失,确保最终验证壁画图像与真实壁画图像尽可能相似。

### 2.2 多尺度融合协调注意力机制

协调注意力机制只考虑纵横两个方向的重要性,未从整体上考虑周围语义信息的重要性程度,本研究对协调注意力机制网络结构进行改进,加入多尺度特征融合思想,构成多尺度融合的协调注意力机制。首先对输入图像分别进行卷积核大小为  $1 \times 1, 3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7$  的多尺度卷积运算,得到不同感受野大小的特征信息;然后对四个通道进行特征融合,从纵横两个方向进行适应性平均池化、维度拼接与卷积操作,以及批量归一化与非线性激活;随后分别在纵横两个方向使用 Sigmoid 函数进行重要性程度判别,对特征图进行权重赋值;最后通过在生成器  $G$  的上采样区第 2 层引入多尺度融合的协调注意力机制,建立图像各个位置像素间关联关系,提高生成图像的协调性和质量。

改进后的生成器  $G$  由三部分组成,分别为:由卷积神经网络组成的下采样区域,从输入图像和风格图像提取特征表达;由残差网络组成的中间区域进行图像转换;由反卷积神经网络与多尺度融合的协调注意力机制组成的上采样区域。具体生成模块结构见图 3。



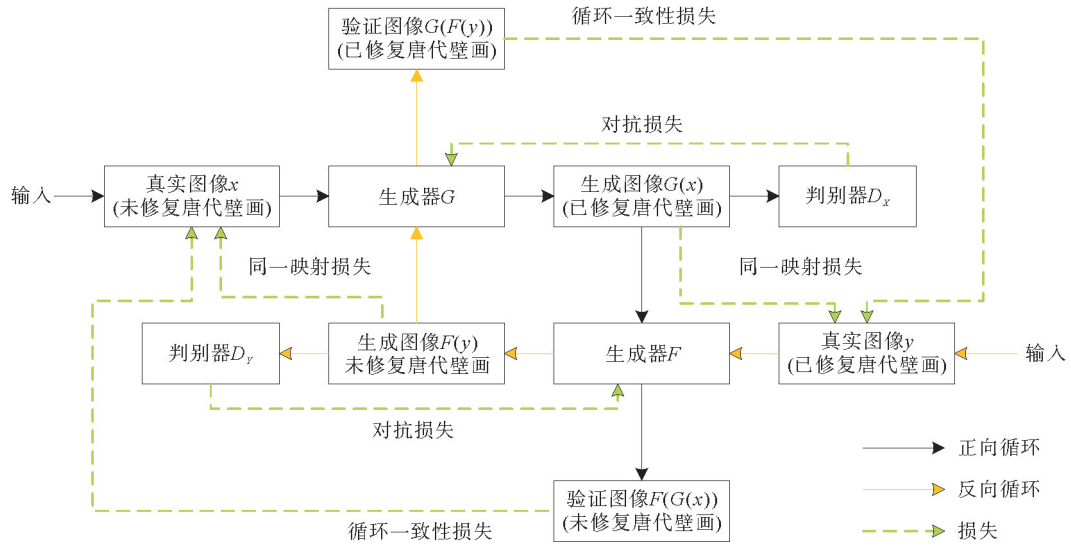


图 2 模型训练框架图  
Fig. 2 Model training framework

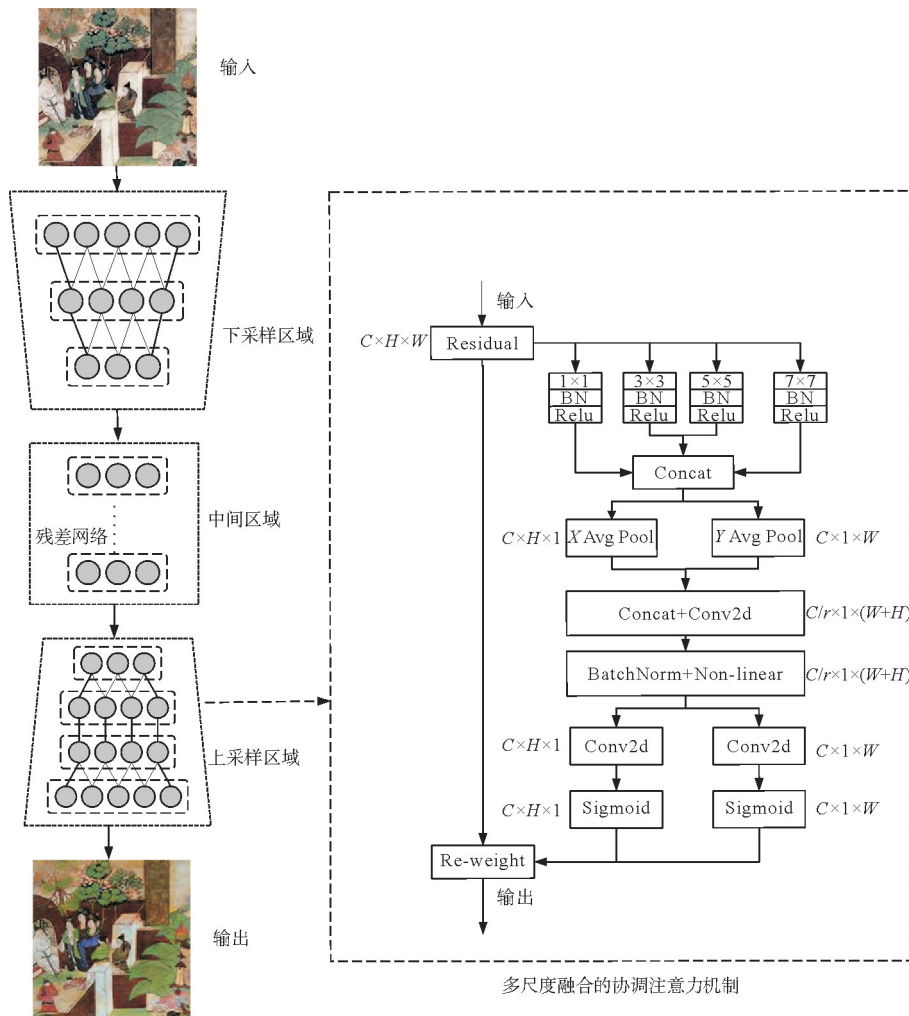


图 3 生成模块结构图  
Fig. 3 Generative block diagram

### 2.3 算法步骤

常见的算法描述方法有自然语言、结构化流程图、伪代码等,本研究参考文献[7]采用自然语言方法对算法进行形式化定义。

MFCA-CycleGAN 算法的输入包括未修复壁画图像  $x$  与已修复壁画图像  $y$ ,输出为利用风格迁移方法色彩修复后的壁画图像  $G(x)$ 。具体步骤为:首先,对于输入的未修复壁画图像  $x$  与已修复壁画图像  $y$ ,经过生成网络  $G$  生成已修复壁画图像  $G(x)$  与还原的已修复壁画图像  $G(F(y))$ ,再经过生成网络  $F$  生成未修复壁画图像  $F(y)$  与还原的未修复壁画图像  $F(G(x))$ ;然后,将生成网络梯度设置为 0,利用式(11)计算同一映射损失  $L_{cyc}(G, F)$  对生成网络进行反向传播,计算生成网络  $G, F$  的梯度并更新权重参数,再使用均方根误差计算判别器  $D_X, D_Y$  的梯度并更新权重参数;最后,重复上述步骤,迭代  $n$  次得到最优模型,输出本研究算法(以下简称本算法)色彩修复后的壁画图像。

本算法模型需要迭代  $n$  次,数据集包含  $m$  条数据。 $m$  条数据经过前向传播生成对应的风格图像、梯度函数计算等均需要经过  $n \times m$  次循环迭代来更新网络模型参数,因此本算法时间复杂度为  $O(nm)$ 。

## 3 实验结果及分析

### 3.1 实验环境

使用 Python 3.8 和 Pytorch 1.8.1 搭建实验网络验证本算法对壁画图像色彩修复的有效性。其中,硬件环境为 Intel i5-9400F 处理器、NVIDIA GeForce RTX 2060 SUPER 显卡、16 GB 内存,软件环境为 Windows 10 操作系统、Pycharm 集成开发环境。

### 3.2 数据来源

实验使用图像数据集为《中国敦煌壁画全集》电子资源画册的唐代未修复壁画图像和人工修复的唐代壁画图像的截图。其中,未修复壁画图像 692 张、人工修复壁画图像 572 张。

### 3.3 实验结果与分析

#### 3.3.1 模型训练

将未修复壁画图像和人工修复壁画图像按照 8 : 2 的比例进行划分。其中,训练集包括已修复壁画图像 458 张和未修复壁画图像 554 张,测试集包括已修复壁画图像 114 张和未修复壁画图像 138 张。初始学习率设置为 0.000 2, Epoch 设置为 100,网络中的超参数设置为 10, Batchsize 设置为 8。 $\lambda_1$  与  $\lambda_2$  为自优化超参数,初始设置均为 0.2。图 4 为原始壁画图像,图 5 为 100 次迭代训练之后的壁画修复效果。

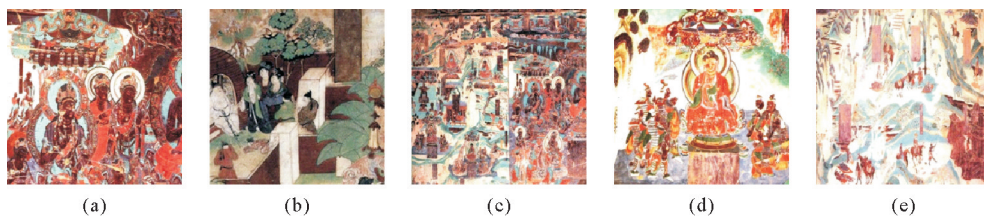


图 4 原始壁画

Fig. 4 Original murals

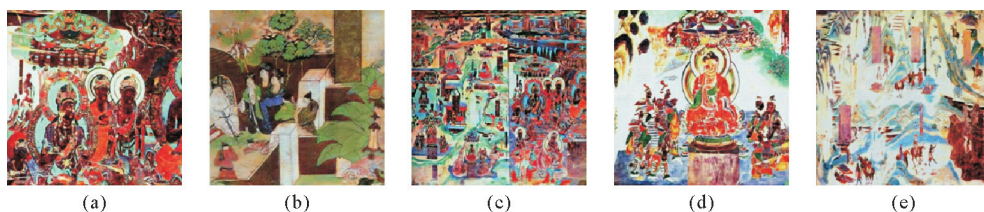


图 5 修复壁画

Fig. 5 Restoration of the murals

从图 5 可以明显看出,修复后的壁画色彩更加鲜艳,色彩饱和度更高,基本延续了原始壁画的色彩,并对原始壁画的色彩进行了很好的视觉效果增强,具有较高的可信度。

### 3.3.2 局部褪色壁画图像修复对比实验

将人工修复的壁画图像裁剪为  $224 \times 224$  像素大小的壁画图像,并对裁剪后的壁画图像进行矩形区域随机去色处理,获得局部褪色的壁画图像数据集。分别应用文献[18-20]算法和本算法进行壁画局部色彩修复实验,结果如图 6 所示。



图 6 局部褪色壁画图像的不同算法实验结果

Fig. 6 Experimental results of different algorithms for local fading mural images

文献[18]算法修复后的壁画图像整体模糊,如图 6(c)第 2 张,虽将壁画图像褪色部分进行了修复,但修复效果不佳。文献[19]算法修复后的壁画图像在色彩细节上与原始壁画图像差异较大,如图 6(d)第 4 张。文献[20]算法修复后的壁画图像效果均不理想。



本算法整体效果较好,但在局部壁画色彩修复方面存在不理想的情况。经分析,出现这种情况是由于在同一映射损失函数计算过程中,  $x \rightarrow G(x) \approx y$  和  $y \rightarrow F(y) \approx x$  损失的存在,弱化了原始 CycleGAN 中的循环损失函数,图像生成时更加关注整体图像风格的迁移,使部分区域未能得到有效修复,但从实验效果可以看出,相较其他算法,采用本算法修复的局部褪色壁画图像效果最好。

### 3.3.3 壁画图像整体色彩修复对比实验

分别应用文献[18-20]算法以及本算法进行壁画图像色彩修复对比实验,实验结果如图7所示。本研究利用结构相似性(structural similarity,SSIM)、图像峰值信噪比(peak signal to noiseratio,PSNR)、学习感知图像块相似度(learned perceptual image patch similarity,LPIPS)、Frechet Inception 距离得分(Frechet Inception distance score,FID)以及用户调研评价(user study,US)对色彩修复后的壁画图像进行评价。一般情况下,PSNR 越高,对应的图像修复效果越好;SSIM 取值为[0,1],其值越高图像相似度越高;LPIPS 与人类感知情况更为相似,当数值较低时,两幅图片的相似性会更大;FID 是一种专门用来评估生成对抗网络性能的方法,将生成的壁画图像与真实的壁画图像进行对比计算“距离值”,该值越小,图像质量越好。不同算法的定量指标对比如表1所示。

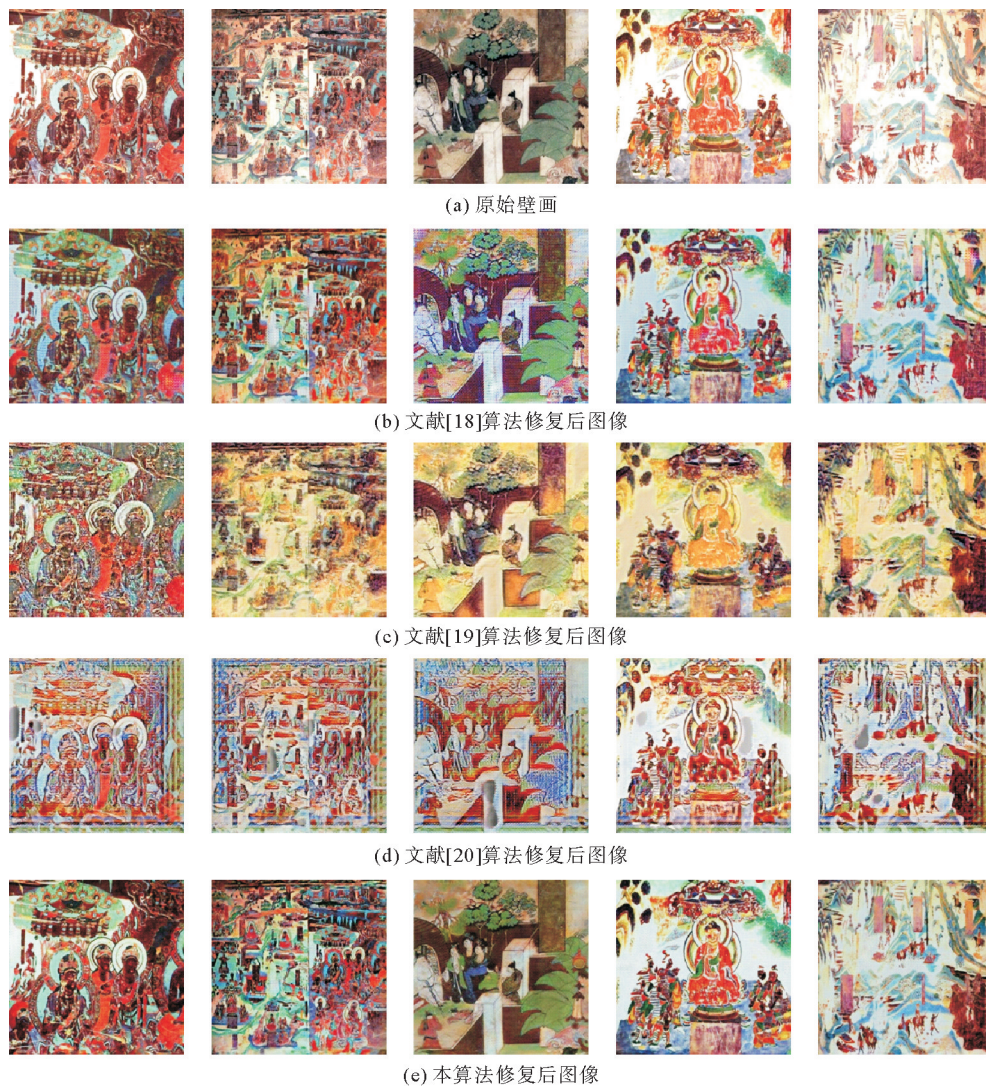


图7 整体壁画图像色彩修复不同算法实验结果

Fig. 7 Experimental results of different algorithms for color restoration of integral mural images



从 SSIM 和 PSNR 看,本算法在 4 组图像中最高,分别达到 90.60% 和 22.515 dB;从 LPIPS 和 FID 看,本算法 4 组图像中最低,分别为 0.150 2 和 119.31。对比实验结果可以看出,本算法可以获得更加清晰可靠的色彩修复图像,节省了修复时间,提高了修复质量,达到更真实的视觉效果。与其他方法相比,本算法的修复效果更合理、主观视觉更顺畅,在整体颜色重建上有很好的效果。

通过调研 100 名视力正常的用户,78% 的用户认为本算法修复的壁画图像是最佳图像。为了证明本算法修复的壁画图像在主观评价上更具有普遍性,采用评分法对该 100 名用户进行以人眼主观感知为评价标准的主观评价,得到对 4 种算法修复的壁画图像清晰度及色彩饱和度的打分结果(评分为 5 分制:优,5 分;良,4 分;中,3 分;差,2 分;劣,1 分),并对打分结果分别求平均值,得到的评分结果如图 8 所示。评分结果显示,本算法修复的壁画图像评分均较高,与其他算法相比,在主观评价上效果更好。

### 3.4 消融实验

#### 3.4.1 权重系数实验分析

以文献[18]中原始代码为基础进行消融实验,测试原始 CycleGAN 与本算法所设置参数壁画色彩修复效果,实验结果如图 9 所示。表 2 为采用经典 PSNR 和 SSIM 定量评价指标,对色彩修复后的壁画图像进行评价。

表 1 不同网络的定量指标对比

Table 1 Comparison of quantitative indexes of different networks

算法	SSIM/%	PSNR/dB	LPIPS	FID	US/%
文献[18]	71.04	18.440	0.286 2	180.55	15
文献[19]	65.03	14.253	0.273 5	214.85	2
文献[20]	44.13	13.667	0.532 4	210.01	5
本算法	90.60	22.515	0.150 2	119.31	78

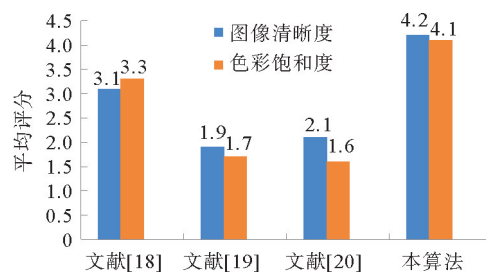


图 8 不同算法无参照主观评分对比图

Fig. 8 Comparison of different algorithms without reference to subjective scores



图 9 消融实验结果图

Fig. 9 Results of ablation experiments

从图 9 可以明显看出,原始 CycleGAN 修复后的壁画图像色彩效果较差,在部分壁画图像中出现了明显的棋盘效应。而当  $\lambda_1 = \lambda_2 = 0.2$  时,壁画的色彩修复效果最好,色彩过渡更加自然,且无明显棋盘效应。此外,从 PSNR 和 SSIM 看,使用参数  $\lambda_1 = \lambda_2 = 0.2$  修复的壁画图像较原始 CycleGAN 分别提高 0.97% 和 17.06%。

### 3.4.2 多尺度融合协调注意力机制实验分析

在 3.4.1 节权重系数实验的基础上,对多尺度融合的协调注意力机制进行消融实验,实验结果如图 10 所示。

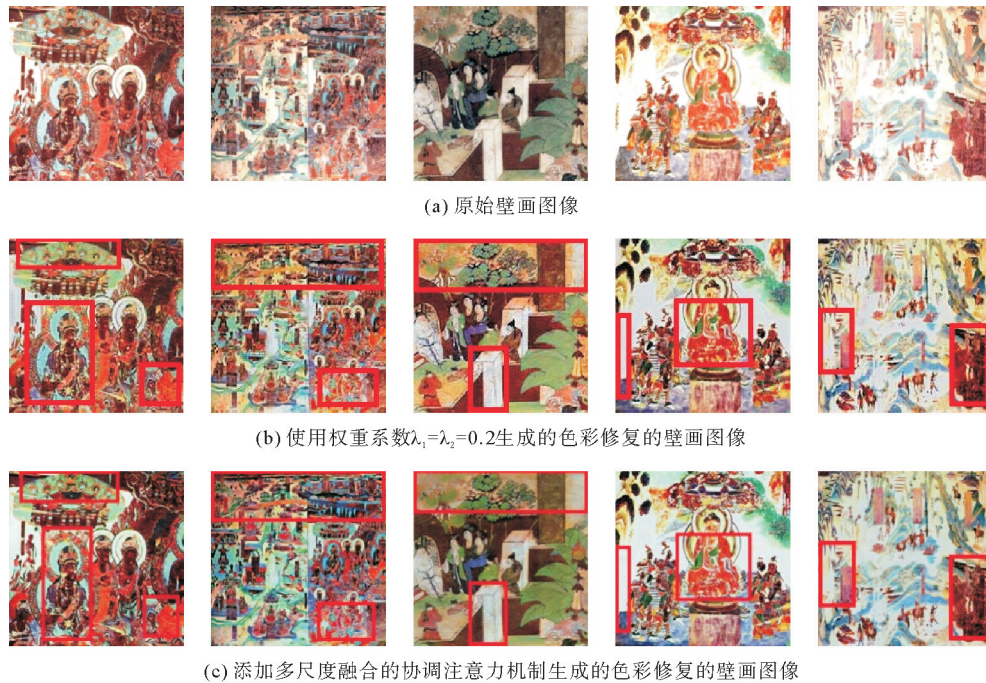


图 10 多尺度融合协调注意机制消融实验结果

Fig. 10 Experimental results of multi-scale fusion coordinated attention mechanism ablation

实验表明,使用多尺度融合的协调注意力机制善于捕获全局细节,对于图像修复效果起到至关重要的作用。如图 10(c) 中壁画图像较原壁画图像色彩更加鲜艳,引入多尺度融合的协调注意力机制有明显的效果提升,对壁画图像颜色的还原起到良好作用。从评价指标看,添加多尺度融合协调注意力机制修复的壁画图像与仅添加权重系数修复的壁画图像相比,PSNR 和 SSIM 分别提高 3.105% 和 2.50%。

### 3.5 模型复杂性分析

为了分析本算法与其他方法的复杂性,参考文献[24],选用参数量、运算量与单次训练耗时作为算法模型复杂度评价指标。其中,参数量指网络的总参量,与空间复杂度相对应;运算量指网络中浮点运算总量,与时间复杂度相对应;单次训练耗时为对应网络模型迭代一次所需平均时间。实验结果见表 3。

与文献[18]相比,本算法模型复杂度仅与同一映射损失函数以及多尺度融合的协调注意力机制有关。而在同一映射损失函数的计算过程中,相关变量无需重复计算,故对模型复杂度的影响微乎其微。因此,多尺度融

表 2 消融实验定量指标对比

Table 2 Comparison of quantitative indicators of ablation experiments %

算法	PSNR	SSIM
CycleGAN	18.440	71.04
本算法*	19.410	88.10
本算法	22.515	90.60

\* : 参数  $\lambda_1 = \lambda_2 = 0.2$

表 3 模型复杂度分析

Table 3 Analysis of model complexity

参数	文献[18]	文献[19]	文献[20]	本算法
运算量/GFLOPs	17	8.6	15.5	17.5
单次训练耗时/s	46	56	66.5	48
参数量/M	28.28	45.98	138	28.36

合的协调注意力机制对本算法复杂度的影响最大。参照表 3 可知,在与文献[18]参数量、运算量和单次训练耗时大致相当的情况下,本算法模型在实际壁画色彩修复中取得最佳效果。从单次训练耗时来看,本算法的速度明显快于文献[19]和文献[20],满足速度要求。

此外,本算法虽然在运算量上与文献[19]存在较大差距,但是从实际修复效果来看,本算法色彩修复后的壁画图像色彩更加鲜明且真实细腻。相比于其他 3 种算法,本算法从主、客观层面都取得了较为理想的效果,性能有较好提升。

## 4 结论

针对敦煌唐代壁画色彩难以较好修复的问题,提出基于循环生成对抗网络和多尺度融合协调注意力机制的壁画色彩修复算法。首先将同一映射损失加入到循环一致性对抗损失函数中,然后在生成器中引入多尺度融合的协调注意力机制,得到最优的壁画色彩修复网络模型。对比文献[18-20]的 3 种算法,SSIM 分别提高 16.59%、25.57%、46.47%,达到 90.60%;PSNR 分别提高 4.075、7.992、8.848 dB,达到 22.515 dB;LPIPS 分别降低 0.136 0、0.123 3、0.382 2,为 0.150 2;FID 分别降低 61.24、95.54、90.7,为 191.31。采用无参照主观评价验证表明,改进后的算法在壁画图像色彩的修复上具有有效性和卓越性。最后,通过对权重系数及多尺度融合的协调注意力机制进行消融实验,验证本算法可以在不依赖专家知识的情况下恢复褪色壁画图像的颜色,节省了壁画修复时间。

## 参考文献:

- [1] PAN N, HOU M L, LÜ S Q, et al. Extracting faded mural patterns based on the combination of spatial-spectral feature of hyperspectral image[J]. *Journal of Cultural Heritage*, 2017, 27: 80-87.
- [2] CAO N, LYU S Q, HOU M L, et al. Restoration method of sootiness mural images based on dark channel prior and retinex by bilateral filter[J]. *Heritage Science*, 2021, 9(1): 1-19.
- [3] 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.  
YANG Xiaoping, WANG Shuwen, JIA Jianfang, et al. Color recovery of Dunhuang murals with GrabCut segmentation and automatic data acquisition[J]. *Journal of Lanzhou University of Technology*, 2010, 36(3): 114-117.
- [4] BOYKOV Y Y, JOLLY M P. Interactive graph cuts for optimal boundary & region segmentation of objects in N-D images [C/OL]//8th IEEE International Conference on Computer Vision, Vancouver, Jul. 7-14, 2001: 105-112. DOI: 10.1109/ICCV.2001.937505.
- [5] 张豪远, 徐丹, 罗海妮, 等. 基于边缘重建的多尺度壁画修复方法[J]. *图学学报*, 2021, 42(4): 590-598.  
ZHANG Haoyuan, XU Dan, LUO Haini, et al. Multi-scale mural restoration method based on edge reconstruction[J]. *Chinese Journal of Graphics*, 2021, 42(4): 590-598.
- [6] LIU G L, REDA F A, SHIH K J, et al. Image inpainting for irregular holes using partial convolutions[C]//The European Conference on Computer Vision, Munich, 2018: 85-100.
- [7] 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 Lijuan, WANG Wenjian, LI Bingjing, 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.
- [8] CRIMINISI A, PEREZ P, TOYAMA K. Object removal by exemplar-based inpainting[C/OL]//2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Madison, Jun. 16-22, 2003. DOI: 10.1109/CVPR.2003.1211538.
- [9] CRIMINISI A, PEREZ P, TOYAMA K. Region filling and object removal by exemplar-based inpainting[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(9): 1200-1212.
- [10] LI S J, ZHI Z J. A novel nonlinear second order hyperbolic partial differential equation-based image restoration algorithm with directional diffusion[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 131021-131031.
- [11] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2014: 2672-2680.



- [12] PATHAK D, KRAHENBUHL P, DONAHUE J, et al. Context encoders: feature learning by inpainting[C/OL]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, Dec. 12, 2016: 2536-2544. DOI: 10.1109/CVPR.2016.278.
- [13] 徐志刚, 尹文玉, 朱旭锋. 基于双重约束 CNN 的壁画图像色彩还原[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2020, 48(6): 6-12.  
XU Zhigang, YIN Wenyu, ZHU Xufeng. Color restoration of mural image based on double constrained convolutional neural network[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology(Natural Science Edition), 2020, 48(6): 6-12.
- [14] SONG G H, WANG H. Artificial intelligence-assisted fresco restoration with multiscale line drawing generation[J]. Complexity, 2021(4): 1-12.
- [15] 朱欣娟, 雷倩, 吴晓军. 基于生成式对抗网络的文物图像超分辨率重建及色彩修复[J]. 西安工程大学学报, 2021, 35(3): 86-92.  
ZHU Xinjuan, LEI Qian, WU Xiaojun. Super-resolution reconstruction and color restoration of cultural relics images based on generative adversarial network[J]. Journal of Xi'an Polytechnic University, 2021, 35(3): 86-92.
- [16] CAO J F, ZHANG Z B, ZHAO A D, et al. Ancient mural restoration based on a modified generative adversarial network[J]. Heritage Science, 2020, 8(1): 1-14.
- [17] LI J, WANG H, DENG Z Q, et al. Restoration of non-structural damaged murals in Shenzhen Bao'an based on a generator-discriminator network[J]. Heritage Science, 2021, 9(1): 1-14.
- [18] ZHU J Y, PARK T, ISOLA P, et al. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks[C/OL]//IEEE International Conference on Computer Vision. Venice, Oct. 22-29, 2017: 2242-2251. DOI: 10.1109/ICCV.2017.244.
- [19] ARIJOVSKY M, CHINTALA S, BOTTOU L. Wasserstein generative adversarial networks[C/OL]//International Conference on Machine Learning. Sydney, 2017: 214-223. DOI: 10.5555/3305381.3305404.
- [20] JOHNSON J, ALAHI A, LI F F. Perceptual losses for real-time style transfer and super-resolution[C]//European Conference on Computer Vision. Amsterdam, 2016: 694-711.
- [21] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, 2018: 7132-7141.
- [22] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: Convolutional block attention module[C]//European Conference on Computer Vision. Munich, 2018: 3-19.
- [23] HOU Q B, ZHOU D Q, FENG J S. Coordinate attention for efficient mobile network design[C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Nashville, Jun. 20-25, 2021: 13708-13717.
- [24] 韩宗桓, 刘名果, 李坤, 等. 多尺度特征融合与新型判别器的无监督分割[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(7): 152-162.  
HAN Zonghuan, LIU Mingguo, LI Shen, et al. Unsupervised segmentation algorithm based on multi-scale feature fusion and novel discriminator[J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(7): 152-162.

(责任编辑: 傅 游)