



计算机科学与探索

Journal of Frontiers of Computer Science and Technology

ISSN 1673-9418, CN 11-5602/TP

《计算机科学与探索》网络首发论文

题目: 边缘指导图像修复算法研究
作者: 姜艺, 胥加洁, 柳絮, 朱俊武
网络首发日期: 2020-10-23
引用格式: 姜艺, 胥加洁, 柳絮, 朱俊武. 边缘指导图像修复算法研究. 计算机科学与探索. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5602.TP.20201023.0915.004.html>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式 (包括网络呈现版式) 排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊 (光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊 (网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊 (网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物 (ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

边缘指导图像修复算法研究

姜 艺^{1,2}, 胥加洁¹, 柳 絮¹⁺, 朱俊武¹

1. 扬州大学 信息工程学院, 江苏 扬州 225127

2. 上海交通大学 海洋工程国家重点实验室, 上海 200030

摘 要:近年来,深度学习技术的不断发展为图像修复研究提供了新的思路,通过对海量图像数据的学习,使得图像修复方法能够理解图像的语义信息。虽然现有的图像修复方法已能够生成较好的图像修复结果,但遇到结构缺失较为复杂的图像时,对缺失部分细节处理能力较差,所生成的结果会过度平滑或模糊,不能很好地修复图像缺失的复杂结构信息。针对此问题,本文基于生成对抗网技术提出了一种新的边缘指导图像修复的方法 and 对应算法,将图像修复工作分为两部分:首先训练边缘修复模型生成较为真实的缺失区域的边缘信息,再根据已修复好的边缘信息,训练内容生成模型填充缺失部分的内容信息。最后本文所提方法在 CelebA 数据集和 ParisStreet-View 数据集上与 Shift-Net 模型、深度图样先验(Deep Image Prior,DIP)模型以及 FMM(Field Factorization Machine,FFM)模型进行了对比实验验证,并对实验修复结果进行了视觉上的定性分析和定量指标分析,结果证明本文提出的方法相对现有方法能更好地修复了图像中缺失的复杂结构信息,反映出边缘信息在图像修复过程中具有重要的作用。

关键词:深度学习; 图像修复; 生成对抗网络; 边缘指导

文献标志码: A **中图分类号:** TP399

姜艺, 胥加洁, 柳絮, 等. 边缘指导图像修复算法研究[J]. 计算机科学与探索

JIANG Y, XU J J, LIU X, et al. Research on Edge-Guided Image Repair Algorithm [J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology

Research on Edge-Guided Image Repair Algorithm

JIANG Yi^{1,2}, XU Jiajie¹, LIU Xu¹⁺, ZHU Junwu¹

The National Natural Science Foundation of China under Grant No. 61872313 (国家自然科学基金); the Open Project in the State Key Laboratory of Ocean Engineering under Grant No. 1907 (海洋工程国家重点实验室); the Key Research Project in Education Information in Jiangsu Province under Grant No. 20180012 (江苏省教育信息化重点课题); the Yangzhou Science and Technology under Grant Nos. YZ2018209, 2019133 (扬州科技计划项目).

1. School of Information Engineering, Yangzhou University, Yangzhou, Jiangsu 225127, China

2. State Key Laboratory of Ocean Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200030, China

Abstract: The continuous development of deep learning technology has provided new ideas for image repair research over the years, and the image repair methods can understand the semantic information of image through the study of massive image data. Although the existing image repair methods have been able to generate desirable repair results, it is insufficient to deal with the details of missing part from the image when facing the image with more complex missing part, thus the restoration results are excessively smooth or blurry, and the complex structural information that missed from the image cannot be repaired well. In order to solve the issues above, an edge-guided image repair method based on generative adversarial networks technology and the corresponding algorithm are proposed by this paper, and the repair process is divided into two stages: Firstly, the edge repair model is trained to generate more realistic edge information of the missing area, then the content generation model is trained to fill in the missing content information based on the edge information that has been repaired. Lastly, the experimental verification is conducted on the CelebA data set and Paris Street-View data set to compare with the Shift-Net Model, Deep Image Prior (DIP) Model and Field Factorization Machine (FMM) Model, and the visual qualitative analysis and quantitative index analysis are carried out on the experimental repair results. The experimental results prove that the repair method proposed in this paper for the missing complex structure information in the image is superior to the existing methods, and also reflect the edge information plays a crucial role in image repair.

Key words: Deep Learning; Image Repair; Generative Adversarial Networks; Edge-Guided

1 引言

图像修复^[1]指计算机根据破损图像缺失区域外的信息推理修复出图像破损区域的过程,图像修复目的是使修复后的图像破损区域足够真实。然而,人类的视觉系统能够敏锐地捕捉到图像修复的痕迹。如何使得修复结果真实到骗过人眼的观察是图像修复研究的重点之一。现有的许多图像修复算法已经能够生成较好的修复结果,但是遇到缺失结构较为复杂的情形时,修复的结果往往会出现过度平滑或者模糊的现象。现有方法往往注重图像缺失区域内容的生成,而对缺失部分细节的处理能力较差。本文的工作是研究图像复杂结构缺失下的修复问题。

传统的图像修复方法^[2-9]主要通过搜索图像中完好区域的像素信息后填充至图像中的缺失区域。

这些方法大多基于图像的低级特征进行修复,使得修复模型只能处理图像中一些简单纹理信息缺失的修复工作,而难以修复图像缺失的复杂结构信息。修复图像的复杂结构需要对图像有更深理解,基于图像的低级特征来修复远远不能满足实际需求。

基于学习的图像修复方法解决了传统图像修复方法对图像理解能力不够的问题。深度学习通过对海量图像数据的学习,能够很好地理解图像的语义信息。基于学习的图像修复方法能够学习缺失图像到完整图像端到端的映射函数。为了获得更逼真的修复效果,大部分图像修复方法使用了生成对抗网络技术(Generative Adversarial Networks, GANs)^[10]。虽然基于深度学习的图像修复较传统的图像修复方法在修复质量上得到了很大的提升,但是,在面对图像复杂结构缺失时,现有方法不能很好地修

复出结构纹理信息。

针对上文分析的问题,本文将图像修复工作分为两个部分:边缘修复和内容填充。边缘修复主要修复图像缺失部分的边缘信息,而内容填充则修复图像缺失部分的颜色信息。具体来说,本文模型先训练边缘修复模型以生成较为真实的缺失区域的边缘信息,在训练内容生成网络并基于边缘修复网络生成的边缘图进行缺失部分内容的生成。本文在 CelebA 数据集和 Paris Street-View 数据集上训练、评估模型和对比实验。总的来说,本文的主要贡献有如下几点:

- (1) 提出了一种边缘生成模型,并使用边缘生成模型指导图像修复工作。
- (2) 将图像修复任务拆分为两部分,分别是边缘修复和内容填充。
- (3) 提供端到端训练的网络模型能够修复图像中缺失的复杂结构信息。

2 相关工作

基于扩散的图像修复方法将图像缺失区域周边的信息扩散至缺失区域。Bertalmio 等人^[1]从手工修复图像技术中汲取经验,首次提出了基于扩散的图像修复方法。在此之后, T.F. Chan 和 J. Shen 在 Bertalmio 等人提出模型的基础上提出了全变分模型^[2] (Total Variation, TV), 该模型在修复速度上有了明显的提升,但在图像修复结果的连贯性修复上较为乏力。为了解决该问题, T.F. Chan 和 J. Shen 基于 TV 模型加入等照度线几何信息,提出了一种新的曲率驱动扩散 (Curvature-driven Diffusion, CDD) 模型^[3], 弥补了 TV 模型的不足。Mumford-Shah 模型是另外一个具有代表性的基于扩散的图像修复模型^[4], 该模型降低了运算的复杂度,但修复结果连通性不足。S. Esedoglu 等人^[5]引

入 Euler's elastic 模型,提出 Mumford-Shah-Euler 模型^[6],很好地解决了 Mumford-Shah 模型的不足。除此之外,文献[11-13]均采用基于扩散的思想进行图像修复。总的来说,基于扩散的图像修复方法局限于缺失区域周边的局部信息,难以修复缺失部分的语义信息,更难以修复复杂的结构信息,该类方法只适用于图像较小区域修复或者背景修复工作。

基于补丁块的图像修复方法从图像中搜索与缺失区域相似度高的图像块填充至缺失区域,由于要进行大量的相似度计算,这类方法的计算成本很高。Barnes 等人^[7]提出的 PatchMatch 算法是典型的基于补丁块的图像修复方法之一,该算法利用快速近似最近邻方法降低了运算的复杂性,提高了计算速度,但是随机化的方法也降低了修复的精度。Criminisi 算法利用置信度和修复边界信息来确定填充顺序的优先级,进而在图像完好区域搜索与待填充块相似度最高的块来填充,最后再更新需要填充的块的边界和置信度,大大增加了计算量^[8]。除此之外,文献[9,14,15]所提出来的算法均基于补丁块的思想进行图像修复。总的来说,基于补丁块的图像修复方法总是假设缺失区域的内容会在图像其他完好的区域中找到,但是这种假设往往不成立,比如,当一张人脸的鼻子被遮挡了,这类方法就搜索不到与鼻子相似的块,难以修复缺失的鼻子。该类方法擅长于恢复高度图形化的区域,如背景补全,但在重建局部独特的图形时却很困难。

基于深度学习的图像修复方法成了近几年图像修复领域的热门研究,相比基于扩散和基于补丁块的图像修复方法,该类方法最大的优势在于从海量数据中学习得到图像的语义信息,这是其他方法难以做到的。这些方法基于卷积神经网络训练出从破损图像到完好图像的映射函数,能够学习、理解图像修复过程中图像的动态特征,进行如人脸、建筑等复杂物体的修复工作。Context-Encoder 模型^[16]是深度学习进行图像修复工作的最早尝试,模型通

过对 L2 损失和对抗性损失的训练,得到较为清晰的修复结果。Iizuka 等人^[17]使用两个判别器来保证修复结果全局的一致性和局部的正确性,修复效果较好但模型依赖后处理。Song 等人^[18]使用一个预先训练好的图像分割网络得到图像损坏区域的前景掩模,然后填充掩模以指导图像修复,取得了较好的修复效果。但是,当前景和背景都被遮挡时,该类方法的效果较差。除此之外,文献[19-23]方法均基于深度学习方法修复图像。总的来说,基于深度学习的图像修复方法能够很好地学习到缺失区域的语义信息,修复结果较为逼真,但是如何修复图像复杂结构的缺失并且使得修复结果足够逼真仍然是具有挑战性的科学问题。

3 图表

3.1 模型框架

本文提出一种基于生成对抗网络 (GANs) 的图像修复模型,架构如图 1 所示。该模型由两大部分组成,分别是边缘修复模型和内容填充模型。边缘修复模型的作用是修复生成缺失部分的边缘结构信息,内容填充模型的作用是在边缘修复模型输出结果的基础上填充内容信息。

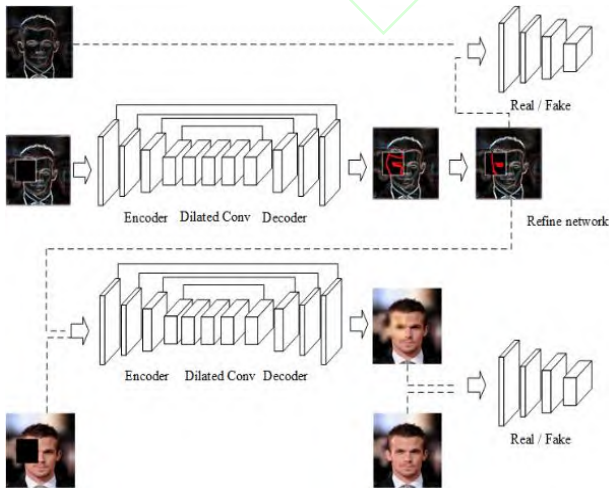


Fig.1 The whole framework of the model

图 1 整体模型框架

3.1.1 边缘修复模型

边缘修复模型结构基于深度卷积生成对抗网络模型,包括生成网络和判别网络两部分。其中生成网络使用自编码器的结构,在自编码器的编码器和解码器之间是 8 个连续残差块组成的网络。为了降低网络的计算量,使用空洞卷积而非普通的卷积层。整个边缘修复模型的网络参数结构图如图 2 所示,输入是 $256 \times 256 \times 3$ 的待修复图像的边缘图,经过一个自编码器网络生成修复后的边缘图。在生成网络的后面加上一层优化网络,对边缘修复网络修复的边缘图进行优化提纯,将提纯后的边缘图输入至判别网络进行判别。

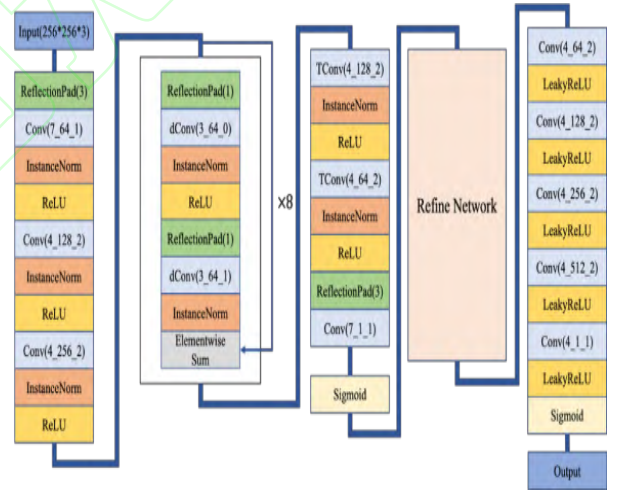


Fig.2 Network structure parameter diagram of edge-guided repair model

图 2 边缘修复模型网络结构参数图

边缘修复模型中优化网络的网络参数结构图如图 3 所示,优化网络是一个简单的自编码器结构,编码器和解码器之间是连续四块空洞卷积层。优化网络可以优化提纯生成网络中前面自编码器修复的边缘图里冗余的信息,产生更好的边缘修复图供内容填充模型使用。

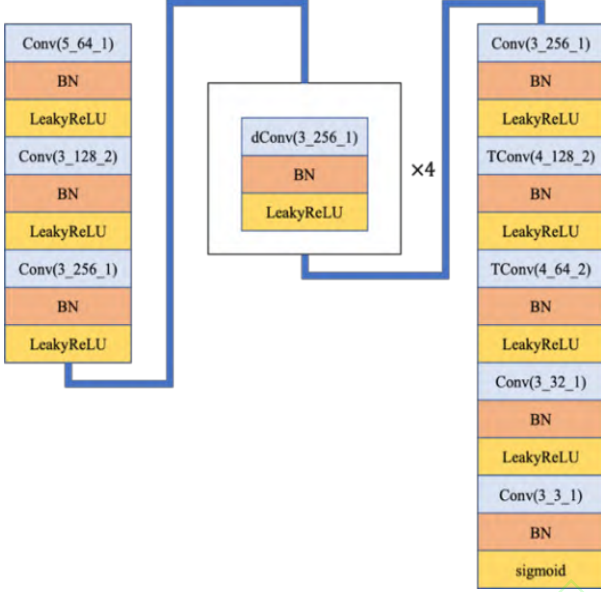


Fig.3 Network structure parameter diagram of optimize network

图 3 优化网络网络结构参数图

3.1.2 内容填充模型

与边缘修复模型结构类似，内容填充模型结构也是基于生成对抗网络。生成网络使用自编码器的结构，判别网络使用普通的卷积神经网络结构。具体的内容填充模型图如图 4 所示，与边缘修复模型的网络架构类似，但内容填充模型没有优化网络。内容填充模型由生成网络和判别网络两部分组成，其中生成网络的输入是边缘生成模型的输出，输入经由编码器，8 个连续的残差块和解码器生成修复后的最终的彩色图像，再将生成网络的输出输入至判别网络中，输出的结果就判定该图像是由网络修复的还是来自于真实的样本空间。

3.2 损失函数

总损失函数由边缘修复模型损失函数和内容填充模型损失函数两部分组成，如式（1）所示：

$$L = \mathcal{L}_{G_e} + \mathcal{L}_{G_c} \quad (1)$$

其中 \mathcal{L}_{G_e} 为边缘修复模型的损失函数，由对抗损失和特征匹配损失两部分组成。 \mathcal{L}_{G_c} 为内容填充模型的损失函数，包括重建损失、对抗损失和风格损失三部分。

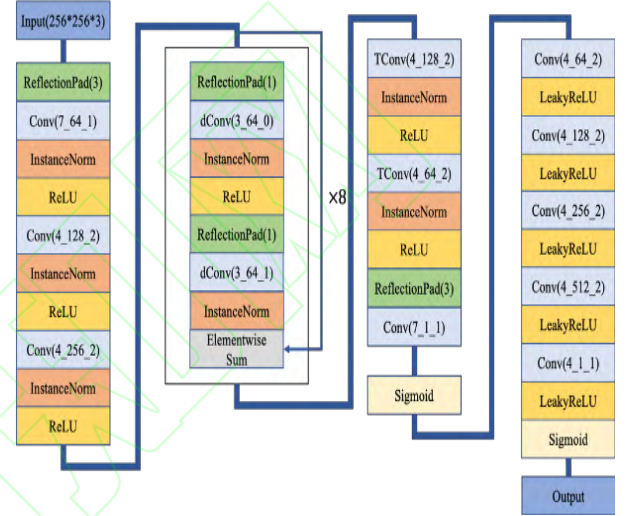


Fig.4 Content filling model structure parameter diagram

图 4 内容填充模型结构参数图

3.2.1 边缘修复模型损失函数

假设真实图像样本为 x ，那么符号 E_x 和 I_x 分别代表图像 x 的边缘图和灰度图。在边缘修复模型中，边缘生成器的输入是被掩模遮挡的图片的灰度图 $\hat{I}_x = I_x \odot (1 - M)$ ，被遮挡图片的边缘图 $\hat{E}_x = E_x \odot (1 - M)$ ，以及作为训练条件的掩模 M ， \odot 代表元素对应相乘。边缘生成器输出的预测边缘如式（2）所示：

$$E_{pred} = G_e(\hat{I}_x, \hat{E}_x, M) \quad (2)$$

其中， G_e 为边缘修复模型中生成器所代表的函数。将生成的 E_{pred} 和 E_x 共同输入进判别器训练，训练后的判别器需要判别输入的边缘图是由边缘生成器生成的还是原图边缘图。边缘修复模型损失由对抗损失和特征匹配损失组成：

$$\min_{G_e} \max_{D_e} \mathcal{L}_{G_e} = \min_{G_e} \left(\lambda_1 \max_{D_e} \mathcal{L}_{adv,e} + \lambda_2 \mathcal{L}_{fm} \right) \quad (3)$$

其中, D_e 代表边缘修复模型中判别器所代表的函数, λ_1 和 λ_2 是平衡对抗损失和特征匹配损失的超参数, $\mathcal{L}_{adv,e}$ 代表边缘修复模型中的对抗损失, \mathcal{L}_{fm} 代表特征匹配损失。 $\mathcal{L}_{adv,e}$ 的具体定义如式(4)所示:

$$\mathcal{L}_{adv,e} = \mathbb{E}_{(E_x, I_x)} [\ln D_e(E_x, I_x)] + \mathbb{E}_{I_x} \ln[1 - D_e(E_{pred}, I_x)] \quad (4)$$

特征匹配损失通过比较判别器中间层之间的激活图来稳定训练进程, 类似于感知损失。 \mathcal{L}_{fm} 的具体定义如式(5)所示:

$$\mathcal{L}_{fm} = \mathbb{E} \left[\sum_{i=1}^L \frac{1}{N_i} \|D_e^{(i)}(E_x) - D_e^{(i)}(E_{pred})\|_1 \right] \quad (5)$$

其中, L 代表判别器的最后一层卷积层, N_i 代表第 i 层激活层的元素的数量, $D_e^{(i)}$ 表示判别器第 i 层激活层的激活函数。

3.2.2 内容填充模型损失函数

边缘修复网络的输出经由优化网络 R , 提纯生成最终的边缘修复图 E_c 。将待修复的彩色图片 \hat{x} 和最终的边缘修复图 E_c 输入到内容填充模型的生成器中。其中 $\hat{x} = x \odot (1 - M)$, $E_c = E_x \odot (1 - M) + E_{pred} \odot M$ 。内容填充模型最终生成一张修复完成的图片 x_{pred} 如式(6)所示:

$$x_{pred} = G_c(\hat{x}, E_c) \quad (6)$$

其中, G_c 代表内容填充模型生成器所代表的函数。内容填充模型的损失函数由重建损失、对抗损失和风格损失三部分组成:

$$\mathcal{L}_{G_c} = \lambda_3 \mathcal{L}_r + \lambda_4 \mathcal{L}_{adv,c} + \lambda_5 \mathcal{L}_{style} \quad (7)$$

其中, 重建损失 $\mathcal{L}_r = \|x_c - x\|_2^2$, 该式中的修复后图像 $x_c = x \odot (1 - M) + x_{pred} \odot M$ 。 $\mathcal{L}_{adv,c}$ 代表内容填充模型的对抗损失, $\mathcal{L}_{adv,c}$ 的具体定义如式(8)

所示:

$$\mathcal{L}_{adv,c} = \mathbb{E}_{(x, E_c)} [\ln D_c(x, E_c)] + \mathbb{E}_{E_c} \ln[1 - D_c(x_{pred}, E_c)] \quad (8)$$

本文使用 μ_i 代表在 ImageNet 数据集上预训练的 VGG-19 网络^[13]的 relu1_1, relu2_1, relu3_1, relu4_1 和 relu5_1 的每一层的激活图, 并使用风格损失用来测量激活图之间协方差的差异。给定大小为 $C_j \times H_j \times W_j$ 的激活图, 那么风格损失 \mathcal{L}_{style} 即可由式(9)得到:

$$\mathcal{L}_{style} = \mathbb{E}_j \left[\left\| G_j^\mu(\hat{x}_{pred}) - G_j^\mu(\hat{x}) \right\|_1 \right] \quad (9)$$

其中, G_j^μ 是由激活图 μ_j 构造的 $C_j \times C_j$ 的格拉姆矩阵。

3.3 训练算法

整个模型的训练分为两步, 首先是边缘生成模型的训练, 然后是内容填充模型的训练。边缘生成模型的训练算法如算法1所示, 在每一轮的训练中, 第2~8行首先训练 k 轮判别模型, 从训练样本中随机采样 m 张图片, 接着获取这 m 张图片的边缘图 and 对应灰度图, 对其进行随机遮挡操作生成 m 张被遮挡的边缘图 and 对应灰度图, 将它们输入至边缘修复模型的生成器中, 生成 m 张边缘预测图, 接着将这 m 张边缘预测图输入至边缘修复模型的判别器中, 以最小化对抗损失和特征匹配损失训练模型更新判别器的参数。判别器的 k 轮训练结束后, 训练一次生成器, 将 m 张被遮挡的边缘图输入至生成器, 生成 m 张修复后的边缘图, 更新生成器的参数。其中 $E_x^{(i)}$ 和 $I_x^{(i)}$ 分别表示原样本图像 i 的边缘图和灰阶图, $\hat{E}_x^{(i)}$ 表示待修复图像 i 的边缘图, $E_{pred}^{(i)}$ 表示待修复图像 i 经由边缘生成网络生成的修复后的边缘图。

算法 1 边缘生成模型训练算法

Algorithm 1: Training the Edge Inpainting Model

```

1. for number of training iterations do

2.   for  $k$  steps do

3.     Sample mini-batch of  $m$  images  $\{x^{(1)}, x^{(2)}, x^{(2)}, \dots, x^{(m)}\}$  from training
       set  $p_{data}(x)$  // 随机从训练集中取  $m$  张图片

4.     Get  $m$  edge map  $\{E_x^{(1)}, E_x^{(2)}, E_x^{(3)}, \dots, E_x^{(m)}\}$  and  $m$  grayscale counterpart images  $\{I_x^{(1)}, I_x^{(2)}, I_x^{(3)}, \dots, I_x^{(m)}\}$  // 获得这  $m$  张图片的边缘图和灰阶图

5.     Random noise occlusion processing for each edge map of  $m$  images, and generate a dataset of  $m$  masked edge maps  $\{\hat{E}_x^{(1)}, \hat{E}_x^{(2)}, \hat{E}_x^{(3)}, \dots, \hat{E}_x^{(m)}\}$  // 对这  $m$  张边缘图随机造成遮挡

6.     Enter mini-batch of  $m$  masked edge maps to the generator of Edge Inpainting Model, and obtain  $m$  generated edge maps  $\{E_{pred}^{(1)}, E_{pred}^{(2)}, E_{pred}^{(3)}, \dots, E_{pred}^{(m)}\}$  // 将遮挡的  $m$  张边缘图输入至生成器修复

7.     Enter  $m$  generated edge maps to the discriminator of Edge Inpainting Model and update the parameters of the discriminator with Adversarial Loss  $\mathcal{L}_{adv,e}$  and Feature Mapping Loss  $\mathcal{L}_{fm}$  // 将修复的  $m$  张边缘图输入至判别器进行判别, 并更新判别器的参数

8.   end for

9.   Random noise occlusion processing for each edge map of  $m$  images, and generate a dataset of  $m$  masked edge maps  $\{\hat{E}_x^{(1)}, \hat{E}_x^{(2)}, \hat{E}_x^{(3)}, \dots, \hat{E}_x^{(m)}\}$  // 随机噪声遮挡  $m$  张边缘图

10.  Enter mini-batch of  $m$  masked edge maps to the generator of Edge Inpainting Model and update the parameters of the generator // 将被遮挡的边缘图输入至生成器修复并更新生成器的参数

11. end for

```

本文在边缘生成模型的训练结束后对内容填充模型进行训练, 具体算法流程如下算法 2 所示。首先将边缘生成网络生成的 m 张边缘预测图输入至优化网络获取最终的 m 张边缘预测图, 将这 m 张最终边缘预测图输入至内容填充模型的生成器中, 生

成 m 张预测修复图, 再将生成的预测修复图和原图输入至内容填充模型的判别器中, 以最小化重建损失、对抗损失和风格损失的方式训练, 更新判别器的网络参数, 该过程对应算法 2 的第 3~5 行。在 k 轮的判别器训练结束后, 将 m 张由边缘生成模型生成的并经由优化网络处理的最终的边缘预测图输入至内容填充模型的生成器中, 训练更新生成器的网络参数。算法 2 中 $E_{pred}^{(i)}$ 表示待修复图像 i 的经由边缘修复模型生成的边缘图, $E_c^{(i)}$ 则表示 $E_{pred}^{(i)}$ 经由优化网络生成的最终边缘修复结果。 $x_{pred}^{(i)}$ 则是经由内容填充网络填充修复的最终结果。

算法 2 内容填充模型训练算法

Algorithm 2: Training the Context Filling Model

```

1. for number of training iterations do

2.   for  $k$  steps do

3.     Enter mini-batch of  $m$  generated edge maps  $\{E_{pred}^{(1)}, E_{pred}^{(2)}, E_{pred}^{(3)}, \dots, E_{pred}^{(m)}\}$  of the generator of the Edge Inpainting Model to the Refine Network and obtain  $m$  final edge maps  $\{E_c^{(1)}, E_c^{(2)}, E_c^{(3)}, \dots, E_c^{(m)}\}$  // 将  $m$  张生成的边缘图输入至优化网络得到  $m$  张最终边缘图

4.     Enter  $m$  final edge maps and  $m$  real images from the training set to the generator of the Context Filling Model and obtain  $m$  repaired images  $\{x_{pred}^{(1)}, x_{pred}^{(2)}, x_{pred}^{(3)}, \dots, x_{pred}^{(m)}\}$  // 将  $m$  张最终边缘图和  $m$  张对应原图输入至生成器中进行内容的修复

5.     Enter  $m$  repaired images to the discriminator and update the parameters of the discriminator with the Reconstruction Loss  $\mathcal{L}_r$ , the Adversarial Loss  $\mathcal{L}_{adv,c}$  and the Style Loss  $\mathcal{L}_{style}$  // 将内容修复后的  $m$  张图片输入至判别器进行判别, 并更新判别器的参数

6.   end for

7.   Enter  $m$  final edge maps to the generator of the Context Filling Model and update the parameters of the generator of the Context Filling Model // 将  $m$  张最终边缘图输入至生成器进行修复, 并更新生成器的参数

8. end for

```

4 实验

4.1 实验数据与预处理

实验所使用数据集为 CelebA 数据集^[24]和 Paris Street-View 数据集^[25], 其中 CelebA 数据集包括 202599 张三原色 (Red Green Blue, RGB)三通道彩色人脸图像, 本实验使用 10 万张图像用作模型训练, 并在剩下的图像中选择 1000 张用来模型测试。Paris Street-View 数据集训练集包含 14902 张图片, 本实验选择 14000 张用作模型训练。

在数据集的预处理阶段, 将选取的图像的分辨率固定为 256×256 。除此之外, 本实验使用文献^[26]的不规则掩模生成方法生成不规则随机掩模数据集, 总共生成 2 万张分辨率为 256×256 的不规则掩模图像用作模型的训练和测试。如图 5 所示生成的不规则掩模数据集中的示例图像。

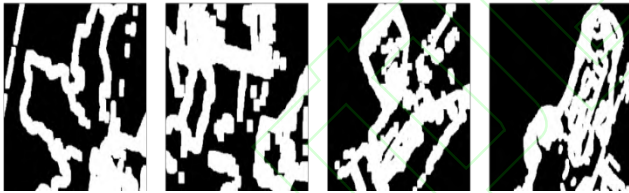


Fig.5 Samples of irregular mask data sets

图 5 不规则掩模数据集样本

除此之外, 由于实验将破损部分缺失的图片直接输入至模型进行修复, 生成接近真实图像或与原图类似的结果。为了确保待修复图像未缺失部分的像素信息不被改变, 在后处理阶段将修复生成的图片原缺失部分的像素填充至待修复图像的缺失部分, 但直接填充可能会造成填充部分与原图边界的不连贯, 因此实验在填充后对边界使用泊松融合处理。泊松融合^[27]基于泊松方程, 能够很好地将源图像和目标图像进行无缝融合。本实验将待修复图像作为背景图像, 将生成的缺失部分作为填充图像, 通过泊松融合将填充图像融入背景图像中, 减少拼

接的痕迹提升最终的图像修复结果质量。

4.2 实验细节及超参数设置

实验是在一块显存为 8G 的 NVIDIA RTX2070 显卡上训练的。模型采用卷积神经网络的架构, 激活函数使用 $\alpha = 0.2$ 的 LeakyReLU, 模型参数更新使用 Adadelta 优化算法^[28], 本实验中对于边缘修复网络的损失函数中的权重 λ_1 和 λ_2 取值分别为 1 和 10, 对内容填充网络的损失函数中的权重 λ_3 、 λ_4 和 λ_5 取值分别为 1、0.1 和 250。实验代码使用 Python 语言编写, 使用 TensorFlow 和 Pytorch 框架。

5 实验结果

本文所提出方法在 CelebA 数据集和 ParisStreet-View 数据集上与 Shift-Net 模型^[29]、DIP 模型^[9]以及 FMM 模型^[30]进行对比。其中 Shift-Net 模型是一个基于生成对抗网络的图像修复模型, 它结合了传统的基于范例的图像修复方法和基于神经网络的图像修复方法的优点, 能够修复出较为精细的纹理细节。DIP 模型是基于卷积神经网络提出的一个新的非学习的图像修复模型, 它通过在单张损坏图像上的反复迭代学习图像的先验信息, 进而实现图像修复。FMM 模型则是一种传统的图像修复模型, 它利用待修复像素与其周围邻近像素的相关性来修复边界上的像素信息, 并将待修复区域的边界不断往里推进, 以达到图像修复的目的。

5.1 定性分析

分别在 CelebA 数据集和 ParisStreet-View 数据集的测试图片中选取部分样本, 以规则掩模和不规则掩模遮挡分别进行修复。如图 6 所示为 CelebA 数据集上不规则掩模遮挡的修复结果, 自左向右, (a)~(f) 每一列分别代表原图、待修复图像、Shift-Net 模型修复结果、DIP 模型修复结果、FMM 模型修复结果和本文模型修复结果。由图 6 可以看

出, 本文模型修复结果所造成的模糊现象最少, 且能较好地修复出缺失部分的语义信息。从第 1、3 和 4 行的修复结果可以看出, 本文模型能够生成很逼真的修复结果, 尤其是第四行当一半墨镜被遮挡, 本文模型仍然可以修复出缺失的墨镜结构和语义信息, 很好地解决了难以修复复杂结构信息的问题。根据本文提出模型的修复结果, 修复生成的一只眼睛并不能很好地同另外一只眼睛形成对称, 所以使得修复结果在视觉上不太合理, 比较容易辨认出修复过的痕迹。同样的, Shift-Net 模型也能较好地修复出缺失部分的语义信息, 但是修复结果会有一些模糊现象。DIP 模型作为一个不需要训练的深度学习模型, 修复结果在像素级别上能较好地与原图相融合, 但是不能很好地修复出缺失部分的语义信息, 而 FMM 模型作为一个传统的非深度学习的图像修复算法, 只能简单地将周围的信息复制到缺失部分, 在语义修复上表现较差。总的来说, 本文提出的模型在 CelebA 数据集上不规则掩模的修复结果在视觉上要优于其他几个对比模型, 且能较好地修复出缺失区域的复杂结构信息。

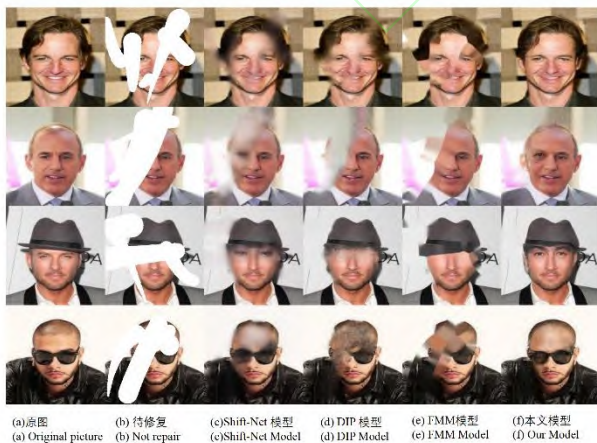


Fig.6 Irregular mask repair results on CelebA datasets

图 6 CelebA 数据集上不规则掩模修复结果

图 7 展示各个模型在 CelebA 数据集上规则掩模遮挡的修复结果, 每一列结果所代表的模型与图 6 相同。可以看出, 本文模型在规则掩模遮挡图片上的修复结果较其他几个模型的修复结果要好。在图 7 的第一行和第二行中, 实验用矩形规则掩模遮挡了一只眼睛, 与图 6 的结果类似, 本文模型能够很好地修复出缺失的眼睛并修复的结果与周围完好区域融合性较好, 但是修复生成的眼睛与另外一只眼睛的相似度较低。Shift-Net 模型也能够修复出缺失的眼睛, 但是修复结果存在些许的模糊现象, 很容易看出修复的痕迹。而 DIP 模型和 FMM 模型则很难修复出缺失部分的语义信息, 只是简单地从缺失区域的周边获取像素信息填充至缺失区域。在图 7 的第三行中, 本实验遮挡住人脸眼镜和眼睛部分进行修复, 从后四张修复结果可以看出, 只有本文模型和 Shift-Net 模型修复出视觉上较好的结果。虽然(c)列的 Shift-Net 模型可以较好地修复出缺失的眼睛, 但是修复出的眼睛与眉毛之间的间距较小, 不能在视觉上产生真实感。本文模型已经能够较好地修复出缺失的复杂结构信息, 修复出的眼睛在视觉真实程度略优于 Shift-Net 模型, 但是在眼睛的细节生成上还有所欠缺。第四行实验遮挡住了鼻子以下的部分进行修复, 虽然本文模型的修复结果较好, 略优于其他几个模型修复的结果, 但是在脸颊的左边还是有一些伪影。总的来说, 本文提出模型在 CelebA 数据集上规则掩模的修复结果在视觉上也是优于其他几个对比模型。能够修复出较好的结构信息, 但是在修复结果细节上还有所欠缺。

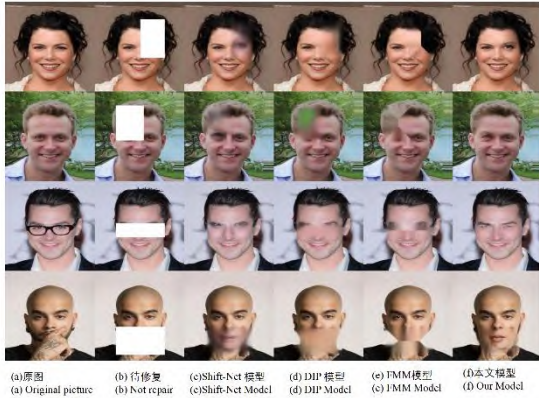


Fig.7 Regular mask repair results on CelebA datasets

图 7 CelebA 数据集上规则掩模修复结果

图 8 所示为各个模型对 ParisStreet-View 数据集上规则掩模遮挡的修复结果，实验共取 7 张图像并对图像中心进行固定大小的规则掩模遮挡，具体每列所代表的模型同图 6 一致。由图 8 的修复结果可以看出，作为传统图像修复方法的 FMM 模型的修复结果不太乐观，很难很好地修复出建筑图像缺失部分的纹理结构以及语义信息。而 DIP 模型虽然在修复人脸信息上效果不是很好，但在修复建筑图像上效果较好，尤其是第 6、7 行，DIP 模型较好地修复出了窗户的结构信息，但是也产生了一些模糊。而经过训练的 Shift-Net 模型和本文模型则较好地修复出了图像缺失的复杂结构信息，并生成逼真的结果。图 8 的 7 张建筑图像修复结果的模糊程度上看，本文模型相较于 Shift-Net 模型产生了较少的模糊。但是，在第一行的修复结果上，相对而言，Shift-Net 的修复结果更加具有真实性，Shift-Net 模型很好地修复出了上下两扇窗户的分界，而本文模型则产生上下窗户相连的结果，缺少了些许的真实性。总的来说，本文提出模型在 ParisStreet-View 数据集上规则掩模的修复结果已经能够很好地还原了原图像缺失的复杂结构信息，并且在视觉上略优于 Shift-Net 的修复结果，与其他两个对比模型相比有较大的优势。



Fig.8 Regular mask repair results on Paris Street-View datasets

图 8 Paris Street-View 数据集上规则掩模修复结果

图 9 则是各个模型对 ParisStreet-View 数据集上不规则掩模遮挡的修复结果对比，实验选取四张建筑图片并对它们使用不规则掩模遮挡处理，下图每一列所代表的模型与图 6 相同。由图 9 可以看出，在图像修复结果的语义性上，本文模型和 Shift-Net 模型修复的结果较好，都能修复出较好的复杂结构信息和缺失部分的语义信息，但是 Shift-Net 的修复结果较模糊。在第一行的修复结果中，随机掩模遮挡了最左边一辆车，本文模型的修复结果已经接近物体移除的效果，而其他几个模型则很难做到这一点。在第三行的修复结果中，Shift-Net 模型、DIP 模型和 FMM 模型对商店门牌的修复都较为模糊，而本文的模型很好地修复了被遮挡的文字部分。相较于本文模型和 Shift-Net 模型，DIP 模型和 FMM 模型在建筑图像不规则掩模遮挡修复的表现不是很出色，DIP 模型会产生一些模糊现象，而 FMM 模型则会产生扭曲的结果。但是，DIP 模型在第四行对商店门牌的修复上较成功，虽

然没有修复出文字部分，但是门牌修复结果在像素上足够真实。总的来说，本文提出模型在 ParisStreet-View 数据集上不规则掩模修复结果在视觉上是明显优于其他几个模型的，而且对于缺失部分的结构修复以及细节修复表现较好。



Fig.9 Irregular mask repair results on Paris Street-View datasets

图 9 Paris Street-View 数据集上不规则掩模修复结果

除了最终修复的定性分析之外，实验还对中间过程中的纹理修复结果进行了提取，具体结果如图 10 所示，(a)~(d)列分别为原图、待修复图像、边缘修复图和最终修复结果图。实验分别取 CelebA 数据集和 ParisStreet-View 数据集上规则掩模和不规则掩模结果各一张进行展示。由图 10 的(c)列可以发现，边缘生成模型能够较好地修复出模型缺失部分的边缘信息，尤其是该列的第一张和最后一张，边缘修复模型很好地修复除了缺失眼睛的结构信息，但是细节上生成得不够充分，造成了模型对第一行的样本图像修复时眼球的细节修复不够完善，使用更大分辨率的图像训练模型应该可以解决这个问题。

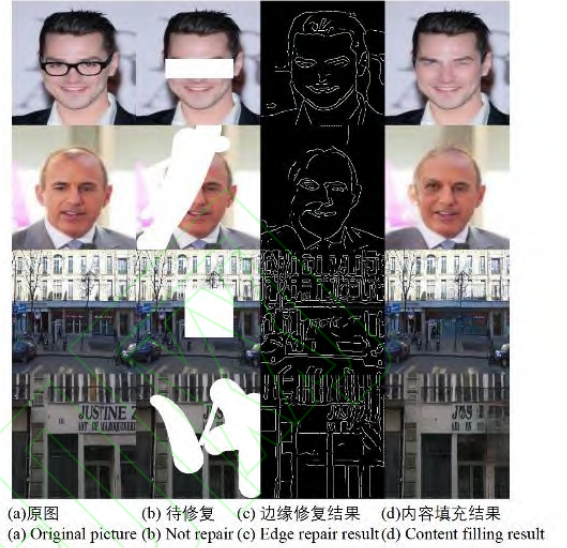


Fig.10 Results of edge-guided image repair method

图 10 边缘指导图像修复方法结果展示

5.2 定量分析

除了视觉上的定性分析之外，实验还对模型修复结果进行定量指标分析。所选的评估指标为峰值信噪比 PSNR 和结构相似度 SSIM。

下表 1 所示为本文模型、Shift-Net 模型、DIP 模型以及 FMM 模型在 CelebA 数据集和 ParisStreet-View 数据集上规则掩模修复结果的 PSNR 和 SSIM 指标对比。实验随机从 CelebA 测试集和 ParisStreet-View 测试集各取 100 张图片，使用规则的掩模遮挡处理各得到 100 张待修复图像，使用本文模型、Shift-Net 模型、DIP 模型以及 FMM 模型四个模型进行修复，对修复结果与原图比较计

算平均 PSNR 值和平均 SSIM 值。

Table 1 Regular mask repair results comparison on different datasets

表 1 不同数据集上规则掩模修复结果对比

	CelebA		Paris Street-View	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
Shift-Net	24.64	0.92	26.94	0.90
DIP	23.50	0.89	24.34	0.87
FMM	22.59	0.92	24.66	0.88
Ours	26.76	0.93	27.56	0.92

由表 1 的结果可以看出，在 CelebA 数据集和 ParisStreet-View 数据集上进行规则掩模遮挡修复实验，本文模型的修复结果在 PSNR 和 SSIM 指标上略优于 Shift-Net 模型，在对比 DIP 模型和 FMM 模型则具有较大的优势，这也对应了定性分析中各个模型修复结果的视觉对比结果。

表 2 所示为本文模型、Shift-Net 模型、DIP 模型以及 FMM 模型在 CelebA 数据集和 ParisStreet-View 数据集上不规则掩模修复结果的 PSNR 和 SSIM 指标对比。实验与规则掩模修复结果比较相同，在两个数据集上随机各取 100 张图片，使用随机掩模测试集中的掩模遮挡处理各得到 100 张待修复图像，使用四个模型修复并比较结果与原图之间的平均 PSNR 值和平均 SSIM 值。

Table 2 Irregular mask repair results comparison on different datasets

表 2 不同数据集上不规则掩模修复结果对比

	CelebA		Paris Street-View	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
Shift-Net	23.20	0.86	20.40	0.71
DIP	21.90	0.83	18.48	0.63

FMM	20.43	0.84	18.71	0.70
Ours	24.98	0.88	20.73	0.73

由上表 2 可以看出本文模型在不规则掩模下的修复结果在 PSNR 和 SSIM 指标上依然领先其他三个模型。但是，相较于规则掩模修复结果的 PSNR 和 SSIM，不规则掩模下修复结果的 PSNR 和 SSIM 指标略有下降，因为是不规则掩模可能遮挡了图像中的较多关键信息，而且不规则掩模容易遮挡距离较远、相关性不高的图像区域，修复的结果与原图比较差距较大，规则掩模大多遮挡较少的关键信息，而且规则掩模遮挡的区域大多连贯，相似性较高。

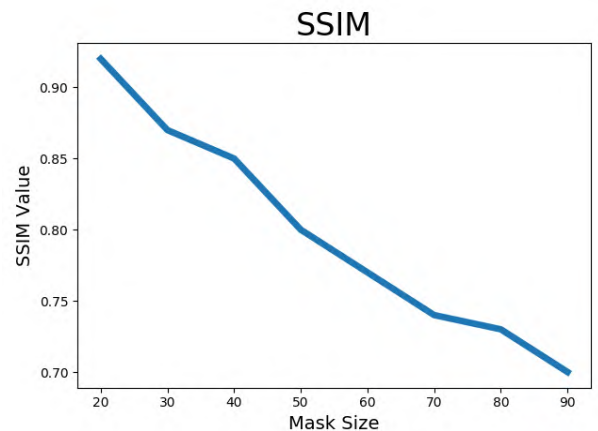
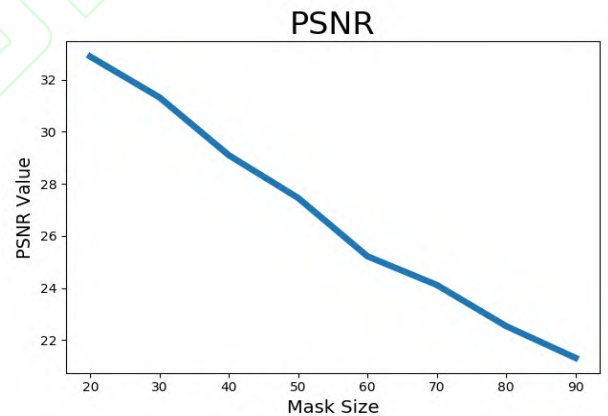


Fig.11 Comparison curves of the repair results and the original image under different mask

图 11 不同掩模下修复结果与原图的对比曲线图

除此之外，本实验还分析了掩模大小的不同对修复结果的影响。在 CelebA 数据集和 ParisStreet-View 数据集各取 50 张测试图片，使用大小为 20-90，每次大小增加 10 的掩模进行测试，每个大小每个数据集有 50 个样本数，计算平均 PSNR 值和平均 SSIM 值，结果折线图如图 11 所示。由图 11 可以直观地看出，随着掩模规模的增大，修复结果在 PSNR 指标和 SSIM 指标上随之下降，因此可以得出结论：图像被遮挡部分越大，修复的结果与原图相似度就越低。

实验对比分析了本文模型和 Shift-Net 模型下不同大小掩模修复结果的 PSNR 和 SSIM 指标。首先对于 CelebA 数据集，本实验取 100 张测试图片。不同于上文实验的固定大小掩模，实验使用百分比取掩模进行测试，分别取图片 10%，20%，30%，40%，50%，60% 大小的掩模进行测试。在 CelebA 数据集上的对比结果如下图 12 所示，由图可见在 CelebA 数据集下本文模型的修复效果在 PSNR 指标和 SSIM 指标上均略优于 Shift-Net 模型。而且，从图中可以看出随着掩模越来越大，本文模型和 Shift-Net 模型修复结果的 PSNR 指标和 SSIM 指标的差距越来越大。

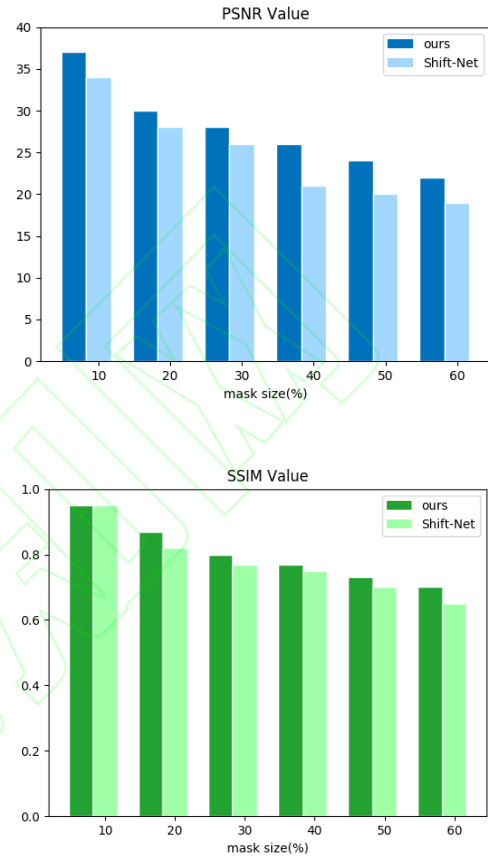
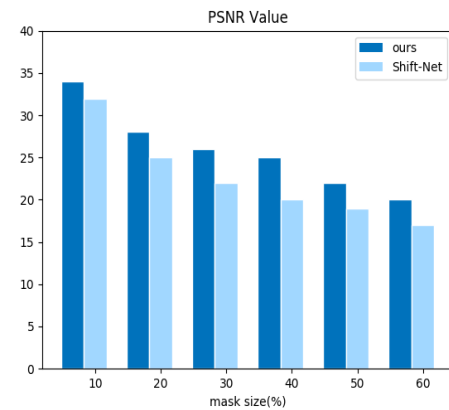


Fig.12 Repair comparison results in CelebA datasets under different mask sizes

图 12 CelebA 数据集不同掩模大小下修复结果对比图



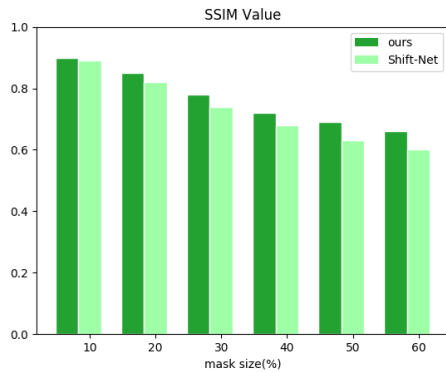


Fig.13 Repair comparison results in View datasets under different mask sizes

图 13 View 数据集不同掩模大小下修复结果对比图

对于 Paris Street-View 数据集, 实验还是取 100 张测试图片, 掩模大小与 CelebA 数据集上的实验相同。在 Paris Street-View 数据集上的对比结果如下图所示 13 所示, 由图可见在 Paris Street-View 数据集上本文模型表现依然略优于 Shift-Net 模型。对比图 12 所示的 CelebA 数据集下的对比结果, 本实验修复结果的 PSNR 值和 SSIM 值均略低于图 12 的实验, 因为 CelebA 数据集是人脸数据集, 不同人脸的构造基本相同, 所以修复结果的容错率较高, 很容易生成缺失的器官且与原图类似。反观 ParisStreet-View 数据集, 这是一个街景数据集, 数据集集中的图片构造差距都比较大, 所以模型学习生成的内容很难与原图相同。

6 结论

本文提出了一种基于生成对抗网络的图像修复模型, 模型分为边缘修复模型和内容填充模型两部分, 实验证明了模型在处理图像复杂结构缺失的情形时修复效果是优于现有的一些模型的, 这也反应了边缘信息在图像修复过程中具有很重要的作用。但是, 本文模型在处理极具细节纹理特征区域

的修复时还是会产生一些模糊, 这是未来研究需要改善的地方。

References:

- [1] Bertalmio M, Sapiro G, Caselles V, et al. Image inpainting[C]. Proceedings of the 27th annual conference on Computer graphics and interactive techniques. ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co., 2000: 417-424.
- [2] Shen J, Chan T F. Mathematical models for local nontexture inpaintings[J]. SIAM Journal on Applied Mathematics, 2002, 62(3): 1019-1043.
- [3] Chan T F, Shen J. Nontexture inpainting by curvature-driven diffusions[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2001, 12(4): 436-449.
- [4] Tsai A, Yezzi A, Willsky A S. Curve evolution implementation of the Mumford-Shah functional for image segmentation, denoising, interpolation, and magnification[J]. IEEE transactions on Image Processing, 2001, 10(8): 1169-1186.
- [5] Shen J, Kang S H, Chan T F. Euler's elastica and curvature-based inpainting[J]. SIAM journal on Applied Mathematics, 2003, 63(2): 564-592.
- [6] Esedoglu S, Shen J. Digital inpainting based on the Mumford-Shah-Euler image model[J]. European Journal of Applied Mathematics, 2002, 13(4): 353-370.
- [7] Barnes C, Shechtman E, Finkelstein A, et al. PatchMatch: A randomized correspondence algorithm for structural image editing[C]. ACM Transactions on Graphics (ToG). ACM, 2009, 28(3): 24.
- [8] Darabi S, Shechtman E, Barnes C, et al. Image melding: Combining inconsistent images using patch-based synthesis[J]. ACM Trans. Graph., 2012, 31(4): 82:1-82:10.
- [9] Ulyanov D, Vedaldi A, Lempitsky V. Deep image prior[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2018: 9446-9454.
- [10] Goodfellow I J, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative Adversarial Networks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2014, 3: 2672-2680.
- [11] 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.
- [12] Ballester, Coloma, Marcelo Bertalmio, VicentCaselles, Guillermo Sapiro, and Joan Verdera. Filling-in by joint interpolation of vector fields and gray levels. *IEEE transactions on image processing*, 10(8): 1200-1211, 2001
- [13] 张桂梅, 李艳兵. 结合纹理结构的分数阶 TV 模型的图像修复[J]. *中国图象图形学报*, 2019(5):700-713.
- [14] 许刚, 马爽. 动态尺度块匹配约束下的链式优化图像修复研究[J]. *电子学报*, 2015, 43(3):529-535.
- [15] 高成英, 徐仙儿, 罗燕媚, et al. 基于稀疏表示的物体图像修复[J]. *计算机学报*, 2019(9):1953-1965
- [16] 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.
- [17] Iizuka S, Simo-Serra E, Ishikawa H. Globally and locally consistent image completion[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2017, 36(4):1-14.
- [18] Song, Yuhang, Chao Yang, Yeji Shen, Peng Wang, Qin Huang, and C-C. Jay Kuo. Spg-net: Segmentation prediction and guidance network for image inpainting. In *Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC)*. ArXiv preprint arXiv:1805.03356, 2018.
- [19] Yang C, Lu X, Lin Z, et al. High-resolution image inpainting using multi-scale neural patch synthesis[C]. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2017: 6721-6729. <https://arxiv.org/abs/1611.09969>.
- [20] Yeh R A, Chen C, Yian Lim T, et al. Semantic image inpainting with deep generative models[C]. *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2017: 5485-5493. <https://www.computer.org/10.1109/CVPR.2017.728>.
- [21] Li Y, Liu S, Yang J, et al. Generative face completion[C]. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2017: 3911-3919.
- [22] Demir U, Unal G. Patch-based image inpainting with generative adversarial networks. 2018. arXiv:1803.07422 [cs.CV]
- [23] 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.
- [24] Liu Z, Luo P, Wang X, et al. Deep learning face attributes in the wild[C]. *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*. 2015: 3730-3738. <https://arxiv.org/abs/1411.7766>.
- [25] Doersch C, Singh S, Gupta A, et al. What makes Paris look like Paris[J]. *Communications of the ACM*, 2015, 58(12): 103-110.
- [26] 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.
- [27] Perez P, Gangnet M, Blake A, et al. Poisson image editing[C]. *international conference on computer graphics and interactive techniques*, 2003, 22(3): 313-318.
- [28] Zeiler, Matthew D. Adadelta: an adaptive learning rate method. ArXiv preprint arXiv:1212.5701, 2012.
- [29] Yan Z, Li X, Li M, et al. Shift-Net: Image Inpainting via Deep Feature Rearrangement[C]. *European conference on computer vision*, 2018: 3-19.
- [30] Telea, Alexandru. An Image Inpainting Technique Based on the Fast Marching Method[J]. *Journal of Graphics Tools*, 2004, 9(1):23-34.



JIANG Yi was born in Shanghai city in 1974. She received the M.Sc. degree from Jiangsu University of Science and Technology in 2005. She is a professor at Yangzhou university. Her research interests include Artificial Intelligence, Mechanism Design, Image Processing, etc. She has authored more than 40 papers in domestic and foreign journals and conferences, presided over and undertook 7 projects such as national fund and national key laboratory open projects.

姜艺(1974-),女,上海人, 2005 年江苏科技大学, 硕士学位, 扬州大学信息工程学院, 副教授, 主要研究领域为: 人工智能, 机制设计, 图像处理等。在国内外期刊会议发表论文 40 余篇, 主持或承担国家基金, 国家重点实验室开放课题等项目 7 项。



XU Jiajie was born in 1995 in Jianhu Prouince, Yancheng City, Jiangsu Province. He received M.S. degree in Computer Science from Yangzhou University in 2020. His research interests include Deep Learning, Image Inpaiting, etc.

胥加洁(1995-),男, 江苏盐城人, 2020 年扬州大学, 计算机科学, 硕士学位, 研究领域为: 深度学习, 图像修补等。



LIU Xu was born in 1990 in Gansu Province, Lanzhou City. She received the B.E. degree in Electronic Engineering from Changzhou University, Changzhou, China, in 2003 and Master degree in Business (Enterprise Resource Planning System) from Victoria University Melbourne, Australia, in 2019, and she is a Ph.D. candidate at Yangzhou university. Her research interests include Mechanism Design, Artificial Intelligence, Intelligent Software, etc.

柳絮 (1990-),女, 江苏扬州人,扬州大学, 软件工程, 博士研究生, 主要研究领域为: 机制设计, 人工智能, 智能软件等。



ZHU Junwu born in 1972 in Jiangsu Province, and received the M.Sc. degree from Jiangsu University of Science and Technology, Zhengjiang, China, in 2005, and the ph.D. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, China, in 2008, both in computer science. Currently, he is a Professor with the school of Information Engineering, Yangzhou University, Yangzhou, China, also a Visiting Professor at the school of Computer Science, University of Guelph, Guelph, ON, Canada. He has authored more than 80 papers and undertook more than 20 projects such as national fund and national key laboratory open projects. His research interests include Artificial Intelligence, Intelligent Software, Educational Informationization, etc. Dr. Zhu is a Senior Member of the FCC.

朱俊武(1972-),男, 江苏江都人, 2011 年北京航空航天大学博士后; 2008 年南京航空航天大学, 计算机应用研究, 博士。扬州大学信息工程学院, 教授, 主要研究领域为: 人工智能、智能软件和教育信息化等。在国内外期刊会议发表论文 80 余篇, 主持或承担国家基金, 国家重点实验室开放课题等项目 20 余项, FCC 高级成员, CCF 高级会员。