

基于生成式对抗网络的图像修复研究进展

杨元英,王安志*,何淋艳,任春洪,欧卫华

(贵州师范大学大数据与计算机科学学院,贵州 贵阳 550025)

摘要:图像修复是图像处理的一个重要问题,目的是利用计算机视觉技术自动恢复退化图像中损坏或丢失的部分,被广泛应用于影视特技制作、图像编辑、数字化文物保护等领域。近几年,以生成式对抗网络(GAN)为代表的深度学习技术在计算机视觉和图像处理领域大获成功,基于GAN的图像修复逐渐成为主流,受到了广泛关注。针对图像修复的关键问题,文章对GAN和基于GAN的修复方法进行理论分析,首先整理分析了传统的基于人工特征的经典图像修复方法,其次总结了近年来基于GAN的代表性图像修复算法,并进行归纳分类,探讨了各类方法的特点和局限性。然后对图像修复模型常用的评价指标和公开数据集进行整理和分析,最后阐述了图像修复面临的挑战,对图像修复技术未来的发展方向进行展望。

关键词:生成式对抗网络;图像修复;生成器;判别器;自编码器

中图分类号:TP391.41

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2022)02-0075-07

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2022.02.012

Advances in Image Inpainting Based on Generative Adversarial Networks

YANG Yuan-ying, WANG An-zhi*, HE Lin-yan, REN Chun-hong, OU Wei-hua

(School of Big Data and Computer Science, Guizhou Normal University, Guiyang 550025, China)

Abstract: Inpainting is an important problem in image processing, which aims to use computer vision technology to automatically restore damaged or lost parts in degraded images. It is widely used in film and television special effects production, image editing, digital heritage protection. In recent years, the deep learning technology represented by generative adversarial network (GAN) has achieved great success in the field of computer vision and image processing. And GANs based inpainting methods have gradually been widely concerned. Therefore, to cope with the key issues of image inpainting, we make a theoretical analysis of GAN and GAN based inpainting methods. We firstly summarize and classify the recent representative inpainting algorithms. In addition, we discuss the characteristics and limitations of these inpainting methods, and then organize and analyze the common evaluation indicators and public dataset. Finally, we describe the challenges of image restoration and prospect the future development direction of image restoration technology.

Key words: generative adversarial network; image inpainting; generator; discriminator; autoencoder

0 引言

图像修复是数字图像处理和计算机视觉领域中的一个重要研究方向,主要通过计算机视觉等技术达到修复图像中缺失信息的目的。许多计算机视觉任务都要基于完整、清晰的图像进行分析、处理,而图像在采集和存储等过程中易受多种因素影响,造成图像信息的丢失和损坏,给这些视觉任务的实现带来严重影响。因此,对图像修复展开研究具有极其重要的意义和应用价值。

鉴于此,文章对图像修复展开了系统的调研,大致可分为四类:基于结构的图像修复、基于纹理的图像修复、基于稀疏表示的图像修复和基于深度学习的图像修复。其中,基于结构的修复采用偏微分方程实现,此类算法健壮性较差,修复后存在模糊等问题。基于纹理的方法利用已知区域的纹理构造缺失信息,可有效避免修复区域的模糊问题,但无法获取高层语义信息,在处理纹理复杂等挑战性图像时性能较差。基于稀疏表达的方法可有效地表示图像的已知信息,但修复区

收稿日期:2021-03-06

修回日期:2021-07-06

基金项目:国家自然科学基金项目(61762021,61962010);贵州省自然科学基金项目([2017]1130,[2017]5726-32);贵州优秀青年科技人才项目([2019]-5670);贵州师范大学2019年博士科研启动项目(GZNU[2018]32号);贵州师范大学科研训练计划项目(DK2019B012,DK2019A059,DK2018A066,DK2020B005,DK2020A027,DK2020A026)

作者简介:杨元英(2001-),女(苗),CCF会员(F8722G),研究方向为计算机视觉;通信作者:王安志(1986-),男,博士,副教授,CCF会员(43867M),研究方向为计算机视觉、数字图像处理和深度学习等。

域较大时,该方法受已知信息有限的制约,修复效果仍不理想。

随着深度学习理论在计算机视觉等领域取得突破性进展,生成式对抗网络 (generative adversarial network, GAN) 在图像修复等领域取得了良好效果。GAN 良好的特征表示能力可捕获高层语义特征,有效保持图像内容以及语义上的一致性,能有效避免修复图像出现模糊等失真问题。文章对基于 GAN 的图像修复方法进行全面的总结,首先对 GAN 的原理和图像修复问题进行阐述,然后对传统图像修复方法和基于 GAN 的修复方法进行深入分析,并总结了主流的公开数据集以及评估方法,最后进行了总结和展望。

1 生成式对抗网络的基本原理

GAN^[1] 包括两个子网络:生成器 G 学习训练样本的概率分布,并生成与真实图像概率分布尽可能一致的生成图像;判别器 D 对 G 的生成图像和真实图像进行判别。GAN 本质上是从训练样本数据中学习概率分布,并根据所学习的概率分布生成新的样本数据。其基本结构如图 1 所示,通过让 G 和 D 进行对抗学习,相互提升,从而得到具有良好生成能力的 G 。首先, G 接收一个随机噪声 z 作为输入, z 服从 $P_z(z)$ 分布,生成器通过学习其分布概率生成样本数据 $G(z)$, 生成样本服从 $P_{G(z)}(G(z))$ 分布。 D 接收真实数据 x , $D(x)$ 表示 x 通过 D 的判别结果, x 也服从 $P_x(x)$ 分布, $D(G(z))$ 代表输入数据 $G(z)$ 是真实样本的概率。 G 和 D 同时进行对抗训练,直到 D 无法区分生成数据和真实数据时训练结束。GAN 的训练过程可看作是目标函数 $V(D, G)$ 最大化-最小化交替的过程:

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim P_{\text{data}}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim P_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (1)$$

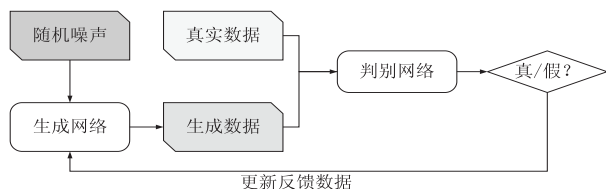


图 1 生成式对抗网络基本结构

G 主要采用两种方法构造:一类是深度卷积网络,另一类是自编码网络。原始的自编码器构造的 G 无法学习深层次的特征,生成样本与原图相似性较差。随后涌现了两类改进方法:(1)对单一自编码网络进行改进;(2)两个编码网络级联或嵌套。单一自编码器网络主要在特征提取、融合和传递等方面进行改进。其中 Yan 等人引入跳跃连接^[2],增加编码层和解码层之间的特征传递,使重构层生成的图像可保留更多的细节信息。Lizuka 等将扩张卷积引入标准编码器网络

中^[3],减少网络训练参数并增大感受野。

现有判别器 D 主要分为全局判别器、局部判别器和多尺度判别器。局部判别器对生成的缺失域样本数据进行判定,但无法保持缺失域的边缘语义、内容一致性和全局一致性。而全局判别器通过对修复区域和整体图像像素的上下文结构语义进行判定,促进生成器恢复局部和全局语义更一致的样本特征数据。多尺度判别器被引入来获取细节信息更丰富的样本数据。通过对真实样本和生成样本分别进行下采样,分别在两个不同尺度上区分真实图和生成样本图,可更有效促进图像修复网络性能。

2 基于人工特征的传统图像修复算法

在图像采集中,由于光线、运动、遮挡物等噪声的影响,图像产生模糊、不清晰等问题。针对以上图像缺损问题,需要根据图像修复的不同需求,采用适宜的图像修复技术对缺损区域进行修复。如图 2, a 到 c 行分别为缺损图像、采取图像修复技术处理的效果和真实场景图。从图 2 可知,现有图像修复技术的效果与真实图差别不大,但仍存在信息丢失等失真问题。



图 2 图像修复实例效果

2.1 基于结构的图像修复

基于结构的图像修复方法主要基于偏微分方程 PDE 实现,又称为基于扩散的图像修复方法。Bertalmio 等人首次提出基于 PDE 方程的方法^[4],也称为 BSCB 模型图像修复方法。该方法以像素为单位,修复效率较低,没有考虑图像缺损区域和全局图像的整体协调性,仅适合缺损区域较小的图像修复任务。在 BSCB 模型的基础上,Chan 等人提出利用梯度下降流计算的全变分 (TV) 模型^[5],修复速度大幅度提高,但没有考虑图像的几何特征,修复边缘易出现断层。随后又提出采用曲率驱动扩散 (CDD) 的修复模型^[6],处理缺损区域更大的图像修复问题。Tai 等人提出基于四阶偏微分方程的 TV-Stokes 模型^[7],在处理纹理缺损图像上表现出显著修复效果。此外,基于 PDE 的改进方法还有 Euler's Elastica 模型^[8]、Mumford-Shah-Euler 模型^[9]、Mumford-Shah 模型^[10]和改进 TV 的模型^[11]等方法。这些方法对于细微裂痕、小污点等小缺

损区域的图像有较好的修复效果,但缺乏更高层次的条件约束,对于较大区域的修复通常会出现纹理错位等图像失真问题。

2.2 基于纹理的图像修复

基于纹理的图像修复技术搜索已知像素中的最优纹理像素,并将最优像素用于缺损区域的修复,可以较好地保存图像的纹理和结构信息。Criminisi 等提出一种基于图像块的 Criminisi 算法^[12],通过搜索周围信息最丰富且最优的目标像素块,使修复的速度得到了大幅度提升。但在受损面积大且有重要区域缺失,例如嘴巴、眼睛等重要语义信息时,修复效果较差。Tang F 等人在 Criminisi 的基础上,提出一种利用 CBLS 的方法^[13],采取缩小最优匹配块的检索进行修复,提升修复效率,但该方法降低了修复效果。Zhang 等人^[14]通过采取局部搜索代替全局搜索的方法,减少非相近块的匹配,进而提升图像的修复效果。这些基于纹理的改进方法^[15-16]在一定程度上改进了修复的效果,但大多数方法受真实场景不同纹理结构以及复杂性不同等因素的影响,修复的效果不够理想。

2.3 基于稀疏表示的图像修复

基于稀疏表示的方法^[17]可更加有效地表达已知信息,Guleryuz 等人在稀疏重构算法中加入了自适应技术^[18],得到缺损区域的最佳估计。Fadili 等人将稀疏表示应用在图像插值中^[19],提高了图像修复的效果。Shen 等人通过显示字典提高了算法的处理效率^[20],Xu 等人提出的图像稀疏度修复算法^[21],采用稀疏度选择修复的优先级,在修复图像的结构信息上表现良好。Zhao 等人通过迅速稀疏算法可快速地修复小区域缺损图像^[22],更快速地实现图像的修复。

3 基于生成式对抗网络的图像修复算法

GAN 一经提出就引起了广泛关注,在图像修复领域也取得了诸多优秀成果,推动了图像修复的发展。因此,该文借鉴相关研究^[23-24],对基于 GAN 的图像修复方法进行深入的总结。

3.1 基于深度卷积生成对抗网络的修复算法

基于传统 GAN 的图像修复方法存在训练不稳定、模型不易收敛等问题,因此,产生了一系列改进原始 GAN 的方法。其中,Radford 等人提出深度卷积生成对抗网络 DCGAN^[25],通过将卷积神经网络 CNN 和 GAN^[26]进行结合,实现更有效的图像修复。文献^[27-28]在传统 GAN 的基础上用步长卷积代替池化层,优化了生成式对抗网络的学习表征性能,还将部分池化层采用转置卷积代替,使整个 GAN 网络可进行微分,另外引入批量归一化以提高模型性能。基于 DCGAN 进行改进的方法^[29],可以有效地减少计算量,大幅提

高 DCGAN 的性能,其 G 结构如图 3 所示。

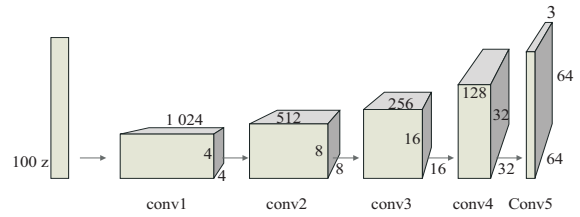


图3 DCGAN网络生成器结构

3.2 基于 Wasserstein 生成式对抗网络的修复方法

基于 DCGAN 的修复方法在处理缺损区域较大时, G 学习生成的样本数据与原始真实图的相似度非常小, D 无法提供有效的梯度, G 无法根据梯度生成有效的样本数据,从而产生梯度弥散,甚至梯度消失、训练崩溃等问题。因此, Ishaan Gulrajani 等人^[30]在 GAN 的基础上提出将 Wasserstein 距离引入到 GAN 中的 WGAN 算法,原始 GAN 采用 KL 散度以及 JS 散度衡量生成样本和真实图之间的差距, WGAN 将差距度量替换成 Wasserstein 距离,为 G 提供更有效的梯度,从而使得图像修复效果进一步提升。WGAN 相较于原始 GAN,去掉了输出层的 sigmoid 函数,其目标函数改进为:

$$\min_G \max_{D \in L} V(D, G) = E_{x \sim P_{\text{data}(x)}} [D(x)] - E_{z \sim P_{z(z)}} [D(G(z))] \quad (2)$$

通过给判别网络添加约束函数 L ,从而防止判别器性能过于优越而限制生成器的性能优化。WGAN 显著降低了 GAN 训练不稳定、梯度消失的问题,使图像修复的质量得到显著提升。

3.3 基于 CBEGAN 边界均衡生成网络的修复算法

针对 GAN 模型训练难度大, G 和 D 的损失函数无法高效提升模型训练速度的问题, A. Marzouk 等人基于 BEGAN 提出条件边界平衡生成对抗网络 (CBEGAN)^[31]。传统 GAN 的损失函数主要度量生成样本和真实数据的距离,尽可能提高生成样本和真实图的一致性。CBEGAN 受 Wasserstein 距离的启发,利用 D 重构生成样本的重构误差,不断减小重构误差,使模型有效收敛,提高了修复质量。基于 CBEGAN 的方法^[32-33]在处理高分辨率缺损图像时具有显著的优势,其网络架构如图 4 所示。

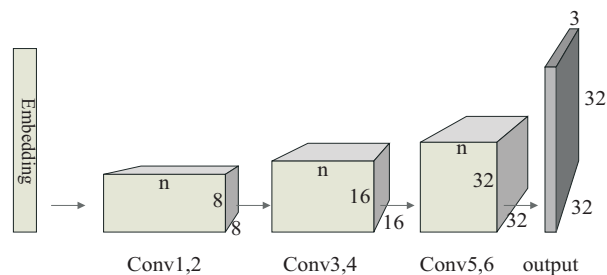


图4 CBEGAN网络的生成器/判别器结构

3.4 基于条件生成对抗网络的修复算法

条件生成对抗网络也称 CGAN, 通过在输入数据上添加模糊图像、语义、边缘信息等条件, 附加条件可以指导 G 从输入的随机噪声中学习更深层次的特征信息。相较于原始 GAN, 基于 CGAN 的方法^[34-41]提高了训练模型的收敛能力, 从而一定程度避免了梯度消失等问题。CGAN 的目标函数改进为:

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x, y \sim P_{\text{data}(x, y)}} [\log D(x | y)] - E_{z \sim P_{z(z)}} [\log (1 - D(G(z)))] \quad (3)$$

式中, z 是随机噪声, y 是输入的约束条件, x 是目标图像。

CGAN 的结构见图 5。

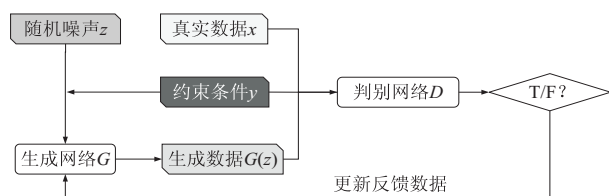


图 5 CGAN 网络结构

文章对以上几种常见的修复方法进行对比实验, 结果见图 6, 其中 a 至 f 分别为待修复的图像、sparse 方法^[42]、TV 方法^[43]、GCA 方法^[44]在 CelebA 人脸数据集上测试的结果以及真实场景原图像。基于稀疏表示的方法[b, c, d]处理后的缺损区域与已知区域存在明显语义不一致性, 基于语义注意力机制的 GCA 方法[e]修复后的色调与周围像素更协调, 语义上更接近于真实图[f], 但模型泛化能力较弱, 在处理真实场景时, 效果远远不达理想目标。基于深度学习的方法处理训练

数据集中的数据时, 效果比较理想, 尤其是增加条件时, 但对真实场景, 处理性能往往较差。



图 6 CelebA 数据集上修复结果对比

4 公开测试数据集与算法评估方法

4.1 公开测试数据集

基于深度学习的修复方法需要大量的训练数据进行学习, 基于 GAN 的方法也是需要大量数据对 G 进行训练, 生成网络需要学习图像的更深层次特征, 并生成与真实数据尽可能一致的样本数据。数据集的大小、数据标注的质量高低均会影响模型的性能, 因此, 该文对常用的图像修复数据集进行梳理。细节见表 1。

表 1 图像修复常用数据集

Datasets	Times	Number	Description
celebA	2015	202 K	CelebA ^[45] 称为名人数据集, 是由香港中文大学收集开放的图像数据组成, 含 10 K 余个名人身份的图像, 共计 202 K 余张含丰富人体姿态以及多种噪声的彩色人脸图像数据, 每张图像就包含了 40 个不同属性的注释, 含丰富的注释信息, 具有数据量多、注释丰富的特点, 为图像处理、模式识别、检测等计算机视觉领域提供丰富的训练数据
celebA-HQ	2018	30 K	CelebA Mask-HQ ^[46] 是从 CelebA 中采集的 30 K 张高分辨率的人脸图像组成, 简称 CelebA-HQ, 每张图像都有对应的标注数据, 如鼻子、眼睛、眉毛和嘴巴等。CelebA-HQ 是 CelebA 的压缩版、高清版, 可用于各类人脸识别、图像生成等生成式对抗网络 GAN 的训练和测试
place2	2017	10 000 K	place2 ^[47] 是香港中文大学的周博磊等在 MIT(麻省理工)时收集开放的场景图像数据集, 包含有 400 个不同场景、不同类型的 1 千万张图片, 以及包含不同场景对应的不同属性标注
place365-standard	2017	1 800 K	place365-standard 是 place2 数据集的三个子集之一, 是 place2 的核心数据集, 含有 365 个不同场景类别图像, 每个类别有 50 张图像
Image Net	2009	14 190 K	Image Net ^[48] 是李飞飞等在 CVPR2019 提出的数据集。主要用于机器学习的计算以及图像处理网络模型的训练。ImageNet 提供的是下载图像的链接以及属性注释, 而不是图像本身
Oxford Buildings	2007	5 K	The Oxford Buildings ^[49] 是 James 等注释的建筑数据集, 包含牛津 11 个不同地标的图像, 其注释是针对图像检索标注的注释数据, 在进行图像修复任务时需要使用掩码机制进行使用
hotel-50 K	2019	1 027 K	hotel-50 K ^[50] 是一个全球酒店识别数据集, 包含有 5 000 个不同酒店的图像, 以及酒店对应的各类属性等。最开始是适用于图像识别问题, 也可以作修复数据所使用

从表1可知,目前常用的数据集是 CelebA 和 Place2 以及它们的子集,这两个数据集是图像修复领域较全面的、适用最广泛的数据集,因此,该文选取其作为基准测试数据集,对图像修复算法进行评估对比。

4.2 算法性能评估方法

修复算法性能的评价方法主要分为两类:主观评价和客观评价。主观评价是人眼根据所观察的修复结

果进行对比的直观感受,而客观评价是根据修复后图像的亮度、结构、像素等信息进行合理的数学建模,建立合理的数学公式进行客观上的评价。目前图像修复领域使用的最广泛的评价指标主要有以下几种:结构相似度(SSIM)、峰值信噪比(PSNR)、均方误差(MSE)等,这几种评价方式的具体信息见表2。

表2 图像修复常用评价指标

Names	Functions	Limits	Description
SSIM	$SSIM(x, y) = \frac{(2u_x u_y + C_1)(2\sigma_x \sigma_y + C_2)}{(u_x^2 + u_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)}$	[0,1]	结构相似度(SSIM)是从图像的亮度、结构、对比度三个方面来衡量两幅图像的整体相似程度,SSIM 值越接近于1,表明两幅图像的相似度越高,图像修复质量越有效
PSNR	$PSNR = 10 \log_{10} \frac{(2^n - 1)^2}{MSE}$	—	峰值信噪比(PSNR)是使用最广泛的衡量方法,计算两幅图像之间像素值的差异评估图像修复质量。PSNR 的值越大,生成网络生成的样本就越逼真,从而修复质量越好
MSE	$MSE = \frac{1}{HW} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W \ f(i, j) - \hat{f}(i, j)\ ^2$	—	均方误差(MSE)是通过计算生成器生成的样本图像和原始图像对应点误差的平方差的均值。MSE 值越小,则两幅图像越接近
MR MSE	$MRMSE = \frac{1}{y_{\max} - y_{\min}} \sqrt{\frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W (X(i, j) - Y(i, j))^2}$	[0,1]	归一化均方误差(NRMSE)通过计算生成数据和真实图像的差异大小从而度量修复的质量,NRMSE 值越低,修复效果越好
MAE	$MAE = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W X(i, j) - Y(i, j) $	[0,1]	平均绝对误差(MAE)表示预测的真值图,MAE 计算复杂度高,对异值像素更具健壮性,性能更有效。MAE 值越低,G 性能越好

该文还针对不同方法做了定性比较,分别在 CelebA、CelebA - HQ、place2、ImageNet 和 Paris StreetView 数据集上利用各种图像修复方法计算 PSNR 值和 SSIM 值并进行对比,结果见表3。可知,基于

GAN 的图像修复方法在这几个数据集上都取得了较好的结果,但仍然具有很大的改进空间,基于 GAN 的图像修复改进方法仍需要深入研究。

表3 各类修复方法指标

Datasets	Methods	Times	PSNR ↑	SSIM ↑	Remarks
CelebA	TV ^[5]	SIAM01	23.397	0.948 5	中间掩码
			13.913 1	0.771 5	左脸掩码
	Criminisi ^[12]	IEEE04	19.321 3	0.893 9	中间掩码
			13.695 2	0.774	左脸掩码
	CE ^[51]	CVPR16	21.78	0.923	—
	SDG ^[52]	CVPR17	22.11	0.73	—
	GL ^[3]	TOG17	23.19	0.936	—
	PICNet ^[53]	CVPR19	25.135	0.876	—
	GSA ^[54]	IJCAI19	25.56	0.953	—
	CE ^[51]	CVPR16	23.7	0.872	矩形掩码
CelebA-HQ	GL ^[3]	TOG17	16.3	0.794	随机掩码
			25.0	0.896	矩形掩码
	GCA ^[44]	Arxiv18	21.5	0.843	随机掩码
			24.9	0.898	矩形掩码
	PEPSI ^[55]	CVPR19	18.9	0.798	随机掩码
			25.6	0.901	矩形掩码
	PICNet ^[53]	CVPR19	28.6	0.929	随机掩码
			25.091	0.869	—
	GLM ^[56]	Sensors 20	24.91	0.901	—

5 结束语

现有最先进的图像修复方法大多基于深度学习,一部分基于 CNN 实现,大部分都基于 GAN 实现。实验表明,基于 GAN 的修复方法具有明显的优越性,修复效果更好。这类方法借助生成器和判别器之间的对抗训练,实现图像自动修复。基于 GAN 的修复方法虽然取得了明显的性能提升,但还存在以下两个问题:第一,对结构复杂、图像缺损区域大的图像进行修复时,未能达到令人满意的修复效果。第二,基于 GAN 的修复需要大量数据进行学习,但缺乏真实场景的训练数据集,在实际应用时模型性能仍不能满足需求。深度学习技术仍将作为图像修复领域的主流方法,尤其是基于 GAN 的修复方法有待进一步探讨。具体地,图像修复研究将朝两个方面发展:第一,与其他技术结合,包括神经架构搜索和图卷积网络等,提出更健壮、修复效果更好的网络模型;第二,更加注重对真实场景图像修复的研究,实际解决行业中的技术瓶颈。

参考文献:

- [1] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets [C]//Advances in neural information processing systems. Berlin: Springer, 2014: 2672–2680.
- [2] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation [C]//Medical image computing and computer-assisted intervention-MICCAI 2015. Munich, Germany: Springer, 2015: 234–241.
- [3] IIZUKA S, SIMO-SERRA E, ISHIKAWA H. Globally and locally consistent image completion [J]. ACM Transactions on Graphics, 2017, 36(4): 1–14.
- [4] BERTALMIO M, SAPIRO G, CASELLES V, et al. Image inpainting [C]//SIGGRAPH conference. New Orleans: ACM, 2000: 417–424.
- [5] CHAN T, SHEN J. Mathematica models for local non-texture inpainting [J]. SIAM Journal on Applied Mathematics, 2001, 62(3): 1019–1043.
- [6] CHAN T, SHEN J. Non-texture inpainting by curvature-driven diffusions (CDD) [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2001, 12(4): 436–499.
- [7] TAI X C, STANLEY O, RANDI H. Image inpainting using a TV-stokes equation [J]. Mathematics and Visualization, 2007, 1(1): 3–22.
- [8] CHAN T F, KANG S H, SHEN J. Euler's elastica and curvature-based inpainting [J]. SIAM Journal on Applied Mathematics, 2002, 63(2): 564–592.
- [9] 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.
- [10] LIE J, LYSAKER M, TAI X. A binary level set model and some applications to Mumford-Shah image segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(5): 1171–1181.
- [11] 张桂梅, 李艳兵. 结合纹理结构的分数阶模型的图像修复 [J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(5): 700–713.
- [12] CRIMINISI A, PÉREZ P, TOYAMA K. Region filling and object removal by exemplar-based image inpainting [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(9): 1200–1212.
- [13] TANG F, YING Y, WANG J, et al. A novel texture synthesis based algorithm for object removal in photographs [C]//Advances in computer science – ASIAN 2004, higher-level decision making. Chiang Mai, Thailand: Springer-Verlag, 2004: 248–258.
- [14] 张如. 大区域图像修补与图像特技制作研究 [D]. 北京: 北京交通大学, 2009.
- [15] SUN J, YUAN L, JIA J. Image completion with structure propagation [J]. ACM Transactions on Graphics, 2011, 24(3): 861–868.
- [16] CHEN X W, GHOU B, GUO Y, et al. Structure guided texture inpainting through multi-scale patches and global optimization for image completion [J]. Science China Information Sciences, 2014, 57(1): 1–16.
- [17] GULERYUZ O G. Nonlinear approximation based image recovery using adaptive sparse reconstructions and iterated denoising-part II: adaptive algorithms [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(3): 555–571.
- [18] GULERYUZ O G. Nonlinear approximation based image recovery using adaptive sparse reconstructions and iterated denoising-part I: theory [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(3): 539–554.
- [19] FADILI M J, STARCK J L, MURTAGH F. Inpainting and zooming using sparse representations [J]. Computer Journal, 2009, 52(1): 64–79.
- [20] SHEN B, HU W, ZHANG Y, et al. Image inpainting via sparse representation [C]//IEEE international conference on acoustics, speech and signal processing. Taipei: IEEE, 2009: 697–700.
- [21] XU Zongben, SUN Jian. Image inpainting by patch propagation using patch sparsity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(5): 1153–1165.
- [22] ZHAO M, LI S. Hybrid inpainting algorithm based on sparse representation and fast inpainting method [J]. International Journal of Digital Content Technology and Its Applications, 2011, 5(7): 239–245.
- [23] 唐浩丰, 董元方, 张依桐, 等. 基于深度学习的图像补全算法综述 [J]. 计算机科学, 2020, 47(S2): 151–164.
- [24] 强振平, 何丽波, 陈旭, 等. 深度学习图像修复方法综述 [J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(3): 447–463.
- [25] RADFORD A, METZ L, CHINTALA S. Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks [C]//ICLR (Poster). Caribe Hilton, San Juan,

- Puerto Rico, 2016.
- [26] ZHAN GHaoran, HU Zhenzhen, LUO Changzhi, et al. Semantic image inpainting with progressive generative networks [C]//Proceedings of the 26th ACM international conference on multimedia (MM '18). Seoul, Republic of Korea: ACM, 2018: 1939–1947.
- [27] 孙劲光, 杨忠伟, 黄 胜. 全局与局部属性一致的图像修复模型[J]. 中国图象图形学报, 2020, 25(12): 2505–2516.
- [28] 杨文霞, 王 萌, 张 亮. 基于密集连接块 U-Net 的语义人脸图像修复[J]. 计算机应用, 2020, 40(12): 3651–3657.
- [29] GULRAJANI I, AHMED F, ARJOVSKY M, et al. Improved training of wasserstein GANs [C]//Proceedings of the 31st international conference on neural information processing systems (NIPS '17). Red Hook, NY, USA: Curran Associates Inc., 2017: 5769–5779.
- [30] 陶兆胜, 张敬寒, 王 磊, 等. 基于边缘特征和像素结构相似度的图像修复算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2019, 31(10): 1768–1776.
- [31] 刘坤华, 王雪辉, 谢玉婷, 等. Edge-guided GAN: 边界信息引导的深度图像修复[J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(1): 186–197.
- [32] YANG Chao, LU Xin, LIN Zhe, et al. High-resolution image inpainting using multi-scale neural patch synthesis [C]//IEEE conference on computer vision and pattern recognition. Honolulu, HI: IEEE, 2017: 4076–4084.
- [33] JO Y, PARK J. SC-FEGAN: face editing generative adversarial network with user's sketch and color [C]//2019 IEEE/CVF international conference on computer vision (ICCV). Seoul, Korea: IEEE, 2019: 1745–1753.
- [34] 孙 全, 曾晓勤. 基于生成对抗网络的图像修复[J]. 计算机科学, 2018, 45(12): 229–234.
- [35] SONG Y, YANG C, LIN Z, et al. Contextual-based image inpainting: infer, match, and translate [C]//European conference on computer vision (ECCV). Munich, Germany: Springer, 2018: 3–19.
- [36] HUANG Xun, LIU Mingyu, BELONGIE S, et al. Multimodal unsupervised image-to-image translation [C]//Computer vision - ECCV 2018. Munich, Germany: Springer, 2018: 179–196.
- [37] MAO Qi, LEE Hsin-Ying, TSENG Hung-Yu, et al. Mode seeking generative adversarial networks for diverse image synthesis [C]//Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition (CVPR). Long Beach, CA, USA: IEEE, 2019: 1429–1437.
- [38] CHEN Yuantao, PHONEVILAY V, TAO Jiajun, et al. The face image super-resolution algorithm based on combined representation learning [J]. Multimedia Tools and Applications, 2020, 80: 30839–30861.
- [39] LI J Y, WANG N, ZHANG L F, et al. Recurrent feature reasoning for image inpainting [C]//2020 IEEE conference on computer vision and pattern recognition. Seattle, WA: IEEE, 2020: 7757–7765.
- [40] YI Z L, TANG Q, AZIZI S, et al. Contextual residual aggregation for ultra high-resolution image inpainting [C]//Proceedings of 2020 IEEE conference on computer vision and pattern recognition. Seattle, WA: IEEE, 2020: 7505–7514.
- [41] 雷 蕾, 郭东恩, 靳 峰. 基于谱归一化条件生成对抗网络的图像修复算法[J]. 计算机工程, 2021, 47(1): 230–238.
- [42] YANG J, WRIGHT J, HUANG T S, et al. Image super-resolution via sparse representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(11): 2861–2873.
- [43] AFONSO M V, BIOUCAS-DIAS J M, FIGUEIREDO M A T. An augmented Lagrangian approach to the constrained optimization formulation of imaging inverse problems [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(3): 681–695.
- [44] YU Jiahui, LIN Zhe, YANG Jimei, et al. Generative image inpainting with contextual attention [C]//IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. Salt Lake City, UT, USA: IEEE, 2018: 5505–5514.
- [45] LIU Ziwei, LUO Ping, WANG Xiaogang, et al. Deep learning face attributes in the wild [C]//IEEE international conference on computer vision (ICCV). Santiago, Chile: IEEE, 2015: 3730–3738.
- [46] KARRAS T, AILA T, LAINE S, et al. Progressive growing of GANs for improved quality, stability, and variation [C]//International conference on learning representations. Vancouver, BC, Canada: [s. n.], 2018.
- [47] ZHOU Bolei, LAPEDRIZA A, KHOSLA A, et al. Places: a 10 million image database for scene recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40(6): 1452–1464.
- [48] LI Feifei, DANG Jia, LI Kai. ImageNet: constructing a large-scale image database [J]. Journal of Vision, 2009, 9(8): 1037.
- [49] PHILBIN J, CHUM O, ISARD M, et al. Object retrieval with large vocabularies and fast spatial matching [C]//IEEE conference on computer vision and pattern recognition. Minneapolis, MN, USA: IEEE, 2007: 1–8.
- [50] STYLIANOU A, XUAN H, SHENDE M, et al. Hotels-50K: a global hotel recognition dataset [C]//AAAI conference on artificial intelligence. [s. l.]: AAAI, 2019: 726–733.
- [51] PATHAK D, KR? HENBÜHL P, DONAHUE J, et al. Context encoders: feature learning by inpainting [C]//IEEE conference on computer vision and pattern recognition (CVPR). Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016: 2536–2544.
- [52] YE H R A, CHEN C, LIM T Y, et al. Semantic image inpainting with deep generative models [C]//IEEE conference on computer vision and pattern recognition (CVPR). Los Alamitos, CA, USA: IEEE, 2017: 6882–6890.
- [53] ZHENG Chuanxia, CHAM Tat-Jen, CAI Jianfei. Pluralistic image completion [C]//Proceedings of the IEEE conference on