|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | |
|  | | |
| 河南大学2020届本科毕业论文 | | |
| 基于深度学习的图像修复算法设计 | | |
|  | | |
|  | | |
| 论文作者姓名： | 安子瑜 |  |
| 作 者 学 号： | 1650601015 |  |
| 所 在 学 院： | 迈阿密学院 |  |
| 所 学 专 业： | 电子信息科学与技术 |  |
| 导 师 姓 名： | 刘名果 |  |
| 导 师 职 称： | 副教授 |  |
|  | | |
|  | | |
| **2020 年 4 月** | | |

摘 要

近年来，随着计算机视觉方面需求的增加，随着神经网络等深度学习算法相关技术的发展，基于深度学习方法的图像检测、图像分割和图像修复技术已经在在医学、军事和电影行业有着广泛地应用。图像修复是指，利用缺失部分的近邻图像信息或图像整体信息，根据某些修复规则，生成缺失区域或降低图像噪声。到目前为止，对于各种图像修复问题，已经提出了各种图像修复算法。虽然这些算法可以在一定程度上修复图像，但也存在丢失了原始图像的完整信息，修复效果不理想等问题。面对这些问题，本文在深度卷积对抗生成网络算法的基础上，对图像修复算法进行了研究。

本文分析了不同用于实现图片修复的网络的原理，对卷积神经网络和对抗生成网络深入地分析和介绍，并以两修复网络的原理为基础引出深度卷积对抗生成网络并介绍了其相关原理。本文对常见的深度卷积对抗生成网络结构进行了优化，得到了更理想的修复效果。改变了使用深度卷积对抗生成网络进行图像修复的思路。首先，输入缺损图像并重复训练以获得网络生成模型，将其用以生成缺损图像所对应地最佳的生成图片。同时，使用缺损图像对应的原图像来训练判断器。使用判断器判断修复图像，评价修复结果。得到反馈差异惩罚，并不断优化惩罚函数的返回值，使生成器生成最佳生成图像，在提取相应位置填充缺失部分，达到修复目的。

关 键 词：深度学习；图像修复；深度卷积对抗生成网络；图片生成

Abstract

In recent years, with the increase of computer vision demand, with the development of deep learning algorithms such as neural networks, image detection, image segmentation and image repair technology based on deep learning methods have been widely used in the medical, military and film industries. Image repair refers to the use of the missing part of the near-neighbor image information or image overall information, according to some repair rules, to generate the missing area or reduce image noise. So far, various image repair algorithms have been proposed for various image repair problems. Although these algorithms can repair the image to some extent, there are also problems such as the loss of the original image of the complete information, the repair effect is not ideal. In the face of these problems, on the basis of the deep convolution against the generating network algorithm, the image repair algorithm is studied.

This paper analyzes the principles of different networks used to implement picture repair, analyzes and introduces the convolutional neural network and the anti-generation network in depth, and draws the deep convolution altogether on the basis of the principles of the two repair networks and introduces the related principles. In this paper, the common deep convolution almost the generation network structure is optimized, and the repair effect is more ideal. The idea of using deep convolution against the generation network for image repair has been changed. First, enter the defect image and repeat the training to obtain the best generated picture for the network generation model to generate the defect image. At the same time, the judge is trained by using the original image corresponding to the missing image. Use the judge to judge the repair image, evaluate the repair results, feedback the difference penalty, and continuously optimize the return value of the penalty function, so that the generator generates the best generated image, fills the missing part in the extraction location to achieve the purpose of repair.

**Keywords：**Deep-learning； Image-inpainting; Generated-fake-picture; DCGAN;

目 录

[摘 要 1](#_Toc22282)

[Abstract 2](#_Toc1101)

[目 录 3](#_Toc17600)

[第1章 绪 论 5](#_Toc22884)

[1.1选题背景 5](#_Toc19825)

[1.1.1图像修复研究现状 5](#_Toc32649)

[1.1.2基于深度学习的图像修复 5](#_Toc4600)

[1.2现在主流的图像修复的方法 6](#_Toc9785)

[1.3本文的研究工作 7](#_Toc30137)

[1.4论文的结构安排 7](#_Toc21921)

[1.5总结 8](#_Toc12578)

[第2章 深度学习应用于图像修复 9](#_Toc14750)

[2.1将图像解释为概率分布 9](#_Toc26914)

[2.2卷积神经网络与图像修复 9](#_Toc29152)

[2.2.1卷积神经网络简介 10](#_Toc31541)

[2.2.2卷积网络的操作 10](#_Toc30781)

[2.2.3卷积网络在图像修复上的应用 11](#_Toc27386)

[2.3生成对抗网络与图像修复 12](#_Toc30320)

[2.3.1生成对抗网络简介 12](#_Toc1402)

[2.3.2生成对抗网络在图像修复上的应用 12](#_Toc28363)

[2.4深度卷积对抗网络与图像修复 13](#_Toc12154)

[2.4.1深度卷积对抗网络简介 13](#_Toc30648)

[2.4.2深度卷积对抗网络与图像修复 14](#_Toc16275)

[2.5 总结 14](#_Toc2036)

[2.5.1三种网络的比较 14](#_Toc2539)

[第3章 生成修复图像模型的构建 16](#_Toc488)

[3.1模型整体构架 16](#_Toc12987)

[3.1.1DCGAN网络整体结构 16](#_Toc24209)

[3.1.2DCGAN网络到生成修复图像 16](#_Toc17932)

[3.1.3图像生成到图像修复 17](#_Toc7377)

[3.1.4图像修复原理 18](#_Toc17999)

[3.1.5生成剪切修补矩阵 18](#_Toc33)

[3.1.6围绕生成网络构建的整体修复模型 19](#_Toc12472)

[3.2相关激活函数 19](#_Toc16891)

[3.3代价函数相关 20](#_Toc11662)

[3.3.1 D的代价函数 21](#_Toc13175)

[3.3.2 G的代价函数 21](#_Toc5060)

[3.3.3修复代价函数的构成和原理 21](#_Toc30961)

[3.4深度卷积对抗网络的图像生成网络训练步骤 21](#_Toc25245)

[3.5数据集相关 22](#_Toc6064)

[3.5.1人脸图片数据集简介 22](#_Toc10535)

[3.5.2图像生成模型的构建 23](#_Toc3552)

[第4章 实验结果与分析 27](#_Toc21197)

[4.1实验环境配置 27](#_Toc12136)

[4.1.1本地环境配置 27](#_Toc18781)

[4.1.2对于无GPU配置的建议 27](#_Toc5728)

[4.2模型的构建和训练结果分析 27](#_Toc8225)

[4.2.1生成损失曲线图 28](#_Toc11310)

[4.2.2判别损失曲线图 28](#_Toc22797)

[4.2.3修复损失曲线图 29](#_Toc14482)

[4.2.4生成-判断损失对比曲线图 29](#_Toc7179)

[4.2.5修复-判断损失对比曲线图 30](#_Toc3636)

[4.3修复模型的调用和修复效果分析 30](#_Toc14825)

[4.3.1图像修复实验用原数据集 30](#_Toc26731)

[4.3.2剪切后数据集合 31](#_Toc24439)

[4.3.3生成修复图像数据集合 31](#_Toc27723)

[4.3.4拼接后图像数据集合 32](#_Toc17109)

[4.4两种修复模型的实验效果对比 32](#_Toc3919)

[4.4.1生成-修复双训练模型 32](#_Toc9226)

[4.4.2生成修复单训练模型 34](#_Toc30735)

[4.5实验结果总结 35](#_Toc844)

[4.5.1直观感受修复效果 35](#_Toc20962)

[4.5.2典型修复案例展示 35](#_Toc17068)

[4.5.3修复案例分析 36](#_Toc4703)

[第5章 总结与展望 37](#_Toc22016)

[5.1本论文所做工作总结 37](#_Toc26651)

[5.2进一步研究设想与展望 37](#_Toc31556)

[参考文献 38](#_Toc1041)

[致 谢 40](#_Toc1729)

第1章 绪 论

本章介绍了使用深度卷积对抗生成网络进行图像修复的研究背景与研究意义；国内外与图像修复和深度卷积对抗生成网络研究相关的进展和成果；归纳出本论文所设计的基于深度卷积对抗生成网络的图像修复研究框架和研究成果。

1.1选题背景

1.1.1图像修复研究现状

随着电子设备深入人们的生活，越来越多的信息通过数字图像的形式传递和储存。然而，获得到的图像会因为设备故障，环境干扰，人为因素，和储存容器失效等问题，使得图片的部分信息丢失。严重影响了图像中所承载的信息。严重时甚至影响图像内容的识别，导致传达信息有误，因此图像修复是图像领域内一个极为重要的部分，为了提升图像质量，方便进行观察和其他图像领域内的工作，对不够清晰或者是有所缺损的图像进行一定程度上的图像修复是很有必要的。

图像修复是一种为了提高观看体验，利用图片中隐含的信息，把缺损部分，模糊部分等信息不够充分的地方，使用观察者能直观感受到的方式把隐含信息补充上的行为。而图片中的隐含信息多是指，从待修复区域周边获取的具体信息，和从图片整体角度上获取的大局信息。这个图像修复行为的最终目的是实现让观察者察觉不到修复之后视觉效果更好的图像有进行过图像修复。

图像修复技术主要用于对与年代久远的艺术品进行复原，对真品进行仿真以助于保存等，随着计算机视觉方面需求的增加，随着神经网络等深度学习算法相关技术的发展，基于深度学习方法的图像检测、图像分割和图像修复技术已经在在医学、军事和电影行业有着广泛地应用。除了进行工业或商业上的用途，修复技术也是与每个人的日常息息相关的。经常用来修复在日常生活中被噪声或人为损坏污染的图像，也可以在一定程度上调整图像的清晰度使得图像的观感体验更加良好。其次，它也可以用于替换图像中的小区域或缺陷。因为用处范围广，使用环境多，人力成本高。 因此，如果可以实现快速，有效，成本低，自动化，普适性强的图像修复重置网络将会带动并满足足够可观的相关需求。

1.1.2基于深度学习的图像修复

在应用方面，在研究人员可以接触到的工具性能可以满足并支持庞大数据计算之前，只有基于数学和人力的直观感受来进行图像修复的传统方法是切实可行的图像修复方法。当有了足够支持起深度学习的设备条件之后，越来越多杰出优秀的相关技术涌现了出来。图像领域也是如此。因为深度学习的实现效果远远超过传统的方法，而且应用成本相较于传统的方法也极为可观，因此深度学习的选择已成为视觉领域的首选。研究将深度学习应用于图像领域已经成为一种趋势。

神经网络相关的技术至从卷积神经网络[1]可以进行有效地应用以来，根据相应的网络损失的变化趋势，求出最好的网络参数组合，以实现更好的效果，被证明是可行有效的。如果可以根据自己想要的效果，正确设置像网络损失函数的构成，神经网络甚至可以对目前只有人能理解而机器不能理解的事物进行经验主义一般的一定程度上的操作。而生成式对抗网络[2]的实现是依靠足够强大的计算系统，有效明确的评判条件，以此来实现让网络在一步一步地尝试中根据结果调整自身的参数，使得结果越来越趋近于目标的目的。这是一种无监督的学习过程。

在深度学习的相关领域，Iizuka等[3]提出了一种能够修复图像中的大面积区域遮挡的全卷积图像修复网络。但是难以提取有效特征，使得修复图像的纹理结构不自然。之后，Li等[4]提出了一种可以生成更符合图像语义图像的基于深度生成网络的图像补全模型。使用生成网络合成最可能的缺损部分以实现整体修复。然而，由于没有利用整体图像信息，其修复效果比较模糊且有语义不正确的现象。这里，本文综合了两者的长处，采取了使用深度卷积对抗生成网络 [5][6]的方法。深度卷积对抗生成网络就是将有监督学习的CNN网络和无监督学习中的GAN结合到了一起。综合了两者的长处，在网络构建合理，损失函数合理的情况下可以实现出更好的修复效果。

1.2图像修复的方法的发展：

在数字图像修复文献中，图像中的洞是指信息丢失的区域，通常是使用者自主指定或者在使用的过程中以定义的掩模形式指定。数字图像修补广泛用于图像中的洞的修补、清晰度调整、不需要的物体移除、图像消除、图像传输错误补偿和隐私保护等。

在深度学习大规模地发展起来之前，基于数学和人工的图像修复方法主要有：

数学方面，使用了偏微分方法的图像修复[7]：具体原理是专注于带修复区域的周围，比如在不突兀的条件下一个浅色素旁边必然是一个浅色素的概率比较大。而根据最大概率生成的色素对周边色素在进行一次判断。当然色素并不会只受到一个色素来源的影响。最后将他们的概率整合，保证改变速度也就是斜率的绝对值不会过大。来以此补全缺损区域的像素。

人工的直观感受方面，主要使用样本采样的图形修复[8]：可以很容易的理解到，如果一片纯白的纸张上，有一片黑点，怎么清理呢。当然是将黑点用白色覆盖了。如果是其他颜色的纸张呢。自然用符合背景的颜色覆盖。如果像擦去草地上饮料瓶之后该怎么填补呢。自然是用这片草地的完好部分来替换了。如果草地足够细腻，那么自然是看不出异常的。然而，事实上没用经常有足够符合替换素材。拼接痕迹明显，图像修复突兀等都是可能存在的缺点。

在深度学习大规模地发展起来之后，使用深度学习进行图像修复[9]：和深度学习离不开的一个术语，是神经网络，模拟人脑中神经元的结构设计的模型。当人们判断一个动物是猫还是狗的时候。人们会看他们的耳朵，看爪子，看面部骨骼，看尾巴，看这些特征。而神经网络做的事就是把网络接收到的图片上的动物的特征提起出来。在数据足够大情况下，他可总结出符合什么条件的是耳朵，符合什么条件的是尾巴等等。然后利用网络总结出来的特征就可以模拟人的思维模式来进行分辨和修改图像。

1.3本文的研究工作

本文主要讨论深度卷积对抗网络在图像修复上的应用，讨论深度学习应用在图像修复上应该考虑的问题，和具体的实现的步骤。然后进行实验，并根据结果发现原因，改进网络和修复结构。本文也会介绍神经网络如CNN，GAN网络在图像修复领域的区别和优势。然后借此引出DCGAN的优劣，阐述其图像修复的原理，然后在使用和实现DCGAN网络实现图像修复，实现构建，和训练网络的步骤，介绍修复过程的步骤选择原因，并从最终修复效果和模型参数曲线分析来评价模型的构建成果。

1.4论文的结构安排

(1) 第一章，绪论，介绍了图像修复方法的发展流程和环境基础，介绍了研究本课题的目的和意义，简单介绍了本文主要使用的深度卷积对抗生成网络模型，证明了本课题的研究价值。

(2) 第二章主要根据图像修复原理展开。首先介绍了与图像修复算法的相关模型，基于卷积神经网络和生成式对抗网络原理介绍了深度卷积对抗生成网络。注重比较了三大网络即，卷积神经网络，生成式对抗网络，以及深度卷积对抗生成网络的差异和优劣。论述了三大网络的原理和实现方法。

(3) 第三章重点阐述了深度卷积对抗生成网络模型初始化构造的原理与过程，以及其中的一些关键步骤，比如，为什么把网络构建成如此结构？为什么选择Celeba数据集作为训练数据库？为什么选取这个损失函数？之后导入数据库训练构建好的深度卷积对抗生成网络模型，调用深度卷积对抗生成网络模型进行生成修复图像，根据修复效果评价深度卷积对抗生成网络模型在图像生成的成果，分析模型运行情况。

(4) 第四章为实验的过程和结果分析，从Celeba数据集取样，使用少量但是有代表性的图片进行图像修复实验，检验第三章的成果。调用第三章建好，训练完成的深度卷积对抗生成网络模型，评价基于该图像生成模型的生成效果，并于与其他相同原理不同结构的生成模型做对比。对修复的原理进行阐明以及模型运行效果的评价。

(5) 第五章进行整体总结，总结了本文在图像修复方向上的研究成果，并讨论了深度学习和神经网络可能发展方向之一。

1.5总结

介绍了图像修复方法的发展流程和环境基础，介绍了研究本课题的目的和意义，详细介绍了目前图像修复算和图像清晰度调整算法的研究现状和仍然存在的问题，其次，对本文中使用的深度卷积对抗生成网络模型及其发展进行简单介绍，最后依次概括了本文的研究工作内容和本文整体结构安排。

第2章 深度学习应用于图像修复

整个应用过程的实现思路将从以下三个步骤来完成：

1. 将图像解释为概率分布中的样本。
2. 根据解释步骤构建神经网络。
3. 根据原图已知信息使得网络生成最有可能的原图片。

2.1将图像解释为概率分布

在计算机看来，图像和字符甚至音频。它们的存储内容上没有任何区别，在他们对应的储存空间中，他们都是不同排列的数字。他们的区别是我们使用者后来自行定义的区别。自然，对计算机来说也无所谓完好图像和破损图像的分别了。它们看起来都是数字。那么假设确定一个存储空间的位子，这个位置的数字y值是什么呢？对于确定的图片行成集合自然就直接知道了。当不确定的时候，可以假设这个地方所有可能的y的取值，并且按照各个结果来评价那个最有可能的值，即得到每个可能的y的概率。只需要将生成修复图片转换成，寻找所有可能缺失数值的最大概率问题，那么找到的结果中可能性最大的就是最佳的生成图片。如图2.1所示。

|  |
| --- |
|  |
| **图2.1 图像的概率分布图(设蓝线为某位置,线上的黑点即为肯可能输出的图像分布)** |

2.2卷积神经网络与图像修复

2.2.1卷积神经网络简介

卷积神经网络现在深度学习关于图像分类上的问题中表现优异。卷积神经网络的主要原理，就是提取特征，将所有确定是一类事物的特征提取出来，形成模型。使用模型判断新图片时，就在新图片上找看有没有以经确定下来的特征。特征符合的越多就判断这个与模型是一类事物。符合的少就给出一个很小的值，代表为同一类事物的可能性很小。而那些提取来的特征中，哪个是更重要更有效的特征呢？比如狗牙齿就是比狗的毛色在判断这个物体是不是狗的时候更有用的特征。那么我们就给每个特征一个特征权重。权重越大，这个特征越重要。至于怎么判断那个特征更重要，自然是试试看。在足够大的数据训练之下，使用这个特征时让他的权重大一点判断的返回结果更准确就让他大一点，反之同理。而为了方便对权重进行操作，将他们集合在一起当作一个新的数据类型，称为权重集。

2.2.2卷积网络的操作

权重集通俗来讲其实就是滤波器，用来排除干扰数据确定核心数据。利用这个滤波器对图像矩阵进行依次过滤这样整个网络的特征就提取出了出来，如果符合这个滤波器的特征越多，就认定这个图像矩阵对应的事物和这个滤波器对应的事物为一个事物的可能性越大。这个操作就是卷积操作，如图2.2(卷积操作的示意图)所示。

矩阵最外面的一圈零是补上去的方便角落和边上的元素进行对应的卷积映射。

|  |
| --- |
| https://img-blog.csdn.net/20160702215705128 |
| **图2.2 卷积操作示意图(原7\*7图像矩阵，取出3\*3的部分矩阵与3\*3的卷积核做内积之后的得到卷积结果)** |

转置卷积，操作类似卷积的逆过程，但是内容上不同，转置卷积为了输出更大的结果，需要对输出填充空元素，不断扩充输出。如图2.3(转置卷积操作示意图)所示。

|  |
| --- |
|  |
| **图2.3 转置卷积操作示意图 (从像素点经过3\*3的过滤器进行**  **转置卷积填充0不断扩充输入)** |

池化，池化是为了减少计算量，比如把四个的色数块当成一个色素快来计算，色素的值为平均值，这样整体数据不会有明显的丢失。但是却有效地减少了计算量。

2.2.3卷积网络在图像修复上的应用

卷积网络应用于图像修复[10]主要是输入缺损图像，然后利用上下文信息进行卷积自编码器训练，最后输出针对破损部分的修复图，只是这样生成的图片一般会很模糊，因为只看延续性并不能得到准确的信息。

为此加入了局部对抗损失，判断修复图是来自原图还是来自生成器的生成图像，结果越准确，局部对抗损失越小。这样生成器会生成越来越靠近真实图像的修复图。但是这样还不能保证生成修补区域与原图的一致性，比如看起来拼接边缘很突兀不像是一张正常的图。

因此加入了全局对抗损失，对修复后的图像进行真伪性进行判别，判断这是拼接出来的图还是原本的图片，如果很确定的被认为不是原本的图片那么就需要对生成器进行大的调整。

这个两个损失的思路也适用于其他修复网络，这次实现的DCGAN网络也用到了这种思路。

卷积自编码器主要包含两个编码器，一个是生成器输出修复图。把生成的修复图与原图作对比将差值作为局部对抗损失，另一个是判断器输出把修复图裁剪拼接后的拼接图与原图作对比生成全局对抗损失。以这损失之和的降低为模型训练的目标，如图2.4所示。

|  |
| --- |
|  |
| **图2.4 卷积自编码器进行图像修复的原理图（待修复图输入编码-解码网络**  **生成了修补小块，对修补小块与原缺失小块以及完整原图做损失更新）** |

2.3生成对抗网络与图像修复

2.3.1生成对抗网络简介

生成对抗网络的原理[11]是两个网络互相以相反的目的进行学习优化自身，即将两网络形成竞争关系。

这两个网络一个是输入为待修复图片，输出为修复图片的生成器网络G。

另一个网络是输入为一副图片，输出为可能是原图片的概率的判别网络D。如果确定是原图片的会输出会接近1，如果确定是生成图片则输出会接近0.

理想情况下最终到达判断器无法确定是假图片还是原图的平衡。

很容易想到的问题就是，为什么目标不是让判断器判别成输入图片是原图呢？因为如果判断器认为生成的假图片高概率为原图。必然证明了判断器自身精确度不够，被认为是原图的假图片效果也不一定好，判断结果就不可信。图2.5是GAN网络的对抗生成原理图。

|  |
| --- |
| https://segmentfault.com/img/remote/1460000016861246 |
| **图2.5 GAN网络生成图片原理图 （输入随机噪声使生成器生成的假图片和真图片又作为判断器的输入，判断器判别错误惩罚判断器，判别正确惩罚生成器）** |

2.3.2使用生成对抗网络进行图像修复

进行图像修复时，输入的不是噪声[12][13]，而是根据破损图像张成的高维特征向量。首先是使用破损的不完整图像和对应的完整的原图输入到生成网络和判别网络，根据反馈同时训练生成网络和判别网络。这个过程中，设置恰当的修复错误惩罚，使生成器有产生接近原图的假图片的能力，同时判断器有着分别原图和生成图像的能力。理想情况下，训练后的模型直接输出的生成图片与待修复图片的原图一致，进行简单的剪裁和拼接即可到原图。图2.6即为使用GAN网络进行图像修复的原理图。

|  |
| --- |
|  |
| **图2.6 GAN网络进行图像修复的原理 (随机噪声经过生成器多次迭代后提取生成后假图片的部分填充到待修复图)** |

2.4深度卷积对抗网络与图像修复

2.4.1深度卷积对抗网络简介

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| DCGAN的原理、是把GAN网络框架的生成器和判断器用卷积神经网络实现。是将两个网络的结合。实验时，考虑到模型训练时间，输出效果等。需要对对卷积网络的结构实施一定的修改：   1. 取消池化层，在判断器网中取消的池化层改用卷积层，在生成器网络中取消的池化层改用转置卷积层。因为池化层会损失很多有价值的信息而，生成图片信息是需要大量信息的。 2. 卷积后每一层在激活前都使用归一化（batch\_normalization），防止参数过大，出现过拟合。 3. 取消密集（dense）层，网络为全卷积网络。可以加快训练速度。 4. 取消展平（flatten）层，以向量块作为提取到的高维特征向量。主要目标是减少计算量。 5. 对判断器网络训练时除了输出层外都采用relu函数进行激活。输出层为保证输出为两个输出，采用sigmoid函数。 6. 对生成器网络训练时除了输出层外都采用修正的ReLU函数，即LeakyReLU函数进行激活。输出层为保证输出在-1到1之间，采用tanh激活。 7. 考虑到应用情况，要像修复具体图像就要加入具体图像的影响，所以从构建模型开始就将生成模型的输入从噪音改成破损原图，以破损图和原图为训练数据对来训练模型。图2.7是DCGAN网络的生成器。  |  | | --- | |  | | **图2.7 DCGAN网络的生成器 (破损图片经过4层转置卷积层）** | |

2.4.2深度卷积对抗网络与图像修复

|  |
| --- |
| 把DCGAN网络应用于图像修复时是参考的CNN网络和GAN网络的构建过程，首先输入的是根据破损图像使用生成器中的解码器部分张成的高维特征向量。把破损的不完整图像和对应的完整的原图作为一对数据对输入到生成网络和判别网络，将两个网络的输出对接起来同时训练两个网络。根据反馈也同时调整生成网络和判别网络。这个过程中，设置合适的修复错误惩罚，使生成器完善产生接近原图的假图片的能力，同时判断器完善分辨原图和生成图像的能力。理想情况下，训练后的两网络，对于生成网络来说输入的破损图像然后产出的修复图像的概率分布与原图片一模一样。进行简单的剪裁和拼接即可到原图。这部分原理与GAN网络的修复原理大部分相似。 |

2.5 总结

2.5.1三种网络的比较

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 实验证明CNN，GAN，DCGAN都能应用于图像修复，但是三种网络的优缺点不同，综合表2.1为对三种网络的优缺点比较。  **表2.1 CNN，GAN，DCGAN在图像修复上的比较**   |  |  |  | | --- | --- | --- | | 修复图像方法 | 优点 | 缺点 | | 使用CNN网络 | 图像的任意破损区域都可修复 | 只能对生成低分辨的修复图像；图像修复的拼接效果不佳 | | 使用GAN网络 | 可以生成高分辨率修复的图像；GAN比CNN学到的特征更能代表原图 | 训练时不易收敛；训练不稳定，造成生成器的生成效果不理想；G的生成优化来自D的分辨结果的反馈，若D的分辨结果过佳，则会造成G的梯度消失；若G生成假图片的效果过好，则会造成D无法分辨真假图片，导致G卡住出现过拟合。 | | 使用DCGAN网络 | 结合CNN和GAN的优势，降低GAN网络训练的不稳定性 | 训练时的不稳定性虽然有所降低，还是会不稳定 |   因此下面的实验选用DCGAN网络进行图像修复。 |

第3章 生成修复图像模型的构建

DCGAN网络实现的环境配置与图像生成的模型构建。

3.1模型整体构架

3.1.1DCGAN网络整体结构

DCGAN网络训练过程中，生成器和判断器的对抗示意如图3.1所示。

|  |
| --- |
|  |
| **图3.1 DCGAN网络对抗示意图** |

生成器接受输入为（64，64，3）大小的破损图片，根据破损图书生成对应的最佳生成图片。将生成器地输出也就是最佳生成图片，输入到判断器，同时也将原图输入到判断器。最佳生成图片和原图作为一对数据对，由判断器来判断。

如果判断器判断出真图片为真，生成图片为假，那么生成器的惩罚反馈将会很大。

如果判断器没有给出真图片为真，生成图片为假，那么判断器的惩罚反馈将会根据偏差程度相应调整。

3.1.2DCGAN网络到生成修复图像

当网络训练完毕，调用训练好的网络生成修复图像的示意图。如图3.2所示。

|  |
| --- |
|  |
| **图3.2 DCGAN网络图像修复示意图** |

训练后的生成器接受输入为（64，64，3）大小的破损图片，根据破损图生成对应的最佳假图片。最理想情况下生成的最佳假图片就是原图。在实验中为保证以经知道的区域没有更改，需要增加额外的图像修复的流程。

3.1.3图像生成到图像修复

理想情况下经生成器生成的假图片，将于原图完全一致。

根据网络的构建原理，理论上从生成网络的生成的最佳假图片就是没破损的原图。然而实际上，几乎达不到这种效果。不仅如此，从网络中出来的图片经常会出现在破损图的未破损区域都发生了变化的情况。即使这些区域跟原图很像。因为已知区域也发生更改是难以接受的。所以需要经过一步处理。以保证最后生成的修复图在破损图的未破损区域没有发生变化。

3.1.4图像修复原理

当有和原图很相像甚至几乎一致的假图片时，首先获得破损图片的破损所在区域，提取对应假图片的相关区域，和破损图进行剪裁拼接得到拼接后的图片就是最终修复图即可。如图3.3所示。

|  |
| --- |
|  |
| **图3.3 图像修复原理图** |

3.1.5生成剪切修补矩阵

剪切相关的矩阵称为掩膜。其的作用是对图像特定部分的遮挡。原理为简单0乘任意数为0，1乘任意数为1。

提取图片的大小，生成同一大小的掩膜矩阵，根据破损部位设置0或1，提取假图片的破损对应部分时，将破损部分置1。

考虑到不可能得到大量破损情况相似的图像训练集,所以把大量布局相识的图片在特定区域进行剪裁来生成缺失情况相同的图片。

当然投入训练时需要将破损部分补上随机分布，代替零方便进行数学运算。

修复公式（MASK表示裁剪部分）：

 (4-1)

3.1.6围绕生成网络构建的整体修复模型

1. 提取数据集，图像预处理。
2. 输入到生成网络，得到追加原图像。

|  |
| --- |
|  |
| **图3.4 图像修复模型的运行过程图** |

1. 相应部分剪裁，（虽然理想情况下不用，但是实际上会发生生成图像在原图未破损区域也发生变化的不良影响）。
2. 拼接，生成修复图像。
   1. 如图3.4所示，生成器为训练后的生成器，结构参考图2.7。

3.2相关激活函数

表3.1是这次DCGAN网络模型构建所需要的相关激活函数。

**表3.1 DCGAN网络的激活函数**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **激活函数** | **函数图像** | **应用** |
| Tanh |  | 经过tanh函数后，输出范围为-1到1.适用于输出需要为-1到1的层 |
| Sigmoid |  | sigmoid函数当输出为0和1时曲线趋向平缓，输出结果将大部分为0或者1.适合二分类问题 |
| Relu |  | Relu函数比sigmoid收敛的快，但是由图可知，输出值为正数 |
| LeakyReLU |  | 修正版的Relu函数，添加了很小的负区域增量。可以适用输入含有负数的问题 |

3.3代价函数相关

回顾上文，生成器的目标是让判断器输出1。而判断器的目的是凡是像生成的图片就输出0，越像越靠近0，越不像越靠近1。

以此可得到生成器和判断器的代价函数[14]。

训练 D 网络的目标有二：一是如果x是训练数据集，最大化D(x)；二是如果x是 G 生成的数据，最小化D(x)。

对应的 G 网络的目标其一就是要让D 网络判断他生成的以假乱真的图片为真图片。其二是根据输入的破损图片生成最有可能的原图也就是减小修复损失。它生成的图片也是 D 的输入，所以 G 的目标就是最小化1-D(G(z)).当然，对于生成函数而言，gen\_loss并不是最后输入到G优化器的最终值。而是修复损失complete\_loss。

3.3.1 D的代价函数

 (3-1）

3.3.2 G的代价函数

 (3-2）

3.3.3修复代价函数的构成和原理

修复代价函数主要是弥补生成代价函数（G的代价函数）在图像修复方面上照顾不到的方面，生成代价函数可以保证生成图像完整像人，但是不能确保是我想想要的特定的人脸。由此需要加入按上下文信息来判断的代价部分，上下文信息是指利用缺失像素区域周围像素提供的信息来填充。感知信息主要指可以将填充的部分解释为正常。根据上下文信息，来确定要填充什么信息。根据感知信息，保证填充的是对人来说正常的信息，而不是对于机器学习系统来说是“正常”的信息。构成如表3.2所示。

**表3.2 complete\_loss函数的构成**

|  |  |
| --- | --- |
| **代价** | **原理** |
| 上下文信息 | L1损失：根据想情况下经生成器生成的假图片，将于原图完全一致。将生成图片于原图做对比。判断假图片的契合程度  (3-3) |
| 感知  信息 | 为判断器的结果，判断整体性。  (3-4) |
| 图像  修复 | 上下文信息损失加合感知信息损失(lam为调整的感知代价对优化的比例)  (3-5) |

3.4深度卷积对抗网络的图像生成网络训练步骤

1. 处理图片数据集：
   1. 将图片格式按以脸为中心统一，切割减少无关特征（服饰等），减少计算量，提到提取效果。
   2. 对图片进行规范化，使图片数据集的各像素点的值在[-1,1]，减少计算量。
   3. 进行随机打乱，并分多个batch，以patch为单位训练，batch的大小不影响结果但是影响训练速度。
2. 构建生成器：
   1. 输入为（64，64，3）的破损图像，输出为（64，64，3）的修复图像。
   2. 确定转置卷积层的层数以及每一层卷积核大小。
   3. 确定转置卷积后采用统一规范化和激活函数选择。
3. 构建判断器：
   1. 输入为（64，64，3）的破损图像，输出为一个数字的真图像概率。
   2. 确定卷积层的层数以及每一层卷积核大小。
   3. 确定卷积后采用统一规范化和激活函数选择。构造优化器。
   4. 确定Adam优化器的学习率及相关数值
   5. 使用交叉熵代价函数构造如表3.1的代价函数。
4. 运用数据集进行模型训练。
5. 调用训练好的模型进行一次修复
6. 根据修复情况，对模型进行优化。

3.5数据集相关

在确定使用CelebA[15]数据集之前，曾尝试使用爬虫自己爬取图标建立数据集但是因为搜集到图片趋向不明显，种类混乱，数量较少，修复效果很差。为了提高DCGAN网络的修复效果，只选定一种特定类别的图片进行修复，所以本文采用CelebA图像集进行修复训练。

3.5.1人脸图片数据集简介

CelebA是CelebFaces Attribute的缩写，其包含10,177个名人身份的202,599张人脸图片，是香港中文大学开放提供的，广泛用于人脸相关的计算机视觉训练任务。

本文采用的数据文件img\_align\_celeba为CelebA中所有脸部在中心且大小相等的图片。图3.5为Celeba数据集部分图片展示。

|  |
| --- |
|  |
| **图3.5 Celeba数据集部分图片展示** |

3.5.2图像生成模型的构建

1. 图片数据预处理：
   1. 对Celeba图片集进行以脸为中心的裁剪（64\*64\*3）。
   2. 对每张图像进行规范化，范围在[-1,1]因为像素值在[0,255],所以对每个像素点除以255乘以2再减1。
   3. 把图片打乱，这里使用的是tensorflow的shuffle方法
   4. 把图片组合为batch，数值可以根据显存自由配置。
2. 构建判断器：

判断器的模型的隐藏层由四层卷积层组成。都采用了卷积步长为2的5\*5的卷积核。每一层输出了缩小了两倍的图像和增大了两倍的通道数大小。重复四次，使图像缩小了十六倍（由64\*64变为4\*4），输出通道数这因为数据图像缩小的缘故，保存总数据不变的情况下由3增大到512。最后输出层是展平层（即把4\*4\*512拉成一维向量）在把这个一条线一般的数据按一定的权重整合起来，输出相应的结果。

如图图3.6所示。

|  |
| --- |
|  |
| **图3.6 判断器构造模型 (64\*64 RGB三通道的图片**  **经过四层卷积层输出1\*1的结果向量)** |

1. 构建生成器：

生成器模型的隐藏层由四层卷积层加四层转置卷积层组成的。首先第一层接收shape为（64\*64\*3）的破损图像，然后经过四层卷积层，生成4\*4\*512的矩阵。直到这里同上文的判断器的原理相同。然后为生成和输入同样大小的图片设置四层转置卷积层，转置卷积层都采用卷积步长为2的5\*5的卷积核。这样输入为破损图像，输出为修复图像。使图像先缩小在增加（由64\*64变为4\*4在变为64\*64），输出通道数先增加在减少(由3变为512最后变为3),最后输出层为了保证输入在[-1,1]（对应处理过后的输入图像及处理后的Celeba数据集的图像，方便之后的剪裁拼接操作），使用tanh激活函数。

如图图3.7所示。

|  |
| --- |
|  |
| **图3.7 生成器构造模型 (输入的破损图片经过四层卷积层输出特征向量（4\*4\*512）在经过四层转置卷积层生成64\*64 RGB三通道的假图片)** |

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 1. 判断器和生成器的优化器构建：   优化器，相关损失函数的原理和代码如表3.3。原理参考文献[16]。  **表3.3 图像生成代价函数与优化器的构建**   |  |  |  | | --- | --- | --- | | **项目** | | **内容** | | 判断器代价函数 | 原理 | 理想的判断器对真图片的输入输出1，对假图片的输入输出0，所以需要对两种情况分别生成代价函数，利用交叉熵函数，一个判断输入真图片的输出与1的差距，另一个判断输入假图片的输出与0的差距，但是为了防止因判别效果太好而导致梯度消失,添加一个很小的参数smooth,输入真图片时判断真图片为一个略比1小的结果。 | | 代码 | #smooth真图片输出与略比1小的标签的差距  d\_real=tf.reduce\_mean(tf.nn.sigmoid\_cross\_entropy\_with\_logits(  logits=d\_logits\_real,labels=tf.ones\_like(d\_logits\_real)\*(1-smooth)))  #假图片输出与0的差距  d\_fake=tf.reduce\_mean(tf.nn.sigmoid\_cross\_entropy\_with\_logits(  logits=d\_logits\_fake,labels=tf.zeros\_like(d\_model\_fake)))  #两个差距之和为判断器代价函数  d\_loss=d\_real+d\_fake | | 生成器代价函数 | 原理 | 理想的生成器生成的假图应该让一个正确率足够的判断器输出1，也就是保证生成的是人脸。，所以同样利用交叉熵函数计算判断器的反馈与1的差别。 | | 代码 | #假图片输出与1的差距  g\_loss=tf.reduce\_mean(tf.nn.sigmoid\_cross\_entropy\_with\_logits(logits=  d\_logits\_fake,labels=tf.ones\_like(d\_model\_fake)) | | 修复代价函数 | 原理 | 除了要生成器生成的是人脸，还要保证生成的是确切的某张人脸。complete\_loss是有生成图像和原图的差别加上一定系数相乘的gen\_loss | | 代码 | #真图片未破损部分与假图片未破损部分的生成损失  contextual\_loss=tf.reduce\_sum(tf.abs(G-images))  #感知信息损失（保证全局结构性）  perceptual\_loss=g\_loss  complete\_loss=contextual\_loss+lam\*perceptual\_loss | | 生成优化器 | 原理 | 使用Adam优化器，学习率，变量名为learning\_rate，权重衰减参数，变量名为beta1 | | 代码 | #生成器优化器  generator\_optimizer=tf.train.AdamOptimizer(learning\_rate=learning\_rate,beta1=beta1) | | 判别优化器 | 原理 | 使用Adam优化器，学习率，变量名为learning\_rate，权重衰减参数，变量名为beta1。 | | 代码 | #判断器优化器  discriminator\_optimizer=tf.train.AdamOptimizer(learning\_rate=learning\_rate,beta1=beta1) |  1. 一些相关参数：   一些参数的具体值如3.4参考文献[17]。  **表3.4 训练参数表**   |  |  | | --- | --- | | **参数** | **参数值** | | 卷积核大小（ksize） | 5\*5 | | 卷积步长(stride) | 2 | | 学习率(learning\_rate) | 0.0002 | | 增加对抗参数(smooth) | 0.1 | | LeakyReLU的斜率(alpha) | 0.2 | | 权重衰减率(beta1) | 0.5 | | 训练的batch的大小（batch\_size） | 4 | | 训练次数(epoch) | 400 | |
|  |

第4章 实验结果与分析

上一章节已经搭建好图像生成模型，本章节将着重于实现图像修复并分析结果。

4.1实验环境配置

4.1.1本地环境配置

1.Anaconda的下载与安装：方便管理python环境如果不经常使用python或者有自己的经验可以直接布置python环境。

2.安装TensorFlow包。conda create -n gpu\_env tensorflow-gpu（自动安装最新版tensorflow和相关依赖）。AMD显卡不支持GPU版本只能使用CPU版本，将-gpu换成-cpu即可。

3.在cmd中激活环境：conda activate gpu\_env。

4.安装cuda：根据不同的显卡和信号选择不同的版本，限定NVIDIA显卡。

5.安装需要的numpy和matplotlib等需要的包。

4.1.2对于无GPU配置的建议

通过使用云服务器的方式，将自己的代码部署在远程服务器运行的方式来使用比较高性能的配置。以下是一些建议的机器学习相关服务器的平台。

Kaggle；

Google的机器学习服务；

阿里，华为，腾讯等云服务。

4.2模型的构建和训练结果分析

图像修复模型的训练：

训练集：从Celeba数据库中选取3000张图片作为训练集，

迭代周期：初步迭代200个周期已经可实现良好的效果，目前使用400个周期的训练成果。

4.2.1生成损失曲线图

如图4.1所示，生成损失在一定范围内波动。生成器的是损失是由判断判断决定的。实际上为了保证对判断器的训练，判断器的理想输出是0.5（不能确定真伪）而不是1。因此，根据判断器计算的损失就会呈现波动的状态。

|  |
| --- |
| train_results_gen_loss |
| 图 4.1生成损失曲线图 |

4.2.2判别损失曲线图

如图4.2所示，判断器处于波动然后迅速收敛的循环，说明判断器的准确性上升。

|  |
| --- |
| train_results_dis_loss |
| 图 4.2生成损失曲线图 |

4.2.3修复损失曲线图

如图4.3所示，修复损失代表了修复图像与原图的差距，差距呈现下降的趋势。修复损失已经趋于平缓。增加训练样本或者训练周期对修复效果提升不大。

|  |
| --- |
| train_results_com_loss |
| 图 4.3修复损失曲线图 |

4.2.4生成-判断损失对比曲线图

如图4.4所示，，图像生成模型的生成损失和判断曲线分析图。由图像可知，G和D网络的损失在一定的范围内变换分布比较均匀，证明了G和D网络在进行有效对抗，生成结果在不断优化。双方趋势平稳。说明网络的生成能力和判断精度都在不断提高。

|  |
| --- |
| train_results_dgloss |
| 图 4.4 生成判断损失曲线图 |

4.2.5修复-判断损失对比曲线图

如图4.5所示，修复损失和判断损失的曲线图，因为两者量级差比较大。所以判断损失看起来像一条线。符合修复函数的设定。

|  |
| --- |
| train_results_dcloss |
| 图 4.5 修复判断损失曲线图 |

4.3修复模型的调用和修复效果分析

4.3.1图像修复实验用原数据集

数据集部分展示如图4.6。

|  |
| --- |
| 原图 |
| 图4.6原图数据集 |

4.3.2剪切后数据集合

剪切效果展示如图4.7。

|  |
| --- |
| 剪切 |
| 图4.7原图数据集 |

4.3.3生成修复图像数据集合

生成修复图像效果展示如图4.8。

|  |
| --- |
| 生成 |
| 图4.8生成的假图片数据集 |

4.3.4拼接后图像数据集合

修复（生成图像与剪切图像拼接）效果展示如图4.9。

|  |
| --- |
| 修复 |
| 图4.9生成的假图片数据集 |

4.4两种修复模型的实验效果对比

4.4.1生成-修复双训练模型

思路：将修复图像分成两步，第一步输入随机分布到生成器，生成器根据随机分布生成人脸，与判断器对抗优化生成效果，获得一个可以根据随机分布生成人脸的模型。然后调用生成模型，对单个图片进行对比生成修复损失，根据修复不断调整输入的随机分布，期望以调整后的随机分布生成和原图一模一样的假图片。修复效果如图 4.10。

|  |
| --- |
| 不好 |
| 图4.10生成-修复双训练模型修复效果 |

可以看出修复效果并不好，可以观察到鼻子眼睛处的纹理可以接上，但是色素明显不对。是应为单独对随机分布做出的影响，无法反映到生成图像的颜色上。

将生成和修复模型分开训练并不能实现理想的修复效果。

4.4.2生成修复单训练模型

思路：将生成的网络的输入，由随机分布改成由破损图与原图数据对中的破损图张成的与随机分布同样大小的特征向量。以此直接生成修复完好的图。将生成图像与原图做差生成损失函数，并同时对判断器对抗优化生成效果。使得生成图像更像原图。本文实验也就是采用的这样的思路。

修复效果如4.11所示。

|  |
| --- |
| 好 |
| 图4.11生成修复单训练模型修复效果 |

可以看出修复效果比较理想，仔细观察可以看出修复区域细微的不同，单独看修复后图像已经到了难以分辨是不是修复过的图像的地步。

修复效果比较可观。

4.5实验结果总结

4.5.1直观感受修复效果

使用生成模型修复605张图片，以人眼感官判断修复效果如表4.1。

**表4.1 修复结果表**

|  |  |
| --- | --- |
| **判断标准** | **数字/比例** |
| 修复图片看起来像人的 | 603/99% |
| 能找出来修复痕迹的 | 376/62% |
| 看不出来是修复图像还是原图的 | 442/73% |
| 能明显看出来是修复图像的 | 74/12% |

4.5.2典型修复案例展示

图4.12展示了三组分别代表了一系列修复实例的，典型的图片修复效果。

|  |
| --- |
|  |
|  |
|  |
| **图4.12 图像修复效果图，左边是最佳假图片，中间是原图，右边是修复图。** |

4.5.3修复案例分析

经过70+小时的模型训练之后，网络的修复效果已经尤为可观，对于大部分清晰的正脸图片，直接生成的假图片已经到了不仔细看就意识不到差别的地步。当然上文提到在破损区域外也发生变化的情况也确实有出现。如图4.12的第一组图片，进行拼接后，仔细看也能看到拼接的痕迹。

图4.12的第二组图片是有意检验加在训练集中的正面戴眼镜图片，是为了验证网络的稳定性，效果并不是很理想。得出结论，数据集本身应该做跟细致地划分，当然也有数据集中正面戴眼镜图片的素材数量偏少的原因。

图4.12的第三组图片也是常有的一种情况，拼接效果不错，但是鼻子部分有不正常的歪斜，虽然并没有达到被认定为不正常的地步，但也是可以改进的部分。

以上问题，大多是因为训练集趋向不够明显，数量不够大。这次实验对数据集的构建仍有提高的余地，如果条件允许，增加模型的深度也可以提高效果。

第5章 总结与展望

5.1本论文所做工作总结

论文从选题背景出发介绍了，相关情况和选题动机。对一些常见的深度学习网络的原理进行了总结，写出了自己的体会。介绍了从CNN网络和GAN网络中发展出来的DCGAN网络，结合本文的主体从头开始实现图像修复的原理，并一步一步地实现了这些原理。最后按照搭建出来的DCGAN网络进行了训练，实验，和优化调整。经过一次结构重做之后，使用新的构建思路的DCAGN网络实现了较为理想的修复效果。

5.2进一步研究设想与展望

论文最终实现的图像修复的效果只是差强人意。文中的模型构架也还可以提高。但是本文认为，对网络本身的优化并不能起到质变的作用。现在的图像修复原理更像经验主义蔓延出来的产品。就像我们想要告诉网络人脸是什么时，就用一系列都是指向人脸的信息让网络知道人脸这个东西是长什么样的，网络从大量的数据中学习到，或许说总结到，有什么部分是不变的，有什么是可以改变的。整个网络的认知基于训练集而且局限于训练集。进行修复时指导修复的是经验。

然而现实中真正指导我们现实进行图像修复的是信息，我们知道人是什么样的，脸部的肌肉和骨骼分布是什么样的。这些是人工修复的依据，而这些依据对网络来说又来至其他网络的判读结果。

所以，图像修复方向上真正的突破，应该建立在可以更快更高效的建立和训练模型的基础上。并且可以将模型与模型之间联系起来.达到事半功倍的效果。例如识别人脸的模型识别出人脸时，识别人类的模型必然可以识别出这是人类。当模型之间的联系足够多时。就可以根据这些联系建立新的网络。从而一步一步地提升维度。直到模拟出一个足够像人的网络--人工智能。

参考文献

1. 卢宏涛,张秦川.深度卷积神经网络在计算机视觉中的应用研究综述[J].数据采集与处理,2016,31(01):1-17.
2. 李炬. 基于生成对抗网络的图像修复技术研究[D].西南交通大学,2019.
3. Iizuka S, Simo-Serra E, Ishikawa H. Globally and locally consistent image completion[J]. ACM Transactions on Graphics, 2017, 36(4): 107.
4. Li Y, Liu S, Yang J, et al. Generative face completion[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Hawaii, July 21-26, 2017. Piscataway: IEEE, 2017: 3911-3919.
5. 曹仰杰,贾丽丽,陈永霞,林楠,李学相.生成式对抗网络及其计算机视觉应用研究综述[J].中国图象图形学报,2018,23(10):1433-1449.
6. Pathak D, Krhenbühl P, Donahue J, et al.Context encoders:feature learning by inpainting[C]//Proceedings of 2016 IEEEConference on Computer Vision and Pattern Recognition.Las Vegas, NV, USA:IEEE, 2016:2536-2544.[DOI:10.1109/CVPR.2016.278]
7. 王永飞.一种图像缺损修复算法分析[J/OL].激光与光电子学进展:1-19[2020-04-05].http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.TN.20191106.1205.060.html
8. 尹悦. 数字图像修复技术在大麦地岩画修复中的应用[D].宁夏大学,2019.
9. 范春奇,任坤,孟丽莎,黄泷.基于深度学习的数字图像修复算法最新进展[J].信号处理,2020,36(01):102-109.
10. 马悦. 基于深度生成模型的人脸图像修复算法研究[D].西安电子科技大学,2019.
11. Li Y,Liu S,Yang J,et al.Generative face completion[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.IEEE Computer Society,2017:5892-5900.
12. 李炬,黄文培.基于生成对抗网络的图像修复技术研究[J].计算机应用与软件,2019,36(12):220-224+250.
13. Zhang R,Isola P,Efros A A.Colorful image colorization[C]//European Conference on Computer Vision.Springer,Cham,2016:649-666.
14. 赵立怡. 基于生成式对抗网络的图像修复算法研究[D].西安理工大学,2018.
15. Liu Z,Luo P,Wang X,et al.Deep learning face attributes in the wild[C]//Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Computer Vision(ICCV).IEEE,2015:3730-373
16. 李天成,何嘉.一种基于生成对抗网络的图像修复算法[J].计算机应用与软件,2019,36(12):195-200+267.
17. 曹志义,牛少彰,张继威.基于半监督学习生成对抗网络的人脸还原算法研究[J].电子与信息学报,2018,40(02):323-330.