论文草稿

摘要Abstract

考古图像的虚拟修复，包括但不限于对绘画、壁画、器物彩绘、出土时有裂痕的物品、旧照片的修复，需要填补缺失部分的图像信息，在原理上和数字图像修复有共通性。先人在日常生活中所使用的的物质，构成了如今我们所见的文物，成为历史与文化的载体，有金石、陶瓷、绘画等介质。对于不同材质的文物，由于理化性质的不同，产生的缺损的形式也会有所不同，所以虚拟修复方案应有所区别。针对文保领域的需要，本文将探讨以壁画修复为研究对象的，基于深度学习的图像补全(Image Inpainting)的虚拟修复手段。并根据修复算法实施在文物图像修复上的效果，以“修复如初”为原则，提出对相关领域进行数字化修复时需要改进的方向。

关键词：深度学习，图像修复，文物修复，壁画

目录【完成后填写】

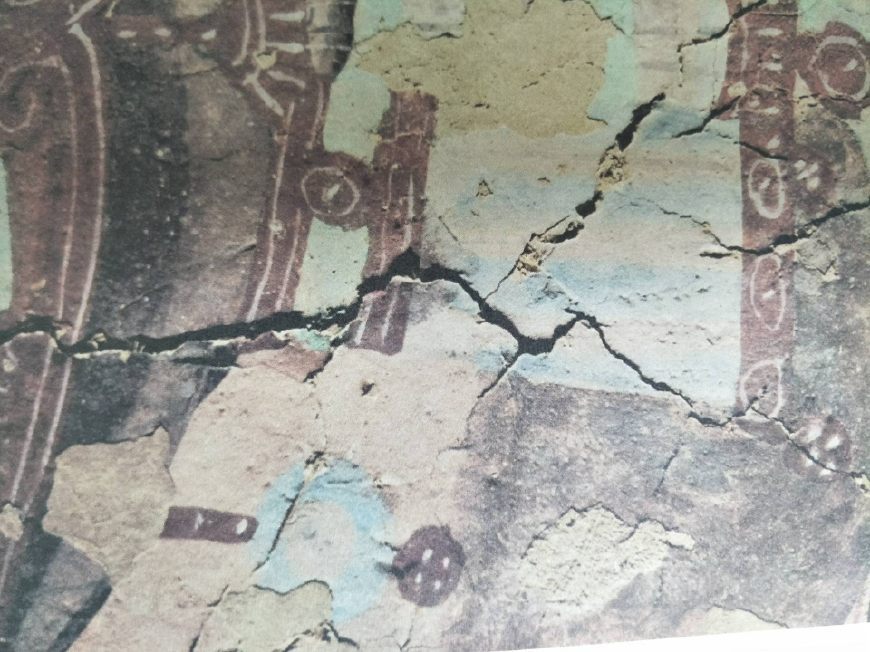
问题回顾Introduction

本文主要研究基于深度学习的对于修复壁画图案的修复手段。最早的文物图像修复起源于文艺复兴时期的欧洲，当时的艺术家根据自己的经验和理解，对前人的画作进行复原。例如1565年，皮埃特罗·卡鲁奈模仿米开朗基罗的画风修复了其在梵蒂冈西斯廷教堂的湿性壁画[1]。但传统的图像修复依赖修复者的个人技巧，其修复周期长，且一旦出现偏差，将对文物本身造成不可挽回的毁坏。

随着现代计算机科学的发展，计算机视觉领域对图像处理作出了很多工作，而相关的成果也被广泛运用到实际工作中来。例如，王展等人[2]利用Criminisi算法对四川新津观音寺的明代壁画修复展开了研究；Wolfgang Baat[3]等人则利用CDD(Curvature Driven Diffusion,曲率驱动扩散)这一基于全变分(Total Variation,TV)模型的图像去噪方法来对奥地利维也纳发现的尼德哈特(Neidhart)壁画进行了虚拟修复。然而，以上算法在实际应用中都存在一定的问题和局限性。Criminisi算法的缺点有权重的可靠性不佳，以及patch搜索错误匹配率高等问题。CDD模型存在着边缘的视觉效果不自然、耗时长、迭代复杂等缺陷。

近年来基于深度学习的图像修复(Image inpainting)手段日臻成熟。图像修复的途径主要分为三种，即基于序列模型(Sequential-based)，基于对抗生成网络(GAN-based)，和基于卷积神经网络(CNN-based)[4]。深度学习方法解决图像修复问题的算法研究成果丰富，对于网络上各大开源的数据集的修复处理已有广泛的实践，效果较之于传统的数学方法更为出色。古代壁画的虚拟修复，与图像修复在原理上相通。现有的修复方法可以作为参考和借鉴，应用到壁画，乃至于各种文物的图案修复工作中来。

需要注意的是，目前深度学习修复样例采用的马赛克覆盖方式一般为矩形，或者点状及粗线状的涂鸦形式，与壁画的缺损形式有一定的区别。古代壁画出现的病害区域往往为不规则形状，修复时应充分考虑到其特征有：一类是呈深色的，网状的裂纹，一类是小尺寸的粉化脱落，缺损区域颜色常与基底材料颜色一致[5]。【到时候补一下古代壁画常见的病害图】



此外，在风格上，古代和现代的作品之间也存在明显差异，而互联网上开源的数据集的组成多为现代风格图像或者自然风景等，对于古代艺术作品的图像收录较少。因此，对于虚拟修复古代壁画的深度学习方法，仍需要进行探究，以期获得在视觉上最为合理的修复结果。

在这篇论文中，我们利用对抗生成网络(Generative Adversarial Network,GAN)进行语义图像修复(Semantic Inpainting)。Pathak[6]等提出的ContextEncoder(CE)是语义图像修复方面的开创性方法，是一种基于编码器-解码器结构的对抗生成网络的方法。这种方法给定了缺失区域的掩膜，以此训练神经网络进行上下文的编码，进而完成对缺损区域的预测。这种方法的缺点是，在缺损形状随机的情况下易造成修复出的图像模糊，它只在训练过程中而并未在推断过程中利用掩膜的结构。对于不同形状的掩膜也需要单独训练。基于考古行业的需要，我们应采取不需要掩膜即可训练神经网络的方法，这样在修复时可对任意形状的掩膜进行修复，对于没有计算机科学专业背景的文保工作者可以降低其工作的难度。Yeh[7]等采用的基于DCGAN(Deep Convolutional GAN)的方法可以很好地迎合这一需要。本文将采用基于DCGAN的深度学习方法和传统方法的组合方法来完成对古代壁画的虚拟修复。

【文章结构】

第一章 绪论

第二章 相关工作

第三章 介绍自己的方法

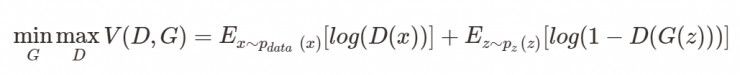
第四章 实验

第五章 结论和展望

2.方法综述Related Work

2.1生成对抗网络(Generative Adversarial Network,GAN)

生成对抗网络主要包括：负责生成真实图像的生成模型G，和负责对抗G，即判别G产生的图像的判别模型D,被其提出者Goodfellow[8]等比作两个人的博弈。G不断地从先验分布中取样，并生成着图像来交给D判断，试图骗过D的判断使之认为图片为真实，D则试图判断出G提交的图片的异常。在这样的博弈过程中生成模型和判别模型的“进化”，使得最终整个生成对抗网络能够得到感知上最为真实的图片生成结果。原始论文[8]中将D和G的优化过程看作一个最大最小优化问题,对其这给出了这样的目标函数：

(1)

Pdata(x)中的x是来自真实数据分布的样本，z是潜在空间的随机编码，D(x)是判别网络输出的图片是否为真的概率，取值大于0，小于1。

对于G的优化，(1)式取最小值：

IMG_256

优化生成器时应该以蒙骗过判别器D为目标，那么应当追求D(G(z))尽可能的大，所以log(1-D(G(z)))尽可能小。

对于D的优化，(1)式取最大值：

IMG_256

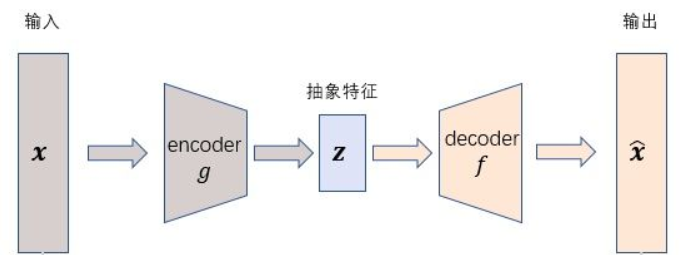
与G的优化方向相反，D要尽可能地判断出G制造的假样本，则D(G(z))应尽可能小，对于来自于真实样本的输入x，则应该让D(x)尽可能大。

生成器G和判别器D在这样的过程中不断进步，最终要达到的目标是G生成的样本的分布pG与真实样本的分布pdata一致，即pG=pdata。

即D(G(z)) = 0.5。

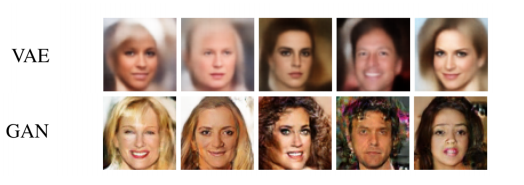
2.2自编码器（Auto Encoder）

自编码器是一种无监督学习的神经网络，由编码器(Encoder)和解码器(Decoder)两部分网络组成，引导着编码和解码两个过程。自编码器被用于数据的降维，及对数据特征的提取。在这一体系中，编码器将输入x做映射，到特征空间z，即编码过程。解码器再将z作为输入，将特征再度做映射，回到原始空间得到x’，网络的优化目标则是使得x与x’的分布尽可能地接近。



【这个图是网上找的】

变分自编码器(Variational Auto Encoder,VAE)[9]是自编码器(Auto Encoder,AE)的一种，利用了变分和贝叶斯公式。VAE作为一种常用的无监督网络模型，常与GAN作为比较。以目前流行的人脸修复研究为例，通过对比图片【】的视觉效果，可以看出目前VAE进行的图像修复的输出相较于GAN的输出，存在着输出图像模糊的问题。



图x：来自VAE和GAN的人脸修复结果范例

·Back-propagation to the input data

2.3传统方法

方法部分（选取什么方法做什么事情）

{用数字信号处理中见过的几种滤波降噪函数往里套，然后再搞个色彩补全}

3.

引用文献

[1]詹长法.意大利现代的文物修复理论和修复史(下)[J].中国文物科学研究,2006(03):92-95.

[2]王展,王慧琴,吴萌,陈卿.新津观音寺明代壁画图像的计算机自动虚拟修复研究[J].文物保护与考古科学,2018,30(03):109-113.

[3]Baatz W,Fornasier M , et al. (2008). Inpainting of Ancient Austrian frescoes[J]. Proceedings of Bridges,2008:150-156.

[4]Elharrouss O , Almaadeed N , Al-Maadeed S , et al. Image inpainting: A review[J]. Neural Processing Letters, 2019.

[5]温利龙. 基于神经网络的古壁画破损修复与风格复原研究[D].云南大学,2019.

[6]Pathak D , Krahenbuhl P , Donahue J , et al. Context Encoders: Feature Learning by Inpainting[J]. 2016.

[7]Yeh R A , Chen C , Lim T Y , et al. Semantic Image Inpainting with Deep Generative Models[J]. 2016.

[8]Goodfellow I, Pouget-Abadie J , et al. Generative Adversarial Nets[J]. ArXiv.2014

[9]Kingma D P, Welling M.Auto-Encoding Variational Bayes[J]. stat, 2014, 1050: 10.