

计算机视觉在文物修复中的应用

熊玮韬 22210200014

摘要：计算机视觉修复技术又称图像复原技术，经过多年的发展沉淀，目前已经有非常多成熟的图像复原技术。通过计算机视觉进行文物修复不仅便捷，还能起到保护文物的作用，大大缩短了文物修复的周期。本文将介绍目前常用的图像复原技术，并介绍目前图像复原技术在文物修复中的应用情况，如修复敦煌莫高窟壁画等实例。最后将介绍一下本人自己尝试采用不同的修复技术的简单修复结果，谈谈自己的看法。

关键词：图像复原技术；文物修复；GAN 算法；EdgeConnect 算法；

1. 引言

本部分作为全文的引言，将介绍采样计算机视觉进行文物修复的动机，包括对文物修复的必要性的说明以及对计算机视觉在文物修复中优势进行讨论。

1.1 文物修复的必要性

我国拥有几千年的文明历史，各族人民共同创造出了博大精深、源远流长的文化，这一文化延续着中华民族的发展，在这浩瀚的珍贵文化遗产中，文物占据着不可替代的位置，它反映了历史中那个时期的文化水平，承载着很多的历史文化信息，是我国古代文明的重要载体，对于我们研究历史文化具有重要的意义。然而，由于文物历史年代久远，受周围恶劣环境、地震、潮湿等各种自然因素的影响，以及在文物开发时使周围环境改变而引起的一些损坏或者由于人们有意无意的损坏，使出土的文物面临着噪声，划痕，图像块丢失等诸多问题，导致文物没法完整的呈现在我们的眼前，极大的影响了文物的欣赏与交流。因此，对这些文物的复原尤为重要^[1]。

1.2 计算机视觉在文物修复中的优势

传统的文物修复主要通过手工进行修复，其工作难度较大，对文物修复工作者的要求较高。修复者不仅需要有高超的手工技巧技术，还需要掌握大

量的历史、文化、艺术方面的知识。此外，手工修复导致修复效率较低，我国目前有两千多万件破损的文物，然而从事相关修复的工作者却不足四百人，我们面临巨大的工作量。并且，手工修复可能会导致文物损坏^[2]。

计算机视觉修复技术作为一项发展完善的技术，其在文物修复中有许多优势，能够解决上述问题。首先，充分利用计算机的虚拟性和可重复性特点来对文物进行修复，让普通的工作者就可以对文物图像进行虚拟复原，降低了对工作者的技术要求；其次，修复周期时间也大大的缩短，提高效率；此外，在整个的复原过程中不会有任何的文物图像破损的危险性；并且，通过使用计算机虚拟复原的数字文物图像更加容易保存与复制^[3]。

因此，计算机视觉在文物修复中具有一定的优势和可行性，可以作为文物修复的一种工具进行使用。

2. 图像复原技术

本部分主要介绍常用的图像修复技术，包括传统的图像修复算法和基于深度学习的图像修复算法，为后续介绍的计算机视觉在文物修复中的应用做铺垫。

2.1 传统的图像修复算法

传统的图像修复算法主要包括基于偏微分方程的图像修复方法和基于样本的图像修复方法。

基于偏微分方程的图像修复方法核心思想是通过充分利用需要修复的区域周围的有效信息，经过某种数学迭代规则，对损坏区域内进行信息填充。如 BSCB 算法^[4]，通过寻找图像中的等亮度线，利用亮度信息来进行修复，然而其对于大面积破损的图像修复效果较差。在此基础上后续又衍生出了 TV 方法^[5]和 CDD 方法^[6]，其通过全局变分的原理来进行图像修复，以对更大破损区域进行修复。

基于样本的图像修复方法核心思路是从一组与原始图像相似的样本图像中，找到相应的局部区域，将这些局部区域拼接起来以生成修复后的图像，是一种全局搜索最佳匹配样本块并复制到待修复区域的算法。其中最著名的算法便是 Criminisi 算法^[7]，其保留了图像的纹理和结构信息，对较大面积破

损图像具有较好的修复效果，其原理如图 1 所示。

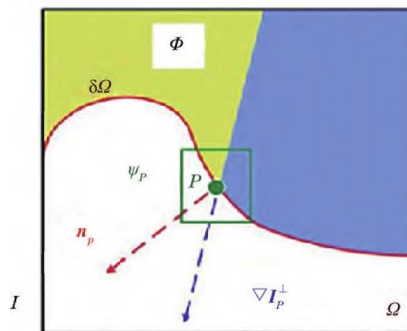


图 1.Criminisi 算法说明，其中 Ω 是待修复区域， Φ 是采样区域。

2.2 深度学习算法

传统图像修复方法依赖于局部上下文信息，然而，在面对大面积缺失或复杂的纹理结构的情况时，局部信息可能无法提供足够的约束，导致修复结果不够准确。相比之下，深度学习方法能够利用全局上下文信息和多层次的特征表示，更好地处理大面积缺失和复杂纹理结构。

对抗生成网络（GAN）作为最热门的深度学习模型之一^[8]，是许多深度学习算法的基础。其包含两个模型，生成模型和判别模型。生成模型的任务是生成看起来自然真实的、和原始数据相似的实例。判别模型的任务是判断给定的实例看起来是自然真实的还是人为伪造的。通过生成模型和判别模型相互对抗以生成最真实的结果。

基于对抗生成网络的基础上后续又发展了 CE 算法^[9]，采用一个上下文编码器，在训练后能够根据周围环境为条件，生成任意图像区域的卷积神经网络。为了达成这项任务，上下文编码器既需要理解整张图像的内容，也需要为缺失的区域进行合理的假设，并生成缺失部分的内容。但是 CE 只考虑了全局，对于局部信息恢复效果不佳。基于此，2017 年 Iizuka 等人提出了双判别器网络^[10]，即网络在 CE 的基础上又增加了局部判别器，利用局部图像的纹理信息，增强恢复图像的全局一致性，同时利用扩张卷积来增加网络感受度，来实现修复图像获得高分辨率。

此外，EdgeConnect 模型是一种新型的图像修复算法^[11]，其核心思想来源于艺术家的创作过程，先对边缘轮廓进行描述，再进行填充。EdgeConnect

采用了一个两阶段的对抗模型架构：第一阶段为边缘生成器，负责预测缺失区域的边缘信息；第二阶段为图像完成网络，负责基于预测的边缘信息，填充缺失区域的像素内容。其修复效果如图 2 所示。由于其能够有效修复纹路，因此能够作为文物修复中的重要工具。

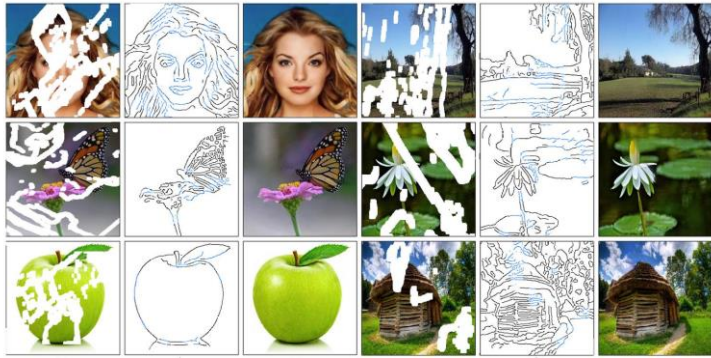


图 2.EdgeConnect 算法修复实例

除了基于卷积神经网络的方法，近两年人们提出了基于 Transformer 的方法进行图像修复^[12]，Transformer 是一种基于注意力机制的模型，适用于处理序列数据，同时能够并行计算，其最大优势在于通过高效进行并行计算，使得训练速度极大提高，此外，能够更好地捕捉到序列数据中的全局依赖关系。Transformer 可能是未来图像修复开发的重要基础。

3. 计算机视觉在文物修复中的应用

本部分主要介绍计算机视觉在文物修复中的应用实例，包括基于改进的 Criminisi 算法对纺织样品进行修复，基于 GAN 的修复实例以及基于 EdgeConnect 对敦煌莫高窟壁画进行修复。此外，本人将利用开源数据，自己尝试使用这三种算法对某彩绘样本进行修复，并基于此结果进行一些简单的讨论。

3.1 基于改进的 Criminisi 算法对纺织样品进行修复^[13]

与一般图像不同，纺织品文物图像的纹理规律性强，在数字化修复过程中会对结构部分的修复造成干扰。因此可以采用基于样本的图像修复方法对破损的纺织样品进行修复。本研究利用改进的 Criminisi 算法对破损的纺织样品进行修复，提出一种改进的基于 K-means 颜色分割的纺织品文物图像修复

算法。此算法将纺织品文物图像分割为多张相同颜色的图层，使纹理与结构分离。

下图为所提算法对纺织品文物图像修复过程框，由 3 个部分组成。首先，对纺织品文物图像进行降噪、mask 图像制作等预处理；然后，使用 K-means 聚类算法将图像分割为多张不同颜色的图层；最后，对纺织品文物图像损伤区域进行多次迭代填充。

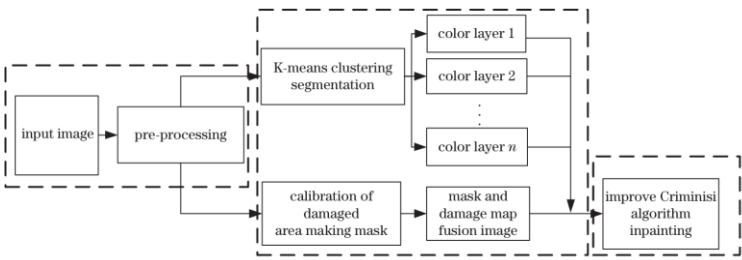


图 3.修复算法图

采用此算法对实际破损的纺织品图像修复的结果如下图 4 所示，可以看出对自然破损纺织品文物图像的修复，此算法的修复效果纹理自然且结构合理。



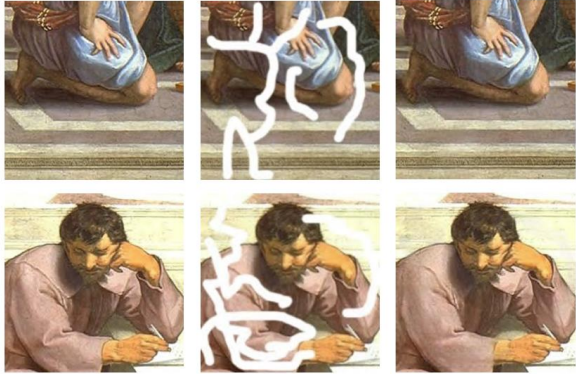
图 4.对破损纺织品修复结果，左图为破损纺织品，右图为修复后结果

3.2 基于对抗生成网络修复^[14]

对抗生成网络作为最热门的深度学习模型之一，是许多深度学习算法的基础。其包含两个模型，生成模型和判别模型。上海理工大学张磬瀚等人基于对抗生成网络提出了一种图像修复算法，该算法主要分为两个阶段，第一阶段中边缘检测器提取图像已知部分的边缘信息，利用 1 个生成器和 1 个鉴别器修复图像缺失边缘；第二阶段中使用第一阶段中的生成的边缘作为先验

信息，通过 1 个生成器和 2 个鉴别器修复图像缺失部分。

以下是采用此算法的修复结果，此算法可以有效修复文物图像的缺损部分，尤其是结构复杂的大范围缺失，取得了良好的视觉效果。



(a)原图 (b)掩膜 (c)修复后结果

图 5.采用基于对抗生成网络的图像修复结果

3.3 基于 EdgeConnect 对敦煌莫高窟壁画进行修复^[15]

敦煌莫高窟，又称千佛洞，是位于丝绸之路上的宗教文化遗产，至少拥有千年的历史。千百年来，由于风化腐蚀或人为损坏等因素，莫高窟上的壁画受到了严重的损害，许多历史记录被销毁。而且由于壁画数量繁多，一幅一幅人为修复非常耗时耗力，因此，可以通过使用计算机视觉技术对其进行修复。

EdgeConnect 作为一个两阶段的对抗模型架构：第一阶段为边缘生成器，负责预测缺失区域的边缘信息；第二阶段为图像完成网络，负责基于预测的边缘信息，填充缺失区域的像素内容。能够有效地修复多纹路的图像，敦煌莫高窟壁画便是复杂的带有多纹路的图像，因此在此研究中使用 EdgeConnect 作为修复算法。通过实验，采用计算机视觉修复可以提供与考古学家手动修复相当的质量，如图 6 所示。鉴于历史绘画的巨大规模，这可以大大加快修复速度。

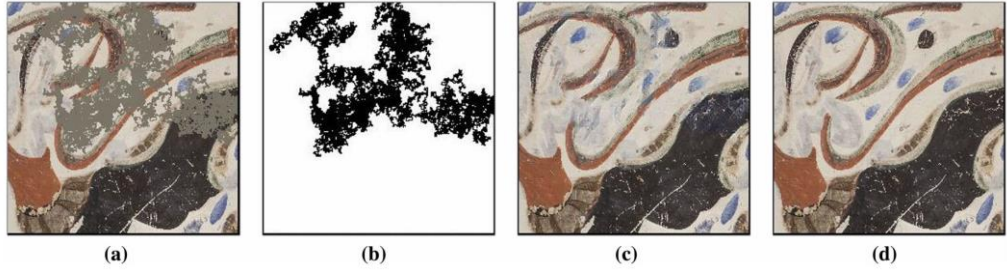


图 6.输入，输出和实际人为修复结果对比，(a)为输入计算机原图，(b)为掩膜图，(c)输出修复结果，(d)为人为修复结果

由于壁画种类繁多且复杂，多数壁画含有佛教等宗教元素，为了更好地修复莫高窟壁画，此研究创建了一个新的数据集，即敦煌人工智能，以促进研究。此数据集采用了最先进的方法对各种元素进行分类，以得到更好的训练效果和修复效果。具体来说，该数据集有 10000 张图像用于恢复，3455 张用于风格转换，6147 张用于属性检索。最后，鉴于石窟是由众多艺术家在 1000 多年前建造的，此研究使用风格转换来连接和分析随时间推移的风格。这使得人们有可能分析和研究 1000 多年来的艺术风格，并进一步推动未来跨时代风格分析的研究。

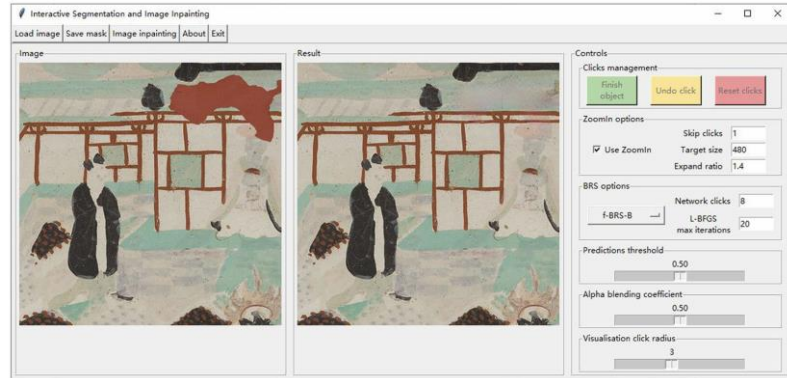


图 7.集成交互式分类和修复方法的虚拟修复软件的 GUI

综合来说，通过计算机视觉技术能够成功地对一部分敦煌莫高窟壁画进行修复，并且通过此研究搭建了敦煌人工智能数据集用于训练、风格转换、检索以及修复。能够为后续的修复工作奠定基础。

3.4 三种算法对比以及讨论

以上介绍了一些采用计算机视觉对文物修复的应用实例，为了更加深入了解不同算法的修复功能和特点，本人分别尝试应用 Criminisi^[16]、GAN^[17]和

EdgeConnect^[18]进行图像修复。通过网络上的公开数据集对待修复区域进行训练，得到了以下的修复成果：

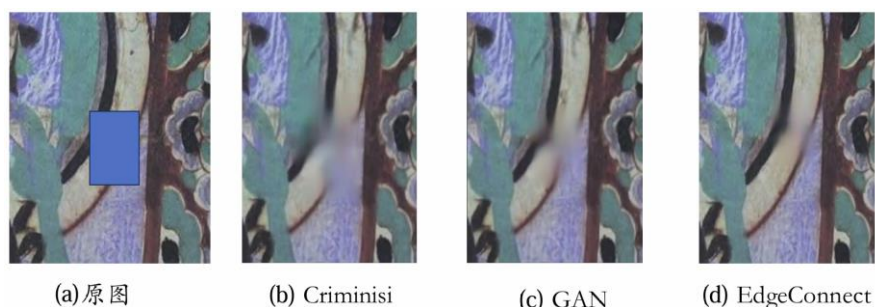


图 8.本人尝试修复结果，(a)为遮盖后的待修复图像，(b)为用 Criminisi 修复图像，(c)为使用 GAN 修复图像，(d)为使用 EdgeConnect 修复图像

修复结果可以看出，此图作为，纹路较为复杂，破损面积较大的情况，EdgeConnect 算法修复效果最好，Criminisi 算法的修复效果不佳，无法描述出边缘信息。当然，由于 EdgeConnect 和 GAN 都是基于卷积神经网络训练得到的模型，其修复时间远远大于 Criminisi。若对形状较为简单，或重复部分较多的图像进行修复，Criminisi 的修复效果也会得到提高。

本人只是简单尝试对图像进行修复，后续若加以改进，首先需要使用更加与待修复图像更加相关的训练样本进行训练。其次，可以考虑更加合适的算法进行修复。

4. 总结

本文作为文献综述，主要介绍了计算机视觉在文物修复中的应用，包括使用传统的基于样本的算法以及使用基于卷积神经网络的算法对文物图像进行修复。并分别举例使用改进的 Criminisi 算法对纺织品的修复、用 GAN 算法对文物图像的修复以及使用 EdgeConnect 对敦煌莫高窟壁画的修复，并自己尝试分别使用这三种算法对图像进行修复。

直到目前，计算机视觉在文物修复中已经取得了一定的成果，但还是非常依赖于庞大的数据库和合适的训练集，以及后续人为的干预也必不可少。若未来能够建立更大体系的文物图像数据库，并一一做好分类，正如敦煌莫高窟壁画修复工作中的做法一样，那么使用计算机视觉对文物图像的修复结果一定也会更加精确。当然，随着越来越多人工智能算法的开发，也许在未

来的某一天，我们真的能够让这些破损的历史文物在我们活灵活现地展示在我们每个人面前，这也是多学科交叉融合带来的美好未来愿景。

参考文献:

- [1] Borissova V. Cultural heritage digitization and related intellectual property issues [J]. Journal of Cultural Heritage, 2018, 34: 145-150.
- [2] 周华. 我国文物保护与修复人才培养困境与对策[J]. 中国文物科学研究, 2020,1:24-27.
- [3] 马贡喆. 数字图像修复技术在文物保护中的应用分析 [J]. 文物鉴定与鉴赏, 2021,214(019): 106-108
- [4] Ballester C, Bertalmio M, Caselles V, et al. Filling-in by joint interpolation of vector fields and gray levels[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(8): 1200-1211.
- [5] Shen J, Chan T F. Mathematical Models for Local Nontexture Inpaintings [J]. SIAM Journal on Applied Mathematics, 2002, 62(3): 1019-1043.
- [6] Chan T F, Shen J. Nontexture Inpainting by Curvature-Driven Diffusions [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2001, 12(4): 436-449.
- [7] Criminisi A, Perez P, Toyama K. Region filling and object removal by exemplar-based image inpainting[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(9): 1200-1212.
- [8] Goodfellow I, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative adversarial networks [J]. Communications of the ACM, 2020, 63(11): 139-144.
- [9] 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.
- [10] Iizuka S, Simo-Serra E, Ishikawa H. Globally and locally consistent image completion [J]. ACM Transactions on Graphics, 2017, 36(4): 1-14.
- [11] Nazeri K, Ng E, Joseph T, et al. Edgeconnect: Generative image inpainting with adversarial edge learning [J]. arXiv preprint arXiv:1901.00212, 2019(3): 231-239.
- [12] Wan Z, Zhang J, Chen D, et al. High-fidelity pluralistic image completion with transformers[C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2021: 4692-4701.
- [13] 李奇, 李龙, 王卫, 等. 基于改进 Criminisi 算法的破损纺织品文物图像修复[J]. 激光与光电子学进展, 2023,60(16):173-182.
- [14] 张馨瀚, 孙刘杰, 王文举, 等. 基于生成对抗网络的文物图像修复与评价[J]. 包装工程, 2020,41(17):237-243.
- [15] Yu, T., Lin, C., Zhang, S. et al. Artificial Intelligence for Dunhuang Cultural Heritage Protection: The Project and the Dataset. Int J Comput Vis 130, 2646–2673 (2022).
- [16] GitHub: <https://github.com/NazminJuli/Criminisi-Inpainting>
- [17] GitHub: https://github.com/JiahuiYu/generative_inpainting
- [18] GitHub: <https://github.com/knazeri/edge-connect>