****

**毕业设计**

**开 题 报 告**

课 题 名 称 基于深度学习的图像超分辨

率重构算法的设计与实现

学 院 信息科学与工程学院

专 业 班 级 计算机科学与技术2005班

学 号 20201110015

姓　 名 胡跃北

指 导 教 师 金兰 职称 副教授

武昌首义学院本科生毕业设计开题报告

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 姓 名 | 胡跃北 | 学 号 | 20201110015 | 专业班级 | 计算机科学与技术2005 |
| 1.课题设计的目的和意义  1.1设计目的  随着摄影摄像技术的发展，图像已经成为了人类生活中不可或缺的一部分，但是由于设备物理限制，传输过程压缩等各种情况，图片的分辨率在传播中不可避免的降低，但是低分辨率图片所蕴含的信息远少于高分辨率图片，并且在人的主观观感上也远远不如高分辨率图片。因此，如何从一幅或多幅低分辨率图片得到高分辨率图片就成了一个亟待解决的问题。毕业设计目标为通过学习研究已有算法，设计出一种基于深度学习的图像超分辨率重建（Image Super-Resolution，SR）算法，以达到使用单幅低分辨率图像就可通过重建得到较高分辨率图像的目的。本设计基于深度学习技术，利用生成对抗网络(Generating Adversarial Networks，GAN)实现逼真的单幅图像超分辨率重建(Single-image super-resolution reconstruction，SISR)。  1.2设计意义  在日常生活方面，图像超分辨率重建在数字显示器、电视、大屏幕展示等广泛的图像显示领域非常重要，可以为用户带来更加清晰逼真的图像体验；在医学影像，卫星图像等领域，高分辨率图像能够帮助诊断和分析，使工作人员从细微的图像特征中获取更准确的信息；在图像增强、人脸识别、图像重建等领域图像超分辨率重建可以从低分辨率图像中恢复出丢失的细节和增强图像内容，使得图像更加丰富和详细，能够提供更具信息量和可视性的图像。图像超分辨率重构的意义在于通过提高图像的分辨率和质量，使图像在多个领域中得到更广泛的应用。它对于人们的观看体验、图像处理分析以及设备和传输的补偿具有重要的价值和意义。 | | | | | |

|  |
| --- |
| 2.主要参考文献综述  图像超分辨率重建是指采用图像处理和机器学习技术从同一场景中已有的一张或多张低分辨率( Low-Resolution，LR) 图像构建分辨率更高，拥有更多的纹理细节的高分辨率( High-Resolution，HR) 图像的技术[1]。SR在计算机视觉领域(Computer Vision， CV)的一个重要研究方向，这项技术在许多实际应用中具有广泛意义，因为高分辨率图像可以提供更多的细节信息，增强图像的质量和视觉信息。传统的图像采集设备和传输方式受到硬件限制，导致产生的图像分辨率较低，然而，在许多场景下，高分辨率的图像是非常有价值的，例如监控、医疗影像、卫星图像等，因此，研究人员开始探索如何利用计算方法提高图像的分辨率[2]。  目前，对于单图像超分辨率重构方法的研究主要分为传统算法和基于学习的算法两大类，传统研究方法有双三插值法和、Lanczos 重采样算法和迭代反投影(Iterative backprojection，IBP)等。但是随着深度学习技术的应用与发展，如今，基于深度学习的图像 SR 已逐渐成为了主流。  在国内方面，孙超文[3]针对现有图像超分辨率重建方法恢复图像高频细节能力较弱、特征利用率不足的问题，提出了一种多尺度特征融合反投影网络用于图像超分辨率重建。张华成[5]针对常见卷积神经网络(convolutional neural network ，CNN)在非双三次插值法获取的低分辨率图像SR所得的效果较差这一情况，提出一种基于高斯模糊的CNN的单幅图像超分辨率重建算法，通过在图像输入网络前，将原始低分辨率图像与高斯模糊核进行卷积，并进行低频信息融合以增强网络的泛化能力，使用亚像素卷积法把图像上采样到目标图像大小，进而消减网络的参数数量，提升运算速度。  在国外，Kim 等[6]提出了超分辨率重建极深卷积神经网络(Very deep convolutional networkfor super-resolution，VDSR)模型，与SRCNN相比，VDSR增加了神经网络的层数，可以提取更多的特征图，使重建后的图像细节更丰富，且随着层数的加深，感受野也随之变大，解决SRCN依赖小图像区域的上下文信息的问题。Bulat 等[7]针对大多数模型是从 HR 图像下采样得到对应的 LR 图像，并不能真正代表真实场景 的 LR 图像的情况，提出了新的退化模型。受 CycleGAN的启发，Bulat等将整个网络模型分为 2 段，一段是用不成对的 LR-HR 图像训练得到由 HR 图像到 LR 图像的 GAN 退化模型，取代多数模型采用的双三次下采样方法;另一段是用上一段网络生成的 LR 图像作为输入再用成对的LR-HR 图像训练GAN超分辨率网络。Soh 等人[8]为解决推理时间过长的问题，将零次学习与元转换学习相结合应用到 SR 问题中，从而提出了只需一次梯度更新便可使重建效果可观的 MZSR 方法。Christian Ledigdi[12]为了解决在较大放大系数下的如何更精细的恢复图像纹理细节问题，将生成对抗网络第一次运用于图像超分辨率重建，提出了专门用于图像超分辨率重建的SRGAN（Super-Resolution Generative Adversarial Networks），使用了一种特殊的损失函数，使得重建出的图像与真实高分辨率图像更加贴近，能够获得更多正确的图像信息，是图像超分辨率重建领域的一大进步。  关于图像超分辨率重建的实际应用方面，黄荔[9]运用深度学习对3D磁共振图像进行超分辨率重构，获得了更高分辨率的图片，得到更多有用的医疗信息。谢梦[10]使用生成对抗网络，对风云四号卫星推片进行了超分辨率重建，使得影像更加清晰自然，纹理更加细致，所表示信息更加明确。同时图像超分辨率重建也可以用于对视频，图像进行画质提升，对较差设备得到的地分辨率图片进行超分辨重建，从算法领域提高所得图像的画质而不用更换物理设备等应用[11]。辛元雪[4]针对现有的图像超分辨率重建算法仍存在细节上处理不足的问题，提出一种基于改进增强型超分辨率生成对抗网络（Improving Enhanced Super-Resolution Generative Adversarial Networks，ESRGAN）的图像超分辨率重建算法。结果显示，所提算法获得的重建图像边缘更加清晰，能够提供相对较多的细节，大大提升了图像的视觉效果。在客观质量评价方面，所提算法 2 倍超分辨重建后图像的峰值信噪比（Peak signal-to-noise ratio，PSNR）平均值相比 ESRGAN 提高了0.467dB，结构相似性（structural similarity ，SSIM）平均值提高了0.005；4倍超分辨重建后图像的PSNR平均值相比 ESRGAN 提高了0.438dB，SSIM 平均值提高了0.015。  综上所述，国内外众多学者在图像超分辨率重建领域进行了大量研究，提出了一系列或传统，或基于深度学习的算法来进行超分辨率重构，在各个领域已经有了一定的应用，但如何设计出一种能够快速、准确、普适的算法进行超分辨率重建还一直是计算机视觉领域一直在探索的问题，本文以SRGAN基础，设计了一种基于深度学习，使用生成对抗网络的单一图像超分辨率重建算法，该算法有一定的普适性且有较好的超分辨重建效果，能有效的还原图像的真实纹理。 |

|  |
| --- |
| 3.课题设计的主要内容  3.1算法主要模块  3.1.1图像预处理模块  图像预处理是图像超分辨率重建的第一步，预处理能够提高输入图像的质量，减少噪声和失真，并增强图像细节，为后续步骤提供更好的输入，提高算法的精度和视觉效果。  3.1.2生成网络模块  生成网络(Generator Network)是GAN的一个重要组成部分，可以将低分辨率的输入映射为高分辨率的输出，也可以根据一些样本数据学习生成与之类似的新数据。生成网络的目标是欺骗对抗网络(Discriminator Network)，生成逼真的数据样本，使其尽可能接近真实数据分布。  3.1.3对抗网络模块  对抗网络是GAN的另一个重要组成部分，其主要作用是对生成网络生成的数据样本进行评价和判别，分析出生成的数据是否符合真实数据分布。  3.1.4 结构相似性（StructuralSIMilarity，SSIM）测量模块  相似性测量用于评估生成的超分辨率图像与原真实高分辨率图像之间的相似度，用作评估算法的重建结果一种指标，并可用来优化算法。  3.2 图形化使用系统  3.2.1图形化输入界面  在此界面可输入需要超分辨率重构的图片，可直接使用鼠标进行选取，操作简捷便利。  3.2.2超分辨率图像整体展示界面  输入图片，待训练完成后可点击此模块查看训练完成的超分辨率图像。  3.2.3图像数据分析模块  对图像进行具体数据分析，形成分析图表。  3.2.4整体系统参考流程图  系统参考流程图如图3-1所示：  图3-1系统参考流程图 |

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 4.设计方案  4.1开发工具和使用平台   1. 开发语言:python 2. 开发工具:anaconda，pycharm 3. 操作系统:windows11   4.2算法设计方案  4.2.1预处理  对所给的高分辨率图像使用高斯滤波器进行降采样处理，得到用于训练超分辨率图像的低分辨率图像。  4.2.2生成网络  使用输入通道为 3，输出通道为64，卷积核大小为9，填充为4的二维卷积层，并设计七个残差模块，多个上采样模块。生成网络所用损失函数如下：  4.2.3对抗网络  使用输入通道为 3，输出通道为64，卷积核大小为3，填充为1的二维卷积层，并使用LeakyReLU作为激活函数，进行多轮判别。  4.2.4结构相似性测试模块  每次计算取一个N\*N的窗口，不断滑动，最后去平均值作为全局的SSIM，SSIM所用公式如下：  4.3 图形化界面设计方案  4.3.1图形化界面  使用python tkinter,pyecharts库编写图形化界面,包括图像输入,训练完成图像输出,训练前后细节对比,数据分析等界面。  4.3.2数据分析  使用python pyecharts库对训练前后的图片进行数据可视化，生成训练前后数据对比图，更加清晰的展示训练前后图像的变化，运用numpy，pandas库进行数据分析，生成数据表。  5.实施计划  毕业设计实施计划表，如表5-1所示：  表5-1毕业设计实施计划表   |  |  | | --- | --- | | 时 间 | 工 作 内 容 | | 2023-2024-2学期第3-4周 | 运用所学深度学习知识对算法进行详细分析 | | 2023-2024-2学期第5-7周 | 对算法和系统展示模块进行详细设计 | | 2023-2024-2学期第8-10周 | 运用python，实现算法,测试算法性能与系统功能，并编写展示平台， 撰写论文初稿 | | 2023-2024-2学期第11-12周 | 修改完善论文内容和格式的规范性，完成定稿 | | 2023-2024-2学期第13周 | 论文重复率检测，提交打印正式论文，论文答辩资格审查，制作毕业设计答辩的幻灯片 | | 2023-2024-2学期第14周 | 毕业设计答辩 | |

|  |
| --- |
| 6.主要参考文献   1. 邢苏霄,陈金玲,李锡超.基于深度学习的单图像超分辨率重建综述[J]. 计算机系统应用,2022, 31 (07): 23-34. DOI:10.15888/j.cnki.csa. 008566. 2. 李佳星,赵勇先,王京华.基于深度学习的单幅图像超分辨率重建算法综述[J]. 自动化学报, 2021, 47(10): 2341-2363.DOI:10.16383/j.aas.c190859. 3. 孙超文, 陈晓. 基于多尺度特征融合反投影网络的图像超分辨率重建[J]. 自动化学报, 2021,47(07): 1689-1700. DOI:10.16383/j.aas.c200714. 4. 辛元雪, 朱凤婷, 史朋飞. 基于改进增强型超分辨率生成对抗网络的图像超分辨率重建算法[J]. 激光与光电子学进展, 2022,59(04):381-391. 5. 张华成, 纪飞, 钟晓雄.基于高斯模糊的CNN的单幅图像超分辨率重建算法[J]. 计算机应用与软件, 2022,39(01): 231-235+295. 6. Kim J, Lee K J, Lee M K. Accurate Image Super-Resolution Using Very Deep Convolutional Networks. [C]. CoRR,2015, abs/1511. 04587. 7. Bulat A,Yang J, Tzimiropoulos G.To learn image super-resolution,useaGAN to learn how to do image degradation first. 15th European Conference on Computer Vision(ECCV). [C] .Munich,Germany:Springer, IEEE, 2018 8. [Jae Woong Soh](https://ieeexplore.ieee.org/author/37086346231), [Sunwoo Cho](https://ieeexplore.ieee.org/author/37088458813), [Nam Ik Cho](https://ieeexplore.ieee.org/author/37286042400). [IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)](https://ieeexplore.ieee.org/xpl/conhome/9142308/proceeding)[C], Seattle, USA, IEEE, 2020. DOI: [10.1109/CVPR42600. 2020. 00357](https://doi.org/10.1109/CVPR42600.2020.00357). 9. 黄荔. 基于深度学习的3D磁共振图像超分辨率重建算法研究[D]. 电子科技大学,2020. DOI:10.27005/d.cnki.gdzku. 2020. 004320 10. 谢梦, 杨春蕾, 顾明剑. 基于深度学习的风云四号卫星图像超分辨率重建[J].红,202344(07):46-52. 11. 李培育, 张雅丽. 基于改进SRGAN模型的人脸图像超分辨率重建 [J]. 计算机工程, 2023, 49 (04): 199-205. DOI:10.19678/j.issn. 1000-3428. 0064174. 12. Ledig C, Theis L, Huszár F, et al. Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network[C] ∥2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 105-114. |

|  |
| --- |
| 指导教师意见  指导教师签字：  年 月 日 |
| 答辩小组意见：  组长签字：  年 月 日 |