

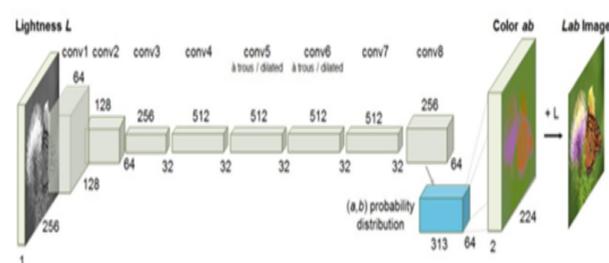
案例库名称：“深度学习的图像智能处理” 科研成果转化教学案例-《信息技术与人工智能概论》

适用课程：信息技术与人工智能概论

专业名称：软件工程

学院名称：计算机学院

项目负责人：李洪安



主题一：基于深度学习的图像彩色化方法

图像彩色化是计算机视觉的一个研究热点。将灰度图像渲染成彩色图像，可以帮助读者更快地掌握图像中包含的深层信息。基于深度学习的图像彩色化算法得到的图像颜色是从大量彩色图像中学习到的，因此学习到的颜色更具有自然性和一般性。基于深度学习的图像彩色化方法大致流程是通过输入灰度图像，根据图像的灰度信息提取特征并进行颜色预测，最后再将灰度信息和色度信息进行融合得到彩色图像。

[查看详情](#)



主题二：基于深度学习的风格转换方法

风格转换，也称为风格迁移，使用神经网络模型将一幅图像的样式或风格应用到另一幅图像上。目前利用生成对抗网络的图像生成特性进行风格转换尤为火热，可以生成我们任意想要的风格图像。图像风格迁移的目的，是为了确保在图像风格转化的同时，图像内容保持不变，例如转化为油画风格或其他应用场景的变化，但保留与输入图像相同的内容，从而使最终生成的图像在保留输入图像内容的同时具有其他艺术风格。

[查看详情](#)



主题三：基于深度学习的图像分割方法

图像分割是计算机视觉的基础，是图像理解的重要组成部分。所谓图像分割是指根据图像的颜色、几何形状、空间纹理、灰度等特征，将图像分割成若干不相交的区域，使这些特征在同一区域内表现出一致性或相似性，但在不同区域之间表现出明显的差异。对于灰度图像，区域内的像素通常具有灰度相似性，而区域边界上存在灰度不连续性。目前对图像分割的一般规律已经基本达成共识，并产生了相当多的研究成果和方法。

[查看详情](#)



主题四：基于深度学习的图像修复方法

图像修复旨在修复受到损坏的图像，目前随着深度学习和计算机视觉的发展，基于生成对抗网络的图像修复、水印去除、去雾去雨等算法引起了国内外很多学者的关注。近年来，深度学习迅速发展大大提高了图像修复的效率。深度学习算法逐步完善和发展，使得研究人员开始将深度学习算法应用于图像修复领域。基于深度神经网络的图像修复的流行方法是将被遮挡的图像送入生成器模型，该生成器模型被训练为填充被遮挡的图像以形成完整的图像，从而将被遮挡的图像转化为恢复的完整图像。

[查看详情](#)

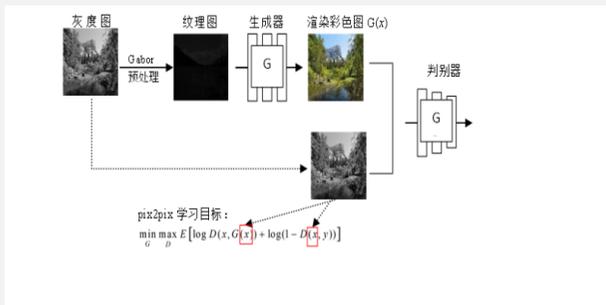


主题五：基于深度学习的图像超分辨率重建方法

一般情况下，图像分辨率越高，图像中包含的细节就越多，信息量也越大。从一幅低分辨率图像或图像序列恢复出高分辨率图像，可以得到更多深层次的信息。超分辨率技术可以看作是第二代图像修复技术，主要区别是图像修复技术在处理后图像中的像素数并不增加。近年来，基于深度学习的图像超分辨率重建方法采用大量的高分辨率图像来创建数据集，进而让模型进行学习，在对低分辨率图像进行恢复的过程中引入由学习模型获得的先验知识，以得到图像的高频细节，获得较好的图像恢复效果。

[查看详情](#)

案例1：基于Gabor滤波器pix2pix图像色彩渲染



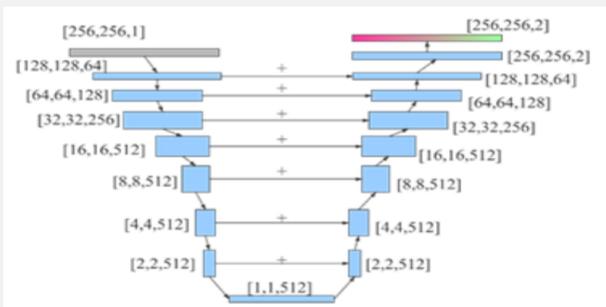
1. 案例简介

为改进传统色彩渲染方法的局限性和面对复杂场景时存在的颜色越界、边界模糊等问题，本案例提出一种结合pix2pix模型与Gabor滤波器的图像色彩渲染方法。首先，根据Gabor滤波器的多方向/尺度选择特性，对待渲染图像进行预处理，能够很好地描述对应于空间频率、空间位置及方向选择性的局部结构信息，保留图像的细节特征。其次，通过最佳尺度/方向的纹理特征图调整pix2pix模型，以对抗训练的方式获得纹理图像与彩色图像之间的映射关系。该模型可以学习输入图像与彩色图像之间的映射关系，以实现图像的色彩渲染，得到比较理想的彩色图像。最后，利用已经训练好的生成器实现图像的色彩渲染。采用summer风景数据集，每组实验的参数设计均相同。

2. 案例实际应用效果简介

基于Gabor滤波器的pix2pix图像色彩渲染方法主要由三部分组成，如左上图所示。首先，为了解决传统方法的局限性，引入用于图像转换的pix2pix模型。该模型可以学习输入图像与彩色图像之间的映射关系，从而对输入图像实现色彩渲染。其次，针对Gabor滤波器的多方向/尺度选择特性，提取图像6尺度4方向的纹理特征集作为输入进行训练与验证，其中使用尺度为7、方向为0°的纹理图进行训练的效果最佳。最后，虽然pix2pix模型解决了GAN模型存在的一些问题，但仍然有在大规模图像数据集上训练时的不稳定问题。所以pix2pix模型中损失函数使用了LSGAN的最小二乘损失函数，并增加了类似WGAN_GP的惩罚项。

案例2：结合Pix2Pix生成对抗网络的灰度图像着色方法



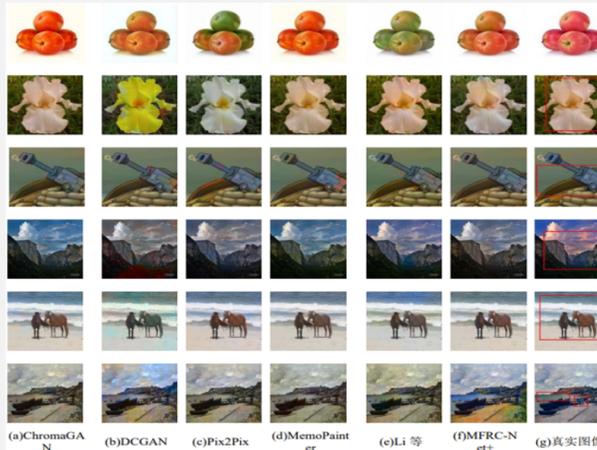
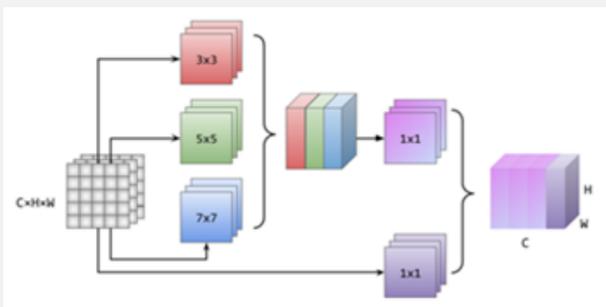
1. 案例简介

生成对抗网络在图像生成和图像增强方面有着良好的应用，因此将生成对抗网络用于图像彩色化也可以达到良好的效果。本案例方法参考了pix2pix网络中的Patch判别器结构，并改进了生成器网络，使得网络能够提取更多灰度图像特征信息。在网络损失函数的使用上进行了对比，采用不同的损失函数以指导整体网络的优化，避免梯度爆炸和梯度消失问题。最后在数据集上进行了测试，实验结果证明我们改进的方法能达到更好的彩色化效果。

2. 案例实际应用效果简介

为了充分提取灰度图像中的特征信息，本案例在pix2pix的基础上对U-Net进行了改进，增加了网络的深度，如左上图所示。为了验证本案例改进后的网络模型，将本案例算法和原始pix2pix方法进行了对比，右上图显示了比较结果。由于本案例改进的模型具有更加深层的结构，能更好的提取图像中的深层特征信息，在相同的测试图像下得到了更好的着色效果。相比Pix2Pix模型，改进着色模型的着色结果减少了大面积的黄色误着色区域，着色结果更加接近真实图像。

案例3：多视野特征表示的灰度图像彩色化方法



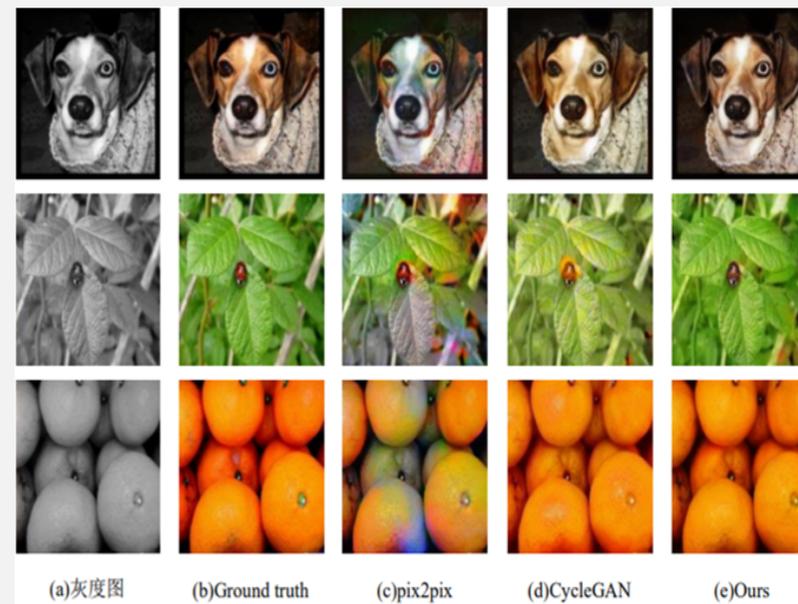
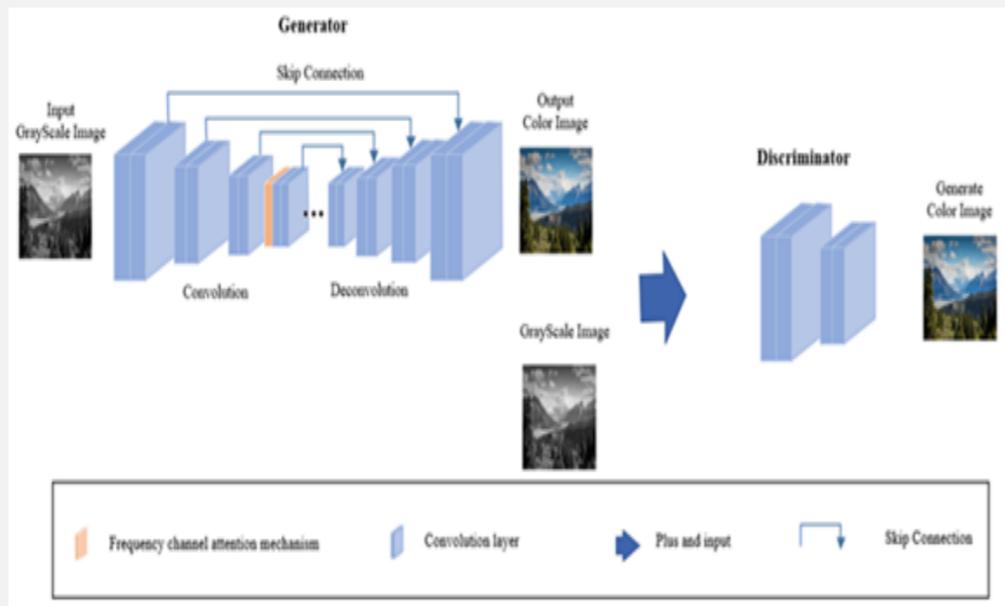
1. 案例简介

图像彩色化是对灰度图像的颜色信息进行预测，虽然使用深度学习的方法可以自动地对灰度图像彩色化，但对图像中不同尺度目标的彩色化质量不高，尤其是在对复杂物体和小目标物体彩色化时，存在颜色溢出、误着色和图像颜色不一致的问题。针对上述问题，提出了多视野特征表示的彩色化网络(MFRC-Net)。首先设计了多视野特征表示模块(MFRB)，与改进的U-Net结合得到多视野特征表示U-Net。然后将灰度图像输入U-Net中，并通过与PatchGAN的对抗训练得到彩色图像。最后利用VGG-19网络在不同尺度上计算图像的感知损失，提高图像彩色化结果的整体一致性。在相同实验环境下，使用不同类别的6个数据集进行实验的结果表明，该方法能有效提高彩色化图像质量，产生颜色更加丰富、色调更加一致的彩色图像。相比主流彩色化算法，在客观评价指标和主观感受上都取得了更好的结果。

2. 案例实际应用效果简介

图像多尺度特征表示在计算机视觉任务中已经非常普遍，较常见的方式是设计不同的处理分支，以在不同的尺度上获取图像特征信息，然后通过不同的特征融合方式将所有分支提取的信息进行交叉传递。但这些方法的研究重点主要集中在如何设计特征融合方法和减小计算复杂度上，对于多尺度特征的提取，通常使用下采样的方法获得。该方法会使输入图像分辨率以2的指数级降低，获得的多尺度图像仅仅是分辨率上的不同，不能表示出多样的特征信息。因此，本案例从特征获取角度出发，设计了MFRB提取图像的特征信息，并与改进的U-Net结合得到多视野特征表示U-Net。MFRB的网络结构如左上图所示。因此得到的彩色化效果也更加真实自然，整体的颜色更加和谐，没有出现误着色和颜色溢出的情况。此外，在Monet数据中，本案例提出的方法得到了更加惊艳的结果，对图中的小人和湖面的彩色化效果更好，进一步证明了本案例提出方法在复杂图像和小目标物体上的优越性。

案例4：频域通道注意力GAN图像彩色化方法



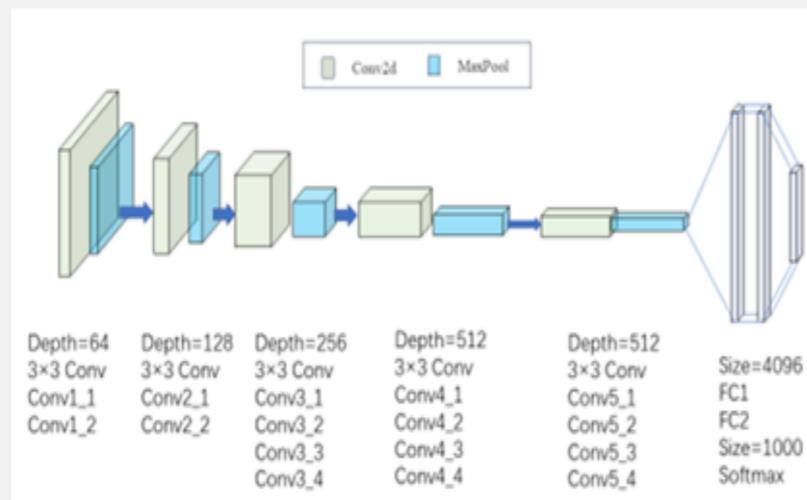
1. 案例简介

通道注意力机制极大地提高了计算机视觉方向的网络模型性能。但模块的简单叠加不可避免地增加了模型的复杂度，为了在提高性能的同时降低模型的复杂性，本案例提出一种全新的频域通道注意力GAN并应用在图像色彩渲染方向。首先，将全局平均池化推广到频域，得到频域通道注意力机制。其次，将频域通道注意力机制结合U-Net网络，以表征图像所有的特征信息。实验采用DIV2K数据集和COCO数据集验证有效性，相比pix2pix、CycleGAN模型，PSNR指标提高了2.660dB和2.595dB，SSIM指标提高了7.943%和6.790%。为了节省计算机资源开销，在Jittor框架下实现该方法，相比PyTorch框架，训练速度和性能有着明显的提高。

2. 案例实际应用效果简介

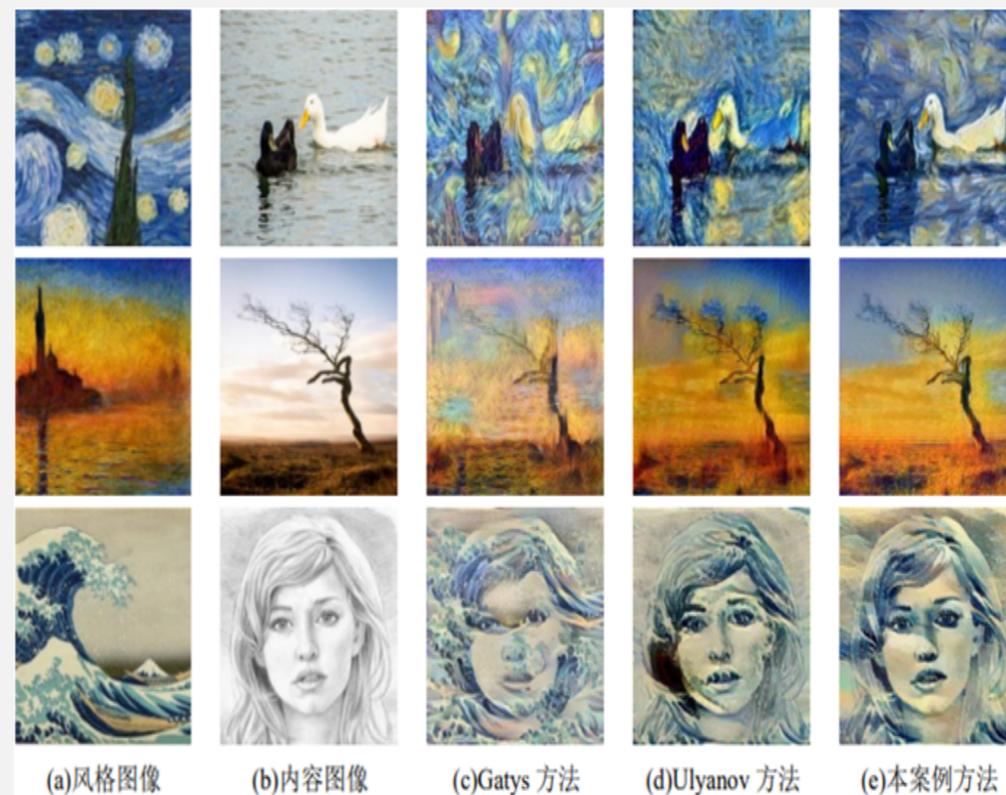
采用生成对抗网络作为模型架构，提出一种基于频域通道注意力机制的GAN模型，即频域通道注意力GAN。基于U-Net网络结构作为生成器，并添加skip connection和频域通道注意力机制增强模型的渲染能力。生成器和判别器结构如左上图所示，橙色模块为频域通道注意力机制，蓝色模块为卷积层，生成器包含8个卷积层和8个反卷积层，判别器包含4个卷积层。使用相同的训练数据集（COCO数据集）对所有方法进行训练，对比pix2pix模型和CycleGAN模型，上图所示为渲染结果示例，显然，本案例方法结果在不同色彩交界处、背景等细节处更加清晰，结构明显、不模糊，能够做到真实还原色彩，更接近Ground truth。而pix2pix模型和CycleGAN模型在渲染复杂场景下的图像时，会存在渲染错误、边界模糊等重大失误。CycleGAN模型虽然渲染结果不接近Ground truth，但是背景颜色更加鲜艳，在渲染颜色种类较少的图像时，效果更好。

案例5：基于神经网络的大数据图像风格转换方法



1. 案例简介

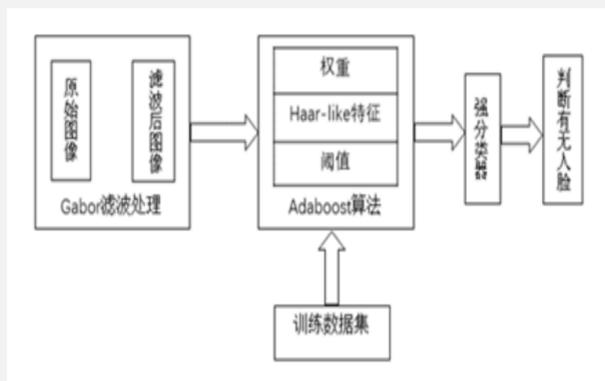
图像风格传递可以实现不同风格图像之间的相互传递，是大数据系统的一个必不可少的应用。利用基于神经网络的图像数据挖掘技术可以有效地挖掘图像中的有用信息，提高信息的利用率。然而，当使用深度学习方法转换图像样式时，内容信息往往会丢失。针对这一问题，我们在VGG-19网络的基础上进行改进，以减少图像风格和内容的差异；增加感知损失来计算特征映射的语义信息，以提高模型的感知能力。实验表明，本案例提出的方案在保持图像内容信息的同时，提高了风格传递的能力。



2. 案例实际应用效果简介

VGG 网络是 Simonyan 等人提出的卷积神经网络，它使用三个 3×3 卷积核代替 7×7 卷积核，使用两个 3×3 卷积核替代 5×5 卷积核。这是在保持相同感受视野的同时增加网络层数，使神经网络的效果得到一定程度的提升。与直接使用大卷积核相比，通过多个小卷积核的叠加来实现大卷积核的功能，既减少了参数量和计算量，又保持了感受野不变，所以分类精度高于大卷积核。

案例6：基于Gabor滤波的人脸图像分割方法



1. 案例简介

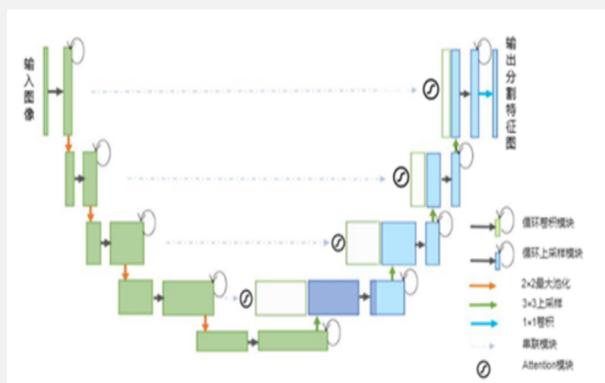
伴随着生物识别技术的迅速发展，人脸识别已经广泛地应用在许多领域，作为人脸识别的基础研究，人脸图像分割是人脸识别系统中举足轻重的一步，准确和快速地分割出人脸是提高识别速度和准确性的关键。然而由于头部位置、图像方向、光照条件和面部表情等因素的影响，使得面部分割更加困难。本案例结合Adaboost算法和Gabor纹理分析算法对人脸图像进行分割，从而有效降低了人脸图像分割的误检率。在人脸图像分割中，首先对含有人脸信息的图像用Gabor进行纹理分析，利用类肤色区域和肤色区域的阈值不同，设定合适的阈值，将图像背景信息中类似于皮肤的区域进行去除。然后利用Adaboost算法对准人脸区域进行检测，最后将检测出的人脸区域分割出来。该方法能够快速准确地对待检图像中的面部区域分割出来，并且有效降低漏检率及误检率。



2. 案例实际应用效果简介

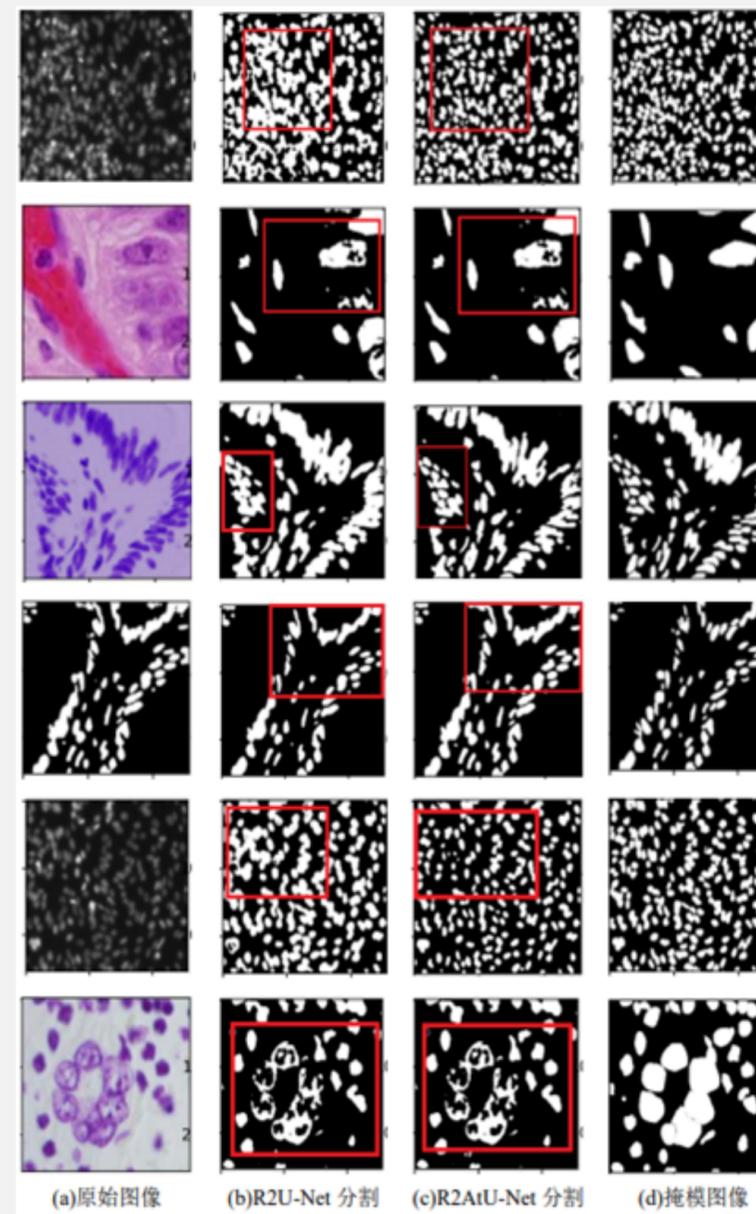
我们采用基于Haar-like矩形特征的Adaboost算法进行人脸检测，Adaboost以人脸的边缘灰度特征作为基础，迭代寻找能区分出人脸和背景的特征向量，迭代过程中依据上次训练集分类正确率来更新本次迭代的权重，最终实现改变数据分布的目的。对于上图中的人脸图像，其中未进行Gabor滤波的对照组在对人脸分割时，人脸分割的准确率较低，存在较多的漏检，同时存在将衣服误检为人脸。对于实验组来说，因为Gabor滤波能够很好地描述对应于空间频率、空间位置及方向选择性的局部结构信息，保留图像的细节特征，并且对于光照变化不敏感，实验组经过Gabor滤波处理后的图像没有误检发生，并且很大程度提高了人脸分割准确率。

案例7：循环残差注意力网络的医学图像分割方法



1. 案例简介

医疗图像分割是医疗影像处理中的一个重点研究方向，医疗图像分割能够从医疗影像中有效分割出异常组织和结构，帮助定位病变组织和组织结构清晰化呈现，临床诊疗中可以辅助医生做出合适的治疗方案。为了解决传统基于U-Net网络的医疗图像分割算法分割细胞核数据出现细胞核粘连、训练时大量耗费时间和资源的问题。本案例提出了基于循环残差注意力卷积神经网络 (Recurrent Residual Attention Convolutional Neural Network, R2AtU-Net) 的医学图像分割方法，R2AtU-Net网络集成了递归神经网络、残差网络、U-Net网



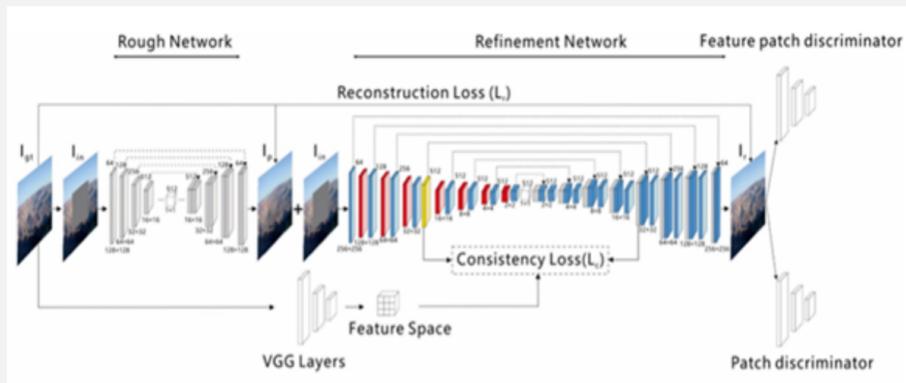
2. 案例实际应用效果简介

我们使用循环卷积神经网络，该神经网络结合了卷积网络和残差网络，可以在相同参数下获得更好的效果，为了进一步在解码前提取特征并且减少训练的时间，本案例在该网络的基础上加入了注意力机制，命名为循环残差注意力卷积神经网络 (Recurrent Residual Attention Convolutional Neural Network based on U-Net, R2AtU-Net)，本案例设计的网络架构如左上图所示。采用5个循环卷积模块、4个递归上采样模块和4个注意力模块

络，可以抑制由于神经网络层数增加所出现的梯度消失和梯度爆炸问题，从而提高分割准确率。通过堆叠注意力机制来提取图像的深度特征，同时可以提高训练效率，减少训练时间。利用R2AtU-Net网络对dsb2018肺部数据集分割很少出现细胞核粘连的情况，同时节省时间和计算资源，提高了分割模型的准确率和效率。

进行图像特征提取，第一个循环卷积模块读取输入图像通道数为64，卷积核经过后面4个循环卷积模块后通道数变为1024。

案例8：基于注意力机制的图像修复方法



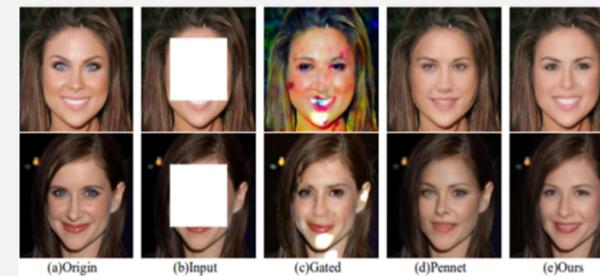
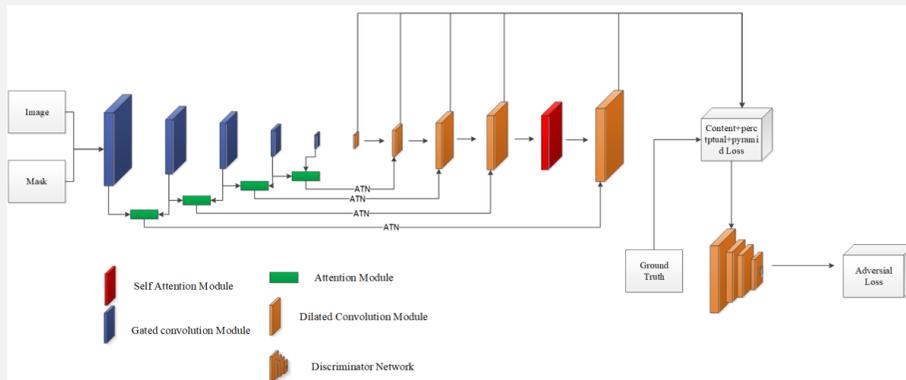
1. 案例简介

生成对抗网络是基于深度学习的图像修复方法的关键，良好的网络模型可以提高算法效率，便于在进行图像修复工作时提取更加有效的图像信息。然而，以前的图像修复往往没有考虑到像素之间的连续性，这在语义上意味着没有考虑到元素的连续性，导致颜色或线条断裂。因此，案例重点介绍一种基于注意力机制的图像修复方法，该方法通过考虑语义连贯性和像素连续性，在传统的基于GAN的图像修复方法中增加了一层语义连贯性，并介绍在此基础上改变损失函数对修复效果的影响。

2. 案例实际应用效果简介

网络模型分为粗修复网络和精细修复网络能够稳定训练和增大感受野。整个网络结构图如左上所示。其中 I_{gt} 表示ground truth images, I_{in} 表示the input to the rough network, I_p 表示粗修复网络输出结构, I_r 表示精细网络的输出结构。粗修复网络 (Rough network) 粗略的生成缺失的部分。采用的是pix2pix文章中的U-Net网络, 修复速度快并且修复效果良好。粗修复网络的输入是缺失或不正确缺失的中间图像 $3 \times 256 \times 256$ 。细化网络也有一个U-Net架构, 每个卷积分两步进行, 首先是幅度增加和减少, 然后向上和向下采样, 类似于分割卷积, 3×3 卷积用于幅度减少, 空洞卷积用于采样。实验采用CelebA人脸数据集, CelebA数据库包含20多万张面部图像, 其中包括1万多张名人图像, 并得益于大量的基础图像、丰富的注释信息和高图像质量。本次实验选用数据集中的小样数据集进行实验, 包括504张训练集和95张测试集, 实验训练迭代次数均为120次, Batch_Size为8, 学习率为0.0002。

案例9：基于门控卷积的金字塔图像修复方法



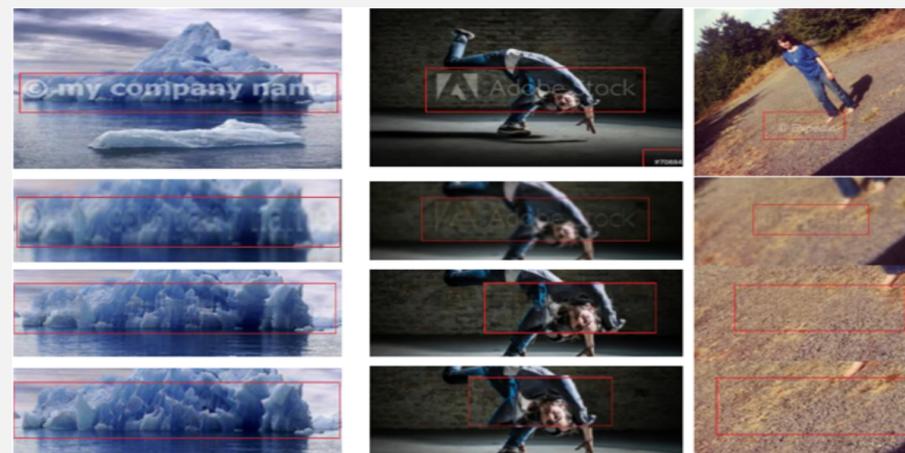
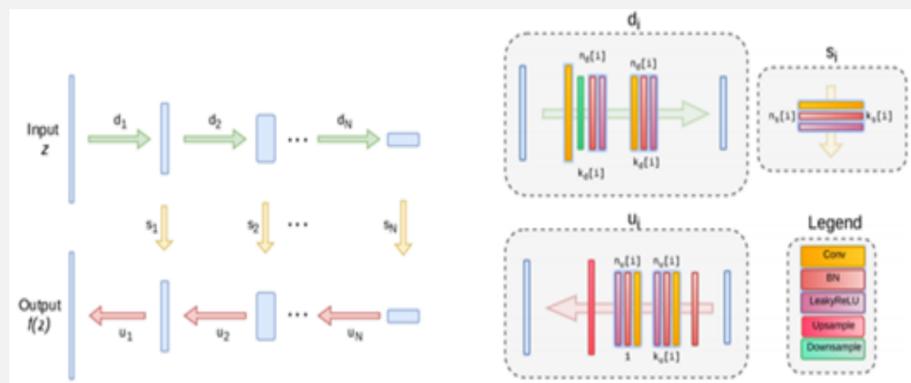
1. 案例简介

由于图像修复对于图像修复边缘一致性和语义完整性要求较高, 图像修复领域还有较大的改进空间。根据现存修复方法总是存在修复瑕疵的问题, 为此本案例提出了一种新型网络GAPNet方法, 使用新型卷积方法设计出一个新型网络, 增加对于图像中未破损区域有用信息的提取力度, 另外我们为网络设计了自注意力机制模块, 用来指导图像从高阶语义特征到图像信息的转换过程, 同时我们为网络设计并增加内容损失和感知损失, 来加速和改善网络的学习能力。

2. 案例实际应用效果简介

本案例提出的基于GAPNet方法的网络结构包括判别器和生成器两个部分, 网络结构图如左图所示, 其中生成器是一个改进的编码解码网络, 将输入破损图片编码到一个潜在特征空间, 然后解码重建图像特征得到输出图片。编码网络包含5个下采样层, 每两层之间由残差注意力转移模块连接, 从潜在特征空间中学习区域亲和力, 并用于指导相邻层的特征迁移, 另外编码器的每一层都会跳接到解码器对应的相同特征数量的位置。模型使用门控卷积操作, 以减少破损图像在卷积过程中对于无用信息的计算, 在解码网络的输出的前一层添加自注意力机制操作, 使图片在从潜在特征空间解码成图片的过程中解码效果更好, 重建图片更逼真。另外在模型的每层的最后都会增加激活层, 以防止模型的过拟合现象。整个网络的框架是一个金字塔结构, 通过多层之间的跳接结构和编码器中每层接层之间的注意力转移模块可以一次性学习到一个紧凑的潜在特征空间。

案例10：基于深度图像先验的图像水印去除方法



1. 案例简介

图像处理技术蓬勃发展, 图像水印去除技术作为其中的一个热门研究领域受到广泛关注。目前水印去除算法存在着图像水印去除不完全, 图像去除水印后图像质量不高, 填充错误的问题。针对以上问题, 本案例提出了一种改进的基于深度图像先验的图像水印去除方法。我们利用编码解码网络的方式提取图像特征, 首先改进U-Net网络模型, 在增加网络深度的同时

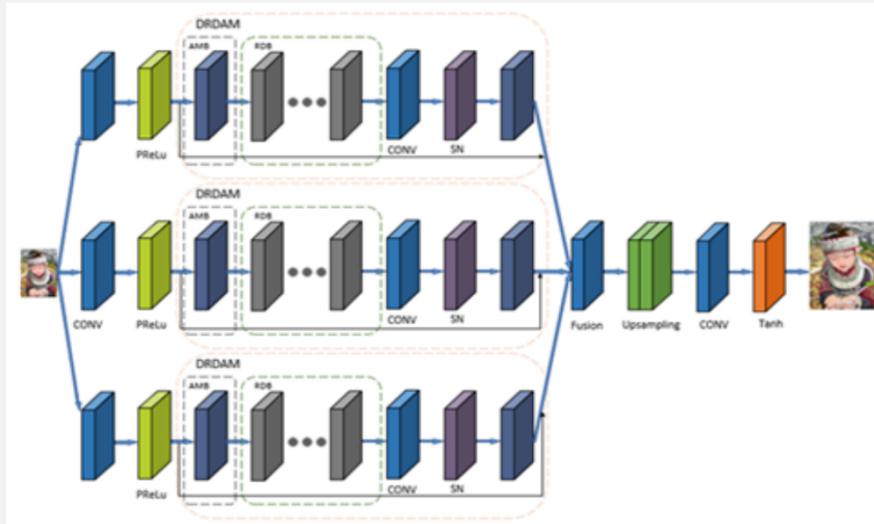
2. 案例实际应用效果简介

基于图像先验的图像水印去除算法的神经网络模型是一个改进的U-Net卷积神经网络, 其具体的网络结构如左上图所示。首先我们对去除水印的图片进行预处理, 手动对公图像水印位置进行标注并生成二值掩膜图片, 将二值掩膜图片和待去除水印图片一同送入神经网络,

用反卷积代替上采样操作以减少细节的丢失，从而提高网络模型对图像深层次特征的提取能力，另外在均方差损失的基础上增加L1损失和感知损失来加快和提高模型的学习效果。

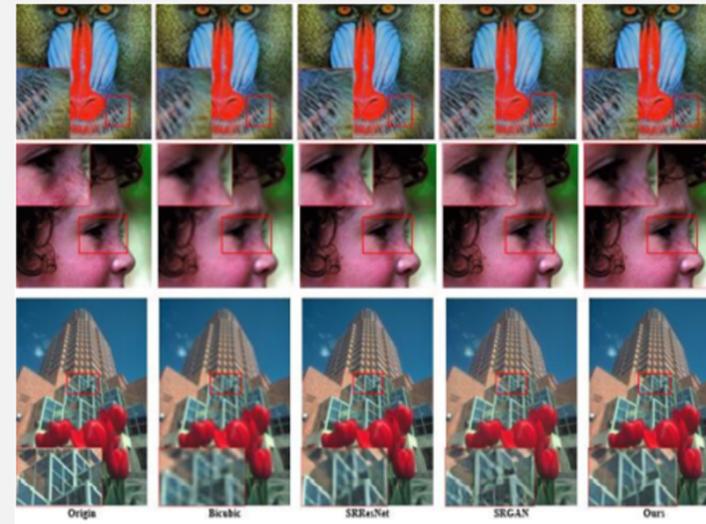
经过3000次迭代得到较好的修复结果，保存修复图片，并进行实验对比和分析。修复对比效果如右上图所示。

案例11：多尺度注意力的图像超分辨率重建方法



1. 案例简介

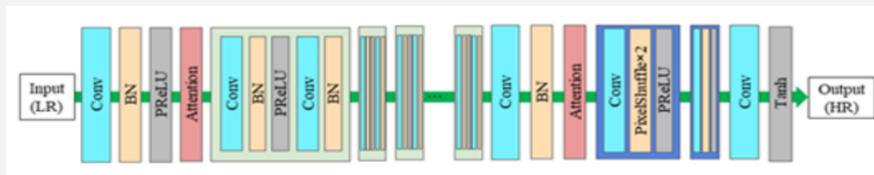
图像超分辨率重建是通过学习图像中的固有特征和属性提高分辨率的方法之一。然而现有的超分辨率模型未能充分使用低分辨率图像的特征，这会造成细节信息的遗漏，且图像重建后存在自然纹理扭曲、细节模糊以及过于平滑等问题。针对以上问题，本案例提出基于多尺度双注意力机制的残差密集生成对抗网络(MARDGAN)。为了获取多尺度信息，采用多分支路径对不同尺度的图像特征进行处理。此外，本案例还设计了双注意力机制块(CSAB)，并结合增强型残差密集块(ERDB)形成深度残差密集注意力模块(DRDAM)，以提取多层次深度特征信息。其中，在CSAB和ERDB中加入谱归一化(SN)以增强网络的稳定性。引入了瓶颈层进行全局特征融合，实现多层特征的信息利用。实验结果表明，本案例所提出的MARDGAN在多个基准数据集上比其他方法更能有效地利用原始图像信息，恢复出细节更清晰且真实性更强的超分辨率图像。



2. 案例实际应用效果简介

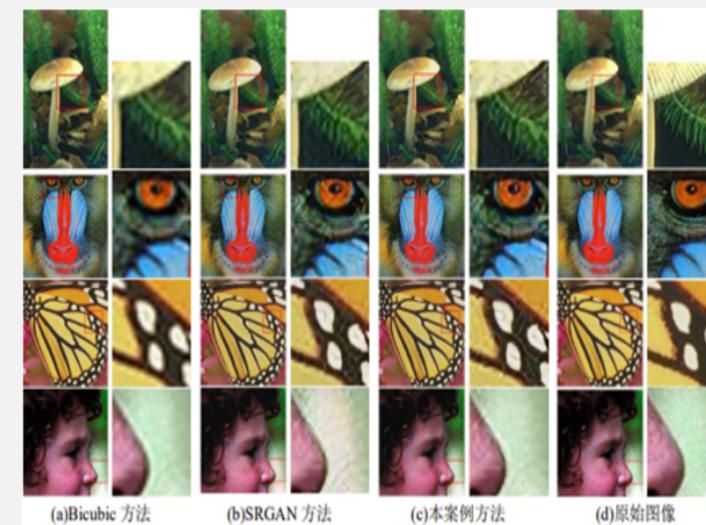
本案例提出了一种基于多尺度注意力的超分辨率重建网络模型，主要包括浅层特征提取、深层特征提取、全局特征融合和图像重建四个部分，具体网络结构如左上所示。将低分辨率图像输入到此网络中，可以输出高分辨率图像。首先使用了一个卷积层从LR输入图像中提取浅层特征，分为了三条路径，在三条不同的路径上分别用 3×3 、 5×5 和 7×7 大小的卷积核对低分辨率图像进行卷积处理得到不同的特征图，用于浅层特征的提取。激活层使用PReLU激活函数进行激活操作，能够提高模型的泛化能力并且抑制模型拟合。使用了注意力机制块(AMB)将需要的特征进行放大，不需要的特征进行缩小操作。

案例12：基于自注意力亚像素卷积的图像超分辨率重建



1. 案例简介

图像超分辨率重建算法可以改善物联网图像质量，提高物联网中数据传输效率，在数据传输加密中有着重要的研究意义。针对神经网络在进行图像超分辨率重建时图像质量不高的问题，提出了基于自注意力的图像超分辨率重建算法。我们对网络模型进行改进，采用残差网络结构和亚像素卷积对图像进行特征信息提取；加入自注意力机制模块，对图像中的细节信息进行关注。在公开数据集上的实验结果表明，本案例提出的改进网络模型，提高了图像重建质量，能有效恢复图像的细节信息。



2. 案例实际应用效果简介

基于自注意力机制的图像超分辨率网络模型包含生成器网络和判别器网络两个部分，其中生成器网络由16深度残差模块、3个卷积模块、2个亚像素卷积层和2个自注意力模块组成，具体网络结构如左上所示。