# 实践作业3-图像超分辨率方法

实验内容：实现一种图像超分辨率方法在set5数据集上的测试，得到超分辨率图像，测量与其原始真实图像之间的PSNR、SSIM指标值。对所选择方法的细节进行介绍，并试着讨论该方法可能存在的优缺点，以及可能的改进方向。

实验思路：搭建ESPCN网络。下载set5数据集，使用mindspore去加载测试数据。设计测试过程。开始测试，保存结果。

实验步骤：该代码执行以下步骤：

1. 导入所需的库：mindspore、mindspore.nn、torch、skimage.metrics、PIL、math、numpy和cv2。

2. 使用MindSpore库中的nn.Cell类定义ESPCN（Enhanced Super-Resolution Generative Adversarial Network）模型。该模型由两个部分组成：first\_part和last\_part，它们使用nn.SequentialCell定义为顺序层。

3. 定义两个实用函数：do\_Convert\_ycbcr\_to\_rgb和do\_Convert\_rgb\_to\_ycbcr，用于在RGB和YCbCr颜色空间之间转换图像。

4. 定义一个预处理函数do\_Preprocess，它接受图像作为输入，将其转换为YCbCr颜色空间，对Y通道值进行归一化，并准备将其输入ESPCN模型。

5. 定义一个函数do\_Bicubic，它接受一个测试图像和一个缩放因子，执行双三次插值来对图像进行降采样，得到一个低分辨率图像（lr\_img），并返回原始图像（src\_img）和双三次上采样图像（bi\_img），以供后续比较。

6. 定义一个函数do\_ESPCN，它接受预训练的ESPCN模型的路径、低分辨率图像（lr\_img）和YCbCr图像（ycbcr）。它加载模型，将其设置为评估模式，通过模型处理低分辨率图像以获得超分辨率图像（preds），将图像转换回RGB颜色空间，剪辑像素值，并返回输出图像。

7. 定义一个函数do\_Calculate\_Metrics，它接受源图像和超分辨率图像的路径，加载图像，将它们转换为灰度图像，并计算两个图像之间的PSNR（峰值信噪比）和SSIM（结构相似性指数）指标。

8. 在if name == "\_\_main\_\_":块中：

1) 将路径变量设置为空字符串（假设图像和预训练模型与脚本位于同一目录中）。使用PIL.Image.open打开测试图像。

2) 对测试图像执行双三次插值，以获得源图像（src\_img）、低分辨率图像（lr\_img）和双三次上采样图像（bi\_img）。

3) 保存源图像和双三次上采样图像。

4) 使用do\_Preprocess对低分辨率图像进行预处理。

5) 调用do\_ESPCN函数获取超分辨率图像（output\_img）。

6) 保存超分辨率图像。

7) 调用do\_Calculate\_Metrics函数计算源图像和超分辨率图像之间的PSNR和SSIM指标。

8) 打印计算得到的PSNR和SSIM值。

总体步骤涉及加载测试图像，执行双三次插值以获得低分辨率图像，对低分辨率图像进行预处理，将ESPCN模型应用于低分辨率图像，计算源图像和超分辨率图像之间的指标，并保存结果。

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 原图像 | 下采样后 | 网络输出 | 评价 |
|  |  |  | PSNR:33.46  SSIM: 0.91 |
|  |  |  | PSNR:34.36  SSIM: 0.93 |
|  |  |  | PSNR:27.13  SSIM: 0.86 |
|  |  |  | PSNR:31.23  SSIM: 0.86 |
|  |  |  | PSNR:30.02  SSIM: 0.87 |

1.模型结构的改进：可以考虑设计更加复杂和高效的网络结构来提高ESPCN的性能。例如，可以使用更深的卷积神经网络或引入注意力机制等方法来提取更加丰富的特征信息。

2.数据增强技术：可以使用数据增强技术来扩充训练数据集，从而提高模型的泛化能力。例如，可以通过旋转、翻转、裁剪等方式来增加训练样本的多样性。

3.引入感知损失：除了使用传统的均方误差损失函数，可以考虑引入感知损失函数，如VGG网络提取的特征损失，以增强对图像细节和结构的重建能力