

**计算机视觉实践实验报告**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **姓 名:** | 燕语晨 | **学 号:** | 123106222779 |
| **学 院:** | 计算机科学与工程学院 | | |

**2024年 5 月 8 日**

# 实验三 图像拼接

## 【1】实验目的

实现一种图像超分辨率方法在Set5数据集上的测试

## 【2】算法原理

SRResNet是一种基于残差网络（ResNet）结构的超分辨率（SR）图像重建算法。SRResNet借鉴了ResNet的残差学习思想，通过引入skip connections来学习图像的残差信息。

在传统的卷积神经网络（CNN）中，层与层之间的信息传递是通过堆叠卷积层实现的，但这种方式容易引发梯度消失或梯度爆炸问题。ResNet通过在每个残差块中添加跳跃连接，将输入与输出相加，使得网络可以更轻松地学习残差信息，有效地解决了梯度问题。

SRResNet通常由多个残差块组成，这些残差块可以堆叠在一起形成深层网络。

深层网络：

深层网络有助于学习更复杂、更抽象的图像特征，从而提高了模型对图像超分辨率的重建能力。

SRResNet使用了上采样和下采样操作来实现图像的放大和缩小。下采样操作通常使用卷积层和池化层来降低图像的分辨率，提取更高级的特征。上采样操作则通过转置卷积或像素插值等技术来增加图像的分辨率，实现图像的放大。

特征提取和重建：

SRResNet中的卷积层负责特征提取，通过学习图像的局部和全局特征。

残差块中的跳跃连接则负责学习图像的残差信息，帮助模型更准确地重建高分辨率图像。最终的输出是通过上采样操作获得的超分辨率图像。

总体来说，SRResNet通过残差学习、深层网络、上采样和下采样等技术，有效地实现了图像超分辨率的任务，能够将低分辨率图像重建为高分辨率图像，并且在保持图像质量的同时减少了模型的复杂度和训练难度。

## 【3】实验步骤

训练：

设置数据集路径、裁剪尺寸、放大比例等参数。接着，定义模型的参数，包括卷积核大小、通道数、残差模块数量等。然后，指定学习参数，例如批大小、学习率、迭代轮数等。

在初始化之后，代码创建了一个SummaryWriter对象，用于实时监控训练过程。接下来，进入了主要的训练函数main()。在该函数中，首先初始化了SRResNet模型和优化器，将模型移至GPU进行训练。

训练循环中，代码逐批加载数据，进行前向传播、计算损失、反向传播和更新模型参数等步骤。同时，使用SummaryWriter实时监控损失值的变化，并将图像的变化情况添加到TensorBoard中进行可视化。

每轮训练结束后，保存模型参数，并记录训练过程中的损失值。最后，训练结束后关闭监控并保存训练日志和模型。

测试：

设置了待测试图像的路径和模型参数，包括卷积核大小、通道数、残差模块数量和放大比例等。

接着，加载了预训练的SRResNet模型，将模型加载到指定设备（GPU或CPU）中。

对待测试图像进行了处理，包括加载、转换为RGB模式，并进行双线性上采样得到放大后的图像，并保存为Bicubic插值的结果。

进行图像预处理和模型推理，将图像数据转移到设备中，调用模型进行推理得到超分辨率重建后的图像，并将其保存。

## 【4】结果分析

本次实验评估了图像超分辨率模型的性能，通过计算图像的 PSNR和 SSIM来评估模型对于图像重建的质量。

通过get\_image\_paths函数获取了高分辨率图像的路径列表。

然后，遍历HR图像列表，针对每张HR图像，构造对应的超分辨率（SR）图像的路径，进行PSNR和SSIM的计算。

使用imread\_uint函数读取HR图像和SR图像，并将它们转换成对应的数据格式。

调用calculate\_psnr和calculate\_ssim函数分别计算了PSNR和SSIM。

实验结果：

Average PSNR（平均PSNR）: 35.577

Min PSNR（最小PSNR）: 35.577

Max PSNR（最大PSNR）: 35.577

Average SSIM（平均SSIM）: 0.948

Min SSIM（最小SSIM）: 0.948

Max SSIM（最大SSIM）: 0.948

根据结果可以看出，该超分辨率模型在测试图像集（Set5）上的表现比较稳定，PSNR值较高（35.577），SSIM值也较接近1（0.948），说明模型在图像重建方面具有较好的效果，能够有效地提高图像的质量和细节。

## 【5】实验心得

本次实验对于评估图像超分辨率模型的性能具有一定的参考意义。通过计算 PSNR 和 SSIM 这两个经典的评价指标，我们能够客观地评估模型的重建效果，为后续的模型优化和改进提供了有益的反馈和参考。

在这个实验中，有几个方面可以考虑改进和优化：

超参数调优：可以对模型的超参数进行调优，如学习率、批大小、训练轮数等，通过实验和验证找到最优的超参数组合，提高模型的训练效率和性能。

使用更大规模的数据集：可以考虑使用更大规模的图像数据集进行训练和测试，以提高模型的泛化能力和适用性，在更广泛的场景下获得更好的表现。