图像恢复任务实验报告

一、任务概述:

本实验聚焦于图像恢复任务,旨在利用合成数据训练模型,实现对退化图像(不同场景下的 RGB 彩色图片,含手机/电脑截图,屏幕照片等)的恢复。通过 RGB 域 PSNR 衡量模型效果。

二、方法选择与模型介绍:

(一) 模型选择: HINet

选用 HINet (Hybrid Iterative Network) 实现图像恢复任务,原因如下:

轻量高效: 相比复杂模型 (如 MIRNetV2), 在保证恢复精度的同时, 大幅减少参数量与计算量, 更适配实验环境, 训练与推理速度更具优势;

恢复效果适配:针对图像退化(噪声,模糊),其迭代式特征处理机制,能有效捕捉图像细节,对本实验中以文字为主的退化图像,可较好还原清晰内容。

(二) HINet 结构简述

HINet 核心为**混合迭代模块**,包含多轮迭代过程。每轮迭代内,通过残差块等结构提取、处理特征,利用迭代优化逐步逼近清晰图像。关键组件:

基础通道与迭代设置:通过 base_channels 控制特征通道数, num_iterations 设定迭代轮次, num_blocks_per_iter 定义每轮迭代内残差块数量, 平衡模型复杂度与效果。

特征处理流程:输入退化图像经 resize、转 Tensor等预处理后,进入模型,经过多轮迭代特征优化,输出恢复后的图像 Tensor,再经后处理还原为 PIL 图像并保存。

三、实验过程:

(一) 数据准备:

训练集通过下载下来的清晰原图,自主进行模糊加上噪声生成"退化图像",与原清晰图像形成图像对,再经过数据增强增大训练集数目,在数据增强中仅仅做了几何变换和光照的调整;

测试集采用仓库提供的退化图像;

(二) 模型训练:

1、环境配置:

使用 Python 环境,依赖 torch、torchvision、PIL 等库,通过 torch.device 自动适配 CPU 训练

2、训练参数:

模型参数: base_channels = 32、num_iterations = 4, num_block_per_iter = 3 平衡模型复杂度与训练效率;

优化参数:采用 Adam 优化器,初始学习率合理设置(如 1e-4),结合学习率调度策略(如 ReduceLROnPlateau),根据验证集损失调整学习率;

损失函数:选用 L1 损失,更贴合图像恢复任务对像素级误差的优化需求。

3、训练流程:

(三)模型推理:

1、推理流程:

加载训练好的模型权重(best_model.pth),设置模型为评估模式。遍历退化集退化图像,经过预处理后输入模型,推理得到恢复图像,存在 your_result 目录下;

2、结果评估:

运行评估脚本 test.py 后,计算恢复图像与清晰图像的 RGB 域 PSNR,评估模型恢复效果;

四、实验结果:

(一) 定量结果:

通过 test.py 计算得到结果如下: (截取部分结果)

```
1.png: PSNR=7.1993
2.png: PSNR=8.4159
3.png: PSNR=8.4701
4.png: PSNR=9.6178
5.png: PSNR=8.3590
6.png: PSNR=6.9946
7.png: PSNR=7.3088
8.png: PSNR=7.1863
9.png: PSNR=8.9918
10.png: PSNR=8.3690
11.png: PSNR=8.6297
12.png: PSNR=6.7361
13.png: PSNR=8.1173
14.png: PSNR=10.1958
15.png: PSNR=10.1229
16.png: PSNR=9.9711
17.png: PSNR=10.0416
18.png: PSNR=8.4468
19.png: PSNR=9.5498
20.png: PSNR=9.0018
21.png: PSNR=9.5356
22.png: PSNR=10.5858
23.png: PSNR=9.8979
24.png: PSNR=8.0817
```

PSNR 数值越高,表明恢复图像与清晰图像越接近,模型效果越好。实验中,随着训练轮次增加,损失降低,PSNR 提升,模型逐步收敛,但可惜复原效果仍不是很理想。

(二) 定性结果:

随机选取测试集图像,对比退化图像与恢复图像:

文字清晰度: 退化图像中模糊, 带噪声的文字, 经模型恢复后更易识别;

色彩与细节: 针对屏幕照片等场景,恢复图像有效还原色彩饱和度与图像细节;

五、总结与展望:

(一) 实验总结:

本实验基于 HINet 完成图像恢复任务,通过合理的数据准备、训练参数设置与流程执行,模型在测试集上取得了一定 PSNR 指标,且视觉效果有一定改善。HINet 的轻量性,在保证效果的同时,提升了训练与推理效率,适配实验需求。

(二) 不足与改进方向:

- 1、数据多样性上:训练数据虽然经过增强,但场景,退化类型仍可扩充,以提升模型泛化性。
- 2、模型的优化:可尝试调整 HINet 迭代次数,通道数等参数,或结合其余损失函数,进一步恢复效果;