

report

工作内容

用计图实现了SIREN网络的映射拟合训练，并实现了泊松图像重建（拉普拉斯）、图像编辑以及图像补全相关应用。支持对不同分辨率的彩色和黑白图片的处理

网络结构

使用 Sine 函数激活 MLP，神经网络包含输入层、输出层以及三层隐藏层，隐藏层，网络结构代码如下：

```
def linear_init(first_layer, in_features, out_features):
    linear = nn.Linear(in_features, out_features)
    if first_layer:
        jittor.init.uniform_(linear.weight, (-1 / in_features), (1 / in_features))
    else:
        jittor.init.uniform_(linear.weight, -np.sqrt(6 / in_features) / 30, np.sqrt(6 /
in_features) / 30)
    return linear

class Sine(nn.Module):

    def __init__(self):
        super().__init__()

    def execute(self, input_var):
        return jittor.sin(30 * input_var)

class Siren(nn.Module):

    def __init__(self, out_features):
        super().__init__()
        self.net = nn.Sequential(
            linear_init(True, IN_FEATURES, HIDDEN_FEATURES),
            Sine(),
            *[nn.Sequential(linear_init(False, HIDDEN_FEATURES, HIDDEN_FEATURES),
Sine()) for _ in
                range(HIDDEN_LAYERS)],
            linear_init(False, HIDDEN_FEATURES, out_features)
        )

    def execute(self, input_var: jittor.Var):
        input_var = input_var.clone().detach()
        out = self.net(input_var)
```

```
return {  
    OUT_KEY: out,  
    IN_KEY: input_var  
}
```

输入为图像坐标，注意参数的初始化使用了 SIREN 文章中推荐的方法，尤其是第一层之后的初始化较为特别，这也是 SIREN 表现优秀的关键所在

应用实现

图像拟合和另外三种应用的实现位于 `main.py`，这四个任务的过程都极为相似，均为训练 SIREN 网络，区别主要在于对 loss 的计算，这四个任务分别定义了不同的损失函数以及用于对比的 ground truth，分别为 像素mse、拉普拉斯 mse、两图梯度 mse 以及残缺像素 mse。图像补全工作稍显特殊，其训练时的输入数据为残缺坐标，输出结果时输入完整坐标

实验过程

本项目所有实验均训练1000个epoch，可通过 `./run.sh` 进行实验，支持自定义的参数如下：

```
usage: main.py [-h] [--task TASK] [--input_path INPUT_PATH]  
               [--output_dir OUTPUT_DIR] [--channels CHANNELS]  
               [--sidelength SIDELENGTH] [--epochs EPOCHS] [--lr LR]  
               [--ot_image_path OT_IMAGE_PATH] [--points POINTS]
```


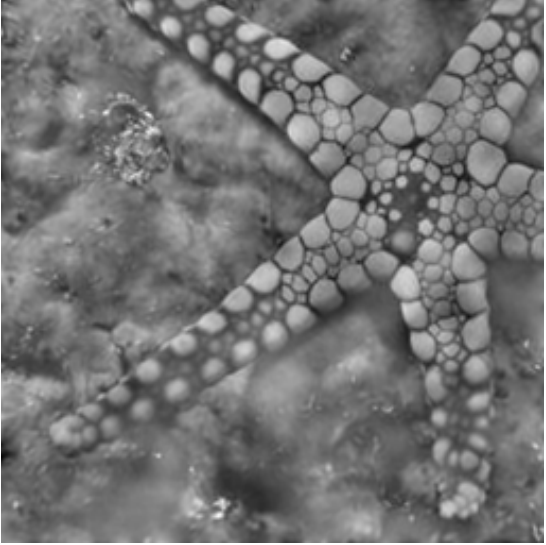
效果展示

图像拟合

原图	SIREN拟合
	




可见拟合效果极佳，肉眼很难看出区别。训练结束时 loss 数量级在 10^{-4} ，基本收敛。同时因为 SIREN 网络结构简单，训练速度也极为优秀

泊松图像重建

原图	泊松拟合
	



可见效果有限，与原图有较大差距，但是也已收敛。这一实验也在 SIREN paper 中进行，效果也相近。由此可知拉普拉斯算子作监督的时候拟合效果一般，并不非常适用本场景。

图像编辑

图1	图2	叠加图
		

可见编辑效果极好，成功将两图变化不大的空白部分用另一图替代，这也符合梯度监督的特点，在每个区域拟合梯度较大的一张图

图像补全

原图	残缺图（随机5000个像素）	重构图
		

残缺图近保留了十分之一左右的像素，其信息已经相当模糊，根本无法判断原图内容。而通过 SIREN 拟合后再输入完整坐标，结果图可清洗判断原图内容，虽在清晰度上仍有欠缺，但显然远远优于残缺图

参考资料

Sitzmann, Vincent, et al. "Implicit neural representations with periodic activation functions." *arXiv preprint arXiv:2006.09661* (2020).

[github code](#)