

# 实验二 SIREN 报告

2018011363 黄翘楚 计84

## 模型概述

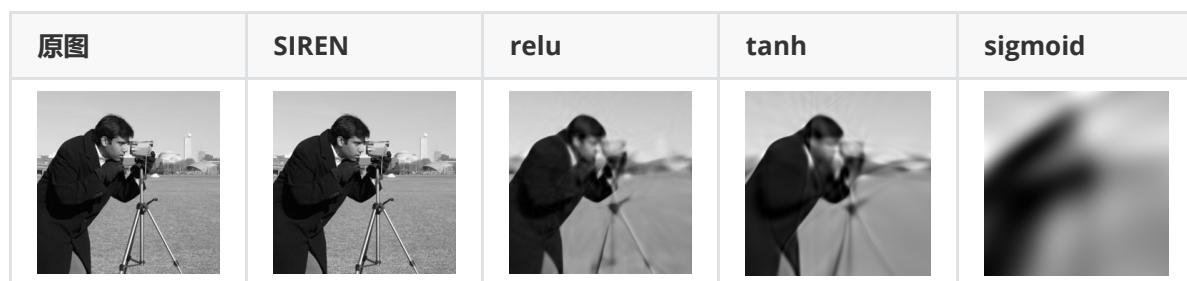
使用sine作为MLP的激活函数，包含一层输入层，3层隐层以及一层输出层，隐层大小为256维，除最后的输出层外，每层前向传播时公式为 $\sin(\omega_0 \cdot Wx + b)$ ，其中 $x$ 为输入， $W$ 和 $b$ 是线性层的权重和偏置，参考原文我将 $\omega_0$ 设为30。输出层为一层线性层，映射到对应输出的维度。对于参数的初始化，参考原文第一层 $W \sim U(-1/n, 1/n)$ ，其他层 $W \sim U(-\frac{\sqrt{6/n}}{\omega_0}, \frac{\sqrt{6/n}}{\omega_0})$ 。所有实现的应用均支持彩色和黑白图片。

此外，为了与其他激活函数进行对比，我还是实现了其他激活函数的MLP模型，包括relu、tanh以及sigmoid，它们的层数以及隐层大小与SIREN相同。对于参数初始化，对于使用relu作为激活函数的模型使用kaiming初始化，使用tanh和sigmoid作为激活函数的模型使用xavier初始化

## 效果展示

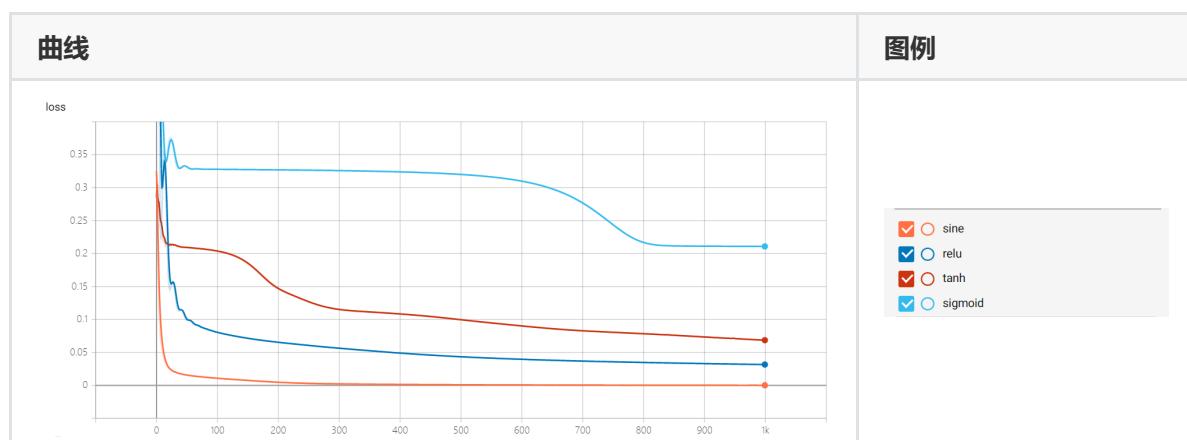
### image fitting

损失函数为重建的图像与原图的MSE Loss，使用Adam优化器，learning\_rate=1e-4，每个模型训练10k个epoch。结果保存在result/image\_fit文件夹中

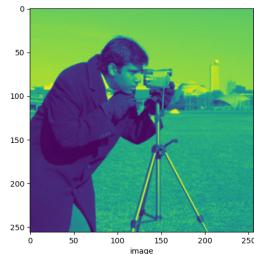
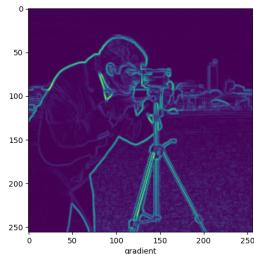
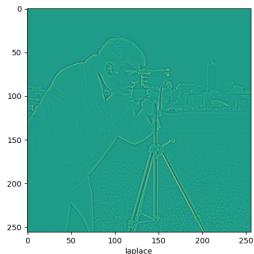
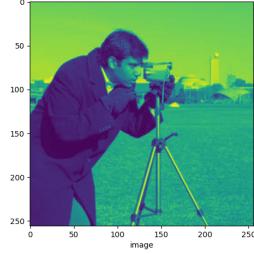
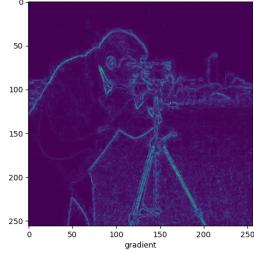
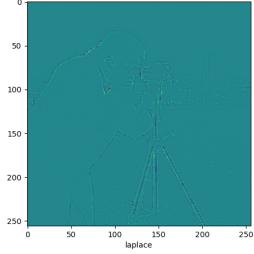
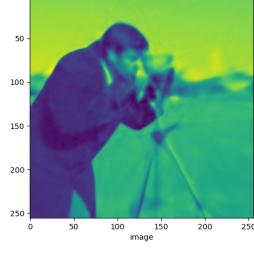
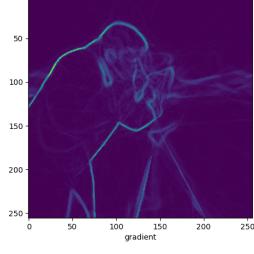
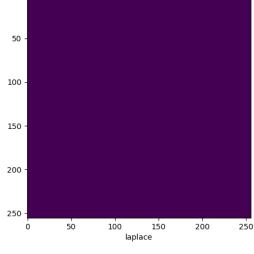
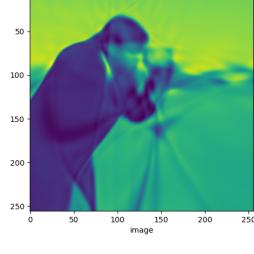
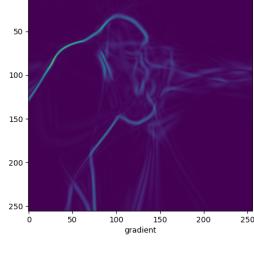
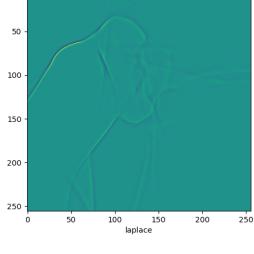
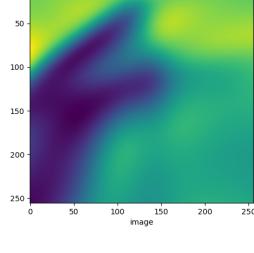
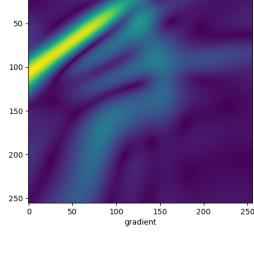
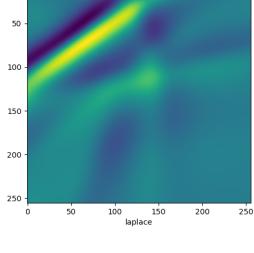


可以看到从拟合效果来看，使用SIREN拟合效果最好，使用relu和tanh作为激活函数的MLP效果一般，而使用sigmoid作为激活函数的MLP效果最差

为对比不同模型的收敛速度，我画出了不同模型前1k个epoch的loss曲线如下图所示，可以看出SIREN收敛速度最快(结果保存在result/loss\_curve中)



接下来展示不同模型求导的结果

激活函数	效果图 (均已normalize过)		
原图	  		
SIREN	  		
relu	  		
tanh	  		
sigmoid	  		

可以看到，SIREN不仅拟合原图，同时可以很好的重构出一阶导数和二阶导数的信息，relu一阶导数效果一般，没有二阶导数，tanh一阶导数二阶导数效果一般，sigmoid效果最差

根据以上结果可以得到结论，在image fitting中，SIREN收敛速度快，拟合结果好，同时可以重构出导数信息。

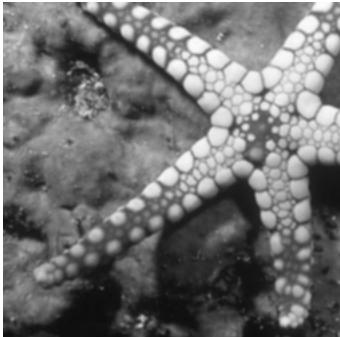
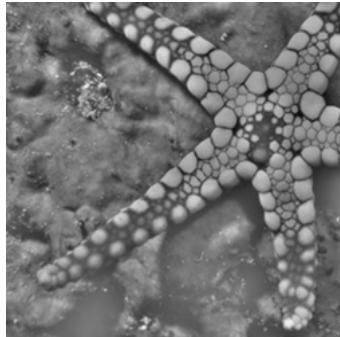
思考：由于SIREN特别强调了参数初始化，但其他MLP模型没有，除了模型本身外，这可能也是其他模型收敛速度没有SIREN快的一个原因

此外，我进一步探究了坐标之外的信息，从图片中可以看到SIREN虽然可以有效的表征观测到的数据，但在out-of-sample的数据表现不好



### Poisson image reconstruction

使用原图的一阶导数或二阶导数做训练，SIREN可以重构出原函数空间的信息，损失函数为重建图像的导数与原图导数的MSE Loss，使用Adam优化器，learning\_rate=1e-4，训练10k个epoch。结果保存在result/poisson\_grad、result/poisson\_laplace文件夹中

原图	fitting $\nabla f$	fitting $\Delta f$
		

激活 函数	效果图 (均已normalize过)		
原图			
fitting $\nabla f$			
fitting $\Delta f$			

### Poisson image editing

通过结合两张图的导数，并利用SIREN重构原图，可以做到两张图的复合，拟合导数目标为  $\nabla_x f(x) = \alpha \cdot \nabla f_1(x) + (1 - \alpha) \cdot \nabla f_2(x)$ ，其中  $f_1$ 、 $f_2$  表示两张原图， $\alpha$  设为 0.5

损失函数为重建图像的导数与计算所得的导数的 MSE Loss，使用 Adam 优化器，learning\_rate=1e-4，训练 3k 个 epoch。结果保存在 result/composite\_grad 文件夹中

图片1	图片2	结果

## image inpainting

只根据图片的部分像素信息，对整个图片进行重建

损失函数为重建图像对应坐标的像素的与残缺图片的像素的MSE Loss，使用Adam优化器，learning\_rate=1e-4，训练10k个epoch。训练完成后对模型输入所有坐标则可以得到图片的全部像素信息，结果保存在result/image\_inpainting文件夹中

点数	原图(65536)	1000	5000	10000	30000
context					
inpainted image					

点数	原图(65536)	1000	5000	10000	30000
context					
inpainted image					

## 运行方法

运行指令全部在 run.sh 中

## 文件说明

```
data
model
result
    composite_grad:Poisson image editing结果
    image_fit:image fitting结果
    image_inpainting:image inpainting结果
    loss_curve:loss曲线
    poisson_grad:Poisson image reconstruction结果(使用一阶导数)
    poisson_laplace:Poisson image reconstruction结果(使用二阶导数)
dataset.py
display_img.py:获取原图以及导数并展示
display_loss.py:展示loss曲线
run.sh
test.py
train_img_fitting.py:image fitting代码
```

```
train_img_inpainting.py: image inpainting代码  
train_poisson_compgrad.py:Poisson image editing代码  
train_poisson_grads.py:Poisson image reconstruction代码(使用一阶导数)  
train_poisson_lapl.py:Poisson image reconstruction代码(使用二阶导数)  
training.py:训练代码  
utils.py
```

## 参考资料

[1] Sitzmann V, Martel J N P, Bergman A W, et al. Implicit neural representations with periodic activation functions[J]. arXiv preprint arXiv:2006.09661, 2020.

[2] github官方实现<https://github.com/vsitzmann/siren>

[3] 知乎[SIREN: 使用周期激活函数做神经网络表征 - 知乎 \(zhihu.com\)](#)