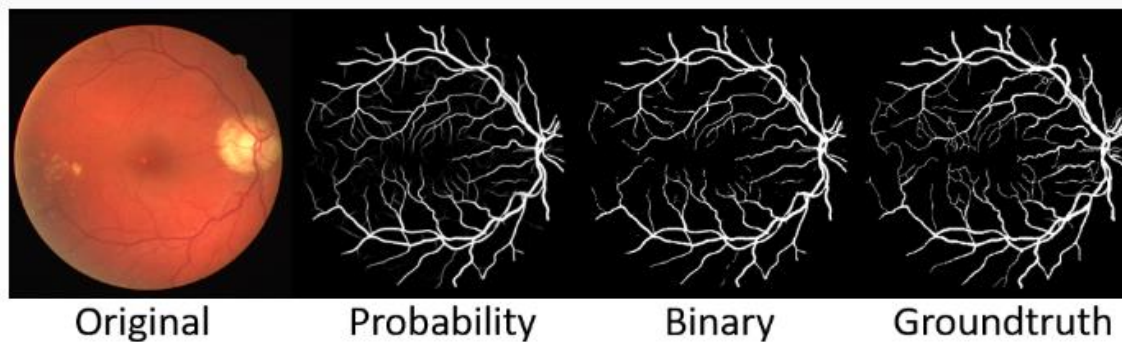
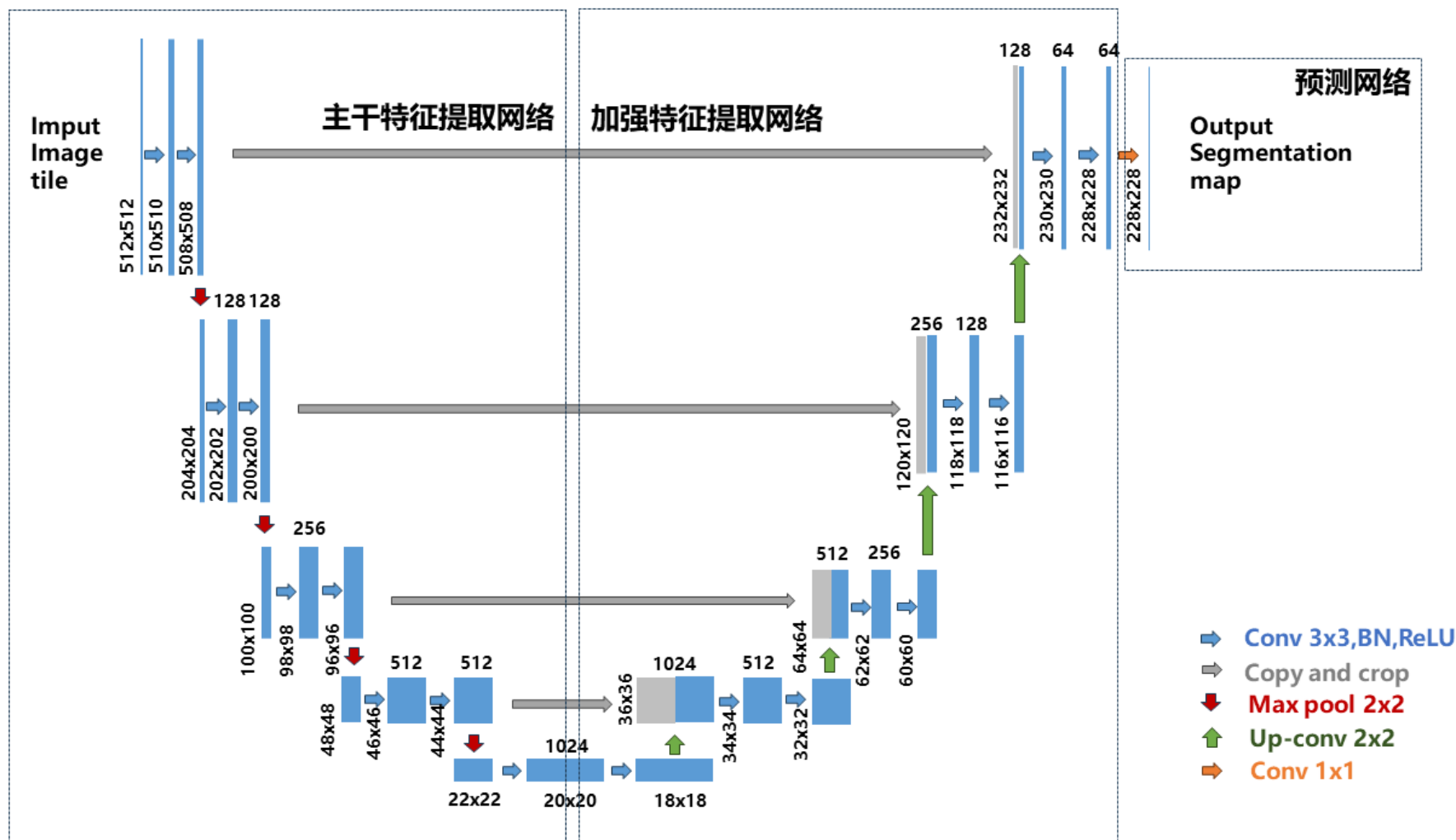


Retina Blood Vessel-UNET



采用U-Net神经网络实现对医学图像视网膜血管分割

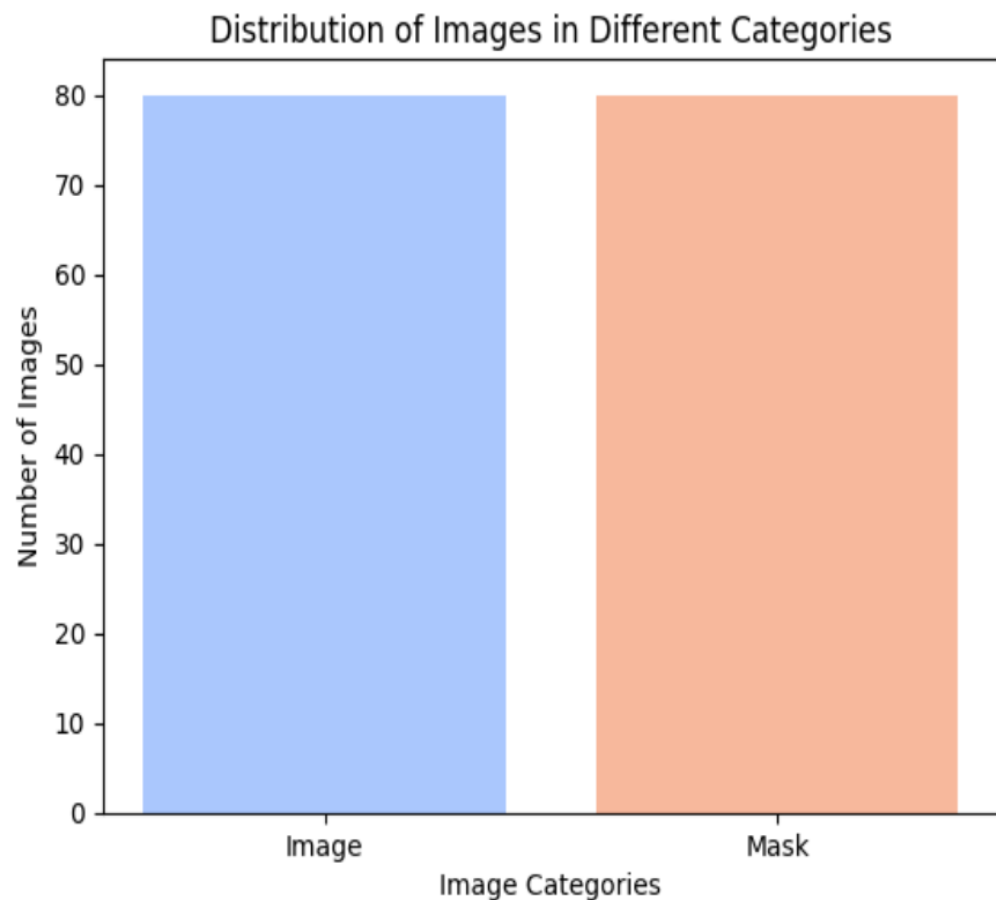


研究目的分析

- **早期病变检测：** 通过自动分割，可以帮助医生更早地发现眼部疾病的迹象，尤其是一些微小的血管变化。
 - ① 视网膜血管分割是眼底图像定量分析的关键步骤，可以得到视网膜血管树的相关形态学信息，如血管的曲率、长度、宽度[1]。
 - ② 视网膜血管分割和描绘视网膜血管的形态属性，如长度、宽度、弯曲度、分支模式和角度，用于诊断、筛查、治疗和评估各种心血管和眼科疾病，如糖尿病、高血压、动脉硬化和脉络膜新生血管[2]。
 - ③ 许多研究人员正在尝试从视网膜图像中自动分割血管，这种机制可以适当消除贫困和偏远地区缺乏眼科医生的情况[3]。
- **辅助诊断：** 模型生成的血管分割结果可以作为医生诊断的辅助工具，提供更全面的信息。
- **治疗规划：** 在一些需要进行治疗的情况下，准确的血管分割结果可以帮助医生制定更有效的治疗计划。

数据来源:[1] [基于U型卷积网络的视网膜血管分割方法](#) [2] [基于U-Net模型的视网膜血管分割](#) [3] [医学图像视网膜血管分割综述](#)

数据集准备



训练集(Train):

image: 80 张

mask: 80 张

测试集(Test):

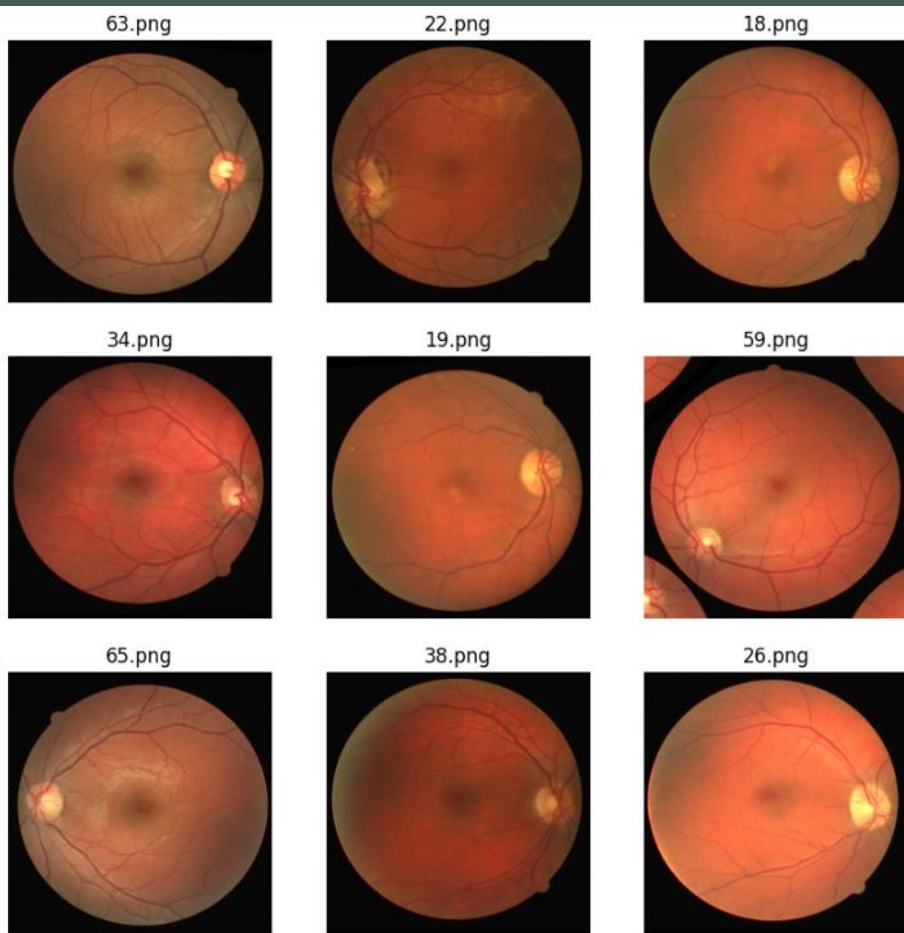
image: 20 张

mask: 20 张

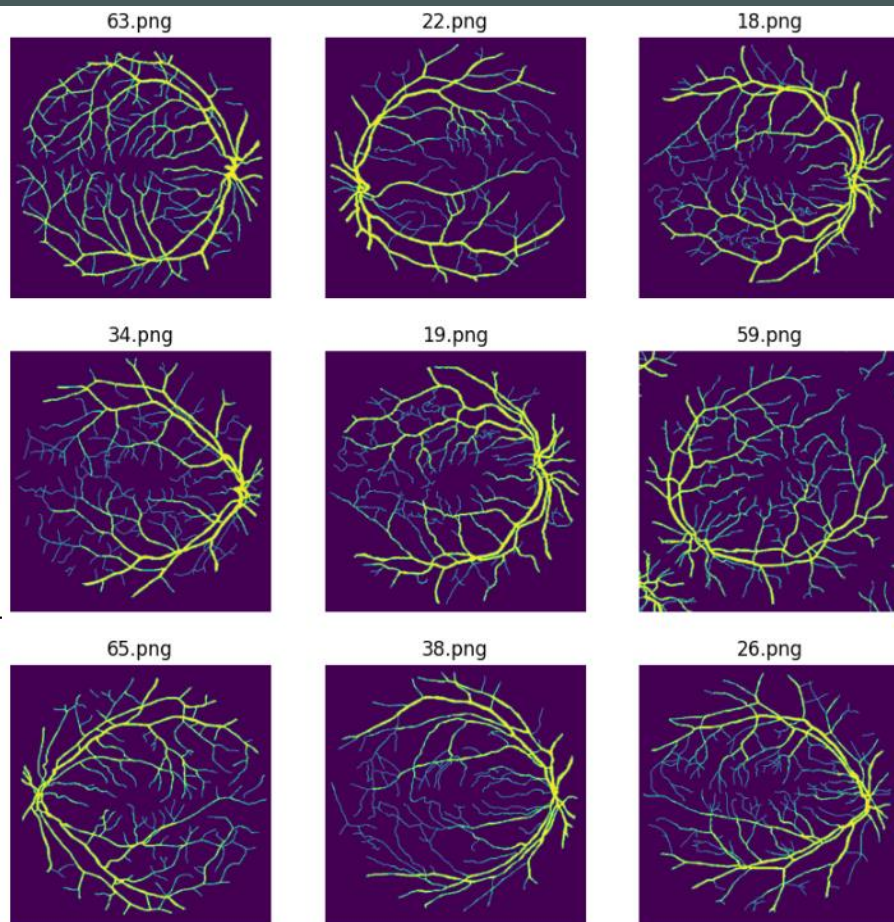


对训练图像数据进行处理

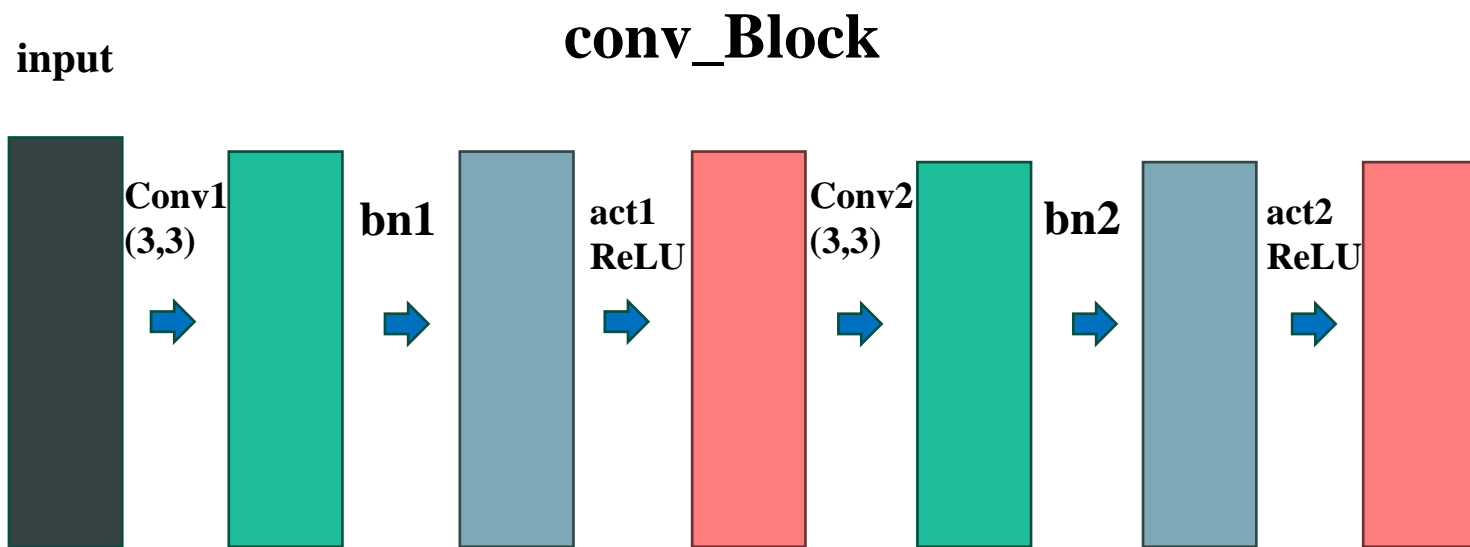
Train
Images
(512,512,3)



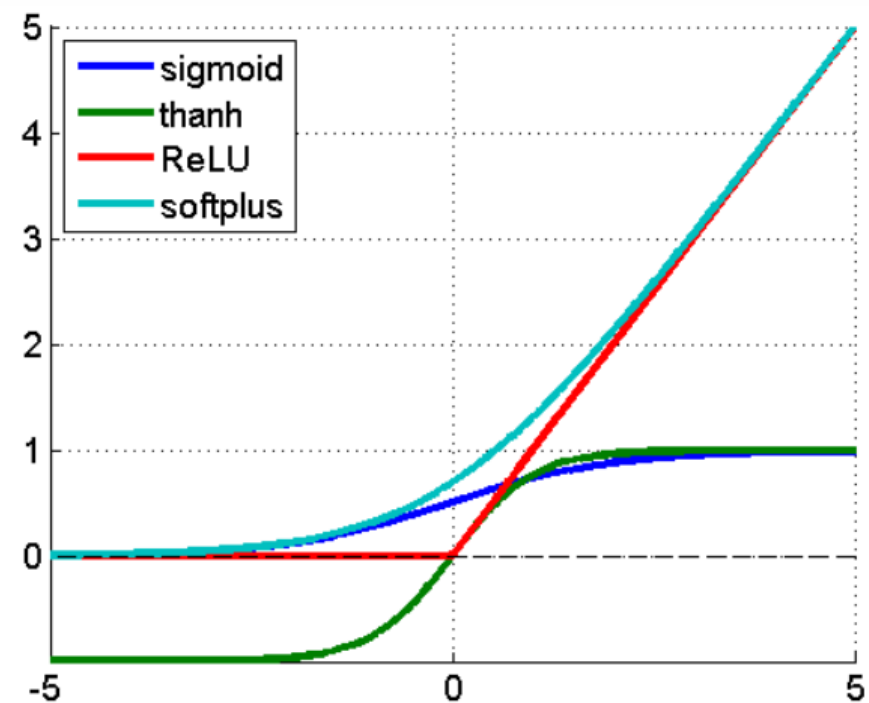
Train
Masks
(512,512,1)



U-Net卷积块



act1,act2 = activation('ReLU')

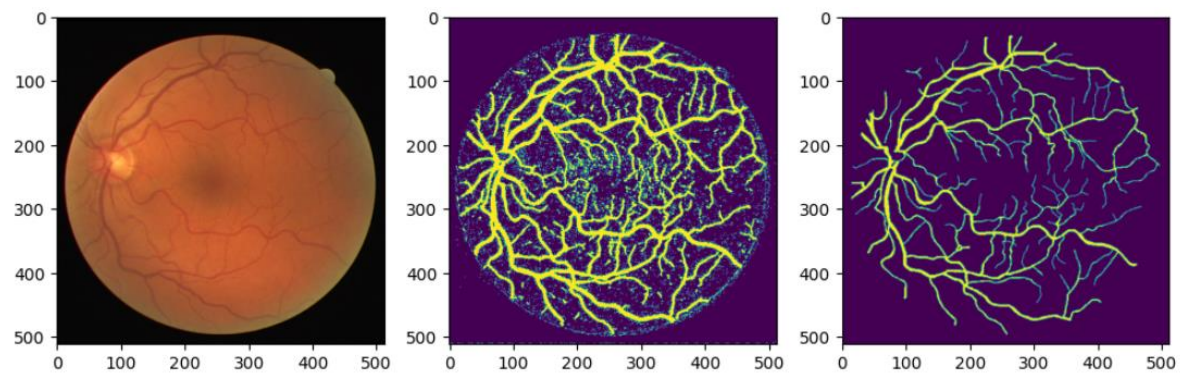


U-Net神经网络训练后预测分析

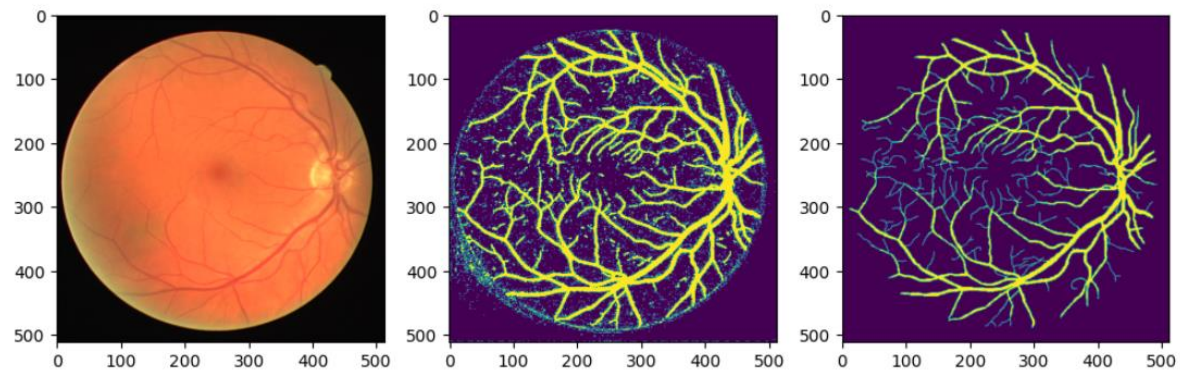
原始图像

预测图像

Ground Truth



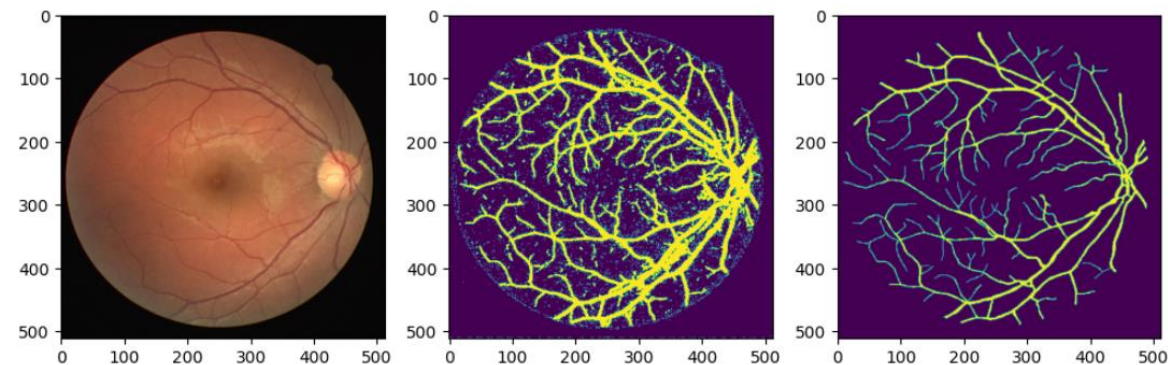
1/1 [=====] - 0s 27ms/step



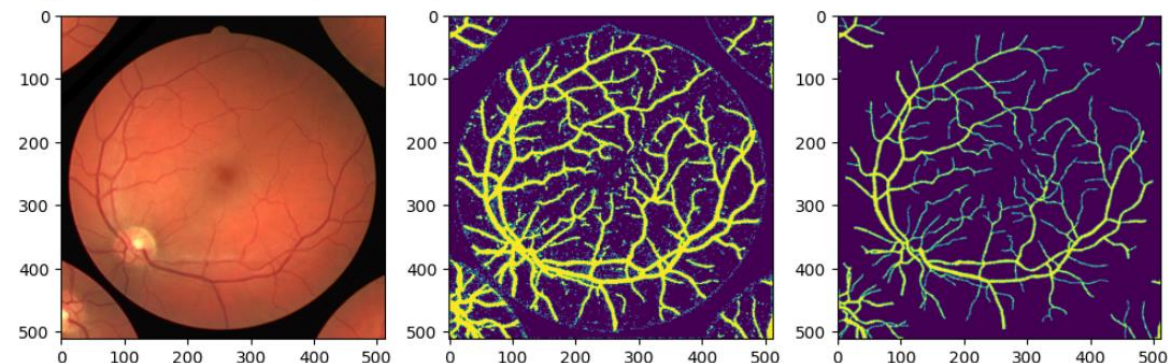
原始图像

预测图像

Ground Truth



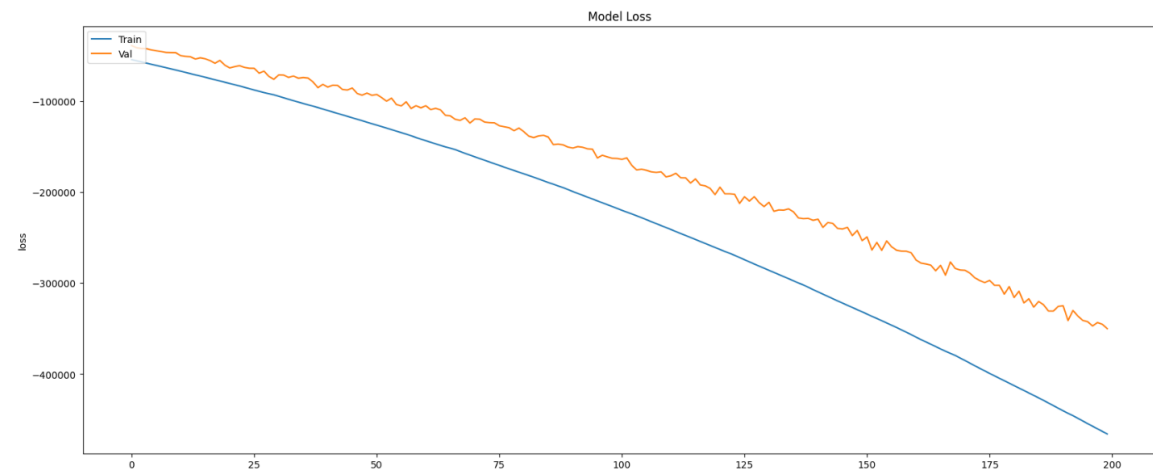
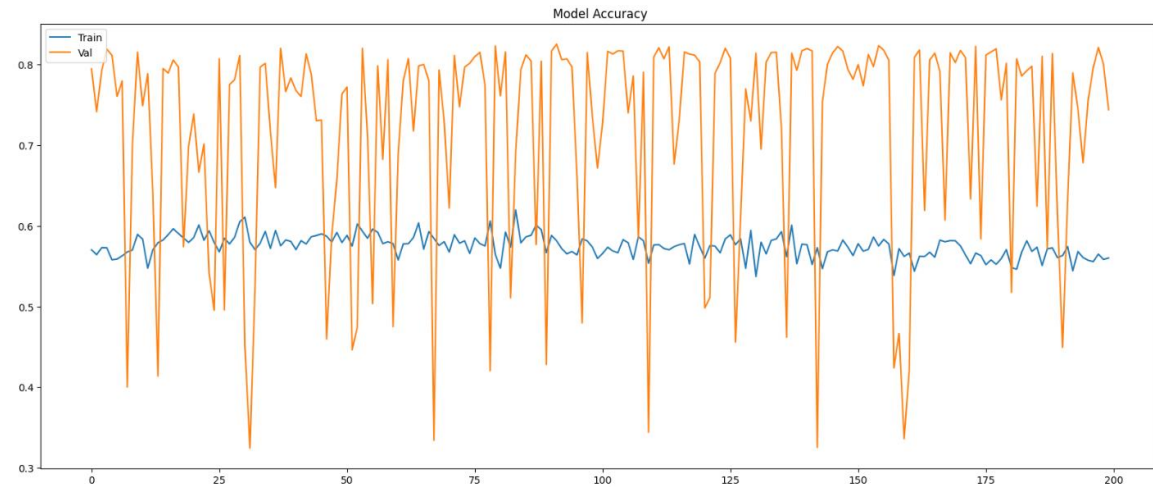
1/1 [=====] - 0s 26ms/step



U-Net神经网络 loss、accuracy

验证的accuracy抖动很大，train的accuracy抖动且精度**低于0.6**，说明对于图像以(512, 512)进行**训练效果不佳**，且需要算力较大。

Loss，处于一直下降状态，下降平缓



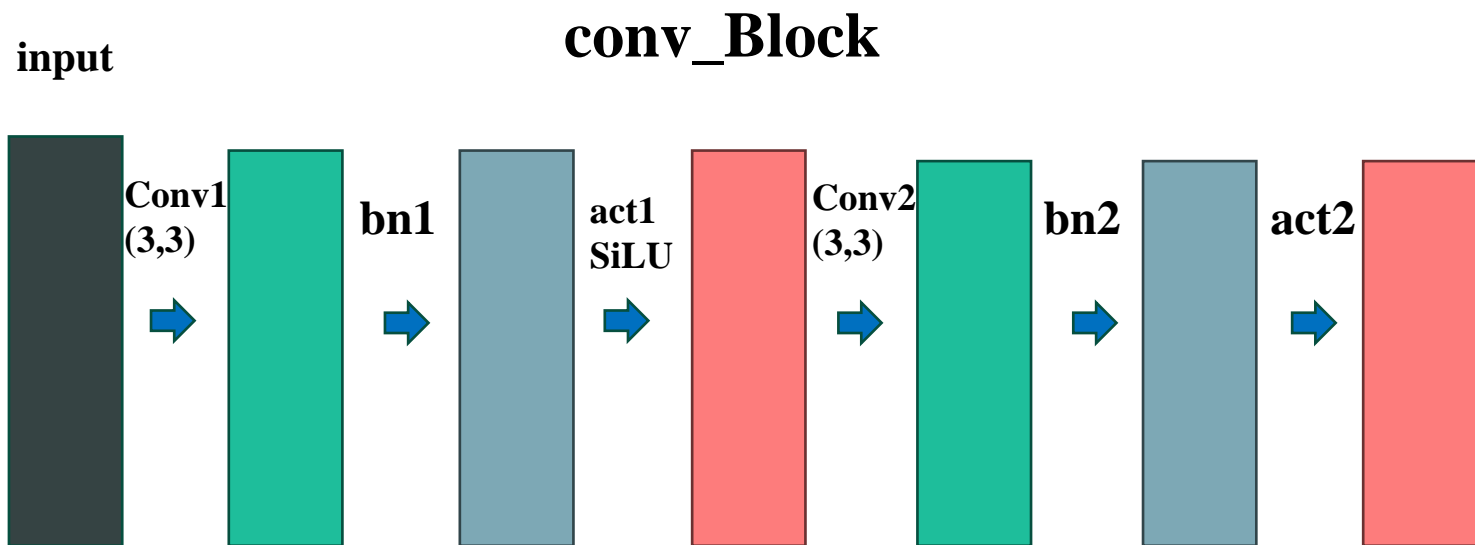
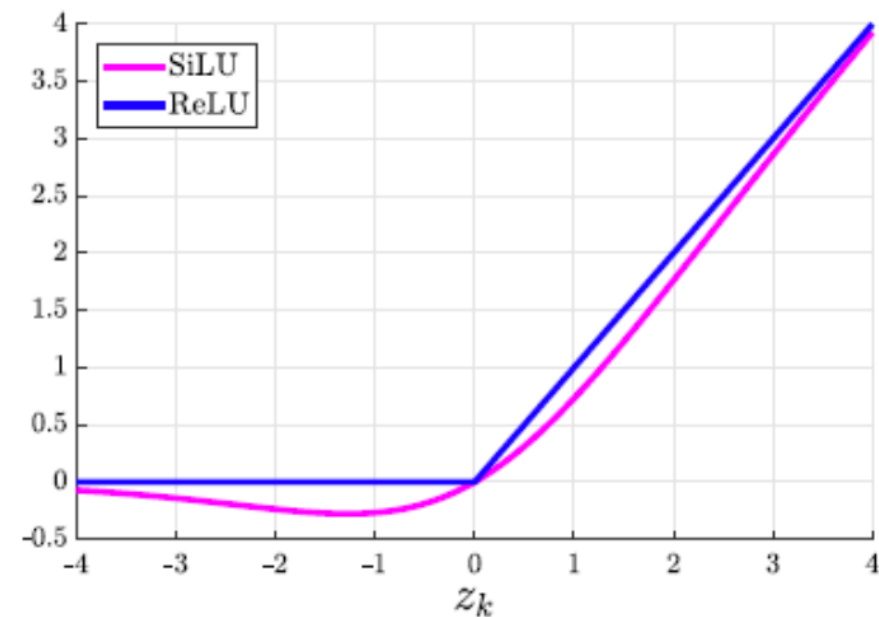
U-Net卷积块-修改激活函数

接近零时具有更平滑的曲线，这有助于解决梯度消失问题

$\text{act1, act2} = \text{activation}(\text{'SiLU'})$

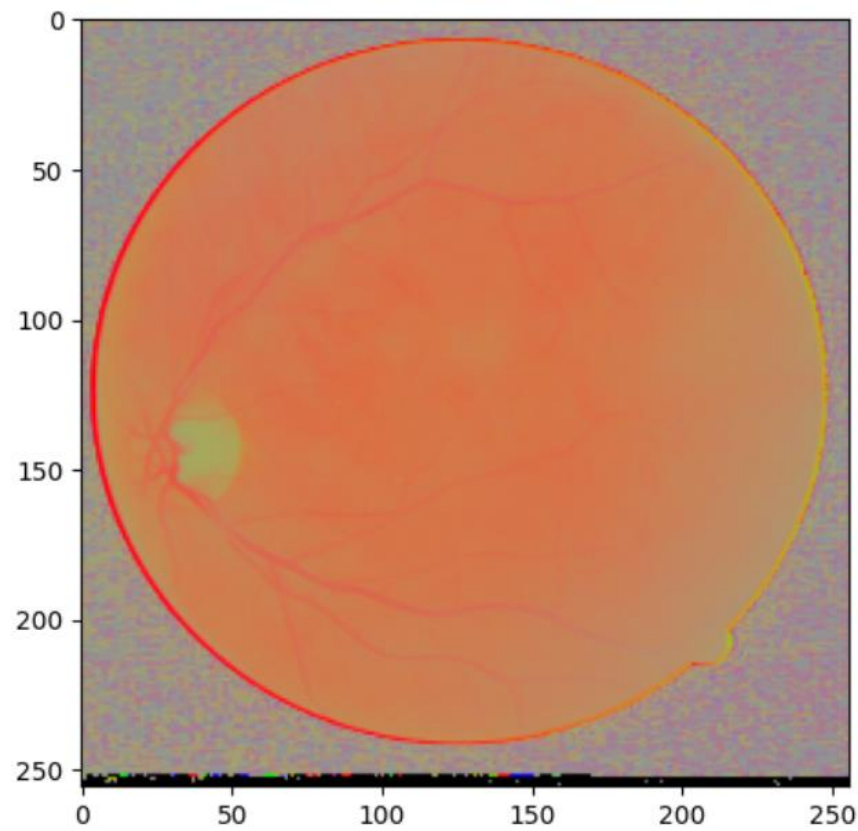
1) SiLU函数

SiLU函数就是Sigmoid 加权线性组合



对训练图像数据改进优化处理

TrainImages(256, 256, 3)



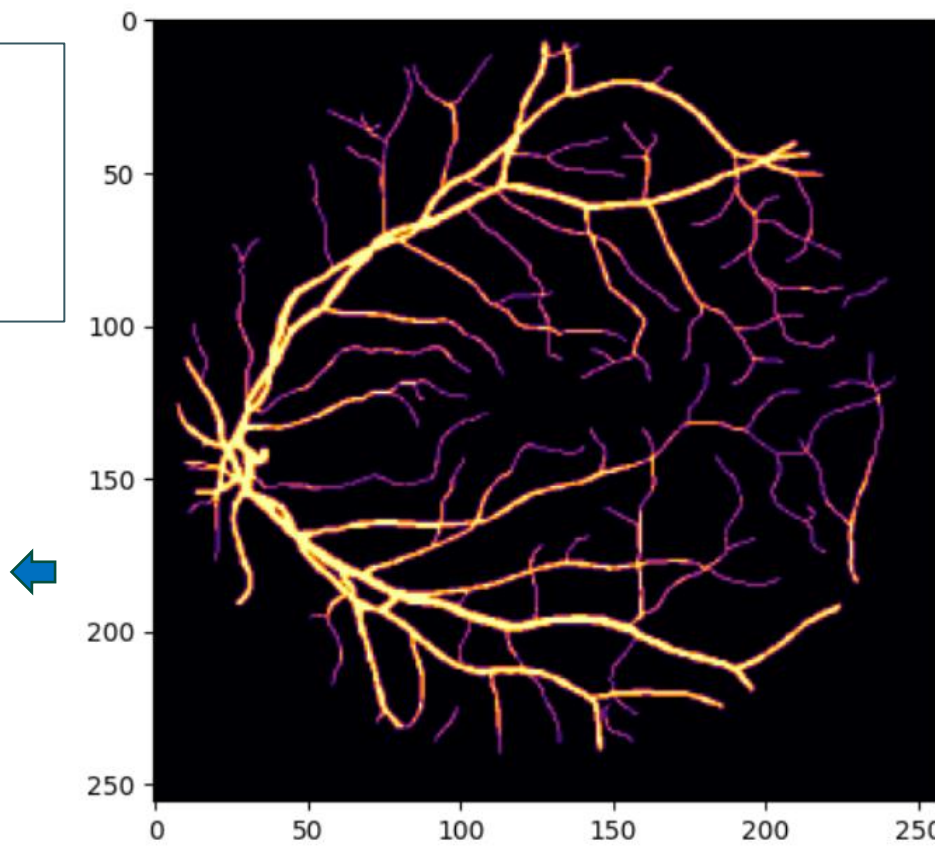
归一化(normalize)

- 1、减小梯度，增大学习率
- 2、移除共同部分，突出主要特征

将像素值缩小为[0,1] (rescale [0, 1])

- 1、将[0,256]像素值缩减为[0,1]之间可以降低计算量
- 2、减少计算量的同时很好的保留其特征情况

TrainMasks(256, 256, 1)

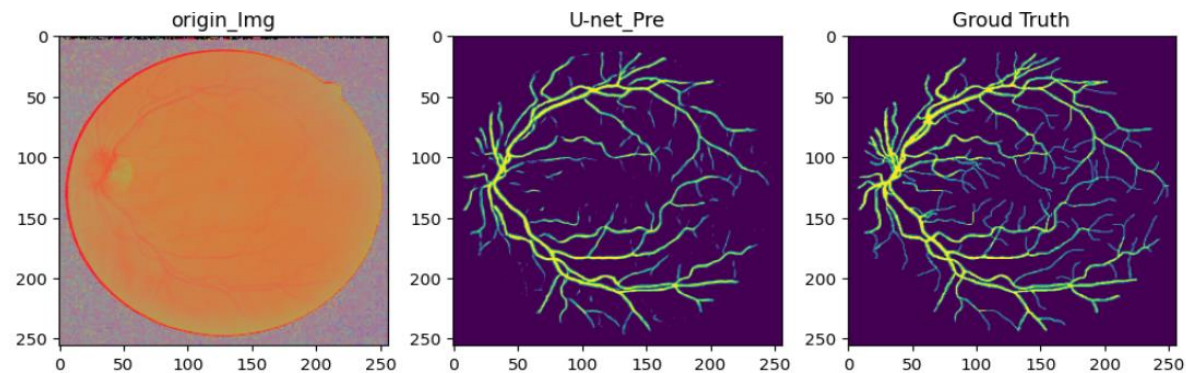


U-Net神经网络训练后预测结果

原始图像

预测图像

Ground Truth

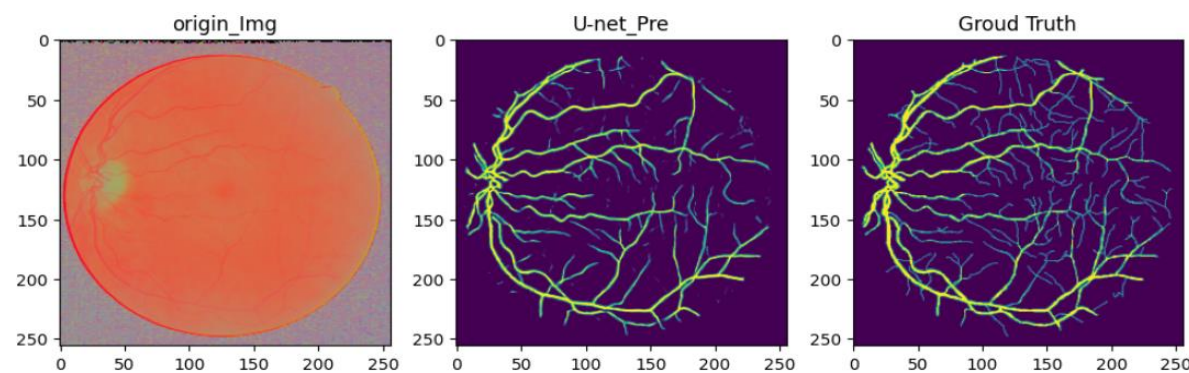


1/1 [-----] - 0s 23ms/step

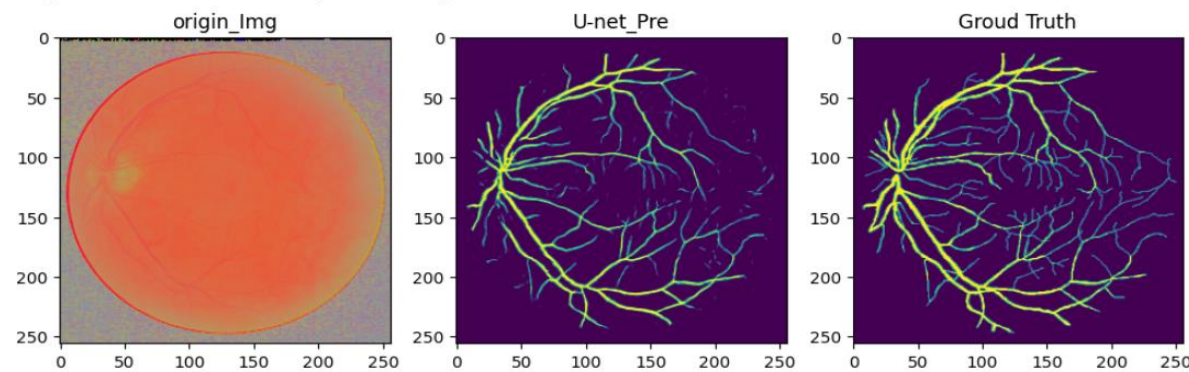
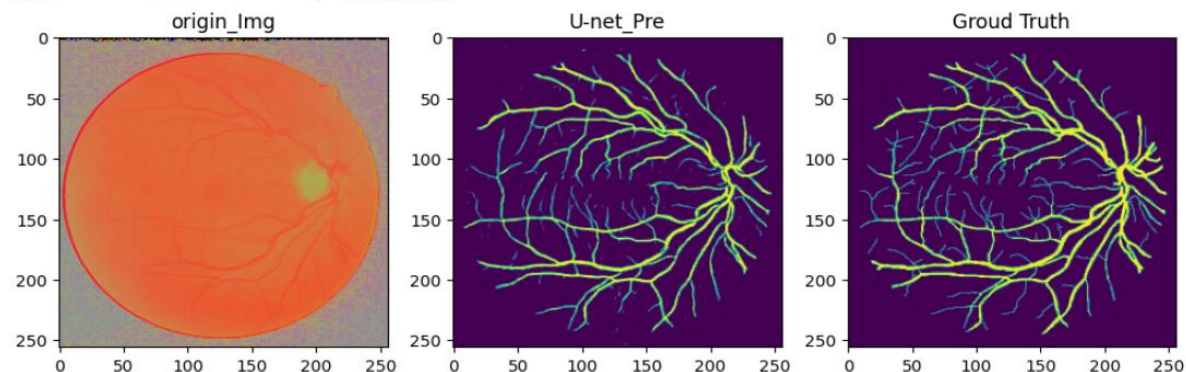
原始图像

预测图像

Ground Truth



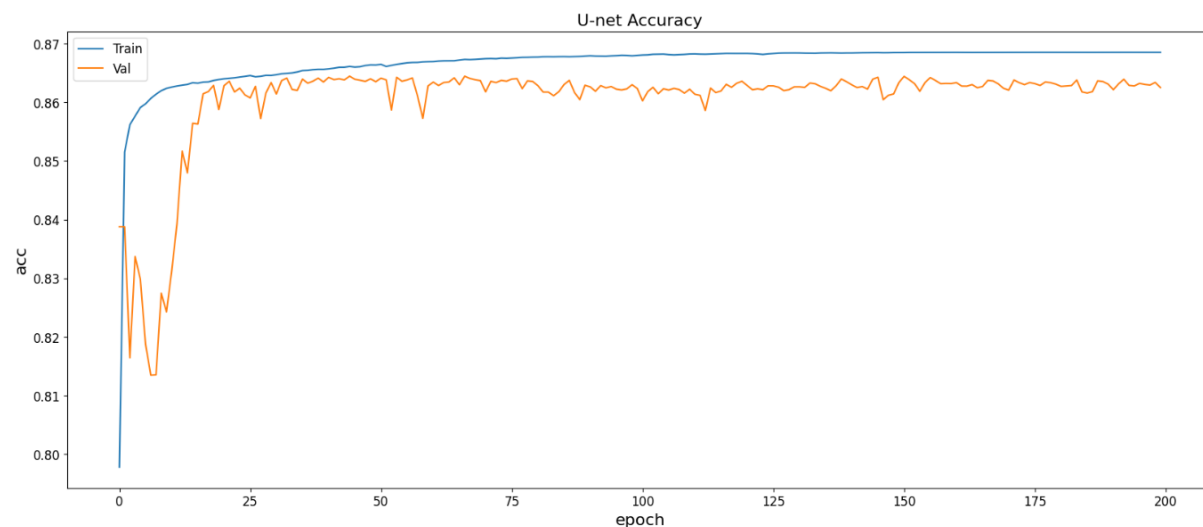
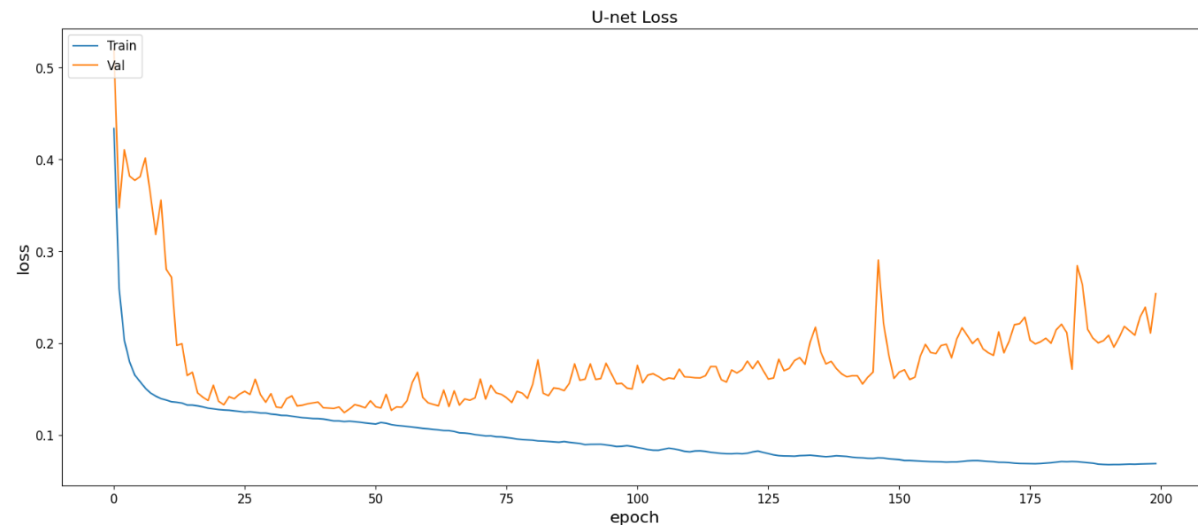
1/1 [-----] - 0s 25ms/step



U-Net神经网络 loss、accuracy

验证集accuracy抖动较小，训练集accuracy上升平缓且精度高于0.86，说明对于图像以(256, 256)进行训练效果较好，且需要算力较小。

训练集Loss，处于一直下降状态，下降平缓

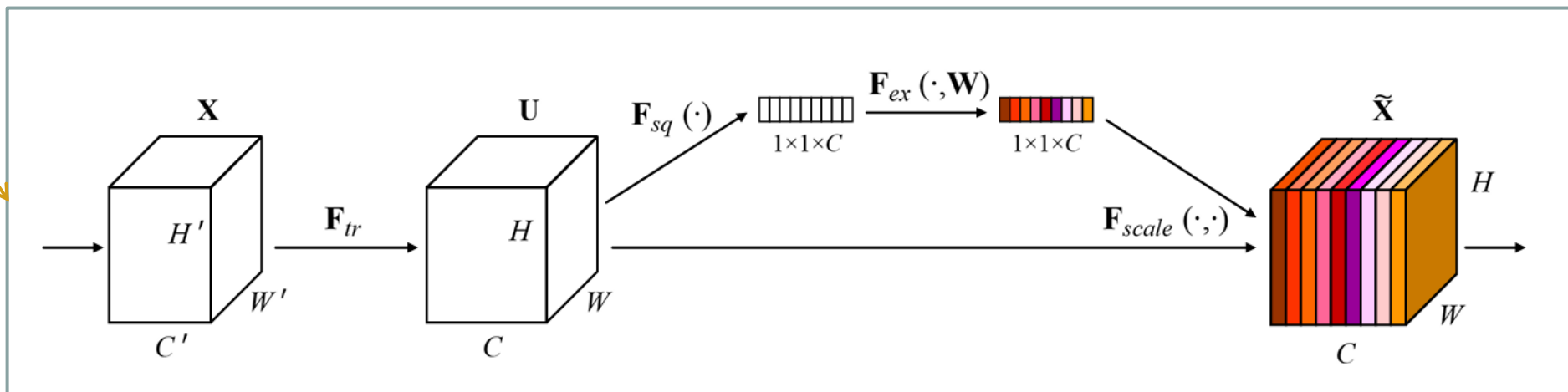


引入SENet注意力机制

——注意力机制的**核心重点**就是让神经网络关注到它更需要关注的地方

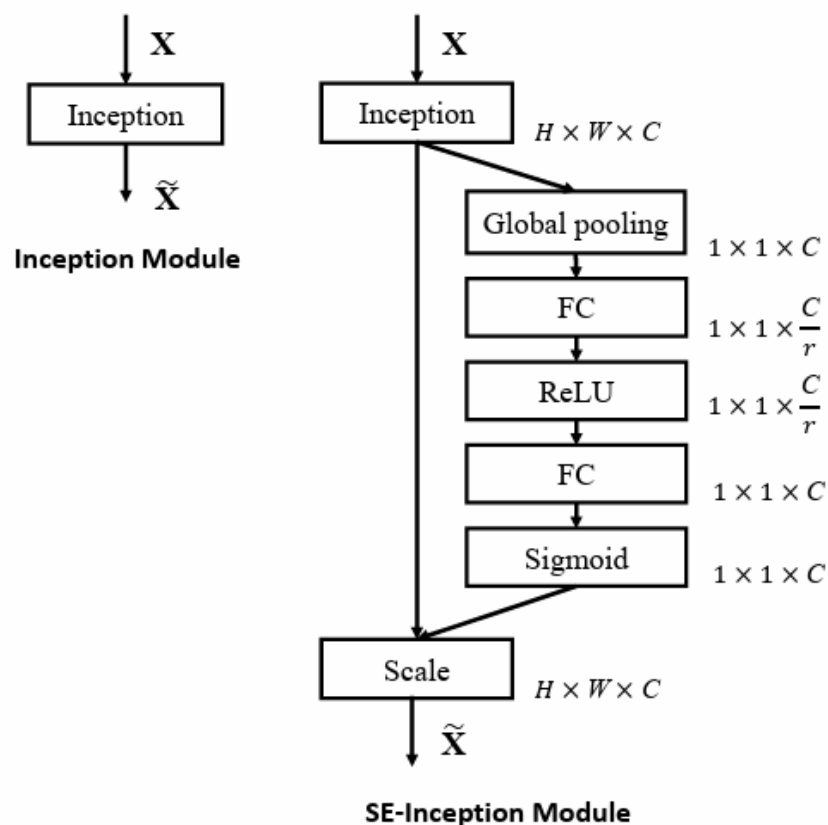
具体实现

- 1、对输入的特征层进行全局平均池化
- 2、两次全连接。第一次全连接神经元个数较少，第二次全连接神经元个数和输入特征层相同
- 3、通过sigmoid激活函数将值固定在0-1之间，获得输入特征层每一个通道的权值(0-1之间)
- 4、将通道权值乘上输入特征层

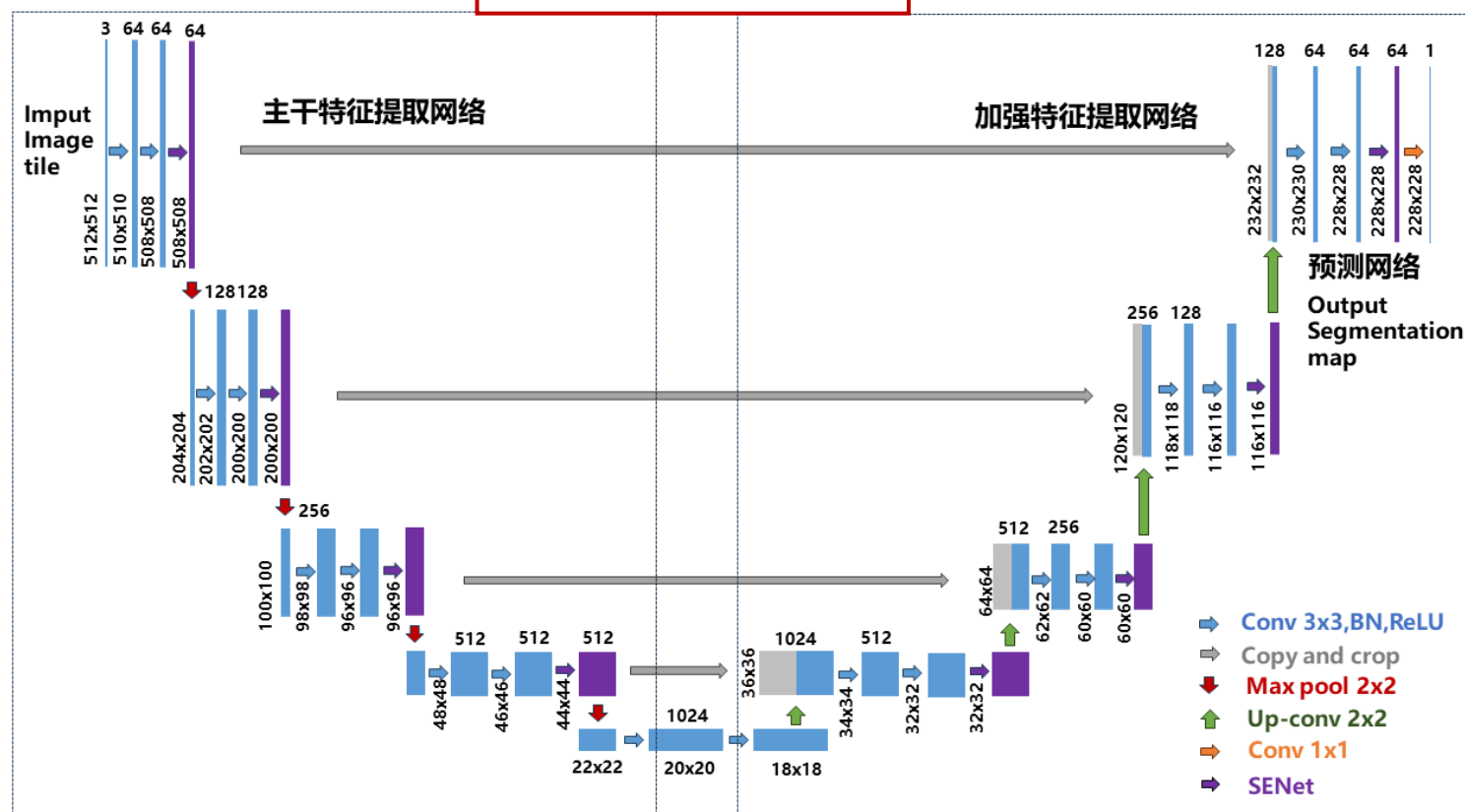


SENet注意力机制的结构和添加

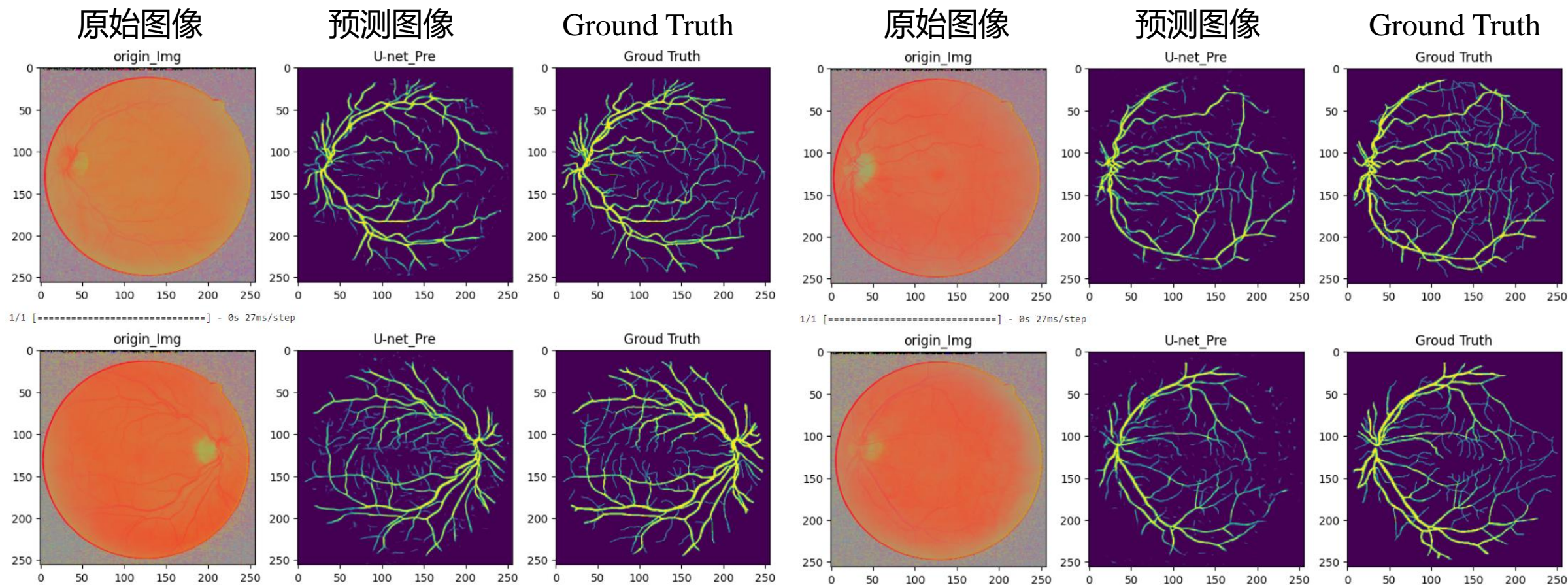
SENet结构说明



SENet添加位置



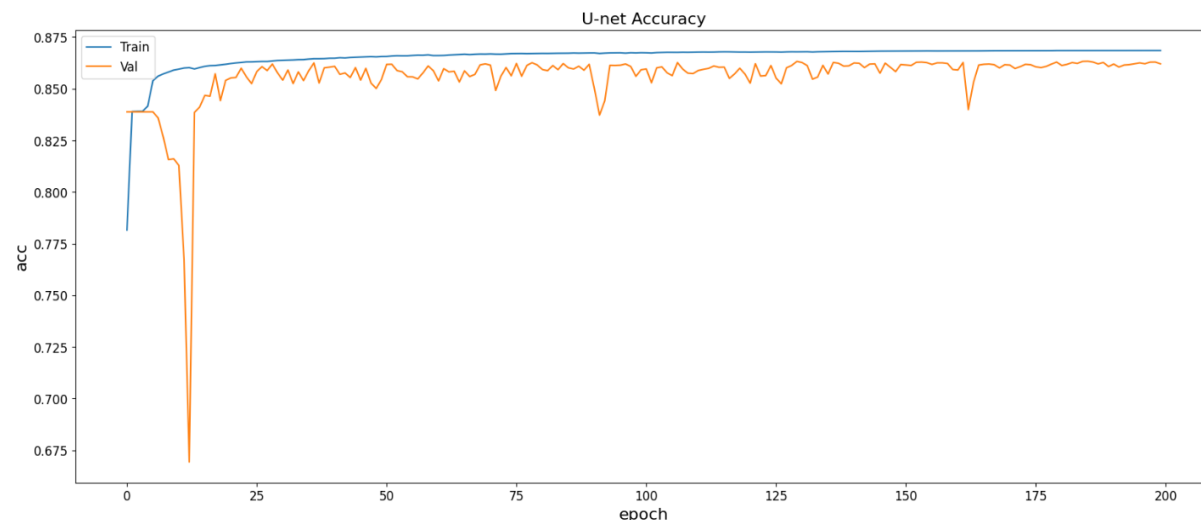
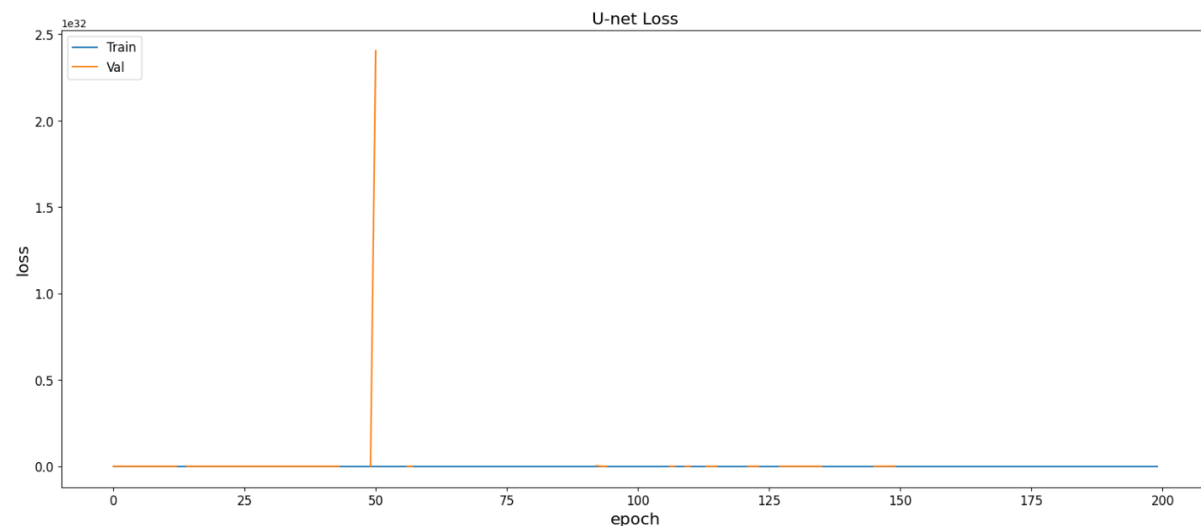
添加SENet注意力机制训练后预测结果



添加SENet注意力机制后U-Net网络 loss、accuracy

验证集accuracy抖动较小，训练集accuracy上升平缓且精度高于**0.86**，说明对于图像以(256, 256)进行训练效果较好，且需要算力较小。

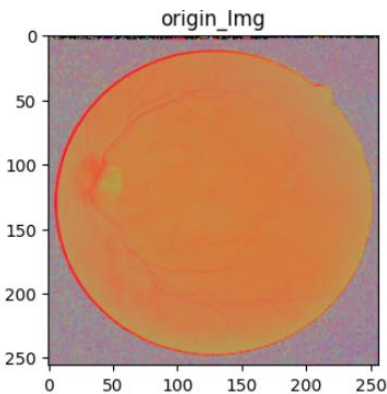
Loss，几乎处于**0**状态



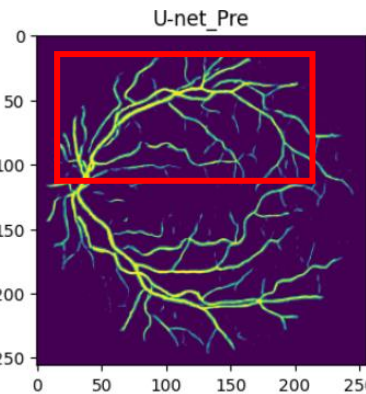
添加SENet注意力机制训练前、后预测结果对比分析

未使用SENet

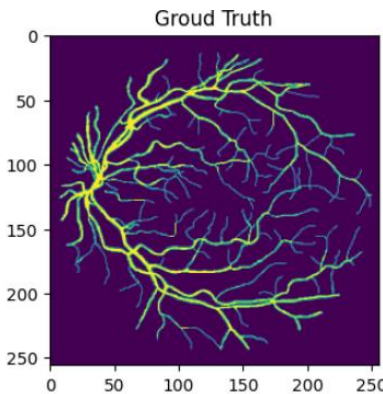
原始图像



预测图像



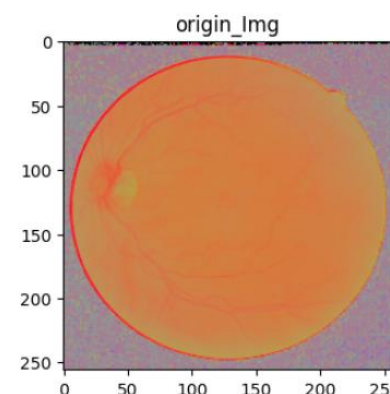
Ground Truth



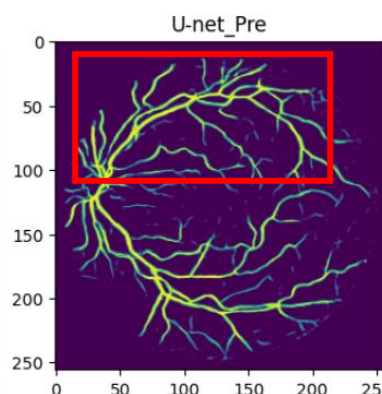
VS

使用SENet

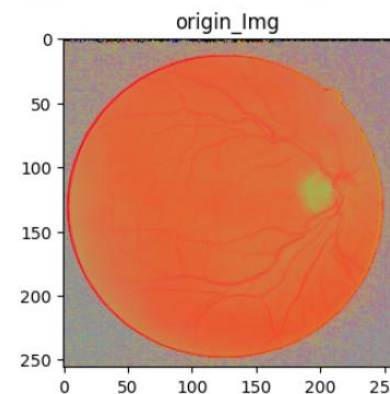
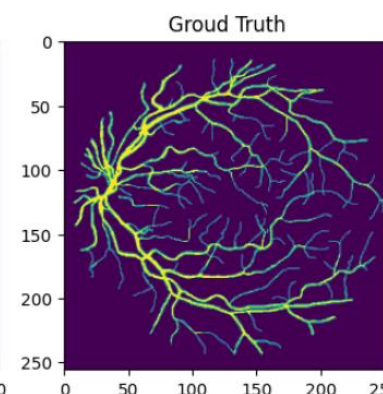
原始图像



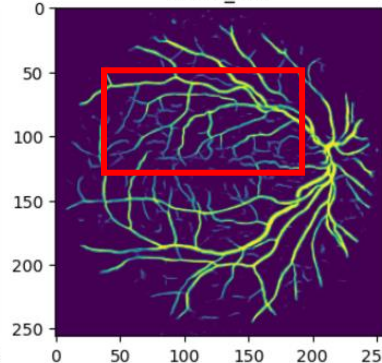
预测图像



Ground Truth



U-net_Pre



Groud Truth

