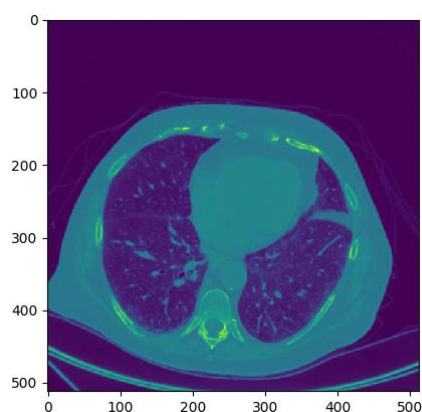


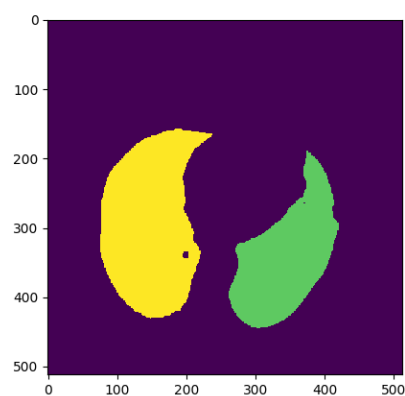
# DeepLung 测试报告

## 一. LUNA16 数据预处理

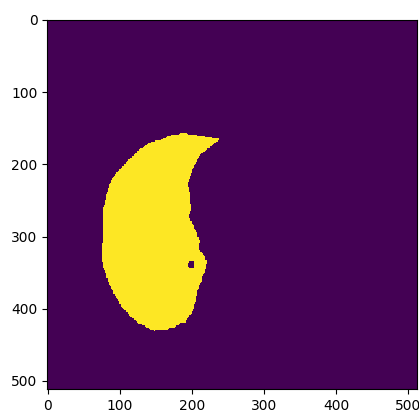
1. 获取 Mask，将两种 Mask（分别代表左肺和右肺）合并。
2. 对 Mask 采取膨胀操作，去除肺部的一些小洞。
3. 归一化，首先将所有体素的值（HU 值：代表人体组织器官对辐射的透光性，越是不透光，值越高）截取到-1200~600 这个范围，小于-1200 的设为-1200，大于 600 的设为 600，然后再缩放至 0~255。
4. 在归一化图像中获取 Mask 区域，将 Mask 区域的以外的值设为 170（对应归一化后水的值）



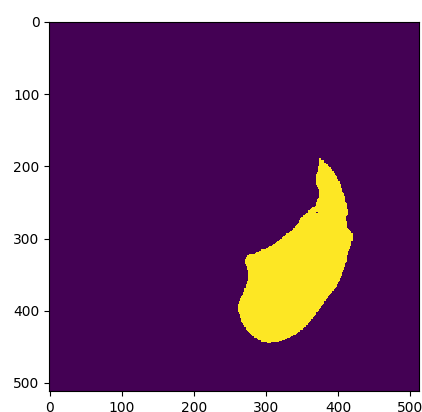
(a)原始切片



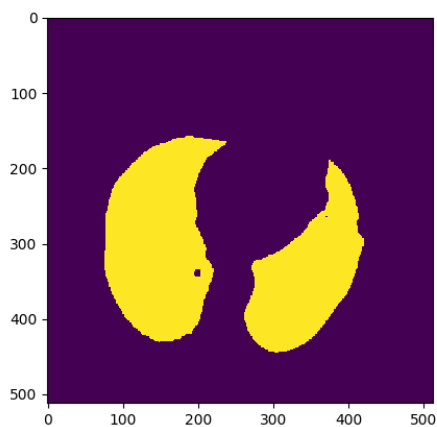
(b)原始 Mask



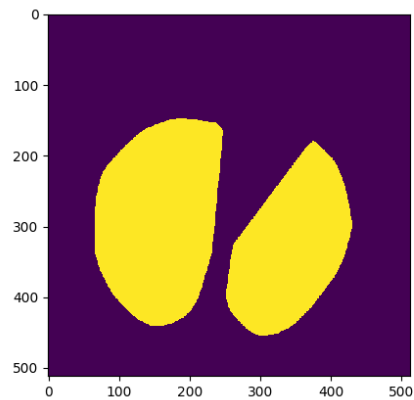
(c)左肺 Mask



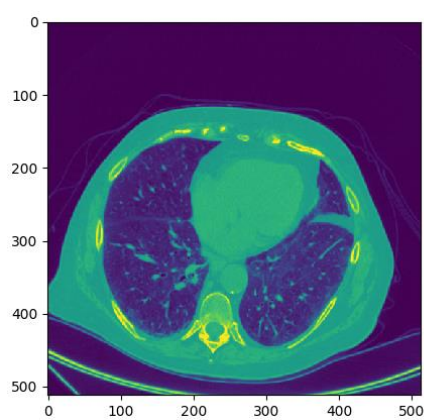
(d)右肺 Mask



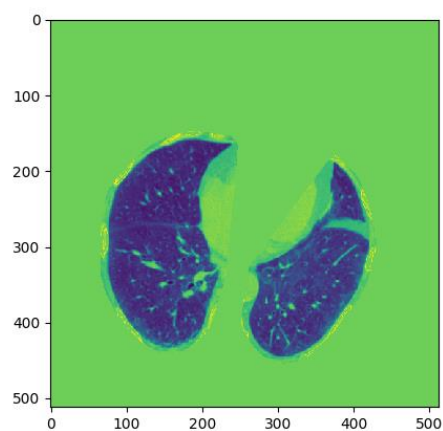
(e)两个 Mask 合并



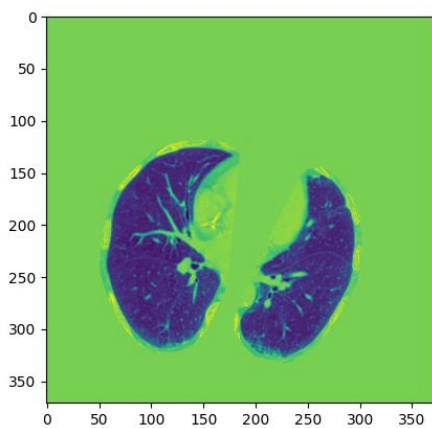
(f)膨胀操作去除黑洞



(g)阈值化与归一化



(h)利用 Mask 进行分割



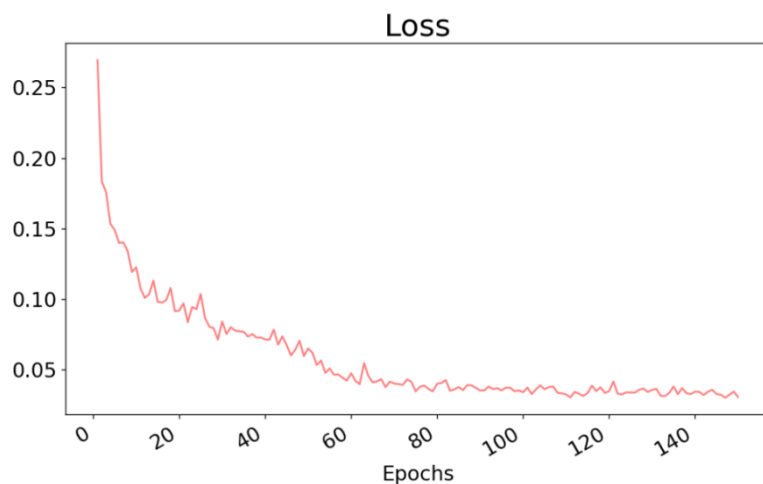
(i)采用新分辨率

## 二. 训练与测试过程:

数据集为 subset0-9, 采用 10-fold 交叉验证, 训练 10 次, 测试 10 次, 最后得到最终结果, 本次训练和测试在 5-fold 的基础上进行讨论。

### 1. 训练:

每折交叉验证的 epochs 皆为 150，batch\_size 为 8，由于每次训练的趋势几乎一致，所以以下只选取 1-fold 的训练过程进行展示（训练集为 subset0-8，测试集为 subset9）：



(1)损失函数的值随 epoch 的变化过程



(2)训练集的召回率随 epoch 的变化过程

从图(1)(2)可以看出，随着 epoch（训练次数）的增大，模型的损失函数值不断的减小，召回率逐渐升高，到接近 80 次的时候开始不再有大的变化。

## 2. 测试：

首先简单介绍一些 FROC 曲线的含义。对于数据测试结果有下面 4 种情况：

TP: 预测为正，实际为正

FP: 预测为正，实际为负

TN: 预测为负，实际为负

FN: 预测为负，实际为正

FROC 曲线:

横坐标是误报率= $FP/CT$  切片数

纵坐标是召回率= $TP/(TP+FN)$

具体举个简单的例子: 假设我们的测试集就两个 ct 序列

第一个其中真结节 2 个, 检测出的结节自信度列表  $[0.99, 0.8, 0.7, 0.5, 0.4, \dots]$  (已经从小到大排列过了), 其中真结节是 0.99 和 0.5 对应的结节。

第二个其中真结节 1 个, 检测出的结节自信度列表  $[0.9, 0.8, 0.7, 0.6, 0.5, \dots]$  其中真结节 0.8 对应的结节。

假设我们把自信度阈值设置为 0.90 (这个值在计算时一般有一个等比例表), 那么这时检测到了一个真结节, 召回率是  $(1+0)/(2+1)=1/3$ , 而误报率是  $(0+1)/(2)=1/2$ , (0+1)代表所有 CT 序列中误报结节数, 2 代表 CT 序列的个数。这可以画出 FROC 中的点  $(1/2, 1/3)$ 。

然后, 我们再把自信度阈值设置为 0.80, 那么这时检测到的还是二个真结节, 召回率是  $(1+1)/(2+1)=2/3$ , 而误报率是  $(1+1)/(2)=1$ , 这可以画出 FROC 中的点  $(1, 2/3)$ 。

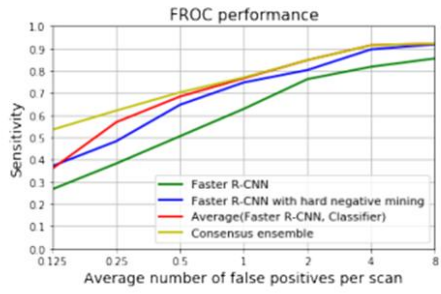
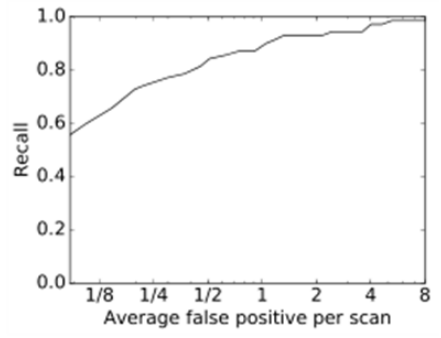
为了得到测试结果, 我们把最后测试的阈值取为 -1.5, 这是 sigmoid 函数的输入, 对应概率值 0.182。意义是选取大于该概率的结节作为候选结节, 得到自信度列表, 根据自信度列表进行 FROC 曲线的绘制。

名称	测试的 CT 总数	真结节的总数	CNN 网络	FROC 曲线
1-fold 交叉验证	88	105	Resnet18	

5-fold 交叉验证	443	571	Resnet18	<p>ROC performance - 3DRes18FasterR-CNN-5fold</p>
10-fold-交叉验证 (作者)	888	1186	Resnet18 和 DPN26	<p>FROC - 3D Res18 and DPN26</p>

### 三. 各种方法的 FROC 曲线的对比:

作者	方法	数据集	FROC 曲线
Q. Dou et al. (2017MICC AI)	3D 卷积神经网络+3D 假阳性剔除	LUNA16	<p>FROC curve for LUNA16 dataset comparing DeepNet, ResNet, and ResNet+HL.</p>

Hao Tang et al.	3D 卷积神经网络+难例挖掘+3D 假阳性剔除	2017 TianChi AI Competition	 <p><b>Fig. 3.</b> Free-response receiver operating characteristic (FROC) curves showing stepwise performance gains in validation with hard negative mining and classifier ensembling.</p>
Grt123 团队 (DSB2017 冠军)	3D 卷积神经网络检测+良性恶性分类	LUNA16 和 DSB	
Jia Ding al 天池大赛北大团队	2D 检测+3D 假阳性剔除	LUNA16 和天池数据	