

# U-Net在CT图像分割中的应用

香港浸会大学 GPU高性能计算实验室

施少怀

2017年12月7日



# Outline

- CT图像肺部结节检测介绍
- U-Net基础
- U-Net在3D图像分割的应用
- 如何把U-Net做得更深并可训练
- 天池肺结节检测大赛经验总结
- Q&A

# CT图像肺部结节检测介绍

- 数据：1000例病人，120G左右
- 训练集：600人，验证集：200人，测试集：200人
- 每人几百张CT图片
  - 主要是：512\*512，768\*768 2种
- 由三位医生进行标记确认
- 结节大小分布

3-10mm	10-30mm
60%	40%

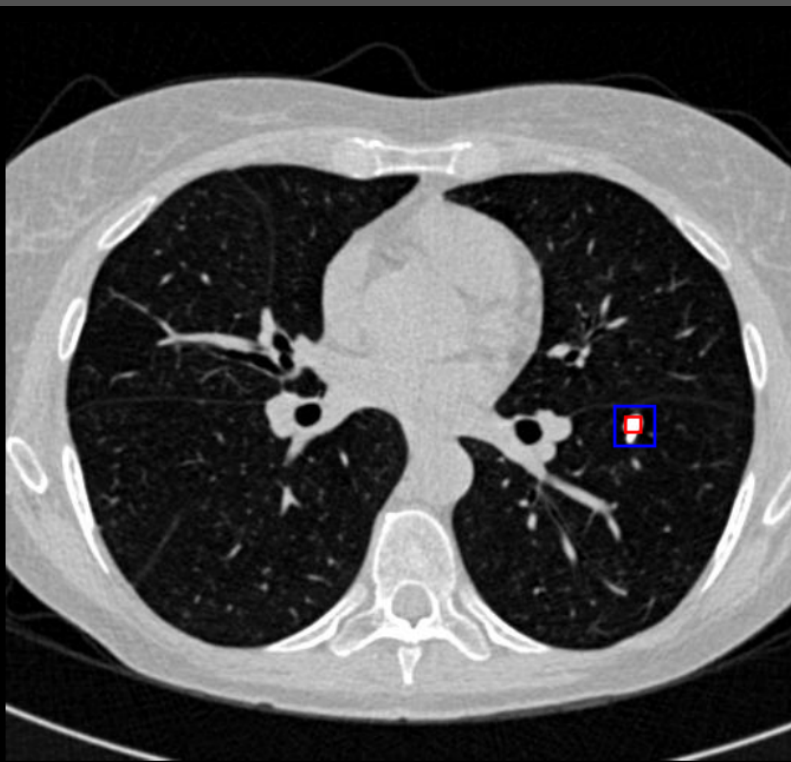
- 标注数据格式

seriesuid	coordX	coordY	coordZ	diameter_mm
LKDS_00001	-100.56	67.26	-231.81	6.44

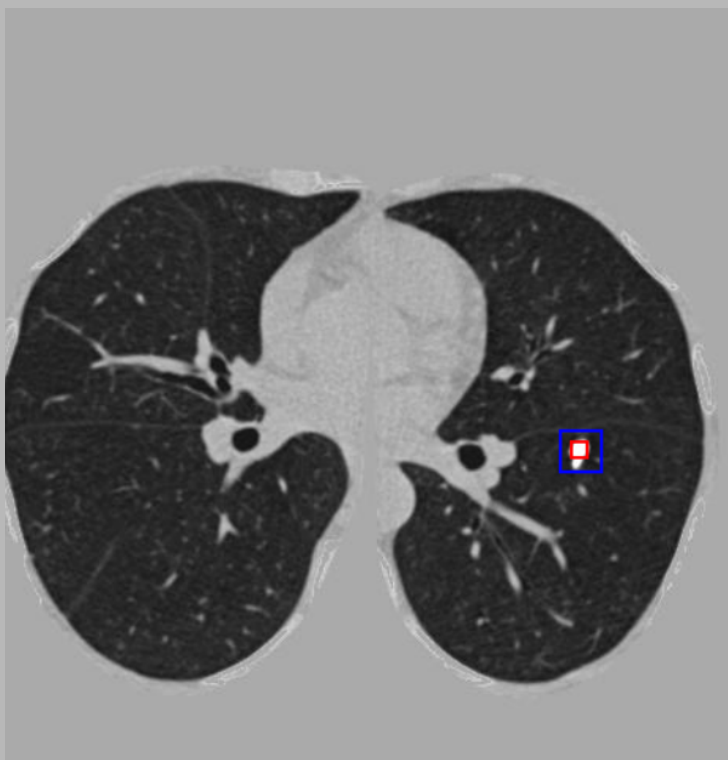
- 难点：数据量少，小结节多

# 肺结节预测实例

原始肺CT



肺部切割后

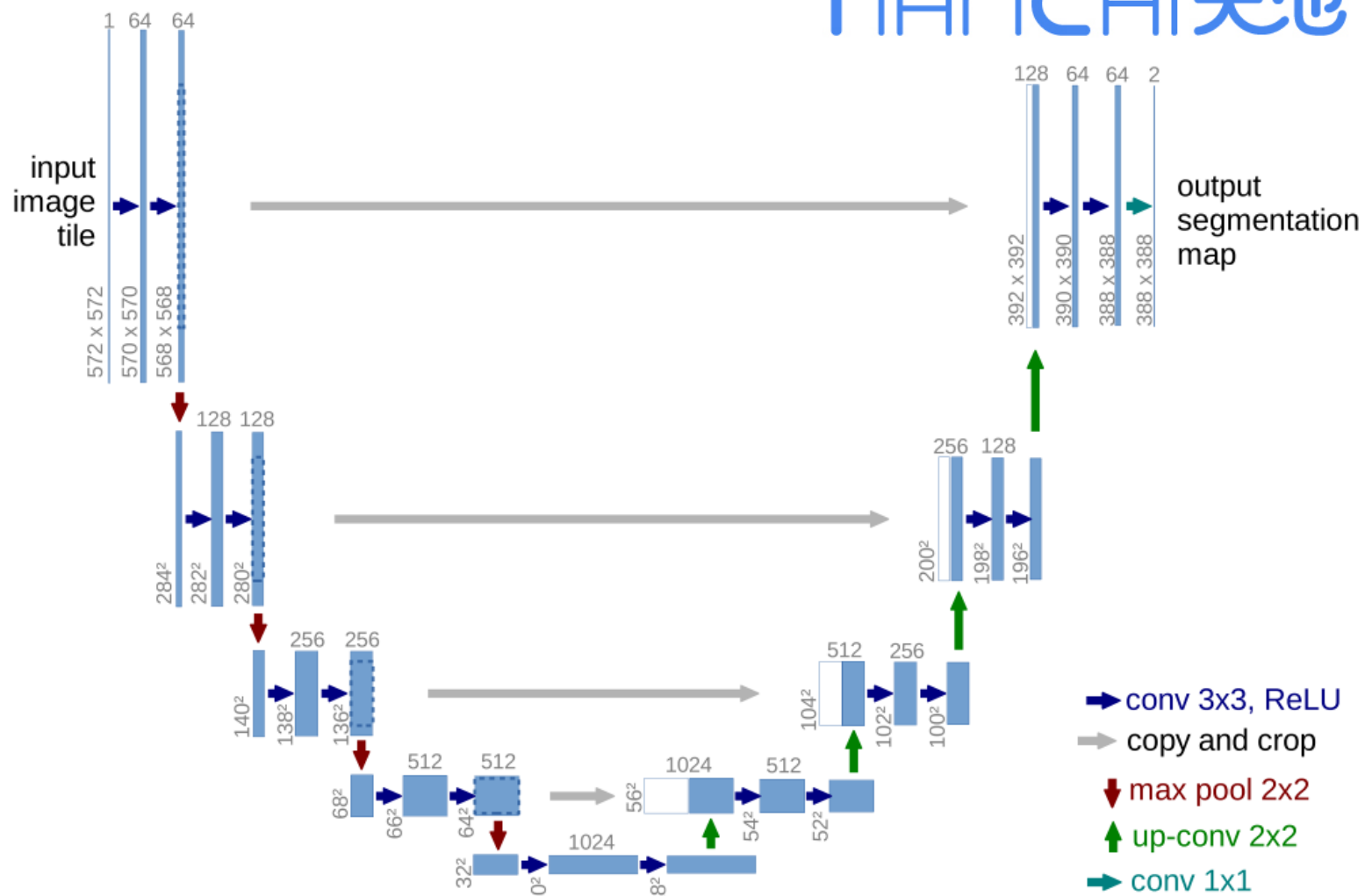


结节概率以及坐标

第1个 第218张 0.999686 [ 409 , 293 ]  
第2个 第309张 0.997192 [ 154 , 165 ]  
第3个 第345张 0.994404 [ 97 , 257 ]  
第4个 第247张 0.991578 [ 65 , 242 ]  
第5个 第341张 0.985431 [ 229 , 309 ]  
第6个 第338张 0.982080 [ 162 , 301 ]  
第7个 第346张 0.907808 [ 158 , 278 ]  
第8个 第282张 0.777973 [ 454 , 241 ]  
第9个 第66张 0.594102 [ 101 , 398 ]  
第10个 第110张 0.504922 [ 61 , 158 ]

# U-Net基础

- 卷积
  - 3\*3
- 激活函数
  - ReLU
- 下采样
  - Max-pooling
- 上采样
  - Deconvolution
- 多尺度数据
  - Concat
- 层数
  - 26层



R. Olaf et al., MICCAI, 2015

# U-Net在3D图像分割的应用

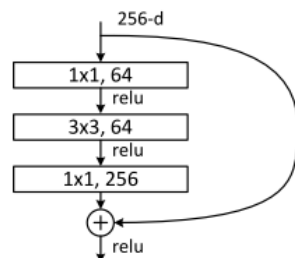
- 2D-based U-Net分割
  - 输入图片为2D
  - 多张2D图片做U-Net分割
  - 缺点：缺乏多视角观察，性能较差
- 3D U-Net分割
  - 输入图片为3D
  - 所有操作都换为3D
    - Conv
    - DeConv
    - .....



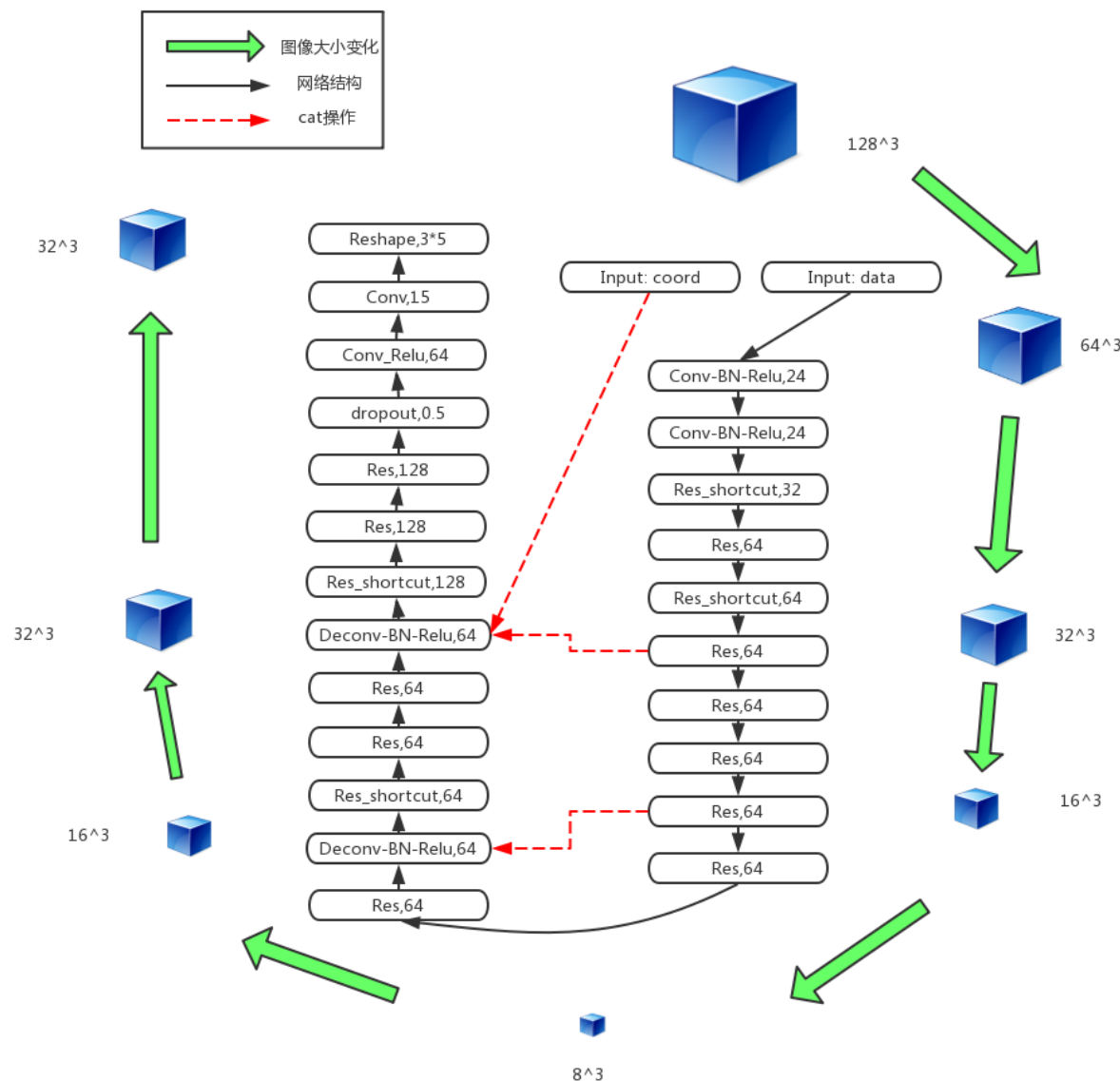
# 如何把U-Net做得更深并可训练

- 深网络
  - 优点
    - 通常有更好的泛化性
  - 缺点
    - 梯度消失，无法训练
    - 过拟合，在测试集效果不好

- 如何解决
  - ResNet Block  
(K. He et al., CVPR, 2015)



- Dropout
- 数据增广
  - 镜像、扭曲、旋转等





# 大赛经验总结

- 数据处理
  - 预处理
  - 增广
- 框架选择
  - 目标检测框架
- 模型调优



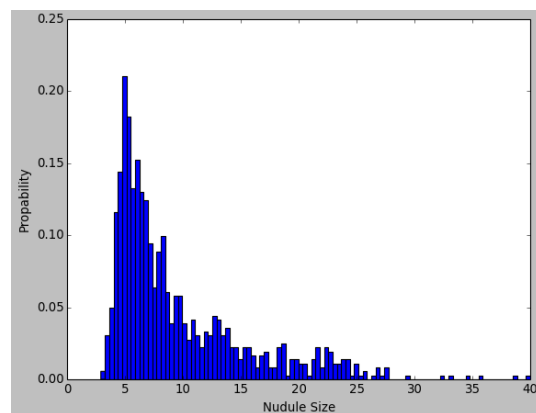
# 数据处理

## • 数据预处理

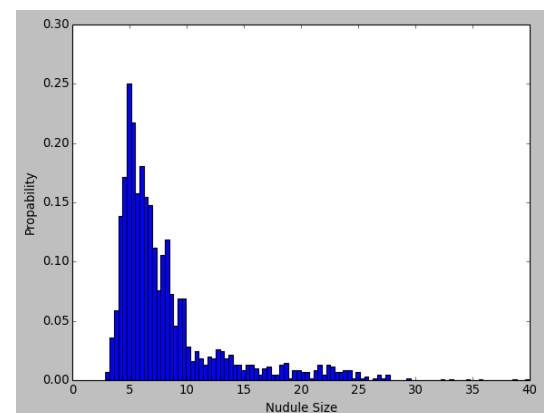
- 把肺切烂的。因为阈值导致的，把二值化环境-600改成-150有改善。
- 切出来全部为黑的(未找到任何肺部区域)。有些ct图是从头部开始扫描的，导致影响了连通区域判断，需要手动查看该mhd文件，看里面的从第个切片到第几个切片是肺部，在做完二值化操作后，人为把前面和后面的切片全部设置为0。
- 切出来只有一侧肺部情况。
- 有些患者两个肺的大小差别比较大，需要调整阈值，放宽阈值标注，把大于6000 mm<sup>2</sup>的区域到切片的中心区域的距离大于62mm也删除该连通区，改为大于1500 mm<sup>2</sup>的区域到切片的中心区域的距离大于92mm也删除该连通区。并且在最后一步，不只保留最大的连通区，同时保留最大的两个连通区。

## • 数据增广

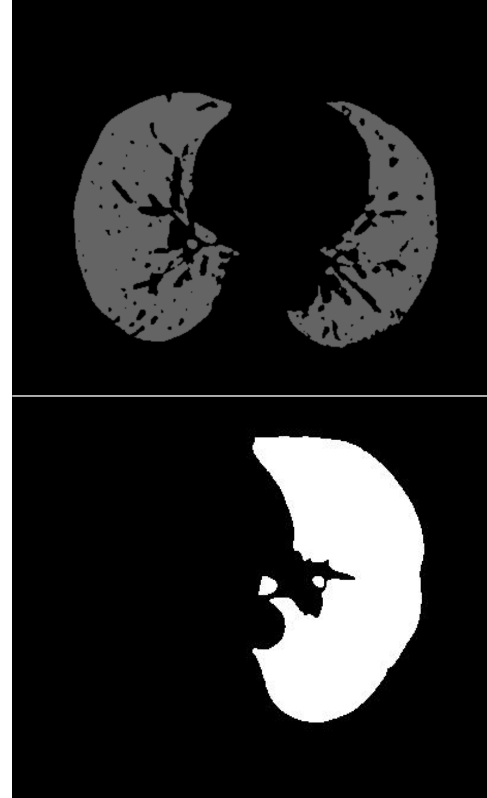
- 数据量，训练集有600个病人共975个肺结节；验证集有200个病人共269个肺结节。结节的大小分布如图2所示。结节大小主要分布在3mm-30mm之间，以小结节为主。
- 因此我们的模型需要对小结节检测得比较准确才能把性能提升上去。肺结节大小分布如右图：



原始分布

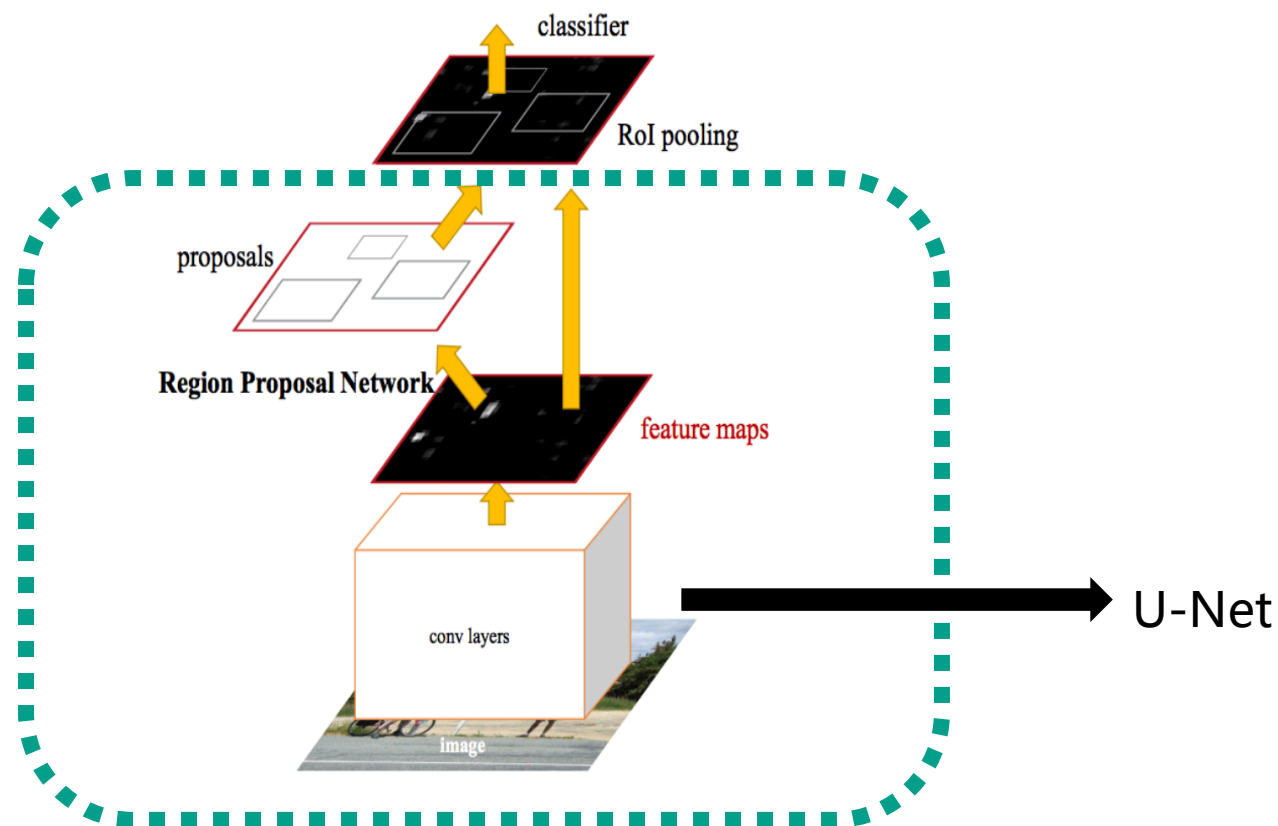
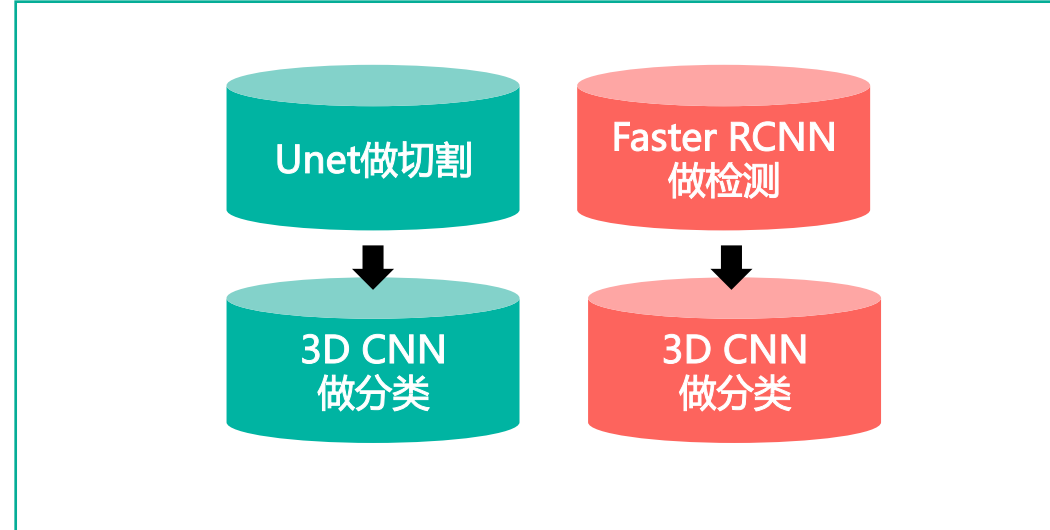


增广后分布



# 框架选择

- 业界
  - U-Net切割
  - 目标检测
    - Faster RCNN
    - SSD
    - YOLO
    - .....
  - 用3D CNN分类
- 两者结合



# 模型调优

## • Loss函数设计

- 在使用hard mining的时候，每个batchsize里面负例的个数会明显多于正例。
- 为了防止算loss的时候被负例主导。我们将loss函数分成3个部分，负例的loss，正例的loss和边框的loss。

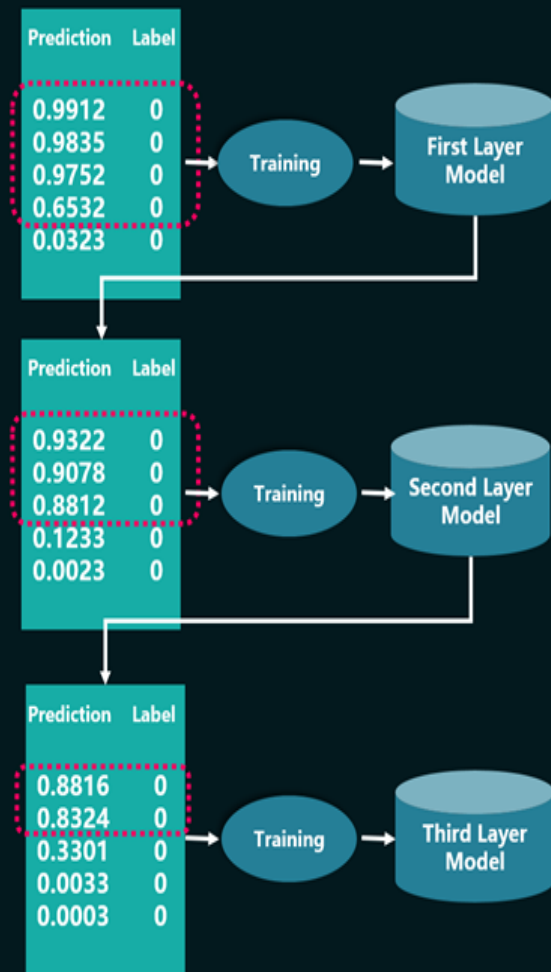
$$L(\{p_i\}, \{t_i\}) = 0.5 * \frac{1}{N_{Pos}} \sum_i L_{Pos\_cls}(p_i, p_i^*) + 0.5 * \frac{1}{N_{Neg}} \sum_i L_{Neg\_cls}(p_i, p_i^*) + \frac{1}{N_{reg}} \sum_i p_i^* L_{reg}(t_i, t_i^*)$$

- 我们在最后一层训练模型的时候，会修改loss函数的计算，对于分错的负例和正例，做加权。

$$L(\{p_i\}, \{t_i\}) = 0.5 * \frac{1}{N_{Pos}} \sum_i w_{pos_i} * L_{Pos\_cls}(p_i, p_i^*) + 0.5 * \frac{1}{N_{Neg}} \sum_i w_{neg_i} * L_{Neg\_cls}(p_i, p_i^*) + \frac{1}{N_{reg}} \sum_i p_i^* L_{reg}(t_i, t_i^*)$$

- 红框里面的部分，本来是负例，却以很大的概率被分成正例，这部分在算loss的时候权值就大些。红框外面的部分权值就小些。

## • 多级Negative hard mining



# 大赛结果

排名	参赛者	所在组织	Score	最优成绩提交日
1	Omni	University of California, Irvine	0.815	2017-07-10
2	宜远智能_HKBU_SMU	宜远智能&香港浸会&南医科大	0.806	2017-07-08
3	LAB2112 ( qfpxfd )	北京大学	0.780	2017-07-08
4	.....	百纳 ( 武汉 ) 信息技术有限公司	0.780	2017-07-07
5	LAB518-CreedAI	上海交通大学	0.769	2017-07-08
6	DrCubic	西安交通大学	0.761	2017-07-06
7	XD_Single	Big Data Science	0.741	2017-07-08
8	交大-点内	点内生物&上海交大	0.737	2017-07-10
9	浙大睿医	浙江大学	0.737	2017-07-07
10	QLab	东南大学	0.736	2017-07-06
11	come on !	哈尔滨工业大学	0.729	2017-07-09
12	茁壮的壮	东北大学	0.727	2017-07-08
13	LIBBLE	南京大学	0.718	2017-07-07
14	ZJUGIVE	浙江大学	0.714	2017-07-09
15	Pris_Lab718	北京邮电大学	0.704	2017-07-07
16	JianPeiCAD	杭州健培科技有限公司	0.703	2017-07-07
17	ensemblesucks	Unknown	0.697	2017-07-06
18	天工ai-med	天津工业大学	0.688	2017-07-09



# THANKS Q&A

 施少怀

 [csshshi@comp.hkbu.edu.hk](mailto:csshshi@comp.hkbu.edu.hk)