# 本周工作进展

- 继续学习deep learning
- 复习Python
- 学习,配置caffe
- 阅读Repo中的代码
- 论文调研

# 2017-DSB 第9名解决方案

#### 总体思路:

化大为小,从大图中提取小特征

#### 挑战:

CT扫描体积: 400\*400\*400mm

初期恶性肿瘤平均长度: 4.8mm

提取特征如大海捞针,常规CNN较难实现

肿瘤图像分割: (称一个1\*1\*1mm的体积为一个voxel)

输入: 64\*64\*64mm图像(从原始扫描中取样)

输出: 32\*32\*32mm概率分布tensor(voxel被肿瘤区域包含的概率)

ground truth: 32\*32\*32mm 只含0或1的tensor(根据医师的诊断结果)

分割网络结构:基于U-Net架构的卷积网络(含一maxpool层)

# 2017-DSB 第9名解决方案

## 肿瘤块中心定位:

使用Laplacian of Gaussian作为kernel(实际通常用Difference of Gaussian(DoG)来近似Laplacian)来定位肿瘤块中心(candidate)。肿瘤块中心比较多,在64\*64\*64mm图像中通常看不到全局

## 肺部区域分割:

为解决上述问题, 先手动分割出三维的肺部区域, 然后再进行肿瘤分割。

# 减少false positive(误诊):

inception-resnet-v2 model

# 计算肺癌概率: (两种方法)

1: 肺癌概率 = 1 - 所有nodule都是良性的概率

2: softmax (肺癌由最恶性的nodule决定)