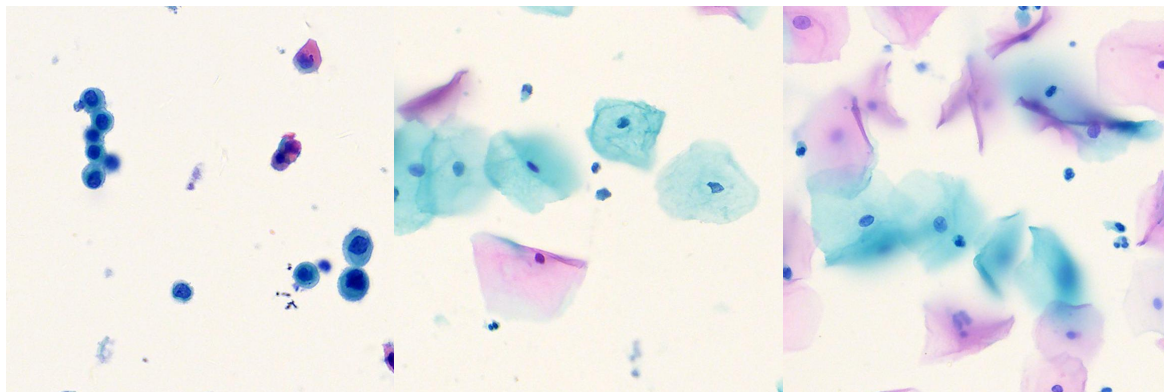


Draft Proposal for EECS 545 Machine Learning Project

序言

我先用中文写吧，飞机上没有wifi。

先来介绍下数据集，数据集是一种液基宫颈细胞显微镜扫描图。下面是几张例图可以快速了解一下。

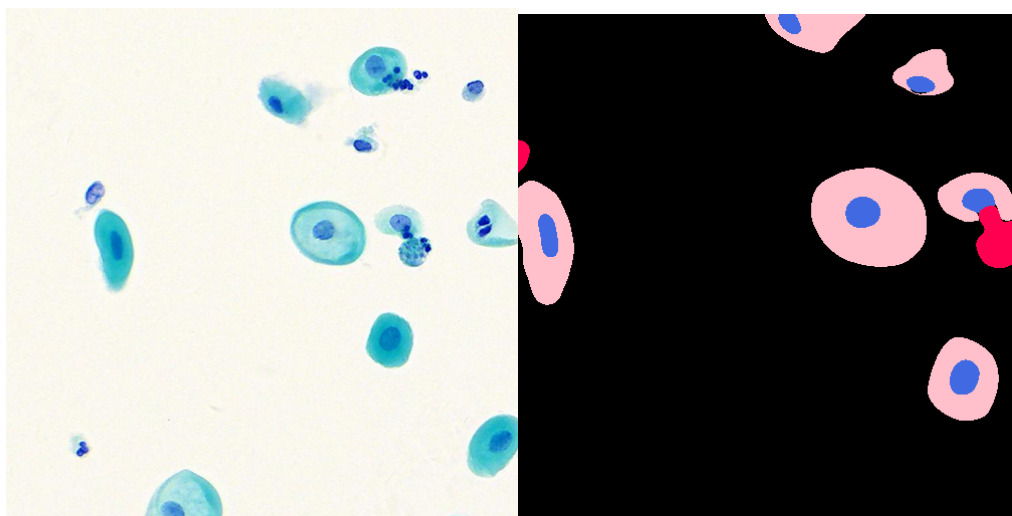


我们可以感受到，其实图片还是比较不同的风格的。

上面的图片都是776X776的分辨率的图片，一张全图的大小大概是50000X50000，医生如果需要做出诊断，需要用肉眼在图片的一些部分对不同的细胞进行计数，虽然医生并不需要对整张图片都进行计数，但是整个过程依然是工作量很大的。

我们如果想要辅助医生做出判断，一般会采用对图片进行语义分割从而帮助医生识别细胞位置与种类。

语义分割我的理解：就是指对图片上的每一个像素都进行分类，从而形成一个对应图片的分割mask，下面举一个例子，左图为原图，右图为语义分割（对图片中部）的结果。可以看到黑色的为背景，粉红色的为细胞质，蓝色的为细胞核，红色的为炎性细胞。当然细胞核还有很多的subtype比如鳞状上皮细胞，低度病变细胞，高度病变细胞等等等等，通常的做法是在分割网络的后面连接一个分类网络从而对细胞核进行种类分类，我预估我们的project应该就会停在语义分割这部分上面，也就是只对细胞核，细胞质，炎性细胞和背景四类进行分割。



前期研究

这个数据集和项目主要为Acalab@SJTU的柯晶老师主导的研究，成员首先学习了细胞知识并对一定量的数据集进行了像素级别标注，从而形成了现在的数据集，具体的信息我之后会介绍。

前期论文发表：

对于分割网络的研究：项目组提出了基于U-Net的VGG与空洞卷积变种网络，并分析了两种网络的优劣。

论文地址：<https://dl.acm.org/doi/10.1145/3340074.3340081>

对于炎性细胞去除的研究：提出通过CNN找到炎性细胞的mask从而对其使用改进过的patchmatch算法进行去除与图像补全。

论文1地址：<https://dl.acm.org/doi/abs/10.1145/3306214.3338593>

论文2地址：<https://ieeexplore.ieee.org/document/8946065>

对于分割网络与分类网络的同步研究：提出通过设计一个two-stage的网络从而完成细胞以及subtype的分割问题。

论文地址：已接收预计2月上旬发表

海报地址：<https://f1000research.com/posters/8-1506>

论文的代码以pytorch为主，也有一部分的tensorflow代码，均有保存以及一定的训练参数保存。

数据集

像素级别标注4张3000X4000的图片，也就是大约200张500X500的图片，同时拥有75张500X500的图片作为训练集也已标注，其中：

病变较少：~100张

低度病变：~50张

高度病变：~50张

提出的方案

我有这个想法主要来自于两个来源，第一个是医疗图像分割主要都是使用2015年发布的U-Net座位baseline进行升级与修改，我们之前的工作也不例外。U-Net主要是利用encoder与decoder的结构形成一个先下降后上升的U字形结构，我们之前的工作主要是在encoder上下文文章，比如将encoder换成Kaiming He在2016年提出的ResNet结构等等。但是我们也发现，不同的细胞由于大小不同需要不同的感受野，这是U-Net所使用的数据集当中没有出现的问题，因为他的分割物体是组织切片，都比较大。比如上皮鳞状细胞相对较大，而癌症细胞则较小，甚至不足上皮细胞的1/4。这样的话两者是需要不同的感受野的，但是U-Net统一采用了四次降采样的方式，感受野比较单一。也就导致了本身数据就多，而且细胞又大的上皮细胞分割结果交好，而环境复杂，数据量少，细胞又小的癌症细胞分割结果就比较难以满意。所以我提出能够将不同的感受野在一个网络中都纳入考量。

当然有这个想法的不止我一个，我也受到了U-Net++这篇文章的启发。作者在文章和博客中讲了一个很好的故事，表示需要在医疗图像中纳入不同的感受野。于是作者提出了一个十分复杂又带有人工剪枝的网络，发表于DLMIA上。在文章中，作者不仅使用原来U-Net的4次降采样，同时也使用了3, 2, 1次降采样一起辅助分割，形成了一个参数较多的网络，作者随后采用了观察训练数据然后人工剪枝的方法来弥补速度问题。但这样对应用中引入了新的问题，那就是医生不能观察训练数据然后再自己决定用什么网络，这不是他们的专业范围。

发现的问题：

1. 已有的U-Net没有多个感受野，对于不同大小的事物分割效果不一。

2. 已有的纳入多个感受野的网络较大，而且剪枝比较依靠人工，医生不能完成这么复杂的操作。

于是我提出以下两点事件

1. 在U-Net单一感受野的情况下纳入多感受野，设计训练一个类似UNet++但是更加符合细胞图像的网络，这个网络可能很像U-Net++(打算就在这个基础上改进)，但是要更有解释性，比如什么感受野是为了什么细胞的。
2. 设计一个轻量级的图片风格分类器，用来判断图片中大多数细胞的大小，从而自动完成剪枝，加快运行速度减少医生需要做的事情。

创新点：

1. 纳入多感受野，用来分类不同的细胞
2. 加入图片风格分类器，从而能够自动完成剪枝

工作计划

第一阶段：（大约一个月）【2020/2初~2020/3初】

1. 完成不同深度的U-Net测试，查看不同细胞适应的不同深度
2. 完成U-Net++的网络训练，使用公开的代码，从而之后可以在其上改进

第二阶段：（大约一个半月）【3初~4中旬】

1. 根据实验结果设计更新版的U-Net++，使其更加符合细胞图像
2. 设计训练一个轻量级的图片风格分类器，用来判断图片中大多数细胞的大小

第三阶段：（大约两个周）【4月中~交报告】

1. 找图
2. 写作

(现在主要担心的是实验效果不一定如我所预期的样子，但是有U-Net++的理论基础应该还可以)

需要的支持

1. 服务器的支持：colab, greatlake (谨慎，不要滥用)
2. 一些可能需要的理论支持：kejing老师