课程报告

本报告主要内容是对2018年华南理工大学硕士学位论文《基于深度学习网络的血管内超声影像斑块识别与评估方法研究》的阅读部分解析

研究背景：

冠心病(CAD)是目前世界上致死率最高的疾病之一，而冠状动脉粥样硬化斑块是引发冠心病的一种常见病因。血管内超声成像能够准确地实现对冠状动脉血管内部的实时显像，提供血管腔内部的解剖结构和组织学信息。目前临床上对血管内超声影像斑块的诊断主要是凭借医生的主观经验，缺乏客观有效的评估标准，此篇文章提出一种基于深度学习网络的血管内超声影像斑块识别与评估模型。

研究过程：

1. 样本集：利用该研究设计的一种人工辅助标注软件，对图像中血管中内膜区域和三种常见斑块（钙化、纤维、脂质）进行勾画，提取相应区域，建立样本数据集。数据集包含血管中内膜753张，钙化斑块240张，纤维斑块219张，脂质斑块185张。按照4：1的比例对各样本数据集划分训练集和测试集。
2. 模型：(深度学习**分割**模型）

建立深度学习模型分割血管中内膜区域，采用U-Net、Dense-U-Net 和Res-U-Net三种网络，对血管中内膜感兴趣区域实施分割。（先找到内膜）

再分别对脂质、纤维、钙化三类斑块建立深度学习模型（再识别）

结论是：

对血管中内膜区域分割最优模型是Res-U-Net,评判的性能指标有待进一步研究

分割钙化、纤维、脂质斑块的最优模型分别是Dense-U-Net、Res-U-Net、Dense-U-Net

1. 最后对斑块测试集和单个患者斑块负荷状况进行定量评估，以验证模型的有效性。

知识补充：

1. 深度学习是在神经网络算法基础上进一步发展而来的新技术，单层感知器是神经网络的基本单元，2006年深度信念网络的概念被Hinton首次提及，深度信念网络通过pre-training的操做，让神经网络中的权值先得到一个最优解附近的值。随后，再使用fine-tuning技术优化训练整个网络模型，这样一来，训练多层神经网络的耗时过大的问题被大大减轻。由此多层神经网络相关的学习算法被叫做了深度学习。
2. Convolutional Neural Network 最后会含有一个全连接层，为了保证输出维度一致，输入图像的尺寸必须为固定尺寸，而且输出后不再进行上采样，每个像素具体属于哪个目标类别问题没有得到很好的解决，因此单纯利用卷积神经网络做精确的图像分割还存在较大挑战；

为了解决图像像素级别的分割，Long等人提出了Fully Convolutional Networks(FCN)。

图像分类过程中，CNN中卷积层对固定大小图像块提取特征后，经过全连接层得到一个固定长度的特征向量，将特征向量输入分类器(SVM或Softmax)得到分类结果。

而在图像分割中，把CNN最后一层去掉，用一个卷积层代替，形成全卷积神经网络，通过分析卷积神经网络输出，可以得知FCN可以接受任意尺寸的输入图像；在图像分割中，采用转置卷积(反卷积)将最后一个卷积层输出的特征图进行上采样（上采样的方法还有最近邻插值，双线性插值，双立方插值，但没有网络学习的余地，而转置卷积可以通过网络去学出一种最优的上采样方法），使它恢复到输入图像相同的尺寸。网络可以基于每个像素都产生一个输出，同时尽可能保留了原始图像中的空间信息。最终，利用输出的概率结果图可以得到每个像素对应类别。FCN改变了深度学习模型对图像分割的策略，实现了输入输出图像直接对应的分割。在它的基础上，研究者们不断提出各种结构的深度学习分割模型。

文章细节：

1. 血管内超声成像与斑块特性
2. IVUS成像原理

IVUS 成像的基本原理是由导管技术将顶端带有微型化压电晶体超声换能器的探头

置入冠脉中，换能器会在受到交变电场激发时快速振动，产生一定频率的超声波。超声

波在介质中传播时，在不同的两种介质的界面会产生散射和反射。压电晶体接收反射得

到的超声波信号，根据其强度时产生相应的电信号，传输到图像处理系统中经过数字图

像技术生成标准图像。人体不同组织的声抗不同，所以吸收和反射的超声能力也不同， 因此可以根据接收超声信号的强度转换成不同的灰阶对应到图像上显示出来。通过回撤 IVUS导管，使之经过病变或目标血管段即可产生一系列血管横断面图像。

1. IVUS影像学特征

临床诊断最常用的显示模式是 IVUS 呈现的血管横切面的图像。标准的 IVUS 图像中，导管处于图像的中心，没有回波信号，所以图像上显示为圆形的黑色区域。在使用低频（20MHz）探头采集图像时，会呈现为低回声分布。而随着超声频率增大，声波波长会逐渐小于血液中红细胞直径，超声容易在血液中产生反射作用。使用较高频（40MHz）探头采集图像时，血液会会呈现为散布着高亮“斑点”的低回声区域，且在序列动态观察下，则以涡流状运动。正常血管壁组织在 IVUS 图像上表现为的典型的三层结构这三层同组织学上的内、中、外膜并不一一对应，而是代表不同的声学界面。

最内层是血管内膜（Intima）和内弹力膜，病变的血管内膜主要是由动脉粥样硬化

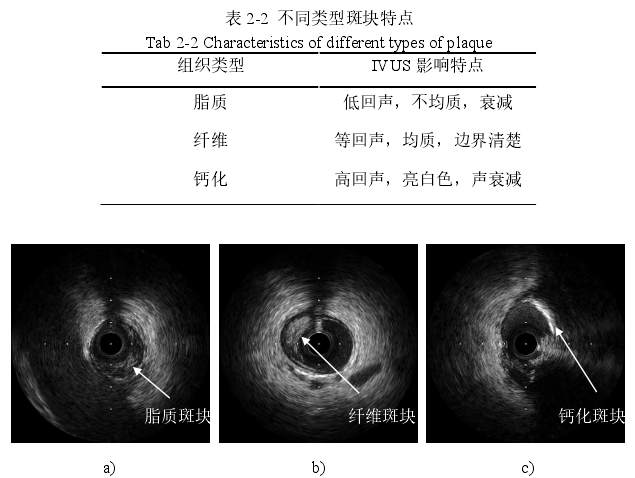
斑块构成。同管腔和中膜相比，内膜增生或者有斑块时产生的回声相对较强。第二层是 血管中膜（media），其在超声下多显示为无回声层。从一些病例显示中可以发现，由于 内膜或外弹力膜（External elastic membrane，EEM）强反射的影响，中膜在图像上可能 会消失。而另有一些病例显示，由于超声信号的衰减及以及内弹力膜反射的综合作用， 中膜在图像上表现为厚度增加。最外层包含血管外膜（Adventitia）以及周边组织，两 者的成分类似，产生的回声强度相近，超声下一般很难区分，呈现具有“洋葱皮”样的特 征表现。临床研究表明，血管内斑块主要分布在中内膜之间的区域。临床诊断时需要先 对中内膜边界进行勾画，再进一步分析。

1. 斑块分类

有不少探 IVUS 斑块显像和冠脉组织病理学之间关系的研究表明：回声强度会根据不同斑块组织成分而不同，斑块在IVUS图像上的灰度特性也不同。总体而言，斑块回声

强度表现为钙化斑块>纤维斑块>脂质板块。

分类图像如下：



1. 深度学习分割模型
2. 卷积层和池化

卷积对像素间的空间关系予以保留，通常随着卷积网络层数的升高，低层的卷积提取图像的颜色、灰度、边缘等低维特征得到特征图，高层的卷积在底层特征图基础上做非线性变换，抽象出高维特征。

卷积层有三个特点：**局部感知、权值共享和多卷积核**。一般来说，人们认为图

像的空间联系是随着空间距离的增加而减弱的（并非消失），也就意味着局部区域的像素联系较距离较远的像素相关性更强。因此，底层的每个卷积核只需要对局部区域信息进行感知，而没有必要感知全局的图像信息。高层的卷积会将局部的信息综合起来，进而可以得到全局的信息，这样也可以减少网络的参数。但是对于一个庞大的神经网络来说，仅通过局部感知得到的参数仍然是太多了。为了进一步减少参数，由于图像不同位置的相同特征其统计特性是相同的，引入了权值共享的思想，**简而言之就是通过一个固定权值的卷积核提取输入图不同位置的相同特征**。**最后通过不同的卷积核提取图像多个特征，每个卷积核对应一种特征，进而可以生成一系列特征图**。

池化操作进行下采样来降低网络训练的参数来降低过拟合程度；

不同的池化方式对特征的提取结果不同，选择最大池化作为网络中的池化层，为了提取到纹理信息和边缘信息。（具体可见原文）

1. 转置卷积层和上池化

池化层会缩小图片的尺寸，通常每次池化会变为原尺寸的四分之一。但分割的结果

是为了得到与原图大小相同的对应分割图，因此必须要进行上采样将图片恢复原始图像

的大小。**转置卷积和上池化操作可以做到对图像进行放大并且恢复图像数据信息**。

关于转置卷积层和上池化的原理不再此处讨论；

1. 编码解码结构

编码解码（Encoder-Decoder）结构最早来源于自然语言处理中对文本序列进行处理，

是一种端到端学习的框架[74]，**编码是将输入序列转化成一个固定长度的向量**；**解码是将之前生成的固定向量再转化为输出序列**。而**将图像数据作为输出**时，**编码过程是使用卷积和池化操作提取图像特征逐渐缩减输入图像数据的空间维度转化为一个固定长度的特征图序列**，而**解码过程是通过转置卷积层和上池化等网络层逐步恢复目标的细节和相应的空间维度**。编码解码结构虽然经典但其最大的局限性在于编码和解码之间唯一的联系是中间固定长度的序列。

**编码过程中最大池化和下采样都会导致图像中边界细节的损失，因此在每次下采样之前存储最大池化值的位置。Reonneberger 提出的 U-Net 网络模型是一种在编码解码结构基础上，进一步融合网络高低层特征，将编码层中每次下采样前卷积得到的特征图同对应的解码层中上采样后得到的相同大小的特征图进行合并，之后再进行卷积操作。编码解码之间的特征图合并称为跳跃连接，可以保证同样分辨率下的特征图得到复用，降低下采样过程中可能产生的信息损失，在解码时可以更好地恢复分割目标的细节。**

1. 激活函数：

选择ReLu函数

激活函数有如下几个特点：

1. 可微性：基于梯度的优化方法必须的性质
2. 单调性：激活函数的单调性能保证单层网络是凸函数
3. 输出值范围：输出值范围：特征的表示对有限权重的影响非常敏感，有限输出 值的激活函数能让基于梯度的优化方法跟稳定。而无限输出的激活函数会让模型的 训练更加高效。因此，具有指数形状和分段线性的非线性函数是激活函数的常见类 型。传统的激活函数包含 tanh 函数和 Sigmoid 函数。但由于梯度消失问题，这 两种激活函数的无法满足深层网络的应用。

由于ReLU所有负数均被置零，会损失一部分信息。具有单侧抑制的特点。因此引入负 向参数得到其变体pReLU,其公式为：



1. Net和Dense-U-net采用的Relu激活函数，Res-U-Net采用pReLU激活函数
2. 密集级联和残差结构

在深度学习模型中，特征的维度随着网络的深度加深而变高。有研究表明，网络的

深度是实现性能提高的重要因素之一。**但深度的提高会产生梯度弥散或爆炸的问题，进而导致网络训练无法收敛**。为了**在提高网络深度和复杂性的同时保证网络的拟合能力**，研究者们提出了很多方法来解决此类问题。目前，有两种行之有效的网络结构，分别是**DenseNet 中的密集级联块（Dense Block）和 ResNet 网络中的残差结构单元**（Residual Unit）。

**密集级联的优点**：

减轻了梯度消失问题

最大程度利用每一层的特征图。通过对每层的特征进行拓展，合并各种维度的特征信息；

因为鼓励特征的复用，网络层相对更窄，减少了每一个卷积层的卷积核和训练参数。

**残差结构的优点：**

残差结构优势在于避免简单堆砌卷积层构建网络后，在网络传递过程中或多或少的信息丢失和损耗问题。通过将输入信息直接与输出求和，使得信息的完整性得到保证。整个网络只需要对输入和输出差别的部分进行学习，大大简化了模型需要学习的目标和难度。

两种连接方式中，残差结构通过求和增加了单个特征的值，相当于提高了信息容量。而密集级联通过对特征合并对单个特征没有改变，但是增加了整个特征图的广度和维度。不同的数据对两种连接结构的敏感性不同，需要具体实验才能确定那种结构更适合当前的数据集。**本文在 U-Net 基础上分别加入残差结构和密集级联，构造相应的深度学习分割模型 Res-U-Net 和 Dense-U-Net**

1. 损失函数：

（具体原因见原文）

7）优化器：Adam优化器

3.血管内斑块识别和评估

1. 研究对象和数据采集
2. 预处理

1.数据增强

在深度学习模型中，通常为了避免过拟合，需要输入充足的数据样本进行学习，但

是通常医学图像数据和对应的标签数据量往往数量较少，无法满足大量数据样本的要求。

因此，对训练数据进行数据扩增，一定程度上提高数据容量，增加数据特征，从而提高

模型对样本的泛化性能就变得尤为重要。**在医学图像方面，图像几何变换是一种常见的图像扩增方法。本文中考虑到需要进行图像分割，为了尽可能保留图像的灰度信息和空间信息，选择旋转 90°、180°和水平翻转变换进行数据扩增**，这样可以使得数据量变为原来的 4 倍，对应的标签图也需要做相应的扩充。

2.坐标变换

极坐标变换

数据扩增后的训练集数据原始图像和标签图进行极坐标变换，变换后的数据作为最终输入深度学习分割模型的训练集数据。测试集不需要进行数据扩增操作，直接进行极坐标变换后留待测试阶段直接使用。

3）进行实验训练网络，实验细节见原文。（太多啦）