

开题报告相关论文阅读心得体会

20数据科学李清扬 320200945811

研究对象

基于深度学习的甲状腺结节超声图像分割

甲状腺结节是一种颈部常见的疾病。在过去20年里，甲状腺癌已成为全球增长最快的恶性肿瘤之一。CAD(Computer Aided Diagnosis)即计算机辅助诊断，是指通过影像学、医学图像处理技术，结合计算机的分析计算，辅助发现病灶，提高诊断的准确率。近年来，随着深度学习在医疗影像分析的应用水平逐渐提高，超声影像分析取得了一系列突破。通过研究深度学习算法在超声图像分割的应用，以期促进甲状腺结节超声图像分割算法的发展，为医生诊断甲状腺癌提供参考。

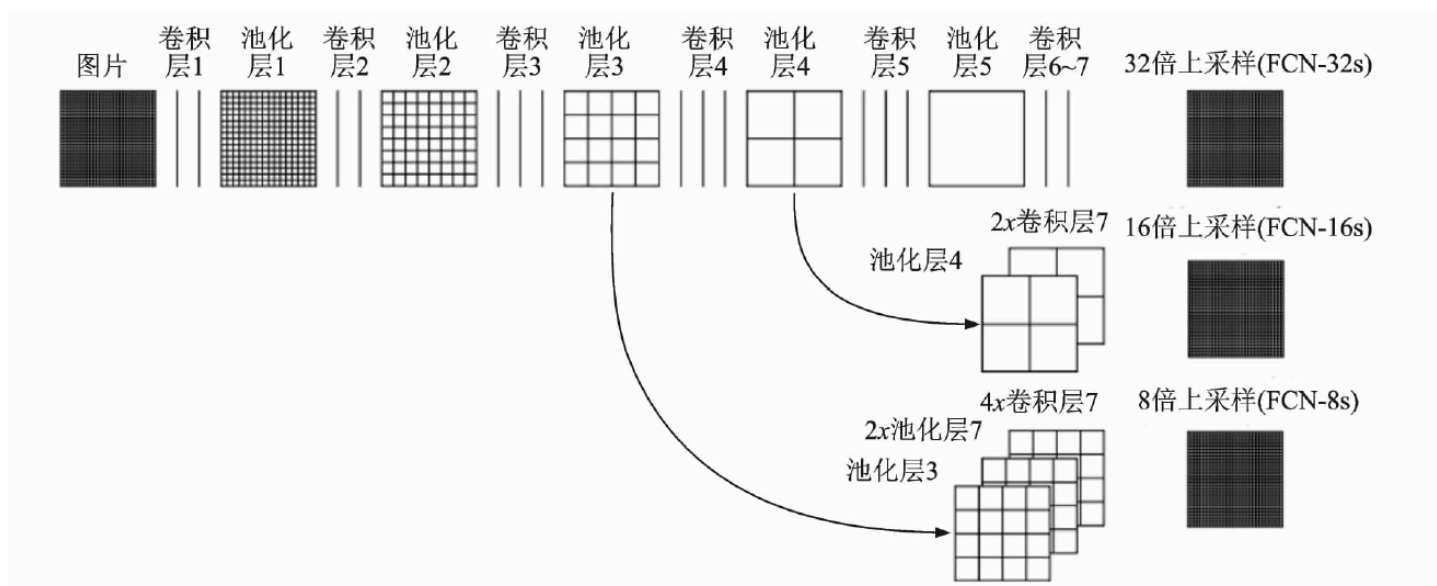
U-Net网络是解决医学影像分割问题的常用算法。2015年，Ronneberger 等人提出了U-Net网络，该网络结构属于CNN的一种变体，通过结合低分辨率和高分辨率的特征图，有效融合了低级和高级图像的特征，依赖于这种独特的结构特征，U-Net网络在图像语义分割展现出了巨大的优势。但在实际应用过程中，由于网络的深度不够，图像的特征无法得到更好的表达，对此，Kaiming He提出了ResNet (Residual Neural Network)，可以通过残差结构实现网络的跨层链接，从而进一步增加网络的深度并避免过拟合问题。与此同时，注意力机制 (Attention Mechanism)也在图像处理应用中扮演重要角色，其通过模仿人类的视觉注意力机制，极大程度的提高了图像信息处理的效率与准确性。

结合U-Net网络结构以及ResNet和注意力机制在医学影像分割的应用已被证明是可行的。探索并分析U-Net在甲状腺结节超声影像分割中的作用，或有助于发现提高甲状腺超声图像分割效果的新思路。

采用的深度学习的模型和方法

1. FCN

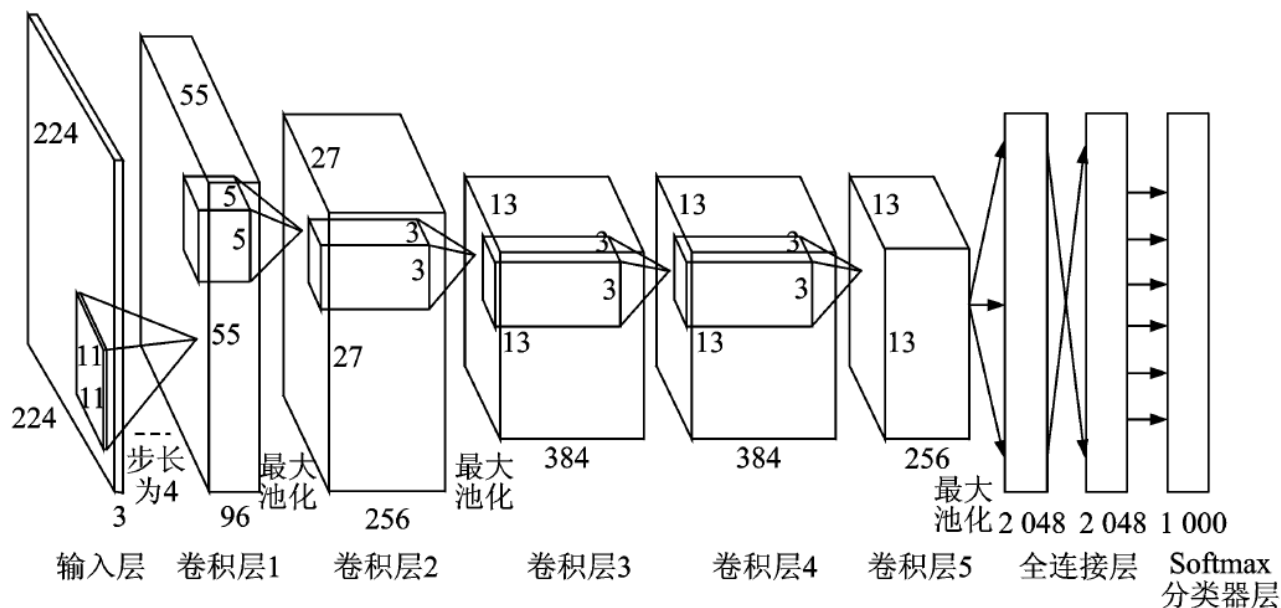
目前在医学图像分割领域比较热门的深度学习分割算法可以划分为两种：第一种就是卷积神经网络模型，而另外一种就是全卷积神经网络模型。卷积神经网络模型进行医学图像分割时存在以下两个缺点：一是网络的冗余参数过多，这样会占用较多的内存资源，同时也会影响运算效率。出现这种情况的主要原因是图像由相邻像素点得到的图像块存在很多重叠的区域，因此在对一个个图像块进行卷积计算的时候也会导致很多重复的计算过程，这使得计算机要浪费很大一部分计算资源在相同的计算上面，导致计算效率低下。二是无法同时达到获得大的感受野与精确定位的要求。如果通过提高下采样过程中的采样倍数来获得大的感受野，那么就会导致过多图像信息的丢失，从而带来定位精度过低的问题，反之如果要提高定位精度，那么就需要降低下采样倍数，这样就会造成感受野较小的问题。因此与卷积神经网络分割模型(CNN)相比，全卷积神经网络分割模型(FCN)在医学图像分割领域中就显得更加有优势，因此越来越多的图像分割领域的专家将目光放到了FCN 之上。



2. AlexNet

AlexNet是一个8层的卷积神经网络，前5层是卷积层，后3层为全连接层，其中最后一层采用进行Softmax分类。该模型采用ReLU来取代传统的Sigmoid和tanh函数作为神经元的非线性激活函数，并提出了Dropout方法来减轻过拟合问题。

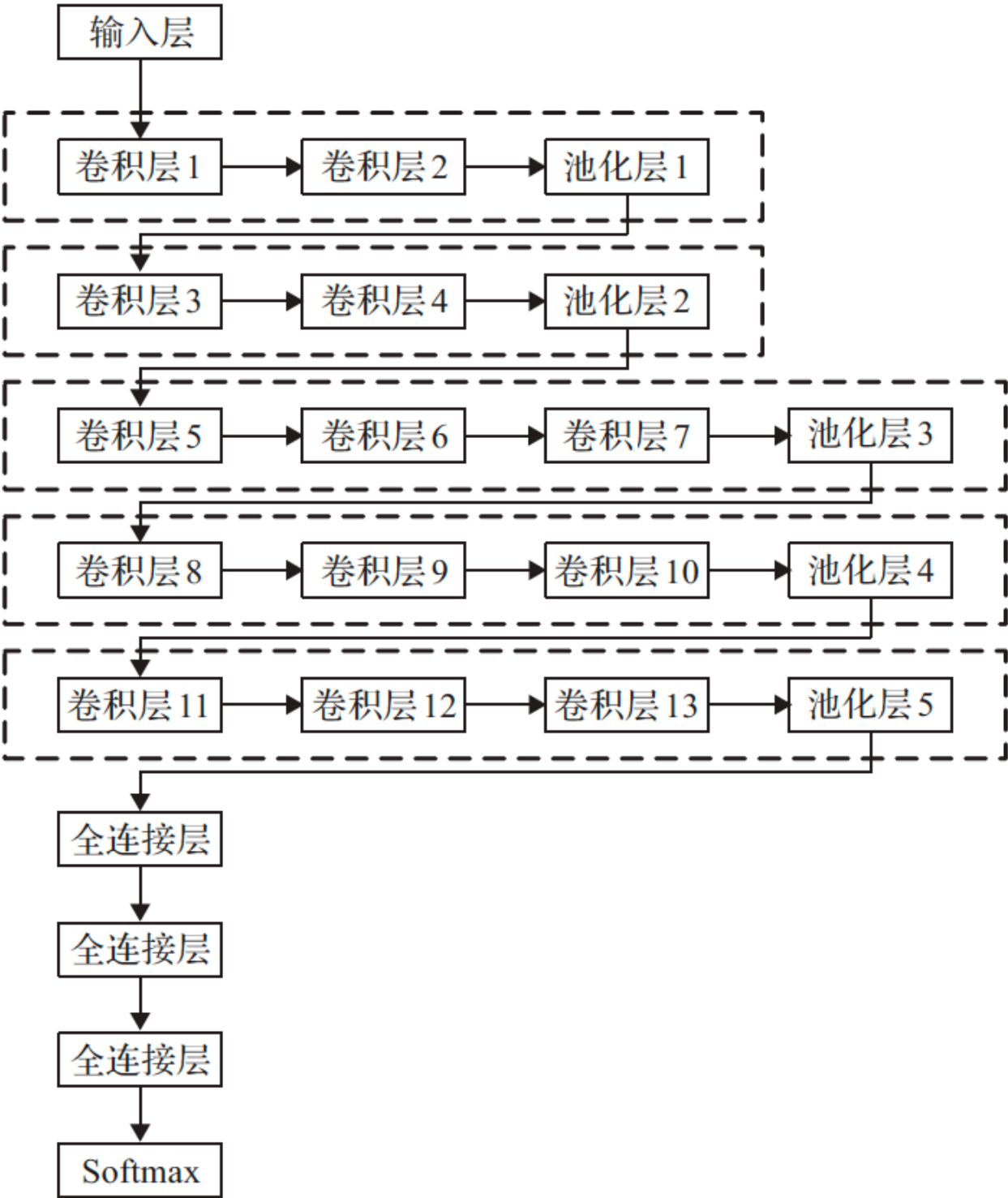
AlexNet 虽然相比于传统CNN 在图像领域具有更高的识别率、图像质量提高，但由于其对特征进行提取时使用的卷积核不具有多样性，在进行图像识别时仍然存在一定的误差。



3. VGG-16

VGG-16 也是一个经典的卷积神经网络模型，其块由小型堆叠式卷积滤波器制成。已经显示出它们具有与较大的卷积滤波器相同的效果，但是它们使用较少的参数。VGG-16 在图像分类识别领域取得许多成就，为了提高蔬菜自动分类的准确性，Li 等人利用开源的Gaffe深度学习框架，采用改进的VGG网络模型训练蔬菜图像，在批归一化层添加了VGG-M 网络，提高了网络的收敛速度和准确度，增加批归一化成熟提升接近三倍的收敛速度，增大数据集训练规模提升模型

的泛化能力，训练不同数量的蔬菜图像实验结果表明相对于传统VGG以及AlexNet 准确率有了很大提升。



计划方法：

1. 比较常见低计算成本图像分割算法在甲状腺超声图像分割上的表现
针对实际临床环境中的图像分割任务，相较于基于U-Net的网络结构，一些低计算成本的方法拥有更好的可解释性和计算资源友好性。在图像分割领域常见的分割方法有三种：FCN、AlexNet和VGG[8]。本文将从甲状腺结节临床超声影像分割的精确水平来比较FCN、AlexNet和VGG方法，分析并探讨FCN网络的表现该任务场景下存在一定优越性的原因。
2. 探索U-Net网络结合ResNet和注意力机制在甲状腺超声图像分割任务中的可用性
相对于传统的CNN网络结构，U-Net网络的Decoder阶段具有和Encoder阶段相同数量层次的卷积操作，通过跳跃连接(Skip Connection)将相同层次的Decoder阶段和Encoder阶段连接，从而避免了细节信息的丢失，提高了网络的分割性能。与此同时，ResNet和注意力机制近年来在图像分割任务取得了重大进展，本文希望通过结合U-Net和ResNet以及注意力机制来探索该方法在甲状腺超声图像分割任务中的可用性。

文献采用的数据集

1. 深度学习在图像分割中的应用--基于深度学习的甲状腺结节超声图像分割 (实验的数据是从四川省医院超声科获取)
2. [基于Dilated U-Net 的甲状腺结节超声图像分割](#)
3. [Multi-Task Learning For Thyroid Nodule Segmentation With Thyroid Region Prior](#)

以上带链接的数据及都是公开的数据集，可以使用

目前的知识结构

目前我只是对于神经网络和CNN有一个粗略的了解，并且通过阅读论文了解了一些基本的处理图像分割的网络结构，如FCN，VGG16和AlexNet。

需要提升的部分

我认为，要顺利的完成这篇毕业论文，我还要了解更多U-Net网络的知识，并且要对ResNet和注意力机制有一个大概的了解，才能更好的完成这篇论文。

阅读了哪些文献

1. 基于深度学习的甲状腺疾病超声图像诊断研究综述
2. 深度学习在图像分割中的应用--基于深度学习的甲状腺结节超声图像分割
3. U-Net:Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation
4. 基于Dilated U-Net 的甲状腺结节超声图像分割
5. 基于改进U-Net网络的甲状腺结节超声图像分割方法
6. 基于深度学习的甲状腺切除术前辅助诊断方法研究
7. 深度卷积神经网络在计算机视觉中的应用研究综述
8. Multi-Task Learning For Thyroid Nodule Segmentation With Thyroid Region Prior