

开题报告

一、研究对象及研究的意义和理由

1 研究对象

甲状腺结节超声图像

2 研究的意义

近年来，医学影像与人工智能的结合成为数字医疗产业的研究热点，人工智能技术处理医学影像并参与医疗诊断已经成为图像处理领域的重要研究方向，医学图像分割是其中最重要的研究热点之一。

甲状腺结节是内分泌系统常见疾病，是头颈部最常见的肿瘤之一，甲状腺疾病在全球范围内都有较高的患病率。了解和研究甲状腺结节的性质、特征以及其对患者健康的影响具有重要的临床价值。

同时随着临床实践中成像技术的广泛应用，偶发甲状腺结节的发现频率正在增加。甲状腺癌常无明显临床症状，临床上有甲状腺肿大时，往往需要结合患者多方面信息综合分析，如何快速准确筛选出这部分病人，在临床上显得尤为重要。

超声图像分析在早期发现甲状腺结节并进行准确诊断中扮演着关键的角色。通过深度学习算法的应用，可以提高对结节的自动检测和分割的准确性，从而帮助医生更早地发现潜在的问题并采取相应的治疗措施，提高患者的治疗效果和生存率。

甲状腺超声检查是评估甲状腺结节良恶性的首选成像方法。传统的医学图像分析通常需要医生大量的时间和精力，在临床中，由医务人员手动标定结节位置，实现结节纵横比测量，并通过其他如结节边缘形状、钙化程度等特征对结节良恶性做出诊断，这一过程耗时、繁琐且主观性强，不同专家对同一超声图像的分析可能会有不同的结果，同一专家在不同时间对同一超声图像的分析也可能不同。而深度学习算法的引入可以在一定程度上自动化这些任务，不仅可以使医生减轻繁重的人工观察与诊断，还可以提高分析结果的客观性和可靠性，进而使得医疗资源能够更好地分配，提高医疗效率。

另一方面，对甲状腺结节的深入研究可以帮助实现更加个性化的治疗方案。通过深度学习模型对超声图像的精准分析，可以更好地了解结节的生物学特征，为患者提供更加精准的治疗建议。通过深入研究甲状腺结节的超声图像，不仅可以提高目前医学的临床水平，还能够推动医学科学的发展。这样的研究不仅有助于优化目前的医疗流程，还有望为未来的医学研究提供新的思路和方法。

综上所述，研究甲状腺结节超声图像对提高临床诊断的准确性和效率有一定的作用，有助于更好地理解、诊断和治疗这一常见疾病，对患者的健康、医学科学的进步以及医疗体系的优化都具有重要的理论和实际意义。

二、深度学习的模型和方法

下面是我看到的文献中用到的深度学习的模型及我查阅资料后的简单总结

1 卷积神经网络 (CNN)

CNN 是处理图像数据非常有效的深度学习模型。它通过卷积层、池化层和全连接层等结构，在保留图像空间信息的同时，提取特征并进行分类。

它用于甲状腺结节超声图像的特征提取和分类任务。

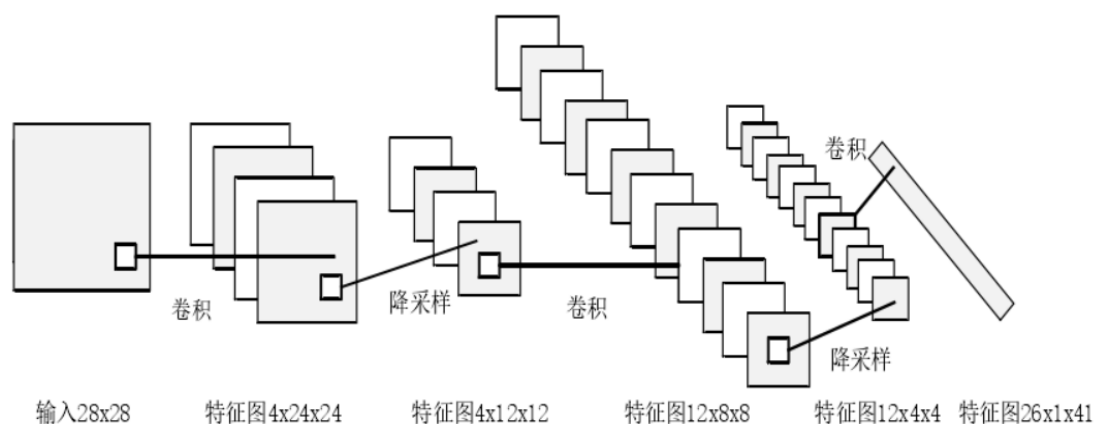


图 1.简单的 CNN 结构

2 全卷积神经网络 (FCN)

CNN 模型在进行医学图像分割时存在两个缺点：一是网络的冗余参数，这会占用较多的内存资源，同时也会影响运算效率。二是无法同时达到获得大的感受野，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。因此就有了全卷积神经网络分割模型 (FCN)，典型的 FCN 包括 FCN-8s、FCN-16s、FCN-32s 三种。

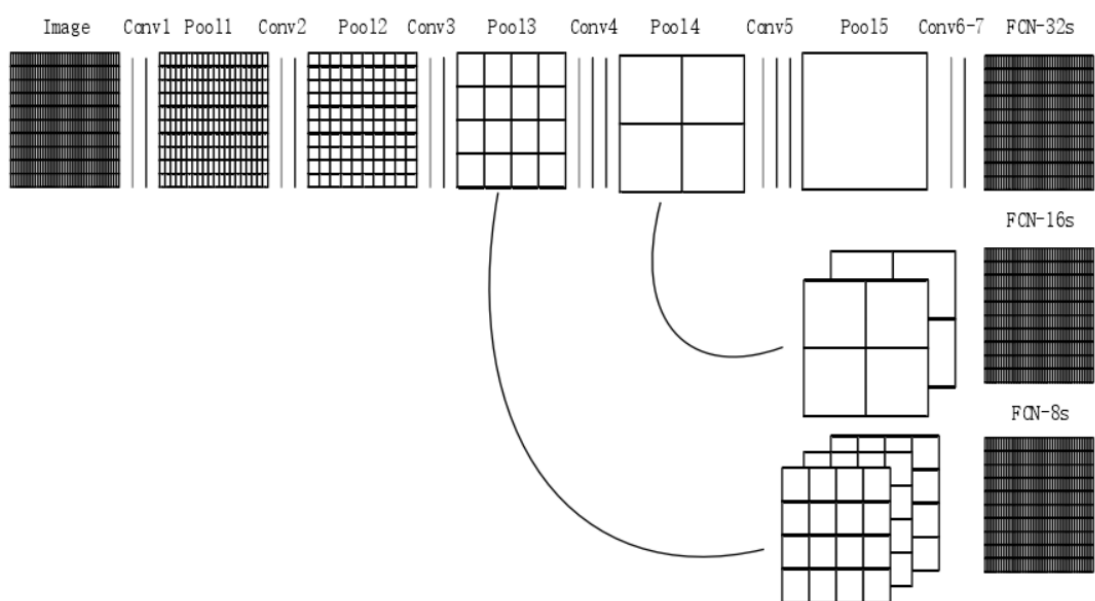


图 2.FCN 结构图

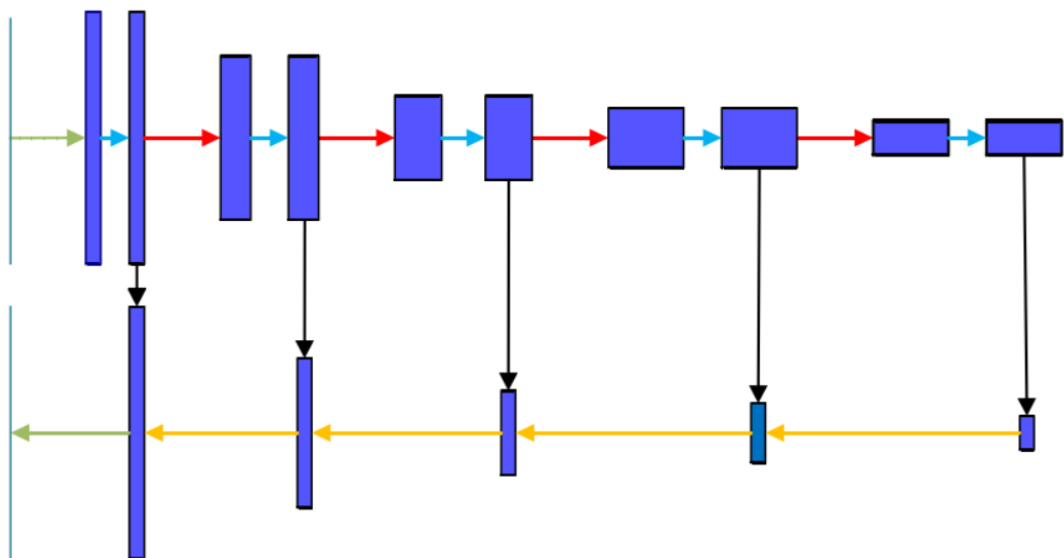


图 3.FCN 模型结构

3 U-Net 模型

U-Net 是一种专门设计用于图像分割任务的深度学习架构。它具有 U 形的结构，有助于更好地捕捉图像中的细节信息。它是从 FCN 的网络结构演化而来的，都分为 Encoder、Decoder 两个部分，该模型中也有卷积层与池化层，但是没有全连接层，全连接层使用 1×1 大小卷积核的卷积操作来代替。

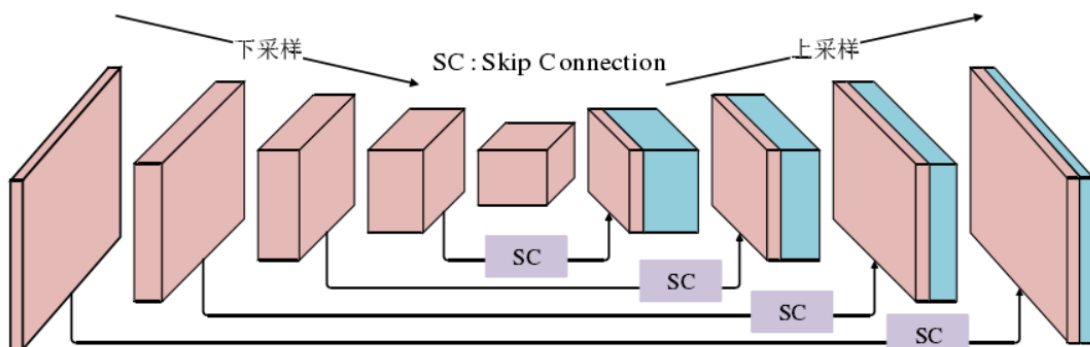


图 4.U-Net 模型

U-Net 网络结构通过跳跃连接将上采样过程与下采样过程相对应的特征图进行融合，即将 Encoder 与 Decoder 路径结合，从网络训练的角度来看，可以将一副图像直接输入进 U-Net 网络，然后通过前向传播的特征提取与回复，从而直接从网络中输出分割结果图。U-Net 网络分割模型基础上进行调整改进，以 U-Net 网络模型为基础融合特征金字塔模块、多尺度输入机制、注意力机制；即由 U-Net 到 Res-Unet（采用的为两层的 ResNet）。改进损失函数，用于平衡图像分割的准确率与召回率，且对小样本目标的分割也有一定效果。

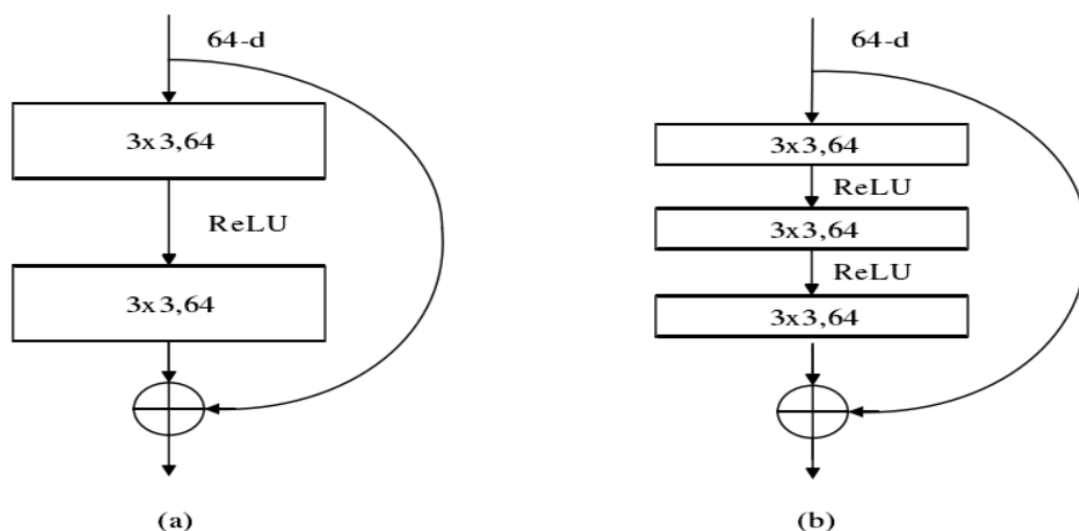


图 5. ResNet 的残差学习结构 (a) 两层 ResNet (b) 三层 ResNet

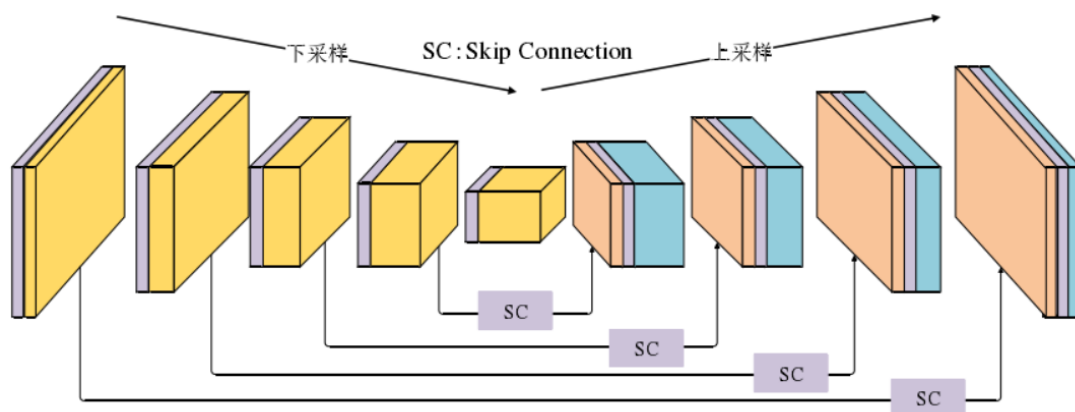


图 6. Res-Net 模型结构

还有一篇采用的是一种以 UNet3+为基础改进的 E_UNet3+分割网络，在保持全尺度跳跃连接方式不变的情况下，使用 EfficientNet_B0 和以深度可分离卷积为主的结构模块分别对网络的编码器和解码器部分进行修改，从而使得网络趋于轻量化，经过对比验证改进后的网络模型取得了较好效果。论文选取 EfficientNet 作为甲状腺结节分类任务的基线网络，引入集成学习思想实现结节全局图像、纹理图像、形状图像的多分支特征融合，最终获得了比单一特征和单一特征模型准确率更高的分类结果。

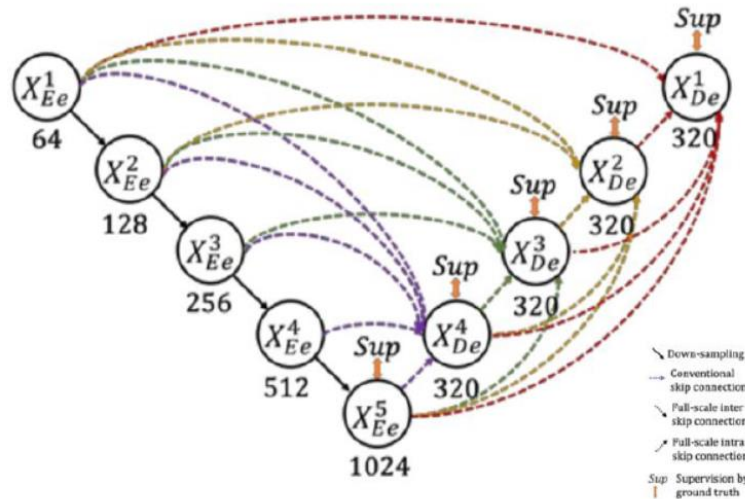


图 7.UNet3+网络结构图

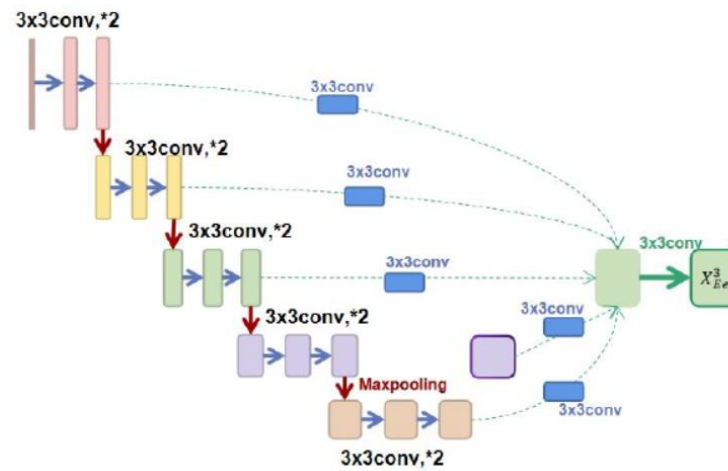


图 8. UNet3+解码器结构图

3 改进的 CV-RSF 模型

它是一种基于改进的无边缘主动轮廓-局部区域可控的拟合 (CV-RSF) 模型的甲状腺结节超声图像自适应分割算法。首先，在无边缘主动轮廓模型中，引入一个基于梯度的边缘引导函数，根据面积变化率，自适应地获取甲状腺结节地粗分割轮廓；然后将粗分割轮廓作为局部区域可控地拟合模型地初始轮廓，并根据面积变化率，自适应地获取甲状腺结节最终分割结果。该算法有效地分割出边缘清晰和不清晰地甲状腺结节超声图像，并解决手动设置迭代次数地问题，从而实现甲状腺结节的有效、准确、自动分割。

通过阅读文献，我认为需要学习是全卷积神经网络模型和 U-Net 模型，对将这两个模型进行改进并运用到毕业论文中。

三、数据集

1) 南京同仁医院 12 例患者地甲状腺结节超声图像

- 2) 天津医科大学肿瘤医院提供的甲状腺超声图像
- 3) TN3k 数据集，公开数据集资源，包含 2421 例病患的 3493 张甲状腺结节超声图像，由最少含有一个结节病灶区域的超声图像和专业放射科医生指导标注的高质量标签图像共同组成。该开源数据集被划分为训练样本图像数 2879 张、测试集样本图像数 614 张，并且对图像进行了灰度和非超声区域裁剪处理。
- 4) DDTI 超声数据集，公开数据集，由 400 组图像尺寸为 560x360 像素的超声原图像以及 370 个 XML 标签信息文件组成，数据集采集 298 例甲状腺结节患者。

综上所述，前两个数据集属于专有的、不公开的，所以我的论文我将选用 TN3k 和 DDTI 两个公开的数据集。

补充说明两个公共数据集来源，名称，属性，能否下载？或者已经下载了几个？这是非常关键的事情。

四、知识储备

目前只是简单了解了 U-net 模型，通过阅读文献查阅资料，使我对 U-net 模型有了一定的了解，知道了基于 U-net 模型的许多细化分支，所以我需要去深入学习某一细化后的 U-net 模型，比如 Res-Unet，并将其运用在毕业论文上。

五、参考文献）（查百度考参考文献的一般格式!!!!）

- [1] 《基于深度学习的甲状腺结节图...分割与分类系统的研究与实现_刘欣茹》
- [2] 《基于深度学习的甲状腺结节超声图像分割算法研究_尉智辉》
- [3] 《深度学习在图像分割中的应用_贾树开》
- [4] 《中国甲状腺影像报告和数据系...甲状腺结节良恶性的鉴别诊断_乔敏》
- [5] 《基于改进的 CV-RSF 模型...结节超声图像自适应分割算法_邵蒙恩》
- [6] 《基于残差双注意力 U-Net...的 CT 图像囊肿肾脏自动分割_徐宏伟》
- [7] 《人工智能与深度学习在医学影像辅助诊断中的应用_杨兆凯》
- [8] 《人工智能在医学影像诊断中的应用研究_李顶》
- [9] Ronneberger O , Fischer P , Brox T . U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation[C]// International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Springer International Publishing, 2015.
- [10] Peng Zhang, Zengfu Wang. Pedestrian Detection by Using CNN Features with Skip Connection[M]// Computer Vision. 2017.
- [11] Zhou Z, Siddiquee M M R, Tajbakhsh N, et al. UNet++: A Nested U-Net Architecture for Medical Image Segmentation[M]// Deep Learning in Medical Image Analysis and Multimodal Learning for Clinical Decision Support. Springer, Cham, 2018: 3-11.
- [12] Huang H, Lin L, Tong R, et al. UNet 3+: A Full-Scale Connected UNet for Medical Image Segmentation[J]. ar Xiv, 2020.