各位老师，大家早上好，我叫李飞翔，今天我开题答辩的题目是基于混合Transformer的半监督肺结节分割模型。

一共分成四个部分，分别为选题来源及意义，国内外研究现状，研究内容与方案，时间进度安排。

**首先介绍第一部分，选题来源。**

肺癌是发病率和死亡率增长最快，对人群健康和生命威胁最大的恶性肿瘤之一。下图我们可看到我国的新增肺癌人数，是比较多的。

第一，肺癌早期的主要表现方式是肺结节，实现肺结节的早期诊断和治疗可有效提高患者的生存率。

第2，LDCT已被广泛应用于肺结节的检测。但是需要放射科医生检查CT，这是非常繁琐的，且存在漏检和误检的可能。

第3，从右边的6附图中可以看出肺结节形态学特征复杂，很难进行分割。

下面可以从图中看出肺结节目前数据集的情况，少量的标注数据与大量的未标注数据。而目前基于深度学习的算法主要依靠训练数据，需要大量的手工标记数据用于训练。所以呢半监督学习就成为一种廉价与实用方法。

**选题的意义**

第一，减少影像医生的工作量，降低误诊率。

第2，降低漏检率

第3，降低对人工标注的需求量，充分利用未标注数据与有限的数据集，提高模型性能与泛化能力。

**第2部分就是国内外研究现状**

首先这个是从今年7月份综述里的截出来的图。下面是它的引用。描述的是2014年-2022年半监督医学图像分割学术发展趋势图。可以看出目前半监督医学图像分割是非常火热的

接下来，讲解一下半监督学习发展现状。

半监督学习大体上分为两类。一种的基于自训练的方式。一种是基于无监督正则化。最后一类是最近几年流行的混合模型。

基于无监督正则化的方法里，还可以细分成以下3种。一致性学习，协同训练，对抗学习GAN，

接下来看一下常见的半监督方法，

在19年以前，流行的就是基于一致性学习的。有$\pi$模型，Mean-Teacher模型，还有UDA模型。

但是20年出来的论文FixMatch，就打破了僵局，同时使用了伪标签和一致性学习两种策略，达到SOTA结果。

21年的FlexMatch是对FixMatch进行的改进。

**半监督医学图像分割与半监督学习方法类似，也是分为2大类，与一个混合模型。**

我们看一下，有哪些经典的模型

20年的CutMix-Seg使用Mean-Teacher模型，和CutMix的数据增强方式，进行半监督分割

21年的PseudoSeg，使用FixMatch的方式，进行的分割

21年的CPS，使用了交叉伪监督的半监督分割

22年的交叉教学Cross-Teaching ,结合了协同训练，进行半监督医学图像分割

**接下来，讲一下全监督医学图像分割模型**

大致分成3类，一类是CNN,一类是Transformer,第3类就是CNN+Transformer。各种改进的都有，有在backone上进行改进的，有采用双分支的，也有在架构上，进行融合的

下面是经典的模型

15年的Unet，18年的Unet++,19年的nnUnet,21年的TransUnet和nnFormer

**接下来是第3章。研究内容与方法**

**我的第一个研究内容是如何提高主干网络的特征提取能力。**

目前主干，就是两个2流派，一个卷积神经网络，一个Transformer,但是卷积神经网络在提取全局特征上有局限性，Transformer计算量巨大，且需要大量的医学数据，而肺结节的数据集比较少。

所以我研究混合Transformer网络，将CNN与Transformer融合成新的网络，CNN提取局部特征，Transformer提取全局特征，优势互补，达到准确分割肺结节的目的。

**第2个研究内容就是提高伪标签的质量。**

我的内容就是 混合模型，一致性学习与伪标签相结合的方案

伪标签是由未标注信息生成的。导致的结果就是伪标签质量不稳定，含有大量噪音，其中带噪的伪标签容易造成退化。

目前的做法是采用熵最小化原则，设置置信度阈值，对伪标签加以约束，只使用置信度较高的伪标签，熵最小

看上图，这个是模型输出的One-hot编码，左边的是高置信度，熵最小。意思为模型对肺结节的判断非常的自信。右边这个图是低置信度的标签。模型对于是不是肺结节非常的纠结。这种标签我们直接抛弃。

导致的后果就是 伪标签无法提供足够的信息量，数据集仅获得较小的扩充，无法满足Transformer训练需求，且整体带噪率高

所以我研究的是新伪标签混合策略。

我们直接看图，让无标注数据通过模型，输出预测。上面是通过置信度阈值的可靠的伪标签，下面是未通过置信度阈值的不可靠伪标签，以前的做法是直接抛弃，但是现在我想利用这部分被抛弃的标签，做法呢就是与 通过置信度阈值的标签，未通过置信度阈值的标签进行混合。其中置信度较高的标签具有很高的混合比。利用Transformer对噪音有很好的鲁棒性的特点，来缓解加入低置信度伪标签带来的负面影响。随着时间的推移，混合将不断扩大，这样子的话，就能够实现大幅度扩充数据集，满足Transformer的训练，而且提高伪标签整体的质量。

**我研究的第三点是如何增强扰动来提高模型的泛化性。**

在半监督分割模型训练后期，一般的扰动方式将不能让模型做出错误的判断，导致没有带来新的信息，一致性学习的效率会大幅度下降。

所以研究新的一致性正则化策略，

下面的图，是研究1,2,3个点，结合的整体架构，在交叉教学的基础进行改进，实现联合训练与联合教学的有效结合，就是这部分内容。有标签的数据，进行有监督训练，无标签的内容，进行一致性学习训练。

并结合基于插值和CutMix两种一致性正则化方案，对其进行融合与改进。就在图中的这部分。新的一致性正则化方案将对模型的预测结果生成具有挑战性的对抗性噪音，使得模型在训练后期依旧保持较高的效率与稳定。一次来增强分割模型的泛化能力。

**这部分就是我第一点内容。来增强模型的提取特征的能力**，这部分就是我第2点，来扩充数据集，达到训练Transformer，降低标签整体带噪率，提高伪标签质量。这个部分就是我刚刚讲的第3点。以上我模型的整体架构。

下面是已开展工作。

对数据集进行数据增强

下面是我跑的半监督分割模型的baseline,出来的结果

最后一部分是时间进度安排。