1. 先说全局性的问题
2. 问题一

怎么判断配准结果的好坏，像上述论文中结果所述，有详细的数值差异

1. 问题二

之前做的所有工作包括有：

* 用SIFT提取特征点做配准
* 取中心块用自监督学习的方式做配准
* 分割出来的颞下颌做配准（这部分完全没有进展）
  + 尝试将其一对图像（浮动图像与参考图像），完全用分割后的颞下颌区域做配准， 而不是直接取中心块输入到网络，这部分我进行了验证以及尝试（就是将对应的变换矩阵的平移矩阵根据其空间变换做相对应的位移，这样保证其数图像分割数据是满足变换矩阵的），得到的图像，并不是很准确

就上述工作而言我也不清楚能不能写到最终的论文里，因为很多部分并不成体系以及构不成完整的论据，而且其中很多代码也难实现，后续也没有进展。目前的窘境就在于关于3D医学图像刚性配准可参考的代码太少，完全不知道如何实现更不去说改进，深度学习这方面也较少。总觉得之前的很多实验写不到大论文里，做了太多无用功。

1. 下一步的工作思路

21年6月份的一篇论文，Cross-modal Attention for MRI and Ultrasound Volume Registration，详细的请查看html文件，之前也看过该作者的一篇没有发布代码的用GAN配准的论文，里面也有部分细节没有写清楚，这篇也是。

这篇论文中也是预测6个数值，其中三个平移值确实是像素平移值（这个咱们之前也探讨过，然而咱们的图像平移值更大，反而效果差）

这篇论文中一个很不理解的是Dataset and Preprocessing部分，论文中提到了是构造的方式，但是我不理解多模态是如何构造的，还有就是评价利用表面配准误差(SRE)测量图像配准性能。为了准确地生成一个已知SRE的数据集进行训练和验证，在5mm平移或6度旋转范围内随机扰动每个ground truth变换参数，然后将扰动缩放到所需范围内的随机SRE，这部分在代码里也没有展示。

1. 方式一

在这篇论文中也是用到了自己构造变换矩阵的方式，其数据与颞下颌数据不一样，一是大小不一样，其数据大小仅有512\*512\*26，数量较多。二是多模态，因此在用类似于自注意力模块有较好的效果。

如果说尝试将此方式用到颞下颌数据上，有几个问题：

1. 数据太大，481\*481\*481，无论是从保存还是读取的角度来说都是问题
2. 即使分割出来的颞下颌大小也各不一样，而且分割出来后的图像也较大
3. 并不是一个多模态的数据，提取的并不是模态上的信息（这部分我理解的不一定正确）
4. 方式二

紧接着取中心块用自监督学习的方式做配准之后，采用交互性训练，A-B，B-A（因为其标签都是自己构造以及是一个可互相求解的关系），相当于两个网络一起训练，

1. 方式三

点云配准无非是将点进行配准，能否将图像配准转换成点云配准的方式，关键在于像素信息和坐标信息如何进行运用，但是这样有一个最大的问题是点只有 (0, 0, 0) 到 (481, 481, 481), 而且求对应点的这个转换能否用pytorch迅速转换

1. 方式四

将分割出来的颞下颌部分分块去训练，这种方式您之前否认过，所以我也没细想了，因为分块确实会遇到很多问题，比如块的大小，块的权重，两幅图像的块怎么对应等