第八周我对上周channel\_attention的代码实验结果进行了分析，发现与原论文实验结果差别太小，说明leyer\_atterntion并不是性能瓶颈，在当前网络模型和策略下是一个比较合理的选择。

同时我也对Distance\_loss sigmoid归一化的方法进行了验证，但是发现之前sigmoid的想法还是出现了一些问题，导致在正样本点对之间距离很小时损失会会到0.5附近，这是由于sigmoid未做偏移导致的，这个问题可能导致了最终其实验结果不佳。

于是这周我对sigmoid做了偏移，并对在不同level层的距离数除以他们的stride来保证不同level之间的距离也保证层次关系，上述代码这周正在跑。

这周重新思考了一下目标检测中任务不对齐的原因，总结了以下三点：

（1）**分类置信度的预测在范围和形状上与预测出的回归框通常都不一致。**在双阶段算法中，由于ROIs（RPN）的存在，最后进行分类的featuremap范围和形状就是已经回归出的ROI的范围和形状，两者是一致的；但是在目前单阶段算法中，回归框的预测和分类置信度的预测在head阶段通常没有上述那种强关联，分类的预测基于的范围形状来源于经过卷积层之后的感受野大小，而并不是来源于同时预测出的回归框大小，而回归框的大小预测来源于同样大小的感受野（平行预测），这就相当于在同一片感受野下，分类和回归在做并行预测，并且他们之间没有逻辑关联。所以如果在这片感受野下出现了物体的遮挡和交叠，分类是看感受野下的特征组合认物体，回归是看同一片感受野下的像素边缘去认边框，那么在遮挡交叠情况下，根据遮挡的程度，分类就会有不同的偏向；而回归框则会有扩大的可能（认成了交叉物体的共同边缘），这些就导致了两个任务的不一致。

（2）**标注的单一性。**目标检测中的标注，是给一个精准边框一个标签从而让网络去学习，所以网络在学习时，对于回归总是有理想情况（ gt是人为给定的）去参照（iou），但是对于分类往往没有如此精确的指标去度量，所以在一定范围内iou与gt大的正样本，在分类上都可以往这个gt对应的标签去学习，这就没有iou那么有精准性。

（3）**训练推理时不一致。**iou是具有精准性的学习指标，所以在训练的时候往往用iou去定义正负样本，也往往只对正样本进行iou损失的计算。但是在真正推理测试时，图片上是没有标注的，也就是训练时看重的iou无法在测试时用上，所以现在主流的nms都是对分类置信度进行排序，然后剔除附近重叠度大的框，又由于（2）所说分类的训练没有精准性，所以分类置信度在测试时的排序就没有依据，因为分类置信度大的未必就一定好（但是iou越大的往往就是代表越好），这就导致后处理时期的不一致。

于是接下来打算沿用IOU-net的思路和之前refinement的思路对TOOD进行改进，使其缓解上述第一和第三问题带来的不一致性，具体细节正在思考中。