第七周我对上周跑好的加入Distance\_loss的代码训练结果进行分析，发现其在map（all/50/75）与原论文结果相差不大，在map\_s上只有0.4%的AP提升，分析原因可能在于在最大距离归一化中存在正样本点对较少时（比如只有两个正样本点对），距离会自动归一化成1（loss最大值），导致网络对小物体的注意力会增加，但这种增加也不是特别明显。

对于最大距离归一化，在本周的讨论中，我打算改用sigmoid的方式去进行归一化，这样可以防止出现上述的一种偏向问题。在对原网络模型上，我也对layer\_attention进行了调整，将其改成了channel\_attention的方式，并想验证一下注意力的细粒度程度会不会对结果产生影响。

本周我也找到了将TOOD思想运用到YOLO上的论文，新模型名称为PP-YOLOE，其主要改进思路为：

（1）backbone改进为CSPRepResNet，集成了resnet和densenet网络结构，速度更快，精度也不差。

（2）预测头和样本分配策略借鉴了TOOD，不过在预测头上没有设置额外的调整网络，同时也没有堆叠卷积层，在分类分支上引入了残差的设计。

（3）损失函数在分类分支用了varifocal loss（非对称），回归分支用了distribution focal loss。

在这篇论文中，对不同策略的增减进行了对比分析，其中TAL策略涨点最多，再次证明了TAL策略的有效性。

针对PP-YOLOE的思路，我对调整网络的必要性产生了疑问，并且原论文中并没有对调整网络的消融实验，所以我打算验证删去调整网络后对网络性能造成的影响有多少。