第十一周我对DistanceLoss的训练结果进行了分析，发现其效果并不好，这其实在之前未改进版本的DistanceLoss中就可以预见，在之前梯度无法回传时训练网络，发现distance\_loss的值一直不下降，这里其实就代表着在loss\_cls和loss\_bbox都在下降时，distance\_loss并不会跟着下降，正样本间的集聚并不能带来性能的提升。出现这种情况后，我对其性能不上升反而下降的原因进行了分析：

（1）训练正样本的集聚并不能让网络学到近似的语义中心点，因为不同batch不同gt正样本的位置都是不一样的，每次集聚的范围也都不一样，所以在训练时给不到网络准确的标签信息，网络可以学到的很少。

（2）查看训练日志，发现训练时分类性能和定位性能下降严重，说明正样本集聚想法存在问题。原FCOS中将centness作为预测输出和正样本前的权重参数，是想加大对靠近“中心点”的正样本的训练（正样本中的正样本），而非所有正样本。

同时这周我也对基于refinement和DistributionFocalLoss对预测头（T-head）做了修改：

1. Refinement

对回归框的处理做了下面的修改：

（1）利用anchor\_free得到四个distance，从而得到anchor

（2）利用（1）中的anchor，用anchor\_based进行调整，得到bbox

（3）将（2）中的bbox用原论文中的调整网络做偏移处理

分类分支保持不变，最终loss计算基于最终得到的bbox（由于训练不稳定， 学习率 1e-3=>1e-4）

1. Distribution

思路来源于Generalized Focal Loss，将原论文中的iou从原本的狄利克雷分布转化成一般分布的离散形式

本周同时还在跑no\_stack消融实验和diou对照实验，同时也还在改基于giou的tood代码，其大致思路如下：

1. forward：添加一个预测giou的预测分支，shape跟分类分支一样（B, 80, H, W），范围是（-1,1），故采用的激活函数是2\*sigmoid（）-1
2. 原论文在taskaligned\_assigner中，有计算所有点对于某一个gt的iou，将其改为giou，并返回这些giou的结果。将giou结果与预测的giou做基于focal loss的BCE损失计算（与分类分支很类似，分类中的0替换为giou的-1）。正样本giou标签仍然为t（taskaligned\_metric）
3. t公式的更改：将原先的iou替换为giou，为了保持曲面形状的稳定。
4. 正负样本分配策略的更改：以上述t公式计算topk个点，同时要求样本点的giou>0同时样本点在gt框内。
5. giou\_loss与cls\_loss大致一致，负样本分类标签为0，giou标签为-1（无穷远），正样本标签同为
6. epoch策略：原论文中前4个epoch用了ATSS的策略，想要让giou先预测的尽量准，故打算在4~8epoch时仍采用TAL的策略，但是giou\_loss一直在进行。在第8个epoch以后，将t公式中的giou替换为预测的giou进行计算。（两种选择：替换 or 不替换）
7. giou\_nms：在推理时用预测的giou做排序，基于IoU-guided NMS的思路做非极大值抑制

由于这周设计实验比较多，所以下周的计划主要是对这些实验结果进行分析对比。