**答辩记录**

1. **论文要点**

本毕设主要进行了三块工作。首先是对TOOD基准网络的消融和对比，目的是在于探究TOOD网络在缓解任务不一致和性能提升上的关键因素。其次是对于正样本点在标签框内分布特征的猜想，在猜想的前提下本毕设提出了正样本回归框中心集聚策略和正样本点语义侧重加权策略。最后本毕设也尝试通过优化定位分支目标框的质量来提高网络一致性收敛的速度，基于此本毕设提出了二次回归框质量优化和定位分布一般化的两种方法。

在最终的实验结果中，加权范围在1~2之间的正样本点语义侧重策略和二次回归框质量优化的方法超越了原始网络的性能，获得比较好的结果。同时由于最大距离归一化在小目标上的侧重，基于该归一化方法的正样本回归框中心集聚策略在小目标检测的性能上也有所提升。

1. **提问问题和解答**
2. **TOOD和FCOS网络都在你的相关工作中提到，这两个模型有什么区别？（王健嘉）**

这两个模型在某些阶段的动机是一致的，但是在实际做法上是不一样的。比如在TOOD里面其预测头结构是做了自己的创新的；但是在FCOS预测头结构中，其实际上是没有加入一致性考量的。

FCOS的主要创新点在于中心度分支的设计，它通过新建了一个中心度的分支，让网络去预测锚点中心度的程度，然后在推理（测试）阶段，它会将其中心度分支上的值和最终锚点的分类分数进行相乘，来得到锚点最终的一个质量。

但是在TOOD中，是设计了一个一致性的度量指标，并把这个指标用于分类分支的标签计算和定位分支的权重计算。然后在测试阶段其也是直接利用这个指标对锚点质量进行评估，而非FCOS中两类指标的相乘。

1. **你有没有研究过不同归一化方法处理距离的方式对最终结果产生的影响？（王健嘉）**

在本工作中只研究了最大距离归一化方式和基于Sigmoid的归一化方式，关于这

两种归一化方式对于结果影响的区别是有研究过的。

对于最大距离归一化方式，我在实验中曾发现其对小目标检测性能的提升是有一定帮助的。通过分析后发现，通过最大距离这样的归一化方式，它会让拥有较少样本点的标签框获得一个比较大的侧重。因为如果一个标签框内正样本数量比较少时，比如一个小目标，它的标签框里面可能只有两个正样本点，那么它在经过最大距离归一化之后，就会被约束到1，也就是损失的最大值。这样的话就相当于这种方式会对小目标会有更多的侧重。

从最后的实验结果也可以看出来，在最大距离的归一化方式中，其对于小目标检测性能的提升是会比基于Sigmoid归一化方式提升得更多一点的。

1. **论文中中文标题和英文标题为什么不一致？中文标题是“结合定位和分类任务的目标检测方法研究”，但是在英文标题里好像没看到分类和定位？（盛斌）**

因为我的毕设主要研究的问题就是分类任务和定位任务间“不一致”的现象，如果直接对中文题目做翻译的话可能太长了，所以我就在英文题目上做了精简，只突出了“不一致”这个问题（因为分类分支和定位分支在目标检测中是默认的）。