具体工作：

1. 对《Task-Aligned One-Stage Object Detection》论文和开源代码（基于MMDetection框架）进行了精读，熟悉了论文在提高任务对齐一致性过程中采取的预测头设计，对齐指标设计，正负样本分配和损失函数设计的原理和代码实现细节。

2. 对近几年关于单阶段目标检测器的顶刊（会）论文进行了泛读，例如FCOS，CornerNet，ATSS，VarifocalNet，IOU-Net，GFL，yolof等模型。阅读这些论文的目的在于了解目前单阶段目标检测器的主流想法和先进观点，从而提高自己在目标检测领域的认识广度。在任务对齐方向上，TOOD是近几年第一篇全篇探讨该方向和提供解决方案的论文，但是在其他论文中也提到了关于单阶段目标检测领域中任务不一致的问题，这些讨论给予了我很多启发，比如IOU-Net中将IOU从显式地与标签框做回归到隐式地给出网络IOU预测值从而缓解nms问题，还有VarifocalNet中通过实验验证了经过refinement的回归框往往具有更高的训练质量，而这些也成为我后续对TOOD进行优化的主要方向。

3. 复现了原论文以ResNet-50为Backbone的网络框架的结果复现并将其作为其他实验结果的baseline。在此基础上对原论文TOOD进行了分析消融实验：

（1）layer\_attention分析实验

在原论文中对于堆叠的卷积层，采用了一种layer\_attention的方式对不同的TAP分支进行了自注意力加权操作，希望不同TAP能够根据学习看重堆叠卷积层中的不同层。为了测试layer\_attention的性能上限，本人将其细化为了channel\_attention操作，即对堆叠卷积层中不同层的加权改为了对不同通道的加权。在实验训练完后，本人对结果进行了分析，发现两者在性能上并没有显著的差异，其证明了layer\_attention在不同感受野中的信息提取能力已经足够，性能瓶颈并不在此。

（2）adjustment\_subnetwork消融实验

在PP-YOLOE论文中，对于预测头部分其做了精简，主要的就是删去了调整网络从而保留原来yolo相似的head结构。于是为了验证调整子网络在T-head中的性能表现，本实验做了调整网络的消融实验（原论文中并未做其消融实验）。结果的对比比较明显，同样训练12个epoch后，删去调整网络后的网络性能比原始网络降低了4%AP。虽然删去调整网络后的网络在训练中loss也在不断下降，但是与同期训练时间的原网络始终保持着较大的性能差距，这个实验证明了调整子网络是T-head性能上升的重要结构，同时也证明了以short-cut连接的调整方式可以更好地修复分类和分支结构的不一致，给两者的不一致提供了一个缓解的通道。

4. 从语义中心化中得到了启发，为了让分类指标也有一种类似于IOU的度量，本人从正样本点对聚集程度出发，给TOOD增添了一种loss：Distance-loss，该loss的流程如下：

（1）抽取目标信息，整理每个标签框内部正样本点对列表

（2）利用矩阵运算计算点对间距离，对计算结果按边数类数取平均并除以下采样率来适应不同层次特征

（3）对上述结果进行sigmoid归一化/最大距离归一化得到最终结果

目前该loss已经以组件的形式加入到原TOOD源码中进行训练，训练效果目前并没有很理想，在检查原因时发现最终的loss并没有回传的梯度，原因是对正样本坐标算距离并不会有梯度回流，因为正样本的坐标并不是head的输出，而是一种基于策略的采样，这种采样是离散的，不存在梯度。在后续会将对正样本坐标计算转化为对正样本对应的四个回归偏置所代表的回归框的中心点/IOU计算。