上海大学

毕业论文(设计)开题报告



学	院	计算机工程与科学学院
专	业	计算机科学与技术
学	号	18121598
姓	名	宋枭炜
指导教师		李晓强
日	期	二〇二二年二月二十五日

课题名称	结合定位和分类任务的目标检测方法研究
课题来源	科学研究

(课题的立题依据及研究意义)

1. 立题依据

当今目标检测技术是计算机视觉领域非常重要的一个研究方向,从过去的双阶段算法到如今出现的许多包含预设框或者不包含预设框的单阶段算法,目标检测技术的模型算法也在进行着快速地迭代和升级。

单阶段目标检测算法往往采用端到端的网络,对分类任务和定位任务进行独立且平行的预测。然后这两种任务学习的目标存在着不同:分类任务的目标是去抓住主干网络学习出的特征组合从而学习到分类目标的显著特征;而定位任务的目标是对像素级的目标边界进行准确的定位。两种任务目标的差异会造成预测上的不对齐,从而降低模型的性能。

现在主流的单阶段目标检测网络并没有注意到上述存在的问题,所以在其网络结构、样本分配、损失函数的设计上并没有加入对两者任务对齐程度的约束。所以在目标检测任务对齐方向还有比较大的研究空间,本课题也正是基于此,致力于研究让分类和定位任务相互促进的新方法。

2. 研究意义

在目标检测单阶段模型中通过对分类任务和定位任务的对齐,不仅可以弥补两种任务在预测结果上分布的差异从而提高当今 SOTA 模型的性能,还能为一些多任务模型算法开辟一些新的思路。

(课题研究领域的发展现状及可能的发展方向)

1. 发展现状

目前,在目标检测领域,单阶段模型算法正处于比较火热的上升态势。 很多单阶段检测模型在精度上已经逼近双阶段检测模型,并且保持着检测 速度上的优势。同时,由于单阶段模型网络端到端的特点,在一些项目落 地比如移动端设备的模型选择和部署上,也会更加青睐于单阶段模型。

目前单阶段模型主要分为两类:基于锚框的模型和基于锚点的模型。基于锚框的模型会在候选的位置设置一系列预定大小和纵横比的先验框,在训练过程中会对正样本学习中心点位置和宽高相对于标签的偏移。基于锚点的模型则不采用先验框,而是直接在正样本点集中学习偏移或回归信息从而直接构建出一个锚框。然而不管是基于锚框还是基于锚点的检测方法,都没有很好地解决分类和定位任务对齐的问题。

最近的一些单阶段目标检测器尝试通过靠近目标中心的方法来对齐两个任务的输出。比如 FCOS 和 ATSS 都在网络中增加了中心点分支,从而加大靠近中心点的正样本的分类分数(但后续被认为不比 IOU 本身作为度量带来的性能提升高);还有 FoveaBox 也将位于预设中心区域内的锚点设置为正样本的样本分配策略增加分类与目标中心之间的联系。但是这些网络设计和策略带来了两个问题:(1)分类与定位之间没有产生交互。(2)样本分配策略是任务交互弱的。

对于现在单阶段模型的样本分配策略,大多数的基于锚框的模型是通过 IOU 作为度量指标,而大多数的基于锚点的模型是通过中心区域作为度量指标。然而最近的一些研究也在尝试通过一些方法更有效率地选择更有训练价值的样本。比如 PAA 采用高斯混合模型,通过模型自身的状态,将正负样本的分配转化为概率分布的问题; GFL 将正样本二值化标签更改为 IOU 从而将定位质量整合进分类学习中; PISA 也将模型输出准确率进行排序从而对训练样本进行权值调整等等。

2. 发展方向

在目标检测领域目前主要有以下的几大挑战:

- (1) 小目标检测问题
- (2) 排除背景噪声的干扰
- (3) 对分类和定位任务进行统一建模(任务对齐)
- (4) 更通用的目标检测上游模型

所以对于未来目标检测的发展,会更倾向于去研究更鲁棒、模式更统一、更加通用的检测模型,从而能够帮助各种下游的具体检测任务,达到与人类相当的目标检测水平。

(对研究的内容进行说明,并阐明要达到的目标)

1. 研究内容

本课题将参考近期多篇 anchor-free 和 anchor-based 的目标检测论文,体会他们在任务对齐方向上的思考。同时阅读不同 SOTA 网络在预测头、样本分配和损失函数的源代码,研究在某一具体网络结构下用于优化分类和定位对齐程度的指标。通过该指标对网络模型架构或对损失函数和正负样本分配策略进行优化,从而改善某一特定网络在分类和定位两种任务的分布差异,研究分布差异对模型性能的影响程度,从而判断多任务之间的分布差异是否为当前目标检测技术性能提升的瓶颈。

2. 研究目标

本课题拟以 TOOD(任务对齐单阶段目标检测器)和其他相关论文思路作为启发,研究出让分类任务和定位任务相互促进的新方法,并将该方法应用到当今主流的单阶段目标检测器中,观察任务对齐约束对模型网络性能的影响,并尝试去增强主流单阶段目标检测器的性能和鲁棒性。

(课题研究过程中可能遇到的理论难题或技术难点)

1. 理论难题

- (1) 目前显式的任务对齐技术还比较少见且没有充足的理论论证,将任务对齐的约束技术用以优化其他目标检测网络有可能带来网络模型的负反馈,从而有可能会出现模型性能精度上升不大甚至下降的问题。
- (2) 对任务对齐的研究不仅仅是要优化网络的度量指标,还要跟随度量指标的修改,适当地修改对应模型的网络结构、样本分配策略和损失函数,而这些需要大量的试错和调整才能找到比较合适的修改策略。

2. 技术难点

- (1) 对 SOTA 网络的修改需要大量的关于深度学习的代码知识和源码阅读的经验,同时不同模型之间采用的框架不同,比如最新的 MMdetection框架可能对于过去的一些网络并没有做到适配,在必要的情况下有可能需要做框架的迁移。
- (2) 对于修改的模型网络需要用原网络所做评估的数据集进行训练和测试,训练周期有可能较长,使得研究的迭代和调试周期变长。

五、创新

点

(选题、观点、理论、材料、方法等创新点)

1. 选题创新点

选题的灵感来源自 ICCV 2021 oral paper:TOOD,该论文也是首次提出了分类和定位任务之间的差异对目标检测网络预测精度的影响。该论文也提供了一些对于任务对齐的参考样例,提出了不同层的堆叠卷积和注意力机制自动选择共享特征不同层特征的方法,也提出了一种全新的对齐任务度量指标。这些都对本课题的研究工作很有帮助。

2. 理论创新点

对于单阶段目标检测分类和定位任务对齐的研究工作目前相对较少, 大多数的单阶段目标检测器也都是对分类和定位任务分开预测,但结合推 理。所以对于分类和定位任务的不一致目前在各种单阶段目标检测模型上 还比较普遍,任务对齐理论目前还具有比较高的先进性和创新性。

3. 方法创新点

本课题将研究用于任务对齐的度量指标,并设计一种新的任务分配策略和损失函数运用到特定网络,并尝试在网络中加入全局或局部注意力机制增强原网络对分类和定位特征的交互能力。通过上述创新优化方法在特定网络中增加对任务对齐的约束,提高特定网络任务对齐的能力。

(根据研究内容及研究目标所预计的进度安排)

第1-2周:明确项目需求,完成前期资料准备工作。

第3-4周:阅读相关文献,配置平台环境并对特定网络进行试运行。

第 5-6 周:阅读文献开源代码,学习框架代码编程知识,在指定模型网络下研究任务对齐优化策略。

第 7-8 周:根据优化策略对指定模型网络进行代码层面优化,训练模型验证结果。

第 9-10 周:对验证结果进行对比分析,若发现代码 bug 进行改正性维护。第 10-11 周:用分析结果反馈优化策略,进行目标模型网络的微调修改。第 12 周:检查目标检测模型完整性,进行完善性维护。

第13-14周:程序验收,完成论文

第 14-15 周:论文答辩,上交毕业设计成绩及论文。

其中, 4月11-15日中期检查。

六、进度

计

划

要文献资料) [1] Feng, C., 2

七

资

料

来

源

[1] Feng, C., Zhong, Y., Gao, Y., et al. TOOD: Task-aligned One-stage Object Detection[J], arXiv e-print arXiv: 2108.07755, 2021.

(指能够支持"课题背景"、"课题研究现状及发展趋势"所论述内容的主

- [2] Zhang, Shifeng, Cheng Chi, et al. Bridging the Gap Between Anchor-based and Anchor-free Detection via Adaptive Training Sample Selection[J], arXiv e-print arXiv:1912.02424, 2020.
- [3] Tian, Zhi, Chunhua Shen, Hao Chen, et al. FCOS: Fully Convolutional One-Stage Object Detection[J], arXiv e-print arXiv:1904.01355, 2019.
- [4] Zhu, Chenchen, Yihui He, Marios Savvides. Feature Selective Anchor-Free Module for Single-Shot Object Detection[J], 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 840 49. Long Beach, CA, USA: IEEE, 2019. https://doi.org/10.1109/CVPR.2019.00093.
- [5] Kong, Tao, Fuchun Sun, Huaping Liu, at el. FoveaBox: Beyound Anchor-Based Object Detection[J], IEEE Transactions on Image Processing 29 (2020 年): 7389 98. https://doi.org/10.1109/TIP.2020.3002345.
- [6] Kim, Kang, Hee Seok Lee. Probabilistic Anchor Assignment with IoU Prediction for Object Detection[J]. arXiv e-print arXiv:2007.08103, 2020.
- [7] Zhu, Chenchen, Fangyi Chen, Zhiqiang Shen, et al. Soft Anchor-Point Object Detection[J]. arXiv e-print arXiv:1911.12448, 2020.
- [8] Kim, Kang, Hee Seok Lee. Probabilistic Anchor Assignment with IoU Prediction for Object Detection[J]. arXiv e-print arXiv:2007.08103, 2020.
- [9] Chen, Yihong, Zheng Zhang, Yue Cao, et al. RepPoints V2: Verification Meets Regression for Object Detection[J]. arXiv:2007.08508, 2020.

指导教师意见: (对课题的认可意见)

	指导教师:
	2022 年 2月25日
系(教研室)审査意见:	
	系(教研室)负责人:
	2022 年 2 月 25 日