

基于深度学习的港口移动目标识别技术研究

王曼菲, 李志明

(重庆交通大学, 重庆 400074)

摘要: 基于图像信息的港口视觉感知对于港口现场生产管理有着重要作用。当前广泛研究的基于深度学习的目标检测的识别方法相比于传统的机器视觉识别方法有着较强的鲁棒性, 本文建立了包含 12 类港口移动目标图像数据集, 并完成了基于 YOLOv5 目标检测模型的训练和测试, 实现港口移动目标检测平均准确率达到 87% 以上, 表明基于深度学习的港口移动目标识别技术能够实现在不同港口场景下对港口移动目标有较好的定位和分类效果, 将能为港口场景的视觉技术应用提供实用性基础支持。

关键词: 港口移动目标; 深度学习; 智慧港口; YOLOv5

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1006—7973 (2022) 10—0059—02

随着智慧港口^[1]概念的提出和发展, 计算机视觉已逐步应用于港口自动化建设, 其主要通过分析港口现场的视频图像并自动提取分析, 包括港口自动驾驶^[2]、集装箱识别^[3]、船舶识别^[4]等, 这些技术的研究表明港口场景实例对象的自动识别有着广泛的应用前景。港口场景包含了众多关系到港口生产活动的移动目标, 这类目标的图像位置和类型信息属于视觉监控技术的基础资料, 关系到港口环境的视觉感知, 也是港口监管自动化的重要支撑。

港口移动目标的识别可将其作为目标检测任务实现对每个实例边界框的定位和种类分类。传统的机器视觉方法基于人工设计的特征对于港口场景的鲁棒性较低, 难以在复杂的港口环境中实现较高精度的识别任务。近年来, 随着人工智能技术取得里程碑式的成果, 基于深度卷积神经网络方法使得模型通过学习目标特征而取得了较好的效果。但目前关于港口场景移动目标相关的研究很少, 这需要展开港口移动目标识别技术研究。

1 基于深度学习的港口移动目标检测

1.1 自建港口移动目标数据集

深度学习模型的数据集是必要的, 因此本文建立了面向港口场景的港口移动目标检测数据集, 该数据集包含涉及到港口常见荷载类型和装卸活动对应的 12 类目标的 3073 张包含不同的视角、环境条件和港口场景的图像, 包括: 1. 集装箱卡车 (328)、2. 集装箱岸桥 (517)、3. 散货船 (360)、4. 集装箱叉车 (394)、5. 门座式起重机 (1202)、6. 集装箱正面吊 (450)、7. 集装箱船 (393)、8. 集装箱跨运车 (577)、9. 堆场火车 (307)、

10. 吊桥空载主小车 (190)、11. 吊桥满载主小车 (365)、12. 集装箱牵引车 (315)。本文使用 labelimg 工具标注每个实例的边界框的中心坐标与宽高和类别。数据集部分样本如图 1 所示。

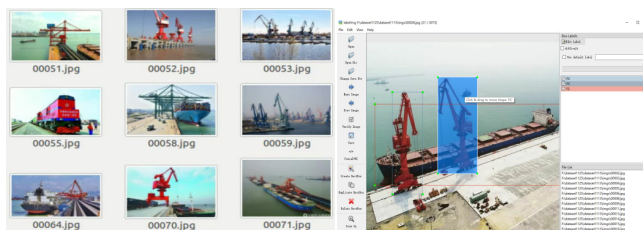


图 1 数据集部分样本和数据标注

1.2 YOLOv5 算法

根据应用场景对识别速度和准确性的要求, 选取了深度学习 YOLOv5s^[5]目标检测算法作为识别基准。YOLOv5 是 YOLO 算法系列结合目标检测领域优秀成果的改进版本。其特点首先体现在数据输入端采用了马赛克数据增强, 其原理为随机选择图像并随机裁剪和拼接一起作为输入, 然后再在训练过程中根据初始锚框和标注框不断计算更新锚框参数代入到模型的训练。如图 2 所示, 然后在特征提取架构输入层引入 Focus 切片操作进行第一步的特征图多通道及大小转换, 然后再使用了基于 CSPNet 设计的 CSP 瓶颈结构, 该结构能够在减少网络计算规模的同时增强其特征提取能力。在经过特征提取后, 对于特征融合部分, 引入 PANet 自顶向下和自下向顶的特征融合方式, 由于低层语义特征弱但具有丰富的位置信息且包含较多的小目标特征信息, 高层位置特征弱但抽象语义信息丰富, 增加自下而上的下采样将低层大量的位置特征融合到高层特征中, 强化了特征融合的效果。接着在检测层部分, 对于 YOLO 算法中的

IoU 回归损失函数，引入了基于 CIoU 指标的 CIoU 损失函数，该函数能够在目标框与预测框重叠面积、中心点距离以及框的尺度比例上优化训练效果。

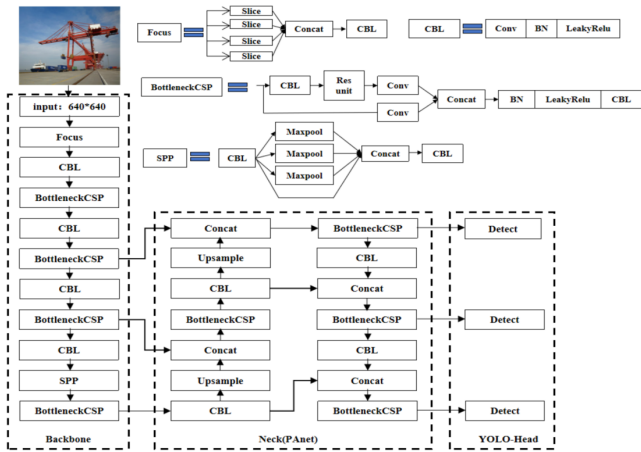


图2 YOLOv5s 算法结构图

2 模型的训练和测试

2.1 实验参数及测试指标

本文实验采用的计算机配置为 Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2637 V4，操作系统为 Ubuntu18.04，考虑到数据集训练对计算资源的要求，使用了 GPU 加速计算，硬件型号为 NVIDIA RTX 2080Ti，模型的搭建基于 Pytorch 框架。模型的训练集和测试集按 8:2 划分，学习率、动量和衰减分别为 0.001、0.9 和 0.0001。本文使用目标检测常用的精确率（Precision）、召回率（Recall）指标。AP(Average Precision)0.5 代表某一分类的且当检测框与目标框 IoU 值大于 0.5 时，在不同召回率下的精确率的平均值。mAP(mean Average Precision) 代表多分类检测模型中所有类别的 AP 均值。

2.2 实验结果

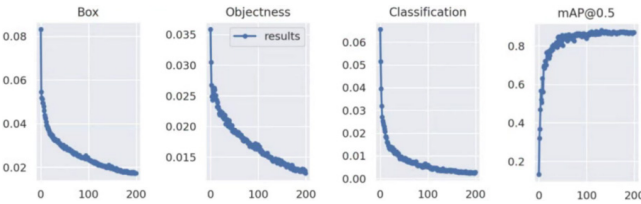


图3 训练过程中的指标

如图3所示，模型在训练过程中损失函数值不断减小，精度不断提高，在200轮次附近时 mAP0.5 值达到稳定，最终为 0.871，模型最终分类损失为 0.002，IoU 损失为 0.013，定位损失为 0.017，模型训练结果理想。其中，每个类别的结果如表1所示，表明检测器对于每个类别均能够有较好的识别精度。检测速度为 0.004s/

帧，能够满足实时检测港口移动目标的精度和实时速度需求。

表1 各类港口移动目标检测精度结果

类别	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
AP@0.5	0.84	0.69	0.79	0.94	0.95	0.96	0.92	0.93	0.99	0.70	0.91	0.85
Precision	0.88	0.70	0.79	0.87	0.93	0.95	0.90	0.96	0.97	0.76	0.85	0.83
Recall	0.76	0.74	0.78	0.97	0.9	0.91	0.85	0.91	0.94	0.58	0.87	0.84

使用训练好的模型对港口场景的移动目标进行检测，效果如图4所示，对于各种港口场景下，模型均能够预测较高的类别置信度以及准确地定位不同尺度和视角下的港口移动目标。



图4 港口移动目标检测结果

3 结语

为了自动识别港口中的移动目标，本文采用基于深度学习的 YOLOv5 算法对自建港口移动目标数据集进行了训练和测试，经过实验测试，该模型平均准确率达到 87%，检测速度能够满足码头现场应用的实时检测需求。该项技术研究将能够为港口视觉感知智能化提供新的思路。

参考文献：

- [1] 陶德馨. 智慧港口发展现状与展望 [J]. 港口装卸, 2017(01):1-3.
- [2] 李延良, 李晓明, 孙磊, 朱宝黎, 王晓玲. 基于多传感器融合的纯电动无人驾驶重卡研究 [J]. 重型汽车, 2021(03):8-10.
- [3] 王雪, 张根荣. 基于机器视觉的港口集装箱卸船定位识别系统 [J]. 中国水运 (下半月), 2015, 15(11):138-140.
- [4] 朱维平, 金钱菽, 王海华, 沈跃忠. 基于人工智能的船舶识别关键技术研究与应用 [J]. 中国水运, 2020(04):65-67. DOI:10.13646/j.cnki.42-1395/u.2020.04.024.
- [5] JOCHER G. YOLOv5 [EB/OL]. [2021-07-20]. <https://github.com/ultralytics/yolov5>.