

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209098

四旋翼无人机俯拍视角下的行人检测与轨迹追踪

何飞麒

(电子科技大学信息与通信工程学院 成都 611731)

摘要: 针对无人机拥有更宽广拍摄视角和更灵活拍摄姿态的优势,为了实现并定量地评估现有的目标检测算法在无人机俯拍视角下行人检测和轨迹追踪的应用,构建了一种四旋翼无人机俯拍视角下的行人检测与行人轨迹追踪算法。该算法采用 YOLOv5 作为目标检测模型,使用四旋翼无人机实时采集的视频数据作为分析测试数据。检测中首先训练 YOLOv5,通过对检测结果的统计,对无人机拍摄时的水平距离、垂直高度、行人运动姿态等参量进行定量分析验证,并在该算法绘制锚框的基础上勾勒出行人运动的轨迹曲线,从而实现了视频画面中行人运动的路径追踪。对实际拍摄的视频数据进行行人检测与轨迹追踪的结果表明,该算法在实际应用时对无人机俯拍具有 15~20 m 的截止高度 $\arctan 3$ 至 $\arctan 4$ 的截止角度和约 20 m 的截止距离要求,但受行人运动姿态的影响较小。该算法与其他常规目标检测算法相比性能较优,能有望用于对拍摄视角要求更宽广和拍摄姿态要求更灵活的场合。因此,本文基于 YOLOv5 实现了无人机俯拍视角下的行人检测和运动路径追踪,并定量分析计算出该算法在行人检测时的截止高度和截止距离要求,这对于实际中应用该算法开展无人机侦测或救援工作有指导意义。

关键词: 无人机;俯拍视角;行人检测;深度学习网络;YOLOv5 模型

中图分类号: TP183 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2060

Pedestrian detection and route tracking from aerial view of quad-rotor UAVs

He Feiqi

(School of Information and Communication Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

Abstract: Aiming at the advantages of UAVs with wider shooting view and more flexible shooting angles and in order to realize and quantitatively evaluate the application of existing object detection algorithms in pedestrian detection and route tracking from aerial view, this paper constructed a pedestrian detection and routes tracking algorithm from aerial shooting view of quad-rotor UAVs. The algorithm adopts YOLOv5 as object detection model, and uses video data collected in practical situation as test data. Model YOLOv5 is trained at first, then through the statistics of the detectin results, the parameters of UAVs' video-shooting such as horizontal distance, vertical height and pedestrians' postures during UAVs' shooting are quantitatively analyzed and verified. Based on the anchor frame, the route curves of pedestrians' movement is outlined to realize path tracking. The results of pedestrian detection and trajectory tracking demonstrate that the algorithm has certain cut-off height of 15 to 20 meters, cut-off angle of $\arctan 3$ to $\arctan 4$ and cut-off distance of about 20 meters in practical application, but it is less affected by pedestrian postures. Compared with other conventional object detection algorithms, this algorithm has better performance and is expected to be used in situations where the shooting angle is required to be broader and the shooting position is required to be more flexible. In addition, the cut-off height and cut-off distance requirements of the algorithm, calculated by this paper in pedestrian detection quantitatively, has guiding significance for the practical application of the algorithm to carry out UAV detection or rescue.

Keywords: unmanned aerial vehicle (UAV); aerial view; pedestrian detection; deep learning network; YOLOv5 model

0 引言

近年来,无人机在民用、商用的普及。无人机在目标检

测、追踪等领域的应用开始得到广泛的关注。尤其是在行人检测与追踪的应用上,无人机拥有更广阔的视角和更灵活的拍摄姿态,在军事、救援、警用侦查等方面有很大潜能和价值。

2012 年 Alexnet^[1]问世突破了传统算法的瓶颈,行人检测方法由传统的人工特征的提取和分类逐渐转变为基于深度学习网络的目标检测方法^[2]。一些可以用于行人检测的基于深度学习的目标检测算法不断提出,主要分为区域检测和单阶段检测等^[2]。前者代表性算法有 Girshick 等^[3]提出的 R-CNN(Region-CNN),基于卷积神经网络和支持向量机等算法,开创性地提出了候选区方法,之后又提出 Fast-R-CNN^[4];Ren 等^[5]提出的 Faster-RCNN 通过增加锚点框引入了多尺度检测,提升了检测速度。后者代表的有 Bochkovskiy 等^[6]提出的 SSD(single shot multibox detector)算法强化了对小尺寸目标的敏感性,并可输出不同尺度特征图;Redmon 等^[7]提出的 YOLO(you only look once)算法将目标检测视作解决回归问题;后续几年内在 YOLO 的基础上又有不断的改进^[8];此外 2017 年 Lin 等^[9]提出新的焦点损失函数 Focal Loss 以及 RetinaNet,使得 RetinaNet 兼具高精度和高速度。目标检测算法在行人检测上的应用也较丰富,如于波等^[10]基于改进 SSD 算法,将算法平均准确率提高了 5%,武明虎等^[11]基于改进 YOLOv3 算法检测街道行人,提高了速度并使平均准确率比 YOLOv3 原算法提高了 4.85%。

近年来,将无人机拍摄视角应用于行人检测和追踪领域也有较多成果。张向清^[12]使用 YOLOv5 对经典的无人机航拍数据集 VisDrone 进行了行人检测实现;田港等^[13]基于改进的 YOLOv4,使用无人机对军用目标进行了检测实现;刘瑞璘^[14]设计实现了一种基于 YOLOv4-tiny 的目标检测算法,结合了公开数据集和特定实验场景对模型进行训练和测试,验证其有效性,同时设计并实现了一种基于 Deepsort 的目标跟踪算法;张俊凯^[15]采用对输入数据进行维度重组的方式,采用跨阶段(CSPNet)模型结构、特征金字塔结构(FPN)设计了多尺度行人检测定位技术,在无人机视角下有较好效果;徐斌等^[16]设计了无人机行人小目标检测的轻量卷积神经网络模型,使用无人机实拍样本在 NVIDIA1080ti 平台进行验证,处理速度达到 82 fps/s。在行人轨迹追踪方面,目前多目标追踪已经有一些成果,可以实现行人重识别。王明坤^[17]提出一种基于人体部位语义特征的多相机多行人跟踪方法;Xu 等^[18]针对远红外行人检测中的多目标跟踪问题,提出了一种改进的粒子滤波算法;史胡祎^[19]提出了一种引入全局注意力机制的行人跟踪模型和一种状态信息共享的 LSTM 行人轨迹预测模型,并且使用自采集的校园道路场景数据集来验证模型的性能。但在上述已有的研究中,没有对测试数据定量地分析目前无人机行人检测算法的有效性,而考虑了实践中四旋翼无人机俯拍视角情况下不同高度和距离以及行人运动姿态的行人检测与追踪相关研究并不充分。

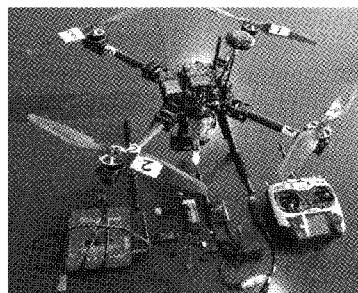
考虑到上述传统检测与追踪算法的局限性,本文提出了一种四旋翼无人机俯拍视角下的行人检测与轨迹追踪算法。对无人机俯拍视角下视频数据,进行行人检测性能评

估的数据采集方法,该方法区别于使用大量的数据,而是关注数据在俯拍视角下水平距离、垂直高度、行人运动姿态的定量分析。基于精度和速度都较优的目标检测算法 YOLOv5,本文实际采集了无人机俯拍视角下不同的水平距离、垂直高度和行人运动姿态的视频数据,分析这 3 个变量在行人检测算法中的检测极限;在锚框基础上采用相邻中心坐标插入中值的方法,对视频中检测到的行人进行实时最近一段时间或一定帧数的行动轨迹追踪。

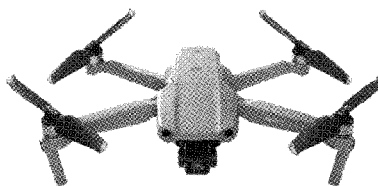
1 无人机俯拍角度下的行人数据采集

1.1 无人机设备参数

输本文中用于评估行人检测性能的数据全部是无人机在实际情景下采集的视频数据,采集数据的无人机主要有两架。如图 1(a)所示的远航 ZD550PR 型四旋翼无人机以及乐迪 Radiolink 9 遥控器,图传收发套装等,其优点是飞行高度高,体积大,飞行稳定,易搭载拍摄设备。如图 1(b)所示的大疆 Mavic Air 2 四旋翼无人机,其优点是体型小巧,操作便捷,图传稳定,且拥有实时确定自身与行人之间垂直高度和水平距离的功能。结合这两架四旋翼无人机,实现控制变量的数据采集方法,采集所需的行人视频数据。



(a) 远航 ZD550PR 型四旋翼无人机及配套设备



(b) 大疆 Mavic Air 2 四旋翼无人机

图 1 无人机设备

1.2 视频数据采集步骤

本文充分考虑四旋翼无人机在采集视频时,距离目标行人的高度和距离不同而造成的视角、行人像素点的多少不同,采用控制变量的实验方法采集测试所用的视频。下述的距离和高度来源于无人机摄像头未变焦、没有对成像放大缩小情况下实际的测量,以及无人机内置的实时测量水平距离和测量飞行高度的功能。如图 2 所示,是无人机在实际拍摄测试数据时的两种方式。

四旋翼无人机俯拍视角相比于普通监控摄像的一个优

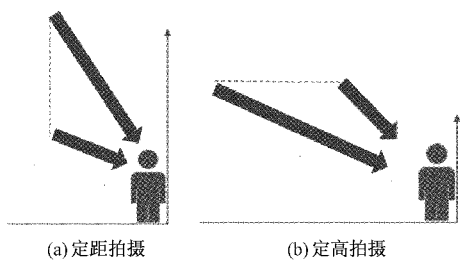


图 2 无人机空中俯拍方式

势,是能停留在原地上下移动,也就是不改变水平距离的情况下,灵活改变高度并在空中暂时悬停改变相机云台角度来检测行人。如图 2(a)所示,在无人机相对地面的垂点到行人的距离即水平距离相同的情况下,在合理的范围内改变高度,保持行人在拍摄画面内,来实现在不同高度以及俯拍角度拍摄行人的视频。实际拍摄数据如图 3 所示,当高度改变时,不仅目标行人的图像像素点数量在整体的占比发生变化,行人图像的特征和正常视角也发生了改变。

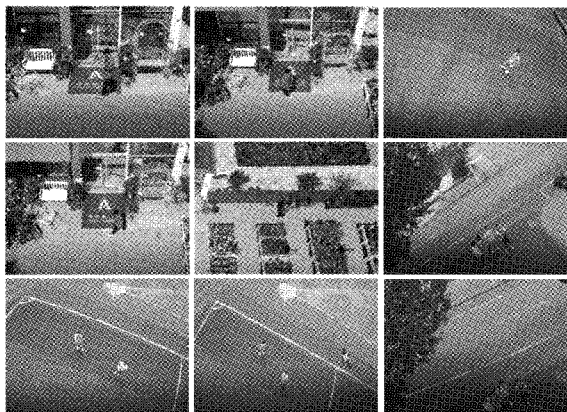


图 3 实际定距拍摄数据示例

四旋翼无人机的另一个优势是能够保持同一高度在水平方向移动。如图 2(b)所示,在保持垂直高度不变的情况下,无人机接近或远离行人来改变与行人的水平距离,同时无人机调整拍摄角度,使行人保持在拍摄画面内。在相同的高度下,拍摄距离较近和较远的行人,如图 4 所示,在仅

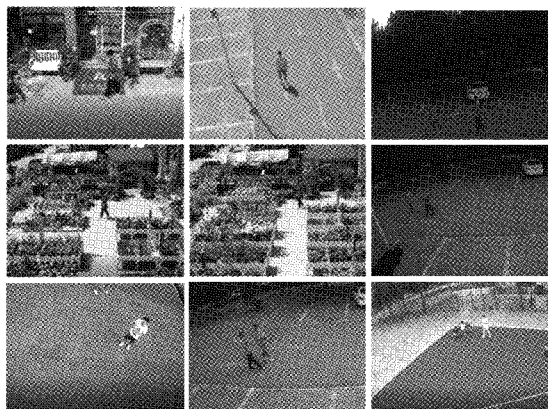


图 4 实际定高拍摄数据示例

改变水平距离时,视频数据中的目标行人特征与正常视角下基本相同,但随水平距离增加,目标逐渐变小,行人的图像像素点数量在整体画面的占比减少。

在无人机俯拍视角下,如图 5 所示,在保持相同的水平距离和高度下拍摄行人跑步和走路两种姿态的视频数据,用于验证模型在这两种运动姿态下的行人检测差异和准确性。显然可见,两种运动姿态下,行人目标的大小、视角相同,行人的图像像素点数量在整体画面的占比相同。



图 5 跑步和行走两种运动姿态的数据示例

2 行人检测与追踪算法及模型训练

2.1 YOLO v5 行人检测与追踪原理

对无人机拍摄的行人视频采用 YOLO 系列的 YOLO v5 检测算法进行检测,YOLOv5 的原理结构如图 6 所示。YOLOv5 是一种单阶段的基于回归目标检测算法^[20],相比同系列的 YOLOv4 模型提高了精度和速度。它能够一次性输出多个检测目标的锚框和置信度。在多种目标检测算法中,拥有体积小而精度高的优点,同时保证了准确率和速度。YOLOv5 由官方提供了 4 个预训练模型,按照从小到大排序分别是 YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l、YOLOv5x,它们的体积、深度等参数的不同导致它们的速度、准确率、便携性有所区别,以适用于不同的场景和应用。在无人机进行行人检测时,检测速度足够快是实现实时性的重要因素,因此选择 YOLOv5s 来构建行人检测与追踪算法。

YOLOv5 的网络结构^[8]可以分为输入端、Backbone、Neck、Prediction 四个部分^[21]。输入端,采用了 Mosaic 数据增强^[6],将数据集中的 4 张图片通过随机的缩放、裁剪、排列进行拼接来丰富数据集,并使得大小在单个 GPU 计算时也能达到较好效果;自适应锚框,区别于 YOLO 初始锚框的基础上输出预测框,YOLOv5 能够自适应计算不同训练集的最佳锚框值,同时可根据不同训练集的实际需求选择关闭自适应锚框计算;自适应图片缩放,不再是常用方法的直接将图片缩放到固定尺寸,而是自适应地减少了缩放

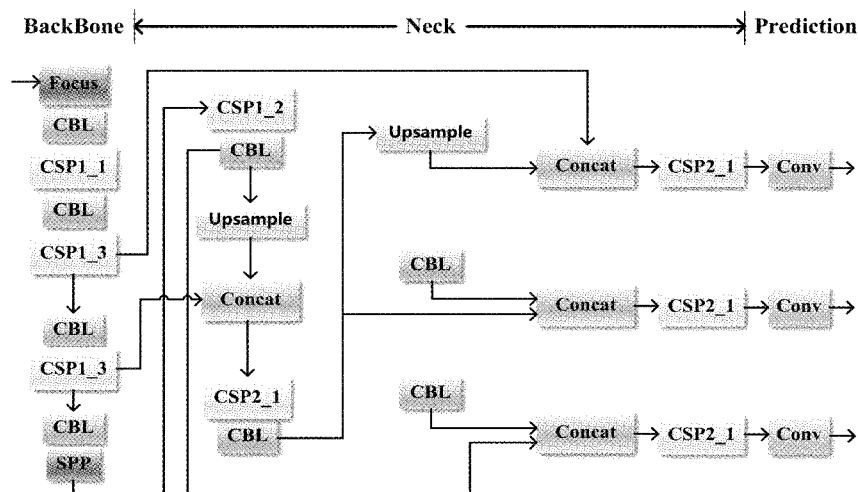


图 6 YOLOv5s 模型的拓扑结构

后添加的冗余信息,提高推理速度。在 Backbone 部分,与上一代 YOLOv4 的区别之一是采用 Focus 结构,进行切片操作达到提速的效果;在 Neck 中与 YOLOv4 同样,采用 FPN+PAN 结构,实现高维度向低维度和低纬度向高维度传递语义信息。在输出 Prediction 端使用目标检测框的损失函数 GIOU_Loss、预测框筛选的 DIOU_nms。这些改进方式使得 YOLOv5 相比于其他的目标检测算法来说进行行人检测更优。

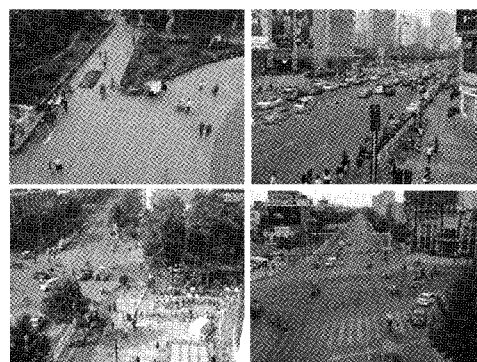
对行人进行轨迹追踪的原理是,对视频每一帧每一个检测到的行人都会产生一个的锚框坐标,因此将锚框中心点的坐标信息使用数组存储下来,并使用点或连线的方式将这些坐标标注在视频中,就能实现对于行人运动轨迹的追踪。同时可以采用对每两帧的锚框坐标插入中点的方式使坐标点连成轨迹线并显示在输出的视频中。

2.2 训练数据集

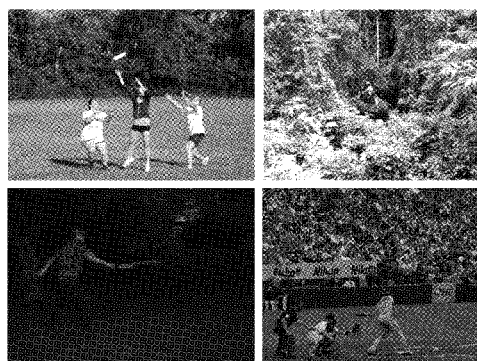
使用 COCO(common objects in context)数据集^[22]和 Visdrone-2019-DET^[23]中人工选取的部分作为模型训练的数据集。其中,COCO 数据集是来自于微软团队的常用作图像识别的数据集;Visdrone-2019-DET 是由中国天津大学机器学习和数据挖掘实验室的 AISKYEYE 团队收集无人机拍摄的图片数据集,常用于评估不同的目标检测算法性能或实际应用于无人机目标检测,该数据集更关注日常生活中的人和车辆^[22]。因此如图 7 所示,使用 VisFrone-2019-DET 与普通视角下的拍摄行人数据集 COCO 相结合,再经过人工挑选作为算法的训练集,更加适合在无人机不同俯拍视角下的行人检测。

2.3 模型训练

模型训练中,训练集和验证集按照 8:2 比例进行切分,训练样本数为 328、测试样板数为 82。设置训练周期(Epochs)300 次,批处理尺寸(batch-size)为 32,图片尺寸(img-size)为 640×640 pixel。由于小体量模型在无人机实



(a) VisDrone2019-DET数据集示例



(b) COCO数据集示例

图 7 训练样本集

际应用中有更重要的意义,初始权重文件使用 YOLO 官方提供的 4 个预训练模型中深度、特征图宽度最小的模型 YOLOv5s,从而适应无人机目标检测在近年来的研究中对实时性的需求。

模型训练的计算机配置如下:硬件条件:显卡 NVIDIA GeForce GTX 1660Ti,CPU: Intel 9th i7 9750H, 16 GB 内存;软件环境: Windows10 操作系统, Pycharm 编译器, Pytorch 深度学习框架。

3 行人检测与追踪结果与分析

3.1 评价指标

为了判断在不同的样本数据中行人检测的效果优劣,如表 1 所示,本文定义了 3 个分析指标,分别是行人检测率(PDR)、行人检测正确率(PCDR)、误检率(WDR)。其中,行人检测率(pedestrian detection rate, PDR)是指在无人机俯拍行人的视频中,置信度阈值为 0.6 时,成功检测到视频中行人的帧数占视频总帧数的比例;行人检测正确率(pedestrian correct detection rate, PCDR)是指在无人机俯拍行人的视频中,置信度阈值为 0.6 时,成功检测到视频中的行人并且没有误判情况的帧数占视频总帧数的比例;误检率(wrong detection rate, WDR)是指在无人机俯拍行人的视频中,置信度阈值为 0.6 时出现误判的帧数占视频总帧数的比例。设第 i 个视频的总帧数为 N_i , 检测到行人的帧数为 N_{pi} , 检测到行人且没有误判的帧数为 N_{pci} , 出现将其他物体错误检测为行人的帧数为 N_{cpi} 。此外,规定当 PCDR 小于 50% 时认为该情况下不能正确检测到行人,检测失效。

表 1 各分析评价指标的定义

分析指标	定义
行人检测率(PDR)	N_{pi} / N_i
行人检测正确率(PCDR)	N_{pci} / N_i
误检率(WDR)	N_{cpi} / N_i

3.2 检测与追踪结果分析

1) 定距改变垂直高度

当控制仅垂直高度发生改变时,共 2 313 fps 视频数据,根据高度的不同分为 4 组。在较低高度飞行时,俯拍视角与正常视角的区别较小,检测结果接近该算法对普通行人检测的效果,在 5 m 高度和 10 m 高度分别达到 100% 和 98.00% 的检测率,以及 71% 和 80.48% 的正确检测率,同时也存在少量误检。当飞行高度达到 15 m,拍摄到的行人视角开始有较大变化,俯拍角度 $\tan\theta=3$,由于视频画面中的行人特征与普通视角下的行人特征已经有较大区别,而体现在检测结果上检测率降低至 72.99%;当飞行高度达到 20 m,俯拍角度 $\tan\theta=4$,检测率骤减至 5.04%。但检测率降低的同时,检测正确率与检测率比低空时更为接近,这是由于高度增加时降低了误判的概率。因此,在本文研究情形和目前采集的视频数据下,无人机在俯拍视角进行行人检测时存在截止高度介于 15~20 m 之间,或截止俯拍角度介于 $\arctan 3$ 和 $\arctan 4$ 之间。

如图 8 所示,随着高度的增加,行人目标在图中越来越小,且由于角度关系,行人的特征逐渐与水平拍摄时不同,因此如图 9 所示,PDR、PCDR 也随之降低,但同时 WDR 也逐渐降低,PCDR 的值逐渐接近 PDR。当无人机

拍摄高度超过 20 m,可以认为检测算法失效,不能正确检测到行人。

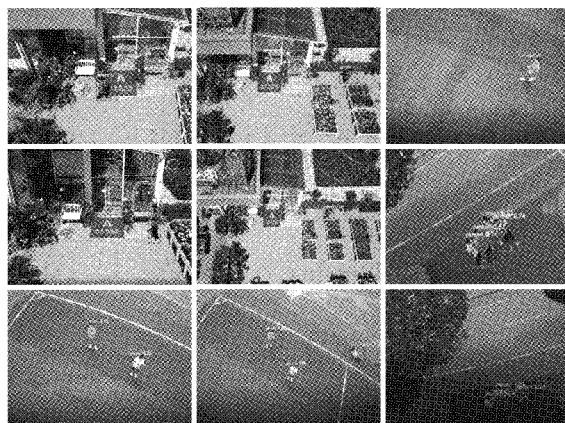


图 8 定距情况下的行人检测结果

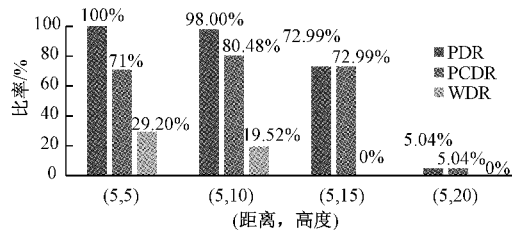


图 9 定距检测数据

2) 定高改变水平距离

当控制仅水平距离发生改变时,共 1 757 fps 视频数据根据高度的不同分为 4 组。在较近距离飞行时,检测结果接近 YOLOv5 对普通行人检测的效果,拥有较高的检测率和检测正确率和少量的误判。当逐渐增加水平距离时,拍摄视角上与普通情形下的行人检测比较相似,影响检测结果的原因主要是远距离拍摄造成的行人图像占画幅尺寸过小,而这是小目标检测试图解决的问题。在收集实际情形的数据中,当水平距离达到 20 m 时,检测出现失效,检测率和检测正确率分别为 39.87% 和 38.26%。因此,在本文研究情形下,无人机在俯拍视角下进行行人检测时存在截止水平距离介于 15~20 m 之间且接近 20 m。

如图 10 所示,随着水平距离的增加,行人目标在图中越来越小,因此如图 11 所示,PDR、PCDR 也随之降低。WDR 先增加后减少,这是由于目标越来越远,造成误检率增加,当足够远时,检测到行人已经较困难因此 WDR 又减少。PCDR 的值逐渐接近 PDR。当无人机拍摄水平距离超过 20 m,可以认为检测算法失效,不能正确检测到行人。

3) 定高定距改变运动姿态

在当前收集的 1 380 fps 视频数据中,如图 12 所示,选取一个固定的俯拍视角,对比不同的运动姿态对于检测的结果影响,发现不同运动姿态下,检测结果均接近普通情形下的行人检测,即拥有较高的检测率和检测正确率下,

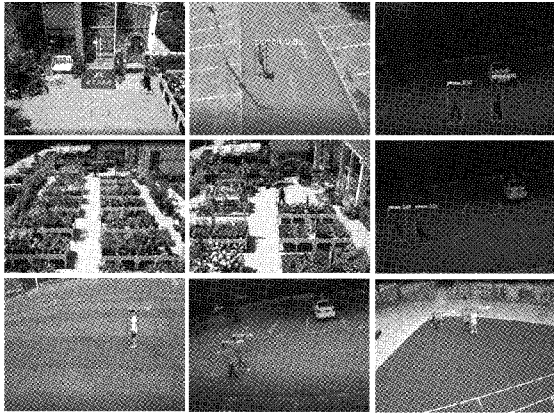


图 10 定高情况下的行人检测结果

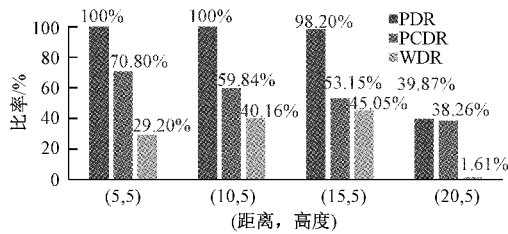


图 11 定高改变水平距离

也存在少量的误判情况。因此,结合图 13 数据分析,在本文研究情形和目前采集的视频数据下,对走路状态的行人的检测效果略强于跑步状态的行人,主要体现在更高的检测正确率和更少的误检率,但相对而言差距并不明显。

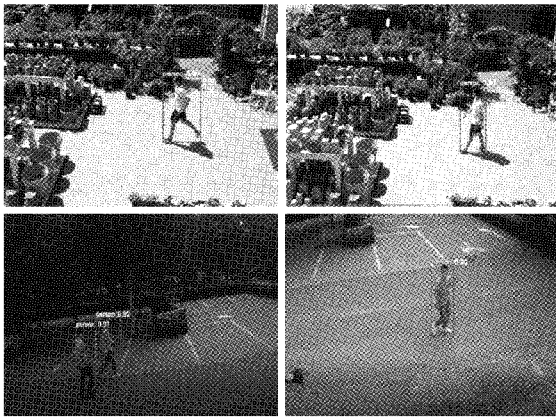


图 12 不同运动姿态下的行人检测结果

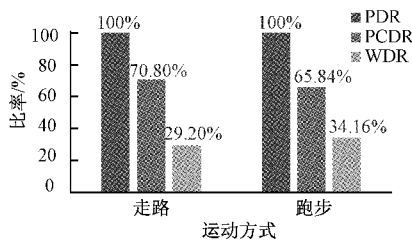
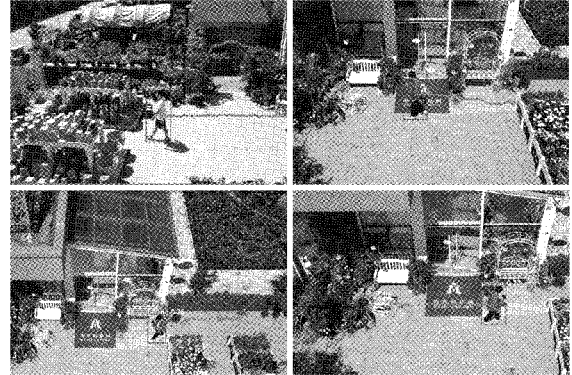


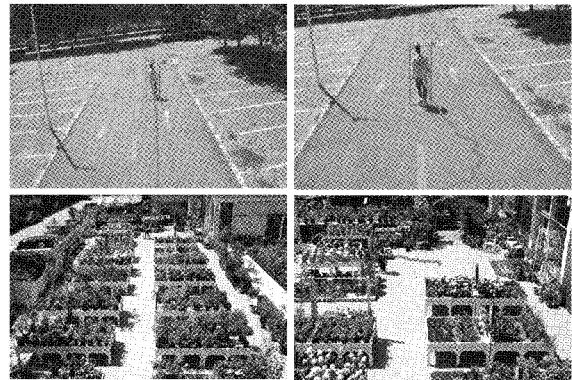
图 13 定高定距改变运动姿态

3.3 行人运动轨迹追踪

本文构建的行人检测与追踪算法的另一个特点是锚框绘制,根据 YOLOv5 模型中显示锚框的原理,对每一帧处理时产生的锚框位置,可以刻画出行人运动的轨迹,经过对每两个锚框坐标之间插入中值并显示的方法可以使得曲线平滑,当设置存储行人轨迹点的数组大小存在一个上限时,可以实现实时刻画行人在最近一定时间或最近一定数量帧数视频中的轨迹,效果如图 14(a)、(b)所示。



(a) 不同垂直高度时行人运动轨迹追踪结果



(b) 不同水平距离时行人运动轨迹追踪结果

图 14 行人轨迹追踪结果

由于追踪的运动轨迹是根据锚框产生的坐标刻画的,因此锚框的产生的连续性是追踪运动轨迹效果良好的条件,轨迹追踪结果的优劣则完全与行人检测的优劣相关。当水平距离固定时,随着高度增加,由于 PDR 降低,检测到行人的帧数减少,使得行人运动路线轨迹逐渐变得断续,最终在拍摄高度达到 20 m 时失效。当高度固定时,随着水平距离增加,PDR 同样会降低,行人运动路线轨迹逐渐变得断续,最终在水平距离超过 20 m 时失效。类似地,在适合行人检测的水平距离和垂直高度下,不同的运动姿态对于行人运动路线轨迹的刻画影响较小,可忽略不计,两者轨迹追踪效果可以认为相同。因此,想要获得较好的轨迹追踪效果,需要保证行人检测的有效性,采集数据时保证拍摄水平距离和垂直高度皆在截止范围内。

4 结 论

本文提出了一种四旋翼无人机俯拍视角下的行人检测与轨迹追踪算法,该算法相对而言精度较高,检测速度较快。实验结果表明,算法在四旋翼无人机俯拍视角下视频的行人检测与拍摄的垂直高度和水平距离有关:在定距的情况下,存在在 15~20 m 之间的截止高度和介于 $\arctan 3$ 和 $\arctan 4$ 之间的截止俯拍角度;在定高的情况下,存在 15~20 m 之间且接近 20 m 的截止水平距离;行人的运动姿态是走路或跑步对检测,更换数据集可以小幅度改善检测率和检测正确率,但也有可能改变低空近距离的正确检测率。此外,利用 YOLOv5 的锚框可以刻画行人运动的一段轨迹,从而可用于空对地侦测的追踪。对于截止垂直高度、截止俯拍角度或截止水平距离来说,由于无人机本身的飞行不稳定性,采集更多情形下的数据会得到更加准确的分析结果并验证结论的正确性,这也将对于无人机应用于侦察等任务时拍摄视角的规定要求有比较明显的贡献。下一步工作可以拍摄更多测试数据,进一步分析算法的检测能力和改进方向;结合最新的目标检测算法进行行人检测算法优化,提高算法对于小目标的检测能力。

参考文献

- [1] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2012, 25.
- [2] 程旭,宋晨,史金钢,等. 基于深度学习的通用目标检测研究综述[J]. 电子学报,2021,49(7):1428-1438.
- [3] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 580-587.
- [4] GIRSHICK R. Fast R-CNN [C]. Proceedings of the IEEE international conference on computer vision, 2015: 1440-1448.
- [5] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2015:28.
- [6] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection[J]. ArXiv Preprint,2020, ArXiv:2004.10934.
- [7] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779-788.
- [8] 王婉婷,姜国龙,褚云飞,等. 从 RCNN 到 YOLO 系列的物体检测系统综述[J]. 齐鲁工业大学学报,2021, 35(5):9-16.
- [9] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense object detection [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 2980-2988.
- [10] 于波,刘畅. 基于改进 SSD 算法的行人检测方法[J]. 电子测量技术,2021,44(12):24-28.
- [11] 武明虎,黄咏曦,王娟. 基于改进 YOLOv3 的街道行人检测与跟踪方法[J]. 科学技术与工程,2021,21(17): 7230-7236.
- [12] 张向清. 基于 YOLO 算法的无人机视角下行人小目标检测[J]. 信息与电脑(理论版),2021,33(15):76-78.
- [13] 田港,张鹏,邹金霖,等. 基于改进 YOLOv4 的无人机目标检测方法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2021,22(4):9-14.
- [14] 刘瑞璘. 基于轻量级 CNN 的无人机行人检测与跟踪系统设计与实现[D]. 成都:电子科技大学,2021.
- [15] 张俊凯. 基于无人机图像的多尺度行人检测定位技术[J]. 电子技术与软件工程,2021(8):162-164.
- [16] 徐斌,黎宁,朱含杉,等. 无人机平台下的行人目标检测[J]. 计算机与数字工程,2019,47(8):1935-1940.
- [17] 王明坤. 行人轨迹预测及多相机下行人追踪技术的研究与实现[D]. 长沙:国防科技大学,2019.
- [18] XU R, LIU Q. Multi-pedestrian tracking for far-infrared pedestrian detection on-board using particle filter [C]. 2015 IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques(IST), IEEE, 2015.
- [19] 史胡祎. 基于深度学习的城市道路行人跟踪与轨迹预测研究[D]. 西安:西安理工大学,2021.
- [20] 伍子嘉,陈航,彭勇,等. 动态环境下融合轻量级 YOLOv5s 的视觉 SLAM[J/OL]. 计算机工程:1-11[2021-11-27]. <https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0062294>.
- [21] 张宏群,班勇苗,郭玲玲,等. 基于 YOLOv5 的遥感图像舰船的检测方法[J]. 电子测量技术,2021,44(8): 87-92.
- [22] LIN T Y, MAIRE M, BELONGIE S, et al. Microsoft coco: Common objects in context [C]. European Conference on Computer Vision Springer, Cham, 2014: 740-755.
- [23] DU D, ZHU P, WEN L, et al. VisDrone-DET2019: The vision meets drone object detection in image challenge results [C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops, 2019.

作者简介

何飞麒,本科,主要研究方向为深度学习、目标检测等。

E-mail:826798053@qq.com