

基于改进YOLOv5的密集场景行人检测方法研究

高 强¹ 唐福兴¹ 李 栋¹ 吉月辉¹ 刘俊杰¹ 史 涛¹ 苏艳杰²

(1.天津理工大学电气工程与自动化学院 天津 300384;2.天津福莱迪科技发展有限公司 天津 300385)

摘 要:当前的研究中密集场景行人检测精度较低,为提高检测精度,提出一种基于YOLOv5网络的改进方法V-YOLO,采用加权双向特征金字塔网络(bi-directional feature pyramid network, BiFPN)改进原始网络中的路径聚合网络(path aggregation network, PANet),加强多尺度特征的融合能力,提高对行人目标的检测能力。为了保留更多的特征信息,提高主干网络的特征提取能力,添加残差结构VBlock;引入SKNet(select kernel networks)注意力机制,动态融合不同感受野的特征图,提高对不同行人特征的利用率。使用CrowdHuman数据集进行训练和测试,实验结果表明,所提出算法比原始网络的精确度、召回率和平均精度值分别提高1.8%、2.3%和2.6%,验证了所提出算法能有效的提高密集场景下行人目标检测的准确率。

关键词:行人检测;加权双向特征金字塔网络;注意力机制;YOLOv5;VBlock

中图分类号: TP181 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2060

Research on pedestrian detection method in dense scene based on improved YOLOv5

Gao Qiang¹ Tang Fuxing¹ Li Dong¹ Ji Yuehui¹ Liu Junjie¹ Shi Tao¹ Su Yanjie²

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China;

2. Tianjin FLY Technology Co., Ltd., Tianjin 300385, China)

Abstract: In the current study, pedestrian detection accuracy in dense scenes is low. In order to improve the detection accuracy, an improved method based on YOLOv5 network, V-YOLO, is proposed in this paper. The bi-directional feature pyramid network (BiFPN) is used to improve the path aggregation network (PANet) in the original network to strengthen the multi-scale feature fusion capability. Improve the ability of pedestrian target detection. For retain more feature information and improve the feature extraction capability of the backbone network, a residual structure VBlock is added. Select kernel networks (SKNet) were introduced to integrate the feature maps of different receptive fields dynamically to improve the utilization rate of different pedestrian features. In this paper, CrowdHuman data set is used for training and testing. The experimental results show that compared with the original network, the accuracy, recall rate and average accuracy of the proposed algorithm are increased by 1.8%, 2.3% and 2.6%, respectively, which verifies that the proposed algorithm can effectively improve the accuracy of pedestrian target detection in dense scenes.

Keywords: pedestrian detection; BiFPN; attention mechanism; YOLOv5; VBlock

0 引 言

随着计算机技术的不断发展,目标检测技术也在不断地更新换代。行人检测作为目标检测中相当重要的一个分支是计算机视觉领域中的热门话题,受到了许多学者的关注^[1]。行人检测聚焦如何在一系列图像或者视频中利用计算机视觉检测技术进行识别并定位,是行人跟踪、搜索和重识别等任务的基础和前提,被广泛应用于智能驾

驶、智能机器人及智能交通等领域,有较高的应用价值。

人工检测耗时耗力并且依赖于人工经验,有着无法保证行人识别的效率和准确率的缺点。相对而言,基于计算机视觉的方法同时具有高效率和高准确率的优势。早期的行人检测主要依赖于精巧的手工特征设计与提取,例如Harr小波特征、支持向量机(SVM)、方向梯度直方图特征、局部二值模式(local binary pattern, LBP)、尺度不变特征变换(scale-invariant feature transformation, SIFT)特

征等利用图像特征描述子,用来区分行人和背景^[2]。虽然这些特征描述有着足够的易用性,但是特征描述子只可从梯度或纹理等某一方面来描述,判断力较差,容易受到行人衣服颜色、纹理特征、姿态形状等因素的影响,造成大量的误检、漏检。

目前,基于深度学习的行人检测方法可以分为两大类:1)以 Faster-RCNN 和 Mask-RCNN 为代表的基于候选框的两阶段检测方法;2)以 SSD 和 YOLO 为代表的单阶段检测方法。两阶段目标检测模型需要先提取物体区域,再对区域进行卷积神经网络(CNN)分类识别。文献[3]提出了一种结合 Mask-RCNN 网络结构和密集连接网络(DenseNet)的网络模型,通过大量仿真验证具有较高的检测精度。文献[4]提出了一种基于复杂背景下结合 Faster-RCNN 与混合高斯模型的方法,去除视频背景对图像的干扰并加入了双线性二次插值法,增强了图像分辨率,整体上提升了行人检测的效果。通过两阶段检测的方法生成候选框,在候选框的基础上进行目标识别,因此识别结果精度较高,但存在模型大、训练结果长的问题。单阶段检测方法则不需要生成候选框,可以直接输出检测结果。其中 YOLO 应用较为广泛,文献[5]使用深度可分离卷积代替传统卷积,并在特征融合部分引入通道注意力机制,有效的提高了小目标行人检测的精度及实时性。文献[6]使用 K-means 算法对实验用数据集进行聚类分析,有效的提高了检测结果的准确率。文献[7]通过在每个残差块和空间维度上添加注意力机制的方法,提高了对小目标行人的特征提取能力。文献[8]引入了比率感知机制来调整输入从图像的长宽比,其次通过将原始图像分割为两个局部图像的方法解决了小目标行人的误检问题。以上方法提高了小目标行人检测的准确率和效率,但对遮挡和重叠的行人仍有一些误检及漏检的现象,因此本文针对这种现象进行改进。

本文的研究重点是针对密集场景下的行人检测,目前密集场景下的行人检测主要面临如下问题。

1)行人姿态、行为不可预测。由于行人是一个非刚态物体,在密集场景下对行人进行检测识别时,行人的动作姿态会影响整个算法的性能。且行人的穿着打扮与周围环境较相似时,就可能导致行人与周围环境混淆的情况^[9]。当行人比较密集时将出现误检、漏检及不能完全识别的情况。

2)密集场景下行人重叠度较高。由于行人数量较多,行人目标被他人及场景物体遮挡较为严重^[10],将失去部分行人目标的特征信息,影响算法的精确度。

3)识别目标处于被遮挡状态。密集场景环境复杂度较高,不同场景下会产生部分被遮挡的行人目标^[11]。由于被遮挡目标在图像中的覆盖面积较小、图像信息较少,经过多次下采样后特征信息减少,被遮挡目标行人检测难度提升,算法的检测效果减弱。

针对以上问题,通过改进 YOLOv5 网络,提出一种密集场景下行人检测算法。改进 Backbone 结构,添加了一种残差结构,有效的弥补了在密集场景下因行人数量较多、密度较大导致的网络中信息丢失问题。提高对被遮挡的和远距离的行人目标检测的准确率。在 Neck 端添加 SK(select kernel)注意力机制。根据输入信息的尺度不同,自适应调节感受野,从而提高密集场景下行人特征的提取能力,改善整个系统的性能。将加权双向特征金字塔网络(bi-directional feature pyramid network, BiFPN)代替原路径聚合网络(path aggregation network, PANet)。更好的融合不同尺度的特征图,提升对不同尺度行人的检测效果,同时进一步增强对重叠及遮挡情况下行人特征的提取能力。

1 YOLOv5 网络简介

YOLOv5 主要采用回归的方法,具有快速识别目标的能力。根据子模块中不同的宽度和深度,YOLOv5 可分 YOLOv5n、YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l 和 YOLOv5x 五种^[12],具有相同的网络模型。YOLOv5 结构如图 1 所示。

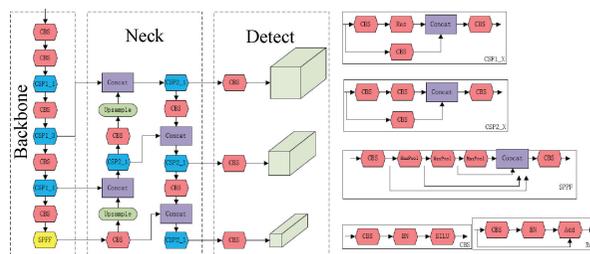


图 1 YOLOv5 结构

YOLOv5 结构主要可分为 4 个部分,输入端、Backbone 端、Neck 端和 Detect 端。

YOLOv5 在输入时进行了优化,提高了整体的性能。输入端改进主要包括 Mosaic 数据增强、自适应锚框计算和自适应图片缩放。Mosaic 数据增强通过随机缩放、裁剪和排布对检测对象进行拼接,增强了对小目标检测的鲁棒性和准确性。自适应锚框计算通过设定长宽的锚框,在训练时与真实框进行对比,然后反向更新,迭代网络参数。自适应图片缩放通过计算缩放比例的方式,添加最少的黑边,完成图片的缩放^[13]。Backbone 端主要包括 Focus 结构和 CSP 结构。前者主要进行切片操作,减少了整个网络的计算量,加快了速度。后者在 YOLOv5 中有两种设计,分别为 CSP1_X 结构和 CSP2_X 结构。CSP1 用于 Backbone 特征提取部分,CSP2 用于 Neck 特征融合部分。CSP1 增加了层与层之间反向传播的梯度值,避免了因为加深带来的梯度损失,增强了 CNN 的学习能力、降低了计算评级、加快了网络整体的计算速度。Neck 端采用了 CSP2 结构,加强了特征提取网络的特征融合能力。

Detect 端使用了 Bounding box 损失函数和 NMS 非极大值抑制^[14]。

2 V-YOLO 网络模型

2.1 加权双向特征金字塔网络

为了实现加强深度学习网络中各层之间的信息传送,将低层准确的位置信息和高层丰富的语义信息相融合。2017年, Lin 等^[15]提出了特征金字塔网络(feature pyramid network, FPN),其结构如图 2(a)所示。2018年, Liu 等^[16]在 FPN 的基础上增加了一条额外的自下而上的路径实现信息增强,提出了 PANet,其结构如图 2(b)所示,缩短了高低层之间信息交流的路径。

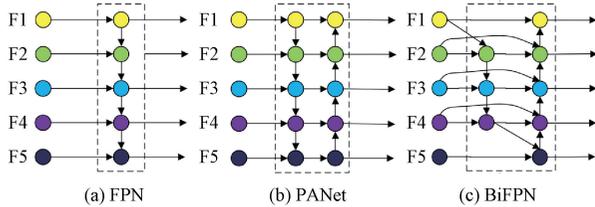


图 2 3种特征金字塔

本文引入谷歌团队在 PAN 基础上改进的加权双向特征金字塔结构^[17]如图 2(c)所示。相对于传统的 FPN 和 PAN 结构,去除了单节点输入的方式,避免了单节点输入对整个网络贡献而计算量大的弊端。通过跨尺度链接的方法,增加一条额外的边,将传统的自上而下的特征融合改进为自上而下和自下而上共同存在的特征融合,在计算量改变不大的情况下,使网络既保留了较多的浅层语义信息也丰富了高层语义信息的表达。不同的特征层的分辨率亦有所不同,因此针对融合的各个尺度特征增加一个权重,调节每个尺度的贡献度,提高检测的精度。

2.2 改进 Backbone 网络结构

在密集场景下,行人目标较多、密度较高导致一些行人目标被部分遮挡,有的行人因距离较远在图像中占比较小。因此,现有的大多密集行人目标检测算法不能有效利用图像中的原始信息。随着网络层数的不段增加,被遮挡和远距离的行人目标的细节和特征信息往往会丢失,对整个网络的识别精度造成不利影响。针对这个问题,在 YOLOv5 的 Backbone 部分添加一种改进的残差结构 Vblock,具体结构如图 3 所示。该结构将残差机制和特征拼接、融合的方式相结合^[18],并使用反褶积作为下采样方法,有效的弥补了网络中的特征损失。

整体结构主要由卷积层、特征融合层和上采样层构成。通过卷积操作来提取图像中的特征信息,利用高层丰富的图像信息采用特征拼接与特征融合的方法来丰富底层的特征信息^[19]。该网络主要分为 5 层:第 1 层是一个步长为 2,卷积核为 3×3 的卷积层,使得高层特征具有更大的感受野;第 2 层为一个上采样层,将图像的分辨率翻倍;

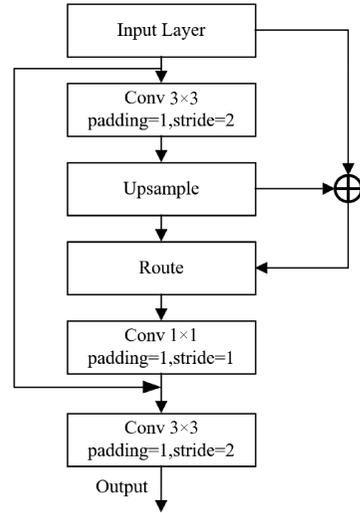


图 3 VBlock 结构

第 3 层是一个特征融合层,它将输入图像和上采样层的输出图像进行特征融合,相当于中转作用不参与卷积计算;第 4 层是一个步长为 1,卷积核为 1×1 的卷积层,目的是对图像做降维处理;第 5 层将输入层和第 4 层的结果进行张量拼接,将拼接结果输入到一个步长为 2,卷积核为 3×3 的卷积层中,得到最终的结果。

2.3 注意力机制

SKNet 是基于 SENet (squeeze-and-excitation networks) 的改进版本,是一种卷积核注意力机制^[20]。传统的 CNN 网络,不同的卷积核对于不同尺度的行人目标有不同的检测效果,并且同一层只用一个卷积核,造成每层网络的感受野大小相同,不能充分利用各个尺度的信息。SK 注意力机制更关注卷积核,利用不同大小的卷积核对不同大小的目标进行检测,根据输入目标的不同自由调节感受野,实现对不同尺度目标的加权,有利于对遮挡和重叠的行人目标进行识别。

SK 注意力机制主要由 3 个操作组成, Split 模块、Fuse 模块以及 Select 模块,此外包含了多个分支,其结构如图 4 所示^[21]。整个 SKNet 网络首先进行 Split 操作,使用两个不同尺寸 (3×3 和 5×5) 的 SK 卷积核对大小为 $C \times W \times H$ 的特征图 X 进行分组卷积和空洞卷积,得到特征 \hat{U} 和 \tilde{U} 。Fuse 模块将两个特征逐元素相加得到特征 U 。即:

$$U = \hat{U} + \tilde{U} \quad (1)$$

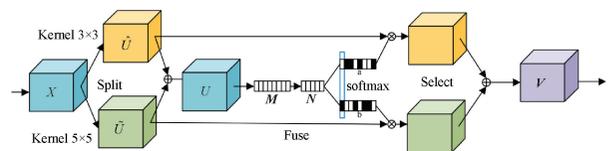


图 4 SK 注意力机制结构

将 U 使用全局平均池化 F_1 得到一个 $C \times 1 \times 1$ (C 为通道数) 的一维向量 M , 通过 M 来统计各个通道的特征信息, 建立各个通道间的依赖关系。将 M 输入到两个全连接层, 先降维后升维得到向量 N 。Select 对向量 N 通过 Softmax 函数自适应的选择不同的空间尺度后, 得到权重 a 和 b 。对特征 \hat{U} 和 \hat{V} 进行特征加权后, 将两个特征进行信息融合后得到最终的特征映射向量 V 。

通过添加 SK 注意力机制, 对图像信息通道进行提

炼, 融合更多的关键信息, 增强对图像中被遮挡行人的关键信息提取。

2.4 整体结构设计

本文的整体结构如图 5 所示(红色为改进部分)。在 Backbone 网络中加入 VBlock 模块来降低网络的特征丢失; 在 Neck 中引进 BiFPN 模块来提高多尺度融合能力; 在 Detect 网络中采用 SKNet 网络来提升网络对行人特征信息的关注。最终实现网络性能的整体提高。

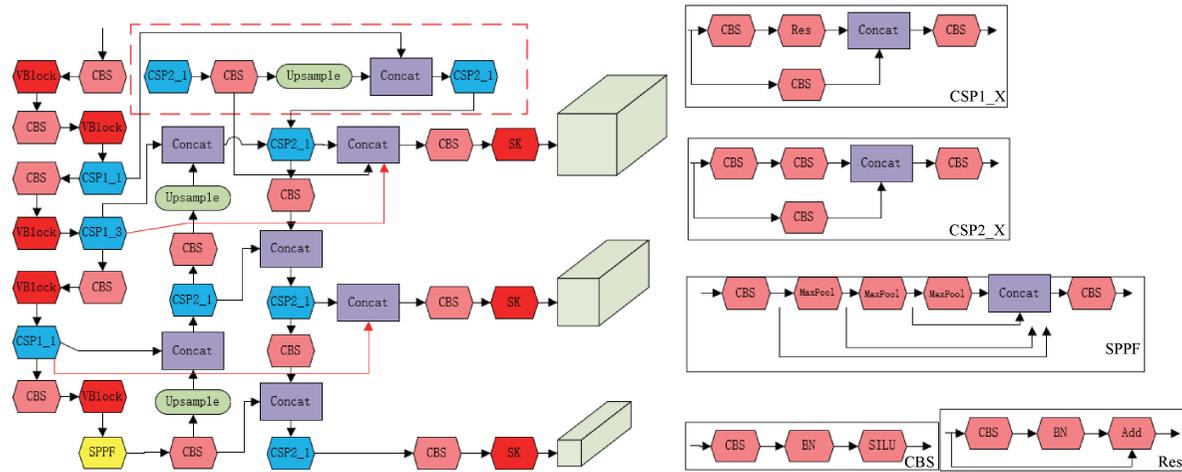


图 5 V-YOLO 整体结构

3 实验结果与分析

3.1 实验环境

实验的运行系统如下: Linux 操作系统, 主频为 2.50 GHz 的 Intel(R) Xeon(R) Platinum 8255C CPU 处理器, GTX2080Ti GPU 处理器。编程语言采用 Python 3.6, 整个模型通过 200 个 epoch 进行训练, 初始学习率为 0.000 1。

3.2 实验数据来源

实验使用的数据集为 CrowdHuman 数据集^[22]。CrowdHuman 数据集是旷世发布的用于行人检测的数据集, 图片数据多数来自于 Google 搜索。该数据集主要集合大量的密集场景图片, 特点是行人数量较多、人群密度较大。本数据集注释丰富, 样本较多, 训练集、验证集和测试集分别拥有 15 000、4 370、5 000 张图片。图像中的平均行人约为 23 个, 同时存在各种各样的遮挡, 每个人类实例都用头部边界框、人类可见区域边界框和人体全身边界框注释。

3.3 评价指标

为了评价本文算法针对密集场景下的行人检测的准确性, 本文使用的主要模型指标分别是精准率 (precision, P)、召回率 (recall, R) 和平均精度均值 (mean average precision, mAP), 交并比 (IoU) 取 0.5。其相关的计算公式如下:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

$$AP = \int_0^1 P dR \quad (4)$$

$$mAP = \frac{\sum_{j=1}^N AP_j}{N} \quad (5)$$

式中: TP 表示真正例; FP 表示假正例; FN 表示假负例; N 表示类别。

3.4 实验结果分析

为了验证本文算法在密集场景下针对密集行人检测的有效性。本文使用 CrowdHuman 数据集检测行人, 并在其验证集进行验证。实验分为 4 组, 前两组为在原始模型 YOLOv5s 和 YOLOv5l 在 CrowdHuman 数据集上训练后的检测结果。后两组为改进 YOLO 模型后在 CrowdHuman 数据集上的检测结果。实验结果如表 1 所示, 与原始模型 YOLOv5s 相比, 行人检测的精确率、召回率和平均精度均值分别提高了 1.8%、2.3% 和 2.6%。与原始模型 YOLOv5 相比, 行人检测的精确率、召回率和平

表 1 不同检测模型的性能对比

检测模型	P	R	mAP
YOLOv5s ^[23]	0.861	0.707	0.796
YOLOv5l	0.885	0.745	0.833
YOLOv5s+BIFPN+BLOCK+SK	0.879	0.730	0.820
YOLOv5l+BIFPN+BLOCK+SK	0.910	0.767	0.858

均精度均值分别提高了 2.5%、2.2% 和 2.5%。

检测结果如图 6 所示,其中,图 6(a)为基线方法检测结果,图 6(d)为本文方法检测结果。图 6(b1)较(a1)在目标背景较丰富的情况下表现出更好的检测性能,降低了漏检现象的发生。在图 6(a2)、(b2)这种行人更加密集、背景更加复杂的环境下,本文方法展现出较好的抗干扰能力,整体降低了漏检率和误检率。对比图 6(a3)和(b3),本文方法有更高的准确率,能够准确识别行人目标。总体而言,本文方法相较于 YOLOv5 算法有着更好的检测效果。本文方法在图像背景较复杂,行人较密集的情况下表现出了较好的检测性能,能够检测出背景复杂且目标较小的行人,降低误检、漏检现象的发生。



图 6 效果对比

3.5 消融实验

为了验证各个模块的有效性,对本文提出的改进的 YOLO 模型进行了消融实验,对部分模块进行了更换和重新组合,实验结果如表 2 所示。

表 2 消融实验

检测模型	P	R	mAP	帧率/fps
YOLOv5s	0.861	0.707	0.796	105
YOLOv5s+SK	0.863	0.708	0.804	89
YOLOv5s+BIFPN	0.862	0.709	0.798	104
YOLOv5s+BLOCK	0.863	0.729	0.812	96
YOLOv5s+SK+BLOCK	0.874	0.726	0.817	78
YOLOv5s+BIFPN+BLOCK	0.869	0.724	0.812	94
YOLOv5s+BIFPN+BLOCK+SK	0.879	0.730	0.820	75

通过表 2 可以看出,检测网络部分修改为 BiFPN 模块后,在帧率基本不变的情况下,模型的精准率提升了 8%,平均精度均值提了 4%,验证了 BiFPN 模块可以对不同尺度的行人目标进行融合,能够提升对密集人群中行人

的检测能力。通过在主干网络中添加 VBlock 模块,召回率和平均精度均值分别提升了 2.2% 和 1.8%,表明该模块可以提升网络对密集场景下的检测效果,但是检测速度有所降低。检测网络引入 SK 注意力机制模块后,在保证一定检测速度的情况下,召回率和平均精度均值分别提升了 1.2% 和 1%,说明 SK 注意力机制在行人相互重叠、遮挡情况下,能够有效对行人特征进行提取,实现了本文的预期效果。在主干网络添加 VBlock 模块的情况下,添加 BiFPN 模块后精准率和平均精度均值上升了 0.8% 和 0.2%,添加 SK 注意力机制模块后精准率和平均精度值上升了 1.1% 和 0.5%。在同时添加 BiFPN 模块、VBlock 和 SK 注意力机制模块时,相对于原始模型改进后的 YOLO 网络的精确率、召回率和平均精度值分别提升了 2.4%、2.3% 和 2.6%。虽然检测速度有所降低,但提升了密集场景下对行人检测的能力。改进后的网络针对密集行人特征有着较好的特征提取能力,可以有效提取被遮挡和较远的行人目标特征,提高整个网络的性能。

4 结论

本文提出了一种密集场景下的改进 YOLOv5 的行人检测方法。为了提升整体的检测效果,加强对被遮挡和较远行人目标的提取能力,改进传统特征融合方式的局限性,本文在 YOLOv5 网络模型的基础进行改进,融入了 SK 注意力机制,动态的融合了不同感受野的特征图,提高了分辨率。在特征融合阶段,引入了 BiFPN 模块,增强了对多尺度特征的融合能力,提高了整体的检测精度。在主干网络加入了 VBlock 模块,改进了随着网络的加深而产生的部分特征丢失问题,改进了网络整体的性能。由实验结果可知,本文提出的改进方法对密集场景下的行人有更好的检测效果,是一种有效的检测方法。但本文方法的参数量较多,后续应当在保证准确率的同时进行网络的轻量化,提高模型的推理速度。

参考文献

- [1] 罗艳,张重阳,田永鸿,等.深度学习行人检测方法综述[J].中国图象图形学报,2022,27(7):2094-2111.
- [2] 刘丹,汪慧兰,曾浩文,等. VoVNet-FCOS 道路行人目标检测算法研究[J].国外电子测量技术,2021,40(11):64-71.
- [3] 谢永明,王红蕾.复杂背景下远距离及小尺寸行人检测改进算法[J].计算机工程与设计,2021,42(5):1323-1330.
- [4] PUSTOKHINA I V, PUSTOKHIN D A, VAIYAPURI T, et al. An automated deep learning based anomaly detection in pedestrian walkways for vulnerable road users safety[J]. Safety Science, 2021, 142: 105356.

- [5] 王程, 刘元盛, 刘圣杰. 基于改进 YOLOv4 的小目标行人检测算法[J]. 计算机工程, 2023, 49(2): 296-302, 313.
- [6] 王思元, 王俊杰. 基于改进 YOLOv3 算法的高密度人群目标实时检测方法研究[J]. 安全与环境工程, 2019, 26(5): 194-200.
- [7] LI Y, LI S, DU H, et al. YOLO-ACN: Focusing on small target and occluded object detection[J]. IEEE Access, 2020, 8: 227288-227303.
- [8] HSU W Y, LIN W Y. Ratio-and-scale-aware YOLO for pedestrian detection[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 30: 934-947.
- [9] CHEN C, ZHANG M, TAN H, et al. Co-Head Pedestrian detection in crowded scenes [J]. IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences, 2021, 104(10): 1440-1444.
- [10] WANG J, ZHAO C, HUO Z, et al. High quality proposal feature generation for crowded pedestrian detection[J]. Pattern Recognition, 2022, 128: 108605.
- [11] HAN B, WANG Y, YANG Z, et al. Small-scale pedestrian detection based on deep neural network[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 21(7): 3046-3055.
- [12] CHEN Z, WU R, LIN Y, et al. Plant disease recognition model based on improved YOLOv5[J]. Agronomy, 2022, 12(2): 365.
- [13] 石欣, 卢灏, 秦鹏杰, 等. 一种远距离行人小目标检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(5): 136-146.
- [14] ZHAO J, ZHANG X, YAN J, et al. A wheat spike detection method in UAV images based on improved YOLOv5[J]. Remote Sensing, 2021, 13(16): 3095.
- [15] LIN T Y, DOLLÁR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 2117-2125.
- [16] LIU S, QI L, QIN H, et al. Path aggregation network for instance segmentation [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 8759-8768.
- [17] TAN M, PANG R, LE Q V. Efficientdet: Scalable and efficient object detection[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 10781-10790.
- [18] ZHANG H, WU J, LIU Y, et al. VaryBlock: A novel approach for object detection in remote sensed images[J]. Sensors, 2019, 19(23): 5284.
- [19] ZHANG H, WANG Y, LIU Y, et al. IFD: An intelligent fast detection for real-time image information in industrial IoT [J]. Applied Sciences, 2022, 12(15): 7847.
- [20] LI X, WANG W, HU X, et al. Selective kernel networks[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 510-519.
- [21] 帖军, 隆娟娟, 郑禄, 等. 基于 SK-EfficientNet 的番茄叶片病害识别模型[J]. 广西师范大学学报(自然科学版), 2022, 40(4): 104-114.
- [22] 邓杰, 万旺根. 基于改进 YOLOv3 的密集行人检测[J]. 电子测量技术, 2021, 44(11): 90-95.
- [23] 徐印赞, 江明, 李云飞, 等. 基于改进 YOLO 及 NMS 的水果目标检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(4): 114-123.

作者简介

高强, 硕士, 教授, 主要研究方向为图像处理、非线性控制理论和仿真。

唐福兴, 硕士研究生, 主要研究方向为 SLAM 技术。

李栋(通信作者), 硕士, 实验师, 主要研究方向为图像处理技术。

E-mail: lid85@163.com

吉月辉, 博士, 副教授, 主要研究方向为 SLAM 技术、非线性控制理论和仿真。

刘俊杰, 博士, 讲师, 主要研究方向为非线性系统控制, 自抗扰控制。

史涛, 博士, 讲师, 主要研究方向为图像处理技术。

苏艳杰, 本科, 中级工程师, 主要研究方向为图像处理技术。