

改进 YOLOv5 算法下的无人驾驶道路行人识别研究

王亚鹏 韩文花

(上海电力大学自动化工程学院 上海 200090)

摘要:基于无人驾驶领域的飞速发展,为提高道路行人目标检测的速度和精度,提出一种基于 YOLOv5 网络改进的 YW-YOLO 的道路行人目标检测方法,在 YOLOv5 模型的 neck 结构中改入 RepGFPN,充分交换高级语义信息和低级空间信息,添加自适应融合机制,引入 SimAM 注意力模块机制,提高算法的特征提取能力,在损失函数方面,使用 Optimal Transport Assignment 优化损失函数。实验结果表明,所提算法与原算法相比,在道路行人类别数据集上识别精确率由 38.1% 提升到 52.6%,检测速度由 29.4 fps 提高到 30.8 fps,具有更好的检测效果。

关键词:行人检测;YOLOv5;RepGFPN;注意力机制;OTA

中图分类号: TP181 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6020

Pedestrian recognition research on unmanned roads with improved YOLOv5 algorithm

Wang Yapeng Han Wenhua

(College of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

Abstract: Based on the rapid development of the unmanned field, in order to improve the speed and accuracy of road pedestrian target detection, a road pedestrian target detection method based on YOLOv5 network improved by YW-YOLO is proposed, which is changed into RepGFPN in the YOLOv5 model's neck structure, which fully exchanges the high-level semantic information and the low-level spatial information, adds the adaptive fusion mechanism, introduces the SimAM attention module mechanism, which improves the feature extraction ability of the algorithm, and in terms of loss function, optimal transport assignment is used to optimize the loss function. The experimental results show that the proposed algorithm in this paper, compared with the original algorithm, the recognition accuracy rate on the road pedestrian category dataset is improved from 38.1% to 52.6%, detection speed increased from 29.4 fps to 30.8 fps, which has a better detection effect.

Keywords: pedestrian detection; YOLOv5; RepGFPN; attention mechanism; OTA

0 引言

在最近几年,由于科技的持续进步,无人驾驶技术已逐渐转变为智能交通行业的主要研究焦点^[1]。据研究表明,无人驾驶技术有助于增强道路交通安全性,减轻城市的交通压力,提升出行的效率,并降低驾驶员的入门标准。无人驾驶技术的核心研究内容可以概述为3个部分,环境感知、行为决策和车辆控制^[2]。在智能交通的发展中,道路行人检测是比较重要的环节。行人检测是后续任务的基础,因此提高行人检测算法的检测精度有很高的研究价值^[3]。

在行人检测的过程中,由于检测图像中存在相互遮挡、背景环境复杂、行人目标较小等问题,导致检测过程中常常出现漏检、误检的现象。

目前,行人检测算法有两个分支,一种是基于手工提取特征的传统目标检测算法;另一种是基于深度学习的目标检测算法。

传统的目标检测算法采用人工特征提取的方法,其技术要点在于通过特殊算法对图像中的某些鲜明特征进行特征提取,并进行检测。例如结合人体运动和外观模式的 Haar 小波变换^[4]、运用边缘方向信息描述行人轮廓的方向梯度直方图特征^[5](histograma of oriented gradients,

HOG)、具有灰度不变性以及旋转不变性的局部二值模式^[6](local binary pattern, LBP)以及尺度不变特征变换^[7](scale-invariant feature transformation, SIFT)等图像特征提取算子。但是上述基于传统手工的特征提取方法只能识别特定的特征,若要改变识别对象需要重新设计特征提取算子,存在泛化能力差,鲁棒性差等问题。所以基于深度学习的行人检测技术应运而生。

基于深度学习的目标检测算法可以分为单阶段目标检测算法和两阶段目标检测算法。双阶段目标检测算法有 R-CNN 算法^[8]、Fast R-CNN^[9]、Faster R-CNN^[10]等;单阶段目标检测算法主要有 SSD^[11]和 YOLO^[12-15]算法。现阶段目标检测算法不仅要求检测精度,还要求检测速度,YOLO 算法在检测精度相差不大的基础上,速度得到很大提升,所以本文选用 YOLOv5 算法为框架提升道路行人检测精度。

Hsu 等^[16]提出一种比例和规模感知的 YOLO 方法,提出新的感知机制,利用多分辨率融合来解决图像中非常小的行人的误检问题。石欣等^[17]提出一种远距离行人小目标检测方法,引入浅层特征改进特征金字塔,增加多层次语义信息之间的关联度,提高行人小目标检测准确率。Abdelmutalab 等^[18]提出一种基于中心和尺度预测框架的多分支行人检测模型来解决行人存在遮挡的问题,采用 4 个检测分支,减少非行人数据在检测中的干扰。Hsu 等^[19]引入分割函数,将图像中不重叠的行人分割成子图像,对输出的所有图像和子图像进行多分辨率自适应融合。Li 等^[20]提出一种空间金字塔卷积洗牌模块,从被遮挡物体的有限可见像素中提取精细信息,并对严重重叠的物体生成可区分的表示。卢嫚等^[21]提出一种高性能轻量化 YOLOv5 模型,利用 ECA 模块融合网络特征,采用自适应调整的方法更新不同特征通道的权重,提高网络的特征提取能力。Li 等^[22]提出一种高分辨率的特征金字塔结构,对金字塔生成的特征图进行放大,提高输出特征图的分辨率。袁姮等^[23]提出一种改进 SSD 算法,将浅层网络平原结构使用归一化操作增加分支结构,使其细化浅层语义信息、提高网络的泛化能力、充分表达行人信息。邓杰等^[24]提出一种密集行人检测算法,将可见框标注信息加入网络中,同时将频率通道注意力和空间通道注意力加入到网络中重新分配特征权重。高强等^[25]提出一种改进的 YOLOv5 算法,采用加权双向特征金字塔网络改进 PANet,加强多尺度特征的融合能力,提高网络的检测性能。陈勇等^[26]提出一个特征增强模块,融合深层、浅层特征图,保留大量小尺度行人特征,利用小尺度行人上下文信息和通道信息,增强小尺度行人特征并抑制背景信息,提升小尺度行人的检测准确率,降低其漏检率。刘毅等^[27]采用多头自注意力机制提升全局感受野,优化特征提取,平衡正负样本,提高遮挡行人的检测精度。陈娟等^[28]采用轻量化网络重新设计主干,对检测网络进行轻量化处

理,保证检测算法在移动平台上的部署。

针对行人检测存在的问题,本文认为应该重点关注小目标行人的检测问题,在识别过程中,加强对小目标行人的特征提取。因此,本文通过自适应融合模块,引入 SimAM^[29],利用上下文信息,增强小尺度行人的特征;颈部改入 RepGFPN^[30],充分交换高级语义信息和低级空间信息,更好的融合不同尺度的特征图;使用 OTA 优化损失函数^[31],提高道路行人的检测精度。

1 YOLOv5 网络

YOLOv5 网络模型由输入、特征提取、特征融合、检测头 4 个模块组成。其模型如图 1 所示。输入端包括 Mosaic 数据增强、自适应锚框计算以及自适应图片缩放。特征提取采用 New CSP-Darknet53 结构和 SPPF 结构,特征融合采用特征金字塔网络(FPN)和金字塔注意力网络(PAN)结合的 PANet 网络。检测端使用边界框损失函数和非极大值抑制。

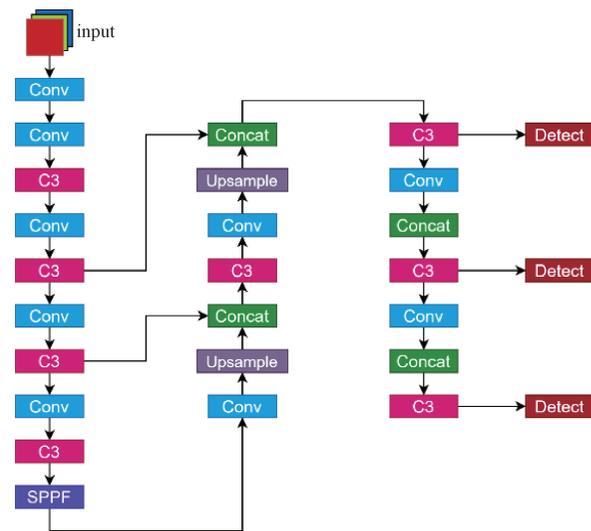


图 1 YOLOv5 模型结构

Fig. 1 YOLOv5 model structure

2 YW-YOLOv5 网络模型

2.1 改进特征提取网络

YOLOv5 在特征融合阶段采用 PANet,其结构如图 2 所示。其中 FPN 采用自顶向下的模式,把高层特征传递下来,底层特征不影响高层特征,但是计算量较大。这时结合 PAN,加入自下向上的金字塔,把低层的定位信息传递上去,对 FPN 传递的语义信息进行补充,这样形成的 PANet 既结合语义信息又有定位信息,提高模型的识别精度。

本文引入阿里达摩院团队改进的 RepGFPN,其结构如图 3 所示。在特征融合阶段,采用不同通道尺寸的不同比例特征映射的设置,通过灵活地控制不同尺度的通道数

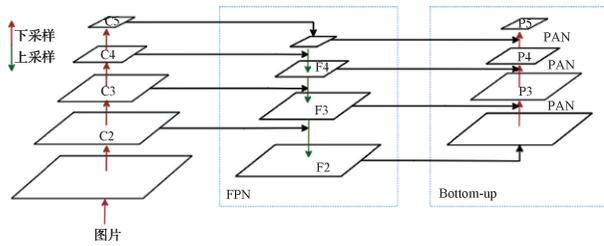


图2 PANet 结构
Fig.2 PANet structure

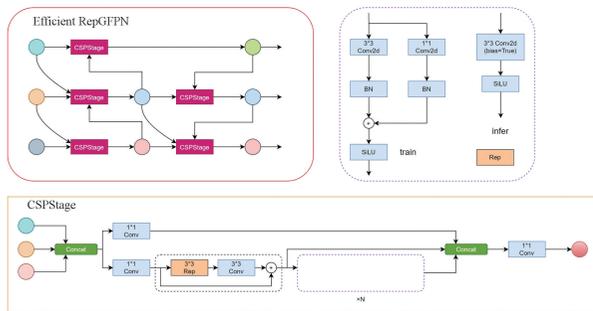


图3 RepGFPN 结构
Fig.3 RepGFPN structure

量,得到比在所有尺度上共享相同通道的精度。特征融合块中,用 CSPNet 代替原来基于 3×3 的卷积的特征融合,通过引入重参数化机制和高效层聚合网络的连接对 CSPNet 进行升级,在不增加额外的计算负担的情况下,实现更高的精度。

2.2 注意力机制

注意力机制本质上说就是实现信息处理资源的高效分配,例如先关注场景中的一些重点,剩下的不重要的场景可能会被暂时性地忽略,注意力机制能够以高权重去聚焦重要信息,以低权重去忽略不相关地信息,还可以通过不断调整权重,使得在不同地情况下也可以选取重要地信息。

SimAM 是一种无参数的注意力机制,与一般使用的基于通道和空间的注意力模块不同,SimAM 模块通过推断特征图中的三维注意力权重来工作,不需要向原始网络添加参数。注意力模块通常由每个块继承,以强化上一层的输出,这种方法通常沿着通道维度或空间维度工作,以相同的方式对待每个通道维度或空间维度的神经元,并在一维或二维上生成权重。通道注意机制是一维的,对不同通道的处理方式不同而对所有位置的处理方式相同,结构如图 4 所示。空间注意机制是二维的,对不同位置区别对待,对所有通道一视同仁,结构如图 5 所示。只关注通道或位置会限制他们学习更多辨别线索的能力,因此三维权重优于 一维或二维权重,其结构如图 6 所示。SimAM 能同时关注对待每个通道及空间位置特

征的重要性。

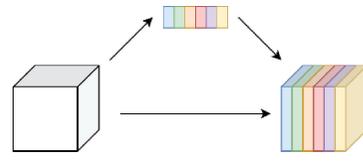


图4 一维通道注意力机制
Fig.4 One-dimensional channel attention mechanism

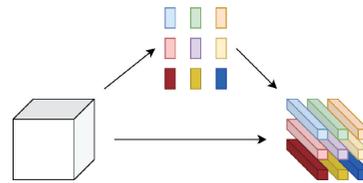


图5 二维空间注意力机制
Fig.5 Two-dimensional spatial attention mechanisms

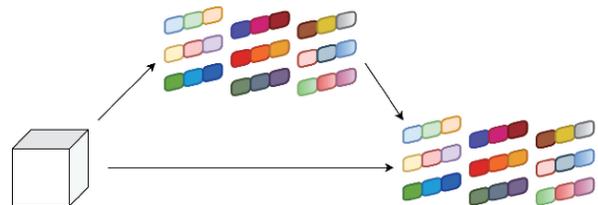


图6 三维注意力权重
Fig.6 Three-dimensional attention weights

已有研究 BAM、CBAM 分别将空间注意力与通道注意力进行并行或串行组合,SimAM 则是统一权值的注意力模块。在神经科学中,激活的神经元会抑制周围的神经元,即空域抑制。具有空域抑制效应的神经元应该赋予更高的重要性,寻找这类神经元最简单的方法就是测量他们之间的线性可分性。为每个神经元定义能量函数,计算公式如下:

$$e_t(w_t, b_t, y, x_i) = (y_t - \hat{t})^2 + \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^{M-1} (y_0 - \hat{x}_i)^2 \quad (1)$$

最小化式(1)等价于训练同一通道内神经元 t 与其他神经元之间的线性可分性。能量越低,神经元 t 与周围神经元的区别越大,也就越重要。

2.3 优化损失函数

在目标检测中,标签分配非常重要,是一个预定义的规则,分配每个锚框的正负,但是在实际过程中,不同大小、形状、遮挡程度的目标,其判断正负的条件应该是不同的。损失函数的作用是度量神经网络预测信息与期望信息之间的距离,预测信息越接近期望信息,损失函数值越小。主要包含 3 个方面的损失,矩形框损失、置信度损失和分类损失。总体损失为 3 个损失的加权和。YOLOv5 使用 CIUO loss 计算矩形框损失,计算公式如下:

3.2 实验数据

实验使用的数据集是 City Persons 数据集。City Persons 数据集是数据集 Cityscapes 的一个子集,只对行人进行标注。该数据集每张图像平均包含 7 个行人,每个行人标注都包含可见区域标注框和全身标注框。从 City Persons 数据集中选取 2 169 张图像作为模型的训练集,对图像的行人标注进行一定的筛选,331 张图像作为验证集,200 张图像作为模型的测试集。

3.3 评价指标

为验证本文所提算法针对道路行人检测的准确度,本文使用的评价指标为精确率 (precision, P)、召回率 (recall, R) 和平均精度 (average precision, AP),每秒传递的帧数,交并比 (IoU) 取 0.5。

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (6)$$

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_N} \quad (7)$$

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \quad (8)$$

式中: T_p 表示预测为正样本的正样本数; F_p 表示预测为正样本的负样本数; F_N 表示预测为负样本的正样本数; N 表示类别。

3.4 实验结果分析

为验证本文所提算法的有效性,在初始参数相同的情况下,使用 City Persons 数据集检测行人,并使用验证集进行验证。实验分为两组,第 1 组为在原始模型 YOLOv5s 在 City Persons 数据集上训练后的检测结果。第 2 组为 YW-YOLO 模型在 City Persons 数据集上训练后的检测结果。实验结果如表 1 所示。

表 1 不同检测模型的性能对比

Table 1 Performance comparison of different detection models

检测模型	P	R	AP	帧率/fps
YOLOv5s	0.702	0.388	0.474	29.4
YW-YOLO	0.709	0.449	0.526	30.8

实验结果表明,本文所提的改进算法在 City Persons 数据集上,评价指标 P 、 R 、 AP 、帧率分别提高 0.7%、6.1%、5.2%、1.4 fps。

评价指标变化曲线如图 8 所示。

由图 8(a)可以看出,在前 21 次迭代训练中,初始算法的精确率 P 值明显大于改进算法的 P 值,但在 21 次迭代训练后,改进算法的 P 值基本大于初始算法。由图 8(b)可以看出,在前 18 次迭代训练中,初始算法的召回率 R 值大于改进算法的 R 值,但在 18 次迭代训练后,改进算法的 R 值基本大于初始算法。由图 8(c)可以看出,在前 15 次迭代训练中,初始算法的平均精度 AP 要大于改进算法的 AP 值,但在 15 次迭代训练后,改进算法的 AP 值要大

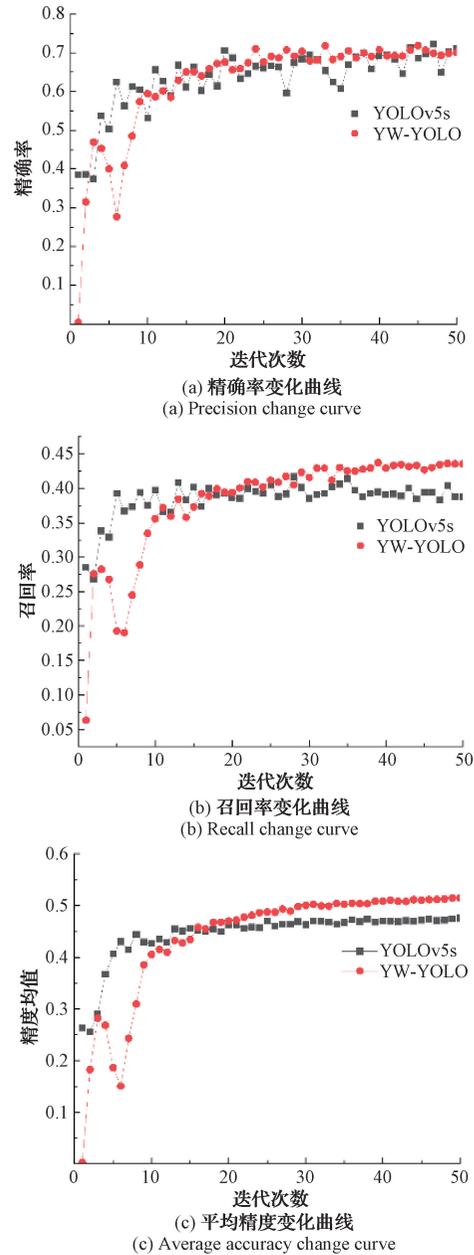


图 8 评价指标变化曲线

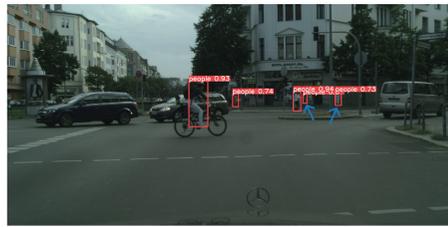
Fig. 8 Evaluation of indicator change curves

于初始算法。

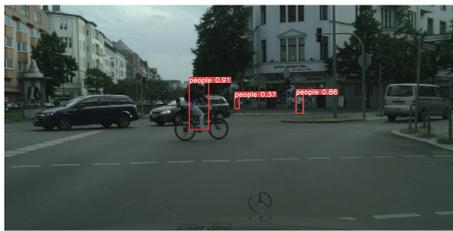
随机选择 3 张图进行对比实验,检测结果如图 9~11 所示。图 9 中,改进算法在行人目标较少的情况下表现出更好的检测性能,减少误检现象的发生。在图 10 这种行人目标较密集的情况下,改进算法能更好的检测到行人目标,降低误检率。图 11 中,改进算法有更高的检测率,准确率更高。本文改进算法适用于不同场景下的行人检测,面对行人目标密集、背景复杂的情况,仍有着较好的检测性能,有效降低漏检和误检现象。

3.5 消融实验

为验证各个模块的有效性,对本文提出的改进的



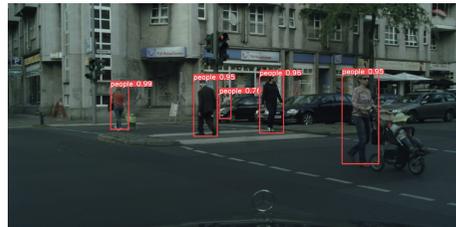
(a) 初始算法检测结果
(a) Initial algorithm detection results



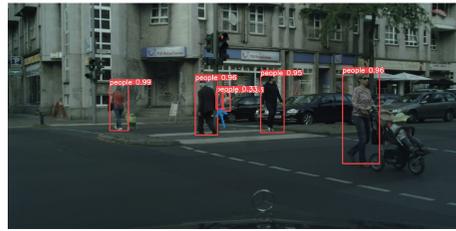
(b) 改进算法检测结果
(b) Improved algorithm detection results

图9 检测效果对比图1

Fig. 9 Comparison of detection effect image 1



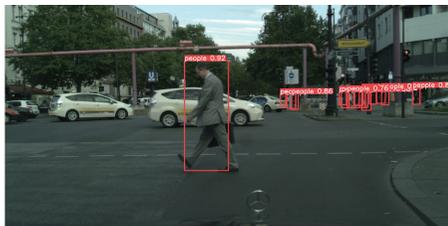
(a) 初始算法检测结果
(a) Initial algorithm detection results



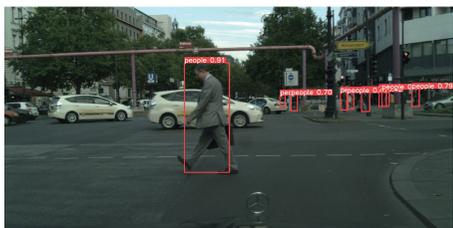
(b) 改进算法检测结果
(b) Improved algorithm detection results

图11 检测效果对比图3

Fig. 11 Comparison of detection effect image 3



(a) 初始算法检测结果
(a) Initial algorithm detection results



(b) 改进算法检测结果
(b) Improved algorithm detection results

图10 检测效果对比图2

Fig. 10 Comparison of detection effect image 2

YOLO 模型进行消融实验,实验结果如表 2 所示。

从表 2 可以看出,颈部网络改为 GFPN,模型的精确率提高 0.2%,召回率提高 1.5%,平均精度提高 1.3%;当引入 SimAM 注意力机制模块,模型的精确率下降 2.9%,召回率提高 1.3%,平均精度提高 0.7%;当优化损失函数时,模型的精确率提高 1.3%,召回率提高 1.8%,平均精度提高 2.1%;当同时采用 GFPN 和 SimAM 模块时,模型的精确率提高 1.4%,召回率提高 3.4%,平均精度提高 3.5%;当 SimAM 模块和损失函数优化同时采用时,模型的精确率下降 0.3%,召回率提高 4.8%,平均精度提高

表 2 消融实验

Table 2 Ablation experiments

检测模型	<i>P</i>	<i>R</i>	<i>AP</i>
YOLOv5s	0.702	0.388	0.474
YOLOv5s+GFPN	0.704	0.403	0.487
YOLOv5s+SimAM	0.673	0.401	0.481
YOLOv5s+OTA	0.715	0.406	0.495
YOLOv5s+GFPN+SimAM	0.716	0.422	0.509
YOLOv5s+SimAM+OTA	0.699	0.436	0.515
YOLOv5s+GFPN+OTA	0.707	0.436	0.516
YOLOv5s+GFPN+SimAM+OTA	0.709	0.449	0.526

4.1%;将 GFPN 模块和损失函数优化都采用时,模型的精确率提高 0.5%,召回率提高 4.8%,平均精度提高 4.0%;将所有模块都采用时,本文所提算法的精确率提高 0.7%,召回率提高 6.1%,平均精度提高 5.2%。消融实验结果表明,GFPN 模块和 SimAM 模块的引入以及优化损失函数的设计,提高网络模型的检测性能。

本文与 CBAM 注意力机制、Shuffle Attention 注意力机制、Triplet Attention 注意力机制进行对比,实验结果如表 3 所示。

实验结果表明,融合 SimAM 注意力机制算法,评价指标 *P*、*R*、*AP* 分别提高 0.2%、1.3%、1.1%,融合 CBAM 注意力机制,*P* 降低 6.7%、*R* 降低 3.7%、*AP* 降低 4.9%;若融合 Shuffle Attention 注意力机制,*P* 降低 2%、*R* 降低 4%、*AP* 降低 4.1%;若融合 Triplet Attention 注意力机制,*P* 降低 8.2%、*R* 降低 4%、*AP* 降低 5.8%。结果表明 SimAM 注意力机制在本文算法中相比 CBAM

表3 不同注意力机制的评价指标对比

Table 3 Comparison of evaluation indicators for different attention mechanisms

检测模型	<i>P</i>	<i>R</i>	<i>AP</i>
YOLOv5+GFPN+OTA	0.707	0.436	0.516
YOLOv5+GFPN+OTA+CBAM	0.640	0.399	0.466
YOLOv5+GFPN+OTA+ShuffleAttention	0.687	0.396	0.474
YOLOv5+GFPN+OTA+Triplet Attention	0.625	0.396	0.457
YOLOv5+GFPN+OTA+SimAM	0.709	0.449	0.526

注意力机制、Shuffle Attention、Triplet Attention 注意力机制更具有优越性。

3.6 主流算法对比实验

为进一步验证本文所提算法的检测性能,在相同的实验条件下,通过对比实验将其他先进算法在 City Persons 数据集上进行测试。实验结果如表4所示。

表4 对比实验

Table 4 Comparative experiments

方法	<i>AP</i>	帧率/fps
YOLOv5 ^[15]	0.474	29.4
RetinaNet ^[32]	0.488	31.1
CenterNet ^[33]	0.462	30.3
SSD ^[11]	0.507	25.4
Faster R-CNN ^[10]	0.534	10.9
本文	0.526	30.8

从表4可以看出,本文所提算法相较于基础 YOLOv5 算法 *AP* 提高 5.2%,帧率提高 1.4 fps。本文模型的检测速度仅次于 RetinaNet,但检测精度高于 RetinaNet,检测精度仅次于 Faster R-CNN,但检测速度明显高于 Faster R-CNN,综合考虑检测精度和速度,本文算法优于其他先进算法。

4 结论

本文通过改进 YOLOv5 算法,引入 GFPN 改进 YOLOv5 的颈部结构,在特征融合阶段,添加自适应融合机制,引入 SimAM 注意力模块,使网络更关注行人目标,同时优化损失函数,让模型的行人检测更加准确,在精确率上达到 70.9%,召回率达到 44.9%,平均精度达到 52.6%,帧率达到 30.8 fps,相比模型改进之前,分别增长 0.7%、6.1%、5.2%、1.4 fps。尽管本文所提算法对于道路行人的检测效果对于原算法有一定的提升,但平均精度仍不是很高,之后将继续着手于优化网络结构,提高网络的精度。

参考文献

- [1] 刘丽伟,侯德彪,侯阿临,等.基于 SimAM-YOLOv4 的自动驾驶目标检测算法[J].长春工业大学学报,2022,43(3):244-250.
LIU L W, HOU D B, HOU A L, et al. Automatic driving target detection algorithm based on SimAM-YOLOv4[J]. Journal of Changchun University of Technology, 2022,43(3):244-250.
- [2] 钱玉宝,余米森,郭旭涛,等.无人驾驶车辆智能控制技术发展[J].科学技术与工程,2022,22(10):3846-3858.
QIAN Y B, YU M S, GUO X T, et al. Development of intelligent control technology for unmanned vehicle[J]. Science Technology and Engineering, 2022,22(10):3846-3858.
- [3] 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.
LUO Y, ZHANG CH Y, TIAN Y H, et al. An overview of deep learning based pedestrian detection algorithms[J]. Journal of Image and Graphics, 2022, 27(7): 2094-2111.
- [4] PAPAGEORGIOU C P, OREN M, TOMASO P. A general framework for object detection [C]. Sixth International Conference on Computer Vision (IEEE Cat. No. 98CH36271), 1998: 555-562.
- [5] DALAL N, BILL T. Histograms of oriented gradients for human detection [C]. 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005, 1: 886-893.
- [6] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971-987.
- [7] AL-KHAFAJI S, ZHOU L. Spectral-spatial scale invariant feature transform for hyperspectral images [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 27(2): 837-850.
- [8] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T. 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.
- [9] GIRSHICK R. Fast R-CNN [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 1440-1448.
- [10] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region

- proposal networks [C]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2015.
- [11] DU L, LI L, WEI D. Saliency-guided single shot multibox detector for target detection in SAR images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019,58(5):3366-3376.
- [12] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016:779-788.
- [13] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, faster, stronger[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017:6517-6525.
- [14] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An incremental improvement[J]. ArXiv preprint arXiv: 1804.02767, 2018.
- [15] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, Liao H. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection[J]. ArXiv preprint arXiv: 2004.10934, 2020.
- [16] HSU W Y, LIN W Y. Ratio-and-scale-aware YOLO for pedestrian detection[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021,26(30):934-947.
- [17] 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.
SHI X, LU H, QIN P J, et al. A long-distance pedestrian small target detection method[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(5): 136-146.
- [18] ABDELMUTALAB A, WANG C. Pedestrian detection using MB-CSP model and boosted identity aware non-maximum suppression [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022,23(12):24454-24463.
- [19] HSU W Y, LIN W Y. Adaptive fusion of multi-scale YOLO for pedestrian detection [J]. IEEE Access, 2021,5(9):110063-110073.
- [20] LI X, HE M, LIU Y. SPCS: A spatial pyramid convolutional shuffle module for YOLO to detect occluded object[J]. Complex & Intelligent Systems, 2023, 9(1):301-315.
- [21] 卢嫚,刘秀平,冯国栋.基于YOLOv5融合注意力机制的轻量化行人检测算法研究[J]. 国外电子测量技术, 2023,42(8):96-101.
LU M, LIU X P, FENG G D, et al. Lightweight pedestrian detection algorithm based on YOLOv5 fused attention mechanism [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023,42(8):96-101.
- [22] LI C, WANG Y, LIU X. An improved YOLOv7 lightweight detection algorithm for obscured pedestrians[J]. Sensors, 2023, 23(13):5912.
- [23] 袁姮,王嘉丽,张晟翀.多分支细化的拥挤行人检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2023,11(7):1-12.
YUAN H, WANG J L, ZHANG SH CH, et al. Multi-branch thinning congested pedestrian detection algorithm [J]. Computer Engineering and Applications, 2023,11(7):1-12.
- [24] 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.
DENG J, WAN W G. Dense pedestrian detection based on improved YOLOv3 [J]. Electronic Measurement Technology, 2021,44(11):90-95.
- [25] 高强,唐福兴,李栋,等.基于改进YOLOv5的密集场景行人检测方法研究[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(4):125-130.
GAO Q, TANG F X, LI D, et al. Research on pedestrian detection method in dense scene based on improved YOLOv5 [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023,42(4):125-130.
- [26] 陈勇,金曼莉,刘焕淋,等.基于特征增强模块的小尺度行人检测[J]. 电子与信息学报, 2023,45(4):1445-1453.
CHEN Y, JIN M L, LIU H L, et al. Small-scale pedestrian detection based on feature enhancement strategy [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2023,45(4):1445-1453.
- [27] 刘毅,于畅洋,李国燕,等. UAST-R-CNN: 遮挡行人的目标检测算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(12):168-175.
LIU Y, YU CH Y, LI G Y, et al. UAST-R-CNN: Object detection algorithm for blocking pedestrians[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022,36(12):168-175.
- [28] 陈娟,李燕,阚希,等.基于EfficientNet的轻量化行人检测算法[J]. 国外电子测量技术, 2023,42(6):1-9.
CHEN J, LI Y, KAN X, et al. Light weight pedestrian detection algorithm based on Efficient-Net[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023,42(6):1-9.
- [29] YANG L, ZHANG R Y, LI L. Simam: A simple, parameter-free attention module for convolutional neural networks [C]. International Conference on Machine Learning, 2021:11863-11874.
- [30] XU X, JIANG Y, CHEN W. Damo-YOLO: A report on real-time object detection design[J]. ArXiv preprint arXiv:2211.15444, 2022.
- [31] GE Z, LIU S, LI Z, et al. Ota: Optimal transport

- assignment for object detection[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 303-312.
- [32] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R. Focal loss for dense object detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 4(2):318-327.
- [33] ZHOU X, WANG D, KRÄHENBÜHL P. Objects as points[J]. ArXiv preprint arXiv:1904.07850, 2019.

作者简介

王亚鹏, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理。
E-mail: wyp_5422@163.com

韩文花, 博士, 副教授, 主要研究方向为漏磁检测、图像处理、光伏发电。
E-mail: hanwenhua@shiep.edu.cn