DOI:10.16136/j.joel.2023.01.0216

一种基于改进 YOLOv5s-Ghost 网络的交通标志 识别方法

徐正军1,张 强2,许 亮1*

(1. 天津理工大学 电气工程与自动化学院,天津市复杂系统控制理论与应用重点实验室,天津 300384; 2. 北京 航天动力研究所,北京 100076)

摘要:针对目前自动驾驶过程中对交通标志的识别检测速度慢的问题,提出一种改进的 YOLOv5s-Ghost网络模型对交通标志进行识别的方法,在3×3运算核 Ghost Net 模型框架下,通 过两个连续的 Ghost 模块构建的 Ghost Bottleneck 模块,并代替 C3 模块中全部的 Bottleneck 模块,与 跨阶段局部网络(cross-stage position network, CSPNet)模块结合生成 Ghost Bottleneck CSP 模块。通 过调整每个模块中加入 Ghost Bottleneck 模块的数量,对比实验数据得到最佳网络模型。分别用原 网络和新网络对 TT100K 数据集进行训练,对比实验数据表明,YOLOv5s-Ghost 模型的检测精度达 95.1%,检测速度达到了 52.6 FPS,模型大小压缩了 69.3%,在保证原检测精度的情况下提高了网 络的检测速度。

关键词:YOLOv5;自动驾驶;交通标志;Ghost Net;Ghost Bottleneck CSP 中图分类号:TP751.1 文献标识码:A 文章编号:1005-0086(2023)01-0052-10

A traffic sign recognition method based on improved YOLOv5s-Ghost network

XU Zhengjun¹, ZHANG Qiang², XU Liang^{1*}

(1. Tianjin Key Laboratory for Control Theory & Applications in Complicated Systems, School of Electrical Engineering and Automation, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China; 2. Beijing Aerospace Propulsion Institute, Beijing 100076, China)

Abstract: In view of the problem of slow detection speed and large network model of traffic signs in the process of automatic driving, an improved YOLOv5s-Ghost network model is proposed to identify traffic signs. Under the framework of 3×3 computing core Ghost Net model, the Ghost Bottleneck module is constructed by two consecutive Ghost modules, which replace all the Bottleneck module of C3 modules and combine with cross-stage position network (CSPNet) to generate Ghost Bottleneck CSP module. The best network model is obtained by comparing the experimental data by adjusting the number of Ghost Bottleneck modules added to each module. The original network and the new network are respectively used to train TT100K data set. Compared experimental data show that the detection accuracy of the YOLOv5s-Ghost model is 95.1%, the detection speed reaches 52. 6 FPS, and the model size is compressed by 69. 3%, which improves the detection speed of the network while ensuring the original detection accuracy.

Key words: YOLOv5; automatic driving; traffic sign; Ghost Net; Ghost Bottleneck CSP

0 引 言

交通标志是用文字或符号来传递引导、限制、

警告或指示信息的道路设施。通过图像识别技术 对交通标志进行检测,并将检测结果反馈给驾驶 员或自动驾驶系统,以此调节车辆的速度和方向,

* E-mail:lxu@email.tjut.edu.cn
 收稿日期:2022-04-29 修订日期:2022-06-30
 基金项目:国家自然科学基金(61975151,61308120)资助项目

是自动驾驶技术中必不可少的环节。在交通标志 识别过程中,保证精度无损失的情况下提高检测 速度并减少网络参数成为了一项重要挑战。

传统的交通标志识别方法包括基于颜色、基 于形状、基于多特征融合等方法。近年来,随着车 载计算平台的嵌入式设备性能不断提升,交通标 志的识别方法逐渐转向了更具优势的深度学习的 方法,发展出了一系列目标检测算法。从检测步 骤上来区分,基于深度学习的目标检测算法主要 分为两大类:双阶段目标检测算法(Two-Stage)和 单阶段目标检测算法(One-Stage)。

典型的双阶段目标检测算法有 R-CNN、Fast R-CNN、Faster R-CNN和 Mask R-CNN,此类算法 先在输入图像上选出候选区域,然后用卷积神经 网络(convolutional neural network, CNN)对候选 区域进行特征提取和分类。如陈朋弟等^[1]提出一 种基于 Mask R-CNN 算法的交通标志识别方法, 该方法改进锚框宽高比部分,检测精度可以达 98. 33%,但同时也带来检测速度的损失,大约每秒只 能处理 5 张图片。李哲等^[2]提出一种基于 Faster R-CNN 的交通标志检测算法,利用残差网络 Res-Net50 提高小目标特征的表征能力,采用滑动窗 口算法获得目标候选区域,平均检测精确率达到 98.52%,检测速度为 23.8 FPS。上述双阶段目标 检测算法虽检测精度高,但相较于单阶段目标检 测算法计算复杂,推理速度慢,实时性较差。

单阶段目标检测算法主要以 YOLO(you only look once)系列为代表,它直接在同一个 CNN 中 进行特征提取、目标分类以及目标回归的操作。 此类算法虽然精度比不上双阶段检测算法,但优 点是检测速度快,在一定条件下可以满足自动驾 驶的实时性要求,更适合在计算能力有限的工业 场景中应用。目前,YOLO 系列目标检测算法发 展到了 YOLOv4和 YOLOv5网络。李志刚等^[3] 提出了一种基于轻量化YOLOv5的交通标志识 别方法,使用 k-means聚类算法进行锚框计算,并 将 Stem 模块和 ShufflenetV2 模块与 YOLOv5 结 合,达到了 95.9%的检测精度和 20 FPS 的检测速 度,检测精度虽有提高,但检测速度太慢。王立辉 等^[4]提出一种以 YOLOv3 为基础模型,将 Ghost Net 与注意力机制结合的行人检测与跟踪算法,所 提出的算法检测速度是原网络的 2.5 倍,且检测 精度优于改进前算法。侯卓成等^[5]提出在 YOLOv4 网络中引入 Ghost Net 作为基础网络来 对彩色数字仪表进行识别,检测速度提高到 37.2 FPS。

上述研究针对 YOLO 模型提出了一些改进方法,但对于交通标志的检测速度仍不理想,在驾驶过程中,目标的识别速度是极为关键的,一般在低速情况下,人眼识别连贯图像的速度为 30 FPS,但在驾驶过程中,随着移动速度的提升,道路场景的信息变化也越来越快,检测速度至少需达到 50 FPS才能满足高速行驶过程中的检测需求,而目前的检测算法的检测速度只能满足低速行驶下对交通标志的识别,所以检测速度仍需进一步提高。

随着 YOLO 系列算法的迭代,YOLOv5 已具 有较好的工程实用性,所以选择其作为基准网络 是可行的,Ghost 模块对提高检测速度有显著效 果,同时在一定程度上减少模型的参数量,所以本 文尝试在 YOLOv5s 网络中引入 Ghost 模块作为 交通标志的检测网络。

1 YOLOv5s 的算法框架

YOLOv5包括4种不同的版本,模型由小到大 有YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l、YOLOv5x4个 版本^[6]。本文所用的YOLOV5s主要分为Backbone、Neck、Head3部分,其结构框架如图1所示。



Fig. 1 YOLOv5s model framework

Backbone^[7]部分是网络的主干模块,由Focus、 C3、空间金字塔池化(spatial pyramid pooling,SPP) 等模块组成。Focus 结构是将输入在纵向和横向间 隔切片操作后再拼接,可在进行下采样的同时保留 更多的特征信息达到降低计算量提高速度的效果。 C3模块由多个 Bottleneck 模块组成,Bottleneck 模 块是一种经典的残差模块,在不增加输出特征深度 的情况下完成特征传递,CSP^[8]模块对可对网络进行 局部特征的跨层融和,与 Bottleneck 模块结合后加 强网络的特征提取能力。SPP^[9]模块是将输入图片 先进行卷积操作,再执行 3 个不同尺寸的池化操作, 最后将输出特征进行特征融合,加强网络的特征提 取能力。

Neck^[10]结构是网络的融合模块,特征金字塔 (feature pyramid networks,FPN)和路径聚合网络 (path aggregation networks,PAN^[11])结构两者结合 操作,将获取的特征融合在一起,输出到输出模块。

输出端部分,采用了 GIOU Loss^[12]函数作为损失函数,并通过非极大值抑制(non-maximum suppression,NMS)^[13]来筛选目标框。

2 改进的 YOLOv5-Ghost 网络

2.1 Ghost 模块

Ghost Net^[14] 是华为诺亚方舟实验室在 CVPR2020上创新性地提出的一种新型的网络模型,该模块分为普通卷积和廉价的线性操作两部分, 核心思想是设计一种分阶段的卷积计算模块,在少量的非线性卷积得到的特征图基础上,再进行一次 线性卷积,从而提取更多的特征信息,最后将两组特 征图在指定维度拼接起来,以此来实现消除冗余特 征,得到更加轻量的网络模型。普通卷积与 Ghost 模块操作原理对比如图 2 所示。



(a) Ordinary convolution



(b) Ghost module



考虑到主流 CNN 得到的中间特征图广泛存在 着冗余,现有的卷积方法采用 Point Wise 卷积来跨 通道处理特征信息,采用 Depth Wise 卷积来处理空 间信息。普通卷积生成n个特征图的运算可表 示为:

$$Y = X * \boldsymbol{\omega} + \boldsymbol{b}_{\circ} \tag{1}$$

输入数据 $Y \in \mathbf{R}^{e^{\times h^{\times}w}}$,其中 c 为输入数据的 channel 数量,h 和w 分别为输入数据的高和宽,b 为 偏置项, * 表示卷积运算。而 $Y \in \mathbf{R}^{h^{\prime} \times w^{\prime} \times n}$ 表示当输 出为n 个高为 h^{\prime} 宽为 w^{\prime} 的特征图, $\omega \in \mathbf{R}^{e^{\times k^{\times} k^{\times} n}}$ 表示 该层卷积的卷积核, $k \times k$ 表示卷积核的尺寸, $c \times n$ 表 示卷积核的数量。通过计算,普通卷积所需 FLOPs 可表示为 $n \cdot h^{\prime} \cdot w^{\prime} \cdot c \cdot k \cdot k$,因卷积核的数量 n和 channel 数量 c 非常大,需要的 FLOPs 同样很大。

Ghost 模块与现有的高效卷积方法有很大区别, Ghost 模块中的基本运算有自定义的内核运算, Ghost 模块首先采用原始卷积来产生少量的特征图, 再利用简便高效的线性运算来扩充特征信息,增加 通道数量,从而获取更多的特征信息。Ghost 结构运 算可以表示为:

$Y = X^* \omega'$,	(2)

 $Y_{ij} = \Phi_{i,j}(Y'_i), i \in [1,m], j \in [1,s],$ (3) 式中, $Y' \in \mathbb{R}^{h' \times w' \times m}$ 表示由普通卷积输入X生成的m个特征图, $m \leq n$,为简化计算,本文将偏置项b忽略, 为保持空间尺寸和输出特征图尺寸一致,本文保留 原始的卷积超参数(卷积核尺寸、卷积步长、黑边填 充等)设置。通过式(2)计算得 FLOPs 为 $h' \times w' \times m$ $\times c \times k \times k$ 。为获得需要的n 个特征图,通过线性操 作,得到n-m 个特征图, Y'_i 是指Y'中的第i 个本征 特征图,式(3)中的 $\Phi_{i,j}$ 为第j 个映射特征图 Y_{ij} 的第 j 个线性运算。也就是说,Y'可以有一个或多个映射 特征图。 $\Phi_{i,s}$ 表示通过恒等映射来保存本征特征图 的。通过式(3)的运算操作后,即图 2(b)所示的拼接 操作后,可得到 $n=m \cdot s$ 个本征特征图,实现 Ghost 操作模块。

2.2 构建 Ghost Bottleneck CSP 模块

为提高模型的运算速度,又鉴于本文主要以小 目标检测为主,为提取更多小目标的特征信息,本文 选择在 Ghost 模型中全部使用 3×3 大小的运算内 核、信息^[15]。用 Ghost 的模型代替普通卷积的加速 比可通过式(4)计算:

$$r_{s} = \frac{n \cdot h' \cdot w' \cdot c \cdot k \cdot k}{\frac{n}{s} \cdot h' \cdot w' \cdot c \cdot k \cdot k + (s-1) \cdot \frac{n}{s} \cdot h' \cdot w' \cdot d \cdot d} =$$

$$\frac{c \cdot k \cdot k}{\frac{s}{s} \cdot c \cdot k \cdot k + \frac{s-1}{s} \cdot d \cdot d} \approx \frac{s \cdot c}{s+c-1} \approx s, \quad (4)$$

式中, $d \times d$ 和 $k \times k$ 大小相近,s < < < c。

以 Ghost 模型为基础框架的 Ghost Bottleneck 模块有两种不同的结构,如图 3(a)、(b)所示。



图 3 Ghost Bottleneck 与 Ghost Bottleneck CSP 结构图 Fig. 3 Structure diagram of Ghost Bottleneck and Ghost Bottleneck CSP

图 3(a)中模块相比(b)中模块在两个 Ghost 模 块中间加了一个步长为 2 的深层卷积操作,增加特 征信息。本文分别用两种结构代替 YOLOv5s网络 中的卷积操作,并进行了 50 次的迭代训练,得出训 练模型对交通标志数据集进行测试,得到表 1 的训 练结果。

表 1 不同 Ghost Bottleneck 结构加入 YOLOv5 的检测效果 Tab. 1 The detection effect of adding YOLOv5 to different Ghost Bottleneck structures

Model	Precious/%	Speed/FPS	Weight size/MB	
In Fig. 3(a)	77	42	23.2	
In Fig. 3(b)	75	54	15	

对比实验数据,Fig. 3(a)中模块的检测精度比 Fig. 3(b)中的检测精度高 2%,几乎无差别,但检测 速度慢,训练权重模型也更大,考虑到对检测速度的 需求,和车载设备性能的有限性,这里选择图 3(b)所 示结构的 Ghost Bottleneck 模块加入 Ghost Bottleneck CSP 模块,它是由两个连续的 Ghost 模块组成, 第一个 Ghost 模块通过增加通道和膨胀层的数量, 达到降低输出通道数的效果。第二个 Ghost 模块将 通道再增加至目标通道数,并匹配捷径通道,连接两 个 Ghost 模块的输入和输出,然后执行 Concat 操作 进行特征融合。

2.3 改进的 YOLOv5-Ghost 网络结构

将 Ghost Bottleneck 代替 YOLOv5s 网络中全 部的 Bottleneck 模块,并与 CSP 模块结合,生成 Ghost Bottleneck CSP 模块,改进的 YOLOv5-Ghost 网络如图 4 所示。



图 4 YOLOv5-Ghost 网络结构图 Fig. 4 Diagram of YOLOv5-Ghost network structure

• 56 •

3 实验环境及流程

3.1 训练环境和数据集

仿真实验所采用的计算机的处理器为 Intel(R) Core(TM) i5-4590 CPU @ 3.60 GHz,操作系统版 本为 Windows10 专业版,64 位操作系统,内存大小 为 8 GB。所用模型基于 Python3.8 并使用 cuda10. 1 版和 cudnn7.8.6 版,为 GPU 加速。

在训练模型之前需安装 Python、运行 YOLOv5 所需要的软件包(pytorch、numpy、pycocotools 等)以 及 python 的外包软件(pycharm 2021.1)。

本文选用中国交通标志数据集 TT100K,此数据 集数量庞大,语义信息丰富,是由高清摄像头拍摄的 真实道路场景图。

本文共准备了 6105 张包含交通标志的图片,和 每张图片对应的标签文件。此数据集中共包含 128 种如图 5 所示的交通标志图,以数据集的文件名进 行分类。



Fig. 5 Pictures of traffic signs

3.2 实验流程

准备好数据集后,开始进行仿真试验,实验流程 图如图 6 所示。

1) 首先将数据集随机划分训练集、验证集、测试 集,设置网络中的初始参数,将迭代次数设置成 200 次,批次处理尺寸设为 640×640,导入 YOLOv5s 的 yaml 文件,在算法中填入的训练集与数据集路径,然 后开始训练。

2) 对数据集进行预处理操作,如 Mosaic 数据增强^[16]、自适应锚框计算等^[17]。

3)加载网络模型,网络开始迭代学习,对数据集进行物体定位分类及特征提取,每次迭代开始时,网络会判断当前迭代次数是否为最后一次,如果不是

则计算当前的 *mAP*(mean average precision)值,若 更新后的模型性能更佳,则用新的性能更好的模型 代替旧模型,直到训练结束得到最佳模型。

4) 训练结束,导出训练结果。



图 6 整体处理流程图 Fig.6 Flow chart of overall processing

4 实验验证分析

实验过程中发现,通过调整加入的 Ghost Bottleneck 模块数量,可以得到不同的检测效果。本文 针对 Ghost Bottleneck 模块的数量进行了 50 迭代次 数的小型训练实验,并对部分数据集进行检测,实验 数据如表 2 所示。

对比表2数据发现,当加入3个Ghost Bottleneck模块时,综合性能最好,加入一个或两个该模块 时,检测速度虽快,但网络提取特征信息的能力差, 漏检、错检情况多,检测效果差;当加入4个Ghost 模块时,不但精度提升不明显,而且检测速度下降明 显,实时性太差。所以本文选择在Ghost Bottleneck CSP加入3个Ghost Bottleneck模块,并将此网络

作为最终检测网络。

表 2 加入不同数量 Ghost Bottleneck 模块的实验数据 Tab. 2 Experimental data added different number of Ghost Bottleneck modules

Ghost Bottleneck num	mAP(0.5)/%	Speed /FPS
1	73.63	61
2	78.87	57
3	89.31	52
4	90.92	37

确定最终网络模型后,开始进行仿真实验,本文

采用一维线性插值迭代法来更新权重,经过 112 h、 200次迭代训练后,得到性能最佳的模型,且绘制了 各参数的曲线图,包括 Box、objectness、classification, *Precision*、*Recall*, mAP@0.5、mAP@0.5: 0.95 的变化曲线。

图 7(a)所示的 Box 曲线是 GIoU loss 损失函数 的均值曲线,其值越小检测框的预测越准^[18]。图 7 (b)的 Objectness 变化曲线指分类损失函数的均值, 同样也是值越小,分类正确率越高。图 7(c)所示的 Classification 表示目标检测损失函值的均值,其值越 小,检测准确率越高。



图 7 损失曲线图:(a) Box; (b) Objectness; (c) Classification Fig. 7 Diagram of loss curves:(a) Box; (b) Objectness; (c) Classification

Precision 曲线和 Recall 曲线分别表示检测精 度和召回率。一般训练结果的好坏可观察精度率和 召回率的波动情况,而波动越小表示训练结果越好。 图 8 所示曲线分别为精度率曲线和召回率曲线。根 据所得训练数据,最终得到的检测精度为 95.1%。

精度是指分类器认为是正类的并且确实是正类的部分(TP)占所有的分类器认为是正类的比例(TP)+FP),图8(a)表示检测精度变化曲线,但只看精度





无法衡量一个分类器的好坏,需结合召回率比较,在 精度相同的情况下,召回率越高,分类器越好检测越 精准。

召回率是指分类器认为是正类的并且确实是正 类的部分(TP),占所有确实是正类的比例(FP+ FN),图 8(b)表示训练召回率的变化曲线,是衡量一 个分类器识别正类的能力,若召回率为100%,则所 有正类都被分为正类,若为0%,则所有正类都没有 被分为正类。精度率和召回率的计算方法如式(5)、 式(6)所示:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP},$$
(5)

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \,^{\circ} \tag{6}$$

mAP 指平均精度的平均值,*m* 表示平均,*AP*@ 0.5 指的是当混淆矩阵的 *IoU* 的阈值取 0.5 时,针对 某一类样本的平均精确度,而 *mAP*@0.5 便是将所 有类别的 *Precision* 值取均值,它反映模型精确率随 召回率的变化趋势,其值越高意味着模型越容易在 高召回率下保持高准确率。图 9(a)表示 *mAP*@0.5 的变化曲线,计算方法如式(7)、(8)所示:

$$AP@0.5 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} P_{i} = \frac{1}{n} P_{1} + \frac{1}{n} P_{2} + \dots + \frac{1}{n} P_{n}, \qquad (7)$$

$$mAP@0.5 = \frac{1}{C} \sum_{k=1}^{C} AP@0.5_k$$
 (8)

图 9(b)表示 mAP@0.5:0.95 的变化曲线,这 是 mAP 的 IoU 的阈值从 0.5 到 0.95,步长为 0.05 时 mAP 的均值。它是衡量网络模型在不同 IoU 阈 值下的综合性能,其值越高代表网络在高精度边界 的回归能力越强,检测框与标定框拟合越精准,计算 见式(9):

通过图 9 可得, mAP 值随迭代次数的增加稳定 上升, 波动较小, 所以模型具有较好的准确度和平 衡性。

验证集是为选择性能更优的模型而存在的,且 并不参与训练学习参数,也就是验证集并没有参与 梯度下降的训练过程,而是用训练后的模型进行仿 真测试,以选择更适合的超参数,增加模型的检测精 度,降低误差率。图 10(a)、(b)、(c)分别是是验证集 Box、Objectness、Classification 的变化曲线,可见验 证集的训练结果变化曲线是明显优于训练集的,进 一步优化了模型参数。





观察检测效果图,经过训练的模型已经可以识 别并精准定位目标位置,检测效果如图 11 所示。

完成实验后,本文对同样的数据集分别用 YOLOv3、YOLOv4、YOLOv5s3种算法进行了训 练,并使用训练的权重模型对测试集进行了测试,详 细数据如表 3 所示。

对比表 3 的数据可得: YOLOv5s-Ghost 网络在 保持原网络检测精度的前提下进一步提高了目标检 测速度,检测速度达到了 52.6 FPS,,较原网络提升了13.6%,网络的实时性更佳,且模型大小从 7.5 MB压缩为 5.2 MB,为原网络的 69.3%,新网络



图 10 验证集的损失曲线:(a) Val Box; (b) Val Objectness; (c) Val Classification Fig. 10 Loss curve for validation set:(a) Val Box; (b) Val Objectness; (c) Val Classification





图 11 交通标志检测效果图 Fig. 11 Effect diagram of traffic sign detection

	表 3 不同网络数据对比
Tab. 3	Comparison of different network data

Batch index	Model	Size	<i>mAP</i> (0.5)/%	mAP(0.5:0.95)/%	Precision/%	Speed /FPS	Model size /MB
1	YOLOv3	640	93.8	56.8	83.4	35.7	63.0
2	YOLOv4	640	94.7	57.2	90.6	38.4	48.4
3	YOLOv5s	640	95.2	58.8	95.2	45.5	7.5
4	YOLOv5s-Ghost	640	95.2	59.8	95.1	52.6	5.2

工程实用性更强。

5 结 论

本文围绕改进的轻量化 YOLOv5s 网络模型来 对不同道路场景的交通标志进行检测与识别,介绍 了 YOLOv5s 的网络结构及 Ghost Net 的检测优势, 以 3×3 的线性运算核 Ghost 网络框架为基础,将两 个相连的 Ghost module 模块叠加构建的 Ghost Bottleneck 模块与 YOLOv5s 中 CSP 模块相结合,生成 GhostBottleneck CSP模块 通过实验对比发现,在 Ghost Bottleneck CSP 模块中设置 3 个 Ghost Bottleneck 模块时,网络的检测效果最佳,并将此模型作 为最终网络,进行仿真实验,实验表明改进的 YOLOv5s-Ghost 网络模型检测精度达 95.1%,减少 了网络的参数量,模型大小压缩为原网络的 69.3%, 减轻了对硬件性能的依赖,检测速度较原网络提高 了 13.6%,保证精度无损失的同时增强了网络的实 时性。

参考文献:

 CHEN P D, HUANG L, XIAO Y, et al. Detection and recognition of road traffic signs in UAV image based on Mask R-CNN [J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2020,32(4):61-67.

陈朋弟,黄亮,夏炎,等.基于 Mask R-CNN 的无人机影 像路面交通标志检测与识别[J].国土资源遥感,2020, 32(4):61-67.

- [2] LI Z, ZHANG H H, DENG J Y. A Traffic sign detection algorithm based on improved Faster R-CNN [J]. Liquid Crystal and Display, 2021, 36(3):484-492.
 李哲,张慧慧,邓军勇.基于改进 Faster R-CNN 的交通标 志检测算法[J]. 液晶与显示, 2021, 36(3):484-492.
- [3] LI Z G, ZHANG N. A lightweight YOLOv5 traffic sign identification method [J]. Telecommunications Technology, 2022,62(9):1201-1206.

李志刚,张娜.一种轻量型 YOLOv5 交通标志识别方法 [J].电讯技术,2022,62(9):1201-1206.

[4] WANG L H, YANG X Z, LIU H K, et al. Pedestrian detection and tracking algorithm based on GhostNet and attention mechanism [J]. Data Acquisition and Processing, 2022,37(1):108-121.

王立辉,杨贤昭,刘惠康,等.基于 GhostNet 与注意力机制的行人检测跟踪算法[J].数据采集与处理,2022,37(1):108-121.

 [5] HOU Z C, OU Y H, HU X, et al. Color digital instrument reading recognition method based on improved YOLOv4
 [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(6): 124-129.

侯卓成,欧阳华,胡鑫,等.基于改进的 YOLOv4 彩色数 字仪表读数识别方法[J].电子测量技术,2022,45(6): 124-129.

[6] XU D G, WANG L, LI F. A review of typical object detection algorithms for deep learning[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(8):10-25. 许德刚, 王露, 李凡. 深度学习的典型目标检测算法研究 综述[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(8):10-25.

- [7] YANG X L, JIANG W X, YUAN H R. Traffic sign recognition detection based on Yolov5[J]. Information Technology and Informatization, 2021(4):28-30.
 杨晓玲,江伟欣,袁浩然.基于 yolov5 的交通标志识别 检测[J].信息技术与信息化, 2021(4):28-30.
- [8] WANG C Y, LIAO H Y M, WU Y H, et al. CSPNet; A new backbone that can enhance learning capability of CNN [C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, June 14-19, 2020, Seattle, WA, USA. New York; IEEE, 2020; 390-391.
- HE K, ZHANG X, REN S, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition [J].
 IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence, 2015, 37(9):1904-1916.
- [10] YIN J H, ZHAI S J, YAO Z K, et al. Traffic sign recognition model under haze weather based on YOLOv5[J]. Computer Application, 2022, 42(9): 2876-2884.
 尹靖涵,瞿绍军,姚泽楷,等.基于 YOLOv5 的雾霾天气 下交通标志识别模型[J]. 计算机应用, 2022, 42(9): 2876-2884.
- [11] LIU S,QI L,QIN H, et al. Path aggregation network for instance segmentation[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-23, 2018, Salt Lake City,UT,USA. New York: IEEE, 2018: 8759-8768.
- [12] REZATOFIGHI H, TSOI N, GWAK J, et al. Generalized intersection over union: A metric and a loss for bounding box regression[C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 15-20, 2019, Long Beach, CA, USA. New York: IEEE, 2019:658-666.
- [13] XING Y C,LI D J,YE F M. Remote sensing image target detection based on YOLOv5[J]. Jiangxi Science, 2021, 39(4):725-732.
 邢宇驰,李大军,叶发茂.基于 YOLOv5 的遥感图像目标 检测[J]. 江西科学, 2021, 39(4):725-732.
- [14] HAN K, WANG Y, TIAN Q, et al. Ghostnet: More features from cheap operations [C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 14-19, 2020, Seattle, WA, USA. New York: IEEE, 2020: 1580-1589.
- [15] PENG C, ZHANG Q H, TANG Z H, et al. Research on

mask wear detection method based on YOLOv5 enhancement model [J]. Computer Engineering, 2022, 48 (4):39-49.

彭成,张乔虹,唐朝晖,等.基于 YOLOv5 增强模型的口 罩佩戴检测方法研究[J].计算机工程,2022,48(4):39-49.

- [16] YUN S, HAN D, OH S J, et al. Cutmix: Regularization strategy to train strong classifiers with localizable features[C]//IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, October 27-November 2, 2019, Seoul, Korea (South). New York: IEEE, 2019, 6023-6032.
- [17] JIANG L, CUI Y R. Small target detection based on YOLOv5 [J]. Computer Knowledge and Technology, 2021,17(26):131-133.

江磊,崔艳荣.基于 YOLOv5 的小目标检测[J].电脑知 识与技术,2021,17(26):131-133.

[18] MALL,MAJX,HANGF,et al. Research on target detection algorithm based on YOLOv5s[J]. Computer Knowledge and Technology,2021,17(23):100-103.
马琳琳,马建新,韩佳芳,等.基于 YOLOv5s 目标检测算 法的研究[J].电脑知识与技术,2021,17(23):100-103.

作者简介:

许 亮 (1980—),男,博士,副教授,博士生导师,主要从事气动光 学、人工智能应用等方面的研究.