

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104449

基于 YOLOv5 算法的交通标志识别技术研究*

吕禾丰 陆华才

(安徽工程大学 电气传动与控制安徽普通高校重点实验室 芜湖 241000)

摘 要:针对传统方式识别交通标志算法存在的检测精度较低的问题,提出了一种改进 YOLOv5 算法的交通标志识别方法。首先改进 YOLOv5 算法的损失函数,使用 EIOU 损失函数代替 YOLOv5 算法所使用的 GIOU 损失函数来优化训练模型,提高算法的精度,实现对目标更快速的识别;然后使用加权 Cluster 非极大值抑制(NMS)改进 YOLOv5 本身所使用的加权 NMS 算法,提高生成检测框的准确率。实验结果表明,改进后的 YOLOv5 算法在由长沙理工大学制作的 CCTSDB 交通标志数据集上训练的模型的 mAP 值达到了 84.35%,比原始的 YOLOv5 算法提高了 6.23%。所以改进 YOLOv5 算法在交通标志识别中有更高的精度,能够更好的应用到实践当中。

关键词:深度学习;YOLOv5;Cluster NMS;EIOU;交通标志识别

中图分类号: TP391.4;TN911.73 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Research on traffic sign recognition technology based on YOLOv5 algorithm

Lv Hefeng Lu Huacai

(Key Laboratory of Electric Drive and Control of Anhui Higher Education Institutes, Anhui Polytechnic University, Wuhu 241000, China)

Abstract: Aiming at the low detection accuracy of traditional traffic sign recognition algorithms, a traffic sign recognition method with improved YOLOv5 algorithm is proposed. First, improve the loss function of the YOLOv5 algorithm, use the EIOU loss function instead of the GIOU loss function used by the YOLOv5 algorithm to optimize the training model, improve the accuracy of the algorithm, and achieve faster identification of the target, then use the weighted Cluster NMS to improve the YOLOv5 itself. The weighted NMS algorithm improves the accuracy of generating the detection frame. The experimental results show that the mAP value of the model trained on the CCTSDB traffic sign dataset produced by Changsha University of Science and Technology by the improved YOLOv5 algorithm reaches 84.35%, which is 6.23% higher than the original YOLOv5 algorithm. Therefore, the improved YOLOv5 algorithm has higher accuracy in traffic sign recognition and can be better applied to practice.

Keywords: deep learning; YOLOv5; Cluster-NMS; EIOU; traffic sign recognition

0 引 言

随着科学技术的快速发展驾驶辅助系统^[1]以及自动驾驶等技术^[2]逐渐涌现。而交通标志在驾驶过程中的作用至关重要,保障了人们的出行安全,所以对交通标志的识别成为研究的热门话题。因此,本文研究的基于 YOLOv5 的交通标志识别算法对于驾驶辅助系统以及自动驾驶技术的安全保障有着重要意义^[3]。

在传统的交通标志识别算法中研究的重点是特征提取和特征分类,通过对色彩空间进行分割以及根据交通标志的形状、边缘结合特征提取方法对交通标志进行特征提取,再通过分类器完成特征分类实现交通标志的识别。王斌等^[4]采用将 LBP 特征、HOG 特征和 Gist 特征 3 种特征提取法相融合的方法,通过主成分分析(PCA)进行数据降维,再使用支持向量机完成对目标的训练及识别,提高了分类的精确度,但对部分交通标志类别识别的准确率较低;王雁等^[5]通过提取图像的 Zernike 不变矩特

收稿日期:2021-06-21 Received Date: 2021-06-21

* 基金项目:皖江高端装备制造协同创新中心开放基金项目(GCKJ2018013)、安徽工程大学基金项目(项目编号:Xjky2020022)资助

征,再通过支持向量机(SVM)完成对交通标志的识别,提高了在复杂环境中对交通标志的识别率,但前期工作量较大,使用起来较为复杂;梁敏健等^[6]使用 HOG-Gabor 特征融合法获取特征向量,再通过 Softmax 分类器实现对目标的识别,提高了对目标的正确识别率,但鲁棒性较低。虽然传统交通标志检测算法准确率也在不断增加,但是仍有计算量较大,操作复杂等缺陷。

随着卷积神经网络(CNN)的发展,基于深度学习的目标检测算法逐渐替代了传统目标检测算法。比如“两步走”的 Fast-RCNN、Faster-RCNN^[7]和“一步到位”的 YOLO 算法、SSD 算法^[8]。在交通标志的识别中,江金洪等^[9]在 YOLOv3 的基础上将卷积过程分解为深度卷积和逐点卷积两部分,实现通道内卷积与通道间卷积之间的分离,并使用 GIOU 损失函数替换原损失函数提升了 YOLOv3 检测识别交通标志的性能,提高了检测精度,改善实时性较差等问题,但检测速度仍有待提高;邓天民等^[10]通过改进 Darknet53 网络结构减少迭代时前向推理的计算,使 YOLOv3 在检测识别交通标志的精度和检测速度提高,但训练得到的模型较大,不适合用于实际的项目中。

综上所述,本文采用相较于 YOLOv3 检测速度更快、精度更高、训练所得模型更小的 YOLOv5 算法。并对 YOLOv5 的损失函数进行改进,使用 EIOU 损失函数优化训练的模型,再对算法的非极大值抑制(non maximum suppression, NMS)进行改进,使用 Cluster NMS 提高生成检测框的准确率,并在 CCTSDB 数据集上进行试验,验证本文改进算法的准确性以及实用性。

1 YOLO 算法

YOLO 算法是 Redmon 等^[11]提出的一种 one stage 的

目标检测算法。它将目标检测问题转换成回归问题,把图片划成网格,由网格预测检测目标。新诞生的 YOLO 算法相较于之前的目标检测算法检测速度更快平均精度也更高。随后 Redmon 等^[12]对 YOLO 算法改进,提出了 YOLOv2 算法,采用 Darknet-19 作为特征提取网络,通过引入锚框机制提高了算法的召回率。2018 年 Redmon 等^[13]再次改进 YOLOv2 算法推出 YOLOv3 算法,将特征提取网络更换为 Darknet-53 网络大大提高了检测速度与精度。

YOLOv4 算法是 Bochkovskiy 等^[14]在 YOLOv3 的基础上改进而来。YOLOv4 算法将多通道网络(cross stage partial network, CSPNet)与 Darknet53 相结合为 CSPDarknet53 作为主干,加上金字塔池化结构(SPP)结合路径聚合网络(PANet)形成 YOLOv4 的特征提取网络。CSPNet 可以减少推理计算,实现更多样的梯度组合。SPP 的加入可以增大感受野,更有效的分离上下文的特征。SPP 模块通过 4 个不同的池化核 1×1 、 5×5 、 9×9 、 13×13 对上层特征图进行处理。然后通过 PANet 进行参数聚合,从而更好的对特征进行提取。

图 1 所示为 YOLOv5 的网络结构。YOLOv5 延续了使用了 CSP 结构,并将 CSP 结构加入主干网络和 Neck 中增强了网络特征融合的能力,而 YOLOv4 仅在主干网络中使用了 CSP 结构。YOLOv5 还在主干网络中加入了 Focus 结构对特征图进行切片操作,减少了算法的计算量、加快了计算速度。并且 YOLOv5 算法使用了 Pytorch 框架,而且训练时间和推理时间大大减少。其中 YOLOv5s 的模型尺寸很小,更加节约成本,节省对模型的部署时间,同时 YOLOv5s 有着 140FPS 的对象识别速度,非常可观。综上所述,因为 YOLOv5 模型小、训练时间少、推理快、更容易投入生产等优点所以比 YOLOv4 等之前的算法更适合应用于交通标志的识别。

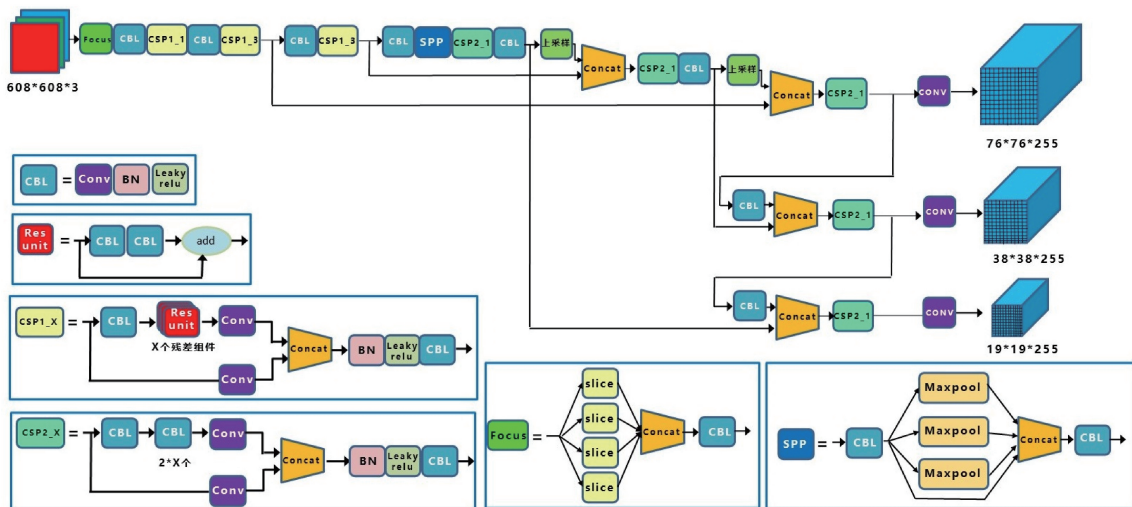


图 1 YOLOv5 网络结构

Fig. 1 YOLOv5 network structure

2 改进 YOLOv5 算法

2.1 损失函数改进

损失函数^[15]可以计算模型对结果预测的程度,判断模型与实际数据之间是否有差距,所以损失函数在训练模型的过程中至关重要。选择合适的损失函数有利于得到更优秀的模型,并且在训练时更快的收敛。

在 YOLOv3 中使用的是直接根据预测框和真实框的中心点坐标及宽高信息来设置的均方误差损失函数。在均方误差损失函数中检测框的中心点坐标和宽高等信息是当成独立变量计算的,但是在实际应用中并不是独立的变量,相互之间是有联系的。即均方误差没有办法表达边框间的交并比(IOU)关系,所以使用 IOU 损失函数代替均方误差损失函数。

IOU 损失函数的原理为 1 减去预测框和真实框的交集与预测框和真实框之比。IOU 和 IOU 损失函数的公式如下:

$$IOU = \frac{|B \cap B_i|}{|B \cup B_i|} \quad (1)$$

$$L_{IOU} = 1 - \frac{|B \cap B_i|}{|B \cup B_i|} \quad (2)$$

式中: B 表示预测框的面积; B_i 表示真实框的面积。IOU 有非负性、同一性、对称性等优点,并且输出的损失值总在 0~1 之间,可以较好的表达出预测框和真实框的检测效果。但是现实中存在预测框和真实框并不相交的情况,这时 IOU 的值恒为 0,损失函数的输出恒为 1,无法继续学习。并且 IOU 损失函数无法判断预测框与真实框的位置关系,当 IOU 的大小相同时 IOU 损失函数无法对相交情况不同的预测框和真实框进行优化。图 2 所示为 IOU 损失函数无法使用的情况。

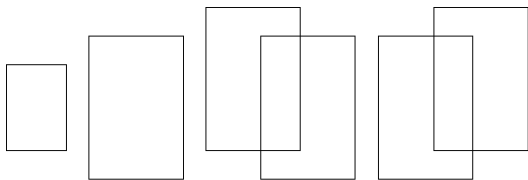


图 2 IOU 损失函数无法使用的情况

Fig. 2 The situation where the IOU loss function cannot be used

因此在 YOLOv5 中使用了 GIOU 损失函数^[16]。GIOU 损失函数相较于 IOU 损失函数加入了预测框和真实框的最小外接矩形,即加入了一个惩罚项。GIOU 损失函数的公式如下:

$$L_{GIOU} = 1 - \frac{|B \cap B_i|}{|B \cup B_i|} + \frac{|C - B \cup B_i|}{|C|} \quad (3)$$

式中: C 为最小外接矩形的面积。因为最小外接矩形的引入,使得 GIOU 损失函数在预测框和真实框不相交时仍然可以继续寻找下降梯度。虽然 GIOU 损失函数可以解决预测框与真实框不相交的情况,但是当预测框和真实框处于包含状态时,两个框的并集等于某一个框的面积,这时 GIOU 损失函数便没有办法确定两个框的位置关系,出现很大误差,图 3 所示为预测框与真实框出现包含的情况。

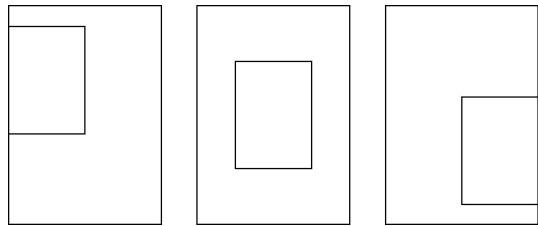


图 3 预测框与真实框包含情况

Fig. 3 Containment of prediction box and real box

所以本文采用 EIOU 损失函数^[17]来替换 YOLOv5 所使用的 GIOU 损失函数。EIOU 损失函数将 GIOU 损失函数所加的最小外接矩形替换为了最小化两个框中心点的标准化距离,并且分开计算目标框的长和宽。EIOU 损失函数的计算总共包含 3 个部分,及计算重叠损失、计算中心距离损失和计算宽高损失。EIOU 损失函数公式如下:

$$L_{EIOU} = 1 - \frac{|B \cap B_i|}{|B \cup B_i|} + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{d^2} + \frac{\rho^2(\omega, \omega^{gt})}{C_\omega^2} + \frac{\rho^2(h, h^{gt})}{C_h^2} \quad (4)$$

式中: b 和 b^{gt} 分别为预测框和真实框的中心点, ρ 为两个中心点的欧氏距离, d 为预测框和真实框最小外接矩形的对角线距离, $\omega, \omega^{gt}, h, h^{gt}$ 分别为预测框和真实框的宽度与长度, C_ω, C_h 为覆盖两个框的最小外接矩形的宽度与长度。

由于 EIOU 损失函数将目标框的长度和宽度分开计算,解决了 GIOU 损失函数在水平和垂直方向上误差较大的问题,并且提高了收敛的速度和回归的精度。因此在本文算法中采用 EIOU 损失函数替换原来的损失函数。

2.2 NMS 改进

NMS 算法^[18]是用来抑制除极大值之外的其他元素,在 YOLO 系列算法中可以删除其他准确度低的候选框,留下准确度最高的最佳候选框。传统的 NMS 算法是对候选框按置信度排序,置信度最高的作为基准框,与其他框计算 IOU,将所得值大于阈值的删除,小于的保留,如

此遍历,最后得到准确度最高的最佳候选框。传统 NMS 算法的定义如下:

$$s_i = \begin{cases} 0, IOU(M, B_i) \geq thresh \\ s_i, IOU(M, B_i) < thresh \end{cases} \quad (5)$$

式中: s_i 为当前置信度大小; M 为置信度最高的基准框; B_i 为与基准框计算 IOU 的其他候选框。

但是传统的 NMS 算法每次遍历得到的最佳候选框不一定是精确定位的,所删除的候选框中可能有定位更好的,所以在 YOLOv5 中采用了加权 NMS 算法(weighted NMS)。通过对基准框 M 和大于阈值的候选框进行加权平均,从而获得更精确的候选框。加权公式如下:

$$M = \frac{\sum_i \omega_i B_i}{\sum_i \omega_i}, B_i \in \{B | IOU(M, B) \geq thresh\} \cup \{M\} \quad (6)$$

$$\omega_i = s_i IOU(M, B_i) \quad (7)$$

式(7)为加权所加的权重。使用加权 NMS 算法可以提升整个算法的准确率和召回率,比传统 NMS 算法更稳定。但是由于加权 NMS 算法采用的是顺序处理模式所以运算效率比较低,对不同框之间的重叠关系考虑不够全面,而且会被框的定位和置信度得分不一致的问题限制。所以本文采用 Cluster NMS 算法^[19]替换 YOLOv5 的加权 NMS 算法。Cluster NMS 算法原理如图 4 所示。

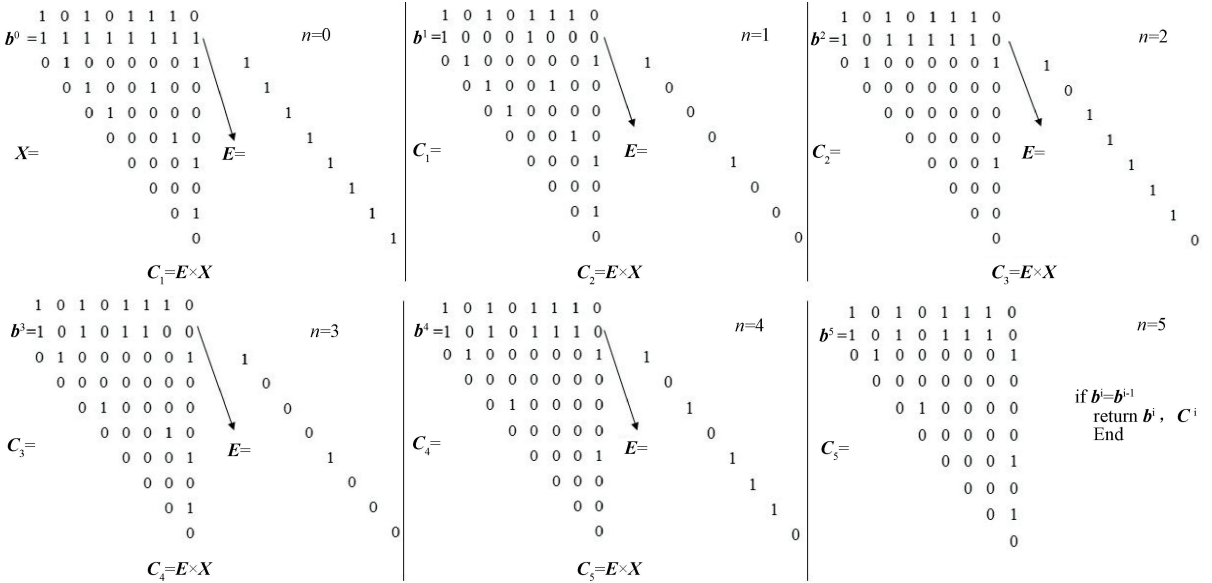


图 4 Cluster NMS 原理

Fig. 4 Schematic diagram of Cluster NMS

为了对 NMS 进行加速需要将 IOU 的计算并行化,并行化之后只需计算检测框集合和自身的 IOU 即可。将检测框集合 B 按照置信度进行降序排列,即 B_1 为置信度最高的检测框, B_n 为置信度最低的检测框。

$$X = IOU(B, B_i) = \begin{pmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & \cdots & x_{nn} \end{pmatrix}, x_{nn} = IOU(B, B_i) \quad (8)$$

式(8)为排列后得到的 IOU 矩阵。而 Cluster NMS 算法使用了 Pytorch 框架中的 triu 函数对矩阵 X 上三角化,使其变成一个下三角元素和对角线元素都为 0 的 IOU 矩阵。然后取矩阵 X 每一列的最大值进行阈值二值化(小于设定阈值的置为 1,大于设定阈值的置为 0)形成一个向量 b^n ,再将 b^n 展开成为对角矩阵 E ,将矩阵 E 左乘矩阵 X 得到一个新的矩阵 C_n ,再对矩阵 C_n 的每一列取最大值得到新的 b^n ,展开成对角矩阵 E 后再与左乘矩

阵 X ,如此循环直到某连续两次得到的向量 b^n 保持不变则循环结束,而向量 b^n 中的 1 表示保留候选框,0 表示抑制候选框。Cluster NMS 算法使用行变换的方法将本应该在所有 Cluster 上迭代简化为在某个框数量最多的 Cluster 上迭代,大大减少了迭代的次数,使时间复杂度下降,加快了运行的速度,并且在一张图中有多个 Cluster 时效果更加明显。同时 Cluster NMS 算法可以融合如得分惩罚法、加权平均法、中心点距离法等提升精度的方法进一步提升精度。在本文中即采用融合加权平均法的 Cluster NMS 算法替换 YOLOv5 中的加权 NMS 算法,替换后的 YOLOv5 算法在精度和速度上都有所提升。

3 实验结果与分析

3.1 数据集准备

本文采用的数据集是由长沙理工大学制作的 CCTSDB 交通标志数据集^[20]。数据集中共 15 734 张图

片,CCTSDB 数据集标注的数据共有 3 大类,为指示、禁止、警告标志。为了在 YOLOv5 中对数据集进行训练,需要把数据集转换成 PASCAL VOC 格式。将数据集中的 groundtruth 文件分割为与图像一一对应的 TXT 文件,把数据集中没有被标注的图像删除,再把分割的 groundtruth 文件转换为 xml 文件,最后将 xml 文件转换为

与图像对应的标签文件。把数据集随机分配训练集和测试集,数据集即准备完毕。训练时采用 Mosaic 数据增强的方法,将 4 张图分别随机进行翻转、色调变换等处理后再拼接成一张图作为输入。使用 Mosaic 数据增强可以丰富图片背景,并且降低对 GPU 资源的使用。数据集图像的示例如图 5 所示。

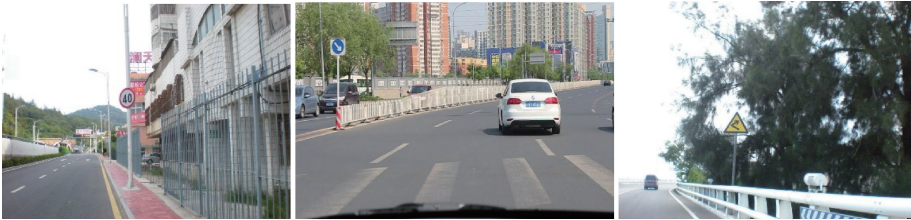


图 5 数据集图像示例
Fig. 5 Example of dataset image

3.2 训练环境及评测标准

本文实验是在 Windows10 操作系统下进行的。实验所采用的硬件配置为英特尔 i5CPU,显卡为 GTX 1660Ti, 6 GB 显存。使用 Pytorch1.8.1 框架, CUDA 版本为 11.1,使用 python 语言进行编程。

本文将采用准确率 P 、召回率 R 和平均精度均值 (mAP) 三个指标来对实验结果进行评测,公式如下:

$$P = \frac{TP}{TP + FP}$$
 (9)

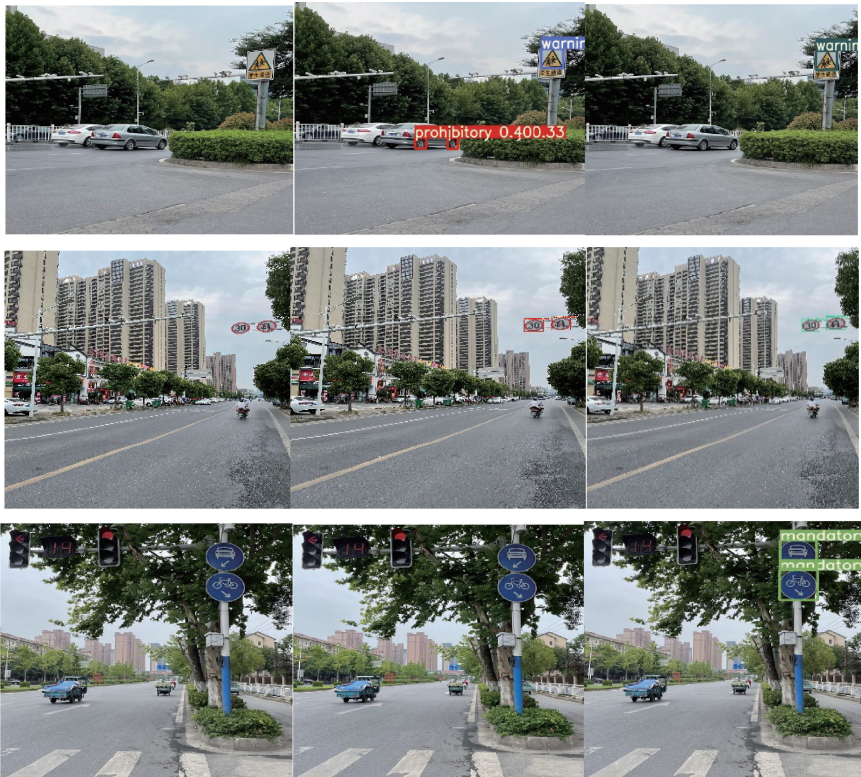
$$R = \frac{TP}{TP + FN}$$
 (10)

$$mAP = \frac{\sum AP}{N}$$
 (11)

式中: TP 为真正例数量; FP 为假正例数量; FN 为假反例数量; N 表示交通标志的总类别数。

3.3 实验结果与分析

选择在校园中以及校园周围采集的交通标志图像对改进 YOLOv5 算法训练出的模型与原始算法训练出的模型进行对比测试,图 6 所示为改进 YOLOv5 算法与原始算法的检测结果对比。



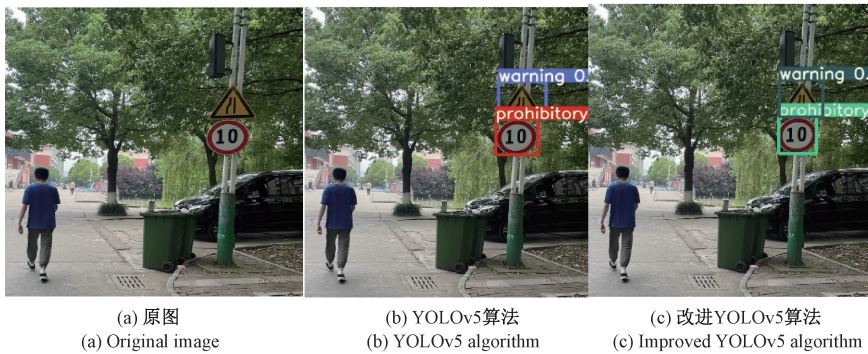


图 6 改进 YOLOv5 算法对比检测结果

Fig. 6 Improved YOLOv5 algorithm to compare detection results

从图 6 可以看出,原始 YOLOv5 算法训练的模型在检测中存在错检和漏检现象,在第 1 张图中错将汽车车轮检测成禁止标志,第 3 张图中漏检了指示标志。而本文改进的 YOLOv5 算法成功的在采集的图像上检测出了数据集中标注的 3 类交通标志,并且定位准确,无漏检错检现象。

图 7 所示为训练所得的 P-R 曲线,从图 7 可以看出,训练所得的模型性能良好。改进 YOLOv5 算法与原始 YOLOv5 算法的准确率和召回率对比情况如表 1 所示。从表 1 可以看出,本文改进的 YOLOv5 算法相较于原始的 YOLOv5 算法在准确率上提升了 11.81% 达到了 85.92%,召回率提升了 9.35% 达到了 84.71%。mAP 值提高了 6.23%,达到了 84.35%。

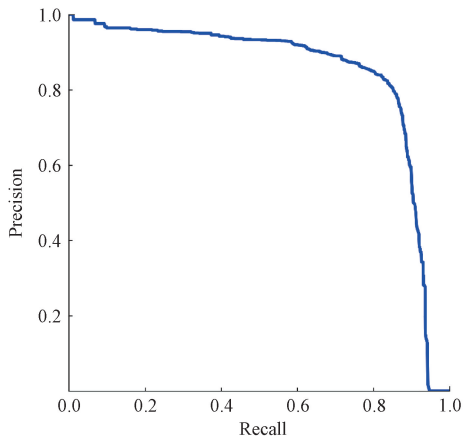


图 7 P-R 曲线

Fig. 7 P-R curve

表 1 改进算法与原始算法对比

Table 1 Comparison between the improved algorithm and the original algorithm (%)

算法	准确率	召回率	mAP
YOLOv5	74.11	75.36	78.12
改进 YOLOv5	85.92	84.71	84.35

本文除了将改进算法与原始算法进行了对比实验还与常规的其他目标检测算法进行了对比实验。表 2 为改进 YOLOv5 算法与其他交通标志检测算法的平均精度均值的对比结果。从表 2 可以看出,相较于 YOLOv3 和 YOLOv4 算法本文改进算法的 mAP 明显提升,虽然 Faster R-CNN 算法在 mAP 上与本文算法接近,但是属于 One stage 目标检测的本文算法在检测时间上优于 Faster R-CNN 算法。

表 2 改进算法与其他算法对比

Table 2 Comparison between the improved algorithm and other algorithms (%)

算法	mAP	mAP 提升
Faster R-CNN	83.33	1.02
YOLOv3	73.56	10.79
YOLOv4	77.25	7.1
改进 YOLOv5	84.35	

4 结 论

本文为了解决传统目标检测算法在识别交通标志时速度较慢,精度较低等问题,提出了一种改进的 YOLOv5 算法。通过对 YOLOv5 算法的损失函数和 NMS 算法进行改进,选择 EIIOU 损失函数和融合加权平均法的 Cluster NMS 算法对原损失函数及 YOLOv5 所使用的加权 NMS 进行替换。改进后的 YOLOv5 算法在 CCTSDB 数据集上进行训练测试对比原始算法检测精度明显增加,检测速度也更快,并且训练所得的模型很小,适宜应用在实际当中。所以本文改进算法在驾驶辅助系统、无人驾驶技术中交通标志识别模块有着较高的实用价值。但 CCTSDB 数据集对交通标志的检测只有 3 类,下一步将继续对本文算法进行优化改进并尝试在 TT100 K 数据集上进行训练测试,在保证精度与速度的同时检测更多类别的交通标志。

参考文献

- [1] 陈泽茂. 基于全景视觉的汽车安全驾驶辅助系统的平台设计与实现[D]. 广州:华南理工大学, 2014.
CHEN Z M. Platform design and implementation of vehicle safety driving assistance system based on panoramic vision[D]. Guangzhou:South China University of Technology, 2014.
- [2] 张新钰,高洪波,赵建辉,等. 基于深度学习的自动驾驶技术综述[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2018, 58(4):438-444.
ZHANG X Y, GAO H B, ZHAO J H, et al. Overview of autonomous driving technology based on deep learning[J]. Journal of Tsinghua University(Natural Science Edition), 2018, 58(4):438-444.
- [3] 徐国整,周越,董斌,等. 基于改进 Cascade R-CNN 的交通标志牌识别[J]. 传感器与微系统, 2021, 40(5):142-145, 153.
XU G ZH, ZHOU Y, DONG B, et al. Traffic sign recognition based on improved Cascade R-CNN[J]. Sensors and Microsystems, 2021, 40(5):142-145, 153.
- [4] 王斌,常发亮,刘春生. 基于多特征融合的交通标志分类[J]. 山东大学学报(工学版), 2016, 46(4):34-40, 53.
WANG B, CHANG F L, LIU CH SH. Traffic sign classification based on multi-feature fusion[J]. Journal of Shandong University(Engineering Science Edition), 2016, 46(4):34-40, 53.
- [5] 王雁,穆春阳,马行. 基于 Zernike 不变矩与 SVM 的交通标志的识别[J]. 公路交通科技, 2015, 32(12):128-132.
WANG Y, MU CH Y, MA X. Recognition of traffic signs based on Zernike invariant moments and SVM[J]. Highway Transportation Science and Technology, 2015, 32(12):128-132.
- [6] 梁敏健,崔啸宇,宋青松,等. 基于 HOG-Gabor 特征融合与 Softmax 分类器的交通标志识别方法[J]. 交通运输工程学报, 2017, 17(3):151-158.
LIANG M J, CUI X Y, SONG Q S, et al. Traffic sign recognition method based on HOG-Gabor feature fusion and Softmax classifier[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2017, 17(3):151-158.
- [7] 伊欣同,单亚峰. 基于改进 Faster R-CNN 的光伏电池内部缺陷检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(1):40-47.
YI X T, SHAN Y F. Detection of internal defects in photovoltaic cells based on improved Faster R-CNN[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(1):40-47.
- [8] 李晖晖,周康鹏,韩太初. 基于 CReLU 和 FPN 改进的 SSD 舰船目标检测[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(4):183-190.
LI H H, ZHOU K P, HAN T CH. Improved SSD ship target detection based on CReLU and FPN[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(4):183-190.
- [9] 江金洪,鲍胜利,史文旭,等. 基于 YOLOv3 算法改进的交通标志识别算法[J]. 计算机应用, 2020, 40(8):2472-2478.
JIANG J H, BAO SH L, SHI W X, et al. Improved traffic sign recognition algorithm based on YOLOv3 algorithm[J]. Computer Applications, 2020, 40(8):2472-2478.
- [10] 邓天民,周臻浩,方芳,等. 改进 YOLOv3 的交通标志检测方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(20):28-35.
DENG T M, ZHOU ZH H, FANG F, et al. Improved YOLOv3 traffic sign detection method research[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(20):28-35.
- [11] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015:779-788.
- [12] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger[C]. IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition, 2017:6517-6525.
- [13] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018.
- [14] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020.
- [15] 李庆党,李铁林. 基于改进 YOLOv3 算法的钢板缺陷检测[J]. 电子测量技术, 2021, 44(2):104-108.
LI Q D, LI T L. Steel plate defect detection based on improved YOLOv3 algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(2):104-108.
- [16] 侯志强,刘晓义,余旺盛,等. 使用 Glou 改进非极大值抑制的目标检测算法[J]. 电子学报, 2021, 49(4):696-705.
HOU ZH Q, LIU X Y, YU W SH, et al. Using Glou to improve non-maximum suppression target detection algorithm[J]. Chinese Journal of Electronics, 2021, 49(4):696-705.

[17] ZHANG Y,REN W,ZHANG Z,et al. Focal and efficient IOU loss for accurate bounding box regression [J]. Computer Science,2021, ArXiv,abs/2101.08158.

[18] 杨有为,周刚. 面向自然场景文本检测的改进 NMS 算法[J/OL]. 计算机工程与应用: 1-7 [2021-06-29]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20210112.1135.006.html>.

YANG Y W,ZHOU G. Improved NMS algorithm for text detection in natural scene[J/OL],Computer Engineering and Application: 1-7 [2021-06-29]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20210112.1135.006.html>.

[19] ZHENG Z,WANG P,REN D,et al. Enhancing geometric factors in model learning and inference for object detection and instance segmentation [J]. Computer Science,2020,ArXiv,abs/2005.03572.

[20] ZHANG J, WANG W, LU C, et al. Lightweight deep network for traffic sign classification [J]. Annals of Telecommunications, 2020,75:369-379.

作者简介



吕禾丰,2019 年于安徽信息工程学院获得学士学位,现为安徽工程大学硕士研究生,主要研究方向为智能信息处理与应用。
E-mail:871171650@qq.com

Lv Hefeng received a B. Sc. degree from Anhui University of Information Technology in 2019. He is currently a M. Sc. candidate of Anhui Polytechnic University School. His main research interests include intelligent information processing and application.



陆华才,2005 年于江苏大学获得硕士学位,2008 年于浙江大学获得博士学位,现为安徽工程大学教授,主要研究方向为检测技术与自动化装置。
E-mail:luhuacai@163.com

Lu Huacai received his M. Sc. degree in 2005 from Jiangsu University, Ph. D. degree in 2008 from Zhejiang University. Now he is a professor in Anhui Polytechnic University. His main research interests include measure technology and automation equipment.