

复杂场景下基于 YOLOv5 的口罩佩戴实时检测算法研究

于 硕¹, 李 慧¹, 桂方俊², 杨彦琦¹, 吕晨阳¹

(1. 北京服装学院 基础教学部, 北京 100029;

2. 中国矿业大学(北京)机电与信息工程学院, 北京 100083)

摘要: 在新型冠状病毒疫情防控常态化要求下, 目前的口罩佩戴检测装置受复杂场景下人员数量多、相互间易遮挡以及待检目标尺度小的影响, 易出现误检漏检等情况; 为解决以上问题, 提出一种基于 YOLOv5 的口罩佩戴检测算法以实现复杂场景下的实时检测; 首先对数据集做 Mosaic 数据增强等处理; 再经过 Focus 处理为后续的特征提取保留更完整的图片下采样信息, 然后利用 SPP 融合多尺度信息实现特征增强, 在 Neck 部分保留空间信息; 最后考虑目标框与检测框之间的重叠面积、中心点距离和长宽比选用 CIoU 损失函数以提高定位精度, 并且在训练过程中对学习率采用动态调整策略; 实验结果表明, 改进后算法的平均精度均值可达到 99.6%。

关键词: 口罩佩戴检测; 深度学习; YOLOv5; 数据增强; 损失函数

Research on Real-time Mask-wearing Detection Algorithm Based on YOLOv5 in Complex Scenes

YU Shuo¹, LI Hui¹, GUI Fangjun², YANG Yanqi¹, LÜ Chenyang¹

(1. Basic Teaching Department, Beijing Institute of Fashion Technology, Beijing 100029, China;

2. School of Mechanical, Electrical and Information Engineering, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China)

Abstract: Under the requirements of the normalization of the prevention and control of the covid-19 pandemic, the current mask-wearing detection device is affected by numerous factors, such as a large number of people in complex scenes, the easy obstruction of the gathering crowd, and the small size of the inspection target, which are prone to false detections and missing inspections. To solve the above problems, a mask-wearing detection algorithm based on YOLOv5 is proposed to realize real-time detection in complex scenes. Firstly, do Mosaic data enhancement and other processes on the data set. Then, apply the Focus process to remain more complete down sampling information of the images for subsequent feature extraction. Later, Feature enhancement using SPP fusion of multi-scale information and retain spatial information within Neck. Finally, considering the overlapping area, center point distance and aspect ratio between target frame and detection frame, CIoU Loss function is selected to improve the positioning accuracy. And during the training process, a dynamic adjustment strategy is adopted for the learning rate. Experimental results show that the average accuracy of the improved algorithm reaches 99.6%.

Keywords: Mask-wearing detection; deep learning; YOLOv5; data augmentation; Loss function

0 引言

自 2019 年遭受新型冠状病毒肺炎 (COVID-19) 疫情^[1]袭击以来, 我国一直采取强有力的抗疫、防疫措施。目前疫情态势趋好, 抗击新冠肺炎取得较大成功, 但不能因此松懈, 而应该更加科学地对抗疫情、更加重视公共卫生工作。现阶段有效降低人员间交叉感染风险、严防疫情反弹的有效措施之一就是公共场合正确佩戴口罩, 在对

民众日常行为规范做出考验的同时, 也对口罩佩戴的监督和管理检测技术提出了一定要求。目前的口罩佩戴检测装置受特定时刻待检人数激增、人员间相互遮挡等复杂环境的影响而出现误检, 同时由于待检目标小可能导致漏检, 因此复杂场景下提高口罩佩戴检测的精度与速度十分必要。

伴随卷积神经网络的兴起, 基于深度学习的目标检测算法在人工智能、信息技术等诸多领域均有广泛应用^[2-3], 该算法主要分为两类, 一类是两级式 (two-stage): 检测

收稿日期: 2021-09-12; 修回日期: 2021-11-04。

基金项目: 北京市教委科技计划项目 (SQKM201810012010); 北京服装学院重点科研项目 (2021A-02)。

作者简介: 于 硕 (1998-), 女, 安徽宿州人, 硕士研究生, 主要从事信号处理与智能系统、目标检测方向的研究。

通讯作者: 李 慧 (1964-), 女, 湖南衡阳人, 副教授, 硕士生导师, 主要从事信号处理与智能系统等方向的研究。

引用格式: 于 硕, 李 慧, 桂方俊, 等. 复杂场景下基于 YOLOv5 的口罩佩戴实时检测算法研究[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(12): 188-194.

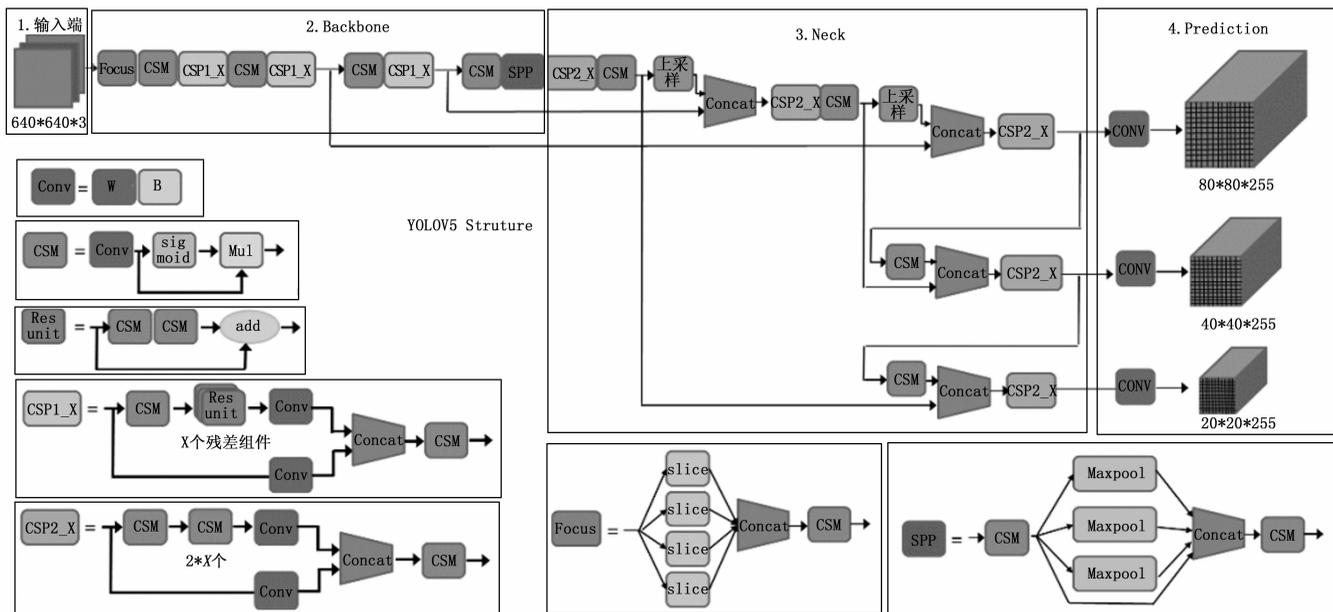


图 1 YOLOv5 网络结构

方式是区域提议结合检测, 以 R-CNN 系列^[4-6]为代表, 这类算法精准度高但时效性较低; 另一类是单级式 (one-stage): 检测方式是无区域提议框架, 即提议和检测一体, 以 SSD^[7]系列、YOLO^[8-11]系列为代表, 这类算法检测速度快但精准度较差。疫情前目标检测已应用在生产生活等诸多方面, 但专业的口罩佩戴检测较少, 因此疫情后的急需吸引了国内外众多学者参与研究。M. D. Pramita 等^[12]提出基于深度学习的图像分类模型, 使用卷积神经网络从私有数据集学习印度尼西亚人脸特征, 实时检测人员是否戴口罩。B. Xue 等^[13]结合口罩佩戴检测算法、口罩标准佩戴检测算法和人脸识别算法提出基于改进的 RETINAFACE 算法, 在实现口罩佩戴检测的基础上判断口罩是否正确佩戴。黄林泉等^[14]在 YOLOv3 中融合 SPPNet 和 PANet 提高算法特征融合的质量, 并且结合 DeepSort 目标跟踪技术以提高检测实时性。张路达等^[15]提出在 YOLOv3 基础上引入多尺度融合进行口罩佩戴检测。

为达到更好的检测效果, 本文在上述研究基础上利用 YOLOv5 网络模型进行复杂场景下口罩佩戴实时检测算法研究。经验证, 本算法在口罩佩戴实时检测中兼顾了检测精度和速度, 说明具有较好的实用性。

1 YOLOv5 网络模型介绍

YOLOv5 在结构上可分为 4 部分: 输入端、主干部分 Backbone、Neck 和 Prediction, 其网络结构如图 1 所示。

YOLOv5 的输入端将图像进行一定的数据处理, 如缩放至统一尺寸然后送入网络中学习。Backbone 包含 Focus、CSP 及 SPP 结构。CSP 中的 CSP1_X、CSP2_X 结构分别应用于 Backbone、Neck 中。SPP (Spatial Pyramid Pooling, 空间金字塔池化) 分别采用 5、9、13 的最大池化, 再进行 concat 融合, 提高感受野。这些结构有效避免了对

图像区域剪裁、缩放操作导致的图像失真等问题, 也解决了卷积神经网络对图像重复特征提取的问题^[16]。Neck 部分采用 FPN、PAN 结合的结构, 得到一系列混合和组合图像特征的网络层, 并将图像特征传递到预测层, 加强了信息传播, 具备准确保留空间信息的能力。输出端 Bounding box 损失函数为 GIOU_Loss, NMS 对目标最后的检测框进行非极大值抑制处理以获得最优目标框。

YOLOv5 的 4 个模型 YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l、YOLOv5x 在结构上一致, 区别在于模型的深度、宽度设置不同。如图 2 所示, 在对比 YOLOv5 各版本性能后, 本文选用模型大小较适宜、速度较快、精确度较高的 YOLOv5m 为基础模型, 该模型的宽度、深度控制如图 3 所示。

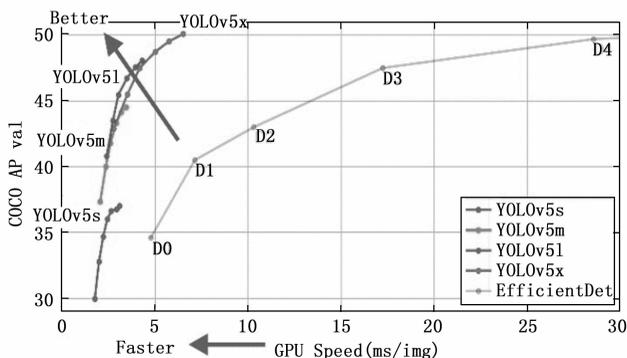


图 2 YOLOv5 性能对比

模型深度由 CSP 结构控制, 在 YOLOv5m 模型中第一个 CSP1 使用了 2 个残差组件, 因此是 CSP1_2; 第一个 CSP2 使用了 2 组卷积, 因此是 CSP2_2, 此时随着网络不断加深, 其网络特征提取和特征融合的能力也在不断增强。同时模型在不同阶段的卷积核数量不同, 直接影响特征图

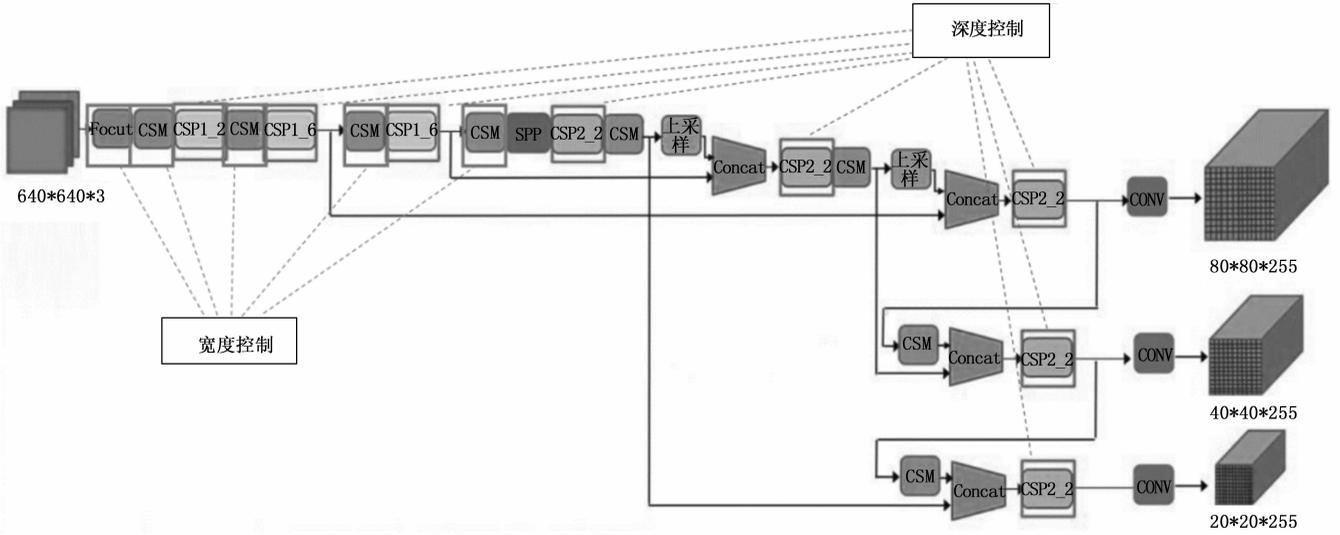


图 3 YOLOv5m 深度、宽度控制

的厚度，进而影响模型宽度，即卷积核数量越多说明网络宽度越宽，网络提取特征的学习能力也越强，其中第一次卷积操作时将原始图像 $640 \times 640 \times 3$ 接入 Focus 结构，通过切片变为 $320 \times 320 \times 12$ 的特征图，再经过 48 个卷积核变为 $320 \times 320 \times 48$ 的特征图，如图 4 所示，该操作为后续的特征提取保留了更完整的图片下采样信息。

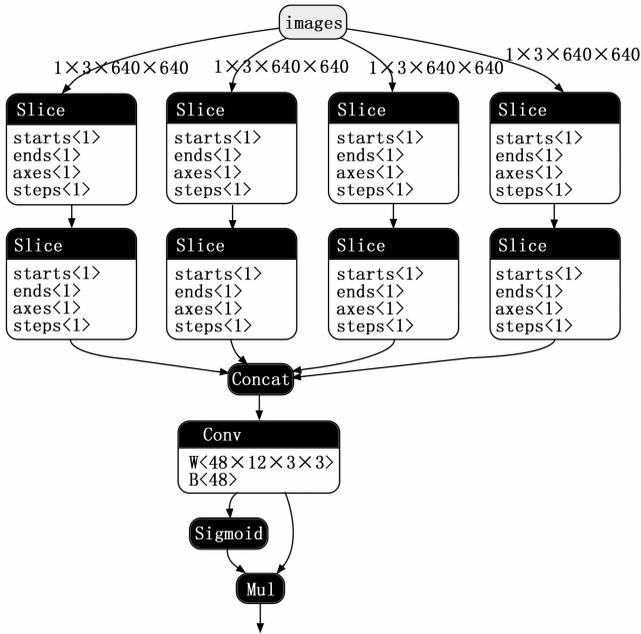


图 4 Focus 结构图

2 检测算法优化

本文主要从数据处理、损失函数及检测框的选择方面对网络进行优化。

2.1 数据处理

在一般目标检测任务中，数据集的图片尺寸不尽相同，

常用的处理方法是训练及测试时都将原始图片缩放至统一的标准尺寸，再送入网络中^[17]。但由于复杂场景下待检测目标小等原因导致实际检测难度大，采用传统数据处理方法效果并不理想，因此本文算法选择在输入端采用自适应锚框计算、Mosaic 数据增强、自适应图片缩放等数据处理方式。

由于网络训练前已经设定好了基础锚框 $[116, 90, 156, 198, 373, 326]$ 、 $[30, 61, 62, 45, 59, 119]$ 、 $[10, 13, 16, 30, 33, 23]$ ，网络模型将基于此锚框训练得到的预测框与真实框进行比较，根据其差值反向更新、迭代调整网络模型参数^[18]。

Mosaic 数据增强就是把 4 张图片，通过随机缩放、随机裁剪、随机排布的方式进行拼接，处理过程如图 5 所示。这种数据处理的方式不仅丰富了待检测图片的背景，也在一定程度使待检测目标变小进而扩充小目标，此时将处理好的图片送入网络中训练，相当于每次计算 4 张图片的数据，这样单 GPU 即可以达到比较好的效果。

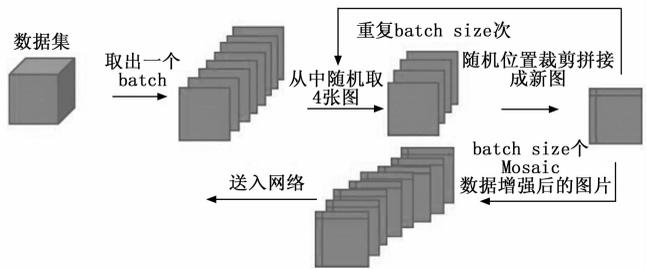


图 5 Mosaic 数据增强

本算法数据处理时的操作如下：训练时，采用 Mosaic 数据增强结合自适应图片缩放，既对原始图片进行了拼接处理又给图片添加一定程度的灰边，然后将图像缩放至同一尺寸 $640 \times 640 \times 3$ 送入网络进行训练，如图 6 (a) 所示。测试时，仅使用自适应图片缩放，对原始图像自适应地添

加最少的灰边以减少冗余信息, 然后再传入检测网络以提高实际检测时的推理速度, 如图 6 (b) 所示。



(a) 训练图片处理



(b) 测试图片处理

图 6 图片处理

2.2 改进损失函数

$\text{IoU}^{[19]}$ 被称为交并比, 是一种评价目标检测器性能的指标, 其计算的是预测框与真实框间交集和并集的比值。 $\text{GIoU}^{[20]}$ 则是在 IoU 基础上引入惩罚项以更准确地反应检测框和真实框相交情况。二者计算公式如下:

$$\text{IoU} = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (1)$$

$$\text{GIoU} = \text{IoU} - \frac{|C - (A \cup B)|}{|C|} \quad (2)$$

其中: A 表示检测框, B 表示真实框, C 代表包含检测框和真实框的最小外接矩形框, $|C - (A \cup B)|$ 表示惩罚项。

如图 7 (a)、图 7 (b) 所示可知, 当 A 、 B 两框不相交时 GIoU 能衡量两框的远近程度; 由图 7 (c)、图 7 (d) 可知, GIoU 亦能反映两框的相交方式, 即相比于 IoU 来说, GIoU 可以较好地地区分检测框和真实框之间的位置关系。但当检测框和真实框之间出现包含这种特殊情况时, C 与 $A \cup B$ 相等, 那么 GIoU 中的惩罚项会变为 0, 即 GIoU 会退化成 IoU , 此时 GIoU 优势消失。

因此, 本文选用 $\text{CIoU_Loss}^{[21]}$ 作为边界框损失函数使预测框更加贴合真实框。 CIoU 计算过程如下:

$$\text{CIoU} = \text{IoU} - \frac{\rho^2(b, b^g)}{c^2} - \alpha v \quad (3)$$

其中, 如图 8 所示, b 和 b^g 分别表示预测边框和真实边框的中心点, $d = \rho(b, b^g)$ 表示两框中心点间距离, c 表示预测框与真实框的最小外接矩形的对角线距离。

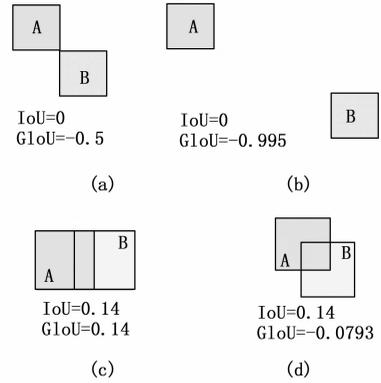


图 7 位置关系

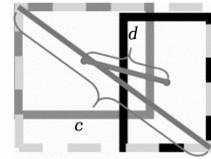


图 8 CIoU 相关图示

式 (3) 中, α 是做 trade-off 的参数, v 衡量长宽比一致性^[22], 计算公式如式 (4) 和式 (5) 所示:

$$\alpha = \frac{v}{1 - \text{IoU} + v} \quad (4)$$

$$v = \frac{4}{\pi^2} \left(\arctan \frac{w^g}{h^g} - \arctan \frac{w}{h} \right)^2 \quad (5)$$

其中: w 和 w^g 分别表示预测边框与真实边框的宽度, h 和 h^g 分别表示预测边框与真实边框的高度。 CIoU_Loss 计算公式为:

$$\text{CIoU_Loss} = 1 - \text{CIoU} \quad (6)$$

2.3 DIoU-NMS 代替 NMS

在经典的 NMS 中, 得分最高的检测框和其它检测框逐一算出对应的 IoU 值, 并将该值超过 NMS threshold 的框全部过滤掉。可以看出在经典 NMS 算法中, IoU 是唯一考量的因素。但是在实际应用场景中, 当两个不同物体很近时, 由于 IoU 值比较大, 经过 NMS 处理后, 只剩下一检测框, 这样容易导致漏检的情况发生。而 DIoU-NMS 不仅考虑到预测框与真实框重叠区域还考虑到中心点距离, 即两框之间出现 IoU 较大、两框的中心距离也较大的情况时, 会认为是两个物体的框并同时保留, 从而有效提高检测精度。基于此, 本文算法选用 DIoU-NMS 代替 NMS。

3 实验及结果

3.1 数据集

实验数据集 4 930 张均来自线上收集, 较全面的概括各类场景的图像, 涵盖了单一人员佩戴、未佩戴口罩以及复杂场景下多人佩戴、未佩戴口罩等情况, 按照 8 : 1 : 1 的比例划分其用于训练、验证及测试, 数据集示例如图 9 所示。

数据集采用 PASCAL VOC 格式, 使用 LabelImg 对图



图 9 数据集示例

片进行标注使用, 包括 face_mask、face、invalid 3 种类别, 其中 face_mask 表示待检测人员已正确佩戴口罩; face 表示未佩戴口罩; invalid 表示未规范佩戴口罩。并且通过对数据集进行分析, 得到可视化结果如图 10 所示, 可知数据集中已经标记部分小目标, 可以一定程度上模拟复杂场景下待检目标小的情况。

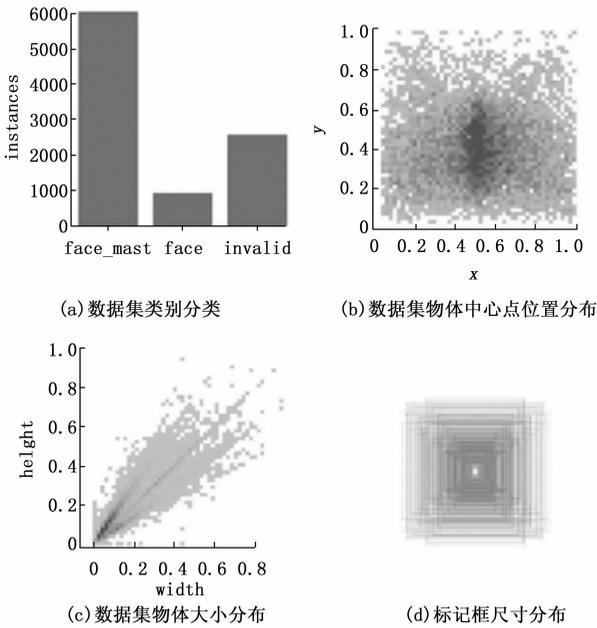


图 10 数据集分析

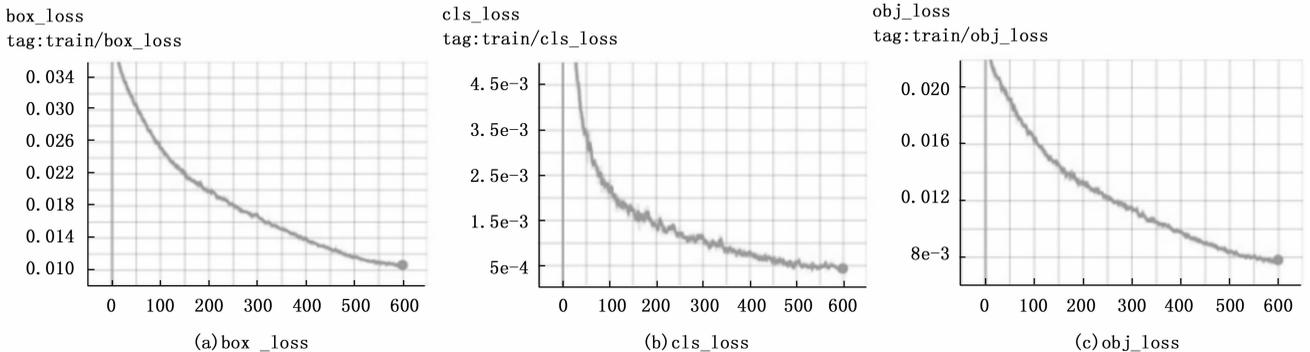


图 11 训练损失下降曲线

3.2 实验环境与模型训练

本实验配置如表 1 所示。

表 1 实验环境配置

参数	配置
系统环境	Ubuntu16.04
CPU	Intel Core™i5-8400CPU@2.80GH
GPU	GeForce GTX 2080
GPU 加速	CUDA10.2
训练框架	PyTorch
语言	Python3.8

训练参数设置如下: 输入图像尺寸为 640×640 , 在训练过程中对学习率采用动态调整策略; 初始学习率为 0.01, 学习率周期为 0.2, 学习率动量为 0.937, 权重衰减系数为 0.0005, 若模型连续 3 个 epoch 的损失不再下降, 学习率减少为原来的 $4/5$ 。训练批次大小为 16, 最大迭代次数设置为 600。

由公式 (7) 可知, YOLOv5 的损失值由 3 个类别损失构成, 分别是表征物体位置、物体类别及是否包含目标物体的损失。

$$Loss = box_loss + cls_loss + obj_loss \quad (7)$$

图 11 所示为训练 600 个 Epoch 的损失值收敛曲线, 可知模型达到了较好的拟合效果。

3.3 实验结果分析

采用如下性能指标^[23]评估本文算法性能: 准确率 (P, precision)、召回率 (R, recall)、平均精度均值 (mAP, mean average precision) 以及每秒检测图片帧数 (FPS, frames per second)。

准确率是精确性的度量, 表示被分为正的示例中实际为正例的比例。召回率是覆盖面的度量, 计算有多个正例被分为正例。公式如下:

$$Precision = TP / (TP + FP) \times 100\% \quad (8)$$

$$Recall = TP / (TP + FN) \times 100\% \quad (9)$$

其中: TP 代表预测为正例实际也为正例的数量, FP 代表预测为正例但实际为负例的数量, FN 代表预测为负例但实际为正例的数量。

mAP 是用以衡量识别精度, 由所有类别的 AP 值求均值得到。其中通过计算不同召回率下最高的精确率可绘制 P-R 曲线, 该曲线围成的面积即为该类别的 AP 值。

训练后模型的 Precision、Recall、mAP_0.5、mAP_0.5:0.95 最高分别能够达到 0.998、0.992、0.996、0.958, 具体情况如图 12 所示。在数据集随机划分的 493 张图片上进行测试, 本文改进的 YOLOv5 算法检测结果的 P-R 曲线如图 13 所示。

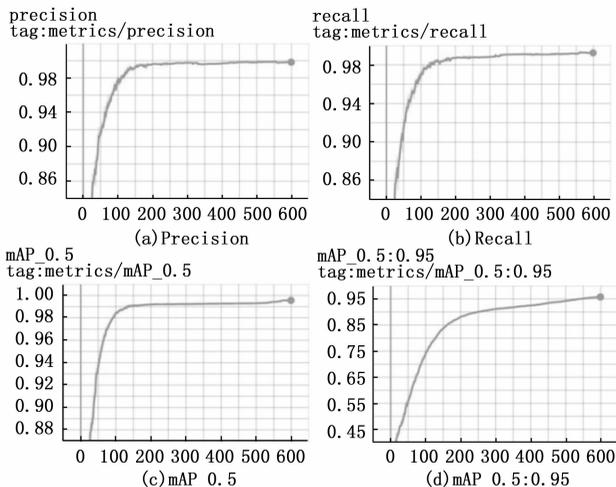


图 12 模型性能评价指标

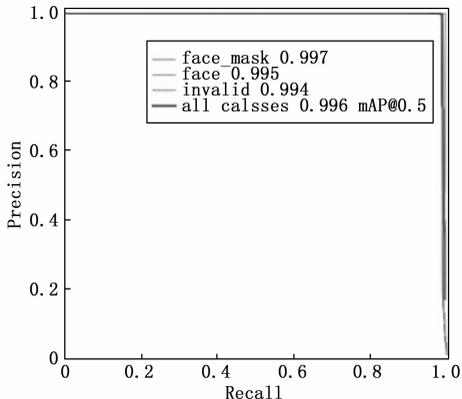


图 13 改进算法的 P-R 曲线

FPS 衡量的是每秒钟传输的图片帧数。由于人体感官的特殊结构, 人眼所见画面之帧率高于 16 FPS 时, 大脑就会认为是连贯的, 这一现象也被称之为视觉暂留^[24-25]。经验证, 本文算法最高每秒检测图片的帧数最高可以达到 30.0 FPS。

为进一步测试复杂场景下网络实时检测小目标的能力, 将图片自适应缩放后又进行拼接, 送入网络模型进行测试, 仅需 0.035 s 得到结果如图 14 所示结果。

同时为了验证本文算法的有效性, 将其与 RetinaFace^[26]、Attention-RetinaFace^[27]、YOLOv3、YOLOv4、YOLOv5^[18] 进行对比, 结果如表 2 所示。

对于人脸目标检测而言, RetinaFace 算法和 Attention



图 14 复杂背景下检测结果

RetinaFace 算法均是专门用于人脸定位的单阶段检测算法, 二者原理均是基于人脸对齐、像素级人脸分析和人脸密

表 2 算法性能对比

算法	AP/%			Ma p/ %	FPS
	face_mask	face	invalid		
RetinaFace	76.5	87.3	—	81.9	17.9
Attention-RetinaFace	84.7	90.6	—	87.7	18.3
YOLOv3	80.5	77.6	—	79.1	32.0
YOLOv4	93.0	90.5	—	91.7	38.4
YOLOv5	—	—	—	92.4	—
本算法	99.7	99.5	99.4	99.6	30.0

集关键点三维分析来实现多尺度人脸检测^[27], 因此它们的检测精度比较高。而 YOLO 系列算法中的 YOLOv3、YOLOv4、YOLOv5 虽不是专业的单阶段人脸检测算法, 但将其应用于口罩佩戴检测上其检测精度方面已经可以与之比肩。本文算法作为基于 YOLOv5 的改进算法, 其 AP 值、mAP 值较前述算法均有显著提升, 且 FPS 为 30.0 达到了实时检测目的。综上所述, 本文的改进策略能够胜任复杂场景下的口罩佩戴实时检测。

4 结束语

综上所述, 为了兼顾复杂场景下人员口罩佩戴检测精度和速度, 本文提出了复杂场景下基于 YOLOv5 的实时口罩佩戴检测算法。经实验测试, 本算法准确率、召回率等评价指标上均有较好表现, 且能达到视频图像实时性要求, 因此说明本文方法具有一定的优势, 但需承认的是: 在目标过多的视频样本中检测会出现帧率偏低的现象, 且应对遮挡目标、小目标等特征信息不明显的情况时会存在一定程度的漏检, 因此接下来将在这些方面做进一步研究和改进。

参考文献:

[1] ZHAO W M, SONG S H, Chen M L, et al. The 2019 novel coronavirus resource [J]. Hereditas, 2020, 42 (2): 212-221.
 [2] 张 慧, 王坤峰, 王飞跃. 深度学习在目标视觉检测中的应用进展与展望 [J]. 自动化学报, 2017 (8): 1289-1305.
 [3] 马奇锋. 基于深度学习的军事目标检测技术研究 [D]. 太原: 中北大学, 2020.
 [4] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Region-

- based convolutional networks for accurate object detection and segmentation [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2015, 38 (1): 142-158.
- [5] GIRSHICK R. Fast R-CNN [C] //Proceedings of the IEEE international conference on computer vision, 2015: 1440-1448.
- [6] 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: 91-99.
- [7] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector [C] //European conference on computer vision. Springer, Cham, 2016: 21-37.
- [8] 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.
- [9] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, faster, stronger [C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 7263-7271.
- [10] REDMON J, FARHADI A. Yolov3: an incremental improvement [C] //IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2018, 87 (8): 101-104.
- [11] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. Yolov4: optimal speed and accuracy of object detection [C] //IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2020, 57 (5): 9-12.
- [12] PRAMITA M D, KURNIAWAN B, UTAMA N P. Mask Wearing Classification using CNN [C] //2020 7th International Conference on Advance Informatics: Concepts, Theory and Applications (ICAICTA). IEEE, 2020: 1-4.
- [13] XUE B, HU J, ZHANG P. Intelligent detection and recognition system for mask wearing based on improved RetinaFace algorithm [C] //2020 2nd International Conference on Machine Learning, Big Data and Business Intelligence (MLBDBI). IEEE, 2020: 474-479.
- [14] 黄林泉, 蒋良卫, 高晓峰. 改进 YOLOv3 的实时性视频安全帽佩戴检测算法 [J]. 现代计算机, 2020 (30): 32-38.
- [15] 张路达, 邓超. 多尺度融合的 YOLOv3 人群口罩佩戴检测方法 [J]. 计算机工程与应用, 2021, 57 (16): 283-290.
- [16] 程永仁. 基于深度特征的实时行人检测算法研究 [D]. 南京: 南京邮电大学, 2020.
- [17] ZHANG S J, GAO R. Research on Visual Image Processing of Mobile Robot Based on OpenCV [J]. Journal of Computer Science, 2017, 28 (5): 255-275.
- [18] 谈世磊, 别雄波, 卢功林, 等. 基于 YOLOv5 网络模型的人员口罩佩戴实时检测 [J]. 激光杂志, 2021, 42: 147-150.
- [19] JIANG B, LUO R, MAO J, et al. Acquisition of localization confidence for accurate object detection [C] //Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV). 2018: 784-799.
- [20] REZATOFIGHI H, TSOI N, GWAK J Y, et al. Generalized intersection over union: A metric and a loss for bounding box regression [C] //Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2019: 658-666.
- [21] ZHENG Z, WANG P, REN D, et al. Enhancing geometric factors in model learning and inference for object detection and instance segmentation [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2021, 26 (8): 1-13.
- [22] 王兵, 乐红霞, 李文璟, 等. 改进 YOLO 轻量化网络的口罩检测算法 [J]. 计算机工程与应用, 2021, 57 (8): 62-69.
- [23] FOMIN I S, BAKHSHIEV A V, GROMOSHINSKII D A. Study of using deep learning nets for mark detection in space docking control images [J]. Procedia Computer Science, 2017, 103: 59-66.
- [24] 王少云. 山西铁通“智控眼”系统设计与应用 [D]. 北京: 北京邮电大学, 2009.
- [25] ANDERSON J, ANDERSON B. The myth of persistence of vision revisited [J]. Journal of Film and Video, 1993: 3-12.
- [26] DENG J, GUO J, ZHOU Y, et al. Retinaface: Single-stage dense face localisation in the wild [EB/OL]. (2021-03-16) [2020-02-10]. <https://arxiv.org/abs/1905.00641>.
- [27] 牛作东, 覃涛, 李捍东, 等. 改进 RetinaFace 的自然场景口罩佩戴检测算法 [J]. 计算机工程与应用, 2020 (12): 1-7.
- 常检测方法 [J]. 科学技术与工程, 2018, 18 (10): 231-234.
- [18] 田应仲, 刘伊芳, 李龙. 融合卷积神经网络的核相关滤波视觉目标跟踪算法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2020, 28 (12): 176-180.
- [19] ZHANG L, VARADARAJAN J, SUGANTHAN P N, et al. Robust visual tracking using oblique random forests [C] //IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017: 5589-5590.
- [20] 王宏, 赵海滨, 刘冲. 采用小波熵和频带能量提取脑电信号特征 [J]. 吉林大学学报: 工学版, 2011, 41 (3): 828-831.

(上接第 187 页)

- [13] WEIYEN H. Embedded prediction in feature extraction: application to single-trial EEG discrimination [J]. Clinal EEG and Neurosci, 2013, 44 (1): 31-38.
- [14] Wang Y R, Li X, Li H H, et al. Feature extraction of motor imagery electroencephalography based on time frequency-space domains [J]. Biomed. Eng., 2014, 31 (5): 955-961.
- [15] 张绪省, 朱贻盛, 成晓雄, 等. 信号包络提取方法——从希尔伯特变换到小波变换 [J]. 电子科学学刊, 1997, 1 (1): 120-123.
- [16] 陶冠宏, 周林. 一种基于深度学习的辐射源信号调制识别新算法 [J]. 科学技术与工程, 2020, 20 (3): 1081-1085.
- [17] 邱鹏, 邓秀慧, 霍瑛. 复杂环境中一种基于深度学习的异