

基于YOLOv5的新冠肺炎疾病的检测

苏庆华¹, 周宇菲^{1*}, 秦振波¹, 穆司宇¹, 杨学东^{2*}

¹北京物资学院, 北京

²中国中医科学院广安门医院, 北京

收稿日期: 2022年9月8日; 录用日期: 2022年9月30日; 发布日期: 2022年10月11日

摘要

新冠肺炎是一种流行性的传染性疾病, 世界各国都在爆发。随着病例数量的逐渐增多, 医生的压力也逐渐增大, 人工智能的日渐深入研究与不断发展, 国内外专家学者也都致力于将计算机辅助检测与诊断应用于医学影像领域的研究, 并且在医学之中应用范围逐渐扩大, 为了缓解医生的对于确诊病例的诊断, 本文采用YOLOv5对病人的CT图像进行标注, 以辅助医生诊断。通过实验证实, 采用YOLOv5算法可以有效地对新冠肺炎疾病与正常肺部进行判断, 有效精准地预测了实验结果, 经过三十轮的数据检测, 预测的mAP_0.5达到了99.5%, mAP_0.5:0.95达到99.1%。利用YOLOv5计算机辅助医学检测将有助于提升对新冠肺炎疾病准确快速的检测。

关键词

新冠肺炎, 胸部异常检测, 图像检测, YOLOv5算法模型, 医学检测

Detection of COVID-19 Disease Based on YOLOv5

Qinghua Su¹, Yufei Zhou^{1*}, Zhenbo Qin¹, Siyu Mu¹, Xuedong Yang^{2*}

¹Beijing Wuzi University, Beijing

²Guang'anmen Hospital, China Academy of Chinese Medical Sciences, Beijing

Received: Sep. 8th, 2022; accepted: Sep. 30th, 2022; published: Oct. 11th, 2022

Abstract

COVID-19 is an epidemic infectious disease that is breaking out in countries all over the world. With the gradual increase of the number of cases, the pressure of doctors is increasing, and the deepening research and continuous development of artificial intelligence, experts and scholars at home and abroad are also committed to applying computer-aided detection and diagnosis to the research of medical imaging, and the application scope in medicine is gradually expanding. In or-

*通讯作者。

der to alleviate the doctors' diagnosis of confirmed cases, this paper uses YOLOv5 to mark the CT images of patients to assist doctors in diagnosis. The experiment proved that the YOLOv5 algorithm can effectively judge the COVID-19 disease and normal lungs, and effectively and accurately predict the experimental results. After 30 rounds of data detection, the predicted mAP_{0.5} reached 99.5%, and mAP_{0.05:0.95} reached 99.1%. The use of YOLOv5 computer-aided medical testing will help to improve the accurate and rapid detection of COVID-19.

Keywords

COVID-19, Chest Abnormalities Detection, Image Detection, YOLOv5 Algorithm Model, Medical Detection

Copyright © 2022 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

新冠肺炎(COVID-19)作为流行的疾病,严重威胁着人们的身体健康。世界各国也正在积极应对,但是面对传播快,传播途径多样等问题,给各国防疫工作带来了不少预防困难。随着病例数逐渐增多,对于各国医生来说,根据CT胸片判断是否是新冠肺炎患者也带来了不少压力。因此本文采用计算机辅助检测CT胸片的方式帮助医生进行对COVID-19的诊断,这对筛查具有重大的意义与价值。

随着科技的发展与医学研究的不断深入,使得计算机与医学也变得密不可分。先进的医学知识随着计算机共享功能的全球化,为医学者提供了更多更宽广的学习与交流的平台。近年来,人工智能等技术飞速发展,有效促进了科技成果在医疗领域的落地[1]-[6]。

新冠肺炎的检测通常利用CT扫描得出结论,随着疫情的发展对于医生来说每天的工作量巨大,很有可能会有误诊,误判的情况;并且对于医学影像中的重要目标往往尺寸过小,并伴有一定的形态学特征,因此针对图像的小目标区域的目标检测意义非凡[7];因此引入图像处理技术对所有的CT图像进行判断。本文针对COVID-19患者和Normal健康数据集利用YOLOv5进行CT胸片检测有效地提高检测效率与准确率并降低了医生的工作任务,并且有效的决策对于医生做出正确的临床判断和制定有效的治疗方案有重要作用。

2. YOLO 算法

2.1. YOLO 模型

YOLO模型[1][2][3][6][8]可以在一幅图像中检测到物体并识别出物体在图像中所在的位置,YOLO是一种带有建议框的神经网络,训练速度快。已有YOLOv1-v7,表1是对v1~v5的描述[9]。从表中可知YOLO的v5的性能远远优于v1。YOLOv5相比YOLOv4而言,在检测平均精度降低不多的基础上,具有均值权重文件更小,训练时间和推理速度更短的特点。

2.2. YOLOv5

YOLOv5是一步的目标检测算法,只需要提取一次特征即可实现目标检测,提升了检测速度,是在YOLOv4的基础上添加了一些新的改进,使得其速度与精度都得到了极大的性能提升,具体改进包括:

输入端的 Mosaic 数据增强、自适应锚框计算、自适应图片缩放操作、Focus 结构、CSP 结构、SPP 结构、FPN + PAN 结构、GIOU_Loss [10] [11]等。

Table 1. YOLOv1-v5 relationship and performance table
表 1. YOLOv1-v5 关系及性能表

名称	核心思想	改进	优点	缺点
YOLOv1	直接在输出层对 Box 的位置和类别进行回归		快速; 误检率低; 通用性强	只支持与训练图像相同的输入分辨率; 优化过程抗扰能力差。
YOLOv2	同时在检测数据集和分类数据集上训练物体检测器	批量归一化; 高分辨率图像分类器; 使用先验框; 聚类提取先验框的尺度信息; 约束预测边框的位置	预测准确高; 处理速度快; 识别对象类型多	定位准确率不高; 召回率低
YOLOv3	用 3 种不同的网格来划分原始图像	多尺度预测; 基础分类网络优化; 3 分类器采用新的损失函数	预测类型广; 训练数据量减少	贝叶斯估计应用存在问题
YOLOv4	与 YOLOv3 相同	将原来的 Darknet53 结构换成了 CSPDarknet53	处理速度更快	召回低
YOLOv5	加深加宽网络	自适应图片缩放; 采用 CIOU 损失函数	保证准确率, 速度又一步提升	增加了计算量

首先, YOLOv5 的输入端采用了和 YOLOv4 一样的 Mosaic 数据增强的方式。随机缩放、随机裁剪、随机排布的方式进行拼接。在网络训练中, 网络在初始锚框的基础上输出预测框, 进而和真实框进行对比, 计算二者的差再进行反向更新, 重设框架参数, 自适应训练不同数据集。其中 YOLOv5 算法在自适应图片放缩上也采用了一种新的方法, 根据图片大小去自适应的添加最少的黑边到放缩之后的效果图上去, 即网络会根据原始图片大小和输入到网络的图片大小进行计算缩放比例, 进而计算黑边填充数值; 这样不仅减少了黑边框带来的数据冗余也提高了之后数据训练的速度。

其次, YOLOv5 的 Backbone 包含了 Focus 模块、BottleneckCSP 和 SPP。处理时, 先对输入的图片进行切片处理: 将图片进行网格分块, 在一张图片中每隔一个像素取到一个值, 将取到了四张图片, 四张图片互补, 不会信息丢失。将图像的宽度和高度信息集中到了通道空间, 输入通道扩充了 4 倍, 即拼接起来的图片相对于原先的 RGB 三通道模式变成了 $3 \times 4 = 12$ 个通道, 并将得到的新图片联系起来再经过卷积操作, 得到没有信息丢失情况下的二倍下采样特征图。Focus 的使用减少了原始信息的丢失, 减少 FLOPS (计算量) 并加快运行速度。YOLOv5 采用了两种 CSP 设计, 分别为 CSP1_X 结构和 CSP2_X 结构, 区分为是否采用了 shortcut。CSP1_X 应用于 backbone 主干网络部分, CSP2_X 则应用在 Neck 结构中。BottleneckCSP 利用 CSP1_X, 通过它解决了 Backbone 中网络优化的梯度信息重复问题, 将梯度的变化从头到尾地集成到特征图中, 因此减少了模型的参数量和 FLOPS 数值, 既保证了推理速度和准确率, 又减小了模型尺寸。通过 SPPF 进行特征抽取和特征融合, 相较于 SPP 训练速度又进一步提升。

再次, YOLOv5 采用借鉴 CSPnet 设计的 CSP2_X 结构, 加强网络特征融合的能力。YOLOv5 的 Neck 的网络结构设计沿用了 FPN + PAN 的结构。FPN 是自顶向下的模式, 将高层特征传下来, 而底层特征却无法影响高层特征, 并且 FPN 中的这种方法中, 顶部信息流往下传, 是逐层地传, 计算量比较大。PAN 则就解决了这一问题。FPN 中间经过多层的网络后, 底层的目标信息已经非常模糊了, 因此 PAN 又加入了自底向上的路线, 使得顶层 feature map 也可以享受到底层带来的丰富的位置信息, 从而提升了大物体的检测效果, 弥补并加强了定位信息。FPN + PAN 的结构提高了特征提取的能力。

最后, YOLOv5 中的输出端采用了 GIOU_Loss 函数做 Bounding box 的损失函数, 并且采用加权 NMS

方式进行对边框的优化处理，选出置信度较高的候选框，又进一步提高了检测的准确程度。

基于该网络模型优势，本文采用 YOLOv5 对新冠肺炎疾病进行检测。

3. YOLOv5 新型冠状病毒肺炎疾病检测

新型冠状病毒肺炎在 CT 上有典型的 CT 表现，因此可通过 YOLOv5 对肺 CT 辅助诊断新型冠状病毒肺炎。在 CT 上早期的新型冠状病毒肺炎呈现多发的小斑片影和间质改变，以肺外带明显，进而发展为双肺多发磨玻璃影、浸润影，有一些严重者在 CT 上则表现出现肺实变，胸腔积液少见。

随着国内外医学工作者对新型冠状病毒肺炎的研究，COVID-19 有不同分期，在 CT 影像学表现也不同，早期多为单侧或双侧肺外带、胸膜下，呈小叶中心分布斑片状、小条状、磨玻璃影，甚至单纯的磨玻璃结节。但有也有部分患者早期症状出现后，肺部 CT 检查可完全正常，故需要动态 CT 检测。随着感染进一步加重，肺 CT 范围逐渐扩大，可表现为双侧多叶或双肺叶中外带分布病变，病变成分增多，可以表现为磨玻璃样结节，磨玻璃样结节伴实变影或单纯实变影，可以出现小叶间隔增厚，还有铺路石征、反晕征、血管增粗等。针对以上 COVID-19 在 CT 上的典型特征，采用 YOLOv5 可以辅助医生对冠状病毒肺炎疾病检测。

检测流程

首先，进行 Mosaic 数据增强，它是采用 4 张图片，随机缩放、随机裁剪、随机排布的方式进行拼接，这样做可以丰富 COVID-19 检测数据集，随机缩放增加了很多 CT 中小 COVID-19 特征目标，让检测的鲁棒性更好；并且可以做到一个 GPU 就可以直接计算 4 张图片的数据(如图 1)，使得 Mini-batch 大小并不需要很大，就可以得到一个很好的检测效果。

其次，在初始锚框的基础上输出 COVID-19 预测框，进而和真实框 Groundtruth 进行比对，计算两者差距，再反向更新，迭代网络参数，采用缩减黑边的方式，来提高推理 CT 中 COVID-19 特征的速度，自适应地计算出最佳锚框值。

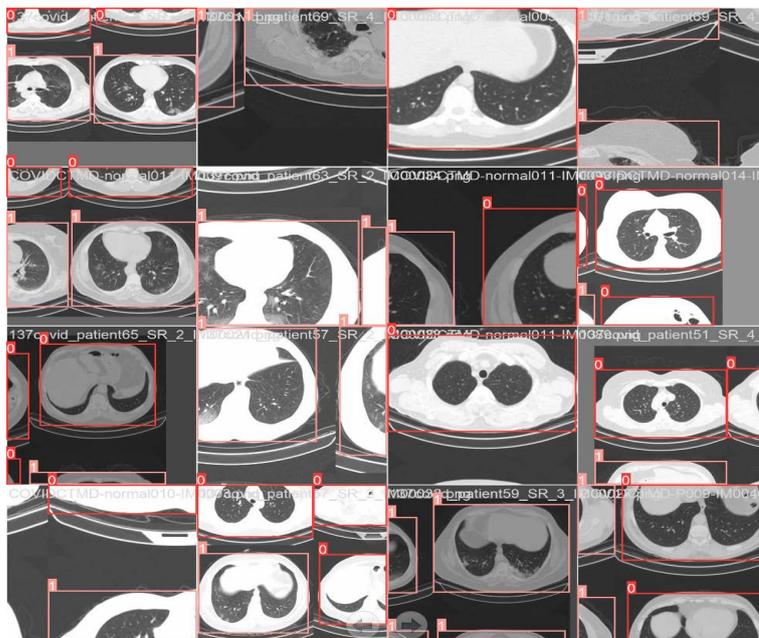


Figure 1. Image transformation in data enhancement

图 1. 数据增强中的图像变换

再次, 将剪切好统一尺寸信息的肺部 CT 图像输入进 Backbone (如图 2)。通过 Focus 模块后将图像进行切片工作, 得到切片后的图像降低了 FLOPS (计算量) 加快整体运行速度。YOLOv5 使用 CSPDarknet 作为 Backbone 的另一部分, 从输入图像中提取丰富的信息特征, 这提高了对于小的 COVID-19 特征检测。通过 CSPNet, 使得网络的梯度信息重复问题得到解决, 将梯度的变化集成到特征图中, 既保证了推理 COVID-19 速度和准确率, 又减小了训练模型尺寸。最后通过 SPPF 进行特征 COVID-19 抽取和 COVID-19 特征融合。



Figure 2. Backbone structure diagram

图 2. Backbone 结构图

最后, 输出预测采用损失函数 GIOU_LOSS 的基础上, 预测 COVID-19 框筛选采用加权 NMS 方式去提取最终最为准确的预测框去输出 COVID-19 结果, 检测新冠肺炎疾病所在的位置区域。检测结构图如图 3 所示。

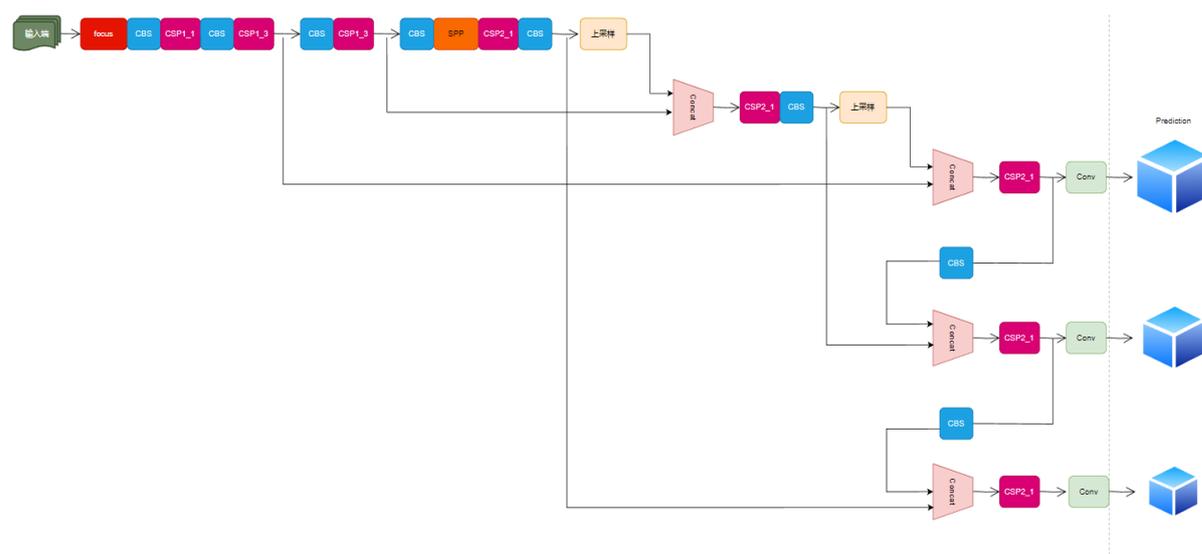


Figure 3. YOLOv5 detail structure diagram

图 3. YOLOv5 细节结构图

4. 实验平台及结果分析

4.1. 实验数据来源以及配置环境

实验数据来自于 COVID-Net 全球疫情实时数据库。该数据集包含两类胸部的 CT 图像, 分别为: COVID-19 类和 Normal 正常类。该数据集分训练集和验证集。测试集和验证集共 2800 张, 其中训练集为了减少泛化误差, 使得模型能过更好地接近真实数据训练好的模型用测试集进行模型准确度的预测; 最终实验结果由验证集得出, 验证集共 2000 张图像。

实验环境配置为: 实验环境: cpu: i7-11700h, GPU: nvidia RTX 3060(12G), python 库: pytorch, matplotlib。

4.2. 评价指标

实验采用 mAP (mean Average Precision)即各类别 AP (Average Precision)的平均值, 来衡量本实验算法的准确度与置信度。首先计算图像的精确度(Precision)和召回率(Recall) [12]:

$$\text{Precision} = \text{TP}/(\text{TP} + \text{FP}) \tag{1}$$

$$\text{Recall} = \text{TP}/(\text{TP} + \text{FN}) \tag{2}$$

其中 TP 是正类判定为正类、FP 是负类判定为正类、FN 是正类判定为负类、TN 是负类判定为负类。

根据 Precision-Recall 曲线图通过式(3)计算出 AP 结果:

$$AP = \sum_{i=1}^{n-1} (r_{i+1} - r_i) P_{inter}(r_i + 1) \tag{3}$$

其中 r_i 为召回率, P_{inter} 为对应的准确率。 r 是按升序排序的 Precision 插值段的第一个插值处对应的 Recall 值。

所有类别的 AP 就是 mAP, 为式(4):

$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^k AP_i}{k} \tag{4}$$

4.3. 训练细节及结果

新冠肺炎疾病的 CT 具有典型的影像学表现, 采用 YOLOv5 模型训练得出图 4, 图 5 结果。图 4 是在人工标注的结果, 图 5 为本实验检测标注结果, 从图 4 和图 5 可以知 YOLOv5 检测标注的结果与人工标注的结果一致。进一步观察可知 YOLOv5 能检测到早期可以呈现出多发小斑片状的间质性改变阴影。

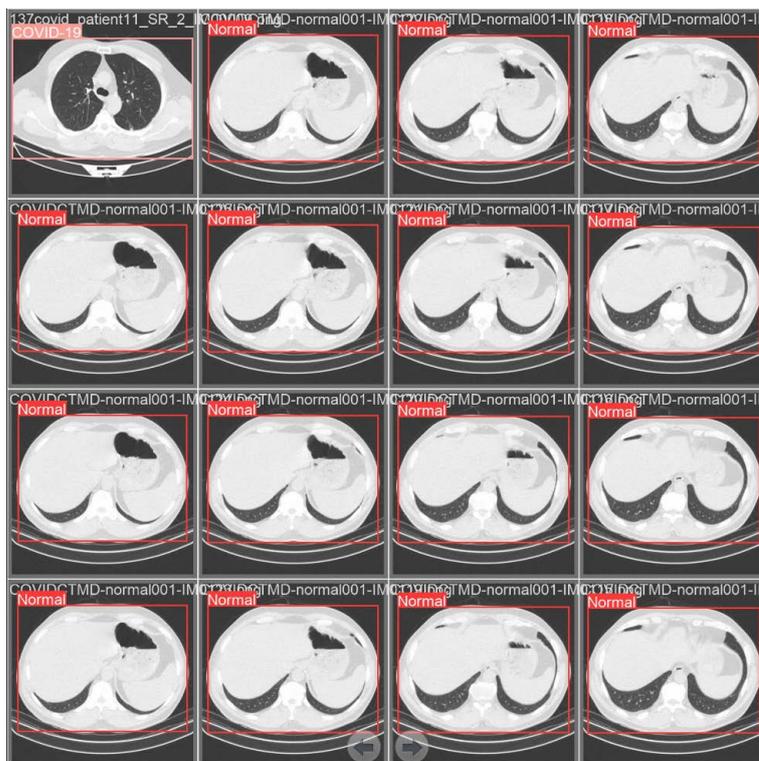


Figure 4. Manual annotation

图 4. 人工标注

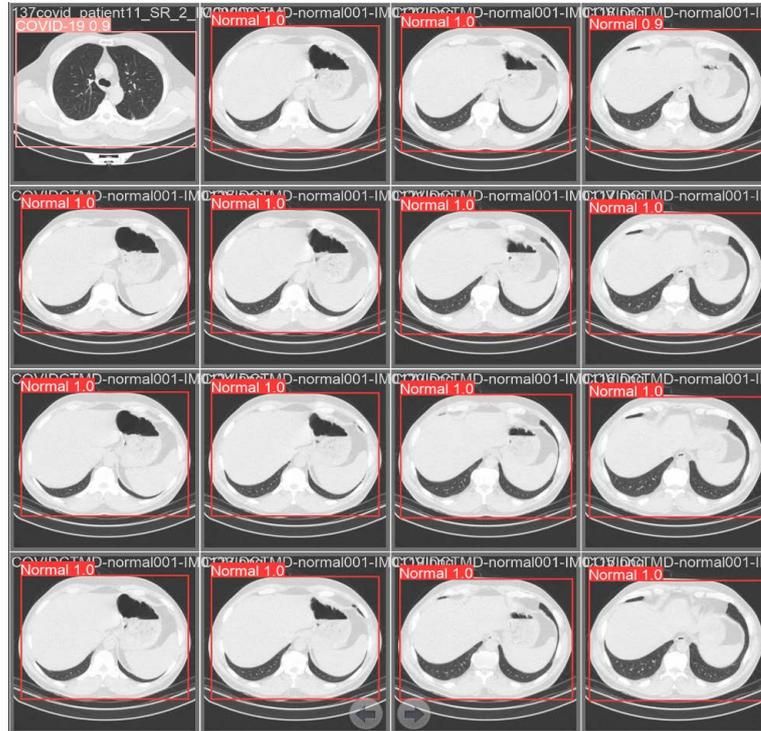


Figure 5. YOLOv5 training result chart
图 5. YOLOv5 训练结果图

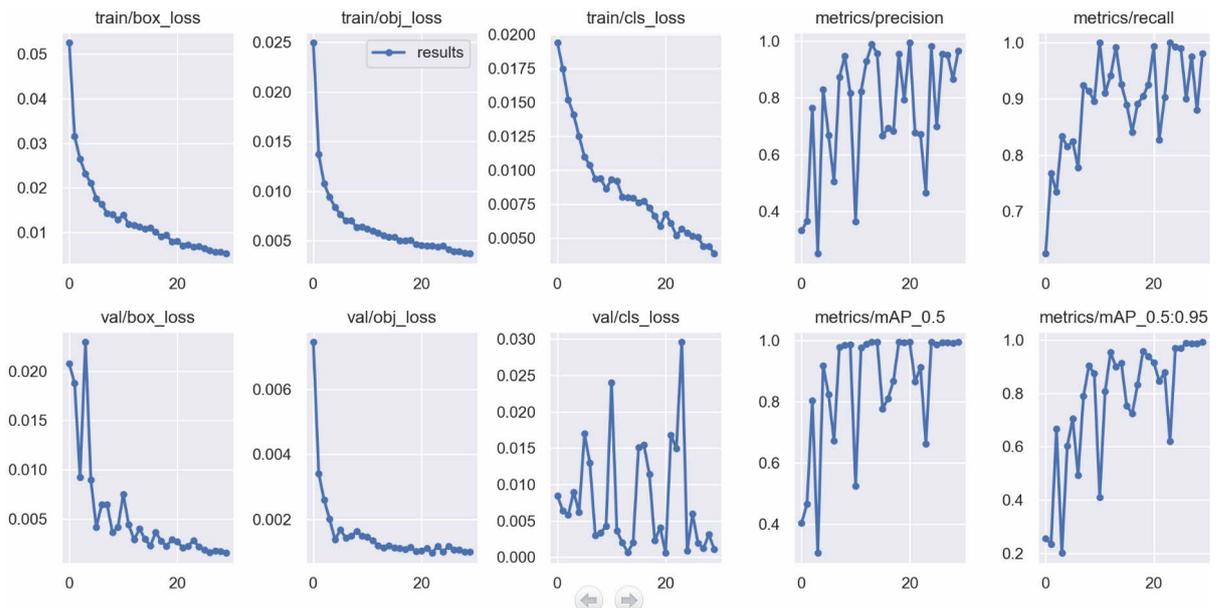


Figure 6. Test result chart
图 6. 实验结果图

本实验采用 YOLOv5 模型进行分批次多次重复循环实验(如图 6)最后得到相应的实验结果。用训练集进行实验得到的实验结果显示 COVID-19 检测框损失值(图 6 中 box_loss)从原来 0.05 开始降为从 0.02 开始,稳定后的收敛值也从 0.003 降低为 0.001; COVID-19 目标损失值(图 6 中 obj_loss)从原来 0.025 开始降为从 0.006 开始,稳定后的收敛值也从 0.002 左右降低为 0.0006 左右; COVID-19 类别损失值(图 6 中 cls_loss)

从 0.0200 下降为 0.0004 左右;精度则提升到 0.99 以上,召回率也显著提高,最终 mAP_0.5 达到了 99.5%,有效精准地对 COVID-19 的 CT 图像与正常 CT 进行了有效地区分。

5. 结语

本文基于 YOLOv5 的优势针对新冠肺炎患者的 CT 与正常肺部进行了准确有效地区分,快速准确的识别给医生减轻了极大的负担。YOLOv5 采用以 cell 为中心的多尺度区域取代 region proposal,舍弃了一些精确度以换取检测速度的大幅提升,检测速度可以达到 45 f/s,满足了检测实时要求,同时通过实验可知检测精度为 mAP_0.5 达到 99.5%。但是,YOLO 在极大提高检测速度的情况下,也存在一定的问题,由于 YOLO 关于定位框的确定略显粗糙,因此其目标位置定位准确度不高,仍需不断提升改进以提高定位尺度精度。

参考文献

- [1] Qu, R., Yang, Y. and Wang, Y. (2022) COVID-19 Detection Using CT Image Based on YOLOv5 Network. 2021 3rd International Academic Exchange Conference on Science and Technology Innovation, Guangzhou, 10-12 December 2021, 622-625. <https://doi.org/10.1109/IAECST54258.2021.9695714>
- [2] Belal Hossain, Md., Hasan Sazzad Iqbal, S.M., Monirul Islam, Md., Nasim Akhtar, Md., Sarker, I.H. (2022) Transfer Learning with Fine-Tuned Deep CNN ResNet50 Model for classifying covid-19 from Chest X-Ray Images. Informatics in Medicine Unlocked, 30, 100916. <https://doi.org/10.1016/j.imu.2022.100916>
- [3] 翁羽洁, 李忠贤, 姬宇程, 薄素玲, 梁莹. 基于改进阈值的 VGG 网络的新冠肺炎 CT 图像自动诊断算法[J]. 中国医学物理学杂志, 2022(6): 731-736.
- [4] 韩璐, 毕晓军. 基于增强特征融合 YOLOv5 的视网膜病变检测[J]. 应用科技, 2022(1): 66-72.
- [5] 李惠民. 肺结节 CT 研究[D]: [博士学位论文]. 上海: 第二军医大学, 2003.
- [6] 陈弘扬, 高敬阳, 赵地, 等. 深度学习与生物医学图像分析 2020 年综述[J]. 中国图像图形学报, 2021, 26(3): 475-486.
- [7] 鞠默然, 罗海波, 王仲博, 何淼, 常铮, 惠斌. 改进的 YOLOv3 算法及其在小目标检测中的应用[J]. 光学学报, 2019, 39(7): 245-252.
- [8] YOLOv5 GitHub. <https://github.com/ultralytics/yolov5>
- [9] 邵延华, 张铎, 楚红雨, 张晓强, 饶云波. 基于深度学习的 YOLO 目标检测综述[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(10): 1-12.
- [10] Rezaatofghi, H., Tsoi, N., Gwak, J., Sadeghian, A., Reid, I. and Savarese, S. (2019) Generalized Intersection over Union: A Metric and a Loss for Bounding Box Regression. 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Beach, 15-20 June 2019, 658-666. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2019.00075>
- [11] Zheng, Z.H., Wang, P., Liu, W., Li, J.Z., Ye, R.G. and Ren, D.W. (2020) Distance-IoU Loss: Faster and Better Learning for Bounding Box Regression. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 34, 12993-13000.
- [12] Malta, A., Mendes, M. and Farinha, T. (2021) Augmented Reality Maintenance Assistant Using YOLOv5. Applied Sciences, 11, 4758. <https://doi.org/10.3390/app11114758>