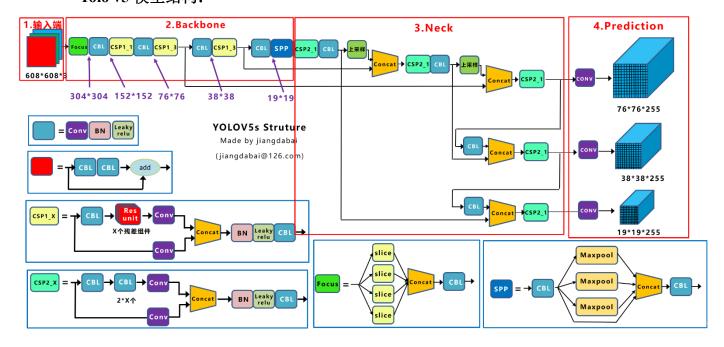
## (一) 实现方法

1. Yolo v5 模型结构:



YOLOv5 的网络结构分为 输入端、Backbone、Neck、输出端 四个部分。

输入端 主要包括 Mosaic 数据增强、图片尺寸处理以及自适应锚框计算三部分。Mosaic 数据增强将四张图片进行组合,达到丰富图片背景的效果;图片尺寸处理对不同长宽的原始图像自适应的添加最少的黑边,统一缩放为标准尺寸;自适应锚框计算在初始锚框的基础上,将输出预测框与真实框进行比对,计算差距后再反向更新,不断迭代参数来获取最合适的锚框值。

Backbone 主要包含 CSP 和 Focus 模块。CSP 模块前面的卷积核的大小都是 3\*3, stride=2, 因此可以起到下采样的作用,采用 CSP 模块先将基础层的特征映射划分为两部分,然后通过跨阶段层次结构将它们合并,在减少了计算量的同时可以保证准确率。Focus 模块对图片进行切片操作,将输入通道扩充为原来的 4 倍,并经过一次卷积得到下采样特征图,在实现下采样的同时减少了计算量并提升了速度。

Neck 采用了 FPN 与 PAN 结合的结构,将常规的 FPN 层与自底向上的特征金字塔进行结合,将所提取的语义特征与位置特征进行融合,同时将主干层与检测层进行特征融合,使模型获取更加丰富的特征信息。

输出端 输出一个向量,该向量具有目标对象的类别概率、对象得分和该对象边界框的位置。

检测网络由三层检测层组成,不同尺寸的特征图用于检测不同尺寸的目标对象。每个检测层输出相应的向量,最后生成原图像中目标的预测边界框和类别并进行标记。

#### 2.

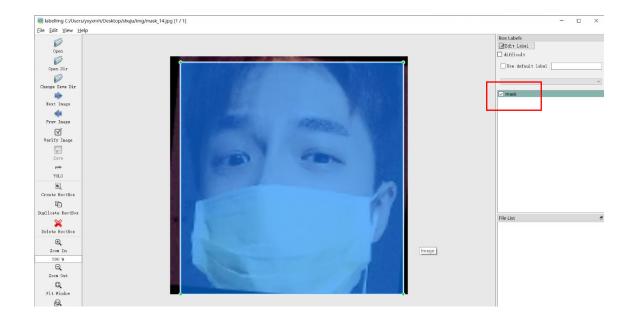
## 数据集介绍:

#### 验证集(300张,自己人工标注)

Yolo v5 模型读取 yolo 格式的图片数据(带标签),使用 labelimg 来为图片人工加上标签:在项目 cmd 里 pip install labelimg,成功安装 labelimg。然后启动 labelimg

C:\Users\yxyxnrh\Desktop\ex2\yolov5-mask-42-master>conda activate
(base) C:\Users\yxyxnrh\Desktop\ex2\yolov5-mask-42-master>conda activate py21
(py21) C:\Users\yxyxnrh\Desktop\ex2\yolov5-mask-42-master>labelimg\_

然后从网上下载有口罩的人脸或无口罩的人脸,自己人工标注,有口罩为 mask,没有则为 face, 共标注 300 张图



#### 训练集(网上下载,选取1000张)

因为训练集数量较大,所以从网上下载现有的标注好的 volo 格式的图片(别人已经用 labelimg 标注好的),开源口罩佩戴检测数据集介绍:

https://zhuanlan.zhihu.com/p/103922982?utm source=wechat session

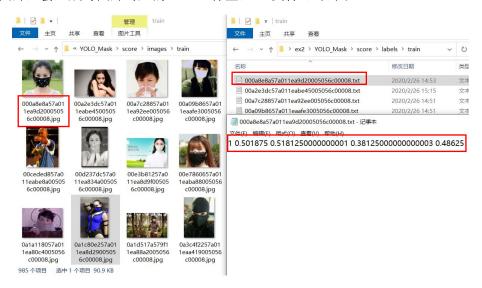
数据集百度云盘地址: <a href="https://pan.baidu.com/share/init?surl=J8SwsZ9F5XFbUlHpEVQK3A">https://pan.baidu.com/share/init?surl=J8SwsZ9F5XFbUlHpEVQK3A</a>
提取码: h9sl

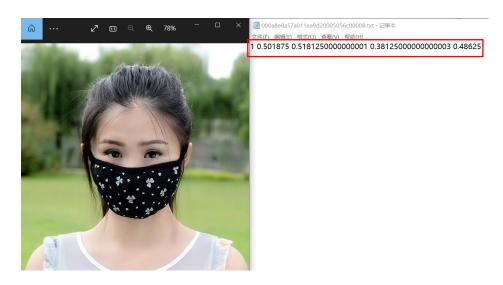
此数据集总数超过 8000 张,开源项目的作者以爬取百度与谷歌的图片-口罩、隔离病房、医院监控等关键字图片为主,后经过 labelimg 处理。

#### 测试集

从训练集中随机选出 300 张

以上三类数据集比例大致为 2: 6: 2, 符合 yolo 模型学习的规律。通过 labelimg 标注处理过的图片,会生成与图片对应的 label (标签, txt 文件),如图





txt 中的 1 与 0 表示戴或不戴口罩,后面 4 个数值表示标签的 x,y 坐标与长,宽

标记完成的数据按照下面的格式进行放置,方便程序进行索引。



## 损失函数:

作为目标检测任务,使用 CloU Loss 来作为 Bounding Box Regeression Loss (回归损失函数):

#### IoU Loss:

1 减去 预测框与目标框的交集 / 预测框与目标框并集

$$L_{IoU}=1-IoU=1-rac{I\left( X
ight) }{U\left( X
ight) }$$

#### **GIoU Loss:**

解决 IoU 的缺点: 当预测框和目标框不相交时, IoU(A,B)=0 时, 不能反映 A,B 距离的远近, 此时损失函数不可导, IoU Loss 无法优化两个框不相交的情况。为了解决边界框不重合时的问题。

GIoU 的实现方式如下,其中 C 为预测框 A 和目标框 B 的外接矩形。用 C 减去 A 和 B 的并集除以 C 得到一个数值,然后再用框 A 和 B 的 IoU 减去这个数值即可得到 GIoU 的值。

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

$$L(GIoU) = 1 - GIoU$$

#### **DIoU Loss:**

解决 GIoU 缺点,当目标框完全包裹预测框的时候,IoU 和 GIoU 的值都一样,此时 GIoU 退化为 IoU,无法区分其相对位置关系;所以 DIoU 加入了中心点归一化距离,考虑边界框中心点距离的信息

$$DIoU = \frac{\rho^2(A,B)}{c^2}$$

A,B 分别表示预测框和目标框的中心点,  $\rho$  (A,B)表示欧氏距离, c 表示两个框的最小外接矩形的对角线距离,DIoU Loss 全式为:

$$L_{DIoU} = 1 - IoU + \frac{\rho^2(A, B)}{c^2}$$

#### **CIoU Loss:**

在 DIoU Loss 基础上增加了一个影响因子,将预测框长宽比拟合目标框的长宽比考虑进去, 考虑边界框宽高比的尺度信息

$$CIoU = \frac{\rho^2(A, B)}{c^2} + \alpha v$$

α是用于做 trade-off 的参数

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

v是用来衡量长宽比一致性的参数

$$v = \frac{4}{\pi^2} (\arctan \frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{w}{h})^2$$

$$CIoU = 1 - IoU + \frac{\rho^2(A, B)}{c^2} + \alpha v$$

Yolov5 中采用以上的 CIOU Loss 做 Bounding box 的损失函数,代码如下。

```
    def bbox_iou(box1, box2, x1y1x2y2=True, GIoU=False, DIoU=False, CIoU=False,

    eps=1e-7):
2.
       """在 ComputeLoss 的 call 函数中调用计算回归损失
3.
       :params box1: 预测框
4.
       :params box2: 预测框
5.
       :return box1 和 box2 的 IoU/GIoU/DIoU/CIoU
6.
7.
       box2 = box2.T
8.
9.
       # Get the coordinates of bounding boxes
       if x1y1x2y2: # x1, y1, x2, y2 = box1
10.
11.
           b1_x1, b1_y1, b1_x2, b1_y2 = box1[0], box1[1], box1[2], box1[3]
           b2 x1, b2 y1, b2 x2, b2 y2 = box2[0], box2[1], box2[2], box2[3]
12.
13.
       else: # transform from xywh to xyxy
14.
           b1_x1, b1_x2 = box1[0] - box1[2] / 2, <math>box1[0] + box1[2] / 2
15.
           b1_y1, b1_y2 = box1[1] - box1[3] / 2, <math>box1[1] + box1[3] / 2
           b2_x1, b2_x2 = box2[0] - box2[2] / 2, <math>box2[0] + box2[2] / 2
16.
17.
           b2_y1, b2_y2 = box2[1] - box2[3] / 2, <math>box2[1] + box2[3] / 2
18.
19.
       # Intersection area tensor.clamp(0): 将矩阵中小于0的元数变成0
       inter = (torch.min(b1_x2, b2_x2) - torch.max(b1_x1, b2_x1)).clamp(0) *
21.
                (torch.min(b1_y2, b2_y2) - torch.max(b1_y1, b2_y1)).clamp(0)
22.
23.
       # Union Area
       w1, h1 = b1_x2 - b1_x1, b1_y2 - b1_y1 + eps
24.
25.
       w2, h2 = b2_x2 - b2_x1, b2_y2 - b2_y1 + eps
26.
       union = w1 * h1 + w2 * h2 - inter + eps
27.
28.
       iou = inter / union
       if GIoU or DIoU or CIoU:
29.
30.
           cw = torch.max(b1 x2, b2 x2) - torch.min(b1 x1, b2 x1) # 两个框的
    最小闭包区域的width
           ch = torch.max(b1_y2, b2_y2) - torch.min(b1_y1, b2_y1) # 两个框的
   最小闭包区域的height
32.
           if CIoU or DIoU: # Distance or Complete IoU https://arxiv.org/abs/
   1911.08287v1
               c2 = cw ** 2 + ch ** 2 + eps # convex diagonal squared
33.
                rho2 = ((b2 x1 + b2 x2 - b1 x1 - b1 x2) ** 2 +
34.
35.
                       (b2_y1 + b2_y2 - b1_y1 - b1_y2) ** 2) / 4 # center dis
   tance squared
               if DIoU:
36.
37.
                   return iou - rho2 / c2 # DIoU
```

```
38.
               elif CIoU: # https://github.com/Zzh-tju/DIoU-SSD-
   pytorch/blob/master/utils/box/box utils.py#L47
                   v = (4 / math.pi ** 2) * torch.pow(torch.atan(w2 / h2) - to
39.
   rch.atan(w1 / h1), 2)
40.
                   with torch.no_grad():
41.
                       alpha = v / (v - iou + (1 + eps))
                   return iou - (rho2 / c2 + v * alpha) # CIoU
42.
43.
           else: # GIoU https://arxiv.org/pdf/1902.09630.pdf
44.
               c area = cw * ch + eps # convex area
               return iou - (c_area - union) / c_area # GIoU
45.
46.
       else:
47.
           return iou # IoU
```

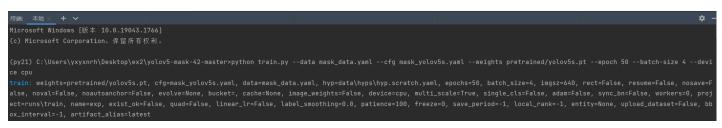
#### 3.

#### 训练过程:

在 models 文件夹下建立一个 mask\_yolov5s.yaml 的模型配置文件,设定 nc =2 表示这次训练的分类有两类: face 和 mask:

在 mask\_data.yaml 设定训练集和验证集数据的地址路径(images 和 labels 文件夹一一对应),设定好训练的类数(两类),类名(mask,face)

在终端输入以下指令: python train.py --data mask\_data.yaml --cfg mask\_yolov5s.yaml --weights pretrained/yolov5s.pt --epoch 50 --batch-size 4,表示读取扫描 mask\_data.yaml 的路径的数据集,借助 yolo v5 的预训练文件 yolov5s.pt(小图片处理)训练,设定训练参数(batch size)大小为 4,且训练 50 轮(大概 8-10 个小时)



开始训练,开始扫描 images 和 labels 文件夹里的图片与标签数据,扫描成功:

```
ges 本地 + 

optimizer: SGD with parameter groups 57 weight, 60 weight (no decay), 60 bias
train: Scanning 'C:\Users\yxyxnrh\Desktop\ex2\YOLO_Mask\score\labels\train.cache' images and labels... 985 found, 0 missing, 0 empty, 0 corrupted: 1885/985 [08:00<?, ?it/s]
val: Scanning 'C:\Users\yxyxnrh\Desktop\ex2\YOLO_Mask\score\labels\val.cache' images and labels... 294 found, 0 missing, 0 empty, 0 corrupted: 180%| $85/985 [08:00<?, ?it/s]
module 'signal' has no attribute 'SIGALRM'

AutoAnchor: 5.29 anchors/target, 1.000 Best Possible Recall (BPR). Current anchors are a good fit to dataset

Image sizes 640 train, 640 val
Using 0 dataloader workers
Logging results to runs\train\exp7

Starting training for 50 epochs...
```

我们能看到模型训练过程中有训练次数(Epoch),标签(Labels),P(precision),R(Recall),mAP 这些参数的显示,而且 mAP 的值越来越大接近于 1,说明准确率和召回度在提升

```
| Epoch | gpu_mem | box | obj | cls | labels | img_size | class | labels |
```

训练成功,权重文件和验证准确率的结果被存储在 exp8 文件夹,且输出所有类别(总共,face-人脸,mask-口罩)训练过程的各个指标(Precision,Recall, mAP0.5, mAP0.5:0.95):

```
Validating runs\train\exp8\weights\best.pt...
Fusing layers...
Model Summary: 213 layers, 7015519 parameters, 0 gradients

Class Images Labels P R MAP@.5 mAP@.5:.95: 100%| 177,37 [00:39<00:00, 1.06s/it]

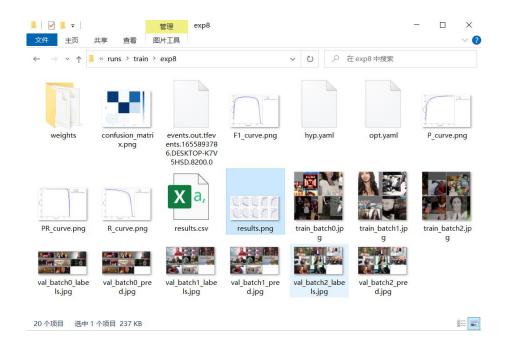
all 294 606 0.964 0.958 0.979 0.694
face 294 424 0.965 0.922 0.969 0.636
mask 294 182 0.962 0.995 0.989 0.753

Results saved to runs\train\exp8

(py21) C:\Users\yxyxnrh\Desktop\ex2\yolov5-mask-42-master>
```

yolov5 每次 train 完成(如果没有中途退出)都会在 run 目录下生成  $\exp X$  目录(X 代表生成结果次数 第一次训练完成生成  $\exp 0$  第二次生成  $\exp 1$  ……以此类推)。 $\exp X$  目录下会保存训练生

成 weights 以及指标图。下图是 ex8 中模型训练过程中生成的一些指标图

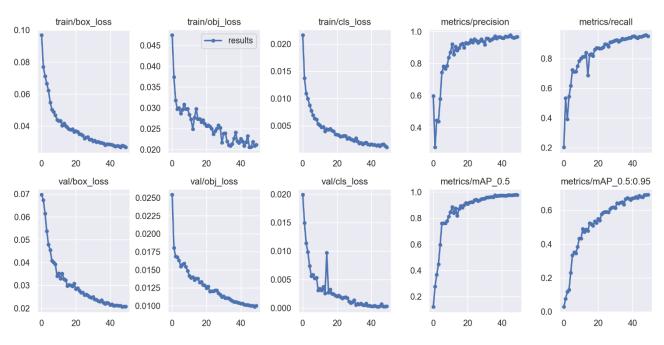


weights 文件夹里是生成的.pt 权重文件, best.pt 是实现模型识别效果最好的, last.pt 是最新一次生成的



# Loss 变化:

在上面所说的文件夹里找到 yolo 模型自动生成的训练(train)和验证(val)过程中 loss 变化示意图:



从上到下,从左到右依次是:

box\_loss: YOLO V5 使用 CIOU Loss 作为 bounding box 的损失, Box 为 CIoU 损失函数均值, 方框越小识别越准

val box: 验证集 bounding box 损失

object loss: 目标检测 loss 均值, 越小目标检测越准

val object loss: 验证集目标检测 loss 均值

cls loss: 推测为分类 loss 均值, 越小分类越准

val cls loss: 验证集分类 loss 均值

precision: 精度(找对的正类/所有找到的正类)

mAP\_0.5: 表示阈值大于 0.5 的平均 mAP

recall: 真实为 positive 的准确率,即正样本有多少被找出来

mAP 0.5:0.95: 表示在不同 IoU 阈值(从 0.5 到 0.95, 步长 0.05)上的平均 mAP

综上所述,模型在训练和验证过程中, loss 不断变小趋近于 0, 精度不断变大趋近于 1

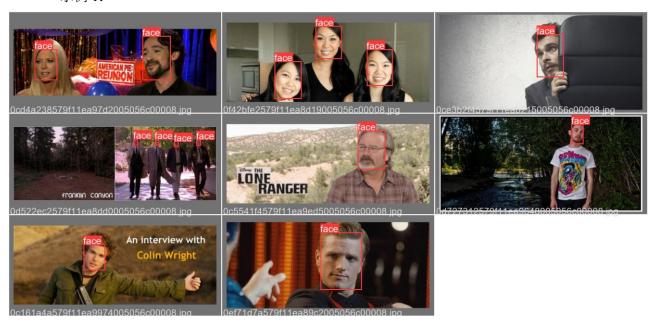
# (二) 实现结果

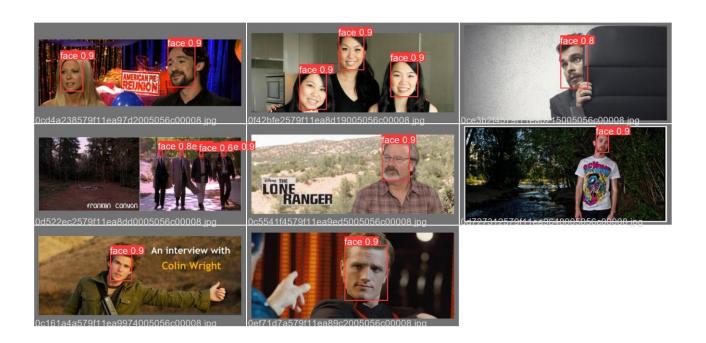
1.

# 测试结果:

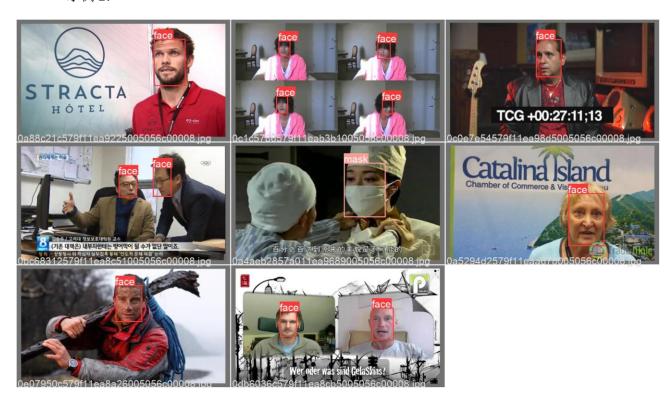
以下为训练过程中产生的示例,8 张合成一新图(上为 labels 表示打上标签,下为 pred 表示预测概率):

示例 1:





示例 2:





示例 3:





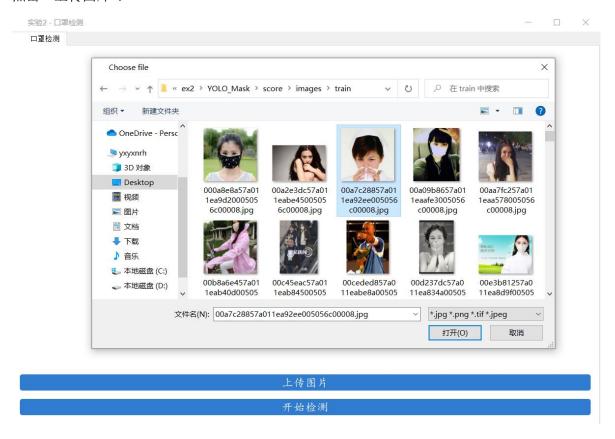
#### 尝试加入 qt 界面:

下载 pyqt 包,在 window.py 里设定一个窗口主类,定义图片检测界面与 UI:

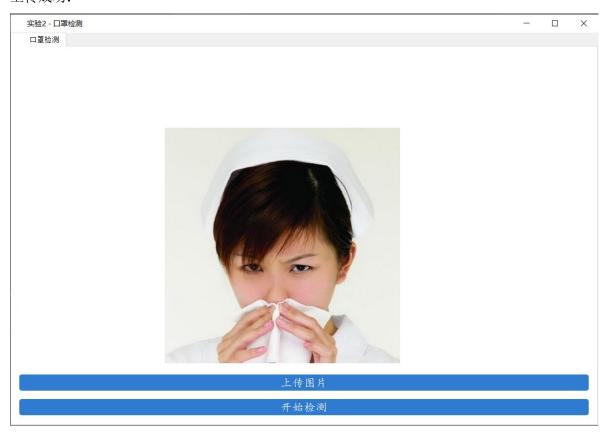
```
1. def initUI(self):
2.
           font_title = QFont('楷体', 16)
3.
           font_main = QFont('楷体', 14)
4.
            img detection widget = QWidget()
5.
           img_detection_layout = QVBoxLayout()
           img detection title = QLabel("")
6.
7.
           img_detection_title.setFont(font_title)
8.
           mid img widget = QWidget()
9.
           mid img layout = QHBoxLayout()
10.
           self.left_img = QLabel()
11.
           self.right_img = QLabel()
12.
           self.left_img.setPixmap(QPixmap("images/UI/1.png"))
13.
           self.right img.setPixmap(QPixmap("images/UI/1.png"))
14.
           self.left_img.setAlignment(Qt.AlignCenter)
15.
           self.right_img.setAlignment(Qt.AlignCenter)
           mid_img_layout.addWidget(self.left_img)
16.
17.
           mid_img_layout.addStretch(0)
18.
           mid img layout.addWidget(self.right img)
19.
           mid img widget.setLayout(mid img layout)
           up_img_button = QPushButton("上传图片")
20.
21.
           det_img_button = QPushButton("开始检测")
22.
           up_img_button.clicked.connect(self.upload_img)
23.
           det_img_button.clicked.connect(self.detect_img)
24.
           up_img_button.setFont(font_main)
           det_img_button.setFont(font_main)
25.
```

同理,定义按钮等 qt 事件,使用训练好的权重文件,最后右键运行 window.py,跳出如下界面:

## 点击"上传图片":



#### 上传成功:



# 点击开始检测:



# 同理测试以下图片:





上传图片

(2)

实验2 - 口罩检测

口罩检测



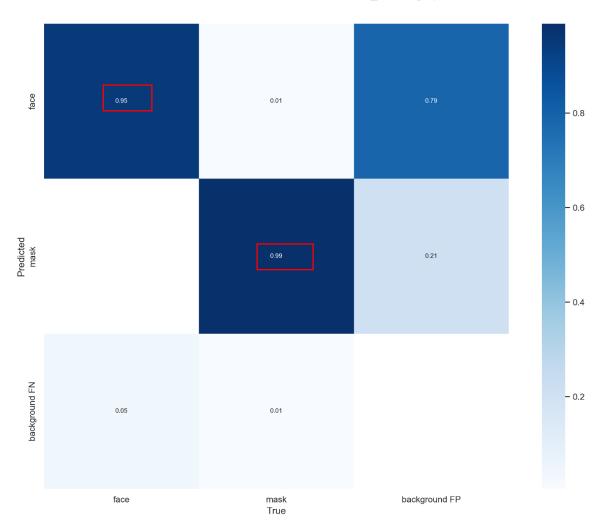
(3)

实验2 - 口罩检测 - 🗆 × 口罩检测



# 2. 准确率评价:

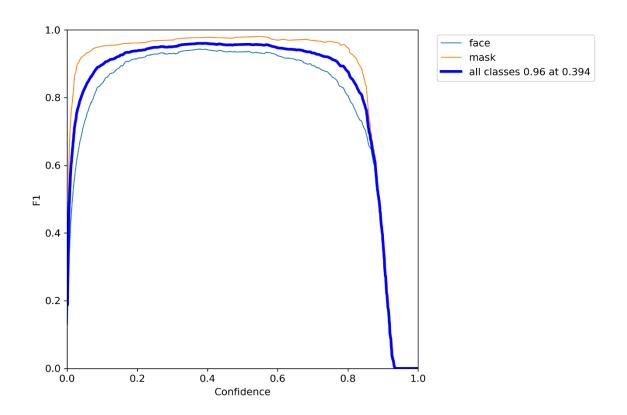
Ex8 文件夹下 yolo 训练生成的混淆矩阵(confusion\_matrix.png)



上图表示该模型在类别判断上的精度,左上的"face"为 0.95,表示人脸检测精度在 0.95 左右,中间的 mask 为"0.99",表示口罩检测精度在 0.99 左右

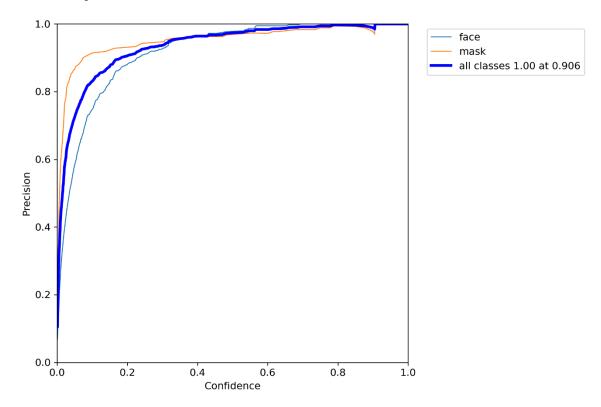
#### F1\_curve.png:

F1 分数(F1-score)是分类问题的一个衡量指标,是精确率 precision 和召回率 recall 的调和平均数,最大为 1,最小为 0, 1 是最好,0 是最差。如下图可知 F1-score 平均在 0.96

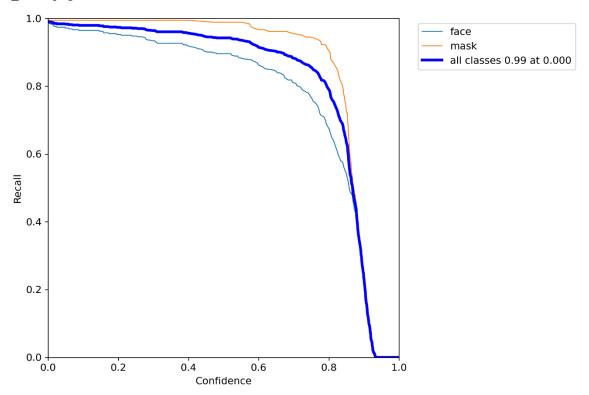


# P\_curve.png:

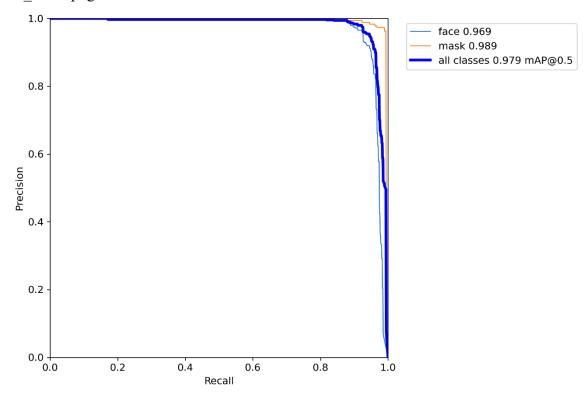
准确率 precision 和置信度 confidence 的关系图,准确率趋近于 1



## R\_curve.png: 召回率在 0.99 左右



PR\_curve.png: 模型在验证集上的均值平均密度(mAP)为 0.979



综上所述,我们模型的精确度还是十分理想的,能够达到较为精确识别口罩与人脸的要求

## (三)结论分析

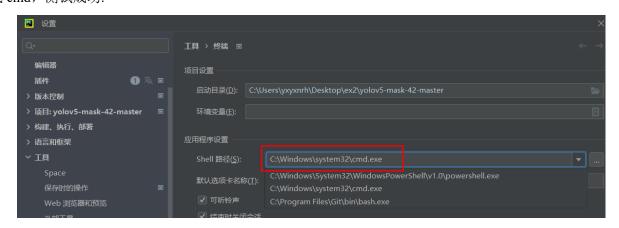
#### 1. 出现的问题与解决方法。

#### 1) 问题:

因为是在桌面上新建的文件夹 cmd 里进行 conda,安装虚拟环境的,发现在 cmd 中可以直接 python detect.py 运行成功,但是在 pycharm 的项目,通过终端,进行 python detect.py 发现会提示 缺少 cv2 的库,但是我的虚拟环境明明已经提示已安装 opencv-python (Requirement already satisfied: opencv-python in)。

#### 解决方案:

最后还是在 pycharm 设置中更改 Shell 路径,将 powershell.exe 改成 cmd.exe,将终端的 PS 换成 cmd,测试成功:

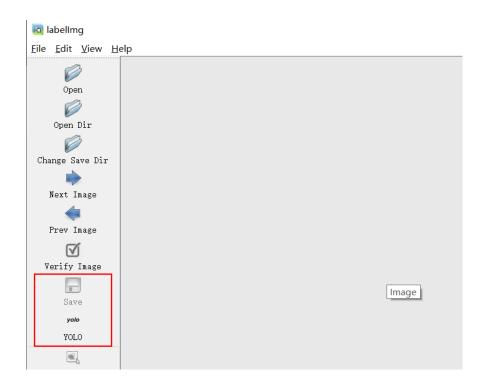


发现这样运行成功:

#### 2) 问题:

使用 labelimg 软件对图片进行标注(face 或 mask)时,发现 images 文件夹对应的 labels 文件夹里的数据都是.xml 格式,因此导致 mask\_data.yaml 中无法读取数据集

解决方案:最后发现 labelimg 的"保存格式"务必要设置为"YOLO"格式,才能使得 labels 文件夹里生成的标注数据都是.txt 格式



# 2. 尚存在的问题。

- 1)目前对数据集的训练要求需要<u>有标签</u>的数据图片,单纯使用 labelimg 对图片进行手工标签 来区分 face 和 mask 确实有些麻烦,为了方便目前只能从网上下载特定的有标签图片,而且生成 的标签必须符合 yolo 格式。
- 2) Yolo v5 确实性能更快,但其对于小目标的检测还是有一定的瓶颈,特别是大分辨率图像的小目标检测,如果采用直接对输入端输入高分辨率原图的方式,很多小目标都无法检测出。