## **【说明书】**

之前自己写的技术领域与背景技术完全舍弃了吗？

【发明内容】

对权利要求书中的每项进行解释，使得句子通顺。

描述算法步骤

算法主要的创新点+损失函数的修改

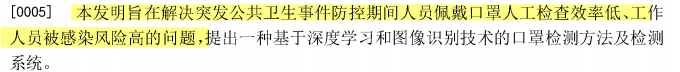
有益效果：本发明的方法提高了小人脸的检测准确率，运行内存小、检测速度快、模型小，可以实时检测监控图像中众多小人脸是否佩戴口罩。

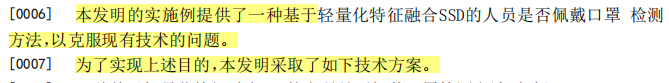
本发明在××算法模型上结合口罩检测模型，以对人脸口罩进行检测，且提高了口罩的检测速度和精度。

本发明对YOLOv5网络的损失函数进行相应的改进，具有较强的鲁棒性和可扩展性，基本能够达到视频图像实时性的要求。

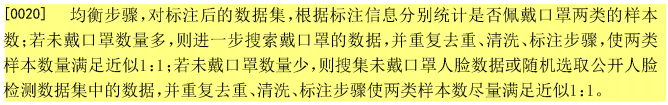
介绍YOLOv5：YOLO是一个高性能的通用目标检测模型，可完成目标位置定位和目标物体分类两个任务，后续版本在继续保持处理速度的基础上，从预测更准确、速度更快、识别对象更多这三个方面进行了改进，同时通过引入多尺度预测、改进基础网络和损失函数等进一步加速了目标检测在工业界的落地。YOLOv5相较于之前的版本，其结构更加小巧灵活，图像推理速度更快，能够满足视频图像实时性检测的需求。

开头：





注意力机制最早在2014年率先被Google Deep Mind团队引入到RNN模型上来实现图像的分类[13]，实现了图像中多个物体对象的高效准确的识别。注意力机制作用在特征图之上，通过获取特征图中的可用注意力信息，能够达到更好的任务效果。



对数据采集过程、预处理、标注过程、获取坐标、数据均衡等均可加入说明书

引入注意力机制的YOLOv5模型总计367层，7150056个parameters。

训练步骤，重复佩戴口罩检测网络训练过程，不断修正佩戴口罩检测网络的参数，直至口罩检测网络学会找出图像中的人脸位置并能够正确的判断检测出来的人脸是否佩戴口罩，保存训练得到的参数。

在网络模型训练阶段，迭代批量大小设置为32，总迭代次数为600次。初始学习率设置为0.001，采用小批量梯度下降法，并使用Adam优化器计算每个参数的自适应学习率。

通过网络爬取与自行拍摄相结合制作数据集，数据集中80%来源源于网络，20%来源于实际拍摄。实际拍摄主要获取的是在昏暗条件下的口罩佩戴图片，实验过程中从楼道、室内等光线昏暗的场所进行了图片采集，同时也在傍晚和清晨等光线较弱的环境下进行了拍摄。

对“昏暗条件”进行详细表述。模型训练完成后，将得到的模型与参考文献[5]中的方法和AIZOO方法的口罩检测模型进行对比实验，分别在光照强度为30-75Lux(昏暗)，75-250Lux(较昏暗)和250-1000Lux(正常光照)的条件下进行对别实验，实验结果如图 10所示。其中，光照强度是指单位面积上所接受可见光的能量，常用于指示光照的强弱和物体表面积被照明程度的量，单位是Lux，光照强度越大，表明光照越强，物体表面被照的越亮。

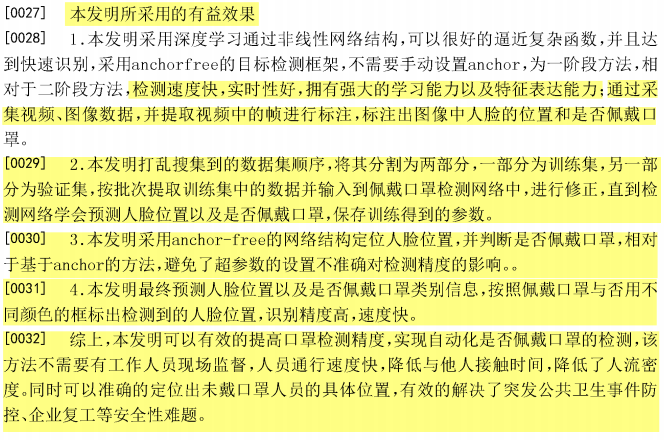
本文使用图像增强技术，对标签为good的样本图片进行图像平移、翻转、旋转、缩放，分离三个颜色通道并添加随机噪声来有效缓解类间不平衡的问题，可以看出增强后的数据集物体分布相对均匀，且中小物体占比更大，存在物体间遮挡的情况，符合日常实际应用场景。

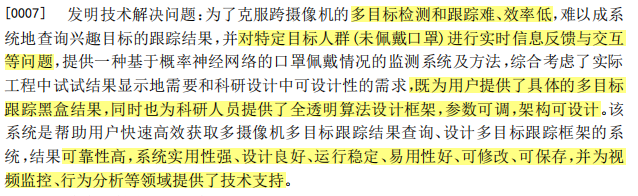
实验数据集共包含9000张图片，对其进行手工标注。该数据集分为两种类别，分别是bad和good，bad表示人员未佩戴或未按规范佩戴口罩，good表示正确佩戴口罩。数据集采用YOLO格式，图片标注使用LabelImg，标注后的文件以.txt作为后缀，文件名称和图片名称一致。训练集和测试集所占的比例为8：1

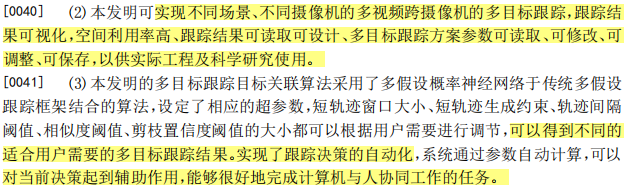
模型损失函数(Loss)由分类损失(Classification Loss)、定位损失(Localization Loss)和目标置信度损失(Confidence Loss)组成，如公式(2)所示。本文采用二元交叉熵损失函数来计算分类损失和目标置信度损失，分别如公式(3)和公式(4)所示。其中，K表示网络最后输出的的特征图划分为K×K个格子，M表示每个格子对应的锚框的个数，表示有目标的锚框，表示没有目标的锚框，表示对没有目标锚框的损失系数。

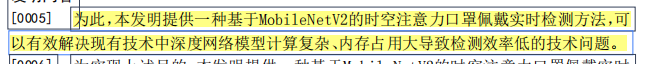
用CIOU Loss作为目标框回归的损失函数，CIOU Loss如公式(5)所示。由于CIOU Loss从重叠面积、中心点距离和长宽比三个角度进行衡量，故预测框回归的效果更佳。

三个模型评估指标

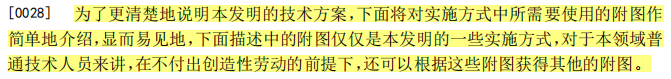






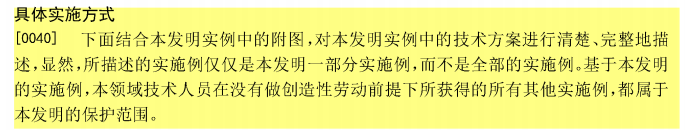


【附图说明】



【具体实施方式】

【开头可用】：



【说明书整个文档最后可以用】：

