



彭兴鹏,何秀文,孙云涛,等.基于改进YOLOv5的病死猪猪头的识别及三维定位方法[J].江西农业大学学报,2024,46(3):763-773.

PENG X P,HE X W,SUN Y T,et al.Identification and 3D localization of dead pig head based on improved YOLOv5[J].Acta agriculturae universitatis Jiangxiensis,2024,46(3):763-773.

基于改进YOLOv5的病死猪猪头的识别及三维定位方法

彭兴鹏,何秀文*,孙云涛,刘仁鑫,梁亚茹,钟玉媚,庞佳,熊康文

(江西农业大学 江西省畜牧设施研究中心,江西 南昌 330045)

摘要:【目的】旨在为病死猪搬运机器人提供抓取目标,提出一种基于改进YOLOv5的病死猪猪头的识别及三维定位方法。【方法】将YOLOv5目标检测算法主干特征提取网络(backbone)替换成轻量化特征提取网络MobileNetV2,降低所得训练权重参数大小;在主干特征提取网络中引入CBAM注意力机制来提高对病死猪猪头的关注度;使用RealsenseD435深度相机获取目标图像,建立针对病死猪猪头的三维空间坐标的成像模型;并设计对比试验与定位试验对其进行验证。【结果】相较于YOLOv5特征提取网络,轻量化处理主干网络能使权重文件大小从13.7 MB下降到5.9 MB,降幅达到56%;CBAM注意力机制的引入使算法单张图片的检测速度从17.9 ms下降到11.6 ms,减少6.3 ms;RealsenseD435深度相机构造的三维定位模型在X,Y,Z轴方向上的平均误差分别为0.021,0.023,0.042 m,均小于0.05 m。【结论】改进的YOLOv5目标检测模型能有效降低权重文件大小,提高检测速率。RealsenseD435深度相机构建的三维定位模型能够准确定位到病死猪头部,并计算出其三维空间坐标。所以基于改进YOLOv5的病死猪猪头的识别及三维定位方法,满足病死猪搬运机器人的识别定位要求。

关键词:YOLOv5;病死猪;猪头识别;三维定位;注意力机制;无人化

中图分类号:S828;S229^{·1} 文献标志码:A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):

文章编号:1000-2286(2024)03-0763-11



Identification and 3D localization of dead pig head based on improved YOLOv5

PENG Xingpeng, HE Xiuwen*, SUN Yuntao, LIU Renxin, LIANG Yaru, ZHONG Yumei, PANG Jia, XIONG Kangwen

(Jiangxi Animal Husbandry Facility Research Center, Jiangxi Agricultural University, Nanchang 330045, China)

Abstract: [Objective] In order to provide the grasping target for the sick and dead pig handling robot, [Method] A new method for the identification and 3D location of dead pig head based on improved YOLOv5 is proposed. In this method, the backbone of YOLOv5 object detection algorithm is replaced with a lightweight

收稿日期:2023-11-20 修回日期:2024-01-10

基金项目:国家自然科学基金项目(62041106)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(62041106)

作者简介:彭兴鹏,硕士生, orcid.org/0009-0001-1677-5236, 2199390336@qq.com; *通信作者:何秀文,副教授,主要从事机器视觉研究, orcid.org/0009-0003-4630-865X, 741290800@qq.com。

©《江西农业大学学报》编辑部,开放获取 CC BY-NC-ND 协议

feature extraction network mobilenetv2, and the size of the obtained training weight parameters is reduced. CBAM attention mechanism was introduced into the backbone feature extraction network to improve the attention of dead pig head. realsenseD435 depth camera was used to acquire the target image, and the 3D spatial coordinate imaging model was established for the pig head of the dead pig. The comparison experiment and localization experiment are designed to verify it. **[Result]** Compared with the YOLOv5 feature extraction network, the lightweight processing backbone network can reduce the weight file size from 13.7 MB to 5.9 MB, a reduction of 56%. The introduction of CBAM reduces the detection speed of a single image from 17.9 ms to 11.6 ms, a decrease of 6.3 ms. The average error of the 3D positioning model constructed by the realsenseD435 depth camera in the X, Y and Z axes is 0.021 m, 0.023 m and 0.042 m, respectively, which are all less than 0.05 m. **[Conclusion]** The improved YOLOv5 object detection model can effectively reduce the weight file size and improve the detection rate. The 3D positioning model constructed by the realsenseD435 depth camera can accurately locate the head of a dead pig and calculate its 3D spatial coordinates. Therefore, based on the improved YOLOv5 pig head recognition and three-dimensional positioning method, it meets the identification and positioning requirements of the pig handling robot.

Keywords: YOLOv5; diseased pigs; pig head recognition; three-dimensional positioning; attention mechanism; unmanned

【研究意义】随着生活水平的不断提高,居民对猪肉制品的需求也逐年上升,生猪养殖业得到快速发展。科学技术的不断提升,传统的散养和粗放型的养猪方法已经逐渐转变为更加标准、大型和环保的养猪模式。饲养规模不断扩大,病死猪的数量也不断增加,因此,如何高效、无害的对病死猪进行处理已经成为一项重要工作^[1]。目前市场上存在的病死猪清理设备相对落后,需要人工参与到病死猪的处理过程,无法实现设备的无人化^[2]。所以寻找一种智能化的病死猪关键部位的识别及定位方法,为搬运机器人提供抓取点,并将这一技术应用到病死猪清理设备上就十分有价值。**【前人研究进展】**目前,国内外许多学者,将计算机视觉识别技术与深度学习运用到生猪养殖业。史怀等^[3]引入机器视觉技术对生猪行为进行识别判断,观察生猪是否存在异常,对可能发生疾病的生猪进行预警。Marsot等^[4]提出一种基于卷积神经网络自适应猪脸识别方法来对生猪疾病进行检测。Wang等^[5]提出一种基于三重边缘损失的二阶段猪脸识别方法,以此对生猪提供针对性的育种方案。Wang等^[6]通过构建Keras卷积神经网络模型对猪只个体面部特征进行识别。Kashiha等^[7]通过提取猪只的Gabor和LBP特征组合并通过PCA降维的方式来对群养猪进行身份识别。

【本研究切入点】由于科学技术的不断进步,计算机经过不断的迭代升级,算力得到巨大提升,在此基础上,深度学习卷积神经网络技术得到广泛运用,并且涌现出一系列优异目标识别算法。相较于传统的图像处理方法,卷积神经网络检测精度更高,识别范围更广,反应速度更快。目前卷积神经网络主要分为两类,一类是one-stage,也就是端到端^[8]的检测方法,比较有代表性的包括YOLO^[9],SSD。另一类是two-stage,即区域建议方法,如RCNN,Faster RCNN^[10],Mask RCNN等。YOLO算法具有更好的泛化能力,更强的抗外界干扰能力以及更高的识别效率。为在养殖场实现非接触对病死猪猪头进行目标检测,本研究提出一种基于改进YOLOv5的个体识别方法。**【拟解决的关键问题】**使用改进的YOLOv5目标检测算法识别病死猪猪头并计算其三维坐标。

1 材料与方法

1.1 数据采集

图像于2022年1月与2022年7月采集所得,采集地点位于江西省九江瑞昌市绿色巨农养殖场。为保证采集图像的质量,本次图像分别采用手机和Realsense深度相机多角度,多场景进行拍摄。同时为了丰富数据集,于每天上午、下午2个时间段采集数据,包含晴天,阴天,雨天3种天气情况下的病死猪图片,拍摄距离控制在1000~1600 mm,图像分辨率为1792像素×828像素,如图1所示,共计拍摄图像2741张。



图 1 不同拍摄条件下病死猪图像

Fig.1 Images of sick and dead pigs under different shooting conditions

1.2 图像预处理并制作数据集

从拍摄的 2 741 张图片中,选取 2 000 张质量高且能呈现病死猪不同位置的图片,使用中值滤波对原始图片降噪处理,并对降噪后的图片进行旋转、缩放、剪裁,以此完成数据扩容,最后一共获得 7 452 张图片。然后对这些扩容后的图片进行清洗,将质量不好的图片(图 2),包括图 2a 病死猪不完全包含在图片内,图 2b 猪身颜色于环境太接近以及图 2c 猪头特征不明显的图片进行剔除,保留病死猪特征较为清晰且完整的图片 3 000 张作为本次试验的测试与训练的的数据集,按照 1:9 的比例对数据集进行划分。如图 3 所示用 Labelimg 软件标注生成 xml 文件^[11],文件主要包含的信息是检测目标类别、图片大小以及目标框左上角和右下角的坐标信息。处理完所有的标注文件后,将其统一转换为 PASCAL VOC 格式,再进行下一步操作。



(a) 病死猪不完全包含在图片内
(a) Diseased pigs are not fully included in the picture

(b) 猪身颜色于环境太接近
(b) the colour of the pig is too close to the environment

(c) 猪头特征不明显
(c) The characteristics of the pig head are not obvious

图 2 不符合条件的病死猪图像

Fig.2 Images of sick and dead pigs that do not meet the criteria

1.3 改进 YOLOv5 算法模型

1.3.1 YOLOv5 算法模型

YOLOv5 模型属于 one-stage 目标检测算法,能够直接判断出待检测目标类别并使用候选框对目标进行定位,因其优秀的检测能力以及较为低廉的模型运行成本,在机器视觉领域得到广泛运用。其网络

结构主要包括 4 个部分,如图 4YOLOv5 网络结构所示,分别是 input(输入端)、backbone(主干网络)、neck(颈部)、以及 prediction(预测)。

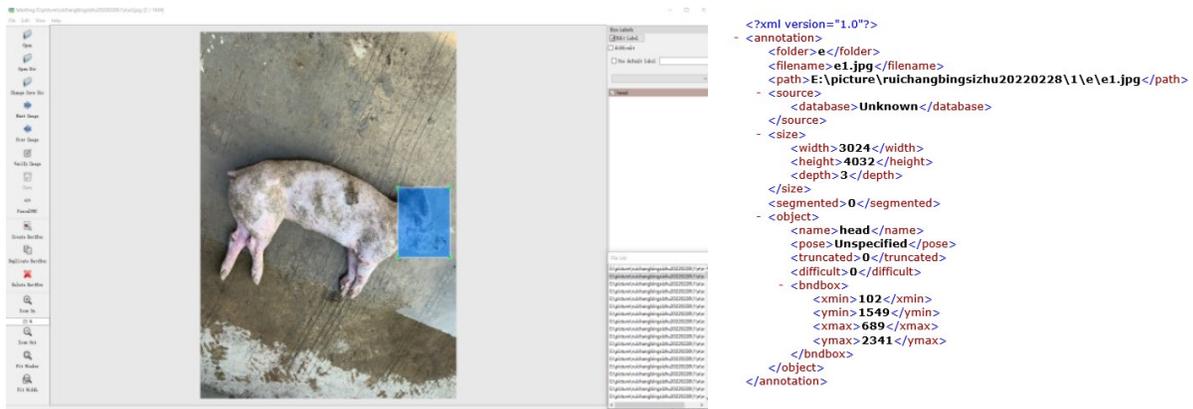


图 3 图像标注
Fig.3 Label Image

YOLOv5 模型在 input(输入端)采用 Mosaic^[12]算法对制作好的数据集进行数据增强,该操作不仅大大扩展了数据量,而且增加了许多小目标,使得模型训练样本更为丰富。因为 Mosaic 算法在增强训练时是直接计算 4 张图片的数据,所以在设置 batch_size 参数时,可以降低为原参数的 1/4,大大节省了 GPU 的运算时间,提升效率。

YOLOv5 模型 backbone(主干网络)主要由 Focus 结构和 CSP 结构所构成。Focus 结构比较重要的是 Slice(切片操作),将一张原始输入图像经 Slice 后就变成 4 张大小为原始图像 1/4 的特征图,然后对这 4 张切片后的图像进行堆叠,提升特征提取效率。因为在网络优化过程中存在同一特征被重复计算的问题,而 CSP 结构将特征映射分成 2 个部分,然后再对其进行跨阶层重组,这样可以降低运算量,在网络轻量化的同时保证了准确性,从而减少了内存成本。

YOLOv5 模型 neck(颈部)由 FPN+PAN 结构组成。FPN 是自上而下的特征金字塔,而 PAN 则与之相反,是自下而上的特征金字塔。所以为了在模型颈部将图片的特征信息充分传递,将 FPN 与 PAN 两者进行结合,互为补充,使之既有语义信息,又有定位信息。

YOLOv5 模型 prediction(预测)采用 GIOU 作为边界损失函数,提出非极大抑制对目标框进行筛选,提高目标检测效率。

1.3.2 改进主干网络

MobileNet 是一种由深度可分离卷积块组成的轻量级网络,与传统卷积神经网络相比,深度可分离卷积神经网络参数量更低,运行效率更提高^[13]。但在使用 MobileNet V1,因为 ReLU 激活函数对 0 值的梯度为 0,导致很多 DW 卷积是无效的。针对这种情况,MobileNet V2^[14]使用 Inverted Residuals 倒残差结构。

倒残差网络结构是先通过 1×1 卷积进行升维,经过一次 3×3 深度可分离卷积,再通过 1×1 卷积降维。这样做的目的,是为了在特征提取的过程中保证特征不缺失的情况下,降低计算量。因为使用 ReLU 激活函数会造成低维特征信息的丢失,而线性激活函数则能够较好的规避这一问题,所以使用线性激活函数替换 ReLU 激活函数^[15]。

使用 MobileNetV2 轻量化网络去替换 YOLOv5 的主干网络 Focus + CSP,特征提取网络结构如表 1 所示。输出 3 种不同尺度的特征图(76, 76, 64)、(38, 38, 160)、(19, 19, 1280),再分别做卷积操作,最终进行检测。

1.3.3 CBAM 注意力机制

注意力机制是在有限计算资源下,将更多资源向重要信息进行倾斜,对不同信息给予不同的权重。通过引入注意力机制,可以利用有限的注意力资源从海量的数据信息中定位到较为重要的信息,从而提升网络效率。由于病死猪猪头的颜色与猪身、猪腿等部位一样,为了提高病死猪猪头在复杂背景下中的显著度,加强网络对猪头的关注,在 YOLOv5 的主干网络中引入 CBAM 注意力机制。

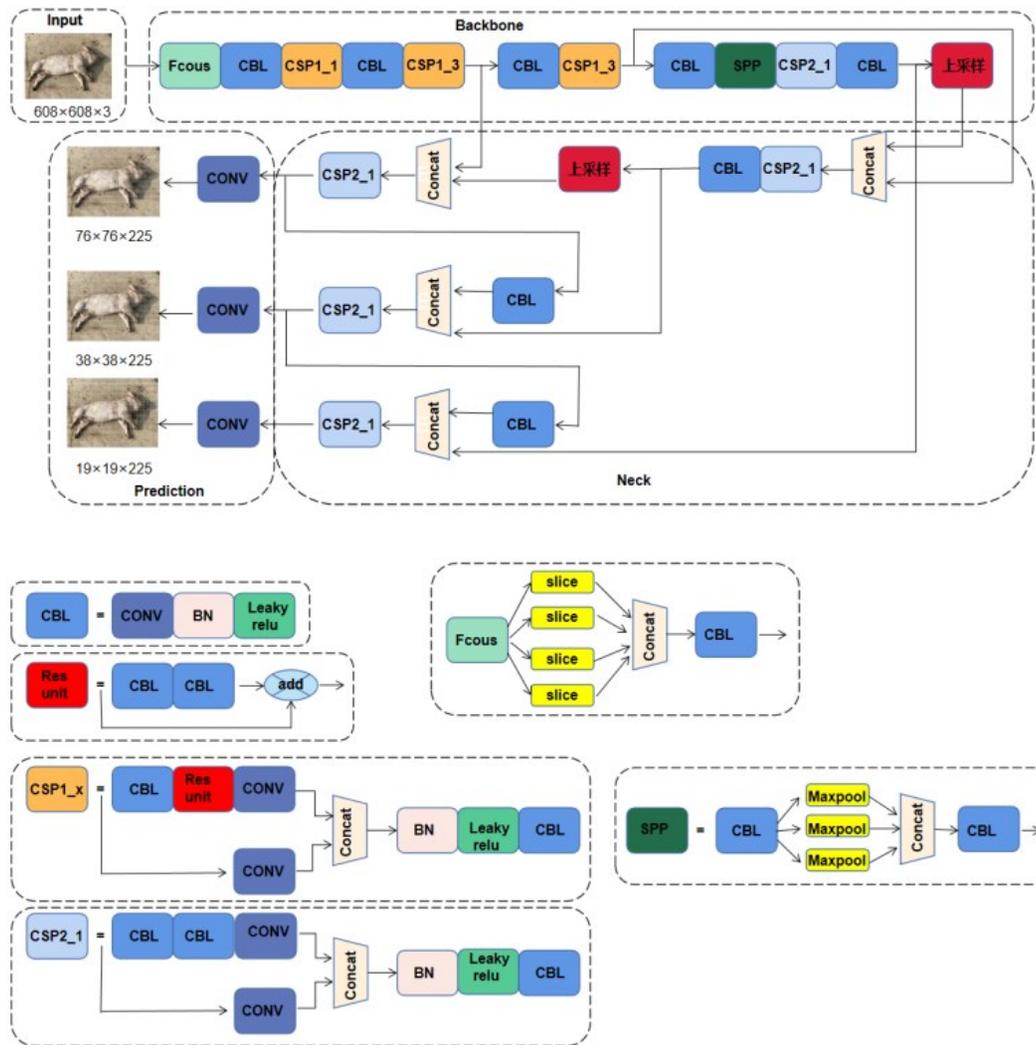


图 4 YOLOv5 网络结构

Fig.4 Structure of YOLOv5

表 1 MobileNetV2 特征提取网络结构

Tab.1 MobileNetV2 feature extraction network structure

Input (输入)	Operator (操作)	t (扩张倍数)	c (输出通道)	N (输出通道)	S (步长)
608 ² ×3	Convolutional	-	32	1	2
304 ² ×32	Inverted_residual	1	16	1	1
304 ² ×16	Inverted_residual	6	24	2	2
152 ² ×24	Inverted_residual	6	32	3	2
76 ² ×32	Inverted_residual	6	64	4	2
38 ² ×64	Inverted_residual	6	96	3	1
38 ² ×96	Inverted_residual	6	160	3	2
19 ² ×160	Inverted_residual	6	320	1	1
19 ² ×320	Convolutional	-	1280	1	1

如图 5 所示, CBAM 是一种轻量化的注意力模块, 应用了 Channel Attention Module (通道注意力模块) 和 Spatial Attention Module (空间注意力模块) 进行结合^[16]。首先对特征图进行池化操作从而得到特征图的各通道信息, 利用 MLP (共享全连接层) 对获取的参数进行堆叠并使用 Sigmoid 激活函数, 生成一维通道注意力图 M_c , 然后将通道注意力图与输入特征图相乘, 两者乘积通过 MaxPool (最大池化) 和 AvgPool (平均池化) 并进行堆叠生成一个有效特征描述, 使用 Sigmoid 激活函数得到二维空间注意力图。

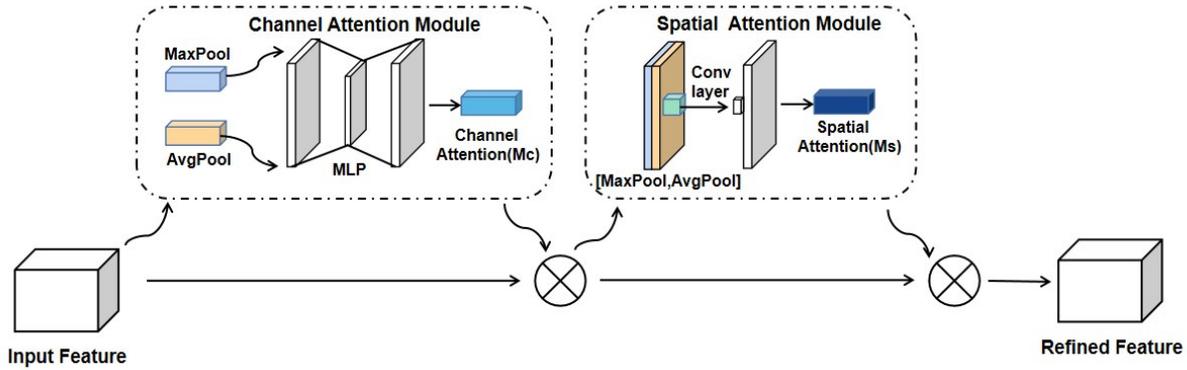


图 5 CBAM 网络结构
Fig.5 Structure of CBAM

2 结果与分析

2.1 改进 YOLOv5 算法结果及不同模型对比分析

2.1.1 评价指标

本试验通过计算准确率 P (precision), 召回率 R (recall), 以及平均准确率 AP(average precision) 与 mAP(mean average precision) 等指标对模型进行评价, 如式(1)(2)所示:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \tag{1}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \tag{2}$$

式(1)(2)中: TP 为正确识别病死猪猪头的图片数量, FP 为错误将非病死猪猪头识别病死猪猪头的图片数量, FN 为错误的将病死猪猪头识别成背景的图片数量。

在得到 P, R 的值后, 可以绘制 $P-R$ 曲线^[17], 根据 $P-R$ 曲线就能够求得 AP 值, 因为本试验是识别病死猪猪头, 检测类别只有一类, 所以 mAP 的值就是 AP 的值, 计算公式如式(3)所示:

$$mAP = AP = \int_0^1 P(R) dR \tag{3}$$

2.1.2 改进 YOLOv5 训练结果分析

为保证本试验的准确性, 模型试验在相同的环境配置下进行, 环境配置如表 2 所示。采用梯度下降 SGD 作为优化器, 初始学习率为 0.01, Batch size 设为 16, 训练 epoch 设为 50。

表 2 试验平台配置

Tab.2 Experiment platform configuration

配置名称	Configuration name	版本参数	Version parameter
CPU		Intel(R)Core(TM)i9-12900k	3.20GHz
内存(Internal memory)			64GB
显卡(Graphics card)		GeForce RTX 3090	
操作系统(Operating system)		64位 Windows11	
编译软件(Compiler software)		Visual Studio Code2016	
深度学习框架(Deep learning framework)		Pytorch1.7.1+Torchvision0.8.2	
Cuda 版本(Cuda version)			11.0
Python 版本(Python version)			3.7

YOLOv5 的每个网格预测 3 个框, 每个框包含 (x, y, w, h, c) 5 个参数, 而它的损失函数主要包括位置, 分类和置信度 3 部分, 如式(4)所示, 位置损失为先验框定位时产生的误差, 分类损失为先验框预测目标类别产生的误差, 置信度损失为非目标与目标产生的误差。

$$\text{Loss} = 5 \times (xy_{\text{loss}} + wh_{\text{loss}}) + 1 \times \text{class}_{\text{loss}} + 1 \times \text{oc}_{\text{loss}} + 0.5 \times \text{nc}_{\text{loss}} \quad (4)$$

式(4)中:Loss为总损失值; xy_{loss} 为待检测目标中心点对应网格左上角的偏移量损失; wh_{loss} 为先验框的长宽损失; $\text{class}_{\text{loss}}$ 为分类误差; oc_{loss} 与 nc_{loss} 分别为目标与非目标置信度损失^[18]。如图6所示,试验共训练50轮次,改进模型的损失函数在20轮之前收敛幅度较大,第30轮之后收敛趋于稳定,且损失值位于较低水平。表明改进模型YOLOv5-CBAM以及YOLOv5-MobileNetV2具有不错的收敛能力,训练效果符合预期。

为了检验改进模型的识别效果,选择不同拍照距离,不同角度,不同时间,不同天气,不同光照角度的条件下目标检测的鲁棒性,测试结果如图7所示,YOLOv5-MobileNetV2与YOLOv5-CBAM在不同条件下对病死猪猪头的检测效果较好,但也存在误检与漏检的情况。如图7(a)所示,YOLOv5-MobileNetV2虽然准确识别到病死猪猪头,但同时将猪腿误检为猪头。轻量化网络够大大降低模型的计算量和权重参数的大小,然而也造成部分特征信息缺失,所以在检测的过程中,由于猪腿与猪头颜色接近,加之在特征提取的过程中信息的遗失,从而存在误检的情况。图7(b)YOLOv5-CBAM则出现了漏检的情况,从漏检图像可以发现,病死猪与背景颜色接近,且拍摄角度为斜45°,猪头特征十分不明显,导致漏检的情况发生。针对上述模型在目标检测过程中所出现的误检与漏检的现象,可以将特征融合网络替换成双向特征金字塔BiFPN,使其能够传递更多特征信息,提高模型在复杂环境下的识别准确率。但总体上改进模型的目标识别准确率达到预期要求,如图为IOU阈值为0.5训练的到的2个改进模型的PR曲线图,可以看出模型对病死猪猪头的识别平均准确度较高,mAP都能达到99.5%,表明改进模型对病死猪具有较好的识别精度。

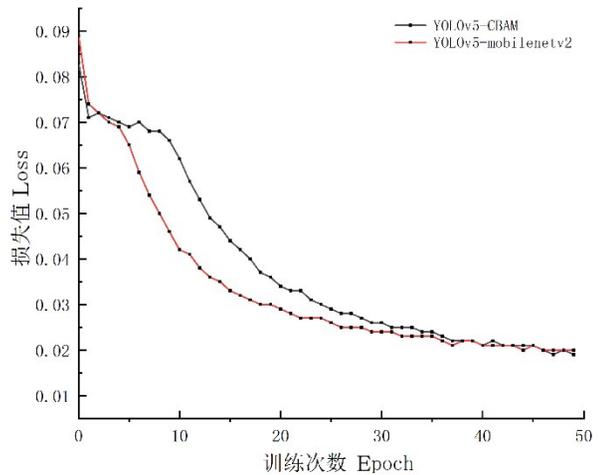


图6 改进模型的Loss图

Fig.6 Loss diagram of the improved model



(a) YOLOv5-mobilenetv2



(b) YOLOv5-CBAM

图7 改进模型的识别效果

Fig.7 Loss diagram of the improved model

2.1.3 不同检测模型分析

为了验证改进模型在对病死猪猪头识别中的优势,将其与目前市面上较为主流的目标检测算法模型SSD、Faster RCNN、YOLOv3、YOLOv5进行对比试验。将上述模型放在同一数据集下进行训练与测试,

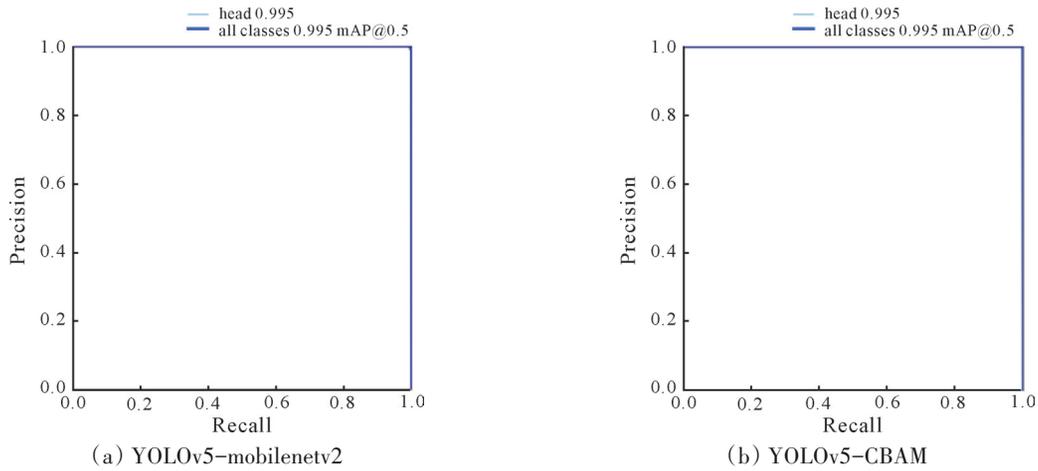


图8 改进模型的PR曲线图

Fig.8 PR curve of the improved mode

使用准确率(precision),召回率(recall),平均准确率(mAP),权值文件大小以及单张图片检测速率等评价指标对检测模型进行综合对比,结果如表3所示:Faster RCNN对单张图片的检测速度为126 ms,SSD以及YOLO系列在速率上要明显优于Faster RCNN。这是因为one-stage在目标检测的过程中不需要先生成特征框,所以其单张图片的检测速率明显要快于采用区域建议方法的two-stage的目标检测模型。YOLOv5及其改进算法准确率、召回率与平均准确率都要明显高于SSD、Faster RCNN、YOLOv3,这其中又以YOLOv5-CBAM表现效果最好,三项指标都优于其他检测模型,分别达到99.6%、99.8%、99.5%。YOLOv5-MobileNetV2因为将主干网络CSP替换成轻量化MobileNetV2,所以其训练所得权重参数是模型中最小的5.9 MB,约占YOLOv5权重参数的一半,由于参数数量的减少,单张图片的检测速率也是6个模型中最快的。基于以上结果并综合各项评价指标,改进后的算法更具优势。

表3 不同模型对比结果

Tab.3 Comparison results of different models

模型 Model	准确率/% Precision	召回率/% Recall	平均准确率/% mAP	权值文件/MB Weight file	时间/(ms·帧 ⁻¹) FPS
SSD	91.8	72.3	84.2	90.6	15
Faster RCNN	51.8	88.3	73.47	108	126
YOLOv3	95.6	89.6	91.7	234.9	35
YOLOv5	95.74	97.53	94.91	13.7	17.9
YOLOv5-MobileNetV2	99.2	99.6	99.5	5.9	10.8
YOLOv5-CBAM	99.6	99.8	99.5	13.2	11.6

2.2 三维定位精度分析

2.2.1 评价指标

本研究使用绝对误差分析方法作为定位精度的评价指标,通过试验得到多组模型定位坐标 X, Y, Z ,通过实际测量得到实际坐标 x, y, z 。模型定位坐标与实际坐标的差值的绝对值就是绝对误差,计算公式如式5所示:

$$\eta = |A - a| \tag{5}$$

式(5)中: A 表示模型定位值; a 表示实测位置值

2.2.2 定位实验

本研究使用Intel Realsense D435深度相机作为对病死猪猪头进行三维定位的设备。如图9所示,该相机主要由3个相机模块构成,分别是左右侧相机、红外投射器和RGB相机,能够同时获得彩色图像、红外图像以及深度图像(图10)。彩色图像由RGB相机拍摄所得,图像像素值为1280×720。红外图像由红

表 4 定位试验结果
Tab.4 Results of positioning experiment

编号 No.	定位 Orientation			实测 Actual measurement			误差 Error		
	X	Y	Z	x	y	z	ΔX	ΔY	ΔZ
1	0.19	-0.20	1.03	0.20	-0.16	1.00	0.01	0.04	0.03
2	0.03	-0.24	1.06	0	-0.24	1.00	0.03	0	0.06
3	-0.20	-0.28	1.02	-0.22	-0.28	1.00	0.02	0	0.02
4	0.19	0.15	1.04	0.20	0.18	1.00	0.01	0.03	0.04
5	-0.20	0.14	1.03	-0.20	0.15	1.00	0	0.01	0.03
6	-0.23	-0.04	1.02	-0.22	0	1.00	0.01	0.04	0.02
7	0.35	-0.36	1.56	0.32	-0.34	1.50	0.03	0.02	0.06
8	-0.31	-0.26	1.52	-0.33	-0.26	1.50	0.02	0	0.02
9	0.03	-0.32	1.59	0	-0.31	1.50	0.03	0.01	0.09
10	0.54	-0.07	1.53	0.50	0	1.50	0.04	0.07	0.03
11	0.42	0.12	1.59	0.43	0.12	1.50	0.01	0	0.09
12	-0.24	0.19	1.58	-0.26	0.22	1.50	0.02	0.03	0.08
13	0.27	-0.33	1.71	0.28	-0.35	1.70	0.01	0.02	0.01
14	-0.52	-0.05	1.71	-0.49	0	1.70	0.03	0.05	0.01
15	-0.23	-0.20	1.73	-0.24	-0.21	1.70	0.01	0.01	0.03
16	-0.24	0.38	1.71	-0.22	0.30	1.70	0.02	0.08	0.01
17	0.43	0.12	1.73	0.47	0.11	1.70	0.04	0.01	0.03
18	0.05	-0.44	1.77	0	-0.44	1.70	0.05	0	0.07
19	0.70	-0.36	1.98	0.67	-0.37	2.00	0.03	0.01	0.02
20	0.03	-0.44	2.02	0	-0.39	2.00	0.03	0.05	0.02
21	-0.20	-0.44	2.06	-0.21	-0.43	2.00	0.01	0.01	0.06
22	-0.30	-0.04	2.06	-0.32	0	2.00	0.02	0.04	0.06
23	-0.33	0.24	2.08	-0.35	0.25	2.00	0.02	0.01	0.08
24	0.41	0.13	2.06	0.40	0.15	2.00	0.01	0.02	0.06

3 结 论

目前病死猪处理过程中多依赖肉眼判断病死猪位置,该方法存在效率低,染疫风险高等问题,结合深度学习及机器视觉技术,本研究提出一种基于改进YOLOv5病死猪猪头的识别及三维定位方法。为了将算法嵌入到移动设备上,将主干网络进行轻量化处理,引入 MobileNetV2 轻量化主干网络,结果显示,改进算法训练所得权值文件大小为5.9 MB,相比较YOLOv5算法权重文件大小缩小了56%。为了加强算法对病死猪猪头的关注度,引入CBAM注意力机制,该方法的使用对模型的检测速度带来提升,单张图片的检测速度为11.6 ms,相较于原算法提升了6.3 ms。使用 Realsense D435 深度相机,结合目标检测算法,构建三维定位模型,试验表明,模型在X,Y,Z轴方向上的平均误差分别为0.021,0.023,0.042 m,符合定位精度要求,能够为病死猪搬运平台提供抓取目标。

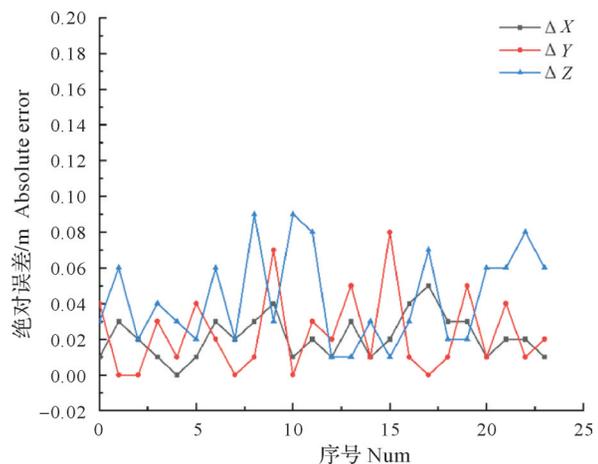


图 12 三维定位精度分析
Fig.12 PR curve of the improved mode

参考文献 References:

- [1] 赵荔娜. 猪舍内病死猪机械化清运设备研究的意义[J]. 农村牧区机械化, 2019(3):46-48.
ZHAO L N. Significance of research on mechanized cleaning and transporting equipment for sick and dead pigs in pig houses [J]. Mechanization of rural and pastoral areas, 2019(3):46-48.
- [2] 张蒙. 一种病死猪搬运车的结构优化设计与试验分析[D]. 广州: 华南农业大学, 2018.
ZHANG M. Structural optimization design and experimental analysis of a dead pig carrier[D]. Guangzhou: South China Agricultural University, 2018.
- [3] 史怀, 陈峥, 潘志针. 基于机器视觉的猪个体身份和行为识别[J]. 福建畜牧兽医, 2021, 43(1):27-30.
SHI H, CHEN Z, PAN Z Z, et al. Pig individual identity and behavior recognition based on machine vision[J]. Fujian animal husbandry and veterinary medicine, 2021, 43(1):27-30.
- [4] MARSOT M, MEI J Q, SHAN X C, et al. An adaptive pig face recognition approach using Convolutional Neural Networks[J]. Computers and electronics in agriculture, 2020, 173(10):53-86.
- [5] WANG Z Y, LIU T H. Two-stage method based on triplet margin loss for pig face recognition[J]. Computers and electronics in agriculture, 2022, 194:106737.
- [6] WANG K, CHEN C X, HE Y X. Research on pig face recognition model based on keras convolutional neural network[J]. IOP conference series[J]. Earth and environmental science, 2020, 474(3):32030.
- [7] KASHIHA M, BAHR C, HAREDA SHT S A, et al. The automatic monitoring of pigs water use by cameras[J]. Computers and electronics in agriculture, 2013, 90:164-169.
- [8] 翟常贺. 基于卷积神经网络的微小零件识别技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2020.
ZHAI C H. Research on small parts recognition technology based on convolutional neural networks[D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2020.
- [9] REDMON J, DIVVALA S K, GIRSHICK R B, 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.
- [10] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2017, 39(6):1137-1149.
- [11] 李明, 鹿朋, 朱美强, 等. 基于改进YOLO-tiny的闸板阀开度检测[J]. 煤炭学报, 2021, 46(S2):1180-1190.
LI M, LU P, ZHU M Q, et al. Gate valve opening detection based on improved YOLO-tiny[J]. Journal of China coal society, 2021, 46(S2):1180-1190.
- [12] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. Cbam: convolutional block attention module[C]//Proceedings of the european conference on computer vision (ECCV). 2018:3-19.
- [13] 李卓, 毛涛涛, 刘同海, 等. 基于机器视觉的猪体质量估测模型比较与优化[J]. 农业工程学报, 2015, 31(2):155-161.
LI Z, MAO T T, LIU T H, et al. Comparison and optimization of pig body mass estimation model based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese society of agricultural engineering, 2015, 31(2):155-161.
- [14] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M, et al. Mobilenet 2: inverted residuals and linear bottlenecks[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2018:4510-4520.
- [15] 王文韵, 黄根春, 田猛, 等. 基于上下文学习的轻量级自动抠图算法[J]. 计算机工程与设计, 2022, 43(1):94-100.
WANG W Y, HUANG G C, TIAN M, et al. Lightweight automatic matting algorithm based on context learning[J]. Computer engineering and design, 2022, 43(1):94-100.
- [16] 黎国溥, 陈升东, 王亮, 等. 基于改进YOLOv5的车辆端目标检测[J]. 计算机系统应用, 2022, 31(12):127-134.
LI G P, CHEN S D, WANG L, et al. Vehicle end target detection based on improved YOLOv5[J]. Application of computer systems, 2022, 31(12):127-134.
- [17] 孙海燕, 陈云博, 封丁惟, 等. 基于注意力模型和轻量化YOLOv4的林业害虫检测方法[J]. 计算机应用, 2022, 42(11):3580-3587.
SUN H Y, CHEN Y B, FENG D W, et al. Forest pest detection method based on attention model and lightweight YOLOv4[J]. Journal of computer applications, 2022, 42(11):3580-3587.
- [18] 屈文谦, 邱志斌, 廖才波, 等. 基于YOLOv3的电网作业人员安全帽佩戴检测[J]. 中国安全生产科学技术, 2022, 18(2):214-219.
QU W Q, QIU Z B, LIAO C B, et al. Safety helmet wearing detection of power grid operators based on YOLOv3[J]. China production safety science and technology, 2022, 18(2):214-219.