

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2023.01.027

基于 YOLO v5 与短时跟踪的鸡只呼吸道疾病早期检测

陈佳¹ 丁奇安¹ 刘龙申² 侯璐² 刘亚楠¹ 沈明霞²

(1. 南京农业大学工学院, 南京 210031; 2. 南京农业大学人工智能学院, 南京 210031)

摘要: 针对鸡只呼吸困难这一早期呼吸道疾病显著症状难以检测的问题,提出一种基于 YOLO v5 与短时跟踪的鸡只呼吸道疾病早期检测方法。对 YOLO v5 算法进行锚框自适应设置与 CIoU Loss (Complete IoU Loss)应用等特定优化后,用于群鸡复杂环境中准确识别鸡头目标并检测是否为张口状态。根据鸡头坐标框交并比实现鸡头目标短时跟踪并获取不同鸡头的短时动作序列,再对动作序列进行分析,判断张口-闭口组合出现的频率,动态检测是否存在鸡只呼吸困难情况。实验结果表明,改进 YOLO v5 算法检测鸡头目标的 mAP 为 80.1%,张口检测准确率为 67.3%,闭口检测准确率为 92.8%,基于时间序列的呼吸困难行为检测方法的识别准确率为 91.8%,召回率为 75%,精准率为 67.9%,可为群鸡养殖环境中的鸡只早期呼吸道疾病检测提供参考。

关键词: 白羽肉鸡; 呼吸道疾病; 动态行为检测; YOLO v5; 目标检测; 短时跟踪

中图分类号: TP391.4; S831 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2023)01-0271-09 OSID: 

Early Detection of Broilers Respiratory Diseases Based on YOLO v5 and Short Time Tracking

CHEN Jia¹ DING Qi'an¹ LIU Longshen² HOU Lu² LIU Ya'nan¹ SHEN Mingxia²

(1. College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China

2. College of Artificial Intelligence, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China)

Abstract: Aiming at the significant symptom of broilers respiratory disease like Dyspnea, an early detection of broilers respiratory disease based on YOLO v5 and short time tracking was proposed. After the specific optimization of YOLO v5 algorithm, such as the adaptive setting of anchors and the application of CIoU Loss (Complete IoU Loss), the broiler heads can be accurately identified in the complex environment and whether it was in the open-mouth state can be detected at the same time. According to the intersection over union with heads coordinated from different frames, different broiler heads can be tracked in short time, and the action sequences of different chicken heads can be obtained. Then the action sequences can be analyzed to judge the frequency of mouth-opening and mouth-closing combination to detect the Dyspnea dynamically. The experimental results showed that the mAP of the improved YOLO v5 for broiler heads was 80.1%, the accuracy of mouth-opening head was 67.3%, and the accuracy of mouth-closing head was 92.8%. The recognition accuracy of the Dyspnea detection method based on time series was 91.8%, the recall was 75%, and the precision was 67.9%. The method proposed can help to early detect the broilers respiratory diseases in the group breeding environment.

Key words: breeding white feather broilers; respiratory disease; dynamic behavior detection; YOLO v5; target detection; short time tracking

0 引言

笼养是现代规模化养鸡业最为集约高效的饲

养方式之一^[1],肉鸡采用笼养方式能够节约土地和增加单位面积的养殖量,还可以节省人力和物力,缩短出栏时间^[2]。在叠层笼养环境下对异常

收稿日期: 2022-01-26 修回日期: 2022-03-30

基金项目: 江苏省科技计划项目 (BE2019382)

作者简介: 陈佳(1993—),女,博士生,主要从事动物表型信息感知研究,E-mail: 2019212009@njau.edu.cn

通信作者: 沈明霞(1964—),女,教授,博士生导师,主要从事机器视觉和信息农业研究,E-mail: mingxia@njau.edu.cn

鸡只的识别主要靠人工筛选,耗费大量人力且需要巡检人员具有较为丰富的经验,培训时间长,难以普及。

鸡只异常识别研究包括基于声音的异常识别^[3-6]、体温反演^[7-10]、基于粪便等排泄物的检测^[11]与基于表型特征的异常识别,其中针对表型特征的异常检测最为直观而通用,具有较高的经验迁移价值。学者们在自动化、智能化层面对鸡只异常判断进行相关研究,从机器视觉等方向进行尝试,ZHUANG等^[12]提取健康鸡只与病鸡的姿势特征,建立特征向量,通过机器学习算法对肉鸡的姿势进行分析,并对患病的肉鸡进行预测,能够快速准确地识别肉鸡的健康状况。ZHUANG等^[13]结合深度学习提出一种基于图像信息的深层卷积神经网络模型,将病鸡相较正常鸡的趴卧在地、羽毛蓬松等特点作为识别特征进行分类。李亚硕等^[14]对鸡冠的颜色进行了机器视觉识别,从而判断是否为病鸡。毕敏娜等^[15]针对复杂背景的黄羽鸡侧拍图像,在黄羽鸡色差信息分割的基础上,利用鸡冠和鸡垂轮廓上两点距离的合并算法,提取鸡头鸡冠纹理特征和鸡眼瞳孔的形状几何特征,构成病鸡识别的特征向量,采用支持向量机分类器进行病鸡识别实验,病鸡识别正确率为92.5%。陈章宝等^[16]采用Faster R-CNN定位鸡、鸡头与鸡身部分,融合语义区域特征进行病鸡分类,准确率达到82.66%。LI等^[17]利用Faster R-CNN对鸡只舒展行为进行检测并在此基础上对鸡只在不同饲养密度下的舒适度进行研究。

当前大部分基于视觉信息的研究都是利用静态的图像信息进行鸡只生理信息的反演与异常检测,而动态信息可以将静态图像信息与时间相关联,提高识别的准确率。FANG等^[18]通过深层神经网络识别肉鸡不同部位的特征点并形成其姿态骨架,再利用朴素贝叶斯模型进行鸡只姿态的分类,在检测视频里可较为准确地对鸡只的站立、走动、跑动、吃

食、休息与修饰等姿态进行识别,形成姿态序列以供下一步研究。李娜等^[19]将时间序列应用到鸡只的啄羽行为检测中,设计5 s内发生两次以上啄羽行为是一个时间段,并认为持续时间在30 s以上的时段为啄羽行为,从而改善了啄羽行为漏检率高的问题,提高了算法的检测精确度。OKINDA等^[20]采集鸡只的俯拍深度图像,得到偏心率、鸡只行走速度等特征参数,通过人工神经网络等6种模型进行病鸡与健康鸡的分类,准确率为97.8%。

呼吸道疾病具有传染率高、致死率高等特点,许多呼吸道疾病前兆相似,比如呼吸困难^[21-23],通过对该症状的识别可以对鸡只的呼吸道疾病进行早期预警,但现在少有研究从这方面入手。针对呼吸困难这一连续行为特征,本文提出一种基于YOLO v5与短时跟踪的鸡只呼吸道疾病早期检测方法,通过锚框自适应设置,CIoU Loss^[24]引入等优化,实现鸡头目标的识别与张口与否的分类检测,在此基础上根据连续帧间目标位移变化设计一种基于交并比的鸡头目标短时间跟踪方法,形成持续时间内的鸡头张口状态序列,并根据此变化对群鸡中是否存在呼吸困难鸡只进行检测。

1 实验材料

1.1 实验对象与数据采集方法

本实验于2021年7—8月在广东温氏非雷攻毒实验室进行,实验对象为鸡传染性支气管病毒攻毒后的27日龄白羽肉鸡,全天候采集肉鸡攻毒后10 d的视频数据。在攻毒后3 d左右出现鸡传染性支气管炎临床症状,其主要症状为支气管堵塞,体现为呼吸困难、精神不佳、怪叫(类似人有痰咳嗽的声音)。其中,呼吸困难为本实验所要检测的关键动态特征,其表现为鸡活动量少,在短时间内出现有规律的张口、闭口循环动作,伴随仰头、闭眼等现象,具体表现如图1动作序列所示。



图1 呼吸困难动态动作序列

Fig.1 Movement sequence of Dyspnea

实验中选用分辨率为1 920像素×1 080像素的萤石云(CS-C6C-3B2WFR型)摄像头进行拍

摄,摄像头固定在可调节高度的支架上,通过内置存储卡进行数据存取。调整镜头角度令其与地面平

行,控制镜头与鸡笼距离为 45 cm。对每笼鸡进行无人干涉的全天候拍摄,拍摄装置如图 2 所示。

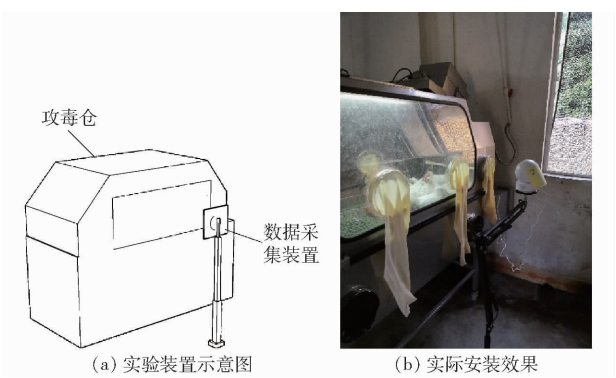


图 2 实验装置

Fig. 2 Experimental arrangement with camera

1.2 数据标注

对定点拍摄的攻毒仓内群鸡视频进行筛选,得到含有呼吸困难症状的鸡只视频片段并对这些视频进行分帧处理,每秒截取 2 帧,共获取 2 500 幅图像,在数据清理后得到可用图像 2 207 幅,利用 Labellmg 软件进行数据标注,包括人眼可见的闭口鸡头(head)和张口鸡头(om)两种标签。

1.3 数据增强

为扩大数据量,采用 Mosaic 操作进行数据增

强。如图 3 所示,在一次操作中随机选择图像数量,对这些图像进行随机缩放、随机裁减等操作,再进行拼接获取新的数据样本。该操作可以增加背景与小目标数量,从而丰富数据集,使网络的鲁棒性更好。

2 基于改进 YOLO v5 的鸡头目标检测算法

YOLO v5 算法是一种实时性较强的 one-stage 目标检测算法,在原有 YOLO 目标检测架构的基础上,采用增加多种数据增强方法、改进跨阶段局域网络等优化策略从数据处理、主干网络、网络训练、激活函数、损失函数等方面进行优化,相较 YOLO v3^[25]、YOLO v4^[26] 等模型有了一定的性能提升。模型的结构主要分为 Input、Backbone、Neck 和 Prediction 4 部分。Input 为鸡只图像输入环节,Backbone 主要实现图像的特征提取,Neck 环节对提取到的特征进行融合,Prediction 为进行回归操作后的检测部分。

根据群养环境下鸡头检测目标小、环境干扰多等特点对 YOLO v5 算法进行特定优化,通过自适应锚框设置令检测框尺寸更适合本文中需要检测的鸡头小目标;将 GloU Loss (Generakized IoU Loss)替换为更加适合遮挡目标检测与小目标检测的 CIoU Loss 作



图 3 Mosaic 数据增强效果

Fig. 3 Data augmentation effect by Mosaic

为 bounding box 损失函数进行整体参数调整的参考。

2.1 检测算法整体网络结构

YOLO v5 在 Backbone 中主要应用了 Focus 结构与 CSP 结构,其中 Focus 是一种切片操作,通过将高分辨率的输入图像分成若干个小通道进行输入来

提高模型速度。Neck 中同样使用了 FPN 与 PAN 结构来提高模型性能,与 YOLO 其他系列不同的是,YOLO v5 在 Neck 中也使用了 CSP 结构,加强了网络特征的融合能力。

图 4 为 YOLO v5 算法整体网络结构图。

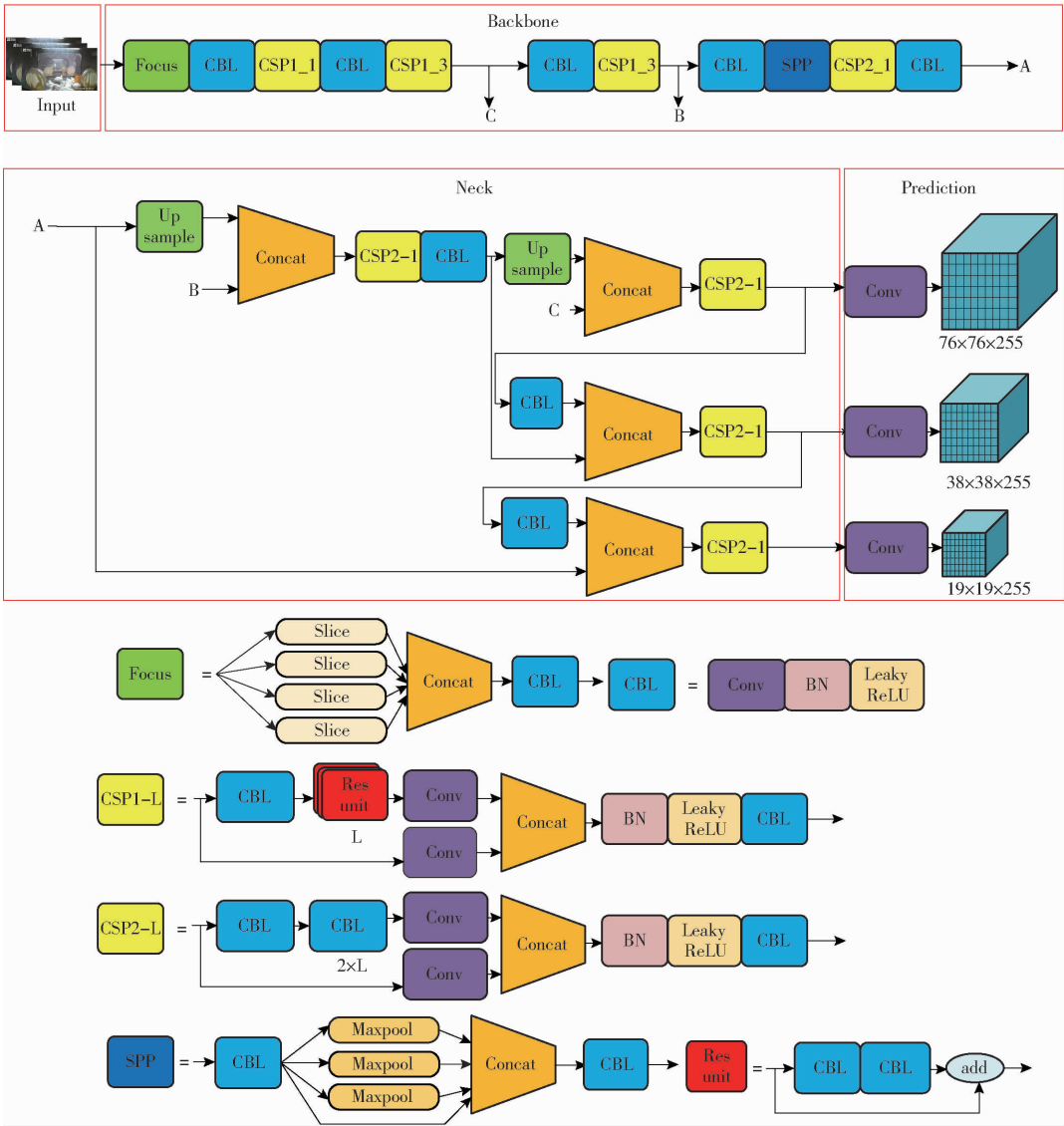


图 4 YOLO v5 框架图

Fig. 4 YOLO v5 framework

2.2 自适应锚框设置

模型中的锚框 (anchor) 一般根据经验进行预设,具有一定的主观性且缺乏通用性。针对本文鸡头目标尺寸较小的特点,需要舍弃 YOLO v5 默认的 9 个锚框尺寸,自适应形成适用于本数据的新锚框。

K-means 聚类方法^[27]作为一种可靠、有效的锚框设置方法被广泛应用于 anchor base 目标检测算法的优化中^[28-29],其流程图如图 5 所示。作为事先优化,先获取数据集中所有数据的目标框,即鸡头目标框,并对这些目标框尺寸进行归一化操作,获取绝对坐标,进行筛选后对得到的目标框利用 K-means 聚类方法获取 9 组中心点,即为 9 个锚框的尺寸。

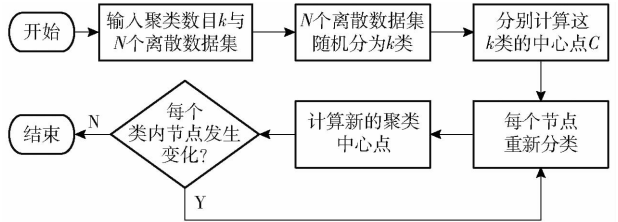


图 5 K-means 流程图

Fig. 5 K-means flowchart

最后再使用遗传算法^[30]随机对锚框的尺寸数据变异进行优化。

2.3 CIoU Loss

CIoU Loss 由 ZHENG 等^[24]提出,其计算中包括

重叠面积、中心点距离和长宽比,是对 GIoU Loss 和 DIoU Loss (Distance IoU Loss) 的优化,在小目标检测中效果良好,其计算公式为

$$L_{\text{CIoU}} = 1 - \text{IoU}(A, B) + r^2(A_{\text{ctr}}, B_{\text{ctr}})/c^2 + av \quad (1)$$

$$\text{其中} \quad a = \frac{v}{1 - \text{IoU} + v} \quad (2)$$

$$v = \frac{4}{\pi^2} \left(\arctan \frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{w}{h} \right)^2 \quad (3)$$

式中 A ——预测框 B ——真实框

A_{ctr} ——预测框中心点坐标

B_{ctr} ——真实框中心点坐标

r ——欧氏距离

c —— A 、 B 最小包围框的对角线长度

IoU ——交并比

a ——权重函数

v ——宽高比度量函数

L_{CIoU} ——CIoU Loss 函数

w ——预测框宽度

h ——预测框高度

w^{gt} ——真实框宽度

h^{gt} ——真实框高度

CIoU Loss 可以直接最小化两个目标框的距离,因此比 GIoU Loss 收敛快,使得非极大值抑制得到的结果更加合理和有效。所增加的惩罚项与尺寸相关,如果真实框与预测框的尺寸相似,那么 v 为 0,该惩罚项不起作用,故可以控制预测框的尺寸尽可能快速与真实框的尺寸靠近,以中心点与长宽比为引导方向可令鸡头小目标的检测框更贴合鸡头本身,为之后的短时跟踪方法提供参考。

3 基于时间序列的呼吸困难行为检测方法

本文研究对象为患有呼吸道疾病的肉鸡,有活动量少和呼吸困难等重要临床特征,其中呼吸困难体现在持续一段时间的张合嘴动态行为上。针对这两项特征,本文提出一种基于时间序列的鸡只呼吸行为检测方法,该方法分为基于交并比的鸡头目标跟踪方法与鸡头特征序列构造两部分,先通过连续帧的检测框坐标比对确认活动量少的病鸡鸡头并实现短时间跟踪,再利用对此跟踪对象的状态排列判断其是否存在连续的张口、闭口状态转换,从而实现呼吸困难动态特征的检测。

3.1 基于交并比的鸡头目标跟踪方法

通过上述检测方法对连续帧图像进行检测,并输出检测到的目标类别与坐标信息。以第 1 帧为参考帧开始跟踪流程,检测框编号根据参考帧的检测顺序依次生成,通过对比当前帧与参考帧中的检测

框交并比来对当前帧中的各检测框进行编号赋予,其中交并比计算公式为

$$\text{IoU}_{ij} = \frac{B_{\text{now}}^i \cap B_{\text{ref}}^j}{B_{\text{now}}^i \cup B_{\text{ref}}^j} \quad (4)$$

式中 B_{now}^i ——当前帧的第 i 个检测框

B_{ref}^j ——参考帧的第 j 个检测框

IoU_{ij} ——两个检测框的交并比

以此为基础,编号设置方法为

$$d_{\text{now}}^i = \begin{cases} d_{\text{ref}}^j & (\text{IoU}_{\text{ref}}^{\text{now}} \geq 0.5, \text{IoU}_{ij} = \text{IoU}_j^{\text{max}}) \\ -1 & (\text{IoU}_{ij} < 0.5) \end{cases} \quad (5)$$

式中 $\text{IoU}_{\text{ref}}^{\text{now}}$ ——当前帧与参考帧检测框交并比

d_{now}^i ——当前帧中第 i 个检测框的编号

d_{ref}^j ——参考帧中第 j 个检测框的编号

$\text{IoU}_j^{\text{max}}$ ——当前帧检测框中与参考帧的第 j 个检测框的交并比最大值

该方法具体流程如图 6 所示,以两次循环分别对比参考帧与当前帧内的检测框的交并比,选择合适阈值情况下的交并比最大的组合进行编号对应。通过观察鸡只呼吸可知,一次张口一次闭口用时约为 0.5 s,故本文中对于视频的处理为 1 s 处理 5 帧,以减少中间帧的漏检。由于作为主要跟踪对象的病鸡活动量较低,在实验后设置参考帧转换频率为 30 s 一次,即 60 帧后重新选择参考帧以适应鸡只位移情况,进行鸡头编号的再设定与跟踪,从而实现短时间内鸡头目标的跟踪,为下一步鸡只个体呼吸序列构建提供基础。

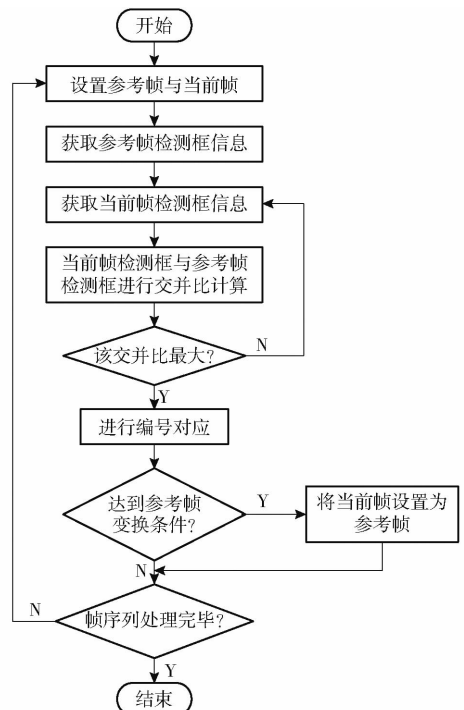


图 6 跟踪方法流程图

Fig. 6 Flowchart for tracking method

3.2 呼吸困难动态特征检测

通过基于交并比的鸡头目标跟踪方法对连续帧的鸡头目标进行短时间跟踪,并根据鸡头检测方法的分类输出结果得出该鸡头的状态特征序列,形成0(闭口)、1(张口)序列,根据该序列与序列持续时间可得出0、1状态的发生频率,其计算方法为

$$f = \frac{N_{01}}{T}$$
 (6)

式中 T ——连续帧持续时间,s
 N_{01} —— T 时间内0、1状态发生的次数
 f ——0、1状态发生的频率
当 f 大于给定阈值时认为是呼吸困难状态。

4 实验结果与分析

4.1 实验设计

4.1.1 实验样本设置

实验对象为传染性支气管病毒攻毒后的肉鸡,选取呼吸困难片段并进行数据集制作,得到有效数据2 207幅,包含鸡只不同时间、不同状态的活动情况,人工进行鸡头定位与标签设定,部分标签设定包括head(闭口鸡头)和om(张口鸡头)两种情况,两种标签分别有1 696、1 710个。

4.1.2 实验评价指标

评价指标主要分为两部分,对于目标检测算法的评价指标主要为平均精度(AP)与平均精度均值(mAP),对于存在呼吸困难的视频识别情况采用准确率、精准率和召回率进行评价。

4.1.3 实验参数设置

本文针对鸡头小目标的识别与是否张嘴的判定使用改进YOLO v5算法,为验证算法的有效性,在所有超参数、模型训练环境相关参数均保持一致的情况下对YOLO v5算法与改进YOLO v5算法进行对比。使用GeForce RTX 3090 GPU,CUDA版本11.0,Pytorch版本1.7.0,OpenCV版本4.5.2。实验中的参数设置如表1所示。训练集、验证集、测试集分配比例为7:2:1。

表1 实验参数设置

Tab.1 Experimental parameters setting

参数	数值
每个GPU分配线程数	8
训练最大轮次	200
初始学习率	0.01
权重衰减系数	0.000 5
动量	0.937

4.2 基于改进YOLO v5的鸡头目标检测结果与分析

针对鸡头目标检测实验,在统一训练参数设置

下,为验证改进YOLO v5的效果,对改进YOLO v5与YOLO v5算法进行对比实验,表2为实验结果,表中 $AP_{head}^{0.5}$ 为闭口鸡头平均识别准确率, $AP_{om}^{0.5}$ 为张口鸡头平均识别准确率。

表2 不同算法检测效果比较

Tab.2 Comparison of different algorithms

算法	训练轮次	$AP_{head}^{0.5}/\%$	$AP_{om}^{0.5}/\%$	mAP/%
YOLO v5s	100	90.30	48.90	69.60
	200	91.40	59.20	75.30
改进YOLO v5s	100	90.90	54.90	72.90
	200	92.60	61.60	77.10
YOLO v5m	100	91.10	52.60	71.80
	200	92.20	65.70	78.90
改进YOLO v5m	100	92.90	57.00	75.00
	200	93.40	64.00	78.70
YOLO v5l	100	90.20	56.60	73.40
	200	91.70	64.40	78.10
改进YOLO v5l	100	92.20	60.70	76.40
	200	92.80	67.30	80.10

由表2可见,改进YOLO v5算法在本文实验数据集上能达到较好效果,对选用不同网络结构配置与训练轮次的算法效果进行对比,可见加深网络与加宽特征图主要是对张口鸡头(om)识别效果的优化,对闭口鸡头(head)的检测效果基本一致。训练轮次的增加也同样体现了这一现象,但相较而言,训练轮次增加的情况下,本文算法的优化效果会有所降低,同样在YOLO v5l网络结构下,100轮次时 $AP_{head}^{0.5}$ 提升2个百分点, $AP_{om}^{0.5}$ 提升4.1个百分点,mAP提升3个百分点,但在200轮次时 $AP_{head}^{0.5}$ 提升1.1个百分点, $AP_{om}^{0.5}$ 提升2.9个百分点,mAP只提升2个百分点。故本文算法的优化方法在训练前期能起到更好的效果。

图7为改进YOLO v5在不同网络结构下的损失值变化曲线,图8为改进YOLO v5在不同网络结构下的精确率-召回率曲线。

由图7可见,算法的整体损失值随训练迭代轮次的增加而减少,其中检测框回归损失值是CIoU Loss,可令预测框的边界尺寸快速向真实框逼近,置信度损失值与分类损失值则在训练中引导多分类任务对物体的识别与精准分类,同样随着迭代轮次的增加而缩小。整体损失值为上述几种损失函数的总和,在200轮次后均收敛。

由图8可见,本文所提出的改进YOLO v5算法在不同网络结构下对head的识别效果均较好,而较深的网络结构能够提升om的识别准确率,从而使整体效果提升。

本节对YOLO v5进行了锚框自适应设置、替换

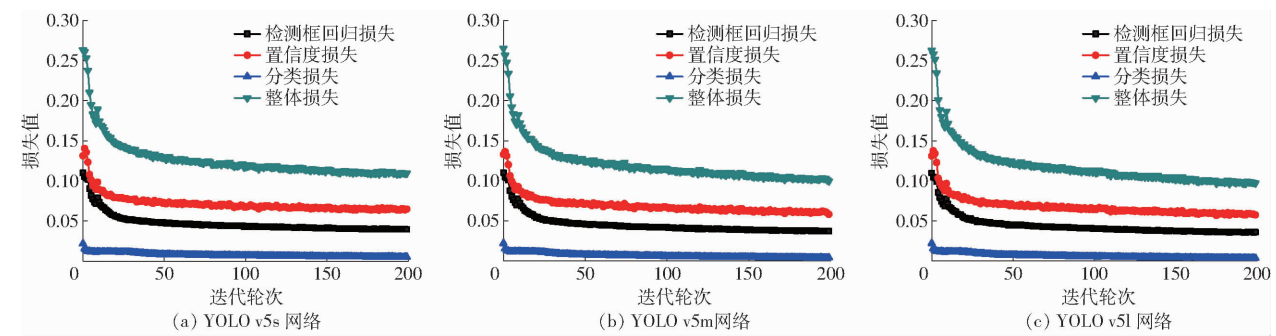


图 7 改进 YOLO v5 算法的损失值变化曲线

Fig. 7 Loss curves of IM - YOLO v5

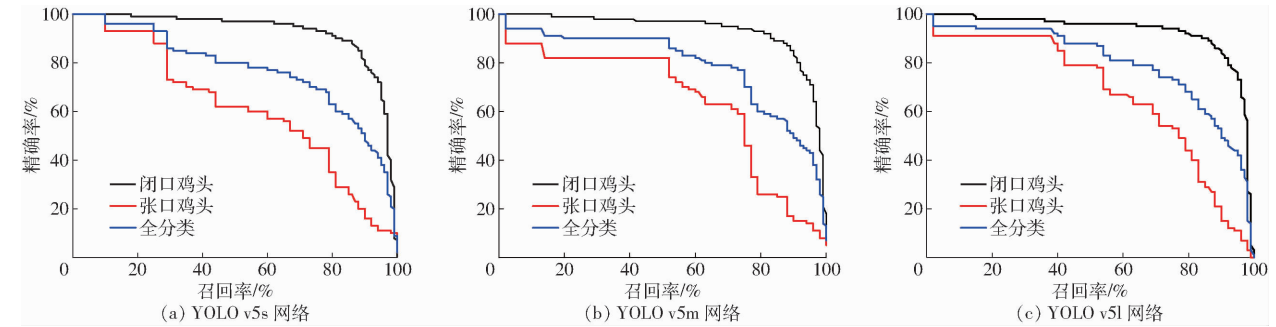


图 8 改进 YOLO v5 算法精确率-召回率曲线

Fig. 8 PR curves of IM - YOLO v5

GIoU Loss 为 CIoU Loss 等优化操作,令针对鸡头小目标的检测效果得到提升,在 200 轮次的训练下,改进 YOLO v5l 算法的 $AP_{head}^{0.5}$ 为 92.8%, $AP_{om}^{0.5}$ 为 67.3%, mAP 为 80.1%,能较为准确地识别出复杂环境下的鸡头小目标,并能够判定是否为张口。

4.3 基于时间序列的呼吸困难行为检测实验效果与分析

4.3.1 短时跟踪效果与分析

对鸡只呼吸困难动态行为检测的基础是确定所识别到的动作序列均属于一只鸡,故需要先进行短时间的鸡头跟踪,减少由于群鸡运动过程中的重叠、遮挡等情况造成的鸡只动作序列混乱问题。实验

中,根据观察可知,病鸡进行张口呼吸,即一次张口一次闭口的用时约为 0.5 s,故本文算法以 1 s 处理 5 帧的速度对视频进行处理以减少中间帧漏检,并通过 30 s 替换一次参考帧以适应鸡只位移情况,提高跟踪的准确率。

图 9 为编号为 3-2-3 的视频片段测试效果,展示序列中每幅图的时间间隔约为 3 s,可反映持续时间内的跟踪效果。由图可见,以呼吸困难鸡只为观测主体,短时跟踪方法实现了连续帧的鸡头目标编号对应,并获取鸡只个体头部的短时动作序列。其中由于参考帧变换、鸡头遮挡等导致鸡头编号出现变化,但在短时间跟踪内获取的动作序列作为呼

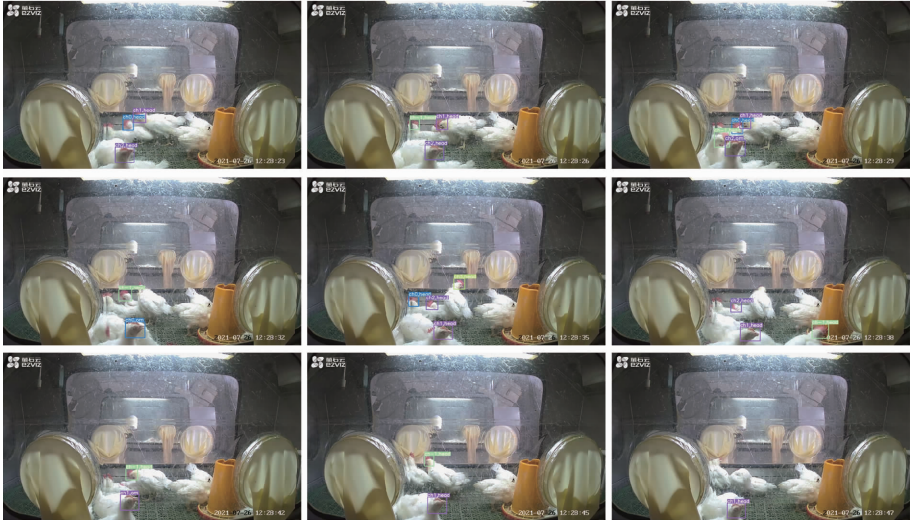


图 9 短时跟踪效果

Fig. 9 Short time tracking effect

吸困难动态行为的一部分具有一定的参考价值。

由于在该阶段出现张口呼吸的鸡为病情比较严重的鸡,会伴随闭眼、活动量减少等情况,本文方法需要排除其他活动鸡只的干扰,且本文研究对象为笼养群鸡,需要检测的是该笼中是否存在呼吸困难的鸡只,所以不需要长时间的身份识别,故本文所提出的基于交并比的短时间跟踪方法可用于群养鸡中的个体短时间跟踪与动作序列获取,效果较好。

4.3.2 呼吸困难动态检测效果与分析

根据 4.3.1 节得到的结果可形成鸡只个体的动作序列,以 0 代表闭口,1 代表张口,形成不同鸡只个体的 01 字符串,并通过 01 片段的出现频率判断是否存在鸡只呼吸困难情况。现利用 353 组视频片段进行测试,每个视频时长约 1 min。其中含有呼吸困难鸡只的视频 48 个,正常鸡只视频 305 个。表 3 为不同视频片段呼吸情况识别效果,识别内容包括鸡只跟踪编号、鸡只动作序列与通过动作序列判断的鸡只呼吸次数。

表 3 呼吸困难情况识别结果
Tab.3 Identification results of Dyspnea

视频编号	鸡只 编号	动作序列片段	呼吸识 别次数
3-1-22	1	...000100001000000000000000...	2
	3	...000001000001000000000100...	3
	6	...010000010000001000000000...	3
3-2-15	0	...001100111110001001100010...	5
	1	010...011001100011000110001...	6
	2	...000000000000000000000000...	0
3-3-30	0	010...001000011100000...0100...	4
	2	011000110000000000...011000...	3
	3	...0001000000000...000110000...	2

表 3 为部分检测结果,在同一视频片段中对不同编号的鸡只进行跟踪并获取动作序列,通过 01 片段判断是否存在呼吸困难情况,当视频片段中出现

3 次及以上呼吸时被认为是存在呼吸困难症状。

以呼吸困难视频为观测主体,则呼吸困难识别正确的为 36,呼吸正常识别正确的为 288,呼吸正常识别错误的为 17,呼吸困难识别错误的为 12,与人工检测结果相比较,其准确率为 91.8%,召回率为 75%,精准率为 67.9%,可以较为准确地检测群鸡中是否存在呼吸困难症状的鸡只。

5 结论

(1)提出一种基于改进 YOLO v5 的鸡只呼吸道疾病早期检测方法。通过改进 YOLO v5 算法对鸡头目标进行检测并识别是否为张口情况;再利用基于交并比的鸡头短时间跟踪方法对识别到的鸡头目标进行时空融合分析,进行帧间编号对应,实现鸡只的短时跟踪与动作序列提取;根据动作序列进行呼吸行为判定,通过呼吸的频率检测群鸡中是否存在鸡只呼吸困难现象。

(2)针对群养鸡中养殖环境复杂、鸡头小目标难以识别等问题,对 YOLO v5 目标检测算法进行锚框自适应设置、CIoU Loss 替换等优化,改进 YOLO v5l 算法的 $AP_{head}^{0.5}$ 、 $AP_{om}^{0.5}$ 、mAP 分别为 92.8%、67.3%与 80.1%,相较 YOLO v5 算法提升 1.1、2.9、2 个百分点。提出了基于动作序列的呼吸困难状况检测方法,通过基于交并比的鸡头目标短时间跟踪方法进行群鸡的鸡只个体短时跟踪与动作序列获取,再根据群鸡视频片段的动作序列判断是否存在呼吸困难鸡只,准确率为 91.8%,召回率为 75%,精准率为 67.9%。

(3)以呼吸困难动态特征为研究点进行鸡只呼吸道疾病早期检测的研究,可精确识别鸡只头部特征并以此为基础检测群鸡中是否存在呼吸困难鸡只,为传染性支气管炎等呼吸道疾病的早期预警提供了参考。

参 考 文 献

[1] 谭清心. 笼养肉鸡高效饲养管理方法[J]. 畜牧兽医科技信息,2018(10):139.
TAN Qingxin. Efficient feeding and management method of cage broiler[J]. Chinese Journal of Animal Husbandry and Veterinary Medicine,2018(10):139. (in Chinese)

[2] 李龙. 肉鸡笼养的饲养管理技术[J]. 吉林畜牧兽医,2021,42(2):36,38.
LI Long. Feeding and management technology of cage broiler[J]. Jilin Animal Husbandry and Veterinary Medicine,2021,42(2):36,38. (in Chinese)

[3] CARPENTIER L, VRANKEN E, BERCKMANS D, et al. Development of sound-based poultry health monitoring tool for automated sneeze detection[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019,162: 573 – 581.

[4] AHMAD B, MOHAMMAD S, ABDOLHAMID S. An intelligent device for diagnosing avian diseases: newcastle, infectious bronchitis, avian influenza[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016,127:744 – 753.

[5] MAHDAVIAN A, MINAEI S, YANG C, et al. Ability evaluation of a voice activity detection algorithm in bioacoustics;a case study on poultry calls[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020,168:105100.

[6] 秦伏亮, 沈明霞, 刘龙申, 等. 基于音频技术的白羽肉鸡咳嗽识别算法研究[J]. 南京农业大学学报, 2020,43(2):372 – 378.
QIN Fuliang, SHEN Mingxia, LIU Longshen, et al. Study on recognition algorithm of white feather broiler cough based on audio technology[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2020,43(2):372 – 378. (in Chinese)

- [7] 钟毅锋, 肖洪生, 刘宁, 等. 基于 ZIGBEE 传感技术的种鸡体温测量系统[J]. 科技创新导报, 2015,12(8):48.
ZHONG Yifeng, XIAO Hongsheng, LIU Ning, et al. Breeding chicken temperature measurement system based on ZIGBEE[J]. Science and Technology Innovation Herald, 2015,12(8):48. (in Chinese)
- [8] 杨威. 蛋鸡穿戴式无线体温感知设备的开发及体温监测实验研究[D]. 杭州:浙江大学, 2017.
YANG Wei. Development of wireless wearable sensor equipment for monitoring layers' body temperature and experiment research[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2017. (in Chinese)
- [9] MCMANUS C, TANURE C B, PERIPOLLI V, et al. Infrared thermography in animal production: an overview[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016,123: 10 – 16.
- [10] 沈明霞, 陆鹏宇, 刘龙申, 等. 基于红外热成像的白羽肉鸡体温检测方法[J]. 农业机械学报, 2019,50(10):222 – 229.
SHEN Mingxia, LU Pengyu, LIU Longshen, et al. Body temperature detection method of ross broiler based on infrared thermography[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019,50(10):222 – 229. (in Chinese)
- [11] WANG Jintao, SHEN Mingxia, LIU Longshen, et al. Recognition and classification of broiler droppings based on deep convolutional neural network[J]. Journal of Sensors, 2019:3823515.
- [12] ZHUANG Xiaolin, BI Minna, GUO Jilei, et al. Development of an early warning algorithm to detect sick broilers[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018,144: 102 – 113.
- [13] ZHUANG Xiaolin, ZHANG Tiemin. Detection of sick broilers by digital image processing and deep learning[J]. Biosystems Engineering, 2019, 179: 106 – 116.
- [14] 李亚硕, 毛文华, 胡小安, 等. 基于机器视觉识别鸡冠颜色的病鸡检测方法[J]. 机器人技术与应用, 2014(5):23 – 25.
LI Yashuo, MAO Wenhua, HU Xiaohan, et al. Sick chicken detection with chicken crown color based on machine vision[J]. Robot Technique and Application, 2014(5):23 – 25. (in Chinese)
- [15] 毕敏娜, 张铁民, 庄晓霖, 等. 基于鸡头特征的病鸡识别方法研究[J]. 农业机械学报, 2018,49(1):51 – 57.
BI Minna, ZHANG Tiemin, ZHUANG Xiaolin, et al. Recognition method of sick yellow feather chicken based on head features[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018,49(1):51 – 57. (in Chinese)
- [16] 陈章宝, 侯勇. 基于 DCNN 特征融合的细粒度病鸡识别研究[J]. 兰州文理学院学报(自然科学版), 2020,34(2):79 – 84,104.
CHEN Zhangbao, HOU Yong. Research on recognition of fine-grained sick chicken based on DCNN feature fusion[J]. Journal of Lanzhou University of Arts and Science (Natural Sciences), 2020,34(2):79 – 84,104. (in Chinese)
- [17] LI G, ZHAO Y, PORTER Z, et al. Automated measurement of broiler stretching behaviors under four stocking densities via faster region-based convolutional neural network[J]. Animal, 2021, 15: 100059.
- [18] FANG C, ZHANG T, ZHENG H, et al. Pose estimation and behavior classification of broiler chickens based on deep neural networks[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 180: 105863.
- [19] 李娜, 任昊宇, 任振辉. 基于深度学习的群养鸡只行为监测方法研究[J]. 河北农业大学学报, 2021,44(2):117 – 121.
LI Na, REN Haoyu, REN Zhenhui. Research of behavior monitoring method of flock hens based on deep learning[J]. Journal of Hebei Agricultural University, 2021, 44(2):117 – 121. (in Chinese)
- [20] OKINDA C, LU M, LIU L, et al. A machine vision system for early detection and prediction of sick birds: a broiler chicken model[J]. Biosystems Engineering, 2019,188: 229 – 242.
- [21] 于冬亮. 鸡传染性喉气管炎病的防治[J]. 当代畜牧, 2021(7):3 – 4.
YU Dongliang. Prevention measurement of ILT[J]. Contemporary Animal Husbandry, 2021(7): 3 – 4. (in Chinese)
- [22] 王鑫杰, 侯李波. 鸡常见呼吸道疾病鉴别诊断[J]. 畜禽业, 2021,32(12):163 – 164.
WANG Xinjie, HOU Libo. Diagnosis of common broiler respiratory diseases[J]. Livestock and Poultry Industry, 2021, 32(12):163 – 164. (in Chinese)
- [23] 林志斌. 鸡呼吸道病的发病特点与防控措施[J]. 中国动物保健, 2021,23(10):55 – 56.
LIN Zhibin. Pathogenic characteristics and control measures for broiler respiratory diseases[J]. China Animal Health, 2021, 23(10):55 – 56. (in Chinese)
- [24] ZHENG Z, WANG P, LIU W, et al. Distance-IoU Loss: faster and better learning for bounding box regression[J]. arXiv preprint arXiv:1911.08287, 2019.
- [25] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement[J]. arXiv preprint arXiv:1804.02767, 2018.
- [26] BOCHKOVSKIY A, WANG C, LIAO H. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[J]. arXiv preprint arXiv:2004.10934, 2020.
- [27] 侯媛媛, 何儒汉, 李敏, 等. 结合卷积神经网络多层特征融合和 K-means 聚类的服装图像检索方法[J]. 计算机科学, 2019,46(增刊1):215 – 221.
HOU Yuanyuan, HE Ruhan, LI Min, et al. Clothing image retrieval method combining convolutional neural network multi-layer feature fusion and K-means clustering[J]. Computer Science, 2019, 46(Suppl.1): 215 – 221. (in Chinese)
- [28] 高扬, 陈旭森, 张峰宇. 改进的 YOLOv4 模型在自动驾驶多目标检测的应用[J]. 电子世界, 2021(18):105 – 106.
GAO Yang, CHEN Xumiao, ZHANG Haoyu. Application of improved YOLOv4 in multi-target detection for automatic driving[J]. Electronics World, 2021(18): 105 – 106. (in Chinese)
- [29] 张伟伟. 基于 YOLO v3 改进的人车手势交互方法研究[D]. 长春:吉林大学, 2021.
ZHANG Weiwei. Study on hands gesture of human and vehicle interaction based on improved YOLO v3[D]. Changchun: Jilin University, 2021. (in Chinese)
- [30] 冯永亮, 李浩. 基于遗传算法的 K-means 聚类改进研究[J]. 计算机与数字工程, 2020,48(8):1831 – 1834,1839.
FENG Yongliang, LI Hao. Research on improvement of K-means clustering based on genetic algorithm[J]. Computer & Digital Engineering, 2020, 48(8):1831 – 1834,1839. (in Chinese)