doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2023.03.027

基于 ECA－YOLO v5s 网络的重度遮挡肉牛目标识别方法

宋怀波[1,2]　李　嵘[1,2]　王云飞[1,2]　焦义涛[1,2]　华志新[1,2]

(1.西北农林科技大学机械与电子工程学院,陕西杨凌 712100;
2.农业农村部农业物联网重点实验室,陕西杨凌 712100)

摘要:肉牛目标检测和数量统计是精细化、自动化、智能化肉牛养殖要解决的关键问题,受肉牛个体颜色及纹理相近和遮挡等因素的影响,现有肉牛目标检测方法实用性较差。本研究基于 YOLO v5s 网络与通道信息注意力模块(ECABasicBlock),提出了一种融合通道信息的改进 YOLO v5s 网络(ECA－YOLO v5s),在 YOLO v5s 模型的骨干特征提取网络部分添加了 3 层通道信息注意力模块。ECA－YOLO v5s 网络实现了重度遮挡环境下多目标肉牛的准确识别。对养殖场监控视频分帧得到的肉牛图像采用了一种基于结构相似性的冗余图像剔除方法以保证数据集质量。数据集制作完成后经过 300 次迭代训练,得到模型的精确率为 89.8%,召回率为 76.9%,全类平均精度均值为 85.3%,检测速度为 76.9 f/s,模型内存占用量为 24 MB。与 YOLO v5s 模型相比,ECA－YOLO v5s 的精确率、召回率和平均精度均值分别比 YOLO v5s 高 1.0、0.8、2.2 个百分点。为了验证不同注意力机制应用于 YOLO v5s 的性能差异,本研究对比了 CBAM(Convolutional block attention module)、CA(Coordinate attention)、SE(Squeeze and excitation)和 ECA(Efficient channel attention)4 种注意力机制,试验结果表明,ECA 注意力机制的平均精度均值分别比 CBAM、CA、SE 高 0.5、0.6、0.2 个百分点。并且分析讨论了不同遮挡情况以及光照情况的检测结果,结果表明,ECA－YOLO v5s 网络可以准确、快速地检测不同遮挡以及光照情况的肉牛目标。模型具有较高的鲁棒性,且模型较小,便于模型的迁移应用,可为肉牛目标检测及质押监管等研究提供必要的技术支撑。

关键词:肉牛;目标检测;ECABasicBlock;YOLO v5s;重度遮挡环境

中图分类号:TP391.4　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2023)03-0274-08　　**OSID**:

Recognition Method of Heavily Occluded Beef Cattle Targets Based on ECA－YOLO v5s

SONG Huaibo[1,2]　LI Rong[1,2]　WANG Yunfei[1,2]　JIAO Yitao[1,2]　HUA Zhixin[1,2]

(1. *College of Mechanical and Electronic Engineering*, *Northwest A&F University*, *Yangling*, *Shaanxi* 712100, *China*
2. *Key Laboratory of Agricultural Internet of Things*, *Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *Yangling*, *Shaanxi* 712100, *China*)

Abstract: Beef cattle target detection and quantity statistics are the first key problems should be solved in fine, automatic and intelligent beef cattle breeding. However, in the detection process, the existing beef cattle target detection methods cannot be applied to the actual beef cattle breeding because the beef cattle target colors are similar and there are severe occlusion with each other. Based on YOLO v5s and ECABasicBlock, a multi-target beef cattle detection method named ECA－YOLO v5s was proposed. The improvement method was to add three layers ECABasicBlock to the backbone feature extraction network of YOLO v5s model. YOLO v5s network, which integrated channel information, realized the accurate recognition of multi-target beef cattle in severe occlusion environment. A method of eliminating redundant images based on structural similarity was adopted to ensure the quality of beef cattle images. After labeling the beef cattle image obtained by framing the monitoring video of the farm, it was sent to ECA－YOLO v5s network for beef cattle target detection. After 300 iterations of training, the accuracy of the model was 89.8%, the recall rate was 76.9%, the mAP was 85.3%, the detection speed was 76.9 f/s, and the model size was 24 MB. Compared with YOLO v5s models, the precision value, recall value and

收稿日期:2022－05－17　修回日期:2022－08－01

基金项目:陕西省重点产业创新链(群)-农业领域项目(2019ZDLNY02－05)、国家重点研发计划项目(2017YFD0701603)和中央高校基本科研业务费专项资金项目(2452019027)

作者简介:宋怀波(1980—),男,教授,博士生导师,主要从事图像处理和模式识别研究,E-mail:songyangfeifei@163.com

mAP value of the ECA－YOLO v5s were 1.0 percentage points, 0.8 percentage points and 2.2 percentage points higher than those of YOLO v5s, respectively. Simultaneously, the performance differences of different attention mechanisms applied to YOLO v5s were compared, and the four attention mechanisms of CBAM, CA, SE and ECA were compared. By comparison, the mAP value of ECA－YOLO v5s was 0.5 percentage points, 0.6 percentage points and 0.2 percentage points higher than that of CBAM, CA and SE, respectively. It could be seen that the network effect of integrating ECA module was the best. The detection results of different occlusion and illumination conditions were analyzed and discussed. The results showed that ECA－YOLO v5s network can accurately and quickly detect beef targets with different occlusion and illumination conditions. The model had high robustness and small model, which was convenient for the migration and application of the model, and the research result can provide necessary technical support for the research of beef cattle target detection and pledge supervision.
Key words: beef cattle; target detection; ECABasicBlock; YOLO v5s; heavily occluded environment

0　引言

大规模、精准化肉牛养殖是我国畜牧业发展的重要经济支柱，确保养殖过程的精细化管理是精准养殖领域中的热点问题[1-2]。目前肉牛养殖业通过向银行或相关机构质押肉牛贷款现象较为普遍[3]，保证质押肉牛数量的实时监测是双方急需解决的重点问题。同时，肉牛目标检测和数量统计是精细化、智能化肉牛养殖首先要解决的问题[4-5]，如何实现重度遮挡及高度相似肉牛目标的准确识别是其关键。

传统动物目标检测常使用手工标记与肉眼识别的方法，工作强度大且识别计数效率低、错误率高，难以全面、准确地掌握动物群体的生产水平和个体状态，不能满足现代化农场管理的要求[6]。王红君等[7]引入高斯金字塔 Lucas－Kanade 光流法，提出了改进 Harris 特征点的检测算法进行运动奶牛目标定位，特征点提取效率显著提高，研究关键点在于如何实现亮度条件变化下的目标定位效果。赵凯旋[8]提出了一种基于帧差法联合调整 RGB 通道系数的运动奶牛目标检测算法，该算法精度为 88.34%，但该算法无法适用于光照突变等问题。宋怀波等[9]提出了一种联合核密度估计和三帧差法的运动奶牛目标提取方法，该方法没有引入先验参数，最终目标检测准确率为 95.65%，可有效实现运动奶牛目标的准确提取。以上图像处理方法的模型复杂度较高且对环境等条件有较高要求，难以在复杂多变的实际场景中应用。

随着深度学习的发展，基于深度学习技术通过学习不同领域、场景、尺度的特征，可以实现端对端的检测，具有良好的特征提取能力和泛化能力[10-11]。姜波[12]提出了一种基于 FilterLayer 的深层学习网络 FLYOLO v3，实现了复杂场景中奶牛关键部位的检测。结果表明，FLYOLO v3 算法的平均准确率为 93.73%。邢永鑫等[13]提出了一种改进的 SSD 算法进行奶牛目标检测，将原始 SSD 算法的主干网络由 VGG16 替换为 MobileNetV2，明显降低了网络的运算量，并改善了算法检测的实时性，最终算法的 mAP 为 94.91%，表明该算法的可行性。张宏鸣等[14]提出了基于 LSRCEM－YOLO 算法的肉牛多目标检测方法，该算法的 mAP 为 92.3%，能够实现无遮挡情况下的肉牛多目标识别。以上目标检测方法只适用于无遮挡情况，虽然检测准确率较高但无法适用于养殖场实际环境。

目前基于深度学习的动物多目标检测虽然均取得了较好的效果，但仍存在以下问题：①无法检测部分被遮挡的目标，无法适用于养殖场复杂的实际情况。②检测模型普遍较大，检测过程内存消耗较快，模型迁移较为困难。③检测速度较慢，尚难以实时检测。本研究提出一种 ECA－YOLO v5s 网络，通过融合通道信息，解决肉牛遮挡时无法准确识别的问题，以期实现一种模型体积较小且检测速度较快的自然场景下的肉牛检测模型，为智能化肉牛养殖提供技术支持。

1　数据采集与试验平台搭建

1.1　试验材料

本文研究对象为安格斯牛与西门塔尔牛，数据采集自宁夏回族自治区固原市某肉牛养殖场，图像获取设备为养殖场监控探头，拍摄时间为 2021 年 7 月 28—29 日，视频记录时间段为 07:00—12:00，最终获得 6 个不同视角的视频，总时长为 9 180 s。根据视频中每帧图像的近似程度，每间隔 90 帧取一幅图像，得到 2 448 幅图像。为了避免过大的冗余度，提出了一种基于结构相似性方法的冗余图像剔除方法以保证数据集质量，并获取图像清晰、可以有效标注的图像数据集[15]。

1.2　基于结构相似性方法的冗余图像剔除及数据集制备

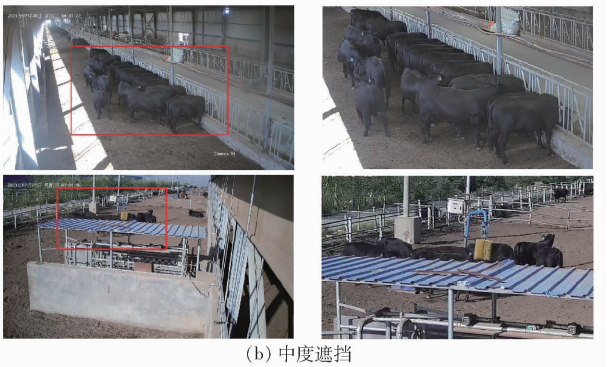
基于结构相似性的冗余图像剔除方法是将每幅

肉牛图像与后续分帧的图像进行差异比较,直到找到差异足够大图像为止[16]。通过该算法剔除冗余图像,并对图像进行挑选,最终得到 2 200 幅可用图像,将可用图像随机裁剪为不同分辨率,并利用 LabelImg 标注工具对数据集进行人工标注。

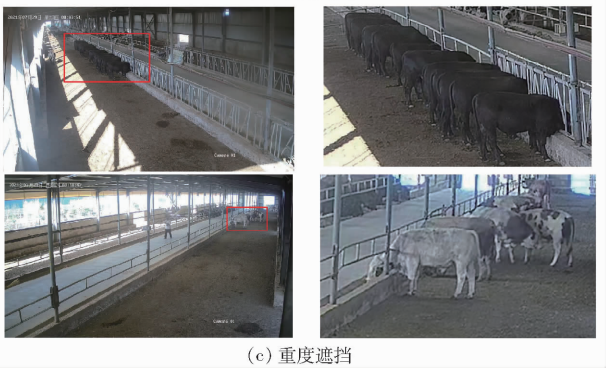
由于不同视角获得的肉牛图像遮挡程度存在差异,遮挡程度的不同是影响肉牛目标识别效果的关键因素,如图 1 所示(左图为原始图像,右图为局部放大图),本研究中根据图像中大部分肉牛被遮挡程度将肉牛图像分为轻微遮挡(遮挡面积 0 ~ 40%)、中度遮挡(遮挡面积 40% ~60%)、重度遮挡(遮挡面积 60% ~90%)这 3 种类型,基本涵盖养殖场所有监控视角获得的肉牛图像。



(a) 轻微遮挡



(b) 中度遮挡



(c) 重度遮挡

图 1 不同遮挡情况

Fig. 1 Different occlusion situations

由于图像采集来源于实际场景,各类遮挡情况中可能存在其他遮挡情况的肉牛目标。判断遮挡情况的依据是图像中大部分肉牛的遮挡情况,采用等面积网格线方法近似计算肉牛遮挡面积。如图 1a 所示,大部分肉牛目标轮廓完整,遮挡比例较小,属于轻微遮挡。如图 1b 所示,大部分肉牛目标轮廓较为完整,且场景较近,特征较为明显,遮挡比例大约为 50%,属于中度遮挡。如图 1c 所示,大部分肉牛轮廓只剩余臀部,剩余特征很少,遮挡比例很大,属于重度遮挡。

轻微遮挡、中度遮挡、重度遮挡图像分别为 745、717、738 幅。将监控视频分帧得到的 2 200 幅图像按照比例 6∶2∶2分为训练集、验证集和测试集进行模型训练与测试。

1.3 试验平台

试验在 Windows 10 操作系统下进行,处理器型号为 Intel(R) Core(TM) i5 - 12600KF CPU @ 3.80 GHz 3.79 GHz,显卡 Nvidia GeForce RTX 3070Ti。深度学习框架采用 PyTorch1.6,编程平台为 PyCharm,编程语言为 Python 3.8,所有对比算法均在相同环境下运行。

2 研究方法

2.1 YOLO v5s 网络结构

YOLO v5s 网络结构分别为输入端、特征提取层、特征融合和预测 4 部分[17]。

输入端采用 Mosaic 数据增强方法,对不同图像进行随机堆积缩放、裁剪、排布后进行拼接,既丰富了数据集,也减小了 GPU 负载。采用自适应锚框计算方法,该方法按照新的数据标签(labels)自动学习锚框(Anchors)的尺寸。采用 k 均值和遗传学习算法对自定义数据集进行分析,获得适合自定义数据集的自适应锚框[18]。

特征提取层为网络主干部分,其主要作用是特征提取,将提取到的图像信息提供给后面的网络进行运算。特征融合是连接特征提取层和预测的部分,使网络可以更好地利用特征提取层部分提取到特征[19]。预测部分利用网络提取到的特征进行预测,获得网络输出信息[20]。

特征融合结构采用特征金字塔(Feature pyramid networks, FPN)与路径聚合网络(Path aggregation network, PAN)融合[21]。利用网络检测物体时,浅层网络的目标位置准确但特征语义信息较少,深层网络的目标位置粗略但特征语义信息丰富,将浅层与深层网络特征进行融合提升检测的性能。

损失函数由分类损失函数、位置损失函数和置信度损失函数 3 部分构成。在目标检测的后处理过程中采用非极大值抑制(Non maximum suppression, NMS)获取局部最大值[22]。

2.2　基于 ECA－YOLO v5s 网络的肉牛检测方法

本研究拟采用的技术路线如图 2 所示，重度遮挡的肉牛图像特征不完整、不明显，增加通道注意力模块有助于提高奶牛个体识别的准确率。本文在 YOLO v5s 模型的骨干特征提取网络部分添加了 3 层 ECABasicBlock，提升重度遮挡肉牛目标的检测精度。

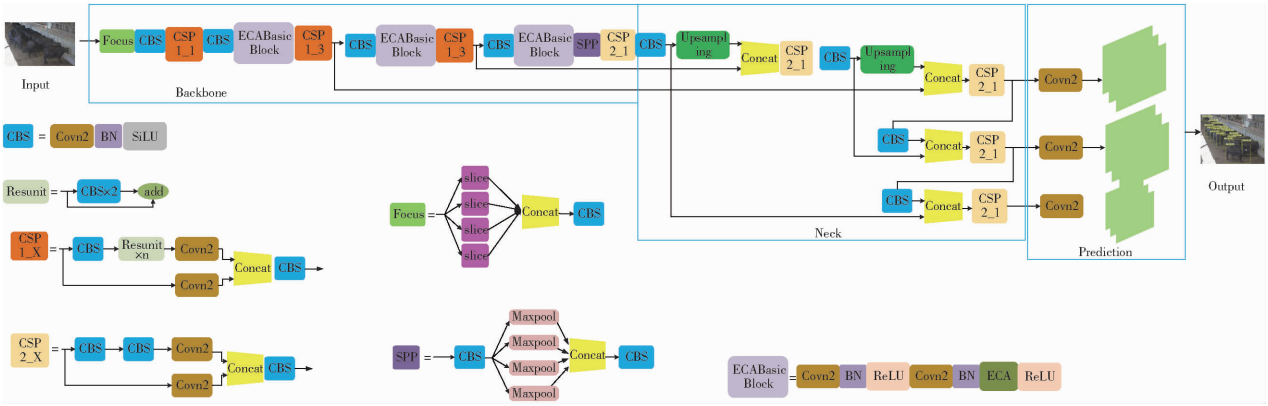


图 2　总体技术路线图

Fig. 2　Overall technology road map

2.2.1　通道信息注意力模块

ECABasicBlock 以高效通道注意力机制（ECA）为基础，融合了 Conv2d、BatchNorm2d 和 ReLU。通道信息注意力模块的组成结构如图 3 所示。



图 3　通道信息注意力模块结构图

Fig. 3　Structure of channel information attention module

ECA 模块主要对 SE 模块进行了一些改进，ECA 模块与 SE 模块的差异主要体现在 ECA 模块提出了一种不降维的局部跨信道交互策略。该策略使通道和权值之间有了直接联系，同时适当的跨通道交互可以在保持性能的同时显著降低模型的复杂性。该模块只增加了少量参数，却能获得明显的性能增益[23]。

ECA 模块使用自适应选择一维卷积核大小的方法。ECA 模块通过大小为 K 的快速一维卷积实现，其中 K 表示局部跨通道交互的覆盖范围。为了避免手动调整 K 值，开发了一种自适应方法确定 K，其中跨通道交互的覆盖范围与通道维度成比例[23]，ECA 模块如图 4 所示。

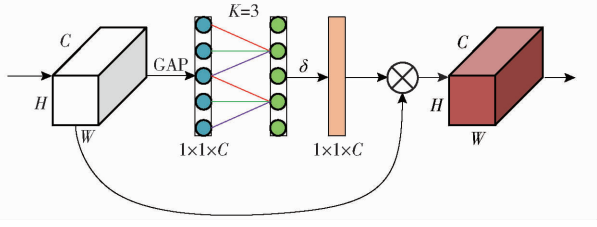


图 4　高效通道注意力模块

Fig. 4　Efficient channel attention module

2.2.2　训练参数设置

将标注完成的肉牛图像送入融合通道信息的改进 YOLO v5s 目标检测网络训练 300 个迭代周期（Epoch），每完成一个 Epoch 保存一次权重参数。当迭代到 200 次左右时，模型学习效率逐渐达到饱和。

2.2.3　评价指标

本研究采用精确率（Precision）、召回率（Recall）、平均精度均值（mAP）、模型内存占用量、检测速度 5 个指标进行模型评价。

3　结果与分析

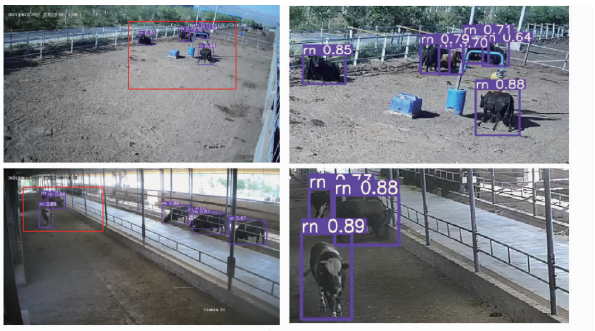
3.1　检测效果

将不同遮挡情况的肉牛测试图像输入 ECA－YOLO v5s 目标检测算法中，得到模型的精确率为 89.8%，召回率为 76.9%，mAP 为 85.3%，识别不同遮挡情况下的肉牛目标的效果如图 5 所示，其检测置信度在检测框上方显示，图中不同遮挡情况的肉牛目标均可准确识别，表明该算法可以有效地检测出肉牛目标。

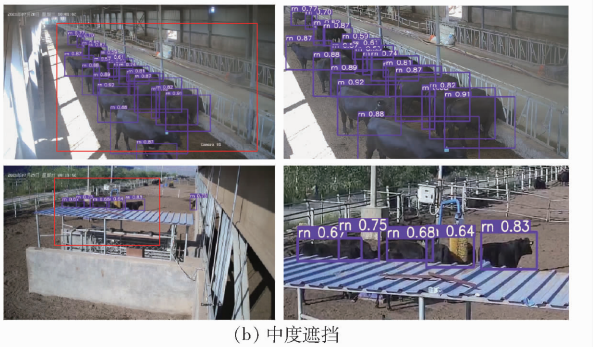
3.2　不同注意力机制应用于 YOLO v5s 性能比较

为了评价注意力机制（ECA）对于 YOLO v5s 网络的提升效果，分别基于 CBAM、CA、SE 注意力机制对 YOLO v5s 网络进行改进，改进后进行训练，训练次数设定为 300 次，然后对上述 3 种注意力机制的性能进行评估，表 1 为 CBAM、CA、SE、ECA 注意力机制的性能比较。

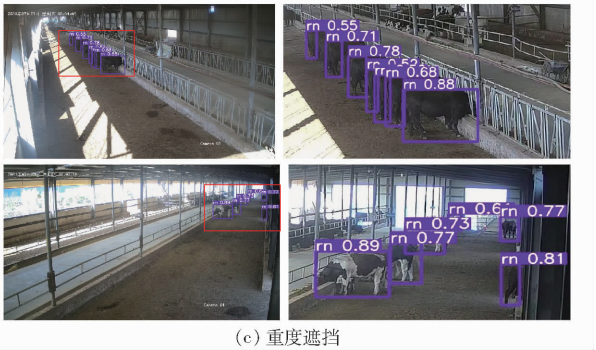
对检测结果进行分析可以得出，与 YOLO v5s＋CBAM 相比，YOLO v5s＋ECA 的召回率和 mAP 分别比 YOLO v5s＋CBAM 高 1.5、0.5 个百分点，其精确率比 YOLO v5s＋CBAM 低 1.6 个百分点，模型内存占用量比 YOLO v5s＋CBAM 小 1.1 MB；与 YOLO v5s＋CA 进行对比，YOLO v5s＋ECA 的精确率、



(a) 轻微遮挡



(b) 中度遮挡



(c) 重度遮挡

图 5 不同遮挡情况检测效果

Fig. 5 Detection effect of different occlusion conditions

表 1 4 种注意力机制性能

Tab. 1 Performance of four attention mechanisms

算法	精确率/%	召回率/%	mAP/%	模型内存占用量/MB	检测速度/(f·s^{-1})
YOLO v5s + CBAM	90.0	76.5	83.3	15.1	78.9
YOLO v5s + CA	87.5	77.9	83.2	14.1	78.5
YOLO v5s + SE	88.8	78.0	83.6	14.0	79.0
YOLO v5s + ECA	88.4	78.0	83.8	14.0	79.3

召回率和 mAP 分别比 YOLO v5s + CA 高 0.9、0.1、0.6 个百分点,两者模型内存占用量与每秒检测图像数量接近;与 YOLO v5s + SE 相比,YOLO v5s + ECA 的精确率比 YOLO v5s + SE 低 0.4 个百分点,召回率相同,mAP 高 0.2 个百分点,两者模型内存占用量与每秒检测图像数量接近。由上述分析可知,4 种注意力机制均对 YOLO v5s 网络有提升效果。其中 ECA 注意力机制综合性能优势较为明显,更有助于重度遮挡环境下多目标肉牛的准确检测。

3.3 不同目标检测算法性能比较

为了评价 ECA - YOLO v5s 网络对肉牛的检测效果,分别基于 YOLO v5s、YOLO v4、SSD、Fast R - CNN 目标检测算法对肉牛数据集进行训练,训练次数设定为 300 次,然后对上述 5 种检测算法的性能进行评估,结果如表 2 所示。

表 2 5 种目标检测算法性能

Tab. 2 Performance of five target detection algorithms

算法	精确率/%	召回率/%	mAP/%	模型内存占用量/MB	检测速度/(f·s^{-1})
Fast R - CNN	63.0	59.0	52.9	108	14.4
SSD	69.5	58.4	64.2	90	58.4
YOLO v4	86.8	73.5	80.8	244	41.2
YOLO v5s	88.8	76.1	83.1	14	79.3
ECA - YOLO v5s	89.8	76.9	85.3	24	76.9

对检测结果进行分析可以得出,与 Fast R - CNN 相比,ECA - YOLO v5s 的精确率、召回率和 mAP 分别比 Fast R - CNN 高 26.8、17.9、32.4 个百分点,其模型内存占用量仅为 Fast R - CNN 的 22.2%,其图像检测速度比 Fast R - CNN 算法高 62.5 f/s;与 SSD 相比,ECA - YOLO v5s 的精确率、召回率和 mAP 分别比 SSD 高 20.3、18.5、21.1 个百分点,其模型内存占用量仅为 SSD 的 26.7%,图像检测速度也比 SSD 算法高 18.5 f/s;与 YOLO v4 相比,ECA - YOLO v5s 的精确率、召回率和 mAP 分别比 YOLO v4 高 3.0、3.4、4.5 个百分点,模型内存占用量仅为 YOLO v4 的 9.8%,图像检测速度比 YOLO v4 算法高 35.7 f/s;与 YOLO v5s 相比,ECA - YOLO v5s 的精确率、召回率和 mAP 分别比 YOLO v5s 高 1.0、0.8、2.2 个百分点,模型内存占用量较 YOLO v5s 增加 10 MB,其检测速度比 YOLO v5s 算法少 2.4 f/s。

经过分析对比各算法的性能,ECA - YOLO v5s 的综合性能优势明显,该目标检测网络能够实现重度遮挡环境下多目标肉牛的快速检测。ECA - YOLO v5s 与 Fast R - CNN、SSD、YOLO v4 算法相比在各项评价指标均有较大提升。与 YOLO v5s 比较,虽然算法内存占用量有所增加,但对于模型的迁移影响较小,同时本文算法在检测速度基本不变的情况下识别精度大幅提高。通过增加少量模型内存占用量大幅提高了识别精度,更有利于重度遮挡情况下的肉牛目标检测。

4 讨论

4.1 不同遮挡情况下检测效果

为了验证 ECA - YOLO v5s 网络对不同遮挡情况

肉牛的识别效果，本研究对 3 类遮挡情况进行了测试。首先制作了不同遮挡情况下的肉牛图像测试集，将测试集的图像输入网络中得到的结果如表 3 所示。

表 3　3 种遮挡情况识别效果

Tab. 3　Recognition effect of three occlusion situations

%

遮挡情况	精确率	召回率	mAP
轻微遮挡	95.9	91.4	96.4
中度遮挡	87.5	77.9	83.2
重度遮挡	88.8	78.0	83.6

由表 3 可知，ECA－YOLO v5s 网络可以准确识别轻微遮挡情况下的肉牛目标，也可以准确识别出中度遮挡情况下的肉牛目标，但各项指标均低于轻微遮挡情况，对重度遮挡肉牛目标的检测效果受到了较大的影响，其精确率、召回率和 mAP 由于检测目标过度密集导致部分下降。测试结果表明，ECA－YOLO v5s 网络对于不同遮挡情况的检测具有一定的稳定性，该网络可以满足养殖场的实际检测需求。

4.2　不同光照情况下检测效果

为了验证 ECA－YOLO v5s 网络的实用性，对不同光照情况下肉牛的识别效果进行分析。本研究从数据集随机选取了轻微遮挡、中度遮挡、重度遮挡的肉牛图像各 10 幅，然后利用伽马变换的方法对所选图像调整了伽马值（γ），模拟不同光照的图像。然后制作不同光照情况类别的肉牛图像测试集，将测试集图像输入网络中测试得到对应的评价指标。检测结果分别如表 4 和图 6 所示。

表 4　5 种亮度场景检测性能

Tab. 4　Detection performance of five brightness scenes

%

γ	精确率	召回率	mAP
0.4	71.7	75.9	72.0
0.67	73.2	81.8	78.0
1.0	89.8	76.9	85.3
1.5	69.0	84.6	78.1
2.5	68.8	70.8	72.2

本研究中选择 γ 为 0.4、0.67、1.5 和 2.5，共模拟了 4 种不同光照亮度的情况与原始图像进行对比，其中 γ = 0.4 时接近 11:00—13:00 的亮度，γ = 0.67 时对应 13:00—15:00 的亮度，γ = 1.5 时接近 18:00—19:00 的亮度，γ = 2.5 时接近 20:00—21:00 的亮度。

与原始图像检测结果相比，在 γ = 0.4 与 γ = 2.5 时出现了漏检与误检现象，漏检现象在图 6 中使用红色方框框出，误检现象在图 6 中使用蓝色方框框出。漏检与误检目标因遮挡面积过大以及大幅度亮度变化导致特征减少而无法准确识别。在 γ = 0.67 与 γ = 1.5 时能够检测出全部肉牛目标，但 mAP 出现了部分下降。

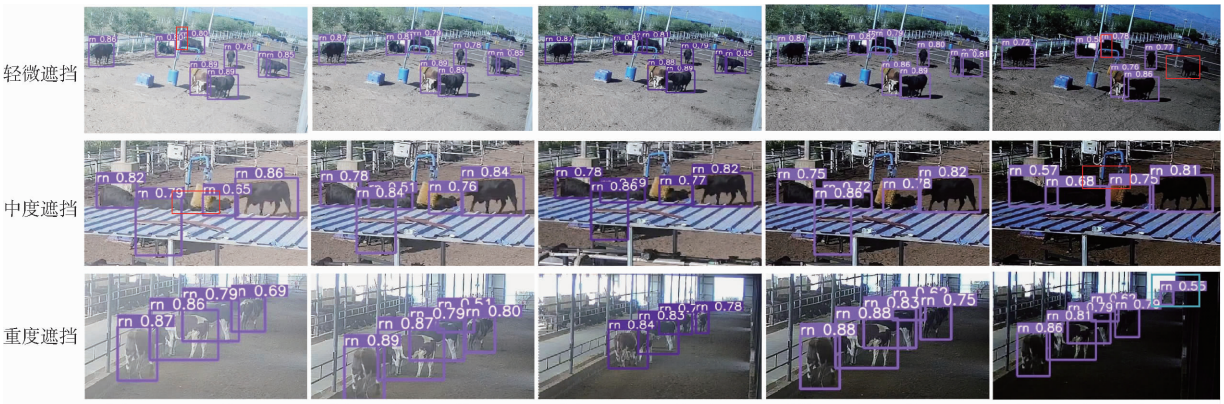


图 6　不同光照情况的检测结果

Fig. 6　Test results under different illumination conditions

结果表明 ECA－YOLO v5s 网络对于图像亮度变化的检测具有一定的实用性与鲁棒性，可以适用于牛场大部分的光照情况。但是因为研究的肉牛目标大部分为纯黑色，而且部分肉牛目标遮挡面积超过 80%，可见部分仅为肉牛臀部，所以在夜间无光照或光照亮度过低情况下无法准确识别出肉牛目标。

4.3　肉牛目标漏检分析

4.3.1　过度密集与遮挡导致的漏检

由 4.1 节可知，随着肉牛被遮挡区域面积的增加，检测效果逐渐下降。轻微遮挡情况时肉牛目标不存在被漏检的现象，中度遮挡和重度遮挡时均存在不同程度的漏检现象。图 7 为肉牛因过度密集与遮挡被漏检的情况（为使展示更加清晰，对测试结果进行了裁剪达到局部放大的效果），图 7 中红色框框出的肉牛目标被漏检。

4.3.2　肉牛目标过小与模糊导致的漏检

因为监控摄像头拍摄的数据视角范围较大，部分肉牛距离摄像头太远，会得到一些很小的肉牛目

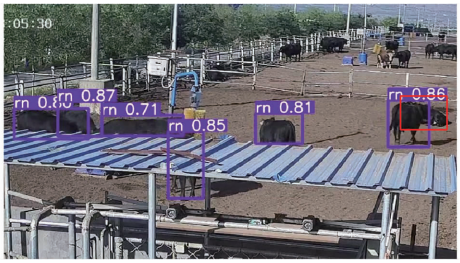


图 7 因过度密集与遮挡出现的漏检现象

Fig. 7 Miss detection to over-density and occlusion

标。这些目标过于模糊,标注过程中难以准确标注,导致检测过程出现漏检的情况,图 8 为肉牛因目标过小和模糊被漏检的情况(为使展示更加清晰,对测试结果进行了裁剪达到局部放大的效果),图 8 中红色框框出的肉牛目标被漏检。



图 8 因肉牛目标过小与模糊出现的漏检现象

Fig. 8 Miss detection due to small and vague targets

分析出现肉牛漏检现象的可能原因如下:

(1)数据集中存在过于密集与重度遮挡的肉牛目标,该模型对于遮挡超过 90% 的肉牛目标,在提取特征时存在困难,增加了检测难度,导致肉牛漏检。

(2)肉牛图像的采集设备为监控摄像头,拍摄图像时视角较大,导致处于图像中心的肉牛细节明显,而处于图像边缘的肉牛目标过小、细节模糊,影响标注效果。该模型在处理图像边缘的肉牛时难以提取其特征,导致检测时出现部分图像边缘的小目标肉牛漏检。

5 结论

(1)对比 CBAM、CA、SE、ECA 注意力机制应用于 YOLO v5s 网络的性能差异,其中 ECA 注意力机制的综合性能优势较为明显。以 ECA 注意力机制为基础,融合了 Conv2d、BatchNorm2d 和 ReLU,得到了 ECABasicBlock,将其与 YOLO v5s 网络融合得到 ECA - YOLO v5s 网络,该网络精确率为 89.8%,召回率为 76.9%,mAP 为 85.3%,模型内存占用量为 24 MB,检测速度为 76.9 f/s。

(2)针对不同遮挡以及光照情况下的安格斯牛与西门塔尔牛目标,本研究提出的肉牛检测方法都能较好地识别肉牛目标,表明 ECA - YOLO v5s 网络在光照变化的重度遮挡环境中依然可以鲁棒地实现多目标肉牛检测。

(3) ECA - YOLO v5s 网络能够在不影响模型迁移的前提下,提升少量模型内存占用量而明显增加目标检测精度,且基本不影响其检测速度,更有利于模型识别重度遮挡情况的肉牛目标。

参 考 文 献

[1] GUO Xian, ZHANG Sihuan, YANG Han, et al. Bovine TMEM95 gene: polymorphisms detecting in five Chinese indigenous cattle breeds and their association with growth traits[J]. Electronic Journal of Biotechnology, 2021,51(4):58 - 66.

[2] 范瑞亮. 基于云平台的改良肉牛信息系统设计与实现[D]. 杨凌:西北农林科技大学,2018.
FAN Ruiliang. Design and implementation of improved beef cattle information system based on cloud platform[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2018. (in Chinese)

[3] 张晓东. 云南省民营中小农业科技企业融资困境和对策研究[D]. 昆明:云南财经大学,2019.
ZHANG Xiaodong. Research on financing difficulties and countermeasures of private small and medium-sized agricultural science and technology enterprises in Yunnan Province[D]. Kunming: Yunnan University of Finance and Economics, 2019. (in Chinese)

[4] 延宁,张忠丹. 基于精准畜牧业的高效智能发展探析[J]. 畜牧兽医科技信息,2021,37(1):4 - 5.
YAN Ning, ZHANG Zhongdan. Analysis of efficient and intelligent development based on precision animal husbandry[J]. Animal Husbandry and Veterinary Science and Technology Information, 2021, 37(1):4 - 5. (in Chinese)

[5] 刘忠超,翟天嵩,何东健. 精准养殖中奶牛个体信息监测研究现状及进展[J]. 黑龙江畜牧兽医,2019, 41(13):30 - 33,38.
LIU Zhongchao, ZHAI Tiansong, HE Dongjian. Research status and progress of cow individual information monitoring in precision breeding[J]. Heilongjiang Animal Husbandry and Veterinary, 2019, 41(13): 30 - 33, 38. (in Chinese)

[6] ZHAO Kaixuan, HE Dongjian. Target detection method for moving cows based on background subtraction[J]. International Journal of Agricultural & Biological Engineering, 2015, 8(1):42 - 49.

[7] 王红君,施楠,赵辉,等. 基于视觉定位的牧场奶牛自动跟踪定位系统研究[J]. 黑龙江畜牧兽医,2015,37(21):43 - 47,287.
WANG Hongjun, SHI Nan, ZHAO Hui, et al. Research on automatic tracking and positioning system of pasture cows based on visual positioning[J]. Heilongjiang Animal Husbandry and Veterinary, 2015, 37(21):43 - 47, 287. (in Chinese)

[8] 赵凯旋. 基于机器视觉的奶牛个体信息感知及行为分析[D]. 杨凌:西北农林科技大学,2017.
ZHAO Kaixuan. Individual information perception and behavior analysis of dairy cows based on machine vision[D]. Yangling:

Northwest A&F University, 2017. (in Chinese)

[9] 宋怀波,阴旭强,吴崛华,等.基于自适应无参核密度估计算法的运动奶牛目标检测[J].农业机械学报, 2019, 50(5):196－204.
SONG Huaibo, YIN Xuqiang, WU Dihua, et al. Detection of moving cow based on adaptive kernel density estimation algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(5):196－204. (in Chinese)

[10] 林景栋,吴欣怡,柴毅,等.卷积神经网络结构优化综述[J].自动化学报,2020,46(1):24－37.
LIN Jingdong, WU Xinyi, CHAI Yi, et al. Structure optimization of convolutional neural networks: a survey[J]. ACTA Automatica Sinica, 2020, 46(1): 24－37. (in Chinese)

[11] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2016.

[12] 姜波.基于计算机视觉与深度学习的奶牛跛行检测方法研究[D].杨凌:西北农林科技大学,2020.
JIANG Bo. Research on cow limp detection method based on computer vision and deep learning[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2020. (in Chinese)

[13] 邢永鑫,孙游东,王天一.基于改进 SSD 算法对奶牛的个体识别[J].计算机工程与应用,2022,58(2):208－214.
XING Yongxin, SUN Youdong, WANG Tianyi. Individual recognition of dairy cows based on improved SSD algorithm[J]. Computer Engineering and Application, 2022, 58(2):208－214. (in Chinese)

[14] 张宏鸣,汪润,董佩杰,等.基于 DeepSORT 算法的肉牛多目标跟踪方法[J].农业机械学报,2021,52(4):248－256.
ZHANG Hongming, WANG Run, DONG Peijie, et al. Beef cattle multi-target tracking based on DeepSORT algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(4):248－256. (in Chinese)

[15] YANG Z, XIONG H, CHEN X, et al. Dairy cow tiny face recognition based on convolutional neural networks[C]//2019 Chinese Conference on Biometric Recognition (CCBR), 2019.

[16] ZHOU W, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Trans Image Process, 2004, 13(4):600－612.

[17] HUANG Guanxi. A comparative study of underwater marine products detection based on YOLOv5 and underwater image enhancement[J]. International Core Journal of Engineering, 2021, 7(5):213－221.

[18] LIU Yifan, LU Binghang, PENG Jingyu, et al. Research on the use of YOLOv5 object detection algorithm in mask wearing recognition[J]. World Scientific Research Journal, 2020, 6(11):276－284.

[19] 谈世磊,别雄波,卢功林,等.基于 YOLOv5 网络模型的人员口罩佩戴实时检测[J].激光杂志,2021,42(2):147－150.
TAN Shilei, BIE Xiongbo, LU Gonglin, et al. Real time detection of personnel mask wearing based on YOLOv5 network model [J]. Laser Magazine, 2021, 42(2):147－150. (in Chinese)

[20] HWANG S, CHOI S K. Deep learning-based surrogate modeling via physics-informed artificial image (PiAI) for strongly coupled multidisciplinary engineering systems[J]. Knowledge-Based Systems, 2021,232:107446.

[21] KASPER E M, HAHN N, BERGER S, et al. Short communication: detecting heavy goods vehicles in rest areas in winter conditions using YOLOv5[J]. Algorithms, 2021, 14(4):114－124.

[22] WANG Q, WU B, ZHU P, et al. ECA－Net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2020.

[23] 李永上,马荣贵,张美月.改进 YOLOv5s＋DeepSORT 的监控视频车流量统计[J].计算机工程与应用,2022,58(5):9－17.
LI Yongshang, MA Ronggui, ZHANG Meiyue. Improving monitoring video traffic flow statistics of YOLOv5s + DeepSORT [J]. Computer Engineering and Application, 2022, 58(5):9－17. (in Chinese)

[24] 赵文清,严海,邵绪强.改进的非极大值抑制算法的目标检测[J].中国图象图形学报,2018,23(11):1676－1685.
ZHAO Wenqing, YAN Hai, SHAO Xuqiang. Target detection with improved non maximum suppression algorithm[J]. Chinese Journal of Image and Graphics, 2018, 23(11):1676－1685. (in Chinese)

[25] LI S, GU X, XU X, et al. Detection of concealed cracks from ground penetrating radar images based on deep learning algorithm[J]. Construction and Building Materials, 2021, 273: 121949.