



赵一名,沈明霞,刘龙申,等. 基于改进 YOLO v5s 和图像融合的笼养鸡死鸡检测方法研究[J]. 南京农业大学学报,2024,47(2):369-382.  
ZHAO Yiming, SHEN Mingxia, LIU Longshen, et al. Study on the method of detecting dead chickens in caged chicken based on improved YOLO v5s and image fusion[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2024, 47(2): 369-382.

## 基于改进 YOLO v5s 和图像融合的笼养鸡死鸡检测方法研究

赵一名,沈明霞\*,刘龙申,陈佳,祝万军

(南京农业大学工学院/农业农村部养殖装备重点实验室,江苏 南京 210031)

**摘要:**[目的]针对规模化养殖环境下死鸡巡检自动化程度低、人工巡检费时费力等问题,提出一种基于图像配准融合算法和改进 YOLO v5s 的死鸡检测方法。[方法]为提高死鸡目标特征的显著性,利用 SURF 算法结合 RANSAC 算法实现热红外与可见光图像的特征点匹配,采用仿射变换模型得到配准图像,使用小波变换实现图像的分解重构,从而得到最终的配准融合图像;为降低背景信息对死鸡目标检测的干扰,提升模型对鸡只遮挡情况的检测效果,以 YOLO v5s 目标检测算法为基础,通过加入 SE 注意力模块,将 CIoU\_Loss 和 DIoU\_NMS 运用于原模型,构成改进后的 YOLO v5s-SE 模型。[结果]配准融合后的图像与源图像的相关系数平均值达到 0.86,体现了良好的配准融合效果;模型在融合图像上的检测准确率以及平均精度均值均高于可见光图像和红外图像,改进后的 YOLO v5s-SE 相较于原始 YOLO v5s 在融合数据集上的检测准确率提升了 3.3%,达到 97.7%。[结论]改进后的 YOLO v5s-SE 在保证应有检测速度的同时提升了目标检测的精度,可满足实际生产中死鸡实时检测的需求。

**关键词:**笼养鸡;死鸡检测;图像配准融合;YOLO v5s-SE

中图分类号:TP18;S858.31

文献标志码:A

文章编号:1000-2030(2024)02-0369-14

## Study on the method of detecting dead chickens in caged chicken based on improved YOLO v5s and image fusion

ZHAO Yiming, SHEN Mingxia\*, LIU Longshen, CHEN Jia, ZHU Wanjun

(College of Engineering/Key Laboratory of Breeding Equipment, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China)

**Abstract:**[Objectives]For the problems such as low degree of automation of dead chicken inspection and time-consuming and labor-consuming of manual inspection in the large-scale breeding environment, the dead chicken detection method based on the image registration and fusion algorithm and the improved YOLO v5s was proposed. [Methods]To enhance the saliency of the dead chicken target features, the SURF algorithm was combined with the RANSAC algorithm to match the feature points of thermal infrared and visible light images. The affine transformation model was used to obtain the registered image. The wavelet transform was used to decompose and reconstruct the images to obtain the final registered and fused image. To reduce the interference of background information on dead chicken target detection and improve the detection performance of chicken occlusion, the YOLO v5s object detection algorithm was used as the basis. By adding the SE attention module and applying CIoU\_Loss and DIoU\_NMS to the original model, the improved YOLO v5s-SE model was constructed. [Results]The correlation coefficient between the registered and fused image and the source image reached 0.86, reflecting a good registration and fusion effect. The detection accuracy and average precision of the model on fused images were both higher than those of visible light images and infrared images, and the detection accuracy of the improved YOLO v5s-SE on the fusion data set was increased by 3.3% than that of the original YOLO v5s, and reached 97.7%. [Conclusions]By using the improved YOLO v5s-SE, the due detection speed was ensured while the detection precision was improved. The method can meet the requirements of real-time detection on the dead chicken during actual production.

**Keywords:**caged chicken; dead chicken detection; image registration and fusion; YOLO v5s-SE

笼养环境下,鸡只养殖密度大,死亡后病菌传播迅速,增加了活鸡致病甚至死亡的概率<sup>[1]</sup>,及时发现并清除死鸡对于科学养殖意义重大。现阶段死鸡巡检工作主要依靠人工完成,费时费力<sup>[2]</sup>,因此研究一种自动化、智能化的死鸡检测方法十分必要。

收稿日期:2023-04-12

基金项目:立体笼养鸡肉健康监测预警与精准环境管控系统研发项目(BE2022379);江苏省现代农机装备与技术示范推广项目(NJ2021-34)

\*通信作者:沈明霞,教授,主要从事机器视觉和信息农业研究,E-mail:mingxia@njau.edu.cn。

国内外专家学者已相继展开关于死鸡检测方面的研究。陆晨芳<sup>[3]</sup>以黄羽肉鸡为研究对象提出通过识别可见光图像中鸡只鸡冠是否静止来判断有无死鸡,该方法的识别准确率在85%左右;彭彦松<sup>[4]</sup>提出一种基于支持向量机和机器视觉技术的死鸡检测方法,该方法以鸡冠特征为变量,通过分类器判断有无死鸡,该方法的检测率达到92%;Muvva等<sup>[5]</sup>研究了一种基于图像处理技术的死亡肉鸡识别算法,该算法通过对对比同时拍摄的2个处理过的热红外和可见光图像来进一步检测死鸡像素,并标示出死鸡坐标,算法的检测准确率达到90.7%;Bao等<sup>[6]</sup>通过在鸡只身上系上脚环来监测其活动位移,并构建三维总方差表示鸡只活动强度,最后通过机器学习识别鸡只状态,该方法识别死鸡的准确率为95.6%;薛鸿翔<sup>[7]</sup>设计了一种基于卷积神经网络的死鸡自动识别系统,该方法以热红外图像作为输入,可实时识别平养状态下的死鸡目标,系统的死鸡查准率达到98%;瞿子淇<sup>[8]</sup>依据活鸡与死鸡鸡爪的形状差异,采用Gamma校正算法与自适应直方图均衡化相结合的方式,设计了一套基于LibSVM算法的死鸡检测系统,该系统对死鸡的检测准确率可达到90%。上述研究大多以平养鸡为研究对象,笼养环境下鸡只密度大,死鸡检测难度高。

本文提出利用SURF算法结合RANSAC算法和小波变换实现热红外与可见光图像的配准融合,在YOLO v5s算法的基础上加入SE模块降低背景信息对检测目标的干扰,并对模型进行损失函数调整,构成改进后的YOLO v5s-SE模型,通过检测融合图像实现笼养鸡死鸡目标的识别。

## 1 材料与方法

### 1.1 试验对象

试验数据于2021年10月27日至12月12日在广东省云浮市温氏悦塘高效养殖小区采集。以1~50 d日龄的肉杂817品种笼养鸡为试验对象,鸡笼整体自上而下共4层,试验时选用第2层鸡笼采集数据,鸡笼尺寸800 cm×420 cm×2 100 cm。

### 1.2 试验仪器

采用FLIR A6双光摄像机:红外图像分辨率为640×512,可见光图像分辨率为1 920×1 080,测温范围为-40~160 ℃,测温精度±0.3 ℃,热灵敏度NETD≤50 mK。

### 1.3 数据采集

根据养殖要求,鸡只在15日龄时进行分笼,根据分笼日龄将1~50 d鸡只分为2个生长阶段,第1生长阶段为15日龄及以前,每笼鸡只数量为42只,15日龄以后为第2生长阶段,每笼鸡只数量为21只。在第1生长阶段,将双光摄像机安装于支架上,采用倾斜俯拍的方式模拟人眼观察鸡笼,相机高度为1.65 m,距离鸡笼水平距离1.1 m,俯拍角度为45°。第2生长阶段采集指标同第1生长阶段。

图1为鸡舍数据采集示意图。视频数据采集为鸡只的全周期数据,采集数据存于硬盘录像机,视频帧为热红外图像和可见光图像,热红外图像帧率为8 fps,可见光图像帧率为24 fps。数据采集时间为每日09:00—11:30和14:00—16:00,采集过程中鸡舍温度为28~30 ℃,光照度为14~16 lx,湿度为76%~86%。

对采集的双通道视频进行有效视频筛选,编写python脚本将有效视频数据截图,热红外和可见光视频均按2 s时间间隔进行图片截取。图片截取时,以同一时刻为标准,精确到秒,保证热红外图像与可见光图像一一对应,为后续图像配准融合做准备。

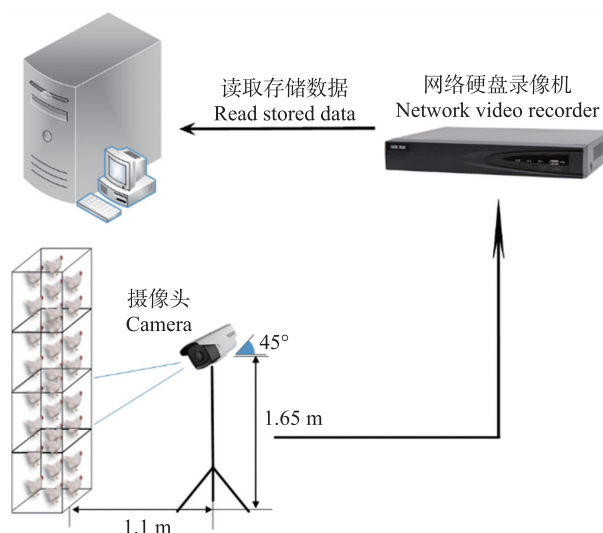


图1 数据采集示意图

Fig. 1 Data acquisition diagram

## 2 死鸡目标检测算法

### 2.1 笼养鸡双光图像配准融合

红外图像和可见光图像反映了所拍摄笼养鸡不同的物理信息,热红外图像可以显示鸡只和鸡笼的温度分布,而可见光图像可以显示鸡只外形轮廓、羽毛颜色等视觉信息。通过配准融合可以将二者温度信息、颜色信息更好结合,以配准融合图像作为模型的输入,在提高死鸡目标定位准确性的同时可以降低背景信息的干扰,从而提高目标检测模型的准确性和鲁棒性。

**2.1.1 笼养鸡双光图像特征点匹配与仿射变换** 双光热像仪获取的笼养鸡热红外图像和可见光图像存在分辨率不同以及位置偏差的问题,两者若直接融合难以达到理想的融合图像效果。将图像进行精确配准可以消除图像位置偏差,修正图像旋转和缩放,从而提高图像处理效率和融合质量,保证双光图像中鸡只目标的准确定位,实现两图中鸡只目标的有效融合。

图像配准是图像融合的基础,待配准图像首先需要进行特征点匹配<sup>[9-10]</sup>。目前关于图像特征点匹配的算法主要有 SIFT、SURF 和 ORB 算法<sup>[11-13]</sup>,其中 SIFT 算法计算量大,难以满足实时性要求;ORB 算法精度较低,难以实现精确匹配;相较于其他特征点匹配算法,SURF 算法具有计算速度快、鲁棒性强以及精度高等优点。

受特征点的数量和分布影响,SURF 算法会出现特征点误匹配现象<sup>[14]</sup>,从而对后续配准阶段的变换模型估计造成影响,因此需要进行误匹配消除。RANSAC 算法是一种基于随机采样的迭代算法,该算法通过迭代计算从一个包含异常数据的数据集中得出最优数据模型,以此来筛选有效数据并剔除无效数据<sup>[15]</sup>。图2为 SURF 算法特征点匹配效果图,图3为 RANSAC 算法优化后的匹配效果,经 RANSAC 算法优化后误匹配特征点得到了校正。

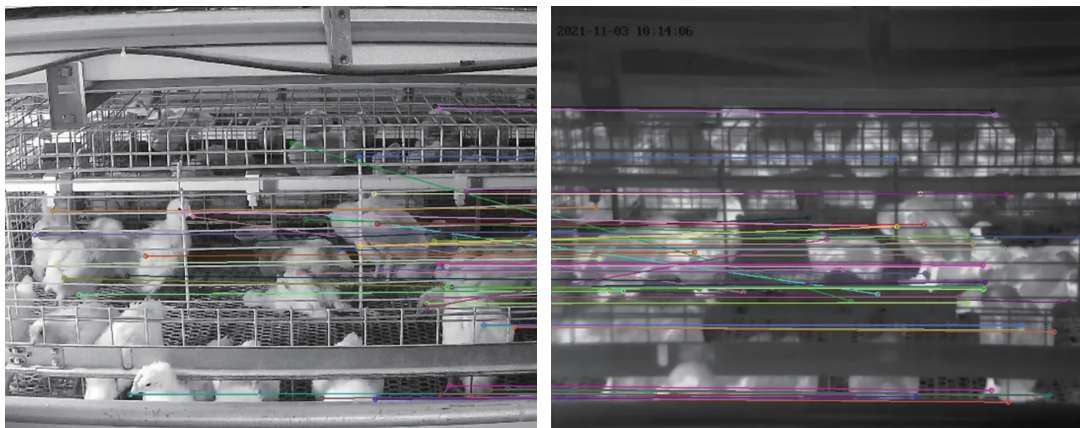


图2 SURF 算法特征点匹配效果

Fig. 2 SURF algorithm feature point matching effect

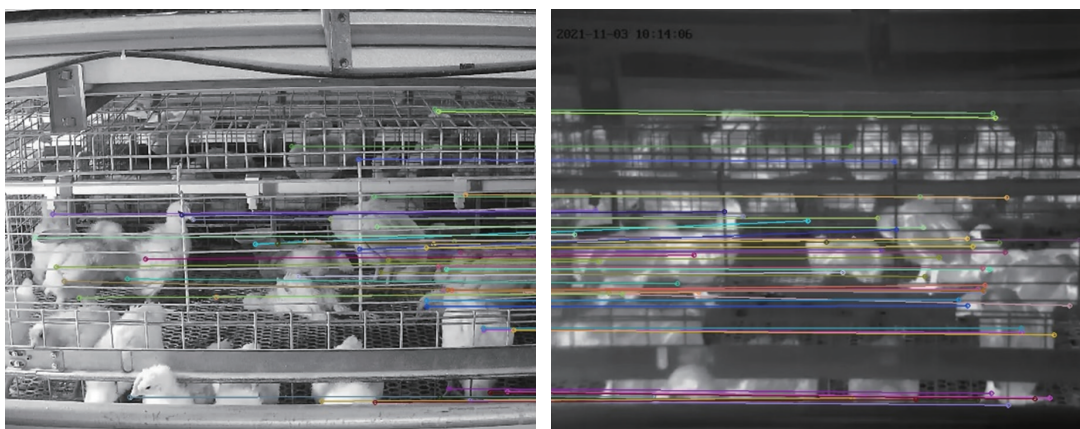


图3 SURF+RANSAC 算法特征点配准效果

Fig. 3 SURF+RANSAC algorithm feature point registration effect

图像配准的实质为寻找多幅图像之间的变换关系<sup>[16]</sup>。由于本文中鸡只红外图像和可见光图像存在一定的位移和形变,因此需要进行平移和伸缩的仿射变换操作以实现图像空间对齐,仿射变换模型<sup>[17]</sup>的示意图如图 4 所示。

**2.1.2 小波变换与图像融合** 经过配准后的图像实现了空间对齐,保证图像融合的准确性。融合后的图像具有更强的信息表达,可以为模型训练提供更多的学习特征。目前常用的融合算法各有优劣,小波变换<sup>[18-21]</sup>作为一种多尺度分析的图像处理技术,相较于其他融合方法,具有多分辨率特性、可逆性、色彩空间灵活性和实时性等优势。

采用二维 Harr 小波分别对热红外和可见光图像进行 2 层分解,从小波系数中提取 1 个低频和 3 个不同方向的高频图像,如图 5 所示。图 5-b、c 中左上角为低频子图,其余为 3 个不同方向的高频子图。

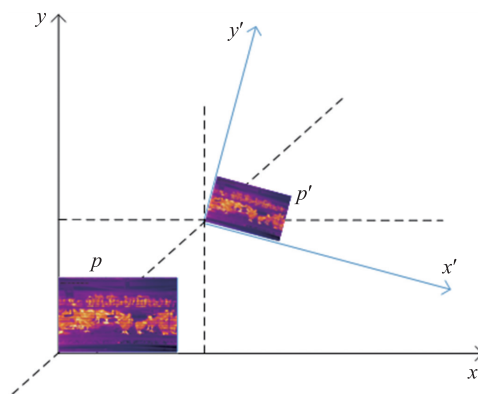


图 4 仿射变换模型示意图  
Fig. 4 Schematic diagram of affine transformation model

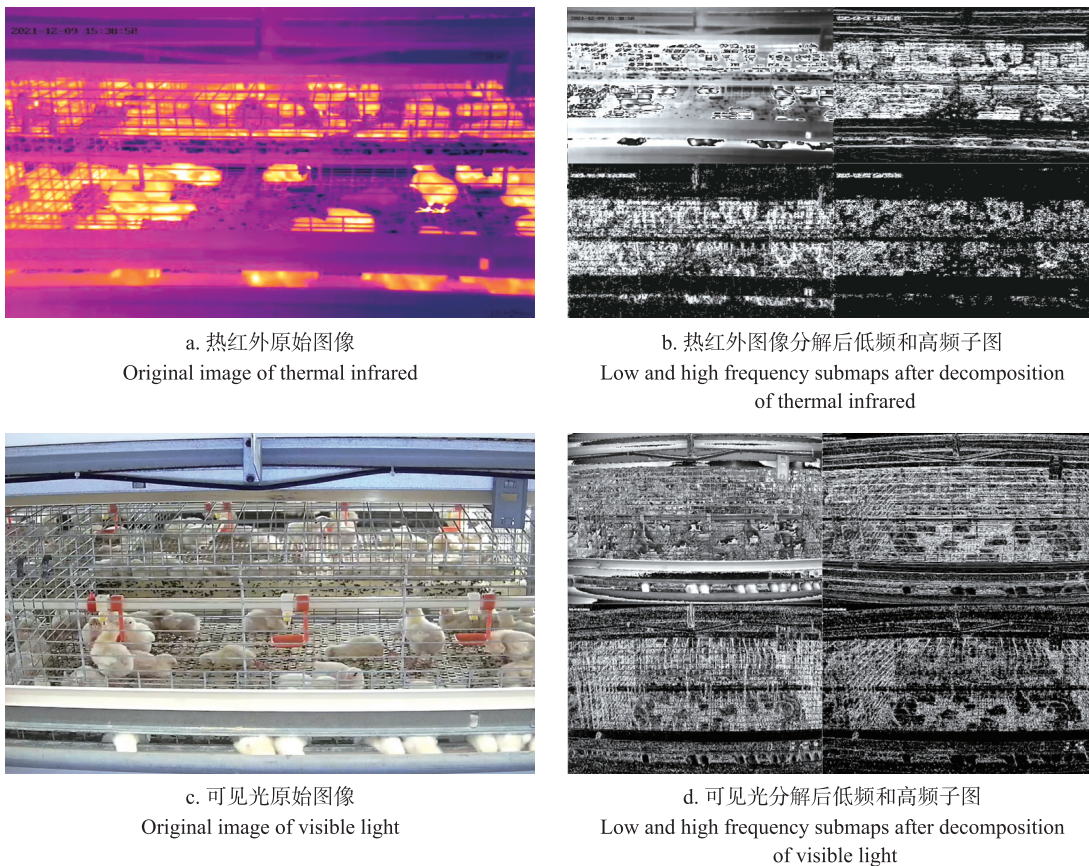


图 5 原始图像分解成低频和高频子图

Fig. 5 The original image is decomposed into low frequency and high frequency submaps

经小波分解所得的低频子图包含图像的大部分能量,可以反映图像的整体信息;高频子图则包含图像的细节信息,可以增强图像边缘,与清晰度相关。本文确定低频分量采用加权平均法进行融合,高频子带系数则采用局域能量加权求和的方法,对融合系数采用小波逆变换即可得到融合图像。由于小波系数对应不同尺度和方向的图像细节,因此重构生成的图像信息更加丰富。图 6 为热红外与可见光图像经配准融合后的效果。

**2.1.3 图像配准融合评价** 经过配准融合后的图像,需要进一步判定是否达到了所需的图像融合要求,因此通过对融合图像进行评价后才可以确定接下来的数据集制作、模型构建等流程。常用的图像评价量化指标有基于图像自身的信息熵、平均梯度和基于源图像与融合图像的互信息、相关系数,表 1 为各指标的具体含义<sup>[22-23]</sup>。

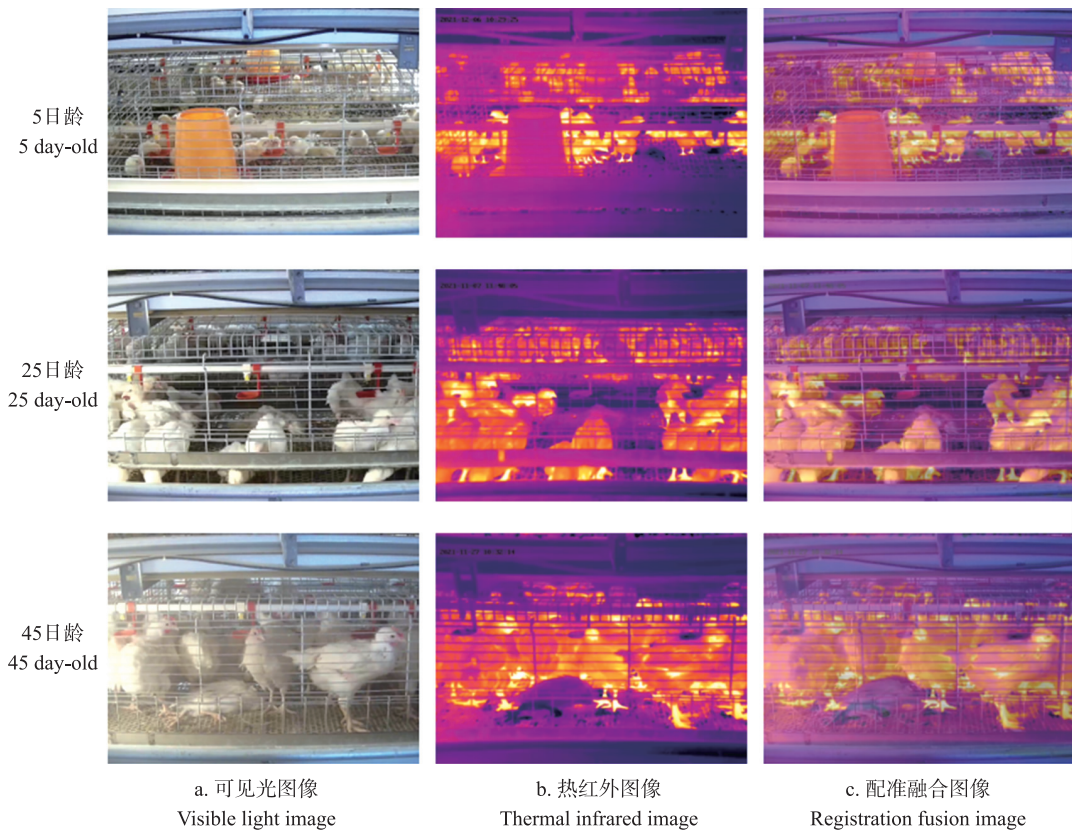


图 6 热红外与可见光配准融合图像

Fig. 6 Registration fusion image of thermal infrared and visible light

表 1 图像质量评价指标

Table 1 Evaluation indicators of image quality

指标 Index	含义 Meaning	范围 Scope
信息熵 Information entropy	衡量图像信息量大小 Measure the amount of image information	熵值越大,表示图像信息越丰富 The larger the entropy value, the richer the image information
平均梯度 Mean gradient	检测图像中的纹理细节或轮廓边缘 Detect the texture details or contour edges in images	值越大,表明图像清晰度越高 The larger the value, the higher the image definition
互信息 Mutual information	衡量 2 幅图像对应像素间的相似程度 Measure the similarity between corresponding pixels of two images	值越大,代表融合图像从源图像获取的信息量越大,则融合效果越好 The larger the value, the greater the amount of information obtained by the fusion image from the source image, and the better the fusion effect
相关系数 Correlation coefficient	衡量融合图像与源图像之间的相关程度 Measure how well the fused image is related to the source image	取值范围为-1 到 1, -1 表示 2 幅图像完全相反, 1 表示完全相同 The value range is from -1 to 1, -1 means that the two images are completely opposite, and 1 means that they are exactly the same

对图 6 中各图像进行基于图像自身的量化指标评估,结果如表 2 所示。融合后的图像信息熵和平均梯度与可见光图像相近,相较于热红外图像明显增加,表明融合图像结合了 2 种源图像的信息优势。图 7 为图像间互信息和相关系数统计,图像相关系数平均值达到 0.86,表现出了良好的信息相关性。

## 2.2 数据集制作

对配准融合完成的图像进行筛选,剔除较差质量的图像,最终得到有效图像 9 060 张。使用开源标注软件 LabelImg 对配准融合好的图片进行标注,死鸡标注类别为“dead”,生成对应的 xml 文件并保存。

将数据集划分为可见光、热红外和融合图像,用于后续对比图像融合前后的检测差异。标注好的图像包含单只死鸡图片 6 050 张和多只死鸡图片 3 010 张。将标注图像按照 8:1:1 的比例<sup>[24]</sup>随机划分得到训练集图片 7 248 张、验证集图片 906 张、测试集图片 906 张。训练集用于网络模型的训练,在确保训练数据量充足的情况下,拟合数据样本,提升模型的鲁棒性;验证集则用于在一定范围内调整网络模型超参数,以形成最佳的死鸡检测模型;测试集用于测试训练完成后的模型对于新数据的预测能力,以评估模型泛化能力。

表 2 基于图像自身的质量评价指标统计

Table 2 Statistics of quality evaluation indicators based on image itself

日龄 Day-old	指标 Index	可见光图像 Visible light image	热红外图像 Thermal infrared image	融合图像 Fusion image
5	信息熵 Information entropy	7.73	6.62	7.51
	平均梯度 Mean gradient	52.08	18.31	45.63
25	信息熵 Information entropy	7.68	6.56	7.48
	平均梯度 Mean gradient	52.12	18.22	45.97
45	信息熵 Information entropy	7.65	6.51	7.47
	平均梯度 Mean gradient	51.98	18.14	45.36

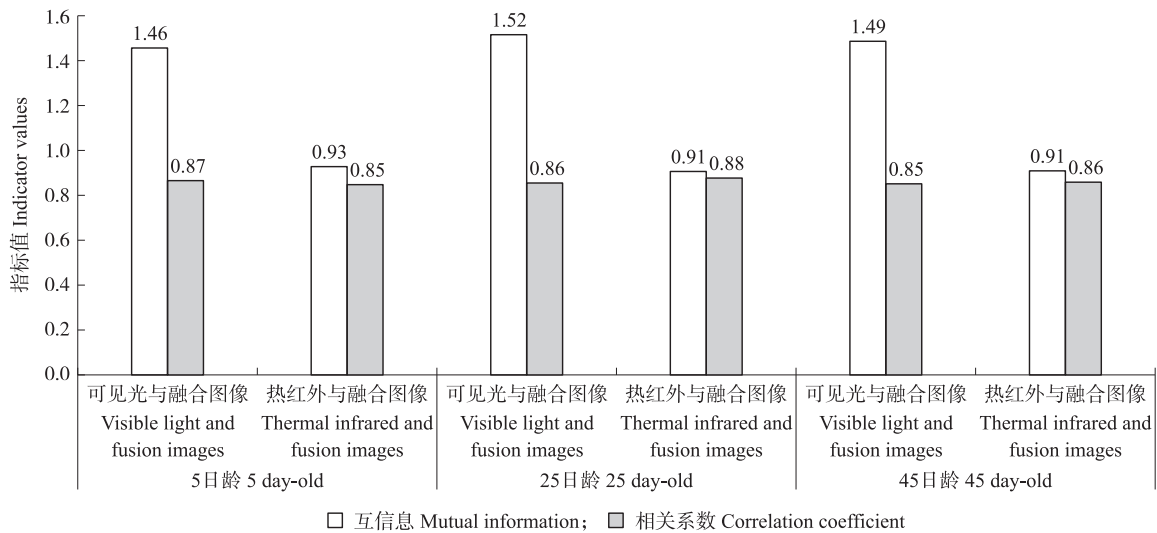


图 7 图像间互信息及相关系数统计

Fig. 7 Statistics of mutual information and correlation coefficients between images

根据死鸡目标在图像中出现位置的不确定性,采用 Mosaic 数据增强的方式对图像进行缩放、翻转及拼接的操作,在丰富训练数据的同时,利于模型的鲁棒性和泛化能力的提升。Mosaic 数据增强后的效果如图 8 所示。

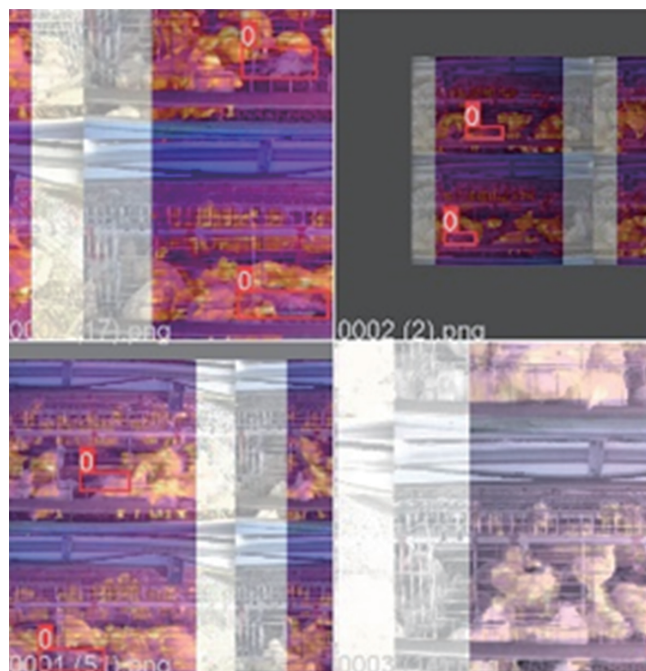


图 8 Mosaic 增强效果图

Fig. 8 Mosaic enhancement renderings

### 2.3 基于 YOLO v5 的检测模型网络结构

YOLO v5 的目标检测网络按照模型深度及特征图宽度从小到大依次为 YOLO v5n、YOLO v5s、YOLO v5m、YOLO v5l、YOLO v5x<sup>[25]</sup>。

**2.3.1 YOLO v5 模型网络结构** YOLO v5 整个网络主要包含输入端 (Input)、主干网络 (Backbone)、连接网络 (Neck) 以及预测 (Prediction) 4 个部分,其网络结构如图 9 所示。Backbone 部分主要采用 CSP 模块和 Focus 模块,实现死鸡目标的特征提取。CSP 模块有效解决了网络优化中梯度信息重复的问题,在减少计算量的同时保证了准确率。Focus 模块中比较关键的是切片操作,实现输入通道的扩充且最大程度保障信息的完整。Neck 部分采用 FPN 与 PAN 结构相结合的方式,可以融合 Backbone 中不同网络层的信息从而更好地提取死鸡目标特征。

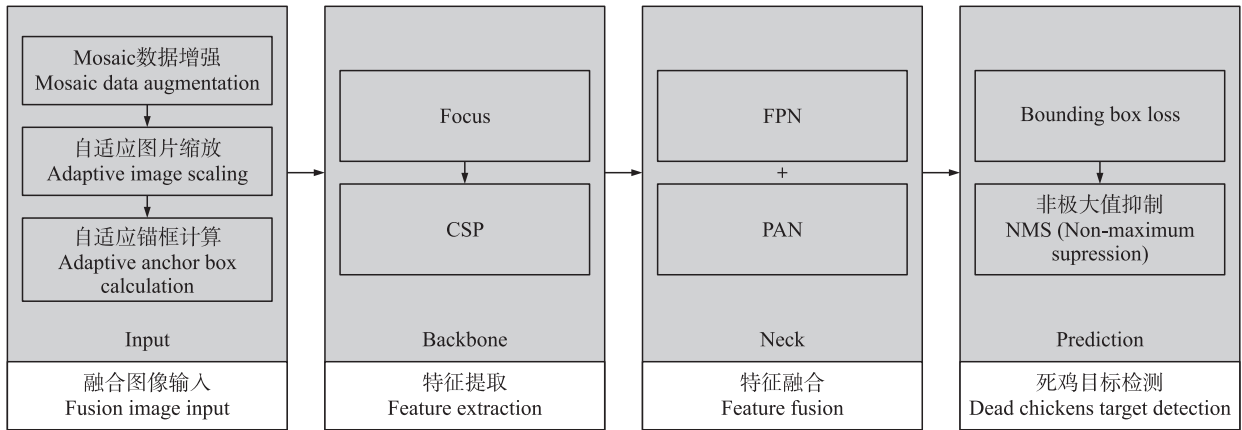


图 9 YOLO v5 网络结构示意图

Fig. 9 Network structural sketch of YOLO v5 model

**2.3.2 引入 SE 注意力模块** 原始 YOLO v5 算法检测死鸡目标,主要依据死鸡与活鸡在融合图像中的颜色信息差异,但融合图像中鸡笼挡板、饮水器等低暗目标容易造成死鸡目标的误识别,导致模型的检测准确率降低。本文借鉴 SENet 网络<sup>[26]</sup>,将其中的 SE 模块添加至 YOLO v5,利用其通道注意力机制使得网络更加关注低暗目标,从而提取出更多特征用以区分死鸡目标和其他低暗目标,降低误判率的同时提升准确率。SE 模块实现通道注意力,主要依靠压缩和激励 2 个关键部分,压缩过程主要将各个通道上的空间特征集聚并转化为具有全局感受野的全局特征,激励过程则实现通道的特征学习,得到各通道权重系数,SE 模块结构如图 10 所示。

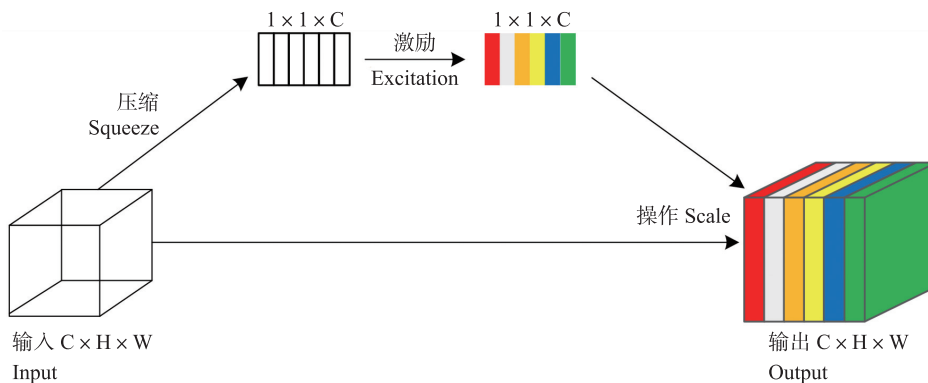


图 10 SE 模块网络结构图

Fig. 10 Network structure diagram of SE module

SE 模块具有即插即用的优点,YOLO v5 中的 Backbone、Neck 以及 Prediction 部分均可融合 SE 模块,但由于在 Neck 部分存在特征图被压缩的情况,Prediction 部分属于网络末端对准确率影响较小,而 Backbone 部分是模型特征提取的主干,因此 SE 模块增添至此部分对于模型表示能力的增强有更好的帮助,添加 SE 模块后的 YOLO v5 网络结构如图 11 所示。

**2.3.3 CIoU 损失函数** 原始 YOLO v5 采用 GIoU\_Loss<sup>[27]</sup> 作为边界框回归损失函数,但在死鸡目标检测中,15 日龄之前鸡只目标较小,25 日龄之后鸡只遮挡程度较大,GIoU 在计算过程中无法区分每个目标框

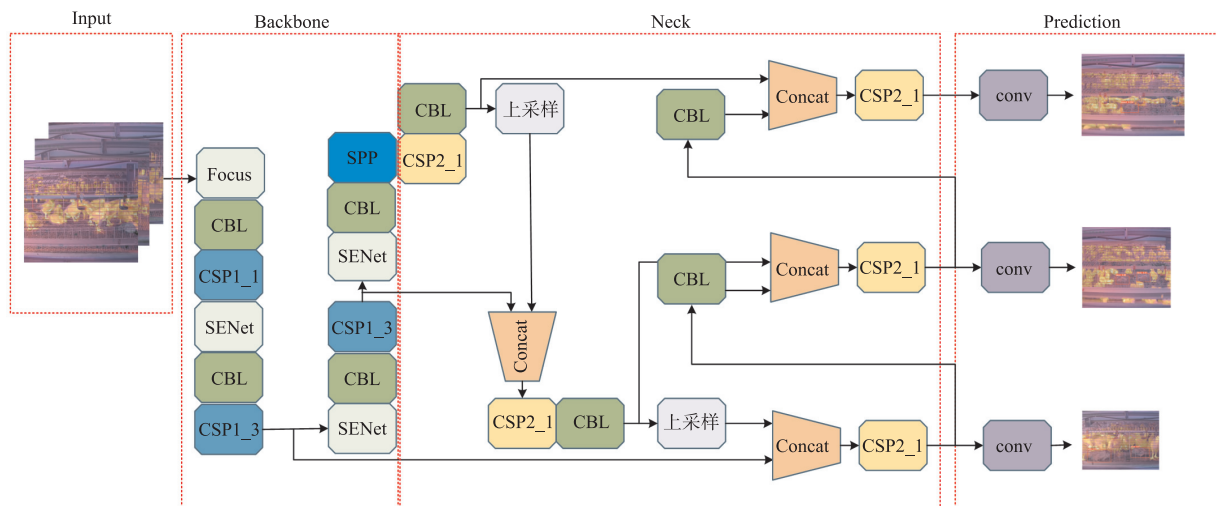


图 11 添加 SE 模块网络结构图

Fig. 11 Network structure diagram adding SE module

中预测框的相对位置,从而导致损失函数计算结果不稳定。

采用 CIoU 替换 GIoU, CIoU 损失函数<sup>[28]</sup> 在计算损失时考虑了目标框的大小、重叠程度以及中心点距离等因素,能够更加准确地评估目标框的质量,从而提高死鸡目标框的定位精度,同时距离中心点的距离惩罚项能够有效减小死鸡形态多样对于损失函数的影响,从而提高死鸡目标检测的准确率。CIoU 表达式如式(1):

$$CIoU = 1 - \left( IoU - \frac{r_2^2}{r_1^2} - \frac{v^2}{(1-IoU)+v} \right) \quad (1)$$

式中: $r_1$  为检测框的最小外接矩形的对角线距离; $r_2$  为预测框和真实框的欧氏距离; $v$  可衡量预测框长宽比的一致性; $IoU$  为交并比。

**2.3.4 DIoU\_NMS 非极大值抑制** 原始 YOLO v5 采用 NMS 非极大值抑制, NMS 只考虑检测框之间的  $IoU$  值,而没有考虑检测框内部的信息,从而导致检测框内部存在重叠的情况,造成死鸡目标的漏检、误检。采用 DIoU\_NMS<sup>[29]</sup> 替换 NMS,可增加目标框中心点欧氏距离的计算,以提高重叠和遮挡的死鸡目标的检测精度。DIoU\_NMS 的评判准则如式(2):

$$s_i = \begin{cases} s_i, & DIoU(M, B_i) < \epsilon \\ 0, & DIoU(M, B_i) \geq \epsilon \end{cases} \quad (2)$$

式中: $M$  表示最高预测分数的预测框; $B_i$  用以判断预测框是否移除; $s_i$  表示分类评价得分; $\epsilon$  表示 NMS 的阈值。DIoU\_NMS 可综合考虑重叠面积和预测框中心距离,有助于解决鸡只互相遮挡下的死鸡漏检问题。

**2.4 评价指标**

使用准确率 P (precision)、召回率 R (recall) 和平均精度均值 mAP (mean average precision) 评价模型性能,用单幅图片检测时间衡量模型检测速度。其中, P 评估模型准确识别死鸡的能力; R 评价模型对死鸡识别的涵盖能力; mAP 对 P、R 进行综合处理,可衡量模型的检测性能。计算公式如下:

$$P = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

$$R = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

$$mAP = \frac{1}{C} \int_0^1 P(R) dR \quad (5)$$

式中: $TP$  为真正样本(真阳性)数; $FP$  为假正样本(假阳性)数; $FN$  为假负样本(假阴性)数; $C$  为类别数。

**3 结果与分析**

**3.1 模型训练**

**3.1.1 训练平台及参数设置** 本试验所采用的硬件设备及其配置如下: Intel Core i9-12900E CPU, 32 GB

运行内存,最大频率 5.0 GHz;NVIDIA GTX3090 显卡,24 GB 显存。试验操作系统为 Ubuntu 20.04,模型框架基于 PyTorch1.7 搭建,Python 版本 3.8。

模型统一参数设置如下:批大小(batch size)为 16 张,迭代轮次(epochs)为 300,初始学习率为 0.01,权重衰减系数为 0.000 5。

**3.1.2 模型训练过程** 对 YOLO v5n、YOLO v5s、YOLO v5m、YOLO v5l、YOLO v5x 模型在融合数据集上进行训练,各模型训练结束后所得的边框损失值以及目标损失值曲线见图 12。YOLO v5m、YOLO v5l 和 YOLO v5x 模型的损失值曲线在 300 个迭代周期内并未完全拟合,根据曲线损失值变化判断,YOLO v5n 和 YOLO v5s 的损失值曲线大概在 180 次左右趋于拟合。因此判定 YOLO v5n 和 YOLO v5s 模型相较于其他 3 个模型具有更快的收敛速度。

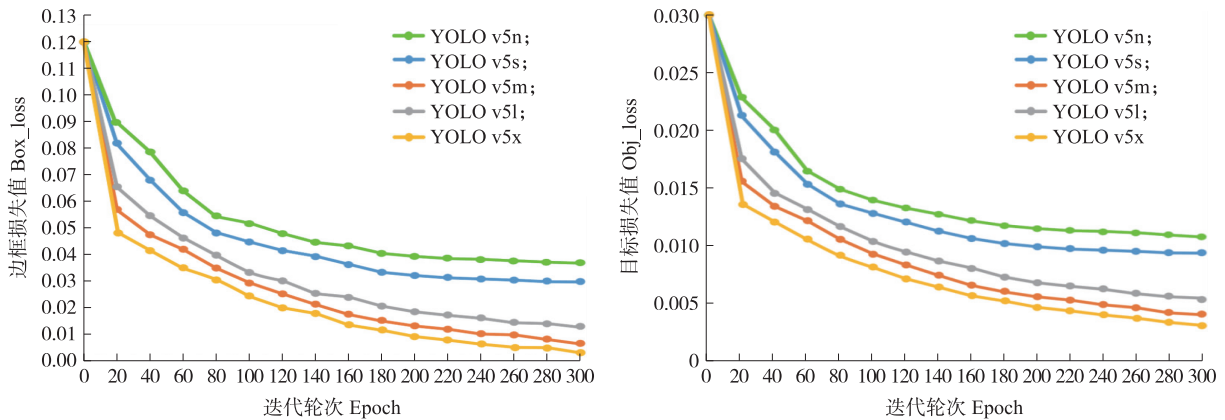


图 12 模型损失值曲线

Fig. 12 Loss value curves of model

**3.2 模型检测结果分析**

**3.2.1 模型性能评价** 使用 YOLO v5n、YOLO v5s、YOLO v5m、YOLO v5l、YOLO v5x 在融合图像的测试数据集进行对比,同时加入单阶段检测算法(one stage)的 EfficientDet-D0 算法以及二阶段检测算法(two stage)的 R-FCN 进行对比,模型效果对比如表 3 所示。经过对比可知,YOLO v5s 在轻量化、检测准确率和实时性的综合效果上优于其他算法,结合死鸡目标检测实际需求,最终决定以 YOLO v5s 作为死鸡识别的基础模型。

表 3 模型效果对比

Table 3 Comparison of model effect

模型 Model	内存占用量/MB Memory usage	mAP <sub>0.5</sub> /%	准确率/% Precision	单张图片检测时间/ms Single picture detection time
YOLO v5n	4.5	89.1	90.2	4.8
YOLO v5s	15.4	95.1	94.2	5.6
YOLO v5m	43.2	94.8	94.5	7.4
YOLO v5l	91.9	95.3	94.4	10.3
YOLO v5x	174.1	95.2	94.2	17.9
EfficientDet-D0	36.8	90.7	90.1	5.1
R-FCN	126.5	95.5	95.3	22.4

注:mAP<sub>0.5</sub>表示交并比阈值为 0.5 时的平均精度均值(mAP)。下同。  
Note:mAP<sub>0.5</sub> indicates the mAP value when IoU is 0.5. The same below.

使用原始 YOLO v5s 算法和改进后的 YOLO v5s-SE 算法在 3 种测试数据集进行性能评估,二者在测试集所得性能指标如表 4 所示。

通过表 4 各项数据对比可知,可见光数据集死鸡检测准确率过低,仅为 31.3%,故以可见光图像作为模型输入难以进行死鸡识别。相较于原始 YOLO v5s,YOLO v5s-SE 在融合数据集的检测准确率以及召回率分别达到 97.7%和 97.9%,指标分别提升 3.3%和 3.7%,mAP<sub>0.5</sub>提升 3.1%,mAP<sub>0.5:0.95</sub>提升 6.6%。在检测速度方面,YOLO v5s-SE 检测用时并未出现延长,表明改进的 YOLO v5s-SE 模型在保证检测速度的同时,提高了死鸡检测准确率。

从图 13 可见,融合图像数据集训练 YOLO v5s-SE 的 mAP<sub>0.5:0.95</sub>达到 0.63,明显高于原始 YOLO v5s 的 0.53。

表 4 数据集性能指标对比

Table 4 Comparison of performance indicators of data set

数据集 Data set	模型 Model	准确率/% Precision	召回率/% Recall	mAP <sub>0.5</sub> /%	mAP <sub>0.5:0.95</sub> /%	单张图片检测时间/ms Single picture detection time
可见光 Visible light	YOLO v5s	31.3	96.7	32.1	16.1	5.5
	YOLO v5s-SE	39.5	97.2	41.1	18.9	5.5
热红外 Thermal infrared	YOLO v5s	61.3	72.2	59.2	32.4	5.5
	YOLO v5s-SE	79.1	75.4	64.3	45.0	5.4
融合 Fusion	YOLO v5s	94.4	94.2	95.1	54.9	5.6
	YOLO v5s-SE	97.7	97.9	98.2	61.5	5.4

注:mAP<sub>0.5:0.95</sub>表示交并比阈值在[0.5,0.95]之间每隔0.05取一次mAP值,然后取平均值。

Note:mAP<sub>0.5:0.95</sub> indicates that IoU is measured every 0.05 between [0.5,0.95], and then the average value is computed.

**3.2.2 模型检测效果分析** 因在 15 日龄时鸡只分笼,故分别列举分笼前后死鸡检测效果图,且考虑鸡只生长周期中体型变化差异,以 5 日为间隔列举 4~49 日龄鸡只进行检测效果统计,每日龄阶段的鸡只随机选取 500 张图像制作新测试集。图 14 至图 17 为模型检测结果对比图,图中目标框上的数字表示置信度。设置死鸡检测置信度阈值为 0.6,因此输出结果中仅含置信度值 0.6 以上检测结果。

1) 图像融合前后检测效果对比。在可见光图像检测中死鸡与活鸡没有明显的特征差异,造成检测模型训练和识别困难,如图 14-a 和图 15-a 中,模型未识别出死鸡;在热红外图像检测中由于背景信息的干扰,模型会将鸡笼中特征信息与死鸡相似的位置误识别为死鸡目标,如图 14-b 中置信度为 0.66 的检测框,红外图像中鸡笼温度较低的位置被误识别为死鸡,图 15-b 中置信度为 0.62 的检测框,红外图像中鸡笼饮水器被误识别为死鸡;而在融合图像的检测中,死鸡目标与背景信息特征差异增大,饮水器等误识别为死鸡的情况消除。

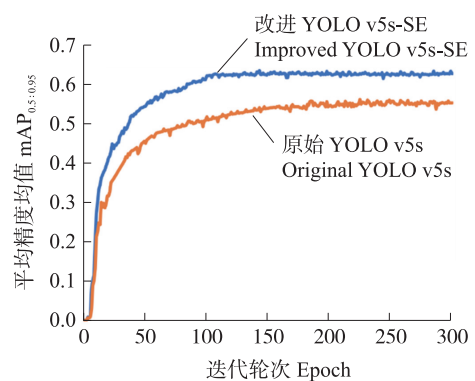
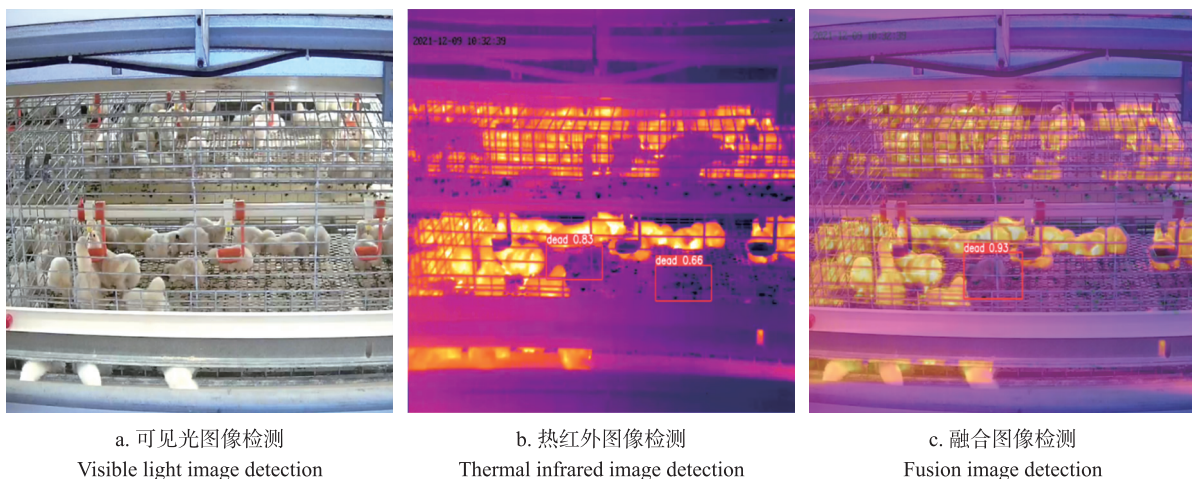
图 13 融合图像数据集训练时 mAP<sub>0.5:0.95</sub>对比Fig. 13 Comparison of mAP<sub>0.5:0.95</sub> during training with fused image dataset

图 14 9 日龄鸡检测效果

Fig. 14 Detection effect of 9 day-old chicken

YOLO v5s-SE 在新测试集上的检测结果经校验统计,其中模型在可见光测试集上正确率仅为 2.2%,漏检率高达 90.1%,热红外测试集中模型的正确率为 53.8%,误检率高达 34.1%,而融合测试集中检测正确率为 95.9%,误检率仅为 1.5%。鸡只漏检问题一般由于互相遮挡导致,可通过增加检测频次实现正确检测,而误检问题在实际生产中会产生错误报警,严重影响养殖人员的工作效率,因此进一步验证了进行图像配准融合的必要性的。

2) 模型改进前后检测效果对比。通过图 16 和图 17 对比可知,原始 YOLO v5s 受背景信息干扰较严

重,如图 16-a, YOLO v5s 将饮水器误识别为死鸡,置信度为 0.75,而图 16-b 中 YOLO v5s-SE 对水嘴误识别现象进行了矫正;在图 17-a 中 YOLO v5s 将鸡笼的低暗区域误识别为死鸡,置信度为 0.77,图 17-b 中 YOLO v5s-SE 则将错误目标剔除。原始 YOLO v5s 通过改进后,差异化死鸡目标和干扰目标的能力更强,出现死鸡误检的概率更低,同时对于鸡只遮挡情况下的检测,出现死鸡漏检的概率更低。

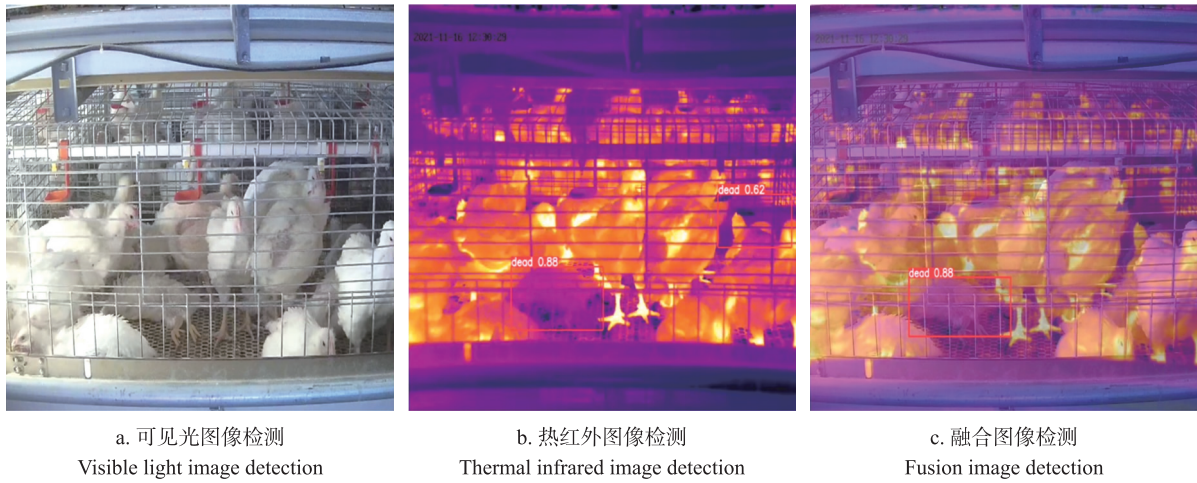


图 15 34 日龄鸡检测效果

Fig. 15 Detection effect of 34 day-old chicken

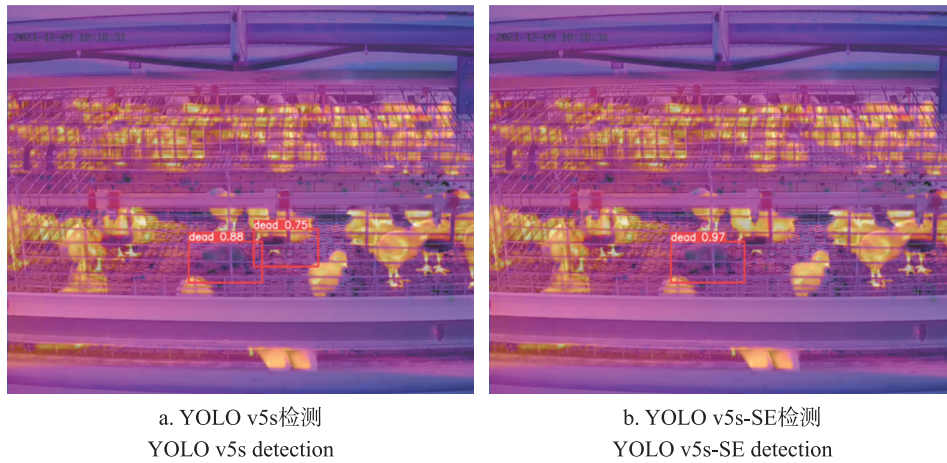


图 16 模型改进前后 9 日龄鸡检测效果

Fig. 16 Detection effect of 9 day-old chicken before and after improved model

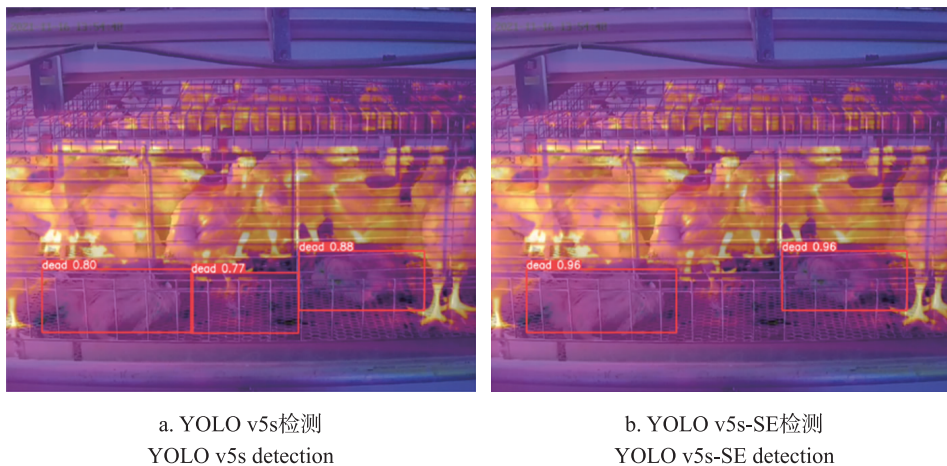


图 17 模型改进前后 34 日龄鸡检测效果

Fig. 17 Detection effect of 34 day-old chicken before and after improved model

YOLO v5s 和 YOLO v5s-SE 在融合测试集上的检测结果经校验统计,其中 YOLO v5s 的正确率为 88.2%,误检率和漏检率分别为 6.3%和 5.5%,YOLO v5s-SE 的检测正确率达到 95.9%,误检率和漏检率分别为 1.5%和 2.6%,相较改进前,YOLO v5s-SE 在新测试集上的误检率和漏检率分别降低 4.8%和 2.9%,检测正确率提升 7.7%。

3)不同日龄鸡只检测结果统计。图 18 为以 5 日龄为间隔记录的鸡只全生命周期的死鸡检测平均准确率,准确率基本稳定于 97.5%以上,在 44 日龄和 49 日龄出现了死鸡检测准确率较低的情况,原因在于此日龄阶段的笼养鸡基本处于待出笼状态,体积较大造成遮挡较为严重,因此出现了准确率小幅下降的结果,但通过增加检测频次,可以降低遮挡对于检测的影响。

图 19 为 44 日龄鸡只遮挡严重情况,对于图 19-a 中遮挡严重情况,通过调低置信率至 0.5 仍可检测出死鸡目标,且误检率未升高;对于图 19-b 中完全遮挡情况则需增加检测频次,通过连续检测得出的结果如图 20 所示,随着检测频率的增加,被遮挡的死鸡目标也越容易被检测到。

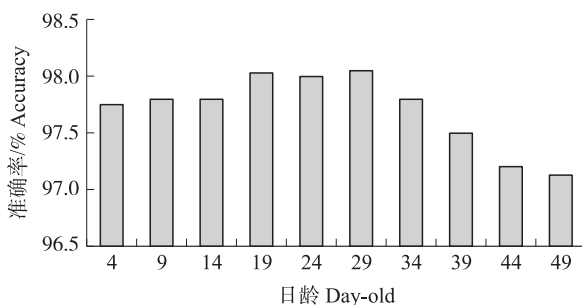


图 18 不同日龄死鸡检测准确率

Fig. 18 Detection accuracy of dead chickens at different ages

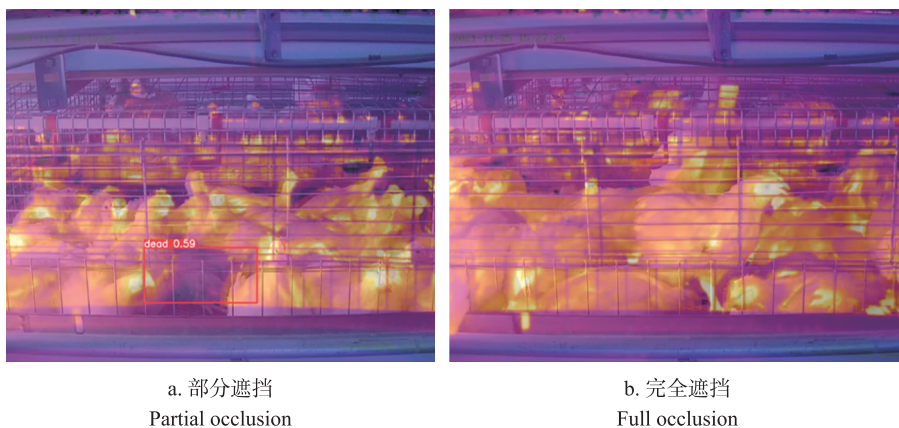


图 19 死鸡遮挡情况

Fig. 19 Dead chicken occlusion

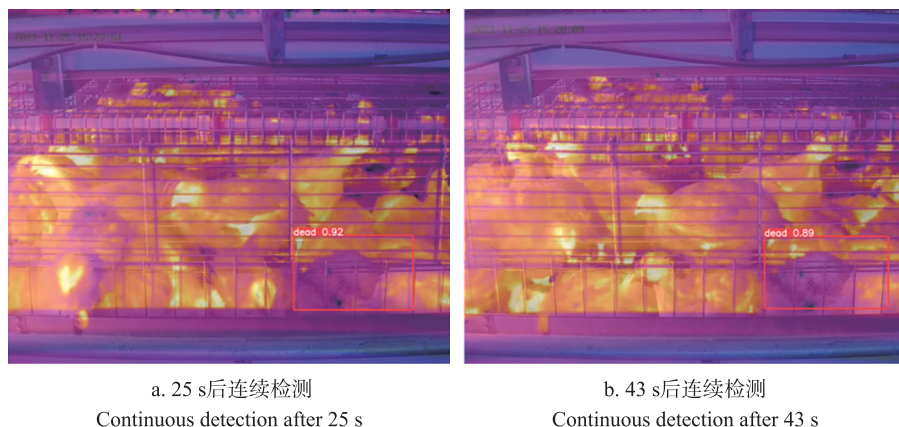


图 20 连续检测结果

Fig. 20 The results of continuous testing

### 4 结论

1)设计了一种基于 SURF 算法结合小波变换的热红外与可见光配准融合方法,实现采集图像数据的实时配准融合。经配准融合的图像中死鸡目标与活鸡相比,特征差异更加明显,且背景信息干扰程度更

低,死鸡目标检测准确率更高。

2)提出一种基于深度学习的笼养鸡死鸡识别方法,采用YOLO v5s与SE注意力模块相结合,将CIoU\_Loss和DIoU\_NMS运用于原模型,得到改进后的YOLO v5s-SE。与原始YOLO v5s相比,YOLO v5s-SE在保证轻量化和实时性的同时,检测准确率提升了3.3%,达到97.7%。

3)本模型对于笼养鸡全生命周期均可达到较好的检测效果,为死鸡巡检提供了理论支持,有利于笼养鸡的福利化养殖。后续阶段将尝试更多的图像配准融合方法和目标检测模型,以解决鸡只遮挡较为严重的情况,进一步完善死鸡自动检测方法。

致谢:感谢南京农业大学人工智能学院博士研究生薛鸿翔、硕士研究生侯硕给予的支持和帮助!

#### 参考文献 References:

- [1] 王未然. 白羽肉鸡笼养研究现状及发展趋势[J]. 畜牧兽医科技信息,2022(2):165-166.  
Wang W R. Research status and development trend of white feather broilers in cage[J]. Chinese Journal of Animal Husbandry and Veterinary Medicine,2022(2):165-166(in Chinese).
- [2] 李保明,王阳,郑炜超,等. 中国规模化养鸡环境控制关键技术与设施设备研究进展[J]. 农业工程学报,2020,36(16):212-221.  
Li B M,Wang Y,Zheng W C,et al. Research progress in environmental control key technologies, facilities and equipment for laying hen production in China[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2020,36(16):212-221(in Chinese with English abstract).
- [3] 陆晨芳. 基于机器视觉的规模养鸡场死鸡探测系统设计研究[D]. 镇江:江苏大学,2009.  
Lu C F. Study on dead birds detection system based on machine vision in modern chicken farm[D]. Zhenjiang:Jiangsu University,2009(in Chinese with English abstract).
- [4] 彭彦松. 基于支持向量机的养鸡场死鸡检测方法研究[D]. 镇江:江苏大学,2010.  
Peng Y S. Study on detecting dead birds in modern chicken farm based on SVM[D]. Zhenjiang:Jiangsu University,2010(in Chinese with English abstract).
- [5] Muvva V V R M K R,Zhao Y,Parajuli P,et al. Automatic identification of broiler mortality using image processing technology[C]//10th International Livestock Environment Symposium(ILES X). St. Joseph,MI:American Society of Agricultural and Biological Engineers,2018.
- [6] Bao Y Q,Lu H B,Zhao Q,et al. Detection system of dead and sick chickens in large scale farms based on artificial intelligence[J]. Mathematical Biosciences and Engineering,2021,18(5):6117-6135.
- [7] 薛鸿翔. 基于红外热成像技术的死鸡识别系统设计与实现[D]. 南京:南京农业大学,2020.  
Xue H X. Design and implementation of dead broiler identification system based on infrared thermal imaging technology[D]. Nanjing:Nanjing Agricultural University,2020(in Chinese with English abstract).
- [8] 瞿子淇. 无人养鸡场死鸡检测方法研究[D]. 长春:吉林大学,2019.  
Qu Z Q. Study on detection method of dead chicken in unmanned chicken farm[D]. Changchun:Jilin University,2019(in Chinese with English abstract).
- [9] Mei L C,Zhao Y F,Wang H Y,et al. Matching by pixel distribution comparison: multisource image template matching[J]. IET Signal Processing,2023,17(2):2-10.
- [10] Gu L,Meng J A. Wireless sensor system of UAV infrared image and visible light image registration fusion[J]. Journal of Electrical and Computer Engineering,2022,2022:1-15.
- [11] 马得草,鲜勇,苏娟,等. 基于改进的条件生成对抗网络的可见光红外图像转换算法[J]. 光子学报,2023,52(4):240-254.  
Ma D C,Xian Y,Su J,et al. Visible-to-infrared image translation based on an improved conditional generative adversarial nets[J]. Acta Photonica Sinica,2023,52(4):240-254(in Chinese with English abstract).
- [12] Huang X R,Li Z T,Zhang M H,et al. Fusing hand-crafted and deep-learning features in a convolutional neural network model to identify prostate cancer in pathology images[J]. Frontiers in Oncology,2022,12:994950.
- [13] Goh J N,Phang S K,Chew W J. Real-time and automatic map stitching through aerial images from UAV[J]. Journal of Physics:Conference Series,2021,2120(1):012025.
- [14] Salehi B,Jarahizadeh S,Sarafraz A. An improved RANSAC outlier rejection method for UAV-derived point cloud[J]. Remote Sensing,2022,14(19):4917.
- [15] 李港,赖钦伟,蒋林,等. 基于改进SIFT的室内机器人惯性视觉定位系统[J]. 组合机床与自动化加工技术,2023(2):155-159.  
Li G,Lai Q W,Jiang L,et al. An indoor robot inertial vision positioning system based on improved SIFT[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique,2023(2):155-159(in Chinese with English abstract).
- [16] 杨文莉,黄忠亿. 基于Huber正则化的红外与可见光图像融合[J]. 计算数学,2022,44(3):305-323.  
Yang W L,Huang Z Y. Infrared and visible image fusion based on Huber regularization[J]. Mathematica Numerica Sinica,2022,44(3):305-323(in Chinese with English abstract).
- [17] 鲁明珠,孙海义,刚建华. 机器学习算法的激光主动图像与被动红外图像配准研究[J]. 激光杂志,2022,43(12):83-87.

- Lu M Z, Sun H Y, Gang J H. Research on laser active image and passive infrared image registration based on machine learning algorithm[J]. *Laser Journal*, 2022, 43(12): 83-87 (in Chinese with English abstract).
- [18] 符贻, 李俊霖, 韦晷. 基于小波变换的图像融合研究[J]. *电脑知识与技术*, 2022, 18(34): 32-34.  
Fu Y, Li J L, Wei W. Research on image fusion based on wavelet transform[J]. *Computer Knowledge and Technology*, 2022, 18(34): 32-34 (in Chinese).
- [19] Wang J A. Application of wavelet transform image processing technology in financial stock analysis[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2021, 40(2): 2017-2027.
- [20] Brusa E, Delprete C, Gargiuli S, et al. Screening of discrete wavelet transform parameters for the denoising of rolling bearing signals in presence of localised defects[J]. *Sensors*, 2022, 23(1): 8.
- [21] 许蓉, 王直, 宗涛, 等. 基于改进小波变换的多聚焦医学图像融合方法[J]. *计算机与数字工程*, 2021, 49(8): 1571-1573, 1630.  
Xu R, Wang Z, Zong T, et al. Method of multi-focal medical image fusion based on improved wavelet transform[J]. *Computer & Digital Engineering*, 2021, 49(8): 1571-1573, 1630 (in Chinese with English abstract).
- [22] 杨叶君, 刘刚, 肖刚, 等. 基于自适应特征增强和生成器路径交互的红外与可见光图像融合[J]. *激光与光电子学进展*, 2023, 60(14): 178-188.  
Yang Y J, Liu G, Xiao G, et al. Infrared and visible image fusion based on adaptive feature enhancement and generator path interaction[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2023, 60(14): 178-188 (in Chinese with English abstract).
- [23] Lawrence N A, Shiny Angel T S. Performance evaluation of image fusion techniques and implementation of new fusion technique for remote sensing satellite data[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2023, 44(2): 3353-3367.
- [24] 田浩楠, 华婧伊, 张少帅, 等. 基于红外热成像与线性回归拟合的母猪体温检测技术研究[J]. *智能化农业装备学报(中英文)*, 2023, 4(1): 36-41.  
Tian H N, Hua J Y, Zhang S S, et al. Research on the measurement of sow body temperature based on infrared thermography and linear regression fitting[J]. *Journal of Intelligent Agricultural Mechanization*, 2023, 4(1): 36-41 (in Chinese with English abstract).
- [25] Yang Y L, Wang X L. Insulator self-shattering detection based on YOLO v5 under small sample conditions[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2022, 2378(1): 012073.
- [26] Jia Z, Wang K, Li Y, et al. High precision feature fast extraction strategy for aircraft attitude sensor fault based on RepVGG and SENet attention mechanism[J]. *Sensors*, 2022, 22(24): 9662.
- [27] 黄辉, 肖豪, 王琼瑶, 等. 基于改进 YOLO v5 与 CRNN 的电表示数识别[J]. *电子测量技术*, 2023, 46(1): 173-180.  
Huang H, Xiao H, Wang Q Y, et al. Electric meter indication recognition based on improved YOLO v5 and CRNN[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46(1): 173-180 (in Chinese with English abstract).
- [28] Li M L, Sun G B, Yu J X. A pedestrian detection network model based on improved YOLO v5[J]. *Entropy*, 2023, 25(2): 381.
- [29] 薛鸿翔, 沈明霞, 刘龙申, 等. 基于改进 YOLO v5s 的经产母猪发情检测方法研究[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(1): 263-270.  
Xue H X, Shen M X, Liu L S, et al. Estrus detection method of parturient sows based on improved YOLO v5s[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(1): 263-270 (in Chinese with English abstract).

责任编辑: 沈 波