

非接触式笼养蛋鸡核心体温检测方法

严煜¹ 盛哲雅^{2,3} 谷月¹ 衡一帆¹ 周昊博^{2,3} 王树才¹

(1. 华中农业大学工学院, 武汉 430070; 2. 华中农业大学动物科学技术学院、动物医学院, 武汉 430070;
3. 农业动物遗传育种与繁殖教育部重点实验室, 武汉 430070)

摘要: 针对笼养条件下蛋鸡核心温度测量工作效率低下的问题, 提出了一种利用红外热图像结合深度学习的蛋鸡核心温度检测方法。首先通过采集 172 只蛋鸡的 10 994 幅红外热图像制作数据集, 利用目标检测网络 YOLO v8s 提取作为感兴趣区域 (Region of interest, ROI) 的鸡脸图像; 再利用改进的深度卷积神经网络对提取的蛋鸡 ROI 图像以及实时采集的蛋鸡泄殖腔温度进行回归预测。实验显示, 目标检测算法的检测准确率达到 99.38%, 平均精度均值达到 99.9%, 召回率达到 99.87%, 3 项评价指标均高于 YOLO v4s、YOLO v5s、YOLO v7、YOLOX-s 目标检测算法; 在深度卷积神经网络算法上, 同时将 MobileNetV3、GhostNet、ShuffleNetV2、RegNet、ConvNeXt、Res2Net 以及 MobileViT 共 7 种分类模型修改为回归模型, 利用蛋鸡 ROI 图像进行训练, 其中, Res2Net 模型对蛋鸡核心体温估测拟合效果最好, 在测试集上估测的决定系数 R^2 为 0.956 5、调整后决定系数 R^2_{adj} 为 0.956 31, 均高于其他回归模型; 为进一步提高预测精度, 在 Res2Net50 回归模型的 Bottle2block 结构之后分别插入 SE (Squeeze-and-excitation) 模块、CBAM (Convolutional block attention module) 模块、CA (Coordinate attention) 模块、ECA (Efficient channel attention) 模块, 其中利用 CA 模块改进后的算法在测试集上的 R^2 为 0.973 64、 R^2_{adj} 为 0.973 52, 均高于其他改进方法; 利用目标检测网络和回归网络搭建蛋鸡核心体温估测模型, 对 9 只蛋鸡进行体温估测试验, 结果显示 ROI 均能完整找出, 且估测体温平均绝对误差 (Mean absolute error, MAE) 为 0.153℃。因此, 本研究提出的目标检测 + 深度神经网络模型为红外热图像下蛋鸡核心温度预测提供了较好的自动化检测方法。

关键词: 笼养蛋鸡; 核心体温; YOLO v8s-Res2Net50; 红外热成像

中图分类号: S24; S831 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2024)08-0312-10

OSID:



Non-contact Core Body Temperature Detection Method for Caged Laying Hens

YAN Yu¹ SHENG Zheya^{2,3} GU Yue¹ HENG Yifan¹ ZHOU Haobo^{2,3} WANG Shucan¹

(1. College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China

2. College of Animal Science and Technology and College of Veterinary Medicine,
Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China

3. Key Laboratory of Agricultural Animal Genetics, Breeding and Reproduction, Ministry of Education, Wuhan 430070, China)

Abstract: Core body temperature (CBT) measurement of laying hens is very complex under cage breeding conditions. Meanwhile, traditional measurement methods also require handling the hens, can be stressful. Infrared thermography is an alternative means for assessing hens core temperature. A method was proposed for estimating the CBT of laying hens using infrared thermography and deep learning. A total of 10 994 infrared thermal images and corresponding CBT were collected through 172 hens. The hens facial were selected as region of interest (ROI). The YOLO v8s object detection algorithm was employed to automatically identify the ROI within the images. Additionally, the modified Res2Net50 network was used for regression training between ROI images and CBT values. Then the above two algorithms were combined to directly estimate the CBT of laying hens using infrared thermal images. Comparative experiments were conducted with four object detection algorithms (YOLO v4s, YOLO v5s,

收稿日期: 2023-11-16 修回日期: 2023-12-21

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2021YFD1300100) 和政府间国际科技创新合作重点项目 (2018YFE0128100)

作者简介: 严煜 (1996—), 男, 博士生, 主要从事蛋禽巡检机器人研究, E-mail: yu.yan@webmail.hzau.edu.cn

通信作者: 王树才 (1966—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事农产品智能化检测与装备研究, E-mail: wsc01@mail.hzau.edu.cn

YOLO v7, YOLOX - s), and the results indicated that YOLO v8s achieved superior precision (99.38%), mAP(99.9%), and recall(99.87%), compared with the other algorithms. Furthermore, seven algorithms (MobileNetV3, GhostNet, ShuffleNetV2, RegNet, ConvNeXt, Res2Net, MobileViT) were compared with the modified Res2Net, and the results demonstrated that the modified Res2Net exhibited a higher coefficient of determination (R^2) of 0.973 64 and adjusted coefficient of determination (R^2_{adj}) of 0.973 52 on the test images, surpassing the other algorithms. Finally, CBT estimation experiments were conducted by using the YOLO v8s - Res2Net50 algorithm. Nine layers were randomly selected, and their infrared thermal images were input into the algorithm network. The results showed that the ROI could be fully identified, and the mean absolute error (MAE) of estimating CBT was 0.153℃. Thus the proposed deep learning model for CBT estimation can offer an effective automated detection method for assessing CBT in laying hens.

Key words: caged laying hens; core body temperature; YOLO v8s - Res2Net50; infrared thermal image

0 引言

为了实现稳定的蛋禽养殖环境和便于管理的养殖场景,当前立体笼养模式大量应用于国内蛋禽的养殖与生产中^[1-2]。养殖监测的自动化在蛋禽立体笼养模式下也成为了重要的发展和研究领域,其中包括舍内环境监测^[3]、蛋禽行为监测^[4]以及蛋禽健康监测^[5]等主要方面。在蛋禽健康监测中,体温信息是分析禽类身体状态的重要指标^[6],异常的体温是蛋禽出现身体状况的直观体现,也是影响生产的重要因素^[7]。在自动化条件下,快速且准确地获取蛋禽的体温信息是养殖领域的研究热点^[8]。

当前,禽类体温自动化检测研究包含 3 种方式:①侵入式测温,该方法通过将微芯片和数据记录器植入鸡的肌肉组织中获取鸡的体温信息,这种测温方法精确度高,但需要对鸡进行微创手术^[9]。②穿戴式测温,该方法将热敏电阻粘贴至鸡的皮肤等部位用于获取鸡的体温变化,但是这种方法受到设备电池容量限制,难以长期工作^[10-11]。③非接触式测温,该方法当前主要利用红外热成像技术采集蛋禽图像,利用深度学习模型提取头部和腿部的 ROI 图像,并利用 CSV 文件提取红外热图像中的最高温度数值,结合多元回归以及神经网络等方法建立 ROI 温度和翅下温度的关系模型,从而实现翅下温度的预测^[12-14]。因此,基于红外热成像技术的非接触式测温可大量减少对蛋禽的干扰。畜禽养殖监测领域多有红外热成像技术的应用:在畜类动物中,可根据个体体表的红外热图像实现对直肠温度的预测、发情期的预测、温度分布规律研究、健康监测等^[15-20]。在禽类动物中,红外热成像技术在禽类的羽毛品质遗传性^[21]、环境温度与体温的传热规律^[7]、热应激对体温的影响规律^[22]等方面也均有研究。

已有研究表明,蛋鸡泄殖腔温度相比翅下温度更能反映蛋鸡的核心体温^[9],且泄殖腔温度变化规律与鸡的面部温度呈强相关性^[7]。因此,本文基于

深度神经网络,选取蛋鸡红外热图像的面部区域作为 ROI,利用深度神经网络对 ROI 图像和实际测量的泄殖腔温度(核心体温)进行回归预测,以实现对接养蛋鸡进行无接触式核心体温的快速准确监测。

1 数据集构建和研究方法

1.1 数据集构建

1.1.1 红外热图像采集

实验数据收集于华中农业大学实验鸡场,采集对象为层叠式笼养蛋鸡,采集时间为 2023 年 7 月,环境温度为 23~27℃,平均相对湿度为 76%。笼养蛋鸡鸡龄为 310 d 左右,品种为欣华鸡和荆门黑羽绿壳蛋鸡,采集数量共计 172 只。实验蛋鸡笼舍为 H 型 4 层笼舍,笼舍宽度 400 mm、高度 330 mm、深度 690 mm。红外热图像采集设备为 FLIR T530 型红外热成像仪(FLIR Systems Inc., 美国),红外分辨率为 320 像素 × 240 像素,波长范围为 7.5~14.0 μm,测量温度范围为 -20~120℃,镜头焦距为 17 mm(24°),热灵敏度小于 30 mK。为了减少蛋鸡因人工干预引起的应激等行为,将红外热成像设备搭载于自主研发的笼养蛋鸡巡检机器人上,调节机器人横向移动平台,将热成像仪镜头移至距离笼门 15 cm 处,采集过程如图 1 所示。

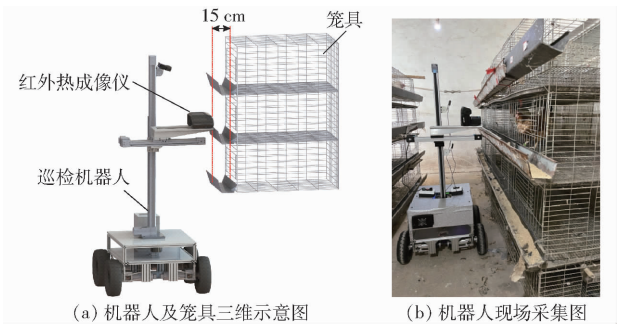


图 1 基于巡检机器人的数据采集过程
Fig. 1 Data collection process based on inspection robots

1.1.2 泄殖腔温度采集

在采集红外热图像后,立刻对所拍摄的蛋鸡进

行泄殖腔温度采集。采集方法为:将温度计插进蛋鸡肛门约 4 cm 深处,等待温度计读数稳定后取出。试验设备为 KRUUSE 软头数字电子温度计,误差为 $\pm 0.1^{\circ}\text{C}$ 。采集过程如图 2 所示。



图 2 蛋鸡泄殖腔体温采集过程

Fig. 2 Collection process of core body temperature in laying hens

1.1.3 数据集制作

首先将红外热成像仪固定于图 1 所示位置,采集笼中蛋鸡的动态视频。利用视频软件按每隔 5 帧截取 1 次的频率提取图像,删除无有效信息图像后得到 10 994 幅数据集图像。采集蛋鸡温度分布如图 3 所示。

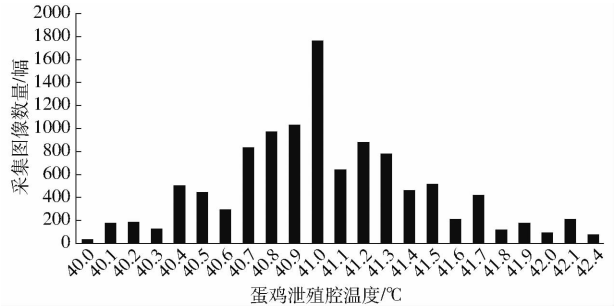


图 3 鸡泄殖腔温度采集图像数量分布

Fig. 3 Distribution of number of images in dataset

结合 MAKE SENCE 标注软件对图像中蛋鸡的脸部进行人工标注,标注类别为“chicken head”,并基于 VOC(Visual object class)数据集格式建立数据集文件,将数据按照比例 1:8:1 随机建立测试集、训练集和验证集。其中,数据集图像总数为 10 994 幅,测

试集、训练集和验证集数量分别为 1 099、8 795、1 100 幅。

1.1.4 ROI 分析

蛋鸡身体大部分区域均有羽毛覆盖,裸露区域仅有鸡面部和腿部,因此这 2 个部位适宜作为 ROI 温度图像^[12]。本研究对大量的蛋鸡整体红外热图像分析发现,鸡脸部温度相比于腿部温度而言更加稳定,如图 4 所示,部分蛋鸡会出现腿部温度明显低于脸部温度的情况。因此选取脸部作为蛋鸡的红外热图像 ROI 更为适宜。

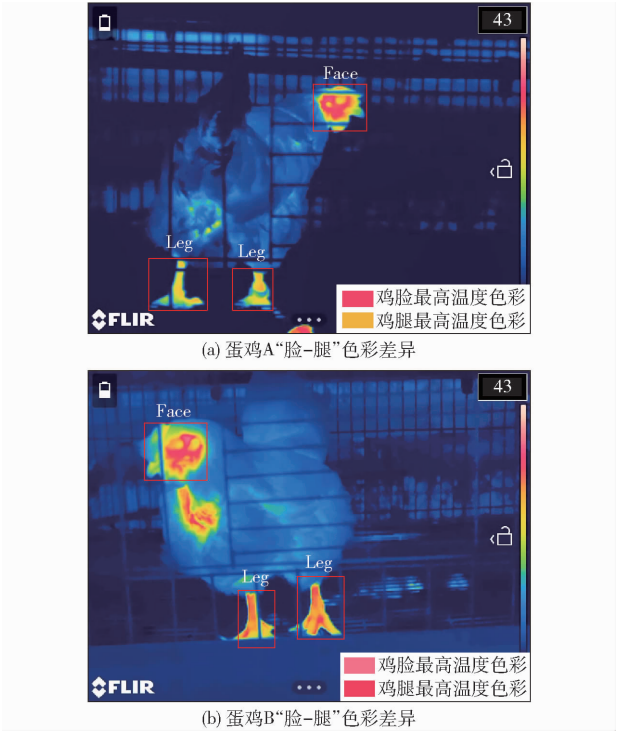


图 4 不同蛋鸡的脸部和腿部红外热图像分析

Fig. 4 Infrared thermal image analysis of faces and legs of different laying hens

不同温度下红外热图像会呈现出不同的颜色,利用这一图像特征,可以发现蛋鸡脸部区域温度越高,RGB 数值越大,色彩越鲜艳。如图 5 所示,4 种不同泄殖腔温度下鸡脸红外热图像随温度升高而越鲜艳,结合文献[7]可以得出,利用鸡脸作为 ROI 图像进行蛋鸡的核心温度预测是可行的。

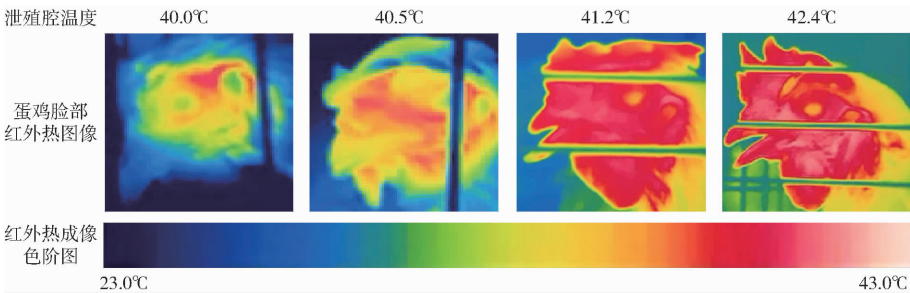


图 5 鸡脸红外热图像变化规律

Fig. 5 Changes in infrared thermal images of chicken faces

1.2 研究方法

1.2.1 基于 YOLO v8s 的 ROI 目标检测模型

为准确获取蛋鸡红外热图像中的面部 ROI 图像,本研究采用目标检测算法实现 ROI 图像的自动获取。YOLO v8 是 Ultralytics 公司继 YOLO v5 算法后开发的最新 YOLO 系列算法,分为 YOLO v8n、YOLO v8s、YOLO v8m、YOLO v8l 和 YOLO v8x 共 5 个版本^[23]。在主干网络 (Backbone) 中,相比较于 YOLO v5 算法,YOLO v8 利用了“C2f”模块替换了原网络中的“C3”模块,进一步实现了轻量化;在特征金字塔网络 (Feature pyramid networks) 中,YOLO

v8 沿用 YOLO v5 的 PANet 特征提取思路,将多尺度信息进行充分融合,但是在上采样过程中删除原有卷积结构;在检测头 (Detection head) 结构上,YOLO v8 的解耦头 (Decoupled-head) 不再利用同一个卷积共享分类和回归任务中的参数,利用 Anchor-Free 替换掉之前算法中的 Anchor-Based,更加适应对长宽不规则物体的检测,在回归损失值的计算上引入 DFL (Distribution focal loss) 损失函数,这可以使网络快速聚焦于和目标位置距离近的位置分布。整体结构如图 6 所示。本文采用体量相对较小的 YOLO v8s 版本实现对蛋鸡 ROI 的识别。

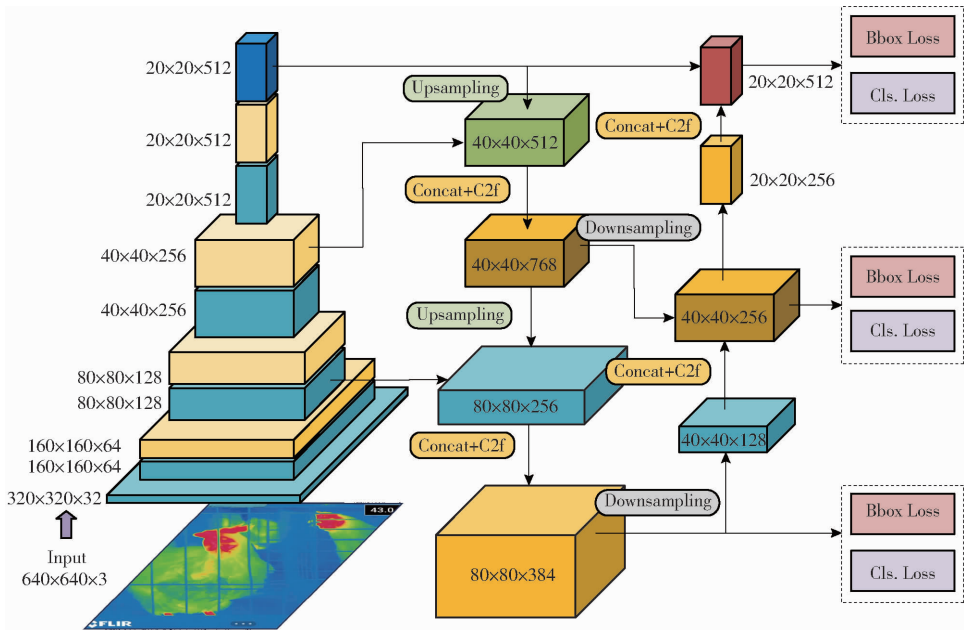


图 6 YOLO v8s 网络结构图
Fig. 6 YOLO v8s network structure diagram

1.2.2 基于改进 Res2Net 的蛋鸡核心体温回归模型

Res2Net 是 GAO 等^[24]首次提出的一种多尺度主干网络结构,来源于对 ResNet^[25]结构的改进。其多尺度来自于更细腻度层面上的多个感受野,这一点区别于利用不同分辨率增加多尺度的方法。如图 7 所示,Res2Net 将原 ResNet 的 Bottleneck Block 结构中 3×3 滤波器分成 n 个较小的滤波器组,形成 Bottleneck Block 结构,利用类似残差块 (Residual block) 结构将不同的滤波器组相连,这使得每一组滤波器提取的特征都传入下一组,最后将所有组的特征图连接起来发送到一个 1×1 的滤波器中实现

特征完全融合。该结构产生的组合爆炸效应使得 Res2Net 结构包含了多尺度感受野。

根据层数不同,Res2Net 有多个结构,在不过多增加计算量且保证模型深度的情况下,本文选择 Res2Net50 作为回归网络基础模型,去掉输出层中的激活函数,将原有的多个输出节点改为 1,使其可直接输出对核心体温的估测数值,同时所有层的 Bottleneck 结构之后添加 CA (Coordinate attention) 模块^[26]以提高模型预测精度,改进后的模型结构如图 8 所示。

1.2.3 蛋鸡核心温度预测模型搭建

利用目标检测模型获得 ROI 坐标后,修改目标检测模型的检测部分,将锚框中的图像输出至深度神经网络模型中进行回归训练。其中回归模型包括主干网络、训练网络和测试网络。主干网络以分类模型为基础架构,去掉输出层中的激活函数,将原有的多个输出节点改为 1,使其可直接输出对核心体温的估测数值;在训练网络中使用 MSE (Mean

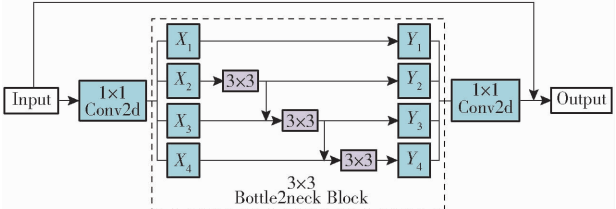


图 7 Bottleneck2neck Block 结构图

Fig. 7 Structure diagram of Bottleneck2neck Block

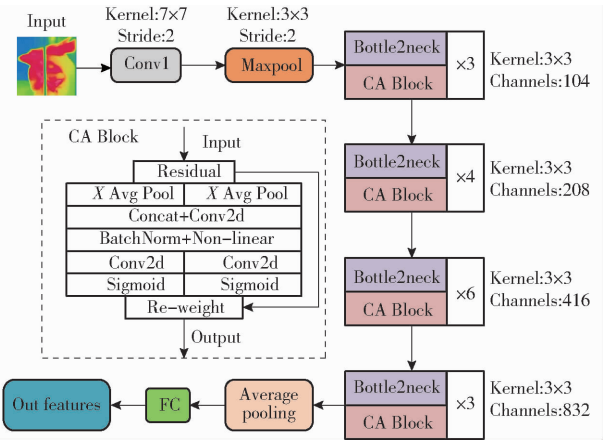


图 8 改进后的 Res2Net50 结构图

Fig. 8 Improved Res2Net50 structure diagram

squared error) 作为损失函数,用来评价预测结果和真实结果之间的误差;使用 Adam (Adaptive moment estimation) 优化器来调整训练过程中的学习率和更新策略以提高训练效率和预测精度。在获取回归温度数值后,将数值返回目标检测模型,并添加在锚框上,完成蛋鸡核心温度回归模型搭建。模型结构如图 9 所示。

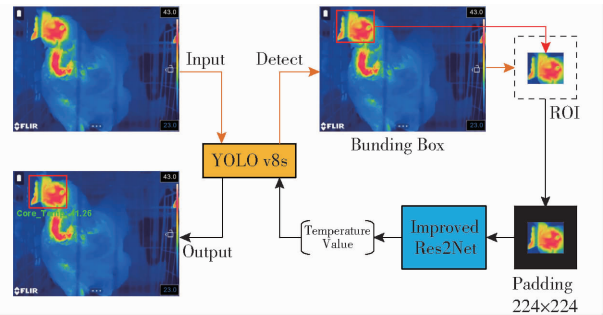


图 9 蛋鸡核心温度回归模型结构简图

Fig. 9 Structure diagram of regression model for core body temperature of laying hens

1.2.4 回归误差分析方法

为了更好地评价不同模型在数据集上的预测效果,采用均方根误差 (Root mean squared error, RMSE)、决定系数 (Coefficient of determination, R^2) 以及调整后决定系数 (R^2_{adj}) 作为评价指标。调整后决定系数 R^2_{adj} 是对决定系数 R^2 的校正,剔除了自变量个数的影响,减少了自变量对因变量变异的解释程度。

2 结果与分析

2.1 训练环境及模型参数设置

针对蛋鸡红外热图像数据集的训练以及测试的实验平台硬件环境为:处理器为 Intel(R) Core(TM) i5 - 10200H CPU @ 2.40 GHz, GPU 为 NVIDIA GeForce GTX 1650Ti,内存为 16 GB,操作系统为 64 位 Windows 10,Pytorch 环境版本为 1.10.1,Cuda 版

本为 11.3。为了训练环境保持一致,在不同的目标检测模型和回归预测模型之间设置相同的训练参数。

2.1.1 目标检测训练参数设置

设置各个目标检测训练网络模型周期均为 100。其中前 50 轮为冻结训练部分,批量大小为 8;后 50 轮为非冻结训练部分,批量大小为 4。两阶段优化器均为 Adam,学习率设置为 0.001。训练前对训练图像使用马赛克 (Mosaic) 数据增强,并对数据增强后 50% 的数据进行 Mixup 处理。

2.1.2 回归网络训练参数设置

设置各个回归网络模型训练周期均为 100,批量大小为 32。优化器为 Adam,学习率设置为 1×10^{-5} 。训练前对数据集进行正则化处理,并对数据集图像使用随机水平翻转和随机垂直翻转,并对 ROI 图像进行扩充和填充处理 (Padding black) 为 224×224 。

2.2 不同目标检测模型训练结果

为对比验证蛋鸡的 ROI 检测网络性能,将 YOLO v8s 模型分别与 YOLO v4s^[27]、YOLO v5s、YOLO v7^[28]、YOLOX-s^[29] 几个近年来使用较为广泛的单阶段目标检测模型进行对比。

2.2.1 损失值

训练过程每 10 轮输出一次损失值,共 100 轮。不同模型训练过程中损失值分为训练集损失 (Train loss) 和验证集损失 (Val loss)。图 10 所示分别为不同模型的训练集损失和验证集损失的变化曲线。由图 10 可以看出,每个模型在蛋鸡红外热成像鸡脸 ROI 数据集上均有较快的收敛效果,但是 YOLO v4s、YOLO v5s 和 YOLO v7 在训练集和验证集上的损失值小于 YOLO v8s 和 YOLOX-s。

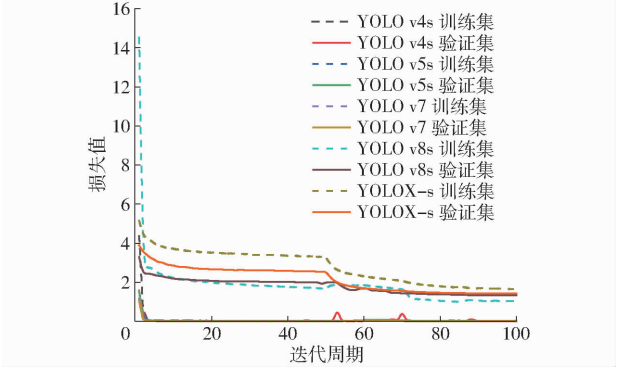


图 10 损失值变化曲线

Fig. 10 Change curves of loss value

2.2.2 不同目标检测网络性能对比

为对比出本文数据集上较好的检测模型,选取当前应用较为广泛的目标检测网络作为对比模型,

包括 YOLO v4s、YOLO v5s、YOLO v7 和 YOLOX-s，选取准确率 (Precision)、召回率 (Recall)、平均精度均值 (mAP) 以及 F1 值 4 个训练结果作为模型的综合评价指标。训练结果如表 1 所示。

表 1 不同算法性能对比

Tab. 1 Comparison of network performance between different algorithms %

模型	精确率	召回率	mAP	F1 值
YOLO v4s	85. 91	94. 62	89. 72	90. 0
YOLO v5s	94. 29	99. 25	98. 73	97. 0
YOLO v7	89. 39	94. 87	94. 28	92. 0
YOLO v8s	99. 38	99. 87	99. 90	99. 0
YOLOX-s	95. 54	99. 25	98. 40	97. 0

根据表 1 可知,精确率、召回率、平均精度均值以及 F1 值 4 个指标,YOLO v8s 较其他模型均表现为最好的训练效果。

2. 2. 3 图像检测对比

为充分验证在目标检测阶段算法选取的优良性,将上述几种单阶段目标检测算法在验证集上进行检测比较,以验证最好的预测模型。比较结果如图 11 所示。

从图 11 可以看出,YOLO v4s 在前 4 幅图中均

出现了误检现象,在有 2 个鸡脸部位的第 5 幅图中,未出现检测框。YOLO v5s 在第 2 幅图中表现出最高的检测置信度,但是在第 5 幅图中仅检测出 1 只鸡的脸部区域;YOLO v7 在第 2 幅和第 4 幅图中均出现了误检现象;YOLO v8s 在所有图像中均能完整检出鸡脸区域,且在第 1、2、5 幅图中表现出了最高的检测置信度;YOLOX-s 未能检出第 5 幅图像中的 2 只鸡的鸡脸位置。综合上述检测性能,在面对笼门遮挡、蛋鸡胸口裸露高温区域以及多只蛋鸡鸡脸时,YOLO v8s 均能表现出较好的检测效果,更能够适应复杂场景下蛋鸡鸡脸红外热成像 ROI 检测。

2. 3 不同体温回归模型训练结果

为对比验证蛋鸡 ROI 与核心温度的回归预测网络性能,将 Res2Net 模型分别与 ConvNeXt^[30]、GhostNet^[31]、MobileNetV3^[32]、MobileViT^[33]、RegNet^[34] 以及 ShuffleNetV2^[35] 6 个模型进行性能对比。

2. 3. 1 平均损失值和均方根误差

训练过程每轮输出 1 次平均损失值,共 100 轮。如图 12 所示,分别为不同模型在训练集上的平均损失值。从图 12 可以看出,各个模型的训练平均损失

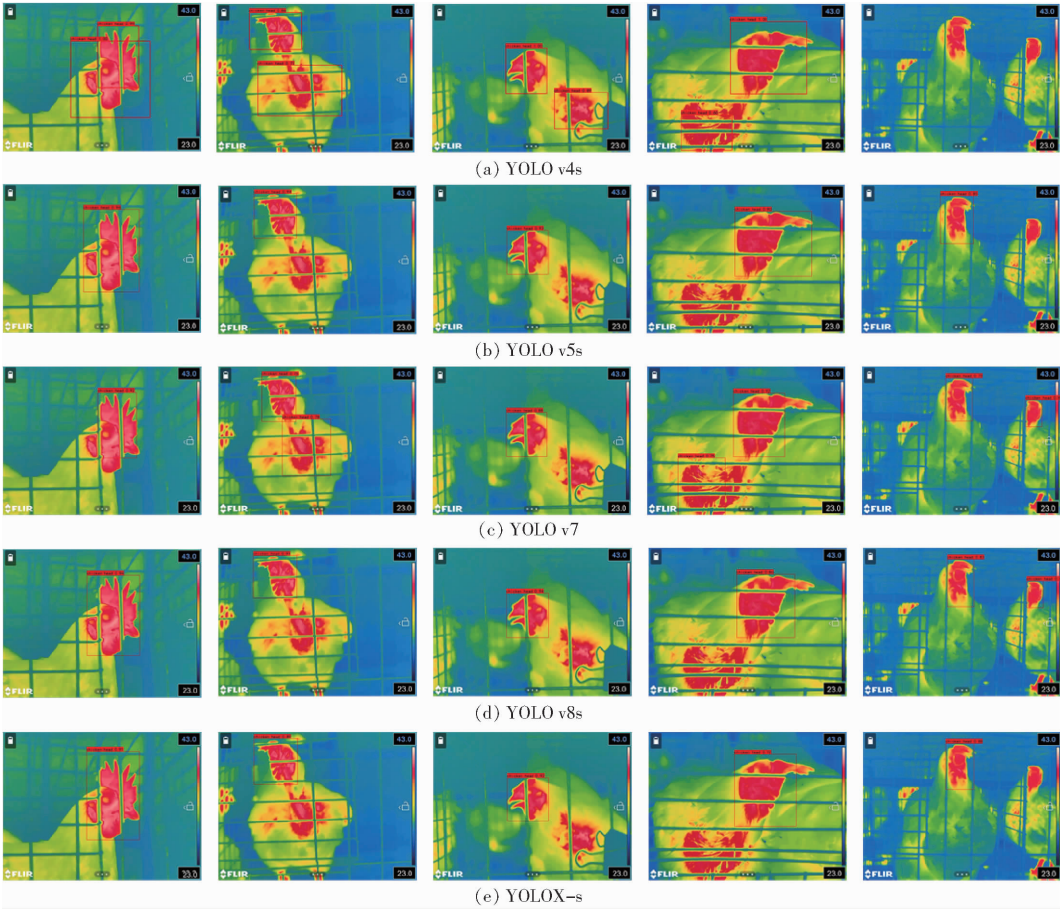


图 11 目标检测算法检测结果对比

Fig. 11 Comparison of object detection algorithms

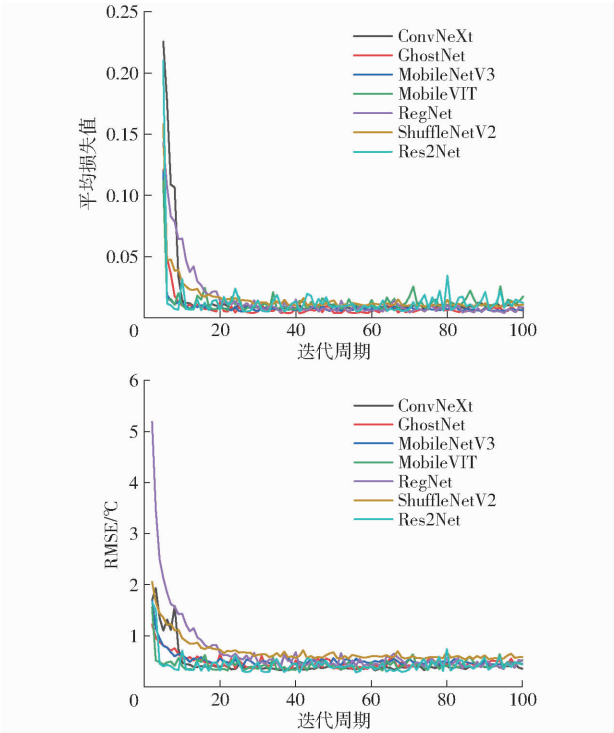


图 12 回归模型训练平均损失值和均方根误差

Fig. 12 Training average loss and root mean square error of all models

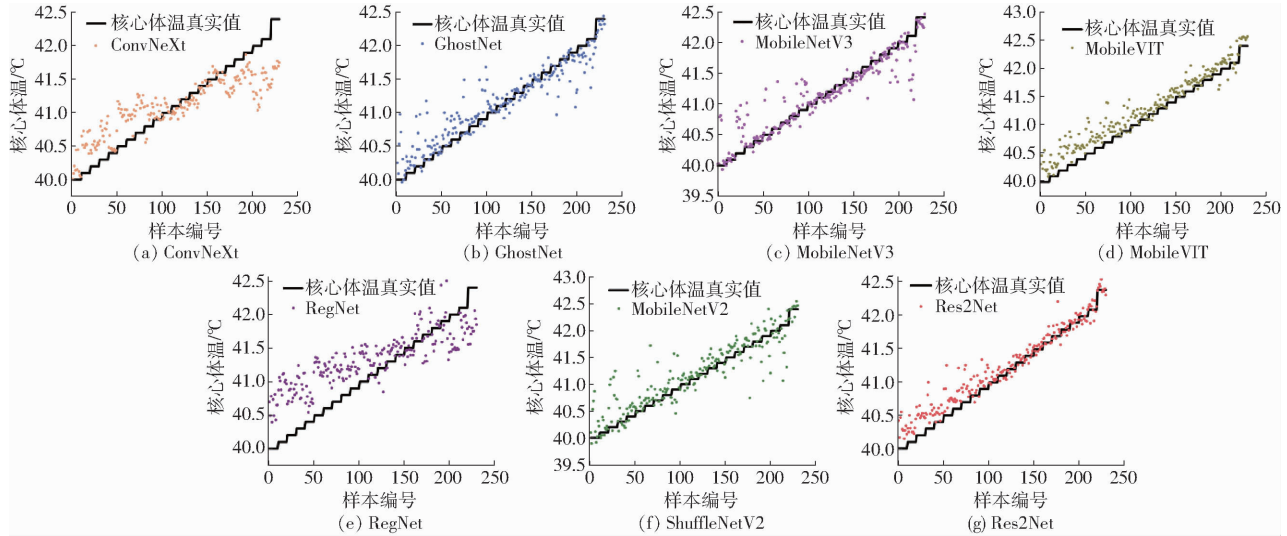


图 13 回归模型预测体温和真实体温对照

Fig. 13 Regression model predicted body temperature and real body temperature comparison chart

表 2 不同回归算法性能对比

Tab. 2 Comparison of algorithm performance of different regression models

决定系数	算法						
	ConvNeXt	GhostNet	MobileNetV3	MobileViT	RegNet	ShuffleNetV2	Res2Net
R^2	0. 772 94	0. 878 68	0. 870 81	0. 955 55	0. 716 75	0. 836 40	0. 956 50
R^2_{adj}	0. 771 95	0. 878 15	0. 870 24	0. 955 36	0. 715 50	0. 835 68	0. 956 31

CA Block 处分别插入 SE (Squeeze-and-excitation) 模块、CBAM (Convolutional block attention module) 模块以及 ECA (Efficient channel attention) 模块,4 种改进策略对核心体温估测值和真实值拟合曲线如图 14 所示。

值不断下降,均呈现收敛趋势且进行到 100 轮各个模型均趋于稳定。经过 100 轮迭代训练后,各个模型 RMSE 也都稳定在较小水平。

2.3.2 不同回归算法拟合曲线

从泄殖腔温度 41.0 ~ 42.4℃ 中的鸡脸 ROI 验证集图像中随机选取 230 幅图像 (每种温度 10 幅) 来验证各回归算法之间的性能。7 种模型在验证集上的估测核心温度和真实测量核心温度拟合情况如图 13 所示。

其中,决定系数 R^2 和调整后决定系数 R^2_{adj} 结果如表 2 所示。决定系数 R^2 和调整后决定系数均为 0 ~ 1,越接近 1 说明模型的拟合效果越好。

由图 13 可看出,MobileViT 和 Res2Net 的预测温度和真实温度之间的拟合效果较好。此外,根据表 2 的结果,Res2Net 模型决定系数 R^2 和调整后决定系数 R^2_{adj} 为 0. 956 5 和 0. 956 31,均高于其他算法模型,因此 Res2Net 在对蛋鸡核心体温预测值和核心体温真实值之间的拟合效果最好。

2.3.3 不同注意力机制改进性能对比

为对比不同注意力机制的改进性能,在图 8 中

3 讨论

3.1 基于 YOLO v8s – Res2Net50 的核心温度预测结果

在确定以 YOLO v8s – Res2Net50 为主体架

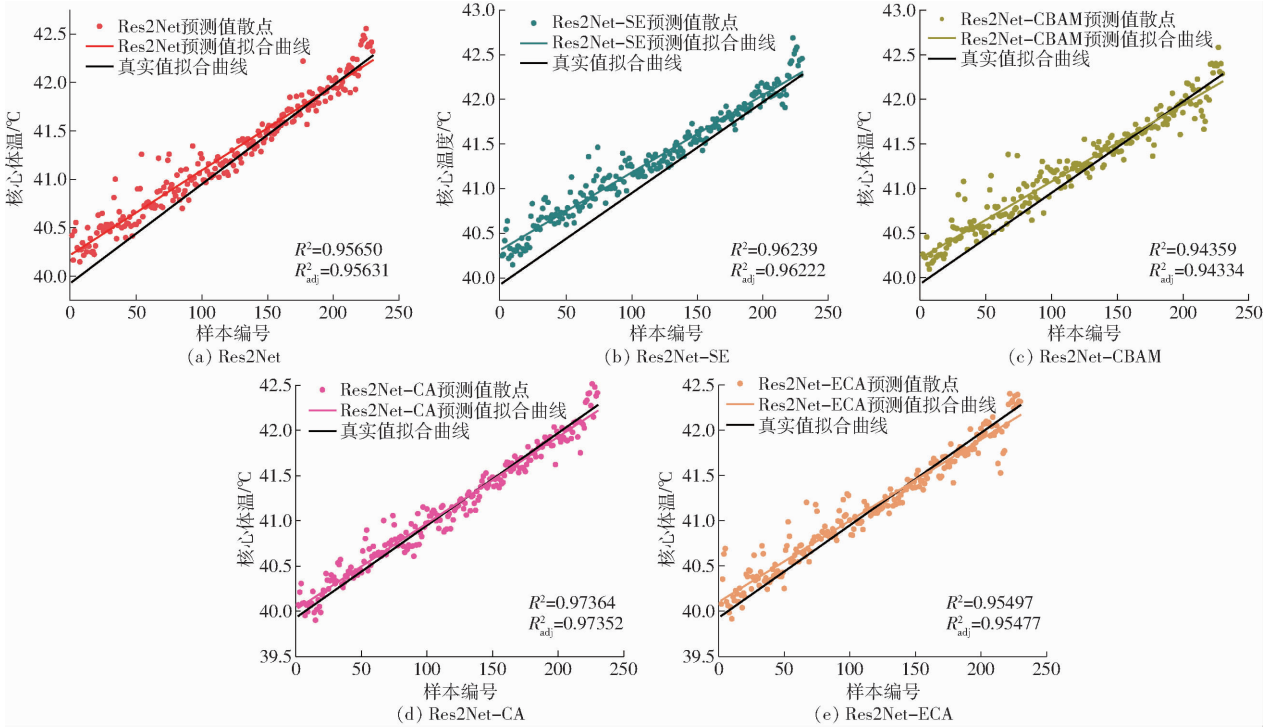


图 14 不同改进策略的拟合情况

Fig. 14 Fitting of different improvement strategies

构的预测模型下,对蛋鸡进行基于红外热图像的核心温度预测。选取 9 只蛋鸡作为预测对象,利用红外热成像仪进行拍摄,将图像输入至本文搭建的模型中,输出的预测结果如图 15 所示,其鸡脸 ROI 位置框和预测温度直接显示在

图像中。
3.2 结果分析
根据图 15 中的结果,在 9 只鸡的红外热成像核心温度预测图像中,鸡脸位置均可准确无误地识别并显示出来。如图 16 所示,预测温度与真实核心温

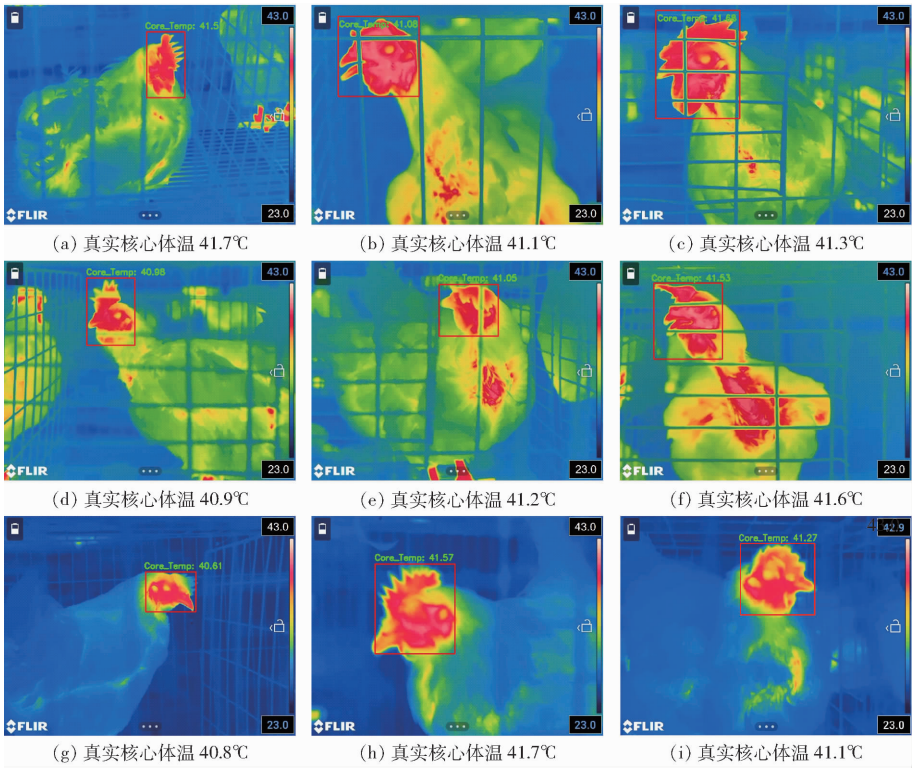


图 15 基于 YOLO v8s - Res2Net50 的核心温度预测结果

Fig. 15 Core body temperature prediction results based on YOLO v8s - Res2Net50

度最大误差为第 3 只蛋鸡,0.38℃;最小温度误差为第 2 只蛋鸡,0.02℃;平均绝对误差(MAE)为 0.153℃。结合图 13 所示的预测规律可以看出,本文对 40~42℃ 体温区域的蛋鸡核心体温预测方法具有可行性。

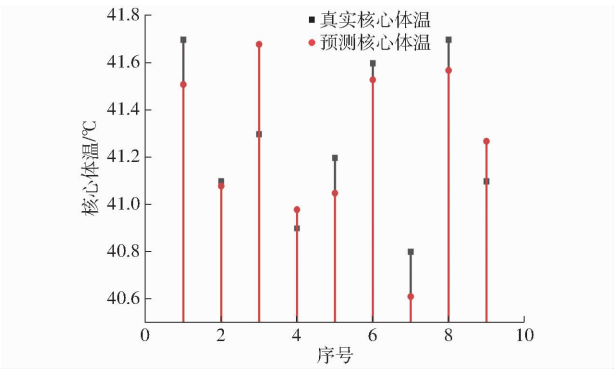


图 16 蛋鸡核心温度预测值与真实值
Fig. 16 Predicted and true core body temperature values of laying hens

4 结论

(1)提出了一种无接触式笼养蛋鸡核心体温预测方法,建立了以 YOLO v8 和 Res2Net50 为基础的蛋鸡核心体温预测模型,可将输入的红外热图像直接输出为带有蛋鸡的核心温度标签图像,该方法对减少人工对蛋鸡的插入性温度检测具有可行性。

(2)选取 YOLO v8s 作为鸡脸 ROI 检测模型,检测准确率达到 99.38%,平均精度均值达到 99.9%,召回率达到 99.87%。在与其他目标检测模型的对比下具有最好的检测效果。

(3)选取改进后的 Res2Net50 作为“鸡脸 ROI 图像-核心温度”回归模型,在验证集上的温度预测决定系数 R^2 和调整后决定系数 R^2_{adj} 分别为 0.973 64 和 0.973 52,均高于其他改进算法模型,拟合效果最好。利用搭建好的蛋鸡核心温度估测模型对 9 只蛋鸡进行体温预测,结果显示平均绝对误差为 0.153℃。

参 考 文 献

[1] 谷月,王树才,严煜,等.基于改进 YOLO v4 的笼养蛋鸭行为实时识别方法[J].农业机械学报,2023,54(11):266-276.
GU Yue, WANG Shucui, YAN Yu, et al. Method for real-time behavior recognition of cage-reared laying ducks based on improved YOLO v4[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(11): 266-276. (in Chinese)

[2] 赵春江,梁雪文,于合龙,等.基于改进 YOLO v7 的笼养鸡/蛋自动识别与计数方法[J].农业机械学报,2023,54(7):300-312.
ZHAO Chunjiang, LIANG Xuewen, YU Helong, et al. Automatic identification and counting method of caged hens and eggs based on improved YOLO v7[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7): 300-312. (in Chinese)

[3] 杨飞云,曾雅琼,冯泽猛,等.畜禽养殖环境调控与智能养殖装备技术研究进展[J].中国科学院院刊,2019,34(2):163-173.
YANG Fei Yun, ZENG Ya qiong, FENG Zemeng, et al. Research status on environmental control technologies and intelligent equipment for livestock and poultry[J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences, 2019, 34(2): 163-173. (in Chinese)

[4] GU Y, WANG S, YAN Y, et al. Identification and analysis of emergency behavior of cage-reared laying ducks based on YOLO v5[J]. Agriculture, 2022, 12: 485.

[5] 陈佳,丁奇安,刘龙申,等.基于 YOLO v5 与短时跟踪的鸡只呼吸道疾病早期检测[J].农业机械学报,2023,54(1):271-279.
CHEN Jia, DING Qi'an, LIU Longshen. Early detection of broilers respiratory diseases based on YOLO v5 and short time tracking[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(1): 271-279. (in Chinese)

[6] 何东健,刘冬,赵凯旋.精准畜牧业中动物信息智能感知与行为检测研究进展[J].农业机械学报,2016,47(5):231-244.
HE Dongjian, LIU Dong, ZHAO Kaixuan. Review of perceiving animal information and behavior in precision livestock farming [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(5): 231-244. (in Chinese)

[7] CÂNDIDO M G L, TINÔCO I F F, ALBINO L F T, et al. Effects of heat stress on pullet cloacal and body temperature[J]. Poultry Science, 2020, 99(5): 2469-2477.

[8] 杨断利,张然,陈辉,等.蛋鸡羽毛覆盖度计算及其与体温关系研究[J].农业机械学报,2022,53(10):242-251,276.
YANG Duanli, ZHANG Ran, CHEN Hui, et al. Calculation of feather coverage and relationship between coverage and body temperature in laying hens[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(10): 242-251, 276. (in Chinese)

[9] IYASERE O S, EDWARDS S A, BATESON M, et al. Validation of an intramuscularly-implemented microchip and a surface infrared thermometer to estimate core body temperature in broiler chickens exposed to heat stress[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 133:1-8.

[10] OKADA H, ITOH T, SUZUKI K, et al. Wireless sensor system for detection of avian influenza outbreak farms at an early stage [C]//Sensors, IEEE, 2009: 1374-1377.

[11] 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)

- [12] 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)
- [13] 李沛, 陆辉山, 赵守耀, 等. 基于红外热成像的育成期蛋鸡体温检测方法[J]. 中国农业大学学报, 2021, 26(5): 186–193. LI Pei, LU Huishan, ZHAO Shouyao, et al. Body temperature detection method of laying hens in rearing period based on infrared thermography[J]. Journal of China Agricultural University, 2021, 26(5): 186–193. (in Chinese)
- [14] BLOCH V, BARCHILON N, HALACHMI I, et al. Automatic broiler temperature measuring by thermal camera[J]. Biosystems Engineering, 2020, 199: 127–134.
- [15] FENG Y Z, ZHAO H T, JIA G F, et al. Establishment of validated models for non-invasive prediction of rectal temperature of sows using infrared thermography and chemometrics[J]. International Journal of Biometeorology, 2019, 63: 1405–1415.
- [16] STUKELJ M, HAJDINJAK M, PUSNIK I. Stress-free measurement of body temperature of pigs by using thermal imaging-useful fact or wishful thinking[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 193: 106656.
- [17] SYKES D J, COUVILLION J S, CROMIAK A, et al. The use of digital infrared thermal imaging to detect estrus in gilts[J]. Theriogenology, 2012, 78(1): 147–152.
- [18] ZHANG Z, ZHANG H, LIU T. Study on body temperature detection of pig based on infrared technology: a review[J]. Artificial Intelligence in Agriculture, 2019(1): 14–26.
- [19] SOERENSEN D D, PEDERSEN L J. Infrared skin temperature measurements for monitoring health in pigs: a review[J]. Acta Veterinaria Scandinavica, 2015, 57: 1–11.
- [20] COOK N J, CHABOT B, LUI T, et al. Infrared thermography detects febrile and behavioural responses to vaccination of weaned piglets[J]. Animal, 2015, 9(2): 339–346.
- [21] LOYAU T, ZERJAL T, RODENBURG T B, et al. Heritability of body surface temperature in hens estimated by infrared thermography at normal or hot temperatures and genetic correlations with egg and feather quality[J]. Animal, 2016, 10(10): 1594–1601.
- [22] BAHUTi M, JUNIOR T Y, RIBEIRO B P V B, et al. Heat transfer model for predicting hen's core temperature[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 193: 106676.
- [23] VATS A, ANASTASIU D C. Enhancing retail checkout through video inpainting, YOLO v8 detection, and DeepSort tracking [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023: 5529–5536.
- [24] GAO S H, CHENG M M, ZHAO K, et al. Res2Net: a new multi-scale backbone architecture[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2019, 43(2): 652–662.
- [25] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770–778.
- [26] HOU Q, ZHOU D, FENG J. Coordinate attention for efficient mobile network design[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 13713–13722.
- [27] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLO v4: optimal speed and accuracy of object detection[J]. arXiv Preprint, arXiv: 2004.10934, 2020.
- [28] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M. YOLO v7: trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023: 7464–7475.
- [29] GE Z, LIU S, WANG F, et al. YOLOX: exceeding yolo series in 2021[J]. arXiv Preprint, arXiv:2107.08430, 2021.
- [30] LIU Z, MAO H, WU C Y, et al. A convnet for the 2020s[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022: 11976–11986.
- [31] HAN K, WANG Y, TIAN Q, et al. GhostNet: more features from cheap operations[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 1580–1589.
- [32] HOWARD A, SANDLER M, CHU G, et al. Searching for MobileNetV3[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019: 1314–1324.
- [33] MEHTA S, RASTEGARI M. MobileViT: light-weight, general-purpose, and mobile-friendly vision transformer[J]. arXiv Preprint, arXiv:2110.02178, 2021.
- [34] RADOSAVOVIC I, KOSARAJU R P, GIRSHICK R, et al. Designing network design spaces[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 10428–10436.
- [35] MA N, ZHANG X, ZHENG H T, et al. ShuffleNet V2: practical guidelines for efficient cnn architecture design[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 116–131.