

# 基于多源图像和环境信息融合的规模化养殖蛋鸡 体温测量方法

宋道一<sup>1</sup> 罗升<sup>2</sup> 朱玉华<sup>1</sup> 童勤<sup>3</sup> 王红英<sup>1</sup> 王粮局<sup>1</sup>

(1. 中国农业大学工学院, 北京 100083; 2. 江苏省农业机械试验鉴定站, 南京 210017;

3. 中国农业大学水利与土木工程学院, 北京 100083)

**摘要:** 规模化蛋鸡养殖一直以来都面临着蛋鸡健康状态不易评估、疫病无法有效预防等问题, 鸡群健康监测对于蛋鸡养殖业的意义日渐显著。蛋鸡作为恒温动物, 其体温是评估健康状态的重要指标。本研究以叠层笼养蛋鸡为研究对象, 提出了一种融合多源信息的蛋鸡体温测量方法。首先对热红外相机进行温度漂移校正和距离校正, 以提高相机的测量精度。将热红外图像与采集的近红外图像和深度图像进行像素级配准, 使用 YOLO v8n 目标检测网络对融合的多源图像进行蛋鸡头部检测, 检测结果 AP50 为 97.0%, AP50-95 为 76.1%。然后根据环境温度和蛋鸡头部距离信息对蛋鸡头部热红外图像进行温度漂移校正和距离校正, 提取校正后图像的温度特征点计算蛋鸡头部温度。基于环境温度、环境相对湿度、环境风速、光照强度和蛋鸡头部温度构建了蛋鸡体温预测数据集, 利用机器学习算法预测蛋鸡体温。其中随机森林算法在蛋鸡体温预测中表现最好,  $R^2$  为 0.696, RMSE 为 0.246°C。本研究为实现准确、无扰动地测量规模化蛋鸡养殖场的鸡只体温提供了参考。

**关键词:** 蛋鸡; 规模化养殖; 测温; 热红外图像; YOLO v8n

中图分类号: TP181; S831

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2025)01-0037-10

OSID:



## Temperature Measurement Method for Commercially Farmed Layer Hens Based on Multi-source Image and Environmental Data Fusion

SONG Daoyi<sup>1</sup> LUO Sheng<sup>2</sup> ZHU Yuhua<sup>1</sup> TONG Qin<sup>3</sup> WANG Hongying<sup>1</sup> WANG Liangju<sup>1</sup>

(1. College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Jiangsu Agricultural Machinery Test and Appraisal Station, Nanjing 210017, China

3. College of Water Resources and Civil Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

**Abstract:** Large-scale egg farming faces challenges in assessing the health status of laying hens and preventing disease outbreaks. The need for effective flock health monitoring in egg production is becoming increasingly important. As homeothermic animals, the body temperature of laying hens serves as a crucial indicator of their health. A method for measuring the body temperature of stacked cage laying hens was proposed by integrating multi-source information. To improve measurement accuracy, temperature drift correction and distance correction were applied to the thermal infrared camera. The thermal infrared images were then pixel-level aligned with the acquired near-infrared and depth images. These fused multi-source images were used to detect the heads of the laying hens through the YOLO v8n detection network, achieving detection results of 97.0% for AP50 and 76.1% for AP50-95. Temperature drift and distance corrections were performed on the thermal infrared images of the hens' heads, using ambient temperature and distance information. Temperature feature points were then extracted from the corrected images to calculate the head temperature of the laying hens. A prediction dataset was constructed based on environmental factors such as ambient temperature, humidity, wind speed, light intensity, and the hens' head temperature. Various machine learning algorithms were used to predict the body temperature, with the random forest algorithm showing the best performance, achieving an  $R^2$  of 0.696 and an RMSE of

收稿日期: 2024-10-11 修回日期: 2024-10-30

基金项目: 科技创新 2030—“新一代人工智能”重大项目(2021ZD0113804-3)

作者简介: 宋道一(2001—), 男, 博士生, 主要从事基于计算机视觉的畜禽信息感知研究, E-mail: songdaoyi2001@163.com

通信作者: 王粮局(1987—), 男, 副教授, 博士, 主要从事畜禽信息智能感知研究, E-mail: wangL@cau.edu.cn

0. 246℃. The research result can provide a reference for achieving accurate, high-throughput, and non-invasive measurement of body temperature in large-scale egg farms.

**Key words:** layer hens; large-scale farming; temperature measurement; thermal infrared imaging; YOLO v8n

## 0 引言

在规模化和立体化蛋鸡养殖中,由于蛋鸡饲养密度较高且高处蛋鸡不易观察,鸡群健康状况往往难以被有效、及时地评估。如果不能及时发现感染疾病的蛋鸡,病毒会在鸡舍内传播,可能引发大规模蛋鸡死亡事件,给养殖企业造成养殖风险,带来巨大经济损失。因此,鸡群健康监测对蛋鸡产业具有重要意义。体温是鸡只健康状态评估和疫病预防的重要指标。这是因为鸡只的皮肤没有汗腺,当环境温度大于30℃时,鸡只的体温调节功能不足以维持其体温,从而导致其体温升高,引起热喘息等一系列应激变化,严重时可能导致中暑甚至死亡现象<sup>[1]</sup>。此外,在鸡只疫病预防方面,感染新城疫、禽流感、传染性支气管炎等常见疫病的鸡只在前期都会出现体温明显升高的症状<sup>[2-3]</sup>。因此,研究一种适用于规模化养殖模式下的蛋鸡体温高通量测量方法,有助于及时监测鸡只健康状态,发现潜在的疫病风险,并实现早期预警,从而帮助规模化养殖企业规避养殖风险。

传统鸡只体温检测方法通常是用水银温度计插入鸡只直肠来测量直肠温度<sup>[4]</sup>。这种方式不仅操作繁琐、耗时费力、无法实现对鸡只体温的持续监测,还可能导致鸡只产生应激反应<sup>[5]</sup>。因此,研究人员积极探索新的鸡只体温检测方式。目前鸡只体温检测方式可按照传感器安装位置分为3类:体内植入式、体表接触式和热红外无接触式。

近年来,随着热成像技术的成熟,利用热成像仪获取鸡只热红外图像进而提取鸡只体表温度信息以反映其健康状态的研究已成为热点<sup>[6-9]</sup>。EDGAR等<sup>[10]</sup>利用热成像技术观察到蛋鸡头部、冠部和眼部在应激状态下的温度变化情况。学者利用热红外成像技术来检测肉鸡不同部位的温度来进行相对应的疾病监测<sup>[11-14]</sup>。这些研究表明热成像技术在判断鸡只健康状态方面具有很大的潜力。

然而热红外图像反映的鸡只体温信息受很多因素影响。有研究<sup>[15-16]</sup>表明,通过热红外成像技术获取的肉鸡表面温度随环境温度的变化而变化。因此,研究如何选择温度提取区域以及校正环境因素的影响对于准确测量鸡只体温具有重要意义。

XIONG等<sup>[17]</sup>采取自适应K均值聚类和椭圆拟合的方法获取鸡只头部图像,提取头部最高温度作为头部表面温度,获取的头部温度最大误差不超过0.1℃。沈明霞等<sup>[18]</sup>利用YOLO v3网络识别出肉鸡头部和腿部,然后分别提取温度最高点,结合环境因素利用机器学习算法反演出鸡只的翅下温度。但是这两种方法都是将肉鸡单独从养殖环境中隔离出来,在无遮挡的情况下成像,且需要保证相机拍摄的距离和角度基本一致,对成像的质量要求较高,无法直接应用于商业鸡场。

热红外测温方式可以无扰动地检测鸡只温度,具有广泛的应用前景,但仍有测温精度不高、受环境因素和测温距离影响大等问题需要解决。目前大多数鸡只测温研究都是在实验室条件下进行,一般控制成像的条件一致,对图像的成像质量要求较高,研究成果很难应用于养殖密度大、鸡只相互遮挡严重的规模化笼养环境中。因此,为解决规模化笼养模式下蛋鸡体温不易准确测量的问题,利用环境和距离信息校正蛋鸡热红外信息,提出一种在规模化叠层笼养环境下对蛋鸡体温信息进行精准、高通量测量的方法。

## 1 数据集建立

### 1.1 多源数据采集设备

#### 1.1.1 多源图像获取设备

使用RealSense L515型深度相机(美国Intel公司)拍摄近红外图像和深度图像,iRay P2型相机(中国艾睿光电科技有限公司)用于拍摄热红外图像。为了保证在试验过程中两相机位置相对固定,设计了一种固定装置,整个多源图像采集装置如图1所示。RealSense L515型深度相机采用飞行时间测距原理,最大分辨率为1024像素×768像素,最高帧率为30 f/s,最大探测距离为9 m。此外,该相机还可根据物体反射红外激光的强度获取近红外图像,其红外激光的波长为860 nm。近红外图像与深度图像分辨率相同,且两图像像素点一一对应。iRay P2型热红外相机分辨率为256像素×192像素,工作波段为8~14 μm,测温范围为-20~170℃,测温误差为±2℃,其输出灰度G与温度T的转换公式为

$$T = \frac{G}{64} - 273.15 \quad (1)$$



图 1 多源图像采集装置

Fig. 1 Multi-source image acquisition device

1. RealSense L515 型深度相机 2. iRay P2 型热红外相机

### 1.1.2 环境参数测量设备

收集的鸡舍环境参数包括温度、相对湿度、风速和光照强度,使用的仪器有 Testo 605i 型温湿度仪(德图仪器国际贸易(上海)有限公司)、Testo 405i 型风速仪(德图仪器国际贸易(上海)有限公司)和 LI-250A 型光照计(美国 LI-COR Biosciences 公司)、LI-210R 型光照计(美国 LI-COR Biosciences 公司)。各试验仪器的详细参数如表 1 所示。

表 1 环境参数测量仪器具体参数

Tab. 1 Environmental parameters of instruments for measuring

仪器型号	测量对象	测量范围	测量精度	分辨率
Testo 605i	温度	-20 ~ 60℃	±0.5℃ ±2.0%	0.1℃
	相对湿度	0 ~ 100%	(35% ~ 65%)	0.1%
			(65% ~ 90%)	
Testo 405i	风速	0 ~ 30 m/s	±0.1 m/s	0.01 m/s
LI-250A	光照强度	0 ~ 1 999 lx	±0.6%	0.1 lx
LI-210R				

### 1.1.3 多源数据采集装置

如图 2a 所示,多源数据采集装置由多源图像采集装置和环境参数采集装置组成。多元图像采集装置与三脚架上的云台连接。通过控制三脚架的云台角度以及三脚架与鸡笼间的距离,可以调整图像采集角度和视野大小。便携式计算机通过 USB 与相机相连并控制相机采集多源图像,保存在硬盘中。温湿度仪、风速仪、光照计被扎带固定在三脚架上,通过蓝牙与智能手机相连。其中,温湿度仪、风速仪的测量数据可以通过软件导出为 CSV 文件,光照计数据由人工进行记录。

## 1.2 数据采集及预处理

### 1.2.1 数据来源

本研究使用的数据均采集于石家庄峪口禽业有限公司的蛋鸡养殖场。蛋鸡品种为“京粉 1 号”,日

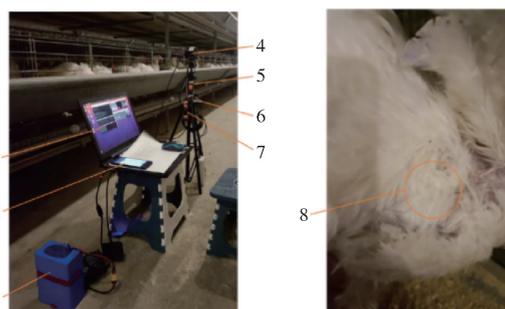


图 2 数据采集设备

Fig. 2 Data acquisition equipments

1. 便携式计算机 2. 智能手机 3. 锂电池 4. 相机 5. 温湿度仪 6. 光照计 7. 风速仪 8. 电子体温计

龄 350 d 左右。养殖场内共有 8 列鸡笼,每列鸡笼分上、中、下 3 层;单列每层有 210 个鸡笼,每个鸡笼饲养 3 或 4 只鸡。环境调控系统通过控制风机和湿帘调节舍内温度和相对湿度;舍内采用无级调光 LED 灯作为光源,光照时间为 01:30—17:30,光照强度范围为 5 ~ 20 lx。随机选择 6 只蛋鸡作为体温预测数据的采集对象放置在单独的鸡笼中,另外选择 80 个鸡笼作为头部检测数据的采集对象。

### 1.2.2 数据采集

体温预测数据采集时间为 2023 年 9 月 21—26 日,试验期间每天共进行 5 次数据采集,采集时间段分别为 08:00—09:00、10:00—11:00、12:00—13:00、14:00—15:00、16:00—17:00。在每个时间段内,使用多源数据采集装置依次获取 6 只试验蛋鸡的多源图像、环境数据和蛋鸡体温数据。对于单只试验蛋鸡,程序控制相机每隔 3 s 采集一组图像,共采集 100 组图像。在图像采集的过程内,使用环境参数测量仪器同时获取环境温度、环境湿度、环境风速、环境光照度。

将数字温度计插入蛋鸡泄殖腔或者在腹腔中植入温度记录设备可以准确地测量其核心体温,但这种侵入性的方法需要专业的操作且容易引起鸡只应激反应从而使得在测量过程体温持续升高。有研究<sup>[18-23]</sup>证明鸡只翅下体温和体内核心温度存在显著的相关性,且鸡翅下区域可以保持稳定的核心体温。因此,本研究采用专用硅胶贴将可穿戴电子体温计(RIT-P02-MED 型,深圳刷芯生物科技传感有限公司)固定在试验蛋鸡翅下的无毛区用于获取蛋鸡体温,如图 2b 所示。电子体温计通过蓝牙与智能手机相连并记录数据。人为对温度数据进行筛选,剔除了由于电子体温计贴合不紧密导致的异常数据。后续根据时间戳将图像数据、环境数据以及鸡只翅下体温数据相匹配,以 5 min 为一个时间段,

共获取了121个时间段的多源数据。对每个时间段保留下的数据随机选择3组图像,共得到363组图像数据,对应363组环境数据和鸡只翅下体温数据。

为了构建鸡只头部检测模型的数据集,对随机选取的80个鸡笼间隔3s拍摄一组图像,每个鸡笼拍摄时间为5min,经过筛选共获取2267组鸡只图像。每组图像包括热红外图像、近红外图像、深度图像各1幅。

### 1.2.3 图像预处理

利用一种多源图像像素级配准方法<sup>[24]</sup>将近红外图像和深度图像投影到热红外图像坐标中,按照RGB色彩模式将3幅图像融合成1幅多源图像,即融合图像的R通道为热红外图像,G通道为近红外图像,B通道为深度图像,热红外、近红外、深度图像以及配准后的多源图像如图3所示。使用图像标注工具Labellmg在配准后的图像中框选出鸡只头部轮廓。将2267幅配准后的图像按6:2:2随机分成训练集、验证集和测试集。

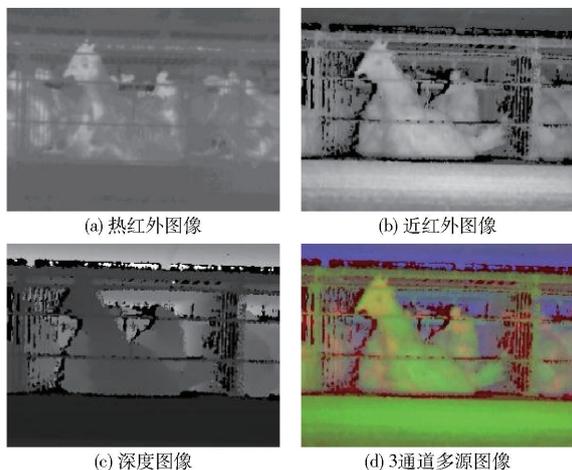


图3 多源图像及配准图像

Fig.3 Multi-source images and registered image

## 2 蛋鸡体温估测方法

### 2.1 热红外相机校正

由于探测器材料自身特征、相机装配工艺以及周围环境辐射的影响,热红外相机会出现测量精度不高的情况。在采集实验图像前本研究对热红外相机进行了一系列校正,以提高热红外相机的检测精度。其中相机盲元检测和非均匀性校正的具体实施细节本文不再深入探讨。

#### 2.1.1 温度漂移校正

定义热红外图像中温度与黑体辐射源温度的比值为热红外相机的漂移系数。为了探究各因素对热红外相机温度漂移的影响,以环境温度、环境相对湿度和黑体温度<sup>[18,25-26]</sup>为试验因素,以漂移系数为响

应值,选择Box-Behnken响应面进行试验。试验中环境温度、相对湿度和黑体辐射源温度分别设置3个梯度:环境温度为10、20、30℃;环境相对湿度为35%、55%、75%;黑体辐射源温度为35、40、45℃。通过设置不同的环境温度、相对湿度和黑体温度,共进行17次试验。

试验装置如图4所示,热红外相机和黑体辐射源共同置于高低温交变湿热试验箱(BPHJS-250A型,上海一恒科学仪器有限公司)内。进行试验时,首先调整热红外相机与黑体辐射源的相对位置,使黑体目标组件充满热红外相机视野,然后设置每次试验所需的试验箱温度、相对湿度和黑体辐射源温度,待试验箱内环境参数和黑体辐射源温度稳定后采集30幅热红外图像。在每一次试验结束后对该次试验采集的图像提取像素值转换为温度,计算平均值作为该试验条件下热红外相机温度漂移校正前的温度,并对试验条件下的漂移系数进行计算。

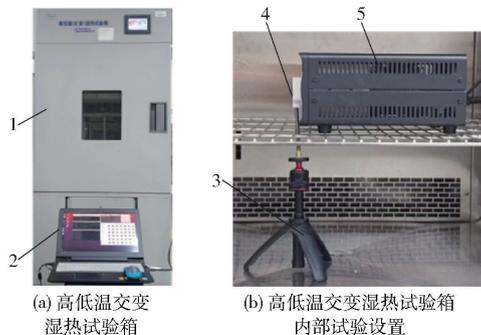


图4 温度漂移校正试验装置

Fig.4 Temperature drift correction experimental setup

1. 高低温湿热试验箱体
2. 便携式计算机
3. 热红外相机支架
4. 热红外相机
5. 黑体辐射源

#### 2.1.2 距离校正

在实际鸡只温度测量时,相机与鸡只距离通常在110cm以内。为了探究距离对热红外相机测温结果的影响,进行了单因素试验,将热红外相机与黑体辐射源目标组件之间距离设置10、20、30、40、50、60、70、80、90、100、110cm共11个水平。试验时,首先设置黑体辐射源温度为40℃,待热红外相机充分通电预热以及黑体辐射源到达设定温度,根据钢尺刻度调整相机与黑体辐射源目标组件之间的距离,每组距离采集30幅热红外图像用于后续距离校正分析。不同距离下热红外相机获取的图像如图5所示。

为了自动提取热红外图像中的黑体温度,首先利用OpenCV库自动提取图像中存在的圆,并进行筛选,以确定代表目标组件的圆;然后对圆内所有像素的灰度值取平均值;最后将平均值转换为温度。将近红外相机温度漂移校正后测得温度与黑体辐射

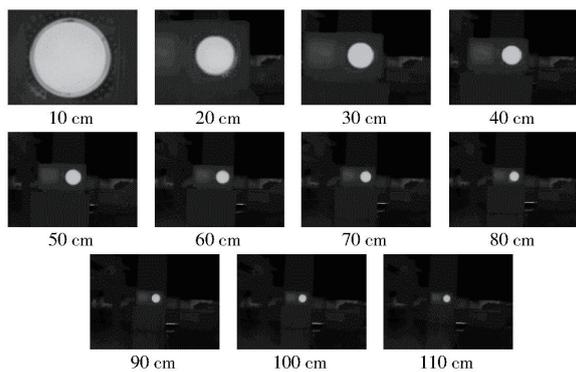


图 5 不同距离下获取的热红外图像

Fig. 5 Thermal infrared images captured at different distances

源设置温度的比值定义为距离系数。为了得到距离和相机接收到辐射量衰减的关系,将距离与距离系数分别使用一次、二次和三次方程进行拟合。

## 2.2 蛋鸡温度预测方法

为了准确回归出商业化鸡场中蛋鸡的真实体温,提出了一种基于多源信息的体温预测方法。首先,利用目标检测网络 YOLO v8n 对配准后的蛋鸡多源图像进行头部检测并完成了鸡只头部温度和距离信息的提取。然后,将校正后的鸡只头部温度和鸡舍内温度、相对湿度、风速和光照度信息输入到回归模型中以预测蛋鸡翅下体温。

### 2.2.1 蛋鸡头部检测模型

由于规模化蛋鸡养殖场养殖密度大,鸡只之间互相遮挡严重,传统图像处理方法不能高通量、准确地识别出鸡只头部,因此,本研究采用深度学习模型检测鸡只头部。YOLO v8 是在 YOLO v5 的基础上开发的一种无锚点方法检测模型。与 YOLO v5 相比,YOLO v8 直接预测边界框和对象类,无需使用锚点框作为参考,能够灵活地检测不同大小、形状和不规则形状的物体。YOLO v8 由骨干、颈部和头部网络 3 部分构成。根据网络层数的不同 YOLO v8 分为 n、s、m、l、x 共 5 个模型,本研究选用 YOLO v8n 用于检测鸡只头部。

### 2.2.2 头部距离信息获取方法

将 YOLO v8n 检测出的鸡只头部图像进行裁剪,仅保留目标检测框内的区域。其中,深度图像通道中鸡只头部的深度数据可以转换为鸡只头部与相机之间的距离。然而,图像配准可能引入不能代表距离信息的噪声,而且图像中可能包含与相机较近的鸡笼前部和较远的背景。为找到稳定可靠的深度信息提取方法,需详细分析不同情况下的鸡只头部图像。统计发现,在鸡只头部深度图像中,前景像素点占比一般不超过 20%,背景占比一般不超过 40%,而噪声像素数量占比一般不超过 20%。由于

前景和噪声像素值较小,而背景像素值较大,因此将检测框内的像素点按像素值从小到大排列,取像素值在前 40% 至前 60% 范围所有像素点的像素平均值作为鸡只头部与相机之间的距离。

### 2.2.3 头部温度信息获取方法

根据公式(1),将获取到的蛋鸡头部热红外图像的像素转换为温度。通过 2.2.2 节的方法获取到鸡只头部与相机的距离和温湿度计得到的环境温度后,对蛋鸡头部热红外图像进行温度漂移校正和距离校正。为了提取蛋鸡头部特征温度,使用阈值提取法来处理图像,给定温度阈值为 37℃,计算高于该阈值所有像素点的平均温度,代表蛋鸡头部温度。

## 2.3 基于多源数据的蛋鸡体温预测模型

为了基于环境温度、环境相对湿度、光照强度、环境风速和鸡只头部温度等数据预测蛋鸡翅下温度,需要建立一个蛋鸡体温回归模型。选用随机森林算法来学习鸡舍内环境温度、环境相对湿度、光照强度、环境风速和鸡只头部温度信息,预测蛋鸡翅下温度。

## 2.4 评价指标

为了评价目标检测网络 YOLO v8n 在鸡只头部检测任务中性能,采用精确率 (Precision)、召回率 (Recall)、AP50、AP50-95 作为检测性能评价指标。为了评价机器学习算法利用多源数据预测蛋鸡翅下体温的性能,采用决定系数  $R^2$  和均方根误差 (Root mean squared error, RMSE) 综合评价模型结果。

## 2.5 试验软件和硬件配置

蛋鸡头部检测网络的训练、验证和测试均基于 Pytorch 深度学习框架,采用 Python 编程语言,使用 GPU 加速计算。试验在 Ubuntu 20.04 系统下运行,计算机配置:处理器为 Intel (R) Xeon (R) Gold 6133,主频 2.5 GHz,内存 128 GB,显卡为 NVIDIA GeForce RTX3090 (24 GB)。用于预测蛋鸡翅下体温的机器学习算法均采用 Python 语言实现,利用第三方库 scikit-learn 构建模型,并使用五折交叉验证评估体温预测模型的性能。

## 3 结果与分析

### 3.1 热红外相机校正结果

#### 3.1.1 温度漂移校正结果

计算每一次试验的漂移系数,并对最终响应面试验方差进行分析,结果如表 2、3 所示。

由表 3 可知,环境温度的  $P$  值小于 0.001,而环境相对湿度和黑体温度的  $P$  值大于 0.05。这表明环境温度对于漂移系数的影响显著,而环境相对湿

表2 响应面试验方案与结果

Tab.2 Response surface methodology experimental design and results

试验号	因素			漂移系数 Y
	环境温度	环境相对湿度	黑体温度	
	$X_1/^\circ\text{C}$	$X_2/\%$	$X_3/^\circ\text{C}$	
1	30	75	40	1.065 00
2	30	35	40	1.047 25
3	10	75	40	1.061 75
4	20	55	40	1.057 75
5	20	55	40	1.065 75
6	20	75	45	1.057 25
7	20	55	40	1.061 50
8	10	55	35	1.059 75
9	20	55	40	1.055 25
10	30	55	35	1.050 75
11	10	55	45	1.052 25
12	10	35	40	1.048 25
13	30	55	45	1.063 00
14	20	55	40	1.062 00
15	20	35	35	1.067 50
16	20	75	35	1.066 25
17	20	35	45	1.062 25

表3 响应面试验方差分析结果

Tab.3 Analysis of variance (ANOVA) results for response surface methodology experiment

方差来源	平方和	自由度	均方	F	P
模型	0.000 6	9	0.000 1	21.64	0.000 3***
$X_1$	0.000 5	1	0.000 5	171.06	<0.000 1***
$X_2$	$7.813 \times 10^{-7}$	1	$7.813 \times 10^{-7}$	0.245 4	0.635 5
$X_3$	0	1	0	3.54	0.101 8
$X_1X_2$	$1.406 \times 10^{-7}$	1	$1.406 \times 10^{-7}$	0.044 2	0.839 5
$X_1X_3$	$9.776 \times 10^{-6}$	1	$9.766 \times 10^{-6}$	3.07	0.123 3
$X_2X_3$	$7.656 \times 10^{-7}$	1	$7.656 \times 10^{-7}$	0.240 5	0.638 8
$X_1^2$	0	1	0	5.13	0.058 0
$X_2^2$	0	1	0	3.91	0.088 6
$X_3^2$	0	1	0	5.80	0.046 9*
残差	0	7	$3.183 \times 10^{-6}$		
失拟项	0	3	$5.469 \times 10^{-6}$	3.72	0.118 3
误差	$5.875 \times 10^{-6}$	4	$1.469 \times 10^{-6}$		
总和	0.000 6	16			

注: \*表示影响显著( $0.01 \leq P < 0.05$ ); \*\*\*表示影响极显著( $P < 0.001$ )。

度和黑体温度对漂移系数没有显著影响。这可能是因为热红外相机内部的杂散辐射会受到环境温度的影响而发生变化,而相机本身具有较好的密封性,不会受到环境相对湿度的影响。此外,黑体辐射源设置的温度变化范围较小,因此对相机温度漂移也没有影响。所以,后续的校正过程中剔除了环境相对湿度和黑体温度这两个因素,以优化漂移系数的回归模型。优化后的回归结果公式为

$$Y = 1.042 53 + 0.000 825X_1 \quad (2)$$

经过优化后,回归模型的P值小于0.000 1,而失拟项的P值为0.053 8,大于0.05。这表明模型相对稳定,回归方差的拟合效果良好。

为了验证漂移系数回归模型的准确性,在环境温度分别为10、15、20、25、30 $^\circ\text{C}$ ,环境相对湿度为50%,黑体温度为40 $^\circ\text{C}$ 的条件下,使用热红外相机重新获取了热红外图像,并对图像进行分析,分析结果如表4所示。校正后热红外相机测得温度为热红外相机测得温度与漂移系数比值;误差为校正后热红外相机测得温度与黑体温度差值。

表4 温度漂移校正模型试验验证结果

Tab.4 Experimental validation results of temperature

drift correction model				$^\circ\text{C}$
环境温度	热红外相机 测得温度	校正后热红外 相机测得温度	校正误差	
10	41.80	39.78	-0.22	
15	42.14	39.95	-0.05	
20	42.27	39.91	-0.09	
25	42.04	39.54	-0.46	
30	42.54	39.86	-0.14	
平均值	42.16	39.81	-0.19	

由表4可得,热红外相机温度漂移校正前测得温度都大于黑体设置温度,这是因为热红外相机与黑体之间距离很近,与厂家设置的最优测温距离不同。在热红外相机温度漂移校正前,热红外相机在不同环境温度下测得温度区间为41.80~42.54 $^\circ\text{C}$ ,温度漂移量为0.74 $^\circ\text{C}$ ;温度漂移校正后,热红外相机测得温度区间为39.54~39.95 $^\circ\text{C}$ ,温度漂移量为0.41 $^\circ\text{C}$ 。这说明温度漂移校正操作能够减小热红外相机的温度漂移量,提高相机测量精度。

### 3.1.2 距离校正结果

提取11个不同距离下热红外相机测得温度并计算了温度漂移校正后对应的温度以及距离系数。为了得到距离和辐射量衰减的关系,将距离与距离系数使用一次、二次和三次方程进行拟合,拟合结果如图6所示。

由图6可得,使用二次方程拟合和三次方程拟合的效果比一次方程拟合效果更好,这可能是因为距离和辐射量衰减不呈线性关系。同时,二次方程拟合和三次方程拟合的结果没有明显区别,所以最后确定用二次方程拟合公式对热红外相机进行距离校正,具体公式为

$$y = 2.43 \times 10^{-6}x^2 - 5.97 \times 10^{-4}x + 0.970 23 \quad (3)$$

式中  $x$ ——距离  $y$ ——距离系数

### 3.2 蛋鸡头部检测结果

为了研究目标检测网络在单一热红外图像、融

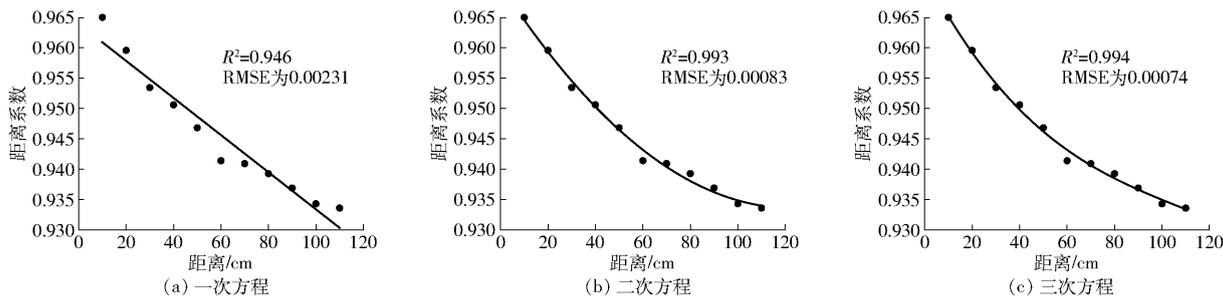


图 6 距离与距离系数拟合结果

Fig. 6 Fitting results of distance and distance coefficient

合深度图像的二源图像以及融合近红外图像和深度图像的多源图像中的性能差异,使用已配准的热红外、近红外和深度图像制作 3 个数据集,即热红外数据集、热红外-深度数据集,热红外-近红外-深度数据集。多源图像按照 RGB 色彩模式组成,即融合图像的 R 通道为热红外图像,G 通道为近红外图像,B 通道为深度图像;二源图像即将 G 通道置零,保留 R 通道和 B 通道。YOLO v8n 在不同数据集上的测试性能如表 5 所示。由表 5 可得,3 个数据集精确率不小于 95.5%,召回率不小于 94.0%,AP50 不小于 96.8%,AP50-95 不小于 74.8%,说明 YOLO v8n 目标检测网络在 3 个数据集上的检测效果均较好。对比表 5 中 3 个数据集的检测结果,与热红外数据集相比,热红外-深度数据集和热红外-近红外-深度数据集检测结果中精确率更大,召回率更小。说明这两个数据集图像检测框中正确识别为鸡只头部的概率更高,但是漏检率却也随之增加,具体检测结果见图 7。其中从左至右依次为热红外图像、热红外-深度图像、热红外-近红外-深度图像;图像中蓝色框为人工标注框,红色框为 YOLO v8n 目标检测算法预测框。由图 7a、7b 可得,目标检测网络在热红外数据集更容易将鸡只冠部和脖颈无毛区识别为头部。这可能是因为这两个区域温度较高,与头部温度特征相似。而从图 7a、7c 可以看出,目标检测网络在热红外-深度数据集和热红外-近红外-深度数据集中有部分鸡只头部没有被准确识别,存在漏检现象。这可能是因为热红外图像中鸡只头部温度特征不明显的情况下,在与近红外图像和深度图像融合后,鸡只原本的头部特征被进一步弱化。

表 5 YOLO v8n 在不同数据集上的检测结果

Tab. 5 Detection results of YOLO v8n on different datasets

数据集类型	精确率	召回率	AP50	AP50-95
热红外数据集	95.5	95.0	96.8	74.8
热红外-深度数据集	96.4	94.0	96.8	75.6
热红外-近红外-深度数据集	96.4	94.3	97.0	76.1

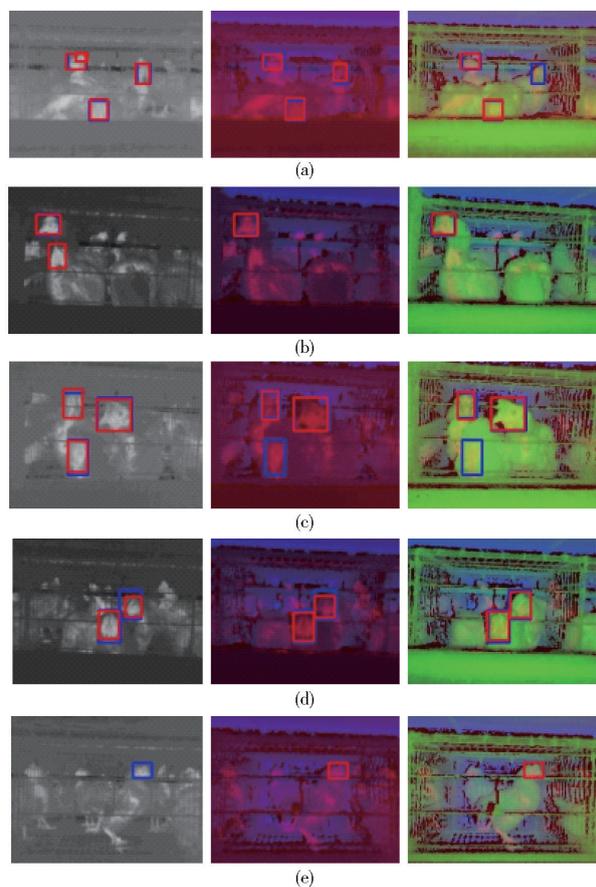


图 7 蛋鸡头部检测结果

Fig. 7 Detection results of hen head

此外,对比表 5 中 3 个数据集的检测结果可以发现:与热红外数据集相比,热红外-深度数据集和热红外-近红外-深度数据集检测结果中 AP50 和 AP50-95 都有提升。这说明目标检测网络在热红外-深度数据集和热红外-近红外-深度数据集上的整体检测水平有了一定提升,鸡只头部检测更为准确。由图 7d 可得,与热红外-深度和热红外-近红外-深度融合图像相比,热红外图像中部分鸡只头部检测框与人工标注框交并比更小。这可能是因为热红外图像中鸡只头部温度特征虽然突出,但其边缘细节并不明显,而融合图像由于加入了近红外图像的细节、边缘信息和深度图像的距离信息,使得头部特征较热红外图像更为突出。此外,在部分热红外图

像中还存在漏检情况,如图7e所示,这也导致了检测精度的下降。综上所述,目标检测网络在热红外-近红外-深度数据集中AP50和AP50-95这两个指标参数相较于其它两个数据集更好,鸡只头部检测更为准确。

### 3.3 体温预测结果

利用随机森林算法通过学习距离校正后的鸡只头部特征温度、环境温度、相对湿度、风速和光照度来预测蛋鸡体温。为了对比不同机器学习算法利用多源数据预测蛋鸡体温的性能,构建了多元线性回归、决策树、支持向量回归、BP神经网络、高斯过程回归模型与随机森林模型进行了比较。各模型的体温预测结果如图8所示。对比各模型预测结果,可以发现随机森林体温预测效果最好,其 $R^2$ 为0.696, RMSE为0.246℃;其次是高斯过程回归, $R^2$ 为0.558, RMSE为0.297℃;多元线性回归、支持向量回归、决策树和BP神经网络的回归效果不佳,其中BP神经网络预测性能最差, $R^2$ 小于0.2, RMSE大于0.4℃。这说明随机森林和高斯过程回归在利用多元数据拟合蛋鸡体温方面具有更强的能力。此外,通过观察回归散点图中点的离散程度,可以看出随

机森林算法对所做出的预测在组内的离散程度也是6种算法中最小的。因此,可以认为采用随机森林算法来建立蛋鸡体温预测模型更为准确可靠。

随机森林算法建立的体温预测模型虽然在上述所有模型中表现最好,但与以往研究结果相比, $R^2$ 和RMSE都存在一定差距,这可能是由多方面原因造成的。首先,以前的研究在获取鸡只热红外温度时,鸡只基本处于同一姿态,鸡只与相机之间距离是固定的且无鸡笼遮挡,所以获取的鸡只热红外图像质量较高,所进行的图像处理也依赖于较高的成像质量。而本试验中鸡只可以在笼内自由走动,头部姿态可以随意变换,且鸡笼可能遮挡鸡只头部。这会使获取的鸡只头部热红外图像质量不稳定,给热红外相机测温带来了一定的挑战性,但是这样的研究对于实际应用具有很大的意义。此外,试验中由电子体温计获取的鸡只翅下体温,可能由于鸡只啄咬而贴合不紧密,导致测得温度与真实体温存在误差。最后,由于试验场所受限,难以获得鸡只体温异常的数据,也无法通过人工攻毒方式使鸡只体温异常,因此观察到的鸡只翅下体温数据始终维持在39.5~42℃之间,数据波动较小,难以展现出算法的性能。

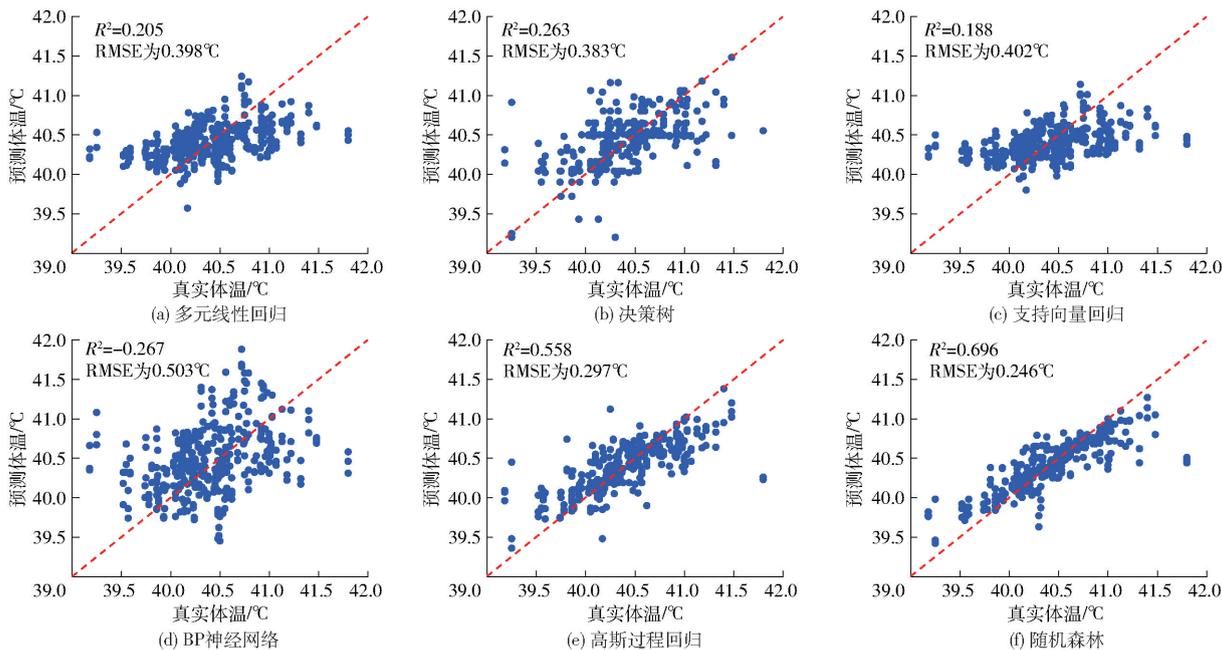


图8 各模型体温预测结果

Fig. 8 Temperature prediction results of various models

## 4 讨论

本研究尽管能够在商业化养殖场内结合多源数据对蛋鸡体温进行良好的预测,但仍存在一些不足。在数据采集过程中,在限制了养殖地点、蛋鸡品种和蛋鸡日龄范围的情况下,没能验证所提出的蛋鸡体温预测方法是否具有普遍性和代表性。在未来的研

究中,需要进一步扩大数据采集的范围,涵盖不同地区、不同品种和不同日龄的蛋鸡,以进一步验证所提出方法的有效性和适用性。由于试验条件限制,本研究中没有获取到体温异常鸡只的相关数据,也无法对鸡只进行攻毒操作以获取异常体温鸡只的数据,导致无法判断建立的体温预测模型是否能有效识别体温异常蛋鸡。未来的工作中需要增加异常蛋

鸡的数据,以提高体温预测模型的鲁棒性。

在方法上,多源图像的融合只是简单地按通道叠加,没有充分利用异源图像的有用信息。随着深度学习技术在图像配准和图像融合中的不断应用,未来的研究可以考虑使用深度学习进行鸡只多源图像的配准和融合,甚至可以将配准、融合过程与头部检测网络相结合。此外,由于缺乏动物科学研究试验背景,团队没能通过手术植入电子体温测量装置在鸡只体内完成对核心温度的测量,而是选择使用穿戴式电子体温计获取蛋鸡翅下体温作为真实体温。尽管有文献能够支撑蛋鸡翅下体温能够准确反映鸡只体温,但由于体温测量点依然在鸡只表面,所测得体温需要人工剔除异常值,比起植入式体温测量方法稳定性稍差一些。在未来的工作中采用植入式测温仪装置获取的蛋鸡核心体温作为真值,可以更好地验证本文提出的方法对预测蛋鸡核心温度的

适用性。

## 5 结束语

针对目前鸡只现有测温设备成本高、容易造成应激等局限,以规模化养殖的蛋鸡为研究对象,研究了一种基于多源信息融合的蛋鸡体温无扰动测量方法。使用 YOLO v8n 目标检测网络对热红外-近红外-深度多源图像数据集中的蛋鸡头部进行检测,其 AP50 为 97.0%,AP50-95 为 76.1%。基于环境温度和相对距离对蛋鸡头部热红外图像进行温度漂移校正和距离校正,得到蛋鸡头部温度后,结合环境温度、相对湿度、风速和光照度信息通过随机森林算法对蛋鸡翅下真实温度进行预测,其  $R^2$  为 0.696, RMSE 为 0.246℃。研究结果为实现准确、无扰动地测量规模化蛋鸡养殖场的鸡只体温提供了技术支持。

## 参 考 文 献

- [1] 花象柏, 刘海生, 唐玉新, 等. 产蛋鸡热应激时的体温变化 I、极度热应激[J]. 中国家禽, 1994, 16(4): 26-28.
- [2] 赵方方. 鸡新城疫的流行、诊断与防治[J]. 现代畜牧科技, 2016(8): 117.
- [3] 郭霄峰, 廖明, 辛朝安. H9N2 亚型禽流感病毒的致病特性研究[J]. 华南农业大学学报(自然科学版), 2001, 22(3): 70-72.  
GUO Xiaofeng, LIAO Ming, XIN Chaoan. Studies on the pathogenicity of H9N2 subtype influenza virus[J]. Journal of South China Agricultural University, 2001, 22(3): 70-72. (in Chinese)
- [4] 陆辉山, 刘修林, 刘焯虹, 等. 蛋鸡体表温度与翼下温度的关系模型研究[J]. 中国家禽, 2018, 40(1): 56-58.
- [5] DALLMANN R, STEINLECHNER S, VON HÖRSTEN S, et al. Stress-induced hyperthermia in the rat: comparison of classical and novel recording methods[J]. Laboratory Animals, 2006, 40(2): 186-193.
- [6] GILOH M, SHINDER D, YAHAV S. Skin surface temperature of broiler chickens is correlated to body core temperature and is indicative of their thermoregulatory status[J]. Poultry Science, 2012, 91(1): 175-188.
- [7] FERREIRA V, FRANCISCO N S, BELLONI M, et al. Infrared thermography applied to the evaluation of metabolic heat loss of chicks fed with different energy densities[J]. Brazilian Journal of Poultry Science, 2011, 13: 113-118.
- [8] 刘晓文, 曾雪婷, 李涛, 等. 基于改进 YOLO v7 的生猪群体体温热红外自动检测方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(增刊1): 267-274.  
LIU Xiaowen, ZENG Xueting, LI Tao, et al. Automatic detection method of body temperature in herd of pigs based on improved YOLO v7[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(Supp. 1): 267-274. (in Chinese)
- [9] 肖德琴, 林思聪, 刘勤, 等. 基于红外热成像的生猪耳温自动提取算法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(8): 255-262.  
XIAO Deqin, LIN Sicong, LIU Qin, et al. Automatic ear temperature extraction algorithm for live pigs based on infrared thermography[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(8): 255-262. (in Chinese)
- [10] EDGAR J L, NICOL C J, PUGH C A, et al. Surface temperature changes in response to handling in domestic chickens[J]. Physiology & Behavior, 2013, 119: 195-200.
- [11] WILCOX C S, PATTERSON J, CHENG H W. Use of thermography to screen for subclinical bumblefoot in poultry[J]. Poultry Science, 2009, 88(6): 1176-1180.
- [12] JACOB F G, BARACHO M D S, NÄÄS I D A, et al. The use of infrared thermography in the identification of pododermatitis in broilers[J]. Engenharia Agrícola, 2016, 36(2): 253-259.
- [13] JACOB F G, BARACHO M S, NÄÄS I A, et al. Risk of incidence of hock burn and pododermatitis in broilers reared under commercial conditions[J]. Brazilian Journal of Poultry Science, 2016, 18(3): 357-362.
- [14] NOH J, KIM K, LEE S, et al. Thermal image scanning for the early detection of fever induced by highly pathogenic avian influenza virus infection in chickens and ducks and its application in farms[J]. Frontiers in Veterinary Science, 2021, 8: 616755.
- [15] NASCIMENTO G R, NÄÄS I A, PEREIRA D F, et al. Assessment of broiler surface temperature variation when exposed to different air temperatures[J]. Brazilian Journal of Poultry Science, 2011, 13(4): 259-263.
- [16] NÄÄS I D A, ROMANINI C E B, NEVES D P, et al. Broiler surface temperature distribution of 42 day old chickens[J].

Scientia Agricola, 2010,67:497 – 502.

- [17] XIONG X, LU M, YANG W, et al. An automatic head surface temperature extraction method for top-view thermal image with individual broiler[J]. Sensors, 2019,19(23):5286.
- [18] 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)
- [19] 李丽华. 蛋鸡体温与生产性能参数动态监测关键技术研究及应用[D]. 保定:河北农业大学,2014.  
LI Lihua. Study and application on dynamic monitoring key technology of layer temperature and production performance parameters[D]. Baoding: Hebei Agricultural University,2014. (in Chinese)
- [20] 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)
- [21] YAHAV S, LUGER D, CAHANER A, et al. Thermoregulation in naked neck chickens subjected to different ambient temperatures[J]. Br. Poult. Sci., 1998, 39(1): 133 – 138.
- [22] GILOH M, SHINDER D, YAHAV S. Skin surface temperature of broiler chickens is correlated to body core temperature and is indicative of their thermoregulatory status[J]. Poultry Science, 2012, 91(1): 175 – 188.
- [23] IYASERE O S, EDWARDS S A, BATESON M, et al. Validation of an intramuscularly-implanted 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.
- [24] LUO S, MA Y, JIANG F, et al. Dead laying hens detection using TIR – NIR-depth images and deep learning on a commercial farm[J]. Animals, 2023, 13(11):1861.
- [25] BLOCH V, BARCHILON N, HALACHMI I, et al. Automatic broiler temperature measuring by thermal camera [J]. Biosystems Engineering, 2020,199:127 – 134.
- [26] 雷家容. 非制冷红外热像仪去温漂标定[J]. 电子技术与软件工程, 2015(9):127.

~~~~~

(上接第 36 页)

- [13] ALI F, ISLAM S M R, KWAK D, et al. Type-2 fuzzy ontology-aided recommendation systems for IoT-based healthcare[J]. Computer Communications, 2018,119:138 – 155.
- [14] SHI Y, YANG W, THUNG K, et al. Learning-based computer-aided prescription model for Parkinson's disease: a data-driven perspective[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2020,25(9):3258 – 3269.
- [15] HE X, FOLKMAN L, BORGWARDT K. Kernelized rank learning for personalized drug recommendation[J]. Bioinformatics, 2018,34(16):2808 – 2816.
- [16] DONG X, ZHENG Y, SHU Z, et al. TCMPR: TCM prescription recommendation based on subnetwork term mapping and deep learning[J]. Biomed Research International, 2022(1): 4845726.
- [17] RONG C, LI X, SUN X, et al. Chinese medicine prescription recommendation using generative adversarial network[J]. IEEE Access, 2022,10:12219 – 12228.
- [18] ZHAO W, LU W, LI Z, et al. TCM herbal prescription recommendation model based on multi-graph convolutional network [J]. Journal of Ethnopharmacology, 2022,297:115109.
- [19] SEGURA-BEDMAR I, COLÓN-RUIZ C, TEJEDOR-ALONSO M Á, et al. Predicting of anaphylaxis in big data EMR by exploring machine learning approaches[J]. Journal of Biomedical Informatics, 2018,87:50 – 59.
- [20] ZHAO J, GU S, MCDERMAID A. Predicting outcomes of chronic kidney disease from EMR data based on random forest regression[J]. Mathematical Biosciences, 2019,310:24 – 30.
- [21] XU C, DING J, QIAO Y, et al. Tomato disease and pest diagnosis method based on the stacking of prescription data[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022,197:106997.
- [22] 张领先,赵聃桐,丁俊琦,等. 基于 CDSSM 的作物病害处方推荐方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(3):308 – 317.  
ZHANG Lingxian, ZHAO Dantong, DING Junqi, et al. Recommendation method of crop disease prescription based on CDSSM [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(3):308 – 317. (in Chinese)
- [23] DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. BERT: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding [J]. NAACL HLT, 2019,1:4171 – 4186.
- [24] HUANG X, PENG H, ZOU D, et al. CoSENT: consistent sentence embedding via similarity ranking [J]. IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2024, 32: 2800 – 2813.
- [25] LIU J, WANG X. Plant diseases and pests detection based on deep learning: a review[J]. Plant Methods, 2021,17(1):22.