

基于改进 YOLO v7 的生猪群体体温热红外自动检测方法

刘晓文^{1,2} 曾雪婷^{1,2} 李涛³ 刘刚^{1,2} 丁向东^{4,5} 米阳^{1,2}

(1. 中国农业大学智慧农业系统集成研究教育部重点实验室, 北京 100083;

2. 中国农业大学农业农村部农业信息获取技术重点实验室, 北京 100083;

3. 河南丰源和普农牧有限公司, 信阳 464000; 4. 中国农业大学动物科学技术学院, 北京 100193;

5. 中国农业大学农业农村部动物遗传育种与繁殖重点实验室, 北京 100193)

摘要: 针对当前生猪规模化养殖过程中基于热红外技术的生猪体温测量效率低的问题, 提出了一种基于改进 YOLO v7 的生猪群体体温检测方法。改进 YOLO v7 算法在 Head 层引入 VoV - GSCSP 结构, 降低网络结构复杂度; 使用内容感知特征重组 (Content-aware reassembly of features, CARAFE) 替换模型原始上采样算子, 提高特征图放大后的品质, 强化生猪头部区域有效特征; 引入感受野增强模块 (Receptive field enhancement module, RFE), 增强特征金字塔对生猪头部特征的提取能力。本文改进 YOLO v7 算法对于生猪头部的检测精确率为 87.9%, 召回率为 92.5%, 平均精度均值 (Mean average precision, mAP) 为 94.7%。与原始 YOLO v7 相比, 精确率提高 3.6 个百分点, 召回率提高 7.0 个百分点, mAP 提高 3.6 个百分点。该方法首先自动检测生猪头部区域, 再利用头部最大温度与耳根温度的高相关性, 最终自动获取生猪体温。温度提取平均绝对误差仅为 0.16℃, 检测速度为 222 f/s, 实现了生猪群体体温的实时精准检测。综合上述试验结果表明, 该方法能够自动定位生猪群体的头部区域, 满足生猪群体体温测定的高效和高精度要求, 为群养生猪体温自动检测提供了有效的技术支撑。

关键词: 生猪群体; 体温检测; 深度学习; 改进 YOLO v7; 热红外技术; 目标检测

中图分类号: TP391.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2023)S1-0267-08

Automatic Detection Method of Body Temperature in Herd of Pigs
Based on Improved YOLO v7

LIU Xiaowen^{1,2} ZENG Xueting^{1,2} LI Tao³ LIU Gang^{1,2} DING Xiangdong^{4,5} MI Yang^{1,2}

(1. Key Laboratory of Smart Agriculture Systems Integration, Ministry of Education,
China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology,
Ministry of Agriculture and Rural Affairs, China Agricultural University, Beijing 100083, China

3. Henan Fengyuan Hepu Agricultural and Animal Husbandry Co., Ltd., Xinyang 464000, China

4. College of Animal Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100193, China

5. Laboratory of Animal Genetics, Breeding and Reproduction, Ministry of Agriculture and Rural Affairs,
China Agricultural University, Beijing 100193, China)

Abstract: The efficiency of pig body temperature measurement based on thermal infrared technology is low in the process of large-scale pig breeding. Temperature detection method in herd of pigs based on improved YOLO v7 was proposed, and an automatic pig head detection model was constructed. The VoV - GSCSP structure was introduced at the Head layer to reduce the complexity of the network structure. The content-aware reassembly of features (CARAFE) was used to replace the original up-sampling operator of the model to improve the quality of the feature map after zooming in, and strengthen the effective features in the head region of the pig; the receptive field enhancement module (RFE) was introduced to enhance the extraction capability of the feature pyramid on the head region of the pig. RFE was applied to enhance the extraction capability of the feature pyramid for the head region of pigs. The improved YOLO v7 algorithm had a detection accuracy of 87.9%, recall rate of 92.5%, and mean average precision (mAP)

收稿日期: 2023-06-16 修回日期: 2023-08-20

基金项目: 科技创新 2030-重大项目 (2021ZD0113801) 和财政部和农业农村部: 国家现代农业产业技术体系项目 (CARS-35)

作者简介: 刘晓文 (2000—), 女, 硕士生, 主要从事农业健康养殖智能信息技术研究, E-mail: Whenwen2021@163.com

通信作者: 米阳 (1987—), 男, 讲师, 博士, 主要从事计算机技术在智慧农业中的应用研究, E-mail: miy@cau.edu.cn

of 94.7% for the pig head. Compared with the original YOLO v7, the accuracy was increased by 3.6 percentage points, the recall was increased by 7.0 percentage points, and the mAP was increased by 3.6 percentage points. The average absolute error of temperature extraction of this method was only 0.16℃, and the detection speed was 222 frames/s, which realized the real-time accurate detection of body temperature of group pigs. Comprehensive results of the above experiments showed that the method can automatically localize the head region of pigs, meet the requirements of high efficiency and high precision for the determination of body temperature of pigs, and provide effective technical support for the automatic detection of body temperature in herd of pigs.

Key words: herd of pigs; body temperature measurement; deep learning; improved YOLO v7; thermal infrared technology; target detection

0 引言

随着我国生猪养殖规模的不断扩大,生猪疫病风险日益突出,成为制约规模化生猪养殖场发展的关键因素^[1]。体温异常是常见传染性猪病普遍的病理性过程^[2-3],生猪体温检测可辅助生猪疾病诊断^[4-5]以及猪场疫病监控。此外,生猪体温可用于生猪发情、排卵检测等生理健康状况的监测^[6]。因此,生猪体温检测在规模化养殖中具有重要意义。

传统的生猪体温测量方式以接触式测温为主,包括利用水银温度计测直肠温^[7]、将温度传感器植入生猪体内进行测温等^[8-9]。这类方法效率低且易造成生猪应激反应。红外热成像作为一种远程、无创、快速的技术,可直观显示出家畜体表的温度场分布^[10],已广泛应用于远程检测家畜体表温度。当生猪因病理变化而出现不适时,体表温度会因底层循环和组织代谢率的增加而升高^[11]。利用红外热成像技术可以准确捕捉这些信息,更加快速准确地获取生猪体表温度。

近年来,随着深度学习技术的快速发展,目标检测技术在基于热红外图像的生猪关键部位定位上有了更为广泛的应用。赵海涛^[12]将卷积神经网络应用于生猪主要测温部位(眼睛和耳朵区域)的直接分割,设计 U-Net-4 网络结构用于猪只测温部位分割。肖德琴等^[13]通过 YOLO v4 和形态学实现生猪耳部定位。刘刚等^[14]利用改进 YOLO v4 (Mish Dense YOLO v4)算法构建了生猪关键部位检测模型。然而,在现有基于热红外技术的生猪体温检测方法研究中,单只生猪依次测温的方式效率较低,且温度采集过程要求生猪经过特定区域,试验场景受限,不适用于规模化群体养殖模式。

针对以上问题,本文在原有 YOLO v7 基础上添加 VoV-GSCSP 结构、感受野增强模块(Receptive field enhancement module,RFE),并改进上采样算子得到改进 YOLO v7,以俯视视角中猪舍内自由活动状态下育肥期生猪的热红外视频为研究对象,提出

一种基于改进 YOLO v7 的生猪体温检测方法,实现生猪群体体温自动检测,为生猪群体体温异常监测提供研究基础。

1 材料与方法

1.1 数据采集

本文所用数据采集于河南丰源和普种猪养殖场,采集对象为 13 头圈养于同一猪舍内的育肥期生猪,采集时间为 2023 年 3—5 月,生猪群体热红外视频采集系统示意图如图 1 所示。红外热像仪选取的是 FLIR-A308 型热像仪,架设在猪舍顶部中央位置。为了在有限高度下使热像仪视野范围覆盖更大的生猪活动区域,在 FLIR-A308 型热像仪镜头端加装配套的热像仪专用 90°广角镜头。FLIR-A308 型热像仪在加装 90°广角镜头前后的视野范围如表 1 所示,本文所用数据采集过程中热像仪与地面垂直距离 2.18 m,拍摄范围为 3.17 m×4.29 m。热像仪的另一端与 Windows 10 系统计算机连接。猪舍内墙壁连接有 HOBO mx110 型温湿度记录仪,记录热像仪周围环境的温湿度,用于调整热像仪相对温湿度参数,同时可用于确保热像仪处在设备正常运行所需要的温湿度环境。

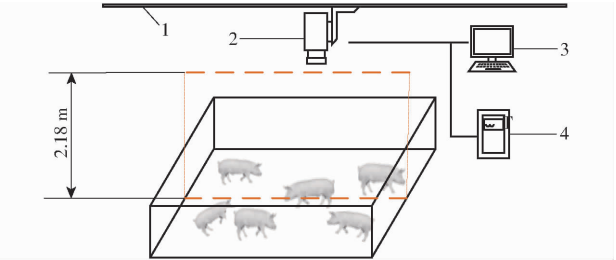


图 1 生猪群体热红外视频采集系统示意图
Fig.1 Schematic of thermal infrared video acquisition system for herd pigs

1. 顶部滑轨 2. FLIR-A308 型热像仪 3. Windows 10 系统计算机 4. HOBO mx110 型温湿度记录仪

1.2 数据集构建

通过 FLIR-A308 型热像仪采集热红外视频,热像仪发射率设定为 0.97^[15-16],帧率设置为 1 f/s,

表 1 加装广角镜头前后视野范围比较

镜头类型	架设高度/m				
	1.4	1.6	1.8	2.0	2.2
原始镜头	0.50 × 0.56	0.51 × 0.64	0.61 × 0.81	0.64 × 0.89	0.73 × 0.92
广角镜头	2.18 × 2.73	2.52 × 3.15	2.73 × 3.60	2.98 × 4.00	3.20 × 4.33

反射温度为 20℃,外部光学传输为 1,大气温度为 26℃,相对湿度为 50%,视频以 SEQ 格式保存至计算机中,分辨率为 640 像素 × 480 像素。将采集的生猪热红外视频进行分帧,从 3 万余幅视频帧中抽取 1 330 幅生猪头部数量大于等于 3 的热红外图像。针对采集到的热红外图像中生猪耳根区域较小难以定位的问题,本文利用改进 YOLO v7 模型对生猪头部进行整体定位。使用可视化图像注释工具 Labellmg 软件对各猪只个体头部边界框进行标注,经该软件标注后生成对应的标签文件,以适用于 YOLO v7 网络和改进 YOLO v7 网络的训练和测试。边界框标签为“PigStanding”,代表生猪头部,所作标注以 YOLO 格式另存为 TXT 文件。按照比例 6:2:2 划分训练集、验证集和测试集,即 798 幅图像作为训练图像,266 幅图像作为验证图像,266 幅图像作为测试图像,建立生猪群体耳根定位的 YOLO 格式数据集。

1.3 模型训练

本文训练模型所用试验平台如表 2 所示。训练时数据集选用自制的生猪群体数据集,批量大小 (Batchsize) 设置为 32,迭代次数 (Epoch) 设置为 400,初始学习率设置为 0.001。

表 2 试验平台
Tab.2 Experimental platform

名称	配置
CPU	Intel(R) Core(TM) i7-8700 CPU @
	3.20 GHz, 3.19 GHz
内存	32 GB
GPU	NVIDIA GeForce RTX 2070
GPU 加速库	CUDA 11.8,CUDNN 8.5.0
操作系统	Windows 10 (64 位)
环境	Python 3.9、Pytorch 11.7

2 生猪体温自动检测方法

2.1 生猪头部定位检测

2.1.1 改进 YOLO v7 模型

YOLO 作为 one-stage 目标检测典型算法,因较快的运行速度被广泛应用于实时检测。YOLO v7 网络结构^[17]主要包括 Input 层、Backbone 层和 Head 层。Input 层为输入层,主要作用是对输入的图片进

行预处理;Backbone 层为特征提取层,通过若干 BConv 层、E-ELAN 层以及 MPConv 层交替减半长宽来增倍通道,提取特征;Head 层由 SPPCPC 层、BConv 层、MPConv 层、Catconv 层以及后续输出的 3 个 REP 层组成,功能是融合 Backbone 层给出的特征生成边界框并预测类别^[18]。

改进 YOLO v7 模型是在 YOLO v7 基础上进行改进,改进后网络结构如图 2 所示。首先,保留 YOLO v7 原有的 Backbone 结构,使用 VoV-GSCSP 结构轻量化 YOLO v7 模型的 Head 层,然后将模型中的上采样算子转换为 CARAFE,最后添加感受野增强模块,融合 Backbone 层给出的特征生成边界框,进行类别预测。

2.1.2 基于 GSConv 的 VoV-GSCSP

考虑到 YOLO v7 模型较大,检测速度有待提高,本文使用 VoV-GSCSP 结构轻量化 YOLO v7 的 Head 层。引入一种新的轻量级卷积技术 GSConv,以减轻模型内存占用量但保持准确性。如图 3 所示,GSConv 是深度可分离卷积 (Depth-wise separable convolution, DSC)、标准卷积 (Standard convolution, SC) 和 shuffle 的混合卷积。shuffle 是一种统一的混合策略,使用 shuffle 将 SC 生成的信息渗透到 DSC 所生成信息的每个部分,通过在不同通道上统一交换局部特征信息,使来自 SC 的信息完全混合到 DSC 的输出中。采用 GSConv 方法的 SlimNeck 最大限度地减少了 DSC 缺陷对模型的负面影响,并有效利用 DSC 的优势。GSConv 以较低的时间复杂度尽可能多地保留了每个通道之间的隐藏连接,以此在轻量化模型的同时保持准确性。但在 Backbone 中使用 GSConv 将会导致计算复杂度过高,模型的网络层更深,推理时间增加。特征图走到 Head 层时已经达到通道维度最大、宽高维度最小,不再需要进行变换。因此,仅在 Head 层使用 GSConv,冗余重复信息少,不需要压缩,注意力模块效果更好。在 GSConv 的基础上继续引入 GS bottleneck,最后采用聚合法设计跨阶段局部网络模块 VoV-GSCSP^[19],如图 4 所示。VoV-GSCSP 模块降低了计算和网络结构的复杂性,但保持了足够的精度。

2.1.3 上采样算子改进

特征上采样是现代卷积网络架构中的关键算

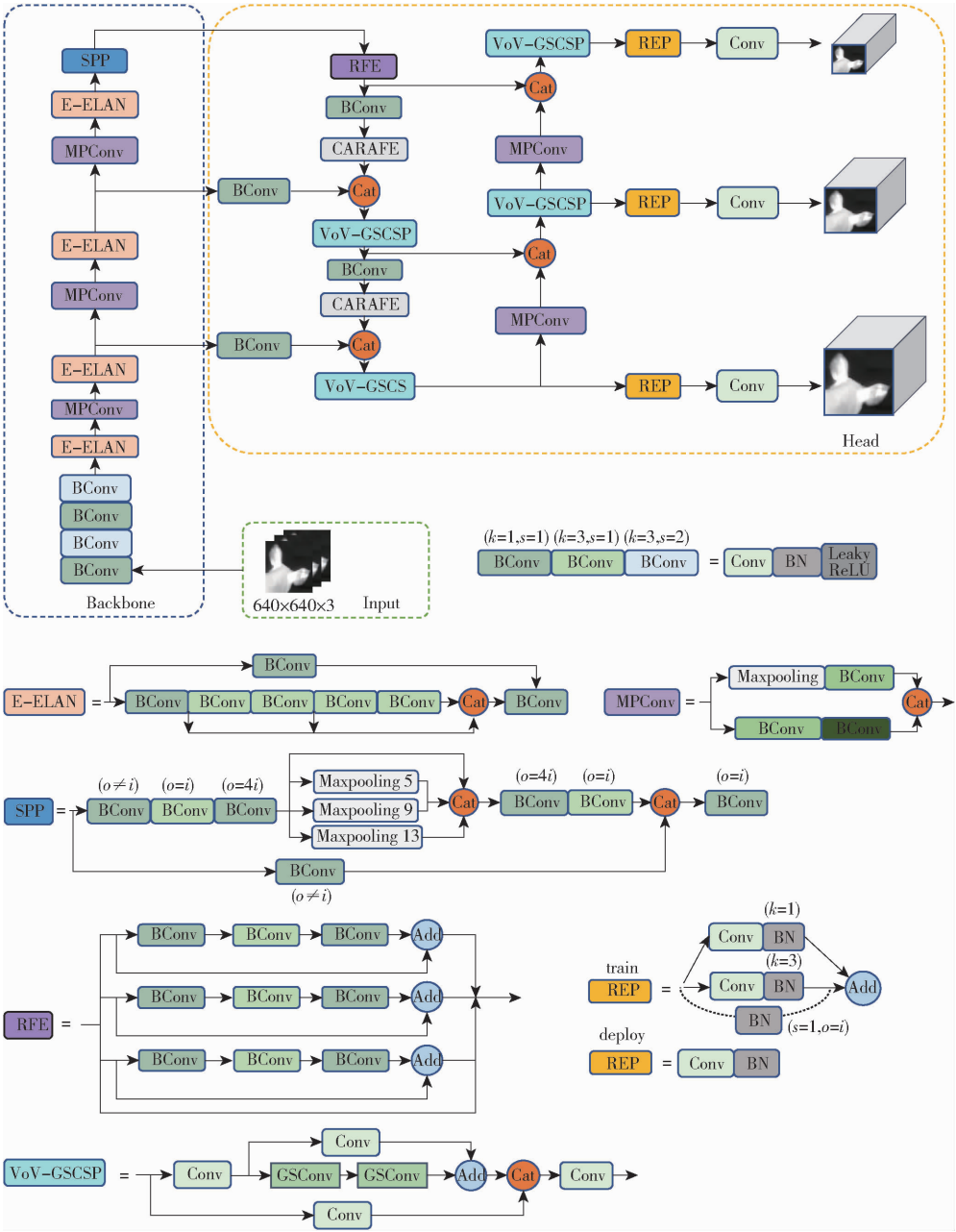


图 2 改进 YOLO v7 网络结构图

Fig.2 Improved YOLO v7 network structure

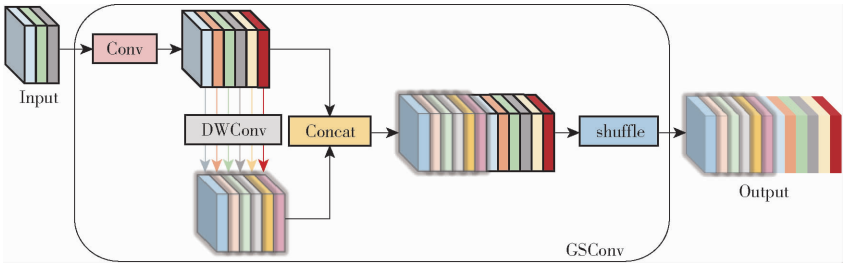


图 3 GSConv 模块结构图

Fig.3 Architecture of GSConv module

子,这些架构为对象检测、实例分割和场景解析等任务而开发。YOLO v7 使用的特征上采样算子是最近邻差值,具有计算量小、算法简单、速度快等优点,但仅使用距待测采样点最近像素的灰度作为该采样点

的灰度,不能捕获密集预测任务所需的丰富语义信息,导致采样后灰度有明显的 discontinuity,产生明显的马赛克和锯齿现象。由于生猪群体热红外图像具有分辨率低、待测目标小的特点,热红外图像放大过程

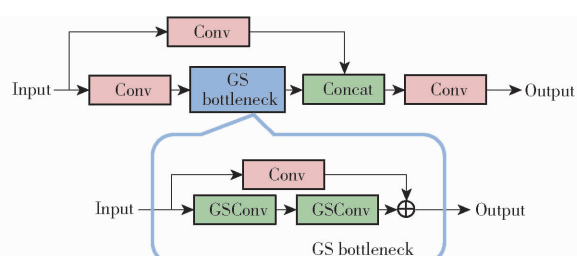


图4 VoV-GSCSP 模块结构图

Fig. 4 Architecture of VoV-GSCSP modules

中的质量损失会进一步恶化模型识别效果。因此，引入轻量且高效的 CARAFE 算子^[20]对特征图进行上采样。CARAFE 利用底层内容信息来预测重组内核并重新组装预定义的附近区域特征，可以在不同位置使用自适应和优化的重组内核。

CARAFE 对特征图进行上采样由 2 个步骤组成，第 1 步是根据每个目标位置的内容预测重组内核，第 2 步是用预测的内核重新组装特征。上采样过程如图 5 所示，给定一个形状为 $H \times W \times C$ 的输入特征图 χ ，首先将特征图通道数压缩到 $H \times W \times C_m$ 以减小后续步骤的计算量，然后进行内容编码，对于第一步中压缩后的输入特征图，利用一个 $k_{encoder} \times k_{encoder}$ 的卷积层来预测上采样核，输入通道数为 C_m ，假设上采样倍率为 σ ，则输出通道数为 $\sigma^2 k_{up}^2$ 。其中 k_{up} 为重组内核大小， $k_{encoder}$ 为内容编码器大小， $k_{encoder} = k_{up} - 2$ 时性能和效率达到良好平衡。将通道维在空间维展开得到形状为 $\sigma H \times \sigma W \times k_{up}^2$ 的上采样核，并利用 softmax 进行归一化，使得卷积核权重和为 1。对于输出特征图中的每个位置，将其映射回输入特征图。 $N(\chi_l, k_{encoder})$ 表示以位置 l 为中心的原始特征图 χ 的 $k_{encoder} \times k_{encoder}$ 子区域，取出以之为中心的 $k_{up} \times k_{up}$ 区域，和预测出的该点的上采样核作点积得到输出值。对于输出 χ' 的任何目标位置 $l' = (i', j')$ ，在输入 χ 处都有对应的源位置 $l = (i, j)$ ，因此图像质量不会因为图像放大而过度损失。

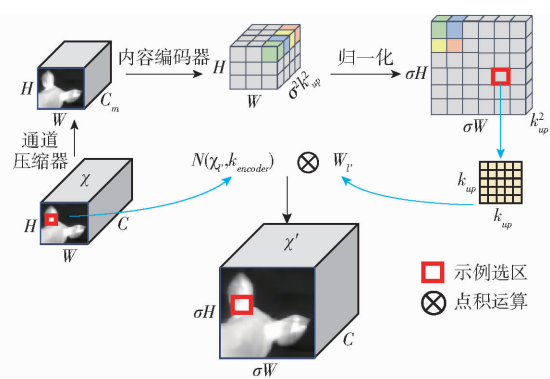


图5 CARAFE 框架图

Fig. 5 Framework of CARAFE

2.1.4 RFE 模块

在生猪养殖场景中，图像中通常存在生猪间遮

挡等因素引起的生猪头部图像不完整的情况，导致热红外图像中生猪头部漏检率高。因此，引入感受野增强模块 RFE 来学习特征图的不同感受野并增强特征金字塔表示^[21]。使用排斥损失进行生猪头部检测，通过惩罚预测框移动到其他真实对象的情况，并要求每个预测框远离具有不同指定目标的其他预测框，使检测结果对 NMS 阈值敏感度降低，从而减少因不同生猪间的头部遮挡造成的生猪漏检情况。

如图 6 所示，RFE 由 1×1 卷积、不同扩张率的 3×3 卷积和平均池化层组成。使用不同扩张卷积率的分支来捕获多尺度信息和不同范围的依赖关系。所有分支感受野不同，但都有共享权重以减少参数量，从而降低过拟合风险，并且充分利用每个样本。RFE 模块分为基于扩张卷积的多分支和聚集加权层。多分支部分分别以 d_1 、 d_2 和 d_3 作为不同扩张卷积的速率，3 个分支均使用固定的卷积核 3×3 。此外，图 6 中虚线表示分支间的残差连接，通过添加残差连接的方式避免训练过程中出现梯度爆炸和消失的问题。聚集加权层用于收集来自不同分支的信息并对每个分支的特征进行加权，作用于平衡不同分支的表示。

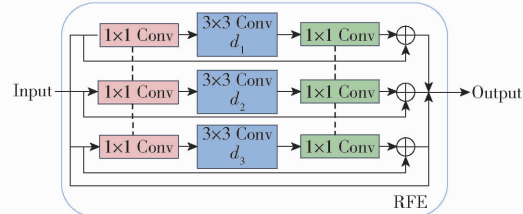


图6 RFE 模块结构图

Fig. 6 Architecture of RFE module

2.2 生猪耳根温度提取方法

由于生猪耳根温度与核心温度有最强的相关性^[22-23]，本文将生猪耳根温度作为最终的体温检测结果。但为达到 1 幅热红外图像中包含多只生猪以实现生猪群体中多只生猪体温同时检测，需通过增加热像仪在猪舍内的架设高度来扩大拍摄范围，这导致热红外图像中生猪目标缩小，对生猪耳根区域准确直接定位难度增大。根据生猪被毛对体表温度的影响规律^[24]可知，生猪耳根区域被毛附着少，为生猪头部最高温度所在区域。因此，本文将生猪头部温度最大值作为生猪耳根温度。本文使用改进 YOLO v7 模型对生猪头部进行整体定位，将得到的定位区域映射到热红外图像对应的温度矩阵中，提取定位区域温度最大值，耳根温度 T 的计算公式为

$$T = \frac{\sum_{t=1}^N \text{Max}(T_t(x, y))}{N}$$

式中 $T_i(x,y)$ ——检测框温度矩阵
Max()——矩阵元素最大值函数
 N ——检测框图像帧数
生猪耳根温度提取整体流程如图 7 所示。

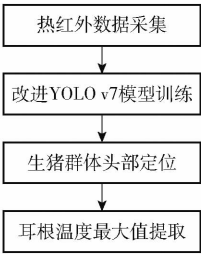


图 7 生猪群体温度提取流程图

Fig. 7 Flowchart of temperature extraction in herd of pigs

3 试验结果与分析

3.1 改进 YOLO v7 关键部位检测结果

为评价本文中改进 YOLO v7 模型的效果,选用精确率(Precision)、召回率(Recall)、平均精度均值(mAP)作为检测效果的评价标准,选用参数量、内存占用量作为模型大小的评价标准。

本文分别将 YOLO v5、YOLO v7、YOLO v7-tiny、YOLO v8 和本文提出的改进 YOLO v7 共 5 种网络模型在生猪群体数据集上进行训练,结果如表 3 所示。在相同迭代次数内,YOLO v7 模型相较于 YOLO v5、YOLO v7-tiny 和 YOLO v8 具有最高的准确率及 mAP,但召回率低于 YOLO v7-tiny 模型,因此本文选择在 YOLO v7 基础上进行改进,且着重对召回率进行了优化。本文改进后的 YOLO v7 模型在生猪群体数据集上的检测效果相比于改进前,

表 3 各模型性能参数

Tab.3 Performance index of each model %

模型	精确率	召回率	平均精度均值
YOLO v5	82.1	82.7	89.0
YOLO v7	84.3	85.5	91.1
YOLO v7-tiny	79.5	88.1	90.1
YOLO v8	83.0	84.1	91.0
改进 YOLO v7	87.9	92.5	94.7

检测精度提升 3.6 个百分点、召回率提升 7.0 个百分点、mAP 提升 3.6 个百分点。

由于 YOLO v7 模型参数量多,模型检测速度为 100 f/s。考虑到 YOLO v7 模型较大,在改进模型过程中采用轻量级模块进行模型轻量化。如表 4 所示,加入 VoV - GSCSP 到原始 YOLO v7 模型后,模型的参数量降低 15%、帧率提高 132%,网络结构复杂度降低,同时检测精度略有提升,在不降低精度的前提下实现了模型轻量化;使用 CARAFE 替换原始 YOLO v7 模型的上采样算子后,模型 mAP 由 91.1% 提升至 94.3%,参数量无变化,在保持原有模型复杂度的基础上提高了检测精度;RFE 模块的引入将原始 YOLO v7 模型 mAP 提升至 95.8%,有效提高了检测精度,但参数量及内存占用量有所增加。将以上 3 个模块同时加入 YOLO v7 模型后得到改进 YOLO v7 模型,其 mAP 为 94.7%,参数量为 3.259×10^7 ,帧率提高至 222 f/s。相较于改进前,参数量减少 3.89×10^6 ,帧率提升 222%,内存占用量减小 13.9%。在检测效果增强的同时实现检测速度优化。

表 4 各模块对 YOLO v7 算法性能的影响

Tab.4 Influence of modules on performance of YOLO v7 algorithm

模型	精确率/%	召回率/%	平均精度均值/%	参数量	内存占用量/MB	帧率/(f·s ⁻¹)
YOLO v7	84.3	85.5	91.1	3.648×10^7	71.2	100
YOLO v7 + VoV - GSCSP	84.8	85.3	91.7	3.114×10^7	61.0	232
YOLO v7 + CARAFE	87.6	88.9	94.3	3.648×10^7	74.7	156
YOLO v7 + RFE	91.9	88.4	95.8	3.779×10^7	77.4	148
改进 YOLO v7	87.9	92.5	94.7	3.259×10^7	61.3	222

利用改进后的模型对生猪群体数据集进行训练与验证,与 YOLO v7、YOLO v7-tiny、YOLO v8 对生猪头部的检测效果比较,如图 8 所示,红色三角处为漏检生猪个体。通过图 8 可以看出,改进 YOLO v7 模型在热红外图像分辨率低的条件下,可以准确地识别出生猪聚集以及相互遮挡场景下生猪头部区域,且识别效果优于其他 3 个模型。说明改进 YOLO v7 模型对热红外图像中生猪头部定位有较好的效果。

3.2 生猪群体体温检测结果评价

为评价本文将生猪头部温度最大值作为生猪耳

根温度方法的可行性,用热像仪配套软件 FLIR Tools 对热红外图像中生猪耳根区域温度进行手动提取,将提取到的最大值作为生猪耳根温度真实值。随机选取 30 头生猪的头部热红外图像作为样本,手动提取生猪头部温度最大值并与耳根温度真实值进行比较,结果如图 9 所示。结果表明,生猪头部温度最大值与耳根温度真实值之间的最大绝对误差为 0.2℃,平均绝对误差为 0.1℃。生猪体温在外界环境影响下的正常变化为 $\pm 1^\circ\text{C}$,因此将生猪头部温度最大值作为生猪耳根温度的方法具有可行性。

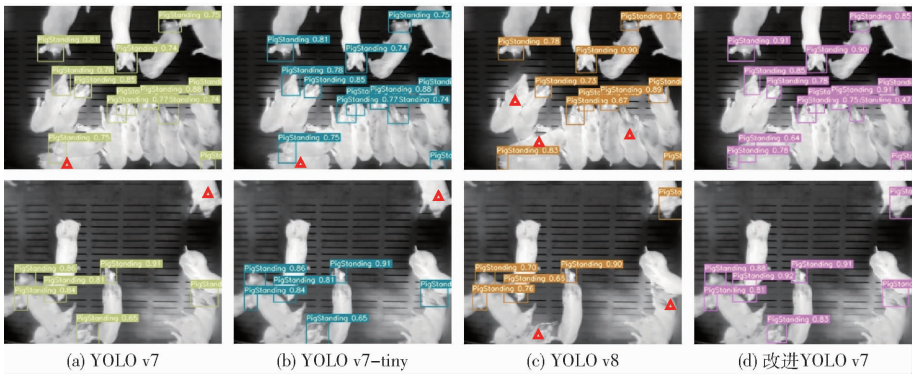


图 8 各模型对生猪头部的检测效果比较

Fig. 8 Comparison of detection results of each model on pig head

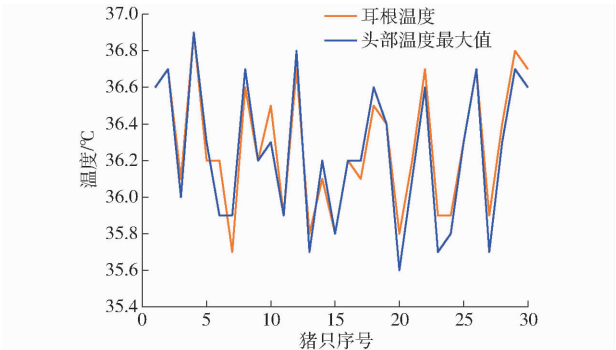


图 9 温度测量结果比较

Fig. 9 Comparison of results of temperature measurements

为评价本文基于改进 YOLO v7 的生猪群体体温自动检测方法的测温精度,将本文方法得到的生猪体温预测值与耳根温度真实值进行比较,结果如图 10 所示。本文方法预测所得生猪体温与真实值之间的最大绝对误差为 0.4℃,平均绝对误差为 0.16℃,因此可用于生猪群体体温异常检测。

4 结论

(1)在 YOLO v7 网络结构中提出了一种改进 YOLO v7 模型,使用 VoV - GSCSP 结构优化 Head 层,用 CARAFE 替换模型原始上采样算子,并添加了 RFC 模块,得到改进 YOLO v7 模型。改进 YOLO v7 模型检测生猪头部的 mAP 达到 94.7%,召回率

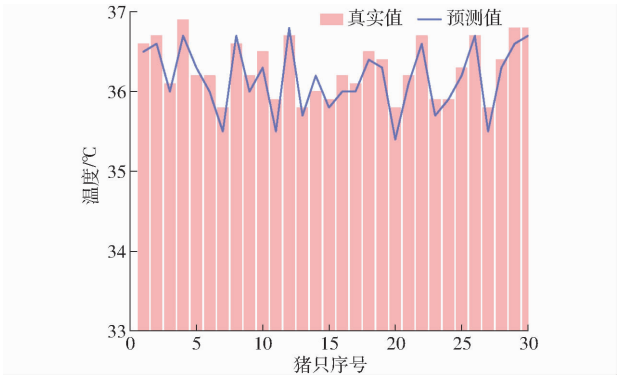


图 10 生猪耳根温度测量结果

Fig. 10 Results of pig ear root temperature measurement

达到 92.5%,检测速度提升至 222 f/s,可满足生猪头部区域的实时定位要求。

(2)与 YOLO v7 相比,改进 YOLO v7 模型的检测精度、召回率、mAP 分别提升 3.6、7.0、3.6 个百分点,同时参数量减少 3.89×10^6 ,内存占用量减小 9.9 MB,模型测试性能得到有效提高。

(3)利用改进 YOLO v7 实现生猪群体中各生猪头部定位,实现生猪耳根温度自动提取,以人工标定热红外图像得到的 30 组温度值作为生猪体温真实值,对本文生猪群体耳根温度提取方法进行了可行性分析。结果表明,利用生猪头部温度最大值作为生猪耳根温度时,生猪体温与真实值之间的平均绝对误差为 0.16℃,本文生猪群体体温检测方法具有较好的检测结果。

参 考 文 献

[1] 徐戈. 养殖户生产恢复力测度及其对疫后生产恢复的影响研究[D]. 杨凌:西北农林科技大学,2022.
XU Ge. Research on the measurement of farmers' production resilience and its impact on post-epidemic production recovery [D]. Yangling: Northwest A&F University, 2022. (in Chinese)

[2] 李炎锦. 几种常见猪病的鉴别诊断及防治[J]. 湖北畜牧兽医,2021,42(6):19-20.
LI Yanjin. Differential diagnosis and prevention of several common swine diseases[J]. Hubei Journal of Animal and Veterinary Sciences,2021,42(6):19-20. (in Chinese)

[3] 毛鹏飞. 猪高热症类疾病的防治[J]. 中国畜牧业,2023(1):89-90.
MAO Pengfei. Prevention and treatment of high-fever diseases in pigs[J]. Disease Prevention and Control, 2023(1):89-90. (in Chinese)

- [4] 沈明霞,陈金鑫,丁奇安,等.生猪自动化养殖装备与技术研究进展与展望[J].农业机械学报,2022,53(12):1-19.
SHEN Mingxia, CHEN Jinxin, DING Qi'an, et al. Current situation and development trend of pig automated farming equipment application[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(12):1-19. (in Chinese)
- [5] TZANIDAKIS C, SIMITZIS P, ARVANITIS K, et al. An overview of the current trends in precision pig farming technologies[J]. Livestock Science, 2021, 249: 104530.
- [6] 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.
- [7] GODYN D, HERBU P. Applications of continuous body temperature measurements in pigs—a review[J]. Animal,2017,56(2):209-220.
- [8] KRIZANAC D, HAUGK M, STERZ F, et al. Tracheal temperature for monitoring body temperature during mild hypothermia in pigs[J]. Resuscitation,2010,81(1):87-92.
- [9] HENTZEN M, HOVDEN D, JANSEN M, et al. Design and validation of a wireless temperature measurement system for laboratory and farm animals[J]. Processing of Measuring Behavior,2012,8:466-471.
- [10] KNIZKOVA I, KUNC P, GURDIL G, et al. Applications of infrared thermography in animal production[J]. Anadolu Tarım Bilimleri Dergisi,2007,22(3):329-336.
- [11] ALSAOD M, SYRING C, DIETRICH J, et al. A field trial of infrared thermography as a non-invasive diagnostic tool for early detection of digital dermatitis in dairy cows[J]. The Veterinary Journal, 2023,199(2):281-285.
- [12] 赵海涛.基于红外热成像技术的猪体温检测与关键测温部位识别[D].武汉:华中农业大学,2019.
ZHAO Haitao. Pig body temperature detection and key temperature measurement part recognition[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2019. (in Chinese)
- [13] 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)
- [14] 刘刚,冯彦坤,康熙.基于改进 YOLO v4 的生猪耳根温度热红外视频检测方法[J].农业机械学报,2023,54(2):240-248.
LIU Gang, FENG Yankun, KANG Xi. Detection method of pig ear root temperature based on improved YOLO v4[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(2):240-248. (in Chinese)
- [15] ZHANG K, JIAO L, ZHAO X, et al. An instantaneous approach for determining the infrared emissivity of swine surface and the influencing factors[J]. Journal of Thermal Biology, 2016, 57: 78-83.
- [16] SOERENSEN D, CLAUSEN S, MERCER J B, et al. Determining the emissivity of pig skin for accurate infrared thermography[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014,109: 52-58.
- [17] WANG C,BOCHKOVSKIY A,LIAO H Y M. YOLO v7: trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[J]. arXiv:2207.02696,2022.
- [18] WANG X R, XU Y, ZHOU J P, et al. Safflower picking recognition in complex environments based on an improved YOLO v7[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(6): 169-176.
- [19] LI H L, LI J, WEI H B, et al. Slim-neck by GSConv: a better design paradigm of detector architectures for autonomous vehicles[J]. arXiv:2206.02424,2022.
- [20] WANG J Q, CHEN K, XU R, et al. Carafe: content-aware reassembly of features[C] // Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019: 3007-3016.
- [21] YU Z P, HUANG H B, CHEN W J, et al. YOLO-FaceV2: a scale and occlusion aware face detector[J]. arXiv:2208.02019,2022
- [22] FENG Y Z, ZHAO H T, JIA C 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(10): 1405-1415.
- [23] 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.
- [24] 贾桂锋,蒙俊宇,武墩,等.被毛对热成像检测生猪体表温度精度的影响及噪声滤除方法[J].农业工程学报,2019,35(4):162-167.
JIA Guifeng, MENG Junyu, WU Dun, et al. Effect of hair on thermometry of skin by infrared thermography and noise reduction method for live pigs[J]. Transactions of the CSAE, 2019,35(4):162-167. (in Chinese)