doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.08.026

基于红外热成像的生猪耳温自动提取算法

肖德琴[1]　林思聪[1]　刘　勤[1]　黄一桂[1]　曾瑞麟[1]　陈　丽[2]
(1.华南农业大学数学与信息学院,广州 510642;2.温氏食品集团股份有限公司,云浮 523700)

摘要:针对利用红外热成像进行生猪体温自动提取困难的问题,在设施猪场生猪体温红外巡检装置的基础上,提出将生猪耳部区域作为其体温的代表区域,探索一种基于红外热像图的生猪耳温自动提取算法(IT-PETE)。该算法通过高效而准确地识别生猪耳部区域并提取耳部区域的温度最大值和平均值,实现生猪体温非接触式自动监测。IT-PETE 算法首先用拉普拉斯算子对生猪热红外图像进行预处理,然后基于 YOLO v4 和形态学对热红外图像中的生猪耳部进行提取,并结合耳部分割图像和温度矩阵自动获取耳部区域温度的最大值和平均值。采用 5 折交叉验证方法训练生猪耳部区域检测模型,训练集和验证集图像共 2 000 幅,测试集 400 幅。试验表明,YOLO v4 耳部区域检测准确率为 97.6%,比 Faster R-CNN 和 SSD 分别提高了 2.0 个百分点和 7.8 个百分点,单帧图像的平均检测时间为 12 ms。同时对 20 头猪的人工统计耳温数据与算法提取体温进行相关性分析,得到两者在耳部区域温度最大值和平均值的决定系数分别为 0.984 9 和 0.911 9,表明 IT-PETE 算法对体温数据的提取具有可靠性和可行性。因此,IT-PETE 算法在一定程度上可为生猪体温自动化监测和预警系统提供技术支撑。

关键词:生猪;耳温提取;YOLO v4;热红外成像
中图分类号:TP391.41　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2021)08-0255-08　　**OSID**:

Automatic Ear Temperature Extraction Algorithm for Live Pigs Based on Infrared Thermography

XIAO Deqin[1]　LIN Sicong[1]　LIU Qin[1]　HUANG Yigui[1]　ZENG Ruilin[1]　CHEN Li[2]
(1. *College of Mathematics and Informatics*, *South China Agricultural University*, *Guangzhou* 510642, *China*
2. *Wens Foodstuff Group Co.*, *Ltd.*, *Yunfu* 527300, *China*)

Abstract: In order to solve the problem of pig temperature automatic extraction by infrared thermography, based on the infrared inspection device of pig body temperature in facility farm, an automatic pig ear temperature extraction algorithm IT-PETE, based on infrared thermography, was proposed to identify the ear region of pigs efficiently and accurately and extract the maximum and average values of the ear region to achieve non-contact automatic monitoring of pig body temperature. Specifically, Laplace operator was used to preprocess the thermal infrared image of pigs, then extract the ear of pigs from the thermal infrared image based on YOLO v4 and morphology, and automatically the maximum and average temperature of the ear region was obtained by combining the ear segmentation image and the temperature matrix. The detection model of pig ear region was trained by five fold cross validations, with 2 000 infrared thermal images as training and validation sets, and 400 images as test sets. The YOLO v4 detection accuracy of ear region reached 97.6%, which was 2.0 percentage points and 7.8 percentage points higher than that of Faster R-CNN and SSD, respectively. The average detection time of single frame image was 12 ms. Meanwhile, through the analysis on the correlation between the artificial statistics of the ear temperature data of 20 pigs and the body temperature extracted by the algorithm, it was obtained that the correlation between their maximum and average temperature in the ear area was 0.984 9 and 0.911 9 respectively, which showed the reliability and application of the IT-PETE algorithm to extract the body temperature data. Therefore, IT-PETE algorithm can provide technical support for automatic monitoring and early warning system of pig body temperature to a certain extent, with a good application prospect.

Key words: live pigs; ear temperature extraction; YOLO v4; infrared thermography

收稿日期:2021-03-01　修回日期:2021-05-18
基金项目:广东省重点研发计划项目(2019B090922002、2019B020215004、2019B020215002)
作者简介:肖德琴(1970—),女,教授,博士生导师,主要从事物联网与农业图像视频处理研究,E-mail:deqinx@scau.edu.cn

0 引言

生猪的体温监测在规模化生猪养殖中有非常重要的作用,一般使用猪的直肠温度表征猪的体温[1-2]。当猪只处于循环衰弱、产后瘫痪、中毒或者临死期时,其体温低于正常体温范围的最低值;当猪只感染某些炎症或传染性疾病时,如猪传染性胸膜肺炎、猪流感等,其体温超过正常体温的最高值。在畜禽养殖中的大部分传染性疾病中,体温升高往往发生的较早[3-4]。因此,对生猪进行体温监测和分析能有效发现疾病早期症状,以便及时通知养殖人员处理,减少养殖企业的经济损失[5-7]。

检测生猪体温的方法主要有传感器法和热红外成像技术。相比于传感器测温要将设备置于生猪体内[8-9],基于热红外成像技术的测温方法具有非接触式的优点,避免了人畜接触交叉感染,也不会引起猪只的应激反应,能更准确地反映猪只体温[10]。SCOLARI 等[11]和 SKYKES 等[12]使用红外热像仪采集发情母猪肛部的热红外图像分析母猪发情行为;秦永孝等[13]利用红外热像仪研究母猪发情状态下体温变化;WESCHENFELDER 等[14]通过红外热像仪采集生猪屠宰前的体温,研究分析了生猪体表温度与其屠宰前的心理条件和猪肉品质的相关性。上述研究都表明了基于热红外成像技术提取的猪只体温能够反映猪只生理状况。

近年来随着计算机视觉的发展,基于图像处理技术的生猪热红外图像感兴趣区域测温技术成为研究热点。周丽萍等[15]基于热红外图像提出改进 Ostu 算法检测生猪耳根区域,但该方法仅能检测完整具有耳根部特征的猪只图像。赵海涛[16]借鉴人脸关键点检测技术对猪脸的红外图像进行关键部位自动识别,该方法适用于人工拍摄的猪脸数据,难以结合自动化设备进行检测。LU 等[17]使用 SVM 识别红外图像中猪只头部,基于头部轮廓定位猪耳,并提取温度,但存在将猪尾部轮廓误识别为猪头,导致耳部定位错误的问题。尽管上述研究一定程度上实现了自动化提取热红外图像中感兴趣部位的温度,但数据来源是人工拍摄,自动化程度较低,而且存在感兴趣部位的定位精度较低的问题。

已有研究表明,生猪热红外图像的耳部区域最大温度及平均温度均保持了与生猪直肠体温较好的相关性[17-18]。本文在前期部署的设施猪场生猪体温红外巡检系统基础上[19],将红外热成像技术与计算机视觉技术结合,选取生猪耳部区域作为其体温的代表区域,提出一种基于红外热成像的生猪耳温自动提取算法(Infrared thermography based pigs' ear temperature extraction,IT-PETE),自动提取生猪耳部温度,以实现对设施猪场内生猪体温的快速监测,为后期构建猪只健康监测预警模型提供技术支撑。

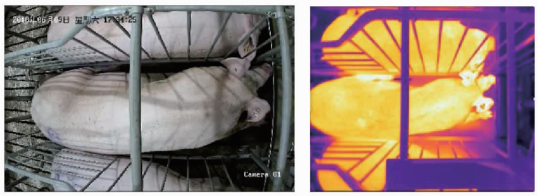
1 材料与方法

1.1 生猪热红外图像数据的采集

本文数据采集于广东省云浮市新兴县温氏东成种猪场,于 2018 年 7—9 月进行了试验,现场装备部署及拍摄效果如图 1 所示。试验猪舍的限位栏长 220 cm、宽 75 cm、高 106 cm。采集设备为 FLIR A310 型红外热像仪,并在其内置 25°镜头的基础上加装了一个视场角 90°的镜头,部署于滑轨移动设备上,距离地面 200 cm,可拍摄栏位共计 28 个。热像仪的红外分辨率为 320 像素×240 像素。红外热像仪在试验环境下进行严格校准,试验猪场内的环境因子数据是可调控的并且相对稳定,但具体拍摄时仍需要对猪只个体辐射率和拍摄距离等参数进行校正优化。根据文献[20]的研究,通过多次拍摄测温,将猪只个体辐射率调准为 0.95 能够稳定反映生猪的体温。实际拍摄时,猪只姿态变化一定程度上影响拍摄距离。但将拍摄距离从 115 cm 调整到 140 cm 后,同一测量点的温度误差不超过 0.1℃,测量结果如表 1 所示,试验结果表明不同拍摄距离对设备测温效果影响不显著。因此,根据猪只大致高度将拍摄距离设置为 120 cm。经过试验校准后,本文红外设备获取的温度在误差允许范围内能够反映生猪的体温,能够建立有效的温度分布热像图和获取猪只体温。



(a) 滑轨巡检装备



(b) 现场彩色图像 (c) 现场热红外图像

图 1 现场装备部署及拍摄效果

Fig. 1 Equipment and graphics

根据采集到的红外热像图,构建包含 2 400 幅生猪红外热像图的数据集。样本来自于 28 个栏位不同生猪个体。其中,训练集和验证集共 2 000 幅图像用于训练和筛选模型,400 幅用于验证模型

表 1　不同拍摄距离下部分温度数据

Tab. 1　Temperature data at different distances　℃

拍摄距离/cm	测温点 1	测温点 2	测温点 3
115	37. 42	38. 81	36. 78
120	37. 43	38. 83	36. 78
125	37. 45	38. 84	36. 80
130	37. 45	38. 85	36. 82
135	37. 47	38. 86	36. 83
140	37. 49	38. 86	36. 83

性能。在进行数据集标注前对数据集预处理，再使用 LabelImg 标注工具对数据集进行猪只个体及耳部区域的标注，如图 2 所示。为避免非目标区域对目标区域分割和温度提取造成干扰，进行标注时尽可能使包含耳部区域的最小外接矩形作为标注框。

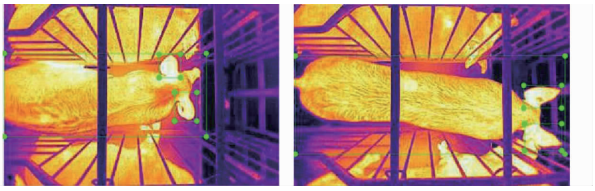


图 2　数据集标注

Fig. 2　Dataset annotation

1.2　基于红外热成像的生猪耳温自动提取算法

本文提出的基于红外热成像的生猪耳温自动提取算法包括生猪热红外图像预处理、生猪耳部提取、生猪耳温自动提取 3 个阶段，其中生猪耳部提取又分为基于 YOLO v4[21] 的生猪个体和耳部区域检测、生猪个体和耳部判定、基于形态学的生猪耳部区域分割 3 个步骤，算法流程图如图 3 所示。

1.3　基于拉普拉斯算子的生猪热红外图像预处理

在训练目标检测模型前，对热红外图像进行裁剪等预处理，可以减少噪声，辅助人工标注数据，同时有助于目标检测器更好地学习特征。对图像裁剪的基本思路是保留图像中间位置限位栏的目标猪只，将短边上下各裁剪 30 个像素宽度，消除非目标栏位猪只对后续耳部检测的干扰。原始图像由分辨率 320 像素 × 240 像素变为 320 像素 × 180 像素。之后使用中心数为 5 的 4 邻域拉普拉斯算子对图像锐化处理，使得猪只耳部边缘轮廓信息更加突出明显，以减弱红外热像图存在边缘模糊、对比度较低等问题，有利于人工标注和机器识别。预处理过程如图 4 所示。

1.4　基于 YOLO v4 和形态学的生猪耳部检测

在所采集的热红外图像中，生猪由于个体差异、姿态变化等因素导致其耳部形状不规则，如图 5 所示。使用传统的目标检测算法难以设计出具有高鲁棒性的图像特征用于猪只耳部的检测。相较于人工设计特征，深度学习方法通过深层次的神经网络自

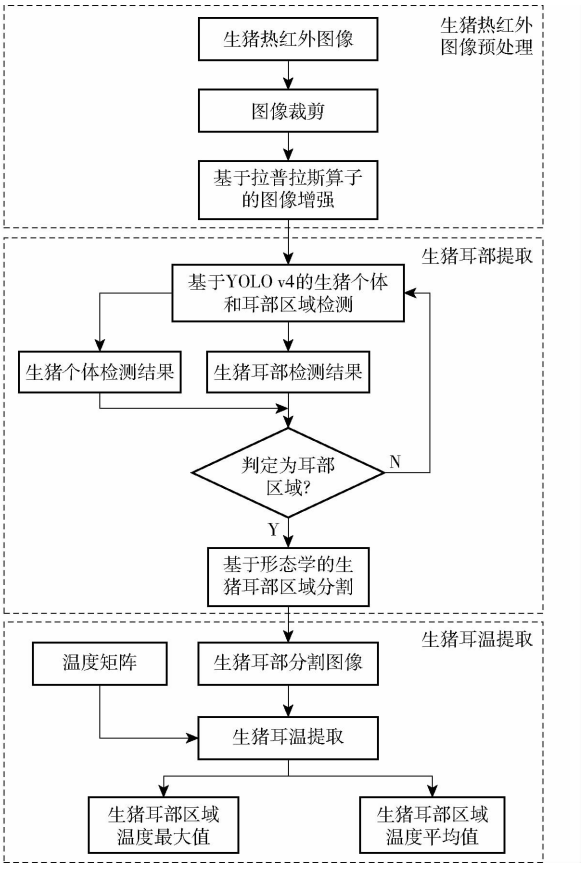


图 3　IT－PETE 算法流程图

Fig. 3　Flow chart of IT－PETE

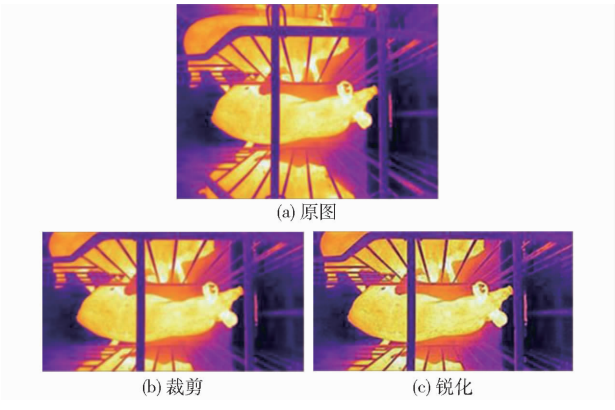


图 4　图像预处理

Fig. 4　Image preprocessing

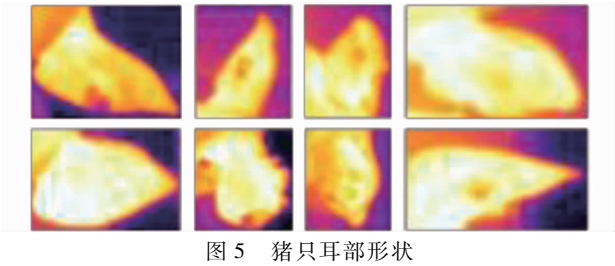


图 5　猪只耳部形状

Fig. 5　Pigs' ear shape

动提取目标特征，使其在目标检测领域取得了传统机器学习无法比拟的检测精度。采用基于深度卷积网络的目标检测器 YOLO v4 识别猪只耳部区

域[21]。YOLO(You only look once)是一种一阶段的目标检测器,将目标检测问题转换为回归问题,具有检测速度快的特点[22]。YOLO v4 经过改进[21-24],使用 CSPDarknet53 作为骨干网络,SPP 和 PAN 作为特征融合结构,并使用了如 CuMix 和 Mosaic 数据增强、DropBlock 正则化、类标签平滑等训练技巧提高了目标检测的精度。

基于耳部区域的图像,采用形态学方法对猪只耳部进行分割,以提取耳部轮廓,去除背景噪声。具体算法过程如下:

输入:经过图像预处理的生猪热红外图像 I。

输出:经过分割的耳部区域二值图像 I_{final} 及该区域在图像 I 中的左上角坐标(x_{e1},y_{e1})、右下角坐标(x_{e2}, y_{e2})。

(1)将热红外图像 I 输入到 YOLO v4 目标检测器。

(2)经过 YOLO v4 目标检测器处理,得到有且仅有一个分类为 pig 且置信度最高的目标猪只检测框,若干个(不大于 6 个)分类为 ear 的耳部检测框,将检测框坐标由(x,y,w,h)转换为左上角(x_1,y_1)右下角(x_2,y_2)表示。

(3)遍历计算每个耳部检测框,判断其质心是否包含于目标猪只检测框,若是则输出此耳部检测框;否则舍弃该检测框。

(4)对输出的每个耳部检测框在图像 I 上裁剪对应区域图像 I_{ear}。

(5)将图像 I_{ear} 转换成灰度图 I_{grey}。

(6)使用 Otsu 算法计算图像 I_{grey} 的二值分割阈值 b,并根据 b 计算得到二值化图像 I_{bw}。

(7)对图像 I_{bw} 进行开操作,消去图像噪点,使轮廓光滑,得到图像 I_{open}。

(8)基于图像 I_{open} 使用小面积填充方法消除内部孔洞得到图像 I_{final}。

步骤(2)使用 YOLO v4 目标检测器对猪只耳部和猪只个体进行了识别,目的是通过猪只个体区域来确保耳部区域属于目标栏位的猪只,避免其它栏位的猪只耳部对结果造成干扰。

1.5 基于耳部分割图像的生猪耳温自动提取

根据生猪耳部提取算法得到生猪耳部分割图像和原始热红外图像对应的温度矩阵对耳部温度进行自动提取。算法提取的耳部温度包括温度最大值 t_{max}、温度平均值 t_{mean}。当猪只呈现不同的姿态或者行为时,耳部区域存在遮挡问题,热像仪捕获的热红外图像中目标栏位猪只耳部区域存在 1 个、2 个或不存在的情况。只考虑检测到耳部区域的情况,设初始热红外图像温度矩阵为 $\boldsymbol{M}$,检测到的耳部区域左上角坐标为(x_1,y_1),右下角坐标为(x_2,y_2),耳部温度提取流程如下:

输入:经过分割的耳部区域二值图像 I_{final},耳部区域左上角坐标(x_{e1},y_{e1})、右下角坐标(x_{e2},y_{e2})和温度矩阵 $\boldsymbol{M}$。

输出:耳部温度集合 T_{ear},耳部温度平均值 t_{mean} 和耳部温度最大值 t_{max}。

(1)根据耳部区域的左上角和右下角坐标计算其在图像预处理前的实际坐标(x'_{e1}, y'_{e1})、(x'_{e2}, y'_{e2})。

(2)将实际坐标(x'_{e1}, y'_{e1})、(x'_{e2}, y'_{e2})映射到温度矩阵,提取出耳部区域的温度矩阵 $\boldsymbol{T}$。

(3)遍历耳部区域二值图像 I_{final} 每个像素点,如果坐标为(x,y)的像素点值为 1,则将该点对应的温度添加到耳部温度集合 T_{ear};否则,舍弃该点对应的温度值。

(4)计算耳部温度集合 T_{ear} 的平均值 t_{mean}。

(5)计算耳部温度集合 T_{ear} 的最大值 t_{max}。

2 试验

2.1 试验配置

试验所用处理平台为台式计算机,处理器为 Intel Xeon E7-8870,64 GB 内存,GPU 采用 NVIDIA TESLA K80。运行环境为 Ubuntu 16.04LTS 64 位操作系统,编程语言使用 Python 3.7,深度学习框架使用 Pytorch 1.7,配备 CUDA 10.0 版本并行计算架构与 cuDNN 8.0 版本深层神经网络加速库。

2.2 生猪耳部区域检测模型训练结果

本文标注了训练集和验证集共 2 000 幅图像用于 YOLO v4 的训练,并采用 5 折交叉验证的方法筛选模型,将数据随机划分为 5 份,每份 400 幅图像,即每次训练有训练集图像 1 600 幅,验证集图像 400 幅。生猪耳部区域检测器基于 YOLO v4 预训练模型进行训练,每次训练迭代 1 000 个迭代周期,每迭代 10 个迭代周期保存 1 次模型。训练设置批尺寸为 4,即训练集 1 600 幅图像,每训练迭代 1 个迭代周期,需要迭代 400 次。YOLO v4 的初始训练参数设置如表 2 所示。训练结果如表 3 所示。

表 2 YOLO v4 训练参数设置

Tab.2 YOLO v4 training parameter settings

参数	数值
初始化学习率	0.000 1
权重衰减速率	0.000 5
学习率衰减因子	0.1
动量	0.9
最大迭代周期	1 000
批尺寸	4

表 3　生猪耳部区域检测模型训练结果

Tab. 3　Training results of pig ear detection model

$loss_{train}$(100)	$loss_{val}$(100)	$loss_{train}$(500)	$loss_{val}$(500)	$loss_{train}$(1 000)	$loss_{val}$(1 000)	$loss_{valmin}$	$Epoch_{val}$
6. 622 2	6. 016 4	6. 598 5	5. 650 5	6. 387 2	5. 595 2	5. 001 5	560
3. 646 5	5. 882 8	3. 515 5	6. 011 1	3. 536 1	5. 527 6	4. 601 2	490
5. 496 1	5. 139 8	5. 159 5	5. 473 6	5. 382 9	5. 441 7	4. 125 2	260
3. 307 8	5. 205 8	3. 246 0	5. 183 4	3. 396 3	4. 734 6	3. 944 5	740
2. 674 9	5. 503 1	2. 531 5	4. 746 7	2. 531 5	5. 047 7	4. 164 5	670

表 3 中 $loss_{train}$ 为训练时模型在训练集上的平均损失值，$loss_{val}$ 为在验证集上的平均损失值，括号内数字为迭代周期，$loss_{valmin}$ 为模型在验证集上最小损失值，$Epoch_{val}$ 为该损失值对应的迭代周期的次数。

进行多次训练后，发现 YOLO v4 迭代约 100 个迭代周期时就已经收敛。根据表 3 可知，第 4 折交叉验证，训练迭代到 740 个迭代周期时在验证集上取得最小损失值 3. 944 5。该次训练损失函数的收敛情况如图 6 所示，模型在训练集上的损失函数已经收敛。因此选用训练 750 个迭代周期后得到的模型作为生猪耳部区域检测模型进行后续试验。

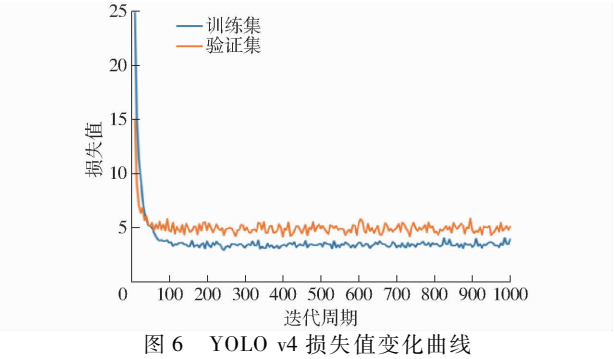


图 6　YOLO v4 损失值变化曲线

Fig. 6　YOLO v4 variation curves of loss value

2. 3　生猪耳部区域检测模型性能分析

为验证生猪耳部检测算法中 YOLO v4 目标检测器的检测精度和速度，本文标注了测试集 400 幅图像用于评估，同时训练了 Faster R－CNN[25]、SSD[26] 检测器进行对比试验。本文检测器的训练和测试都在 Pytorch 深度学习框架下进行。

试验采用精确率（P）、召回率（R）、平均精度（mAP）、F1 值、交并比（IoU）和单帧图像的平均检测时间评估模型性能。

3 种检测模型的检测结果如图 7 所示。3 种检测模型均能正确检测出猪只个体，当视野中出现上下栏位的生猪时，当前栏位的生猪个体仍然能被检测出来。在耳部区域检测方面，YOLO v4 和 Faster R－CNN 检测模型能将目标猪只的 2 个耳朵都检测出来，SSD 存在明显的检测丢失现象。同时，YOLO v4 的分类置信度明显高于 Faster R－CNN 和 SSD。

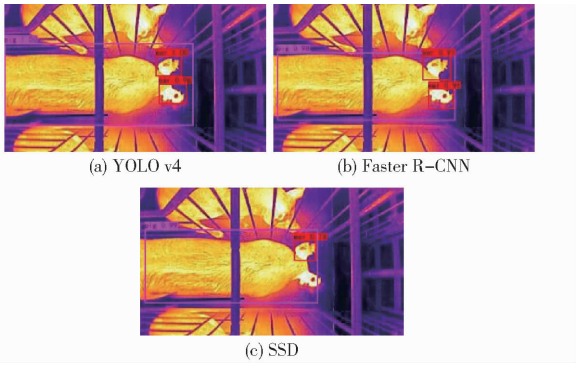


图 7　3 种检测模型的检测结果

Fig. 7　Results of three detection models

3 种模型在测试集上的性能如表 4 所示。在检测精度方面，YOLO v4 各项评估指标的得分均优于 Faster R－CNN 和 SSD。Faster R－CNN 对猪只个体的检测精度与 YOLO v4 相当，但猪只耳部的检测精度为 95. 6%，低于 YOLO v4 的 97. 6%。SSD 在猪只个体及其耳部区域的检测精度都略显不足。在 IoU 方面，YOLO v4 的评分为 90. 5%，比 Faster R－CNN 和 SSD 高 2. 9 个百分点和 8. 2 个百分点，表明 YOLO v4 在检测框的预测上更贴近人工标注，有利于后续生猪耳部分割和温度提取等操作的执行。试验表明，YOLO v4 检测模型相较于 Faster R－CNN 和 SSD 有更强的检测性能，更能满足生猪耳部区域定位识别的需求。

表 4　3 种模型在测试集上的性能检测结果

Tab. 4　Detection results of three models on test set

模型	P（猪只个体）/%	P（耳部区域）/%	P/%	R/%	F1 值/%	mAP/%	IoU/%	单幅图像平均检测时间/ms
SSD	94. 3	89. 8	92. 1	90. 6	91. 3	93. 4	82. 3	28
Faster R－CNN	100	95. 6	97. 8	96. 8	97. 3	96. 6	87. 6	248
YOLO v4	100	97. 6	98. 8	97. 9	98. 3	97. 9	90. 5	12

在检测速度方面，YOLO v4 处理 1 幅热红外图像的平均时间为 12 ms，速度极快，优于 Faster R - CNN 的处理时间，同时也比 SSD 快。本研究中，部署于生猪养殖场的红外热像仪拍摄热像图时需要停顿 1 s，而生猪耳部分割和温度提取过程处理耗时可忽略不计，YOLO v4 检测模型能够满足实时提取耳部温度的需求。

2.4 生猪耳温自动提取性能分析

为评估本文算法的整体性能以及验证其提取的耳部温度最大值和平均值是否能直接代表人工统计数据，从测试集随机选取 20 头猪的热红外图像，人工提取 40 个猪只耳部轮廓，基于温度矩阵统计轮廓内部温度的平均值和最大值作为真值，与算法提取的生猪耳温结果进行对比。特别说明，为减少人工提取耳部轮廓时的主观误差，由 3 人分别对耳部轮廓进行提取，分别计算耳部温度并取其平均值作为真实值。

基于热红外图像的生猪耳部区域检测实例如图 8 所示，检测到目标猪只的 2 个耳部区域后，使用生猪耳部区域分割方法提取其耳部像素点，得到耳部轮廓的二值图像，过程如图 9 所示。结合温度矩阵和耳部轮廓的二值图像，提取耳部温度的最大值和平均值。人工提取的温度数据与算法结果的相对误差计算公式为

$$e = \frac{|T - t|}{T} \times 100\% \tag{1}$$

式中 T——人工测量温度，作为真实值

t——算法提取温度，作为测量值

e——相对误差

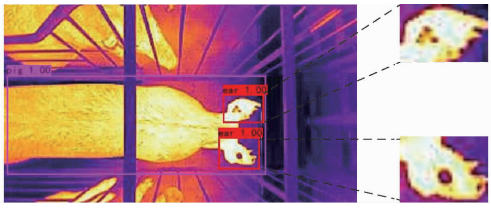


图 8 基于热红外图像的生猪耳部区域检测结果

Fig. 8 Detection results of pig ear based on infrared thermography

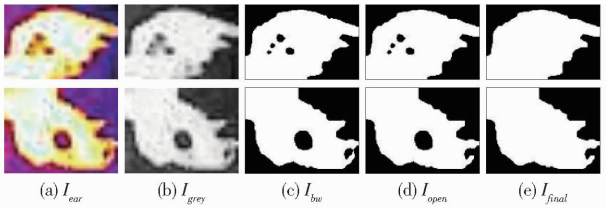


图 9 猪只耳部区域分割过程

Fig. 9 Segmentation process of pig ear

试验结果如表 5 所示，其中 T_{max} 和 T_{mean} 分别是人工提取的耳部区域温度最大值和平均值，e_{max} 和 e_{mean} 是本文算法结果与人工测量值取得的最大值与平均值相对误差。

表 5 耳部温度提取结果

Tab. 5 Results of ear temperature extraction

参数	数值	
	左耳	右耳
t_{max}/℃	37.4	37.6
t_{mean}/℃	36.8	36.1
T_{max}/℃	37.4	37.6
T_{mean}/℃	36.9	36.3
e_{max}/%	0	0
e_{mean}/%	0.6	0.2

由表 5 可知，通过本文算法提取的耳部温度最大值与人工提取的数据一致，而平均值略有浮动，但相对误差在合理范围内。由于耳部分割边缘点选取略有偏差，统计对应温度的平均值时会有偏差，而最大值总能包含在耳部轮廓内，因此取值基本一致。

为评估算法在温度检测上的准确性，统计所有生猪耳部温度数据的算法结果的相对误差。结果表明，算法提取的耳部区域最大温度相对误差最大为 1.4%，平均相对误差为 0.1%；本文算法提取的耳部区域平均温度相对误差最大为 2.8%，平均相对误差为 0.6%。该结果为可接受范围，表明本文算法提取的生猪耳部温度有较高的准确性。

进一步将人工提取的温度数据与算法结果进行相关性分析，试验结果如图 10、11 所示。由图 10、11 可知，人工统计结果与算法提取的耳部区域温度最大值的决定系数为 0.984 9，与温度平均值的决定系数为 0.911 9，相关性较好，表明本文算法一定程度上可以替代人工提取生猪红外热像图中的耳温，表明本文算法基于生猪的红外热图像自动提取耳温的可行性。

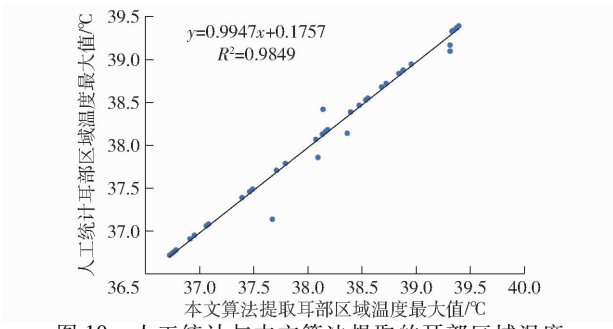


图 10 人工统计与本文算法提取的耳部区域温度最大值的相关性分析

Fig. 10 Correlation analysis of maximum temperature of ear region extracted by manual and algorithm

3 结束语

提出一种基于红外热成像的生猪耳温自动提取

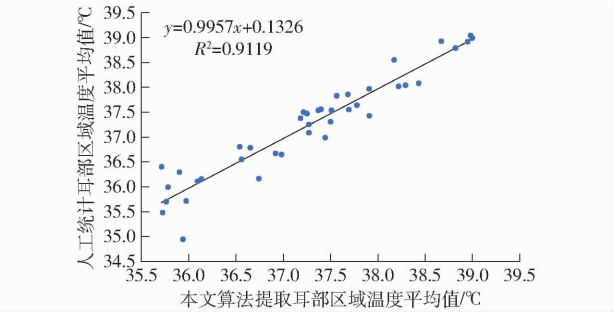


图 11　人工统计与本文算法提取的耳部区域温度平均值的相关性分析

Fig. 11　Correlation analysis of mean temperature of ear region extracted by manual and algorithm

算法。算法基于 YOLO v4 和形态学对热红外图像中的生猪耳部进行提取，并结合耳部分割图像和温度矩阵自动获取耳部区域温度的最大值和平均值。构建了用于热红外图像的生猪个体和耳部区域的 YOLO v4 检测模型，耳部检测的准确率为 97.6%，单幅图像平均检测时间为 12 ms。试验结果表明，人工统计耳温和本文算法提取的耳温具有高度相关性，且本文算法提取结果的相对误差在可接受范围内。本文算法能够满足实时检测耳部温度的要求，可为猪只体温自动化监测及预警提供技术支撑。

参　考　文　献

[1] ALSAAOD 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]. Veterinary Journal, 2014,199(2):281 – 285.

[2] 周丽萍. 生猪发热及蓝耳疫情检测方法与巡检消毒装备研究[D]. 北京:中国农业机械化科学研究院, 2016.
ZHOU Liping. Study on non-contact detection of temperature and prrs for pig and disinfection equipment in swine house[D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Mechanization Sciences, 2016. (in Chinese)

[3] GAO L B, DUAN G, YIN G F, et al. Trial results of infrared thermometer in the application of ante-mortem body temperature screening in the pig slaughterhouse[J]. China Animal Husbandry & Veterinary Medicine, 2010,37(9):235 – 236.

[4] MENZEL A, BEYERBACH M, SIEWERT C, et al. *Actinobacillus pleuropneumoniae* challenge in swine: diagnostic of lung alterations by infrared thermography[J]. BMC Veterinary Research, 2014, 10(1):199.

[5] LEE J. Effects of reduced nocturnal temperature on performance and behavior of nursery pigs[J]. Journal of Integrative Agriculture,2012,11(9):1509 – 1516.

[6] 汪开英, 赵晓洋, 何勇. 畜禽行为及生理信息的无损监测技术研究进展[J]. 农业工程学报, 2017,33(20):197 – 209.
WANG Kaiying, ZHAO Xiaoyang, HE Yong. Review on noninvasive monitoring technology of poultry behavior and physiological information[J]. Transactions of the CSAE, 2017,33(20):197 – 209. (in Chinese)

[7] KOBAYASHI S, YAMAMOTO T, HAYAMA Y, et al. Current status of the surveillance system for livestock and poultry infectious diseases in Japan[J]. Journal of Veterinary Epidemiology, 2009,28(5):453 – 470.

[8] ANDERSEN M L, J RGENSEN E, DYBKJ R L, et al. The ear skin temperature as an indicator of the thermal comfort of pigs [J]. Applied Animal Behaviour Science, 2008,113(1 – 3):43 – 56.

[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] SOERENSEN D D, PEDERSEN L J. Infrared skin temperature measurements for monitoring health in pigs: a review[J]. Acta Veterinaria Scandinavica, 2015, 57(1):5 – 15.

[11] SCOLARI S C, CLARK S G, KNOX R V, et al. Vulvar skin temperature changes significantly during estrus in swine as determined by digital infrared thermography[J]. Journal of Swine Health & Production, 2011, 19(3):151 – 155.

[12] 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.

[13] 秦永孝,王玉梁,高雪峰,等. 基于红外设备的母猪发情状态下体温变化研究[J]. 畜牧兽医学报, 2016, 47(1): 85 – 91.
QIN Yongxiao, WANG Yuliang, GAO Xuefeng, et al. Temperature changes during estrus in swine was studied by infrared temperature measurement device[J]. Acta Veterinaria et Zootechnica Sinica, 2016, 47(1): 85 – 91. (in Chinese)

[14] WESCHENFELDER A V, SAUCIER L, MALDAGUE X, et al. Use of infrared ocular thermography to assess physiological conditions of pigs prior to slaughter and predict pork quality variation[J]. Meat Science, 2013,95(3):616 – 620.

[15] 周丽萍, 陈志, 陈达, 等. 基于改进 Otsu 算法的生猪热红外图像耳根特征区域检测[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(4): 228 – 232.
ZHOU Liping, CHEN Zhi, CHEN Da, et al. Pig ear root detection based on adapted Otsu [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(4): 228 – 232. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20160430&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2016.04.030. (in Chinese)

[16] 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)

[17] LU M, HE J, CHEN C, et al. An automatic ear base temperature extraction method for top view piglet thermal image[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 155: 339 – 347.

[18] SIEWERT C, DÄNICKE S, KERSTEN S, et al. Difference method for analysing infrared images in pigs with elevated body

temperatures[J]. Zeitschrift für Medizinische Physik, 2014,1(24):6 - 15.
[19] 肖德琴,刘勤,陈丽,等.设施猪场生猪体温红外巡检系统设计与试验[J/OL].农业机械学报,2019,50(7):194 - 200.
XIAO Deqin, LIU Qin, CHEN Li, et al. Design and experiment of infrared inspection system for pig body temperature in facility farm[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2019,50(7):194 - 200. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20190720&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.07.020. (in Chinese)
[20] ZHANG Kun, JIAO Leizi, ZHAO Xiande, 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.
[21] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection [J/OL]. arXiv: 109342020. https://arxiv.org/abs/2004.10934.
[22] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]// 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE,2016:779 - 788.
[23] REDMON J, FARHADI A. YOLO v3: an incremental improvement[C]// Conference on Computer Vision and Pattern. Salt Lake City: IEEE, 2018:1 - 4.
[24] REDMON J, FARHADI A. Yolo9000: better, faster, stronger[C]// Proceeding of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2017:7263 - 7271.
[25] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R - CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017,39(6):1137 - 1149.
[26] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector[C]// European Conference on Computer Vision, 2016: 21 - 37.

(上接第 247 页)

[12] 刘芳, 刘玉坤, 林森, 等. 基于改进型 YOLO 的复杂环境下番茄果实快速识别方法[J/OL]. 农业机械学报,2020, 51(6):229 - 237.
LIU Fang, LIU Yukun, LIN Sen, et al. Fast recognition method for tomatoes under complex environments based on improved YOLO[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(6):229 - 237. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20200624&flag = 1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.06.024. (in Chinese)
[13] WU D, LV S, JIANG M, et al. Using channel pruning-based YOLO v4 deep learning algorithm for the real-time and accurate detection of apple flowers in natural environments[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 178:105742.
[14] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016.
[15] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017.
[16] BARGOTI S, UNDERWOOD J. Deep fruit detection in orchards[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2017.
[17] DING W, TAYLOR G. Automatic moth detection from trap images for pest management[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016,123: 17 - 28.
[18] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[J]. arXiv: 2004.10934.
[19] MOLCHANOV P, MALLYA A, TYREE S, et al. Importance estimation for neural network pruning[C]// 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020.
[20] LIU Zhuang, LI Jianguo, SHEN Zhiqiang, et al. Learning efficient convolutional networks through network slimming[C]// 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2017.
[21] 孔英会, 朱成诚, 车辚辚. 复杂背景下基于 MobileNets 的花卉识别与模型剪枝[J]. 科学技术与工程,2018,18(19):84 - 88.
KONG Yinghui, ZHU Chengcheng, CHE Linlin. Flower recognition in complex background and model pruning based on MobileNets[J]. Science Technology and Engineering, 2018,18(19):84 - 88. (in Chinese)
[22] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[C]// International Conference on Machine Learning, 2015.
[23] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R - CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[C]// IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017: 1137 - 1149.
[24] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement[J]. arXiv:1804.02767.
[25] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector[C]// European Conference on Computer Vision, 2016.