DOI: 10.12398/j.issn.2096-7217.2025.01.004

基于机器视觉与YOLO v5的裂纹蛋分拣机器人设计与试验

蔡家一[1], 刘世伟[1*], 单龙祥[1], 刘勇[1], 沈红怡[1], 王巧华[1, 2]

(1. 华中农业大学工学院,湖北武汉,430070; 2. 农业农村部长江中下游农业装备重点实验室,湖北武汉,430070)

摘要:随着我国国民生活水平的提高,消费者对于蛋品的品质要求愈发提高。裂纹蛋的检测是蛋品在装箱出厂之前的重要环节。为解决人工分拣裂纹蛋品劳动强度高、工作量大等问题,设计了一种基于机器视觉与YOLO v5的裂纹蛋品分拣机器人。首先,通过逆运动学解算得到机械臂各舵机的转角并转换成PWM占空比,实现对三轴串联机械臂的控制;其次,利用高清120°广角摄像头作为图像采集核心,快速获取蛋品表面图像信息并对所采集的1 000张图像进行数据标注;随后,分别训练不同梯度下降批次大小下的YOLO v5模型,其中梯度下降批次大小为8的模型拥有最高的mAP,其值为98.92%;最后,在机械臂上位机主板调用该模型,对正常蛋品与裂纹蛋品进行识别判断后,开启机械臂分拣行程;此外,蛋品分拣机器人的末端拣拾机构为气动吸盘,该吸盘挂载于机械臂上,以实现对蛋品的无损吸取。经测试,该机器人对裂纹蛋品和正常蛋品的识别准确率分别达到93.33%和99.17%,平均分拣成功率达94.34%,平均分拣速率为7.55 s/个,基本满足要求。研究成果可为裂纹蛋品的筛选工作提供技术支持,为蛋品的裂纹检测与分拣提供解决方案,具有较高的现实意义。

关键词:裂纹蛋品;YOLO v5;机器视觉;三轴机械臂;智能分拣

中图分类号:S24 **文献标识码:**A **文章编号:**2096-7217(2025)01-0041-10

蔡家一, 刘世伟, 单龙祥, 刘勇, 沈红怡, 王巧华. 基于机器视觉与YOLO v5的裂纹蛋分拣机器人设计与试验[J]. 智能化农业装备学报(中英文), 2025, 6(1): 41-50

CAI Jiayi, LIU Shiwei, SHAN Longxiang, LIU Yong, SHEN Hongyi, WANG Qiaohua. Design and experiment of cracked egg sorting robot based on machine vision and YOLO v5 [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2025, 6(1): 41-50

0 引言

禽蛋是我国居民生活中的必需品,是关系国计民生和社会稳定的重要农产品。同时,禽蛋还是很多行业非常重要的工业原料。随着我国人民生活水平的提高,消费者对蛋品的品质安全要求与日俱增。然而,2019—2021年的食品安全监督抽检报告指出鲜蛋的抽检不合格率占食用农产品的10.71%[1],2022年北京市鸡蛋安全抽检结果数据指出,不合格鸡蛋批次占总批次的0.2%[2]。因此,蛋品识别与分拣是目前农业畜禽养殖领域面临的迫切需求及难题。

国内对禽蛋的缺陷检测方法多为机器视觉检测法。近年来,深度学习的发展将视觉检测技术推到了一个新高度,基于深度学习的禽蛋缺陷识别方法迅速成为研究热点。梁丹等[3]利用机器视觉算法设计了鸡蛋品质一体化检测和分级系统,用于剔除裂纹蛋,利用建立的BP神经网络实现对鸡蛋新鲜度的检测,最终得出裂纹检测准确率和新鲜度识别准确率分别为98.1%和97.48%;熊利荣等[4]提出了一种Adaboosting算子结合SVM的蛋壳裂纹检测模型,该模型对裂纹蛋的识别正确率达到97.5%,且对蛋壳表面微小裂纹具有识别能力;潘磊庆等[5]通过使用BP神经网络模型来对鸡蛋表面裂纹区域进行识别,其所建立的模型对裂纹鸡蛋的识别准确率达到92.9%,对整批鸡蛋识别准确率

收稿日期:2024-02-01 修回日期:2024-04-04

基金项目:国家自然科学基金(52005203,52375542);中央高校基本科研业务费专项基金(2662022GXQD002);电磁能技术全国重点实验室基金(61422172220507);湖北省大学生创新创业训练项目(S202310504167)

第一作者:蔡家一,男,2002年生,浙江台州人,硕士研究生;研究方向为机器视觉与算法优化。E-mail: jycai@webmail.hzau.edu.cn

*通信作者:刘世伟,男,1990年生,博士,副教授,博士生导师;研究方向为数字化电磁无损检测与智能评估等。E-mail: liusw@hzau.edu.cn

为96.8%;李竞[6]采用反锐化掩模局部对比度增强的分段增益改进算法来增强裂纹,并采集前景光照和背景光照下的两幅图像以解决蛋壳表面污渍引起的误检,该算法对裂纹蛋的识别率达到100%,完好蛋的误检率为12.7%;肖旺[7]采用了一种基于MobileNetv3改进的YOLO v5轻量级缺陷检测模型(YOLOv5-MobileNetv3)对禽蛋样本进行实时缺陷检测,检测精确度为93.3%。

国外对蛋品表面缺陷检测方法的研究起步相对较早。ELSTER等[8]最先开始研究蛋品的品质特征,采用直方图均衡化与Sobel算子相结合的方式对鸡蛋表面裂纹进行提取,实现了对鸡蛋品质的简单分类,从而验证了机器视觉对蛋品检测的可行性;OMID等[9]设计了一种能根据鸡蛋缺陷特征(血斑、裂纹和破损)以及鸡蛋大小进行分类的系统,该系统的设计主要是结合了模糊逻辑算法和机器视觉技术,试验得出系统对鸡蛋尺寸检测、裂纹检测和破损检测的正确率分别为95%、94.5%和98%;NASIRI等[10]提出一种基于深度卷积神经网络的鸡蛋分类方法,该方法对VGG16网络进行了结构优化,优化后的网络能够用于识别脏污和破损鸡蛋,试验使用5倍交叉验证得出网络的总体平均识别准确率为94.84%;POURREZA等[11]利用在彩色图像中鸡蛋缺陷引起的不连续性,找到目标区域,对图像进行二值化处理后得到目标区域大小,并计算其与鸡蛋投影外切矩形面积的比例值,根据该比例值与阈值的比较结果进行判断,最终识别的正确识别率为99%;ARIVAZHAGAN等[12]采用无损、低成本的图像处理技术,对蛋壳内各种裂缝、污垢和内部血点进行检测,运用YIQ变换以及底帽变换从图像的亮度分量中有效地提取出裂纹;TURKOGLU[13]设计了一个连续旋转系统以对鸡蛋所有表面进行可视化,并使用预训练的残差网络模型,再将获得的特征输入双向长—短记忆,试验表明该模型的准确率为99.17%。

综上所述,机器视觉在蛋品异常表面检测具有较大的优势,能够做到快速、准确、高精度地实现蛋品表面信息的提取。但目前少有基于目标检测算法的蛋品分拣机器人的设计。本研究结合YOLO v5目标检测算法,实现对蛋品生产中正常蛋品、裂纹蛋品的表面图像信息的提取,设计制作了该基于机器视觉目标检测算法的裂纹蛋品分拣机器人,以减轻鸡鸭场人工分拣异常蛋品的劳动负担。

1 蛋品分拣机器人系统

蛋品分拣机器人采用三轴机械臂方案,由3个35 kg扭力的高压总线舵机组成,机器人整体结构如图1所示。该机械臂底座后方安置上位机主板;底座上方为机械臂承轴,能够实现同肩关节一般的机械臂转动;总线串行舵机通过连杆实现机械臂末端的抬高或降低;末端执行器为气动吸盘,配合气泵使用,实现对蛋品的无损吸取;图像采集核心为高清120°广角摄像头,该摄像头能够快速获取蛋品表面图像信息。

机械臂控制系统由图像采集处理模块、图像识别模块和蛋品分拣模块组成。裂纹蛋品分拣机器人系统的结构框图如图2所示。

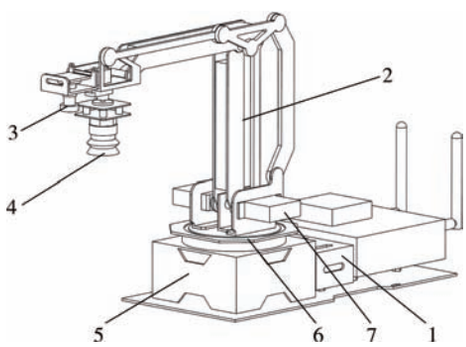


图1 蛋品分拣机器人系统整体结构

Figure 1 Structure of the egg sorting robot system

1. 气泵 2. 机械臂主体 3. 单目相机 4. 气动吸盘 5. 机身底座 6. 机械臂承轴 7. 总线串行舵机

在图像采集、处理模块:通过订阅机械臂末端高清摄像头的画面,获得蛋品表面实时图像数据,随后将图像进行缩放、Tensor对象转换等一系列预处理,传输至图像识别模块。在图像识别模块中:将预处理后的图像升维至GPU,再将数据进行输入处理并对输出进行降维,随后进行归一化输出。调用训练好的YOLO v5模型进行概率预测并获取概率最大的分类,再转换回CPU数据,最后将结果暂存。在蛋品分拣模块中,当连续5次预测结果为同一蛋品种类,即可判定该蛋品的种类并进行蛋品坐标的提取。经过坐标转换得到相对坐标后执行分拣工作,将正常与带有裂纹的蛋品分别放置不同蛋托之中。

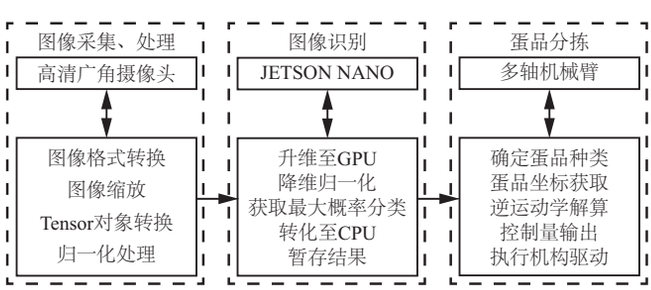


图2 蛋品分拣机器人结构框图

Figure 2 Block diagram of the structure of the egg sorting robot

2　蛋品分拣机器人方案

2.1　三轴机械臂控制系统

2.1.1　机械臂驱动单元

在蛋品分拣机器人系统运动中，选用舵机作为机械臂关节转动的驱动单元。伺服舵机广泛应用于机械臂[14-15]等领域，其内置控制电路和反馈系统，能够精确控制舵机的位置和速度。伺服舵机通常具有较高的精度和可靠性，适用于需要精密控制的机械臂应用。在诸多舵机类型中，总线串行舵机能够实现接口串联，控制板只需引出一个I/O口即可进行多个舵机的控制和通信，降低了连接与控制的复杂性。此外，大多总线串行舵机在执行控制指令后，能够返回反馈数据给主控制器，用于监测和调整舵机的运动状态，符合本项目中机械臂对易碎蛋品的高精度分拣工况。本机械臂装载HTS-35H总线高压舵机，其具体参数如表1所示。

表1　HTS-35H总线电机产品参数

Table 1　Parameters of bus motor HTS-35H

指标名称	参数
工作电压/V	9～12.6
转动速度/(sec/60°)	0.18(11.1 V)
堵转扭矩/(kg·cm)	35(11.1 V)
转动范围/(°)	0～240
舵机精度/(°)	0.2
控制方式	UART串口指令

2.1.2　机械臂逆运动学解算

在已知蛋品坐标位置即机械臂末端吸嘴位置的情况下，需计算目标位置所对应的各个关节角度，本研究采用逆运动学[16]进行解析。本项目中的机械臂可视为特殊的二轴机械臂，其原理如图3所示。机械臂的左侧主体结构可简化为2个三角形、1个梯形以及2个平行四边形，其中三角形及梯形为固定形状，仅平行四边形能够实现形状变换。该结构能确保机械臂末端吸嘴面始终平行于地面。

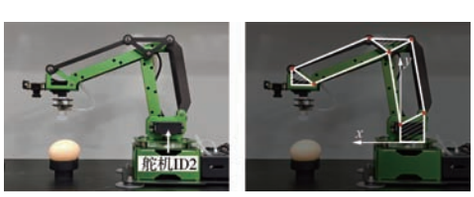


图3　机械臂左侧结构简图

Figure 3　Schematic diagram of the left side structure of the robot

在保证末端始终平行于地面后，机械臂的逆运动学可得到进一步简化。首先去掉大臂舵机的旋转关节，在二维平面中进行运动学几何分析。机械臂逆运动平面分析如图4所示。其中l_1与l_2分别为机械臂小臂和大臂臂长，β为机械臂大臂同地面之间的夹角，α为大臂与小臂之间的夹角。通过视觉模块可获得蛋品的二维坐标，经坐标系转换即可算得机械臂与目标蛋品的水平距离rx，蛋品的高度ry由实际测量求得。

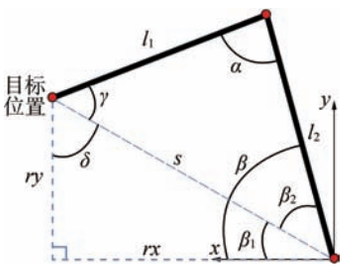


图4　逆运动学几何分析法简化图

Figure 4　Simplified diagram of inverse kinematic geometric analysis

$$\alpha=\arccos\left[\frac{\left(l_1^2+l_2^2-s^2\right)}{2l_1l_2}\right] \tag{1}$$

$$\beta_2=\arccos\left[\frac{\left(l_2^2+s^2-l_1^2\right)}{2sl_2}\right] \tag{2}$$

$$\gamma=\pi-\beta_2-\alpha \tag{3}$$

$$\beta_1=\arcsin\left(ry/s\right) \tag{4}$$

$$\delta=\pi/2-\beta_1 \tag{5}$$

综上解得

$$\alpha=\arccos\left[\left(l_1^2+l_2^2-rx^2-ry^2\right)/2l_1^2l_2^2\right] \tag{6}$$

$$\beta=\arcsin\left(ry/\sqrt{rx^2+ry^2}\right)+\arccos\left[\frac{l_2^2+rx^2+ry^2-l_1^2}{2(rx^2+ry^2)l_2}\right] \tag{7}$$

至此，求出α和β，其中β为大臂舵机ID2的转动角度。为求解控制小臂转动的舵机ID3的角度，需对机械臂右侧结构进行分析，如图5所示。

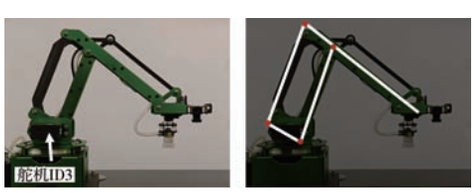


图5　机械臂右侧结构简图

Figure 5　Schematic diagram of the right side structure of the robot arm

由图5可知，机械臂右侧由一个平行四边形结构进行约束，将所示的平行四边形结构添加至图4，如图6所示，进一步研究舵机ID3的转动角度的表达式。

由平行四边形关系得

$$\alpha=\alpha' \tag{8}$$

$$\theta=\pi-\arccos\left[\left(l_1^2+l_2^2-rx^2-ry^2\right)/2l_1^2l_2^2\right]-\arcsin\left(ry/\sqrt{rx^2+ry^2}\right)-\arccos\left[\frac{l_2^2+rx^2+ry^2-l_1^2}{2(rx^2+ry^2)l_2}\right] \tag{9}$$

式中:θ——小臂舵机ID3的转动角度。

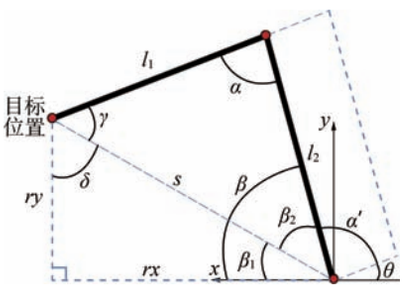


图6 机械臂几何分析法示意图

Figure 6 Schematic diagram of geometric analysis of the robot arm

最后求解大臂旋转关节角度,即舵机ID1的转动角度ε。该角度可从俯视视角的几何简图求得,如图7所示。其中x与y为目标蛋品的坐标,可由摄像机读取的蛋品中心像素坐标经坐标系转换后求得。

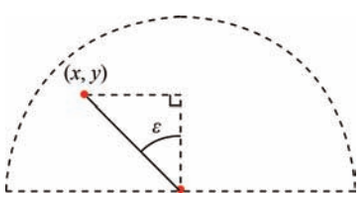


图7 机械臂俯视结构简图

Figure 7 Structure diagram of the robot arm overlooking

由图7可求得

$$\varepsilon=\arctan\left(x/y\right) \tag{10}$$

最后根据x、y的正负关系解算蛋品位置所在的象限,确定最终的舵机ID1转动角度。

综上完成机械臂的逆运动学分析,再将所求得的各个舵机ID1、ID2、ID3所需的转角转换成舵机脉宽,即可控制机械臂末端至目标位置。

2.2 机器视觉蛋品识别

2.2.1 YOLO v5算法原理

受蛋品环境与蛋品个体表征因素影响,异常蛋品目标检测任务需要综合考虑检测精度与速度,而one-stage网络能够在识别过程中同时生成识别类别的概率及锚框,故更加适合蛋品分拣的场景。

YOLO v5[17-18]的检测精度与检测速度相较于YOLO v4[19]有了进一步的提升。YOLO v5算法使用了网格的概念,将图像划分为多个网格,每个网格负责预测一个或多个物体,即每个网格都可以产生预测框。网格之所以能够产生预测框,是因为其内部一般存有3个预测框的模板,即“anchor”。每个anchor都有预设的宽值、高值、坐标以及置信度。置信度表示网格内存在物体的概率。在训练过程中,若真实的人工标注框的中点落在某个网格内,那么该网格内的anchor就会朝着这个真实框疯狂“生长”或者“萎缩”,并将置信度设为1,因为其存在物体,表示anchor所在的网格有物体,其他没有预测框的anchor置信度则为0。再将anchor与真实框之间宽高的差、坐标的差看成是损失,将二元交叉熵作为置信度的损失,那么目标检测问题则会被简化为简单的回归预测和分类问题。所以本研究基于YOLO v5算法完成裂纹蛋品目标检测的嵌入式端部署,YOLO系列模型进行异常蛋品目标检测的主要过程如图8所示。

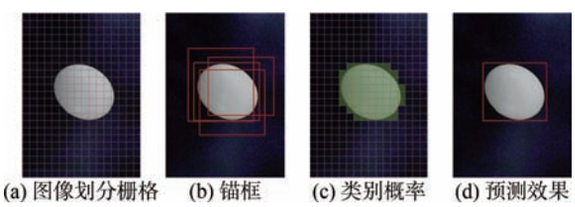


图8 蛋品目标检测流程图

Figure 8 Flow chart of egg target detection

YOLO v5包含YOLO v5s、YOLO v5n、YOLO v5m等5个不同性能的版本,其中YOLO v5s具有模型小、运算快等特点,适用于需要实时检测或设备运算性能差的场景中,故本研究采用YOLO v5s进行研究。

YOLO v5的网络结构分为4部分:Input输入、Backbone骨干网络、Neck颈部结构、Prediction预测结构。Input为蛋品图像输入环节、Backbone主要实现蛋品图像的特征提取、Neck主要实现蛋品图像特征融合、Prediction主要实现蛋品目标预测。主要结构如图9所示。

2.2.2 蛋品目标检测模型训练

结合蛋品分拣实际环境因素,在数据采集时人工标记裂纹图案在蛋品表面上。

采用挂载于机械臂上的HBVCAM-V2112GS V11广角相机采集图像数据并划分训练集、验证集与测试集,一共1 000张,其中正常蛋品与裂纹蛋品的图像各500张。YOLO v5算法训练集、验证集与测试集的选取比例为16:3:1。

采用图像标注工具Labelimg手动标注,Labelimg标注界面如图10所示。

保存标注后得到xml文件后转为txt文件。并使用图像增强功能,图像分辨率为640像素×480像素。在JETSONNANO终端训练数据得到权重文件。本研究模型训练流程如图11所示。

在对蛋品图像模型训练的过程中，梯度下降批次大小（Batch_size）对模型最终的训练效果有较大的影响：梯度下降批次如果太大，会导致该模型收敛时间过长；梯度下降批次如果太小，则可能会导致模型无法收敛。本研究选取了 2、4、8 作为梯度下降批次大小，其他参数保持为默认值，得到如表 2 所示的平均精确度（*mAP*）。本研究将样本分为正常蛋与裂纹蛋，属于二分类问题，故平均精度等于精确度（*Precision*）。

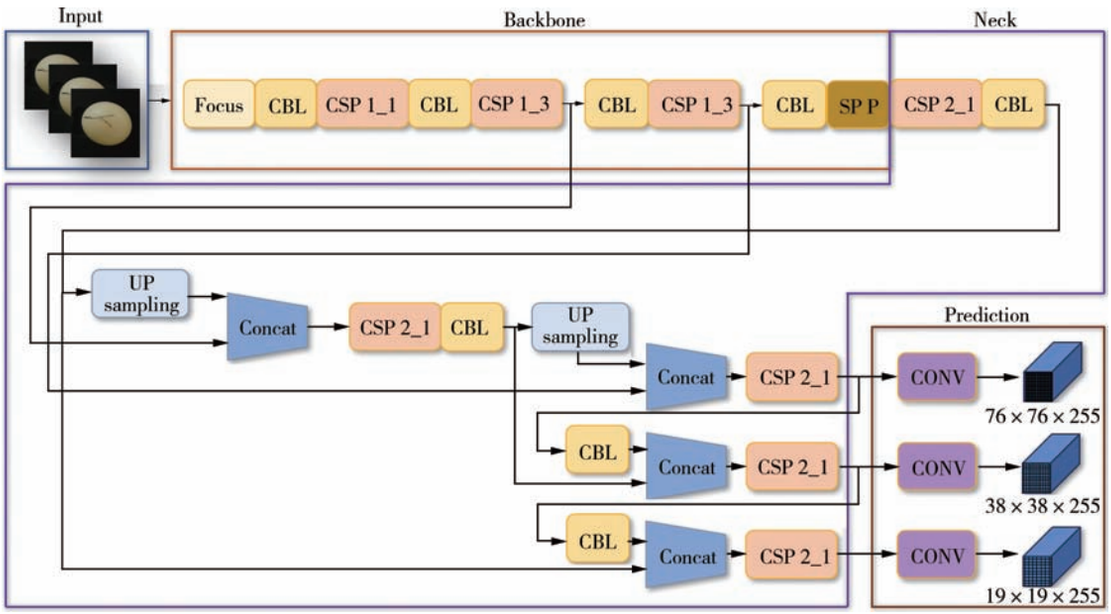


图 9　YOLO v5 模型结构图

Figure 9　YOLO v5 model structure

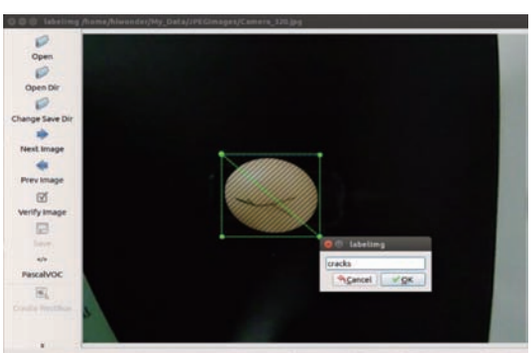


图 10　Labelimg 标注界面图

Figure 10　Label interface of Labelimg

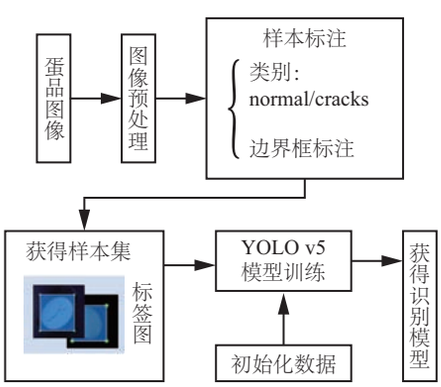


图 11　模型训练流程图

Figure 11　Flow chart of model training

如表 2 所示，在其他参数相同的情况下，梯度下降批次适当增大，平均精确度同样会有所提升。然而，梯度下降批次大小的变化与随之产生的平均精确度的变化不是线性关系：当梯度下降批次大小从 2 变化到 4 时，平均精确度由 95.68% 上升到 98.64%，而梯度下降批次大小从 4 变化到 8 时，平均精确度又上升到 98.92%。考虑到设备硬件条件、训练精度等因素，本研究设定梯度下降批次大小为 8。

表 2　不同梯度下降批次大小模型的 *mAP*

Table 2　*mAP*s of different gradient descent Batch_size models

Batch_size	2	4	8
mAP/%	95.68	98.64	98.92

2.2.3　蛋品目标检测模型性能分析

YOLO 训练迭代次数设为 100 次。经训练后的混淆矩阵如图 12 所示。

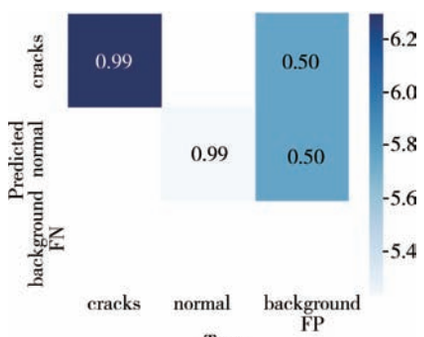


图 12　混淆矩阵

Figure 12　Confusion matrix

混淆矩阵的列代表预测的类别,行代表实际的类别。其对角线上的值表示预测正确的数量比例,非对角线元素则为预测错误的比例。从图中可以看出,图像被分为了3个部分,分别为normal、cracks以及background。该图显示正常蛋、裂纹蛋的检测正确率均为99%,考虑到本研究所使用的数据集较小,说明该模型具有较高的检测正确率。

模型评判指标分别选取精确率*Precision*、召回率*Recall*和*F*1分数*F*1 *score*。

$$Precision=\frac{TP}{TP+FP} \tag{11}$$

$$Recall=\frac{TP}{TP+FN} \tag{12}$$

$$F1\ score=2\times\frac{Precision\times Recall}{Precision+Recall} \tag{13}$$

式中:*TP*——蛋品种类被正确识别的数量;

FP——将其他物体识别为蛋品或者将蛋品种类错误识别的数量;

FN——没有识别出蛋品种类的数量。

*F*1 *score*曲线如图13所示,该图显示了在不同分类阈值下的*F*1值变化情况。由图可以看出*F*1分数在置信度为0.773的时候最大,最大值为0.99,考虑到本研究中的数据集较少,说明该模型具有较高的精确度和召回率。

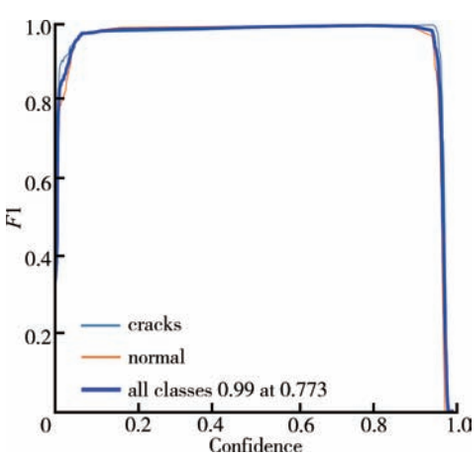


图13 *F1 score*曲线

Figure 13 *F*1 *score* curves

该模型的各类损失函数图如图14所示。损失函数是用来衡量模型预测值与真实值之间的不同程度,极大程度上体现了模型的性能。

由图14可知,val Objectness的损失函数,即验证集目标检测*loss*均值随着迭代次数的增加迅速收敛,并最终收敛至0.002左右,说明该模型的目标检测能力相对较强。

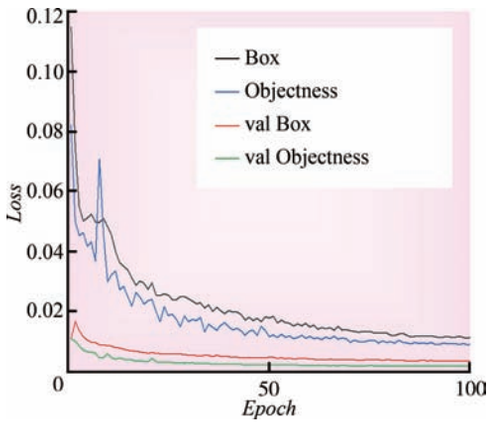


图14 各类损失函数图

Figure 14 Diagram of various loss functions

3 裂纹蛋品分拣机器人功能测试

3.1 蛋品识别精度测试

为测试所训练模型对蛋品的实时识别精度,在实验室搭建试验平台,整机结构及其测试环境如图15所示。

机械臂末端摄像头置于试验蛋品正上方约18 cm处,俯拍待识别的试验蛋品。



图15 识别精度测试试验装置

Figure 15 Device of identification accuracy test experiment

考虑到光源对识别效果的影响[20],针对环境光较强(室内开灯)、较弱(室内不开灯但存在微弱光源)等条件进行识别测试。测试采用模型蛋品15个,重复测试8次,以此统计正确识别个数并得出识别准确率。

图16展示了不同环境光、位置下蛋品的识别效果,从图中可以看出,在一定范围内,环境光的强度会对该摄像头的成像效果产生一定的影响,但该影响对蛋品识别时产生的锚框效果的影响甚微。

此外,从图中检测框上的置信度看出,算法对检测框中存在目标的置信程度均达到99%,说明该模型的预测效果较为准确。

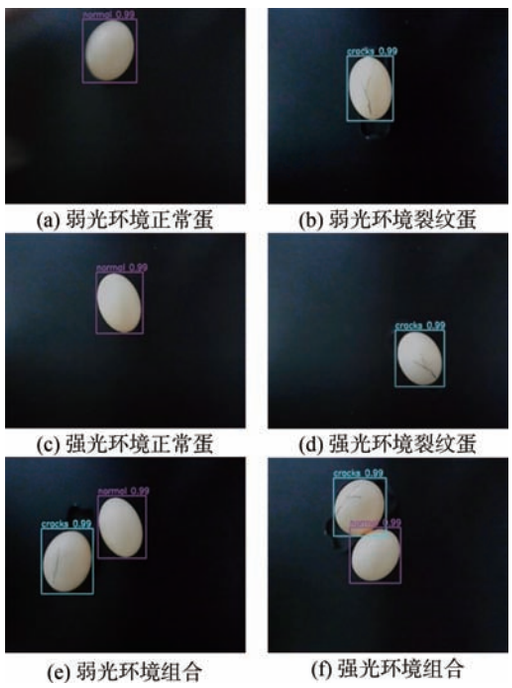


图 16　蛋品识别效果对比图

Figure 16　A comparison of egg recognition results

测试结果如表3所示。本研究需要实现对于裂纹蛋品以及正常蛋品的识别检测与分拣，为了区别于其他目标检测任务，本研究对模型在识别过程中可能出现的现象进行定义与说明。(1)漏检：蛋品存在，但被识别为背景，未产生锚框。(2)误检：①将正常蛋识别为裂纹蛋；②将裂纹蛋识别为正常蛋；③将背景识别为裂纹蛋或正常蛋。

从表3可以看出，裂纹蛋的误检概率相较于正常蛋更高，尤其是在环境光较强的情况下，误检概率高达9.17个百分点。

可见，在该模型下，裂纹蛋更容易被识别成正常蛋，而正常蛋极少可能被误检为裂纹蛋，尤其是在环境光强度较弱的条件下。后续可在图像采集、处理模块中添加掩膜、锐化等图像处理操作，以降低误检率。此外，环境光强度对识别准确率也存在一定的影响，在较弱环境光下的蛋品更容易被正确识别，这与数据集采集时的环境光强弱存在着一定关系。

表 3　裂纹蛋品识别准确率测试结果

Table 3　Test results of cracked eggs recognition accuracy

蛋品种类	环境光强度	数量×试验次数	正确识别数/个	识别准确率/%	漏检率/%	误检率/%
裂纹蛋	较强	15×8	107	89.17	1.67	9.17
	较弱	15×8	112	93.33	1.67	5.00
正常蛋	较强	15×8	115	95.83	3.33	0.83
	较弱	15×8	119	99.17	0.83	0

3.2　蛋品分拣性能测试

机器人蛋品分拣性能测试指标选取蛋品分拣速率、蛋品分拣成功率、蛋品漏拣率与蛋品误拣率4个指标。试验在较弱的环境光强度下进行，如图17所示。

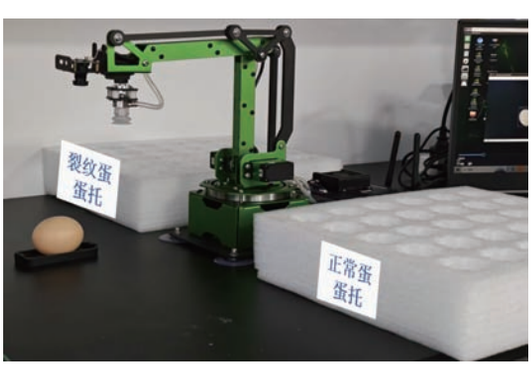


图 17　分拣性能测试环境

Figure 17　Test environment of sorting performance

现对性能测试的4项指标进行定义与说明。(1)蛋品分拣速率为机械臂完成所有分拣任务所用时间除以分拣蛋品的个数；(2)蛋品分拣成功率为裂纹蛋被放置于裂纹蛋蛋托的个数与正常蛋被放置于正常蛋蛋托的个数之和除以试验蛋品总数；(3)蛋品漏拣率为没有被识别或者识别后机械臂未成功将其拣拾起的蛋品数量除以蛋品总数；(4)蛋品误拣率为正常蛋被拣拾到裂纹蛋蛋托中的数量与裂纹蛋被拣拾到正常蛋蛋托中的数量之和除以蛋品总数。

测试过程模拟蛋品分拣全流程：开启识别算例，当连续5次预测结果为同一蛋品种类时，即可判定该蛋品的种类并进行蛋品坐标的提取。再经过坐标转换得到相对坐标后控制机械臂末端至目标位置，其中蛋品的高度坐标需手动测量并预先进行设定。随后开启气泵，将蛋品吸附于吸嘴上，再抬起机械臂，将蛋品转移至指定蛋托后关闭气泵，放下蛋品。然后机械臂返回初始状态，开始检测下一个试验蛋品。若蛋品被识别为正常蛋，则被放置在图17中的正常蛋蛋托中，若被识别为裂纹蛋，则被分拣到裂纹蛋蛋托中。两类蛋品依次进行识别试验，每类蛋品进行10次重复试验，试验结果如表4所示，其中测试指标均为测试结果取平

均值。

由表4可知,由于机械臂在分拣过程中造成摄像机抖动,故分拣成功率相较于表4的静态识别准确率有较为明显的下降。此外,正常蛋的误拣率比裂纹蛋的误拣率低3.34%,说明在分拣过程中裂纹蛋被误识别成正常蛋的概率高于正常蛋品被误识别成裂纹蛋的概率。

在分拣运动中,蛋品的漏拣率相较于静态漏检率同样有一定程度的上升,尤其是裂纹蛋的漏拣率,相较于静态漏检率高出1.67%。此外,该机器人的平均分拣速率达到7.55 s/个,基本符合裂纹蛋品实时分拣的工况要求。

表4 裂纹蛋品分拣性能测试结果

Table 4 Test results of cracked eggs sorting performance

蛋品种类	数量×试验次数	蛋品分拣速率/(s·个$^{-1}$)	分拣成功率/%	蛋品漏拣率/%	蛋品误拣率/%
裂纹蛋	15×10	7.65	92.00	3.33	4.67
正常蛋	15×10	7.45	96.67	2.00	1.33
总平均值	—	7.55	94.34	2.67	3.00

4 结论

为解决蛋品生产过程中人工分拣异常蛋品劳动强度高、工作量大等问题,本研究设计了一种基于机器视觉与YOLO v5的裂纹蛋品分拣机器人。本研究将图像采集模块、图像识别模块与蛋品分拣模块结合,形成裂纹蛋品分拣机器人总体方案;本研究采用逆运动学解算完成机械臂各舵机转角的求解,将所求转角转换成PWM占空比,进而控制机械臂末端运动至目标位置;利用挂载于机械臂末端的单目相机对蛋品进行数据采集并对所采集的蛋品图像进行数据标注;对目标检测模型YOLO v5在不同下降批次大小下进行训练与对比,从混淆矩阵、$F1$分数以及各类损失函数等方面完成对最高mAP模型的性能分析。

本研究部署上述模型在机械臂上位机并搭建试验平台对机器人进行蛋品识别精度测试与蛋品分拣性能测试。试验结果表明,该蛋品分拣机器人对于裂纹蛋和正常蛋在较暗环境光下的识别准确率达93.33%和99.17%;对上述两类蛋品的分拣成功率平均值达94.34%,平均分拣速率为7.55 s/个。研究结果表明裂纹蛋品分拣机器人能够实现对裂纹蛋与正常蛋的精准识别,且具有较好的分拣性能。

参 考 文 献

[1] 赵芳, 郝莉花, 吕尊严, 等. 2019—2021年全国食品安全监督抽检中鲜蛋抽检情况及分析[J]. 保鲜与加工, 2023, 23(6): 67−72.
ZHAO Fang, HAO Lihua, LÜ Zunyan, et al. Sampling inspection and analysis of fresh eggs in the national food safety supervision and sampling inspection from 2019 to 2021 [J]. Storage and Process, 2023, 23(6): 67−72.

[2] 关心慧, 郑君杰, 方芳, 等. 基于抽检数据的北京市鸡蛋安全状况分析与对策探析[J]. 中国畜牧杂志, 2023, 59(6): 321−325.

[3] 梁丹, 李平, 梁冬泰, 等. 基于机器视觉的鸡蛋内外品质一体化检测与分级系统[J]. 中国食品学报, 2020, 20(11): 247−254.
LIANG Dan, LI Ping, LIANG Dongtai, et al. Integrated inspecting and grading system of the egg quality based on machine vision [J]. Journal of Chinese Institute of Food Science and Technology, 2020, 20(11): 247−254.

[4] 熊利荣, 王树才. 基于机器视觉的鸭蛋裂纹自动检测[J]. 湖北农业科学, 2009, 48(12): 3152−3154.
XIONG Lirong, WANG Shucai. Automatic detection of duck egg cracks based on machine vision [J]. Hubei Agricultural Sciences, 2009, 48(12): 3152−3154.

[5] 潘磊庆, 屠康, 苏子鹏, 等. 基于计算机视觉和神经网络检测鸡蛋裂纹的研究[J]. 农业工程学报, 2007, 23(5): 154−158.
PAN Leiqing, TU Kang, SU Zipeng, et al. Crack detection in eggs using computer vision and BP neural network [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2007, 23(5): 154−158.

[6] 李竞. 基于机器视觉的鸭蛋蛋壳检测系统[D]. 长沙: 中南大学, 2013.
LI Jing. System for duck-egg shell crack detection based on machine vision [D]. Changsha: Central South University, 2013.

[7] 肖旺. 基于深度学习的禽蛋缺陷识别与检测研究[D]. 广州: 广东工业大学, 2022.
XIAO Wang. Research on egg defect recognition and detection based on deep learning [D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2022.

[8] ELSTER R T, GOODRUM J W. Detection of cracks in eggs using machine vision [J]. Acta Crystallographica, 1991, 34(1): 307−312.

[9] OMID M, SOLTANI M, DEHROUYEH M H, et al. An expert egg grading system based on machine vision and artificial intelligence techniques [J]. Journal of Food Engineering, 2013, 118(1): 70－77.

[10] NASIRI A, OMID M, TAHERI-GARAVAND A. An automatic sorting system for unwashed eggs using deep learning [J]. Journal of Food Engineering, 2020, 283(1): 110036.

[11] POURREZA H R, POURREZA R S, FAZELI S, et al. Automatic detection of eggshell defects based on machine vision [J]. Journal of Animal and Veterinary Advances, 2008, 7(10): 1200－1203.

[12] ARIVAZHAGAN S, SHEBIAH R N, SUDHARSAN H, et al. External and internal defect detection of egg using machine vision [J]. Journal of Emerging Trends in Computing and Information Sciences, 2013, 4 (3): 257－262.

[13] TURKOGLU M. Defective egg detection based on deep features and Bidirectional Long-Short-Term-Memory [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 185: 106152.

[14] 陈明猷, 罗陆锋, 刘威, 等. 采摘机器人全果园视觉感知及自主作业综述[J]. 智慧农业(中英文), 2024, 6(5): 20－39.
CHEN Mingyou, LUO Lufeng, LIU Wei, et al. Orchard-wide visual perception and autonomous operation of fruit picking robots: A review [J]. Smart Agriculture, 2024, 6 (5): 20－39.

[15] 李培艺, 汪小昱, 王延鑫, 等. 基于LiDAR多维点云优化的垄作菊花采摘机器人自主导航方法研究[J]. 南京农业大学学报, 2024, 47(4): 809－822.
LI Peiyi, WANG Xiaochan, WANG Yanxin, et al. Autonomous navigation system for chrysanthemum picking robot based on LiDAR multidimensional point cloud optimization [J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2024, 47(4): 809－822.

[16] 冷舒, 吴克, 居鹤华. 机械臂运动学建模及解算方法综述[J]. 宇航学报, 2019, 40(11): 1262－1273.
LENG Shu, WU Ke, JU Hehua. Overview of manipulator kinematics modeling and solving method [J]. Journal of Astronautics, 2019, 40(11): 1262－1273.

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

[18] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection [C]// IEEE Conference on Computer Vision and Patten Recognition. Las Vegas: IEEE, 2016: 779－788.

[19] 商枫楠, 周学成, 梁英凯, 等. 基于改进YOLOX的自然环境中火龙果检测方法[J]. 智慧农业(中英文), 2022, 4 (3): 120－131.
SHANG Fengnan, ZHOU Xuecheng, LIANG Yingkai, et al. Detection method for dragon fruit in natural environment based on improved YOLOX [J]. Smart Agriculture, 2022, 4(3): 120－131.

[20] 祝志慧, 何昱廷, 李沃霖, 等. 基于改进YOLOv7模型的复杂环境下鸭蛋识别定位[J]. 农业工程学报, 2023, 39 (11): 274－285.
ZHU Zhihui, HE Yuting, LI Wolin, et al. Improved YOLOv7 model for duck egg recognition and localization in complex environments [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39 (11): 274－285.

Design and experiment of cracked egg sorting robot based on machine vision and YOLO v5

CAI Jiayi[1], LIU Shiwei[1*], SHAN Longxiang[1], LIU Yong[1], SHEN Hongyi[1], WANG Qiaohua[1, 2]

(1. *College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan* 430070, *China*; 2. *Key Laboratory of Agricultural Equipment in Mid-lower Yangtze River, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Wuhan* 430070, *China*)

Abstract: With the improvement of our national living standard, consumers have higher requirements for the quality of eggs.

The detection of cracked eggs is an important step before packing eggs. In order to solve the problems of high labor intensity and heavy workload in manual sorting of cracked eggs, a cracked egg sorting robot based on machine vision and YOLO v5 was designed. Firstly, the rotation Angle of each steering gear of the manipulator was obtained by inverse kinematics and converted into PWM duty cycle to realize the control of the three-axis series manipulator. Secondly, a high-definition 120° wide-angle camera was used as the image acquisition core to quickly acquire the image information of egg surface and label the 1 000 images collected. YOLO v5 models with different gradient descent batch sizes were then trained respectively, among which the model with gradient descent batch size of 8 had the highest *mAP* with a value of 98.92%. Finally, the model was called on the main board of the upper computer of the mechanical arm, and after the recognition and judgment of normal eggs and cracked eggs, the sorting stroke of the mechanical arm was started. In addition, the end pickup mechanism of the egg sorting robot was a pneumatic suction cup, which was mounted on the mechanical arm to achieve non-destructive absorption of eggs. The test results showed that the robot can identify the two kinds of eggs with the accuracy of 93.33% and 99.17% respectively, the average success rate of sorting is 94.34%, and the average sorting rate was 7.55 s/egg, which basically met the requirements. The research results can provide technical support for the screening of cracked eggs, and provide solutions for crack detection and sorting of eggs, which has high practical significance.

Keywords: cracked egg; YOLO v5; machine vision; three-axis mechanical arm; intelligent sorting

Foundation items: National Natural Science Foundation of China(52005203, 52375542); Fundamental Research Funds for the Central Universities (2662022GXQD002); National Key Laboratory of Electromagnetic Energy Technology Fund (61422172220507); Provincial Innovation and Entrepreneurship Training Program for Undergraduate(S202310504167)

First Author: CAI Jiayi, E-mail: jycai@webmail.hzau.edu.cn

* **Correspondence Author:** LIU Shiwei, E-mail: liusw@hzau.edu.cn