

雷杏子,王树才,龚东军,等.基于YOLOv5s的筐装禽蛋上料机器人视觉定位方法[J].华中农业大学学报,2024,43(3):302-310.
DOI:10.13300/j.cnki.hnlkxb.2024.03.032

基于YOLOv5s的筐装禽蛋上料机器人视觉定位方法

雷杏子¹,王树才^{1,2},龚东军^{1,3},涂本帅¹,何昱廷¹,李传珍¹

1. 华中农业大学工学院,武汉 430070;2. 农业农村部长江中下游农业装备重点实验室,武汉 430070;
3. 武汉软件工程职业学院(武汉开放大学),武汉 430205

摘要 针对国内禽蛋制品加工过程中,散装蛋水中上料时筐装蛋搬运自动化程度低的问题,设计一种自动上料机器人的视觉定位方案。该方案采用YOLOv5s和图像处理相结合的方法,在复杂环境中对散装禽蛋筐进行定位识别。建立最佳分割阈值 T 与图像平均灰度值 M 之间的关系模型,使用动态阈值分割法对图像中的堆垛整体进行分割,通过堆垛最小外接矩形的长宽比区分2种筐装禽蛋堆垛类型,堆垛类型识别准确率为100%。使用YOLOv5s对堆垛顶层的单个蛋筐进行定位识别,模型识别精确率为98.48%,检测单幅图片用时为0.0054 s。根据YOLOv5s输出的定位结果对图片进行裁剪,通过图像分割将蛋筐边框分割出来并用Canny算子检测其边缘信息,计算所有蛋筐旋转角度,平均角度误差为0.41°。结合蛋筐高度得出筐装禽蛋堆垛中所有蛋筐的位姿信息。结果表明,基于YOLOv5s和图像处理的筐装禽蛋定位方法可以准确识别出筐装禽蛋堆垛中所有蛋筐的位姿信息,该系统具有较好的鲁棒性和可行性。

关键词 筐装禽蛋;图像处理;YOLOv5s;视觉定位;水中上料

中图分类号 TS253.8 **文献标识码** A **文章编号** 1000-2421(2024)03-0302-09

我国是全球最大的禽蛋生产国,禽蛋总产量在2022年已经达到了3 456万 t,占全球总产量43%以上^[1-3]。近年来随着人们消费观念的转变,蛋制品的销售量呈现增长趋势^[4]。目前,美国、英国、日本等国家蛋制品加工比例约为25%,我国的蛋制品比例不足5%^[5-6],国内蛋品加工装备自动化程度普遍较低^[7-8]。自动上料对于蛋品加工效率提高有重要作用^[9-10],目前国内企业普遍采用吸盘上料和水中上料,吸盘上料只适合于排列整齐的托板装禽蛋,对于筐装禽蛋一般只能采用水中上料或手工上料,水中上料需要人工搬运蛋筐,将筐内禽蛋倾倒入水中上料机的水槽内,费时费力,且难以实现自动化。

机器视觉常被应用于搬运机器人进行物料的识别和定位。目前,关于筐装禽蛋视觉定位方面的研究目前鲜有报道。Fan等^[11]利用形状匹配(shape-based matching, SBM)的方法在二维图像中检测包裹,使用双目相机获取对应点来计算包裹的三维空间位置,该系统具有较高的三维定位精度。Li等^[12]

针对复杂环境下的编织袋拆垛问题,设计了一种基于动态区域生长方法提取目标区域和基于渐进概率霍夫变换(progressive probabilistic hough transform, PPHT)定位编织袋的视觉定位系统,对不同堆垛类型和光照变化具有鲁棒性。深度学习目标检测算法可以分为以Fast R-CNN(fast region-based convolutional network)^[13-14]为代表的二阶段检测器和以SSD(single shot multiBox detector)^[15]和YOLO(you only look once)^[16-18]为代表的一阶段检测器,一阶段检测器由于不需要生成候选框,在检测小目标时速度快且准确率高。龙健宁^[19]利用TensorFlow框架下的Object Detection API工具,结合SSD-MobileNetV2和局部特征匹配的方法得到纸箱的中心点图像坐标及旋转角度等信息,实现了物流环境下多种类纸箱的实时准确的检测识别。肖施睿等^[20]采用改进的YOLOv5s模型对托盘进行定位识别,准确率达99.8%,并结合图像处理识别插孔边缘,总体算法正确率为98.9%,高效精准地实现了托盘识别。以上研究结果表明,利用深度学习结合图像处理的方法对

收稿日期:2023-04-07

基金项目:武汉市属高校产学研项目(CXY2020016);华中农业大学自主创新基金项目(2662020GXYPY005)

雷杏子,E-mail: 2627179255@qq.com

通信作者:龚东军,E-mail:158798051@qq.com

筐装禽蛋的定位识别具有可行性。

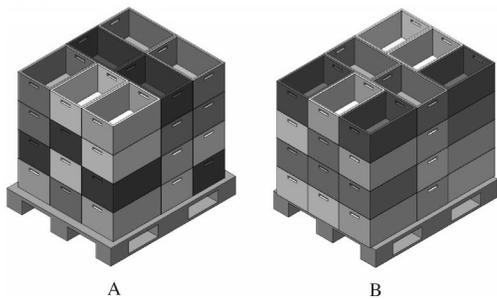
本研究提出了一种基于YOLOv5s和图像处理的筐装禽蛋上料机器人视觉定位识别方法,利用动态阈值分割法识别筐装禽蛋堆垛类型,并使用YOLOv5s网络对单个蛋筐进行识别定位,进一步结合图像处理技术得出蛋筐偏转角度,融合已知的蛋筐高度,对复杂光照条件下的多层堆垛中的顶层蛋筐进行位置识别。该视觉定位方法可以为筐装禽蛋自动上料机器人准确抓取蛋筐把手槽提供视觉引导,并有助于筐装禽蛋上料机器人实现自动作业。

1 材料与方 法

1.1 视觉系统设计

1)系统组成。视觉采集系统主要由相机、支架、计算机和工厂照明设备组成,相机为Intel RealSense D435i实感深度相机,RGB图像视场角为 $64^{\circ}\times 41^{\circ}\times 77^{\circ}(\pm 3^{\circ})$,RGB分辨率为1920像素 \times 1080像素,帧率为30帧/s。试验过程中相机用支架定位于堆垛正上方,距地面高度为2m,使用Intel RealSense Viewer软件控制相机拍照并保存,照明设备为白炽灯。

2)原始图像数据集。为了进行禽蛋堆垛的识别,需要采集相应的原始图像数据集。识别对象为简单重叠式码垛的筐装禽蛋堆垛,各层的摆放方式都相同,拍摄最上层蛋筐的俯视图即可。采集禽蛋筐图像存在着多种环境变量,如不同颜色的塑料筐(白色、红色、粉色、淡粉色等),不同批次的禽蛋筐有不同色,以及2种不同类型的堆垛方式(七花垛型、八花垛型)。此外,禽蛋加工厂内的光照环境是不稳定的,以自然光为主,灯光为辅(图1)。

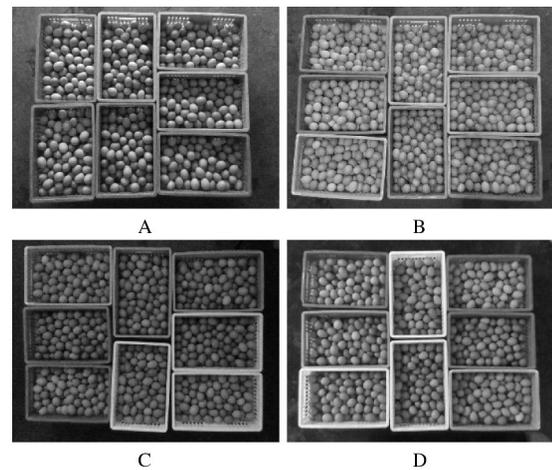


A: 七花垛型 Seven-flower stack type; B: 八花垛型 Eight-flower stack type.

图1 2种堆垛类型

Fig.1 Two stacking types

本试验的筐装鸡蛋堆垛图片采集于湖北某蛋品加工企业。由于光照条件不稳定,工作时段从09:00到17:00,每隔2h采集1次图像。通过开启或关闭照明灯光来模拟实际生产过程中的光照变化,并随机变换蛋筐的颜色和七花垛型和八花垛型摆放位置使采集的图像尽可能接近实际生产环境。现场共采集到样本图片150张。不同光照环境下采集2种堆垛类型的样本图像如图2所示,图像的亮度、色彩饱和度和色调在不同光线下均存在较大差异。设 M 为该样本图像的平均灰度值,采集到的图像数据集平均灰度值 M 范围为40~110。



A: 七花垛型, $M=84.80$ Seven-flower stack type, $M=84.80$; B: 八花垛型, $M=101.50$ Eight-flower stack type, $M=101.50$; C: 八花垛型, $M=55.81$ Eight-flower stack type, $M=55.81$; D: 八花垛型, $M=88.94$ Eight-flower stack type, $M=88.94$.

图2 不同光线下的样本图像

Fig.2 Sample images under different light

3)定位识别流程。筐装禽蛋定位识别流程如图3所示,主要包括堆垛类型识别、蛋筐定位识别和蛋筐偏转角度识别3个部分。首先将采集到的RGB图像转为灰度图,建立最佳分割阈值 T 与图像平均灰度值 M 之间的线性关系。利用动态阈值分割法对图像进行二值化处理和最小外接矩形裁剪,并计算该裁剪后图像的长宽比,根据长宽比比值区分堆垛类型。针对相邻蛋筐之间狭窄的缝隙难以分割的问题,使用深度学习网络对堆垛顶层中单个蛋筐进行识别定位。由于YOLOv5s识别结果为不带角度的矩形框,需要进行裁剪,然后对单个蛋筐使用图像处理进行偏转角度识别。蛋筐的尺寸相同,每层蛋筐的高度信息可以视为固定值,结合定位识别结果即可得出各个蛋筐的位姿坐标。

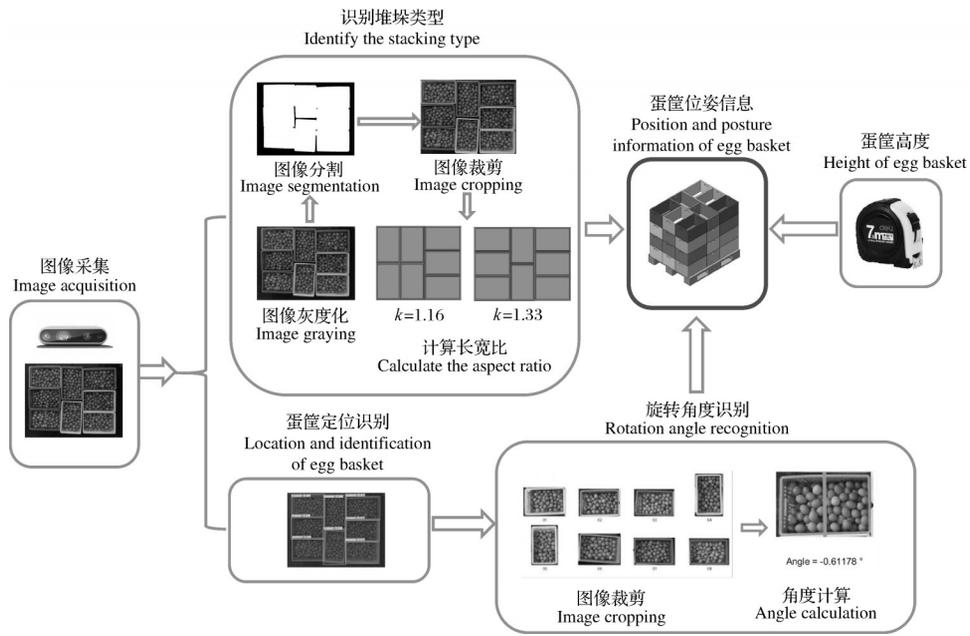


图3 蛋筐定位识别流程

Fig.3 Process of locating and identifying egg baskets

1.2 堆垛类型识别

1) 基于动态阈值的整体堆垛分割。选取灰度值 T 作为分割阈值, 将图像分为黑、白 2 个区域。阈值分割方法计算公式如下:

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & , f(x,y) > T \\ 0 & , f(x,y) \leq T \end{cases} \quad (1)$$

其中, $f(x,y)$ 为点 (x,y) 的像素值, $g(x,y)$ 为分割后该点的像素值。

图4是使用阈值分割法处理的结果。其中, 图4A为单独使用阈值分割法处理后的图片, 包含较多缝隙以及孔洞, 难以直接提取连通域; 图4B为结合形态学操作得出的图像分割结果, 通过图像填充、膨胀和腐蚀等操作使蛋筐堆垛成为一个整个连通域, 便于后续识别操作。为解决阈值分割受光照环境影响较大的问题。本研究建立图像平均灰度值 M 与最佳分割阈值 T 的关系模型, 利用该模型对图像进行二值化处理。对平均灰度值 M 为 55.81 的样本图片选

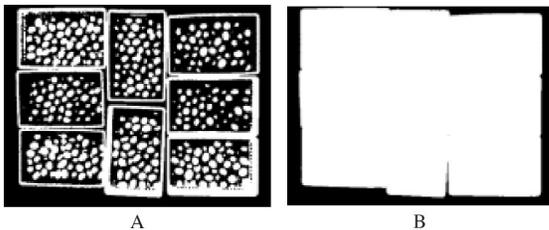


图4 阈值分割(A)与形态学操作(B)结果

Fig.4 Results of threshold segmentation(A) and morphological manipulation(B)

取不同的阈值 T 进行分割, 结合形态学操作, 得到如图5所示结果。图5A中包含较多的背景和噪声信息; 图5B中目标堆垛被完整的提取, 背景噪声较少; 图5C未能包含所有蛋筐信息, 同时存在过多无用信息(禽蛋形状), 导致目标堆垛无法被完整分割出来。根据图5B的分割结果, 记录下最佳分割阈值 T 与对应的图像平均灰度值 M , 由于当 T 处于某区间内时均可以成功将堆垛分割, 因此选取能包含所有完整堆垛且不暴露禽蛋形状的临界值作为最佳分割阈值 T 。

随机选取 40 幅图片利用上述方法进行分割, 利用 Matlab R2016a 作出不同光照下的 40 幅图片的 (M, T) 离散点分布图, 然后使用最小二乘法对这些离散的点进行线性拟合, 得出的拟合函数即为最佳分割阈值 T 与平均灰度值 M 之间的线性关系, 表达式为:

$$T = 0.6821M + 40.8487, 40 \leq M \leq 110 \quad (2)$$

其中, $40 \leq M \leq 110$ 代表当平均灰度值 M 位于此区间内时, 图像可以成功的被识别, 能通过式(2)求得最佳分割阈值并成功分割出蛋筐堆垛; 当平均灰度值 M 小于 40 时, 环境光线过暗, 无法正常识别蛋筐堆垛, 需要开启灯光; 当平均灰度值 M 大于 110 时, 光照太强导致图像曝光严重, 无法正常识别蛋筐堆垛。

2) 堆垛类型区分。利用 2 种垛型的蛋筐堆垛最小外接矩形的长宽比 k 来进行区分。塑料筐的尺寸为 $460 \text{ mm} \times 305 \text{ mm} \times 240 \text{ mm}$, 忽略蛋筐间的缝隙,

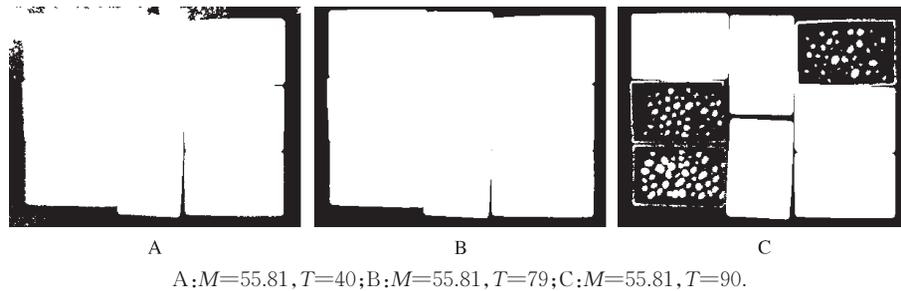


图5 不同阈值分割效果

Fig.5 Segmentation effects of different thresholds

七花垛型和八花垛型的最大外接矩形尺寸分别为 $1\ 070\ \text{mm} \times 920\ \text{mm}$ 和 $1\ 225\ \text{mm} \times 920\ \text{mm}$, 计算出长宽比分别约为 1.16 和 1.33。在实际应用场景中, 蛋筐之间的缝隙和蛋筐的摆放不整齐等因素均会导致长宽比与理想值有差距。对 20 张七花垛型图片与 20 张八花垛型图片计算长宽比并进行统计(图 6)。八花垛型的长宽比位于区间 $[1.26, 1.41]$ 内, 七花垛型的长宽比位于区间 $[1.03, 1.23]$ 内, 因此, 将分割这 2 种垛型的长宽比 k 设定为 1.25, k 值大于 1.25 判定为八花垛型, 小于 1.25 则判定为七花垛型。

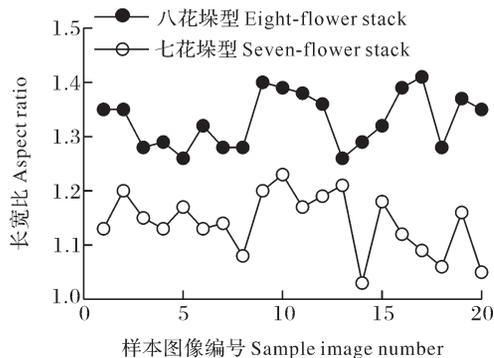


图6 2种垛型的长宽比统计

Fig.6 Results of aspect ratio statistics of two stacking types

1.3 筐装禽蛋定位识别

用上述模型可将筐装禽蛋堆垛分割出来, 但无法准确识别蛋筐之间狭窄、不明显的缝隙从而将其分割并定位识别, 故需要使用深度学习的方法进行研究。本研究基于 YOLOv5^[21-22] 网络模型, 使用 CSP-DarkNet53 作为其主干网络、以 SPPF (spatial pyramid pooling-fast) 为多尺度特征融合网络, 检测性能和检测速度较高。YOLOv5 系列的的网络主干架构一致, 但在子模块深度和特征图宽度上有区别(图 7)。YOLOv5s 的网络结构具有较少的参数和较低的计算复杂度, 仍保持较高检测精度和推理速度, 适用于对实时性要求较高的应用场景。在模型训练

过程中, 采用了 Mosaic 数据增强策略, 通过对 4 张图片进行拼接得到增强图片, 有效提升模型的识别定位能力与鲁棒性。此外, 通过添加自适应图像填充和自适应锚框计算, 减少了图像边缘信息, 提高模型推理速度与精度。本研究使用了 Make Sense 标注工具对此次采集的图像进行标注, 用矩形标注框对图中每个蛋筐分别进行标注, 并将尺寸相同但颜色不同的蛋筐归为一类, 标签统一命名为“basket”。

1.4 筐装禽蛋偏转角度识别

1) 图像预处理。YOLOv5s 能识别出图片中各个蛋筐的中心点坐标, 但无法得出其偏转角度, 上料机器人搬运筐装禽蛋上料时, 为了不与相邻蛋框发生干涉, 机器人末端执行器需要从蛋筐内侧插入蛋框把手槽实现对蛋框的夹持和搬运, 但堆垛时蛋筐的摆放角度并不完全固定, 故需准确计算出各个蛋筐的偏转角度。本研究对 YOLOv5s 的识别结果进行改进, 通过 `dt_boxes` 函数获得识别结果中各个目标矩形框的 4 个顶点坐标参数, 并根据参数对这些蛋筐图片进行裁剪, 按照从上到下、从左到右的顺序逐个输出, 结果如图 8 所示。

2) 角度识别。根据裁剪结果直接使用 Canny 算子对图 9A 进行边缘检测, 结果包含较多的无用信息, 如图 9B, 无法直接得出偏转角度。要先对图像进行阈值分割和形态学操作, 分割出蛋筐边框, 然后进行孔洞填充、腐蚀与膨胀, 结果如图 9C, 得到比较清晰的蛋筐边框图, 其中有部分图像由于光线不稳定导致分割结果中出现毛刺, 将蛋筐内壁的孔洞也分割出来, 但分割结果可近似等同于蛋筐边框。接下来再利用 Canny 算子检测边缘, 提取最大连通域, 得到蛋筐边框的边缘检测结果如图 9D 所示, 3 种不同光线下、不同颜色的蛋筐边缘信息均能由边缘检测算子识别得出。

得出蛋筐边缘信息后, 需进一步计算其最小外接矩形。设定蛋筐 2 个把手槽连线的方向为水平状

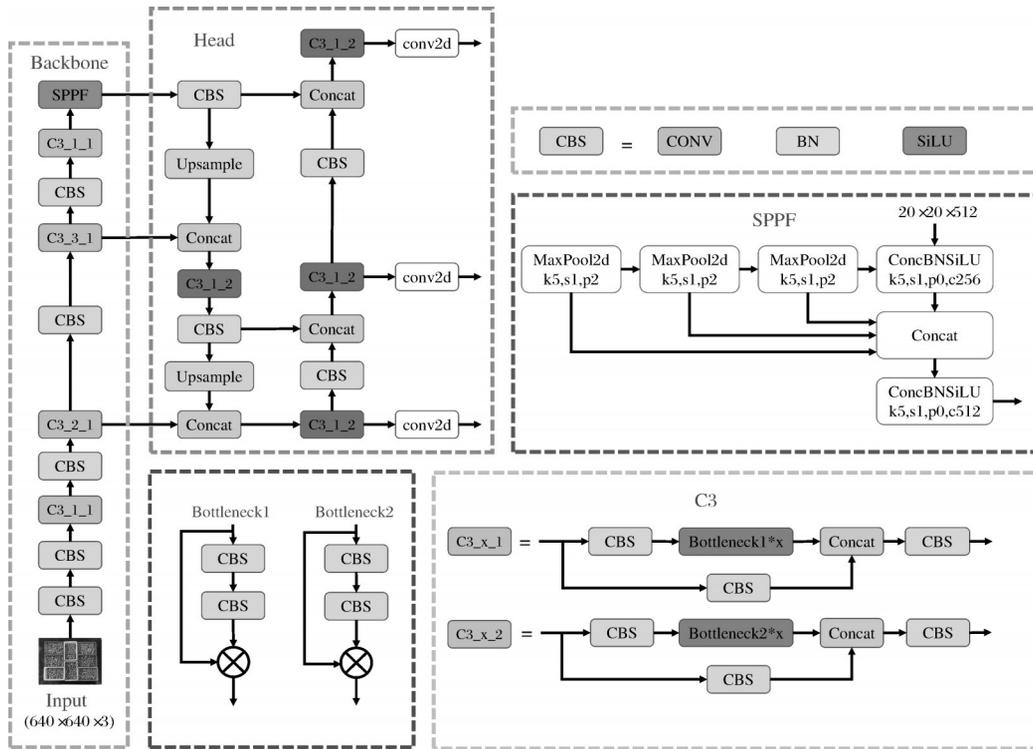


图7 YOLOv5s网络结构

Fig.7 YOLOv5s network structure

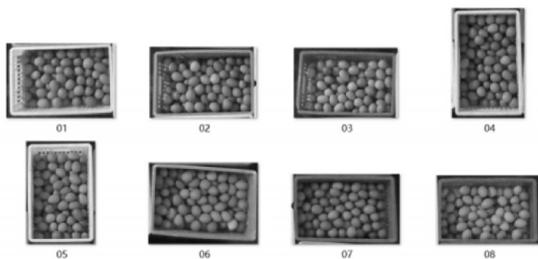


图8 单个蛋筐裁剪结果

Fig.8 Cropping results of a single egg basket

态时,该蛋筐偏转角度为 0° 。根据图9的裁剪结果可以判别出该蛋筐的摆放角度是横向(0°)或纵向(90°),但并非所有蛋筐偏转角度都为 0° 或者 90° ,实际生产中,人工进行蛋筐码垛,存在一定的角度偏差。为实现筐装禽蛋自动上料机器人的精确定位,需识别蛋筐角度,减小人工摆放所带来的误差。

在最小外接矩形识别角度时,将长边中心线与y轴之间的夹角视为最小外接矩形旋转角度。如图10所示, W 为矩形短边, H 为矩形长边,由于蛋筐没有头尾之分, $\alpha + \beta = 180^\circ$,旋转角度为 α 和旋转角度为 β 时其姿态实际相同,可以选择其中绝对值小的为旋转角度,机器人求解关节角时可以直接将得出的角度信息等同于机器人末端关节的关节转角。规定最小外接矩形逆时针旋转时夹角 α 为负数,顺时针旋转

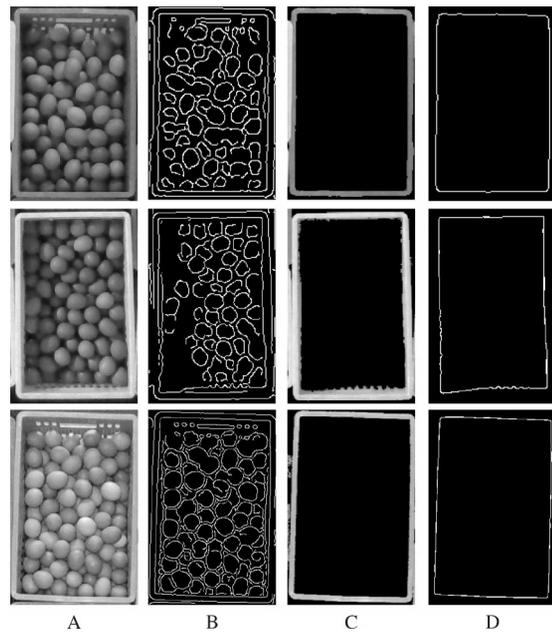


图9 边缘检测结果对比

Fig.9 Comparison of results of edge detection

时夹角 α 为正数,得到 α 取值范围为 $[-90^\circ, 90^\circ]$ 。本研究中蛋筐码垛方式为简单重叠式,塑料筐底部边沿的卡圈形状使得上层塑料筐正好能卡进下层塑料筐内边沿中,通过结合偏转角度 α 和YOLOv5s输出的蛋筐中心点坐标,并根据蛋筐尺寸计算出的每层蛋筐把手槽高度信息,可以得出堆垛中每个蛋筐的

位姿信息。

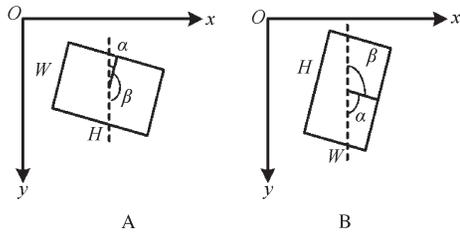


图10 蛋筐不同摆放姿态示意图

Fig.10 Schematic diagram of different placement postures of egg baskets

1.5 试验方法与评价指标

试验平台硬件配置环境CPU型号为AMD Ryzen 7 5800X(主频3.8 GHz),GPU型号为NVIDIA GeForce RTX 3070(显存8 GB),操作系统为Windows 10,网络框架为Pytorch 1.12.1、CUDA 11.6,编译器和编译语言为Pycharm 2021.1.3、Python 3.7。使用改变图像亮度、添加高斯噪声和椒盐噪声的数据增强方法,将原始样本图像数据集扩充至1 050张,将数据集按照8:1:1的比例分为训练集、验证集和测试集。图片大小为640像素×640像素,训练批次大小(batch_size)设置为6,迭代次数(epoch)为100,学习率(learning rate)设置为0.01,权重衰减系数(weight_decay)设置为0.000 5。

将成功率S作为动态阈值分割法识别堆垛类型的评价指标;采用精确率(precision, P)、检测用时(detection time)、计算量(GFLOPs)和平均精度均值(mAP,公式中用 P_{mA} 表示)作为YOLOv5s目标检测

模型评价指标;手动标注图片偏转角度,将其与角度识别方法得出的结果作对比,用平均角度误差作为角度识别方法的评价指标。各项指标计算公式为:

$$S = \frac{N_1}{N_0} \times 100\% \quad (3)$$

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \times 100\% \quad (4)$$

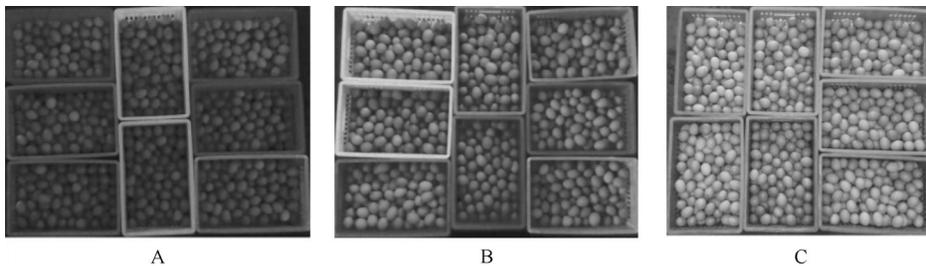
$$\text{平均精度均值 } P_{mA} = \frac{\sum_{i=1}^C P_A}{C} \times 100\% \quad (5)$$

$$\text{平均角度误差 } \bar{E} = \frac{\sum_{i=1}^N |A'_i - A_i|}{N} \quad (6)$$

式(3)~(6)中, N_1 为正确识别堆垛类型次数, N_0 为总识别次数; T_p 为正类被检测为正类的个数, F_p 为负类被检测为正类的个数; C 为目标类别数量; N 为识别角度图片的张数, A'_i 为手动标注5次所得角度均值, A_i 为识别角度值。

2 结果与分析

根据本文“1.2节”得出的动态阈值分割模型和基于最小外接矩形长宽比判别垛型的标准,对不同光照下的样本图像进行分割验证试验,结果如图11所示。图11中3张不同光照的图片均在最佳分割阈值T下成功分割,图11A、图11B分割结果中的 $k > 1.25$,图11C分割结果中的 $k < 1.25$ 。用40张图片对该识别方法进行测试,单张图片识别时间为0.041 s,识别成功率S为100%,结果表明,基于动态阈值分割堆垛的方法适用于筐装禽蛋堆垛类型的识别,对环境中的光照变化具有较强鲁棒性。



A: $M=42.37, T=70, k=1.37$; B: $M=73.09, T=91, k=1.3$; C: $M=101.5, T=110, k=1.19$.

图11 动态阈值分割法识别堆垛类型结果

Fig.11 Dynamic threshold segmentation method to identify stacking type results

使用YOLOv5s迭代100次的定位损失(box_loss)值和平均精度均值(mAP)变化结果如图12所示。随着迭代次数的增加损失值逐渐减小,在迭代次数为80以后曲线逐渐平稳且收敛,训练集和测试集损失值分别稳定在0.02、0.01左右,平均精度均值随着迭代次数的增多逐渐趋于稳定,最终稳定在98.80%。

为验证检测效果,分别利用YOLOv4^[23]、YO-

LOv5s、YOLOv5m和YOLOv5l模型进行筐装禽蛋定位识别,迭代次数均为100次,对比结果如表1所示。

由表1可知,4种模型的识别精确率均在94%以上,平均精度均值均在97%以上,其中YOLOv5s的识别精确率达98.48%,单幅图片检测用时仅0.005 4 s,检测速度与YOLOv5m、YOLOv5l、YOLOv4相比分别提升了1.8倍、2.4倍、34.4倍,且计算

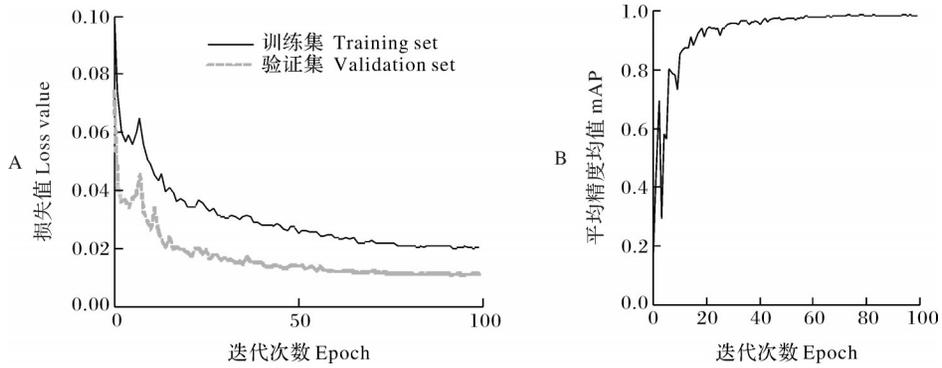


图12 YOLOv5s模型性能评估

Fig.12 YOLOv5s performance evaluation

表1 不同模型检测性能对比

Table 1 Comparison of detection performance of different models

模型 Model	精确率/% Precision	检测用时/s Detection time	计算量/ $\times 10^6$ GFLOPs	平均精度均值/% mAP
YOLOv5s	98.48	0.005 4	15.8	98.80
YOLOv5m	95.24	0.009 9	50.2	98.60
YOLOv5l	97.32	0.012 7	113.9	98.80
YOLOv4	94.31	0.186 0	244.6	97.81

量远小于其他模型。

YOLOv5s对堆垛顶层筐装禽蛋的识别结果如图13所示,该模型对光线较暗(图13A)和噪声高(图13B)的图片均能成功识别蛋筐。试验表明,YOLOv5s在准确率、检测速度和模型大小方面具有一定优越性,对光照和噪声具有鲁棒性,适用于本研究筐装禽蛋上料机械手视觉系统中。

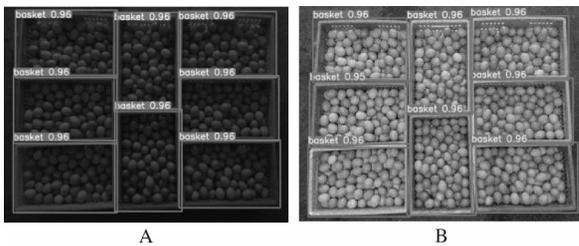
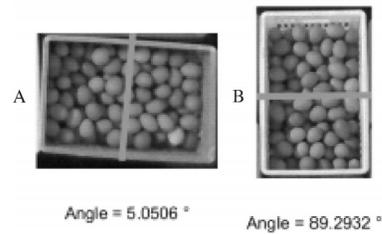


图13 YOLOv5s对光线较暗(A)及噪声高(B)目标识别结果

Fig.13 YOLOv5s achieves recognition results for targets with low light(A) and high noise(B)

利用本文“1.4节”中的角度识别方法进行单个蛋筐角度识别,部分结果如图14所示,在原始图像上绘制长边中心线,并在图像上显示角度。该角度识别方法可以成功识别出旋转角度较大的横向放置的蛋筐(图14A)与旋转角度较小的竖向放置的蛋筐(图14B),识别单个蛋筐角度耗时0.039 s。

将10张八花垛型与10张七花垛型图片裁剪后



A: 横向放置 Horizontal placement; B: 纵向放置 Vertical placement.

图14 不同角度识别结果

Fig.14 Results of different angle recognition

的150张图片分别手动标注5次,得出角度均值 A'_i ,将其与角度识别方法得出的角度 A_i 代入式(6),计算得出150个蛋筐的角度误差结果如图15所示,误差值分布在 $0^\circ \sim 1.20^\circ$,平均角度误差 \bar{E} 为 0.41° ,表明本研究角度识别方法具有较高的准确率。

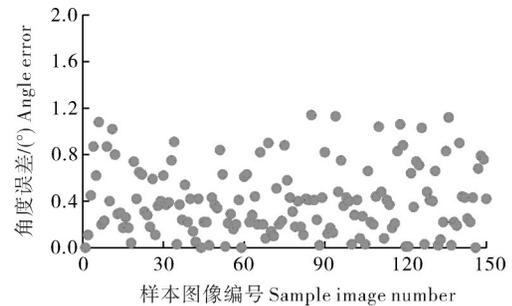


图15 识别角度的误差分布

Fig.15 Error distribution in identifying angles

3 讨论

本研究设计了一种筐装禽蛋自动上料机器人视觉系统定位方法,将视觉系统分为堆垛类型识别、蛋筐定位识别与角度识别3个模块,实现了复杂环境下筐装禽蛋的定位识别。利用采集到的样本图像建立最佳分割阈值 T 与图像平均灰度值 M 之间的关系模型,并根据堆垛最小外接矩形长宽比比值区分七花堆垛与八花堆垛2种堆垛类型,将长宽比比值 k 设定

为1.25时,堆垛类型识别准确率达100%。同时,基于准确率、检测用时、计算量和平均精度均值4种评价指标,对比YOLOv4、YOLOv5s、YOLOv5m和YOLOv5l的识别效果,结果表明,YOLOv5s在蛋筐识别过程中,其精确率达98.48%,平均精度均值为98.80%,检测单张图片用时0.0054s,检测速度和计算量均小于其他模型,适用于筐装禽蛋上料机械手视觉系统中。使用YOLOv5s识别单个蛋筐并裁剪后,用Canny算子检测蛋框边缘并提取最小外接矩形,该方法能成功识别出横向或竖向放置的蛋筐偏转角度,平均角度误差为0.41°。

本研究提出的定位方法可准确实现筐装禽蛋的识别,为视觉引导的上料机器人提供理论依据,该方法不局限于禽蛋加工领域中的蛋筐识别,对于其他筐装物料堆垛的识别都具有参考价值。

参考文献References

- [1] 祝志慧,叶子凡,杨凯,等.种蛋孵化信息的无损检测研究进展[J].华中农业大学学报,2021,40(4):94-101.ZHU Z H, YE Z F, YANG K, et al. Progress of nondestructive detection of hatching information of breeding eggs [J] Journal of Huazhong Agricultural University, 2021, 40(4): 94-101 (in Chinese with English abstract).
- [2] 袁宇涵,王岩,张亮,等.蛋制品加工技术与副产物综合利用研究进展[J].中国调味品,2022,47(10):192-197.YUAN Y H, WANG Y, ZHANG L, et al. Research progress on processing technology of egg products and comprehensive utilization of their by-products [J]. China condiment, 2022, 47(10): 192-197 (in Chinese with English abstract).
- [3] 马美湖,邱宁,黄茜,等.我国蛋品加工业发展情况及特点[J].农业工程技术,2015,35(5):26-31.MA M H, QIU N, HUANG Q, et al. Development and characteristics of egg processing industry in China [J]. Agriculture engineering technology (agricultural product processing industry), 2015, 35(5): 26-31 (in Chinese).
- [4] 黄晨轩,岳巧娴,孙浩政,等.蛋制品及其加工技术研究进展[J].畜牧兽医科学(电子版),2021(7):4-7.HUANG C X, YUE Q X, SUN H Z, et al. Research progress of egg products and their processing technology [J]. Graziery veterinary sciences (electronic version), 2021(7): 4-7 (in Chinese with English abstract).
- [5] 谢璐,陈文凯.蛋品加工设备行业发展现状及趋势[J].中国禽业导刊,2014,31(6):36-37,39.XIE L, CHEN W K. Development status and trends of egg processing equipment industry [J]. Guide to Chinese poultry, 2014, 31(6): 36-37 (in Chinese).
- [6] 励慧敏.蛋及蛋制品加工与发展[J].食品研究与开发,2014,35(11):127-129.LI H M. The processing and development of eggs and egg products [J]. Food research and development, 2014, 35(11): 127-129 (in Chinese with English abstract).
- [7] 刘翌阳,陶伟煜.近期中国鸡蛋市场形势分析及未来展望[J].农业展望,2019,15(5):8-13.LIU Y Y, TAO W Y. Recent China's egg market situation and its future prospect [J]. Agricultural outlook, 2019, 15(5): 8-13 (in Chinese with English abstract).
- [8] 卢宜祠.中国鸡蛋深加工市场分析与展望[J].中国禽业导刊,2018,35(20):16-17.LU Y C. Analysis and outlook of China's egg deep processing market [J]. Guide to Chinese poultry, 2018, 35(20): 16-17 (in Chinese).
- [9] 王树才.禽蛋加工装备存在的问题与思考[J].养殖与饲料,2019(1):4-7.WANG S C. Problems and thinking of egg processing equipment [J]. Animals breeding and feed, 2019(1): 4-7 (in Chinese).
- [10] 陈子琦.鸡蛋加工生产线自动上料装置的分析与机电一体化仿真研究[D].武汉:华中农业大学,2017.CHEN Z Q. Analysis and mechatronics simulation of automatic feeding machine on egg line [D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2017 (in Chinese with English abstract).
- [11] FAN X J, LIU X G, WANG X L, et al. An automatic robot unstacking system based on binocular stereo vision [C]//Proceedings 2014 IEEE International Conference on Security, Pattern Analysis, and Cybernetics (SPAC). October 18-19, 2014. Wuhan: IEEE, 2014: 86-90.
- [12] LI J Q, KANG J, CHEN Z, et al. A workpiece localization method for robotic de-palletizing based on region growing and PPHT [J]. IEEE access, 2020, 8: 166365-166376.
- [13] REN S Q, HE K M, 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.
- [14] 罗会兰,陈鸿坤.基于深度学习的目标检测研究综述[J].电子学报,2020,48(6):1230-1239.LUO H L, CHEN H K. Survey of object detection based on deep learning [J]. Acta electronica sinica, 2020, 48(6): 1230-1239 (in Chinese with English abstract).
- [15] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot MultiBox detector [M]//Computer Vision - ECCV 2016. Cham: Springer International Publishing, 2016: 21-37.
- [16] 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), June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. [S.l.]: IEEE, 2016: 779-788.
- [17] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger [C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, HI. [S.l.]: IEEE, 2017: 6517-6525.
- [18] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental im-

- provement[DB/OL].arXiv, 2018: 1804.02767 [2023-04-07]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.02767>.
- [19] 龙健宁. 基于机器视觉的智能物流分拣搬运系统的研究与应用[D]. 广州: 华南理工大学, 2021. LONG J N. Research and application of intelligent sorting and handling in logistics system based on machine vision[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2021(in Chinese with English abstract).
- [20] 肖施睿, 刁云峰, 程文明, 等. 基于YOLOv5的物流托盘实时检测方法研究[J]. 制造业自动化, 2023, 45(2): 17-21. XIAO S R, DIAO Y F, CHENG W M, et al. Pallet detection using YOLOv5 for logistics operations [J]. Manufacturing automation, 2023, 45(2): 17-21(in Chinese with English abstract).
- [21] JOCHER G. YOLOv5 [EB/OL]. (2021-10-14) [2023-04-07]. <https://github.com/ultralytics/yolov5>.
- [22] 董文轩, 梁宏涛, 刘国柱, 等. 深度卷积应用于目标检测算法综述[J]. 计算机科学与探索, 2022, 16(5): 1025-1042. DONG W X, LIANG H T, LIU G Z, et al. Review of deep convolution applied to target detection algorithms [J]. Journal of frontiers of computer science and technology, 2022, 16(5): 1025-1042(in Chinese with English abstract).
- [23] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[DB/OL]. arXiv, 2020: 2004.10934 [2023-04-07]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2004.10934>.

A method for visually positioning loading robot of basket-packed poultry eggs based on YOLOv5s

LEI Xingzi¹, WANG Shucui^{1,2}, GONG Dongjun^{1,3}, TU Benshuai¹, HE Yuting¹, LI Chuanzhen¹

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

2. Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Key Laboratory of Agricultural Equipment in Mid-Lower Yangtze River, Wuhan 430070, China; 3. Wuhan Vocational College of Software and Engineering (Wuhan Open University), Wuhan 430205, China

Abstract A visual positioning scheme for an automatic water-based loading robot was designed to solve the problem of low automation in the water-based loading process for basket-packed eggs during the processing of poultry and egg products in China. This scheme combined YOLOv5s with methods of image processing to locate and recognize basket-packed eggs in complex environments. A relationship model between the optimal segmentation threshold T and the average grayscale value M of the image was established. The dynamic threshold segmentation method was used to segment the entire stack of eggs in the image. The two types of basket-packed egg stacks were distinguished based on the aspect ratio of the minimum bounding rectangle of the stack, with the recognition accuracy of the stack type of 100%. YOLOv5s was used to locate and identify the top egg baskets of the stack, with the recognition accuracy of the model of 98.48% and the time required to detect a single image of 0.005 4 s. The image was cropped based on the results of positioning output by YOLOv5s. The rotation angles of all egg baskets were calculated by using image segmentation to segment the bounding border of the egg baskets and detecting their edge information with the Canny operators, with an average angle error of 0.41° . The pose information of all the egg baskets in the basket-packed egg stack was obtained based on the height of the egg baskets. It is indicated that the method of positioning basket-packed eggs based on YOLOv5s and image processing can accurately identify the pose information of all egg baskets in the stack. This scheme has good robustness and feasibility, and can provide visual system technology support for the automatic loading robot of basket-packed poultry eggs.

Keywords basket-packed poultry eggs; image processing; YOLOv5s; visual positioning; water-based loading process

(责任编辑:陆文昌)