DOI:10.13652/j.spjx.1003.5788.2023.80144 [文章编号] 1003-5788(2023)11-0018-05

基于卷积神经网络模型的裂纹鸡蛋图像识别

Research on image recognition of cracked eggs based on convolutional neural network model

李 舒 唐梦笛 同思远 孙 柯

LI Shu TANG Mengdi TONG Siyuan SUN Ke

(安徽师范大学生命科学学院,安徽 芜湖 241000)

(*College of Life Sciences, Anhui Normal University, Wuhu, Anhui* 241000, *China*)

摘要:目的:提高基于计算机视觉的鸡蛋裂纹检测方法的准确性和运行效率。**方法:**使用禽蛋模拟撞击设备得到裂纹鸡蛋,并通过鸡蛋动态图像采集设备采集不同角度裂纹鸡蛋和完好鸡蛋图像,然后以原始图像和经预处理后图像分别建立用于裂纹鸡蛋图像识别的 YOLO-v5、ResNet 和 SuffleNet 模型,并比较不同模型识别准确度以及对未经预处理图像的适应性。**结果:**YOLO-v5、ResNet 和 SuffleNet 模型均可有效识别经过预处理的裂纹鸡蛋图像,其验证集准确率分别为 98.8%,97.8%,99.4%。对于未经预处理的裂纹鸡蛋,ResNet 模型判别准确率较低,而 SuffleNet 模型对其适应性较好,判别准确度超过 99%。**结论:**在卷积神经网络模型中,SuffleNet 模型适用于裂纹鸡蛋图像的识别,且采集的图像无需进行预处理。

关键词:鸡蛋;裂纹;计算机视觉;卷积神经网络;判别准确率;检测

Abstract: Objective: In order to improve the accuracy and operating efficiency of the egg crack detection method based on computer vision. **Methods:** Used poultry egg simulation impact equipment to obtain cracked eggs, and collected images of cracked eggs and intact eggs from different angles through egg dynamic image acquisition equipment. Then, the YOLO-v5, ResNet and SuffleNet models for cracked egg image recognition were established for the original and the preprocessed egg images, respectively. After that, the recognition accuracy and the adaptability for original egg images recognition of different models were compared. **Results:** The YOLO-v5, ResNet and SuffleNet models could effectively identify the preprocessed cracked egg images, and the accuracy rates of verification set were 98.8%, 97.8% and 99.4% respectively. For original eggs images, the ResNet model had a low recognition accuracy, while the SuffleNet model had the highest recognition accuracy, which was up to 99%. **Conclusion:** Among the convolutional neural network models, SuffleNet model is most suitable for cracked egg image recognition, and the egg image preprocess is not necessary. This study provides a reference for the further improvement of crack egg detection methods based on computer vision.

Keywords: egg; crack; computer vision; convolutional neural network; discrimination accuracy; detection

鸡蛋在收售加工过程中容易形成裂纹。裂纹鸡蛋容易受微生物侵染而腐败,内容物流出还会污染其他鸡蛋。目前,裂纹鸡蛋的检测主要采用人工视觉辅助的半自动式透光检测方法或人工通过分辨鸡蛋的敲击声音判断,效率低。对鸡蛋裂纹自动检测方法的研究主要集中在声学震动和计算机视觉两个方面。基于声学振动法的鸡蛋裂纹检测需要振动或敲击,识别速度无法进一步提高,且当敲击点远离裂纹位置时容易造成误判[1-2]。与声学振动方法相比,计算机视觉方法所用设备简单,成本较低,易于实现,裂纹鸡蛋在强光穿透照射下裂纹较为明显,可通过采集鸡蛋透光图像,然后使用图像处理及模式识别方法实现。

早期学者多利用基于阈值分割的传统图像处理方法识别裂纹鸡蛋图像[3-5],但由于鸡蛋蛋壳透光性及蛋黄吸光性的影响,鸡蛋透光图像灰度值不均匀,细长的裂纹区域灰度值变化较大,难以找到适合分割的阈值,较小的裂纹容易被忽略。基于此,Priyadumkol 等[6]、Yoon 等[7]设计并实现了一种基于改进压力室和连续旋转鸡蛋的鸡蛋裂纹检测机器视觉系统,通过压力变化扩大鸡蛋裂纹后检测,但会导致检测速率下降而且设备复杂。此后,Sun 等[8]根据鸡蛋图像中裂纹区域局部灰度值的变化规律,提出了有序波信号提取和识别算法,适合对图像中具

基金项目:安徽省自然科学基金青年项目(编号:2008085QC143)

作者简介:李舒,女,安徽师范大学在读本科生。

通信作者:孙柯(1988—),男,安徽师范大学讲师,博士。

E-mail:sk61026@126.com

收稿日期:2023-02-26 **改回日期:**2023-06-08

有亮度差异的细条状区域进行提取,对宽度为 0.06～1.13 mm 的裂纹鸡蛋的识别准确率为 98.9%,完好鸡蛋的识别准确率为 96%。

使用复杂的图像算法能够提取鸡蛋图像中的裂纹信号,但往往也会受到鸡蛋表面亮斑的干扰,将一部分完好的鸡蛋判定为裂纹鸡蛋。随着深度学习技术的发展和完善,卷积神经网络在图像识别中展现出强大的学习能力。陈羽立等[9]利用 EfficientNet 搭建迁移学习网络,训练含裂纹蛋与完好蛋的分类模型,最终测试集综合准确率达到 97.2%;Nasiri 等[10]使用基于 VGG16 结构的 CNN 模型,对裂纹鸡蛋图像进行判别,准确度为 96.55%;Turkoglu[11]利用深度学习技术,使用 DenseNet 模型从 6 个不同方向采集的图像中提取特征,然后将获得的特征输入双向长短期记忆模型(BiLSTM),对裂纹鸡蛋的识别准确率达到了 99.17%;Botta 等[12]使用改良后的 LeNet-5 架构建立了裂纹鸡蛋图像识别的 CNN 模型,其准确率为 95.38%;赵祚喜等[13]利用机器视觉技术,并结合深度学习网络深层次特征提取、高精度检测分类的特性,提出一种基于 YOLOv4 网络的破损鸡蛋检测方法,在线检测时,YOLOv4 模型对含不同比例的破损蛋识别正确率平均为 86.22%;Tang 等[14]使用改进的 MobileNetV3_large 模型对破损皮蛋图像进行识别,准确率达 96.3%。Wong 等[15]使用 AlexNet 卷积神经网络模型,提取蛋壳上斑驳图案的学习图像特征,对裂纹特征检测准确率为 91.8%;姚学峰等[16]建立了一种改进的 YOLOv5 裂纹鸡蛋图像检测模型,将轻量级网络 MobileNetv3 添加到 YOLOv5 模型中,以降低模型复杂度,删除颈部网络和输出端小目标检测结果,其检测准确率达 95%以上。

相比于传统的图像处理方法,卷积神经网络模型能够达到更高的识别准确度。卷积神经网络模型种类繁多,有以 YOLO、R-CNN 卷积神经网络为代表用于图像目标定位的模型和 ResNet、SuffleNet 等用于整体图像识别的卷积神经网络模型。因此,不同模型对裂纹鸡蛋图像识别准确率的差异有待研究。此外,鸡蛋图像的预处理会占用部分运算时间,卷积神经网络模型能否对未经预处理的原始鸡蛋图像进行准确识别有待进一步确认。

研究拟使用在线式鸡蛋图像采集设备采集裂纹鸡蛋和完好鸡蛋的图像作为数据集,分别建立用于鸡蛋裂纹识别的 YOLO-v5、ResNet 和 SuffleNet 模型,并比较不同模型对裂纹鸡蛋的识别准确率和对未经预处理鸡蛋图像的适应性,以期获得准确率更高的裂纹鸡蛋图像判别模型。

1　材料和方法

1.1　试验材料

来航鸡产新鲜白壳蛋 500 枚,采购于南京市童卫路农贸市场,送入实验室后未进一步清洗以保证其状态与实际生产中鸡蛋状态一致,其中 250 枚鸡蛋使用自制禽蛋模拟撞击设备产生,禽蛋模拟撞击设备参考文献[17][28]制作,结构如图 1 所示。从 10 cm 长 30°的 V 型斜坡滚落以不同位置撞击与蛋壳曲率近似的塑料弧面撞击头,共产生 250 枚裂纹鸡蛋,剩余 250 枚为完好鸡蛋,经数码显微镜检测,裂纹蛋裂纹宽度为(65±28) μm。

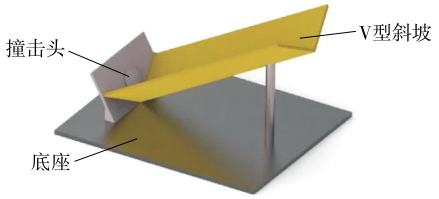


图 1　禽蛋模拟撞击设备示意图

Figure 1　Schematic diagram of simulated impact equipment for poultry eggs

1.2　试验方法

1.2.1　鸡蛋图像采集　使用文献[17][82]中的鸡蛋图像采集设备,如图 2 所示,该设备利用禽蛋输送装置下方的输送辊将禽蛋输送至光源正上方,鸡蛋遮挡住感应模块探头,感应模块向计算机发送电位信号,连续触发图像采集,且该过程中没有禽蛋的拍摄位下方光源在图像采集时保持关闭,不影响其他拍摄位禽蛋图像的采集,实现了稳定的禽蛋在线动态图像采集。分别模拟鸡蛋裂纹实际检测过程采集鸡蛋图像,共采集不同角度裂纹鸡蛋图像 473 张和完好鸡蛋图像 576 张,并使用文献[5]中图像预处理方法,即使用红色和蓝色的差值分量进行自适应双峰阈值分割,得到鸡蛋区域的二值图像,然后以此二值图像为模板将图像中除鸡蛋外的区域设定为纯黑色,预处理效果如图 3 所示。鸡蛋蛋壳形成过程中产生的长条状低密度区域会在透光图像中形成长条状亮斑,是影响裂纹鸡蛋识别的主要因素。

1.2.2　裂纹鸡蛋图像识别的 YOLO 模型建立　YOLO 模型可以识别出图像中特定类别目标的位置,训练前需要手动标记出鸡蛋图像中裂纹位置。如图4所示,为了

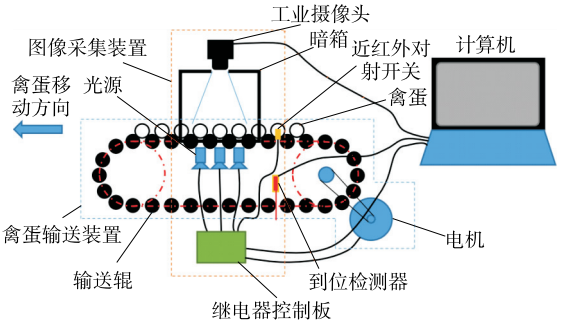


图 2　鸡蛋动态图像采集设备[17]82

Figure 2　Egg dynamic image acquisition equipment

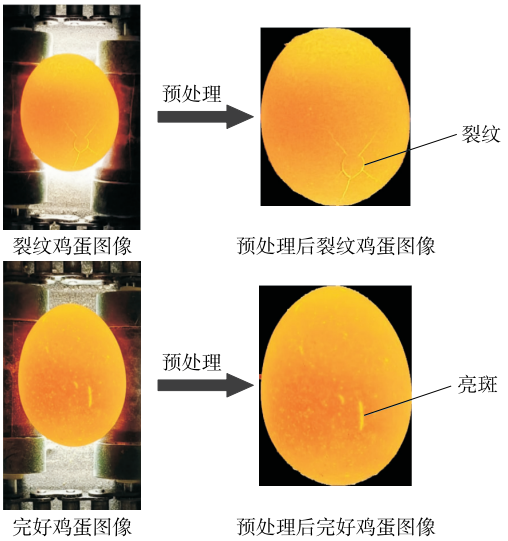


图 3　裂纹和完好鸡蛋图像

Figure 3　Cracked and intact egg images

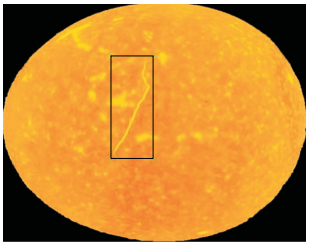


图 4　鸡蛋图像裂纹标记

Figure 4　Egg image crack marks

研究 YOLO-v5 模型对裂纹鸡蛋的检测效果，使用 Python 平台的 LabelImg 工具（https://github.com/tzutalin/labelImg）对原始和经过预处理的裂纹鸡蛋图像中的鸡蛋裂纹区域进行人工标记，并将每种标记后的图像按照 6∶4 的比例划分为建模集和验证集，以作为 YOLO-v5 模型的训练数据集。

使用 Python 平台的 Yolov5-master 工具（https://github.com/ultralytics/yolov5）建立原始和经预处理后的鸡蛋图像中裂纹区域的识别模型，YOLOv5 中包含 s、m、n、l 和 x 5 种规模的模型架构，其中 s 规模的模型架构深度和宽度分别为正常架构的 33% 和 50%，更适合普通计算机的训练及部署。因此，以其进行模型的建立。此外，建模过程中采用了马赛克增强、图像左右翻转和上下翻转策略，并使用 CoCo 数据集（美国 Microsoft 公司）作为预训练模型以减少训练次数。模型输入图像尺寸宽度设置为 640 像素，批尺寸设为 4 以节约显存，训练次数为 100，其余建模参数采用模型推荐参数。模型验证时，置信度阈值选择 0.3，训练时记录模型每次训练后的目标损失和边界框损失，并计算最佳模型的判别准确率。计算准确率时凡检测出包含裂纹的图像均被判定为裂纹鸡蛋图像。

1.2.3　裂纹鸡蛋图像识别的 ResNet 和 SuffleNet 模型建立　使用 Python 平台的 Deep learning for image processing master（https://github.com/WZMIAOMIAO/deep-learning-for-image-processing）工具建立原始和经预处理后的裂纹鸡蛋图像的 ResNet 和 SuffleNet 识别模型。ResNet 和 SuffleNet 没有图像目标识别能力，只能对图像整体进行分类，因此无需对裂纹进行标记。ResNet 模型建立时建模集和验证集图像比例为 6∶4，而 SuffleNet 建模算法中自动划分建模集和验证集比例为 7∶3。ResNet 学习速率设为 0.000 1，SuffleNet 学习速率设为 0.01，均为默认参数，批尺寸均为 4，训练次数均为 50。训练时记录模型每次训练后的误差和准确率，并计算最终训练模型的判别准确率。

2　试验结果

2.1　模型训练过程中误差变化

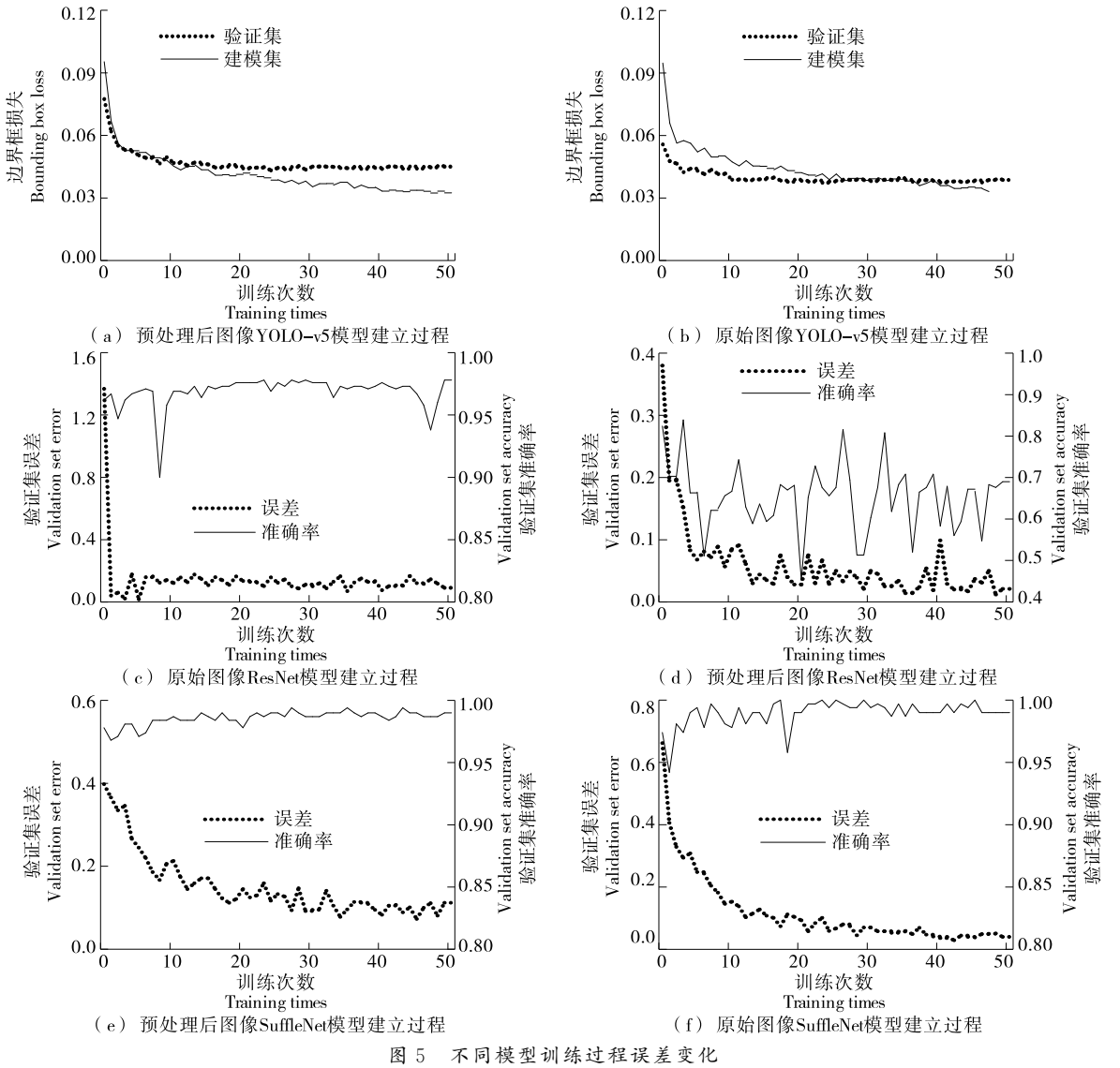
由于图像中的裂纹为连续的线形或网状信号，而非边界明确的单个信号，因此仅以边界框损失评价 YOLO-v5 模型训练效果。如图 5 所示，3 种卷积神经网络模型训练时收敛速度均较快，ResNet、YOLO-v5 和 SuffleNet 分别在 5，10，30 次训练后，其对验证集识别误差达到稳定状态，过渡训练容易造成过拟合。但训练用于原始裂纹鸡蛋识别的 ResNet 模型时，验证集准确率波动较大，ResNet 模型不适用于原始裂纹鸡蛋图像的识别。

2.2　YOLO-v5 模型对鸡蛋图像中裂纹区域识别准确率

如表 1 所示，YOLO-v5 模型对预处理后的图像和原始图像中裂纹区域的识别准确率都能达到 0.95 左右。YOLO-v5 模型能够有效识别鸡蛋图像中的裂纹区域，并进行定位，但部分较小的裂纹未被识别出来。这是由于鸡蛋图像中裂纹错综复杂且形态多变，无固定的人工标定依据，导致部分细小裂纹在训练时被忽略。而且裂纹区域识别准确度是机器对裂纹区域标定结果与人工标定结果的对比。由于难以形成统一的标定标准，同一条裂纹机器标定区域与人工标定区域会存在少部分的偏差，造成裂纹区域识别准确度下降，但这并不影响后续的判别结果。

2.3　3 种模型对经预处理后裂纹鸡蛋图像识别准确率

YOLO-v5、ResNet 和 SuffleNet 模型对经过预处理后的裂纹鸡蛋图像识别效果如表 2 所示。其中，SuffleNet 模型识别准确率达 99% 以上，YOLO-v5 和 ResNet 模型对验证集的识别准确率分别为 98.8% 和 97.8%。而潘磊庆等[3]的方法识别准确率为 92.9%，Priyadumkol 等[6]的方法识别准确率为 94%，可以看出，这 3 种卷积神经网络模型与传统基于边缘检测和阈值分割的图像处理方法相比具有更高的识别准确率，且对完



(a) 预处理后图像YOLO-v5模型建立过程　(b) 原始图像YOLO-v5模型建立过程

(c) 原始图像ResNet模型建立过程　(d) 预处理后图像ResNet模型建立过程

(e) 预处理后图像SuffleNet模型建立过程　(f) 原始图像SuffleNet模型建立过程

图 5　不同模型训练过程误差变化

Figure 5　Error changes during training of different models

表 1　YOLO-v5 模型对图像中裂纹区域识别准确度

Table 1　Accuracy of YOLO-v5 model in identifying crack regions in images

数据集	图像区域	预处理后图像		原始图像	
		裂纹区域	正常区域	裂纹区域	正常区域
建模集	裂纹区域	0.94	0.06	0.95	0.05
	正常区域	0.03	0.97	0.04	0.96
验证集	裂纹区域	0.93	0.07	0.94	0.06
	正常区域	0.06	0.94	0.05	0.95

好鸡蛋图像的识别错误率控制强于基于连续波信号的裂纹鸡蛋识别法[8]。此外,Nasiri 等[10]使用 VGG 模型识别准确率为 96.55%,Botta 等[12]使用 LeNet-5 模型识别准确率为 95.38%,Wong 等[15]使用 AlexNet 模型识别准确率为 91.8%,可见相对于 VGG、LeNet-5、AlexNet 等前期经典卷积网络模型,YOLO-v5、ResNet 和 SuffleNet 模型在裂纹鸡蛋图像识别中也展示出了更强的识别能力。

YOLO-v5 能够实现对裂纹等细节目标位置的识别,但并不是准确率最高的识别模型。此外,YOLO-v5 的建模工作量比 ResNet 和 SuffleNet 大很多,且人工标记的失误会影响模型的检测准确度。虽然 SuffleNet 无需标记裂纹位置,但依然可以在较少的训练次数中找出不同类别的图像特征差异,这得益于其较高的图像输入分辨率和较小的卷积核尺寸。因此,相对于 YOLO-v5 模型,SuffleNet 模型更适合于裂纹鸡蛋图像的识别。

2.4　3 种模型对未经预处理裂纹鸡蛋图像识别准确率

YOLO-v5、ResNet 和 SuffleNet 模型对未经预处理的原始裂纹鸡蛋图像识别准确率如表 3 所示。YOLO-v5

表 2　经预处理后的裂纹鸡蛋图像识别结果

Table 2　Recognition accuracy of preprocessed crack egg image

数据集	图像区域	YOLO-v5			ResNet			SuffleNet		
		裂纹鸡蛋	完好鸡蛋	准确率/%	裂纹鸡蛋	完好鸡蛋	准确率/%	裂纹鸡蛋	完好鸡蛋	准确率/%
建模集	裂纹鸡蛋	283	1	98.5	274	10	97.3	327	4	99.0
	完好鸡蛋	6	340		7	339		2	401	
验证集	裂纹鸡蛋	186	3	98.8	181	4	97.8	141	1	99.4
	完好鸡蛋	2	228		5	226		1	172	

表 3　未经预处理裂纹鸡蛋图像识别结果

Table 3　Recognition accuracy of non-preprocessed crack egg image

数据集	图像区域	YOLO-v5			ResNet			SuffleNet		
		裂纹鸡蛋	完好鸡蛋	准确率/%	裂纹鸡蛋	完好鸡蛋	准确率/%	裂纹鸡蛋	完好鸡蛋	准确率/%
建模集	裂纹鸡蛋	282	2	98.5	248	36	90.5	327	3	99.3
	完好鸡蛋	5	341		24	322		2	401	
验证集	裂纹鸡蛋	186	3	98.6	144	45	81.6	142	0	100.0
	完好鸡蛋	3	228		32	198		0	173	

和 SuffleNet 模型对未经预处理的裂纹鸡蛋图像的识别准确率与经预处理后的图像相比变化不大，而 ResNet 模型对未经预处理的裂纹鸡蛋识别准确率较低，说明 ResNet 模型较容易受到冗余图像信息的干扰。从图 5 也可以看出，使用未经预处理的鸡蛋图像建模时，ResNet 模型无法收敛。而 SuffleNet 模型对未经预处理的裂纹鸡蛋图像识别准确率接近 100%，是理想的鸡蛋裂纹图像检测模型。

实际生产过程中，鸡蛋在生产线上高速运动。采集鸡蛋图像时不可避免会拍摄到输送鸡蛋的输送辊和链条。使用图像处理方法能够有效去除这些冗余信息，但会增加设备的运算量，而使用 SuffleNet 模型能够实现鸡蛋图像采集后立即识别，节约了算力和时间，有利于检测速度的提升。

3　结论

研究建立了用于裂纹鸡蛋图像识别的 YOLO-v5、ResNet 和 SuffleNet 模型，其中，SuffleNet 模型对经过和未经过预处理的裂纹鸡蛋图像均能够准确识别，准确率达 99%，超过了传统机器学习方法和前期的卷积神经网络模型。从识别准确率来看，能够实现图像目标定位的 YOLO-v5 模型并不是裂纹鸡蛋检测的最佳模型，用于图像整体识别的卷积神经网络也能够有效分辨鸡蛋图像中的裂纹信号。此外，ResNet 模型易受冗余图像信息干扰，难以适应未经预处理的鸡蛋图像。因此，这 3 种模型中最适合裂纹鸡蛋图像识别的模型为 SuffleNet 模型，该模型能够准确识别裂纹鸡蛋图像且不需要图像预处理过程，可节约算力和时间提升检测速度。但试验所用的裂纹鸡蛋样本为人工制得，对实际生产中出现的裂纹鸡蛋是否适用，特别是裂纹位于鸡蛋两个尖端情况的检测方法有待于进一步研究讨论。

参考文献

[1] LIN H, XU P T, SUN L, et al. Identification of eggshell crack using multiple vibration sensors and correlative information analysis[J]. Journal of Food Process Engineering, 2018, 41(8): 12894.

[2] 秦炎炎, 王树才, 李赛飞. 基于声波信号递归图的鸡蛋裂纹检测[J]. 华中农业大学学报, 2019, 38(2): 102-108.
QIN Y Y, WANG S C, LI S F. Detection method of eggshell crack based on acoustic signal of recurrence plot[J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2019, 38(2): 102-108.

[3] 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 L Q, TU K, SU Z P, et al. Crack detection in eggs using computer vision and BP neural network[J]. Journal of Agricultural Engineering, 2007, 23(5): 154-158.

[4] BAO G J, JIA M M, XUN Y, et al. Cracked egg recognition based on machine vision[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 158: 159-166.

[5] 吴剑杰. LOG 和 Fisher 算法的壳类食品表面裂纹检测方法[J]. 食品工业, 2020, 41(10): 325-328.
WU J J. Surface crack detection of shell food based on log and Fisher algorithm[J]. Food Industry, 2020, 41(10): 325-328.

[6] PRIYADUMKOL J, KITTICHAIKARN C, THAINIMIT S. Crack detection on unwashed eggs using image processing[J]. Journal of Food Engineering, 2017, 209: 76-82.

（下转第 63 页）

[12] 沈昱. 糖类化合物 HPLC 分析方法建立的研究[J]. 轻工科技, 2013, 29(9): 20-22.
SHEN Y. Study on the establishment of HPLC analysis method for carbohydrate compounds [J]. Light Industry Science and Technology, 2013, 29(9): 20-22.

[13] 郭守军, 杨永利, 佘建保, 等. 高效液相色谱法分析猪屎豆种子胶多糖中的单糖组成[J]. 广西植物, 2010, 30(3): 422-425.
GUO S J, YANG Y L, SHE J B, et al. Determination of carbohydrates in seed gun of crotalaria mucronate by HPLC[J]. Guihaia, 2010, 30(3): 422-425.

[14] 张兰, 程珊影, 李夏兰, 等. 高效液相色谱测定麦糟水解液中单糖和有机酸[J]. 华侨大学学报(自然科学版), 2010, 31(2): 187-191.
ZHANG L, CHENG S Y, LI X L, et al. Analysis of monosaccharides and organic acids in the liquors of acid hydrolysis on brewery's spent grain by HPLC[J]. Journal of Huaqiao University (Natural Science), 2010, 31(2): 187-191.

[15] BRKLJACA J, BODROŽA-SOLAROV M, KRULJ J, et al. Quantification of inulin content in selected accessions of Jerusalem artichoke (*Helianthus tuberosus* L.) [J]. Helia, 2014, 37(60): 105-112.

[16] 漆亚乔, 彭名军, 黄秋婷, 等. 4 种蛋白质沉淀剂测定乳粉中非蛋白氮含量的效果[J]. 食品安全质量检测学报, 2020, 11(16): 5 736-5 741.
QI Y Q, PENG M J, HUANG Q T, et al. Determination of non-protein nitrogen in milk powder by four protein precipitants[J]. Journal of Food Safety & Quality, 2020, 11(16): 5 736-5 741.

[17] 刘孟飞, 王美, 赵昂, 等. 超高效液相色谱—静电场轨道离子阱高分辨质谱法测定设施菜地土壤中有机磷酸二酯类化合物[J]. 色谱, 2023, 41(1): 58-65.
LIU M F, WANG M, ZHAO A, et al. Determination of organic phosphate diesters in facility vegetable soils using ultra-high performance liquid chromatography-electrostatic field orbital orbitrap high resolution mass spectrometry[J]. Chinese Journal of Chromatography, 2023, 41(1): 58-65.

[18] 魏超田, 高倩妮. 高效液相色谱法测定蜂蜜中诺氟沙星残留[J]. 食品安全导刊, 2022(25): 120-125.
WEI C T, GAO Q N. Determination of norfloxacin residue in honey by HPLC[J]. China Food Safety Magazine, 2022(25): 120-125.

[19] 李润植, 田茂章, 张虹, 等. 超高效液相色谱—蒸发光散射法测定石油采出液中十八烷基羟基磺基甜菜碱[J]. 分析试验室, 2022, 41(5): 583-587.
LI R Z, TIAN M Z, ZHANG H, et al. Determination of octadecyl hydroxy sulfobetaine in petroleum extraction liquid by UPLC-evaporative light scattering detector[J]. Chinese Journal of Analysis Laboratory, 2022, 41(5): 583-587.

[20] 姚媛媛, 段正康, 曾航日, 等. 正相液相色谱保留时间漂移的影响因素和解决办法研究[J]. 应用化工, 2016, 45(6): 1 184-1 186, 1 190.
YAO Y Y, DUAN Z K, ZENG H R, et al. The influence factors and solutions research for retention time drift in the normal phase liquid chromatograph[J]. Applied Chemical Industry, 2016, 45(6): 1 184-1 186, 1 190.

(上接第 22 页)

[7] YOON S C, LAWRENCE K C, JONES D R, et al. Improved modified pressure imaging and software for egg micro-crack detection and egg quality grading[J]. Applied Engineering in Agriculture, 2012, 28(2): 283-293.

[8] SUN K, ZHANG W, PAN L Q, et al. Recognition of a cracked hen egg image using a sequenced wave signal extraction and identification algorithm[J]. Food Analytical Methods, 2018, 11(4): 1 223-1 233.

[9] 陈羽立, 孙付春, 郭兴华, 等. 基于 EfficientNet 的鸡蛋裂纹检测研究[J]. 成都大学学报(自然科学版), 2020, 39(4): 385-389.
CHEN Y L, SUN F C, GUO X H, et al. Research on egg crack detection based on EfficientNet[J]. Journal of Chengdu University (Natural Science Edition), 2020, 39(4): 385-389.

[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: 110036.

[11] TURKOGLU M. Defective egg detection based on deep features and bidirectional long-short-term-memory[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 185: 106152.

[12] BOTTA B, GATTAM S S R, DATTA A K. Eggshell crack detection using deep convolutional neural networks[J]. Journal of Food Engineering, 2022, 315: 110798.

[13] 赵祚喜, 罗阳帆, 黄杏彪, 等. 基于机器视觉和 YOLOv4 的破损鸡蛋在线检测研究[J]. 现代农业装备, 2022, 43(1): 8-16.
ZHAO Z X, LUO Y F, HUANG X B, et al. Research on on-line detection of damaged eggs based on machine vision and YOLOv4[J]. Modern Agricultural Equipment, 2022, 43(1): 8-16.

[14] TANG W Q, HU J C, WANG Q H. High-throughput online visual detection method of cracked preserved eggs based on deep learning[J]. Applied Sciences-Basel, 2022, 12(3): 952.

[15] WONG H C, NG E Y, CHENG L H, et al. Classification of inhomogeneous eggshell-mottling patterns using a pretrained convolutional neural network[J]. Journal of Electronic Imaging, 2020, 29(1): 013013.

[16] 姚学峰, 李超. 改进的 YOLOv5 蛋类缺陷自动检测模型[J]. 食品与机械, 2022, 38(11): 155-159, 183.
YAO X F, LI C. An improved automatic detection model for egg defection based on YOLOv5[J]. Food & Machinery, 2022, 38(11): 155-159, 183.

[17] 孙柯. 基于计算机视觉的禽蛋裂纹识别技术研究与应用[D]. 南京: 南京农业大学, 2018.
SUN K. Study and application of the recognition technology for cracked egg based on computer vision[D]. Nanjing: Nanjing Agricultural University, 2018.