DOI: 10.12398/j.issn.2096-7217.2025.04.002

基于改进YOLOv7的核桃仁分级研究与试验

于英杰，吴坤澍，冉朋鑫，李加念*

（昆明理工大学现代农业工程学院，云南昆明，650500）

摘要：中国核桃仁分级大多依靠机械和人工，经济成本高、效率低、精度差，严重影响核桃仁产品的标准化和经济价值。为实现核桃仁分级的自动化与智能化，本研究提出基于深度学习的核桃仁智能分级方法。利用图像采集装置采集纯白、淡绿与传送带3种不同颜色背景下的6个等级的核桃仁图像，使用Python的OpenCV库对图像进行数据增强扩充数据集，建立VOC格式数据集12 246张，其中训练集、测试集与验证集的比例设置为8∶1∶1。为选取更适合完成核桃仁分级的模型，分别基于目标检测网络YOLOv5和YOLOv7构建核桃仁分级模型，采用加载预训练权重的方式训练模型，得到YOLOv5和YOLOv7模型核桃仁分级的平均准确率分别为87.83%和91.16%。在验证过程中YOLOv7预测到了错误的对象，引入两种注意力机制ECANet与CBAM对YOLOv7进行改进，改进后的两种模型的训练效果均有所提升，其中YOLOv7+CBAM模型效果更好，平均准确率为94.5%、*F*1评分为90.2%。改进后的YOLOv7核桃仁分类平均准确率和*F*1评分比YOLOv7高出3.34%和5.9%，并且推理时间比YOLOv7仅增加2 ms。为验证模型的可行性，搭建识别系统平台进行核桃仁等级识别分类测试，设置6种等级的核桃仁各20个，共120个核桃仁为一组，共4组试验。得到YOLOv7+CBAM模型的核桃仁平均识别正确率为91.63%。改进后的YOLOv7+CBAM模型可以实现对核桃仁外观品质的良好分级。本研究可为核桃仁智能化分级提供参考。

关键词：核桃仁分级；YOLOv7；目标检测；注意力机制；机器视觉；深度学习

中图分类号：S126 **文献标识码：**A **文章编号：**2096-7217（2025）04-0017-07

于英杰，吴坤澍，冉朋鑫，李加念. 基于改进YOLOv7的核桃仁分级研究与试验[J]. 智能化农业装备学报(中英文)，2025，6(4)：17－23

YU Yingjie，WU Kunshu，RAN Pengxin，LI Jianian. Research and experiment on walnut kernel grading based on improved YOLOv7 [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization，2025，6(4)：17－23

0 引言

中国核桃产量位居全球第一[1]。不同等级的核桃仁其经济价值有很大差异。目前中国核桃仁分级主要依靠人工和机器[2]，存在生产效率低、分类准确率差、人工成本高等问题，严重影响我国核桃商品价值和产业化发展。因此，研究快速准确的核桃仁分级方法具有重要意义。

在核桃仁品质检测与分级的研究方面，周军等[3-5]利用机器视觉技术，提取核桃仁图像颜色和完整度特征，通过机器学习算法实现核桃仁的分级。马文强等[6]结合高光谱与图像信息，采用DT算法建立了基于完整度和表皮色泽的核桃仁外观等级分类模型，分类准确率最高达到98.6%。颜旭等[7]基于图像处理与SVM多特征融合方法对核桃仁进行分级，正确率达到94%。传统机器学习方法通常需要人为选定特征并提取，过程烦琐且准确率不高，光谱技术受环境变化影响大，鲁棒性不强[8-9]。

近年来，深度学习技术发展迅速，其具有强大的自动提取特征并不断优化的能力，广泛应用于农产品质量检测和分类分级等方面[10-13]。王培福等[14]对传统卷积神经网络LeNet-5进行改进，通过目标检测对板栗进行分类，改进后的模型准确度达到99.34%。张雷[15]等提出改进YOLOv3-Tiny模型的轻量化莲蓬质量分级算法，试验结果平均精度均值96.80%，准确率93.10%，可满足不同光照条件下莲蓬果实质量分级。马睿等[16]提出基于卷积神经网络与迁移学习相结合的玉米种子籽粒图像分类识别方法，最高测试准确率为92.78%。苏宝峰等[17]将SE注意力模块引入残差网络ResNet-50，通过迁移学习对不同生长时期葡萄的嫩

收稿日期：2024-12-12 修回日期：2025-01-16

基金项目：云南省“兴滇英才支持计划”青年人才项目(KKRD202223052)

第一作者：于英杰，女，1980年生，吉林舒兰人，博士，副教授；研究方向为高原特色农业技术与装备研究。E-mail：646677093@qq.com

*通信作者：李加念，男，1983年生，湖南道县人，博士，教授；研究方向为农业智能化检测与控制。E-mail：ljn825@163.com

梢、幼叶及成熟叶片特征进行识别,实现复杂田间背景下葡萄品种分类鉴别。

本研究基于目标检测网络YOLOv5、YOLOv7分别构建核桃仁分级模型,评估模型对核桃仁颜色和尺寸特征识别的性能,引入注意力机制对模型进行改进,通过输送带核桃仁等级分类试验对分类方法进行验证,以期为核桃仁智能化分级提供技术参考。

1 材料与方法

1.1 材料与设备

选用云南的老树核桃作为试验材料,经过去壳处理后,根据核桃仁的分级标准进行分级[18]。样本各等级特征及数量如表1所示。选用MV-CA050-12GC型工业相机,分辨率为2 592像素×2 048像素,该相机兼容GigE Vision V1.2协议和GenICam标准,可以通过软件开发包进行二次开发。摄像头为MVL-MF0828M-8MP,焦距为8 mm。采用分体式LED环形灯源,色温为6 000~6 500 K。拍摄时位置固定,镜头与拍摄目标的距离为320 mm,拍摄范围为120 mm×120 mm。

表1 核桃仁各级别特征与数量

Table 1 Characteristics and quantities of walnut kernel at different levels

等级		特征	数量
一等	一级	半仁,淡黄色	200
	二级	半仁,琥珀色	200
二等	一级	四分仁,淡黄色	400
	二级	四分仁,琥珀色	400
三等	一级	碎仁,淡黄色	400
	二级	碎仁及米仁,淡黄色及琥珀色	400

1.2 图像采集

为了使数据集更加丰富,适应性更强,分别采集3种不同颜色背景下的核桃仁图像,采用颜色对比度与琥珀色核桃仁较高的纯白背景和颜色对比度与淡黄色核桃仁最高的淡绿色背景下,分辨率为2 736像素×3 648像素的各等级核桃仁图像;采用实际应用的传送带背景下,分辨率为2 592像素×2 048像素的各等级核桃仁图像,如图1所示。为更好地保留核桃仁的特征,对图像进行调整,统一分辨率为292像素×292像素。

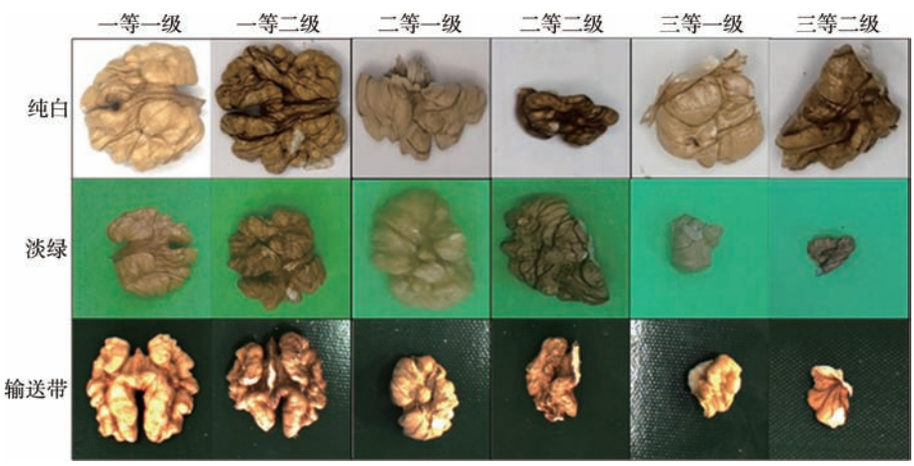


图1 不同背景下各等级核桃仁的图像

Figure 1 Images of walnut kernels at different levels in different backgrounds

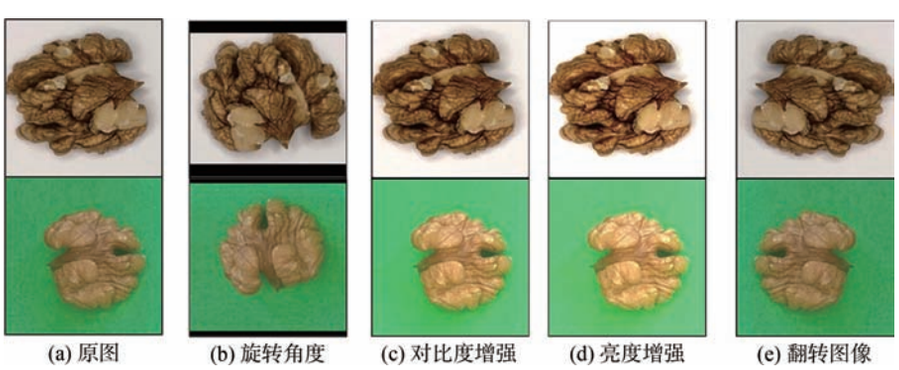


图2 数据增强示例图

Figure 2 Sample images of data augmentation

核桃去壳过程中很难控制核桃仁的完整度，导致原始数据集存在样本差异，为提高数据集的数量和质量，增强网络的泛化能力，使用 Python 的 OpenCV 库对原始图像进行数据增强和扩充。如图 2 所示为对图像进行旋转、对比度增强、亮度增强、翻转处理后的增强图示例。

1.3　数据集构建

为方便数据标记与训练，各等级核桃仁以英文字母代称，分别为一等一级 aa、一等二级 ab、二等一级 ba、二等二级 bb、三等一级 ca、三等二级 cb。制作目标检测 VOC 格式数据集，通过 labelimg 进行图像标注，通过矩形框选定目标核桃仁，输入对应的类别名称，自动生成 XML 文件。经过扩充后最终得到 VOC 格式数据集 12 246 张。将数据按照 8∶1∶1 的比例划分训练集、验证集和测试集，如表 2 所示。

表 2　用于训练 YOLO 网络模型的样本量

Tab. 2　Sample size for training YOLO network models

等级	数量	训练集	验证集	测试集
aa	1 919	1 537	191	191
ab	2 216	1 774	221	221
ba	2 010	1 608	201	201
bb	1 992	1 594	199	199
ca	2 163	1 731	216	216
cb	1 946	1 558	194	194

1.4　模型构建

近几年，基于 YOLO 的物体检测模型取得了重大进展，它通过使用从深度卷积神经网络中学习的特征，及时识别视频或图像中的特定对象。YOLO 模型能提供准确的结果、运行速度快且计算负担相对较低，在农业领域得到了广泛的应用[19-23]。

YOLOv5 由 Backbone、FPN 和 YOLOHead 3 部分组成。Backbone 是 YOLOv5 的主干，用于特征提取。FPN 结构利用特征金字塔增强特征提取，提取了 3 个特征层，分别位于 Backbone 的中间层、中下层和底层。使用特征金字塔可以将不同尺寸的特征图进行融合，提取出更好的特征。YOLOHead 负责将特征输入进行预测。YOLOv5 使用 SiLU 作为激活函数替代了之前使用的 ReLU。SiLU 具有平滑、非单调等优势，在深度模型上的效果比 ReLU 更好[24]。

首先对输入的图片进行预处理，Backbone 对预处理后的图像进行特征提取等操作。Backbone 是由 CBS、MP、ELAN 等进行特征提取。CBS 是由一个 BN 层、一个 Conv 层和 SilU 卷积函数构成。ELAN 主要是控制梯度路径，使网络能学习更多的特征。MP 模块有两个分支，作用是下采样。Head 层有 3 个检测头分别是 y1、y2、y3，将特征图输入不同的检测头中，检测不同大小的目标。SPPCSPC 的作用是增大感受野，通过最大池化层来获得不同的感受野。ECANet 是一种基于通道注意力机制的神经网络算[25]，ECANet 通过引入通道注意力机制计算每个通道的权重，使得模型能够更好地利用输入数据中的信息。ECANet 在卷积层之后添加一个通道注意力模块，该模块能够自适应地调整每个通道的权重，从而提高模型的性能，减少噪声干扰，从而提高目标检测的准确性。

CBAM 是一种强大的注意力机制模块[26]，CBAM 包含两个模块：通道注意力模块和空间注意力模块。通道注意力模块包括全局平均池化和全局最大池化层，用于学习每个通道的重要性。空间注意力模块包括一个卷积层和一个 sigmoid 函数，用于学习每个像素点的重要性。利用注意力机制 ECANet 和 CBAM 对 YOLOv7 进行改进。如图 3 所示，分别将 ECANet 模块和 CBAM 模块加入到 YOLOv7 的 Backbone 主干部分，在进行特征融合之前对特征进行一次 ECANet 和 CBAM 操作，增强模型抗干扰能力与目标特征的提取能力，从而提高网络整体性能。在训练过程中，使用反向传播算法更新 ECANet 模块和 CBAM 模块中的参数。

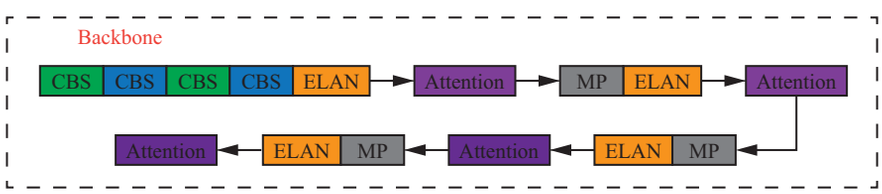


图 3　改进 YOLOv7 结构

Figure 3　Improved YOLOv7 structure

2　结果与分析

2.1　试验环境与数据集设置

试验硬件环境：Intel®Core™ i7-12700K 处理器，NVIDIA GeForce RTX 3090 24 GB 显卡；软件环境：PyTorch1.7.1，Python3.7，Cuda11.0。设定总迭代次数为 300，在前 150 个迭代次数中，把特征提取出冻结，学习率设置为 0.001，步长设置为 8。在前 150 个迭代

次数训练完毕后,把特征提取层解冻,训练整个网络,学习率设置为0.000 1,步长设置为4。

2.2 基于YOLO的核桃仁分级模型

本研究基于YOLOv5和YOLOv7两种目标检测网络构建分级模型并训练核桃仁各级别图像,以平均准确率作为评价指标比较和讨论不同模型的性能表现。在此基础上,加入ECANet与CBAM改进网络,以期提高模型的准确性和鲁棒性。

2.2.1 基于YOLOv5与YOLOv7的核桃仁分级模型训练与分析

网络训练采用加载预训练权重的方式,先利用VOC2007数据集进行预训练,获得权重参数后,加载预训练权重,之后对采集并标记好的核桃仁图像数据集进行训练。图4和图5分别为模型训练后YOLOv5与YOLOv7对于各个等级的核桃仁图像分类的平均准确率结果。可以看出,YOLOv5和YOLOv7的平均准确率*mAP*值分别为87.83%与91.16%,YOLOv5的核桃仁图像GPU推理时间在36 ms左右,YOLOv7为28 ms左右,说明YOLOv7在核桃仁图像分级任务上的完成效果更好。

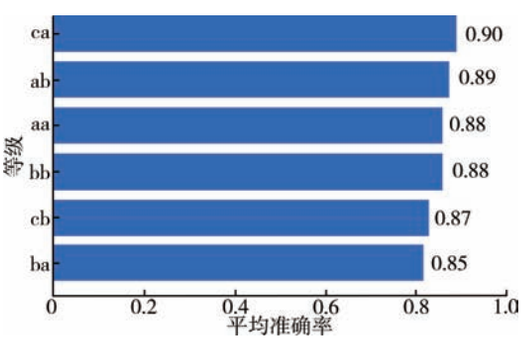


图4 YOLOv5的*mAP*计算结果

Figure 4 Results of *mAP* for YOLOv5

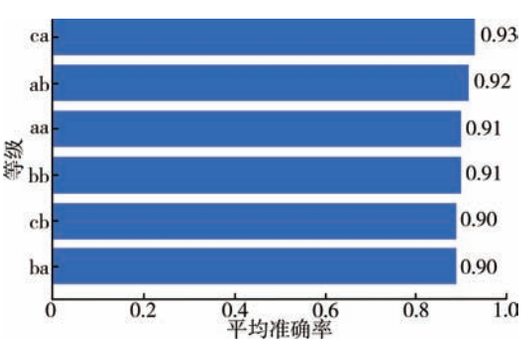


图5 YOLOv7的*mAP*计算结果

Figure 5 Results of *mAP* for YOLOv7

在经过验证集验证时发现YOLOv7提取了一些冗余特征,输出了一些无效结果。如图6所示,图6(a)误将核桃仁残渣识别,图6(b)错误地将核桃仁断裂面重复识别。需进一步改进目标检测算法,以提高算法的性能和实用性。

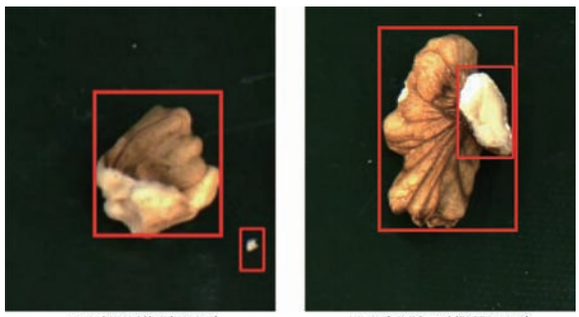


图6 YOLOv7检测错误示例图

Figure 6 Example of YOLOv7 detection error

2.2.2 基于YOLOv7+CBAM的核桃仁分级模型

使用YOLOv7+CBAM对训练集进行训练,得到损失函数图7。损失函数用于描述模型预测值与真实值之间的差异,损失函数值越小,预测值与真实值的差值越小。YOLOv7+CBAM的损失函数包括训练损失和验证损失。从图8中可以看出,训练损失和验证损失都收敛到一个较低的值,这证明改进的YOLOv7具有良好的收敛能力和较高的模型鲁棒性。

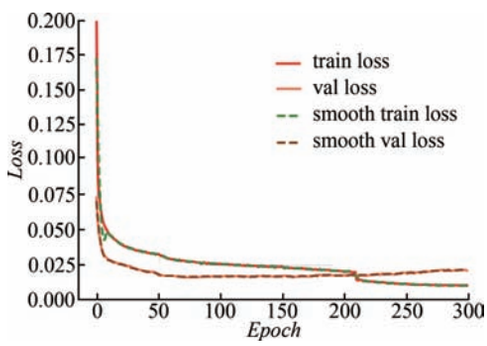


图7 YOLOv7+CBAM损失曲线图

Figure 7 YOLOv7+CBAM loss curve

2.2.3 不同注意力机制检测结果的比较

为验证添加CBAM注意力机制的有效性,将无注意力机制与添加ECANet注意力机制的YOLOv7进行比较。对比结果如表3所示。

表3 不同模型性能指标对比

Table 3 Comparison of performance indicators of different models

模型	*mAP*/%	*F*1/%	速度/s
YOLOv7	91.16	84.3	28
YOLOv7+ECANet	93.33	89.3	32
YOLOv7+CBAM	94.45	90.2	30

YOLOv7+ECANet和YOLOv7+CBAM的平均准确率分别为93.33%与94.5%,改进模型训练平均准确率均比无注意力机制的YOLOv7有所提高,其中

YOLOv7＋CBAM 效果更好，比 YOLOv7 高出 3.34%。虽然 YOLOv7＋CBAM 模型在时间上比 YOLOv7 慢 2 s，但由于 *mAP* 和 *F*1 评分更能反映模型的准确性，因此选择 YOLOv7＋CBAM 作为后续研究的基础网络。

3　模型验证

为验证 YOLOv7＋CMBA 目标检测核桃仁分级模型的可靠性，进行核桃仁等级识别分类测试。工业相机 MV-CA050-12GC 兼容了 GenICam 标准，在 Windows 平台上利用代码来控制相机的拍摄与获取图片，图像获取流程如图 8 所示。将视觉模块所获取到的核桃仁图像数据传输到算法模块中进行实时检测与分类。

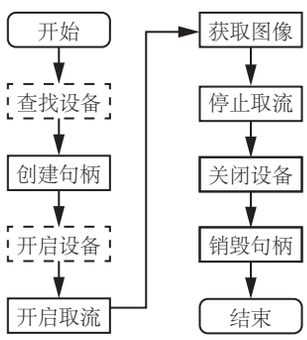


图 8　相机获取图像的流程图

Figure 8　Flow chart of camera acquiring images

为提高实际可行性，采用输送带模拟在线检测的形式。选择与黄色核桃仁对比度高的绿色作为 PVC 传送带颜色，选用摩擦力更大的 ABS 材质。试验中，传送带的行进速度设定为 20 m/min，将核桃仁按照间隔 10 cm 的距离摆放，单粒依次通过工业相机镜头捕捉范围。选取 6 种等级核桃仁各 20 个，共 120 个核桃仁为 1 组进行试验，将每组正确识别到的核桃仁数量除以每组的样本总量得到识别正确率，分别进行 4 组试验取平均值。试验结果如表 4 所示，可知 YOLOv7＋CBAM 的平均识别正确率为 91.63%，说明 YOLOv7＋CBAM 可以较好地对核桃仁进行分类分级。

表 4　分级模型对比试验数据和结果

Table 4　Comparison of experimental data and results with classification models

组号	样本数	分级正确个数	识别正确率/%
1	120	110	91.17
2	120	109	90.83
3	120	110	91.17
4	120	112	93.33

4　结论

1）采集纯白、淡绿与传送带 3 种不同颜色背景下的 6 个等级的核桃仁图像，使用 Python 的 OpenCV 库增强扩充数据集，建立 VOC 格式数据集。基于目标检测网络 YOLOv5 和 YOLOv7 构建核桃仁分级模型，经过训练得到核桃仁分级的平均准确率分别为 87.83% 和 91.16%，引入注意力机制 ECANet 与 CBAM 对 YOLOV7 进行改进，改进后的平均准确率分别为 93.33% 和 94.45%，确定 YOLOv7＋CBAM 模型为核桃仁分级的优选模型。

2）利用 YOLOv7＋CBAM 进行核桃仁等级识别验证试验，得到 YOLOv7＋CBAM 模型的核桃仁平均识别正确率分别为 91.63%，可作为核桃仁图像识别的分级算法。

3）本研究基于深度学习理论提出了一种核桃仁分级方法，可以同时实现核桃仁尺寸和颜色特征等级的分选，为核桃仁智能化分级提供参考。

参　考　文　献

[1] 王磊，曹亚龙，孟海军，等. 国内外核桃品种选育研究进展[J]. 果树学报，2022，39(12)：2406－2417.
WANG Lei，CAO Yalong，MENG Haijun，et al. Research progress in walnut variety breeding at home and abroad [J]. Journal of Fruit Science，2022，39(12)：2406－2417.

[2] 刘明政，李长河，曹成茂，等. 核桃分级破壳取仁及壳仁分离关键技术与装置研究进展[J]. 农业工程学报，2020，36(20)：294－310.
LIU Mingzheng，LI Changhe，CAO Chengmao，et al. Research progress of key technology and device for size-grading shell-breaking and shell-kernel separation of walnut [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering，2020，36(20)：294－310.

[3] 蔡建，周军，史建新，等. 基于机器视觉的核桃仁分级方法[J]. 江苏农业科学，2018，46(5)：158－161.

[4] 周军，郭俊先，张静，等. 基于机器视觉的核桃仁动态分级研究[J]. 新疆农业科学，2018，55(5)：901－911.
ZHOU Jun，GUO Junxian，ZHANG Jing，et al. Study on dynamic grading method of walnut kernel based on machine vision [J]. Xinjiang Agricultural Sciences，2018，55(5)：901－911.

[5] 周军，蔡建，郭俊先，等. 基于机器视觉的核桃仁特征提取与分级方法研究[J]. 江苏农业科学，2018，46(11)：175－179.

[6] 马文强，张漫，李源，等. 基于高光谱成像的核桃仁品质检测与分类方法[J]. 分析化学，2020，48(12)：1737－1746.
MA Wenqiang，ZHANG Man，LI Yuan，et al. Quality

detection and classification method of walnut kernels based on hyperspectral imaging [J]. Chinese Journal of Analytical Chemistry, 2020, 48(12): 1737－1746.

[7] 颜旭, 王应彪, 张兆顺, 等. 基于图像处理与SVM的核桃仁多特征融合分级方法[J]. 农业与技术, 2022, 42(17): 42－45.

[8] 姚仁朋, 孙玉敬, 赵圆, 等. 机器学习在食品工业中的应用[J]. 中国食品学报, 2024, 24(1): 349－363.
YAO Renpeng, SUN Yujing, ZHAO Yuan, et al. Applications of machine learning in the food industry [J]. Journal of Chinese Institute of Food Science and Technology, 2024, 24(1): 349－363.

[9] JANA W, MOLLAZADE K, MALOUNAS I, et al. Application of hyperspectral imaging systems and artificial intelligence for quality assessment of fruit, vegetables and mushrooms: A review [J]. Biosystems Engineering, 2022, 222: 156－176.

[10] 蒋雪松, 计恺豪, 姜洪喆, 等. 深度学习在林果品质无损检测中的研究进展[J]. 农业工程学报, 2024, 40(17): 1－16.
JIANG Xuesong, JI Kaihao, JIANG Hongzhe, et al. Research progress of non-destructive detection of forest fruit quality using deep learning [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2024, 40(17): 1－16.

[11] 何雪妮, 柴烨, 刘锦伟. 基于AlexNet网络的枸杞分级识别模型研究[J]. 兰州职业技术学院学报, 2024, 40(5): 93－96.

[12] DENG L M, LI J, HAN Z Z. Online defect detection and automatic grading of carrots using computer vision combined with deep learning methods [J]. LWT, 2021, 149: 111832.

[13] PERUGACHI-DIAZ Y, TOMCZAK J M, BHULAI S. Deep learning for white cabbage seedling prediction [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 184: 106059.

[14] 王培福, 孙一丹, 鹿子涵, 等. 基于深度学习的板栗分级方法研究[J]. 湖北农业科学, 2022, 61(21): 168－175.
WANG Peifu, SUN Yidan, LU Zihan. Research on the method of Chinese chestnut grading based on deep learning [J]. Hubei Agricultural Sciences, 2022, 61(21): 168－175.

[15] 张雷, 严昊, 贾永镒, 等. 采用改进YOLOv3-Tiny模型的轻量化莲蓬质量分级算法[J]. 农业工程学报, 2024, 40(23): 248－257.
ZHANG Lei, YAN Hao, JIA Yongyi, et al. Lightweight classification of lotus seedpod quality using improved YOLOv3-Tiny model [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2024, 40(23): 248－257.

[16] 马睿, 王佳, 赵威, 等. 基于卷积神经网络与迁移学习的玉米籽粒图像分类识别[J]. 中国粮油学报, 2023, 38(5): 128－134.
MA Rui, WANG Jia, ZHAO Wei, et al. Classification and recognition of corn kernel image based on convolution neural network and transfer learning [J]. Journal of the Chinese Cereals and Oils Association, 2023, 38(5): 128－134.

[17] 苏宝峰, 沈磊, 陈山, 等. 基于注意力机制的葡萄品种多特征分类方法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(11): 226－233, 252.
SU Baofeng, SHEN Lei, CHEN Shan, et al. Multi-features identification of grape cultivars based on attention mechanism [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(11): 226－233, 252.

[18] LY/T 1922－2010, 中华人民共和国林业行业标准[S].

[19] 唐向阳, 张勇, 李江有, 等. 机器视觉关键技术的现状及应用展望[J]. 昆明理工大学学报(自然科学版), 2004(2): 36－39.
TANG Xiangyang, ZHANG Yong, LI Jiangyou, et al. Current status and application prospects of key technologies in machine vision [J]. Journal of Kunming University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2004(2): 36－39.

[20] 汤勃, 孔建益, 伍世虔. 机器视觉表面缺陷检测综述[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(12): 1640－1663.
TANG Bo, KONG Jianyi, WU Shiqian. A review of surface defect detection in machine vision [J]. Journal of Image and Graphics, 2017, 22(12): 1640－1663.

[21] DONG X X, CHENG S D. A machine vision - based, quantitative method of capturing spatiotemporal activity for post-occupancy evaluation research [J]. Science and Technology for the Built Environment, 2023, 29(2): 185－211.

[22] WANG P H, LIU N N, QIAO J Z. Application of machine vision image feature recognition in 3D map construction [J]. Alexandria Engineering Journal, 2023, 64(2): 731－739.

[23] 吴擎, 韦润轩, 周乐, 等. 基于改进YOLOv5s的轻量化鲜茶叶识别方法[J]. 智能化农业装备学报(中英文), 2025, 6(1): 1－14.
WU Qing, WEI Runxuan, ZHOU Le, et al. Lightweight fresh tea leaf recognition method based on improved YOLOv5s [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2025, 6(1): 1－14.

[24] 蔡家一, 刘世伟, 单龙祥, 等. 基于机器视觉与YOLOv5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, et al. Design and experiment of cracked egg sorting robot based on machine vision and YOLOv5 [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2025, 6(1): 41－50.

[25] CUI Z G, WANG N, SU Y Z, et al. ECANet: enhanced context aggregation network for single image dehazing [J]. Signal, Image and Video Processing, 2022, 17(2): 471－479.

[26] CHEN C, WU B, ZHANG H Y. An image recognition technology based on deformable and CBAM convolution Resnet50 [J]. IAENG International Journal of Computer Science, 2023, 50(1): 274－281.

Research and experiment on walnut kernel grading based on improved YOLOv7

YU Yingjie, WU Kunshu, RAN Pengxin, LI Jianian*

(*Faculty of Modern Agricultural Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming* 650500, *China*)

Abstract: In China, walnut kernel grading predominantly relies on mechanical and manual methods, which suffer from high economic costs, low efficiency, and poor accuracy, severely limiting the standardization and economic value of walnut kernel products. To achieve automated and intelligent walnut kernel grading, this study proposes a deep learning-based intelligent grading method. An image acquisition device was utilized to capture walnut kernel images across six grades under three distinct background colors: pure white, light green, and conveyor belt. The Python OpenCV library was employed for data augmentation to expand the dataset, resulting in a VOC format dataset of 12 246 images, with training, testing, and validation sets allocated in an 8∶1∶1 ratio. To select the most suitable model for walnut kernel grading, two models were constructed based on the YOLOv5 and YOLOv7 object detection networks, respectively. Both models were trained using pre-trained weights, achieving average grading accuracies of 87.83% and 91.16% for YOLOv5 and YOLOv7, respectively. During validation, YOLOv7 exhibited mispredictions, prompting the integration of two attention mechanisms, ECANet and CBAM, to refine the model. The improved models demonstrated enhanced performance, with the YOLOv7+CBAM model achieving the highest average accuracy (94.5%) and *F*1-score (90.2%). Compared to the original YOLOv7, the upgraded model increased average accuracy and *F*1-score by 3.34% and 5.9%, respectively, while adding only 2ms to inference time. To validate practical feasibility, a recognition system platform was developed for walnut kernel classification testing. Four experimental groups were designed, each containing 120 walnut kernels (20 per grade). The YOLOv7+CBAM model achieved an average recognition accuracy of 91.63%, demonstrating robust grading capabilities for walnut kernel appearance quality. This study provides a reference for intelligent walnut kernel grading systems.

Keywords: walnut kernel grading; YOLOv7; object detection; attention mechanisms; machine vision; deep learning

Foundation items: Yunnan Revitalization Talent Support Program (KKRD202223052)

First Author: YU Yingjie, E-mail: 646677093@qq.com

* **Correspondence Author:** LI Jianian, E-mail: ljn825@163.com