

基于 YOLOv8n 的猪肉新鲜度图像识别算法

王 炼^{1,2} 柳 军^{1,2} 皮 杰² 王道营³

(1. 江苏大学农业工程学院, 江苏 镇江 212013; 2. 江苏省农业科学院农业设施与装备研究所, 江苏 南京 210014; 3. 江苏省农业科学院农产品加工研究所, 江苏 南京 210014)

摘要: [目的] 基于计算机视觉技术, 实现规模化冷鲜肉产业链中对猪肉新鲜度的准确、快速和无损检测。[方法] 提出了一种基于 YOLOv8n 的猪肉新鲜度图像识别算法。利用多种数据增强方法相结合加强对图像中猪肉特征的提取, 采用迁移学习的试验方法并选择适配的优化器, 改善模型的训练权重, 从而提高最终的识别准确率。以 YOLOv8n 图像识别算法为基础, 通过对算法进行数据增强、改善优化器后, 构成改进方法后的 YOLOv8n-cla 模型。[结果] 迁移学习并改善优化器后的猪肉新鲜度图像识别准确率平均值为 99.4%, 召回率为 83.8%, 图像识别的平均计算精度 (mAP) 为 91.4%, 图像识别帧率为 149 Hz, 体现出了良好的试验效果。模型在通过归一化训练和消融试验后的猪肉新鲜度图像识别准确率为 99.9%, 提高了 0.5%。[结论] 改进方法后的 YOLOv8n-cla 在保证应有的识别速度的同时提升了图像识别精度, 可满足实际生产中猪肉新鲜度实时检测识别的需求。

关键词: 猪肉; 新鲜度; 无损检测; 深度学习; YOLOv8n 网络; 图像识别

Image recognition algorithm for pork freshness based on YOLOv8n

WANG Lian^{1,2} LIU Jun^{1,2} PI Jie² WANG Daoying³

(1. School of Agricultural Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang, Jiangsu 212013, China; 2. Institute of Agricultural Facilities and Equipment, Jiangsu Academy of Agricultural Sciences, Nanjing, Jiangsu 210014, China; 3. Institute of Agro-product Processing, Jiangsu Academy of Agricultural Sciences, Nanjing, Jiangsu 210014, China)

Abstract: [Objective] To realize precise, swift, and non-invasive detection of pork freshness in large-scale cold meat industry chains based on computer vision technology. [Methods] An image recognition algorithm for pork freshness is proposed based on YOLOv8n. Various data augmentation methods are employed to enhance the pork feature extraction from images. The transfer learning experiment method is utilized, an appropriate optimizer is selected, and the training weights of the model are improved for higher accuracy in the final identification. Based on the YOLOv8n image recognition algorithm, the improved YOLOv8n-cla model is developed by data augmentation and optimizer improvement for the algorithm. [Results] After transfer learning and improving the optimizer, the average recognition accuracy, recall rate, and mean average precision (mAP) of pork freshness image recognition achieve 99.4%, 83.8%, and 91.4%, respectively, at an image recognition frame rate of 149 Hz, demonstrating promising experimental outcomes. Following normalization training and ablation testing, the accuracy of pork freshness image recognition increases by 0.5% to reach 99%. [Conclusion] The improved YOLOv8n-cla model improves image recognition accuracy while maintaining requisite speed, meeting demands for pork freshness real-time detection, and recognizing in practical production settings.

Keywords: pork; freshness; non-destructive detection; deep learning; YOLOv8n network; image recognition

作为中国最主要的肉类食品之一, 确保猪肉的新鲜度并准确评估其状态, 对于保护消费者健康及稳定市场秩序显得极为关键^[1]。目前, 评估猪肉新鲜度的主要方法集中于理化检测领域, 包括微生物数量测定、总挥发性碱

基金项目: 国家重点研发计划项目 (编号: 2022YFD2100500)

通信作者: 柳军 (1984—), 男, 江苏省农业科学院副研究员, 硕士。E-mail: liujun@jaas.ac.cn

收稿日期: 2024-08-29 改回日期: 2025-03-21

引用格式: 王炼, 柳军, 皮杰, 等. 基于 YOLOv8n 的猪肉新鲜度图像识别算法[J]. 食品与机械, 2025, 41(5): 98-104.

Citation: WANG Lian, LIU Jun, PI Jie, et al. Image recognition algorithm for pork freshness based on YOLOv8n[J]. Food & Machinery, 2025, 41(5): 98-104.

性氮(TVB-N)水平分析、电导率测试及pH值检测等^[2-4]。这些理化方法的精确可信,但其执行通常涉及样本的破坏,加之操作程序复杂、费时,难以适应快速及现场猪肉新鲜度甄别的需求^[5]。

计算机视觉检测技术凭借其非侵入性、高速度及安全性等优势^[6],能够在肉类生产流水线上实现产品安全且无损伤的即时辨识与检查^[7]。由此,依据从猪肉图像中提取的颜色、形态及表皮纹理等特征来评估猪肉新鲜度的方法,不仅具有实施的可能性,同时也反映出该方法的实用性和有效性^[8-9]。卷积神经网络(CNN)能直接处理图像数据,在图像分类和识别上优于传统技术。通过构建基于图像的多类别分类模型,利用CNN可高效无损地评估猪肉新鲜度。当前的猪肉新鲜度识别主要依赖传统CNN。刘超等^[10]比较了 AlexNet、VGG16、ResNet50 模型以及一种优化的 EfficientNetB2 架构在预测猪肉新鲜度分类上的效能,结果显示, EfficientNetB2 网络在自动识别精度上以 98.62% 的优异成绩超越其他模型。邱洪涛等^[11]选用 ResNet50 模型进行猪肉新鲜度分级评估,经过近 1 000 轮迭代训练数千幅图像后,验证准确率达 96.90%。焦俊等^[12]提出了一种改良的 ResNet50 残差网络方案来辨别黑毛猪肉的新鲜程度,实现了 94.5% 的综合识别准确率。

近年来, CNN 快速发展,其中 YOLOv8n 为一种新模型,在 ImageNet 数据集上表现出低异常值率和高分类精度,且在保持参数数量的同时,其识别速度提高了 7~8 倍。研究拟基于 YOLOv8n 开发一种猪肉新鲜度识别算法,优化识别方法,并通过数据增强等手段提升模型性能,旨在

为猪肉新鲜度的实时、无损、快速、智能化识别提供依据。

1 YOLOv8模型

YOLOv8 为 YOLO 的新版本,由 Ultralytics 公司开发的一种 SOTA (state-of-the-art) 模型。YOLOv8 支持全方位的视觉 AI 任务,包括检测、分割、姿态估计、跟踪和分类^[13-14]。其基本原理是采用一种称为“统一框架”的方法,可以同时处理图像分类、检测和分割问题。该框架采用一种名为“Backbone”的主干网络,可以提取图像中的特征信息。然后,通过不同的头部网络结构,将这些特征信息分配给不同的任务^[15]。

在图像识别分类上, YOLOv8 具有以下优点:① 采用预训练模型,在 ImageNet 数据集上有较高准确率;② 使用 CSP-ResNeXt 作为主干网络,结合 ResNet 和 ResNeXt 的优点,提高特征提取能力;③ 利用 Cross Stage Partial Network 增强特征表达;④ 引入注意力机制,加强目标特征提取;⑤ 输入分辨率为 640 像素×640 像素,但在该试验中调整为 320 像素×320 像素;⑥ 损失函数融合了标签调制、IoU 预测和 Grid Sensitive 损失,提升定位准确性;⑦ 采用高效矩阵运算加速推理。YOLOv8 模型的整体框架图如图 1 所示。YOLOv8n 的网络结构由 Backbone(主干网络)、Neck(颈部网络)和 Head(头部网络)3 部分组成。Backbone 负责从输入图像中提取特征,采用优化后的 CSPDarkNet-53 架构,并引入 C2f 模块替代 YOLOv5 中的 C3 模块,以提高计算效率和特征提取能力。Neck 位于 Backbone 和 Head 之间,负责融合不同尺度的特征图,增

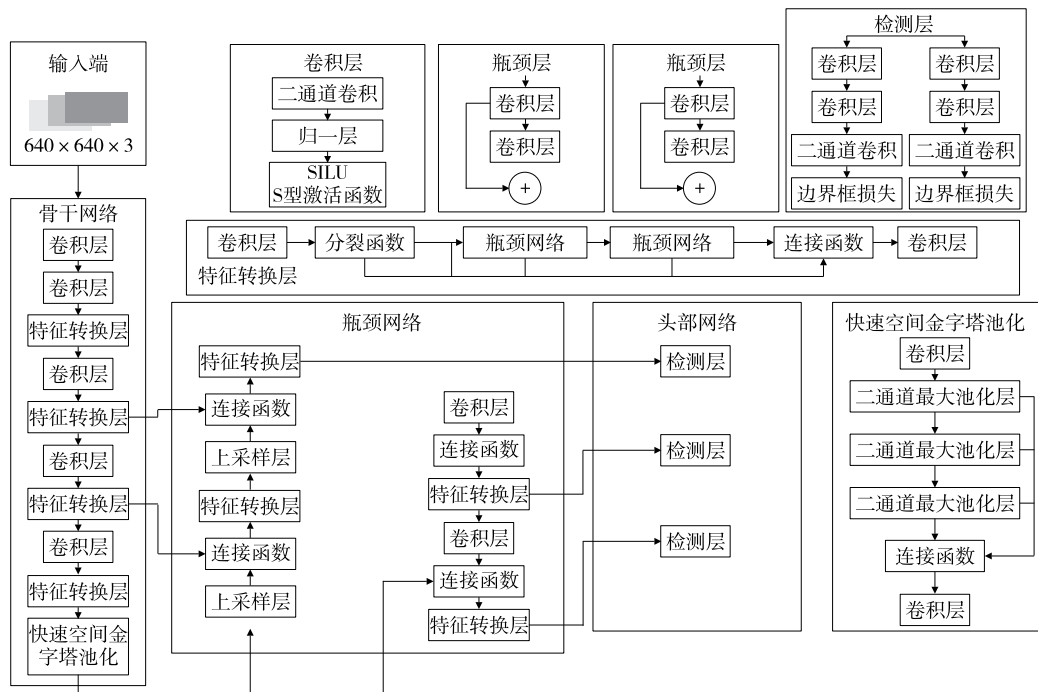


图1 YOLOv8模型结构

Figure 1 Structure of YOLOv8 model

强多尺度检测能力,其采用类似 PANet 的结构,通过自底向上的路径和自顶向下的路径传递信息。Head 将 Neck 输出的特征图转换为最终检测结果。YOLOv8n 使用 Decoupled Head 结构,分离分类和回归任务,帮助提高模型的收敛速度和检测效果。

YOLOv8 版本的分类模型包括 YOLOv8n-cls、YOLOv8s-cls、YOLOv8m-cls、YOLOv8l-cls 和 YOLOv8x-cls 5 个版本,YOLOv8n-cls 为 YOLOv8-cls 系列中最小的模型,其骨干网络采用 Darknet-53(一种“Backbone”骨干网络),经过稀疏、剪枝和 finetune 等步骤后,可以达到较高的平均计算精度 mAP 值,也能达到减少模型大小的效果。研究采取该版本进行图像识别分类试验。

2 数据集构建

2.1 构建猪肉新鲜度数据集

使用 Kaggle 上的猪肉图像数据集^[16],该数据集根据检测总挥发性盐基氮(TVB-N)分为新鲜、次新鲜和腐烂 3 个等级(见图 2)。通过筛选,选取分辨率不低于 640 像素×640 像素且有明显新鲜度特征的约 3 000 张图像作为基础。为保证数据集均衡,选择新鲜、次新鲜和腐烂的猪肉图像共 1 815 张。所有图像被调整至 320 像素×320 像素以优化计算效率。最终构建的数据集命名为“Pork”。

2.2 数据集改进方法

为解决猪肉新鲜度图像样本有限和缺乏预训练的问题,提出基于改进 YOLOv8n 的识别方法^[17],主要包括:使

用多种数据增强方法增加样本多样性;在 ImageNet 上预训练 YOLOv8n 以获得更好的初始权重;通过优化训练策略和推理流程进一步提升识别准确率。

数据增强采用 Mosaic、RandomAffine、Mixup(可选)、Albumentations(可选)、Augment HSV 和水平翻转等方法,并在最后 10 个 epoch 关闭 Mosaic。共训练 50 个 epoch,增强示意图如图 3 所示。在训练数据增强流程中,前 40 次迭代先加载图像和标签,马赛克增强,再进行随机仿射变换、可选择性混合增强,添加一个选择性的数据增强库,随机 HSV 增强,最后进行水平反转增强。后 10 次迭代先加载图像和标签,然后进行信箱数据增强,再进行随机仿射变换,添加一个选择性的数据增强库,随机 HSV 增强,再进行水平反转增强。在测试数据增强流程中,先加载图像和标签,最后进行信箱数据增强。

2.3 模型迁移学习

ImageNet 是一个大型标注图像数据库^[18],包含大量肉类图像,每张图像使用 WordNet synsets 标注。将 YOLOv8n 模型在 320 像素×320 像素的 ImageNet 数据集上训练 50 次,获得适合的预训练权重,该权重模型非常适合用于猪肉新鲜度识别。

2.4 模型训练策略

YOLOv8n 模型的训练总 epoch 数从 30 提升至 50,会增加训练时间,但也能大大提高训练精度。以 YOLOv8n 为例,其训练策略见表 1。



图 2 猪肉新鲜度数据集示例

Figure 2 Examples of pork freshness dataset

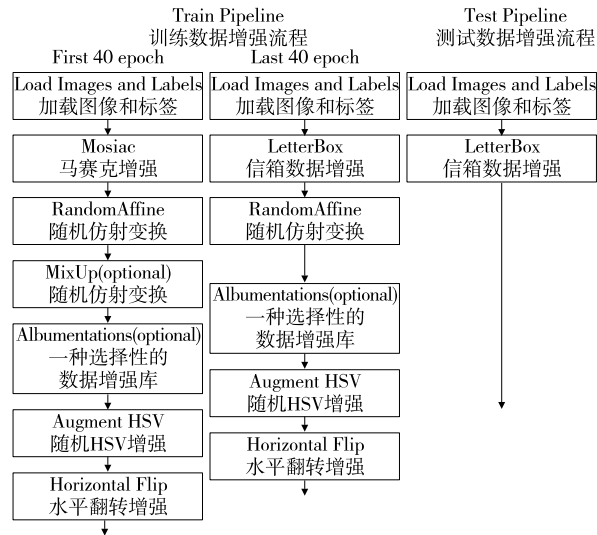


图3 训练和测试数据增强流程

Figure 3 Process of training and testing data augmentation

表1 YOLOv8n模型训练策略

Table 1 YOLOv8n model training strategy

配置	YOLOv8n p5 参数
优化器	SGD
学习初始率	0.01
权重初试损失率	0.000 5
优化器冲量	0.937
批次大小	128
学习率调整策略	linear
训练轮数	50
预热迭代	Max(1 000, 3*iter_per_epochs)
输入图像像素大小	320×320
指数移动平均衰减	0.999 9

2.5 模型推理过程

YOLOv8n的推理及后处理步骤为:①边界框转换,将Head输出通过Softmax函数转换为四维边界框格式;②特征图调整,合并不同尺度下的预测,调整类别预测为 $(b, 8\ 400, 80)$,边界框预测为 $(b, 8\ 400, 4)$;③恢复图像尺寸,应用Sigmoid激活函数,解码边界框为原始图像坐标;④阈值筛选,使用score_thr阈值筛选,并限制预NMS阶段候选框数量;⑤尺度还原与NMS,将候选框映射回原始尺寸,执行NMS以消除重叠框,确保输出检测框总数不超过max_per_img限制。

3 试验方法

3.1 试验环境与参数设置

使用PyCharm2023.2.2开发环境和Pytorch深度学习框架,操作系统为Windows11家庭中文版,处理器为13th Gen Intel(R) Core(TM) i9-13900HX 2.20 GHz,服务器搭

建NVIDIA GeForce RTX 4060 Laptop GPU,单片GPU内存为8 GB。

3.2 评价指标

采用平均识别计算精度mAP对模型进行评价^[19],按式(1)计算mAP值。

$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^C AP_i}{C}, \quad (1)$$

式中:

C ——总类别数目,取3;

AP_i ——第 i 类的AP值。

试验取50次迭代中验证集平均识别计算精度最高的模型作为最佳权重模型,并将其应用于预测集中进行算法验证。

3.3 结果与分析

3.3.1 不同网络模型对比试验 为了评估YOLOv8n在猪肉新鲜度识别上的优越性,与AlexNet、ResNet18、GoogleNet、DenseNet进行性能比较,所有试验均使用Pytorch框架^[20]。

为提高精度和减少训练时间,YOLOv8n模型先在ImageNet上预训练。AlexNet、ResNet18、DenseNet121使用Adam优化器,GoogleNet和YOLOv8n使用SGD优化器。Adam的学习率设为0.001^[21],SGD的学习率设为0.01^[22]。所有图像经ToTensor函数预处理。模型输入大小、优化器参数和学习率见表2和表3。

由表4可知,AlexNet和GoogleNet模型训练时间短但准确率较低;ResNet18训练时间较长但识别精度提高;

表2 深度学习模型的默认输入图像大小

Table 2 Default input image size of deep learning models

模型	输入大小	模型	输入大小
AlexNet	224×224	DenseNet121	224×224
ResNet18	224×224	YOLOv8n	224×224
GoogleNet	224×224		

表3 深度学习模型优化器和学习率参数

Table 3 Optimizers and learning rate parameters of deep learning models

模型	优化器参数	学习率
AlexNet	Adam($\beta_1=0.9, \beta_2=0.999$, 学习率衰减=0.0)	0.001
ResNet18	Adam($\beta_1=0.9, \beta_2=0.999$, 学习率衰减=0.0)	0.001
GoogleNet	SGD(计算梯度一阶矩 momentum 项=0.0, 学习率衰减=0.01)	0.01
DenseNet121	Adam(计算梯度一阶矩 momentum 项=0.0, 学习率衰减=0.001)	0.01
YOLOv8n	SGD(计算梯度一阶矩 momentum 项=0.0, 学习率衰减=0.01)	0.01

表 4 不同模型运行的数据结果
Table 4 Data results of different models

模型	输入图 片大小	批次 大小	训练集				验证集平均 精度/%	训练时 间/ms
			平均识别精度/%	平均灵敏度/%	平均特异性/%	平均精度/%		
AlexNet	224×224	16	90.10	93.61	93.93	99.80	84.25	242.90
ResNet18	224×224	16	97.69	97.62	97.92	99.92	87.38	803.90
GoogleNet	224×224	16	96.17	98.83	98.84	99.97	87.45	390.00
DenseNet	224×224	16	97.54	97.36	97.75	97.76	97.56	87.00
YOLOv8n	224×224	16	99.40	99.94	99.92	99.99	99.99	24.45

DenseNet121 模型的平均识别精度有所提升;YOLOv8n 模型的平均识别精度高达 99.99%,且仅需 24.45 min 即可完成 50 次迭代训练,展现出最佳的综合性能。

为全面评估模型的学习与泛化能力,在确定模型架构及初始权重后,系统性地追踪并记录了各模型在猪肉新鲜度训练数据集上的损失函数值与分类准确率,结果如图 4 和图 5 所示。

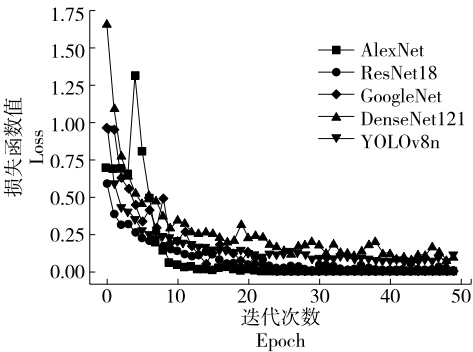


图 4 模型的损失函数值迭代曲线

Figure 4 Loss function value iteration curves of models

由图 4、图 5 可知,训练初期,AlexNet、GoogleNet 和 DenseNet121 模型的识别精度较低且损失下降缓慢。相比之下,ResNet18 和 YOLOv8n 模型的初始准确率较高且损失下降较快。YOLOv8n 模型在第 4 个周期后训练精度趋于稳定,第 10 个周期后性能接近最优。尽管其他模型初始准确率较低,但 20 个周期后也达到最大值,说明预训练显著提升了模型性能。综上,YOLOv8n 模型表现最佳,不仅识别精确度最高,且训练时间最短。通过验证集测试(见表 5),进一步证实了 YOLOv8n 模型的有效性。

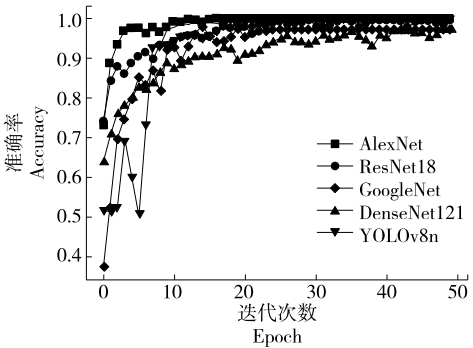


图 5 模型的准确率迭代曲线

Figure 5 Accuracy iteration curves of models

为探索 YOLOv8n 模型优化器的效果,分别使用 SGD、RMSProp、Adam 和 RAdam 4 种优化器,并利用测试集和验证集进行性能测试,结果见表 6。

由表 6 可知,YOLOv8n 模型使用 SGD 优化器表现最佳。改用 RMSProp 和 RAdam 后性能下降,即使 Adam 在 ImageNet 数据集上准确率高达 99.7%,但在猪肉新鲜度识别上表现不如 SGD。因此,SGD 优化器是提升该任务性能的优选策略,具有实际应用价值。

3.3.2 消融试验 为验证各改进方法的有效性,以原始数据集与原始模型 YOLOv8n 为基础数据集和基线模型,以精确度、召回率、mAP@0.5、mAP@0.5~0.95、浮点计算数、帧率、参数量、模型大小为评价指标,通过多个改进模块的不同组合方式进行消融试验,结果见表 7。

由表 7 可知,进行增强数据集而不迁移学习时,模型参数减少,平均识别精确度提升,可能是数据增强减少了普通卷积的参数数量。仅进行迁移学习而不增强数据集时,模型参数减少,平均识别精确度提升,是因为迁移学习优化了训练权重。同时增强数据集并进行迁移学习,

表 5 YOLOv8n 对每个类的验证集的分类性能

Table 5 YOLOv8n classification performance of validation sets for each class

等级	真正例/张	真反例/张	假正例/张	假反例/张	准确率/%	灵敏度/%	特异性/%	精准率/%
新鲜肉	675	50	0	0	100.0	100.0	100.0	100.0
次新鲜肉	630	42	4	2	99.2	99.5	97.9	99.9
腐烂肉	510	49	2	3	99.6	99.8	95.9	99.7

表6 不同优化器的YOLOv8n模型性能

Table 6 Performance of YOLOv8n models using different optimizers

优化器	图片大小	批次大小	训练集准确率/%	验证集准确率/%	测试集准确率/%
SGD	224×224	128	99.22	96.38	99.66
RMSProp	224×224	128	98.89	95.58	95.81
Adam	224×224	128	86.87	85.65	85.36
Radam	224×224	128	99.32	92.35	96.39

既能减少参数量又能优化训练权重,使模型达到最佳识别状态和最高平均识别精确度。

3.3.3 模型混淆矩阵对比 由图6可知,基于YOLOv8n

的猪肉新鲜度识别算法在归一化前分类精度较低;归一化后,各类别的精度均提升,表明归一化对于此模型处理新鲜度分类至关重要^[23]。

3.3.4 算法验证 根据消融试验结果,选用改进方法后的YOLOv8n算法以及猪肉新鲜度图像识别结果进行可视化对比,并随机在百度图片中选择不同新鲜度的猪肉图像进行识别,识别结果如图7所示。由图7可知,改进后的YOLOv8n算法对新鲜、次新鲜、腐败3个新鲜度等级的猪肉识别准确率接近100%。

4 结论

利用YOLOv8n神经网络模型进行猪肉新鲜度识别展现出优越的性能,其中YOLOv8n结合SGD优化器的配置尤为突出。该配置实现了极高的识别准确率

表7 消融试验

Table 7 Ablation experiment

训练数据增强	迁移学习	精确度/%	召回率/%	平均识别精度/%	平均识别精度/%	帧率/Hz	浮点计算数	参数量	模型大小/MB
—	—	87.3	85.7	89.5	64.8	121	8.1	3.0	6.2
✓	—	89.0	86.8	90.2	64.7	114	6.5	2.5	6.2
—	✓	90.0	78.9	87.4	66.1	145	7.0	2.6	6.2
✓	✓	99.9	83.3	91.4	74.7	149	7.0	2.6	6.2

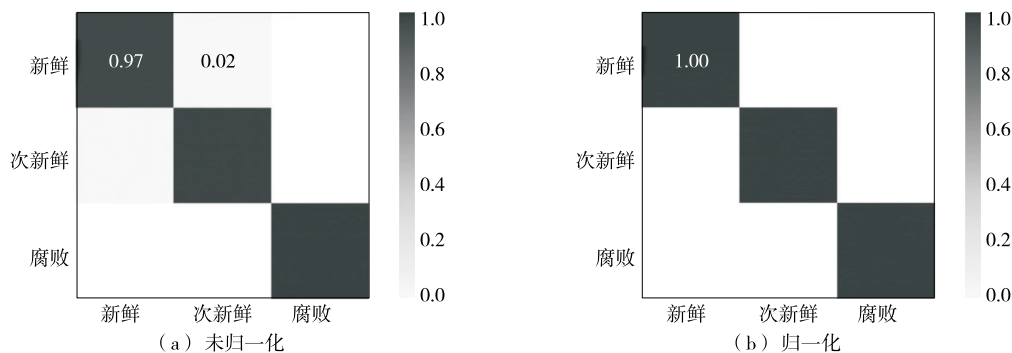


图6 YOLOv8n未归一化以及归一化混淆矩阵

Figure 6 Unnormalized and normalized confusion matrix of YOLOv8n



图7 新鲜、次新鲜以及腐败猪肉识别结果

Figure 7 Recognition results of fresh, sub-fresh, and spoiled pork

(99.99%),同时缩短了训练周期至 24.45 min,综合考量其效率与精确度,被证实为猪肉新鲜度识别任务中的最优解法。后续需进一步考虑边缘设备的计算资源限制,同时模型的训练时间较长,可能会影响模型的轻量化部署。

参考文献

- [1] 林亚青, 房子舒. 猪肉新鲜度检测方法综述[J]. 肉类研究, 2011, 25(5): 62-65.
LIN Y Q, FANG Z S. A review on detection methods for pork freshness[J]. Meat Research, 2011, 25(5): 62-65.
- [2] KUCHA C T, NGADI M O. Rapid assessment of pork freshness using miniaturized NIR spectroscopy[J]. Journal of Food Measurement and Characterization, 2020, 14(2): 1 105-1 115.
- [3] 张应龙, 王立东, 战伟伟, 等. 肉品新鲜度快速检测技术研究进展[J]. 肉类研究, 2011, 25(8): 42-46.
ZHANG Y L, WANG L D, ZHAN W W, et al. Research progress in rapid detection methods for meat freshness[J]. Meat Research, 2011, 25(8): 42-46.
- [4] 张雷蕾, 李永玉, 彭彦昆, 等. 基于高光谱成像技术的猪肉新鲜度评价[J]. 农业工程学报, 2012, 28(7): 254-259.
ZHANG L L, LI Y Y, PENG Y K, et al. Determination of pork freshness attributes by hyperspectral imaging technique[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2012, 28(7): 254-259.
- [5] 齐亮, 赵婕, 赵茂程. 冷鲜猪肉的新鲜度无损检测技术现状及 THz 检测技术展望[J]. 食品与机械, 2016, 32(9): 219-224.
QI L, ZHAO J, ZHAO M C. Status of nondestructive detection methods on chilled pork freshness and prospect of THz spectrum inspection technique[J]. Food & Machinery, 2016, 32(9): 219-224.
- [6] CHMIEL M, SŁOWIŃSKI M, DASIEWICZ K, et al. Use of computer vision system (CVS) for detection of PSE pork meat obtained from m. semimembranosus[J]. LWT-Food Science and Technology, 2016, 65: 532-536.
- [7] GUMUS B, BALABAN M, UNLUSAYIN M. Machine vision applications to aquatic foods: a review[J]. Turkish Journal of Fisheries & Aquatic Sciences, 2011, 11(1): 167-176.
- [8] JACKMAN P, SUN D W, ALLEN P. Recent advances in the use of computer vision technology in the quality assessment of fresh meats[J]. Trends in Food Science & Technology, 2011, 22(4): 185-197.
- [9] CHMIEL M, SŁOWIŃSKI M, DASIEWICZ K. Lightness of the color measured by computer image analysis as a factor for assessing the quality of pork meat[J]. Meat Science, 2011, 88(3): 566-570.
- [10] 刘超, 张家瑜, 戚超, 等. 基于 EfficientNet 网络模型的猪肉新鲜度智能识别方法[J]. 食品科学, 2023, 44(24): 369-376.
LIU C, ZHANG J Y, QI C, et al. An intelligent method for pork freshness identification based on EfficientNet model[J]. Food Science, 2023, 44(24): 369-376.
- [11] 邱洪涛, 孙裴, 侯金波, 等. 基于 Caffe 的猪肉新鲜度分级的设计与实现[J]. 江苏农业学报, 2019, 35(2): 461-468.
QIU H T, SUN P, HOU J B, et al. Design and implementation of pork freshness grading based on Caffe[J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2019, 35(2): 461-468.
- [12] 焦俊, 王文周, 侯金波, 等. 基于改进残差网络的黑毛猪肉新鲜度识别方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(8): 364-371.
JIAO J, WANG W Z, HOU J B, et al. Freshness identification of iberico pork based on improved residual network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(8): 364-371.
- [13] KAZAMA E H, TEDESCO D, DOS SANTOS CARREIRA V, et al. Monitoring coffee fruit maturity using an enhanced convolutional neural network under different image acquisition settings[J]. Scientia Horticulturae, 2024, 328: 112957.
- [14] ZHANG D P, SHAO Y H, MEI Y Y, et al. Using YOLO-based pedestrian detection for monitoring UAV[C]// Tenth International Conference on Graphics and Image Processing (ICGIP 2018). Chengdu: SPIE, 2019: 1 141-1 145.
- [15] CHEN J C, JI C, ZHANG J, et al. A method for multi-target segmentation of bud-stage apple trees based on improved YOLOv8[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 220: 108876.
- [16] QUARANTA L, CALEFATO F, LANUBILE F. KGTorrent: a dataset of Python jupyter notebooks from kaggle[C]// 2021 IEEE/ACM 18th International Conference on Mining Software Repositories (MSR). Madrid: IEEE, 2021: 550-554.
- [17] NILASHI M, IBRAHIM O, DALVI M, et al. Accuracy improvement for diabetes disease classification: a case on a public medical dataset[J]. Fuzzy Information and Engineering, 2017, 9(3): 345-357.
- [18] DENG J, DONG W, SOCHER R, et al. ImageNet: a large-scale hierarchical image database[C]// 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami: IEEE, 2009: 248-255.
- [19] HUGHES G. On the mean accuracy of statistical pattern recognizers[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1968, 14(1): 55-63.
- [20] PASZKE A, GROSS S, MASSA F, et al. PyTorch: an imperative style, high-performance deep learning library[J/OL]. Advances in Neural Information Processing Systems. (2019-12-03) [2024-09-22]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1912.01703>.
- [21] SHAHRIARI B, SWERSKY K, WANG Z Y, et al. Taking the human out of the loop: a review of Bayesian optimization[J]. Proceedings of the IEEE, 2016, 104(1): 148-175.
- [22] TIAN Y J, ZHANG Y Q, ZHANG H B. Recent advances in stochastic gradient descent in deep learning[J]. Mathematics, 2023, 11(3): 682.
- [23] HEYDARIAN M, DOYLE T E, SAMAVI R. MLCM: multi-label confusion matrix[J]. IEEE Access, 2022, 10: 19 083-19 095.