

基于 YOLO v11 模型的猪里脊肉新鲜度无损检测

邓忠惠¹ 谢 微^{2,3}

(1. 贺州学院人工智能学院, 广西 贺州 542899; 2. 贺州学院食品与生物工程学院, 广西 贺州 542899;
3. 广西康养食品科学与技术重点实验室, 广西 贺州 542899)

摘要:[目的]开发一种基于计算机视觉技术的猪里脊肉新鲜度智能识别方法,通过构建分类检测模型实现冷鲜肉产业链中猪肉新鲜度的准确、快速和无损检测。[方法]提出一种基于 YOLO v11 实例分类检测模型,测定挥发性盐基氮(TVB-N)含量和 pH 值,将肉样划分为“新鲜”“次新鲜”“腐败”三级,构建包含 4 680 张高分辨图像数据集(1 247 张原始图像经旋转、翻转、剪切、亮度调节、模糊等增强操作生成),按 6:2:2 划分为训练集、验证集和测试集。采用迁移学习策略,在 PyTorch 框架下加载预训练权重初始化 YOLO v11 模型,使用 SGD 优化器(学习率 0.01)进行训练,并与 DenseNet161、EfficientNet_b2、MobileNet_v2、ResNet50、ShuffleNet_v2_x1、ViT_base_patch16_224 6 种主流模型进行对比。[结果]YOLO v11 模型取得优异的性能,整体分类精确率达 1.000,显著优于最优对比模型 ViT_base_patch16_224,且在 F_1 分数与准确率指标上均显著优于其他模型。[结论]试验成功将 YOLO v11 模型应用于猪里脊肉新鲜度无损检测领域,建立的实例分类检测方法具有高精确率识别性能,实现腐败肉的 1.000 检出率,保障食品安全底线;12 ms 级推理速度适配产线流水作业可以做到实时无损检测;同时还具备强泛化能力,可以均衡识别多级新鲜度,各类识别精确率>98%。

关键词:猪里脊肉;新鲜度;分类无损检测;YOLO v11;TVB-N;pH 值

Non-destructive detection of pork loin freshness based on the YOLO v11 model

Deng Zhonghui¹ Xie Wei^{2,3}

(1. School of Artificial Intelligence, Hezhou University, Hezhou, Guangxi 542899, China; 2. School of Food and Biological Engineering, Hezhou University, Hezhou, Guangxi 542899, China; 3. Guangxi Key Laboratory of Health Care Food Science and Technology, Hezhou University, Hezhou, Guangxi 542899, China)

Abstract: [Objective] To develop an intelligent method for non-destructive recognition of pork loin freshness based on computer vision technology, which is to be achieved by establishing a classification model for accurate, fast, and non-destructive detection of pork freshness in the cold chain industry. [Methods] A classification detection model is proposed based on the YOLO v11 architecture. First, total volatile basic nitrogen (TVB-N) content and pH values are measured before the meat samples are divided into three categories: "fresh", "less fresh", and "spoiled". A dataset of 4 680 high-resolution images is constructed (generated from 1 247 original images enhanced through operations such as rotation, flipping, cropping, brightness adjustment, and blurring). Then, the dataset is divided into training, validation, and test sets in a 6:2:2 ratio. Utilizing a transfer learning strategy, the YOLO v11 model with pre-trained weights is initialized in the PyTorch framework and trained using the SGD optimizer (learning rate of 0.01). Finally, the model established is compared with six mainstream models: DenseNet161, EfficientNet_b2, MobileNet_v2, ResNet50, ShuffleNet_v2_x1, and ViT_base_patch16_224. [Results] The YOLO v11

基金项目:贺州学院学科交叉与合作研究项目(编号:XKJC202402);贺州学院教授科研启动基金立项项目(编号:2025JSQD06);贺州学院校级科研项目(编号:2023ZDPY01)

通信作者:谢微(1984—),女,贺州学院正高级实验师,硕士。E-mail: 249201676@qq.com

收稿日期:2025-07-23 **改回日期:**2026-02-09

引用格式:邓忠惠,谢微. 基于 YOLO v11 模型的猪里脊肉新鲜度无损检测[J]. 食品与机械, 2026, 42(7): 98-105.

Citation: Deng Zhonghui, Xie Wei. Non-destructive detection of pork loin freshness based on the YOLO v11 model[J]. Food & Machinery, 2026, 42(7): 98-105.

model achieves excellent performance, with an overall classification precision of 1.000, significantly outperforming the best baseline model, ViT_base_patch16_224. Additionally, the proposed model demonstrates significant advantages over other models in both F_1 score and accuracy metrics. **[Conclusion]** In this study, the YOLO v11 model is successfully applied to the non-destructive detection of pork loin freshness. With high-precision generalization capabilities, the proposed instance classification method achieves a detection rate of 1.000 for spoiled meat and ensures food safety. With an inference speed of 12 ms, this model is suitable for real-time non-destructive detection in production lines. Additionally, exhibiting a strong generalization ability, the model can evenly recognize multiple levels of freshness, with classification accuracy greater than 98% for each category.

Keywords: pork loin; freshness; non-destructive classification detection; YOLO v11; total volatile basic nitrogen (TVB-N); pH value

猪肉因其独特的风味和营养受到广泛青睐,保存和加工方式不同,猪肉的质量也有所不同^[1]。新鲜度是肉类食品安全的核心指标,直接关系到消费者健康^[2]。目前,猪肉新鲜度评估主要依赖挥发性盐基氮(TVB-N)含量、pH值等理化指标^[3]。然而,传统检测方法(如凯氏定氮法)通常操作复杂、耗时较长、需要专业设备和有毒试剂,且具有破坏性^[4],难以满足现代食品供应链对实时性、在线化、无损化和环保性的要求。微生物检测方法也存在周期长(>48 h)、成本高、依赖人工操作等缺点^[5]。

不同部位的猪肉脂肪含量、肌纤维结构和结缔组织分布存在显著差异,导致其腐败动力学与感官变化规律各不相同。猪里脊肉具有低脂肪、高蛋白、组织结构均一的典型特征,其腐败过程主要由微生物对蛋白质的分解作用主导,进程相对稳定且规律。这一特征使TVB-N成为衡量其新鲜度的灵敏可靠指标,同时为实例分类模型提供了一种更清晰、更具一致性的视觉特征(如色泽、纹理变化)。

近年来,计算机视觉技术结合深度学习在食品品质无损检测领域展现出巨大潜力。在肉类和其他物体分类检测方面,相关研究多集中于基于图像分类的方法,代表性模型如ResNet^[6-7]、DenseNet^[8]、EfficientNet^[9]、MobileNet^[10]、Vision Transformer (ViT)^[11]、Alexnet^[12]等。然而,对于更精细化的评估,需要探索能够定位图像中与新鲜度密切相关的特定区域(如肌肉纹理、脂肪氧化变色区域、渗出液区域),并提供该区域新鲜度判定的检测模型,以获取更丰富和鲁棒的信息。

YOLO (You Only Look Once)系列因其速度快、精度高而被广泛应用于交通监控、工业检测、医疗影像分析等领域^[13]。其最新迭代版本YOLO v11通过轻量化设计、引入注意力机制、优化特征融合网络和无锚检测等关键技术,进一步提升了检测效率和精度^[14],其多规格模型(nano至x-large)适用于从嵌入式设备到服务器的多元部署场景。除传统目标检测外,还支持姿态估计、实例分割任务和实例分类。尽管YOLO系列在果蔬病害检测、医疗影像^[15]等领域应用已相对成熟,但在肉类新鲜度无损检测的应用研究仍处于探索阶段。当前YOLO用于肉类

新鲜度检测研究主要存在应用范式单一、缺乏区域级精细化分析能力。现有研究大多采用整图分类范式(如基于ResNet、VGG、MobileNetV4等模型)将整张肉品图像视为单一输入单元,仅输出整块肉的整体新鲜度标签。这种范式严重忽略了肉品腐败过程的局部性和不均匀性特征。腐败变质往往始于特定区域,表现为局部变色、黏液分泌或肌理结构破坏等微观变化。整图分类无法满足对肉品进行精细化评估的需求,既不能定位和识别图像中与新鲜度直接相关的关键局部区域,也无法提供这些局部区域的新鲜度判定信息。对于需要局部信息支撑的肉品分级、品质溯源、精准剔除劣质部位等实际应用场景,现有方法提供的信息量严重不足,且鲁棒性有限。

试验拟提出一种基于YOLO v11实例分类检测模型的猪里脊肉新鲜度无损检测方法。系统评估YOLO v11、ViT_base_patch16_224、ShuffleNet_v2_x1、ResNet50、EfficientNet_b2、MobileNet_v2、DenseNet161 7种深度学习模型在猪里脊肉新鲜度分类任务中的综合性能,通过损失收敛特性、训练集及验证集准确率等指标,科学遴选最优模型;优化设计并训练YOLO v11模型,实现图像中关键区域的新鲜度等级定位与识别;通过混淆矩阵及类别专项评估(精确率、召回率、 F_1 分数)验证模型在3类新鲜度上的识别性能,并将YOLO v11的实例分类检测范式应用于猪里脊肉新鲜度无损检测领域,以期为肉类新鲜度智能化、实时化、无损化检测提供一种新的、信息量更丰富的解决方案。

1 材料与方法

1.1 猪里脊肉样品与分级标准

1.1.1 样品制备 选取瘦肉率高、脂肪含量低、肉质鲜嫩且纤维分布均匀的新鲜猪里脊肉,0.5 h内运送至实验室,运输全程控制运输温度 $\leq 4^{\circ}\text{C}$,将肉样分割成 $10\text{ cm}\times 7\text{ cm}\times 1\text{ cm}$ ($\pm 0.2\text{ cm}$)、质量 65 g ($\pm 2\text{ g}$)的块状样本。

1.1.2 贮藏条件 所有样品密封于PP5(聚丙烯)保鲜盒,分别于 4°C 贮藏1,2,3,4,5,6,7,8,9,10 d。

1.1.3 新鲜度分级标准

(1) TVB-N含量测定:按GB 5009.228—2016执行。TVB-N $\leq 15\text{ mg}/100\text{ g}$ 为新鲜肉, $15\text{ mg}/100\text{ g}<\text{TVB-N}\leq$

20 mg/100 g 为次新鲜肉,TVB-N>20 mg/100 g 为腐败肉^[16-18]。

(2) pH 值测定:按 GB 5009.237—2016 执行。pH 5.8~6.2 为新鲜肉,pH 6.3~6.6 为次新鲜肉,pH>6.7 为腐败肉。

(3) 原始图像采集标准:分辨率为 4 096 像素×3 072 像素,含明确新鲜度视觉特征(如色泽、纹理等)。4℃冷藏 1~3 d 为新鲜;4~6 d 为次新鲜;7~10 d 为腐败肉。

(4) 最终分级标准:样品同时满足 TVB-N 和 pH 值在同一等级区间,则判定为该等级;若两者分属不同等级,则以 TVB-N 为准。

1.2 数据集构建

1.2.1 数据集特征

(1) 采集标准:在标准光照箱环境下,使用手机进行拍摄,分辨率为 4 096 像素×3 072 像素,确保清晰捕捉色泽、纹理、渗出区域等关键视觉特征。

(2) 原始图像:共获得 1 247 张有效原始图像。

(3) 原始图像分类:新鲜度等级(新鲜:fresh;次新鲜:less fresh;腐败:unfresh)。

1.2.2 数据增强

(1) 数据集增强方法:随机水平/垂直翻转、随机旋转(−45°~+45°)、随机平移(宽度/高度偏移±15%)、随机缩放(0.8~1.2 倍)、随机剪切(±15°)、随机亮度调整(−25%~+25%)、随机模糊(高斯模糊核大小 3×3)。

(2) 增强后数据集:最终构建包含 4 680 张图像,其中新鲜级 1 560 张,次新鲜级 1 560 张,腐败级 1 560 张。

1.2.3 数据预处理与划分

(1) 预处理:将所有图像统一缩放至 YOLO v11 模型输入尺寸 640 像素×640 像素,进行归一化处理。

(2) 数据集划分:随机将增强后数据集划分为训练集(60%,共 3 120 张图像)、验证集(20%,共 780 张图像)和测试集(20%,共 780 张图像)。

1.3 YOLO v11 模型与试验设计

1.3.1 YOLO v11 模型架构 YOLO v11 模型延续了 YOLO 系列的 3 部分架构:Backbone(骨干网络)、Neck(颈部网络)和 Head(检测头)。其核心优势在于精度提升的同时降低了计算复杂度、优化了运行速度,并具备云平台和边缘设备等多场景部署适应性。图 1 为基于 YOLO v11 的猪里脊肉检测方法实现流程,将数据集划分为训练集、验证集和测试集,使用训练集在 YOLO v11 中进行训练,每训练完一轮,使用验证集验证模型的损失率和准确率。训练完后,使用测试集对模型进行性能评估,评估指标包括准确率、精确率、召回率和 F₁ 分数等。

1.3.2 网络试验环境 YOLO v11 网络模型基于 Pytorch 深度学习框架,使用 GPU 进行加速运算,具体试验环境见表 1。

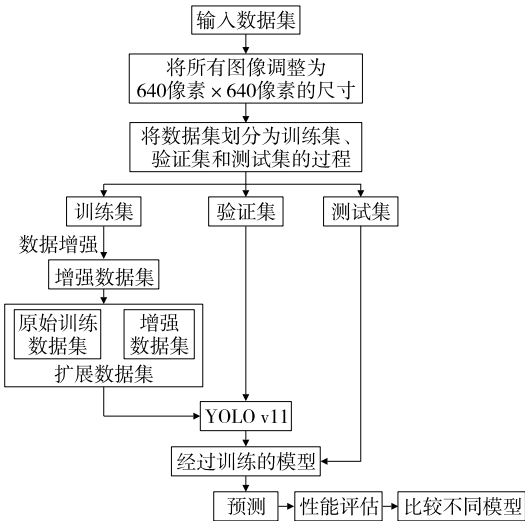


图 1 基于 YOLO v11 的猪里脊肉检测方法流程

Figure 1 Pork loin detection method based on YOLOv11

表 1 试验运行环境

Table 1 Experimental environment configuration

类别	条目	版本
硬件	GPU	GeForce RTX 3080
	CPU	Intel(R) Xeon(R) Platinum 8 核
	内存	32 G
软件	操作系统	Window 10
	Python 版本	3.9
	深度学习框架	Pytorch
	CUDA 版本	12.1

1.3.3 对比模型 为充分评估 YOLO v11 网络对猪里脊肉新鲜度识别的优越性,选取 DenseNet161、EfficientNet_B2、MobileNet_V2、ResNet50、ShuffleNetV2_X1、ViT_Base_Patch16_224 6 种深度学习模型进行性能比较,各试验均采用 Pytorch 开源框架。

1.3.4 模型训练配置 所有模型均在 COCO 数据集上进行预训练和权重初始化。YOLO v11 采用 SGD 优化器,动量为 0.937,权重衰减为 0.000 5,学习率为 0.01,批量大小为 32,训练周期为 100 轮。

1.3.5 评估指标计算 分别按式(1)~式(4)计算模型的准确率(Accuracy)、精确率(Precision)、召回率(Recall)、F₁ 分数(F₁ Score)、宏平均(Macro Average)、加权平均(Weighted Average)。

$$A_{accuracy} = \frac{T_p + T_n}{T_p + T_n + F_p + F_n}, \tag{1}$$

$$P_{recision} = \frac{T_p}{T_p + F_p}, \tag{2}$$

$$R_{\text{recall}} = \frac{T_p}{T_p + F_N}, \quad (3)$$

$$F_1 = 2 \times \frac{P_{\text{recision}} \times R_{\text{recall}}}{P_{\text{recision}} + R_{\text{recall}}}, \quad (4)$$

式中:

A_{accuracy} ——准确率;

P_{recision} ——精确率;

R_{recall} ——召回率;

F_1 —— F_1 分数;

$A_{M, \text{verage}}$ ——宏平均;

$A_{W, \text{verage}}$ ——加权平均;

T_p ——实际为正类且被正确预测为正类的样本数;

T_N ——实际为负类且被正确预测为负类的样本数;

F_p ——实际为负类但被错误预测为正类的样本数;

F_N ——实际为正类但被错误预测为负类的样本数。

1.4 数据分析

使用 TensorBoard 记录模型训练过程数据,使用框架自带评估工具计算最终性能指标。使用 Matplotlib、Excel 和 Origin 2021 软件进行数据整理与图表绘制。

2 结果与分析

2.1 网络模型对比试验

为提高精度和减少训练时间,YOLO v11 模型先在 ImageNet 上进行预训练。DenseNet161、EfficientNet_b2、MobileNet_v2、ResNet50、ShuffleNet_v2_x1、ViT_base_patch16_224、YOLO v11 均使用 SGD 优化器,模型输入图像大小为 640 像素×640 像素,学习率为 0.01。

2.2 模型性能对比规律

2.2.1 各种模型准确率对比 由图 2 可知,YOLO v11 模型性能最优,其准确率为 0.994。其他模型准确率排序从高到低为 ViT_base_patch16_224、ResNet50、ShuffleNet_v2_x1、MobileNet_v2、EfficientNet_b2 和

DenseNet161。ViT_base_patch16_224 模型性能位居第二,其准确率为 0.977。DenseNet161 表现较差,准确率为 0.900。因此,YOLO v11 在猪里脊肉分类的准确率上显著优于其他模型。

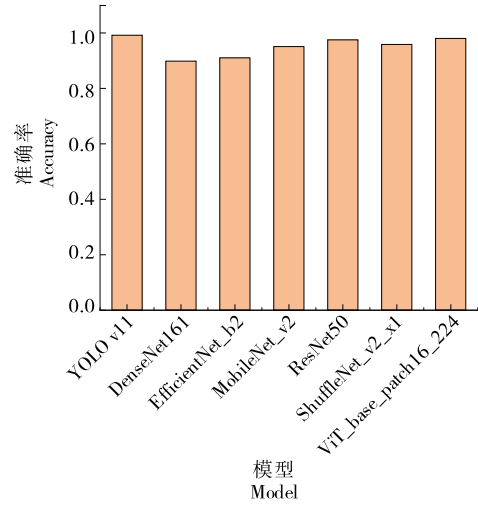
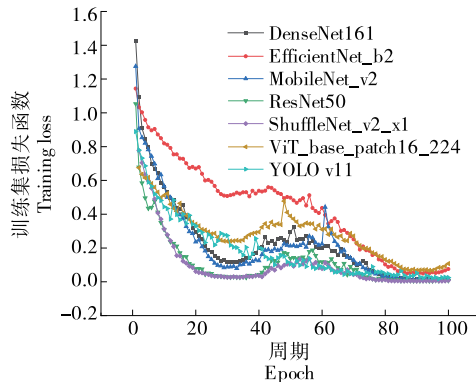


图2 模型准确率柱状图

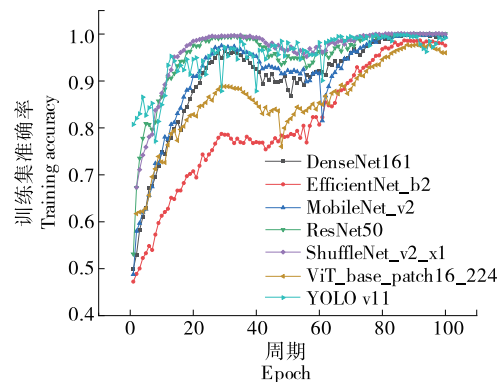
Figure 2 Model accuracy

2.2.2 模型的损失函数值与分类准确率 在深度学习模型训练过程中,为了全面评估模型的学习能力和泛化能力,在确定模型架构和初始权重后,通过迁移学习确定各类模型结构和初始权值,并在训练和验证过程中系统性记录和分析模型的损失函数值与分类准确率,结果如图 3 和图 4 所示。

由图 3(a)可知,从收敛特性看,YOLO v11 在初期(0~20 轮)损失下降最快,从 0.887 到 0.330,降幅 62.8%,最终损失稳定在 0.024 左右,表明其学习效率与拟合能力较优。轻量级模型中,ShuffleNetv2_x1 与 ResNet50 的收敛速度快,训练 20 轮时分别降至 0.060 和 0.076,最终损失值



(a) 损失函数值



(b) 准确率

图3 对比试验损失函数值、准确率训练集迭代曲线

Figure 3 Curves comparing loss function values and accuracy iteration on the training set

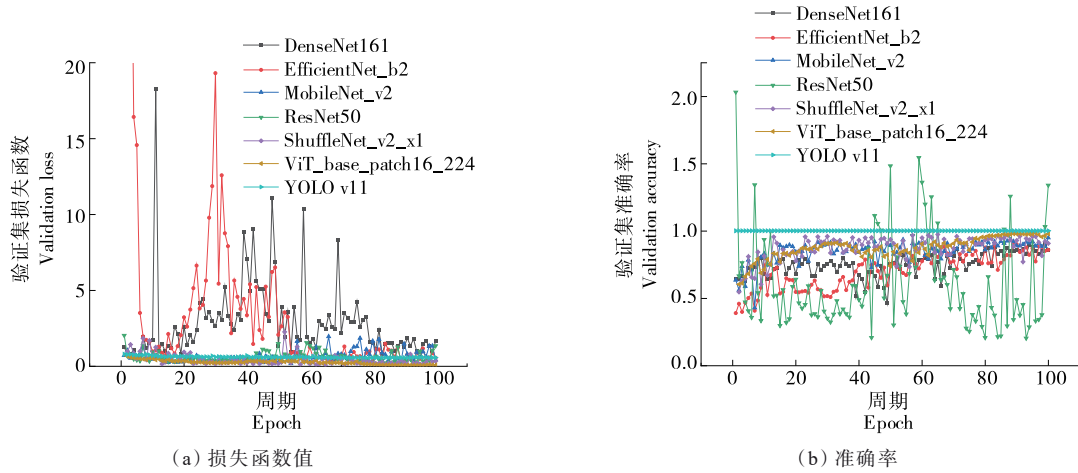


图 4 对比试验损失函数值、准确率验证集迭代曲线

Figure 4 Curves comparing loss function values and accuracy iteration on the test set

极低,尤其是 ResNet50 的训练损失为 0.006,表现出可靠的优化能力。EfficientNet_b2 和 MobileNetv2 初期收敛差异大,训练 20 轮时分别降至 0.668 和 0.235,其中 EfficientNet_b2 中期出现异常回升。DenseNet161 初期表现强劲,训练 20 轮时降至 0.291,最终损失 0.017,表现中等。因此,初期(0~20 轮)YOLO v11 以 62.8% 的降幅成为下降最快的模型,多数模型损失下降幅度 >60% (ViT_base_patch16_224 的除外);中期(20~60 轮)YOLO v11 降幅明显减缓至 25%,且出现多次波动;后期(60~100 轮)YOLO v11 的损失值从 0.087 降至 0.024 (降幅 72.4%),但过程波动显著,其余模型(除 ViT_base_patch16_224)损失波动范围 <15%,基本完成收敛,其中 ResNet50 与 ShuffleNet_v2_x1 的曲线最为平稳,显示其结构设计有助训练稳定性。ViT_base_patch16_224 作为 Transformer 架构,需更长预热期(100 轮仍保持最高损失 0.107)。

由图 3(b) 可知,训练 100 轮时,大多数模型(如 DenseNet161、MobileNet_v2、ResNet50、ShuffleNetv2_x1、YOLO v11)准确率接近或 >0.99。EfficientNet_b2 和 ViT_base_patch16_224 的准确率分别为 0.974、0.959,均未达到 0.98 以上,表明两种模型在训练集上的最终表现相对较低。同时,DenseNet161 训练 23 轮时准确率为 0.915;EfficientNet_b2 训练 70 轮时准确率为 0.9,初期增速较慢;MobileNet_v2 训练 20 轮时准确率为 0.909,初期增速较快。YOLO v11 训练 50 轮时准确率为 0.981,初期增速平缓;ResNet50 和 ShuffleNetv2_x1 训练 20 轮时准确率分别为 0.975、0.984;ViT_base_patch16_224 训练 80 轮时准确率为 0.945,增速最慢。因此,ResNet50、ShuffleNetv2_x1 和 DenseNet161 初期表现强劲,而 EfficientNet_b2 和

ViT_base_patch16_224 在整个训练过程中准确率提升较慢。YOLO v11 在早期(1 轮)就有较高起点(0.806),但中期波动较大。

由图 4(a) 可知,YOLO v11 的验证损失稳定性显著优于多数对比模型,全程保持 0.56~0.79,该特性印证了其目标检测任务数据分布的良好适应性。相比之下,DenseNet161 和 EfficientNet_b2 不仅初期损失值高,在训练 1 轮时分别为 1.26 和 83.38,更频繁出现异常峰值,如 DenseNet Epoch 11 为 18.21,表明其初始拟合能力弱且训练不稳定。MobileNet_v2、ResNet50、ShuffleNet_v2_x1 虽最终损失分别为 0.43、1.34、0.34,但训练过程存在剧烈振荡;而 ViT_base_patch16_224 后期的最终损失为 0.072,需要完成 100 轮训练才能逐步达成。因此,所有模型的验证损失整体呈下降趋势,其中 YOLO v11 的下降轨迹最平稳(60~100 轮波动 <0.1),印证其优化过程的鲁棒性。

在初期收敛方面,MobileNet_v2 在训练 1 轮时损失数值为 0.706,起始损失最低,而 YOLO v11 以 0.788 的稳定起点优于多数模型。值得注意的是,YOLO v11 在 60~100 轮展现出最平稳的优化轨迹,损失值为 0.556~0.647,无异常突变。这种训练过程起点稳定、中期具有较强韧性(能克服波动)、后期收敛平稳的特性,使其在复杂检测任务中保持持续优化能力。

由图 4(b) 可知,YOLO v11 全程保持 0.994 验证准确率,展现较好的泛化能力。ViT_base_patch16_224 后期的验证准确率为 0.978,但依赖长期训练;MobileNet_v2 以 0.949 的最终表现实现最佳泛化(训练/验证差距 <1%)。DenseNet161 存在显著过拟合,在 70 轮时验证准确率为 0.815,而训练准确率 >0.96,最终仅 0.856;EfficientNet_b2

中期剧烈波动,训练39轮时验证准确率为0.699,训练42轮时验证准确率为0.787,最终为0.859;ShuffleNet_v2_x1虽收敛快,在训练5轮时验证准确率为0.809,但最终为0.906。收敛速度差异明显,其中ShuffleNet的最快,DenseNet训练70轮时验证准确率为0.81,收敛速度最慢;ViT_base_patch16_224持续优化,训练70轮后仍提升9%。过拟合现象以EfficientNet_b2的最严重(训练/验证损失背离),而YOLO v11的100%同步表现证实其架构设计彻底,规避了过拟合风险。

从各种模型性能综合评估来看,YOLO v11以绝对优势成为最优架构,该模型在验证集上全程保持0.994准确率,训练准确率达0.990。整体分类精确度达0.984,单帧图像平均推理延迟为12 ms。通过CIoU损失函数优化边界框回归,结合焦点损失(Focal Loss)解决类别不平衡,实现“零过拟合”的泛化(训练/验证完全同步),配合即时收敛(训练1轮即达0.100)与零波动特性,成为高精度实时检测任务的首选。模型的差异化优势体现在ViT_base_patch16_224与MobileNet_v2两个模型,ViT_base_patch16_224凭借Transformer的全局特征捕捉能力,后期验证准确率最高(0.978)且损失最低(0.071),但需100轮缓慢优化,适合离线高精度场景;MobileNet_v2则以倒残差结构实现最佳泛化平衡(训练/验证差距<1%),验证准确率为0.949,是边缘设备的轻量级最优解。过拟合风险构成关键瓶颈,EfficientNet_b2验证损失中期异常回升,在训练40轮时,验证损失函数值为0.537;DenseNet161验证准确率停滞于0.856而训练准确率>0.96,暴露严重过拟合,而ShuffleNet_v2_x1虽收敛最快(训练5轮达0.809),9%的泛化差距仍显局限。架构设计决定性能边界,ResNet与DenseNet的理论优势未转化为实践效能;ShuffleNet和EfficientNet需正则化改进。因此,在场景应用上,实时检测选择YOLO v11(精度/速度最优),边缘设备采用MobileNet_v2(泛化/效率平衡),离线高精度任务采用ViT_base_patch16_224(需

充足算力与数据)。

2.3 各模型的实际应用数据及结果

在猪里脊肉新鲜度(新鲜、次新鲜、腐败3级分类)任务中,模型性能评估需紧密结合食品安全场景的特殊性。由表2可知,YOLO v11和ViT_base_patch16_224的召回率均为0.981,在7种模型中并列最高,表明其对腐败类别的漏检控制能力最优。其次,精确率为次要指标,在保障高召回率后,需控制新鲜肉的误判率以减少经济损失。YOLO v11的精确率达1.000,排第一;ResNet50的次之,为0.973。F₁分数作为综合指标,调和召回率与精确率的矛盾,评估模型整体平衡性。YOLO v11的F₁分数为0.990,同样位列第一。准确率则作为参考指标,在样本不平衡时(如腐败肉样本较少)可能产生误差。

根据猪里脊肉新鲜度分类任务的需求,模型评估应遵循“召回率→精确率→F₁分数→准确率”的优先级顺序,并针对腐败类别单独分析召回率,以确保食品安全底线。综合表2,YOLO v11在召回率(0.981)、精确率(1.000)、F₁分数(0.990)上表现最佳,且准确率(0.994)亦为最高,表明其在腐败肉识别与整体平衡上具有显著优势。因此,YOLO v11为综合表现最优模型。

2.4 各模型的混淆矩阵

由图5可知,在验证数据集样本上,YOLO v11在“新鲜”类别上的准确率为0.981(255/260),在“次新鲜”类别上的准确率为1.000(260/260),而在“腐败”类别上达到了1.000的准确率(260/260)。相比之下,其他模型在某些类别上的识别准确率存在不同程度的下降,例如DenseNet161在“腐败”类别上的准确率仅为0.796(207/260),EfficientNet_b2在“次新鲜”类别上的准确率仅为0.776(202/260)。综合考虑各模型在不同类别上的识别准确率、召回率和精确率,YOLO v11模型因其在所有类别上的均衡表现和高准确率,被认定为试验中最佳的食品新鲜度识别模型。表明YOLO v11模型在处理猪里脊肉新鲜度识别任务时具有显著优势。

表2 各模型猪里脊肉的实际应用数据及试验结果对比

Table 2 Actual application data and experimental results of various models for pork loin

模型	输入大小	批次大小	准确率	精确率	召回率	F ₁ 分数
YOLO v11	640像素×640像素	32	0.994	1.000	0.981	0.990
DenseNet161	640像素×640像素	32	0.900	0.916	0.821	0.865
EfficientNet_b2	640像素×640像素	32	0.912	0.815	0.958	0.884
MobileNet_v2	640像素×640像素	32	0.952	0.971	0.887	0.930
ResNet50	640像素×640像素	32	0.977	0.973	0.958	0.968
ShuffleNet_v2_x1	640像素×640像素	32	0.960	0.967	0.956	0.964
ViT_base_patch16_224	640像素×640像素	32	0.982	0.966	0.981	0.974

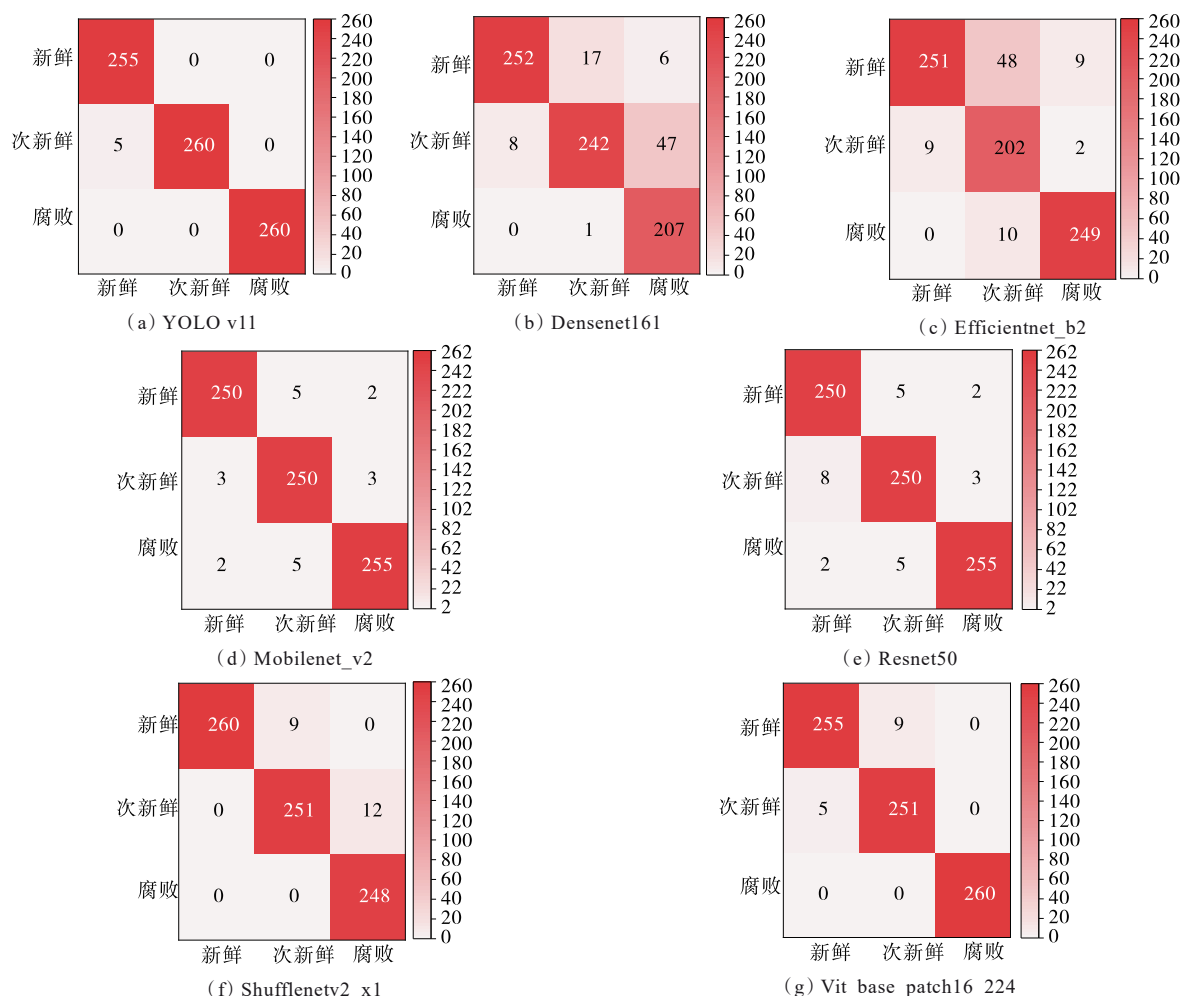


图5 各模型的混淆矩阵

Figure 5 Confusion matrices of each model

3 结论

系统评估了7种深度学习模型在猪里脊肉新鲜度分类任务中的性能。结果表明, YOLO v11模型展现出最优的综合性能, 其在训练初期即表现出最快的收敛速度, 在整个训练周期内损失曲线变化最为平滑, 训练过程表现出优异的稳定性, 最终实现了最高的验证准确率(0.994)和 F_1 分数(0.990)。相比之下, 其他模型在性能上存在不同程度的局限性。EfficientNet_b2和ViT_base_patch16_224模型在训练过程中出现较为明显的损失波动现象, 表明其优化过程不够稳健。而ShuffleNet_v2_x1、MobileNet_v2等轻量级模型, 尽管设计上注重效率, 但在猪里脊肉新鲜度分类任务中, 其综合性能, 特别是在精确率和训练稳定性方面, 仍不及YOLO v11。

综上, 在猪里脊肉新鲜度实例分类检测这一特定应用场景中, YOLO v11模型凭借其快速的收敛能力、卓越的训练稳定性、出色的泛化性能以及最高的验证准确率,

展现出显著的优势。然而, 要将这种单点模型的性能优势推广为解决整个YOLO生态系统中存在的碎片化、标准化缺失以及评估基准不一等宏观挑战, 仍需结合架构创新、数据策略优化和多模态融合等系统性方案。后续研究将聚焦于通过这些综合手段来强化YOLO框架在跨域应用中的核心作用。

参考文献

- [1] Li H, Sun D W, Han Z, et al. Effects of low temperature cooking methods and holding times on selected quality attributes of cooked pork longissimus dorsi[J]. Journal of Food Process Engineering, 2017, 40(6): e12585.
- [2] Chen J, Gu J H, Zhang R, et al. Freshness evaluation of three kinds of meats based on the electronic nose[J]. Sensors, 2019, 19(3): 605.
- [3] Yang Q, Sun D W, Cheng W W. Development of simplified models for nondestructive hyperspectral imaging monitoring of TVB-N contents in cured meat during drying process[J]. Journal

- of Food Engineering, 2017, 192: 53-60.
- [4] Dong H L, Ling Z, Zhang X, et al. Smart colorimetric sensing films with high mechanical strength and hydrophobic properties for visual monitoring of shrimp and pork freshness[J]. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 2020, 309: 127752.
- [5] Taiwo O R, Onyeaka H, Oladipo E K, et al. Advancements in predictive microbiology: integrating new technologies for efficient food safety models[J]. *International Journal of Microbiology*, 2024, 2 024(1): 6612162.
- [6] 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.
- [7] Shafiq M, Gu Z Q. Deep residual learning for image recognition: a survey[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(18): 8 972.
- [8] Li G Q, Zhang M, Li J J, et al. Efficient densely connected convolutional neural networks[J]. *Pattern Recognition*, 2021, 109: 107610.
- [9] 王伟, 杨世忠, 宫钰程, 等. EfficientNet V2算法融合GCN和CA-Transformer的腐烂草莓分类方法[J]. *食品与机械*, 2024, 40(12): 81-88.
- Wang W, Yang S Z, Gong Y C, et al. Rotten strawberry classification based on EfficientNet V2 algorithm fused with GCN and CA-Transformer[J]. *Food & Machinery*, 2024, 40(12): 81-88.
- [10] Elfatimi E, Eryigit R, Elfatimi L. Beans leaf diseases classification using MobileNet models[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 9 471-9 482.
- [11] 赵谦, 孙炎. 基于图像采集优化识别的白酒酒花分类方法[J]. *食品与机械*, 2025, 41(1): 9-17.
- Zhao Q, Sun Y. Foam classification method of Chinese spirits based on image acquisition optimization recognition[J]. *Food & Machinery*, 2025, 41(1): 9-17.
- [12] 蒋瑜, 王灵敏. 基于改进Alexnet的轻量化香蕉成熟度检测[J]. *食品与机械*, 2024, 40(5): 128-136.
- Jiang Y, Wang L. Lightweight banana ripeness detection based on improved Alexnet[J]. *Food & Machinery*, 2024, 40(5): 128-136.
- [13] Ramos L T, Sappa A D. A decade of you only look once (YOLO) for object detection: a review[J]. *IEEE Access*, 2025, 13: 192 747-192 758.
- [14] Rasheed A F, Zarkoosh M. YOLOv11 optimization for efficient resource utilization[J]. *The Journal of Supercomputing*, 2025, 81(9): 1 085.
- [15] Lalinia M, Sahafi A. Colorectal polyp detection in colonoscopy images using YOLO-V8 network[J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2024, 18(3): 2 047-2 058.
- [16] Zhou S Y, Li N, Peng H N, et al. The development of highly pH-sensitive bacterial cellulose nanofibers/gelatin-based intelligent films loaded with anthocyanin/curcumin for the fresh-keeping and freshness detection of fresh pork[J]. *Foods*, 2023, 12(20): 3 719.
- [17] Xing X Y, Zhao M C, Qi L, et al. Visualization and prediction of TVB-N content in chilled pork by hyperspectral imaging[J]. *Food Science and Technology*, 2023, 43: e002523.
- [18] 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.