

基于改进 PLSR 和 PP-YOLOE 的咸鸭蛋 品质智能检测方法

庞 敏¹ 刘淑婉² 马闫博³ 郑 超⁴

(1. 大同师范高等专科学校, 山西 大同 037039; 2. 山西轻工职业技术学院, 山西 太原 030002;

3. 太原工业学院, 山西 太原 030008; 4. 山西农业大学, 山西 太原 030031)

摘要: [目的] 解决腌制品(以鸭蛋为例)品质检测中内部指标难精准量化、外部缺陷易漏检、检测方法碎片化等问题, 提升自动化生产场景下食品综合品质检测的准确性、高效性和智能化水平。[方法] 基于食品自动化品质综合检测系统, 构建一种融合深度学习、机器学习和多检测技术(高光谱技术+机器视觉技术)的腌制品品质综合检测方法。通过高光谱成像技术采集腌制品鸭蛋内部光学特性数据, 经预处理后, 输入改进的偏最小二乘回归模型, 实现蛋黄氯化钠浓度、蛋黄含水率、蛋清氯化钠浓度和蛋清含水率 4 项核心内部品质指标的同步检测。通过机器视觉系统采集鸭蛋外部图像数据, 经预处理后, 输入改进的 PP-YOLOE 模型, 完成鸭蛋表面裂纹缺陷识别及蛋黄面积比的快速检测, 并通过对比试验验证所提方法的优越性。[结果] 试验方法检测内部指标的决定系数(R^2)均 >0.975 , 均方根误差(RMSE) $<0.5\%$ 。试验方法对裂纹缺陷的识别准确率达 98.50%, 漏检率仅 0.40%, 蛋黄面积比检测误差 $<1\%$, 检测速度较常规方法提高 20% 以上。[结论] 该融合多技术的腌制品品质综合检测方法, 可实现内部品质指标与外部缺陷/形态参数的一体化、高精度检测, 有效克服了单一检测技术的局限性, 具备较强的工程实用性和推广价值。

关键词: 咸鸭蛋; 腌制品; 自动化生产; 食品无损检测; 深度学习; 机器视觉

Intelligent quality detection method for salted duck eggs based on improved PLSR and PP-YOLOE

PANG Min¹ LIU Shuwan² MA Yanbo³ ZHENG Chao⁴

(1. Datong Normal College, Datong, Shanxi 037039, China; 2. Shanxi Vocational and Technical College of Light Industry, Taiyuan, Shanxi 030002, China; 3. Taiyuan Institute of Technology, Taiyuan, Shanxi 030008, China;

4. Shanxi Agricultural University, Taiyuan, Shanxi 030031, China)

Abstract: [Objective] To address issues such as the difficulty in accurate internal indicator quantification, the missed detection of external defects, and fragmented testing methods in the quality inspection of pickled products (taking duck eggs as an example), thereby enhancing the accuracy, efficiency, and intelligence of comprehensive food quality inspection in automatic production. [Methods] A comprehensive quality inspection method for pickled products is constructed based on an automatic food quality inspection system, which integrates deep learning, machine learning, and multiple detection technologies (hyperspectral technology + machine vision technology). Specifically, hyperspectral imaging technology is used to collect internal optical characteristic data of pickled duck eggs. After preprocessing, an improved partial least squares regression model is input to achieve synchronous detection of four core internal quality indicators: sodium chloride concentrations and moisture content in both egg yolk and egg white. Simultaneously, a machine vision system is employed to

基金项目: 山西省科学技术研究规划课题(编号:SXKT20243705)

通信作者: 庞敏(1988—), 女, 大同师范高等专科学校讲师, 硕士。E-mail: pmp66@souhu.com

收稿日期: 2025-12-06 **改回日期:** 2026-04-08

引用格式: 庞敏, 刘淑婉, 马闫博, 等. 基于改进 PLSR 和 PP-YOLOE 的咸鸭蛋品质智能检测方法[J]. 食品与机械, 2026, 42(4): 94-102.

Citation: PANG Min, LIU Shuwan, MA Yanbo, et al. Intelligent quality detection method for salted duck eggs based on improved PLSR and PP-YOLOE[J]. Food & Machinery, 2026, 42(4): 94-102.

collect external image data of duck eggs. After preprocessing, the improved PP-YOLOE model is input to complete the recognition of surface crack defects and the rapid detection of yolk area ratio. The superiority of the proposed method is verified through comparative experiments. **[Results]** The experimental method achieves determination coefficients (R^2) of greater than 0.975, and a root mean square error (RMSE) of less than 0.5% in internal indicator detection. The experimental method has an accuracy rate of 98.50% in crack defect identification, with a miss rate of only 0.40%. Additionally, the detection error of egg yolk area ratio is less than 1%, and the detection speed is increased by more than 20% compared to conventional methods. **[Conclusion]** This comprehensive quality inspection method for pickled products integrates multiple technologies, enabling integrated and high-precision detection of internal quality indicators and external defects/morphological parameters. It effectively overcomes the limitations of a single detection technology, consequently possessing strong engineering practicality and promotional value.

Keywords: salted duck egg; pickled product; automatic production; food nondestructive inspection; deep learning; machine vision

腌制食品作为中国传统发酵食品的重要品类,以鸭蛋、蔬菜、肉类等为原料,凭借独特风味和较长保质期深受消费者喜爱,产业规模化、自动化生产趋势日益显著。然而,腌制品生产过程中,内部品质指标(如氯化钠浓度、含水率)的不均衡性、外部缺陷(如裂纹、破损)的随机性,以及传统检测方法的滞后性,成为制约其品质管控升级的关键瓶颈,也给食品安全带来潜在风险^[1]。随着食品工业自动化、智能化水平的不断提升,研发兼具高精度、高效率、全覆盖的腌制品品质综合检测技术,已成为保障食品安全、推动腌制品产业转型升级的迫切需求^[2-3]。

目前,国内外关于食品综合品质检测方法的研究已逐步从单一指标检测向多维度、一体化检测方向推进,相关技术在理论研究与实际应用中均取得了一定进展^[4-5]。传统检测多依赖人工感官评定和离线实验室检测,不仅耗时耗力、主观性强、检测周期长,且无法实现生产线上的实时在线检测,难以适配自动化生产的连续化、高效化需求^[6]。单一检测技术(如仅采用机器视觉或高光谱技术)存在明显局限性,机器视觉易受环境干扰,难以穿透食品表层获取内部品质信息,高光谱技术虽能实现内部指标检测,但对外部缺陷的识别精度和速度不足,无法满足内外部指标一体化检测的实际需求。部分研究尝试将多种检测技术结合,但多为简单叠加,未实现数据层面、算法层面的深度融合,无法充分发挥各技术的优势互补作用^[7-8]。野晶苑等^[9]研究发现,多源感知技术与机器学习的深度融合可有效弥补单一技术短板,提升食品品质指标检测的准确性、稳定性与智能化水平。赵泽华等^[10]设计了一种基于机器视觉与高光谱成像融合的西瓜考种系统,该系统实现了西瓜考种内外部指标的一体化、无损检测,考种效率较人工提升80%以上,形态识别精度达92%以上,内部营养成分预测相关系数 >0.85 。文韬等^[11]针对柑橘品质检测中单一技术难以同时实现外部缺陷识别与内部品质评估,设计了一种机器视觉与光谱技术融合的柑橘品质无损检测分级系统,该系统检测速度达 $2\sim 3\text{ s}^{-1}$,外部缺陷识别精度达93.5%,内部品质指标预测误差 $<5\%$,分级准确率达91.2%,实现了柑橘品质内外部指

标的同步检测与精准分级,适配产业化应用场景。郭德超等^[12]针对食品品质检测中存在外部形态与内部营养成分检测脱节、传统方法破坏性强、检测效率低,且单一技术抗干扰能力弱等问题,提出了一种机器视觉与光谱技术结合的番茄综合品质检测方法,实现了番茄综合品质的无损、快速检测,外部特征识别精度达92.8%,内部指标预测相关系数均 >0.83 ,检测效率满足生产线实时检测需求。但现有检测技术仍存在多技术融合深度不足、检测算法泛化能力差等问题,导致检测的准确性、高效性和智能化水平仍有待提高。

近年来,深度学习、机器学习等人工智能技术与高光谱、机器视觉等检测技术的融合应用,为食品品质智能检测提供了全新思路。偏最小二乘回归(PLSR)等机器学习模型在食品内部成分定量检测中展现出优异的拟合能力,可实现多指标同步分析。PP-YOLOE等深度学习模型凭借强大的特征提取能力,在食品外部缺陷识别中具备高精度、快速度的优势。高光谱技术与机器视觉技术的互补融合,能够实现食品内外部品质信息的全面采集。试验拟立足腌制品(鸭蛋)自动化生产的品质管控需求,构建一种融合深度学习(改进的PP-YOLOE模型)、机器学习(改进的PLSR模型)和多检测技术(高光谱和机器视觉)的综合检测方法,旨在解决腌制品品质检测中内部指标难精准量化、外部缺陷易漏检、检测方法碎片化等问题,实现内外部品质指标的一体化、高精度检测,为食品安全管控提供技术支撑,推动腌制品产业自动化、智能化发展。

1 基于食品自动化品质综合检测系统

试验系统以腌制品鸭蛋为检测对象,实现内部核心品质指标定量检测、外部缺陷识别和形态指标计算的全维度自动化检测,整体结构由数据采集模块、上位机PC模块、执行机构模块和传送机构模块四大核心模块组成,各模块协同工作,完成从样本上料、数据采集、智能分析到分拣输出的全流程自动化作业,基于食品自动化品质综合检测系统整体架构如图1所示^[13-14]。数据采集模块作为系统的感知层,负责同步采集鸭蛋的内部光学特性

数据(高光谱)与外部图像数据(机器视觉),为后续模型分析提供高质量数据源,核心由高光谱成像系统和机器视觉子系统组成,采用高光谱成像系统(适配鸭蛋半透明特性)采集腌制鸭蛋样本的高光谱数据,光谱范围 400~1 000 nm(可见光—近红外波段,对氯化钠、水分的特征吸收峰覆盖性最优)。采样间隔 2 nm,单样本生成 501 个波段的光谱数据。机器视觉系统采集鸭蛋高清 RGB 图像,搭建环形光源和工业相机的机器视觉采集系统,适配鸭蛋表面缺陷与内部蛋黄成像需求,相机参数:分辨率 2 048×2 048,帧率 120 fps,焦距 16 mm,垂直俯视拍摄。上位机 PC 模块作为系统的大脑,负责数据接收、智能分析、结果判定与指令下发,集成改进 PLSR 模型和改进 PP-YOLOE 模型,实现数据处理、模型推理与系统控制的一体化。执行机构模块根据上位机 PC 下发的指令,完成鸭蛋的合格/不合格分拣动作,保证分拣精度与速度,适配自动化产线需求。传送机构模块负责将鸭蛋从入口口依次输送至高光谱检测工位、机器视觉检测工位、分拣工位,保证样本输送的稳定性、连续性和定位精度,为各模块协同工作提供基础。

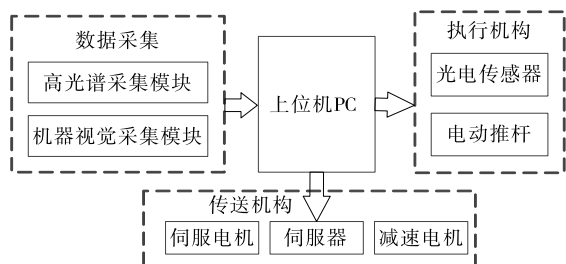


图1 基于食品自动化品质综合检测系统结构

Figure 1 Structure of a comprehensive automatic food quality inspection system

2 品质综合检测模型

试验通过高光谱成像技术采集腌制鸭蛋内部光学特性数据,经多元散射校正 MSC-SG 平滑进行预处理,经竞争性自适应重加权采样法 CARS-连续投影算法 SPA 进行特征筛选,输入改进的 PLSR 模型,实现蛋黄氯化钠浓度、蛋黄含水率、蛋清氯化钠浓度和蛋清含水率 4 项核心内部品质指标的同步检测。通过机器视觉系统采集鸭蛋外部图像数据,经 fastNIMeansDenoisingColored 去噪预处理后,输入改进的 PP-YOLOE 模型,完成鸭蛋表面裂纹缺陷识别及蛋黄面积比的快速检测^[15-16]。蛋黄氯化钠浓度 0.18~0.20 mol/L,蛋黄含水率 25%~30%,蛋清氯化钠浓度 0.55~0.60 mol/L,蛋清含水率 65%~70%,不存在裂纹、蛋黄面积比>40%为合格品,其他范围内为不合格品。

2.1 内部品质检测

为精准获取腌制鸭蛋内部核心品质指标,有效规

避传统检测方法对样品的破坏性及检测效率低的问题。针对采集到的高光谱原始数据易受仪器噪声、样品散射、环境干扰等因素影响,导致光谱曲线失真、特征信息被掩盖的问题,首先对原始光谱数据进行预处理操作,采用多元散射校正 MSC 结合 SG 平滑的组合预处理方法。其中,多元散射校正 MSC 可有效消除样品颗粒大小、分布不均匀带来的散射效应,校正光谱基线漂移,提升光谱数据的一致性。SG 平滑则能滤除随机噪声,保留光谱中的有效特征信息,为后续特征筛选和模型构建奠定高质量的数据基础。

预处理后的光谱数据仍包含大量冗余信息和无关特征,若直接输入模型会增加计算复杂度、降低模型精度及泛化能力,因此需进行特征筛选优化。采用竞争性自适应重加权采样法 CARS 与连续投影算法 SPA 相结合的组合特征筛选策略,实现有效光谱特征的精准提取。CARS 算法通过自适应重加权采样,筛选出与目标品质指标相关性强的特征变量,剔除冗余信息。SPA 算法则基于向量投影原理,进一步筛选出互不相关的最优特征子集,减少共线性问题对模型的影响,在简化模型结构的同时提升模型的检测速度和稳定性。提取蛋黄氯化钠浓度 13 个特征波长、蛋黄含水率 14 个特征波长、蛋清氯化钠浓度 15 个特征波长和蛋清含水率 10 个特征波长,筛选后特征输入改进的 PLSR 模型,实现蛋黄氯化钠浓度、蛋黄含水率、蛋清氯化钠浓度和蛋清含水率 4 项核心内部品质指标的同步检测。采用冠豪猪优化 CPO 算法对 PLSR 模型进行参数优化,核心目标是解决传统 PLSR 模型依赖经验设定参数、优化不充分导致的预测精度不足问题。其核心逻辑为:以 PLSR 模型的预测均方根误差(RMSEP)作为优化目标函数,将 PLSR 模型中影响预测效果的关键参数——主成分个数(k)和回归系数矩阵(β)作为 CPO 算法的优化变量,借助 CPO 算法兼具全局勘探与局部开发的双搜索能力,遍历参数空间并筛选出最优参数组合,实现 PLSR 模型参数的自适应优化,替代传统经验试凑法,提升模型预测稳定性与精度。

CPO 算法的优化目标为最小化 PLSR 模型的预测均方根误差(RMSEP),因此将 RMSEP 直接作为个体适应度值,目标函数如式(1)所示^[17-18]。

$$\min F(k, \beta) = \text{RMSEP} = \sqrt{\frac{1}{P} \sum_{i=1}^P (y_{ip} - y_{it})^2}, \quad (1)$$

式中:

P ——预测集样本数量;

y_{ip} ——第 i 个预测集样本通过 PLSR 模型得到的预测值;

y_{it} ——第 i 个预测集样本的真实值;

k ——主成分个数;

β ——PLSR 模型回归系数矩阵。

内部品质检测流程如图 2 所示。

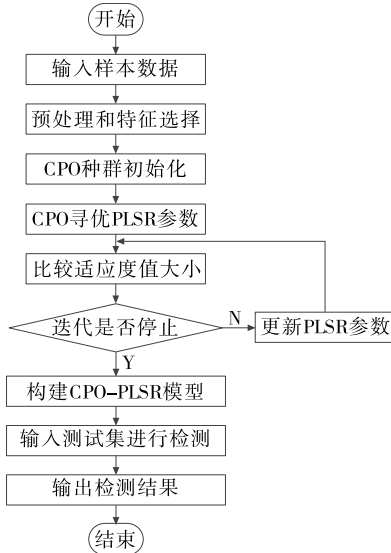


图 2 内部品质检测流程

Figure 2 Internal quality inspection process

2.2 外部品质检测

通过机器视觉系统采集鸭蛋外部图像数据,经 fastNlMeansDenoisingColored 去噪预处理后,输入改进的 PP-YOLOE 模型,完成鸭蛋表面裂纹缺陷识别及蛋黄面积比的快速检测。PP-YOLOE 是一款轻量高效的单阶段目标检测模型,基于 Anchor-Based 范式设计,核心优势在于兼顾检测精度与推理速度,且部署兼容性强,无需依赖难部署算子(如 DCN),适配工业化检测场景需求^[19-20]。其基础结构主要由 3 部分组成,如图 3 所示。

(1) 主干网络:采用 CSPRepResStage 结构搭建,以跨阶段部分残差模块(CSPRes 模块)为核心单元,通过特征图拆分—并行处理—融合的逻辑,在减少参数量与计算量的同时保留关键特征,实现高效特征提取,为后续检测任务奠定基础。

(2) 中间层:采用 PAN(path aggregation network)结构,通过自上而下与自下而上的双向特征融合路径,整合不同尺度特征图信息,有效提升对鸭蛋裂纹这类细小组件的特征捕捉能力。

(3) 头部:采用 Efficient Task-aligned Head 设计,结合 TAL(task-aligned learning)标签分配策略,实现分类与回归任务的协同优化,提升目标定位精度与分类准确性。

基础 PP-YOLOE 模型虽具备高效部署特性,但在食品检测场景中,面对鸭蛋蛋壳纹理干扰、细微裂纹低对比度、盐霜与裂纹易混淆等问题时,仍存在特征提取针对性不足、小目标检测精度偏低的缺陷,需进行针对性改进。

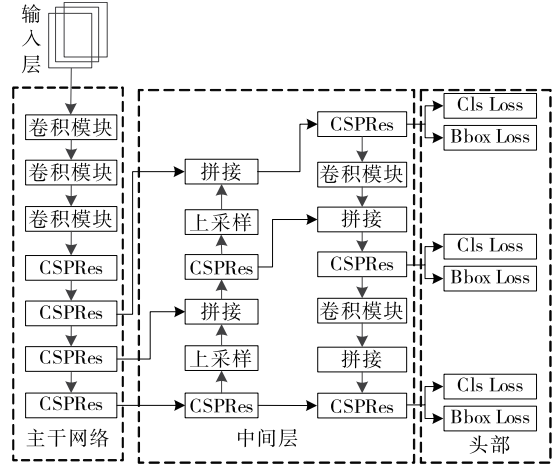


图 3 PP-YOLOE 模型

Figure 3 PP-YOLOE structure

为适配鸭蛋腌制检测场景的特殊性,在基础 PP-YOLOE 模型框架上,从特征强化、损失优化和锚框适配 3 个方面进行改进。

(1) 对原 CSPRepResStage 主干网络进行优化,采用轻量型网络模块替代部分传统组件。将核心 CSPRes 模块中的普通卷积替换为深度可分离卷积,通过深度卷积和点卷积的组合方式,在保持特征提取能力的前提下,将参数量与计算量降低至原来的 1/8~1/5。同时裁剪主干网络冗余通道,保留与鸭蛋裂纹、蛋黄特征强相关的通道维度,进一步压缩模型体积。

(2) 引入轻量注意力机制:在主干网络输出端嵌入 ECA(efficient channel attention)注意力模块,无需额外增加过多计算量,即可强化对裂纹、蛋黄轮廓等关键特征通道的权重分配,抑制蛋壳纹理、盐霜等干扰信息,提升特征区分度。

(3) 优化损失函数:将原 IoU 损失替换为 SIoU (SCYLLA IoU)损失,综合考虑 4 种不同的回归框之间的差异性度量,如式(2)所示。

$$L_{\text{Siou}} = 1 - I_{\text{ou}} + \frac{\Delta + \Omega}{2}, \quad (2)$$

式中:

Δ, Ω ——距离损失和形状损失;

I_{ou} ——IoU 损失。

针对鸭蛋裂纹多为细窄、不规则形态的特点,SIoU 损失能有效解决裂纹边界定位中“重叠度低但位置相近”“形态扭曲导致宽高比偏差”等问题,通过多维度差异度量强化对裂纹目标的定位惩罚,显著提升不规则裂纹边界的定位精度,减少因裂纹形态多变、边界模糊导致的定位偏差,同时加快模型收敛速度,适配鸭蛋腌制场景下的检测需求。

改进 PP-YOLOE 模型如图 4 所示。

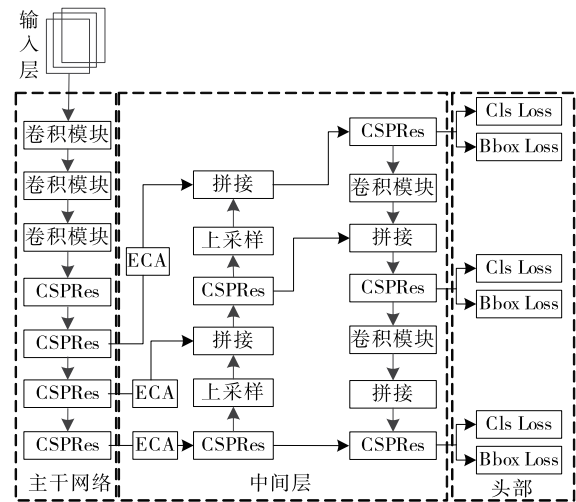


图 4 改进 PP-YOLOE 模型

Figure 4 Improved PP-YOLOE model

蛋黄比检测:PP-YOLOE-seg 分割分支可直接输出蛋黄区域的像素级掩码,具体实现流程为:① 模型通过骨干网络提取图像特征后,分割分支对特征图进行上采样与语义分割,生成与输入图像尺寸一致的掩码图,其中掩码值为 1 的区域代表蛋黄,掩码值为 0 的区域为鸭蛋其他部位。② 对分割得到的蛋黄掩码和整枚鸭蛋的检测框区域分别进行像素统计,得到蛋黄的像素面积和鸭蛋整体的像素面积。③ 基于像素面积计算蛋黄比,以此实现蛋黄比的定量检测。完成鸭蛋表面裂纹缺陷识别(模型识别为裂纹的概率 $<50\%$,认为不存在裂纹)及蛋黄面积比($>40\%$)的快速检测。

3 品质综合检测试验

3.1 试验参数设置

为了验证所提食品品质综合检测方法的优越性,搭建如图 5 所示的食品自动化品质综合检测系统。系统参数见表 1。通过控制变量法与网格搜索法相结合的策略,对模型的核心超参数进行系统性寻优试验,检测模型参数见表 2。结合 GB 5009.44—2016、GB 5009.3—2016、GB 5009.44—2016、GB 5009.3—2016、GB 2749—2015 等对腌制鸭蛋是否为合格品进行划分。选取 2 200 枚新鲜鸭蛋腌制 30 d,分阶段取样测定:腌制 10 d 时随机取出 500 枚、20 d 时取出 500 枚、30 d 时筛选出 1 000 枚合格样品,最终确定有效试验样本共 2 000 枚。采用 LabelMe 标注工具完成样本图像标注:针对蛋壳区域标注裂纹轮廓(像素级)、鸭蛋整体外轮廓、蛋黄区域轮廓,标注数据用于改进 PP-YOLOE 模型的训练与验证。将标注后的样本按 7:1:2 划分为训练集(1 400 枚)、验证集(200 枚)和测试集(400 枚)。腌制品原始光谱如图 6 所示,样本和图像分量如图 7 所示。

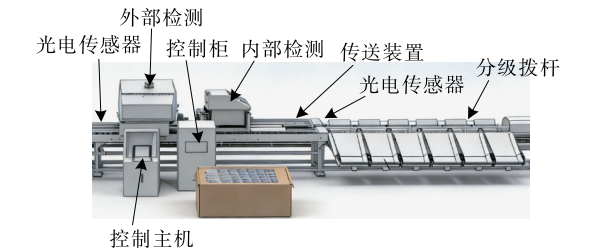


图 5 试验平台

Figure 5 Test platform

表 1 系统参数

Table 1 System parameters

配置	参数
CPU	Intel Core i9-12900K(3.2 GHz, 16 核 24 线程)
GPU	NVIDIA RTX 3090(24 GB GDDR6X 显存, CUDA 核心 10 496 个)
光源	白色 LED 环形光源
工业相机	海康威视 MV-CA200~120 GM
光谱仪	彩谱 FS-62-C
操作系统	Ubuntu 20.04 LTS(64 位,内存 64 GB)
深度学习框架	PaddlePaddle 2.5.2 (GPU 版本)、OpenCV 4.8.0、Scikit-learn 1.2.2

表 2 检测模型参数

参数	数值
原图尺寸	640×640
初始学习率	0.001(采用余弦退火策略衰减)
批量大小	16
迭代次数	200
权重衰减系数	0.000 5
置信度阈值	0.5
种群规模	30
探索概率	0.7
开发概率	0.3
主成分个数	[1, 20]
回归系数矩阵	[−10, 10]

3.2 试验分析

为验证试验所提内部品质检测方法的优越性,选取两种主流对比方法开展平行试验:文献[10]提出的 PLSR 和文献[12]结合改进粒子群优化的最小二乘支持向量机。以腌制鸭蛋为研究对象,每组指标重复检测 10 次,取平均值作为最终结果,核心评价指标包括决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)和平均检测时间。其中, R^2 越接近 1 表明模型拟合度越好,检测精度越高。RMSE 越小说明检

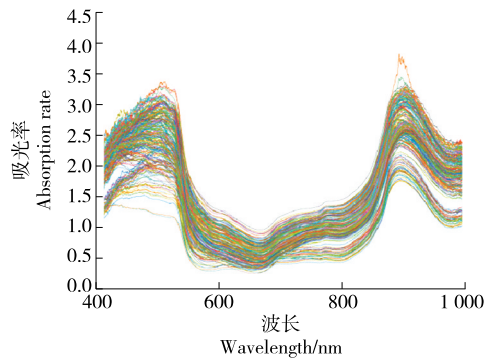


图6 腌制品原始光谱曲线

Figure 6 Original spectral curves of pickled products

测结果与真实值偏差越小,稳定性越强。平均检测时间越短则体现方法的高效性。不同方法下的检测曲线如图8~图11所示,检测结果见表3~表4。

由表3~表4可知,试验方法的 R^2 均 >0.975 ,显著优于文献[10]和文献[12]的。试验方法的RMSE最小,其中

蛋黄氯化钠浓度的RMSE为0.004 8 mol/L,蛋清含水率的仅为0.21%,较两种对比方法降低40%以上,表明试验方法对腌制鸭蛋蛋黄、蛋清的氯化钠浓度及含水率检测具有更高的拟合度和稳定性,检测结果更接近真实值。试验方法的平均检测时间均 ≤ 0.13 s,较文献[10]、文献[12]的分别约缩短50.00%,75.00%,大幅提升了检测速度,更适用于批量腌制鸭蛋品质的快速检测场景。综上,试验方法在腌制鸭蛋内部核心品质指标检测中同时实现了高精度与高效率的统一,克服了传统方法精度不足、检测耗时较长的弊端。

为验证主干网络优化、ECA注意力模块、Siou损失函数优化3个改进策略对模型检测性能的影响,进行了消融试验,以基础PP-YOLOE模型为对照,依次叠加不同改进模块,从准确率、漏检率、检测速度3个维度评估性能,结果见表5。

由表5可知,三大改进策略均能独立提升模型检测性能,且各有核心优势与针对性。其中,ECA注意力模块对

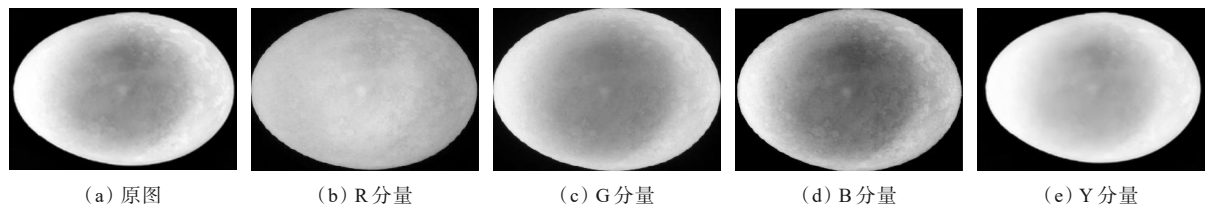


图7 样本和图像分量

Figure 7 Samples and image components

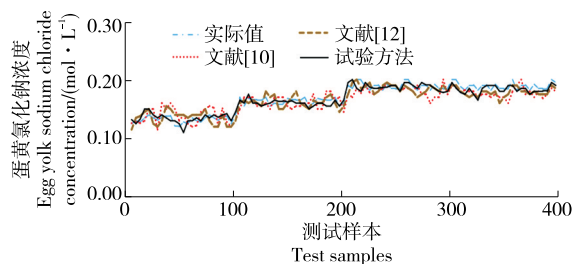


图8 蛋黄氯化钠浓度检测曲线

Figure 8 Detection curves of egg yolk sodium chloride concentration

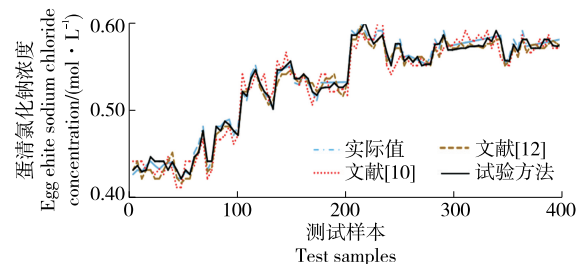


图10 蛋清氯化钠浓度检测曲线

Figure 10 Detection curves of egg white sodium chloride concentration

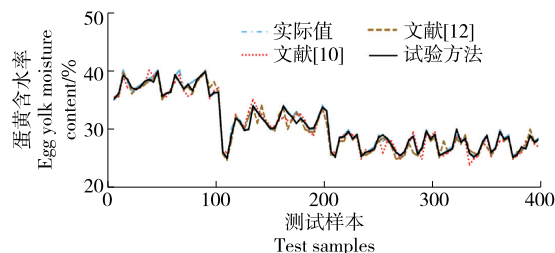


图9 蛋黄含水率检测曲线

Figure 9 Content detection curves of egg yolk moisture

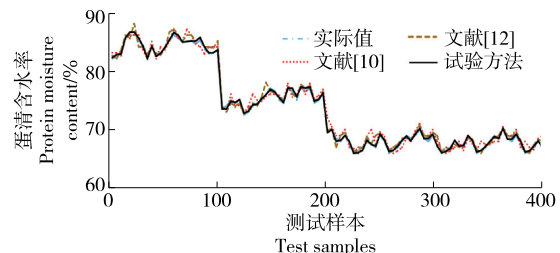


图11 蛋清含水率检测曲线

Figure 11 Detection curves of egg white moisture content

表 3 蛋黄氯化钠浓度和含水率检测结果

方法	氯化钠浓度			含水率		
	R^2	RMSE/(mol·L ⁻¹)	平均检测时间/s	R^2	RMSE/%	平均检测时间/s
文献[10]	0.892	0.015 6	0.56	0.887	0.89	0.54
文献[12]	0.935	0.010 2	0.23	0.929	0.56	0.24
试验方法	0.981	0.004 8	0.12	0.978	0.23	0.13

表 4 蛋清氯化钠浓度和含水率检测结果

方法	氯化钠浓度			含水率		
	R^2	RMSE/(mol·L ⁻¹)	平均检测时间/s	R^2	RMSE/%	平均检测时间/s
文献[10]	0.897	0.016 5	0.55	0.895	0.85	0.53
文献[12]	0.931	0.010 0	0.25	0.942	0.62	0.23
试验方法	0.976	0.005 0	0.12	0.983	0.21	0.12

表 5 消融试验结果

方法	准确 率/%	漏检 率/%	检测速度/ (帧·s ⁻¹)
PP-YOLOE	91.20	3.80	64.50
PP-YOLOE+主干网络优化	93.80	2.50	72.80
PP-YOLOE+ECA	95.50	1.80	63.50
PP-YOLOE+损失函数	94.60	2.10	64.60
PP-YOLOE+主干网络优化+ECA	97.20	0.80	67.80
PP-YOLOE+主干网络优化+损失函数	96.80	0.90	69.10
PP-YOLOE+ECA+损失函数	97.00	0.70	62.40
试验方法	98.50	0.40	65.20

准确率提升的贡献最为显著,相较于基础模型(准确率 91.20%),仅引入 ECA 模块后准确率提升 4.3%,同时漏检率从 3.80%降至 1.80%,印证了该模块可有效强化关键特征通道权重,抑制干扰信息,大幅提升特征区分度。主干网络优化(深度可分离卷积替换+通道裁剪)的核心优势是提升检测速度,引入后模型检测速度从 64.50 帧/s 提升至 72.80 帧/s,同时准确率提升 2.6%、漏检率降低 1.3%,实现了轻量化与特征提取能力的平衡。SIoU 损失函数优化侧重降低漏检率,引入后漏检率从 3.80%降至 2.10%,准确率提升 3.4%,证明其通过多维度差异度量可有效强化不规则裂纹边界的定位精度,减少因裂纹形态多变、边界模糊导致的漏检问题。三者结合有效解决了基础 PP-YOLOE 模型在鸭蛋检测场景中的适配性问题,验证了所提改进策略的必要性、合理性及有效性。

为验证试验方法的优越性,选取两种主流对比方法开展平行试验:文献[10]的改进 Canny 边缘检测方法和文献[12]的改进 YOLOv8 模型。以腌制鸭蛋为研究对象,

聚焦鸭蛋外部品质核心评价维度,每组指标重复检测 10 次,取平均值作为最终结果。核心评价指标设定为准确率、漏检率、蛋黄面积比误差和检测速度,其中准确率反映检测方法的识别精准度,数值越高精度越优;漏检率体现方法对缺陷的捕获能力,数值越低说明对细微缺陷的识别越全面。蛋黄面积比误差用于评价蛋黄区域定位精度,数值越小定位越准确。检测速度体现方法的高效性,数值越大检测效率越高。不同方法对腌制鸭蛋外部品质的检测性能指标见表 6。

表 6 不同方法检测结果

方法	准确率/%	漏检率/%	蛋黄面积 比误差/%	检测速度/ (帧·s ⁻¹)
文献[10]	85.50	5.30	3.72	28.50
文献[12]	92.00	2.10	2.25	41.50
试验方法	98.50	0.40	0.75	65.20

由表 6 可知,试验方法的准确率达 98.50%,较文献[10]、文献[12]的分别提升 13.00%,6.50%。试验方法的漏检率仅为 0.40%,远低于文献[10]和文献[12]的,说明试验方法能有效捕获蛋壳细微裂纹、微小污渍等易漏检缺陷。蛋黄面积比误差低至 0.75%,较两种对比方法分别降低 79.84%,66.67%,对蛋黄区域的定位精度大幅提升,可精准反馈鸭蛋外部与内部关联的品质特征。试验方法的检测速度达 65.20 帧/s,较文献[10]和文献[12]的分别提升 128.77%,57.10%,可满足腌制鸭蛋流水线批量检测的高效需求,大幅降低单位检测时间成本。综上,试验方法在腌制鸭蛋检测中实现了高精度、低漏检、准定位与高效率的多重优化。

为验证试验所提综合品质检测方法的优越性,选取两种主流对比方法开展平行试验:文献[10]的改进 Canny 边缘检测算法结合 PLSR 模型和文献[12]的改进 YOLOv8 模型结合改进粒子群优化的最小二乘支持向量机。以腌制鸭蛋为研究对象,涵盖外部品质(蛋壳缺陷、外形规整度)与内部品质(蛋黄成熟度、含盐量)的综合检测,每组选取合格、不合格腌制鸭蛋各 200 个,共 400 个样本,每组指标重复检测 10 次,取平均值作为最终结果。核心评价指标设定为检测准确数、检测准确率及平均检测时间,其中检测准确率直接反映方法对品质等级判定的精准度,数值越高可靠性越强。平均检测时间体现综合检测效率,数值越短越适用于批量检测场景。不同方法对腌制鸭蛋综合品质的检测效果对比见表 7。

表 7 系统品质检测效果对比						
Table 7 Comparison of system quality inspection results						
方法	合格		不合格		检测准 准确率/%	平均检测 时间/s
	数量	检测准 确数	数量	检测准 确数		
文献[10]	200	172	200	168	85.00	0.62
文献[12]	200	186	200	184	92.50	0.31
试验方法	200	197	200	196	98.25	0.20

由表 7 可知,试验方法对合格、不合格腌制鸭蛋的检测准确率分别达 98.50% 和 98.00%,综合准确率为 98.25%,较文献[10]和文献[12]的分别提升 13.25%,5.75%。试验方法对合格样本的误判率、不合格样本的漏判率均控制在 2% 以内,能精准区分蛋壳细微缺陷等综合品质问题,判定可靠性更强。试验方法的平均检测时间仅为 0.20 s,较文献[10]和文献[12]的分别缩短 67.7%,35.5%。极低的检测耗时可实现单批次 400 个样本在 2 min 左右完成全流程检测,远超流水线高速分级的效率标准,能大幅提升腌制鸭蛋规模化生产的品质管控效率,降低单位检测成本。综上,试验方法实现了高精度与高速度的双重突破,该方法无需分阶段检测,可一次性覆盖腌制鸭蛋内外部综合品质指标,兼顾检测精准度与规模化效率。

4 结论

针对腌制鸭蛋品质综合检测中内部检测有损伤、外部检测抗干扰弱、内外部检测脱节、检测效率适配性差的行业核心痛点,提出了一种融合深度学习、机器学习与多检测技术(高光谱技术+机器视觉技术)的一体化综合检测方法。通过搭建自动化检测系统、优化模型结构、开展多轮对比试验与消融验证,系统实现了腌制鸭蛋内外部品质的高精度、高效率、一体化检测,主要结论有:

(1) 核心检测模型优化效果显著,突破了传统检测技术瓶颈。试验方法有效解决了传统腌制品内部品质检测

(如成分、成熟度等)破坏性强、检测精度低、耗时久的行业难题,检测指标决定系数均 >0.975 ,均方根误差 $<0.5\%$,平均检测时间控制在 0.13 s 以内,检测效率与精度均实现跨越式提升;改进模型则针对性解决了外部检测中蛋壳纹理、盐霜与细微裂纹易混淆、小目标检测精度不足的问题,裂纹缺陷识别准确率达 98.50%,漏检率仅 0.40%,蛋黄面积比检测误差低至 0.75%,定位精度与抗干扰能力远超现有对比方法,同时检测速度达 65.20 帧/s,实现了检测精度与推理速度的最优平衡,可直接适配工业化流水线高速检测场景。

(2) 多技术融合实现了一体化检测突破,综合性能优于现有研究成果,有效克服了单一技术与传统融合方法的局限性。试验方法可一次性完成腌制鸭蛋内外部全维度品质判定,解决了传统融合方法分阶段检测、综合判定能力弱、整体耗时久的弊端。该方法综合检测准确率达 98.25%,漏检率控制在 1% 以内,平均检测时间仅 0.20 s,单批次 400 个样本全流程检测可在 2 min 内完成,实现了高精度、高效率、一体化检测的协同优化,综合性能显著优于现有同类研究成果。

尽管该研究取得了阶段性成果,但仍存在一定局限性:① 模型适配性范围较窄,目前核心检测模型仅针对单一品种鸭蛋优化;② 设备普及性受限,核心检测设备(高光谱成像设备)成本较高。未来研究将聚焦上述局限与行业需求,重点开展以下工作:① 优化核心模型的跨场景迁移能力;② 研发低成本高光谱成像检测设备;③ 融合物联网、大数据技术等,进一步推动食品加工行业的智能化、标准化、精细化升级。

参考文献

[1] 丛军, 李星. 基于电子鼻、电子舌技术的荣昌猪肉及其制品贮藏过程新鲜度检测研究[J]. 食品安全质量检测学报, 2024, 15(7): 192-201.
CONG J, LI X. Detection of freshness of Rongchang pork and its products during storage based on electronic nose and electronic tongue technology[J]. Journal of Food Safety & Quality, 2024, 15(7): 192-201.

[2] 孙俊洋, 符运来, 吕晶, 等. 基于改进 YOLOv7 模型的海参苗计数方法研究[J]. 计算机技术与发展, 2024, 34(11): 166-171.
SUN J Y, FU Y L, LYU J, et al. Study on counting method of sea cucumber seedlings based on improved YOLOv7 model[J]. Computer Technology and Development, 2024, 34(11): 166-171.

[3] ERNA K H, ROVINA K, MANTIHAI S. Current detection techniques for monitoring the freshness of meat-based products: a review[J]. Journal of Packaging Technology and Research, 2021, 5(3): 127-141.

[4] HUANG J, REN L F, ZHOU X K, et al. An improved neural network based on SENet for sleep stage classification[J]. IEEE

- Journal of Biomedical and Health Informatics, 2022, 26(10): 4 948-4 956.
- [5] 顾文娟, 魏金, 阴艳超, 等. 基于改进 DeepLabv3+ 的番茄图像多类别分割方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(12): 261-271.
- GU W J, WEI J, YIN Y C, et al. Multi-category segmentation method of tomato image based on improved DeepLabv3+ [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(12): 261-271.
- [6] 康明月, 王成, 孙鸿雁, 等. 基于改进的 WOA-LSSVM 樱桃番茄内部品质检测方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(11): 3 541-3 550.
- KANG M Y, WANG C, SUN H Y, et al. Research on internal quality detection method of cherry tomatoes based on improved WOA-LSSVM[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(11): 3 541-3 550.
- [7] 朱婷婷, 滕广, 张亚军, 等. 基于改进 YOLO v11 的番茄表面缺陷检测方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(6): 546-553.
- ZHU T T, TENG G, ZHANG Y J, et al. Improved YOLO v11 method for surface defect detection of tomato[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(6): 546-553.
- [8] 施利春, 边可可, 王松伟, 等. 基于改进 U-Net 和 IWOA-LSSVM 的番茄综合品质检测方法研究[J]. 食品与机械, 2025, 41(8): 109-117.
- SHI L C, BIAN K K, WANG W S, et al. Research on tomato comprehensive quality detection method based on improved U-Net and IWOA-LSSVM[J]. Food & Machinery, 2025, 41(8): 109-117.
- [9] 野晶菀, 周一鸣, 王明龙, 等. 多源感知技术融合机器学习在食品品质评价中的研究进展[J]. 食品工业科技, 2025, 46(23): 466-475.
- YE J W, ZHOU Y M, WANG M L, et al. Advances in multi-source perception technology integrated with machine learning in food quality evaluation[J]. Science and Technology of Food Industry, 2025, 46(23): 466-475.
- [10] 赵泽华, 王庆艳, 陈俊杰, 等. 基于机器视觉与高光谱成像的西瓜考种系统研究[J]. 农业机械学报, 2025, 56(12): 450-459.
- ZHAO Z H, WANG Q Y, CHEN J J, et al. Watermelon breeding system based on machine vision and hyperspectral imaging[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(12): 450-459.
- [11] 文韬, 代兴勇, 李浪, 等. 基于机器视觉与光谱融合的柑橘品质无损检测分级系统设计与试验[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2024, 45(1): 38-45.
- WEN T, DAI X Y, LI L, et al. Design and experiment of non-destructive testing and grading system for citrus quality based on machine vision and spectral fusion[J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition), 2024, 45(1): 38-45.
- [12] 郭德超, 饶远立, 张豪, 等. 结合机器视觉和光谱技术的番茄综合品质检测方法[J]. 食品与机械, 2024, 40(9): 123-130.
- GUO D C, RAO Y L, ZHANG H, et al. Comprehensive quality detection method for tomatoes combining machine vision and spectral techniques[J]. Food & Machinery, 2024, 40(9): 123-130.
- [13] 王康生, 林峰, 谢忠鑫, 等. 用于多光谱相机的机器视觉系统设计[J]. 应用光学, 2025, 46(2): 233-241.
- WANG K S, LIN F, XIE Z X, et al. Machine vision system design for multispectral cameras[J]. Journal of Applied Optics, 2025, 46(2): 233-241.
- [14] 吕金锐, 付燕, 倪美玉, 等. 基于改进 YOLOv4 模型的番茄成熟度检测方法[J]. 食品与机械, 2023, 39(9): 134-139.
- LU J R, FU Y, NI M Y, et al. Research on tomato maturity detection method based on improved YOLOv4 model[J]. Food & Machinery, 2023, 39(9): 134-139.
- [15] 刘浩, 任宏, 赵丁选, 等. 基于亚像素定位的图像边缘检测策略研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(2): 242-248, 294.
- LIU H, REN H, ZHAO D X, et al. Image edge detection strategy based on sub-pixel location[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(2): 242-248, 294.
- [16] KAUKAB S, KOMAL, GHODKI B M, et al. Improving real-time apple fruit detection: multi-modal data and depth fusion with non-targeted background removal[J]. Ecological Informatics, 2024, 82: 102691.
- [17] 张伟进, 王福顺, 孙小华, 等. 传统图像分割算法在农作物籽粒考种应用中的研究进展[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(2): 280-287.
- ZHANG W J, WANG F S, SUN X H, et al. Research progress of traditional image segmentation algorithm in seed testing of crops[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(2): 280-287.
- [18] DONG P, FENG W H, WANG R, et al. Automatic classification and detection of faulty packaging using deep learning algorithms: a study for industrial applications[J]. Intelligent Methods in Engineering Sciences, 2024, 3(1): 13-21.
- [19] 戴海宸, 韦鑫宇, 徐一新, 等. 基于相位和高光谱的番茄果实多模态融合检测方法[J]. 光子学报, 2024, 53(7): 268-282.
- DAI H C, WEI X Y, XU Y X, et al. Multimodal fusion detection method of tomato fruit based on phase and hyperspectral[J]. Acta Photonica Sinica, 2024, 53(7): 268-282.
- [20] 杨泽青, 李志蒙. 水果外观品质视觉检测及自动分级控制系统设计[J]. 制造业自动化, 2024, 46(2): 42-46.
- YANG Z Q, LI Z M. Design of visual inspection and automatic grading control system for fruit appearance quality [J]. Manufacturing Automation, 2024, 46(2): 42-46.