

基于改进 PLSR-YOLOv13 的冷藏鱼类品质快速检测方法研究

吴霞¹ 田二林² 王启峰³ 朱聪³

(1. 河南水利与环境职业学院, 河南 郑州 450008; 2. 郑州轻工业大学, 河南 郑州 450002;
3. 郑州工业应用技术学院, 河南 郑州 450064)

摘要: [目的] 有效解决现有冷藏鱼类品质检测方法存在的操作复杂、耗时较长、精度不足和难以兼顾快速性与准确性等问题。[方法] 在融合多检测技术的食品品质检测系统基础上, 构建融合高光谱检测和机器视觉的冷藏鱼类品质快速检测方法。采用高光谱成像技术采集冷藏鱼类光谱数据, 经预处理后输入改进的偏最小二乘回归模型, 实现挥发性盐基总氮含量的精准检测, 并根据含量划分内部品质等级。采用机器视觉技术采集冷藏鱼类整体外观图像, 输入改进的 YOLOv13 模型实现外观品质等级划分。结合内、外部检测综合判断鱼类品质。通过对比试验, 验证所提方法相较于现有方法的优越性。[结果] 所提融合检测方法的整体品质分级准确率达到 98.7%, 改进 PLSR 模型对挥发性盐基总氮含量的检测决定系数为 0.970, 均方根误差为 0.15 mg/100 g。改进 YOLOv13 模型的外观分级准确率为 99.0%, 推理耗时 < 20 ms/帧。[结论] 所提融合方法有效整合了高光谱的内部理化优势与机器视觉的快速外观检测优势, 显著提升了检测精度与速度, 可满足加工环节的批量快速质检需求。

关键词: 冷藏鱼类; 品质检测; 高光谱成像; 机器视觉; 偏最小二乘回归; YOLOv13 模型

A rapid quality inspection method for refrigerated fish based on improved PLSR-YOLOv13

WU Xia¹ TIAN Erlin² WANG Qifeng³ ZHU Cong³

(1. Henan Vocational College of Water Conservancy and Environment, Zhengzhou, Henan 450008, China;
2. Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou, Henan 450002, China;
3. Zhengzhou University of Industrial Technology, Zhengzhou, Henan 450064, China)

Abstract: [Objective] To effectively solve the problems of complex operation, long time consumption, insufficient accuracy, and difficulty in balancing speed and accuracy in existing quality inspection methods for refrigerated fish. [Methods] On the basis of a food quality inspection system that integrates multiple detection technologies, a rapid quality inspection method for refrigerated fish that combines hyperspectral data and machine vision is constructed. The hyperspectral imaging technology is employed to collect spectral data of refrigerated fish, and the data are preprocessed and input into an improved partial least squares regression model to achieve accurate determination of total volatile basic nitrogen content, and then the internal quality is graded based on the content. The machine vision technology is adopted to collect overall appearance images of refrigerated fish, and the images are input into an improved YOLOv13 model to achieve the grading of appearance quality. Internal inspection and external inspection are combined to comprehensively evaluate the quality of fish. Through comparative experiments, the superiority of the proposed method compared with existing methods is verified.

基金项目: 教育部“十四五”教育科研规划全国重点课题(编号: GJKY0024012); 河南省高等学校重点科研项目(编号: 26B520015)

通信作者: 吴霞(1979—), 女, 河南水利与环境职业学院副教授, 硕士。E-mail: nngsgw@yeah.net

收稿日期: 2026-01-28 **改回日期:** 2026-05-06

引用格式: 吴霞, 田二林, 王启峰, 等. 基于改进 PLSR-YOLOv13 的冷藏鱼类品质快速检测方法研究[J]. 食品与机械, 2026, 42(5): 123-131.

Citation: WU Xia, TIAN Erlin, WANG Qifeng, et al. A rapid quality inspection method for refrigerated fish based on improved PLSR-YOLOv13[J]. Food & Machinery, 2026, 42(5): 123-131.

[Results] The overall quality grading accuracy of the proposed fusion inspection method reaches 98.7%, and the improved PLSR model has a coefficient of determination being 0.970 for the total volatile basic nitrogen content, with a root mean square error of 0.15 mg/100 g. The improved YOLOv13 model has an appearance quality grading accuracy of 99.0% and inference time <20 ms/frame. **[Conclusion]** The proposed fusion method effectively integrates the internal physicochemical advantages of hyperspectral imaging with the rapid appearance detection capabilities of machine vision, significantly enhancing inspection accuracy and speed and meeting the needs of rapid batch quality inspection in processing stages.

Keywords: refrigerated fish; quality inspection; hyperspectral imaging; machine vision; partial least squares regression; YOLOv13 model

鱼类富含优质蛋白质、不饱和脂肪酸及多种矿物质,是人类膳食结构中重要的营养来源,其产量与消费量在全球范围内持续攀升^[1-2]。在食品生产线上,冷藏鱼类作为重要的加工原料,其品质直接决定终端产品质量,而鱼类肌肉组织含水量高、酶活性强且营养成分丰富,捕捞或加工后若冷藏保鲜不当,极易发生微生物繁殖、酶解及氧化反应,导致肉质腐败变质。这不仅会降低产品营养价值与商品价值,造成生产线原料浪费、生产成本增加,还可能因挥发性盐基总氮(TVB-N)等腐败产物积累引发食品安全隐患,威胁消费者身体健康、损害企业品牌信誉^[3-4]。因此,针对食品生产线的实际工况,实现冷藏鱼类品质的快速、精准检测具有重要的实际意义。

目前,国内外已有较多学者对食品品质快速检测方法进行研究,主要集中在光谱检测技术、机器视觉技术和嗅觉检测技术等单一检测和多检测技术融合检测方面^[5-6]。已有部分学者将光谱检测技术与机器视觉技术应用于食品品质检测,多检测技术融合已成为食品品质检测领域的研究热点,更是适配食品生产线快速精准质检需求的关键发展方向^[7]。通过整合不同检测技术的优势,可有效弥补单一检测技术的不足,实现检测精度与检测速度的双重提升,完美契合生产线高效筛查、精准判别的核心诉求^[8]。肖浩文等^[9]提出了一种基于改进YOLOv5模型的食品品质检测方法。该方法对食品品质的评估准确率达96.8%,对鲜度、次鲜度、变质3个等级的识别精度分别为98.2%,95.7%,96.5%,单样本检测时间仅1.2 s,较传统理化检测方法效率提升85%以上,较通用深度学习模型评估精度提升7.3%。章海亮等^[10]为了降低食品光谱检测时间长和成本,将改进卷积神经网络应用于多宝鱼新鲜度鉴别。结果表明,该方法对食品品质鉴别的平均正确率达97.5%,其中对冰藏0~2,3~5,6~8 d 3个新鲜度等级的鉴别精度分别为98.6%,97.2%,96.7%,特征提取效率较单一高光谱技术提升40%,模型检测均方根误差仅为0.032。周博等^[11]提出了一种融合人工嗅视觉与机器视觉的食品品质快速检测方法。该方法对食品品质的整体检测准确率达98.1%,对新鲜、次新鲜、变质食品识别精度分别为98.9%,97.8%,97.6%,检测时间 ≤ 5 s/样本,较传统气相色谱-质谱联用检测方法效率提升90%以上。郭德超等^[12]提出了一种结合机器视觉(改进

YOLOv8模型)与近红外光谱技术(改进粒子群优化的最小二乘支持向量机)的食品品质一体化检测方法。该方法食品分级准确率达98.5%,糖度检测误差 ≤ 0.2 °Brix,硬度检测相关系数(R^2)达0.968,表面缺陷检测准确率达97.2%,单果检测时间仅0.8 s,生产线分选效率可达12 000个/h。尽管现有多技术融合研究已取得一定进展,但针对冷藏鱼类这类高水分、易腐败、内外品质同步劣变的水产原料,现有融合检测方法仍存在操作复杂、耗时较长、精度不足及难以兼顾快速性与准确性的核心痛点,亟需研发针对性更强、融合更深度、性能更优异的专用检测方法。

基于现有研究的不足与冷藏鱼类生产线质检的实际需求,在现有多检测技术融合研究基础上,紧扣冷藏鱼类品质内在理化指标+外在外观特征同步检测、高精度+快速度双重兼顾的核心诉求,构建改进粒子群优化—偏最小二乘回归(PSO-PLSR)+改进YOLOv13+融合决策的多模态一体化快速检测框架,提出融合高光谱检测技术与机器视觉技术的冷藏鱼类品质专用快速检测方法,旨在为冷藏鱼类加工环节的批量快速质检提供一种高效、精准、无损的检测方案。

1 多检测技术融合的食品品质检测系统

多检测技术融合的食品品质检测系统见图1,该系统采用机器视觉、高光谱成像和光电传感多技术融合方案,实现冷藏鱼类品质的自动化、高精度检测。系统主要由机器视觉检测装置、高光谱检测装置、光电传感器、传送装置、平台控制器、分拣装置和计算机等组成^[13-14]。机器视觉检测装置:由CCD相机、镜头、光源及暗箱组成,用于采集鱼类高清图像,输入改进YOLOv13进行外观品质分级。高光谱检测装置:由高光谱相机、光源及暗箱组成,用于采集冷藏鱼类高光谱数据,高光谱原始数据为400~1 000 nm的连续光谱(约120个波段)将120维光谱特征降维至10维预处理后输入改进的PSO-PLSR模型进行内部品质分级。

2 多检测技术融合的食品品质检测方法

研究提出的冷藏鱼类品质快速检测方法,对采集到的外观图像进行预处理,输入改进YOLOv13模型,完成外观品质等级划分。同时,对高光谱数据进行预处理、特

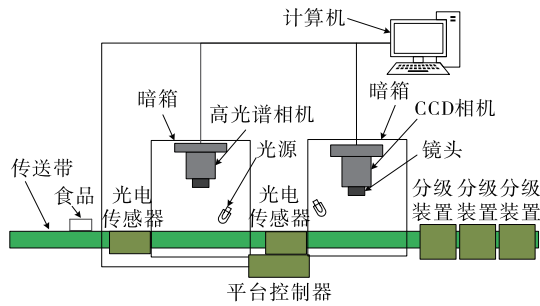


图1 多检测技术融合的食品品质检测系统

Figure 1 Food quality inspection system with multi-detection technology integration

征降维与特征选优,输入改进 PSO-PLSR 模型,完成 TVB-N 含量检测并划分内部品质等级。最后通过融合决策规则,输出鱼类整体品质等级。

2.1 机器视觉检测方法

机器视觉检测的核心目标是快速、精准识别冷藏鱼类外观特征,实现外观品质等级划分。针对采集到的原始图像,依次进行预处理操作,消除噪声干扰和提升图像质量,试验采用高斯滤波消除相机成像噪声与环境噪声,参数设置为核大小 5×5 ,标准差 $\sigma=1.0$,可在消除噪声的同时,保留细节特征,将预处理后的图像尺寸归一化至 $640 \text{ 像素} \times 640 \text{ 像素}$,输入改进 YOLOv13 模型。针对传统 YOLOv13 模型在小目标识别精度不足、推理速度难以适配生产线需求的问题,对模型进行改进^[15-17]。

引入可变形空间注意力模块(DSA)强化关键区域特征提取。模块核心由可变形条带卷积(DSCN)与空间注意力权重分配单元组成,突破传统卷积固定采样位置与感受野的局限,适配冷藏鱼类鱼鳃、鱼眼等不规则小目标形态特征。

嵌入上下文感知融合模块(CAFBlock)优化检测头感知能力。YOLOv13 原始检测头仅采用单尺度特征检测,对复杂背景下弱小目标的判别能力有限,针对冷藏鱼类鱼鳃、鱼眼等小尺寸易干扰特征,将 CAFBlock 嵌入 FPN 与检测头之间的特征融合节点,实现多尺度上下文信息深度耦合,模块与检测头联合推理,不额外增加过多计算开销。

改进后的 YOLOv13 模型整体结构见图 2,模型既保留了原模型的推理速度优势,又通过双模块改进弥补了小目标识别精度不足的短板,适配冷藏鱼类外观批量检测需求。

2.2 光谱检测方法

光谱检测的核心目标是精准检测冷藏鱼类内部理化指标——TVB-N 含量,实现内部品质等级划分,采用高光谱成像技术采集鱼类肌肉组织的光谱数据,通过预处理、特征选优及改进 PSO-PLSR 模型,提升 TVB-N 含量检测精度,为鱼类内部品质分级提供可靠依据^[18-20]。

通过高光谱检测装置采集冷藏鱼类肌肉组织的高光谱图像与光谱数据,采集前对高光谱相机进行黑白校正,消除系统误差,如式(1)所示。

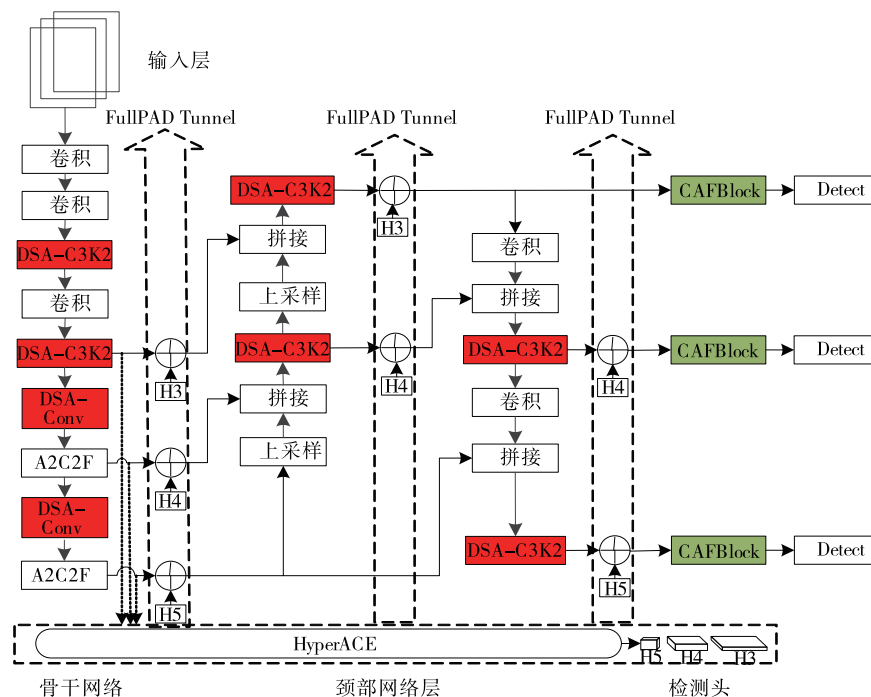


图2 改进 YOLOv13 模型

Figure 2 Improved YOLOv13 model

$$R = \frac{I - I_d}{I_w - I_d}, \quad (1)$$

式中:

R ——校正后反射率光谱;

I ——原始光谱信号;

I_d ——暗场光谱(关闭光源采集);

I_w ——白场光谱(标准白板采集)。

但高光谱原始数据中存在噪声(如仪器噪声、环境噪声、散射噪声),因此采用 SG 平滑—标准正态变量变换(SNV)—一阶导数组合预处理方法,各步骤关键参数明确设定:SG 平滑采用二次多项式拟合,窗口大小为 15 个波段(奇数窗口保证中心对齐),平滑点数 7;标准正态变量变换(SNV)如式(2)所示。

$$x_{\text{snv}} = \frac{x_i - \bar{x}}{s}, \quad (2)$$

式中:

x_{snv} ——经 SNV 变换后的光谱校正值;

x_i ——单波段原始光谱值;

$\bar{x}$ ——当前样本全波段光谱均值;

s ——全波段标准差。

一阶导数采用差分法计算,步长为 1 个波段,强化与 TVB-N 含量相关的特征吸收峰信息,弱化基线漂移。

高光谱原始数据为 120 维,存在大量冗余特征,会增加模型计算量、导致模型过拟合,因此需要对预处理后的光谱数据进行特征降维与选优,筛选出与 TVB-N 含量相关性最强的特征波段,试验通过主成分分析(PCA)降维和连续投影算法(SPA)选优。再将 PCA-SPA 筛选后的最优特征波段作为模型输入,TVB-N 含量测定值作为输出,训练改进 PSO-PLSR 模型,最终实现 TVB-N 含量的精准检测。

将 PCA-SPA 筛选后的最优特征波段作为模型输入,半微量定氮法测定的 TVB-N 含量作为输出,构建改进 PSO-PLSR 检测模型。PLSR 模型待优化变量为 $\theta = [k, \lambda]$,其中 k 为主成分个数(取值范围[2,15],整数), λ 为正则化参数(取值范围[10^{-5} , 10^2],对数尺度),传统 PLSR 依靠经验设定上述参数,难以找到全局最优组合,存在拟合精度不足、泛化能力差、易陷入局部最优等问题。因此引入 PSO 算法进行参数寻优。针对其易陷入局部最优、收敛速度不均衡、后期粒子多样性不足等缺陷,对粒子群算法进行改进。

(1) 惯性权重优化:标准 PSO 算法的惯性权重 ω 多采用固定值或简单线性递减策略,难以兼顾前期全局搜索能力与后期局部寻优精度,易出现前期收敛慢、后期陷入局部最优的问题。试验设计自适应惯性权重策略,结合粒子适应度值与迭代次数,动态调整 ω ,如式(3)所示。

$$\omega(t) = \begin{cases} \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{t_{\text{mid}}} \times t, & 0 \leq t \leq t_{\text{mid}} \\ \omega_{\text{mid}} \times e^{-\frac{t - t_{\text{mid}}}{t_{\max} - t_{\text{mid}}}}, & t_{\text{mid}} \leq t \leq t_{\max} \end{cases}, \quad (3)$$

式中:

$\omega(t)$ ——第 t 次迭代时的惯性权重值;

t ——当前迭代次数;

$t_{\max}$ ——最大迭代次数;

t_{mid} ——迭代中期节点(取最大迭代次数的 1/2);

$\omega_{\max}$ ——最大惯性权重;

$\omega_{\min}$ ——最小惯性权重;

ω_{mid} ——迭代中期惯性权重。

(2) 粒子多样性优化:标准 PSO 算法迭代后期,粒子易聚集在群体最优位置附近,多样性不足,导致算法陷入局部最优,无法找到 PLSR 模型的全局最优参数。试验引入粒子变异机制,通过随机变异粒子位置,保持粒子多样性,避免局部最优,如式(4)和式(5)所示。

$$k'_i(t) = k_{\min} + \text{rand}(0,1)(k_{\max} - k_{\min}), \quad (4)$$

$$\lambda'_i(t) = \lambda_{\min} + \text{rand}(0,1)(\lambda_{\max} - \lambda_{\min}), \quad (5)$$

式中:

$k'_i(t), \lambda'_i(t)$ ——变异后粒子 i 的主成分个数和正则化参数;

$k_{\min}, k_{\max}$ ——主成分个数的最小值和最大值;

$\lambda_{\min}, \lambda_{\max}$ ——正则化参数的最小值和最大值;

$\text{rand}(0,1)$ ——[0,1]的随机数。

(3) 收敛性优化:标准 PSO 算法多以迭代次数达到最大值或适应度值趋于稳定作为收敛判断条件,易出现过早收敛或收敛不充分的问题。试验优化收敛判断准则,结合适应度值变化率与粒子平均适应度值,双重判断算法是否收敛,选取模型检测的均方根误差(RMSE)作为适应度函数, RMSE 越小,粒子对应的参数组合越优,适应度函数如式(6)所示。

$$f(x_i) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (Y_j - \hat{Y}_j)^2}, \quad (6)$$

式中:

$f(x_i)$ ——第 i 个粒子对应的适应度函数值;

Y_j ——第 j 个样本的 TVB-N 含量实测值;

$\hat{Y}_j$ ——第 j 个样本的 TVB-N 含量检测值;

n ——样本总数;

x_i ——第 i 个粒子的位置(即一组 PLSR 模型参数组合(k_i, λ_i))。

计算适应度值变化率 $\Delta f(t)$ 和平均适应度 $\bar{f}(t)$ 如式(7)和式(8)所示。

$$\Delta f(t) = \left| \frac{f_{\text{gbest}}(t) - f_{\text{gbest}}(t-5)}{f_{\text{gbest}}(t-5)} \right|, \quad (7)$$

$$\bar{f}(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(x_i(t)), \quad (8)$$

式中:

$\Delta f(t)$ ——适应度值变化率;

$\bar{f}(t)$ ——平均适应度;

N ——粒子种群规模;

$f(x_i(t))$ ——第 t 次迭代中第 i 个粒子的适应度值(用于反映整个粒子种群的寻优状态,避免个别粒子异常影响收敛判断);

$f_{\text{gbest}}(t)$ ——第 t 次迭代的群体最优适应度值(最小RMSE);

$f_{\text{gbest}}(t-5)$ ——5次迭代前的群体最优适应度值。

改进 PSO-PLSR 模型流程见图 3。

2.3 多检测技术融合

多检测技术融合是解决单一检测方法局限性、实现冷藏鱼类品质全面精准检测的核心环节。机器视觉检测可快速完成外观品质分级(侧重快速筛查),光谱检测可精准实现内部 TVB-N 含量检测及内部品质分级(侧重精准验证),两者存在互补性——机器视觉检测速度快但无法反映内部理化特性,光谱检测精度高但检测流程相对复杂、耗时略长。基于两者的检测结果,构建科学合理的融合决策机制,整合内、外部品质信息,实现冷藏鱼类整体品质等级的精准判定,同时兼顾生产线批量检测的高效性。冷藏鱼类品质检测划分标准见表 1。

3 多检测技术融合的食品品质智能化检测试验

3.1 试验环境

为验证所提多技术融合方法(改进 PSO-PLSR 模型与改进 YOLOv13 模型)在冷藏鱼类品质检测中的有效性与实用性,搭建了多检测技术融合的食品品质检测系统试验平台,平台核心硬件组成及参数见表 2。以真鲷鱼为研究对象,参考《食品安全国家标准 鲜、冻动物性水产品》(GB 2733—2015)、《鱼类鲜度指标 K 值的测定 高效液相色谱法》(SC/T 3048—2014)及冷藏水产品品质评价行业规范,结合 TVB-N 含量,将冷藏真鲷鱼划分为一级(新鲜)、二级(次新鲜/合格)、三级(变质/不合格)3 个品质等

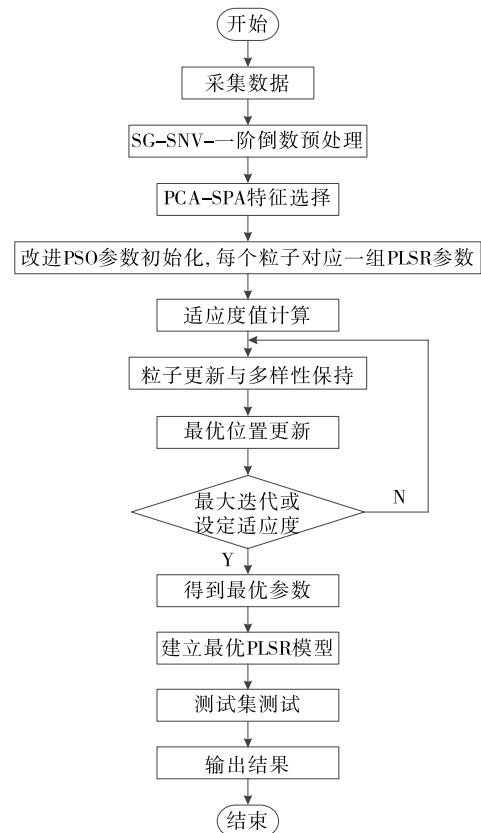


图 3 改进 PSO-PLSR 模型

Figure 3 Improved PSO-PLSR Model

级。试验选取体质量 (500 ± 50) g、体长 (25 ± 2) cm 的鲜活真鲷鱼,经体表去杂、清水冲洗并沥干水分后,不进行去鳞、去内脏、分割等二次加工处理,直接置于 $0 \sim 4$ °C冷藏环境中进行梯度保鲜处理,按品质等级划分标准收集样本:一级样本为冷藏 $0 \sim 2$ d 的新鲜真鲷鱼,二级样本为冷藏 $3 \sim 5$ d 的次新鲜真鲷鱼,三级样本为冷藏 ≥ 6 d 的变质真鲷鱼,每个等级各采集 500 条样本,总计 1 500 条。按照 7:1:2 的比例划分为训练集(1 050 条)、验证集(150 条)、测试集(300 条),不同等级比例完全一致,避免等级分布不均导致的模型偏倚。抽样过程设置固定随机种子,确保抽样过程可复现,杜绝随机抽样偏差。模型参数见

表 1 冷藏鱼类品质检测划分标准

Table 1 Quality grading standards for refrigerated fish

品质等级	外观品质	TVB-N 含量/ $(10^{-2} \text{ mg} \cdot \text{g})$	整体品质判定
一级	鱼体完整、无破损,鱼鳃鲜红,鱼眼饱满有光泽,体表无霉斑、无淤血	<15	外观一级且内部一级
二级	鱼体基本完整、轻微破损,鱼鳃淡红,鱼眼略凹陷,体表无明显霉斑	$15 \sim <25$	外观一级+内部二级、外观二级+内部一级、外观二级+内部二级
三级	鱼体破损严重,鱼鳃发黑,鱼眼凹陷浑浊,体表有明显霉斑、淤血	≥ 25	外观三级、内部三级,或外观二级+内部三级、外观三级+内部二级

表 3。为全面评估模型性能,结合检测任务类型(内部理化指标检测、外观品质分级)选择差异化评价指标,内部选择决定系数和均方根误差进行评估,外部指标选择分级准确率和推理耗时进行评估。实际 TVB-N 含量测量及 3 个品质等级测量严格遵循规范,结合试验样本特性采用半微量定氮法测量。

表 2 试验平台组成

Table 2 Composition of the test platform

设备	参数
计算机	CPU: Intel Core i7-12700H, GPU: NVIDIA RTX 3060 (6 GB), 内存: 32 GB DDR5, 硬盘: 1 TB SSD, 操作系统: Windows 11
机器视觉相机	工业 CMOS 相机型号: Basler acA2500-14gm
光谱相机	高光谱成像相机型号: Headwall Hyperspec VNIR-100
光电传感器	漫反射式光电传感器型号: E3F-DS30C4
传送带	皮带宽度 50 cm, 传送速度 0.2~1.0 m/s 可调, 长度 3 m, 材质食品级 PVC
执行装置	气动分拣装置型号: SMC MHZ2-20D
控制平台	PLC 控制器型号: 西门子 S7v1200 CPU 1214C

表 3 模型参数

Table 3 Model parameters

参数	单位	数值	参数	单位	数值
输入图像尺寸	像素	640×640	最大迭代次数	次	50
批量大小	个	16	迭代中期节点	次	25
初始学习率		0.001	最大惯性权重		0.9
迭代次数	次	100	最小惯性权重		0.4
权重衰减系数		0.000 5	迭代中期惯性权重		0.4
DSA 模块卷积核尺寸		3×3, 5×5	主成分个数范围	个	1~10
CAFBLOCK 融合层级	层	3	正则化参数范围		0.001~0.100
置信度阈值		0.05	适应度变化率阈值		0.000 1
粒子种群规模	个	30	学习因子		2.0

3.2 试验结果分析

为了验证所提内部品质检测方法(改进 PSO-PLSR)的收敛性,将其参数优化方法(改进 PSO)与传统 PSO 优化、GWO(灰狼优化)方法进行对比分析,不同方法的迭代收敛曲线见图 4。

由图 4 可知,3 种优化方法均能随着迭代次数的增加逐步收敛,最终趋于稳定,但收敛速度和收敛精度存在显著差异。其中,PSO 优化方法收敛速度较慢,但收敛后的

适应度值优于 GWO,在迭代 30 次逐渐趋于平稳。GWO 优化方法收敛速度优于 GWO,在迭代 20 次左右达到收敛,但收敛精度较低。所提改进 PSO 优化方法收敛速度最快,在迭代 15 次左右即可达到稳定收敛状态,且收敛后的适应度值最低,表明改进 PSO 优化方法有效提升了参数寻优的效率和精度,解决了传统优化方法收敛慢、易陷入局部最优的问题,验证了改进 PSO-PLSR 方法在参数优化过程中的良好收敛性。

为了进一步验证所提内部品质检测方法(改进 PSO-PLSR)的优越性,将其与 PSO-PLSR、GWO-PLSR 两种对比方法进行性能测试,不同方法的 TVB-N 含量检测结果见图 5,对应的定量检测指标(决定系数、均方根误差)见表 4。

由图 5 可以看出,3 种检测方法的 TVB-N 含量检测值均与实际值存在一定差异,但整体呈现明显的梯度差异:所提试验方法(改进 PSO-PLSR)的检测值与实际 TVB-N 含量的贴合度最高,数据波动范围最小,无明显异常偏离点,表明其检测稳定性最优;PSO-PLSR 方法检测值波动

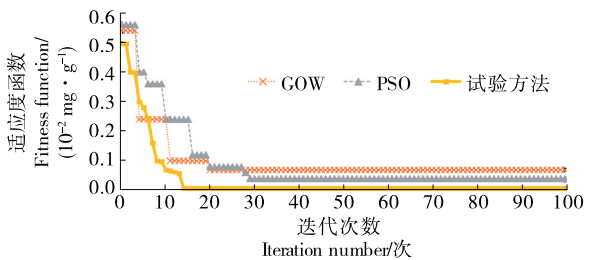


图 4 不同方法的迭代收敛曲线

Figure 4 Convergence curves of different methods over iterations

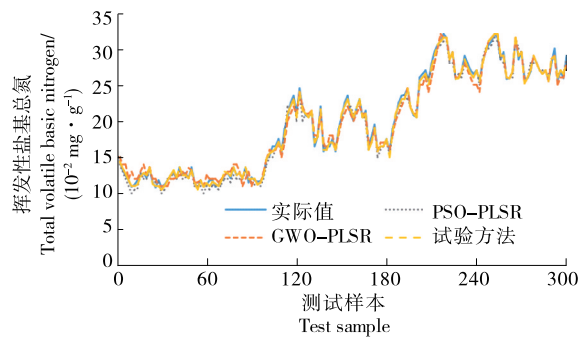


图5 不同方法的TVB-N含量检测结果

Figure 5 TVB-N content determined by different methods

表4 不同方法检测TVB-N含量的决定系数与均方根误差

Table 4 Coefficients of determination and root mean square errors of TVB-N content determined by different methods

方法	决定系数	均方根误差/($10^{-2} \text{ mg} \cdot \text{g}^{-1}$)
PSO-PLSR	0.935	0.27
GWO-PLSR	0.920	0.35
试验方法	0.970	0.15

适中,部分检测点出现轻微偏离,但整体贴合实际值,检测稳定性处于中等水平。而GWO-PLSR方法检测值波动幅度最大,多个检测点与实际值偏差明显,表明其检测稳定性较差,难以精准捕捉高含量TVB-N的变化规律。结合表4定量检测指标进一步分析,GWO-PLSR方法的决定系数最低0.920、均方根误差最高0.35 mg/100 g,拟合效果和检测精度最差。PSO-PLSR方法的决定系数为0.935、均方根误差为0.27 mg/100 g,拟合效果和检测精度优于GWO-PLSR,可满足基础检测需求,但仍有提升空间。所提试验方法(改进 PSO-PLSR)的决定系数达到0.970,均方根误差最高仅为0.15 mg/100 g,相较于 PSO-PLSR,决定系数提升了3.74%,均方根误差最高降低了44.44%,相较于 GWO-PLSR,决定系数提升了5.43%,均方根误差最高降低了57.14%,定量验证了改进 PSO-PLSR 方法的检测准确性和精度均显著优于两种对比方法。表明所提方法具有更优的稳定性、准确性和检测精度,能够精准捕捉不同品质等级真鲷鱼的TVB-N含量差异。

为了验证所提外部品质检测方法(改进 YOLOv13)的优化性能,将其与基础 YOLOv13、YOLOv13+强化关键区域、YOLOv13+优化检测头3种对比模型进行消融试验,重点分析不同优化策略对模型检测性能的影响,优化前后各模型随迭代变化的损失值见图6,消融试验结果见表5。

由图6可以看出,不同模型均能随着迭代次数的增加实现损失值下降,最终趋于稳定,但收敛速度和收敛效果

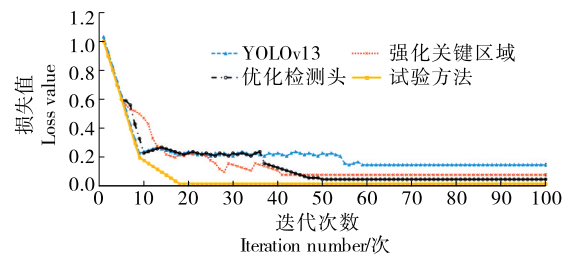


图6 优化前后随迭代变化的损失值

Figure 6 Changes in loss value with iteration before and after optimization

表5 消融试验结果

Table 5 Results of ablation test

YOLOv13	强化关键区域	优化检测头	分级准确率/%	推理耗时/(ms·帧 ⁻¹)
✓			92.0	19.0
✓	✓		94.0	20.0
✓		✓	94.7	19.7
✓	✓	✓	99.0	19.5

存在显著差异。所提改进 YOLOv13 模型(融合强化关键区域+优化检测头双策略)收敛速度最快,仅需迭代20次左右即可达到稳定收敛状态,且最终稳定损失值最低,表明双优化策略协同作用,能有效加快模型收敛速度、降低训练损失。

由表5可知,基础 YOLOv13 分级准确率为92.0%,识别精度偏低。单一强化关键区域与优化检测头策略均可提升模型精度,分级准确率分别提升至94.0%与94.7%,推理耗时小幅增加。改进 YOLOv13 综合两种优化策略,分级准确率达99.0%,较基础模型提升7.0%,推理耗时仅19.5 ms/帧,检测效率损失较小。结果表明,改进模型可精准捕捉真鲷鱼外部品质差异,综合检测性能最优。

为了进一步验证试验所提融合方法(改进 PSO-PLSR+改进 YOLOv13)的优越性,将其与文献[11](结合反向传播神经网络、支持向量机、卷积神经网络、黏菌算法、卷积神经网络、双向门控循环单元、注意力机制)和文献[12](结合改进 YOLOv8 模型和改进粒子群优化的最小二乘支持向量机)所提方法进行对比分析,对照方法均严格复现文献源码与参数,试验环境、硬件配置完全统一,数据来源一致,保障横向对比公平可信。不同融合方法的检测效果见表6。

由表6可以看出,文献[11]所提方法分级准确率为93.3%,检测时间为0.62 s。该方法虽实现了多算法协同检测,但未针对水产品品质检测的核心需求进行针对性优化,导致分级准确率有限。文献[12]所提方法融合了改进 YOLOv8 与改进粒子群优化最小二乘支持向量机,

表 6 不同融合方法的检测效果

Table 6 Inspection performance of different fusion methods

方法	分级准确率/%	检测时间/s
文献[11]	93.3	0.62
文献[12]	96.7	0.47
试验方法	98.7	0.30

其性能较文献[11]所提方法明显提升,分级准确率达到 96.7%,检测时间缩短至 0.47 s,表明文献[12]优化策略有效改善了检测精度与效率。但该方法未实现真鲷鱼内部品质与外部品质的深度协同检测,且在算法参数寻优精度和特征提取针对性上仍有提升空间。试验所提融合方法(改进 PSO-PLSR+改进 YOLOv13)表现最优,在分级准确率和检测效率上均实现了大幅突破,分级准确率高达 98.7%,这一优势得益于改进 PSO-PLSR 方法对内部 TVB-N 含量的高精度定量检测,与改进 YOLOv13 方法对外部形态特征的精准定性识别,二者协同互补,实现了真鲷鱼品质的全方位、多维度检测,有效弥补了单一维度检测的局限性。在检测时间上,该方法仅为 0.30 s,较文献[11]和文献[12]所提方法分别缩短了 51.6%,36.2%,检测效率大幅提升,主要因为两种改进算法均针对性优化了参数寻优和特征提取流程,最大限度减少了冗余计算,实现了检测精度与效率的双重突破。

为解决单一鱼种样本局限性,试验跨品类验证试验全部基于上述中国水产科学研究院水产品品质共性数据库开展,筛选数据库内 3 大类典型鱼类子集,分别为海水养殖经济鱼、淡水常规食用鱼、近海捕捞低值鱼,涵盖数据库内主流流通品类,覆盖不同生长环境、养殖模式与肉质特性,全面提升样本代表性 with 试验普适性。数据库内所有样本规格统一、品质等级标注规范,单类子集选取 500 组有效样本,总计 1 500 组标准化样本,样本覆盖完整冷藏保鲜周期,各品质等级样本数量均衡,结果见表 7。

由表 7 可以看出,试验构建的融合检测方法在数据库

表 7 不同鱼类子集的检测结果

Table 7 Inspection results of different fish subsets

方法	样本类别	分级准确率/%	检测时间/s
文献[11]	海水养殖子集	94.3	0.42
	淡水养殖子集	93.5	0.43
	捕捞野生子集	92.1	0.45
文献[12]	海水养殖子集	95.8	0.37
	淡水养殖子集	94.9	0.38
	捕捞野生子集	93.6	0.39
试验方法	海水养殖子集	98.7	0.30
	淡水养殖子集	98.2	0.30
	捕捞野生子集	97.8	0.31

三类典型鱼类子集中的分级准确率均显著优于文献[11]、文献[12]所提方法,跨品类检测稳定性突出。在海水养殖子集下分级准确率达到 98.7%,淡水养殖子集为 98.2%,捕捞野生子集为 97.8%,三类子集准确率均保持在 97.5% 以上,仅存在小幅波动,波动幅度远小于两种对照文献方法,说明该方法对不同生长环境、不同养殖模式的鱼类样本适配性良好,有效克服了单一鱼种训练模型的泛化性短板。同时,试验方法单样本检测时间稳定在 0.30~0.31 s,相较于对照方法检测效率提升 15% 以上,兼顾高准确率与快速检测需求,完全适配工业在线检测场景。依托权威鱼类数据库开展的跨品类验证,充分证实该方法样本代表性充足、跨品类适用性较强,突破了单一鱼种试验的局限性。

4 结论

试验针对现有冷藏鱼类品质检测方法存在的问题,开展了融合高光谱检测与机器视觉技术的冷藏鱼类品质快速检测方法研究,主要研究结论如下:

(1) 试验所提内部检测方法对挥发性盐基总氮含量检测的决定系数达 0.970,均方根误差仅为 0.15 mg/100 g,相较于常规方法,检测精度与稳定性显著提升。试验外部检测方法外观分级准确率提升至 99.0%,推理耗时控制在 20 ms/帧以内,既保留了原模型的快速推理优势,又实现了外观特征的精准识别,可满足生产线快速筛查的需求。

(2) 所提融合检测方法的整体品质分级准确率达 98.7%,可高效区分新鲜、次新鲜与变质冷藏鱼类,完美兼顾了检测精度与速度,解决了单一检测方法无法全面反映鱼类品质的局限性。

但研究仍存在样本单一、模型的抗干扰能力有待提升和未充分考虑检测数据的不确定性的问题,后续研究将不断完善样本、提高模型性能和探索其他检测技术融合路径等。

参考文献

[1] 王若莹,林蔚萱,朱萍. 机器人技术在食品检测实验室中的应用与发展现状[J]. 食品工业, 2025, 46(4): 293-297.
WANG R Y, LIN W X, ZHU P. Application and development status of robot technology in food testing laboratories[J]. The Food Industry, 2025, 46(4): 293-297.
[2] ZHANG C X, ZHAO Y S, YANG W D, et al. Computer vision-based deep learning modeling for salmon part segmentation and defect identification[J]. Foods, 2025, 14(20): 3 529.
[3] 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.
[4] 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.
- [5] 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.
- [6] 赵敏, 范英, 高思伟, 等. 结合 Swin-Transformer 的改进 YOLOv5s 包装盒缺陷检测算法[J]. 制造业自动化, 2024, 46(12): 34-40.
- ZHAO M, FAN Y, GAO S W, et al. Improved YOLOv5s packaging defect detection algorithm combined with swin-transformer[J]. Manufacturing Automation, 2024, 46(12): 34-40.
- [7] 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.
- [8] LIU G Y, ZHANG S, WANG L X, et al. Research on mechanical automatic food packaging defect detection model based on improved YOLOv5 algorithm[J]. PLoS One, 2025, 20(4): e0321971.
- [9] 肖浩文, 胡志刚, 付丹丹, 等. 基于深度学习的鳙鱼新鲜度评估方法[J]. 食品安全质量检测学报, 2025, 16(21): 83-90.
- XIAO H W, HU Z G, FU D D, et al. Evaluation method of the freshness of *Monopterus albus* based on deep learning[J]. Journal of Food Safety & Quality, 2025, 16(21): 83-90.
- [10] 章海亮, 周孝文, 刘雪梅, 等. 基于卷积神经网络和高光谱成像技术的多宝鱼新鲜度鉴别[J]. 光谱学与光谱分析, 2024, 44(2): 367-371.
- ZHANG H L, ZHOU X W, LIU X M, et al. Freshness identification of turbot based on convolutional neural network and hyperspectral imaging technology[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2024, 44(2): 367-371.
- [11] 周博, 吴泽玮, 吴俊, 等. 采用人工嗅视觉和深度学习法检测牛肉的新鲜度[J/OL]. 食品工业科技. (2025-11-05) [2026-04-12]. <https://doi.org/10.13386/j.issn1002-0306.2025070081>.
- ZHOU B, WU Z W, WU J, et al. Beef freshness detection using artificial olfaction-vision and deep learning[J/OL]. Science and Technology of Food Industry. (2025-11-05) [2026-04-12]. <https://doi.org/10.13386/j.issn1002-0306.2025070081>.
- [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] 夏军勇, 王康宇, 周宏娣. 基于改进 Faster R-CNN 的食品包装缺陷检测[J]. 食品与机械, 2023, 39(11): 131-136, 151.
- XIA J Y, WANG K Y, ZHOU H D. Food packaging defect detection by improved network model of Faster R-CNN[J]. Food & Machinery, 2023, 39(11): 131-136, 151.
- [14] YANG L, ZHANG J K, QUAN X Y, et al. Semantics adaptive multi-task defect detection in vacuum packaging[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2025, 74(2): 1-14.
- [15] 王静蕾, 赵英杰, 李峰, 等. 基于改进 YOLOv10 的盒装食品生产线包装缺陷检测方法[J]. 食品与机械, 2025, 41(4): 236-241.
- WANG J L, ZHAO Y J, LI F, et al. Packaging defect detection method for boxed food production line based on improved YOLOv10[J]. Food & Machinery, 2025, 41(4): 236-241.
- [16] 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及试验[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.
- [17] 古莹奎, 叶彪彪, 郭明健, 等. 基于改进 RT-DETR 的饼干包装外观缺陷快速检测[J]. 食品与机械, 2025, 41(2): 234-241.
- GU Y K, YE B B, GUO M J, et al. Rapid detection method of biscuit packaging appearance defects based on improved RT-DETR[J]. Food & Machinery, 2025, 41(2): 234-241.
- [18] 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.
- [19] 陈亮吉, 温青纯, 尚静, 等. 机器学习在基于风味分析的食品检测领域的研究进展[J/OL]. 食品工业科技. (2025-12-18) [2026-04-12]. <https://doi.org/10.13386/j.issn1002-0306.2025060341>.
- CHEN L J, WEN Q C, SHANG J, et al. Progress in research on machine learning in the field of food detection based on flavour analysis[J/OL]. Science and Technology of Food Industry. (2025-12-18) [2026-04-12]. <https://doi.org/10.13386/j.issn1002-0306.2025060341>.
- [20] 税丕容, 张筱蕾, 刘伟, 等. 基于近红外光谱与改进 FAT-Net 的食品品质信息快速检测研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2025, 12(12): 282-286.
- SHUI P R, ZHANG X L, LIU W, et al. Rapid detection of food quality information based on near-infrared spectroscopy and improved FAT Net[J]. Automation & Instrumentation, 2025(12): 282-286.