

基于改进 U-Net 和机器视觉的食品包装缺陷智能化检测方法

齐国红¹ 张 静¹ 李莉莉²

(1. 郑州西亚斯学院, 河南 郑州 451100; 2. 河南农业大学, 河南 郑州 450046)

摘要: [目的] 解决现有食品包装缺陷智能化检测方法存在的泛化弱、精度不足、抗干扰能力差等问题。[方法] 在食品包装缺陷智能化分拣系统的基础上, 提出一种结合机器视觉和改进 U-Net 模型的食品包装缺陷智能化检测方法。通过在卷积模块中引入多尺度残差卷积模块, 降低模型计算量并提升训练效果。通过融合通道注意力、空间注意力、多尺度注意力构建轻量化混合注意力模块, 实现不同维度注意力的协同作用, 强化模型对食品包装缺陷的特征提取能力与抗干扰能力, 抑制复杂背景噪声。通过软池化替换 U-Net 中的最大池化层, 减少特征信息丢失, 保留更多缺陷特征细节与边缘信息。通过搭建试验平台开展模型训练与对比试验。[结果] 所提方法在多类型食品包装缺陷检测任务中泛化能力优异, 平均检测精度达 97.50%, 较传统 U-Net 模型提升 10.3%, 单张图像检测时间仅为 20 ms, 模型参数数量为 12.8 M, 漏检率为 1.1%, 误检率为 0.5%。[结论] 该方法有效解决了现有检测方法的核心痛点, 实现了多尺度缺陷检测精度、模型轻量化与实时性的优化平衡, 能够快速、精准地完成食品包装缺陷的识别与定位。

关键词: 食品包装; 缺陷智能化检测; 机器视觉; U-Net 模型; 混合注意力模块

Intelligent detection method for food packaging defects based on improved U-Net and machine vision

QI Guohong¹ ZHANG Jing¹ LI Lili²

(1. Sias University, Zhengzhou, Henan 451100, China; 2. Henan Agricultural University, Zhengzhou, Henan 450046, China)

Abstract: [Objective] To address the issues of weak generalization, insufficient accuracy, and poor anti-interference ability in existing intelligent detection methods for food packaging defects. [Methods] On the basis of the intelligent sorting system for food packaging defects, a method for intelligent detection of food packaging defects is proposed, which combines machine vision and an improved U-Net model. By introducing a multi-scale residual convolution module into the convolution module, the method reduces the computational complexity of the model and improves the training effect. By integrating channel attention, spatial attention, and multi-scale attention, a lightweight hybrid attention module is constructed to achieve the synergistic effect of different dimensions of attention, strengthen the model's feature extraction and anti-interference abilities for food packaging defects, and suppress complex background noise. Replacing the max pooling layer in U-Net with soft pooling reduces feature information loss and preserves more defect feature details and edge information. Model training and comparative experiments are conducted by building an experimental platform. [Results] The proposed method has excellent generalization ability in multiple types of food packaging defect detection tasks, with an average detection accuracy of 97.50%, which is 10.3% higher than that of the traditional U-Net model. The detection time for a single image is only 20 ms. The model parameter size is 12.8 M. The missed detection rate is 1.1%, and the false detection rate is 0.5%. [Conclusion] This method effectively

基金项目: 河南省科技攻关项目(编号:252102210055); 河南省高等学校重点科研项目(编号:25A520043); 河南省教育厅第九批重点学科建设项目(编号:教高[2018]119号); 郑州西亚斯学院重点学科项目(编号:0810)

通信作者: 张静(1983—), 女, 郑州西亚斯学院讲师, 硕士。E-mail: zhaoqq1124@163.com

收稿日期: 2026-01-04 **改回日期:** 2026-05-06

引用格式: 齐国红, 张静, 李莉莉. 基于改进 U-Net 和机器视觉的食品包装缺陷智能化检测方法[J]. 食品与机械, 2026, 42(6): 220-227.

Citation: QI Guohong, ZHANG Jing, LI Lili. Intelligent detection method for food packaging defects based on improved U-Net and machine vision[J]. Food & Machinery, 2026, 42(6): 220-227.

addresses the core pain points of existing detection methods, achieving an optimized balance among multi-scale defect detection accuracy, model lightweighting, and real-time performance. It can quickly and accurately identify and locate food packaging defects.

Keywords: food packaging; intelligent defect detection; machine vision; U-Net model; hybrid attention module

食品包装作为食品保质、安全溯源与品牌展示的核心载体,其完整性直接关系到食品质量安全、运输贮藏稳定性及消费者健康,因此食品包装缺陷检测是食品加工与流通环节的关键质量管控工序^[1-2]。随着食品工业向自动化、智能化升级,传统人工检测、阈值分割、手工特征提取等缺陷检测手段,因效率低、主观性强、抗干扰能力弱,难以适配高速生产线对多类型、多尺度包装缺陷的精准检测需求,亟需研发高效、智能的食品包装缺陷检测技术^[3-4]。

目前,国内外已有较多研究人员聚焦食品包装缺陷检测方法的研发与优化,相关研究主要集中在基于深度学习的检测方法^[5-6]。通过构建端到端的智能检测模型,替代传统人工检测、阈值分割、手工特征提取等低效、易受干扰的传统手段,实现包装缺陷的自动化、高精度识别与定位^[7-8]。Yang等^[9]针对现有食品包装缺陷检测方法存在的检测精度低、复杂背景干扰下漏检与误检率高等问题,提出一种自适应区域划分方法用于食品包装缺陷检测。该方法具有较高的检测性能,所提方法的平均检测精度(mAP)达97.26%,漏检率降至1.15%、误检率降至0.93%,较传统方法mAP提升8.34%,漏检率和误检率分别降低72.4%和68.9%。王静蕾等^[10]针对现有食品包装缺陷检测方法存在的小目标缺陷(微小漏封、标签偏移)检测精度低、特征提取不足、实时性与精度难以兼顾等,提出一种改进YOLOv10模型用于食品包装缺陷检测。所提方法显著提升了食品包装小目标缺陷的检测精度,同时优化了模型实时性,解决了传统模型精度与速度难以兼顾的问题。食品包装缺陷检测准确率>98.00%,平均检测时间<0.02 s,平均检测精度达96.5%,漏检率降至0.8%。古莹奎等^[11]提出一种改进RT-DETR模型用于食品包装缺陷检测,该方法在保证饼干包装外观缺陷检测精度的前提下,大幅降低了模型参数量与计算复杂度,提升了检测速度,平均检测精度达92.6%,模型参数量降低65.5%,计算量降低72.1%,检测速度提升74.4%。吴昊然等^[12]针对现有食品包装缺陷检测YOLOv5模型精度不足、训练耗时久,边缘特征提取弱等问题,提出一种改进的YOLOv5模型。该方法有效强化了食品包装缺陷边缘特征提取能力,减少了模型参数量与计算冗余,在提升薯片包装缺陷检测精度的同时,显著加快了检测速度,兼顾了精度与实时性。包装缺陷检测平均精度均值达94.8%,较原生YOLOv5提升7.9%。单张图像检测速度为59.7 ms,提升了37%。模型参数量降至YOLOv5的43.92%。虽然上述方法在特定食品包装缺陷检测场景中取得了较好的检测效果,但综合来看仍存在诸多亟待解决的共性问题:① 现有模型多针对单一类型缺陷或特定

包装材质/形态优化,泛化能力不足,难以适配真空包装、袋装等多类型食品包装。② 部分模型虽兼顾了精度与实时性,但在复杂工业场景下,对微小缺陷的分割精度与边缘定位准确性仍有提升空间,易出现缺陷轮廓模糊、正常纹理误判为缺陷等问题。③ 部分轻量化模型为降低部署难度牺牲了深层特征提取能力,难以平衡多尺度缺陷检测精度、模型轻量化与实时性三者之间的关系。

针对上述研究的不足,试验拟结合机器视觉技术与改进U-Net模型,构建一套高效、精准、泛化性强的食品包装缺陷检测方案。机器视觉技术可快速采集清晰的食物包装图像,为缺陷检测提供高质量数据输入。改进U-Net模型则通过嵌入残差卷积模块(MSRB)、混合注意力(MA)模块和软池化Softpool模块,强化对多尺度缺陷的特征提取能力,抑制复杂背景干扰,提升缺陷像素级分割精度与边缘定位准确性,同时兼顾模型的实时性与泛化性,有效解决现有方法在多场景、多类型食品包装缺陷检测中存在的泛化弱、精度不足、抗干扰能力差等问题,为食品包装质量自动化检测提供更可靠的技术支撑。

1 食品包装缺陷智能化分拣系统

食品包装缺陷智能化分拣系统主要由CCD相机、计算机、Delta机器人、传送装置、光电编码器、光源等核心组件构成,各组件协同工作,可实现食品包装从输送、缺陷检测、信号反馈到不合格品自动分拣的全流程自动化作业,有效替代传统人工检测分拣模式,大幅提升检测效率与精度,降低人工成本与主观误判风险^[13-14]。食品包装缺陷智能化分拣系统结构如图1所示。传送装置采用变频调速设计,可根据食品生产线的实际产能灵活调节输送速度。光电编码器与传送装置联动,实时采集输送线的运行位移与速度信号,并将信号传输至计算机,实现对包装

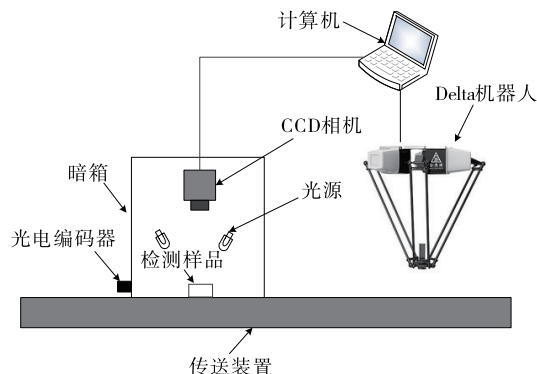


图1 食品包装缺陷智能化分拣系统结构

Figure 1 Structure of intelligent sorting system for food packaging defects

产品位置的精准定位,当检测到包装产品进入检测区域时,立即触发 CCD 相机启动图像采集工作。CCD 相机作为图像采集核心组件,搭配高亮度 LED 灯,可有效抑制环境光线干扰,并将采集到的图像数据实时传输至计算机进行处理。计算机内置基于改进 U-Net 模型的缺陷检测算法,接收 CCD 相机传输的图像数据后,快速完成图像预处理、缺陷特征提取、缺陷识别与分类等操作,同时判断包装产品是否合格。若检测到不合格产品,计算机立即向 Delta 机器人发送精准的位置信号与分拣指令。Delta 机器人凭借高速运动特性与高精度定位能力,可在毫秒级时间内响应指令,通过末端执行器(真空吸盘式)精准抓取不合格包装产品。

2 食品包装缺陷智能化检测方法

为解决传统 U-Net 模型在食品包装缺陷检测中存在的多尺度特征捕获不足、抗干扰能力弱、特征细节丢失等问题,试验提出一种融合多尺度残差模块 MSRB、混合注意力模块 MA 与软池化 Softpool 模块的改进 U-Net 检测方法。该方法以经典 U-Net 为基础框架,通过三大核心结构优化,实现模型计算量降低、训练效果提升、缺陷特征提取强化及特征细节保留的多重目标^[15-17]。试验通过场景适配性理论创新、模块协同逻辑创新、缺陷感知机制创新,形成区别于现有研究的理论体系,摆脱工程组合的局限。

2.1 U-Net 模型

在食品包装缺陷智能化检测流程中,图像质量直接决定后续缺陷检测精度。通过机器视觉系统获取食品包装表面高清图像后,受多种因素影响,图像易存在高斯噪声、椒盐噪声等干扰信息,这些噪声会掩盖微小缺陷特征,影响模型检测准确性。因此,试验采用均值滤波与中值滤波组合的去噪策略。经过去噪预处理后的图像,直接输入 U-Net 网络进行食品包装缺陷智能化检测^[18]。U-Net 网络结构如图 2 所示,其作为语义分割领域的经典模型,凭借高效的特征融合能力,非常适配食品包装缺陷(如破损、密封不严、缺印等)的检测需求。其核心优势在于通过跳跃连接将编码器提取的浅层特征(如包装边缘、缺陷轮廓等细节特征)与解码器的深层特征(如缺陷类

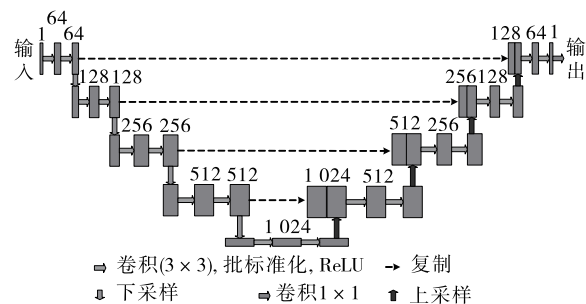


图 2 U-Net 模型结构

Figure 2 U-Net model structure

别、全局语义等抽象特征)进行融合,有效弥补上采样过程中的特征丢失问题,显著提升食品包装缺陷的分割精度与边缘定位准确性。

2.2 改进 U-Net 模型

针对传统 U-Net 模型在食品包装缺陷检测中存在的多尺度缺陷捕获能力不足、背景干扰抑制效果差、小缺陷特征易丢失、训练收敛速度慢等问题,试验以传统 U-Net 为基础框架,通过构建多尺度残差模块 MSRB、混合注意力模块 MA、软池化 Softpool 模块三大核心改进,提出改进 U-Net 模型。该模型可实现多尺度缺陷特征高效提取、全维度干扰抑制、细节特征完整保留及训练效率提升的多重目标,精准适配食品包装多类型、多尺度缺陷的智能化检测需求^[19-20]。

2.2.1 多尺度残差模块 传统 U-Net 的卷积模块采用单一尺度 3×3 卷积核,对食品包装中不同尺寸(微小针孔、中等漏封、大尺度破损)的缺陷特征捕获能力有限,且深层卷积易出现梯度消失、训练收敛慢的问题,同时缺乏阈值筛选机制,易引入冗余特征干扰后续检测精度。模型引入多尺度残差卷积,Inception 结构结合残差连接机制,构建多尺度残差模块,替代传统 U-Net 中的单一卷积块,多尺度残差模块结构如图 3 所示。

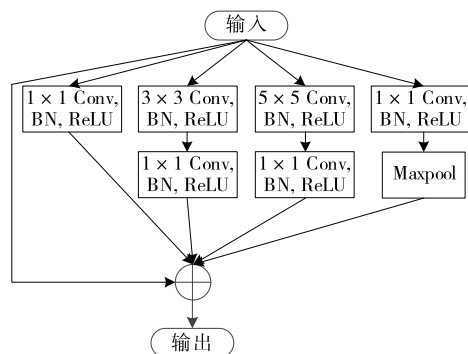


图 3 多尺度残差模型

Figure 3 Multi-scale residual model

设输入 MSRB 模块的特征图为 $X \in R^{H \times W \times C}$,其中 H 、 W 、 C 分别表示特征图的高度、宽度和通道数。为实现多尺度特征捕获,设计 1×1 、 3×3 、 5×5 3 种不同尺度的卷积核,分别对输入特征图进行卷积运算。为解决多尺度卷积后特征通道冗余的问题,对上述 3 种尺度的卷积输出进行通道融合,融合过程采用拼接操作,得到多尺度融合特征 X_{fusion} 。为进一步压缩通道维度、降低计算复杂度,同时剔除冗余背景特征(如包装印刷纹理、内容物纹理等无效特征),引入 1×1 卷积对融合特征进行通道调整,将融合特征通道数还原为输入通道数 C ,同时引入自适应阈值筛选机制,保留有效缺陷特征,如式(1)、式(2)所示。

$$X_{\text{adjust}} = W_{\text{adjust}} * X_{\text{fusion}} + b_{\text{adjust}}, \quad (1)$$

$$X_{\text{filter}} = \text{Threshold}(X_{\text{adjust}}, \tau), \quad (2)$$

式中:

$W_{\text{adjust}}, b_{\text{adjust}}$ ——通道调整卷积的权重和偏置(卷积核尺寸为 1×1 , 数量为 C);

τ ——自适应阈值(由模型训练过程自适应学习得到, 初始值设为0.3, 通过反向传播不断优化, 确保能够精准区分有效缺陷特征与冗余背景特征);

Threshold($\ast$)——阈值筛选函数(当特征值 $>\tau$ 时保留该特征, 否则置为0, 从而减少冗余特征对后续注意力模块的干扰, 提升特征传递的有效性)。

为缓解深层卷积过程中的梯度消失问题, 提升模型训练收敛速度, 引入残差连接机制, 将输入特征 X 通过恒等映射传递至输出端, 与筛选后的特征 X_{filter} 进行元素加法融合, 得到MSRB模块的最终输出 Y , 如式(3)所示。

$$Y = X + X_{\text{filter}} \quad (3)$$

2.2.2 混合注意力模块 传统U-Net及现有改进模型多采用单一或双注意力组合方式(如仅通道+空间注意力), 难以同时兼顾特征通道有效性、空间区域精准性与多尺度适配性, 在复杂工业场景下(如包装印刷纹理干扰、光照不均、内容物遮挡), 易出现缺陷特征提取不充分、背景干扰抑制效果差等问题, 影响食品包装缺陷检测的精准度。为此, 试验将通道注意力、空间注意力、多尺度注意力(EMA)有机融合, 构建轻量化混合注意力(MA)模块, 替代原有的单一注意力组合方式, 形成通道—空间—尺度三重复合注意力机制, 实现不同维度注意力的协同作用, 进一步强化模型对食品包装缺陷的特征提取与抗干扰能力。

(1) 通道注意力子模块: 部署于多尺度残差模块的输出端、注意力模块的最前端(串行首端)。该子模块采用轻量化SE-Net简化结构, 其核心作用是解决哪些特征通道更重要的问题, 提升特征的有效性与针对性。将通道注意力权重与输入特征进行逐通道相乘, 得到通道优化后的特征 X_{channel} , 如式(4)所示。

$$X_{\text{channel}}(i, j, c) = X(i, j, c) \times \alpha(c), \quad (4)$$

式中:

X_{channel} ——通道注意力优化后的特征图;

$X_{\text{channel}}(i, j, c)$ ——优化后特征图第 c 通道第 i 行第 j 列的特征值;

$X(i, j, c)$ ——输入特征图 X (即MSRB模块输出)第 c 通道第 i 行第 j 列的原始特征值;

$\alpha(c)$ ——通道注意力权重向量 α 中第 c 通道对应的权重值(通过逐通道加权, 强化有效缺陷特征通道, 抑制冗余背景特征通道)。

(2) 空间注意力子模块: 部署于通道注意力子模块之后、多尺度注意力(EMA)子模块之前(串行中间端)。该子模块采用CBAM空间注意力简化结构, 其核心作用是解决特征图中哪些位置更重要的问题, 提升模型对缺陷区域的空间定位精度, 减少背景干扰导致的误分割。将

空间注意力权重与 X_{channel} 进行逐像素相乘, 得到空间优化后的特征 X_{spatial} , 如式(5)所示。

$$X_{\text{spatial}}(i, j, c) = X_{\text{channel}}(i, j, c) \times \beta(i, j), \quad (5)$$

式中:

$X_{\text{spatial}}(i, j, c)$ ——空间优化后特征图第 c 通道第 i 行第 j 列的特征值;

$\beta(i, j)$ ——空间注意力权重图 β 第 i 行第 j 列的权重值, 取值范围为 $[0, 1]$ 。

(3) 多尺度注意力(EMA)子模块: 部署于空间注意力子模块之后、跳跃连接的输入端(串行末端, 衔接编码器与解码器)。该子模块沿用原EMA模块的多尺度感知优势, 其核心作用是解决不同尺度缺陷如何精准感知的问题, 确保模型对多尺度缺陷的全覆盖检测, 避免小目标漏检与大目标边界模糊。对3个尺度的特征图进行融合, 通过sigmoid函数得到多尺度注意力权重 γ , 最终与 X_{spatial} 相乘, 得到模块的输出 Y_{MA} , 如式(6)所示。

$$Y_{\text{MA}} = X_{\text{spatial}} \times \gamma. \quad (6)$$

编码器各层特征图经过多尺度残差模块提取特征后, 先输入MA模块完成通道—空间—尺度的三重复合注意力加权, 再通过跳跃连接传递至解码器对应层级, 同时在解码器上采样后的特征融合阶段, 再次嵌入MA模块对融合特征进行二次优化。这种双位置部署方式, 既能保证编码器特征传递的有效性, 又能提升解码器特征融合的精准确性, 实现全流程特征优化。

2.2.3 软池化 Softpool 模块 传统U-Net采用最大池化层进行下采样, 虽能有效降低特征图尺寸、提升模型计算效率, 但在池化过程中仅保留特征图局部区域的最大值, 会丢失大量缺陷细节特征(如小缺陷边缘、微弱缺陷纹理), 导致后续分割结果中缺陷边缘模糊、小缺陷漏检等问题。为解决该问题, 试验通过软池化(Softpool)替换U-Net中的最大池化层, 保留更多的缺陷特征细节。Softpool的核心原理是通过池化窗口内的特征值进行软化加权求和(而非简单取最大值), 根据特征值的大小分配不同的权重, 特征值越大权重越高, 既实现了特征图尺寸的缩小与特征聚合, 又能最大程度保留池化窗口内的有效特征细节, 尤其对食品包装中的微小缺陷、微弱边缘特征的保留效果显著。将窗口内的特征值与对应权重进行加权求和, 得到该池化窗口的输出值 $y_{i,j,c}$ (对应第 c 通道第 i 行第 j 列的池化输出), 如式(7)所示。

$$y_{i,j,c} = \sum_{m=1}^{k^2} \omega_m \cdot x_m, \quad (7)$$

式中:

$y_{i,j,c}$ ——Softpool模块中第 c 通道第 i 行第 j 列池化窗口的最终输出特征值;

ω_m ——池化窗口内第 m 个特征值对应的注意力权重, 取值范围为 $[0, 1]$;

x_m ——池化窗口内第 m 个原始特征值；
 k ——池化窗口的边长。

多尺度残差注意力 U-Net 模型结构如图 4 所示,该模型通过多尺度残差模块、MA 模块与软池化的协同优化,形成多尺度特征捕获—全维度注意力增强—细节特征保留的完整缺陷检测链路,可有效适配食品包装多类型、多尺度缺陷的检测需求,同时具备较强的抗干扰能力与实时性。

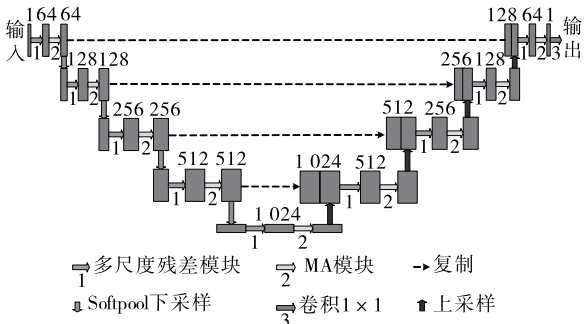


图 4 改进 U-Net 模型结构
Figure 4 Improved U-Net model structure

3 食品包装缺陷智能化检测试验

3.1 试验设置

为验证试验所提基于多尺度残差注意力 U-Net 的食品包装缺陷智能化检测方法的有效性、优越性及工程适用性,开展试验研究。以常见真空包装食品为研究对象,搭建与实际食品生产线适配的食品包装缺陷自动分拣系统试验平台。光强控制在 800~1 200 lux,光线均匀度≥90%,光源与包装表面垂直距离固定为 30 cm。输送带速度 100~200 mm/s,环境温度 20~25 ℃,相对湿度 40%~60%。光强过低(600 lux),表面成像偏暗;光强过高(1 400 lux),表面出现反光现象。当传送带速度<100 mm/s 时,生产线检测效率过低,当传送带速度>200 mm/s 时,模型特征提取难度陡增,漏检率飙升。试验平台的核心设备组成及关键技术参数见表 1,各设备协同配合,保障试验数据采集的精准性与检测过程的稳定性。

采集样本包含 50 000 个食品包装样本,涵盖封口缺陷、破损缺陷、连包缺陷、缺边缺陷和漏印缺陷 5 类典型缺陷样本,其中正常无缺陷样本 47 500 个,每类缺陷样本各 500 个。部分缺陷样本如图 5 所示。按照 7:1:2 的比例等比例划分为训练集(35 000 个)、验证集(5 000 个)、测试集(10 000 个),模型参数见表 2。

表 1 试验平台核心参数

Table 1 Core parameters of the experimental platform	
设备	参数
计算机	研 华 IPC-610L、CPU: Intel Core i9-13900K、GPU:NVIDIA RTX 4070 Ti
相机	Basler acA2040-120umNIR
镜头	Computar M1614-MP2
光源	CCS LDL2-100SW
传送带	米思米 MCPB-200
分拣机器人	R-D4-800A 并联机器人

表 2 模型参数

Table 2 Model parameters		
参数	单位	数值
图像大小	像素	640×640
初始学习率		0.001
迭代次数	次	100
批次大小		16
优化器		AdamW
损失函数		Dice+CE
激活函数		ReLU+Sigmoid

结合食品包装缺陷检测的实际需求,选取 5 项核心评价指标:平均精度均值、漏检率、误检率、检测时间和模型参数量。所有试验均重复 5 次计算平均值及标准差,采用独立样本 t 检验,设定显著性水平 $\alpha=0.05$ 。

3.2 试验结果分析

模型收敛性是衡量其训练稳定性与性能可靠性的重



图 5 部分缺陷样本

Figure 5 Partial defect samples

要前提,收敛速度越快、最终损失值越低,表明模型对数据的拟合能力越强、训练效率越高,更适配实际工程应用场景。为验证所提改进 U-Net 模型的收敛性能,明确各核心改进模块(MSRB、MA、Softpool)对模型收敛效果的提升作用,试验在构建的食品包装缺陷样本数据集上开展对比试验,将所提改进 U-Net 模型与传统 U-Net 模型、单一改进模块模型(U-Net+MSRB 模型、U-Net+MA 模型、U-Net+Softpool 模型)进行同步训练与对比分析。不同模型随迭代次数变化的损失值如图 6 所示。

由图 6 可知,所提改进 U-Net 模型收敛速度最快,从迭代开始便进入快速下降阶段,迭代 30 次后基本达到稳

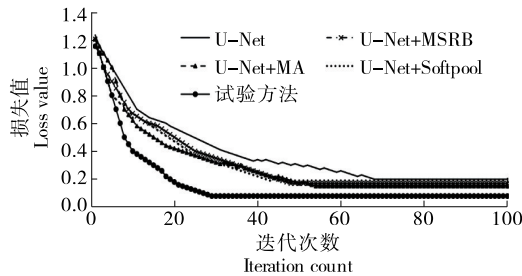


图 6 不同方法随迭代变化的损失值

Figure 6 Loss values changing with iteration for different methods

定收敛状态,无明显波动,损失值为 0.09。相比之下,传统 U-Net 模型收敛速度最慢,直至迭代 70 次后损失值才逐渐趋于稳定,且前期损失下降速率明显低于各改进模型,损失值为 0.20。单一改进模块模型中,U-Net+MA 模型收敛速度略快于 U-Net+MSRB 模型和 U-Net+Softpool 模型,但均慢于所提改进 U-Net 模型。统计显著性分析表明,所提改进 U-Net 模型与传统 U-Net 模型、各单一改进模块模型的稳定损失值差异均具有统计学意义($P < 0.05$),表明多模块协同优化可显著加快模型训练收敛速度。综上,所提改进 U-Net 模型在收敛性能上显著优于传统 U-Net 模型及单一改进模块模型,具备收敛速度快、拟合精度高、训练稳定的优势,为后续模型在食品包装缺陷检测中的精准应用奠定了坚实基础。

为验证所提改进 U-Net 模型中各核心优化模块(MA、MSRB、Softpool)的独立作用及协同优化效果,明确各模块对检测性能的贡献度,开展专项消融试验。消融试验以传统 U-Net 模型为基础基准,通过逐一添加或组合各改进模块,构建 7 种不同的试验模型(含基础模型共 8 种),在同一测试集(600 个样本)上进行性能测试,包括平均精度均值、漏检率、误检率、检测时间及模型参数量,全面衡量各模块对模型精度、可靠性、实时性与轻量化程度的影响。消融试验结果见表 3 所示。

表 3 消融试验结果

Table 3 Results of ablation test

U-Net	MA	MSRB	Softpool	平均精度均值/%	漏检率/%	误检率/%	检测时间/s	模型参数量/M
✓				87.2 ± 1.2	0.65 ± 0.08	3.8 ± 0.5	0.016 ± 0.002	10.5 ± 0.3
✓	✓			92.4 ± 0.9	0.37 ± 0.06	2.3 ± 0.4	0.017 ± 0.002	10.7 ± 0.3
✓		✓		91.7 ± 1.0	0.40 ± 0.07	3.0 ± 0.4	0.018 ± 0.002	11.7 ± 0.4
✓			✓	91.0 ± 1.1	0.42 ± 0.07	3.2 ± 0.5	0.017 ± 0.002	10.6 ± 0.3
✓	✓	✓		95.3 ± 0.8	0.22 ± 0.05	1.2 ± 0.3	0.019 ± 0.002	11.9 ± 0.4
✓	✓		✓	94.6 ± 0.8	0.27 ± 0.06	1.3 ± 0.3	0.018 ± 0.002	10.8 ± 0.3
✓		✓	✓	93.4 ± 0.9	0.30 ± 0.06	1.6 ± 0.4	0.019 ± 0.002	11.8 ± 0.4
✓	✓	✓	✓	97.5 ± 0.7	0.11 ± 0.04	0.5 ± 0.2	0.020 ± 0.002	12.8 ± 0.4

由表 3 可知,各核心优化模块的添加及组合对模型检测性能均有显著影响,且呈现出单一模块有效提升、多模块协同增益的规律。单一模块添加对模型实时性与轻量化影响极小,检测时间仅增加 0.001~0.002 s,模型参数量最大增幅仅 1.2 M(MSRB 模块),完全满足食品生产线实时检测需求(检测时间 <0.05 s)。试验所提改进 U-Net 模型的各项性能指标均达到最优水平,mAP 高达(97.5 $\pm$ 0.7)%,较基础模型提升 10.3%,漏检率为(0.11 $\pm$ 0.04)%、误检率为(0.5 $\pm$ 0.2)%,实现了缺陷检测精度与可靠性的最大化。统计显著性分析显示,所提改进 U-Net 模型与其他试验模型的各项性能指标差异均具有统计学意义($P < 0.05$),充分证明三大核心模块的功能具备互补性。同时,

三模块组合后模型检测时间仅为(0.020 $\pm$ 0.002) s,参数量为(12.8 $\pm$ 0.4) M,虽较基础模型略有增加,但仍能满足工程化应用的实时性与轻量化要求,兼顾了检测精度与工程适用性。

为验证试验所提改进 U-Net 模型的优越性,选取 3 种近期发表且与食品包装缺陷检测高度相关的先进方法作为对比对象,分别为文献[9]提出的自适应区域划分方法、文献[10]提出的改进 YOLOv10 方法、文献[11]提出的改进 RT-DETR 方法,所有对比方法与试验所提改进 U-Net 模型采用统一的测试环境、测试集(10 000 个样本)及评价指标,所有试验均重复 5 次,同时进行独立样本 t 检验($\alpha=0.05$)。

由表 4 可知,试验所提改进 U-Net 模型在各项核心评价指标上均表现最优,全面优于 3 种对比文献方法,且经独立样本 t 检验($\alpha=0.05$)验证,试验方法与各对比方法的性能差异均具有统计学意义($P<0.05$),充分证明了所提方法的优越性。试验方法的平均精度均值达到(97.5±0.7)%,较文献[9]、文献[10]和文献[11]的分别提升 3.9%,2.7%,2.0%,精准度优势显著,能够更高效地识别多类型、多尺度食品包装缺陷。试验方法的漏检率仅为(0.11±0.04)%、误检率仅为(0.5±0.2)%,相较于对比方法降幅明显:漏检率较文献[9]、文献[10]和文献[11]的分别降低 1.8%,1.5%,1.1%。误检率较文献[9]、文献[10]和文献[11]的分别降低 0.8%,0.7%,0.5%,有效解决了现有方法漏检、误检率偏高的痛点,提升了缺陷检测的可靠

性。在实时性方面,试验方法的检测时间为(0.020±0.002) s,与文献[10]的持平,略快于文献[11]的,且显著优于文献[9]的,完全满足食品生产线实时检测(检测时间<0.05 s)的需求,可适配高速生产场景。在轻量化方面,试验方法的模型参数量仅为(12.8±0.4) M,远低于文献[9]、文献[10]和文献[11]的,轻量化优势突出,更便于在工业设备上部署应用。

为进一步验证试验所提改进 U-Net 模型结合食品包装缺陷智能化分拣系统的实际分拣效果,适配工业生产线上不同输送速度的灵活需求,选取食品包装生产线常见的两种输送速度(100,200 mm/s)开展专项试验,模拟实际生产中的低速平稳运行与高速高效运行两种场景。不同方法的实际效果见表 5。

表 4 不同方法的检测效果
Table 4 Detection effectiveness of different methods

方法	平均精度均值/%	漏检率/%	误检率/%	检测时间/s	模型参数量/M
自适应区域划分方法	93.6±1.0	0.29±0.06	1.3±0.4	0.025±0.003	15.2±0.5
改进 YOLOv10	94.8±0.9	0.26±0.05	1.2±0.3	0.020±0.002	22.5±0.7
改进 RT-DETR	95.5±0.8	0.22±0.05	1.0±0.3	0.022±0.002	19.7±0.6
试验方法	97.5±0.7	0.11±0.04	0.5±0.2	0.020±0.002	12.8±0.4

表 5 不同方法的实际效果
Table 5 Actual effects of different methods

方法	传送速度 100 mm/s			传送速度 200 mm/s		
	检测数量/个	准确数/个	分拣准确率/%	检测数量/个	准确数/个	分拣准确率/%
自适应区域划分方法	10 000	9 450	94.5	10 000	9 170	91.7
改进 YOLOv10	10 000	9 550	95.5	10 000	9 330	93.3
改进 RT-DETR	10 000	9 630	96.3	10 000	9 420	94.2
试验方法	10 000	9 830	98.3	10 000	9 750	97.5

由表 5 可知,试验所提改进 U-Net 模型结合食品包装缺陷智能化分拣系统,在不同输送速度下均具备优异的实际分拣效果,分拣准确率显著高于现有先进方法,且受输送速度影响小、稳定性强。在传送速度 100 mm/s 下,试验方法的分拣准确率达到 98.3%,较文献[9]、文献[10]和文献[11]的分别提升 3.8%,2.8%,2.0%。在传送速度 200 mm/s 下,包装产品在检测区域的停留时间缩短,对模型实时检测速度、特征提取效率及分拣机器人的联动响应速度均提出更高要求,各方法分拣准确率均有不同程度下降,而试验方法仅下降 0.8%,最终分拣准确率仍高达 97.5%,远高于 3 种对比方法,凸显了其优异的抗速度干扰能力,全面验证了试验所提改进 U-Net 模型结合食品包装缺陷智能化分拣系统的实际应用价值。

4 结论

针对现有食品包装缺陷智能化检测方法的不足,试

验结合机器视觉技术与改进 U-Net 模型,开展食品包装缺陷智能化检测方法研究。结果表明,试验所提方法有效突破了传统 U-Net 模型在食品包装缺陷检测中的固有局限,形成了多尺度特征捕获—全维度注意力增强—细节特征保留的完整检测链路。相较于传统 U-Net 模型,改进 U-Net 模型的平均精度均值达到(97.5±0.7)%,漏检率降至(0.11±0.04)%、误检率降至(0.5±0.2)%,检测时间为(0.020±0.002) s,模型参数量为(12.8±0.4) M,实现了检测精度、可靠性、实时性与轻量化的优化平衡。但试验研究仍存在一定局限,适配性和极端工况仍需进一步优化。

参考文献

[1] 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.
[2] 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.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] KAUAKAB 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.
- [9] YANG L, ZHANG J K, QUAN X Y, et al. Semantics-adaptive multitask defect detection in vacuum packaging[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2025, 74: 5028914.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] 吴昊然, 陈晓星, 高微. 基于深度卷积神经网络的食品包装缺陷检测算法研究[J]. 智能计算机与应用, 2023, 13(3): 10-15.
- WU H R, CHEN X X, GAO A. Research on food packaging defect detection algorithm based on deep convolutional neural network[J]. Intelligent Computer and Applications, 2023, 13(3): 10-15.
- [13] 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.
- [14] 胡鹏伟, 刘江平, 薛儒儒, 等. BP神经网络结合变量选择方法在牛奶蛋白质含量检测中的应用[J]. 光电子·激光, 2022, 33(1): 23-29.
- HU P W, LIU J P, XUE H R, et al. Application of BP neural network and variable selection method in protein content detection of milk[J]. Journal of Optoelectronics Laser, 2022, 33(1): 23-29.
- [15] 崔天宇, 卢中领, 薛琳, 等. 基于近红外反射光谱的番茄糖分快速检测模型研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(4): 1 218-1 224.
- CUI T Y, LU Z L, XUE L, et al. Research on the rapid detection model of tomato sugar based on near-infrared reflectance spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(4): 1 218-1 224.
- [16] 刘达, 朱兆优, 叶海鹏, 等. 基于改进YOLOv5的酒瓶缺陷检测方法研究[J]. 机电工程技术, 2024, 53(3): 211-215.
- LIU D, ZHU Z Y, YE H P, et al. Research on defect detection method for wine bottles based on improved YOLOv5[J]. Mechanical & Electrical Engineering Technology, 2024, 53(3): 211-215.
- [17] 沈海军, 张汤磊, 许振兴, 等. 基于Fisher判别分析对苹果新鲜度的识别研究[J]. 食品工业科技, 2023, 44(4): 361-368.
- SHEN H J, ZHANG T L, XU Z X, et al. Recognition of apple freshness based on fisher discriminant analysis[J]. Science and Technology of Food Industry, 2023, 44(4): 361-368.
- [18] 陈卫东, 刘超, 王莹, 等. 基于机器视觉的食品瓶罐包装缺陷检测研究进展[J]. 粮油食品科技, 2024, 32(4): 185-191.
- CHEN W D, LIU C, WANG Y, et al. Research progress on inspecting food bottle and can packaging shortcomings based on machine vision[J]. Science and Technology of Cereals, Oils and Foods, 2024, 32(4): 185-191.
- [19] 杨明旭, 张俊宁, 张志强, 等. 基于改进YOLOv8的药片泡罩包装缺陷检测算法[J]. 包装工程, 2025, 46(1): 145-154.
- YANG M X, ZHANG J N, ZHANG Z Q, et al. Defect detection algorithm of pharmaceutical blister package based on improved YOLOv8[J]. Packaging Engineering, 2025, 46(1): 145-154.
- [20] 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.