

基于改进 U-Net 和 IWOA-LSSVM 的番茄综合品质检测方法研究

施利春¹ 边可可² 王松伟³ 王治忠³

(1. 河南职业技术学院, 河南 郑州 450046; 2. 开封技师学院, 河南 开封 475000;

3. 郑州大学, 河南 郑州 450001)

摘要: [目的] 提高食品生产中番茄无损检测方法的检测精度和效率。[方法] 基于番茄自动化分拣系统, 提出一种融合机器视觉、多尺度残差注意力 U-Net 模型、改进鲸鱼优化算法和最小二乘支持向量机的番茄综合品质检测方法。通过机器视觉采集番茄图像信息; 通过多尺度残差注意力 U-Net 模型对番茄图像进行分割, 完成番茄果径参数测量; 通过混沌映射和自适应收敛因子优化的鲸鱼优化算法对最小二乘支持向量机模型参数进行寻优, 完成番茄硬度和番茄红素含量检测, 并进行验证试验。[结果] 试验方法可以实现番茄综合品质的准确、快速和无损检测。在番茄果径、硬度和番茄红素检测中均取得了较优的决定系数、均方根误差和平均检测时间, 决定系数 $>0.960\ 0$, 均方根误差 $<0.012\ 5$, 平均检测时间 $<0.032\ s$ 。[结论] 结合机器视觉、深度学习和智能算法可以实现番茄综合品质的准确、快速和无损检测。

关键词: 番茄; 综合品质; 无损检测; 机器视觉; U-Net 模型; 鲸鱼优化算法; 最小二乘支持向量机

Research on tomato comprehensive quality detection method based on improved U-Net and IWOA-LSSVM

SHI Lichun¹ BIAN Keke² WANG Songwei³ WANG Zhizhong³

(1. Henan Polytechnic, Zhengzhou, Henan 450046, China; 2. Kaifeng Technician College, Kaifeng, Henan 475000, China; 3. Zhengzhou University, Zhengzhou, Henan 450001, China)

Abstract: [Objective] To improve the detection accuracy and efficiency of non-destructive testing methods for tomatoes in food production. [Methods] Based on an automatic tomato sorting system, a comprehensive quality detection method for tomatoes was proposed, integrating machine vision, a multi-scale residual attention U-Net model, an improved whale optimization algorithm (IWOA), and a least squares support vector machine (LSSVM). Tomato image information was collected using machine vision. Tomato images were segmented using the multi-scale residual attention U-Net model to measure fruit diameter parameters. The parameters of the LSSVM model were optimized using an IWOA with chaotic mapping and an adaptive convergence factor to detect tomato firmness and lycopene content. Verification experiments were conducted. [Results] The proposed method achieved accurate, rapid, and non-destructive detection of comprehensive tomato quality. For fruit diameter, firmness, and lycopene content detection, the results showed a coefficient of determination (R^2) $>0.960\ 0$, root mean square error (RMSE) $<0.012\ 5$, and average detection time $<0.032\ s$. [Conclusion] Combining machine vision, deep learning, and intelligent algorithms can achieve accurate, rapid, and non-destructive detection of comprehensive tomato quality.

Keywords: tomato; comprehensive quality; non-destructive testing; machine vision; U-Net model; whale optimization algorithm; least squares support vector machine

基金项目: 河南省科学技术厅科技攻关项目(编号: 242102211036)

通信作者: 施利春(1971—), 男, 河南职业技术学院副教授。E-mail: shilichun@sohu.com

收稿日期: 2025-03-19 改回日期: 2025-07-22

引用格式: 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.

Citation: SHI Lichun, BIAN Keke, WANG Songwei, 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.

番茄作为全球重要的经济作物,其品质检测直接关系到产品品质把控、供应链优化及产业经济收益^[1]。在食品工业智能化转型的大背景下,传统人工检测手段(如目视评估、触感判断)的局限性日益凸显,不仅存在效率低、主观性强的问题,而且在频繁操作中易造成损伤,无法适配现代大规模、标准化生产场景^[2]。近年来,基于机器视觉的无损检测技术虽取得显著进展,但检测精度和效率仍有待进一步提高,难以满足实际生产中对番茄快速分拣与精准分级的双重需求,亟需探索更高效、精准的检测技术方案。

目前,有关机器视觉技术在番茄无损检测领域的应用主要集中在番茄分割方法和番茄品质检测方法上。番茄分割方法主要有边缘检测、形态学处理、语义分割等^[3-4]。相比于传统的边缘检测法和形态学方法,语义分割方法能够更准确地区分番茄和背景,可以学习到番茄的复杂特征^[5]。番茄品质检测主要集中在机器学习模型和深度学习模型上,机器学习算法因较低的资源消耗和较高的效率,在实时检测中更具优势^[6]。顾文娟等^[7]提出了一种改进 DeepLabv3+ 模型用于番茄图像多类别分割,该方法在番茄图像多类别分割中具有较好的精度和速度,模型平均交并比为 68.64%,平均像素准确率为 78.59%,模型内存占用量为 18.5 MB,单幅分割时间为 55 ms。龙洁花等^[8]提出了一种改进的 Mask R-CNN 用于不同品质番茄果实分割,该方法在番茄图像多类别分割中取得了较高的检测性能,平均精度均值为 95.45%,单幅分割时间为 0.658 s。吕金锐等^[9]提出了一种用于番茄品质检测的改进 YOLOv4 模型,该方法具有较高的检测精度和效率,平均精度均值为 92.50%,检测效率为 37.1 FPS。王俊平等^[10]提出了一种改进的最小二乘支持向量机用于番茄品质检测,该方法具有较高的检测精度,检测准确率为 98.30%。虽然上述方法可以实现番茄品质的有效检测,但现有番茄品质检测方法存在模型结构复杂、检测精度不足及运算效率低下等问题。

试验拟通过结合机器视觉、多尺度残差注意力 U-Net 模型、改进鲸鱼优化算法(improve whale optimization algorithm, IWOA)和最小二乘支持向量机(least squares support vectormachine, LSSVM)进行番茄综合品质检测。通过机器视觉采集番茄图像信息;通过多尺度残差注意力 U-Net 模型对番茄图像进行分割,完成番茄果径参数测量;通过混沌映射和自适应收敛因子优化的鲸鱼优化算法对最小二乘支持向量机模型参数进行寻优,完成番茄硬度和番茄红素含量检测,并对所提方法的检测性能进行验证,旨在为番茄生产自动化提供一定的理论依据与技术支持。

1 番茄自动化分拣系统

基于机器视觉的番茄自动化分拣系统如图 1 所示。该系统主要由 CCD 相机、计算机、Delta 机器人和传送装置等构成,各部分协同作业,实现番茄从图像采集、综合品质检测到精准分拣的全流程自动化^[11-12]。传送装置作为系统的“输送系统”,采用皮带式传输结构,以稳定的速度将番茄有序输送至检测区域。CCD 相机作为系统的“眼睛”,安装于传送装置正上方,基于机器视觉原理,以高分辨率、高帧率对经过的番茄进行图像采集,能够捕捉到番茄表面色泽、纹理等细微特征。采集到的图像数据通过高速数据传输线实时传输至计算机,由计算机中的图像处理与分析模块完成后续工作。Delta 机器人作为系统的“执行结构”,根据计算机输出的综合品质检测结果,通过末端执行器精准抓取对应综合品质等级的番茄,并将其放置在相应的分拣通道或容器中。其具有高速、高精度的运动特性,能够在短时间内完成大量番茄的分拣任务,极大地提升了分拣效率。

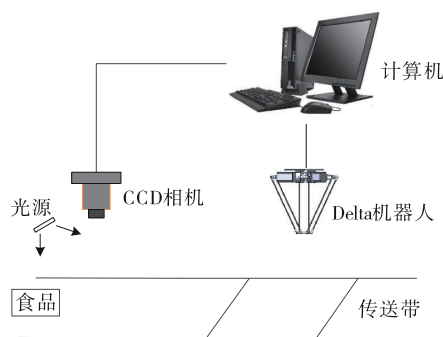


图 1 番茄自动化分拣系统

Figure 1 Tomato automated sorting system

2 番茄果径、硬度和番茄红素检测方法

根据番茄果径、硬度和番茄红素含量评价番茄综合品质,结合机器视觉、多尺度残差注意力 U-Net 模型、IWOA-LSSVM 模型实现番茄综合品质检测。番茄红素作为一种天然色素,其含量变化会直接改变番茄对光的反射与吸收特性,从而在机器视觉图像上呈现出不同的颜色、亮度等视觉特征。例如,番茄红素含量越高,番茄在图像中颜色越鲜艳红亮。而番茄硬度与内部组织结构紧密相关,硬度高的番茄,其细胞结构紧实,在图像上的纹理细节和边缘特征更清晰、规则。基于此,通过分析图像中的光学信息,可以建立与番茄红素含量、硬度等理化指标的联系。该检测过程通过“视觉感知—特征提取—智能建模”的闭环设计,实现番茄品质的无损、快速检测。实际检测流程如图 2 所示。

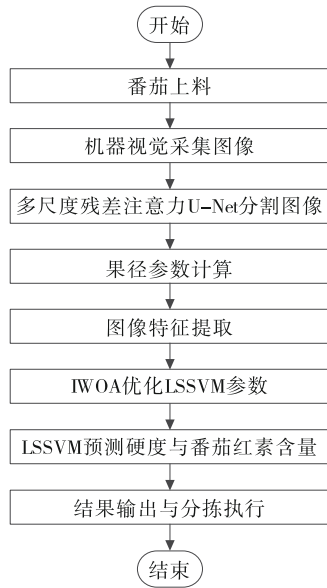


图2 实际检测流程

Figure 2 Actual testing process

2.1 多尺度残差注意力 U-Net模型

在通过机器视觉获取番茄图像后,先利用均值滤波与中值滤波组合去除噪声,随后进行图像分割及果径计算^[13-14]。U-Net作为经典深度学习图像分割架构,即便在训练样本有限时仍具备良好的分割性能^[15]。但该方法在番茄检测任务中存在一定的局限性:一方面,番茄果实尺寸差异显著,致使U-Net难以全面捕捉多尺度特征^[16]。另一方面,其网络架构复杂度高,训练参数规模庞大,相比其他分割模型,训练耗时较长,难以满足实时检测需求^[17]。因此,引入多尺度残差和注意力机制对U-Net模型进行优化。

U-Net网络结构如图3所示,采用经典U型架构,由编

码器、解码器及跳跃连接构成。

2.1.1 多尺度残差模块 为减少模型计算量并提升训练效果,在卷积模块中引入具有多尺度卷积能力的 Inception 结构。该结构设置了多个不同的支路,每个支路采用不同尺度的卷积核,凭借各支路不同的感受野,能够高效提取图像的多尺度特征。这一做法拓宽了网络的宽度,增强了网络对不同尺度目标的适应能力,使模型可以更精确地捕捉不同大小目标的特征信息。此外,为加快网络收敛速度,借鉴残差网络(ResNet)的跳跃连接方式,深度网络在训练时能更好地保留和传递图像信息,使模型提取的特征蕴含更丰富的图像细节,进而提高模型的性能和训练效率。残差网络由一系列堆叠的残差块构成,每个残差块如式(1)所示。

$$\begin{cases} y_i = F(x_i, w_i) + h(x_i) \\ x_{i+1} = \sigma(y_i) \end{cases}, \quad (1)$$

式中:

x_i, x_{i+1} ——当前残差块输入和输出;

$\sigma(y_i)$ ——激活函数;

$F(\cdot)$ ——残差函数;

$h(x_i)$ ——映射函数。

多尺度残差模型结构如图4所示。

2.1.2 注意力机制模块 为更精准地捕捉图像上下文信息与多尺度特征,引入金字塔分割注意力(PSA)模块。该模块可增加番茄特征的学习权重,降低背景区域学习权重,过滤无关信息,进而获取更丰富的番茄轮廓信息。PSA 模块属于新一代轻量化注意力架构,创新性地融合了通道与空间维度的交叉注意力机制,能有效捕获不同尺度的空间信息,丰富特征空间。此外,还引入多尺度注意力机制(EMA)模块。在编码器各层特征图传递到解码器之前,利用注意力机制对不同层级的特征进行加权操

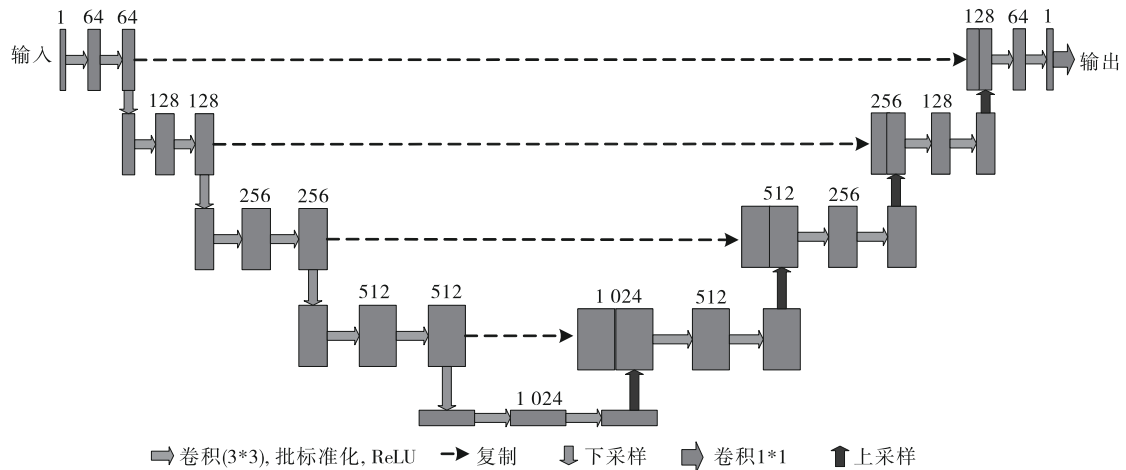


图3 U-Net模型结构

Figure 3 U-Net model structure

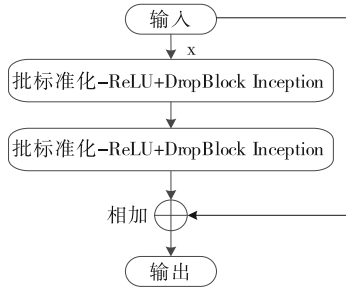


图 4 多尺度残差模块结构

Figure 4 Multi-scale residual model structure

作,引导模型关注关键语义信息,有效抑制无效和冗余特征,从而提高模型对目标物体的识别精度,实现更精准的图像分割。最后,利用标定球将拟合得到的果径数据转换为实际的番茄果径。

多尺度残差注意力 U-Net 模型结构如图 5 所示。

2.2 改进 IWOA-LSSVM 模型

将番茄分割后图像进行特征提取,所提取出的具有代表性的特征输入到 IWOA-LSSVM 模型中,以此实现对番茄硬度和番茄红素含量的精准预测。选取颜色特征 (G 、 B 、 H 、 S 、 L 和 a^*) 输入 IWOA-LSSVM 模型,用于检测番茄硬度和番茄红素含量^[18]。最小二乘支持向量机 (LSSVM) 为支持向量机 (SVM) 的重要衍生模型。

设训练数据集 $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n$, 其中 $x_i \in R^d$ 为 d 维输入向量, y_i 为输出值, 即番茄硬度或番茄红素含量。在 LSSVM 的回归问题中, 目标是寻找一个函数 $f(x)$, 使其能够尽可能准确地拟合数据^[19]。 $f(x)$ 如式 (2) 所示。

$$y = \sum_{i=1}^n I_i K(x, x_i) + b, \quad (2)$$

式中:

I_i ——拉格朗日乘子;

$K(x, x_i)$ ——核函数;

b ——偏置项(用于调整函数位置)。

为确定上述参数, LSSVM 引入结构风险最小化原则, 构建优化目标函数。 LSSVM 目标函数如式 (3) 所示。

$$\min J = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{1}{2} \gamma \sum e_i^2, \quad (3)$$

式中:

ω ——权重矢量;

e_i ——训练误差项;

γ ——惩罚因子。

通过拉格朗日乘子转化为无约束问题, 如式 (4) 所示。

$$\min J = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{1}{2} \gamma \sum e_i^2 - \sum I_i [\omega^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i]. \quad (4)$$

对 ω 、 b 、 e 分别求偏导, 如式 (5) 所示。

$$\begin{cases} \frac{\partial J}{\partial \omega} = 0 \rightarrow \omega = \sum I_i \varphi(x_i) \\ \frac{\partial J}{\partial b} = 0 \rightarrow \omega = \sum I_i = 0 \\ \frac{\partial J}{\partial e_i} = 0 \rightarrow I_i = \gamma e_i \\ \frac{\partial J}{\partial I_i} = 0 \rightarrow \omega^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i \end{cases}. \quad (5)$$

计算 ω 和 e 得到决策函数。

最小二乘支持向量机 (LSSVM) 是一种表现出色的机器学习算法, 在回归与分类问题上具备较高的精度。但 LSSVM 的性能在很大程度上取决于其参数的选取。鲸鱼优化算法 (WOA) 作为一种新兴的智能优化算法, 拥有较强的全局搜索能力。然而, 在处理复杂问题时容易出现早熟收敛的情况, 且局部搜索能力欠佳。基于此, 通过引入混沌映射和自适应收敛因子对鲸鱼优化算法进行优

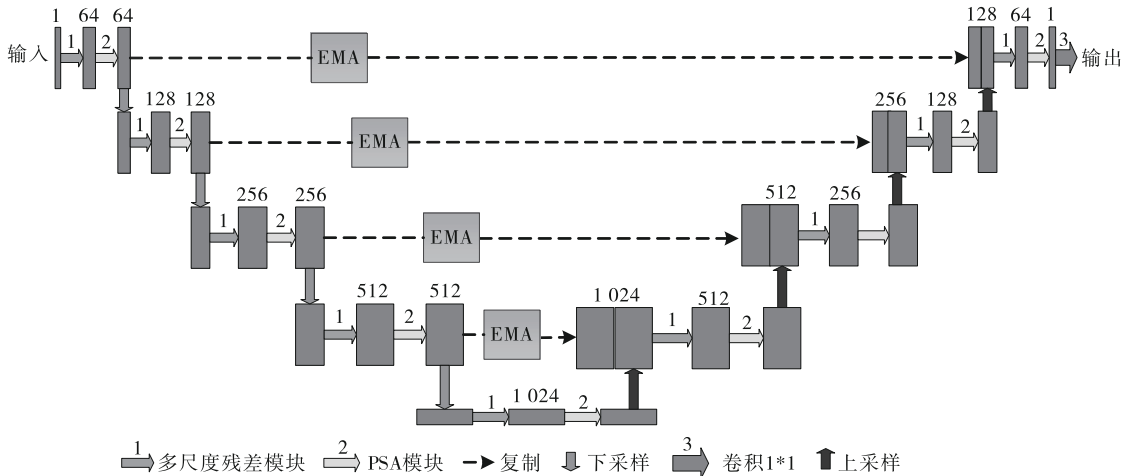


图 5 多尺度残差注意力 U-Net 模型结构

Figure 5 Multi-scale residual attention U-Net model structure

化,提升其优化性能。将改进后的算法用于 LSSVM 模型的参数寻优过程,实现对番茄硬度和番茄红素含量的精确检测。

(1) 混沌映射:利用混沌映射对鲸鱼优化算法(WOA)实施优化策略。凭借混沌映射独有的遍历性、随机性以及规律性特征,能够在算法运行初始阶段生成分布更为广泛且均匀的初始种群,有效规避初始解的聚集现象,从而拓宽算法的搜索空间^[20]。使用 sine 映射初期化种群,如式(6)所示。

$$z(k+1) = \frac{s}{4} \sin[\pi z(k)], \quad (6)$$

式中:

s —— $[0,4]$ 的系数;

$z(k), z(k+1)$ ——当前和下一次迭代的混沌变量值。

(2) 自适应收敛因子:为优化鲸鱼优化算法(WOA),引入自适应收敛因子 a 。该因子可依据算法的迭代进度和搜索状况,动态地改变自身数值,使得算法在搜索时能更合理地兼顾全局探索与局部开发能力,有效防止陷入局部最优解,进而提高算法的整体性能和搜索效率,如式(7)所示。

$$a = \begin{cases} \frac{T_{\max}^2}{4} \times \left[\left(t - \frac{T_{\max}}{2} \right)^2 + 1 \right], & t \leq \frac{T_{\max}}{2} \\ \frac{T_{\max}^2}{4} \times (t - T_{\max})^2, & t > \frac{T_{\max}}{2} \end{cases}, \quad (7)$$

式中:

$T_{\max}$ ——最大迭代次数。

通过 IWOA 算法对 LSSVM 模型的惩罚因子和核参数进行优化,检测步骤:

步骤 1:将采集到的特征划分为训练集、验证集和测试集。

步骤 2:初始化算法参数,如种群规模、搜索维度以及迭代次数等。

步骤 3:对 LSSVM 模型的惩罚因子和核参数进行初始化,设定惩罚因子的寻优范围为 $[10, 100]$,核参数的寻优范围为 $[1/2, 16]$ 。

步骤 4:计算适应度值,并记录下最优位置。

步骤 5:若满足终止条件,则输出最优参数;若不满足,则返回步骤 3 继续迭代。

步骤 6:构建 LS-SVM 模型。

步骤 7:利用测试集进行测试,并输出测试结果。

IWOA-LSSVM 模型预测流程如图 6 所示。

3 番茄综合品质检测试验

3.1 试验参数设置

以番茄果径、硬度和番茄红素含量为指标,根据 NY/T 940—2006、CODEX STAN 293—2008 和 GH/T 1193—

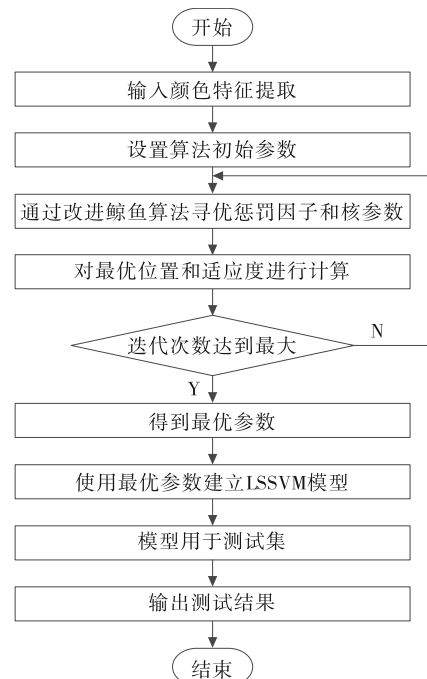


图 6 IWOA-LSSVM 模型预测流程

Figure 6 IWOA-LSSVM model prediction process

2021, 将番茄划分为特等果(果径 >9 cm, 硬度 $1.0\sim 2.0$ kg/cm², 番茄红素含量 >50 mg/100 g)、一等果(果径 $7\sim 9$ cm, 硬度 $2.0\sim 4.0$ kg/cm², 番茄红素含量 $10\sim 50$ mg/100 g)、二等果(果径 $5\sim 7$ cm, 硬度 $4.0\sim 6.0$ kg/cm², 番茄红素含量 $1\sim 10$ mg/100 g)和三等果(果径 $2\sim 5$ cm, 硬度 >6.0 kg/cm², 番茄红素含量 <1 mg/100 g) 4 个等级。3 个指标均为特等, 番茄为特等果; 3 个指标均为一等, 番茄为一等果; 3 个指标有一个为二等, 其余均为二等或以上, 番茄为二等果; 3 个指标有一个为三等, 其余均为三等或以上, 番茄为三等果。采用游标卡尺测量番茄果径。对于番茄红素检测, 采用超高效液相色谱仪进行测定: 先将番茄样品进行预处理, 采用有机溶剂对番茄中的番茄红素进行萃取, 萃取液经过滤、浓缩等步骤后, 作为待检测样品注入液相色谱仪, 利用仪器对样品中的番茄红素进行分离与检测, 再根据峰面积与标准曲线计算番茄红素含量。对于番茄硬度检测, 采用质构分析仪进行测定: 将番茄放置在质构分析仪的载物台上, 设置下压速度、触发力等参数, 使探头对番茄进行挤压操作。仪器通过记录挤压过程中的力与位移数据, 经分析计算得出番茄的硬度值。每项指标均重复测量 10 次并取平均值。选取 4 个等级的番茄样本, 每个等级 125 个, 总计 500 个样本, 按照 3:1:1 划分为训练集、验证集和测试集。番茄综合品质自动分拣系统设备组成及参数见表 1, 模型参数见表 2, 部分番茄样本见图 7。

改进 U-Net 模型和 IWOA-LSSVM 模型采用均方根误

表 1 设备组成和参数

Table 1 Equipment composition and parameters

设备	参数
计算机	MateBook D 16
相机	MMV-GED130M
镜头	Computer M1614-MP
光源	LED
传送带	速度可调
分拣机器人	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
学习率		0.001
迭代次数	次	100
优化器		Adam
权重衰减		0.000 01
动量		0.9
种群大小		30
最大迭代次数	次	100
惩罚因子		[10,100]
核函数参数		[1/2,16]

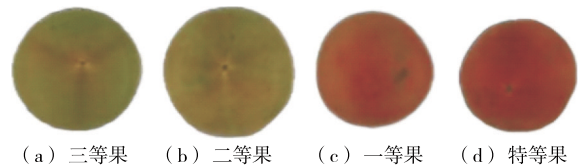


图 7 部分番茄样本

Figure 7 Partial tomato samples

差 RMSE、决定系数 R^2 和平均检测时间 t 评估其性能。相关计算公式如式(8)~式(10)所示。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}, \quad (8)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}}, \quad (9)$$

$$t = \frac{T}{n}, \quad (10)$$

式中:

$y_i, \hat{y}_i, \bar{y}$ ——实际值、检测值、检测平均值;

n ——检测样本数;

T ——检测总时间,s。

3.2 检测结果分析

为了对所提番茄分割方法的收敛性能进行验证,在构建的数据集上进行试验,并将其与优化前的 U-Net 模型进行比较。优化前后损失值随迭代的变化见图 8。

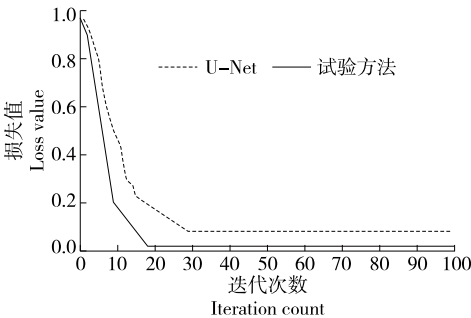


图 8 优化前后损失值随迭代变化情况

Figure 8 Iterative variation of losses before and after optimization

由图 8 可知,迭代初期,优化前的 U-Net 模型损失值处于较高水平,随着迭代训练的进行,其下降速度较为缓慢,且在后期逐渐陷入收敛瓶颈,下降幅度明显变缓,在接近第 30 次迭代时趋于平稳,最终稳定在 0.095 左右,表明该模型在处理番茄分割任务时容易陷入局部最优,难以持续优化性能。相比之下,引入多尺度残差模块、PSA 模块和 EMA 模块优化后的 U-Net 模型展现出显著优势。在训练初始阶段,模型损失值低于原始 U-Net,且在迭代过程中保持更快的下降速率。整个训练过程中,其损失值曲线下降趋势更加平滑,未出现明显的波动和停滞现象。随着迭代次数的增加,优化后的模型损失值持续降低,在迭代到 18 次时,损失值已稳定收敛至 0.02 左右,较原始模型收敛精度提升明显。表明改进后的网络结构在番茄分割任务中具备更好的收敛性能和学习能力,能够更高效地学习到番茄图像特征,为精准分割提供了可靠保障。

为了验证所提番茄分割方法的优越性,在构建的数据集上进行试验,并将其与优化前的 U-Net 模型、文献[7]的改进 DeepLabv3+ 模型和文献[8]的改进 Mask R-CNN 模型进行比较。利用标定球将拟合得到的果径转换为番茄果径。不同分割模型果径检测指标见表 3,不同分割模型果径检测效果见图 9。

由表 3 和图 9 可知,试验所提番茄分割方法测量果径与番茄果径最为接近,决定系数为 0.965 2,相比于 U-Net 模型、文献[7]和文献[8]模型分别提高了 4.86%,2.58%,0.66%,表明试验方法对番茄果径检测的拟合程度最好,能更准确地反映实际果径情况,模型预测值与真实值之间的相关性最高。试验方法的均方根误差为 0.012 5 cm,相比于 U-Net 模型、文献[7]和文献[8]模型分别降低了

表 3 不同分割模型果径检测指标

Table 3 Fruit diameter detection indicators for different segmentation models

方法	决定系数	均方根误差/cm	平均检测时间/s
U-Net	0.920 5	0.016 2	0.450
文献[7]	0.940 9	0.013 5	0.550
文献[8]	0.958 9	0.013 1	0.630
试验方法	0.965 2	0.012 5	0.220

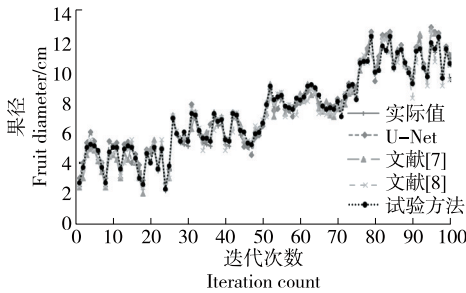


图 9 不同分割模型的果径检测效果
Figure 9 Detection effect of different segmentation models on fruit diameter

22.84%, 7.41%, 4.58%, 表明该方法预测值与真实值之间的偏差最小,在果径检测上的精度更高,预测结果更可靠。试验方法的平均检测时间为 0.220 s,相比于 U-Net 模型、文献[7]和文献[8]模型分别降低了 51.11%, 60.00%, 65.01%, 表明试验方法能够更快速地完成番茄果径的检测任务,在实际应用中可以提高检测速度,节省时间成本。综上,试验所提分割方法在分割精度和效率上均表现出更优越的性能,具有较高的实际应用价值。

为评估试验所提优化鲸鱼优化算法在参数寻优中的性能提升,对优化前后进行对比试验,随迭代变化的适应度值曲线见图 10。

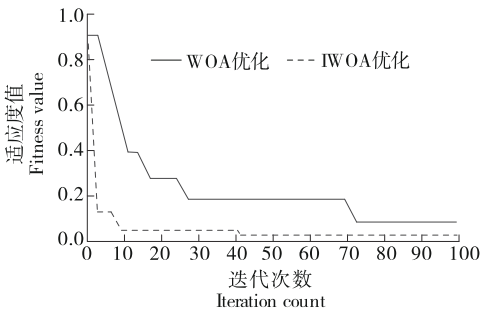


图 10 随迭代变化的适应度值曲线
Figure 10 Curve of fitness values changing with iterations

由图 10 可知,试验所提 LSSVM 参数寻优方法(IWOA)展现出显著优势。迭代初期,改进后的方法适应度值下降速度明显快于改进前 WOA-LSSVM,表明其能

够更快地搜索到较优解区域;随着迭代次数的增加,改进前的方法在后期收敛速度逐渐放缓,而改进后的方法始终保持良好的收敛态势,持续向全局最优解逼近,并最终获得更低的适应度值。因此,通过引入自适应收敛因子和混沌映射对鲸鱼优化算法进行优化,有效提升了算法的搜索效率与寻优能力,在避免陷入局部最优的同时,能够更精准地找到全局最优参数,验证了该方法在 LSSVM 参数寻优中的有效性和优越性。

为了充分验证试验所提 IWOA-LSSVM 模型的卓越性能与优势,将其与 WOA-LSSVM 模型以及文献[10]中所提改进 LSSVM 模型进行对比分析。不同检测模型硬度检测指标见表 4,不同检测模型番茄红素检测指标见表 5,不同检测模型与实际值对比(番茄硬度)见图 11,不同检测模型与实际值对比(番茄红素)见图 12。

表 4 不同检测模型硬度检测指标

Table 4 Firmness testing indicators for different testing models

方法	决定系数	均方根误差/ ($\text{kg} \cdot \text{cm}^{-2}$)	平均检测 时间/s
WOA-LSSVM	0.923 3	0.012 2	0.045
文献[10]	0.950 8	0.010 2	0.035
试验方法	0.967 7	0.008 9	0.031

表 5 不同检测模型番茄红素含量检测指标

Table 5 Lycopene content detection indicators for different detection models

方法	决定系数	均方根误差/ ($10^{-2} \text{ mg} \cdot \text{g}^{-1}$)	平均检测 时间/s
WOA-LSSVM	0.922 1	0.015 0	0.045
文献[10]	0.950 1	0.012 3	0.036
试验方法	0.961 2	0.010 5	0.032

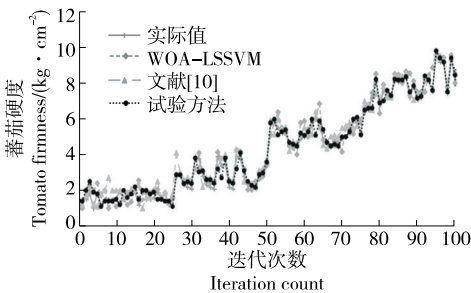


图 11 检测模型与实际值对比(硬度)
Figure 11 Comparison between different detection models and actual values (firmness)

由表 4 可知,在番茄硬度,IWOA-LSSVM 模型的决定系数为 0.967 7,与 WOA-LSSVM 和文献[10]相比分别提高了 4.81% 和 1.78%,表明其对番茄硬度的预测与实际值

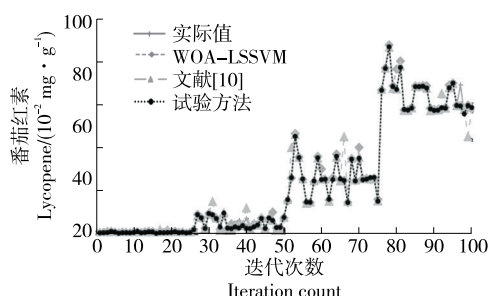


图 12 不同检测模型与实际值对比(番茄红素)

Figure 12 Comparison between different detection models and actual values (lycopene)

拟合度最佳;均方根误差为 0.0089 kg/cm^2 , 与 WOA-LSSVM 和文献[10]相比分别降低了 27.05% 和 12.75%, 表明模型预测结果更为精准;平均检测时间为 0.031 s , 检测效率也更优。由图 11 可知, IWOA-LSSVM 模型预测值与实际值最为接近, 曲线更贴合真实硬度变化趋势。

由表 5 可知, 对于番茄红素含量, IWOA-LSSVM 模型同样表现出色, 其决定系数为 0.9612 , 均方根误差为 0.0105 mg/100 g , 平均检测时间 0.032 s , 在 3 项指标上均优于 WOA-LSSVM 和文献[10]。由图 12 可知, IWOA-LSSVM 模型的番茄红素含量检测结果更接近真实值, 波动更小。硬件设备方面, 高分辨率工业相机帧率为 30 FPS, 从番茄进入拍摄视野到完成图像采集, 单颗番茄耗时约 0.04 s 。图像传输采用千兆以太网, 将采集到的图像数据传输至服务器处理, 传输时间控制在 0.02 s 内。模型运算环节, 多尺度残差注意力 U-Net 模型对单张图像进行分割处理, 图像分割与果径参数测量总耗时约 0.2 s 。经改进鲸鱼优化算法优化后的最小二乘支持向量机, 预测番茄硬度和番茄红素含量耗时约 0.3 s 。综合来看, 从番茄进入检测工位到获取全部检测结果并完成分拣决策, 单颗番茄在生产线上的平均检测时间约为 0.56 s , 可以满足食品自动化分拣需要。因此, 无论是对番茄硬度还是番茄红素含量的检测, IWOA-LSSVM 模型在预测精度和检测效率上均展现出显著优势, 相比 WOA-LSSVM 和文献[10]具有更高的优越性, 在实际应用中具有重要价值。

4 结论

试验融合机器视觉技术、多尺度残差注意力 U-Net 模型和 IWOA-LSSVM 模型, 实现了番茄综合品质的准确、快速和无损检测。该方法在图像分割与检测中均表现优异。在图像分割方面, 相比 U-Net、文献[7]和文献[8]模型, 试验方法的决定系数分别提升了 4.86%、2.58%、0.66%; 均方根误差分别降低了 22.84%、7.41%、4.58%; 平均检测时间分别降低了 51.11%、60.00%、65.01%; 果径计算值与实际测量值更为接近; 在番茄硬度和番茄红素含量检测方面, 相较于 WOA-LSSVM 及文献[10]模型, 试验

方法决定系数分别提高了 5.00% 和 2.00%, 均方根误差分别下降了 25.00% 和 12.00%, 平均检测时间分别降低了 25.00% 和 10.00%。未来可结合缺陷检测方法与分拣机器人进一步完善番茄自动化生产体系。

参考文献

- [1] 张雨, 饶元, 陈文骏, 等. 不同成熟度番茄果实多模态图像数据集[J]. 中国科学数据, 2025, 10(1): 73-88.
ZHANG Y, RAO Y, CHEN W J, et al. A dataset of multimodal images of tomato fruits at different stages of maturity[J]. China Scientific Data, 2025, 10(1): 73-88.
- [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] 伍萍辉, 陈新, 张馨, 等. 基于聚类-改进灰狼算法的设施番茄分割识别方法[J]. 现代制造工程, 2021(6): 83-89.
WU P H, CHEN X, ZHANG X, et al. Segmentation and recognition of facility tomato based on clustering-improved GWO algorithm[J]. Modern Manufacturing Engineering, 2021(6): 83-89.
- [6] 孙宇朝, 李守豪, 夏秀波, 等. 利用改进 YOLOv5s 模型检测番茄果实成熟度及外观品质[J]. 园艺学报, 2024, 51(2): 396-410.
SUN Y C, LI S H, XIA X B, et al. Detecting tomato fruit ripeness and appearance quality based on improved YOLOv5s[J]. Acta Horticulturae Sinica, 2024, 51(2): 396-410.
- [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] 龙洁花, 赵春江, 林森, 等. 改进 Mask R-CNN 的温室环境下不同成熟度番茄果实分割方法[J]. 农业工程学报, 2021, 37(18): 100-108.
LONG J H, ZHAO C J, LIN S, et al. Segmentation method of the tomato fruits with different maturities under greenhouse

- environment based on improved Mask R-CNN[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(18): 100-108.
- [9] 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.
- [10] 王俊平, 徐刚. 机器视觉和电子鼻融合的番茄成熟度检测方法[J]. 食品与机械, 2022, 38(2): 148-152.
- WANG J P, XU G. Research on tomato maturity detection method based on machine vision and electronic nose fusion[J]. Food & Machinery, 2022, 38(2): 148-152.
- [11] 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.
- [12] 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, 6(5): 1-12.
- [13] 胡鹏伟, 刘江平, 薛河儒, 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.
- [14] 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.
- [15] 周雨帆, 李胜旺, 杨奎河, 等. 基于轻量级卷积神经网络的苹果表面缺陷检测方法[J]. 河北工业科技, 2021, 38(5): 388-394.
- ZHOU Y F, LI S W, YANG K H, et al. Apple surface defect detection method based on lightweight convolutional neural network[J]. Hebei Journal of Industrial Science and Technology, 2021, 38(5): 388-394.
- [16] 贾哲, 陈晓婷, 潘南, 等. 基于电子舌快速检测冷藏双斑东方鲀的新鲜度[J]. 现代食品科技, 2021, 37(5): 220-229.
- JIA Z, CHEN X T, PAN N, et al. The freshness of frozen *Fugu bimaculatus* detected by electronic tongue[J]. Modern Food Science and Technology, 2021, 37(5): 220-229.
- [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] 刘光宪, 王丽, 李雪, 等. 3 种天然抗氧化剂对腊肉理化性质的影响[J]. 食品安全质量检测学报, 2021, 12(15): 6 177-6 184.
- LIU G X, WANG L, LI X, et al. Effects of 3 kinds of natural antioxidants on physicochemical properties of Chinese cured meat[J]. Journal of Food Safety & Quality, 2021, 12(15): 6 177-6 184.
- [19] 李艳坤, 董汝南, 张进, 等. 光谱数据解析中的变量筛选方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(11): 3 331-3 338.
- LI Y K, DONG R N, ZHANG J, et al. Variable selection methods in spectral data analysis[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(11): 3 331-3 338.
- [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.