DOI: 10.12398/j.issn.2096-7217.2026.02.016

基于RS_FUJII动态散斑算法的苹果损伤检测方法研究

何文博, 张君豪, 刘玥, 李潇鑫, 门森, 李克鸿*

(北京联合大学机器人学院,北京市,100020)

摘要:随着苹果产量的持续增长,运输与储存过程中因碰撞、温控不当等因素造成的损耗问题日益突出。传统人工对苹果表面损伤的检测方法不仅效率低、成本高,而且受操作经验与主观因素影响,检测的准确性难以保障。针对上述问题,研究提出了一种基于激光散斑成像技术的低成本、高精度的苹果表面损伤智能检测方法。该方法结合RS_FUJII散斑特征提取算法与无监督学习的RECONANOM-AE损伤检测模型,实现了对苹果损伤的快速识别与精准评估。研究以山东富士苹果为研究对象,首先对采集的散斑图像进行预处理与特征提取。针对传统FUJII算法中"帧间差异比值累加"在时空特征表达与抗噪性能方面的不足,本研究引入时空加权机制与鲁棒性增强策略,构建了改进型RS_FUJII算法,用于高精度损伤特征提取。在此基础上设计了一种无监督自编码网络RECONANOM-AE,通过重构误差实现苹果损伤区域的自动识别与异常检测。试验结果表明,所提出模型在训练过程中表现出良好的收敛性与稳定性,训练与验证误差均随迭代次数增加而逐步降低。综合性能评估结果显示,模型在损伤检测任务中取得较高的分类与识别性能:正确预测率(true positive rate, TPR)为86.67%,错误预测率(false positive rate, FPR)为6.67%,*Accuracy*达到90%,*Precision*为92.86%,*Recall*为86.67%,*Specificity*为93.33%,*F*1 *Score*为89.68%。研究结果表明,该方法在保持高检测精度的同时,具有良好的泛化能力与鲁棒性,可实现苹果的无损质量智能评估。该研究为果品品质检测提供了可行且高效的技术路径,为智能农业与食品质量控制领域提供了新的研究思路与技术支撑。

关键词:山东富士苹果;激光散斑成像;RS_FUJII算法;RECONANOM-AE模型;损伤检测

中图分类号:S24;TP751 **文献标识码:**A **文章编号:**2096-7217(2026)02-0169-13

何文博, 张君豪, 刘玥, 李潇鑫, 门森, 李克鸿. 基于RS_FUJII动态散斑算法的苹果损伤检测方法研究[J]. 智能化农业装备学报(中英文), 2026, 7(2): 169－181

He Wenbo, Zhang Junhao, Liu Yue, Li Xiaoxin, Men Sen, Li Kehong. Research on apple damage detection method based on RS_FUJII dynamic speckle algorithm [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2026, 7(2): 169－181

0 引言

苹果采摘、运输、分拣中易轻微碰撞,初期损伤难识别且后续会褐变腐烂,传统人工挑选存在不足,故寻求快速高效的损伤检测方法对果品质量鉴定意义重大。

目前,激光散斑成像技术已广泛应用于果品质量检测。方益明等[1]应用该技术对梨表面缺陷进行检测,通过Fujii方法和加权广义差分分析,提出了新的特征提取方法,取得了较高的检测精度。Pieczywek等[2]利用激光散斑成像技术对苹果呼吸速率进行无接触估算,研究表明,散斑动态特征能够反映果实代谢活动变化,为损伤和生理应激的监测提供了新途径。Bouzaouia[3]、Ansari[4]和Thakur[5]等的研究则进一步验证了该技术在果实损伤检测和生物组织活性变化监测中的应用。Cai等[6]和Wu等[7]分别采用结构化照明成像技术,提升了对腐烂橙子和黄桃轻微碰伤的检测精度。此外,小波能量谱图分析作为一种新型的图像处理技术,已被广泛应用于果品损伤检测,通过正交小波分解提取低频分量,有效增强了苹果正常区域与损伤区域的区分度[8-13]。激光散斑与K-means聚类算法的结合[14]进一步优化了噪声抑制和损伤区域识别精度。

国际研究中,苹果损伤的早期检测也取得了显著进展。研究发现,苹果撞击损伤部位的散斑活动随时间显著下降,可作为早期隐性损伤的识别指标[15]。近红外激光的应用不仅有助于建立苹果的呼吸速率预测模型,还为损伤与品质关联监测提供了新的研究路径[16-18]。

尽管激光散斑成像技术在苹果损伤检测中取得了

收稿日期:2025-11-10 修回日期:2026-03-06

基金项目:国家自然科学基金(31770769);北京市教育委员会科研计划项目(KM201911417008)

第一作者:何文博,男,2004年生,北京丰台人;研究方向为数字图像处理。E-mail: 2023250385020@buu.edu.cn

*通信作者:李克鸿,男,1988年生,河北廊坊人,博士,讲师;研究方向为计算机视觉。E-mail: 18810510899@163.com

初步成果,但仍面临三大核心挑战:即时检测能力不足、噪声干扰问题以及模型鲁棒性不足。为此,本研究以山东富士苹果为研究对象,基于激光散斑成像技术,结合RS_FUJII算法和RECONANOM-AE自编码器模型,旨在提高苹果损伤的检测速率、准确性与鲁棒性。

1 材料与方法

1.1 试验材料与装置

本研究以200个成熟度一致的山东富士苹果为研究对象,通过小球下落装置对这200个苹果统一进行机械损伤处理,再次采集损伤状态下的散斑图像,构建损伤样本数据集。确保样本在初始状态一致性的基础上,实现损伤前后数据的精准对应,为后续特征分析与模型训练提供更严谨的试验数据支撑。试验所用的苹果图像具体如图1所示。在完成模型的训练后,准备额外的苹果60个作为测试样本用于测试模型。整个软件平台包括:Pycharm2023、Anaconda3。试验中涉及的试验装置有25-LHR-911-230型氦氖激光器等如表1所示,光学元件摆放装置如图2所示。

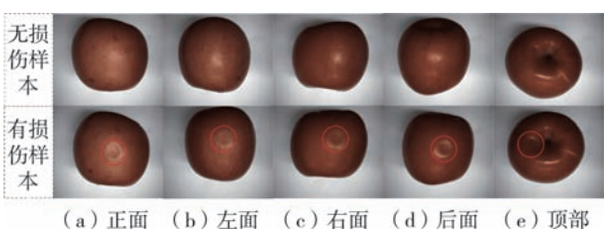


图1 苹果原始图片

Figure 1 Original images of the apples

表1 光学与工业设备配置表

Table 1 Configuration table of optical and industrial equipment

装置名称	装置型号/平台版本	制造商
氦氖激光器	25-LHR-911-230型	Melles Griot公司
工业CCD相机	MV-EM120C型	维视图像公司
变焦工业镜头	M3Z1228C-MP型	维视图像公司
气垫隔振光学试验台	ZPOTO9-06型	长富科技(北京)有限公司
空间滤波器	HPSF101型	恒洋光学
光学反射镜	MTMSO-2R型	恒洋光学

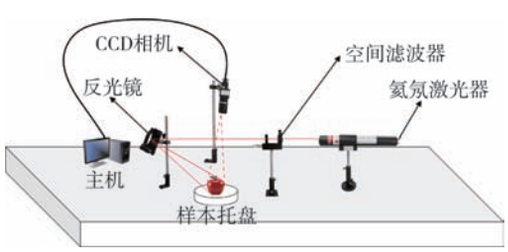


图2 散斑成像装置示意图

Figure 2 Schematic diagram of the speckle imaging device

1.2 试验原理

氦氖激光器发出的激光经空间滤波器、反射镜等光学元件处理后,照射到带有损伤点的苹果上。由于样品表面或内部结构的不均匀性,激光发生散射,散射的激光会在接收平面上呈现出特定的强度分布,接收平面上的激光强度分布,能直接反映苹果损伤点的位置、大小、形态,并间接体现其表面及内部组织的均匀性,为判断苹果品质与损伤情况提供依据[19-24]。这些强度分布使接收平面看起来像被一层粒子结构覆盖,如图3所示,最后由计算机对采集到的散斑图像进行分析处理,以此来研究样品的相关特性。

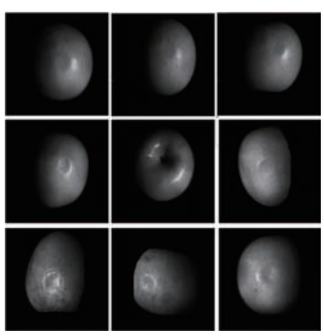


图3 部分苹果的散斑图像

Figure 3 Speckle images of partial apples

借助激光散斑技术,试验人员可对散斑图像开展合理统计分析以获取所需信息。试验中,苹果按每5个为1组分为40组,随后采用帧率30帧/s的CCD相机采集散斑图像,每个苹果512张,每组累计2 560张,最终共得到102 400张原始图像。

1.3 散斑图像的处理与特征提取

在获得苹果的散斑图像后,还需要遵循两阶段处理流程:第一阶段执行图像数据初步处理,第二阶段则借助各种散斑特征提取算法来提取苹果损伤区域的散斑特征。

在采集到原始的苹果散斑图像后,为减少后续的模型训练成本,需要将其进行灰度化以减少原始图像的通道数量,其次是通过二值化如式(1),来得到图像中的苹果主体区域。最后通过得到的二值化图像来作为掩码提取图像主体,切割多余部分如式(2)。

$$B(x,y)=\begin{cases}255 & \text{if } GD_{\text{norm}}(x,y)\geqslant T\\ 0 & \text{otherwise}\end{cases} \tag{1}$$

$$\sigma^2(T)=\omega_0(T)\omega_1(T)[\mu_0(T)-\mu_1(T)]^2 \tag{2}$$

式中:ω_0,ω_1——两类像素的占比;

μ_0,μ_1——两类像素的均值;

T——手动设定的阈值;

σ^2——类间方差。

由于图像中存在噪声区域干扰检测结果,故设定

了连通区域面积范围如式(3)作为检测阈值；同时，不同的目标区域通常具有特定的形状特征，对轮廓外接矩形的宽高比进行筛选出具有特定形状特征的区域以减少图像噪声干扰如式(4)。

$$C_{\min} \leqslant C \leqslant C_{\max} \tag{3}$$

$$K_{\mathrm{r}} \leqslant \frac{\min(w,h)}{\max(w,h)} \leqslant 1 \tag{4}$$

式中：C——候选连通区域的轮廓面积；

w、h——轮廓外接矩形的宽度和高度；

K_{r}——轮廓外接矩形的宽高比阈值；

$C_{\min}$、$C_{\max}$——预设的最小面积和最大面积阈值。

1.4　RS_FUJII算法提取散斑特征

RS_FUJII是针对序列图像动态变化检测设计的增强型算法，算法结构如图4所示，在传统FUJII算法“帧间差异比值累加”核心逻辑基础上，通过时空维度加权优化与鲁棒性增强，增强了算法对苹果散斑特征图中时间关联性不敏感、空间噪声干扰大、抗环境干扰能力弱等问题的解决能力[25-30]。

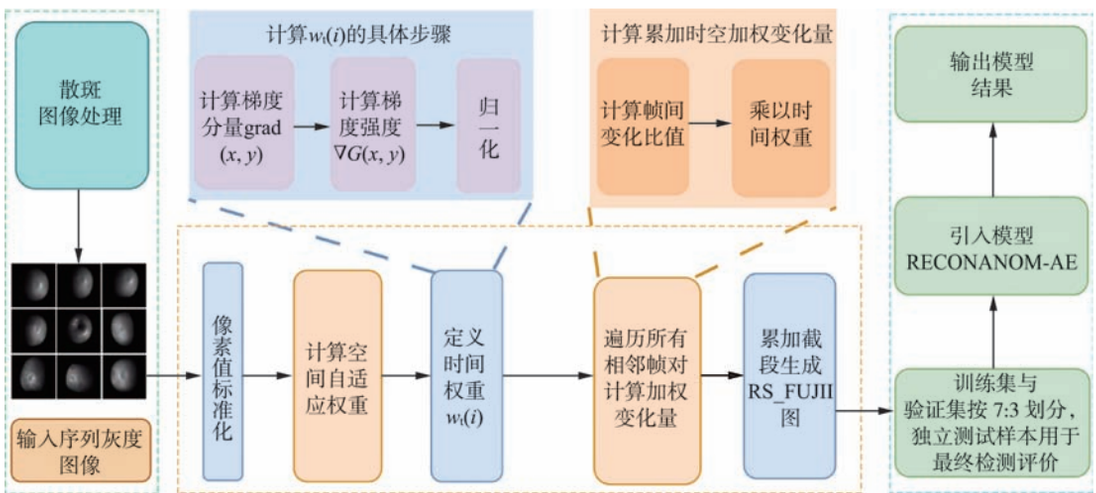


图4　RS_FUJII算法结构示意图

Figure 4　The schematic diagram of the RS_FUJII algorithm structure

首先对输入的苹果散斑序列灰度图像进行预处理，将像素值标准化到[−1,1]范围，消除不同帧因光照、拍摄条件差异导致的亮度偏移，为后续变化检测提供统一基准；接着计算空间自适应权重，利用Sobel算子分别对x、y方向进行卷积，得到各像素点的梯度强度如式(5)。

$$\nabla G(x,y) = \sqrt{(grad_x)^2 + (grad_y)^2} \tag{5}$$

式中：$\nabla G(x,y)$——梯度强度；

$grad_x$——图像在x方向的梯度分量；

$grad_y$——图像在y方向的梯度分量。

针对总帧数为N的苹果散斑图像序列，第i对相邻帧的时间权重进行定义如式(6)，再通过式(7)将梯度强度归一化到[0,1]，使边缘区域获得接近1的高权重，平坦背景区域获得接近0的低权重，实现空间维度上“关键区域强化、噪声区域弱化”的效果。随后，算法遍历所有相邻帧对，计算每对帧的变化比值如式(8)所示。

$$w_{\mathrm{t}}(i) = K_{\mathrm{t}}^{(N-1-i)} \tag{6}$$

$$w_{\mathrm{s}}(x,y) = \frac{\nabla G(x,y) + \epsilon}{\max(\nabla G) + \epsilon} \tag{7}$$

$$A = \frac{|I_{i+1}(x,y) - I_i(x,y)|}{I_{i+1}(x,y) + I_i(x,y) + \epsilon} \tag{8}$$

式中：N——总帧数；

K_{t}——时间衰减因子；

$\nabla G(x,y)$——梯度强度；

ϵ——大于零且数值非常小的正数。

最终的RS_FUJII图通过累加所有帧对的时空加权变化量获得，如式(9)所示。

$$F(x,y) = clamp\left(\sum_{i=0}^{N-2} w_{\mathrm{t}}(i) \cdot w_{\mathrm{s}}(x,y) \cdot A, 0, Z\right) \tag{9}$$

式中：Z——截断阈值；

I_i——标准化后的第i帧图像。

研究在苹果散斑特征图输入前对数据进行了数据增强操作，通过在图像输入中加入噪声构建噪声增强型损伤特征鲁棒性自编码器，具体结构如图5所示。通过主动注入高斯、椒盐等典型图像噪声迫使模型在学习过程中区分“噪声干扰”和“损伤特征”，同时引入反向传播操作驱动模型参数的迭代优化，使编码器更聚焦损伤特征、解码器更精准还原真实结构并再次强化模型对噪声的抵抗能力。通过图6所展示的结果表

明有噪声增强的试验方案整体表现优于无噪声增强。

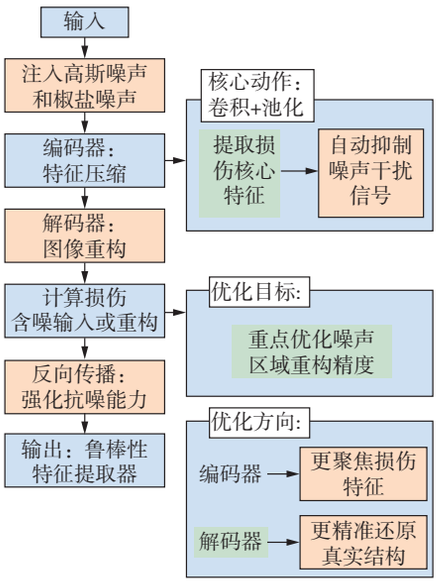


图 5 噪声增强型损伤特征鲁棒性自编码器工作机制示意图

Figure 5 Schematic diagram of the working mechanism of noise-enhanced damage feature robust autoencoder

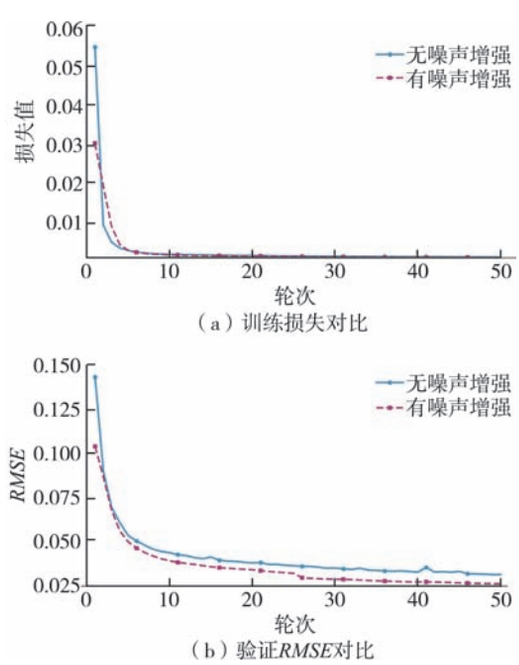


图 6 RECONANOM-AE 中有无噪声增强的训练对比

Figure 6 Comparison of training with and without noise augmentation in RECONANOM-AE

图 6(a)中,两者随训练轮次增加均快速下降并趋于稳定,但有噪声增强的初始损失更低,下降过程更平滑,最终收敛到的损失值也更小;在图 6(b)中,有噪声增强的初始 *RMSE* 更低,且在整个训练过程中始终保持更低的 *RMSE* 水平,最终收敛后的数值也更小。这表明噪声增强有助于模型在训练过程中更高效地降低损失、减小误差,无论是训练阶段的拟合能力还是验证阶段的泛化性能,都得到了提升。噪声增强型损伤特征鲁棒性自编码器的引入进一步强化了对苹果散斑图像中静态噪声的过滤能力,提升损伤特征的鲁棒性。

图像预处理经中值滤波等操作,共采集得到 102 400 张原始图,经 RS_FUJII 算法处理后得到苹果个体的散斑特征图像,接着采用 Hold-Out 算法按 7∶3 的比例划分为训练和验证集。

1.5 基于卷积神经网络模型分析

RECONANOM-AE 采用将注意力机制嵌入编码器、解码器的改进对称结构。编码器采用 4 层卷积核大小为 3、步长为 2 的卷积操作,图像通道数变化为“3→32→64→128→128”并采用 ReLU 激活函数;解码器采用与编码器相同参数的 4 层转置卷积操作,但图像通道数变化为“128→128→64→32→3”与编码器图像通道数变化刚好相反,同时,在前三层卷积操作采用 ReLU 激活函数,最后一层采用 Sigmoid 激活函数。通过编码与解码器将该表示重建为与输入相似的数据,通过最小化输入与重建结果的差异来学习数据的有效特征。接着在编码器侧引入“残差注意力卷积”对中层特征图进行特征加权,其中,残差注意力模块的主要步骤为输入特征图先经 1×1 卷积统一通道;特征变换分支通过两层 3×3 卷积生成变换特征;注意力分支中,通道权重由全局平均池化结合两层全连接与 Sigmoid 激活函数得到,空间权重由通道均值结合 3×3 卷积与 Sigmoid 激活函数得到,两者逐元素相乘为联合权重;最后将变换特征与联合权重相乘,再与原始输入特征残差相加,经 ReLU 激活函数输出。在解码器侧引入“转置注意力卷积”强化损伤区域细节的重构精度。同时,在不同尺寸的特征图阶段进行差异化的卷积、反卷积操作以确保从浅层到深层特征都能被有效利用。模型的训练均按照 *epoch*=50,*batch size*=8,latent 维度为 50 176,优化器使用 Adam 优化器,初始学习率为 0.000 1,L2 正则化系数为 1e−5,其 *beta*1、*beta*2、*eps* 参数分别为 0.9、0.999、1e−08。学习率衰减采用 ReduceLROnPlateau 调度器,监控验证集损失,连续 3 轮无下降则衰减 50%;早停机制设置耐心值为 8,当验证集损失连续未下降时触发。整个试验所训练的场景均在相同的计算环境下进行,具体为:NVIDIA GeForce RTX 4060 Laptop GPU、13th Gen Intel(R) Core(TM)i7-13700H CPU、16 GB 内存。工作的具体机制流程如图 7 所示[31-33]。

该模型由两部分组成:编码器将输入图像 x 压缩为紧凑的潜在表示 z,如式(10),解码器再将该表示重构为输出图像 $\hat{x}$ 如式(11)。

$$z=f_{\text{encoder}}(x,\theta_e) \tag{10}$$

$$\hat{x}=f_{\text{decoder}}(z,\theta_{\text{d}}) \tag{11}$$

式中：x——原始输入图像；

z——编码器输出的潜在表示；

$\hat{x}$——解码器输出的重构图像。

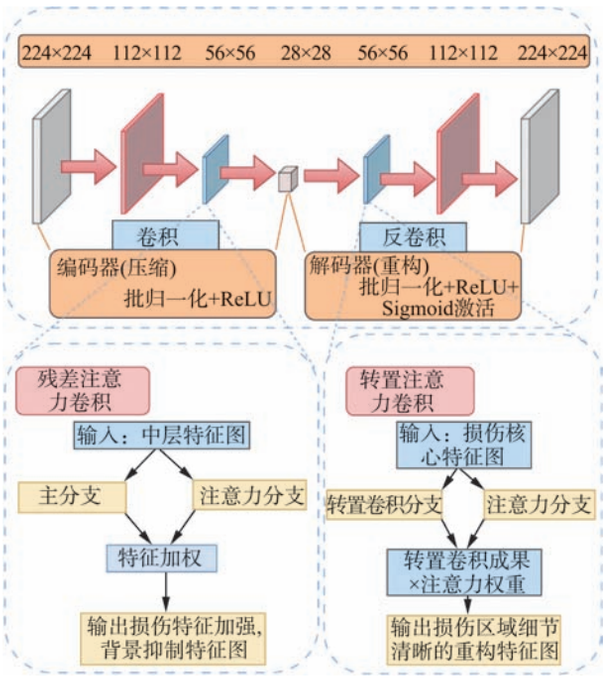


图 7　RECONANOM-AE 模型工作示意图

Figure 7　Working schematic of the RECONANOM-AE model

训练自编码器的目标，就是让解码器的输出 $\hat{x}$ 尽可能地接近原始输入 x。用均方误差（mean squared error，MSE）来量化这个“接近程度”，并将其作为损失函数如式（12）。

$$L_{\text{MSE}}(x,\hat{x})=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(x_i-\hat{x}_i)^2 \tag{12}$$

式中：N——图像中像素点的总数；

x_i——原始图像的第 i 个像素值；

$\hat{x}_i$——重构图像的第 i 个像素值。

为最小化损失函数，模型引入反向传播和参数优化器。通过计算损失函数对每个参数的梯度来灵活地对模型参数进行调整。并利用如式（13）高效的优化算法自适应地调整每个参数的学习率。

$$W_t=W_{t-1}-\eta\frac{\hat{m}_t}{\sqrt{\hat{v}_t}+\epsilon} \tag{13}$$

式中：W_t——更新后的参数；

W_{t-1}——上一次迭代结束时的权重；

η——步长；

$\hat{m}_t$——梯度的指数移动平均值；

$\sqrt{\hat{v}_t}$——梯度平方的指数移动平均值的平方根；

ϵ——大于零且数值非常小的正数。

训练完成后，系统利用正常样本的重构损失分布计算均值 μ 和标准差 σ，并基于 3σ 原则设定一个损伤判定阈值如式（14）。

$$K=\mu_{\text{loss}}+3\cdot\sigma_{\text{loss}} \tag{14}$$

式中：μ_{loss}——正常样本重构损失的均值；

σ_{loss}——正常样本重构损失的标准差。

2　结果与讨论

2.1　不同算法间的训练结果对比

本研究同时用不同算法提取苹果表面散斑特征得到不同算法下苹果表面的原始散斑图像，并通过给散斑图像添加伪色彩图像来体现不同算法下散斑图的特点，如图 8 所示。从图中可见，GD（generalized difference）算法如图 8（b、c）对苹果散斑的灰度与伪色彩呈现，在损伤等细节的区分度上有所不足；LSTCA（laser speckle time contrast analysis）算法如图 8（d、e）虽有一定表现，但灰度图和伪色彩图对苹果特征的刻画仍不够精准、清晰。而 RS_FUJII 算法如图 8（f、g）生成的灰度图能更细腻地呈现苹果散斑的灰度层次，伪色彩图也更鲜明地突出了苹果的相关特征，相比 GD 和 LSTCA 算法，RS_FUJII 算法在苹果散斑图像的细节呈现与特征区分方面优势更明显，能更有效地助力苹果图像的区域提取与分割等后续分析工作。

对比不同算法在相关任务中的性能表现，对 RS_FUJII、GD 以及 LSTCA 算法进行了多维度指标的测试与统计，具体结果如表 2 所示，从中能清晰看出各算法在损失、误差及异常检测等方面的差异，尤其突出 RS_FUJII 算法的优势。从表 2 不同算法下模型性能指标数据来看，在最低训练损失、最低验证损失、最终训练误差均值、最终训练误差 *RMSE*（root mean square error）等指标上，RS_FUJII 算法分别为 3.371 9 像素、3.314 0 像素、1.795 4 像素、1.796 3 像素，相较于 GD 算法 LSTCA 算法，整体表现更优，损失和误差更小；在最终验证误差均值、最终验证误差 *RMSE* 方面，RS_FUJII 算法的 1.780 6 像素、1.780 8 像素也处于较高水平，且异常检测阈值 1.859 2 像素也高于 GD 和 LSTCA，意味着能更精准地区分正常与异常情况。综合各项指标，RS_FUJII 算法在模型训练的损失控制、误差表现以及异常检测能力上，均展现出比 GD 和 LSTCA 算法更出色的性能。

图 9 展示了各种算法的不同指标间的差异，在图 9（a）、（b）中，Kruskal-Wallis H 检验的 p 值均小于 0.05，说明 3 种方法的分布存在显著差异。其中，RS_FUJII 算法在图 9（a）中，箱体最窄，红色中位数线最低，上下须范围小，并且无顶部异常值，体现出其验证损失的中

心趋势最优、波动最小;在图9(b)中,红色中位数线最低,箱体也更窄,尽管存在多个顶部异常值,但中间50%数据的波动仍小于另外两种方法,中心趋势更优。图9(c)中,红色中位数线最低,箱体最窄,GD的箱体最宽、上下须范围最大;图9(d)、(e)中,红色中位数线均低于GD和LSTCA,且箱体更窄,中间50%数据的波动更小,中心趋势显著更优。说明RS_FUJII验证误差的波动稳定性最优,并且在图9(c)、(d)、(e)中,Kruskal-Wallis H检验的p值均呈现显著差异。综合来看,在5个指标的箱线图中,RS_FUJII的红色中位数线显著更低,箱体更窄;Kruskal-Wallis H检验的结果也一致表明,RS_FUJII与GD、LSTCA在这些指标的分布上存在显著差异的同时,RS_FUJII的表现更优。

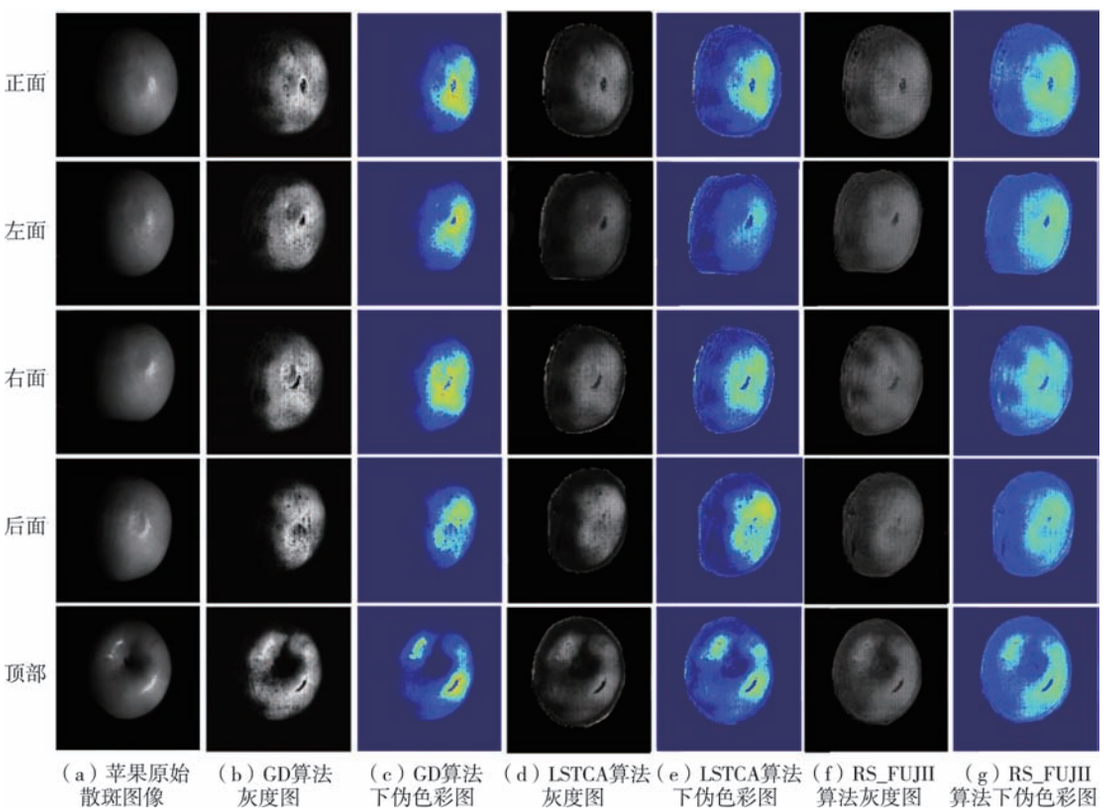


图8 图像的区域提取与分割

Figure 8 Regional extraction and segmentation of images

表2 不同算法下RECONANOM-AE模型性能指标

Table 2 Performance metrics of the RECONANOM-AE model under different algorithms

算法名称	最低训练损失/像素	最低验证损失/像素	最终训练误差均值/像素	最终训练误差*RMSE*/像素	最终验证误差均值/像素	最终验证误差*RMSE*/像素	异常检测阈值/像素
RS_FUJII	3.371 9	3.314 0	1.795 4	1.796 3	1.780 6	1.780 8	1.859 2
GD	3.447 7	3.324 0	1.803 9	1.804 5	1.759 4	1.759 6	1.840 4
LSTCA	3.469 8	2.939 0	1.815 5	1.823 6	1.651 3	1.651	1.780 6

图10围绕RECONANOM-AE、ResNet50、VGG16三个模型的训练收敛趋势展开,分别展示了验证误差*RMSE*和验证损失的变化规律,其中,图10(a)中的初始阶段VGG16的验证误差*RMSE*最高;RECONANOM-AE次之;ResNet50最低。随着训练推进,三者的*RMSE*均呈快速下降趋势。在*Epoch*约为10之后,RECONANOM-AE的*RMSE*曲线逐渐低于ResNet50和VGG16,并持续保持这一优势。到训练末期降至三者中最低;ResNet50与VGG16的*RMSE*则趋于接近。这表明RECONANOM-AE在验证误差*RMSE*的优化上,不仅收敛过程更稳定,最终性能也最优。在图10(b)的初始阶段,VGG16的验证损失最高;RECONANOM-AE约为2.85;ResNet50约为2.78。训练过程中,三者的损失均快速下降。在*Epoch*约为10之后,RECONANOM-AE的损失曲线逐渐拉开与ResNet50、VGG16的差距,持续处于较低水平。训练至*Epoch*=50时,RECONANOM-AE的验证损失降至最低。这说明RECONANOM-AE在验证

损失的优化上，具备更稳定的下降趋势和更优的最终表现。综合来看，RECONANOM-AE在验证误差 *RMSE* 和验证损失这两个关键指标上，均展现出更稳定的下降过程与更低的最终数值，其收敛性和最终性能优于ResNet50和VGG16。而ResNet50与VGG16在这两个指标的训练过程及最终表现中，趋势和数值均较为趋同，且整体弱于RECONANOM-AE。

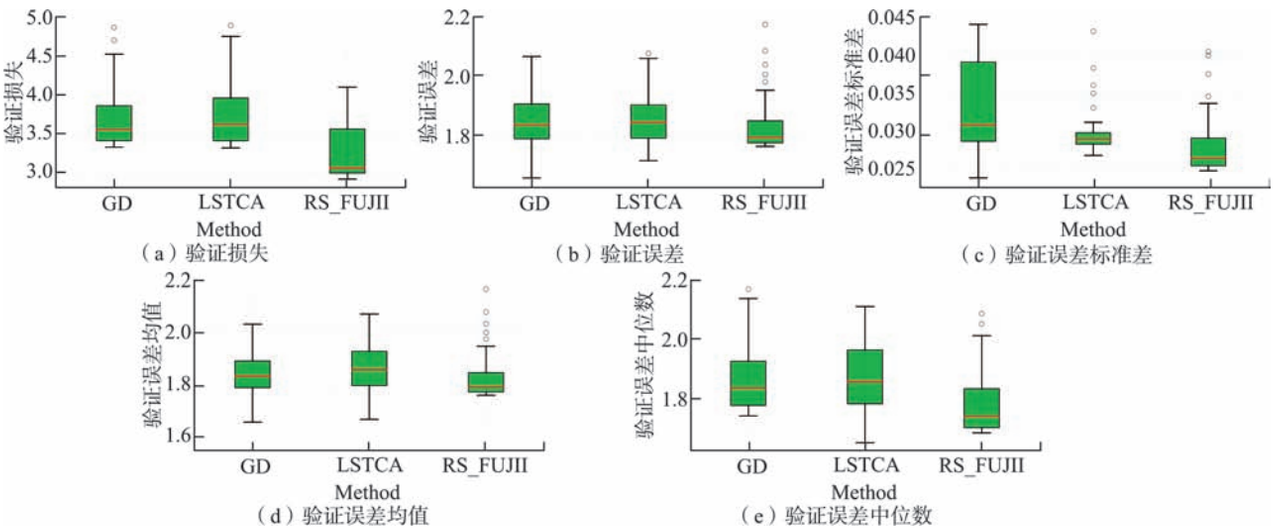


图 9　不同算法间的 Kruskal-Wallis H 检验箱型图结果

Figure 9　Boxplot results of Kruskal-Wallis H test among different algorithms

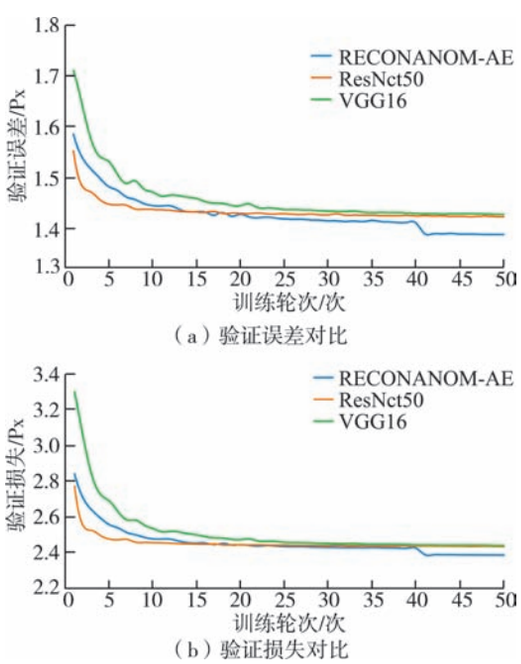


图 10　RECONANOM-AE 与 ResNet50、VGG16 的训练结果对比

Figure 10　Comparison of training results between RECONANOM-AE, ResNet50, and VGG16

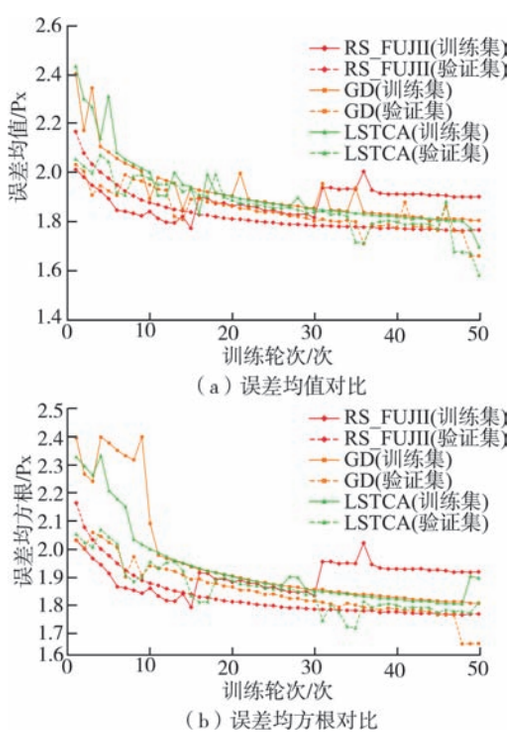


图 11　不同方法的误差指标对比

Figure 11　Comparison of error metrics for different methods

最后为全面评估不同算法在模型训练过程中的性能表现，从误差均值、误差均方根、误差标准差以及损失这4个关键维度展开分析，通过图10、图11，可直观对比RS_FUJII、GD和LSTCA算法在训练集与验证集上的表现差异，进而明晰各算法的优势与不足。

从误差均值对比图可见图11(a)，随着训练轮次增加，RS_FUJII算法在训练集和验证集上的误差均值下降趋势更为显著且最终值更低，GD和LSTCA算法的误差均值下降相对缓慢且最终处于较高水平。在误差均方根对比图中图11(b)，RS_FUJII算法的误差RMSE曲线同样以更陡峭的下降趋势逼近更低的最终

值,体现出其在衡量误差离散程度方面的优势,能更精准地控制误差的平方均值。

误差标准差对比图里图 12(a),RS_FUJII 算法的误差标准差曲线更为平稳,波动极小,说明其误差的离散程度低、稳定性好,而 GD 和 LSTCA 算法的误差标准差要么初始值高,要么波动大。如图 12(b)所示,RS_FUJII 算法的损失值从初始阶段就快速下降,最终在训练集和验证集上都维持在较低水平,相比之下,GD 和 LSTCA 算法的损失下降速度慢,且最终损失值更高。综合而言,RS_FUJII 算法在模型训练过程中,不仅能更高效地降低误差与损失,还具备更出色的稳定性,在拟合数据和泛化新数据的能力上,都显著优于 GD 和 LSTCA 算法。

2.2 不同滤波器数量间的训练结果对比

为探究滤波器数量对算法性能的影响,针对不同滤波器数量,分别测试了最低训练损失、最低验证损失、最终训练误差均值、最终训练误差 *RMSE*、最终验证误差均值、最终验证误差 *RMSE* 以及异常检测阈值等关键指标,具体结果如表 3 所示。

从表 3 不同滤波器数量的模型性能指标数据可知,滤波器数量为 96 时对应的模型最低训练损失处于较低水平,最终训练误差均值和 *RMSE* 也位列前列;最低验证损失仅略高于滤波器数量为 160 的情况,最终验证误差均值和 *RMSE* 在所有配置中最低;异常检测阈处于合理区间,既不会因阈值过高导致损伤样本漏检,也不会因阈值过低导致正常样本误检。以上数据表明当滤波器数量为 96 时模型在训练集上对正常样本的拟合精度足够高、对未知数据的泛化能力最强。

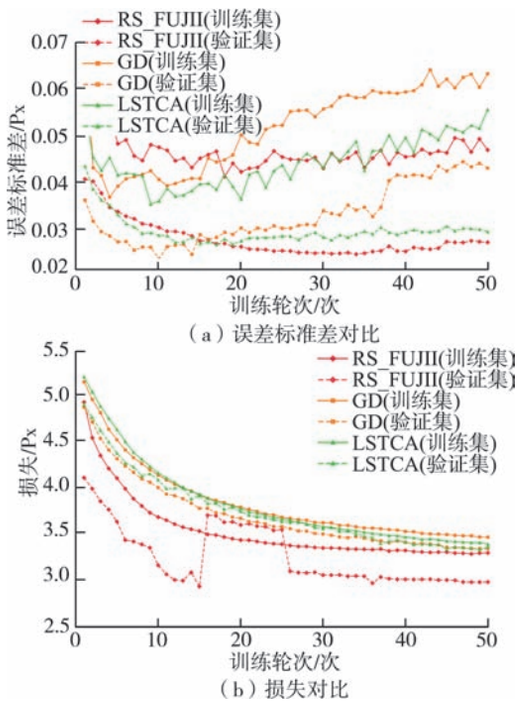


图 12 不同算法的模型误差与损失指标对比

Figure 12 Comparison of model error and loss metrics under different algorithms

表 3 不同滤波器数量下模型性能指标

Table 3 Model performance indicators under different numbers of filters

滤波器数量/个	最低训练损失/像素	最低验证损失/像素	最终训练误差均值/像素	最终训练误差 *RMSE*/像素	最终验证误差均值/像素	最终验证误差 *RMSE*/像素	异常检测阈值/像素
64	3.447 7	3.324 0	1.803 9	1.804 5	1.759 4	1.759 6	1.840 4
96	3.267 7	3.116 1	1.765 2	1.766 3	1.697 1	1.697 7	1.827 8
128	3.259 0	3.112 0	1.765 8	1.766 8	1.727 4	1.727 7	1.823 9
160	3.239 6	3.095 1	1.762 2	1.763 3	1.783 9	1.784 5	1.830 4
321	3.371 9	3.314 0	1.795 4	1.796 3	1.780 6	1.780 8	1.859 2

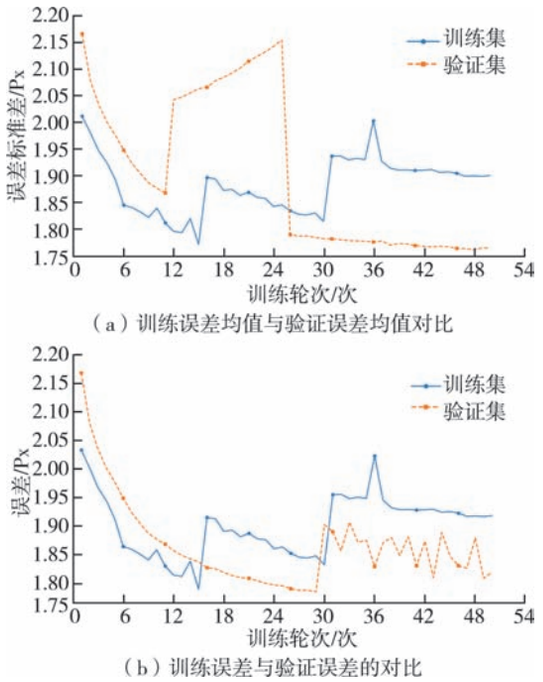
2.3 模型的训练结果

图 13 表明 RS_FUJII 模型在训练过程中误差的变化情况,分别绘制了训练误差均值与验证误差均值、训练误差 *RMSE* 与验证误差 *RMSE* 的对比图,可从中观察模型在不同训练轮次下的误差表现。

随着训练轮次的增加,训练集和验证集的误差均值、误差 *RMSE* 均呈下降趋势。训练集的误差均值和误差 *RMSE* 下降更为显著且最终值更低,验证集的误差均值和误差 *RMSE* 虽然下降幅度稍缓,但整体也能较好地跟随训练集的趋势下降,这表明 RS_FUJII 模型在训练过程中,不仅对训练数据的拟合效果不断提升,误差持续降低,同时在验证集上也展现出了较好的泛化能力,误差能够有效减小,模型的性能在训练过程中逐步优化。

图 14 探究了 RS_FUJII 模型的训练稳定性与损失变化规律,以及训练损失与验证损失对比图。如图 14(a)可知,验证集的误差标准差整体呈下降趋势且最终维持在较低水平,波动较小,说明模型在验证集上误差的离散程度低、稳定性好;而训练集的误差标准差虽有波动,但也能体现出一定的变化规律;图 14(b)展示了训练集和验证集的损失值均随着训练轮次增加而显著

降低，训练集损失下降更快且最终值更低，表明RS_FUJII模型在训练过程中，不仅损失能有效减小，还在验证集上展现出较好的稳定性，整体性能逐步优化。

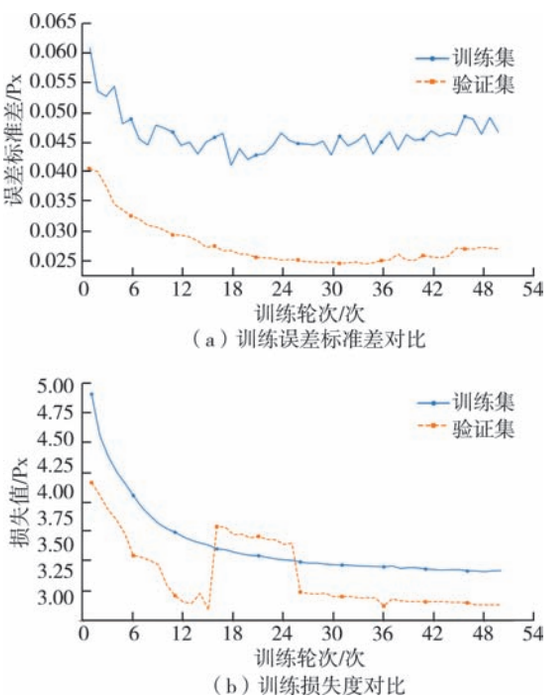


（a）训练误差均值与验证误差均值对比

（b）训练误差与验证误差的对比

图 13　训练误差对比图

Figure 13　Comparison chart of training errors



（a）训练误差标准差对比

（b）训练损失度对比

图 14　训练集与验证集误差标准差及损失变化对比

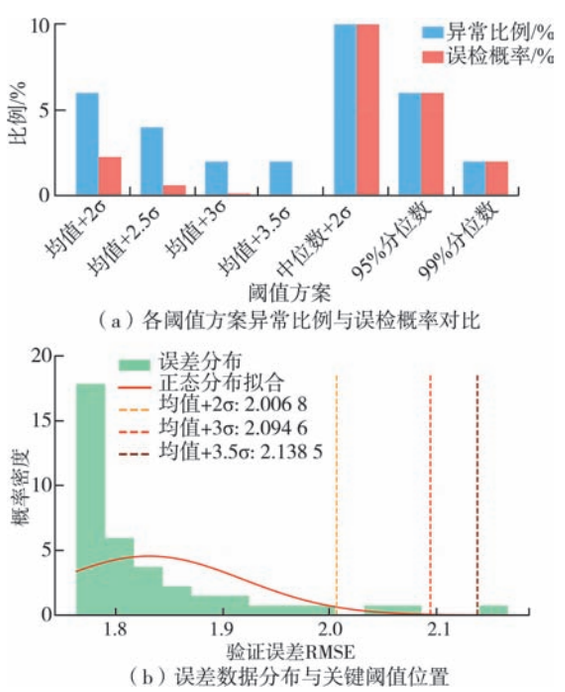
Figure 14　Comparison of error standard deviation and loss between the training and validation sets

最终从训练拟合能力、泛化能力、异常检测合理性分析得到模型性能如表4所示。由表4模型最终性能指标数据可知，在训练拟合能力上：最低训练损失3.267 8说明模型对训练集充分拟合，最终训练误差均值：1.765 2像素与*RMSE*：1.766 4像素则反映训练精度处于较高水平；在泛化能力上：最低验证损失：3.116 2像素低于最低训练损失，最终验证误差均值：1.697 2像素与*RMSE*：1.697 7像素均优于训练集对应指标，表明模型对未见过的验证集数据泛化能力突出；在异常检测合理性上：通过对比不同种阈值策略并作出敏感性分析，具体结果如图15所示，图15(a)以柱状图形式对比了7种阈值方案的“异常比例”和“误检概率”。其中，均值＋3σ的异常比例和误检概率均处于合理且最优区间，既不会像“均值＋2σ”“中位数＋2σ”那样因阈值过松，导致异常比例和误检概率过高；也不会像均值＋3.5σ那样因阈值过紧，使异常识别范围过度收窄。从而表明阈值：1.827 8像素基于“均值＋3σ”的科学逻辑设定，在“有效识别异常”与“严格控制误检”之间实现了更优的平衡，并且可有效区分正常与异常样本，为实际场景的损伤检测提供了可靠量化标准。

表 4　模型最终性能指标

Table 4　Final performance metrics of the model

性能指标	数值
最低训练损失/像素	3.267 8
最低验证损失/像素	3.116 2
最终训练误差均值/像素	1.765 2
最终训练误差*RMSE*/像素	1.766 4
最终验证误差均值/像素	1.697 2



（a）各阈值方案异常比例与误检概率对比

（b）误差数据分布与关键阈值位置

图 15　不同阈值策略的异常检测阈值综合分析与性能验证图

Figure 15　Comprehensive analysis and performance verification diagram of anomaly detection thresholds for different threshold strategies

2.4 RECONANOM-AE模型检测结果

将准备好的30个损伤苹果和30个无损伤苹果进行损伤检测,最终结果如图16所示,表明模型成功检测出的受损苹果数量为26个,未成功识别出受损苹果4个;成功识别出无损伤苹果28个,未成功识别出无损伤苹果2个,通过计算得出模型的*TPR*为86.67%,*FPR*为6.67%,*Accuracy*达到90%,*Precision*为92.86%,*Recall*为86.67%,*Specificity*为93.33%,*F*1 *Score*为89.68%。

$$R=\frac{TP}{TP+FN} \tag{15}$$

$$S=\frac{TN}{TN+FP} \tag{16}$$

$$F1=2\times\frac{P\times R}{P+R} \tag{17}$$

$$PR=\frac{TP+FP}{TP+TN+FP+FN} \tag{18}$$

$$FPR=\frac{FP}{TN+FP} \tag{19}$$

式中:*P*——预测为阳性的样本中,实际为阳性的比例;

R——阳性的样本,被正确预测为阳性的比例;

TP——损伤样本,且被正确预测为损伤的样本数;

FN——损伤样本,但被错误预测为正常的样本数;

TN——正常样本,且被正确预测为正常的样本数;

FP——正常样本,但被错误预测为损伤的样本数;

S——正常样本,被正确预测为正常的比例;

*F*1——精确率与召回率的调和平均数,综合评估模型分类性能;

PR——模型预测为"有损伤"的样本,在所有样本中的占比;

FPR——真实无损伤的样本中,被模型错误判定为"有损伤"的比例。

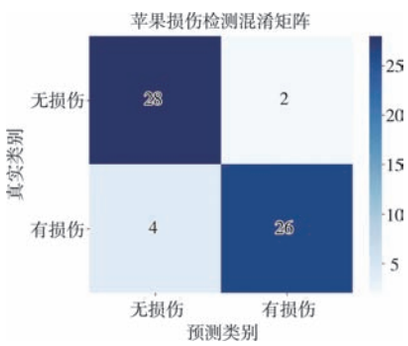


图16 模型对损伤样本的检测混淆矩阵

Figure 16 Confusionmatrixofthemodelfordamagesampledetection

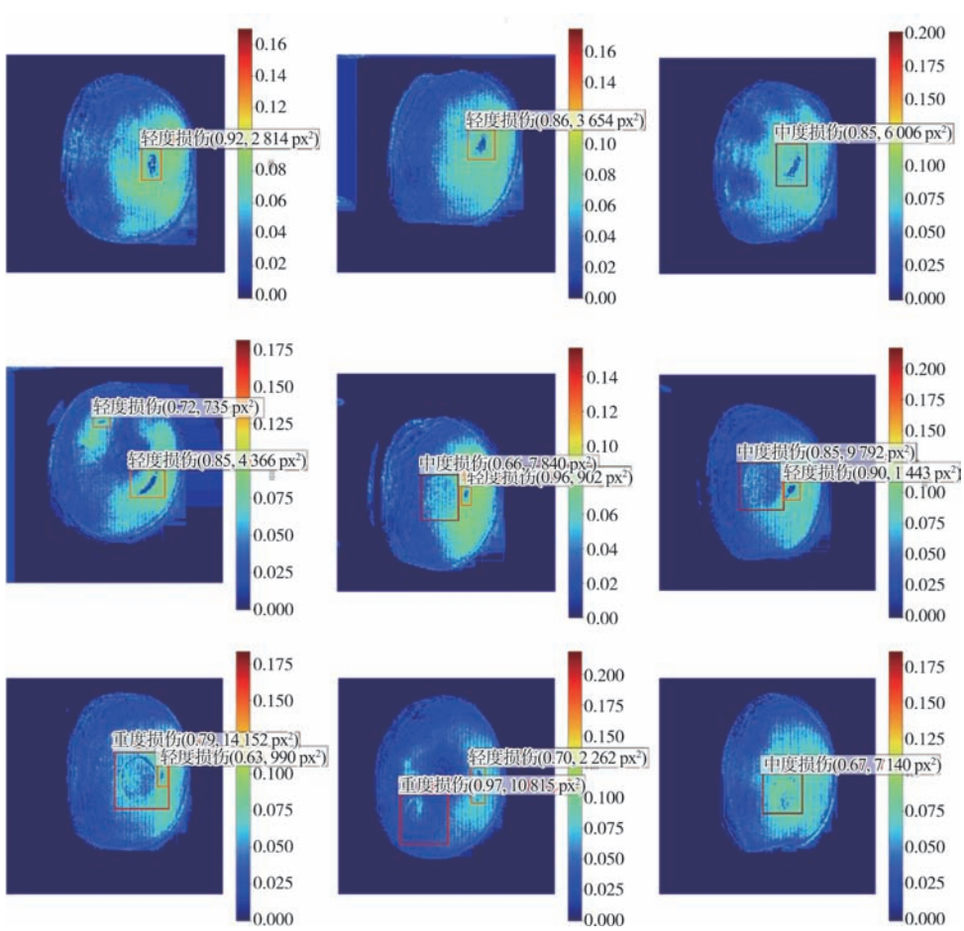


图17 模型对损伤区域检测示意图

Figure 17 Detected damage area

图17呈现了模型对苹果损伤的预测结果并标记出了损伤区域，同时还呈现出模型识别置信度和对应的预测损伤区域面积。模型通过中华人民共和国农业农村部所规定的《苹果等级规格》(NY/T 1793—2009)中对苹果表面损伤程度等级(轻度损伤：碰压伤面积≤1 cm^2，中度损伤：碰压伤面积≤2 cm^2，重度损伤：碰压伤面积＞2 cm^2)从而将苹果表面损伤分成了3个等级，整体而言，该模型对不同程度的苹果损伤都有较好的识别效果，无论是严重损伤还是轻微损伤，检测准确性都较高，有助于实现对苹果的无损质量评估。

3　结论

本研究以成熟度一致的山东富士苹果为研究对象，构建了一套融合激光散斑成像技术、RS_FUJII算法与RECONANOM-AE模型的苹果无损损伤检测体系，RS_FUJII算法改善了传统算法对时间关联性不敏感、易受空间噪声干扰的缺陷，生成的灰度图可更细腻呈现散斑灰度层次，伪色彩图能更鲜明突出损伤特征并且在相同模型上训练得到的模型最终训练误差均值、训练误差*RMSE*及验证误差指标均优于对比算法，且验证误差标准差低且稳定；RECONANOM-AE模型有效提升了模型对“噪声干扰”与“损伤特征”的区分能力，模型训练收敛稳定，训练集与验证集的误差均值、*RMSE*及损失均随训练轮次呈持续下降趋势。

当滤波器数量设定为96时，模型综合性能最优。此时，模型最低训练损失(3.267 8)、最低验证损失(3.116 2)处于较低水平，最终训练误差均值(1.765 2像素)、训练误差*RMSE*(1.766 3像素)及验证误差指标(验证误差均值1.697 1像素、验证误差*RMSE* 1.697 7像素)在所有配置中表现最佳，且异常检测阈值(1.827 8像素)能有效平衡漏检与误检风险。

最终在测试集上展现出*TPR*为86.67%，*FPR*为6.67%，*Accuracy*达到90%，*Precision*为92.86%，*Recall*为86.67%，*Specificity*为93.33%，*F*1 *Score*为89.68%，并且能实现损伤分级，满足了损伤检测的需求。

激光散斑成像技术与深度学习模型的融合，既突破了传统检测技术的瓶颈，又实现了“低成本、高效率、高精度”的苹果损伤检测目标，为果品质量检测领域的技术革新提供了新路径。

参　考　文　献

[1] 方益明，杨帆，李晓勤. 库尔勒香梨表面损伤的高光谱图像检测方法[J]. 激光与光电子学进展，2020，57(14)：173－179.
Fang Yiming，Yang Fan，Li Xiaoqin. Detection of damage on the surface of Korla fragrant pear using hyperspectral images [J]. Laser & Optoelectronics Progress，2020，57(14)：173－179.

[2] Pieczywek P M，Nosalewicz A，Zdunek A. Contactless estimation of apple fruit respiration rate using machine learning models based on laser speckle imaging [J]. Postharvest Biology and Technology，2024，207：112626.

[3] Bouzaouia S，Ryckewaert M，Héran D，et al. Using dynamic laser speckle imaging for plant breeding：A case study of water stress in sunflowers [J]. Sensors，2024，24(15)：5260.

[4] Ansari M Z. Evaluation of biological activity via biospeckle laser imaging [J]. Biophysics Reports，2025：1－12.

[5] Thakur P S，Chatterjee A，Rajput L S，et al. Laser biospeckle technique for characterizing the impact of temperature and initial moisture content on seed germination [J]. Optics and Lasers in Engineering，2022，153：106999.

[6] Cai Z，Huang W，Wang Q，et al. Detection of early decayed oranges by structured-illumination reflectance imaging coupling with texture feature classification models [J]. Frontiers in Plant Science，2022，13：952942.

[7] Wu J，Liu C，Ouyang A，et al. Early detection of slight bruises in yellow peaches (*Amygdalus persica*) using multispectral structured-illumination reflectance imaging and an improved Ostu method [J]. Foods，2024，13(10)：3843.

[8] 孙奇，詹浣湫，曹兆楼，等. 基于小波能量谱图的生物散斑技术[J]. 激光与光电子学进展，2023，60(6)：200－208.
Sun Qi，Zhan Huanqiu，Cao Zhaolou，et al. Laser biospeckle technique based on wavelet energy spectrum maps [J]. Laser & Optoelectronics Progress，2023，60(6)：200－208.

[9] 李俊，曹博涛，彭新东. 基于改进YOLOv7-tiny的苹果缺陷识别方法[J]. 食品与机械，2025，41(8)：100－108.
Li Jun，Cao Botao，Peng Xindong. An apple defect identification method based on improved YOLOv7-tiny [J]. Food & Machinery，2025，41(8)：100－108.

[10] 黄旭，李泽文，曾孟佳. 一种基于改进U-Net的苹果表皮缺陷无损检测方法探讨[J]. 南方农业，2024，18(11)：233－240.

[11] 高迎旺. 马铃薯隐形损伤的生物散斑活性特征及检测研究[D]. 杭州：浙江大学，2018.
Gao Yingwang. Study on biospeckle activity and detection of potato invisible damages [D]. Hangzhou：Zhejiang University，2018.

[12] 肖富盛，何建勋. 四元数值函数小波变换和正交分解[J]. 广州大学学报(自然科学版)，2021，20(2)：35－41.
Xiao Fusheng，He Jianxun. Quaternionic-valued wavelet

transform and orthogonal decomposition [J]. Journal of Guangzhou University (Natural Science Edition), 2021, 20(2): 35－41.

[13] 邓博涵, 陈嘉豪, 胡孟晗, 等. 生物散斑技术在水果品质检测中的应用及图像处理算法进展[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(9): 090003.
Deng Bohan, Chen Jiahao, Hu Menghan, et al. Application and imaging processing algorithm of biospeckle technology in fruit quality detection [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(9): 090003.

[14] 黄贻望, 王国帅, 毛志, 等. KMeans++与注意力机制融合的苹果叶片病害识别方法[J]. 江苏农业科学, 2024, 52(20): 190－198.

[15] 张倩, 许晖, 柯振华, 等. 基于近红外激光拉曼光谱的山茶油掺假判别分析方法研究[J]. 食品安全导刊, 2025(9): 96－100.
Zhang Qian, Xu Hui, Ke Zhenhua, et al. Study on the adulteration discrimination analysis method of *Camellia japonica* L. oil based on near-infrared excitation Raman spectroscopy [J]. China Food Safety Magazine, 2025(9): 96－100.

[16] 贺锋涛, 吴倩倩, 杨祎, 等. 基于深度学习的激光散斑图像识别技术研究[J]. 激光技术, 2024, 48(3): 443－448.
He Fengtao, Wu Qianqian, Yang Yi, et al. Research on laser speckle image recognition technology based on transfer learning [J]. Laser Technology, 2024, 48(3): 443－448.

[17] 谢为俊, 陈科颖, 乔梦梦, 等. 光声光谱技术在农林产品品质评估中的应用研究进展[J]. 智慧农业(中英文), 2025, 7(4): 18－30.
Xie Weijun, Chen Keying, Qiao Mengmeng, et al. Application of photoacoustic spectroscopy in quality assessment of agricultural and forestry products [J]. Smart Agriculture, 2025, 7(4): 18－30.

[18] 于合龙, 周雷进雨, 徐兴梅, 等. 激光农业研究进展和展望[J]. 智能化农业装备学报(中英文), 2024, 5(3): 1－13.
Yu Helong, Zhou Leijinyu, Xu Xingmei, et al. Advancements and prospects in laser agriculture [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2024, 5(3): 1－13.

[19] 赵龙莲, 邵志明, 薛金丹, 等. 基于近红外稳态空间的苹果病变检测系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2021, 52(S1): 140－147.
Zhao Longlian, Shao Zhiming, Xue Jindan, et al. Design and experiment of an apple disease detection system based on near-infrared steady-state space[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2021, 52(S1): 140－147.

[20] 王凡, 孟翔宇, 陈龙跃, 等. 基于高光谱成像的苹果损伤检测方法研究[J]. 广东农业科学, 2023, 50(7): 57－63.
Wang Fan, Meng Xiangyu, Chen Longyue, et al. Design and experiment of apple lesion detection system based on high-spectral imaging [J]. Guangdong Agricultural Sciences, 2023, 50(7): 57－63.

[21] Xing S, Zhang J, Luo Y, et al. Extracting tissue optical properties and detecting bruised tissue in pears quickly and accurately based on spatial frequency domain imaging and machine learning [J]. Foods, 2023, 12(2): 238.

[22] Liu J, Sun J, Wang Y, et al. Non-destructive detection of fruit quality: Technologies, applications and prospects [J]. Foods, 2025, 14(3): 2137.

[23] 郭琪, 范艺璇, 闫新焕, 等. 多源数据融合技术在苹果无损检测中的应用研究进展[J]. 智慧农业(中英文), 2025, 7(4): 31－46.
Guo Qi, Fan Yixuan, Yan Xinhuan, et al. Advances in the application of multi-source data fusion technology in non-destructive detectionof apple [J]. Smart Agriculture, 2025, 7(4): 31－46 .

[24] 门森, 李潇鑫, 张君豪, 等. 基于激光散斑STCD算法的种子活力分类方法研究[J]. 智能化农业装备学报(中英文), 2026, 7(1): 75－85.
Men Sen, Li Xiaoxin, Zhang Junhao, et al. Research on seed viability classification method based on laser speckle STCD algorithm [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2026, 7(1): 75－85.

[25] 秦乐, 何鹏, 马玉忠, 等. 基于时空谱特征的遥感影像时间序列变化检测[J]. 国土资源遥感, 2022, 34(4): 105－112.
Qin Le, He Peng, Ma Yuzhong, et al. Change detection of satellite time series images based on spatial-temporal-spectral features [J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2022, 34(4): 105－112.

[26] 薛丁华. 基于差分特征学习与注意力机制的图像变化检测方法及应用研究[D]. 西安: 陕西科技大学, 2023.
Xue Dinghua. Research on image change detection methods and application based on difference feature learning and attention mechanism [D]. Xi′an: Shaanxi University of Science and Technology, 2023.

[27] Félix-Quintero H, Avila-Gaxiola J C, Millan-Almaraz J R, et al. Feature comparison from laser speckle imaging as a novel tool for identifying infections in tomato leaves [J]. Smart Agricultural Technology, 2024, 9: 100603.

[28] 叶家伟. 面向对象的时序极化SAR农作物轮作非监督变化检测方法研究[D]. 长沙: 中南大学, 2023.
Ye Jiawei. Research on unsupervised object-level crop rotation change detection method based on timeseries polarimetric SAR [D]. Changsha: Central South University, 2023.

[29] Wijenayake B, Ratnayake A, Sumanasekara P, et al. Precision spatio-temporal feature fusion for robust remote

sensing change detection [J]. arXiv preprint arXiv: 2507.11523, 2025.

[30] Xu N, Wang L, Zhao J, et al. Denoising for dynamic vision sensor based on augmented spatiotemporal correlation [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2023, 33(9): 4812－4824.

[31] 李银银, 刘磊, 孙大杰, 等. 基于改进的卷积神经网络水果分类算法设计[J]. 哈尔滨商业大学学报(自然科学版), 2024, 40(4): 413－422.
Li Yinyin, Liu Lei, Sun Dajie, et al. Design of fruit classification algorithm based on improved convolutional neural network [J]. Journal of Harbin University of Commerce (Natural Sciences Edition), 2024, 40(4): 413－422.

[32] 姚杰. 面向计算机视觉任务的深度卷积神经网络鲁棒性研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2022.
Yao Jie. Research on robustness of deep convolutional neural networks for computer vision tasks [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2022.

[33] 安晓东, 李阳, 刘柳, 等. 基于机器视觉的水果分拣算法综述[J/OL]. 自动化技术与应用, 1－12[2025－12－06]. https://link.cnki.net/urlid/23.1474.TP.20241230.1344.163.
An Xiaodong, Li Yang, Liu Liu, et al. A review of fruit sorting based on machine vision [J]. Techniques of Automation and Applications, 1－12 [2025－12－06]. https://link.cnki.net/urlid/23.1474.TP.20241230.1344.163.

Research on apple damage detection method based on RS_FUJII dynamic speckle algorithm

He Wenbo, Zhang Junhao, Liu Yue, Li Xiaoxin, Men Sen, Li Kehong*

(*Robotics College, Beijing Union University, Beijing* 100020, *China*)

Abstract: Apples, as a high-yield fruit, often suffer significant losses during transportation and storage due to collisions and improper temperature control. Traditional manual inspection methods for apple surface damage are not only costly and inefficient but also heavily reliant on operator experience and subjective factors, leading to limited detection accuracy. To address these issues, this study proposed a cost-effective and efficient apple damage detection method based on laser speckle imaging. The proposed approach integrated the RS_FUJII speckle feature extraction algorithm with the RECONANOM-AE damage detection model to improve detection speed and accuracy. Shandong Fuji apples were used as the experimental samples. Speckle images were first preprocessed, followed by feature extraction. To overcome the limitations of the traditional FUJII algorithm in spatiotemporal feature representation and noise robustness, this study introduces a spatiotemporal weighting mechanism and robustness enhancement strategies to develop an improved RS_FUJII algorithm for high-precision damage feature extraction. In addition, an unsupervised neural network model, RECONANOM-AE, is designed to automatically identify damage regions via reconstruction error. Experimental results demonstrate that the proposed model exhibits favorable convergence and stability during training, with both training and validation errors gradually decreasing with increasing epochs. Comprehensive performance evaluation showed that the model achieved a true positive rate of 86.67% and a false positive rate of 6.67%. The overall recognition *Accuracy* reached 90%, with a *Precision* of 92.86%, *Recall* of 86.67%, *Specificity* of 93.33%, and an *F*1 *Score* of 89.68%. These results demonstrated that the proposed method achieved good training stability and strong generalization ability. The method enabled non-destructive quality assessment of apples and provided a reliable technical solution for intelligent fruit quality inspection.

Keywords: Shandong Fuji apples; laser speckle imaging; RS_FUJII algorithm; RECONANOM-AE model; damage detection

Foundation items: National Natural Science Foundation of China(31770769); Scientific Research Plan Project of the Beijing Municipal Education Commission(KM201911417008)

First Author: He Wenbo, E-mail: 2023250385020@buu.edu.cn

* **Corresponding Author:** Li Kehong, E-mail: 18810510899@163.com