DOI: 10.12398/j.issn.2096-7217.2026.01.008

基于激光散斑STCD算法的种子活力分类方法研究

门森[1], 李潇鑫[1], 张君豪[1], 刘玥[1], 刘冰冰[1, 2*]

(1. 北京联合大学机器人学院,北京市,100020; 2. 北京市信息服务工程重点实验室,北京市,100020)

摘要:为解决传统种子活力检测方法速度慢,耗时长,成本高的问题,提出了一种将激光散斑技术、STCD和深度学习模型相结合的种子活力无损检测方法,构建了"图像采集-特征处理-模型训练-活力判定"一体化种子活力检测系统。采用632.8 nm He-Ne激光器、CCD相机搭建成像系统,获取玉米种子激光散斑图像,经过图像预处理,将单个玉米种子区域提取出来,后采用二维小波变换进行散斑图像去噪,之后利用STCD进行图像数据处理,将STCD与图像差分改进策略深度融合,将玉米种子激光散斑图像的特征信息凸显出来,以前4帧加权平均为参考帧,引入3×3邻域局部方差加权机制与遗忘因子α=0.7构建累积差分图,最终得到1 600张差分图像,活种子与失活种子各800张,按7:2:1划分数据集。模型方面,采用MobileNetV3为骨干网络,构建轻量化Faster R-CNN模型,调整参数,优化训练策略至验证集准确率稳定。后用最优训练模型进行玉米种子散斑图像目标检测、特征提取与深度学习,最终完成种子分类回归,实现对种子活力的高效准确检测。结果表明,种子激光散斑图像经STCD处理后特征信息明显,差分图像信噪比最高达35.8 dB,经过轻量化Faster R-CNN模型训练后,活种子分类准确率达92.25%、失活种子分类准确率达93.25%,模型ROC曲线中*AUC*值98%,*F*1分数为92.63%,假阳性率为4.75%,单张图像识别时间为0.031 5 s,比原模型单张检测时间缩短了0.049 3 s,检测速度比原模型提高2.5倍,收敛轮数25,比原模型减少一半以上,训练效率高。证明该方法可以实现种子活力的快速无损检测。

关键词:激光散斑;时空耦合差分;Faster R-CNN;种子活力;无损检测

中图分类号:TN247 **文献标识码:**A **文章编号:**2096-7217(2026)01-0075-11

门森, 李潇鑫, 张君豪, 刘玥, 刘冰冰. 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, LIU Yue, LIU Bingbing. Research on seed viability classification method based on laser speckle STCD algorithm [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2026, 7(1): 75-85

0 引言

我国作为农业大国,种业市场规模超过1 500亿元。农业农村部2025年最新数据显示我国农作物自主选育品种占比超95%,因此衡量种子品质的技术方法,更是影响作物产量、品质及农业生产效益的核心因子。种子活力作为种子品质的重要指标之一,直接决定了种子品质的好坏[1],因此种子活力检测的技术必不可少。传统种子活力检测方法有加速老化、电导率及TTC染色测定等[2],这些方法对操作人员专业要求高,检测周期长,且会对种子造成不可逆损伤[3]。

近年来,广大学者研究了各种种子活力无损检测的算法[4-7],如石睿等[8]使用高光谱图谱结合策略研究种子特征波段,郭振宇等[9]使用光声光谱技术研究种子呼吸的二氧化碳含量,杜文玲等[10]基于高光谱小波特征研究种子光谱信息,李阳等[11]使用光谱反射成像技术研究玉米种子淀粉分布图等。目前激光散斑检测技术已在多个领域应用[12-16],深度学习模型也在数据集训练场景中展现出显著优势并实现广泛应用[17-19],如杜艳秋等[20]提出激光散斑技术和深度学习相结合的木板识别方法,任亚举等[4]提出将深度学习与高光谱结合检测种子活力的方法等等。上述研究成果表明,深度学习技术和激光散斑技术在农业物料检测领域具备巨大的发展空间。

但目前研究较多关注种子光谱特征,对种子内部运动的图像表征缺少关注度,且研究光谱特征存在对设备要求高、检测成本高、模型通用性不高的问题。因此,本文以玉米种子为研究对象,提出将激光散斑与轻

收稿日期:2025-11-10 修回日期:2025-12-29

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:门森,男,1989年生,黑龙江牡丹江人,讲师,博士;研究方向为计算机视觉、模式识别。E-mail: mensen1989@163.com

*通信作者:刘冰冰,女,1985年生,吉林梨树人,副教授,博士;研究方向为机器人技术,机器视觉识别。E-mail: lynnbit@126.com

量化Faster R-CNN模型[21]相结合进行种子活力研究，实现了种子活力的低成本、快速无损检测。

1 材料与方法

1.1 样品制备与试验装置

以郑单958玉米为研究对象，采用严格的样本筛选与分组控制策略构建试验样本库：首先选取颗粒饱满、大小均一、无机械损伤及霉变的玉米籽粒1 600粒。将样本随机分为两组，取出800粒作为活种子组，剩余800粒通过电热恒温干燥箱进行失活处理[22-23]，作为失活种子。经标准发芽试验验证原种子初始发芽率高于99%，标准发芽试验记录图如图1所示。

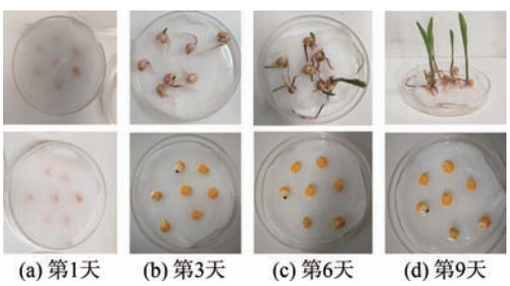


图1 标准发芽试验记录图

Figure 1 Schematic diagram of standard germination experiment record

光学平台搭建如图2所示。试验数据采集阶段，采用激光散斑成像技术同步获取两组样本的动态散斑图像序列。为消除图像噪声干扰并提取有效特征，对原始散斑图像依次进行预处理：先通过二维小波变换完成散斑噪声抑制，保留种子散斑核心特征，再采用本文提出的时空耦合差分法(spatiotemporal coupled difference，STCD)进行种子散斑图像处理，最后得到差分结果图。

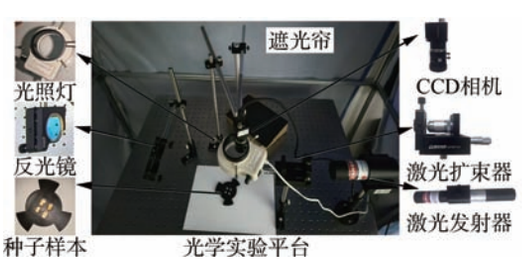


图2 光学平台采集散斑图像示意图

Figure 2 Schematic diagram of speckle image acquisition by optical platform

将上述处理后的差分图像数据作为模型训练与验证的基础数据集投入深度学习训练模型[24-27]。整个试验涉及的装置有：LH0245激光管座、632.8 nm He-Ne激光器、MV-EM120C型CCD相机、M3Z1228C-MP型变焦工业镜头以及气垫隔振光学试验台、空间滤波器及反射镜，将激光扩束，使其均匀地照射到种子区域，该区域散射粒子的散射光相干形成的散斑信号通过光学成像系统成像到CCD相机上。

1.2 试验原理

激光动态散斑技术利用光照射到种子表面会发生漫反射的原理进行试验[28-29]，激光发出单一波长的光，照射到种子表面发生反射，由于种子表面是粗糙的并且有因种子生理生化反应形成的微小变化，反射光发生干涉形成明暗相间的干涉条纹，进而产生散斑图样[30-31]。

本研究的玉米种子散斑图样，与种子内部生理生化反应的活跃程度直接相关。活种子内部粒子运动更剧烈，散斑图案的变化更迅速，失活种子内部粒子运动微弱或停滞，散斑图案变化迟缓。本试验中将4颗玉米种子颗分为一组进行散斑图像获取，共400组，每组采集200张散斑图像，共采集80 000张原始图像。采集样本示例如图3所示。

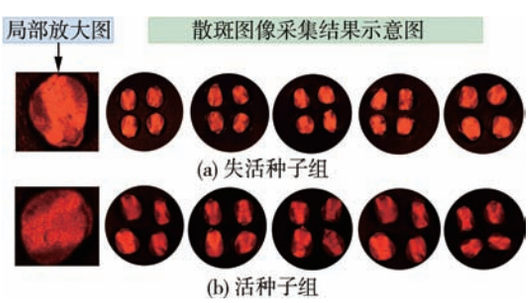


图3 不同组样本对比示例图

Figure 3 Example diagram of sample comparison among different groups

1.3 研究方法

1.3.1 散斑图像去噪

在图像的采集过程中，外部环境的不稳定性会对工业相机中的图像传感器造成干扰会引入噪声，对种子激光散斑图像影响较大并且本文种子活力检测中种子散斑图像的亮点部分为散斑图核心特征，因此本试验采用二维小波变换进行散斑图像去噪，在去噪的同时有效保留种子散斑图像信息特征，使后续用STCD处理种子散斑图像数据的结果更准确。二维小波变换去噪的计算过程为：首先对散斑图像进行对数变换如式(1)所示，将乘性的散斑噪声转化为近似加性噪声，同时保留图像的边缘和纹理信息。

$$B=\ln(I)=\ln(S)+\ln(F) \tag{1}$$

式中：I——观测图像；

S——无噪声的真实信号；

N——乘性噪声；

B——对数变换后的图像；

$\ln(F)$——近似高斯分布。

其次对转换后的图像执行二维小波分解，得到低频近似分量LL_j和水平高频分量LH_j、垂直高频分量HL_j、对角线高频分量HH_j，其中高频分量包含大量散斑噪声。第一级小波分解后的低频分量，保留了原始种子激光散斑图像的主要轮廓和大部分能量，第二级分解得到的低频分量，图像尺寸更小，但包含更宏观的结构信息。

接着对高频分量采用基于统计特性的阈值处理，根据噪声方差确定阈值，抑制噪声对应的小波系数，同时尽可能保留反映种子散斑图像信息特征的有效高频系数；本研究用HH_1子带估计噪声标准差σ如式(2)所示，应用阈值函数使用硬阈值法。

$$\sigma=\frac{\text{median}(|HH_1|)}{0.674\,5} \tag{2}$$

式中：median($|HH_1|$)——HH_1绝对值的中位数。

最后将处理后的低频分量和高频分量进行二维小波逆变换如式(3)－式(6)所示，再通过指数变换，将图像恢复到原始的灰度空间，从而实现散斑噪声的有效去除并保留图像细节。

$$\hat{B}(k,\ l)=\sum_{m,n}\left[\mu+\beta+\lambda\right] \tag{3}$$

$$\mu=LL_j(m,n)\cdot\varphi_{j,m}(k)\cdot\varphi_{j,n}(l) \tag{4}$$

$$\beta=\sum_{j=1}^{J}\left[LH_j(m,n)\cdot\varphi_{j,m}(k)\cdot\theta_{j,n}(l)\right] \tag{5}$$

$$\lambda=HL_j(m,n)\cdot\theta_{j,m}(k) \tag{6}$$

式中：$\hat{B}(k,l)$——二维小波逆变换后重建的对数域图像；

μ,β,λ——重建分量；

m,n——小波变换的位置索引；

j——小波分解层数；

$\varphi_{j,m},\varphi_{j,n},\theta_{j,n},\theta_{j,m}$——小波函数在第$j$层不同位置的基函数值；

J——小波分解总层数，取3。

图4展现了利用不同去噪方法的最终效果，对比了高斯滤波、中值滤波、均值滤波以及本文使用的小波变换去噪。二维小波变换去噪既有效去除了种子散斑图像的噪声，又保留并突出了散斑图像的细节信息，有利于后续差分运算。

对去噪后散斑图像执行种子区域提取，基于颜色阈值法，初步筛选定位与种子区域颜色特征匹配的像素；进一步结合形态学操作消除残余噪点，通过轮廓检测算法实现种子区域的精准定位；最终依据轮廓坐标信息，完成单个种子区域的裁剪提取。

如表1数据所示，原图因噪声干扰细节模糊不清；均值滤波SNR为27.34 dB，虽去除部分噪声，却导致细节过度模糊；中值滤波SNR为28.56 dB，在消噪后边缘清晰度不足；高斯滤波SNR为30.12 dB，噪声去除较充分，但损失了部分细节。

相比之下，小波变换SNR为32.89 dB，信噪比最高，在有效去除噪声的同时，显著突出了种子边缘与内部纹理。综上，在种子显微图像去噪任务中，小波变换在噪声抑制与细节保留的平衡上表现最优，优于传统滤波方法。

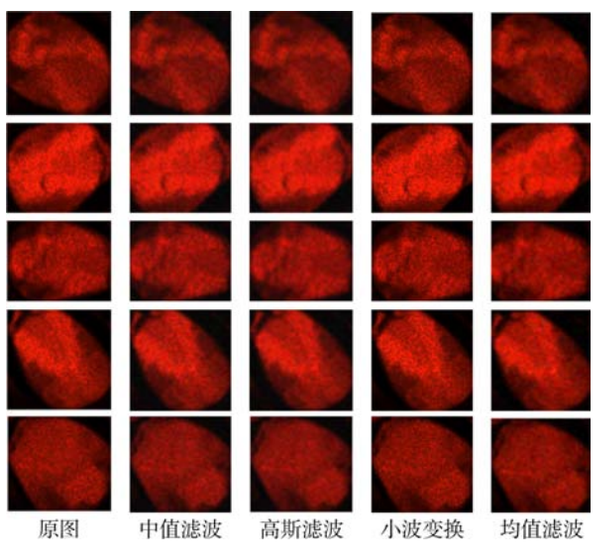


图4　不同去噪方法对比示意图及区域提取效果图

Figure 4　Schematic diagram of comparison of different denoising methods and effect diagram of region extraction

表1　不同去噪方法结果图的信噪比及说明

Figure 1　Signal-to-Noise ratio and description of results from different denoising methods

图像	信噪比SNR/dB	说明
原图	—	含噪声且细节不明显
中值滤波	28.56	噪声去除，边缘不清晰
高斯滤波	30.12	噪声去除多，损失细节
小波变换	32.89	噪声有效去除，细节突出
均值滤波	27.34	噪声去除过多，细节模糊

1.3.2　STCD处理散斑图像

STCD是基于广义差分法设计的利用种子动态散斑图像自相关性，聚焦于散斑图像的动态变化的差分方法。STCD将一维纯时间维度的序列差分扩展到二维对图像矩阵进行差分，反映空间—时间耦合的动态特征，利用“减法运算”剥离数据中的静态成分，保留种子散斑图像动态变化信息，最终将散斑图像矩阵差分结果可视化，再次经过去噪得到最终结果图，并制作数据集应用于后续训练。STCD仅在差分原理上借鉴广义差分法，其计算过程与原算法截然不同。

首先，针对按时间序列获取的多帧散斑图像，将分

割好的种子散斑图像转化为灰度图,采用多帧平均法进行降噪预处理。对于序列中每帧图像,以其前帧的加权平均值作为参考帧,此举可有效抑制随机噪声干扰并保留种子的真实动态特征。在此基础上,通过特征点匹配算法将每帧图像与参考帧进行配准,以消除因拍摄位置微小偏移产生的伪差。对种子散斑图像进行抗噪加权差分处理:通过局部方差自适应抑制散斑噪声,以每个像素为中心取3×3邻域,计算局部方差。

再加入权重噪声,通过计算得到加权差分结果图,以此抑制高噪声区域对差分结果的干扰。为突出种子的连续变化,构建累积差分图,并引入遗忘因子平衡历史变化与当前变化的贡献。累积差分图保留了种子从初始状态到当前的所有显著变化,抑制短期噪声波动。

得到累计差分结果图,再次通过散斑去噪过程中的二维小波变换精细化去噪,再通过形态学开闭运算进一步净化结果。最终得到STCD最终处理结果,如图5所示。试验共得到1 600张差分图像(含800张失活种子差分图像与800张活种子差分图像),经数据标注构建数据集后,按7∶2∶1的比例划分为训练集、测试集与验证集,进而将其输入轻量化Faster R-CNN模型中完成训练过程。

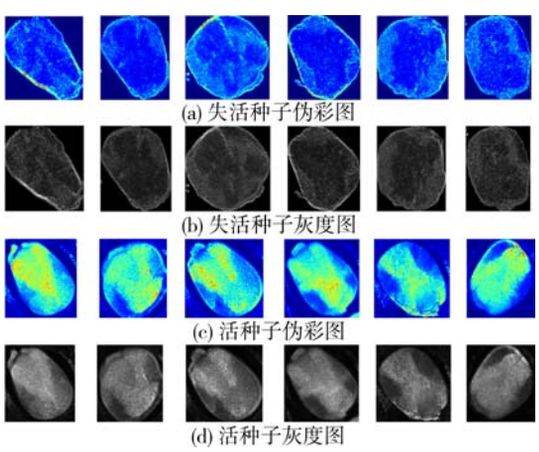


图5 种子散斑时空耦合差分结果图

Figure 5 Spatiotemporal coupled difference result image of seed speckle

1.3.3 构建轻量化Faster R-CNN模型

本研究选用Faster R-CNN作为训练模型主要是考虑了未来在农业产业领域的实际应用问题,尽管Faster R-CNN的经典应用场景聚焦于目标检测领域,但结合本研究种子活力分类的核心需求与农业产业实际应用诉求,其核心特性与任务需求高度契合,具体而言,Faster R-CNN模型的"检测+分类"一体化框架、可视化输出能力、强大的特征表征潜力及产业适配性,使其超越了单纯的目标检测范畴,成为种子活力分类任务的最优选择。依托RPN与CNN的深度融合强化核心特征学习,分类精度优于传统浅层模型与纯分类网络;同时可视化输出能力解决了传统模型"黑箱输出"痛点,为农业生产人工核验提供直观依据,且经轻量化优化后可满足批量检测的效率需求,在任务适配性、产业实用性与工程可行性上形成3重保障。因此,本试验选取Faster R-CNN模型作为主网络。

训练和测试的设备为一台移动PC,搭载第13代Intel Core i7-13650H处理器(主频2.60 GHz)和NVIDIA GeForce RTX 4060显卡。模型基于PyTorch框架实现,采用Adam优化器对交叉熵损失函数进行最小化优化,学习率设置为0.000 1,迭代次数*epoch*设置为200,*batch-size*设置为8,并对网络参数进行优化。

玉米种子散斑图像细节特征信息的高效捕捉学习是实现快速种子活力检测的前提,以微运动剧烈部分为目标,活种子与失活种子微运动分布特征有显著区别,活种子微运动集中在胚部,即种子中心部分;失活种子微运动集中在种皮部分,即种子边缘,对不同活力状态的种子散斑图像进行目标区域标注与类别标签赋值,后续投入训练。为了更加精准地高效地学习玉米种子散斑图像变化区域特征,本试验将MobileNetV3网络引入Faster R-CNN模型作为骨干网络,利用其轻量级特性,高效提取累积差分图像中的动态变化特征,保留区域提议网络(region proposal network,RPN)生成候选框与检测头的核心结构,模型结构如图6所示。

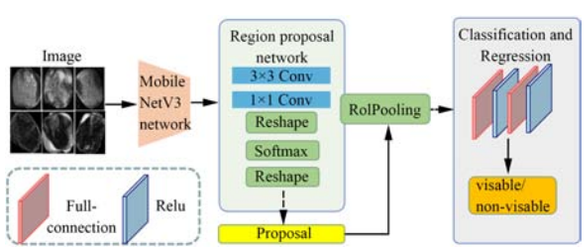


图6 Tiny-Faster-RCNN种子活力检测模型示意图

Figure 6 Schematic diagram of the Tiny-Faster-RCNN seed viability detection model

RPN结构在种子激光散斑图像中提取可能包含目标的候选区域进行特征提取,完成小目标检测。将整张图像输入CNN得到相应特征图,并将候选区域映射到特征图上获得相应的特征矩阵。利用RoIPooling分别生成每个候选区域特征扣取出来,最后利用扣取的特征,对种子散斑图像的每个区域进行分类和回归。本研究将种子分类为活、失活两种。在本研究的激光散斑种子活性检测场景中,MobileNetV3网络如图7所示。

以"线性瓶颈+深度可分离卷积"为架构基础,结合挤压与激励(squeeze and excitation,SE)模块与神经架构搜索(neural architecture search,NAS)优化设计,实现从激光散斑图像中高效提取种子动态变化特征。

特征升维与通道扩展模块通过1×1卷积对激光散斑的去噪后累积差分图像输入特征进行升维，扩展特征通道数（Expansion阶段），为后续捕捉种子状态相关的细微动态散斑特征预留充足通道空间；轻量化空间特征提取模块利用深度可分离卷积（deep separable convolution，DSC）对升维后的特征进行处理，在大幅降低计算量的同时，精准提取激光散斑图像中种子的动态空间特征；SE模块强化关键特征，通过全局平均池化（global pooling）压缩种子激光散斑特征，全连接层（full connected layer，FC）学习种子活性相关特征通道的权重，缩放特征通道，重点增强种子活/失活状态区分度高的关键散斑特征权重，抑制背景或冗余散斑信息干扰；激活函数与特征降维模块采用H-swish激活函数（式7），在提升模型对种子散斑特征的非线性表达能力的同时降低计算成本；模块尾部通过1×1卷积降维输出特征，在控制特征维度与计算量的前提下，为后续RPN候选区域生成与分类回归提供高效、聚焦的种子散斑特征输入。整体模块在保证轻量化的核心优势下，实现了对激光散斑图像中种子活性相关特征的高效、精准提取，为后续轻量化Faster R-CNN模型定位种子变化区域、区分种子活、失活状态奠定基础。

$$H\text{-}swish(x)=x\times max\left[0,min\left(1,\frac{x+3}{6}\right)\right] \quad (7)$$

式中：x——输入的自变量；

max——最大值；

min——最小值。

输入去噪后的累积差分散斑图像，模型学习种子变化区域的基础特征；随后精细化训练，降低学习率，增加迭代次数。过程中通过验证集实时监测准确率，当指标稳定即连续多轮波动范围小于0.05时，判定模型收敛；最终得到能精准定位种子变化区域并实现种子活力状态分类的轻量化检测模型。

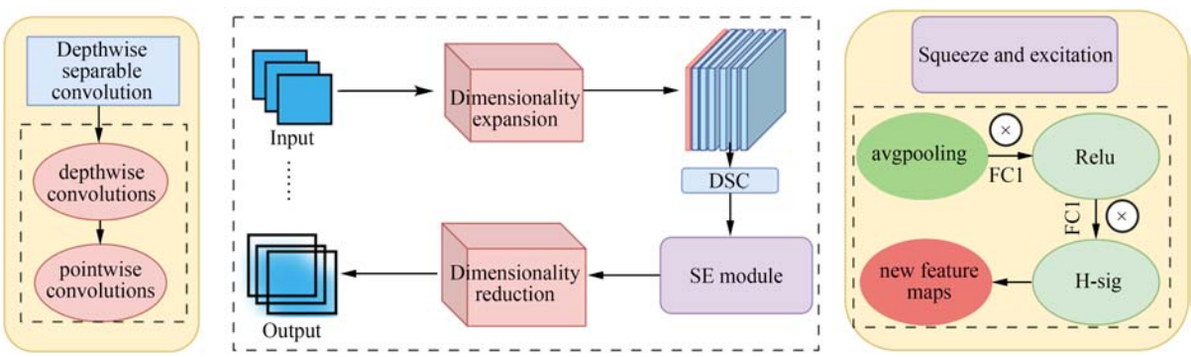


图7　MobileNetV3网络示意图

Figure 7　Schematic diagram of the MobileNetV3 network

2　结果与讨论

2.1　不同图像处理对训练结果的影响

本试验采用的STCD中采用抗噪加权策略进行图像数据处理，抗噪加权差分是一种针对噪声干扰优化的差分计算技术，是STCD的一个重要组成部分，通过对像素局部邻域的噪声方差进行估计，生成动态权重（噪声越大权重越小）来修正原始像素差分结果，从而在增强真实变化信号的同时抑制噪声干扰，有效解决传统差分中高噪声区伪差异误判、弱变化区被掩盖的问题。另外，采用加权平均构造参考帧的策略，充分利用了每粒种子的散斑图像序列信息以避免数据损失。表2展示了在Tiny-Faster-RCNN训练模型下，不同图像数据处理的训练效果。

结果显示：参考帧固定为“前一帧”时，仍按照7:2:1划分训练集、测试集与验证集进行训练，加权差分在训练集准确率为88.14%，比普通差分准确率提高了5.64%，验证集的准确率为54.38%提高了0.63%，表明加权操作可强化有效特征表征，助力模型学习；当参考帧切换为“平均帧”时，数据集划分不变，加权差分的训练集准确率为93.75%，比普通差分提高了3.75%，验证集准确率为97.50%，相较于普通差分提高了9.45%。

表2　不同图像处理方法训练效果

Table 2　Training effects of different image processing methods

图像处理方法	参考帧	训练集准确率/%	验证集准确率/%	收敛轮数/轮
普通差分	前一帧	82.50	53.75	25
抗噪加权差分	前一帧	88.14	54.38	25
普通差分	平均帧	90.00	88.05	25
抗噪加权差分	平均帧	93.75	97.50	25

结果显示，所有试验组收敛轮数均为25轮左右，因此后续训练降低训练轮数为30轮即可满足对准确率的观测，可有效缩短模型判断种子状态的时间。

综上，采用“加权差分＋平均帧参考”的组合，能构

建更适配模型学习的特征空间,能够实现高效快速的种子活力检测。训练结果对比如图8所示。

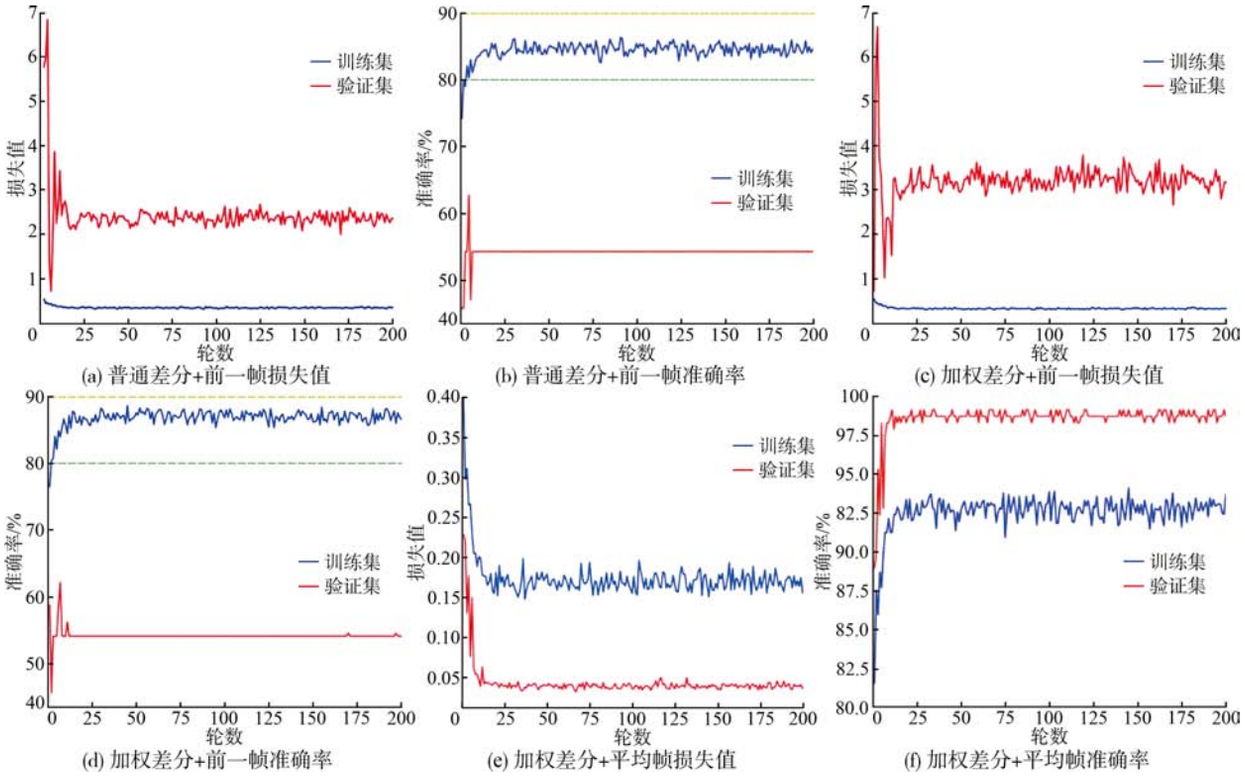


图8 基于不同图像处理方法建立深度学习模型损失函数和准确率变化曲线

Figure 8 Curves of loss values and accuracy changes of deep learning models established based on different image processing methods

未采用平均帧作为参考帧时,前一帧参考易受噪声干扰且仅含局部时序信息,即便经抗噪加权处理,仍存在特征差分误差,导致模型学习到冗余噪声特征,虽在数据增强后的训练集上拟合度较高,但泛化能力不足,故训练集准确率高于验证集;而采用相同模型并以前4帧平均帧作为参考帧后,平均帧通过时序维度的均值融合,从根源上有效抵消了单帧噪声干扰,整合了全局时序变化趋势,构建的特征空间更贴合种子活力的真实分布规律,再结合加权差分对有效特征的强化作用,进一步弥补了前一帧参考的固有缺陷,使训练集与验证集的特征分布更趋一致,模型学到的是更具通用性和稳定性的核心规律,同时训练集因进行随机裁剪、翻转等数据增强的操作仍保留一定的特征多样性,而验证集无额外干扰且特征更规整,最终验证集准确率反超训练集准确率,这也印证了平均帧参考与加权差分的组合能显著降低模型泛化误差,提升特征适配性。

2.2 STCD参数敏感性分析

为验证STCD中关键参数对模型性能的影响,本试验针对参考帧数量z(取值2、4、6)和遗忘因子α(取值0.5、0.7、0.9)进行多组对比试验,其余条件保持一致,结果如表3所示。

表3 STCD的参数对模型性能的影响

Table 3 Impact of optimized generalized difference method parameters on model performance

参考帧数量z	遗忘因子α	信噪比SNR/dB	验证集准确率/%	假阳性率/%	假阴性率/%
2	0.5	28.50	89.00	10.00	12.00
2	0.7	30.20	91.25	7.50	10.00
2	0.9	29.80	90.63	8.75	10.00
4	0.5	33.50	92.44	8.12	7.00
4	0.7	35.80	95.31	4.37	5.00
4	0.9	34.20	93.44	5.00	8.12
6	0.5	32.80	91.86	7.50	8.75
6	0.7	34.50	94.06	5.62	6.25
6	0.9	33.20	91.81	9.37	7.00

试验结果显示：当z=4、α=0.7时，信噪比最高，模型分类准确率最高，准确率为95.31%，假阳性率为4.37%，假阴性率为5.00%，各项指标均最优。

2.3　训练结果

经上述对比确定本试验图像处理采取“加权差分＋平均帧参考”的组合，参考帧数量z取4，遗忘因子α取0.7为最优选择，后续选取新的样本数据作为新的数据集进行训练，训练模型损失值和准确率变化曲线如图9显示。

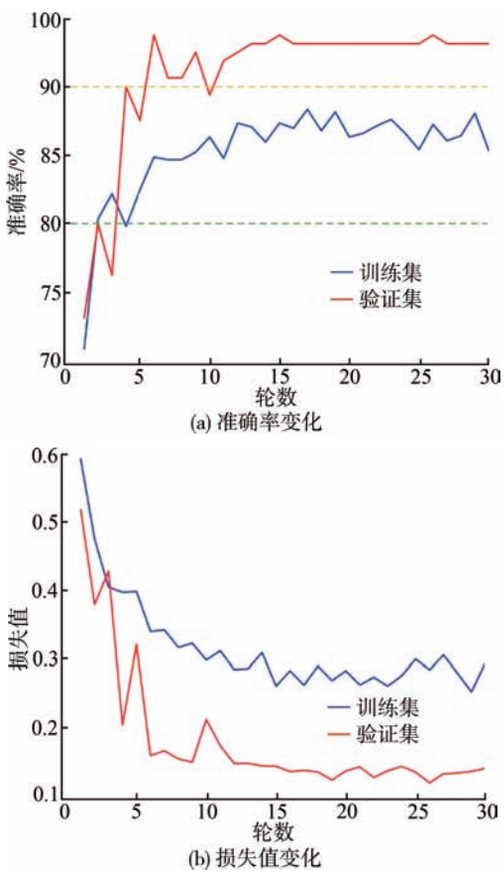


图9　训练模型损失值和准确率变化曲线

Figure 9　Curves of loss values and accuracy changes of the trained model

训练集损失值从初始接近0.50，整体呈下降趋势，后期趋于平稳，维持在0.20～0.30区间，训练集准确率从初始72.00%左右，持续上升后增速放缓，后期维持在85.00%～90.00%区间，验证集损失值初始接近0.55，后续下降并稳定在0.10～0.20区间，模型最终分类准确率稳定维持在93.00%左右，且在验证集上连续多轮无显著波动，表明模型对激光散斑图像中种子活性状态的判别性能可靠。

最终分类可视化结果如图10所示，该图通过轻量化Faster R-CNN模型输出的候选框及对应的置信度评分，清晰呈现模型识别种子的特征区域与判断依据。对活种子的特征提取与识别结果与玉米种子胚部高度重合，对失活种子的特征提取与识别结果与玉米种子种皮部分重合。

图中提取框置信度都在90%以上，活种子1号分类置信度为97%，活种子2号分类置信度为96%，活种子3号分类置信度为90%～94%，失活种子1号分类置信度为96%，失活种子2号分类置信度为94%，失活种子3号分类置信度为92%～93%，可见模型能够高效准确地完成种子活力分类，该结果图也为种子活力分类的可靠性提供了直观佐证。

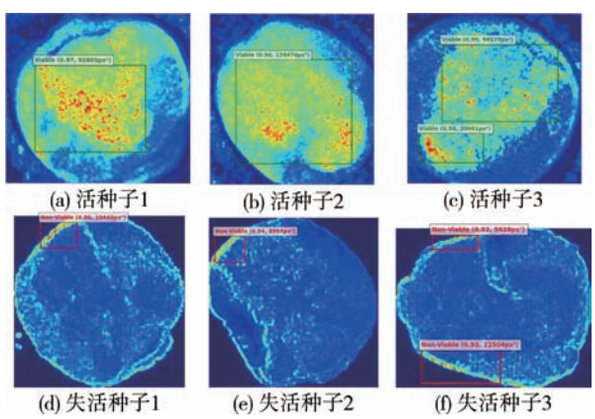


图10　Tiny-Faster-RCNN模型提取目标区域结果图

Figure 10　Target region extraction results of the Tiny-Faster-RCNN model

由图11可知，受试者工作特征曲线(receiver operating characteristic curve，ROC)，图中特征曲线下方面积(area under the curve，AUC)值达98.00%，其曲线大幅趋近于左上角，说明模型区分正负样本能力极强，假阳性率在较低水平时，可以实现高真阳性率精确率－召回率曲线中，红点为精确率与召回率的平衡点，准确率为90%，召回率为0.94，$F1$分数为92.63%，曲线整体保持高精准度，召回率接近1时精准度略有下降，模型在兼顾查全率与查准率上表现优异。

表4展示了不同模型分类任务中的关键性能指标。轻量化Faster R-CNN模型作为训练模型，玉米种子活力分类准确率达93.25%，比轻量化前准确率提高了0.25%；$F1$分数为92.63%，比轻量化前提高了0.63%；假阳性率为4.75%，比轻量化前降低了0.25%；保证了检测精度基本稳定。收敛轮数为25轮，比轻量化减少了一半以上，说明模型能更快捕捉数据规律，单张检测时间为0.031 5 s，比轻量化前缩短了0.049 3 s能够实现快速捕捉散斑图像特征并深度学习，训练效率高。

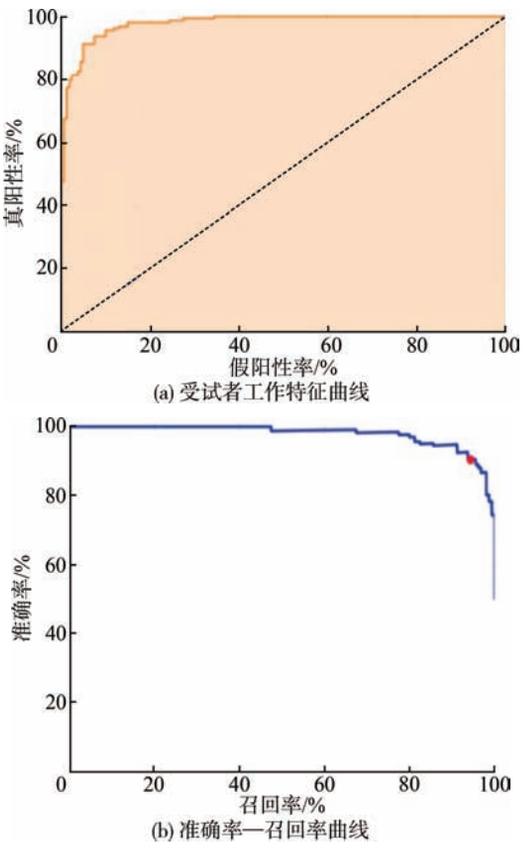


图 11 训练性能中受试者工作特征曲线与精确率—召回率曲线变化图

Figure 11 Plots of ROC and precision-recall curves in training performance

表 4 不同模型分类性能指标

Table 4 Classification performance metrics of different models

模型	准确率/%	*F*1 分数/%	假阳性率/%	收敛轮数/轮	单张检测时间/s
轻量化前	93.00	92.00	5.00	55	0.080 8
轻量化后	93.25	92.63	4.75	25	0.031 5

3 结论

本研究聚焦种子活力无损检测领域的技术研究，不依赖光谱信息而利用激光技术关注种子内部动态散斑图像，核心创新在于通过STCD的构建与应用，实现激光散斑动态特征的精准提取，并结合轻量化Faster R-CNN模型达成高效检测。

试验结果表明，该技术方案具备优异的检测性能与效率：在图像预处理阶段，二维小波变换去噪后散斑图像信噪比达32.89 dB，显著优于均值滤波、高斯滤波等传统方法；以“加权差分＋平均帧参考”处理的1 600张差分图像为数据集，轻量化Faster R-CNN模型对玉米种子活力分类准确率达93.25%，*F*1分数为92.63%，假阳性率低至4.75%；模型训练收敛轮数为25轮，较轻量化前减少50%以上，单张检测时间为0.031 5 s，能够实现快速高效检测，同时ROC曲线*AUC*值达98%，展现出强泛化能力。

本研究的核心价值在于将激光技术与深度学习模型有效应用在农业种子活力检测领域。通过STCD实现种子激光散斑动态特征的深度挖掘，二维小波变换在有效去除激光散斑图像噪点基础上保留并加强了激光散斑图像的细节特征信息。轻量化Faster R-CNN模型检测种子活力，整体展现出了无损、高效、高精度特性，保留Faster R-CNN模型RPN生成候选框与检测头的核心结构满足了农业生产中耕种者的人工核验需求，解决了普通分类模型“黑箱输出”的可解释性痛点，在农业种子质量评估领域具有重要推广意义。

参 考 文 献

[1] 王成，郝楠，李月明. 种子活力的分子调控机制研究进展[J]. 园艺与种苗，2022，42(4)：83－85，92.
WANG Cheng，HAO Nan，LI Yueming，et al. Research progress on the molecular regulation of seed vigor [J]. Horticulture & Seed，2022，42(4)：83－85，92.

[2] 尹田振，彭彦昆，李永玉，等. 便携式多品种花生种子活力无损检测装置研究[J]. 农业机械学报，2024，55(S2)：340－347.
YIN Tianzhen，PENG Yankun，LI Yongyu，et al. Design of portable non-destructive device for viability assessment of multiple peanut seed varieties [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2024，55(S2)：340－347.

[3] 杨冬风，李爱传，刘金明，等. 耦合平均影响值－连续投影算法优化种子活力近红外检测模型[J]. 光谱学与光谱分析，2022，42(10)：3135－3142.
YANG Dongfeng，LI Aichuan，LIU Jinming，et al. Optimization of seed vigor near-infrared detection by coupling mean impact value with successive projection algorithm [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis，2022，42(10)：3135－3142.

[4] 任亚举，王瑞敏，薛冬，等. 基于深度学习结合高光谱技术的大豆种子活力检测方法[J]. 江苏农业学报，2025，41(5)：927－936.
REN Yaju，WANG Ruimin，XUE Dong，et al. Soybean seed vigor detection based on deep learning combined with hyper-spectral technology [J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences，2025，41(5)：927－936.

[5] 李文君，雷荣，曾艳，等. 基于近红外光谱技术的不同种皮色大豆种子活力预测模型的构建[J]. 中国油料作物学报，2025，47(4)：1051－1064.
LI Wenjun，LEI Rong，ZENG Yan，et al. Construction of seed vigour prediction models for different seed coat soybean

based on near-infrared spectroscopic techniques [J]. Chinese Journal of Oil Crop Sciences, 2025, 47(4): 1051－1064.

[6] 乔菊香，杨晓洪，姚宗泽，等. 基于多光谱成像的颜色特征在水稻种子活力检测上的应用[J]. 杂交水稻，2025，40(2)：15－23.
QIAO Juxiang, YANG Xiaohong, YAO Zongze, et al. Application of color features based on multispectral imaging in rice seedvigour detection [J]. Hybrid Rice, 2025, 40(2): 15－23.

[7] 吴静珠，李晓琪，刘翠玲，等. 基于ATR的玉米种子活力太赫兹特征波段筛选方法[J]. 农业机械学报，2020，51(4)：382－386，393.
WU Jingzhu, LI Xiaoqi, LIU Cuiling, et al. Screening method of characteristic thz r egion to corn seed vigor based on ATR [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4): 382－386, 393.

[8] 石睿，张晗，王成，等. 高光谱图谱结合策略检测小麦单粒种子活力[J]. 光谱学与光谱分析，2024，44(11)：3206－3212.
SHI Rui, ZHANG Han, WANG Cheng, et al. Detection of wheat single seed vigor using hyperspectral imaging and spectrum fusion strategy [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2024, 44(11): 3206－3212.

[9] 郭振宇，樊亚杉，翟保杰，等. 光声光谱二氧化碳传感的种子活力检测[J]. 光学精密工程，2025，33(3)：367－376.
GUO Zhenyu, FAN Yashan, ZHAI Baojie, et al. Detection of seed viability by photoacoustic carbon dioxide sensing [J]. Optics and Precision Engineering, 2025, 33(3): 367－376.

[10] 杜文玲，郭鹏，刘笑. 基于高光谱小波特征的脱绒棉种活力检测[J]. 农业工程学报，2024，40(20)：174－186.
DU Wenling, GUO Peng, LIU Xiao. Detection of delinted cotton seed vigor based on hyperspectralwavelet features [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2024, 40(20): 174－186.

[11] 李阳，李晓琪，杨佳滢，等. 基于THz时域反射成像技术的玉米种子淀粉分布可视化研究[J]. 光谱学与光谱分析，2023，43(9)：2722－2728.
LI Yang, LI Xiaoqi, YANG Jiaying, et al. Visualisation of starch distribution in corrn seeds based on terahertz time-domain spectral reflection imaging technology [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(9): 2722－2728.

[12] 贺锋涛，刘思琪，张建磊，等. 基于卷积神经网络的激光散斑水下湍流强度估计研究[J/OL]. 中国激光，1－22[2025－08－25].
HE Fengtao, LIU Siqi, ZHANG Jianlei, et al. Estimation of laser speckle intensity in underwater turbulence based on convolutional neural network [J]. Chinese Journal of Lasers, 1－22[2025－08－25].

[13] EVANS L E, GRAY A L, WALSH K R, et al. Combining in vivo two-photon and laser speckle microscopy with the ex vivo capillary-parenchymal arteriole preparation as a novel approach to study neurovascular coupling [J]. Microcirculation, 2025, 32(1): e70001.

[14] GOLDBERG J, MILLER D R, DIMANCHE A, et al. Intraoperative laser speckle contrast imaging to assess vessel flow in neurosurgery: A pilot study [J]. Neurosurgery, 2024, 94(5): 983－992.

[15] GOLUBOVA N, RYZHKOV I, LAPIN K, et al. Effect of thinned-skull cranial window on monitoring cerebral blood flow using laser speckle contrast imaging [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics, 2025(4): 31.

[16] 李鹤群，郑予菲，杨涵夕，等. 基于激光散斑成像的煤矸特征提取与识别方法[J]. 光学学报，2024，44(21)：214－223.
LI Hequn, ZHENG Yufei, YANG Hanxi, et al. Feature extraction and recognition method of coal and gangue based onlaser speckle imaging [J]. Acta Optica Sinica, 2024, 44(21): 214－223.

[17] SONG J, LIANG R, YUAN B, et al. Dimo-CNN: Deep learning toolkit-accelerated analytical modeling and optimization of cnn hardware and dataflow [J]. IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems, 2024, 44(1): 251－265.

[18] ZHANG X, LIU Q, GUI D, et al. Enhanced river connectivity assessment across larger areas through deep learning with dam detection [J]. Hydrological Processes, 2025, 39(1): e70063.

[19] QUAN W, CHEN J, LIU Y, et al. Deep learning-based image and video inpainting: A survey [J]. International Journal of Computer Vision, 2024, 132(7): 2367－2400.

[20] 杜艳秋，李鑫，康辉，等. 基于深度学习的木板激光散斑图像分类研究[J/OL]. 重庆邮电大学学报(自然科学版)，1－9[2025－08－21].
DU Yanqiu, LI Xin, KANG Hui, et al. Classification of wood laser speckle images based on deep learning [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 1－9[2025－08－21].

[21] 杨孟杰，毛鹏军，王俊，等. 基于改进YOLOv5s的椰子轻量化检测方法[J/OL]. 农机化研究，1－9[2025－08－21].
YANG Mengjie, MAO Pengjun, WANG Jun, et al. Coconut lightweight detection method based on improved YOLOv5s [J]. Journal of Agricultural Mechanization

Research, 1－9[2025－08－21].

[22] 王德成, 黄晨, 尤泳, 等. 基于等离子体处理的苜蓿种子活力综合评价[J]. 农业工程学报, 2024, 40(22): 234－242.
WANG Decheng, HUANG Chen, YOU Yong, et al. Comprehensive evaluation of alfalfa (*Medicago sativa* L.) seed vitalitybased on plasma treatment [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2024, 40(22): 234－242.

[23] 吴静珠, 李晓琪, 刘翠玲, 等. 基于THz-TDS反射成像技术的玉米种子活力无损检测研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(9): 2840－2844.
WU Jingzhu, LI Xiaoqi, LIU Cuiling, et al. Research on nondestructive testing of corn seed vigor based on THz-TDS reflection imaging [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(9): 2840－2844.

[24] 王元红, 杨志明, 王琪, 等. 基于YOLOv5s-SPD的茶芽识别方法及识别系统光源设计与试验[J]. 智能化农业装备学报(中英文), 2024, 5(3): 33－43.
WANG Yuanhong, YANG Zhiming, WANG Qi, et al. Design and experiment of tea bud recognition methodand light source of recognition system based on YOLOv5-SPD [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2024, 5(3): 33－43.

[25] 吴擎, 韦润轩, 周乐, 等. 基于改进YOLOv5s的轻量化鲜茶叶识别方法[J]. 智能化农业装备学报(中英文), 2025, 6(1): 1－14.
WU Qing, WEI Runxuan, ZHOU Le, et al. Lightweight fresh tea leaf recognition method based on improved YOLOv5s [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2025, 6(1): 1－14.

[26] 陈俊霖, 赵鹏, 曹先林, 等. 基于通道剪枝的轻量化YOLOv8s草莓穴盘苗分级检测与定位方法[J]. 智慧农业(中英文), 2024, 6(6): 132－143.
CHEN Junlin, ZHAO Peng, CAO Xianlin, et al. Lightweight YOLOv8s-Based strawberry plug seedling grading detection and localization via channel pruning [J]. Smart Agriculture, 2024, 6(6): 132－143.

[27] 肖孟宇, 马云明, 肖亦雄, 等. 基于改进VGG-16的烟叶成熟度识别[J]. 智能化农业装备学报(中英文), 2025, 6(2): 79－87.
XIAO Mengyu, MA Yunming, XIAO Yixiong, et al. Fresh tobacco maturity recognition based on theimproved VGG-16 model [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2025, 6(2): 79－87.

[28] 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.

[29] ABOOKASIS D, MOLCHO D, SHEMESH D, et al. Statistical assessment of the inner shape of a channel based on laser speckle contrast imaging [J]. Journal of Modern Optics, 2024, 71(7－8): 266－274.

[30] 邓林宵, 杨雨桦, 姚晒晖, 等. 多基色激光显示系统彩色散斑分布特性的研究[J]. 激光技术, 2023, 47(6): 736－741.
DENG Linxiao, YANG Yuhua, YAO Binghui, et al. Distribution characteristics of color speckle in multi-primary laser display systems [J]. Laser Technology, 2023, 47(6): 736－741.

[31] MANJUNATHAN A, KHABBA A, AMADID J, et al. Demand-oriented framework for image denoising using CNN and wavelet transform [C]// International Conference on Sensors and Microsystems. Singapore: Springer Nature Singapore, 2024: 1－15.

Research on seed viability classification method based on laser speckle STCD algorithm

MEN Sen[1], LI Xiaoxin[1], ZHANG Junhao[1], LIU Yue[1], LIU Bingbing[1, 2*]

(1. *Robotics College, Beijing Union University, Beijing* 100020, *China*; 2. *Beijing Key Laboratory of Information Service Engineering, Beijing* 100020, *China*)

Abstract: To overcome the challenges of slow speed, prolonged time consumption, and high costs in traditional seed vigor detection methods, we propose a non-destructive seed vigor detection approach that integrates laser speckle technology, a STCD algorithm, and a deep learning model, which facilitate the construction of a comprehensive seed vigor detection

system encompassing "image acquisition, feature processing, model training, and vigor determination." An imaging system was developed by utilizing a 632.8 nm He-Ne laser and a CCD camera to capture laser speckle images of pea seeds. After image preprocessing, the individual pea seed area was extracted. Then, two-dimensional wavelet transform was applied to denoise the speckle images. Subsequently, the STCD method was utilized for image data processing. The STCD method is deeply integrated with the image difference improvement strategy to highlight the feature information of the pea seed laser spot image. The weighted average of the first 4 frames is taken as the reference frame. The 3×3 neighborhood local variance weighting mechanism and the forgetting factor $\alpha=0.7$ are introduced to construct the cumulative difference map. Finally, 1 600 difference images are obtained, with 800 viable seeds and 800 non-viable seeds. Divide the dataset in a ratio of 7∶2∶1. In terms of the model, MobileNetV3 was adopted as the backbone network to construct the lightweight Faster R-CNN model. The parameters were adjusted and the training strategy was optimized until the Accuracy of the validation set was stable. Subsequently, the optimally trained model was employed for target detection, feature extraction, and deep learning on the speckle images of maize seeds. Ultimately, seed classification and regression were accomplished, enabling efficient and accurate detection of seed viability. The results indicate that the laser speckle images of seeds processed by STCD exhibit distinct feature information, with a maximum signal-to-noise ratio of 35.8 dB for the differential images. After training with the lightweight Faster R-CNN model, the classification accuracy for viable seeds is 92.25% and the accuracy for non-viable seeds is 93.25%. The model achieves an AUC value of 98% in the ROC curve, an $F1$-score of 92.63%, a false positive rate (FPR) of 4.75%. The recognition time for a single image is 0.031 5 seconds, which is 0.049 3 seconds shorter than that of the original model. The detection speed is 2.5 times faster than the original model, and the convergence epoch is 25, reduced by more than half compared to the original model, demonstrating high training efficiency. These findings confirm that the proposed method enables rapid and non-destructive detection of seed viability.

Keywords: laser speckle; spatiotemporal coupled difference; Faster R-CNN; seed vigor; non-destructive testing

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

First Author: MEN Sen, E-mail: mensen1989@163.com

* **Correspondence Author:** LIU Bingbing, E-mail: lynnbit@126.com