

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2023.01.039

# 基于 X-ray 和 RGB 图像融合的实蝇侵染柑橘无损检测

李善军<sup>1,2</sup> 宋竹平<sup>1,2</sup> 梁千月<sup>1,2</sup> 孟亮<sup>1,2</sup> 余勇华<sup>1,2</sup> 陈耀晖<sup>1,2</sup>

(1. 华中农业大学工学院, 武汉 430070; 2. 农业农村部长江中下游农业装备重点实验室, 武汉 430070)

**摘要:** 实蝇侵染柑橘流入市场会造成巨大的经济损失,因此需要在商品化处理阶段对其全面筛除。针对柑橘在实蝇侵染早期没有明显外部特征,人工抽样检测效率低、筛除难的问题,探索了在生产线上同时搭载农业 X 光机与 RGB 相机进行无损检测的可行性,提出了基于 X-ray(X 光)和 RGB 图像的多模态数据融合方法,建立了 CNN-LSTM 检测模型,实现了实蝇侵染柑橘高精度无损检测。模拟了柑橘在生产线上滚动并被拍摄 6 幅 X-ray 和 RGB 序列图像的过程,构建了实蝇侵染柑橘的多源数据集,融合了不同模态的实蝇侵染特征信息,提升了实蝇侵染柑橘检测模型的检测能力,并对比了 ResNet18-LSTM、GoogleNet-LSTM、SqueezeNet-LSTM、MobileNetV2-LSTM 轻量化检测模型,验证了多模态数据融合方法的有效性。研究表明,提出的多模态数据融合实蝇侵染柑橘方法比单模态检测方法检测性能更加优异,其中 ResNet18-LSTM 检测准确率最高,多模态的图像融合和特征融合方法检测准确率分别达到 97.3% 和 95.7%,单模态 X-ray 和 RGB 检测方法准确率分别为 93.2% 和 89.3%。本研究可为实蝇侵染柑橘在线无损检测技术与装备的研究提供理论支撑。

**关键词:** 柑橘; 实蝇; X 射线; RGB 图像; 多模态数据融合; 无损检测

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2023)01-0385-08

OSID:



## Nondestructive Detection of Citrus Infested by *Bactrocera dorsalis* Based on X-ray and RGB Image Data Fusion

LI Shanjun<sup>1,2</sup> SONG Zhuping<sup>1,2</sup> LIANG Qianyue<sup>1,2</sup> MENG Liang<sup>1,2</sup> YU Yonghua<sup>1,2</sup> CHEN Yaohui<sup>1,2</sup>

(1. College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China

2. Key Laboratory of Agricultural Equipment in Mid-lower Yangtze River, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Wuhan 430070, China)

**Abstract:** Citrus fruit infested by *Bactrocera dorsalis* can cause consumer panic and huge economic losses, which makes it important to sort it out during processing. Since there are no obvious characteristics on the fruit surface and manual sorting usually features low efficiency, new techniques for automated sorting are needed. The feasibility of combining an agricultural X-ray machine and an RGB camera on the processing line was explored for non-destructive detection. A multi-modal data fusion method using X-ray and RGB images was firstly proposed, and a CNN-LSTM detection model was then developed which can detect the fruit infested by *Bactrocera dorsalis* with high precision. The process of the fruit rolling on the processing line was simulated and six X-ray and RGB sequential images were captured respectively, which formed the dataset. The effectiveness of multi-modal data fusion was verified by integrating it into four lightweight detection models, including ResNet18-LSTM, GoogleNet-LSTM, SqueezeNet-LSTM and MobileNetV2-LSTM. Results showed that for each network, the performance using multi-modal data fusion outperformed that using unimodal data. ResNet18-LSTM obtained the highest detection accuracy, reaching 97.3% by using multi-modal image fusion and 95.7% by using feature fusion, respectively, and the accuracy based on single-modal X-ray and RGB data was 93.2%

收稿日期: 2022-09-26 修回日期: 2022-11-21

基金项目: 国家重点研发计划项目(2020YFD1000101、2021YFD1400802-4)、财政部和农业农村部:国家现代农业产业技术体系项目(CARS-26)、柑橘全程机械化科研基地建设项目(农计发[2017]19号)和湖北省农业科技创新行动项目

作者简介: 李善军(1977—),男,教授,博士,主要从事水果生产机械化技术与智能装备研究,E-mail: shanjunlee@mail.hzau.edu.cn

通信作者: 陈耀晖(1993—),男,副教授,博士,主要从事机器人技术和智慧园艺技术与装备研究,E-mail: yaohui.chen@mail.hzau.edu.cn

and 89.3%, respectively. These results demonstrated the potential to develop an online non-destructive detection system for citrus fruit infested by *Bactrocera dorsalis*.

**Key words:** citrus; *Bactrocera dorsalis*; X-ray; RGB image; multimodal data fusion; nondestructive detection

## 0 引言

实蝇是全球植物检疫性有害生物,也是我国很多柑橘产区危害最严重的害虫<sup>[1]</sup>,每年造成的损失占我国柑橘产业总产值的10%~20%,严重时可达50%<sup>[2]</sup>,在柑橘采后早期分选阶段准确地识别实蝇侵染柑橘是降低贮藏风险的关键。传统的实蝇侵染柑橘检测方法为有损操作,需要人工将柑橘剖开后进行判断<sup>[3]</sup>,过程繁琐且耗时较长,检测结果的准确性也难以保证。无损检测技术是指在无损状态下,通过检测与水果品质相关性较高的理化指标,对水果的病变<sup>[4]</sup>、风味<sup>[5]</sup>等内部特性进行筛选与分级。同时,现代柑橘商品化处理生产线将柑橘鲜果的防腐、清洗、打蜡、分级等环节集成到了一条自动化流水线中,与传统的人工处理相比,大幅度降低了人力成本并提高了生产效率,是全球柑橘产业采后处理的发展趋势<sup>[6]</sup>。所以,研发适配于柑橘生产线的实蝇侵染果在线无损检测方法,对于增强柑橘生产的自动化程度、提高鲜果的品质等级以及降低产业的经济风险有重要意义。

针对实蝇侵染柑橘,国内外学者已经尝试了多种无损检测技术进行检测。实蝇侵染柑橘的过程可以大致分为两个阶段:在侵染早期,虫卵被实蝇产入柑橘内部后逐渐孵化;而在侵染晚期,幼虫会破坏柑橘表皮形成明显的病斑。利用机器视觉技术,研究者们开发了基于颜色特征的机器学习算法<sup>[7]</sup>、基于灰度阈值的虫害部位分割策略<sup>[8]</sup>以及基于大数据的深度学习<sup>[9]</sup>,对侵染晚期的柑橘实现了较高的检测精度。但是,由于侵染早期柑橘的表皮在可见光下没有明显特征,图像技术不再适用。文献[10-11]开发了基于金属氧化物传感器的电子鼻,能够对实蝇侵染柑橘释放的气体产生差别较明显的电信号,然而该方法采样效率较低,难以实现快速检测。近红外光谱<sup>[12]</sup>和高光谱<sup>[13]</sup>技术因其较高的检测效率,已经被广泛应用于蔬果品质在线无损检测中。文献[14-15]分别对基于近红外光谱和高光谱的虫害侵染水果检测研究进行了总结,发现这些方法的检测准确率往往不高,其原因是光谱技术通常只会提取水果某一部分的光谱信息,而对虫害侵染果的准确筛查需要检测水果的全部内部结构。基于X-ray的DR(Digital radiography)成像技术

和CT(Computed tomography)成像技术可以完全穿透柑橘类水果,为虫害侵染水果检测提供新的方案。文献[16]探讨了DR成像用于水果检测的可能性,发现X-ray在穿透水果的过程中会发生衰减,因此衰减形成的对比度差异反映了水果内部结构特征,同时该技术的采样与成像速度均较快。但是,DR技术的图像精度较低,且每幅图像采集的信息量比较有限,因此准确识别水果内部的微小虫害侵染部位非常困难。文献[17-18]分别研究了不同虫龄米象侵染粒内微观结构变化过程、储粮米象生长阶段检测。文献[19]基于滤波反投影法等算法将2D-X-ray图像重建为3D-CT图像,精度可达 $2.60\ \mu\text{m}$ ,能够实现更精准的虫害侵染水果检测。文献[20]利用CT技术可视化了虫害侵染水果的过程,但该技术的重建过程耗时较长,难以应用于柑橘生产线中进行在线检测。

上述虫害侵染水果检测研究中,研究者们仅使用单模态数据对水果进行无损检测,无法同时保障高采样效率与高检测精度。实蝇侵染柑橘的内部、外部病变特征复杂,具有高采样效率的单源数据难以准确描述其侵染部位特征信息,极易导致检测模型漏检误检。多模态数据融合方法可将不同模态的数据按照某特定标准处理,充分挖掘更多的数据信息,且该方法目前已广泛应用于农产品检测领域<sup>[21]</sup>,可使识别率总体提高2%~5%<sup>[22]</sup>。因此,本文提出一种基于RGB和X-ray序列多模态数据融合的实蝇侵染柑橘检测策略,模拟柑橘生产线检测的实际情况,融合多角度实蝇侵染柑橘的内外部信息并结合深度学习技术,在保障高采样效率的同时,实现对处于不同侵染时期柑橘的高精度无损检测。

## 1 材料与方 法

### 1.1 试验材料及设备

研究中使用的试验材料为受实蝇侵染的温州蜜柑,如图1所示,采于湖北省宜昌市夷陵区温州蜜柑产区,采摘后的柑橘样本运送至华中农业大学柑橘X射线成像实验室。

### 1.2 总体思路

在实际柑橘采后分选过程中,如图2所示,柑橘被放置在传送带上运输,传送带上的旋转滚轮与柑

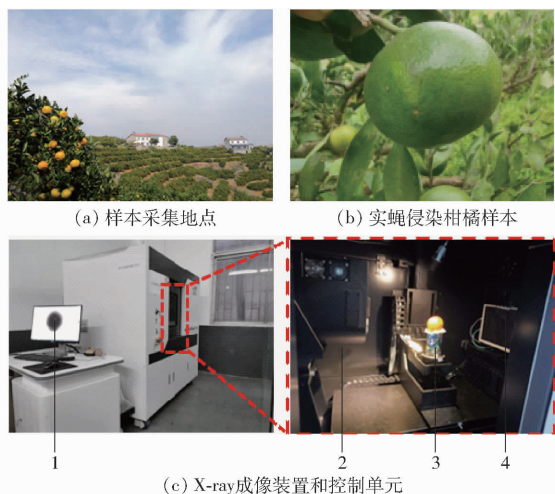


图 1 样本和 X-ray 系统组成示意图

Fig. 1 Citrus sample and schematic of X-ray system

1. 实蝇侵染柑橘 X-ray 图像 2. X-ray 射线源 3. 旋转台 4. 探测器

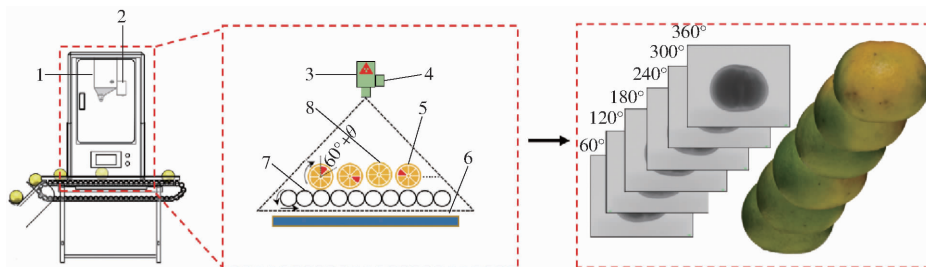


图 2 柑橘生产线无损检测数据采样过程

Fig. 2 Non-destructive data sampling process for citrus production line

1. X 光射线源 2、4. CCD 相机 3. 射线源 5. 虫眼界面 6. 探测器 7. 传送带 8. 健康界面

到稳定作用,使柑橘果轴大致与旋转轴重合,防止柑橘旋转过程中转出成像区域引起图像缺失。实蝇侵染柑橘 X-ray 数据由微焦点计算机断层扫描仪 (Nano VoXe2000 型,天津三英公司) 采得,RGB 数据由网络摄像头 (GuceeHD98 型,谷客公司) 采得,在 X-ray 射线源曝光的同时进行 CCD 相机曝光,同时使用 20 W 的环形 LED 灯在数据采集空间内增强和平衡照明条件。图 3 展示了数据采集过程。对于每个样本,扫描的角度步长为  $60^\circ$ ,样品绕旋转台中心轴定轴旋转  $360^\circ$ ,可获得 6 幅沿射线源发射方向的

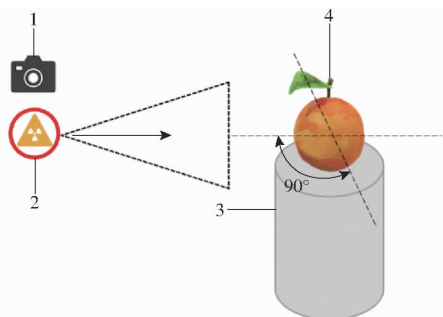


图 3 数据采集过程

Fig. 3 Data collection process

1. RGB 相机 2. X-ray 射线源 3. 旋转台 4. 柑橘样本

橘果实摩擦带动柑橘果实发生旋转,无损检测装置的图像采集单元可对不同旋转角度的柑橘进行数据采集,数据处理单元综合考虑不同角度的柑橘特征信息对柑橘是否有侵染缺陷进行判断,由分选机构在生产线末端对实蝇侵染柑橘剔除。以实蝇侵染柑橘为研究对象,模拟柑橘商品化生产线上搭载农业 X 光机的检测柑橘过程,构建满足柑橘生产线实际要求的在线无损检测方法,柑橘滚动通过农业 X 光机时会旋转  $360^\circ$ ,在此过程中采得 6 幅实蝇侵染柑橘的 DR 和 RGB 时序图像。

### 1.3 数据采集及预处理

#### 1.3.1 数据集采集

柑橘 X 射线成像实验室的室内温度为  $26^\circ\text{C}$ 、相对湿度为 50%,成像前 2 h 送入室内以平衡外部环境对样本的干扰。将实蝇侵染柑橘放置在载物台处的低密度聚苯乙烯泡沫支架上,支架在扫描过程起

X-ray DR 和 RGB 时序图像。

每个柑橘的真实感染程度由 3 位接受过培训的人员分别在显微镜 (VHX-6000 型,日本基恩士公司) 下剖开观察后进行判断。基于显微镜观察结果,将未发现任何内部结构损伤的柑橘标记为健康柑橘,存在幼虫对内部结构破坏但外表皮完整的柑橘标记为侵染早期感染,果皮外表面已经有明显损害的柑橘标记为侵染晚期柑橘,从大量样本中筛得健康柑橘 300 个,早期侵染柑橘 321 个,晚期侵染柑橘 283 个。图 4 展示了健康和实蝇侵染柑橘 RGB 和 X-ray 图像。按照 6:2:2 的比例将这些柑橘的 X-ray DR 和 RGB 时序图像划分为训练集、验证集与测试集。

#### 1.3.2 数据集预处理

在实际生产线检测过程中,柑橘在生产线承载果杯上旋转,图像采集受光线、角度等因素影响。为扩增数据集的样本量提高网络模型的鲁棒性和泛化性,本研究使用旋转、错切、移位、亮度、锐度 5 种数据增强操作,对训练集中的时序图像进行增强,数据增强效果如图 5 所示。

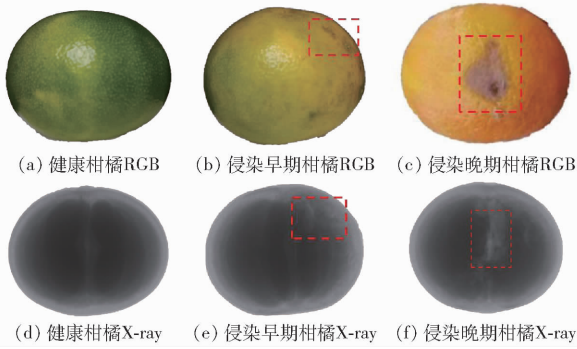


图4 实蝇侵染柑橘 RGB 和 X-ray 图像

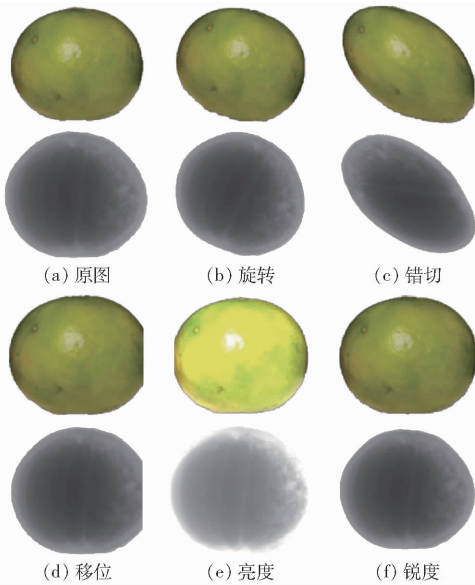
Fig. 4 Citrus infested by *Bactrocera dorsalis* RGB and X-ray image

图5 数据增强效果

Fig. 5 Effects of data augmentation

## 1.4 多模态数据融合

### 1.4.1 多模态融合策略

针对实蝇侵染柑橘,RGB 图像可从外部描述其表皮病变特征,X-ray 图像可从内部描述其橘瓣缺失特征,采用内外结合的多模态数据融合策略,可有效弥补单模态数据特征信息不足的缺陷。早期实蝇侵染柑橘表皮上虫孔不明显,判别结果易受到其它病灶点和污渍影响,如炭疽病、黄斑病等,同时 X-ray 图像中的内部结构损伤也比较轻微,两种数据相互补充可以获得更加完整的实蝇侵染特征表达;晚期实蝇侵染柑橘表皮虫孔处已表现出较为明显的水渍斑,在 X-ray 图像上也呈现出因橘瓣结构性破坏而产生的异变区域,两种数据互相验证能够获得更高精度的检测效果。另外,RGB 图像上虫孔的位置和 X-ray 图像上的啃噬区域呈高度相关性,多模态数据融合策略可将实蝇侵染柑橘的 RGB 和 X-ray 数据信息进行互补重构,利用不同模态数据的关联性挖掘更复杂更精

确的特征信息。选择早期融合中的图像融合和特征融合方法开展基于多模态数据融合的实蝇侵染柑橘检测方法研究。

### 1.4.2 图像融合方法

对 CNN 网络进行修改,使网络可以同时接受 6 通道的多模态实蝇侵染柑橘序列图像,如图 6 所示。CNN - LSTM (Convolutional neural networks - long short-term memory) 网络可按照特定编号形式,同时输入尺寸为  $224 \times 224 \times 3$  且角度配准后的 RGB 和 X-ray 时序图像,经由 CNN 对同一角度的实蝇侵染柑橘 RGB 图像和 X-ray 图像同时进行特征提取,由 LSTM 单元综合运算所有角度的深度特征信息并输出检测结果。试验时将预训练参数导入改进后的模型,并将 RGB 通道参数进行加权处理赋予 X-ray 通道,可提升网络收敛速度,避免陷入局部最小值。

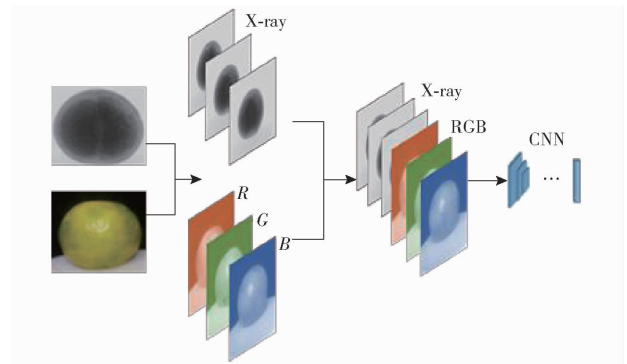


图6 图像融合

Fig. 6 Image fusion

### 1.4.3 特征融合方法

改进后的特征融合网络仍用 CNN 作为特征提取网络,将尺寸为  $224 \times 224 \times 3$  且成像角度相同的 RGB 和 X-ray 图像作为输入,并分别分配一个 CNN 网络以提取 RGB 图像特征和 X-ray 图像特征,提取后的深度特征在最后一层卷积层上并联以实现特征融合,如图 7 所示。融合后的特征图将被送入该角度对应的 LSTM 单元进行运算,上一角度 LSTM 单元也会将运算结果传入本单元,以实现实蝇侵染柑橘的全面无损检测。

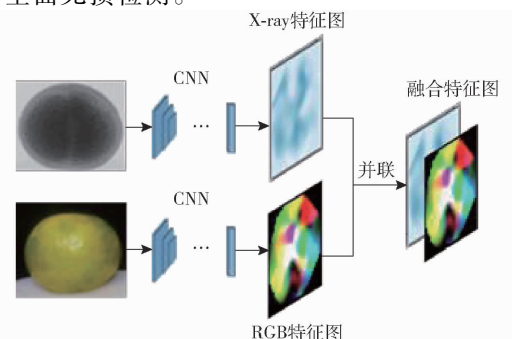


图7 特征融合

Fig. 7 Features fusion

## 1.5 检测模型与评价指标

### 1.5.1 实蝇侵染柑橘检测模型

本研究构建的 CNN-LSTM 模型结构如图 8 所示。CNN 对输入的图像序列进行特征提取,以 CNN 提取的特征作为 LSTM 的输入,构建 CNN-LSTM 模型。该方法以 6 幅 X-ray 和 RGB 图像为输入,每幅图像间隔 60°,相当于柑橘滚动 60°拍摄一幅图像,对于每幅图像都会分配一个 CNN 模型进行特征提取,ResNet18 最后一层输出的 1 000 个深度特征,最终获取 6 × 1 000 的二维矩阵信息。随后 6 × 1 000 的矩阵将被同时送入 LSTM 模型中,LSTM 模型先对

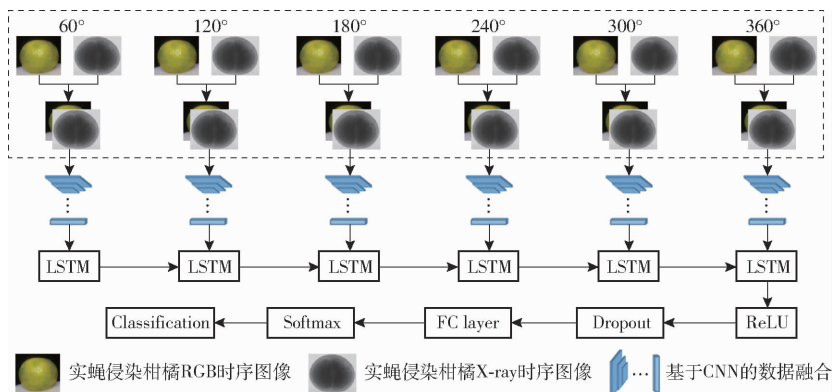


图 8 实蝇侵染柑橘检测模型

Fig. 8 Detection model of citrus infested by *Bactrocera dorsalis*

### 1.5.2 损失函数

在神经网络训练过程中,为了获得最优的模型输出结果,应使得网络输出的预测值不断逼近真实值,交叉熵用于衡量预测值和真实值概率分布之间的距离,该距离可被当作网络模型的损失函数。本研究模型训练时所使用的损失函数为交叉熵损失函数<sup>[23]</sup> (CrossEntropy loss function),该损失函数常被用于神经网络分类问题<sup>[24-26]</sup>。

### 1.5.3 评价指标

本研究采用准确率作为模型检测精度的评价指标。准确率被定义为

$$I_{\text{accuracy}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I(f(x_i) = y_i) \quad (1)$$

式中  $n$ ——柑橘样本数据集数量

$I$ ——模型检测精度

$x$ ——输入的柑橘 X-ray 图像

$f(x_i)$ ——检测模型输出的柑橘类别

$y_i$ ——柑橘果实序列中的真实类别

柑橘果实序列  $x$  为输入经过的视觉模型预测结果  $f(x_i)$ ,将  $f(x_i)$  与真实类别  $y_i$  进行对比,如果相同记为 1,不同记为 0,最后对  $n$  个样本求平均得到检测准确率。

### 1.5.4 模型训练

初始学习率设置为  $1 \times 10^{-5}$ ,batch\_size 设置为

0°图像特征进行计算,随后将 0°图像过滤后的特征传入下一个 LSTM 单元,此时 60°图像特征将会结合 0°图像特征信息进行 LSTM 单元运算,输出信息继续送往下一个 LSTM 单元,最终 LSTM 将会考虑 0°~360°之间的 6 幅图像信息输出分类结果。以序列图像作为模型的输入可以解决由于柑橘本身厚度引起的 X 射线衰减而导致的图像差异和单幅实蝇侵染柑橘 RGB 图像的侵染特征遗漏问题。即某一帧图像中出现虫孔特征和实蝇啃噬特征,CNN-LSTM 模型将会识别出该特征,从而实现整个柑橘的实蝇侵染检测。

4,lstm\_hidden\_size 设置为 128,lstm\_layers 设置为 2,dropout\_rate 设置为 0.2,循环次数 (Epoch) 设置为 200。训练过程中,优化器使用 Adam 算法。

### 1.5.5 试验平台

本研究试验基于 Windows 10 操作系统,GPU 为 GeForce RTX 3080Ti (8 GB 显存),处理器为 AMD Ryzen 7 5800H CPU 3.20 GHz,运行内存为 32 GB。模型的搭建与训练验证通过 Python 语言实现,基于 PyTorch 深度学习框架,并行计算框架使用 CUDA 11.0。

## 2 结果与分析

由于实时检测中对检测效率的要求较高,本研究选择 ResNet、GoogleNet、SqueezeNet、MobileNet 轻量化卷积神经网络作为特征提取网络,构建 CNN-LSTM 实蝇侵染柑橘检测模型。为验证本文提出的实蝇侵染柑橘检测模型性能和多模态数据融合方法的有效性,不同的网络在相同数据集和试验环境下进行测试,根据检测后的结果对模型的准确率、参数量、浮点运算量和检测时间进行计算,试验结果如表 1 所示。

从表 1 可知,针对每个 CNN 特征提取网络,多模态数据融合模型的检测准确率高于单模态 X-ray

表1 不同卷积神经网络模型性能对比

Tab. 1 Performance comparison of different convolutional neural network models

融合方法	模型	测试集准确率/%	模型参数量	浮点运算量	检测时间/s
图像融合	ResNet18 - LSTM	97.3	$1.240 \times 10^7$	$1.946 \times 10^9$	2.662
	GoogleNet - LSTM	93.9	$7.330 \times 10^6$	$1.633 \times 10^9$	2.662
	SqueezeNet - LSTM	90.8	$1.959 \times 10^6$	$9.680 \times 10^8$	2.604
	MobileNetV2 - LSTM	95.4	$4.202 \times 10^6$	$3.350 \times 10^8$	2.546
特征融合	ResNet18 - LSTM	95.7	$1.239 \times 10^7$	$3.652 \times 10^9$	3.085
	GoogleNet - LSTM	92.6	$7.321 \times 10^6$	$3.026 \times 10^9$	4.187
	SqueezeNet - LSTM	90.2	$1.944 \times 10^6$	$1.642 \times 10^9$	2.945
	MobileNetV2 - LSTM	93.8	$4.201 \times 10^6$	$6.460 \times 10^8$	3.313
单模态 X-ray	ResNet18 - LSTM	93.2	$1.239 \times 10^7$	$1.828 \times 10^9$	0.886
	GoogleNet - LSTM	90.4	$7.321 \times 10^6$	$1.515 \times 10^9$	0.856
	SqueezeNet - LSTM	88.7	$1.944 \times 10^6$	$8.040 \times 10^8$	0.846
	MobileNetV2 - LSTM	91.9	$4.201 \times 10^6$	$3.230 \times 10^8$	0.869
单模态 RGB	ResNet18 - LSTM	89.3	$1.239 \times 10^7$	$1.828 \times 10^9$	0.816
	GoogleNet - LSTM	87.9	$7.321 \times 10^6$	$1.515 \times 10^9$	0.850
	SqueezeNet - LSTM	85.1	$1.944 \times 10^6$	$8.040 \times 10^8$	0.887
	MobileNetV2 - LSTM	88.7	$4.201 \times 10^6$	$3.230 \times 10^8$	0.797

和 RGB 数据模型的检测准确率,在实蝇侵染柑橘序列数据集上的检测准确率均在 90% 以上。基于图像融合方法构建的检测模型中,ResNet18 - LSTM 的检测准确率、模型参数量和浮点运算量均高于其它 3 种模型,该模型具有更大的参数量和模型复杂度,使其具有更优异的特征提取能力,准确率达到 97.3%,检测时间为 2.662 s。相较于单模态检测方法,图像融合方法在第 1 个卷积层对通道叠加后的虫橘图像做卷积处理,在第 1 个卷积层上添加了另一模态的三通道参数,该操作导致了模型参数量和浮点运算量的提升,输入共 12 幅 X-ray 和 RGB 时序图像数据导致了网络模型的检测时间延长。基于特征融合构建的检测模型中,各模型检测准确率同样优于单模态检测方法,但是低于图像融合检测方法,同时需要花费更多的检测时间,GoogleNet - LSTM 检测时间达到 4.187 s。这是由于特征融合方法中对 RGB 图像和 X-ray 图像分别分配一个 CNN 网络以提取图像特征,使模型的浮点运算量提升至单模态方法的两倍,需要更多 GPU 存储空间和算力,同时双 CNN 的结构易使得网络在训练过程中过拟合而导致检测准确率下降。在针对单模态方法的

消融试验中,分别以 6 幅  $224 \times 224 \times 3$  实蝇侵染 X-ray 序列图像和 6 幅 RGB 序列图像作为输入进行对比。不同输入的单模态方法模型参数量和浮点运算量相同,检测时间也均在 0.797 ~ 0.887 s 之间。因此,相较于仅使用单模态 X-ray 和 RGB 数据的方法,本研究所提的多模态数据融合的实蝇侵染柑橘检测方法在检测准确率方面有明显提升,同时由于检测模型参数量与浮点运算量更大,需要更多的运算时间。

为了进一步验证多模态方法对特征的提取与结合的合理性,本研究采用 Grad - CAM (Class activation mapping, CAM) 对网络模型进行可视化分析。以检测精度最高的 ResNet18 - LSTM 网络为例,将 ResNet18 特征提取网络最后一次卷积后提取到的特征进行可视化,更加直观地展示多模态数据融合方法的关键判别特征。图 9 所示热力图反映了不同位置像素点对输出结果的影响程度,橙红色的高亮区域表示该区域的像素点对最终分类结果影响更大,在网络的决策分类中占有更高权重。从实蝇侵染柑橘 RGB 和 X-ray 图像的热力图中可以看出,检测模型可以凭借实蝇侵染关键特征识别柑橘受否

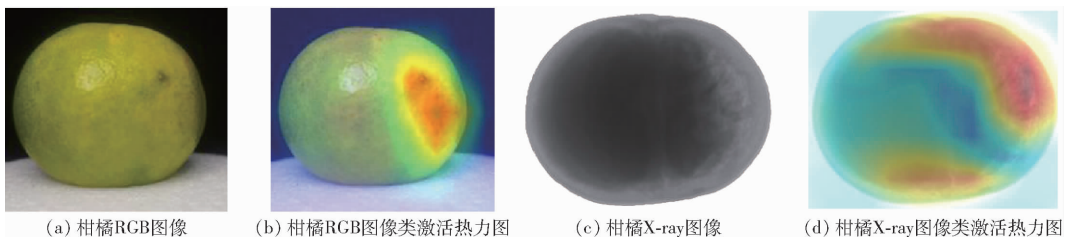


图9 实蝇侵染柑橘类激活可视化分析

Fig. 9 Class activation heatmaps of citrus infestation by *Bactrocera dorsalis*

侵染。实蝇侵染柑橘 RGB 类激活可视化热力图上高亮区域主要集中在虫孔附近位置, 这表明网络更加关注虫孔附近的区域, 虫孔是网络检测的关键特征; 实蝇侵染柑橘 X-ray 类激活可视化热力图上高亮区域主要集中在内部实蝇啃噬区域, 这表明实蝇啃噬区域在网络分类决策时占有较高权重, 网络也关注到了实蝇啃噬区域这一关键特征。因此, 实蝇侵染柑橘 RGB 上呈现出的虫孔和 X-ray 上呈现出的实蝇侵染区域可作为网络模型检测的关键判别特征, 多模态数据融合策略可将实蝇侵染柑橘的 RGB 和 X-ray 数据信息进行互补, 利用不同模态数据的关联性挖掘更复杂更精确的特征信息, 有效提升网络模型的检测性能。

在本研究中多模态数据融合方法使得网络模型的检测准确率提升 8 个百分点, 该方法融合了 12 幅实蝇侵染柑橘 RGB 和 X-ray 序列图像, 综合了实蝇侵染柑橘全角度的内外部特征信息对柑橘进行侵染诊断, 但多幅图像的输入导致多模态融合后的检测时间增加, 使得模型有更高的 GPU 存储空间和算力要求。针对该问题, 本课题组拟在后续的研究中进行进一步的探索, 在侵染检测计算方面, 设置并行计算模式提高运算单元硬件配置, 以满足同时检测多个柑橘样本的运算需求。从农业 X 光机无损检测装备方面进行结构优化, 设置多通道的柑橘传输轨道, 增大 RGB 相机和 X-ray 射线源照射角, 延长数据采集时的曝光距离, 使得单幅图像中能包含更多的柑橘样本图像, 如图 10 所示。

### 3 结论

(1) 构建 CNN-LSTM 实蝇侵染柑橘检测模型, 以实蝇侵染柑橘 RGB 和 X-ray 序列图像作为检测模型的输入, 可模拟柑橘在生产线上检测的条件下对实蝇侵染柑橘进行全面准确识别。

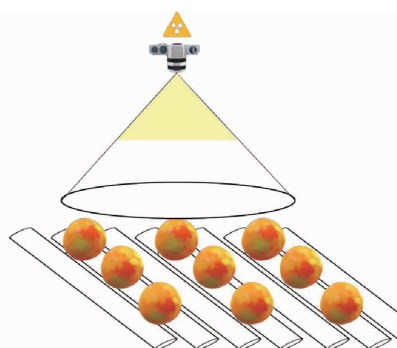


图 10 检测装置布置示意图

Fig. 10 Schematic layout of detection device

(2) 提出的多模态数据融合实蝇侵染柑橘方法比单模态检测方法检测性能更加优异, 准确率提升 8 个百分点, 表明利用多模态信息之间的互补性可获取更全面的特征表达, 弥补了单模态特征信息不足的问题, 使检测模型能提取到足量的实蝇侵染关键判别特征, 提升实蝇侵染柑橘检测模型的检测能力, 对全面筛查实蝇侵染问题数据融合很有必要。ResNet18-LSTM 检测准确率最高, 多模态的图像融合和特征融合方法检测准确率分别达到 97.3% 和 95.7%, 但模型复杂度高; 而 MobileNetV2-LSTM 的检测准确率为 95.4%, 其参数量和浮点运算量约为 ResNet18-LSTM 的 1/3、1/6, 有望应用在存储量、运算能力不足的终端检测设备上, 为柑橘生产线检测系统搭建提供了可能性。

(3) 深度学习方法进行实蝇侵染柑橘检测是可行的, 通过可视化进一步验证了 RGB 图像上的实蝇侵染孔部位, 以及 X-ray 图像上像素点灰度较低的特征区域是模型检测实蝇侵染的关键判别特征。

(4) 传统的检测实蝇侵染主要依赖人工检测, 不仅检测效率低下、无法重复且属于有损检测方式。本研究使用实蝇侵染柑橘 X-ray 和 RGB 图像判别可实现实蝇侵染柑橘快速无损检测。

### 参 考 文 献

- [1] 李震, 邓忠易, 洪添胜, 等. 基于神经网络的实蝇成虫图像识别算法[J]. 农业机械学报, 2017, 48(增刊): 129-135.  
LI Zhen, DENG Zhongyi, HONG Tiansheng, et al. Image recognition algorithm for fruit flies based on BP neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(Supp.): 129-135. (in Chinese)
- [2] 司品法, 周琼, 尤克西, 等. 柑橘大实蝇对不同颜色和糖类的偏好及对糖类的嗅觉反应[J]. 环境昆虫学报, 2017, 39(6): 1266-1272.  
SI Pinfa, ZHOU Qiong, YOU Kexi, et al. Feeding preference of *Bactrocera minax* adults to different color of foods and sugars and their olfactory response to sugars[J]. Journal of Environmental Entomology, 2017, 39(6): 1266-1272. (in Chinese)
- [3] FMA B, LAM A, MA A, et al. Early detection of fruit infested with *Bactrocera tryoni*[J]. Postharvest Biology and Technology, 2021, 175: 111496.
- [4] FAN S, LI J, ZHANG Y, et al. On line detection of defective apples using computer vision system combined with deep learning methods[J]. Journal of Food Engineering, 2020, 286: 110102.
- [5] MAGWAZA L S, OPARA U L, NIEUWOUDT H, et al. NIR spectroscopy applications for internal and external quality analysis of citrus fruit—a review[J]. Food & Bioprocess Technology, 2012, 5(2): 425-444.

- [6] BRATU A M, POPA C, BOJAN M, et al. Non-destructive methods for fruit quality evaluation[J]. *Scientific Reports*, 2021, 11(1): 77–82.
- [7] LOPEZ F, ANDRUE G, BLASCO J, et al. Automatic detection of skin defects in citrus fruits using a multivariate image analysis approach[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2010, 71(2): 189–197.
- [8] BLASCO J, ALEIXOS N, MOLTÓ E. Computer vision detection of peel defects in citrus by means of a region oriented segmentation algorithm[J]. *Journal of Food Engineering*, 2007, 81(3): 535–543.
- [9] YANG B, XU Y. Applications of deep-learning approaches in horticultural research: a review[J]. *Horticulture Research*, 2021, 8(1): 123–154.
- [10] TAO W, LI Z, SHUAI D, et al. Rapid detection and classification of citrus fruits infestation by *Bactrocera dorsalis* (Hendel) based on electronic nose[J]. *Postharvest Biology and Technology*, 2019, 147: 156–165.
- [11] WEN T, SANG M, WANG M, et al. Rapid detection of d-limonene emanating from citrus infestation by *Bactrocera dorsalis* (Hendel) using a developed gas-sensing system based on QCM sensors coated with ethyl cellulose[J]. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 2021, 328: 129048.
- [12] LI X, WEI Y, XU J, et al. SSC and pH for sweet assessment and maturity classification of harvested cherry fruit based on NIR hyperspectral imaging technology[J]. *Postharvest Biology and Technology*, 2018, 143: 112–118.
- [13] WANG N N, SUN D W, YANG Y C, et al. Recent advances in the application of hyperspectral imaging for evaluating fruit quality[J]. *Food Analytical Methods*, 2015, 9(1): 178–191.
- [14] JAMSHIDI B. Ability of near-infrared spectroscopy for non-destructive detection of internal insect infestation in fruits: meta-analysis of spectral ranges and optical measurement modes[J]. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 2020, 225: 117479.
- [15] AKINBODE A, NADER E, AHMED R, et al. Non-destructive technologies for detecting insect infestation in fruits and vegetables under postharvest conditions: a critical review[J]. *Foods*, 2020, 9(7): 927.
- [16] KOTWALIWALE N, KARAN S. X-ray imaging methods for internal quality evaluation of agricultural produce[J]. *Journal of Food Science & Technology*, 2014, 51(1): 1–15.
- [17] 张红涛, 裴震宇, 张晓东, 等. 基于 Micro-CT 的麦粒内害虫侵染研究[J]. *农业工程学报*, 2019, 35(3): 274–280.  
ZHANG Hongtao, PEI Zhenyu, ZHANG Xiaodong, et al. Research on changes of insect infestation in wheat grain for Micro-computed tomography[J]. *Transactions of the CSAE*, 2019, 35(3): 274–280. (in Chinese)
- [18] 邵小龙, 杨晓静, 徐水红, 等. 基于软 X 射线成像的储粮害虫米象生长阶段检测[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(18): 309–314.  
SHAO Xiaolong, YANG Xiaojing, XU Shuihong, et al. Detection of the growth stage of rice weevil as a stored-grain pest based on soft X-ray imaging[J]. *Transactions of the CSAE*, 2020, 36(18): 309–314. (in Chinese)
- [19] NUGRAHA B, VERBOVEN P, JANSSEN S, et al. Oxygen diffusivity mapping of fruit and vegetables based on X-ray CT[J]. *Journal of Food Engineering*, 2021, 306: 110640.
- [20] ARENDSE E, FAWOLE O A, MAGWAZE L S, et al. Estimation of the density of pomegranate fruit and their fractions using X-ray computed tomography calibrated with polymeric materials[J]. *Biosystems Engineering*, 2016, 148: 148–156.
- [21] 王卓, 王健, 王泉雄, 等. 基于改进 YOLO v4 的自然环境苹果轻量级检测方法[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(8): 294–302.  
WANG Zhuo, WANG Jian, WANG Xiaoxiong, et al. Lightweight real-time apple detection method based on improved YOLO v4[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(8): 294–302. (in Chinese)
- [22] GENE-MOLA J, VILAPLANA V, ROSELL-POLO J R, et al. Multi-modal deep learning for Fuji apple detection using RGB–D cameras and their radiometric capabilities[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 162: 689–698.
- [23] TAKED H, YOSHIDA S, MUNAYAS M. Learning from noisy labeled data using symmetric cross-entropy loss for image classification[C]//2020 IEEE 9th Global Conference on Consumer Electronics (GCCE). IEEE, 2020.
- [24] 刘斌, 徐皓玮, 李承泽, 等. 基于快照集成卷积神经网络的苹果叶部病害程度识别[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(6): 286–294.  
LIU Bin, XU Haowei, LI Chengze, et al. Apple leaf disease identification method based on snapshot ensemble CNN[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(6): 286–294. (in Chinese)
- [25] 廖娟, 陈民慧, 张锴, 等. 基于区域语义和边缘信息融合的作物苗期植株分割模型[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(12): 171–181.  
LIAO Juan, CHEN Minhui, ZHANG Kai, et al. Segmentation of crop plant seedlings based on regional semantic and edge information fusion[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(12): 171–181. (in Chinese)
- [26] RAJARAMAN S, ZAMZMI G, ANTANI S. Multi-loss ensemble deep learning for chest X-ray classification[J]. *arXiv preprint arXiv: 2109.14433*, 2021.