

丁世春,马瑞峻,陈 瑜. 基于高光谱成像的水果品质检测研究进展[J]. 江苏农业科学,2024,52(15):16–26.

doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2024.15.003

# 基于高光谱成像的水果品质检测研究进展

丁世春,马瑞峻,陈 瑜

(华南农业大学工程学院,广东广州 510642)

**摘要:**水果具有较高的经济价值,实现其品质无损检测可减少经济损失并提高市场竞争力,机械分选、机器视觉和化学检测等方法仅能实现对水果外部或内部品质的单独检测,而高光谱成像技术可准确、无损地检测水果内、外部品质,市场前景广阔。本文介绍了典型高光谱成像系统的构成,总结了点扫描、线扫描和面扫描 3 种高光谱数据获取方式的优、缺点及适用情况,并归纳了常用的光谱校正和预处理方法、特征波长提取方法、建模方法及评价指标,以及常用图像分割方法的优缺点。综述了近年利用高光谱成像技术检测常见水果的表面缺陷、轻微损伤、病菌感染和冷害等外部品质及可溶性固形物含量、干物质含量、硬度和成熟度等内部品质的研究工作,对于外部品质检测,使用高光谱成像技术获取图像数据,提取特征图像后结合支持向量机、卷积神经网络等机器学习技术进行品质检测是目前的主流方法,内部品质通常结合化学检测和多元回归方法进行检测。最后,分析了高光谱成像技术在水果品质无损评估中面临的挑战和未来发展趋势。

**关键词:**水果;品质;高光谱成像;无损检测

**中图分类号:**TS255.1 **文献标志码:**A **文章编号:**1002-1302(2024)15-0016-11

我国 2021 年全国果园总面积 1 280.8 万  $\text{hm}^2$ , 年水果总产量 2.997 亿  $\text{t}^{[1]}$ ,均位于世界首位。将采后水果进行分级有利于水果生产、流通等环节的标准化操作,降低成本,并实现优质优价,提高水果市场竞争力。传统机械分选设备主要针对水果形状、尺寸和质量<sup>[2]</sup>,无法检测外部缺陷和内部品质。随着水果产业规模升级,怎样实现水果品质准确、无损和快速地检测问题亟待解决。计算机视觉技术因无损、高效和准确在果蔬外部品质分级领域受到广泛研究和应用<sup>[3-7]</sup>,除尺寸和形状外,还能实现对色泽、疤痕和腐烂等品质的检测,是目前最有可能广泛应用到实际水果外部品质检测的技术。

随着生活水平的提高,消费者同样注重水果安全问题和内部品质。水果残留的动物粪便和农药都会威胁人体健康<sup>[8]</sup>,而含糖量、硬度、干物质含量(DMC)和可溶性固形物含量(SSC)等是水果营养价值的体现。取部分果肉进行理化分析能得到较为准确的内部品质信息,但费时、费力,破坏了水果

内部组织,难以满足大批量检测的需求。传统的光谱检测设备只能进行单点检测,误差较大<sup>[9-12]</sup>。随着高光谱成像(HSI)技术的发展,已成为目前最先进的品质无损检测技术之一<sup>[13-15]</sup>,具有“图谱合一”的特点,可同时进行内、外部品质检测,在柑橘<sup>[16-17]</sup>、苹果<sup>[18-19]</sup>、枣<sup>[20]</sup>和猕猴桃<sup>[21]</sup>等常见水果中得到广泛研究和应用。

本文介绍了 HSI 系统的组成和数据处理方法,综述了 HSI 在水果表面缺陷、轻微损伤、病菌感染和冷害等外部品质及 SSC、DMC、硬度和成熟度等内部品质中的研究应用,总结分析了 HSI 在水果品质无损检测中面临的挑战和未来发展趋势。

## 1 HSI 系统和数据处理方法

### 1.1 HSI 数据获取方式

典型的 HSI 系统由光源、相机、镜头、计算机、输送机构和成像光谱仪组成。由图 1 可知,成像光谱仪将光线分为不同频率的单波长  $\lambda$ ,然后将单波长光投射到相机上,可同时获取被测对象空间域和光谱域的信息。常见的成像光谱仪光谱范围包括可见近红外(400 ~ 1 000 nm)、近红外(900 ~ 1 700 nm)和短波红外(900 ~ 2 500 nm)。

根据扫描方式,HSI 可分为点扫描、线扫描和面扫描,由图 2 可知,点扫描每次仅获取 1 个像素点的

收稿日期:2023-05-20

基金项目:国家留学基金委公派访问学者项目(编号:201808440136)。

作者简介:丁世春(1998—),男,四川泸州人,硕士研究生,从事计算机视觉研究。E-mail:2233429841@qq.com。

通信作者:马瑞峻,博士,教授,从事农业自动化研究。E-mail:maruijun\_mrj@scau.edu.cn。

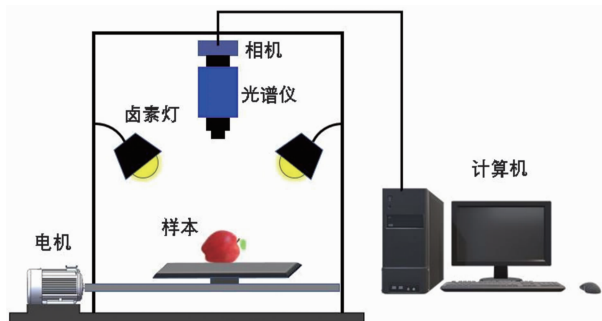


图1 HSI 系统示意

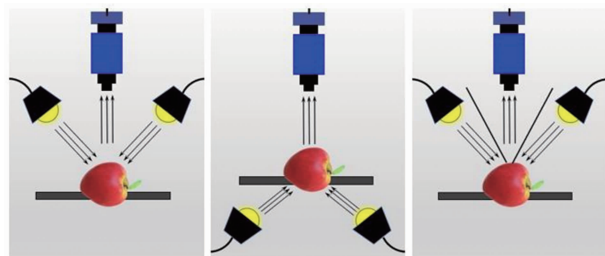


图3 3种 HSI 模式

信息,需频繁移动相机或被测对象,常用于检测微观对象;线扫描每次可获取到整条扫描线上所有点的信息,适合对水果进行动态采集,是最常用的扫描方式;不同于点扫描和线扫描在空间域进行,面扫描是在光谱域进行,每次可获取至单个波长  $\lambda$  下所有像素点的信息,以该方式获取高光谱图像时,需要转动滤光片切换器或调节可调滤波器,因此一般用于所需波长较少的多光谱成像系统中。

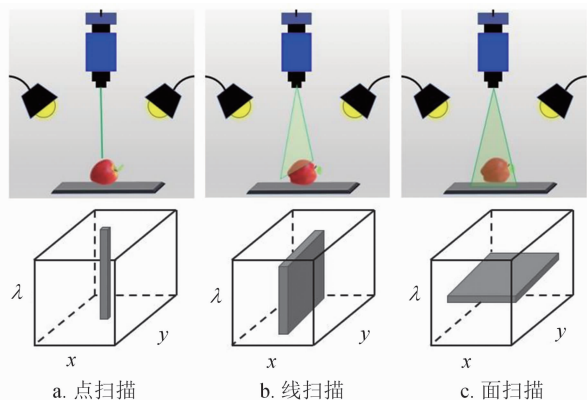


图2 3种 HSI 扫描方式

根据光源和相机不同的位置关系,HSI 又可分为反射、透射和漫透射<sup>[22]</sup>。由图 3 可知,反射模式下光源和采集装置均位于样品同一侧,光线经过漫反射后进入采集装置,此模式因易于实施而广泛应用在水果品质检测中。但该模式下反射光线所携带信息有限,在检测水果内部品质时,效果较差。透射模式下光源和检测装置位于样品的两侧,光线透过样品从而携带丰富的内部信息。但该模式需要高强度的光源和高灵敏度的采集装置以获得足够的可用信息,实际实施相对困难,且其光线透射率受被测对象的尺寸和形状影响,较长的光程会使内部品质评估工作复杂化。第 3 种漫透射模式下光源和采集装置位于样品同一侧,使用挡板将两者分隔,有利于评估水果浅层组织的特性。

## 1.2 高光谱图像处理方法

高光谱图像是由不同波段图像组成的三维立方体,可同时在空间域和光谱域进行处理和分析,也可单独在空间域或光谱域进行分析,其处理流程见图 4,首先进行校正,然后选择感兴趣区域进行预处理,以光谱和图像分别分析水果内、外部品质,最后结合两者完成水果品质分级。

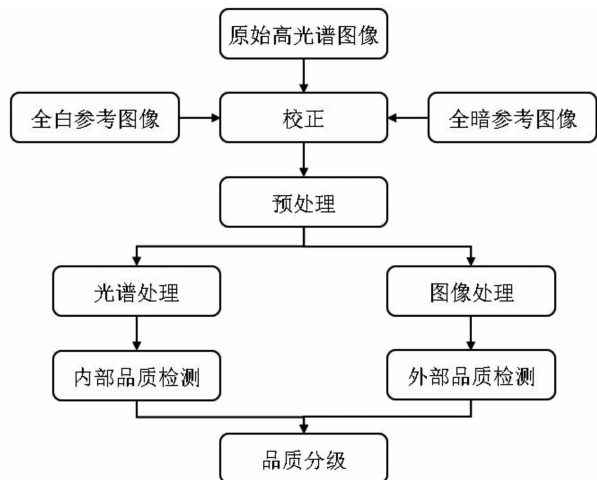


图4 高光谱图像处理流程

### 1.2.1 光谱数据处理分析方法

1.2.1.1 校正和预处理 为消除不均匀光照和相机暗电流噪声的影响,需要对原始高光谱图像进行校正<sup>[23]</sup>,方法如下:

$$R_c = \frac{R_{\text{raw}} - R_{\text{dark}}}{R_{\text{white}} - R_{\text{dark}}}$$

式中:  $R_c$  是校正后的光谱图像,  $R_{\text{raw}}$  是原始光谱图像,  $R_{\text{dark}}$  是关闭光源,盖上镜头后采集的全暗参考图像,  $R_{\text{white}}$  是使用反射率为 99% 的标准白板得到的全白参考图像。

光谱数据易受到杂散光、噪声和基线漂移等因素的干扰<sup>[24-25]</sup>,因此建模前需进行预处理。光谱预处理方法根据处理效果可分为基线校正、散射校正、平滑处理和尺度缩放 4 类<sup>[26-27]</sup>。基线校正包括

一阶导数(FD)、二阶导数(SD)和小波变换(WT)等;散射校正包括乘法散射校正(MSC)、标准正态变量(SNV)等;平滑处理主要为SG平滑和高斯平滑;尺度缩放包括中心化、Pareto 尺度化、最大最小归一化和标准化等。由于仪器、样品特征和测量环境的不同,光谱预处理并没有通用的方法,可根据光谱信号的特征直接选择预处理方法,但需要丰富的经验。也可根据建模效果选择预处理方法,可选择出最优方法,但数据量较大时十分耗时<sup>[28]</sup>。

1.2.1.2 特征波长提取 提取特征波长的常用方法包括方差分析法、相关系数法、遗传算法(GA)、随机蛙跳(RF)、模拟退火(SA)、主成分分析(PCA)、无信息变量消除法(UVE)、竞争性自适应重加权取样法(CARS)和连续投影算法(SPA)。

1.2.1.3 建模方法及评价指标 高光谱图像数据具有多重共线性和高维度的特点,通常选择多元分析方法建模分析数据和目标特征的关系,多元分析方法又可分为定量分析和定性分类。

典型的定量分析方法有支持向量机(SVM)、人工神经网络(ANN)、主成分回归(PCR)、偏最小二

乘回归(PLSR)、支持向量回归(SVR)、多元线性回归(MLR)和逐步线性回归(SLR)。常用的模型性能评价指标包括相关系数( $R$ )、确定系数( $R^2$ )、均方根误差(RMSE)和残差预测偏差(RPD)。通常来说,预测效果较好的模型  $R^2$  接近 1,  $RPD > 2.5$  且 RMSE 尽量小。

常用的定性分类方法包括 ANN、SVM、PCA、聚类、K-最近邻(KNN)、线性判别分析(LDA)和偏最小二乘判别分析(PLS-DA)。通常以准确率和误判率评价模型分类效果<sup>[29]</sup>,模型准确率越接近 100%,误判率越接近 0,模型分类效果越好。

1.2.2 图像处理方法 图像中的主要特征包括颜色、形状、纹理和空间关系,可反映水果的缺陷、病害等信息。图像处理流程主要包括预处理、分割和特征提取,预处理方法包括像素亮度变换、几何变换、局部邻域预处理;分割方法主要基于阈值、区域、边缘和深度学习。由表 1 可知,特征提取方法有 Canny 边缘检测、Harris 角点提取、尺度不变特征变换、方向梯度直方图、局部二值模式和卷积神经网络(CNN)等。

表 1 图像分割方法

类型	常用方法	优点	缺点
阈值	直方图双峰法,迭代阈值,Otsu	效率高	对噪声敏感,鲁棒性低
区域	分水岭法,区域生长法,区域分裂合并法	适合复杂图像分割	效率低,可能破坏边界
边缘	Canny, Roberts, Sobel	边缘定位准确,效率高	不能保证边缘的连续性和封闭性,高细节区域检测效果差
深度学习	VGG, ResNet, U-Net	鲁棒性强,泛化能力好	速度慢,模型结构复杂,性能受样本集影响较大

2 HSI 在水果品质检测中的应用

2.1 外部品质检测

水果外部品质包括尺寸、形状、颜色、缺陷、污染和病菌感染等,是影响消费者购买选择的主要因素。目前,机器视觉技术可较好地检测尺寸、形状、颜色等特征显著的表面品质<sup>[30-31]</sup>,但基本无法检测特征不明显的轻微损伤、冻伤和早期病菌感染等品质。而 HSI 具有图谱合一的特点,检测水果隐性损伤时具有较大优势。

2.1.1 表面缺陷 水果表面缺陷检测主要基于缺陷的颜色、形状、亮度和纹理,HSI 弥补了传统彩色成像的缺点,在较多波长处成像,可凸显不明显的特征。目前,利用 HSI 检测水果表面缺陷面临的主要问题是怎样采集水果较为完整的表面信息以及解决眩光、果茎和果萼的干扰。

HSI 扫描成像时水果速度较低,且常规扫描方法单次扫描仅能获取到水果约 50% 的表面信息,旋转扫描可将其提高到 95% 以上,可有效提高检测准确率,但目前的旋转扫描系统无法完成连续、自动的水果信息采集,为满足流水线检测的需求有待进一步改进。眩光会对品质检测造成不利影响,将其视为一种缺陷特征进行检测和分类也是可行的<sup>[32]</sup>。果茎和果萼常会被误识别为缺陷,极有必要对其进行准确的区分。结合能量、熵、惯性矩和相关性等纹理特征和光谱特征开发的 SVM 对苹果果茎、果萼、虫伤的总体识别率为 97.8%<sup>[18]</sup>。ANN 结合哈尔级联算法(HCA)也能较好地地区分苹果结痂和果茎<sup>[33]</sup>。

对于柑橘疤痕,Zhang 等以 PCA 选取特征波长,利用单色图像之比(680 nm/715 nm)结合阈值分割得到缺陷区域,测试准确率为 96.63%,仅使用 2 个

特征波长可为开发快速的多光谱检测系统提供参考<sup>[34]</sup>。对于苹果的常见缺陷,Zhang 等以 SVM 和最小噪声分数(MNF)提取高光谱反射图像的特征波长,提出的(930~730 nm)/930 nm 方法可以忽略光照变化,具有较高的稳定性和可移植性<sup>[35]</sup>。

由表 2 可知,总结了近年利用 HSI 检测水果表

面缺陷的相关研究。水果表面缺陷种类丰富,而且各生长、储存阶段的缺陷特征存在较大差异,很难有统一的检测标准,通常针对收获后短期内的水果进行缺陷检测,可结合 HSI 分析水果储存期间缺陷形成的原因,为进一步延长水果保质期提供参考。

表 2 HSI 检测水果表面缺陷

品种	缺陷种类	波段 (nm)	预处理	特征波长提取		模型	精度	参考文献
柑橘	黑斑	451~1 000	—	PLSR	KNN,PCA		0.938	[36]
苹果	常见缺陷	400~1 000	—	PCA,MNF	PCA		0.936	[35]
草莓	土壤污染	1 000~1 600	FD,SG	—	SSC - AE, AE - 1D, AE - 2D, VAE - 1D,OC - SVM		—	[37]
香蕉	常见缺陷	956~2 562	—	—	VGG16		0.980	[38]
梨	黑斑	400~1 000	FD,MSC	—	KNN,PLS - DA,SVM		0.960	[39]
枇杷	紫斑、瘀伤、疤痕、褐变	450~1 040	SNV,SG + SNV,SD + SNV	—	XGBoost,PLS		0.959	[40]
桃	常见缺陷	400~1 000	—	—	PCA		0.966	[41]

注:自监督归类自编码器(SSC - AE);一维自编码器(AE - 1D);二维变分自编码器(AE - 2D);一维变分自编码器(VAE - 1D);一类支持向量机(OC - SVM);视觉几何群网络(VGG);极致梯度提升(XGBoost)。

2.1.2 轻微损伤 水果轻微损伤通常是水果在采摘和运输过程中受外部挤压、撞击形成,一般在果皮之下,和正常组织的差异较小,很难通过肉眼进行识别,尤以果皮颜色较深时为甚。轻微损伤会导

致果肉进一步褐变甚至腐烂,降低水果的商品价值,所以在其形成初期进行检测及剔除具有重要的经济意义。猕猴桃、草莓和苹果等薄皮水果极易产生轻微损伤,相关研究见表 3。

表 3 水果轻微损伤检测

品种	波段 (nm)	预处理	特征波长提取	模型	精度	参考文献
苹果	400~1 000	SG,SD,SNV,MSC	CFS	AdaBoost	0.970	[23]
	400~1 000	—	—	PCA,HCA,ANN	>0.950	[33]
	400~900	—	SFS	DT,LDA,FF - ANN	0.820	[42]
	400~1 000	SNV	MRMR	ELM,PLS - DA,CART	0.920	[43]
枣	918~1 678	—	PCA	PCA	0.920	[44]
	400~1 586	SG,FD,MSC,SNV	PCA	PCA,SVM,SIMCA	>0.939	[45]
	400~1 000	DeT	CARS	PLS - DA	>0.911	[46]
柿子	450~1 040	SG,SNV	PCA	PLS - DA	0.990	[47]
梨	400~1 000	SG	SPA,CARS,RELIEF	ELM	0.950	[48]
蓝莓	950~1 650	MN	CARS,SPA	LS - SVM	0.980	[49]

注:基于相关性的特征选择(CFS);自适应增强(AdaBoost);顺序前向选择(SFS);决策树(DT);前馈人工神经网络(FF - ANN);最小冗余最大相关性(MRMR);分类回归树(CART);去趋势(DeT);均值归一化(MN);最小二乘支持向量机(LS - SVM)。

轻微损伤的严重程度通常从其产生区域中央向四周逐渐减弱,为使数据更加均匀,Pan 等将苹果瘀伤区域划分为 10 等份进行数据重采样,并对比 DT、随机森林(RF)、极致随机化树(ERT)、梯度增强决策树(GBDT)等模型使用重采样数据和原始数据的效果,发现模型准确率均有所提高<sup>[50]</sup>。对于光

谱数据的预处理,质子分析法可使光谱分布更加多样化,利用分段非线性拟合提取的特征波长检测苹果瘀伤的效果优于常用的 SPA、GA 和 PCA<sup>[51]</sup>。Huang 的团队开发了一套基于 780、850、960 nm 的多光谱苹果瘀伤检测系统,对比了苹果在静态和动态条件下的检测效果,发现动态条件下检测准确率

急剧下降,主要原因是运动状况下 850、960 nm 波长的图像质量下降。为提高 HSI 的实际应用效果,应更加注重动态条件下的分析和测试<sup>[52]</sup>。

ResNet<sup>[53]</sup>、VGG16<sup>[54]</sup>、Inception<sup>[55]</sup> 和 YOLO v3<sup>[56]</sup> 等深度学习模型在水果轻微损伤检测领域也有广泛应用。相比传统的机器学习模型,此类模型的准确率更高、鲁棒性更强,但模型的性能主要取决于数据集的数量和质量,而且训练耗时。

有研究表明,近红外光谱区域的高光谱图像比可见光区域和可见近红外光区域能更有效地检测水果瘀伤组织,因为瘀伤区域的含水量高于正常组织,而含水量的光谱响应主要在近红外区域,引入可见光谱区域进行分析时可能会削弱损伤区域和正常组织之间的光谱强度差异<sup>[57]</sup>。

以上研究表明,利用高光谱图像能够很好地完成水果轻微损伤的检测,绝大多数研究选择完好水果然后在其赤道处制造轻微损伤,但实际损伤产生的位置具有很强的随机性,且通常伴有会对损伤检测造成极大干扰的其他缺陷。此外,对损伤严重程度的判断十分主观,缺乏相应的依据和标准,所以未来的研究应确保轻微损伤位置的随机性,探究如何从众多缺陷中准确地检测出轻微损伤,并制定相应的损伤程度等级标准。

2.1.3 早期病菌感染 病菌容易入侵水果损伤和果蒂处,且造成的感染在水果运输和储藏期间较难防治,容易在短时间内迅速扩大,所以检测早期阶段的病菌感染有极高的必要性,相关研究见表 4。

表 4 HSI 检测水果早期病菌感染

品种	波段 (nm)	预处理	特征波长提取	模型	精度	参考文献
柑橘	325 ~ 1 098	—	PCA	PCA, WSA	0.930	[14]
	500 ~ 1 050	—	PCA	PCA, BEMD,	0.973	[58]
	1 000 ~ 1 850	—	CARS, SPA	SVM, RF, WSA	0.920	[59]
	325 ~ 1 000	—	BOSS, BOSS + SPA	PLS - DA	0.980	[60]
草莓	1 000 ~ 2 500	SNV	SPA	HPLC	0.940	[61]
	1 000 ~ 2 500	SD	—	RF, NB, SVM	>0.970	[62]
	400 ~ 1 010	标准化	SPA	PLS - DA, SVM	0.920	[63]
苹果	326 ~ 1 098	—	SPA	PCA, MNF, PLS - DA	0.980	[64]
	900 ~ 1 700	SG, MN	PCA	GTB, LDA, KNN, PLS - DA	0.910	[65]
枣	468 ~ 950	—	PCA	PCA, SVM, ANN	>0.940	[15]
桃	400 ~ 1 000	—	SPA	DBN, PLS - DA	0.920	[66]
橄榄	450 ~ 1 050	—	—	CNN	>0.850	[67]

注:分水岭分割算法(WSA);方差分析(ANOVA);二维经验模式分解(BEMD);自举软收缩(BOSS);高效液相色谱法(HPLC);朴素贝叶斯(NB);梯度树增强(GTB);深度信念网络(DBN)。

为快速获取到一定数量的病菌感染水果,通常以人工接种病菌的方式制造感染。为选取柑橘早期感染的最佳检测波段,Li 等采集反射高光谱图像,以 500 ~ 1 050 nm 光谱范围内的 7 个波长图像构建多光谱图像,使用 BEMD 去噪,对比 Otsu 和 WSA 分割感染区域的效果,发现由于不同波段的各个主成分图中缺陷的强度差别较大,且柑橘弯曲的表面会造成光线分布不均,Otsu 效果较差,可使用来自不同品种、批次和种植区域的更多样本来优化图像处理算法<sup>[58]</sup>。Tian 等以透射高光谱图像检测柑橘早期感染,结合伪彩色图和 WSA 能准确地分割出感染区域和果梗区域,对感染柑橘的检测准确率

为 93%。但以被分割区域的像素个数和周长像素个数判断该区域是否为果梗,结果易受相机安装位置及图像大小等影响,缺乏稳定性和普适性<sup>[14]</sup>。Quoc 等使用 ANN 和 SVM 这 2 种分类器进行逐像素点分类检测枣的锈斑和霉菌等感染,使用全波段图像时,ANN 和 SVM 的处理时间分别为 25 s 和 320 s。为减少处理时间,以等间隔和 PCA 方式各选取 14 个波长,2 种方式下 ANN 和 SVM 的准确率为 95.0%、94.9% 和 95.0%、94.6%,且使用等间隔波长时检测时间分别减少到 16.6 s 和 30.0 s,可区分出眩光区域,准确率较高,但检测时间有待进一步减少<sup>[15]</sup>。

各种机器学习和神经网络模型也被广泛应用于水果早期病菌感染检测中,使用反射高光谱图像训练的 ResNet101 对感染炭疽病 5 d 后的橄榄识别准确率可达 100%,但数据量较少,模型泛化能力弱,应采集更多各感染时期的图像<sup>[67]</sup>。Sandra 等对枇杷的紫斑等感染进行识别,对比 RF、XGBoost 和 PLS 的效果,XGBoost 识别效果最佳。但该研究使用的是 450 ~ 1 040 nm 全波段,应进一步选取特征波长减少处理时间<sup>[40]</sup>。

HSI 不同的采集模式均可准确地检测出水果浅层组织的早期病菌感染,但检测时间仍有待进一步减少以满足实际需求,且对水果内部感染的研究较少,而内部感染很容易导致消费者误食被感染的果肉,危害人体健康,可展开深入研究。

2.1.4 冷害 冷害是指由 0 ℃ 以上的低温造成的伤害。香蕉、芒果和菠萝等亚热带及热带水果都对冷害较为敏感,水果发生冷害后,可能会变色、萎缩,甚至腐烂。高光谱图像结合 ANN 可较好地检测苹果冷害<sup>[68]</sup>,Sun 等为检测桃子受冷害程度,采集 400 ~ 1 000 nm 的反射高光谱图像,建立了 PLS - DA、ANN 和 SVM 判别模型,结果表明,使用全波长数据时

ANN 分类效果最佳,可实现对非冷害、轻度冷害、中度冷害和重度冷害的区分。又以 SPA 选择 6 个最佳波长作为 PLS、费舍尔线性判别分析、ANN 和 SVM 的输入,也能较好地区分冷害和非冷害。此外,还对图像进行 PCA 生成了冷害的分布图。结果表明,反射高光谱图像无损检测桃子冷害是可行的<sup>[69]</sup>。Lu 等研究发现,使用 5.03 nm 的光谱分辨率以及 20 mm/s 的速度扫描效率较高,适合检测青枣冷害。以 RF 提取最佳波长,建立的 LDA 模型对非冷害、轻度冷害和重度冷害的总体分类准确率为 93.3%<sup>[70]</sup>。HSI 已成功用于识别苹果、枣和桃的冷害,但对亚热带及热带地区更易感冷害的水果研究较少。由于不同生长时期的水果遭受冷害时的症状各不相同,且有的水果受到冷害时从内部开始恶化,外表仍然完好,可利用高光谱方法开发相关检测设备,提高检测效率,降低由冷害造成的损失。

2.2 水果内部品质分析

水果的内部品质指标包括 pH 值、SSC、DMC、硬度、含糖量、可滴定酸(TA)等,HSI 已被广泛用于水果内部品质的评估(表 5)。

表 5 HSI 检测水果内部品质

品种	品质指标	波段 (nm)	预处理	特征波长提取	模型	精度	参考文献
苹果	DMC,TSC	1 000 ~ 2 500	SNV	PCA	PLSR	0.83,0.81	[71]
	SSC	400 ~ 1 000	—	SPA	PLSR	0.91	[72]
猕猴桃	SSC,硬度,pH 值	380 ~ 1 734	—	SPA	MLR,PLSR,LS - SVM	0.98,0.95,0.90	[73]
	葡萄糖,果糖,蔗糖	308 ~ 1 105	SG,MSC	SPA,PLS - RC	LS - SVM,MLR	0.83,0.50	[74]
	SSC,pH 值	1 002 ~ 2 300	SG,SNV	PLSR	PLSR	0.74,0.64	[75]
葡萄	花青素	380 ~ 1 028	标准化	PCA	SVR	0.89,0.81,0.90	[76]
	SSC	391 ~ 1 043	KS	GA,CARS,SPA,UVE	PLSR	0.97	[77]
桃	SSC	942 ~ 1 680	—	—	SAE - RF	0.91	[78]
	SSC,硬度,TA	400 ~ 1 000	—	ANN	ANN	0.69 ~ 0.90	[79]
	SSC,硬度	600 ~ 900	SNV	i - PLS	PLSR	0.88,0.86	[80]
李子	酸度	400 ~ 1 000	—	—	XGBoost	0.82	[81]
海棠果	SSC,硬度	393 ~ 1 016	SG,SNV	SPA,CARS,IRF	PLSR,ELM	0.95,0.94	[82]
哈密瓜	SSC,硬度	450 ~ 1 000	SNV,MSC	SPA,CARS,SPA + CARS	SVM	0.94,0.82	[83]
甜瓜	糖度,硬度	900 ~ 1 700	—	PLSR	PLSR,SVM,ANN	0.77,0.35	[84]
枣	SSC	1 000 ~ 2 500	SG,FD,MSC	CARS,GA,IRIV	CNN,PLSR,SVR	0.85	[85]
草莓	存储时间	400 ~ 1 000	SNV,MSC,WT	CARS,SPA,UVE,CARS + SPA	SVM,RF,PLSR	0.99	[86]
草莓	SSC,维 C	400 ~ 1 000	—	UVE	PLSR,SVR,LWR	0.93,0.84,0.87	[87]
芒果	DMC	350 ~ 1 100	OSC,DT,SG,SNV,MSC	UVE,SPA,RF,CARS	SVR,ELM,BPNN	0.96	[88]
柠檬	SSC,TA	897 ~ 1 752	SG,FD,SD,MSC,SNV	—	PLSR	0.838,0.694	[89]

注:总糖含量(TSC);权重偏最小二乘回归系数(PLS - RC);间隔偏最小二乘(i - PLS);间隔随机蛙跳(IRF);迭代保留信息变量(IRIV);Kennard Stone(KS);堆栈自编码器 - 随机森林(SAE - RF);堆栈自编码器 - 全连接神经网络(SAE - FNN);局部加权回归(LWR)。

2.2.1 SSC SSC 是水果中所有可溶于水的化合物的总称,包括糖、酸、矿物质、维生素等,是水果最重要的内部品质评价指标之一。目前,研究仍以反射成像为主,透射和漫透射方式较少。为提高苹果 SSC 的预测准确率,Fan 等结合反射高光谱图像和纹理灰度共生矩阵建立的 PLSR 模型预测效果优于单独使用反射高光谱图像,使用 CARS 选取特征波长,建立的模型效果优于使用全波段,预测集和验证集的  $R$  及  $RMSE$  分别为 0.932 7%、0.641 0% 和 0.913 0%、0.665 6%<sup>[90]</sup>。

对于不同产地苹果的 SSC,使用反射高光谱图像也有较好的预测效果,以 SPA 选取特征波长建立 LS-SVM 模型,预测集的  $R$  和  $RMSE$  分别为 0.878、0.908 Brix<sup>[91]</sup>。为预测 2 种猕猴桃的 SSC,Guo 等采集反射高光谱图像,使用基于联合  $x-y$  距离方法划分训练集和验证集,使用单个品种建模时,以 SPA 选择 9 个特征波长,2 个品种则选择 19 个特征波长,对比 PLS 和 LS-SVM 模型使用全波段及特征波长的效果,LS-SVM 较优,以 2 个品种建模时,使用全波段的效果优于特征波长,预测集的  $R$  和  $RMSE$  分别为 0.911 和 1.137,表明开发多品种检测模型有助于减少计算误差和提高计算速度<sup>[21]</sup>。

Zhang 等利用透射图像检测脐橙的 SSC,通过蒙特卡罗异常值检测方法消除样本中的潜在异常值,以 CARS-SPA 选取有效波长建立 LS-SVM 模型,预测集的  $R$  为 0.9, $RMSE$  为 0.4。但仅使用了单个品种脐橙的单批次样本,需使用更多的样本以增强模型泛化能力<sup>[92]</sup>。

HSI 检测水果 SSC 的多数研究集中于水果赤道位置,为得到更全面的检测结果,可利用不同算法对水果的不同位置进行检测,以 HSI 反射成像模式检测 SSC 的分布是未来的主要方向。检测小型水果时,HSI 的反射模式可获取到足够的检测信息,如草莓、猕猴桃等,但对于西瓜、菠萝等大型厚皮水果,反射模式很难有较好的效果,可结合多种模式进行对比分析,探索更有效的检测方案。

2.2.2 硬度 硬度表示水果的抗压能力,不同水果之间区别极大,是衡量鲜果品质和贮藏性状的重要指标。为预测不同颜色李子的硬度,Meng 等利用反射图像建立了基于全波段的 PLSR 和 PCR 模型,又以 SPA 和 CARS 选取特征波长建立了 MLR 和 BPNN 模型,结果表明,CARS-MLR 预测效果最佳,其对硬度的决定系数  $R^2 > 0.6$ , $RPD > 1.8$ <sup>[93]</sup>。

Xu 等结合 SAE、PLS 和 LS-SVM 建立了巨峰葡萄硬度的预测模型,结果表明 SAE-LSSVM 模型性能最佳,其预测集对硬度的  $R^2$ 、 $RMSE$  和  $RPD$  分别为 0.92、0.442 2 N、3.26,表明 SAE 可作为处理高维高光谱图像数据的替代方案<sup>[94]</sup>。Yu 等结合 SAE 和 FNN 建立了梨的硬度预测模型,预测集对硬度的  $R^2$ 、 $RMSE$ 、 $RPD$  分别为 0.89、1.81 N、3.05。但该研究中高光谱扫描的速度仅 1.5 mm/s,很难满足实时应用,应进一步研究如何以更快的速度获取高光谱图像<sup>[95]</sup>。

HSI 已用于检测苹果、桃、李和哈密瓜等多种水果的硬度,且基于硬度对水果成熟度进行分类也展现出较大的潜力,但还需要通过增加样本规模和改善测量条件等方法实现进一步改进。

2.2.3 成熟度 水果成熟度由酸度、含糖量和硬度等多种指标共同决定,对其进行准确判断对水果分级和保鲜具有重要意义。为方便运输和存储,香蕉通常在未成熟时采摘,所以准确地判断成熟度可确定合理的采摘时间,Chu 等将香蕉划分为 6 个成熟度,并测量香蕉成熟过程中 SSC、TA、叶绿素含量和总色素含量的变化,以果梗、果萼和香蕉中部的光谱信息建立 PLS-DA 预测模型,以全波段建立的模型性能优于特征波段<sup>[96]</sup>。Juan 等以整簇葡萄的 SSC、TA、pH 值、酒石酸、苹果酸、花青素和总酚建立预测成熟度的 PLS 模型,测试结果表明该模型可实现对整簇葡萄成熟度的预测,但采集的只是整簇水果一个表面的光谱信息,缺乏代表性,预测效果较差<sup>[97]</sup>。Shao 等将草莓分为成熟、中熟和未成熟 3 个阶段,采集草莓位于室内和田间时的光谱信息,建立了 PLS-DA 和 LS-SVM 预测模型,田间评估时的准确率分别为 91.7% 和 96.7%,略低于室内环境,而且以 CARS 方法选取特征波长建立的 LS-SVM 模型预测效果更好,可用于田间草莓成熟度的实时评估<sup>[98]</sup>。

不同水果的成熟度评价指标不同,多数研究仅针对相同产地的单一品种进行成熟度检测,模型的适用范围较低,可同时对多品种展开研究,增强模型泛化能力。

### 3 展望

水果经济价值较高,实现其采后品质分级可有效减少损失,增强市场竞争力。随着水果产业的快速发展,需实现快速、准确、无损和全面的品质检



测。HSI 可无损检测水果内外部品质,已有许多研究结合 HSI 和化学计量学成功实现了水果的品质检测,但仍很难应用到实际检测中,可结合以下几个方面展开深入研究。

### 3.1 优化输送设备和照明条件

在常规的水平输送方式下,HSI 系统只能获取到水果约 50% 的表面信息,容易造成误检和漏检。也有研究将水果进行旋转以采集更多的信息,但通常是人工更换水果,不能实现自动、连续采集,难以满足流水线检测的需求。而某些表面光滑的水果极易形成眩光,给表面品质检测带来极大的干扰,应进一步优化输送设备和照明条件以满足实际应用。

### 3.2 加强水果动态下的品质检测

水果处在静态或极缓慢运动状态下 HSI 系统可采集最准确的品质信息,实现最准确的品质检测,但批量检测时需要水果具有一定的速度,会大幅降低成像质量。目前,关于如何克服动态检测时成像质量降低的研究较少,缺少科学的解决方案。

### 3.3 多源信息、多模式融合

HSI 检测中、小型薄皮水果内部品质效果较好,但获取大型厚皮水果的内部品质信息较为困难,已有的研究主要分析西瓜、哈密瓜和甜瓜 3 种厚皮水果,而对表面粗糙、果壳密度大的榴莲、菠萝蜜等研究较少,可结合 X 射线和核磁共振等穿透力较强的技术进行深入研究。对于特定的样本,不同 HSI 模式下获得的信息具有不同的优势,所以,多模式结合的 HSI 系统可提供同一样本更全面的信息,可为开发更准确的 HSI 系统提供参考。

### 3.4 提高模型通用性

基于 HSI 的水果品质检测研究通常聚焦于特定品种、特定产地、特定采摘批次水果的特定品质,做了较多的重复工作,效率较低。但不同的水果品质检测研究中使用的 HSI 技术是相通的,且不同的水果品质检测研究面临的难点也有相似之处,因此,开展品质检测时可适当统筹,对不同水果的同一品质,以及同一水果的不同品质可以同时展开研究,利用技术的通用性加快研究进展。

### 参考文献:

[1] 国家统计局. 中国第三产业统计年鉴:2022[M]. 北京:中国统计出版社,2022.

[2] 李梅. 水果分拣技术的研究现状与发展[J]. 江苏理工学院学报,2018,24(2):121-124.

[3] 高辉,马国峰,刘伟杰. 基于机器视觉的苹果缺陷快速检测方法研究[J]. 食品与机械,2020,36(10):125-129,148.

[4] 王红军,熊俊涛,黎邹邹,等. 基于机器视觉图像特征参数的马铃薯质量和形状分级方法[J]. 农业工程学报,2016,32(8):272-277.

[5] 田海韬,赵军,蒲富鹏. 马铃薯芽眼图像的分割与定位方法[J]. 浙江农业学报,2016,28(11):1947-1953.

[6] 何军,马稚昱,褚璇,等. 基于机器视觉的芒果果形评价方法研究[J]. 现代农业装备,2021,42(1):56-60.

[7] 李龙,彭彦昆,李永玉. 苹果内外品质在线无损检测分级系统设计与试验[J]. 农业工程学报,2018,34(9):267-275.

[8] 张保华,李江波,樊书祥,等. 高光谱成像技术在果蔬品质与安全无损检测中的原理及应用[J]. 光谱学与光谱分析,2014,34(10):2743.

[9] Huang Y P, Lu R F, Chen K J. Detection of internal defect of apples by a multichannel Vis/NIR spectroscopic system[J]. Postharvest Biology and Technology,2020,161:111065.

[10] Nordey T, Joas J, Davrieux F, et al. Robust NIRS models for non-destructive prediction of mango internal quality[J]. Scientia Horticulturae,2017,216:51-57.

[11] Wang J H, Wang J, Chen Z, et al. Development of multi-cultivar models for predicting the soluble solid content and firmness of European pear (*Pyrus communis* L.) using portable vis-NIR spectroscopy[J]. Postharvest Biology and Technology,2017,129:143-151.

[12] Zhang D Y, Xu L, Wang Q Y, et al. The optimal local model selection for robust and fast evaluation of soluble solid content in melon with thick peel and large size by vis-NIR spectroscopy[J]. Food Analytical Methods,2019,12(1):136-147.

[13] 迟茜,王转卫,杨婷婷,等. 基于近红外高光谱成像的猕猴桃早期隐性损伤识别[J]. 农业机械学报,2015,46(3):235-241,234.

[14] Tian X, Fan S X, Huang W Q, et al. Detection of early decay on citrus using hyperspectral transmittance imaging technology coupled with principal component analysis and improved watershed segmentation algorithms[J]. Postharvest Biology and Technology,2020,161:111071.

[15] Thien Pham Q, Liou N S. The development of on-line surface defect detection system for jujubes based on hyperspectral images[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2022,194:106743.

[16] Zhang H L, Chen Y, Liu X M, et al. Identification of common skin defects and classification of early decayed *Citrus* using hyperspectral imaging technique[J]. Food Analytical Methods,2021,14(6):1176-1193.

[17] 章海亮,高俊峰,何勇. 基于高光谱成像技术的柑橘缺陷无损检测[J]. 农业机械学报,2013,44(9):177-181.

[18] 田有文,程怡,王小奇,等. 基于高光谱成像的苹果虫伤缺陷与果梗/花萼识别方法[J]. 农业工程学报,2015,31(4):325-331.

[19] Che W K, Sun L J, Zhang Q, et al. Pixel based bruise region extraction of apple using Vis-NIR hyperspectral imaging[J].



- Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 146(C): 12–21.
- [20] Liu G S, He J G, Wang S L, et al. Application of near – infrared hyperspectral imaging for detection of external insect infestations on jujube fruit[J]. International Journal of Food Properties, 2016, 19(1): 41–52.
- [21] Guo W C, Zhao F, Dong J L. Nondestructive measurement of soluble solids content of kiwifruits using near – infrared hyperspectral imaging[J]. Food Analytical Methods, 2016, 9(1): 38–47.
- [22] Lu Y Z, Huang Y P, Lu R F. Innovative hyperspectral imaging – based techniques for quality evaluation of fruits and vegetables: a review[J]. Applied Sciences, 2017, 7(2): 189.
- [23] Zhang M, Li G H. Visual detection of apple bruises using AdaBoost algorithm and hyperspectral imaging[J]. International Journal of Food Properties, 2018, 21(1): 1598–1607.
- [24] Devos O, Downey G, Duponchel L. Simultaneous data pre – processing and SVM classification model selection based on a parallel genetic algorithm applied to spectroscopic data of olive oils[J]. Food Chemistry, 2014, 148: 124–130.
- [25] Liu Y J, Yu Y D, Zhou X G, et al. A new automatic threshold selecting criteria for spectroscopy data processing [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2017, 161: 8–14.
- [26] Gerretzen J, Szymańska E, Jansen J J, et al. Simple and effective way for data preprocessing selection based on design of experiments [J]. Analytical Chemistry, 2015, 87(24): 12096–12103.
- [27] Engel J, Gerretzen J, Szymańska E, et al. Breaking with trends in pre – processing? [J]. TrAC Trends in Analytical Chemistry, 2013, 50: 96–106.
- [28] 第五鹏瑶, 卞希慧, 王姿方, 等. 光谱预处理方法选择研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(9): 2800.
- [29] Keresztes J C, Goodarzi M, Saeys W. Real – time pixel based early apple bruise detection using short wave infrared hyperspectral imaging in combination with calibration and glare correction techniques[J]. Food Control, 2016, 66: 215–226.
- [30] Su Q H, Kondo N, Li M Z, et al. Potato quality grading based on machine vision and 3D shape analysis [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 152(C): 261–268.
- [31] Zhang W Z, Hu J, Zhou G X, et al. Detection of apple defects based on the FCM – NPGA and a multivariate image analysis[J]. IEEE Access, 2020, 8: 38833–38845.
- [32] Pham Q T, Liou N S. Hyperspectral imaging system with rotation platform for investigation of jujube skin defects [J]. Applied Sciences, 2020, 10(8): 2851.
- [33] Balabanov P V, Divin A G, Egorov A S, et al. Vision system for detection of defects on apples using hyperspectral imaging coupled with neural network and Haar cascade algorithm [J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2020, 862(5): 052058.
- [34] Zhang H L, Zhang S, Dong W T, et al. Detection of common defects on mandarins by using visible and near infrared hyperspectral imaging[J]. Infrared Physics & Technology, 2020, 108: 103341.
- [35] Zhang B H, Liu L S, Gu B X, et al. From hyperspectral imaging to multispectral imaging: Portability and stability of HIS – MIS algorithms for common defect detection[J]. Postharvest Biology and Technology, 2018, 137: 95–105.
- [36] Xie C Q, Lee W S. Detection of citrus black spot symptoms using spectral reflectance[J]. Postharvest Biology and Technology, 2021, 180: 111627.
- [37] Liu Y S, Zhou S B, Wu H M, et al. Joint optimization of autoencoder and self – supervised classifier: anomaly detection of strawberries using hyperspectral imaging [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 198: 107007.
- [38] Mesa A R, Chiang J Y. Multi – input deep learning model with RGB and hyperspectral imaging for banana grading [J]. Agriculture, 2021, 11(8): 687.
- [39] Pan T T, Chyngyz E, Sun D W, et al. Pathogenetic process monitoring and early detection of pear black spot disease caused by *Alternaria alternata* using hyperspectral imaging [J]. Postharvest Biology and Technology, 2019, 154: 96–104.
- [40] Munera S, Gómez – Sanchis J, Aleixos N, et al. Discrimination of common defects in loquat fruit cv. ‘Algerie’ using hyperspectral imaging and machine learning techniques [J]. Postharvest Biology and Technology, 2021, 171: 111356.
- [41] Li J B, Chen L P, Huang W Q, et al. Multispectral detection of skin defects of bi – colored peaches based on vis – NIR hyperspectral imaging[J]. Postharvest Biology and Technology, 2016, 112: 121–133.
- [42] Rady A, Ekramirad N, Adedeji A A, et al. Hyperspectral imaging for detection of codling moth infestation in GoldRush apples [J]. Postharvest Biology and Technology, 2017, 129: 37–44.
- [43] Wu L G, He J G, Liu G S, et al. Detection of common defects on jujube using Vis – NIR and NIR hyperspectral imaging [J]. Postharvest Biology and Technology, 2016, 112: 134–142.
- [44] Zhu X L, Li G H. Rapid detection and visualization of slight bruise on apples using hyperspectral imaging[J]. International Journal of Food Properties, 2019, 22(1): 1709–1719.
- [45] 吴龙国, 王松磊, 康宁波, 等. 基于高光谱成像技术的灵武长枣缺陷识别[J]. 农业工程学报, 2015, 31(20): 281–286.
- [46] Wu L G, He J G, Liu G S, et al. Detection of common defects on jujube using Vis – NIR and NIR hyperspectral imaging [J]. Postharvest Biology and Technology, 2016, 112: 134–142.
- [47] Yuan R R, Liu G S, He J G, et al. Classification of Lingwu long jujube internal bruise over time based on visible near – infrared hyperspectral imaging combined with partial least squares – discriminant analysis [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 182: 106043.
- [48] Munera S, Rodríguez – Ortega A, Aleixos N, et al. Detection of invisible damages in ‘Rojo Brillante’ persimmon fruit at different stages using hyperspectral imaging and chemometrics[J]. Foods, 2021, 10(9): 2170.
- [49] Fang Y M, Yang F, Zhou Z, et al. Hyperspectral wavelength selection and integration for bruise detection of Korla pears[J].

- Journal of Spectroscopy, 2019, 2019: 6715247.
- [49] Fan S X, Li C Y, Huang W Q, et al. Detection of blueberry internal bruising over time using NIR hyperspectral reflectance imaging with optimum wavelengths [J]. *Postharvest Biology and Technology*, 2017, 134: 55 – 66.
  - [50] Pan X Y, Sun L J, Li Y S, et al. Non – destructive classification of apple bruising time based on visible and near – infrared hyperspectral imaging [J]. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 2019, 99(4): 1709 – 1718.
  - [51] Tang Y, Gao S J, Zhuang J J, et al. Apple bruise grading using piecewise nonlinear curve fitting for hyperspectral imaging data [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 147494 – 147506.
  - [52] Huang W Q, Li J B, Wang Q Y, et al. Development of a multispectral imaging system for online detection of bruises on apples [J]. *Journal of Food Engineering*, 2015, 146: 62 – 71.
  - [53] Wang Z D, Hu M H, Zhai G T. Application of deep learning architectures for accurate and rapid detection of internal mechanical damage of blueberry using hyperspectral transmittance data [J]. *Sensors*, 2018, 18(4): 1126.
  - [54] Zhang M Y, Jiang Y, Li C Y, et al. Fully convolutional networks for blueberry bruising and calyx segmentation using hyperspectral transmittance imaging [J]. *Biosystems Engineering*, 2020, 192: 159 – 175.
  - [55] Gai Z D, Sun L J, Bai H Y, et al. Convolutional neural network for apple bruise detection based on hyperspectral [J]. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 2022, 279: 121432.
  - [56] Pang Q, Huang W Q, Fan S X, et al. Detection of early bruises on apples using hyperspectral imaging combining with YOLO v3 deep learning algorithm [J]. *Journal of Food Process Engineering*, 2022, 45(2): 1 – 14.
  - [57] Luo W, Zhang H L, Liu X M. Hyperspectral/multispectral reflectance imaging combining with watershed segmentation algorithm for detection of early bruises on apples with different peel colors [J]. *Food Analytical Methods*, 2019, 12(5): 1218 – 1228.
  - [58] Li J B, Zhang R Y, Li J B, et al. Detection of early decayed oranges based on multispectral principal component image combining both bi – dimensional empirical mode decomposition and watershed segmentation method [J]. *Postharvest Biology and Technology*, 2019, 158: 110986.
  - [59] Tian X, Zhang C, Li J B, et al. Detection of early decay on citrus using LW – NIR hyperspectral reflectance imaging coupled with two – band ratio and improved watershed segmentation algorithm [J]. *Food Chemistry*, 2021, 360: 130077.
  - [60] Luo W, Fan G Z, Tian P, et al. Spectrum classification of citrus tissues infected by fungi and multispectral image identification of early rotten oranges [J]. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 2022, 279: 121412.
  - [61] Liu Q, Wei K L, Xiao H, et al. Near – infrared hyperspectral imaging rapidly detects the decay of postharvest strawberry based on water – soluble sugar analysis [J]. *Food Analytical Methods*, 2019, 12(4): 936 – 946.
  - [62] Siedliska A, Baranowski P, Zubik M, et al. Detection of fungal infections in strawberry fruit by VNIR/SWIR hyperspectral imaging [J]. *Postharvest Biology and Technology*, 2018, 139: 115 – 126.
  - [63] Liu Q, Sun K, Peng J, et al. Identification of bruise and fungi contamination in strawberries using hyperspectral imaging technology and multivariate analysis [J]. *Food Analytical Methods*, 2018, 11(5): 1518 – 1527.
  - [64] Zhang B H, Fan S X, Li J B, et al. Detection of early rottenness on apples by using hyperspectral imaging combined with spectral analysis and image processing [J]. *Food Analytical Methods*, 2015, 8(8): 2075 – 2086.
  - [65] Ekramirad N, Khaled A Y, Doyle L E, et al. Nondestructive detection of codling moth infestation in apples using pixel – based NIR hyperspectral imaging with machine learning and feature selection [J]. *Foods*, 2021, 11(1): 8.
  - [66] Sun Y, Wei K L, Liu Q, et al. Classification and discrimination of different fungal diseases of three infection levels on peaches using hyperspectral reflectance imaging analysis [J]. *Sensors*, 2018, 18(4): 1295.
  - [67] Fazari A, Pellicer – Valero O J, Gómez – Sanchis J, et al. Application of deep convolutional neural networks for the detection of anthracnose in olives using VIS/NIR hyperspectral images [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 187: 106252.
  - [68] ElMasry G, Wang N, Vigneault C. Detecting chilling injury in Red Delicious apple using hyperspectral imaging and neural networks [J]. *Postharvest Biology and Technology*, 2009, 52(1): 1 – 8.
  - [69] Sun Y, Gu X Z, Sun K, et al. Hyperspectral reflectance imaging combined with chemometrics and successive projections algorithm for chilling injury classification in peaches [J]. *LWT*, 2017, 75: 557 – 564.
  - [70] Lu H D, Yu X J, Zhou L J, et al. Selection of spectral resolution and scanning speed for detecting green jujubes chilling injury based on hyperspectral reflectance imaging [J]. *Applied Sciences*, 2018, 8(4): 523.
  - [71] Lan W J, Jaillais B, Renard C M G C, et al. A method using near infrared hyperspectral imaging to highlight the internal quality of apple fruit slices [J]. *Postharvest Biology and Technology*, 2021, 175: 111497.
  - [72] Tian X, Li J B, Wang Q Y, et al. A multi – region combined model for non – destructive prediction of soluble solids content in apple, based on brightness grade segmentation of hyperspectral imaging [J]. *Biosystems Engineering*, 2019, 183: 110 – 120.
  - [73] Zhu H Y, Chu B Q, Fan Y Y, et al. Hyperspectral imaging for predicting the internal quality of kiwifruits based on variable selection algorithms and chemometric models [J]. *Scientific Reports*, 2017, 7(1): 7845.
  - [74] Hu W H, Sun D W, Blasco J. Rapid monitoring 1 – MCP – induced modulation of sugars accumulation in ripening ‘Hayward’ kiwifruit by Vis/NIR hyperspectral imaging [J]. *Postharvest Biology and Technology*, 2017, 125: 168 – 180.
  - [75] Ma T, Xia Y, Inagaki T, et al. Non – destructive and fast method of

- mapping the distribution of the soluble solids content and pH in kiwifruit using object rotation near – infrared hyperspectral imaging approach [ J ]. Postharvest Biology and Technology, 2021, 174:111440.
- [ 76 ] Silva R, Gomes V, Mendes – Faia A, et al. Using support vector regression and hyperspectral imaging for the prediction of oenological parameters on different vintages and varieties of wine grape berries [ J ]. Remote Sensing, 2018, 10( 2 ): 312.
- [ 77 ] Gao S, Xu J H. Hyperspectral image information fusion – based detection of soluble solids content in red globe grapes [ J ]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 196:106822.
- [ 78 ] Yang B H, Gao Y, Yan Q, et al. Estimation method of soluble solid content in peach based on deep features of hyperspectral imagery [ J ]. Sensors, 2020, 20( 18 ): 5021 – 5033.
- [ 79 ] Pan L Q, Zhang Q, Zhang W, et al. Detection of cold injury in peaches by hyperspectral reflectance imaging and artificial neural network [ J ]. Food Chemistry, 2016, 192:134 – 141.
- [ 80 ] Munera S, Blasco J, Amigo J M, et al. Use of hyperspectral transmittance imaging to evaluate the internal quality of nectarines [ J ]. Biosystems Engineering, 2019, 182:54 – 64.
- [ 81 ] Liu Y, Wang H H, Fei Y Q, et al. Research on the prediction of green plum acidity based on improved XGBoost [ J ]. Sensors, 2021, 21( 3 ): 930.
- [ 82 ] Gao Q, Wang P, Niu T, et al. Soluble solid content and firmness index assessment and maturity discrimination of *Malus micromalus* Makino based on near – infrared hyperspectral imaging [ J ]. Food Chemistry, 2022, 370:131013.
- [ 83 ] 孙静涛, 马本学, 董 娟, 等. 高光谱技术结合特征波长筛选和支持向量机的哈密瓜成熟度判别研究 [ J ]. 光谱学与光谱分析, 2017, 37( 7 ): 2184.
- [ 84 ] Sun M J, Zhang D, Liu L, et al. How to predict the sugariness and hardness of melons; a near – infrared hyperspectral imaging method [ J ]. Food Chemistry, 2017, 218:413 – 421.
- [ 85 ] Li Y J, Ma B X, Li C, et al. Accurate prediction of soluble solid content in dried Hami jujube using SWIR hyperspectral imaging with comparative analysis of models [ J ]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 193:106655.
- [ 86 ] Weng S Z, Yu S, Dong R L, et al. Nondestructive detection of storage time of strawberries using visible/near – infrared hyperspectral imaging [ J ]. International Journal of Food Properties, 2020, 23( 1 ): 269 – 281.
- [ 87 ] Weng S Z, Yu S, Guo B Q, et al. Non – destructive detection of strawberry quality using multi – features of hyperspectral imaging and multivariate methods [ J ]. Sensors, 2020, 20( 11 ): 3074.
- [ 88 ] Kang Z L, Geng J P, Fan R S, et al. Nondestructive testing model of mango dry matter based on fluorescence hyperspectral imaging technology [ J ]. Agriculture, 2022, 12( 9 ): 1337.
- [ 89 ] Teerachaichayut S, Ho H T. Non – destructive prediction of total soluble solids, titratable acidity and maturity index of limes by near infrared hyperspectral imaging [ J ]. Postharvest Biology and Technology, 2017, 133:20 – 25.
- [ 90 ] Fan S X, Zhang B H, Li J B, et al. Prediction of soluble solids content of apple using the combination of spectra and textural features of hyperspectral reflectance imaging data [ J ]. Postharvest Biology and Technology, 2016, 121:51 – 61.
- [ 91 ] Dong J L, Guo W C, Wang Z W, et al. Nondestructive determination of soluble solids content of ‘fuji’ apples produced in different areas and bagged with different materials during ripening [ J ]. Food Analytical Methods, 2016, 9( 5 ): 1087 – 1095.
- [ 92 ] Zhang H L, Zhan B S, Pan F, et al. Determination of soluble solids content in oranges using visible and near infrared full transmittance hyperspectral imaging with comparative analysis of models [ J ]. Postharvest Biology and Technology, 2020, 163:111148.
- [ 93 ] Meng Q L, Shang J, Huang R S, et al. Determination of soluble solids content and firmness in plum using hyperspectral imaging and chemometric algorithms [ J ]. Journal of Food Process Engineering, 2021, 44( 1 ): 1 – 9.
- [ 94 ] Xu M, Sun J, Yao K S, et al. Developing deep learning based regression approaches for prediction of firmness and pH in Kyoho grape using Vis/NIR hyperspectral imaging [ J ]. Infrared Physics & Technology, 2022, 120:104003.
- [ 95 ] Yu X J, Lu H D, Wu D. Development of deep learning method for predicting firmness and soluble solid content of postharvest Korla fragrant pear using Vis/NIR hyperspectral reflectance imaging [ J ]. Postharvest Biology and Technology, 2018, 141:39 – 49.
- [ 96 ] Chu X, Miao P, Zhang K, et al. Green banana maturity classification and quality evaluation using hyperspectral imaging [ J ]. Agriculture, 2022, 12( 4 ): 530.
- [ 97 ] Juan F, Ignacio B, Paz D M. Non – invasive monitoring of berry ripening using on – the – go hyperspectral imaging in the vineyard [ J ]. Agronomy, 2021, 11( 12 ): 2534.
- [ 98 ] Shao Y Y, Wang Y X, Xuan G T, et al. Assessment of strawberry ripeness using hyperspectral imaging [ J ]. Analytical Letters, 2021, 54( 10 ): 1547 – 1560.