

# 光谱及成像技术在果蔬损伤检测研究中的应用现状与展望

周童童<sup>1</sup>, 孙晓林<sup>1</sup>, 孙志忠<sup>2</sup>, 彭何欢<sup>1</sup>, 孙通<sup>1</sup>, 胡栋<sup>1\*</sup>

1. 浙江农林大学光机电工程学院, 浙江 杭州 311300

2. 浙江农林大学数学与计算机科学学院, 浙江 杭州 311300

**摘要** 果蔬在收获、运输、贮藏、分拣、包装和销售过程中均会遭受不同程度的挤压、碰撞或摩擦, 从而造成果蔬损伤, 如挤伤、开裂、擦伤等外部损伤, 同时, 在生长过程中会产生黑心、水心、褐腐、霉心等内部损伤。果蔬损伤初期特征不明显, 外观与正常果实基本无异, 然而随着时间的推移, 损伤组织恶化扩散, 最终导致整个果实腐烂变质, 又进而接触感染其他果实, 造成周边甚至整箱果蔬病变, 对果蔬产业造成巨大的经济损失。果蔬采后损伤检测方法多种多样, 其中人工检测最为简单常用, 但是该方法不仅耗时耗力, 容易造成错判和漏判现象, 而且无法实现肉眼不可见的皮下或内部损伤检测。近年来, 随着计算机技术的快速发展, 越来越多的无损检测技术被广泛应用于果蔬损伤检测, 其中最为常用的当属光谱和成像技术。光谱成像技术通常结合图像处理、光谱分析、化学计量学方法、统计分析等手段, 利用损伤果蔬和正常果蔬的图谱信号差异实现损伤检测, 具有无损、快速等优点, 能解决人工检测耗时耗力且准确率低的问题。在此主要概述了8种光谱及成像技术(近红外光谱、拉曼光谱、荧光光谱、高光谱成像、空间频域成像、核磁成像、X射线成像和热成像)在果蔬损伤检测的最新研究进展, 包括检测原理及其技术特点, 总结分析了各技术在果蔬损伤检测方面的应用情况, 并展望未来发展趋势, 以期对果蔬损伤无损检测提供借鉴与参考。

**关键词** 果蔬; 无损检测; 光谱技术; 成像技术; 损伤

**中图分类号:** TS207.7 **文献标识码:** R **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2022)09-2657-09

## 引言

果蔬种类繁多, 富含人体必需的维生素、无机盐、生物酶及植物纤维, 是人们日常生活不可或缺的膳食和重要营养来源。消费者对果蔬的选择范围很广, 他们要求以合理的价格购买到高质量、安全、新鲜的果蔬。因此, 果蔬供应商面临挑战性的任务, 既要检测果蔬保证高质量, 以满足日益增长的消费者需求, 又要在激烈的市场竞争中保持或提高盈利能力。果蔬从产地到达消费者的餐桌前需要经过生产、收获、包装、保鲜、贮存、运输、销售等环节, 在流通过程中, 果蔬将遭受不同程度的静载、挤压、振动、跌落和冲击等多种载荷形式的作用, 从而造成不同程度的机械损伤, 导致果蔬质量损失或降低<sup>[1]</sup>。除此之外, 果蔬内部组织容易受到真菌或细菌侵染, 造成内部损伤或病变, 如晚疫病、干腐病、软腐病、黑心病、水心病、霉心病等。外部及内部损伤均会

降低果蔬品质, 并最终导致产品的商业价值损失<sup>[2]</sup>。同时, 由于受影响的产品易于发酵, 在储存过程中腐烂或发霉, 并感染其他健康果实, 导致潜在的食品安全问题<sup>[3]</sup>。因此, 果蔬产品的损伤检测和定量分析至关重要。

果蔬采后损伤检测最常用的方法是人工检查, 但是该方法不仅耗时, 还容易出现误判和漏判现象。果蔬品质无损检测技术利用光、声、电、磁、力等传感特性, 在不损伤或者不影响检测对象物理化学性质的前提下, 对果蔬产品的品质信息进行获取和评价分析。目前, 越来越多的光谱和成像技术被应用于果蔬损伤检测, 包括近红外光谱、拉曼光谱、荧光光谱、高光谱成像、空间频域成像、核磁成像、X射线成像和热成像等。表1总结归纳了上述光谱成像技术的优缺点。在此, 分别介绍上述光谱成像技术的基本原理及其在果蔬损伤检测领域的研究进展, 并讨论其面临的挑战和未来发展趋势。

收稿日期: 2021-05-14, 修订日期: 2021-12-15

基金项目: 国家自然科学基金项目(32001414)资助

作者简介: 周童童, 1997年生, 浙江农林大学光机电工程学院硕士研究生 e-mail: zhoutt@stu.zafu.edu.cn

\* 通讯作者 e-mail: 20180047@zafu.edu.cn

表 1 不同光谱及成像技术在果蔬损伤检测领域的特点比较

Table 1 Comparison of the characteristics of different spectroscopy and imaging techniques for bruising detection of fruits and vegetables

检测技术	优点	缺点	
光谱技术	近红外光谱 <sup>[4]</sup>	无损环保、简单快速、易于操作	建模复杂、模型通用性弱、不具备空间信息
	拉曼光谱 <sup>[5]</sup>	准确性高、无损快速高效、具有更窄、更清晰的分子峰特征	样品准备复杂、无法实时获取信息
	荧光光谱 <sup>[6]</sup>	高灵敏度、快速、无损、装置成本低	存在错峰重叠、归属不明的问题
成像技术	机器视觉 <sup>[7]</sup>	效率高、灵活性高、工作时长	无法获取物体内部信息
	高光谱成像 <sup>[8]</sup>	图谱合一, 具备光谱和空间信息	数据量大、特征波段的选择和准确性不稳定
	空间频域成像 <sup>[9]</sup>	深度辨析、信号增强	需要选择特征波段、实时性不高
	磁共振成像 <sup>[10]</sup>	快速直观, 能得到空间信息和不同切层图像信息	设备成本较高、成像速度较慢
	X 射线成像 <sup>[10]</sup>	穿透能力强, 能反应内部特征	成本相对较高, 对安装及安全要求严格
	热成像 <sup>[11]</sup>	成像速度快、检测面积大	对比度弱、信噪比低、高度依赖环境条件

## 1 光谱技术

### 1.1 近红外光谱

近红外光是介于可见光和中红外光之间的电磁波, 波长范围为 780~2 526 nm。近红外光谱(near-infrared spectroscopy, NIRS)分析技术利用近红外光谱区所包含的分子基团倍频和合频信息, 对样品实现定性或定量分析。其信息源主要以含 H 的特征基团为主, 例如 O—H, N—H 和 C—H 等; 同时也包含一些信息强度较弱的其他基团, 如 C=O 等。由于这些基团是有机物的重要组成, 因此 NIRS 技术可以分析测定与这些基团有关的样品成分以及物理、化学性质<sup>[12]</sup>。根据果蔬对不同波长的光具有不同的吸收或反射这一特性, NIRS 检测装置可以实现果蔬品质的无损检测。

NIRS 技术可用于检测果蔬轻微擦伤、瘀伤、冷害等外部损伤, 通常基于损伤果和健康果的光谱特征信息差异结合化学计量法进行识别分类。郭文川等<sup>[13]</sup>对碰撞后猕猴桃进行无损判别, 建立了典型、误差反向传播神经网络(error back propagation neural network, BPNN)与最小二乘支持向量机(least square support vector machine, LSSVM)三种判别模型, 综合比较了全光谱波段, 采用主成分分析(principal component analysis, PCA)提取变量和连续投影算法(successive projection algorithm, SPA)优选特征波长建模的效果, 认为 SPA-LSSVM 模型的识别性能最佳, 总的正确识别率为 98.2%。薛建新<sup>[14]</sup>等报道了 9 点平滑预处理对梨枣轻微损伤识别的提高作用, 建立了短波近红外(780~1 100 nm)偏最小二乘线性判别分析(partial least squares-line discriminant analysis, PLS-LDA)模型, 正确识别率达到 96.7%以上。Pholpho 等<sup>[15]</sup>在可见光波段(400~700 nm)用分光光度计获得龙眼果实损伤前后的可见光光谱, 利用主成分分析、偏最小二乘判别分析(partial least squares discriminant analysis, PLS-DA)和簇类独立软模式法(soft independent modeling of class analogy, SIMCA), 对未擦伤和擦伤的龙眼果实进行分类; 结果表明 PLS-DA 模型的分​​类准确率高于 SIMCA, 正确率为 100%。NIRS 可应用的果蔬范围十分广泛, 上述轻微擦伤识别同样可以应用于橄榄<sup>[16]</sup>、番茄<sup>[17]</sup>、樱桃<sup>[18]</sup>、鲜枣<sup>[19]</sup>、

苹果<sup>[20]</sup>等多种果蔬。当天气寒冷、温度骤降时, 果蔬易遭受冷害损伤。冷害的发生会导致果蔬在生长季节、运输、分配或贮藏过程中的生理功能障碍<sup>[21]</sup>。Xia 等<sup>[22]</sup>搭建了基于 NIR 光谱的苹果冷害分类分析的云计算平台, 应用了随机森林(random forest, RF)和决策树(decision tree, DT)等多种分类模型, 分类精度最高达 98.3%。

NIRS 技术不仅能够检测表面擦伤、冷害等外部损伤, 在内部损伤方面, 如鸭梨的黑心病、苹果的水心病等也有广泛的应用和探究。刘燕德等<sup>[23]</sup>利用近红外漫透射光谱判别黑心鸭梨, 结果表明偏最小二乘(partial least squares, PLS)模型的判别准确率最高, 黑心梨正确识别率达到 100%。Sun 等<sup>[24]</sup>的黑心鸭梨识别分类正确率达到 98.3%。穆炳宇等<sup>[25]</sup>对新鲜与腐烂花椰菜进行判别分类, 正确率达到 100%。上述研究说明, 近红外光谱在果蔬内部和表面缺陷的鉴别中具有很大潜力和优势, 透射光谱更适宜于内部损伤检测, 漫反射光谱可以对表面或次表面的损伤进行有效鉴别。定性模式识别模型、光谱预处理算法、建模波段等因素都影响着损伤果和健康果的分类精度。近年来, 深度学习算法也开始用于近红外光谱定性和定量模型的建立, 在一定程度上可以降低建模的工作量或者解决分类模型在不同仪器上不通用等问题, 但是目前依然存在参数需要优化选择、过拟合、模型精度低等问题。

### 1.2 拉曼光谱

拉曼光谱(Raman spectroscopy, RS)是一种散射光谱分析技术, 由分子极化率变化诱导产生, 它能提供分子内部各种简正振动频率及有关振动能级的信息<sup>[5]</sup>。拉曼光谱分析主要包括对拉曼峰的高度、宽度、面积、位置和形状等的分析。首先确定拉曼光谱中含有待测信息的光谱, 然后将有效拉曼信号从光谱的其他部分(如噪声)中分离出来, 最后确定拉曼光谱信号与样品信息的关系<sup>[26]</sup>。

Guzmán 等<sup>[27]</sup>应用低分辨率拉曼光谱仪对橄榄油加工前的橄榄进行分级, 结合 SIMCA, PLS-DA, K-NN 等分类方法, 对冻伤果和发酵果进行判别, 正确率达到 100% 和 97.0%。RS 在果蔬损伤检测中的应用不是很广, 特别是在定量分析中能检测的成分指标较少, 但由于 RS 具有指纹特征, 所以对它所检测的成分含量(特别是类胡萝卜素)能够获得较

好的预测效果。基于上述原因，目前RS的检测对象也具有一定的选择性，主要包括在成熟过程中或加工过程中类胡萝卜素含量变化较显著的果蔬，如胡萝卜<sup>[28]</sup>、西红柿<sup>[29]</sup>等。此外，RS在果蔬农药残留检测中有较好的应用潜力，特别是光谱增强技术的采用提高了检测精度。

### 1.3 荧光光谱

荧光是物质吸收紫外或可见波段的电磁辐射后，受激发的原子或分子跃迁到较高能级，通过辐射跃迁的衰变过程返回基态，并伴随发射波长与激发辐射波长不同的辐射发光过程，是一种光致发光的冷发光现象<sup>[30]</sup>。物质的荧光光谱(fluorescence spectroscopy, FS)主要由其所含分子的能级结构决定，因此荧光光谱能反应物质内部化学信息。相比健康组织，碰伤组织的荧光激发会降低。Ruslan等<sup>[31]</sup>使用精密实验室荧光仪进行诊断，分离和量化组织表面结痂的苹果和腐烂的土豆。

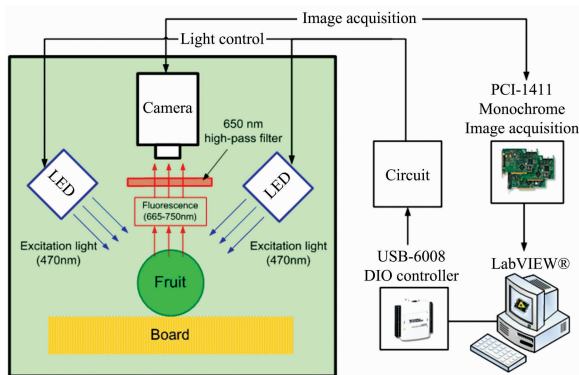


图1 荧光成像系统示意图<sup>[32]</sup>

Fig. 1 Schematic diagram of fluorescence imaging system<sup>[32]</sup>

FS还可以和计算机视觉技术相结合，称之为荧光成像(fluorescence imaging, FI)。该技术从水果的荧光图像中提取颜色、纹理、荧光强度等信息进行处理并加以分析，得出想要的结果<sup>[6]</sup>。Chiu等<sup>[32]</sup>开发了一套荧光成像(系统原理示意图如图1所示)，采用470 nm波长的LED作为荧光激发源。为了捕捉荧光，使用了带650 nm高通滤光镜头的数码相机进行在线苹果损伤检测，测试结果表明该系统能够对60分钟后的损伤实现100%的识别率。荧光光谱成像具有可获取样品内部信息、受温湿度影响小、图像采集不受光照限制、价格合理等优势，因此荧光光谱在叶片中叶绿素的浓度<sup>[33]</sup>、环境胁迫因子的影响信息<sup>[34]</sup>、诊断植物病害<sup>[35]</sup>等方面应用广泛，但在果蔬损伤检测中的应用不多，但上述研究表明了荧光光谱技术在果蔬损伤检测方面有一定的发展前景。

## 2 成像技术

传统的机器视觉技术模拟人眼采集R、G和B三个通道的图像，有检测果蔬颜色、大小、形状、纹理和明显的外部缺陷的能力<sup>[7]</sup>。但检测瘀伤、腐烂和一些其他不明显的缺陷时，损伤果和健康果呈现相同的形状和纹理，传统的机器视

觉技术往往难以精确检测，最终仍然采用人工检测。因此，开发一种自动的缺陷检测系统来取代人工检测是十分迫切和必要的。计算机视觉(computer vision, CV)是一项结合力学、光学仪器、电磁传感、数字视频和图像处理技术的工程技术。借助波长色散装置、高分辨率相机以及计算机硬件和软件等方面的最新进展，开发了与光谱结合的计算机视觉系统并且对果蔬损伤缺陷进行有效检测与分类。下文将分别介绍各类成像技术的基本原理及其在果蔬损伤检测领域的研究进展。

### 2.1 高光谱成像

高光谱成像(hyper-spectral imaging, HIS)可获取大量被测目标的窄波段连续光谱图像，它同时涵盖了检测对象的光谱和图像信息，光谱分辨率可达纳米级。如今，HSI在信息丰富程度方面有了极大提高，可获取被测对象整个面阵的品质信息，检测结果更加综合、精确。

HIS系统有三个必不可少的设备<sup>[14]</sup>：光源、波长色散元件、面阵探测器。光源可以是宽波段石英钨卤素弧光灯，发光二极管或激光器。波长色散元件通常由基于衍射光栅的成像光谱仪或电可调滤光器组成。不同类型的波长色散元件与不同的图像采集方法相关。成像光谱仪用于线扫描测量，而电可调滤光器用于区域扫描。电荷耦合元件(charge coupled device, CCD)是光谱成像的主流检测器，而CMOS(互补金属氧化物半导体)在实时成像应用中具有吸引力并且越来越受欢迎。

近年来，HSI技术与各类光谱技术组合使用对果蔬损伤的检测更有利，HSI与NIRS技术结合已较为成熟。Li等利用NIRS-HSI技术加分水岭分割方法对双色桃<sup>[36]</sup>、柑橘<sup>[37]</sup>、苹果<sup>[38]</sup>早期腐烂进行有效识别分类，分类正确率分别达到96.6%、100%和99%；Li等<sup>[39]</sup>之后又对比了HIS和短波近红外、长波近红外结合情况，结果表明短波近红外更适合桃早期腐烂的分类，再结合改进的分水岭分割方法，最终分类正确率达到96.5%。Fan等<sup>[40]</sup>利用NIRS-HSI技术检测机械撞击后30 min~12 h蓝莓内部擦伤，通过波段比图像进行分类，结果表明蓝莓在撞击后30 min, 2 h, 6 h和12 h的分类准确率分别为77.5%、83.8%、92.5%和95.0%；Yu等<sup>[41]</sup>也对蓝莓进行过相似的擦伤判断。Lee等<sup>[42]</sup>利用NIRS-HSI技术对番茄角质层裂纹进行检测，对于有无裂纹缺陷的番茄，LDA和SVM的分类正确率分别为94.6%和96.4%。Wang-Hee Lee等<sup>[43]</sup>在950~1 650 nm的光谱范围内检测梨皮下损伤，图2是从梨的近红外高光谱图像中提取的代表性光谱，随波长的变化对瘀伤、健康区域、皮孔和具有镜面反射的区域进行了测量。从原始图像可以看出，梨的表面(特别是从中心到边缘)的反射强度变化很大，这是因为样品的几何形状是圆形的。为了中和水果圆形几何形状的影响，对图像数据在1 074 nm左右的单个光谱峰值进行了归一化处理，最后基于最佳阈值波段比的损伤检测准确率为92.0%。

HIS在果蔬冷害方面的研究比起NIRS技术更为广泛。大多数果蔬对冷害损伤很敏感，采后不应在低于12℃的温度下储存，但实际上经常被放置在低至0~5℃的温度下；检测果蔬的冷害损伤可以使这些果蔬尽早从市场上撤下，具

有现实意义。Lu 等<sup>[44]</sup>使用 Criminisi 算法先进行光谱修复，然后利用线性判别分析(line discriminant analysis, LDA)对受不同冷害程度的青枣进行二分类和三分类，精度分别达到 98.3%和 93.3%。Cen 等<sup>[45]</sup>对受不同冷害程度的黄瓜进行二分类和三分类，精度分别达到 100%和 91.3%。Sun 等<sup>[46]</sup>采用人工神经网络模型(artificial neural networks, ANN)对桃冷害进行二分类、三分类、四分类，精度达到 99.3%，96.1%和 85.4%。果蔬的分级分类是热门研究话题，但要保证模型高效而又达到高精度是分级研究的重点难点，当今热

门方式是和深度学习相结合<sup>[47-48]</sup>。高光谱成像技术应用的果蔬种类最多而且几乎不受果蔬种类和损伤种类的限制，除了上述果蔬，还包括樱桃<sup>[49]</sup>、茄子<sup>[50]</sup>、苹果<sup>[51-54]</sup>、马铃薯<sup>[55]</sup>、青椒<sup>[56]</sup>等等，在食品质量检测中越来越受到重视，在检测果蔬缺陷方面的能力近年来已经得到肯定，但是一直面临着图像采集时间长、数据量大等问题。进一步的研究必须针对这些问题，改进硬件和数据处理策略，在将其商业应用之前，还有很长的路要走。

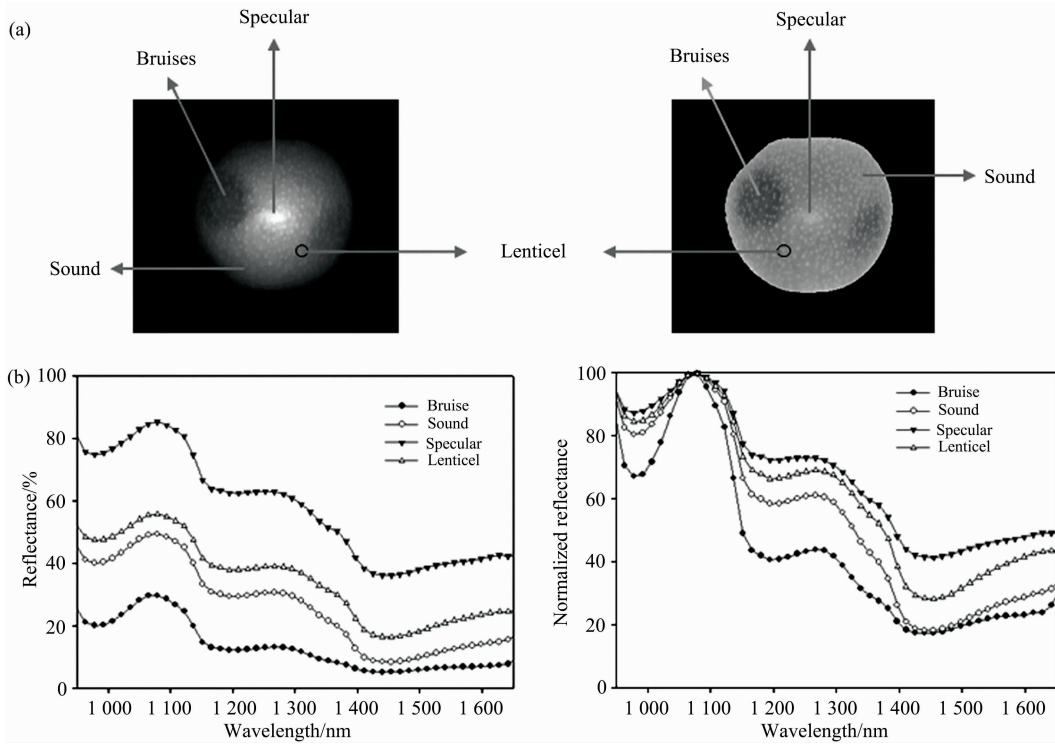


图 2 (a) 梨在 1 200 nm 归一化前后的高光谱图像; (b) 梨在 950~1 650 nm 的平均光谱图<sup>[43]</sup>

Fig. 2 (a) Hyper-spectral images of pear before and after normalization at 1 200 nm;

(b) Average spectra of pear at 950~1 650 nm<sup>[43]</sup>

2.2 空间频域成像

空间频域成像(spatial-frequency domain imaging, SFDI)技术是一种新兴的光学成像技术，其采用光强呈正弦变化的结构光照明，通过采集样品表面的反射图像，结合图像解调等数据处理手段，得到样品的交流(alternating current, AC)和直流(direct current, DC)图像。与传统的均匀照明光相比，结构光可通过调节光照频率实现不同样品深度的信息采集<sup>[57]</sup>。在过去的十多年中，空间频域成像技术得到了快速发展，在果蔬损伤检测中得到了广泛的应用<sup>[58-59]</sup>。

Lu 等<sup>[60]</sup>开发了一套 SFDI 系统(原理示意图如图 3 所示)，用于检测苹果的早期损伤。研究表明，相比于 DC 图像，AC 图像更有利于损伤检测。针对空间频域成像数据处理中耗时较长的问题，Lu 等<sup>[61]</sup>提出了螺旋相位变换解调算法，将相位图像从 3 幅减少为 2 幅，大大提高了试验速度和数据处理效率。在此基础上，Lu 等<sup>[62]</sup>进一步改进了 SFDI 系统，采用液晶可调谐滤光器代替滤波片，实现多光谱数据采

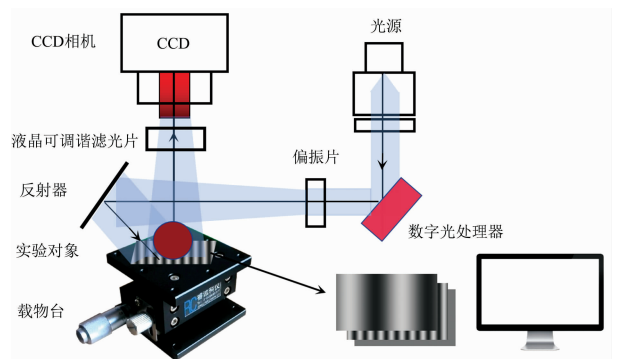


图 3 空间频域成像系统示意图

Fig. 3 Schematic diagram of spatial-frequency domain imaging system

集，并将其用于苹果损伤检测；结果表明，710~830 nm 波长对早期损伤检测更为有利。

此外,孙志忠等<sup>[63]</sup>建立了 ANN 模型快速反演光学特性参数用于苹果的皮下损伤检测,大大提高了苹果皮下损伤的检测效率,增加了 SFDI 技术在线应用的可能性。综上所述,SFDI 技术在检测果蔬皮下隐性损伤方面具有极大的潜力,它甚至可以检测出 20 min 时间内形成的新鲜损伤。然而,受光透射深度<sup>[64]</sup>的影响,该技术目前适用于果皮较薄的果蔬产品或者是深度较浅的损伤,研究人员对该技术的改进和创新也许可以扩大它的适用范围。

### 2.3 磁共振成像

磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)基于核磁原理,对处于恒定磁场中的样品施加不同的射频脉冲,使氢质子发生共振、衰减、聚相等现象而呈现不同的信号,这些信号经傅里叶转换、反演、二维或三维成像等处理后,得到不同的图谱或图像,然后进行分析,根据自扩散系数、纵向弛豫时间和横向弛豫时间来反映被测样品的分子动态信息<sup>[10]</sup>。

Mazhar 等<sup>[65]</sup>研究表明,质子磁共振成像(<sup>1</sup>H-MRI)可用于监测鳄梨瘀伤随时间的变化,<sup>1</sup>H-MRI 清楚地显示了果实的形态特征和果皮组织的损伤。Razavi 等<sup>[66]</sup>通过实验得到梨静态加载后的损伤体积,在装载后的不同时间间隔确定果实内部损伤体积的扩散。MRI 在果蔬损伤检测的图像更直观具象,但是磁共振设备成本高,且获取图像速度较慢,对操作人员要求高,实现商业化在线检测仍面临许多困难。

### 2.4 X 射线成像

X 射线由阴极灯丝发射的高速电子束打击阳极靶面产生,波长在 0.001~10 nm 之间,具有极强的穿透性,X 射线通常以全透射的方式应用在水果内部品质检测<sup>[67]</sup>。X 射线成像技术(X-ray imaging, XRI)是研究物质内部物理结构的重要方法,它是利用 X 射线透过被检测物体时,缺陷部位与完好部位对 X 射线吸收能力不同来实现果蔬无损检测。利用此方法进行果蔬新鲜损伤的研究很少,这是因为新伤与正常组织的对比度较低,采用这种方法很难被检测出来。当我们从多个角度拍摄图像时,这些图像可以通过数学算法来重建一

个物体的三维图像,这种方法被称为 X 射线计算机断层扫描(computed tomography, CT)<sup>[68]</sup>。与 MRI 相比,CT 具有较高的空间分辨率和较少的图像采集时间,因此被广泛应用于农业领域的果蔬内部质量评价。Kenias 等<sup>[69]</sup>将苹果在二氧化碳浓度不同的环境下存放三天,CT 能成功从微观层面将内部褐变的苹果区分出来。Arendse 等<sup>[70]</sup>的研究已经证明了 CT 作为一种非破坏性技术的能力,可以用于果蔬的损伤体积及其分数评估;其后 Elien 等<sup>[71]</sup>用来估算瘀伤苹果的瘀伤体积。但是苹果造成的损伤具有不规则性,简单几何假设的瘀伤体积估计不能提供准确的结果。XRI 是检测果蔬内部缺陷的有力工具,CT 由于速度快,具有在线检测的潜力,并且 CT 在检测果蔬存储过程中生理紊乱的动态方面具有优势。然而,CT 由于昂贵的仪器和漫长的扫描时间,不适合食品质量检测。同时,在使用 XRI 进行食品质量检测时,应注意防止潜在的健康危害。

### 2.5 热成像

热成像(thermal imaging, TI)是基于所有材料都发射红外辐射这一事实,而 TI 测量的是物体发射的红外辐射,而不是反射的红外光<sup>[11]</sup>。在果蔬损伤检测过程中,热量在损伤果蔬组织中的吸收和传播发生变化,引起热扩散系数、热传导系数、比热容等热特性参数发生变化,从而导致正常和损伤组织间产生一定的温度差异<sup>[67]</sup>。

Kim 等<sup>[72]</sup>采用正弦热能刺激物体,利用高灵敏度的中红外热像仪测量得到梨的热发射信息,对梨损伤大小和损伤深度实现了定量识别。Kuzy 等<sup>[73]</sup>使用 LDA, SVM, RF, K-NN 和 logistic 回归分类器对健康蓝莓和损伤蓝莓进行分类,准确率可达 89.5%。上述研究表明,利用 TI 技术检测水果损伤是可行的,主要挑战在于如何增强与提取损伤信号,同时热源的优化设计和热图像处理也需进一步提高。

上述的光谱及成像技术在果蔬损伤检测领域的检测对象涉及苹果、梨、龙眼、水蜜桃、猕猴桃、花椰菜、青椒、番茄、马铃薯等多种水果和蔬菜,具体情况如表 2 所示。

表 2 光谱及成像技术在果蔬损伤检测中的应用现状

Table 2 Application status of spectroscopy and imaging techniques for bruising detections of fruits and vegetables

检测技术	检测对象	损伤类型	数据处理算法	正确率/%	文献	
近红外光谱	苹果	擦伤	PLS-DA	94.0~96.0	[20]	
		冷害	ANN, SVM	98.3	[22]	
	花椰菜	腐烂	PLS	100	[25]	
	鸭梨	黑心病	PLS	100	[23]	
		黑心病	PLS	98.3	[24]	
	梨枣	碰伤	PLS-LDA	96.7	[14]	
		龙眼	碰伤	PLS-DA	100	[15]
		猕猴桃	碰伤	SPA-LSSVM	98.2	[13]
		橄榄	碰伤	PLS	100	[16]
		樱桃	碰伤	LSSVM	93.3	[18]
拉曼光谱	橄榄	碰伤	LSSVM	98.4	[17]	
		冻伤、发酵	SIMCA, PLS-DA, K-NN	100, 97.0	[27]	

续表 2

荧光光谱	苹果	擦伤	PCA	—	[31]
	土豆	擦伤	PCA	—	[31]
荧光成像	苹果	碰伤	M-value	0.5 h: 86.7 1 h后: 100	[32]
	青椒	冷害	PLS-DA	84.0	[56]
高光谱成像	苹果	碰伤	iPLS-DA	92.4, 94.0	[51]
		瘀伤	WS	99.5	[52]
		擦伤	SVM	97.5	[53]
		碰伤	SVM	97.3	[54]
		擦伤	PCA, WS	96.6	[36]
	桃子	早期擦伤	PCA, WS	96.5(损伤果) 97.5(健康果)	[39]
		冷害	SVM, ANN	99.3(二分类) 96.1(三分类) 85.4(四分类)	[59]
	番茄	开裂	LDA, SVM	94.6, 96.4	[42]
	蓝莓	瘀伤	CARS-LSSVM	12 h后: 95.0	[48]
		瘀伤	SVM	94.0(训练集) 92.0(测试集)	[41]
	樱桃	冷害	BPNN	83.3(冷冻果) 94.6(健康果)	[49]
	柑橘	早期腐烂	PCA, WS	100(训练集) 98.6(测试集)	[37]
	梨	瘀伤	F-value	92.0	[44]
	马铃薯	黑心病	PLS-DA	94.0	[55]
	茄子	冷害	SVM	100	[50]
青枣	冷害	LDA	98.3(二分类) 93.3(三分类)	[44]	
黄瓜	冷害	SVM	100(二分类) 90.5(三分类)	[45]	
空间频域成像	苹果	碰伤	TPD	70~100	[60]
		碰伤	SPT	—	[61]
		碰伤	Otsu	>85.8	[62]
磁共振成像	鳄梨	瘀伤	—	—	[65]
	梨	损伤体积	DL	—	[66]
	苹果	水心病	—	100	[75]
X射线成像	苹果	内部褐变	—	—	[69]
		内部褐变	—	—	[71]
	石榴	内部损伤	—	—	[70]
热成像	梨	碰伤	A photothermal model	—	[72]
	蓝莓	损伤	LDA, SVM, RF, K-NN 等	89.5	[73]

注: iPLS-DA(间隔偏最小二乘判别分析), K-NN(K-最邻近), CARS(竞争性自适应重加权), TPD(三相解调), SPT(螺旋相变), DL(深度学习), WS(分水岭分割)

Note: iPLS-DA(interval partial least squares discrimination analysis), K-NN(K-nearest neighbor), CARS(competitive adaptive reweighted sampling), TPD(three-phase demodulation), SPT(spiral phase transform), DL(deep learning), WS(watershed segmentation)

### 3 总结与展望

果蔬在收获、运输、分拣、贮藏过程中容易发生机械损伤, 较严重的外部损伤可通过传统的机器视觉技术等手段得以检测, 而由碰压引起的内部损伤用肉眼难以识别。果蔬损伤的检测难点之一是损伤特征不明显, 尤其是损伤时间过短的情况下, 主要原因是较小的外界作用力没有引起果蔬组织

生理和结构方面的明显变化, 果蔬自身因外界刺激而产生的防御也会进一步削弱损伤和正常组织间的差距, 传统人眼识别的方法根本无法观测出这样的损伤。此外, 较深的果皮颜色也会对检测造成干扰。如果能在短时间内(1~2 h)检测轻微损伤, 果蔬不仅能够得以正确分类, 操作人员也能尽快对损伤进行处理, 避免对其他水果造成二次感染。

虽然光谱及成像检测技术在果蔬无损检测方面取得了不错的进展, 但是依然存在一些问题, 阻碍了上述技术的在线

应用。检测设备的成本首当其冲,例如MRI设备过于昂贵,设备折旧的价值甚至可能大于该设备检测到的果蔬价值。同时,将检测设备与自动装配线集成在一起存在诸多工程挑战,在将其商业应用之前,还有很长的路要走。

(1)检测对象和检测指标将会更广泛。目前的损伤检测主要针对薄皮果蔬,对于果皮较厚较硬的果蔬产品研究较少。光谱模型的稳定性和预测精度再加上模型对环境参数不同的适应性,这些因素都需要尝试和采用新的或改进的化学计量方法及参数补偿算法去提高。

(2)尝试多元信息融合检测损伤,以提高损伤检测的准

确率和效果。随着光谱成像技术的发展,光谱与图像信息的结合将更普遍。

(3)设备成本和设备小型化是未来研究方向。便携式果蔬品质分析仪器开发将是本领域发展的重点之一,需要更突出小型化、低成本、低功耗、专用化等优势;除此之外,随着各类仪表仪器的发展,大型果蔬损伤分级生产线将进一步发展,需要更突出功能齐全、自动化程度高等优势。无论是便携式仪器还是大型分级生产线,操作简便、受环境干扰影响小、模型稳定精度高、成本较低都仍将是仪器研发的关键点。

## References

- [ 1 ] Celik H K. *Postharvest Biology and Technology*, 2017, 128: 83.
- [ 2 ] Li Zhiguo, Thomas C. *Trends in Food Science & Technology*, 2014, 35(2): 138.
- [ 3 ] Feng Yaoze, Sun Dawen. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, 2012, 52(11): 1039.
- [ 4 ] Cortés V, Blasco J, Aleixos N. *Trends in Food Science & Technology*, 2019, 85: 138.
- [ 5 ] Lu Yuzhen, Lu Renfu. *Transactions of the ASABE*, 2017, 60(5): 1765.
- [ 6 ] LU Jin-zhu, JIANG Huan-yu, CUI Di(卢劲竹, 蒋焕煜, 崔 笛). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报)*, 2014, 45(4): 244.
- [ 7 ] Zhang Baohua, Huang Wenqian, Li Jiangbo, et al. *Food Research International*, 2014, 62: 326.
- [ 8 ] Lu Yuzhen, Saeys W, Kim M, et al. *Postharvest Biology and Technology*, 2020, 170: 111318.
- [ 9 ] WANG Zhong, HU Dong, SUN Zhi-zhong, et al(王 忠, 胡 栋, 孙志忠, 等). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报)*, 2021, 37(15): 275.
- [10] Yaqoob M, Sharma S, Aggarwal P. *Journal of Food Measurement and Characterization*, 2021, 15(3): 2329.
- [11] Mohd Ali M, Hashim N, Aziz S A, et al. *Trends in Food Science & Technology*, 2020, 105: 176.
- [12] Johnson J-M, Vandamme E, Senthilkumar K. *Geoderma*, 2019, 354: 113840.
- [13] GUO Wen-chuan, WANG Ming-hai, YUE Rong(郭文川, 王铭海, 岳 绒). *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery(农业机械学报)*, 2013, 44(2): 142.
- [14] XUE Jian-xin, ZHANG Shu-juan, ZHAO Cong-hui(薛建新, 张淑娟, 赵聪慧). *Journal of Agricultural Mechanization Research(农机化研究)*, 2015, 37(5): 212.
- [15] Pholpho T, Pathaveerat S, Sirisomboon P. *Journal of Food Engineering*, 2011, 104(1): 169.
- [16] Jiménez-Jiménez F, Castro-García S, Blanco-Roldán G L, et al. *Biosystems Engineering*, 2012, 113(4): 371.
- [17] Wu Guifang, Wang Chunguang. *Postharvest Biology and Technology*, 2014, 98: 41.
- [18] Shao Yuanyuan, Xuan Guantao, Hu Zhichao, et al. *PLOS ONE*, 2019, 14(9): 0222633.
- [19] Zhang Shujuan, Zhang Haihong, Zhao Yanru. *Mathematical and Computer Modelling*, 2013, 58(3-4): 545.
- [20] Nturambirwe J F I, Nieuwoudt H H, Perold W J, et al. *Applied Engineering in Agriculture*, 2020, 36(3): 257.
- [21] Lumpkin C, Fellman J K, Rudell D R, et al. *J. Agric. Food Chem.*, 2014, 62(7): 1741.
- [22] Xia Ji'an, Yang Yuwang, Cao Hongxin, et al. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 145: 27.
- [23] LIU Yan-de, LI Yi-fan, GONG Zhi-yuan, et al(刘燕德, 李轶凡, 龚志远, 等). *Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析)*, 2017, 37(12): 3714.
- [24] Sun Xudong, Liu Yande, Li Yi-fan, et al. *Postharvest Biology and Technology*, 2016, 116: 80.
- [25] MU Bing-yu, XUE Jian-xin, ZHANG Shu-juan, et al(穆炳宇, 薛建新, 张淑娟, 等). *Agricultural Products Processing(农产品加工)*, 2020, 22: 60.
- [26] FU Xia-ping, YING Yi-bin(傅霞萍, 应义斌). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报)*, 2013, 44(8): 148.
- [27] Guzmán E, Baeten V, Pierna J, et al. *Talanta*, 2012, 93: 94.
- [28] Wang Xiaobin, Zhang Xi, Hong Huaxiu, et al. *European Food Research and Technology*, 2021, 247(9): 2299.
- [29] Qin Jianwei, Chao Kuanglin, Kim M S. *Postharvest Biology and Technology*, 2012, 71: 21.
- [30] Ahmad M H, Sahar A, Hitzmann B. *Measurement, Modeling and Automation in Advanced Food Processing*, 2017, 161: 121.
- [31] Sarimov R M, Lednev V N, Sibirev A V, et al. *Frontiers in Physics*, 2021, 8: 640887.
- [32] Chiu Y, Chou X, Grift T E, et al. *Journal of the ASABE*, 2015, 58: 215.
- [33] Wetterich C B, Lins E C, Belasque J, et al. *Journal of Spectroscopy*, 2014, 2014: 841450.

- [34] Salvatori E, Fusaro L, Gottardini E, et al. *Plant Physiology and Biochemistry*, 2014, 85: 105.
- [35] Saleem M, Atta B M, Ali Z, et al. *Photochemical & Photobiological Sciences*, 2020, 19(5): 713.
- [36] Li Jiangbo, Chen Liping, Huang Wenqian, et al. *Postharvest Biology and Technology*, 2016, 112: 121.
- [37] Li Jiangbo, Huang Wenqian, Tian Xi, et al. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2016, 127: 582.
- [38] Li Jiangbo, Luo Wei, Wang Zheli, et al. *Postharvest Biology and Technology*, 2019, 149: 235.
- [39] Li Jiangbo, Chen Liping, Huang Wenqian. *Postharvest Biology and Technology*, 2018, 135: 104.
- [40] Fan Shuxiang, Li Changying, Huang Wenqian. *Postharvest Biology and Technology*, 2017, 134: 55.
- [41] Jiang Yu, Li Changying, Takeda F. *Scientific Reports*, 2016, 6: 35679.
- [42] Lee H, Kim M S, Jeong D, et al. *Sensors (Basel)*, 2014, 14(10): 18837.
- [43] Lee W-H, Kim M S, Lee H, et al. *Journal of Food Engineering*, 2014, 130: 1.
- [44] Lu Huanda, Yu Xinjie, Zhou Lijuan, et al. *Applied Sciences*, 2018, 8(4): 523.
- [45] Cen Haiyan, Lu Renfu, Zhu Qibing, et al. *Postharvest Biology and Technology*, 2016, 111: 352.
- [46] Sun Ye, Gu Xinzhe, Sun Ke, et al. *LWT-Food Science and Technology*, 2017, 75: 557.
- [47] Katarzyna, Pawel. *Applied Sciences*, 2019, 9(19): 3971.
- [48] Wang Shuihua, Chen Yi. *Multimedia Tools and Applications*, 2018, 79(21-22): 15117.
- [49] Siedliska A, Baranowski P, Zubik M, et al. *Journal of Food Engineering*, 2017, 215: 61.
- [50] Tsouvaltzis P, Babellahi F, Amodio M L, et al. *Postharvest Biology and Technology*, 2020, 159: 1110001.
- [51] Ferrari C, Foca G, Calvini R, et al. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2015, 146: 108.
- [52] Luo Wei, Zhang Hailiang, Liu Xuemei. *Food Analytical Methods*, 2019, 12(5): 1218.
- [53] Tan Wenyi, Sun Lajun, Yang Fei, et al. *Journal of Chemometrics*, 2018, 32(10): 3067.
- [54] Tang Yu, Gao Shengjie, Zhuang Jiajun, et al. *IEEE Access*, 2020, 8: 147494.
- [55] López-Maestresalas A, Keresztes J C, Goodarzi M, et al. *Food Control*, 2016, 70: 229.
- [56] Babellahi F, Paliwal J, Erkinbaev C, et al. *Postharvest Biology and Technology*, 2020, 162: 111100.
- [57] Gioux S, Mazhar A, Cuccia D J. *Journal of Biomedical Optics*, 2019, 24(7): 1083.
- [58] He Xueming, Jiang Xu, Fu Xiaping, et al. *Postharvest Biology and Technology*, 2018, 145: 1.
- [59] Sun Ye, Lu Renfu, Lu Yuzhen, et al. *Postharvest Biology and Technology*, 2019, 151: 68.
- [60] Lu Yuzhen, Li Richard, Lu Renfu. *Postharvest Biology and Technology*, 2016, 117: 89.
- [61] Lu Yuzhen, Li Richard, Lu Renfu. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2016, 127: 652.
- [62] Lu Yuzhen, Lu Renfu. *Journal of the ASABE*, 2017, 60(4): 1379.
- [63] Sun Zhizhong, Xie Lijuan, Hu Dong, et al. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 188: 106340.
- [64] Lu Yuzhen, Lu Renfu. *Biosystems Engineering*, 2019, 180: 1.
- [65] Mazhar M, Joyce D, Cowin G, et al. *Postharvest Biology and Technology*, 2015, 100: 33.
- [66] Razavi M S, Asghari A, Azadbakh M, et al. *Scientia Horticulturae*, 2018, 229: 33.
- [67] GAO Ying-wang, GENG Jin-feng, RAO Xiu-qin(高迎旺, 耿金凤, 饶秀勤). *Food Science(食品科学)*, 2017, 38(15): 277.
- [68] Nugraha B, Verboven P, Janssen S, et al. *Postharvest Biology and Technology*, 2019, 150: 80.
- [69] Chigwaya K, Plessis A d, Viljoen D W, et al. *Scientia Horticulturae*, 2021, 277: 109840.
- [70] Arendse E, Fawole O A, Magwaza L S, et al. *Journal of Food Engineering*, 2016, 186: 42.
- [71] Diels E, van Dael M, Keresztes J, et al. *Postharvest Biology and Technology*, 2017, 128: 24.
- [72] Kim G, Kim G H, Park J, et al. *Infrared Physics & Technology*, 2014, 63: 133.
- [73] Kuzy J, Jiang Y, Li C Y. *Postharvest Biology and Technology*, 2018, 136: 166.



# Current Status and Future Perspective of Spectroscopy and Imaging Technique Applications in Bruise Detection of Fruits and Vegetables: A Review

ZHOU Tong-tong<sup>1</sup>, SUN Xiao-lin<sup>1</sup>, SUN Zhi-zhong<sup>2</sup>, PENG He-huan<sup>1</sup>, SUN Tong<sup>1</sup>, HU Dong<sup>1\*</sup>

1. College of Optical, Mechanical and Electrical Engineering, Zhejiang Agricultural and Forestry University, Hangzhou 311300, China

2. College of Mathematics and Computer Science, Zhejiang Agricultural and Forestry University, Hangzhou 311300, China

**Abstract** Fruits and vegetables are subjected to different degrees of squeezing, collision or friction during harvesting, transportation, storage, sorting, packaging and marketing, resulting in external bruising like crushing, cracking and abrasions, as well as internal bruising like black core, water core, browning rot, mildly heart disease. The initial characteristics of bruising in fruits and vegetables are not obvious, and the appearance is the same as that of normal fruit. However, the bruised tissue deteriorates and spreads with time, which will eventually cause others and the whole box of fruits and vegetables to rot and deteriorate, leading to huge economic losses in the fruits and vegetables industry. There are diverse methods for postharvest bruising detection of fruits and vegetables. Among them, manual detection is the simplest and most commonly used. However, this method is not only time-consuming, labor-intensive and wrong mistakes, but also can not realize the bruising beneath the peel or internal bruising detection that is invisible to the naked eye. With the rapid development of computing technology, more and more non-destructive inspecting techniques have been widely used for bruising detection of fruits and vegetables. Among them, spectroscopy and imaging techniques are the most popular. Spectral imaging techniques usually achieve the goal of bruising detection by using the signal difference (i. e., spectroscopy or image) of the bruised and non-bruised fruits and vegetables with the procedure of image processing, spectral analysis, chemometrics, statistical analysis and other methods. These techniques are non-destructive and fast and can overcome the shortcoming of manual detection (i. e., time-consuming, labor-intensive and low accuracy). This review mainly summarizes the research progress of eight kinds of spectroscopy and imaging techniques (near-infrared spectroscopy, Raman spectroscopy, fluorescence spectroscopy, hyper-spectral imaging, spatial-frequency domain imaging, nuclear magnetic imaging, X-ray imaging and thermal imaging) in bruising detection of fruits and vegetables. Working principles and main technical features of these techniques were described, followed by their applications in detecting bruising of fruits and vegetables. Finally, a discussion on the future perspectives was given. We hope to provide references for non-destructive detection of bruising in fruits and vegetables.

**Keywords** Fruits and Vegetables; Nondestructive Detection; Spectroscopy; Imaging; Bruise

(Received May 14, 2021; accepted Dec. 15, 2021)

\* Corresponding author