

谭 涛,冯树南,温青纯,等. 高光谱成像技术在水果品质检测中的应用研究进展[J]. 江苏农业科学,2024,52(6):11-18.
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2024.06.002

高光谱成像技术在水果品质检测中的应用研究进展

谭 涛¹, 冯树南¹, 温青纯¹, 黄人帅^{1,2}, 孟庆龙^{1,2}, 尚 静^{1,2}

(1. 贵阳学院食品与制药工程学院, 贵州贵阳 550005; 2. 贵州省农产品无损检测工程研究中心, 贵州贵阳 550005)

摘要:高光谱成像技术结合成像技术和光谱技术,可以从样本中获取其空间和光谱信息。因此,高光谱成像技术能够识别和检测水果的各种化学成分及其空间分布,在水果品质的检测中备受关注。本文首先综述了高光谱成像原理及系统装置,并展开讨论了高光谱图像的校正方法、多种光谱预处理、数据降维和样本集划分方法,从定量和定性角度对模型的构建方法和性能评估进行了分析。其次,总结了高光谱成像技术在水果内部品质(可溶性固形物含量、酸度、硬度、水分含量)和外部品质(损伤、缺陷和纹理)检测和分级中的最新研究进展。最后,对高光谱成像技术在水果品质检测与分级中的应用前景提出展望,以期优化水果品质的检测方法提供理论依据。同时,也指出了当前可能存在的挑战和局限性。

关键词:高光谱成像;水果品质;缺陷;物理化学属性;无损检测

中图分类号:TS255.7;S127 **文献标志码:**A **文章编号:**1002-1302(2024)06-0011-08

在人们的饮食中新鲜的水果占据着重要的作用,水果中富含糖分、有机酸、蛋白质、维生素、总黄酮、花青素、多酚等成分,其中的抗氧化剂和植物化学物质具有巨大的潜在益处,这些物质可以帮助清除体内的自由基,减缓细胞老化和氧化损伤,预防多种慢性疾病的发生^[1]。随着人们生活水平的快速提高,人们对水果品质的要求也在不断提高,这些要求不再局限于水果外观和保质期长等;相反,味道和高营养价值已成为吸引消费者和增加消费的重要因素。然而,水果的品质受果实的品种、产地、采前和采后条件、成熟度、采摘时间和温度的影响,果实品质参差不齐,品质好的水果不仅可以直接食用,还可以用于产品的开发,如制作果汁、果干等,水果品质是决定水果市场价值的一个非常重要的因素^[2]。此外,水果在运输和储存过程中常常受

到机械损坏,尤其是早期损伤是难以通过肉眼识别的。机械损坏不仅会降低产品质量,还会对消费者的购买决策产生负面影响^[3]。因此,确定水果品质最佳的检测及评估方法尤为重要。

新鲜或者加工水果的品质由一系列外部特征来定义,这些属性包括其大小、质量、形状、颜色、状况或是否存在缺陷、损伤,以及一系列内在特性,如糖度、酸度、含水量、质地、硬度等。它们涵盖了影响水果外观、营养和感官品质或保存适宜性的所有因素。因此,在竞争激烈的新鲜水果市场里,对水果内部和外部品质的评估变得至关重要^[4]。传统的检测方法大部分以人工检测为基础,以化学分析方法为辅助,这些方法既耗时又费力,且无法实现大规模检测^[5]。随着计算机技术的迅猛发展,水果品质的无损检测与分级研究取得了一系列重要成果。通过对水果品质的无损检测与分级,不仅可以提升水果的市场价值,还能保障消费者的健康。为了提高其检测和分级效率,减少人为误差,并降低分析成本,研究人员进行了大量分析,以找到快速、准确和无损检测水果品质的解决方案^[6-8]。机器视觉技术在水果收获前和收获后产品质量、安全检测、分级和过程自动化领域正变得越发重要,利用该技术可以识别物体的大小、形状、颜色和纹理。机器视觉技术具有准确性高、无破坏性的优点,有助于评估水果的外部属性,但它对检测果皮下的损伤没有帮助,也不能用于评估水果的内部质量^[9]。

收稿日期:2023-06-07

基金项目:中央引导地方科技发展资金(编号:黔科中引地[2022]4050);贵州省科技计划(编号:黔科合基础[2020]1Y270);贵州省普通高等学校青年人才成长项目(编号:黔教合KY字[2020]081);贵阳市科技计划(编号:筑科合同[2021]43-15号);贵阳学院硕士研究生科研基金(编号:GYU-YJS[2022]-53);大学生创新创业训练计划(编号:S202210976046)。

作者简介:谭 涛(1998—),男,贵州铜仁人,硕士研究生,主要从事农产品品质无损检测研究。E-mail:gyu_tt@163.com。

通信作者:尚 静,硕士,副教授,主要从事基于高光谱成像技术的农产品品质无损检测研究。E-mail:shji0124@163.com。

高光谱成像技术是一项基于光学原理的成像技术，可以同时获取多个波长范围内的数据，以获得目标物体的分光学信息。与传统成像技术不同，高光谱成像技术的成像过程是将物体的光谱特性转化为像素点的颜色或灰度值，从而获得比传统成像技术更多的详细信息。由于其简单、连续、无干扰、准确性高、大范围的成像能力和高效的分析速度等特点，在评估水果品质方面显示出巨大的潜力。它结合成像技术和光谱学技术，从样本中获取空间和光谱信息，可以大大增强识别和检测水果的各种化学成分及其空间分布的能力，能够同时测量和实现可视化水果中的物理化学成分^[10]。

本文综述了高光谱成像技术在水果品质检测及分级方面的研究进展。首先，综述了高光谱成像系统及其原理，并对高光谱数据处理与分析方法展开讨论。然后，总结了高光谱成像技术在水果外部品质和内部品质检测中的评估及其应用。最后，对

高光谱成像技术在水果品质检测与分级中的应用前景提出展望。

1 高光谱成像原理和系统装置

1.1 高光谱成像原理

高光谱成像技术中成像和光谱的结合性质使该系统能够通过光谱分析同时提供样本的物理和几何特征以及样本的化学成分，从而在相对较宽范围的连续波长下生成一系列高分辨率图像^[11]。如图 1 - b 所示，成像技术使样本能够显示在二维图像平面上，从这些二维图像中获得的全高光谱图像构成了一个包含空间(x,y)和光谱(λ)维度的三维数据立方体。如图 1 所示，图 1 - a 是从 680 nm 的超立方体中提取的图像，在 680 nm 处的吸收峰是由水果中叶绿素吸收引起的^[12]。从某个像素点中提取光谱，提取的光谱是对应像素的唯一光谱特征，可以用来描绘样品的化学成分(图 1 - c)。

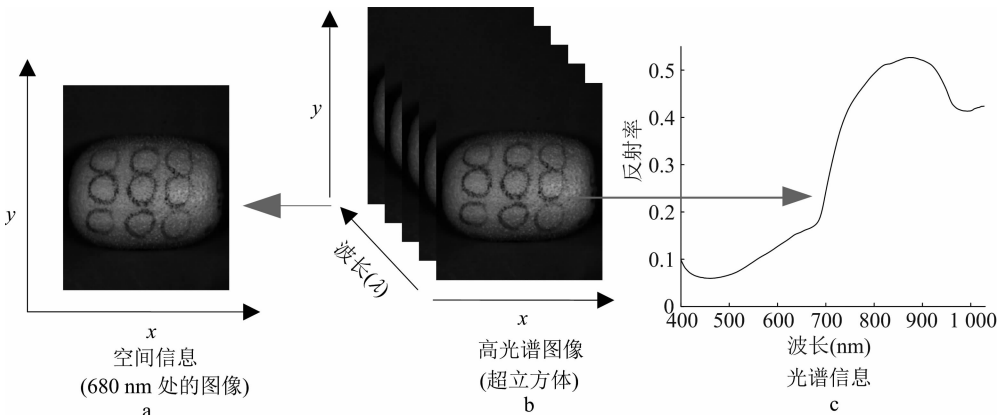


图1 高光谱成像技术创造的猕猴桃超立方体

1.2 高光谱成像系统装置

高光谱成像系统 (GaiaField - F - V10, 图 2) 由 4 个部分组成: 成像单元、照明源、样品平台和带有相应控制软件的计算机^[13]。成像单元是构建目标样品光谱和空间信息的核心部分，由标准变焦镜头、高灵敏度和特异性摄谱仪以及 CCD 相机或互补金属氧化物半导体 (CMOS) 相机组成。摄谱仪的功能是将捕获的光分散到一定的连续光谱范围内。光源作为有效探测目标物理结构和化学成分的光学探针，在高光谱成像系统中具有重要意义。暗箱能防止其他光源干扰。

2 高光谱数据处理与分析方法

高光谱成像系统采集图像时，点扫描的采集样

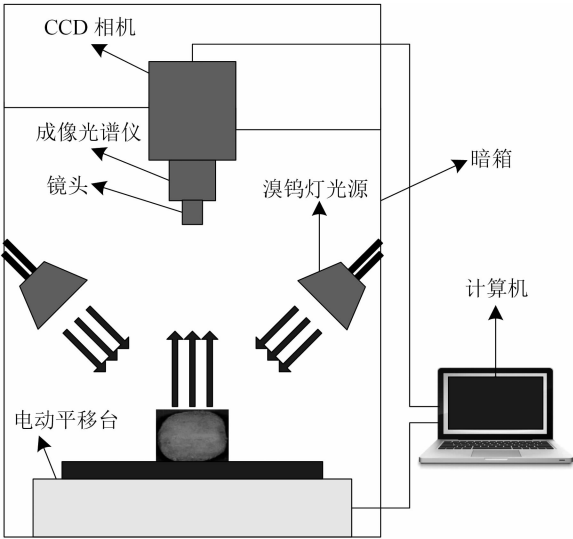


图2 高光谱成像系统

品比较耗时,因此无法进行实时检测。目前,线扫描由于其快速的检测速度和二维阵列检测器的可用性,是研究和应用中最广泛使用的采集方式^[14]。

为了从高光谱数据立方体中提取有用的空间信息,需要涉及图像校准和图像处理。高光谱成像评价水果品质的流程如图 3 所示。

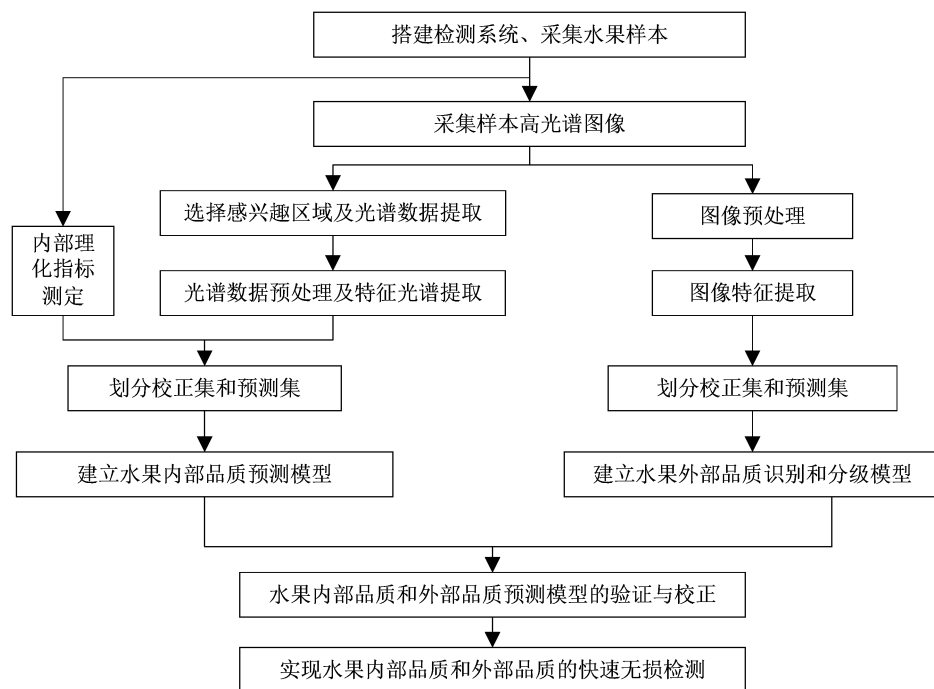


图3 高光谱成像评价水果品质的流程

2.1 高光谱图像校正及光谱预处理

CCD 相机光电探测器中存在暗电流,采集到的图像会产生许多干扰,如谱线、杂散光等,同时在不同波段下,由于检测样本形状大小的差异以及背景光源强度分布不均衡等会产生干扰,故需要对高光谱图像进行黑白校正,以去除背景、平滑和噪声的干扰,从而提高图像质量,高光谱图像的校正方法^[15]如下:

$$R = \frac{I - B}{W - B} \quad (1)$$

式中: I 为样本的原始高光谱图像; W 为白板图像; B 为暗图像; R 为校正后的高光谱图像。

高光谱成像系统采集图像时会伴随光散射、路径长度变化和由可变物理样本属性或仪器效应产生的随机噪声,使得光谱数据表现不佳,因此,想要构建具有较好检测能力的稳定模型,有必要使用一些光谱预处理方法来提高光谱数据的质量。化学计量学方法是高光谱成像技术数据分析的一个重要手段,将化学测量法与光谱信息相互联系起来,高光谱图像中提取的光谱数据运用化学计量学方法能够对原始光谱数据进行处理,以校正噪声的影响。使用最广泛的预处理方法^[16]包括一阶导数、二

阶导数、光谱滤波、均值中心化、归一化、正交信号校正(OSC)、多元散射校正(MSC)、标准正态变换(SNV)等,其目的是校正光谱,消除异常样本数据,去除无关方差,消除基线偏移、乘法散射效果和其他不必要的系统变化的影响,从而简化光谱,使光谱更平滑,修正感兴趣的质量特征之间的关系,提高校准模型的鲁棒性。光谱数据的有效预处理有助于数据分析中提取有用的化学信息,并获得可靠、准确和稳健的预测模型。

2.2 高光谱数据降维

高光谱成像系统采集的数据立方体有广泛的波段范围,包含几十到几百个波段,许多波长包含不相关信息,并没有提升模型性能,反而增加了信息分析的复杂性^[17]。因此,对光谱数据进行降维处理可以简化模型过程,选择与目标变量相关性高的最佳关键波长能够提高预测模型的准确性和可靠性。被广泛用于数据降维的方法^[18]有连续投影算法(SPA)、竞争性自适应重加权算法(CARS)、主成分分析法(PCA)、无信息变量消除法(UVE)、回归系数(RC)、遗传算法(GA)以及随机蛙跳算法(RF)等。在数据降维时,通常基于最佳预处理方法结合不同降维算法以获取最佳预测模型^[19]。

2.3 高光谱数据样本集的划分

通常使用最广泛的划分方法有随机取样法 (RS)、Kennard Stone (KS) 算法、光谱 - 理化值共生距离算法 (SPXY)^[20]。随机取样就是随机在样本中抽取样本,排除了人的主观随意性和能动性,但当总样本数量较大时,随机采样抽得的样本代表性差、随意性大、不具有典型性^[21]。KS 算法是基于欧几里德距离的算法,它的计算主要选取所有样本中与其他样本距离最远的样本,接着选取离所选样本尽可能远的样本,直至达到所选样本数,这样能涵盖整个样本空间,但是建模集不能涵盖预测集^[22]。SPXY 算法是在 KS 算法的基础上将光谱数据和样本距离同时考虑在分类参考里,有效地覆盖多维向量空间,是对 KS 算法的进一步精确,能够保证模型建模集中样本均匀分布,使得划分的样本集具有代表性,以提高模型的稳定性^[23]。

2.4 模型的构建与验证

在高光谱成像技术的实际应用中,最常见的高光谱数据分析方法是回归 (用于预测水果的物理化学属性) 和分级 (用于对水果分级和检测水果的缺陷)。为了创建用于回归和分级的数据模型,需要使用多变量方法分析和建立光谱数据与水果的特定的质量属性之间的关系。通常来说,多变量分析方法有定量分析和定性分析 2 种形式^[24]。

对于定量分析,其核心在于建立一种光谱数据与水果特定属性之间的回归关系,以实现对水果品质的无损检测。定量分析方法包括线性分析和非线性分析^[25]。广泛使用的非线性分析有支持向量机 (SVM)、支持向量回归 (SVR) 和人工神经网络 (ANN)。线性分析方法有逐步线性回归 (SLR)、偏最小二乘回归 (PLSR)、主成分回归 (PCR) 和多元线性回归 (MLR)。经过定量分析,常用于评估模型性能优劣的指标包括相关系数 (R) 和决定系数 (R^2)、均方根误差 ($RMSE$) 和残差预测偏差 (RPD)。

一般较好的模型具有较大的校正集相关系数 (R_C)、校正集决定系数 (R_C^2) 和预测集相关系数 (R_P)、预测集决定系数 (R_P^2) 以及较小的校正集均方根误差 ($RMSEC$) 和预测集均方根误差 ($RMSEP$)。 R_C 、 R_P 、 R_C^2 、 R_P^2 、 $RMSEC$ 、 $RMSEP$ 和 RPD 计算公式如下所示:

$$R_C = \frac{\sum_{i=1}^{n_C} (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n_C} (x_i - \bar{x})^2 (y_i - \bar{y})^2}}; \quad (2)$$

$$R_P = \frac{\sum_{i=1}^{n_P} (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n_P} (x_i - \bar{x})^2 (y_i - \bar{y})^2}}; \quad (3)$$

$$R_C^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n_C} [y_{act}(i) - y_{cal}(i)]^2}{\sum_{i=1}^{n_C} [y_{cal}(i) - y_{mean}(i)]^2}; \quad (4)$$

$$R_P^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n_P} [y_{act}(i) - y_{pre}(i)]^2}{\sum_{i=1}^{n_P} [y_{act}(i) - y_{mean}(i)]^2}; \quad (5)$$

$$RMSEC = \sqrt{\frac{1}{n_C} \sum_{i=1}^{n_C} [y_{act}(i) - y_{cal}(i)]^2}; \quad (6)$$

$$RMSEP = \sqrt{\frac{1}{n_P} \sum_{i=1}^{n_P} [y_{act}(i) - y_{pre}(i)]^2}; \quad (7)$$

$$RPD = \frac{SD}{RMSEP}。 \quad (8)$$

式中: n_C 和 n_P 分别为校正集和预测集中的样本数; y_{act} 和 y_{mean} 分别为样本参考值实测值和平均值; y_{cal} 和 y_{pre} 分别为校正集和预测集中样本预测值; SD 表示预测集中参考值的标准偏差。

对于定性分析,有 2 种,即监督分类和无监督分类^[26]。监督分类,需要预定义类标签,常用于光谱数据分析的监督分类方法包括 K 近邻 (KNN)、人工神经网络 (ANN)、线性判别分析 (LDA)、支持向量机 (SVM) 和偏最小二乘判别分析 (PLS - DA); 而用于分析光谱数据的无监督分类方法包括主成分分析 (PCA)、层次聚类 and K 均值。

3 水果品质检测的应用现状

随着人们生活水平的快速提高,对高质量的水果的需求也迅速增加,为了保证水果的营养与质量,开发快速准确的水果品质检测方法至关重要。在光学技术的快速发展下,高光谱成像技术在水果质量分析中应用越来越广泛。本文综述了高光谱成像技术在水果内部品质和外部品质检测中的最新应用进展,在表 1 中总结了高光谱成像技术对不同类型水果品质的分析,通过研究分析水果内、外部的特征属性 (可溶性固形物含量、酸度、硬度、水分含量、损伤、缺陷和纹理) 等来对水果品质进行检测和分级。

3.1 水果外部缺陷属性分析

水果外部品质是通过大小、形状、颜色和表面缺陷等属性来评估,在市场上这些属性是水果分级

表 1 高光谱成像技术对不同水果品质分析的最新应用

试验对象	质量参数	波长 (nm)	建模方法	精确度	参考文献
猕猴桃	纹理	1 000 ~ 2 500	PLS	$R_p > 0.9$	[27]
梨	损伤	400 ~ 1 000	SVM	83.33%	[28]
			KNN	85.42%	
			ResNet50 网络	93.75%	
枇杷	缺陷	450 ~ 1 040	PLS	97.5%	[29]
			RF	96.7%	
			XGBoost	95.9%	
脐橙	纹理	397 ~ 1 070	LS - SVM	98.67%	[30]
			PLS - DA	98.7%	
柑橘	缺陷	600 ~ 900	PCA	96.63%	[31]
芒果	DM	350 ~ 1 100	SVR	$R_p^2 = 0.886\ 3, RMSEP = 0.264\ 8$	[32]
			ELM	$R_p^2 = 0.893\ 2, RMSEP = 0.301\ 3$	
			BPNN	$R_p^2 = 0.965\ 8, RMSEP = 0.152\ 6$	
桃	SSC	908 ~ 1 735	SVR	$R^2 = 0.873\ 3, RMSE = 0.645\ 1$	[33]
香蕉	SSC	400 ~ 1 000	MLR	$R_p^2 = 0.858\ 4$	[34]
	DM			$R_p^2 = 0.873\ 5$	
	硬度			$R_p^2 = 0.912\ 8$	
葡萄	SSC	450 ~ 1 000	PLSR	$R_c = 0.977\ 5\ R_p = 0.976\ 2$	[35]
苹果	DM	1 000 ~ 2 500	LOO - PLS	$R_{cv}^2 = 0.83\ RPD = 2.39$	[36]
	TSC			$R_{cv}^2 = 0.81\ RPD = 2.20$	
草莓	糖含量	913 ~ 2 166	PLSR	$R_p^2 = 0.841\ RMSEC = 0.576$	[37]

注:PLS—偏最小二乘法;ELM—极限学习机;SVR—支持向量回归;SVM—支持向量机;MLR—多元线性回归;DM—干物质;SSC—可溶性固形物含量;TSC—总糖含量;PLSR—偏最小二乘法;RF—随机森林;XGBoost—极端梯度增加;BPNN—反向传播神经网络;LS - SVM—偏最小二乘支持向量机;PLS - DA—偏最小二乘判别分析;LOO - PLS—留一偏最小二乘算法;KNN—K 近邻;PCA—主成分分析。

与销售的重要依据之一^[38]。传统的机器视觉可以对水果的大小和形状进行评估,但是对于颜色较深的水果以及隐藏在水果表皮下的损伤和缺陷,很难通过机器视觉来判别^[39]。高光谱成像能够实现水果颜色、表面缺陷的预测,现今采用高光谱成像技术检测水果的外部品质的应用研究非常广泛。

孟庆龙等采用高光谱成像技术结合阈值分割技术和数学形态学方法实现了猕猴桃表面疤痕的快速无损识别,正确识别率分别达到 98.3% 和 95.0%,表明高光谱技术能够实现猕猴桃表面疤痕的快速识别^[40]。他们选取的样本比较少,之后的研究中,可以增加样本量,来提高识别准确率。张立秀等利用高光谱成像技术对桃的外部缺陷展开了研究,在建立偏最小二乘回归(PLSR)模型的过程中,采用了 5 种预处理方法,发现经过中值滤波预处理的模型性较其他方法更为优越,在特征波长的提取阶段,他们采用了回归系数法和竞争性重加权算法,随后,利用网格搜索法、遗传算法和粒子群算法

对支持向量机(SVM)模型进行优化,并进行了详细的分析比较。研究结果显示,经过网格搜索法优化的支持向量机模型在预测效果上表现最为出色,该模型在训练集上的判别率达到 93.33%,在预测集上的判别率为 96.77%,验证集的判别准确率达到 91.94%,该模型能够实现桃外部缺陷的检测^[41]。但他们只对一个品种进行了缺陷检测,接下来的研究中可以采集不同品种,提高模型的稳健性和通用性。欧阳爱国等运用高光谱成像系统获取毛桃果实的图像信息和光谱信息,探究了毛桃不同碰伤时间(12、24、36、48 h)对分类效果的影响。选取图像 100 个像素点的平均光谱作为毛桃果实的光谱,基于主成分分析(PCA)对毛桃图像进行降维,最后基于最小二乘支持向量机(LS - SVM)算法建立毛桃碰伤时间的判别模型。结果表明,径向基核函数建立的图像特征结合光谱特征的模型预测效果最好,对碰伤 12、24、36、48 h 的识别正确率分别为 83.33%、96.67%、100%、100%,图像与光谱特征相

结合能较好地实现对毛桃碰伤时间的评估^[42]。该研究选取 100 个像素点作为感兴趣区域,缺乏果实的完整信息,之后的研究可以选取更大的感兴趣区域,提高信息的完整性。Wang 等利用高光谱成像技术实现了樱桃果实缺陷的无损检测,通过分析 3 种类型的缺陷和未损坏样本图像,得出通过光谱信息建立的 CARS-LS-SVM 模型的识别准确率达到 91.43%,而通过图像信息建立的 CARS-PCA 模型对樱桃果实缺陷特征的位置和面积的检测准确度为 88.57%,该研究采用高光谱成像技术可实现对樱桃果实无损样品和天然缺陷的快速识别^[43]。但他们只是选取部分感兴趣区域,接下来的研究可以采集樱桃整个样本作为感兴趣区域,提高模型的准确性。

3.2 水果内部物理化学属性分析

水果的内部品质(可溶性固形物含量、硬度、糖度、酸度、维生素和矿物质等)直接反映其营养价值,能够为消费者提供指导作用^[44]。但这些理化指标无法轻易通过目测检测出来,需要破坏性的物理化学分析,如高效液相色谱、紫外分光光度法、质谱法等,使用化学方法分析水果质量,能够获取准确的结果,但是存在许多缺点,如耗时长、破坏样本、效率低。运用高光谱成像技术快速无损检测水果内部品质已作了大量研究。

高升等通过高光谱成像技术获取红提的光谱和图像信息,对红提酸度和硬度进行预测及分布可视化,首先运用 5 种不同的方法对原始光谱数据预处理,然后采用一次降维和组合降维方法对光谱信息进行特征变量提取,最后基于提取的特征变量分别建立红提总酸和硬度的偏最小二乘回归最优预测模型,并根据最优的预测模型实现了红提总酸和硬度的分布可视化^[45]。但他们只运用了 1 种建模方法即 PLSR,之后的研究中可以运用多种建模方法进行对比分析,以确定最优的预测模型。李雄等使用高光谱成像技术结合偏最小二乘判别法(PLS-DA)和偏最小二乘支持向量机(LS-SVM)算法对酥梨货架期进行了研究,实现了对酥梨货架期的检测和判别,同时也为水果新鲜度判别方法提供了研究方向^[46]。但他们运用图像建立的模型效果比较差,可以增加样本量来提高图像建模的精度。葛春靖等运用高光谱成像仪采集玉露香梨的光谱信息,探究了玉露香梨可溶性固形物含量(SSC)的预测方法,采用 6 种不同的预处理方法对原始光谱数据进

行预处理,发现经过中值滤波(MF)预处理后的结果最佳,然后,分别建立遗传算法(GA)优化的反向传播(BP)神经网络和 PLSR 预测模型,结果表明,MF-GA-BP 建立的模型性能最佳,其预测集决定系数为 0.98,均方根误差为 0.20,经过优化后的 BP 神经网络模型能够快速准确地预测玉露香梨 SSC^[47]。他们仅对 1 个品种进行研究,之后的研究中可以采集不同的品种,提高模型的通用性。Huang 等采用高光谱成像系统获取了油桃的图像和光谱信息,探究了一种检测油桃内外部品质的无损检测方法,根据内部质量与外部质量指标,分别建立了不同的外部质量判别模型和内部质量预测模型^[48]。他们构建的模型在区分其他水果方面的通用性较低,之后研究可以提高缺陷类型和物理化学指标的多样性,找到更加适用和准确的判别算法。Xu 等运用高光谱成像技术采集葡萄的图像信息和光谱信息,分别比较了深度学习的堆叠自编码器(SAE)算法、竞争性自适应重加权采样算法和连续投影算法筛选特征波长,发现 SAE 提取的特征波长更具潜力;然后,基于提取的特征光谱分别建立偏最小二乘法(PLS)和最小二乘支持向量机(LS-SVM)预测葡萄总可溶性固形物(TSS)和可滴定酸度(TA)的模型,结果表明,SAE-LS-SVM 深度学习模型能够实现葡萄 TSS 和 TA 的快速无损检测^[49]。他们仅研究了 1 种葡萄的同一成熟度预测模型,在未来可以对不同品种、不同成熟度的葡萄进行研究,以构建更稳健的评估模型。孙静涛等运用高光谱技术结合连续投影算法(SPA)、竞争性重加权算法(CARS)和 SPA-CARS 3 种提取特征波长方法对哈密瓜可溶性固形物含量和硬度进行特征波长的筛选,基于支持向量机(SVM)模型预测哈密瓜可溶性固形物含量、硬度及判别成熟度,结果表明,构建的 MSC-CARS-SPA-SVM 模型对可溶性固形物和硬度的预测性能最优,其可溶性固形物的 R_p 、RMSEP 和 RPD 分别为 0.940 4、0.402 7、2.941,硬度的 R_p 、RMSEP 和 RPD 分别为 0.825 3、35.220 0、1.771,该模型能够实现哈密瓜可溶性固形物含量和硬度的预测,但对于硬度的预测效果良好,准确性有待进一步提高^[50]。Tian 等利用可见光和近红外(400~1 000 nm)高光谱成像技术对芒果品质进行评估,结果显示,在比较了 5 种光谱预处理方法后,发现经过 SNV 预处理的方法相对较好,基于 CARS 方法筛选的特征变量建立的偏最小二乘法

(PLS)回归模型展现出最佳性能,其预测集决定系数高达 0.900 1,均方根误差为 0.616 2。该模型能够有效预测芒果的 SSC^[51]。但他们仅运用 1 种建模方法,还可以增加更多的建模方法,比较不同建模结果,得出最佳预测模型。

4 总结与展望

从本文对前人研究的总结可以清楚地看出,高光谱技术在水果内外部品质的检测中得到了广泛的应用。检测的目标质量属性也是全面的,不仅包括了水果外部颜色、表皮缺陷、损伤,而且也能检测分析物理化学属性,这些成功的应用表明,高光谱成像技术具有快速、准确的优点,可以成为一种分析水果品质的快速、无损检测手段。

高光谱成像技术是将机器视觉技术与光谱技术相结合,获得三维光谱数据。它具有检测能力强、图像分辨率高、多波段、光谱信息丰富等优点,尽管高光谱成像技术有许多优点,但仍然存在许多挑战,高光谱数据在选取感兴趣区域时,没有可以广泛用于选择水果样本的感兴趣区域;大量的冗余数据影响高光谱数据的处理速度和在线分析,同时多重共线性影响高光谱数据分析的准确性。与室内观察相比,基于高光谱成像技术的室外果实品质检测的研究较少,特别是在果园进行实时监测,因为需要获取和处理数十到数百个波长的大量图像数据,高光谱仪器自身成本较高,难以从实验室转移到产业自动检测,实现条件复杂的室外检测还需更加有效的数据处理方法来提高预测模型的稳定性和精确性。

因此,在之后的研究中,可以进行不同地区样本的采集,使得模型应用更广泛、准确、稳定。在处理大量数据方面,可以针对化学计量学方法和机器学习方法的研究,开发出更精准、快速的技术和算法,实现高精度的数据分析,建立精度高的模型,同时研究更先进和便携式的设备让高光谱成像技术市场中普遍使用,为水果品质检测实现快速高效的无损检测。

参考文献:

[1] Pathmanaban P, Gnanavel B K, Anandan S S. Recent application of imaging techniques for fruit quality assessment[J]. Trends in Food Science & Technology, 2019, 94: 32–42.

[2] 徐 赛, 陆华忠, 丘广俊, 等. 水果品质无损检测研究进展及应用现状[J]. 广东农业科学, 2020, 47(12): 229–236.

[3] 田有文, 吴 伟, 卢时铅, 等. 深度学习在水果品质检测与分级分类中的应用[J]. 食品科学, 2021, 42(19): 260–270.

[4] 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): 2743–2751.

[5] 武琳霞, 李 玲, 习佳林, 等. 桃品质的无损检测技术研究进展[J]. 食品科学, 2022, 43(15): 367–377.

[6] 周 伟, 徐颖若. 基于 PLC 和图像处理的水果分类智能控制系统[J]. 农机化研究, 2021, 43(5): 235–239.

[7] 郝瑞龙, 鲁任翔, 王 哲, 等. 基于近红外光谱的芒果采后品质与贮藏潜力预判的无损检测模型[J]. 热带作物学报, 2022, 43(9): 1918–1927.

[8] Li Y F, Feng X Y, Liu Y D, et al. Apple quality identification and classification by image processing based on convolutional neural networks[J]. Scientific Reports, 2021, 11: 16618.

[9] 马佳佳, 王克强. 水果品质光学无损检测技术研究进展[J]. 食品工业科技, 2021, 42(23): 427–437.

[10] Lu B, Dao P, Liu J G, et al. Recent advances of hyperspectral imaging technology and applications in agriculture[J]. Remote Sensing, 2020, 12(16): 2659.

[11] Wang B, Sun J F, Xia L M, et al. The applications of hyperspectral imaging technology for agricultural products quality analysis: a review[J]. Food Reviews International, 2023, 39(2): 1043–1062.

[12] 黄文倩, 陈立平, 李江波, 等. 基于高光谱成像的苹果轻微损伤检测有效波长选取[J]. 农业工程学报, 2013, 29(1): 272–277.

[13] Sun J F, Shi X J, Zhang H, et al. Detection of moisture content in peanut kernels using hyperspectral imaging technology coupled with chemometrics[J]. Journal of Food Process Engineering, 2019, 42(7): e13263.

[14] 鞠 皓, 姜洪喆, 周宏平. 油料作物与产品品质近红外光谱及高光谱成像检测研究进展[J]. 中国粮油学报, 2022, 37(9): 303–310.

[15] Wu D, Sun D W. Advanced applications of hyperspectral imaging technology for food quality and safety analysis and assessment: a review—Part I: fundamentals[J]. Innovative Food Science & Emerging Technologies, 2013, 19: 1–14.

[16] Jiao Y P, Li Z C, Chen X S, et al. Preprocessing methods for near-infrared spectrum calibration[J]. Journal of Chemometrics, 2020, 34(11): e3306.

[17] 贾梦梦, 殷 勇, 于慧春, 等. 高光谱成像融合特征波长筛选监测番茄贮藏中品质变化的方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(3): 969–975.

[18] Zou X B, Zhao J W, Povey M J W, et al. Variables selection methods in near-infrared spectroscopy[J]. Analytica Chimica Acta, 2010, 667(1/2): 14–32.

[19] 卢 伟, 蔡苗苗, 张 强, 等. 高光谱和集成学习的黑枸杞快速分级方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(7): 2196–2204.

[20] Tian H, Zhang L N, Li M, et al. Weighted SPXY method for calibration set selection for composition analysis based on near-infrared spectroscopy[J]. Infrared Physics & Technology, 2018,

- 95;88–92.
- [21] Morais C L M, Santos M C D, Lima K M G, et al. Improving data splitting for classification applications in spectrochemical analyses employing a random – mutation Kennard – Stone algorithm approach [J]. *Bioinformatics*, 2019, 35 (24) :5257–5263.
- [22] Zhang L N, Li G, Sun M X, et al. Kennard – Stone combined with least square support vector machine method for noncontact discriminating human blood species [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2017, 86;116–119.
- [23] Li Z G, Lv H, Li T H, et al. Reagent – free simultaneous determination of glucose and cholesterol in whole blood by FTIR – ATR[J]. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 2017, 178;192–197.
- [24] Quelal – Vúscenez M A, Lerma – García M J, Pérez – Esteve é, et al. Fast detection of cocoa shell in cocoa powders by near infrared spectroscopy and multivariate analysis[J]. *Food Control*, 2019, 99: 68–72.
- [25] Elmasry G, Kamruzzaman M, Sun D W, et al. Principles and applications of hyperspectral imaging in quality evaluation of agro – food products: a review[J]. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, 2012, 52 (11) :999–1023.
- [26] Liu J Y, Zeng L H, Ren Z H. Recent application of spectroscopy for the detection of microalgae life information: a review [J]. *Applied Spectroscopy Reviews*, 2020, 55 (1) :26–59.
- [27] Li J, Huang B H, Wu C P, et al. Nondestructive detection of kiwifruit textural characteristic based on near infrared hyperspectral imaging technology [J]. *International Journal of Food Properties*, 2022, 25 (1) :1697–1713.
- [28] 王广来, 王恩凤, 王聪聪, 等. 基于高光谱图像技术与迁移学习的水晶梨早期损伤检测[J]. *光谱学与光谱分析*, 2022, 42 (11) :3626–3630.
- [29] 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.
- [30] 刘燕德, 王 舜. 基于图像和光谱融合的脐橙货架期高光谱成像无损检测研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2022, 42 (6) :1792–1797.
- [31] 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.
- [32] 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.
- [33] 杨宝华, 高志伟, 齐 麟, 等. 高光谱影像的鲜桃可溶性固形物含量预测模型[J]. *光谱学与光谱分析*, 2021, 41 (11) :3559–3564.
- [34] 尚增强, 杨东福, 马质璞. 香蕉成熟期品质可视化与高光谱成像研究[J]. *保鲜与加工*, 2021, 21 (9) :98–104.
- [35] 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.
- [36] 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.
- [37] Seki H, Ma T, Murakami H, et al. Visualization of sugar content distribution of white strawberry by near – infrared hyperspectral imaging [J]. *Foods*, 2023, 12 (5) :931.
- [38] 丁 燕, 孙元明, 李冬升, 等. 基于 CiteSpace 对水果无损检测研究进展和趋势的可视化分析[J]. *食品工业科技*, 2023, 44 (16) :444–453.
- [39] 沈 宇, 房 胜, 郑纪业, 等. 基于高光谱成像技术的富士苹果轻微机械损伤检测研究[J]. *山东农业科学*, 2020, 52 (2) :144–150.
- [40] 孟庆龙, 张 艳, 尚 静. 基于高光谱成像的猕猴桃表面疤痕无损识别[J]. *浙江农业学报*, 2019, 31 (8) :1372–1378.
- [41] 张立秀, 张淑娟, 孙海霞, 等. 高光谱技术结合网格搜索优化支持向量机的桃缺陷检测[J]. *食品与发酵工业*, 2023, 49 (16) :269–275.
- [42] 欧阳爱国, 刘昊辰, 成 龙, 等. 高光谱图像特征结合光谱特征用于毛桃碰伤时间分类[J]. *光谱学与光谱分析*, 2021, 41 (8) :2598–2603.
- [43] Wang B, Yang H, Zhang S J, et al. Detection of defective features in *Cerasus humilis* fruit based on hyperspectral imaging technology [J]. *Applied Sciences*, 2023, 13 (5) :3279.
- [44] 陈玥瑶, 夏静静, 韦 芸, 等. 近红外光谱法无损检测平谷产大桃品质方法研究[J]. *分析化学*, 2023, 51 (3) :454–462.
- [45] 高 升, 徐建华. 高光谱成像的红提总酸与硬度的预测及其分布可视化[J]. *食品科学*, 2023, 44 (2) :327–336.
- [46] 李 雄, 刘燕德, 欧阳爱国, 等. 酥梨货架期的高光谱成像无损检测模型研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2019, 39 (8) :2578–2583.
- [47] 葛春靖, 张淑娟, 孙海霞. 基于 GA – BP 神经网络玉露香梨可溶性固形物高光谱技术检测[J]. *现代食品科技*, 2021, 37 (5) :296–302, 278.
- [48] Huang F H, Liu Y H, Sun X Y, et al. Quality inspection of nectarine based on hyperspectral imaging technology [J]. *Systems Science & Control Engineering*, 2021, 9 (1) :350–357.
- [49] Xu M, Sun J, Cheng J H, et al. Non – destructive prediction of total soluble solids and titratable acidity in Kyoho grape using hyperspectral imaging and deep learning algorithm [J]. *International Journal of Food Science & Technology*, 2023, 58 (1) :9–21.
- [50] 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) :2184–2191.
- [51] Tian P, Meng Q H, Wu Z F, et al. Detection of mango soluble solid content using hyperspectral imaging technology [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2023, 129;104576.