

DOI: 10.16210/j.cnki.1007-7561.2023.01.014

熊春晖, 余永新, 焦逊, 等. 高光谱成像技术在农产品无损检测中的应用[J]. 粮油食品科技, 2023, 31(1): 109-122.

XIONG C H, SHE Y X, JIAO X, et al. Application of hyperspectral imaging technology in nondestructive testing of agricultural products[J]. Science and Technology of Cereals, Oils and Foods, 2023, 31(1): 109-122.

高光谱成像技术在农产品无损检测中的应用

熊春晖¹, 余永新¹✉, 焦逊¹, 邵勇¹,
贾莉¹, 王淼¹, 肖明², 王静¹(1. 中国农业科学院 农业质量标准与检测技术研究所, 北京 100081;
2. 青海大学 农林科学院, 青海, 西宁 810016)

摘要: 高光谱成像技术具有“图谱合一”的特点, 其汇集了传统成像和光谱技术的特点, 能同时获得待测农产品样本的图像信息和光谱信息, 因此该技术既可以通过成像技术检测物体的外部特征, 又可以通过光谱技术得到农产品的内部品质和食用安全性信息, 包括品种分类、理化指标测定、真菌感染检测和农药残留检测等。与传统检测方法相比, 高光谱成像以其检测过程中前处理简单、无污染、无破坏性的特点, 在农产品无损检测领域有所应用。从高光谱成像的理论基础出发, 对其图像获取与分析方式进行概述, 并阐述了高光谱成像技术在农产品无损检测领域中近五年的研究进展, 以期为农产品的品种分类、营养品质和食用安全性评估方法提供参考。

关键词: 高光谱成像技术; 农产品; 品质; 无损检测

中图分类号: TS207.3 文献标识码: A 文章编号: 1007-7561(2023)01-0109-14

Application of Hyperspectral Imaging Technology in Nondestructive Testing of Agricultural Products

XIONG Chun-hui¹, SHE Yong-xin¹✉, JIAO Xun¹, SHAO Yong¹,
JIA Li¹, WANG Miao¹, XIAO Ming¹, WANG Jing¹

(1. Institute of Quality Standards and Testing Technology for Agro-Products, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100098, China; 2. Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Qinghai University, Xining, Qinghai 810016, China)

Abstract: The hyperspectral imaging technology has the feature of “image and spectrum in one”, which brings together the features of traditional imaging and spectroscopic techniques, and both image information and spectral information of the agricultural products could be obtained. Therefore, this technology can not only detect the external characteristics of objects by imaging technology, but also obtain the internal quality

收稿日期: 2022-08-01

基金项目: “十四五”国家重点研发计划(2021YFD1600100); 国家大麦青稞产业技术体系(CARS-05)

Supported by: National Key Research and Development Project of the 14th five-year plan, China (No. 2021YFD1600100); National Technical System for Barley and Highland Barley Industry (No. CARS-05)

作者简介: 熊春晖, 女, 1998 年出生, 在读硕士生, 研究方向为食品质量与安全。E-mail: 863200071@qq.com.

通讯作者: 余永新, 男, 1972 年出生, 博士, 研究员, 研究方向为食品安全与检测技术。E-mail: 0891syx@163.com.

and food safety information of agricultural products by the spectral technology, including variety classification, physical and chemical index determination, fungal infection detection and pesticide residue detection, etc. Compared with traditional detection methods, hyperspectral imaging has been applied in the field of non-destructive testing of agricultural products due to its simple pretreatment, non-pollution and non-destructive characteristics in the detection process. This review started from the theoretical basis of hyperspectral imaging, and summarized its image acquisition and analysis methods, followed by expounding the research progress of hyperspectral imaging technology in the field of nondestructive testing of agricultural products in the past five years. This review could provide information on the classification and nutritional quality of agricultural products and food safety assessment methods to provide reference.

Key words: hyperspectral imaging technology (hsi); agriculture products; quality; nondestructive testing

近年来,近红外光谱技术已经逐渐被应用于农产品的无损检测中。近红外光谱技术可以为原子间的化学键提供振动信息,由于不同化学键在不同环境中对近红外光的吸收波长有明显差别,从而根据原子间化学键的振动信息(拉伸和弯曲)来分析农产品样品的生物化学变化^[1-3]。但近红外光谱技术仅能提供光谱信息,不能提供样本的空间信息,从而限制了近红外光谱技术在结构属性研究中的应用^[4]。高光谱成像技术(Hyperspectral imaging, HSI)将近红外光谱技术和图像技术相结合,同时获得农产品的光谱信息和图像信息。将获取的图像信息用于检测农产品的外部品质,如纹理、色泽、形态等。光谱信息则用于检测农产品的内部品质和食用安全性。结合了光谱与图像,它可以快速、非破坏性和非接触式的分析单个或多个农产品^[5-7]。随着人们对高品质鲜活农产品的需求增加,开发并运用快速、准确、无损的农产品品质与质量安全检测方法具有重要意义。

目前,我国常用的传统农产品品质检测方法,大多以化学分析方法为主,包括蛋白质电泳、标准系列比色法、凯氏定氮法、薄层色谱法、质谱联用法、高效液相色谱法等^[8-17],这些方法通常准确度高,精密度好,但也存在许多缺点,例如需要繁琐的前处理过程,检测时间较长,对农产品产生结构性破坏,经济成本较高。高光谱技术作为一种快速发展的农产品无损检测方法,凭借其快速、无损、无污染、可重复的优点,在农产品品质与安全检测方面逐渐凸显其优势,截至目

前,高光谱成像技术已经在农产品种质资源表型鉴定、品种优选、品质分级、营养成分快速判定、有毒有害物质筛查与预警等方面进行了诸多研究报道^[18-25]。

近年来虽然高光谱成像技术在农产品品质与安全检测方面发展较快,但目前系统阐述基于高光谱成像技术在农产品品质与食用安全性检测等方面的基本原理、研究进展、应用场景等报道相对较少。为了深入了解高光谱成像技术的成像原理和国内外最新的研究成果^[2],本研究总结了高光谱成像技术的设备组成和检测机理,并对特征融合、关键检测步骤及相关算法进行归纳。其次,综述了高光谱成像技术在农产品品种分类鉴别、理化性质检测和食用安全性无损检测中的应用场景。同时,针对近五年基于高光谱成像技术进行的农产品检测研究进展进行总结。最后,在此基础上展望了高光谱成像技术在农产品无损检测方面的发展前景。

1 高光谱成像技术进行无损检测的理论基础

1.1 HSI 系统的原理及主要组成部分

HSI 技术可以在不同的连续波长带下产生大量相同样品的图像。这些不同波长的图像形成一个超立方体,其具有光谱维度(波长 λ 轴)和两个空间维度(X轴和Y轴)。空间维度可以描绘每个像素的位置,光谱维度可以描绘每个像素的光谱数据。由于不同特定波长下,对应不同分布的化学成分,成像样品具有不同光谱反射率,从

而反映农产品样品的不同化学成分分布。

图 1 为 Specim IQ 便携式高光谱成像仪, 由软件和硬件两方面组成。硬件包括: 三角支架; 两个照射样品的光源, 为卤素灯; 三角支架夹具和相机夹具, 固定支架和相机位置; 检测器 (Specim IQ 相机), 获取高光谱图像和光谱信息; 用于调整焦距的镜头; 可供检测器左右移动的中置杆和一个控制检测器拍摄的计算机。所需要的软件都在计算机上, 包括高光谱图像的采集软件和可以进行预处理及数据分析的软件。



图 1 高光谱成像仪
Fig.1 Hyperspectral imager

1.2 图像采集

对于高光谱图像的获取, 一般分为点扫描、线扫描和面扫描三种方法。点扫描是在空间维度中 (X 轴和 Y 轴) 对所有像素逐一扫描并累加, 从而形成高光谱图像。对于线扫描, 每次沿 X 轴的空间维度获取一条样本图像, 并记录线中所有像素的光谱信息, 从而汇集为一个高光谱图像。对于面扫描 (波长扫描), 区别于以上两种扫描方式, 它每次获取单个波长的样品图像, 并在每个波长上重复获取图像。最后将所有波长对应的图像叠加从而形成高光谱图像。在三种采集方式中, 线扫描是农产品质量分析中最常用的图像获取方式, 也非常适用于食品加工的流水线工作^[1]。

1.2.1 图像特征融合

在利用高光谱技术获得农产品图像时, 颜色、纹理和形态是最常见的特征, 它们可以揭示农产品的品质、所受病虫害及其内外部缺陷等信息。这些特征比较容易获取但往往需要结合标准的化学物理检测方法对感兴趣区域进行测量, 或者通过专家和经验进行描述。如表 1 所示, 针对农产品最常见的特征有三种分析方法: 颜色分析、图像纹理分析和形态学分析, 它们可以作为新的特征与光谱信息融合, 结合光谱信息来训练模型, 能起到提高算法准确性、提高模型稳定性的作用。

表 1 图像特征融合分类

Table 1 Classification of image feature fusion

图像特征分类	定义	评价指标	特征提取方法
颜色分析	由光源、样品反射率和观察者的视觉三个要素确定	$L^*a^*b^*$ 、 $L^*u^*v^*$ 、HSV、RGB 颜色空间	主颜色直方图等 ^[2]
纹理分析	在不同波长的图像中强度变化的空间组织	纹理的粗糙度、规律性、方向; 能量、熵、对比度、相关性等	一阶统计量 (First-order Statistics, FOS)、灰度共生矩阵 (Gray Level Co-occurrence Matrix, GLCM) ^[4] 、游程矩阵 (Run Length Matrix, RLM) 等
形态学分析	感兴趣区的几何形状和性状的相关度量	样品粒径、颗粒、液滴和气泡等的尺寸和形状, 以及样品的位置、表面粗糙度和方向等 ^[5]	傅里叶变换、几何参数法等

1.3 光谱数据信息处理方法

面对大量待扫描的样本, 一般按 Kennard-Stone 算法^[7]将样本随机划分为训练集和预测集, 训练集用来估计模型中的参数, 使模型能预测其他未知信息。由于高光谱信息量巨大导致光谱表现不佳, 可以结合化学计量学算法筛除冗余信息

并提取重要信息^[2]。

1.3.1 光谱预处理

由高光谱系统采集到的光谱数据除了包含样本有效信息外, 还存在背景干扰信息、电流产生的噪声和杂散光干扰等。为建立性能稳定的高光谱预测模型, 可以根据产生噪声的不同来源, 对

高光谱数据进行预处理操作^[8]。

使用最广泛的预处理方法包括平滑、归一化、导数、基线校正、标准正态变量 (Standard Normal Variate, SNV)、去趋势、多元散射校正 (Multiplicative Scatter Correction, MSC) 和正交信号校正 (Orthogonal Signal Correction, OSC)。目前,常用的平滑方法包括 Savitsky-Golay 平滑滤波器 (S-G Filtering)、Gaussian 滤波器、平均滤波器和中值滤波器等。也可以将以上预处理方法组合使用,从而提高模型的预测性能。

1.3.2 特征波长提取

特征波长选择是筛选出与目标属性相关的最有效关键波长。然后,基于这些选定的关键波长,进行误差较小的定性或定量研究。优化波长选择的方法有很多,如回归系数 (Related Coefficient, RC)、连续投影算法 (Successive Projections Algorithm, SPA)、竞争性自适应重加权采样 (Competitive Adaptive Reweighted Sampling, CARS)、模拟退火 (Simulated Annealing, SA)、主成分分析法 (Principal Component Analysis, PCA)、无信息变量消除法 (Uninformative Variables Elimination, UVE)、随机蛙跳 (Random Frog, RF) 算法、遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 等。由于高光谱数据的复杂性,不同的最佳波长选择算法可能会产生不同的结果。因此,在选择最佳波长时,应组合不同预处理方法使用,比较几种不同的算法以获得预测效果最佳的一种。

1.3.3 模型的建立与验证

由于高光谱图像的高维度和多重共线性,需要使用多元分析方法来分析和建立光谱数据与样本目标特征之间的关系。一般来说,多元分析方法分为定量分析和定性分类。

对于定量分析,其目的通常是建立样品中的某个属性与光谱数据之间的关系。通过使用这种回归关系,我们通过该属性在样品内部的分布情况进行定量分析。定量分析方法可以是非线性的,也可以是线性的。典型的非线性定量分析方法主要包括人工神经网络 (Artificial Neural Network, ANN)、支持向量机 (Support Vector Machine,

SVM) 和支持向量回归 (Support Vector Regression, SVR)。线性分析方法主要包括偏最小二乘回归 (Partial Least Squares Regression, PLSR)、逐步线性回归 (Stepwise Linear Regression, SLR) 和多元线性回归 (Multiple Linear Regression, MLR)。常用的预测模型性能评价指标有决定系数 (R^2)、均方根误差 (RMSE)、相对误差 (RE) 和残差预测偏差 (RPD)。一般来说,验证结果较好的预测模型,其训练集和预测集应该有接近 1 的 R^2 值,大于 3 的 RPD 值和尽量小的 RMSE、RE。

对于定性分类,一般包括有监督分类和无监督分类。光谱数据分析常用的监督分类方法包括 k-近邻 (K-Nearest Neighbor, KNN)、ANN、线性判别分析 (Linear Discrimination Analysis, LDA)、支持向量机 (SVM) 和偏最小二乘判别分析 (Partial Least Square Discriminant Analyses, PLS-DA)。用于光谱数据分析的典型无监督分类方法包括主成分分析 (PCA)、层次聚类和 k 均值^[1]。定性分类后,研究者一般以预测模型的准确度或误判率^[9]作为分类效果的评价指标。准确率的指标越接近于 100%,误判率越接近于 0,代表预测模型的分类效果越明显;若准确率低于 70%则可判定识别效果不明显。

2 高光谱成像技术在农产品品质检测中的应用

常用的高光谱波长范围为可见-近红外(400~1 000 nm)、近红外(900~1 700 nm)和短波红外波段(1 000~2 500 nm)三种波段。高光谱成像技术凭借其高信噪比、高稳定性、高分辨率的特点在农产品品质检测中得到广泛应用。

2.1 品种分类

不同种类的农产品品种繁多,由于不同品种的农产品其生长环境、产量等存在差异,导致品种间营养成分、用途、价格差异较大。导致市场上以次充好现象频发,给农产品的国际贸易、地理标志产品保护以及消费者权益保护带来阻碍^[2]。品种分类是农产品储藏、育种以及开发利用的重要依据^[8],由于大部分农产品品种外观极其相似,很难通过肉眼观察进行品种分类。通过高光谱成

像技术对不同种类的农产品品种进行无损分类，有助于商业分级，可以有效避免以次充好现象的发生。在品种分类的研究中，将扫描农产品得到

的光谱信息和纹理特征、颜色特征和形态学特征等结合进行建模，所建模型性能优于单一使用光谱或图像信息。

表 2 高光谱成像技术在农产品品种分类中的应用

Table 2 Application of hyperspectral imaging technology in identification of agricultural products

农产品种类	品种数量	光谱范围/nm	信息来源	光谱预处理方法	特征波长提取	模型类别	模型效果/%	参考文献
大米	6	400~1 000	光谱-纹理特征	MSC、2ND、SNV	SPA、PCA	SVM、CSA	96.57	[10]
小麦	5	405~970	光谱-颜色-形态特征	SNV、PCA	CDA	BPNN (RF、LS-SVM)	98.4	[11]
小麦	6	400~1 000	光谱-形态特征	(MA、NL、1st Der、BL、SNV)	CARS (SPA)	LDA (SVM、KNN)	86.0	[12]
酿酒高粱	11	400~1 000	光谱-纹理特征	MSC	SPA	SVM (ELM、PLS-DA)	91.8	[13]
萝卜种子	6	400~1 000	光谱信息	SG 平滑、MSC	(SPA、VISSA)	SVM、Softmax	96.22	[14]
玉米种子	6	400~1 000	光谱-形态特征	无	PCA	CNN (SVM、KNN)	98.67	[15]
马铃薯	3	350~1 050	光谱信息	S-G 平滑、FOD、LFOD、CV	Mahalanobis	SDA	71.67	[16]
马铃薯	8	860~1 700	光谱信息	Z-Score 标准化	DA	BPN (SVM、LDA)	93.24	[17]
油桃	4	420~1 000 900~1 700	光谱-纹理特征	无	无	PLS (LS-SVM、ELM)	81.49	[18]
苹果	7	350~2 500	光谱-理化含量	MSC、FD、SNV	PCA (FCA、MDS、LDA、LLE、KPCA)	QDA (KNN、NB、GBDT、RF、SVM、DT)	90.5	[19]
苹果	3	392~1 027	光谱信息	MSC (SD、SNV)	PCA	KNN (PLS-DA)	100	[20]
酿酒葡萄	12	900~1 700	光谱-理化含量	S-G 平滑 (SNV、MSC、SD)	PCA	SVM (RF、AdaBoost)	90.01	[8]
红景天	3	935~1 720	光谱信息	SNV (MSC)	CARS (x-LWs)	LDA (PLS-DA、PNN)	100	[21]
牛肉	3	400~1 000	光谱-纹理特征	MSC (SNV)	SPA (NM、CARS、SCARS)	KNN (SVM、RF)	99.14	[22]
牛肉	5	400~1 000	光谱-颜色-纹理特征	FD (MSC、SNV)	CARS (SG、PCA)	PLS-DA	93.55	[23]
烟叶	31	400~1 000	光谱信息	MSC (SNV、SG)	无	SVM (ELM、RF、GBDT)	96	[24]

注：括号中的算法为文中提及，但对模型预测结果不造成影响。

Note: The algorithm in brackets is mentioned in the text, but it does not affect the model prediction results.

缩写全称及中文释义: 基线校正 (Baseline correction, BL)、二阶导数 (2nd derivative, 2ND)、乌鸦搜索算法 (Crow Search Algorithm, CSA)、极限学习机 (Extreme Learning Machine, ELM)、偏最小二乘 (Partial Least Squares, PLS)、卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN)、t-随机邻近嵌入 (t-distributed Stochastic Neighbor Embedding, t-SNE)、标准化 (Normalization, NM)、竞争性自适应重加权算法 (Competitive Adaptive Reweighted Sampling, CARS)、稳定性竞争自适应重加权采样算法 (Stable Competitive Adaptive Reweighted Sampling, SCARS)、梯度提升决策树 (Gradient Boosted Decision Tree, GBDT)、变量迭代空间收缩方法 (Variable Iteration Space Shrinkage Analysis, VISSA)、堆叠自动编码器 (Stack Automatic Encoder, SAE)、一阶导数 (First Derivative, FD)、一阶微分 (First Order Differentia, FOD)、对数一阶微分 (Logarithmic First Order Differential, LFOD)、包络线去除 (Continuous removal, CV)、逐步判别分析 (Stepwise Discriminant Analysis, SDA)、概率神经网络 (Probabilistic Neural Network, PNN)、马氏距离 (Mahalanobis 距离方法)、二次判别分析 (Quadratic Discriminant Analysis, QDA)、典型判别分析 (Canonical Discriminant Analysis, CDA)、基于核函数的主成分分析 (Kernel Principal Component Analysis, KPCA)、朴素贝叶斯 (Naive Bayes algorithm, NB)、多维尺度分析 (Multidimensional Scaling, MDS)、自适应增强 (Adaptive Boosting, AdaBoost)、载荷系数法 (x-loading weights, x-LWs) 分局局部线性嵌入 (Local Linear Embedding, LLE)、因子分析 (Factor Component Analysis, FCA)。

由表 2 可知，不同种类农产品所用的光谱处理及建模算法有所不同，最常用的包括 MSC、SNV 算法用于光谱散射校正，尽量消除样品状

态、测量环境等因素带来的影响。因为高光谱成像技术结合了化学计量学、机器学习等方法，操作软件主要使用 ENVI、Matlab、PyTorch 和 Python

等。分别用于选取样本感兴趣区域从而提取光谱数据；对数据进行数据预处理、特征波长选择及常规方法建模；构造神经网络以及对数据进行可视化等。高光谱成像技术可运用于各个种类农产品的品种鉴别中，包括谷物、果蔬、肉制品等。由表 2 中统计的案例均表明了高光谱成像技术在谷物、果蔬、肉制品等农产品的品种鉴别方面的可行性，并结合了化学计量学和机器学习方法可以为农产品的品种鉴别提供更加无损、快速、低成本的方法。

2.2 理化性质检测

对于农产品内部理化性质的分析，可使用建模算法来建立回归模型从而对相关属性进行含量预测。由于农产品的营养价值直接体现在其内部的理化性质上，故对其进行分析有利于农产品的育种筛选、商业分级等。高光谱成像技术凭借“图谱合一”的自身优势已经被广泛运用于农产品的含水量、蛋白质等理化指标的检测中。

2.2.1 谷物含水量检测

廉孟茹等^[26]采用高光谱技术对鲜食水果玉米进行光谱数据采集，选取 MSC 对光谱进行预处理。基于 MSC 预处理数据选用 SPA、CARS 以及 RF 分别提取含水量的特征波长并建模分析。结果表明，MSC-CARS-PLS 模型的含水率预测效果最好，预测集的决定系数 (R_p^2) 达到 0.825，预测均方根误差 ($RMSEP$) 为 0.006。该模型预测效果较好，但只使用了 PLS 一种建模方法。除 PLS 外，建议使用多种建模方法，进行比较获得最佳建模方法。

2.2.2 果蔬含水量检测

李红等^[27]利用高光谱成像技术，并结合颜色特征和光谱信息对生菜冠层含水量进行检测。在去除图像的背景噪声和光强校正后，利用 SNV 进行光谱预处理，采用蒙特卡罗无信息变量消除法 (Monte Carlo Uninformative Variable Elimination, MCUVE) 剔除无关变量，再结合 SPA 和基于最小绝对收缩和选择算法 (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator, LASSO) 筛选特征波长。从而建立 MCUVE-LASSO-SPA-PLS 模型，其预测集相关系数为 0.901，均方根误差为 0.929，效

果较好。在特征波长筛选步骤中，组合使用三种算法达到更好的消除冗余信息、筛选波长的效果。故可使用 MCUVE-LASSO-SPA-PLS 模型计算生菜冠层每个像素点的干基含水率，从而实现生菜冠层叶片干基含水率可视化检测。孙红等^[28]为了快速检测马铃薯叶片的含水量，结合颜色特征和光谱信息，在 862.9~1 704.2 nm 波长范围内采集叶片光谱成像数据和图像信息，分别用相关性分析 (Correlation Analysis, CA) 和 RF 两种算法进行光谱特征分析各筛选得到 15 个特征波长。分别用两种算法筛选出的特征波长建立 CA-PLSR 和 RF-PLSR 模型。结果显示，RF 算法选取的特征波长分布范围较 CA 法范围更广，具有局部“峰谷”特性，且 RF-PLSR 建模后效果更佳，其预测集精度 R^2 为 0.947， $RMSE$ 为 2.15%。然而，在他们的研究中，由于没有使用 SNV 算法等进行光谱预处理，直接在全波长的基础上筛选特征波长和建立预测模型，模型的运行效率可能较低。因此进一步的研究中可以使用光谱预处理来提高模型性能和运行效率。

2.2.3 肉品含水量检测

王迪等^[29]利用高光谱成像技术对羊肉含水量进行无损检测。在 1 000~2 500 nm 范围内对羊肉样本进行光谱信息采集，分别使用 SNV、MSC 和去趋势校正法等 6 种算法进行处理，选出最佳预处理算法为去趋势校正法 (Detrend Correction, DC)。原始数据经 DC 处理后，采用相关系数法 (Correlation Coefficient Method, CCM) 筛选特征波长，建立特征波长下羊肉含水量的 PLSR 模型和逐步多元线性回归 (Stepwise Multiple Linear Regression, SMLR) 模型。如表 3、表 4 所示，比较了两种模型的定量分析指标，SMLR 模型对含水量预测效果最好，预测集的相关系数为 0.865，标准误差为 0.039，模型指标较好可以实现对羊肉含水量的无损检测。

2.2.4 农产品中蛋白质含量检测

王朝辉等^[30]结合颜色特征和光谱信息研究大米中蛋白质含量，提取了 408.3~1 007.2 nm 范围内的大米光谱信息并与化学方法测定的蛋白质含量相结合，比较 SG、MC、MSC 三种预处理方

表 3 不同预处理方法下的 PLSR 模型结果^[29]
 Table 3 The results of PLSR model under different preprocessing methods

预处理方法	校正集		预测集	
	R_c	SEC	R_p	SEP
原始光谱	0.743 0	0.097 4	0.760 1	0.091 2
多元散射校正	0.826 8	0.058 3	0.810 9	0.060 0
标准正态变换	0.823 5	0.065 5	0.826 9	0.041 4
一阶导数	0.804 6	0.087 4	0.825 4	0.083 0
归一化	0.813 6	0.071 3	0.830 5	0.069 8
S-G 卷积平滑	0.790 9	0.077 8	0.805 1	0.074 3
去趋势校正	0.856 1	0.077 0	0.842 2	0.059 2
标准正态变换+去趋势校正	0.826 4	0.074 7	0.832 4	0.082 1
一阶导数+标准正态变换	0.796 7	0.065 3	0.763 4	0.069 5
一阶导数+多元散射校正	0.773 6	0.101 8	0.764 2	0.123 0
二阶导数+标准正态变换	0.809 4	0.071 7	0.822 7	0.070 1
二阶导数+多元散射校正	0.813 6	0.072 4	0.788 3	0.082 1

表 4 特征波段下的 PLSR 和 SMLR 模型结果^[29]
 Table 4 Results of PLSR and SMLR models under characteristic bands

建模方法	校正集		预测集	
	R_c	SEC	R_p	SEP
PLSR	0.842 7	0.055 1	0.860 1	0.040 3
SMLR	0.859 7	0.052 1	0.865 4	0.038 7

法的效果, 得出 MC 算法效果最佳, 再使用 SPA 法筛选特征波段。基于全波长分别建立 PLSR、主成分回归 (Principal Component Regression, PCR)、BP 神经网络预测模型, 对比确定最优模型为 PLSR。建立 MC-SPA-PLSR 模型, 预测各像素点的蛋白质含量, 训练集的相关系数为 0.904。再结合其灰度图像可对大米中蛋白质含量分布进行可视化检测。胡鹏伟^[31]提出一种基于 CARS 和 SPA 结合多层前馈神经网络的预测建模方法, 实验以含有不同浓度蛋白质的牛奶为对象, 利用高光谱成像系统共采集到 5 种牛奶的高光谱数据, 进行实验对比选择采用标准化方法对获取到的吸收光谱预处理, 然后采用 CARS 结合 SPA 筛选特征波长, 建立 CARS-SPA-BP 模型, 其测试集决定系数达到 0.968, 均方根误差 (RMSEP) 达到了 0.034。该研究创新性的结合了 CARS 和 SPA 算法既降低了模型运算量, 还可以概括样品的光谱信息, 具有实际意义, 但在运用 BP 神经网络进

行建模计算时要注意过拟合的问题。田容才等^[32]分析早籼稻籽粒光谱反射率与籽粒粗蛋白含量的关系, 在 325~1 075 nm 波长范围内, 使用 SG 平滑进行光谱预处理, 再进行反射率数据与粗蛋白含量的相关性分析, 筛选敏感波长。最后, 建立基于敏感单波长、波长组合和光谱参数的一元线性、多元线性、指数和多项式模型。研究发现, 在基于敏感波长的估测模型中, 四元线性模型估测效果最佳, 其验证集的 R^2 、RMSE 和 RE 分别为 0.518、0.154% 和 1.303%; 在基于光谱参数构建的估测模型中, DSI 为自变量构建的多项式模型估测效果较优, 其预测集的 R^2 为 0.581; RMSE 为 0.230%; RE 为 2.307%。本研究基于敏感波长和光谱信息分别建模, R^2 值均较低, 应考虑预测值与实测值含量间是否为线性关系。若在后续研究中将敏感波长与图像特征融合进行建模或许能提高模型精度并对 R^2 值带来改善。

2.2.5 脂肪含量的无损检测

Liu 等^[33]提出了一种基于注意力机制的卷积神经网络回归模型 ACNNR, 结合高光谱成像来预测单个玉米籽粒中的含油量。在 866.4~1 701.0 nm 范围内采集单个玉米籽粒胚侧和非胚侧的高光谱图像, 并比较了 CNNR、ACNNR 和偏最小二乘回归 (PLSR) 的性能。对于 PLSR, 使用一系列光谱预处理和降维方法最终确定最优混合 PLSR 模型。而对于 CNNR 和 ACNNR, 仅使用原始光谱作为其输入。结果表明, 胚胎侧更适合建立回归模型; 注意力机制有助于减少预测误差, 使 ACNNR 表现最佳 ($R_p^2=0.919$)。ACNNR 模型将光谱信息通过“端对端”的处理方式, 节省了预处理、特征提取等步骤, 并得到了比传统建模方法 (PLSR) 更好的性能参数。接下来可以引入不同品种玉米籽粒的含油量建立预测模型, 增加模型的稳健性。

马文强等^[34]对核桃仁脂肪含量进行预测。采集 862.9~1 704.02 nm 和 382.19~1 026.66 nm 波段的新疆“温 185”核桃仁的光谱信息。采用 MSE 和 SNV 法进行预处理后, 通过 CARS 与 CCM, 对核桃仁样品的脂肪含量进行了特征波段筛选。通过 PLSR 算法建立了全光谱波段与特征光谱波

段的预测模型,与全光谱波段相比蛋白质含量预测模型的验证集 R^2 由 0.66 增长到 0.91, $RMSEP$ 由 1.37 下降到 0.78;脂肪含量预测模型的验证集 R^2 由 0.83 增长到 0.93, $RMSEP$ 由 0.98 下降到 0.47。该研究表明采用 CARS 与 CCM 算法结合,筛选出的特征波段可以有效降低全光谱信息的复杂度,提高建模质量。章海亮^[35]利用高光谱技术采集 900~1 700 nm 范围三文鱼样本的光谱数据。对全谱利用 SPA 算法提取特征波长,然后基于特征波长建立 PLS 模型,利用 PLS 模型,对 100 个样本的光谱数据进行三文鱼脂肪建模分析,模型预测集的 R^2 为 0.913, $RMSE$ 为 0.920%。本研究模型精度较高,但缺少光谱预处理,直接对全波段进行特征波长筛选和建模可能导致模型运行效率较低。

2.3 农药残留检测

中国作为农业大国,每年都需要使用大量农药来减少昆虫和病害对农作物的干扰,从而保证农作物的正常生长。农药一方面可以用来防治农作物中的病虫害,但另一方面使用不当也会给人们的健康带来危害^[36]。不同于传统检测方法,高光谱成像技术具有快速、无损的特点,满足现代农业需求。针对农药残留的问题,目前已有国内外团队进行相关研究。

REN 等^[37]以施加了不同乐果浓度的菠菜叶为研究对象,使用 MSC 算法对光谱数据进行校正。此外,卡方检验特征选择算法分别与支持向量分类 (Support Vector Classification, SVC)、KNN、RF 和 LDA 等建模方法相结合。结果表明卡方检验与 LDA 组合是最佳模型,该模型的预测准确度和标准偏差分别为 99.7%、0.008,预测模型识别准确率较高,该方法可用于菠菜中乐果农药的无损检测。SUN 等^[38]以莴苣叶中的混合农药(氰戊菊酯和乐果)为研究对象,采用 SNV 算法对莴苣叶的高光谱数据进行预处理。然后分别使用 CARS 和随机森林递归特征消除 (RF-RFE) 选择特征波长,再利用 SPA 结合最小二乘支持向量回归 (Least Squares Support Vector Regression, LSSVR) 建立氰戊菊酯和乐果的预测模型。结果

表明,预测氰戊菊酯的 CARS-SPA-LSSVR 模型预测集 R^2 为 0.889, $RMSEP$ 为 0.018,预测乐果的 RF-RFE-SPA-LSSVR 模型预测集 R^2 为 0.939 和 $RMSEP$ 为 0.008。本研究创新性的结合了 CARS-SPA 和 RF-RFE-SPA 算法分别进行特征波长的筛选,简化了校准模型,提高了模型精度。

高光谱成像技术不仅可以对农产品进行单一种类的农药残留检测,还可以同时对不同种类的农药残留进行无损检测,赵昱莹等^[39]结合高光谱技术和化学计量学方法,采集 450~950 nm 波长范围薄荷叶的光谱信息,对薄荷叶上的异丙甲草胺、烟嘧等 4 类除草剂残留进行种类判别。使用 SG 平滑和 MSC 对光谱信息进行预处理。利用 PCA 算法对原始数据进行降维后,建立 SVM 模型。分别利用网格搜索 (Grid Search, GS)、粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 及灰狼算法 (Gray Wolf Optimizer, GWO) 对 SVM 模型参数进行处理。经过对比不同模型,SG-PSO-SVM、SG-PCA-GWO-SVM 和 MSC-GS-SVM 对测试集的判别正确率达到了 100%,其中 SG-PCA-GWO-SVM 计算时间最短。MSC-GS-SVM 具有最优的泛化能力,该方法应用范围广泛,可以实现对薄荷叶片上常见除草剂的无损检测。潘明康^[40]基于高光谱成像技术对柿子表面不同农药残留种类进行检测。在 400~1 000 nm 范围内采集柿子的高光谱数据再经过 SNV 进行光谱预处理,分别选用 PCA 和 SPA 算法进行全波段降维。基于 PCA 法和 SPA 提取的特征波长分别建立 SVM、BP 神经网络和 ELM 的农药残留种类检测模型。实验结果表明,SPA 降维效果优于 PCA,基于 SPA-SVM 模型分类效果最好,识别准确率为 90%。本研究中三种模型中对农药残留检测精度有待提高,可尝试更多高光谱降维方法和其他预测模型,提高模型识别准确率。桂江生等^[41]提出一种基于高光谱图像技术的西兰花农药残留定性检测新方法。首先在 383.70~1 032.70 nm 波段内分别采集喷砂了吡虫啉、阿维菌素、丙森锌 3 种农药的西兰花高光谱图像,并采用 MSC 对原始光谱数据进行预处理,再分别使用 PCA 和 SPA 算法选择特征光谱。最后,使用 MD、LSSVM、ANN 和

ELM 4 种分类算法建立基于全波段和特征波段信息的农药残留检测模型。结果表明：基于 SPA-ELM 模型的识别效果最好，预测集的正确率为 96.7%。

姜荣昌等^[42]提出了一种快速无损识别大白菜农药残留种类的方法。将含有均匀喷洒农药(毒死蜱、乐果、灭多威和氯氰菊酯)的大白菜样本为研究对象,分别获取其 400~1 000 nm 高光谱图像,并选取感兴趣区域后经 MSC 预处理;分别采用 CARS、PCA 算法和离散小波变换(discrete wavelet transform, DWT)降维;最后,将降维后的高光谱数据分别输入 CNN、多层感知机(Multi-Layer Perceptron, MLP)、KNN 和支持向量机 SVM 建立模型并比较。结果显示,DWT-CNN 算法总体精度为 91.2%。本研究使用离散小波算法降维,能够有效过滤高频干扰信息;且与 PCA 和 CARS 降维算法相比较,基于离散小波变换降维数据的同时,不仅较好的保留原始光谱曲线形状,而且还能较好还原曲线相对空间位置,提高了高光谱数据分类识别准确度。

丛孙丽^[43]利用高光谱图像技术对生菜叶片多种农药残留鉴别研究。采集 431~962 nm 波段的生菜叶片光谱数据。采用 SNV 算法对原始光谱数据预处理,并使用 SPA 选出 15 个特征波长再建立 SVM 鉴别模型。接着,在特征光谱数据的基础上建立基于三种智能优化算法的 SVM 模型(ABC-SVM、CS-SVM 及 GSA-SVM),综合考虑模型运行时间、训练集和测试集准确率及收敛迭代次数,GSA-SVM 模型性能最优。确立 GSA-SVM 模型中最佳粒子个数为 40 时 GSA-SVM 达到了最佳鉴别效果,测试集准确率为 96.1%。本研究对生菜叶片多种农药残留的定性研究聚焦于高光谱图像技术的光谱信息,没有研究生菜叶片农药残留与图像特征之间的关系,也没有对混合农药残留的含量实行可视化分析。因此,今后需要在这两方面进行深入研究,提高模型精度的同时使农残量可视化。

对农产品中农药残留的无损检测需求,使得高光谱成像技术在农残检测方面具有较高的应用潜力。上述研究多聚焦于使用光谱信息进行农药

残留的鉴别与残留量的检测,未融合图像信息进行处理。若能结合农产品的纹理特征等,则能起到提高模型通用性和准确率的效果。也可以对残留农药在农产品中的分布进行可视化处理,进一步对残留农药含量进行检测。

2.4 病菌及毒素感染检测

农产品在采摘、运输和营销过程中若保存措施不当极易受到病菌感染,农产品表面及内部的病菌存在不仅会导致品质下降,还会对农产品的食用安全性带来不利影响。一些真菌还会产生高温条件下难以去除的真菌毒素,限制了农产品的产量同时也造成了污染,也对消费者健康造成危害。高光谱成像技术凭借其无损快速的特点可以对农产品的实时健康进行检测,满足现代农业发展的要求。并且能够在农作物的初步阶段预防植物病害,有助于农作物的健康控制和优化产量,而不只是单单依赖于农药的使用^[44]。

在真菌感染检测方面。由于发霉的花生含有大量的黄曲霉毒素,能对绝大多数动物起急性毒害作用,而且具有明显的致癌作用。若能进行无损区分霉变花生,能对生产和售卖起到积极作用。Qi^[45]利用高光谱识别发霉花生。将花生的光谱数据,进行了连续小波变换(Continuous Wavelet Transform, CWT)和可分性分析,再利用阈值法,分离出五个小波特征(WFs)来识别发霉花生。此外,将 SPA 得到的七个最佳波段与 WFs 进行了比较。采用 PLS-DA 和 SVM 作为分类器,对 WFs 和最优频带进行评价。根据 PLS-DA 和 SVMs 的总体分类结果,连续小波变换 CWT 分类后与 PLS-DA 相结合分类效果更佳,测试数据的分类结果至少为 96.2%。Feng 等^[46]采用 874~1 734 nm 光谱范围内的近红外高光谱成像系统检测蓝霉菌对栗子的霉变危害。从高光谱图像中提取光谱数据后使用 SPA 选出了 12 个特征波长。采用 ANN,包括反向传播神经网络(Back Propagation Neural Network, BPNN)、进化神经网络、ELM 等模型,利用全光谱和特征波长建立模型。使用全光谱和最佳波长的 BPNN 和 ENN 模型获得了令人满意的性能,分类精度均超过 99%。两份研究中的模型精度较高,然而在他们的研究中,都缺少光谱

预处理步骤；并且均只针对单一品种的农产品进行霉变检测，在接下来的研究中应该增加更多的品种，以增强所建立预测模型的鲁棒性。

Chu^[47]利用高光谱成像评估三个杂交种的健康和真菌感染玉米籽粒之间的差异。分别采用 PCA-SVM、SPA-SVM，研究了像素级（PW）和对象级（OW）两种采样策略。使用 PC1 和 PC3 到 PC6 开发的对象级，OW-SPA-SVM 模型对三个玉米杂交种的准确率均高于 OW-PCA-SVM 模型，分别为 100%、98.9%和 98.9%。在像素级分析中，PW-SPA-SVM 模型的核级分类准确率更高分别为 100%、100%和 100%。本研究从图像的不同采样方法入手，对比了像素级和对象级检测方法对模型准确性的影响，可由实验结果看出搭配 PW 采样，模型分类更好。

刘琦等^[48]为了区分感染小麦条锈菌的潜育期小麦，在 325~1 075 nm 范围内利用定性偏最小二乘（Discriminant Partial Least Squares, DPLS）、ANN 和 SVM 这 3 种方法建立识别潜育期小麦条锈菌的模型，经过对比三种模型的准确度，以 FD 筛选特征光谱时三种模型中 SVM 识别效果最佳，FD-SVM 识别准确率均可达到 100.00%，能明显起到区分被感染小麦的作用。但该研究所选波段仍是全波段范围，含有较多无效信息，若能找到识别潜育期小麦条锈菌的敏感波段，使建立模型所选波段更加科学合理，将使识别模型更加高效、准确。

Siedliska^[49]使用高光谱成像技术检测真菌感染导致的水果腐烂。将“Senga Sengana”和“Honeoye”两个品种的草莓分别接种灰霉病菌和急性衣原体的致病真菌，而将未接种的果实作为对照。在接种后的 4 天内获得了果实的反射光谱。基于原始光谱使用 2ND 筛选出 19 个特征波长，并用于构建监督分类模型。在所研究的分类模型中，使用 BPNN 模型的预测精度最高，接种和对照果实的鉴别准确率均在 97%以上，可以有效对感染真菌的草莓果实进行无损区分。

除了对被污染农产品中的病原体进行检测，高光谱成像技术还可以对农产品中所含有的真菌毒素进行定性定量检测。

丁静等^[50]为实现小麦呕吐毒素含量快速检测，在 1 000~2 500 nm 范围内采集小麦赤霉病籽粒样本的高光谱图像，组合使用 SG-NL-MA 对原始光谱进行预处理，再使用 SPA 和区间组合优化结合连续投影算法（ICO-SPA），结合 PLSR、MLR 和最小二乘支持向量机回归（LS-SVR）模型比较三种模型的预测效果。结果表明，ICO-SPA 提取出的 22 个特征波段能有效反映病粒样本中的大分子含量的差异，其中 ICO-SPA-MLR 模型效果最优，预测集相关系数、均方根误差和相对分析误差分别为 0.921、0.375 mg/kg 和 2.79。该研究针对小麦单一品种进行 DON 含量预测实验，ICO-SPA 的特征波长选择算法获得了让人满意的结果，若换成其他小麦品种，ICO-SPA 的效果如何有待进一步的研究和验证。

玉米作为食品和饲料生产中的重要作物之一，但玉米在运输和贮藏过程中极易发生霉变，霉变后会产生分布广泛、危害严重的黄曲霉毒素和玉米赤霉烯酮，若对两种毒素处理不当，极易引起人、畜、禽中毒。因此，及时检出霉变玉米尤为重要。殷勇等^[51]为通过高光谱技术检测霉变玉米中黄曲霉毒素 B1 含量，选择 5 种不同霉变程度的玉米为试验材料，采集 371.05~1 023.82 nm 波段内样本的光谱信息，再进行 MSC 预处理；运用 PLSR 来选择特征波长，然后利用 Fisher 判别分析（Fisher Discriminant Analysis, FDA）分别对全波长和特征波长下霉变玉米进行鉴别分析。结果表明，而在特征光谱下的 FDA 鉴别正确率均在 98%以上。王光辉等^[52]欲结合高光谱信息和纹理特征，检验霉变玉米中的玉米赤霉烯酮含量。在 371.05~1 023.82 nm 波段内采集原始数据后使用 MSC 进行预处理；根据 CCM 进行数据降维，再通过 SPA 结合信息熵选择出 8 个特征波长；建立特征波长下的赤霉烯酮含量的 BP 神经网络预测模型。结果表明，特征波长的光谱信息所建立的预测模型最佳，赤霉烯酮含量预测正确率为 100%，均方根误差为 0.161。

通过表 5 对上述研究中所探究的农产品、病菌种类等进行了总结。在高光谱成像技术检测病菌和毒素感染的研究中，研究人员将获取的病菌

表5 农产品检测的光谱范围以及算法

Table 5 Spectral region and algorithms for agricultural products detection

农产品	光谱范围/nm	真菌、毒素名称	算法	模型效果(R^2)/%	参考文献
花生	920~2 530	黄曲霉毒素	CWT、PLS-DA	96.2	[45]
栗子	874~1 734	蓝莓菌	SPA、BPNN	99.4	[46]
玉米	935~1 720	自然真菌	PW-SPA-SVM	100.0	[47]
小麦	325~1 075	小麦条锈菌	FD-SNM	100.0	[48]
草莓	400~1 000 1 000~2 500	灰霉病菌和急性衣原体	2ND-BPNN	97.0	[49]
小麦	1 000~2 500	小麦呕吐毒素	ICO-SPA	92.1	[50]
玉米	371~1 023	黄曲霉毒素	MSC-PLSR-FDA	98.0	[51]
玉米	371~1 023	玉米赤霉烯酮	MSC-CMM-SPA-BPNN	100.0	[52]

毒素的光谱信息和图像信息融合检测, 加强了高光谱成像技术对病菌毒素检测的灵敏度和普遍性。但上述研究成果多针对于单一或少数品种农产品进行图像提取, 在此基础上进行建模操作, 后期可以对多个品种混合的农产品进行检测, 从而提高预测模型适用性。

3 结论与展望

高光谱成像技术作为农产品营养品质与质量安全无损检测的有利工具, 融合了成像技术和光谱技术的优点, 产生带有空间信息和光谱信息的三维数据立方体, 弥补了传统成像技术和光谱技术的缺点^[1]。近二十年来, 该技术已经广泛应用于各种农产品的质量检测, 如果蔬、谷物、肉制品和咖啡等副食产品。高光谱成像技术可检测到的目标质量属性也很全面, 不仅包括品种分类、营养物质检测, 还可以对被真菌感染和毒素污染的农产品进行检测。另外还有针对农产品的新鲜度评价以及缺陷评价等。这些大量的成功应用也表明 HSI 具有快速、准确的优点, 可以作为一种无损、便捷、低成本的检测方法实现农产品的质量分析。

目前, 高光谱成像技术大多数报道聚焦在以实验室规模内进行的可行性研究, 缺乏相关研究证明模型在实际场景中应用的适用性^[53]。其次, HSI 生成的大量光谱数据, 限制了其在农产品快速检测中的应用, 从冗余的光谱信息中提取出有用的特征数据及建立合理的预测模型成为解决该问题的关键。另外, 在实际应用中, 使用高光谱相机捕捉样品图像及光谱信息的操作难度不大,

但后续的数据处理及建模方法对于非专业人员来说难度较大, 可能对高光谱成像技术投入生产线使用带来技术限制。


因此, 未来可以开展针对化学计量学和机器学习算法的相关研究, 开发更多针对高光谱成像技术在实际应用中使用的更加简单、快捷的技术和算法, 可以实现对高精度的高光谱数据进行快速分析, 从而提取特征波长并建立回归模型^[54]。随着光谱技术和计算机技术的发展, 将有更先进的光学设备和相关算法被研究人员开发出来, 使高光谱成像技术作为一种快速高效的无损检测技术, 在农产品品质和安全检测领域发挥更大的作用。

参考文献:

- [1] WANG B, SUN J, XIA L, et al. The applications of hyperspectral imaging technology for agricultural products quality analysis: a review[J]. Food Reviews International, 2021(3): 1-20.
- [2] 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.
ZHANG B H, LI J B, FANG S X, et al. Principles and applications of hyperspectral imaging technique in quality and safety in spection of fruits and vegetables[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(10): 2743-2751.
- [3] 郭丽珍. 一种基于颜色和纹理特征的图像研究[J]. 山西电子技术, 2022(2): 93-96.
GUO L Z. Research on application verification method of electronic components for aviation environment[J]. Shanxi Electronic Technology, 2022(2): 93-96.
- [4] 陈桐, 潘新, 马玉宝, 等. 基于 LSP 与 GLCM 融合的禾本科牧草种子特征提取算法[J]. 中国农业大学学报, 2019, 24(7): 138-145.
CHEN T, PAN X J, MA Y B, et al. Seed feature extraction

- algorithm of Gramineous grass based on the fusion of LSP and GLCM[J]. *Journal of China Agricultural University*, 2019, 24(7): 138-145.
- [5] (美)博松·帕克, 卢仁富编著, 王伟主译. 食品和农业中的高光谱成像技术[M]. 北京: 科学出版社, 2020: 30-40.
BOSOON P, LU R F, WANG W. Hyperspectral imaging technology in food and agriculture[M]. Beijing: Science Press, 2020: 30-40.
- [6] 孙慧婷, 方晓, 徐辉. 基于图像形状特征和纹理的中药材牡丹皮规格分类研究[J]. *黑龙江工程学院学报*, 2019, 33(4): 40-45.
SUN H T, FANG X, XU H. Specification and classification of cortex moutan based on image shape and texture[J]. *Journal of Heilongjiang Institute of Technology*, 2019, 33(4): 40-45.
- [7] 陈奕云, 赵瑞瑛, 齐天赐, 等. 结合光谱变换和 Kennard-Stone 算法的水稻土全氮光谱估算模型校正集构建策略研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2017, 37(7): 2133-2139.
CHEN Y Y, ZHAO R Y, QI T C, et al. Constructing representative of calibration dataset based on spectral transformation and kennard-stone algorithm for VNIR modeling of soil total nitrogen in paddy soil[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2017, 37(7): 2133-2139.
- [8] 成云玲. 基于近红外高光谱成像技术的酿酒葡萄分类及单宁含量检测[D]. 西北农林科技大学, 2020.
CHENG Y L. Detection of wine grape classification and tannins content based on near infrared hyperspectral imaging[D]. Thesis Submitted to Northwest A&F University, 2020.
- [9] 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.
LIU Y D, WANG S. Research on nondestructive detection of navel orange shelf-life hyperspectral imaging based on image and spectrum fusion[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2022, 42(6): 1792-1797.
- [10] 王靖会, 程娇娇, 刘洋, 等. 基于高光谱成像技术鉴别大米品种[J]. *中国农业科技导报*, 2021, 23(9): 121-128.
WANG J H, CHENG J J, LIU Y, et al. Identification for rice variety based on hyperspectral imaging technology[J]. *Journal of Agricultural Science and Technology*, 2021, 23(9): 121-128.
- [11] 许学, 马卉, 王钰, 等. 基于多光谱成像技术的小麦品种快速无损鉴定[J]. *中国农学通报*, 2019, 35(15): 14-19.
XU X, MA H, WANG Y, et al. Rapid and nondestructive identification of wheat varieties with multispectral imaging technology[J]. *Chinese Agricultural Science Bulletin*, 2019, 35(15): 14-19.
- [12] 吴永清, 李明, 贺媛媛, 等. 基于高光谱成像技术的小麦籽粒品种鉴别方法研究[J]. *中国粮油学报*, 2021, 36(4): 133-138.
WU Y Q, LI M, HE Y Y, et al. Research on identification method of wheat grain varieties based on hyperspectral imaging technology[J]. *Journal of the Chinese Cereals and Oils Association*, 2021, 36(4): 133-138.
- [13] 孙婷, 田建平, 胡新军, 等. 基于高光谱成像技术的酿酒高粱品种分类[J]. *食品与发酵工业*, 2021, 47(5): 186-192.
SUN T, TIAN J P, HU X J, et al. Classification of liquor sorghum varieties based on hyperspectral imaging technology[J]. *Food and Fermentation Industries*, 2021, 47(5): 186-192.
- [14] 杭盈盈, 李亚婷, 孙妙君. 基于高光谱图像技术结合深度学习算法的萝卜种子品种鉴别[J]. *农业工程*, 2020, 10(5): 29-33.
HANG Y Y, LI Y T, SUN M J. Classification of radish seeds using hyperspectral imaging and deep learning method[J]. *Agricultural Engineering*, 2020, 10(5): 29-33.
- [15] 王立国, 王丽凤. 结合高光谱像素级信息和CNN的玉米种子品种识别模型[J]. *遥感学报*, 2021, 25(11): 2234-2244.
WANG L G, WANG L F. Variety identification model for maize seeds using hyperspectral pixel-level information combined with convolutional neural network[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2021, 25(11): 2234-2244.
- [16] 王卓卓, 何英彬, 罗善军, 等. 基于冠层高光谱数据与马氏距离的马铃薯品种识别[J]. *江苏农业学报*, 2018, 34(5): 1036-1041.
WANG Z Z, HE Y B, LUO S J, et al. Variety identification of potatoes based on canopy hyperspectral data and Mahalanobis distance[J]. *Jiangsu J. of Agr. Sci.*, 2018, 34(5): 1036-1041.
- [17] 李鸿强, 孙红, 李民赞. 基于高光谱的马铃薯微型种薯分类检测[J]. *分析测试学报*, 2020, 39(11): 1421-1426.
LI H Q, SUN H, LI M Z. Classification detection of potato micro seed potato based on hyperspectral[J]. *Journal of Instrumental Analysis*, 2020, 39(11): 1421-1426.
- [18] 黄锋华, 燕红文, 苗荣慧. 高光谱技术结合 GLCM 的油桃品种判别研究[J]. *农业技术与装备*, 2021(12): 5-7+10.
HUANG F H, YAN H W, MIAO R H. Study on nectarine variety discrimination by hyperspectral technology combined with GLCM[J]. *Agricultural technology and equipment*, 2021(12): 5-7+10.
- [19] 李疆. 基于机器学习的阿克苏红富士品种鉴别方法研究[D]. 塔里木大学, 2021.
LI J. Study on identification method of Akesu Fuji Apple varieties based on machine learning[D]. TARIM University, 2021.
- [20] 尚静, 张艳, 孟庆龙. 可见/近红外光谱技术无损识别苹果品种的研究[J]. *保鲜与加工*, 2019, 19(3): 8-14.
SHANG J, ZHANG Y, MENG Q L. Nondestructive identification of apple varieties by VIS/NIR spectroscopy[J]. *Storage and Process*, 2019, 19(3): 8-14.
- [21] 李涛, 钟玉琴, 曲明亮. 高光谱成像技术鉴别红景天的品种[J]. *华西药学杂志*, 2021, 36(5): 526-530.
LI T, ZHONG Y Q, QU M L. Identification of rhodiola varieties by hyperspectral imaging technology[J]. *West China Journal of*

- Pharmaceutical Sciences, 2021, 36(5): 526-530.
- [22] 郑守国, 翁士状, 刘瑜凡, 等. 融合高光谱成像多类特征的名优牛肉种类鉴别[J]. 激光杂志, 2021, 42(8): 57-61.
ZHENG S G, WENG S Z, LIU Y F, et al. Identification of famous beef species using multiple features of hyperspectral imaging[J]. LASER JOURNAL, 2021, 42(8): 57-61.
- [23] 王彩霞, 王松磊, 贺晓光, 等. 高光谱技术融合图像信息的牛肉品种识别方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(3): 911-916.
WANG C X, WANG S L, HE X G, et al. The identification of beef varieties by fusing image informations based on hyperspectral image technology[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(3): 911-916.
- [24] 李士静, 潘羲, 陈熙卓, 等. 基于高光谱信息的烟叶分级方法比较[J]. 烟草科技, 2021, 54(10): 82-91.
LI S J, PAN X, CHEN X Z, et al. Comparison of tobacco grading methods based on hyperspectral information[J]. Tobacco Science & Technology, 2021, 54(10): 82-91.
- [25] 张瀚文, 李野, 江晟, 等. 近红外高光谱大米典型特征提取分类识别[J]. 吉林大学学报(理学版), 2022, 60(3): 655-663.
ZHANG H W, LI Y, JIANG S, et al. Typical feature extraction, classification and recognition of near infrared hyperspectral rice[J]. Journal of Jilin University, 2022, 60(3): 655-663.
- [26] 廉孟茹, 张淑娟, 任锐, 等. 基于高光谱技术的鲜食水果玉米含水率无损检测[J]. 食品与机械, 2021, 37(9): 127-132.
LIAN M R, ZHANG S J, REN R, et al. Nondestructive detection of moisture content in fresh fruit corn based on hyperspectral technology[J]. Food & Machinery, 2021, 37(9): 127-132.
- [27] 李红, 张凯, 陈超, 等. 基于高光谱成像技术的生菜冠层含水率检测[J]. 农业机械学报, 2021, 52(2): 211-217+274.
LI H, ZHANG K, CHEN C, et al. Detection of moisture content in lettuce canopy based on hyperspectral imaging technique[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(2): 211-217+274.
- [28] 孙红, 刘宁, 吴莉, 等. 高光谱成像的马铃薯叶片含水率分布可视化[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(3): 910-916.
SUN H, LIU N, WU L, et al. Visualization of water content distribution in potato leaves based on hyperspectral image[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(3): 910-916.
- [29] 王迪, 张敬埔, 张珏, 等. 基于高光谱技术的羊肉含水率无损检测[J]. 食品工业科技, 2018, 39(4): 215-218.
WANG D, ZHANG J P, ZHANG Y, et al. Nondestructive detection of mutton moisture content based on hyperspectral technique[J]. Science and Technology of Food Industry, 2019, 39(3): 910-916.
- [30] 王朝辉, 赵层, 赵倩, 等. 基于高光谱成像的大米中蛋白质含量的可视化研究[J]. 食品研究与开发, 2020, 41(6): 124-129.
WANG Z H, ZHAO C, ZHAO Q, et al. Visualization of protein content in rice based on hyper-spectral imaging[J]. Food Research And Development, 2020, 41(6): 124-129.
- [31] 胡鹏伟, 刘江平, 薛河儒, 等. BP神经网络结合变量选择方法在牛奶蛋白质含量检测中的应用[J]. 光电子·激光, 2022, 33(1): 23-29.
HU P W, LIU J P, XU H R, et al. Application of BP neural network and variable selection method in protein content detection of milk[J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2022, 33(1): 23-29.
- [32] 田容才, 高志强, 卢俊玮. 基于冠层光谱的早籼稻籽粒粗蛋白含量估测[J]. 作物杂志, 2020(4): 188-194.
TIAN R C, GAO Z Q, LU J W. Estimation of crude protein content in grain of early indica rice based on canopy spectrum[J]. Crops, 2020(4): 188-194.
- [33] ZHANG L, AN D, WEI Y G, et al. Prediction of oil content in single maize kernel based on hyperspectral imaging and attention convolution neural network[J]. Food Chemistry, 395, 2022, 133563.
- [34] 马文强, 张漫, 李源, 等. 基于高光谱成像的核桃仁品质检测与分类方法[J]. 分析化学, 2020, 48(12): 1737-1746.
MA W Q, ZHANG M, LI Y, et al. Detection and grading method of walnut kernel quality based on hyperspectral image[J]. Chinese Journal of Analytical Chemistry, 2020, 48(12): 1737-1746.
- [35] 章海亮, 代启, 叶青, 等. 基于高光谱成像技术的三文鱼脂肪含量可视化研究[J]. 江苏农业科学, 2019, 47(18): 220-223.
ZHANG H L, DAI Q, YE Q, et al. Visualization of salmon fat content based on hyperspectral imaging technology[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2019, 47(18): 220-223.
- [36] ZHANG L, RAO Z, JI H. NIR hyperspectral imaging technology combined with multivariate methods to study the residues of different concentrations of omethoate on wheat grain surface[J]. Sensors, 2019, 19(14): 3147.
- [37] REN Z Q, RAO Z H, JI H Y. Identification of different concentrations pesticide residues of dimethoate on spinach leaves by hyperspectral image technology[J]. IFAC PapersOnLine, 2018, 51(17).
- [38] SUN J, CONG S L, MAO H P, et al. Quantitative detection of mixed pesticide residue of lettuce leaves based on hyperspectral technique[J]. Journal of Food Process Engineering, 2018, 41(2): e12654.
- [39] 赵昱莹, 黄威, 董林沛, 等. 基于高光谱和化学计量学方法的除草剂残留分类识别研究[J]. 化学研究与应用, 2022, 34(1): 91-102.
ZHAO Y X, HUANG W, DONG L P, et al. Identification of herbicide residues based on hyperspectral imaging and chemometrics[J]. Chemical research and Application, 2022, 34(1): 91-102.
- [40] 潘明康. 基于高光谱成像技术的水果表面农药残留无损检测方法研究[D]. 云南师范大学, 2019.

- PAN M K. Based on hyperspectral imaging technology non-destructive testing method for pesticide residues on fruit surface[D]. Yunnan Normal University, 2019.
- [41] 桂江生, 顾敏, 吴子娟, 等. 基于高光谱图像的西兰花表面多种农药残留检测[J]. 浙江大学学报(农业与生命科学版), 2018, 44(5): 643-648.
- GUI J S, GU M, WU Z X, et al. Detection of multiple pesticide residues on the surface of broccoli based on hyperspectral imaging[J]. Journal of Zhejiang University, 2018, 44(5): 643-648.
- [42] 姜荣昌, 顾鸣声, 赵庆贺, 等. 高光谱和卷积神经网络的大白菜农残检测[J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(5): 1385-1392.
- JIANG R C, GU M S, ZHAO Q H, et al. Identification of pesticide residue types in Chinese cabbage based on hyperspectral and convolutional neural network[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022, 42(5): 1385-1392.
- [43] 丛孙丽. 基于高光谱图像技术的生菜叶片多种农药残留检测研究[D]. 江苏大学, 2018.
- CONG S L. Detection of multiple pesticide residues in lettuce leaves based on hyperspectral image technology[D]. Jiangsu University, 2018.
- [44] 卢旭恒, 蒙庆华, 唐柳, 等. 高光谱成像在农产品疾病以及农药残留检测中的应用[J]. 食品安全质量检测学报, 2021, 12(11): 4566-4574.
- LU X H, MENG Q H, TANG L, et al. Application of hyperspectral technology in the detection of crop diseases and pesticide residues[J]. Journal of Food Safety and Quality, 2021, 12(11): 4566-4574.
- [45] QI T, JIANG J B, CUI X M, et al. Moldy peanut kernel identification using wavelet spectral features extracted from hyperspectral images[J]. Food Analytical Methods, 2020, 13(2): 445-456.
- [46] FENG L, ZHU S S, LIN F C, et al. Detection of oil chestnuts infected by blue mold using near-infrared hyperspectral imaging combined with artificial neural networks[J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2018, 18(6): 1944.
- [47] CHU X, WANG W, NI X Z, et al. Classifying maize kernels naturally infected by fungi using near-infrared hyperspectral imaging[J]. Infrared Physics and Technology, 2020, 105.
- [48] 刘琦, 王翠翠, 王睿, 等. 潜育期小麦条锈菌的高光谱定性识别[J]. 植物保护学报, 2018, 45(1): 153-160.
- LIU Q, WANG C C, WANG R, et al. Hyperspectral qualitative identification on latent period of wheat stripe rust[J]. Journal of Plant Protection, 2018, 45(1): 153-160.
- [49] ANNA S, PIOTR B, MONIKA Z, et al. Detection of fungal infections in strawberry fruit by VNIR/SWIR hyperspectral imaging[J]. Postharvest Biology and Technology, 2018, 139.
- [50] 丁静, 梁琨, 韩东桑, 等. 基于 ICO-SPA 特征提取的近红外高光谱小麦赤霉病粒呕吐毒素含量预测[J]. 麦类作物学报, 2019, 39(7): 867-876.
- DING J, HAN K, HAN D S, et al. Detection of vomiting toxin content in wheat scab seeds by near-infrared hyperspectral based on ICO-SPA feature extraction[J]. Journal of Triticeae Crops, 2019, 39(7): 867-876.
- [51] 殷勇, 戴松松, 于慧春. 基于高光谱特征选择的霉变玉米黄曲霉毒素 B₁ 的检测方法[J]. 核农学报, 2019, 33(2): 305-312.
- YIN Y, DAI S S, YU C H. Detection method of Aflatoxin B₁ in moldy maize based on hyperspectral feature selection[J]. Journal of Nuclear Agricultural Sciences, 2019, 33(2): 305-312.
- [52] 王光辉, 殷勇. 基于高光谱融合神经网络的玉米黄曲霉毒素 B₁ 和赤霉烯酮含量预测[J]. 食品与机械, 2018, 34(11): 64-69.
- WANG G H, YIN Y. Detection of moldy maize aflatoxin B₁ and gibberellin by Hyperspectral coupled with neural network[J]. Food & Machinery, 2018, 34(11): 64-69.
- [53] TA A, DC A, SG B, et al. Evaluation of fresh meat quality by Hyperspectral Imaging (HSI), Nuclear Magnetic Resonance (NMR) and Magnetic Resonance Imaging (MRI): A review[J]. Meat Science, 2020, 172.
- [54] SAHA D, MANICKAVASAGAN A. Machine learning techniques for analysis of hyperspectral images to determine quality of food products: A review[J]. Current Research in Food Science, 2021, 4. 
- 备注: 本文的彩色图表可从本刊官网 (<http://lspkj.ijournal.cn>)、中国知网、万方、维普、超星等数据库下载获取。