

高光谱成像在蔬菜性状无损检测中的研究进展

杨杰锴¹, 郭志强¹, 黄远^{2*}

¹武汉理工大学信息工程学院, 湖北 武汉 430070;

²华中农业大学园艺林学学院园艺植物生物学教育部重点实验室, 湖北 武汉 430070

摘要 蔬菜是人类日常饮食中最重要的食物之一, 不仅可以提供人体所必需的多种维生素, 还能补充膳食纤维等营养物质。在蔬菜生长发育过程中, 对蔬菜性状的检测至关重要。高光谱成像技术作为一种新型无损检测技术, 融合了传统光谱学和机器视觉技术, 不仅可以获取图像维度信息, 还能更深层次地挖掘蔬菜内部的光谱维度信息, 从而从蔬菜图像维度层面和光谱维度层面同时探究蔬菜性状的变化。从蔬菜内在品质检测、营养元素监测、病害诊断三个方面对高光谱成像在蔬菜性状无损检测上的研究成果进行了综述, 并结合目前存在的问题, 对未来的发展方向提出了展望。

关键词 光谱学; 高光谱成像; 蔬菜性状; 无损检测; 内在品质检测; 营养元素监测; 病害诊断

中图分类号 S126

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1000002

Research Progress of Hyperspectral Imaging in Nondestructive Testing of Vegetable Traits

Yang Jiekai¹, Guo Zhiqiang¹, Huang Yuan^{2*}

¹School of Information Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, Hubei, China;

²Key Laboratory of Horticultural Plant Biology, Ministry of Education, College of Horticulture & Forestry Sciences, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, Hubei, China

Abstract Vegetables are one of the most essential foods in human's daily diet. They not only provide various vitamins required by the human body but also supplement nutrients, such as dietary fiber. Detecting vegetable traits is critical during the growth and development processes. Hyperspectral imaging technology is a new type of non-destructive testing technology that combines traditional spectroscopy with machine vision technology. It can not only obtain image dimension information but also delve deeper into the spectral dimension information within vegetables and investigate the changes of vegetable traits at the same time, based on the image dimension level and spectral dimension level of vegetable images. This article reviewed the research results of hyperspectral imaging on the non-destructive detection of vegetable traits from three aspects: the internal quality detection of vegetables, nutrient element monitoring, and disease diagnosis. The future development direction is proposed combined with the existing problems.

Key words spectroscopy; hyperspectral imaging; the character of vegetables; nondestructive testing; internal quality detection; nutrient monitoring; disease diagnosis

收稿日期: 2021-04-12; 修回日期: 2021-05-13; 录用日期: 2021-05-18

基金项目: 国家重点研发计划(2019YFD1001900)、国家自然科学基金(51479159)

通信作者: huangyuan@mail.hzau.edu.cn

1 引言

近年来,癌症、高血糖和心血管疾病等非传染性疾病成为危害大众生命的主要疾病,人们发现增加日常膳食中的新鲜蔬菜可以有效预防非传染性疾病的发生^[1-2]。受到新鲜蔬菜有益健康的驱使,消费者对蔬菜的品质要求越来越严格,研究者们发现蔬菜品质可以通过蔬菜性状反映。从检测方式上看,针对蔬菜性状的检测可以分为有损检测和无损检测两种。其中有损检测将破坏蔬菜的原有结构,此方式不仅对检测结果影响很大,还会导致检测过后蔬菜不可再次被利用,造成资源浪费。而无损检测不会出现上述问题,目前有几种无损检测技术常应用于蔬菜性状的检测,如 X 射线成像^[3]、磁共振^[4]、机器视觉^[5]等,其中机器视觉技术最为成功并广泛应用于对蔬菜性状的检测。然而机器视觉技术只能检测蔬菜性状外部表面信息(如外部缺陷、尺寸、颜色、形状等),而无法实现对蔬菜性状内部深层信息(如硬度、水分、营养元素、病虫害等)的检测^[6]。以高光谱成像(HSI)技术为代表的深层无损检测可以在获取图像维度信息的基础上,更进一步地挖掘蔬菜内部的光谱维度信息,从而从蔬菜光谱维度和图像维度层面对蔬菜性状进行研究。目前已有多篇文献报道其在蔬菜内在品质检测^[7]、营养元素监测^[8]、病害诊断^[9]等领域有广阔应用前景。

本文主要从蔬菜内在品质检测、营养元素监测、病害诊断三个方面总结蔬菜性状无损检测的研究进展,讨论存在的不足,并展望其发展趋势,为今后蔬菜性状无损检测的研究提供参考。

2 HSI技术特点

随着遥感技术的兴起,近红外光谱(NIRS)系统因成本低、设备小、便于携带,首先被应用于蔬菜性状无损检测。但传统的 NIRS 系统一次只能采集一个空间点或小区域的光谱,并不能代表整个蔬菜样本的空间变化信息。而多光谱成像(MSI)虽然能弥补 NIRS 区域局限的缺点,却只能采集离散不连续的光谱曲线,将遗漏蔬菜关键部分信息。HSI 技术结合了机器视觉(空间信息)和连续光谱(光谱信息)的优势,具有快速、准确、分类精度高等特点,为探究影响蔬菜性状深层信息的无损检测提供了新的工具^[10]。HSI 技术是一种通过测量反射率、透射率和荧光数据等光谱信号数据的差异,在不改变产品物理和化学性质情况下,研究样品成分性质以获得内部信息的无损检测技术^[11]。通过 HSI 系统获取的高光谱图像数据是一个立方体,其中 X 轴和 Y 轴是二维空间维度的坐标轴, λ 是光谱维度的坐标轴。在 λ 层中不同层的图像有不同的光谱波段相对应,每一层中任意位置的像素点将对应一条光谱曲线,因此可以将高光谱图像数据看作是一个三维数据矩阵 (X, Y, λ) ^[12],NIRS、MSI 和 HSI 示意图如图 1 所示。

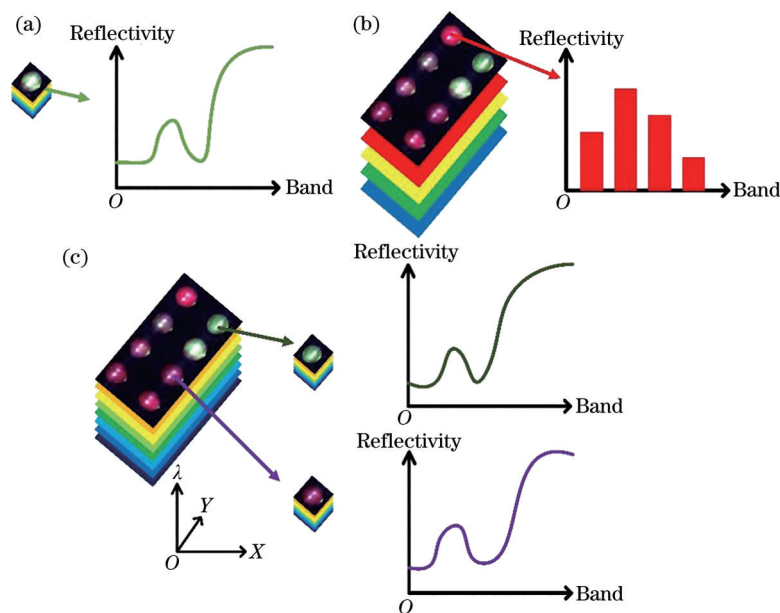


图 1 不同成像方式示意图。(a) NIRS; (b) MSI; (c) HSI

Fig. 1 Schematic of different imaging methods. (a) NIRS; (b) MSI; (c) HSI

三者中 HSI 的光谱范围最广,包含紫外到近红外波段,其中光谱范围为 400~780 nm 和 780~1100 nm 的可见光/短波红外光(VIS/SWIR)已广泛应用于蔬菜品质检测和产品安全分析中,光谱范围为 900~1700 nm 时就能满足蔬菜分析精确性的要求。

3 HSI 数据处理方法

3.1 HSI 数据采集

HSI 数据采集是利用 HSI 系统获取样本的高光谱数据的过程。常见的数据采集有单源数据采集(地物光谱仪、手持光谱仪等)和多源数据采集(车载、机载、星载等)。在蔬菜检测方面,HSI 系统主要有推扫式(线阵 CCD)和框幅式(面阵 CCD)两种^[13],常用的 HSI 系统一般由成像光谱仪、CCD 相机、计算机、光源、光源控制器等部分组成,如图 2 所示。

3.2 HSI 数据预处理

采集的蔬菜 HSI 数据中同时包含光谱信息和图像信息,所以需要同时对光谱和图像进行预处

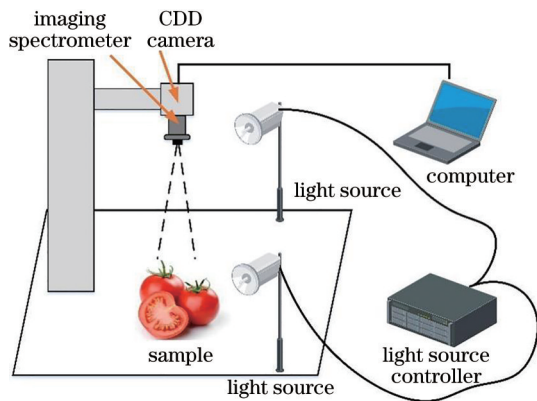


图 2 HSI 系统示意图

Fig. 2 Schematic of HSI system

理,这不同于传统彩色图像预处理的工作流程。光谱预处理是对高光谱采集图像的原始光谱进行校准和标定的过程,依据相关任务可大致分为两类。第一类是端元提取光谱预处理,一般通过纯像元指数(PPI)和单形体增长(SGA)等端元提取方法从采集 HSI 数据中提取端元,提取的端元可广泛应用于光谱解混、目标检测和分类中。第二类是化学计量学光谱预处理,根据需要可以将这种预处理应用于各类光谱数据,预处理后的光谱数据常用于多变量分析,同时针对分析的目标也有对应的预处理方法进行选择。常见的化学计量学光谱预处理方法有 Savitzky-Golay(SG)平滑、导数、标准正态变量(SNV)、多元散射校正(MSC)等。

空间预处理是对高光谱采集图像进行增强或调整空间信息的过程,主要包括感兴趣区域选择和背景掩模。感兴趣区域选择的关键思想是以感兴趣区域内的样本代替总体样本,需要针对不同的研究对象选择合适的感兴趣区域,比如针对蔬菜嫁接愈合期内的生长状态,需要选择新长出的真叶区域作为感兴趣区域。背景掩模的目的是将感兴趣区域和其他区域相区分,通常设置二进制掩模(感兴趣区域内每个像素为 1,区域外为 0)。

3.3 HSI 数据降维

降维是为了对 HSI 数据高维度的冗余信息进行去噪,在减小数据维度的同时提取空间特征或光谱特征。这些方法大体可分为两类:波段选择和特征提取。波段选择方法从所有波段中选择最合适、最有用的波段,目的是能够在之后的识别或检测过程中得到最高的精度和最好的效果。波段选择方法又可分为两类:基于信息量的波段选择方法和基于类间可分性的波段选择方法。如图 3 所示,假设采集的原始 HSI

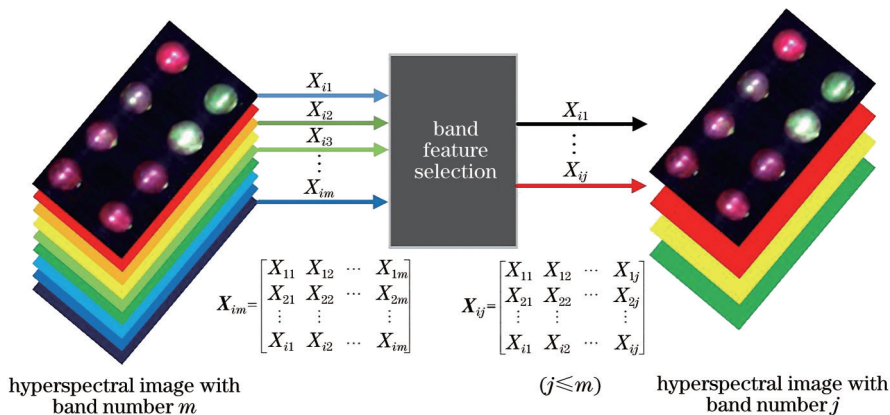


图 3 波段特征选择示意图

Fig. 3 Schematic of band feature selection

数据中的第 i 个样本由 $\mathbf{X}_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{im})$ 表示, 第 m 个波段由 $\mathbf{X}_m = (X_{1m}, X_{2m}, \dots, X_{im})$ 表示, 按照目标函数 $J(\mathbf{X}_{ij})$ 最大的原则, 即

$$\max_{\mathbf{X}_{ij} \in \mathbf{X}_{im}} J(\mathbf{X}_{ij}), \quad (1)$$

选择出数量为 j 的一组特征 $X_{i1} \sim X_{ij} (j \leq m)$, 其中 \mathbf{X}_{im} 代表输入的所有可能子集的组合, \mathbf{X}_{ij} 代表经过波段选择后的最优子集。基于信息量的波段选择方法从多波段组合 \mathbf{X}_{im} 中选择信息量大而相关性小的波段组合, 主要考虑因素是熵与方差、协方差矩阵行列

和最佳索引因子等。基于类间可分性的波段选择方法主要计算多波段组合 \mathbf{X}_{im} 中的统计距离, 主要考虑因素是欧氏距离、马氏距离、离散度等。

特征提取是线性或非线性变换过程, 将原始数据信息有效转换压缩到低维空间, 在降低数据维度的同时减少空间和光谱的冗余数据。如图 4 所示, 原始 HSI 数据 $\mathbf{X}_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{im})$ 经特征提取后得到 $Y_{i1} \sim Y_{iq} (q \leq m)$ 。当特征提取方法为线性变换过程时, 可以通过线性函数关系寻找新的光谱特征参量 $\mathbf{W} = (W_1, W_2, \dots, W_q)$, 使得

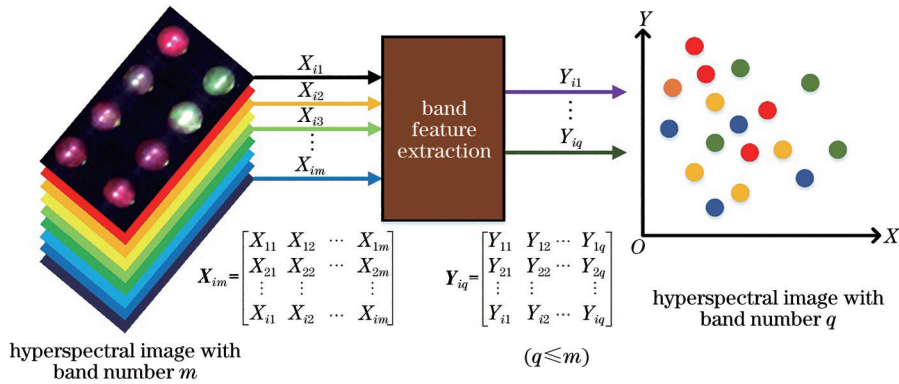


图 4 波段特征提取示意图

$$\mathbf{Y}_i = \mathbf{W}^T \mathbf{X}_i. \quad (2)$$

当特征提取方法为非线性变换过程时, 则需要寻找一种非线性函数关系, 即

$$\mathbf{Y}_i = f(X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{im}), \quad (3)$$

式中: \mathbf{Y}_i 表示原始 HSI 数据的第 i 个样本 \mathbf{X}_i 经降维特征提取后的子向量。

常见的降维方法有主成分分析 (PCA)、遗传算法 (GA)、自适应波段选择 (ABS)、区间随机蛙跳 (IRF)、竞争性自适应重加权算法 (CARS)、连续波长投影 (SPA)、偏最小二乘 (PLS) 等。

3.4 HSI 数据分类

HSI 数据分类任务不仅需要关注当前像素点的光谱信息, 空间信息也需要纳入考量。目前“图谱合一”的方法被广泛应用于 HSI 数据分类, “图谱合一”的中心思想是对所有像素点建立图像块 (image cube)。

假设数据集 \mathbf{A} 有 N 个标记样本, $\mathbf{A} = \{A_1, A_2, \dots, A_N\} \in \mathbf{R}^{1 \times 1 \times L}$, 其中 L 代表高光谱图像的波段数。记样本的标签集为 \mathbf{B} , $\mathbf{B} = \{B_1, B_2, \dots, B_N\} \in \mathbf{R}^{1 \times 1 \times T}$, 其中 T 为数据集的类别数量。标签集中每一个标签 $\mathbf{B}_{(i,j)}$ 都是长度为 T 的向量, T

个元素中有且仅有一个 $\mathbf{B}_{(i,j)}$ 值为 1, 其余都为 0, 表示该像素属于第 j 类。建立以 \mathbf{A} 为中心的图像块, $\mathbf{C} = \{C_1, C_2, \dots, C_N\} \in \mathbf{R}^{S \times S \times L}$, 其中 S 为像素块的大小。对于实际数据, 为了能使每个像素点都能构成图像块, 首先要对原始图像进行零值填充, 如图 5 所示。原始数据大小为 $W \times W \times L$, 则填充后的图像大小为 $[W + (S - 1)] \times [W + (S - 1)] \times L$, 记像素点 A_i 的坐标为 (α_i, β_i) , 则以该像素点为中心的图像块 C_i 可表示为

$$C_i = \left\{ \left[\alpha_i - (S - 1) / 2, \beta_i - (S - 1) / 2 \right], \left[\alpha_i + (S - 1) / 2, \beta_i + (S - 1) / 2 \right] \right\}. \quad (4)$$

构建图像块后, 根据是否已知训练样本的类别可分为监督分类和非监督分类, 两类方法的先验条件不同。监督分类需要先验知识, 需要通过选择特征参数确定判别函数和决策规则。这种方法的优点是不必担心图谱类别和样本类别的匹配问题, 但分类体系和训练样区的选择受主观因素的影响。而非监督分类不需要先验知识, 是一种以不同影像类别特征在特征空间中的差别为依据的无先验类别标准的分类方法, 这种方法的优点是只要类别足

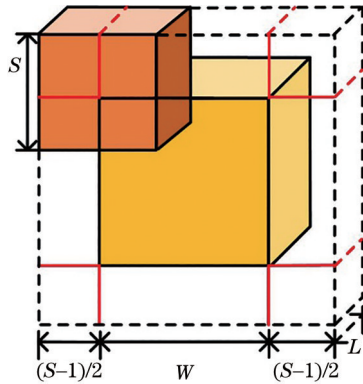


图 5 HSI 图像块构建示意图

Fig. 5 Schematic of HSI image block construction

够多,就可以进行全分类,但形成的图谱类别并不一定与样本类别对应,因此分类的准确性往往不高。

常见的分类器模型有反向传播(BP)、人工神经网络(ANN)、反向传播人工神经网络(BP-ANN)、支持向量机(SVM)、最小二乘支持向量机(LS-SVM)、粒子群算法优化支持向量机(PSO-SVM)、线性判别分析(LDA)、主成分回归(PCR)、偏最小二乘回归(PLSR)等。

4 HSI技术在蔬菜内在品质检测上的应用

4.1 硬度和含水量检测

蔬菜的硬度和含水量可以反映蔬菜的新鲜状态且二者具有显著相关性,可以作为关键指标对贮藏期间蔬菜新鲜度进行评价。马帅帅等^[14]采用 HSI 技术(波长为 371.05~1023.82 nm)对同一批次不同新鲜程度的黄瓜进行检测,在 SG 平滑预处理后对比不同特征提取方法(SPA、CARS、PLS),建立 BP 模型,发现 SPA-BP 模型效果最佳,硬度和失水率预测准确率分别为 91.67% 和 95.00%。龙燕等^[15]基于 HSI 技术(波长为 865.11~1711.71 nm)提出一种改进型区间随机蛙跳算法(MIRF)特征提取的番茄硬度检测模型,经 MIRF 筛选 47 个特征波长后建立 PLSR 模型,预测集相关系数(R_p)和预测均方根误差(RMSEP)分别是 0.9685 和 0.0040。为了提高检测的全面性和可靠性,也可以利用 HSI 技术提取图像特征进行含水量检测。Zhou 等^[16]基于 HSI 技术(波长为 871.60~1766.30 nm)利用 ABS 算法对提取的番茄光谱信息和图像信息进行融合,相比单一提取光谱信息或图像信息方法,融合算法预测精度明显提高,通过构建 GA-PLSR 模型实现

了含水量的检测,预测集相关系数(R_p)为 0.902。上述文献表明,HSI 技术可以实现对蔬菜硬度和含水量的检测,当同时提取图像特征信息和光谱特征信息时,能获得较好的预测准确率。

4.2 干物质含量和可溶性固形物含量检测

干物质含量(DMC)和可溶性固形物含量(SSC)是蔬菜内部的重要品质指标,对分级和销售有着重要影响,通过 HSI 数据的差异与 DMC 或 SSC 的关联可以有效区分不同品质的蔬菜^[17-18]。针对马铃薯内部 DMC,吴晨等^[19]基于 HSI 技术(900~1700 nm)经 PLS 降维筛选 8 个特征波长后分别构建 PSO-SVM 和 PLSR 预测模型,发现 PSO-SVM 模型精确度更高, R_p 和 RMSEP 分别为 0.94437 和 0.15501。许英超等^[20]基于 HSI 系统(382~1010 nm)在 SNV-SG—一阶导数最佳结合预处理方法下,通过 CARS-SPA 提取了 22 个特征波长分别送入 PCR、SVM 和 PLSR 三种模型,结果发现 PLSR 模型性能最佳, R_p 和 RMSEP 分别为 0.849 和 0.878%。针对番茄内部 SSC,Lian 等^[21]基于 HSI 技术(900~1700 nm)经 MIRF 筛选 53 个特征波长后建立 PLSR 预测模型, R_p 和 RMSEP 分别为 0.8878 和 0.6276。不仅对茄果类蔬菜,对瓜类蔬菜 SSC 的无损检测也发展迅速,孙静涛等^[22]采用 HSI 技术(400~1000 nm)对哈密瓜的 SSC 进行无损检测研究,对比 MSC-SPA、MSC-CARS 和 MSC-CARS-SPA 三种特征提取方法,发现 MSC-CARS-SPA 降维后构建的 SVM 模型效果最优, R_p 和 RMSEP 分别为 0.9404 和 0.4027。上述文献表明,与单一特征波长提取算法相比,融合特征波长筛选算法或者改进特征波长筛选算法在一定程度上可以提高预测精确度。

在蔬菜内在品质检测方面,HSI 技术能在获取待测蔬菜图像信息的基础上,融合光谱信息,实现图谱合一、精准检测的效果,因此在蔬菜品质检测方面 HSI 技术能有效克服机器视觉等技术不能探究蔬菜性状内部深层信息的缺陷。虽然近些年国内外学者取得了一定的研究成果,但目前 HSI 技术在该方面面临的挑战是如何选择适合研究内在品质特性的波段和方法;同时在某些外界环境情况下(如不能采摘、室外复杂环境等)内在品质检测是困难且难以实现的,因此需要开展更多的研究,开发更为有效的检测算法,进而满足实际农业应用在不同条件下的需求。HSI 在蔬菜内在品质检测上的应用如表 1 所示。

表 1 HSI在蔬菜内在品质检测上的应用
Table 1 Application of HSI in the detection of internal quality of vegetables

Internal quality	Vegetable	Wavelength range /nm	Number of characteristic wavelengths	Modeling method	Accuracy	Reference
Hardness	Cucumber	371.05-1023.82	25	BP	91.67%	[14]
Water	Cucumber	371.05-1023.82	20	BP	95.00%	[14]
Hardness	Tomato	865.11-1711.71	47	PLSR	$R_p=0.9685$; RMSEP is 0.0040	[15]
Water	Tomato	871.60-1766.30		PLSR	$R_p^2=0.902$	[16]
DMC	Potato	900-1700	8	PSO-SVM	$R_p^2=0.944$; RMSEP is 0.155	[19]
DMC	Potato	382-1010	22	PLSR	$R_p^2=0.849$; RMSEP is 0.878%	[20]
SSC	Tomato	900-1700	53	PLSR	$R_p^2=0.8878$; RMSEP is 0.6276	[21]
SSC	Hami melon	400-1000	28	SVM	$R_p^2=0.9404$; RMSEP is 0.4027	[22]

5 HSI技术在蔬菜营养元素监测上的应用

蔬菜在生长发育中需要各种营养元素(氮、磷、钾、钙、镁等),其中氮、磷、钾是蔬菜生长发育所必需的大量元素,如果缺乏会导致蔬菜光合能力和产量降低。氮、磷、钾元素不仅对蔬菜生长速度和产量产生重大影响,同时还对蔬菜相关生理、生化指标的变化起到明显调控作用,造成光谱反射率的变化^[23]。基于这一特性可以将蔬菜营养元素含量的变化与光谱之间建立某种联系,利用HSI技术对蔬菜中氮、磷、钾元素含量进行监测。

5.1 氮元素监测

氮元素是构成蛋白质的主要成分,也是合成叶绿素的重要组成部分,对茎叶的生长和果实的发育有重要作用,是与产量密切相关的营养元素。适宜的氮元素可促进蔬菜的生长发育,但超过一定范围会有所抑制^[24]。李哲等^[25]基于HSI系统(350~1830 nm)对甜菜氮含量进行监测,经四种预处理方法(一阶导数、平滑、MSC和SNV)后分别构建PLSR和PCR模型,发现一阶导数-PCR模型的精度最好($R_p^2=0.633$,RMSEP为2.34)。同样对比各种预处理方法,张晶等^[26]基于HSI系统(383~1003 nm)在SNV最佳预处理基础上,利用SPA提取5个特征波长,分别建立PLSR和SVM模型,对比发现SVM模型对甜菜叶片氮元素有较好的预测效果($R_p^2=0.78$,RMSEP为3.08)。以上都是针对光谱信息的氮元素监测研究,近年来,随着特征融合的出现,融合光谱信息和图像特征信息的HSI技术的预测精度优于单一技术的精度。张晓东等^[27]基于HSI技术(390.8~1050.1 nm)对ABS算法优选出的番茄

光谱信息和基于三维点云数据的空间几何模型获取的图像信息进行融合,通过构建PLSR氮素预测模型,结果发现融合精度明显优于单一特征精度,其 $R_p^2=0.94$,RMSEP为0.48。

5.2 磷元素监测

在蔬菜体内碳水化物的合成与转运以及光合作用过程中,均有磷素参与代谢和运输,因此监测蔬菜磷素含量对蔬菜生长发育调控有着很大的意义^[28]。李岚涛等^[29]采用ASD手持野外光谱仪(350~2500 nm)测定油菜冠层光谱数据,对比不同预处理方法构建PLSR预测模型,发现一阶导数-PLSR预测模型效果最佳($R_p^2=0.769$,RMSEP为0.048%)。石吉勇等^[30]利用HSI技术(730~1300 nm)对缺磷初期的黄瓜植株进行监测,融合BP-ANN算法构建磷元素亏缺初期的光谱预测模型,再将全光谱划分成27个子区间,发现当主成分因子数为3时,第7个子区间对应的模型效果最佳,准确率可达到100%。

5.3 钾元素监测

有关钾元素与蔬菜产量的研究表明,施钾肥对蔬菜的光合速率起促进作用,利于光合产物运输到根部,而中度缺钾时会导致蔬菜叶肉阻抗从而导致光合速率下降,严重缺钾时会导致气孔阻抗,光合作用受到严重影响^[31]。石吉勇等^[32]通过HSI技术(730~1300 nm)将黄瓜叶片的HSI数据与叶绿素含量相关联,并建立校正模型获取黄瓜叶片的叶绿素分布特征,再根据缺钾元素叶片边缘局部区域叶绿素含量偏低的特点,提取边缘局部区域像素点特征参数,建立基于LDA的钾元素亏缺监测模型,准确率可达到95%。

除了单独研究氮、磷、钾三种元素之外,联合研究的方法同样适用于对番茄、黄瓜、甜菜、油菜等蔬

菜的无损检测。Liu 等^[33]基于 HSI 系统 (350~2500 nm) 提出一个三层集成模型框架, 将筛选后的光谱特征转换为更可分辨的概率特征, 实现了油菜叶片氮、磷、钾元素监测, 整体识别准确率为 80.76%, 优于 RF、SVM、ANN 模型。该研究只提取了 HSI 的光谱信息, 并未提取图像信息, 在此基础上, 刘红玉等^[34]基于 HSI 系统 (390~1050 nm) 先通过 GA 优选光谱特征波段, 再由 PCA 提取优选特征波段下的纹理特征, 然后利用 ANN 融合, 结果发现 $R_p^2=0.9651$ (N), $R_p^2=0.9216$ (P), $R_p^2=0.9353$ (K), RMSEP 为 0.19 (N), RMSEP 为 0.33 (P), RMSEP 为 0.29 (K), 相比单一光谱模型, 精度提高 6.25% (N), 3.97% (P), 7.92% (K); 相比单一图像

模型, 精度提高 3.80% (N), 5.43% (P), 3.26% (K)。因此, 融合光谱信息和图像信息的方法可以更好实现蔬菜氮、磷、钾素营养水平的精准监测。

蔬菜中的营养元素在蔬菜生长发育过程中对蔬菜性状有重大影响, 使用 HSI 技术实现对蔬菜中营养元素的含量监测是研究蔬菜性状健康程度的有效手段。目前, 国内外部分研究者们通过 HSI 技术对蔬菜中营养元素的含量监测进行研究, 除了在氮、磷、钾这些重要营养元素, 在叶绿素^[35]、淀粉^[36]、化学物质^[37]等营养元素监测及可视化方面均取得了不错的成果。但是对于更复杂营养元素指标和综合营养元素指标的研究较少, 这将是今后需要攻克的关键问题。HSI 技术在蔬菜营养元素监测的应用如表 2 所示。

表 2 HSI 在蔬菜营养元素监测的应用

Table 2 Application of HSI in the monitoring of vegetable nutrient element

Nutrient element	Vegetable	Wavelength range /nm	Number of characteristic wavelengths	Modeling method	Accuracy	Reference
N	Beet	350-1830		PCR	$R_p^2=0.633$; RMSEP is 2.34	[25]
N	Beet	383-1003	5	SVM	$R_p^2=0.78$; RMSEP is 3.08	[26]
N	Tomato	390.8-1050.1	7	PLSR	$R_p^2=0.94$; RMSEP is 0.48	[27]
P	Rape	350-2500	6	PLSR	$R_p^2=0.769$; RMSEP is 0.048%	[29]
P	Cucumber	730-1300		BP-ANN	100%	[30]
K	Cucumber	730-1300		LDA	95.00%	[32]
N,P,K	Rape	350-2500	10	Framework	80.76%	[33]
N,P,K	Tomato	390-1050	12	ANN	$R_p^2=0.9651$; RMSEP is 0.19(N)	[34]
N,P,K	Tomato	390-1050	12	ANN	$R_p^2=0.9216$; RMSEP is 0.33(P)	[34]
N,P,K	Tomato	390-1050	12	ANN	$R_p^2=0.9353$; RMSEP is 0.29(K)	[34]

6 HSI 技术在蔬菜病害诊断中的应用

蔬菜病害将对蔬菜产量造成重大损失, 同时也会对蔬菜性状造成严重影响, 不同病害类型和同种病害类型不同病害程度也会对光谱的反射率造成影响。HSI 可对病害侵染引起蔬菜内部的结构变化做出相应的光谱变化反应, 通过找出病害与光谱之间的变化规律, 建立相应的函数关系, 实现病害的诊断和早期预警。本部分列举了 HSI 技术在瓜类蔬菜、茄果类蔬菜和薯芋类蔬菜病害诊断上的应用。

6.1 瓜类蔬菜病害诊断

目前, 基于 HSI 技术的瓜类蔬菜病害诊断研究主要集中在黄瓜领域。针对不同病害, 柴阿丽等^[38]利用 HSI 技术 (400~720 nm) 对四种病害 (白粉病、角斑病、霜霉病、褐斑病) 进行研究, 分别通过逐步判别分析和典型判别分析降维后建立 LDA 病害识

别模型, 结果发现典型判别分析降维后建立的 LDA 模型表现更优, 识别率可达到 100%。而针对单一病害, 秦立峰等^[39]利用 HSI 技术 (400~1000 nm) 对温室内黄瓜霜霉病的早期诊断进行研究, 经 CARS-SPA 特征提取黄瓜健康叶片和染病叶片的 47 个特征波长后再构建 LS-SVM 模型用于病害诊断, 发现融合模型在黄瓜染病 2 天至 12 天都能达到 100% 的识别率, 在染病 1 天能达到 95.83% 的识别率, 比未融合模型的识别率高 4.16%。该研究可将黄瓜霜霉病的早期检测时间提前到感病后 1 天, 同时也可应用于其他病害的早期田间诊断, 具有巨大的研究意义。程帆等^[40]利用 HSI 技术 (380~1030 nm) 提取角斑病早期胁迫下黄瓜叶片的过氧化物酶, 采用 IRF 和回归系数法分别提取特征波段, 构建过氧化物酶活性的 PLSR 预测模型, 发现 IRF-PLSR 结果更好 ($R_p^2=0.816$, RMSEP 为 11.235)。

6.2 茄果类蔬菜病害诊断

目前,基于 HSI 技术的茄果类蔬菜病害诊断研究主要集中在番茄领域。针对番茄叶片早疫病,谢传奇等^[41]通过 HSI 技术(874~1734 nm),经 Gram-Schimidt 和 Bayesian logistic regression 方法分别筛选出 5 个和 9 个特征波长后建立 LS-SVM 和 LDA 模型,结果发现 LS-SVM 模型效果更佳,准确率可达到 100%。王海龙等^[42]基于 HSI 系统(380~1023 nm)对番茄叶片真菌病害进行研究,经 CARS 提取 5 个特征波长后构建 SVM 模型,诊断病害准确率可达到 100%。在番茄灰霉病方面,孔汶汶等^[43]利用 HSI 技术(400~1030 nm)对番茄茎秆进行拍摄,经 PLS 降维筛选 7 个特征波长后建立 LS-SVM 模型,该模型对健康番茄茎秆和灰霉病番茄茎秆的识别率可达到 100%。

6.3 薯芋类蔬菜病害诊断

目前,基于 HSI 技术的薯芋类蔬菜病害诊断研究主要集中于马铃薯。徐明珠等^[44]利用 HSI 技术(375~1018 nm)采集健康和早疫病马铃薯叶片的高光谱数据,分别建立基于 SPA 和载荷系数法提取特征波长的 LS-SVM 模型,发现识别率均为 100%。在相同波段范围内,胡耀华等^[45]对马铃薯健康叶片

和晚疫病叶片分别进行采样,发现基于原始光谱和光谱变换预处理后构建的 LS-SVM 模型预测效果最好,识别率均达到了 94.87%。同样对比多种预处理方法,郭红艳等^[46]基于 HSI 技术(980~1650 nm)对健康马铃薯和环腐病感染马铃薯进行分类,经 MSC 预处理和 PLS 降维筛选 9 个特征波长后,建立基于 Fisher-LDA、马氏距离-线性判别分析(MD-LDA)、线性核 SVM、径向基核 SVM、多项式核 SVM 和 S 型核 SVM 6 种分类模型,对比发现基于 MD-LDA 的马铃薯环腐病分类模型最佳,识别率为 100%。

病害问题是影响蔬菜性状健康的关键性问题,依据强大的检测能力,HSI 技术已成为诊断蔬菜病害的有效工具之一。对蔬菜病害的早期诊断不仅在瓜类、茄果类和薯芋类蔬菜,在其他领域蔬菜也有一定进展。但目前关于 HSI 技术的研究主要针对病害,而针对虫害的研究较少,未来需要继续研究 HSI 技术,实现对不同虫害类型或同种虫害类型不同程度的早期诊断,同时构建既精准又稳定的虫害诊断预测模型,争取早日将蔬菜病害和虫害结合起来,构建基于 HSI 技术的蔬菜病虫害诊断体系。HSI 技术在蔬菜病害诊断上的应用如表 3 所示。

表 3 HSI 在蔬菜病害诊断上的应用

Table 3 Application of HSI in the diagnosis of vegetable diseases

Vegetable diseases and insect pests	Wavelength range /nm	Number of characteristic wavelengths	Modeling method	Accuracy	Reference
Cucumber (four diseases)	400-720	12	LDA	100%	[38]
Cucumber downy mildew	400-1000	47	LS-SVM	100%(2-12 d)	[39]
Cucumber angular leaf spot	380-1030		PLSR	$R_p^2=0.816$; RMSEP is 11.235	[40]
Tomato early blight	874-1734	14	LS-SVM	100%	[41]
Tomato fungal disease	380-1023	5	SVM	100%	[42]
Tomato botrytis	400-1030	7	LS-SVM	100%	[43]
Potato early blight	375-1018	3	LS-SVM	100%	[44]
Potato late blight	375-1018		LS-SVM	94.87%	[45]
Potato ring rot	980-1650	9	MD-LDA	100%	[46]

7 HSI 技术在蔬菜性状无损检测上存在的问题

与机器视觉等无损检测技术相比,HSI 技术在蔬菜性状无损检测领域取得了很大的成功,但是,还存在一些不足需要完善和解决。

在检测成像系统指标方面,随着空间分辨率和光谱分辨率的提升,HSI 系统造价成本越来越高,商

业化生产多为大型化装置,因此研究主要停留在实验室阶段。而针对蔬菜性状的研究需要依托实际生产环境,实验室研究将达不到实时检测目的且缺乏说服力。虽然有部分小型手持光谱仪用于实际生产环境,但对田间环境(太阳光照、空气湿度、光源等)、非生物胁迫(低温、干旱、养分胁迫等)、目标的观测尺度(叶片、冠层等)、蔬菜作物种植模式(大田、温室等)等有较高的依赖性,另外户外主要使用

的是推扫式 HSI 系统,而搭载传感器的 HSI 系统仅在少数情况下被研究使用,这将出现分类预测精度不高的问题。这种情况下,如何实现低成本、高精度、实时检测的蔬菜性状无损检测是一个迫切的问题,将对高光谱检测成像系统提出巨大的挑战。

在检测对象性状指标方面,不同蔬菜作物在不同研究领域可能具有相似性状表征。比如在蔬菜作物病虫害性状方面,许多病虫害产生的毒素或病原菌与寄主植被相互作用的过程中均可以引起相似的症状,将导致蔬菜作物的光谱特征出现“同谱异物”的现象,这将给蔬菜作物病虫害的精确识别带来挑战。另外目前针对蔬菜性状的研究指标较为单一,比如针对蔬菜营养元素的检测主要是单一指标(如氮、磷、钾等其他微量元素),而针对综合指标(如成熟度、新鲜度)和更为精细的成分含量(如氨基酸和脂肪酸)的研究较少。对蔬菜病虫害的诊断主要是针对病害,且是普遍集中于瓜类和茄果类蔬菜病害,对其他类别的蔬菜病害研究较少,此外针对虫害的研究成果更是少之又少。

在检测模型精度指标方面,目前大多数研究者们已经采用“图谱合一”的方法提取蔬菜作物的光谱信息和图像信息。但在光谱信息特征提取层面主要还是采用传统预处理-降维-分类模式,在图像信息特征提取层面主要还是采用传统空间信息(如纹理、形态、颜色等)提取算法,在融合阶段也普遍采用传统并行拼接,这在实验室、田间、温室等小尺度区域虽能达到较好的预测分类效果,但在更大面积的蔬菜基地等区域表现不足;加上 HSI 技术数据维度多,数据量大,除有效信息外还包含大量冗余与无关信息像噪声等,在光谱分析处理时将花费大量的时间,极易导致模型预测精度下降。这种情况下,如何利用现有资源和技术,实现大尺度、高精度的蔬菜性状分类及预测成为亟待解决的问题。

8 总结与展望

介绍了 HSI 技术特点、HSI 数据采集、HSI 数据预处理、HSI 数据降维、HSI 数据分类的基础理论知识,总结了 HSI 技术在蔬菜内在品质检测、营养元素监测、病虫害诊断上的应用方向。已取得的研究成果表明 HSI 技术是一种将传统成像技术和光谱技术有机融合的高效、无损、环保的检测技术,可以同时获取研究对象图像信息和光谱信息,弥补了传统光谱分析技术和成像技术的缺点,实现快速、准确的蔬

菜性状无损检测。未来,HSI 技术在蔬菜性状无损检测上的可持续发展可从以下几个方面入手。

针对不同蔬菜性状或同一蔬菜的不同性状研究,一方面,为了精准获取蔬菜作物的光谱信息,同时消除田间、温室等实际生产环境的影响,可以增加图像数据空间的分辨率,从蔬菜叶片、叶脉、冠层等器官尺度深入到内部细胞结构;另一方面,在蔬菜单一性状指标研究成熟的基础上,进一步探寻各单一性状指标间的内在联系,从综合层面进一步开展对蔬菜性状的无损检测研究,同时也要积极开拓其他性状指标的研究;此外,随着技术的不断发展,可以根据不同蔬菜性状的生物学特性,灵活且有针对性地在最能表征蔬菜性状特性的生长发育阶段获取数据,从而实现高精度的分类预测,为蔬菜性状的分类预测提供决策依据。

针对不同尺度区域的蔬菜性状研究,一方面,可以分别从光谱层面和图像层面进一步改进特征提取算法,再在融合模型结构和算法上优化“图谱合一”的融合方式,实现数据融合精度的再次提高;另一方面,随着人工智能、大数据、移动互联网和云计算的不断发展,可以针对不同尺度、不同蔬菜性状构建典型蔬菜性状图谱数据库,在图谱数据库建立后,可以对光谱数据、图像数据和对应蔬菜性状进行关联,这将有效解决“异物同谱”的问题;此外,随着深度学习算法的不断深入发展,研究开发基于人工智能与移动终端深度融合算法的蔬菜性状快速无损检测系统,实现自动、实时、动态识别蔬菜性状和选择特征光谱的功能,进一步提高系统的利用价值。

针对蔬菜性状检测系统研究,一方面,可以根据蔬菜性状寻找普遍敏感波段,进一步开发低成本、高精度检测仪器;另一方面,可以将 HSI 技术和荧光成像、热红外成像等技术协同作用,充分发挥荧光成像、热红外成像技术对蔬菜生长环境信息的敏感性,最大化地发挥各系统优势;同时在 HSI 技术应用于蔬菜性状分类预测同时加入与蔬菜性状相关的物候分析,耦合匹配蔬菜性状生理、生化模型等,形成多源数据与多源模型融合实现蔬菜性状分类预测的创新模式;此外,随着遥感对地观测手段的多样化,露地蔬菜栽培领域对蔬菜产量及性状检测系统提出了更高要求。在未来,协同高光谱分辨率、高空间分辨率和高时间分辨率的搭载卫星构建多尺度、多元化的蔬菜菜田管理系统将成为主流,这种情况下,星载高光谱传感器的研发及使用将成为“星-空-地”高光

谱遥感一体化协同平台实现的关键。

综上所述, HSI 技术为蔬菜性状无损检测提供了广泛的应用, 随着 HSI 技术的进步和成本的降低, HSI 技术在未来该领域上会显示出更大的应用潜力。

参 考 文 献

- [1] Alissa E M, Ferns G A. Dietary fruits and vegetables and cardiovascular diseases risk[J]. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, 2017, 57(9): 1950-1962.
- [2] Guan Q Q, Xiong T, Xie M Y. Influence of probiotic fermented fruit and vegetables on human health and the related industrial development trend[J]. *Engineering*, 2021, 7(2): 212-218.
- [3] Allegretta I, Gattullo C E, Renna M, et al. Rapid multi-element characterization of microgreens via total-reflection X-ray fluorescence (TXRF) spectrometry[J]. *Food Chemistry*, 2019, 296: 86-93.
- [4] 徐建国, 徐刚, 张绪坤, 等. 利用核磁共振成像技术分析胡萝卜干燥过程中内部水分传递[J]. *农业工程学报*, 2013, 29(12): 271-276, 293.
Xu J G, Xu G, Zhang X K, et al. Moisture transport in carrot during hot air drying using magnetic resonance imaging[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2013, 29(12): 271-276, 293.
- [5] 王巧华, 梅璐, 马美湖, 等. 利用机器视觉与近红外光谱技术的皮蛋无损检测与分级[J]. *农业工程学报*, 2019, 35(24): 314-321.
Wang Q H, Mei L, Ma M H, et al. Nondestructive testing and grading of preserved duck eggs based on machine vision and near-infrared spectroscopy[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2019, 35(24): 314-321.
- [6] Yogesh, Dubey A K, Ratan R, et al. Computer vision based analysis and detection of defects in fruits causes due to nutrients deficiency[J]. *Cluster Computing*, 2020, 23(3): 1817-1826.
- [7] Siche R, Vejarano R, Aredo V, et al. Evaluation of food quality and safety with hyperspectral imaging (HSI) [J]. *Food Engineering Reviews*, 2016, 8(3): 306-322.
- [8] 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.
- [9] 田有文, 程怡, 吴琼, 等. 农产品病虫害高光谱成像无损检测的研究进展[J]. *激光与红外*, 2013, 43(12): 1329-1335.
Tian Y W, Cheng Y, Wu Q, et al. Research progress on hyperspectral imaging in nondestructive detection of agricultural products disease and pest[J]. *Laser & Infrared*, 2013, 43(12): 1329-1335.
- [10] Sonobe R, Wang Q. Nondestructive assessments of carotenoids content of broadleaved plant species using hyperspectral indices[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 145: 18-26.
- [11] 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.
- [12] 邵园园, 王永贤, 玄冠涛, 等. 高光谱成像的猕猴桃货架期快速预测[J]. *光谱学与光谱分析*, 2020, 40(6): 1940-1946.
Shao Y Y, Wang Y X, Xuan G T, et al. Hyperspectral imaging technique for estimating the shelf-life of kiwifruits[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2020, 40(6): 1940-1946.
- [13] Yang F, Fan Y M, Li J L, et al. Estimating LAI and CCD of rice and wheat using hyperspectral remote sensing data[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2010, 26(2): 237-243.
- [14] 马帅帅, 于慧春, 殷勇, 等. 黄瓜水分和硬度高光谱特征波长选择与预测模型构建[J]. *食品与机械*, 2021, 37(2): 145-151.
Ma S S, Yu H C, Yin Y, et al. Selection of hyperspectral characteristic wavelength and construction of prediction model for cucumber hardness and moisture [J]. *Food & Machinery*, 2021, 37(2): 145-151.
- [15] 龙燕, 连雅茹, 马敏娟, 等. 基于高光谱技术和改进型区间随机蛙跳算法的番茄硬度检测[J]. *农业工程学报*, 2019, 35(13): 270-276.
Long Y, Lian Y R, Ma M J, et al. Detection of tomato hardness based on hyperspectral technology and modified interval random frog algorithm[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2019, 35(13): 270-276.
- [16] Zhou Y, Mao H P, Zhang X D. Hyperspectral imaging technology for detection of moisture content of tomato leaves[C]//2011 4th International Congress on Image and Signal Processing, October 15-17, 2011, Shanghai, China. New York: IEEE Press, 2011: 167-171.
- [17] 周竹, 李小昱, 高海龙, 等. 马铃薯干物质含量高光谱检测中变量选择方法比较[J]. *农业机械学报*, 2012, 43(2): 128-133, 185.
Zhou Z, Li X Y, Gao H L, et al. Comparison of

- different variable selection methods on potato dry matter detection by hyperspectral imaging technology [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2012, 43(2): 128-133, 185.
- [18] 张若宇, 饶秀勤, 高迎旺, 等. 基于高光谱漫透射成像整体检测番茄可溶性固形物含量[J]. 农业工程学报, 2013, 29(23): 247-252.
Zhang R Y, Rao X Q, Gao Y W, et al. Inspection of soluble solid content for tomatoes in different positions based on hyperspectral diffuse transmittance imaging[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2013, 29(23): 247-252.
- [19] 吴晨, 何建国, 刘贵珊, 等. 基于近红外高光谱成像技术的马铃薯干物质含量无损检测[J]. 食品与机械, 2014, 30(4): 133-136, 150.
Wu C, He J G, Liu G S, et al. Non-destructive determination of dry matter content in potatoes based on near-infrared hyperspectral imaging technique[J]. Food & Machinery, 2014, 30(4): 133-136, 150.
- [20] 许英超, 王相友, 印祥, 等. 马铃薯干物质空间分布状态可视化研究[J]. 农业机械学报, 2018, 49(2): 339-344, 357.
Xu Y C, Wang X Y, Yin X, et al. Visualization spatial assessment of potato dry matter[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(2): 339-344, 357.
- [21] Lian Y R, Long Y, Song H B, et al. Determination of cherry tomatoes soluble solids content by hyperspectral imaging technology and modified interval random frog [J]. International Agricultural Engineering Journal, 2019, 28(4): 313-321.
- [22] 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.
Sun J T, Ma B X, Dong J, et al. Study on maturity discrimination of Hami melon with hyperspectral imaging technology combined with characteristic wavelengths selection methods and SVM[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2017, 37(7): 2184-2191.
- [23] Barbedo J G A. Detection of nutrition deficiencies in plants using proximal images and machine learning: a review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 162: 482-492.
- [24] 杨海波, 高兴, 黄绍福, 等. 基于卫星波段的马铃薯植株氮素含量估测[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(9): 2686-2692.
Yang H B, Gao X, Huang S F, et al. Satellite bands based estimation of nitrogen concentration in potato plants[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(9): 2686-2692.
- [25] 李哲, 田海清, 王辉, 等. 基于高光谱的甜菜冠层氮素遥感估算研究[J]. 农机化研究, 2016, 38(6): 210-214.
Li Z, Tian H Q, Wang H, et al. Models of estimating sugar beet nitrogen using hyperspectral[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2016, 38(6): 210-214.
- [26] 张晶, 张珏, 田海清. 基于高光谱成像技术的甜菜叶片氮素遥感估测[J]. 中山大学学报(自然科学版), 2018, 57(6): 103-112.
Zhang J, Zhang J, Tian H Q. Remote sensing estimation research of leaf nitrogen in sugar beet based on hyperspectral imaging[J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni, 2018, 57(6): 103-112.
- [27] 张晓东, 李立, 高洪燕, 等. 番茄氮素的多特征融合检测研究[J]. 江苏农业科学, 2016, 44(10): 379-382.
Zhang X D, Li L, Gao H Y, et al. Research on multi-feature fusion detection of tomato nitrogen[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2016, 44(10): 379-382.
- [28] Ellsworth D S, Crous K Y, Lambers H, et al. Phosphorus recycling in photorespiration maintains high photosynthetic capacity in woody species[J]. Plant, Cell & Environment, 2015, 38(6): 1142-1156.
- [29] 李岚涛, 汪善勤, 任涛, 等. 基于高光谱的冬油菜叶片磷含量诊断模型[J]. 农业工程学报, 2016, 32(14): 209-218.
Li L T, Wang S Q, Ren T, et al. Evaluating models of leaf phosphorus content of winter oilseed rape based on hyperspectral data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(14): 209-218.
- [30] 石吉勇, 邹小波, 赵杰文, 等. 基于近红外光谱的设施栽培水果黄瓜磷元素亏缺初期快速诊断[J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(12): 3264-3268.
Shi J Y, Zou X B, Zhao J W, et al. Rapid diagnostics of early phosphorus deficiency in mini-cucumber plants under protected cultivation by near infrared spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011, 31(12): 3264-3268.
- [31] Abdel-Motagally F, Attia K K. Response of sugar beet plants to nitrogen and potassium fertilization in sandy calcareous soil[J]. International Journal of Agriculture & Biology, 2009, 11(6): 695-700.
- [32] 石吉勇, 李文亭, 郭志明, 等. 基于叶面叶绿素分布特征的黄瓜叶片氮钾元素亏缺诊断[J]. 农业机械学报, 2019, 50(8): 264-269.

- Shi J Y, Li W T, Guo Z M, et al. Nondestructive diagnostics of nitrogen and potassium deficiencies based on chlorophyll distribution features of cucumber leaves[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(8): 264-269.
- [33] Liu S S, Yang X, Guan Q F, et al. An ensemble modeling framework for distinguishing nitrogen, phosphorous and potassium deficiencies in winter oilseed rape (*brassica napus* l.) using hyperspectral data[J]. Remote Sensing, 2020, 12(24): 4060.
- [34] 刘红玉, 毛罕平, 朱文静, 等. 基于高光谱的番茄氮磷钾营养水平快速诊断[J]. 农业工程学报, 2015, 31: 212-220.
- Liu H Y, Mao H P, Zhu W J, et al. Rapid diagnosis of tomato N-P-K nutrition level based on hyperspectral technology [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31: 212-220.
- [35] Zou X B, Shi J Y, Hao L M, et al. *In vivo* noninvasive detection of chlorophyll distribution in cucumber (*Cucumis sativus*) leaves by indices based on hyperspectral imaging[J]. Analytica Chimica Acta, 2011, 706(1): 105-112.
- [36] Jiang W, Fang J L, Wang S W, et al. Detection of starch content in potato based on hyperspectral imaging technique[J]. International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition, 2015, 8(12): 49-58.
- [37] Wang Z J, Erasmus S W, Liu X T, et al. Study on the relations between hyperspectral images of bananas (*Musa* spp.) from different countries, their compositional traits and growing conditions[J]. Sensors, 2020, 20(20): 5793.
- [38] 柴阿丽, 廖宁放, 田立勋, 等. 基于高光谱成像和判别分析的黄瓜病害识别[J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 30(5): 1357-1361.
- Chai A L, Liao N F, Tian L X, et al. Identification of cucumber disease using hyperspectral imaging and discriminate analysis[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(5): 1357-1361.
- [39] 秦立峰, 张熹, 张晓茜. 基于高光谱病害特征提取的温室黄瓜霜霉病早期检测[J]. 农业机械学报, 2020, 51(11): 212-220.
- Qin L F, Zhang X, Zhang X Q. Early detection of cucumber downy mildew in greenhouse by hyperspectral disease differential feature extraction[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(11): 212-220.
- [40] 程帆, 赵艳茹, 余克强, 等. 基于高光谱技术的病害早期胁迫下黄瓜叶片中过氧化物酶活性的研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2017, 37(6): 1861-1865.
- Cheng F, Zhao Y R, Yu K Q, et al. Application of hyper-spectra for detecting peroxidase content in cucumber leaves with early disease stress[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2017, 37(6): 1861-1865.
- [41] 谢传奇, 方孝荣, 邵咏妮, 等. 番茄叶片早疫病近红外高光谱成像检测技术[J]. 农业机械学报, 2015, 46(3): 315-319.
- Xie C Q, Fang X R, Shao Y N, et al. Detection of early blight on tomato leaves using near-infrared hyperspectral imaging technique[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(3): 315-319.
- [42] 王海龙, 杨国国, 张瑜, 等. 竞争性自适应重加权算法和相关系数法提取特征波长检测番茄叶片真菌病害[J]. 光谱学与光谱分析, 2017, 37(7): 2115-2119.
- Wang H L, Yang G G, Zhang Y, et al. Detection of fungal disease on tomato leaves with competitive adaptive reweighted sampling and correlation analysis methods[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2017, 37(7): 2115-2119.
- [43] 孔汶汶, 虞佳佳, 刘飞, 等. 基于高光谱成像技术的番茄茎秆灰霉病早期诊断研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(3): 733-736.
- Kong W W, Yu J J, Liu F, et al. Early diagnosis of gray mold on tomato stalks based on hyperspectral data[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(3): 733-736.
- [44] 徐明珠, 李梅, 白志鹏, 等. 马铃薯叶片早疫病的高光谱识别研究[J]. 农机化研究, 2016, 38(6): 205-209.
- Xu M Z, Li M, Bai Z P, et al. Identification of early blight disease on potato leaves using hyperspectral imaging technique[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2016, 38(6): 205-209.
- [45] 胡耀华, 平学文, 徐明珠, 等. 高光谱技术诊断马铃薯叶片晚疫病的研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2016, 36(2): 515-519.
- Hu Y H, Ping X W, Xu M Z, et al. Detection of late blight disease on potato leaves using hyperspectral imaging technique[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2016, 36(2): 515-519.
- [46] 郭红艳, 刘贵珊, 吴龙国, 等. 基于高光谱成像的马铃薯环腐病无损检测[J]. 食品科学, 2016, 37(12): 203-207.
- Guo H Y, Liu G S, Wu L G, et al. Hyper-spectral imaging technology for nondestructive detection of potato ring rot[J]. Food Science, 2016, 37(12): 203-207.