

基于高光谱技术的鲜食水果玉米含水率无损检测

Nondestructive detection of moisture content in fresh fruit corn based on hyperspectral technology

廉孟茹 张淑娟 任 锐

LIAN Meng-ru ZHANG Shu-juan REN Rui

池江涛 穆炳宇 孙双双

CHI Jiang-tao MU Bing-yu SUN Shuang-shuang

(山西农业大学农业工程学院, 山西 太谷 030801)

(College of Agricultural Engineering, Shanxi Agricultural University, Taigu, Shanxi 030801, China)

摘要:目的: 实现对鲜食玉米含水率的快速、准确预测。

方法:采用高光谱技术对鲜食水果玉米进行光谱数据采集, 比较了变量标准化算法(SNV)、附加散射校正算法(MSC)、卷积平滑(SG)、移动平均法(MA)等数据预处理方法对模型精度的影响, 选取 MSC 进行预处理。基于 MSC 预处理数据选用连续投影算法(SPA)、竞争性自适应重加权算法(CARS)以及随机蛙跳法(RF)分别提取含水率的特征波长并建模分析。**结果:**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 0, 预测均方根误差(RMSEP)为 0.006 0。**结论:**利用高光谱技术可实现对鲜食水果玉米含水率的快速无损检测。

关键词:水果玉米; 含水率; 无损检测; 高光谱

Abstract: Objective: In order to realize the fast and accurate prediction of moisture content of fresh fruit corn. **Methods:** Hyperspectral technology was used to collect and extract the spectral data of fresh fruit and corn. The effects to the accuracy of model were studied by comparing the data from Standard Normalized Variate (SNV), Multiplicative Scatter Correction (MSC), Savitzky-Golay smooth (SG) and Moving Average (MA), etc. MSC was selected for preprocessing. Based on the data preprocessed by MSC, successive projections algorithm (SPA), Competitive Adaptive Reweighted Sampling (CARS) and random frog (RF) were selected to optimize the characteristic wavelength for the prediction of moisture content of fresh fruit corn. **Results:** It showed that the prediction effect of moisture content of MSC-

CARS-PLS model was the best. The coefficient of determination (R_p^2) of prediction set was 0.825 0, the predicted error (RMSEP) was 0.006 0. **Conclusion:** It is showing that the rapid nondestructive testing of moisture content of fresh fruits and corn can be realized by using hyperspectral technology.

Keywords: fruit corn; moisture content; nondestructive testing; hyperspectral spectroscopy

鲜食玉米含有丰富的蛋白质、脂肪、糖类、钙、胡萝卜素、维生素等营养成分^[1], 是人们餐桌上的美食。鲜食玉米籽粒含水率为 70% 左右时食用风味和营养最佳, 此时为鲜食玉米的最佳收获期。采收过早, 干物质和各种营养成分不足、产量低、效益低; 采收过晚会使鲜食玉米风味变差。而人工识别最佳采收期的玉米不仅费时费力, 而且还会损伤鲜食玉米。

近年来光谱技术已经被越来越多地应用于农产品含水率的无损检测, 并且获得了很好的效果。任怡等^[2]通过高光谱成像技术预测香葱贮藏品质, 所建水分含量预测模型的最高预测决定系数(R_p^2)为 0.818 3。杨佳等^[3]利用高光谱探究胡萝卜片干燥过程水分与光谱的关系, 构建基于偏最小二乘和支持向量机算法的无损预测模型, 模型预测集的决定系数(R_p^2)高达 0.98。朱洁^[4]利用高光谱技术对单粒小麦籽的水分进行了检测, 并结合化学计量法获得了单粒小麦籽的水分分布图。陈冲^[5]利用高光谱技术对室内红枣进行含水率测定, 使用偏最小二乘法经过附加散射校正算法与一阶导数平滑后得到最优模型, 模型预测集的决定系数(R_p^2)为 0.861 4, 校正集均方根误差 (RMSEC) 为 0.248, 预测集均方根误差 (RMSEP) 为 0.482。海冰帅^[6]基于集成学习研究苹果品质的高光谱检测方法, 筛选出 140 个最优波长建立光谱

作者简介: 廉孟茹, 女, 山西农业大学在读硕士研究生。

通信作者: 张淑娟(1963—), 女, 山西农业大学教授, 博士生导师, 博士。E-mail: zsujuan1@163.com

收稿日期: 2021-03-24

数据与含水率的关系,预测集的决定系数(R_p^2)达到 0.783 5。田小玉等^[7]建立了基于光谱数据和 1,3 个灰度共生矩阵特征的融合模型对甘薯的水分进行预测,预测集的决定系数(R_p^2)为 0.862,均方根误差(RMSEP)为 0.088。Lee 等^[8]测定了不同干燥方法下萝卜块的水分分布图,得出 Page 模型最适合描述萝卜块水分损失的试验数据,其对失水率建立 PLSR-VIP 的预测模型的决定系数(R_p^2)为 0.967,具有较高的预测精度。Maraphum 等^[9]利用高光谱成像技术建立偏最小二乘回归预测模型来评估和可视化甘蔗茎中的水分含量,预测模型的决定系数(R_p^2)为 0.68,均方根误差(RMSEP)为 1.49%。由此可知,基于高光谱成像技术对水果蔬菜的无损检测具有可行性。

近年来,高新浩等^[10]设计了一种基于机器视觉的鲜食玉米品质检测分类器,实现了对不同品种、尺寸以及破损程度的鲜食玉米进行分类。但是还未有高光谱成像技术应用于鲜食玉米含水率无损检测的报道。研究拟采用高光谱技术对鲜食水果玉米进行光谱数据采集并提取,通过比较不同预处理方法和特征波长提取方法,选用决定系数(R^2)最大、均方根误差(RMSE)值最小的处理方法作为鲜食水果玉米的最佳建模方法,以此实现对鲜食玉米含水率的预测。

1 试验

1.1 材料

鲜食水果玉米样本于 2020 年 7 月 17 日采摘自山西省榆次区北田镇北田村,于当天运送至实验室,选取尺寸大小均匀、无病虫害的水果玉米 144 根,其标号,人工剥开玉米苞叶,去除玉米须,采集光谱信息及相关试验。利用 Kennard-Stone 算法^[11]将鲜食水果玉米样本按 3:1 的比例划分为校正集和预测集。得到校正集玉米样本 108 个,预测集玉米样本 36 个。

1.2 主要仪器

高光谱分选仪:ZOLIX Gaia Sorter 型,北京卓立公司;

电热鼓风干燥箱:SY101-2 型,天津市三水科学仪器有限公司。

1.3 光谱采集

采集光谱的波长范围为 900~1 700 nm。采集玉米的光谱信息,光谱分辨率为 9 nm。设置曝光时间为 20 ms,平台移动速度为 2 cm/s,样本与镜头的距离为 22 cm。提取样本感兴趣区域为 50 个像素点×50 个像素点。为了消除光强变化和镜头中暗流对采后数据的影响以及计算扫描物体的相对反射光谱值,在光谱数据采集前先采集黑白板,并对高光谱采集后的数据进行黑白校正,计算公式为:

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

式中:

R ——校正后的图像;

I ——原始图像;

B ——黑板校正图像;

W ——白板校正图像。

1.4 含水率测定

鲜食玉米籽粒称重后,置于 105 °C 电热鼓风干燥箱内干燥至恒重(6 h 左右),测定玉米籽粒烘干后的质量^[12],按式(2)计算玉米籽粒含水率。

$$W = \frac{W_1 - W_2}{W_1}, \quad (2)$$

式中:

W ——鲜食玉米的含水率;

W_1 ——烘干前玉米的质量,g;

W_2 ——烘干后玉米的质量,g。

1.5 原始光谱

水果玉米的原始光谱图如图 1 所示。

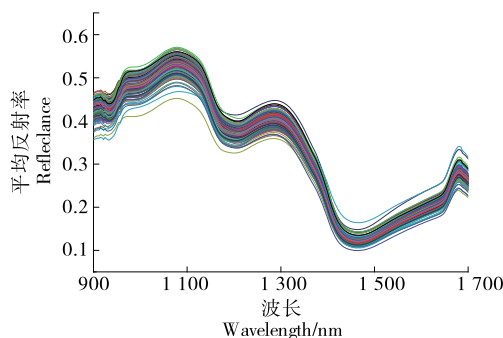


图 1 水果玉米的原始光谱图

Figure 1 The original spectrum of fruit corn

从图 1 可以看出,样本集玉米光谱平均反射率曲线整体趋势一致。玉米光谱 900~1 700 nm 的光谱范围内时光谱反射率范围大约为 0.12~0.53,在波数为 970, 1 200, 1 450 nm 附近处有 3 处明显的特征峰。970, 1 450 nm 附近的特征峰来源于 O—H 键的伸缩振动,与水分子的结构有关^[13-14]; 1 200 nm 附近的特征峰为液态水的组合频吸收带^[15]; 1 450 nm 是 O—H 键一级倍频峰^[16]。

1.6 鲜食玉米含水率的描述统计

通过使用直接干燥法测定的含水率频率直方图如图 2 所示。

从图 2 和表 1 可以看出,鲜食水果玉米样本的含水率分布在 0.68~0.81。含水率的均值、中值和众数都在 0.75 附近,含水率分布大致符合正态分布。

2 数据处理

2.1 光谱预处理

光谱数据预处理可以消除光谱数据采集过程中试验

仪器产生的噪声、背景干扰、周围杂散光干扰等因素对数据的影响^[17],消除光谱数据中的冗余信息,提高模型的准确率。试验采用变量标准化算法(SNV)、附加散射校正算法(MSC)、卷积平滑(SG)、去趋势法(De-trending)、移动平均法(MA)和归一法(Normalize)6种方法对玉米光谱数据进行预处理,并与原始光谱数据(RW)建模效果作对比,预处理后的光谱图如图3所示。

测定的玉米样本含水率的描述性统计数据如表1所示。

对处理后的光谱数据建立偏最小二乘回归(PLS)模型比较建模效果如表2所示。

表1 玉米样本含水率描述性统计数据

Table 1 Descriptive statistics of moisture content in corn samples

均值	中值	众数	标准差	偏度	峰度	极小值	极大值
0.754 895	0.757 242	0.75	0.023 705	-0.275	-0.198	0.683 601	0.807 531

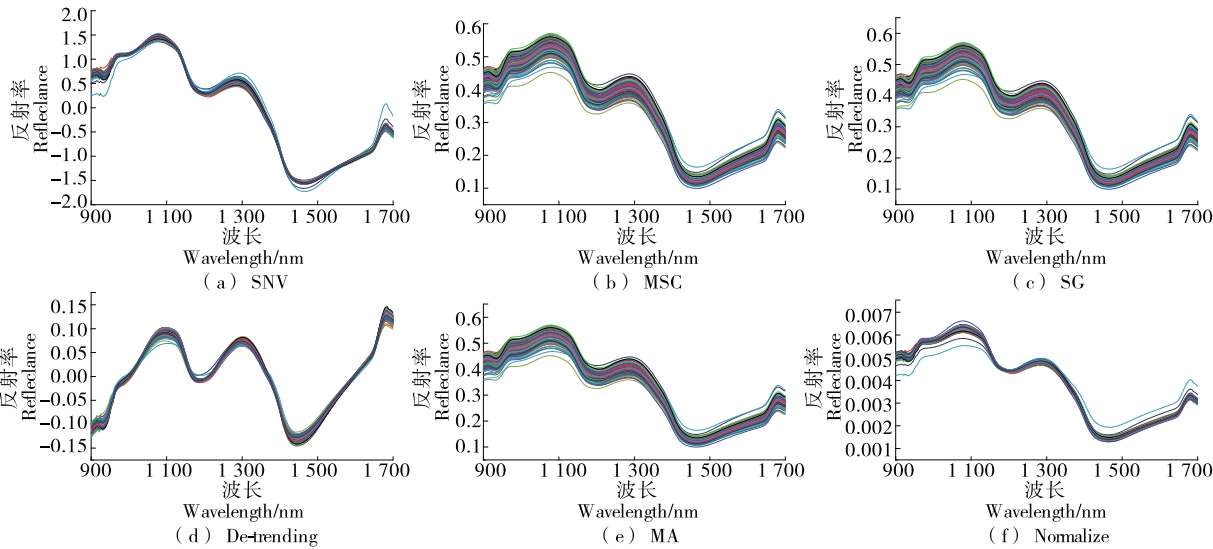


图3 预处理后的光谱图

Figure 3 Spectrum after pretreatment

表2 光谱预处理方法对PLS建模结果的影响

Table 2 The influence of different spectral preprocessing methods on the PLS model

预处理方法	校正集		预测集	
	R^2_c	RMSEC	R^2_p	RMSEP
RW	0.792 7	0.011 7	0.785 6	0.006 7
SNV	0.789 6	0.011 8	0.785 4	0.006 7
MSC	0.791 6	0.011 7	0.795 1	0.006 3
SG	0.792 3	0.011 7	0.674 1	0.008 2
De-trending	0.784 2	0.011 9	0.786 9	0.006 7
MA	0.792 3	0.011 7	0.674 1	0.008 2
Normalize	0.791 1	0.011 7	0.772 1	0.006 9

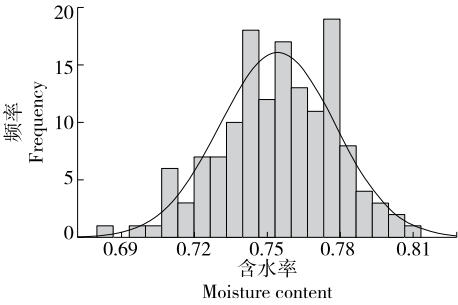


图2 水果玉米含水率频率直方图

Figure 2 Frequency histogram of moisture content of fruit corn

根据图3和表2中各种预处理方法的对比数据可知,SNV、MSC、SG、De-trending、MA和Normalize等方法在预处理去噪的同时,可能会将一部分有用信息丢失,导致其模型预测能力降低,从而使得建模效果略差于原始光谱建模。而采用MSC预处理的模型取得的预测效果最好,其校正集的决定系数(R^2_c)为0.791 6,均方根误差(RMSEC)为0.011 7;预测集的决定系数(R^2_p)为0.795 1,均方根误差(RMSEP)为0.006 3。因此选择采用MSC预处理后的数据进行后续特征波长提取。

2.2 光谱数据建模

高光谱数据中包含了大量化学和物理信息,具有高维度和共线性问题,其中一些相关性不强的光谱信息会影响建模效果,不仅使建模时间增加,还会降低模型相关

性^[18-19]。为了更加高效准确地预测模型效果,需要对光谱数据进行特征波长的提取。选用连续投影法(SPA)、竞争性自适应加权重算法(CARS)和随机蛙跳法(RF)3种方法来优选特征波长,并利用优选出的特征波长建立PLS回归模型来比较建模效果。

2.2.1 SPA 特征波长提取 采用 SPA 建模优选过程及所筛选出的最优波长如图 4 和图 5 所示。

由图 4 和图 5 可知,优选的变量数目从 1 到 6 变化时其对应的均方根误差(RMSE)值在减小;变量数目超过 6 时, RMSE 值开始增加;当变量数目为 6 时, RMSE 值最小,为 0.012 375,所以采用 SPA 建模方法优选出 6 个特征波长,分别为 1 074, 1 141, 1 182, 1 278, 1 685, 1 700 nm。

2.2.2 CARS 特征波长提取 采用 CARS 建模,设置蒙特卡罗采样次数为 50 次,优选过程及所筛选出的最优波长如图 6 所示。

从图 6(a)可以看出,随着蒙特卡罗采样次数从 1 次增加到 50 次,所采集的变量由 254 个减小到 2 个;从图 6(b)可以看出,交叉验证均方根误差(RMSE)的值呈由大变小再变大的趋势,在第 35 次采样时均方根误差最小,最小值为 0.011 3;图 6(c)为波长变量优选过程中各波长变量回归系数的变化趋势,第 35 次采样时均方根误差最小。由 CARS 模型运行结果提取出 16 个特征波长,分别为 902, 918, 953, 1 064, 1 128, 1 131, 1 195, 1 198, 1 310, 1 380, 1 421, 1 424, 1 488, 1 491, 1 535, 1 545 nm。

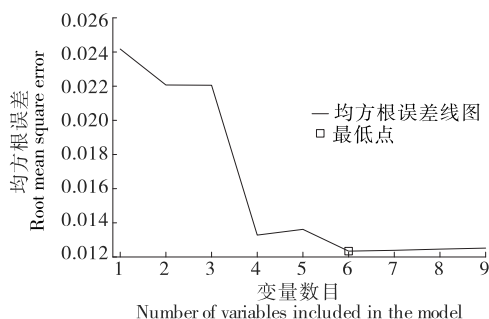


图 4 特征波长优选过程

Figure 4 Feature wavelength optimization process

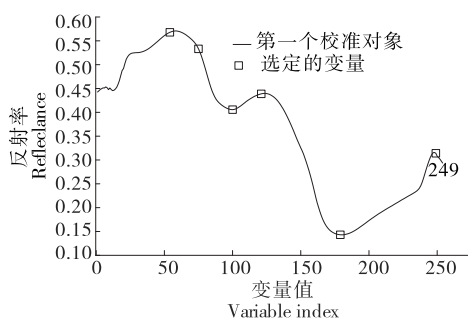


图 5 SPA 提取的特征波长

Figure 5 Feature wavelength extracted by SPA

2.2.3 RF 特征波长提取 采用 RF 建模,为了减小随机蛙跳法所产生的不稳定性,蒙特卡罗采样次数应尽可能多,设置蒙特卡罗采样次数为 2 000 次,优选过程及所筛选出的最优波长如图 7 所示。

概率越大的变量对建模的贡献率越大,从图 7 可以看出,波段的选择概率范围为 0.0~0.6,大部分变量的选择概率值都很小,只有少数变量的选择概率峰值比较突出,可被确定为特征波长,选择概率大的数据坐标点有 (3, 0.224 0)、(57, 0.242 5)、(73, 0.300 0)、(75, 0.273 0)、(76, 0.245 0)、(93, 0.232 5)、(98, 0.215 0)、(132, 0.211 5)、(167, 0.213 5)、(186, 0.537 0) 共计 10 个,其对应的特征波长分别为 902, 1 074, 1 125, 1 131, 1 135, 1 189, 1 205, 1 313, 1 424, 1 485 nm。

3 建模结果与分析

比较基于 MSC 预处理的 3 种特征波长的 PLS 建模结果与原始光谱的 PLS 建模效果如表 3 和图 8 所示。

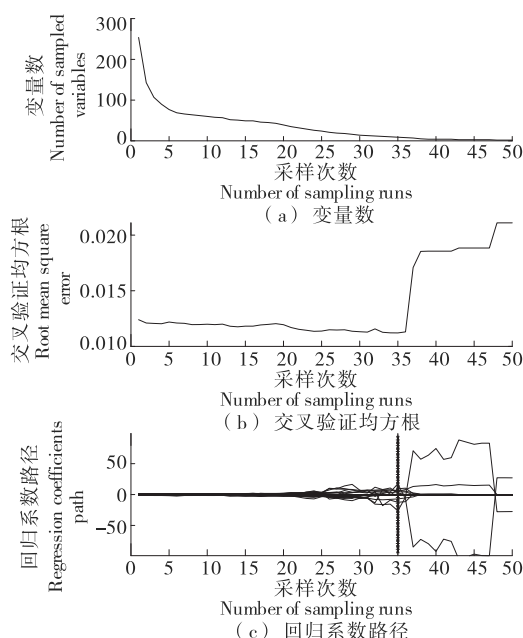


图 6 CARS 提取的特征波长

Figure 6 Feature wavelength extracted by CARS

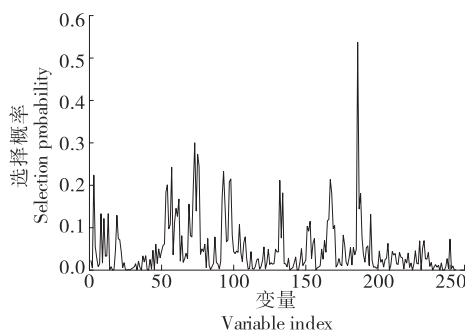


图 7 RF 提取的特征波长

Figure 7 Feature wavelength extracted by RF

表 3 不同特征波长提取方法对 PLS 建模效果的影响

Table 3 The influence of different characteristic wavelength extraction methods on the PLS model

建模方法	特征变量数	波段所占百分比/%	校正集		预测集	
			R_c^2	RMSEC	R_p^2	RMSEP
PLS	254	100.00	0.792 7	0.011 7	0.785 6	0.006 7
SPA-PLS	6	2.36	0.779 0	0.012 1	0.756 0	0.007 2
CARS-PLS	16	6.30	0.824 4	0.010 8	0.825 0	0.006 0
RF-PLS	10	3.94	0.779 6	0.012 0	0.756 3	0.007 1

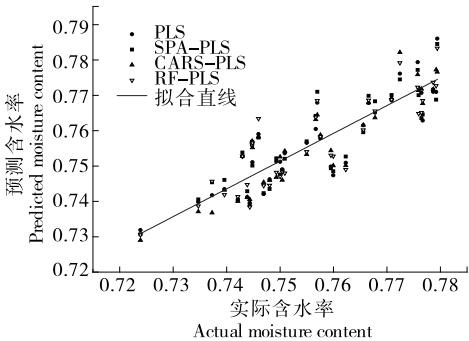


图 8 3 种特征波长的 PLS 建模与原始光谱的 PLS 建模预测效果

Figure 8 PLS modeling of three characteristic wavelengths and prediction effect of PLS modeling of original spectral

PLS、SPA-PLS、CARS-PLS 和 RF-PLS 4 种模型的预测含水率与实际含水率数据点集分布符合一元线性回归拟合,且从图 8 可以看出 CARS-PLS 模型数据点集相对拟合效果较好,PLS 模型次之,SPA-PLS 和 RF-PLS 模型相对较差。由表 3 和图 8 可知,采用 SPA 和 RF 两种特征波长分别与 PLS 建模,其模型的 R^2 均低于全波段建模,模型的 RMSE 均大于全波段建模。可能原因是 SPA-PLS 和 RF-PLS 两种建模方法在提取特征波长时剔除了有效波长,从而导致建模结果差于全波段建模。采用 CARS-PLS 建模比全波段建模效果好,特征变量数仅占全部波段的 6.30%,但是模型相关性大大提高了,模型校正集决定系数(R_c^2)达到了 0.824 4,预测集决定系数(R_p^2)达到了 0.825 0,均方根误差相比全波段建模有所降低,校正集均方根误差(RMSEC)为 0.010 8,预测集均方根误差(RMSEP)为 0.006 0。说明 CARS-PLS 建模提取的特征波段大大降低了模型的冗余度,而且较好地保留了有效波段,采用 CARS-PLS 可以大大缩短建模时间,而且还能提高建模准确率。因此,选用 CARS 提取鲜食玉米的特征波长。

4 结论

通过对比鲜食水果玉米原始光谱图与其他 6 种预处理后建模效果,发现附加散射校正算法预处理建模效果较好,因此选用附加散射校正算法预处理后的光谱进行

特征波长的提取。通过连续投影法和随机蛙跳法提取特征波长的建模效果比全波段建模效果差,而竞争性自适应加权重算法—偏最小二乘回归的建模效果优于全波段建模,模型校正集决定系数(R_c^2)达到了 0.824 4,预测集决定系数(R_p^2)达到了 0.825 0,均方根误差相比全波段建模有所降低,校正集均方根误差(RMSEC)为 0.010 8,预测集均方根误差(RMSEP)为 0.006 0,可以很好地预测鲜食玉米中的含水率。

研究基于去除苞叶的鲜食玉米进行光谱信息采集并建立含水率模型,该模型预测效果较好。但是针对田间未去除苞叶的鲜食玉米含水率的无损检测模型还需进一步研究。

参考文献

[1] 安学君, 潘巨忠, 潘舒伟. 鲜食玉米保鲜方法研究进展[J]. 农产品加工, 2020(24): 76-78, 82.
AN Xue-jun, PAN Ju-zhong, PAN Shu-wei. Research progress on fresh-keeping methods of fresh corn[J]. Farm Products Processing, 2020(24): 76-78, 82.
[2] 任怡, 王成全, ERNEST Bonah, 等. 高光谱成像技术预测香葱贮藏品质研究[J]. 食品工业科技, 2021, 42(10): 267-274.
REN Yi, WANG Cheng-quan, RNEST Bonah, et al. Storage quality prediction of green onions by hyperspectral imaging[J]. Science and Technology of Food Industry, 2021, 42(10): 267-274.
[3] 杨佳, 刘强, 赵楠, 等. 基于高光谱成像的干燥胡萝卜片水分及类胡萝卜素含量无损检测和可视化分析[J]. 食品科学, 2020, 41(12): 285-291.
YANG Jia, LIU Qiang, ZHAO Nan, et al. Hyperspectral imaging for non-destructive determination and visualization of moisture and carotenoid contents in carrot slices during drying[J]. Food Science, 2020, 41(12): 285-291.
[4] 朱洁. 基于高光谱的单粒软硬麦鉴别及水分预测方法[D]. 重庆: 西南大学, 2020: 43-55.
ZHU Jie. Methods of soft and hard identification and moisture prediction of single kernel wheat based on hyperspectral [D]. Chongqing: Southwest University, 2020: 43-55.
[5] 陈冲. 南疆红枣多角度高光谱偏振检测模型研究[D]. 阿拉尔: 塔里木大学, 2019: 15-27.
CHEN Chong. Study on multi-angle hyperspectral polarization detection model of red jujubes in southern Xinjiang[D]. Alar: Tarim

- University, 2019: 15-27.
- [6] 海兵帅. 基于集成学习的苹果品质高光谱检测方法研究[D]. 南京: 南京农业大学, 2017: 12-14.
HAI Shuai-bing. Research on hyperspectral detection of apple quality based on ensemble learning [D]. Nanjing: Nanjing Agricultural University, 2017: 12-14.
- [7] TIAN Xiao-yu, AHETO J H, BAI Jun-wen, et al. Quantitative analysis and visualization of moisture and anthocyanins content in purple sweet potato by Vis-NIR hyperspectral imaging[J]. Journal of Food Processing and Preservation, 2020, 45(2): e15128.
- [8] LEE D, LOHUMI S, CHO B K, et al. Determination of drying patterns of radish slabs under different drying methods using hyperspectral imaging coupled with multivariate analysis[J]. Foods, 2020, 9(4): 484.
- [9] MARAPHUM K, SAENGPRACHATANARUG K, APARATANA K, et al. Spatial mapping of Brix and moisture content in sugarcane stalk using hyperspectral imaging[J]. Journal of Near Infrared Spectroscopy, 2020, 28(4): 167-174.
- [10] 高新浩, 刘斌. 基于机器视觉的鲜食玉米品质检测分类器设计与试验[J]. 农业工程学报, 2016, 32(1): 298-303.
GAO Xin-hao, LIU Bin. Design and experiment of fresh corn quality detection classifier based on machine vision [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(1): 298-303.
- [11] KANDPAL L M, LOHUMI S, KIM M S, et al. Near -infrared hyperspectral imaging system coupled with multivariate methods to predict viability and vigor in muskmelon seeds[J]. Sensors & Actuators B Chemical, 2016(1): 534-544.
- [12] 沈凌雁, 牛丽影, 刘春菊, 等. 不同品种鲜食糯玉米清汁与籽粒中挥发性成分比较[J]. 核农学报, 2021, 35(4): 902-910.
SHEN Ling-yan, NIU Li-ying, LIU Chun-ju, et al. Comparison of volatile components in clear juice and kernel of different fresh-edible waxy corn cultivars[J]. Journal of Nuclear Agricultural Sciences, 2021, 35(4): 902-910.
- [13] YU Ke-qiang, ZHAO Yan-ru, LIU Zi-yi, et al. Application of visible and nearinfrared Hyperspectral imaging for detection of defective features in Loquat[J]. Food and Bioprocess Technology, 2014, 7(11): 3 077-3 087.
- [14] 孙世鹏, 彭俊, 李瑞, 等. 基于近红外高光谱图像的冬枣损伤早期检测[J]. 食品科学, 2017, 38(2): 301-305.
SUN Shi-peng, PENG Jun, LI Rui, et al. Early detection of mechanical damage in Chinese winter jujube using NIR hyperspectral images[J]. Food Science, 2017, 38(2): 301-305.
- [15] 刘蒋龙, 张淑娟, 孙海霞, 等. 基于二维相关光谱的壶瓶枣室温贮藏硬度动力学模型研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2018, 38(3): 813-817.
LIU Jiang-long, ZHANG Shu-juan, SUN Hai-xia, et al. A kinetic model of hardness in storage periods of fresh jujubes at room temperature using Two Dimensional Correlation Spectroscopy [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2018, 38(3): 813-817.
- [16] 蒋锦琳. 基于高光谱成像技术的辣椒疫病和品质分析研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2019: 55-56.
JIANG Jin-lin. Study on analysis of pepper phytophthora blight and quality based on hyperspectral imaging [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2019: 55-56.
- [17] 张金龙. 基于高光谱成像技术检测柿果货架期的研究[D]. 晋中: 山西农业大学, 2015: 20.
ZHANG Jin-long. Research of persimmon during shelf life based on hyperspectral imaging[D]. Jinzhong: Shanxi Agricultural University, 2015: 20.
- [18] YANG Qian, SUN Da-wen, CHENG Wei-wei. Development of simplified models for nondestructive hyperspectral imaging monitoring of TVB-N contents in cured meat during drying process[J]. Journal of Food Engineering, 2017, 192: 53-60.
- [19] HE Hong-ju, SUN Da-wen. Toward enhancement in prediction of Pseudomonas counts distribution in salmon fillets using NIR hyperspectral imaging[J]. LWT-Food Science and Technology, 2015, 62(1): 11-18.
- (上接第 103 页)
- [8] 宾朋, 蒋刚, 程乾. 一种新型欠驱动机械手设计[J]. 机械传动, 2015, 39(3): 86-89.
BIN Peng, JIANG Gang, CHENG Qian. Design of a new type under actuated manipulator [J]. Mechanical Transmission, 2015, 39(3): 86-89.
- [9] 王宜磊, 陈霖, 易柳舟, 等. 猕猴桃采摘机械手末端执行机构的设计[J]. 食品与机械, 2018, 34(1): 89-91, 148.
WANG Yi-lei, CHEN Lin, YI Liu-zhou, et al. Design of the end actuator of kiwi fruit picking manipulator [J]. Food & Mechanical, 2018, 34(1): 89-91, 148.
- [10] ZUO Shi-ping, LI Jian-feng, DONG Ming-jie. Design, modeling, and manipulability evaluation of a novel four-DOF parallel gripper for dexterous in-hand manipulation[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2021, 35(7): 1-16.
- [11] 王通, 尹建军. 一种夹持果实的欠驱动手指机构设计与静力学分析[J]. 农机化研究, 2016, 38(3): 110-114.
WANG Tong, YIN Jian-jun. Design and statics analysis of an under-actuated finger mechanism for grasping fruit[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2016, 38(3): 110-114.
- [12] 郭晓峰, 莫岸, 张文增. 共圆连杆齿轮滑轴式直线平夹自适应手指装置: CN108818580A[P]. 2018-11-16.
GUO Xiao-feng, MO An, ZHANG Wen-zeng. Coaxial connecting rod gear sliding shaft type linear flat clip adaptive finger device: CN108818580A[P]. 2018-11-16.
- [13] 张文增, 梁达尧, 杨思成, 等. 闭环柔性件齿轮传动平夹自适应机器人手指装置: CN105583832A[P]. 2016-05-18.
ZHANG Wen-zeng, LIANG Da-yao, YANG Si-cheng, et al. Closed-loop flexible gear drive flat-clip adaptive robot finger device: CN105583832A[P]. 2016-05-18.
- [14] APPLETON A. Thermodynamic equilibrium and the principle of virtual work[J]. European Journal of Physics, 1990, 11(5): 297.