



李斌, 邹吉平, 张烽, 苏成涛, 刘燕德, 肖毅华. 基于高光谱成像技术和力学参数对贡梨冲击损伤的定量研究[J]. 中国农业大学学报, 2023, 28(02): 186-197.  
LI Bing, ZOU Jiping, ZHANG Feng, SU Chengtao, LIU Yande, XIAO Yihua. Quantitative study on impact damage of Gongli based on hyperspectral imaging technology and mechanical parameters[J]. *Journal of China Agricultural University*, 2023, 28(02): 186-197.  
DOI: 10.11841/j.issn.1007-4333.2023.02.16

## 基于高光谱成像技术和力学参数对贡梨冲击损伤的定量研究

李斌<sup>1,2</sup> 邹吉平<sup>1,2</sup> 张烽<sup>1,2</sup> 苏成涛<sup>1,2</sup> 刘燕德<sup>1,2</sup> 肖毅华<sup>1\*</sup>

(1. 华东交通大学 机电与车辆工程学院, 南昌 330013;

2. 华东交通大学 水果智能光电检测技术与设备国家与地方联合工程研究中心, 南昌 330013)

**摘要** 为实现准确评估和预测贡梨的冲击损伤,采用波长为 397.5~1 014.0 nm 的高光谱成像技术与力学参数相结合对贡梨的冲击损伤进行定量研究。利用基于单摆原理的碰撞装置以及智能数据采集系统获得峰值力、平均接触力、损伤面积和平均压强等力学参数,并对力学参数进行统计分析。利用高光谱成像系统获得损伤贡梨的光谱数据。使用 Gap-segment 求导、SG 求导和基线校准(Baseline)3 种光谱预处理方法对原始光谱进行预处理,将光谱数据与力学参数相结合分别建立偏最小二乘回归(Partial least squares regression, PLSR)和主成分回归(Principal component regression, PCR)模型。基于基线校准(Baseline)预处理方法,采用竞争性自适应重加权(Competitive adaptive reweighting sampling, CARS)和无信息变量消除(Uninformative variable elimination, UVE)2 种算法进行特征波长的选取,将选取的特征波长作为输入变量并结合力学参数建立 PLSR 模型。力学参数统计分析和建模的结果表明:1)力学参数在一定程度上可以表征贡梨冲击损伤程度。力学参数的平均值随损伤程度的增加而增大,峰值力平均值从 138.40 N 增大至 335.86 N;平均接触力平均值从 77.13 N 增大至 188.20 N;损伤面积平均值从 208.07 mm<sup>2</sup> 增大至 544.42 mm<sup>2</sup>;平均压强平均值从 0.34 MPa 增大至 0.42 MPa。2)Baseline-CARS-PLSR 模型对力学参数的预测效果最优,其峰值力、平均接触力、损伤面积和平均压强的预测集相关系数( $R_p$ )和预测集均方根误差(RMSEP)分别为 0.892 和 31.527 N、0.883 和 18.861 N、0.895 和 54.411 mm<sup>2</sup>、0.661 和 0.045 MPa。通过高光谱成像技术与力学参数相结合对贡梨冲击损伤进行定量预测具有一定的可行性,可为贡梨的品质分选及包装方面提供理论支持。

**关键词** 贡梨; 高光谱成像; 力学参数; 冲击损伤; 偏最小二乘回归; 主成分回归

**中图分类号** O657.3 **文章编号** 1007-4333(2023)02-0186-12 **文献标志码** A

## Quantitative study on impact damage of Gongli based on hyperspectral imaging technology and mechanical parameters

LI Bing<sup>1,2</sup>, ZOU Jiping<sup>1,2</sup>, ZHANG Feng<sup>1,2</sup>, SU Chengtao<sup>1,2</sup>, LIU Yande<sup>1,2</sup>, XIAO Yihua<sup>1\*</sup>

(1. School of Mechatronics & Vehicle Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China;

2. National and local joint engineering research center of fruit intelligent photoelectric detection technology and equipment, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

**Abstract** In order to accurately evaluate and predict the impact damage of Gongli, a combined hyperspectral imaging technology and mechanical parameters in the wavelength range of 397.5 – 1 014.0 nm method was proposed in this study to quantitatively detect the impact damage of Gongli. Firstly, the mechanical parameters such as peak force, average contact force, damage area and average pressure were obtained by using the collision device based on single

pendulum principle and intelligent data acquisition system, and the mechanical parameters were statistically analyzed. Then, spectral data on damaged Gongli was obtained by a hyperspectral imaging system. The original spectrum was preprocessed by Gap-segment derivative, SG derivative and baseline calibration (Baseline). The partial least squares regression (PLSR) and principal component regression (PCR) models based on spectral data combined with mechanical parameters were established. Finally, the competitive adaptive reweighting sampling (CARS) and uninformative variable elimination (UVE) algorithms were used to select the characteristic wavelength. The selected characteristic wavelength was used as the input variable and the PLSR model based on characteristic wavelength combined with mechanical parameters was established. The results of the statistical analysis and modelling of the mechanical parameters show that: 1) The average value of mechanical parameters increases with the increase of release angle. The average value of peak force increases from 138.40 N to 335.86 N, the average value of contact force increases from 77.13 N to 188.20 N, the average value of damage area increases from 208.07 mm<sup>2</sup> to 544.42 mm<sup>2</sup>, and the average value of pressure increases from 0.34 MPa to 0.42 MPa. The change of mechanical parameters can be used to characterize the impact damage degree of Gongli to a certain extent. 2) The baseline-CARS-PLSR model displays the best prediction performance on mechanical parameters. The values of correlation coefficient ( $R_p$ ) and root mean square error (RMSEP) of peak force, average contact force, damage area and average pressure are 0.892 and 31.527 N, 0.883 and 18.861 N, 0.895 and 54.411 mm<sup>2</sup>, 0.661 and 0.045 MPa, respectively. The overall results show the feasibility of quantitative prediction of impact damage of Gongli by hyperspectral imaging combined with mechanical parameters, and provide a theoretical support for quality sorting and packaging of Gongli.

**Keywords** Gongli; hyperspectral imaging; mechanical parameter; impact failure; partial least squares regression; principal component regression

贡梨富含人体所需的微量元素,深受消费者喜爱。但贡梨在采摘、分拣、包装、运输的过程容易受到冲击或挤压等因素的影响,使得贡梨产生机械损伤,而在机械损伤类型中,冲击损伤最容易产生<sup>[1]</sup>。损伤后的贡梨品质降低,进而造成大量的经济损失。为了减少经济损失,亟需一种准确评估和预测贡梨冲击损伤的方法。

目前,对于水果损伤检测的方法很多:1)电子鼻技术<sup>[2]</sup>;2)X射线计算机断层扫描<sup>[3]</sup>;3)核磁共振<sup>[4]</sup>;4)光谱检测技术<sup>[5]</sup>,其中光谱检测技术在水果品质检测方面具有很大的潜力。近年来,随着光谱技术的不断发展,作为新一代光电检测技术的高光谱成像技术广泛应用于农产品质量检测领域<sup>[6]</sup>。高光谱成像技术结合了光谱学、机器视觉、计算机图像学、近红外光谱等多学科知识,将光谱技术和传统的二维成像技术进行有机融合,可同时提供光谱信息和空间信息<sup>[7-8]</sup>。沈宇等<sup>[9]</sup>获取 400~1 000 nm 波长范围内完好和轻微损伤后不同时间段的苹果高光谱图像,并提取完好样本以及损伤样本的光谱数据。利用载荷系数法(x-LW)、连续投影法(Successive projections algorithm, SPA)以及二阶导数法提取特征波长,基于特征波长分别建立遗传算法优化的 BP 神经网络(GA-BP)和支持向量机(Support vector machines, SVM)损伤识别模型,对比后发现

SVM 是最佳判别苹果轻微损伤的模型。孟庆龙等<sup>[10]</sup>采集 400~1 000 nm 波长范围内无损伤猕猴桃和表面有疤痕的猕猴桃高光谱图像,利用多种图像处理方法实现对无损和表面有疤痕的猕猴桃进行识别,正确识别率分别为 98.3%和 95.0%。Yuan 等<sup>[11]</sup>利用定量损伤仪获得 5 种不同损伤程度的灵武长枣,采用多种预处理方法建立偏最小二乘分析(Partial least squares discriminant analysis, PLS-DA)模型,结果发现 MSC-PLS-DA 模型是最优分类模型。又利用多种波段筛选算法对原始光谱和预处理后光谱进行特征波长的提取,建立 PLS-DA 分类模型,结果表明 MSC-CARS-PLS-DA 是最优分类模型,准确率可达 89.52%。以上对水果的损伤的研究大多数是定性分析,且所建立的模型也只能区分水果是否受损。目前,也有关于水果损伤的定量研究。Zhang 等<sup>[12]</sup>利用高光谱成像技术采集 900~1 700 nm 波长范围内高光谱图像以及压敏薄膜技术测得苹果跌落过程中的机械参数,对苹果冲击损伤进行了定量研究。Xu 等<sup>[13]</sup>将 900~1 700 nm 波长范围内所采集的光谱数据与利用压敏薄膜技术所测得的机械参数相结合建立偏最小二乘回归(Partial least squares regression, PLSR)模型,实现了对机械参数的定量预测。文献[12]和[13]中的研究仅用了一种模型对力学参数进行预测,未进行多

种模型对比分析,针对贡梨冲击损伤的定量研究未见报道。

本研究拟采用 397.5~1 014.0 nm 波长范围内的高光谱数据与力学参数相结合的方法,建立力学参数的不同预测模型,比较分析后选取最优预测模型,实现对贡梨冲击损伤的准确评估和定量预测,以为贡梨的品质分选以及包装运输提供理论支持。

## 1 材料与方 法

### 1.1 试验样本

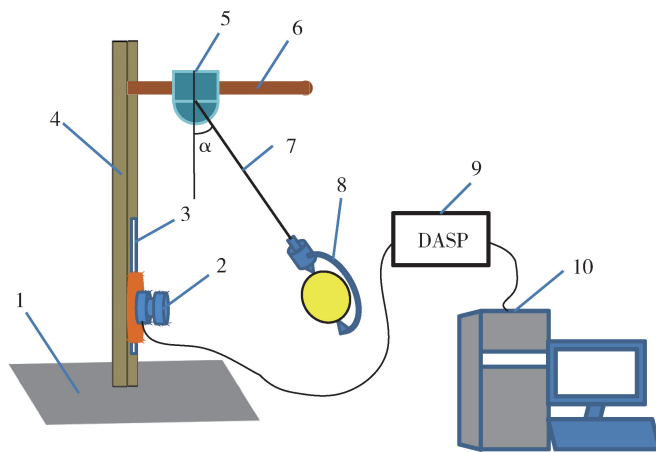
贡梨购于江西省南昌市某水果市场,于 $-1\sim 2\text{ }^{\circ}\text{C}$ 的温度下贮藏。试验前将贡梨在室温为 $20\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,相对湿度(Relative humidity, RH)为40%的条件下放置24 h,从而降低试验中温度对贡梨损伤造成的影响。为了降低贡梨质量和曲率半径对贡梨冲击损伤试验的影响,共选择240个表面没有明显缺陷、形状规则的贡梨,赤道直径约为70~80 mm,质量约 $(240\pm 10)\text{ g}$ 。

### 1.2 试验装置及损伤试验

本研究基于单摆原理设计贡梨碰撞试验装置,

该装置主要由底座、垂直支撑杆、水平支撑杆、鱼线以及水果夹具等组成(图1)。通过对水平支撑杆、压力传感器(HZC-H1,测量范围0~100 kg,灵敏度2.00 mV/V,金属材质)以及量角器装置进行调节,从而确保贡梨撞击在压力传感器的中心。每次贡梨与压力传感器碰撞后,立即用手抓住贡梨,防止产生二次碰撞。在整个试验过程中,智能数据分析采集器(Data acquisition & signal processing, DASP)与压力传感器相连,可及时记录力响应过程,并将记录的数据传输至计算机中储存。利用相关软件对采集的数据进行计算分析,可获得峰值力、平均接触力等力学参数。

利用贡梨碰撞试验装置获取不同损伤程度的贡梨;将贡梨样本随机分为6组,每组40个。6组贡梨样本分别以释放角度 $\alpha$ 为 $35^{\circ}$ 、 $40^{\circ}$ 、 $45^{\circ}$ 、 $50^{\circ}$ 、 $55^{\circ}$ 和 $60^{\circ}$ 释放,释放角度 $\alpha$ 为图1中量角器装置中轴线和鱼线之间的夹角。由于受损的贡梨样本难以通过肉眼辨别,还需将损伤的贡梨样本在室温条件下放置24 h,使其产生褐变,以便后续数据的测量与计算。



$\alpha$ , 释放角度, ( $^{\circ}$ )。 Release angle.

1. 底座; 2. 压力传感器; 3. 导轨; 4. 垂直支撑杆; 5. 量角器装置; 6. 水平支撑杆; 7. 鱼线; 8. 水果夹具; 9. 智能数据分析采集器; 10. 计算机

1. Baseplate; 2. Force transducer; 3. Guide rail; 4. Vertical support rod; 5. Angle measuring device; 6. Horizontal supporting rod; 7. Fishingline; 8. Fruit fixture; 9. Data acquisition & Signal processing; 10. Computer

图1 贡梨碰撞试验装置

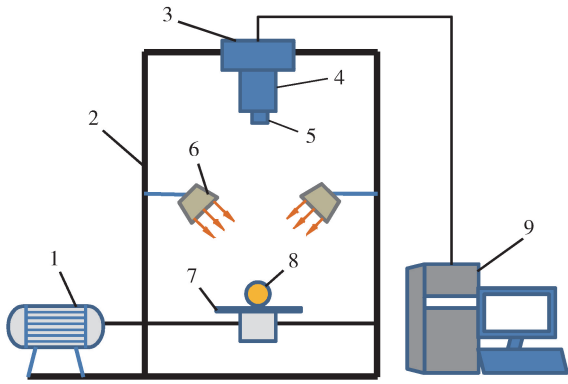
Fig. 1 Gongli impact test device

### 1.3 高光谱图像的采集及提取

高光谱成像系统的整体结构见图2,其硬件组成包括2盏20 W卤素灯(DECOSTAR51 MR16型,OSRAM,德国)、成像光谱仪(ImSpector V10E型,Specim,芬兰)、CCD相机(C8484-05G型,

Hamamastu,日本)、位移平台、配有图像采集卡的计算机、暗箱等<sup>[14]</sup>。位移平台的移动通过步进电机来实现;光源、成像光谱仪、CCD相机、位移平台等硬件都安装在一个暗箱内。

在进行图像采集时,首先使高光谱成像系统预



1. 步进电机; 2. 暗箱; 3. CCD 相机; 4. 成像光谱仪; 5. 镜头;  
6. 卤素灯; 7. 位移平台; 8. 贡梨样本; 9. 计算机  
1. Stepper motor; 2. Camera obscura; 3. CCD camera;  
4. Imaging spectrometer; 5. Lens; 6. Halogen lamp; 7. Displacement platform; 8. Gongli sample; 9. Computer

图2 高光谱成像系统示意图

Fig. 2 Diagram of the hyperspectral imaging system

热 30 min 左右,以防止基线漂移影响数据精度。然后利用电脑和成像光谱仪配套的 SpectraVIEW 软件对高光谱成像系统的一些参数进行设置,将光谱分辨率设置为 2.8 nm, CCD 相机的曝光时间设置为 20 ms,位移平台前进和后退的速度设置为 15 mm/s<sup>[15]</sup>。最后将在室温下放置 24 h 后产生褐变的贡梨放置在移动载物台上进行高光谱图像采集。本研究中所采集的光谱数据的波长范围为 397.5~1 014.0 nm,共 176 个波段。

由于高光谱图像易受暗电流和光照不均匀等因素的影响,在处理数据之前必须对高光谱图像进行黑白校准<sup>[16]</sup>。在校准时,首先利用镜头盖将镜头遮住,进行扫描得到全黑的校准图像,然后将镜头盖取下,扫描由聚四氟乙烯材料制成的白板从而获得全白的校准图像。校准公式<sup>[16]</sup>为:

$$R_{\lambda} = \frac{I_{\lambda} - R_B}{R_W - R_B} \quad (1)$$

式中: $R_{\lambda}$  为校准后图像数据; $R_W$  为全白校准图像数据; $R_B$  为全黑校准图像数据; $I_{\lambda}$  为原始图像数据。

利用 ENVI4.5 软件提取光谱数据。首先,通过 SpectraVIEW 软件将采集的高光谱图像进行校正,然后,将校正后的高光谱图像导入至 ENVI4.5 软件中,以贡梨受损区域为感兴趣区域(ROI),提取从不同释放角度下贡梨损伤区域的光谱数据。

## 1.4 贡梨力学参数的测量及计算

### 1.4.1 损伤面积

由于损伤过后贡梨在室温下放置 24 h,损伤区

域产生褐变。通过肉眼可以辨别损伤区域,方便对贡梨损伤区域进行测量。本试验中,将所有贡梨样本的损伤区域近似为圆形。用数显游标卡尺(精度为 0.01 mm)测量损伤区域的直径,为确保试验数据的精度,测量损伤区域的直径时,每隔 120°测量 1 次直径,共测量 3 次损伤区域直径,最后取平均值作为贡梨的损伤直径。损伤面积计算公式为:

$$A = \frac{\pi D^2}{4} \quad (2)$$

式中: $A$  为贡梨的损伤面积,mm<sup>2</sup>; $D$  为贡梨损伤区域直径,mm。

### 1.4.2 峰值力、平均接触力和平均压强

贡梨与压力传感器碰撞时,压力传感器的数据传输至 DASP 中,从而记录了力响应过程。峰值力为贡梨与压力传感器碰撞过程中力传感器所记录的最大值。贡梨与压力传感器碰撞过程中,从碰撞开始至碰撞结束这一时间段内,力变化的平均值为平均接触力,通过 Coinv DASP V11 软件对采集的数据进行时域分析,获得峰值力和平均接触力。

通过智能数据采集系统所获得的平均接触力以及所测量的损伤面积计算平均压强,公式为:

$$\sigma = \frac{F}{A} \quad (3)$$

式中: $\sigma$  为平均压强,MPa; $F$  为平均接触力,N。

## 1.5 光谱预处理及特征波长的选择

由于仪器、样本、以及测量环境等条件的影响,所采集的原始光谱信息存在噪声和背景等干扰信息,这些干扰信息会造成定量分析出现误差、组分预测错误等问题<sup>[17-18]</sup>。因此,有必要对原始光谱进行预处理。光谱预处理方法有多种,如平滑、导数、多元散射校正(Multiplicative scatter correction, MSC)和标准正态变换(Standard normal variate, SNV)等<sup>[19]</sup>。本研究中采用 Gap-segment 求导、SG 求导和基线校准(Baseline)3 种预处理方法。

在提取的全光谱中存在部分无效或干扰信息,这些信息会降低模型的预测精度,同时全光谱中所含的数据量多,使得模型的运行时间增加。使用特征波长提取算法从全光谱中选择最具代表性的特征波长可以有效提高模型的检测效率。本研究采用竞争性自适应重加权(Competitive adaptive reweighted sampling, CARS)和无信息变量消除(Uninformative variable elimination, UVE) 2 种算法选取特征波长。



CARS算法是基于蒙特卡洛采样与偏最小二乘(Partial least squares, PLS)回归系数的特征变量选择方法,该算法主要依据达尔文进化论中“适者生存”的原则。其核心思想是通过在采样过程中优先选择 PLS 回归过程中回归系数绝对值较大的变量。经过多次采样后,最终找出交叉验证均方根误差(RMSECV)最小的光谱数据子集作为最优变量组合<sup>[20]</sup>。

UVE算法的基本思想是将回归系数作为波长重要性的衡量指标。首先,将一定变量数目的随机变量矩阵引入光谱矩阵;然后,利用蒙卡罗交叉验证建立 PLS 模型;最后,计算 PLS 回归系数平均值与标准偏差的比值,进而选取有效光谱信息<sup>[21-22]</sup>。

### 1.6 模型建立及评价

试验样本共 240 个,均分成 6 组,利用 Kennard-Stone(KS)方法,将样本按 3 : 1 的比例分为建模集和预测集,即建模集 180 个样本,预测集 60 个样本<sup>[23]</sup>。分别建立峰值力、平均接触力、损伤面积和平均压强的 PLSR 和主成分回归(principal component regression, PCR)模型。

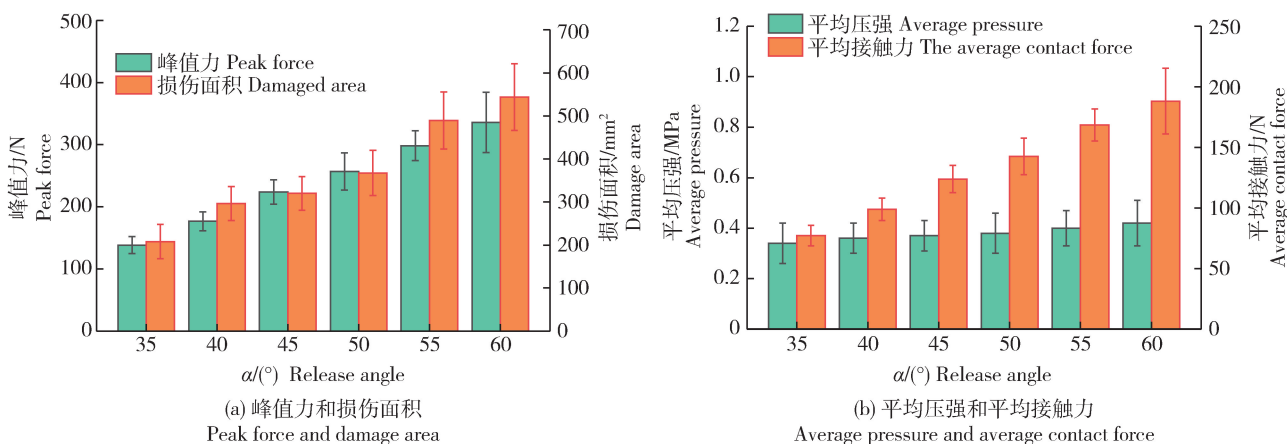
为检验模型精度,需要相关参数对所建立的模型进行评价。通过比较建模集相关系数( $R_C$ )、预测集相关系数( $R_P$ )、建模集均方根误差(RMSEC)和预测集均方根误差(RMSEP)来评价<sup>[24]</sup>。如果模型

具有高的建模集相关系数( $R_C$ )与预测集相关系数( $R_P$ ),低的建模集均方根误差(RMSEC)和预测集均方根误差(RMSEP),则表明该模型具有较好的性能。

## 2 结果与分析

### 2.1 力学参数测量结果分析

图 3 示出 6 种不同释放角度( $\alpha$ )下,贡梨碰撞力学参数的测量结果:随着贡梨释放角度的增大,峰值力、平均接触力、损伤面积和平均压强也在逐渐的增大。峰值力平均值从 138.40 N 增大至 335.86 N,平均接触力平均值从 77.13 N 增大至 188.20 N,损伤面积平均值从 208.07 mm<sup>2</sup> 增大至 544.42 mm<sup>2</sup>,平均压强平均值从 0.34 MPa 增大至 0.42 MPa。损伤面积可以直观的体现贡梨的损伤程度,随着贡梨释放角度的增大,损伤面积越大,冲击损伤越严重。损伤面积增大时,峰值力、平均接触力和平均压强也随之增大。可以看出,本研究中的力学参数存在一定的波动性,这可能是由于贡梨的果肉硬度、曲率半径和贡梨的内部结构差异等自身生理特性所导致。总体来说,随着释放角度的增大,力学参数呈现一定的线性变化。在一定程度上表明力学参数表征贡梨的冲击损伤程度是可行的。



柱上竖线为力学参数的标准偏差。

The vertical lines on the columns are the standard deviations of the mechanical parameters.

图 3 不同释放角度( $\alpha$ )下贡梨力学参数的变化

Fig. 3 Changes of mechanical parameters of Gongli under different release angles

### 2.2 光谱分析

未损伤和不同损伤程度的贡梨在波长 397.5 ~ 1 014.0 nm 范围内的光谱曲线见图 4;在 739 nm 处存在较为明显的吸收峰,该吸收峰是由于碳水化合

物中的 C—H 键伸缩振动引起的<sup>[25]</sup>。未损伤贡梨的光谱曲线与不同角度释放下受损贡梨的光谱曲线整体相似,但是未受损贡梨和不同释放角度下受损贡梨的光谱反射率在同一波段存在明显差异。随着

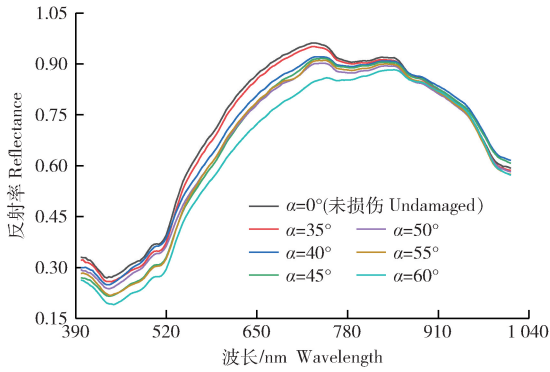


图 4 未受损及不同释放角度 ( $\alpha$ ) 下受损贡梨的光谱曲线

Fig. 4 Average spectral curves of damaged Gongli under undamaged and different release angles

释放角度的增大,贡梨损伤越严重,光谱反射率越低,产生这一变化的原因可能是贡梨与金属材质的压力传感器碰撞,使得贡梨果肉中完整的细胞壁和细胞膜被破坏,细胞破裂后,细胞中的水和酶被释放,从而造成光谱曲线上反射率的差异。从光谱曲线中反射率的差异可反映贡梨受损程度。因此本研究通过光谱数据与力学参数相结合的方法,进一步实现贡梨冲击损伤的定量预测。

### 2.3 光谱预处理

通过 Gap-segment 求导、SG 求导和 Baseline 预处理过后的光谱数据和原始光谱数据分别建立 PLSR 和 PCR 模型,模型性能参数见表 1 和表 2;采

表 1 不同光谱预处理后力学参数的 PLSR 模型性能参数

Table 1 Performance parameters of PLSR model with different spectral pretreatment

预处理 Pretreatment	力学参数 Mechanical parameter	主成分个数 Number of principal components	建模集 Modeling set		预测集 Prediction set	
			$R_c$	RMSEC	$R_p$	RMSEP
无 Raw	峰值力	14	0.872	36.514 N	0.846	36.877 N
	平均接触力	12	0.849	22.073 N	0.831	22.412 N
	损伤面积	10	0.843	69.795 mm <sup>2</sup>	0.833	66.031 mm <sup>2</sup>
	平均接压强	11	0.694	0.058 MPa	0.672	0.044 MPa
Gap-segment 求导 Gap-segment derivation	峰值力	7	0.885	34.729 N	0.872	33.832 N
	平均接触力	5	0.852	21.857 N	0.821	23.714 N
	损伤面积	5	0.885	60.596 mm <sup>2</sup>	0.837	65.718 mm <sup>2</sup>
	平均压强	2	0.594	0.064 MPa	0.575	0.049 MPa
SG 求导 SG derivation	峰值力	10	0.890	34.019 N	0.859	35.322 N
	平均接触力	7	0.857	21.512 N	0.840	22.060 N
	损伤面积	7	0.883	60.878 mm <sup>2</sup>	0.844	65.096 mm <sup>2</sup>
基线校准 Baseline	平均压强	6	0.705	0.057 MPa	0.629	0.047 MPa
	峰值力	15	0.892	33.738 N	0.881	32.558 N
	平均接触力	15	0.897	18.399 N	0.852	21.571 N
	损伤面积	14	0.908	54.291 mm <sup>2</sup>	0.879	59.667 mm <sup>2</sup>
	平均压强	9	0.663	0.060 MPa	0.639	0.046 MPa

注: $R_c$  和  $R_p$  分别为建模集和预测集的相关系数;RMSEC 和 RMSEP 分别为建模集和预测集均方根误差;表 2、表 5 同。

Note:  $R_c$  and  $R_p$  are the correlation coefficients of modeling set and prediction set, respectively. RMSEC and RMSEP are root mean square errors of modeling set and prediction set, respectively. Table 2 and Table 5 are the same.

表2 不同光谱预处理后力学参数的PCR模型性能参数

Table 2 Performance parameters of PCR model with different spectral pretreatment

预处理 Pretreatment	力学参数 Mechanical parameter	主成分个数 Number of principal components	建模集 Modeling set		预测集 Prediction set	
			$R_c$	RMSEC	$R_p$	RMSEP
无 Raw	峰值力	26	0.836	40.864 N	0.829	38.710 N
	平均接触力	28	0.835	22.942 N	0.812	23.387 N
	损伤面积	22	0.839	70.473 mm <sup>2</sup>	0.832	65.706 mm <sup>2</sup>
	平均压强	19	0.670	0.059 MPa	0.652	0.045 MPa
Gap-segment 求导 Gap-segment derivation	峰值力	44	0.859	38.161 N	0.856	35.734 N
	平均接触力	32	0.848	22.098 N	0.801	24.606 N
	损伤面积	30	0.868	64.545 mm <sup>2</sup>	0.832	65.684 mm <sup>2</sup>
	平均压强	11	0.603	0.064 MPa	0.572	0.049 MPa
SG 求导 SG derivation	峰值力	42	0.867	37.124 N	0.844	37.177 N
	平均接触力	25	0.845	22.287 N	0.831	22.536 N
	损伤面积	26	0.873	63.437 mm <sup>2</sup>	0.846	64.115 mm <sup>2</sup>
	平均压强	14	0.656	0.060 MPa	0.649	0.046 MPa
基线校准 Baseline	峰值力	52	0.893	33.585 N	0.874	33.684 N
	平均接触力	30	0.861	21.249 N	0.845	21.191 N
	损伤面积	27	0.878	62.200 mm <sup>2</sup>	0.865	61.387 mm <sup>2</sup>
	平均压强	30	0.707	0.056 MPa	0.650	0.045 MPa

用不同的预处理方法过后,力学参数的预测模型性能存在差异,其中采用 Baseline 预处理后,力学参数的 PLSR 和 PCR 模型性能最优。Gap-segment 求导、SG 求导预处理只能消除光谱数据中不重要的基线漂移,同时还会增大数据的噪声,降低信噪比。Baseline 预处理消除光谱数据基线漂移的效果要比 Gap-segment、SG 求导预处理的效果好,因此, Baseline 预处理是最佳预处理方法<sup>[26-27]</sup>。通过比较 PLSR 和 PCR 模型的  $R_c$ 、 $R_p$ 、RMSEC 和 RMSEP 发现,对于力学参数的预测,PLSR 模型的性能优于 PCR 模型的性能。PLSR 模型对峰值力、平均接触力和损伤面积的预测效果较好,但是对于平均压强的预测效果并不理想。导致 PLSR 模型对平均压强预测效果差的原因可能是由于平均压强通过平均接触力除以损伤面积而获得,而贡梨本身的硬度、曲率半径、质量均存在差异,导致贡梨碰撞过程中力传感器所记录的数据以及损伤面积的测量均存在一定的

误差,两者误差的累积导致平均压强不准确。综上所述,本研究采用 Baseline 光谱预处理并建立力学参数的 PLSR 模型。

#### 2.4 特征波长的提取

利用 CARS 算法对 Baseline 预处理后的光谱数据进行特征波长的选取,以峰值力的特征波长选取为例,选取结果见图 5(a)。随着采样次数的增加,被优选的波长变量个数逐渐的减少,在第一阶段变量个数减少的较快,随后逐渐减慢,表明使用 CARS 算法选取特征波长中有“粗选”和“精选”2 个阶段(图 5(a<sub>1</sub>))。当采样次数 < 31 时, RMSECV 值不断降低,表明波长中所含的干扰信息被剔除;当采样次数 > 31 时, RMSECV 值呈回升的趋势,表明波长中所含的有效信息被剔除,从而导致 RMSECV 值上升<sup>[28]</sup>;当采样次数为 31 时, RMSECV 值最小(图 5(a<sub>2</sub>)),即第 31 次采样得到的变量子集为最优的特征波长变量子集,其中该子集包含 45 个特征波长<sup>[29]</sup>。

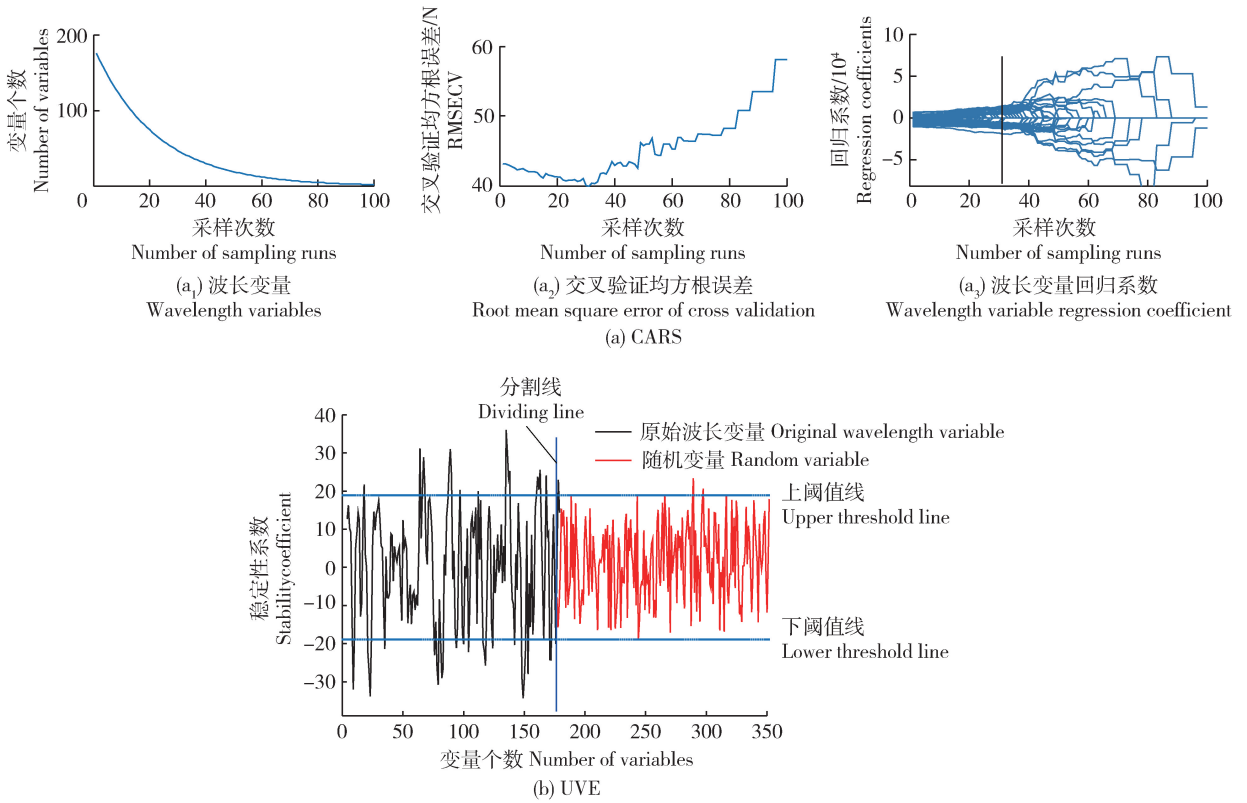


图 5 CARS 和 UVE 算法选取峰值力的特征波长

Fig. 5 CARS and UVE algorithm selected characteristic wavelength results of peak force

利用 UVE 算法对 Baseline 预处理后的光谱数据进行特征波长的选取,以峰值力的特征波长选取为例,选取结果见图 5(b)。由于 UVE 算法在选取特征波长时集噪声和浓度信息为一体,因此利用该算法对 176 个原始波长变量进行筛选时需要引入一定数量的随机变量,本研究中引入了 176 个随机变量,即原始波长变量和随机变量总个数为 352 个。分割线左右两侧分别为原始波长变量和随机变量的稳定性分布曲线,通过上、下阈值线进行特征变量的选取,阈值选定标准为随机变量稳定性最大值的 99%。位于 2 条阈值线之间的波长变量被剔除,超出 2 条阈值线的波长变量被保留,用于进一步分析。经过 UVE 波段筛选过后,共有 37 个变量被选择。

利用 CARS 算法对峰值力、平均接触力、损伤面积和平均压强选取的特征波长个数分别为 45、35、62 和 13 个,选取的波长数量分别占全波长数量的 25.6%、19.9%、35.2% 和 7.4%(表 3)。UVE 算法对峰值力、平均接触力、损伤面积和平均压强选取的特征波长个数分别为 37、51、34 和 24 个,选取的波长数量分别占全波长数量的 21.0%、29.0%、19.3% 和 13.6%(表 4)。从 2 个表中可以看出峰值

力和平均接触力中含有大多数相同的波段,而损伤面积和平均压强中大多数特征波段并不相同,表明同一属性的力学参数所含的特征信息相同,不同属性的力学参数所含的特征信息不同。

### 2.5 基于特征波长和力学参数的 PLSR 建模

本研究利用 CARS 和 UVE 算法进行特征波长的选取,通过 2 种算法选取的特征波长与全波长为变量分别建立 PLSR 模型进行比较分析,模型的性能参数见表 5。相比于 Baseline-PLSR 模型的预测效果,Baseline-UVE-PLSR 模型对力学参数的预测效果较差。可能是采用 UVE 算法进行特征波长的选取过程中,剔除原始光谱信息中干扰信息的同时将一些有效信息也剔除了,从而导致对力学参数的预测效果变差。Baseline-CARS-PLSR 模型对力学参数的预测效果最好,在 Baseline-CARS-PLSR 模型中,峰值力、平均接触力、损伤面积和平均压强的  $R_p$  和 RMSEP 分别为 0.892 和 31.527 N、0.883 和 18.861 N、0.895 和 54.411 mm<sup>2</sup>、0.661 和 0.045 MPa。表明不同的特征波长选取方法对 PLSR 模型性能的影响不同,选择合适的特征波长选取方法可以有效的提高模型的预测精度。



表3 CARS算法选取力学参数的特征波长

Table 3 Selection of characteristic wavelength of mechanical parameters by CARS algorithm

力学参数 Mechanical parameter	波长个数 Number of wavelengths	选取的特征波长/nm Selected characteristic wavelengths
峰值力 Peak force	45	407.6、414.3、438.0、444.7、458.3、461.7、471.9、475.3、482.1、502.6、588.6、602.5、651.3、654.8、686.4、689.9、711.0、718.1、721.6、725.2、728.7、753.5、764.2、771.3、789.1、792.7、799.9、810.6、814.2、842.9、853.7、857.3、864.5、889.8、900.7、904.3、918.8、926.1、944.3、948.0、973.6、984.6、988.3、1 006.7、1 010.3
平均接触力 The average contact force	35	407.6、414.3、438.0、444.7、451.5、458.3、461.7、471.9、482.1、502.6、602.5、612.9、616.4、623.4、651.3、654.8、686.4、689.9、696.9、771.3、792.7、814.2、842.9、853.7、857.3、864.5、882.6、889.8、900.7、904.3、918.8、948.0、984.6、988.3、1 010.3
损伤面积 Damaged area	62	414.3、427.8、434.6、438.0、444.7、448.1、454.9、458.3、461.7、475.3、478.7、482.1、485.5、492.3、502.6、578.2、588.6、592.1、595.6、606.0、630.3、651.3、654.8、718.1、725.2、739.3、742.9、746.4、753.5、757.1、771.3、774.9、778.4、782.0、785.6、814.2、824.9、832.1、842.9、857.3、860.9、864.5、871.7、879.0、886.2、889.8、904.3、907.9、933.4、948.0、955.3、959.0、962.6、969.9、973.6、980.9、984.6、988.3、995.6、999.3、1 006.7、1 010.3
平均压强 Average pressure	13	431.2、554.1、592.1、644.3、679.3、686.4、711.0、735.8、746.4、828.5、857.3、868.1、944.3

表4 UVE算法选取力学参数的特征波长

Table 4 Selection of characteristic wavelength of mechanical parameters by UVE algorithm

力学参数 Mechanical parameter	波长个数 Number of wavelengths	选取的特征波长/nm Selected characteristic wavelengths
峰值力 Peak force	37	414.3、444.7、454.9、458.3、461.7、502.6、602.5、612.9、616.4、644.3、651.3、654.8、665.3、668.8、686.4、689.9、693.4、707.5、742.9、789.1、792.7、814.2、853.7、857.3、860.9、864.5、900.7、904.3、907.9、911.6、918.8、948.0、955.3、973.6、984.6、988.3、1 010.3
平均接触力 The average contact force	51	414.3、417.7、427.8、441.3、454.9、458.3、461.7、471.9、478.7、485.5、550.6、602.5、612.9、644.3、647.8、651.3、654.8、665.3、668.8、686.4、689.9、693.4、711.0、718.1、725.2、728.7、742.9、771.3、785.6、789.1、792.7、814.2、853.7、857.3、860.9、864.5、879.0、900.7、904.3、907.9、918.8、944.3、948.0、951.6、955.3、966.3、973.6、980.9、984.6、988.3、1 010.3
损伤面积 Damaged area	34	414.3、434.6、444.7、454.9、458.3、461.7、478.7、482.1、485.5、516.3、630.3、651.3、654.8、668.8、718.1、739.3、742.9、753.5、771.3、778.4、785.6、853.7、857.3、864.5、879.0、889.8、900.7、904.3、948.0、955.3、984.6、988.3、1 006.7、1 010.3
平均压强 Average pressure	24	431.2、506.0、509.4、512.8、526.6、530.0、533.4、554.1、557.5、561.0、564.4、592.1、595.6、644.3、679.3、682.9、686.4、707.5、711.0、860.9、864.5、868.1、889.8、944.3

表 5 力学参数原始光谱与特征光谱的 PLSR 模型性能参数

Table 5 Performance parameters of PLSR model for original and characteristic spectra of mechanical parameters

模型 Model	力学参数 Mechanical parameter	主成分个数 Number of principal components	建模集 Modeling set		预测集 Prediction set	
			$R_c$	RMSEC	$R_p$	RMSEP
Baseline-PLSR	峰值力	15	0.892	33.738 N	0.881	32.558 N
	平均接触力	15	0.897	18.399 N	0.852	21.571 N
	损伤面积	14	0.908	54.291 mm <sup>2</sup>	0.879	59.667 mm <sup>2</sup>
	平均压强	9	0.663	0.060 MPa	0.639	0.046 MPa
Baseline-UVE-PLSR	峰值力	14	0.843	40.028 N	0.771	44.485 N
	平均接触力	15	0.869	20.616 N	0.844	22.028 N
	损伤面积	10	0.884	60.811 mm <sup>2</sup>	0.856	63.095 mm <sup>2</sup>
	平均压强	9	0.658	0.060 MPa	0.624	0.047 MPa
Baseline-CARS-PLSR	峰值力	16	0.901	32.344 N	0.892	31.527 N
	平均接触力	12	0.897	18.474 N	0.883	18.861 N
	损伤面积	14	0.923	50.120 mm <sup>2</sup>	0.895	54.411 mm <sup>2</sup>
	平均压强	8	0.677	0.059 MPa	0.661	0.045 MPa

基于 Baseline-CARS-PLSR 模型力学参数的测量值与预测值见图 6。分别对建模集和预测集的四

学参数的测量值与预测值进行拟合后发现,峰值力、平均接触力和损伤面积的样本点较为均匀的分

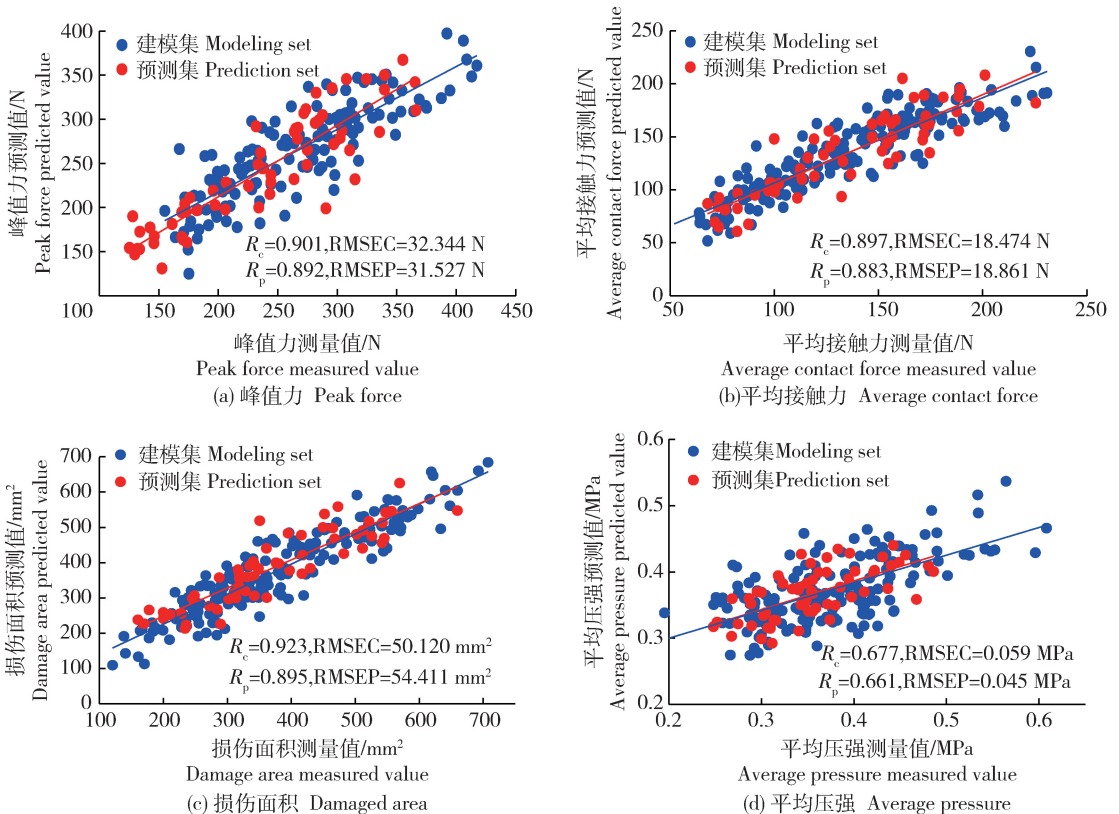


图 6 基于 Baseline-CARS-PLSR 模型力学参数的测量值与预测值

Fig. 6 Measured and predicted values of mechanical parameters based on the Baseline-CARS-PLSR model

在拟合回归线周围,且样本点与拟合回归线的距离较近。峰值力、平均接触力和损伤面积的  $R_p$  和 RMSEP 分别为 0.892 和 31.527 N、0.883 和 18.861 N、0.895 和 54.411 mm<sup>2</sup>。综上,Baseline-CARS-PLSR 模型对贡梨峰值力、平均接触力和损伤面积等力学参数的预测较为准确。

由图 6(d)可知,对于平均压强的预测效果并不理想,Baseline-CARS-PLSR 模型的  $R_p$  和 RMSEP 分别为 0.661 和 0.045 MPa。平均压强预测不理想的原因可能是平均压强的计算误差的累积或者是平均压强并不适用于表征贡梨冲击损伤程度。

### 3 结论

为实现准确评估和预测贡梨的冲击损伤,本研究采用波长为 397.5~1 014.0 nm 的高光谱成像技术与力学参数相结合的方法对贡梨的冲击损伤进行定量研究。首先,对峰值力、平均接触力、损伤面积和平均压强等力学参数进行统计分析。然后,采用 Gap-segment 求导、SG 求导和 Baseline 对原始光谱进行预处理,并建立力学参数的 PLSR 和 PCR 模型,从而选取最佳预处理方法及建模方法。最后,利用 CARS 和 UVE 算法进一步优化力学参数的预测模型,比较各模型的预测精度并确定力学参数的最佳预测模型,探索利用高光谱成像技术与力学参数相结合的方法预测贡梨冲击损伤的可行性,主要结论如下:

1)采用 3 种光谱预处理后,力学参数的 PLSR 和 PCR 模型性能存在差异,其中 Baseline-PLSR 模型对力学参数的预测效果最佳,表明选择合适的预处理方法以及建模方法可以提高模型的性能。

2)本研究在选取最佳的光谱预处理和建模方法后,利用 2 种算法选取的特征波长为变量建立力学参数的预测模型,其中 Baseline-CARS-PLSR 模型对力学参数的预测效果最优,该模型中峰值力、平均接触力、损伤面积和平均压强的  $R_p$  和 RMSEP 分别为 0.892 和 31.527 N、0.883 和 18.861 N、0.895 和 54.411 mm<sup>2</sup>、0.661 和 0.045 MPa,表明 CARS 特征提取算法结合 PLSR 建模方法可以有效的提高模型的预测能力。高光谱成像技术与力学参数相结合的方法对贡梨冲击损伤进行定量预测具有较高的可行性。

### 参考文献 References

- [1] Komarnicki P, Stopa R, Szyjewicz D, Młotek M. Evaluation of bruise resistance of pears to impact load [J]. *Postharvest Biology and Technology*, 2016, 114: 36-44
- [2] Sanaeifar A, Mohtasebi S S, Ghasemi-Varnamkhasti M, Ahmadi H. Application of MOS based electronic nose for the prediction of banana quality properties[J]. *Measurement*, 2016, 82: 105-114
- [3] Diels E, van Dael M, Keresztes J, Vanmaercke S, Verboven P, Nicolai B, Saeys W, Ramon H, Smeets B. Assessment of bruise volumes in apples using X-ray computed tomography[J]. *Postharvest Biology and Technology*, 2017, 128: 24-32
- [4] Hernández-Sánchez N, Hills B P, Barreiro P, Marigheto N. An NMR study on internal browning in pears [J]. *Postharvest Biology and Technology*, 2007, 44(3): 260-270
- [5] 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  
Ma J J, Wang K Q. Research progress of optical nondestructive testing technology for fruit quality [J]. *Science and Technology of Food Industry*, 2021, 42(23): 427-437 (in Chinese)
- [6] 申亚其,李松林,何杰,闫祖龙,李春林,黄玉萍. 高光谱图像技术在水果品质无损检测中的研究进展[J]. *林业机械与木工设备*, 2021, 49(3): 4-9  
Shen Y Q, Li S L, He J, Yan Z L, Li C L, Huang Y P. Research progress of hyperspectral image technology in fruit nondestructive testing [J]. *Forestry Machinery & Woodworking Equipment*, 2021, 49(3): 4-9 (in Chinese)
- [7] 张飞,罗华平,高峰,王长旭,张辉,于智海,王玉婷. 高光谱成像技术在水果品质无损检测中的研究现状[J]. *新疆农机化*, 2021(6): 18-21  
Zhang F, Luo H P, Gao F, Wang C X, Zhang H, Yu Z H, Wang Y T. Current research situation of application of hyperspectral imaging in non-destructive detect of fruit quality [J]. *Xinjiang Agricultural Mechanization*, 2021(6): 18-21 (in Chinese)
- [8] Lorente D, Aleixos N, Gómez-Sanchis J, Cubero S, García-Navarrete O L, Blasco J. Recent advances and applications of hyperspectral imaging for fruit and vegetable quality assessment[J]. *Food and Bioprocess Technology*, 2012, 5(4): 1121-1142
- [9] 沈宇,房胜,王风云,李哲,张琛,郑纪业. 基于高光谱成像技术识别苹果轻微损伤的有效波段研究[J]. *中国农业科技导报*, 2020, 22(3): 64-71  
Shen Y, Fang S, Wang F Y, Li Z, Zhang C, Zheng J Y. Effective wavelengths study on the identification of slight bruises of apples based on hyperspectral imaging [J]. *Journal of Agricultural Science and Technology*, 2020, 22(3): 64-71 (in Chinese)
- [10] 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  
Meng Q L, Zhang Y, Shang J. Nondestructive recognition of surface defect on kiwifruits using hyperspectral imaging technology [J]. *Acta Agriculturae Zhejiangensis*, 2019, 31(8): 1372-1378 (in Chinese)
- [11] Yuan R R, Liu G S, He J G, Kang N B, Ban J J, Ma L M. Quantitative damage identification of Lingwu long jujube based on visible near-Infrared hyperspectral imaging[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2021, 41(4): 1182-1187
- [12] Zhang P P, Ji H W, Wang H W, Liu Y X, Zhang X C, Ren C H. Quantitative evaluation of impact damage to apples using NIR hyperspectral imaging[J]. *International Journal of Food Properties*, 2021, 24(1): 457-470
- [13] Xu D H, Wang H W, Ji H W, Zhang X C, Cerbu C, Hu E, Dong F Y. Quantitative evaluation of impact damage to apple by hyperspectral imaging and mechanical parameters[J]. *Food Analytical Methods*, 2019, 12(2): 371-380
- [14] 刘燕薇,肖怀春,孙旭东,曾体伟,张智诚,刘宛坤. 基于高光谱成像的柑橘黄龙病无损检测[J]. *农业机械学报*, 2016, 47(11): 231-238, 277  
Liu Y D, Xiao H C, Sun X D, Zeng T W, Zhang Z C, Liu W K. Non-destructive detection of citrus Huanglong disease using hyperspectral

- image technique[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(11): 231-238, 277 (in Chinese)
- [15] 刘燕德, 邓清. 基于高光谱成像技术的脐橙叶片的叶绿素含量及其分布测量[J]. *发光学报*, 2015, 36(8): 957-961  
Liu Y D, Deng Q. Measurement of chlorophyll distribution in navel orange leaves based on hyper-spectral imaging technique[J]. *Chinese Journal of Luminescence*, 2015, 36(8): 957-961 (in Chinese)
- [16] 肖怀春. 基于高光谱成像技术的柑橘黄龙病诊断方法研究[D]. 南昌: 华东交通大学, 2019  
Xiao H C. Study on diagnosis method of citrus greening based on hyperspectral imaging[D]. Nanchang: East China Jiaotong University, 2019
- [17] 焦青亮, 刘明, 于坤, 刘子龙, 孔令琴, 惠梅, 董立泉, 赵跃进. 基于卷积神经网络的光谱预处理方法[J]. *光谱学与光谱分析*, 2022, 42(1): 292-297  
Jiao Q L, Liu M, Yu K, Liu Z L, Kong L Q, Hui M, Dong L Q, Zhao Y J. Spectral pre-processing based on convolutional neural network[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2022, 42(1): 292-297 (in Chinese)
- [18] 孙晶京, 杨武德, 冯美臣, 肖璐洁. 玉米籽粒蛋白光谱预处理方法比较研究[J]. *农业技术与装备*, 2020(7): 10-12  
Sun J J, Yang W D, Feng M C, Xiao L J. Comparative study on spectral pretreatment methods of corn grain protein[J]. *Agricultural Technology & Equipment*, 2020(7): 10-12 (in Chinese)
- [19] 第五鹏瑶, 卞希慧, 王姿方, 刘巍. 光谱预处理方法选择研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2019, 39(9): 2800-2806  
Diwu P Y, Bian X H, Wang Z F, Liu W. Study on the selection of spectral preprocessing methods[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2019, 39(9): 2800-2806 (in Chinese)
- [20] 刘珊珊, 张俊, 林思寒, 刘木华, 黎静, 潘作栋. 激光诱导击穿光谱结合竞争自适应重加权采样算法对猪饲料中铜元素的定量分析[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(2): 463-469  
Liu S S, Zhang J, Lin S H, Liu M H, Li J, Pan Z D. Quantitative analysis of copper element in pig feed using laser induced breakdown spectroscopy combined with CARS algorithm[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(2): 463-469 (in Chinese)
- [21] 于慧春, 付晓雅, 殷勇, 刘云宏, 白喜婷. 拉曼光谱结合 UVE-SVR 算法预测加热食用油反式脂肪酸的含量[J]. *核农学报*, 2020, 34(3): 582-591  
Yu H C, Fu X Y, Yin Y, Liu Y H, Bai X T. Raman spectroscopy combined with UVE-SVR algorithm to predict the content of trans fatty acid in the edible oil[J]. *Journal of Nuclear Agricultural Sciences*, 2020, 34(3): 582-591 (in Chinese)
- [22] 买书魁, 杨洋, 赵小波, 李宗朋, 李子文, 盛晓慧, 陈红光, 周军. 基于 NIR 的白酒酿酒高粱关键指标的定量分析[J]. *食品科技*, 2019, 44(2): 301-307  
Mai S K, Yang Y, Zhao X B, Li Z P, Li Z W, Sheng X H, Chen H G, Zhou J. Quantitative analysis of key indicators in Sorghum based on near infrared spectroscopy[J]. *Food Science and Technology*, 2019, 44(2): 301-307 (in Chinese)
- [23] 夏春燕, 徐芳芳, 张欣, 徐冰, 王晴, 邵杰, 崔培超, 包乐伟, 王振中, 肖伟. 近红外光谱分析技术快速测定天舒片的包衣薄膜厚度[J]. *中国实验方剂学杂志*, 2020, 26(1): 118-124  
Xia C Y, Xu F F, Zhang X, Xu B, Wang Q, Shao J, Cui P C, Bao L W, Wang Z Z, Xiao W. Rapid determination of coating film thickness of Tianshu tablets by near infrared spectroscopy[J]. *Chinese Journal of Experimental Traditional Medical Formulae*, 2020, 26(1): 118-124 (in Chinese)
- [24] 廉小亲, 汤荣森, 吴静珠, 吴叶兰, 陈群. 基于近红外的兰州百合品质定量建模方法研究[J]. *食品科技*, 2020, 45(7): 298-302  
Lian X Q, Tang S M, Wu J Z, Wu Y L, Chen Q. Research on quantitative model of *Lilium* Lanzhou quality by near infrared spectroscopy[J]. *Food Science and Technology*, 2020, 45(7): 298-302 (in Chinese)
- [25] 欧阳爱国, 刘昊辰, 成龙, 姜小刚, 李雄, 胡宜. 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  
Ouyang A G, Liu H C, Cheng L, Jiang X G, Li X, Hu X. Hyperspectral image features combined with spectral features used to classify the bruising time of peach [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2021, 41(8): 2598-2603 (in Chinese)
- [26] 陈彩虹. 基于光谱和图像信息的青皮核桃货架期品质检测[D]. 太谷: 山西农业大学, 2020  
Chen C H. Quality detection of shelf life of fresh in-husk walnut based on spectrum and image information [D]. Taigu: Shanxi Agricultural University, 2020 (in Chinese)
- [27] 张晓东. 谱图数据分析方法及平台实现[D]. 北京: 北京化工大学, 2017  
Zhang X D. The method of spectral data analysis and platform realization [D]. Beijing: Beijing University of Chemical Technology, 2017 (in Chinese)
- [28] 孙宗保, 梁黎明, 闫晓静, 邹小波, 王天真, 刘小裕, 李君奎. 基于高光谱成像技术的进口冰鲜牛肉新鲜度指标检测[J]. *食品科学*, 2020, 41(22): 315-323  
Sun Z B, Liang L M, Yan X J, Zou X B, Wang T Z, Liu X Y, Li J K. Detection of freshness indexes of imported chilled beef using hyperspectral imaging technology[J]. *Food Science*, 2020, 41(22): 315-323 (in Chinese)
- [29] 孙通, 许文丽, 林金龙, 刘木华, 何秀文. 可见/近红外漫透射光谱结合 CARS 变量优选预测脐橙可溶性固形物[J]. *光谱学与光谱分析*, 2012, 32(12): 3229-3233  
Sun T, Xu W L, Lin J L, Liu M H, He X W. Determination of soluble solids content in navel oranges by vis/NIR diffuse transmission spectra combined with CARS method[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2012, 32(12): 3229-3233 (in Chinese)

责任编辑: 刘迎春



通讯作者简介: 肖毅华, 博士, 副教授。主要从事工程数值方法、工程材料与结构的动态力学特性和损伤破坏行为、生物材料力学性能等研究。主持国家自然科学基金等省部级及以上项目 3 项以及企业横向课题和厅局级项目。目前, 在国内外学术期刊上发表学术论文约 40 篇, 其中 SCI/EI 收录论文近 30 篇; 授权发明专利 3 项、软件著作权 3 项。多次参加和参与组织国际、国内学术会议, 并担任分会场主席。现为中国力学学会会员, 十余个国际、国内知名期刊审稿专家。