

# 黄瓜水分和硬度高光谱特征波长选择与预测模型构建

## Selection of hyperspectral characteristic wavelength and construction of prediction model for cucumber hardness and moisture

马帅帅 于慧春 殷勇 袁云霞 李欣 薛书凝

MA Shuai-shuai YU Hui-chun YIN Yong YUAN Yun-xia LI Xin XUE Shu-ning

(河南科技大学食品与生物工程学院, 河南 洛阳 471023)

(College of Food and Bioengineering, Henan University of Science and Technology,  
Luoyang, Henan 471023, China)

**摘要:**为实现高光谱对黄瓜新鲜度的快速、准确检测,以硬度和失水率作为品质指标,采用高光谱成像技术对同一批次不同贮藏日期的黄瓜进行检测。采用 Savitzky-Golar 法、多元散射校正、标准正态变量变换 3 种方法对黄瓜高光谱数据进行预处理,并对预处理结果进行对比,确定 Savitzky-Golar 预处理方法;运用竞争性自适应重加权算法、偏最小二乘、连续投影算法对高光谱特征波长进行选择,针对硬度指标分别选取了 25, 13, 20 个特征波长,针对失水率指标,分别选取了 20, 16, 20 个特征波长;运用 BP 神经网络构建黄瓜硬度和失水率预测模型。结果表明,基于连续投影算法所筛选出的特征波长光谱信息所建立的 BP 模型判别效果最佳,其对硬度判别的训练集准确率和测试集准确率分别为 95.24%, 91.67%;对失水率判别的训练集准确率和测试集准确率分别为 97.78%, 95.00%。

**关键词:** 高光谱; 硬度; 失水率; 特征波长; 判别

**Abstract:** In order to achieve fast and accurate detection of cucumber freshness by hyperspectral technology, taking the hardness and rate of water loss as the quality index, the hyperspectral imaging technology was used to test the cucumber with different storage dates in the same batch. Firstly, Savitzky-Golar method, multivariate scattering correction (MSC) and standard normal variable transformation (SNV) were used to preprocess the collected hyperspectral data of cucumber, and the pretreatment results were compared to determine that the Savitzky-Golar method

was more effective. Then, competitive adaptive reweighted sampling (CARS), partial least squares (PLS) and successive projections algorithm (SPA) were used to select the hyperspectral characteristic wavelengths, and 25, 13 and 20 characteristic wavelengths were selected for the hardness index, respectively. 20, 16, and 20 characteristic wavelengths were selected for the index of water loss rate, respectively. Finally, the BP neural network was used to distinguish the cucumber hardness and water loss rate based of the characteristic wavelengths. The results showed that the BP neural network combined with SPA method had the best discrimination effects, and the accuracy of the training set and the test set for hardness discrimination were 95.24% and 91.67%, respectively. The accuracy of training set and test set for rate of water loss were 97.78% and 95.00%, respectively.

**Keywords:** hyperspectral; hardness; water loss rate; characteristic wavelength; discrimination

黄瓜本身营养丰富,风味独特,深受人们喜爱,是世界范围内普遍栽培的重要蔬菜作物。但黄瓜采摘后容易失水萎蔫、衰老,新鲜度降低,口感变差,食用价值降低,影响其市场销量。而传统果蔬的品质检测方法主要有感官评定、化学检测法等<sup>[1]</sup>,感官评定主观性强,且无法对其内部进行准确评定。化学检测法精度高,但耗时、费力、工艺复杂,测定结果受前处理影响较大,无法实现其快速检测。

近年来,高光谱成像技术因其“图谱合一”、速度快、样品无需预处理等优点,在果蔬的品质检测领域中获得较多的应用研究<sup>[2]</sup>。利用高光谱图像中的光谱信息,结合化学计量学方法,可以实现对被检测样品每一点口感风味等食用品质指标(如可溶性固形物、水分、酸度及硬

**基金项目:**国家重点研发计划项目(编号:2017YFC1600802)

**作者简介:**马帅帅,男,河南科技大学在读硕士研究生。

**通信作者:**于慧春(1977—),女,河南科技大学副教授,硕士生导师,博士。E-mail: yu\_kin\_le@126.com

**收稿日期:**2020-10-07

度等)以及营养品质指标(如淀粉、色素等)的预测和评估;利用高光谱图像信息,结合图像处理方法,可以实现对样品外部品质(如伤痕、形态等)的检测。因此,高光谱技术可以同时检测样品的内部和外部品质,在果蔬品质检测领域呈现出极大发展潜力。

目前高光谱图像技术在黄瓜病虫害<sup>[3]</sup>、叶片含水量<sup>[4]</sup>、黄瓜叶片叶绿素含量<sup>[5]</sup>及过氧化酶活性<sup>[6]</sup>等方面的检测及评价都有研究报道,但在黄瓜新鲜度方面的研究很少,且建立的理化值预测模型精度不高,稳定性较差<sup>[7]</sup>。由于高光谱图像数据信息量庞大,且存在大量冗余多重共线性信息,会严重影响预测模型的精度及可靠性,因此应用时需要进行特征波长的选择。

黄瓜的水分含量与硬度可以反映黄瓜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黄瓜新鲜度进行判别评价<sup>[8]</sup>。试验拟采用高光谱成像技术对不同贮藏时间的黄瓜样品进行检测,在对原始高光谱数据进行预处理以去除噪声干扰的基础上,研究硬度和失水率的适宜特征提取方法,并建立判别模型,以期实现对贮藏黄瓜新鲜度的快速、准确评价。

## 1 材料与方法

### 1.1 仪器与设备

质构仪:SMS TA.XT Express 型,英国,Stable Micro Systems 公司;

电子天平:DT-500B 型,常熟市佳衡天平仪器有限公司;

高光谱图像采集系统(见图 1):由高光谱成像仪(IST50-3810 型,德国 Inno-Spec 公司)、500 W 的光纤卤素灯(RK90000420108 型,德国 Esylux 公司)、移动装置和计算机组成,实验室自行搭建。

### 1.2 试验材料

黄瓜:德瑞特 D19,河南省洛阳市大张超市。

### 1.3 试验方法

1.3.1 贮藏与采样 将新鲜采摘的黄瓜样品 500 kg,存放于贮藏库(温度 25 ℃、湿度 80%)。对常温贮藏的黄瓜

每隔 1 d 取样一次,即对黄瓜贮藏第 1,3,5,7,9,11 天取样,并分别进行硬度、失水率和高光谱检测。

1.3.2 硬度测定 采用质构仪选择果蔬硬度测试模型,测试参数设置:探头直径 5 mm,触发力值 5.0 g,下行速度 1 mm/s,测中速度 0.5 mm/s,上行速度 1 mm/s。试验当天从贮藏库不同货架随机选取 6 根黄瓜,距离黄瓜头部 2 cm 处径向均匀选取 3 个测试点,取其平均值作为该天黄瓜样本的硬度值。

1.3.3 失水率的测定 黄瓜入库当天从贮藏库不同货架随机选取 6 根黄瓜,依次顺序编号,样品重量用电子天平测量,按式(1)计算失水率。取 6 根黄瓜样品失水率平均值作为该天黄瓜样本的失水率值。

$$a = \frac{W-w}{w} \times 100\%, \quad (1)$$

式中:

$a$ ——失水率,%;

$W$ ——每根黄瓜原始重量,g;

$w$ ——相应黄瓜当天的重量,g。

1.3.4 高光谱检测 通过预试验确定高光谱检测参数:成像仪物镜高度 350 mm,曝光时间 90 ms,载物平台的移动速度 1.20 mm/s。仪器光谱采集范围 371.05 ~ 1 023.82 nm,光谱分辨率 2.8 nm,采样间隔为 0.49 ~ 0.51 nm,在光谱范围内共采集 1 288 个波段。试验当天从贮藏库不同货架随机选取 10 根黄瓜,从黄瓜头部 2 cm 处开始,均匀切片,每片厚度约 2 mm,每根黄瓜切 5 片,共计 50 片样本。黄瓜片逐一平放在洗净的玻璃平皿中,置于输送带上进行高光谱数据采集。

### 1.4 数据处理

1.4.1 黑白校正 用 ENVI5.1 软件选取黄瓜样本图像中感兴趣区域,对高光谱图像进行黑白板校正。校正方法:在同一采集环境下,采集标准白色校正板得到的全白标定图像(反射率接近 99%),关闭相机镜头采集全黑标定图像(反射率接近 0%),并按式(2)计算得到校正后图像<sup>[9]</sup>。

$$R = \frac{I-B}{W-B}, \quad (2)$$

式中:

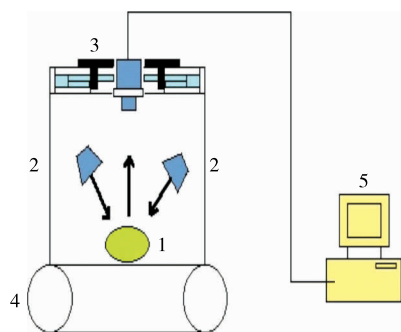
$R$ ——校正后高光谱图像;

$I$ ——原始黄瓜高光谱图像;

$B$ ——全黑标定图像;

$W$ ——全白标定图像。

1.4.2 原始光谱数据的预处理 为减少环境噪声及仪器自身的系统误差对光谱信息的干扰,分别采用 Savitzky-Golar 法(SG)、多元散射校正(MSC)和标准正态变量变换(SNV)3 种方法对原始高光谱数据进行预处理,并根据相关系数( $R^2$ )和均方根误差(RMSE)进行结果对比。



1. 样本 2. 光源 3. 光谱仪 4. 输送装置 5. 计算机

图 1 高光谱成像系统

Figure 1 Hyperspectral imaging system

1.4.3 特征波长的选择 由于原始光谱数据存在共线性,为了减少模型运算量,提高计算精度,对预处理之后的光谱数据采用竞争性自适应重加权算法(CARS)、偏最小二乘(PLS)、连续投影算法(SPA),分别进行特征波长的提取。

CARS方法是基于蒙特卡罗采样和偏最小二乘(PLS)模型中回归系数的一种特征波长选择方法,旨在选择最具有竞争力的波数组合<sup>[10-11]</sup>。其通过蒙特卡罗采样选择的校正集样本建立对应的PLS模型,计算该次采样中波长回归系数的绝对值权重,去掉权重较小的波长后,采用自适应重加权采样的方法选择波长来建立PLS模型,选取交互验证均方根误差(RMSECV)最小的PLS模型对应的波长为特征波长<sup>[12]</sup>。

偏最小二乘回归系数法<sup>[13]</sup>,是在PLS建模过程中得到的,是集主成分分析、典型相关分析于一体的一种特征波长提取方法。通过偏最小二乘回归分析,得到权重回归系数,并根据回归系数的极值进行特征波长的提取。

连续投影算法(SPA)<sup>[14]</sup>可以将波长变量间的共线性消除,有效避免信息重叠,从而用很少的信息量来代表多数样本的光谱信息<sup>[15-16]</sup>,特征波长最终的选择结果为最小交互验证均方根误差(RMSEV)对应的波长变量个数。

1.4.4 模型的建立 采用BP神经网络<sup>[17]</sup>(back propagation neural network, BPNN)方法构建检测模型。BPNN是一种按照误差逆向传播算法训练的多层前馈神经网络,采用经验风险最小和梯度下降法计算目标函数最优值从而逼近函数表达<sup>[18]</sup>,使信号正向传播和误差反向传播交替循环进行,信号正向传播一次计算相应的误差一次,让误差沿着梯度负方向下降一个很小的变化量,将得到的误差变化量反向传播到BPNN各层,然后对各层参数的值进行调整,再进行下一次循环。当BPNN的误差收敛到一个较为稳定的范围,可认为各层参数的值达到了理想状态,模型达到了最优状态。

2 结果与分析

2.1 硬度结果分析

如表1所示,在贮藏期间硬度值随贮藏时间增长总体呈下降趋势,其中第3~5天硬度值下降趋势最明显。

表1 黄瓜硬度值

Table 1 Hardness value of cucumber

| 贮藏天数/d | 硬度均值/g | 变化范围/g        | 标准差/g |
|--------|--------|---------------|-------|
| 1      | 872.49 | 841.99~903.10 | 18.24 |
| 3      | 877.68 | 839.43~897.45 | 19.57 |
| 5      | 780.62 | 759.74~808.12 | 15.16 |
| 7      | 725.34 | 697.30~750.13 | 20.38 |
| 9      | 669.48 | 647.51~703.03 | 20.36 |
| 11     | 677.20 | 660.33~705.92 | 15.91 |

2.2 失水率结果分析

如表2所示,贮藏中黄瓜在第1~3天失水速率最高,可能是贮藏室整体环境温湿度不稳定造成的,环境稳定后随贮藏时间增长黄瓜样本失水率总体平稳增加。

2.3 高光谱测定结果分析

去除876.97~1 023.82 nm明显存在噪声的波段,保留371.05~876.47 nm范围内的平均光谱进行后续分析。各不同贮藏日期黄瓜样本原始光谱曲线如图2所示。

2.4 高光谱数据分析

2.4.1 高光谱图像预处理 分别采用SG、SNV、MSC 3种方法对光谱进行预处理,并基于预处理后的全光谱数据建立硬度和失水率指标的BP预测模型,结果如表3所示。

由表3可知,SG法预处理效果较好,其对硬度和失水率预测的 $R^2$ 分别为0.82、0.84,RMSE分别为0.03、0.39。但是整体 $R^2$ 较低,均在0.8左右,说明基于全波长信息的预测模型效果不理想,大约只有80%的有效信息,在全波长高光谱信息中存在较多的冗余信息,降低了模型的精度和可靠度,因此需对全波长高光谱进行特征波长的选择。

表2 黄瓜失水率

Table 2 Water loss rate of cucumber

| 贮藏天数/d | 失水率/% | 贮藏天数/d | 失水率/% |
|--------|-------|--------|-------|
| 1      | 0.33  | 7      | 3.87  |
| 3      | 2.06  | 9      | 4.70  |
| 5      | 2.95  | 11     | 5.67  |

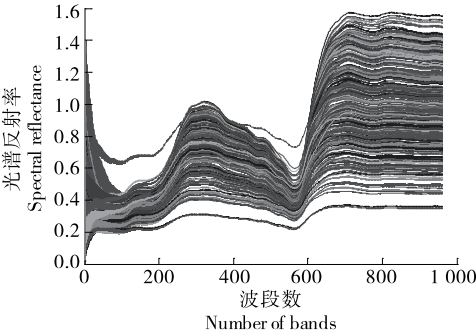


图2 黄瓜原始光谱图

Figure 2 The original spectrum of cucumber

表3 3种预处理方法的BP分析结果

Table 3 BP analysis results of 3 preprocessing methods

| 预处理方法 | 硬度    |      | 失水率   |      |
|-------|-------|------|-------|------|
|       | $R^2$ | RMSE | $R^2$ | RMSE |
| SG    | 0.82  | 0.03 | 0.84  | 0.39 |
| SNV   | 0.71  | 0.05 | 0.80  | 0.43 |
| MSC   | 0.77  | 0.06 | 0.75  | 0.63 |

图 3 为经 SG 卷积平滑法处理后的光谱数据。对比图 2 和图 3 可以发现,经 SG 法预处理后,减少了噪声和暗电流等因素对光谱数据的影响,曲线更平滑,更有利于模型的构建。

2.4.2 特征波长的选择 图 4 为 CARS 方法特征波长提

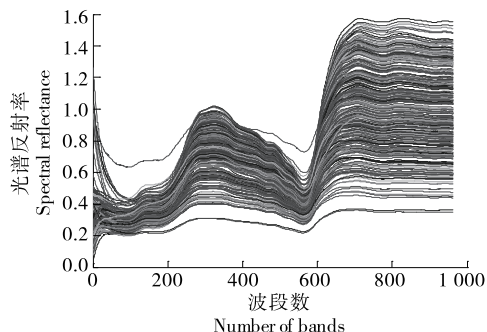
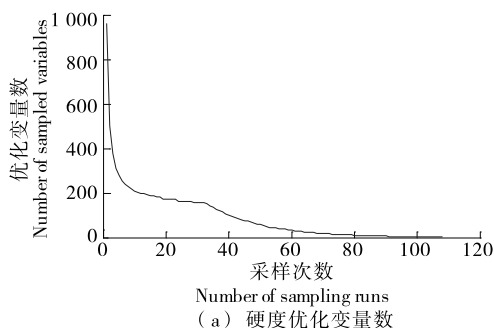
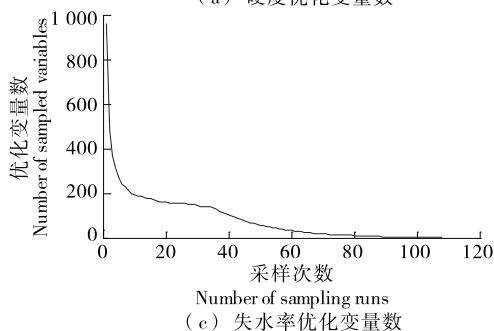


图 3 SG 处理后黄瓜光谱图

Figure 3 Spectrogram of cucumber after SG



(a) 硬度优化变量数

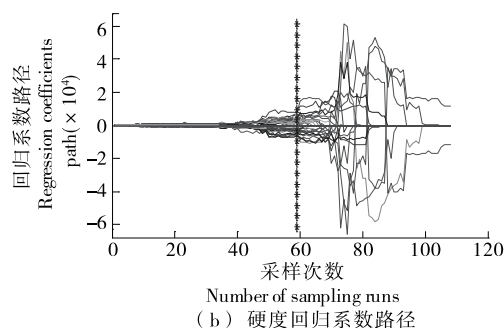


(c) 失水率优化变量数

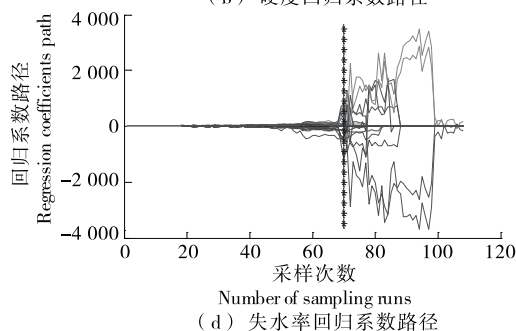
取过程。如图 4(a)所示,随着采样次数的增加,优化变量数逐步下降;图 4(b)中 RMSECV 值表明了基于 CARS 选择的特征波长建立的 PLS 模型的效果,RMSECV 值越小表明模型效果越好,\* 号即为 RMSECV 值最小的位置,对应 RMSECV 值最小的位置采集次数为 59 次,得到黄瓜硬度指标的较优特征波长个数为 25 个。同理,黄瓜失水率的采样次数为 70 次,得到的较优特征波长个数为 20 个,筛选过程如图 4(c)和(d)所示。

运用 PLS 方法提取硬度和失水率特征波长个数分别为 13,16 个,得到黄瓜特征光谱的权重系数图,如图 5 所示。从权重系数图看,绝对值越大的波长点代表这些波长对模型的影响越大,这些波长都处在波峰或者波谷位置,第 1 主成分和第 2 主成分波动小,样本间的差异不明显;第 3 主成分波动大,样本间的差异明显,所以选取第 3 主成分回归系数波峰和波谷所对应的波长为特征波长。

SPA 提取特征波长个数均为 20 个,特征波长提取如



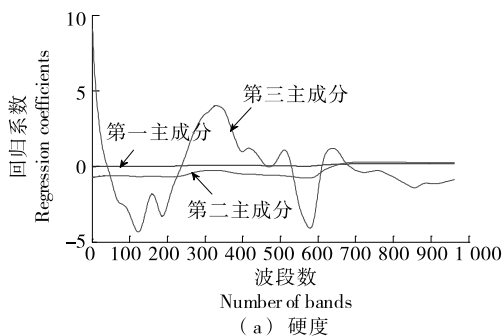
(b) 硬度回归系数路径



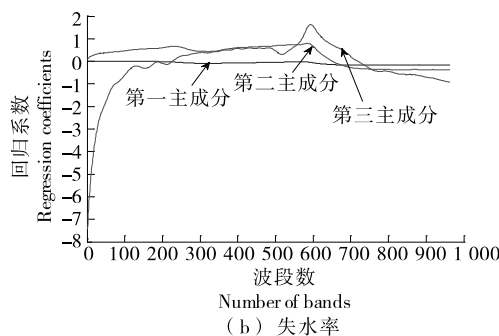
(d) 失水率回归系数路径

图 4 基于 CARS 特征波长提取

Figure 4 Characteristic wavelength extraction by CARS



(a) 硬度



(b) 失水率

图 5 基于 PLS 特征波长提取

Figure 5 Characteristic wavelength extraction by PLS

图 6 所示。

基于不同方法所筛选出的各个特征波长结果如表 4 所示。

2.4.3 特征波长下黄瓜硬度和失水率判别模型分析 分别基于 3 种方法提取的特征波长建立 BPNN 模型。每个等级的黄瓜样品的 50 条高光谱中 35 条作为训练集, 15 条作为预测集。

BPNN 模型结果如表 5 所示。在 BPNN 模型中, 迭代次数设置 1 000 次, 学习速率为 0.001, 训练目标为 0.000 1, 隐含层神经元函数选择 tansig 函数, 输出层神经元函数选择 purelin 函数, 网络训练函数选择 trainlm 函

数。在 BPNN 硬度模型中, 输入层神经元个数为 25, 13, 20 个, 分别对应 CARS、PLS 和 SPA 选取的硬度特征波长个数; 在 BPNN 失水率模型中, 输入层神经元个数分别为 20, 16, 20 个, 分别对应 CARS、PLS 和 SPA 选取的失水率特征波长个数。输出层神经元数为 6, 对应样品种类。隐含层层数越多, 精度越高, 但网络结构越复杂, 训练时间越长<sup>[19]</sup>, 最终选择的隐含层层数均为 1。隐含层神经元个数的选择参照式(3), 经调试, 隐含层神经元数为 23 时, 判别效果最佳。

$$N = \sqrt{n+m} + a, \tag{3}$$

式中:

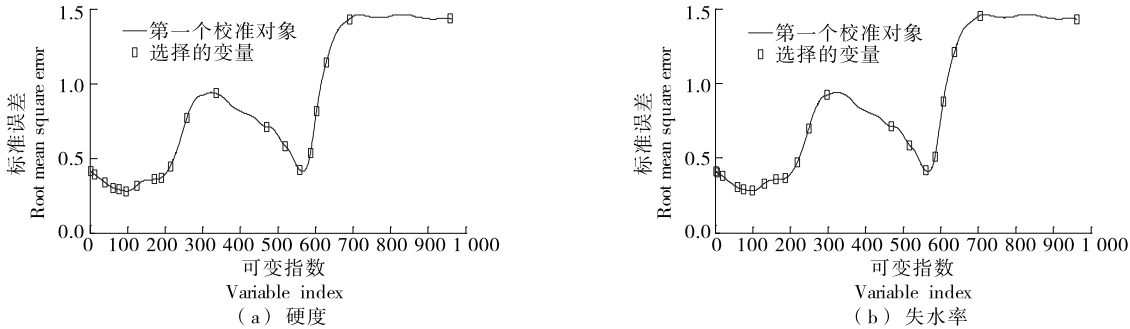


图 6 基于 SPA 特征波长提取  
Figure 6 Characteristic wavelength extraction by SPA

表 4 特征波长提取结果  
Table 4 The characteristic wavelength extraction results

| 理化值 | 特征波长选取方法 | 特征波长/nm                                                                                                                                                                        |
|-----|----------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 硬度  | CARS(25) | 429.34,429.85,430.36,446.23,446.74,463.13,463.64,464.16,464.67,503.61,504.12,505.15,520.01,520.52,521.03,521.54,522.06,542.04,542.56,543.07,562.54,563.05,563.57,564.08,876.47 |
|     | PLS(13)  | 449.30,467.74,481.57,553.83,590.20,599.93,627.57,647.52,682.26,711.85,754.61,774.92,824.05                                                                                     |
|     | SPA(20)  | 386.89,392.51,406.31,417.06,425.76,434.97,449.82,473.38,483.11,495.41,517.96,557.93,626.55,651.61,672.05,686.35,694.51,707.77,739.35,874.96                                    |
|     | CARS(20) | 388.93,403.25,420.64,421.15,432.41,447.77,471.33,643.94,644.45,657.23,678.18,810.40,811.91,825.57,827.08,827.59,828.60,830.62,831.12,876.47                                    |
| 失水率 | PLS(16)  | 422.69,452.38,465.18,482.09,495.41,516.42,522.06,542.56,550.76,571.76,580.47,590.20,596.86,636.78,651.10,689.41                                                                |
|     | SPA(20)  | 386.89,388.42,396.09,416.03,424.73,436.50,452.89,468.77,481.57,497.97,513.34,537.94,625.53,650.59,673.07,685.33,696.55,711.85,746.47,876.47                                    |

表 5 特征波长下 BPNN 判别正确率  
Table 5 BPNN discrimination accuracy rate based on the characteristic wavelengths %

| 理化值 | CARS   |        | PLS    |        | SPA    |        |
|-----|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
|     | 训练集正确率 | 测试集正确率 | 训练集正确率 | 测试集正确率 | 训练集正确率 | 测试集正确率 |
| 硬度  | 83.81  | 78.89  | 87.14  | 75.56  | 95.24  | 91.67  |
| 失水率 | 86.19  | 84.44  | 84.29  | 70.00  | 97.78  | 95.00  |

$N$ ——隐含层神经元个数;  
 $n$ ——输入层神经元个数;  
 $m$ ——输出层神经元个数;  
 $a$ ——常数。

由表 5 可知,3 种模型的预测效果均明显改善,SPA 提取的特征波长建立的 BPNN 判别模型效果较好,硬度训练集和测试集正确率分别达到 95.24%,91.67%,失水率训练集和测试集正确率分别达到 97.78%,95.00%。与全波长光谱信息的预测模型相比,预测的精度大大提高。由表 6 可知,SPA 选择的特征波长建立的判别模型对硬度和失水率的判别效果均较好, $R^2$  和 RMSE 值均优于其他特征波长选择方法。

基于 SPA 方法提取的特征光谱信息,构建 BPNN 硬度和失水率预测模型,预测结果如图 7、8 所示。

表 6 特征波长下 BPNN 模型判别分析结果

Table 6 Discriminant analysis results of BPNN model under characteristic wavelength

| 特征波长<br>选取方法 | 硬度    |      | 失水率   |      |
|--------------|-------|------|-------|------|
|              | $R^2$ | RMSE | $R^2$ | RMSE |
| CARS         | 0.82  | 0.38 | 0.85  | 0.38 |
| PLS          | 0.80  | 0.39 | 0.73  | 0.60 |
| SPA          | 0.84  | 0.32 | 0.88  | 0.36 |

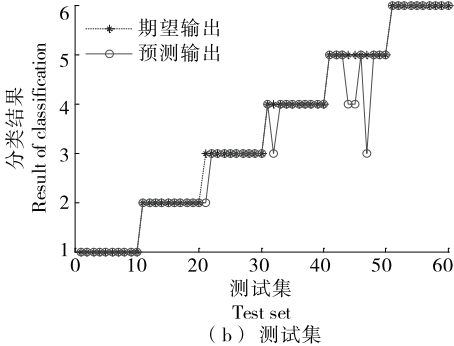
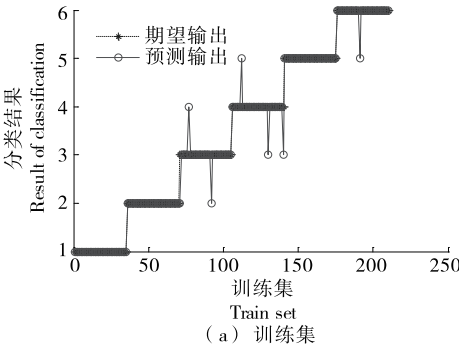


图 7 BPNN 硬度模型训练和验证结果

Figure 7 Verification results of predicted and expected hardness based on BPNN model

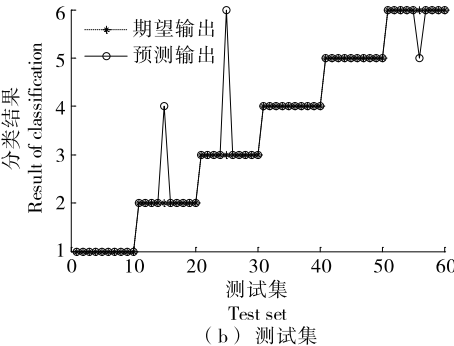
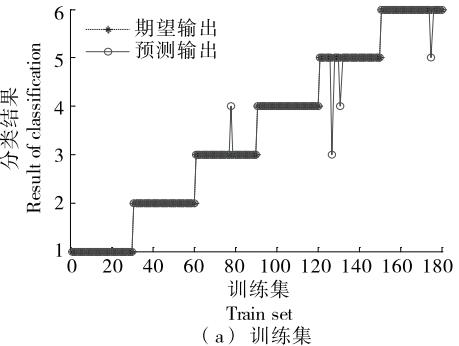


图 8 BPNN 失水率模型训练和验证结果

Figure 8 Verification results of predicted and expected water loss rate based on BPNN model

3 结论

研究通过对原始高光谱数据的预处理及特征波长的提取,建立黄瓜硬度和失水率预测模型。采用 Savitzky-Golar 法、多元散射校正和标准正态变量变换 3 种方法对高光谱原始数据进行处理,基于全波段信息建立 BP 神经网络预测模型,结果表明 Savitzky-Golar 法预处理更优;在 Savitzky-Golar 法预处理基础上,采用竞争性自适应重加权算法、偏最小二乘、连续投影算法 3 种方法进行特征波长提取;基于特征波长,建立 BP 神经网络判别模型。

李丹等<sup>[20]</sup>曾对黄瓜水分进行预测,通过对 900~1 700 nm 波段范围内的特征波长下建立的偏最小二乘水分预测模型,模型的相关系数和均方根误差分别为 0.86 和 0.111。文中基于连续投影算法提取的特征波长所建立的预测模型,精度明显高于其他特征波长选取方法;硬度和失水率训练集准确率分别为 95.24%,97.78%,测试集准确率分别为 91.67%,95.00%,预测结果相对于全波长预测精度大大提高。

研究下一步解决的问题是硬度和失水率共同特征波长的提取并构建多理化指标预测模型,特征波长提取方

法仍然是模型构建的关键点,是值得不断深入分析和研究的问题。

参考文献

[1] 张保华, 李江波, 樊书祥. 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): 2 743-2 751.

[2] 傅霞萍, 应义斌, 陆辉山, 等. 应用多种近红外建模方法分析梨的坚实度[J]. 光谱学与光谱分析, 2007, 27(5): 911-915.

[3] 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): 1 357-1 361.

[4] 孙瑞东, 于海业, 于常乐, 等. 基于图像处理的黄瓜叶片含水量无损检测研究[J]. 农机化研究, 2008(7): 87-89.

[5] 石吉勇, 邹小波, 赵杰文, 等. 高光谱图像技术检测黄瓜叶片的叶绿素叶面分布[J]. 分析化学, 2011, 39(2): 243-247.

[6] 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): 1 861-1 865.

[7] 卢娜, 韩平, 王纪华. 高光谱成像技术在果蔬品质安全无损检测中的应用[J]. 食品安全质量检测学报, 2017, 8(12): 4 594-4 601.

[8] 冯蕾. 基于电子鼻及低场核磁共振的黄瓜与樱桃番茄新鲜度智能检测研究[D]. 无锡: 江南大学, 2019: 11-18.

[9] 邹小波, 陈正伟, 石吉勇, 等. 基于近红外高光谱图像的黄瓜叶片色素含量快速检测[J]. 农业机械学报, 2012, 43(5): 152-156.

[10] NIE Li-xing, DAI Zhong, MA Shuang-cheng. Enhanced accuracy of near-infrared spectroscopy for traditional chinese

medicine with competitive adaptive reweighted sampling[J]. Analytical Letters, 2016, 49(14): 2 259-2 267.

[11] 霍迎秋, 张晨, 李宇豪, 等. 高光谱图像结合机器学习方法无损检测猕猴桃[J]. 中国农机化学报, 2019, 40(4): 71-77.

[12] 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): 2 115-2 119.

[13] 廖宜涛, 樊玉霞, 成芳, 等. 连续投影算法在猪肉 pH 值无损检测中的应用[J]. 农业工程学报, 2010, 26(增刊 1): 379-383.

[14] SUN Ye, XIAO Hui, TU Si-cong, et al. Detecting decayed peach using a rotating hyperspectral imaging testbed[J]. LWT-Food Science and Technology, 2018, 87: 326-332.

[15] 吴迪, 宁纪锋, 刘旭, 等. 基于高光谱成像技术和连续投影算法检测葡萄果皮花色苷含量[J]. 食品科学, 2014, 35(8): 57-61.

[16] 张婷婷, 赵宾, 杨丽明, 等. 基于高光谱成像技术结合 SPA 和 GA 算法测定甜玉米种子电导率[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(8): 2 608-2 613.

[17] 周竹, 刘洁, 李小昱, 等. 霉变板栗的近红外光谱和神经网络方法判别[J]. 农业机械学报, 2009, 40(增刊 1): 109-112.

[18] 李静, 徐路路. 基于机器学习算法的研究热点趋势预测模型对比与分析: BP 神经网络、支持向量机与 LSTM 模型[J]. 现代情报, 2019(4): 23-33.

[19] 李帅, 单国华, 贾丽霞, 等. 基于 BP 神经网络的棉花颜色级预测[J]. 棉纺织技术, 2019, 47(3): 68-71.

[20] 李丹, 何建国, 刘贵珊, 等. 基于高光谱成像技术的小黄瓜水分无损检测[J]. 红外与激光工程, 2014, 43(7): 2 393-2 397.

信息窗

中国食品科学技术学会 2021 年推选院士候选人公示

根据《中国科协办公厅关于组织推选 2021 年中国科学院和中国工程院院士候选人的通知》(科协办发组字〔2021〕2 号)要求,中国食品科学技术学会组织各分支机构、单位会员和省级食品学会进行 2021 年院士推选工作。经推选专家委员会初审、材料审核小组审核,决定拟向中国科协推选中国工程院院士候选人 4 名(按姓氏笔画排序):

| 序号 | 姓名  | 性别 | 工作单位及职务         | 专业技术职务 |
|----|-----|----|-----------------|--------|
| 1  | 王守伟 | 男  | 中国肉类食品综合研究中心/主任 | 正高级工程师 |
| 2  | 李 华 | 男  | 西北农林科技大学        | 教授     |
| 3  | 励建荣 | 男  | 渤海大学/副校长        | 教授     |
| 4  | 邵海燕 | 女  | 浙江省农业科学院        | 研究员    |

(来源: <http://news.foodmate.net>)