

基于 BP 网络的苹果硬度高光谱无损检测

孟庆龙, 尚静, 杨雪, 张艳
(贵阳学院, 贵阳 550005)

摘要: **目的** 为了实现基于高光谱成像以及误差反向传播 (BP) 网络模型的苹果硬度快速无损检测。**方法** 利用高光谱成像采集系统采集采后“富士”苹果的高光谱图像, 然后提取整个苹果样本区域的平均反射光谱; 利用连续投影算法 (SPA) 和竞争性自适应重加权算法 (CARS) 实现对标准正态变换预处理后光谱数据的降维; 研究基于全光谱以及特征光谱的预测苹果硬度 BP 网络模型。**结果** 采用 SPA 和 CARS 分别从 256 个全光谱中提取了 18 个和 16 个特征波长, 明显提升了预测模型的运行效率, 且 SPA+BP 网络模型具有相对较好的苹果硬度预测能力 ($r_p=0.728$, $R_{pm}=0.282 \text{ kg/cm}^2$)。**结论** 研究表明基于高光谱成像技术和 BP 网络建立的预测模型可快速无损预测苹果的硬度。

关键词: 高光谱成像; 苹果; 硬度; 数据降维; 无损检测

中图分类号: TB487 文献标识码: A 文章编号: 1001-3563(2020)15-0014-05

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2020.15.003

Nondestructive Detection for Hyperspectral Imaging of Apple Firmness Based on BP Network

MENG Qing-long, SHANG Jing, YANG Xue, ZHANG Yan
(Guiyang University, Guiyang 550005, China)

ABSTRACT: The work aims to realize rapid nondestructive detection of firmness of apples based on hyperspectral imaging technology and error back propagation (BP) network. The hyperspectral imaging acquisition system was used to acquire the hyperspectral images of postharvest 'Fuji' apples, and then the average reflectance spectra in the whole region of apple samples was extracted. The successive projection algorithm (SPA) and competitive adaptive reweighted sampling (CARS) method were used to conduct data mining of spectral data preprocessed by the standard normal variation. A BP network model for predicting firmness of apples based on full spectra and characteristic spectra was studied. The results showed that, 18 and 16 characteristic wavelengths were extracted by SPA and CARS from 256 full wavelengths, which obviously improved the working efficiency of prediction model. Moreover, SPA+BP network model had a relatively good prediction ability for firmness of apples ($r_p=0.728$, $R_{pm}=0.282 \text{ kg/cm}^2$). This study indicates that the prediction model based on hyperspectral imaging technology and BP network can be applied in the rapid nondestructive prediction of firmness of apples.

KEY WORDS: hyperspectral imaging; apples; firmness; data mining; nondestructive detection

收稿日期: 2020-01-12

基金项目: 国家自然科学基金 (61505036); 贵州省科技计划 (黔科合基础[2020]1Y270); 贵州省普通高等学校工程研究中心项目 (黔教合 KY 字[2016]017); 贵阳市科学技术局-贵阳学院科技专项资金 (GYU-KYZ [2019~2020] PT05-02); 大学生创新创业训练计划 (20195200353)

作者简介: 孟庆龙 (1989—), 男, 博士, 贵阳学院副教授, 主要研究方向为农产品无损检测。

通信作者: 张艳 (1977—), 女, 博士, 贵阳学院教授, 主要研究方向为农产品无损检测。

苹果是最受消费者欢迎的水果之一，果实硬度是衡量苹果口感的重要指标之一。通常将检测探头压入苹果果肉中检测其硬度^[1]，这种方法最大的缺陷是会破损样本，且不能实现大规模检测。高光谱成像技术集合图像信息和光谱信息于一体，具有分析速度快、无污染、无损伤等优势，深受国内外研究学者的青睐，已被广泛地用于检测水果品质^[2-10]。目前，世界各地研究人员已开展了关于猕猴桃^[11]、香蕉^[12]、蓝莓^[13]和梨^[14]等水果硬度的高光谱无损检测，并得到了一定的研究结果。高光谱成像技术应用在水果品质无损检测中存在的主要问题是高光谱数据量冗余，这严重影响了预测模型的检测效率。

为此，文中利用高光谱成像采集系统采集采后贮藏过程中“富士”苹果的高光谱图像，进而提取整个苹果样本区域的平均反射光谱，然后利用竞争性自适应重加权算法以及连续投影算法对预处理后的光谱数据进行降维，并基于误差反向传播网络提出一种苹果硬度的高光谱无损检测方法，以期开发苹果硬度的无损检测装备奠定一定的理论基础。

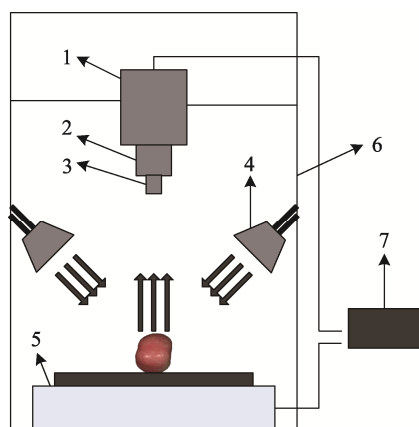
1 实验

1.1 材料

实验所用“富士”苹果采购于当地的沃尔玛超市，从购回的样本中选取 120 个表面无损伤且大小均匀的苹果，将其依次编号贮藏室温(22 ± 2)°C 条件下，每次取 30 个样本，取样间隔为 1 d，共取样 4 次。

1.2 高光谱图像采集与校正

实验采用的图像采集系统 (GaiaField-F-V10) 见图 1，主要由 CCD 相机 (曝光时间为 9.5 ms)、成像光谱仪、镜头、溴钨灯光源、电动平移台、暗箱和高



1.CCD 相机 2.成像光谱仪 3.镜头 4.溴钨灯光源
5.电动平移台 6.暗箱 7.高性能计算机

图 1 高光谱图像采集系统

Fig.1 Hyperspectral imaging acquisition system

性能计算机等构成，系统详细参数见文献[1]。采集完所有样本的高光谱图像后，立即采集全白和全黑的标定图像，并对原始高光谱图像进行校正。

1.3 苹果硬度的测定

在获取了所有苹果样本的高光谱图像后马上测定其硬度。采用杭州绿博仪器有限公司提供的数显果实硬度计 (型号为 GY-4) 测定苹果样本的硬度，硬度计的探针直径为 7.9 mm，探头压入样本深度约为 10 mm，计量单位为 kg/cm^2 。测定时，先将苹果样本去皮，然后将探头正对果肉处，缓慢均匀压入，至刻线处为止，每个苹果样本分别测定 3 个位置 (测定部位为苹果赤道位置)，3 个位置的均值为该苹果硬度的实测值。

1.4 特征光谱提取

文中实验采用连续投影算法 (Successive Projection Algorithm, SPA) 和竞争性自适应重加权算法 (Competitive Adaptive Reweighted Sampling, CARS) 提取特征光谱，分析 2 种特征光谱提取方法对苹果硬度检测效果的影响。特征光谱的提取在 Matlab R2016b 软件中执行。

1.5 建模方法和模型评价

文中实验基于误差反向传播 (Error Back Propagation, BP) 网络模型提出了全光谱和特征光谱的苹果硬度预测模型，将校正样本集相关系数 (r_c) 及其均方根误差 (Root Mean Squares Errors for Calibration, RMSEC, 用 R_{cm} 表示)，预测样本集的相关系数 (r_p) 及其均方根误差 (Root Mean Squares Errors for Prediction, RMSEP, 用 R_{pm} 表示) 作为判别预测模型检测性能的重要依据^[15-16]。

2 结果与分析

2.1 苹果的原始光谱及预处理

所有苹果样本在 390~1030 nm 波段内的原始反射光谱见图 2a (感兴趣区域见插图)，通常对原始反射光谱数据进行预处理的方法主要有：一阶导数 (Derivative)、标准正态变换 (Standard Normal Variation, SNV) 和多元散射校正 (Multi-scatter Calibration, MSC) 等。采用以上几种预处理方法对苹果原始光谱数据的建模结果见表 1，结果表明，基于 SNV 预处理后的光谱建立的预测模型具有最高的 r_p (0.618) 和最小的 R_{pm} ($0.406 \text{ kg}/\text{cm}^2$)，说明 SNV 光谱预处理方法相较于 derivative 和 MSC 更好，因此文中采用 SNV 对原始光谱数据进行预处理。图 2b 给出了经过 SNV 预处理后的光谱。

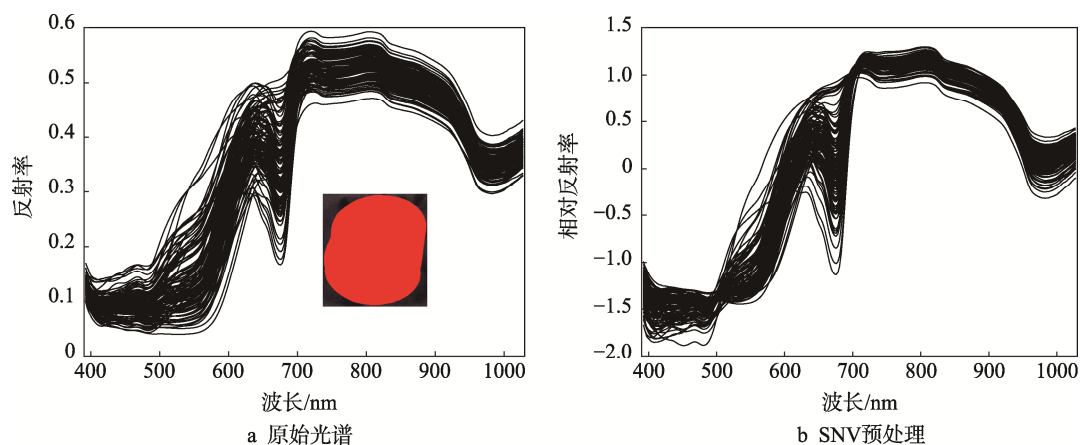


图2 光谱反射率曲线
Fig.2 Spectral reflectance curves

表1 不同光谱预处理方法下BP模型对苹果硬度的检测结果

Tab.1 Detection results of firmness of apples by BP model based on different spectral preprocessing methods

光谱预处理方法	校正集		预测集	
	r_c	$R_{Cm}/(kg \cdot cm^{-2})$	r_p	$R_{pm}/(kg \cdot cm^{-2})$
SNV	0.874	0.147	0.618	0.406
derivative	0.879	0.155	0.520	0.555
MSC	0.876	0.142	0.609	0.475

表2 校正集和预测集苹果样本硬度的统计结果

Tab.2 Statistics of firmness of apple samples in calibration and prediction sets

样本集	样本数量	硬度/($kg \cdot cm^{-2}$)			
		最小值	最大值	平均值	标准差
校正集	90	3.98	10.30	7.28	1.16
预测集	30	5.16	8.71	7.22	0.65

2.2 样本划分

采用 SPXY (Sample Set Partitioning Based on Joint x - y Distances) 方法^[17]将 120 个苹果样本按照 3:1 的比例划分为 90 个校正样本集和 30 个预测样本集。表 2 给出了苹果硬度的统计分析结果。从表 2 可以看出,校正样本集中苹果的硬度值相较于预测样本集具有更宽的范围,这样划分的样本非常合理,有助于后续建立较好的检测模型。

2.3 光谱数据降维

2.3.1 采用 SPA 选取特征光谱

采用 SPA 选取特征光谱时,利用 Matlab 中的 qr 函数选取波长子集,分别计算 SPA 在不同的有效波长数下的 RMSEP,常常根据 R_{pm} 的最小值来选定最优的特征光谱。图 3a 给出了 R_{pm} 随 SPA 中有效波长数的变化规律,可以观察到 R_{pm} 随有效波长数的增加而减小,当有效波长数大于 18 时, R_{pm} 变化不明显。因此在此研究中选取 18 个波长作为特征光谱,选取的 18 个特征光谱分布见图 3b。

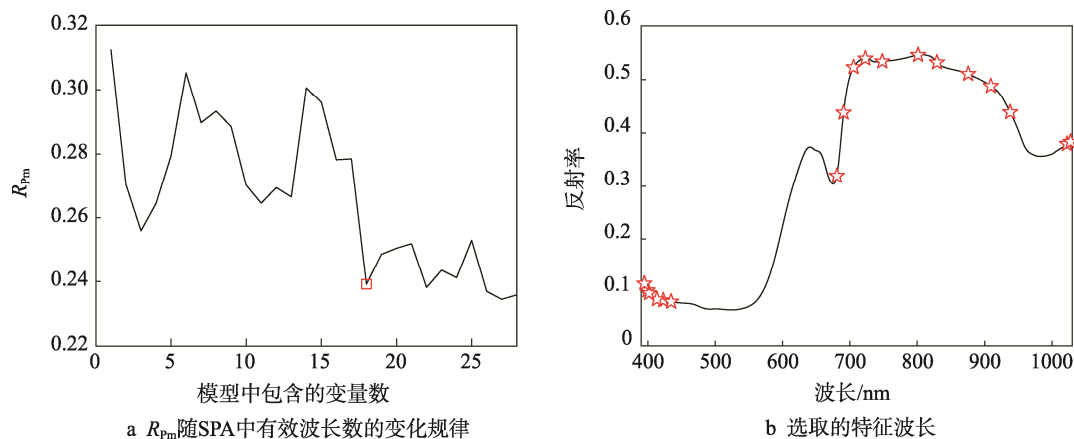


图3 SPA 算法提取特征波长结果
Fig.3 Results of characteristic wavelengths extracted by SPA algorithm

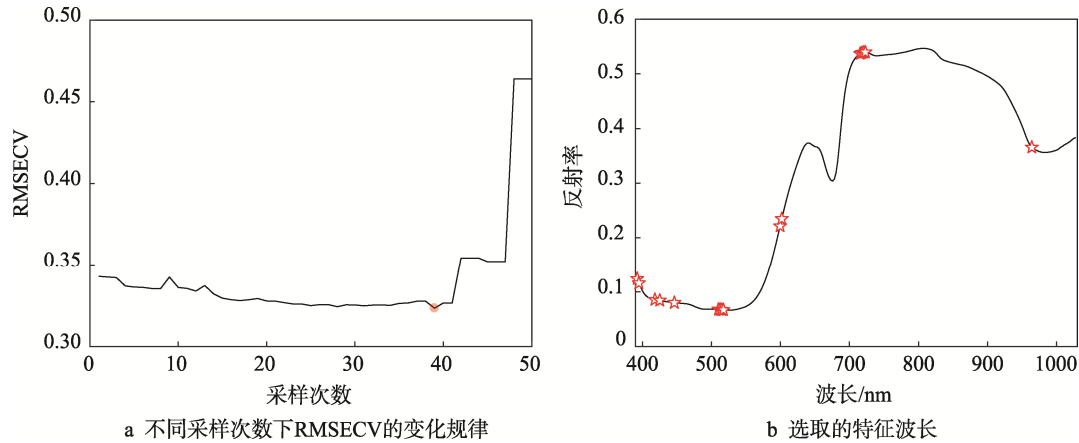


图 4 CARS 算法提取特征波长结果
Fig.4 Results of characteristic wavelengths extracted by CARS algorithm

2.3.2 采用 CARS 选取特征光谱

在利用 CARS 方法选取特征光谱的过程中，蒙特卡洛采样的次数为 50，利用五折交叉验证方法计算所建立的偏最小二乘（PLS）模型的交叉验证均方根误差（RMSECV）。图 4a 给出了不同采样次数下 RMSECV 的变化规律。从图 4a 可以看出，利用第 39 次采样过程中获得的波长集而建立的 PLS 模型的 RMSECV 值最小，该最优波长集包含 16 个特征波长，提取的特征光谱分布见图 4b。

2.4 BP 网络模型建模结果

将全光谱（Full Spectra, FS）以及经 SPA 和 CARS 分别选择的特征光谱输入 BP 网络模型中。模型的隐含层节点数为 10，输出层节点数为 1，训练算法为 Levenberg-Marquardt。60 次 BP 网络重复建模结果的平均值见表 3。从表 3 可以发现，基于全光谱建立的 FS+BP 预测模型具有最高的 r_c （0.874）和最小的 R_{Cm} （0.147 kg/cm²），表明该预测模型具有较好的校正性能。SPA+BP 预测模型具有最高的 r_p （0.728）和最小的 R_{pm} （0.282 kg/cm²），表明该预测模型具有较好的预测性能。虽然 SPA+BP 预测模型和 CARS+BP 预测模型的校正性能均劣于 FS+BP 预测模型，但是其预

测性能均优于 FS+BP 预测模型。另外，采用 SPA 和 CARS 特征波长方法分别从 256 个全光谱波长中选择了 18 个和 16 个特征变量输入 BP 网络模型，明显提升了 BP 网络预测模型的检测效率。以上结果说明，将基于特征光谱建立的 BP 网络预测模型用于检测苹果的硬度具有相对较好的预测能力。其中，苹果硬度的预测结果见图 5。

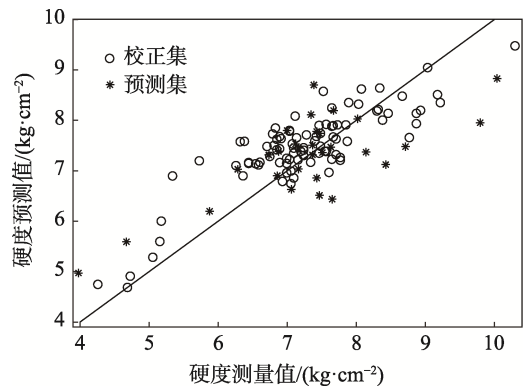


图 5 苹果硬度的预测结果
Fig.5 Prediction results of firmness of apples

3 结语

研究了针对苹果的内部品质无损检测的应用需求，为了提高苹果硬度预测模型的运算速度，利用 SPA 和 CARS 从 256 个全光谱中分别提取了 18 个和 16 个特征波长。分析了基于全光谱和提取的特征光谱建立的 BP 网络预测模型对预测苹果硬度效果的影响，得出 SPA+BP 预测模型具有较好的苹果硬度预测能力（ $r_p=0.728$ ， $R_{pm}=0.282$ kg/cm²）。结果表明，基于高光谱成像技术和 BP 网络建立的预测模型可快速无损预测苹果的硬度，这为开发水果内部品质无损检测设备奠定了一定的理论基础。

表 3 不同变量选取方法下 BP 模型对苹果硬度的检测结果

Tab.3 Detection results of firmness of apples by BP model based on different variable selection methods					
光谱降维方法	变量数	校正集		预测集	
		r_c	$R_{Cm}/$ (kg·cm ⁻²)	r_p	$R_{pm}/$ (kg·cm ⁻²)
FS	256	0.874	0.147	0.618	0.406
SPA	18	0.853	0.155	0.728	0.282
CARS	16	0.850	0.175	0.678	0.304

参考文献:

- [1] 孟庆龙, 张艳, 尚静. 高光谱成像结合 BP 网络无损检测李子的硬度[J]. 激光与红外, 2019, 49(8): 968—973.
MENG Qing-long, ZHANG Yan, SHANG Jing. Non-destructive Detection on Firmness of Plums Based on Hyperspectral Imaging and BP Network [J]. Laser & Infrared, 2019, 49(8): 968—973.
- [2] FAN S, HUANG W, GUO Z, et al. Prediction of Soluble Solids Content and Firmness of Pears Using Hyperspectral Reflectance Imaging[J]. Food Analytical Methods, 2015, 8: 1936—1946.
- [3] 郭文川, 董金磊. 高光谱成像结合人工神经网络无损检测桃的硬度[J]. 光学精密工程, 2015, 23(6): 38—45.
GUO Wen-chuan, DONG Jin-lei. Nondestructive Detection on Firmness of Peaches Based on Hyperspectral Imaging and Artificial Neural Networks[J]. Optics and Precision Engineering, 2015, 23(6): 38—45.
- [4] PU H, LIU D, WANG L, et al. Soluble Solids Content and pH Prediction and Maturity Discrimination of Lychee Fruits Using Visible and Near Infrared Hyperspectral Imaging[J]. Food Analytical Methods, 2016, 9: 235—244.
- [5] 刘燕德, 韩如冰, 朱丹宁, 等. 黄桃碰伤和可溶性固形物高光谱成像无损检测[J]. 光谱学与光谱分析, 2017, 37(10): 3175—3181.
LIU Yan-de, HAN Ru-bing, ZHU Dan-ning, et al. Nondestructive Testing for Yellow Peach Bruise and Soluble Solids Content by Hyperspectral Imaging[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2017, 37(10): 3175—3181.
- [6] JIANG J, CEN H, ZHANG C, et al. Nondestructive Quality Assessment of Chili Peppers Using Near-infrared Hyperspectral Imaging Combined with Multivariate Analysis[J]. Postharvest Biology and Technology, 2018, 146: 147—154.
- [7] LI X, WEI Y, XU J, et al. SSC and pH for Sweet Assessment and Maturity Classification of Harvested Cherry Fruit Based on NIR Hyperspectral Imaging Technology[J]. Postharvest Biology and Technology, 2018, 143: 112—118.
- [8] CHE W, SUN L, ZHANG Q, et al. Pixel Based Bruise Region Extraction of Apple Using Vis-NIR Hyperspectral Imaging[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 146: 12—21.
- [9] MA T, LI X, INAGAKI T, et al. Noncontact Evaluation of Soluble Solids Content in Apples by Near-infrared Hyperspectral Imaging[J]. Journal of Food Engineering, 2018, 224: 53—61.
- [10] 孟庆龙, 张艳, 尚静. 基于高光谱成像和模式识别的无损检测苹果表面损伤[J]. 光电子·激光, 2019, 30(3): 44—49.
MENG Qing-long, ZHANG Yan, SHANG Jing. Non-destructive Detection of Bruises on Apples Using Hyperspectral Imaging Technology Combined With Pattern Recognition[J]. Journal of Optoelectronics-Laser, 2019, 30(3): 44—49.
- [11] HU W, SUN D, BLASCO J. Rapid Monitoring 1-MCP-induced Modulation of Sugars Accumulation in Ripening 'Hayward' Kiwifruit by Vis/NIR Hyperspectral Imaging[J]. Postharvest Biology and Technology, 2017, 125: 168—180.
- [12] XIE C, CHU B, HE Y. Prediction of Banana Color and Firmness Using a Novel Wavelengths Selection Method of Hyperspectral Imaging[J]. Food Chemistry, 2018, 245: 132—140.
- [13] LEIVA-VALENZUELA G A, LU R, AGUILERA J M. Prediction of Firmness and Soluble Solids Content of Blueberries Using Hyperspectral Reflectance Imaging[J]. Journal of Food Engineering, 2013, 115: 91—98.
- [14] YU X, LU H, WU D. Development of Deep Learning Method for Predicting Firmness and Soluble Solid Content of Postharvest Korla Fragrant Pear Using Vis/NIR Hyperspectral Reflectance Imaging[J]. Postharvest Biology and Technology, 2018, 141: 39—49.
- [15] JIE D, XIE L, FU X, et al. Variable Selection for Partial Least Squares Analysis of Soluble Solids Content in Watermelon Using Near-infrared Diffuse Transmission Technique[J]. Journal of Food Engineering, 2013, 118: 387—392.
- [16] TIAN X, FAN S, LI J, et al. Comparison and Optimization of Models for SSC On-line Determination of Intact Apple Using Efficient Spectrum Optimization and Variable Selection Algorithm[J]. Infrared Physics and Technology, 2019, 102: 1—11.
- [17] GALVÃO R K H, ARAUJO M C U, JOSÉ G E, et al. A Method for Calibration and Validation Subset Partitioning[J]. Talanta, 2005, 67(4): 736—740.