

基于可见/近红外光谱技术的红提成熟度判别模型

高升^{1*}, 徐建华²

(1. 青岛理工大学信息与控制工程学院, 山东青岛 266520)

(2. 青岛国际机场集团有限公司运行指挥中心, 山东青岛 266000)

摘要: 成熟度是水果评价的重要标准, 直接影响水果的品质和经济价值。针对红提采摘成熟度评判困难, 果肉营养价值参差不齐、产品竞争力低等问题, 建立基于可见/近红外光谱技术的红提成熟度判别模型。该研究选取红提生长过程的 4 个阶段 (分别为: 未成熟、半成熟、成熟、过熟) 的样本并进行光谱信息采集。选择 550 nm~1 000 nm 的光谱波段建模, 分别将经过预处理的光谱用竞争性自适应加权算法 (Competitive Adaptive Reweighted Sampling, CARS)、无信息变量消除算法 (Uninformative Variable Elimination, UVE) 和连续投影算法 (Successive Projection Algorithm, SPA) 进行特征波长提取, 建立支持向量机 (Support Vector Machines, SVM)、极限学习机 (Extreme Learning Machine, ELM) 和偏最小二乘判别分析 (Partial Least Squares Discriminant Analysis, PLS-DA) 的判别模型, 最终建立可见/近红外光谱技术的红提成熟度的最佳判别分类模型。研究表明, 在 Savitzky-Golay (SG) 卷积平滑处理算法光谱预处理后运用 SPA 算法进行特征波段提取建立的 ELM 模型成熟度判别分类效果最佳, SVM 模型次之, PLS-DA 模型最差。因此, 红提成熟度的最佳判别分类模型为 SG-SPA-ELM, 该模型的训练集和测试集的准确率分别为 97.50% 和 96.67%。利用可见/近红外光谱技术对红提成熟度进行判别是可行的, 该研究为红提成熟度的判别找到了一种新的无损检测方法。

关键词: 红提; 成熟度; 判别分类模型; 可见/近红外光谱; 无损检测

文章编号: 1673-9078(2023)01-170-176

DOI: 10.13982/j.mfst.1673-9078.2023.1.0252

Discriminant Model of Maturity of Red Globe Grapes Based on Visible/Near-infrared Spectroscopy

GAO Sheng^{1*}, XU Jianhua²

(1. School of Information and Control Engineering, Qingdao University of Technology, Qingdao 266520, China)

(2. AOC, Qingdao International Airport Group, Qingdao 266000, China)

Abstract: Maturity is an important criterion for evaluating fruit, as it directly affects the quality and economic value. A discriminant model based on visible/near-infrared spectroscopy was established to determine the maturity of red globe grapes to simplify the process of assessing the maturity, uneven nutritional value, and low competitiveness of red globe grapes. Spectral information on the samples was collected from four stages of the red globe grapes growth period (immature, semi-mature, mature, and super-mature). The spectral band of 550~1 000 nm was selected for modeling. Pre-processed spectra were extracted by competitive adaptive reweighted sampling, uninformative variable elimination, and successive projection algorithm (SPA) to establish the discriminant models of support vector machine, extreme learning machine (ELM), and partial least squares discriminant analysis (PLS-DA), respectively. The best discriminant classification model for the maturity of red globe grapes based on visible/near-infrared spectroscopy was established. The results showed that the ELM model for discrimination and classification of maturity, established by applying the SPA for feature wavelength extraction after spectral pre-processing using the Savitzky-Golay (SG) algorithm showed the best results, followed by the support vector machine model and then the PLS-DA model. Therefore, the best discriminant classification model for red globe grape maturity was SG-SPA-ELM. The accuracy of this model was 97.50% and 96.67% for the training sets

引文格式:

高升,徐建华.基于可见/近红外光谱技术的红提成熟度判别模型[J].现代食品科技,2023,39(1):170-176

GAO Sheng, XU Jianhua. Discriminant model of maturity of red globe grapes based on visible/near-infrared spectroscopy [J]. Modern Food Science and Technology, 2023, 39(1): 170-176

收稿日期: 2022-03-08

基金项目: 国家自然科学基金项目 (31871863; 32072302); 湖北省自然科学基金项目 (2012FKB02910); 湖北省研究与开发计划项目 (2011BHB016)

作者简介: 高升 (1988-), 男, 博士, 讲师, 研究方向: 农产品无损检测技术, E-mail: gaosheng@qut.edu.cn

and test sets. Therefore, visible/near-infrared spectroscopy can be applied to determine the maturity of red globe grape using a non-destructive method.

Key words: red globe grape; maturity; discrimination and classification model; visible/near infrared spectroscopy; nondestructive detection

红提富含营养物质、可口多汁，深受人们的喜爱^[1]。成熟度是水果品质的重要评价指标，直接影响着果实产量、营养和口感^[2]，也决定着后期果实的加工和贮藏方式^[3]。如果红提采收过早，会造成产量变低、品质变差、营养价值不高等问题；如果采收过晚，则会因为过于成熟，出现水果营养流失、品相差、不耐贮藏、果肉易变质等问题^[4]。因此，建立红提成熟度判别分类模型，对红提成熟度进行精确判断，有助于合理规划红提的采收和分类，也可提高红提种植者的经济收入，促进产业发展。

以往红提成熟度的判断是依据果实的外观、硬度、盛花期天数、尺寸等指标进行主观判断，或者结合生化方法检测水果内部成分含量进行果实成熟度分级^[5,6]。但这些方法存在破坏性大、主观性强、耗时长、准确度低等缺点，直接影响着果农的收益^[7]。光谱技术已被大量研究证实适合应用于水果品质参数及成熟度的无损检测^[8,9]。Pu 等^[10]利用光谱技术建立了荔枝成熟度检测的分类模型，并证明了使用近红外技术可实现荔枝成熟度的分类。Zhang 等^[11]利用高光谱技术采集了草莓的高光谱图像，成功建立了支持向量机的草莓成熟度分类模型，并实现了对不同成熟度草莓的准确分类。Rungpichayapichet 等^[12]利用漫反射光谱检测技术，建立了芒果成熟度判别模型，所建立的芒果成熟度判别模型实现了对未熟芒果的准确判别，其准确率高达 87.5%。上述研究也充分证明了对水果成熟度已成为近年来研究的热点，对于红提成熟度的研究同样显得非常重要。目前对红提进行成熟度分类的研究还未见报道，市场迫切需要一种便捷无损的检测方法实现对红提成熟度的判别。

本文利用可见/近红外光谱技术，分别选取红提生长过程的 4 个阶段（未成熟、半成熟、成熟、过熟）的样本并进行光谱信息采集。分别将经过 Savitzky-Golay (SG) 卷积平滑处理法预处理的光谱利用竞争性自适应加权算法 (Competitive Adaptive Reweighted Sampling, CARS)、无信息变量消除算法 (Uniform Variable Elimination, UVE) 和连续投影算法 (Successive Projection Algorithm, SPA) 进行特征波长提取，分别建立支持向量机 (Support Vector Machines, SVM)、极限学习机 (Extreme Learning Machine, ELM) 和偏最小二乘法判别分析 (Partial Least Squares Discriminant Analysis, PLS-DA) 的分类模型并进行对比分析模型的优劣，最终确定红提成熟

度的最佳预测模型，为红提成熟度的检测找到了一种无损快速的方法。

1 材料与方法

1.1 材料

本实验选取生长过程中的红提作为研究样本。选取的红提植株开花的时间为 2019 年 5 月 1 日，实验周期为两个月。参考当地果农经验和水果生长的过程，将生长期红提划分为未成熟、半熟、成熟和过熟 4 个阶段，未成熟：整个果实表面呈青色，颗粒较小；半熟：果实的绿色外观逐渐改变，果实大小基本固定，一半果实呈现红色；成熟：整个果实表面大都着色，颗粒饱满且有弹性，香味浓郁；过熟：颗粒出现干瘪，弹性下降。图 1 为不同成熟度的样本。



(a)未成熟

(b)半成熟

(c)成熟



(d)过熟

图1 不同成熟度的样本

Fig.1 Samples at different levels of maturity

红提果粒成熟周期约为两个月, 实验每隔 5 d 进行 1 次样本采集, 每次于实验当天随机采集 5 串葡萄, 共进行 12 次采集, 试样样本总数为 60 串。然后从每串葡萄上无差别摘取葡萄果粒进行实验, 建模样本总数为 360 粒。为保证实验精度, 需要对样本进行预处理, 本实验的预处理方法为将当日采集的样本放入温度 $(22 \pm 1) ^\circ\text{C}$, 湿度 65% 的温恒湿箱保存 12 h。

1.2 实验方法

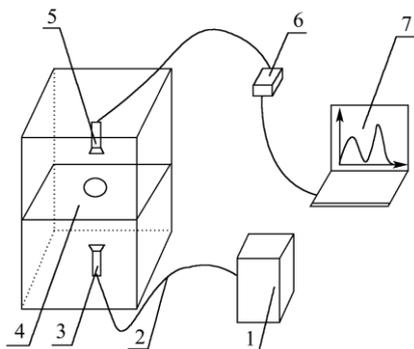


图2 可见/近红外光谱采集系统图

Fig.2 Red globe grapes visible / near infrared spectrum acquisition system

注: 1. LS-3000 卤素灯光源; 2. 石英光纤; 3. 聚光透镜; 4. 中间带圆孔的隔板 (孔径直径为 20 mm); 5. 84 UV 准直透镜; 6. Maya 2000 Pro 光谱仪; 7. 笔记本电脑。

为采集样本的光谱数据, 本实验特搭建了可见/近红外光谱采集系统, 如图 2 所示, 该采集系统主要由 Maya 2000 Pro 型海洋光学光谱仪、聚光透镜 (定制直径为 15 mm, 长度为 45 mm)、LS-3000 可调卤钨灯光源 20 W、石英光纤 (定制芯径为 8 mm, 长度为 1.5 m) 及笔记本电脑组成。Maya 2000 Pro 光谱仪的一端通过光纤与 84 UV 准直镜连接, 光谱仪的另一端通过 USB 接口与计算机进行信息交互; 卤素灯 (LS-3000) 光源通过石英光纤连接到聚光透镜上。样本光谱采集时, 首先将样本放置到隔板上, 然后可直接通过笔记本电脑安装的 Spectra Suite 软件采集样

本光谱数据。设置光谱采集时参数: 积分时间为 100 ms, 平均次数为 4, 平滑度为 3。实验时首先进行黑白校正: 关闭光源并在暗箱中进行黑校正, 然后中间隔板位置放置白板, 调节卤素灯光源的亮度, 当光照强度达到 58 000 时, 进行白校正。将样本放入已搭建的采集系统进行光谱采集, 在红提果粒的赤道位置进行光谱采集, 每次采集的部位大约间隔 60° ; 每个红提样本采集 3 次光谱信息, 采集到的信息进行平均化处理得到平均光谱作为该样本实验数据。

1.3 样本集划分及光谱数据预处理和特征波长选取方法

未成熟红提、半熟红提、成熟红提、过熟红提样本各 90 个, 按照 2:1 的比例利用随机划分算法 (Random Selection, RS) 将样本集划分为训练集和测试集, 其中训练集样本 240 个 (未成熟红提、半熟红提、整个成熟红提、过熟红提样本各 60 个); 测试集样本共 120 个 (未成熟红提、半熟红提、整个成熟红提、过熟红提样本各 30 个)。

受到实验环境影响, 采集的光谱数据存在大量无关信息, 为提高模型的稳定性和精度, 需进行对对采集到的光谱进行预处理。采用 SG 卷积平滑处理法对原始光谱数据进行预处理以提升预测模型的精确度和稳定性^[13]。

特征提取算法可以剔除干扰信息, 从而降低数据维数, 简化模型, 避免模型过拟合, 提高模型的稳定性和精度。CARS 算法利用 PLS 模型筛选回归系数绝对值大的波长点, 然后利用十折交叉验证挑选 RMSECV 最小的波长点。SPA 算法是一种前向变量选择法, 从一个波长变量开始, 每次循环计算它在剩余波长上的投影, 并将最大投影所对应的波长作为待选波长, 直到达到设定的波长数为止。UVE 算法是基于 PLS 模型的回归系数 b 所建立的一种波长变量选择方法。该方法在光谱矩阵中添加一定数目的随机变量, 建立偏最小二乘交互式验证模型, 通过分析回归系数矢量均值及标准差的商的稳定性, 根据其绝对值挑选光谱变量。本文中添加与变量个数相同的随机变量进行分析。本文利用 CARS 算法、SPA 算法和 UVE 算法三种方法选取特征变量。

1.4 建模方法

极限学习机作为一种单隐含层前馈神经网络的新算法, 入层与隐含层的权值和隐含层神经元的阈值在运算过程中随机产生, 只需设置隐含层的神经元数目就可自动得到最优解, 本文中经过实验选择隐含层神

经元数目为20 000个,激活函数选择为hardlim函数。

偏最小二乘判别分析利用到统计学原理,偏最小二乘判别法是结合主成分分析和多元线性回归的一种综合判别分析方法,可通过投影分别将预测变量和观测变量投影到一个新空间,并通过转化后的新空间寻找一个线性回归模型并进行分类。本文选择留一法交叉验证得到均方根误差RMSECV,当RMSECV较小时取得最优解,本文最优模型所选择因子数LVs为20。

支持向量机分类模型是光谱分析中的常用分析方法,广泛应用于回归、分类等问题^[14-16]。本文SVM模型参数:选择RBF核函数,利用交叉验证方法寻找最佳c、g参数,本文最优模型所选择的c为84.449,g为0.002。

2 结果与讨论

2.1 光谱数据分析

数据分析时去掉样本光谱首尾噪声部分,选择波长范围550 nm~1 000 nm共1 031个波长点进行光谱特征分析。由图3可知,处在不同时期的红提样本的光谱曲线变化趋势相同:676 nm附近光谱波谷是由红提中类胡萝卜素和叶绿素吸收光谱引起^[17,18],956 nm附近吸收峰与红提内部水分有关,分别为O-H三级和二级倍频特征吸收峰^[19,20]。

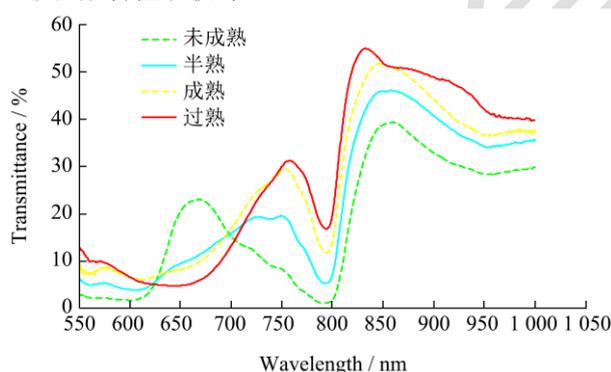


图3 红提样本平均光谱曲线

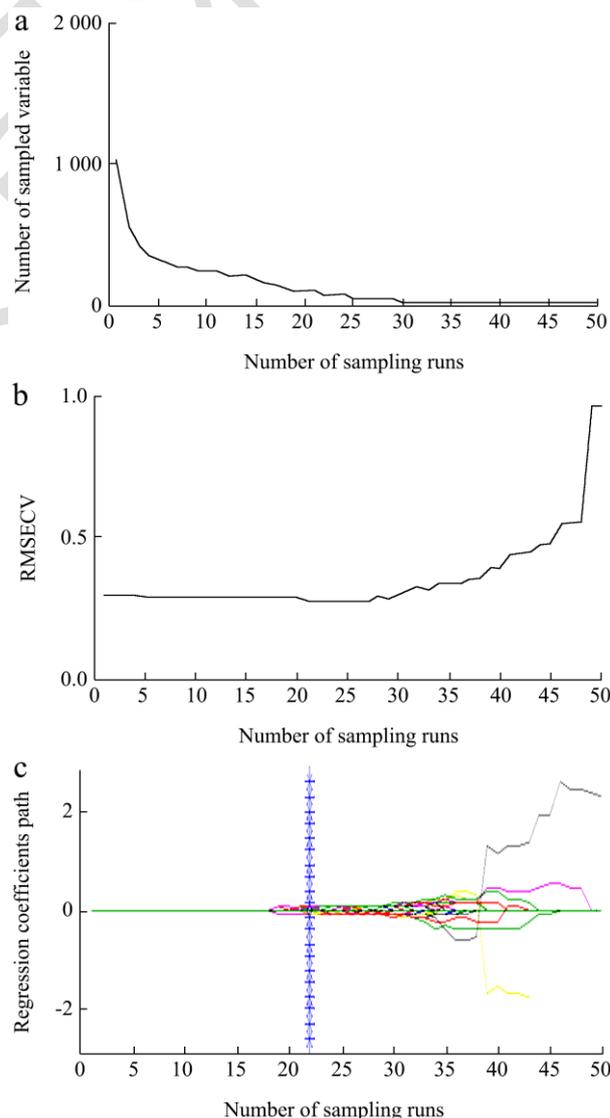
Fig.3 Average spectral profile of red globe grapes samples

从图3中可知,在红提在未成熟时,存在545 nm和725 nm两个波峰,成熟期存在632 nm和725 nm两个波峰,成熟后期存在642 nm和725 nm两个波峰的。由此可知,红提从未成熟到成熟的整个过程中,只有第一个波峰位置的位置慢慢的变大;第二个波峰的位置基本固定。第一个波峰的变化也证明了在成熟的过程中红提中类胡萝卜素和叶绿素发生了巨大的变化。不同成熟状态下红提果粒的光谱特性可以反映出红提的生长状态,从而达到无损检测成熟度的目的。

2.2 光谱预处理与特征变量选择

SG平滑滤波预处理可有效地消除干扰信息。在SG平滑滤波的原理是通过改变滤波器的窗口宽度及其多项式拟合阶次来达到平滑及去噪的目的^[21]。本文通过不断调整滤波器窗口宽度和多项式拟合阶次,最终选择11和3分别作为SG预处理的最佳滤波器窗口宽度和多项式拟合阶次。经过SG预处理的光谱共有1 031个特征波长点,因特征波长点数目较多,建模的速度较慢、精度较低。使用CARS算法、UVE算法和SPA算法分别对预处理后的光谱数据进行特征选取,找出能够判别红提成熟度的特征变量组合,达到进一步优化模型效果。特征波长提取过程如下:

(1)通过CARS对预处理后的光谱提取特征波长的过程见图4a~4c,设定蒙特卡罗采样为50次,5折交叉验证。当RMSECV值最小时,为所建PLSR模型的最优结果,当运行到图中竖线的位置时,RMSECV值最小为0.265,采样运行了22次。



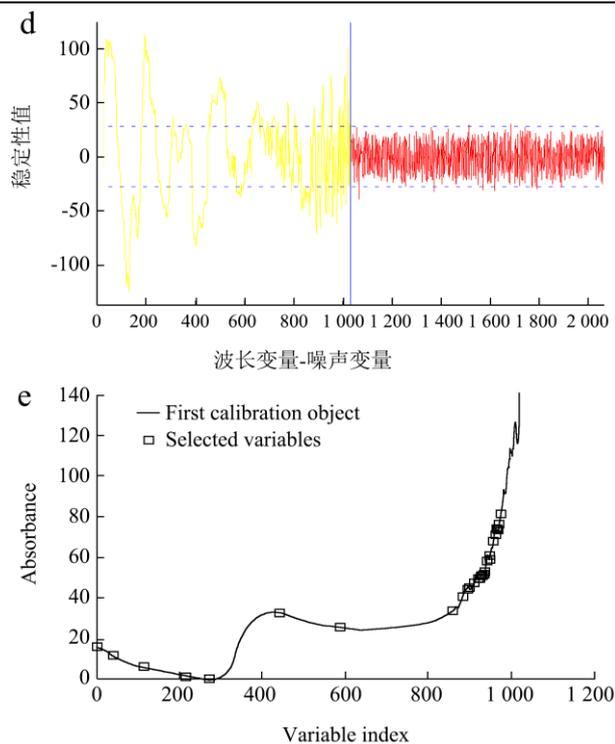


图4 提取特征波长过程

Fig.4 The process of extracting characteristic wavelengths

注: (a、b、c) CARS 提取特征波长; (d) UVE 提取特征波长; (e) SPA 提取特征波长。

(2) 进行预处理后的光谱利用 UVE 提取特征波长的后选取的结果见图 4d, 将剔除阈值设定为噪声矩阵最大稳定性绝对值的 99%, 将两条虚线内部的信息划定为无效信息并剔除, 虚线外侧的为有用信息予以保留。

(3) 预处理后的数据为例说明 SPA 算法进行特征波长提取的结果见图 4e, 当 RMSE 取得最小值时, 此时 RMSE 取得最小值, 选择的波长数目为 34 个, 所保留的信息建模效果最优。

2.3 模型建立与分析

进行特征波长提取后, 所建红提果粒成熟度 SG-SPA-ELM 分类模型的最优特征波长如表 2 所示。提取的 671 nm 附近波长是由红提中类胡萝卜素和叶绿素吸收光谱引起^[17,18], 956 nm 附近吸收峰与红提内部水分有关, 分别为 O-H 三级和二级倍频特征吸收峰^[19,20], 表明红提中类胡萝卜素及水分在生长期发生了较大的变化, 同样证明了所提取特征波长的正确性。

表 1 不同建模方法对红提样本的分类结果

Table 1 Results of the classification of red globe grapes samples based on different modelling methods

建模方法	特征波段提取方法	特征波点个数	训练集 (共 240 个样本)		测试集 (共 120 个样本)	
			误判样本数/个	准确率/%	误判样本数/个	准确率/%
SVM	SG	1 031	10	95.83	9	92.50
	SG-CARS	71	12	95.00	11	90.83
	SG-UVE	594	11	95.42	10	91.67
	SG-SPA	34	10	95.83	9	92.50
ELM	SG	1 031	7	97.08	5	95.83
	SG-CARS	71	8	96.67	6	95.00
	SG-UVE	594	9	96.25	7	94.17
	SG-SPA	34	6	97.50	4	96.67
PLS-DA	SG	1 031	11	95.42	10	91.67
	SG-CARS	71	15	93.75	11	90.83
	SG-UVE	594	16	93.33	11	90.83
	SG-SPA	34	14	94.17	12	90.00

表 2 红提成熟度 SG-SPA-ELM 分类模型的最优特征波长列表

Table 2 List of optimal characteristic wavelengths for the SG-SPA-ELM model for the maturity of red globe grapes

判别指标	建模方法	波长/nm
红提成熟度	SG-SPA-ELM	550.25、567.82、601.94、647.50、671.95、745.67、810.34、926.68、937.77、942.03、943.73、949.69、952.24、952.66、953.09、954.79、956.49、957.76、959.46、960.31、962.00、964.12、964.97、968.79、970.06、971.75、973.45、974.30、976.83、995.43、995.85、997.96、999.22、1 000.06

由表 2 可知, 结合最佳预处理和特征波长提取算法建立的红提成熟度最佳模型为 SG-SPA-ELM 模型, 该最佳模型的训练集和测试集的分类结果的散点图如图 5 所示, 图中值分别为 1、2、3、4 时分别代表未成熟、半成熟、成熟和过成熟样本。该模型的测试集准确率为 97.500%, 训练集中共 60 个未成熟样本, 其中有 2 个样本被误判为半成熟样本; 训练集中共 60 个半成熟样本, 其中有 2 个样本被误判为成熟样本; 训练集中共 60 个成熟样本, 其中有 2 个样本被误判为半成熟样本。测试集中共 30 个未成熟样本, 其中有 1 个样本被误判为半成熟样本; 测试集中共 30 个半成熟样本, 其中有 2 个样本被误判为成熟样本; 测试集中共 30 个成熟样本, 其中有 1 个样本被误判为半成熟样本。由最佳模型的训练集和测试集的预测结果可知, 进行判断时半成熟和成熟样本容易相互判断错误, 未成熟和过熟的样本相对容易判别, 能够实现红提半成熟及成熟度的准确判别分类是实现红提成熟度判别分类的关键。

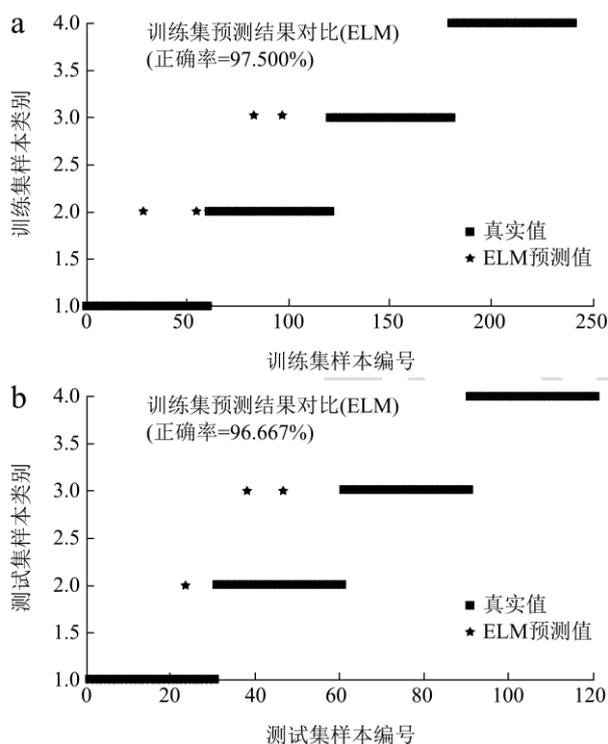


图 5 基于 SG-SPA-SVM 的分类结果

Fig.5 Classification results based on the SG-SPA-SVM

注: a: 基于 SG-SPA-SVM 的训练集分类结果; b: 基于 SG-SPA-SVM 的测试集分类结果。

2.4 结果与讨论

从图 1 中看, 未成熟与过熟的红提颜色特征明显相对比较明显, 可以用表面颜色特征进行判别, 但是半成熟中的红提颜色既有青色的又有红色的, 较难通

过颜色判断进行成熟度的判别。有些半成熟的红提颜色与成熟红提颜色相近, 有些成熟红提与过熟的红提颜色相差不大, 同样很难进行准确判别。因红提的成熟度与果实的硬度也同样有密切相关, 硬度较软的果实更加容易腐烂, 本文参考当地果农经验和水果生长的过程, 将生长期红提划分为未成熟、半熟、成熟和过熟 4 个阶段的过程时, 结合了颜色、大小、硬度等指标并结合果农自身的经验, 通过颜色进行成熟度的判别时, 较多的半成熟 (颜色呈青色的红提) 的红提错判为未成熟红提, 较多的成熟 (颜色呈紫红色的红提) 的红提错判为未成熟红提。本文利用近红外光谱技术可以有效的去除颜色特征带来的干扰, 从内部物质含量及变化的角度, 利用近红外光谱技术探寻红提生长过程中光谱的变化规律及内部含量的变化。从生长期内部品质变化的角度寻找到一种无损、判别更加准确的方法。但利用近红外对红提成熟度进行判别时, 60 个未成熟样本判定为半成熟样本, 未成熟样本的判别准确性低于利用图像颜色信息 (RGB, HSV, Lab) 建立的模型。但整体利用近红外光谱技术对红提成熟度的判别准确率高于通过图像所建模型结果。后期在本文的基础上将深入研究融合图像颜色、尺寸和光谱信息, 建立红提成熟度的判别分类方法, 提高红提成熟度的判别准确性。

3 结论

本研究以红提生长过程的 4 个阶段 (未成熟、半成熟、成熟、过熟) 的红提样本为研究对象, 探究基于光谱技术预测成熟度的可行性并建立最佳判别分类模型。主要结论如下:

(1) 样本原始光谱经过 SG 算法预处理后进行 SPA 算法提取特征波长所建立的 ELM 模型效果最佳, SVM 模型次之, PLS-DA 模型最差。红提成熟度的最佳判别分类模型为 SG-SPA-ELM, 该模型的训练集和测试集的准确率分别为 97.50% 和 96.67%。

(2) 利用建立的红提成熟度最佳判别分类模型进行预测时, 半成熟和成熟样本容易相互判断错误, 未成熟和过熟的样本相对容易判别。实现对红提半成熟及成熟度的判别分类是实现红提成熟度判别分类的关键。

(3) 研究结果表明利用可见/近红外光谱技术对红提成熟状态进行判别分类是可行的, 可以用可见/近红外光谱技术来实现检测红提成熟度的无损检测。

参考文献

- [1] 高升,王巧华,付丹丹,等.红提糖度和硬度的高光谱成像无损检测[J].光学学报,2019,39(10):355-364

- [2] 胡逸磊,姜洪喆,周宏平,等.水果成熟度近红外光谱及高光谱成像无损检测研究进展[J].食品工业科技,2021,42(20): 377-383
- [3] John P J. Handbook on post harvest management of fruits and vegetables [J]. Agrotécnica, 2013: 49-52
- [4] Mesa D R, ER Rodríguez, C D áz. Flavor quality of fruits and vegetables [J]. Perspectives, 2008, 88: 1863-1868
- [5] Rungpichayapichet P, Mahayothee B, Nagle M, et al. Robust NIRS models for non-destructive prediction of postharvest fruit ripeness and quality in mango [J]. Postharvest Biology and Technology, 2015, 111: 31-40
- [6] Obasi M O. Evaluation of growth and development in mango fruits cvs. julie and peter to determine maturity [J]. Bio-Research, 2005, 2(2)
- [7] Elmasry G, Nassar A, Wang N, et al. Spectral methods for measuring quality changes of fresh fruits and vegetables [J]. Stewart Postharvest Review, 2008, 4(4): 1-13
- [8] 李丽丽,王斌,张学豪,等.基于高光谱成像技术的李果实成熟度判别[J].现代食品科技,2019,35(6):258-263
- [9] Lu H, Wang F, Liu X, et al. Rapid assessment of tomato ripeness using visible/near-infrared spectroscopy and machine vision [J]. Food Analytical Methods, 2017, 10(6): 1721-1726
- [10] Wang, Lu, Pu, 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
- [11] Zhang C, Guo C, Liu F, et al. Hyperspectral imaging analysis for ripeness evaluation of strawberry with support vector machine [J]. Journal of Food Engineering, 2016, 179: 11-18
- [12] Rungpichayapichet P, Mahayothee B, Nagle M, et al. Robust NIRS models for non-destructive prediction of postharvest fruit ripeness and quality in mango [J]. Postharvest Biology and Technology, 2015, 111: 31-40
- [13] Siano Dharell B, Abdullakasim Wanrat, Terdwongworakul Anupun, et al. Classification of adulterated Para rubber sheet using a near infrared hyperspectral imaging system: A comparison between reflectance and transmittance modes [J]. Sensing and Bio-Sensing Research, 2021, 33: 100441
- [14] 李丽丽,王斌,张学豪,等.基于高光谱图像信息的李果实成熟度判别[J].现代食品科技,2017,33(12):213-218
- [15] Lantao L I, Jing L I, Ming J, et al. Selection optimization of hyperspectral bandwidth and effective wavelength for predicting leaf area index in winter oilseed rape [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018
- [16] Sun J T, Ben-Xue M A, 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
- [17] Yu K Q, Zhao Y R, Liu Z Y, et al. Application of visible and near-infrared hyperspectral imaging for detection of defective features in loquat [J]. Food and Bioprocess Technology, 2014, 7(11): 3077-3087
- [18] Siedliska A, Baranowski P, Mazurek W. Classification models of bruise and cultivar detection on the basis of hyperspectral imaging data [J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2014, 106: 66-74
- [19] Min H, Wan X, Min Z, et al. Detection of insect-damaged vegetable soybeans using hyperspectral transmittance image [J]. Journal of Food Engineering, 2013, 116(1): 45-49
- [20] Xue J, Zhang S, Sun H, et al. Detection of shelf life of *Malus asiatica* using near-infrared spectroscopy and softening index [J]. Nongye Jixie Xuebao/Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2013, 44(8): 169-173
- [21] 赵安新,汤晓君,张钟华,等.优化 Savitzky-Golay 滤波器的参数及其在傅里叶变换红外气体光谱数据平滑预处理中的应用[J].光谱学与光谱分析,2016,36(5):1340-1344