

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.S2.061

手机联用的苹果糖度便携式检测装置设计与试验

乔鑫^{1,2} 彭彦昆^{1,2} 王亚丽^{1,2} 李龙^{1,2} 庄齐斌^{1,2} 田文健^{1,2}

(1. 中国农业大学工学院, 北京 100083; 2. 国家农产品加工技术装备研发分中心, 北京 100083)

摘要: 基于可见/近红外光谱技术设计了手机联用的苹果糖度便携式检测装置,旨在通过优选特征波段确定适合苹果糖度检测的波段范围及光学传感器,并通过与手机的联用完成苹果糖度的高效、便携、低成本的无损检测。选择 STS-NIR 微型光纤光谱仪(波长范围 650~1 100 nm),利用实验室自行搭建的光谱采集平台对 120 个苹果进行光谱采集,通过偏最小二乘(PLS)算法对全波长数据进行建模,并采用连续投影法(SPA)、遗传算法(GA)和竞争自适应重加权抽样法(CARS)等变量选择方法对全波长进行特征波段的识别来选择有效波长。变量选择结果显示,所得 3 组特征波段含有重合项,且均包含与苹果糖度有关的变量。利用偏最小二乘(PLS)算法建立关于苹果糖度基于 3 组特征波段的预测模型,并对 3 组结果进行分析,包括对预测相关系数、预测均方根误差比较等,来评估所建模型的准确性。试验结果表明,利用 3 组特征波段所得建模结果均比较良好,预测相关系数都在 0.93 以上,其中 GA-PLS 模型对苹果糖度的预测效果最优,预测相关系数可达 0.944 7。根据上述所得特征波段的高度重合项,确定了检测苹果糖度的特征波段及其对应的光学传感器,并基于所设计的苹果糖度便携式检测装置对另取的 40 个苹果进行试验验证,苹果糖度的预测相关系数可达 0.882 2。结果表明,本文所设计的基于特征波段的手机联用的苹果糖度便携式检测装置,成本低、便于携带、检测准确率高,具有实现苹果糖度的实时无损检测的可行性。

关键词: 苹果; 糖度; 可见/近红外光谱; 手机联用; 便携式装置

中图分类号: S237 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2020)S2-0491-08

Design of Portable Device for Testing Sugar Content of Apples Combined with Mobile Phones

QIAO Xin^{1,2} PENG Yankun^{1,2} WANG Yali^{1,2} LI Long^{1,2} ZHUANG Qibin^{1,2} TIAN Wenjian^{1,2}

(1. College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China
2. National R&D Center for Agro-processing Equipment, Beijing 100083, China)

Abstract: Targeting on the demand of the market for apple quality detection, a handheld device for apple sugar content detection combined for mobile phone based on visible/near infrared spectroscopy technology was designed to determine the wavelength range and spectral sensor suitable for apple sugar content detection by optimizing the characteristic wavelength. The combination with the mobile phone completed the high-efficiency, non-destructive and low-cost detection of apple sugar content. An STS-NIR miniature fiber optic spectrometer (wavelength range 650~1 100 nm) was selected to collect the spectra of 120 apples by using the spectrum acquisition platform built by the laboratory itself, and the true sugar content of the measured apples was obtained through the sugar refractometer. The partial least square (PLS) algorithm was used to model the full-wavelength data, and variable selection methods such as successive projection algorithm (SPA), genetic algorithm (GA) and competitive adaptive reweighted sampling method (CARS) were used to identify and simplify the characteristic bands of the full-wavelength to select the effective wavelength. Variables of the measured wavelength, and the effective wavelengths were selected according to the regression coefficient. The results of variable selection showed that the three sets of characteristic variables obtained had overlapping terms, and all of them contained wavelength variables related to the apple sugar content. The partial least squares (PLS) algorithm was

收稿日期: 2020-08-10 修回日期: 2020-09-17
基金项目: 国家重点研发计划项目(2016YFD0400905-05)
作者简介: 乔鑫(1996—),男,硕士生,主要从事农产品无损检测与装备研究,E-mail: 18438606866@163.com
通信作者: 彭彦昆(1960—),男,教授,博士生导师,主要从事农产品无损检测技术与装备研究,E-mail: ypeng@cau.edu.cn

used to establish a prediction model of apple sugar content based on three sets of characteristic bands variables, and the three sets of results were analyzed, including the comparison of prediction correlation coefficient (R_p), prediction root mean square error (RMSEP) to evaluate the accuracy of the built model. The experimental results showed that the modeling results obtained by using the three groups of characteristic were all good, and the predictive correlation coefficient was above 0.93, among which GA-PLS model had the best predictive effect on apple sacchariness, with the predictive correlation coefficient up to 0.944 7. According to the highly overlapping coincidence term of the characteristic variables bands obtained above, the characteristic wavelength bands and their corresponding optical sensor for detecting apple sugar content saccharification were determined, and 40 other apples were tested and verified based on the designed handheld device for testing the sugar content of apples. The correlation coefficient was predicted to be 0.882 2 based on the designed a handheld device for apple sugar content detection combined for mobile phone. The results showed that the device designed was of low cost, easy to carry and had high detection accuracy and efficiency, and it was feasible to realize the real-time nondestructive testing of apple's sugar content.

Key words: apple; sugar content; visible/near infrared spectroscopy; mobile phone combination; portable device

0 引言

我国是世界上最大的苹果生产国^[1-2]。但我国出口量占比相对较低,并且国内市场上的高端苹果主要为进口苹果,其主要原因在于果品分级自动化程度低^[3]。苹果的食用指标如糖度、酸度等,决定着消费者的喜好程度,是刺激消费者购买欲望的主要因素^[4]。传统的苹果糖度、酸度的判定方法主要是破坏性检测,影响了销售和食用^[5-6]。

近红外光谱分析技术是一种新型农产品内部品质快速无损检测技术^[7-12],在开发便携、快速无损检测装置方面已经有较为广泛的研究。GIOVENZANA等^[13]设计了一种基于4种不同波长LED技术的便携式近红外分光光度计,可以用来快速评估葡萄的成熟程度,但该分光光度计中包含有八臂光纤和滤光片,使得装置体积难以做到小型化。李龙等^[14]开发了苹果内外品质在线无损检测分级系统,用来预测苹果可溶性固形物含量和评估外部损伤情况,检测效果较好,但受限于整机尺寸,并不适用于农户在种植园如大棚内进行实时实地的监测。GUO等^[15]设计了一种基于传感器的手持式探测器,通过测量5种波长的反射率来识别氯吡苯脲处理后的猕猴桃,识别准确率较高,该探测器通过滤光片进行分光的结构较为复杂,而且集成了显示屏与散热装置,增大了设备的功耗并降低了其便携性。

综合现有研究,市场缺乏一种价格低廉、整机尺寸为可以手持大小的手机联用便携式苹果糖度检测装置。本文结合化学计量学,利用筛选出的特征波段来确定包含相应检测波段的传感器,并建立苹果糖度的无损定量预测模型。此外通过简化探头的结构,以缩小检测装置的体积,使之与手机配合使用,

将检测结果传输到手机APP上,以实现检测流程与显示结果相分离,增强装置的使用性。

1 材料与方法

1.1 试验装置设计

针对苹果糖度的便携式检测,本文设计了基于多光谱的手机联用的苹果糖度便携式检测装置。该装置主要包括光学传感器单元、光源单元、探头和手机APP。本文通过分析3种变量选择方法的试验结果,确定与苹果糖度有关的特征波段,从而确定覆盖检测苹果糖度的响应波段的光学传感器。光源单元包括两个卤钨灯点光源,它们均匀分布在传感器两侧,其辐射的波长范围能够覆盖可见/近红外光谱范围。探头内包括无线传输芯片,可将检测数据发送至手机APP中进行建模输出苹果糖度的预测值。

装置结构示意图如图1所示,整体结构简单、便携,可与手机配合使用实现苹果糖度的预测。装置使用步骤为:首先打开探头,然后将苹果靠近探头,在手机APP主页中点击开始检测图标按钮进行采集,数据采集后无线发送至手机,在手机APP中进行建模分析并显示出糖度检测结果。

1.2 试验材料

从北京市某超市购买形状规则、大小合适及表面无伤疤的120个富士苹果。首先使用湿毛巾擦拭苹果表面,避免苹果表面的残留物影响光谱采集。之后用游标卡尺测量苹果赤道位置的横径,测得直径范围75~90 mm,然后依次对苹果进行编号,最后将处理好的所有苹果置于室温(20℃)条件下保存24 h。

1.3 光谱信息采集

本文采用实验室自行搭建的光谱采集平台对所

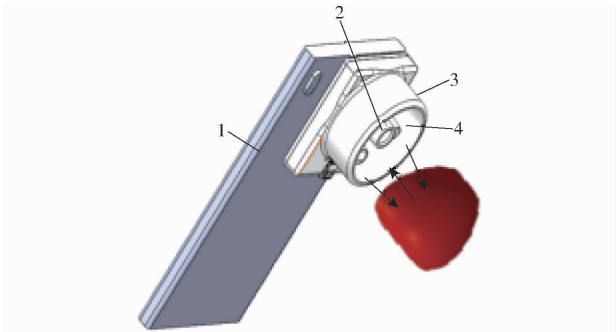


图 1 手机联用苹果糖度掌上检测装置
Fig. 1 Handheld device for apple sugar content detection combined for mobile phone
1. 智能手机 2. 传感器 3. 探头 4. 光源

有样品进行光谱采集,光谱采集平台包括暗箱、STS-NIR 微型光纤光谱仪 (Ocean Optics, 美国, 响应波长范围 650 ~ 1 100 nm) 和覆盖可见/近红外光谱的光源。光谱采集过程中,应保证试验条件一致。首先打开光谱采集平台的光源预热 30 min,同时打开软件 SpectraSuite (Ocean Optics, 美国),在软件中对光谱仪采集模式 (如漫透射、漫反射)、采集参数 (如积分时间、平滑度和平均次数) 等进行设置。待光谱仪的光谱稳定后,使用标准校正白板采集参比光谱,将光源移出暗箱后,采集背景参比光谱。最后,使用光谱采集平台依次采集每个样品的反射光谱,并且采集每个样品均匀分布在赤道位置上 4 个点的光谱值,以它们的平均值作为样品的最终反射光谱。

1.4 理化值标准测定

根据 NY/T 2637—2014 中的方法,使用折射仪 (RA-620 型, KEM, 日本) 测定糖度,并用百分比表示。采集完样品的反射光谱后,从光谱测量处切取约 1.0 cm × 1.0 cm × 1.0 cm 的组织样本。将组织样本的汁液挤进烧杯,并通过纱布过滤,最后将纯苹果汁滴在折射仪镜面上,记录参考值。每个苹果样品的糖度为均布在赤道位置上 4 个测量点糖度的平均值,反复进行上述操作,直至获取所有样品的糖度。

1.5 数据处理与模型评价

由于近红外光谱不仅会受到光散射引入非线性的影响^[16],而且会受到其他因素如随机噪声、样品背景干扰以及测样条件不同的影响^[17],因此需要采用预处理来消除原始光谱中的噪声信号,提高光谱的信噪比。本文采用多元散射校正 (Multiplicative correction, MSC)、标准正态变量变换 (Standard normal variate, SNV)、卷积平滑 (Savitzky-Golay filter, SG)、一阶微分 (First-order derivative, FD) 4 种预处理方法以及 SG 与其他 3 种预处理方法的组合

对原始光谱进行处理,通过比较不同预处理光谱所建立的 PLS (偏最小二乘) 模型来评估预处理方法的有效性。本文采用随机选择法 (Random selection) 将全部样本按照 3:1 的比例划分为校正集和验证集,校正集中包括 90 个样本,验证集中包括 30 个样本。

全波长光谱数据中存在大量的光谱变量,使得因变量的预测变得复杂。为建立稳定的预测模型,可通过适当的方法进行波长变量选择,以去除非信息变量,从而提高模型的预测能力,降低模型的复杂性^[18]。在最佳模型的基础上,本文采用 PLS 结合 3 种变量选择算法,包括连续投影算法 (Successive projections algorithm method, SPA)、遗传算法 (Genetic algorithm, GA) 和竞争性自适应加权算法 (Competitive adaptive reweighted sampling, CARS),进行建模比对分析。根据相关系数 R、校正集均方根误差和预测集均方根误差等对所建模型进行评价分析。上述分析过程在 Matlab R2016b 中完成。

2 结果与讨论

2.1 理化值分析

校正集和预测集中苹果糖度理化值的统计分析结果如下:校正集中苹果糖度范围为 9.64% ~ 15.56%,平均值为 12.671 6%,标准差为 1.298 1%,预测集中苹果糖度范围为 10.08% ~ 15.55%,平均值为 12.753 0%,标准差为 1.312 3%。从上述数据中可以看出,校正集样品的数据范围覆盖了预测样品的理化数据范围,这样有利于构建稳健的模型。

2.2 样品光谱分析

所有样品的反射光谱根据 $\lg(1/T)$ (其中 T 表示样品反射率) 方程转换为吸光度,见图 2。苹果中水和碳水化合物 C—H、O—H、N—H 化学键在可见-近红外光谱区域存在着典型的重叠吸收,可以从图 2b 的吸光度光谱曲线看出,吸光度在 675 nm 左右迅速达到峰值,然后快速下降,675 nm 处的吸收峰可能与苹果表皮中的叶绿素和花青素有关,吸光度范围较大说明不同苹果中其含量差异显著。在 760、835 nm 左右分别存在第二、第三个吸收峰,这可能分别与 O—H 的第三泛音、C—H 的第三泛音有关,与水、碳水化合物的含量密切相关。在 940、980 nm 附近出现的吸收峰对应 O—H 键的二级倍频,与水的吸收峰密切相关^[19]。

2.3 全光谱数据建模结果

表 1 为基于不同光谱预处理方法的全部 744 个波长变量的 PLS 建模结果。由表 1 可以看出,除了经过 SG 和 FD 预处理的建模结果低于原始光谱建

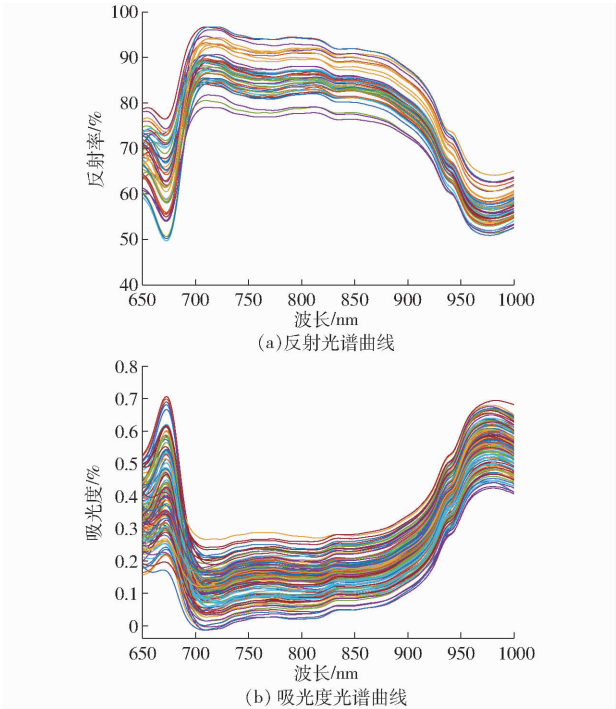


图 2 120 个样品光谱曲线

Fig. 2 Reflectance spectral curves of 120 samples

模结果外,其余预处理方法均优于原始光谱 PLS 建模结果。其中经过 MSC、SNV 预处理后的模型均比较良好,原因是经过 MSC 处理后的光谱数据有效地消除了散射影响,经过 SNV 预处理后可有效消除样本内部结构组织大小、表面颗粒散射以及光程变化的影响。SG 平滑结合 FD 求导预处理后预测相关系数 R_p 达到 0.951 3,预测均方根误差达到 0.401 0%,与全部处理方法建模结果相比,达到了最优的效果。分析全波长光谱得知,原因可能是平滑点数选择恰当,去除了光谱中绝大部分的噪声,然后经过一阶导数的处理克服了谱带中的重叠峰,强化了谱带特征。

表 1 全波长 PLS 建模结果

预处理方法	校正集		预测集	
	R_c	校正集均方根误差/%	R_p	预测集均方根误差/%
无	0.946 0	0.418 4	0.937 9	0.450 5
MSC	0.951 5	0.397 1	0.941 6	0.441 0
SNV	0.951 2	0.398 4	0.941 3	0.443 7
SG	0.944 2	0.425 1	0.937 4	0.453 4
FD	0.996 0	0.115 3	0.816 7	0.755 7
SG + MSC	0.950 2	0.402 3	0.940 6	0.446 5
SG + SNV	0.949 9	0.403 5	0.940 2	0.449 3
SG + FD	0.968 2	0.322 7	0.951 3	0.401 0

2.4 不同变量选择方法建模

从表 1 得知,基于全波长范围的 PLS 建模均取

得了较佳的建模效果,表明采用可见/近红外光谱法对苹果糖度进行预测具有可行性,因此可继续通过不同变量筛选方法在上述最佳模型的基础上提取合适的特征波段,有助于减少模型数据量,提高模型性能。

2.4.1 SPA 算法

SPA 算法是一种前向变量选择算法,在选择变量的过程中,SPA 分别计算每个波长点在剩余波长点上的投影,选择投影值最大的波长点。重复投影过程,直到在向量空间中获共线性最小的变量子集。因此,SPA 可有效消除光谱中多变量之间的共线性问题^[20-21]。

由 SPA 算法得到不同变量数与均方根误差的分布关系见图 3,筛选变量从 0 到 18 的过程中,均方根误差快速下降,是因为计算过程中模型剔除了一些无关变量,保留了与待测组分相关的变量。变量数从 18 增加到 41 的过程中,均方根误差先迅速下降至 0.36%,然后整体趋势呈现缓慢下降。这表明随着变量数的增加,找到了含有较低限度冗余信息的变量组。当变量数目到达 41 时,均方根误差到达一个较低的点,此后均方根误差趋向于平稳。因此从 744 个变量中确定 41 个特征变量,此时的均方根误差为 0.293 4%。

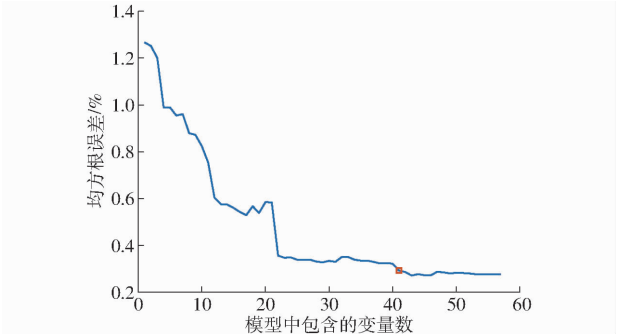


图 3 SPA 算法选择不同变量数的均方根误差分布

Fig.3 RMSE distribution of different numbers of variables for SPA algorithm

利用 SPA 算法共筛选出 41 个特征变量,仅占全部变量的 5.51%,所选特征变量相对于全部变量的分布如图 4 所示,从图 4 中可以看出 41 个特征变量全部分布在 650 ~ 1 000 nm 区间内,其中有 10 个特征变量密集分布在 950 ~ 1 000 nm 内,在 708 ~ 865 nm、900 ~ 950 nm 两个较宽区间范围内分别分布有 15、9 个特征变量,其余 7 个特征变量分布在 655 ~ 695 nm 区间内,上述特征变量的分布范围与已报道的文献中有关苹果糖度的响应波段有相同之处^[22]。

然后利用 41 个变量建立关于糖度的 PLS 模型,模型结果如图 5 所示。糖度的校正集相关系数 R_c =

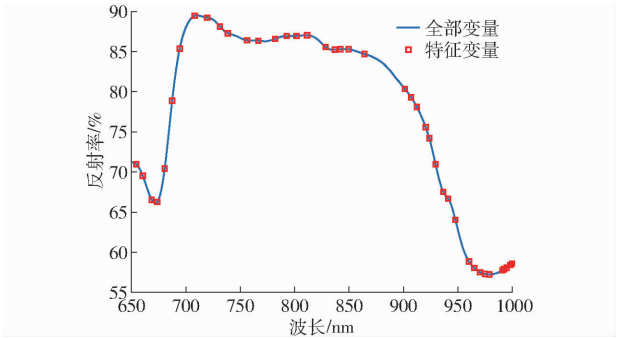


图 4 SPA 算法特征变量的选择

Fig. 4 SPA algorithm feature variable selection

0.968 9,校正集均方根误差为 0.319 3%,预测集相关系数 $R_p=0.934 2$,预测集均方根误差为 0.401 5%,可以看出校正集相关系数 R_c 高于全部变量建模的值,预测集相关系数 R_p 和预测集均方根误差均略低于全部变量建模的值。

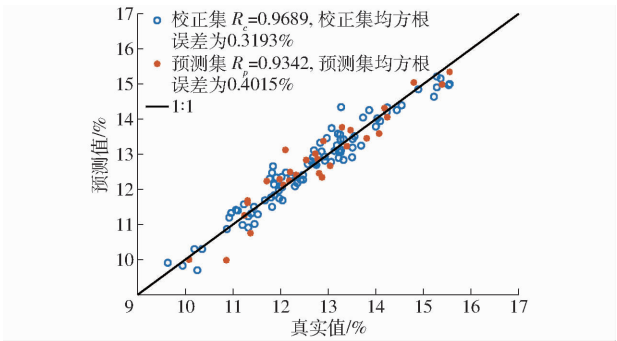


图 5 SPA-PLS 模型校正集与预测集散点图

Fig. 5 Scatter plot of SPA-PLS model calibration set and prediction set

通过上述讨论,使用 SPA 算法可以有效减少变量数目,而且能够简化模型结构,与使用全部变量相比,模型的解释能力近乎等同于使用全部变量所建的模型。

2.4.2 GA 算法

GA 算法是以达尔文的适者生存和优胜劣汰的生物进化理论为基础,模拟生物界中的遗传和进化过程而建立的一种优化方法,包括遗传编码、适应度函数的设计、初始种群的生成、选择、交叉、突变等^[23]。

本文中遗传算法参数设置如下:人口规模设置为 50,总染色体等于 30,每个染色体包括 5 个变量,将交叉概率和突变概率分别设置为 50% 和 1%,遗传迭代次数为 100 次,以交互验证均方根误差作为遗传算法的适应度函数,迭代结束后选择变量。

由 GA 算法迭代 100 次结束后得到每个波长点的选择频数,如图 6 所示。在全部 744 个变量中,选择频数大于 2 的 156 个变量作为特征变量,其中分别有 9 和 47 个特征变量分别分布在 650 ~ 663 nm

和 670 ~ 840 nm 内,在 850 ~ 940 nm 区间内存在 60 个特征变量,剩余 40 个变量分布在 940 ~ 1 000 nm 范围内,上述特征变量分布区间与现有研究中检测苹果糖度的特征波段密切相关^[24]。

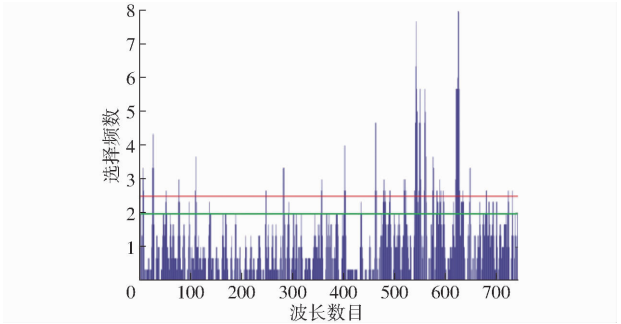


图 6 GA 算法迭代 100 次后每个波长下的选择频数

Fig. 6 Selected frequency at each wavelength after 100 iterations of GA algorithm

使用 156 个特征变量构建 PLS 模型,图 7 为苹果糖度的 GA-PLS 模型结果,其中校正集相关系数 $R_c=0.958 7$,校正集均方根误差为 0.367 1%,预测集相关系数 $R_p=0.944 7$,预测集均方根误差为 0.429 2%。

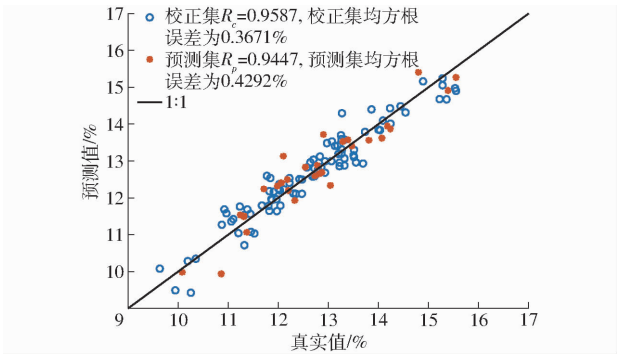


图 7 GA-PLS 模型校正集与预测集散点图

Fig. 7 Scatter plot of GA-PLS model calibration set and prediction set

2.4.3 CARS 算法

CARS 算法在 PLS 模型中选择具有较大绝对回归系数的波长点,利用指数衰减函数(Exponentially decreasing function,EDF)强制去除较小权重的波长点。通过交互验证,选择交互验证选择所有变量中交互验证均方根误差最小的子集,能有效找到变量的最优组合^[25]。

本文中将蒙特卡罗抽样次数设置为 500 次,最大潜在变量数设置为 10。根据图 8a、8b 所示的数据可以看出,随着采样次数的增加,采样变量数迅速下降,与此同时交互验证均方根误差也快速下降,然后保持稳定,在第 209 次循环中达到最小的交互验证均方根误差,为 0.583 9%,这是由于权重占比较低的变量被强制去除。接下来交互验证均方根误差

呈现快速阶梯式增长,表明与待测组分相关的变量被剔除。根据上述得到的最小交互验证均方根误差,确定最优变量子集位于第 209 个循环的 63 个变量。图 8c 为采样次数为 500 的 CARS 算法执行过程中各波长变量的回归系数。垂直的蓝色虚线表示第 209 个循环的最优子集,对应于最小的交互验证均方根误差。利用 CARS 方法筛选苹果糖度的特征变量,从全部 744 个变量减少到 63 个,所选变量分布如图 9 所示。

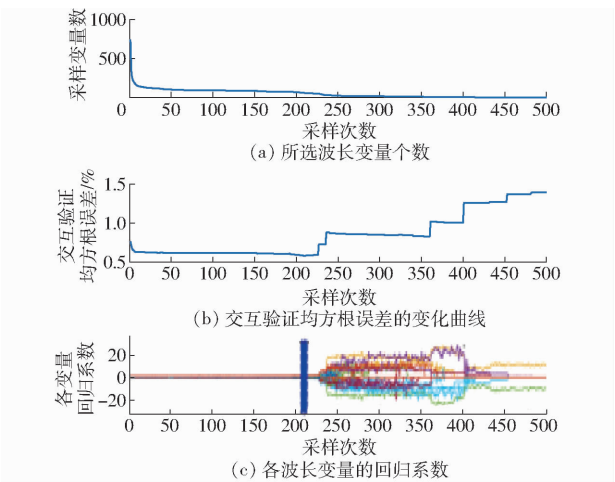


图 8 基于 CARS 算法的特征变量筛选过程
Fig. 8 Feature variable screening process based on CARS algorithm

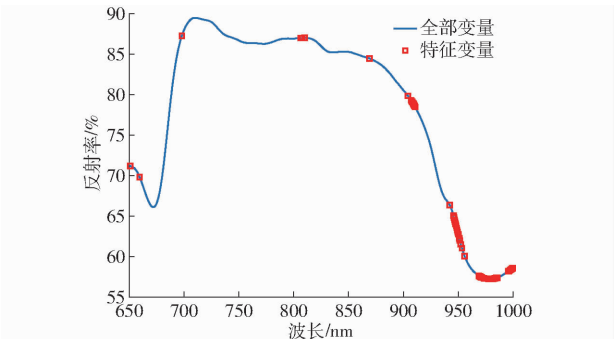


图 9 CARS 算法特征变量的选择
Fig. 9 CARS algorithm feature variable selection

可以看出 63 个特征变量全部分布在 650 ~ 1 000 nm 区间内,其中有 47 个特征变量密集分布在 942 ~ 955 nm 和 968 ~ 1 000 nm 区间,有 9 个特征变量密集分布在 904 ~ 911 nm 区间,在 650 ~ 868 nm 区间内零散分布了 7 个特征变量,与 SPA、GA 算法挑选的特征变量相比,3 个变量选择方法挑选的特征变量在 950 ~ 1 000 nm 区间和 650、810、900 nm 左右存在高度的重合度,这说明 3 个算法均挑选了能有效预测苹果糖度的特征波段,并且所得到的特征波段与现有文献中得到的特征波段相比存在较多的重合项^[24]。

利用所筛选的 63 个变量建立关于糖度的 PLS

模型,模型结果如图 10 所示。糖度的校正集相关系数 $R_c=0.9338$,校正集均方根误差为 0.449 4%,预测集相关系数 $R_p=0.9312$,预测集均方根误差为 0.518 4%。可以看出 CARS 算法所建模型结果非常接近全部变量建模的结果,说明 CARS 算法能客观地筛选出与糖度相关的特征变量来代替全波长光谱建模,因此能够有效地降低模型的冗余度。

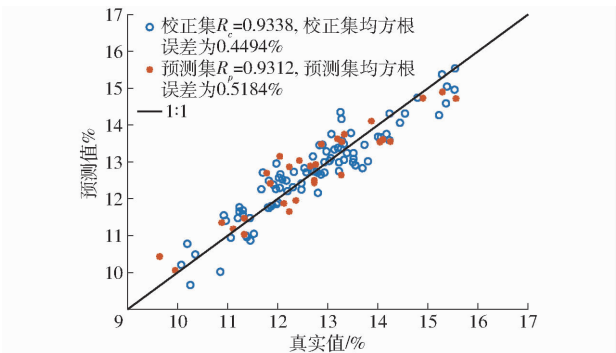


图 10 CARS-PLS 模型校正集与预测集散点图
Fig. 10 Scatter plot of CARS-PLS model calibration set and prediction set

2.5 不同 PLS 模型与变量选择结果

本文采用全波长方法和 SPA、GA、CARS 变量选择方法进行 PLS 模型的建立,建模结果如表 2 所示。从表中可看出,4 种变量选择方法所建模型的相关系数均在 0.93 以上,表明所建立的模型均具有良好的预测效果。其中,比较模型的预测集相关系数得出,从大到小依次为 GA-PLS、PLS、SPA-PLS、CARS-PLS,效果最好的 GA-PLS 模型的相关系数可达 0.944 7;比较 3 种变量选择方法所选出的特征波段数量得出,从小到大依次为 SPA-PLS、CARS-PLS、GA-PLS,效果最优的 GA-PLS 模型的变量数为 156 个,占全部波长的 20.97%。其次,SPA-PLS 模型选取的变量数为 41 个,与 GA-PLS 模型相比,变量数减少约 73.72%,因此,若从变量数目角度上考虑,则 SPA-PLS 模型更占有一些优势。综上所述,基于 3 种变量选择方法所筛选的特征波段建立的 PLS 模型结果相当或优于使用全波长进行建模的结果,而变量数却有了很大幅度的减少,表明了变量筛选的重要性。其次,总结 3 组变量选择方法所得到特征变量的高度重合项,共得到 8 个波长,依次为 680、705、730、760、810、860、900、940 nm,结果表明这 8 个波长与检测苹果糖度的响应波段最为相关。

3 装置试验验证

通过以上分析,得到了检测苹果糖度的 8 个特征波长,因此选择了覆盖上述 8 个波长的光学传感

表 2 不同变量选择方法建模结果

Tab.2 Modeling results of different variable selection methods

模型	使用 变量数	校正集		预测集	
		R_c	校正集均方 根误差/%	R_p	预测集均方 根误差/%
PLS	744	0.946 0	0.418 4	0.937 9	0.450 5
SPA-PLS	41	0.968 9	0.319 3	0.934 2	0.401 5
GA-PLS	156	0.958 7	0.367 1	0.944 7	0.429 2
CARS-PLS	63	0.933 8	0.449 4	0.931 2	0.518 4

器来作为苹果糖度掌上检测装置的核心检测单元,进行试验验证。将另取的 40 个苹果样品贴紧装置探头,通过编写的软件实时采集光谱,并通过手机 APP 进行建模输出苹果糖度的预测值。然后参照国家标准方法测定苹果糖度的实际理化值。试验验证结果如下:预测集相关系数为 0.882 2,预测均方根误差为 0.660 2%。试验预测结果散点图如图 11 所示,某个样本编号的检测结果显示在手机 APP 上的显示界面如图 12 所示。结果表明,该装置的检测误差较低,对苹果糖度的检测具有可行性,因此具有较高的应用前景。

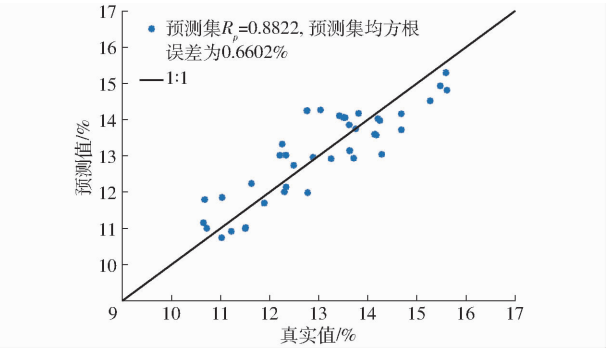


图 11 预测结果散点图
Fig. 11 Scatter plot of predicted results

4 结论

(1)基于可见/近红外光谱方法对苹果的糖度

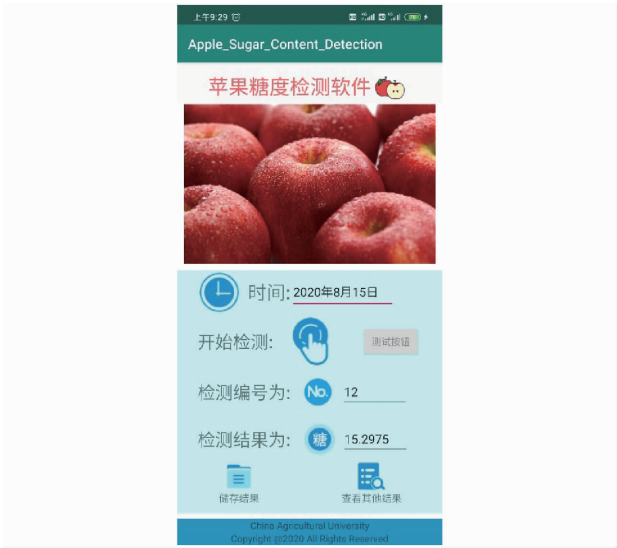


图 12 手机 APP 显示检测结果界面
Fig. 12 Mobile APP displayed interface of test results

进行分析,比较了全波长和连续投影算法、遗传算法、竞争性自适应加权算法等 3 种变量选择方法对 PLS 模型效果的影响。结果表明,4 组数据建模效果都较好,预测相关系数均可达到 0.93 以上。3 种变量选择方法中,GA-PLS 的建模结果最好,预测相关系数可达 0.944 7,优于全波长原始光谱的建模结果。

(2)研究表明,近红外反射光谱法是一种适合检测苹果糖度含量的有效方法。采用连续投影算法、遗传算法、竞争自适应重加权法等变量选择方法,能有效减少建模数据的使用量和降低模型的复杂度。

(3)根据所得 3 组特征波段的高度重合项选择合适的光学传感器,并利用所设计的手机联用的苹果糖度便携式检测装置进行试验验证,效果较好,苹果糖度的预测相关系数可达 0.882 2。结果表明,该装置可以实现对苹果糖度的无损、快速、实时检测,具有较高的应用前景。

参 考 文 献

[1] 赵德英,袁继存,徐锴,等. 近 10 年来国内外苹果产销分析[J]. 中国果树, 2016(3): 87-93.

[2] 张彪. 中国苹果产业近 7 年产量、加工和贸易状况分析[J]. 中国果树, 2018(4): 106-108.

[3] 曹玉栋,祁伟彦,李娴,等. 苹果无损检测和品质分级技术研究进展及展望[J]. 智慧农业, 2019, 1(3): 29-45.

CAO Yudong, QI Weiyan, LI Xian, et al. Research progress and prospect on non-destructive detection and quality grading technology of apple[J]. Smart Agriculture, 2019, 1(3): 29-45. (in Chinese)

[4] 彭彦昆,张雷蕾. 农畜产品品质安全高光谱无损检测技术进展和趋势[J/OL]. 农业机械学报, 2013, 44(4): 137-145.

PENG Yankun, ZHANG Leilei. Advancement and trend of hyperspectral imaging technique for nondestructive detection of agro-product quality and safety[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(4): 137-145.

http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20130425&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.04.025. (in Chinese)

[5] 彭彦昆,张雷蕾. 农畜产品品质安全光学无损检测技术的进展和趋势[J]. 食品安全质量检测学报, 2012, 3(6): 561-568.

- PENG Yankun, ZHANG Leilei. Advancement and trend of non-destructive detection technology for assessing agro-products quality and safety[J]. Journal of Food Safety & Quality, 2012, 3(6): 561–568. (in Chinese)
- [6] 刘燕德. 水果糖度和酸度的近红外光谱无损检测研究[D]. 杭州:浙江大学, 2006.
- LIU Yande. Study on methods of nondestructive measurement of sugar content and acidity in fruits using near-infrared spectroscopy[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2006. (in Chinese)
- [7] NICOLAÏ B M, BEULLENS K, BOBELYN E, et al. Nondestructive measurement of fruit and vegetable quality by means of NIR spectroscopy: a review[J]. Postharvest Biology and Technology, 2007, 46(2): 99–118.
- [8] SLAUGHTER D C, THOMPSON J F, TAN E S. Nondestructive determination of total and soluble solids in fresh prune using near infrared spectroscopy[J]. Postharvest Biology and Technology, 2003, 28(3): 437–444.
- [9] KAWANO S. Non-destructive NIR quality evaluation of fruits and vegetables in Japan[J]. NIR News, 1994, 5(6): 10–12.
- [10] FERNÁNDEZ-AHUMADA E, FEARN T, GÓMEZ A, et al. Reducing NIR prediction errors with nonlinear methods and large populations of intact compound feedstuffs[J]. Measurement Science and Technology, 2008, 19(8): 85601.
- [11] SUMIO K, TAKAYUKI F, MUTSUO I. Nondestructive determination of sugar content in satsuma mandarin using near infrared (NIR) transmittance[J]. J. Jpn. Soc. Hort. Sci., 1993, 62(2): 465–470.
- [12] TIAN X, LI J, YI S, et al. Nondestructive determining the soluble solids content of citrus using near infrared transmittance technology combined with the variable selection algorithm[J]. Artificial Intelligence in Agriculture, 2020, 4: 48–57.
- [13] GIOVENZANA V, CIVELLI R, BEGHI R, et al. Testing of a simplified LED based vis/NIR system for rapid ripeness evaluation of white grape (*Vitis vinifera* L.) for Franciacorta wine[J]. Talanta, 2015, 144(5): 584–591.
- [14] 李龙, 彭彦昆, 李永玉. 苹果内外品质在线无损检测分级系统设计及试验[J]. 农业工程学报, 2018, 34(9): 267–275.
- LI Long, PENG Yankun, LI Yongyu. Design and experiment on grading system for online non-destructive detection of internal and external quality of apple[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(9): 267–275. (in Chinese)
- [15] GUO W, WANG K, LIU Z, et al. Sensor-based in-situ detector for distinguishing between forchlorfenuron treated and untreated kiwifruit at multi-wavelengths[J]. Biosystems Engineering, 2020, 190: 97–106.
- [16] RINNAN Å, BERG F V D, ENGELSEN S B. Review of the most common pre-processing techniques for near-infrared spectra [J]. TrAC Trends in Analytical Chemistry, 2009, 28(10): 1201–1222.
- [17] 王文秀, 彭彦昆, 郑晓春, 等. 便携式猪肉营养组分无损实时检测装置研究[J]. 农业机械学报, 2017, 48(9): 303–311.
- WANG Wenxiu, PENG Yankun, ZHENG Xiaochun, et al. Portable nondestructive detection device for nutrient components of pork[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(9): 303–311. (in Chinese)
- [18] THEANJUMPOL P, WONGZEEWASAKUN K, MUENMANEE N, et al. Non-destructive identification and estimation of granulation in ‘Sai Num Pung’ tangerine fruit using near infrared spectroscopy and chemometrics[J]. Postharvest Biology and Technology, 2019, 153(2): 13–20.
- [19] LI M, HAN D, LIU W. Non-destructive measurement of soluble solids content of three melon cultivars using portable visible/near infrared spectroscopy[J]. Biosystems Engineering, 2019, 188(12): 31–39.
- [20] XIAOBO Z, JIEWEN Z, POVEY M J W, et al. Variables selection methods in near-infrared spectroscopy[J]. Analytica Chimica Acta, 2010, 667(1–2): 14–32.
- [21] 郎雷. 水果糖度可见/近红外光谱检测仪的研发[D]. 杭州:浙江大学, 2016.
- LANG Lei. Research and development of a measuring instrument for fruit sugar content by visible/NIR spectroscopy[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2016. (in Chinese)
- [22] HUA S H, CHEN C P, HAN P. Design of a simple non-destructive detection system using P-wave lasers for determining the soluble solids content of apples[J]. Applied Optics, 2017, 56(22): 6235–6243.
- [23] GUO Z, WANG M, AGYEKUM A A, et al. Quantitative detection of apple watercore and soluble solids content by near infrared transmittance spectroscopy[J]. Journal of Food Engineering, 2020, 279: 109955.
- [24] RENFU L, GUYER D E, BEAUDRY R M. Determination of sugar content and firmness of apples using near-infrared diffuse reflectance[Z]. St Joseph, USA: American Society of Agricultural Engineers, 2000: 1–17.
- [25] 刘燕德, 施宇, 蔡丽君, 等. 基于 CARS 算法的脐橙可溶性固形物近红外在线检测[J/OL]. 农业机械学报, 2013, 44(9): 138–144.
- LIU Yande, SHI Yu, CAI Lijun, et al. On-line NIR detection model optimization of soluble solids content in navel orange based on CARS[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(9): 138–144. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20130925&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.09.025. (in Chinese)