

基于变量优选的苹果糖分含量近红外光谱检测

Detection of sugar content in apple by near infrared spectroscopy based on variable optimization

张立欣^{1,2}杨翠芳¹陈 杰¹王亚明¹张 晓¹ZHANG Li-xin^{1,2} YANG Cui-fang¹ CHEN Jie¹ WANG Ya-ming¹ ZHANG Xiao¹

(1. 塔里木大学信息工程学院, 新疆 阿拉尔 843300; 2. 南京理工大学理学院, 江苏 南京 210094)

(1. College of Information Engineering, Tarim University, Alaer, Xinjiang 843300, China;

2. School of Science, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210094, China)

摘要:目的: 在 900~1 700 nm 的波长范围内采集苹果的近红外光谱数据, 结合化学计量学方法对糖分含量进行无损检测。方法: 先对光谱数据依次进行基线校正、散射校正、平滑和尺度缩放, 以交叉验证的均方根误差最小选出最佳的预处理方法。采用连续投影算法 (SPA)、竞争性自适应重加权算法 (CARS) 分别选取 7, 52 个特征变量。分别以连续投影算法选取的特征变量、竞争性自适应重加权算法选取的特征变量、两种方法选出的特征变量的组合作为输入自变量, 建立线性偏最小二乘回归法模型和非线性的极限学习机模型。结果: 组合的特征变量建模效果优于单一方法选出的特征变量的建模效果, 非线性模型优于线性模型。结论: 采用组合的特征变量, 建立极限学习机模型, 预测效果最优, 训练集的均方根误差为 0.710 1, 拟合优度为 0.883 8, 测试集的均方根误差为 0.637 5, 拟合优度为 0.894 5。

关键词: 近红外光谱; 苹果; 连续投影算法; 竞争性自适应重加权算法; 极限学习机

Abstract; Objective: The sugar content in apple directly affects its taste. The near infrared spectrum data of apples were collected in the wavelength range of 900~1 700 nm to detect the sugar content nondestructively in conjunction with the chemometrics method. **Methods:** Firstly, the spectral data were corrected by baseline, scattered, smoothed, and scaled in turn, and then the

best preprocessing method was selected by minimizing the root mean square error of cross-validation. Secondly, 7 and 52 feature variables were selected by successive projection algorithm (SPA) and competitive adaptive reweighted sampling (CARS) respectively. Finally, the linear PLS model and nonlinear ELM model were established with the feature variables selected by SPA method, CARS method and their combination as input variables respectively. **Results:** The results showed that the modeling effect of the combined feature variables was better than that of the single method, and the nonlinear models were better than that of the linear models. **Conclusion:** ELM model established by using combined characteristic variables has the best prediction effect, with RMSEC=0.710 1, $R^2=0.883 8$, RMSEP=0.637 5, $R_p^2=0.894 5$, which can provide theoretical reference for the development of apple hyperspectral detection device.

Keywords: near infrared spectrum; apple; successive projection algorithm; competitive adaptive reweighted sampling; extreme learning machine

消费者在购买水果时,除了注重颜色、大小、形状等外部品质外,对内部品质口感也极为看重,其中糖分含量直接影响其口感。传统糖分含量的检测方法为破坏性或侵入性测量,不仅费时、费力,而且还破坏了水果的完整性。

近些年,近红外光谱 (near infrared spectroscopy, NIR) 分析技术因具有快速、便捷、无损的优点逐渐被用于农产品检测中,如苹果^[1-2]、葡萄^[3-4]、水蜜桃^[5]、红提^[6]、香梨^[7]、滑皮金桔^[8]等。在光谱分析中,经常会受到背景等随机因素的干扰,因此需对光谱数据进行预处理^[9],常用的光谱预处理方法有一阶导数、二阶导数^[10]、标准正态变换^[11]、多元散射校正^[12]、平滑变换^[13]、标准化、归一化、中心化等。白铁成等^[14]采用不同的预处理方法对新疆沙尘区骏枣叶片的光谱数据进行预处理,分析发现不

基金项目: 国家自然科学基金地区项目 (编号: 31960503); 国家自然科学基金项目地区项目 (编号: 61662064); 塔里木大学校长基金项目 (编号: TDZKSS2022006, TDZKQN201709); 塔里木大学农业工程重点实验室项目 (编号: TDNG20180301)

作者简介: 张立欣, 女, 塔里木大学副教授, 博士。

通信作者: 张晓 (1987—), 女, 塔里木大学副教授, 硕士。

E-mail: zhangxiaosnu@163.com

收稿日期: 2021-03-21

同方法对散射噪声的处理能力存在差异。陈杰等^[15]分别采用小波变换、多元散射校正以及二者结合的方法预处理数据,最后使用偏最小二乘法对3种方法预处理过的光谱数据建立羊肉水分含量的预测模型,结果表明,采用多元散射校正预处理方法建立的模型预测能力优于小波变换,采用2种结合的预处理方法建立的模型最优。为降低模型的复杂度,减少共线性的干扰,需要提取特征波段^[16],常用的方法有连续投影算法^[17]、竞争性自适应重加权算法^[7]、主成分分析^[18]、无信息变量消除法^[19]、随机蛙跳算法^[20]等,成甜甜等^[21]分别采用随机青蛙、无信息变量消除法、竞争性自适应重加权法提取特征波长后建立偏最小二乘模型,结果显示模型预测效果整体提升。程介虹等^[22]提出了一种改进联合区间的随机蛙跳算法选择特征波长,通过联合区间偏最小二乘法对全谱进行变量初选,此时得到的波长对目标变量变化最为敏感,将其作为随机蛙跳算法的初始变量子集,以解决其运行时间较长、效率较低的问题。袁凯等^[23]采用3步混合策略,提出了间隔偏最小二乘、区间变量迭代空间收缩法和迭代保留信息变量联用的特征变量选择方法,对生鲜鸡胸肉的近红外光谱进行特征波长选择,建立了鸡肉水R分检测模型。结果表明,建模波长数量经3步选择后减少为全光谱建模的0.76%,但模型精确度和稳定性逐步提高。Fang等^[7]将连续投影算法、竞争性自适应重加权算法、RELIEF 3种方法选取的特征变量组合起来建模,取得了很好的预测效果。在模型建立方面,有线性模型,如偏最小二乘回归^[21],也有非线性模型,如神经网络^[24]、随机森林^[25]、迁移学习^[26]、极限学习机^[27]等。

尽管已有研究利用光谱技术和成分含量指标,取得了相对理想的预测效果,但是在对光谱数据进行分析时,一般只采用一种预处理方法,忽略了多种预处理方法相结合效果更优的可能性。选取特征波长变量时,一般只采取一种方法,或者多种方法串联起来,逐步减少特征变量的个数,虽然模型简化了,但是不同的波长选取方法各有侧重点,如果有重要的特征变量在某一步中漏掉,将永远不可能参与建模,影响模型的预测效果,而将多种特征变量组合起来建模的,目前鲜有报告。研究拟在总结前人研究的基础上,基于近红外光谱技术,以新疆阿克苏的红富士苹果为研究对象,依据光谱数据和糖分含量的实测数据,采取多种组合方式对光谱数据进行预处理,采用不同方法选取特征变量,以选出的特征变量的组合作为输入自变量,分别建立线性和非线性的糖分含量预测模型,重点研究不同的光谱预处理方法、特征变量和建模方法对预测结果的影响,以期为进一步研究糖分含量的便携式检测装置提供理论参考。

1 材料与方法

1.1 材料与仪器

1.1.1 材料

以阿克苏的红富士苹果为试验对象,在试验中所使用的苹果均产自红旗坡农场,挑选表面没有缺陷、直径范围为65~85 nm且大小均匀的苹果样品,去除表面的污垢,放置在冰柜内保存,控制在4℃,试验前分批拿出,待其恢复到室温(20~25℃)后开始试验。

1.1.2 主要仪器

糖度盐度两用仪:MASTER-BX/S28M型,日本AT-AGO公司;

推扫式高光谱分选系统:Hyperspectral Sorting System型,北京卓立汉光公司。

1.2 试验方法

光谱测定范围为900~1700 nm(实际可测量到1750 nm),光谱分辨率5 nm,光谱采样点4 nm。选取果身中心前后左右4个方位,提取大小为20像素×15像素,4个面均进行提取,共1200像素点,选取平均值为该样本反射率。通过自带的ENVI5.3软件提取ROI的光谱值,最后导出为Excel文件。选用糖度盐度两用仪,对苹果采集了高光谱图像的部位挖取适量果肉,深度为皮下0.5 cm左右,压榨出汁水进行糖度测量,测量3次取平均值,以此来作为苹果糖度的标准值。

1.3 数据预处理

采用的光谱数据预处理方法有一阶导数(1-DER)、二阶导数(2-DER)、标准正态变换(SNV)、多元散射校正(MSC)、SG平滑变换(SG)、标准化(STD)、最大最小归一化(MMN)、中心化(CEN)。

1.4 提取特征波长

主要采用连续投影算法(SPA)、竞争性自适应重加权算法(CARS)来选取特征波长变量。

1.5 建模方法

偏最小二乘回归法(PLS)集主成分分析、典型相关分析和多元线性回归分析3种分析方法的优点于一身,可以避免数据非正态分布、因子结构不确定性和模型不能识别等潜在问题。并且能较好地解决样本个数少于变量个数等问题,特别当各变量内部高度线性相关时,用偏最小二乘回归法更有效。

极限学习机(ELM)是一种简单易用、有效的单隐层前馈神经网络学习算法,不同于传统的训练算法(如BP算法等),ELM算法对输入层的权值和偏置进行随机赋值,然后求 Moore-Penrose 广义逆矩阵的方法直接解出隐含层到输出层的权值。ELM算法需要手动设置的参数只有隐含层结点个数,算法执行过程中不需要人工调整参数,避免了传统训练算法反复迭代的过程,快速收

敛,极大地减少了训练时间,所得解是唯一最优解,保证了网络的泛化性能。

1.6 模型验证

采用 Kennard-Stone 算法将数据集以 3 : 1 的比例划分为训练集和测试集,依靠训练集建立模型,测试集将通过已经建立好的模型进行验证,以测试集的均方根误差 (R_{MSE})、拟合优度 (R^2) 作为标准来评判模型的优劣,计算公式:

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}{n}}, \quad (1)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}, \quad (2)$$

式中:

R_{MSE} ——均方根误差;

R^2 ——拟合优度;

n ——样本个数;

y_i ——第 i 个样本的观测值;

$\hat{y}_i$ ——第 i 个样本的预测值 ($i = 1, 2, 3, \dots, n$);

$\bar{y}$ ——观测值的平均值。

2 结果与分析

2.1 原始光谱分析

采集的红富士苹果高光谱数据中,剔除异常值后,共得到 160 个样本,其原始光谱曲线如图 1 所示。

近红外光主要是对含氢基团 $X-H$ (X 为 C, N, O) 振动的倍频和合频吸收,其中包含了大多数类型有机化合物的组成和分子结构的信息。选用连续改变频率的近红外光照射某样品时,由于试样对不同频率近红外光的选择性吸收,通过试样后的近红外光线在某些波长范围内会变弱,透射出来的红外光线就携带有机物组分和结构的信息。从图 1 可以看出,950 nm 附近处有一个明显的峰,这是 $O-H$ 基团的 3 倍频吸收带,1 060 nm 处的峰是 $N-H$ 基团的 3 倍频带,1 180 nm 处的波谷位于 $C-H$ 的 3 倍频带,1 440 nm 处的波谷是 H_2O 2 倍频吸收带等。如果样品的组成相同,则其光谱也相同,反之亦然。因此,近红外光谱分析法是一种间接的分析技术。在对未知样本进行分析之前,需要获得样品的光谱数据和用化学分析方法测得糖分含量的真实数据,建立光谱和糖分含量的关联模型。如果建立了光谱与糖分含量的对应关系,那么只要测得样品的光谱,就能很快预测其糖分含量。采用 KS 算法,以 3 : 1 的比例划分训练集和测试集,训练集用于建立光谱和糖分含量的关联模型,测试集用于检验模型。训练集和测试集的划分结果如表 1 所示。

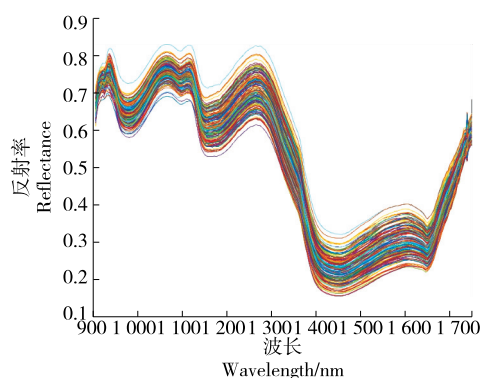


图 1 原始光谱图

Figure 1 Original spectrogram

表 1 训练集和测试集的划分结果

Table 1 Division results of training set and test set

来源	样本数	最大值/%	最小值/%	平均值/%	标准差/%
训练集	120	18.866	8.800	12.717	2.091
测试集	40	15.800	8.700	12.607	1.888

测试集和训练集的第一主成分、第二主成分分布如图 2 所示。

从图 2 可以看出,测试集的主成分都落在训练集的对应主成分范围之内,说明数据的划分是合理的。

2.2 光谱数据的预处理

在近红外光谱应用时,经常会受到背景等随机因素的干扰,因此需对光谱数据进行预处理。根据预处理的效果大致分为基线校正、散射校正、平滑处理和尺度缩放 4 类。每一类又包含多种预处理方法,基线校正包括一阶导数(1-DER)和二阶导数(2-DER)等,散射校正包括标准正态变换(SNV)和多元散射校正(MSC),平滑处理是 SG 平滑(SG),尺度缩放包括标准化(STD)、最大最小归一化(MMN)、中心化(CEN)等。对于光谱数据进行分析时,没有普适的预处理方法,通过对已有预处理方法按照

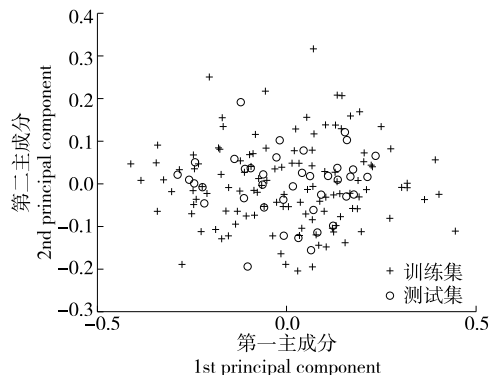


图 2 训练集和测试集的主成分分布

Figure 2 Principal component distribution of training set and test set

预处理的目的是进行分类再排列组合是选择最佳预处理方法的一种有效途径^[9]。因此,对于每一类中包含的预处理方法进行 for 循环,按照表 2 从上到下的顺序一次从每类预处理方法中选择一种(0 代表不作此类变换),共得到 $3 \times 3 \times 2 \times 4 = 72$ 种组合的预处理方法。

原始光谱数据分别经过这 72 种方法预处理之后,建立 PLS 模型,交叉验证的均方根误差(RMSECV)和拟合优度如图 3 所示。

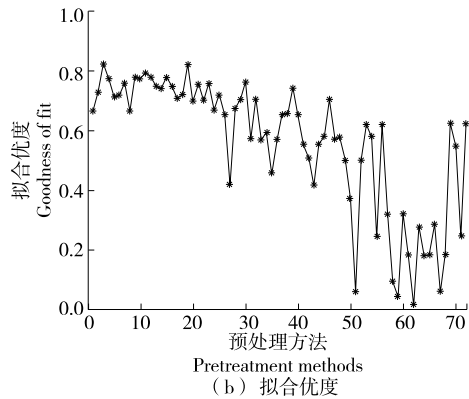
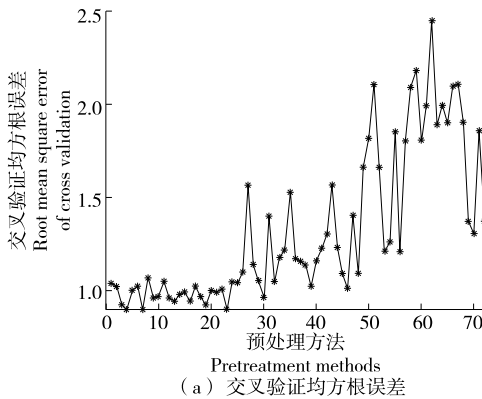


图 3 不同预处理的预测效果
Figure 3 Prediction effect of different pretreatment methods

从图 3 可以看出,不同的预处理方法预测效果存在差异,刚开始,交叉验证的均方根误差有减小的趋势,拟合优度有增加的趋势;在第 4 种预处理到第 26 种预处理之间,交叉验证的均方根误差和拟合优度基本处于稳定状态;在第 27 种预处理方式到第 62 种预处理方式之间,交叉验证的均方根误差有波动上涨的趋势,拟合优度波动下降;从第 63 种预处理方式开始,交叉验证的均方根误差波动下降,拟合优度波动上升。这可能是由于在某些预处理过程中,波长变量的重要信息被屏蔽掉了,影响模型的预测效果。比较而言,第 4 种预处理方法对应的 RMSECV 最小,为 0.898 9,拟合优度为 0.772 2。为提高模型的预测效果,以下均采用第 4 种预处理方法,即中心化预处理方法。

2.3 特征波长选取

光谱能够体现所含物质的成分及含量,但也包含大量的冗余信息,在利用光谱数据分析之前,需要提取特征波长变量,以减少共线性的影响,提高模型的稳健性^[16]。分别采用连续投影算法(SPA)、竞争性自适应重加权算法(CARS)提取特征变量。采用 SPA 算法进行变量选择,指定波长变量数为 2~50,采用均方根误差最小来确定最终变量个数,变量选取过程如图 4 所示。

从图 4 可以看出,随着所选变量个数的增加,均方根误差有递减的趋势,当所选变量个数为 7 时,均方根误差为 1.121 0,此后随着所选变量个数的增加,均方根误差并

表 2 预处理方法			
Table 2 Pretreatment method			
基线漂移	散射校正	平滑处理	尺度缩放
0	0	0	0
一阶导数	标准正太变换	SG 平滑	标准化
二阶导数	多元散射校正		最大最小归一化
			中心化

无明显减小反而有递增的趋势。这是由于过少的变量参与建模,遗漏掉重要的解释变量,导致模型的预测精度较低;过多的变量参与建模,又会引起变量之间的共线性。综合分析,选取出 7 个特征波长变量,对应波长为: 911.06, 932.90, 1 065.87, 1 110.91, 1 385.35, 1 612.63, 1 665.41 nm。

采用 CARS 算法选择特征波长变量,迭代 50 次,以均方根误差最小来确定波长变量数,选取过程如图 5 所示。

从图 5 可以看出,随着迭代次数的增加,均方根误差呈先减小后增加的趋势,到第 17 次迭代时,均方根误差达到最小为 0.831 4,此时选出的 52 个特征波长变量,

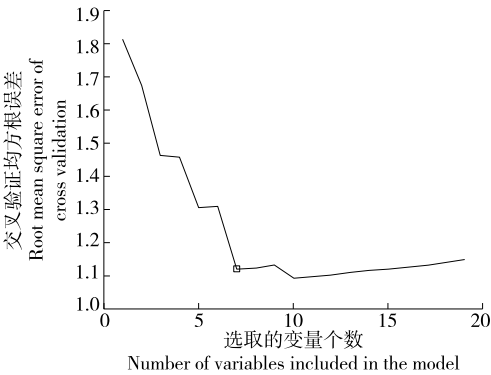


图 4 变量的选取过程
Figure 4 The process of selecting variables

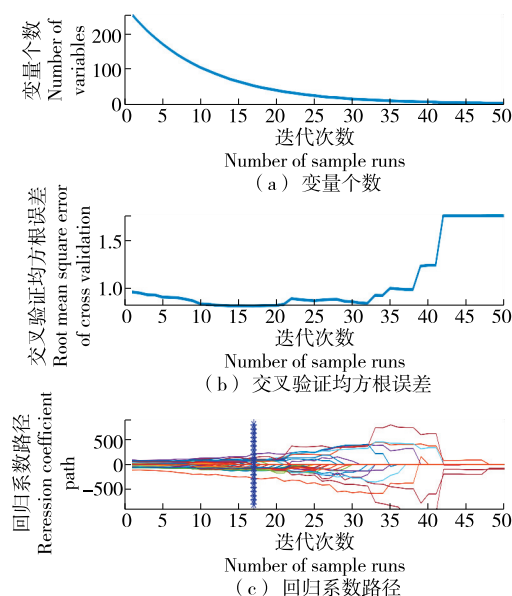


图 5 变量选取结果

Figure 5 Variable selection result

对应波长为: 1 049.87, 1 053.06, 1 059.46, 1 062.66, 1 069.07, 1 078.70, 1 136.81, 1 140.05, 1 143.30, 1 153.06, 1 156.31, 1 159.57, 1 162.83, 1 166.09, 1 169.35, 1 172.61, 1 175.88, 1 179.15, 1 195.51, 1 248.20, 1 268.08, 1 375.21, 1 378.59, 1 422.67, 1 426.08, 1 429.48, 1 432.89, 1 436.30, 1 511.78, 1 518.68, 1 522.14, 1 598.63, 1 602.13, 1 605.63, 1 609.13, 1 612.63, 1 616.14, 1 619.64, 1 623.15, 1 626.66, 1 630.18, 1 644.25, 1 647.77, 1 651.29, 1 654.82, 1 661.87, 1 676.01, 1 679.55, 1 683.09, 1 690.17, 1 697.27, 1 700.82 nm。

SPA 和 CARS 两种方法选取的变量如图 6 所示。从图 6 可以看出, SPA 和 CARS 方法选取的特征波长变量只有一个在 1 069 nm 处重合, 其他波长变量并没有重合。SPA 算法选出的 911.06 nm 特征波长, 它位于 C—H 基团的 4 倍频吸收带附近, CARS 算法选出的 1 049.87, 1 179.15, 1 429.48 nm 的特征波长分别位于 N—H 基团的 3 倍频、C—H 的 3 倍频、O—H 的 2 倍频吸收带附近。SPA 算法和 CARS 算法都只是选出了部分与物质成分相关的变量, 为了使波长变量更全面地反映物质的成分信息, 考虑将两种方法选出的特征变量组合起来。

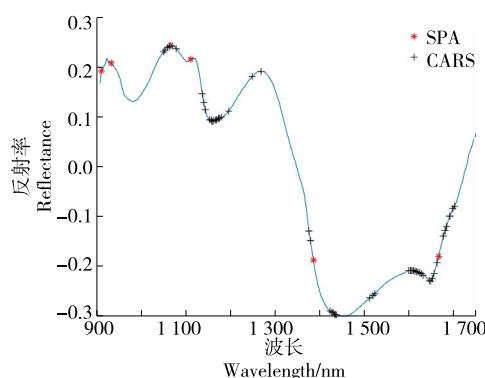


图 6 选取的变量

Figure 6 Selected variables

2.4 模型建立

分别以 SPA 选出的 7 个特征波长变量、CARS 选出的 52 个特征变量、两种方法选出的特征变量的组合共 58 个作为输入自变量(重合的特征波长变量只计算 1 次), 分别建立线性模型和非线性模型。

线性模型选用经典的 PLS 模型, 模型的预测效果如表 3 所示。从表 3 可以看出, 将 SPA 和 CARS 方法选取的特征变量组合起来作为建模的输入自变量, 比单一的一种方法选出的特征变量建模的精度高, 这是因为不同的特征变量反映的物质内部品质结构不同, 多特征变量组合参与建模, 可以更全面地反映物质的组成结构。

采用非线性的 ELM 算法建模, 分别以 SPA 选出的特征变量、CARS 选出的特征变量、组合的特征变量参与建模, 选择 sigmoid 函数作为激活函数, 通过反复尝试, 隐含层节点数分别取 30, 23, 33, 模型的预测效果如图 7 所示。从图 7 可以看出, 组合的特征变量建模效果优于单一方法选出的特征变量的建模效果。与表 4 进行比较, 可以发现, 同样的特征变量参与建模, ELM 模型的预测精度更高, 这是由于苹果内部的结构复杂, 除了线性结构外, 还有其他的非线性结构, 因此, 非线性的 ELM 模型预测效果优于线性的 PLS 模型。

3 结论

对于中心化预处理之后的苹果光谱数据, 将连续投影算法选出的特征变量和竞争性自适应重加权算法选出

表 3 PLS 模型的预测结果

Table 3 Forecast results of PLS models

变量选取 方法	潜变量数	变量个数	训练集		测试集		RPD
			均方根误差	拟合优度	均方根误差	拟合优度	
SPA	7	7	1.080 9	0.730 4	1.044 5	0.702 5	1.833 3
CARS	22	52	0.594 1	0.918 6	0.950 3	0.751 5	2.005 9
SPA+CARS	29	58	0.562 3	0.927 1	0.890 3	0.786 0	2.161 9

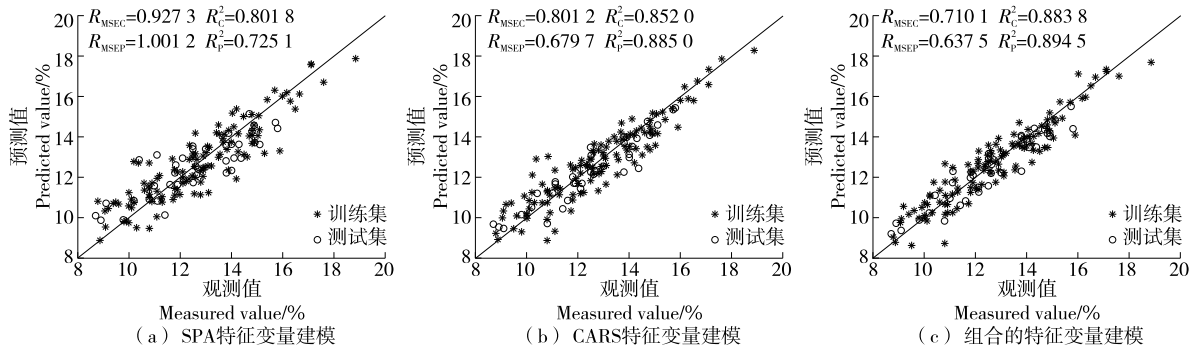


图 7 ELM 模型的预测结果

Figure 7 Forest results of ELM models

的特征变量组合起来,能够更全面地反映物质的成分信息,建模效果优于单一方法选出的特征变量的效果。同样的特征变量参与建模,非线性的模型比线性模型更能反映苹果内部的复杂结构。后续将研究多种方法选取特征变量,讨论对模型预测效果的影响。

参考文献

- [1] POURDARBANI Razieh, SABZI Sajad, JAROLMASJED Sanaz, et al. Determination of the most effective wavelengths for prediction of fuji apple starch and total soluble solids properties[J]. Applied Sciences, 2020, 10(22): 8 145.
- [2] RENE Mogollon Miguel, CONTRERAS Carolina, DE FREITAS Sergio Tonetto, et al. NIR spectral models for early detection of bitter pit in asymptomatic 'Fuji' apples[J]. Scientia Horticulturae, 2021, 280: 109945.
- [3] 郭成, 马月, 梁梦醒, 等. 基于近红外光谱结合波长优选检测单颗葡萄的 SSC 含量[J]. 食品与机械, 2016, 32(9): 39-43.
- GUO Cheng, MA Yue, LIANG Meng-xing, et al. Determination of SSC content in single grape base on NIR combined with wavelength selection[J]. Food & Machinery, 2016, 32(9): 39-43.
- [4] 张昭, 王鹏, 姚志凤, 等. 基于多光谱荧光成像技术和 SVM 的葡萄霜霉病早期检测研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(3): 828-834.
- ZHANG Zhao, WANG Peng, YAO Zhi-feng, et al. Early detection of downy mildew on grape leaves using multicolor fluorescence imaging and model SVM[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(3): 828-834.
- [5] 刘燕德, 张雨, 姜小刚, 等. 不同贮藏期水蜜桃硬度及糖度的检测研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(1): 243-249.
- LIU Yan-de, ZHANG Yu, JIANG Xiao-gang, et al. Detection on firmness and soluble solid content of peach during different storage day[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(1): 243-249.
- [6] 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.
- GAO Sheng, WANG Qiao-hua, FU Dan-dan, et al. Nondestructive detection of sugar content and firmness of red globe grape by hyperspectral image[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(10): 355-364.
- [7] FANG Yi-ming, YANG Fan, ZHOU Zhu, et al. Hyperspectral wavelength selection and integration for bruise detection of korla pears[J]. Journal of Spectroscopy, 2019, 2 019: 1-8.
- [8] 黎新荣. 滑皮金桔糖度的近红外光谱无损检测技术[J]. 南方农业学报, 2019, 50(4): 838-843.
- LI Xin-rong. Non-destructive testing technology of sugar content in huapi kumquat by near infrared spectroscopy [J]. Journal of Southern Agriculture, 2019, 50(4): 838-843.
- [9] 第五鹏瑶, 卞希慧, 王姿方, 等. 光谱预处理方法选择研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(9): 2 800-2 806.
- DIWU Peng-yao, BAIN Xi-hui, WANG Zi-fang, et al. Study on the selection of spectral preprocessing method[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(9): 2 800-2 806.
- [10] 王亚轩, 谭峰, 辛元明, 等. 大米拉曼光谱不同预处理方法的相近产地鉴别研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(2): 565-571.
- WANG Ya-xuan, TAN Feng, XIN Yuan-ming, et al. Identification of rice from similar areas with different pretreatment methods of raman spectrum[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(2): 565-571.
- [11] DONG Jin-lei, GUO Wen-chuan, WANG Zhuan-wei, et al. Nondestructive determination of soluble solids content of 'fuji' apples produced in different areas and bagged with different materials during ripening[J]. Food Analytical Methods, 2016, 9(5): 1 087-1 095.
- [12] WANG Fan, ZHAO Chun-jiang, YANG Gui-jun. Development of a non-destructive method for detection of the juiciness of pear via VIS/NIR spectroscopy combined with chemometric methods[J]. Foods, 2020, 9(12): 1 778.
- [13] 张娟娟, 席磊, 杨向阳, 等. 砂姜黑土有机质含量高光谱估测模型构建[J]. 农业工程学报, 2020, 36(17): 135-141.
- ZHANG Juan-juan, XI Lei, YANG Xiang-ming, et al. Construction of hyperspectral estimation model for organic matter content in Shajiang black soil[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020, 36(17): 135-141.
- [14] 白铁成, 王涛, 陈佑启, 等. 新疆沙尘区骏枣叶片水分含量检测的近红外光谱预处理方法对比(英文)[J]. 光谱学与光谱分

- 析, 2019, 39(4): 1 323-1 328.
- BAI Tie-cheng, WANG Tao, CHEN You-qi, et al. Comparison of near-infrared spectrum pretreatment methods for jujube leaf moisture content detection in the sand and dust area of southern Xinjiang[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(4): 1 323-1 328.
- [15] 陈杰, 姚娜, 吕海芳, 等. 近红外光谱在小尾寒羊羊肉水分预测中的应用[J]. 食品科技, 2021, 46(1): 134-138.
- CHEN Jie, YAO Na, LU Hai-fang, et al. Application of near Infrared spectroscopy in water prediction of small-tail han sheep[J]. Food Science and Technology, 2021, 46(1): 134-138.
- [16] 宋相中, 唐果, 张录达, 等. 近红外光谱分析中的变量选择算法研究进展[J]. 光谱学与光谱分析, 2017, 37(4): 1 048-1 052.
- SONG Xiang-zhong, TANG Guo, ZHANG Lu-da, et al. Research advance of variable selection algorithms in near infrared spectroscopy analysis[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2017, 37(4): 1 048-1 052.
- [17] LI Ying, GUO Ya-jing, LIU Chang, et al. SPA combined with swarm intelligence optimization algorithms for wavelength variable selection to rapidly discriminate the adulteration of apple juice[J]. Food Analytical Methods, 2017, 10(6): 1 965-1 971.
- [18] WU Yuan, LI Ling-ling, LIU Li, et al. Nondestructive measurement of internal quality attributes of apple fruit by using NIR spectroscopy[J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78(4): 4 179-4 195.
- [19] 陈媛媛, 王志斌, 王召巴. 基于无信息变量消除法与岭极限学习机的新型变量选择方法: 以 CO 气体浓度反演为例(英文)[J]. 光谱学与光谱分析, 2017, 37(1): 299-305.
- CHEN Yuan-yuan, WANG Zhi-bin, WANG Zhao-ba. Novel variable selection method based on uninformative variable elimination and ridge extreme learning machine: CO gas concentration retrieval trial[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2017, 37(1): 299-305.
- [20] 孙晶京, 杨武德, 冯美臣, 等. 基于随机蛙跳和支持向量机的冬小麦叶面积指数估算[J]. 山西农业大学学报(自然科学版), 2020, 40(5): 120-128.
- SUN Jing-jing, YANG Wu-de, FENG Mei-chen, et al. Estimation of winter wheat leaf area index based on random leapfrog and support vector regression approach[J]. Journal of Shanxi Agricultural University (Natural Science Edition), 2020, 40(5): 120-128.
- [21] 成甜甜, 王克俭, 韩宪忠, 等. 基于 PSO-LSSVM 和特征波长提取的羊肉掺假检测方法[J]. 食品与机械, 2020, 36(11): 46-50.
- CHENG Tian-tian, WANG Ke-qin, HAN Xian-zhong, et al. Detection method of mutton adulteration based on PSO-LSSVM and characteristic wavelengths extraction[J]. Food & Machinery, 2020, 36(11): 46-50.
- [22] 程介虹, 陈争光. 改进的联合区间随机蛙跳算法的近红外光谱波长选择[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(11): 3 451-3 456.
- CHENG Jie-hong, CHEN Zheng-guang. Wavelength selection of near-infrared spectra based on improved SiPLS-Random frog algorithm[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(11): 3 451-3 456.
- [23] 袁凯, 张志勇, 席前, 等. 3 步混合变量选择策略在鸡肉近红外水分检测中的应用[J]. 食品与机械, 2020, 36(9): 72-76, 81.
- YUAN Kai, ZHANG Zhi-yong, XI Qian, et al. Research on the application of three-step hybrid variable selection strategy in chicken moisture detection by near infrared[J]. Food & Machinery, 2020, 36(9): 72-76, 81.
- [24] 方明明, 刘静. 基于回归卷积神经网络的近红外光谱苹果脆片品质评价方法研究[J]. 食品科技, 2020, 45(7): 303-308, 316.
- FANG Ming-ming, LIU Jing. Evaluation method of apple chips quality by near infrared spectroscopy based on regressive convolutional neural network[J]. Food Science and Technology, 2020, 45(7): 303-308, 316.
- [25] 李盛芳, 贾敏智, 董大明. 随机森林算法的水果糖分近红外光谱测量[J]. 光谱学与光谱分析, 2018, 38(6): 1 766-1 771.
- LI Sheng-fang, JIA Min-zhi, DONG Da-ming. Fast measurement of sugar in fruits using near infrared spectroscopy combined with random forest algorithm[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2018, 38(6): 1 766-1 771.
- [26] 徐焕良, 周冰清, 王浩云, 等. 基于模型迁移的苹果光学特征参数反演[J]. 农业机械学报, 2020, 51(11): 264-271.
- XU Huan-ling, ZHOU Bing-qing, WANG Hao-yun, et al. Inversion of apple optical feature parameters based on model migration[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2020, 51(11): 264-271.
- [27] 张立欣, 李文华, 王顺, 等. 基 ELM 算法的羊肉水分含量的快速无损检测[J]. 数学的实践与认识, 2020, 50(8): 94-102.
- ZHANG Li-xin, LI Wen-hua, WANG Shun, et al. Fast nondestructive detection of moisture content in mutton based on ELM algorithm[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2020, 50(8): 94-102.
- (上接第 55 页)
- [22] 李继伟, 李琳, 周雪婷, 等. 柑橘皮膳食纤维面包的开发及其体外消化特性的研究[J]. 保鲜与加工, 2021, 21(3): 85-90.
- LI Ji-wei, LI Lin, ZHOU Xue-ting, et al. Development of citrus Peel dietary fiber-enriched bread and its in vitro digestion characteristics[J]. Storage and Process, 2021, 21(3): 85-90.
- [23] 龚凌霄, 曹文燕, 张英, 等. 青稞麸皮提取物抑制 α -葡萄糖苷酶活性研究及成分分析[J]. 食品科学, 2017, 38(6): 179-184.
- GONG Ling-xiao, CAO Wen-yan, ZHANG Ying, et al. Anti- α -glucosidase activities and bioactive components of Tibetan Hullless barley bran extracts[J]. Food Science, 2017, 38(6): 179-184.
- [24] 向卓亚, 夏陈, 杨开俊, 等. 青稞麸皮营养成分及提取物抗氧化活性研究[J]. 食品与机械, 2019, 35(12): 163-168.
- XIANG Zhuo-ya, XIA Chen, YANG Kai-jun, et al. Study on the nutrient composition and antioxidant activity of highland barley bran[J]. Food & Machinery, 2019, 35(12): 163-168.