

仇逊超. 红松仁脂肪的近红外光谱定量检测[J]. 江苏农业学报, 2018, 34(3): 692-698.
doi:10.3969/j.issn.1000-4440.2018.03.031

红松仁脂肪的近红外光谱定量检测

仇逊超

(哈尔滨金融学院计算机系, 黑龙江 哈尔滨 150030)

摘要: 为实现红松仁脂肪无损、简便检测, 利用近红外光谱分析技术对红松仁脂肪进行定量分析, 用偏最小二乘法构建去壳红松仁脂肪定量分析模型, 采用多种预处理方法优化模型, 并且利用间隔偏最小二乘法、反向间隔偏最小二乘法、无信息变量消除法进行特征波段的筛选。结果表明, 红松仁光谱经一阶导数预处理后建立的模型最佳; 波段优选可以提升模型质量, 其中反向间隔偏最小二乘法的筛选结果最佳, 其松仁脂肪模型校正集相关系数为0.911 4, 验证集相关系数为0.882 0, 验证集均方根误差为0.646 8。可见, 经过优化后, 模型的预测性能较好, 实现了去壳红松仁脂肪的快速、无损检测。

关键词: 近红外光谱; 红松仁; 脂肪; 定量检测

中图分类号: TS255.6

文献标识码: A

文章编号: 1000-4440(2018)03-0692-07

Quantitative detection of fat in peeled Korean pine seeds using near infrared spectroscopy

QIU Xun-chao

(Department of Computer Engineering, Harbin Finance University, Harbin 150030, China)

Abstract: In order to explore a nondestructive and simple method to test the fat in peeled Korean pine seeds, near infrared spectroscopy was applied for the quantitative analysis of the fat. Partial least squares (PLS) was used to establish the quantitative analysis models of the fat in peeled Korean pine seeds. Various pretreatment methods were used to optimize the models. Interval partial least squares (iPLS), backward interval partial least squares (BiPLS) and uninformative variables elimination (UVE) were used to select characteristic bands. The results showed that, for the peeled Korean pine seeds, the model established after first derivative preprocessing had the optimal performance. The models could be promoted by the bands selection and BiPLS was the optimization. The correlation coefficient of calibration subset of the fat models of peeled Korean pine seeds was 0.911 4 and the correlation coefficient of predication subset was 0.882 0. The root-mean-square error of validation subset was 0.646 8. It was concluded that the model prediction performance was good and fast after optimizing, and nondestructive inspection of fat in Korean pine seeds was realized.

Key words: near infrared spectroscopy; peeled Korean pine seed; fat; quantitative detection

东北红松仁中脂肪含量较高, 且大部分为不饱和脂肪酸、亚油酸和油酸, 对人体的健康十分有益,

其中不饱和脂肪酸对降低血脂、血压和预防心血管疾病有一定的功效, 而亚油酸在经过人体的消化吸收后可以转化为二十碳五稀酸 (Eicosapentaenoic Acid, EPA) 和二十二碳六稀酸 (Docosahexaenoic Acid, DHA), 这 2 种物质能够促进脑部和视网膜的发育, 对视力退化以及老年痴呆症有一定的预防作用^[1]。此外红松仁中脂肪含量对红松籽的贮藏品质有一定的影响, 油脂酸败会使松仁产生异味, 缩短

收稿日期: 2017-09-22

基金项目: 黑龙江省省属高等学校基本科研业务费基础研究项目
(青年学术骨干研究项目) (2017-KYYWF-0089)

作者简介: 仇逊超 (1986-), 女, 黑龙江哈尔滨人, 博士, 讲师, 主要从事农林产品无损检测、农林业机械化工程研究。(E-mail) ldqixunchao@126.com

红松籽的贮藏寿命^[2]。因此,红松仁中的脂肪不仅能够作为评定红松籽果实营养价值的重要依据,还对决定红松籽的贮藏时间起到重要作用。目前红松仁脂肪的提取主要采用基于索氏提取的化学分析法,该方法步骤繁琐、提取耗时较长,并且由于需要大量挥发性溶剂,在检测过程中会危害检测人员的身体健康^[3],检测后红松仁也无法继续使用。因此,建立一种简便、快速、安全、准确、非破坏性的红松仁脂肪含量检测方法,十分必要。

近红外光谱分析技术将化学计量学方法与近红外光谱检测技术相融合,通过分析被测物品的合频或倍频振动吸收光谱,对物质的组成、结构进行定量、定性分析,进而实现被测物品的绿色检测分析,该方法操作简便,过程快速,无需任何溶剂就可同时完成多项指标的测定,且对样品不会产生任何破坏^[4]。孙晓明等^[5]利用 SupNIR-1000 近红外光谱仪,在1 000 nm 至1 799 nm 光谱范围内对牛肉和肉馅的脂肪含量进行检测研究,其整块牛肉和肉馅的脂肪模型预测相关系数分别为 0.810 和 0.972。张中卫等^[6]在900 nm 至1 700 nm 波长范围下,利用微型近红外光纤光谱仪结合 Y 型探头,对奶粉中脂肪含量进行了漫反射光谱测定,所建脂肪模型的预测标准差为 1.109。近年来研究人员利用近红外光谱技术对坚果也展开了研究。郝中诚等^[7]在1 000 nm 至1 800 nm 波长范围内建立了南疆温 185 核桃水分近红外模型,模型预测的平均偏差为 0.35%。刘洁等^[8]采用近红外光谱法对栗仁及带壳板栗水分进行了定量分析,栗仁、带壳板栗的水分模型验证集均方根误差分别是 1.83%、2.27%。傅谊等^[9]应用近红外光谱技术构建了板栗淀粉、糖度和硬度偏最小二乘模型,结果表明这 3 种模型的相关系数都达到了 0.99 以上。作者前期研究结果也证实利用近红外光谱技术可以实现对东北红松籽内部蛋白质^[10]和水分^[11]的定量检测。采用近红外分析技术对红松仁脂肪进行检测的研究还未见报道。

本研究拟在900 nm 至1 700 nm 光谱范围内,利用便携式光谱仪对红松仁脂肪进行定量检测。采用求导、多元散射校正、变量标准化校正和矢量归一化多种预处理方法对原始红松仁光谱数据进行处理,分析讨论不同光谱预处理方法对红松仁脂肪建模精度的影响,经过对比分析选定最佳的预处理方法。在预处理结果的基础上,利用间隔偏最小二乘法、反

向间隔偏最小二乘法、无信息变量消除法,探讨光谱波段筛选法对红松仁脂肪建模精度的影响,通过比较分析进而确定最优的波段筛选方法以及适合建模的波段范围,最终构建出质量较好的去壳红松仁脂肪近红外数学模型,从而实现对红松仁脂肪的高效、准确、快速定量无损检测。

1 材料与方法

1.1 材料

生红松籽样品由黑龙江省伊春市凉水国家级自然保护区提供,试验前对全部红松籽样品进行清洗、擦拭,并按照松子贮藏标准,将全部红松籽样品保存于相对湿度50%~60%、温度-1~2℃条件下。为了满足光谱数据的采集要求,获取红松籽样品近红外光谱信息前,先将其放置于实验室 24 h,以保证其温度和湿度与实验室环境相一致。选取红松籽样品 5 168粒,进行手工去壳,并完全去掉红衣,从中挑选出 134 份样品用于后续的检测研究,并按照3:1的比例对样品进行校正集与验证集的划分,校正集样品用以实现模型的构建,验证集样品用以实现对模型的验证。

1.2 试验设备

光谱仪器为德国 INSION 公司产品 NIR-NT-spectrometer-OEM-system(图1),适用光谱波长范围为900~1 700 nm,探测器阵列为 InGaAs 阵列,光谱分辨率<16 nm,入口光纤为 300 μm/330 μm,体积为67 mm×36 mm×22 mm(长×宽×高)。该光谱仪器尺寸小,无可移动器件,操作简单、便携,价格低廉,可在复杂环境下工作,并且不受剧烈振动的影响,适合红松仁样品的在线检测。光源为卤素光源,其工作电压为 24 V。卤素灯光源与红松仁样品间采用 Y 型光纤连接,光纤的另一端与光谱仪连接,光谱仪与 PC 机间通过 USB 线实现连接。

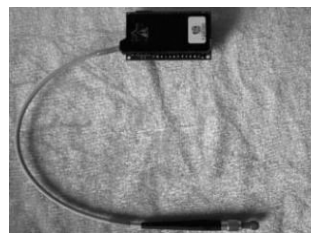


图1 NIR-NT 光谱仪

Fig.1 NIR-NT spectrometer

1.3 试验方法

1.3.1 红松仁近红外光谱数据的获取方法 获取红松仁样品光谱数据的过程中,保持实验室环境温度在 26 ℃ 左右。采集红松仁光谱数据前,先将卤素光源、近红外光谱仪打开预热 15 min,使其稳定,对标准镀金漫反射背景体进行扫描,用于后续试验的背景参比;采用漫反射方式扫描,设定平均扫描次数为 3 次,光谱仪积分时间为 30 ms。将红松仁样品至于探头上,保证光源对红松仁样品的垂直照射,通过对样品的 4 次重新摆放连续扫描,以实现样品的共 12 次扫描。红松仁样品光谱的测量示意图如图 2 所示,试验过程中,红松仁与光源的距离在 3 mm 左右。

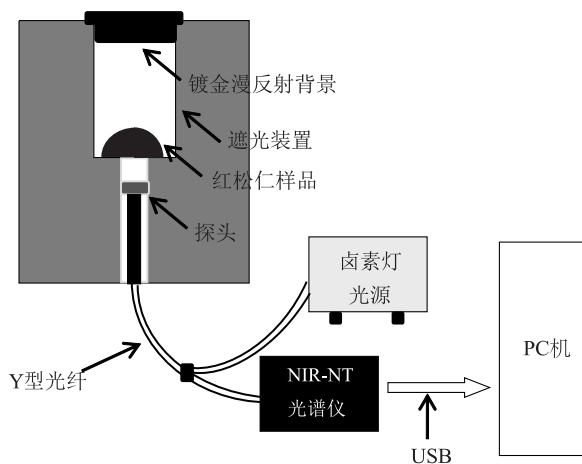


图 2 红松仁光谱测量示意图

Fig.2 The schematic diagram of spectra measurement for peeled Korean pine seeds

1.3.2 红松仁脂肪的化学测定方法 采用食品安全国家标准 GB5009.6-2003 中的索氏提取法,对红松仁样品的脂肪含量进行测定。

2 结果与分析

2.1 检测模型校正集与验证集样品的划分

采用基于欧式距离的 Kennard-Stone (K-S) 方法^[12]划分红松仁脂肪含量近红外光谱检测模型的校正集和验证集。划分结果(表 1)显示,红松仁样品脂肪含量分布在 60% 至 71% 之间,差异较广,代表性较高,反映了红松仁样品选取的合理性,也表明这些红松仁样品能够满足构建近红外模型的要求;验证集红松仁样品的脂肪含量分布在 60.58% 至 65.24% 之间,其覆盖范围小于校正集红松仁脂肪含

量变化范围(60.04%~70.93%),表明红松仁样品校正集所构建的脂肪含量检测模型能较好地适用于验证集样品。

表 1 红松仁脂肪含量近红外光谱检测模型的校正集和验证集

Table 1 Calibration and validation set of fat content detection model of peeled Korean pine seeds

样品集	样品数量	脂肪含量(%)			标准偏差
		最大值	最小值	均值	
总体	134	70.93	60.04	63.38	2.32
校正集	104	70.93	60.04	63.56	2.50
验证集	30	65.24	60.58	62.74	1.38

2.2 红松仁近红外光谱数据分析

采用漫反射方法采集红松仁样品的原始反射光谱数据(图 3),光谱波长范围为 906.90~1 699.18 nm,采样间隔为 6.83 nm。脂肪是由脂肪酸和甘油组成的三酰甘油酯,组成元素为 C、H、O,其结构长链中的主要基团为羟基。图 3 中 950 nm 附近的微弱波峰为 C-H 键伸缩振动的三倍频^[13],根据文献[14]可知,1 160 nm 附近的波峰为 C-H 键二级倍频吸收,1 660 nm 附近的较小波峰为 C-H 键一级倍频吸收。根据文献[6]可知,脂肪 C-H 键倍频吸收的特征谱带在 950~1 020 nm、1 070~1 440 nm、1 520~1 680 nm 处。因此本研究选取的波长范围包含了脂肪的特征吸收区域,说明红松仁样品的光谱数据能够反映其脂肪的相关信息。此外,由于受到近红外光谱区自身吸收强度弱、灵敏度低等的影响,原始近红外光谱呈现出较为复杂的重叠信息,但是从整体光谱曲线来看其重复性较好,形态具有相似性和一定的规律性。

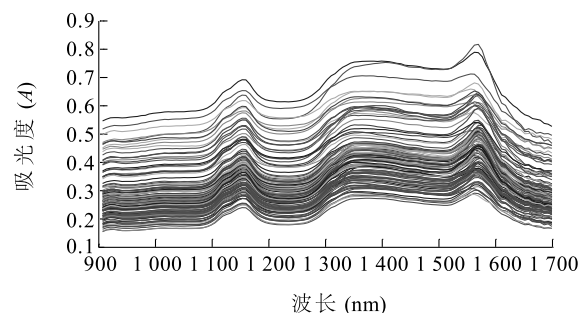


图 3 红松仁样品原始近红外光谱数据

Fig.3 The original spectrum of the peeled Korean pine seed samples

2.3 红松仁近红外光谱的预处理

采用矢量归一化 (Vector normalization)、一阶导数 (First derivative, 1-Der)、二阶导数 (Second derivative, 2-Der)、多元散射校正 (Multiplication scatter correction, MSC)、变量标准化校正 (Standard normalized variate, SNV) 方法对原始红松仁光谱进行预处理,以消除附加散射变动、光程变化、噪声信息对原始光谱数据的干扰。采用偏最小二乘回归分析 (PLS),构建多个红松仁脂肪近红外光谱模型,根据计算所得的各模型校正集相关系数 (R_c)、验证集相关系数 (R_p)、校正集均方根误差 ($RMSEC$)、验证集均方根误差 ($RMSEP$) 参数,评定模型的优劣,从而实现对最优光谱预处理方法的选取。最优参数的评价标准是:相关系数越大 (越接近 1) 越好,均方根误差越小 (越接近 0) 越好。

通过对光谱数据进行导数处理,可以消除基线和背景干扰,但处理效果会受到求导窗口宽度的影响,因此,需要对最佳窗口宽度进行确定。依据模型的交叉验证均方根误差 ($RMSECV$) 评定最佳求导窗口宽度,评定标准为 $RMSECV$ 越小越好。由图 4 可知,预处理中当 1-Der、2-Der 窗口宽度分别取 10、25 时,构建的脂肪 PLS 模型 $RMSECV$ 值最小。

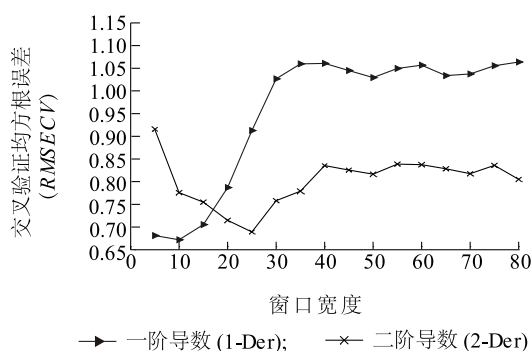


图 4 不同窗口宽度导数建模结果对比

Fig.4 The results of derivative models in different window width

利用 Matlab 7.10.0 软件平台,对原始红松仁光谱进行多种不同预处理,分别构建脂肪 PLS 模型。由表 2 可知,原始红松仁光谱经过归一化、SNV、MSC 预处理后,模型的质量反而下降了,这是因为预处理后光谱的真正有效信息减少了,并且 MSC 建立的模型略劣于 SNV 建立的模型,这是由于二者的校正原理不同,SNV 是将每条光谱看作满足正态分布的数据来进行处理的,即对每一条光谱数据进行

单独处理,而 MSC 则是对一组样品的全部光谱阵进行整体预处理。经过求导处理后模型的质量提升了,说明经过求导预处理后特征信息被有效地提取了,也表明选用合理的预处理方法可以使模型的稳健性和预测精度得到提高。但经 2-Der 预处理后构建的模型质量低于 1-Der 构建的模型,说明在 2-Der 预处理过程中虽然消除了背景与基线的干扰,但也放大了噪声。采用 1-Der 预处理后得到的红松仁脂肪 PLS 模型最佳,其 R_c 为 0.878 6, R_p 为 0.836 3, $RMSEC$ 和 $RMSEP$ 分别为 0.650 8、0.695 0。

2.4 红松仁光谱数据的特征波段筛选

全波段范围内光谱数据信息量大,冗余信息较多,容易造成较长的处理时间,以及大量的建模计算工作,对产品的在线快速检测不利,此外某些波段区域的信噪比较低,对模型建立产生影响和干扰^[15]。采用间隔偏最小二乘法 (Interval partial least squares, iPLS)^[16]、反向间隔偏最小二乘法 (Backward interval partial least squares, BiPLS)^[17] 和无信息变量消除法 (Elimination of uninformative variables, UVE)^[18] 对经过预处理的光谱数据进行特征波段筛选,以减少数据冗余,加快处理速度,提高模型精度。

分割数的大小直接影响到间隔偏最小二乘法 (iPLS)、反向间隔偏最小二乘法 (BiPLS) 模型的效果。分割数较大时,不能有效地减少变量数目,使得计算量大、建模复杂;较小时,则会剔除掉信息量较好的区间。由图 5 可知,iPLS、BiPLS 分割数分别取 15、10 时,经波段筛选后,构建的相应红松仁脂肪模型最优。

图 6 为红松仁光谱经 1-Der 预处理后,在分割数为 15 时 iPLS 波段筛选结果,其中,虚直线为全光谱波长范围下经过 1-Der 预处理后构建模型的 $RMSECV$,虚线以下的波段区间为筛选保留的区间。保留的波段组合区域是 1、3、6、8,对应的波长范围为 906.90~1 002.52 nm、1 111.80~1 207.42 nm、1 419.15~1 514.77 nm、1 624.05~1 699.18 nm。图 7 为红松仁光谱经 1-Der 预处理后,在分割数为 10 时 BiPLS 波段筛选结果,其中,阴影部分光谱为筛选保留下的波段。保留的波段组合区域是 1、5、7、12,对应的波长范围为 906.90~968.37 nm、1 180.10~1 241.57 nm、1 400.08~1 474.40 nm、1 658.20~1 699.18 nm。

表 2 多种预处理方法构建的红松仁脂肪 PLS 模型参数对比

Table 2 The parameters of fat PLS models of peeled Korean pine seeds using different pretreatment methods

预处理方法	校正集相关系数 (R_c)	校正集均方根误差 ($RMSEC$)	验证集相关系数 (R_p)	验证集均方根误差 ($RMSEP$)
未处理	0.848 7	0.681 5	0.809 6	0.727 3
矢量归一化	0.838 6	0.692 5	0.791 6	0.753 3
一阶导数(1-Der)	0.878 6	0.650 8	0.836 3	0.695 0
二阶导数(2-Der)	0.858 1	0.671 8	0.821 2	0.715 1
变量标准化校正(SNV)	0.841 8	0.688 7	0.799 8	0.737 8
多元散射校正(MSC)	0.826 4	0.716 3	0.778 2	0.766 9

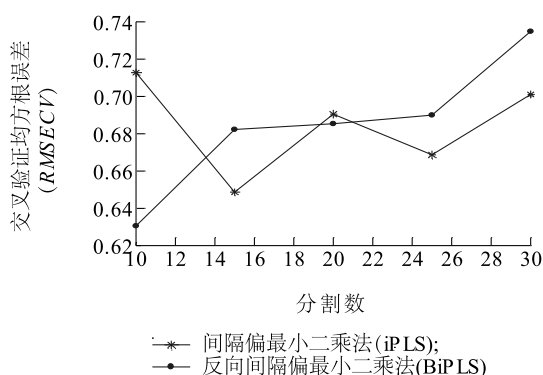


图 5 不同分割数建模结果对比

Fig.5 The results of models in different numbers of partition

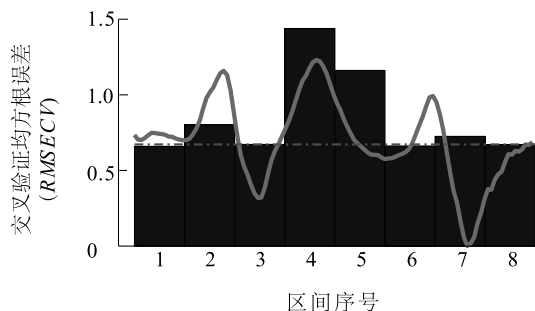


图 6 iPLS 波段选取结果

Fig.6 The bands selection results of iPLS

UVE 变量筛选方法依据的是对 PLS 回归系数的稳定性分析。图 8 中虚曲线表示波长变量稳定性分布结果,实曲线表示引入的噪声变量稳定性分布结果,虚直线为阈值上、下限,在 2 条虚直线外的波长变量会得到保留。图 9 为原始红松仁光谱经 1-Der 预处理后的波段筛选结果,筛选保留的波长范围是 906.90~1 111.80 nm、1 186.93~1 255.23 nm、1 330.36~1 371.34 nm、1 514.77~1 630.88 nm、1 651.37~1 699.18 nm。

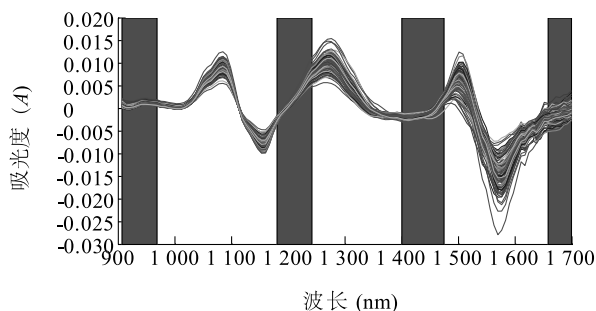


图 7 BiPLS 波段选取结果

Fig.7 The bands selection results of BiPLS

2.5 全波段、特征波段建模结果比较分析与模型的验证

分别在全波段、特征波段范围下建立红松仁脂肪 PLS 模型,根据相关系数和均方根误差的对比结果,进而确定特征波段的选取方法。由表 3 可知,经过波段筛选后模型的各个参数均得到了改善,变量数目减少的同时,也有效地提高了相关系数,降低了均方根误差,说明优选波段有益于模型质量的提高。BiPLS 构建的模型质量最佳,这是由于经 BiPLS 筛选保留的吸收谱带分别与脂肪 C-H 键的基频和倍频相对应,脂肪属性中最重要的特征波段得到保留,多数冗余信息被有效地剔除。iPLS 虽然消除了多数冗余信息,但由于将各分割波段区间单独考虑,没有考虑他们之间的联系,导致波段选择不准确。UVE 筛选方法保留了较多的变量,包含冗余信息较多,使模型的预测精度提升效果并不明显。在 BiPLS 选取的波段范围下,建立的红松仁脂肪 PLS 模型 R_c 为 0.911 4, R_p 为 0.882 0, $RMSEP$ 为 0.646 8。因此,在构建红松仁样品脂肪 PLS 近红外模型的过程中,采用 BiPLS 波段选取方法能够更有效地筛选出较为重要的特征响应谱带,更好地提升模型质量。

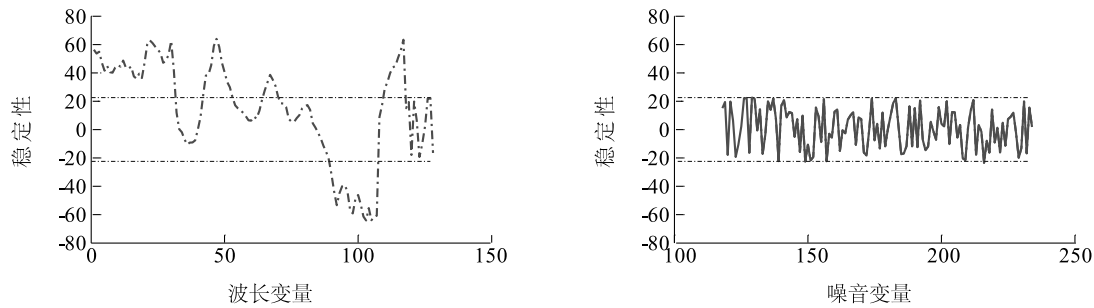


图8 UVE 变量稳定性分析

Fig.8 The stability analysis of UVE variable

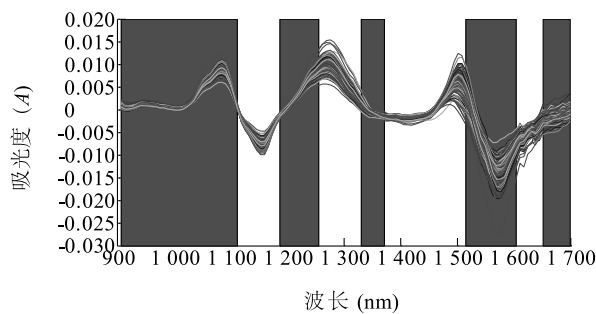


图9 UVE 波段选取结果

Fig.9 The bands selection results of UVE

值与化学测定值的平均偏差绝对值 \bar{M}_{abs} 为 0.53%, 表明了预测结果的可靠性。

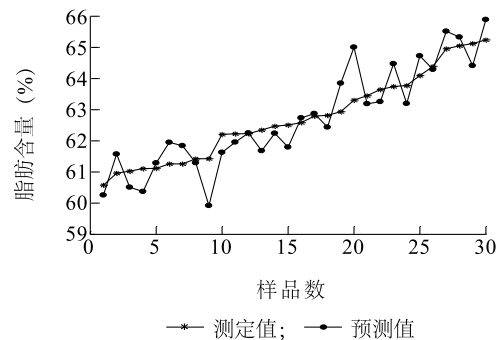


图10 红松仁脂肪含量模型预测结果

Fig.10 Model predication results of the fat content in the peeled Korean pine seeds

表3 全波段、特征波段构建的红松仁脂肪 PLS 模型参数对比

Table 3 The comparison of fat PLS models' parameters under full wavelength and characteristic bands

筛选方法	变量数	校正集 相关系数 (R_c)	校正集均 方根误差 ($RMSEC$)	验证集 相关系数 (R_p)	验证集均 方根误差 ($RMSEP$)
无	117	0.878 6	0.650 8	0.836 3	0.695 0
iPLS	57	0.892 7	0.635 3	0.862 9	0.666 2
BiPLS	37	0.911 4	0.615 5	0.882 0	0.646 8
UVE	73	0.882 8	0.645 7	0.840 8	0.688 9

iPLS: 间隔偏最小二乘法; BiPLS: 反向间隔偏最小二乘法; UVE: 无信息变量消除法。

将验证集 30 份红松仁样品的光谱数据输入经最佳预处理方法及 BiPLS 优化的模型中进行脂肪含量预测验证。将预测结果与化学测定值进行对比 (图 10)。用平均偏差绝对值描述预测结果的准确性, 平均偏差绝对值 \bar{M}_{abs} 的计算公式为: $\bar{M}_{\text{abs}} = \frac{\sum_{i=1}^n |Y_i - X_i|}{n}$, 式中, Y_i 和 X_i 分别表示验证集第 i 份样品的预测值和测定值, n 表示验证集样品数量。由图 10 可知, 验证集红松仁脂肪预测值均围绕化学测定值上下波动, 且波动范围较均匀。经过计算, 预测

3 讨论

本研究利用近红外光谱分析技术进行红松仁脂肪定量无损检测试验。用便携式近红外光谱仪在 900 nm 至 1 700 nm 波长范围内获取红松仁近红外光谱数据, 采用 Kennard-Stone 方法实现校正集与验证集的划分。通过优选光谱的特征波段, 模型的预测性能和各项指标参数得到提升, 印证了在建模分析过程中波段筛选的重要性。通过比较不同预处理方法构建的模型评价参数, 发现只有选用合适的预处理方法, 才能在保留有效光谱信息的同时, 消除噪声及干扰因素, 构建最佳近红外模型。

研究结果表明: (1) 针对原始红松仁光谱选取合适的预处理方法, 能够提升模型的质量, 其中, 经过一阶导数 (1-Der) 预处理的红松仁脂肪 PLS 模型最优; (2) iPLS、BiPLS、UVE 波段筛选方法均可使建模变量的数量在不同程度上有所减少, 降低建模工

作的计算量,从而实现优化模型质量的目的,其中经BiPLS波段优选后建立的模型最为理想,保留了脂肪成分中C-H等功能基团的倍频吸收响应谱带,消除了大量冗余信息,实现了筛选波长的目的,其建立的红松仁脂肪PLS模型 R_c 为0.911 4, R_p 为0.882 0, $RMSEP$ 为0.646 8,验证集预测平均偏差绝对值为0.53%。由此可见,本研究构建的红松仁脂肪含量近红外预测模型的预测结果是可靠的,为红松仁脂肪含量的实时、准确检测提供了新的思路和方法,也为近红外光谱模型优化提供了一定的参考方法。

参考文献:

- [1] 于俊林,车喜泉,常纪庆. 松仁的化学成分及功效[J]. 人参研究, 2001, 13(1): 25-27.
- [2] 李鹏霞,王 炜,梁丽松,等. 不同贮藏温度对不同状态松籽种仁脂肪酸氧化的影响[J]. 上海农业学报, 2009, 25(1): 23-26.
- [3] 廖敦军,蒋 蘋. 油茶籽脂肪酸成分含量与高光谱反射率的相关性[J]. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2013, 39(4): 445-448.
- [4] AERNOUTS B, POLISHIN E, LAMMERTYN J, et al. Application of near infrared reflectance (NIR) spectroscopy to identify the quality of milk[J]. Journal of Dairy Science, 2011, 94(11): 5315.
- [5] 孙晓明,卢 凌,张佳程,等. 牛肉化学成分的近红外光谱检测方法的研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 2(31): 379-383.
- [6] 张中卫,温志渝,曾甜玲,等. 微型近红外光纤光谱仪用于奶粉中蛋白质脂肪的定量检测研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 7(33): 1796-1800.
- [7] 郝中诚,彭云发,张 宏,等. 基于近红外光谱的南疆温 185 核桃水分无损检测的研究[J]. 安徽农业科学, 2014, 42(21): 7191-7193, 7233.
- [8] 刘 洁,李小昱,李培武,等. 基于近红外光谱的板栗水分检测方法[J]. 农业工程学报, 2010, 26(2): 338-341.
- [9] 傅 谊,张拥军,陈华才,等. 基于偏最小二乘法的板栗近红外光谱分析模型的建立[J]. 食品科技, 2012(5): 42-45.
- [10] 仇逊超,曹 军. 近红外光谱波段优化在东北松子蛋白质定量检测中的应用[J]. 现代食品科技, 2016, 32(11): 303-309.
- [11] 仇逊超,曹 军. 便携式近红外光谱仪检测红松籽水分含量的研究[J]. 东北林业大学学报, 2016, 44(12): 15-20, 30.
- [12] MACHO S, IUSA R, CALLAO M P, et al. Monitoring ethylene content in heterophasic co-polymers by near-infrared spectroscopy standardization of the calibration model[J]. Amal Chim Acta, 2001, 445(2): 213-220.
- [13] 李晓云,王加华,黄亚伟. 便携式近红外仪检测牛奶中脂肪、蛋白质及干物质含量[J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 3(31): 665-668.
- [14] 王培培,张德全,陈 丽,等. 近红外光谱法预测羊肉化学成分的研究[J]. 核农学报, 2012, 26(3): 500-504.
- [15] 张 初,刘 飞,孔汶汶,等. 利用近红外高光谱图像技术快速鉴别西瓜种子品种[J]. 农业工程学报, 2013, 29(20): 270-276.
- [16] CHEN H Z, TAO P, CHEN J M, et al. Wav-eband selection for NIR spectroscopy analysis of soil organic matter based on SG smoothing and MWPLS methods[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2011, 107(1): 139-146.
- [17] PARK B, ABBOTT J A, LEE K J, et al. Near-infrared diffuse reflectance for quantitative and qualitative measurement of soluble solids and firmness of delicious and Gala apples[J]. Transactions of the ASAE, 2003, 46(6): 1721-1731.
- [18] HE K X, CHENG H, DU W L, et al. Online updating of NIR model and its industrial application via adaptive wavelength selection and local regression strategy[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2014, 134(8): 79-88.

(责任编辑:张震林)