

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.01.030

鸭梨黑心病和可溶性固形物含量同时在线检测研究

孙旭东 刘燕德 李轶凡 吴明明 朱丹宁

(华东交通大学机电工程学院,南昌 330013)

摘要:采用可见近红外漫透射光谱技术,探讨鸭梨黑心病和可溶性固形物含量同时在线检测的可行性。在5个/s运动速度下,采集了黑心果和正常果的可见近红外能量谱。分析了正常果和黑心果的可见近红外光谱响应特性,分别建立了鸭梨黑心病峰值比判别模型和偏最小二乘判别模型。同时建立了可溶性固形物偏最小二乘回归模型,考察了黑心病对鸭梨可溶性固形物偏最小二乘回归模型预测精度的影响,提出了鸭梨黑心病和可溶性固形物含量同时在线检测策略。采用未参与建模的新样品,评价鸭梨黑心病和可溶性固形物含量在线分选的准确性,黑心果判别准确性达到100%,正常果可溶性固形物预测标准差为0.45°Brix,分选正确率达到98%。

关键词:鸭梨;黑心病;可溶性固形物;在线检测;可见近红外光谱;漫透射

中图分类号:S24 文献标识码:A 文章编号:1000-1298(2016)01-0227-07

Simultaneous and Online Detection of Blackheart and Soluble Solids Content for 'Yali' Pear by Visible-near Infrared Transmittance Spectroscopy

Sun Xudong Liu Yande Li Yifan Wu Mingming Zhu Danning

(School of Mechatronics Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: Soluble solids content (SSC) and blackheart are main quality evaluation indexes and physiological disease for 'Yali' pear, respectively. The feasibility of simultaneous and online detection of blackheart and SSC was investigated by using visible-near infrared (NIR) diffuse transmittance spectroscopy. The visible-NIR energy spectra of blackheart and healthy 'Yali' pears were collected at the speed of five samples per second. The response properties of visible-NIR spectra for blackheart and healthy 'Yali' pears were analyzed, and the discrimination models of peak ration (PA) with wavelengths of 674 nm and 634 nm and the discrimination partial least square (DPLS) were developed for discrimination of blackheart and healthy pears. DPLS was superior to PA with relative higher classification rate of 100%. The influence of blackheart to SSC determination was also explored by using partial least square (PLS) regression models, and PLS model was employed with healthy 'Yali' pear samples. Then a novel strategy was proposed for simultaneous and online detection of blackheart and SSC for 'Yali' pears. With this strategy the blackheart pears were removed and healthy pears were sorted by SSC values simultaneously in the sorting line. The new samples were applied to evaluate precision of online sorting of blackheart and SSC for 'Yali' pear, which were not used to develop calibration models. The classification rate was 100% for identifying blackheart pears, stand error of prediction (SEP) was 0.45°Brix, and accuracy of sorting for healthy pears was 98%. The results suggest that diffuse transmittance visible-NIR technique combining with DPLS and PLS methods has significant potential to simultaneous and online detection of blackheart and SSC of 'Yali' pears; moreover, it may have commercial and regulatory potential to avoid time consuming work, costly and laborious chemical analysis

收稿日期:2015-06-23 修回日期:2015-08-03

基金项目:国家高技术研究发展计划(863计划)项目(2012AA101904、SS2012AA101306)和科技部农业科技成果转化资金项目(2011GB2C500008)

作者简介:孙旭东(1978—),男,讲师,主要从事农产品无损检测研究,E-mail:sunxudong_18@163.com

通信作者:刘燕德(1967—),女,教授,博士生导师,主要从事光机电检测技术研究,E-mail:jxliuyd@163.com

for ‘Yali’ pears trade.

Key words: ‘Yali’ pear; blackheart; soluble solids content; online detection; visible-near infrared spectroscopy; diffuse transmittance

引言

可溶性固形物含量和黑心病分别是鸭梨品质的主要评价指标和主要生理病害之一。黑心病发生在鸭梨果实内部,主要是由种植过程出现的冷害、缺素、果实衰老以及储藏过程温度急剧变化导致的,仅凭肉眼从外观上难以识别。黑心病影响鸭梨品质,造成出口鸭梨成批退货,影响鸭梨出口贸易。自动化分选是提高鸭梨销售价格的主要手段之一,但分选前需剔除黑心果,再按可溶性固形物含量高低分级。因此,研究鸭梨可溶性固形物含量和黑心病同时在线检测技术,在实现鸭梨产业增收和降低出口贸易风险方面具有重要的现实意义。

目前,人工切开目视识别的抽样检测方法是黑心鸭梨的主要判别方法,该方法虽然准确,但速度慢,难以满足鸭梨出口贸易的需求。采集漫透过样品的可见近红外光谱,建立与样品理化特性关联的数学模型,可实现样品理化特性的快速无损检测与

分选^[1-5]。也有研究采用可见近红外光谱技术,开展了梨可溶性固形物含量、硬度、酸度等品质指标的无损检测,取得了较为理想的预测结果^[6-18]。但到目前为止,还未见综合考虑鸭梨黑心病和可溶性固形物含量同时在线检测的报道。

本文采用可见近红外漫透射光谱技术,进行鸭梨黑心病和可溶性固形物含量同时在线检测研究。

1 实验材料与方法

1.1 实验材料

实验用鸭梨样品均由河北省某果园分二批次提供,样品运抵实验室后,在温度约 20℃、相对湿度 45%~55% 条件下贮藏。实验前剔除表面机械损伤、畸形、局部溃疡等异常果后,共 220 个样品,其中正常果 127 个、黑心果 93 个。为考察黑心病对预测结果的影响,将实验样品分成 3 组,结果如表 1 所示。采用 Kennard-Stone 方法,按照可溶性固形物真实值含量分布,大致按 3:1 比例,将样品划分成建模集和预测集。

表 1 建模集和预测集鸭梨样品可溶性固形物真实值统计结果

Tab. 1 Statistical values of soluble solid content for pear in calibration and prediction set

组别	建模集				预测集			
	数量	范围/°Brix	均值/°Brix	标准差/°Brix	数量	范围/°Brix	均值/°Brix	标准差/°Brix
1	95 + 70 *	7.6 ~ 15.2	11.5	1.4	32 + 23 *	8.2 ~ 15.1	11.5	1.4
2	70 *	7.6 ~ 14.4	10.5	1.3	23 *	8.2 ~ 14.1	10.5	1.2
3	95	9.9 ~ 15.2	12.2	1.0	32	10.6 ~ 15.1	12.2	1.0

注: * 表示黑心鸭梨样品。

1.2 在线检测装置及光谱采集

在线检测装置由传送链条、光源、检测器、分级机构、果盘等组成。检测器采用 QE65Pro 型高精度光谱仪(Ocean optics INC., 美国)。光源为 10 盏 100 W 欧司朗卤素灯,每侧 5 盏,沿生产线两侧圆弧均布,由直流稳压电源供电。果盘由果杯、拨杆、透光孔、避光圈、弹跳爪等组成,如图 1 所示。

开机前预热 30 min,用白色聚四氟乙烯球校正光源能量谱,调节稳压电源电流,直至能量谱标准差在 1% 以内,采集光谱。将鸭梨放到果杯上,鸭梨果顶果柄方向与运动方向一致。鸭梨进入检测机构时,两侧光均匀照射至鸭梨上。漫透过鸭梨的光,经果杯上的弹性避光圈、透光孔,进入检测器探头,经硬件触发光谱仪,采集并保存一条光谱。弹性避光圈和透光孔组合,避免杂散光进入检测器探头。

触发过程如下:17 齿的分度盘安装在驱动主轴上,分度盘将驱动齿轮的 68 齿分成 17 组,每组包含 4 齿,每 4 齿对应的 4 节链条安装一个果盘,形成了分度盘齿和果盘位置一一对应的关系;距分度盘齿顶 2 mm,安装霍尔传感器,分度盘每转过一齿,触发霍尔传感器,使相应电路发出 3.5 V 高电平信号,触发光谱仪采集并保存一条光谱。

光谱采集积分时间为 100 ms,运动速度 5 个/s,光谱范围 372 ~ 1 154 nm。每个鸭梨沿赤道部位间隔 120°采集 3 条能量谱。共 220 个样品,每天使用样品 30 ~ 40 个不等,每个样品采集光谱后,即在光谱采集位置测量可溶性固形物含量。

1.3 黑心病判别和可溶性固形物真实值测量

光谱采集后,距光谱采集点处果皮约 2 mm 深,切一小块果肉,挤汁滴于 PR-101α 型阿贝折光仪的测

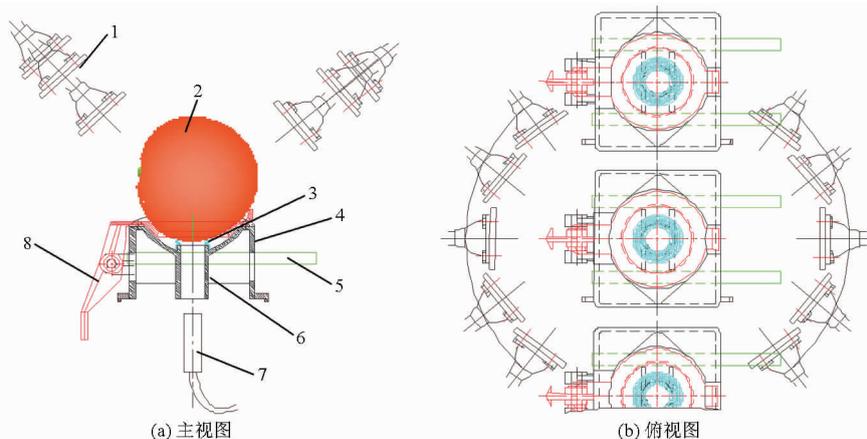


图 1 在线检测装置检测机构示意图

Fig. 1 Schematic diagram of detection mechanism in online detection equipment

1. 光源 2. 样品 3. 避光圈 4. 果杯 5. 拨杆 6. 透光孔 7. 检测器探头 8. 弹跳爪

试窗口上,重复 3 次测量,取平均值,作为样品该点可溶性固形物真实值。实验共用 220 个样品,每个鸭梨沿赤道间隔 120°采集 3 条能量谱,共有 660 条光谱,每条光谱与可溶性固形物含量一一对应。

黑心果判别采用切开目测法,垂直于果柄与果

蒂连线方向,沿赤道将鸭梨一分为二,由 3 人综合评价评定黑心程度。健康鸭梨果核部位无任何黑心症状;轻度黑心鸭梨果核部位有褐色麻点,但未扩散到果肉;重度黑心鸭梨果核褐变且扩散到果肉,不同程度病变鸭梨如图 2 所示。

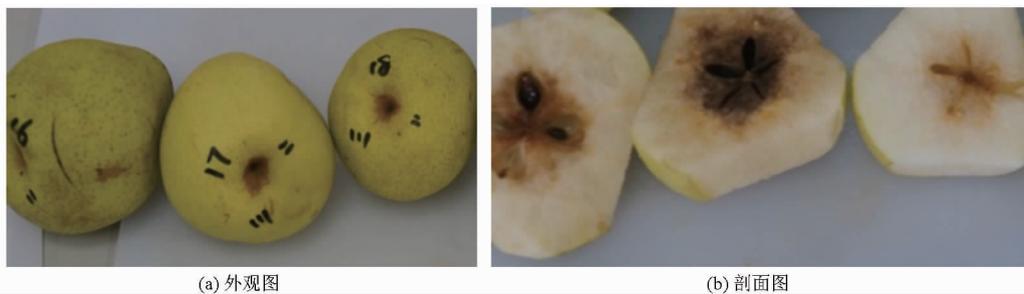


图 2 不同程度病变果的外观图和剖面图

Fig. 2 Section figures and appearances of different degrees of pathological changes of pear

1.4 数据处理

实验中光谱采用 Spectrasuite 软件采集,偏最小二乘回归数学模型采用 Unscrambler 8.0 软件建立,将模型的回归系数和截距导入自行编写的软件,实现黑心鸭梨和可溶性固形物同时在线检测。采用正确判别率评价黑心果峰值比判别模型的判别能力,采用建模和预测标准差、相关系数评价偏最小二乘回归数学模型预测可溶性固形物含量的准确性。

2 结果与讨论

2.1 黑心果定性判别模型

实验采集的鸭梨能量谱范围为 372 ~ 1 154 nm, 488 ~ 904 nm 范围的能量谱信噪比较好,共 550 个光谱变量,供后续分析使用,正常果、轻度黑心果、重度黑心果的能量谱如图 3 所示。从外观上看,黑心果和正常果差异不明显,但其能量谱存在较为明显差异。正常果的能量谱仅有 720 nm 和 810 nm 两个

吸收峰,而黑心果的能量谱在 634 nm 处有一吸收峰,且整个能量的强度低于正常果。正常果细胞间充满空气,对可见近红外光吸收能力相对较弱;而黑心果的果肉呈棕色或褐色、果核变黑,对可见光的吸收能力变强,透过的可见近红外光减少,所以绝大多数黑心果的能量谱强度低于正常果。

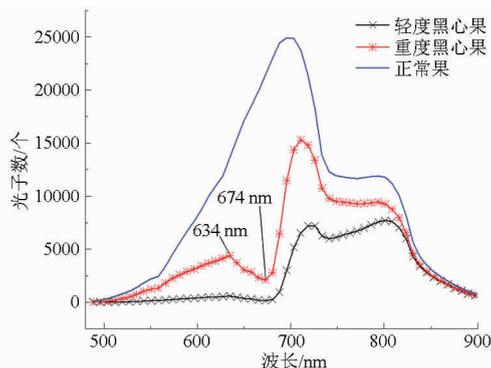


图 3 正常果、轻度黑心果、重度黑心果的能量谱曲线

Fig. 3 Spectra of sound, slight and worse pears

主成分分析将 488 ~ 904 nm 范围的能量谱变换成若干个主成分的线性组合,由主成分得分散点图,可以粗略看出样品的分类情况。组 1 建模集含正常果 95 个,黑心果 70 个,每个样品对应 3 条能量谱,共 495 条能量谱。对其进行主成分分析,第一主成分累计贡献率占 69%,第二主成分累计贡献率占 29%,图 4 为第一、第二主成分得分散点图。由图 4 可知,黑心果和正常果被初步分成 2 类,但有部分黑心果与正常果混在一起,无法区分,需要进一步探讨黑心果判别方法。

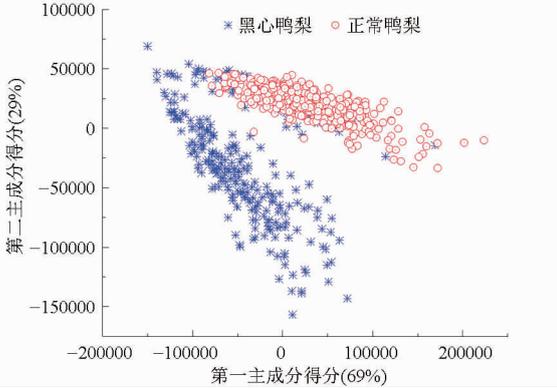


图 4 黑心果和正常果的主成分得分散点图

Fig. 4 Scores plots of blackheart and healthy pears

绝大多数黑心果的能量谱强度低于正常果,故考虑使用能量谱某个特征波长处的峰强或某 2 个峰强组合,判别黑心果。研究中分别采用 634、674 nm 处峰强判别黑心果,效果均不理想。峰强不仅与是否黑心果有关,果形大小变化也会导致漫透射光程变化,进而影响峰强。从图 3 的能量谱变化趋势上来讲,正常果的能量谱从 488 nm 至 674 nm 逐渐变强,而黑心果的能量谱是先变强再变弱,故考虑采用峰强比值法来判别黑心果,具体公式为

$$Y = \begin{cases} 0 & (D_A < T) \\ \sum_{i=1}^{550} \beta_i A_i + b & (D_A \geq T) \end{cases} \quad (1)$$

式中 D_A ——定性模型判别结果

β ——偏最小二乘回归模型的回归系数

b ——偏最小二乘回归模型的截距

T ——阈值 A_i ——波长 i 处光强

Y ——可溶性固形物含量预测值

采用峰强比值法判别时, D_A 为 674、634 nm 峰强的比值,若 D_A 小于阈值,则强制可溶性固形物预测值为 0,该样品能量谱不代入偏最小二乘回归模型计算,直接将其弹入异常果分级口;否则,认为该果为正常果,代入偏最小二乘回归模型进行计算,得到可溶性固形物预测值,按其值大小将样品弹入对应的分级口。

图 5 为数据组 1 建模集的黑心果峰值比判别建模散点图。将少量正常果误判为黑心果是可以接受的,但将黑心果误判为正常果,会带来潜在的贸易风险。图 5 中,黑心果和正常果聚为 2 类,两类中点值为 1.25,为尽量避免将黑心果误判为正常果,实验中适当将阈值设大一点,取阈值为 1.3。将 53 个黑心果误判为正常果,将 2 个正常果误判为黑心果,总误判率为 11.5%。图 6 为数据组 1 预测集的黑心果峰值比模型预测散点图,有 15 个黑心果被误判为正常果,无正常果被误判为黑心果,总误判率为 9.1%。

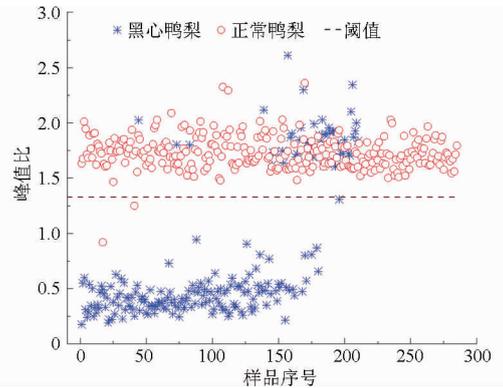


图 5 黑心果和正常果峰值比判别建模散点图

Fig. 5 Calibration scatters of blackheart and sound pears

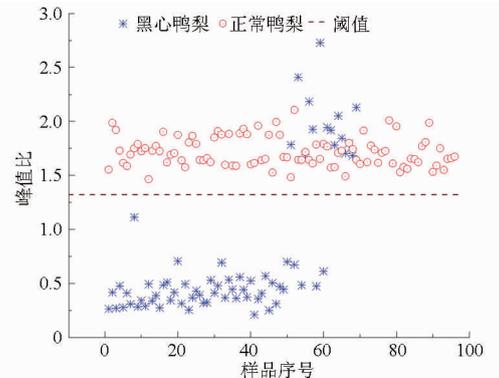


图 6 黑心果和正常果峰值比模型预测散点图

Fig. 6 Prediction scatters of blackheart and sound pears

峰值比判别方法,只采用 634、674 nm 2 个特征变量建模,模型误判率较高,故进一步尝试偏最小二乘判别方法(DPLS),选取 488 ~ 904 nm 波段,建立 DPLS 模型。根据图 3 不同类别样品能量谱,按正相关规律,经优化计算,确定 0.5 代表轻度黑心果,1 代表重度黑心果,2 代表正常果。在 DPLS 建模过程中,采用留一法交互验证,确定最佳主成分因子数为 3。采用数据组 1 的建模集,建立 DPLS 模型,建模相关系数 r_c 为 0.94,建模标准差(SEC)为 0.21(图 7)。取正常果和重度黑心果的设定值中点为阈值,故阈值 T 为 1.5。测量值大于 1.5 为正常果,小于 1.5 为黑心果。DPLS 建模中,1 个正常果误判为黑心果,1 个轻度黑心果误

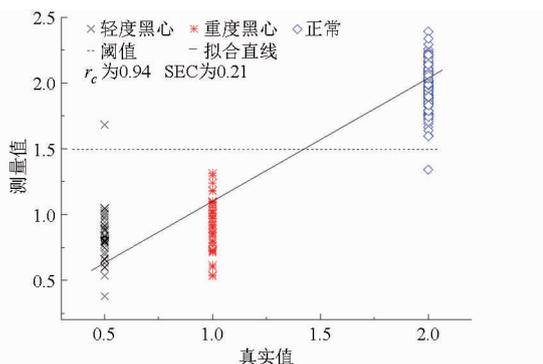


图 7 黑心果和正常果偏最小二乘判别建模模型

Fig. 7 DPLS calibration model

判为正常果,总误判率为 0.4%。

根据上述原则,采用 DPLS 模型预测数据组 1 的预测集样品,预测结果见图 8,预测模型相关系数 r_p 为 0.94,预测均方根误差(SEP)为 0.22。轻度和重度黑心果与正常果在阈值线上均不重叠,只有 1 个轻度黑心果和 1 个正常果靠近阈值线,但不存在误判。

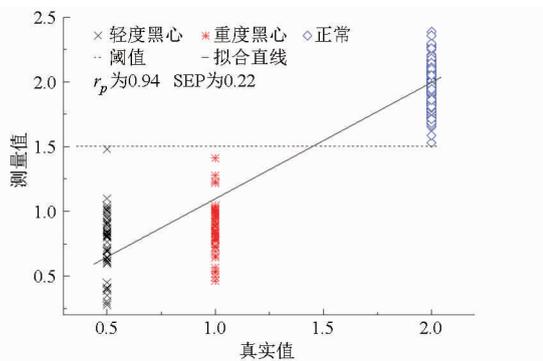


图 8 黑心果和正常果偏最小二乘判别预测模型

Fig. 8 DPLS prediction model

DPLS 判别方法,通过偏最小二乘回归计算,给 488 ~ 904 nm 波段的所有光谱变量赋予了不同权重(图 9),经加权求和,加上截距($b = 1.24$),实现了黑心果和正常果的定性判别。由于 DPLS 判别方法综合应用了全波段光谱变量,与峰值比判别法相比,模型判别准确性有了较大提高。

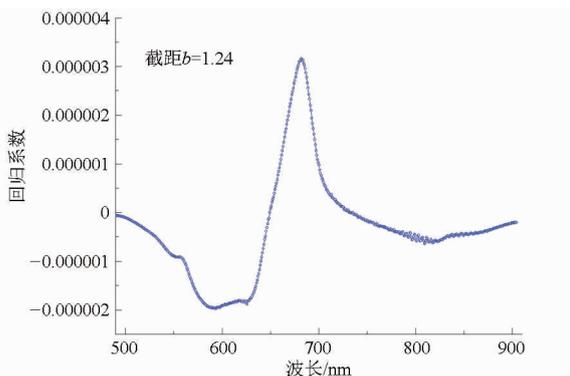


图 9 偏最小二乘判别模型回归系数曲线

Fig. 9 Regression coefficients of DPLS model

2.2 可溶性固形物偏最小二乘回归模型

分别采用 3 组数据考察黑心果对偏最小二乘回归模型预测能力的影响,3 组数据如表 1 所示。每个鸭梨沿赤道位置间隔 120° 采集 3 条能量谱,每个采谱点对应测量可溶性固形物真实值,每个采谱点的光谱与该点可溶性固形物一一对应。在线检测中,每个采谱点均被认为代表该样品,故直接采用未求平均的能量谱建立偏最小二乘回归模型,主成分因子数是影响偏最小二乘回归模型预测能力的主要因素。实验中采用留一法交互验证,确定最佳主成分因子数,交互验证均方根误差随主成分因子数变化曲线如图 10 所示。交互验证均方根误差最小时对应的主成分因子数即为偏最小二乘回归模型最佳主成分因子数。

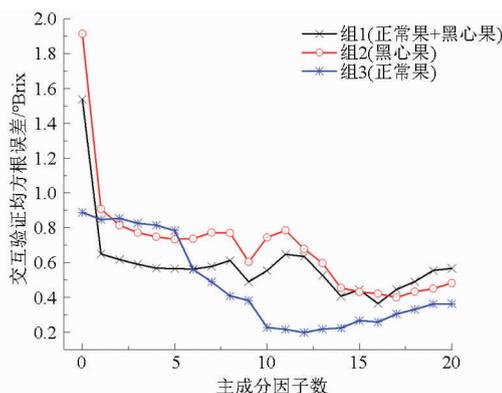


图 10 交互验证均方根误差变化曲线

Fig. 10 Variation of root mean square error of cross validation

组 1、组 2 和组 3 的最佳主成分因子数分别为 16、15 和 12。3 组不同数据的偏最小二乘回归建模和模型预测结果见表 2。黑心果因其能量谱变化趋势不同于正常果,对偏最小二乘回归模型的预测能力有较大影响。前人研究也表明黑心果与正常果之间的糖度存在显著性差异^[3]。正常果(组 3)的偏最小二乘回归建模及模型预测结果均优于黑心果(组 2)和黑心果正常果组合(组 1)。与组 1 和组 2 相比,虽然模型预测相关系数未见提高,但模型预测标准差从 0.60°Brix 减小到 0.45°Brix 。

表 2 不同样品集组合的偏最小二乘建模和模型预测结果
Tab. 2 Results of partial least square calibration and prediction models with different sample combinations

组别	因子数	r_c	SEC/ $^\circ\text{Brix}$	r_p	SEP/ $^\circ\text{Brix}$
1	16	0.91	0.54	0.88	0.60
2	15	0.92	0.55	0.88	0.67
3	12	0.93	0.36	0.88	0.45

依据鸭梨黑心病和可溶性固形物含量同时在线检测策略,将定性判别为正常果的光谱,直接代入采

用数据组3(正常果)建立的偏最小二乘回归模型,预测可溶性固形物含量。图11为数据组3的偏最小建模及模型预测散点图。所用主成分因子数为12,建模相关系数 r_c 为0.93,建模标准差(SEC)为 0.36°Brix ,模型预测相关系数 r_p 为0.88,预测标准差(SEP)为 0.45°Brix 。偏最小二乘回归模型的回归系数曲线如图12所示。不同波长点处回归系数大小表示其对应的能量谱峰强在偏最小二乘回归模型中的权重,分析回归系数的权重有助于更好地理解偏最小二乘回归模型。正回归系数对应能量谱越强,预示着该样品的可溶性固形物含量越高;负回归系数对应能量谱越强,预示着该样品的可溶性固形物含量越低。实验中建立的偏最小二乘回归模型的截距为12.97。

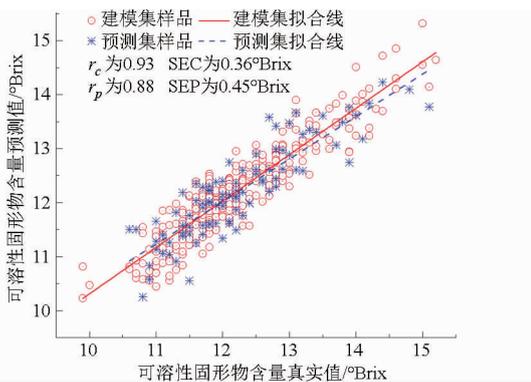


图11 偏最小二乘回归建模和模型预测散点图

Fig. 11 Scatters PLS calibration and prediction models

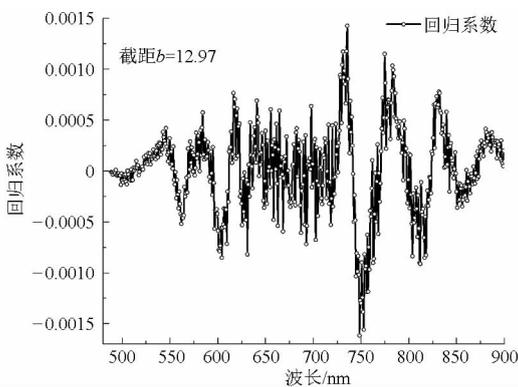


图12 偏最小二乘回归模型回归系数曲线

Fig. 12 Regression coefficients of PLS calibration model

应用鸭梨黑心病和可溶性固形物含量在线检测数学模型,可进行黑心病和可溶性固形物含量同时在线检测。首先,分析正常果和黑心果的可见近红外漫透射光谱特性,建立峰值比判别模型。然后,经峰值比阈值判断为黑心果的样品直接分入异常果,正常果经偏最小二乘回归数学模型预测,实现按可

溶性固形物含量分级,具体流程如图13所示。

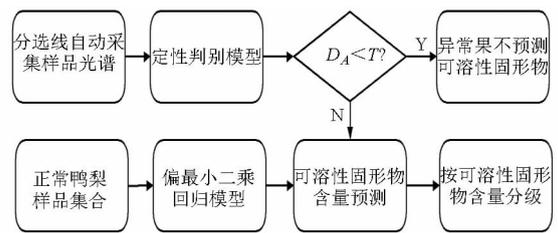


图13 鸭梨黑心病和可溶性固形物含量同时在线检测流程图

Fig. 13 Flow diagram of simultaneous detection for blackheart and soluble solids content of pears by using online visible-NIR spectroscopy

2.3 在线分选准确性评价

将黑心果偏最小二乘判别模型回归系数和截距、可溶性固形物偏最小二乘模型回归系数和截距导入自行开发的在线检测软件。将预测集的23个黑心果和32个正常果按顺序编号,沿赤道位置间隔 120° 标记样品的放置位置。每个样品按标记的位置在分选线上放置3次,观察每次是否弹入同一分级口。32个正常果,共运行96次,均未被误分入0级。23个黑心果,共运行69次,均被准确分入0级。

消费者口感能感觉到的可溶性固形物含量差异通常在 2°Brix 以上,故人为将分选等级设为 10°Brix 以下、 $10\sim 12^\circ\text{Brix}$ 、 $12\sim 14^\circ\text{Brix}$ 和 14°Brix 以上4个等级。32个正常果,共运行96次,将果实误分入相邻分级口次数为2,在线分选正确率达到98%。

3 结束语

采用可见近红外漫透射光谱技术,探讨鸭梨黑心病和可溶性固形物含量同时在线检测的可行性。基于正常果和黑心果的可见近红外光谱响应特性,建立了鸭梨黑心病峰值比判别模型和偏最小二乘判别模型,采用预测集样品评价模型判别能力,偏最小二乘判别模型精度较高,判别精度达到100%。同时考察了黑心果对鸭梨可溶性固形物偏最小二乘回归模型预测精度的影响,建立了正常果的偏最小二乘回归模型。提出了鸭梨黑心病和可溶性固形物含量同时在线检测策略。采用未参与建模的新样品,评价可溶性固形物在线分选的准确性,正常果预测标准差SEP为 0.45°Brix ,分选正确率达到98%。本研究可为鸭梨出口贸易提供技术支撑和参考依据。

参 考 文 献

- 1 王加华,孙旭东,潘璐,等. 基于可见/近红外能量光谱的苹果褐腐病和水心鉴别[J]. 光谱学与光谱分析,2008,28(9): 2098 - 2102.
Wang Jiahua, Sun Xudong, Pan Lu, et al. Discrimination of brownheart and watercore of apples based on energy spectrum of visible/near infrared transmittance[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2008,28(9): 2098 - 2102. (in Chinese)
- 2 韩东海,刘新鑫,鲁超,等. 苹果内部褐变的光学无损检测研究[J]. 农业机械学报,2006, 37(6): 86 - 93.
Han Donghai, Liu Xinxin, Lu Chao, et al. Study on optical-nondestructive detection of brown-down apples[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2006, 37(6): 86 - 93. (in Chinese)
- 3 韩东海,涂润林,刘新鑫,等. 鸭梨黑心病与其果皮颜色、硬度和糖度的方差分析[J]. 农业机械学报,2005, 36(3): 71 - 74.
Han Donghai, Tu Runlin, Liu Xinxin, et al. Variance analysis of color, hardness, sugar content and blackheart of Chinese pear 'Yali' [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2005, 36(3): 71 - 74. (in Chinese)
- 4 Fu Xiaping, Ying Yibin, Lu Huishan, et al. Comparison of diffuse reflectance and transmission mode of visible-near infrared spectroscopy for detecting brown heart of pear[J]. Journal of Food Engineering, 2007, 83(3): 317 - 323.
- 5 Han Donghai, Tu Runlin, Lu Chao, et al. Nondestructive detection of brown core in the Chinese pear 'Yali' by transmission visible-NIR spectroscopy[J]. Food Control, 2006, 17(8): 604 - 608.
- 6 Xu Huirong, Qi Bing, Sun Tong, et al. Variable selection in visible and near-infrared spectra: application to on-line determination of sugar content in pears[J]. Journal of Food Engineering, 2012, 109(1): 142 - 147.
- 7 刘辉军,应义斌. 树形对适收期黄花梨糖度 VIS/NIR 光谱检测的影响研究[J]. 农业机械学报,2015,46(7):233 - 237.
Liu Huijun, Ying Yibin. Effect of tree shapes on prediction of sugar content in Huanghua pear in harvest time by visible/near infrared spectroscopy[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015,46(7):233 - 237. (in Chinese)
- 8 李江波,赵春江,陈立平,等. 基于可见/近红外光谱谱区有效波长的梨品种鉴别[J]. 农业机械学报,2013, 44(3): 153 - 157, 179.
Li Jiangbo, Zhao Chunjiang, Chen Liping, et al. Variety identification of pears based on effective wavelengths in visible/near infrared region[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(3): 153 - 157, 179. (in Chinese)
- 9 刘雪梅,章海亮. 基于 DPLS 和 LS - SVM 的梨品种近红外光谱识别[J]. 农业机械学报,2012, 43(9): 160 - 164.
Liu Xuemei, Zhang Hailiang. Identification of varieties of pear using near infrared spectra based on DPLS and LS - SVM model [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(9): 160 - 164. (in Chinese)
- 10 Paz Patricia, Sánchez María-Teresa, Pérez-Marín Dolores, et al. Instantaneous quantitative and qualitative assessment of pear quality using near infrared spectroscopy[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2009, 69(1): 24 - 32.
- 11 Nicolai Bart M, Verlinden Bert E, Desmet Michèle, et al. Time-resolved and continuous wave NIR reflectance spectroscopy to predict soluble solids content and firmness of pear[J]. Postharvest Biology and Technology, 2008, 47(1): 68 - 74.
- 12 Li Jiangbo, Huang Wenqian, Zhao Chunjiang, et al. A comparative study for the quantitative determination of soluble solids content, pH and firmness of pears by Vis/NIR spectroscopy[J]. Journal of Food Engineering, 2013, 116(2): 324 - 332.
- 13 Sun Tong, Lin Hongjian, Xu Huirong, et al. Effect of fruit moving speed on predicting soluble solids content of 'Cuiguan' pears (*Pomaceae pyrifolia* Nakai cv. Cuiguan) using PLS and LS - SVM regression[J]. Postharvest Biology and Technology, 2009, 51(1): 86 - 90.
- 14 Travers Sylvania, Bertelsen Marianne G, Petersen Karen K, et al. Predicting pear (cv. Clara Frijs) dry matter and soluble solids content with near infrared spectroscopy[J]. LWT-Food Science and Technology, 2014, 59(2): 1107 - 1113.
- 15 Salguero-Chaparro L, Peña-Rodríguez F. On-line versus off-line NIRS analysis of intact olives [J]. LWT-Food Science and Technology, 2014, 56(2): 363 - 369.
- 16 Wang A, Xie L. Technology using near infrared spectroscopic and multivariate analysis to determine the soluble solids content of citrus fruit[J]. Journal of Food Engineering, 2014, 143: 17 - 24.
- 17 Salguero-Chaparro L, Baeten V, Fernández-Pierna J A, et al. Near infrared spectroscopy (NIRS) for on-line determination of quality parameters in intact olives[J]. Food Chemistry, 2013, 139(1 - 4): 1121 - 1126.
- 18 Salguero-Chaparro L, Baeten V, Abbas O, et al. On-line analysis of intact olive fruits by vis-NIR spectroscopy: optimisation of the acquisition parameters[J]. Journal of Food Engineering, 2012, 112(3): 152 - 157.