doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.S0.057

核桃仁脂肪含量的近红外光谱无损检测

马文强[1,2]　张　漫[1]　李　源[3]　杨莉玲[2]　朱占江[2]　崔宽波[2]

(1. 中国农业大学现代精细农业系统集成研究教育部重点实验室, 北京 100083;
2. 新疆农业科学院农业机械化研究所, 乌鲁木齐 830091;
3. 新疆农业科学院土壤肥料与农业节水研究所, 乌鲁木齐 830091)

摘要: 为了实现核桃仁脂肪含量的快速无损检测,在 1 040 ~ 2 560 nm 光谱范围内采集了核桃仁近红外光谱。首先,通过多元散射校正和标准正态化组合方法对原始光谱信息进行预处理,采用马氏距离法剔除异常样本;然后,运用竞争性自适应重加权采样算法与相关系数法相结合,进行特征波段筛选;最后,采用偏最小二乘回归和支持向量机回归算法建立了核桃仁脂肪含量的预测模型。结果显示,以筛选出的 6 个特征波段为输入,采用偏最小二乘回归算法建立的核桃仁脂肪质量分数预测模型的验证集决定系数为 0.86,均方根误差为 1.584 9%;采用支持向量机回归算法建立的模型验证集决定系数为 0.88,均方根误差为 1.371 6%;表明支持向量机回归算法的建模质量优于偏最小二乘回归算法。采用特征波段建立的支持向量机回归预测模型能大幅降低建模复杂度,实现核桃仁脂肪含量的快速无损检测。

关键词: 核桃仁; 脂肪含量; 近红外光谱; 特征波段; 支持向量机回归

中图分类号: O657.33; S664.1　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2019)S0-0374-06

Non-destructive Detection for Fat Content of Walnut Kernels by Near Infrared Spectroscopy

MA Wenqiang[1,2]　ZHANG Man[1]　LI Yuan[3]　YANG Liling[2]　ZHU Zhanjiang[2]　CUI Kuanbo[2]

(1. *Key Laboratory of Modern Precision Agriculture System Integration Research*, *Ministry of Education*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*
2. *Agricultural Mechanization Institute*, *Xinjiang Academy of Agricultural Sciences*, *Urumqi* 830091, *China*
3. *Soil Fertilizer and Agricultural Water Saving Research Institute*, *Xinjiang Academy of Agricultural Sciences*, *Urumqi* 830091, *China*)

Abstract: Fat content is an important indicator of the quality of walnuts. In order to achieve the rapid non-destructive detection of walnut fat content, the near infrared spectrum of walnut kernel was collected in the spectral range of 1 040 ~ 2 560 nm. Multivariate scatter correction and standard normalized variate were used to pre-processing the original spectral information. And abnormal samples were eliminated by the Mahalanobis distance method. Then the feature bands were screened by the method, which combined competitive adaptive re-weighting sampling (CARS) and correlation coefficient method (CCM) algorithm. Finally, the partial least squares regression and the support vector machine regression algorithm were used to establish prediction model for the fat content of walnut kernels. The results showed that with the six feature bands selected as input, the validation set coefficient of the walnut kernel fat content prediction model established by partial least squares regression algorithm was 0.86, and the root mean square error was 1.584 9%. The validation set coefficient of model established by the support vector machine regression algorithm was 0.88 and the root mean square error was 1.371 6%. It was showed that the modeling quality of the support vector machine regression algorithm was better than the partial least squares regression algorithm. The support vector machine regression prediction model

收稿日期: 2019-04-20　修回日期: 2019-05-20

基金项目: 新疆维吾尔自治区自然科学基金计划特培项目(2019D03007)、新疆农业科学院青年科技骨干创新能力培养项目(xjnkq-2019007)和新疆农业科学院科技创新重点培育专项(xjkcpy-004)

作者简介: 马文强(1986—),男,博士生,新疆农业科学院副研究员,主要从事农产品智能化检测技术研究,E-mail: mwq4530@163.com

通信作者: 张漫(1975—),女,教授,博士生导师,主要从事智能检测技术研究,E-mail: cauzm@cau.edu.cn

established by the feature bands could sharply reduce the modeling complexity and realize the rapid non-destructive detection of the fat content of walnut kernel.

Key words: walnut kernel; fat content; near infrared spectroscopy; feature bands; support vector machine regression

0　引言

我国核桃种植面积及产量均居世界首位[1]。脂肪含量是评价核桃品质的重要指标[2]。核桃脂肪含量的检测通常采用索氏抽提法,需要对核桃仁研磨后进行反复抽提萃取,检测方法对样品具有破坏性,耗时较长,检测成本较高,难以适应核桃精深加工产业的规模化需求。开发适于实际生产加工的核桃仁脂肪含量快速无损检测方法与装备,是核桃精深加工产业亟需解决的技术问题。

近红外光谱技术具有检测速度快、检测过程简单、对样品破坏性小的特点,近年来已在农产品定量及定性测量方面得到广泛的应用[3-8]。在农产品脂肪含量检测方面,文献[9]将近红外光谱技术应用于智能手机平台,实现了盐渍肉脂肪含量等组分的检测。文献[10]采用近红外光谱技术开展了扁豆脂肪含量的预测。文献[11]开展了红松籽中脂肪的近红外光谱快速检测研究。文献[12]研究了女贞子中脂肪、蛋白质等组分的近红外光谱快速测定方法。文献[13]采用近红外光谱技术对大米脂肪、蛋白质、总糖等进行了检测。文献[14]开展了藜麦的蛋白质、脂肪和淀粉含量的近红外反射光谱预测建模研究。以上研究表明,近红外光谱技术在农产品脂肪含量检测方面具有较好的效果,但是不同农产品的理化特性各不相同,以上成果无法直接用于核桃仁脂肪含量的检测。针对核桃仁品质指标的近红外光谱检测[15-16],均采用先将核桃仁粉碎、再测量光谱数据的方法。文献[17]通过近红外光谱方法实现了核桃仁蛋白质含量的无损检测。但针对核桃仁脂肪含量的近红外光谱无损检测研究尚未见相关报道。

本文采用近红外光谱技术,采集波长1 040 ~ 2 560 nm 范围内的核桃仁近红外光谱信息,通过光谱信息预处理和特征波段筛选,降低光谱信息复杂度。进一步采用偏最小二乘回归(Partial least squares regression, PLSR)和支持向量机回归(Support vector machine regression, SVR)算法,结合化学检测分析建立核桃仁全光谱波段和特征波段的脂肪含量预测模型,以期实现核桃仁脂肪含量的快速无损检测,为研发核桃仁品质快速无损检测装备提供参考依据。

1　材料与方法

1.1　近红外光谱采集

实验样品选用新疆“温 185”核桃,含水率为7%,实验前储藏于4℃冷库环境约 5 个月。通过手工破壳取仁并保持核桃仁的完整性,选取完整的核桃仁半仁样品 60 枚,进行近红外光谱采集。实验仪器使用德国 BRUKER 公司 MPA 傅里叶变换漫反射近红外光谱仪,如图 1 所示。仪器光源为卤钨灯,配有用于固体样品近红外漫反射光谱信息采集的样品池。实验前先打开光谱仪预热 30 min 以确保仪器的测量稳定性,并进行测量参数的设置,设置光谱测量方式采用最大积分球漫反射方式,样品池为内径 51 mm 的旋转样品池,测量光谱范围 1 040 ~ 2 560 nm,分辨率为 2. 1 nm,扫描次数为 64 次。采集光谱信息时,将待测量的核桃仁样品放入样品池中进行测量,测量的同时,样品随样品池自动匀速旋转 360°。采集后将样品按测量顺序进行编号处理,以进一步用于脂肪含量测定。每次测量后,对样品池进行超声波清洗。

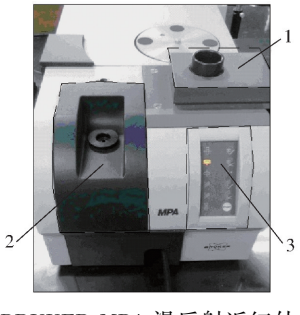

图 1　BRUKER MPA 漫反射近红外光谱仪

Fig. 1　BRUKER MPA diffuse reflectance near infrared spectrometer

1. 漫反射光谱采集样品池　2. 透射光谱采集样品池　3. 工作状态指示面板

1.2　样品脂肪含量测定

采用索氏抽提法测量样品的脂肪含量。每个核桃仁样品经过粉碎处理混合均匀后,使用电子天平精确称量 5 g,采用索氏提取器和石油醚试剂,按照 GB 5009. 6—2010 中的要求对脂肪进行反复萃取抽提,萃取完全后计算脂肪含量,公式为

$$X = \frac{m_1 - m_0}{m_2} \times 100\% \tag{1}$$

式中　X——样本脂肪质量分数,%

m_0——索氏提取器接收瓶质量

m_1——质量恒定后接收瓶和样品脂肪的质量

m_2——样品的质量

1.3 数据处理方法

为了减小背景环境、随机噪声等影响,需要对原始光谱信息进行预处理,使用常用的光谱预处理方法包括 Savitzky－Golay 卷积平滑(S－G)、多元散射校正(Multivariate scatter correction, MSE)、标准正态化(Standard normalized variate, SVN)和一阶微分(First order differential,FD)及其不同组合方法对原始光谱进行预处理,以选出合适的预处理方法。然后采用马氏距离法剔除光谱信息和脂肪含量测量值中的异常样本后,按照 2∶1的比例通过随机采样法将样本划分为校正集和验证集。进一步采用竞争性自适应重加权采样(Competitive adaptive reweighted sampling, CARS)算法与相关系数法(Correlation coefficient method, CCM)相结合进行特征波段筛选,以去除全光谱波段中的无关和冗余信息,提高建模效率。最后建立核桃仁脂肪含量的 PLSR 和 SVR 预测模型,采用决定系数 R^2 和均方根误差对模型进行评估。

2 结果与讨论

2.1 光谱特征分析与预处理

近红外光谱的吸收谱带主要是由有机物分子中不同基团及化学键的振动引起的,核桃仁主要由脂肪、蛋白质、水分、糖类和微量元素组成。图 2a 是核桃仁样品的近红外原始光谱曲线,可以看出在 2 300、2 100、1 940、1 700、1 450、1 150 nm 附近存在吸收峰,其中 2 300 nm 附近为脂肪的吸收峰,2 100 nm 附近为蛋白质吸收峰,1 940 nm 和 1 450 nm 为水分吸收峰,1 700 nm 和 1 150 nm 附近为 C—H 键伸缩振动的 2 倍频和 3 倍频引起的吸收峰。原始光谱信息受环境和仪器噪声影响较大,并且吸收峰不明显,不利于后续分析处理。

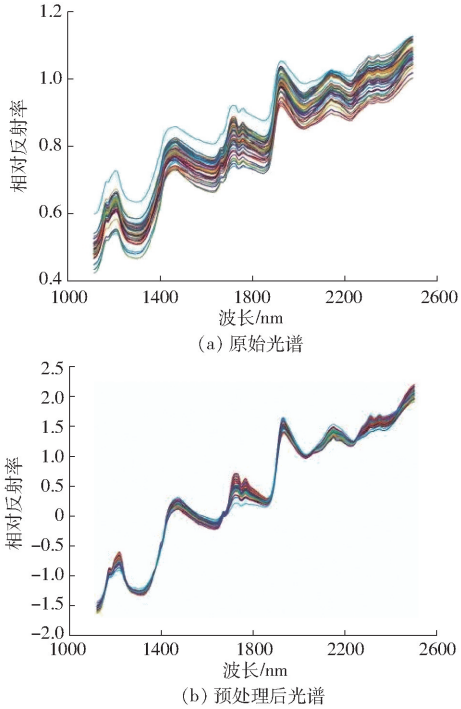

图 2 核桃仁近红外光谱图

Fig. 2 Walnut kernel near infrared spectrum

采用 S－G、MSE、SVN 和 FD 及其不同组合方法对原始光谱进行预处理,并使用预处理后的光谱数据建立了全光谱 PLSR 脂肪含量预测模型。表 1 是光谱预处理后的建模结果,可以看出,与其他预处理方法相比,采用 MSE 和 SVN 组合的预处理方法,模型验证集的决定系数 R_v^2 最大,达到 0.83;均方根误差最小,为 1.647%。图 2b 是 MSE 与 SVN 组合方法预处理后的光谱曲线,可以看出经过预处理后光谱噪声减小,曲线更加平滑,同时吸收峰得到了加强。

表 1 不同预处理方法的 PLSR 建模结果

Tab. 1 PLSR modeling results for different preprocessing methods

方法	主成分数	校正集		验证集	
		均方根误差/%	R_c^2	均方根误差/%	R_v^2
无	9	0.434 5	0.95	2.344 5	0.78
S－G	9	0.506 0	0.95	2.232 3	0.78
MSE	9	0.528 7	0.95	2.058 1	0.82
SVN	9	0.461 6	0.95	2.185 1	0.81
FD	6	0.537 9	0.93	3.311 7	0.57
MSE＋SVN	9	0.449 6	0.95	1.647 0	0.83
S－G＋FD	6	0.579 3	0.92	3.926 8	0.68
MSE＋SVN＋FD	6	0.539 0	0.95	2.755 4	0.48

2.2 异常样本剔除

为了消除测量误差造成的影响,提高核桃仁脂肪含量预测模型的准确性和可靠性,采用马氏距离法剔除异常样本。首先计算每一个样本测量值到样本中心的马氏距离,然后统计样本测量值马氏距离的均值 μ 和标准差 σ,以 $\mu+3\sigma$ 为阈值 M,最后判断如果样本的测量值马氏距离大于阈值 M,则认为该样本为异常样本将其剔除。图 3a、3b 分别是样本光谱信息和脂肪含量测量值的马氏距离分布图,图中红线下方为正常样本,红线上方为异常样本。

2.3 特征波段筛选

CARS 算法是近年来得到较多应用的新型特征信息筛选方法[18-20]。该方法首先通过蒙特卡洛采样(Monte Carlo sampling, MCS)建立样品 PLSR 模型,然后通过指数衰减法去除模型中回归系数绝对值较小的波段,再采用自适应重加权采样从剩余的

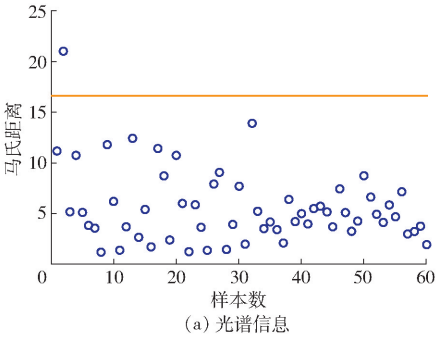

图 3　马氏距离分布

Fig. 3　Mahalanobis distance distributions

波段中得到多个波段子集，最后通过建立 PLSR 模型并交叉验证得到均方根误差最小的最优波段子集。通过 CARS 算法进行特征波段筛选，MCS 次数设置为 50 次，筛选过程及结果如图 4 所示。图 4 为 CARS 算法筛选过程中参与建模的变量数目、自适应重加权采样后建立模型的均方根误差和各变量回归系数随 MCS 次数变化的情况，图 4c 中“ * ”号垂线表明均方根误差最小的位置，可以看出当 MCS 次数为 34 时，均方根误差达到最小值，此时筛选出的特征变量为 17 个。

通过 CARS 算法去除了全波段范围内的无关变量，但仍然存在冗余信息。因此采用相关系数法对筛选出的变量进一步进行优选，其步骤如下：①计算筛选出的特征波段中所有波段两两组合的相关系数绝对值。②设定相关系数绝对值阈值为 0.9，统计任一波段与其他波段相关系数绝对值大于等于 0.9 的数目。③剔除与其他波段相关系数大于等于 0.9 数目最多的波段，并返回步骤②重新统计。④当所

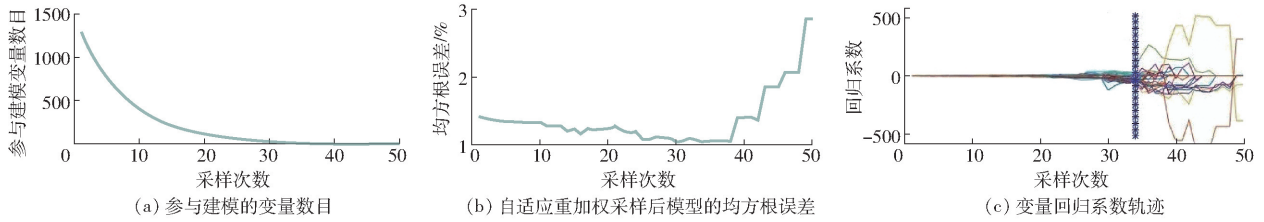

图 4　CARS 算法筛选过程

Fig. 4　Selection process of CARS algorithm

有波段两两组合的相关系数绝对值都小于 0.9 时结束优选。最终筛选出特征波段数目为 6 个，中心波长分别是1 121、1 152、1 245、1 597、1 728、2 365 nm。

2.4　核桃仁脂肪含量预测建模

采用随机抽样法按 2∶1 的比例将样本划分为训练集和验证集。分别采用 PLSR 和 SVR 算法对全光谱波段、CARS 算法筛选出的特征波段和 CARS 与 CCM 组合算法筛选出的特征波段建立脂肪含量预测模型。其中采用 PLSR 算法建模时，主成分数为 6，交叉验证次数为 5；SVR 算法核函数为径向基函数，核函数参数采用网格搜索算法寻优确定。

表 2 为建模预测结果，可以看出与全光谱波段相比，CARS 算法筛选出的特征波段有效地提升了模型质量，PLSR 模型验证集决定系数 R_v^2 由 0.83 提升到 0.89，均方根误差由 1.652% 减小到 1.254 2%；SVR 模型验证集决定系数 R_v^2 由 0.76 提升到 0.91，均方根误差由 2.562 3% 减小到 1.021%。由于采用 CARS 算法筛选出的各特征波段之间仍然存在较高的相关性，并且特征波段数目较多，不利于进行实际生产应用。

图 5 为采用 CARS 与 CCM 组合算法筛选出的特征波段进行建模的结果。由图 5 和表 2 中可以看出，采用 CARS 与 CCM 组合算法筛选出的特征波段进行建模时，PLSR 模型验证集决定系数为 0.86，均方根误差为 1.584 9%；SVR 模型验证集决定系数为 0.88，均方根误差为 1.371 6%；与单独采用 CARS 算法进行特征波段筛选相比，模型质量有所下降，但特征波段数目显著减少，为进一步开展设备研发提供了参考依据。在建模算法方面，当采用特征波段建模时 SVR 算法的建模质量优于 PLSR 算法。

表 2　PLSR 和 SVR 模型预测结果

Tab. 2　PLSR and SVR model prediction results

建模方法	特征波段筛选方法	波段数	训练集		验证集	
			R_c^2	均方根误差/%	R_v^2	均方根误差/%
PLSR	全光谱波段	1 296	0.95	0.450 9	0.83	1.652 0
	CARS 算法	17	0.96	0.342 1	0.89	1.254 2
	CARS + CCM	6	0.89	0.629 0	0.86	1.584 9
SVR	全光谱波段	1 296	0.98	0.109 1	0.76	2.562 3
	CARS 算法	17	0.98	0.110 5	0.91	1.021 0
	CARS + CCM	6	0.94	0.454 9	0.88	1.371 6

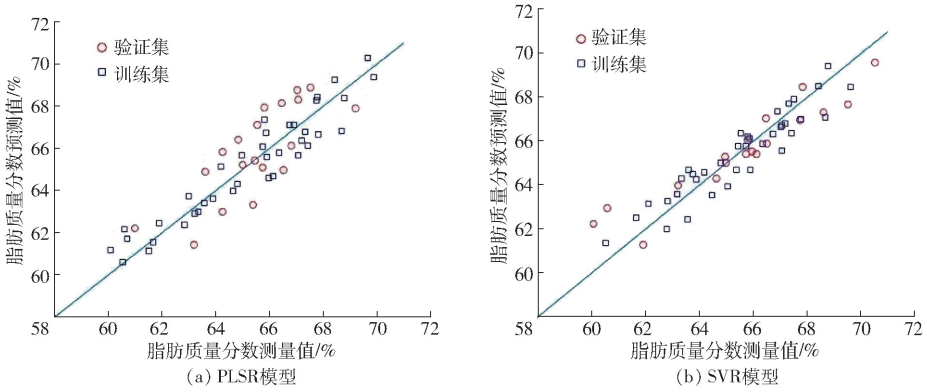

图 5 模型预测结果分布

Fig. 5 Model prediction result distributions

3 结论

(1)采用 7 种组合方法对核桃仁近红外光谱进行预处理,并通过 PLSR 预测模型进行验证,结果表明,MSE 与 SVN 的组合方法更适用于核桃仁近红外光谱的预处理。

(2)将 CARS 与 CCM 组合算法应用于核桃仁脂肪含量特征波段筛选,筛选出特征波段数目为 6,建立的 SVR 预测模型验证集决定系数为 0.88,均方根误差为 1.371 6%,为进一步开展设备研发提供了参考依据。

(3)采用 PLSR 和 SVR 算法建立了核桃仁脂肪含量预测模型,结果表明,SVR 算法在特征波段的核桃仁脂肪含量预测建模中,建模质量优于 PLSR 算法。

参 考 文 献

[1] 曹亚龙,揭波,王磊,等. 基于计量文献学的核桃研究动态分析[J]. 果树学报, 2018, 35(9):1128 - 1140.
CAO Yalong, JIE Bo, WANG Lei, et al. Dynamic analysis of walnut research based on bibliometrics [J]. Journal of Fruit Science, 2018, 35(9):1128 - 1140. (in Chinese)

[2] LYT 1922—2010 核桃仁[S].

[3] MESERY E L, HSMAO H P, ABOMOHRA A. Applications of non-destructive technologies for agricultural and food products quality inspection[J]. Sensors, 2019, 19(4):846.

[4] JIE Dengfei, XIE Lijuan, RAO Xiuqin, et al. Using visible and near infrared diffuse transmittance technique topredict soluble solids content of watermelon in an on-line detection system[J]. Postharvest Biology and Technology, 2014, 90:1 - 6.

[5] KHANMOHAMMADI M, KARAMI F, MIR-MARQUES A, et al. Classification of persimmon fruit origin by near infrared spectrometry and least squares-support vector machines[J]. Journal of Food Engineering, 2014, 142:17 - 22.

[6] 王凡,李永玉,彭彦昆,等. 马铃薯多品质参数可见/近红外光谱无损快速检测[J]. 光谱学与光谱分析, 2018, 38(12):3736 - 3742.
WANG Fan, LI Yongyu, PENG Yankun, et al. Multi-parameter potato quality non-destructive rapid detection by visible/near-infrared spectra[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2018, 38(12):3736 - 3742. (in Chinese)

[7] 赵娟,全朋坤,马敏娟,等. 富士苹果采收成熟度光谱无损预测模型对比分析[J]. 农业机械学报, 2018, 49(12):347 - 354.
ZHAO Juan, QUAN Pengkun, MA Minjuan. Comparative analysis of harvest maturity model for Fuji apple based on visible/near spectral nondestructive detection[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(12):347 - 354. (in Chinese)

[8] 李鸿强,孙红,李民赞. 近红外光谱的结球甘蓝可溶性糖含量测定[J]. 光谱学与光谱分析, 2018, 38(10):3058 - 3063.
LI Hongqiang, SUN Hong, LI Minzan. Prediction of soluble sugar content in cabbage by near infrared spectrometer[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2018, 38(10):3058 - 3063. (in Chinese)

[9] KARTAKOULLIS A, COMAPOSADA J, CRUZ-CARRION A, et al. Feasibility study of smartphone-based near infrared spectroscopy (NIRS) for salted minced meat composition diagnostics at different temperatures[J]. Food Chemistry, 2019, 278(4):314 - 321.

[10] REVILLA I, LASTRAS C, GONZALEZ-MARTIN M I, et al. Predicting the physicochemical properties and geographical origin of lentils using near infrared spectroscopy[J]. Journal of Food Composition and Analysis, 2019, 77(1):84 - 90.

[11] 仇逊超,张麟. 红松籽中脂肪的近红外光谱快速检测研究[J]. 江苏农业科学, 2019, 47(3):159 - 163.

[12] 段凌瑶,侯超逸,李芸玲,等. 女贞子中蛋白质、脂肪和多糖的快速测定方法[J]. 河南科技学院学报(自然科学版), 2018, 41(1):54 - 58.
DUAN Lingyao, HOU Chaoyi, LI Yunling. Study on rapid determination of protein, fat and polysaccharide in fruit of *Ligustrum*

lucidum[J]. Journal of Henan Institute of Science and Technology (Natural Science Edition), 2018,41(1):54 - 58. (in Chinese)

[13] 李路,黄汉英,赵思明. 大米蛋白质、脂肪、总糖、水分近红外检测模型研究[J]. 中国粮油学报,2017,32(7):121 - 126.
LI Lu, HUANG Hanying, ZHAO Siming. NIR spectra detection model of protein, fat, total sugar and moisture in rice[J]. Journal of the Chinese Cereals and Oils Association, 2017,32(7): 121 - 126. (in Chinese)

[14] 石振兴,朱茵茵,杨修仕,等. 藜麦粉末中主要营养成分近红外预测模型的建立及验证[J]. 粮食与油脂, 2017, 30(12): 55 - 57.
SHI Zhenxing, ZHU Yinyin, YANG Xiushi, et al. Development of near-infrared reflectance spectroscopy (NIRS) prediction model for the quality components of flour in quinoa[J]. Cereals & Oils, 2017, 30(12):55 - 57. (in Chinese)

[15] 汪庆平,黎其万,董宝生,等. 近红外光谱法快速测定山核桃品质性状的研究[J]. 西南农业学报,2009,22(3):873 - 875.
WANG Qingping, LI Qiwan, DONG Baosheng, et al. Study on the prediction of oils of *Carya cathayensis* Sargent using near infrared reflectance spectroscopy[J]. Southwest China Journal of Agricultural Sciences, 2009, 22(3):873 - 875. (in Chinese)

[16] 徐艳飞,回瑞华,侯岩冬. 新疆种植核桃与野生核桃蛋白质含量的测定[C]//中国化学会第 26 届学术年会分析化学分会场论文集. 中国化学会,2008.

[17] 马文强,张漫,李忠新,等. 基于近红外光谱的核桃仁蛋白质含量检测分析[J]. 农业机械学报,2017,48(增刊):407 - 411.
MA Wenqiang, ZHANG Man, LI Zhongxin, et al. Detection and analysis of walnut protein content based on near infrared spectroscopy[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017,48(Supp.):407 - 411. (in Chinese)

[18] 王彬,王巧华,肖壮,等. 基于可见-近红外光谱及增强回归树算法的鸡蛋种类鉴别[J]. 华中农业大学学报,2018, 37(1):95 - 100.
WANG Bin, WANG Qiaohua, XIAO Zhuang, et al. Identitying egg varieties based on regression trees algorithm and visible-near-infrared spectrum[J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2018,37(1):95 - 100. (in Chinese)

[19] 王海龙,杨国国,张瑜,等. 竞争性自适应重加权算法和相关系数法提取特征波长检测番茄叶片真菌病害[J]. 光谱学与光谱分析,2017,37(7):2115 - 2119.
WANG Hailong, YANG Guoguo, ZHANG Yu, et al. Detection of fungal disease on the tomato leaves with competitive adaptive reweighting sampling and correlation analysis methods[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2017,37(7):2115 - 2119. (in Chinese)

[20] 姜微,房俊龙,王树文,等. CARS - SPA 算法结合高光谱检测马铃薯还原糖含量[J]. 东北农业大学学报,2016,47(2): 88 - 95.
JIANG Wei, FANG Junlong, WANG Shuwen, et al. Using CARS - SPA algorithm combined with hyperspectral to determine reducing sugars content in potatoes[J]. Journal of Northeast Agricultural University, 2016, 47(2): 88 - 95. (in Chinese)

(上接第 338 页)

[18] JIA Y, SHELHAMER E, DONAHUE J, et al. Caffe: convolutional architecture for fast feature embedding[C]//Proceedings of the 22nd ACM International Conference on Multimedia. ACM, 2014: 675 - 678.

[19] WU Y, LIM J, YANG M H. Online object tracking: a benchmark[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013: 2411 - 2418.

[20] CHEN Zhichang, ZHANG Li, KHATTAK A M, et al. Deep feature fusion by competitive attention for pedestrian detection[J]. IEEE Access, 2019, 7: 21981 - 21989.

[21] ZHANG J, MA S, SCLAROFF S. MEEM: robust tracking via multiple experts using entropy minimization[C]//European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2014: 188 - 203.

[22] ZHONG W, LU H, YANG M H. Robust object tracking via sparsity-based collaborative model[C]//2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2012: 1838 - 1845.

[23] KALAL Z, MATAS J, MIKOLAJCZYK K. Pn learning: bootstrapping binary classifiers by structural constraints[C]//2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2010: 49 - 56.

[24] SERMANET P, KAVUKCUOGLU K, CHINTALA S, et al. Pedestrian detection with unsupervised multi-stage feature learning [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013: 3626 - 3633.

[25] ROSS D A, LIM J, LIN R S, et al. Incremental learning for robust visual tracking[J]. International Journal of Computer Vision, 2008, 77(1 - 3): 125 - 141.

[26] BAO C, WU Y, LING H, et al. Real time robust l1 tracker using accelerated proximal gradient approach[C]//2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2012: 1830 - 1837.

[27] PEREZ P, HUE C, VERMAAK J, et al. Color-based probabilistic tracking[C]//European Conference on Computer Vision. Springer, Berlin, Heidelberg, 2002: 661 - 675.