

花生冻伤近红外光谱快速判别方法研究

高 翔¹, 高 炜², 孙丽娟³, 吴静珠^{1*}, 孙晓荣¹

(1. 北京工商大学食品安全大数据技术北京市重点实验室, 北京 100048; 2. 北京交通大学电子信息工程学院, 北京 100044; 3. 中国农业科学院作物科学研究所, 北京 100081)

摘 要: **目的** 构建基于近红外光谱快速判别花生冻伤的模型。**方法** 采用移动窗口平均平滑(moving window average, WMA)、标准正态变量校正(standard normal variate correction, SNV)及一阶导数(first derivative, FD)的组合预处理方法提升光谱信号质量; 分别采用无信息变量消除法(elimination of uninformative variables, UVE)、竞争性自适应重加权法(competitive adaptive reweighted sampling, CARS)以及二者的联合算法筛选特征波长; 最后构建基于支持向量机分类算法(support vector machine classification, SVC)的花生冻伤分类模型。**结果** 使用 UVE-CARS 算法筛选特征波长效果最佳, 筛选出 7 个特征波长, 构建的判别模型准确率达 95%。**结论** 该花生冻伤判别模型判别准确率高, 为花生冻伤快速、无损判别提供可行的技术方案, 并为基于滤光片式近红外技术的花生品质色选机的开发提供参考。

关键词: 花生; 冻伤; 近红外光谱法; 特征波长选取; 支持向量机

Study on fast discrimination of peanut frostbite by near-infrared spectroscopy

GAO Xiang¹, GAO Wei², SUN Li-Juan³, WU Jing-Zhu^{1*}, SUN Xiao-Rong¹

(1. Beijing Key Laboratory of Big Data Technology for Food Safety, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China; 2. School of Electronic and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China; 3. Institute of Crop Science, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China)

ABSTRACT: Objective To establish a model for rapid identification of peanut frostbite based on near infrared spectroscopy. **Methods** Moving window average (WMA), standard normal variate correction (SNV) and first derivative (FD) were used to improve the quality of spectral signal; elimination of uninformative variables (UVE), competitive adaptive reweighted sampling (CARS) and their combined algorithms were used to screen characteristic wavelengths; then, a peanut frostbite classification model based on the support vector machine classification algorithm (SVC) was constructed. **Results** UVE-CARS algorithm was the best method to filter the feature wavelength, 7 feature wavelengths were selected, and the accuracy of the model was 95%. **Conclusion** The identification accuracy of this model is high, which provides a feasible technical scheme for the rapid and non-destructive identification of peanut frostbite, and provides a reference for the development of peanut quality color sorter based on the filter near-infrared technology.

KEY WORDS: peanut; frostbite; near infrared spectroscopy; characteristic wavelength selection; support vector machine

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFD0101004-03)

Fund: Supported by the National Key Research and Development Program of China (2018YFD0101004-03)

*通信作者: 吴静珠, 博士, 教授, 主要研究方向为基于分子光谱及光谱成像技术的农产品品质检测研究。E-mail: pubwu@163.com

*Corresponding author: WU Jing-Zhu, Ph.D, Professor, Beijing Technology and Business University, No.33, Fucheng Road, Haidian District, Beijing 100048, China. E-mail: pubwu@163.com

0 引言

花生是我国重要的农产品,富含脂肪、蛋白质、糖类等其他微量元素,是油、食兼用的高油脂、高蛋白作物^[1],是我国重要的油料与经济作物^[2]。花生已成为我国四大油料作物之一和世界第三大植物蛋白来源^[3],近几年来我国用于榨油的花生约占总产的 52%,花生油年产量近 300 万 t,占国产植物油产量的四分之一以上,是我国食用植物油的重要来源^[4-5]。然而,花生在收获、运输、储藏和加工过程中极易因温湿度变化导致冻伤,进而引起原料霉变、出油率降低、成品油质量不合格、食用口感欠佳等问题频发^[6-7]。冻伤是指由于受外界低温环境影响,农作物组织中的水分结晶、膨胀导致细胞破裂而损伤作物细胞的现象。花生冻伤会导致出油率明显降低,且冻伤粒花生掺杂的花生油整体酸值较高,严重不符合花生油安全食用标准^[8-9]。因此,对花生冻伤进行快速准确判别,不仅具有非常重要的现实意义,同时也是我国民生领域的重要安全保障。然而,现行国标尚未规定花生冻伤的检测标准与方法,传统生化检测法大都具有试样破坏性、操作复杂、检测周期长以及试剂污染环境等弊端^[10]。

近红外光谱技术(near infrared spectroscopy, NIRS)是一种快速无损的绿色检测分析方法^[11-12],它在花生的油脂、蛋白质、水分等内部主要成分的分析中占有举足轻重的地位,相关学者对其进行了深入研究。王雪晴等^[13]以花生种子为研究对象,利用机器视觉平台采集花生粒图像,借助 LabVIEW2017 的图像处理工具包 IMAQ Vision 丰富的图像处理功能编制软件程序对花生粒图像进行图像处理,其完善性检测正确率达到 92%,与传统人工检验相比更为准确快速。CHENG 等^[14]利用最小二乘法对花生蛋白质含量进行了建模和预测,利用遗传算法、连续投影、回归系数等技术对其进行数据处理与分析,建立了较为稳健的花生蛋白质含量检测模型。杨传得等^[15]以 116 株花生为实验样本,基于 Matrix—I 型傅立叶变换近红外光谱仪对花生光谱数据进行采集,结合偏最小二乘法,建立了花生样品水分含量预测的 NIR 模型,测试集样本预测结果表明该花生水分含量预测模型准确性较高,初步达到实际应用要求。

此外,基于现有的技术原理与相关应用,将近红外光谱检测技术应用于花生冻伤判别分析中具有一定的可行性,然而目前针对花生冻伤快速无损判别领域的相关研究几乎是空白。因此,本研究旨在探究一种基于近红外光谱的花生冻伤检测方法,实现花生冻伤品质的快速无损判别,为基于光电检测的花生品质色选机的应用与开发提供参考依据。

1 材料与方法

1.1 实验材料

实验样品选用由某食用油加工企业原料质检部门收

集的红皮花生样本,选取完整的正常、冻伤花生各 200 粒用于近红外光谱的采集。

1.2 光谱采集

实验仪器使用如图 1 所示的基于 DLP Nirscan Nano EVM 的便携式花生冻伤检测仪,其中 DLP Nirscan Nano EVM 是一个用于设计高性能的便携式近红外光谱仪的光谱模块,其内部的 DLP2010NIR DMD 在模块 900~1700 nm 的光谱范围进行了优化。在此模块的基础上开发了一套便携式检测系统,可以实现花生籽粒近红外光谱数据采集、数据存储并提供多种预制模型的功能。同时为了实现花生的“单籽粒”光谱数据采集的同时防止由于花生表面形态不平整使光谱采集过程中出现的“光泄露”现象导致光谱数据误差以及数据精度降低,在光谱模块上加装单籽粒采集附件,包括位于光源正上方的黑色金属圆环和盖在圆环上方的黑色金属遮光帽,采集光谱数据时将单粒花生放置在圆环内,将遮光帽覆盖在装有单粒花生的金属圆环上方,形成密闭空间,固定花生籽粒在光源正上方的同时防止四周的“光泄露”现象。

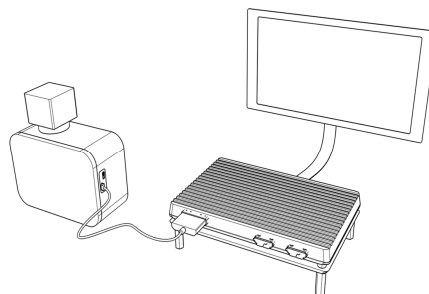


图1 便携式花生冻伤检测仪
Fig.1 Portable peanut frostbite detector

实验使用上述仪器采集单粒花生 900~1700 nm 范围内的 128 个波长点的光谱吸收率,采样平均次数是 90 次。图 2 为花生样本近红外光谱。

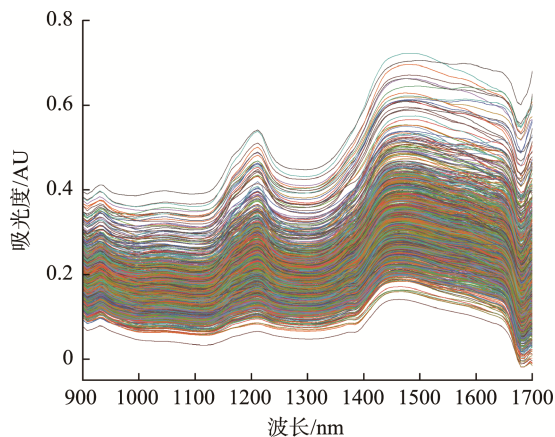


图2 花生样本近红外光谱
Fig.2 Near infrared spectra of peanut samples

1.3 数据处理方法

1.3.1 支持向量机

支持向量机分类算法(support vector machine classification, SVC)是一种基于统计学习理论的模式识别方法,其基本思想是通过核函数将数据从原始特征空间映射到高维特征空间,使线性内积运算非线性化,然后在特征空间建立使分类间隔最大化的最优超平面,并基于该超平面实现对未知样本的判别^[16]。

本研究使用机器学习中的支持向量机分类算法对普通花生与冻伤花生进行二分类建模。以 MATLAB 2021a 为建模工具,使用 Libsvm 工具包进行建模分析。设置 $\log_2^c$ 、 $\log_2^g$ 寻优范围为 $[-10, 10]$, 步长设置为 0.2。其中, SVC 算法核函数为径向基函数(radial basis function, RBF), 核函数参数采用网格搜索算法寻优确定^[17]。

1.3.2 光谱预处理

由图 2 知,花生样本原始光谱信息存在明显的漂移现象,并在光谱前后端存在较多“毛刺”,严重影响建模效果。为减弱或消除环境噪声等干扰因素对建模结果的影响,本研究对原始光谱(None)信息使用移动窗口平滑(moving window average, MWA)、归一化(Normalization)、标准化(Standardization)、中心化(Centralization)、多元散射校正(multivariate scatter correction, MSC)、标准正态变量校正(standard normal variate correction, SNV)、卷积平滑(Savitzky-Golay, S-G)和一阶导数(first derivative, FD)及其不同组合方法进行预处理,本研究的数据集共 400 组,其中冻伤和正常花生的光谱数据各 200 组,为了使冻伤花生和普通花生数据在训练集和测试集中均匀分布的同时,保证了训练集和测试集划分的随机性,将冻伤花生数据和正常花生数据分开,分别使用随机采样法按照 4:1 的比例划分训练集和测试集,最后再将冻伤花生和正常花生的训练集数据以及测试集数据整合,形成整体数据的训练集和测试集。划分后训练集共 320 组,其中冻伤和正常花生的光谱数据各 160 组,测试集共 80 组,其中冻伤和正常花生的光谱数据各 40 组。对使用不同预处理方法后的光谱数据采用 SVC 建立模型,记录并统计模型的预测准确率,最终使用 SVC 模型预测率最高的预处理方法对花生原谱进行光谱预处理。

1.3.3 特征波长筛选

本研究旨在构建一个基于近红外光谱快速判别花生冻伤的模型,为基于滤光片式近红外技术的花生品质色选机的开发提供参考。由于大型数据集不适合在线数据收集和处,而筛选特征波长可以增强花生的冻伤信息特征,降低数据维度,在数据采集及冻伤性质判别的过程中能够大大减少时间,提升模型预测的效率和准确率,同时还可以降低仪器的制造成本。所以本研究在保证准确率的同时尽量将特征波长的数量降到最少。本研究分别使用无信息变量消除法(elimination of uninformative variables, UVE)、竞争性自

适应重加权法(competitive adaptive reweighted sampling, CARS)以及二者的联合算法(CARS-UVE, UVE-CARS)挑选特征波长。CARS 算法是依据“适者生存”原则提出的一种基于蒙特卡罗采样和偏最小二乘法(partial least squares, PLS)回归系数的特征波长选择方法。选择出 PLS 模型中回归系数绝对值较大的波长,去掉权重较小的波长,具有很高的计算效率,适用于高维数据的变量选择^[18-20]。UVE 算法是近些年兴起的一种近红外光谱分析中选择信息波长的一种简单有效的方法。UVE 算法是基于分析 PLS 回归系数 b 的算法,用于消除那些不提供信息的变量。该方法的显著优点是在对光谱的特征波长进行提取时将噪声信息与光谱信息结合到一起,波长选择结果较为直观^[21-22]。联合算法是指将具有不同优点的特征波长筛选算法结合在一起,即先后使用多种算法对特征波长进行筛选,本研究使用 CARS 算法和 UVE 算法的联合算法筛选特征波长^[23-26]。用以上筛选算法在训练集中挑选特征波长,利用所选波长建立新的花生吸收光谱数据集。采用随机采样法以 4:1 的比例划分训练集与测试集后采用 SVC 算法建立花生冻伤判别模型,统计使用不同特征波长筛选算法后 SVC 预测准确率,综合考虑选取的波长数量及 SVC 模型预测率,在保证预测率满足要求的同时选用波长点最少的特征波长筛选算法。

2 结果与分析

2.1 光谱预处理

使用 Normalization、Centralization、SNV、MSC、FD、S-G 平滑和 MWA 及其不同组合方法对原始光谱进行预处理, SVC 模型预测结果表明采用 MWA、SNV 及 FD 组合预处理方法效果最佳,不同预处理方法后的 SVC 模型预测结果如图 3 所示。

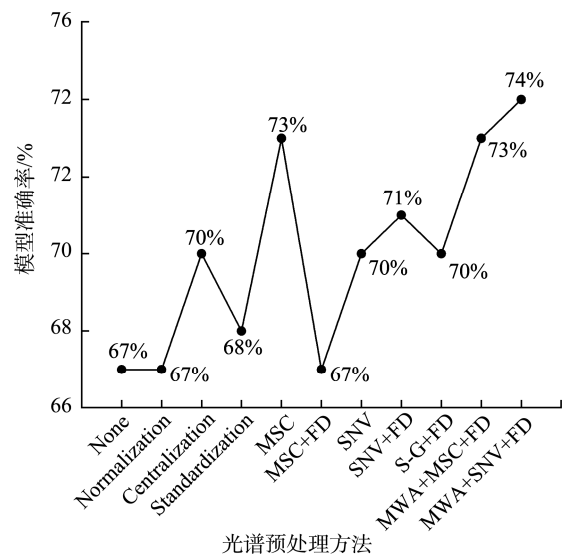


图3 不同预处理方法的SVC模型预测率

Fig.3 Prediction rates of SVC models with different pretreatment methods

2.2 特征波长筛选

本研究使用的光谱模块共在 900~1700 nm 范围内采集 128 个波长点的近红外光谱吸收率,采用 CARS 算法进行特征波长筛选,将特征波长数筛选至 40 个时,模型预测率达到了最优,预测率为 100%,所以在此基础上重点讨论在保证模型预测率为 95%以上的同时能够筛选的最小波长数量。采用 CARS 算法进行进一步的筛选,从选择 40 个特征波长点开始逐步递减,在保证模型预测准确率的同时减少波段数。最终当使用 CARS 算法挑选 12 个波长点为满足 SVC 判别模型预测准确率要求的最少波长数,模型预测准确率为 95%,所选的波长点分别是 952、994、1132、1172、1178、1185、1257、1408、1444、1451、1480、1486 nm。

采用 UVE 以及 CARS-UVE 算法筛选特征波长,两种方法均不能满足在挑选的特征波长数小于等于 12 个的同时,模型预测准确率大于等于 90%的条件,故 CARS 算法筛选特征波长效果优于 UVE 和 CARS-UVE 算法。

采用 UVE-CARS 算法筛选特征波长,波长数为 12 时,模型预测准确率为 95%,满足预测准确率大于等于 90%的条件。进一步逐个减少特征波长数,结果表明,筛选的特征波长数最少可至 7 个,模型预测准确率达 95%,特征波长点分别是 923、1172、1178、1257、1264、1486、1492 nm。CARS 算法和 UVE-CARS 算法选取的波长数及对应的模型预测准确率如图 4 和图 5 所示。

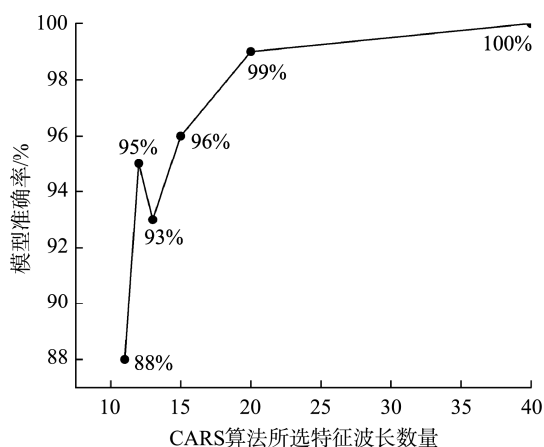


图4 CARS算法选取的波长数及对应的模型预测准确率
Fig.4 Wavelength numbers selected by CARS algorithm and corresponding model prediction accuracy

结果表明,使用 UVE-CARS 算法筛选的特征波段数最小达到了 7 个,模型预测准确率达 95%。在保证模型预测准确率的同时,最大限度地减少了波长数量,降低了数据维度,提升了建模的效率。图 6 所示为该 7 个波长点对应全谱中的位置。

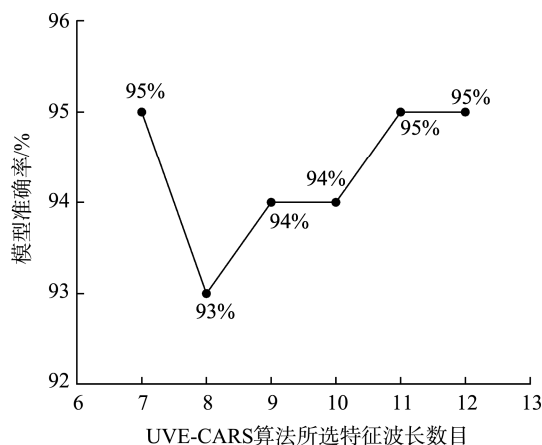


图5 UVE-CARS算法选取的波长数及对应的模型预测准确率
Fig.5 Wavelength numbers selected by UVE-CARS algorithm and corresponding model prediction accuracy

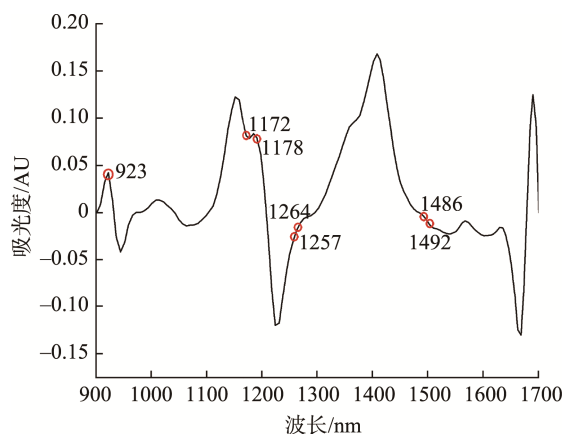


图6 基于 UVE-CARS 算法筛选出的 7 个特征波段在全谱图中对应位置

Fig.6 Corresponding positions of 7 feature bands selected based on UVE-CARS algorithm in the full spectrum

图 7 所示为使用该 7 个波长点建立 SVC 模型的预测率混淆矩阵,其中用于表示混模型的性能指标有:准确性(accuracy)、精确率(precision)、召回率(recall),其中准确率是指所有预测正确的数目占总数的比例,精确率是指正确预测为正类的数目占全部预测为正类的数目的比例,召回率是指正确预测为正类的数目占全部实际为正类的数目的比例。通过各指标的计算公示得出,该模型准确性为 95%,精确率为 95%,召回率为 95%,说明该判别模型具有较好的性能和较高的准确率,满足对花生冻伤判别的基本需求。

2.3 近红外光谱特征机理分析

花生由脂肪、蛋白质、糖类以及其他微量元素组成,而脂肪、蛋白质的含量是花生的重要品质指标^[27]。其中,脂肪含量最多,占比 44%~53%左右^[28]。脂肪不仅是花生的主要组成成分,更是影响花生出油率的主要因素。理论上,

花生的脂肪含量越高, 其出油率越高。而油酸和亚油酸是脂肪酸的主要成分, 二者占据脂肪酸的 80%左右^[29]。对花生中脂肪的官能团对应分子键的特征谱带进行解析后发现, 花生中的脂肪属于羧酸类物质, 其官能团为羧基, 包含碳氧双键(C=O)以及氧氢键(O—H), 而其恰好属于近红外光谱区域中具活性分子键。

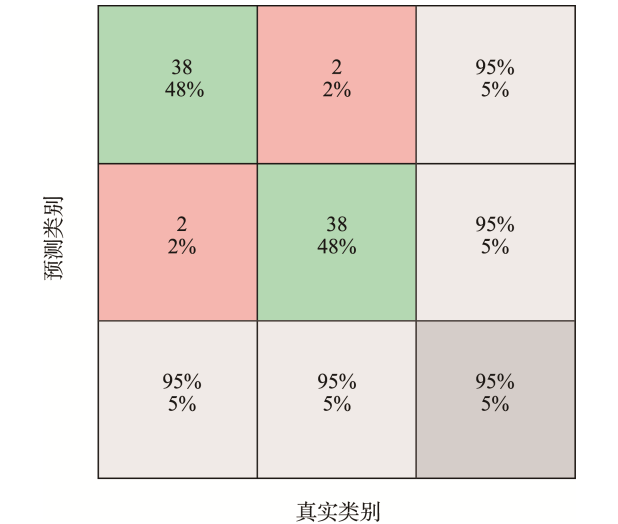


图7 UVE-CARS选择7个波长SVC模型预测率混淆矩阵
Fig.7 Prediction rates confusion matrix of SVC model with 7 wavelengths selected by UVE-CARS

在波长选取的理论中, 有一种观点认为, 在近红外光谱数据中, 如果一个波长被证明是有信息的, 那么它的邻域极有可能是有信息的, 并且在近红外光谱中, 官能团效应是最主要的^[30]。观察使用 UVE-CARS 算法筛选的 7 个波长点的位置, 发现在 1220 nm 附近, 是 O—H 键伸缩振动和 C=OH 键弯曲振动的组合频吸收, 1240 nm 附近, 是 O—H 键伸缩振动和 C=O 双键伸缩振动一级倍频的组合频吸收。观察图 3 将以上分子结构的特征谱带范围与花生样本光谱图结合, 发现分子键对应的特征谱带与基于算法筛选出的特征波长基本吻合, 所以能够进一步得出筛选出的波长确实属于带有花生脂肪含量信息的波段, 而花生的冻伤又直接影响了其脂肪含量的多少, 进一步验证了该花生冻伤判别方法的可行性。

3 结 论

本研究提出了一种基于近红外光谱技术的花生冻伤快速无损判别方法, 采用 UVE-CARS 联合变量选择算法对花生近红外吸收光谱进行特征波长筛选, 并采用 SVC 算法建立有效的冻伤花生判别模型。 UVE-CARS 联合变量选择算法相较于其他特征波长筛选方法, 在保证模型预测准确率的同时选择的波长点最少, 挑选 7 个波长点, 测试集准确率达 95%。为花生冻伤品质的快速准确判别提供一种实用的解决方案。

参考文献

[1] RABANERA JD, GUZMAN JD, YAPTENCO KF. Rapid and Non-destructive measurement of moisture content of peanut (*Arachis hypogaea* L.) kernel using a near-infrared hyperspectral imaging technique [J]. J Food Measure Character, 2021, 15(4): 3069–3078.

[2] ZHOU M, WANG L, WU HJ, et al. Machine learning modeling and prediction of peanut protein content based on spectral images and stoichiometry [J]. LWT, 2022, 169(1): 114015.

[3] 孙晓荣, 张小勤, 刘翠玲, 等. 基于太赫兹反射成像技术的花生空果无损检测[J]. 食品安全质量检测学报, 2022, 13(21): 6939–6946.

SUN XR, ZHANG XQ, LIU CL, et al. Nondestructive inspection of empty peanut based on Terahertz reflection imaging method [J]. J Food Saf Qual, 2022, 13(21): 6939–6946.

[4] 高伟, 吕登宇, 苗利娟, 等. 高油酸花生品种脂肪及脂肪酸积累动态分析[J/OL]. 中国油料作物学报, 2022, 1–8. <https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v>

GAO W, LV DY, MIAO LJ, et al. Dynamic analysis of fat and fatty acid accumulation in peanut varieties with high oleic acid [J/OL]. Chin J Oil Crop Sci, 2022, 1–8. <https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v>

[5] 刘芳, 张哲, 王积军. 我国高油酸花生种植及应用技术研究进展[J]. 中国油料作物学报, 2020, 42(6): 956–959.

LIU F, ZHANG Z, WANG JJ. Progress on production and technology development of high-oleic acid peanut [J]. Chin J Oil Crop Sci, 2020, 42(6): 956–959.

[6] 陈红, 丁幼春, 熊利荣. 无损检测技术在花生品质检测中的应用[J]. 粮油加工与食品机械, 2005, (2): 53–55.

CHEN H, DING YC, XIONG LR. Application of nondestructive testing technology in peanut quality testing [J]. Cere Oil Process Food Mach, 2005, (2): 53–55.

[7] 张鹤, 蒋春姬, 殷冬梅, 等. 花生耐冷综合评价体系构建及耐冷种质筛选[J]. 作物学报, 2021, 47(9): 1753–1767.

ZHANG H, JIANG CJ, YIN DM, et al. Establishment of comprehensive evaluation system for cold tolerance and screening of cold-tolerance germplasm in peanut [J]. Acta Agron Sin, 2021, 47(9): 1753–1767.

[8] 李帅, 贺群岭, 雷红霞, 等. 不同检测方法对花生粗脂肪含量的检测分析[J]. 粮食科技与经济, 2020, 45(9): 85–88, 96.

LI S, HE QL, LEI HX, et al. Analysis of crude fat content of peanuts by different detection methods [J]. Food Sci Technol Econ, 2020, 45(9): 85–88, 96.

[9] Asante Eric Amoah. 基于太赫兹和高光谱成像技术的茶叶冻害检测与评价[D]. 镇江: 江苏大学, 2018.

ASANTE EA. Cold injury detection and assessment for camellia sinensis by terahertz spectroscopy and hyperspectral imaging [D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2018.

[10] 杨晶晶, 卢俊玮. 光谱技术在花生品质检测中的应用研究进展[J]. 作物研究, 2018, 32(4): 345–348.

YANG JJ, LU JW. Research progress of spectral technology in peanut quality detection [J]. Crop Res, 2018, 32(4): 345–348.

- [11] 褚小立, 史云颖, 陈瀑, 等. 近五年我国近红外光谱分析技术研究与应用进展[J]. 分析测试学报, 2019, 38(5): 603–611.
CHU XL, SHI YY, CHEN P, *et al.* Research and application progresses of near infrared spectroscopy analytical technique in china in past five years [J]. J Instrum Anal, 2019, 38(5): 603–611.
- [12] WANG M, AN H, CAI W, *et al.* Wavelet transform makes water an outstanding near-infrared spectroscopic probe [J]. Chemosensors, 2023, 11(1): 37.
- [13] 王雪晴, 郑福来. 基于机器视觉的花生完善性检测研究[J]. 鄂州大学学报, 2020, 27(2): 98–100.
WANG XQ, ZHENG FL. Research on peanut perfection detection based on machine vision [J]. J Ezhou Univ, 2020, 27(2): 98–100.
- [14] CHENG JH, JIN HL, LIU ZW. Developing a NIR multispectral imaging for prediction and visualization of peanut protein content using variable selection algorithms [J]. Infrared Phys Technol, 2017, 88: 92–96.
- [15] 杨传得, 于洪涛, 关淑艳, 等. 近红外反射光谱技术预测花生种子含水量[J]. 花生学报, 2012, 41(1): 6–9, 20.
YANG CD, YU HT, GUAN SY, *et al.* Prediction of moisture content in single peanut seed by near infrared reflectance spectroscopy [J]. J Peanut Sci, 2012, 41(1): 6–9, 20.
- [16] 杨彦伟, 张丽丽, 郝晓剑, 等. 机器学习结合激光诱导击穿光谱技术铁矿石分类方法[J]. 红外与激光工程, 2021, 50(5): 273–280.
YANG YW, ZHANG LL, HAO XJ, *et al.* Classification of iron ore based on machine learning and laser induced breakdown spectroscopy [J]. Infr Laser Eng, 2021, 50(5): 273–280.
- [17] LI C, ZHAO TL, LI C, *et al.* Determination of gossypol content in cottonseeds by near infrared spectroscopy based on Monte Carlo uninformative variable elimination and nonlinear calibration methods [J]. Food Chem, 2017, 221: 990–996.
- [18] LI HD, LIANG YZ, XU QS, *et al.* Key wavelengths screening using competitive adaptive reweighted sampling method for multivariate calibration [J]. Anal Chim Acta, 2009, 648(1): 77–84.
- [19] ZHAO HT, FENG YZ, CHEN W, *et al.* Application of invasive weed optimization and least square support vector machine for prediction of beef adulteration with spoiled beef based on visible near-infrared (VIS-NIR) hyperspectral imaging [J]. Meat Sci, 2019, 151: 75–81.
- [20] ZHANG J, CUI XY, CAI WS, *et al.* A variable importance criterion for variable selection in near-infrared spectral analysis [J]. Sci China Chem, 2019, 62(2): 271–279.
- [21] KOSHOUBU J, IWATA T, MINAMI S. Elimination of the uninformative calibration sample subset in the modified UVE (uninformative variable elimination)-PLS (partial least squares) method [J]. Anal Sci, 2001, 17(2): 319–322.
- [22] ZHAO YL, YUAN TJ, WU LH, *et al.* Identification of gentiana rigescens from different geographical origins based on HPLC and FTIR fingerprints [J]. Anal Methods, 2020, 12(17): 2260–2271.
- [23] 张鹤冬, 吴静珠, 韩平, 等. 近红外光谱变量选择及其在苹果可溶性固形物含量无损速测中的应用[J]. 食品安全质量检测学报, 2019, 10(1): 209–214.
ZHANG HD, WU JZ, HAN P, *et al.* Variable selection of near infrared spectrum and its application in the non-destructive rapid detection for the soluble solid content in apples [J]. J Food Saf Qual, 2019, 10(1): 209–214.
- [24] ZHANG F, CUI X, ZHANG C, *et al.* Rapid non-destructive identification of selenium-enriched millet based on hyperspectral imaging technology [J]. Czech J Food Sci, 2022, 40(6): 445–455.
- [25] ZHOU W, XIAO J, LI H, *et al.* Soil organic matter content prediction using Vis-NIRS based on different wavelength optimization algorithms and inversion models [Z]. 2023.
- [26] WANG B, HE J, ZHANG S, *et al.* Nondestructive prediction and visualization of total flavonoids content in *Cerasus humilis* fruit during storage periods based on hyperspectral imaging technique [J]. J Food Process Eng, 2021, 44(10): e13807.
- [27] ZHOU M, WANG L, WU HJ, *et al.* Machine learning modeling and prediction of peanut protein content based on spectral images and stoichiometry [J]. LWT-Food Sci Technol, 2022, 169: 114015.
- [28] 张忠信, 韩锁义, 董文召, 等. 花生主产区不同试点高油品种豫花9326脂肪含量分析[J]. 花生学报, 2020, 49(2): 82–84.
ZHANG ZX, HAN SY, DONG WZ, *et al.* Study on germination rate of rice seed based on uninformaton variable elimination method [J]. J Peanut Sci, 2020, 49(2): 82–84.
- [29] SUN JF, WANG GX, ZHANG H, *et al.* Detection of fat content in peanut kernels based on chemometrics and hyperspectral imaging technology [J]. Infr Phys Technol, 2020, 105(C): 103226–103226.
- [30] XU ZP, ZHANG PF, WANG Q, *et al.* Comparative study of different wavelength selection methods in the transfer of crop kernel qualitative near-infrared models [J]. Infr Phys Technol, 2022, 123: 104120.

(责任编辑: 韩晓红 于梦娇)

作者简介



高翔, 硕士研究生, 主要研究方向为智能光电检测。

E-mail: kevingao_03@163.com



吴静珠, 博士, 教授, 主要研究方向为基于分子光谱及光谱成像技术的农产品品质检测研究。

E-mail: pubwu@163.com