

基于高光谱技术检测小麦粉灰分含量

李佳琮^{1,2}, 谷 晏³, 刘翠玲^{1,2*}, 孙晓荣^{1,2}, 张善哲^{1,2}

(1. 北京工商大学人工智能学院, 北京 100048; 2. 北京工商大学, 北京市食品安全大数据技术重点实验室, 北京 100048; 3. 北京市西城区市场监督管理局, 北京 100035)

摘要: **目的** 基于高光谱技术实现对小麦粉灰分含量的准确检测。**方法** 利用高光谱成像技术采集小麦粉的光谱数据, 建立基于偏最小二乘法(partial least squares regression, PLSR)和深度极限学习机(deep extreme learning machines, DELM)的小麦粉灰分含量预测模型; 通过分析3种预处理算法和4种波长选择算法, 分别选出最佳的预处理与波长选择方法, 最后构建基于特征波段光谱信息的预测模型, 并对结果进行比较。**结果** 标准正态变量校正(standard normal variable, SNV)为最佳预处理方法; 连续投影算法(successive projections algorithm, SPA)相较于随机森林(random forest, RF)、无信息变量消除(uninformative variable elimination, UVE)和遗传算法(genetic algorithm, GA)选择特征波长的模型更优; DELM模型更适用于灰分含量的检测, 最优模型的测试集决定系数为0.968, 预测集均方根误差为0.024。**结论** 高光谱成像技术可以快速、精准的无损检测小麦粉灰分含量, 该技术可为在线检测小麦粉品质系统的开发提供理论依据。

关键词: 小麦粉灰分含量; 高光谱成像技术; 深度极限学习机; 波段筛选

Detection of ash content in wheat flour based on hyperspectral technology

LI Jia-Cong^{1,2}, GU Yan³, LIU Cui-Ling^{1,2*}, SUN Xiao-Rong^{1,2},
ZHANG Shan-Zhe^{1,2}

(1. School of Artificial Intelligence, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China; 2. Beijing Key Laboratory of Big Data Technology for Food Safety, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China; 3. Market Supervision Administration of Beijing Xicheng District, Beijing 100035, China)

ABSTRACT: Objective To realize the accurate detection the ash content of wheat flour based on hyperspectral technique. **Methods** A model for predicting the ash content of wheat flour based on partial least squares regression (PLSR) and deep extreme learning machines (DELM) was established by collecting spectral data from wheat flour based on hyperspectral imaging techniques. The best pre-processing and wavelength selection methods were selected respectively by analyzing 3 kinds of pre-processing algorithms and 4 kinds of wavelength selection algorithms. Ultimately, a prediction model based on the spectral information of the characteristic bands was constructed and the results were compared. **Results** Standard normal variable (SNV) was the best pre-treatment method; successive projections algorithm (SPA) outperformed random forest (RF), uninformative variable elimination (UVE) and genetic algorithm (GA) were better to select the model of characteristic wavelengths; the DELM model was more suitable for

基金项目: 北京市自然科学基金项目(4222043)

Fund: Supported by the Beijing Natural Science Foundation Project (4222043)

*通信作者: 刘翠玲, 教授, 主要研究方向为智能测量技术与数据处理研究。E-mail: liucl@btbu.edu.cn

*Corresponding author: LIU Cui-Ling, Professor, Beijing Key Laboratory of Big Data Technology for Food Safety, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China. E-mail: liucl@btbu.edu.cn

the detection of ash content, the test set coefficient of determination of the optimal model reached 0.968, and the root mean square error of prediction reached 0.024. **Conclusion** Hyperspectral imaging technology allows fast and accurate non-destructive detection of ash content in wheat flour, this technology can provide a theoretical basis for the development of an online system for testing wheat flour quality.

KEY WORDS: ash content of wheat flour; hyperspectral imaging technology; deep extreme learning machine; wave screening

0 引言

小麦是我国重要的商品粮食, 因其营养价值高、易储藏等特点, 深受消费者喜爱。随着生活水平的逐渐提高, 人们对小麦粉品质的重视度越来越高。灰分的高低能够反映小麦粉的加工精度, 灰分含量越低, 表明含麸皮量与纤维素含量越少, 小麦粉加工精度越高^[1]。因此, 灰分含量常作为我国面粉品质评定的重要指标之一。目前, 小麦粉灰分的检验主要依靠 GB 5009.4—2016《食品安全国家标准 食品中灰分的测定》、气相色谱-质谱法(gas chromatography-mass spectrometry, GC-MS)等一些常规手段, 操作的过程相对复杂、效率低, 无法真正达到对现场进行快捷、有效检验的基本要求^[2-4]。

近年来, 相关学者利用典型的光谱技术对小麦粉品质进行了研究。LIU 等^[5]采用傅里叶变换中红外光声光谱构建了小麦粉蛋白质检测模型, 使外部验证决定系数达 0.82 以上。TOMASZ 等^[6]将偏最小二乘法(partial least squares regression, PLSR)应用于拉曼光谱技术中定量检测小麦粉灰分、水分中, 最终模型预测标准偏差均为 2%。CHEN 等^[7]构建了 908~1676 nm 波长范围的灰分含量预测模型, 决定系数达 0.9431。刘冬阳等^[8]、孙晓荣等^[9]采用 PLSR 成功构建了小麦粉灰分的近红外光谱与太赫兹光谱的品质测定模型, 决定系数均在 0.8 以上。然而, 基于此类光谱技术建立的小麦粉品质模型的精度仍有待提高, 可能是由于上述光谱技术局限于二维光谱, 缺少空间信息。

高光谱成像技术因其图谱融合、预测准确性高、无损检测等特点, 目前在食品检测领域飞速发展^[10-12]。HU 等^[13]利用高光谱技术结合 PLSR 模型, 对小麦的微量元素含量进行预测, 其中 Ca、Mg、Mo 的预测决定系数均达 0.7 以上。SUN 等^[14]采用高光谱成像技术基于支持向量机(support vector machine, SVM)模型对大麦种子的水分含量进行预测, 预测决定系数达 0.883。MARAPHUM 等^[15]将 PLSR 模型用于高光谱技术, 对甘蔗秸秆中白利糖度与水分含量进行预测, 结果显示两种成分的预测决定系数分别为 0.7 与 0.68。然而在小麦粉品质检测领域, 鲜少有研究应用高光谱技术对其品质指标进行定量检测。

本研究以北京古船面粉厂所提供的多品类小麦粉为研究对象, 利用高光谱成像技术结合不同数据处理方法测

定小麦粉中灰分的含量。采用 PLSR 和深度极限学习机算法(deep extreme learning machines, DELM)建立其灰分含量的定量分析模型, 利用线性算法和非线性算法进行比较与综合分析, 最终获得小麦粉品质检测的最优模型, 拟为在线检测小麦粉品质系统的开发提供理论依据。

1 材料与方法

1.1 材料

实验所用 136 份小麦粉样本的种类包括富强粉、雪花粉、饺子粉、馒头粉等, 全部取自北京古船小麦粉厂。样本的灰分值是按照 GB 5009.4—2016 的规定, 全部由古船小麦粉厂检测人员操作, 将电热板碳化后, 进箱式马弗炉灼烧小麦粉至无碳粒, 以此获得的每百克小麦粉中灰分含量的数据^[16]。

1.2 实验仪器

芬兰 SPECIM 公司 ImSpectorV10E 高光谱仪, 其装置结构如图 1 所示。主要配置为: 150 W 的光纤卤素灯光源、电控平移台、C-Mount 物镜镜头、计算机箱、遮光罩等; 采集软件: Lumo-scanner; 曝光时间: 3.8 μ s; 帧频为 40 Hz, 光谱采集范围 800~2500 nm; 空间采样分辨率为 640 px/line。设置自动匹配调节载物台运行速度和采集速度。

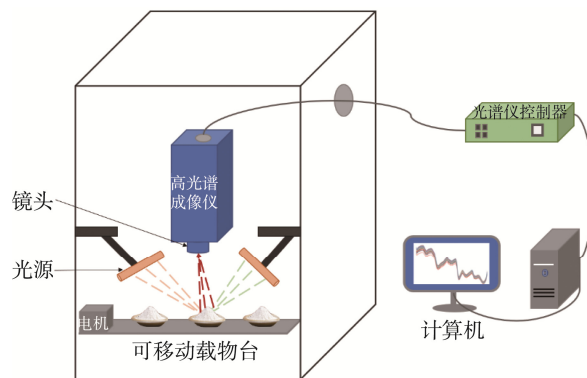


图 1 高光谱成像仪结构示意图

Fig.1 Schematic diagram of hyperspectral imager structure

1.3 高光谱信息采集

利用高光谱相机采集小麦粉样本的高光谱图像后,

需要对高光谱图进行黑白板校正,完成降噪及修正原始图像。

校正公式如式(1)所示^[17]:

$$H' = \frac{R-O}{N-O} \quad (1)$$

式中: H' 为修正后的光谱图像; R 为采集到的暗场原始光谱图像; N 为拍摄光源得到的白板图像; O 为关闭镜头后的全黑图像。通过 ENVI 3.5 软件划定同一位置大小的 ROI 区域,提取并计算 ROI 区域所有像素的平均值,作为每份小麦粉样本的光谱值。

1.4 光谱数据处理

1.4.1 数据预处理

光谱数据建模的速度与鲁棒性常常会因为数据采集过程中产生的基线漂移、噪声等干扰信号受到影响^[18]。因此,需要通过预处理来压缩光谱数据集的规模,平滑噪声并剔除异常数据,进而提高模型稳定性^[19]。在全光谱范围内使用有限脉冲响应(finite impulse response, FIR)、标准正态变量校正(standard normal variable, SNV)和多元散射校正(multivariate scattering correction, MSC) 3 种方法预处理原始光谱数据。FIR 通过加权叠加的计算方式滤除光谱颗粒分布不均的噪声,留下特征增强后的光谱数据^[20]。SNV 通过单独对每个样本的光谱进行校正,使其每个波段的吸光度均符合正态分布^[21]。MSC 通过减少样本间的基线偏移,使其能够充分保留样本中与小麦粉灰分值相关的光谱吸收信息^[22]。

1.4.2 特征波长选择

建模前选择合适的特征能够有效消除全频段高光谱数据冗余的光谱信息与空间信息,提升模型的准确性、鲁棒性与计算的快速性^[23]。因此,从原始光谱中提取能有效反映小麦粉化学成分的波段十分必要。实验分别采用随机森林(random forest, RF)、连续投影(successive projections algorithm, SPA)、无信息变量消除(uninformative variable elimination, UVE)和遗传算法(genetic algorithm, GA)共 4 种方法进行特征波长选择。

RF 是一种基于多棵决策树,适用于分析复杂交互特征的计算。它通过计算并剔除每轮选择的重要度低的特征,不断重组特征集进行 RF 训练,最终选择袋外误差率最低的特征集^[24]。SPA 利用向量的投影分析,以某一单波长作为起点,循环计算未选入波长上的投影,使其寻找到在光谱信息中含有最少冗余信息的变量组,最终经 SPA 选出的波长都与前一个共线性最小^[25]。UVE 能够去除对建模效果最小的波长变量,选出特征波长变量。该算法简单且计算复杂度较低,而且对于去除噪声变量, UVE 效果理想,尽可能保证模型的准确度^[26]。GA 是基于自然遗传和自然选择过程建立的一种优化算法。应用遗传算法对建模波长进行优化选择是基于该算法能够不断地对模型进行简化以及有利于提高建模效果的波段或者波长点进行优化组合,从

而达到最佳的预测效果^[27]。

1.4.3 数据处理软件

光谱数据采用 ENVI3.5 软件提取,表格采用 Excel 2021 软件制作,图形采用 Origin 2021 绘制,后续数据处理及建模分析通过 Matlab 2020a 进行。

1.5 建模与评价

1.5.1 PLSR 模型

光谱分析中常用的建模方法主要分为线性方法和非线性方法。PLSR 是经典且广泛应用于光谱定量分析的高维线性识别方法,通过同时拆分自变量与因变量数据矩阵,并在自变量分解过程中引入因变量,以创建光谱数据中自变量主成分与样本被测组分之间关系的模型^[28]。

1.5.2 DELM 模型

DELM 是基于极限学习机(extreme learning machines, ELM)的一种衍生的非线性算法,通过 ELM 自动编码器(ELM autoencoder, ELM-AE)得到权值与阈值,并利用传统深度学习框架,实现对隐含层的扩充和数据的深度自适应特征提取,能有效解决 ELM 在数据维度过高时不能捕捉有效特征的缺陷^[29-30]。且 DELM 去除了反向调优,减少了训练网络的时间。模型网络结构如图 2 所示,当模型有 m 个隐含层时,输入样本数据 x 通过 ELM-AE 得到第一个权重矩阵 β^1 ,进而得到隐含层的特征向量 h^1 。以此类推,能够得到 m 层的输入权重矩阵 β^m 和隐含层特征向量 h^m ,最后进入回归层进行监督训练,输出各样本对应的预测值 y 。

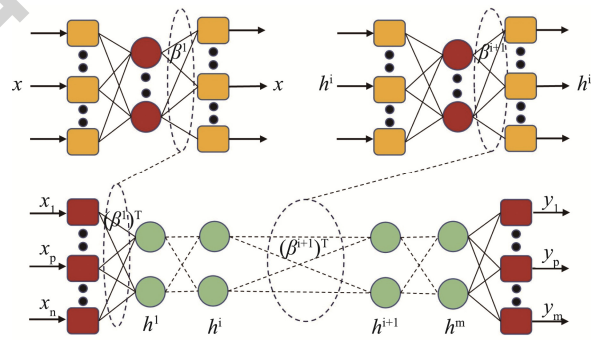


图 2 DELM 网络架构图

Fig.2 Network architecture diagram of DELM

1.5.3 模型效果的评价

选择决定系数(coefficient of determination, R^2)和均方根误差(root mean square error, RMSE)作为小麦粉品质模型的评价参数。 R^2 越接近 1,表明高光谱信息与小麦粉灰分含量的相关性越好, RMSE 越小,表明预测中产生的误差越小,即光谱建模效果越好。

2 结果与分析

2.1 原始光谱分析

图 3 为采集到的小麦粉原始光谱数据,通过提取小麦

粉样本高光谱图像上的感兴趣区域(region of interest, ROI)可获取光谱数据。可以看出不同品类的小麦粉光谱反射率曲线变化规律相近, 随着波长范围的增大, 反射率整体呈下降趋势, 且存在多个吸收峰。其中近红外谱区的几个主要特征峰分布在 1100、1665、2250 和 2380 nm 附近, 分别是由结合 OH 基团的 3ν 二倍频、CH₃、CH₂ 基团的 2ν 一倍频和 C-H 基团的 ν+δ 组合频作用所引起的。还有 3 个主要的特征谷分布在 1200、1450、1940 nm 附近, 分别是由 C-H 基团的 3ν 二倍频和 2ν+δ 组合频以及 C=O 基团的 3ν 二倍频作用所引起的。小麦粉的主要成分是碳水化合物, 由 C、H、O 元素组成, 与上述引起振动的基团组成元素一致, 证明了这些吸收峰与小麦粉的分子基团存在一定相关性。因此可通过小麦粉的光谱信息分析其化学官能团信息, 进而对小麦粉品质进行分析。

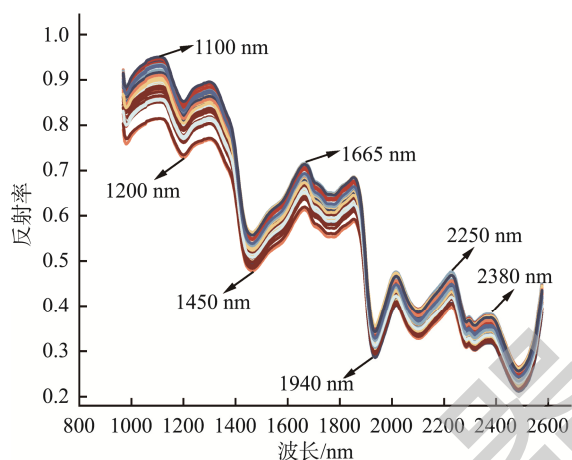
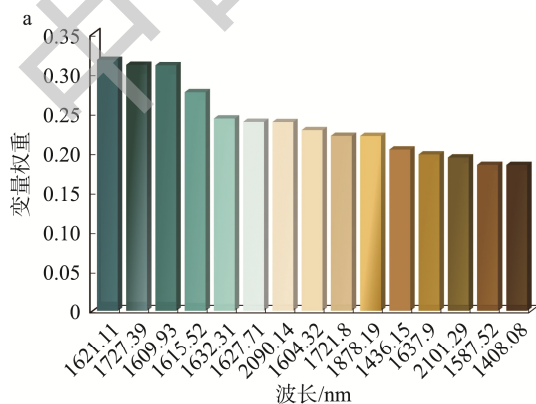


图 3 小麦粉原始光谱图
Fig.3 Original spectrogram of wheat flour

2.2 光谱预处理结果分析

将原始光谱数据与经 3 种方法(FIR、SNV、MSC)预处理后的光谱数据分别建立 PLSR 模型。表 1 为光谱数据的建模结果, 可以看出任意一种预处理方法都能提升模型



的精度。其中基于 SNV 预处理的光谱数据建模结果最佳, 测试集决定系数达 0.884, 说明该方法更能有效压缩光谱数据集并消除噪声等干扰。因此选择 SNV 预处理后的光谱数据作为后续分析的基础。

表 1 不同预处理的建模结果对比
Table 1 Comparison of modeling results of different pretreatments

模型	参数	校正集		测试集	
		R_c^2	RMSEC	R_p^2	RMSEP
无预处理	10	0.805	0.090	0.795	0.108
FIR	9	0.862	0.063	0.829	0.087
SNV	10	0.918	0.050	0.884	0.059
MSC	8	0.878	0.061	0.859	0.074

注: 校正集均方根误差(root mean square error of calibration, RMSEC); 预测集均方根误差(root mean square error of prediction, RMSEP)。

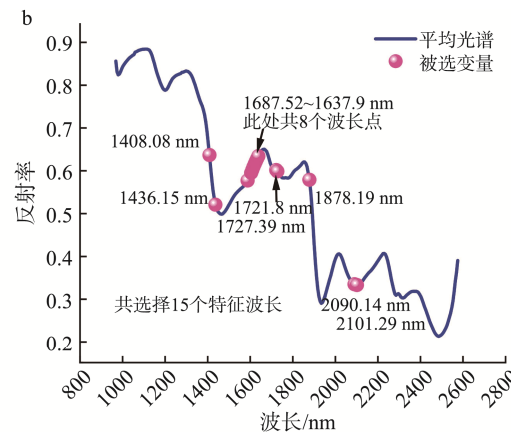
2.3 特征波长的选择结果

2.3.1 RF 算法

RF 每次抽样约有 1/3 的数据没有被抽中, 这些数据称为“袋外数据”, 用来计算内部误差, 进而获得特征变量相对重要性。实验中设置决策树的数目为 200, 被选择的特征阈值为 0.15。图 4a 为 RF 选取的特征波长对应的重要度排序, 图 4b 标记了这些特征波长在光谱曲线的分布情况。最终通过 RF 选择出高于阈值的 15 个变量作为反映小麦粉灰分含量的特征波长。

2.3.2 SPA 算法

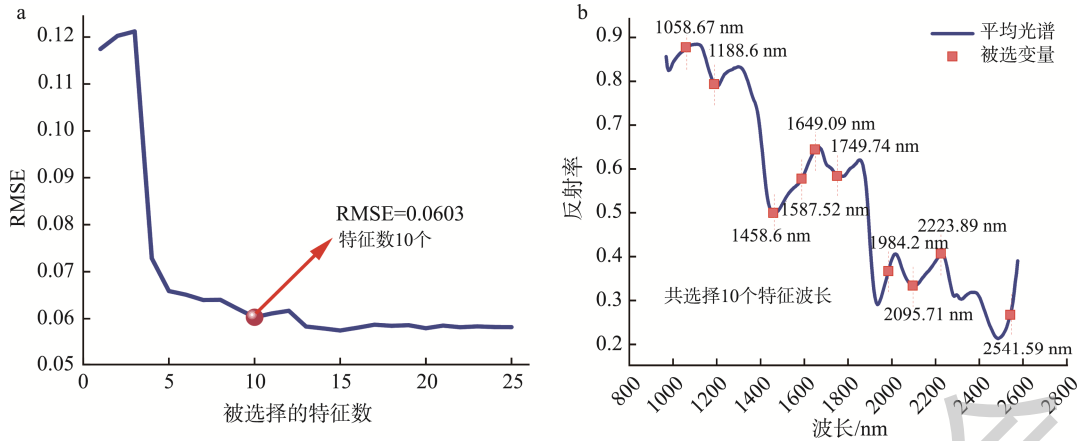
计算原始光谱 136×288 矩阵中的任意一列向量在剩余列向量上的投影, 得到最大投影对应的特征波段数, 最终选择 RMSE 最小的对应的波长。图 5a 为 SPA 特征选择过程中, RMSE 的变化曲线, 当特征变量选择 10 维时, RMSE 最小且其后趋于平稳。图 5b 为 SPA 选择出的特征波长在光谱曲线上的具体位置标记。最终通过 SPA 选择了 10 个特征波长。



注: a 为选取的特征波长重要度排名; b 为特征波长位置图。

图 4 RF 选取特征波长过程图

Fig.4 Diagram of the RF selection process for feature wavelengths



注: a 为特征波段与均方根误差关系图; b 为特征波长位置图。

图 5 SPA 选取特征波长过程图

Fig.5 Diagram of SPA selection process for characteristic wavelengths

2.3.3 UVE 算法

UVE 在添加噪声后, 根据光谱变量和噪声组成的自变量矩阵, 对目标矩阵回归系数的统计分布进行变量判断。图 6a 为 UVE 算法的变量选择过程, 图中左侧曲线为小麦粉的光谱变量矩阵, 右侧为添加与小麦粉光谱变量数目相同的随机噪声矩阵, 两条水平虚线代表随机噪声的最大和最小阈值, 两线之间为剔除的无关变量。图 6b 为 UVE 选择出的特征波长在光谱曲线上的具体位置标记, 最终通过 UVE 共选择出 57 个特征波长。

2.3.4 GA 算法

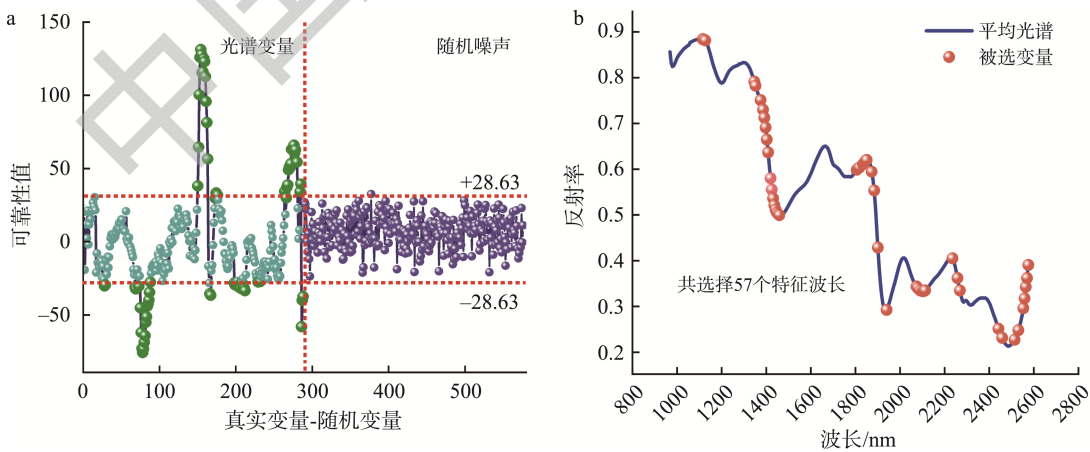
GA 是一种进化算法, 随着迭代次数的增加, 每一代种群的适应度值逐渐收敛于局部最优解。图 7a 是 GA 算法计算出的每个光谱变量对应的适应度值, 两条水平虚线分别对应种群适应度的最大与最小阈值, 当适应度超出阈值

区间, 剔除该光谱变量。图 7b 是 GA 选择出的特征变量在光谱曲线上的具体位置标记, 最终选择出 10 个特征波长。

2.4 基于特征波长的建模分析

2.4.1 PLSR 模型预测结果

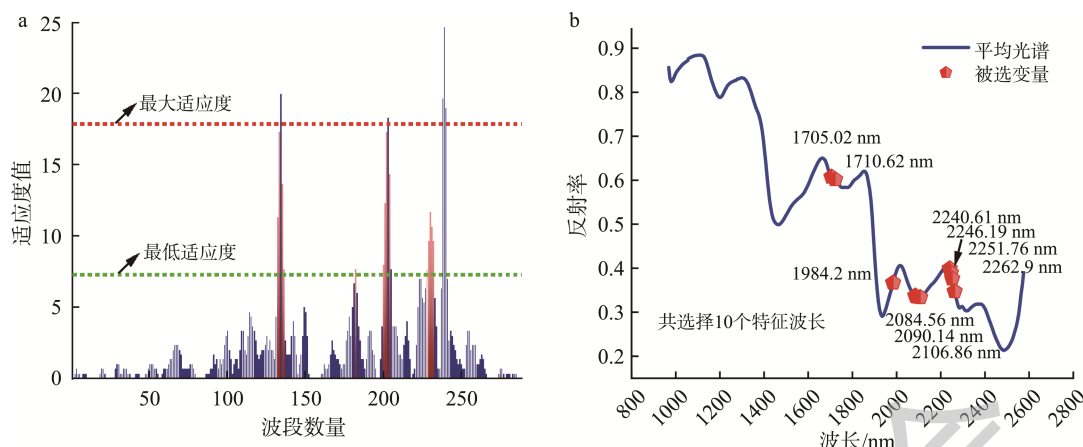
为了获取最佳的模型组合, 需要将所筛选的特征波长光谱数据与定量分析模型相结合。以 RF、SPA、UVE 和 GA 分别选取的特征频段作为建模分析的自变量, 小麦粉灰分值作为因变量。本研究中 PLSR 的可调参数为主成分分数, 决定了建模分析的变量个数, 该参数的最优取值均采用二十折交叉验证获得。表 2 为基于 4 种特征波长的 PLSR 建模结果分析表, 可以看出采用 SPA 算法所选取的特征波长建模结果最佳, 测试集 R_p^2 达 0.931, 说明 SPA 所提取的特征波长与小麦粉灰分含量相关性最高。



注: a 为加噪计算过程图; b 为特征波长位置图。

图 6 UVE 选取特征波长过程图

Fig.6 Diagram of the UVE selection process for feature wavelengths



注: a 为种群适应度计算过程图; b 为特征波长位置图。

图 7 GA 选取特征波长过程图

Fig.7 Diagram of the GA selection process for feature wavelengths

表 2 基于特征波长的 PLSR 建模结果分析
Table 2 Analysis of PLSR modeling results based on feature wavelengths

模型	参数	校正集		测试集	
		R_c^2	RMSEC	R_p^2	RMSEP
RF-PLSR	12	0.898	0.055	0.875	0.063
SPA-PLSR	10	0.958	0.030	0.931	0.041
UVE-PLSR	15	0.915	0.051	0.867	0.068
GA-PLSR	10	0.925	0.046	0.897	0.055

2.4.2 DELM 模型预测结果

采用一种改进的非线性建模算法 DELM 对小麦粉高光谱数据进行建模, 分别将 RF、SPA、UVE、GA 选取的特征频段设置为模型自变量进行 DELM 的建模分析。实验选取 3 层 DELM, 将 sigmoid 设为 DELM 的激活函数, 实验参数分别为 3 个隐含层的节点数。表 3 为基于 4 种特征波长的 DELM 模型的建模结果, 可以看出 4 组模型的校正集与测试集决定系数均达到了 0.9 以上, 说明 DELM 模型对小麦粉灰分值的建模较为有效。其中, 基于 SPA 算法挑选的特征波长建模效果最佳, 相较于 RF-DELM、UVE-DELM 和 GA-DELM 模型, 其精度得到了一定的提升, 最终模型的测试集 R_p^2 达 0.968, RMSEP 达 0.024。

表 3 基于特征波长的 DELM 建模结果分析
Table 3 Analysis of DELM modeling results based on feature wavelengths

模型	参数	校正集		测试集	
		R_c^2	RMSEC	R_p^2	RMSEP
RF-DELM	(35, 35, 40)	0.957	0.031	0.924	0.047
SPA-DELM	(25, 25, 25)	0.984	0.018	0.968	0.024
UVE-DELM	(30, 30, 30)	0.960	0.029	0.931	0.041
GA-PLSR	(30, 30, 30)	0.975	0.023	0.948	0.032

2.4.3 模型对比分析

将基于线性 PLSR 模型与非线性 DELM 模型的结果对比, 发现 DELM 模型的建模结果更优。该模型更能挖掘出

光谱信息与小麦粉灰分含量之间的联系, 其原因可能是光谱数据相对复杂, 无法通过简单的线性关系拟合数据; DELM 模型以非线性的形式, 通过最大限度地降低重构误差使输出可以无限接近原始输入, 可以学习到原始数据的高级特征, 因此 DELM 更加适用于小麦粉数据的建模分析。其中 SPA 所提取的特征波长同时适用于两种模型, 观察发现 SPA 所提取的特征波长, 平均分布在小麦粉高光谱特征峰与特征谷附近。而其他 3 种算法所提取的波长都出现了特征堆积的情况, 分别在不同谱区连续选择多个波长, 出现了信息冗余、特征信息不丰富的情况。其原因是这些算法选取特征的机制不同而导致的结果不同, RF 先通过对数据拟合进而获取变量重要性的度量, 因此可能出现过拟合现象, 导致最终选取的特征堆积; UVE 通过添加噪声来消除不提供信息的变量, 但可能绝大部分波段都与灰分含量有关, 当这些波段被全部保留时, 强相关的波段会掩盖弱相关性波段, 因此出现信息冗余; GA 可能在提取特征时出现了过早收敛的情况, 导致了特征选择不丰富。综上, 小麦粉灰分含量检测的最优模型是 SPA-DELM 模型, 其预测结果如图 8 所示。

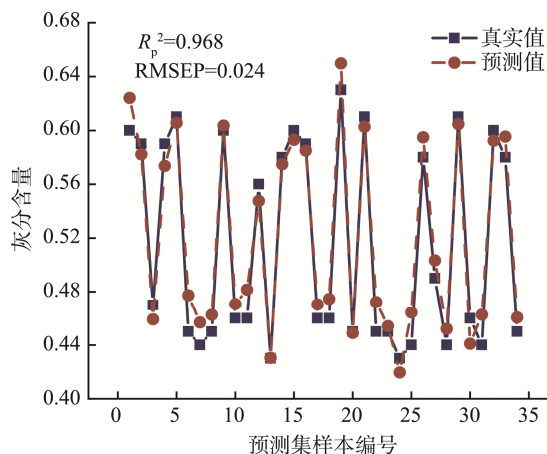


图 8 小麦粉灰分含量的预测值与真实值对比图

Fig.8 Comparison of predicted and true values of ash content of wheat flour

3 结 论

本研究利用高光谱技术结合机器学习算法对小麦粉灰分含量进行检测,训练了较为精准的预测模型。主要结论如下:

(1)采集并提取小麦粉样本感兴趣区域的高光谱数据后,结合 3 种预处理算法(FIR、SNV、MSC)分别对原始光谱数据进行预处理。相较而言,基于 SNV 的预处理效果最佳。

(2)基于 RF、SPA、UVE、GA 分别提取了 15、10、57、10 条特征波长,4 种特征选择算法均有效剔除了与建模相关度低或无关的光谱波段,提高了信噪比与后期建模的精度。其中,SPA 算法消除冗余变量的性能最佳。

(3)在小麦粉灰分含量定量分析模型建立的方法上,将线性算法(PLSR)和非线性算法(DELM)进行建模对比。结果表明 DELM 模型更能挖掘光谱信息与小麦粉灰分含量的联系,最终 SPA 算法结合 DELM 模型可作为小麦粉灰分含量检测的最优模型,测试集 R_p^2 达 0.968, RMSEP 达 0.024。

本研究表明了高光谱成像技术检测小麦粉灰分含量是高效、环保、可行的,该方法可为在线检测小麦粉品质系统的开发提供理论依据。在此基础上,未来研究将引入更多小麦粉的品质指标,并进一步提高模型稳定性,验证高光谱成像技术对小麦粉品质检测的性能。

参考文献

- [1] 李振华, 赵莹, 王瑞杰, 等. 影响小麦粉灰分测定的因素综合评价[J]. 粮油食品科技, 2020, 28(6): 200–203.
LI ZH, ZHAO Y, WANG RJ, *et al.* Comprehensive evaluation of factors affecting ash determination of wheat flour [J]. *Sci Technol Cere Oils Foods*, 2020, 28(6): 200–203.
- [2] 何鸿举, 王玉玲, 陈岩, 等. 近红外光谱技术在小麦粉品质检测方面的应用研究进展[J]. 食品工业科技, 2020, 41(7): 345–352, 357.
HE HJ, WANG YL, CHEN Y, *et al.* Research progress of near infrared spectroscopy in wheat flour quality detection [J]. *Sci Technol Food Ind*, 2020, 41(7): 345–352, 357.
- [3] 李永发, 李旭, 李凤旭. 微波马弗炉应用于小麦粉灰分含量的测定[J]. 黑龙江粮食, 2022, (9): 43–45.
LI YF, LI X, LI FX. Application of microwave muffle furnace for the determination of ash content of wheat flour [J]. *Heilongjiang Grain*, 2022, (9): 43–45.
- [4] 郭卫, 沈耀衡, 张威. 小麦粉总灰分测定的不确定度评定[J]. 现代食品, 2022, 28(2): 166–168.
GUO W, SHEN YH, ZHANG W. Uncertainty assessment for the determination of total ash of wheat flour [J]. *Mod Food*, 2022, 28(2): 166–168.
- [5] LIU Q, ZHANG W, ZHANG B, *et al.* Determination of total protein and wet gluten in wheat flour by Fourier transform infrared photoacoustic spectroscopy with multivariate analysis [J]. *J Food Compos Anal*, 2022, 106(3): 104349–104359.
- [6] TOMASZ C, ALDONA S, ROMAN S. Quantification of ash and moisture in wheat flour by Raman spectroscopy [J]. *Foods*, 2020, 9(3): 280.
- [7] CHEN X, SIESLER HW, YAN H. Rapid analysis of wheat flour by different handheld near-infrared spectrometers: A discussion of calibration model maintenance and performance comparison [J]. *Spectrochim Acta*, 2021, 252: 119504.
- [8] 刘冬阳, 孙晓荣, 刘翠玲, 等. 基于太赫兹技术的小麦粉品质快速检测研究[J]. 中国酿造, 2019, 38(1): 174–178.
LIU DY, SUN XR, LIU CL, *et al.* Rapid detection of wheat flour quality based on terahertz technology [J]. *China Brew*, 2019, 38(1): 174–178.
- [9] 孙晓荣, 周子健, 刘翠玲, 等. 基于 GA-PLS 算法的小麦粉灰分含量快速检测[J]. 传感器与微系统, 2018, 37(5): 135–137, 143.
SUN XR, ZHOU ZJ, LIU CL, *et al.* Rapid detection of ash content of wheat flour based on GA-PLS algorithm [J]. *Sens Microsyst*, 2018, 37(5): 135–137, 143.
- [10] 王广来, 王恩凤, 王聪聪, 等. 基于高光谱图像技术与迁移学习的水晶梨早期损伤检测[J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(11): 3626–3630.
WANG GL, WANG ENF, WANG CC, *et al.* Early damage detection of crystal pear based on hyperspectral image technology and migration learning [J]. *Spectrosc Spectr Anal*, 2022, 42(11): 3626–3630.
- [11] 宋科, 杨崇龙, 石永宏, 等. 基于可见-近红外高光谱技术对鸡种蛋性别鉴定的研究[J]. 食品安全质量检测学报, 2022, 13(17): 5518–5525.
SONG K, YANG CL, SHI YH, *et al.* Study on sex identification of chicken breeder eggs based on visible-near infrared hyperspectral technique [J]. *J Food Saf Qual*, 2022, 13(17): 5518–5525.
- [12] YAO XL, CAI FH, ZHU PY, *et al.* Non-invasive and rapid pH monitoring for meat quality assessment using a low-cost portable hyperspectral scanner [J]. *Meat Sci*, 2019, 152: 73–80.
- [13] HU NY, LI W, DU CH, *et al.* Predicting micronutrients of wheat using hyperspectral imaging [J]. *Food Chem*, 2021, 343: 128473.
- [14] SUN H, ZHANG L, RAO ZH, *et al.* Determination of moisture content in barley seeds based on hyperspectral imaging technology [J]. *Spectrosc Lett*, 2020, 53(10): 751–762.
- [15] MARAPHUM K, SAENGPRACHATANARUG K, APARATANA K, *et al.* Spatial mapping of Brix and moisture content using hyperspectral imaging system in sugarcane stalk [J]. *J Near Infrared Spectrosc*, 2020, 28(4): 167–174.
- [16] 张娇娇, 王香玉, 赵仁勇, 等. 基于灰分含量的累积出粉率对小麦粉及馒头品质的影响[J]. 河南工业大学学报, 2021, 42(5): 12–20.
ZHANG JJ, WANG XY, ZHAO RY, *et al.* Effect of cumulative flour yield based on ash content on wheat flour and steamed bread quality [J]. *J Henan Univ Technol*, 2021, 42(5): 12–20.
- [17] 王东, 沈楷程, 范叶满, 等. 基于高光谱图像的叶绿素荧光 Fv/Fm 图像预测方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(4): 192–198.
WANG D, SHEN KC, FAN YM, *et al.* Prediction method of chlorophyll fluorescence Fv/Fm image based on hyperspectral image [J]. *Trans Chin Soc Agric Mach*, 2022, 53(4): 192–198.
- [18] LI Y, WANG GZ, GUO GS, *et al.* Spectral pre-processing and multivariate calibration methods for the prediction of wood density in Chinese white

- poplar by visible and near infrared spectroscopy [J]. *Forests*, 2022, 13(1): 62.
- [19] 张进, 胡芸, 周罗雄, 等. 近红外光谱分析中的化学计量学算法研究新进展[J]. *分析测试学报*, 2020, 39(10): 1196–1203.
ZHANG J, HU Y, ZHOU LX, *et al.* New developments in chemometric algorithms in near-infrared spectroscopy analysis [J]. *Chin J Anal Lab*, 2020, 39(10): 1196–1203.
- [20] 张静, 李钰, 任舜文. 基于有限脉冲响应滤波器的实时小波算法及其在色谱信号解析中的应用[J]. *色谱*, 2017, 35(4): 368–374
ZHANG J, LI Y, REN SW. Real-time wavelet algorithm based on finite impulse response filter and its application in chromatographic signal analysis [J]. *Chin J Chromatogr*, 2017, 35(4): 368–374.
- [21] WANG QQ, LIU YH, XU Q, *et al.* Identification of mildew degrees in honeysuckle using hyperspectral imaging combined with variable selection [J]. *J Food Meas Charact*, 2019, 13(3): 2157–2166.
- [22] WU YF, PENG SL, XIE Q, *et al.* An improved weighted multiplicative scatter correction algorithm with the use of variable selection: Application to near-infrared spectra [J]. *Chemometr Intell Lab*, 2019, 185(1): 114–121.
- [23] NAZARLOO AS, SHARABIANI VR, GILANDEH YA, *et al.* Evaluation of different models for non-destructive detection of tomato pesticide residues based on near-infrared spectroscopy [J]. *Sensors*, 2021, 21(9): 3032.
- [24] 王斌, 何丙辉, 林娜, 等. 基于随机森林特征选择的茶园遥感提取[J]. *吉林大学学报*, 2022, 52(7): 1719–1732.
WANG B, HE BH, LIN N, *et al.* Remote sensing extraction of tea plantation based on random forest feature selection [J]. *J Jilin Jianzhu Univ*, 2022, 52(7): 1719–1732.
- [25] 孟志军, 刘淮玉, 安晓飞, 等. 基于 SPA-SSA-BP 的小麦秸秆含水率检测模型[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(2): 231–238, 245.
MENG ZJ, LIU HY, AN XF, *et al.* Wheat straw moisture content detection model based on SPA-SSA-BP [J]. *Trans Chin Soc Agric Mach*, 2022, 53(2): 231–238, 245.
- [26] LI YK. Determination of diesel cetane number by consensus modeling based on uninformative variable elimination [J]. *Anal Methods*, 2012, 4(1): 254–258.
- [27] 许召召, 申德荣, 聂铁铮, 等. 融合信息增益比和遗传算法的混合式特征选择算法[J]. *软件学报*, 2022, 33(3): 1128–1140.
XU ZZ, SHEN DR, NIE TZ, *et al.* Hybrid feature selection algorithm incorporating information gain ratio and genetic algorithm [J]. *J Softw*, 2022, 33(3): 1128–1140.
- [28] CHEN JH, SUN DW. Partial least squares regression (PLSR) applied to NIR and HSI spectral data modeling to predict chemical properties of fish muscle [J]. *Food Eng Rev*, 2017, 9(1): 36–49.
- [29] JIA JF, YUAN SF, SHI YH, *et al.* Improved sparrow search algorithm optimization deep extreme learning machine for lithium-ion battery state-of-health prediction [J]. *Science*, 2022, 25(4): 103988–104005.
- [30] 李诗瑶, 周良, 刘彪. 基于深度极限学习机的危险源识别算法 HIELM[J]. *计算机科学*, 2017, 44(5): 89–94.
LI SY, ZHOU L, LIU H, *et al.* Hazard source identification algorithm HIELM based on deep extreme learning machine [J]. *Comput Sci*, 2017, 44(5): 89–94.

(责任编辑: 黄周梅 郑 丽)

作者简介



李佳琮, 硕士研究生, 主要研究方向为近红外光谱的食品安全检测。
E-mail: ljcl8612936644@163.com



刘翠玲, 教授, 主要研究方向为智能测量技术与数据处理研究。
E-mail: liucl@btbu.edu.cn