

基于高光谱图像特征融合的榛子水分含量测定

张冬妍*, 马苗源, 黄莹, 毛思雨

(东北林业大学计算机与控制工程学院, 黑龙江哈尔滨 150040)

摘要: 采用高光谱图像技术对榛子水分含量进行快速无损检测。采集 200 个榛子在 400~1 000 nm 波段的高光谱图像, 提取榛子图像区域的平均光谱信息。利用 K-S 算法划分样品验证集和预测集, 使用四种预处理方法对光谱进行预处理。通过竞争自适应加权算法 (Competitive Adaptive Reweighted Sampling, CARS) 和逐次投影法 (Successive Projection Algorithm, SPA) 进行光谱特征的提取; 灰度共生矩阵法 (Gray level Co-occurrence Matrix, GLCM) 提取图像的纹理特征; 分别建立基于光谱特征, 图像纹理特征以及两者串联融合的偏最小二乘回归 (Partial Least Squares Regression, PLSR) 和支持向量回归 (Support Vector Regression, SVR) 模型对榛子水分进行预测。结果表明, CARS 和 SPA 算法能够有效选择特征波长并提升预测性能; 图像特征能够对榛子水分进行预测, 基于主成分图像提取的图像特征信息建立的模型预测效果更好。光谱图像特征融合能明显提高对榛子水分含量预测的准确率, CARS 提取的特征波段结合主成分图像的纹理特征显示出了更好的效果, SVR 模型的 $RMSECV$ 为 0.03, R_c 为 0.97, $RMSEP$ 为 0.04, R_p 为 0.96。利用高光谱图像和纹理特征能够对榛子水分进行有效预测, 为榛子水分含量检测提供了新的方法。

关键词: 榛子; 高光谱成像; 水分; 特征融合; 无损检测

文章编号: 1673-9078(2024)05-274-281

DOI: 10.13982/j.mfst.1673-9078.2024.5.0585

Determination of Moisture Content of Hazelnuts Based on Hyperspectral Image Feature Fusion

ZHANG Dongyan*, MA Miaoyuan, HUANG Ying, MAO Siyu

(College of Computer and Control Engineering, Northeast Forestry University, Harbin 150040, China)

Abstract: For the rapid, non-destructive detection of moisture content in hazelnuts, hyperspectral image technology was utilized. A dataset comprising hyperspectral images of 200 hazelnuts covering wavelengths of 400~1 000 nm was collected, and the average spectral information of the hazelnuts image regions was extracted. The dataset was divided into sample validation and prediction sets using the K-S algorithm. Additionally, four preprocessing methods were applied to enhance spectra quality. Spectral features were extracted using a competitive adaptive weighting algorithm (CARS) and a successive projection method (SPA). Image texture features were obtained using the gray-scale co-occurrence matrix method (GLCM). Partial least squares regression (PLSR) and support vector regression (SVR) models were developed based on spectral features, image texture features, and the fusion of both to predict hazelnut moisture. The CARS and SPA algorithms effectively selected feature wavelengths and enhanced prediction performance. Furthermore, image features showed

引文格式:

张冬妍, 马苗源, 黄莹, 等. 基于高光谱图像特征融合的榛子水分含量测定[J]. 现代食品科技, 2024, 40(5): 274-281.

ZHANG Dongyan, MA Miaoyuan, HUANG Ying, et al. Determination of moisture content of hazelnuts based on hyperspectral image feature fusion [J]. Modern Food Science and Technology, 2024, 40(5): 274-281.

收稿日期: 2023-05-16

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金项目 (2572019BF02)

作者简介: 张冬妍 (1976-), 女, 博士, 副教授, 研究方向: 农林产品品质高光谱无损检测, E-mail: nefuzhdzdy@nefu.edu.cn

potential in predicting hazelnut moisture content, particularly when extracted from principal component images. The fusion of spectral and image features significantly enhances the accuracy of hazelnut moisture content prediction, especially when combining CARS-selected feature wavelengths with texture features from principal component images. The SVR model achieved impressive results, with an $RMSECV$ of 0.03, R_c of 0.97, $RMSEP$ of 0.04, and R_p of 0.96. This study highlights the effectiveness of hyperspectral image and texture features in predicting hazelnut moisture content, providing a novel approach for moisture detection in hazelnuts.

Key words: hazelnut; hyperspectral imaging; moisture; feature fusion; non-destructive detection

榛子含有丰富的蛋白质、脂肪、糖以及人体所需的八种氨基酸，通常被称为“坚果之王”。榛子是重要的林产品经济作物，可以制零食，也能够作为糕点巧克力的重要原料，有着十分广阔的市场需求^[1]。

榛子在采摘之后须立即晾晒，这么做的目的是为了降低榛子中的水分含量。如果榛子中水分含量高，会促进脂肪的水解，形成游离脂肪酸，这样会导致榛子产生异味甚至腐败^[2]。检测榛子水分含量对于保证榛子品质有着重要意义。传统的检测方法是极具破坏性的而且不可逆，还会因此产生的损耗。

相较于磁共振成像、X射线成像等无损检测成像技术，高光谱图像技术结合了光谱和成像技术的优势，能够采集特定波长的图像信息和图像中每个像素的光谱信息，精度和分辨率高，能够进行多参数分析，在检测物质含量的同时给出分布情况，使得高光谱图像技术成为新兴的无损检测方法^[3]。近年来，Moscetti等^[4]利用高光谱图像技术，实现了对榛子品质等级的划分；Bonifazi等^[5]通过不同的变量选择方法对食用榛子、霉变榛子以及榛子壳进行分类；国内外学者同样利用高光谱图像技术预测了葡萄^[6]、大豆^[7]、大麦种子^[8]、开心果^[9]、西红柿^[10]的水分含量。以上研究证明了高光谱图像技术不仅能作为榛子无损检测的工具，并且在水分预测方面有着巨大的应用前景，但是他们主要依据其光谱信息进行试验，并没有利用图像信息。于慧春等^[11]融合枸杞的光谱和图像特征预测多糖和总糖含量；Wu等^[12]通过融合图像和光谱特征来对玉米叶片的叶绿素含量进行预测；孙有瑞等^[13]结合羊肉的光谱和图像特征，实现了羊肉总酚浓度的快速检测；Gao等^[14]利用融合高光谱图像信息，测定了红提的可溶性固形物含量。这些实验表明融合光谱和图像特征，能够在利用检测对象内部信息的同时结合检测对象的图像信息，提升了模型的准确性和鲁棒性，弥补单一使用光谱分析技术的缺陷。近年来

还没有学者根据榛子的高光谱图像信息对榛子水分含量进行预测。

本研究旨在利用光谱和图像特征融合预测榛子水分含量。采集榛子样本在400~1 000 nm的高光谱数据，使用连续投影算法（Successive Projections Algorithm, SPA）和竞争自适应重加权算法（Competitive Adaptive Reweighted Sampling, CARS）提取特征波长；使用灰度共生矩阵算法提取榛子的图像特征信息。建立基于光谱特征波长，图像特征信息，光谱和图像特征融合三种情况下所建立的PLSR（Partial Least Squares Regression, PLSR）和SVR（Support Vector Regression, SVR）模型，预测榛子水分含量，为榛子水分无损检测提供了新的方法和思路。

1 材料与方法

1.1 材料

本研究采用的样本是2022年从黑龙江省伊春地区采集的榛子样品。样品保存在温度低于15℃，空气相对湿度小于60%的条件下。确保通风，避光，以防止榛子产生霉变和异味，实验时将榛子去壳。榛子水分的化学测定方法依据国家食品安全标准规定GB5009.3-2006第一法，榛子水分质量分数分布如表1所示。

表1 榛子水分含量分布表

Table 1 Distribution of moisture content of hazelnuts

数量	范围/%	平均值/%	方差/%
200	4.10~5.00	4.32	0.17

1.2 高光谱图像采集与校正

高光谱图像采集系统由芬兰Specim公司的fx10系列的图像光谱仪（SPECIM, Spectral Imaging Ltd, Finland）、电动控制移动平台、6盏50 W卤素灯和计算机组成；在波长范围400~1 000 nm内，采

样间隔 2.62 nm, 共 224 个波段; 采集方式为推扫式, 平台移动速度 5.5 mm/s。图 1 为高光谱数据采集系统示意图。

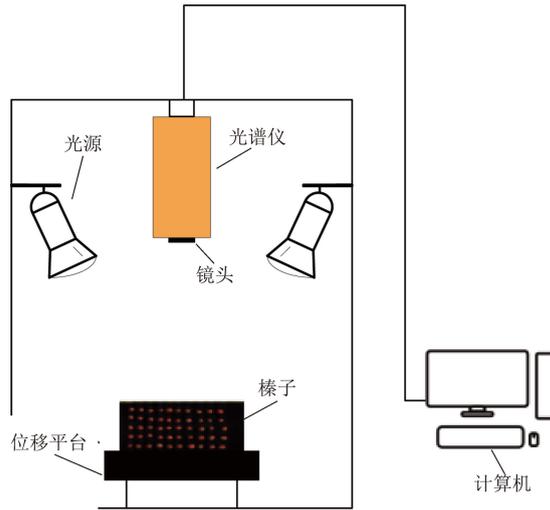


图 1 高光谱图像采集系统

Fig.1 Hyperspectral image acquisition system

高光谱图像系统获得的原始图像需要进行黑白校正^[15], 从而排除光线和暗电流的干扰, 根据公式(1)得到计算校正后的图像 R 。

$$R = \frac{R_i - R_d}{R_w - R_d} \quad (1)$$

式中:

R ——校正后的高光谱图像;

R_w ——采集标准白色校准板的图像;

R_d ——采集全黑标定图像;

R_i ——原始的高光谱图像。

1.3 样本光谱

平均光谱能反映样本光谱反射值的整体情况, 因此本研究采用榛子的平均光谱作为榛子样品光谱。平均光谱提取过程如下: 以单个样本为例, 选取 861 nm 和 450 nm 的图像进行波段比运算, 得到一幅波段比图像。分析该波段比图像可知在榛子所在区域像素点的值大于 4, 背景区域像素点的值均小于 4, 将阈值设置为 4 进行二值化操作能够消除背景噪声的影响, 得到一幅背景为 0, 榛子所在区域为 1 的二值图像。把二值图像作为掩膜, 将榛子所在区域分离出来, 此区域即为感兴趣区域 (Region of Interest, ROI), 提取 ROI 内所有像素的光谱数据。将这些光谱数据进行平均, 得到榛子样本的平均光谱。其他榛子样本的光谱数据也通过该过程获得。图 2 为榛子样本的光谱。

1.4 光谱预处理

在数据采集过程, 由于光照强度和角度等误差, 会产生光谱散射和基线偏移。因此对于原始光谱进行预处理是很有必要的^[16]。Savitzky-Go-lay (SG) 平滑算法能提高分析信号的信噪比, 一阶导 (1st Derivative, D1)、多元散射校正 (Multiple Scatter Correct, MSC)、标准正态变量变换 (Standard Normal Variable Transformation, SNV) 能够消除由于散射带来的基线漂移。因此采用上述算法对光谱进行处理, 并对这几种预处理算法进行比较。

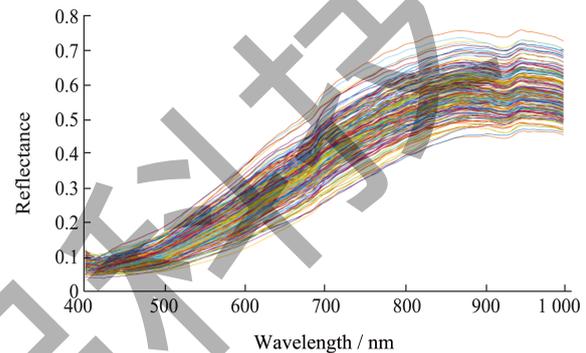


图 2 榛子样本原始光谱

Fig.2 Raw spectra of hazelnut sample

1.5 光谱特征波段筛选

本研究使用竞争自适应重加权采样算法^[17] (Competitive Adaptive Reweighted Sampling, CARS) 和连续投影算法^[18] (Successive Projection Algorithm, SPA) 进行变量采集。

CARS 算法受到达尔文进化论中“适者生存”的原则的启发, 采用自适应加权采样算法 (ARS) 来选择具有显著回归系数的变量, 并排除权重较低的变量。通过交叉验证过程, 系统地确定最小化预测误差的最佳变量组合。

SPA 算法是一种广泛应用于光谱分析的方法, 它解决了变量之间相关性的问题, 识别出具有最小冗余度和相关性的特征波长。通过投影分析, SPA 评估每个波长在其他波长上的投影, 并选择具有最大投影向量的波长作为所选波长, 表明其作为特征波长的优越性。

1.6 图像特征参数的提取

1.6.1 特征图像的选择

本研究使用的高光谱成像系统共有 224 个波段, 每个波段都对应了一张图像, 相邻波段具有较高的相关性。主成分分析 (Principal Component Analysis,

PCA) 能够将高光谱数据转换成一组新的低维特征向量, 这些特征向量是原始高光谱数据中最主要的特征^[19]。主成分图像是由各个波段对应的图像经过线性组合形成的; 前几个主成分图像中就包含了高光谱图像中的绝大多数信息。在本研究中, 榛子样本的前两个主成分图像包含了 99% 的信息, 所以选取前两个主成分图像进行分析。前 2 个主成分图像如图 3 所示。

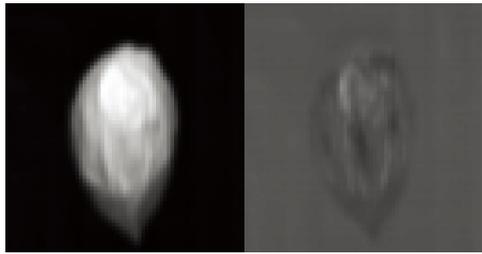


图 3 前 2 个主成分图像

Fig.3 Image of the first two principal components

1.6.2 GLCM

榛子的表面质地随着水分含量的不同表现出明显的变化, 凸起和凹陷区域的像素点的不同灰度值证明了这一点。纹理分析是图像处理中的一个基本方面, 因为它描述了相邻像素之间的强度关系。描述灰度像素之间关系的一种常用方法是灰度共生矩阵 (Gray Level Co-occurrence Matrix, GLCM)^[20], 它量化了图像中不同灰度组合的出现频率, 并被广泛用于提取纹理信息。在本研究中, 像素距离参数固定为 1, 并利用 GLCM 从不同角度 (0°、45°、90° 和 135°) 提取了对比度、相关性、能量和均匀性四个独立的纹理特征, 计算这些纹理特征的平均值作为每幅图像的纹理特征参数; 每幅图像有 4 个参数用于后续的建模分析。

1.7 回归模型的建模与评价

预测模型的建立是数据分析中最重要的一步, 在本研究中, 使用偏最小二乘回归和支持向量回归建立模型。

1.7.1 PLSR

偏最小二乘回归 (Partial Least Squares Regression, PLSR) 是一种常用的线性回归模型^[21], 它集成了多元回归分析、典型相关分析、主成分分析的特点, 不仅考虑自变量和因变量之间的协方差, 还考虑自变量之间的协方差, 能够有效的排除无解释能力的信息, 高效的解决多重共线问题。在建模过程中潜在变量 (Latent Variables, LVs) 个数通过 5 折交叉验证的方式确定。

1.7.2 SVR

支持向量回归 (Support Vector Regression, SVR) 是一种基于支持向量机的回归方法, 其主要思想是通过寻找一个最优超平面, 将样本映射到高维空间中, 从而实现对本样本的回归预测^[22]。同时, 为了避免过拟合和提高预测性能, 支持向量机回归引入了核函数, 用于在高维空间中进行非线性映射。常见的核函数包括径向基核、线性核和多项式核等。径向基核函数能够将样本非线性地映射到高维空间, 非线性逼近能力好。因此在本研究中, 选用径向基函数作为核函数。SVR 模型中的惩罚因子和核参数通过五折交叉验证进行了优化。

1.7.3 数据分析

采用相关系数 R 、均方根误差 $RMSE$ 和剩余预测偏差 RPD 对模型的预测能力进行验证和精度评价。为了保证建模效果, 在 R 值越接近 1, 说明所建模型精度越高, 说明所建模型精度越高; $RMSE$ 值越接近零, 且 $RMSECV$ 和 $RMSEP$ 差异越小, 所建模型越稳健; RPD 用于评估模型的预测能力, RPD 值小于 1.5 表示预测非常差, 1.5~2.0 表示模型可以预测低值和高值, 2.0~2.5 表示可以进行粗略的定量预测, 2.5 以上表示模型具有良好的预测能力。

高光谱图像数据处理通过 ENVI4.8; 特征图像的提取, 光谱预处理, 光谱、图像纹理特征提取, 建模分析以及图片绘制均通过 PyCharm Community Edition 2022.2.3 x64 以及 MATLAB2022a 获得。

2 结果与讨论

2.1 榛子样本划分及预处理结果

首先采用肯纳德斯通算法 (Kennard-Stone, K-S) 对榛子进行样本集划分, K-S 算法能选取光谱数据差异较大的样本作为验证集, 剩余的样本划分为预测集, 提高模型的稳定性和预测精度。使用 K-S 算法以 4:1 的比例将 200 个榛子样本划分为训练集和预测集。

采用 PLSR 模型对光谱数据进行建模, 并进行预处理方式的选择。结果如表 2 所示, 可以看出单一预处理方式能够对预测结果的提升有限, 多种方式组合能显著提升预测结果。并且 D1-SNV-SG 的预处理方式效果最好, 因此本研究后续均采用经过 D1-SNV-SG 预处理后的光谱。原始光谱建模已经预处理后光谱数据如图 4 所示。

表 2 预处理前后性能指标比较

Table 2 Comparison of performance indicators before and after pre-treatment

方法	LVS	RMSECV	R_C	RMSEP	R_p	RPD
无	10	0.73	0.51	0.70	0.53	0.93
SNV	7	0.36	0.56	0.40	0.49	0.86
MSC	6	0.45	0.59	0.43	0.56	0.96
D1	5	0.41	0.54	0.47	0.53	0.94
SG	5	0.36	0.60	0.47	0.62	1.14
D1-MSC-SG	8	0.24	0.76	0.26	0.74	1.68

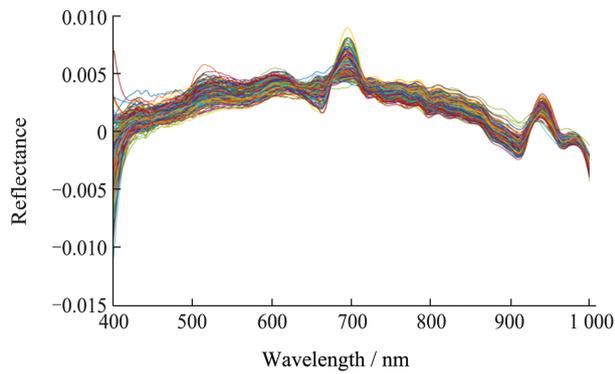


图 4 预处理后光谱

Fig.4 Spectra after preprocessing

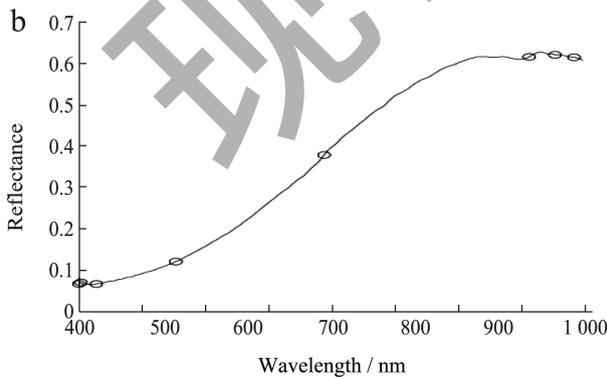
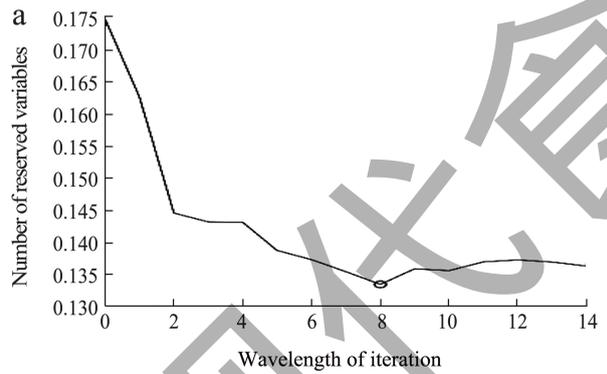


图 5 SPA 特征波长选取

Fig.5 Selection of characteristic wavelengths using SPA algorithm

注: (a) SPA 保留变量数; (b) SPA 特征变量分布。

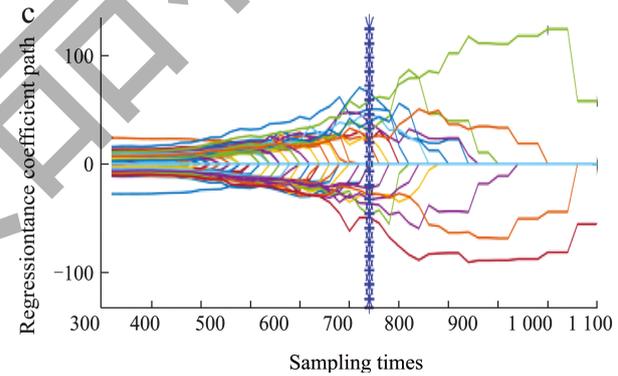
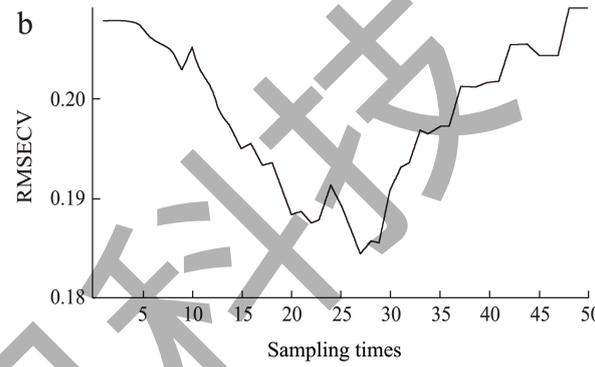
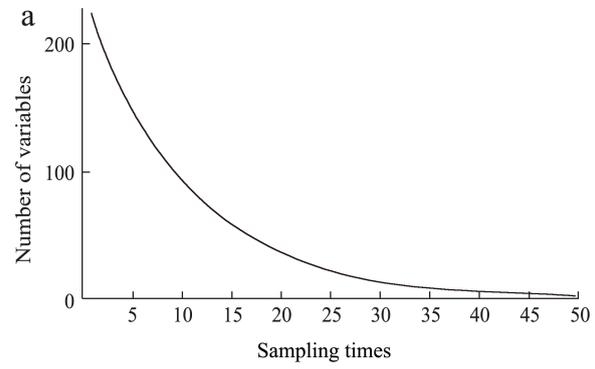


图 6 CARS 特征波长选取过程

Fig.6 CARS characteristic wavelength selection process

注: (a) 波长数目变化; (b) 均方根误差变化; (c) 回归系数趋势。

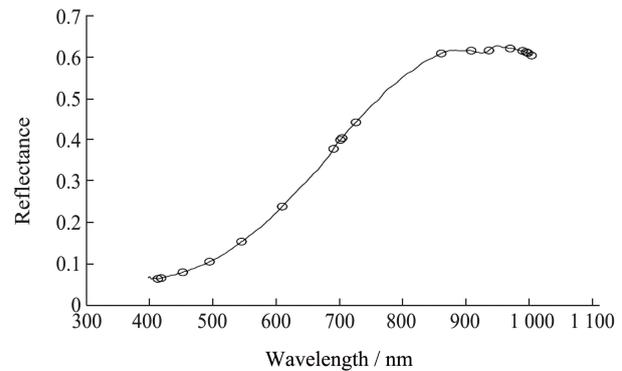


图 7 CARS 提取的特征波长

Fig.7 Characteristic wavelengths extracted by CARS algorithm

2.2 基于光谱特征的回归模型的建立

2.2.1 SPA算法特征波长的提取

SPA 运行时按均方根误差贡献大小依次在迭代时加入新的变量，将剩余变量投影到所选变量上面，SPA 使用 RMSE 作为评价指标，根据较小的 RMSE 值确定最终特征变量的数量。模型的交叉验证比例值设置为 0.3。结果如图 5 所示。图 5a 显示了 SPA 变量选择的过程在选择 8 个变量时 RMSE 值最低。图 5b 为 SPA 算法提取的特征波段。

2.2.2 CARS算法特征波长的提取

设置 CARS 算法蒙特卡罗运行次数为 50，五折交叉验证，图 6 描述了使用 CARS 算法的特征波长选择过程。图 6a 表明了所选波长的数量随采样次数的增加而降低；图 6b 显示了五折交叉验证的 RMSECV 值在采样运行期间的波动，可以看出 RMSECV 值先降低后升高，在第 27 次运行时观察到最小 RMSECV 值，这表明在 CARS 算法前 27 次的运行中剔除了大量不相关信息，而 27 次之后部分

相关信息被剔除而导致模型精度变差；图 6c 显示了每个抽样过程中回归系数的轨迹，左侧突出的垂直线表示第 27 次运行时的各变量的回归系数。上述过程有效地消除了与榛子水分含量无关的信息，从而选择了包含最相关信息 18 个特征波长，如图 7 所示。

CARS 选择了 18 个特征波长，SPA 算法选择了 9 个特征波长，具体波长如表 3 所示。基于 CARS 和 SPA 所筛选的特征波长建立的回归模型结果如表 4 所示。从结果可以看出，特征波长的筛选减少了无关波段带来的运算量，简化了模型，提升了预测效率，模型各项指标均有提升。970 nm 是一个水的吸收峰^[23]，930~1 000 nm 是 O-H 的第三泛音带和水分吸收带^[24]。CARS 算法选择了 6 个分布在这个区间的特征波长，保留了更多的与水分相关的特征波段，消除了冗余的光谱信息；而 SPA 算法选择了 9 个特征波长，只有 3 个特征波长在 930~1000 nm 中，丢弃更多相关波段，导致模型效果不稳定，容易产生过拟合现象。

表 3 CARS、SPA算法筛选的特征波长

Table 3 Characteristic wavelengths screened by CARS and SPA algorithms

Method	特征波长/nm
CARS	413.37、418.62、452.79、495.07、609.85、690.93、701.81、704.53、726.33、861.14、908.43、936.38、970.03、989.72、995.35、998.17、1 000.03
SPA	400.28、402.90、418.62、513.63、690.93、936.38、967.22、989.72

表 4 光谱特征模型建模结果

Table 4 Spectral feature modeling results

Method	PLSR						SVR				
	<i>LVs</i>	<i>RMSECV</i>	<i>R_C</i>	<i>RMSEP</i>	<i>R_p</i>	<i>RPD</i>	<i>RMSECV</i>	<i>R_C</i>	<i>RMSEP</i>	<i>R_p</i>	<i>RPD</i>
CARS	9	0.18	0.90	0.23	0.89	2.12	0.18	0.89	0.16	0.89	2.14
SPA	6	0.13	0.87	0.18	0.88	1.96	0.14	0.88	0.20	0.87	2.02

表 5 图像特征模型建模结果

Table 5 Image feature modeling results

Method	PLSR						SVR				
	<i>LVs</i>	<i>RMSECV</i>	<i>R_C</i>	<i>RMSEP</i>	<i>R_p</i>	<i>RPD</i>	<i>RMSECV</i>	<i>R_C</i>	<i>RMSEP</i>	<i>R_p</i>	<i>RPD</i>
PCA	5	0.24	0.75	0.25	0.73	1.62	0.24	0.77	0.24	0.76	1.68
CARS	16	0.40	0.71	0.40	0.69	1.47	0.38	0.73	0.39	0.72	1.54
SPA	12	0.35	0.70	0.36	0.69	1.43	0.34	0.74	0.34	0.73	1.55

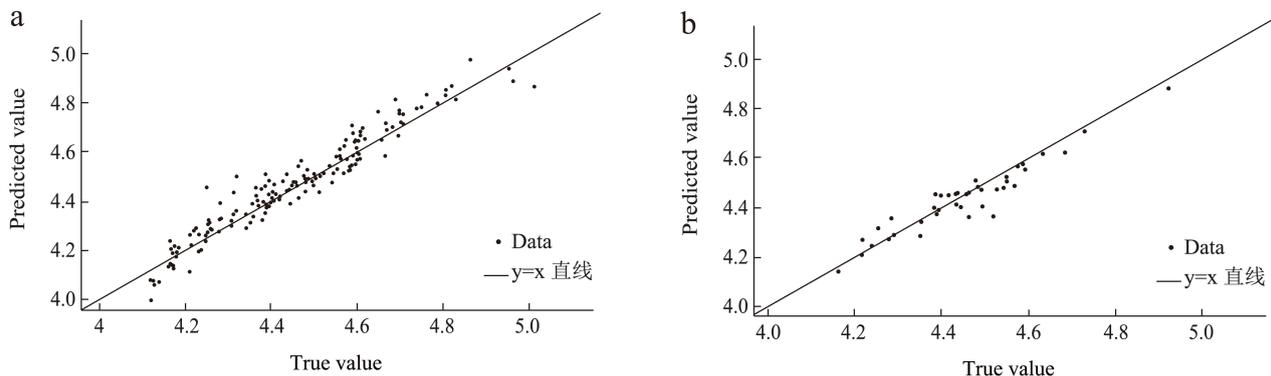


图 8 CARS-PCA-SVR 模型结果

Fig.8 CARS-PCA-SVR model results

注: (a) 训练集结果; (b) 预测集结果。

表 6 光谱图像特征融合模型建模结果

Table 6 Spectral image feature fusion modeling results

Method	PLSR						SVR				
	LVs	$RMSECV$	R_C	$RMSEP$	R_p	RPD	$RMSECV$	R_C	$RMSEP$	R_p	RPD
CARS-PCA	16	0.06	0.95	0.07	0.94	3.18	0.03	0.97	0.04	0.96	3.22
SPA-PCA	11	0.03	0.94	0.04	0.93	3.06	0.05	0.94	0.05	0.94	3.14

2.3 基于图像纹理特征的回归模型的建立

使用主成分分数前二的图像和基于 CARS 和 SPA 筛选的特征波长图像作为图像数据。通过 GLCM 算法提取榛子特征图像的参数，建立 PLSR 和 SVR 模型，从表 5 中可以看出，基于榛子图像纹理特征所建立的预测模型准确性和稳定性较好。能够说明纹理特征能较好地描述榛子水分含量。其中使用主成分图像的建模效果优于特征波长图像，出现这种情况的原因可能是因为主成分图像已经包含了大多数特征，而 CARS 和 SPA 筛选的特征波段图像不能够完全表征榛子样本的所有特征；而且 CARS 和 SPA 所筛选的特征波长图像数量相对较多，使得建模时造成冗余。

2.4 基于光谱和图像融合特征的回归模型的建立

主成分图像数量少且建模效果更好，与光谱特征融合时候不会过多增加模型复杂度，保证了建模速度，所以将主成分图像的图像特征参数作为光谱纹理特征模型的输入。将主成分图像纹理特征分别与 CARS 和 SPA 筛选出的光谱特征串联融合在一起，建立回归模型，结果如表 6 所示。可以看出，基于 CARS 提取的特征波段和纹理特征的 SVR 融合模型的效果最好，模型的 $RMSECV$ 为 0.03， R_C 为 0.97， $RMSEP$ 为 0.04， R_p 为 0.96 光谱和图像特征融合能

够明显提高对于水分含量预测的准确率，图 8 为 CARS-PCA-SVR 模型结果图。融合模型兼顾了光谱信息和纹理特征，提高了精度和鲁棒性，避免仅针对光谱信息研究时面临的“同谱异物，同物异谱”的问题。

3 结论

榛子的水分含量对于榛子存储，品质判定有着重要的影响。本文使用光谱信息融合图像特征信息对榛子水分含量进行预测，研究表明对于采集到的光谱数据，MSC-D1-SG 是预处理最佳方法，使用 CARS，SPA 算法能够有效的筛选特征波长，并且能够提升模型精度。通过图像特征对榛子水分进行预测，结果可以看出纹理特征也能够作为榛子水分含量的评价特征。将 CARS 和 SPA 提取到的光谱特征波段分别和经过 PCA 降维的图像信息进行融合，并建立 PLSR 和 SVR 模型，利用 SVR 算法所建立的融合模型的 $RMSECV$ 为 0.03， R_C 为 0.97， $RMSEP$ 为 0.04， R_p 为 0.96，预测效果最佳。

综上所述，基于光谱和图像特征预测榛子水分是可行的，为榛子水分无损检测提供了一种新的方法，光谱和图像信息融合不仅提升了模型精度和鲁棒性，也避免了在单一的光谱研究中面临的同谱异物和同物异谱的问题。

参考文献

- [1] 孟庆东,卢冰冰.东北地区野生榛子市场现状及经营技术探究[J].林业勘查设计,2022,51(4):55-58.
- [2] PANNICO A, SCHOUTEN R E, BASILE B, et al. Non-destructive detection of flawed hazelnut kernels and lipid oxidation assessment using NIR spectroscopy [J]. *Journal of Food Engineering*, 2015, 160: 42-48.
- [3] LU Y Z, SAEYS W, KIM M, et al. Hyperspectral imaging technology for quality and safety evaluation of horticultural products: A review and celebration of the past 20-year progress [J]. *Postharvest Biology and Technology*, 2020, 170: 111318.
- [4] MOSCETTI R, SAEYS W, KERESZTES J C, et al. Hazelnut quality sorting using high dynamic range short-wave infrared hyperspectral imaging [J]. *Food and Bioprocess Technology*, 2015, 8: 1593-1604.
- [5] BONIFAZI G, CAPOBIANCO G, GASBARRONE R, et al. Hazelnuts classification by hyperspectral imaging coupled with variable selection methods [C]//Sensing for Agriculture and Food Quality and Safety XIII. SPIE, 2021, 11754: 80-90.
- [6] 蔡正云,吴龙国,王菁,等.宁夏赤霞珠葡萄水分含量的高光谱无损检测研究[J].食品工业科技,2017,38(2):79-83.
- [7] HUANG M, WANG Q G, ZHANG M, et al. Prediction of color and moisture content for vegetable soybean during drying using hyperspectral imaging technology [J]. *Journal of Food Engineering*, 2014, 128: 24-30.
- [8] SUN H, ZHANG L, RAO Z H, et al. Determination of moisture content in barley seeds based on hyperspectral imaging technology [J]. *Spectroscopy Letters*, 2020, 53(10): 751-762.
- [9] MOHAMMADI-MOGHADDAM T, RAZAVI S M A, TAGHIZADEH M, et al. Hyperspectral imaging as an effective tool for prediction the moisture content and textural characteristics of roasted pistachio kernels [J]. *Journal of Food Measurement and Characterization*, 2018, 12: 1493-1502.
- [10] RAHMAN A, KANDPAL L M, LOHUMI S, et al. Nondestructive estimation of moisture content, pH and soluble solid contents in intact tomatoes using hyperspectral imaging [J]. *Applied Sciences*, 2017, 7(1): 109.
- [11] 于慧春,王润博,殷勇,等.基于高光谱图像光谱与纹理信息的枸杞多糖及总糖含量检测[J].核农学报,2018,32(3):523-531
- [12] WU L, GONG Y J, BAI X P, et al. Nondestructive determination of leaf nitrogen content in corn by hyperspectral imaging using spectral and texture fusion [J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(3): 1910.
- [13] 孙有瑞,郭美,刘贵珊,等.高光谱技术融合纹理信息的羊肉总酚浓度快速检测[J].光谱学与光谱分析,2022,42(11):3631-3636.
- [14] GAO S, XU J H. Hyperspectral image information fusion-based detection of soluble solids content in red globe grapes [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 196: 106822.
- [15] WU D, SUN D W. Advanced applications of hyperspectral imaging technology for food quality and safety analysis and assessment: A review—Part I: Fundamentals [J]. *Innovative Food Science & Emerging Technologies*, 2013, 19: 1-14.
- [16] MISHRA P, BIANCOLILLO A, ROGER J M, et al. New data preprocessing trends based on ensemble of multiple preprocessing techniques [J]. *TrAC Trends in Analytical Chemistry*, 2020, 132: 116045.
- [17] LI H D, LIANG Y Z, XU Q S, et al. Key wavelengths screening using competitive adaptive reweighted sampling method for multivariate calibration [J]. *Analytica Chimica Acta*, 2009, 648(1): 77-84.
- [18] SOARES S F C, GOMES A A, ARAUJO M C U, et al. The successive projections algorithm [J]. *TrAC Trends in Analytical Chemistry*, 2013, 42: 84-98.
- [19] 宋镇,姬长英,张波.基于光谱与图像信息的杏鲍菇多糖含量检测[J].华南农业大学学报,2019,40(3):104-110.
- [20] 高升,徐建华.高光谱成像的红提总酸与硬度的预测及其分布可视化[J].食品科学,2023,44(2):327-336.
- [21] FU P, MEACHAM-HENSOLD K, GUAN K Y, et al. Estimating photosynthetic traits from reflectance spectra: a synthesis of spectral indices, numerical inversion, and partial least square regression [J]. *Plant, Cell & Environment*, 2020, 43(5): 1241-1258.
- [22] ZHANG P P, SHEN B B, JI H W, et al. Nondestructive prediction of mechanical parameters to apple using hyperspectral imaging by support vector machine [J]. *Food Analytical Methods*, 2022, 15(5): 1397-1406.
- [23] WOLD J P, O'FARRELL M, TSCHUDI J, et al. In-line and non-destructive monitoring of core temperature in sausages during industrial heat treatment by NIR interaction spectroscopy [J]. *Journal of Food Engineering*, 2020, 277: 109921.
- [24] SUN J F, SHI X J, ZHANG H, et al. Detection of moisture content in peanut kernels using hyperspectral imaging technology coupled with chemometrics [J]. *Journal of Food Process Engineering*, 2019, 42(7): e13263.