

宋 镇, 姬长英, 张 波. 基于高光谱技术融合图像信息的杏鲍菇干燥过程中含水率检测[J]. 江苏农业学报, 2019, 35(2): 436-444.
doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2019.02.026

基于高光谱技术融合图像信息的杏鲍菇干燥过程中含水率检测

宋 镇, 姬长英, 张 波
(南京农业大学工学院, 江苏 南京 210031)

摘要: 为了应用高光谱成像技术结合图像处理技术研究杏鲍菇含水率的快速无损检测以及含水率分布可视化, 采集不同干燥时期共 240 个杏鲍菇样品在 358~1 021 nm 波段范围内的高光谱图像。利用阈值分割方法将图像中杏鲍菇区域与背景分离, 提取杏鲍菇的平均光谱数据。采用连续投影算法 (SPA) 和稳定性竞争自适应重加权采样法 (SCARS) 分别筛选出 5 个和 10 个特征波长; 采用主成分分析方法获得杏鲍菇的前 2 个主成分图像 PC1、PC2, 基于灰度共生矩阵 (GLCM) 提取主成分图像 PC1、PC2 共 16 个纹理特征。利用偏最小二乘 (PLS) 和最小二乘支持向量机 (LS-SVM) 分别建立光谱特征、纹理特征以及光谱与纹理特征融合的含水率预测模型。结果表明: 与光谱特征相比, 纹理特征与含水率的相关性较差; 光谱特征模型 SCARS-LS-SVM 预测效果最好, 其预测集决定系数 (R_p^2) = 0.975, 均方根误差 ($RMSEP$) = 3.712, 相对分析误差 (RPD) = 3.211。基于 SCARS-LS-SVM 模型, 将杏鲍菇样品含水率分布用不同颜色直观显示, 实现了含水率分布可视化。

关键词: 杏鲍菇; 含水率; 高光谱成像; 稳定性竞争自适应重加权采样法; 可视化

中图分类号: TS255.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2019)02-0436-09

Visualized determination of moisture content in *Pleurotus eryngii* during drying process based on hyperspectral imaging technology

SONG Zhen, JI Chang-ying, ZHANG Bo
(College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China)

Abstract: The hyperspectral imaging technology combined with image processing technology was applied to achieve rapid and nondestructive detection of moisture content of *Pleurotus eryngii* and visualization of moisture content distribution. The hyperspectral images of 240 *Pleurotus eryngii* samples in different drying periods were obtained in the range of 358~1 021 nm. The threshold segmentation method was used to separate *Pleurotus eryngii* sample regions from the background regions in the images, and extract the mean spectral data of *Pleurotus eryngii*. Five and ten characteristic wavelengths were selected by successive projection algorithm (SPA) and stability competitive adaptive reweighted sampling (SCARS), respectively. Principal component analysis method was used to obtain the first two principal component images PC1 and PC2 of *Pleurotus eryngii*. Sixteen texture features of principal component images PC1 and PC2 were extracted based on gray-level co-occurrence matrix (GLCM). Finally, moisture content prediction models for spectral features, texture features and fusion

features were established by using partial least squares (PLS) and least squares support vector machines (LS-SVM). Results showed that texture features were less correlated with moisture content than spectral features, the spectral feature model SCARS-LS-SVM had the best prediction effect, and the determination coefficient of prediction set (R_p^2) was 0.975, root mean square error of pre-

收稿日期: 2018-07-16

基金项目: 江苏省重点研发计划项目 (SBE2015310266); 江苏省自然科学基金项目 (BK20140729)

作者简介: 宋 镇 (1994-), 男, 山东淄博人, 硕士研究生, 研究方向为农产品加工与检测, (E-mail) 15852901048@163.com

通讯作者: 姬长英, (E-mail) chyji@njau.edu.cn

diction set (*RMSEP*) was 3.712, residual prediction deviation (*RPD*) was 3.211. Therefore, based on the SCARS-LS-SVM model, the moisture content distribution of *Pleurotus eryngii* samples was visually displayed in different colors, and the moisture content distribution was visualized.

Key words: *Pleurotus eryngii*; moisture content; hyperspectral imaging technology; stability competitive adaptive reweighted sampling (SCARS); visualization

杏鲍菇又名雪茸,是一种富含氨基酸、多糖的食用菌新品种^[1],具有很高的食用价值和药用价值。为了提高杏鲍菇的经济价值和延长杏鲍菇的储藏期和货架期,通常采用干燥的方式将杏鲍菇进行脱水处理或制成具有独特风味的休闲食品。含水率是杏鲍菇干制过程中的一个重要指标。实现水分的准确快速无损检测对了解杏鲍菇干燥特性,完善杏鲍菇干燥工艺和提高杏鲍菇干制品质量具有重要意义。

当前,果蔬含水率的检测主要依靠烘箱烘干法及理化检测法^[2]。这2种方法都比较费时费力且具有一定的破坏性,不能满足准确、快速、无损检测的需要。随着高光谱成像技术的迅速发展,具有光谱分辨率高、多波段和图谱合一特点的高光谱成像技术,在农产品无损检测方面得到了广泛的应用^[3]。国内外研究人员利用该技术不仅实现了果蔬表面缺陷、损伤识别等外部品质的检测^[4-8],也实现了糖度、硬度、 V_c 含量和可溶性固形物含量等内部品质的检测^[9-13]。近年来,高光谱成像技术在果蔬含水率检测方面的应用研究也取得了较好的成果。李丹等^[14]利用高光谱成像技术实现了小黄瓜水分的无损检测。王超鹏等^[15]利用高光谱成像技术与CARS算法实现了玉米种子含水率的无损检测。赵伟彦等^[16]研究发现利用多模型融合方法可以提高干燥过程中毛豆含水率的无损检测精度。但是有关干燥过程中杏鲍菇含水率无损检测的研究鲜有报道。

本研究利用高光谱成像技术,提取杏鲍菇样品的光谱信息和图像信息,分别建立光谱信息模型、图像信息模型以及融合信息模型,以期获得精度较高的杏鲍菇含水率预测模型。

1 材料与方法

1.1 样品制备

杏鲍菇样品采购于南京市浦口区果蔬批发市场,挑选的杏鲍菇形状、大小均匀,新鲜无外伤,湿基含水率为 $90\%\pm 2\%$ 。对杏鲍菇进行初步清洗去除表面灰尘,然后放置在冰箱中,温度设为 $3\sim 4\text{ }^{\circ}\text{C}$ 。

干燥设备为南京农业大学与徐州市海涛制冷设备有限公司联合研制的LAD-060果蔬烘干保鲜一体机,该机为热泵干燥机,最高干燥温度为 $70\text{ }^{\circ}\text{C}$ 。由于杏鲍菇属于热敏性材料,干燥过程中易发生褐变,褐变的杏鲍菇产品属于不合格干制品。因此为了获得合格的干燥产品,对不同干燥温度($40\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、 $50\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、 $60\text{ }^{\circ}\text{C}$)与不同切片厚度(沿菇长方向切片 5 mm 、 6 mm 、 7 mm)的杏鲍菇样品进行多次试验,发现干燥温度为 $50\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、切片厚度为 5 mm 的干制品平均色度较好,因此本研究在此条件下进行取样建模,然后用其他试验条件下的样品进行模型验证。试验前对杏鲍菇样品进行漂烫(沸水 3 min)以减少干燥过程中的酶促褐变。试验过程中每 30 min 取样1次,最终得到5个不同时期(0 min 、 30 min 、 60 min 、 90 min 、 120 min)共240个样品。

1.2 杏鲍菇样品含水率的测定

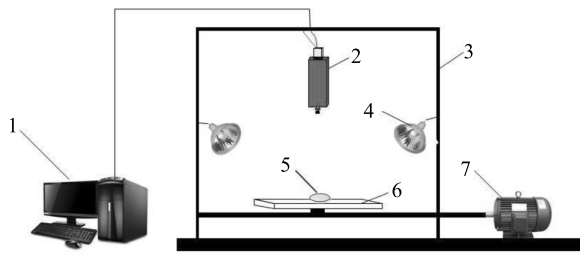
采集样品光谱数据后,参照文献^[17]测定杏鲍菇含水率。准确称量杏鲍菇质量,然后按顺序放入烘干箱中,温度设定为 $105\text{ }^{\circ}\text{C}$,干燥至质量不变,称量干燥后杏鲍菇质量。计算含水率(S), $S = [(M_1 - M_0)/M_1] \times 100\%$,式中 M_1 为烘干前样品质量, M_0 为烘干后样品质量。

1.3 高光谱数据采集系统

高光谱系统包括:光谱仪(ImSpectorV10E型,芬兰Specim公司产品)、CCD相机(GEV-B1621M-TC000型,美国Imperx公司产品)、镜头、 $21\text{ V}/150\text{ W}$ 线性卤素灯光源(美国Illumination公司产品)、暗箱、电控移动平台以及计算机等部件(图1)。高光谱成像波长范围为 $358\sim 1\,021\text{ nm}$,光谱仪的分辨率为 2.8 nm ,采样间隔为 1.08 nm ,采样光谱波长范围内包含616个波长变量,图像分辨率为 $1\,632 \times 971$ 像素,曝光时间 52 ms ,样品与镜头的距离为 330 mm ,传送带移动速度为 1.5 mm/s 。图像采集系统放置于密闭黑色箱中。

1.4 高光谱图像校正

为了减少光照和暗电流对试验的影响,增加高



1: 电脑; 2: 高光谱成像仪; 3: 暗箱; 4: 光源 (卤素灯); 5: 样品; 6: 载物台; 7: 步进电机。

图1 高光谱系统组成图

Fig.1 Composition diagram of hyperspectral system

光谱图像的可靠性, 需要对获取的高光谱图像进行

黑白校正^[18], 校正公式为: $R = \frac{R_0 - R_b}{R_w - R_b}$, 式中 R 为校正后的光谱图像, R_0 为校正前的漫反射光谱图像, R_b 为关闭电源并合上镜盖后的暗图像, R_w 为标准白板的漫反射光谱图像。

1.5 样品高光谱数据提取

获得的高光谱图像中包含背景, 为了提取样品的光谱信息, 需要将样品与背景分离。利用 ENVI4.8 软件进行掩膜处理将图像中杏鲍菇样品与背景分离^[19]。样品区域与背景区域在不同波长下的反射率曲线如图 2 所示。由于试验时将杏鲍菇样品放置在黑色背景布上进行高光谱图像采集, 因此背景区域的反射率接近 0 且无明显波动, 与样品区域的反射率差异非常明显, 有利于二者的分割。由于高光谱设备硬件原因, 高光谱图像在开始波段和结束波段受噪声影响较大, 因此选择中间波段进行分割。具体分割处理过程见图 3。图 3a 为杏鲍菇样品在 R 分量为 663.2 nm、G 分量为 555.4 nm、B 分量为 450.2 nm 下的 RGB 图像, 图 3b 为 750 nm 波长下的高光谱图像, 对该波长下图像设定合适的阈值 (分割阈值应大于背景的最大反射率, 小于杏鲍菇样品的最小反射率)。经过多次设定阈值分割, 阈值取 0.5 时, 分割出的样品最为完整 (图 3c)。然后将原始图像与杏鲍菇掩膜图像进行逻辑与运算, 得到去除背景后的杏鲍菇样品高光谱图像 (图 3d)。提取整个杏鲍菇样品的平均光谱数据作为该样品的光谱信息。240 个杏鲍菇样品均进行上述处理提取光谱信息。

1.6 光谱预处理与样品划分

采用 SG (Savitzky-Golay) 平滑、一阶微分 (First

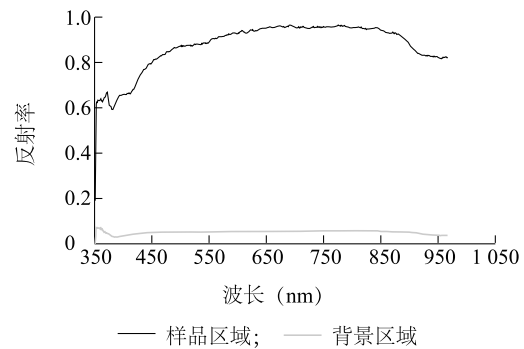


图2 杏鲍菇样品区域与背景区域的光谱曲线

Fig.2 Spectral curves of *Pleurotus eryngii* sample region and the background region

derivative, FD) 混合方法进行预处理。SG 平滑处理能够有效消除噪音, 尤其是高频噪音, 提高信噪比; 一阶微分处理能够有效消除基线和背景干扰, 提高分辨率和灵敏度^[20-21]。将预处理后的 240 个样品用 Kennard-Stone (KS)^[22] 算法进行建模集和预测集划分, 设定建模集与预测集之比为 2:1, 选择 160 个样品用于建立模型, 剩余 80 个样品用于对模型进行检验。建模集杏鲍菇样品含水率最大值为 91.23%, 最小值为 19.58%, 平均值为 45.23%, 标准差 25.82%; 预测集杏鲍菇样品含水率最大值为 90.67%, 最小值为 18.06%, 平均值为 46.52%, 标准差 24.77%。

1.7 特征波长选取方法

1.7.1 连续投影算法 (SPA)^[23] SPA 是一种使矢量空间共线性最小化的前向变量选择算法, 对每一次循环所提取的变量, 分别建立多元线性回归模型, 根据均方根误差 (RMSE) 选出最优特征波长集。SPA 主要包含以下 4 个步骤: 1) 提取的特征波长的数量记为 N , 光谱矩阵维数记为 J , 从中任选一列 j , 赋值为 a_j , 记为 $a_{k(0)}$, 定义一个集合 s , 该集合包含剩余的列向量位置, $s = \{j, 1 \leq j \leq J, j \neq [k(0), \dots, k(N-1)]\}$ 。2) 分别计算 a_j 对剩余所有列向量的投影, $Pa_j = a_j - [a_j^T a_{k(n-1)}] \times a_{k(n-1)} \times [a_{k(n-1)}^T a_{k(n-1)}]^{-1}$, $j \in s$ 。3) 将步骤 (2) 计算的投影最大值记为: $k(n) = \arg[\max(\|Pa_j\|), j \in s]$ 。4) 令 $n = n+1$, $a_j = Pa_j, j \in s$, 判断波长选择数是否达到指定的波长数, 如果 $n < N$, 则返回 (2) 循环计算。

1.7.2 稳定性竞争自适应重加权采样法

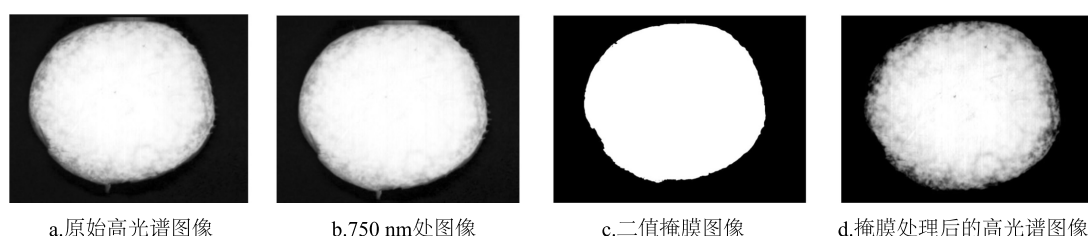


图3 杏鲍菇高光谱图像分割流程

Fig.3 Hyperspectral image segmentation process of *Pleurotus eryngii*

(SCARS)^[24] SCARS 与竞争自适应重加权采样法 (CARS) 算法不同点在于: CARS 算法以回归系数的绝对值大小作为衡量指标, 而变量回归系数会随着每次随机选择建模样品的不同而变化。蒙特卡罗无信息变量消除法 (MC-UVE) 所采用的变量稳定性能弥补这一不足, 因此 SCARS 算法以变量稳定性指数 (定义为回归系数除以其标准偏差的绝对值) 作为衡量指标, 选择重要的、受测试样品参数影响不敏感的波长变量, 提高模型传递效果。主要包含以下 5 个步骤: 1) 循环次数 $i=1$ 时, 计算原始光谱变量集 V 中各波长变量的稳定性值。2) 利用指数衰减函数去除稳定值较小的变量, 保留稳定值较大的变量, 变量的保留率 $r_i = ae^{-ki}$, 其中 $a = (p/2)/(N-1)$, $k = [\ln(p/2)]/(N-1)$, p 为原始波长变量数。3) 采用自适应重加权算法 (ARS) 对步骤 (2) 中的变量进行筛选, 将筛选出的变量作为第 i 次变量子集 $V_i, i=i+1$ 。4) 循环进行步骤 (2)、(3), 直到蒙特卡罗采样次数达到设定的 N 值。5) 将得到的 N 个变量子集建立 PLS 模型, 计算各子集模型的 $RMSECV$ 值, 将 $RMSECV$ 值最小时的变量子集作为最优变量子集。

1.8 建模方法与模型评价

采用偏最小二乘 (PLS) 和最小二乘支持向量机 (LS-SVM) 方法建立杏鲍菇含水率预测模型。以预测集决定系数 (R_p^2)、预测集均方根误差 ($RMSEP$) 和预测集相对分析误差 (RPD) 作为模型的主要评价指标, 以建模集决定系数 (R_c^2) 和建模集均方根误差 ($RMSEC$) 作为模型的辅助评价指标。其中 R_p^2 和 RPD 越大越好, $RMSE$ 越小越好。

1.9 杏鲍菇样品含水率可视化分析

选择最合适的杏鲍菇含水率预测模型后, 将杏鲍菇样品上每个像素点对应的的光谱数据导入模型, 计算出各像素点的含水率值, 生成杏鲍菇含水率的分布图。

2 结果与分析

2.1 杏鲍菇样品光谱曲线

由于高光谱设备硬件原因, 高光谱图像在开始波段和结束波段受噪声影响较大, 因此只采用 400~1 000 nm 之间的光谱 (含 555 个波段)。图 4 为杏鲍菇样品在干燥时间为 0 min、30 min、60 min、90 min、120 min 的平均光谱反射曲线。随着水分含量的减少, 光谱反射值也相应减小。新鲜杏鲍菇含有 90% 左右的水分, 因此可以认为水分含量的减少是导致光谱反射值减小的主要原因。960 nm 附近的吸收谷是水分子中 O-H 三级倍频吸收带造成的。960 nm 至 1 000 nm 之间的光谱反射值差异明显, 可以用来区分不同的含水率水平。

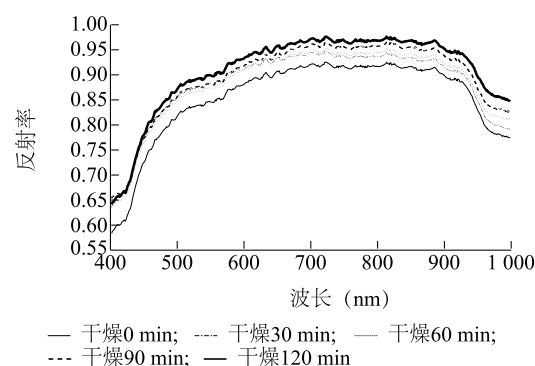


图4 不同干燥时间杏鲍菇样品的光谱反射率曲线

Fig.4 Spectral reflectance curves of *Pleurotus eryngii* at different drying time

2.2 杏鲍菇光谱的特征波长

2.2.1 SPA 方法筛选的特征波长 光谱经 SG-FD 预处理后, 应用 SPA 方法进行特征波长筛选。RMSE 随着波长数目的增加不断减小, 当筛选波长数目大于 5 时, RMSE 降低变缓 (图 5a)。而且随着波长数目的增加, 模型复杂度增加, 因此选择 5 个特

征波长作为模型的输入变量,这 5 个特征波长仅占原始波段的 0.9%。5 个特征波长是 470.04 nm、

497.25 nm、935.38 nm、948.67 nm、997.37 nm (图 5b)。

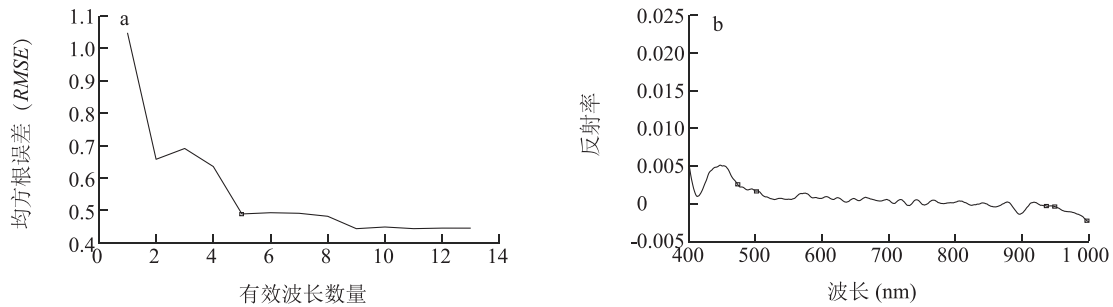


图 5 SPA 法优选特征波长(a)及波长分布(b)

Fig.5 Characteristic wavelength selected by SPA method(a) and wavelength distribution(b)

2.2.2 SCARS 方法筛选的特征波长 应用 SCARS 方法筛选特征波长。首先确定 PLS 模型中的最优主成分数,设置最大主成分数为 15,蒙特卡洛采样次数为 1 000。由图 6 可见,当主成分数为 10 时,交叉验证均方根误差(RMSECV)值最小(0.560 0),故最优主成分数为 10。设定 SCARS 参数为:蒙特卡洛采样次数为 100,主成分数为 10,交叉验证组数为 5。图 7 显示,随着采样数的增加,被优选出的波长变量数逐渐减少。在 1~65 次采样过程中,RMSECV 值不断降低,说明筛选过程中剔除的变量与含水率无关。65 次采样之后,随着采样次数的增加,RMSECV 值开始回升,说明开始剔除与含水率相关的变量,从而导致 RMSECV 值增大。当采样次数为 65 次时,RMSECV 值最小(0.423 6),其对应的特征波长子集最优,该子集包含了 10 个特征波长,分别为 442.02 nm、457.56 nm、524.67 nm、554.40 nm、598.31 nm、599.38 nm、600.46 nm、601.53 nm、942.03 nm、963.13 nm。

2.3 基于光谱特征的建模与分析

基于全光谱(Full-spectra, FS)、SPA 优选波长集和 SCARS 优选波长集建立 PLS 和 LS-SVM 模型,模型预测结果见表 1。

从 PLS 模型的建模集结果看,基于 FS、SPA、SCARS 波长集所建 PLS 模型的决定系数(R_c^2)均大于 0.97,RMSEC 均小于 2.8%,说明这 3 种模型均具有较好的建模效果,其中 FS-PLS 模型具有最高的 R_c^2 (0.982)和最小的 RMSEC(2.491%)。从预测集结果看,FS-PLS 模型预测精度最低,可能是由于输入变量太多,导致模型过拟合,从而失去了预测能

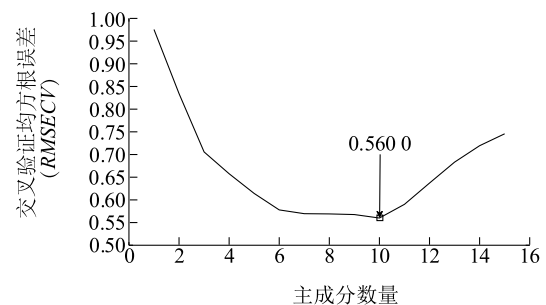
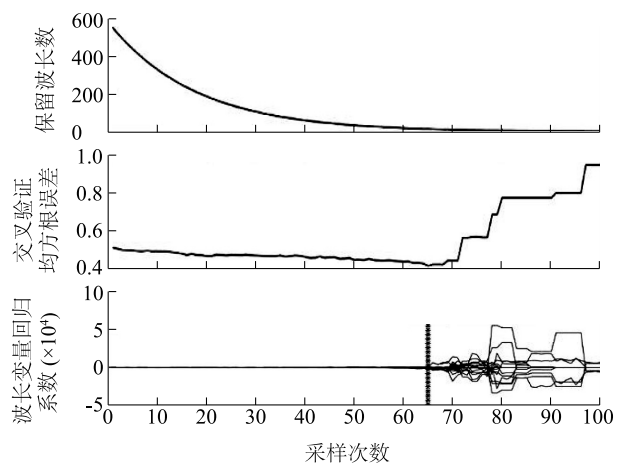


图 6 交叉验证均方根误差随主成分数的变化

Fig.6 Variations of root mean square error of cross-validation with the number of principal components



* 表示该采样次数对应的光谱变量子集最优。

图 7 稳定性竞争自适应重加权采样法(SCARS)变量优选图

Fig.7 Plots of variable selection based on stability competitive adaptive reweighted sampling (SCARS) method

力。SCARS-PLS 模型的预测精度高于 SPA-PLS 模型,这可能是 SPA 在寻找最低限度冗余信息的变量

时降低了信噪比导致的。根据预测集结果,选择 SCARS-PLS 为最优的 PLS 模型。

从 LS-SVM 模型的建模集结果看,FS、SPA、SCARS 3 个波长集结合 LS-SVM 所建模型均具有较好的建模效果(R_c^2 均大于 0.97, $RMSEC$ 均小于 2.80%)。其中 FS-LS-SVM 模型具有最高的 R_c^2 (0.989) 和最小的 $RMSEC$ (1.884%)。从预测集结果看,3 个模型中,SCARS-LS-SVM 模型的预测性能最高,具有最高的 R_p^2 值(0.982)和 RPD 值(3.211)以及最小的 $RMSEP$ 值(3.712%)。对比 PLS 与 LS-SVM 模型,发现 LS-SVM 模型的预测性能优于 PLS 模型,FS 对应模型的 RPD 值从 2.041 提高到 2.235,SPA 对应模型的 RPD 值从 2.518 提高到 3.150,SCARS 对应模型的 RPD 值从 2.601 提高到 3.211。说明非线性模型 LS-SVM 更适用于建立杏

鲍菇含水率预测模型,其中 SCARS-LS-SVM 为最优模型。

对比 3 种波长变量集发现,基于 FS 所建模型的建模效果最好,但预测性能却为三者最低。原因可能是全光谱含有最多的光谱信息,其中包含许多不相关的冗余信息,导致模型过拟合,因此模型的预测性能降低。SPA 方法筛选出的波长变量较少,可能丢失了一部分与含水率相关的光谱信息,虽然简化了模型却降低了精度。SCARS 方法筛选出的波长变量较多(10 个特征波长变量),既减少了模型的输入,避免了模型的过拟合,又与含水率紧密相关,提高了模型预测精度。综上所述,SCARS 方法能够作为一种有效的特征波长提取方法,实现杏鲍菇含水率的准确预测。

表 1 不同模型对杏鲍菇含水率的预测结果

Table 1 The prediction results of moisture content of *Pleurotus eryngii* by different models

模型建立方法	变量数	建模集		预测集		
		R_c^2	$RMSEC(\%)$	R_p^2	$RMSEP(\%)$	RPD
FS-PLS	555	0.982	2.491	0.961	5.221	2.041
SPA-PLS	5	0.978	2.794	0.973	4.305	2.518
SCARS-PLS	10	0.980	2.612	0.975	4.251	2.601
FS-LS-SVM	555	0.989	1.884	0.968	4.501	2.235
SPA-LS-SVM	5	0.979	2.704	0.979	3.917	3.150
SCARS-LS-SVM	10	0.982	2.493	0.982	3.712	3.211

R_c^2 : 建模集决定系数; $RMSEC$: 建模集均方根误差; R_p^2 : 预测集决定系数; $RMSEP$: 预测集均方根误差; RPD : 预测集相对分析误差。

2.4 杏鲍菇图像纹理信息的提取与建模分析

在 400 nm 至 1 000 nm 之间共有 555 个波段的高光谱图像,图像信息量大,各波段图像间具有较强的相关性,冗余信息较多,难以进行图像信息的提取,需要对原始图像信息进行降维分析。主成分分析(PCA)是一种广泛应用的降维算法^[25]。利用 ENVI4.8 软件进行主成分分析,将原始高光谱图像数据中所有波段下的图像经过线性组合形成主成分图像,将有用图像信息集中到尽可能少的主成分图像中。利用 PCA 降维后的图像表示为 $PC_m = \sum_{i=1}^m \beta_i^m \lambda_i$, 式中 PC_m 为第 m 个主成分图像, λ_i 为第 i 个波段所对应的图像, β_i^m 为该主成分在 λ_i 下的权重系数。 β_i^m 的值越大,表明 λ_i 对主成分图像 PC_m 的贡献度越大。对原始高光谱图像进行主成分分析后发现,前 3 幅图像的累计贡献率达到了 99.93%,因此选取前 2 个主成分

图像进行分析(图 8)。

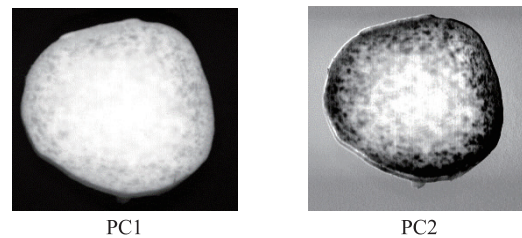


图 8 主成分分析后的前 2 个主成分图像

Fig.8 The first two principal component images after principal component analysis

图像纹理特征反映了图像的表面性质。不同含水率杏鲍菇样品间的收缩程度不同,反映在图像上就是图像的纹理粗细深浅不同,因此利用图像纹理特征预测含水率是可行性的。在众多纹理特征提取

方法中,灰度共生矩阵(Gray-level co-occurrence matrix, GLCM)是一个很好的纹理分析方法^[26],它不仅反映图像灰度在相邻方向、相邻间隔、变化幅度上的综合信息,也能反映相同灰度级像素之间的位置分布特征,将图像的灰度值转化为纹理特征信息。基于灰度共生矩阵方法对杏鲍菇样品进行对比度、相关性、能量和熵 4 个特征的提取,4 个特征分别描述了纹理的深浅、局部灰度相关性、纹理粗细度和灰度分布的复杂程度。将像素对的距离设定为 1,方向依次取 0°、45°、90°和 135°,分别求出在 4 个方向上对比度、相关性、能量和熵的平均值和标准差,每

幅图像提取 8 个纹理特征值,每个样品包含 2 幅图像共 16 个纹理特征值。

基于 16 个纹理特征值建立 PLS 和 LS-SVM 含水率预测模型,模型预测效果见表 2。由表 2 可知,在仅使用杏鲍菇样品的纹理特征进行建模时,模型的预测性能不佳,与上述任一光谱模型相比,预测精度均有所下降。通过分析提取的纹理特征数据,发现当样品间的含水率较为接近时,纹理特征数据几乎没有变化,因此影响了模型的预测精度。说明纹理特征与含水率的相关性不如光谱特征,仅靠纹理特征难以实现含水率的准确预测。

表 2 基于纹理特征的模型对杏鲍菇含水率的预测结果

Table 2 The prediction results of moisture content of *Pleurotus eryngii* based on texture feature models

模型建立方法	变量数	建模集		预测集		
		R_c^2	RMSEC(%)	R_p^2	RMSEP(%)	RPD
纹理特征-PLS	16	0.875	6.312	0.791	7.685	1.843
纹理特征-LS-SVM	16	0.870	6.702	0.788	7.955	1.771

2.5 杏鲍菇光谱与纹理特征融合的建模与分析

由于 SCARS 方法所选波长集优于 SPA 方法,因此只把 SCARS 筛选出的 10 个特征波长与 16 个纹理特征参数进行融合。由于两者量纲不同,融合前需要对光谱和纹理特征参数进行归一化处理。以融合后的 26 个特征参数作为模型的输入变量,模型预测效果如表 3 所示。从建模集表现看,光谱与纹理特征融合模型 LS-SVM 的建模效果最好,优于光谱模型 SCARS-LS-SVM,这是由于融合模型的特征

比单独光谱模型的信息更为全面,使模型的自测能力增强。从预测集表现看,光谱与纹理特征融合模型 LS-SVM 不如单独光谱模型 SCARS-LS-SVM,这是因为与光谱信息相比,纹理特征与含水率的相关性较差,光谱与纹理特征的融合,相当于引入了一部分相关性较差的信息,从而导致模型的预测能力下降。综上所述,基于 SCARS 优选的 10 个特征波长建立的 LS-SVM 模型预测精度最高,因此选用该模型进行含水率的可视化分析。

表 3 基于融合特征的模型对杏鲍菇含水率的预测结果

Table 3 The prediction results of moisture content of *Pleurotus eryngii* based on fusion feature models

模型建立方法	变量数	建模集		预测集		
		R_c^2	RMSEC(%)	R_p^2	RMSEP(%)	RPD
SCARS 优选波长+纹理特征-PLS	26	0.981	2.600	0.973	4.304	2.502
SCARS 优选波长+纹理特征-LS-SVM	26	0.985	2.174	0.976	4.102	2.701

2.6 杏鲍菇含水率预测模型验证

由于建模杏鲍菇样品的干燥条件为干燥温度 50 ℃、切片厚度 5 mm,为了证明模型的适用性,取不同干燥条件下 50 个样品进行验证。预测结果(表 4)显示,不同干燥条件下的预测精度与 50 ℃和 5 mm 条件下的相比稍有下降,其中第 2 组和第 8 组

的均方根误差(RMSE)大于 4%。这可能与选择的样品有关,受干燥条件的影响,各试验组样品褐变程度不一致,而褐变程度会影响光谱反射值,从而影响模型的预测精度。从整体看,模型还是具有较好的预测能力,能够实现不同干燥条件下杏鲍菇含水率的预测。

表 4 不同干燥条件下预测模型 SCARS-LS-SVM 对杏鲍菇含水率的预测结果

Table 4 The prediction results of moisture content of *Pleurotus eryngii* by SCARS-LS-SVM model under different drying conditions

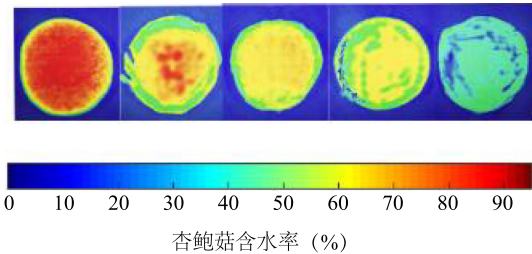
试验组	干燥温度 ($^{\circ}\text{C}$)	切片厚度 (mm)	R^2	均方根误差 (RMSE)(%)
1	40	5	0.982	3.875
2	40	7	0.975	4.012
3	40	10	0.980	3.914
4	50	7	0.985	3.772
5	50	10	0.983	3.896
6	60	5	0.974	3.975
7	60	7	0.975	3.905
8	60	10	0.969	4.121

2.7 杏鲍菇样品含水率的可视化分析

基于 SCARS-LS-SVM 模型进行杏鲍菇含水率预测,将杏鲍菇样品每个像素点的特征光谱信息输入 SCARS-LS-SVM 模型,计算含水率值,生成杏鲍菇样品含水率分布的伪彩色图像(图 9)。从图 9 可以看出,在干燥之前,除边缘位置外,整个杏鲍菇呈现红色,说明杏鲍菇含水量较高且分布均匀。随着干燥的进行,杏鲍菇颜色从红变黄再变绿,含水率不断降低,并且含水率的分布逐渐变得不规则,这与干燥条件和干燥环境有关,与干燥介质热交换快的部分含水率低,反之,含水率高。可见,利用高光谱技术能够有效实现干燥过程中杏鲍菇含水率的检测,并且可以实现含水率分布的可视化。相比于传统的水分检测方法,本方法更快更直观,对了解杏鲍菇干燥规律和提高杏鲍菇干制品质量具有重要意义。

3 结 论

本研究采用高光谱成像技术对杏鲍菇干燥过程中的含水率进行定量检测,并基于定量检测模型对不同干燥时间的杏鲍菇样品含水率分布进行了可视化分析,为了解杏鲍菇干燥过程中的水分变化提供了依据。主要结论如下:1) SCARS 方法优选特征波长建立的模型预测效果优于 SPA 方法,非线性模型 LS-SVM 的预测效果优于线性模型 PLS。2) 基于光谱特征建立的杏鲍菇含水率预测模型的预测能力最好,其次是融合模型,纹理特征模型最差。光谱特征



从左至右分别为干燥 0 min、30 min、60 min、90 min、120 min 的杏鲍菇样品,蓝绿黄红表示含水量由低到高。

图 9 杏鲍菇水分含量可视化图

Fig.9 Visualization of the moisture content of *Pleurotus eryngii*

与含水率的相关性大于纹理特征。3) 利用 SCARS-LS-SVM 模型计算杏鲍菇样品每个像素点的含水率值,然后绘制不同干燥时期杏鲍菇样品含水率分布图,可以反映杏鲍菇样品在干燥过程中的水分变化,实现含水率分布可视化。

参考文献:

- [1] 柯乐芹,张东旭,肖建中.杏鲍菇深加工残渣多糖酶法微波辅助提取工艺优化[J].农业工程学报,2014,30(21):332-338.
- [2] HU Q,ZHANG M,MUJUMDAR A S, et al. Performance evaluation of vacuum microwave drying of edamame in deep-bed drying[J].Drying Technology,2007,25(4):731-736.
- [3] LORENTE D, ALEIXOS N, GÓMEZ-SANCHIS J, et al. Recent advances and applications of hyperspectral imaging for fruit and vegetable quality assessment[J]. Food and Bioprocess Technology, 2012, 5(4): 1121-1142.
- [4] YU K Q, ZHAO Y R, LIU Z Y, et al. Application of visible and nearinfrared hyperspectral imaging for detection of defective features in loquat[J]. Food and Bioprocess Technology, 2014, 7(11): 3077-3087.
- [5] XING J,BAERDEMAEKER J.Bruise detection on 'Jonagold' apples using hyperspectral imagin[J].Postharvest Biology and Technology,2005,37(2):152-162.
- [6] 周 竹,李小昱,陶海龙,等.基于高光谱成像技术的马铃薯外部缺陷检测[J].农业工程学报,2012,28(21):221-228.
- [7] ARIANA D P,LU R F.Evaluation of internal defect and surface color of whole pickles using hyperspectral imaging[J].Journal of Food Engineering,2010,96(4):583-590.
- [8] 章海亮,高俊峰,何 勇.基于高光谱成像技术的柑橘缺陷无损检测[J].农业机械学报,2013,44(9):177-181.
- [9] 洪添胜,乔 军,NING WANG,等.基于高光谱图像技术的雪梨梨品质无损检测[J].农业工程学报,2007,23(2):151-155.
- [10] LU R F, PENG Y K. Hyperspectral scattering for assessing peach fruit firmness[J]. Journal of Biosystems Engineering, 2006, 93(2):167-171.
- [11] 何嘉琳,乔春燕,李冬冬,等.可见-近红外高光谱成像技术对灵

- 武长枣 V_c 含量的无损检测方法[J].食品科学,2018,39(6):194-199.
- [12] ELMASRY G, WANG N, ELSAYED A, et al. Hyperspectral imaging for nondestructive determination of some quality attributes for strawberry[J]. Journal of Food Engineering, 2007, 81(1):98-107.
- [13] PENG Y K, LU R F. Analysis of spatially resolved hyperspectral scattering images for assessing apple fruit firmness and soluble solids content[J]. Postharvest Biology and Technology, 2008, 48(1):52-62.
- [14] 李丹,何建国,刘贵珊,等.基于高光谱成像技术的小黄瓜水分无损检测[J].红外与激光工程,2014,43(7):2393-2397.
- [15] 王超鹏,黄文倩,樊书祥,等.基于高光谱成像技术与CARS算法的玉米种子含水率检测[J].激光与光电子学进展,2016,53(12):260-267.
- [16] 赵伟彦,黄敏,朱启兵.基于多模型融合的干燥过程中毛豆含水率、颜色高光谱图像无损检测[J].食品工业科技,2015,36(5):267-271,276.
- [17] 国家卫生和计划生育委员会.食品中水分的测定:GB5009.3-2016[S].北京:中国标准出版社,2016.
- [18] 何勇,彭继宇,刘飞,等.基于光谱和成像技术的作物养分生理信息快速检测研究进展[J].农业工程学报,2015,31(3):174-189.
- [19] 雷雨,韩德俊,曾庆东,等.基于高光谱成像技术的小麦条锈病病害程度分级方法[J].农业机械学报,2018,49(5):226-232.
- [20] 尼珍,胡昌勤,冯芳.近红外光谱分析中光谱预处理方法的作用及其发展[J].药物分析杂志,2008,28(5):824-829.
- [21] 王欣.近红外分析中光谱预处理方法的研究与应用进展[J].科技资讯,2013(15):2.
- [22] 潘国锋.基于K-S算法的水质硝酸盐含量光谱检测方法研究[J].光谱实验室,2011,28(5):2700-2704.
- [23] 于慧春,娄楠,殷勇,等.基于高光谱技术及SPXY和SPA的玉米毒素检测模型建立[J].食品科学,2018,39(16):328-335.
- [24] 刘国海,夏荣盛,江辉,等.一种基于SCARS策略的近红外特征波长选择方法及其应用[J].光谱学与光谱分析,2014,34(8):2094-2097.
- [25] KAMRUZZAMAN M, SUN D W, EIMASRY G, et al. Fast detection and visualization of minced lamb meat adulteration using NIR hyperspectral imaging and multivariate image analysis[J]. Talanta, 2013, 103:130-136.
- [26] 孙俊,金夏明,毛罕平,等.基于高光谱图像光谱与纹理信息的生菜氮素含量检测[J].农业工程学报,2014,30(10):167-173.

(责任编辑:张震林)