

基于高光谱图像技术的镇江香醋固态发酵过程研究

朱瑶迪¹, 邹小波¹, 石吉勇¹, 赵杰文¹, 徐艺伟¹, 林田中²

(1. 江苏大学食品与生物工程学院, 江苏镇江 212013) (2. 江苏恒顺集团有限公司, 江苏镇江 212004)

摘要: 以发酵醋醅为研究对象, 应用高光谱图像技术对其图像和光谱信息进行研究, 以期对发酵状况快速预测。首先通过主成分分析 (PCA) 对其图像信息进行 PCA; 然后利用预处理后的光谱信息结合全光谱偏最小二乘 (PLS)、区间偏最小二乘法 (iPLS) 和联合区间偏最小二乘法 (siPLS) 建立总酸、pH 及不挥发酸含量的快速预测模型, 选择最优模型。结果表明, 依据图像信息的不同主成分, 优选出 3 幅特征图像, 提取每幅图像的对比度、相关性、角二阶矩和一致性等 4 个基于灰度共生矩阵的纹理特征变量, 利用 K-最近邻法 (KNN) 建立发酵醋醅的识别模型, 预测集识别率达到 90.04%, 能很好的预测醋醅发酵状况; 优选出 siPLS 模型最优, 预测集总酸、pH 值和不挥发酸的 RMSEP 分别为 0.75、0.05 和 0.3, 能够实现重要理化指标的快速预测。因此利用高光谱图像技术可快速预测醋醅发酵状况, 为优化工艺操作和提高发酵质量等提供有效、快速地检测手段。

关键词: 固态发酵; 高光谱图像技术; 图像分析; 光谱分析

文章编号: 1673-9078(2014)12-119-125

DOI: 10.13982/j.mfst.1673-9078.2014.12.020

Analysis of the Solid-state Fermentation Process in Zhenjiang Vinegar by Using Hyperspectral Imaging

ZHU Yao-di¹, ZOU Xiao-bo¹, SHI Ji-yong¹, ZHAO Jie-wen¹, XU Yi-wei¹, LIN Tian-zhong²

(1.School of Food and Biological Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

(2.Jiangsu Hengshun Group Co., LTD, Zhenjiang 212004, China)

Abstract: The objective of this study was to investigate the imaging and spectral characteristics of fermented vinegar grains by using the hyperspectral imaging technique (HPIT), to rapidly predict the fermentation status. Initially, a primary component analysis (PCA) was performed. The pre-treated spectral information was then combined with the partial least squares (PLS), interval PLS (iPLS), and synergy interval PLS (siPLS) of the full spectrum to establish rapid prediction models for total acid content, pH, and non-volatile acid content, in order to select the best prediction model. Three characteristic images were chosen based on the different main components represented by the imaging data. We extracted four characteristic variables (contrast, correlation, angular second moment, and homogeneity) by texture analysis, based on gray level co-occurrence matrix. The K-nearest neighbor (KNN) method was used to establish a recognition model for fermented vinegar grains, with a predicted recognition rate of 90.04%, which would enable a good prediction of the vinegar grain fermentation status. The synergy interval partial least squares (siPLS) model displayed the best performance, predicting the total acid content, pH value, and root mean squared error of prediction (RMSEP) of non-volatile acids to be 0.75, 0.05, and 0.3, respectively. This finding indicated that the model could rapidly predict important physical and chemical parameters. Therefore, it would be feasible to use HPIT for the rapid prediction of fermentation quality of vinegar grains. This study provides an effective and rapid means of detection to improve the process operation and quality of fermentation.

Key words: solid-state fermentation; hyperspectral image technique; imaging analysis; spectral analysis

我国食醋主要是以传统的固态发酵为主, 风味独

收稿日期: 2014-05-30

基金项目: 国家 863 科技计划项目 (2011AA100807); 全国优秀博士基金资助项目 (200968); 国家自然科学基金 (61301239); 新世纪优秀人才项目 (NCET-11-00986); 江苏省杰出青年基金 (BK20130010);

作者简介: 朱瑶迪 (1987-), 女, 博士生, 研究方向: 食品品质无损检测研究

通讯作者: 邹小波 (1976-), 男, 博士生导师, 教授, 主要从事食品无损检测研究

特, 口感柔和, 深受人民的喜爱。其中镇江香醋是其典型代表之一。它的发酵过程以糯米、麸皮等为主要原料进行固态分层发酵, 并采用独特的套醪工艺进行接种, 酿得的成品醋具有“酸而不涩、香而微甜、色浓味鲜、愈存愈香”等特点^[1]。

固态发酵是制醋过程中最重要的环节之一^[2], 其发酵的好坏直接影响醋的出率和质量。固态发酵过程被分成提热、过构和露底 3 个阶段, 其中不同阶段以及不同发酵状况的醋醅颜色及外观特征有很大不同,

并且醋醅中总酸、pH 和不挥发酸是衡量醋醅质量的重要指标, 依据它们的变化能够及时判断醋醅的发酵状况, 可以减少或避免板结或坏醅等问题。目前主要是以常规检测方法获得它们的变化, 外观方面, 主要依靠人眼或手触等传统方式进行判断, 理化检测主要有酸碱滴定法^[3]、指示剂法以及 pH 电位法等。这些方法不仅人为因素影响较大, 而且样品均需预处理, 步骤繁琐, 误差较大且费时费力。目前, 国内外有学者对食醋的发酵过程做了研究, 但主要集中在微生物群落多样性^[4], 发酵过程中风味物质的变化^[5], 新品醋的开发研究^[6-8]以及发酵中功能性物质的检测^[9]等方面, 对固态发酵过程中发酵状况的快速预测, 缺乏深入研究。

本研究提出集光谱信息和图像信息于一体的高光谱图像技术去采集醋醅的高光谱信息。首先依据不同发酵阶段的醋醅颜色、纹理等图像特征, 对高光谱图像信息进行主成分分析 (PCA), 从中优选出 3 幅特征图像, 并从每幅图像中提取对比度、相关性、角二阶矩和一致性等 4 个基于灰度共生矩阵的纹理特征变量, 每个样本共有 12 个特征变量, 再通过 PCA 提取 6 个主成分变量, 并结合 K-最邻近法 (KNN) 构建不同发酵阶段醋醅判别模型, 用来初步判断固态发酵状况; 然后提取其光谱信息, 使用有效预处理方法对光谱进行去噪, 优化光谱信号, 提高信噪比, 最后依据其光谱信息结合区间偏最小二乘法 (iPLS)、联合区间偏最小二乘法 (siPLS) 建立总酸、pH 和不挥发酸含量的快速预测模型, 并与全光谱偏最小二乘 (PLS) 模型进行比较, 优选出最佳预测模型。为快速判断醋醅发酵状况提供有效、快速地检测手段。

1 材料和方法

1.1 样品采集

本试验以镇江香醋不同阶段的醋醅为研究对象。具体的取样规则为: 每天均是翻醅前取样, 将其迅速混匀, 装入冰盒立即取回, 采集其高光谱数据, 同时检测总酸、pH 值以及不挥发酸等重要参数的含量。

1.2 试验方法

1.2.1 醋醅发酵过程中总酸的测定

总酸含量测定方法依照国标 (GB/T 12456.2008) 叙述的步骤进行检测。计算公式如 (1):

$$X = \frac{(V_1 - V_0) \times C \times k}{m \times \frac{V}{100}} \times 100 \quad (1)$$

注: X-总酸, 10^{-2} g/g; C-NaOH标准溶液的浓度, mol/L;

V-滴定消耗NaOH标准溶液的体积, mL; m-样品质量, g; V_0 -样品稀释液的总体积, mL; V_1 -时吸取的样液体积, mL; k-酸的系数, (醋酸为0.060 g/mmol)。

1.2.2 醋醅发酵过程中 pH 值测定

依据上述总酸检测方法中的步骤获得醋醅滤液, 立即利用酸度计 (pHs-3B酸度计, 上海机密科学仪器有限公司) 直接插入滤液中检测pH值, 并记录。

1.2.3 不挥发酸测定

不挥发酸的测定依据国标 (GB/18187-2000) 进行测定。具体计算公式 (2) 如下:

$$X = \frac{(V - V_0) \times C \times 0.09}{2} \times 100 \quad (2)$$

注: X-不挥发酸的含量 (以乳酸计), g/100mL; V-样品消耗NaOH的体积, mL; V_0 -空白消耗NaOH标准溶液的体积, mL; C-NaOH标准溶液的浓度, mol/L; 0.09~1.00 mL NaOH标准溶液相当于乳酸的质量, g。

1.3 高光谱图像采集

高光谱图像数据采集系统主要有高光谱摄像机 (ImSpector, V10E, 芬兰)、150 W 的光纤卤素灯 (Fiber-Lite DC950Illuminator, DolanJenner Industries Inc, MA, 美国), 精密电控平移台 (Zolix, SC30021A, 北京) 和计算机等部件组成, 如图 1 示。采集时, 将不同发酵阶段的醋醅平铺在玻璃容器中, 设定传输带速度为 1.45 mm/s, 图像扫描行数为 775 行/幅; 每行扫描个数为 1628, 得到的高光谱图像分辨率为 775×1628; 光谱范围是 432~963 nm, 采集得到 618 个波长下的图像, 最终得到一个大小为 775×1628×618 的高光谱图像数据块。



图 1 基于光谱仪的高光谱图像采集系统

Fig.1 A hyperspectral imaging system, constructed based on a spectrometer

1.4 高光谱数据预处理

高光谱图像数据采集完成后, 需对获得的高光谱图像进行黑白标定^[10]。在与样品采集相同的条件下,

采集标准白色校正板得全白的标定图像 W ，关闭相机快门采集得全黑标定图像 B ，根据式(3)完成高光谱图像的标定，使采集得到的绝对图像 I 变成相对图像 R ：

$$R = \frac{I - B}{W - B} \quad (3)$$

图像采集并标定后，用ENVI软件（V.4.5, Research System, Inc, boulder, CO, USA）提取高光谱图像感兴趣区域的光谱信息^[11]。由于采集的信号中除了样本信息外还有高频噪声、基线漂移、样品背景等噪声信号^[12]，此外，由于醋醅不均匀，导致样品光谱间存在差异，差异程度和光谱波长以及样本均匀度都有关系^[13]。因此，为了准确分析样品的光谱，必须对原始光谱进行预处理，可以减少谱线平移以及噪声干扰，优化光谱信号，提高信噪比，便于更高效地对光谱信号进行数据挖掘，提高模型的检测精度和稳定性^[14]。本研究分析选用合适的光谱预处理算法^[15]，分别使用中心化、多元散射校正（Multiplicative Scatter Correction, MSC）和标准正态变量变换（Standard Normal Variate transformation, SNV）、一阶导数（First Derivatives, 1st DER）和二阶导数（Second Derivatives, 2nd Der）等^[16]5种预处理方法对618（波长431~962 nm）光谱数据进行预处理，选出最优预处理方法。将获得的数据导入MATLAB软件中建立相关模型。

1.5 高光谱图像的主成分分析

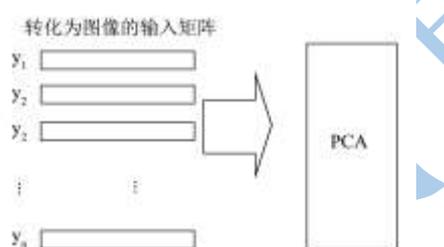


图2 图像维的主成分分析原理图

Fig.2 Schematic diagram representing primary component analysis (PCA) of image dimension

高光谱系统采集到的高光谱图像形成了一个 $M \times N \times \lambda$ 的三维数据块，其中 $M \times N$ 是图像的空间尺寸， λ 表示波数。为了进行PCA，需将高光谱数据按某一维度展开为列矢量。本研究采用的展开方式是将矩阵转换为一个 λ 行 $M \times N$ 列的矩阵 X ， X 中的每一行表示一个波长的图像数据^[17]，即针对图像维的主成分分析，其原理如图2所示，每个 y_n 即为图像转化成的一个一维矩阵， n 个波长下的图像组成一个二维矩阵，经过PCA处理后，再把得到的结果按原来的规则还原成图像。这样得到的主成分图像突出了图像内各像素的对比^[18]。

通过ENVI对原始高光谱图像数据进行PCA^[19]。

1.6 定量预测模型

本研究将预处理后的光谱利用iPLS、siPLS和总酸、pH以及不挥发酸实测值建立快速预测模型，并与全光谱PLS模型进行比较，选择最优模型，以期能快速预测其含量，判断醋醅发酵状况。本研究主要依据所建模型的预测值和参考值之间的相关系数（ R ）和均方根误差（RMSECV）来判断其预测性能，即 R 用其判断样本的预测值和实测值之间的相关程度，其值越接近于1，则说明相关程度越好，RMSECV主要用来评价所建模型的预测能力以及判断该方法的可行性。RMSEP是模型主要用于评价所建模型对外部样本的预测能力，其值越小，则表明模型对外部样本的预测能力越高，反之其预测能力越低。其中iPLS是将整个光谱区域划分为 n 个子区间，分别对全光谱和各子区间建立PLS模型比较各模型的RMSECV值^[20]。siPLS是iPLS的一个扩展^[21]，它将整个光谱区域划分为不同子区间，以考查模型性能以及最佳波长区间的影响，再将几个精度较高的局部模型联合起来，在划分为相同子区间的情况下，尝试分别联合2、3和4个子区间，获得最佳的预测模型。

2 结果与分析

2.1 高光谱图像数据处理

2.1.1 高光谱图像的背景去除

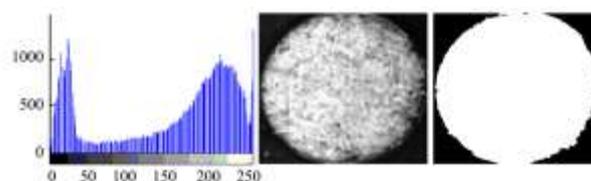


图3 高光谱图像的直方图和阈值分割效果图

Fig.3 Histogram of the hyperspectral image, and image after threshold segmentation

在图像进行分析前，如果未去除背景，那么算法将会将背景和目標物一起进行处理，那会影响计算结果，因此有必要对高光谱图像进行背景去除。本研究选择阈值分割法去除背景，该法的一个关键因素是阈值的选取，如果阈值合适，背景将去除的很干净，完整的保留目标图像。依据图3a中直方图的形状，选择双峰法作为确定阈值的方法^[22]。由高光谱图像的性质可知，不同波长下样品图像的灰度分布也不相同。图像在900 nm附近图像（图3b）中样品部分与背景灰度差异最大，适宜将醋醅和背景分割开来。本研究选取的阈值为60，将得到的二值图像存储为mask图像。经过

图像背景去除的图像如3c所示,背景为黑色,在后续处理中不参与处理,白色区域为分割出来的样品区域,参与到PCA分析等后续处理中。

2.1.2 高光谱图像维的主成分分析

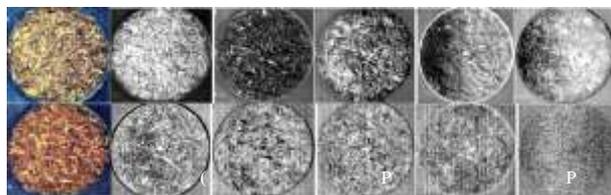


图4 醋醅 RGB 图像和前10个主成分图像

Fig.4 RGB images of vinegar grains and images of the first ten primary components

图4中的(1)和(2)是提热和露底阶段醋醅样品的RGB图像,颜色和纹理明显不同。PC1~PC10分别代表了第1至第10个PCA图像。前6个主成分图像能够分辨出醋醅样品的某些特征,而第7~10个图像有明显的干涉、噪音,几乎无法辨认出醋醅样品图像的特征。第2和第3主成分图,和人眼对样品的观察比较符合,尤其是第2主成分最能表征醋醅样品图像的原始信息;第1主成分图亮度较高,不同成分含量处有不同的亮度;每个主成分图像都是由原始数据中的各个波长下的图像经过线性组合而成的,通过比较线性组合中的权重系数,局部最大权重系数所对应波长下的图像为特征图像。本研究经PCA处理后优选出3个主成分图像,即为图4中的PC1、PC2和PC3。

2.2 醋醅样品的图像特征提取

由于发酵醋醅是有糠、麸皮等原料组成,它们不同的分布直接影响醋醅的发酵,而该分布状况可以通过图像的纹理特征来描述。因此本研究采用基于灰度共生矩阵方法将去除背景并优选的主成分图像进行纹理特征提取,即提取对比度、相关性、角二阶矩和一致性等4个纹理特征变量。灰度共生矩阵与其生成方向 θ 、生成步长 d 和图像灰度级 g 有关^[19]。本研究选用 $\theta=0$, d 选用默认值1,计算灰度共生矩阵,分别提取这4个特征参数,一共得到12个纹理特征变量,它们之间存在一定的相关性。在建模之前有必要对它们进行PCA。然后利用得到的主成分得分,将其分为校正集和预测集进一步利用K-最邻近(KNN)法建立定性分析模型,可快速判断不同发酵的醋醅纹理特征,进而分析发酵状况。在KNN模型识别的过程中,输入的主成分数对模型的识别结果有较大影响,经反复优化,选取前10个主成分数和7个K值,同步对KNN模型进行优化分析,利用模型预测结果的识别率来衡量模型的性能。当 $K=1$,主成分数为10时,最优KNN模型对发酵阶段的

样本进行预测,预测集识别率是90.04%。研究表明,利用高光谱图像技术快速判断醋醅的发酵状况是可行的。

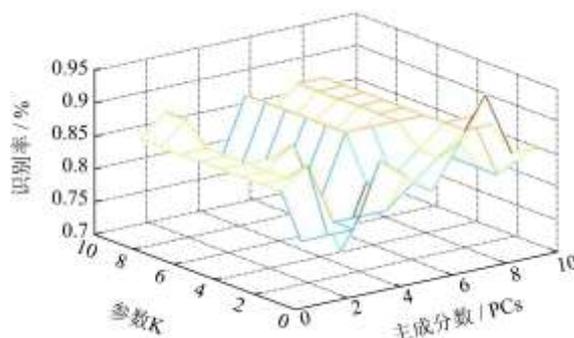
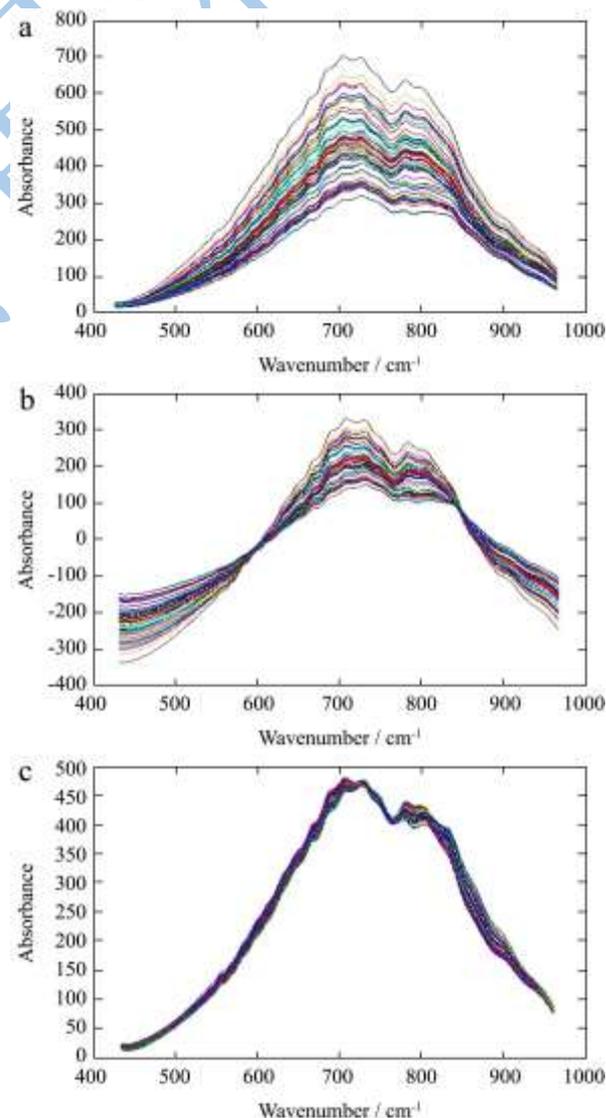


图5 不同K值和主成分因子数对应的KNN模型结果图

Fig.5 KNN model representing the different K levels and principal component factors

2.3 高光谱图像的光谱预测模型建立

2.3.1 光谱的预处理



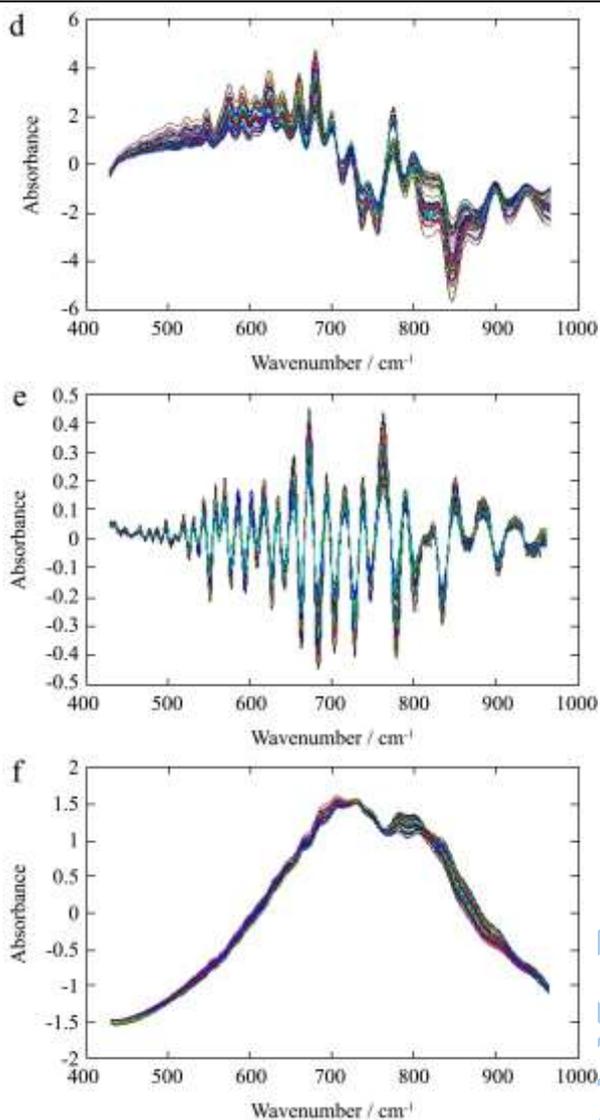


图6 不同方法预处理后的醋醅样本的光谱曲线

Fig.6 Hyperspectral curves of vinegar grain samples after treatment with different preprocessing methods

通过中心化、MSC、SNV、一阶导和二阶导等^[16]5种预处理方法对618（波长范围431.05~962.45 nm）光谱数据进行预处理。不同预处理之后醋醅光谱曲线如图6所示。图6中a是原光谱，b是中心化，c是MSC；d

表2 总酸、pH值和不挥发酸含量的 siPLS 建模方法建立模型的结果

Table2 Results from established models for total acid content, pH value, and non-volatile acid content by siPLS method

参数	指标									
	总酸			pH 值			不挥发酸			
	PLS	iPLS	siPLS	PLS	iPLS	siPLS	PLS	iPLS	siPLS	
最优区间数	全光谱	20	[6 11 14 16]	全光谱	18	[4 8 10 12]	全光谱	13	[3 15 14 15]	
PLS factors	13	3	7	12	7	6	8	5	7	
Calibration set	R_c	0.81	0.81	0.83	0.85	0.89	0.95	0.84	0.79	0.88
	RMSECV	0.77	0.72	0.63	0.07	0.06	0.047	0.26	0.28	0.25
Validation set	R_p	0.73	0.75	0.80	0.83	0.86	0.93	0.79	0.74	0.84
	RMSEP	0.78	0.77	0.75	0.09	0.07	0.05	0.3	0.32	0.29

是一阶导；e是二阶导；f是SNV。

依据表1所示的结果优选出SNV可以使分散的光谱曲线集中，可有效实现对基线的校正。在后续的试验中，对发酵醋醅中重要理化指标建立多元校正模型前，选择SNV法预处理。

表1 不同预处理方法对发酵醋醅理化指标建立模型的结果分析

Table 1 Results obtained for different models of vinegar grain fermentation subjected to different pretreatment strategies

预处理方法	主因子数	RMSEC	RMSEP	校正集 R	预测集 R
原光谱	2	0.0756	0.0912	0.8159	0.7947
中心化	7	0.0749	0.0895	0.8314	0.8071
SNV	12	0.0721	0.0879	0.8519	0.8343
MSC	12	0.0734	0.0884	0.8427	0.8156
一阶导数	11	0.0785	0.0954	0.7523	0.7129
二阶导数	6	0.0832	0.987	0.7269	0.7011

2.3.2 定量预测模型的建立

将预处理后样品光谱值和实测值分别划分为训练集和预测集，然后用PLS，iPLS和siPLS法分别进行交互验证建模，其中PLS选择全光谱范围431~962 nm进行建模。结果如表2所示。

①总酸的siPLS模型的结果优于PLS和iPLS的结果。与PLS相比，模型的预测能力有很大的提高，且模型得到了很大的简化。iPLS是处于PLS和siPLS之间，虽然使用的主因子数少，但其预测性能较低；在联合区间数为4时，区间为[6 11 14 16]时，获得最优预测模型，其预测集的相关系数 (R_p) 和交互验证均方根误差 ($RMSEP$) 分别为0.80和0.75。②醋醅中pH值使用siPLS时，模型的预测能力最优。当联合区间为4，主成分数为6，第19区间时，获得的模型最佳，此时 R_p 和 $RMSEP$ 分别为0.93和0.05。③不挥发酸的PLS模型精度相对与iPLS模型稍高，其最优模型也是siPLS模型，当联合4个区间，第15区间时，获得最优的预测模型，其预测集的 R_p 和 $RMSEP$ 分别为0.85和0.30。

注: R 表示相关系数; $RMSECV$ 表示校正集交互验证均方根误差; $RMSEP$ 表示预测集均方根误差。

3 结论

本研究利用高光谱图像技术分别对醋醅的光谱和图像信息进行分析。具体结论:

3.1 将高光谱图像进行 PCA, 优选前 3 个图像主成分, 提取其特征变量, 利用 KNN 法建立的定性分析模型的识别率达到 90.04%, 可在图像上快速判断醋醅发酵状况;

3.2 将预处理后的光谱结合不同 PLS 对固态发酵过程中总酸、pH 值以及不挥发酸含量进行建模, 优选 siPLS 预测效果最佳, 实现了重要理化指标的快速预测, 其预测集总酸的 R_p 和 $RMSEP$ 分别为 0.80 和 0.75, pH 值分别是 0.93 和 0.05, 不挥发酸分别是 0.85 和 0.30, 表明可在光谱方面快速预测醋醅发酵状况。综上所述, 利用高光谱图像技术快速判断固态发酵状况是可行的, 为进一步对固态发酵的研究奠定良好基础, 提供快速、有效地检测手段。

参考文献

- [1] 朱其瀚. 镇江香醋发酵过程中微生物分离及其产酸特性[D]. 江南大学, 2008
ZHU Qi-han. Isolation of microbes and their acid-producing characteristics in the solid-state of zhenjiang vinegar [D]. Jiangnan university, 2008
- [2] 倪峥飞, 许伟, 窦文芳, 等. 镇江香醋固态发酵醋醅中微生物总 DNA 提取方法比较[J]. 微生物学报, 2010, 1: 119-125
NI Zheng-fei, XU-Wei, DOU Wen-fang, et al. Comparison of total microbial DNA extraction methods from solid-culture of zhenjiang vinegar [J]. Acta Microbiologica Sinica, 2010, 1: 119-125
- [3] 傅连进. 食醋中总酸、总酯含量的连续测定[J]. 城市环境与城市生态, 2004, 5: 34-35
FU Lian-jin. Continuous determination of the total acid and total ester in vinegar [J]. City Environment and Zoology, 2004, 5: 34-35
- [4] 张丽娟, 许伟, 许泓瑜, 等. 恒顺香醋固态发酵过程中有机酸的变化分析[J]. 中国调味品, 2009, 2: 106-109
ZHANG Li-juan, XU-Wei, XU Hong-yu et al. Analysis of organic acids in aerobic solid-fermentation culture of hengshun vinegar [J]. Journal of China Condiment, 2009, 2: 106-109
- [5] 曹雪丹, 方修贵. 柑橘果醋研究进展[J]. 浙江柑桔, 2009, 1: 32-35
CAO Xue-dan, FANG Xiu-gui. Research process of Citrus fruit vinegar [J]. citrus Zhejiang, 2009, 1: 32-35
- [6] 陆胜民, 刘欠欠, 杨颖, 等. 胡柚果醋的研究现状及其进展[J]. 食品与发酵科技, 2009, 4: 19-21
LU Sheng-min, LIU Qian-qian, YANG Ying, et al. Research status and progress of Hu You fruit vinegar [J]. Food and fermentation technology, 2009, 4: 19-21
- [7] 梁贵秋, 吴婧婧, 陆春霞, 等. 桑椹果醋的研究进展[J]. 现代农业科技, 2012, 2: 344-355
LIANG Gui-qi, WU Jing-jing, LU Chun-xia, et al. Research process of mulberry vinegar [J]. Modern agricultural science and technology, 2012, 2: 344-355
- [8] 贺铮怡. 镇江香醋中川芎嗪的研究[D]. 江南大学, 2004
HE Zheng-yi. Research of ligustrazine in the Zhenjiang aromatic vinegar [D]. Jiangnan University, 2004
- [9] Shi J, Zou X, Zhao J, et al. Detection the distribution of leaf chlorophyll page of cucumber based on hyperspectral imaging technology [J]. Chinese Journal of Analytical Chemistry, 2011, 2: 243-247
- [10] 洪添胜, 乔军, Ngadi Michael O, 等. 基于高光谱图像技术的雪花梨品质无损检测[J]. 农业工程学报, 2007, 2: 151-155
HONG Tian-sheng, QIAO-Jun, Ngadi Michael O, et al. Nondestructive detection of snowflake pear quality based on hyperspectral imaging technique [J]. Journal of Agricultural Engineering, 2007, 2: 151-155
- [11] 夏俊芳, 李培武, 李小昱, 等. 不同预处理对近红外光谱检测脐橙 VC 含量的影响[J]. 农业机械学报, 2007, 6: 107-111
XIA Jun-fang, LI Pei-wu, LI Xiao-yu, et al. Effect of different pretreatment method of nondestructive measure vitamin c content of umbilical orange with near-infrared spectroscopy [J]. Journal of Agricultural Machinery, 2007, 6: 107-111
- [12] 孙通, 徐惠荣, 应义斌. 近红外光谱分析技术在农产品/食品品质在线无损检测中的应用研究进展[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 1: 122-126
SUN-Tong, XU Hui-rong, YING Yi-bin. Progress in application of near infrared spectroscopy to nondestructive on-line detection of products/food quality [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 1: 122-126
- [13] 练文柳, 吴名剑, 孙贤军, 等. 不同预处理方法对烟草近红外光谱预测模型的影响[J]. 烟草科技, 2005, 211(2): 19-23
LIAN Wen-liu, WU Ming-jian, SUN Xian-jun et al. Influence of Data Pre-processing on NIR Prediction Model for Tobacco Chemical Composition [J]. Tobacco Science and Technology, 2005, 211(2): 19-23
- [14] 金航峰. 基于光谱和高光谱图像技术的蚕茧品质无损检测研究[D]. 浙江大学, 2013

- JIN Hang-feng. Research on nondestructive determination of cocoon quality based on spectroscopy and hyperspectral imaging techniques [D]. Zhejiang University, 2013
- [15] 吴静珠,李慧,王克栋,等.光谱预处理在农产品近红外模型优化中的应用研究[J].农机化研究,2011,33(3):178-181
WU Jing-zhu, LI Hui, WANG Ke-dong, et al. Application on spectral pre-processing of agricultural products in near infrared spectral model optimization [J]. Journal of Agricultural mechanization research, 2011, 33(3): 178-181
- [16] 李江波,饶秀勤,应义斌.农产品外部品质无损检测中高光谱成像技术的应用研究进展[J].光谱学与光谱分析, 2011,8: 2021-2026
LI Jiang-bo, RAO Xiu-qin, YING Yi-bin. Advance on application of hyperspectral imaging to nondestructive detection of agricultural products external quality [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011,8: 2021-2026
- [17] 殷晓平.基于高光谱图像的黄瓜叶片叶绿素含量及其分布预测研究[D].江苏大学,2010
YIN Xiao-ping. Measurement of chlorophyll content and distribution in cucumber leaves using hyper-spectral imaging technique [D]. Jiangsu University, 2010
- [18] 陈全胜,张燕华,万新民,等.基于高光谱成像技术的猪肉嫩度检测研究[J].光学学报,2010,9:2602-2607
CHEN Quan-sheng, ZHANG Yan-hua, WAN Xin-min et al. Study on detection of pork tenderness using hyperspectral imaging technique [J]. Acta optica sinica, 2010(9): 2602-2607
- [19] 孙柏玲,刘君良,柴宇博.基于近红外光谱和偏最小二乘法的慈竹纤维素结晶度预测研究[J].光谱学与光谱分析, 2011,2:366-370
SUN Bo-ling, LIU Jun-liang, CHAI Yu-bo et al. Research of sinocalamus sffiniis cellulose crystallinity prediction nased on the near infrared spectral and partial least squares [J]. Journal of spectroscopy and spectral analysis, 2011,2: 366-370
- [20] 易克传,曾其良,张新伟,等.基于SiPLS算法的近红外光谱检测梨可溶性固形物含量[J].光谱实验室,2013,1:68-72
YI Ke-chuan, CENG Qi-liang, ZHANG Xin-wei, et al. Detection of pear soluble solids content based on siPLS of the near infrared spectral [J]. Spectral laboratory, 2013,1: 68-72
- [21] 方如明,蔡健荣,李俐.计算机图像处理技术及其在农业工程中的应用[Z].清华大学出版社,1999
FANG Ru-ming, CAI Jian-rong, LI-li. Application of agriculture engineering based on computer image processing technology [Z]. Tsinghua university press, 1999