

# 基于拉曼光谱技术的菜心贮藏时间判别分析

陈伟强<sup>1</sup>, 曾荣<sup>1</sup>, 罗紫明<sup>2</sup>, 白永亮<sup>1\*</sup>

(1. 佛山科学技术学院食品科学与工程学院, 广东佛山 528200)

(2. 中山市日威食品有限公司, 广东中山 528400)

**摘要:** 贮藏时间是影响菜心品质的一个重要因素, 贮藏时间的常见鉴别方法主要依靠人工经验, 这种方法准确度和可信度不高。该试验目标是基于拉曼光谱建立合适的化学计量学识别模型来对菜心贮藏时间进行判别。对菜心不同贮藏时间普遍对应的拉曼光谱进行评估, 通过测试菜心采后每隔 48 h 的拉曼光谱, 对预处理后的光谱数据进行主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA)、建立支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 模型和线性判别分析 (Linear Discriminant Analysis, LDA) 模型。结果表明, 可溶性糖、纤维素类、可溶性蛋白和类胡萝卜素是影响菜心贮藏品质变化的主要成分; PCA 分析对菜心贮藏时间的鉴别整体的分界不明显, SVM 模型下的线性 and 多项式函数分类准确率分别达 97.75% 和 97.34%, 验证集分类准确率达 97.50% 和 96.00%。LDA 二次函数模型分类准确率达 99.00%, 验证集准确率达 97.00%。基于拉曼光谱建立的 SVM 模型和 LDA 模型均能有效识别菜心不同贮藏时间, 为菜心以贮藏时间为新鲜度的识别提供参考和技术支持。

**关键词:** 拉曼光谱; 主成分; 菜心; 分类识别; 贮藏

文章编号: 1673-9078(2025)01-130-135

DOI: 10.13982/j.mfst.1673-9078.2025.1.1573

## Rapid Analysis of Storage Time of Vegetable Heart Based on Raman Spectroscopy

CHEN Weiqiang<sup>1</sup>, ZENG Rong<sup>1</sup>, LUO Ziming<sup>2</sup>, BAI Yongliang<sup>1\*</sup>

(1. School of Food Science and Engineering, Foshan University, Foshan 528200, China)

(2. Zhongshan Riwei Food Co. Ltd., Zhongshan 528400, China)

**Abstract:** Storage time has a crucial effect on the quality of cabbage. Identifying the optimal storage time mainly relies on manual experience, which is not accurate and reliable. This study aimed to establish a stoichiometric recognition model based on Raman spectrum to calculate the storage time of cabbage. The Raman spectra corresponding to different storage times of cabbage heart were evaluated. Principal component analysis (PCA), support vector machine (SVM), and linear discriminant analysis (LDA) were established by testing the Raman spectra of cabbage heart every 48 h after harvest. The results showed that soluble sugars, cellulose, soluble proteins, and carotenoids were the main components affecting the storage quality of cabbage. The classification accuracy of linear and polynomial functions of the SVM model and verification set were 97.75 and 97.34%, respectively, and the classification accuracy of the SVM model and verification set were 97.50%

引文格式:

陈伟强, 曾荣, 罗紫明, 等. 基于拉曼光谱技术的菜心贮藏时间判别分析[J]. 现代食品科技, 2025, 41(1): 130-135.

CHEN Weiqiang, ZENG Rong, LUO Ziming, et al. Rapid analysis of storage time of vegetable heart based on raman spectroscopy [J]. Modern Food Science and Technology, 2025, 41(1): 130-135.

收稿日期: 2023-12-29

基金项目: 广东省科技厅农村科技特派员项目 (KTP20190079); 仲恺农业工程学院 - 广州酒家产学研合作项目 (D11820760)

作者简介: 陈伟强 (1997-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 食品加工与安全, E-mail: 1131084030@qq.com

通讯作者: 白永亮 (1986-), 男, 博士, 高级工程师, 研究方向: 食品加工与开发, E-mail: 546232815@qq.com

and 96.00%, respectively. The classification accuracy of the LDA quadratic function model and the verification set were 99.00% and 97.00%, respectively. Both SVM and LDA models based on Raman spectrum effectively identified different optimal storage times of cabbage. Thus, this study provides reference and technical support for the identification of cabbage freshness based on storage time.

**Key words:** Raman spectroscopy; principal component; cabbage heart; classification recognition; storage

目前, 普遍在 4 °C 冰箱贮存菜心, 但随着贮藏时间的延长, 菜心中亚硝酸盐含量在不断增加, 新鲜度下降。长期贮存会导致其中的水和大多数营养物质的含量下降<sup>[1]</sup>。因此, 确定菜心的贮存时间具有重要意义。本试验以菜心为例, 探讨一种有效的薹茎类蔬菜新鲜度的检测方法。

传统的蔬菜新鲜度识别主要依靠人工筛选的方式, 根据蔬菜外部特征如颜色、味道、形状等作出判断, 人工筛选受主观因素影响较大, 缺乏准确性。因此, 研究人员通过多种方法进行实验以检测食品的质量和贮存时间。郑玲燕等<sup>[2]</sup>通过鲜、嫩、甜、香、粉和外形 6 个不同感官指标建立了多指标的菜心品质分级方法。董鑫鑫等<sup>[3]</sup>用便携式拉曼光谱对猪瘦肉新鲜度现场快速检测, 采用偏最小二乘回归 (Partial Least Squares Regression, PLSR) 建立的新鲜度预测模型达到较好的预测效果。曾明飞<sup>[4]</sup>采用可见/近红外光谱对蓝莓新鲜度快速评价, SVM 模型识别率达到了 88.00%。

拉曼光谱技术具有快速、无需复杂前处理、精度高等优点, 且不受水分子的影响。尤其是生物样品, 可以提供活细胞和生物样品中各种生物途径和过程的物理化学信息<sup>[5,6]</sup>。拉曼光谱获得的信息在分子水平上提供了研究对象的指纹图谱, 被誉为“活细胞物理化学”的新领域<sup>[7]</sup>。目前在材料分析、植物在线检测<sup>[8]</sup>、食品安全<sup>[9]</sup>等不同领域均有广泛应用。

主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA) 利用正交变换将一组可能相关的变量的观测值转换为的一组线性不相关的变量的值。第一主成分具有最大可能的方差, 在与前几个主成分正交的约束下, 后面的主成分依次为具有最大可能的方差。通过绘制 PC, 可以查看不同变量之间的相互关系, 并检测和解释样本模式、分组、相似性或差异<sup>[10]</sup>。支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 是一种广泛应用于数据挖掘应用的模式识别方法, 并提供了一种有监督的分类方法, 被用于机器学习、统计学、生物信息学和其他使用模式识别的领域。SVM 可以通过核函数将数据映射到更高维度的空间, 从而处

理非线性问题。线性判别分析 (Linear Discriminant Analysis, LDA) 也是一种监督性的模式识别方法, 样本在模型运行之前已被预先归类进入群组, LDA 提供  $n$  维特征向量 (或样本) 线性转换到小维空间, 使同一类的样本很接近, 不同类的样本相距很远。LDA 的目的是通过一个开发的模型来确定样本分类的最佳拟合参数, 通过该模型可以用于对未知样本进行分类。

本试验研究了菜心的拉曼光谱结合化学计量学分析方法对不同贮藏时间进行鉴别分析, 旨在为菜心贮藏时间识别提供理论基础和技术参考。

## 1 材料与方法

### 1.1 材料与仪器

菜心采自连州市连正农业发展有限公司菜心基地。用 PE 保鲜袋密封存放于 4 °C 冰箱备用, 测试前取出用清水洗净后再用纯水清洗 2~3 遍, 用吸水纸轻轻吸干表面水分。每隔 48 h 采集拉曼光谱, 获得菜心第 1、3、5、7、9 天共 5 个贮藏阶段的拉曼光谱数据。

共聚焦显微拉曼光谱仪为 HORIBA Scientific 公司生产的 LabRAM HR Evolution 型光谱仪。光谱采集参数设置: 光源 532 nm、采集曝光时间 30 s、循环 7 次、功率 100%、物镜 50 倍、共聚焦针孔 400、光栅 600 g/mm。

### 1.2 数据处理

拉曼光谱数据采集和预处理使用 LabSpec 6 软件, 用 Origin 2024 软件作图, 最终获得菜心 5 个贮藏时期的 600 个拉曼光谱数据, 得到一个 600×979 的光谱矩阵, 随机将数据集 2/3 划分为训练集, 1/3 为测试集, 用 The Unscrambler X 10.4 软件进行判别分析, 并采用 10 折交叉验证。

## 2 结果与讨论

### 2.1 不同贮藏时间菜心营养成分分析

菜心茎底部不同贮藏时期的平均拉曼光谱如图 1

所示。菜心贮藏过程中茎底部拉曼光谱特征主要在 336、355、374、410~449、510、623、743、850、964、1 047、1 125、1 150、1 254、1 260、1 335、1 362、1 415、1 455、1 523、1 554、1 625、1 652、1 749、1 817  $\text{cm}^{-1}$  等 25 处变化明显。不同贮藏时间拉曼特征峰存在  $\pm 5 \text{ cm}^{-1}$  的拉曼位移。

在贮藏前期第 1~3 天, 743、1 000、1 523  $\text{cm}^{-1}$  处强度降低, 450、516、627  $\text{cm}^{-1}$  处强度增加。第 3~5 天时, 421、623、710、822、1265、1455、1523  $\text{cm}^{-1}$  处都明显增强, 尤其第 5 天时, 1 047  $\text{cm}^{-1}$  处特征峰强度明显增强, 这是果糖、蔗糖等可溶性糖以及纤维素类的拉曼特征峰, 说明菜心贮藏一段时间后可能有利于可溶性糖短暂的积累。第 7 天时, 部分碳水化合物特征峰强度显著降低, 而 1 847  $\text{cm}^{-1}$  处特征峰在此后的贮藏阶段开始增强。贮藏第 9 天时, 1 087、1 123  $\text{cm}^{-1}$  处强度明显增强, 同时, 339、432、769、850、1 334、1 371 和 1 412  $\text{cm}^{-1}$  处特征峰增强。这可能是贮藏后期菜心木质素开始形成, 纤维素结晶度变高<sup>[11]</sup>。据报道, 非生物和生物胁迫都会刺激一些防御基因, 包括过氧化物酶、多酚氧化酶和苯丙氨酸氨基淀粉酶, 它们共同负责植物中木质素的形成, 为防止腐败的发展<sup>[12]</sup>。这也说明菜心在该阶段后开始失去营养价值, 出现木质化、衰老等<sup>[13]</sup>。

618~630  $\text{cm}^{-1}$  处有一个中等强度的条带, 这是由 C-C-O 吡喃糖环骨架振动模式引起的, 随着贮藏时间的延长, 该波段的强度先增强后逐渐减弱。1 363  $\text{cm}^{-1}$  与色氨酸吡咯环振动相关, 蛋白质的酰胺 I 带 (~1 653  $\text{cm}^{-1}$ ) 和酰胺 II 带 (~1 550  $\text{cm}^{-1}$ ), 史芳芳等<sup>[14]</sup>分析涪城麦冬时, 在 1 240~1 300  $\text{cm}^{-1}$  处观察到蛋白质酰胺 III 带, 菜心中该谱带较宽, 出现在 1 270  $\text{cm}^{-1}$  附近。在 ~1 441  $\text{cm}^{-1}$  处观察到一条很强的谱带, 这是由于饱和脂肪酸的 ( $\text{CH}_2$ ) 剪式振动引起的。1 002、1 152、1 523  $\text{cm}^{-1}$  为类胡萝卜素特征峰<sup>[7]</sup>, 贮藏前期出现短暂增加后逐渐减少。类胡萝卜素是植物维持正常健康的分子, 是脱落酸的前体并参与防御机制。同时类胡萝卜素在光合作用过程中起着一定的作用, 很明显随着类胡萝卜素的减少, 植物会变得极度生病或死亡。蛋白质和果胶是植物的强度和结构的组成部分, 果胶负责细胞壁强度<sup>[15]</sup>, 854  $\text{cm}^{-1}$  处果胶条带随着贮藏时间的延长而增加, 表明菜心体内果胶含量增加, Nagayama 等<sup>[16]</sup>的研究发现铝胁迫植株中果胶含量增加了 50.00%, 其果胶含量的增加, 可能与植物生长增强

有关。

以上结果表明拉曼光谱能对菜心大部分营养成分进行定性分析, 菜心贮藏过程中发生变化的主要拉曼特征峰为可溶性糖类、类胡萝卜素、可溶性蛋白和纤维素类等。

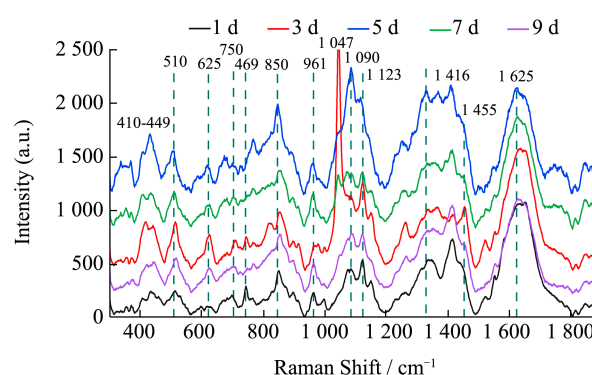


图 1 菜心不同贮藏时期拉曼光谱图

Fig.1 Raman spectra of vegetable heart at different storage periods

## 2.2 PCA分析结果

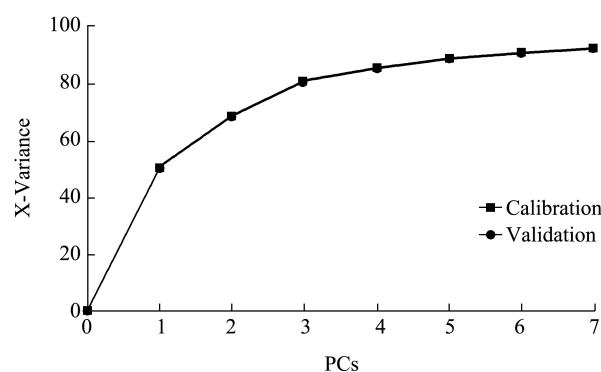


图 2 主成分累计贡献率

Fig.2 Cumulative contribution rate of principal components

采用 PCA 对 5 个不同贮藏时间段的菜心拉曼光谱数据进行分析, 结果如图 2、图 3 所示。图 2 为主成分累计贡献率, 蓝色为测试贡献率, 红色为交叉验证贡献率。前 7 个主成分 PC 累计贡献率超过 90.00%, 保留了光谱数据大部分信息。5 种不同贮藏阶段菜心得分图与其拉曼特征峰密切相关, 从 PC1-PC2-PC3 得分图可以看出, 第 1、3、7 天时比较接近, 第 3 天和第 7 天的分布十分相近, 甚至有少部分重叠; 而第 5 天和第 9 天的分布相对较散, 与其他贮藏时间下的分布较远, 同时反映了第 5 天和第 9 天的菜心光谱差异较大。以上分布表明, PCA 能够区分出部分菜心的不同贮藏时间, 但整体区分效果不是很理想。彭丹等<sup>[17]</sup>用主成分鉴别不同

植物油时, 在 PC3-PC4 得分图上, 菜籽油、葵花籽油和花生油这几种油的分布交错, 边界分布不明显, 本研究建立的 PCA 分析区分效果与该实验 PCA 结果相似。

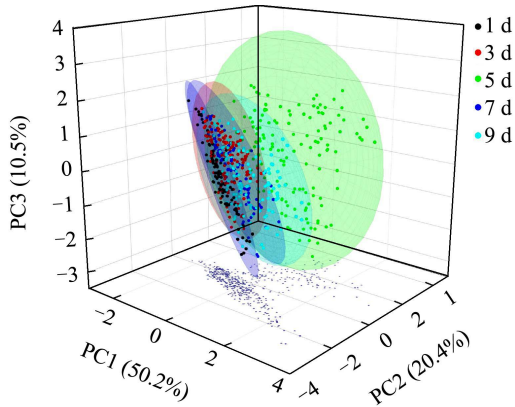


图 3 主成分得分图可视化

Fig.3 Visualization of principal component score chart

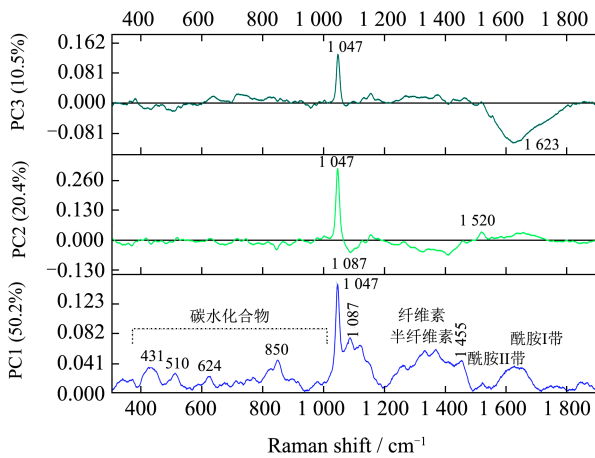


图 4 菜心不同贮藏时间前 3 主成分载荷图

Fig.4 Vegetables in different store time before 3 principal components load diagram

图 4 为菜心不同贮藏时间主成分载荷图, 由 PC1~PC3 可知, 影响菜心贮藏过程中的主要特征峰是 1 047、1 087、850、624、510、431、1 230~1 455、1 555~1 750  $\text{cm}^{-1}$  波段处。菜心贮藏过程中碳水化合物的特征峰影响最大, 尤其在 1 047  $\text{cm}^{-1}$  处, 菜心食用品质中可溶性糖含量是一个重要评价指标, 而贮藏期间菜心不同生理生化活动伴随碳水化合物的生成与消耗。菜心贮藏过程中纤维素、半纤维素和果胶的拉曼特征峰在 PC1 的正载荷影响较大, 菜心采后木质化、衰老过程中纤维素和果胶可能是主要影响成分。蛋白质酰胺 I 带、酰胺 II 带的拉曼特征峰的载荷表明, 贮藏期间可溶性蛋白含量对菜心营养品质的影响也较明显。Chylińska 等<sup>[18]</sup>研究番茄

细胞壁拉曼光谱 PC1~PC3 载荷谱中, 影响番茄主要特征物为 850~854  $\text{cm}^{-1}$  处的果胶, 380、1 093、1 115、1 122 和 1 094  $\text{cm}^{-1}$  处对应的纤维素分子。

### 2.3 支持向量机分类模型

当数据在低维度时线性不可分, 这时需要通过升维转化将其映射到高维空间再进行分割, 其中用到的就是核函数, 常见的核函数类型有线性核函数、多项式核函数等。为了得到一个具有良好性能的支持向量机 (SVM), 在模型中设计了一个最优参数寻找, 可通过计算自动生成最合适的相关参数。根据表格选择概率最适合的 C 值和 gamma 值或 nu 值。本试验分别选择支持向量机模型中线性核函数和多项式核函数进行分析。

线性核函数模式下, 经多次最优搜索, 得到不同 C 值的训练精度如表 1 所示。

表 1 不同 C 值参数下的 SVM 模型训练精度

Table 1 SVM model training accuracy under different

		C-value parameters				
C		0.01	1	10	50	100
Accuracy/%		97.75	96.50	97.75	97.75	97.50

以训练精度最高下 C 为 0.01 时建立分类模型, 该模型下, 得到的验证集分类结果: 2 个第 1 天类错误判为第 3 天, 1 个第 3 天样品错误判为第 7 天, 2 个第 9 天样品错误判为第 3 天, 200 个验证集样本只有 5 个分类错误, 验证准确率达 97.50%。

多项式核函数模式下, 经最优搜寻, 得到训练精度组合结果如表 2 所示。

表 2 不同超参数组合下 SVM 模型训练精度

Table 2 SVM model training accuracy under different

		hyperpareameters				
Accuracy/%		C=0.01	C=0.10	C=1	C=10	C=100
$\gamma=0.01$		96.51	97.01	96.51	96.51	97.01
$\gamma=0.10$		97.01	96.84	96.67	97.01	96.67
$\gamma=1.00$		97.17	96.34	96.51	97.34	96.67
$\gamma=10.0$		97.17	97.01	97.17	97.17	96.84
$\gamma=100$		96.51	96.67	96.67	96.67	97.01

选取 gamma 值 1.00, C 值为 10 时训练精度达 97.34%, 以该参数组合建立模型, 其结果可视化如图 5 所示。该模型的训练集准确度达 100%, 交叉验证准确度达 96.50%。以该模型为标准, 对验证集样本进行验证。

由以上多项式核函数 SVM 模型对验证集 200 个样本的识别结果如表 3 所示。将 32 个第 1 天样本中的 2 个错误归为第 3 天, 46 个第 3 天样本中 1 个错误归为第 7 天, 48 个第 5 天类样品无错误归类, 31 个第 7 天样品有 1 个错误归为第 9 天, 43 个 9 天样品中 1 个错误归为第 7 天, 3 个错误归为第 7 天, 200 个验证集样本只有 8 个分类错误, 分类准确率达 96.00%。类似的, 王志新等<sup>[19]</sup>建立 SVM 识别百合鳞茎产地模型分类准确率为 93.70%, 基于主成分分析和随机森林算法的组合模型的准确率高达 95.80%。

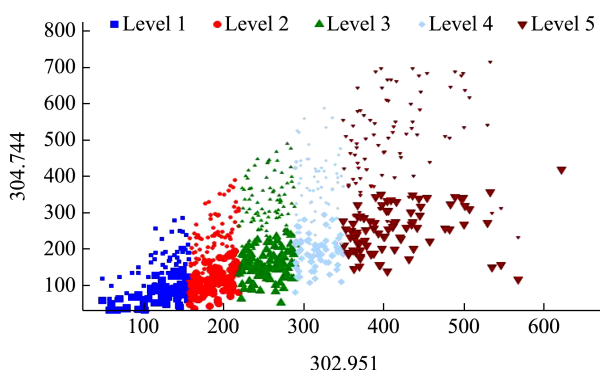


图 5 SVM 多项式核函数分析可视化

Fig.5 Visualization of SVM polynomial kernel analysis

表 3 验证集SVM分类结果

Table 3 SVM classification results of validation set

Confusion m	Actual	Level 1	Level 2	Level 3	Level 4	Level 5
		1 d	3 d	5 d	7 d	9 d
Predicted	1 d	30				
	3 d	2	46			3
	5 d			48		
	7 d		1		30	1
	9 d				1	38

李浩东等<sup>[20]</sup>建立 SVM 识别模型对翡翠产地进行识别, 用原始光谱数据建立的模型并不理想, 采用 SG 平滑、均值中心化、标准化等不同预处理能提高模型识别率。李庆等<sup>[21]</sup>在用显微聚焦拉曼光谱对丹参产地鉴别研究时, 建立偏最小二乘判别分析 (PLS-DA) 和随机森林分类算法 (不筛选 RF 或筛选重要变量 RF-VS) 的丹参产地分类模型, 也是通过不同光谱处理探究模型最高准确率。而本试验通过选择 SVM 模型的不同函数模式以及参数组合下寻找最高模型识别率, 从而实现菜心不同贮藏时间拉曼光谱的判别。

## 2.4 基于LDA线性分类模型

LDA 是通过一个开发的模型来确定样本分类的最佳拟合参数, 该模型可以用于对未知样本进行分类。为提高模型计算的简便性, 采用 PCA-LDA 法建立菜心贮藏时间分类的鉴别模型, 通过 10 折交叉验证比较主成分数和判别函数对模型分类准确率的影响, 结果如图 6 所示。

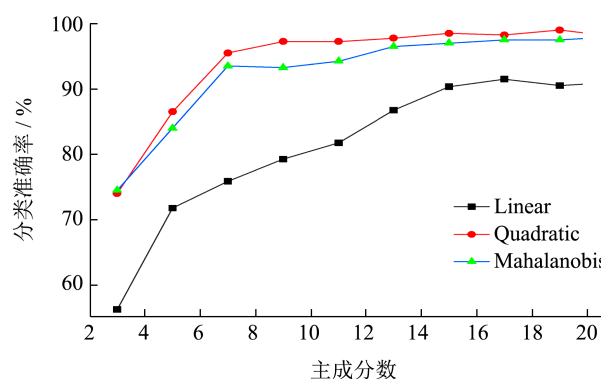


图 6 主成分数对 LDA 模型性能的影响

Fig.6 Effect of the number of PCs on the performance of LDA model

随着主成分数的增加, 3 种判别模型分类准确率均出现先升高后趋于平缓, 主成分数对 3 种判别函数的影响: Linear > Quadratic > Mahalanobis, 主成分数大于 3 时, Quadratic 判别函数分类准确率高高于 Linear 和 Mahalanobis 判别函数。不同的 LDA 判别模型对菜心贮藏期均有较好的分类, Esteki 等<sup>[22]</sup>构建 PCA-LDA 模型测试茶叶采收期和地区识别的准确率达 98.00% 以上。在线性模式下, 主成分数选择越高并不能提高模型的识别率, 选主成分数 17 时, 识别率最高, 达 91.50%。二次方程模式的识别率比线性模式的识别率整体提高, 该模式下选择主成分数越多, 识别率越高, 主成分数选 19 时, 识别率达 99.00%。马氏距离模式下的识别率整体也比线性模式下的识别率高, 当主成分选 17 时, 识别率达 97.50%。本实验结果与彭丹等<sup>[17]</sup>采用 LDA 法建立植物油种类的鉴别模型相似, 彭丹等人建立的 PCA-LDA 模型, 主成分数越高识别率提高, 判别函数的模型性能越好, 对不同植物油的识别率达 88.20%。

综合考虑模型识别能力和稳定性, 选取 Quadratic 判别函数下主成分数为 19 建立 LDA 识别模型, 对验证集 200 个样本进行外部验证, 其结果见表 4。32 个第 1 天样本中 2 个错误归为第 3 天, 46 个第 3 天样本中 2 个错误归为第 1 天, 31 个第 7 天样本中 1 个错误归为第 9 天, 43 个第 9 天样本中有 1 个错

误归为第3天。200个验证集样本只有6个分类错误,识别准确率达97.00%。

表4 LDA判别分析结果

Table 4 Results of LDA discriminant analysis

Confusion m	Actual	Level 1	Level 2	Level 3	Level 4	Level 5
Predicted		1 d	3 d	5 d	7 d	9 d
Level 1	1 d	30	2			
Level 2	3 d	2	44			1
Level 3	5 d			48		
Level 4	7 d				30	
Level 5	9 d				1	42

### 3 结论

本研究对菜心不同贮藏时间的拉曼光谱进行了系统分析,结合PCA、SVM和LDA三种方法建立菜心不同贮藏时间的识别模型。影响菜心贮藏过程中的主要拉曼特征峰是1 047、1 087、850、624、510、431以及1 230~1 455、1 555~1 750  $\text{cm}^{-1}$  波段处。PC1~PC3 载荷中影响菜心贮藏期变化的特征物质主要是可溶性糖类、纤维素类、类胡萝卜素、可溶性蛋白等。PCA模型对菜心贮藏时间的整体分类效果不太理想,SVM和LDA模型均有很高的识别率。SVM模型中线性核函数验证准确率达97.50%,多项式核函数验证准确率达96.00%;LDA模型中线性模式、二次方程和马氏距离模式均具有较高的识别精度,在二次方程PC数为19模式下的模型识别精度最高达99.00%,该模型下验证集识别率为97.00%。综上所述,基于拉曼光谱建立的SVM识别模型和LDA识别模型能很好识别菜心不同贮藏时间,为蔬菜贮藏时间的测定提供可行的理论依据和技术参考。

### 参考文献

- [1] 武斌,沈嘉棋,汪鑫,等.主成分分析排序和模糊线性判别分析的生菜近红外光谱分类[J].光谱学与光谱分析,2022,42(10):3079-3083.
- [2] 郑玲燕,杨婷婷,王旭,等.基于感官评价的常见菜心品质分级方法建立[J].食品安全质量检测学报,2023,14(4):50-56.
- [3] 董鑫鑫,杨方威,于航,等.基于拉曼光谱技术的猪瘦肉新鲜度快速无损检测方法研究[J].光谱学与光谱分析,2023,43(2):484-488.
- [4] 曾明飞.基于SVM和可见/近红外光谱的蓝莓新鲜度快速评价研究[D].哈尔滨:东北林业大学,2022.
- [5] PECINAR I, KRSTIC D, CARUSO G, et al. Rapid characterization of hypanthium and seed in wild and cultivated rosehip: application of Raman microscopy combined with multivariate analysis [J]. Royal Society Open Science, 2021, 8(3): 202064.
- [6] FARBER C, SANCHEZ L, PANT S, et al. Potential of spatially offset Raman spectroscopy for detection of zebra chip and potato virus Y diseases of potatoes (*Solanum tuberosum*) [J]. ACS Agricultural Science & Technology, 2021, 1(3): 211-221.
- [7] BADGUJAR P M, WANG Y C, CHENG C L. A light-mediated study of carotenoids in carrots (*Daucus carota*) using resonance Raman spectroscopy [J]. Journal of Raman Spectroscopy, 2021, 52(12): 2609-2620.
- [8] KOLASINAC S, PECINAR I, DANOJEVIC D, et al. Raman spectroscopic-based chemometric modeling in assessment of red pepper ripening phases and carotenoids accumulation [J]. Journal of Raman Spectroscopy, 2021, 52(9): 1598-1605.
- [9] 吴钧坚,何文锦,陈由强,等.表面增强拉曼光谱在农残检测中的应用[J].福建农业科技,2020,3:59-64.
- [10] ZHANG X Y, HU W, TENG J, et al. Rapid recognition of marine fish surimi by one-step discriminant analysis based on near-infrared diffuse reflectance spectroscopy [J]. International Journal of Food Properties, 2017, 20(12): 2932-2943.
- [11] LENG W, HE S, LU B, et al. Raman imaging: An indispensable technique to comprehend the functionalization of lignocellulosic material [J]. International Journal of Biological Macromolecules, 2022, 220: 159-174.
- [12] SANAEIFAR A, YE D, LI X, et al. A spatial-temporal analysis of cellular biopolymers on leaf blight-infected tea plants using confocal Raman microspectroscopy [J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 846484.
- [13] 王玲,陈锐雯,陈敏惠,等.过氧化氢调控菜心采后木质化的机理初探[J].现代食品科技,2022,38(5):96-107.
- [14] 史芳芳,周孟焦,崔仕远,等.涪城麦冬的拉曼光谱分析[J].中医药导报,2020,26(9):34-36,48.
- [15] HIGGINS S, BISWAS S, GOFF N K, et al. Raman spectroscopy enables non-invasive and confirmatory diagnostics of aluminum and iron toxicities in rice [J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 754735.
- [16] NAGAYAMA T, NAKAMURA A, YAMAJI N, et al. Changes in the distribution of pectin in root border cells under aluminum stress [J]. Frontiers in Plant Science, 2019, 10: 1216.
- [17] 彭丹,史翠熠,陈名扬,等.基于低场核磁共振技术的植物油种类快速识别[J].食品科学,2023,44(16):340-346.
- [18] CHYLIŃSKA M, SZYMAŃSKA-CHARGOT M, ZDUNEK A. Imaging of polysaccharides in the tomato cell wall with Raman microspectroscopy [J]. Plant Methods, 2014, 10(1): 1-9.
- [19] 王志新,王慧荟,张文波,等.基于拉曼光谱和机器学习的百合分类识别[J].光谱学与光谱分析,2023,43(1):183-189.
- [20] 李浩东,李举子,陈彦霖,等.建立支持向量机SVM识别模型对翡翠产地进行识别[J].光谱学与光谱分析,2023,43(7):2252-2257.
- [21] 李庆,许莉,彭善贵,等.基于显微聚焦拉曼光谱技术的丹参产地鉴别研究[J].光谱学与光谱分析,2022,42(6):1774-1780.
- [22] ESTEKI M, MEMARBASHI N, SIMAL-GANDARA J. Classification and authentication of tea according to their harvest season based on FT-IR fingerprinting using pattern recognition methods [J]. Journal of Food Composition and Analysis, 2023, 115: 104995.