

基于声振信号时频图像的香梨内部早期褐变检测

张 锋¹ 于俊洋² 肖 萍¹ 张 慧² 王 凯²

(1. 新疆工程学院机电工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830023;

2. 新疆大学智能制造现代产业学院, 新疆 乌鲁木齐 830000)

摘要: [目的] 分析香梨声振时频图像特征结合机器学习算法构建的模型检测效果。[方法] 基于已搭建的声振无损检测装置, 采集不同褐变程度的香梨声振信号, 利用短时傅里叶变换(STFT)、连续小波变换(CWT)和S变换进行时频图像转化, 利用灰度梯度共生矩阵基于3种时频图像分别提取15个时频域纹理特征参数并与香梨褐变程度进行相关性分析, 构建基于3个时频域特征数据集的5类机器学习(随机森林、朴素贝叶斯、K-近邻域、极限学习机和支持向量机)香梨内部褐变检测模型。[结果] 支持向量机模型对S变换时频域特征参数的分类效果最好, 其准确率、精确率、召回率和加权分数均>90%。基于模型混淆矩阵结果所构建的模型对健康梨、轻度褐变梨和重度褐变梨的判别准确率分别为93.1%, 94.9%, 92.1%。[结论] 声振信号时频图像信息可用于香梨内部早期褐变检测。

关键词: 声振法; 香梨; 早期褐变; 时频图像; 机器学习

Detection of early browning inside fragrant pears based on time-frequency images of acoustic and vibration signals

ZHANG Feng¹ YU Junyang² XIAO Ping¹ ZHANG Hui² WANG Kai²

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Xinjiang Institute of Engineering, Urumqi, Xinjiang 830023, China;

2. School of Intelligent Manufacturing Modern Industry, Xinjiang University, Urumqi, Xinjiang 830000, China)

Abstract: [Objective] To explore the detection efficacy of models constructed by combining time-frequency image features of the fragrant pears in acoustic and vibration with machine learning algorithms. [Methods] Acoustic and vibration signals are collected from fragrant pears exhibiting varying degrees of internal browning using a custom-built non-destructive detection device. Time-frequency images are transformed using the short-time Fourier transform (STFT), continuous wavelet transform (CWT), and the S-transform. Then, texture feature parameters in 15 time-frequency domains are extracted, respectively, from 3 types of time-frequency images using the Gray-Gradient Co-occurrence Matrix (GGCM). Additionally, correlation analysis is performed between these feature parameters and the fragrant pear browning levels. Subsequently, 5 types of machine learning models [random forest, naïve Bayes, k-nearest neighbors (KNN), extreme learning machine (ELM), and support vector machine (SVM)] are built using the feature datasets of 3 distinct time-frequency domains for internal browning detection. [Results] The SVM model achieves the best classification performance for feature parameters of the S-transform time-frequency images, exceeding 90% in accuracy, precision, recall, and weighted score. Based on the model confusion matrix, the constructed model achieves identification accuracies of 93.1% for healthy pears, 94.9% for mildly browned pears, and 92.1% for severely browned pears. [Conclusion] Time-frequency image information of acoustic vibration signals can be applied to the detection of early browning inside fragrant pears.

Keywords: acoustic vibration method; fragrant pear; early browning; time-frequency image; machine learning

基金项目: 新疆维吾尔自治区自然科学基金项目(编号: 2022D01C674)

通信作者: 张慧(1992—), 女, 新疆大学副教授, 博士。E-mail: hui@xju.edu.cn

收稿日期: 2025-07-02 改回日期: 2025-12-02

引用格式: 张锋, 于俊洋, 肖萍, 等. 基于声振信号时频图像的香梨内部早期褐变检测[J]. 食品与机械, 2026, 42(5): 114-122.

Citation: ZHANG Feng, YU Junyang, XIAO Ping, et al. Detection of early browning inside fragrant pears based on time-frequency images of acoustic and vibration signals[J]. Food & Machinery, 2026, 42(5): 114-122.

库尔勒香梨是新疆特色果品,其在生长期易被链格孢菌通过花萼侵入果实攻击果核区域和相邻果肉,或在贮藏期间低温、低 O_2 和高 CO_2 的环境下,导致其内部发生褐变病害,严重影响了香梨的果实品质和商品等级^[1]。当香梨果心向四周扩展的褐变组织还未超出其种子室区域时,为轻度褐变香梨,仍保留了一定的商品价值^[2]。通过精细的分拣和分类,这些香梨可以被定位为次级产品,以优惠的价格销售。同时,适当的加工和包装,如制作香梨干或香梨酱等产品,将轻度褐变香梨转化为加工品,不仅可有效减少资源浪费和因褐变造成的经济损失,还可以进一步提升这些香梨的附加值,拓宽其市场渠道。

针对水果内部病害的无损检测,已有学者采用光谱法、电子鼻、X射线、核磁共振和声振法等。光谱法在内部病害检测方面准确率较低且费时^[3-4];电子鼻设备需要经常进行校准和维护^[5],且传感器稳定性较差,易受周围环境影响^[6];X射线技术对密度接近的物质区分能力不足^[7];核磁共振技术的射线昂贵,防护成本高^[8]。相比之下,声振法具有操作简单、检测速度快、检测精度高等优点,被广泛应用于机器故障诊断和农产品品质检测等领域^[9]。

从振动测量获得的信号通常是非平稳的,并且它们的频谱成分会随时间的推移而变化。在处理非平稳信号时,时域和频域分析均有其固有的局限性。随后,振动信号的分析逐渐转向了时频域,由于时频图像可以充分反映声振信号的能量分布及时变特征^[10],在用于诊断机器不同故障时展现了更好的性能。在进行滚动轴承的智能诊断时,Zhang等^[11]和Kaya等^[12]将采集到的声振信号分别利用短时傅里叶变换(STFT)和连续小波变换(CWT)转换成时频图像后提取特征构建的模型,取得了良好的效果。张蓬鹤等^[13]基于广义S变换进行了故障串联电弧的时频分析及识别研究,总体识别准确率为96.81%。目前,将声振时频图像特征信息应用于农产品的无损检测领域中较为少见。Cardona等^[14]基于振动分析和CWT技术有效识别了咖啡果实的成熟度。Zhao等^[15]从声振信号S变换时频图像中选择了11个纹理特征,构建了极限学习机模型来识别轻度霉心苹果,准确率为92.3%。Chen等^[16]利用S变换时频图像技术,构建了最小二乘和支持向量机模型,用于果冻橙内部粒化病害的识别,准确率均>98%。

试验拟利用STFT、CWT和S变换对采集到的声振信号进行时频图像转换,并采用灰度共生矩阵提取特征参数;通过分析这些参数与香梨褐变程度之间的相关性,选出最能反映香梨褐变信息的特征形成敏感特征数据集;再输入到多种机器学习模型中,通过模型性能分析与对比,找到最适宜褐变香梨检测的方法和模型,以期声振时频图像信息的在线检测系统研发提供依据。

1 材料与方法

1.1 早期褐变香梨试样的制备

2023年10月于新疆库尔勒同一果园手工采摘(41°45'N,86°05'E)100 kg香梨样本,剔除外观有机械损伤、畸形和病虫害的样品,剩余90 kg水果均分两组,于商业冷藏设施(-2~0℃,85%~95% RH)中适应25 d。随后,一组于-1℃、2.5 kPa氧分压和0.7 kPa二氧化碳分压下^[17]贮藏;另一组于-1℃、1.0 kPa氧分压和10 kPa二氧化碳分压下诱发其内部褐变。香梨试样的基本物性参数见表1。声振检测后,于香梨赤道部位平均取3点,用GY-4数显果实硬度计测硬度;随后将香梨沿赤道部位切开,取6份同质量的果肉,3份用PAL-1型糖度计测糖度,另3份烘干,按GB/T 5009.3—2016测含水率。

表1 香梨样本的物性参数

Table 1 Physical parameters of fragrant pear samples

物性参数	单位	数值
质量	g	91.85±10.34
果形指数		1.20±0.13
硬度	N	11.51±1.77
糖度	%	12.43±1.36
含水率	%	89.35±0.54

1.2 香梨声振响应信号的采集

采集香梨振动信号时,整个采集过程在安静的实验室内进行,将YA19S传感器用医用胶带贴合于香梨表面后,置于YE-5激振器平面上;启动UTG2000A振动发生器,设置扫频范围、扫频方式和扫频速率;振动发生器发出原始激励信号,经GF-100功率放大器线性放大后,传输至激振器上,此时香梨会产生振动,待信号稳定后,由YSV动态信号采集卡采集样品的响应信号。

香梨样本在线性扫频模式、不同扫频速率下第2共振频率均值的偏差如图1所示。

由图1可知,当扫描速率为1 500 Hz/min时,稳定性偏差最小,信号最稳定。

图2为不同位置和检测点香梨声振响应信号的第2共振频率幅值均值的偏差。当香梨摆放姿态为侧放,检测点位于赤道部位时,香梨响应信号表现最为稳定,4个样本在此条件下第2共振频率均值的偏差分别为0.004 7,0.005 8,0.009 6,0.003 5。与其他4种检测方式相比,第2共振频率的偏差较小,说明赤道侧放对于香梨的摆放姿态和传感器的检测位置是最合适的。

根据图1~图2和前期试验结果,确定了较优的试验条件:线性扫频模式下,扫频范围200~2 000 Hz,扫频速率1 500 Hz/min,香梨的摆放姿态为侧放,检测部位为赤道,

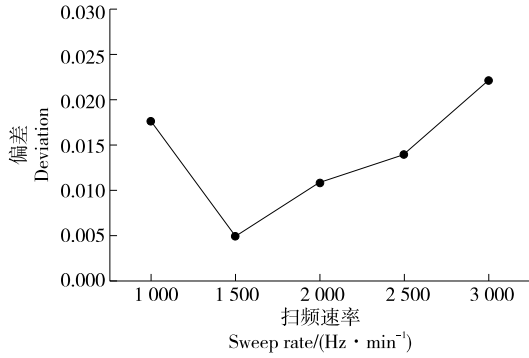


图1 不同线性扫频速率下香梨检测信号的稳定性偏差值
Figure 1 Stability deviation values of fragrant pear detection signals at different linear frequency sweep speed

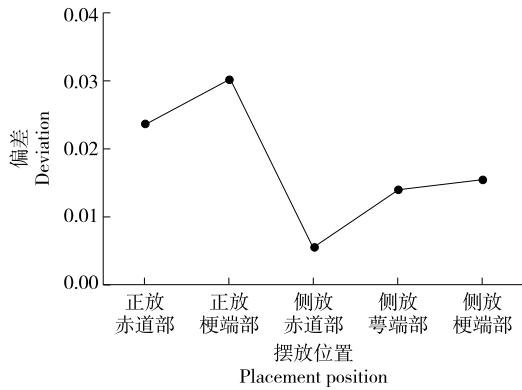


图2 不同姿态和检测点下香梨检测信号的稳定性偏差值
Figure 2 Stability deviation values of fragrant pear detection signals under different postures and detection points

此时香梨响应信号重复性表现最佳,共振频率相对标准偏差值最小,且频谱具有极佳的可重复性。

1.3 香梨内部褐变程度测定方法

声振无损检测后,立即沿赤道侧将香梨纵向切开,并用数码相机(索尼α6000)拍照。参照Yang等^[18]的方法确定香梨图像病变区域,使用Python软件进行图像处理确定香梨的内部褐变程度。将原始图像灰度化以获得灰度图像,使用种子区域生长技术对梨轮廓进行分割以获得香梨区域掩模。在掩模图像和原始图像之间进行布尔运算,可以获得香梨的整个赤道横截面积和褐变区域面积。香梨的褐变程度(S)可以通过褐变区域面积(S_1)与整个赤道横截面积(S_2)之间的像素值比来表达。

1.4 香梨声振信号时频图像的转换

STFT是确定时变信号局部正弦波频率与相位的方法,其中窗函数的选择直接影响信号的时间-频率表示。汉宁窗通过其平滑的起止边缘,可降低因信号切割产生

的不连续所导致的边缘效应,使信号的时间-频率分析更准确,因此选择汉宁窗分析香梨的时域信号。

CWT是基于一种称为小波函数的正弦余弦函数,可以将一个时间信号分解为由不同频率和频带组成的一系列复合信号。与STFT相比,CWT具有更好的时间和频率分辨率,因其使用了一个可伸缩和平移的小波基函数,而不是固定大小和形状的窗口函数^[19],使得CWT在处理非平稳信号时具有更大的灵活性。

S变换融合了STFT和CWT的优势,特别是解决了STFT中窗口大小固定的局限。S变换依据频率动态调整时间窗口,从而更精准地捕捉时间-频率特征,其作为一种高时频分辨率的时频分析方法,被广泛应用于信号处理中。

1.5 香梨声振时频图像统计特征参数的计算

通过灰度梯度共生矩阵(GLCM)提取时频域特征参数。GLCM用于分析图像纹理的特征,通过考察图像中灰度级的空间关系,量化图像的纹理信息^[20]。时频域信号特征参数中,小梯度优势和大梯度优势反映了图像纹理的细腻和粗糙程度;灰度分布不均匀性和梯度分布不均匀性描述了图像纹理的对比度和清晰度;能量、灰度平均和梯度平均分别表示图像纹理的强度、平均亮度和平均对比度;灰度均方差和梯度均方差描述了图像纹理的对比度和清晰度变化;相关、灰度熵、梯度熵和混合熵反映了图像纹理的线性特征、复杂度和综合复杂度;惯性和逆差矩描述了图像纹理的清晰度和规则性,分别按式(1)~式(15)进行计算。

小梯度优势:

$$W_1 = \frac{\sum_{x=0}^{L-1} \sum_{y=0}^{L-1} \hat{H}(x, y) / (\nu + 1)^2}{\sum_{x=0}^{L-1} \sum_{y=0}^{L-1} \hat{H}(x, y)}, \quad (1)$$

大梯度优势:

$$W_2 = \frac{\sum_{x=0}^{L-1} \sum_{y=0}^{L-1} \hat{H}(x, y)^2}{\sum_{x=0}^{L-1} \sum_{y=0}^{L-1} \hat{H}(x, y)}, \quad (2)$$

灰度分布的不均匀性:

$$W_3 = \left(\frac{\sum_{x=0}^{L-1} \sum_{y=0}^{L-1} \hat{H}(x, y)}{\sum_{x=0}^{L-1} \sum_{y=0}^{L-1} \hat{H}(x, y)} \right)^2, \quad (3)$$

梯度分布的不均匀性:

$$W_4 = \left(\frac{\sum_{y=0}^{L-1} \sum_{x=0}^{L-1} \hat{H}(x, y)}{\sum_{x=0}^{L-1} \sum_{y=0}^{L-1} \hat{H}(x, y)} \right)^2, \quad (4)$$

能量:

$$W_5 = \sum_{x=0}^{L-1} \sum_{y=0}^{L_g-1} \hat{H}^2(x, y), \quad (5)$$

灰度平均:

$$W_6 = \sum_{x=0}^{L-1} x \sum_{y=0}^{L_g-1} \hat{H}(x, y), \quad (6)$$

梯度平均:

$$W_7 = \sum_{y=0}^{L_g-1} y \sum_{x=0}^{L-1} \hat{H}(x, y), \quad (7)$$

灰度均方差:

$$W_8 = \left[\sum_{x=0}^{L-1} (x - W_6)^2 \sum_{y=0}^{L_g-1} \hat{H}(x, y) \right]^{\frac{1}{2}}, \quad (8)$$

梯度均方差:

$$W_9 = \left[\sum_{x=0}^{L-1} (x - W_6)^2 \sum_{y=0}^{L_g-1} \hat{H}(x, y) \right]^{1/2}, \quad (9)$$

相关:

$$W_{10} = \sum_{x=0}^{L-1} \sum_{y=0}^{L_g-1} (x - W_6)(y - W_7) \hat{H}(x, y), \quad (10)$$

灰度熵:

$$W_{11} = - \sum_{x=0}^{L-1} \sum_{y=0}^{L_g-1} \hat{H}(x, y) \log \sum_{y=0}^{L_g-1} \hat{H}(x, y), \quad (11)$$

梯度熵:

$$W_{12} = - \sum_{y=0}^{L_g-1} \sum_{x=0}^{L-1} \hat{H}(x, y) \log \sum_{x=0}^{L-1} \hat{H}(x, y), \quad (12)$$

混合熵:

$$W_{13} = - \sum_{x=0}^{L-1} \sum_{y=0}^{L_g-1} \hat{H}(x, y) \log \hat{H}(x, y), \quad (13)$$

惯性:

$$W_{14} = \sum_{x=0}^{L-1} \sum_{y=0}^{L_g-1} (x - y)^2 \hat{H}(x, y), \quad (14)$$

逆差矩:

$$W_{15} = \sum_{x=0}^{L-1} \sum_{y=0}^{L_g-1} \frac{\hat{H}(x, y)}{[1 + (x, y)]^2}, \quad (15)$$

式中:

W_i ——不同的时频域特征参数;

i ——特征参数的索引;

$H(x, y)$ ——信号在特定时刻 x 和特定频率 y 处的幅值;

x, y ——信号的时间点和频率点;

L ——信号长度。

1.6 机器学习模型分析

随机森林(RF)算法是一种基于决策树的集成学习方法,能够有效处理高维数据^[21]。由于每棵决策树都是独立构建的,因此该算法可以并行化计算,提高运行效率;

同时能够有效防止过拟合现象,提高模型的泛化能力^[22]。

朴素贝叶斯(NB)算法是一种基于贝叶斯定理和特征条件独立假设的分类算法,核心是假设了特征之间相互独立,使计算条件概率变得简单,可以通过对每个特征的概率进行独立估计来得到整体的条件概率。该算法具有简单易用、计算效率高,对小样本数据也表现良好等优势^[23]。

K-近邻域(KNN)算法是一种非参数的、基于实例的懒惰学习方法,是数据挖掘分类技术中最简单也最常用的方法之一,对不同机器不同故障均有较好的诊断效果^[24]。

极限学习机(ELM)算法是一种用于训练单隐藏层前馈神经网络的算法,具有训练速度快,可以处理大量数据的优点,且不需要对权重进行反向传播算法更新,因此可以避免梯度消失等问题^[25],使ELM在许多实际应用场景中表现出良好的性能。

支持向量机(SVM)算法是建立在统计学习理论和结构风险最小化原理基础上构建的新型学习机制,具有泛化能力强、学习速度快和分类性能好等优点,能够较好地解决小样本、过拟合与非线性映射问题,在果蔬内部缺陷识别和机器故障诊断中多有应用^[26]。

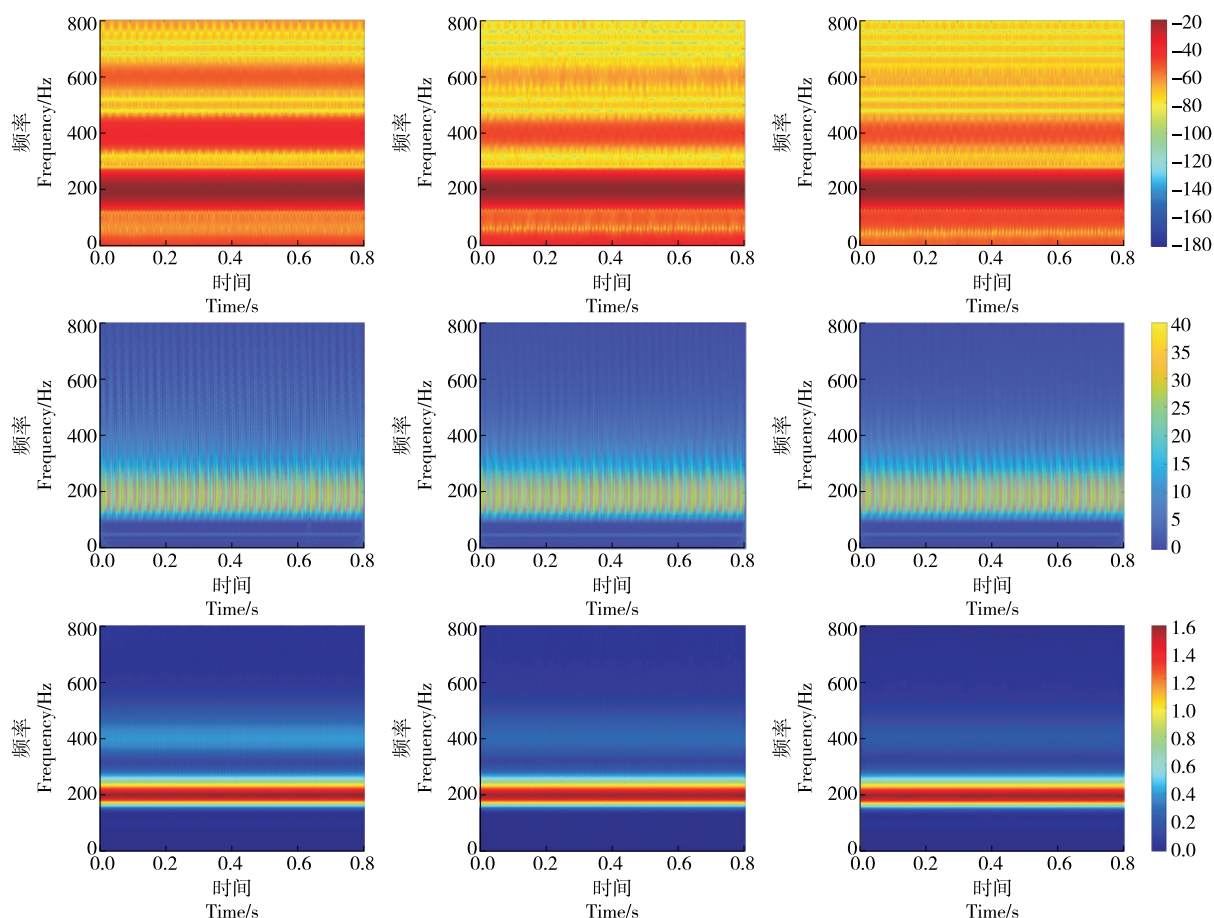
2 结果与分析

2.1 香梨内部褐变程度测定结果

通过对香梨种子室面积百分比 S 的数据统计,得到平均值为 $(20.07 \pm 1.15)\%$,表明库尔勒香梨种子室的面积相对稳定,约占果实总面积的18%。为了将褐变香梨控制在消费者可接受范围内,将 S 的最小值18%作为早期褐变香梨的判别标准。当褐变面积百分比 $S < 18\%$ 时,香梨内部的褐变现象自果心向外蔓延,但尚未突破种子室界限,此阶段香梨仍保留其基本商品属性,尽管品质有所下降,但可通过调整价格策略继续市场中流通。然而,一旦褐变加剧,侵入果肉部分,香梨便失去食用价值,无法作为商品再销售。果肉开始腐烂,严重时甚至可从外观直接观察出病果,此时属于重度褐变。若能对处于重度以下褐变的香梨进行有效检测,将有助于及早阻止香梨果褐变不会发展至严重程度而侵染其他健康果,从而有效减小香梨在贮藏期的不必要损失。因此,将褐变面积 $\leq 18\%$ 的香梨认定为轻度褐变样本,而 $> 18\%$ 的香梨被认定为重度褐变样本。

2.2 香梨声振时频图像分析

由图3可知,香梨在不同褐变程度下的STFT图像差异显著。健康状态下,200,400,600 Hz处的频率成分比较明显,这些位置的频率成分相对较强,即香梨的第1共振频率、第2共振频率和第3共振频率。随着褐变程度的加深,红色较深的区域逐渐发生变换,第1共振频率主要



从左至右依次为健康、轻度褐变和重度褐变;从上至下依次为 STFT、CWT 和 S 变换时频图

图 3 不同褐变程度香梨声振信号的 STFT、CWT 和 S 变换时频图

Figure 3 Time-frequency diagram of acoustic and vibration signals of fragrant pears with different browning degrees by STFT, CWT, and S-transform

受到激振器的影响,很难直接观察到幅值的变化,第 3 共振频率逐渐消失,第 1 共振频率能量下降稍微减弱。

相比于 STFT, CWT 时频图像除了第 1 共振频率处,其他频率处能量的幅值并不明显,随着褐变程度的加深,黄色较深的区域逐渐发生变化。健康状态下,主要的频率成分集中在 200, 400, 600 Hz, 这些频率成分能量较高,表现在频谱图中为黄色较深的区域,且能量分布稳定。轻度褐变状态下, 200, 400, 600 Hz 处的频率成分仍存在,但能量较健康状态下有所减弱。黄色较深的区域有所减少,表明共振频率处的能量开始下降,信号强度有所减弱。重度褐变状态下, 200, 400, 600 Hz 处的频率成分显著减弱,甚至在某些时间段内几乎消失。黄色较深的区域明显减少,能量分布变得更加分散,表明信号在这些共振频率上的共振现象显著减弱。

采用 S 变换时频图像,健康、轻度褐变和重度褐变 3 类样本的能量幅度分布在时频域中有显著差异。对于健康梨,时频图像中 400 Hz 处的较高频率成分具有较高

的能量幅度;轻度褐变梨在此位置的能量幅度相对减弱。同时,对于重度褐变梨,高能量频率成分几乎不存在。上述 3 种不同褐变程度时频图像观察到的差异可能是香梨种子腔状况发生变化。褐变发生时,充满空气的种子腔被腐烂的核心组织占据,可能影响到脉冲激励信号的传播速度和传输特性。

2.3 时频域特征参数与香梨褐变程度之间的相关性

由表 2 可知,不管采用哪种方法转换得到的时频图像,所提取的 15 个特征参数在 0.01 水平下均与香梨早期褐变存在显著相关性。总的来说,大部分参数均与香梨褐变程度呈强相关($0.6 < |r| < 0.8$)或中等相关($0.4 < |r| < 0.6$)。使用声振 STFT 时频图像特征时,大梯度优势、梯度分布的不均匀性、能量、灰度平均、灰度均方差、梯度均方差、相关、灰度熵、梯度熵和逆差矩与香梨褐变程度呈弱相关($0.2 < |r| < 0.4$);使用声振 CWT 时频图像特征时,小梯度优势、大梯度优势、灰度分布的不均匀性、梯度分布的不均匀性、灰度平均、梯度平均、相关、灰度熵、混合熵、

表2 不同时频图像纹理特征参数与香梨褐变程度的相关性[†]

Table 2 Correlation between texture feature parameters of different time-frequency images and browning degrees of fragrant pears

特征参数	香梨褐变程度			特征参数	香梨褐变程度		
	STFT	CWT	S变换		STFT	CWT	S变换
小梯度优势	0.531**	-0.293**	0.748**	梯度均方差	0.258**	0.486**	0.651**
大梯度优势	0.311**	-0.258**	-0.714**	相关	0.313**	-0.216**	-0.754**
灰度分布的不均匀性	0.438**	-0.386**	0.684**	灰度熵	0.359**	0.208**	0.759**
梯度分布的不均匀性	0.258**	-0.236**	0.729**	梯度熵	0.384**	-0.269*	-0.341**
能量	0.329**	0.559**	-0.667**	混合熵	0.706**	-0.341**	0.507**
灰度平均	0.216**	0.371**	-0.591**	惯性	0.492**	0.225**	0.434**
梯度平均	0.681**	-0.264**	0.736**	逆差矩	0.228**	-0.352**	0.607**
灰度均方差	0.367**	0.385*	0.544**				

† **表示在0.01级别相关性显著; *表示在0.05级别相关性显著。

惯性和逆差矩与香梨褐变程度呈弱相关;使用声振S变换时频图像特征时,仅梯度熵与香梨褐变程度呈弱相关。汪晓慧^[27]研究表明,将这些较弱显著性相关特征与其他较强显著性相关特征相结合,可以丰富模型的输入信息。因此,取15个纹理特征参数构建香梨褐变程度检测模型。

2.4 基于时频域特征香梨内部褐变检测模型的构建

为保证数据分析的有效性,采用3-Sigma法则对特征参数进行异常值检测,共获得820个,其中健康香梨435个,轻度褐变香梨260个,重度褐变香梨125个,输入到机器学习模型中进行褐变等级判别,按7:3的比例划分为训练集和测试集。

由图4(a)可知,5种检测模型对STFT图像特征的判别准确率为88.3%~90.4%。其中,ELM模型表现最为出色,其在STFT时频特征上具有较高的判别能力,能够有效识别香梨内部褐变。其余模型表现相对稳健,尽管其具体性能指标存在一定的波动,但整体来看,这些模型均能够有效处理STFT时频特征,展现出了良好的稳定性和可靠性。由图4(b)可知,5种检测模型对CWT图像特征的判别准确率为84.0%~87.2%。与STFT时频特征相比,该准确率略有下滑。SVM模型性能最优,表明该模型在

处理CWT时频特征数据时,能在精确度与召回率之间找到较好的平衡点,达到较高的综合准确率。

由图4(c)可知,5种检测模型对S变换图像特征的判别准确率为87.4%~93.5%,相较于STFT、CWT时频特征,准确率得到了较大提升。表明S变换时频特征在香梨内部褐变检测方面提供了更为丰富的信息,有助于提高检测的准确性和可靠性。所有模型中,SVM模型性能最优,准确率为93.5%,精确率为90.3%,召回率为92.2%,加权分数为90.8%。再次证明了SVM在处理时频特征方面的强大能力,尤其是在S变换这类高维特征空间中,其核函数能够有效地找到一个最优的超平面,从而实现高精度的分类。S变换作为一种先进的时频分析工具,能够同时提供信号的时域和频域信息,因此在处理非平稳信号时具有独特的优势。通过对信号进行局部频谱分析,S变换能够揭示信号的瞬时频率特性,对于检测香梨内部褐变等具有时间变化特征的过程非常有用。

总体来看,S变换时频特征结合SVM模型,为香梨内部褐变检测提供了一种高效的方法,检测准确率达93.5%。值得注意的是,健康香梨的检测准确率往往高于早期褐变样本,这一现象在90.8%的加权分数中有所体现。

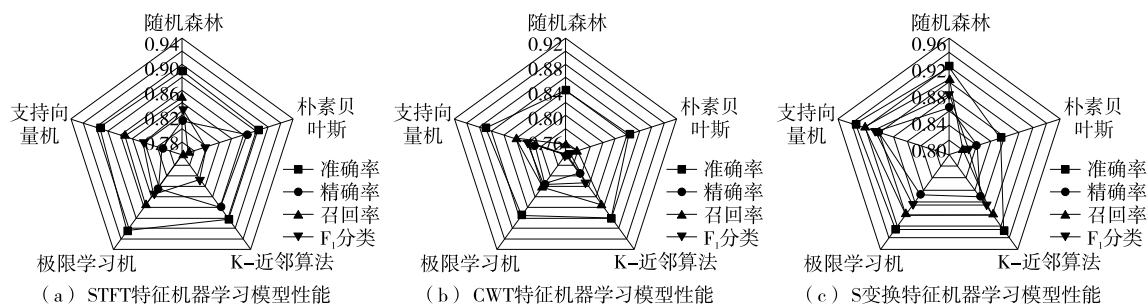


图4 基于STFT、CWT和S变换特征机器学习模型性能比较

Figure 4 Performance comparison of machine learning models based on STFT, CWT, and S-transform features

现,该分数综合考量了健康香梨、轻度褐变香梨以及重度褐变香梨 3 类样本检测结果后的加权平均值。早期褐变作为香梨品质劣化的初期阶段,其检测难度相对较高。从目前结果来看,相比于健康香梨,对早期褐变香梨的检测可能并未达到实际检测的要求。未来可进一步探索 S 变换时频特征参数的潜力,更加细致地分析 S 变换时频特征在早期褐变与健康状态之间的区分度,来增强模型对早期褐变的敏感性和准确性,从而提升香梨内部品质检测的整体效果。

2.5 模型性能评价

由图 5 可知,NBM 模型在不同褐变程度香梨的分类效果上均弱于其他 4 种模型,可能是由于声振信号经 S 变换生成的时频图像本质是连续型数值,而 NBM 的多项式分布要求输入离散事件计数。虽然 ELM、KNN 和 RF 模型对于轻度褐变香梨和重度褐变香梨的判别精度较高,但对于健康香梨的分类程度有待提高。在健康香梨的分类上,ELM、KNN 模型的分类准确率均为 91.6%,RF 模型的为 90.8%,而 SVM 模型的为 93.1%,可能是由于 SVM 的高维特征处理能力适配时频图像的复杂结构,且对样本数量较少的检测同样具有很好的稳定性。在 132 个健康香梨样本中,SVM 模型可正确识别 122 个,其中 7 个被错误地识别为轻度褐变,可能是从声振信号中提取的特征

未充分反映香梨健康状态的细微差异,模型过度依赖所选取的 15 个特征,导致对健康香梨和轻度褐变香梨的区分能力较弱。此外,还有 2 个健康香梨被错误地分类为重度褐变,可能是因为特征之间存在冗余性,影响了 SVM 模型的分类性能。对于轻度褐变香梨,该模型仅有 1 个被误判为重度褐变,有 3 个被误判为健康;而在重度褐变香梨样本中,只有 3 个被错分为轻度褐变,可能是香梨内部组织病变的非线性演变导致的特征混淆。由于重度褐变香梨的细胞结构已发生不可逆崩解(如果核组织液化),细胞壁降解导致结构刚度下降,使 3 个重度褐变香梨样本的共振频率与轻度褐变相似,且组织空腔化还会引发散射波共振,此特征未被当前 15 个特征集充分捕捉而产生误判。值得注意的是,模型将健康香梨误判为重度褐变香梨,却并未将重度褐变香梨误判为健康香梨,也可能是由于香梨重度褐变,细胞结构不可逆崩解,其声振信号特征呈现出非常独特且偏离健康状态较远的模式。这些特征使得重度褐变样本在特征空间中形成了一个相对“孤立”且易于识别的聚类区域,不易被误判为健康状态。这也表明模型在确保重度褐变样本不被遗漏方面表现较好,但在精确识别健康样本上存在不足。

综合来看,SVM 模型对于不同褐变程度的香梨样本均有较好的分类效果,能很好地处理时频图像特征,能够

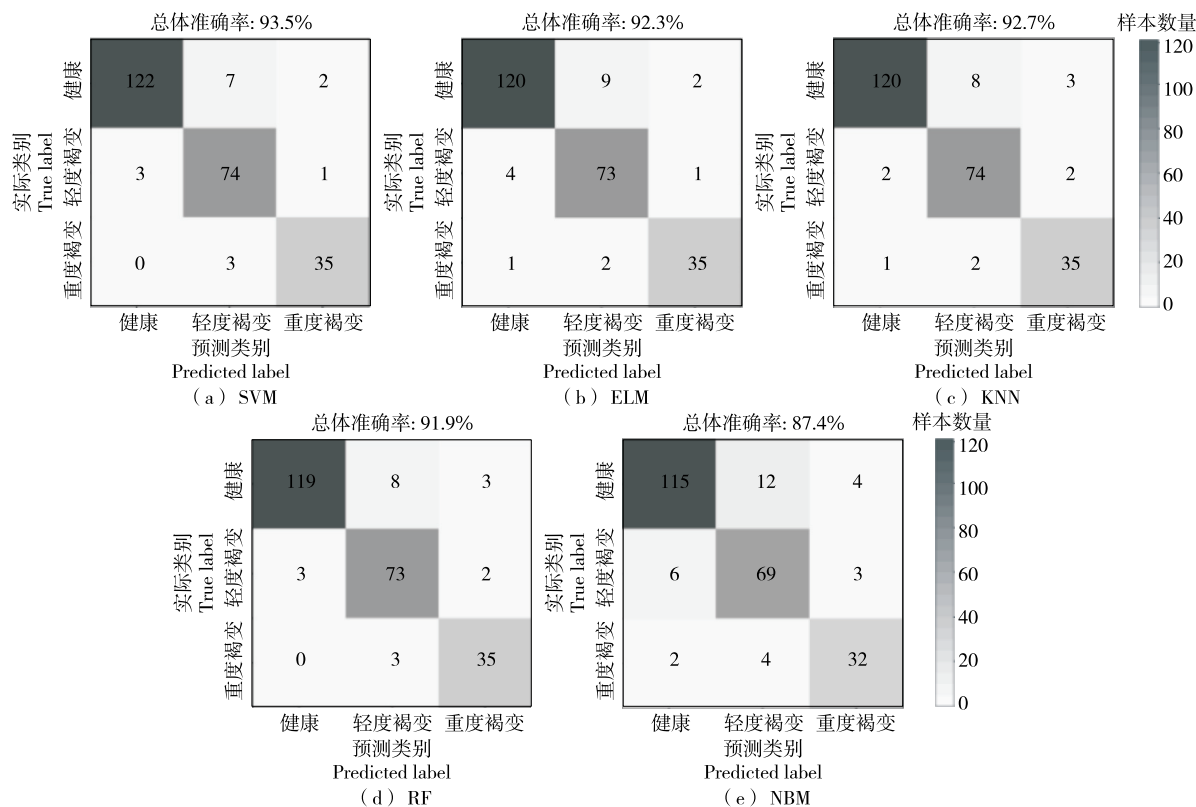


图 5 基于 S 变换特征的机器学习模型混淆矩阵结果

Figure 5 Confusion matrix results of the machine learning model based on S-transform feature

在S变换这类高维特征空间中实现高精度的分类。对于早期褐变香梨的分类准确率还可以进一步提高,后续可提取更多声振信号特征,加强纹理特征参数与香梨褐变程度的相关性,使SVM模型更好地捕捉到健康香梨与褐变香梨的细微差别,增加分类准确率。

郝勇等^[28]采用可见—近红外光谱法对鸭梨黑心缺陷进行了在线检测和识别,经过小波变换处理后的SVM模型训练集准确率为91.58%。而试验利用S变换,有效解决了小波变换中窗函数选择困难和窗宽固定的问题,SVM模型训练集的分类准确率为93.35%,相比之下准确率有了较大提升。左杰文等^[29]利用声学特性与机器学习相结合的方法对不同西瓜糖度进行分级,其中SVM模型取得了最高的验证集准确率(95.56%)。试验采用了稳定竞争性自适应加权算法提取特征变量,减少了约84%的变量数,优化后的SVM模型不仅提高了检测准确率,还提高了检测速度,后续可关注SVM模型算法的优化,以此提高SVM模型的检测精度与速度。谷家辉等^[30]利用可见近红外透射光谱与声振信号特征融合方法对苹果轻度霉心病进行判别,判别准确率可达98.31%。由此看来,与单一的声振信号相比,将可见近红外透射光谱与声振信号特征融合,不仅能利用声振技术捕获反映香梨内部纹理和结构的振动信号,还能利用近红外光谱收集反映香梨化学成分或其他特征信息的近红外光反射或吸收信号,从两个维度综合表征香梨果缺陷信息。因此,后续可聚焦于多源传感器融合技术,融合两种方法的互补优势,提升香梨内部褐变检测的准确率与可靠性。

3 结论

通过分析声振短时傅里叶变换、连续小波变换和S变换时频图像的纹理特征参数与香梨褐变程度之间的相关性,确定了使用15个纹理特征参数用于构建香梨褐变程度检测模型,分别为小梯度优势、大梯度优势、灰度分布不均匀性、梯度分布不均匀性、能量、灰度平均、梯度平均、灰度均方差、梯度均方差、相关、灰度熵、梯度熵、混合熵、惯性和逆差矩。基于随机森林、朴素贝叶斯、K-近邻域、极限学习机和支持向量机算法,构建了不同时频图像数据集的5种分类模型,通过准确率、精确率、召回率和加权分数等指标评估了不同模型和特征的检测性能。其中时频域S变换数据集在5种模型上的效果最好,判别准确率为87.4%~93.5%。性能表现最好的为支持向量机模型,其准确率为93.5%,精确率为90.3%,召回率为92.2%,加权分数为90.8%。综上,S变换时频特征能在香梨内部早期褐变检测方面提供更为丰富的信息,结合支持向量机算法模型可以实现香梨内部早期褐变的较准确判别。

参考文献

- [1] LI J, YAO T, XU Y C, et al. Elevated CO₂ exposure induces core browning in Yali pears by inhibiting the electron transport chain[J]. Food Chemistry, 2022, 378: 132101.
- [2] KADOWAKI M, NAGASHIMA S, AKIMOTO H, et al. Detection of core rot symptom of Japanese pear (*Pyrus pyrifolia* cv. kosui) by a nondestructive resonant method[J]. Journal of the Japanese Society for Horticultural Science, 2012, 81(4): 327-331.
- [3] CRUZ S, GUERRA R, BRAZIO A, et al. Nondestructive simultaneous prediction of internal browning disorder and quality attributes in 'Rocha' pear (*Pyrus communis* L.) using VIS-NIR spectroscopy[J]. Postharvest Biology and Technology, 2021, 179: 111562.
- [4] GENANGELI A, ALLASIA G, BINDI M, et al. A novel hyperspectral method to detect moldy core in apple fruits[J]. Sensors, 2022, 22(12): 4 479.
- [5] 黄秋航. 基于计算机视觉的菜用油菜苔新鲜度快速检测研究[D]. 武汉: 华中农业大学, 2023: 3-4.
HUANG Q H. Rapid detection of canola rapeseed seedlings based on computer vision research[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2023: 3-4.
- [6] 吴嘉雯, 刘智昊, 庞林江, 等. 电子鼻技术在果蔬病害检测中的研究进展[J]. 食品与机械, 2023, 39(1): 228-233.
WU J W, LIU Z H, PANG L J, et al. Research progress of electronic nose in fruit and vegetable disease detection[J]. Food & Machinery, 2023, 39(1): 228-233.
- [7] 韩明, 吴雪芹, 韩慧丹, 等. 基于X光检测的烟丝异物在线剔除系统[J]. 食品与机械, 2021, 37(5): 126-130.
HAN M, WU X Q, HAN H D, et al. On-line elimination system of foreign materials in cut tobacco based on X-ray[J]. Food & Machinery, 2021, 37(5): 126-130.
- [8] 张成龙, 朱大洲, 王瑶瑶, 等. 农产品内部异物检测方法研究进展[J]. 安徽农业科学, 2018, 46(16): 30-34.
ZHANG C L, ZHU D Z, WANG Y Y, et al. Research progress of detection methods of internal foreign bodies in agricultural products[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2018, 46 (16): 30-34.
- [9] ZHANG H, JI S, WANG K, et al. Detection of early browning in pears based on time-frequency images of vibro-acoustic signals and improved MobileNetV3[J]. Food and Bioprocess Technology, 2025, 18(3): 2 721-2 736.
- [10] DU Y, CHEN Y P, MENG G Y, et al. Fault severity monitoring of rolling bearings based on texture feature extraction of sparse time-frequency images[J]. Applied Sciences, 2018, 8(9): 1 538.
- [11] ZHANG Q, DENG L F. An intelligent fault diagnosis method of rolling bearings based on short-time Fourier transform and convolutional neural network[J]. Journal of Failure Analysis and Prevention, 2023, 23(2): 795-811.

- [12] KAYA Y, KUNCAN F, ERTUNÇ H M. A new automatic bearing fault size diagnosis using time-frequency images of CWT and deep transfer learning methods[J]. Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences, 2022, 30(5): 1 851-1 867.
- [13] 张蓬鹤, 秦译为, 宋如楠, 等. 广义 S 变换下串联故障电弧的时频分析及识别研究[J]. 电网技术, 2024, 48(7): 2 995-3 003. ZHANG P H, QIN Y W, SONG R N, et al. Research on time-frequency analysis and identification of series arc fault based on generalized S-transform[J]. Power System Technology, 2024, 48(7): 2 995-3 003.
- [14] CARDONA C I, TINOCO H A, PERDOMO-HURTADO L, et al. Vibrations analysis of the fruit-pedicle system of coffee Arabica var. Castillo using time-frequency and wavelets techniques[J]. Applied Sciences, 2021, 11(19): 9 346.
- [15] ZHAO K, ZHA Z H, LI H, et al. Early detection of moldy apple core based on time-frequency images of vibro-acoustic signals[J]. Postharvest Biology and Technology, 2021, 179: 111589.
- [16] CHEN N, LIU Z, LE D X, et al. Detection of jelly orange granulation disease using a dual-input Resnet-Transformer model (DresT) based on acoustic vibration images and a novel acoustic vibration device[J]. Journal of Food Composition and Analysis, 2024, 132: 106337.
- [17] PEDRESCHI R, HERTOGE M, ROBBEN J, et al. Physiological implications of controlled atmosphere storage of 'Conference' pears (*Pyrus communis* L.): a proteomic approach[J]. Postharvest Biology and Technology, 2008, 50(2/3): 110-116.
- [18] YANG Z Q, LI Z M, HU N, et al. Multi-index grading method for pear appearance quality based on machine vision[J]. Agriculture, 2023, 13(2): 290.
- [19] KAYMİK M K, GÜLER İ, DİZİBÜYÜK A, et al. Comparison of STFT and wavelet transform methods in determining epileptic seizure activity in EEG signals for real-time application[J]. Computers in Biology and Medicine, 2005, 35 (7): 603-616.
- [20] ROBERTI DE SIQUEIRA F, ROBSON SCHWARTZ W, PEDRINI H. Multi-scale gray level co-occurrence matrices for texture description[J]. Neurocomputing, 2013, 120: 336-345.
- [21] 钟恒艳, 陈春, 欧阳永中, 等. 基于随机森林的原位质谱法快速鉴别铁棍山药真伪[J]. 食品与机械, 2024, 40(11): 47-53. ZHONG H Y, CHEN C, OUYANG Y Z, et al. Rapid identification of the authenticity of iron rod yam by in-situ mass spectrometry based on random forest algorithm[J]. Food & Machinery, 2024, 40(11): 47-53.
- [22] FEI H, FAN Z H, WANG C K, et al. Cotton classification method at the county scale based on multi-features and random forest feature selection algorithm and classifier[J]. Remote Sensing, 2022, 14(4): 829.
- [23] RAVINDER B, SEENI S K, PRABHU V S, et al. Web data mining with organized contents using naive Bayes algorithm [C]// 2024 2nd International Conference on Computer, Communication and Control (IC4). Indore: IEEE, 2024: 1-6.
- [24] CAI Y A, HAO L L, ZHOU Y Z, et al. Rotating rectifier fault diagnosis of nuclear multiphase brushless excitation system based on DTW metric and kNN classifier[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2023, 38(8): 10 329-10 343.
- [25] QUAN R, LIANG W L, WANG J H, et al. An enhanced fault diagnosis method for fuel cell system using a kernel extreme learning machine optimized with improved sparrow search algorithm[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2024, 50: 1 184-1 196.
- [26] WANG B, QIU W T, HU X, et al. A rolling bearing fault diagnosis technique based on recurrence quantification analysis and Bayesian optimization SVM[J]. Applied Soft Computing, 2024, 156: 111506.
- [27] 汪晓慧. 基于高光谱荧光成像技术的水蜜桃品质参数无损检测研究[D]. 雅安: 四川农业大学, 2023: 44-51. WANG X H. Study on non-destructive detection of peach quality parameters based on hyperspectral fluorescence imaging technology[D]. Yaan: Sichuan Agricultural University, 2023: 44-51.
- [28] 郝勇, 王起明, 张书敏. 可见—近红外光谱的鸭梨黑心缺陷在线检测 AdaBoost 集成模型研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(9): 2 764-2 769. HAO Y, WANG Q M, ZHANG S M. Study on online detection method of "Yali" pear black heart disease based on vis-near infrared spectroscopy and AdaBoost integrated model[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(9): 2 764-2 769.
- [29] 左杰文, 彭彦昆, 李永玉, 等. 基于声学特性的西瓜糖度检测与分级系统研究[J]. 农业机械学报, 2022, 53(S1): 316-323. ZUO J W, PENG Y K, LI Y Y, et al. Watermelon sugar content detection and grading system based on acoustic characteristics [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(S1): 316-323.
- [30] 谷家辉, 赖丽思, 王凯, 等. 融合声振信号与可见近红外透射光谱的苹果轻度霉心病检测[J]. 食品科学, 2024, 45(23): 259-267. GU J H, LAI L S, WANG K, et al. Detection of mild moldy-core disease in apples by fusing acoustic-vibration signals and visible-near-infrared transmission spectroscopy[J]. Food Science, 2024, 45(23): 259-267.