

基于声学特性的西瓜糖度检测与分级系统研究

左杰文^{1,2} 彭彦昆^{1,2} 李永玉^{1,2} 邹文龙^{1,2} 赵鑫龙^{1,2} 孙晨^{1,2}

(1. 中国农业大学工学院, 北京 100083; 2. 国家农产品加工技术装备研发分中心, 北京 100083)

摘要: 糖度是西瓜分级的重要指标之一, 针对传统西瓜检测方法的弊端, 探讨了声学特性结合机器学习用于西瓜无损检测与分级的可行性。设计了西瓜声学检测系统, 采集了不同批次样本的时域信号。时域信号经归一化处理后, 采用快速傅里叶变换得到频域信号, 并对其进行去趋势预处理。采用主成分分析提取了频域信号主成分, 其中前3个主成分累计方差贡献率为95.32%, 第1主成分和第2主成分对不同等级样本具有可分性。利用4种不同的机器学习算法建立了西瓜全变量分级模型, 验证集分类准确率均达到66%以上。使用稳定竞争性自适应加权算法提取了特征变量, 减少了约84%的变量数, 使用优化后的特征变量建立的分类模型, 性能均得到了较好的提升, 其中支持向量机模型取得了最高的验证集准确率(95.56%)、F1分数(96%)和Kappa系数(93%)。结果表明, 声学特性结合机器学习的方法, 对西瓜进行无损检测和分级是可行的。该研究为西瓜无损检测和分级提供了可行的技术方案。

关键词: 西瓜; 分级; 机器学习; 声学; 无损检测

中图分类号: S237 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2022)S1-0316-08

Watermelon Sugar Content Detection and Grading System Based on Acoustic Characteristics

ZUO Jiewen^{1,2} PENG Yankun^{1,2} LI Yongyu^{1,2} ZOU Wenlong^{1,2} ZHAO Xinlong^{1,2} SUN Chen^{1,2}

(1. College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

2. National R&D Center for Agro-processing Equipment, Beijing 100083, China)

Abstract: Sugar content is one of the important indicators for watermelon grading, for the drawbacks of traditional watermelon detection methods, the feasibility of acoustic characteristics combined with machine learning for non-destructive detection and grading of watermelon was investigated. The acoustic detection system of watermelon was designed and the time domain signals of different batches of samples were collected. After the time domain signal was normalized, the frequency domain signal was obtained by fast Fourier transform and pre-processed by detrending. The principal components of the frequency domain signal were extracted by using principal component analysis, the cumulative contribution rate of the first three principal components was 95.32%, the samples with different levels were differentiable using the first and second principal components. Watermelon all-variable grading models were developed by using four different machine learning algorithms, and the prediction set classification accuracies all reached over 66%. Feature variables were extracted by using stability competitive adaptive reweighted sampling algorithm, which reduced the number of variables by about 84%. The performance of the classification models developed using the extracted feature variables were all improved, with the support vector machine model achieved the highest prediction set accuracy (95.56%), F1 score (96%) and Kappa coefficient (93%). The results indicated that acoustic characterization combined with machine learning was feasible for non-destructive detection and grading of watermelons. The research result can provide a feasible technical solution for non-destructive detection and grading of watermelon, and provide a reference for non-destructive detection and grading of other similar fruits and vegetables.

Key words: watermelon; classification; machine learning; acoustic; non-destructive detection

收稿日期: 2022-06-08 修回日期: 2022-08-15

基金项目: 国家重点研发计划项目(2021YFD1600101-06)和中国农业大学2115人才工程项目

作者简介: 左杰文(1996—), 男, 博士生, 主要从事农产品无损检测技术与装备研究, E-mail: zuo_jie_wen@163.com

通信作者: 彭彦昆(1960—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事农产品无损检测技术与装备研究, E-mail: ypeng@cau.edu.cn

0 引言

西瓜 (*Citrullus lanatus*) 含水率高, 富含丰富的碳水化合物、维生素 A 和维生素 C, 因其良好的口感和清热解渴的功效而受到人们的欢迎^[1]。西瓜品种多, 同种西瓜因为生产环境不同、收获时间不同、个体差异等原因, 其品质也存在高低之分^[2]。我国西瓜种植面积大, 产量高^[3], 但分级水平较低, 导致产品附加值低, 不能很好地按质论价, 在国际果蔬贸易中缺乏竞争力^[4-5]。

糖度是西瓜最重要的品质属性之一, 由于西瓜中绝大部分可溶性固形物为糖分, 因此西瓜糖度也可近似看做可溶性固形物含量 (Soluble solids content, SSC), 糖度是西瓜分级的主要依据^[6-7]。目前, 我国传统西瓜分级方式以人工分级为主, 在西瓜外观差异较小时, 常采用拍击西瓜, 辨别声音的方式, 根据经验挑选出糖度较高的西瓜, 但人工分级方式受分级者的主观感受影响较大, 难以保证检测结果的准确性和稳定性。

准确获取西瓜品质信息需要取样后进行化学分析和测定, 但该方法会导致西瓜被破坏而不能继续销售。为了实现西瓜的无损检测, 近年来一些学者展开了相关研究, 其中以近红外检测、振动特性检测和声学特性检测原理占多数^[8-11]。近红外检测西瓜时, 受果皮厚度较大的影响, 无法保证检测结果的稳定性; 并且上述检测方法需有昂贵的设备支持, 例如光谱仪、激光多普勒测振仪等。

声学特性是指物体传播声音质量的结构特征。通过对声学信号的有效分析, 可以得到物体的众多性质^[12-13], 声学检测对于特定的研究对象具有较好的稳定性, 并且无需昂贵硬件设备, 能够克服近红外和振动特性检测的弊端^[1,14-19]。

声学信号包含西瓜的众多性质, 但分析方法不同, 提取出的声学特征也不同, 例如共振频率、最大共振峰强度、梅尔倒谱系数等, 需采取合适的分析方法, 提取出与糖度等级相关的特征, 才能建立声学信号与西瓜等级间较好的分类模型。因此本文采用机器学习方法挖掘西瓜声学信号中的特征信息, 建立不同等级西瓜分类模型, 以提高西瓜内部品质无损快速检测效果和分级正确率。主要包括: 设计试验台, 采集声学信号; 对时域信号进行快速傅里叶变换, 得到频域信号; 进行主成分分析, 初步探究频域信号对西瓜等级的可分性; 基于频域信号全变量, 分析 4 种机器学习方法的建模效果; 挖掘声学信号中与西瓜等级相关的特征变量, 对比全变量建模结果, 分析对比不同模型性能, 得到最佳分类模型, 并

进行检测分级系统试验验证。

1 材料与方法

1.1 试验装置

试验通过采集西瓜被敲击的声学信号, 从而对其糖度等级进行分析。声学测试系统主要由样品台、拾音器 (HYZU - C6 型, 沐阳爱达科技有限公司)、敲击装置、控制器 (Arduino Mega2560 型, 睿诺斯科技有效公司)、计算机 (FX50J 型, ASUS 公司) 组成。声学测试装置如图 1 所示。

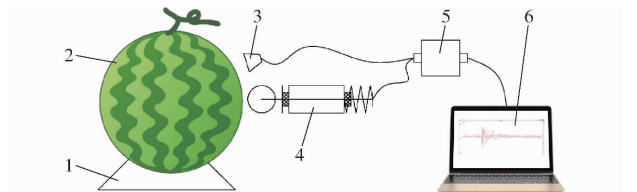


图 1 西瓜声学检测分级试验系统

Fig. 1 Watermelon acoustic test system

1. 样品台 2. 样品 3. 拾音器 4. 敲击装置 5. 控制器 6. 计算机

样品台采用橡胶材料, 以模拟工业流水线中西瓜放置环境; 拾音器采用指向型拾音器, 以便更好地采集样本声学信号, 减少周围环境噪声干扰; 敲击装置由材质为树脂的敲击球与直线电磁铁组成, 敲击球直径为 25 mm; 控制器采用 Arduino Mega2560 型, 其具有 256 kB 闪存, 能够更好地进行信号处理, 便于后续便携装置的开发。试验时, 保持敲击球与西瓜表面距离为 10 mm, 从而保证每次敲击力相同, 拾音器靠近敲击位置, 以更好地收集信号。试验时, 由计算机发出指令, 直线电磁铁与塑料圆球组成的敲击装置撞击西瓜样品, 产生的声学信号被拾音器捕捉, 并经放大器放大后, 传至计算机分析处理。

1.2 试验材料

麒麟西瓜是一种中果型西瓜, 成熟期果实质量在 2.5 ~ 5.0 kg 之间, 果皮厚约 0.5 cm, 瓤色鲜红, 肉质脆嫩爽口, 糖度高, 保鲜时间长, 商品性好, 是非常受欢迎的中果型西瓜品种, 因此本文选择麒麟西瓜作为研究对象。西瓜样品分两批购买于北京市某超市, 其中第 1 批样品于 2021 年 9 月购买, 作为校正集用于模型建立。为验证分类模型性能, 于 2021 年 10 月购买第 2 批样本作为验证集。

根据行业标准 NY/T 584—2002 中的规定, 西瓜理化指标为果实中心可溶性固形物含量和果皮厚度, 本研究中所使用的麒麟西瓜, 属于中型果, 且果皮厚度均小于 0.9 cm, 因此对于单个西瓜样本, 主要按照果实中心糖度进行分级^[7]。记西瓜果实中心糖度为 S , 标准规定 $S \geq 11.0^\circ \text{Brix}$ 为优等品,

11.0°Brix > S ≥ 10.5°Brix 为一等品, 10.5°Brix > S ≥ 10°Brix 为二等品, 未规定 S < 10°Brix 的西瓜属于何等级, 但经过不断的品种优化, 麒麟西瓜糖度普遍较高, 试验数据表明, 糖度小于 10°Brix 的西瓜很少, 因此将糖度小于 10°Brix 的西瓜也并入二等品。等级划分如表 1 所示, 以 11.0°Brix 和 10.5°Brix 为阈值, 将西瓜分为优等品、一等品和二等品, 并在分类模型中将其记为 0、1 和 2。中心糖度使用折光仪 (RA-620 型, KEM 公司) 测定, 测量方法按标准 ISO 2173—2003 中的规定进行。

表 1 西瓜分级指标
Tab. 1 Watermelon grading index

果实中心糖度 S/°Brix	≥11.0	11.0 ~ 10.5	<10.5
等级	优等品	一等品	二等品
等级标签	0	1	2

在机器学习的分类问题中, 需要不同类别的训练样本的数量相对平衡。对于本研究, 要保证样本均衡, 则需要保证 3 个等级西瓜样本数量近似相等, 从而使建立的分类模型对每个等级的样本均具有较好的预测准确度, 因此在测定出西瓜等级后, 随机挑选出各等级相同数量的样本参与模型建立, 设置校正集样本量为 90, 验证集样本量为 90, 样本分布如表 2 所示。

表 2 样本分布
Tab. 2 Distribution of samples

等级	数量	
	校正集	验证集
优等品	30	30
一等品	30	30
二等品	30	30
总计	90	90

1.3 声学信号采集

1.3.1 信号采集方法

西瓜声学信号采集在室温 (20℃) 进行, 试验前将西瓜静置至室温。由于西瓜果梗和果鄂处果皮厚度较不均匀, 声学信号受果皮厚度的干扰较大, 因此敲击点选择西瓜赤道附近, 分别敲击西瓜果实赤道位置 4 个均布点, 每个敲击点敲击 10 次, 即每个西瓜收集 40 个敲击信号, 使用软件 Audacity 记录敲击音频, 并保存为 .wav 文件, 采样频率为 44.1 kHz, 为便于后续时频转换, 控制采样时间为 500 ms, 采样完成后对时域信号进行归一化处理, 使信号大小处于 -1 ~ 1 之间。

1.3.2 特征选择

傅里叶变换 (Fourier transform, FT) 被广泛应用

于信号分析^[20-21], 对时域信号做傅里叶变换, 公式为

$$F(w) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) e^{-iwt} dt \tag{1}$$

式中 w ——频率, Hz

t ——时间, s

通过傅里叶变换可将时域信号转换至频率, 而对敲击声学信号进行频域分析。傅里叶变换主要用于非周期连续信号, 但在实际分析时, 由于采样频率的限制, 时域信号往往为非周期离散信号, 此时需要利用离散傅里叶变换 (Discrete Fourier transform, DFT), 对 N 个离散时间点组成的时域信号 x_n 做离散傅里叶变换, 得到

$$w_k = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} e^{-\frac{2\pi}{N}nk} x_n \quad (k=0, 1, \dots, N-1) \tag{2}$$

离散傅里叶变换可以将时域离散非周期信号转换为频域离散信号, 但其计算量过大, 很难实时地处理信号。工程上, 常用快速傅里叶变换 (Fast Fourier transform, FFT) 快速计算离散傅里叶变换的值^[22-24], 本文采用基 2-FFT, 变换后的频域信号点数为 2^8 , 由于 0 ~ 10 Hz 区域内信号与本研究相关性较低, 因此去除该区域信号。最后取单个样本 40 次敲击频域信号的平均值作为单个样本的频域信号。

每次敲击时, 虽然控制敲击距离固定, 但由于环境噪声、瓜皮厚度变化和西瓜、拾音器与敲击装置三者间相对位置的系统误差, 声学信号的总能量存在差异, 为了消除这种误差对检测结果的影响, 需要对信号进行预处理。去趋势算法, 是对频域信号减去一条最优的拟合直线, 使去趋势后的数据均值为零, 从数据中去除趋势可以将分析集中在糖度本身的波动上, 去趋势算法具体实现方法如下:

首先利用最小二乘法求解频域信号曲线的最优拟合直线

$$Y_{\text{line}} = a + bx \tag{3}$$

再从原始信号中减去拟合直线, 即

$$Y_{\text{detrending}} = Y - Y_{\text{line}} \tag{4}$$

1.4 声学检测原理

本研究主要利用西瓜的声学特性对其糖度等级进行检测。随着西瓜成熟度的提高, 其糖度持续增大^[2], 西瓜糖度发生变化的同时, 生物结构也发生变化, 引起敲击方向西瓜刚度 K 的变化, 进而使其固有频率产生变化。当敲击装置敲击不同糖度的西瓜时, 由于其固有频率的不同, 样品声学信号的频率也有所不同。文献 [25] 表示一切物体都有其特殊的频率, 并据此开发出一种西瓜成熟度检测仪; 文献 [26] 指出, 随着成熟度的提高, 西瓜打击音波峰

值频率持续减小;文献[4,27-28]的研究也表明,西瓜成熟度与声波峰值频率具有较大的相关性。

当敲击球碰撞西瓜,西瓜受激励产生振动,该过程可以近似看作单自由度系统的振动,固有频率公式为

$$f=\frac{1}{2\pi}\sqrt{\frac{K}{m}}$$

(5)

式中 f ——西瓜固有频率,Hz
 m ——西瓜质量,kg

利用声学信号与西瓜糖度间的这种关系,对声学信号进行分析,便可以反演出西瓜的糖度等级。

1.5 模型建立和评价

为建立不同等级西瓜样本的分类模型,首先采用主成分分析(Principal component analysis, PCA)算法探究声学信号对样品等级的可分性,然后利用4种监督机器学习方法求解分类模型,包括决策树(Decision tree, DT)、朴素贝叶斯(Naive Bayes, NB)、支持向量机(Support vector machine, SVM)、K最近邻(K-nearest neighbor, KNN)算法,最后使用稳定竞争性自适应加权算法(Stability competitive adapative reweighted sampling, sCARS)提取特征变量,并建立优化后的分类模型。

PCA是常用的非监督机器学习方法,该算法使用方差来定义样本的间距,其通过求解超平面,使样本点在超平面的投影尽可能分开,为最大化样本点投影的方差,首先对所有样本进行中心化,然后计算样本的协方差矩阵,接着对协方差矩阵做特征值分解,最后输出最大的前 n 个特征值所对应的特征向量。

DT是一种非参数的监督机器学习方法,该算法通过一系列判断决策规则的集合,将特征空间划分成有限个不相交的子区域,对于落在相同子区域的样本,决策树模型给出相同的预测值,决策树模型解释性强,对大型数据处理速度较快。NB利用贝叶斯公式,通过特征的先验概率计算出其后延概率,然后选择具有最大后延概率的类作为该特征所属的类,该算法假设特征之间相互独立,每个特征同等重要,能很好地适应多分类任务。SVM是新型的机器学习方法,不仅能处理线性问题,而且基于不同的核函数,能够很好地处理非线性分类问题,其基本原理是在训练集样本空间中找到一个划分超平面,将不同类别的样本分开,该最佳超平面通过求解支持向量确定。KNN是一种经典的机器学习方法,其核心思想是如果一个样本在特征空间中的几个最相邻的样本中的大多数属于某一个类别,则样本也属于这个类别,并具有这个类别上样本的特性。各分类模型

超参数通过求解最小分类误差确定。

sCARS是基于偏最小二乘法(Partial least squares, PLS)的特征提取算法,被广泛用于近红外光谱的特征波长提取中^[29-33],是对竞争性自适应加权(Competitive adapative reweighted sampling, CARS)算法的优化,它通过自适应重加权采样,每次在PLS模型中保留一个具有较大回归系数权重绝对值的新的变量子集。剔除权重较小的变量,然后根据新的子集建立PLS模型,经过多次计算,选择PLS模型交叉验证均方根误差最小的子集中变量作为特征变量。

为了确定所建立模型的性能,使用准确率、精确率、召回率、F1分数和Kappa系数对模型进行评价。

准确率、精确率、召回率、F1分数和Kappa系数的取值范围均为0~100%,指标值越高表明模型性能越好。

本文研究的是多分类问题,负样本指与目标类别不同的所有类别样本。由于用于建模的各等级西瓜样本数量相等,因此在计算准确率、精确率、召回率、F1分数时,采用巨集平均方法,即把多分类问题看作多个二分类问题,计算真阳例、假阳例、真阴例、假阴例,再求解各指标的非加权平均。

上述模型建立、指标计算等分析计算过程均在Matlab 2020a中进行,部分处理过程使用了libPLS 1.98工具包^[34]。

2 结果与讨论

2.1 声学信号分析

声学信号处理过程如图2所示,其中图2a为时域信号,可以看到,在敲击装置接触西瓜前有一段高频信号,该段为继电器闭合时产生的声音,其频率高于510 Hz,经快速傅里叶变换后,可消除该声音对模型的干扰;图2b为频域信号,3处明显的峰值分别为样品的第1、2、3共振峰,其中第2共振峰幅值最大,第1、3共振峰幅值较小,共振峰值位置和强度的不同反映了样品敲击声音的不同。

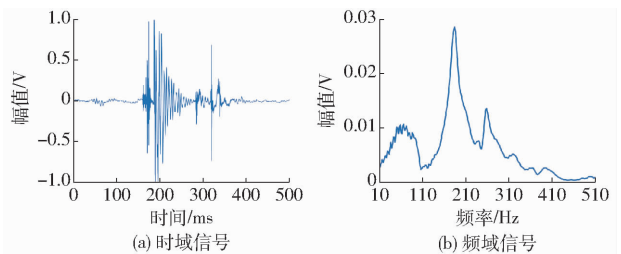


图2 声学信号处理过程

Fig. 2 Acoustic signal processing

挑选出优等、一等和二等西瓜的代表样本各一

个,并绘制其经去趋势预处理的频率信号对比图,如图 3 所示。从图中可以看出,不同等级的西瓜,第 2、3 共振峰的幅值和位置有明显的不同。等级越高的西瓜,其第 2 共振频率越小。这与传统人工分级西瓜时的情况相符,通过拍击西瓜对其声音进行分辨,有经验的分级人员通常挑选出拍击声调较低的西瓜。

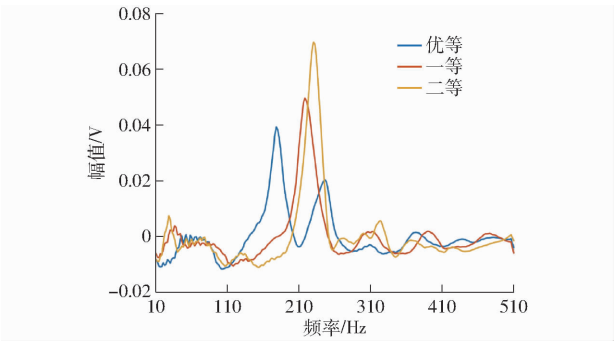


图 3 不同等级西瓜频率信号对比

Fig. 3 Comparison of watermelon frequency signals of different grades

2.2 主成分分析结果

敲击西瓜的原始频域信号包含有 251 个变量,其中包含与分类模型相关性较低的冗余信息,以及共线性变量,通过 PCA 将高维数据投影到低维子空间进行降维,结果如表 3 所示。按照协方差矩阵特征值大小对主成分进行排序,前 3 个主成分的累计方差贡献率达到 95.320%。利用前 3 个特征向量与原始信号做乘法,便可以将样本投影到新的低维空间中,虽然部分特征向量被舍弃了,但由于这些特征向量的特征值较小,因此采样密度得到提高;较小特征值的特征向量往往与信号噪声有关,因此信噪比增大。

表 3 主成分特征值及累计贡献率

Tab.3 Eigenvalues and cumulative contribution rate of principal components

主成分	特征值	方差贡献率/%	累计方差贡献率/%
PC1	15.285	82.540	82.540
PC2	1.648	8.899	91.439
PC3	0.719	3.881	95.320

为了更好地显示主成分分析的效果,绘制了前两个主成分得分的散点图,如图 4 所示,其中标签 0、1 和 2 分别代表优等、一等和二等西瓜样本,对不同等级样本绘制了 95% 置信区间的椭圆置信区域。从图中可以看出,经过 PCA 降维后,二等样本明显聚合在一起,并被前两个主成分划分在其他等级样本之外;优等和一等样本存在交叉。这是由于优等和一等西瓜敲击信号相似度比较高,而二等西瓜其

自身结构与其他等级差异较大,导致其敲击信号与其他西瓜不同,所以被较好地分离出来。主成分得分散点图表明,将频域信号投影到低维主成分空间后,不同样本间呈现出一定的分离性,但仍不能完全区分出不同等级的样本。

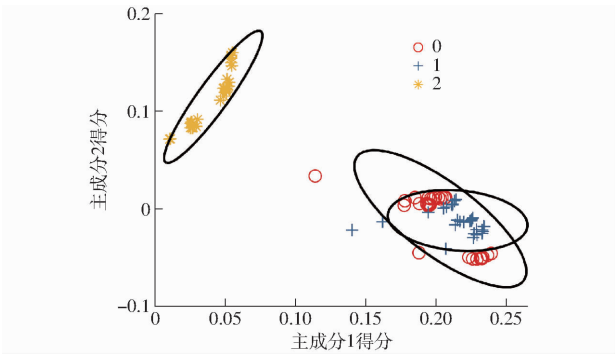


图 4 主成分得分散点图

Fig.4 Scatter plot of principal component scores

2.3 全变量建模结果

将 90 个校正集样本的频域信号进行去趋势预处理,以增强信号的信噪比。为区分不同等级西瓜,采用决策树、朴素贝叶斯、支持向量机和 K 最近邻算法,建立频域信号与西瓜等级间的全变量分类模型,并使用另一批的 90 个样本作为验证集,结果如表 4 所示。4 个机器学习模型,校正集、交叉验证集和验证集分类准确率变化范围为 66.67% ~ 94.44%,验证集分类准确率均达到 66% 以上。采用 SVM 算法建立的全变量分类模型具有最佳预测效果,验证集分类准确率为 80.00%。

表 4 全变量频域信号建模结果

Tab.4 Results of full variable frequency domain signal modeling

建模方法	准确率/%		
	校正集	交叉验证集	验证集
DT	88.89	85.56	73.33
NB	91.11	80.00	66.67
SVM	94.44	88.89	80.00
KNN	92.22	84.44	72.22

2.4 特征变量建模结果

从频域信号建模结果可以看出,使用 4 种机器学习方法,校正集分类准确率均明显高于验证集分类准确率,虽然决策树模型、支持向量机模型分别采取了限制最大分裂数、约束支持向量数等方式防止过拟合,但过大的变量数,仍导致了分类模型泛化能力较差。另外,较大的变量数也会导致模型处理时间增加。因此,本文以去趋势后频域信号和西瓜中心糖度为数据集,采取了稳定竞争性自适应加权算法提取特征变量,过程如图 5 所示。当采样运行到

第 37 次时,交叉验证均方根误差取得最小值 0.368 8,此时共提取出 41 个特征变量。原始频域信号共有 251 个变量,经稳定竞争自适应加权算法提取后,减少了约 84% 的变量数。

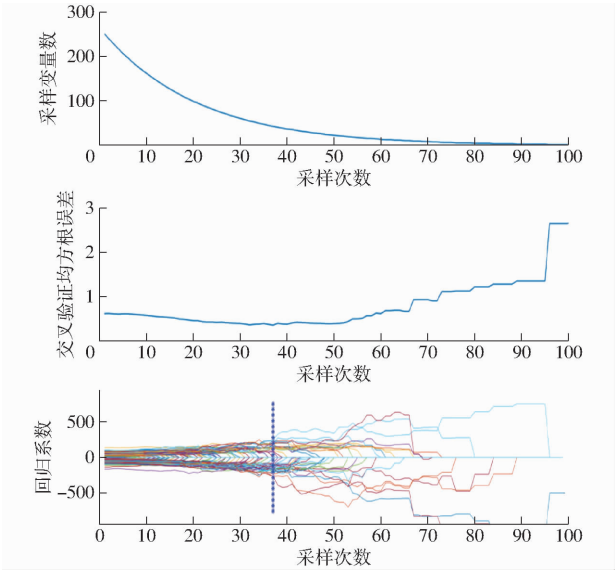


图 5 特征变量提取过程

Fig. 5 Feature variable extraction process

筛选出的特征变量如图 6 所示,可以看到, sCARS 筛选出的频率,分布在 10 ~ 492 Hz 之间,而在样品第 2 共振峰周围,特征变量的数量明显较其他位置更多;而第 1、3 共振峰周围则与其他非共振峰区域类似,只离散地出现个别特征变量。这是由于,第 2 共振频率为频域主峰,相比于其他共振峰反映了最多的样品信息。随着西瓜成熟度的增加,果肉变软,敲击方向的刚度减小,由式 (5) 可知,此时共振峰频率向低处移动,而果肉变软的同时,其共振所受的阻尼增大,导致了共振峰强度也向低处移动。尽管不同等级的西瓜,其共振峰变化可能十分微小,但机器学习方法能够识别到这种变化,因此在 sCARS 筛选特征变量时,更多的特征变量出现在第 2 共振峰周围。

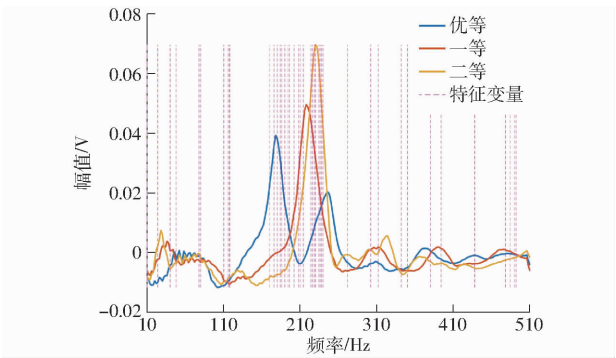


图 6 特征变量提取结果

Fig. 6 Results of feature variable extraction

使用 sCARS 筛选出的 41 个频率处的幅值向量

作为新变量,建立分类模型,结果如表 5 所示。使用优化后的特征变量建立的分类模型,性能均得到了较好的提升,这表明提取出的特征变量能够更好地预测样品等级。基于 KNN 的分类模型在优化后,虽然校正集准确率从 92.22% 下降到 88.89%,但验证集准确率从 72.22% 提高到 83.33%,表明原全变量模型出现了过拟合,经特征变量提取后,过拟合现象得到改善。

表 5 特征变量建模结果

Tab. 5 Results of feature variable modeling

建模方法	校正集	验证集		
	准确率/%	准确率/%	F1 分数/%	Kappa 系数/%
DT	95.56	92.22	92	88
NB	94.44	88.89	89	83
SVM	97.78	95.56	96	93
KNN	88.89	83.33	84	75

根据建模结果,绘制验证集混淆矩阵如图 7 所示,主对角线上的数值表示分类正确的样本数,主对角线以外的数值表示错误分类的数值,数值越高对应背景色越深。从图中可以看出,对于不同等级的样本,分类模型均具有良好的预测结果。对于 4 种不同的分类算法,错误分类的样本中,大部分是真实等级为优等的样本被错分类为一等,这是由于样本糖度处于优等和一等阈值附近时,样本声学信号相似度较高,这也与上述 PCA 结果一致,相似的特征变量导致实际为优等的样本被错分为一等。消费者购买西瓜时,不希望预测为优等的西瓜,实际为一等甚至二等的情况发生,即优等品的分类精确率要足够高,从这个角度看,决策树和 K 最近邻模型表现得不够好,二者都出现了将实际为二等的样本预测为优等的情况。销售者售卖西瓜时,希望二等西瓜能够尽可能地被检出,即二等品的分类召回率要足够高,从这个角度看,支持向量机模型表现最好,全部二等样品都被检出。综合来看,在所有 4 个分类

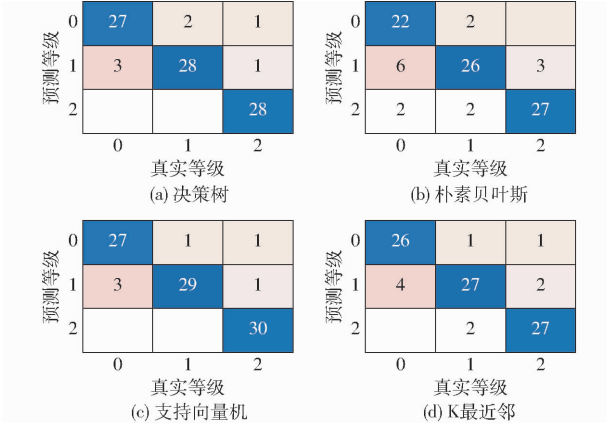


图 7 验证集混淆矩阵

Fig. 7 Prediction set confusion matrix

模型中,支持向量机模型效果最佳,验证集分级准确率为 95.56%、F1 分数为 96%、Kappa 系数为 93%。

3 结束语

本研究表明,声学特性结合机器学习的方法可以用于西瓜检测与分级。PCA 结果显示,时域信号经傅里叶变换和去趋势预处理后,在西瓜等级上具有可分性。基于 4 种机器学习分类算法,建立的全变量分类预测模型,验证集分类准确率可达

80.00%。使用 sCARS 提取的特征变量,多分布在第 2 共振峰周围,使用特征变量代替原全变量,建立的优化分类模型,性能均较原全变量预测模型更好,其中支持向量机模型效果最佳,验证集分级准确率为 95.56%、F1 分数为 96%、Kappa 系数为 93%。提取的特征变量有效减少了模型变量数,有利于快速、低成本检测的实现。该研究为西瓜无损检测和分级提供了可行的技术,并对其他相似果蔬无损检测和分级提供了参考。

参 考 文 献

[1] 浦宏杰,汪迪松,李臻峰. 基于振动频谱子带质心的西瓜内部品质检测[J]. 农业机械学报, 2017, 48(1): 281–288.
PU Hongjie, WANG Disong, LI Zhenfeng. Nondestructive testing for internal quality of watermelon based on sub-band spectrum centroid of impact vibration[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(1): 281–288. (in Chinese)

[2] 熊思亦. 西瓜种质资源糖分积累规律与品质综合评价研究及蔗糖转化酶基因家族鉴定分析[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2021.

[3] 国家统计局. 中国统计年鉴 2019[M]. 北京: 中国统计出版社, 2019.

[4] 高冠东, 滕桂法, 肖珂, 等. 基于 BMV 特征的西瓜成熟度无损检测方法[J]. 农业工程学报, 2010, 26(8): 326–330.
GAO Guandong, TENG Guifa, XIAO Ke, et al. Non-destructive detection method of watermelon maturity based on BMV features[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(8): 326–330. (in Chinese)

[5] 邹小波, 张俊俊, 黄晓玮, 等. 基于音频和近红外光谱融合技术的西瓜成熟度判别[J]. 农业工程学报, 2019, 35(9): 301–307.
ZOU Xiaobo, ZHANG Junjun, HUANG Xiaowei, et al. Distinguishing watermelon maturity based on acoustic characteristics and near infrared spectroscopy fusion technology[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(9): 301–307. (in Chinese)

[6] 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局, 中国国家标准化管理委员会. GB/T 27659—2011 无籽西瓜分等分级[S]. 北京: 中国标准出版社, 2011.

[7] 中华人民共和国农业部. NY/T 584—2002 西瓜(含无籽西瓜)[S]. 北京: 中国标准出版社, 2002.

[8] 李永玉, 赵洪卫, 常冬, 等. 小型西瓜果实成熟度的无损定性判别[J]. 光谱学与光谱分析, 2012, 32(6): 1526–1530.
LI Yongyu, ZHAO Hongwei, CHANG Dong, et al. Maturity qualitative discrimination of small watermelon fruit[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2012, 32(6): 1526–1530. (in Chinese)

[9] WANG S F, HAN P, CUI G L, et al. The NIR detection research of soluble solid content in watermelon based on spxy algorithm[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(3): 738–742.

[10] ABBASZADEH R, MOOSAVIAN A, RAJABIPOUR A, et al. An intelligent procedure for watermelon ripeness detection based on vibration signals[J]. Journal of Food Science and Technology, 2015, 52(2): 1075–1081.

[11] CUI D, GAO Z, ZHANG W, et al. The use of a laser Doppler vibrometer to assess watermelon firmness[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 112: 116–120.

[12] JIE D F, WEI X. Review on the recent progress of non-destructive detection technology for internal quality of watermelon[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 151: 156–164.

[13] SUN T, HUANG K, XU H R, et al. Research advances in nondestructive determination of internal quality in watermelon/melon: a review[J]. Journal of Food Engineering, 2010, 100(4): 569–577.

[14] 尹孟. 基于声学特性的苹果硬度快速检测方法与装置研究[D]. 泰安: 山东农业大学, 2019.

[15] 汪迪松, 浦宏杰, 李臻峰, 等. 基于声振法的西瓜内部糖度检测研究[J]. 上海农业学报, 2017, 33(2): 125–130.

[16] 危艳君, 饶秀勤, 漆兵. 基于声学特性的西瓜糖度检测系统[J]. 农业工程学报, 2012, 28(3): 283–287.
WEI Yanjun, RAO Xiuqin, QI Bing. Acoustic detecting system for sugar content of watermelon[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(3): 283–287. (in Chinese)

[17] 刘宪林. 基于声学技术的蛋壳裂纹在线检测系统研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2021.

[18] DING C Q, WANG D C, FENG Z, et al. Extracting and modifying the vibration characteristic parameters of watermelon based on experimental modal measurement and finite element analysis for hollow heart defect detection[J]. Transactions of the ASABE, 2022, 65(1): 151–167.

[19] CHAWGIEN K, KIATTISIN S. Machine learning techniques for classifying the sweetness of watermelon using acoustic signal and image processing[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 181: 105938.

[20] 杨立伟, 黄家运, 张季琴, 等. 基于微波多普勒法的施肥质量流量检测系统研究[J]. 农业机械学报, 2020, 51(增刊 1): 210–217.
YANG Liwei, HUANG Jiayun, ZHANG Jiqin, et al. Mass flow measurement system of granular fertilizer based on microwave Doppler method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(Supp. 1): 210–217. (in Chinese)

[21] 姚玉梅, 袁湘汝, 韩鲁佳, 等. 不同分子质量牛骨胶原多肽制备复合膜特性研究[J]. 农业机械学报, 2020, 51(6): 318–325.

YAO Yumei, YUAN Xiangru, HAN Lujia, et al. Microstructures and properties of bovine bone collagen polypeptide composite films with different molecular weight distributions[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(6): 318–325. (in Chinese)

[22] CHEN X, YUAN P P, DENG X Y. Watermelon ripeness detection by wavelet multiresolution decomposition of acoustic impulse response signals[J]. Postharvest Biology and Technology, 2018, 142: 135–141.

[23] SHEN W, JI N, YIN Y, et al. Fusion of acoustic and deep features for pig cough sound recognition[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 197: 106994.

[24] ZENG W, HUANG X, ARISONA S M, et al. Classifying watermelon ripeness by analysing acoustic signals using mobile devices[J]. Personal and Ubiquitous Computing, 2014, 18(7): 1753–1762.

[25] AVA Company. Applied vibro acoustic[EB/OL]. [2022–05–06]. <http://www.ava.co.jp>.

[26] 何东健,李增武,王洪群. 西瓜打击音波特性的研究[J]. 西北农林科技大学学报(自然科学版), 1994,22(3): 105–107.

[27] 高冠东. 西瓜成熟度的音频检测技术研究[D]. 保定: 河北农业大学, 2010.

[28] 肖珂, 高冠东, 滕桂法, 等. 西瓜成熟度音频无损检测技术[J]. 农机化研究, 2009, 31(8): 150–152, 155.

[29] 崔玉露, 杨玮, 王炜超, 等. 基于光谱学原理的便携式土壤有机质检测仪设计与实验[J]. 农业机械学报, 2021, 52(增刊): 323–328, 350.

CUI Yulu, YANG Wei, WANG Weichao, et al. Design and experiment of portable soil organic matter detector based on spectroscopy principle[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(Supp.): 323–328, 350. (in Chinese)

[30] 高升, 王巧华, 施行, 等. 便携式红提葡萄多品质可见/近红外检测仪设计与试验[J]. 农业机械学报, 2021, 52(2): 308–319.

GAO Sheng, WANG Qiaohua, SHI Hang, et al. Design and test of portable red globe grape extraction multi-quality visible/near infrared detector[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(2): 308–319. (in Chinese)

[31] LI H, LIANG Y, XU Q, et al. Key wavelengths screening using competitive adaptive reweighted sampling method for multivariate calibration[J]. Analytica Chimica Acta, 2009, 648(1): 77–84.

[32] 韩亚芬, 赵庆亮, 吕程序, 等. 基于能量谱和吸光度谱的马铃薯黑心病判别模型优化[J]. 农业机械学报, 2021, 52(9): 376–382.

HAN Yafen, ZHAO Qingliang, LÜ Chengxu, et al. Discriminant analysis on potato blackheart defect based on energy spectrum and absorbance spectrum[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(9): 376–382. (in Chinese)

[33] 刘莉, 陶红燕, 方静, 等. 基于近红外高光谱的梨叶片炭疽病与黑斑病识别[J]. 农业机械学报, 2022, 53(2): 221–230.

LIU Li, TAO Hongyan, FANG Jing, et al. Identifying anthracnose and black spot of pear leaves on near-infrared hyperspectroscopy[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(2): 221–230. (in Chinese)

[34] LI H D, XU Q S, LIANG Y Z. libPLS: an integrated library for partial least squares regression and linear discriminant analysis[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2018, 176: 34–43.

~~~~~

(上接第 298 页)

[19] PAN Liang. Study on oxygen-enriched combustion application technology[J]. Advanced Materials Research, 2014(3137): 912–914.

[20] 卜昌盛, 王文康, 韩启杰, 等. 基于 Langmuir–Hinshelwood 动力学解析 O<sub>2</sub>/CO<sub>2</sub>/H<sub>2</sub>O 气氛下烟煤焦反应机理[J]. 化工学报, 2018, 69(12): 5301–5308.

PU Changsheng, WANG Wenkang, HAN Qijie, et al. Analysis of reaction mechanism of bituminous coal char in O<sub>2</sub>/CO<sub>2</sub>/H<sub>2</sub>O atmosphere based on Langmuir–Hinshelwood kinetics[J]. Journal of Chemical Engineering, 2018, 69(12): 5301–5308. (in Chinese)

[21] 孙瑞金, 王长安, 赵林, 等. 氧分级对准东煤富氧燃烧 NO<sub>x</sub> 生成与积灰特性的影响[J]. 洁净煤技术, 2022, 28(4): 42–50.

SUN Ruijin, WANG Chang'an, ZHAO Lin, et al. Effect of oxygen classification on NO<sub>x</sub> formation and ash deposition characteristics in oxygen enriched combustion of Zhundong coal[J]. Clean Coal Technology, 2022, 28(4): 42–50. (in Chinese)

[22] CHEN Ping, GU Mingyan, WANG Dongfang, et al. Experimental and density functional theory study of the influence mechanism of oxygen on NO heterogeneous reduction in deep air-staged combustion[J]. Combustion and Flame, 2021(223): 127–141.

[23] 胡广涛, 焦亮亮, 周丹丹, 等. 低 NO<sub>x</sub> 空气分级燃烧技术研究[J]. 河南科技, 2015(10): 106–108.

HU Guangtao, JIAO Liangliang, ZHOU Dandan, et al. Research on low NO<sub>x</sub> air staged combustion technology[J]. Henan Science and Technology, 2015(10): 106–108. (in Chinese)

[24] 王为术, 罗晓宇, 熊翰林, 等. 空气分级对旋风锅炉燃烧及 NO<sub>x</sub> 释放的影响规律[J]. 工业加热, 2022, 51(2): 1–5.

WANG Weishu, LIU Xiaoyu, XIONG Hanlin, et al. Effect of air classification on combustion and NO<sub>x</sub> release of cyclone boiler[J]. Industrial Heating, 2022, 51(2): 1–5. (in Chinese)