

基于高光谱成像的苹果水心病无损检测

王思玲¹, 蔡 骋², 马惠玲¹, 龙怡霖²

(1. 西北农林科技大学 生命科学学院, 陕西 杨凌 712100; 2. 西北农林科技大学 信息工程学院, 陕西 杨凌 712100)

摘 要:以 240 个“秦冠”苹果水心病果和好果为试材, 采集 900~1 700 nm 的近红外波段高光谱图像, 选取高光谱图像中的苹果区域作为感兴趣区域(ROI)并计算其平均光谱, 分别采用 4 种特征选择方法和 3 种核函数支持向量机(SVM)分类器对水心病果进行判别, 以探讨利用近红外高光谱成像技术判别苹果水心病的可行性。结果表明:基于卡方检验和支持向量机递归消除(SVM-RFE)2 种特征选择法优于基于 *F* 检验和决策树的方法。4 种特征选择的 3 种核函数支持向量机(SVM)分类器在 1~200 个波段下对水心病果的判别正确率分别为:48.6%~70.2%、48.6%~72.0%、33.3%~71.8%、47.2%~70.8%。基于 SVM-RFE 检验的特征选择下, SVM 对水心病果的正确识别率达到 72.0%, 为该试验选出的最优方法。

关键词:苹果; 水心病; 高光谱成像; 特征选择; 支持向量回归; 核函数

中图分类号:S 661.101 **文献标识码:**A **文章编号:**1001-0009(2015)08-0124-07

苹果水心病又称糖化病、蜜果病, 是一种常见的果实生理病害, 在所有苹果产区均有不同程度的发生^[1]。一般情况下, 病果表面不表现明显症状, 无法从外表分辨, 只有在发病严重的情况下才于果皮出现水渍状、透明似蜡的斑块, 能够直接从感观识别而剔除。传统检测中只能通过随机抽样切开目测法统计各批次果实有无水心病发生及发病率高, 并依此对带病的整批果实慎重贮藏与销售。显然, 这种方法的检测结果非但不准确, 而且对水心病的识别没有实质性帮助。大量好果与病果依然混合流通, 严重影响苹果正常经营:按正常果销售会损害消费者利益;按病果销售则减少商品收入。因此, 建立一种无损、可靠的方法来检测苹果水心病, 是当今实际生产中的急需。

继近红外光谱技术用于果品内部品质无损检测的大量研究^[2]之后, 利用该技术进行果品内部病害检测也逐渐受到研究者的重视, 其原理是基于果品内部病害如褐腐病、水心病的内部理化特性与正常苹果差异较大, 引起病果的光谱能量吸收和散射与正常果不同^[3]。李顺峰等^[4]利用近红外漫反射光谱技术结合主成分分析和 Fisher 判别函数对苹果霉心病的正确判别率达到 89.9%。王加华

等^[3]采用可见-近红外能量光谱和 3 种判别方法对苹果褐腐病、水心病进行鉴别, 结果发现, 峰面积判别法(PADA)、主成分分析判别法(PCADA)、偏最小二乘判别法(PLS-DA)对褐腐病苹果的判别正确率都为 100%, 对水心病果的性别正确率则是 79.2%、95.0%和 96.7%。然而, 近红外光谱分析技术只提供对检验客体一个较小区域的光谱信息, 对病果识别存在一定的局限性。

高光谱成像技术是传统成像技术和光谱技术有机结合形成的一种新技术, 既能反映被测对象内部成分的光谱信息, 也包含了其外部特征的图像信息^[5], 通过待测农产品的高光谱图像获取感兴趣区域的漫反射光谱, 可以对其内部品质进行分析。目前, 国内外学者不仅利用高光谱成像技术对农产品的表面损伤^[6-7]进行检测, 还对瓜果的硬度、糖度^[8-9]、pH 值^[10]等指标进行了定量分析。Baranowski 等^[7]采用主成分分析(PCA)、最小噪声分数(MNF)分析及监管分类的方法证实了宽光谱范围(400~5 000 nm)的水果表面高光谱图像可提高早期不同程度擦伤的检测率;ElMasry 等^[11]利用高光谱成像技术, 结合人工神经网络(ANN)分析对蛇果冷害的判别率达到 98.4%, 对硬度的预测准确率为 92%;赵杰文等^[12]通过主成分分析及合适的数字图像处理方法对苹果轻微损伤的检测正确率达到 88.57%。

根据近红外漫反射光谱对苹果内部病害判别取得一定成功的结果^[3-4], 期待较近红外光谱技术的光谱分辨率及灵敏度更高的高光谱技术成为对水心病无损检测的更准确、更简便的方法。该试验采用“秦冠”苹果的水心病果和好果为试材, 逐一采用近红外高光谱图像获

第一作者简介:王思玲(1989-), 女, 硕士研究生, 现主要从事果实采后生理与技术等研究工作。E-mail: wslyantai@163.com.

责任作者:马惠玲(1965-), 女, 教授, 博士生导师, 现主要从事果实采后生理与技术等研究工作。E-mail: ma_huilin65@hotmail.com.

基金项目:农业部“现代苹果产业技术体系”资助项目(CARS-28)。

收稿日期:2014-01-19

得苹果的光谱数据,提取并分析各个苹果感兴趣区域(ROI)的光谱曲线,结合化学计量学建模方法,实现对正常果与水心病果的分类识别,以期为近红外高光谱成像技术判别水心病苹果的实际应用提供参考。

1 材料与方法

1.1 试验材料

供试苹果品种为“秦冠”,于2013年10月20日采自陕西省宝鸡市扶风县段家湾镇青龙村农家果园。选取大小均匀、成熟度一致、无机械损伤的疑似水心病果(根据有经验的果农对果实进行判断)和好果采收,采后当

天运回西北农林科技大学实验室,置于室温下裸果温度平衡24 h。再次挑选确定均匀一致的疑似水心病果和好果共240个,依次编号。

该研究中高光谱图像采集系统结构如图1所示。该系统由1台近红外光谱仪(ImSpector N17E型, Spectral Imaging Ltd., 芬兰), 1台像素为 320×256 的面阵CCD相机(XEVA 2616型, XenICs Ltd., 比利时), 1套高稳定性的卤钨灯白光光源, 1台高精度的电控平移台装置和计算机等组成。高光谱成像系统采集光谱范围为 $900 \sim 1700$ nm, 光谱分辨率2.8 nm, 入射光狭缝宽度为 $30 \mu\text{m}$ 。

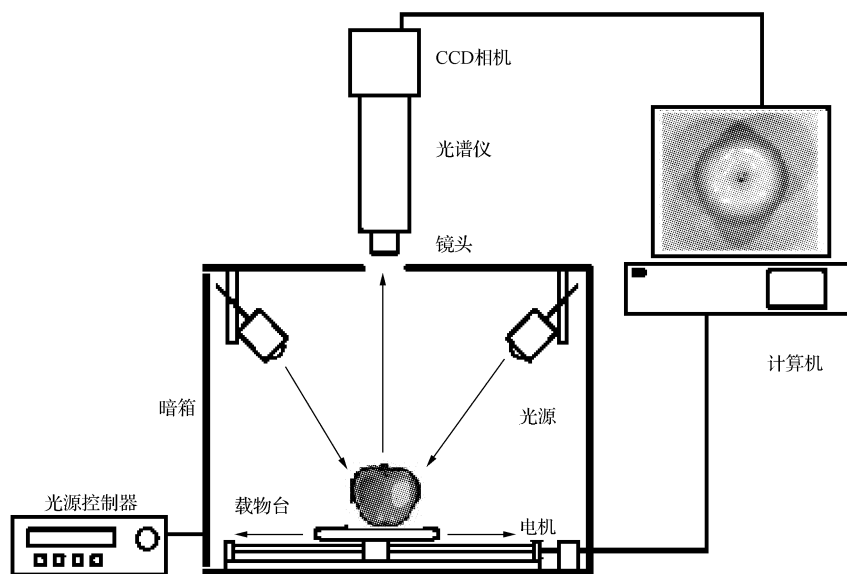


图1 高光谱图像采集系统示意图

Fig. 1 Schematic diagram of hyperspectral imaging system

1.2 试验方法

1.2.1 高光谱图像的采集 高光谱图像数据采集由Spectral SENS-V17E软件(Gilden Photonics Ltd., 英国)完成,后续的数据处理采用ENVI 4.7(Research System Inc., 美国)。为了保证采集图像清晰且不失真,采集前要调整镜头焦距并确保移动平台的速度、相机曝光时间和光源的匹配。经调试确定相机曝光时间为10 ms,平台移动速度为20 mm/s。每次将1个苹果样本放置载物台上,保持果柄向上(果柄-花萼轴为垂直方向),且载物台中心对准相机。当平台移动时,近红外光谱仪从上往下扫描样本,每次扫描得到1行图像的光谱信息,然后平台带动样本运动,获取其它位置的光谱信息,直至获得整个样本的光谱信息。由于水心病变部位在果肉中分布不均,为消除其对光谱影响,每个样品采集2次光谱,第1次对果顶面进行采集,第2次采集果柄面,将2次光谱平均作为该样品光谱。采用同样的方法采集240个苹果的高光谱图像。

1.2.2 光谱校正 为了消除因光源强度在各波段下分

布不均、摄像头中暗电流噪声以及水果表面形状各异而产生的噪声影响,需对获得的高光谱图像进行黑白标定^[13]。黑白标定的具体方法为对反射率为99%标准白色校正板进行图像采集,得到全白的标定图像 R_{ref} ,然后拧上镜头盖,关闭光源,采集得到全黑标定图像 R_{dark} 。根据式(1)计算校正后的图像 R 。

$$R = \frac{R_{img} - R_{dark}}{R_{ref} - R_{dark}} \quad (1)$$

式中: R_{img} 为原始的高光谱图像。

1.2.3 苹果品质分类 近红外高光谱采集完毕的苹果,全部沿果实赤道处横向切开,以判断该果实是好果还是水心病果,并记录对应编号。

1.3 数据分析

1.3.1 特征选择介绍 特征选择 (Feature Selection) 又被称为特征子集选择 (Feature Subset Selection, FSS)、属性选择 (Attribute Selection),是指从原始数据中剔除不相关或冗余的特征,只保留部分特征,从而减少特征个数,达到提高模型的精确度,减少运行时间的目的。

该试验中需要处理的苹果近红外高光谱图像的特征维数高达 200 维,因此有必要对其进行特征选择。该试验尝试了基于卡方检验、 F 检验、支持向量机递归消除 (support vector machine recursive feature elimination, SVM-RFE) 和决策树 (decision tree) 的 4 种特征选择方法。基于卡方检验的特征选择:该方法采用了统计学上的卡方检验,需要计算并排序各维特征与类别间的相关程度,然后只保留最相关的 k 维特征。基于 F 检验的特征选择: F 检验又称为方差齐性检验,基本思想是方差越小的维度与类别越不相关。计算每个特征的方差公式为:

$$s^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n} \quad (2)。$$

其中, \bar{x} 为这一维特征的数据的平均值, s^2 为其方差。得出运算结果后只保留方差大于某阈值的特征维数。基于支持向量机递归特征消除 (SVM-RFE) 的特征选择:在每次递归中使用支持向量机为各维特征分配系数并消除系数绝对值最小的那一维特征,直到剩余 k 维特征时停止递归。基于决策树的特征选择:使用决策树计算每维特征的重要性,只保留最重要的 k 维特征。

1.3.2 支持向量机 SVM 分类器 用于分类的支持向量机 SVM 可建立 1 个分类超平面作为决策曲面,使得正例和反例之间的隔离边缘被最大化,如果训练集在原始空间中线性不可分,则 SVM 将样本点通过核函数将低维空间映射到高维空间使其线性可分。在该试验中,苹果近红外高光谱图像的特征维数较高,因此需要通过适当的核函数将其映射到高维空间进行内积运算。其中,常用的核函数根据参数不同可分为线性核函数、多项式核函数和径向基核函数 (radical basis function, RBF)。

线性核函数:

$$K(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j) \quad (3)。$$

线性核函数是核函数中的 1 个特例,采用线性核函数则是在原始空间中寻找最优泛化性的线性分类器。

多项式核函数:

$$K(x_i, x_j) = [(x_i \cdot x_j) + 1]^d \quad (4)。$$

其中, d 为特征调节参数。多项式核函数属于全局核函数,具有全局特性,允许相距很远的点可以对核函数的值有影响。 d 值越大,映射的维数越高,计算量也越大。

径向基核函数:

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (5)。$$

径向基核函数是局部性强的核函数,其外推能力随参数的增大而减弱。

2 结果与分析

2.1 光谱提取与分析

根据苹果果实和背景不同的光谱特性,选择 1 057 nm 和 1 449 nm 的图像波进行波段比处理,得到 1 幅波段比图像。通过分析波段比发现苹果果实区域的值大于 2,而背景噪声的值小于 1,因此将阈值选为 2。获得 1 幅背景区域为 0、果实区域为 1 的二值图像。将二值图像进行中值滤波和形态学算法处理后作为掩膜,提取高光谱图像中的苹果果实区域 (如图 2 所示),将其选为感兴趣区域 (ROI)。然后计算出所有 ROI 的平均光谱。

由于高光谱曲线在 865.11 ~ 940.00 nm 以及 1 600.00 ~ 1 711.11 nm 范围处,图像的噪声很大,高光谱图像的信息非常模糊,因此,在数据分析中只采用经图像裁剪后的 941 ~ 1 602 nm 间共 200 个波段的数据,以减少高光谱图像的数据量,为后续的数据分析提供方便。

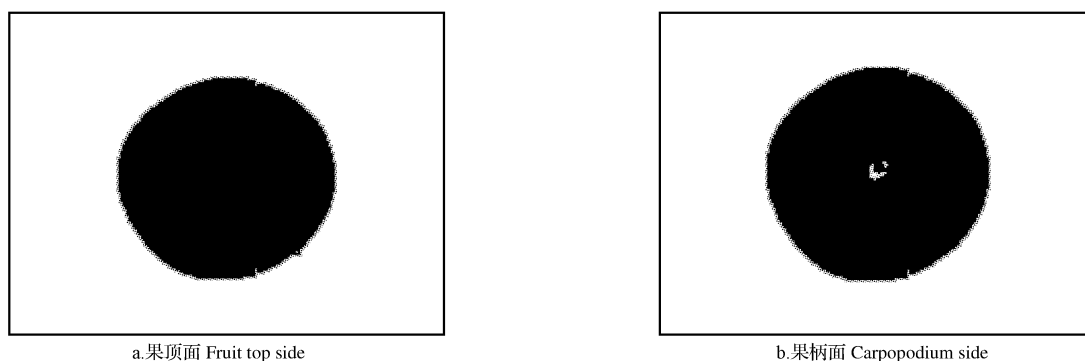


图 2 苹果果实区域在 1 200 nm 的图像

Fig. 2 Hyperspectral image (1 200 nm) of apple region

图 3 是最终获得的各样品果的共 240 条高光谱图像 ROI 的平均光谱曲线。实际切开检验这 240 个果实中 123 个为水心病果,另外 117 个为好果。由图 3 可知,好

果和水心病果的近红外高光谱曲线形状非常相似,因此很难从光谱曲线上直接区分某苹果是否为水心病果,需要进一步进行特征维数筛选和数据处理。

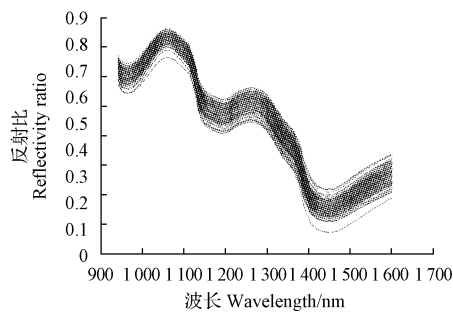


图3 高光谱图像感兴趣区域的平均光谱曲线
Fig. 3 Averaged spectral profile of hyperspectral image of ROI region

2.2 基于4种特征选择的有效波段筛选结果

为了从近红外高光谱原始数据中筛选有效特征,提高模型的精确度,根据4种特征选择方法的基本原理,分别对1~200个波段进行基于卡方检验、*F*检验、SVM-RFE和决策树的特征选择。其中,参数*k*被用来控制得到的波段特征的个数,考虑到篇幅的限制,试验仅列出了*k*从1到10的选择结果。

对表1~4分析发现,基于卡方检验的特征选择筛选的有效波段编号主要集中在111~123(即波长1 226.99~1 207.15 nm),在153~161(1 369.75~1 396.31 nm)波段下相对较少;基于*F*检验的特征选择筛选的有效波段编号集中在2~5(944.79~954.75 nm)和58~66(1 054.35~1 080.91 nm);基于SVM-RFE特征选择筛选的有效波段编号集中在60~64(1 060.99~1 074.27 nm)和109~118(1 223.67~1 253.55 nm);基于决策树的特征选择筛选的有效波段编号主要在28(954.75 nm)、29(958.07 nm)和171~176(1 429.51~1 446.11 nm)。*k*从1~200的全部选择结果也与*k*从1~10的一致,总体上表现为基于卡方检验和SVM-RFE的特征选择所筛选的有效波段分布比较集中,说明这2种方法在减少高光谱原始数据的特征数方面要明显优于基于*F*检验和决策树的特征选择方法。

表1 基于卡方检验的特征选择结果(*k*从1~10)

Table 1 Feature selection results based on chi-square test(*k* is from 1 to 10)

k 值 k value	对应波段编号 Corresponding band number
1	114
2	119,120
3	115,116,117
4	116,117,118,119
5	112,113,114,115,116
6	154,155,156,157,158,160
7	116,117,118,119,120,121,122
8	110,111,112,113,114,115,116,117
9	153,154,155,156,157,158,159,160,161
10	111,112,113,114,115,116,117,118,119,120

表2 基于*F*检验的特征选择结果(*k*从1~10)

Table 2 Feature selection results based on *F* classic test (*k* is from 1 to 10)

k 值 k value	对应波段编号 Corresponding band number
1	59
2	2,3
3	59,60,61
4	57,58,59,60
5	2,3,4,5,59
6	2,3,4,58,59,60
7	58,59,60,61,62,63,64
8	3,4,5,58,59,60,61,62
9	58,59,60,61,62,63,64,65,66
10	1,2,3,4,5,6,57,58,59,60

表3 基于SVM-RFE的特征选择结果(*k*从1~10)

Table 3 Feature selection results based on SVM-RFE (*k* is from 1 to 10)

k 值 k value	对应波段编号 Corresponding band number
1	114
2	61,62
3	116,117,118
4	60,61,62,63
5	60,61,62,63,112
6	109,110,111,112,113,114
7	60,61,62,111,112,113,114
8	111,112,113,114,115,116,117,118
9	61,62,111,112,113,114,115,116,117
10	60,61,62,63,64,110,111,112,113,114

表4 基于决策树的特征选择结果(*k*从1~10)

Table 4 Feature selection results based on decision tree (*k* is from 1 to 10)

k 值 k value	对应波段编号 Corresponding band number
1	121
2	14,108
3	173,182,194
4	8,118,144,195
5	2,56,60,151,182
6	6,11,108,165,179,197
7	6,20,56,83,84,177,199
8	5,6,19,165,189,195,196,198
9	5,18,53,64,129,133,161,164,167
10	2,5,16,20,31,81,110,139,172,181

2.3 基于4种特征选择方法下SVM对水心病果与好果的区分

虽然不同特征选择方法所筛选的特征波段在数量及离散程度上存在差异,尤其在基于卡方检验和SVM-RFE的特征选择方法下筛选的有效波段数量较少且分布比较集中,但每种方法筛选的特征波段在用于水心病识别方面的准确率并无法预知,因此,为了得到高效的水心病识别模型,再次将4种特征选择方法分别与3种核函

数支持向量机(SVM)分类器——结合进行运算,获取水心病果和好果的区分结果。

2.3.1 基于卡方检验的特征选择下3种核函数支持向量机的水心病果识别率 由图4可见,在基于卡方检验的特征选择下,在1~200个波段内,3种核函数支持向量机的线性核函数(SVM-linear)、多项式核函数(SVM-poly)和径向基核函数(SVM-rbf)对水心病的识别准确率均在48.6%~70.2%。从总体的趋势来看,3种核函数对水心病果的识别率趋势大致走向是一致的,且上下波动的范围保持一定,但SVM-poly核函数在识别准确率方面较SVM-rbf和SVM-linear 2种核函数偏低。这说明在基于方差的特征选择下,SVM-rbf和SVM-linear 2种核函数在识别苹果水心病的准确率方面优于SVM-linear核函数。

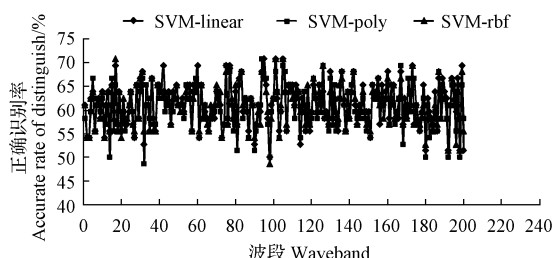


图4 基于卡方检验的特征选择下3种核函数对水心病的识别准确率随波段的变化

Fig. 4 Change of distinguish accuracy of watercore with three kinds of kernel function with band under the feature selection based on chi-square test

2.3.2 基于F检验的特征选择下3种核函数支持向量机的水心病果识别率 由图5可见,在基于F检验的特征选择下,在1~200个波段内,3种核函数对水心病的识别准确率均在33.3%~71.8%。从总体的趋势来看,3种核函数在每个波段下对水心病果的识别率趋势大致走向一致,但SVM-poly核函数在不同波段下的识别准确率明显高于SVM-linear核函数和SVM-poly核函数,

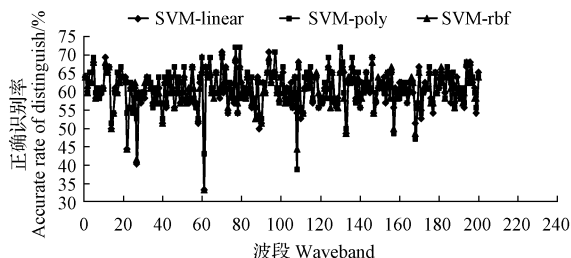


图5 基于F检验的特征选择下3种核函数对水心病的识别准确率随波段的变化

Fig. 5 Change of distinguish accuracy of watercore with three kinds of kernel function with waveband under the feature selection based on F classic test

且后二者在第60个波段下的水心病识别率最低,仅为33.3%,这说明在基于卡方检验的特征选择下,SVM-poly核函数在识别苹果水心病方面具有更高的准确率。

2.3.3 基于SVM-RFE的特征选择下3种核函数支持向量机的水心病果识别率 由图6可见,在基于支持向量机递归消除(SVM-RFE)的特征选择下,对于1~200个波段内,3种核函数对水心病的识别准确率均在48.6%~72.0%内波动。从总体的趋势来看,3种核函数在每个波段下对水心病果的识别率趋势大致走向一致,但SVM-rbf核函数较SVM-linear和SVM-poly 2种核函数更加稳健,这说明在基于SVM-RFE的特征选择下,SVM-rbf核函数在识别苹果水心病方面具有更稳定的效果。

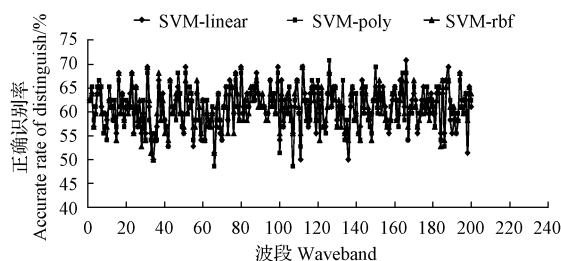


图6 基于SVM-RFE的特征选择下3种核函数对水心病的识别准确率随波段的变化

Fig. 6 Change of distinguish accuracy of watercore with three kinds of kernel function with band under the feature selection based on SVM-RFE

2.3.4 基于决策树的特征选择下3种核函数支持向量机的水心病果识别率 由图7可见,在基于决策树的特征选择下,对于1~200个波段内,3种核函数对水心病的识别准确率均在47.2%~70.8%内波动。总体来看,3种核函数在每个波段下对水心病果的识别率趋势大致走向一致,但SVM-poly核函数波动范围较大,且在第114个波段下的识别率仅为47.2%,而在第160个波段下的识别率达到70.8%。相对而言,SVM-rbf核函数的

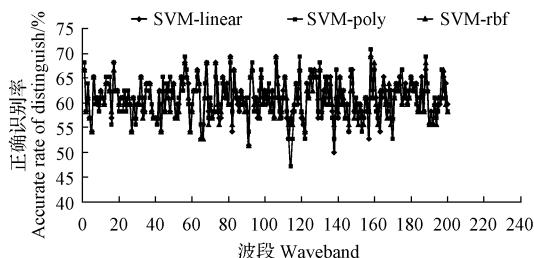


图7 基于决策树的特征选择下3种核函数对水心病的识别准确率随波段的变化

Fig. 7 Change of distinguish accuracy of watercore with three kinds of kernel function with band under the feature selection based on decision tree

波动范围维持在 52.8%~68.1%,变化波动较小。这说明在基于决策树的特征选择下,SVM-rbf 核函数在识别苹果水心病方面具有更稳定的效果,而 SVM-poly 核函数变化则较剧烈。

通过对比上述结果可以发现,在不同特征选择下,SVM 的 3 种核函数对水心病的识别正确率主要分布在 47.2%~70.8%。其中,基于 SVM-RFE 的特征选择下,水心病的识别准确率在第 126 个波段下达到最高(72.0%),但在其它特征选择方法识别正确率的高限也均达到几乎相同的水平(70.0%~70.8%),因此,4 种特征选择方法对水心病的识别准确率结果无明显差别。比较 3 种核函数即 SVM-linear、SVM-poly 和 SVM-rbf 在不同波段下对水心病的识别率可以发现,在基于 SVM-RFE 特征选择下,SVM-rbf 核函数对水心病的识别效果更稳定,而基于 *F* 检验的特征选择变化波动较大,用于好果与病果区分的适用性较差。

3 讨论与结论

在确定一种物理特性用于果实病害无损检测的可行性时首先需要进行变量降维处理或特征参数筛选,然后采用相应的分类器用于判别果实发病与否。在光谱技术中特征参数即为特征谱段。Cheng 等^[14]采用主成分分析(PCA)降维法和 Fisher 线性判别(FLD)混合的 PCA-FLD 方法在基于高光谱判别黄瓜冷害方面优于单独的 PCA 或 FLD 方法。Gómez-Sanchis 等^[15]利用可见近红外(VIS-NIR)高光谱成像检测柑橘腐烂果,结果表明识别树(RT)特征参数筛选法结合线性判别分析(LDA)是最有效的,获得了 91.3%的识别率。该研究采用 4 种特征筛选方法,3 种核函数支持向量机分类器,对苹果水心病的近红外高光谱图进行了全面特征分析,所采用的数据信息分析方法之多前人的研究中少有的,充分保证了结果的可靠性。基于 SVM-RFE 的特征选择下,SVM 对病果的识别率仅达到 72.0%,对实际应用具有一定的参考价值。

李江波等^[16]对脐橙果实高光谱图采用 PCA 与波段比算法结合分析,对溃疡病果识别正确率达到 95.4%。周竹等^[17]采用偏最小二乘-线性判别(PLS-LDA)对马铃薯高光谱图分析,用于黑心病识别正确率达到 90.77%。说明高光谱成像技术在识别果实表层组织病变,如冷害和溃疡方面具有较高的灵敏性,在病变部位较深,同时颜色差异也较大的病害,如黑心病方面也具有应用潜力。而对该研究的苹果水心病识别率最高仅达到 72.0%,这可能与水心病在果肉中发病部位较深,病部与健康部位颜色差异不大,导致高光谱对病果“感知”的灵敏度下降有关。今后应该从高光谱的其它谱段入手深入探讨高光谱成像技术用于水心病无损检测的可行性,进一步完善和提高光谱成像技术在苹果水心病

识别中应用的可行性和准确性。

苹果水心病果与好果在平均光谱曲线的表现上并无差异,无法进行直接区分。在减少冗余的波段特征数方面,基于卡方检验和 SVM-RFE 的特征选择明显优于基于 *F* 检验和决策树的特征选择方法。在基于 SVM-RFE 的特征选择下,水心病的识别准确率在第 126 个波段(1 356.47 nm)下达到最高(72.0%),且 SVM-rbf 核函数对水心病的识别率方面更稳健,选定为最简单且高效的特征参数和分析方法,利用近红外高光谱成像技术对水心病的识别以及生产线上的实际应用具有一定的价值。

参考文献

- [1] 刘小勇,张辉元,董铁,等. 苹果水心病无损检测与防治研究进展[J]. 果树学报,2008,25(5):721-726.
- [2] 李敏. 近红外光谱技术在水果无损检测中的最新研究进展[J]. 绿色科技,2013(10):215-218.
- [3] 王加华,孙旭东,潘璐,等. 基于可见/近红外能量光谱的苹果褐腐病和水心鉴别[J]. 光谱学与光谱分析,2008,28(9):2098-2102.
- [4] 李顺峰,张丽华,刘兴华,等. 基于主成分分析的苹果霉心病近红外漫反射光谱判别[J]. 农业机械学报,2011,42(10):158-161.
- [5] Sun D. Hyperspectral Imaging for Food Quality Analysis and Control [M]. Massachusetts: Academic Press, 2010.
- [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] Baranowski P, Mazurek W, Wozniak J, et al. Detection of early bruises in apples using hyperspectral data and thermal imaging[J]. Journal of Food Engineering, 2012, 110(3):345-355.
- [8] Mendoza F, Lu R, Ariana D, et al. Integrated spectral and image analysis of hyperspectral scattering data for prediction of apple fruit firmness and soluble solids content[J]. Postharvest Biology and Technology, 2011, 62(2):149-160.
- [9] 马本学,肖文东,祁想想,等. 基于漫反射高光谱成像技术的哈密瓜糖度无损检测研究[J]. 光谱学与光谱分析,2012,32(11):3093-3097.
- [10] Guo Z M, Huang W Q, Chen L P, et al. Shortwave infrared hyperspectral imaging for detection of pH value in Fuji apple[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2014, 7(2):130-137.
- [11] ElMasry G, Wang N, Vigneault C. Detecting chilling injury in Red Delicious apple using hyperspectral imaging and neural networks[J]. Postharvest Biology and Technology, 2009, 52(1):1-8.
- [12] 赵杰文,刘剑华,陈全胜,等. 利用高光谱图像技术检测水果轻微损伤[J]. 农业机械学报,2008,39(1):106-109.
- [13] 邹小波,陈正伟,石吉勇,等. 基于近红外高光谱图像的黄瓜叶片色素含量快速检测[J]. 农业机械学报,2012,43(5):152-156.
- [14] Cheng X, Chen Y R, Tao Y, et al. A novel integrated PCA and FLD method on hyperspectral image feature extraction for cucumber chilling damage inspection [J]. Transactions - American Society of Agricultural Engineers, 2004, 47(4):1313-1320.
- [15] Gómez-Sanchis J, Gómez-Chova L, Aleixos N, et al. Hyperspectral system for early detection of rotteness caused by *penicillium digitatum* in mandarins [J]. Journal of Food Engineering, 2008, 89(1):80-86.
- [16] 李江波,饶秀勤,应义斌,等. 基于高光谱成像技术检测脐橙溃疡[J]. 农业工程学报,2010,26(8):222-228.
- [17] 周竹,李小昱,陶海龙,等. 漫反射和透射光谱检测马铃薯黑心病的比较[J]. 农业工程学报,2012(11):237-242.

DOI:10.11937/bfyy.201508034

O_2/CO_2 气调对生姜活性氧代谢及保鲜效果的影响

年彬彬, 李盼, 郭衍银

(山东理工大学 农业工程与食品科学学院, 山东 淄博 255049)

摘 要:以生姜为试材, 试验设置了气体质量分数分别为 100% O_2 、90% O_2 +10% CO_2 、80% O_2 +20% CO_2 、70% O_2 +30% CO_2 和自然大气(CK)的 5 个处理, 对 20℃贮藏条件下生姜活性氧代谢及生姜品质指标进行了定期测定, 研究 O_2/CO_2 气调对生姜活性氧代谢及保鲜效果的影响。结果表明:适宜的 O_2/CO_2 处理, 特别是 100% O_2 处理能维持较高的超氧化物歧化酶(SOD)、过氧化物酶(POD)活性, 从而快速分解产生的 O_2^- 和 H_2O_2 , 增强了生姜的自身活性氧防御体系;较好地保持了生姜可溶性糖和维生素 C 的含量, 并延长了生姜保鲜的贮藏期。90% O_2 +10% CO_2 处理的保鲜效果次之, 但该处理与 100% O_2 处理没有显著差异, 70% O_2 +30% CO_2 处理的保鲜效果最差。

关键词:生姜;高氧;高二氧化碳;活性氧;保鲜;气调

中图分类号:S 632.509⁺.3 **文献标识码:**A **文章编号:**1001-0009(2015)08-0130-04

生姜(*Zingiber officinale* Rosc.)是我国重要特产蔬菜之一^[1]。生姜作为香辛调料, 可用于去腥膻、添香、调味等, 被称为“菜中之祖”。目前, 我国生姜栽培面积已达 20 万 hm^2 , 约占世界栽培面积的 42%, 年均出口量 30 万 t 左右, 占世界生姜出口贸易总量的 60% 以上。

第一作者简介:年彬彬(1989-), 男, 硕士研究生, 研究方向为农产品加工及贮藏。E-mail:863618483@qq.com.

责任作者:郭衍银(1976-), 男, 博士, 副教授, 现主要从事农产品贮藏与加工技术等研究工作。E-mail:guoyy@sdut.edu.cn.

收稿日期:2015-01-19

由于生姜为一年一作的栽培作物, 其市场的均衡供应主要依靠贮藏保鲜, 因此, 研究生姜保鲜技术已成为提升我国生姜产业发展的关键。

气调被证明是目前较为有效的果蔬保鲜方式, 但一般采用适当降低 O_2 、提高 CO_2 进行, 虽能在一定程度上控制果蔬呼吸速率, 降低营养损失, 但容易出现 CO_2 伤害和异味^[2-3] 等问题。该课题组前期研究表明, O_2/CO_2 气调对西兰花具有很好的保鲜效果^[4-6], 使西兰花在 15℃的保鲜期从 3 d 延长到 16 d, 且提高 O_2 能在一定程度上缓解 CO_2 伤害。为了验证 O_2/CO_2 气调在其它果蔬保

Nondestructive Detection of Apple Watercore Based on Hyperspectral Imaging

WANG Si-ling¹, CAI Cheng², MA Hui-ling¹, LONG Yi-lin²

(1. College of Life Science, Northwest Agriculture and Forest University, Yangling, Shannxi 712100; 2. College of Information Engineering, Northwest Agriculture and Forest University, Yangling, Shannxi 712100)

Abstract: In order to evaluate the ability of near infrared hyperspectral imaging to detect watercore in apple fruits, hyperspectral images of 240 apples cv. 'Qinguan' including sound fruit and watercore fruit were collected by near infrared hyperspectral camera (900—1 700 nm). The apple regions of hyperspectral images were extracted as region of interest (ROI) in which its average spectrum was calculated. To recognize watercore fruits, 4 kinds of feature selection methods and 3 kinds of kernel function of support vector machine (SVM) classifier were adopted. The results showed that 2 kinds of feature selection which based on chi-square test and support vector machine recursive feature elimination (SVM-RFE) were superior to the methods of *F* classic test and decision tree. The accurate rate of watercore distinguish of 4 kinds of feature selection with 3 kinds of kernel function of SVM classifier at 1—200 wavebands was 48.6%—70.2%, 48.6%—72.0%, 33.3%—71.8% and 47.2%—70.8%, respectively; moreover, the accurate rate of watercore distinguish based on SVM-RFE, which was the best method, reached the highest level of 72.0%.

Keywords: apple; watercore; hyperspectral image; feature selection; SVM; kernel function