

高光谱成像技术的库尔勒梨早期损伤可视化检测研究

陈欣欣¹, 郭辰彤², 张 初¹, 刘子毅¹, 蒋 浩¹, 楼兵干², 何 勇^{1*}

1. 浙江大学生物系统工程与食品科学学院, 浙江 杭州 310058

2. 浙江大学农业与生物技术学院, 浙江 杭州 310058

摘 要 利用高光谱成像技术对库尔勒梨早期损伤进行快速识别检测。以 60 个库尔勒梨为研究对象, 采集 380~1 030 nm 波段范围内完好样本和损伤后 1~7 天样本的 480 幅高光谱图像。提取图像中感兴趣区域(ROI)的平均光谱信息, 利用小波变换(WT)对光谱数据进行去噪平滑, 将去噪后的全部样本按 2:1 的比例分成建模集(320 个)和预测集(160 个)。利用二阶导数从全谱信息中提取出 19 个特征波长, 分别基于全谱和提取出的特征波长对建模集和预测集进行支持向量机(SVM)建模分析。结果表明, 基于全谱和特征波长的判别分析模型中, 两者预测集的识别率都达到 93.75%, 表明提取的特征波长包含了光谱数据中的关键信息。然后, 基于特征波长运用波段比运算挑选最佳波段比, 根据波段比 F 值的分布确定光谱图像分割的最佳波长 684 和 798 nm。对最佳波段比(684/798 nm)下的图像, 利用选择性搜索(SS)对高光谱图像中样本的完好和损伤区域进行分割, 从分割结果来看, 1~7 天损伤样本的受损区域能够被准确检测出来。研究结果表明: 基于高光谱成像技术对库尔勒梨进行损伤鉴别是可行的, 该研究所获得的特征波长和波段比为研发在线实时的库尔勒梨损伤检测系统提供支撑。

关键词 高光谱成像; 损伤检测; 支持向量机; 波段比运算; 库尔勒梨

中图分类号: O433.4 文献标识码: A DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2017)01-0150-06

引 言

库尔勒梨在采摘、包装、贮运过程中易因外力碰撞受到损伤, 且因其果皮颜色暗沉, 轻度皮下损伤肉眼不易察觉, 因此在贮存过程中损伤部位会因细菌滋生造成腐烂。据统计, 库尔勒梨每年果实腐烂率接近 30% 左右, 极大地降低了库尔勒梨的经济价值, 因此实现库尔勒梨的品质分级对降低生产成本, 提高水果品质是十分必要的^[1]。传统的人工方法在损伤形成初期识别不准确且效率低下, 此外目前存在的水果在线分级系统主要采用图像或光谱分析技术基于水果内部品质、形状、颜色等进行分级^[2], 对库尔勒梨等易损水果早期碰伤快速检测研究较少。

高光谱成像技术融合了光谱信息与图像信息, 在每个波长下都对应一幅灰度图, 在每一个像素点都能得到一条完整的光谱, 可对物质的外观特性、内部组成成分和微观结构进行综合的定性和定量分析^[3]。近年该技术在果蔬内外部品质

及分级检测中的应用越来越广泛。Zhang 等^[4]利用 MNF 及波段运算分别对桃子的人工损伤、非人工损伤及茎进行区分鉴别, 整体识别率为 93.3%。Huang 等^[5]利用分段主成分分析方法对苹果的损伤进行鉴别, 对比分析不同光谱区域主成分分析, 优选出近红外光谱区域(780~1 000 nm), 所建模型对损伤苹果的整体判别率为 98%。Liu 等^[6]利用高光谱成像技术对两种不同品种的苹果污染和无污染表面进行检测, 通过对比不同的图像处理过程, 表明双频段波段比(Q725/811)算法可以有效的检测出苹果表皮的污染。Yu 等^[7]利用 CARS-PLS-DA 模型及 MNF 算法结合区域生长法对枇杷表面的多种损伤进行检测, 识别率分别为 98.51% 和 92.3%。

本研究的主要目的是基于高光谱成像技术结合化学计量学方法及图像处理方法对不同损伤天数库尔勒梨进行判别分析, 具体过程包括: (1)提取光谱信息并采用 WT 去噪; (2)基于二阶导数提取损伤识别的特征波长; (3)基于全谱和特征波长建立损伤的判别分析模型; (4)基于特征波长选择最佳波段比, 并结合图像处理算法实现损伤区域的可视化。本

收稿日期: 2015-12-30, 修订日期: 2016-04-28

基金项目: 南方山地果园智能化管理技术与装备协同创新中心开放基金项目(JX2014XCH103), 国家自然科学基金项目(31471417), 国家支撑计划项目(2015BAD19B03)资助

作者简介: 陈欣欣, 女, 1991 年生, 浙江大学生物系统工程与食品科学学院硕士研究生 e-mail: xxchen1220@zju.edu.cn

* 通讯联系人 e-mail: yhe@zju.edu.cn

研究有助于实现库尔勒梨损伤的在线可视化检测,为损伤检测系统的开发提供理论依据。

1 实验部分

1.1 样本采集

所用的库尔勒梨采购自杭州市余杭区勾庄果蔬农贸市场,为保证研究的可靠性,共选取了60个形状(椭圆形)、大小(直径)相近的完好样本。首先采集60个完好样本的高光谱图像并编号,然后将以上60个完好样本采用人工模拟的方式从30 cm的高处抛下至水平地板上,在库尔勒梨赤道位置附近形成轻微且肉眼难辨的损伤,得到损伤区域直径约为3 cm的样本。

1.2 仪器

高光谱成像系统(如图1)主要包括如下:ImSpectorV10E成像光谱仪(Spectral Imaging Ltd., Oulu, Finland)、高性能的电荷耦合装置(C8484-05, Hamamatsu city, Japan)、成像镜头(OLES23, Specim, Spectral Imaging Ltd., Oulu, Finland)、照明线性光源(Fiber-Lite DC950 Illuminator; Dolan Jenner Industries Inc, Boxborough, MA, USA)、由步进电机驱动的水平移动平台(IRCP0076, Isuzu Optics Crop, Taiwan, China)、计算机等。为避免杂散光线对样本反射率的影响,将所有的装置(电脑除外)置于暗箱中。整个系统的波长范围为380~1 030 nm,光谱分辨率为2.8 nm。

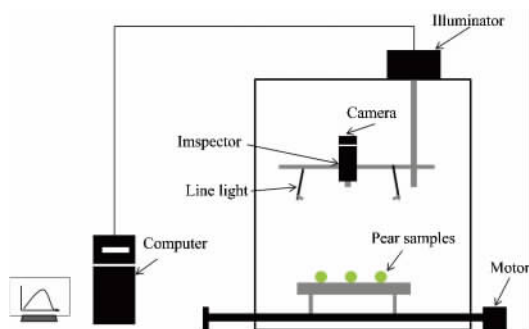


图1 高光谱图像采集系统构造图

Fig 1 Structure diagram of hyperspectral imaging system

1.3 高光谱数据的采集与图像校正

在高光谱图像数据采集时,为获得清晰且不失真的图像,要确保移动平台的速度、相机曝光时间、物体与镜头之间的距离和光源强度的匹配。经调试,设定相机曝光时间、平台移动速度及物体与镜头之间的距离分别为0.05 s、2.3 mm·s⁻¹和360 mm。为保证样本被完整采集,将库尔勒梨的损伤部位置于相机正下方移动平台上,首先采集完好样本的高光谱图像,在造成损伤后连续采集损伤样本7天的高光谱图像。

为消除由库尔勒梨类球形表面对光强造成的变化以及不同响应时间产生的误差,必须对采集的光谱图像进行黑白板校正。校准时,在高光谱图像调试正常的条件下,采集标准白板(反射率为99%)的校正图像 I_w ,然后将相机镜头盖住,同时关闭光源采集反射率接近0的校正图像 I_d ,最后根据式

(1)计算校正后图像 I 。

$$I = \frac{I_1 - I_d}{I_w - I_d} \quad (1)$$

其中, I 为校正过的光谱图像, I_1 为原始的光谱图像。

1.4 数据处理及分析软件

1.4.1 小波变换

小波变换(wavelet transform, WT)具有多分辨率的特点,且具有良好的时频特性,一般用于数据的平滑去噪、数据压缩和数据特征信息的提取^[8]。本研究主要应用小波变换进行数据的平滑去噪。

1.4.2 二阶导数

导数光谱不仅可以移除基线漂移,分离重叠峰,还可以保持原始光谱图像中谱带强度和峰值位置,二阶导数(second derivative, 2nd Der)应用较广泛^[9],它可以大幅降低变量间的相关性,突出光谱曲线中的特征峰值,从而确定和选择特征波长。

1.4.3 支持向量机

支持向量机(support vector machine, SVM)是基于统计学习理论提出的一种机器学习方法。该方法主要基于结构风险最小化原则,即首先选择一个对于当前所面临的问题(或样本训练集)具有最优分类性能的函数集合,然后从集合中确定一个具有最小经验误差的判别函数,从而确保在样本量有限,非线性和高维特征分类问题中得到较小的测试误差^[10]。

1.4.4 波段比运算

波段比运算(band ratio, BR)是一种光谱分析和图像处理的有效方法。它不仅可以克服因样本表面不平整带来的光谱差异,还可以提高样本表面不同区域的对比度。目前波段比运算在水果品质检测中应用较多,如损伤缺陷^[11-12]等。在本研究中,波段的比值函数应用于检测损伤的程度和研究损伤随天数变化的趋势,比值函数的数学表达式如式(2)所示

$$Q_{t/k} = \frac{R_t}{R_k} \quad (2)$$

其中, $Q_{t/k}$ 代表光谱反射率的比值, R_t 和 R_k 分别代表 t nm和 k nm处的光谱反射率。

1.4.5 选择性搜索

选择性搜索(selective search, SS)^[13]是一种图像处理算法,利用同一物体在像素点尺度范围的相似性,不断去合并具有相似性阈值的相邻像素点,从而将可能属于同一物体的像素点合并,形成一个区域。

高光谱图像的处理主要基于ENVI4.6(ITT, Visual Information Solutions, Boulder, USA)及Matlab 2010b(The MathWorks, Natick, USA)软件实现;光谱预处理,建模分析、波段比计算以及图像处理主要基于软件Matlab 2010b来实现。

2 结果与讨论

2.1 光谱特性与光谱预处理

利用ENVI4.6提取完好样本和损伤样本感兴趣区域

(ROI)的光谱信息,剔除首尾噪声部分,选择 470~963 nm 光谱进行分析。采用小波变换对光谱信号进行预处理,通过分析比较不同小波基函数以及分解尺度下的光谱,最后选择小波基函数 Daubechies 7(Db7)进行去噪。

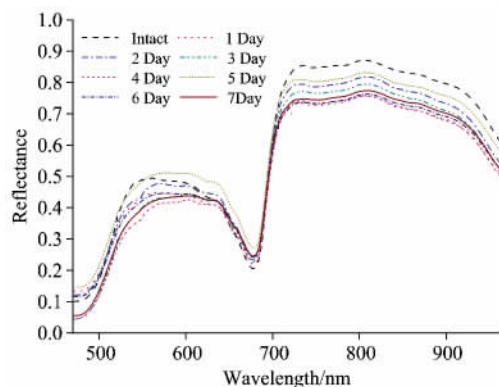


图 2 损伤和完好样本的平均光谱曲线

Fig 2 Averaged spectra of intact and bruised regions on pears

为了研究正常样本与损伤样本间反射光谱的特性,以及损伤区域随时间推移反射光谱的变化规律,求取完好样本和损伤样本 1~7 天的原始光谱的平均值,如图 2 所示为 470~963 nm 的平均光谱曲线图。

由图 2 可知,完好样本和不同损伤天数样本的平均光谱曲线变化趋势较一致,且完好样本和不同损伤天数间有较明显的差异,尤其在 530~640 和 700~900 nm 范围内曲线差异最为明显。从总体趋势来看,主要吸收峰在 580, 750 和 810, 920 nm 处,吸收谷在 680 nm 处。在 580 和 680 nm 处是由于水果表皮中的叶绿素吸收所致,表征了水果表面的颜色信息^[14];在 810 nm 处波峰主要是由样本中所含的糖分引起的;在 750 和 920 nm 处峰值变化与水分的吸收有关^[15];光谱反射率变化最大的区域在 680~750 nm,该变化主要是由于红边效应引起的^[16]。

2.2 基于全谱的模型分析

将每天 60 个样本按照 2:1 的比例随机分成建模集(40 个)和预测集(20 个),每次选入建模集和预测集的样本完全相同,利用 SVM 判别模型对所有样本建模分析,判别结果见表 1。

表 1 基于全波段的 SVM 模型对完好样本和损伤样本的判别结果

Table 1 Results of classification model using the full wavelengths for classifying intact and bruised samples

Types	Calibration set				Prediction set			
	No. ^a	Detected	Undetected	Accuracy/%	No. ^a	Detected	Undetected	Accuracy/%
Intact	40	39	1	97.5	20	19	1	95
1-D ^b	40	39	1	97.5	20	19	1	95
2-D	40	38	2	95	20	18	2	80
3-D	40	29	11	72.5	20	15	5	75
4-D	40	38	2	95	20	19	1	95
5-D	40	40	0	100	20	20	0	100
6-D	40	39	1	97.5	20	20	0	100
7-D	40	38	2	95	20	20	0	100
Total	320	300	20	93.75	160	150	10	93.75

a: No represents number; b: D represents day, the same below

从表 1 中可见,完好样本和其他不同损伤天数样本的预测结果较好,且总体的预测集判别率可达 93.5% 以上。从以上结果可得,基于全波段进行建模对样本的预测较可靠。

2.3 特征波长的提取

从表 1 来看,基于全波段光谱建立的模型检测效果较好,但是因数据冗余导致运算复杂费时,不利于在线检测。通过二阶导数提取特征波长,消除了全波段数据中大量的冗余信息,精简了分析模型,使得模型更适合在线监测。选出了 19 个特征波长分别为 524, 547, 554, 559, 568, 607, 613, 623, 642, 652, 659, 684, 697, 703, 716, 725, 745, 798, 838 nm,如图 3 所示。其中特征波长 529, 547, 554 nm 与水果中叶绿素和胡萝卜素的吸收有关;701, 716, 725, 730, 745 nm 是由水果细胞中所含的 O—H 键的伸缩导致,与水分的吸收有关^[17];786 和 838 nm 则是由 N—H 键的伸缩导致^[18]。

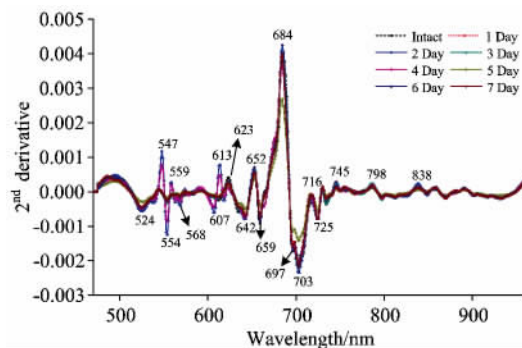


图 3 完好和损伤样本的二阶导数光谱曲线

Fig 3 Second derivative spectra of the intact and bruised samples

2.4 基于特征波长的模型分析

基于二阶导数所选出来的特征波长进行 SVM 建模分

析, 判别结果如表 2 所示。

由表 2 可得, 利用特征波长建模所得的判别效果较好。从预测集来分析, 完好样本和不同损伤天数样本的识别率均为 80% 以上。总识别结果与全波段建模预测集所得结果相

同, 表明相对于全谱, 利用包含关键信息的特征光谱进行检测识别具有更好的鲁棒性, 有利于模型应用于损伤在线检测^[19]。

表 2 基于特征波段的 SVM 模型对完好样本和损伤样本的判别结果

Table 2 Results of classification models using the selected wavelengths for classifying intact and bruised samples

Types	Calibration set				Prediction set			
	No. ^a	Detected	Undetected	Accuracy/%	No. ^a	Detected	Undetected	Accuracy/%
Intact	40	39	1	97.5	20	19	1	95
1-D ^b	40	38	2	95	20	19	1	95
2-D	40	39	1	97.5	20	20	0	100
3-D	40	30	10	75	20	16	4	80
4-D	40	39	1	97.5	20	20	0	100
5-D	40	40	0	100	20	20	0	100
6-D	40	37	3	92.5	20	17	3	85
7-D	40	34	6	85	20	19	1	95
Total	320	296	24	92.5	160	150	10	93.75

2.5 损伤的特征识别

基于光谱数据的分析, 完好样本和损伤样本可以被很好的判别区分。但是从图像的角度来看, 因库尔勒梨果实紧实, 损伤区域不易扩散, 且因为样本表皮颜色暗沉导致表皮下的瘀伤很难被肉眼识别, 所以仅利用可见图像难以对样本的完好部分和损伤部分进行识别区分。我们采用双波段比值法对损伤图像进行识别分析, 计算完好区域和损伤区域单向方差分析的 F 值^[20], F 值越大表明完好和损伤区域间分割结果越显著, 从而找到最佳的波段比(684/798 nm)。

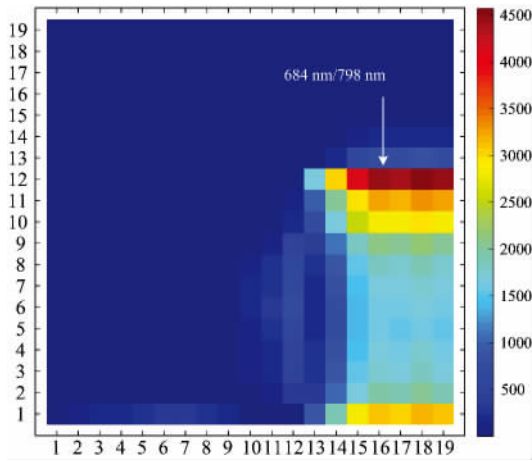


图 4 F 值的等值线图^a

Fig 4 Contour plot of F -value calculated by waveband ratio^a
a: 图中纵横坐标代表特征波段, 524 nm(1), 547 nm(2), 554 nm(3), 559 nm(4), 568 nm(5), 607 nm(6), 613 nm(7), 623 nm(8), 642 nm(9), 652 nm(10), 659 nm(11), 684 nm(12), 697 nm(13), 703 nm(14), 716 nm(15), 725 nm(16), 745 nm(17), 798 nm(18), 838 nm(19)

图 4 中白色箭头处显示损伤和完好区域分割最明显的波长为 684 和 798 nm, 瘀伤会导致样本细胞内水分和糖类物质

的变化, 同时样本中酚类物质的氧化^[21]导致样本表皮颜色变暗, 684 和 798 nm 处分别与细胞内的叶绿素和糖分有关, 表明选取的最佳波段比与样本的化学变化有关。

利用所选出来的最佳波段比, 计算样本的波段比图像, 并采用选择性搜索算法(SS)对损伤和完好样本的波段比图像进行特征识别, 从而将损伤区域和完好区域分割开来, 识别结果如图 5 所示。图中显示了库尔勒梨损伤区域随天数变化的识别结果, 损伤区域在 RGB[图 5(a)]图像中肉眼基本上不可识别, 而在波段比图像[图 5(b)]中, 损伤区域与健康区域出现肉眼可辨的差异, 但差异较小, 采用 SS 算法对波段比图像进行处理, 得到损伤区域结果如图 5(c)所示(图中黑色线条代表损伤区域的轮廓)。结果表明波段比图像结合 SS 算法能有效实现库尔勒梨损伤区域的检测。注意到随着天数的变化损伤区域并没有明显的扩展, 其原因是损伤区域面积较小, 库尔勒梨果肉紧实, 损伤部位扩散较慢, 所以在 1~7 天内损伤并没有腐烂的趋势。同时每次图像处理算法得到的损伤区域大小形状存在一定差异, 原因是高光谱图像存在噪声差异, 且不同天数之间库尔勒梨摆放位置存在一定的人为偏差。

3 结 论

利用高光谱成像技术对库尔勒梨早期轻微损伤进行检测, 分别从光谱和图像角度对完好样本和不同损伤天数的样本进行识别检测。结论如下。

(1)对比基于全谱和特征波长的 SVM 模型效果, 对完好样本和损伤样本的总识别率皆为 93.75%, 不同天数的损伤都得到了较好的识别效果, 表明高光谱成像技术结合 SVM 能有效实现对不同损伤天数库尔勒梨的识别, 且特征波长对样本进行建模分析更为省时有效。

(2)利用 F 值挑选出的最佳波段比(684/798 nm)对样本特征进行识别, 得到最佳的识别波段比图像, 结合图像处理

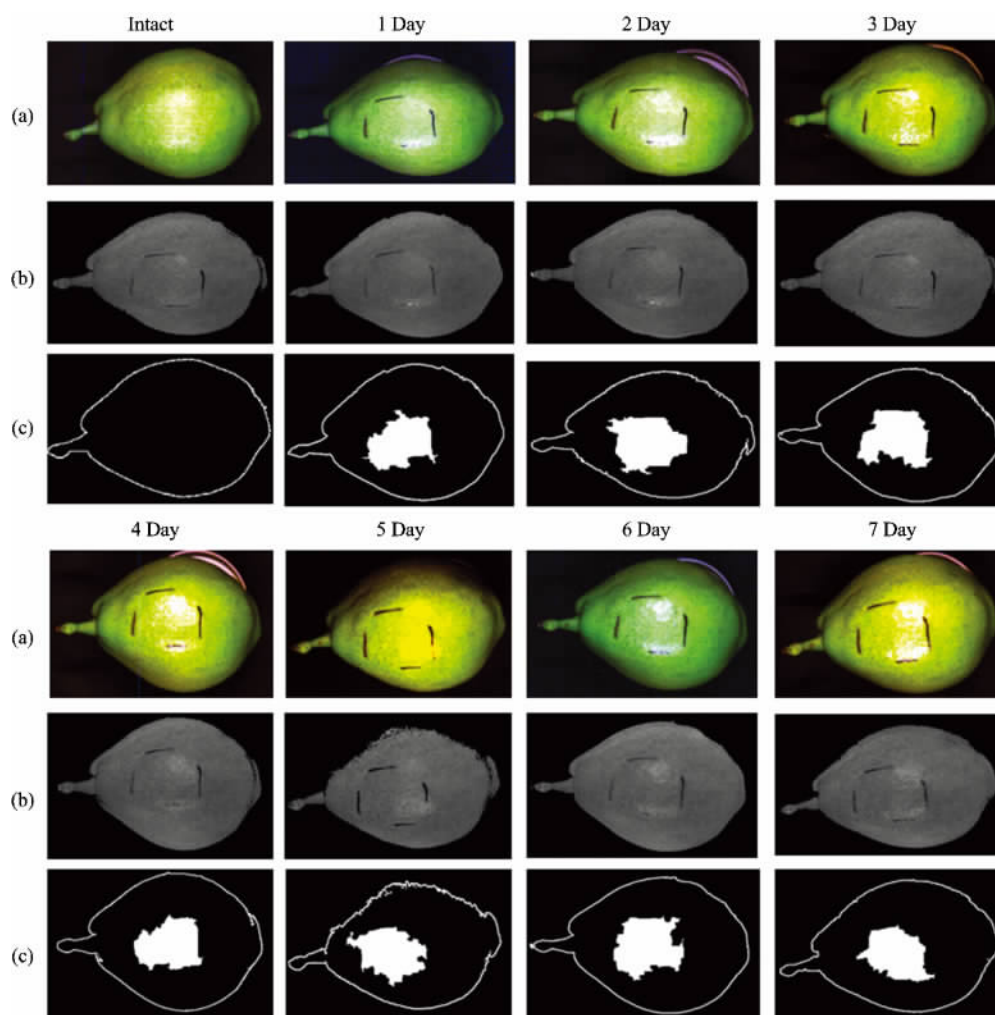


图 5 完好和不同天数样本的 RGB 图像(a)、波段比图像(b)和 SS 算法识别结果(c)

Fig 5 RGB images(a), Band Ratio image(b) versus detection results(c) of pear samples with different bruised days

算法,成功实现了对库尔勒梨肉眼难辨损伤的检测,提高了检测效率,为库尔勒梨损伤识别的在线检测提供了研究基础。

基于特征波长的判别分析模型实现了库尔勒梨完好和不同损伤天数样本的识别,并基于波段比图像和图像处理算法

实现了库尔勒梨损伤区域的定位分析,为相关检测仪器和系统的开发提供了理论基础。在库尔勒梨损伤检测以及基于波段比图像和图像处理算法的损伤区域检测过程中,高光谱图像噪声是影响检测效果的重要因素,在今后的研究中,减少噪声的干扰是重要的研究方向。

References

- [1] LAN Hai-peng, JIA Fu-guo, TANG Yu-rong, et al(兰海鹏, 贾富国, 唐玉荣, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2015, 31 (5): 325.
- [2] Vetrekar N, Gad R S, Fernandes I, et al. Journal of Food Science and Technology-Mysore, 2015, 52(11): 6978.
- [3] He H J, Sun D W. Trends in Food Science & Technology, 2015, 9: 99.
- [4] Zhang B H, Li J B, Fan S X, et al. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 114: 14.
- [5] HUANG Wen-qian, CHEN Li-ping, LI Jiang-bo, et al(黄文倩, 陈立平, 李江波, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2013, 29(1): 272.
- [6] Liu Y L, Chen Y R, Kim M S, et al. Journal of Food Engineering, 2007, 27: 412.
- [7] Yu K Q, Zhao Y R, Liu Z Y, et al. Food and Bioprocess Technology, 2014, 7(11): 3077.
- [8] Li X L, Nie P C, Qiu Z J, et al. Expert Systems With Applications, 2011, 38(9): 11149.
- [9] Barbin D, Elmasry G, Sun D W, et al. Meat Science, 2012, 90: 259.

- [10] Wu D, Yang H Q, Chen X J, et al. Journal of Food Engineering, 2008, 88(4): 474.
- [11] Li J B, Rao X Q, Ying Y B. Computer Electronic Agriculture, 2011, 78(1): 38.
- [12] CAI Jian-rong, WANG Jian-hei, CHEN Quan-sheng, et al(蔡健荣, 王建黑, 陈全胜, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2009, 25(1): 127.
- [13] Uijlings J R R, van de Sande K E A, Gevers T, et al. International Journal of Computer Vision, 2013, 104(2): 154.
- [14] Chen D, Gran E. Analytical and Bioanalytical Chemistry, 2011, 11: 625.
- [15] Abbott J A, Lu R, Upchurch B L, et al. Horticultural Reviews, 2010, 20: 1.
- [16] Liu D, Sun D W, Zeng X A. Food and Bioprocess Technology, 2014, 7(2): 307.
- [17] ElMasry G, Wang N, Vigneault C. Postharvest Biology and Technology, 2009, 52(1): 1.
- [18] Huang M, Wan X, Zhang M, et al. Journal of Food Engineering, 2013, 116(1): 45.
- [19] Zhang X L, Liu F, He Y, et al. Sensors, 2012, 12(12): 17234.
- [20] Lee W H, Kim M S, Lee H, et al. Journal of Food Engineering, 2014, 130: 1.
- [21] ZHU Lu-ying, WU Wei-wei, SUN Jie, et al(朱路英, 吴伟伟, 孙杰, 等). Food Science and Technology(食品科技), 2010, 31(21): 275.

Visual Detection Study on Early Bruises of Korla Pear Based on Hyperspectral Imaging Technology

CHEN Xin-xin¹, GUO Chen-tong², ZHANG Chu¹, LIU Zi-yi¹, JIANG Hao¹, LOU Bing-gan², HE Yong^{1*}

1. College of Biosystems Engineering and Food Science, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China

2. College of Agriculture and Biotechnology, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China

Abstract In this paper, hyperspectral imaging combined with chemometrics was applied for the detection of internal defects of Korla pear. The hyperspectral images covering the spectral range of 380~1 030 nm were acquired for 60 Korla pears before, and seven consecutive days after internal damages were induced by being dropped from a distance of 30 cm. The mean spectrum were computed from region of interests (ROI) of pear in each image, and was preprocessed with wavelet transform for eliminating system noise and external disturbances, and optimizing the spectral identification region (470~963 nm). Based on the preprocessed samples, the support vector machine models were built respectively through the full and feature wavebands selected by the second derivative. The results on testing set demonstrate that both of the two approaches achieved the discrimination accuracy of 93.75%. Furthermore, *F*-value based method was applied for image analysis to find out the optimal waveband ratio for the visual discrimination of bruises against normal surface. Based on the optimal waveband ratio images, the selective search algorithm was utilized for segmenting bruises from the pear surface, and shows the accurate identification results. Our research revealed that the hyperspectral imaging technique for detecting bruised features in pears is feasible, which could provide a theoretical reference and basis for designing classification system of fruits in further work.

Keywords Hyperspectral imaging; Bruised detection; SVM; Band ratio math; Korla pear

(Received Dec. 30, 2015; accepted Apr. 28, 2016)

* Corresponding author