基于高光谱成像技术与 CARS 算法的玉米种子 含水率检测

王超鹏^{1,2,3,4} 黄文倩^{2,3,4} 樊书祥^{2,3,4} 张保华^{2,3,4} 刘 宸^{1,2,3,4} 王晓彬^{2,3,4,5} 陈立平^{1,2,3,4}

1西北农林科技大学机械与电子工程学院,陕西杨凌 712100

2国家农业智能装备工程技术研究中心,北京 100097

³农业部农业信息技术重点实验室,北京 100097

4农业智能装备技术北京市重点实验室,北京 100097

5沈阳农业大学信息与电气工程学院,辽宁沈阳 110866

摘要 为实现玉米种子含水率(MC)的精确、快速、无损检测,消除种子放置方式(胚部朝上/下)的影响,基于高光 谱成像和图像处理技术,结合变量筛选法,针对玉米种子正反面放置的不同分别建立对应的 MC 预测模型。分别 采集种子正、反两面高光谱图像,提取质心区域光谱数据,采用竞争性自适应重加权变量选择算法筛选特征波段, 建立对应的 MC 预测模型。对比图像不同部位光谱曲线变化趋势,挑选 4 个特征波段(1104,1304,1454,1751 nm) 进行波段运算获取种子正、反面信息及质心位置。依据正、反面检测结果,自主选择对应的 MC 预测模型对 45 个 验证集样本进行含水率检测。结果表明,使用波段运算正、反面识别率分别为 97.8%、100%;正、反两面验证集相 关系数分别为 0.969,0.946,均方根误差分别为 0.464%,0.616%。该研究为使用多光谱成像技术实现玉米种子 MC 的快速无损自动化检测奠定基础。

Moisture Content Detection of Maize Kernels Based on Hyperspectral Imaging Technology and CARS

Wang Chaopeng^{1,2,3,4} Huang Wenqian^{2,3,4} Fan Shuxiang^{2,3,4} Zhang Baohua^{2,3,4}

Liu Chen^{1,2,3,4} Wang Xiaobin^{2,3,4,5} Chen Liping^{1,2,3,4}

¹ College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A & F University, Yangling, Shaanxi 712100, China ² National Research Center of Intelligent Equipment for Agriculture, Beijing 100097, China

³ Key Laboratory of Agri-Informatics, Ministry of Agriculture, Beijing 100097, China

⁴ Beijing Key Laboratory of Intelligent Equipment Technology for Agriculture, Beijing 100097, China

 $^{5}\ College\ of\ Information\ and\ Electrical\ Engineering,\ Shenyang\ Agricultural\ University,\ Shenyang,$

Liaoning 110866, China

Abstract In order to realize accurate, rapid and nondestructive detection for moisture content (MC) of maize kernel and avoid effects of placement state (embryo up or down) on detection results, a novel detection method based on hyperspectral imaging and image processing techniques is proposed. The variable selection method is used to

基金项目:北京市科技新星计划(xx2016031)、北京市优秀人才培养资助青年拔尖项目(2015000021223ZK40)

作者简介:王超鹏(1991一),男,硕士研究生,主要从事机器视觉技术及应用方面的研究。

E-mail: wangcp_nwsuaf@163.com

导师简介:陈立平(1973—),女,博士,研究员,主要从事农业装备技术方面的研究。 E-mail: chenlp@nercita.org.cn(通信联系人)

收稿日期: 2016-08-02; 收到修改稿日期: 2016-08-24; 网络出版日期: 2016-11-17

establish MC prediction model according to the placement state of maize kernel. The hyperspectral images including both front and reverse side of maize kernel are acquired, spectral data in centroid region is extracted, and competitive adaptive reweighted sampling algorithm is used for characteristic wavelength selection. And the prediction models including front and reverse side prediction model are built for MC prediction. The spectral curves in different parts of hyperspectral images are contrasted mutually to judge if the maize kernel appeared in the image is front side upward (embryo up) or not, and four wavebands (1104, 1304, 1454, 1751 nm) are selected for front and reverse side detection with band math. The MC of 45 validation set samples are detected with the proposed algorithm. Results show that the accuracy of front and reverse side detection is about 97.8%, 100%, respectively, the validation set correlation coefficient of front and reverse side are 0.969, 0.946, respectively, the root mean square error are 0.464%, 0.616%, respectively. This research establishes foundation for the MC detection of maize kernel with multi-spectral technique.

Key words spectroscopy; hyperspectral detection technology; competitive adaptive reweighted sampling algorithm; maize kernel; front and reverse side; moisture content

OCIS codes 300.6170; 100.2960; 150.1135

1 引 言

含水率(MC)是评判种子质量的重要指标之一,其大小直接影响种子的贮藏时间和播种发芽率^[1]。我 国对玉米种子安全贮藏水分的最高限度为13.5%。在贮藏过程中,含水率过高会加快种子呼吸作用,从而产 生大量的水和热,导致霉变,大大降低了种子活性。相关研究表明,种子发芽率随着含水率的降低而提高,且 含水率过高易引起种子病虫害及细菌感染^[2]。因此,含水率检测对玉米种子的安全贮藏及确保其发芽率具 有重要的意义。同时,含水率检测作为育种过程中评判不同玉米品种产量的前提条件,对亩产量的评定具有 重要的影响。

目前,种子含水率的测定方法主要包括电容法、电导法、微波法及卡尔费歇尔法等,这些方法虽然检测精度高,但检测过程繁琐、耗时较长且具有破坏性,无法满足快速、无损检测的需要。随着图像处理技术及光谱技术的发展,高光谱成像技术在农产品品质检测上得到了广泛应用^[3-7]。高光谱图像具有图谱合一的特点,在空间域中,可以看成是由多个不同波段下单色图像堆叠而成;在光谱域中,不同物体对光的吸收能力不同,光谱反射率也存在差别,图像中每点光谱曲线代表该位置处的光谱反射率。研究结果表明,红外光线照射下,水在 760,970,1190,1450,1940 nm 处有较强的吸收率^[4]。本文采集 930~2548 nm 波段下的高光谱图像,并对玉米种子进行含水率的检测。由于量子效率、光源功率等综合因素的影响,采集到的光谱图像在小于1005.1 nm和大于 2263.5 nm 的光谱数据噪声较大,实验采用 1005.1~2263.5 nm 中共 200 个波段的光谱信息进行数据处理和分析,建立含水率预测模型,实现玉米种子含水率的准确预测。

玉米种子主要由胚和胚乳组成,不同组分对预测模型具有重要的影响。对于种子正、反面(胚部朝上为 正,朝下为反),质心分别位于胚、胚乳区域。为避免检测过程中种子正、反面放置对含水率检测结果的影响, 本文分别提取正、反面放置下高光谱图像种子质心区域的平均光谱信息;对原始数据进行相应预处理,采用 竞争性自适应重加权变量选择(CARS)算法筛选特征波段,建立对应 CARS-偏最小二乘回归(PLS)含水率 预测模型;同时,根据波段运算获取种子正反面检测结果,自主选择对应的预测模型进行种子含水率检测。 该研究为使用多光谱成像技术实现玉米种子含水率快速、无损的自动化检测奠定了基础。

2 材料与方法

以郑单 958 玉米种子为研究对象,分别采集正、反两面高光谱图像,提取质心区域光谱信息,建立相应的 预测模型进行种子含水率检测。为得到质心区域的平均光谱信息,需对图像进行预处理检测种子轮廓,获取 质心位置。同时,为获取种子正、反面信息,对比种子胚、胚乳区域光谱曲线,采用波段运算实现胚、胚乳分 离,并根据质心区域图像信息进行种子正、反面的判定。

2.1 样 品

选取 265 个形状完整、籽粒饱满、外表皮无破损的郑单 958 玉米种子为实验对象。为扩大样品含水量范围,提高预测模型的适用性,将样品包裹于湿润纱布中,每隔 12 h 取出部分,分 4 批取出。实验前,将样品放

置于通风处 8 h,确保其表面干燥。实验过程中,将样品分批次、按顺序摆放于背景板(黑卡纸)上采集高光 谱图像,以提高实验效率。随机挑选 160 个样品作校正集,60 个样品作预测集,建立种子含水率预测模型; 并使用剩余 45 个样品作验证集对正、反面检测算法及含水率模型进行验证。

2.2 高光谱图像采集系统

本文使用的高光谱成像系统(波长范围 930~2548 nm,光谱分辨率为 8 nm,256 个波段)主要包括计算 机[Dell, Inter(R) Core (TM) 2 Quad CPU Q8400 @ 2.66 GHz, RAM 4.0 GB]、卤素灯面光源(AT-500 WB, Antefore International CO., LTD.,台湾)、高光谱成像光谱仪(ImSpector N25E, Spectral Imaging Ltd.,芬兰)、面阵 CCD 相机(Xeva-FPA-2.5-320(100 Hz), Xenics Ltd.,比利时)、相机镜头 (OLES30 f-2.0/30 mm, Spectral Imaging Ltd.,芬兰)、载物台和步进电机。其原理图如图 1 所示,图像采集 系统放置于密闭黑色光箱中,以避免外界光线对实验结果产生影响。相关参数设置:相机曝光时间为2 ms, 载物台移动速度为 43 mm/s。



图 1 高光谱成像系统原理图 Fig. 1 Schematic of hyperspectral imaging system

2.3 图像校正

采集到的高光谱图像易受成像光谱仪非线性及暗电流的影响,未经过校正的辐射光强度是不可靠的。 为了增强高光谱图像的可靠性和稳定性^[8+9],需对采集到的原始高光谱图像进行校正,校正公式为

$$R_{\rm c} = \frac{R_{\rm o} - R_{\rm d}}{R_{\rm w} - R_{\rm d}} \times 100\%, \qquad (1)$$

式中 R。为直接由高光谱采集设备获取的漫反射光谱图像,R。为关闭光源拧紧镜头盖后采集的暗参考图像,R。为采集的反射率为 99%的标准白板的漫反射图像,R。为经过校正后的光谱图像。

2.4 含水率测量方法

依据 GB/T 10362-2008 玉米水分测定标准,将玉米种子样品放置于 130 ℃电热鼓风干燥箱内持续烘干 40 h 至质量恒定(两次独立测试结果的绝对差值不大于 0.1%),并根据烘干前后各样品的质量差值计算其 含水率真实值。

2.5 质心及正反面检测

为避免种子正反放置对含水率检测结果的影响,在进行种子水分检测时,先获取其正反面及质心区域的 光谱信息,然后自主选择对应的预测模型进行含水率预测。当种子正面朝上时,质心区域对应胚部,为白色; 反面朝上时,质心区域对应胚乳,颜色相对较深。受胚乳区域颜色及光照的影响,直接使用阈值处理或颜色 空间模型分析时检测效果较差。分别提取高光谱图像中不同位置种子胚、胚乳、背景区域平均光谱曲线对比 分析,如图 2 所示。对比可知,在 1104 nm 波段下种子区域(胚、胚乳 1、胚乳 2)与背景区域漫反射光谱存在 明显差值,因此可使用该波段下图像进行种子区域检测,获取其轮廓信息。由于种皮或胚乳内部组织的影 响,种子底部胚乳(胚乳 1)与中部胚乳(胚乳 2)光谱曲线存在明显差异。对比 1104,1304 nm 波段下胚、胚乳 1、胚乳 2 光谱信息可知,胚、胚乳 2 光谱反射率变化较小,而胚乳 1 光谱反射率存在较大变化;对比 1454, 1751 nm 波段下三个不同部位光谱信息可知,胚、胚乳 1 光谱反射率变化较小,而胚乳 2 反射率存在较大变 化。因此,可使用 1104,1304 nm 波段下图像实现对胚乳 1 的检测,使用 1454,1751 nm 波段下图像实现胚 乳 2 的检测,从而实现胚、胚乳分离。最终根据质心区域图像信息实现正、反面的判定。

为消除背景噪声对图像处理产生干扰,提取 1104 nm 波段图像,使用大津法自适应阈值分割进行种子 区域检测,获取其轮廓信息,并进行种子质心检测,即







$$x_{0} = \frac{1}{N} \sum_{(x,y) \in R} x, \quad y_{0} = \frac{1}{N} \sum_{(x,y) \in R} y, \qquad (2)$$

式中 N 为图像中种子区域的像素面积,R 为种子轮廓像素集,x、y 为轮廓像素的坐标值,x₀、y₀ 分别为种子质心横、纵坐标。依据检测到的位置信息提取种子质心区域(5×5)内的平均光谱信息建立种子含水率检测模型。

使用阈值分割结果分别对不同波段下灰度图像进行掩模处理,运算公式为

$$I_{out}(x,y) = \begin{cases} I_{\lambda}(x,y), & I_{mask}(x,y) = 255 \\ 0, & I_{mask}(x,y) = 0 \end{cases},$$
(3)

式中 $I_{\lambda}(x,y)$ 为提取的单波段图像(1104,1304,1454,1751 nm), $I_{\text{mask}}(x,y)$ 为根据种子轮廓信息获取的掩 模图像, $I_{\text{out}}(x,y)$ 为移除背景后的图像,此图像仅包含种子区域。对经过掩模处理后的图像进行波段运 算,公式为

$$I_{\text{sub1}}(x, y) = I_{1104}(x, y) - I_{1304}(x, y) , \qquad (4)$$

$$I_{sub2}(x, y) = I_{1751}(x, y) - I_{1454}(x, y) , \qquad (5)$$

式中 $I_{1104}(x,y)$ 、 $I_{1304}(x,y)$ 、 $I_{1454}(x,y)$ 、 $I_{1751}(x,y)$ 分别为1104,1304,1454,1751 nm 波段下经过掩模处 理、背景移除后的图像, $I_{sub1}(x,y)$ 、 $I_{sub2}(x,y)$ 分别为波段运算结果, $I_{sub1}(x,y)$ 为胚乳1检测结果, $I_{sub2}(x,y)$ y)为胚乳2检测结果。对波段运算结果进行阈值分割获取对应的胚乳区域二值图像,并进行胚乳分离,并 获取种子质心处二值图像,进行正反面判断,公式为

$$I_{\text{excision}}(x, y) = I_{\text{mask}}(x, y) - I_{\text{binaryl}}(x, y) - I_{\text{binary2}}(x, y) , \qquad (6)$$

$$I_{\text{result}}(x, y) = I_{\text{centroid}}(x, y) \times I_{\text{excision}}(x, y) , \qquad (7)$$

式中 $I_{\text{mask}}(x,y)$ 为种子区域掩模图像, $I_{\text{binaryl}}(x,y)$ 、 $I_{\text{binary2}}(x,y)$ 分别为 $I_{\text{subl}}(x,y)$ 、 $I_{\text{subl}}(x,y)$ 。经过阈值分割 后的二值图像,对应胚乳 1、胚乳 2 区域, $I_{\text{excision}}(x,y)$ 为胚部检测结果, $I_{\text{centroid}}(x,y)$ 为种子质心区域掩模图像, $I_{\text{result}}(x,y)$ 为质心区域提取图像,即最终检测结果,若质心部位的像素值大于 255 则为正面,反之,则为反面。

3 结果与讨论

3.1 光谱预处理

使用万分之一电子天平测得各个样品烘干前后的质量,获取种子含水率真实值,统计结果如表1所示。 其中,校正集种子含水率范围为 6.67%~14.83%,涵盖了预测集、验证集的含水率范围。因此,所建立的预 测模型具有较好的适用性,能更好地用于种子含水率预测。

表1 玉米种子含水率实测值统计结果

Table 1 Statistical results of moisture content measured values of maize kernel

Collections	Quantita	Minimum /0/	Marine 10/	A	Standard	Coefficient of
Conections	Quantity	Willing / /0	Iviaximum / /o	Average / /0	deviation $/\%$	variation / ½
Calibration set	160	6.67	14.83	11.26	2.05	0.182
Prediction set	60	7.24	14.51	10.90	2.06	0.189
Validation set	45	7.74	14.31	11.14	1.82	0.164

分别提取正、反两面质心区域平均光谱数据,如图 3 所示。由于原始光谱噪声较大,信噪比较低,为消除 高频随机噪声,强化谱线特性,提高有用信息强度,需对提取到的质心区域光谱数据进行预处理^[10]。然后, 分别采用 Savitzky-Golay (S-G)平滑、多元散射校正(MSC)、标准正态变量变换(SNV)、一阶微分(1st Der) 对样品原始光谱数据进行预处理。为对比不同情况下光谱信息建立的模型对含水率预测结果的影响,分别 使用原始光谱数据和经过不同预处理方法得到的光谱数据建立 PLS 含水率预测模型,并利用 60 个预测集 样品检验建立模型的性能。表 2 显示了质心区域原始光谱数据在不同预处理方法条件下,建立的 PLS 含水 率预测模型对应的校正集相关系数 R_c、均方根误差 E_{RMSp}、预测集相关系数 R_p。结果表明,正面光谱数据经 S-G 平滑处理后建立的 PLS 含水率预测模型结果相对较优,预测集相关系数 R_p和预测均方根误差 E_{RMSp}分 别为0.972和 0.486%;反面未经任何处理的原始光谱数据建立 PLS 含水率预测模型效果相对较优,R_p和 E_{RMSp}分别为 0.952 和 0.635%;混合光谱信息经 S-G 平滑处理后建立统一模型效果较优,R_p和 E_{RMSp}分别为 0.948和 0.671%。



图 3 玉米种子质心区域平均光谱曲线。(a)正面;(b)反面

Fig. 3 Average spectral curves in the centroid region of maize kernel. (a) Front side; (b) reverse side

D :::	Pretreatment	Number of	Calibration set		Prediction set	
Position	method	principal factor		$E_{ m RMSc}/\%$	R	$E_{ m RMSp}$ / $\%$
	Original	8	0.974	0.467	0.971	0.499
	S-G	10	0.974	0.466	0.972	0.486
Front side	MSC	7	0.972	0.481	0.969	0.505
	SNV	7	0.971	0.487	0.969	0.511
	1^{st} Der	9	0.974	0.467	0.972	0.487
	Original	12	0.974	0.466	0.952	0.635
	S-G	7	0.937	0.716	0.958	0.662
Reverse side	MSC	10	0.970	0.493	0.946	0.690
	SNV	11	0.972	0.476	0.944	0.706
	1^{st} Der	16	0.964	0.543	0.951	0.657
	Original	16	0.955	0.661	0.947	0.683
Mixed	S-G	16	0.960	0.633	0.948	0.671
(front side &	MSC	14	0.954	0.677	0.947	0.679
reverse side)	SNV	15	0.957	0.654	0.949	0.679
	1 st Der	11	0.962	0.706	0.9239	0.814

	表 2	不同预处	理方法	的建	模和预测	结果	
able 2	Modeling and	predicting	results	with	different	pre-processing	method

3.2 变量筛选

т

原始光谱或经预处理后的光谱数据包含大量冗余信息,为简化运算量,提高种子含水率的预测精度,获 取稳定的预测模型,本文通过 CARS 算法对 PLS 模型进行变量筛选,获取关键变量。CARS 通过多次重复 筛选,可有效选择与所测组分相关的重要变量,获取 PLS 模型中回归系数绝对值大的变量,淘汰权重小的变 量,简化模型^[11-13]。利用 CARS 算法优化后的建模效果如表 3 所示,利用正面光谱信息建模,经 CARS 筛选

激光与光电子学进展

后的变量数为13, R_p和 E_{RMSp}分别为0.973和0.476%;利用反面光谱信息建模,经 CARS 筛选后的变量数为16, R_p和 E_{RMSp}分别为0.958和0.592%;利用混合光谱信息建模,经 CARS 筛选后变量数为41, R_p和 E_{RMSp}分别为0.948和0.611%。与未经变量筛选的全波段建立的含水率预测模型检测结果进行对比,预测结果得到改善,且变量数大大减小,模型得到了简化。对比三种位置光谱信息建立预测模型的含水率预测效果,使用单面质心区域光谱信息建立含水率预测模型效果优于使用混合光谱建立模型的预测效果,且变量数 远少于混合光谱建模。因此,在进行水分预测前进行正反面判定,选择合适的预测模型进行含水率检测,有助于提高预测精度及稳定性。

Table 5 Modeling and predeting results with OTROTES						
D :::	Variables	Number of	Calibration set		Prediction set	
Position	Number	principal factor	R _c	$E_{ m RMSc}$ / $\%$	R_{p}	$E_{ m RMSp}$ / $\%$
Front side	13	9	0.977	0.431	0.973	0.476
Reverse side	16	8	0.969	0.524	0.958	0.592
Mixed	41	16	0.960	0.574	0.948	0.611

表 3 CARS-PLS 建模和预测结果 Table 3 Modeling and predicting results with CARS-PLS

3.3 验证集测试

提取单波段灰度图像,利用波段运算,对验证集样品进行正反面检测,检测结果如图4所示,为显示质心 所在位置,在质心感兴趣区域(ROI)、胚部分离、检测结果图像上分别绘制种子轮廓。首先,获取种子及质心 ROI掩模图像;其次,对相应波段图像进行波段运算实现胚、胚乳分割;最后,根据质心区域图像信息进行 正、反面识别。对验证集样品进行正、反面识别,结果如表4所示。由表4可知,种子正面图像有一个检测错 误,正确率为97.8%;种子反面图像全部检测正确,正确率为100%;总体检测正确率达到98.9%。没有正确 检测出来的样本,主要受种子形状的影响,质心区域不在胚部。



图 4 种子正反面识别结果

Fig. 4 Identification results of front and reverse side of maize kernel 表 4 种子正反面检测结果

Table 4 Detection results of front and reverse side of maize kernel

Sample	Quantity	Number of correctly detected	Accuracy / %
Front	45	44	97.8
Reverse	45	45	100
Total	90	89	98.9

为检验图像处理算法及所建立模型的实用性,使用验证集样品进行正、反面的判断及种子含水率的检测。检测过程如图 5 所示,主要包括:1)提取单波段图像,利用 1104 nm 波段的图像去除背景,获取种子轮廓及质心信息,建立种子掩模图像;2)使用 1104,1304,1454,1751 nm 图像进行波段运算,获取种子正反面信息;3)根据正反面信息,自主选择对应的预测模型,使用提取到的质心区域光谱进行种子含水率的检测。

根据获取的正反面信息,从经预处理后的光谱信息中选取相关特征波段信息,使用对应的预测模型进行



图 5 玉米种子含水率检测流程

Fig. 5 Flowchart of themoisture content detection for maize kernel

含水率检测。结果表明,利用正面质心区域光谱数据检测种子含水率,验证集相关系数 R,和均方根误差 *E*_{RMSv}分别为 0.969,0.464%;利用反面质心光谱数据检测种子含水率,验证集相关系数 R,和均方根误差 *E*_{RMSv}分别为0.946,0.616%。检测正、反面预测值与实际测量值之间的散点图如图 6 所示。



图 6 CARS-PLS 模型的校正集、预测集和验证集样本的实际值和预测值散点图。(a)正面;(b)反面

Fig. 6 Measured versus predicted values by the calibration set, prediction set and validation set of CARS-PLS model.

(a) Front side; (b) reverse side

4 结 论

分别采集玉米种子正、反两面高光谱图像,提取质心区域光谱曲线并建立正面和反面含水率预测模型, 根据种子正、反面识别结果,自主选择对应的模型,进行种子含水率检测,该研究为使用多光谱检测玉米种子 含水率提供理论依据和基础。

1)利用 1104 nm 使用大津法自适应阈值分割去除背景噪声获取种子区域,检测质心位置;提取 1104, 1304,1454,1751 nm 图像进行波段运算,检测质心区域图像信息,进行正反判断,总体识别率为 98.9%。

2)分别使用正面质心区域经过 S-G 平滑处理后的光谱曲线和反面质心区域原始光谱曲线建立 CARS-PLS 含水率预测模型。使用建立的模型对验证集含水率进行预测,对于正面检测结果 R,和 E_{RMSv}分别为 0.969和 0.464%,对于反面检测结果 R,和 E_{RMSv}分别为 0.966和 0.616%。

3)总体比较分析,使用单面光谱信息建立含水率预测模型效果优于使用混合光谱信息建立的模型;使用正面胚部区域光谱曲线建立含水率预测模型检测效果优于使用反面胚乳部位建立的含水率预测模型。

参考文献

1 Fang Yingjie. Detection method of high moisture corn[J]. Modern Food, 2015, 23: 65-67. 方英杰. 高水分玉米的检测方法[J]. 现代食品, 2015, 23: 65-67. 2 Gai Yanxin, Wang Yanzhi, Ji Zhiqiang, et al. The effect of moisture content and drying rate of maize seed [J]. China Seed Industry, 2010, 5: 33-34.

盖颜欣, 王艳芝, 季志强, 等. 玉米种子水分变化及烘干对芽率的影响[J]. 中国种业, 2010, 5: 33-34.

3 Jia Wan, Mao Peisheng. Review on thenear infrared spectroscopy in seed quality testing research [J]. Seed, 2013, 32 (11): 46-51.

- 4 Cao Pengfei, Li Hongning, Luo Yanlin, *et al.* Selection of feature bands for phaseolus vulgaris leaves based on multispectral imaging[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2014, 51(1): 011101.
 曹鹏飞,李宏宁,罗艳琳,等.基于多光谱成像选取四季豆叶片的特征波段[J].激光与光电子学进展, 2014, 51(1): 011101.
- 5 Zhang B, Huang W, Li J, *et al*. Principles, developments and applications of computer vision for external quality inspection of fruits and vegetables: A review[J]. Food Research International, 2014, 62: 326-343.
- 6 Wu D, Shi H, Wang S, *et al*. Rapid prediction of moisture content of dehydrated prawns using online hyperspectral imaging system[J]. Analytica Chimica Acta, 2012, 726(9): 57-66.
- 7 Deng Xiaoqin, Zhu Qibing, Huang Min. Variety discrimination for single rice seed by integrating spectral, texture and morphological features based on hyperspectral image[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(2): 021001. 邓小琴,朱启兵,黄 敏. 融合光谱、纹理及形态特征的水稻种子品种高光谱图像单粒鉴别[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(2): 021001.
- 8 He Yong, Peng Jiyu, Liu Fei, *et al*. Critical review of fast detection of crop nutrient and physiological information with spectral and imaging technology[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31(3): 174-189.

何 勇,彭继宇,刘 飞,等.基于光谱和成像技术的作物养分生理信息快速检测研究进展[J].农业工程学报,2015, 31(3):174-189.

- 9 Wu Longguo, He Jianguo, Liu Guishan, *et al*. Non-destructived determination of moisture in jujubes based on nearinfrared hyperspectral imaging technique[J]. Journal of Optoelectronics•Laser, 2014, 25(1): 135-140. 吴龙国,何建国,刘贵珊,等. 基于近红外高光谱成像技术的长枣含水量无损检测[J]. 光电子•激光, 2014, 25(1): 135-140.
- 10 Fan Shuxiang, Huang Wenqian, Guo Zhiming, *et al.* Assessment of influence of origin variability on robustness of near infrared models for soluble solid content of apples[J]. Chinese Journal of Analytical Chemistry, 2015, 43(2): 239-244.
 樊书祥,黄文倩,郭志明,等. 苹果产地差异对可溶性固形物近红外光谱检测模型影响的研究[J]. 分析化学, 2015, 43 (2): 239-244.
- Liu Yande, Shi Yu, Cai Lijun, *et al*. On-line NIR detection model optimization of soluble solids content in navel orange based on CARS[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(9): 138-144.
 刘燕德,施 宇,蔡丽君,等. 基于 CARS 算法的脐橙可溶性固形物近红外在线检测[J]. 农业机械学报, 2013, 44(9): 138-144.
- 12 Han Donghai, Chang Dong, Song Shuhui, *et al.* Information collection of mini watermelon quality using near-infrared non-destructive detection[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(7): 174-178. 韩东海,常 冬,宋曙辉,等.小型西瓜品质近红外无损检测的光谱信息采集[J]. 农业机械学报, 2013, 44(7): 174-178.
- 13 Sun Tong, Wu Yiqing, Li Xiaozhen, *et al.* Discrimination of camellia oil adulteration by NIR spectra and subwindow permutation analysis[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(6): 0630005.
 孙 通,吴宜青,李晓珍,等. 基于近红外光谱和子窗口重排分析的山茶油掺假检测[J]. 光学学报, 2015, 35(6): 0630005.

贾 婉,毛培胜.近红外光谱技术在种子质量检测方面的研究进展[J].种子,2013,32(11):46-51.