

# 基于高光谱成像的柑橘黄龙病无损检测

刘燕德 肖怀春 孙旭东 曾体伟 张智诚 刘宛坤

(华东交通大学机电工程学院,南昌 330013)

**摘要:**采用高光谱成像技术,结合最小二乘支持向量机(LS-SVM)和偏最小二乘判别分析(PLS-DA)2种方法,探索柑橘黄龙病快速无损检测的可行性。在380~1080 nm光谱范围内,采集正常、轻度黄龙病、中度黄龙病、重度黄龙病和缺素5种柑橘叶片的高光谱图像。采用方差分析方法,分析了正常、轻度黄龙病、中度黄龙病、重度黄龙病和缺素5种叶片的叶绿素、淀粉和可溶性糖含量间的差异,表明3指标可作为判别黄龙病的指示性指标。采用偏最小二乘法,建立了叶绿素、可溶性糖及淀粉3指标含量的定量分析数学模型,模型预测均方根误差分别为7.46、5.51、5.88,提供了柑橘黄龙病高光谱成像快速检测依据。提取高光谱图像感兴趣区域的平均光谱,通过分析正常、轻度黄龙病、中度黄龙病、重度黄龙病和缺素5种叶片的代表性光谱,在750 nm处吸光度存在差异。采用2阶导数处理样品光谱,消除了450~650 nm和800~1000 nm波段的基线漂移,放大了有效光谱信息。采用主成分分析(PCA)和连续投影算法(SPA)筛选柑橘黄龙病LS-SVM定性判别模型的输入变量,建立了LS-SVM定性判别模型,同时与PLS-DA进行对比。采用未参与建模的预测集样品评价模型性能,结果表明PLS-DA模型判别柑橘黄龙病的准确率更高,模型误判率为5.6%。实验结果表明,高光谱成像技术结合偏最小二乘判别分析方法可实现柑橘黄龙病快速无损检测与黄龙病病情等级判别。

**关键词:**柑橘;黄龙病;高光谱成像技术;最小二乘支持向量机;偏最小二乘判别分析

**中图分类号:** S436.661.1<sup>+</sup>9; O657.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2016)11-0231-08

## Non-destructive Detection of Citrus Huanglong Disease Using Hyperspectral Image Technique

Liu Yande Xiao Huaichun Sun Xudong Zeng Tiwei Zhang Zhicheng Liu Wankun

(School of Mechatronics Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

**Abstract:** In order to explore the feasibility of the quick non-destructive detection of citrus Huanglong disease, the hyperspectral image technique combined with least square support vector machine (LS-SVM) and partial least squares discriminate analysis (PLS-DA) were used. The hyperspectral images of the normal, the Huanglong disease of slight, moderate and serious, the lack element citrus leaves were collected in wavelength range of 380~1080 nm. By using variance analysis method, the differences in content of chlorophyll, soluble sugar and starch of leaves of the normal, the Huanglong disease of slight, moderate, serious and the lack element were analyzed, and the chlorophyll, soluble sugar and starch were the indicator which could be used to discriminate Huanglong disease. The partial least squares (PLS) method was adopted to establish the mathematical model of quantitative analysis of chlorophyll, soluble sugar and starch, and root mean square error of forecast model were 7.46, 5.51, 5.88 respectively, which provided the basis for rapid detection of citrus Huanglong disease hyperspectral images. The average spectrum of hyperspectral images was extracted in interested area. The differences in absorbance at 750 nm was found by analyzing five kinds of leaves of representative spectrum of the

收稿日期:2015-12-13 修回日期:2016-01-24

**基金项目:**国家高技术研究发展计划(863计划)项目(SS2012AA101306)、江西省科技支撑计划项目(20121BBF60054)、南方山地果园智能化技术与管理技术与装备协同创新中心项目(赣教高字[2014]60号)和江西省优势科技创新团队项目(20153BCB24002)

**作者简介:**刘燕德(1967—),女,教授,博士生导师,主要从事光机电检测技术研究,E-mail: jxliuyd@163.com

normal, the Huanglong disease of slight, moderate and serious, the lack element. The 2-order derivative was used to process the sample spectrum, the baseline drift in 450 ~ 650 nm and 800 ~ 1 000 nm band was eliminated and the effective spectral information was enlarged. Using principal component analysis (PCA) and successive projections algorithm (SPA) to screen the input variables of the model of least squares support vector machine (LS - SVM) qualitative discrimination of citrus Huanglong disease, the LS - SVM model was built for qualitative discrimination and compared with the partial least squares qualitative discriminate model (PLS - DA) at the same time. The prediction sample set which was used to evaluate the performance of model was not used to establish the model. The results showed that the accuracy of PLS - DA model of citrus Huanglong disease was higher, three leaves of lack element were misclassified as serious Huanglong disease, and the misclassification rate was 5.6%. The experimental results showed that the hyperspectral image technology combined with PLS - DA can achieve rapid and nondestructive detection of citrus Huanglong disease and the degree of Huanglong disease.

**Key words:** citrus; Huanglong disease; hyperspectral imaging technique; LS - SVM; PLS - DA

## 引言

柑橘作为种植业中一种普通的植物,在全世界各地种植面积越来越广。近年来我国柑橘的种植面积和柑橘产量也跃居世界前列。与此同时,黄龙病作为一种毁灭性病害<sup>[1]</sup>,使柑橘产量大幅度降低,严重影响柑橘产业的发展。柑橘黄龙病(Huanglong disease)最先在我国的南部被发现,当前主要分布在亚洲、非洲和美洲等50多个国家和地区<sup>[2]</sup>,我国有一半以上的柑橘生产省(市、自治区)受到它的危害。该病是由一种在树枝韧皮部内寄生的革兰氏阴性细菌引起的<sup>[3]</sup>,主要由柑橘木虱传播,一经产生,就会迅速蔓延,唯一的治疗方法就是将病树挖除<sup>[4]</sup>。目前检测该病害的方法有2种:一种是通过农业园艺师凭经验进行诊断<sup>[5]</sup>,该法的主观性强、准确度较低;另一种是通过实验室病理分析,虽然准确度较高,但时间跨度长、过程复杂,对实验人员的要求比较高。染病后叶片叶绿素、可溶性糖和淀粉含量发生变化,而高光谱成像技术能表征叶片生理指标变化规律,进而实现柑橘黄龙病快速无损检测<sup>[6-7]</sup>,因此探索一种快速、准确、简单的柑橘黄龙病无损检测及病情等级判别方法对柑橘的生产有着重要的意义。

近年来国内外许多研究人员开始把光谱技术应用到柑橘黄龙病的检测上,取得了一些阶段性进展<sup>[8-9]</sup>。高光谱技术的应用也有很多研究<sup>[10-14]</sup>,但关于其对柑橘黄龙病检测的研究报道较少<sup>[15-17]</sup>。本文利用此技术对柑橘叶片进行无损检测,用不同的输入变量结合最小二乘支持向量机( LS - SVM)和偏最小二乘判别分析( PLS - DA)建立预测模型,对正常、缺素、轻度黄龙病、中度黄龙病和重度黄龙病共5种叶片划分为建模集

和预测集,通过建立定性判别模型,对预测集样品进行判别。

## 1 材料与方 法

### 1.1 实验材料

柑橘叶片为2015年7月采于江西省某果园基地。按园艺师指导采集叶片,从树干底部向上采集第2、4、6枝枝梢叶片,分2批采集,共采集241片,经聚合酶链式反应(PCR)筛选作为实验样品。在实验室里采用PCR方法对正常和染病的样本进行确诊,PCR测试阳性为患病叶片,PCR测试阴性为未患病叶片<sup>[18]</sup>。委托南昌得农农业技术服务部测试,过程为:用柑橘黄龙病的核苷酸序列,对核苷酸长度通过CTAB法提取的带测样品液叶脉总DNA为模板进行扩增和采用亚洲基因库编码设计PCR引物M1:5'-TATAAAGTTGACCTTTCGAGTTT-3',M2:5'-ACAAAAGCAGAAATAGVACGAACAA-3'。PCR仪中扩增的物品包括2 μL带测样品DNA,5 μL的10×PCR反应缓冲液,浓度为2 mol/L脱氧核糖核苷三磷酸(dNTP)5 μL,M1、M2各1 μL,35 μL的灭菌去离子水以及1 μL的3 000 000 U/L TaqDNA聚合酶共50 mL。高温变性,低温去火,中温延伸,反应循环30次后,用1.2%琼脂糖结合上述混合液5 μL一起进行凝胶电泳,在紫外线下观察,如植株能扩增到特异性电泳区带,则认为其带黄龙病病原<sup>[19]</sup>。结果如表1所示。

然后根据袁亦文等<sup>[20]</sup>提出的柑橘黄龙病分级标准划分为5级:1级为正常,80片;2级为轻度黄龙病,26片;3级为中度黄龙病,36片;4级为重度黄龙病,18片;5级为缺素,81片。采集后用去离子水清洗叶片并擦干,装自封袋并标号,压平整后采集高光谱图像。

表 1 样本种类  
Tab. 1 Sample categories

样品数量	级别	叶片感染情况
80	正常	没有感染黄龙病症状, PCR 测试阴性
26	轻度黄龙病	黄龙病轻度感染症状, PCR 测试阳性
36	中度黄龙病	黄龙病中度感染症状, PCR 测试阳性
18	重度黄龙病	黄龙病重度感染症状, PCR 测试阳性
81	缺素	没有感染黄龙病症状, PCR 测试阴性

## 1.2 高光谱成像系统

高光谱成像系统硬件部分包括光源、成像光谱仪、电控位移平台、暗箱和计算机等。光源为 2 盏 20 W 卤素灯 (DECOSTAR51 MR16 型, OSRAM, 德国), 由稳压电源供电; 成像光谱仪由 CCD 摄像机 (C8484 - 05G 型, Hamamatsu, 日本) 和光谱仪 (ImSpector V10E 型, Specim, 芬兰) 组成; 电控位移台由载物台和步进电动机组成; 硬件均安装在暗箱内, 暗箱尺寸为 790 mm × 790 mm × 1 800 mm; CCD 摄像机通过 USB 数据线连接 1394 图像采集卡, SpectraVIEW 软件控制 1394 图像采集卡采集高光谱数据。

## 1.3 图像采集与黑白标定

系统预热 30 min 左右, 以消除基线漂移的影响。每次取一片树叶, 手动放在移动平台上, 采集高光谱图像数据之前要对参数进行调整, 以保证图像清晰并避免失真, 经过多次参数优化尝试最终确定光谱分辨率为 2.8 nm, 范围为 380 ~ 1 080 nm; 摄像机曝光时间为 20 ms, 分辨率为 1 344 像素 × 1 024 像素; 光谱辐射能量的间隔为 2.4 nm 左右; 平台移动速度为 15 mm/s。图像采集时, 载物平台在摄像机下方垂直方向作纵向平移, 而在光聚焦的垂直平面上光谱线性检测器作横向扫描, 从而获得所扫描空间的叶片感兴趣区域的光谱信息, 最后完成整片叶子的图像采集<sup>[21]</sup>。与此同时也采集参比, 目的是避免光照不均匀和暗电流的影响而进行黑白标定。标定时, 将镜头盖上扫描一段全黑的图像  $H$ , 立即取下镜头盖扫描全白的图像  $B$ ,  $I$  为原始数据图像<sup>[22-23]</sup>。标定公式为

$$R_{\lambda} = \frac{I_{\lambda} - H_{\lambda}}{B_{\lambda} - H_{\lambda}} \quad (1)$$

式中  $R_{\lambda}$ ——标定后的数据  $H_{\lambda}$ ——全黑数据  
 $B_{\lambda}$ ——全白数据  $I_{\lambda}$ ——原始数据  
待所有样本采集完后进行校正, 最后存储到计算机中为下一步分析处理作准备。

## 1.4 叶片理化真实值测定

### 1.4.1 叶绿素

使用 SPAD-502Plus 叶绿素仪夹住新鲜叶片感兴趣区域上的一个点, 得出该点的 SPAD 值, 然后选

择该区域上另外 3 个点重复上述步骤, 最后对 4 个 SPAD 值求平均得到此叶片的 SPAD 值。感兴趣区域的选择为叶片叶脉的一侧且尽量靠近中间, 文中后述提到的提取的叶片图像高光谱所属区域与该区域一致。

### 1.4.2 淀粉

将 85% 乙醇对 0.5 ~ 1.0 g 新鲜叶片浸提 2 次后的全部残渣, 放入有 10 mL 6 mol/L 盐酸的三角瓶中, 混匀并在沸水中加热 10 ~ 30 min, 用碘试剂检查淀粉水解程度, 直至不显蓝色为止。再加 20 mL 蒸馏水摇匀并过滤, 残渣用蒸馏水冲洗 3 次, 将上述滤液混合一起定容至 100 mL。取出 10 mL 滤液加 2 滴, 用 10% NaOH 中和至微红色, 用蒸馏水定容至 250 mL 作为待测液。取 4 支 25 mL 刻度试管为其编号, 其中 3 支分别加入 2 mL 待测液, 1 支空白管加 2 mL 蒸馏水代替样品液, 然后于 4 个管中加入 1.5 mL DNS 试剂, 摇匀后在沸水浴中加热 5 min, 待冷却后各加入 21.5 mL 蒸馏水摇均匀, 在 520 nm 波长下测光吸收值即为淀粉真值。

### 1.4.3 可溶性糖

取测完光谱的新鲜叶片 0.5 ~ 1.0 g, 捣碎均匀放入含有 15 mL 蒸馏水的试管中并用薄膜封口, 放置于沸水中提取 20 min, 冷却过滤并定容后作为待测液。取 1 mL 待测液加 0.5 mL 蒽酮试剂与 5 mL 浓  $H_2SO_4$  一起放入试管中, 在沸水中保温 10 min, 取出冷却至室温, 在 620 nm 波长下测定的值即为可溶性糖真值。

## 1.5 数据处理方法

采用 LS-SVM<sup>[24]</sup> 和 PLS-DA 建立柑橘黄龙病及病情等级定性判别数学模型。其中输入变量数量会直接影响 LS-SVM 数学模型的性能, 输入变量越多, 模型越复杂, 稳健性越差。高光谱数据谱图合一, 数据丰富, 实验中采用主成分压缩和连续投影筛选 2 种不同策略, 进行高光谱数据降维<sup>[25]</sup>, 降维后特征变量作为 LS-SVM 的输入, 建立的定性模型和 PLS-DA 建立的定性模型进行比较分析。

## 2 结果与讨论

### 2.1 黄龙病胁迫柑橘果树生理指标变异分析

柑橘果树受到黄龙病侵害后, 其内部的生理指标以及外部形态均发生变化。

采用 SPSS 19.0 软件对正常、轻度黄龙病、中度黄龙病、重度黄龙病和缺素 5 种柑橘叶片的叶绿素、淀粉和可溶性糖真实值进行方差分析, 检验 3 项理化指标数据之间是否存在差异, 其运行结果如表 2 所示。

表2 方差分析结果

Tab.2 Results of variance analysis

叶片理化指标	范围	平方和	自由度	均方	F	显著性
叶绿素	组间	49 103.120	2	24 551.560	235.912	0.000
	组内	24 664.764	237	104.071		
	总数	73 767.884	239			
淀粉	组间	19 687.989	2	9 843.994	96.978	0.000
	组内	24 057.393	237	101.508		
	总数	43 745.381	239			
可溶性糖	组间	1 542.341	2	771.171	95.036	0.000
	组内	1 923.144	237	8.115		
	总数	3 465.485	239			

从表2可以看出5种叶片的3项理化指标含量对应的 $F$ 值都较大,且显著性的值均小于0.05,表明这3项指标的差异较明显。为了进一步说明黄龙病与此3项指标的内在联系,绘制叶绿素、淀粉和可溶性糖真实值散点图(图1)。

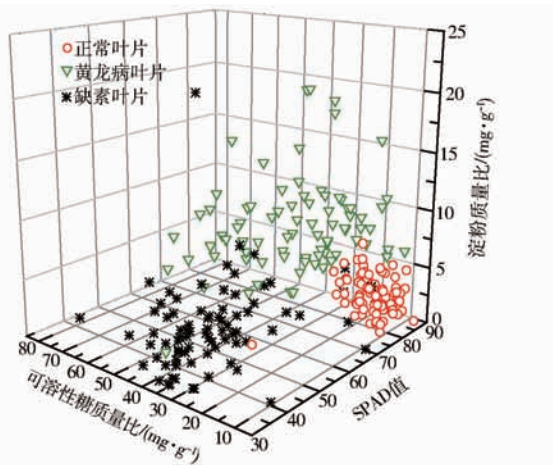


图1 叶片的3项理化指标散点图

Fig.1 Three physical and chemical indicators scatter diagram of leaves

正常叶片的淀粉和可溶性糖含量低于黄龙病叶片,而叶绿素含量则较高,这是由于黄龙病叶片中韧皮部病变导致大量淀粉和可溶性糖的累积,而叶绿素吸收不畅致其含量偏低。由图1可得出正常、黄龙病和缺素3类叶片有一定聚类现象,但彼此之间有交集,也难区分开黄龙病病情等级。

## 2.2 叶片高光谱特征分析

图2为正常、轻度黄龙病、中度黄龙病、重度黄龙病和缺素5种叶片代表性高光谱,从中可以看出450~650 nm和800~1 000 nm 2个波段内有清晰的基线漂移现象。叶片有多种有机分子,如水和羟基、甲基、亚甲基等,它们都含有C—H、O—H等含氢基团。在原始高光谱当中,位于750 nm处有1个较明显的吸收峰,该吸收峰主要由O—H键4级倍频伸缩振动引起。正常和黄龙病叶片高光谱在540 nm

处吸收峰存在着差异,黄龙病叶片吸光度稍微大些,主要原因可能是黄龙病会阻碍叶片吸收水分,导致其含水率偏低。在900 nm处存在一个吸收峰是因为C—H键是非对称的。在800~1 000 nm范围内黄龙病叶片的吸光度较低的原因可能是缺少营养元素。由于2阶导数在去变量之间的相互干扰有一定效果,所以利用2阶导数对原始高光谱进行预处理,使用窗口数为7,得到其处理后的高光谱。图3为处理后的正常、轻度黄龙病、中度黄龙病、重度黄龙病和缺素5种叶片代表性高光谱图,在750 nm处正常与黄龙病吸光度明显不同。

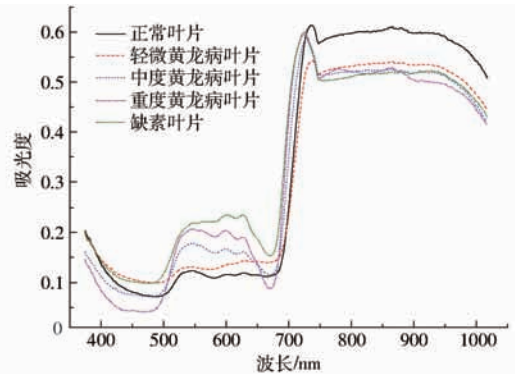


图2 正常、轻度黄龙病、中度黄龙病、重度黄龙病和缺素5种叶片的代表性高光谱

Fig.2 Hyperspectral image of five kinds of leaves (normal, Huanglong disease leaves of slight, moderate, serious and element lacking)

## 2.3 柑橘叶片3指标定量模型

叶绿素、淀粉和可溶性糖国标测量方法,需用化学试剂且周期长,为此建立上述3指标高光谱快速定量检测模型。黄龙病侵染健康柑橘植株后,叶绿素、淀粉及可溶性糖等理化指标含量会发生变化,通过高光谱定量分析柑橘叶片的叶绿素、淀粉及可溶性糖3指标,可实现柑橘黄龙病无损检测及病情等级判别。

因少数样品光谱变化趋势明显与其它样品光谱不一致,导致模型的效果并不理想,故剔除这些样品,包括正常叶片3个,缺素叶片8个,轻度、中度和重度黄龙病样品各4个,共23个样品。采用2阶导数光谱,选择信噪比较高的390~1 000 nm光谱波段,建立了偏最小二乘定量数学模型,结果如表3所示。由表3和图4可知,叶绿素的建模相关系数( $R_c$ )为0.95,预测相关系数( $R_p$ )为0.85,预测均方根误差(RMSEP)为7.46,随着主成分数的增加,预测均方根误差逐渐降低,在主成分数(PCs)为10时达到最小,所以选择叶绿素指标的模型主成分数为10;可溶性糖的建模相关系数为0.88,预测相关系数为0.69,预测均方根误差为5.51,随着主成分数

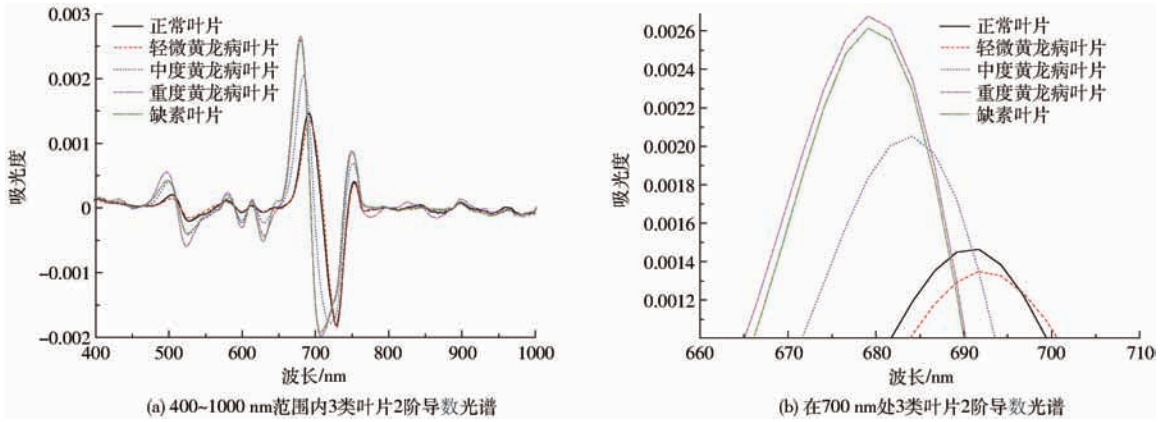


图 3 处理后的正常、轻度黄龙病、中度黄龙病、重度黄龙病和缺素 5 种叶片的代表性高光谱

Fig. 3 Hyperspectral image of five kinds of leaves (normal, Huanglong disease leaves of slight, moderate, serious and element lacking) after process

的增加,预测均方根误差也逐渐降低,在主成分数为 5 时达到最小,所以选可溶性糖指标的模型主成分数为 5;淀粉的建模相关系数为 0.78,预测相关系数为 0.73,预测均方根误差为 5.88,随着主成分数的增加,预测均方根误差逐渐降低,在主成分数为 4 时达到最小,因此淀粉指标的模型主成分数为 4。由此可知,应用高光谱成像技术,可实现叶绿素、可溶性糖和淀粉 3 指标含量快速定量检测,为应用高光谱成像技术进行黄龙病快速检测提供了依据。

表 3 叶片叶绿素、可溶性糖和淀粉模型定量检测结果

Tab.3 Quantitative detection results of chlorophyll, soluble sugar and starch in leaves

指标	$R_c$	$R_p$	RMSEC	RMSEP	PCs
叶绿素	0.95	0.85	4.49	7.46	10
可溶性糖	0.88	0.69	4.04	5.51	5
淀粉	0.78	0.73	1.68	5.88	4

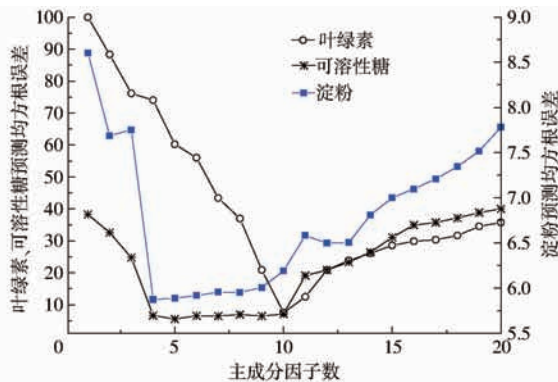


图 4 3 指标主成分因子数决定图

Fig. 4 Diagram of principal components number determination of three indicators

## 2.4 特征提取

### 2.4.1 主成分分析

对采集的样本图像由 Matlab 2010a 软件转换成含有 256 个波长点的光谱数据,采用 1 阶导数、2 阶

导数、多元散射校正(MSC)、平滑和基线校正预处理并进行比较,最终选择 2 阶导数的预处理方法获得的数据建立对应的模型。

利用主成分分析(PCA),将光谱矩阵转换成主成分得分矩阵,设最大主成分数为 20。图 5 为前 3 个主成分得分散点图,从中可以看出,正常、黄龙病和缺素的叶片大致能够分为 3 类,但它们之间有重叠,且黄龙病病情轻重间也难以彻底区分开。前 3 个主成分累计贡献率为 99%,但仅依靠前 3 个主成分无法准确识别黄龙病样品,需要增加主成分数,在高维空间中提高黄龙病判别准确率。

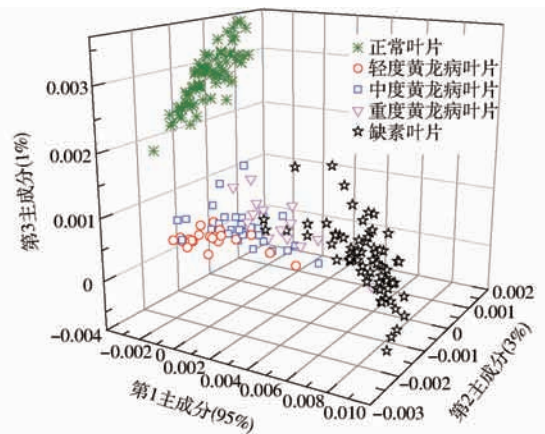


图 5 所有叶片的高光谱图像前 3 个主成分得分投影图

Fig. 5 Hyperspectral image score projection of three PCs in front of all leaves

### 2.4.2 连续投影算法分析

连续投影算法(SPA)<sup>[12-13]</sup>是一种新型的特征波长筛选算法,能够有效降低模型的复杂度,在多种样品波长的选取中取得了广泛应用。连续投影算法运行步骤与文献[26]相同,选择最小变量数为 10,最大变量数为 50。通过 Matlab 2010a 运行 SPA 算法对 ROI 区域的所有样品二阶导数后的光谱进行筛选,结果如图 6 所示,得到 967、699、689、669、742、

865、644、730、522、988、391、998、406、975、956、398、714、993、983、938、899、415、949、394、962、907、552 nm 共 27 个波长作为特征波长组合变量。SPA 算法根据正交投影信息多少选择变量,避免选择相关性大的相邻变量作为特征变量,且每次运行结果一致。

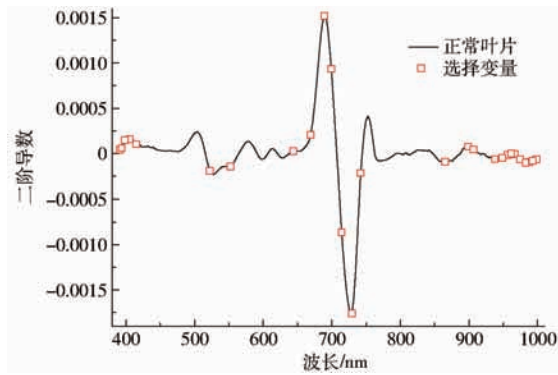


图 6 SPA 运行结果

Fig. 6 Results of SPA

## 2.5 定性判别分析模型

### 2.5.1 最小二乘支持向量机判别模型

将正常、轻度黄龙病、中度黄龙病、重度黄龙病和缺素 5 种叶片样品随机划分为建模集和预测集,划分的比例为 3:1,其中建模集有 164 个样品(包括正常 57 个,轻、中、重黄龙病分别 17、24、10 个,缺素 56 个),剩余 54 个样品作为预测集。采用 [1, 2, 3, 4, 5] 作为 LS-SVM 的参考值,其中 1 表示正常叶片,2、3 和 4 分别表示轻度、中度和重度黄龙病叶片,5 表示缺素叶片。采用 2 阶导数光谱,建立了 LS-SVM 定性判别分析模型。采用预测集样品评价模型的预测能力,预测值公式为

$$\hat{Y} = \beta K(x_i, x_j) + b \quad (2)$$

式中  $\hat{Y}$ ——预测值  $\beta$ ——系数

$K(x_i, x_j)$ ——内积核函数  $b$ ——截距

若  $\hat{Y} \leq 1.5$ , 则样品判断为正常,输出 1; 若  $1.5 < \hat{Y} \leq 2.5$ , 则样品判断为轻度黄龙病,输出 2; 若  $2.5 < \hat{Y} \leq 3.5$ , 则样品判断为中度黄龙病,输出 3; 若  $3.5 < \hat{Y} \leq 4.5$ , 则样品判断为重度黄龙病,输出 4; 若  $\hat{Y} > 4.5$ , 则样品判断为缺素,输出 5。

同时,选用主成分得分和 SPA 筛选的特征波长为输入变量,建立了 LS-SVM 定性判别分析模型。考察径向基核函数(RBF\_Kernel)和线性核函数(Lin\_Kernel)对 LS-SVM 定性判别分析模型的影响,RBF\_Kernel 的参数为惩罚因子  $\gamma$  和核参数  $\sigma^2$ , Lin\_Kernel 的参数为惩罚因子  $\gamma$ 。

从表 4 中能够得出,2 种不同的核函数,对预测集 54 个样品进行判别分类的结果。当采用 27 个特征波长作为输入变量时,虽然 Lin\_Kernel 核函数的惩罚因子  $\gamma$  大,但和 RBF\_Kernel 核函数相比,前者误判率较低,且所消耗的时间也短;采用主成分因子数作为输入时,RBF\_Kernel 核函数消耗的时间较长,为 238.05 s,但它用到的输入变量数少,与 Lin\_Kernel 核函数相比,前者的误判率较低为 35%。RBF\_Kernel 核函数的惩罚因子  $\gamma = 4\ 379$ , 比 Lin\_Kernel 核函数的惩罚因子  $\gamma = 0.287\ 6$  大很多,通过计算误判率达到最小时对应的主成分数即为选定的主成分数。通过上述比较得出采用 Lin\_Kernel 和 27 个特征波长为输入变量时建立的 LS-SVM 定性判别模型较好,误判率最低,为 11%。

表 4 不同参数对 LS-SVM 模型预测结果的影响

Tab. 4 Effects of different parameters on prediction of LS-SVM model

输入变量	核函数			计算消耗时间/s	误判率/%
	名称	公式	参数		
27 个特征波长	RBF_Kernel	$k(x_i, x_j) = e^{-\frac{(x_i - x_j)^2}{2\sigma^2}}$	$\gamma = 19.36, \sigma^2 = 36.57$	15.63	17
27 个特征波长	Lin_Kernel	$k(x_i, x_j) = x_i x_j$	$\gamma = 319.32$	7.20	11
16 个主成分	RBF_Kernel	$k(x_i, x_j) = e^{-\frac{(x_i - x_j)^2}{2\sigma^2}}$	$\gamma = 4\ 379, \sigma^2 = 13\ 847$	238.05	35
17 个主成分	Lin_Kernel	$k(x_i, x_j) = x_i x_j$	$\gamma = 0.287\ 6$	99.06	37

### 2.5.2 偏最小二乘判别分析模型

PLS-DA 是在 PLS 基础上的一种定性分析方法,是在光谱矩阵与分类变量之间进行定性分析,分类变量的值与前所述相同。PLS-DA 模型的一个主要因数是主成分因子数,为了确定模型的最佳主成分因子数目,进行留一法交互验证。通过光谱选择特征波段,以此建立 PLS-DA 模型,图 7 是主成分因子数决定图,从图中可以看出随着主成分因子数目的增加,误判率逐渐降低,在主成分数为 9 时达

到最低,之后随主成分数目上升,误判率反而逐渐增大。

采用已划分的建模集和预测集建立 PLS-DA 定性判别分析模型,并与 LS-SVM 模型进行对比(图 8)。取 2 个级别中点值作为阈值,PLS-DA 的模型中有 3 个缺素叶片被误判为重度黄龙病叶片,总误判率为 5.6%。另外,有 1 个中度黄龙病和 1 个轻度黄龙病叶片位于阈值 1.5 附近,但不存在误判。

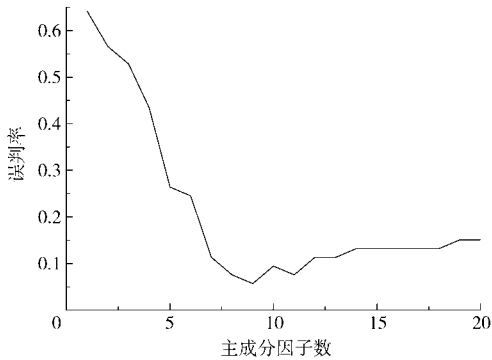


图 7 主成分因子数决定图

Fig. 7 Diagram of principal components number determination

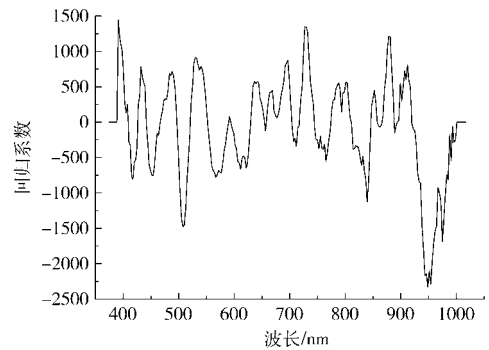


图 9 叶片 PLS-DA 模型回归系数曲线

Fig. 9 PLS-DA model of regression coefficient for leaves

行筛选后,结合 LS-SVM 建立的判别模型,与 PLS-DA 判别模型进行对比,得出的结果如下:

(1) 当采用 Lin\_Kernel 核函数,27 个波长变量作为输入变量时,LS-SVM 的模型预测结果较好,对应的惩罚因子为 319.32,误判率为 11%。

(2) 通过特征波段建立的 PLS-DA 判别模型,结果较好,主成分数为 9 时误判率为 5.6%。

(3) 虽然 LS-SVM 判别模型所需的输入变量较少,但误判率较高,而 PLS-DA 模型的误判率比前者更低,且后者具备更简单的算法。

### 3 结束语

利用高光谱成像技术,采用最小二乘支持向量和偏最小二乘判别分析 2 种方法在不同输入变量的前提下,成功建立了柑橘高光谱黄龙病及病情等级无损判别模型。对原始光谱进行相关预处理,将柑橘叶片随机按照 3:1 的比例选择预测集样品,对最小二乘支持向量和偏最小二乘判别分析模型的预测能力进行评价,将判别结果进行对比分析,发现后者具有更佳的预测效果,模型在主成分因子数为 9 时误判率最低,为 5.6%,能清晰地对柑橘黄龙病进行判别,及对黄龙病病情等级进行判别。结果表明,高光谱成像技术与偏最小二乘判别分析联合建立的模型效果更佳,对柑橘黄龙病进行无损检测和黄龙病病情等级判别的研究是可行的。

### 参 考 文 献

- 1 陈凯男,李充璧. 柑橘黄龙病研究概况[J]. 浙江农业科学,2015,56(7): 1048-1050.  
CHEN Kainan, LI Chongbi. Citrus Huanglongbing research situation[J]. Zhejiang Agricultural Science, 2015, 56(7): 1048-1050. (in Chinese)
- 2 梅慧兰,邓小玲,洪添胜,等. 柑橘黄龙病高光谱早期鉴别及病情分级[J]. 农业工程学报,2014,30(9): 140-148.  
MEI Huilan, DENG Xiaoling, HONG Tiansheng, et al. Early detection and grading of citrus Huanglongbing using hyperspectral imaging technique[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(9): 140-148. (in Chinese)
- 3 单振菊,冯震,周根,等. 南方 5 省区柑橘黄龙病病原 16SrDNA 片段的克隆与序列分析[J]. 华南农业大学学报,2008,29(2): 25-30.  
SHAN Zhenju, FENG Zhen, ZHOU Gen, et al. Cloning and sequence analysis of 16SrDNA of citrus Huanglongbing agents collected from five provinces in South China[J]. Journal of South China Agricultural University, 2008, 29(2): 25-30. (in Chinese)

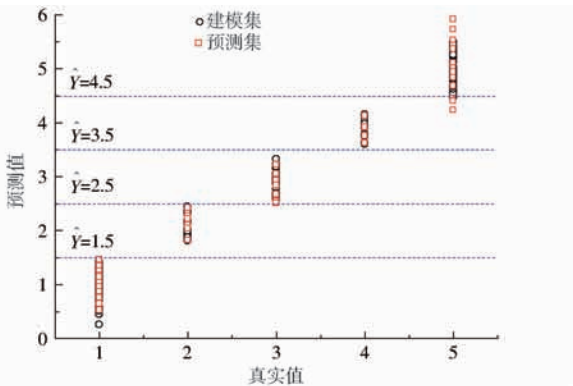


图 8 建模集与预测集叶片的分级变量与预测值相关图  
Fig. 8 Classified variables and actual values of leaves in calibration set and prediction set

通过 PLS-DA 定性模型分析计算,得出 390 ~ 1 000 nm 范围内的模型回归系数如图 9 所示,利用加权求和并加上截距 ( $b = 7.46$ ),对柑橘叶片正常、轻度黄龙病、中度黄龙病、重度黄龙病和缺素 5 种样品定性判别,且划分了黄龙病病情等级,效果显著。在该模型中,波长不同位置处光谱向量对应的权重大小由回归系数决定。该模型有较高的准确性可能是由于 PLS-DA 对该光谱范围内的光谱矩阵进行了综合。

### 2.6 判别模型对比分析

采用 PCA 和 SPA 2 种方法对样品输入变量进

- 4 YU Jihua, ZHANG Minrong, TAO Jian, et al. The control research progress of liberobacter asiaticum in Taizhou city[J]. *Agricultural Science & Technology*, 2015, 16(6): 1237 - 1242.
- 5 王爱民,邓晓玲. 柑橘黄龙病诊断技术研究进展[J]. *广东农业科学*, 2008, 6(1): 101 - 104.  
WANG Aimin, DENG Xiaoling. The research on the diagnosis technology of citrus Huanglongbing[J]. *Guangdong Agricultural Sciences*, 2008, 6(1): 101 - 104. (in Chinese)
- 6 马溥,吉海彦,WON Suk Lee. 基于 Vis - NIR 光谱的柑橘叶片黄龙病检测及其光谱特性研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2014, 34(10): 2713 - 2718.  
MA Hao, JI Haiyan, WON Suk Lee. Detection of citrus greening based on Vis - NIR spectroscopy and spectral feature analysis [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2014, 34(10): 2713 - 2718. (in Chinese)
- 7 付惠敏,陈传武,白先进. 有百年历史的日益严重的毁灭性柑橘病害—黄龙病[J]. *广西农学报*, 2011, 26(4): 70 - 78.  
FU Huimin, CHEN Chuanwu, BAI Xianjin. The growing devastating citrus diseases have one hundred year old history-Huanglongbing[J]. *Journal of Guangxi Agriculture*, 2011, 26(4): 70 - 78. (in Chinese)
- 8 DENG Xiaoling, TANG Weiwen. Application of polymerase chain reaction to the detection of citrus Huanglongbing pathogen[J]. *Journal of Zhejiang Agricultural University*, 1998, 24(5): 557 - 562.
- 9 穆晓琨,高飞云,李充璧. 黄龙病柑橘内生菌 16SrDNA 的提取及分析[J]. *农业与技术*, 2015, 35(5): 5 - 8.  
MU Xiaogun, GAO Feiyun, LI Chongbi. Citrus Huanglongbing endophytes 16 sr - DNA extraction and analysis[J]. *Agriculture and Technology*, 2015, 35(5): 5 - 8. (in Chinese)
- 10 王志辉,丁丽霞. 基于叶片高光谱特性分析的树种识别[J]. *光谱学与光谱分析*, 2010, 30(7): 1825 - 1829.  
WANG Zhihui, DING Lixia. Tree species discrimination based on leaf-level hyperspectral characteristic analysis [J]. *Spectroscopy and Spectral*, 2010, 30(7): 1825 - 1829. (in Chinese)
- 11 梁爽,赵庚星,朱西存. 苹果树叶片叶绿素含量高光谱估测模型研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2012, 32(5): 1367 - 1370.  
LIANG Shuang, ZHAO Gengxing, ZHU Xicun. Hyperspectral estimation models of chlorophyll content in apple lesves [J]. *Spectroscopy and Spectral*, 2012, 32(5): 1367 - 1370. (in Chinese)
- 12 岳学军,全东平,洪添胜,等. 柑橘叶片叶绿素含量高光谱无损检测模型[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(1): 294 - 303.  
YUE Xuejun, QUAN Dongping, HONG Tiansheng, et al. Non-destructive hyperspectral measurement model of chlorophyll content for citrus leaves [J]. *Transactions of The CSAE*, 2015, 31(1): 294 - 303. (in Chinese)
- 13 邓小玲,郑建宝,梅慧兰,等. 基于高光谱成像技术的柑橘黄龙病病情诊断及分类[J]. *西北农林科技大学学报:自然科学版*, 2013, 41(7): 99 - 106.  
DENG Xiaoling, ZHENG Jianbao, MEI Huilan, et al. Identification and classification of citrus Huanglongbing disease based on hyperspectral imaging[J]. *Journal of Northwest A&F University: Natural Science Edition*, 2013, 41(7): 99 - 106. (in Chinese)
- 14 SINDHUJA Sankaran, REZA Ehsani. Visible-near infrared spectroscopy based citrus greening detection; evaluation of spectral feature extraction techniques[J]. *Crop Protection*, 2011, 30(11): 1508 - 1513.
- 15 ZHANG Baohua, LIA Jiangbo, FAN Shuxiang, et al. Hyperspectral imaging combined with multivariate analysis and band math for detection of common defects on peaches (*prunus persica*) [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2015, 114(5): 14 - 24.
- 16 CEN Haiyan, LU Renfu, ZHU Qibing, et al. Nondestructive detection of chilling injury in cucumber fruit using hyperspectral imaging with feature selection and supervised classification[J]. *Postharvest Biology and Technology*, 2016, 111(2): 352 - 361.
- 17 POURREZA A, LEE W S, ETXEBERRIA E, et al. An evaluation of a vision-based sensor performance in Huanglongbing disease identification[J]. *Biosystems Engineering*, 2015, 130: 13 - 22.
- 18 李修华,李民赞,WON SUK Lee,等. 柑桔黄龙病的可见-近红外光谱特征[J]. *光谱学与光谱分析*, 2014, 34(6): 1553 - 1559.  
LI Xiuhua, LI Minzhan, WON SUK Lee, et al. Visible - NIR spectral feature of citrus greening disease[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2014, 34(6): 1553 - 1559. (in Chinese)
- 19 邓晓玲,唐伟文. 应用 PCR 技术检测柑桔黄龙病病原的研究[J]. *华南农业大学学报*, 1996, 17(3): 119 - 120.  
DENG Xiaoling, TANG Weiwen. The studies on detection of citrus Huanglongbing pathogen by polymerase chain reaction [J]. *Journal of South China Agricultural University*, 1996, 17(3): 119 - 120. (in Chinese)
- 20 袁亦文,蒋自珍,王德善. 柑橘黄龙病病情分级标准探讨[J]. *浙江农业科学*, 2010(1): 121 - 123.  
YUAN Yiwen, JIANG Zhizhen, WANG Deshan. Study on classification standard of Citrus Huanglongbing disease [J]. *Zhejiang Agricultural Science*, 2010(1): 121 - 123. (in Chinese)
- 21 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 - 231.  
LI Jiangbo, RAO Xiuqin, YING Yibin, et al. Detection of navel oranges canker based on hyperspectral imaging technology [J]. *Transactions of The CSAE*, 2010, 26(8): 222 - 231. (in Chinese)
- 22 刘燕德,邓清. 基于高光谱成像技术的脐橙叶片的叶绿素的含量及其分布测量[J]. *发光学报*, 2015, 36(8): 30 - 35.  
LIU Yande, DENG Qing. Measurement of chlorophyll distribution in navel orange leaves based on hyperspectral imaging technique [J]. *Chinese Journal of Luminescence*, 2015, 36(8): 30 - 35. (in Chinese)



- 2010, 29(5): 883 - 890.
- ZHU Xiaohua, DING Jingjing, LIU Yansui, et al. Construction and application of land use classification system on village scale: A case study of Paizi Village, Lun zhen, Yucheng City, Shandong Province [J]. Geographical Research, 2010, 29(5): 883 - 890. (in Chinese)
- 20 孙悦. 基于 eCognition 的卫星遥感影像分析技术[J]. 无线电工程, 2014(3): 35 - 39.
- SUN Yue. Satellite remote sensing image analysis technology based on eCognition [J]. Journal of Signal and Information Processing, 2014(3): 35 - 39. (in Chinese)
- 21 乔婷, 张怀清, 陈永富, 等. 基于 NDVI 分割与面向对象的东洞庭湖湿地植被信息提取技术[J]. 西北林学院学报, 2013, 28(4): 170 - 175.
- QIAO Ting, ZHANG Huaqing, CHEN Yongfu, et al. Extraction of vegetation information based on NDVI segmentation and object-oriented method [J]. Journal of Northwest Forestry University, 2013, 28(4): 170 - 175. (in Chinese)
- 22 许辉熙, 敬小东. 基于无人机遥感和 GIS 技术的土地利用快速详查方法研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2013(9): 11 - 14.
- XU Huixi, JING Xiaodong. Study on land use rapid investigation method using unmanned aerial vehicles remote sensing and GIS technology [J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2013(9): 11 - 14. (in Chinese)
- 23 马洋洋, 张彩霞, 张继超, 等. 辅以 NDVI/DEM 的面向对象木薯提取方法研究——以广西壮族自治区武鸣县为例[J]. 地理与地理信息科学, 2015, 31(1): 49 - 53.
- MA Yangyang, ZHANG Caixia, ZHANG Jichao, et al. Research on object-oriented classification method assisted with NDVI/DEM in extracting cassava: taking Wuming County for example [J]. Geography and Geo-Information Science, 2015, 31(1): 49 - 53. (in Chinese)
- 24 吴海燕, 卢远. 基于 eCognition 面向对象分类方法的水稻种植面积提取[J]. 广西师范学院学报: 自然科学版, 2014, 31(2): 81 - 87.
- WU Haiyan, LU Yuan. Extraction of rice planting area based on eCognition object-oriented classification [J]. Journal of Guangxi Teachers Education University: Natural Science Edition, 2014, 31(2): 81 - 87. (in Chinese)
- 25 王利民, 刘佳, 杨玲波, 等. 基于无人机影像的农情遥感监测应用[J]. 农业工程学报, 2013, 29(18): 136 - 145.
- WANG Limin, LIU Jia, YANG Lingbo, et al. Applications of unmanned aerial vehicle images on agricultural remote sensing monitoring [J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(18): 136 - 145. (in Chinese)
- 26 王久玲, 黄进良, 王立辉, 等. 面向对象的时相 HJ 星影像甘蔗识别方法[J]. 农业工程学报, 2014, 30(11): 145 - 151.
- WANG Jiuling, HUANG Jinliang, WANG Lihui, et al. Identification of sugarcane based on object-oriented analysis using time-series HJ CCD data [J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(11): 145 - 151. (in Chinese)
- 27 袁定波. 面向对象的土地覆盖信息提取方法的研究[D]. 南昌: 南昌大学, 2012.
- 28 刘常娟. 面向对象分类方法在土地调查中的可行性研究[D]. 长沙: 中南大学, 2008.
- 29 贾永红. 数字图像处理[M]. 2 版. 武汉: 武汉大学出版社, 2010.
- 30 MEYER G E, NETO J C. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 63(2): 282 - 293.

(上接第 238 页)

- 23 黄双萍, 洪添胜, 岳学军, 等. 基于高光谱的柑橘叶片磷含量估算模型实验[J]. 农业机械学报, 2013, 44(4): 202 - 207, 195.
- HUANG Shuangping, HONG Tiansheng, YUE Xuejun, et al. Hyperspectral estimation model of total phosphorus content for citrus leaves [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(4): 202 - 207, 195. (in Chinese)
- 24 刘雪梅, 章海亮. 基于 DPLS 和 LS-SVM 的梨品种近红外光谱识别[J]. 农业机械学报, 2012, 43(9): 160 - 164.
- LIU Xuemei, ZHANG Hailiang. Identification of varieties of pear using near infrared spectra based on DPLS and LS-SVM model [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(9): 160 - 164. (in Chinese)
- 25 迟茜, 王转卫, 杨婷婷, 等. 基于近红外高光谱成像的猕猴桃早期隐性损伤识别[J]. 农业机械学报, 2015, 46(3): 235 - 241.
- CHI Qian, WANG Zhuanwei, YANG Tingting, et al. Recognition of early hidden bruises on kiwifruits based on near-infrared hyperspectral imaging technology [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(3): 235 - 241. (in Chinese)
- 26 高洪智, 卢启鹏, 丁海泉, 等. 基于连续投影算法的土壤总氮近红外特征波长的选取[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(11): 2951 - 2955.
- GAO Hongzhi, LU Qipeng, DING Haiquan, et al. Choice of characteristic near-infrared wavelengths for soil total nitrogen based on successive projection algorithm [J]. Spectroscopy and Spectral, 2009, 29(11): 2951 - 2955. (in Chinese)