

基于激光诱导击穿光谱鉴别柑橘黄龙病

代文静¹, 秦宏坤², 徐未¹, 何玉韩³, 李敏², 王朝晖^{1*}

(1. 厦门大学化学化工学院, 谱学分析与仪器教育部重点实验室, 福建 厦门 361005; 2. 赣南师范大学脐橙学院, 国家脐橙工程技术研究中心, 中美柑橘黄龙病联合实验室, 江西 赣州 341000; 3. 赣南师范大学地理与环境工程学院, 江西省城市固废低碳循环技术重点实验室, 江西 赣州 341000)

摘要: [目的] 柑橘黄龙病因传播速度极快且没有根治的方法, 对柑橘的产量与品质造成了严重威胁。激光诱导击穿光谱(laser induced breakdown spectroscopy, LIBS)具有样品处理简单、检测速度快等优点, 结合化学计量学算法可实现柑橘黄龙病的快速鉴别。[方法] 以健康和患黄龙病的脐橙(*Citrus sinensis*)叶片为研究对象, 首先采集叶片在中心波长 390, 516, 589, 616 和 646 nm 处的 LIBS 数据, 而后分别采用主成分分析(principal component analysis, PCA)、偏最小二乘判别分析(partial least squares discriminant analysis, PLS-DA)、正交 PLS-DA(orthogonal PLS-DA, OPLS-DA)等方法对光谱数据进行建模分析, 最后对比不同模型对输入数据的分离效果以及对黄龙病的判别准确率。[结果] 在对脐橙叶片是否患黄龙病的判别研究中, OPLS-DA 模型训练集和验证集准确率均达到 100.00%, 在对轻度患黄龙病的判别研究中, 训练集准确率为 92.86%, 验证集准确率为 72.22%。[结论] LIBS 结合 OPLS-DA 方法能够准确识别出健康和患黄龙病的脐橙叶片, 在一定程度上可实现对轻度患病脐橙叶片和重度患病脐橙叶片的区分, 有利于黄龙病的早期诊断。该研究结果对于黄龙病的鉴别具有重要意义。

关键词: 激光诱导击穿光谱; 柑橘; 黄龙病; 正交偏最小二乘判别分析

中图分类号: O657.38

文献标志码: A

文章编号: 0438-0479(2025)05-0768-07

Identification of citrus Huanglongbing based on laser induced breakdown spectroscopy

DAI Wenjing¹, QIN Hongkun², XU Wei¹, HE Yuhang³, LI Min², WANG Zhaohui^{1*}

(1. Key Laboratory of Spectrochemical Analysis & Instrumentation, Ministry of Education, College of Chemistry and Chemical Engineering, Xiamen University, Xiamen 361005, China; 2. National Navel Orange Engineering Research Center, China-USA Citrus Huanglongbing Joint Lab, College of Navel Orange, Gannan Normal University, Ganzhou 341000, China; 3. Jiangxi Provincial Key Laboratory of Low-carbon Solid Waste Recycling, School of Geography and Environmental Engineering, Gannan Normal University, Ganzhou 341000, China)

Abstract: [Objective] Citrus Huanglongbing (HLB) is a severe threat to citrus production and quality due to its rapid spread and incurable characteristics. Laser induced breakdown spectroscopy (LIBS) offered advantages of simple sampling and fast detection. When combined with chemometric algorithms, it has the potential for rapid detection of citrus HLB. [Methods] In this study, healthy and HLB-infected navel orange (*Citrus sinensis*) leaves were used as research subjects. The LIBS spectra centered at 390, 516, 589, 616 and 646 nm were collected from 222 leaves (with each leaf reconstructed as a single spectrum) using 800 nm laser pulses (about 100 fs pulse duration, 100 μ J pulse energy). The spectra were then randomly divided into training set and validation set in an

收稿日期: 2023-11-01 录用日期: 2024-03-29

基金项目: 国家自然科学基金(22072121)

* 通信作者: zhwang@xmu.edu.cn

引文格式: 代文静, 秦宏坤, 徐未, 等. 基于激光诱导击穿光谱鉴别柑橘黄龙病[J]. 厦门大学学报(自然科学版), 2025, 64(5): 768-774.

Citation: DAI W J, QIN H K, XU W, et al. Identification of citrus Huanglongbing based on laser induced breakdown spectroscopy [J]. J Xiamen Univ Nat Sci, 2025, 64(5): 768-774. (in Chinese)



approximate 3 : 1 ratio. Principal component analysis (PCA), partial least squares discriminant analysis (PLS-DA), and orthogonal PLS-DA (OPLS-DA) were applied to model and analyze the spectral data, respectively. The efficiency of data separation of each model and the accuracy in distinguishing HLB infection were evaluated. In addition, the ability to discriminate between different degrees of infection in navel orange leaves was assessed. [Results] The LIBS spectra showed that the intensities of the Ca (II) and Mg (I) characteristic spectral lines were higher in healthy leaves than in HLB-infected leaves. This is likely because HLB damages the roots and obstructs the phloem of navel oranges, which affected the absorption of mineral elements by the root system. In the discrimination of HLB infection, score plots from PCA, PLS-DA, and OPLS-DA were compared. Significant overlaps between healthy and HLB-infected leaves was observed in PCA and PLS-DA score plots, whereas the OPLS-DA model showed the best data separation ability. The OPLS-DA model reached 100. 00% accuracy for both the training and validation sets. The fitting indices, R_X^2 and R_Y^2 of the OPLS-DA model, were 0. 889 and 0. 988, respectively, and the prediction index Q^2 was 0. 917. To further verify the effectiveness of the OPLS-DA modeling, a permutation test was conducted. The Q^2 of the original model was greater than that of the randomly permuted Y-observations, and the intersection of the Q^2 regression line on the Y-axis was below 0. These results indicated that the model was valid and not overfitted. For discrimination of the degree of HLB infection, the score plots showed relatively small difference between mildly and severely infected navel orange leaves. The accuracies in distinguishing mild HLB of training and validation sets were 92. 86% and 72. 22%, respectively. [Conclusions] This study demonstrated that LIBS combined with OPLS-DA discriminant model enables fast and accurate detection of HLB infection. This approach could effectively distinguish between the healthy and HLB infected navel orange leaves, with no false positives in either training or validation sets. To a certain extent, it could also distinguish the mildly infected navel orange leaves with relatively high accuracy. Therefore, LIBS combined with OPLS-DA has the potential for early diagnosis of HLB infection. These findings are of great significance for the development of rapid identification methods for HLB.

Keywords: laser induced breakdown spectroscopy; citrus; Huanglongbing; orthogonal partial least squares discriminant analysis

柑橘是我国水果种植规模和产量最大的一类水果,也是中国南方地区重要的经济水果^[1]. 柑橘黄龙病是一种毁灭性的柑橘病害,被称为柑橘的癌症. 黄龙病是由革兰氏阴性细菌引起的韧皮部感染,患病植株表现为树叶黄化,果实畸形,变小,出现“红鼻子果”或“青果”等症^[2]. 黄龙病主要靠柑橘木虱传播,传染性极强,危害性大. 在我国 10 多个省的 3 000 多个县,合计百万亩的柑橘园曾经遭到黄龙病的破坏,严重影响柑橘的产量和品质^[3]. 目前,还无有效治疗黄龙病的方法,对患病植株一般采用挖除并焚烧的处理方法^[4].

目前诊断黄龙病的方法有田间症状观察法、聚合酶链式反应 (polymerase chain reaction, PCR) 诊断法和光谱检测法等. 田间症状观察法是根据柑橘植株的外部特征进行诊断,具有很大的主观性,并且分析结果易受营养不良和其他病虫害的影响^[5]. 许美容等^[6]研究了 1 839 份不同症状的柑橘叶片及果实样品,发现田间症状观察法具有较高的假阳性 (8. 2%) 和假阴性 (50%). 此外,植株缺乏某些营养元素 (如 Fe、Mn、Zn 等) 也会使叶片出现类似黄龙病的黄化现象,这会大大影响诊断者的判断^[7]. PCR 诊断法相对田间症状观察法准确率较高,但操作较为复杂,采样和检测需要较长时间,对于大片果园来说,该方法会产生大量的时间和经济成本,不利于实际农业生产^[8]. 此外,

PCR 技术需要一定的细菌浓度才能准确检测出病原体,即在植株最初感染的几年中,PCR 技术难以识别出黄龙病^[9]. 另外,在用光谱检测法鉴别黄龙病方面,研究者也做了很多工作. Deng 等^[8]使用高光谱技术结合神经网络法对感染黄龙病的植株进行检测,得到病害在冠层中的分布. Sankaran 等^[10]采用可见-近红外光谱结合线性判别分析、二次判别分析、K-最临近算法以及簇类的独立软模式法对柑橘园的黄龙病进行鉴别分析,发现二次判别分析准确率最高,可达到 95%. 然而,高光谱和近红外光谱均存在谱图处理较为复杂的缺点.

如上所述,目前急需开发一种快速且准确的方法来检测柑橘黄龙病. 激光诱导击穿光谱 (laser induced breakdown spectroscopy, LIBS) 技术是利用脉冲激光聚焦在样品表面形成等离子体,然后对其中原子、离子或分子的发射光谱进行研究^[11],无需复杂的样品处理过程,在植物分类鉴别、重金属和微量元素分析等方面发展了很多研究路线,并取得很多重要成果^[12-16]. 在植物鉴别分类研究中,刘燕德等^[13]利用 LIBS 技术结合偏最小二乘判别分析 (partial least squares discriminant analysis, PLS-DA) 模型实现了对油茶炭疽病的检测,识别准确率高达 90% 以上. 在元素分析方面,汤泉等^[14]利用元素成像 LIBS 技术实现对植物体内多种重金属的同时分析,对于研究环境

水体重金属污染的植物修复机理具有重要意义. 在定量研究方面,徐聪等^[15]利用 LIBS 检测水稻叶片中重金属元素 Cd 的含量,检测限为 3.03 mg/kg,证明了 LIBS 检测水稻叶片 Cd 的可行性. 张大成等^[16]利用 LIBS 研究了 3 种水果中微量元素的相对含量差异,为食品安全检测提供了新的思路.

LIBS 可以扫描脐橙叶片的不同位置,确保取样的均匀性,并具有较宽的光谱范围,在柑橘黄龙病检测中具有很大的潜力^[17-18]. 近期,欧阳爱国等^[19]利用 LIBS 融合光谱结合 PLS-DA 的方法对柑橘黄龙病进行研究,发现与单独光谱相比,融合光谱在识别黄龙病方面具有更高的准确率. 而丁琪萍等^[20]对比了 LIBS 结合不同化学计量学算法鉴别分析黄龙病的效果,结果显示,LIBS 结合主成分分析(principal component analysis,PCA)和多层感知器(multilayer perceptron,MLP)分类模型对黄龙病与健康脐橙叶片的分类效果最佳,训练集准确率为 99.43%,预测集准确率为 98.48%. Ranulfi 等^[21]利用 LIBS 实现了对健康、黄龙病有症状和黄龙病无症状柑橘叶片的识别,准确率为 73%.

与传统的 PLS-DA 相比,正交 PLS-DA(orthogonal PLS-DA,OPLS-DA)能有效减少无关的光谱信息对分类的干扰,提高检测准确性. 本研究分析了健康脐橙(*Citrus sinensis*)叶片和患有不同程度黄龙病的脐橙叶片的 LIBS 谱图,并对其光谱数据进行建模分析,将 LIBS 与 OPLS-DA 相结合来检测柑橘黄龙病,以期为黄龙病的鉴别分析提供新的思路.

1 实验部分

1.1 样品制备

黄龙病会破坏叶绿体结构,影响叶片的光合作用,最终导致叶片黄化^[22],可按照黄化程度辨别是否患黄龙病及患病的程度^[20-21]. 本研究将健康果树上采集的叶片定义为健康,将采自患黄龙病树上的叶片叶面黄化面积 $\leq 20\%$ 的定为轻度患病, $>20\%$ 的定为重度患病. 以健康、轻度患病和重度患病叶片各 74 片为研究对象,如图 1 所示. 在实验前,叶片均置于 4 °C 的冰箱中保存以保证实验所用叶片为新鲜的脐橙叶片. 实验时用去离子水清洗叶片表面,并用纸巾擦干,以排除表面污染物和水渍对实验结果的影响. 清洗好的样品分类整理装入自封袋密封,以确保样品不被污染.

1.2 仪器与设备

采用的 LIBS 光路和样品架等实验装置由实验室



图 1 健康叶片、轻度和重度患黄龙病的叶片
Fig. 1 Healthy leaves, mildly and severely Huanglongbing-infected leaves

自主搭建^[11]. 如图 2 所示,飞秒激光系统(Coherent Ltd., Legend Elite Duo)产生的激光(中心波长 800 nm,脉宽约 100 fs,脉冲能量约 6 mJ,重复频率 1 kHz)经过衰减片调节后经透镜 1(焦距 150 mm)聚焦在样品表面,样品置于二维平移台上,用来调节激光灼烧样品的位置. 信号光由透镜 2(焦距 100 mm)缩束和透镜 3(焦距 300 mm)准直,再通过反射镜 3 和 4 进入光谱仪(ANDOR SR-750-A-R). 通过增强型电荷耦合器器件(ICCD, ANDOR iStar)记录光谱信号.

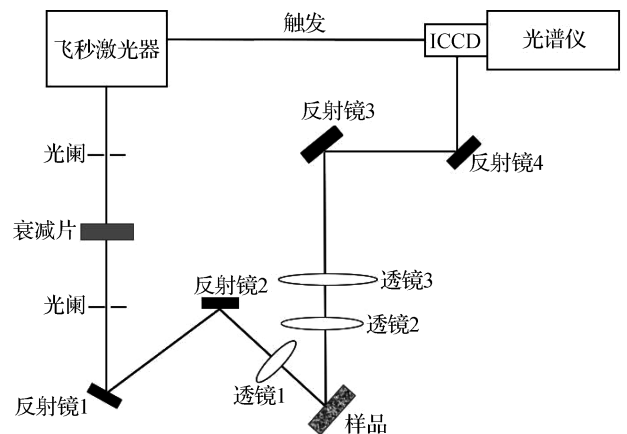


图 2 LIBS 实验装置
Fig. 2 LIBS experimental setup

1.3 采谱及数据处理

光谱数据采集在实验室内(温度 22.4~22.8 °C,相对湿度 38%~41%)进行,激发光的脉冲能量为 100 μ J,激发脉冲到达样品 50 ns 后采集光谱,ICCD 门宽为 5 000 ns,光谱仪狭缝宽度为 0.2 mm,采谱时间为 1 s,每个样品采谱 10 次. 将叶片固定在平移台上,平移台带动叶片移动,分别在中心波长 390,516,589,616 和 646 nm 处随机选取叶片位置进行采谱,将采集到的 5 段 LIBS 拼接在一起作为 1 张谱图,共得到 222 张光谱图.

图 3(a)是健康叶片各中心波长平均谱图扣除连续背景后拼接成的谱图. 图 3(b)为典型的脐橙叶片的 LIBS 谱图. 由于实验中 ICCD 门宽和激光能量相对较大, 在 50 ns 延时下仍有部分连续背景存在, 原始光谱

包括连续的背景信号和线状的元素信号. 为了提高模型的稳定性和预测能力, 使用 Origin 软件中提供的标准方法扣除连续背景信号, 扣除连续背景后光谱信号整体趋势不变.

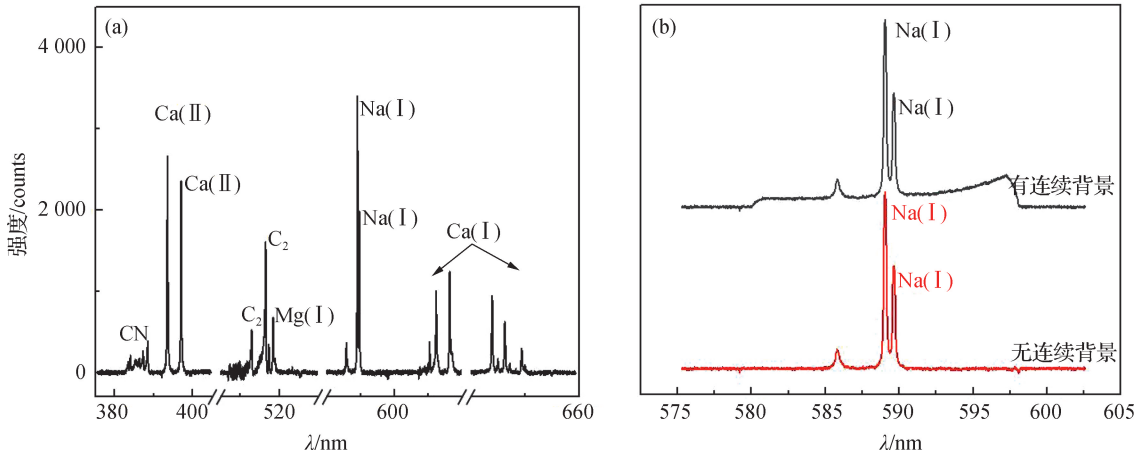


图 3 扣除连续背景的各波段拼接光谱(a)和中心波长 589 nm 处光谱扣除连续背景信号的前后对比(b)

Fig. 3 Spliced spectrum of each band without continuous background (a), and comparison of the spectrum centered at 589 nm before and after subtracting continuous background (b)

已有研究表明合理的信号预处理可以提高预测的准确性^[23]. 本研究发现平滑处理、一阶导数、二阶导数、归一化、多元散射矫正、标准正态变换等预处理方法并不能显著提高本研究模型的预测准确率, 因此仅使用背景扣除方法对信号进行预处理.

对数据进行光谱预处理后, 将实验得到的 222 张光谱图按近似 3 : 1 的比例随机分为训练集与验证集. 建模时对数据使用帕累托变量缩放 (Pareto, Par) 来突出高信号强度的变化而减弱低信号强度的变化, 再分别使用 PCA、PLS-DA 和 OPLS-DA 算法对 LIBS 数据建模. 根据模型参数、训练集与验证集准确率来探究适用于判别柑橘黄龙病的最佳模型.

损, 韧皮部阻塞, 进而影响根系对矿质元素的吸收. 由于 LIBS 信号强度易受实验条件和叶片结构的影响, 采用化学计量学的方法进一步对 LIBS 数据进行建模分析.

2 结果与讨论

2.1 光谱分析

对每类叶片采集的光谱数据进行平均, 患不同程度黄龙病的叶片的 LIBS 平均光谱及其归属如图 4 所示. 在波长 393.40 和 396.87 nm 处健康叶片 Ca (II) 的强度分别为 2 657 和 2 361 counts, 轻度患病叶片为 1 929 和 1 631 counts, 重度患病叶片为 2 422 和 2 024 counts. 在波长 518.40 nm 处健康叶片、轻度患病叶片和重度患病叶片的 Mg(I) 的强度分别为 662, 356 和 316 counts. 总体来看健康叶片 Ca 和 Mg 的强度高于患病叶片, 其原因可能是黄龙病感染使脐橙根系受

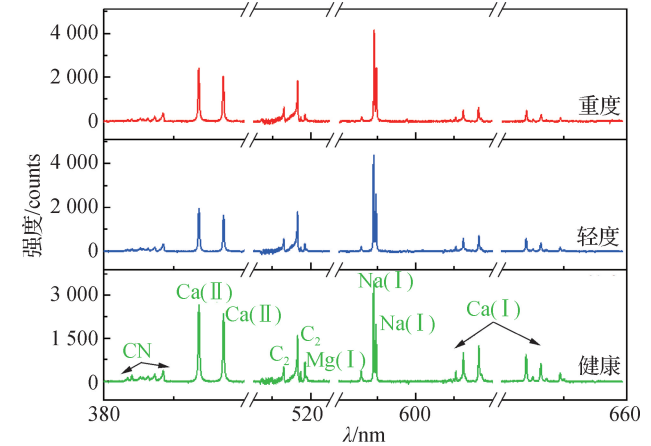


图 4 健康叶片、轻度和重度患黄龙病叶片的 LIBS 谱图
Fig. 4 LIBS spectra of healthy leaves, mildly and severely Huanglongbing-infected leaves

2.2 化学计量学分析

化学计量学是通过数学及统计的方法, 从一组复杂的实验数据中提取信息的一门技术. PCA 是一种无监督的分类模式, 它是将复杂的多维数据通过线性组合转换为综合的低维数据即主成分, 其本质是数据降维. 按照第一主成分拥有最大方差为原则来保证其中包含最

多的信息,并且每一主成分之间是相互正交的^[24]. PCA 得分图可以表示 LIBS 数据之间的相似性. 图 5(a)是健康叶片和患黄龙病叶片的 PCA 得分图,可以看出健康和患黄龙病叶片在得分图中重叠较为严重,无法将二者区分开来. 原因是健康叶片和患黄龙病叶片的光谱数据相似性比较大,在元素种类以及含量上比较接近. PCA 能在很大程度上保留样本的有效信息,但不能通过得分图对样本做出准确分类,不能定量给出判别准确率.

PLS-DA 是基于偏最小二乘回归方法,分别对采集到的 LIBS 数据 X 和分类变量 Y 同时提取主成分,将其投影到一个低维空间,使同一类别的数据点尽可能接近,不同类别的数据点尽可能远离,建立回归模型. PLS-DA 模型中每一个观测变量都对应一个预测变量,属于有监督的分类模式^[25]. 图 5(b)是 PLS-DA 模型的得分图,可以看出健康叶片大部分位于得

分图的左下部分,患黄龙病叶片大部分位于得分图的右上部分. 与 PCA 仅对 LIBS 数据做简单降维处理相比,PLS-DA 的判别能力更强,但是健康叶片与患黄龙病叶片在得分图中仍有部分重叠,分类效果不佳.

作为另一种有监督的分类模式,OPLS-DA 是在 PLS-DA 的基础上,对 LIBS 数据 X 进行正交变化的校正,去除自变量 X 中与分类变量 Y (是否患病)无关的数据变异^[26],可以提高模型的拟合度和预测能力. 从图 5(c) OPLS-DA 模型的得分图可以很明显地看出,健康叶片和患黄龙病叶片各自聚类效果良好,二者在得分图上并未出现重叠,具有较好的分类效果. 相较于 PLS-DA 模型,OPLS-DA 模型将 X 变量中的系统变异分为两部分,即与分类变量 Y 相关的部分和正交的部分,随着正交变异组分的增加,可以提供更多的解释性和减少结果的误差^[27].

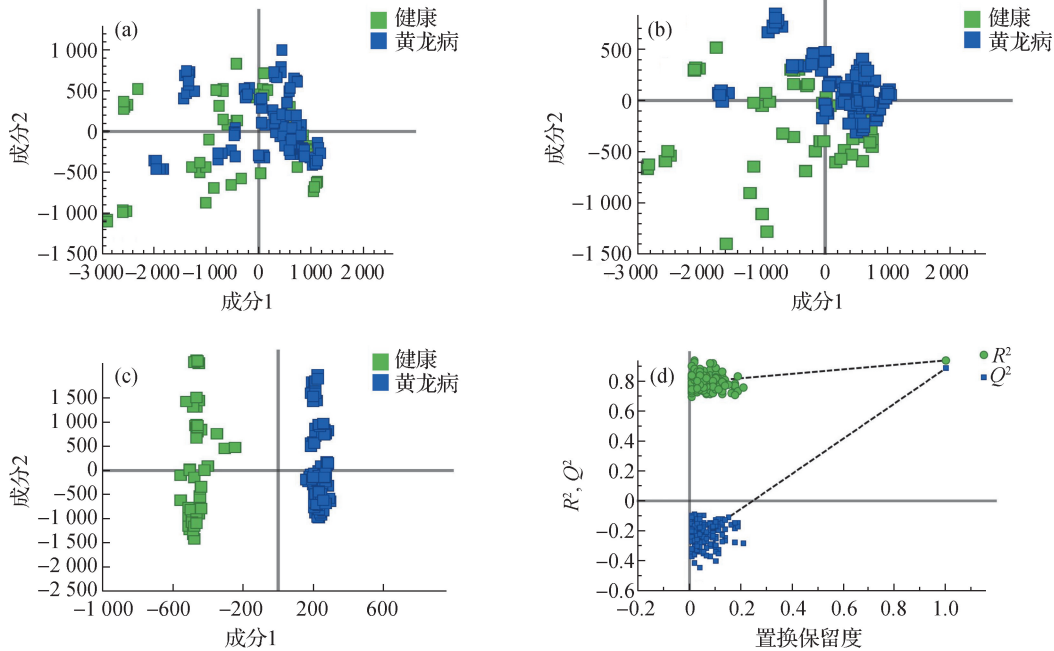


图 5 健康叶片和患黄龙病叶片的 PCA(a)、PLS-DA(b)、OPLS-DA(c)模型得分;OPLS-DA 模型置换检验(d)

Fig. 5 Scores for healthy and Huanglongbing-infected leaves from PCA (a), PLS-DA (b), and OPLS-DA (c) models; permutation test of the OPLS-DA model (d)

PLS-DA 和 OPLS-DA 模型的性能参数有拟合指数和预测指数,拟合指数 R^2 (R_X^2 表示 X 的拟合指数, R_Y^2 表示 Y 的拟合指数)用来表示模型的稳定性,预测指数 Q^2 用来表示模型的预测能力,二者大于 0.5 表示模型效果可以接受,越接近 1 表示模型效果越好. 从表 1 的模型参数可以看出,OPLS-DA 的模型稳定性和预测能力都要优于 PLS-DA.

为了判断 OPLS-DA 模型的准确率,分别将训练

表 1 PLS-DA 和 OPLS-DA 模型的性能参数

Tab. 1 Performance parameters of PLS-DA and OPLS-DA models

方法	R_X^2	R_Y^2	Q^2
PLS-DA	0.840	0.519	0.490
OPLS-DA	0.889	0.988	0.917

集和验证集代入 OPLS-DA 模型. 结果表明, 无论是训练集还是验证集都没有出现误判的情况, 说明 OPLS-DA 建模方法在区分脐橙健康叶片和患黄龙病叶片方面是可行的, 且效果很好.

建模时包含的信息越多, 模型的拟合程度越高, 但过多的信息也会包含更多的噪声信息, 导致预测效果不佳. 为了验证模型的有效性, 使用排列实验的方法, 在保证数据 X 不变的情况下, 对 Y 变量进行重新排列, 然后对比重新排列模型与原始模型的 R^2 和 Q^2 , 并对重新排列模型的 R^2 、 Q^2 和原始模型的 R^2 、 Q^2 作回归线. 若重新排列所得模型的预测指数 Q^2 均小于原始模型或是回归线与 Y 轴交点小于 0, 则表明模型质量较好, 模型没有出现拟合. 图 5(d) 是对模型进行 200 次置换检验的结果, 置换保留度在 0.1 附近的是重新排列模型所得的 R^2 和 Q^2 , 置换保留度为 1 的是原始模型的 R^2 和 Q^2 . 从图中可以看出原始模型的 Q^2 均大于重新排列模型, Q^2 回归线与 Y 轴交点小于 0, 证明模型没有出现拟合, 模型是有效的.

2.3 OPLS-DA 模型对轻度患病叶片的判别分析

黄龙病是一种传播速度非常快的疾病, 因此黄龙病的早期发现对于预防和治理极为重要. 本研究进一步分析了 OPLS-DA 模型在检测早期黄龙病中的可行性. 图 6 是健康叶片、轻度和重度患黄龙病叶片的得分图, 可以看出轻度和重度患黄龙病叶片的数据差异较小, 可能是因为两者较为相似, 相较于健康叶片来说, 二者较难区分.

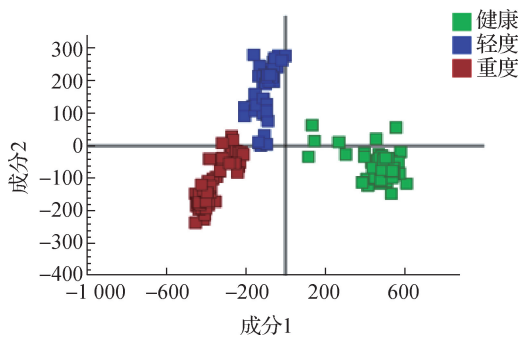


图 6 健康叶片、轻度和重度患黄龙病叶片的 OPLS-DA 得分图
Fig. 6 OPLS-DA scores of healthy leaves, mildly and severely Huanglongbing-infected leaves

为了分析 OPLS-DA 模型对轻度患病叶片判别的准确率, 本研究分别将训练集和验证集代入 OPLS-DA 模型. 训练集中健康叶片判别准确率为 98.21%, 有 1 个健康叶片误判为轻度患病叶片; 轻度患病叶片判别准确

率为 92.86%, 其中 4 个轻度患病叶片被误判为重度患病叶片; 重度患病叶片判别准确率为 100.00%; 训练集整体准确率为 97.02%. 验证集对健康叶片和重度患病叶片的判别准确率均为 100.00%, 对轻度患病叶片的判别准确率为 72.22%, 验证集整体准确率为 90.74%. 验证集中少量轻度患病叶片被误判, 这是因为患病叶片之间差异性较小, 重度患病叶片会对轻度患病叶片的判别分析产生干扰.

3 结 论

本研究通过采集脐橙健康叶片和患黄龙病叶片的 LIBS 谱图, 发现健康叶片的 Ca 和 Mg 的平均强度高于患病叶片. 在不同判别模型中, OPLS-DA 模型拟合指数 R_x^2 为 0.889, R_y^2 为 0.988, 预测指数 Q^2 为 0.917, 该模型最稳定且具有最强的预测能力. 在本研究样本数量下, 对黄龙病患病判别中 OPLS-DA 模型训练集和验证集的准确率均达到 100.00%. 对早期黄龙病的判别中, OPLS-DA 模型训练集准确率为 92.86%, 验证集准确率为 72.22%. 研究发现, 基于 LIBS 结合 OPLS-DA 的方法来检测柑橘黄龙病是可行的, 为检测柑橘黄龙病提供了新思路.

参考文献:

- [1] 伊华林, 刘慧宇. 我国柑橘品种分布特点及适地适栽品种选择探讨[J]. 中国果树, 2022(1): 1-7.
- [2] 程春振, 曾继吾, 钟云, 等. 柑橘黄龙病研究进展[J]. 园艺学报, 2013, 40(9): 1656-1668.
- [3] ZHOU C Y. The status of citrus Huanglongbing in China [J]. Tropical Plant Pathology, 2020, 45(3): 279-284.
- [4] GARCIA-RUIZ F, SANKARAN S, MAJA J M, et al. Comparison of two aerial imaging platforms for identification of Huanglongbing-infected citrus trees [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2013, 91(1): 106-115.
- [5] 王爱民, 邓晓玲. 柑桔黄龙病诊断技术研究进展[J]. 广东农业科学, 2008, 35(6): 101-103.
- [6] 许美容, 陈燕玲, 邓晓玲. 柑橘黄龙病症状与“*Candidatus Liberibacter asiaticus*”PCR 检测结果的相关性分析[J]. 植物病理学报, 2016, 46(1): 367-373.
- [7] BARBEDO J G A. A review on the main challenges in automatic plant disease identification based on visible range images [J]. Biosystems Engineering, 2016, 144: 52-60.
- [8] DENG X L, ZHU Z H, YANG J C, et al. Detection of citrus Huanglongbing based on multi-input neural network model of UAV hyperspectral remote sensing [J]. Remote

- Sensing,2020,12(17):2678.
- [9] SANCHEZ L, PANT S, XING Z L, et al. Rapid and noninvasive diagnostics of Huanglongbing and nutrient deficits on citrus trees with a handheld Raman spectrometer[J]. *Analytical and Bioanalytical Chemistry*, 2019, 411(14):3125-3133.
- [10] SANKARAN S, MISHRA A, MAJA J M, et al. Visible-near infrared spectroscopy for detection of Huanglongbing in citrus orchards [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2011, 77(2):127-134.
- [11] 宁倩倩, 杨佳浩, 刘晓琳, 等. 时间分辨飞秒激光诱导击穿光谱的设计与研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2023, 43(4):1083-1087.
- [12] SANTOS D, NUNES L C, DE CARVALHO G G A, et al. Laser-induced breakdown spectroscopy for analysis of plant materials: a review [J]. *Spectrochimica Acta Part B: Atomic Spectroscopy*, 2012, 71/72:3-13.
- [13] 刘燕德, 高雪, 姜小刚, 等. 激光诱导击穿光谱的油茶炭疽病检测[J]. *光谱学与光谱分析*, 2020, 40(9):2815-2820.
- [14] 汤泉, 钟敏嘉, 殷鹏鲲, 等. 基于激光诱导击穿光谱对重金属胁迫下的植物体内元素成像分析[J]. *光谱学与光谱分析*, 2023, 43(5):1485-1488.
- [15] 徐聪, 范爽, 徐琢频, 等. 基于激光诱导击穿光谱检测水稻叶片镉的研究[J]. *量子电子学报*, 2020, 37(3):363-369.
- [16] 张大成, 马新文, 朱小龙, 等. 激光诱导击穿光谱应用于三种水果样品微量元素的分析[J]. *物理学报*, 2008, 57(10):6348-6353.
- [17] RAO G F, HUANG L, LIU M H, et al. Identification of Huanglongbing-infected navel oranges based on laser-induced breakdown spectroscopy combined with different chemometric methods[J]. *Applied Optics*, 2018, 57(29):8738-8742.
- [18] PEREIRA F M V, MILORI D M B P, VENÂNCIO A L, et al. Evaluation of the effects of *Candidatus Liberibacter asiaticus* on inoculated citrus plants using laser-induced breakdown spectroscopy (LIBS) and chemometrics tools[J]. *Talanta*, 2010, 83(2):351-356.
- [19] 欧阳爱国, 刘晓龙, 李斌, 等. 基于激光诱导击穿光谱的柑橘叶片黄龙病检测[J]. *华中农业大学学报*, 2022, 41(1):255-261.
- [20] 丁琪萍, 姚明印, 吴书佳, 等. 脐橙叶片黄龙病鉴别的激光诱导击穿光谱检测研究[J]. *江西农业大学学报*, 2022, 44(4):1015-1022.
- [21] RANULFI A C, ROMANO R A, BEBEACHIBULI MAGALHÃES A, et al. Evaluation of the nutritional changes caused by Huanglongbing (HLB) to citrus plants using laser-induced breakdown spectroscopy[J]. *Applied Spectroscopy*, 2017, 71(7):1471-1480.
- [22] ACHOR D S, ETXEBERRIA E, WANG N, et al. Sequence of anatomical symptom observations in citrus affected with Huanglongbing disease[J]. *Plant Pathology Journal*, 2010, 9(2):56-64.
- [23] COSTA L R, TRUGILHO P F, HEIN P R G. Evaluation and classification of eucalypt charcoal quality by near infrared spectroscopy[J]. *Biomass and Bioenergy*, 2018, 112:85-92.
- [24] 丁捷, 张大成, 王博文, 等. 基于 LIBS 与化学计量学的植物叶片分类研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2021, 41(2):606-611.
- [25] 金文玲. 水稻种子近红外吸收光谱分析及检测研究[D]. 长春:中国科学院大学(中国科学院长春光学精密机械与物理研究所), 2020:1-67.
- [26] TRYGG J, WOLD S. Orthogonal projections to latent structures (O-PLS)[J]. *Journal of Chemometrics*, 2002, 16(3):119-128.
- [27] 周欣, 张琳, 毛婵, 等. 基于化学计量学方法结合正交偏最小二乘判别分析的陈皮饮片 HPLC 指纹图谱研究[J]. *中草药*, 2019, 50(9):2194-2200.

(责任编辑:曾礼娜)