

基于无人机高光谱遥感的柑橘黄龙病植株的监测与分类

兰玉彬^{1,3}, 朱梓豪^{1,3}, 邓小玲^{2,3,4*}, 练碧桢^{2,3},
黄敬易^{1,3}, 黄梓效^{1,3}, 胡洁^{2,3}

(1. 华南农业大学工程学院, 广州 510642; 2. 华南农业大学电子工程学院, 广州 510642; 3. 国家精准农业航空
施药技术国际联合中心, 广州 510642; 4. 广东省农情信息监测工程技术研究中心, 广州 510642)

摘要: 柑橘黄龙病 (Huanglongbing, HLB) 是柑橘产业的毁灭性病害, 及早发现并挖除病株是防治 HLB 的有效手段。通过无人机低空遥感监测大面积果园, 可大大减少 HLB 排查工作量和劳动力。该文获取了无人机低空柑橘果园的高光谱影像, 分别提取并计算健康和感染 HLB 植株冠层的感兴趣区域的平均光谱, 并对初始光谱进行 Savitzky-Golay 平滑、异常数据剔除和光谱变换, 得到原始光谱、一阶导数光谱和反对数光谱 3 种光谱, 对这 3 种光谱采用主成分分析法进行降维, 与全波段信息比较, 分别采用 k 近邻 (kNN) 和支持向量机 (SVM) 进行建模和分类。结果表明, 以二次核 SVM 判别模型对全波段一阶导数光谱的分类准确率达到 94.7%, 对测试集的误判率为 3.36%。表明低空高光谱遥感监测 HLB 的手段具有可行性, 可大大提高果园管理效率和政府防控病情力度。

关键词: 遥感; 无人机; 高光谱; 黄龙病; 柑橘; k 近邻; 支持向量机

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.03.012

中图分类号: TP79

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2019)-03-0092-09

兰玉彬, 朱梓豪, 邓小玲, 练碧桢, 黄敬易, 黄梓效, 胡洁. 基于无人机高光谱遥感的柑橘黄龙病植株的监测与分类 [J]. 农业工程学报, 2019, 35(3): 92-100. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.03.012 <http://www.tcsae.org>
Lan Yubin, Zhu Zihao, Deng Xiaoling, Lian Bizhen, Huang Jingyi, Huang Zixiao, Hu Jie. Monitoring and classification of citrus Huanglongbing based on UAV hyperspectral remote sensing [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2019, 35(3): 92-100. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.03.012 <http://www.tcsae.org>

0 引言

柑橘黄龙病 (Huanglongbing, HLB) 是柑橘植株韧皮受革兰氏阴性细菌感染而造成的毁灭性病害, 最早在中国南方地区发现, 目前已在 40 多个国家发生病情。感染 HLB 的柑橘植株初显症状时, 果树长势会快速衰退, 树叶出现斑驳、黄化, 植株矮小, 果实着色不正常, 呈现“红鼻果”, 品质变差^[1-5]。HLB 有极强的传染能力, 能够迅速感染其他柑橘植株, 对柑橘生产已造成严重影响^[6-7]。HLB 目前尚未有药物可以根治, 尽早挖除病株并对传播病菌的害虫加以防治是最有效的防治方法。而防治 HLB 的最根本的前提就是要快速、及早地检测 HLB。

HLB 的症状较为复杂, 目前检测 HLB 的方法包括田间诊断和实验室生化分析两大类。田间诊断主要依靠人

眼诊断识别, 简单易行且无需设备辅助, 是诊断 HLB 最快速的方法, 但该方法所需知识和经验储备较高, 主观性较强, 准确率不高^[8-9]。实验室生化分析有多种方式检测 HLB^[10-13], 但这些检测方法检测过程较为复杂, 对检测人员专业知识储备要求较高, 检测周期长等, 不利于很好地推广到农业实际生产中。

近些年来, 国内外研究人员将光谱检测技术应该用到柑橘 HLB 的检测中, 致力于研发可实时高效检测 HLB 的技术, 并取得一些进展。孙旭东等^[14]结合峰值比判别模型和偏最小二乘判别模型对健康、缺素和 HLB 这 3 类叶片的高光谱图像进行二步快速诊断, 模型准确率达到 96.7%。Pereira 等^[15]通过分析和比较同一品种的健康和感染 HLB 的柑橘叶片荧光图像, 可在 95% 的置信水平上顺利找到 HLB 病害植株。Pérez 等^[16]通过一种便携式光谱装置上的拉曼光谱结合主成分线性判别分析技术 (principal component analysis-linear discriminant analysis) 判别健康和 HLB 病害植株, 其正确识别率可达到 89.2%。Sankaran 等^[17]利用傅里叶近红外光谱仪对被干燥和粉碎的柑橘叶片进行检测, 对 HLB 的识别率可达到 95%。刘燕德等^[18]在 380~1 080 nm 光谱范围内对 HLB 进行病情等级判别, 对所采集的柑橘叶片高光谱图像按感染病害程度和缺素分成 5 类, 使用偏最小二乘判别分析法 (PLS-DA) 的准确率可达 94.4%。本研究团队成员 Deng

收稿日期: 2018-09-19 修订日期: 2019-01-22

基金项目: 国家自然科学基金 (61675003); 国家重点研发计划项目 (2016YFD0200700); 广东省教育厅平台建设项目 (2015KJHZ007); 广东省领军人才项目 (2016LJ06G689); 广东省省级科技计划项目 (2017B010117010)
作者简介: 兰玉彬, 国家“千人计划”特聘专家, 教授, 博士生导师, 主要从事精准农业航空方向研究。Email: ylan@scau.edu.cn

*通信作者: 邓小玲, 副教授, 主要从事农业航空遥感应用研究。

Email: dengxl@scau.edu.cn

中国农业工程学会高级会员: 兰玉彬 (E041200725S)

Xiaoling 等^[19-21]和梅慧兰等^[22]在实验室环境下, 采用高光谱成像仪以及可见光相机获取图像, 采用了不同的特征提取方法与建模方法进行 HLB 诊断研究, 得出 HLB 无损检测病情分类模型。这些研究展现了高光谱技术对 HLB 的病情诊断有着较高可行性。

无人机低空遥感可实现大面积快速高效的监测, 可大面积作物果园实现智能化种植提供帮助, 开展基于高光谱数据对农作物病虫害的遥感检测是低空农业遥感领域的重要研究方向之一^[23-27]。通过无人机搭载高光谱相机, 可快速获取农作物信息^[28-31]。

本研究主要通过无人机遥感技术获取柑橘冠层高光谱图像, 探索一种可快速高效判别 HLB 病害的方法, 建立 HLB 病害的判别模型。

1 材料与方法

1.1 试验基地概况

本研究试验基地位于广东省惠州市博罗县杨村镇井水龙村柑橘黄龙病绿色防控与新栽培模式研发示范基地 (N23°29'57.81" — N23°29'59.31", E114°28'8.39" — E114°28'12.26"), 海拔 40 m, 试验时间为 2017 年 12 月 9 日正午 11 时至 15 时。当地气候温和湿润, 适宜柑橘等果树种植。本次试验区域的作物品种均为砂糖橘 (*Citrus reticulata* Blancocv Shangtanju), 试验区域种植 9 行, 株间行距 4 m, 株间列距 2.5 m, 共有 334 棵柑橘植株, 柑橘果树分为健康和感染 HLB 病害 2 个类。该试验基地为柑橘黄龙病防控示范基地, 试验区域选用植株长期由华南农业大学黄龙病研究实验室追踪检测, 其感染 HLB 程度皆由 PCR 检测确认。

1.2 数据采集及预处理

试验区域包括健康和感染 HLB 的柑橘植株。本研究使用 ASD 地物光谱仪采集地面高光谱信息, 用无人机搭载 Nano-Hyperspec 微型机载高光谱成像仪采集低空高光谱遥感图像, 分别获取健康和感染 HLB 的柑橘植株冠层的光谱信息。

1.2.1 无人机高光谱数据获取及预处理

本研究中低空遥感系统选用 DJI Matrice 600 Pro 六旋翼无人机 (中国 DJI 公司生产) 作为遥感平台, 该机单臂长 437 mm, 机身含电池质量 10 kg, 飞行时有效载质量 6 kg, 满载续航时间为 15~20 min。

本次试验中使用的高光谱成像传感器为 Nano-Hyperspec (下文简称 Nano) 推扫式微型机载高光谱成像仪 (Headwall 公司生产), 其像素大小为 7.4 μm , 帧频 (满画幅) 大于 200 帧/s, 焦平面分辨率为 640×480 像素, 镜头焦距 17 mm, 集成有 GPS/IMU 模块和数据存储模块, 总存储空间 480 GB。Nano 在电动云台控制下, 可最大限度地减少无人机飞行时横滚、俯仰和偏航震荡等带来的不良影响, 有效提高图像采集的质量。

根据试验区域的实际情况, 在地面控制站上预先设置好飞行高度, 飞行速度和飞行航线, 飞行航迹如图 1 所示。

如图 1 左下角方框所示, 在试验区域的平坦地面上

放置好尺寸为 60 cm×60 cm、反射率为 40% 的漫反射定标板, 且定标板表面无任何杂物和阴影。高光谱成像仪所获取的高光谱影像中应包含有定标板, 影像数据被存储于相机的存储模块中。



图 1 定标板位置与试验区域飞行航线

Fig.1 Position of calibration target and flight route in the test area

无人机的飞行高度为 60 m, 飞行速度为 4~5 m/s, 根据设定的航线飞行并采集数据, 把获取的高光谱影像导入电脑中, 在 Headwall SpectralView 软件完成试验区域原始高光谱数据立方体的辐射校正和几何校正处理, 得到预处理后的高光谱正射影像。高光谱正射影像在 ENVI5.3 软件中进行解译。根据前期的地面调研, 分别建立高光谱影像的健康植株冠层和 HLB 植株冠层样本的兴趣区 (region of interest, ROI)。感染 HLB 的柑橘植株在冠层上并不是都表现出 HLB 的症状, 本研究中在 ENVI5.3 软件中先提取前期调研中感染 HLB 程度严重的柑橘植株冠层的 ROI 光谱, 考虑到感染 HLB 严重的植株冠层并不茂盛, 而感染 HLB 较轻的植株冠层的染病范围并不广, 因此对多个植株进行尝试后, 选用了每个植株绘制 10 个 ROI。对所选取的柑橘植株冠层随机绘制 10 个 ROI, 每个 ROI 为 5×5 的像素矩阵, 通过 ENVI5.3 解译每个 ROI 的光谱曲线, 并以此为参考提取感染 HLB 程度较为轻缓的植株的冠层 ROI。把一个 ROI 当做一个样点, 通过 ENVI5.3 均化处理每个 ROI 的光谱值, 把得到的每个 ROI 的平均光谱作为在该样点的光谱, 得到各样点的光谱数据。

把提取的柑橘植株冠层高光谱数据通过式 (1) 进行反射率转换, 得到柑橘植株冠层的相对光谱反射率。

$$\frac{DN_1}{DN_2} = \frac{\rho_1}{\rho_2} \quad (1)$$

式中 DN_1 为柑橘植株冠层的辐射亮度值, DN_2 为定标板辐射亮度值, ρ_1 为柑橘植株冠层的相对光谱反射率, ρ_2 为定标板光谱反射率。

1.2.2 地面高光谱数据采集

地面高光谱数据与无人机高光谱数据进行同步采集, 采用 ASD FieldSpec HandHeld 2 (下文简称 HH2) 手持式地物光谱仪 (美国 ASD 公司生产) 对试验区域的柑橘植株冠层叶片进行地面高光谱采集, 并以此作为标准检验无人机高光谱影像对应地物光谱的质量。低空与地面所使用的高光谱设备的主要参数如表 1 所示。

在 HLB 专家的指导下, 对试验区域的健康植株采样 30 株, 对所有 HLB 植株进行采样, 对采样的健康植株冠层采集 3 个叶片, 对采样的 HLB 植株每棵分别采集 3 个

症状明显和 3 个症状不明显的叶片，并摘取试验叶片进行 PCR 检测，经确诊，本研究对健康植株和 HLB 植株的采样无误。

采集地面光谱数据时，入射光线不应受到遮挡，避

免阴影遮盖 HH2 探头 25°视场角采集范围，HH2 探头与采集叶片的距离为叶片大小的 2 倍，每采集完一棵柑橘果树的数据，进行一次标准白板校正，标准白板对光谱范围内入射光的漫反射接近 100%。

表 1 2 种高光谱仪器参数的比较
Table 1 Comparison of parameters of 2 hyperspectral instrument

仪器 Instrument	尺寸 Dimension/(cm×cm×cm)	质量 Weight/kg	光谱波段 Spectral wavebands/nm	光谱采样间隔 Spectral sampling interval/nm	光谱分辨率 Spectral resolution	通道个数 Number of channels	数据形式 Data type
Nano-Hyperspec 微型机载高光谱成像仪(Nano)	7.62×7.62×8.7	<0.6	400 ~ 1 000 (VNIR)	≈2.2	6 nm @ 20 μm	270	高光谱影像带
ASD FieldSpec HandHeld 2 手持式地物光谱仪(HH2)	90×140×215	1.2	325 ~ 1 075 (VNIR)	1.5	< 3.0 nm @ 700 nm	—	光谱反射率

1.3 数据处理方法

本文的研究思路如图 2 所示，主要分为数据预处理、数据的特征提取和建模过程。

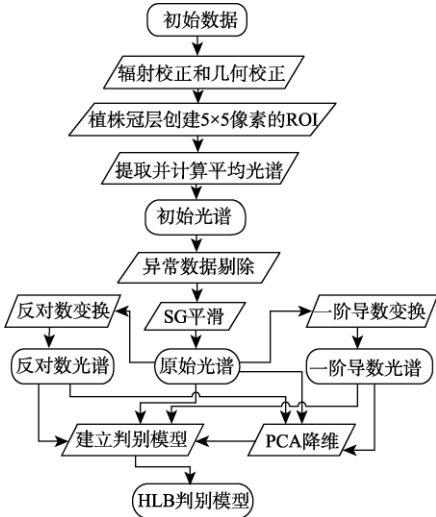


图 2 数据处理流程图
Fig.2 Data processing flow chart

1.3.1 异常数据剔除

对于感染 HLB 病害程度较轻缓的柑橘植株，其冠层生长着健康和感染 HLB 的叶片，对感染 HLB 病害植株所提取的冠层 ROI 区域存在包含健康叶片的可能性；不同植株冠层叶片密集程度不同，个别植株冠层叶片较为稀疏，ROI 所提取区域存在包含土壤的可能性；试验时期果实丰硕，ROI 所提取区域存在包含果实的可能性；因此，对所提取的初始光谱数据进行异常数据剔除对检测模型可靠性至关重要。本研究中通过判定样本光谱曲线到所有样本平均光谱曲线的距离剔除异常样本。

由于 Nano 高光谱相机在获取数据时受到设备内部和外部环境的影响，所获取的高光谱图像在以 401、404、407 nm 为中心波长的波段的图像出现 DN 值为 0 的现象，需要将这 3 个数据异常的光谱波段剔除。因此在本研究中不仅剔除异常光谱样本，也需要剔除异常的光谱波段。

1.3.2 数据平滑与变换

高光谱成像仪在外界因素和设备内部的影响下，易出现“失真”的现象。因此，对初始数据进行去噪和平滑，

有利于获取接近真实状态的光谱信息。Savitzky-Golay 滤波器（简称 SG 平滑）是一种基于多项式、移动窗口和最小二乘法拟合的平滑算子，能够很好地保存原始光谱中的信息，在光谱分析中被广泛应用。

原始光谱通过光谱变换可以增强数据特征，消减干扰，从而更有利于数据的分析。一阶微分光谱（first-order derivative reflectance spectra, FDR）可去除光谱信息中部分线性背景和噪声等地物目标光谱的影响；反对数光谱（inverse logarithmic reflectance spectra, ILR）可以有效放大相似光谱之间的差异。

1.3.3 数据降维

高光谱的波段之间有着很高的相关性，对高光谱数据进行降维可有效减少数据的冗余度；主成分分析法（principal component analysis, PCA）是常用的数据降维方法，能够去除波段间信息的冗余，在保留较多原始数据特征的前提下，减少数据使用的维度。

1.3.4 数据集处理

本研究将光谱变换后的原始光谱、FDR 和 ILR 分别作为样本变量，构建判别模型。建立判别模型之前，首先对 479 个样本按 3：1 的比例划分为训练集和测试集，训练集数据用于判别模型的构建。在模型使用训练集训练阶段，内部采用 K-折叠交叉验证（K-folds cross validation），根据本研究中的训练集有 360 个光谱样本，对 K 的取值为 5；最后用测试集数据对判别模型进行预测。因此，本试验模型的验证包含训练集数据的分类精度以及测试集数据的预测误判率两个指标。

1.4 模型建立方法

本研究使用经典机器学习分类方法中的 k 近邻（k-Nearest Neighbor, kNN）与支持向量机（support vector machine, SVM），分别建立 HLB 分类与检测模型，并进行比较分析。

kNN 通过计算 n 维空间中一个点与其他点的距离或相似度来判断该点与其他点的差异来选择类域，且训练简单、高效。本研究中使用欧式距离（Euclidean Distance）和余弦相似度（Cosine Similarity）作为判别基准建立 kNN 判别模型。

SVM 是机器学习中用来解决二分类问题的监督学习算法，对于高维、非线性的数据问题有着良好分类能力。

引入核函数能够避免高维变换带来的计算复杂性，本研究中分别采用线性核函数（Linear kernel function）、径向基核函数（RBF kernel function）和多项式核函数（Polynomial kernel function）作为核函数进行对比。

2 结果与评价

2.1 无人机高光谱影像数据分析

ASD 系列光谱仪在农业遥感中被广泛使用，其光谱信息于作物长势和病虫害监测有着诸多研究^[32-34]。在本研究中，将 HH2 采集的健康和症状明显的叶片高光谱数据作为参考，用来验证 Nano 获取的光谱反射率曲线规律与 HH2 是否一致。

将低空 Nano 高光谱数据与地面 HH2 高光谱数据进行 SG 平滑，通过选用不同的窗口宽度和多项式的阶数进行对比，得到窗口宽度为 11 和多项式阶数为 3 是较佳的平滑参数，采用该平滑参数得到的效果如图 3a 所示，较好地保留了原始光谱的主要信息，将图 3a 光谱曲线在 740~1000 nm 的平滑效果进行局部放大，该部分的平滑效果如图 3b 所示。本研究将 SG 平滑后的光谱作为建模使用的原始光谱（下文中的提到的原始光谱皆为 SG 平滑后的光谱反射率）。

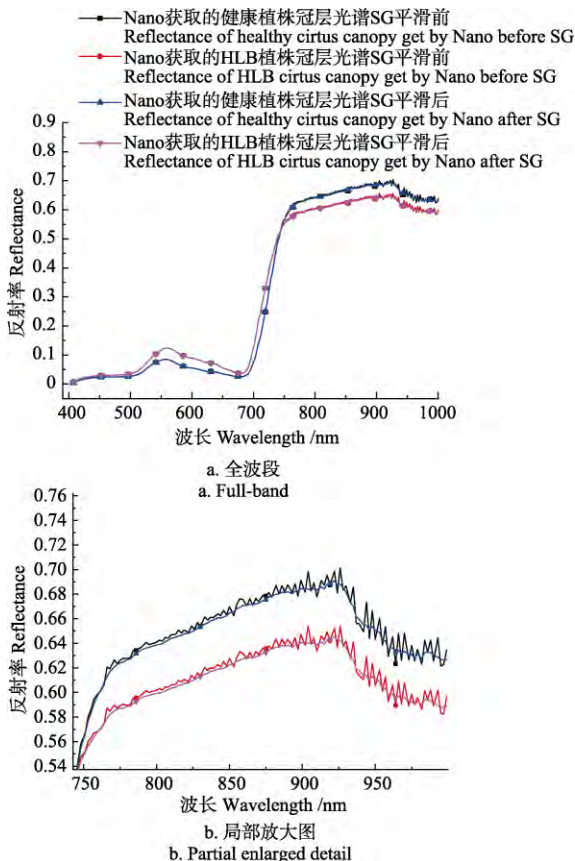


图3 平均光谱数据 SG 平滑前后对比

Fig.3 Comparison of mean spectra before and after SG

图 4 为健康和感染 HLB 病害植株冠层在地面遥感和低空遥感方式下的平均光谱反射率。由图 4 中可见，虽然在可见光波段 HH2 的光谱反射率高于 Nano 光谱反射

率，在近红外波段 HH2 的光谱反射率则低于 Nano 的光谱反射率，此现象可能由 HH2 和 Nano 的数据采集方式不同和采集高度不同造成。但对于整体而言，Nano 光谱反射率曲线与 HH2 的变化趋势是相对应的。

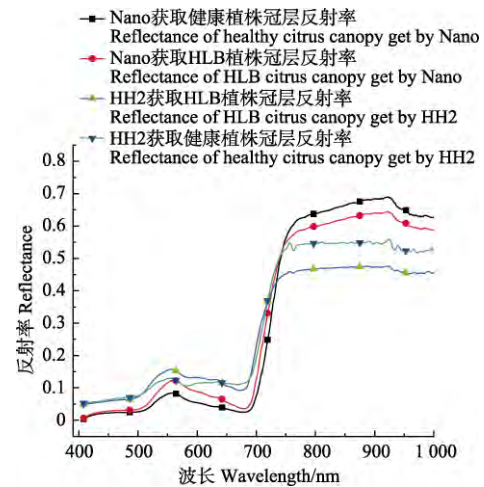


图4 Nano 与 HH2 获取柑橘树冠层反射率曲线

Fig.4 Spectra curve of citrus canopy capture by Nano and HH2

对于健康柑橘植株的光谱曲线应满足健康作物的一般规律，即在蓝光和红光波段附近反射率较低，绿光波段有一处反射峰，红边的光谱反射率出现较陡波峰。因此图 4 中位于原始光谱波长 560 nm 存在较为明显的“绿峰”和在 760 nm 波长附近存在明显的反射峰。HLB 病害植株在可见光波段的光谱反射率高于正常作物，“绿峰”附近表现最为明显；而在近红外波段，HLB 病害植株要比健康植株的光谱反射率低。造成这个区别的主要原因为 HLB 病害植株内部生理结构发生变化，叶绿素含量减少，光合作用和养分水分吸收衰退等造成外部的斑驳、黄化等现象^[35-36]。图 4 中光谱曲线变化趋势与文献^[37-39]中呈现的规律一致。

将原始光谱进行一阶微分变换，得到 FDR，FDR 对地物目标的特征光谱更加明显。由图 5a 中可以看到，在蓝波段、红波段与近红外波段的 FDR 的重叠率较高，在绿波段和红边波段呈现出明显的区别。在绿波段，感染 HLB 病害的植株冠层 FDR 峰值高于健康果树，两者都在 530 nm 附近达到峰值。在红边波段，感染 HLB 病害植株冠层 FDR 波峰前移，峰值低于健康植株。

将原始光谱进行反对数变换，得到 ILR，相较于原始光谱曲线，ILR 曲线对于感染 HLB 植株与健康植株的光谱曲线区分度更大。由图 5b 可见，在可见光波段，HLB 植株 ILR 高于健康植株，在近红外波段，HLB 植株 ILR 低于健康植株。

2.2 建立判别模型

本研究中的模型以波段反射率或 PCA 主成分为变量。高光谱波段较多，通过 PCA 减少模型的所用的变量数，可提高分类速度。将原始光谱、FDR 和 ILR 这 3 类光谱数据分别进行 PCA 降维得到 3 类光谱数据的主成分变量。

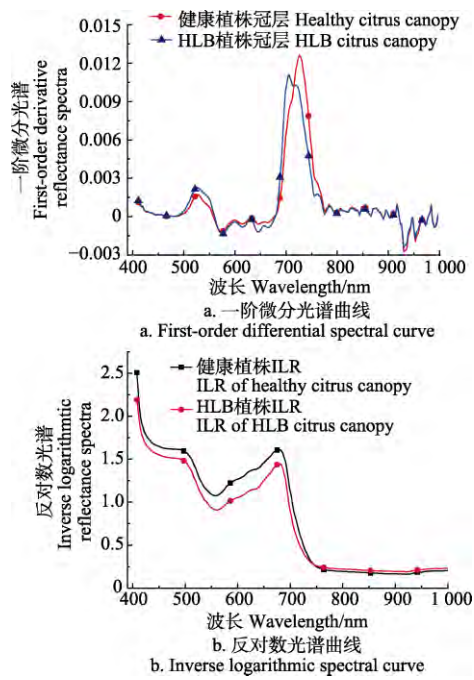


图5 一阶微分光谱与反对数光谱
Fig.5 First-order derivative reflectance spectra and inverse logarithmic reflectance spectra

取每类光谱 PCA 的前 3 个主成分, 每类光谱前 3 个主成分分别包含原数据信息量如表 2 所示。原始光谱、FDR 和 ILR 经 PCA 降维后, 前 3 个主成分共包含原数据的信息量, 分别为 99.5%、82.4%和 97.6%。

分别采用 kNN 模型和 SVM 模型对各类全波段光谱和主成分变量进行分别建模。建模过程中所用每类光谱数据的训练集样本含感染 HLB 和健康样本各 180 个, 测试集样本有 119 个, 含 HLB 样本 60 个, 健康样本 59 个。各类全波段光谱和主成分变量在各判别模型训练和测试效果如表 3 所示。

表2 3 种光谱 PCA 前 3 个主成分包含信息量
Table 2 Amount of information contained by first three principal components of three spectra PCA

主成分数 Number of principle components	信息量 Amount of information/%		
	原始光谱 Original reflectance spectra	微分光谱 First-order derivative reflectance spectra	反对数光谱 Inverse logarithmic reflectance spectra
PC1	88.7	60.7	77.5
PC2	9.7	17.6	13.6
PC3	1.1	4.1	6.5

表3 全波段光谱不同处理下分类模型的分类结果
Table 3 Classification conclusion of different models under different pre-processing of full-band spectra

分类器 Classifier	核函数 Kernel function	评价指标 Evaluation index	全波段 Full-band			PCA 降维 PCA dimensionality reduction		
			原始光谱 Original reflectance spectra	微分光谱 First-order derivative reflectance spectra	反对数光谱 Inverse logarithmic reflectance spectra	原始光谱 Original reflectance spectra	微分光谱 First-order derivative reflectance spectra	反对数光谱 Inverse logarithmic reflectance spectra
kNN 模型 k-nearest neighbor model	欧氏距离 Euclidean Distance	分类准确率 Classification accuracy/%	88.6	90.1	89.2	90.0	91.7	90.8
		误判率 Misjudgment rate/%	5.04	3.36	6.72	8.40	7.56	6.72
		运行时间 Running time/s	0.071	0.072	0.083	0.033	0.046	0.041
		模型参数 Model paramter	$k = 9$	$k = 9$	$k = 9$	$k = 10$	$k = 9$	$k = 8$
	余弦相似度 Cosine Similarity	分类准确率 Classification accuracy/%	87.8	90.3	89.4	90.6	92.2	90.6
		误判率 Misjudgment rate/%	6.72	3.36	6.72	7.56	6.72	4.20
SVM 模型 Support vector machine model	线性核函数 Linear kernel	运行时间 Running time/s	0.066	0.066	0.087	0.036	0.042	0.040
		模型参数 Model paramter	$k = 9$	$k = 10$	$k = 9$	$k = 10$	$k = 10$	$k = 7$
	二次项 核函数 Quadratic kernel	分类准确率 Classification accuracy/%	91.9	93.6	92.3	91.9	91.7	89.4
		误判率 Misjudgment rate/%	1.68	3.36	3.36	8.40	6.72	0.84
		运行时间 Running time/s	0.059	0.066	0.068	0.031	0.034	0.034
		模型参数 Model paramter	$C = 5.5$	$C = 1.3$	$C = 1.6$	$C = 0.5$	$C = 1$	$C = 0.2$
	三次项 核函数 Cubic kernel	分类准确率 Classification accuracy/%	92.3	94.7	93.1	92.3	92.8	90.3
		误判率 Misjudgment rate/%	3.36	3.36	3.36	8.40	6.72	1.68
		运行时间 Running time/s	0.066	0.068	0.061	0.030	0.031	0.033
		模型参数 Model paramter	$C = 0.5$	$C = 1$	$C = 1$	$C = 0.8$	$C = 1$	$C = 1.2$
	径向基 核函数 Gaussian kernel	分类准确率 Classification accuracy/%	91.1	92.8	91.4	90.1	91.9	90.0
		误判率 Misjudgment rate/%	5.04	5.04	3.36	9.24	7.56	3.36
		运行时间 Running time/s	0.065	0.082	0.062	0.029	0.029	0.034
		模型参数 Model paramter	$C = 0.7$	$C = 1.4$	$C = 0.7$	$C = 1.2$	$C = 1.2$	$C = 1$
	径向基 核函数 Gaussian kernel	分类准确率 Classification accuracy/%	91.3	94.2	91.6	90.4	92.3	90.3
		误判率 Misjudgment rate/%	4.20	5.04	3.36	9.24	7.56	2.52
		运行时间 Running time/s	0.061	0.069	0.058	0.030	0.038	0.031
		模型参数 Model paramter	$C = 2.5$	$C = 2$	$C = 2.2$	$C = 1.4$	$C = 1$	$C = 1.5$
			$\gamma = 15$	$\gamma = 20$	$\gamma = 15$	$\gamma = 5$	$\gamma = 2$	$\gamma = 1$

注: 模型训练数据量为 360 个, 预测样本量为 119 个; k 为 kNN 模型的 k 值, C 为 SVM 模型的惩罚系数, γ 是径向基核函数的核参数。分类准确率是针对训练集的结果, 误判率是针对测试集的结果。

Note: 360 samples are used to train the model and 119 samples used to predict the model; k is the k -value of the kNN model, C is the penalty coefficient of the SVM model, and γ is the kernel parameter of the radial basis kernel function; Classification accuracy is for the training set while the misjudgment rate is for the predicted set.

2.2.1 k 近邻判别模型及其效果 (kNN)

本研究把样本数据在分别在以欧氏距离和余弦相似度为判别基准的 kNN 模型中进行建模和测试, 对 k 取不

同的值进行对比分析, 选取分类准确率较高的模型的 k 值为参数。

kNN 模型对各类变量的分类准确率由表 3 可见, 以

全波段光谱或是以主成分变量训练的模型，欧式距离或余弦相似度为基准的 kNN 模型对同种光谱的分类准确率差异并不大。对模型输入测试集数据进行验证，各模型对输入的测试变量存在误判，kNN 模型对原始光谱和 ILR 测试变量的误判率较高，误判率达 8.40%。

2.2.2 支持向量机判别模型及其效果 (SVM)

除了确定模型的惩罚系数 C 外，还需要确定输入变量和核函数。本研究中 SVM 模型参数的具体数值如表 3 所示，通过设置不同的 C 和 γ 训练模型来调试各模型的较优参数，对比模型训练的准确率，选取分类准确率较高的模型的参数。由于多项式核函数的系数过高会给模型的求解带来一些计算的困难，对于值 <1 的样本容易造成趋近于 0，对于值 >1 的样本容易造成数值过大不稳定，在调试过程中多项式系数 d 分别代入 2 和 3 进行建模，参数 λ 和 r 都为默认值，其中 λ 默认为“auto”， r 默认为 0。

光谱数据在不同核函数的 SVM 判别模型中的分类效果由表 3 可见，在 SVM 模型中，以二次核 SVM 模型对 3 种全波段光谱类型的分类准确率较为稳定，准确率可以保持在 92% 以上，其中，对全波段 FDR 的分类准确率可达 94.7%。用测试集数据在 SVM 模型中测试，以线性函数为核的 SVM 对原始光谱的误判率为 1.68%，其余情况的误判率在 3%~7%。

由表 3 中准确率可以看到，相同类型的判别模型，则对 FDR 的分类准确率保持较为稳定。对于 FDR 光谱数据，其全波段光谱或主成分变量光谱在各模型中分类准确率要优于另外 2 种光谱数据的全波段或主成分变量，全波段 ILR 的分类效果稍优于原始光谱。说明原始光谱经过变换后可以放大光谱的特征，有助于判别模型提升判别能力。

所有模型对 PCA 后测试集的单个样本所需要的预测时间都有所减少。各模型对原始光谱主成分和 FDR 主成分的测试集预测的误判率都有所增加，对 ILR 主成分变量测试集的误判率下降。对同类型全波段变量降维前后相比，SVM 判别模型对 PCA 主成分变量的分类准确率下降，而 kNN 模型分类准确率则略有上升。

由表 3 所示，对于相同类型的变量，以二次核 SVM 判别模型分类准确率较高；对于同种全波段光谱数据，SVM 模型分类的准确率总体效果要优于 kNN 模型，而对于 PCA 后的主成分变量，kNN 模型分类效果和 SVM 的分类效果无明显差异。

PCA 降维可有效提高模型的判别速度，对模型的判别准确率存在一定影响，对模型有一定的优化效果。与同类型全波段光谱相比，SVM 对 PCA 主成分的分类准确率下降，kNN 模型对 PCA 主成分的分类准确率提高。PCA 后数据的信息量减少，SVM 模型对高维数据有着较强的处理能力，因此对于信息完整的全波段光谱变量，SVM 的分类效果要优于信息量不完整主成分变量。另一方面，全波段光谱在高维空间中的分布和距离，对 kNN 模型判断样本之间的距离或者相似度造成大量的计算量且不好判断其类域，通过 PCA 降维后的样本维数只有 3 个，kNN 能够较好判别样本的类域，因此在 kNN 对于 PCA 主成分

变量的分类准确较全波段光谱变量有所提高。

由 Nano 微型机载高光谱成像仪获取的数据如图 6 的高光谱图像条带所示。该高光谱影像由第 32、68、108（中心波段分别为 470.7、550.7、639.5）这 3 个波段组成的可见光影像。在图 6 中，用圆圈圈出的植株是用于创建 ROI 计算光谱反射率并应用于建立判别模型的植株，黄色圈内的植株为 HLB 病害植株，红色圈内的植株为健康植株。把全波段的 FDR 在以二次核 SVM 判别模型分类结果在图 6 中加以展现。由图 6 可见，FDR 在该模型下，对健康植株的判别准确率达到 100%，出现误判的植株均为 HLB 植株，而造成该结果的影响很大可能来自于 HLB 在果树冠层的分布不均匀所导致。

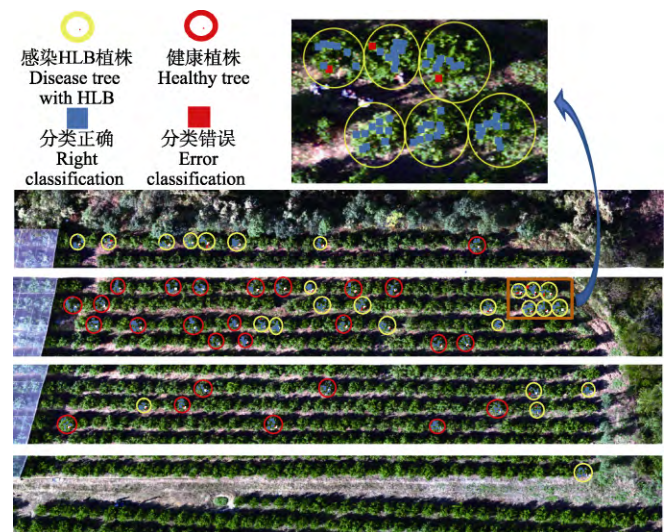


图6 全波段 FDR 在二次核 SVM 模型中的分类效果

Fig.6 Classification effect of full-band FDR by quadratic-SVM model

3 讨论

1) 合适的光谱变换可有效提高对 HLB 植株的判别准确率。将全波段光谱变量和 PCA 后主成分变量分别在 kNN 和 SVM 分类器中训练判别模型并进行对比，全波段的原始光谱经过一阶微分变换和反对数变换后得到的 FDR 和 ILR 可提高判别模型分类精度。

2) 对于全波段 FDR 或者是 FDR 主成分，以该变量所建立的判别模型分类准确率较其余 2 种高。空中高光谱图像受到来自设备、地面、大气等多方面的干扰，而 FDR 能够较好的消除这些干扰，提高数据的可区分性。

3) 在本研究中二次核 SVM 对全波段 FDR 的分类准确率较优，但是全波段光谱数据量大，处理效率底，对于未来的推广和应用造成问题。

4) 需要优化对数据提取的方法。本研究中对 ROI 的选取存在随机性，对感染 HLB 病害程度低的 HLB 植株存在提取到健康叶片冠层光谱的可能性。全波段光谱变量的二次核 SVM 判别模型中，对健康植株的判别准确率达到 100%，出现误判的植株均为 HLB 植株，而造成该结果的影响很大可能来自于 HLB 在果树冠层的分布不均匀所导致。

5) Nano 与 HH2 获取的高光谱数据在趋势上相近, 但光谱反射率有着较大的区别。主要原因可能为 Nano 高光谱成像仪获取数据的方式是搭载在无人机上采集, 而 HH2 是手持在地面对植株冠层的叶片采集, 两者的区别来源于传感器的差异和光照条件的不一样。

6) 模型方面缺乏优化。研究中二次核函数对样本的判别效果达到 94.7%, 但对多项式 SVM 模型的参数缺乏优化, 因此, 该模型的准确率可进一步提高。

7) 本次研究区域的柑橘植株不是同时期种植, 长势略有差异, 树上结果程度不同, 在作物光谱上可能存在差异, 对最后的分类效果的存在影响。

4 结 论

本文基于低空高光谱遥感对柑橘果园进行监测, 以无人机搭载高光谱相机采集果园高光谱影像, 建立判别模型对果园 HLB 病株进行鉴别。通过本研究的试验与分析, 对经过辐射校正、几何校正后的高光谱影像感兴趣区域提取和反射率换算, 分别得到健康植株和 HLB 病害植株的冠层反射率光谱, 将初始反射率光谱经过异常数据剔除后, 用窗口宽度为 11 和阶数为 3 的 Savitzky-Golay 平滑算法对反射率光谱进行平滑, 把平滑后的原始光谱进行一阶微分变换和反对数变换得到一阶微分光谱和反对数光谱, 把原始光谱、一阶微分光谱和反对数光谱进行 PCA 降维, 取各类光谱前 3 个主成分变量与全波段光谱变量作为用于建模的变量并进行比较。结合 kNN 模型和 SVM 模型对果园 HLB 植株进行判别, 其中二次核 SVM 模型在本研究中对 360 个训练样本的分类准确率达到 94.7%, 对 119 个测试样本的误判率为 3.36%。可以看出, 无人机低空高光谱遥感对柑橘 HLB 的大面积监测是可行的, 该方式可有效提高管理和生产效率, 降低果园种植的工作量和劳动力, 降低果园在生产过程的损失, 可为果园智能化种植提供帮助。

[参 考 文 献]

- [1] Bové J M. Huanglongbing: A destructive, newly-emerging, century-old disease of citrus. [J]. Journal of Plant Pathology, 2006, 88(1): 7—37.
- [2] 柏自琴, 周常勇. 柑橘黄龙病病原分化及发生规律研究进展[J]. 中国农学通报, 2012, 28(1): 133—137.
Bai Ziqin, Zhou Changyong. The research progress of citrus Huanglongbing on pathogen diversity and epidemiology[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2012, 28(1): 133—137. (in Chinese with English abstract)
- [3] Rosales R, Burns J K. Phytohormone changes and carbohydrate status in sweet orange fruit from Huanglongbing-infected trees[J]. Journal of Plant Growth Regulation, 2011, 30(3): 312—321.
- [4] Shokrollah H, Abdullah T L, Sijam K, et al. Identification of physical and biochemical characteristic of mandarin (*Citrus reticulata*) fruit infected by Huanglongbing (HLB)[J]. Australian Journal of Crop Science, 2011, 5(2): 181—186.
- [5] 袁亦文, 戈丽清, 王德善, 等. 柑橘黄龙病对柑橘产量和品质的影响[J]. 浙江农业科学, 2007(1): 87—88.
- [6] 鹿连明, 范国成, 胡秀荣, 等. 田间柑橘植株不同部位黄龙病菌的 PCR 检测及发病原因分析[J]. 植物保护, 2011, 37(2): 45—49.
Lu Lianming, Fan Guocheng, Hu Xiurong, et al. PCR detection of Huanglongbing pathogen in different parts of citrus plants in the field and analysis of the cause of the disease[J]. Plant Protection, 2011, 37(2): 45—49. (in Chinese with English abstract)
- [7] Deng Xiaoling, Gao Yidi, Chen Jianchi, et al. Current situation of "candidatus liberibacter asiaticus" in Guangdong, China, where citrus Huanglongbing was first described[J]. Journal of Integrative Agriculture, 2012, 11(3): 424—429.
- [8] 邹敏, 宋震, 唐科志, 等. 柑橘黄龙病病原 DNA 微量提取方法比较[J]. 植物检疫, 2005, 19(5): 271—274.
Zou Min, Song Zhen, Tang Kezhi, et al. Comparing of micro extraction methods of DNA from citrus Huanglongbing pathogen[J]. Phytosanitary Diseases, 2005, 19(5): 271—274. (in Chinese with English abstract)
- [9] 罗志达, 叶自行, 许建楷, 等. 柑桔黄龙病的田间诊断方法[J]. 广东农业科学, 2009(3): 91—93.
- [10] 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(6): 101—103.
- [11] 王春梅. 湖南柑橘黄龙病检测及 DNA 片段克隆[D]. 长沙: 湖南农业大学, 2006.
Wang Chunmei. Detection of Citrus Huanglongbing Pathogen in Hunan Province and Cloning[D]. Changsha: Hunan Agricultural University, 2006. (in Chinese with English abstract)
- [12] Planet P, Jagoueix S, Bové J M, et al. Detection and characterization of the African citrus greening Liberobacter by amplification, cloning, and sequencing of the rpl KAJL- rpo BC operon[J]. Current Microbiology, 1995, 30(3): 137—141.
- [13] 李德望, 唐伟文, 范怀忠. 柑桔黄龙病的血清学检测与诊断方法的初步研究[J]. 华南农业大学学报, 1992, 13(2): 16—22.
Li Dewang, Tang Weiwen, Fan Huaizhong. Preliminary studies on the methods of rapid serological detection and diagnosis of the BLO associated with citrus shoot-yellowing[J]. Journal of South China Agricultural University, 1992, 13(2): 16—22. (in Chinese with English abstract)
- [14] 孙旭东, 刘燕德, 肖怀春, 等. 正常、缺素和黄龙病柑桔叶片高光谱成像快速诊断[J]. 光谱学与光谱分析, 2017, 37(2): 551—556.
Sun Xudong, Liu Yande, Xiao Huaichun, et al. Rapid diagnosis of sound, yellow and citrus greening leaves with hyperspectral imaging[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2017, 37(2): 551—556. (in Chinese with English abstract)
- [15] Pereira F M V, Pereira-Filho E R, Venâncio A L, et al. Laser-induced fluorescence imaging method to monitor citrus greening disease[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2011, 79(1): 90—93.
- [16] Pérez M R, Mendoza M G, Elías M G, et al. Raman spectroscopy an option for the early detection of citrus Huanglongbing [J]. Applied Spectroscopy, 2016, 70(5): 829—839.
- [17] Sankaran S, Ehsani R. Visible-near infrared spectroscopy based citrus greening detection: Evaluation of spectral feature

- extraction techniques[J]. *Crop Protection*, 2011, 30(11): 1508—1513.
- [18] 刘燕德, 肖怀春, 孙旭东, 等. 基于高光谱成像的柑橘黄龙病无损检测[J]. *农业机械学报*, 2016, 47(11): 231—238. Liu Yande, Xiao Huaichun, Sun Xudong, et al. Non-destructive detection of citrus huanglong disease using hyperspectral image technique[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(11): 231—238. (in Chinese with English abstract)
- [19] Deng Xiaoling, Kong Chen, Wu Weibin, et al. Detection of citrus Huanglongbing based on principal component analysis and back propagation neural network[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2014, 43(4): 10—16
- [20] Deng Xiaoling, Li Zhen, Deng Xiaoling, et al. Citrus disease recognition based on weighted scalable vocabulary tree[J]. *Precision Agriculture*, 2014, 15(3): 321—330.
- [21] Deng Xiaoling, Lan Yubin, Hong Tiansheng, et al. Citrus greening detection using visible spectrum imaging and C-SVC[J]. *Computers & Electronics in Agriculture*, 2016, 130: 177—183.
- [22] 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—147. Mei Huilan, Deng Xiaoling, Hong Tiansheng, et al. Early detection and grading of citrus Huanglongbing using hyperspectral imaging technique[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2014, 30(9): 140—147. (in Chinese with English abstract)
- [23] Huang Y B, Thomson S J, Hoffmann W C, et al. Development and prospect of unmanned aerial vehicle technologies for agricultural production management[J]. *International Journal of Agricultural & Biological Engineering*, 2013, 6(3): 1—10.
- [24] 金伟, 葛宏立, 杜华强, 等. 无人机遥感发展与应用概况[J]. *遥感信息*, 2009(1): 88—92. Jin Wei, Ge Hongli, Du Huaqiang, et al. A review on unmanned aerial vehicle remote sensing and its application[J]. *Remote Sensing Information*, 2009(1): 88—92. (in Chinese with English abstract)
- [25] 王柯, 付怡然, 彭向阳, 等. 无人机低空遥感技术进展及典型行业应用综述[J]. *测绘通报*, 2017(增刊 1): 79—83. Wang Ke, Fu Yiran, Peng Xiangyang, et al. Overview of UAV low altitude remote sensing technology and application in typical industries [J]. *Surveying and Mapping Bulletin*, 2017 (Supp.1): 79—83. (in Chinese with English abstract)
- [26] 陈仲新, 任建强, 唐华俊, 等. 农业遥感研究应用进展与展望[J]. *遥感学报*, 2016, 20(5): 748—767. Chen Zhongxin, Ren Jianqiang, Tang Huajun, et al. Progress and perspectives on agricultural remote sensing research and applications in China [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2016, 20 (5): 748—767. (in Chinese with English abstract)
- [27] Zhang M, Qin Z, Liu X, et al. Detection of stress in tomatoes induced by late blight disease in California, USA, using hyperspectral remote sensing[J]. *International Journal of Applied Earth Observations & Geoinformation*, 2003, 4(4): 295—310.
- [28] 高林, 杨贵军, 于海洋, 等. 基于无人机高光谱遥感的冬小麦叶面积指数反演[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(22): 113—120.
- Gao Lin, Yang Guijun, Yu Haiyang, et al. Retrieving winter wheat leaf area index based on unmanned aerial vehicle hyperspectral remote sensing [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2016, 32(22): 113—120. (in Chinese with English abstract)
- [29] 于丰华. 基于无人机高光谱遥感的东北粳稻生长信息反演建模研究[D]. 沈阳: 沈阳农业大学, 2017. Yu Fenghua. Retrieval Nutrient Information of Japonica Rice Based on Unmanned Aerial Vehicle Hyperspectral Remote Sensing [D]. Shenyang: Shenyang Agricultural University, 2017. (in Chinese with English abstract)
- [30] 秦占飞, 常庆瑞, 谢宝妮, 等. 基于无人机高光谱影像的引黄灌区水稻叶片全氮含量估测[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(23): 77—85. Qin Zhanfei, Chang Qingrui, Xie Baoni, et al. Rice leaf nitrogen content estimation based on hyperspectral imagery of UAV in Yellow River diversion irrigation district[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2016, 32 (23): 77—85. (in Chinese with English abstract)
- [31] Yue J, Yang G, Li C, et al. Estimation of winter wheat above-ground biomass using unmanned aerial vehicle-based snapshot hyperspectral sensor and crop height improved models[J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(7): 708.
- [32] Lukas V, Novák J, Neudert L, et al. The combination of UAV survey and Landsat imagery for monitoring of crop vigor in precision agriculture[C]// ISPRS - XXIII ISPRS Congress, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Prague, Czech Republic: International Archives of the Photogrammetry, 2016: 953—957.
- [33] Makinde-Omodanisi E O. Spectral indices for detecting change trend in vegetation affected by hydrocarbon spillage, 2015[C]// 2015 5th International Conference on Environment Science and Engineering, Turkey: International Proceedings of Chemical, Biological and Environmental Engineering , 2015, 83(16): 97—102.
- [34] 毛博慧, 孙红, 刘豪杰, 等. 基于正交变换与 SPXY 样本划分的冬小麦叶绿素诊断[J]. *农业机械学报*, 2017, 48(增刊 1): 160—165. Mao Bohui, Sun Hong, Liu Haojie, et al. Prediction of winter wheat chlorophyll content based on gram-schmidt and SPXY algorithm[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(Supp.1): 160—165. (in Chinese with English abstract)
- [35] 闫峰, 李茂松, 王艳姣, 等. 遥感技术在农业灾害监测中的应用[J]. *自然灾害学报*, 2006, 15(6): 131—136. Yan Feng, Li Maosong, Wang Yanjiao, et al. Application of remote sensing technique to monitor agricultural disasters[J]. *Journal of Natural Disasters*, 2006, 15(6): 131—136. (in Chinese with English abstract)
- [36] 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 Minzan, 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 with English abstract)
- [37] Li X, Lee W S, Li M, et al. Spectral difference analysis and airborne imaging classification for citrus greening infected trees[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2012, 79(1): 32–46.
- [38] Li H, Lee W S, Wang K, et al. 'Extended spectral angle mapping (ESAM)' for citrus greening disease detection using airborne hyperspectral imaging[J]. Precision Agriculture, 2014, 15(2): 162–183.
- [39] 马洪, 吉海彦. 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 Yao, Ji Haiyan. 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 with English abstract)

Monitoring and classification of citrus Huanglongbing based on UAV hyperspectral remote sensing

Lan Yubin^{1,3}, Zhu Zihao^{1,3}, Deng Xiaoling^{2,3,4*}, Lian Bizhen^{2,3}, Huang Jingyi^{1,3}, Huang Zixiao^{1,3}, Hu Jie^{2,3}

(1. College of Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China; 2. College of Electronic Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China; 3. National Center for International Collaboration Research on Precision Agricultural Aviation Pesticides Spraying Technology, Guangzhou 510642, China; 4. Research Center for Agricultural Information Monitoring Technology of Guangdong Province, Guangzhou 510642, China)

Abstract: Citrus Huanglongbing (HLB) is an extremely destructive disease without cured medicine. Finding citrus trees suffering from HLB as soon as possible and eradicating the infected tree timely is an effective measure to prevent citrus from HLB. For large-scale citrus orchards, monitoring HLB is a heavy workload that requires a lot of time and effort. Using remote sensing by unmanned aerial vehicle (UAV) to monitor the citrus orchards is a feasible measure which could reduce a lot of work and cost. In this study, a hyperspectral image of citrus in orchard was obtained by a UAV equipped with hyperspectral camera, flying at a height of 60 m. 26 healthy trees and 26 trees infected HLB were selected from the hyperspectral image, which was radiational corrected and geometric corrected. 10 regions of interest (ROIs) were created (5×5 pixel size) on each selected citrus canopy and the mean reflectance spectra in every ROI was calculated. The abnormal spectra were removed by observing the mean reflectance spectra, and the remaining spectra were smoothed and denoised by Savitzky-Golay. The ground reflectance spectra captured by ASD FieldSpec HandHeld 2 Spectroradiometer was used as a reference to verify the effect of the spectra by hyperspectral camera in UAV and it was found that the reflectance spectra of hyperspectral camera had a same trend with the spectra from ground. The first-order derivative reflectance spectra (FDR) and the inverse logarithmic reflectance spectra (ILR) were obtained by spectral transformation. The dataset was divided into a training set and a test set by a ratio of 3:1, and the training set was used to train the discriminant model. In the training phase of the model, K-folds cross validation was used internally. Finally, the test data was used to predict in the discriminant model. The k-Nearest Neighbor (kNN) and support vector machine (SVM) model were adopted as classifiers respectively, and 3 kinds of spectra transformed from the full-band spectra and first 3 principal components after PCA were compared as input variables to establish the discriminant model. Different input variables in different classifiers, different kernels in SVM model and different distance calculating way in the kNN were compared. The parameters of different models were gradually tried, and the parameters with the highest training accuracy were selected for modeling. Some conclusions were gotten in the paper. First, the reflectance spectra acquired by remote sensing by UAV could be used to establish the discriminant model for trees injected HLB after a series of processing. Such as the SVM classification model with the quadratic kernel had a classification accuracy of 94.7% for full-band FDR and the predictive error rate for the test data was 3.36%. Second, spectral variable obtained by spectral transformation can improve the classification accuracy of the model. For example, the classification accuracy with FDR as the input variables was the highest in each model. Third, principal component analysis (PCA) dimensionality reduction on spectral variables can significantly improve the recognition speed. We could find that the error rate had decreased for model with ILR after PCA and increased for models with other spectra after PCA. Last but not least, in the SVM classification model with the quadratic kernel, the discriminative accuracy for healthy plants was 100%, and the plants with misjudged just were plants injected HLB, the impact of this result was likely to come from part with HLB in the canopy of fruit trees. In summary, hyperspectral remote sensing by UAV was used to monitor the cultivation of orchards in large areas. It was an effective management method to monitor citrus HLB by establishing a discriminant model.

Keywords: remote sensing; unmanned aerial vehicle; hyperspectral; Huanglongbing; citrus; k-Nearest Neighbor; support vector machine