

DOI: 10.13718/j.cnki.xdzk.2016.01.005

哈姆林甜橙叶片锰锌缺乏症状的高光谱识别^①

郭冬梅^{1,2}, 邓烈^{2,3}, 谢让金^{2,3}, 吕强^{2,3},
易时来^{2,3}, 郑永强^{2,3}, 钱春¹, 何绍兰^{2,3}

1. 西南大学 园艺园林学院, 重庆 400716; 2. 西南大学/中国农业科学院 柑桔研究所, 重庆 400712;
3. 国家柑桔工程技术研究中心, 重庆 400712

摘要: 柑橘树锰、锌等缺乏问题普遍存在, 但其症状有时不易识别, 不利于对这些微量元素丰缺与否的诊断和有针对性的矫治. 采用高光谱成像技术, 研究了哈姆林甜橙叶片不同程度缺锰、缺锌症状的光谱响应特征及差异, 对 Fisher 线性判别分析和最小二乘支持向量机两种识别模型的识别精度进行了比对分析. 结果表明, 利用高光谱原始全光谱反射率, 结合最小二乘支持向量机建立叶片缺锰、缺锌症状识别模型, 其建模集识别精度达 91.88%, 预测集识别率可以达到 90.00%; 利用连续投影算法筛选的 40 个特征波长, 建立最小二乘支持向量机判别模型, 其建模集识别精度为 90.00%, 预测集识别精度也达 82.50%. 表明基于高光谱成像技术对柑橘树缺锰、缺锌的准确识别是可行的, 为高光谱成像技术应用于柑橘树缺素症的快速无损识别奠定了基础.

关键词: 哈姆林甜橙; 缺素; 高光谱成像; 最小二乘支持向量机

中图分类号: S666.4; O657.33

文献标志码: A

文章编号: 1673-9868(2016)01-0025-09

锰、锌元素与柑橘的生长发育和新陈代谢关系密切, 当锰、锌元素缺乏时会严重影响柑橘植株的生长和果实的产量与品质^[1], 但有时其症状特征并不明显, 甚至经常呈现复合症状, 难以被肉眼识别区分, 不利于准确诊断和科学矫治. 因此, 研究建立柑橘叶片锰、锌元素亏缺症状的快速、准确诊断识别技术, 对于指导科学施肥和缺素症的矫治等具有重要意义. 目前, 对于柑橘微量元素丰缺的精准识别, 通常依靠实验室化学分析方法进行. 但化学分析过程较为繁琐、费时费工, 且成本较高, 而高光谱成像技术是近年发展较快的一种集光谱技术与图像技术于一体的现代信息化光电分析技术, 利用高光谱成像技术既可以获得反映待检测物外部形态特征信息的图像, 又可以得到反映待测物结构和组分的光谱信息, 目前高光谱成像技术以其特有的优势, 越来越多地应用于物质组分的非损伤检测. 柑橘叶片锰、锌元素缺乏时, 一般会导致叶片大小、形态、颜色等外部特征的变化, 也会出现叶片组织结构和组分含量的差异^[2], 在叶片光谱特征上必然产生有异于正常叶片的光谱响应, 由此可以用于柑橘叶片的锰、锌营养诊断和缺素症识别.

近年来, 随着高光谱遥感技术的快速发展, 果树营养水平的高光谱检测和遥感实时监测技术已成为国内外研究的热点. 利用多光谱和高光谱信息技术已实现了对小麦^[3-4]、水稻^[5-6]、玉米^[7-8]等农作物氮素含量的较精确估测, 果树上的研究多侧重于柑橘、苹果、梨等叶片的氮^[9-16]、磷^[17-18]、钾^[19-20]含量的光谱预

① 收稿日期: 2014-08-06

基金项目: 国家科技支撑计划(2014BAD16B01); 国家国际科技合作专项项目(2013DFA11470); 重庆市科技支撑示范工程课题(cstc2014fazkft80015).

作者简介: 郭冬梅(1989-), 女, 河北邢台人, 硕士研究生, 主要从事基于信息技术的果树病理病害及生理病害研究.
通信作者: 何绍兰, 副研究员.

测评价。也有在叶片尺度上对红富士苹果铁、锰、锌、铜等微量元素含量光谱诊断技术的研究^[21]，但有关高光谱成像技术对柑橘树微量元素亏缺水平的判别研究目前尚未见报道。本试验采用高光谱图像技术探索柑橘叶片锰、锌缺乏时的光谱表征，并建立缺锰、缺锌症状的实时非损伤判别技术，以期为其他营养元素丰缺的快速诊断提供依据与借鉴。

1 材料与方 法

1.1 材 料

试验材料采自重庆市忠县新立镇重庆三峡建设集团有限公司示范果园(30°16"N, 107°38"E)。果园为浅丘方山地貌，土壤为紫色页岩风化而成的紫色土，供试植株为 10 年生哈姆林甜橙(*Citrus sinensis* (L.), Hamlin Sweet Orange)，砧木为卡里佐枳橙(*Citrus sinensis* × *Poncirus trifoliata* (L.) cv. Carrizo Citrange)。常规管理下，果园不同部位植株营养和长势存在明显差异，一些植株呈现不同程度的缺素症状。2013 年 10 月 11 日，选择正常植株与缺素植株各 30 株作为研究对象，在株高 1.5~2.0 m 处，采集当年生秋梢营养枝正常叶片和疑似缺锰、缺锌和缺锰、缺锌复合缺素症状的叶片样本 697 个。将采集的叶片样本用自封保鲜袋封装，放入装有冰袋的泡沫保温箱中，带回实验室。将叶片洗净，用干净纱布轻轻吸去叶表水分，放入装有冰袋的泡沫箱中，立即进行高光谱图像采集，之后进行叶片营养化学分析。

1.2 叶片高光谱图像采集

试验采用图 1 所示的高光谱成像系统在暗箱中采集高光谱信息数据。高光谱成像系统由以下几个部分组成：1) 高光谱光谱仪(ImSpector, V10E, 芬兰)、2) EMCCD(Raptor photonics 公司, FA285-CL, 英国)、3) 光源(150W/21V 卤钨灯, Illumination Technologies, Inc, 美国)、4) 运动控制器、5) 电脑。高光谱成像系统的光谱波长测量范围为 400~1 000 nm，光谱分辨率为 2.8 nm。

测定前先打开高光谱成像系统预热 30 min，然后根据成像清晰度设定光谱相机高度，固定相机镜头距移动平台 400 mm；设置曝光时间 60 ms，电动平台移动速度 1.87 mm/s，采集环境温度为 20 ℃。从冰盒中取出待测叶片，对叶片逐一编号，同一植株缺素症状相同的 8~15 片叶为一组。粘于黑色纸板上的每组叶片正面向上(黑色纸板光谱反射率十分微弱，可以忽略不计)，叶面温度接近室温时平放到电控移动平台上采集叶片的高光谱图像。根据式(1)得到校正后的高光谱图像：

$$R = \frac{R_s - R_D}{R_w - R_D} \quad (1)$$

式中： R 为叶片相对反射密度， R_s 为样本原始图像反射密度， R_w 为全白标定图像的反射密度， R_D 为全黑标定图像的反射密度。

1.3 叶片锌与锰含量的化学测定

忠县哈姆林甜橙叶片中氮含量明显偏高，磷、钾、钙、铁、铜含量较充足，而叶片缺乏镁、锰和锌^[22]，结合叶片症状判断叶片疑似缺锰、缺锌，进一步测量样本的锰、锌元素含量。将采集光谱信息后的每一组叶片作为 1 个样本，用蒸馏水及去离子水清洗 3 次后，烘干，研磨成粉末，用于化学分析。称取研磨后的叶片样品 1 g 于 50 mL 锥形瓶中，加入 HNO₃ 10 mL，加小漏斗盖后放置过夜。次日在调温电炉上加热，沸腾 3~5 min 后取下，加入浓 HClO₄ 5 mL，继续消煮至溶液透明。再加热升高温度，至 HClO₄ 产生的烟雾散尽，取下冷却，用去离子水清洗至 25 mL 容量瓶中，定容。采用原子吸收分光光度

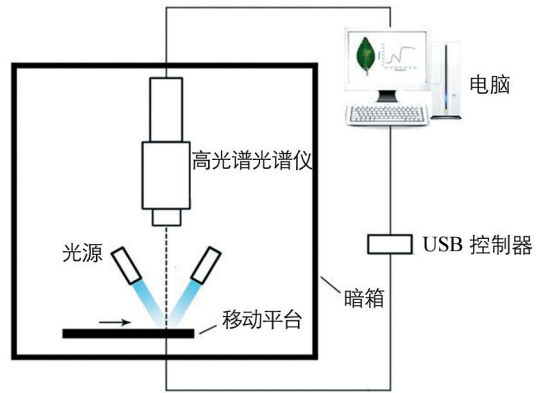


图 1 高光谱成像系统

法测定叶片锰、锌元素的含量^[23].

2 数据处理

2.1 样品分组

参考国内外对柑橘叶片营养丰缺诊断提出的指标^[24-26], 即 Mn, Zn 元素缺乏的临界值均为 15~16 mg/kg 左右. 依据哈姆林甜橙叶片 Mn, Zn 元素含量的化学分析实测值, 结合叶片症状表征, 将叶片样本划分为正常、缺 Mn、缺 Zn、以及缺 Mn 和缺 Zn 复合症状 4 组. 为便于研究不同缺素程度的光谱表征, 在缺 Mn、缺 Zn、以及缺 Mn 和缺 Zn 复合症状 3 组样本中, 根据叶片黄化程度从轻度、中度到重度将缺素症状分为 1 级、2 级和 3 级. 为使各组样本数量均衡, 分析时从每组样品中随机选取 50 片叶, 共 200 个叶片样本, 其中 40 片叶作为建模集, 其余 10 片叶作为预测集, 进行光谱预测技术研究分析.

2.2 光谱提取与预处理

为剔除背景干扰, 数据分析时先使用 HSI Analyzer (Isuzu Optics Corp., Taiwan, China) 软件对高光谱图像进行分割, 计算得到的 mask 图像如图 2 所示. 其中, 图像背景为黑色, 没有反射光谱信息, 白色区域为柑橘叶片区域, 作为光谱信息提取的感兴趣区域 (ROI), 参与后续计算分析. 各组叶片光谱图像感兴趣区域的平均光谱作为该叶片样本的光谱值.

由于仪器、样本背景、环境条件及其他因素的影响, 所获得的近红外光谱可能出现噪声、谱图基线漂移和平移等现象, 为了消除这些不利因素对建模的影响, 尝试采用标准正态变换 (SNV)、多元散射校正 (MSC)、一阶导数 (1st Der) 和二阶导数 (2nd Der) 等方法对叶片样品光谱进行预处理.

2.3 波长筛选

本试验采集的叶片可见—近红外平均光谱含有 760 个波长, 模型运算时输入变量信息较多, 运行计算负担重. 为减少建模变量、提升校正速度, 本文采用逐步判别分析法 (SDA)、连续投影算法 (SPA) 两种常用算法进行特征波长筛选. 利用逐步判别分析, 选取适当的变量数, 设置 F 入选值为 3.3, F 剔除值为 2.8, 得到的 13 个特征波长定义为子集 1. 利用 SPA 筛选出 40 个特征波长 (图 3), 定义为子集 2. 子集所含波长汇总如表 1 所示.

表 1 筛选出的特征波长子集

数据集	波 长/nm
数据集 1	410, 411, 416, 426, 435, 437, 674, 694, 700, 722, 737, 981, 999
数据集 2	400, 401, 402, 405, 406, 408, 409, 411, 412, 414, 415, 416, 417, 418, 420, 422, 425, 426, 427, 429, 430, 432, 434, 435, 438, 445, 446, 449, 453, 814, 882, 919, 957, 973, 977, 980, 984, 989, 992, 997

2.4 判别模型

2.4.1 线性判别分析

线性判别分析 (LDA), 也称 Fisher 线性判别分析, 是模式识别的经典算法, 被广泛应用于多类分类问题中. 使用 LDA 能够使投影后模式样本的类间散布矩阵最大, 且类内散布矩阵最小, 能够保证投影后模式

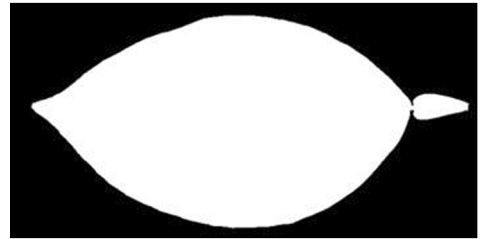


图 2 感兴趣区域 Mask 图像

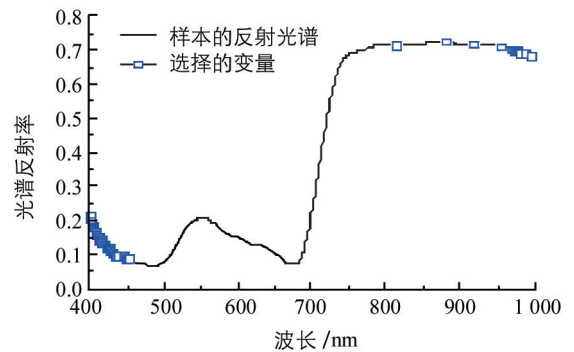


图 3 利用 SPA 筛选得到的特征波长

样本在新的空间中有最小的类内距离和最大的类间距离. 其本质在于找到一个子空间, 使得在这个子空间中能够更好地分离各个类别, 也就是模式在该空间中有最佳的可分离性^[27].

2.4.2 最小二乘支持向量机

支持向量机(SVM)是从线性可分情况下的最优分类面发展而来的一种机器学习方法^[28]. 通过结构风险最小化原理来提高泛化能力, SVM 较好地解决了小样本、非线性、高维数、局部极小点等实际问题, 并在模式识别上得到了广泛的应用^[29-30]. 最小二乘支持向量机(LSSVM)是 SVM 的一种变形与扩展, 以求解一组线性方程代替经典 SVM 中较复杂的二次优化问题^[31], 具有更快的求解速度, 且求解所需的计算资源较少.

3 结果与分析

3.1 叶片锰与锌含量比较

从对正常叶片组、缺锌叶片组、缺锰叶片组和缺锰、缺锌复合症状叶片组等 4 个组别的叶片营养分析结果可见(表 2), 正常组叶片 Mn 元素含量为 15 mg/kg 左右, Zn 元素含量为 18 mg/kg 左右, Mn, Zn 含量值基本上在正常范围内; 而缺 Mn 组和缺 Zn 组叶片 Mn, Zn 平均含量均为 9 mg/kg 左右, 显著低于正常组叶片($p < 0.05$), 但缺锌叶片其锰含量、缺锰叶片其锌含量均与正常叶片无显著差异. 有锰、锌缺乏复合症状的叶片(组), 其 Mn 含量在 11 mg/kg 左右, Zn 含量在 10 mg/kg 左右, 均与正常组叶片的含量呈显著差异; 而 Mn 含量与缺 Mn 组叶片的含量差异不显著, Zn 含量与缺 Zn 组叶片的含量差异不显著($p < 0.05$). 由此可知, 本试验不同组别缺素症与其元素含量的缺乏呈较好的对应关系.

表 2 不同组别哈姆林甜橙叶片锰、锌含量对比

组别	样本数/个	建模集样本数/个	预测集样本数/个	Mn/(mg · kg ⁻¹)	Zn/(mg · kg ⁻¹)
正常	50	40	10	15.62 ± 0.99a	17.30 ± 4.52a
缺 Mn	50	40	10	9.40 ± 2.2b	18.73 ± 3.40a
缺 Zn	50	40	10	16.63 ± 2.10a	9.25 ± 1.71b
缺 Mn 且缺 Zn	50	40	10	11.16 ± 2.28b	10.08 ± 1.51b

注: 各指标中同列不同小写字母表示 LSD 检验差异达到 5% 显著水平.

3.2 缺素叶片的光谱特征分析

从采集得到的哈姆林甜橙叶片的平均光谱(图 4)可见, 正常叶片与缺 Mn、缺 Zn 以及 Mn, Zn 综合缺乏的叶片, 在 400~1 000 nm 波长范围的光谱反射曲线的整体波形相似, 缺素症状相同但缺素程度不同的叶片其反射曲线整体波形也较为相似(图 4a-c); 3 种缺素症状中, 缺素程度为 1 级的叶片光谱反射率差异均不明显, 缺素程度为 2 级和 3 级的叶片光谱反射率差异则逐渐明显(图 4d). 在 400~700 nm 范围内, 缺素程度为 2 级的叶片光谱反射率从低到高为: 正常, 缺 Zn, 缺 Mn 和缺 Mn+缺 Zn, 缺素程度为 3 级的光谱反射率从小到大为正常, 缺 Zn, 缺 Mn+缺 Zn, 缺 Mn(图 4d). 而随着缺 Mn、缺 Zn 和 Mn, Zn 综合缺乏等程度的加重, 均会导致叶片叶绿素含量降低, 削弱其对太阳能辐射吸收能力, 使得叶片在 400~700 nm 波长范围的光谱反射率整体升高, “红边”位置产生“蓝移”现象, 这与前人研究结果一致^[32-33]. 分析结果表明, 缺素程度越重, 400~700 nm 波长范围的光谱反射率升高越显著, “红边位移”程度越大, 特别是 550 nm “绿峰”处的光谱反射率差异最大; 缺锰引起的绿峰增高反应较缺锌更强烈, 表明植物营养元素含量水平与光谱特性密切相关. 植物缺 Mn、缺 Zn 时都会引起叶片叶绿素总含量降低, 导致叶片对太阳能辐射吸收下降, 入射光的反射率与透射率上升. 由此可见, 柑橘叶片缺素症状出现导致叶绿素含量下降, 可能引起绿峰增高等相应的光谱响应, 这为开展光谱识别鉴定提供了依据.

3.3 主成分分析

主成分分析不仅能够降低数据维, 而且可以通过样本在子空间的得分确定其所属类别. 本文采用主成

分分析对建模集数据矩阵进行处理. 主成分分析得到前 3 个主成分的贡献率分别为 74.09%, 23.06%, 2.00%, 即前 3 个主成分的累计贡献率为 99.14%. 图 5 为主成分 1,2,3 的得分图, 表示建模集的样本在该三维平面的投影. 从图 5 看出, 前 3 个主成分能够较好地实现正常叶片、缺 Mn 叶片和缺 Zn 叶片的空间位置区分, 而缺 Zn、缺 Mn 复合症状样本与单一元素缺乏样本的空间分布交叉较多, 需要进一步建立模型判别叶片营养的丰缺.

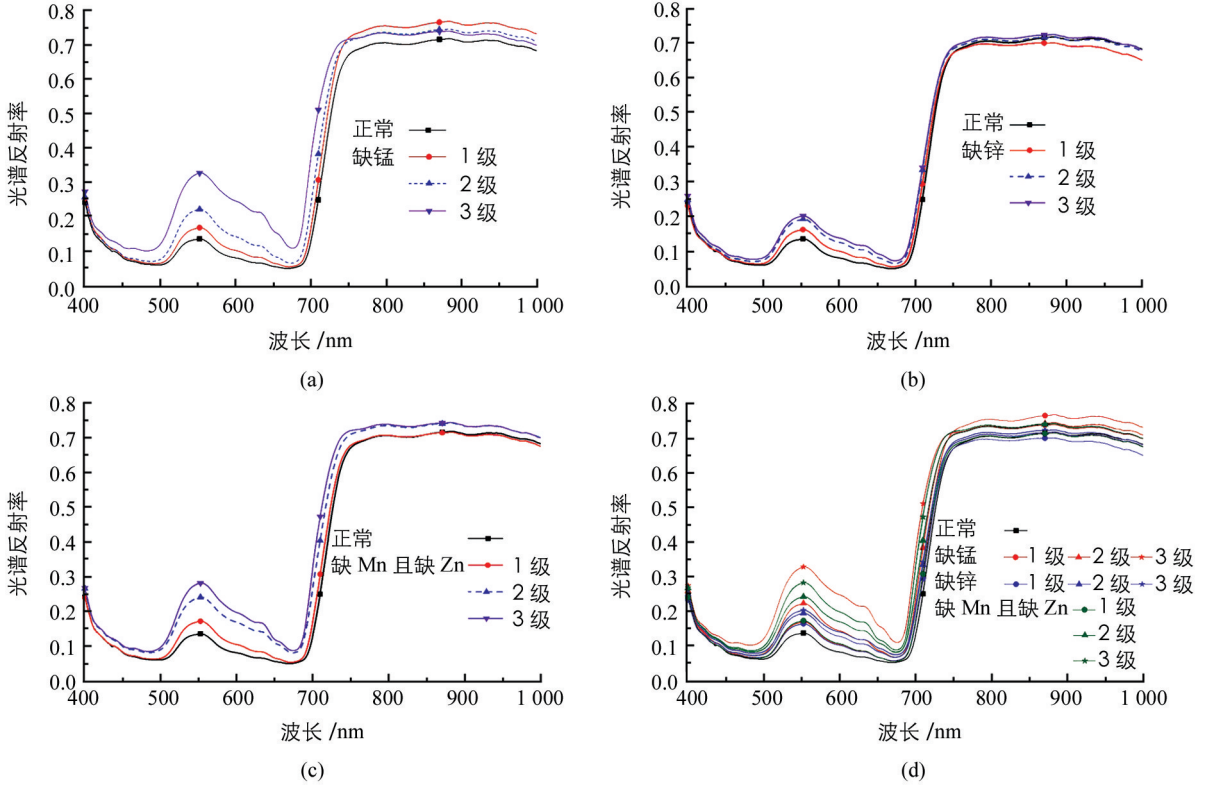


图 4 哈姆林甜橙正常叶片与缺 Mn、缺 Zn 和缺 Mn、缺 Zn 复合症状叶片的平均光谱

3.4 基于全波长信息的缺素识别建模分析

对 400~1 000 nm 全光谱利用 1st Der, 2nd Der, MSC, SNV 4 种预处理方法进行预处理后, 分别建立判别缺 Mn、缺 Zn、缺 Mn 与缺 Zn 复合症状和正常叶片的 LDA 判别模型及 LSSVM 判别模型. LDA 判别模型是 matlab 工具箱中典型的 Fisher 线性判别分析. 采用 LSSVM 构建判别模型时, 首先对数据进行归一化处理, 采用的核函数为径向基 (RBF) 核函数:

$$K(X_i, X_j) = \exp(-\gamma \|X_i - X_j\|^2)$$

经多次仿真试验选定 LSSVM 建模的核宽度 $\sigma = 0.1$, 惩罚系数 $\gamma = 100$, 所建模型判别结果见表 3. 比较两种模型的判别正确率可见, LSSVM 模型的判别性能高于 LDA 模型; LDA 模型使用 1st Der 预处理光谱数据所得判别结果较好, 而采用 LSSVM 模型时依然以原始光谱预测效果最好, 这可能与预处理过程导致部分有用信息丢失有关.

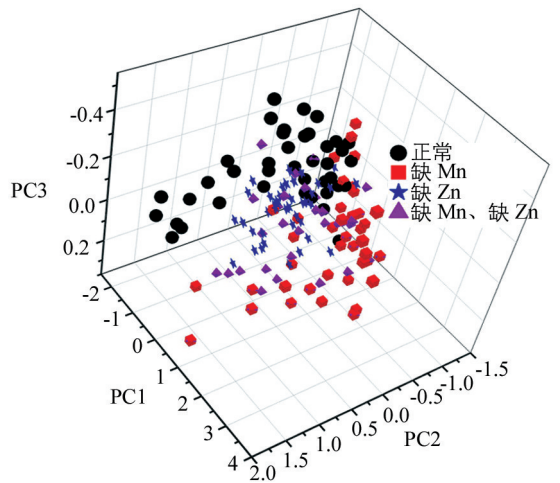


图 5 哈姆林甜橙叶片样本前 3 个主成分三维投影图

分分析对建模集数据矩阵进行处理. 主成分分析得到前 3 个主成分的贡献率分别为 74.09%, 23.06%, 2.00%, 即前 3 个主成分的累计贡献率为 99.14%. 图 5 为主成分 1,2,3 的得分图, 表示建模集的样本在该三维平面的投影. 从图 5 看出, 前 3 个主成分能够较好地实现正常叶片、缺 Mn 叶片和缺 Zn 叶片的空间位置区分, 而缺 Zn、缺 Mn 复合症状样本与单一元素缺乏样本的空间分布交叉较多, 需要进一步建立模型判别叶片营养的丰缺.

表 3 不同光谱预处理下 LDA 和 LSSVM 判别模型的判别结果

建模方法	预处理方法	PCs	建模集		预测集	
			Nc/Nt	识别精度/%	Nc/Nt	识别精度/%
LDA	RAW	35	133/160	83.13	31/40	77.50
	1st Der	45	135/160	84.38	31/40	77.50
	2nd Der	35	134/160	83.75	29/40	72.50
	MSC	35	132/160	82.50	31/40	77.50
	SNV	30	133/160	83.13	28/40	70.00
LSSVM	RAW	41	147/160	91.88	36/40	90.00
	1st Der	39	142/160	88.75	32/40	80.00
	2nd Der	36	147/160	91.88	30/40	75.00
	MSC	46	146/160	91.25	31/40	77.50
	SNV	41	144/160	90.00	33/40	82.50

注: PCs: 主成分数; Nc: 正确判别数; Nt: 样本总数; RAW 为原始光谱。

本试验结果表明, 采用原始光谱, 41 个主成分和 LSSVM 模型为哈姆林甜橙叶片 Mn, Zn 缺乏症状的最佳判别技术, 其获得的建模集判别精度为 91.88%, 预测集判别精度为 90.00%。进一步以混淆矩阵分析其识别精度(表 4), 不论建模集还是预测集对正常样本的判别准确率均为 100%; 2 种缺素样本比较则以缺 Zn 样本的判别准确率高过缺 Mn 样本; 从表 4 可看出, 建模集中有 6 个缺 Mn 的样本被误判为缺 Mn、缺 Zn 复合症状样本, 而缺 Mn、缺 Zn 复合症状样本中有 7 个被误判为缺 Mn 样本; 预测集判别结果也显示有 2 个缺 Mn 样本误判为缺 Mn、缺 Zn 复合症状, 缺 Mn、缺 Zn 复合症状样本中有 1 个被误判为缺 Mn 样本, 而在预测集样本中仅有 1 个缺 Zn 样本被误判为缺 Mn、缺 Zn 复合症状。

表 4 应用原始光谱的 LSSVM 哈姆林甜橙叶片缺素识别模型精度评价混淆矩阵

症状分类	预测分类				识别精度/ %	总体识别精度/ %
	正常	缺 Mn	缺 Zn	缺 Mn 且缺 Zn		
建模集	正常	40	0	0	100.00	91.88
	缺 Mn	0	34	0	85.00	
	缺 Zn	0	0	40	100.00	
	缺 Mn 且缺 Zn	0	7	0	82.50	
预测集	正常	10	0	0	100.00	90.00
	缺 Mn	0	8	0	80.00	
	缺 Zn	0	0	9	90.00	
	缺 Mn 且缺 Zn	0	1	0	90.00	

3.5 基于特征波长信息的缺素识别建模分析

原始光谱包含 760 个波长, 输入信息量过大, 计算过程耗时较长, 需要进一步筛选特征波长, 优化输入波长数目, 提高运算效率。由于采用全波长光谱信息和 LDA 模型得到的预测结果不如 LSSVM 模型理想, 因此再采用依据 SDA、SPA 筛选出的 2 个特征波长子集(表 1)进行 LSSVM 建模判别, 所得到的预测结果见表 5。以 SDA 筛选出的特征波长子集 1 具有 12 个特征波长, 建模集样本的识别精度达 88.75%, 预测集样本识别正确率仅 72.50%。以 SPA 筛选出的特征波长子集 2 具有 40 个特征波长, 对建模集样本的识别精度为 90.00%, 预测集样本识别正确率为 82.50%, 识别效果较优。这一识别结果虽然不如基于全波长的 LSSVM 判别模型得到的预测集 90.00% 的识别精度高, 但是由于其大幅度降低了模型输入变量的个数, 可显著提高模型的运行速度, 具有更好的适用性。子集 2 特征波长主要集中在 400~450 nm 和 800~1 000 nm 区域之间, 尤其以 400~450 nm 蓝紫光区分布最为集中, 而并非 500~650 nm 光谱曲线

差异最大的绿峰区域, 表明叶片失绿程度并非本识别体系进行判别的唯一依据。

表 5 基于特征波长的 LSSVM 判别模型

	波长数/ 个	PCs	建 模 集		预 测 集	
			Nc/Nt	判别精度/%	Nc/Nt	判别精度/%
数据集 1	12	8	142/160	88.75	29/40	72.50
数据集 2	40	23	144/160	90.00	33/40	82.50

注: PCs: 主成分数; Nc: 正确判别数; Nt: 样本总数。

4 讨 论

在 400~1 000 nm 范围内获取的光谱反射率, 实际上是对哈姆林甜橙叶片代谢产物或中间产物、叶绿素、水分和细胞排列结构以及植物叶片表面物理特性等多种因素的光谱响应结果。而 Mn, Zn 元素含量的丰缺与不同波段间光谱值的相关性, 则是在该营养条件下哈姆林甜橙叶片本身与环境因子互作系统对光谱的综合响应结果, 而并非光谱值与这 2 种元素含量的直接相关性, 因此需要采用一定的模式识别算法进行进一步分析。本文利用 LDA 和 LSSVM 2 种模式识别方法对不同缺素症状进行识别, 以 LSSVM 算法获得的识别效果较好, 特征波长筛选结果以 SPA 算法较 SDA 算法更好。

通过混淆矩阵分析发现, 本文所建立的识别模型对于正常叶片的识别率始终保持 100%, 叶片缺锰的识别与 Mn, Zn 复合缺素症状组的识别呈现部分样本的混淆, 缺 Mn、缺 Zn 复合症状组叶片的判别易与缺 Mn 混淆, 出现该结果的重要原因可能是由于复合缺素症状包含缺 Mn 与缺 Zn 症状, 二者中如果某一元素缺乏程度较显著, 或某种元素对光谱响应更强烈, 则可能导致对该种元素缺乏识别的一些误差。从图 4 亦可看出, 缺锰带来的绿峰增大反应较缺锌更强烈, 可能暗示柑橘叶片锰元素缺乏的生理反应或光谱响应敏感性较锌元素更显著,

马超飞等^[34]研究了微量元素与植物反射光谱间的相关性, 发现植物(包括灌草)Mn 和 Zn 的含量分别于中心波长 402.87 nm, 1 161.88 nm; 2 338.93 nm 处的光谱反射峰位置有较好的相关性。易时来等^[35]也发现, 运用 400~500 nm 和 1 201~1 300 nm 的 Zn 含量特征光谱组合波段建立奥林达夏橙 Zn 含量的预测模型, 具有最好的预测性和稳定性。本试验通过 SPA 法筛选得到的最优特征波长主要集中在 400~450 nm 和 800~1 000 nm 区域之间, 尤其以 400~450 nm 分布最为集中, 这与前人的研究相似。该结果表明, 400~450 nm 的叶绿素蓝紫光谱响应区域和 800~1 000 nm 近红外短波 C—H、N—H 分子震动光谱区域, 可能是锰、锌缺素叶片的光谱响应主要差别谱区, 说明试验对于叶片缺素症状的光谱识别并非只通过因叶绿素含量减少导致的黄化程度来判别, 还结合了缺素导致的叶片结构与生化组分变化引起的光谱响应的变化。

5 结 论

本文利用高光谱成像数据, 研究哈姆林甜橙正常叶片、缺 Mn 叶片、缺 Zn 叶片和缺 Mn 与缺 Zn 复合症状叶片的光谱响应特征, 建立基于全波段和特征波段的缺素症状识别模型, 并对预测精度进行检验分析。结果表明, 基于原始光谱的 LSSVM 识别模型效果最好, 其建模集和预测集的识别精度分别达到 91.88% 和 90.00%; 利用 SPA 筛选特征波长所建立的 LSSVM 判别模型, 其建模集和预测集的识别精度为 90.00% 和 82.50%, 但其输入数据量和运算速度均更加优化、适用性更好; 采用高光谱信息技术可以很好的判别正常叶片和缺锌叶片, 而对缺锰叶片、缺锰与缺锌复合症状叶片判别正确率的提高, 还需探索不同的光谱预处理方法和识别模型; 柑橘叶片缺素症状的光谱响应, 是对叶绿素含量减少导致的不同黄化程度、叶片结构与生化组分的变化等复合因素的综合反应。本试验为建立基于高光谱成像技术的柑橘缺素诊断提供了借鉴和依据。

参考文献:

- [1] 武 伟, 李银国. 柑桔叶片微量元素含量与产量品质的关系 [J]. 西南农业大学学报, 1998, 20(3): 198—202.
- [2] 王 珂, 沈掌泉, 王人潮. 植物营养胁迫与光谱特性 [J]. 国土资源遥感, 1999, 10(1): 9—14.
- [3] 冯 伟, 朱 艳, 姚 霞, 等. 利用红边特征参数监测小麦叶片氮素积累状况 [J]. 农业工程学报, 2009, 25(11): 194—201.
- [4] VIGNEAU N, ECARNOT M, RABATEL G, et al. Potential of Field Hyperspectral Imaging as a Non Destructive Method to Assess Leaf Nitrogen Content in Wheat [J]. Field Crops Research, 2011, 122(1): 25—31.
- [5] 谭昌伟, 周清波, 齐 腊, 等. 水稻氮素营养高光谱遥感诊断模型 [J]. 应用生态学报, 2008, 19(6): 1261—1268.
- [6] TIAN Y C, YAO X, YANG J, et al. Assessing Newly Developed and Published Vegetation Indices for Estimating Rice Leaf Nitrogen Concentration with Ground-and Space-Based Hyperspectral Reflectance [J]. Field Crops Research, 2011, 120(2): 299—310.
- [7] 王 磊, 自由路, 卢艳丽, 等. 基于光谱分析的玉米氮素营养诊断 [J]. 植物营养与肥料学报, 2011, 17(2): 333—340.
- [8] 易秋香, 黄敬峰, 王秀珍, 等. 玉米全氮含量高光谱遥感估算模型研究 [J]. 农业工程学报, 2006, 22(9): 138—143.
- [9] 易时来, 邓 烈, 何绍兰, 等. 锦橙叶片氮含量可见近红外光谱模型研究 [J]. 果树学报, 2010, 27(1): 13—17.
- [10] 李金梦. 基于高光谱成像技术的柑橘叶片含氮量快速检测方法研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2014.
- [11] MIN M, LEE W S, BURKS T F, et al. Design of a Hyperspectral Nitrogen Sensing System for Orange Leaves [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 63(2): 215—226.
- [12] 邢东兴, 常庆瑞. 基于光谱分析的果树叶片全氮, 全磷, 全钾含量估测研究——以红富士苹果树为例 [J]. 西北农林科技大学学报(自然科学版), 2009, 37(2): 141—147.
- [13] 李丙智, 李敏夏, 周 璇, 等. 苹果树叶片全氮含量高光谱估算模型研究 [J]. 遥感学报, 2010, 14(4): 761—773.
- [14] LI B Z, LI M X, ZHOU X, et al. Hyperspectral Estimation Models for Nitrogen Contents of Apple Leaves [J]. Journal of Remote Sensing, 2010, 14(4): 767—780.
- [15] 柴仲平, 王雪梅, 盛建东, 等. 基于光谱分析的库尔勒香梨叶片全氮含量估测研究 [J]. 果树学报, 2013, 30(3): 421—426.
- [16] GHASEMI M, ARZANI K, YADOLLAHI A, et al. Estimate of Leaf Chlorophyll and Nitrogen Content in Asian Pear (*Pyrus serotina* Rehd.) by CCM-200 [J]. Notulae Scientia Biologicae, 2011, 3(1): 91—94.
- [17] HUANG S, HONG T, YUE X, 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.
- [18] 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.
- [19] YI S, DENG L, HE S, et al. A Spectrum Based Models for Monitoring Leaf Potassium Content of *Citrus sinensis* (L.) cv. Jincheng Orange [J]. Scientia Agricultura Sinica, 2010, 43(4): 780—786.
- [20] 柴仲平, 陈波浪, 蒋平安, 等. 库尔勒香梨叶片全钾含量高光谱估算模型研究 [J]. 中国生态农业学报, 2014, 22(1): 80—86.
- [21] 邢东兴, 常庆瑞. 基于光谱分析的果树叶片微量元素含量估测研究——以红富士苹果树为例 [J]. 西北农林科技大学学报(自然科学版), 2008, 36(11): 143—150.
- [22] 王传波, 彭良志, 淳长品, 等. 忠县哈姆林甜橙叶片矿质养分状况的初步研究 [J]. 中国南方果树, 2010, 39(3): 5—8.
- [23] 鲁如坤. 土壤农业化学分析方法 [M]. 北京: 中国农业科技出版社, 2000.
- [24] 杨 宇, 邓正春, 彭永胜, 等. 柑橘叶片营养诊断施肥技术研究 [J]. 湖南农业科学, 2013(15): 183—184.
- [25] 庄伊美. 柑橘营养与施肥 [M]. 北京: 中国农业出版社, 1994.
- [26] ALVA A K, JACKSON L K, WHEATON T A. Nutrition of Florida Citrus Trees [M]. Cooperative Extension Service, University of Florida, Institute of Food and Agricultural Sciences, 1995.
- [27] 许 馨, 杨金福, 吴福朝, 等. 基于广义判别分析的光谱分类 [J]. 光谱学与光谱分析, 2006, 26(10): 1960—1964.
- [28] 王定成, 方廷健, 高理富, 等. 支持向量机回归在线建模及应用 [J]. 控制与决策, 2003, 18(1): 89—91.

- [29] 阎威武, 邵惠鹤. 支持向量机和最小二乘支持向量机的比较及应用研究 [J]. 控制与决策, 2003, 18(3): 358—360.
- [30] 高斌斌, 王建军. 多分类最大间隔孪生支持向量机 [J]. 西南师范大学学报(自然科学版), 2013, 38(10): 130—135.
- [31] 虞科, 程翼宇. 一种基于最小二乘支持向量机算法的近红外光谱判别分析方法 [J]. 分析化学, 2006, 34(4): 561—564.
- [32] 易时来, 何绍兰, 邓烈, 等. 温州蜜柑叶片光谱反射率与叶绿素含量的相关性 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2007, 29(3): 90—93.
- [33] 谢小红, 魏虹, 李昌晓, 等. 水淹胁迫下枫杨(*Pterocarya stenoptera* C DC.) 幼苗叶片高光谱特征的研究 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2011, 33(4): 93—98.
- [34] 马超飞, 马建文, 韩秀珍. 微量元素在植物光谱中的响应机理研究 [J]. 遥感学报, 2001, 5(5): 334—339.
- [35] 易时来, 邓烈, 何绍兰, 等. 奥林达夏橙叶片锌含量可见近红外光谱监测模型研究 [J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 30(11): 2927—2931.

Discrimination of Manganese and Zinc Deficiency in ‘Hamlin’ Sweet Orange Using Hyperspectral Imaging Technology

GUO Dong-mei^{1,2}, DENG Lie^{2,3}, XIE Rang-jin^{2,3},
LÜ Qiang^{2,3}, YI Shi-lai^{2,3}, ZHENG Yong-qiang^{2,3},
QIAN Chun¹, HE Shao-lan^{2,3}

1. School of Horticulture and Landscape, Southwest University, Chongqing 400716, China;

2. Citrus Research Institute, Southwest University-Chinese Academy of Agricultural Sciences, Chongqing 400712, China;

3. National Citrus Engineering Research Center, Chongqing 400712, China

Abstract: In citrus orchards, manganese (Mn) and/or zinc (Zn) deficiencies are very common, while the symptoms caused by them are difficult to identify, which usually results in a wrong treatment during orchard management. In order to lay a foundation for application of hyperspectral imaging technology to the identification of nutrition deficiency in citrus, an experiment was made, in which the spectral response characteristics of ‘Hamlin’ Sweet Orange leaves lacking Mn and/or Zn in different extents were characterized with hyperspectral imaging technology, and then two recognition models were built using Fisher linear discriminant analysis (LDA) and least squares support vector machine (LSSVM), the recognition accuracy of which was subsequently compared. Our results showed that the model built by LSSVM with the whole spectral range wavelength gave a recognition accuracy of 91.88% in the modeling set and 90.00% in the prediction set; in addition, the model built by LSSVM with forty wavelengths selected by successive projections algorithm (SPA) resulted in a recognition accuracy of 82.50%. The results in this study indicated that it was feasible to identify Mn and/or Zn deficiency using hyperspectral imaging technology.

Key words: ‘Hamlin’ sweet orange, nutrition deficiency, hyperspectral imaging, least squares support vector machine

