

TLBO-ELM模型的番茄灰霉病高光谱潜育期诊断

张燕^{1,2,3}, 吴华瑞^{1,2,3}, 朱华吉^{1,2,3*}

1. 国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100097
2. 北京农业信息技术研究中心, 北京 100097
3. 农业农村部农业信息软硬件产品质量检测重点实验室, 北京 100097

摘要 番茄叶片在感染病害后首先发生的是内在生理反应, 肉眼无法观察到。叶片从被感染到出现肉眼可见病斑期间, 称为叶片病害潜育期。为了实现番茄叶片表面未见明显病斑的灰霉病潜育期诊断, 对接种植本进行叶片编码、跟踪、采集所有编码叶片样本 1~8 d 连续高光谱图像数据, 建立番茄叶片样本时序高光谱数据集。采用跟踪的叶片样本出现肉眼可见病斑前几天同一位置区域的高光谱数据作为潜育期感兴趣区域进行检测分析。为了建立番茄叶片灰霉病潜育期诊断和不同病斑等级分类模型, 采用基于教学优化算法(TLBO)优化极限学习机(ELM)的分类模型进行建模。通过 TLBO 算法优化 ELM 的输入权值和隐藏层的偏差, 提高模型分类性能。利用高光谱成像系统在近红外高光谱波段 388~1 006 nm 波段获取五个等级的感兴趣区域进行数据建模, 共采样 213 个高光谱数据, 其中, 健康类(56 个)、潜育期类(42 个)、小病斑类(43 个)、大病斑类(39 个)和严重类(33 个)。通过对比不同的光谱预处理方法, 采用效果最好的小波滤波变换(DWT)对样本数据中每类数据分别滤波。DWT 滤波后, 在 610~840 nm 波段间五个等级光谱曲线能区分明显, 共包含 91 个波长, 波长数量较多。因此, 采用竞争性自适应重加权抽样法(CARS)对采用 DWT 预处理后的光谱数据在 610~840 nm 波段重复 3 次优选特征波长, 合并去除重复项后得到 9 个特征波段: 694, 696, 765, 767, 769, 772, 778, 838 和 840 nm。最后分别选取全波段 FC、610~840 nm 波段、CARS 提取的 9 个特征波段建立 3 个分类模型 FC-TLBO-ELM, DWT-TLBO-ELM, DWT-CARS-TLBO-ELM 进行对比, 其中 DWT-CARS-TLBO-ELM 检测精确度最高达 100%, 潜育期召回率 100%, 利用时间最短为 0.068 9 s, 表明该模型可以实现番茄灰霉病潜育期高精度诊断和灰霉病病害程度高精度分类, 为番茄灰霉病早期防治、精准施药提供理论依据。

关键词 时序高光谱数据; 灰霉病程度分类; 潜育期诊断; 极限学习机; 教学优化算法

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2022)09-2969-07

引言

我国是番茄的主要生产和消费国家, 番茄种植广泛。在农业实际生产过程中, 番茄灰霉病感染早期无病斑显现, 因此无法被及时发现, 导致灰霉病治理不及时引起的品质下降和产量减少, 严重影响了番茄种植的经济效益^[1-2]。随着高光谱成像无损检测技术的发展能够在更加微观的尺度上对植物内部器官进行精细探测, 适用于在未显现病斑的病害潜育期进行光谱信息提取。秦立峰等^[3]针对温室采集的不同环境

光照下的黄瓜早期霜霉病高光谱图像有效病害特征难以提取的问题, 以黄瓜 7 类感兴趣区域 94 个样本为研究对象, 提出采用改进的竞争性自适应重加权算法 CARS 结合连续投影算法 SPA 提取融合病害差异信息, 通过合并去除重复波段共提取 47 个特征波段, 建立最小二乘-支持向量机检测模型。对染病 1 d 的测试集检测识别率达到 95.83%, 对染病 2 d 到发病 12 d 均能取得 100% 的检测识别率, 其中染病样本的召回率达到 100%。康丽等(本刊 41 卷 3 期)采集大田自然发病症状较轻的水稻稻瘟病叶片和健康叶片为研究对象, 通过构建对比多种早期分级检测模型, 发现 CARS-SVM 模型

收稿日期: 2021-07-19, 修订日期: 2021-10-12

基金项目: 国家重点研发计划项目(2020YFD1100602), 国家自然科学基金项目(61871041), 财政部和农业农村部: 国家现代农业产业技术体系项目(CARS-23-C06)资助

作者简介: 张燕, 女, 1983年生, 北京农业信息技术研究中心助理研究员 e-mail: zhangy007@nercita.org.cn

* 通讯作者 e-mail: zhuhj007@nercita.org.cn

对染病无病斑样本识别准确率最高, CARS-PCA-SVM 模型在复杂度、运算速度上优于 CARS-SVM。牟多铎等^[4]将空间信息分别加入极限学习机(ELM)和支持向量机(SVM)对不同低维类别选取适当的高光谱训练样本进行分类比较,发现在分类时间及精度方面 ELM 均优于支持向量机 SVM。芦兵等^[5]为了实现差异病害的准确预测,分别建立 ELM 的特征光谱联合灰度共生矩阵及 LBP 纹理信息的预测模型 CARS-GLCM-ELM 和 CARS-LBP-ELM,优化后的模型预测分类正确率达 92.73%。陈芊澍等^[6]在裂缝发育带预测中引入了极限学习机算法,相较于近似支持向量机,极限学习机在保证分类准确度的同时训练效率更高。Sevinc 等^[7]提出 TLBO-ELM 分类模型对二进制和多类数据进行分类,表明 TLBO-ELM 在分类上优于 PSO-SVM 算法。

因此,本工作采用基于教学优化算法的极限学习机模型(teaching-learning-based optimization_extreme learning machine, TLBO-ELM)^[6-7]进行建模,针对番茄灰霉病潜育期病斑 ROI 区域进行特征波长提取,并且提取不同病害程度的光谱信息,通过对比不同光谱预处理效果,选择离散小波变换(discrete wavelet transformation, DWT)^[8]预处理方法,并结合竞争性自适应重加权算法(competitive adaptive re-weighted sampling, CARS)^[9-10]进行特征波段提取,建立番茄灰霉病潜育期检测教师学习-极限学习机(TLBO-ELM)模型,实现番茄灰霉病潜育期高精度检测及不同病害程度的高精度分类。

主要研究内容包括:

(1) 围绕番茄叶片灰霉病潜育期检测方法,通过连续跟踪采集建立样本叶片时序高光谱数据,实现番茄叶片表面未见明显病斑的灰霉病潜育期诊断;

(2) 针对番茄灰霉病潜育期病斑 ROI 区域特征波长及不同病害程度的光谱信息提取建立基于离散小波变换结合竞争性自适应重加权算法的特征提取模型;

(3) 针对极限学习机精度和泛化能力不稳定的问题,采用教学优化算法对极限学习机的输入权值和隐藏层的偏差进行训练和优化,从而保证了 ELM 分类模型较高的精度和较好泛化能力。

1 实验部分

1.1 样本材料

实验于 2021 年 3 月—4 月在石家庄市农林科学研究院农业信息研究中心实验室(114°54'E, 38°12'N)进行。采用北方大部分地区设施大棚中普遍种植的大果型番茄“天明”(抚顺市北方农业科学研究所育成)为样本,取生长状态较为一致的番茄幼苗 60 盆,移入人工气候箱备用,每盆种植 1 株番茄苗,塑料花盆大小 10 cm×9 cm,每天定时注入 50 mL 水。

灰霉病菌悬液的制备方法:将灰霉病菌(购自中国农业科学院蔬菜花卉研究所)在 PDA 培养基上划线活化,25℃恒温培养 7 d 后挑取活化的病原菌孢子至 150 mL 的马铃薯葡萄糖液体培养基中,25℃,120RPM 震荡培养 7 d 得到菌悬液。

番茄苗于光照培养箱中生长出第七片叶片时进行接种,接种部位选取第 3~5 片叶最尖端小叶,设置三种接种方式:全叶涂抹,叶片局部点涂,叶片局部针刺点涂。接种后的植株放置在光照培养箱中培养,培养条件为:湿度 85%~90%,温度 25℃/22℃,光照 9600LX/0,12 h/12 h,1 d 后进行高光谱图像采集。

1.2 仪器设备

选用宁波江南仪器有限公司 RXZ-600B 型号人工气候室,容积 600 L,控温范围 0~50℃,控温精度 0.1℃左右,控湿范围 50~95%RH,控湿精度 1%RH 左右,光照强度 0~400(30 000),6 级可调,隔板数量 4 块,工作时间可定时控制或连续运行,外形尺寸 1 313×740×1 500。共购置人工气候箱 3 台,每台可育苗 24 株。

高光谱采集设备选用四川双利合谱科技有限公司的短波红外便携式成像光谱系统 GaiaField Pro-N17E lite 高光谱成像仪,相机集成高性能数据采集和分享处理系统,无需外接计算机,支持 Android 智能手机、Ipad、Iphone 无线遥控(Wifi 模型),选配支持远距无线图像传输于遥控操作(串口)。扫描方式为内置推扫,光谱范围 960~1 640 nm,光谱分辨率 5 nm,共 320 个光谱通道,扫描速度为 4 s·cube⁻¹,重量为 7.5 kg,内置电池可工作 2 h 以上。

补光灯设备:(1) 50 W 卤素灯:输入电压 12 V,功率 50 W,输出光谱为 350~2 500 nm 宽光谱,光源经过匀化处理;(2) 调节支架:固定卤素灯并可调节卤素灯角度,高稳定性,高耐热支架;(3) 稳压稳流电源:高稳电源,输出电压 12 V,为四台 50 W 卤素灯供电,保证卤素灯输出稳定光谱。

1.3 高光谱图像采集

数据采集软件为四川双利合谱科技有限公司的 Spec-View,为保证采集光谱信息的准确性,采用补光灯设备,四个补光灯调整好位置后,固定不变。每次采集前进行曝光、调焦、白板采集。根据采集的番茄叶片调整方位,需要采集的番茄叶需位于全局预览界面中的右上框中。距离镜头 36~46 cm 之间,42 cm 为最佳位置,进行采集,如图 1。高光谱数据采集从接种后第一天即接种 24 h 后开始进行连续跟踪采集,每株跟踪采集三个叶片,共连续采集 8 d。



图 1 样本数据采集

Fig. 1 Sample data collection

1.4 特征波段提取算法

高光谱分辨率在纳米数量级，具有数据量大，相关性较高的特点，可分性较好的、相关性较低的特征波段的提取，是提高分类识别模型精度的重要手段。采用竞争自适应重加权(competitive adaptive reweighted sampling, CARS)^[9-10]算法对预处理后的番茄灰霉病潜育期高光谱建模数据进行特征波段提取。

1.5 基于 TLBO-ELM 早期诊断模型

极限学习机(extreme learning machine, ELM)^[4-5]是 2004 年由新加坡南洋理工大学的黄广斌教授提出的，是一种运算速度快、泛化能力好的单隐层前馈神经网络，因其具有独特的优势，被广泛运用于解决各类非线性问题。

但极限学习机 ELM 模型主要参数输入权值 ω 和隐含层阈值 b 的设置是随机的，导致模型精度和泛化能力不稳定，为了解决上述问题，基于教学优化的极限学习机分类模型 TLBO_ELM (teaching-learning-based optimization_extreme learning machine)^[6-7]被提出。

教学优化算法^[6]通过模拟教师的“教学”和学生之间的相互“学习”来提高学生的水平，是一种新的群智能优化算法，适合求解参数较多的优化问题。在教与学算法中，将学习知识范围对应于搜索空间，搜索空间中所有点的集合称为班级，某一点($j=1, 2, \dots, NP$)对应着一个学生， NP 为学生数， D 为学生学习科目数(对应于优化问题中变量的维数)。班级中成绩最好的学生记作老师，用 $X_{teacher}$ 表示。

将 ELM 的输入权值和隐含层阈值编码成教与学算法个体，初始化班级，以 EML 算法识别率达到最大或稳定为目标进行寻优获得最优个体，解码得到最优的权值和最优阈值 b 。

TLBO_ELM 通过教学优化算法对极限学习机的 ω 和 b 进行训练和优化，从而得到最优的权值 ω 和最优阈值 b ，从而保证了 ELM 分类模型较高的精度和较好泛化能力。为了验证构建模型的能力，常用测试集的准确率 Accuracy、精确率 Precision、召回率 Recall 和调和评价价值 $F1$ 作为模型评价标准。

番茄灰霉病诊断及分类流程如图 2 所示。

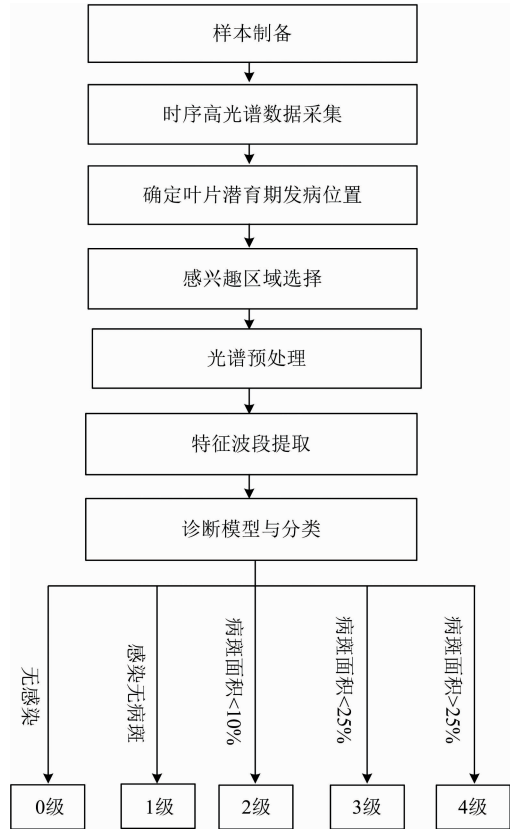


图 2 番茄灰霉病诊断及分类流程图

Fig. 2 Flowchart of tomato gray mold diagnosis and classification

2 结果与讨论

2.1 发病样本选择

高光谱数据处理采用四川双利合谱科技有限公司的 SpecSight、ENVI5.3 (Research Systme Inc., Boulder, Colo., USA)和 Matlab2019b(The MathWorks Inc., Natick, USA)软件开发平台。

如图 3 为从接种第 1 天(24 h 后)到第 8 天病斑从无到有的变化过程图像，图显均为波段红通道 640.7 nm，绿通道 549.9 nm 和蓝通道 469.7 nm。

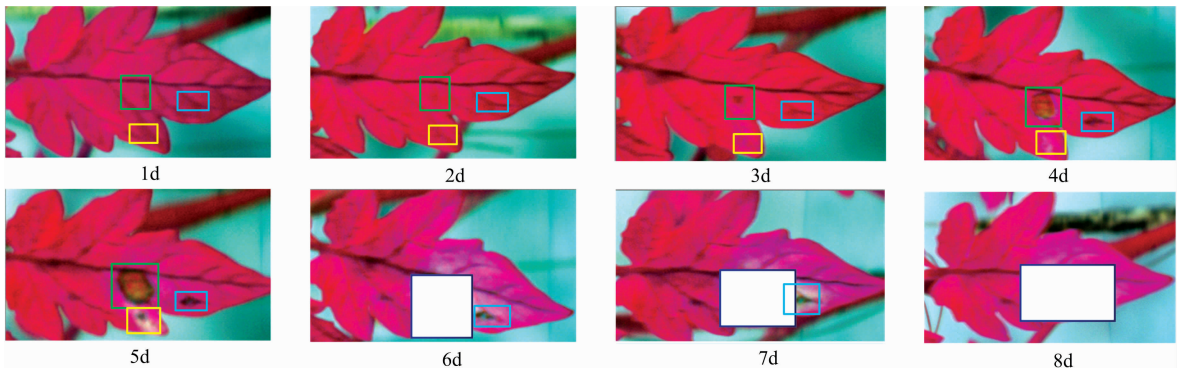


图 3 接种发病样本 #1 高光谱图像从 1~8 d 变化过程图

Fig. 3 Hyperspectral images of inoculated pathogenic sample #1 in the first 8 days

2.2 感兴趣区域选择

番茄叶片感染灰霉病潜育期，没有肉眼可见病斑导致专家无法直接确认叶片样本是否感染及感染位置，但是叶片内部已发生生理反应，叶细胞组织也已开始遭到破坏。为实现番茄叶片灰霉病潜育期的检测，采取跟踪采集所有接种后的样本叶片时序高光谱图像数据，来确定接种样本叶片是否被感染及感染位置，选取发病叶片样本为本文实验样本，根据样本叶片发病病斑位置确定叶片样本潜预期发病位置。根据图 1 接种后发病样本 #1 的病斑变化过程，按病斑面积将所有选取的 ROI 划分为 5 个等级：无感染 ROI 为 0 级、染病无病斑 ROI 为 1 级(潜预期)、病斑面积 < 10% ROI 为 2 级(小病斑)、病斑面积 < 25% ROI 为 3 级(大病斑)、病斑面积 > 25% ROI 为 4 级(严重)。利用 ENVI5.3 软件提取接种后发病样本 1~8 d 的感染区域 ROI，ROI 大小为 10×10，病斑较大时，选取病斑中间位置。从第 1 天到第 8 天采集 27(19 个感染 ROI+8 个无感染 ROI)个样本的高光谱数据。利用 ENVI5.3 软件计算每个感兴趣区域 ROI 矩形框内所有相似点的光谱反射率平均值作为实验高光谱数据，共采集 213 个 ROI 平均光谱数据，无感染 ROI 为 0 级(55 个)、潜预期 ROI 为 1 级(43 个)、小病斑 ROI 为 2 级(43 个)、大病斑 ROI 为 3 级(39 个)，病斑后期 ROI 为 4 级(33 个)。

图 4 为 213 个样本不同发病等级番茄叶片高光谱平均反射率曲线，光谱曲线在 500~583 nm 接近绿通道波长 550 nm 附近出现一个波峰，潜育期 ROI 谱线和健康 ROI 谱线在 557 nm 之前几乎重合，之后潜育期 ROI 谱线出现红移现象，说明叶片组织开始受到破坏。

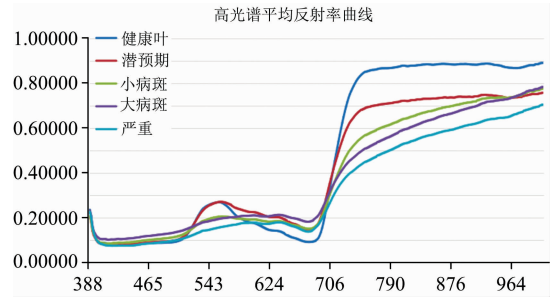


图 4 不同时期番茄叶片高光谱平均反射率曲线
Fig. 4 Hyperspectral mean reflectivity curves of tomato leaves in different periods

2.3 光谱数据预处理方法选择

为了消除或减弱外界环境及各种因素对光谱的影响，采用有效的光谱预处理方法尽可能去除光谱噪声并对光谱进行平滑及相关预处理，不仅可以提高诊断模型的准确率和预测能力，还能提高模型的泛化能力及鲁棒性。目前主流的光谱数据预处理方法包括：数据规范化处理(NOR)^[11]、Savitzky-Golay 卷积平滑(SG)^[12]、标准正态变换(SNV)^[13]、离散小波变换(DWT)^[8]、多元散射校正(MSC)^[14]等，比较上述各个处理，如图 5，发现对高光谱数据进行小波变换滤波处理后，在 681~840 nm 波段间番茄灰霉病五个等级被清晰的区分开来，其中大病斑 4 级和严重后期 5 级部分混在一起，说明病害发展到大病斑后光谱相似度较大。所以对每一个类别分别进行小波滤波变换 DWT 滤波。

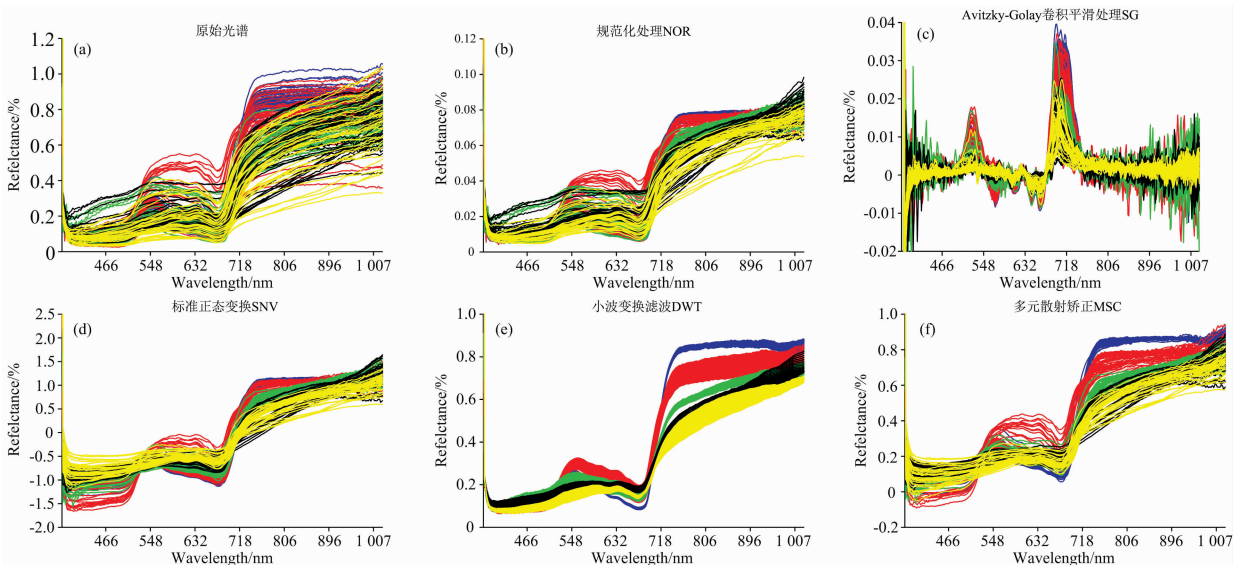


图 5 不同光谱预处理后光谱对比
Fig. 5 Comparison of spectra with different pretreatment methods

2.4 DWT-CARS 特征波段提取

采用经过离散小波变换 DWT 处理后 610~840 nm 波段间样本数据，基于 CARS 算法对训练集进行特征波段提取，

设置蒙特卡洛采样次数为 50，为解决 CARS 算法的随机性问题，利用 CARS 进行 3 次特征提取，3 次 CARS 提取的特征波段过程位置如图 4 所示，包括样本变量个数(number of

sampled variables, NSV)、交叉验证均方根误差 (RMSECV) 和回归系数 (regression coefficient, r_c) 随蒙特卡洛采样次数的变化趋势。在 RMSECV 最小点取最优变量个数 (图 6 中的星号竖线), 3 次提取过程最小 RMSECV 分别为: 0.295 9, 0.294 5 和 0.297 4, 见表 1, 将回归系数绝对值大的波段保

留, 即为提取的特征波段。提取的特征波段如图 7 所示, 提取的特征数量分别为 5, 5 和 7, 见表 1。由图 7 和表 1 可知, 3 次选取的特征波段位置相近, 满足稳定性要求。将 3 次特征波段合并并去除重复项, 共得到 9 个特征波段: 694, 696, 765, 767, 769, 772, 778, 838 和 840 nm。

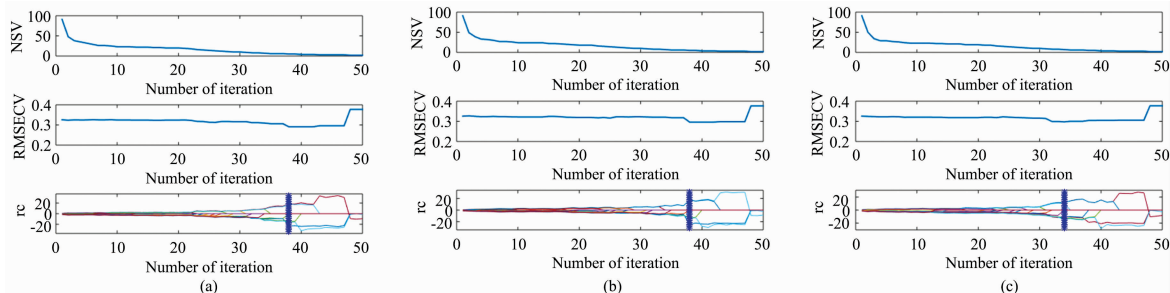


图 6 DWT-CARS 算法 3 次提取的特征波段

(a): 第 1 次提取特征波段过程; (b): 第 2 次提取特征波段过程; (c): 第 3 次提取特征波段过程

Fig. 6 Feature wavebands extracted by DWT-CARS algorithm for three times

(a): The first extraction; (b): The second extraction; (c): The third extraction

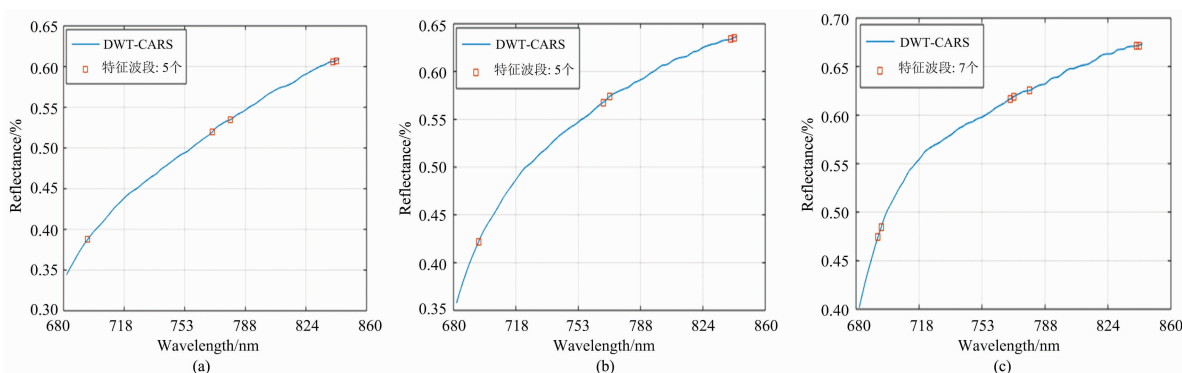


图 7 DWT-CARS 算法 3 次提取的特征波段

(a): 第 1 次提取特征波段; (b): 第 2 次提取特征波段; (c): 第 3 次提取特征波段

Fig. 7 Feature bands extracted by DWT-CARS algorithm for three times

(a): The first extraction; (b): The second extraction; (c): The third extraction

表 1 DWT-CARS 算法 3 次提取的特征波段

Table 1 Feature bands extracted by DWT-CARS algorithm for three times

DWT-CARS 方法	第 1 次	第 2 次	第 3 次
特征波段个数/个	5	5	7
特征波段/nm	696, 765, 769, 838, 840	696, 767, 769, 772, 840	694, 696, 767, 769, 778, 838, 840
RMSECV/%	0.295 9	0.294 5	0.297 4
最终特征波段/nm	694, 696, 765, 767, 769, 772, 778, 838, 840		

2.5 TLBO-ELM 诊断模型建模与分类

在 5 个类 213 个样本中, 每个类选择 14 个样本, 5 个类共 70 个样本建立测试集, 剩余样本建立训练集, 采用小波滤波变换 DWT 对样本数据中每一类分别滤波。DWT 滤波后, 分别选取全波段 FC、610~840 nm 波段、DWT-CARS 提取的特征波长 (694, 696, 765, 767, 769, 772, 778, 838 和 840 nm) 建立 3 个对比分类模型 DWT-FC-TLBO-ELM, DWT-TLBO-ELM 和 DWT-CARS-TLBO-ELM 进行对比。用教学

优化算法选择模型的最优权值 ω 和最优阈值 b , 由于 3 个模型采用的波段不同, 因此 TLBO 选择的参数不同, 如表 2 所示, 表 2 中给出了 3 个不同模型的最优权值 ω 和隐藏层最优阈值 b 及对应的测试集准确率、精确率、召回率和 F1 值。由表 2 可知, DWT-FC-TLBO-ELM 与 DWT-TLBO-ELM 模型在病害等级识别能力几乎相同, 只有精确率略有不同。而基于 DWT-CARS 提取的 9 个特征波段的识别率、精确率、召回率和 F1 值都达到最高 100%。比前两个分类模型高 4.29

个百分点。

图 8 为三个模型的混淆矩阵, 由图 8 可知, DWT-FC-TLBO-ELM 中, 大病斑类和严重类混淆, 其中三个严重类测试样本被识别为大病斑, 这是由于大病斑类和严重类部分样本较为接近; DWT-TLBO-ELM 模型健康类和潜育期类存在

混淆, 其中有 3 个潜育期类样本被误识别为健康类, 也是由于两个类部分样本较为类似; DWT-CARS-TLBO-ELM 模型没有出现误识别, 表现优越。且 DWT-CARS-TLBO-ELM 模型潜预期召回率为 100%, 表明提出模型不仅能较好的区分健康类和潜预期类, 也能较好的区分 5 个不同的病害级别。

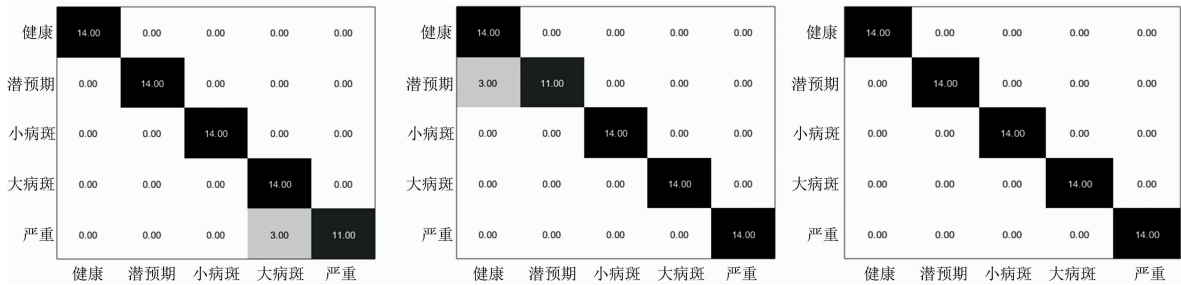


图 8 三个模型测试集混淆矩阵

(a): DWT-FC-TLBO-ELM; (b): DWT-TLBO-ELM; (c): DWT-CARS-TLBO-ELM

Fig. 8 Confusion matrix of three model test sets

(a): DWT-FC-TLBO-ELM; (b): DWT-TLBO-ELM; (c): DWT-CARS-TLBO-ELM

表 2 不同模型参数选择及相应测试集准确率、精确率、召回率和 F1 值

Table 2 Model parameters and test set accuracy, accuracy, recall rate and F1 value

诊断模型	模型参数		测试集 准确率/%	测试集 精确率/%	召回率 /%	F1 /%
	最优权值 ω	隐藏层最优阈值 b				
DWT-FC-TLBO-ELM	1.044 8	155	95.71	96.47	95.71	96.09
DWT-TLBO-ELM	1.044 8	70	95.71	96.17	95.71	95.94
DWT-CARS-TLBO-ELM	1	107	100	100	100	100

利用高光谱成像技术对设施番茄灰霉病进行早期检测, 提出基于 DWT-CARS 特征提取方法, 先对每一类训练数据进行小波变换, 通过 CARS 算法执行 3 次提取特征波长, 对 3 次提取的特征波长进行合并去除重复项, 最终提出 9 个特征波段: 694, 696, 765, 767, 769, 772, 778, 838 和 840 nm, 通过教学优化算法和极限学习机建立 DWT-CARS-TLBO-ELM 番茄灰霉病识别模型对 5 类染病阶段的病害叶片 ROI 区域进行检测, 实验结果表明, 提出的番茄灰霉病特征波段提取方法有效, 对 5 个阶段的检测率、精准率、召回率、F1 值均达到 100%。

3 结 论

根据病斑大小选取进行数据建模利用高光谱成像系统获

取 5 类感兴趣区域在近红外高光谱波段 388~1 006 nm 进行数据建模, 采用小波滤波变换 DWT 对样本数据中每一类分别滤波。DWT 滤波后, 分别选取全波段 FC、610~840 nm 波段、CARS-PLS 提取的 9 个特征波段建立 3 个分类模型 DWT-FC-TLBO-ELM, DWT-TLBO-ELM 和 DWT-CARS-TLBO-ELM 进行对比, 分别对 3 个模型采用教学优化算法 (TLBO) 进行最优参数选取, 其中 DWT-CARS-TLBO-ELM 检测精确度最高达 100%, 潜育期召回率 100%, 表明提出模型可以实现番茄灰霉病潜育期无病斑叶片早期识别诊断, 为番茄灰霉病早期防治、精准施药提供理论依据。

下一步工作展望: 进一步扩大样本量, 采集不同生长阶段和不同品种番茄以及不同番茄病害的样本数据, 验证并改进番茄病害识别算法。

References

- [1] YANG Ying-ru, WU Hua-rui, ZHANG Yan, et al(杨英茹, 吴华瑞, 张 燕, 等). Journal of Chinese Agricultural Mechanization(中国农机化学报), 2021, 42(9): 177.
- [2] JIA Fang-fang, HONG Quan-chun, SONG Wei-yi(贾方方, 洪权春, 宋唯一). Chinese Journal of Eco-Agriculture(中国生态农业学报), 2017, 25(6): 805.
- [3] QIN Li-feng, ZHANG Xi, ZHANG Xiao-xi(秦立峰, 张 熹, 张晓茜). Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery(农业机械学报), 2020, 51(11): 212.
- [4] MOU Duo-duo, LIU Lei(牟多铎, 刘 磊). Remote Sensing Technology and Application(遥感技术与应用), 2019, 34(1): 115.
- [5] LU Bing, SUN Jun, YANG Ning, et al(芦 兵, 孙 俊, 杨 宁, 等). Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析), 2019,

- 39(8): 2515.
- [6] CHEN Qian-shu, WEN Xiao-tao, HE Jian, et al(陈芊澍, 文晓涛, 何 健, 等). Geophysical Propecting for Petroleum(石油物探), 2021, 60(1): 149.
- [7] Sevinc E, Dokeroglu T. Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences, 2019, 27: 1523.
- [8] GAO Xi-wen, JIA Ke-li, MAO Hong-xin, et al(高曦文, 贾科利, 毛鸿欣, 等). Modern Electronics Technique(现代电子技术), 2021, 44(3): 155.
- [9] SHI Yan, SUN Dong-mei, XIONG Jing, et al. Chinese Pharmaceutical Journal(中国药学杂志), 2018, 53(14): 1216.
- [10] LIU Si-jia, TIAN You-wen, ZHANG Fang, et al(刘思伽, 田有文, 张 芳, 等). Food Science(食品科学), 2017, 38(8): 277.
- [11] Mobley P R, Kowalski B R, Workman J R J J, et al. Applied Spectroscopy Reviews, 1996, 31(4): 347.
- [12] Goel P K, Prasher S O, Patel R M, et al. Computers and Electronics in Agriculture, 2003, 39(2): 67.
- [13] Barnes R J, Dhanoa M S, Susan J L. Applied Spectroscopy, 1989, 43(5): 772.
- [14] XUE Qing-sheng, TIAN Zhong-tian, HAO Xi-jie, et al(薛庆生, 田中天, 郝锡杰, 等). Acta Optica Sinica(光学学报), 2020, 40(17): 201.

Hyperspectral Latent Period Diagnosis of Tomato Gray Mold Based on TLBO-ELM Model

ZHANG Yan^{1, 2, 3}, WU Hua-rui^{1, 2, 3}, ZHU Hua-ji^{1, 2, 3*}

1. National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China

2. Beijing Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China

3. Key Laboratory for Quality Testing of Hardware and Software Products on Agricultural Information, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing 100097, China

Abstract Tomato leaves in the infection of disease occurred after the first internal physiological reaction, the naked eye can not observe, from the blade infection to the appearance of visible disease spots, for the left disease latent period. In order to achieve the tomato leaf surface did not see obvious disease spots of gray mold latent period diagnosis. This paper is for the inoculation samples for leaf coding, daily tracking, and collection of all encoded leaf sample hyperspectral image data, the establishment of tomato leaf sample sequence hyperspectral data set. Based on the tracked leaf samples, hyperspectral data from the same location area a few days before the appearance of visible spots with the naked eye were used for detection and analysis as latent period data. In order to establish the diagnosis of the latent period of tomato leaf gray mold disease and the classification model of different disease plaque levels, the classification model based on the teaching learning-based optimization algorithm (TLBO) optimization extreme learning machine (ELM) is used to model. The input weight and hidden layer deviation of ELM are optimized by the TLBO algorithm, and the model classification performance is improved. Data modeling was obtained in the near-infrared hyperspectral band 388-1007nm band to obtain 5 levels of interest, and 213 hyperspectral data were sampled, including health (56), latent (42), small disease plaque (43), major disease plaque (39) and severe disease (33). The best-performing wavelet filtering transformations (Discrete Wavelet Transform, DWT) filter each type of data in the sample data separately by comparing different spectral preprocessing methods. After DWT filtering, the five class spectral curves between the 610 and 840 nm bands can be distinguished significantly, containing 91 wavelengths and a larger wavelength. Therefore, competitive adaptive reweighted sampling is used (Competitive Adaptive Reweighted Sampling, CARS) to repeated the preferred feature wavelength 3 times in the 610~840 nm band using DWT pre-treated spectral data and combined to remove duplicates to obtain 9 feature bands: 694, 696, 765, 767, 769, 772, 778, 838 and 840 nm. Finally, three classification models FC-TLBO-ELM, DWT-TLBO-ELM, DWT-CARS-TLBO-ELM, were selected for experimental comparison, in which DWT-CARS-TLBO-ELM detection accuracy was up to 100%, and the potential recall rate was 100%. Using the minimum time of 0.068 9 s, it is shown that the model can realize the high-precision diagnosis and high-precision classification of the disease degree of gray mold disease during the latent breeding period of tomato ash mold, and provide a theoretical basis for the early prevention and treatment of tomato ash mold disease and the precise application of medicine.

Keywords Time series hyperspectral data; Classification of botrytis degree; Hyperspectral gleying diagnosis; ELM; TLBO

* Corresponding author

(Received Jul. 19, 2021; accepted Oct. 12, 2021)