doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.18.009

基于 ABC - CatBoost 和光谱指数的黄瓜霜霉病叶部病斑 SPAD 值反演与严重度估计

乔　琛[1]　刘　源[2]　姚坤宇[3]　韩宗桓[4]　李宜滨[4]　张一丁[5]　张领先[4]

(1. 深圳市中农大前沿技术研究院, 深圳 518119; 2. 新南威尔士大学数学与统计学院, 悉尼 2052;
3. 中国农业大学土地科学与技术学院, 北京 100193; 4. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083;
5. 中国农业大学工学院, 北京 100083)

摘要: 准确反演和估计黄瓜霜霉病叶绿素相对含量(SPAD 值)和严重度对霜霉病管理具有重要意义。目前相关研究更多着眼于叶片全局,而忽略了局部单个病斑 SPAD 值反演及严重度估计,且传统 SPAD 值反演及严重度估计费时费力,本文基于人工蜂群算法优化的分类梯度提升树(ABC - CatBoost)及光谱指数进行黄瓜霜霉病叶部局部单个病斑 SPAD 值反演及严重度估计研究。通过获取发病叶片最大光化学效率(Fv/Fm)图像,实现不同病斑严重度划分,同时采集相应病斑 SPAD 值及高光谱数据,并利用最大最小归一化(MMS)及去趋势化(Detrend)数据预处理方法增强光谱数据与 SPAD 值及严重度的相关性,降低噪声对建模精度的影响。基于构建的一维、二维和三维光谱指数提取了原始、MMS 及 Detrend 预处理下最优光谱特征波段,并基于 ABC - CatBoost 实现了黄瓜霜霉病叶部病斑 SPAD 值反演及严重度估计。试验结果表明,ABC - CatBoost 对 SPAD 值反演及严重度估计精度均得到了进一步提升。较一维光谱指数,二维、三维光谱指数凭借多维度信息融合能力,在 SPAD 值反演中,经 Detrend 预处理后二维和三维光谱指数与 SPAD 值决定系数均达到 0.927。在严重度估计中,经 Detrend 预处理后二维光谱指数及经 MMS 预处理后三维光谱指数与严重度的准确率均达到 90.90%,进一步表明 Detrend 数据预处理方法优于 MMS。研究结果不仅为霜霉病管理提供了可靠科学依据,且对提升黄瓜生产产量和品质具有重要意义。

关键词: 黄瓜霜霉病; 最大光化学效率; 严重度; 人工蜂群算法; CatBoost

中图分类号: TP391　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)18-0093-13　　**OSID**:

SPAD Value Inversion and Severity Estimation for Cucumber Downy Mildew Leaf Lesions Based on ABC - CatBoost and Spectral Indices

Qiao Chen[1]　Liu Yuan[2]　Yao Kunyu[3]　Han Zonghuan[4]　Li Yibin[4]　Zhang Yiding[5]　Zhang Lingxian[4]

(1. *Frontier Technology Research Institute of China Agricultural University in Shenzhen*, *Shenzhen* 518119, *China*
2. *School of Mathematics and Statistics*, *University of New South Wales*, *Sydney* 2052, *Australia*
3. *College of Land Science and Technology*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100193, *China*
4. *College of Information and Electrical Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*
5. *College of Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*)

Abstract: Accurate inversion and estimation of SPAD content and severity of cucumber downy mildew are of great significance for the management of the disease. Current research predominantly focused on overall leaf analysis, overlooking the inversion and estimation of SPAD content and severity of individual lesions. Moreover, traditional methods for SPAD inversion and severity estimation were time-consuming and labor-intensive. Therefore, it was aimed to investigate the SPAD inversion and severity estimation of individual cucumber downy mildew lesions based on ABC - CatBoost and spectral indices. By acquiring Fv/Fm images of infected leaves, the severity of different lesions was classified. Corresponding SPAD values and hyperspectral data of the lesions were also collected. To enhance the correlation between spectral data and SPAD content and severity, and reduce the impact of noise on modeling accuracy, MMS and Detrend

收稿日期: 2025 - 11 - 28　修回日期: 2026 - 03 - 31

基金项目: 国家自然科学基金项目(62376272、62176261)

作者简介: 乔琛(1994—),男,博士后,主要从事农业信息技术研究,E-mail: 649112905@qq.com

通信作者: 张领先(1970—),男,教授,博士生导师,主要从事农业信息化研究,E-mail: zhanglx@cau.edu.cn

data preprocessing methods were utilized. Optimal spectral feature bands were extracted from raw, MMS, and Detrend preprocessed data based on constructed one-dimensional, two-dimensional, and three-dimensional spectral indices. Using these features, the ABC - CatBoost model was employed to achieve SPAD inversion and severity estimation of cucumber downy mildew lesions. The results showed that the CatBoost algorithm, optimized by the artificial bee colony (ABC) algorithm, significantly improved the accuracy of SPAD inversion and severity estimation. Compared with one-dimensional spectral indices, two-dimensional and three-dimensional spectral indices, with their ability to integrate multidimensional information, demonstrated superior performance. Specifically, after Detrend preprocessing, the coefficients of determination between the two-dimensional and three-dimensional spectral indices and SPAD reached 0.927. In severity estimation, the accuracy between the Detrend-preprocessed two-dimensional spectral indices and the MMS-preprocessed three-dimensional spectral indices and the severity reached 90.90%, further demonstrating that Detrend preprocessing was superior to MMS. The research result can not only provide a reliable scientific basis for managing downy mildew but also have significant implications for improving the yield and quality of cucumber production.

Key words: cucumber downy mildew; Fv/Fm; severity; artificial bee colony algorithm; CatBoost

0 引言

黄瓜是我国重要的蔬菜和经济作物。然而,霜霉病作为一种破坏性极强的真菌病害,逐渐成为威胁黄瓜生产安全的主要因素之一[1]。该病害不仅对黄瓜生长造成了严重损害,还导致产量和品质显著下降,给农户带来巨大经济损失。因此准确反演和估计黄瓜霜霉病 SPAD 值和严重度对霜霉病管理具有重要意义。

近年来,随着高光谱成像技术发展和黄瓜真菌病害研究的不断深入,黄瓜病菌侵染特点与规律逐渐得到揭示。文献[2]通过高光谱成像系统获取感染霜霉病的黄瓜叶片图像,可有效检测黄瓜霜霉病,算法检测准确率接近 90%。文献[3]评估了数字红外热成像和傅里叶变换红外光谱(FTIR)在黄瓜霜霉病显症前的检测潜力,结果表明这 2 种方法可在显症前区分健康和感染叶片,实现早期检测。文献[4]通过采集黄瓜叶片可见光和近红外光谱数据,应用光谱分析和特征提取技术,识别出健康和染病叶片。采用偏最小二乘回归(PLSR)和主成分分析(PCA)等光谱分析方法,对光谱数据进行处理和分类。文献[5]提出了一种改进的特征波段提取方法,通过融合病害差异信息,结合竞争性自适应重加权算法(CARS)和连续投影算法(SPA),建立了基于最小二乘-支持向量机(LSSVM)检测模型。结果显示,该模型在黄瓜染病 2 ~ 12 d 识别率达到 100%,实现了霜霉病的早期检测。文献[6]研究了高光谱图像技术在温室黄瓜病害诊断中的应用,针对霜霉病和白粉病,通过高光谱图像数据提取色度矩纹理特征向量,并使用支持向量机分类方法,诊断率达 100%。文献[7]提出了一种利用近红外(NIR)高光谱成像技术的黄瓜霜霉病诊断方法,通过采集和处理近红外高光谱图像,利用光谱分析和特征提取技术,成功识别受霜霉病感染的黄瓜叶片。文献[8]利用高光谱图像技术建立了光谱值和叶绿素含量的关系模型,结果显示预测相关系数分别为 0.841 0 和 0.828 6,为开发便携式多光谱设备提供了理论依据。文献[9]采用高光谱成像和机器学习方法,通过光谱数据预处理和特征波长提取,建立 MA - RF 模型,测试集分类精度为 97.89%。文献[10]利用无人机(UAV)高光谱成像技术和人工智能检测作物不同阶段白粉病,通过无人机采集不同生长阶段作物的高光谱图像,应用机器学习算法对图像数据进行分析和分类,成功检测出白粉病的感染情况。文献[11]应用高光谱技术结合化学计量学方法检测黄瓜叶片中过氧化物酶(POD)活性,通过 RF - PLSR 模型,预测集相关系数为 0.816。文献[12]利用光谱成像技术识别多种黄瓜病害,模型对训练样本和测试样本判别准确率分别达到 100% 和 94%,表明高光谱成像技术可实现黄瓜病害的快速识别,为田间在线检测提供了可能。

在病害胁迫条件下,黄瓜植株生理生化指标变化已成为研究关注重点,其中最大光化学效率(Fv/Fm)也在多项研究中被用于病害影响评估。文献[13]利用叶绿素荧光成像技术对温室黄瓜幼苗阶段的霜霉病进行了早期诊断研究,通过叶绿素荧光成像系统采集黄瓜幼苗荧光图像,分析荧光参数(Fv/Fm)和非光化学猝灭参数(NPQ),以识别早期感染植株。文献[14]研究了不同黄瓜杂交组合对白粉病接种的生理响应。通过接种白粉病菌,对不同黄瓜杂交组合的叶绿素含量、光合速率和抗氧化酶活性等生理参数进行了测定。文献[15]对选定的抗白粉病黄瓜品种进行了比较研究。结果显示,抗病性较强的黄瓜品种在感染后保持了较高 Fv/Fm,表明

其光合作用效率较高。文献[16]研究了黄瓜子叶感染白粉病后叶绿素荧光变化。通过测量感染后黄瓜子叶 Fv/Fm，发现病害感染导致 Fv/Fm 显著下降，表明光合作用效率受到了抑制。研究结果表明，Fv/Fm 是评估黄瓜植株受白粉病影响程度的有效指标。文献[17]研究了结合叶绿素荧光成像和活性氧代谢分类黄瓜相似病害的方法，通过测量感染不同病害黄瓜植株 Fv/Fm 和活性氧（如过氧化物和超氧化物）积累水平，发现这些参数能够有效区分不同病害类型。文献[18]研究了黄瓜霜霉病菌侵染对黄瓜叶片生理生化指标的影响。通过试验表明，霜霉病菌的侵染显著降低了叶片叶绿素含量和可溶性蛋白质含量，同时显著增加了抗氧化酶活性。在评估外源调控措施缓解病害胁迫效果的研究中，Fv/Fm 亦常被作为重要的参考指标，用于反映植株光合性能的改善程度。文献[19]重点分析了磷酸氢钾对叶绿素荧光和光合作用参数的影响。结果显示，磷酸氢钾处理显著提高了受感染黄瓜植株的叶绿素荧光效率和光合作用能力，减少了霜霉病对光合作用的负面影响。文献[20]研究了温室中补充 UV－B 辐射对抑制黄瓜白粉病的效果，特别关注背景辐射质量对这一效果的影响。研究结果表明，补充 UV－B 辐射能够显著抑制白粉病的发生，并提高黄瓜植株的最大光化学效率（Fv/Fm），表明光合作用效率有所改善。文献[21]研究了京毒砂在黄瓜受到角斑病菌胁迫下对叶绿素荧光参数的影响。结果表明，角斑病菌胁迫显著降低了黄瓜 Fv/Fm，而京毒砂处理显著提高了受胁迫黄瓜 Fv/Fm，表明其在改善光合作用效率方面具有重要作用。文献[22]研究了热激处理对黄瓜光合特性、抗氧化酶活性及霜霉病的影响，特别关注叶绿素含量。发现热激处理显著影响了黄瓜植株的光合作用和抗病性。具体来说，热激处理提高了叶片叶绿素含量和光合作用速率，显著减轻了霜霉病症状。随着机器学习技术的发展，部分研究将生理参数 SPAD 值与光谱数据或图像数据结合，探索病害识别的智能化路径。文献[23]基于叶绿素荧光光谱分析建立了黄瓜霜霉病预测模型，通过采集黄瓜叶片叶绿素荧光光谱数据，利用主成分分析（PCA）提取与霜霉病相关的特征波段，并应用偏最小二乘回归（PLSR）模型进行病害预测。文献[24]通过采集黄瓜叶片光谱数据和图像信息，结合机器学习算法，分析和提取与白粉病相关的特征。研究结果表明，感染白粉病叶片 SPAD 值显著降低，利用 SPAD 值可以有效区分健康和受感染叶片，从而实现白粉病早期检测。文献[25]开发了黄瓜病害诊断系统，通过采集黄瓜叶片 SPAD 值和其他图像信息，利用机器学习算法进行数据分析和病害诊断。文献[26]研究了不同品种黄瓜对 SPAD 值和冠层反射测量的影响。通过对多种黄瓜品种进行 SPAD 值测量和冠层反射率分析，发现不同品种之间的 SPAD 值和反射特性存在显著差异。

上述研究聚焦于病害对叶片全局的破坏，而忽略了局部单个病斑的 SPAD 值反演及严重度估计。针对这一问题，本文基于 ABC－CatBoost 及光谱指数进行黄瓜霜霉病叶部单个病斑的 SPAD 值反演及严重度估计研究。通过获取发病叶片 Fv/Fm 图像，实现不同病斑严重度划分，同时采集相应病斑的 SPAD 值及高光谱，并利用 MMS 及 Detrend 数据预处理方法增强光谱数据与 SPAD 值及严重度的相关性，降低噪声对建模精度的影响。基于构建的一维、二维和三维光谱指数提取原始、MMS 及 Detrend 预处理下最优光谱特征波段，并基于 ABC－CatBoost 实现黄瓜霜霉病叶部病斑的 SPAD 值反演及严重度估计。以期为霜霉病管理提供可靠科学依据。

1　材料与方法

1.1　黄瓜霜霉病叶片采集与严重度划分

黄瓜霜霉病发病叶片采集于天津市农业科学院现代农业科技创新基地，位于天津市武清区（39°07′～39°42′ N，116°46′～117°19′ E），属温带半湿润大陆性季风气候，四季分明。年平均气温为 12.2℃，年平均降水量为 557.3 mm，无霜期 212 d，为黄瓜生长提供了适宜环境，有利于黄瓜生长和发育。采集的黄瓜叶片为发生霜霉病植株中部位置叶片。

叶绿素荧光参数中 Fv/Fm 表示光系统Ⅱ（PSⅡ）光化学反应中心内最大光能转换效率，取值范围为 0～0.85，该指标在植物生理变化和逆境胁迫研究中具有重要意义[4-5]。已有研究表明，在非胁迫环境条件下，植物叶片叶绿素荧光参数 Fv/Fm 变化极小，表现出稳定的特点，但在胁迫条件下，该参数明显下降[1-5]。为避免营养、水分及其他病害等胁迫干扰 Fv/Fm 分级结果，试验中严格控制环境，确保荧光变化主要由霜霉病引起。使用 PhenoTrait 公司的 PathoScreen ProBlu Mini 植物病理表型测量系统获取霜霉病胁迫下黄瓜叶片 Fv/Fm 图像，该系统基于 Fv/Fm 数值范围，对发生霜霉病叶片图像进行自动分级，从而更加直观地反映植株受到病害胁迫程度。主要分为 4 个级别：当 Fv/Fm 为 0～0.34 时，为第 1 级别，黄瓜叶片可能受到严重的霜霉病胁迫，光化学效率显著降低；当 Fv/Fm 为 0.34～0.51 时，为第 2 级别，黄瓜叶片受到中等程度的霜霉病胁

迫,光化学效率有一定下降;当 Fv/Fm 为 0.51 ~ 0.70 时,为第 3 级别,黄瓜叶片可能受到较轻的霜霉病胁迫,光化学效率稍有降低;当 Fv/Fm 为 0.70 ~ 0.85 时,为第 4 级别,黄瓜叶片霜霉病胁迫程度低或未受到霜霉病胁迫,光化学效率基本保持正常水平。通过图像分级,可以更清晰地看到不同植物受到病害胁迫的程度差异,从而更准确地评估霜霉病严重度情况,严重度分级结果如图 1 所示,图 1c、1f 中红色表示第 1 级别,粉色表示第 2 级别,黄色表示第 3 级别,绿色表示第 4 级别。

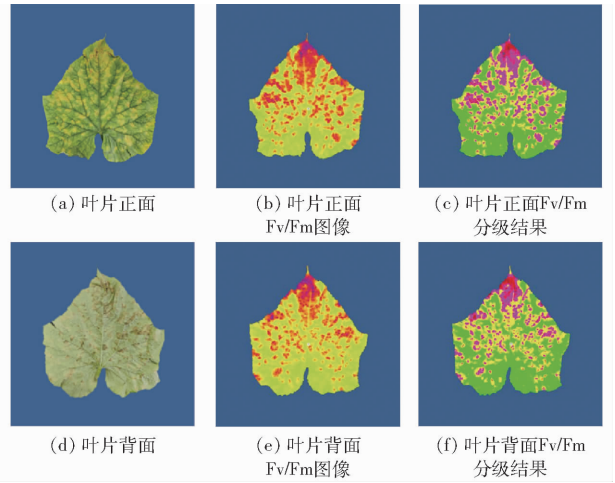

图 1 基于 Fv/Fm 图像的严重度分级结果

Fig. 1 Severity grading results based on Fv/Fm images

1.2 高光谱与叶绿素含量测定及处理

根据 Fv/Fm 图像分级结果,对不同级别进行叶片切片处理,4 个级别分别取 80 个样本,并对每个样本采集高光谱数据及相应的 SPAD 值,共采集 320 个试验样本。利用 UniSpec - SC 光谱分析仪(光谱范围为 310 ~ 1 130 nm)进行 320 个试验样本的光谱数据采集,采样间隔为 1 nm,输出 821 个特征波段。采集过程中,为保证数据精确性,每测定 20 个试验样本进行 1 次白板校准,并且对每个样本采集 3 次,最后利用 Multispec 5.1.5 软件进行算术平均计算得到不同级别下黄瓜霜霉病叶片实际反射光谱数据。为消除光谱测试环境、高频随机噪声和杂散光等干扰因素引起的噪声,提高数据信噪比,剔除信噪比较低的边缘波长 310 ~ 400 nm 和 1 000 ~ 1 130 nm。此外,黄瓜叶片在霜霉病发病期间,叶片出现“褪绿变黄”趋势,为分析不同严重度级别下叶绿素变化,在采集光谱数据的同时,使用 SPAD - 502 Plus 叶绿素仪对应采集 320 个试验样本的 SPAD 值。

1.3 光谱指数构建与波段筛选

选取 6 种光谱指数,包括 3 个二维光谱指数,分别为差值指数(Differencing index, DI)、比值指数(Standardized rate index, SRI)和归一化差值指数(Normalized difference index, NDI);3 个三维光谱指数,分别为 TBI1、TBI2 和 TBI3,用以分析不同维度指数在黄瓜叶片“褪绿变黄”过程叶绿素变化预测效果。

光谱指数构建完成后,采用相关系数法作为主要筛选标准,对 400 ~ 1 000 nm 范围内光谱反射率与目标变量进行相关性分析,筛选出与目标变量高度相关的候选波段。结果中既保留单一表现最佳指数,也选取多个性能稳定、互补性强的指数组合。

2 模型构建

2.1 CatBoost 模型

CatBoost 是一种基于梯度提升决策树(Gradient boosting decision tree, GBDT)的机器学习算法,可用于分类和回归问题[27]。基本原理为通过逐步迭代方式,将多棵决策树组成一个强大模型。具体来说,CatBoost 首先将训练数据进行拆分,每个子集上都构建 1 棵决策树[28]。然后,在每个迭代中,CatBoost 计算损失函数负梯度,并使用一个较小的学习率与该负梯度的乘积得到一个新估计值,利用已经学习到的知识不断改善模型预测能力[29]。

在克服梯度偏差处理中,使用 Orcdered boostng 方法改变传统算法中梯度估计方式,通过对每个样本 x_i 训练一个单独模型 M_i,训练模型 M_i 数据是不包含 x_i 的训练集,然后使用模型 M_i 对样本的梯度进行估计,最后使用此梯度训练基学习器得到最终模型。此外,由于基础模型结构简单,有更快的预测器。相比 Boosting 其他集成学习算法,CatBoost 算法能够很好地处理离散特征数据,更适用于多个输入特征的问题。因此,将 CatBoost 算法应用于黄瓜霜霉病叶部局部病斑的 SPAD 值反演及严重度估计研究。

2.2 人工蜂群算法优化 CatBoost 模型

人工蜂群算法(Artificial bee colony algorithm, ABC)是一种仿生群智能算法,在寻优方面具有收敛速度快、健壮性好、全局收敛等优点[30-31]。在 SPAD 值反演及严重度估计中,使用人工蜂群算法对 CatBoost 模型决策树深度(depth)、学习率(learning_rate)及迭代次数(iterations)超参数进行优化。首先,随机初始化蜜蜂群,每只蜜蜂对应 1 个参数组合,包括决策树深度、学习率和迭代次数。其次,使用每只蜜蜂的参数组合训练 CatBoost 模型,在每次迭代中,通过局部搜索和全局搜索生成新的参数组合,并计算精度。若新参数组合精度更高,则更新蜜蜂参数组合。在每轮迭代后,选择当前最优参数组合。达到最大迭代次数后,选择最优参数组合并用于训练 CatBoost 模型,从而提高模型性能。通过这种方式,人工蜂群算法能够有效地优化

CatBoost 模型超参数，提升模型效果。

3　结果与分析

3.1　数据分析与预处理

3.1.1　数据分析

采集了不同 Fv/Fm 区间下叶绿素含量及原始光谱反射率数据，如图 2 所示。分析图 2 可看出，不同 Fv/Fm 区间下叶绿素含量差异性明显，其中当 Fv/Fm 为 0～0.34 时，SPAD 值主要分布范围为 0～20，这是由于黄瓜叶片受到严重的霜霉病胁迫。这种胁迫会导致叶片内叶绿素受到破坏，降低叶绿素合成速率或加速其降解。因此，叶绿素含量较低，此外，叶绿素减少会影响光合作用效率，进而降低 Fv/Fm。当 Fv/Fm 为 0.34～0.51 时，SPAD 值主要分布范围为 20～30，这是由于黄瓜叶片受到中等程度的霜霉病胁迫。霜霉病的存在仍然会对叶绿素造成一定破坏，但破坏程度较第 1 级别轻。叶绿素含量下降导致光化学效率降低，但较 Fv/Fm 为 0～0.34 而言，效率降低程度较轻。当 Fv/Fm 为 0.51～0.70 时，SPAD 值主要分布范围为 30～40，这是由于黄瓜叶片受到较轻的霜霉病胁迫。此时，叶片内叶绿素受到的破坏进一步减少，但仍然存在一定影响。这种轻度的叶绿素减少也会导致光化学效率稍有降低。当 Fv/Fm 为 0.70～0.85 时，SPAD 值主要分布范围为 40～50，这是由于黄瓜叶片的霜霉病胁迫程度低或未受到霜霉病胁迫。因此，叶绿素含量较高，叶片内叶绿素没有受到明显破坏，光化学效率基本保持正常水平。

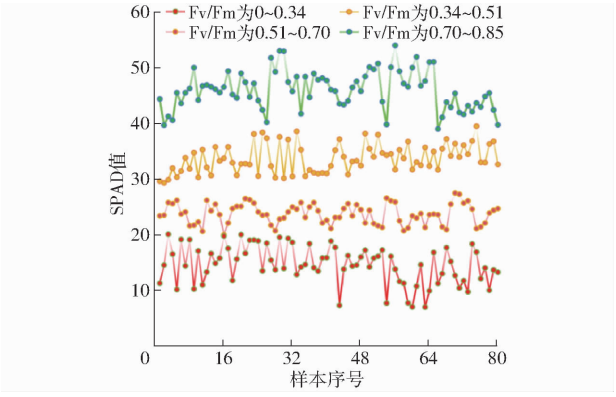

图 2　不同 Fv/Fm 区间下叶绿素含量

Fig. 2　SPAD values in different Fv/Fm intervals

黄瓜霜霉病叶部病斑不同 Fv/Fm 区间下高光谱反射率如图 3 所示。分析图 3 可看出，在 400～500 nm（蓝光和绿光）范围内，各条曲线反射率都比较低，且差异较小。这一范围内低反射率主要是由于叶绿素对蓝光的强烈吸收。随着波长增加，在 500～700 nm（绿光到红光）范围内，反射率开始上升，尤其在 550 nm 附近，各曲线都有一个明显峰值。这是因为叶片中叶绿素对绿光的吸收较弱，导致在这一波段的反射率相对较高。在 700～800 nm（红边区域），反射率急剧上升，这是植物健康状态的一个重要指标。在该波段，健康植物反射率显著高于受病害影响植物。可以看到，随着 Fv/Fm 增加（即病害减轻），反射率上升幅度变大。在 800～1 000 nm（近红外区域），反射率趋于平稳，但不同 Fv/Fm 区间反射率差异仍然明显，绿色曲线（病害最轻）仍然最高，红色曲线（病害最重）最低。表明，受霜霉病影响越严重叶片，在近红外波段反射率越低，这是因为病害导致叶绿素含量降低，细胞结构受损，光合作用效率下降，从而影响反射率。同时存在光谱曲线较多波动及反射率的不同，可能是由于每天光照强度不同导致最终趋于平稳的光谱反射率不同或受到拍摄环境及设备自身噪声影响。

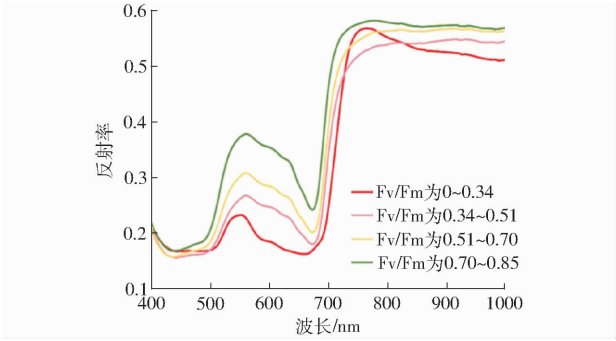

图 3　不同 Fv/Fm 区间下高光谱平均反射率曲线

Fig. 3　Average hyperspectral reflectance curves for different Fv/Fm intervals

3.1.2　数据预处理

为减少原始高光谱数据受到多种噪声干扰的影响，对原始高光谱曲线进行数据预处理，图 4 为不同数据预处理方法对高光谱数据与 SPAD 值及病害严重度之间相关系数（R）的影响。通过图 4 可看出，不同预处理方法对数据处理效果存在显著差异，使用 MMS（Min-max scaling）和 Detrend 2 种方法处理后高光谱数据与 SPAD 值及病害严重度的相关性最高。其中，MMS 预处理后高光谱数据与 SPAD 值和严重度的相关系数分别达到 0.949 和 0.923。MMS 通过将数据缩放到一个特定范围（通常为 0～1），消除了不同变量间的量纲差异，从而增强了数据的一致性和稳定性。归一化处理有助于减小噪声对数据的影响，提高数据信噪比，进而提升与 SPAD 值及病害严重度间的相关性。而使用 Detrend 方法预处理后，高光谱数据与 SPAD 值及严重度相关系数分别达到 0.958 和 0.930。Detrend 通过去除数据中趋势成分，使数据变得更为平稳和集中。此方法能够有效消除高光谱数据中系统性误差和非线性趋势，从

而保留数据中有效信息。这种去趋势处理不仅提高了数据平滑度,还增强了与植物叶片 SPAD 值和病害严重度间的相关性。相比之下,尽管其他预处理方法如 SNV、SG、MSC 等在某些情况下也表现出较高相关性,但未能同时在 SPAD 值和严重度 2 方面均达到最高。

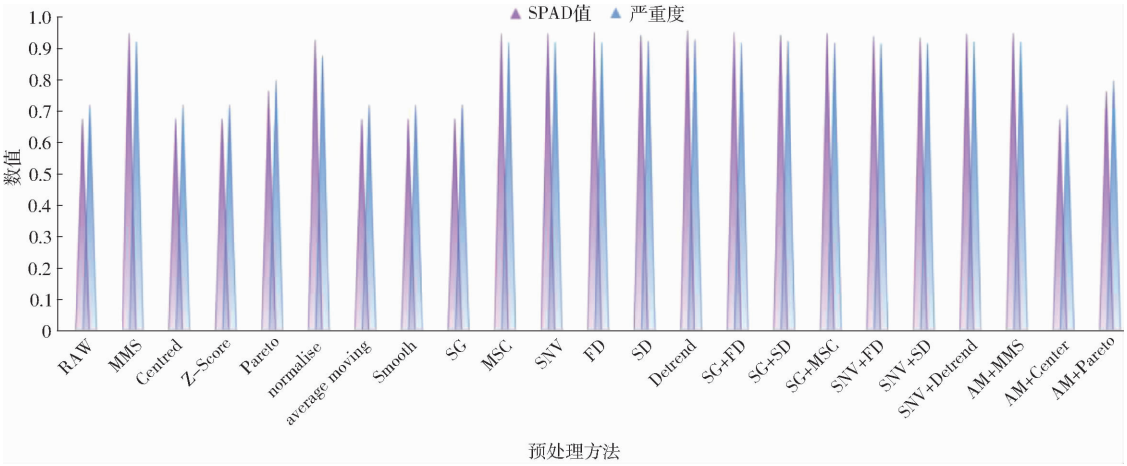

图 4 不同预处理下高光谱与 SPAD 值和严重度相关性

Fig. 4 Correlation between hyperspectral reflectance and SPAD values and severity under different pretreatments

综上所述,MMS 和 Detrend 方法在消除数据噪声和增强数据一致性方面表现出色。因此,综合考虑数据质量和相关性,选择 MMS 和 Detrend 数据预处理方法进行高光谱数据分析,以及 SPAD 值反演和病害严重度估测的分析建模。

3.2 光谱指数相关性分析与特征波段选取

3.2.1 一维光谱指数与叶绿素相关性

为提高模型准确性和可靠性,降低数据维度,对不同数据预处理下一维光谱数据与叶绿素含量进行相关性分析,结果如表 1 所示。一维光谱指数与叶绿素含量相关矩阵如图 5 所示(图中 RAW 表示原始光谱数据,MMS 表示最大最小归一化处理后的光谱数据,Detrend 表示去趋势处理后的光谱数据,下同)。结合表 1 和图 5 可看出,不同预处理方法对高光谱数据与叶绿素含量相关性的影响显著。原始光谱波长如 R_{755}、R_{753} 和 R_{754} 的相关系数绝对值约为 0.676,显示出较低相关性。经过 MMS 预处理后波长与叶绿素含量相关系数显著提高,均达到 0.948 左右。这是由于 MMS 通过数据归一化,减少了不同变量间量纲差异,增强了数据的一致性和稳定性,从而提高了光谱数据与叶绿素含量相关性。MMS 预处理后选择的 R_{700}、R_{698} 和 R_{699} 处于红边区域(680 ~ 750 nm),能够反映叶绿素健康状况和生理特性,因为红边区域在植物健康监测中具有较高的灵敏度和穿透性。Detrend 预处理后波长与叶绿素含量相关系数进一步提高,均达到 0.957 左右。这是由于 Detrend 通过去除数据中趋势成分,使数据更为平稳,消除了光谱数据中系统性误差和非线性趋势,从而更准确地反映了叶绿素变化。具体而言,Detrend 预处理后波段(R_{597} 和 R_{598})与叶绿素含量相关系数绝对值最高,R_{597} 和 R_{598} 处于可见光范围,对于叶绿素吸收和反射特性非常敏感,对光合作用影响显著,能更准确地反映叶绿素变化。

表 1 不同光谱指数波长组成

Tab. 1 Wavelength composition of different spectral indices

指数类型	指数名称	原始光谱		MMS 光谱		Detrend 光谱	
		波长	相关系数 R	波长	相关系数 R	波长	相关系数 R
一维光谱指数	1D	R_{755}	0.676	R_{700}	0.948	R_{597}	0.957
		R_{753}	0.675	R_{698}	0.949	R_{598}	0.958
		R_{754}	0.676	R_{699}	0.948	R_{698}	0.957
二维光谱指数	DI	R_{722}、R_{710}	0.952	R_{810}、R_{702}	0.958	R_{696}、R_{493}	0.966
	SRI	R_{560}、R_{556}	0.934	R_{764}、R_{703}	0.956	R_{640}、R_{710}	0.964
	DNI	R_{560}、R_{556}	0.933	R_{837}、R_{694}	0.958	R_{731}、R_{611}	0.958
三维光谱指数	TBI1	R_{556}、R_{559}、R_{703}	0.938	R_{423}、R_{771}、R_{700}	0.968	R_{700}、R_{733}、R_{607}	0.967
	TBI2	R_{559}、R_{556}、R_{703}	0.938	R_{771}、R_{423}、R_{700}	0.969	R_{733}、R_{700}、R_{607}	0.967
	TBI3	R_{699}、R_{757}、R_{493}	0.965	R_{725}、R_{702}、R_{400}	0.963	R_{617}、R_{763}、R_{705}	0.970

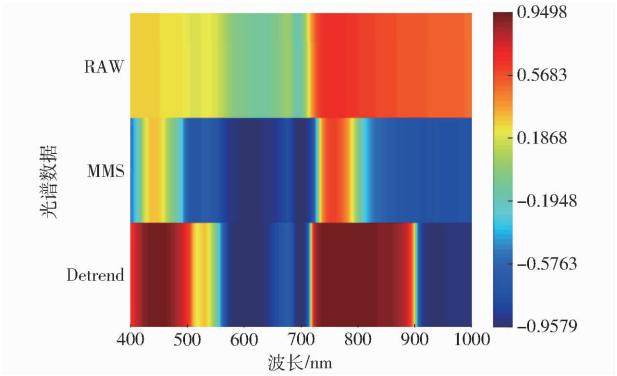

图 5　一维光谱指数与 SPAD 值相关系数矩阵

Fig. 5　Correlation matrix of one-dimensional spectral indices and SPAD values

3.2.2　二维光谱指数与叶绿素相关性

图 6 为不同预处理方法下二维光谱指数（DI、SRI 和 NDI）与叶绿素含量相关系数矩阵。结合表 1 可看出，与一维光谱指数相比，二维光谱指数相关系数有所提升。DI、SRI 和 NDI 用于评估植被的生理状态、健康状况和叶绿素含量等。原始光谱数据中，DI 指数相关性较高，尤其在红边区域波段（R_{722} 和 R_{710}），显示出与叶绿素健康状况的敏感性。SRI 和 NDI 指数在可见光范围内（如 R_{560} 和 R_{556}）也表现出较高相关性，尤其是红光区域对光合作用的影响显著。经过 MMS 预处理后，相关性显著提高。DI 指数在近红外光范围（如 R_{810} 和 R_{702}）表现尤为突出，反映了叶绿素健康状况和生理特性。SRI 和 NDI 指数同样在近红外光范围内（如 R_{764} 和 R_{703}，R_{837} 和 R_{694}）表现出高灵敏度，进一步提升了对叶绿素检测的准确性。Detrend 预处理后效果更加显著。DI 指数在红边和可见光范围的组合波段（如 R_{696} 和 R_{493}）显示出最高相关性，精确反映了叶绿素变化。SRI 指数在红光和红边区域（如 R_{640} 和 R_{710}）结合增强了检测能力，而 NDI 指数在红边和近红外光范围（如 R_{731} 和 R_{611}）也表现出较高相关性，能够更好地反映叶绿素的健康状况。

3.2.3　三维光谱指数与叶绿素相关性

图 7～9 为三维光谱指数（TBI1、TBI2 和 TBI3）在不同预处理方法下与叶绿素含量相关系数矩阵。结合表 1，与二维光谱指数相比，三维光谱指数在不同预处理方法下相关系数有显著变化。

在原始光谱数据中，TBI1、TBI2 和 TBI3 最高相关系数分别为 0.938、0.938 和 0.965。较经过 MMS 和 Detrend 处理后相关性低，可能是由于数据中噪声较多，影响了三维光谱指数与叶绿素含量的相关性。然而，对比二维光谱指数表现更好的原因在于其多维度信息融合，能够将多个波长的组合信息融入 1 个指数中，更全面地捕捉光谱数据中特征，减少单一波长可能带来的误差。经 MMS 预处理后，三维光谱指数相关性显著提高。具体而言，TBI1 和 TBI2

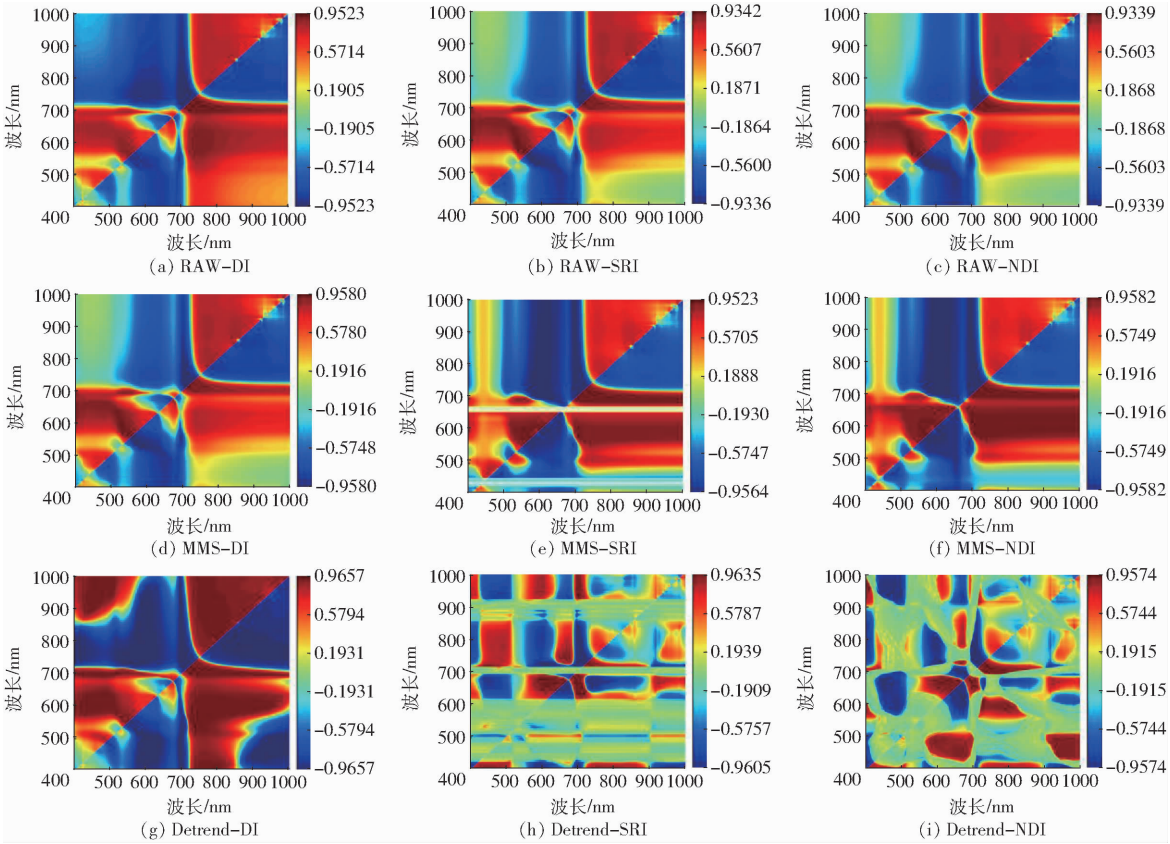

图 6　二维光谱指数与 SPAD 值相关系数矩阵

Fig. 6　Correlation matrix of two-dimensional spectral indices and SPAD values

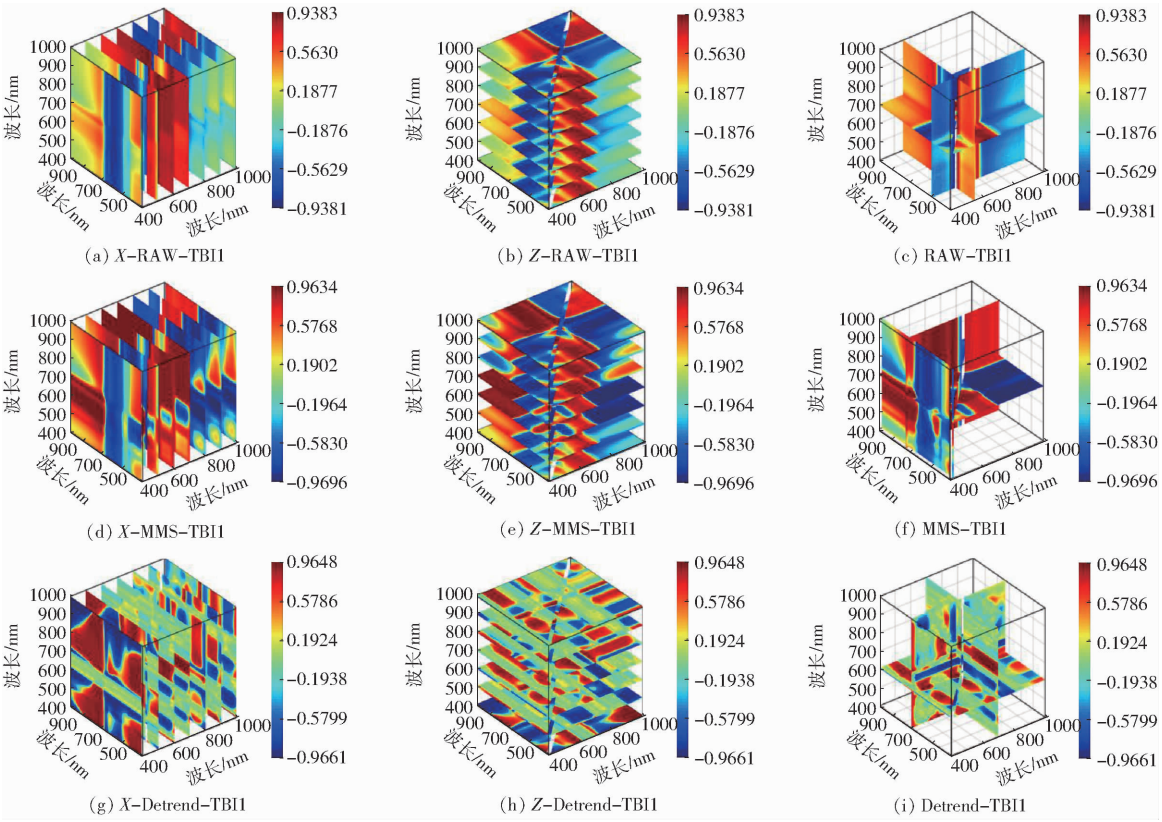

图 7 三维光谱指数 TBI1 与 SPAD 值相关系数矩阵

Fig. 7 Correlation matrix of three-dimensional spectral index TBI1 and SPAD values

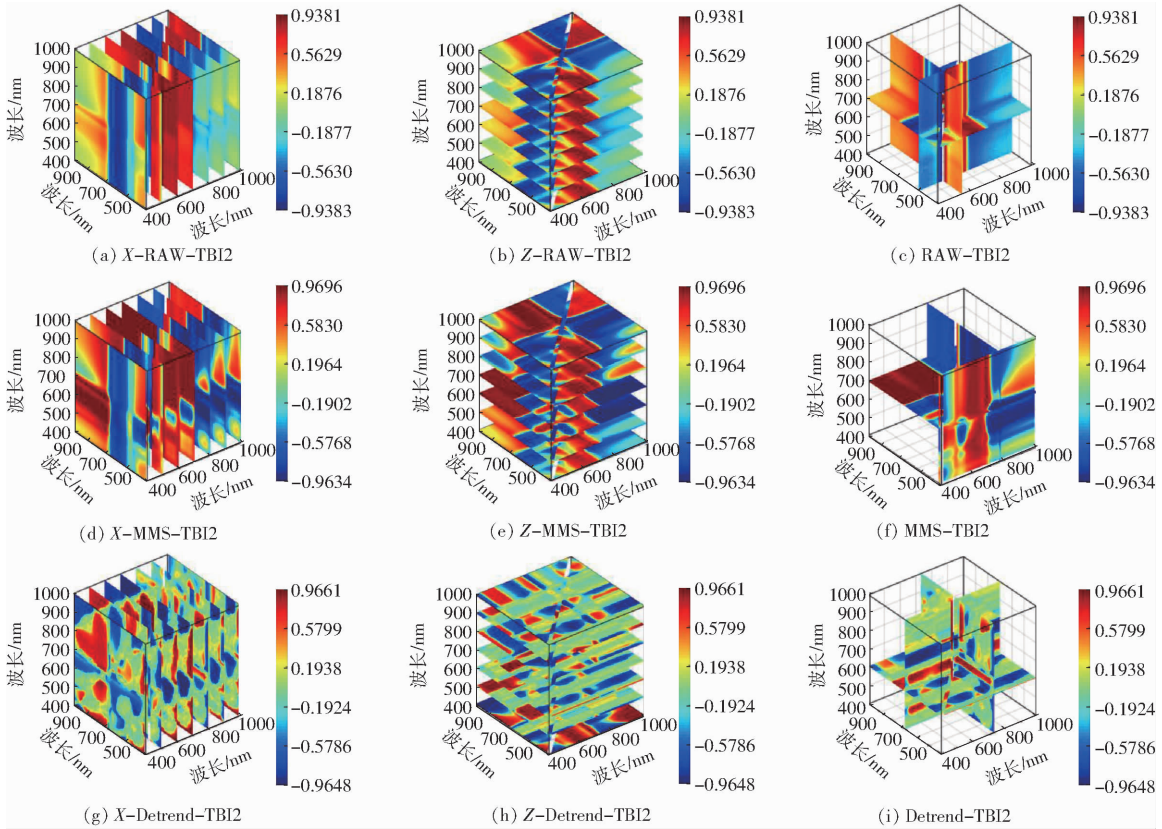

图 8 三维光谱指数 TBI2 与 SPAD 值相关系数矩阵

Fig. 8 Correlation matrix of three-dimensional spectral index TBI2 and SPAD values

在 R_{423}、R_{771}和 R_{700}与叶绿素含量相关系数分别达到 0.968 和 0.969，而 TBI3 在 R_{725}、R_{702}和 R_{400}与叶绿素含量相关系数达到 0.963，对比二维光谱指数相关系数也有所提升。Detrend 预处理后效果更为显著。

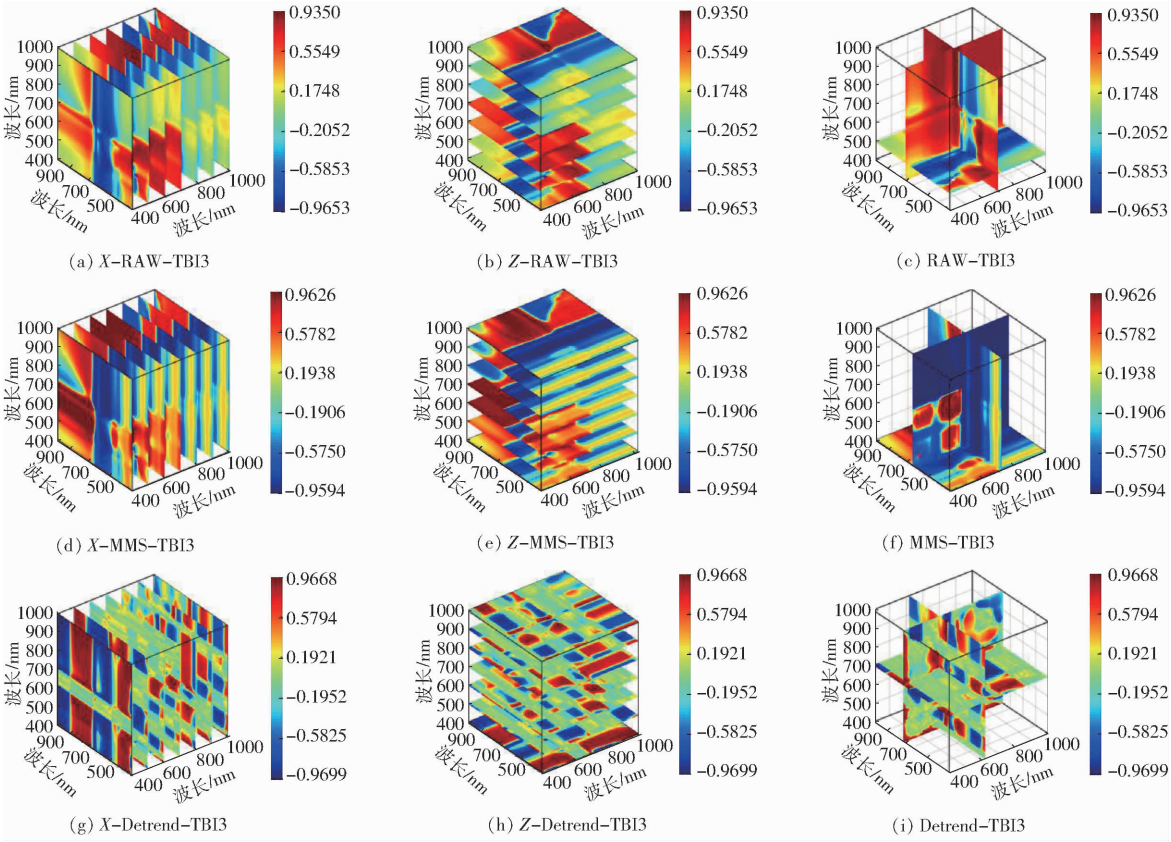

图 9　三维光谱指数 TBI3 与 SPAD 值相关系数矩阵

Fig. 9　Correlation matrix of three-dimensional spectral index TBI3 and SPAD values

TBI1 在红边和可见光区域（如 R_{700}、R_{733} 和 R_{607}）相关系数绝对值达到 0.967，TBI2 在红边和可见光区域（如 R_{733}、R_{700} 和 R_{607}）相关系数绝对值达到 0.967，TBI3 在红边和可见光区域（如 R_{617}、R_{763} 和 R_{705}）相关系数绝对值达到 0.970。相较于二维光谱指数，Detrend 预处理后三维光谱指数相关性提升幅度较大。这是因为 Detrend 在消除光谱数据中系统性误差和非线性趋势的同时，多维度信息融合在抑制噪声方面表现也较为突出，提高了信噪比，从而更准确地反映叶绿素的真实变化。同时可见光、红边和近红外区域更广泛光谱范围的覆盖，能够提供更多关于叶绿素吸收、反射和健康状态信息。

3.3　模型预测结果

3.3.1　不同维度光谱指数下 SPAD 值反演

使用 CatBoost 算法及人工蜂群算法（ABC）优化 CatBoost 算法分别对 SPAD 值进行反演，结果如表 2 所示，绘制实际 SPAD 值与估测 SPAD 值散点图，如图 10 所示。结合表 2 及图 10 可看出不同预处理方法和光谱指数对反演模型决定系数（R^2）有显著影响，对于一维光谱指数（1D），原始数据决定系数较低，使用 CatBoost 模型和 ABC－CatBoost 优化模型的 R^2 分别为 0.519 和 0.668。经过 MMS 预处理后，R^2 显著提高到 0.882 和 0.901，Detrend 预处理后 R^2 分别为 0.883 和 0.899。表明预处理方法显著增强了数据的一致性和稳定性，从而提高了模型预测能力。二维光谱指数（DI、SRI、NDI）原始数据 R^2 已较高，分别为 0.900 和 0.911。MMS 预处理后，R^2 进一步提高到 0.902 和 0.915，Detrend 预处理后则提升至 0.917 和 0.927。表明二维光谱指数在反映叶绿素含量方面具有较高的准确性和稳定性，预处理方法进一步优化了模型性能。三维光谱指数（TBI1、TBI2、TBI3）在原始数据中 R^2 分别为 0.900 和 0.914。MMS 预处理后，R^2 分别提升至 0.904 和 0.917，Detrend 预处理后 R^2 分别为 0.910 和 0.927。

表 2　不同维度光谱指数下 SPAD 值反演结果

Tab. 2　Inversion results of SPAD values under different dimensional spectral indices

光谱指数	数据预处理	决定系数 R^2	
		CatBoost	ABC－CatBoost
一维光谱指数（1D）	原始数据	0.519	0.668
	MMS	0.882	0.901
	Detrend	0.883	0.899
二维光谱指数（DI、SRI、NDI）	原始数据	0.900	0.911
	MMS	0.902	0.915
	Detrend	0.917	0.927
三维光谱指数（TBI1、TBI2、TBI3）	原始数据	0.900	0.914
	MMS	0.904	0.917
	Detrend	0.910	0.927

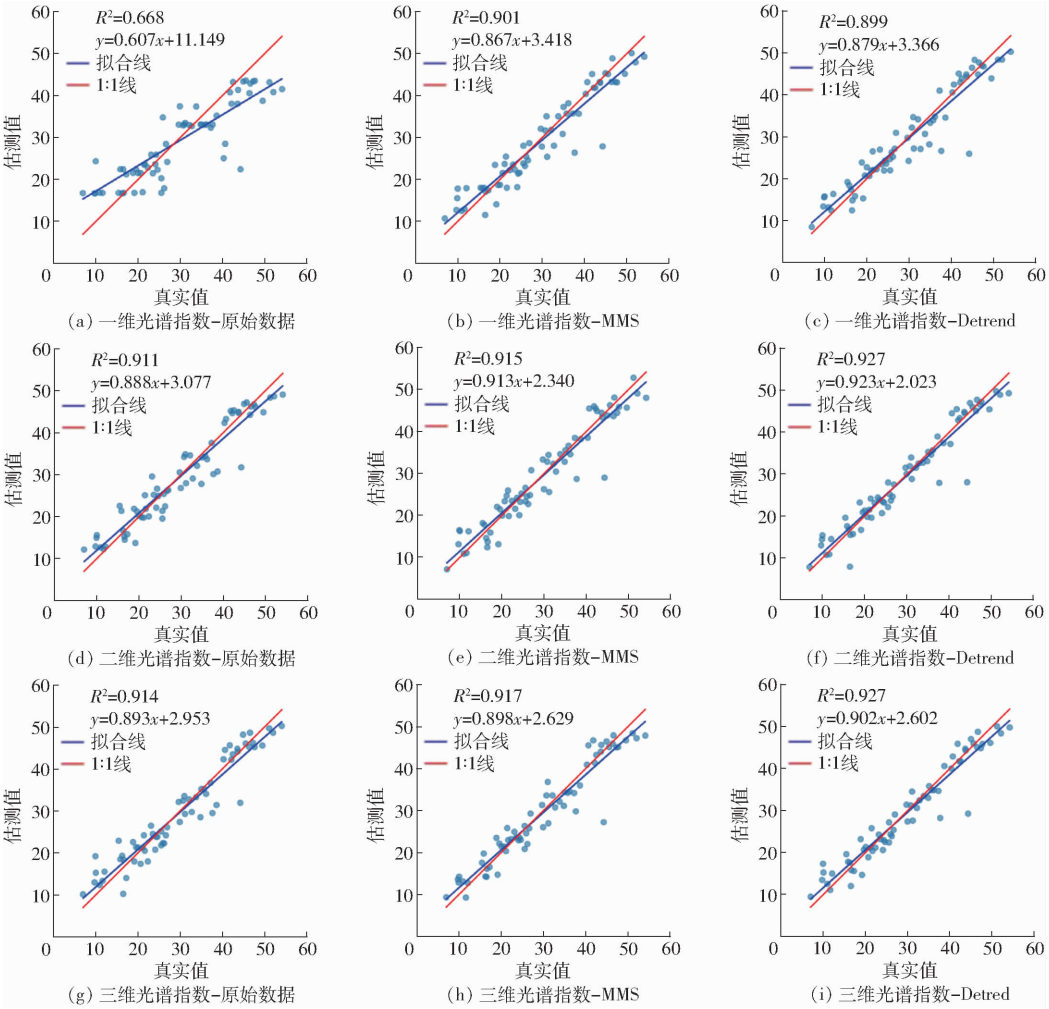

图 10 实际 SPAD 值与估测 SPAD 值散点图

Fig. 10 Scatter plots of actual SPAD values and estimated SPAD values

对比二维光谱指数,三维光谱指数由于多维度信息融合,能够更全面地捕捉光谱数据中特征,减少噪声影响,从而提高模型预测精度。

综上所述,3 种光谱指数经 MMS 和 Detrend 预处理后,使用 CatBoost 和 ABC - CatBoost 优化模型的 R^2 均有不同程度提升,尤其是 Detrend 预处理后效果最为显著。三维光谱指数表现最为突出,其次是二维光谱指数,而一维光谱指数在经预处理后也有显著提升。表明合理的预处理方法和优化算法可以显著提高叶绿素含量预测精度,为高效、精准地获取作物叶绿素含量提供了可靠手段,具有重要的农业遥感应用价值。

3.3.2 不同维度光谱指数下黄瓜霜霉病叶部病斑严重度估测

使用 CatBoost 算法及人工蜂群算法(ABC)优化 CatBoost 算法分别对严重度进行估测,结果如表 3 所示,实际严重度与估测严重度混淆矩阵如图 11 所示。结合表 3 与图 11 可看出,在一维光谱指数中,原始数据分类准确率较低,使用 CatBoost 和 ABC - CatBoost 模型准确率分别为 71.2% 和 77.2%,经 MMS 预处理后准确率提高到 80.3% 和 83.3%,Detrend 预处理后进一步提升到 80.3% 和 87.8%。二维光谱指数原始数据准确率较高,分别为 84.8% 和 86.4%,经 MMS 预处理后提高到 83.3% 和 87.9%,Detrend 预处理后提升至 87.8% 和 90.9%。

表 3 不同维度光谱指数下黄瓜霜霉病叶部病斑严重度估测结果

Tab. 3 Estimation of disease severity of downy mildew lesions on cucumber leaves in different dimensional spectral indices

光谱指数	数据预处理	准确率/%	
		CatBoost	ABC - CatBoost
一维光谱指数(1D)	原始数据	71.2	77.2
	MMS	80.3	83.3
	Detrend	80.3	87.8
二维光谱指数(DI、SRI、NDI)	原始数据	84.8	86.4
	MMS	83.3	87.9
	Detrend	87.8	90.9
三维光谱指数(TBI1、TBI2、TBI3)	原始数据	77.3	86.4
	MMS	81.8	90.9
	Detrend	81.8	86.4

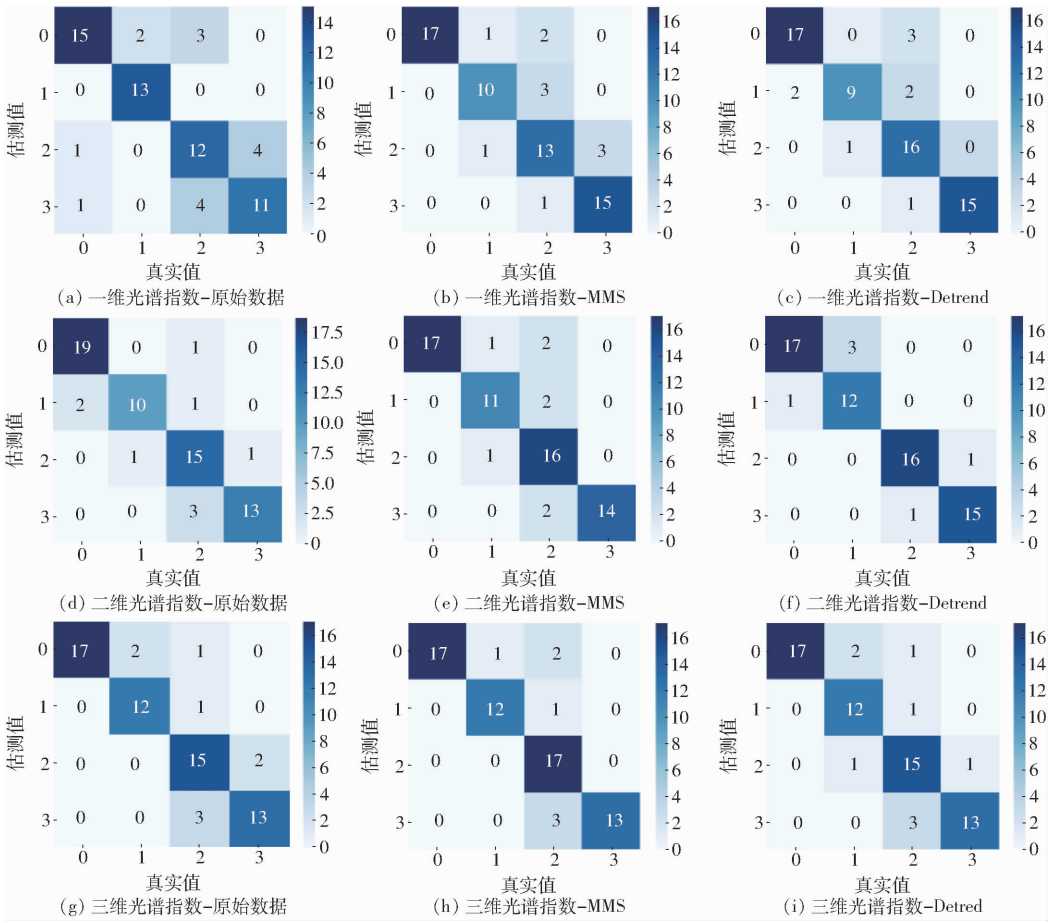

图 11　真实严重度与估测严重度混淆矩阵

Fig. 11　Confusion matrix of actual severity and estimated severity

三维光谱指数分类准确率在原始数据中分别为 77.3% 和 86.4%，经 MMS 预处理后提升至 81.8% 和 90.9%，而 Detrend 预处理后准确率为 81.8% 和 86.4%，Detrend 预处理效果最为显著。三维光谱指数经预处理后表现出最高分类准确率，表明多维度信息融合在分类任务中具有显著优势，可以更全面地捕捉光谱数据中特征，减少单一波长带来的误差，同时有效抑制噪声影响，提高信噪比。综上所述，使用 CatBoost 分类模型及使用人工蜂群算法优化 CatBoost 模型结合 MMS 和 Detrend 预处理方法，可以显著提高光谱数据分类准确率。

4　结论

（1）针对原始光谱数据存在噪声干扰等问题，对比 20 余种高光谱数据预处理方法，其中 MMS 和 Detrend 预处理方法显著提高了光谱数据质量和一致性，增强了光谱数据与 SPAD 值及严重度的相关性，MMS 与 Detrend 预处理后数据与 SPAD 值相关系数分别达到 0.949 和 0.958，与严重度相关系数为 0.923 和 0.930。

（2）针对最优特征波段选择对模型性能的影响问题，基于构建的一维、二维和三维光谱指数对原始、MMS 与 Detrend 预处理后高光谱数据进行最优特征波段筛选。发现 MMS 与 Detrend 预处理后选取的特征波段与 SPAD 值相关性整体更优，较一维光谱指数，二维和三维光谱指数凭借多维度信息提取融合能力，在 MMS 和 Detrend 预处理后与 SPAD 值相关系数显著提高。

（3）针对原始 CatBoost 模型存在的超参数影响模型预测能力和泛化性能问题，通过使用人工蜂群算法对 CatBoost 模型进行超参数优化，有效搜索超参数空间，并找到最佳参数组合，优化后提出的 ABC－CatBoost 模型比原始 CatBoost 模型在 SPAD 值反演及严重度估计中精度得到进一步提升。

（4）针对黄瓜霜霉病叶部病斑 SPAD 值反演及严重度估计，构建的基于不同预处理方法和不同维度下黄瓜霜霉病叶部病斑 SPAD 值反演及严重度估计模型 ABC－CatBoost，实现了 SPAD 值与严重度的精准反演与估测。在 SPAD 值反演中，经 Detrend 预处理后的二维光谱指数和三维光谱指数与 SPAD 值决定系数达到最大，均为 0.927。在严重度估计中，经 Detrend 预处理后的二维光谱指数及经 MMS 预处理后的三维光谱指数与严重度的准确率达到最大，均为 90.9%，进一步表明 Detrend 数据预处理方法优于 MMS。

参 考 文 献

[1] 马浚诚,温皓杰,李鑫星,等. 基于图像处理的温室黄瓜霜霉病诊断系统[J]. 农业机械学报,2017,48(2):195 - 202.
Ma Juncheng, Wen Haojie, Li Xinxing, et al. Downy mildew diagnosis system for greenhouse cucumbers based on image processing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(2): 195 - 202. (in Chinese)

[2] Tian Y, Zhang L. Study on the methods of detecting cucumber downy mildew using hyperspectral imaging technology[J]. Physics Procedia, 2012, 33: 743 - 750.

[3] Wen D M, Chen M X, Zhao L, et al. Use of thermal imaging and Fourier transform infrared spectroscopy for the pre-symptomatic detection of cucumber downy mildew[J]. European Journal of Plant Pathology, 2019, 155: 405 - 416.

[4] Alsiņa I, Bimšteine G, Dubova L, et al. Possibilities of cucumber powdery mildew detection by visible and near-infrared spectroscopy[J]. Agronomy Research, 2022, 20(1): 5 - 15.

[5] 秦立峰,张熹,张晓茜. 基于高光谱病害特征提取的温室黄瓜霜霉病早期检测[J]. 农业机械学报,2020,51(11):212 - 220.
Qin Lifeng, Zhang Xi, Zhang Xiaoqian. Early detection of cucumber downy mildew in greenhouse by hyperspectral disease differential feature extraction[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(11): 212 - 220. (in Chinese)

[6] 田有文,李天来,张琳,等. 高光谱图像技术诊断温室黄瓜病害的方法[J]. 农业工程学报,2010,26(5):202 - 206, 389.
Tian Youwen, Li Tianlai, Zhang Lin, et al. Diagnosis method of cucumber disease with hyperspectral imaging in greenhouse [J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(5): 202 - 206,389. (in Chinese)

[7] Tian Y, Li T, Zhang L, et al. Diagnosis method of cucumber downy mildew with NIR hyperspectral imaging[C] // MIPPR 2011: Multispectral Image Acquisition, Processing, and Analysis. SPIE, 2011: 193 - 198.

[8] 邹小波,张小磊,石吉勇,等. 基于高光谱图像的黄瓜叶片叶绿素含量分布检测[J]. 农业工程学报,2014,30(13):169 - 175.
Zou Xiaobo, Zhang Xiaolei, Shi Jiyong, et al. Detection of chlorophyll content distribution in cucumber leaves based on hyperspectral imaging[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(13): 169 - 175. (in Chinese)

[9] 李杨,李翠玲,王秀,等. 高光谱成像的黄瓜病虫害识别和特征波长提取方法[J]. 光谱学与光谱分析,2024,44(2):301 - 309.
Li Yang, Li Cuiling, Wang Xiu, et al. Identification of cucumber disease and insect pest based on hyperspectral imaging[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2024, 44(2): 301 - 309. (in Chinese)

[10] Abdulridha J, Ampatzidis Y, Roberts P, et al. Detecting powdery mildew disease in squash at different stages using UAV-based hyperspectral imaging and artificial intelligence[J]. Biosystems Engineering, 2020, 37(6): 135 - 148.

[11] 程帆,赵艳茹,余克强,等. 基于高光谱技术的病害早期胁迫下黄瓜叶片中过氧化物酶活性的研究[J]. 光谱学与光谱分析,2017,37(6):1861 - 1865.
Cheng Fan, Zhao Yanru, Yu Keqiang, et al. Application of hyper-spectra for detecting peroxidase content in cucumber leaves with early disease stress[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2017, 37(6): 1861 - 1865. (in Chinese)

[12] 柴阿丽,廖宁放,田立勋,等. 基于高光谱成像和判别分析的黄瓜病害识别[J]. 光谱学与光谱分析,2010,30(5):1357 - 1361.
Chai Ali, Liao Ningfang, Tian Lixun, et al. Identification of cucumber disease using hyperspectral imaging and discriminate analysis[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(5): 1357 - 1361. (in Chinese)

[13] Chen X, Shi D, Zhang H, et al. Early diagnosis of greenhouse cucumber downy mildew in seedling stage using chlorophyll fluorescence imaging technology[J]. Biosystems Engineering, 2024, 242: 107 - 122.

[14] Zhang H, Jin H, Bu L, et al. Physiological response of different cucumber hybrid combinations to inoculation of powdery mildew[J]. International Journal of Horticulture, 2022, 12(3): 1 - 7.

[15] Spundová M, Útratová R, Naus J, et al. Chlorophyll fluorescene in cucumber cotyledons inoculated by cucumber powdery mildews (*Erysiphe cichoracearum* and *Sphaerotheca fuliginea*)[C] // II International Symposium on Cucurbits 588, 2001: 175 - 179.

[16] Sun Y, Liu T, Wang X, et al. Chlorophyll fluorescence imaging combined with active oxygen metabolism for classification of similar diseases in cucumber plants[J]. Agronomy, 2023, 13(3): 700.

[17] Suthaparan A, Stensvand A, Solhaug K A, et al. Suppression of cucumber powdery mildew by supplemental UV - B radiation in greenhouses can be augmented or reduced by background radiation quality[J]. Plant Disease, 2014, 98(10): 1349 - 1357.

[18] Ding X, Jiang Y, Hao T, et al. Effects of heat shock on photosynthetic properties, antioxidant enzyme activity, and downy mildew of cucumber (*Cucumis sativus* L.)[J]. PLoS One, 2016, 11(4): e0152429.

[19] Moradi N, Rahimian H, Dehestani A, et al. Comparative study of selected cucumber cultivars resistant to powdery mildew caused by *Sphaerotheca fuliginea*[J]. Plant Cell Biotech. Mol. Biol, 2017, 18: 30 - 38.

[20] 孟庆玖,周晓榕,庞保平,等. 黄瓜霜霉病菌侵染对黄瓜叶片生理生化指标的影响[J]. 西北农业学报,2014,23(6):141 - 146.
Meng Qingjiu, Zhou Xiaorong, Pang Baoping, et al. Effects of downy mildew infestation on physiological and biochemical

indexes in cucumber leaves[J]. Acta Agriculturae Boreali-occidentalis Sinica, 2014, 23(6): 141－146. (in Chinese)

[21] Ramezani M, Karimi A M, Shabani S, et al. The role of potassium phosphite in chlorophyll fluorescence and photosynthetic parameters of downy mildew-challenged cucumber *Cucumis sativus* plants[J]. Archives of Phytopathology and Plant Protection, 2017, 50(17－18): 927－940.

[22] Hong J, Ma Z, Zhao J, et al. The effect of jingdusha on cucumber chlorophyll fluorescence parameters under corynespora cassiicola stress[J]. Biotechnology Journal International, 2023, 27(5): 1－9.

[23] 隋媛媛,于海业,张蕾,等.基于叶绿素荧光光谱分析的黄瓜霜霉病害预测模型[J].光谱学与光谱分析,2011,31(11):2987－2990.
Sui Yuanyuan, Yu Haiye, Zhang Lei, et al. Cucumber downy mildew prediction model based on analysis of chlorophyll fluorescence spectrum[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011, 31(11): 2987－2990. (in Chinese)

[24] Xu J T, Zhang Z, Guo Y H, et al. Detection of cucumber powdery mildew based on spectral and image information[J]. Journal of Biosystems Engineering, 2023, 48(2): 115－122.

[25] Chang R, Wang Y, Liu H, et al. Expert diagnosis system of cucumber leaf diseases[C]// Frontier Computing: Proceedings of FC 2020, 2021: 1167－1174.

[26] De Souza R, Grasso R, Peña-Fleitas M T, et al. Effect of cultivar on chlorophyll meter and canopy reflectance measurements in cucumber[J]. Sensors, 2020, 20(2): 509.

[27] Prokhorenkova L, Gusev G, Vorobev A, et al. CatBoost: unbiased boosting with categorical features[C]// Advances in Neural Information Processing Systems, 2018, 31:6638－6648.

[28] Zhang Y, Zhao Z, Zheng J. CatBoost: a new approach for estimating daily reference crop evapotranspiration in arid and semi-arid regions of Northern China[J]. Journal of Hydrology, 2020, 588: 125087.

[29] Sahin E K. Comparative analysis of gradient boosting algorithms for landslide susceptibility mapping[J]. Geocarto International, 2022, 37(9): 2441－2465.

[30] 毛冰滟,谢志江,吴小勇,等.基于引导人工蜂群算法的 3－RPS 并联机构正解优化[J].农业机械学报,2017,48(1):339－345.
Mao Bingyan, Xie Zhijiang, Wu Xiaoyong, et al. Forward kinematics optimization of 3－RPS parallel manipulator based on global-best artificial bee colony algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(1): 339－345. (in Chinese)

[31] Yang Yong, Li Rong, Guo Su, et al. Optimizing the capacity of standalone hybrid renewable energy power generation system by improved artificial bee colony algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(15): 217－226.

(上接第 80 页)

[28] 张杰, 温浩军, 郑招辉, 等. 基于 RE－YOLO－QAT 的田间复杂环境下棉花顶芽识别方法研究[J]. 农业机械学报, 2026, 57(7): 45－54.
Zhang Jie, Wen Haojun, Zheng Zhaohui, et al. Research on cotton terminal bud recognition method in complex field environment based on RE－YOLO－QAT[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2026, 57(7): 45－54. (in Chinese)

[29] Khanam R, Hussain M. YOLO v11: an overview of the key architectural enhancements[PP/OL]. V2. arXiv(2024－10－23)[2026－05－25]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2410.17725.

[30] Gong X, Yu J, Zhang H, et al. AED－YOLO 11: a small object detection model based on YOLO 11[J]. Digital Signal Processing, 2025, 166: 105411.

[31] Wang C Y, Yeh I H, Mark L H Y. YOLO v9: learning what you want to learn using programmable gradient information[C]// Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2024: 1－21.

[32] Chen Y, Zhang C, Chen B, et al. Accurate leukocyte detection based on deformable－DETR and multi-level feature fusion for aiding diagnosis of blood diseases[J]. Comput Biol Med, 2024, 170: 107917.

[33] Wen C, Liu L, Li S, et al. Sugarcane stem node detection with algorithm based on improved YOLO 11 channel pruning with small target enhancement[J]. PLoS One, 2025, 20(9): e0332870.

[34] Zheng Z, Wang P, Liu W, et al. Distance－IoU loss: faster and better learning for bounding box regression[PP/OL]. V2. arXiv(2019－11－19)[2026－05－25]. https://doi.org/10.48550/arXiv.1911.08287.

[35] Tong Z, Chen Y, Xu Z, et al. Wise－IoU: bounding box regression loss with dynamic focusing mechanism[PP/OL]. V2. arXiv(2023－01－08)[2026－05－25]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2301.10051.

[36] Selvaraju R R, Cogswell M, Das A, et al. Grad－CAM: visual explanations from deep networks via gradient-based localization[J]. International Journal of Computer Vision, 2020, 128(2): 336－359.