doi: 10. 20236/j. CJIAC. 2026. 11. 007

刘铭，杜悦悦，徐将，等. 激光诱导击穿光谱(LIBS)与近红外光谱(NIR)中层特征融合下茶树叶片炭疽病复合胁迫识别方法[J]. 中国无机分析化学，2026，16(11)：2038-2047.

Liu Ming, Du Yueyue, Xu Jiang, et al. Identification of Tea Anthracnose and Compound Stress Based on Mid-level Feature Fusion of LIBS and NIR[J]. Chinese Journal of Inorganic Analytical Chemistry, 2026, 16(11): 2038-2047.

激光诱导击穿光谱(LIBS)与近红外光谱(NIR)中层特征融合下茶树叶片炭疽病复合胁迫识别方法

刘 铭[1,2] 杜悦悦[2] 徐 将[1,2] 陈添兵[1,2]
刘木华[1,2] 黄 林[1,2] 饶刚福[3] 姚明印[1,2*]

（1.江西农业大学 现代农业装备江西省重点实验室，南昌 330045；
2.江西农业大学 江西省高校生物光电及应用重点实验室，南昌 330045；
3.景德镇学院 机械电子工程学院，江西 景德镇 333400）

摘 要 茶树生长过程中叶片炭疽病常与营养缺素、虫害损伤等胁迫并发，且不同胁迫间的表型症状具有相似性，增加了田间诊断与防控的难度。本工作采用激光诱导击穿光谱(LIBS)与近红外光谱(NIR)双模态中层特征融合，探究茶树叶片炭疽病复合胁迫识别方法。利用小波变换和移动窗口平滑分别对LIBS和NIR原始光谱进行去背景和降噪预处理，并在特征空间对齐后统一采用标准正态变量变换(SNV)进行校准，随后对双模态数据进行拼接，构建融合无机、有机分子信息的高维特征集，并选取K近邻(KNN)、支持向量机(SVM)、随机森林(RF)、偏最小二乘判别分析(PLS-DA)和轻量级梯度提升机(LightGBM)五种分类模型对LIBS与NIR融合特征中的互补信息进行测试。此外，构建堆叠集成学习(Stacking)模型对融合特征进行分类识别。结果表明，基于LIBS-NIR中层融合特征的Stacking模型取得了93. 71%的分类准确率和93. 28%的宏平均召回率(Macro-Recall)，较NIR、LIBS单模态模型，分类准确率分别提高25. 79、1. 26个百分点，宏平均召回率分别提高26. 16、1. 56个百分点；对于炭疽与炭疽复合缺素样本，其召回率均达到88%以上。研究结果表明，LIBS与NIR中层特征融合结合Stacking集成学习能够充分利用双模态光谱的互补信息，提高茶树叶片灾害复合胁迫的识别性能，可为茶园病虫害监测与防控提供技术参考。

关键词 茶树叶片炭疽病复合胁迫；激光诱导击穿光谱(LIBS)；近红外光谱(NIR)；Stacking集成学习；中层融合

收稿日期：2026-06-28 **修回日期**：2026-07-11 **录用日期**：2026-07-12 **在线出版日期**：2026-07-15

Received：2026-06-28 **Revised**：2026-07-11 **Accepted**：2026-07-12 **Online published**：2026-07-15

基金项目：国家重点研发计划项目(2022YFD1600600)

Fund：Supported by the National Key Research and Development Program Project (2022YFD1600600)

作者简介：刘铭，男，硕士研究生，主要从事农业信息感知方法与装备研究。E-mail：3057573023@qq. com

Author：Liu Ming, male, master's degree candidate, mainly engaged in research on agricultural information sensing methods and equipment. E-mail：3057573023@qq. com

*通信作者：姚明印，女，教授，主要从事农业信息智能感知研究。E-mail：mingyin800@126. com

*Corresponding author：Yao Mingyin, female, professor, mainly engaged in agricultural information intelligent sensing. E-mail：mingyin800@126. com

©Chinese Journal of Inorganic Analytical Chemistry Editorial Department 2026. This is an open access article under the CC-BY-NC-ND 4.0 License.

要点

1）提出LIBS与NIR中层特征融合，实现茶树叶片复合病害识别。

2）采用全波段特征拼接与Stacking集成，避免微弱判别特征丢失。

3）模型准确率达93.71%，显著提升相似复合胁迫识别召回率。

中图分类号：O657.38　S435.711　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**2095-1035(2026)11-2038-10

茶树是我国重要的经济作物，其叶片品质直接影响茶叶的产量和经济价值。在我国南方茶区，炭疽病是茶树生产过程中发生较为普遍的重要病害[1]，且常与营养缺素、虫害损伤及其他病原侵染等多种胁迫并发，形成复杂的复合胁迫状态。不同复合胁迫均可导致叶片出现黄化、坏死、斑点等相似表型，仅依赖人工经验或机器视觉进行识别，容易造成病害误判[2-3]，影响后续防治措施的针对性和科学性。传统病原检测方法如聚合酶链式反应(PCR)、多基因序列分析等实验室检测技术虽然具有较高的检测准确率[4-5]，但普遍存在样品前处理复杂、检测周期长、难以满足田间快速检测需求等问题。因此，建立一种快速、准确、无损的茶树炭疽病复合胁迫识别方法，对于实现茶园精准监测和科学管理具有重要意义。

近年来，光谱检测技术因具有检测速度快、无需复杂样品前处理、能够同步获取样品理化信息等优点，在植物病害检测、农产品品质评价及农业信息感知等领域得到了广泛应用[6-8]。其中，激光诱导击穿光谱(Laser-induced Breakdown Spectroscopy，LIBS)通过分析激光烧蚀样品后产生的等离子体发射光谱，可快速获取样品元素组成及相对含量信息，具有检测速度快、多元素同步分析、样品适应性强等优势[9]。近年来，LIBS已广泛应用于植物营养诊断、病害检测及农产品品质评价等领域[10-12]。相关研究表明，植物受病原菌侵染后，其体内Ca、Mg、K等矿质元素分布及离子平衡会发生改变，LIBS能够有效反映植物受胁迫后的元素响应特征，为植物健康状态评价提供了重要技术手段。然而，对于炭疽病及其复合胁迫等症状相似、元素变化规律接近的样本，仅依赖LIBS提供的无机元素信息难以全面揭示复杂病理变化，模型对不同复合胁迫的区分能力仍受到一定限制。

近红外光谱(Near Infrared Spectroscopy，NIR)主要反映O—H、C—H、N—H等化学键倍频及合频振动吸收信息[13]，可表征植物组织结构、水分状态及有机组分变化，在植物病害无损检测领域也得到了广泛应用[14]。已有研究将NIR成功应用于茶叶品质评价、水果成熟度检测、植物营养诊断及植物病害识别等方面[15]。研究发现，病原菌侵染不仅会引起植物矿质元素组成变化，还会伴随叶绿素降解、组织结构破坏、水分迁移及代谢产物变化等一系列生理响应，而这些变化能够通过近红外光谱得到有效表征。然而，由于NIR主要反映有机分子及组织结构信息，对微量元素变化的敏感性相对不足，在症状相近复合胁迫样本的精细判别方面仍存在一定局限性。

LIBS与NIR分别从无机元素组成和有机分子结构两个层面反映植物生理状态，二者具有良好的信息互补性。近年来，多源光谱融合逐渐成为提高复杂样品检测性能的重要研究方向[16]。按照融合层次不同，多源信息融合通常可分为数据层融合、特征层融合和决策层融合。其中，特征层融合能够在保留不同模态有效信息的基础上建立统一的特征表达空间，兼顾信息完整性和模态间关联性，因此受到广泛关注。已有研究将LIBS与NIR、高光谱成像及拉曼光谱等技术相结合，在矿石品位分析、食品品质评价及农产品快速检测等领域取得了优于单一光谱的检测效果[17-18]。然而，目前多数研究仍采用PCA、PLS等降维方法提取主要特征后进行融合[19]，虽然降低了数据维度，但部分弱判别特征可能随降维过程丢失，难以充分表达症状相似复合胁迫之间的细微差异。同时，融合后的高维特征兼具线性相关性和复杂非线性特征，如何充分挖掘双模态光谱之间的互补信息并提升模型分类性能，仍是当前多源光谱融合研究的重要问题。

随着机器学习技术的发展，支持向量机(SVM)、随机森林(RF)、偏最小二乘判别分析(PLS-DA)和LightGBM等算法已广泛应用于农业光谱分析领域。其中，Stacking集成学习通过融合多个基学习器，并利用元学习器对不同模型输出结果进行二次学习，能够综合不同模型对线性与非线性特征的表达能力，提高模型的泛化能力和分类鲁棒性。尽管Stacking已在高光谱图像分类、农产品品质评价及植物病害识别等领域取得了较好的应用效果[20]，但针对茶树炭疽病复合胁迫，结合LIBS与NIR双模态光谱中层特征融合的识别研究仍较为有限。

基于此，本研究构建了一种基于LIBS与NIR双

模态光谱中层特征融合与Stacking集成学习的茶树炭疽病复合胁迫识别方法。分别采集茶树叶片LIBS和NIR光谱，针对不同光谱特性进行预处理，并完成特征空间对齐与全波段特征拼接，构建融合无机元素信息和有机组分信息的双模态特征集；进一步结合KNN、SVM、PLS-DA、RF、LightGBM及Stacking集成学习模型开展分类识别，对不同模型的识别性能进行系统比较，以期为茶树复合病害快速检测及LIBS与NIR双模态光谱融合在农业无损检测中的应用提供理论依据和技术参考。

1 样品与实验

1.1 炭疽病复合病害茶叶样品

本实验采用的茶树叶片样品均采摘自江西省景德镇市某茶园，采样时间为2025年6月。在植保专家与当地茶农指导下，依据《茶树病虫害防治技术规范》(GB/T 37796—2019)对样品进行初步分类为健康叶片(Healthy)、炭疽病侵染叶片(炭疽，Anthracnose)、炭疽病复合营养元素缺乏叶片(炭疽-缺素，Anthracnose-nutrient deficiency)、炭疽病复合茶绿斑病叶片(炭疽-绿斑，Anthracnose-green spot)、炭疽病复合食叶害虫机械损伤叶片(炭疽-食叶，Anthracnose-leaf-eating)，5个样品类别如图1所示，每类样品叶片数量在150～300片。



图1 茶树叶片病状图：(a)健康；(b)炭疽；(c)炭疽-绿斑；(d)炭疽-食叶；(e)炭疽-缺素

Figure 1 Disease symptoms of tea plant leaves: (a) Healthy; (b) Anthracnose; (c) Anthracnose-green spot; (d) Anthracnose-leaf-eating; (e) Anthracnose-nutrient deficiency.

1.2 LIBS与NIR光谱采集

本研究采用近红外光谱(NIR)与激光诱导击穿光谱(LIBS)分别获取茶树叶片的有机分子信息和无机元素信息。为保证双模态数据的一致性，所有样品均先完成NIR光谱采集，再进行LIBS样品制备与检测。LIBS与NIR检测装置如图2所示。

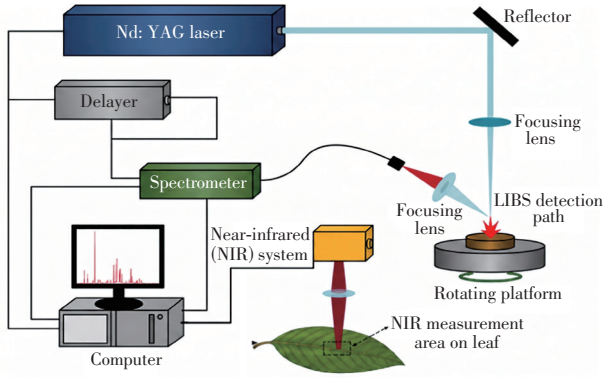


图2 茶树叶片炭疽病害LIBS-NIR联合检测装置图

Figure 2 Combined LIBS-NIR detection device for tea plant leaf anthracnose.

1.2.1 NIR光谱采集

NIR光谱采集系统采用便携式近红外光谱仪(NIR-R210，谱研互联，中国)，波长范围为900～1 700 nm，搭载非制冷InGaAs探测器，典型光谱分辨率为10 nm。叶片采集后立即进行鲜叶NIR检测，以尽可能保留叶片原始生理状态。光谱采集在暗室环境下进行(25 ℃±2 ℃，相对湿度40%～60%)，每次测量前均进行标准白板校准和暗电流校正。测量时将叶片平整固定于检测平台，在叶片正反面随机选取4个测点，每个测点连续扫描3次并取平均值，最终以4个测点光谱的算术平均值作为该样品的原始NIR光谱。NIR检测完成后，将样品置于4 ℃冷藏箱中避光保存，用于后续LIBS检测。

1.2.2 LIBS样品制备与光谱采集

由于鲜叶含水量高、组织结构不均匀，直接进行LIBS检测易导致激光烧蚀过程不稳定，并增加光谱信号波动。为降低水分及样品表面形貌对LIBS检测结果的影响，提高光谱重复性和样品间的一致性，本工作将叶片样品置于60 ℃恒温鼓风干燥箱中烘干12 h至恒重，再采用高速粉碎机粉碎，并过100目标准筛(孔径150 μm)。称取3 g过筛粉末，在20 MPa压力下保压1 min，压制成直径25 mm、厚度3 mm的圆形薄片，作为LIBS检测样品。

LIBS检测系统由八通道光纤光谱仪(AvaSpec-2048-USB2-RM，Avantes，荷兰)和Nd：YAG固体脉冲激光器(Vlite-200，镭宝光电，北京)组成。光谱仪波长范围200～1 050 nm、狭缝宽度10 μm、光学分辨率0.07 nm，激光器输出波长1 064 nm、脉冲宽度6～8 ns、单脉冲能量200 mJ。系统采用数字延迟发生器(DG645，Stanford Research Systems，美国)控制时序，延迟时间设置为1.75 μs，以降低连续

背景辐射对光谱质量的影响。实验在空气环境下进行(25 ℃±2 ℃，相对湿度40%～60%)，激光经焦距100 mm透镜聚焦于样品表面激发等离子体发射光谱。为减小局部烧蚀和元素分布不均对检测结果的影响，样品固定于二维旋转平台并以5 r/min匀速旋转。每个压片样品随机选取4个测点，每个测点连续采集3次光谱并取平均值，最终以4个测点光谱的算术平均值作为该样品的原始LIBS光谱。

1.3　茶树叶片光谱预处理与中层融合集成

为充分利用LIBS与NIR光谱在无机元素组成和有机组分表征方面的信息互补性，本研究采用中层特征融合策略构建双模态融合特征。首先，根据两种光谱的信号特点分别进行预处理：LIBS光谱采用Daubechies(db4)小波，分解层数为5层去除连续背景并抑制随机噪声，NIR光谱采用移动窗口平滑(窗口宽度为5)降低高频噪声[21-22]。经预处理后，LIBS光谱保留16 276个光谱变量，NIR光谱保留228个光谱变量。

由于LIBS发射光谱与NIR吸收光谱具有不同的波长范围、采样方式及物理意义，本研究未对两种光谱进行波长重采样或统一波长映射，而是以样本编号为索引完成LIBS与NIR光谱的一一对应，实现双模态特征对齐。随后，对两种模态光谱分别进行标准正态变量变换(SNV)标准化，以消除不同模态间因量纲、散射效应及信号幅值差异带来的影响，并平衡各变量对模型训练的贡献。在此基础上，将两种模态光谱按变量顺序进行特征层拼接，构建包含16 504个变量的LIBS-NIR融合特征矩阵，并作为后续分类模型的输入。

1.4　Stacking集成学习模型构建与评估

LIBS-NIR融合特征同时涵盖茶树叶片微观矿质元素流失与宏观组织降解信息，具有高维、非线性特性，单一算法难以实现全面解析。为突破表型相近复合胁迫的识别瓶颈，本工作构建双层Stacking集成学习模型。第一层以KNN、SVM、PLS-DA、RF及LightGBM为基学习器，充分发挥线性潜变量提取、非线性空间映射与树模型特征筛选的机制互补优势，多维度捕捉茶树病变的关键光谱指纹。

为补充完整Stacking集成训练流程并避免训练集信息泄漏，模型训练严格采用折外预测(Out-Of-Fold，OOF)机制。各基学习器均采用5折分层交叉验证结合网格搜索进行超参数自适应寻优，以降低对特定茶树样本的过拟合风险。具体而言，将训练集划分为5个互斥子集，每次使用其中4个子集训练基学习器，并在剩余1个子集上进行验证预测，循环5次后，拼接得到全部训练样本的折外预测结果。同时，每次训练后的基模型均对独立测试集进行预测，将5次预测结果取平均值作为该基学习器在测试集上的最终输出。各基学习器采用网格搜索进行参数优化，最终参数设置为：RF决策树数量为200，最大深度为15；LightGBM学习率为0.05，决策树数量为300，最大深度为12；SVM采用径向基核函数(RBF)，惩罚系数C为10，核参数γ为0.1；KNN近邻数为9；PLS-DA潜变量数为15；元学习器LR采用L2正则化。模型性能通过独立测试集进行验证，以总体准确率(OA)、宏平均精确率(Macro-precision)、宏平均召回率(Macro-recall)及$F1$值作为评价指标。各分类模型的性能采用统一数据划分方式进行比较，以保证不同模型间评价结果的可比性。为进一步验证所提Stacking模型的稳定性，对最终模型进行10次随机重复划分实验，并统计其分类性能的均值与标准差，以评估模型的稳定性和泛化能力。

2　结果与讨论

2.1　炭疽叶片LIBS光谱特征分析

不同侵染状态茶树叶片的LIBS归一化平均光谱与核心矿质元素特征峰相对强度如图3所示。不同侵染状态叶片的LIBS光谱特征存在明显差异。在健康叶片中，Na Ⅰ(589.00 nm)谱线表现出较高的相对强度，是光谱中主要特征峰之一；而受炭疽菌侵染后，叶片光谱发生局部特征峰反转，Ca Ⅱ(393.40/396.90 nm)谱线相对发射强度明显增强。

由图3可知，对病害响应较敏感的特征谱线主要为Mg Ⅱ(279.50/280.30 nm)、Ca Ⅱ(393.40/396.90 nm)与K Ⅰ(766.50/769.90 nm)。由于LIBS光谱在全波段进行了归一化处理，为避免视觉重叠带来的干扰，通过显著性检验分析(表1)可知，不同侵染状态的叶片核心元素发生了显著变化。健康叶片中Na Ⅰ的特征峰强度极显著高于所有病害胁迫叶片。然而，受炭疽菌侵染后，寄主细胞膜系统可能受损，导致离子代谢紊乱，Ca Ⅱ和K Ⅰ谱线的相对发射强度呈现明显增强趋势，显著高于健康组。同时，不同复合胁迫在Mg Ⅱ的流失程度上表现出明显差异，为识别病害胁迫提供了有力的元素层面定量判别依据[23]。已有研究表明，植物遭受病原菌侵染后，钙离子作为第二信使大量富集[24]，并参与诱导细胞壁木质化加厚等生理防御机制，从而导致受侵染叶片中Ca谱线相对发射强度不降反增[25-26]。这为LIBS识别病害胁迫提供了更精准的元素层面判别依据。

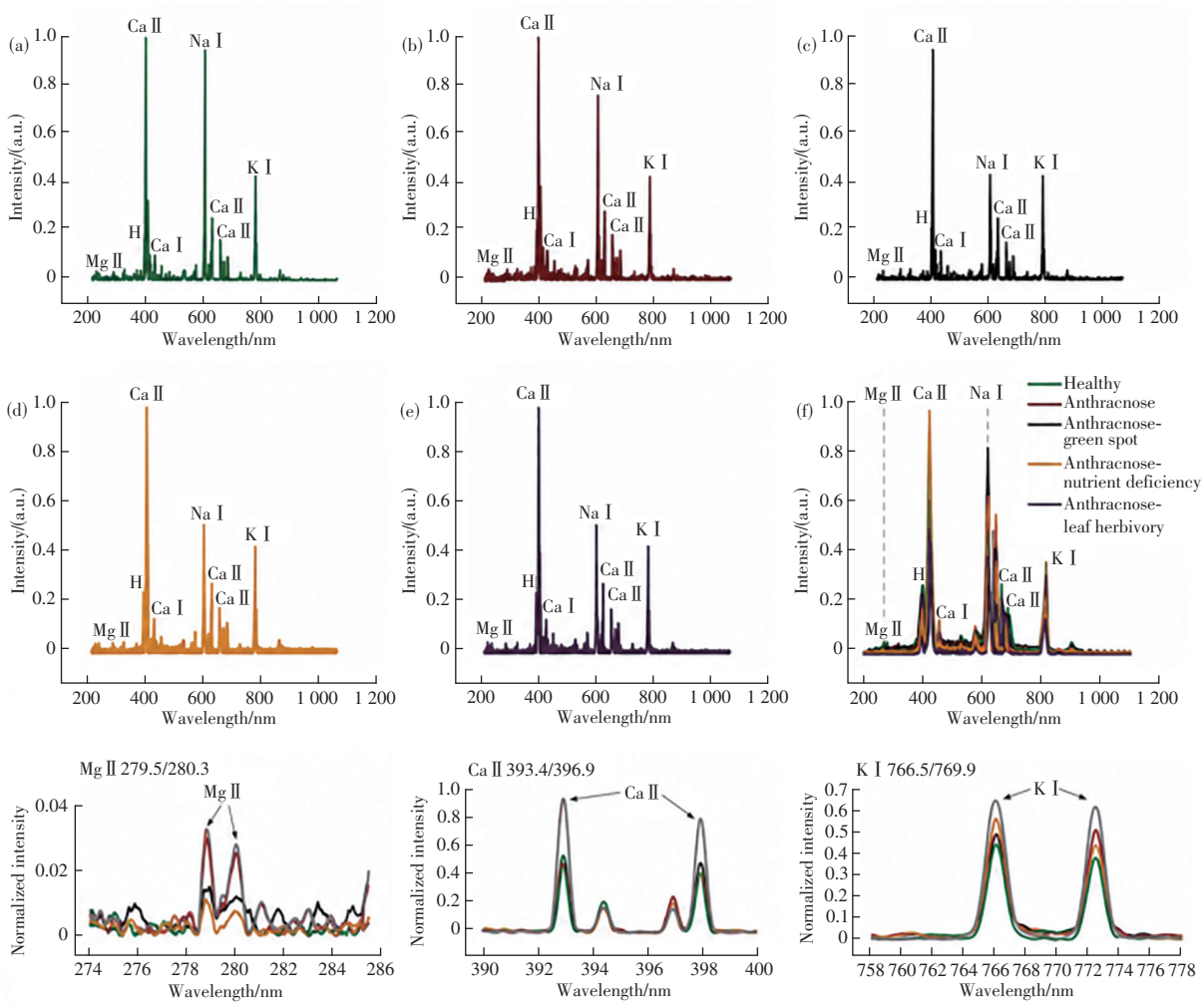


图3 健康与炭疽病及复合胁迫下茶树叶片LIBS原始光谱及核心元素特征峰对比：(a)健康；(b)炭疽；(c)炭疽复合绿斑；(d)炭疽复合缺素；(e)炭疽复合食叶；(f)不同感染状态茶叶叶片的平均LIBS光谱比较

Figure 3 Comparison of original LIBS spectra and characteristic peaks of core elements in tea leaves under healthy, anthracnose, and combined stress conditions(a) Healthy; (b) Anthracnose; (c) Anthracnose-green spot; (d)Anthracnose-nutrient deficiency; (e) Anthracnose-leaf-eating; (f) Comparison of average LIBS spectra of tea leaves under different infection states.

表1 核心元素特征峰相对发射强度定量分析与多重检验结果

Table 1 Quantitative analysis and multiple test results of relative emission intensity of core element characteristic peaks

Group	N	Mg Ⅱ (Mean±*SD*)	Ca Ⅱ (Mean±*SD*)	Na Ⅰ (Mean±*SD*)	K Ⅰ (Mean±*SD*)
Healthy	189	149.228±131.868b	106.984±76.239c	13415.836±7326.983a	1434.169±449.712d
Anthracnose-nutrient deficiency	199	30.417±45.172c	224.011±84.218a	5486.980±1231.703b	2506.528±483.088a
Anthracnose-green spot	200	231.440±116.100a	198.430±77.820b	4428.355±919.857c	1627.580±297.722c
Anthracnose-leaf-eating	195	25.412±49.399c	216.312±82.674ab	3617.354±857.885cd	1759.787±382.741b
Anthracnose	195	23.831±51.409c	214.610±83.374ab	1894.717±61.242e	1839.682±401.785b

Note: a, b, c, d, e are the significance difference letter marks used in statistical multiple comparisons. The order of the letters usually corresponds to the magnitude of the means. Generally, a corresponds to the highest mean of the column, and b follows.

通过比较5类复合胁迫样本发现，各样本LIBS光谱整体轮廓较为接近，Mg、Ca和K等主要元素谱线变化趋势基本一致，仅部分特征峰强度存在差异，说明不同复合胁迫间的元素响应具有一定相似性。因此，仅利用LIBS提供的元素信息对症状相近的复合胁迫进行分类仍存在一定挑战，需要结合NIR光

谱开展联合分析。

2.2　炭疽叶片 NIR 光谱特征分析

不同侵染状态茶树叶片的NIR核心特征波段平均反射率如图4所示。不同复合胁迫样本在近红外波段表现出不同程度的吸收差异，说明病害侵染及复合胁迫引起了叶片组织结构、水分状态及有机组分的变化[27-28]。与LIBS光谱相比，NIR光谱可从有机分子和生理状态层面提供补充信息。纯炭疽病样本在900～1 100 nm波段反射率整体下降。已有研究表明，炭疽菌侵染可导致叶片组织结构受损，并影响纤维素、半纤维素等细胞壁组分的稳定性[29-30]，该波段吸收特征变化可能与上述变化有关。炭疽复合食叶虫损伤样本表现出较明显的基线波动；炭疽复合缺素样本在1 450 nm附近出现明显吸收变化；炭疽复合绿斑病样本在1 100～1 300 nm波段反射率相对较高。其中，1 450 nm波段主要与O—H键振动及叶片水分状态相关，1 100～1 300 nm波段主要反映C—H键相关有机组分变化，不同波段的响应反映了复合胁迫对叶片生理状态和有机组分的影响。

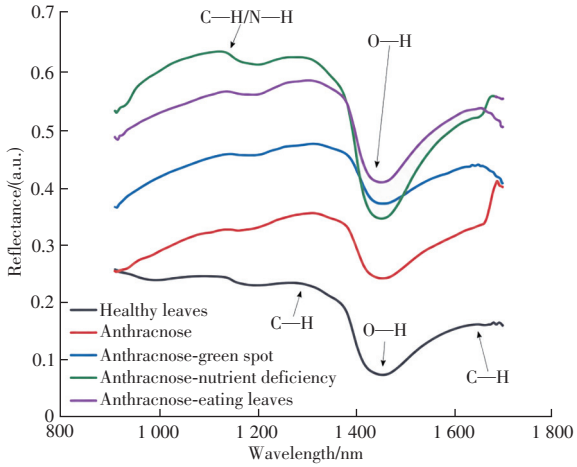


图4　茶树叶片炭疽病及其复合胁迫与健康树叶主要化学键近红外光谱特征对比

Figure 4　Comparison of near-infrared spectral characteristics of main chemical bonds of healthy tea tree leaves and lesion leaves affected by anthracnose and its combined stress.

综上，不同复合胁迫条件下茶树叶片在近红外波段表现出不同的响应特征。LIBS主要反映矿质元素组成变化，NIR能够补充组织结构、水分状态及有机组分信息，两种光谱具有较好的互补性，为后续LIBS-NIR融合建模提供了依据。

2.3　不同分类模型对融合特征的解析性能对比

为评价LIBS-NIR融合特征对茶树炭疽病复合胁迫的分类性能，将经SNV预处理和中层特征融合后的光谱特征分别输入K近邻(KNN)、支持向量机(SVM)、随机森林(RF)、偏最小二乘判别分析(PLS-DA)、LightGBM及Stacking集成学习模型进行训练与测试。同时，为验证双模态融合的有效性，对LIBS和NIR单模态Stacking模型进行了对比分析，各模型测试集评价结果如表2所示。

表2　不同特征模式与分类模型的识别性能比较

Table 2　Classification performance of different spectral modes and models　　/%

Experimental group	Spectral mode	Classification model	Accuracy	Precision	Recall	*F*1-score
Single modal	NIR	Stacking	67.92	67.45	67.12	67.28
	LIBS		92.45	92.15	91.72	91.93
Fusion modal	LIBS-NIR	KNN	57.86	58.20	55.30	56.71
		SVM	76.10	75.85	75.40	75.62
		RF	80.50	81.15	79.80	80.47
		PLS-DA	88.05	87.60	87.20	87.40
		LightGBM	91.82	92.10	90.94	91.52
		Stacking	93.71±0.58	93.50±0.64	93.28±0.67	93.39±0.61

由表2可知，基于NIR光谱构建的Stacking模型整体准确率为67.92%，宏平均召回率为67.12%；采用LIBS光谱后，整体准确率和宏平均召回率分别提高至92.45%和91.72%。结果表明，相较于NIR光谱，LIBS光谱对茶树炭疽病及其复合胁迫具有更好的分类能力，但对于部分症状相近的复合胁迫样本仍存在误判。采用LIBS-NIR中层特征融合后，当融合特征维度较高时，样本间距离差异可能被削弱，从而影响分类性能[31]。其中，KNN模型整体准确率为57.86%，宏平均召回率为55.30%；SVM模型整体准确率提高至76.10%；RF模型进一步提高至80.50%；PLS-DA模型整体准确率达到88.05%；LightGBM模型取得91.82%的整体准确率和90.94%的宏平均召回率，在单体模型中表现最佳[32]。

在此基础上，Stacking集成学习模型进一步提高了融合特征的分类性能，整体准确率、宏平均精确率、宏平均召回率和*F*1-score分别达到93.71%、93.50%、93.28%和93.39%，均优于各单体模型。其中，整体准确率较NIR单模态模型(67.92%)提高25.79个百分点，较LIBS单模态模型(92.45%)提高1.26个百分点，说明中层特征融合结合Stacking集成学习能够进一步提升茶树炭疽病复合胁迫的识别性能。

为进一步评价模型的稳定性，对LIBS-NIR融合Stacking模型进行了10次随机重复划分验证，各评价指标以均值±标准差表示。结果表明，模型的整体准确率、宏平均精确率、宏平均召回率和*F*1-score分别为93.71%±0.58%、93.50%±0.64%、93.28%±0.67%和93.39%±0.61%，各项指标标准差均较小，说明模型在不同数据划分条件下具有较好的稳定性和泛化能力。综合分析表明，LIBS与NIR中层特征融合能够充分整合双模态光谱信息，结合Stacking集成学习进一步提高了模型对复杂复合胁迫的分类能力。该方法为茶树炭疽病复合胁迫的快速识别提供了一种有效方法，也可为病害高发时期茶园胁迫状态的快速识别和差异化管理提供技术参考。

2.4 LIBS与NIR双模态协同消融实验

为评价LIBS与NIR双模态融合对模型分类性能的影响，对比分析了单模态和融合模态下Stacking模型对各类别样本的预测结果。为了更直观地展示相似症状类别间的误判情况，绘制了10次随机重复划分测试累计的混淆矩阵，结果如图5所示。由于健康叶片融合模型中能实现近乎100%的准确识别，为重点探讨病害胁迫间的混淆现象，图5仅展示了4类病害样本的预测分布。结合图5可知，采用NIR单模态时，模型整体准确率为67.92%，由于复合病害对叶片有机分子结构的影响具有交叠性，模型在区分各病害类别时易出现严重的交叉混淆，特别是炭疽大量被误判为炭疽复合缺素和炭疽复合绿斑。采用LIBS单模态后，整体准确率大幅提高至92.45%，总体误判分布显著收敛，但炭疽和炭疽复合缺素之间仍存在少量样本相互混淆。这说明仅利用单一矿质元素信息对症状相近的复合胁迫进行分类仍存在一定局限。引入LIBS-NIR中层特征融合后，特征空间的互补优势得到最大化，各病害类别的识别性能进一步提高。其中，极易混淆的炭疽复合缺素和炭疽复合绿斑等样本间的误判数量显著降低至个位数水平，表明双模态融合能够有效提高复杂复合胁迫的最终分类能力[33-35]。进一步分析特征重要性发现，模型筛选出的关键判别特征同时包含LIBS中的Ca、Mg、K发射谱线以及NIR中的900～1 100 nm和1 450 nm特征波段，说明融合特征能够综合利用两种光谱信息，为模型分类提供更加丰富的判别依据[36]。

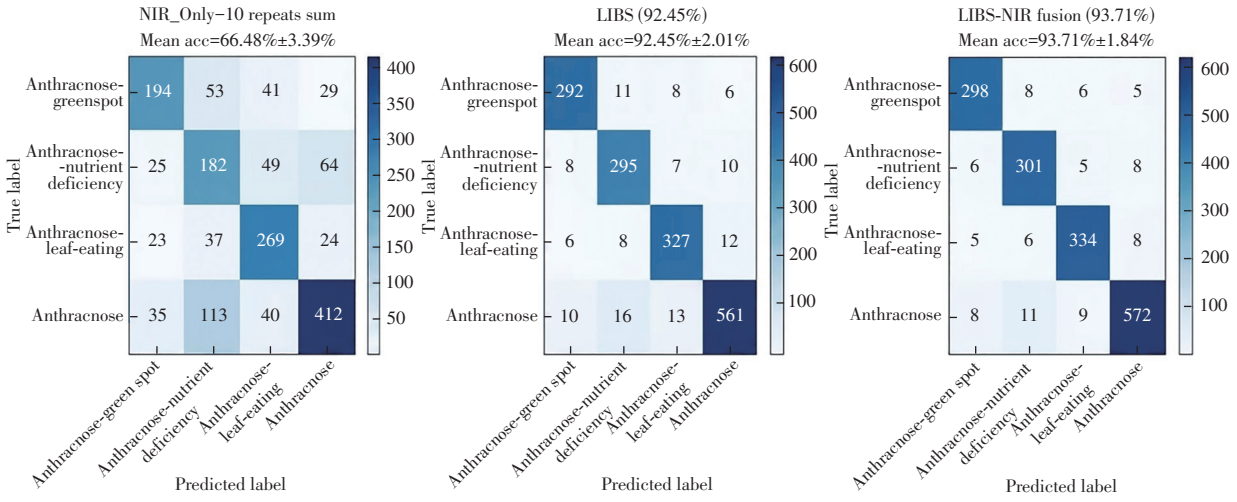


图5 单模态与双模态特征融合下Stacking模型混淆矩阵对比

Figure 5 Comparison of confusion matrices for Stacking models under single-modal and dual-modal feature fusion.

3 结论

本研究构建了基于激光诱导击穿光谱(LIBS)与近红外光谱(NIR)中层特征融合结合Stacking集成学习的茶树炭疽病复合胁迫分类方法。通过对LIBS和NIR光谱进行特征空间对齐与中层融合，建立了融合无机元素信息和有机组分信息的双模态特征集。结果表明，基于LIBS-NIR融合特征的Stacking模

型整体准确率和宏平均召回率分别达到93.71%和93.28%，均优于单模态模型及各单体分类模型。消融实验进一步表明，双模态融合能够提高症状相近复合胁迫样本的识别性能。研究结果表明，LIBS与NIR双模态融合结合Stacking集成学习可有效提高茶树炭疽病复合胁迫的分类性能，为茶树病害快速检测提供了一种可行的方法。

参考文献

[1] 全国农业技术推广服务中心. 2023年茶树主要病虫害防控技术方案[EB/OL]. 中华人民共和国农业农村部，(2023-04-20). http://www.moa.gov.cn.
National Agro-Tech Extension and Service Center. Technical scheme for main diseases and pests control of tea plant in 2023 [EB/OL]. Ministry of Agriculture and Rural Affairs of the People's Republic of China,(2023-04-20). http://www.moa.gov.cn.

[2] 赵小虎. 基于光谱及图像信息的多场景茶树病虫害智能识别研究[D]. 杭州：杭州电子科技大学，2022.
Zhao Xiaohu. Intelligent recognition of multi-scene tea diseases and pests based on spectral and image information[D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2022.

[3] 金瑛. 常见四种果树病害图像识别研究[D]. 大连：辽宁师范大学，2021.
Jin Ying. Image recognition of four common fruit tree diseases[D]. Dalian: Liaoning Normal University, 2021.

[4] 付鹏，赵弋锐，张金凤，等. 燕麦炭疽病菌巢式PCR快速检测方法的建立[J]. 植物病理学报，2025，55(3)：487-495.
Fu Peng, Zhao Yirui, Zhang Jinfeng, et al. Establishment and application of a nested PCR assay for rapid detection of oat an-thracnose caused by *Colletotrichum cereale*[J]. Acta Phytopathologica Sinica, 2025, 55(3): 487-495.

[5] 帅小春，阮成江，熊朝伟，等. 油茶炭疽病新致病菌Colletotrichum kahawae的多基因序列鉴定[J]. 分子植物育种，2019，17(18)：5939-5945.
Shuai Xiaochun, Ruan Chengjiang, Xiong Chaowei, et al. Identification of polygenes sequence of new pathogenic strain colletotrichum kahawae of camellia oleifera anthracnose[J]. Molecular Plant Breeding, 2019, 17(18): 5939-5945.

[6] 白雪冰，余建树，傅泽田，等. 光谱成像技术在作物病害检测中的应用进展与趋势[J]. 光谱学与光谱分析，2020，40(2)：350-355.
Bai Xuebing, Yu Jianshu, Fu Zetian, et al. Application of spectral imaging technology for detecting crop disease information: a review[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(2): 350-355.

[7] Wang Y M, Ostendorf B, Gautam D, et al. Plant viral disease detection: from molecular diagnosis to optical sensing technology: a multidisciplinary review[J]. Remote Sensing, 2022, 14(7): 1542. DOI: 10.3390/rs14071542.

[8] 廖文龙，刘坤平，胡建平，等. 指纹光谱病原菌快速检测研究进展与趋势[J]. 光谱学与光谱分析，2021，41(8)：2372-2377.
Liao Wenlong, Liu Kunping, Hu Jianping, et al. Research advances and trends of rapid detection technologies for pathogenic bacteria based on fingerprint spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(8): 2372-2377.

[9] Ketan R, Zoory M, Mohamad H. Laser-induced breakdown spectroscopy: principles and advanced applications[J]. Journal of Applied Sciences and Nanotechnology, 2025, 5(1): 25-32.

[10] Rezaei F, Eskandary A, Zahedi M, et al. A comprehensive review of the fundamentals, progress, and applications of the LIBS method in analysis of plants: quantitative and qualitative analysis[J]. Photonics, 2025, 12(11): 1061. DOI: 10.3390/photonics12111061.

[11] 刘燕德，高雪，姜小刚，等. 激光诱导击穿光谱的油茶炭疽病检测[J]. 光谱学与光谱分析，2020，40(9)：2815-2820.
Liu Yande, Gao Xue, Jiang Xiaogang, et al. Detection of anthracnose in camellia oleifera based on laser-induced breakdown spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(9): 2815-2820.

[12] Wang Li, Tolok G, Fu Yuanxia, et al. Application and research progress of laser-induced breakdown spectroscopy in agricultural product inspection[J]. ACS Omega, 2024, 9(23): 24203-24218.

[13] Pasquini C. Near infrared spectroscopy: a mature analytical technique with new perspectives: a review[J]. Analytica Chimica Acta, 2018, 1026: 8-36.

[14] 刘燕德，王巧，杨锦丽，等. 近红外光谱技术在植物病害无损检测中的研究进展[J]. 光谱学与光谱分析，2023，43(1)：1-10.
Liu Yande, Wang Qiao, Yang Jinli, et al. Research progress of near infrared spectroscopy in non-destructive detection of plant diseases[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(1): 1-10.

[15] Yuan Lin, Yan Peng, Han Wenyan, et al. Detection of anthracnose in tea plants based on hyperspectral imaging[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 167: 105039. DOI: 10.1016/j.compag.2019.105039.

[16] Yao Shunchun, Yu Ziyu, Hou Zongyu, et al. Development of laser-induced breakdown spectroscopy based spectral tandem technology: a topical review[J]. TrAC Trends in Analytical Chemistry, 2024, 177: 117795. DOI: 10.1016/j.trac.2024.117795.

[17] Xu Zhuopin, Li Xiaohong, Cheng Weimin, et al. Rapid

and accurate detection method of main elements in compound fertilizer based on data fusion of LIBS and NIRS[J]. Talanta, 2024, 278: 126482. DOI: 10.1016/j.talanta.2024.126482.

[18] Feng Lei, Wu Baohua, Zhu Susu, et al. Investigation on data fusion of multisource spectral data for rice leaf diseases identification using machine learning methods[J]. Frontiers in Plant Science, 2020, 11: 577063. DOI: 10.3389/fpls.2020.577063.

[19] 杨博雄, 杨雨绮. 利用PCA进行深度学习图像特征提取后的降维研究[J]. 计算机系统应用, 2019, 28(1): 279-283.
Yang Boxiong, Yang Yuqi. Applying PCA to dimensionality reduction of image features extracted by deep learning[J]. Computer Systems & Applications, 2019, 28(1): 279-283.

[20] 李泉伦, 陈争光, 焦峰. 基于Stacking集成学习的近红外光谱油页岩含油率预测[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(4): 1030-1036.
Li Quanlun, Chen Zhengguang, Jiao Feng. Prediction of oil content in oil shale by near-infrared spectroscopy based on stacking ensemble learning[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(4): 1030-1036.

[21] 曹英丽, 肖文, 江凯伦, 等. 基于分窗Gram-Schmidt高光谱降维的水稻纹枯病检测[J]. 沈阳农业大学学报, 2019, 50(6): 713-721.
Cao Yingli, Xiao Wen, Jiang Kailun, et al. Detection of rice sheath blight based on Windows Gram-Schmidt[J]. Journal of Shenyang Agricultural University, 2019, 50(6): 713-721.

[22] 彭艳斌, 郑志军, 邱薇薇, 等. 基于近邻图正则化的高光谱图像特征选择方法[J]. 光电子·激光, 2019, 30(2): 192-199.
Peng Yanbin, Zheng Zhijun, Qiu Weiwei, et al. Hyperspectral image feature selection method based on regularization by neighbor graph[J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2019, 30(2): 192-199.

[23] 石文波, 黄楚平, 陈宇航, 等. 纳米氢氧化铜对茶炭疽病菌的抑制活性及作用机制[J]. 农药学学报, 2024, 26(5): 962-973.
Shi Wenbo, Huang Chuping, Chen Yuhang, et al. Antimicrobial activity and mechanism of nano-$Cu(OH)_2$ against tea anthracnose pathogen[J]. Chinese Journal of Pesticide Science, 2024, 26(5): 962-973.

[24] Li Yaoqi, Liu Yinai, Jin Libo, et al. Crosstalk between Ca^{2+} and other regulators assists plants in responding to abiotic stress[J]. Plants, 2022, 11(10): 1351. DOI: 10.3390/plants11101351.

[25] 李司政, 姚权, 李河. 果生炭疽菌转录因子CfHac1的BRLZ结构域生物学功能研究[J]. 北京林业大学学报, 2021, 43(9): 70-76.
Li Sizheng, Yao Quan, Li He. Functional analysis of BRLZ motif of the transcription factor CfHac1 in Colletotrichum fructicola[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2021, 43(9): 70-76.

[26] 冀志蕊, 王美玉, 张树武, 等. 苹果与胶孢炭疽菌互作研究进展[J]. 果树学报, 2024, 41(6): 1199-1212.
Ji Zhirui, Wang Meiyu, Zhang Shuwu, et al. Advances in study of the interaction between apple and *Colletotrichum gloeosporioides*[J]. Journal of Fruit Science, 2024, 41(6): 1199-1212.

[27] Liu Yabing, Pan Ke, Liu Zhongyin, et al. Simultaneous determination of four catechins in black tea via NIR spectroscopy and feature wavelength selection: a novel approach[J]. Sensors, 2024, 24(11): 3362. DOI: 10.3390/s24113362.

[28] Huang Qiang, Yang Meihua, Ouyang Liao, et al. Vis/NIR spectroscopy and chemometrics for non-destructive estimation of chlorophyll content in different plant leaves[J]. Sensors, 2025, 25(6): 1673. DOI: 10.3390/s25061673.

[29] Zhang Kaixu, Jiang Hongzhe, Zhang Haicheng, et al. Online detection and classification of moldy core apples by vis-NIR transmittance spectroscopy[J]. Agriculture, 2022, 12(4): 489. DOI: 10.3390/agriculture12040489.

[30] 孙文珂, 沈照鹏, 权浩严, 等. 基于近红外光谱的条斑紫菜菌落总数快速检测技术[J]. 食品工业科技, 2022, 43(16): 322-328.
Sun Wenke, Shen Zhaopeng, Quan Haoyan, et al. Rapid detection of total bacterial count of *porphyra yezoensis* based on near infrared spectroscopy[J]. Science and Technology of Food Industry, 2022, 43(16): 322-328.

[31] Peng Dehua, Gui Zhipeng, Wu Huayi. Interpreting the curse of dimensionality from distance concentration and manifold effect, V3 [EB/OL]. arXiv(2025-03-20)[2026-07-15]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2401.00422.

[32] Liu Xin, Meng Kaixin, Zhang Kaixing, et al. Discrimination of leaf diseases in Maize/Soybean intercropping system based on hyperspectral imaging[J]. Frontiers in Plant Science, 2024, 15: 1434163. DOI: 10.3389/fpls.2024.1434163.

[33] Chen Feng, Zhang Mengsheng, Huang Weihua, et al. Laser-induced breakdown spectroscopy-visible and near-infrared spectroscopy fusion based on deep learning network for identification of adulterated polygonati rhizoma[J]. Foods, 2024, 13(14): 2306. DOI: 10.3390/foods13142306.

[34] 韩鹏程, 肖姗, 武浩然, 等. 激光诱导击穿光谱与近红外光谱(LIBS-NIRS)双模融合在线检测铁矿石品位[J]. 中国无机分析化学, 2026, 16(2): 219-227.
Han Pengcheng, Xiao Shan, Wu Haoran, et al. Online detection of iron ore grade based on laser-induced breakdown spectroscopy and near-infrared spectroscopy (LIBS-NIRS) dual-mode fusion[J]. Chinese Journal of

Inorganic Analytical Chemistry, 2026, 16(2): 219-227.
[35] 卜亚平，戴晓婧，张悦，等. 光谱数据融合技术在食用菌质量评价中的应用[J]. 菌物研究，2024，22(2)：196-202.
Bu Yaping, Dai Xiaojing, Zhang Yue, et al. Application of spectral data fusion technology for edible fungi quality evaluation[J]. Journal of Fungal Research, 2024, 22(2): 196-202.
[36] Rogers M, Blanc-Talon J, Urschler M, et al. Wavelength and texture feature selection for hyperspectral imaging: a systematic literature review[J]. Journal of Food Measurement and Characterization, 2023, 17(6): 6039-6064.

Identification of Tea Anthracnose and Compound Stress Based on Mid-level Feature Fusion of LIBS and NIR

Liu Ming[1,2], Du Yueyue[2], Xu Jiang[1,2], Chen Tianbing[1,2], Liu Muhua[1,2], Huang Lin[1,2], Rao Gangfu[3], Yao Mingyin[1,2*]

(*1. Jiangxi Agricultural University, Jiangxi Provincial Key Laboratory of Modern Agricultural Equipment, Nanchang, Jiangxi 330045, China; 2. Jiangxi Agricultural University, Higher Educational Lab of Optics-electrics Application of Biomaterials, Nanchang, Jiangxi 330045, China; 3. Jingdezhen University, School of Mechanical and Electronic Engineering, Jingdezhen, Jiangxi 333400, China*)

Abstract During the growth process of tea plants, leaf anthracnose disease often coexists with nutrient deficiencies, mechanical damage, and other stresses, and the phenotypic symptoms among different stresses are highly similar, significantly increasing the difficulty of precise diagnosis and early prevention in the field. This work adopted the dual-modal fusion (LIBS-NIR) of laser-induced breakdown spectroscopy (LIBS) and near-infrared spectroscopy (NIR) to explore the identification method for tea plant leaf anthracnose under combined stresses. The original LIBS and NIR spectra were preprocessed using standard normal variable transformation (SNV), and then the full-band data of the LIBS-NIR dual-modal were aligned and concatenated in the feature space to construct a high-dimensional feature set integrating inorganic elemental and organic molecular information. Five classification models, including KNN, SVM, RF, PLS-DA, and LightGBM, were selected to evaluate the complementary information in the fused LIBS-NIR features. In addition, a stacking ensemble learning model was constructed to classify and identify the fused features. The results show that the Stacking model based on the mid-level fused features of LIBS-NIR achieved a classification accuracy of 93.71% and a macro-averaged recall of 93.28%, The proportion increased 25.79 percentage points and 1.26 percentage points than those of the single-mode NIR and LIBS models, respectively; for samples with anthracnose and anthracnose combined with nutrient deficiency, the recall was above 88%. The results indicate that the combination of LIBS-NIR mid-level features with Stacking ensemble learning can fully utilize the complementary information of the dual-modal spectra, improve the identification performance of tea plant leaf combined stress, and provide a technical reference for tea plant disease monitoring and precise prevention.

Keywords tea plant leaf anthracnose complex; laser-induced breakdown spectroscopy (LIBS); near-infrared spectroscopy (NIR); stacking ensemble learning; mid-level fusion

HIGHLIGHTS

1) The fusion of LIBS and NIR mid-level feature fusion was introduced to achieve the identification of tea plant leaf combined stresses.
2) Full-band feature concatenation and stacking integration were used to avoid the loss of weakly discriminative features.
3) The model achieves an accuracy of 93.71%, and the recognition recall of similar combined stresses is significantly improved.