



王文杰, 卢霞, 张徐慧, 刘可可, 于方波. 基于叶片反射光谱的稻纵卷叶螟危害等级诊断模型构建[J]. 中国农业大学学报, 2026, 31(03): 233-247.
WANG Wenjie, LU Xia, ZHANG Xuhui, LIU Keke, YU Fangbo. Construction of a diagnostic model for *Cnaphalocrocis medinalis* damage level based on leaf reflectance spectra[J]. *Journal of China Agricultural University*, 2026, 31(03): 233-247.
DOI: 10.11841/j.issn.1007-4333.2026.03.19

基于叶片反射光谱的稻纵卷叶螟危害等级诊断模型构建

王文杰¹ 卢霞^{1,2*} 张徐慧¹ 刘可可¹ 于方波¹

(1. 苏州科技大学 地理科学与测绘工程学院, 江苏 苏州 215009;

2. 苏州市空间信息智能技术与应用重点实验室, 江苏 苏州 215009)

摘要 为融合叶片反射光谱和贝叶斯模型实现稻纵卷叶螟危害等级识别,以水稻稻纵卷叶螟为研究对象,在虫害发生期采集水稻叶片,测定叶片反射光谱和理化参数,进一步划分水稻叶片的虫害等级,并采用原始光谱、分阶导数筛选敏感特征参量,利用CARS筛选特征波段构造光谱指数,分析其与虫害等级的相关性,再利用贝叶斯模型构建稻纵卷叶螟危害等级诊断模型。结果表明:1)水稻叶片在绿光和近红外波段的光谱反射率随稻纵卷叶螟危害程度的增加而呈现下降趋势,而红光波段反射率随之上升;水稻叶片含水量和叶绿素含量随虫害程度的增加而明显减少。2)基于分阶导数筛选出6个植被指数(土壤调整植被指数SAVI、增强型植被指数EVI、无蓝波段增强型植被指数EVI2、转换叶绿素吸收指数TVI、光谱吸收指数SAI、转换叶绿素吸收指数TCARI)和3个敏感波段反射率($R_{562\text{ nm}}$ 、 $R_{576\text{ nm}}$ 、 $R_{660\text{ nm}}$);基于三边参数筛选得到6个特征参量(蓝边幅值、蓝边斜率、黄边斜率、黄边幅值、红边斜率、红边幅值);基于CARS筛选得到6个光谱指数(RI_0 、 NDI_0 、 $RI_{0.25}$ 、 $NDI_{0.25}$ 、 $RI_{0.75}$ 、 $NDI_{0.75}$),其中, RI_0 与稻纵卷叶螟虫害等级的相关性最高,相关系数为0.92。3)基于贝叶斯模型构建了一个稻纵卷叶螟危害等级诊断模型,并利用反向特征消除的方法确定最优输入变量组合,分别为EVI、 RI_0 、 NDI_0 、 $RI_{0.25}$ 、 $RI_{0.75}$ 、 $NDI_{0.75}$,3折交叉验证精度为 $95.83\% \pm 4.17\%$ 。综上,稻纵卷叶螟危害等级诊断模型研究可实现及时准确地获取稻纵卷叶螟田间为害特征信息,本研究为稻纵卷叶螟危害趋势预警和防控决策提供参考。

关键词 稻纵卷叶螟; 反射光谱; 分阶导数; 贝叶斯模型; 植被指数

中图分类号 S435.112; TP79

文章编号 1007-4333(2026)03-0233-15

文献标志码 A

Construction of a diagnostic model for *Cnaphalocrocis medinalis* damage level based on leaf reflectance spectra

WANG Wenjie¹, LU Xia^{1,2*}, ZHANG Xuhui¹, LIU Keke¹, YU Fangbo¹

(1. School of Geography Science and Geomatics Engineering, Suzhou University of Science and Technology, Suzhou 215009, China;

2. Suzhou Key Laboratory of Spatial Information Intelligence Technology and Application, Suzhou 215009, China)

Abstract To integrate leaf reflectance spectra with Bayesian models for identifying damage levels of *Cnaphalocrocis medinalis*, rice plants infested with *Cnaphalocrocis medinalis* were studied. Rice leaves were collected during the pest outbreak period, and the leaf reflectance spectra and physicochemical parameters were determined to further categorize pest damage levels. Raw parameters and order derivatives were employed to select sensitive features, while competitive adaptive reweighted sampling (CARS) was used to identify characteristic spectral bands for constructing spectral indices. Correlations between the above indices and damage levels were analyzed, and the Bayesian model was used to establish a diagnostic framework for *C.*

收稿日期: 2025-06-05; 接受日期: 2025-09-09

基金项目: 国家自然科学基金项目(41506106, 41976187); 苏州市科技计划(SNG2023006); 江苏省研究生科研与实践创新计划(SJCX25_1881)

第一作者: 王文杰(ORCID: 0009-0009-8093-2177), 硕士研究生, E-mail: 17396816801@163.com

通讯作者: 卢霞(ORCID: 0000-0002-8453-168X), 教授, 主要从事环境遥感应用研究, E-mail: luxia3051@usts.edu.cn

medinalis damage assessment. The results indicate that: 1) The spectral reflectance of rice leaves in the green and near-infrared bands decrease with increasing *C. medinalis* damage levels, while reflectance in the red band increased; leaf water content and chlorophyll content also decreased significantly with pest severity. 2) Six vegetation indices (soil-adjusted vegetation index, enhanced vegetation index, blue-band-free enhanced vegetation index, transformed chlorophyll index, spectral absorption index and transformed chlorophyll absorption index) and three sensitive band reflectance values ($R_{562\text{ nm}}$, $R_{576\text{ nm}}$ and $R_{660\text{ nm}}$) were selected; six feature parameters were selected based on trilateral parameters (blue-edge amplitude, blue-edge slope, yellow-edge slope, yellow-edge amplitude, red-edge slope, red-edge amplitude); six spectral indices were selected based on CARS (EVI, RI_0, NDI_0, RI_0.25, RI_0.75, NDI_0.75) were identified, with RI_0 exhibiting the highest correlation (0.92) with *C. medinalis* damage severity. 3) A Bayesian diagnostic model for *C. medinalis* damage levels was constructed. The optimal input variable combination was determined via inverse feature elimination, included EVI, RI_0, NDI_0, RI_0.25, RI_0.75, NDI_0.75. Three-fold cross-validation accuracy reached $95.83\% \pm 4.17\%$. In summary, this diagnostic model enables timely and accurate acquisition of field damage characteristics for *C. medinalis*, providing scientific references for early warning of damage trends and decision-making in pest control.

Keywords *Cnaphalocrocis medinalis*; leaf reflectance spectra; fractional order derivatives; Bayesian model; vegetation indices

水稻是我国重要的粮食作物之一,在保障国家粮食安全中扮演着关键角色^[1]。农作物病虫害影响范围广、危害大,严重威胁粮食安全^[2]。稻纵卷叶螟(*Cnaphalocrocis medinalis* Guénée)作为危害水稻的主要害虫之一^[3],其以水稻叶片为食,破坏叶片光合作用,从而影响水稻生长。近年稻纵卷叶螟的发生范围和为害程度有明显加重的趋势,我国农业农村部于2020年将其列入《一类农作物病虫害名录》^[4]。因此,高效、精准地监测水稻稻纵卷叶螟的发生过程,及时实施防治措施,以免发生重大损失,对保障农业生产发展等具有重要意义。

传统稻纵卷叶螟监测方法主要依靠田间调查,存在耗时费力^[5]、主观性强^[6]、时效性差^[7]等弊端。随着遥感技术的发展,地面遥感数据^[8]、基于航空、航天平台的遥感数据^[9-10]被用于水稻稻纵卷叶螟遥感监测研究中。例如:利用非成像近地高光谱遥感技术,将受稻纵卷叶螟危害的叶片转移到实验室内进行叶片尺度分析^[11];利用无人机获取水稻冠层的高光谱数据^[12],识别稻纵卷叶螟危害敏感光谱波段^[13],建立水稻不同时期的卷叶率反演模型^[6],无人机遥感技术有效提高了病虫害的监测精度;利用Landsat 8等卫星遥感监测范围广、连续观测等特点,提出适用于白粉病和蚜虫识别的FLDA模型^[14],结合地面数据实现大区域受害程度反演,但由于其分辨率低,难以实现精准监测。

水稻叶片在病虫害危害下,叶片表面出现明显

虫伤^[15],内部色素、细胞结构破坏^[16],其生理生化参数的变化导致叶片反射光谱产生差异,这是识别和监测水稻病虫害的核心机理。尽管已有研究针对水稻稻瘟病提出了诊断植被指数^[17],但该指数是否适用稻纵卷叶螟等其他病虫害还有待深入研究;稻纵卷叶螟虫害高光谱特征研究多是在控制区内进行试验,通过人为投放稻纵卷叶螟,而在实际调查过程中稻纵卷叶螟的个体或种群均自然发生于水稻种植区。因此,一方面基于高光谱特征构建的监测模型难以反映实际自然农田的稻纵卷叶螟虫害程度;另一方面已有研究更多关注受稻纵卷叶螟危害的水稻叶片反射光谱与生理生态参数之间的关系^[6],对水稻稻纵卷叶螟危害程度的相关研究较少。

因此,为融合叶片反射光谱和贝叶斯模型实现稻纵卷叶螟危害等级识别,本研究拟选取水稻稻纵卷叶螟为研究对象,设置纯自然田间试验,在虫害发生期采集水稻叶片,分析叶片反射光谱特征和理化参数,进一步划分水稻叶片的虫害等级,采用原始光谱、分阶导数和CARS筛选敏感特征参量,利用贝叶斯模型构建稻纵卷叶螟危害等级诊断模型,探究该模型在稻纵卷叶螟危害监测的优势,以期水稻稻纵卷叶螟的精准监测和防治提供技术支撑。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

试验田为位于江苏省苏州市高新区通安镇的

高标准示范水稻田(120°25'48" E, 31°23'31" N), 详见图 1(a)。该地区位于亚热带季风海洋性气候带, 四季分明, 气候温和, 雨量充沛。种植水稻品种为“南粳 46”, 主要生长季为夏季, 夏季平均气温均超

过 30 ℃, 极限高温可达 40 ℃, 夏季降水量为全年最高。该水稻田为自然生长田, 整个生长过程中共施肥 4 次, 未施除草剂、杀虫剂, 存在稻纵卷叶螟虫害, 未发现其他突出病害。

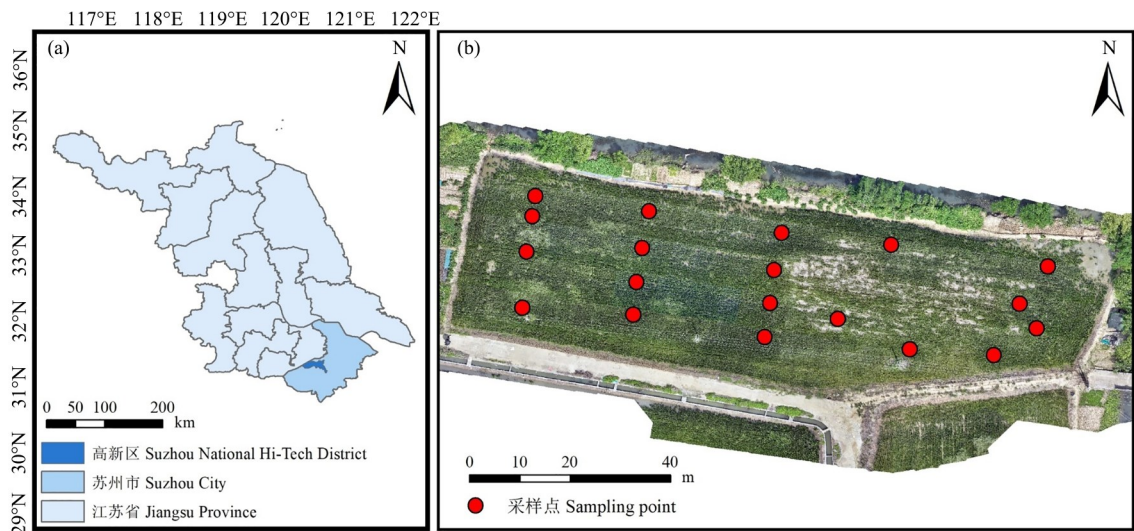


图 1 研究区地理位置(a)和水稻叶片采样点设计(b)

Fig. 1 Geographic location of the study area (a) and layout of rice leaf sampling points (b)

1.2 水稻数据采集

1.2.1 水稻叶片采集

在水稻田中均匀布设的 19 个固定样点, 作为现场水稻叶片的采样点, 详见图 1(b)。于 2024 年 9 月 18 日上午 9:00—11:00 在采样点采集未受稻纵卷叶螟危害的叶片和受稻纵卷叶螟危害的卷叶若干。在每一采样点处, 按统一采样规程采集健康叶片样

本 4 片以上。由于田间稻纵卷叶螟虫害发生率较低, 在样点处很少观察到受虫害叶片, 故将该样点处所有可识别的卷叶全部收集并单独编号保存。根据在同一样点处采集得到的受害叶片的病斑情况发现其受稻纵卷叶螟虫害程度不同, 典型叶片详见图 2。叶片采下后立即装入预冷保鲜袋中, 避免叶片水分蒸发与机械损伤, 使用冰盒低温保存



图 2 水稻健康叶片和受虫害叶片典型特征示例

Fig. 2 Typical characteristics of 38 groups of healthy and pest-damaged rice leaves

(4℃)以维持叶片生理活性,并在采集完成后迅速转移至实验室,最终得到38组水稻叶片。

1.2.2 叶片理化参数测定

利用CCM-300叶绿素含量测量仪(OPTI-SCIENCES,美国)测定水稻叶片叶绿素含量。该仪器利用叶片在735和700 nm的叶绿素发射荧光的比率($F_{735\text{ nm}}/F_{700\text{ nm}}$)进行叶绿素含量的测量,读数为 $F_{735\text{ nm}}/F_{700\text{ nm}}$ 的比值以及根据Gitelson方程^[18]计算的叶绿素浓度(单位:mg/m²)。选取若干水稻叶片,均匀放入电子天平中进行鲜重称重,然后放入105℃的烘箱中烘干3 h,将烘干后的叶片再次进行称重,最后计算水稻叶片含水量(R_{wc})和等效水厚度(EWT)^[19]。计算公式如下:

$$R_{wc} = \left(\frac{W_f - W_d}{W_f} \right) \times 100\% \quad (1)$$

$$EWT = \left(\frac{W_f - W_d}{A_1} \right) \times 100\% \quad (2)$$

式中: W_f 为鲜重,g; W_d 为干重,g; A_1 为叶片面积,cm²。

1.2.3 水稻叶片反射光谱测定

利用RTS-3Z型积分球测量系统(Analytical Spectral Devices,美国)测定水稻叶片的漫反射率。积分球通常具有入射口、测量口和检测口等端口,其中光源固定在入射口,产生准直光束;检测器位于球壁上接收漫反射光。首先在端口封闭时记录杂散光的光谱强度(I_d);参考测量时,将已校准标准白板置于测量口,并在另一空闲端口加装光阱以避免环境光影响,记录参考光谱强度 I_r ;样品测量时,将水稻叶片置于测量口,参考板置于旁边的另一个端口,保持相同设置记录样品光谱强度 I_s 。数据采集以暗校正后的比值形式进行:首先扣除散杂光后,对比样品和参考的光谱强度,然后按照比例计算叶片的相对反射率。具体计算公式为:

$$R_s = (I_s - I_d) \times \frac{R_r}{(I_r - I_d)} \quad (3)$$

式中: I_s 为样品测得的光谱强度; I_r 为参考板测得的光谱强度; I_d 为杂散光的光谱强度; R_r 为参考白板的已知反射率。

利用ViewSpec Pro软件导出原始光谱反射率,对每组光谱取平均值作为该组叶片反射光谱,并对原始光谱进行Savitzky-Golay(SG)平滑滤波,以消除噪声等影响。综合考虑野外采集水稻叶片的折损、测量误差等因素,最终得到36条有效水稻叶片反射光谱(400~1 000 nm)。

1.3 研究方法

1.3.1 FOD分阶导数

分阶导数(Fractional-order derivative, FOD)通过连续调节微分阶数,动态调整光谱曲线的局部曲率与整体斜率,从而增强不同波长区间内光谱响应的敏感性差异。该方法能够从原始光谱中提取出传统整数阶导数难以捕捉的细微特征。采用Grunwald-Letnikov(G-L)所定义的FOD,其公式通过整数阶微分公式推广到非整数阶^[20-21],整数阶微分方程为:

$$\frac{d^n}{dt^n} f(t) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{1}{h^n} \sum_{j=1}^n (-1)^j \times \binom{n}{j} \times f(t - j \times h) \quad (4)$$

式中: h 为差分步长; n 为整数阶; j 为导数的上限和下限之间的差值; t 为差分的上限。

使用Gamma函数替换式(4)的二项式系数,同时将整数阶扩展到非整数阶,然后可以得到 α 阶分数阶微分公式:

$$\frac{d^\alpha}{dt^\alpha} f(t) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{1}{h^\alpha} \times \sum_{j=0}^{[(t-t_0)/h]} \frac{(-1)^j \times \Gamma(\alpha+1)}{j! \times \Gamma(\alpha-j+1)} \times f(t - j \times h) \quad (5)$$

式中: α 为分数阶; t_0 为差分的下限。

由于频谱的采样间隔为1,因此将式(5)中 h 设置为1。Gamma函数定义为:

$$\Gamma(z) = \int_0^\infty e^{-t} \times t^{z-1} dt = (z-1)! \quad (6)$$

因此,将式(6)代入式(5),将式(4)转化为:

$$\begin{aligned} \frac{d^\alpha}{dt^\alpha} f(t) \approx & f(t) + \alpha \times f(t-1) + \\ & \frac{(-\alpha) \times (-\alpha+1)}{2} \times f(t-2) + \dots + \\ & \frac{\Gamma(-\alpha+1)}{j! \times \Gamma(-\alpha+j+1)} \times f(t-j) \end{aligned} \quad (7)$$

式中: α 为分数。其中, $\alpha=0$ 代表0阶; $\alpha=0.25$ 代表0.25阶微分; $\alpha=1$ 代表一阶微分。本研究中分数阶微分的实现,是基于MATLAB 2024a软件完成的。

1.3.2 植被指数及光谱吸收指数测定

水稻叶片受稻纵卷叶螟危害后,发生卷曲会影响叶片对太阳辐射的反射和吸收,进而虫害叶片会在某些波段的反射率与健康叶片产生差异。本研究选用23种植被指数开展稻纵卷叶螟虫害等级诊断模型研究(表1)。

表 1 植被指数的计算公式

Table 1 Formulas for vegetation Indices

植被指数 Vegetation indice	缩写 Abbreviation	公式 Expression	文献 Reference
差值植被指数 Difference vegetation index	DVI	$(\text{NIR} - R)$	[22]
均一化植被指数 Normalized difference vegetation index	NDVI	$(\text{NIR} - R)/(\text{NIR} + R)$	[23]
比值植被指数 Ratio vegetation index	RVI	R/NIR	[24]
再均一化差值植被指数 Renormalized difference vegetation index	RDVI	$(\text{NIR} - R)/\sqrt{(\text{NIR} + R)}$	[25]
土壤调整植被指数 Soil-adjusted vegetation index	SAVI	$(\text{NIR} - R)/(\text{NIR} + R + L) \times (1 + L)$	[26]
抗大气指数 Atmospheric resistance vegetation index	ARVI	$(\text{NIR} - 1.7 \times R + 0.7 \times B)/(\text{NIR} + 1.7 \times R - 0.7 \times B)$	[27]
结构不敏感指数 Structure-independent pigment index	SIPI	$(\text{NIR} - B)/(\text{NIR} + B)$	[28]
生理反射指数 Physiological reflectance index	RPI	$(R_{570\text{ nm}} - R_{531\text{ nm}})/(R_{570\text{ nm}} + R_{531\text{ nm}})$	[29]
可见光大气阻抗指数 Visible atmospherically resistant index	VARI	$(R_{700\text{ nm}} - 1.7 \times R + 0.7 \times B)/$ $(R_{700\text{ nm}} + 2.3 \times R - 1.3 \times B)$	[30]
转换叶绿素吸收指数 Transformed vegetation index	TVI	$\sqrt{\text{NDVI} + 0.5}$	[23]
垂直植被指数 Perpendicular vegetation index	PVI	$(\text{NIR} - aR - b)/\sqrt{a^2 + 1}$	[31]
修正的三角植被指数 Modified triangular vegetation index	MTVI	$1.5 \times [1.2 \times (\text{RE} - G) - 2.5 \times (R - G)]$	[32]
增强型植被指数 Enhanced vegetation index	EVI	$2.5 \times (\text{NIR} - R)/(\text{NIR} + 6 \times R - 7.5 \times B + 1)$	[33]
绿色均一化差值植被指数 Normalized green difference vegetation index	GNDVI	$(\text{NIR} - G)/(\text{NIR} + G)$	[34]
均一化差值红边指数 Normalized difference red-edge index	NDRE	$(\text{NIR} - \text{RE})/(\text{NIR} + \text{RE})$	[35]
最佳土壤调整植被指数 Optimization of soil regulatory vegetation index	OSAVI	$1.16 \times (\text{NIR} - \text{RE})/(\text{NIR} + \text{RE} + 0.16)$	[36]
红绿均一化指数 Red-green normalized index	GRVI	$(G - R)/(G + R)$	[37]

表1(续)

植被指数 Vegetation indice	缩写 Abbreviation	公式 Expression	文献 Reference
修正叶绿素吸收比指数 Modified chlorophyll absorption reflectance index	MCARI	$[(\text{NIR} - \text{RE}) - 0.2 \times (\text{NIR} - G)] \times (\text{NIR} + \text{RE})$	[38]
转换叶绿素吸收反射率指数 Transform chlorophyll absorption index	TCARI	$3 \times (\text{RE} - R) - 0.2 \times [(\text{RE}/B)/(\text{RE}/R)]$	[39]
红边叶绿素指数 Red-edge chlorophyll index	CI-RE	$(\text{NIR}/\text{RE}) - 1$	[40]
绿色叶绿素指数 Green chlorophyll index	CI-G	$(\text{NIR}/G) - 1$	[40]
无蓝波段增强型植被指数 A two-band enhanced vegetation index without a blue band	EVI2	$2.5 \times (\text{NIR} - R)/(\text{NIR} + 2.4 \times R + 1)$	[6]

光谱吸收指数SAI是一种基于光谱曲线和光谱位置特征的指数,由光谱吸收谷点与2个光谱吸收肩端组成,具体公式如下^[41]:

$$d = \frac{\lambda_{s1} - \lambda_m}{\lambda_{s2} - \lambda_{s1}} \tag{8}$$

$$\text{SAI} = \frac{d \times \rho_{s1} + (1 - d) \times \rho_{s2}}{\rho_m} \tag{9}$$

式中: ρ_{s1} 、 λ_{s1} 分别为吸收左肩端的反射率和波长位置; ρ_m 、 λ_m 分别为光谱吸收谷点的反射率和波长位置; ρ_{s2} 、 λ_{s2} 分别为光谱吸收右肩端的反射率和波长位置。

1.3.3 三边参数

三边参数是指基于光谱位置特征的相关变量,即红边、蓝边、黄边,能够较好反映绿色植被光谱特征^[42]并可以有效监测作物的受虫害情况^[43-45]。基于水稻叶片原始反射光谱计算得到三边参数,计算公式如表2所示。

1.3.4 竞争自适应重加权采样法

竞争自适应重加权采样法(Competitive adaptive reweighted sampling, CARS)通过蒙特卡洛采样与自适应变量筛选机制,实现了高维光谱数据的特征空间降维^[48]。CARS通过蒙特卡洛采样生成多个训练子集,其采样概率计算公式如下:

$$P_i^{(k)} = \frac{|\omega_i^{(k)}|}{\sum_{j \in S^{(k-1)}} |\omega_j^{(k)}| + \epsilon} \tag{10}$$

式中: $P_i^{(k)}$ 为第 k 次迭代中第 i 个变量被选中的概率;

$\omega_i^{(k)}$ 为第 k 次迭代中第 i 个变量的PLS回归系数绝对值; $S^{(k-1)}$ 为第 k 次迭代开始前的变量索引集合; $\omega_j^{(k)}$ 为第 k 次迭代中第 j 个变量的PLS回归系数绝对值; ϵ 为一个很小的正数。

CARS通过指数衰减函数(Exponentially decreasing function)控制每轮迭代中保留变量的比例^[49],其具体公式如下:

$$r_k = r_0 e^{-\mu(k-1)} \tag{11}$$

式中: r_k 为第 k 次迭代后保留的变量比例; r_0 为初始保留比例; μ 为衰减速率。

1.3.5 朴素贝叶斯分类器

朴素贝叶斯分类器^[50]是贝叶斯分类模型中一种简单分类器,以高效率、高准确率和良好的泛化能力而著称。通过先验概率和类条件概率联合推断后验概率。贝叶斯定理基础公式如下:

$$P(y|x) = \frac{P(x|y)P(y)}{P(x)} \tag{12}$$

式中: $P(y|x)$ 为在给定样本特征 x 的条件下样本属于类别 y 的后验概率; $P(x|y)$ 为在类别 y 下观测到特征 x 的条件概率; $P(y)$ 为类别的先验概率; $P(x)$ 为证据因子。

由于 $P(x)$ 对所有类别相同,在分类时可忽略。若进一步假设各特征条件独立,则可得到朴素贝叶斯分类器的决策函数:

$$\hat{y} = \arg \max_{y \in Y} P(y) \prod_{i=1}^d P(x_i|y) \tag{13}$$

式中: $\hat{y}$ 为预测类别; Y 为所有可能的类别集合;

表 2 三边参数计算公式
Table 2 Formulas for trilateral parameters

参数 Parameter	缩写 Abbreviation	公式 Expression	文献 Reference
红边斜率 Red-edge slope	$D\lambda_{red}$	红边区域导数光谱的最大值 Maximum value of the derivative spectrum in the red-edge region	[46]
红边位置 Red-edge position	λ_{red}	红边区域导数光谱的最大值所在的波长 Red-edge derivative peak wavelength	[46]
红边面积 Red-edge area	A_{red}	红边区域导数光谱的积分 Integral of the derivative spectrum in the red-edge region	[46]
红边幅值 Red-edge amplitude	S_{red}	红边区域两端反射率的差值 Reflectance difference at the two ends of the red-edge region	[46]
蓝边斜率 Blue-edge slope	$D\lambda_{blue}$	蓝边区域导数光谱的最大值 Maximum value of the derivative spectrum in the blue-edge region	[47]
蓝边位置 Blue-edge position	λ_{blue}	蓝边区域导数光谱的最大值所在的波长 Blue-edge derivative peak wavelength	[47]
蓝边幅值 Blue-edge amplitude	S_{blue}	蓝边区域两端反射率的差值 Reflectance difference at the two ends of the blue-edge region	[47]
黄边斜率 Yellow-edge slope	$D\lambda_{yellow}$	黄边区域导数光谱的最大值 Maximum value of the derivative spectrum in the yellow-edge region	[47]
黄边位置 Yellow-edge position	λ_{yellow}	黄边区域导数光谱的最大值所在的波长 Yellow-edge derivative peak wavelength	[47]
黄边幅值 Yellow-edge amplitude	S_{yellow}	黄边区域两端反射率的差值 Reflectance difference at the two ends of the yellow-edge region	[47]

$P(x_i|y)$ 在类别 y 下第 i 个特征的条件概率; d 为样本特征的维度数。

1.3.6 评价指标

利用 Excel 软件分别对不同稻纵卷叶螟虫害影响下理化参数、植被指数等特征参量进行单因素方差分析,显著性水平设定为 $\alpha=0.05$ 。当 $P<0.05$ 时,认为差异显著;当 $P<0.01$ 时,认为差异极显著;当 $P\geq 0.05$ 时,则认为差异不显著。

利用 Pearson 相关系数(r)筛选用于贝叶斯模型构建的特征因子,计算式如(14):

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})(y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{Y})^2}} \quad (14)$$

贝叶斯模型性能的评价指标主要包括准确率(Accuracy),宏平均精确率(MacroPrecision)和宏平

均召回率(MacroRecall),具体计算公式如下:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (15)$$

$$MacroPrecision = \frac{1}{C} \sum_{c=1}^C \frac{TP_c}{TP_c + FP_c} \quad (16)$$

$$MacroRecall = \frac{1}{C} \sum_{c=1}^C \frac{TP_c}{TP_c + FN_c} \quad (17)$$

式中: TP 为真正例数目; FP 为假正例数目; TN 为真负例数目; FN 为假负例数目; C 为类别总数。

采用 3 折交叉验证评估朴素贝叶斯分类器在水稻叶片光谱数据上的泛化能力与稳定性,包括平均值 Mean 和标准差 SD,具体计算式如下:

$$Mean = \frac{1}{3} \sum_{k=1}^3 Accuracy_k \quad (18)$$

$$SD = \sqrt{\frac{1}{3} \sum_{k=1}^3 (Accuracy_k - Mean)^2} \quad (19)$$

式中: K 为交叉验证的折数。

2 结果与分析

2.1 稻纵卷叶螟叶片虫害等级确定

根据叶片病斑大小将叶片分为健康叶片、受轻度虫害叶片、受中度虫害叶片,3种不同受害程度叶片的平均反射光谱曲线对比详见图3(a)。可见健康和虫害叶片在绿光(495~560 nm)、红光(620~700 nm)、近红外(700~1 000 nm)波段范围内的光谱反射率存在明显差异。其中:在绿光波段,虫害叶片反射率低于健康叶片;在红光波段,虫害叶片反射率高于健康叶片。说明水稻叶片受到稻纵卷叶螟危害后,叶片中的叶绿

体遭到破坏,受害叶片表面发黄和被啃食,减少了叶绿素在绿光波段的反射以及红光波段的吸收;在近红外波段,由于病虫害的影响,虫害叶片的细胞结构受到破坏,导致近红外光的散射减少,因此虫害叶片的光谱反射率低于健康叶片。

综上,考虑田间稻纵卷叶螟虫害发生的实际情况,按照36片水稻叶片受害程度并结合叶片反射光谱将虫害发生等级分为健康、轻度和中度,详见图3(b)。可见:健康叶片反射光谱曲线19条;受轻度虫害叶片反射光谱曲线9条;受中度虫害叶片反射光谱曲线8条。

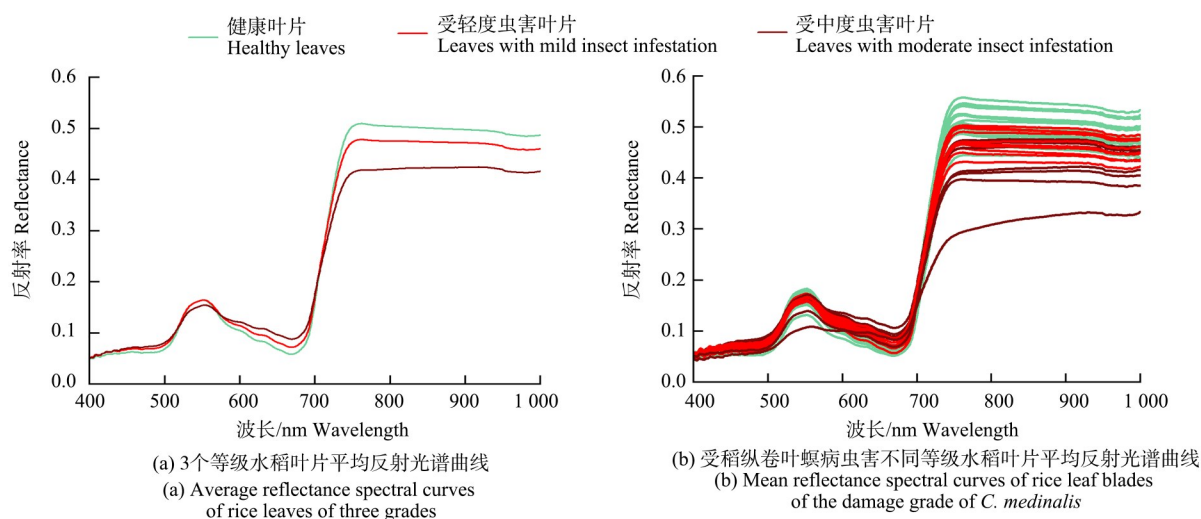


图3 水稻受不同等级虫害危害后的叶片反射光谱对比

Fig. 3 The leaf reflection spectra of rice after being damaged by insect pests of different grades

2.2 稻纵卷叶螟对水稻叶片理化参数的影响分析

将获得的19片健康叶片、9片受轻度稻纵卷叶螟虫害叶片和8片受中度虫害叶片的理化参数分别取均值,结果见表3。可见:水稻叶片含水量、等效水厚度、叶绿素含量均随虫害等级的增加而减少;叶绿素含量下降较为明显,叶绿素含量在3组间差异极显著($P < 0.01$)。究其原因稻纵卷叶螟啃食叶肉组织,受损叶片表面白斑化区域无法进行有效光合作用,削弱叶绿素的合成能力,导致叶绿素含量降低;含水量在3组间差异显著($P < 0.05$),含水量、等效水厚度绝对值的下降则是由于稻纵卷叶螟幼虫的直接胁迫。幼虫通过卷叶片形成虫苞,破坏叶片表皮结构及其内部系统,导致叶片调节功能损坏和水分蒸发加剧,直接降低叶片含水量和等效水厚度。

2.3 稻纵卷叶螟病虫害识别的特征参量筛选

2.3.1 基于原始光谱的三边参数筛选

基于实验室积分球测得的36条叶片反射光谱,从原始光谱中提取典型三边参数并计算其与稻纵卷叶螟虫害等级的相关系数,同时进行显著性检验,结果见表4。可见:蓝边幅值与虫害等级的相关性最强,相关系数=0.80且达到极显著水平($P < 0.01$);蓝边斜率、黄边斜率、黄边幅值与虫害等级的相关性较强,是因为稻纵卷叶螟虫害会引起叶绿素含量降低导致绿光波段反射率下降,而蓝边区域、黄边区域正是对叶绿素吸收最敏感的光谱区域;红边斜率、红边幅值与虫害等级的相关系数 > 0.75 ,原因在于稻纵卷叶螟取食后,细胞与组织结构受损,导致红波段反射增强、近红外反射减弱,红边坡度变缓并常伴随向短波方向移动,故红

表 3 不同稻纵卷叶螟危害受害程度水稻叶片的理化参数对比

Table 3 Comparison of physiological and biochemical parameters of rice leaves under different damage levels of *C. medinalis*

理化参数 Physico-chemical parameter	危害程度 Damage levels of <i>C. medinalis</i>		
	健康(<i>n</i> =19) Healthy	轻度(<i>n</i> =9) Mild	中度(<i>n</i> =8) Moderate
叶绿素浓度/(mg/cm ²) Chlorophyll concentration	0.035 8***	0.027 0	0.022 1
含水量/% Water content	67.52**	64.99	63.25
等效水厚度/(g/cm ²) Equivalent water thickness	−0.019 0	−0.014 0	−0.013 9

注:**代表不同受害程度水稻叶片之间的差异显著($P>0.05$);***代表组间差异极显著($P<0.01$)。下表同。
Note: **indicates a significant difference ($P<0.05$) among rice leaves with different damage levels; ** indicates a highly significant difference ($P<0.01$) among groups. The same applies to the following tables.

表 4 “三边参数”与稻纵卷叶螟虫害等级的相关性系数

Table 4 Correlation coefficient between triangular parameters and the level of *C. medinalis*

边色 Color edge	参数 Parameter	相关系数 Correlation coefficient
蓝 Blue	蓝边位置	−0.09
	蓝边斜率	−0.77***
	蓝边幅值	−0.80***
黄 Yellow	黄边位置	0.24
	黄边斜率	0.65**
	黄边幅值	−0.78***
红 Red	红边位置	−0.60
	红边斜率	−0.78***
	红边幅值	−0.76***
	红边面积	0.21

边斜率与红边幅值随受害加重而降低,与虫害等级呈显著相关。

综上,基于原始光谱的三边参数,选取蓝边幅值、蓝边斜率、黄边斜率、黄边幅值、红边斜率、红边幅值作为稻纵卷叶螟危害等级诊断模型的特征参量。

2.3.2 基于FOD分阶导数光谱的特征参量筛选

对不同受害程度的水稻叶片反射光谱,以0.25阶为步长对原始光谱进行0~2阶分数阶微分,计算各阶导数光谱与稻纵卷叶螟危害等级的相关系数,结果见表5。可见:相较于0阶,各分阶导数与危害等级的相关性均有所提高,因为分数阶微分放大局

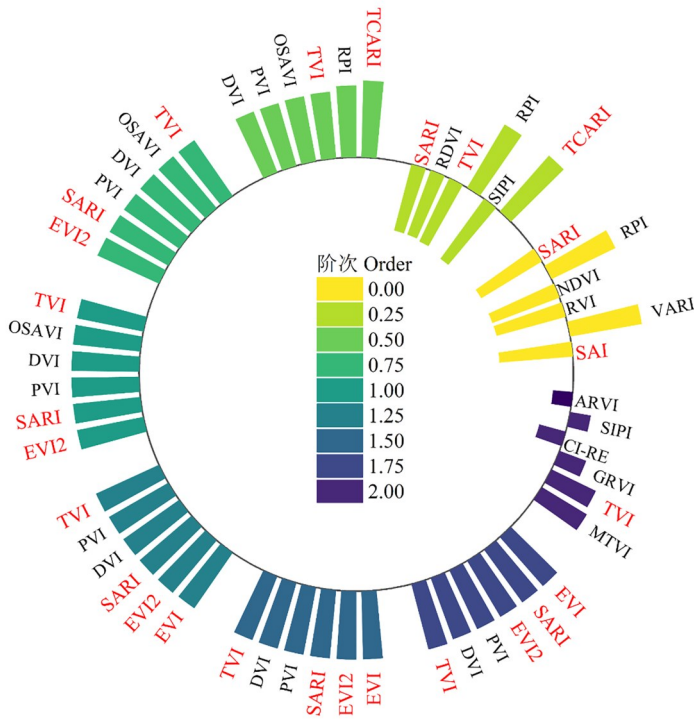
部光谱的斜率与拐点信息,使与色素含量及细胞结构相关的细微变化更易分辨;0.25阶660 nm处反射率、0.50阶576 nm处反射率、0.75阶562 nm处的反射率相关系数分别为0.90、0.92和0.91,为各阶次中的较高值,具体原因是562、576、660 nm处于对叶绿素及类胡萝卜素较为敏感的波段,能够表征受稻纵卷叶螟虫害后的光谱曲线变化。

利用分阶导数光谱计算22个常用植被指数和吸收特征指数,即得到199个光谱指数并计算各指数与稻纵卷叶螟危害等级之间的相关系数,结果见图4。可见:TCARI与虫害相关性最强,0.75阶TCARI的相关系数=0.92;SAVI、EVI、EVI2、TVI

表5 基于单波段的相关性系数

Table 5 Correlation coefficients based on single bands

阶次 Order	正相关		负相关	
	Positive correlation		Negative correlation	
	相关系数 Correlation coefficient	波长/nm Wavelength	相关系数 Correlation coefficient	波长/nm Wavelength
0	0.87	666	−0.72	757
0.25	0.90	660	−0.77	736
0.50	0.92	576	−0.83	954
0.75	0.91	562	−0.83	719
1.00	0.87	560	−0.84	714
1.25	0.87	787	−0.86	710
1.50	0.82	760	−0.88	704
1.75	0.84	741	−0.88	700
2.00	0.79	730	−0.84	695



外圈黑色字体代表在某一阶分阶导数下相关系数排序前6,但在其他阶数上排序靠后而未被挑选的植被指数;红色字体代表在各阶分阶导数下相关系数排序均靠前且被选作特征参量的植被指数。内圈柱状符号代表该植被指数相关系数的高低,向外代表正相关,向内代表负相关。

The black font in the outer circle represents the vegetation indices that rank among the top 6 in terms of correlation coefficient under a certain order of fractional derivative but are not selected due to their low rankings under other orders. The red font represents the vegetation indices that rank high in terms of correlation coefficient under all orders of fractional derivative and are selected as characteristic parameters. The bar symbols in the inner circle represent the level of the correlation coefficient of the corresponding vegetation index: bars extending outward indicate a positive correlation, while those extending inward indicate a negative correlation.

图4 基于分阶导数光谱筛选得到的参与构建稻纵卷叶螟危害等级诊断模型的植被指数

Fig. 4 The vegetation indices selected based on fractional derivative spectrum and used for model construction

在各阶次上相关系数均排名较高,原因在于这5个指数多以红波段与近红外波段为组合,能敏感响应虫害导致红波段反射增强、近红外反射减弱的影响;SAI的相关系数=0.88,虫害明显影响叶片的光

谱曲线导致光谱位置特征变化,提高了SAI与虫害等级的相关性。

综上,本研究基于FOD导数光谱,共筛选得到稻纵卷叶螟危害等级诊断模型的特征参量9个。分别是6个植被指数SAVI、EVI、EVI2、TVI、TCARI和SAI以及3个特征波段反射率 $R_{562\text{ nm}}$ 、 $R_{576\text{ nm}}$ 和 $R_{660\text{ nm}}$ 。

2.3.3 基于CARS的特征变量筛选

在400~1000 nm内采用CARS筛选特征波段,基于特征波段构造比值指数(RI)与归一化差值指数(NDI),并分别计算其与稻纵卷叶螟危害等级的相关系数。为验证所选波段的稳定性与可用性,进行50次独立重复实验,统计高频被选波段的出现概

率,并通过回归系数路径确定最优波长组合。

对比0~2阶RI与NDI的相关性,筛选各阶相关系数最大的RI与NDI,0.5阶、1阶及更高阶的RI和NDI与虫害等级的相关系数最大值均<0.90,而0阶、0.25阶与0.75阶的波段组合相关系数最大值>0.90,筛选结果见表6。可见:0、0.25与0.75阶既能抑制噪声,又能保留叶片光谱的幅值与斜率特征,而1阶及更高阶导数会导致峰值、谷值转化为高频信息,使得RI和NDI对噪声更敏感,相关性随之降低;所选波段组合包含绿光反射峰或绿肩波段,如NDI_0、RI_0.25、NDI_0.25、RI_0.75、RI_0.75中包含的535、574、575 nm等波段对叶片受害后绿光反射峰下降、肩部变钝的特征高度敏感。

表 6 CARS 优选单波段及组合
Table 6 Single bands and combinations selected by CARS

阶数 Order	CARS 优选波段 /nm The bands selected by CARS	相关系数最高的组合波段 The band combination with the highest correlation coefficient
0	460、472、473、480、481、482、483、484、504、505、513、534、535、536、543、544、545、546、547、674、675、676、677、678、679、697、698、699、700、701、702、703、704、969	$RI_0 = R_{969\text{ nm}}/R_{674\text{ nm}}$ $NDI_0 = (R_{535\text{ nm}} - R_{513\text{ nm}})/(R_{535\text{ nm}} + R_{513\text{ nm}})$
0.25	410、426、443、444、445、458、459、472、473、480、481、482、483、532、533、534、535、536、543、544、545、546、669、670、671、672、673、700、701、702、703、809、969、985、986	$RI_{0.25} = R_{535\text{ nm}}/R_{458\text{ nm}}$ $NDI_{0.25} = (R_{535\text{ nm}} - R_{458\text{ nm}})/(R_{535\text{ nm}} + R_{458\text{ nm}})$
0.75	419、431、443、444、453、458、459、468、473、530、531、532、533、574、575、576、577、692、693、952、953、954、955、967、968、969	$RI_{0.75} = R_{575\text{ nm}}/R_{692\text{ nm}}$ $NDI_{0.75} = (R_{574\text{ nm}} - R_{692\text{ nm}})/(R_{574\text{ nm}} + R_{692\text{ nm}})$

综上,基于CARS筛选得到稻纵卷叶螟危害等级诊断模型的特征参量为RI_0、NDI_0、RI_0.25、NDI_0.25、RI_0.75、NDI_0.75。

2.4 稻纵卷叶螟病虫害等级诊断模型构建及精度评价

将所有样本(包含光谱、特征参量及其对应的病虫害等级标签)视为一个整体单元进行随机化处理,按类别比例分为3个子集,每个子集包含3个病虫害等级共12个样本。进行3次训练与验证,确保每个子集均被作为验证集使用一次,最终获得3个独立的性能评估结果,输出Mean即3次模型准确率的均值,而标准差则量化了模型性能在不同数据子集上的波动程度。

通过种子数固定模型精度并引入置换特征重要性分析,随机扰动特征值并观测准确率衰减幅

度,量化特征参量对分类决策的贡献度,并输出归一化特征贡献率排序。观察模型的准确率、宏平均精确率和宏平均召回率,判断模型的性能表现。根据3折交叉精度变化(平均值(Mean)和标准差(SD))判断模型稳定性,利用反向特征消除^[51]的方法,每次去除特征贡献度较低的特征,直到输入模型的特征参量贡献度均>0,得到最优特征组合。

利用基于原始光谱、分阶导数、CARS优选的21个特征参量:蓝边幅值、蓝边斜率、黄边斜率、黄边幅值、红边斜率、红边幅值、SAI、SAVI、EVI、EVI2、TVI、TCARI、 $R_{562\text{ nm}}$ 、 $R_{576\text{ nm}}$ 、 $R_{660\text{ nm}}$ 、RI_0、NDI_0、RI_0.25、NDI_0.25、RI_0.75、NDI_0.75参与构建稻纵卷叶螟危害等级诊断模型,结果见图5。可见:以21个特征参量作为输入变量时,分类模型准确率、宏平均精确率和宏平均召回率均

为100%,3折交叉验证精度为 $80.09\% \pm 6.56\%$,剔除蓝边幅值、黄边斜率、红边斜率、SAVI、 $R_{562\text{ nm}}$ 、 $R_{660\text{ nm}}$;以15个特征参量作为输入变量时,分类模型准确率、宏平均精确率和宏平均召回率没有变化,3折交叉验证精度提升8.34%,表明反向特征消除法对提升贝叶斯模型精度的有效性;剔除EVI2、TCARI、 $R_{576\text{ nm}}$,以12个特征参量作为输入变量时,提高了3.7%的3折交叉验证精度,训练集中错误分类了1个健康叶片样本;剔除黄边幅值、SAI,以10个特征参量作为输入变量时,分类模型准确率、宏平均精确率、宏平均召回率和3折交叉验证精度无变化;剔除蓝边斜率、NDI_0.25和TVI,以7个特征参量作为输入参数时,分类模型准确率、宏平均精确率、宏平均召回率没有受到影响,但3折交叉验证精度提升至95.83%,标准差正负值降低到4.17%;剔除贡献值为0的红边幅值后,以6个特征作为输入参数时,各参数贡献度均 >0 ,发现测试集中错误分类了1个受轻度虫害的叶片样本,但3折交叉验证精度仍为 $95.83\% \pm 4.17\%$ 。

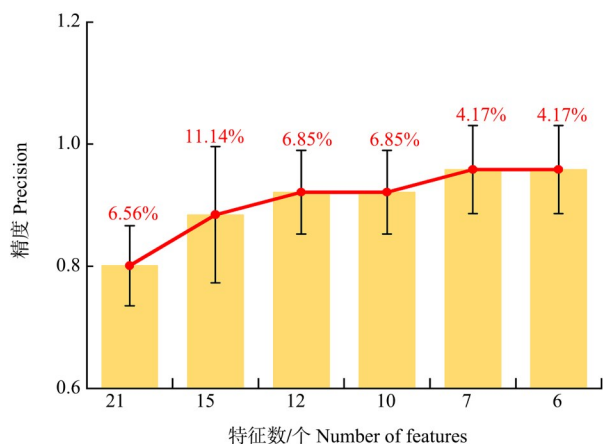


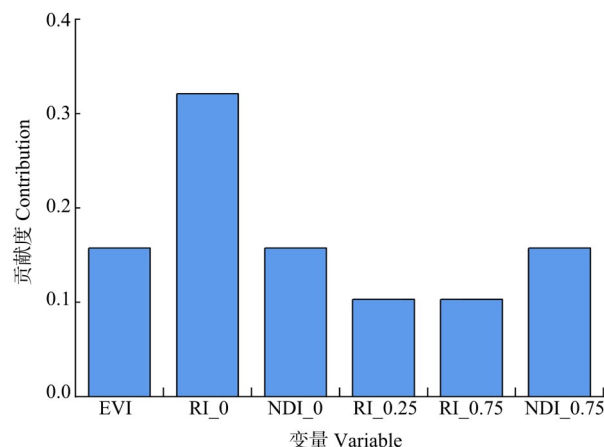
图5 不同数量的特征组合对朴素贝叶斯模型3折交叉验证精度的影响

Fig. 5 Changes in the accuracy of 3-fold cross-validation of the plain Bayesian model

综上,以6个特征参量作为输入参数时,稻纵卷叶螟危害等级诊断模型效果最佳,朴素贝叶斯模型对健康叶片的识别准确率为94.74%;对受轻度虫害叶片的准确率为88.89%;对受中度虫害叶片的准确率为100%,输入的特征参数分别是EVI、RI_0、NDI_0、RI_0.25、RI_0.75、NDI_0.75。

3 讨论

近年来,水稻叶片受病虫害危害等级分类模型的相关研究已得到广泛关注^[1,9,52-53],特征参量的筛选在改进分类模型的精度方面发挥着至关重要的作用^[6]。本研究选用EVI、RI_0、NDI_0、RI_0.25、RI_0.75和NDI_0.75构建最优稻纵卷叶螟危害等级诊断模型,分析各个输入特征的贡献度有助于深入了解稻纵卷叶螟危害的敏感特征。从图6中可以看出:比值指数RI_0对稻纵卷叶螟危害等级诊断模型的贡献度最高,达到32.1%;EVI、NDI_0、NDI_0.75对模型的贡献度相近,分别为15.75%、15.76%、15.76%。从特征参量与稻纵卷叶螟虫害等级的相关系数而言,RI_0 $>$ NDI_0.75 $>$ NDI_0 $>$ RI_0.25 $>$ RI_0.75 $>$ EVI。基于CARS构造的RI_0、NDI_0、RI_0.75和NDI_0.75的波段组合均在红光、近红外波段范围内,与前文对比发现受不同等级稻纵卷叶螟危害的叶片在红光、近红外波段



EVI表示增强型植被指数;RI_0、RI_0.25和RI_0.75表示利用CARS构造的0.0.25和0.75阶比值指数;NDI_0和NDI_0.75表示利用CARS构造的0和0.75阶归一化差值指数。

EVI represents the enhanced vegetation index; RI_0, RI_0.25, RI_0.75 represent the ratio indices of order 0, 0.25 and 0.75 constructed using CARS; NDI_0, NDI_0.75 the normalized difference index of order 0 and 0.75 constructed by CARS.

图6 特征变量对模型的贡献度

Fig. 6 Contribution of the 6 characteristic variables to the model

范围内光谱反射率存在明显差异相一致,也与Liu等^[13]和Datt等^[54]研究的病虫害敏感波段以及构建的指数相近。进一步验证了CARS在特征参量筛选方面的应用,探索了基于CARS构建的比值和归

一化指数对构建识别稻纵卷叶螟危害等级诊断模型的适用性。

为应对稻纵卷叶螟发生率低、受害卷叶总量少的情况,并确保实验覆盖全面,参考已有研究^[5]采用均匀布设采样点的方法。本研究在19个样点对受害卷叶进行全面采集,但仅获得健康叶片19片、轻度受害叶片9片、中度受害叶片8片,样本量偏小。因此,考虑到进一步提升模型的泛化能力,后续应继续扩展样本,例如在同一生长季对多个田块进行跨生育期采样,广泛建立数据集以充实受稻纵卷叶螟危害的水稻叶片样本,进一步探索模型在各水稻生长周期的适用性。同时,还需借鉴其他国际国内的特征参量选择方法,从而提高稻纵卷叶螟危害等级诊断模型的分类准确度。

4 结 论

本研究为融合叶片反射光谱和贝叶斯模型实现稻纵卷叶螟危害等级识别,在虫害发生期采集水稻叶片,分析叶片反射光谱特征和理化参数,进一步划分水稻叶片的虫害等级,采用原始光谱、分阶导数和CARS筛选敏感特征参量,利用贝叶斯模型构建稻纵卷叶螟危害等级诊断模型,研究模型在稻纵卷叶螟危害监测的适用性,主要结论如下:

1)对比分析不同稻纵卷叶螟受害程度水稻叶片反射光谱和叶片理化参数发现:受稻纵卷叶螟危害越重的水稻叶片,绿光和近红外波段的反射率越低,而红光波段反射率随受害程度的加重而升高;水稻叶片受稻纵卷叶螟危害越重,其含水量、叶绿素等含量越低;

2)基于原始光谱、分阶导数、CARS与稻纵卷叶螟危害等级的相关性分析表明:蓝边幅值、蓝边斜率、黄边斜率、黄边幅值、红边斜率、红边幅值、SAVI、EVI、EVI2、TVI、TCARI、SAI、 R_{562nm} 、 R_{576nm} 、 R_{660nm} 、RI_0、NDI_0、RI_0.25、NDI_0.25、RI_0.75和NDI_0.75可作为识别稻纵卷叶螟危害等级的特征参量;

3)稻纵卷叶螟危害等级诊断模型构建与评价结果显示:将21个特征因子作为朴素贝叶斯模型的输入变量,观察准确率、宏平均精确率、宏平均召回率以及3折交叉验证精度的变化,利用反向特征消除的方法,消除贡献值排名较低的特征参量,当输入特征参量为EVI、RI_0、NDI_0、RI_0.25、

RI_0.75、NDI_0.75时,模型对健康叶片的识别准确率为94.74%;对受轻度虫害叶片的准确率为88.89%;对受中度虫害叶片的准确率为100%,稻纵卷叶螟危害等级诊断模型3折交叉验证精度最高。

参考文献 References

- [1] 张鑫, 徐霄, 江天, 李贝, 陈文君, 郭佳旭, 周冉冉, 田静. 浙江省衢州市水稻生产现状及土壤质量评价[J]. 中国农业大学学报, 2024, 29(12): 33-44. Zhang X, Xu X, Jiang T, Li B, Chen W J, Guo J X, Zhou R R, Tian J. Status of rice production and soil quality assessment in Quzhou City, Zhejiang Province[J]. *Journal of China Agricultural University*, 2024, 29(12): 33-44 (in Chinese)
- [2] 廖娟, 陶婉琰, 臧英, 曾弘毅, 汪沛, 罗锡文. 农作物病虫害遥感监测关键技术研究进展与展望[J]. 农业机械学报, 2023, 54(11): 1-19. Liao J, Tao W Y, Zang Y, Zeng H Y, Wang P, Luo X W. Research progress and prospect of key technologies in crop disease and insect pest monitoring [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(11): 1-19 (in Chinese)
- [3] 于居龙, 张国, 赵来成, 姚克兵, 罗光华, 方继朝, 张建华, 焦杨, 束兆林. 机插水稻不同种子处理方式对稻纵卷叶螟的控制效果[J]. 作物杂志, 2021(6): 224-229. Yu J L, Zhang G, Zhao L C, Yao K B, Luo G H, Fang J C, Zhang J H, Jiao Y, Shu Z L. Control effects of different seed treatments on the rice leaf folder under machine-planting condition[J]. *Crops*, 2021(6): 224-229 (in Chinese)
- [4] 张帅, 李鸿双, 秦萌, 董蓓蓓, 任宗杰, 杨凤霞, 陈秋芳, 吴向辉, 吴顺凡, 高聪芬. 稻纵卷叶螟抗药性监测及高效防治药剂筛选[J]. 中国植保导刊, 2024, 44(6): 65-69. Zhang S, Li H S, Qin M, Dong B B, Ren Z J, Yang F X, Chen Q F, Wu X H, Wu S F, Gao C F. Drug resistance monitoring of rice leaf roller and screening of efficient control chemicals[J]. *China Plant Protection*, 2024, 44(6): 65-69 (in Chinese)
- [5] 丁玥, 张运, 王爱芳, 孟孟, 沈豪. 基于无人机高光谱的水稻细菌条斑病监测[J]. 测绘与空间地理信息, 2022, 45(5): 44-47. Ding Y, Zhang Y, Wang A F, Meng M, Shen H. Monitoring of bacterial streak disease in rice based on UAV hyperspectral method[J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2022, 45(5): 44-47 (in Chinese)
- [6] 郭铭淇, 包云轩, 黄璐, 陈晨, 杨荣明, 朱凤. 无人机多光谱影像在稻纵卷叶螟危害监测中的应用[J]. 江苏农业学报, 2023, 39(7): 1530-1542. Guo M Q, Bao Y X, Huang L, Chen C, Yang R M, Zhu F. Application of multispectral image taken by unmanned aerial vehicle in monitoring *Cnaphalocrocis medinalis* Guenée damage on rice growth [J]. *Jiangsu Journal of Agricultural Sciences*, 2023, 39(7): 1530-1542 (in Chinese)
- [7] 袁德宝, 张冰瑞, 叶回春, 黄文江, 郑琼, 郭安廷, 段艳慧, 黄珊珊. 水稻病虫害遥感监测与预测研究进展[J]. 遥感技术与应用, 2023, 38(1): 97-107. Yuan D B, Zhang B R, Ye H C, Huang W J, Zheng Q, Guo A T, Duan Y H, Huang S Y. Advances in remote sensing monitoring and prediction of rice diseases and pests[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2023, 38(1): 97-107 (in Chinese)
- [8] 慕涛阳, 赵伟, 胡晓宇, 李丹. 基于改进的DeepLabV3+模型结合无人机遥感的水稻倒伏识别方法[J]. 中国农业大学学报, 2022, 27(2): 143-154. Mu T Y, Zhao W, Hu X Y, Li D. Rice lodging recognition method based on UAV remote sensing combined with the improved DeepLabV3+ model[J].

- Journal of China Agricultural University*, 2022, 27(2): 143-154 (in Chinese)
- [9] 田明璐, 班松涛, 袁涛, 王彦宇, 马超, 李琳一. 基于无人机平台的稻纵卷叶螟为害程度遥感监测[J]. 上海农业学报, 2020, 36(6): 132-137
Tian M L, Ban S T, Yuan T, Wang Y Y, Ma C, Li L Y. Monitoring of rice damage by rice leaf roller using UAV-based remote sensing [J]. *Acta Agriculturae Shanghai*, 2020, 36(6): 132-137 (in Chinese)
- [10] Shi Y, Huang W J, Ye H C, Ruan C, Xing N C, Geng Y, Dong Y Y, Peng D L. Partial least square discriminant analysis based on normalized two-stage vegetation indices for mapping damage from rice diseases using PlanetScope datasets[J]. *Sensors*, 2018, 18(6): 1901
- [11] Huang J R, Liao H J, Zhu Y B, Sun J Y, Sun Q H, Liu X D. Hyperspectral detection of rice damaged by rice leaf folder (*Cnaphalocrocis medinalis*) [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2012, 82: 100-107
- [12] 刘子扬, 冯帅, 赵冬雪, 李金朋, 关强, 许童羽. 无人机高光谱遥感的水稻叶瘟病的光谱特征提取与检测方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2024, 44(5): 1457-1463
Liu Z Y, Feng S, Zhao D X, Li J P, Guan Q, Xu T Y. Research on spectral feature extraction and detection method of rice leaf blast by UAV hyperspectral remote sensing[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2024, 44(5): 1457-1463 (in Chinese)
- [13] Liu T, Shi T Z, Zhang H, Wu C. Detection of rise damage by leaf folder (*Cnaphalocrocis medinalis*) using unmanned aerial vehicle based hyperspectral data[J]. *Sustainability*, 2020, 12(22): 9343
- [14] Yuan L, Bao Z Y, Zhang H B, Zhang Y T, Liang X. Habitat monitoring to evaluate crop disease and pest distributions based on multi-source satellite remote sensing imagery[J]. *Optik*, 2017, 145: 66-73
- [15] Zhang J C, Huang Y B, Pu R L, Gonzalez-Moreno P, Yuan L, Wu K H, Huang W J. Monitoring plant diseases and pests through remote sensing technology: A review[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 165: 104943
- [16] 黄文江, 张竟成, 师越, 董莹莹, 刘林毅. 作物病虫害遥感监测与预测研究进展[J]. 南京信息工程大学学报: 自然科学版, 2018, 10(1): 30-43
Huang W J, Zhang J C, Shi Y, Dong Y Y, Liu L Y. Progress in monitoring and forecasting of crop pests and diseases by remote sensing[J]. *Journal of Nanjing University of Information Science & Technology: Natural Science Edition*, 2018, 10(1): 30-43 (in Chinese)
- [17] Long T, Wang Z Y, Xue B W, Li D, Zheng H B, Yao X, Zhu Y, Cao W X, and Cheng T. A disease-specific spectral index tracks *Magnaporthe oryzae* infection in paddy rice from ground to space [J]. *Remote sensing of environment*, 2023, 285: 113384
- [18] Gitelson A A, Keydan G P, Merzlyak M. N. Three-band model for noninvasive estimation of chlorophyll, carotenoids, and anthocyanin contents in higher plant leaves[J]. *Geophysical Research Letters*, 2006, 33(11): 2006GL026457
- [19] Zhu Y Q, Qu Y H, Liu S H, Chen S B. A reflectance spectra model for copper-stressed leaves: Advances in the PROSPECT model through addition of the specific absorption coefficients of the copper ion[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2014, 35(4): 1356-1373
- [20] Zhao H L, Gan S, Yuan X P, Hu L, Wang J J, Liu S. Application of a fractional order differential to the hyperspectral inversion of soil iron oxide [J]. *Agriculture*, 2022, 12(8): 1163
- [21] 尚天浩, 陈睿华, 张俊华, 王怡婧. 基于分数阶微分联合光谱指数估算银川平原土壤有机质含量[J]. 应用生态学报, 2023, 34(3): 717-725
Shang T H, Chen R H, Zhang J H, Wang Y J. Estimation of soil organic matter content in Yinchuan Plain based on fractional derivative combined with spectral indices[J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2023, 34(3): 717-725 (in Chinese)
- [22] Richardsons A J, Wiegand A. Distinguishing vegetation from soil background information [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1977, 43: 1541-1552
- [23] Rouse J W, Haas R H, Deering D W, Schell J A, Harlan J C. Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation. NASA/GSFCT Type III final report[R], NASA, 1974
- [24] Pearson R L, Miller L D. Remote mapping of standing crop biomass for estimation of the productivity of the shortgrass prairie, Pawnee National Grasslands, Colorado[C] In: Proceedings of the 8th international symposium on remote sensing of the environment. Ann Arbor: Environmental Research Institute of Michigan, 1972: 1355-1379
- [25] Roujean J L, Breon F M. Estimating PAR absorbed by vegetation from bidirectional reflectance measurements[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1995, 51(3): 375-384
- [26] Huete A R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI)[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1988, 25(3): 295-309
- [27] Kaufman Y J, Tanre D. Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS-MODIS[J]. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 1992, 30(2): 261-270
- [28] Penuelas J, Baret F, Filella I. Semi-empirical indices to assess carotenoids/chlorophyll a ratio from leaf spectral reflectance[J]. *Photosynthetica*, 1995, 31(2): 221-230
- [29] Kohzuma K, Hikosaka K. Physiological validation of photochemical reflectance index (PRI) as a photosynthetic parameter using *Arabidopsis thaliana* mutants [J]. *Biochemical and Biophysical Research Communications*, 2018, 498(1): 52-57
- [30] Gitelson A A, Kaufman Y J, Stark R, Rundquist D. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 80(1): 76-87
- [31] Panda S S, Ames D P, Panigrahi S. Application of vegetation indices for agricultural crop yield prediction using neural network techniques[J]. *Remote Sensing*, 2010, 2(3): 673-696
- [32] Rufo R, Soriano J M, Villegas D, Royo C, Bellvert J. Using unmanned aerial vehicle and ground-based RGB indices to assess agronomic performance of wheat landraces and cultivars in a mediterranean-type environment[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(6): 1187
- [33] Miura T, Huete A R, Yoshioka H. Evaluation of sensor calibration uncertainties on vegetation indices for MODIS[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2000, 38(3): 1399-1409
- [34] Daughtry C S T, Gallo K P, Goward S N, Prince S D, Kustas W P. Spectral estimates of absorbed radiation and phytomass production in corn and soybean canopies[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1992, 39(2): 141-152
- [35] Fitzgerald G, Rodriguez D, O'Leary G. Measuring and predicting canopy nitrogen nutrition in wheat using a spectral index: The canopy chlorophyll content index (CCCI)[J]. *Field Crops Research*, 2010, 116(3): 318-324
- [36] Rondeaux G, Steven M, Baret F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 55(2): 95-107
- [37] Chen A, Orlov-Levin V, Meron M. Applying high-resolution visible-channel aerial imaging of crop canopy to precision irrigation management [J]. *Agricultural Water Management*, 2019, 216: 196-205
- [38] Daughtry C S T, Walthall C L, Kim M S, de Colstoun E B, McMurtrey III J E. Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2000, 74(2): 229-239
- [39] Haboudane D, Miller J R., Pattey E, Zarco-Tejada P J, Strachan I B. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green

- LAI of crop canopies: Modeling and validation in the context of precision agriculture[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 90(3): 337-352
- [40] Gitelson A A, Viña A, Ciganda V, Rundquist D C, Arkebauer T J. Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops[J]. *Geophysical Research Letters*, 2005, 32(8): 2005GL022688
- [41] 王晋年, 郑兰芬, 童庆禧. 成像光谱图像光谱吸收鉴别模型与矿物填图研究[J]. *环境遥感*, 1996(1): 20-31, T001
- Wang J N, Zheng L F, Tong Q X. The spectral absorption identification model and mineral mapping by imaging spectrometer data[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 1996(1): 20-31, T001 (in Chinese)
- [42] 史冰全, 张晓丽, 白雪琪, 张欣欣. 基于“三边”参数的油松林叶绿素估算模型[J]. *东北林业大学学报*, 2015, 43(5): 80-83
- Shi B Q, Zhang X L, Bai X Q, Zhang X X. Chlorophyll estimation model of *Pinus tabulaeformis* based on “Sanbian” parameters[J]. *Journal of Northeast Forestry University*, 2015, 43(5): 80-83 (in Chinese)
- [43] Bach H, Mauser W. Improvements of plant parameter estimations with hyperspectral data compared to multispectral data[J]. *Remote Sensing of Vegetation and Sea*, 1997, 2959: 59-67
- [44] Curran P J, Windham W R, Gholz H L. Exploring the relationship between reflectance red edge and chlorophyll concentration in slash pine leaves[J]. *Tree Physiology*, 1995, 15(3): 203-206
- [45] Gitelson A A, Merzlyak M N. Signature analysis of leaf reflectance spectra: Algorithm development for remote sensing of chlorophyll[J]. *Journal of Plant Physiology*, 1996, 148(3-4): 494-500
- [46] Bonham-Carter G F. Numerical procedures and computer program for fitting an inverted Gaussian model to vegetation reflectance data[J]. *Computers & Geosciences*, 1988, 14(3): 339-356
- [47] Gong P, Pu R, Heald R C. Analysis of *in situ* hyperspectral data for nutrient estimation of giant Sequoia[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2002, 23(9): 1827-1850
- [48] 彭海根, 金楹, 詹筱国, 陈雅琼, 封幸兵, 钱发聪, 黄果, 黄天杰, 李杰. 近红外光谱技术结合竞争自适应重加权采样变量选择算法快速测定土壤水解性氮含量[J]. *分析测试学报*, 2020, 39(10): 1305-1310
- Peng H G, Jin Y, Zhan Y G, Chen Y Q, Feng X B, Qian F C, Huang G, Huang T J, Li J. Quantitative determination of hydrolytic nitrogen content in soil by near infrared spectroscopy combined with competitive adaptive reweighted sampling variable selection algorithm[J]. *Journal of Instrumental Analysis*, 2020, 39(10): 1305-1310 (in Chinese)
- [49] Li H D, Liang Y Z, Xu Q S, Cao D S. Key wavelengths screening using competitive adaptive reweighted sampling method for multivariate calibration[J]. *Analytica Chimica Acta*, 2009, 648(1): 77-84
- [50] 龚美, 朱生龙, 李文娟, 王大兵, 周苏华. 基于朴素贝叶斯的类土质边坡稳定性评价方法[J]. *矿业研究与开发*, 2021, 41(12): 41-47
- Gong M, Zhu S L, Li W J, Wang D B, Zhou S H. Method for evaluating the stability of soil-like slopes based on Naive Bayes[J]. *Mining Research and Development*, 2021, 41(12): 41-47
- [51] 钟怡琪. 基于机器学习的溧阳市上兴镇水稻识别与变化研究[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2023
- Zhong Y Q. Research on rice identification and change based on machine learning in Shangxing Town, Liyang City[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science & Technology, 2023. (in Chinese)
- [52] Zhang G S, Xu T Y, Tian Y W, Feng S, Zhao D X, Guo Z H. Classification of rice leaf blast severity using hyperspectral imaging[J]. *Scientific Reports*, 2022, 12: 19757
- [53] 葛温伯, 胡高, 陆明红, 姜玉英, 翟保平. 适用于我国的稻纵卷叶螟长期预测模型[J]. *植物保护学报*, 2020, 47(2): 403-416
- Ge W B, Hu G, Lu M H, Jiang Y Y, Zhai B P. Long-term models suitable in China for forecasting rice leaf folder *Cnaphalocrocis medinalis*[J]. *Journal of Plant Protection*, 2020, 47(2): 403-416 (in Chinese)
- [54] Datt B. Remote sensing of chlorophyll *a*, chlorophyll *b*, chlorophyll *a+b*, and total carotenoid content in *Eucalyptus* leaves[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1998, 66(2): 111-121

责任编辑: 杨爱东



第一作者简介: 王文杰, 苏州科技大学测绘工程专业硕士研究生。本科毕业于苏州科技大学。硕士研究生期间参加江苏省研究生科研与实践创新计划项目(SJ CX25_1881), 获得专业三等奖学金1次; 本科期间以第一作者发表论文2篇, 参与江苏省研究生科研与实践创新计划项目1项。



通讯作者简介: 卢霞, 博士, 苏州科技大学教授, 硕士生导师。美国俄亥俄州立大学访问学者。目前主持并完成国家自然科学基金项目1项, 江苏省自然科学基金面上项目1项, 参与完成江苏省自然科学基金面上项目1项。以第一或通信作者发表SCI收录论文20余篇, 出版教材1部、专著3部; 申请中国发明专利3件, 获软件著作权2项。获中国测绘学会测绘科技进步奖二等奖1项、江苏省教学成果奖1项、全国高校GIS教学成果特等奖1项。获江苏省优秀专业学位硕士学位论文1篇。