doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.06.043

基于全波段 SIF 光谱形状特征的小麦条锈病遥感监测

竞 霞 叶启星 李冰玉 张震华 赵天昊

(西安科技大学测绘科学与技术学院,西安 710054)

摘要:小麦条锈病是影响小麦产量的主要病害之一,提高小麦条锈病的遥感监测精度对病害的防控具有重要意义。 本文在利用 F – SFM 算法反演全波段 SIF 光谱的基础上提取了形状特征,分析了条锈病胁迫下全波段 SIF 光谱及 其形状特征的响应特性。基于随机森林算法构建了小麦条锈病的遥感监测模型,并将其与单波段 SIF 模型进行对 比分析。结果表明:条锈病胁迫下,小麦叶片和冠层尺度 SIF 光谱曲线及其形状特征均有不同的响应特性。叶片尺 度下,随着小麦条锈病严重度的增加,远红光波段 SIF 峰值($C_{\rm FR}$)、偏度($S_{\rm FR}$)以及发射峰面积($A_{\rm FR}$)减小,红光和远 红光波段 SIF 峰值波长($\lambda_{\rm R}, \lambda_{\rm FR}$)以及远红光波段峰度($K_{\rm FR}$)增大。冠层尺度下, $C_{\rm FR}, \lambda_{\rm R}, \lambda_{\rm FR}, A_{\rm FR}$ 随小麦条锈病严 重度的增加而减小。此外,以 $A_{\rm FR}, \lambda_{\rm FR}, 全波段$ SIF 峰度(K)、红光波段 SIF 偏度($S_{\rm R}$)、 $\lambda_{\rm R}$ 形状特征为自变量的小麦 条锈病遥感监测模型精度较以红光波段 SIF 峰值($C_{\rm R}$)和 $C_{\rm FR}$ 为自变量的模型在训练集中精度(R^2)提高 27.59%, RMSE 降低 19.83%,测试集中 R^2 提高 96.43%, RMSE 降低 17.01%。利用全波段 SIF 提取的形状特征能够更全 面、更精准地反映病害胁迫信息。

关键词:小麦条锈病;日光诱导叶绿素荧光(SIF);全波段 SIF;形状特征 中图分类号:S512.1⁺1;S127 文献标识码:A 文章编号:1000-1298(2025)06-0468-09 OSID: 歐

Remote Sensing Monitoring of Wheat Stripe Rust Based on Shape Characteristics of Full-spectrum SIF

JING Xia YE Qixing LI Bingyu ZHANG Zhenhua ZHAO Tianhao

(College of Geomatics Science and Technology, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract: Wheat stripe rust is one of the major diseases affecting wheat yield, and improving the remote sensing monitoring accuracy of wheat stripe rust is of great significance for disease prevention and control. Based on the inversion of full-band SIF spectra by using the F - SFM algorithm, shape characteristics were extracted, and the response characteristics of full-band SIF spectra and their shape characteristics under stripe rust stress were analyzed. A remote sensing monitoring model for wheat stripe rust was constructed by using the random forest algorithm, and compared with a single-band SIF model. The results showed that under stripe rust stress, both leaf and canopy-scale SIF spectral curves and their shape characteristics exhibited different response characteristics. At the leaf level, as the severity of wheat stripe rust increased, the peak value of far-red SIF ($C_{\rm FR}$), skewness of far-red SIF ($S_{\rm FR}$), and area of emission peak of far-red SIF ($A_{\rm FR}$) was decreased, while the peak wavelengths of red ($\lambda_{\rm R}$) and far-red ($\lambda_{\rm FR}$) SIF, the kurtosis of far-red SIF ($K_{\rm FR}$) was increased. At the canopy level, $C_{\rm FR}$, $\lambda_{\rm R}$, $\lambda_{\rm FR}$, and $A_{\rm FR}$ were decreased with the severity of wheat stripe rust. Additionally, the remote sensing monitoring model for wheat stripe rust constructed with shape features such as $A_{\rm FR}$, $\lambda_{\rm FR}$, full-band SIF kurtosis (K), skewness of red-band SIF spectra ($S_{\rm R}$), and $\lambda_{\rm R}$ as independent variables showed higher accuracy compared with the model with red-band SIF peak value ($C_{\rm R}$) and $C_{\rm FR}$ as independent variables, with an increase of 27.59% in R^2 and a decrease of 19.83% in RMSE in the training set, and an increase of 96. 43% in R^2 and a decrease of 17. 01% in RMSE in the testing set. The shape characteristics extracted using full-band SIF can more comprehensively and accurately reflect disease stress information.

Key words: wheat stripe rust; solar-induced chlorophyll fluorescence (SIF); full band SIF; shape feature

作者简介: 竞霞(1978—), 女, 教授, 主要从事农业定量遥感研究, E-mail: jingxia@ xust. edu. cn

0 引言

条锈病(*Puccinia striiformis f. sp. tritici*)是一种 发生范围广,危害程度大的小麦病害^[1],是影响小 麦产量的主要生物胁迫因素^[2]。条锈病菌附着在 小麦叶片上形成条形孢子,引起叶片内部化学组分 的改变,进而影响有效的光合作用面积和产糖 量^[3-4]。日光诱导叶绿素荧光(Solar-induced chlorophyll fluorescence,SIF)是叶绿素分子吸收波长 650~800 nm 的光子后发出的电磁信号^[4],被称为 植被光合作用的"探针"^[5-6],能够敏感反映植被生 理状态^[7],在监测作物干旱^[8]、高温胁迫^[9]、小麦条 锈病^[4,7,10]等方面具有较高的精度。已有研究主要 基于单波段 SIF 监测作物胁迫状况,丢失了其它未 利用波段数据中包含的有用信息,影响了小麦条锈 病的遥感监测精度。

植物发射的 SIF 光谱包含红光(波长 640~ 700 nm)和远红光(波长 700~850 nm)2个波段,其 中红光波段荧光(Red SIF,RSIF)来源于与光系统 II (PS II)有关的叶绿素,同植被叶绿素再吸收密切相 关^[11]。远红光波段荧光(Far-red SIF,FRSIF)来源 于与光系统 I(PSI)和光系统 II 有关的天线叶绿素, 受植被结构特性的影响较大,主要反映叶片或冠层 的深层信息^[12]。植被对叶绿素荧光的散射和重吸 收效应,使得生化组分及植被结构对 SIF 光谱及形 状产生显著影响^[12]。全波段 SIF 光谱不仅随能量 耗散途径的生理调节而改变,同时随植物生化组分 的变化而变化^[13],二者都对 SIF 光谱曲线的形状及 强度产生显著影响。因此,全波段 SIF 光谱不仅能 够提供病害胁迫下 SIF 峰值信息,还能够提供 SIF 的形状信息,能比单波段 SIF 更全面、更精准地反映 病害胁迫引起的作物生理变化[13]。分析条锈病胁 迫下全波段 SIF 光谱曲线及其形状特征因子随条锈 病严重度变化的响应特性,对厘清 SIF 光谱形状和 强度与条锈病胁迫的关系,提高 SIF 光谱对条锈病 信息的捕捉能力,实现小麦条锈病的精准探测具有 重要意义。基于此,本文拟利用光谱拟合法(F-SFM)^[14]反演全波段 SIF 光谱,并在此基础上提取 峰度等形状特征,分析条锈病胁迫下叶片和冠层尺 度全波段 SIF 光谱曲线及其形状特征的响应特性, 优选对小麦条锈病敏感的形状特征,利用随机森林 算法建立小麦条锈病遥感监测模型,对比分析以形 状特征为自变量和以 SIF 峰值为自变量的小麦条锈 病谣感监测模型精度。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区位于陕西省宝鸡市岐山县(34°26′52″N, 107°37′42″E),属暖温带中纬度半湿润气候区,土壤 类型以黄绵土、褐土、新积土、潮土和红土为主^[15], 小麦品种为"西农 822 号"。2021 年 4 月 16—17 日、4 月 28—30 日、5 月 12—13 日测量了冠层和叶 片的光谱数据,并同步调查了小麦条锈病严重度,研 究区及样本位置如图 1 所示。





1.2 光谱测定

美国 Ocean Optics 公司的 QE - pro 型光谱仪用 于测定冠层和叶片光谱,其光谱采样范围为波长 640~800 nm(25 μm 狭缝),光谱分辨率为0.30 nm, 光谱采样间隔为 0.15 nm, 信噪比为 1 000:1。测量 时间为北京时间 11:00—15:00, 每个样本采用 10 次连续观测的均值作为该采样点光谱数据, 每次测 量前后均用标准 BaSO4 参考板对辐亮度数据进行校 正。在测量过程中,探头距小麦冠层 0.9 m,距叶片 0.05 m。

1.3 病情严重度估测

叶片病情严重度(Disease severity level,SL)以 病斑面积占叶片面积的百分比表示;冠层病情严重 度采用5点取样法,每点随机选取2株小麦分别调 查其发病情况。冠层病情严重度参照国家标准《小 麦条锈病测报技术规范》(GB/T 15795—2011)进行 量化。

冠层病情严重度计算式为[16]

$$D_{SL} = \frac{\sum iL_i}{L} \times 100\% \tag{1}$$

式中 D_{sl}----病情严重度

i——梯度

L_i——第*i*个梯度相对应的病叶数量

L——调查的总叶片数量

为研究小麦条锈病不同病情严重度下全波段 SIF光谱曲线及其形状特征的响应特性,本文参照 《小麦条锈病测报技术规范》(GB/T 15795—2011) 划分小麦条锈病严重度等级^[17](表1)。

表1 小麦条锈病严重度等级划分标准

Tab. 1Classification criteria for severity levelsof wheat stripe rust

等级	1级	2级	3级	4级	5级
$D_{ m SL}/\%$	0~5	$5 \sim 10$	$10 \sim 20$	$20 \sim 30$	>30

1.4 全波段 SIF 光谱反演

基于 LIU 等^[14]提出的 F - SFM 算法反演不同 病情严重度下全波段 SIF 光谱。该方法基于 SCOPE 模型模拟的训练数据集,通过主成分分析(principal component analysis, PCA)对波长 650~800 nm 范围 内的光谱反射率和 SIF 进行建模,并使用最小二乘 拟合方法估计主成分的权重系数。通过迭代过程提 高反射率估计的准确性。在每次迭代中,从上行辐 射中移除最后一次运行中计算的 SIF 光谱,以最小 化 SIF 对吸收带外表观反射率的微小贡献。具体计 算方法如下^[14]:

冠层顶部总上行辐射L可表示为

$$L = \frac{E}{\pi}B + B_{\rm SIF} \tag{2}$$

式中 B——反射率 E——下行辐照度

PCA用于从训练数据集中提取特征,并精确估 计反射率和 SIF光谱。

$$\boldsymbol{\Phi} = \boldsymbol{X} \boldsymbol{W} \tag{3}$$

式中 X-----训练数据集矩阵

W-----X^TX 特征向量矩阵

利用 **Φ** 中前几个主成分的线性组合重建反射 率和 SIF,即

$$\widetilde{R}(\lambda) = \sum_{i=1}^{n_r} k_i \phi_i(\lambda)$$
(4)

$$\widetilde{B}_{\rm SIF}(\lambda) = \sum_{i=1}^{n_F} j_i \varphi_i(\lambda)$$
(5)

式中 $\widetilde{R}(\lambda)$ ——反射率重建光谱

 $\widetilde{B}_{SIF}(\lambda)$ ——SIF 重建光谱 $\phi_i(\lambda)$ ——反射率第i个主成分 $\varphi_i(\lambda)$ ——SIF 第i个主成分权重系数 k_i ——反射率第i个主成分权重系数 j_i ——SIF 第i个主成分权重系数 n_r ——使用的反射系数主成分数量 n_F ——使用的 SIF 主成分数量 λ ——波长

1.5 全波段 SIF 归一化

传感器探测到的冠层方向性 SIF 受入射光合有 效辐射(Photosynthetic active radiation, PAR)的影响 较大^[18],使用 PAR 对其进行归一化处理能够在一 定程度上消除由光照角度和光照强度引起的 SIF 误 差^[19],计算式为

$$P_{\rm SIF} = \frac{O_{\rm SIF}}{PAR} \tag{6}$$

式中 O_{SIF}——传感器探测到的冠层 SIF

P_{SIF}——归一化 SIF

PAR——入射光合有效辐射

1.6 全波段 SIF 光谱曲线形状特征提取

全波段 SIF 光谱不仅能够提供病害胁迫下 SIF 的峰值信息,还能够提供 SIF 的形状信息。本研究 选用了 SIF 峰值波长、发射峰宽度、发射峰面积及发 射峰偏度和峰度描述条锈病胁迫下全波段 SIF 光谱 曲线的形状信息。

1.6.1 偏度

偏度(Skewness)定义为样本的标准三阶中心 距,反映曲线不对称性^[20],其值为正时表示右偏,为 负时表示左偏。计算公式为

$$S = \frac{\sum_{\lambda=1}^{n} (B_{\text{SIF}\lambda} - \mu)^3}{n\sigma^3}$$
(7)

式中 S——偏度
$$n$$
——波段数
 $B_{SIF\lambda}$ ——波长 λ 处的 SIF 值
 μ ——数据均值
 σ ——数据标准差

1.6.2 峰度

峰度(Kurtosis)定义为样本的标准四阶中心距, 反映曲线陡峭程度^[20]。平均值周围的数据较大时, 曲线分布窄于正态分布,具有正峰度。平均值周围 的数据较小时,曲线分布宽于正态分布,具有负峰 度。计算式为

$$K = \frac{\sum_{\lambda=1}^{n} (B_{\text{SIF}\lambda} - \mu)^4}{n\sigma^4} - 3$$
 (8)

式中 K----峰度

1.6.3 峰值波长

峰值波长是红光或远红光波段 SIF 发射峰最大 值所对应的波长,计算式为

$$B_{\text{SIF}\lambda} = \max(B_{\text{SIF}(R/FR)})$$
(9)

下角标 R 表示红光波段范围, FR 表示远红光波段范围。

1.6.4 发射峰面积

基于微分思想将 SIF 发射峰细化成许多个小矩形,对每个矩形面积求和即可得到发射峰面积 A 为

$$A = S_r \sum_{\lambda=1}^{n} B_{\text{SIF}\lambda}$$
(10)

式中 S_r----光谱分辨率

1.7 SCOPE 模拟模型

SCOPE 模型^[21] 是一个集成辐射传输和能量平衡的一维模拟模型,能够将辐射传输与微气象过程联系起来,模拟叶片和冠层的光谱反射率、SIF、光合作用、水和热通量^[22-23]。在利用 SCOPE2.0 模型模拟不同生理和结构参数下全波段 SIF 光谱曲线的基础上,基于 EFAST 全局敏感性算法分析不同波段SIF 对生理和结构参数的敏感性。

1.8 EFAST 全局敏感性分析

EFAST 全局敏感性分析是 SALTELLI 等^[24]在 傅里叶幅度敏感性检验法(Fourier amplitude sensitivity test, FAST)的基础上提出的全局敏感性分 析方法,具有稳定、计算速度快等优点^[25]。该方法 首先定义一个周期性函数,以不同频率在参数空间 内进行搜索并采集参数样本,然后利用傅里叶变换 计算参数以及模型输出结果的变化幅度,变化幅度 越大表示敏感度越高^[26]。

1.9 随机森林回归算法

随机森林回归算法(Random forest regression, RFR)是由 BREIMAN^[27]在2001年提出来的基于分 类树的机器学习算法。该算法基于统计学理论,采 用 bootstrap 重抽样方法,从原始样本中抽取多个样 本,对每个 bootstrap 样本构建决策树模型,然后根据 每个决策树的监测结果依据加权平均原则确定最终 监测结果。

2 结果与分析

2.1 SIF 光谱曲线敏感性分析

为分析全波段 SIF 光谱曲线的生理基础,选择 叶绿素含量等3个描述叶片生化组分的 Cab、Cca、 Cant 和1个能够表征冠层结构的 LAI(表2),基于 SCOPE2.0模型对全波段 SIF 光谱曲线进行 EFAST 全局敏感性分析,并绘制参数的堆叠面积图(图2)。

表 2 SIF 光谱曲线敏感性分析因子 Tab. 2 Sensitivity analysis factors of SIF spectral curves

	-
参数	数值
叶绿素 ab 含量 Cab/(μg⋅cm ⁻²)	0 ~40
类胡萝卜素含量 Cca/(μg·cm ⁻²)	$0 \sim 40$
花青素含量 Cant/(µg·cm ⁻²)	$0 \sim 40$
叶面积指数 LAI/(m ² ·m ⁻²)	1~4



由图 2 可见, Cab 对波长 640~850 nm 区间的 SIF 均有较大的影响,其主要原因在于叶绿体作为 光合作用反应场所,直接影响光合中心发射的 SIF 信号^[28]。其中, Cab 对波长 670~700 nm 的 RSIF 影 响最大,能够解释 82.7% 到 92.7% 的 RSIF 变化,这 是因为 RSIF 从光系统传输到冠层的过程中, Cab 对 RSIF 有着强烈的重吸收效应^[29]。当波长从 700 nm 增加到 715 nm 时, Cab 对 SIF 的影响逐渐减弱, LAI对SIF的影响则逐渐增强。此时, Cab对SIF 变化的解释性由 82.7% 降至 56.2%, LAI 对 SIF 变化的解释性由 20.2% 增至 47.3% 的 SIF 变化. 这是由于在波长700~715 nm 的光谱区间,冠层对 SIF 的重吸收效应开始减弱,散射效应增强。随着 波长增加, LAI 对 SIF 的影响逐渐变大, 在波长 716~765 nm 的 FRSIF 光谱区间, LAI 对 FRSIF 的 影响高于 Cab, 能够解释 FRSIF 变化的 49.0% ~ 62.2%,这是因为表征冠层郁闭程度的 LAI 因子 影响 SIF 光子与植被冠层碰撞的概率^[30],进而影 响到冠层对 FRSIF 的散射^[31]。

2.2 条锈病胁迫下叶片尺度 SIF 响应特性

2.2.1 全波段 SIF 光谱曲线响应特性

为分析条锈病胁迫对 SIF 光谱曲线的影响,基 于 F - SFM 算法反演不同病情严重度下叶片尺度全 波段 SIF 光谱并对其进行归一化处理(图 3),图中 虚线框表示 FRSIF 和 RSIF 2 个波段所对应的范围。



由图3可知,当条锈病严重度由1级增至3级 时,RSIF 出现先下降后上升的趋势。这是由于条锈 病严重度由2级增至3级时,非光化学猝灭(Nonphotochemical quenching, NPQ) 未启动, SIF 与光化 学反应具有负相关关系^[32],光合作用下降导致 SIF 上升。当小麦条锈病严重度由3级增大至5级时, RSIF 出现了明显的降低,这是由于小麦受到条锈病 菌侵染后,病菌作用于小麦叶片导致 Cab 降低,进而 使叶绿素光合酶能力降低。FRSIF 随条锈病严重度 的增大而减小,其归因于条锈病菌作用于小麦光合 器官(叶片)导致 Cab 降低,光合作用受到抑制。 RSIF 和 FRSIF 随条锈病严重度的变化趋势不完全 一致,这是由于荧光的发射强度由 PS II 和 PS I 共同 决定,其中 PSⅡ发射的荧光通常为主导信号^[33],发 射波长范围包含 640~800 nm 的荧光, 而 PS I 发射 的荧光能量较低,发射能量主要集中在波长700~ 750 nm 处^[28], RSIF 主要受 PS II 的影响, FRSIF 则同 时受到 PSⅡ和 PSⅠ的影响。

2.2.2 SIF 光谱形状特征响应特性

为更好地分析叶片尺度 SIF 光谱曲线形状随小 麦条锈病严重度的变化情况,进一步分析叶片尺度 红光波段、远红光波段(图4)以及全波段(图5)SIF 光谱形状特征随小麦条锈病严重度的变化规律。

SIF 光谱发射峰峰值波长表示能量峰值所在位置。随着小麦条锈病严重度的增加,叶片 SIF 峰值 波长向长波方向移动,且 RSIF 峰值波长(λ_R)偏移 量大于 FRSIF(图4)。光谱曲线面积表示着某一波



characteristics under different severity levels

段范围内发射总能量。随着小麦条锈病严重度的增加, RSIF 发射峰面积($A_{\rm R}$)和 FRSIF 发射峰面积($A_{\rm R}$)和 FRSIF 发射峰面积($A_{\rm FR}$)具有不同的变化趋势。当条锈病严重度由1级增加至3级时, $A_{\rm R}$ 基本没有变化, $A_{\rm FR}$ 减少;当条锈病严重度由3级增加至5级时, $A_{\rm R}$ 和 $A_{\rm FR}$ 均减少(图4)。表明无论是 PS I(RSIF+FRSIF)还是 PS II(RSIF)发射的能量,都随小麦条锈病严重度的增加而减少。

偏度表示曲线的不对称性,反映植被发射 SIF 的能量分布情况,其值为正时右偏,为负时左偏。利 用公式(7)分别计算叶片尺度 RSIF 偏度($S_{\rm R}$)和 FRSIF 偏度($S_{\rm FR}$),统计了不同病情严重度下叶片 $S_{\rm R}$ 和 $S_{\rm FR}$ 的变化情况(图4)。由图4可见,当条锈病 严重度由1级增加至3级时,RSIF 光谱曲线右偏程 度增加,FRSIF 光谱曲线左偏程度基本不变;条锈病 严重度由3级增加至5级时,RSIF 光谱曲线右偏程 度减小,FRSIF 光谱曲线左偏程度减小(图4)。

峰度表示曲线的陡峭程度。利用公式(8)分别 计算叶片尺度 RSIF 峰度($K_{\rm R}$)和 FRSIF 峰度($K_{\rm FR}$), 统计了不同病情严重度下叶片 $K_{\rm R}$ 和 $K_{\rm FR}$ 的变化情况 (图 4)。由图 4 可见,不同条锈病严重度下 RSIF 和 FRSIF 光谱曲线的峰度均小于标准正态分布(K = 0)。当条锈病严重度由1级增加至3级时,RSIF 光 谱曲线陡峭程度变化不明显,FRSIF 光谱曲线峰度 变小;当条锈病严重度由3级增加至5级时,RSIF 光谱曲线峰度先变大后变小,FRSIF 光谱曲线峰度 变小。

为探究全波段 SIF 对小麦条锈病的响应,利用 式(7)、(8)计算全波段 SIF 光谱曲线的总体偏度 (S)和总体峰度(K),分析了条锈病胁迫下全波段 SIF 的偏向情况和陡峭程度(\mathbb{B} 5)。由图 5 可见, S>0,即 SIF 光谱曲线右偏,表明 FRSIF 发射总能量 大于 RSIF 发射总能量。K < 0,表示曲线峰度小于 标准正态分布。当条锈病严重度由 1 级增加至 3 级时,S和 K均出现小幅度增加,曲线右偏程度加重, 叶绿素发射更多 FRSIF;条锈病严重度由 3 级增至 5 级时,S和 K均先增加后降低,曲线右偏程度先加重 后减小。

2.3 条锈病胁迫下冠层尺度 SIF 光谱特征

2.3.1 全波段 SIF 光谱曲线响应特性

为研究条锈病胁迫下冠层尺度全波段 SIF 光谱 特性,利用 F-SFM 算法反演不同病情严重度下冠 层尺度全波段 SIF 曲线并对其进行归一化处理 (图 6)。



由图 6 可知,当小麦条锈病严重度由 1 级增加 至 2 级时,RSIF 随病情严重度的增加而增大,当病 情严重度由 2 级增加至 5 级时,RSIF 则随病情严重 度的增加而减小。这是因为 Cab 主要吸收波长 420 ~ 663 nm 的光子^[34],不仅影响光合中心发射的 SIF 信 号^[28],而且还影响冠层 SIF 的重吸收^[29]。随着小 麦条锈病严重度的增加,波长 700 nm 处 SIF 变化规 律与 RSIF 一致,但不同条锈病严重度下 SIF 强度的 差异更大。当波长从 700 nm 增加至 760 nm 时,Cab 对冠层 SIF 重吸收的影响逐渐减弱,LAI 对 FRSIF 产生散射效应逐渐增大^[30-31],冠层 FRSIF 随条锈病 严重度的增加而减小(图6)。

2.3.2 条锈病胁迫下 SIF 光谱形状特征

为更好地分析条锈病胁迫下冠层尺度 SIF 光谱 形状特征的响应特性,绘制了不同病情严重度下冠 层尺度红光波段、远红光波段(图 7)以及全波段 (图 8)SIF光谱形状特征柱状图。



图 7 不同病情严重度下冠层尺度红光波段和远红光 波段的 SIF 光谱形状特征

Fig. 7 Canopy-level shape characteristics of RSIF and FRSIF under different severity levels



Fig. 8 Canopy-level full-band SIF spectral shape characteristics under different severity levels

随着小麦条锈病严重度的增加,冠层 SIF 发射 峰的峰值波长向短波方向移动,且 $\lambda_{\rm R}$ 的偏移量小于 FRSIF 峰值波长($\lambda_{\rm FR}$)的偏移量,冠层 $A_{\rm R}$ 和 $A_{\rm FR}$ 变化 表现出一定的差异性(图7)。条锈病严重度由1级 增加至5级时, $A_{\rm R}$ 没有明显变化, $A_{\rm FR}$ 减少。结合叶 片尺度 $A_{\rm R}$ 变化情况可得,病情较轻时小麦冠层对 $A_{\rm R}$ 的影响较大,这是由于条锈病早期,小麦 Cab 含量 高,冠层对 RSIF 的重吸收效应明显,而条锈病晚期 时小麦 Cab 含量低,冠层对 RSIF 的重吸收效应 减弱。

利用公式(7)分别计算冠层尺度 S_{R} 和 S_{FR} ,统计 不同病情严重度下冠层 S_{R} 和 S_{FR} 的变化情况 (图7)。由图7可见,RSIF 与 FRSIF 呈相互靠近的 偏向分布($S_{\rm R} > 0$, $S_{\rm FR} < 0$)。当条锈病严重度由1级 增加至3级时,RSIF光谱曲线右偏程度及FRSIF光 谱曲线左偏程度均呈现小幅增加趋势;当条锈病严 重度由3级增加至5级时,RSIF光谱曲线右偏增加 幅度大于FRSIF光谱曲线左偏增加幅度,二者变化 趋势对称。由敏感性分析可知(图2),在红光波段 中,波长700 nm 处 SIF 对 Cab 的敏感性低于波长 670 nm 处,叶绿素重吸收对波长 670 nm 处 SIF 的影 响大于波长 700 nm。因此,随着小麦条锈病严重度 的增加,波长 670 nm 处 SIF 强度减小,RSIF光谱曲 线右偏程度增加。

利用公式(8)分别计算了冠层尺度 $K_{\rm R}$ 和 $K_{\rm FR}$,统计了不同病情严重度下冠层 $K_{\rm R}$ 和 $K_{\rm FR}$ 的变化情况(图7)。由图7可见,不同病情严重度下 $K_{\rm R}$ 和 $K_{\rm FR}$ 均为负,RSIF和 FRSIF光谱曲线的峰度均低于标准 正态分布,SIF 能量更分散。当条锈病严重度由1 级增加至3级时,RSIF和 FRSIF光谱曲线峰度均先 变大后变小;当条锈病严重度由3级增加至5级时, RSIF 和 FRSIF 光谱曲线峰度均变大。

为探究条锈病胁迫下全波段 SIF 光谱的响应特性,分别利用公式(7)、(8)计算了冠层全波段 SIF 光谱曲线的总体偏度(*S*)和总体峰度(*K*),分析了不 同病情严重度下全波段 SIF 的偏向情况和陡峭程度 (图 8)。由图 8 可见,冠层全波段 SIF 光谱形状特 征的偏向和陡峭情况与叶片 SIF 光谱形状特征一 致,当条锈病严重度由 1 级增加至 3 级时,*S* 和 *K* 均 没有明显变化;当条锈病严重度由 3 级增加至 5 级 时,*S* 和 *K* 均增加,SIF 光谱曲线右偏加大且变得更 陡峭(图 6)。

2.4 模型构建与精度评价

为进一步评价冠层全波段 SIF 光谱在小麦条锈 病遥感监测中的可行性,首先对形状特征与小麦条 锈病严重度进行相关性分析(表 3),优选出与条锈 病严重度达到极显著相关的 $A_{\rm FR}$ 、 $\lambda_{\rm FR}$ 、K、 $S_{\rm R}$ 和 $\lambda_{\rm R}$ 5 个形状特征参数作为小麦条锈病遥感监测的敏感 因子。

表 3 冠层尺度 SIF 形状参数与 DSL 相关性系数

Tab. 3 Correlation between canopy-scale SIF shape parameters and DSL

形状参数	S	K	$\lambda_{ m R}$	A_{R}	S_{R}	K_{R}	$\lambda_{ m FR}$	$A_{\rm FR}$	$S_{ m FR}$	$K_{\rm FR}$
相关性系数	0.14	0. 22 **	-0.21 **	-0.09	0. 22 **	-0.02	-0.23 **	-0.50 **	-0.06	0.07

注:**表示在0.01水平上显著。

将 212 个样本数据按照比例 3: 2随机分为训练 集(130 个样本)和验证集(82 个样本),分别用于模 型构建和精度评价。利用优选出的 K 等 5 个敏感 因子为自变量,以小麦条锈病严重度为因变量,基于 RFR 算法构建了小麦条锈病的遥感监测模型,并将 其与红光和远红光 2 个单波段 SIF 峰值(*C*_R和 *C*_{FR}) 为自变量所建模型进行对比分析(图 9)。由图 9 可 见,以 K 等 5 个形状特征参数为自变量所建模型的 精度和鲁棒性均高于单波段 SIF。其中,训练集中 模型预测 DSL 和实测 SL 间 *R*²较单波段 SIF 提高



Fig. 9 Model construction accuracy

27.59%, RMSE 降低 19.83%; 验证集模型中 R²较 单波段 SIF 提高 96.43%, RMSE 降低 17.01%。全 波段 SIF 光谱所提供的形状信息能够比单波段 SIF 更全面、更精准地反映病害胁迫引起的作物生理 变化。

3 讨论

本研究分析了条锈病胁迫下全波段 SIF 光谱曲 线及其形状特征的变化情况,并在此基础上利用 RFR 模型探讨了 SIF 形状特征监测小麦条锈病的性 能,验证了 SIF 形状特征能够比单波段 SIF 更全面、 更精准地反映病害胁迫引起的作物生理变化。SIF 形状特征的提取精度取决于全波段 SIF 反演算法的 精度,当信噪比为1000:1且光谱分辨率为0.30 nm 时,F-SFM 算法具有较低的 RRMSE,QE-pro 型光 谱仪能够满足这一要求^[14]。近年来,许多学者提出 了新的全波段 SIF 反演算法^[35-37],为更好地利用形 状特征进行大范围的作物病害监测奠定了基础。实 验数据来自大田自然发病区域,不同地块的种植时 间以及管理措施等均有一定的差异性,本文未考虑 小麦生育期等外界因素对冠层 SIF 的影响,后续需 要进一步研究如何从传感器探测到的冠层 SIF 中分 离出与病害胁迫信息相关的 SIF 信号,提高小麦条 锈病的遥感监测精度。

4 结论

(in Chinese)

(1)条锈病胁迫下,小麦叶片和冠层尺度 SIF 光 谱曲线及其形状特征均有不同程度的响应特性。随 小麦条锈病严重度的增加,叶片尺度 C_{FR}、S_{FR}以及 A_{FR} 减小, λ_{R} 、 λ_{FR} 以及 K_{FR} 增大。冠层尺度 C_{FR} 、 λ_{R} 、 λ_{FR} 、 A_{FR} 随小麦条锈病严重度的增加而减小。

(2) 全波段 SIF 光谱曲线的形状特征能够更全面、更精准地反映病害胁迫引起的作物生理变化。 基于随机森林算法以形状特征 A_{FR} 、 λ_{FR} 、K、 S_R 和 λ_R 为自变量的模型预测 DSL 和实测 SL 间的 R^2 较单波段 SIF 提高 96.43%, RMSE 降低 17.01%。

参考文献

- [1] ALI S, GLADIEUX P, LECONTE M, et al. Origin, migration routes and worldwide population genetic structure of the wheat yellow rust pathogen *Puccinia striiformis* f. sp. tritici[J]. PLoS Pathogens, 2014, 10(1): e1003903.
- [2] MAZH. Researches and control of wheat stripe rust in China[J]. Journal of Plant Protection, 2018, 45(1): 1-6.
- [3] ATTA B M, SALEEM M, ALI H, et al. Application of fluorescence spectroscopy in wheat crop: early disease detection and associated molecular changes[J]. Journal of Fluorescence, 2020, 30: 801-810.
- [4] 竞霞,邹琴,白宗璠,等.基于反射光谱和叶绿素荧光数据的作物病害遥感监测研究进展[J].作物学报,2021,47(11): 2067-2079.

JING Xia, ZOU Qin, BAI Zongfan, et al. Research progress of crop diseases monitoring based on reflectance and chlorophyll fluorescence data[J]. Acta Agronomica Sinica, 2021,47(11):2067-2079. (in Chinese)

- [5] ZHANG Z, WANG S, QIU B, et al. Retrieval of sun-induced chlorophyll fluorescence and advancements in carbon cycle application [J]. Remote Sensing, 2019, 23(1): 37 - 52.
- [6] SOMKUTI P, BOSCH H, FENG L, et al. A new space-borne perspective of crop productivity variations over the US corn belt
 [J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2020, 51: 253 263.
- [7] 竞霞, 张腾, 白宗璠, 等. 融合 GA 与 SVR 算法的小麦条锈病特征优选与模型构建[J]. 农业机械学报, 2020,51(11): 253-263.

JING Xia, ZHANG Teng, BAI Zongfan, et al. Feature selection and model construction of wheat stripe rust based on GA and SVR algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(11):253 - 263. (in Chinese)

- [8] DE C S, VEREECKEN H, DEFOURNY P, et al. Remote sensing of instantaneous drought stress at canopy level using suninduced chlorophyll fluorescence and canopy reflectance[J]. Remote Sensing, 2022,14(11): 2642.
- [9] KIMM H, GUAN K, BURROUGHS C H, et al. Quantifying high-temperature stress on soybean canopy photosynthesis: the unique role of sun-induced chlorophyll fluorescence[J]. Global Change Biology, 2021, 27: 2403 - 2415.
- [10] DUAN W N, JING X, LIU L Y, et al. Monitoring of wheat stripe rust based on integration of sif and reflectance spectrum [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022, 42: 859 - 865.
- [11] ROMERO J M, CORDON G B, LAGORIO M G. Modeling re-absorption of fluorescence from the leaf to the canopy level[J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 204: 138 - 146.
- [12] KNYAZIKHIN Y, SCHULL M A, STENBERG P, et al. Hyperspectral remote sensing of foliar nitrogen content [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2013, 110: 185 - 192.
- [13] YANG K, RYU Y, DECHANT B, et al. Sun-induced chlorophyll fluorescence is more strongly related to absorbed light than to photosynthesis at half-hourly resolution in a rice paddy[J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 216: 658-673.
- [14] LIU X, LIU L, ZHANG S, et al. New spectral fitting method for full-spectrum solar-induced chlorophyll fluorescence retrieval based on principal components analysis [J]. Remote Sensing, 2015, 7(8): 10626 – 10645.
- [15] 张万涛,吉静怡,许明祥,等. 耕地质量监测中合理样本量配置及不确定性分析——以陕西省宝鸡市为例[J]. 自然资源学报,2021,36(8):2139-2151.
 ZHANG Wantao, JI Jingyi, XU Mingxiang, et al. Reasonable sample allocation and uncertainty analysis in cultivated land quality monitoring: a case study in Baoji city, Shaanxi province[J]. Journal of Natural Resources, 2021,36(8):2139-2151.
- [16] JING X, DU K Q, DUAN W N, et al. Quantifying the effects of stripe rust disease on wheat canopy spectrum based on eliminating non-physiological stresses [J]. The Crop Journal, 2022, 10(5):1284-1291.
- [17] 全国农业技术推广服务中心. 小麦条锈病测报技术规范: GB/T 15795—2011[S]. 北京: 中国标准出版社, 2011.
- [18] DU S S, LIU L Y, LIU X J, et al. Response of canopy solar-induced chlorophyll fluorescence to the absorbed photosynthetically active radiation absorbed by chlorophyll[J]. Remote Sensing, 2017, 9(9): 911.
- [19] GOULAS Y, FOURNIER A, DAUMARD F, et al. Gross primary production of a wheat canopy relates stronger to far red than to red solar-induced chlorophyll fluorescence [J]. Remote Sensing, 2017, 9(1): 97.
- [20] BUMP W M. The normal curve takes many forms: a review of skewness and kurtosis [C] // The Annual Meeting of the Southwest Educational Research Association, 1991.

- [21] VAN D T C, VERHOEF W, TIMMERMANS J, et al. An integrated model of soil-canopy spectral radiances, photosynthesis, fluorescence, temperature and energy balance[J]. Biogeosciences, 2009, 6:3109-3129.
- [22] YANG P, VAN D T C. Linking canopy scattering of far-red sun-induced chlorophyll fluorescence with reflectance [J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 209: 456 - 467.
- [23] LIU X, GUANTER L, LIU L, et al. Downscaling of solar-induced chlorophyll fluorescence from canopy level to photosystem level using a random forest model[J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 231: 110772.
- [24] SALTELLI A, TARANTOLA S, CHAN K S. A quantitative model-independent method for global sensitivity analysis of model output[J]. Technometrics, 1999, 41: 39 – 56.
- [25] 兴安,卓志清,赵云泽,等. 基于 EFAST 的不同生产水平下 WOFOST 模型参数敏感性分析[J]. 农业机械学报,2020, 51(2):161-171.

XING An, ZHUO Zhiqing, ZHAO Yunze, et al. Sensitivity analysis of WOFOST model crop parameters under different production levels based on EFAST method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(2): 161 - 171. (in Chinese)

- [26] 肖艳芳,周德民,宫辉力,等. 冠层反射光谱对植被理化参数的全局敏感性分析[J]. 遥感学报, 2015, 19(3):368-374.
 XIAO Yanfang,ZHOU Demin,GONG Huili, et al. Sensitivity of canopy reflectance to biochemical and biophysi-cal variables
 [J]. Journal of Remote Sensing,2015,19(3): 368-374. (in Chinese)
- [27] BREIMAN L. Random forests [J]. Machine Learning, 2001,45(1): 5-32.
- [28] PORCAR-CASTELL A, MALENOVSKY Z, MAGNEY T, et al. Chlorophyll a fluorescence illuminates a path connecting plant molecular biology to Earth-system science [J]. Nature Plants, 2021, 7(8): 998 – 1009.
- [29] LIU X J, LIU L Y, HU J C, et al. Improving the potential of red SIF for estimating GPP by downscaling from the canopy level to the photosystem level[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2020, 281:107846.
- [30] ILNIYAZ O, DU Q, SHEN H, et al. Leaf area index estimation of pergola-trained vineyards in arid regions using classical and deep learning methods based on UAV-based RGB images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 207: 107723.
- [31] ZENG Y L, CHEN M, HAO D L, et al. Combining near-infrared radiance of vegetation and fluorescence spectroscopy to detect effects of abiotic changes and stresses[J]. Remote Sensing of Environment, 2022, 270:112856.
- [32] MERONI M, ROSSINI M, GUANTER L, et al. Remote sensing of solar-induced chlorophyll fluorescence: review of methods and applications[J]. Remote sensing of environment, 2009, 113:2037 2051.
- [33] KALAJI H M, SCHANSKER G, BRESTIC M, et al. Frequently asked questions about chlorophyll fluorescence, the sequel [J]. Photosynthesis Research, 2009, 132:13-66.
- [34] 卢东昱,崔新图,黄镜荣,等. 叶绿素吸收光谱的观测[J]. 大学物理, 2006, 25(1):5.
- [35] ZHAO F, LI R, VERHOEF W, et al. Reconstruction of the full spectrum of solar-induced chlorophyll fluorescence: Intercomparison study for a novel method[J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 219:233 – 246.
- [36] SCODELLARO R, CESANA I, D'ALFONSO L, et al. A novel hybrid machine learning phasor-based approach to retrieve a full set of solar-induced fluorescence metrics and biophysical parameters [J]. Remote Sensing of Environment, 2022, 280: 113196.
- [37] ZHAO F, MA W, ZHAO J, et al. Global retrieval of the spectrum of terrestrial chlorophyll fluorescence: first results with TROPOMI[J]. Remote Sensing of Environment, 2024, 300:113903.