

融合 SIF 和反射光谱的小麦条锈病遥感监测

段维纳^{1,2}, 竞霞^{1*}, 刘良云², 张腾¹, 张丽华³

1. 西安科技大学测绘科学与技术学院, 陕西 西安 710054

2. 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100094

3. 上海海事大学文理学院, 上海 201306

摘要 日光诱导叶绿素荧光(SIF)能够敏感反映作物病害胁迫信息,然而冠层几何结构等因素严重影响了SIF对植被光合功能变化及其受胁迫状况的捕捉能力。为此,将能够敏感反映作物群体生物量的归一化差值植被指数(NDVI)和MERIS陆地叶绿素指数(MTCI)与SIF_p相融合(SIF_p-NDVI, SIF_p-MTCI, SIF_p-NDVI * MTCI),对比分析融合前后SIF对小麦条锈病的遥感监测精度。结果表明:(1)融合反射率光谱指数的SIF_p-NDVI, SIF_p-MTCI和SIF_p-NDVI * MTCI较融合前的SIF_p与病情指数(DI)相关性均有不同程度的提高,其中O₂-B波段提高最为明显,分别提高了23.48%, 33.61%和36.49%, O₂-A波段提高量最小,分别提高了2.39%, 2.14%和1.51%;(2)以SIF_p-NDVI和SIF_p-MTCI为自变量,基于随机森林回归(RFR)算法构建的小麦条锈病遥感监测模型预测DI值和实测DI值间的R²较SIF_p分别平均提高了1.15%和4.02%, RMSE分别平均降低了2.7%和14.41%;(3)综合利用NDVI和MTCI处理后的SIF_p-NDVI * MTCI为自变量构建的小麦条锈病遥感监测模型精度最优,其预测DI值和实测DI值间的R²较SIF_p平均提高了5.74%, RMSE平均降低了22.52%。研究结果对提高小麦条锈病遥感监测精度具有重要意义,同时亦对其他作物的病害监测具有一定的参考价值。

关键词 小麦条锈病;日光诱导叶绿素荧光;融合;反射率光谱指数;随机森林回归

中图分类号: TP79 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2022)03-0859-07

引言

小麦条锈病是一种流行性强、发病率高的气传性病害,对我国乃至世界范围内小麦的产量及质量产生极大的威胁^[1]。遥感技术在作物病害监测中具有快速、宏观、大面积和无破坏等显著优点^[2]。目前基于遥感技术的作物病害监测主要是利用反射率光谱数据分析不同发病状况下作物反射率光谱或一阶微分光谱的差异,构建作物病害遥感监测模型,但是反射率光谱主要反映群体生物量、生化组分浓度等信息,难以揭示植被的光合生理状况^[3]。

小麦受到条锈病菌(*Pucciniastriformis* sp. *tritici*)侵染后,叶绿体被破坏,光合速率下降,光合产物的转移和输出也受到病原菌侵染的影响,随着病情严重度的增加,光合作用趋于减弱甚至丧失^[4]。日光诱导叶绿素荧光(solar-induced chlorophyll fluorescence, SIF)与植物光合作用直接相关,包

含丰富的光合功能信息^[5],能够准确及时地反映植被光合生产力、生理状况、受胁迫状况等信息^[6],尤其是在作物的早期探测中具有反射率光谱难以比拟的优势^[7-8]。陈思媛^[2]、竞霞^[6]等研究表明在反射率光谱数据中加入SIF信息能够提高小麦条锈病的遥感监测精度;白宗璠^[9]等综合利用反射率与SIF数据进行了小麦条锈病遥感监测研究。然而传感器探测到的SIF信号不仅包含植物病害胁迫对应生理变化的荧光特征,同时也受到植物群体生物量的影响和干扰。上述研究主要是基于直接反演得到的SIF或角度归一化的SIF强度进行作物病害的遥感监测,没有考虑作物群体生物量对冠层SIF信息的干扰,影响了作物病害的遥感监测精度。

SIF在观测瞬间不仅受到入射的太阳光合有效辐射(photosynthetically active radiation, PAR)强度的影响^[10],且从光系统水平逃逸至冠层水平的比例会严重影响传感器接收的冠层SIF强度,而SIF逃逸概率又对冠层结构参数及冠层生化组分的变化响应敏感^[11]。基于反射率光谱构建的系

收稿日期: 2021-01-31, 修订日期: 2021-03-06

基金项目: 国家自然科学基金项目(41601467, 41961052)资助

作者简介: 段维纳, 1998年生, 西安科技大学测绘科学与技术学院硕士研究生 e-mail: DWeiNa_98@163.com

* 通讯作者 e-mail: jingxia1001@163.com

列光谱指数能够敏感反映作物的生理生化和结构参数的变化。鉴于此,本工作首先利用 PAR 对冠层 SIF 绝对强度处理,得到消除太阳光照强度影响的冠层归一化 SIF(SIF_p),然后利用能够敏感反映作物群体生物量的归一化差值植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)和 MERIS 陆地叶绿素指数(MERIS terrestrial chlorophyll index, MT-CI)对 SIF_p 进行处理,分析融合反射率光谱指数后 SIF_p 与小麦条锈病严重度的相关性,并在此基础上利用随机森林回归(random forest regression, RFR)算法,构建融合反射率光谱指数和 SIF 光谱的小麦条锈病遥感监测模型,对比分析反射率光谱指数处理前后小麦条锈病的 SIF 监测精度,以评价本工作方法的有效性。研究结果对提高小麦条锈病的遥感监测精度,实现大范围小麦条锈病的遥感监测具有重要意义,同时亦对其他作物病害的遥感监测具有一定的参考价值。

1 实验部分

1.1 试验设计

试验区位于河北省廊坊市中国农业科学院(39°30′40″N, 116°36′20″E)试验站,小麦品种为对条锈病敏感的“铭贤 169 号”,种植密度为 113 棵·m⁻²。2018 年 4 月 7 日在小麦试验田灌溉充足水分,4 月 9 日采用浓度为 9 mg·100 mL⁻¹的孢子溶液对小麦进行条锈病接种。试验区小麦分为染病组(编号为 B, C)和健康组(编号为 A, D),各试验组占地均 220 m²,每组内均分为 8 个样方(A₁—A₈, B₁—B₈, C₁—C₈, D₁—D₈),各组之间间隔 5 m 以上。

1.2 冠层光谱测定

2018 年 5 月 18 日、24 日、30 日利用 QE pro 光谱仪测定试验区小麦冠层光谱数据。QE pro 光谱仪的光谱范围为 640~800 nm(25 μm 狭缝),探头视场角为 25°,光谱采样间隔及其分辨率分别为 0.15 和 0.3 nm,信噪比为 1 000:1。测量高度距离地面 1.3 m,测量时间为北京时间 11:30—12:00,测试前通过标准 BaSO₄ 参考板对冠层辐照度数据进行校正。

1.3 病情指数(disease index, DI)调查

采用 5 点取样法调查研究区内小麦条锈病严重度,每个样方内选取对称 5 点,每点约 1 m²,随机选取 30 株小麦,分别调查其条锈病的发病状况。参照“小麦条锈病测报技术规范”(GB/T15795)^[12]标准对小麦病情严重度进行划分。单叶病情严重度按照病斑面积占叶片面积的百分比划分为 0, 1%, 10%, 20%, 30%, 45%, 60%, 80% 和 100% 9 个梯度,分别记录各严重度的小麦叶片数,按式(1)计算不同梯度测试群体的病情指数^[2]。

$$DI(\%) = \frac{\sum_{i=1}^n [x(i)f(i)]}{n \sum_{i=1}^n f(i)} \times 100\% \quad (1)$$

式中:DI 为病情指数, i 为不同梯度值, $x(i)$ 为各梯度的等级值, n 为最高梯度值 9, $f(i)$ 为各梯度的叶片数量。

1.4 冠层 SIF 信息提取

已有研究表明利用 3FLD(three-band Fraunhofer line discrimination, 3FLD)算法监测单波段 SIF 精度更高,鲁棒性也更强^[13],该算法假设叶绿素荧光和反射率光谱在吸收线波段附近是呈线性变化的,即入射辐亮度和冠层上行辐亮度在吸收线波段附近也呈现线性变化

$$\begin{cases} I_{out} = \omega_{left} I_{left} + \omega_{right} I_{right} \\ L_{out} = \omega_{left} L_{left} + \omega_{right} L_{right} \end{cases} \quad (2)$$

式(2)中: I_{left} 和 I_{right} 分别为吸收线左右的入射太阳辐亮度值; L_{left} 和 L_{right} 为分别吸收线左右的植被冠层上行辐亮度值。

$$\omega_{left} = \frac{\lambda_{right} - \lambda_{in}}{\lambda_{right} - \lambda_{left}}, \omega_{right} = \frac{\lambda_{in} - \lambda_{left}}{\lambda_{right} - \lambda_{left}} \quad (3)$$

式(3)中: λ_{in} , λ_{left} , λ_{right} 为吸收线内、左、右波段的波长,将式(3)代入式(2),即可求得吸收线处的叶绿素荧光强度

$$SIF_{in} = \frac{(I_{left}\omega_{left} + I_{right}\omega_{right})L_{in} - I_{in}(L_{left}\omega_{left} + L_{right}\omega_{right})}{I_{left}\omega_{left} + I_{right}\omega_{right} - I_{in}} \quad (4)$$

1.5 冠层 SIF 归一化

QE pro 光谱仪探测的冠层瞬时 SIF 强度信号易受到入射的太阳合有效辐射强度的影响^[10],利用 PAR 对 SIF 进行归一化,能够减弱入射辐射强度对冠层 SIF 强度的影响^[14],提高 SIF 光谱对作物生理信息探测的有效性和准确度。

$$SIF_p = \frac{SIF}{PAR} \quad (5)$$

式(5)中: SIF_p 为归一化的冠层 SIF 强度。

1.6 反射率光谱指数与 SIF 的融合

刘新杰等^[15]认为 SIF 逃逸至冠层的概率与各向异性的光谱反射率、叶片吸收相关,利用 NDVI 估计吸收光合有效辐射的比例,反射率数据补偿 SIF 在冠层内的散射和重吸收影响^[13],能够实现基于反射率光谱数据的冠层 SIF 降尺度。基于此参照刘新杰等的冠层 SIF 降尺度研究,以及 NDVI 能够敏感反映作物冠层结构的变化,MTCI 可用于估计叶绿素含量^[15]的特点,利用与作物群体生物量密切相关的 NDVI 和 MTCI 两个反射率光谱指数对 SIF_p 进行处理[式(6)—式(8)]。

$$SIF_p_NDVI = SIF_p * NDVI \quad (6)$$

$$SIF_p_MTCI = SIF_p * MTCI \quad (7)$$

$$SIF_p_NDVI * MTCI = SIF_p * NDVI * MTCI \quad (8)$$

式中用于计算 NDVI 和 MTCI 的红光波段,红边波段和近红外波段分别为 685.035, 710.055 和 758.101 nm^[15],具体表达式见式(9)和式(10)。

$$NDVI = \frac{R_{758.101} - R_{685.035}}{R_{758.101} + R_{685.035}} \quad (9)$$

$$MTCI = \frac{R_{758.101} - R_{710.055}}{R_{710.055} - R_{685.035}} \quad (10)$$

式中: $R_{685.035}$, $R_{710.055}$, $R_{758.101}$ 分别为在 685.035, 7710.055 和 758.101 nm 处的反射率。

1.7 RFR 算法

RFR 算法的基本思想是基于统计学理论,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[式(11)]。该算法具有训练速度快,通用性强,能够高效的处理大规模数据集,对数据集中的噪声表现出较强的鲁棒性^[16]等优点。

$$\hat{\mu}(x) = \sum_{i=1}^n \omega_i(x) Y_i \quad (11)$$

式(11)中: Y_i 为因变量观测值, ω_i 为每个因变量观测值 Y_i 相应的权重, $\hat{\mu}(x)$ 为最终监测值。

2 结果与讨论

2.1 单波段 SIF 与 DI 的相关性分析

对归一化处理后的 O_2-B , O_2-A , 和 719 nm 水汽吸收 (H_2O) 三个波段处的冠层 SIF_p 强度分别与反射率光谱指数 NDVI 和 MTCI 进行融合, 分析三个单波段处 SIF_p 以及融合 NDVI 和 MTCI 后的 SIF_p-NDVI , SIF_p-MTCI , $SIF_p-NDVI * MTCI$ 与 DI 的关系(图 1—图 4)。

通过图 1—图 4 可见, O_2-B , O_2-A 和 H_2O 三个波段处的 SIF_p 均与 DI 呈极显著负相关关系。这是由于小麦在受到条形杆锈菌侵染后, 随着小麦条锈病病情指数的不断上升, 叶绿素含量会迅速下降, 光合作用活性降低, 植被吸收光有效辐射 (absorbed photosynthetically active radiation absorbed by chlorophyll, $APAR_{chl}$) 也降低^[10-11], 而 $APAR_{chl}$ 是驱动 SIF 的主要动力^[10], 于是随着 $APAR_{chl}$ 的降低, SIF 强度也随之降低, SIF 与 DI 之间呈现负相关关系。

综合图 1—图 4 可见, 融合 NDVI, MTCI 的 SIF_p-NDVI , SIF_p-MTCI , $SIF_p-NDVI * MTCI$ 与 DI 的相关性较融合前的 SIF_p 均有不同程度的提高, 其中融合 NDVI 后, 单波段处 SIF_p 与 DI 的相关性平均提高了 12.2%, 融合 MTCI 后, 单波段处 SIF_p 与 DI 的相关性平均提高了 17.38%, 说明 SIF_p-MTCI 与小麦条锈病 DI 之间的相关性优于 SIF_p-NDVI 。同时融合 NDVI 和 MTCI 后, 单波段处 SIF_p ($SIF_p-NDVI * MTCI$) 与 DI 的相关性平均提高了 19.36%, 并且 $SIF_p-NDVI * MTCI$ 在单波段处与 DI 的相关系数相较于 SIF_p-

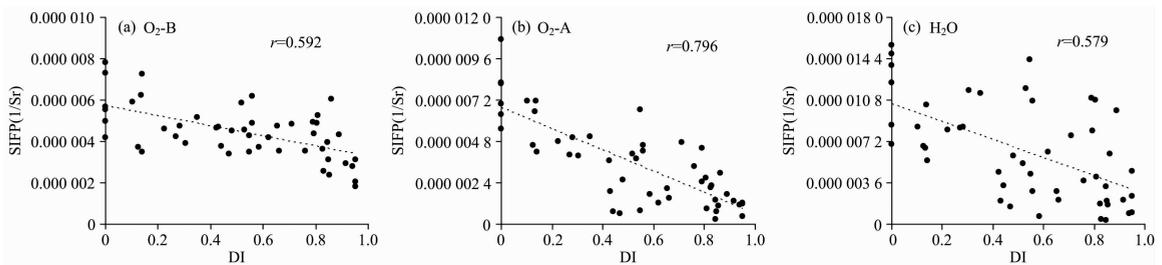


图 1 冠层 SIF_p 与 DI 相关性

注: 0.1% 的极显著水平, $R_{0.001[50]}=0.451$, 下同

Fig. 1 Correlation between SIF_p and DI in the canopy

Note: extremely significant level of 0.1%, $R_{0.001[50]}=0.451$, same as below

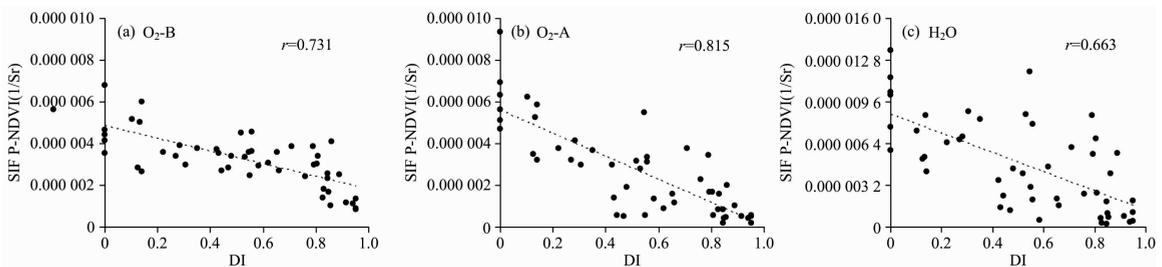


图 2 冠层 SIF_p-NDVI 与 DI 相关性

Fig. 2 Correlation between SIF_p-NDVI and DI in canopy

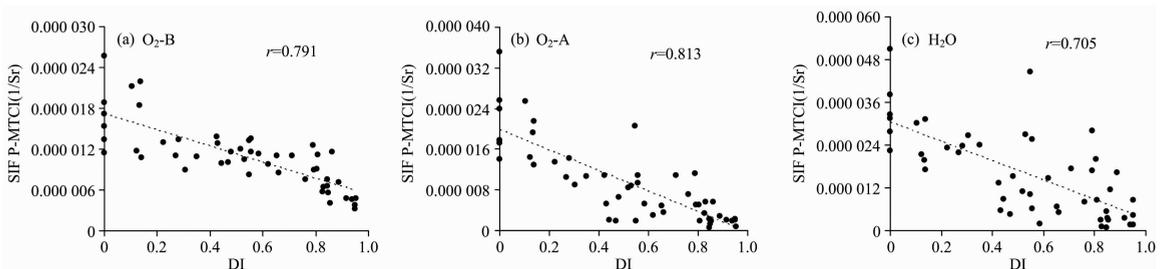


图 3 冠层 SIF_p-MTCI 与 DI 相关性

Fig. 3 Correlation between SIF_p-MTCI and DI in canopy

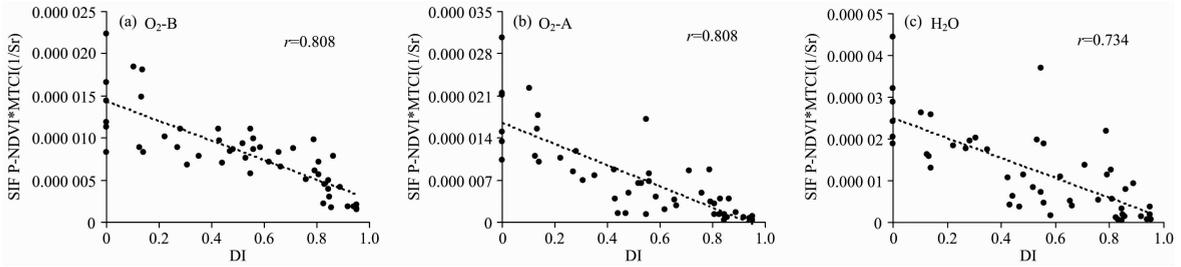


图 4 冠层 SIF_p-NDVI * MTCI 与 DI 相关性

Fig. 4 Correlation between SIF_p-NDVI * MTCI and DI in canopy

NDVI 和 SIF_p-MTCI 分别平均提高了 6.39%，1.69%。因此，同时融合 NDVI 和 MTCI 更有利于提高 SIF_p 与 DI 的相关性。

由图 2 和图 3 可见，利用 NDVI 和 MTCI 处理后的 O₂-B 波段处的 SIF_p-NDVI, SIF_p-MTCI 与小麦条锈病 DI 的相关性较原式 SIF_p 提高最为明显，其中 SIF_p-NDVI 提高了 23.48%，SIF_p-MTCI 提高了 33.61%。这是由于 O₂-B 波段冠层 SIF 的再吸收效应会随着叶面积指数的增大而增强，并且 O₂-B 波段处冠层 SIF 强度与 APAR_{chl} 的关系随叶绿素含量变化而变化^[10]。因此，在融合 NDVI 和 MTCI 后，O₂-B 波段处 SIF_p 与 DI 的相关性显著提高。在 O₂-A 波段，利用反射率光谱指数处理前后 SIF_p 与小麦条锈病 DI 的相关性提高最小，其中 SIF_p-NDVI 提高了 2.39%，SIF_p-MTCI 提高了 2.14%。这是由于 O₂-A 波段处冠层 SIF 强度与 APAR_{chl} 之间的关系不受叶绿素含量的影响，并且该波段处冠层 SIF 的再吸收效应可以忽略不计^[10]。因此，经反射率光谱指数处理后，O₂-A 波段处 SIF_p 与 DI 的相关性提高较小。

2.2 模型构建与精度评价

本文将 50 个原始数据(44 个染病样本，6 个健康样本)

随机分成两部分，其中 32 个数据(28 个染病样本，4 个健康样本)作为训练样本进行模型的构建，剩余的 18 个数据(16 个染病样本，2 个健康样本)作为验证样本用来评价模型的精度。上述随机分组重复进行 3 次(记为 I 组、II 组、III 组)，分别利用这三组数据建立小麦条锈病 DI 监测模型，并采用保留样本交叉检验方式对模型精度进行评价。

RFR 算法中决策树的数量(ntree)与分割节点分割变量数(mtry)的确定是重点，在保证预测结果可靠的前提下兼顾计算效率，通过多次仿真确定 ntree 为 5 000，mtry 为自变量个数的三分之一(取整)。在 RFR 参数确定的基础上，分别以 O₂-B, O₂-A, H₂O 三个波段线性组合的原始 SIF_p 以及融合 NDVI 和 MTCI 后的 SIF_p-NDVI, SIF_p-MTCI 和 SIF_p-NDVI * MTCI 为自变量，以小麦条锈病 DI 为因变量，基于 RFR 算法构建小麦条锈病 DI 监测模型，并将均方根误差(root mean square error, RMSE)和决定系数(coefficient of determination, R²)作为模型精度评价指标比较分析反射率光谱指数对 SIF_p 处理前后小麦条锈病的遥感监测精度的影响。模型预测结果见图 5—图 8，其中实线表示 1 : 1 关系线，虚线表示 DI 的实测值与预测值拟合的回归线。

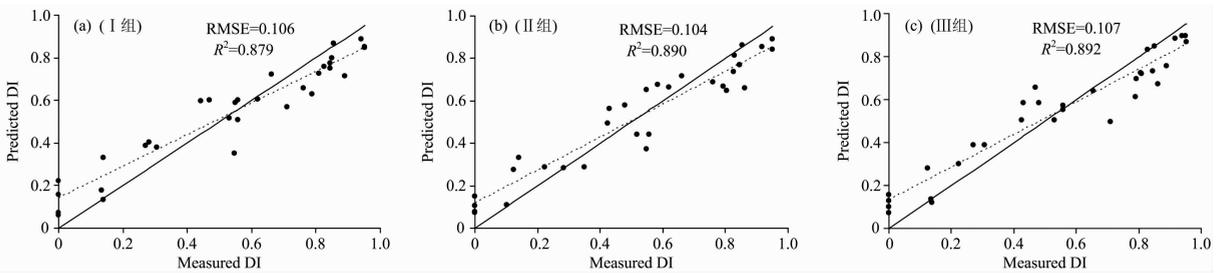


图 5 以 SIF_p 为自变量的小麦条锈病监测模型

Fig. 5 Monitoring model of wheat stripe rust with SIF_p as independent variable

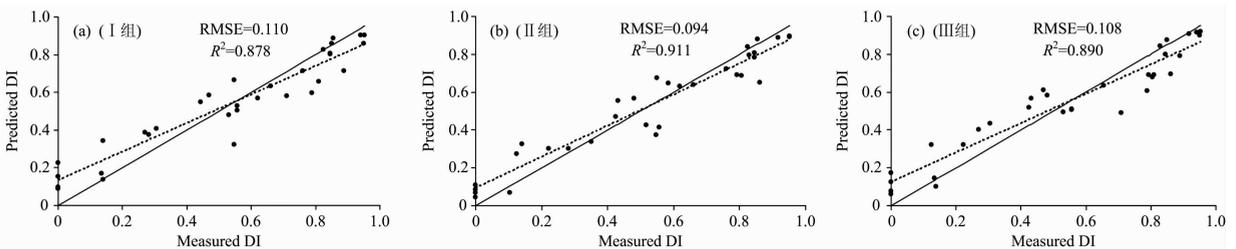


图 6 以 SIF_p-NDVI 为自变量的小麦条锈病监测模型

Fig. 6 Monitoring model of wheat stripe rust with SIF_p-NDVI as independent variable

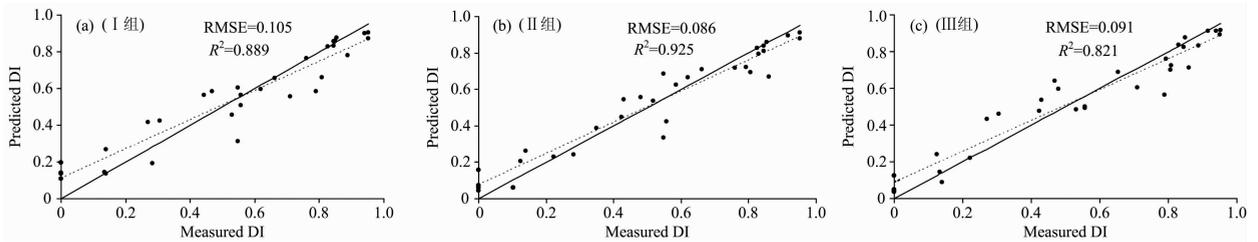


图 7 以 SIF_p-MTCI 为自变量的小麦条锈病监测模型

Fig. 7 Monitoring model of wheat stripe rust with SIF_p-MTCI as independent variable

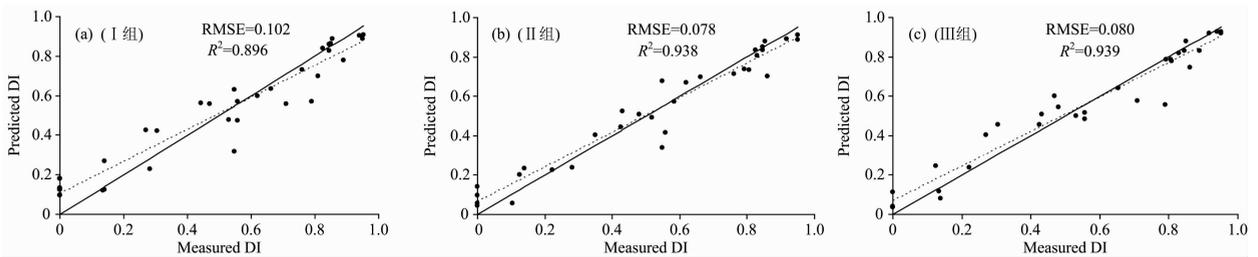


图 8 以 SIF_p-NDVI * MTCI 为自变量的小麦条锈病监测模型

Fig. 8 Monitoring model of wheat stripe rust with SIF_p-NDVI * MTCI as independent variable

从图 6 可见，在第 II 组训练数据中，以 SIF_p-NDVI 为自变量构建的条锈病监测模型的预测 DI 值和实测 DI 间的 R^2 为 0.911，较同组 SIF_p 提高了 2.36%。在第 I 组和第 III 组训练数据中，SIF_p-NDVI 的建模精度较 NDVI 处理前的同组 SIF_p 基本没有变化。从图 7 可见，三组训练数据中，利用 MTCI 处理后的 SIF_p-MTCI 为自变量构建的小麦条锈病遥感监测模型预测 DI 值和实测 DI 值间的 R^2 较同组 SIF_p 分别提高了 1.14%，3.93% 和 3.25%，RMSE 分别降低了 0.94%，17.31% 和 14.95%。这是由于 NDVI 与 LAI 具有良好的线性关系，利用 NDVI 处理 SIF_p 可以将叶面积指数这一冠层结构参数变化与 SIF_p 的相融合，MTCI 可准确反演植被的叶绿素含量，利用 MTCI 处理 SIF_p 可以将叶绿素含量变化与 SIF_p 融合，二者均可增强 SIF_p 与 DI 之间的相关性，从而提高小麦条锈病遥感监测模型的精度。结合图 6 和图 7，可以看出以 SIF_p-MTCI 为自变量构建的小麦条锈病遥感监测模型的精度优于 SIF_p-NDVI，三个样本组中预测 DI 值和实测 DI 值间的平均 R^2 提高了 2.13%，平均 RMSE 降低了 9.62%。由图 8 可以看到，在三组训练数据中，以融合 NDVI 和 MTCI 的单波段 SIF_p(SIF_p-NDVI * MTCI) 为自变量构建的小麦条锈病遥感监测模型的预测 DI 值和实测 DI 值间的平均 R^2 比 SIF_p，SIF_p-NDVI 和 SIF_p-MTCI 分别提高了 4.17%，3.47% 和 1.32%，平均 RMSE 分别降低了 17.92%，16.35% 和 7.45%。且其拟合回归线也较 SIF_p，SIF_p-NDVI 和 SIF_p-MTCI 更接近 1:1 关系线。一定程度上减弱了冠层几何结构和叶绿素重吸收对 SIF_p 的影响，提高了小麦条锈病的遥感监测精度。

2.3 模型精度检验

利用三组验证样本数据，得到以融合不同反射率光谱指数的单波段 SIF_p 线性组合为自变量，基于 RFR 算法构建模

型的 R^2 和 RMSE 统计结果(表 1)。由表 1 可见，在三组验证样本数据中，以 SIF_p-NDVI，SIF_p-MTCI 为自变量构建的小麦条锈病遥感监测模型预测 DI 值和实测 DI 间的平均 R^2 较原始 SIF_p 分别提高了 1.52% 和 5.26%，平均 RMSE 分别降低了 4.31% 和 18.10%。以 SIF_p-MTCI 为自变量构建的模型预测 DI 值和实测 DI 值间的 R^2 较 SIF_p-NDVI 平均 R^2 提高了 3.69%，平均 RMSE 降低了 14.41%。单波段 SIF_p-NDVI * MTCI 线性组合建模结果表现最优，其平均 R^2 为 0.917，平均 RMSE 为 0.085，较 SIF_p，SIF_p-NDVI 和 SIF_p-MTCI 平均 R^2 分别提高了 7.25%，5.65% 和 1.89%，RMSE 分别降低了 26.72%，23.42% 和 10.53%。叶面积指数的变化会影响麦叶进行光合作用的面积，叶绿素含量是重吸收效应的主要影响因素。NDVI 和 MTCI 分别对叶面积指数、叶绿素含量的变化响应敏感，当同时融合 NDVI 和 MTCI 后，可以降低作物群体生物量对 SIF_p 的影响，这一点通过 O₂-B，O₂-A，H₂O 三个单波段处的 SIF_p 与 DI 相关性显著提高可证实。因此，融合 NDVI 和 MTCI 基于 SIF_p 的单波段线性组合建模精度提高最显著。

表 1 模型精度检验

Table 1 Model accuracy test

组别	数据处理	SIF _p	SIF _p -NDVI	SIF _p -MTCI	SIF _p -NDVI * MTCI
I 组	RMSE	0.114	0.109	0.075	0.053
	R ²	0.866	0.877	0.941	0.971
II 组	RMSE	0.120	0.118	0.115	0.108
	R ²	0.853	0.859	0.866	0.882
III 组	RMSE	0.114	0.107	0.096	0.093
	R ²	0.846	0.867	0.892	0.899

3 结 论

在利用 3FLD 算法提取 O_2 -B、 O_2 -A 及 H_2O 三个波段冠层 SIF 强度并对其归一化处理(SIF_p)的基础上, 分别以 NDVI 和 MTCI 对 SIF_p 处理前后的冠层叶绿素荧光 SIF_p、SIF_p-NDVI、SIF_p-MTCI 和 SIF_p-NDVI * MTCI 为自变量, 小麦条锈病 DI 为因变量, 基于 RFR 算法构建了小麦条锈病遥感监测模型。结果表明: (1) O_2 -B、 O_2 -A、 H_2O 三个波段处 SIF_p 与 DI 均呈现极显著负相关关系, 分别利用 NDVI 和 MTCI 两个反射率光谱指数对 SIF_p 进行处理后, O_2 -B、 O_2 -A、 H_2O 三个波段处 SIF_p 与 DI 的相关性均有不同程度的提高, 其中 O_2 -B 波段处相关性提高最显著, 平均提高 28.55%, H_2O 波段处相关性平均提高 18.13%, O_2 -A 波段处相关性提高最小, 平均仅提高 2.26%。同时融合 NDVI 和 MTCI 两个反射率光谱指数后, O_2 -B 波段处 SIF_p 与 DI 的相关性与 O_2 -A 波段一致, R 均达到 0.808, H_2O 处 R 也达到 0.734, 相较于未融合时, R 分别提高 36.49%, 1.51%, 26.77%。(2) 在验证样本数据中, 单波段 SIF_p-NDVI 线性组合和单波段 SIF_p-MTCI 线性组合建模精度较单波段 SIF_p 线

性组合均有所提高, R^2 分别平均提高 1.52%, 5.26%。在训练样本数据中, 单波段 SIF_p-MTCI 线性组合较单波段 SIF_p 线性组合建模的 R^2 平均提高 2.77%, 但以单波段 SIF_p-NDVI 线性组合为自变量出现与以单波段 SIF_p 线性组合为自变量所构建的模型精度基本没有变化的情况。可见, 无论是验证样本还是训练样本, 单波段 SIF_p-NDVI 线性组合均低于单波段 SIF_p-MTCI 线性组合的建模精度, 且前者建模的稳定性也逊色于后者。(3) 以单波段 SIF_p-NDVI * MTCI 线性组合为自变量构建的模型表现最优, R^2 最高可达 0.971, RMSE 最低为 0.053, 说明同时融合比单一融合 NDVI 和 MTCI 两个反射率光谱指数更有利于提高基于 SIF 的小麦条锈病 DI 监测模型的精度。

由于观测数据有限, 仅使用了小麦冠层光谱数据反演单波段 SIF 以及利用其线性组合建模, 并未对小麦单叶光谱数据进行研究, 因此, 单叶单波段 SIF 建模精度是否与冠层一致, 融合 NDVI 与 MTCI 后建模精度是否提高, 需要在未来工作中进一步验证。叶绿素荧光信号微弱, 并且其反演又依赖于吸收波段的信息, 大气辐射传输的影响不可忽视, 因此本研究结论在塔基平台和卫星影像获取的数据中是否成立, 有待研究。

References

- [1] MIN Wen-jiang, LÜ Jun-hai, DONG Zhi-ping, et al(闵文江, 吕军海, 董志平, 等). Modern Rural Science and Technology(现代农村科技), 2019, (10): 108.
- [2] CHEN Si-yuan, JING Xia, DONG Ying-ying, et al(陈思媛, 竞霞, 董莹莹, 等). Remote Sensing Technology and Application(遥感技术与应用), 2019, 34(3): 511.
- [3] Ashourloo D, Mobasheri M R, Huete A. Remote Sensing, 2014, 6(6): 4723.
- [4] XU Ling-ling(许凌凌). Journal of Yichun University(宜春学院学报), 2019, 41(6): 76.
- [5] ZHANG Zhao-ying, WANG Song-han, QIU Bo, et al(章钊颖, 王松寒, 邱博, 等). Journal of Remote Sensing(遥感学报), 2019, 23(1): 37.
- [6] JING Xia, ZHANG Teng, BAI Zong-fan, et al(竞霞, 张腾, 白宗璠, 等). Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery(农业机械学报), 2020, 51(11): 253.
- [7] ZHAO Ye, JING Xia, HUANG Wen-jiang, et al(赵叶, 竞霞, 黄文江, 等). Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析), 2019, 39(9): 2739.
- [8] JING Xia, LÜ Xiao-yan, ZHANG Chao, et al(竞霞, 吕小艳, 张超, 等). Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery(农业机械学报), 2020, 51(6): 191.
- [9] BAI Zong-fan, JING Xia, ZHANG Teng, et al(白宗璠, 竞霞, 张腾, 等). Acta Agronomica Sinica(作物学报), 2020, 46(8): 1248.
- [10] Du S S, Liu L Y, Liu X J, et al. Remote Sensing, 2017, 9(9): 911.
- [11] Porcar-Castell A, Tyystjärvi E, Atherton J, et al. Journal of Experimental Botany, 2014, 65(15): 4065.
- [12] General Administration of Quality Supervision Inspection and Quarantine of the People's Republic of China(中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局). GB/T 15795—2011 Rules for Monitoring and Forecast of the Wheat Stripe Rust (*Puccinia Strii formis* West) (GB/T 15795—2011 小麦条锈病测报技术规范). Beijing: Standards Press of China(北京: 中国标准出版社), 2011.
- [13] Liu L Y, Liu X J, Hu J C. European Journal of Remote Sensing, 2015, 48: 743.
- [14] Goulas Y, Fournier A, Daumard F, et al. Remote Sensing, 2017, 9(1): 97.
- [15] Liu X J, Guanter L, Liu L Y, et al. Remote Sensing of Environment, 2019, 231.
- [16] GUO Yun-kai, LIU Yun-ling, ZHANG Xiao-jiong, et al(郭云开, 刘雨玲, 张晓炯, 等). Engineering of Surveying and Mapping(测绘工程), 2019, 28(6): 17.

Monitoring of Wheat Stripe Rust Based on Integration of SIF and Reflectance Spectrum

DUAN Wei-na^{1,2}, JING Xia^{1*}, LIU Liang-yun², ZHANG Teng¹, ZHANG Li-hua³

1. College of Geomatics, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China

2. Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China

3. College of Arts and Sciences, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China

Abstract Solar-induced chlorophyll fluorescence (SIF) can sensitively reflect crop disease stress information, but the geometric structure of canopy and other factors seriously affected the ability of SIF to capture changes in photosynthetic function and stress status of vegetation. Therefore, in this paper, the normalized difference vegetation index (NDVI) and MERIS terrestrial chlorophyll index (MTCI), which can sensitively reflect crop biomass, were integrated with SIF_p (SIF_p-NDVI, SIF_p-MTCI, SIF_p-NDVI * MTCI), and the remote sensing monitoring accuracy of SIF on wheat stripe rust before and after the integration was compared and analyzed. The results show that: (1) at the O₂-B, O₂-A and H₂O absorption at 719 nm bands, integrated reflectance spectral indices of SIF_p-NDVI, SIF_p-MTCI and SIF_p-NDVI * MTCI showed different improvements in correlation with disease index (DI) than SIF_p. The O₂-B band increased the most significantly, by 23.48%, 33.61% and 36.49% respectively, while the O₂-A band increased the least by 2.39%, 2.14% and 1.51%, respectively. (2) If SIF_p-NDVI and SIF_p-MTCI were regarded as independent variables respectively, the averaged R² value of the prediction model based on random forest regression (RFR) algorithm were increased by 1.15% and 4.02%, and the averaged RMSE value were decreased by 2.7% and 14.41%, respectively, compared to those with SIF_p as the independent variable. (3) The prediction model based on SIF_p-NDVI * MTCI gave the best performance with an R² value 5.74% higher than that of SIF_p, and an RMSE value 22.52% lower than that of SIF_p. The results of this paper are of great significance to improve the accuracy of remote sensing monitoring of wheat stripe rust and have a certain reference value for disease monitoring of other crops.

Keywords Wheat stripe rust; Solar-induced chlorophyll fluorescence; Integration; Reflectance spectral index; Random forest regression

(Received Jan. 31, 2021; accepted Mar. 6, 2021)

* Corresponding author