

基于分数阶微分光谱指数的小麦条锈病遥感监测模型构建

竞霞¹, 张腾¹, 邹琴¹, 闫菊梅¹, 董莹莹²

(1. 西安科技大学测绘科学与技术学院, 西安 710054; 2. 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100094)

摘要: 为提高小麦条锈病的遥感监测精度, 该研究利用分数阶微分能够突出光谱的细微信息以及描述光谱数据间微小差异的优势, 在对条锈病胁迫下小麦冠层光谱数据进行分数阶微分处理的基础上, 构建了两波段和三波段分数阶微分光谱指数, 并将其应用于小麦条锈病的遥感探测。研究表明, 1.2 阶次微分光谱与小麦条锈病冠层病情严重度的相关性最高, 较原始反射率光谱、一阶微分光谱和二阶微分光谱分别提高了 20.9%、3.9% 和 20.5%; 基于分数阶微分光谱指数的最优分数阶次及其对应波长构建的三波段分数阶微分光谱指数对小麦条锈病的探测能力优于两波段分数阶微分光谱指数, 其中分数阶微分光谱指数与冠层病情严重度的相关系数达到 0.875; 以分数阶微分光谱指数为自变量构建的高斯过程回归 (Gaussian Process Regression, GPR) 模型对小麦条锈病冠层病情严重度的预测精度优于反射率光谱指数, 其训练数据集及验证数据集病情指数 (Disease Index, DI) 预测值和实测值间的决定系数较反射率光谱指数分别提高了 3.8% 和 19.1%。研究结果可为进一步实现作物健康状况大面积高精度遥感监测提供参考。

关键词: 遥感; 模型; 分数阶微分; 光谱指数; 高斯过程回归; 小麦条锈病

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.17.016

中图分类号: S512.1+1

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2021)-17-0142-10

竞霞, 张腾, 邹琴, 等. 基于分数阶微分光谱指数的小麦条锈病遥感监测模型构建[J]. 农业工程学报, 2021, 37(17): 142-151. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.17.016 http://www.tcsae.org

Jing Xia, Zhang Teng, Zou Qin, et al. Construction of remote sensing monitoring model of wheat stripe rust based on fractional-order differential spectral index[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2021, 37(17): 142-151. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.17.016 http://www.tcsae.org

0 引言

小麦条锈病 (*Puccinia striiformis*) 是一种发病率高且危害范围广的气传真菌性病害, 严重影响了小麦的安全生产^[1], 获取小麦条锈病的发病状况信息对其病害的防控具有重要意义。高光谱遥感数据能够敏感反映不同病害胁迫状况的光谱差异, 为受胁迫植物的生理胁迫提供丰富的信息^[2], 被广泛用于作物病害状况的遥感探测^[3-5]。对反射率光谱数据进行微分处理能够增强光谱曲线在坡度上的细微变化, 消除部分线性和接近线性背景噪声对植被光谱的影响, 反映植被的本质特征^[6]。研究表明, 微分光谱较原始反射率光谱对作物病害胁迫程度更为敏感^[7], 在作物病害的识别与监测中得到了广泛应用^[8-9], 然而整数阶微分忽略了光谱的渐变信息, 在消除噪声的同时易造成信号缺失^[10], 影响了作物病害遥感探测精度。分数阶微分作为整数阶微分的拓展, 在分数阶次上对高光谱数据进行微分处理, 能够突出光谱的细微信息, 描述光谱数据间的微小差异^[11], 在一定程度上增强弱光谱的吸收特性, 保留更多有效信息^[12]。已有研究表明分数阶微分能够提高土壤有机质含量^[13]、电导率^[14]、作物氮含量^[15]和叶绿素含量^[16]的估算精度。

以线性或非线性形式对相关波段进行组合所构成的光谱指数能够捕获弱光谱信号、增强敏感信息、减少相关噪声的干扰, 凸显作物病害的生理生化过程^[17], 因此一些学者也构建了具有特定用途的光谱指数。Zhao 等^[18]基于两波段组合的方式构建了用于估算氮营养指数的归一化差值光谱指数 (Normalized Difference Spectral Index, NDSI) 和土壤调节植被指数 (Soil-Adjusted Vegetation Index, SAVI), 基于新构造的 NDSI 与 SAVI 指数能够较好地估算氮素营养状况。Feng 等^[19]利用 584 和 550 nm 两个绿光波段构建了用于小麦白粉病监测的双绿简单比值指数 (Dual-Green Simple Ratio, DGSR) 和双绿归一化差值指数 (Dual-Green Normalized Difference, DGND), 研究表明与传统的植被指数相比, 双绿指数能更好地监测小麦白粉病。Zhang 等^[20]应用随机森林法筛选了对镰刀菌枯萎病敏感的光谱波段, 在此基础上构建了新型镰刀菌病指数, 发现该指数能够较好地预测镰刀菌枯萎病的严重程度。已有作物病害监测指数主要是利用反射率光谱^[21-22]或整数阶微分光谱^[23-25]计算, 而原始光谱中存在噪声以及整数阶微分会在一定程度上丢失待测对象的有用信息, 均影响了作物病害的遥感监测精度。分数阶微分能够保留更多的光谱信息^[12], 突出不同胁迫程度下的光谱差异, 弱化土壤背景的影响。

综上, 本研究在对小麦冠层光谱数据进行分数阶微分处理及分析不同分数阶次对小麦条锈病冠层病情严重程度敏感性的基础上, 构建了两波段和三波段分数阶微分

收稿日期: 2020-11-05 修订日期: 2021-06-12

基金项目: 国家自然科学基金项目 (42171394, 41601467, 52079103)

作者简介: 竞霞, 博士, 副教授, 研究方向为高光谱遥感应用。

Email: jingxiaust@163.com

光谱指数，利用最大相关系数优选的分数阶微分光谱指数作为自变量，基于高斯过程回归算法构建了小麦条锈病冠层病情严重度的遥感探测模型，并将其与反射率光谱指数构建的模型进行对比分析，验证本研究所构建的分数阶微分光谱指数监测小麦条锈病冠层病情严重度的有效性，以期为田间小麦条锈病害程度的快速、精确预测和精准施药提供理论依据，并为其他作物病害的遥感监测提供技术参考。

1 材料与方法

1.1 试验方案

本研究于 2018 年在中国农业科学院廊坊科研中试基地进行小麦条锈病小区控制试验，按照每组 220 m² 的面积将试验区设置为 2 个染病组（每组 8 个样方，每个样方 3 m×7 m）和 2 个健康对照组（每组 8 个样方，每个样方 3 m×7 m）。2017 年 10 月 4 日以 113 棵/m² 的密度播种高感条锈病的小麦品种“铭贤 169 号”。小麦条锈病接种使用的孢子水悬浮液的浓度为 0.9 mg/L，2018 年 4 月 9 日通过喷雾的方式进行研究区内小麦条锈病的人工接种。

1.2 数据采集

1.2.1 小麦冠层光谱测定

本研究利用 ASD FieldSpec 4 近地光谱仪于 2018 年 5 月 15 日、18 日、24 日和 30 日 4 个时期测量了小麦条锈病不同发病状况下的冠层辐亮度数据，所有测试在北京时间 11:00—13:30 之间的无云状况下进行。每个样方每次均取固定位置的 1 m² 进行观测，测量时光纤探头的高度距离小麦冠层约 1.0 m 左右，每次测量前后均用标准 BaSO₄ 参考板对冠层辐亮度数据进行校正，以每个采样点 10 次测量的平均值作为该样方冠层光谱值。

1.2.2 病情指数调查

在面积约 1 m² 的范围内按照对角线方式选取 5 个样本点，每个样本点调查 30 株小麦单叶病情严重度，并参照国家标准小麦条锈病测报技术规范（GB/T 15795）^[26] 将单叶病情严重度按照 0、1%、10%、20%、30%、45%、60%、80% 和 100% 分为 9 个梯度级，利用式（1）计算样本冠层的病情指数（Disease Index, DI）^[27]。

$$DI = \frac{\sum_{i=0}^9 x_i \cdot g_i}{n \cdot \sum_{i=0}^9 g_i} \quad (1)$$

式中 DI 为小麦条锈病冠层病情指数，x_i 为各梯度级值，n 为最大梯度级值，g_i 为 i 梯度级值所对应的叶片数。

1.3 分数阶微分

分数阶微分是基于 Grünwald-Letnikov 一元函数差分实现的^[28]，是对整数阶微分的扩展，具体计算如式（2）所示。

$$d^\alpha f(\lambda) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{1}{h^\alpha} \sum_{m=0}^{(t-s)/h} (-1)^m \frac{\Gamma(\alpha+1)}{m! \Gamma(\alpha-m+1)} f(\lambda-mh) \quad (2)$$

式中 λ 为高光谱波长，nm；f(λ) 为 λ 的函数，α 为分数阶

次，α=0,1,2 分别表示原始光谱、一阶微分光谱和二阶微分光谱，h 为步长，t 与 s 分别表示分数阶微分的上限和下限，m ∈ [0, $\frac{t-s}{h}$]，Γ 为 Gamma 函数。本研究中，将步

长 h 设置为 1，s 与 t 分别设置为起止波长，令 t-s=k，则 m ∈ [0, k]，式（2）可表示为

$$\begin{aligned} \frac{d^\alpha f(\lambda)}{d\lambda^\alpha} \approx & f(\lambda) + (-\alpha)f(\lambda-1) + \frac{(-\alpha)(-\alpha+1)}{2} f(\lambda-2) \\ & + \dots + \frac{\Gamma(-\alpha+1)}{k!(-\alpha+k+1)} f(\lambda-k) \end{aligned} \quad (3)$$

由式（3）可知，当阶次为 1 时，λ+1 处的微分值仅与 λ 处的微分值相关，而阶次为分数时，λ+1 处的微分值则考虑了前面所有 λ 的影响^[31]，因此，以分数阶微分对光谱进行处理可保留更多的光谱特征。

1.4 分数阶微分光谱指数

为了构建适合于小麦条锈病遥感探测的分数阶微分光谱指数，本研究在对小麦冠层反射率光谱数据进行分数阶微分处理的基础上，参考已有光谱指数的构建方法^[29-31]，分别构建 3 种两波段分数阶微分光谱指数，即分数阶微分差值指数（Fractional-order differential Difference Index, FDI）、分数阶微分比值指数（Fractional-order differential Ratio Index, FRI）和分数阶微分归一化差值指数（Fractional-order differential Normalized Difference Index, FNDI）；3 种三波段分数阶微分光谱指数，即分数阶微分改进差值指数（Improved Fractional-order differential Difference Index, IFDI）、分数阶微分改进比值指数（Improved Fractional-order differential Ratio Index, IFRI）和分数阶微分光化学指数（Photochemical Fractional-order differential Reflectance Index, PFRI）。各指数具体计算如式（4）~式（9）所示。

$$FDI = \rho_{\lambda_1}^\alpha - \rho_{\lambda_2}^\alpha \quad (4)$$

$$FRI = \frac{\rho_{\lambda_1}^\alpha}{\rho_{\lambda_2}^\alpha} \quad (5)$$

$$FNDI = \frac{(\rho_{\lambda_1}^\alpha - \rho_{\lambda_2}^\alpha)}{(\rho_{\lambda_1}^\alpha + \rho_{\lambda_2}^\alpha)} \quad (6)$$

$$IFDI = \rho_{\lambda_1}^\alpha - \rho_{\lambda_2}^\alpha + \rho_{\lambda_3}^\alpha \quad (7)$$

$$IFRI = \frac{\rho_{\lambda_1}^\alpha}{(\rho_{\lambda_2}^\alpha + \rho_{\lambda_3}^\alpha)} \quad (8)$$

$$PFRI = \frac{(\rho_{\lambda_1}^\alpha - \rho_{\lambda_2}^\alpha)}{(\rho_{\lambda_1}^\alpha + \rho_{\lambda_3}^\alpha)} \quad (9)$$

式中 ρ 为光谱反射率；波长 λ₁ ≠ λ₂ ≠ λ₃。

1.5 反射率光谱指数计算

光谱指数在冠层尺度上能够很好地表征植被的结构特征，对胁迫引起的生理生化变化较敏感。小麦受到条锈病菌侵染后，其内部生化组份含量及外部表现形态均发生不同程度的变化^[32]。一些学者利用原始光谱构造了大量能够反映作物生物物理变化和生物化学变化的光谱指数，本研究根据已有的研究结果^[33]选取对小麦

条锈病敏感的 8 个光谱指数, 包括反映叶面积的改进光谱比指数 (Modified Simple Ratio, MSR)、对色素较为敏感的结构独立色素指数 (Structural Independent Pigment Index, SIPI)、归一化叶绿素指数 (Normalized Pigment Chlorophyll Index, NPCI)、花青素指数 (Anthocyanin Reflectance Index, ARI)、改进叶绿素吸收指数 (Modified Chlorophyll Absorption Reflectance Index, MCARI)、对水分含量有较好的表征作用的比值植被结构指数 (Ratio Vegetation Structure Index, RVSII)、反映光合作用的光化学指数 (Photosynthetic Reflectance Index, PRI) 和生理反射指数 (Physiological Reflectance Index, PhRI), 各指数的计算方法如表 1 所示。

表 1 反射率光谱指数计算方法

光谱指数 Spectral indices	计算方法 Calculating methods
改进光谱比指数 Modified Simple Ratio (MSR)	$(\rho_{800} / \rho_{670} - 1) / (\rho_{800} / \rho_{670} + 1)^{1/2}$
结构独立色素指数 Structural Independent Pigment Index (SIPI)	$(\rho_{800} - \rho_{445}) / (\rho_{800} - \rho_{680})$
归一化叶绿素指数 Normalized Pigment Chlorophyll Index (NPCI)	$(\rho_{680} - \rho_{430}) / (\rho_{680} + \rho_{430})$
花青素指数 Anthocyanin Reflectance Index (ARI)	$1 / \rho_{550} - 1 / \rho_{700}$
改进叶绿素吸收指数 Modified Chlorophyll Absorption Reflectance Index (MCARI)	$[(\rho_{701} - \rho_{671}) - 0.2(\rho_{701} - \rho_{549})] / (\rho_{701} / \rho_{671})$
比值植被结构指数 Ratio Vegetation Structure Index (RVSII)	$[(\rho_{712} + \rho_{752}) / 2] - \rho_{732}$
光化学指数 Photosynthetic Reflectance Index (PRI)	$(\rho_{570} - \rho_{531}) / (\rho_{570} + \rho_{531})$
生理反射指数 Physiological Reflectance Index (PhRI)	$(\rho_{550} - \rho_{531}) / (\rho_{550} + \rho_{531})$

注: ρ 为光谱反射率, 下标数字为波长。

Note: ρ is the spectral reflectance, subscript number is the wavelength.

1.6 模型构建方法与精度评价指标

高斯过程回归 (Gaussian Process Regression, GPR) 是一种基于核的机器学习方法, 可用于处理非线性回归问题, 在小样本、高维度问题上具有较好的适用性和泛化能力^[34]。对于给定的训练集样本, GPR 首先假设实测值与预测值之间的噪声, 获取实测值的先验分布以及实测值与预测值的联合先验分布, 随后计算得出预测值的

后验分布, 最后利用未知样本的输入变量, 结合后验均值和后验方差预测其输出值。为消除不同输入变量之间因量纲不同对建模过程的影响, 本研究在建模前对模型输入的特征因子进行了标准化处理。

利用 Kennard-Stone 算法^[35]将试验获取的 78 个样本随机分为训练集和验证集, 其中训练集样本 56 个, 验证集样本 22 个。训练集样本应用于分析分数阶微分光谱对条锈病冠层病情严重度的敏感性、构建分数阶微分光谱指数及条锈病遥感探测模型, 验证集样本仅用于模型的精度评价。应用预测病情指数与实测病情指数之间的决定系数 (R^2), 均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 和相对分析误差 (Relative Prediction Deviation, RPD) 3 个指标评价高斯过程回归模型的精度。 R^2 越大, RMSE 越低, 模型预测精度越高; RPD 是一种相对性的评价指标, 当 $RPD < 1.4$ 时, 模型预测结果较差且不可靠; 当 $1.4 \leq RPD \leq 2.0$ 时, 表明模型预测能力一般; 当 $2.0 < RPD \leq 2.5$ 时, 模型具有较好的预测能力; 当 $RPD > 2.5$ 时, 说明模型的预测能力很好且结果可靠。RPD 的计算如式 (10) 所示。

$$RPD = \frac{\text{std}_p}{\text{RMSE}_p} \quad (10)$$

式中 std_p 为验证集预测结果标准差, RMSE_p 为验证集均方根误差。

2 结果与分析

2.1 分数阶微分光谱与病情严重度的相关性

本研究以阶次间隔为 0.1 对 78 个样本的 400~1000 nm 的光谱数据进行 0~2 阶分数阶微分处理, 并利用 56 个训练集样本进行分数阶微分光谱与小麦条锈病冠层病情严重度的相关性分析 (图 1)。由图 1 可知, 原始反射光谱 (阶次为 0) 与小麦条锈病冠层病情严重度在 600~700 nm 具有极显著正相关 ($P < 0.001$) 关系, 在 730~950 nm 波段范围内达到极显著负相关水平。当阶次从 0 阶增加至 1.0 阶时, 分数阶微分光谱与小麦条锈病冠层病情严重度的相关性增加, 通过 0.1% 显著检验的波段明显增多, 主要集中在 425~525、550~685 和 937~958 nm 波段区间。当阶次从 1.0 阶增加到 1.3 阶时, 616~650 nm 区间通过 0.1% 显著检验的波段逐渐减少, 当阶次大于 1.3 阶时, 相关系数曲线波动性逐步变大, 缺乏明显的规律性。

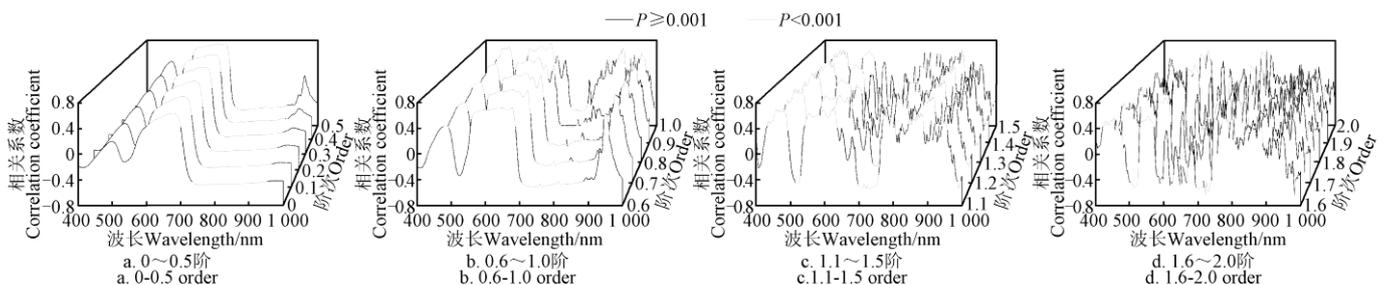


图 1 分数阶微分光谱与冠层病情指数的相关性

Fig. 1 Correlation between fractional-order differential spectrum and canopy disease index

在分析分数阶微分光谱与小麦条锈病冠层病情严重度关系的基础上,提取各分数阶光谱中与冠层病情严重度具有最大相关性的波段(表 2)。由表 2 可知,对反射率光谱数据进行微分处理,能够提高光谱对小麦条锈病冠层病情严重度的敏感性,一阶微分和二阶微分光谱与小麦条锈病冠层病情严重度的相关性较原始反射率光谱数据分别提高了 16.3%和 0.3%。分数阶微分处理后的光谱与冠层病情严重度的最大相关系数随着分数阶次的提升总体上先升高后降低。在分数阶次中,除 1.5 阶、1.8 阶和 1.9 阶次外,其余阶次与条锈病冠层病情严重度的最大相关系数均高于原始反射率,1.1 阶、

1.2 阶和 1.3 阶微分光谱与小麦条锈病冠层病情严重度的最大相关性则优于整数阶微分光谱,尤其以 481 nm 波长处的 1.2 阶微分光谱与小麦条锈病冠层病情严重度的相关性最高,较一阶微分光谱和二阶微分光谱与小麦条锈病冠层病情严重度的最大相关系数分别提高了 3.9%和 20.5%,较原始反射率光谱数据提高了 20.9%。此外 0.3~1.3 阶微分光谱与条锈病冠层病情严重度的相关性较其他阶次更优,并且最大相关系数均大于 0.7。综合图 1 和表 2 的分析结果,本研究选择 0.3~1.3 阶微分光谱及其对应波长分别构建两波段和三波段分数阶微分光谱指数。

表 2 分数阶微分光谱与冠层病情严重度的最大相关性及其对应波长

Table 2 Maximum correlation between fractional-order differential spectrum and canopy disease severity and the corresponding wavelength

阶次 Orders	相关系数 Correlation coefficient	波长 Wavelength/nm	阶次 Orders	相关系数 Correlation coefficient	波长 Wavelength/nm	阶次 Orders	相关系数 Correlation coefficient	波长 Wavelength/nm
0	0.637	676	0.7	0.722	634	1.4	0.697	646
0.1	0.669	670	0.8	0.724	628	1.5	-0.627	982
0.2	0.696	667	0.9	0.731	628	1.6	-0.652	982
0.3	0.717	667	1.0	0.741	628	1.7	-0.669	721
0.4	0.727	664	1.1	0.745	628	1.8	-0.622	721
0.5	0.731	643	1.2	0.770	481	1.9	0.635	760
0.6	0.728	637	1.3	0.751	481	2.0	0.639	760

2.2 分数阶微分光谱指数构建

2.2.1 两波段分数阶微分光谱指数

为了确定适合于小麦条锈病遥感探测的分数阶次及其对应波段,构建对小麦条锈病冠层病情严重度敏感的两波段分数阶微分光谱指数(即 FDI、FRI、FNDI),分别分析 0.3~1.3 阶次下分数阶微分光谱指数 FDI、FRI、FNDI 与小麦条锈病冠层病情严重度的相关性(图 2)。由图 2 可知,当阶次为 0.3~0.6 阶时,由波长 λ_1 的 450~500 nm 与波长 λ_2 的 405~480 nm 组合的区域以及由波长 λ_1 的 570~960 nm 与波长 λ_2 的 400~580 nm 组合的区域为指数 FDI 监测小麦条锈病的敏感区域。FRI 和 FNDI 对小麦条锈病冠层病情严重度的敏感区域较 FDI 大,在可见光波段和近红外波段均有分布,其中 FRI 的敏感区域重点分布在波长 λ_1 的 400~480 nm 与波

长 λ_2 的 445~505 nm、波长 λ_1 的 544~690 nm 与波长 λ_2 的 400~652 nm 以及波长 λ_1 的 721~925 nm 与波长 λ_2 的 766~1000 nm 的组合区间。指数 FNDI 对小麦条锈病冠层病情严重度的敏感区域主要集中在波长 λ_1 的 403~478 nm 和波长 λ_2 的 448~500 nm、波长 λ_1 的 607~688 nm 和波长 λ_2 的 400~652 nm 以及波长 λ_1 的 697~1000 nm 和波长 λ_2 的 568~694 nm 组合的区域。随着阶次的增加,3 种分数阶微分光谱指数对条锈病冠层病情严重度的敏感区域逐渐减小并呈现分散的态势,并且 FNDI 较 FRI 和 FDI 更为严重,当阶次大于 1.0 阶时,3 种分数阶微分光谱指数的敏感波段区间变得更加分散。在 0.3~1.3 阶微分下,指数 FDI、FRI 和 FNDI 与小麦条锈病冠层病情严重度的最大相关系数分别为 0.774、0.803 和 0.795。

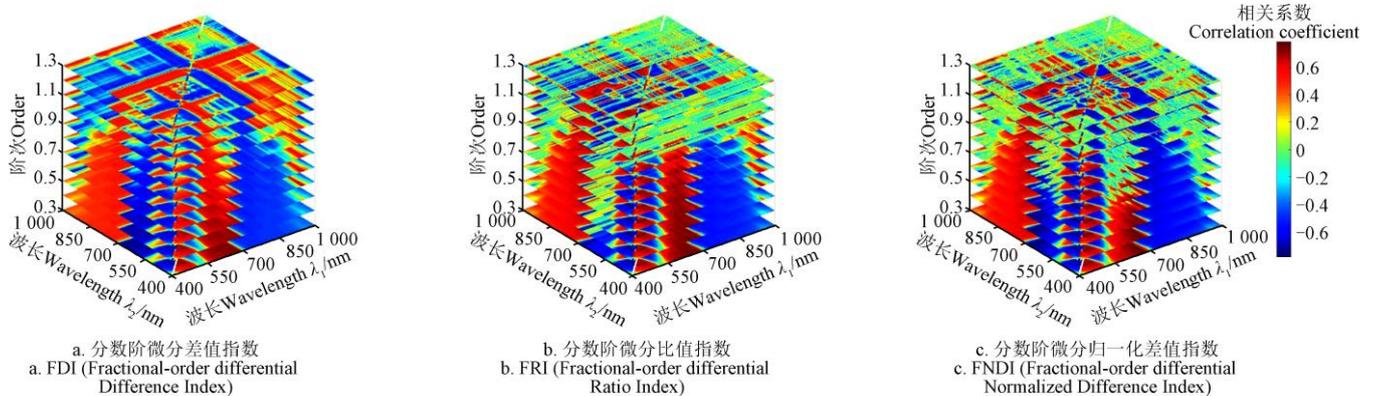


图 2 两波段分数阶微分光谱指数与冠层病情指数相关系数分布图

Fig.2 Distribution diagram of correlation coefficient between two-bands fractional-order differential spectral indices and canopy disease index

为筛选 3 种分数阶微分光谱指数的最优阶次及其对应波段, 确定分数阶微分光谱指数 FDI、FRI 和 FNDI 的具体表达形式, 本研究进一步提取了 0.3~1.3 阶次下 3 种分数阶微分光谱指数与小麦条锈病冠层病情严重度具有最大相关系数的波段组合(表 3)。由表 3 可知, 本研究构建的 3 种两波段分数阶微分光谱指数 FDI、FRI 和 FNDI 中, 指数 FRI 和 FNDI 与小麦条锈病冠层病情严重度的相关性优于 FDI, 这是因为随着小麦条锈病冠层病情严重度的增大, 叶面积减少, 土壤背景变得较为明显, 而 FDI 对土壤背景变化比较敏感^[36], FRI 和 FNDI 这两种光谱指数都是比值的形式, 能够在一定程度上减弱乘法

噪声对反射率光谱影响。0.3~0.6 阶次下分数阶微分光谱指数 FDI 与小麦条锈病冠层病情严重度的相关性优于一阶微分光谱指数, 最优阶次为 0.4 阶, 对应的波段组合为 481 和 475 nm。0.9 阶、1.1 阶、1.2 阶和 1.3 阶的光谱指数 FRI 与小麦条锈病冠层病情严重度的相关性优于 1.0 阶微分光谱指数 FRI, 其中指数 FRI 的最优阶次为 1.3 阶, 对应的波段组合为 478 和 622 nm。对于 FNDI, 除 1.3 阶外所有阶次分数阶微分光谱指数 FNDI 均优于整数阶次, 以 1.2 阶次微分光谱的 481 和 673 nm 两个波段构造的 FNDI 为最佳, 利用 1.2 阶构建的分数阶微分指数 FNDI 对小麦条锈病冠层病情严重度更为敏感。

表 3 两波段最佳分数阶微分光谱指数与冠层病情严重度相关系数及相应波段组合

Table 3 Correlation coefficient between the best two-bands fractional-order differential spectral indices and canopy disease severity and the corresponding band combination

阶次 Orders	FDI		FRI		FNDI	
	相关系数	波段组合	相关系数	波段组合	相关系数	波段组合
	Correlation coefficient	Band combination/nm	Correlation coefficient	Band combination/nm	Correlation coefficient	Band combination/nm
0.3	0.760	(481,475)	-0.778	(733,967)	0.790	(673,400)
0.4	0.774	(481,475)	0.778	(481,475)	0.794	(676,403)
0.5	0.759	(487,472)	-0.782	(454,463)	0.790	(679,403)
0.6	0.746	(682,475)	-0.784	(454,463)	0.788	(679,403)
0.7	0.722	(682,451)	0.782	(457,442)	0.783	(679,400)
0.8	0.674	(637,652)	-0.784	(451,481)	0.787	(640,541)
0.9	0.688	(637,649)	0.789	(946,799)	0.788	(637,538)
1.0	0.666	(595,400)	0.786	(664,481)	0.781	(637,685)
1.1	0.702	(775,850)	0.789	(556,673)	0.788	(628,673)
1.2	0.691	(556,865)	0.790	(481,670)	0.795	(481,673)
1.3	0.713	(481,652)	0.803	(478,622)	0.776	(481,670)

结合上述分析, 本研究构建了遥感探测小麦条锈病冠层病情严重度的 3 种两波段分数阶微分光谱指数, 分别如式(11)~式(13)所示。

$$FDI = \rho_{481}^{0.4} - \rho_{475}^{0.4} \quad (11)$$

$$FRI = \frac{\rho_{478}^{1.3}}{\rho_{622}^{1.3}} \quad (12)$$

$$FNDI = \frac{(\rho_{481}^{1.2} - \rho_{673}^{1.2})}{(\rho_{481}^{1.2} + \rho_{673}^{1.2})} \quad (13)$$

式中 ρ 的上标表示分数阶微分光谱的阶次, 下标表示对

应波长。

2.2.2 三波段分数阶微分光谱指数

为了构建对小麦条锈病冠层病情严重度敏感的 3 种三波段分数阶微分光谱指数, 本研究对 0.3~1.3 阶微分光谱中三波段分数阶微分光谱指数与小麦条锈病冠层病情严重度进行相关分析, 并在此基础上优选各阶次下用于构建分数阶微分光谱指数的敏感波段。本研究以 0.3 阶微分光谱的不同波长所构建的分数阶微分光谱指数 IFDI、IFRI 和 PFRI 与小麦条锈病冠层病情严重度的相关系数切片图为例(图 3)。

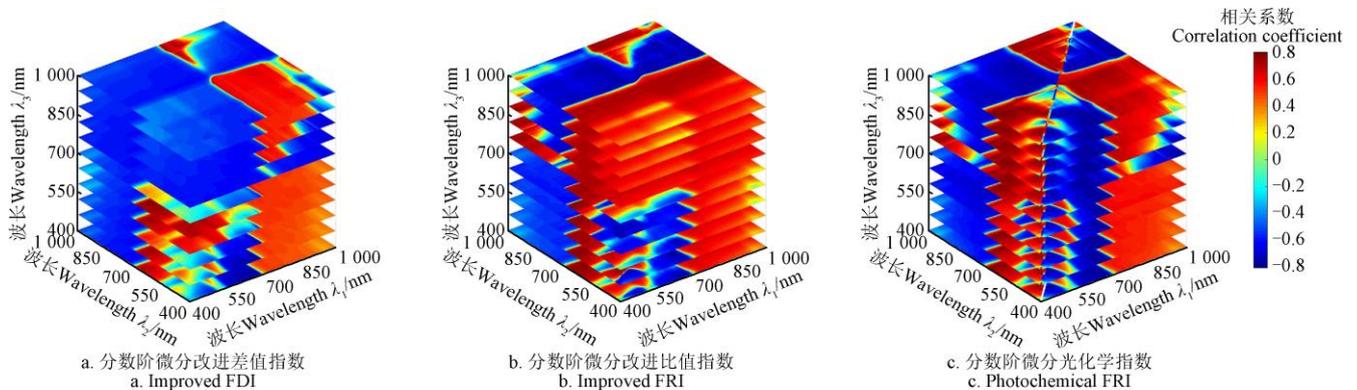


图 3 0.3 阶三波段分数阶光谱指数与冠层病情指数相关系数分布三维切片图

Fig.3 Three-dimensional slice map of correlation coefficient distribution between 0.3-order three-bands fractional-order differential spectral indices and canopy disease index

由图 3 可知, IFDI 对小麦条锈病冠层病情严重度的敏感区域主要分布于波长 λ_1 的 400~550 nm、波长 λ_2 的 550~700 nm 和波长 λ_3 的 400~650 nm 以及波长 λ_1 的 700~980 nm、波长 λ_2 的 550~750 nm 和波长 λ_3 的 900~1 000 nm 的组合区域。IFRI 的敏感区域为波长 λ_1 的 400~550 nm、波长 λ_2 的 420~500 nm 和波长 λ_3 的 400~500 nm 与波长 λ_1 的 400~1 000 nm、波长 λ_2 的 550~750 nm 和波长 λ_3 的 400~1 000 nm 的组合区域。PFRI 的敏感区域则重点分布在三个区域, 分别位于波长 λ_1 的 550~700 nm、波长 λ_2 的 400~700 nm 和波长 λ_3 的 400~1 000 nm, 波长 λ_1 的 720~940 nm、波长 λ_2 的 400~700 nm 和波长 λ_3 的 760~1 000 nm 以及波长 λ_1 的 760~1 000 nm、波长 λ_2 的 720~900 nm 和波长 λ_3 的 400~1 000 nm 的组合区域。0.3 阶微分光谱指数 IFRI 和 PFRI 与小麦条锈病冠层病情严重度的相关性优于指数 IFDI, 其中 PFRI 与小麦条锈病冠层病情严重度的相关性最高, 最大相关系数为 0.802, 对应的波段组合 661、400 和 967 nm, 而 IFDI 与小麦条锈病冠层病情严重度具有最大相关性的波段组合为 967、730 和 958 nm, 光谱指数 IFRI 在 0.3 阶次下的最优波段

组合则为 442、460 和 433 nm。

为了进一步确定 3 种三波段分数阶微分光谱指数 IFDI、IFRI 和 PFRI 的最优阶次和波段组合, 构建适宜于小麦条锈病遥感探测的三波段分数阶微分光谱指数, 本研究提取了 0.3~1.3 阶次中与小麦条锈病冠层病情严重度具有最大相关系数的各分数阶微分光谱指数在各阶次中的最佳波段组合(表 4)。由表 4 可知, 1.1 阶次的分数阶微分光谱指数 IFDI 与小麦条锈病冠层病情严重度的相关性高于其他阶次, 相关系数为 0.808, 对应的最佳波段组合为 481、442 和 454 nm。各阶次的 IFRI 和 PFRI 与冠层病情严重度的相关系数绝对值均达到 0.800 以上, 以 1.2 阶微分光谱的 880、670 和 481 nm 波段构成的分数阶微分光谱指数 IFRI 与小麦条锈病冠层病情严重度的相关系数为 0.842, 相关性优于其他阶次, 而最佳 PFRI 处于 0.5 阶, 与冠层病情严重度的相关系数为 0.875, 波段组合为 646、400 和 955 nm, 并且与病情指数的相关性高于 IFDI 和 IFRI, 3 种最佳三波段分数阶微分光谱指数所在的阶次均位于分数阶, 并且波长均不相同, 这与指数的形式和分数阶微分光谱对冠层病情严重度的敏感区域不同相关。

表 4 三波段最佳分数阶微分光谱指数与冠层病情严重度的相关系数及其波段组合

Table 4 Correlation coefficient between the best three-bands fractional-order differential spectral indices and canopy disease severity and the corresponding band combination

阶次 Orders	IFDI		IFRI		PFRI	
	相关系数 Correlation coefficient	波段组合 Band combination/nm	相关系数 Correlation coefficient	波段组合 Band combination/nm	相关系数 Correlation coefficient	波段组合 Bandcombination/nm
0.3	0.776	(967,730,958)	-0.800	(442,460,433)	0.802	(661,400,967)
0.4	0.799	(958,709,694)	-0.810	(442,457,436)	0.831	(643,400,958)
0.5	0.798	(595,523,955)	-0.817	(442,460,436)	0.875	(646,400,955)
0.6	0.772	(676,982,979)	0.819	(487,493,475)	0.811	(961,721,925)
0.7	0.791	(961,526,925)	0.840	(640,961,925)	-0.819	(442,457,676)
0.8	0.780	(979,982,676)	0.824	(637,946,805)	-0.829	(886,946,640)
0.9	0.790	(481,442,481)	0.822	(946,799,634)	-0.828	(781,946,580)
1.0	0.802	(460,442,481)	0.824	(628,664,538)	-0.826	(535,493,637)
1.1	0.808	(481,442,454)	0.825	(553,667,496)	-0.833	(670,556,487)
1.2	0.797	(481,442,445)	0.842	(880,670,481)	-0.858	(670,880,481)
1.3	0.784	(481,472,478)	0.835	(880,628,481)	-0.840	(628,880,481)

因此, 本研究构建的遥感探测小麦条锈病冠层病情严重度的 3 种三波段分数阶微分光谱指数分别如式(14)~式(16)所示。

$$IFDI = \rho_{481}^{1.1} - \rho_{442}^{1.1} + \rho_{454}^{1.1} \quad (14)$$

$$IFRI = \frac{\rho_{380}^{1.2}}{(\rho_{670}^{1.2} + \rho_{481}^{1.2})} \quad (15)$$

$$PFRI = \frac{(\rho_{646}^{0.5} - \rho_{400}^{0.5})}{(\rho_{646}^{0.5} + \rho_{955}^{0.5})} \quad (16)$$

式中 ρ 的上标表示分数阶微分光谱的阶次, 下标表示对应波长。

综合分析表 3 和表 4 可以看出, 分数阶微分对光谱的处理效果在多维波段协同作用下得到增强, 通过不同数学变换构建的分数阶微分光谱指数与冠层病情严重度的相关性较单一波段反射率有所提升, 三波段分数阶微分光谱指数 IFDI、IFRI 和 PFRI 对小麦条锈病的敏感性

优于两波段分数阶微分光谱指数, 这是由于两波段光谱指数在趋向于饱和时存在灵敏度下降的缺陷, 而三波段光谱指数能够克服两波段光谱指数的饱和现象并增强抗干扰能力^[37-38]。

2.3 反射率光谱指数优选

为评价反射率光谱指数对条锈病胁迫的响应能力, 本研究基于相关系数检验法对反射率光谱指数进行筛选(表 5)。由表 5 可知, 由于不同光谱指数所表征的生化组分不同, 导致其与病情指数的相关性存在差异, 比如反映小麦长势、叶片内部色素含量变化的反射率光谱指数 MSR、SIPI、NPCI、ARI 和 MCARI 与冠层病情严重度具有较好的相关性, 其中 SIPI 和 NPCI 与冠层病情严重度的相关系数分别为 0.718 和 0.741, 较其他光谱指数更优, 可较好地表征条锈病发病情况。光合吸收率的降低导致 PRI 发生明显变化, 其与冠层病情严重度的相关性达到 0.604, 证明通过监测小麦的光合作用能力可间接

实现胁迫程度的监测。8个反射率光谱指数中除 PhRI 和 RVSI 与小麦条锈病冠层病情严重度的相关性较低外 ($P < 0.05$) 外,其余6个光谱指数与小麦条锈病冠层病情严重度的相关性均达到极显著水平 ($P < 0.001$),因此,本研究将与条锈病达到极显著相关的 MSR 等6个反射率光谱指数作为构建小麦条锈病冠层病情严重度的特征输入参量。

表5 反射率光谱指数与冠层病情严重度的相关性

Table 5 Correlation coefficient between reflectance spectrum indices and canopy disease severity

光谱指数 Spectral indices	相关系数 Correlation coefficient
MSR	-0.650**
SIPI	0.718**
NPCI	0.741**
ARI	0.693**
MCARI	-0.551**
RVSI	-0.012
PRI	0.604**
PhRI	0.219

注: *表示相关性在 0.05 水平上显著; **表示相关性在 0.001 水平上显著。
Note: * indicates that correlations are significant at 0.05 level; ** indicates that correlations are significant at 0.001 level.

2.4 模型构建与评价

本研究在分数阶微分光谱指数构建的基础上,分别将反射率光谱指数和优选的分数阶微分光谱指数作为模型的输入量,利用 GPR 算法构建小麦条锈病冠层病情严重度的遥感探测模型,其中 GPR 模型中协方差函数设置为平方指数协方差函数,并且应用共轭梯度法优化协方差函数中的超参数。反射率光谱指数和分数阶微分光谱指数 2 种特征因子构建的小麦条锈病遥感探测模型的预测结果如图 4 所示。由图 4 可知,2 种特征因子构建模型的预测 DI 和实测 DI 的散点均分布于 1:1 线附近,但分数阶微分光谱指数模型中实测 $DI < 0.5$ 的样本的散点的分布较反射率光谱指数模型更接近 1:1 线,并且对训练集样本的总体预测精度略高,预测 DI 和实测 DI 之间的 R^2 为 0.897,较反射率光谱指数模型提高了 3.8%,RMSE 为 0.100,较反射率光谱指数模型降低 RMSE 降低了 13.0%。

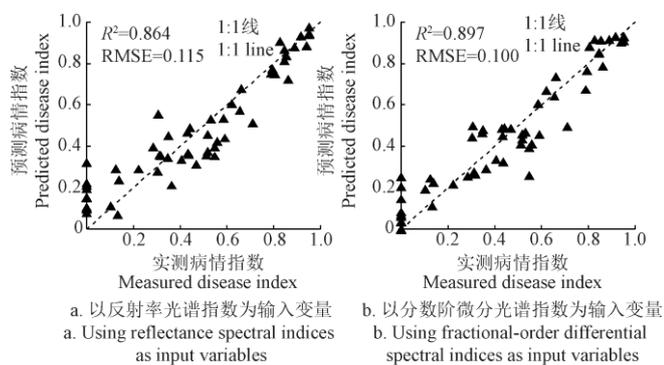


图4 训练集数据小麦条锈病冠层病情严重度预测结果

Fig.4 Prediction results of canopy disease severity of wheat stripe rust based on the training set data

为进一步评价模型精度及泛化能力,本研究利用验证样本集对反射率光谱指数和分数阶微分光谱指数 2 种

特征因子所建模型进行分析(表6)。由表6可知,利用2种特征因子基于GPR算法所构建的小麦条锈病冠层病情严重度估测模型对验证集的预测精度存在明显差异,其中以分数阶微分光谱指数构建的GPR模型的预测DI与实测DI之间的 R^2 为0.886、RMSE为0.105,较以反射率光谱指数为自变量的GPR模型DI实测值与DI预测值之间的 R^2 提高了19.1%,RMSE降低了33.5%,RPD为3.103,表明该模型预测能力很好且结果可靠。3种评价指标均表明以分数阶微分光谱指数为自变量构建的小麦条锈病遥感监测的GPR模型优于反射率光谱指数。分析模型的输入特征可知,分数阶光谱指数与冠层病情严重度的相关性优于反射率微分光谱指数,基于分数阶微分光谱指数所构建的模型在未知样本上的适应能力更强,能够提高光谱对病害胁迫的响应以及信息挖掘的能力,增强条锈病冠层病情严重度与光谱间的相关性,更好地表征小麦条锈病害胁迫状况。这是因为对冠层反射率光谱数据进行微分处理能够降低基线漂移和背景噪声的影响,增强小麦内部生理生化参数的光谱特性,而基线漂移和噪声干扰多为非平稳信号,传统整数阶微分难以解决这些问题^[39]。以分数阶微分对光谱进行处理能够有效消除背景噪声,并从光谱数据中提取整数阶微分光谱无法表征的细节信息^[40],提高光谱与小麦条锈病冠层病情严重度之间的相关性。

表6 验证集的小麦条锈病冠层病情严重度预测结果

Table 6 Prediction results of canopy disease severity of wheat stripe rust based on validation set data

模型输入变量 Input variables of model	决定系数 Coefficient of determination R^2	均方根误差 Root Mean Square Error RMSE	相对分析误差 Relative Prediction Deviation RPD
反射率光谱指数 Reflectance spectral index	0.744	0.158	1.629
分数阶微分光谱指数 Fractional-order differential spectral index	0.886	0.105	3.103

3 结论

本研究在对冠层反射率光谱进行分数阶微分处理的基础上,确定了能够敏感反映病害胁迫的最优分数阶次及其波长,构建了两波段和三波段分数阶微分光谱指数,并将其作为高斯过程回归(Gaussian Process Regression, GPR)模型的输入变量,建立了小麦条锈病严重度的遥感探测模型。

1) 通过对原始光谱进行分数阶微分处理,提高了光谱反射率与小麦条锈病严重度的相关性,最大相关系数位于1.2阶,对应波长为481 nm,较原始光谱、一阶微分、二阶微分的最大相关系数分别提高了20.9%、3.9%和20.5%。

2) 3种三波段分数阶微分光谱指数中,分数阶微分改进差值指数(Improved Fractional-order differential Difference Index, IFDI)、分数阶微分改进比值指数(Improved Fractional-order differential Ratio Index, IFRI)和分数阶微分光谱化学指数(Photochemical Fractional-order differential Reflectance Index, FPRI)与小麦条锈病严重

度的相关系数分别为 0.808、0.842 和 0.875。3 种两波段分数阶微分光谱指数中, 分数阶微分差值指数 (Fractional-order differential difference index, FDI)、分数阶微分比值指数 (Fractional-order differential ratio index, FRI) 和分数阶微分归一化差值指数 (Fractional-order differential normalized difference index, FNDI) 与病情严重度的相关系数分别为 0.774、0.803 和 0.795, 三波段分数阶微分光谱指数能够更敏感地反映小麦条锈病害的胁迫状况。

3) 以分数阶微分光谱指数构建的 GPR 模型对小麦条锈病严重度的预测精度优于反射率光谱指数, 其预测病情指数 (Disease Index, DI) 和实测 DI 间的决定系数比反射率光谱指数提高了 19.1%, 均方根误差减少了 33.5%, 相对分析误差为 3.103, 表明基于分数阶微分光谱指数构建的 GPR 模型预测性能较好。

在构建分数阶微分光谱指数时, 本研究基于最大相关性指标确定光谱指数的最优分数阶次及其对应波长的方法受样本数量和质量的较大影响, 因此该结论是否具有普适性尚需更多的数据进行验证, 这是存在的局限性, 也是后续要研究的内容。作物受到病害胁迫后, 其生化组分含量以及冠层几何结构均会发生变化, 本研究没有将条锈病胁迫下生理生化参数的变化与分数阶微分光谱结合起来, 没有从机理上研究分数阶微分光谱对小麦条锈病胁迫的响应特性, 因此所构建的分数阶微分光谱指数的稳定性和泛化能力尚需进一步的分析和验证。

[参 考 文 献]

- [1] 马占鸿. 中国小麦条锈病研究与防控[J]. 植物保护学报, 2018, 45(1): 1-6.
Ma Zhanhong. Researches and control of wheat stripe rust in China[J]. Journal of Plant Protection, 2018, 45(1): 1-6. (in Chinese with English abstract)
- [2] Whetton R L, Hassall K L, Waive T W, et al. Hyperspectral measurements of yellow rust and fusarium head blight in cereal crops, Part 1: Laboratory study[J]. Biosystems Engineering, 2018, 166: 101-115.
- [3] Azadbakht M, Ashourloo D, Aghighi H, et al. Wheat leaf rust detection at canopy scale under different LAI levels using machine learning techniques[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 156: 119-128.
- [4] Zhang D Y, Chen G, Yin X, et al. Integrating spectral and image data to detect Fusarium head blight of wheat[J/OL]. Computers and Electronics in Agriculture, [2020-06-20], <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105588>.
- [5] Shi Y, Huang W J, Zhou X F. Evaluation of wavelet spectral features in pathological detection and discrimination of yellow rust and powdery mildew in winter wheat with hyperspectral reflectance data[J/OL]. Journal of Applied Remote Sensing, [2017-05-31], <https://doi.org/10.1117/1.JRS.11.026025>.
- [6] 浦瑞良, 宫鹏. 高光谱遥感及应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2003.
- [7] Fernández C I, Leblon B, Haddadi A, et al. Potato late blight detection at the leaf and canopy levels based in the red and red-edge spectral regions[J/OL]. Remote Sensing, [2020-06-02], <https://doi.org/10.1080/07038992.2020.1769471>.
- [8] 刘琦, 谷医林, 王翠翠, 等. 基于偏最小二乘法的小麦条锈病潜育期冠层高光谱分析[J]. 植物保护学报, 2018, 45(1): 138-145.
Liu Qi, Gu Yilin, Wang Cuicui, et al. Canopy hyperspectral features analysis of latent period wheat stripe rust based on discriminant partial least squares[J]. Journal of Plant Protection, 2018, 45(1): 138-145. (in Chinese with English abstract)
- [9] 徐海舟, 周国英, 臧卓, 等. 基于地面高光谱遥感的降香黄檀黑痣病病情指数反演[J]. 植物保护, 2016, 42(5): 47-52.
Xu Haizhou, Zhou Guoying, Zang Zhuo, et al. Dalbergia odorifera black scurf disease index inversion based on ground hyperspectral technology[J]. Plant Protection, 2016, 42(5): 47-52. (in Chinese with English abstract)
- [10] 王敬哲, 塔西甫拉提·特依拜, 丁建丽, 等. 基于分数阶微分预处理高光谱数据的荒漠土壤有机碳含量估算[J]. 农业工程学报, 2016, 32(21): 161-169.
Wang Jingzhe, Tashpolat Tiyp, Ding Jianli, et al. Estimation of desert soil organic carbon content based on hyperspectral data preprocessing with fractional differential[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2016, 32(21): 161-169. (in Chinese with English abstract)
- [11] Fu C B, Gan S, Yuan X P, et al. Impact of fractional calculus on correlation coefficient between available potassium and spectrum data in ground hyperspectral and Landsat 8 image[J]. Mathematics, 2019, 7(6): 488-502.
- [12] Tong P J, Du Y P, Zheng K Y, et al. Improvement of NIR model by Fractional Order Savitzky-Golay Derivation (FOSGD) coupled with wavelength selection[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2015, 143(4): 40-48.
- [13] Wang X P, Zhang F, Kung H T, et al. New methods for improving the remote sensing estimation of Soil Organic Matter Content (SOMC) in the Ebinur Lake Wetland National Nature Reserve (ELWNNR) in Northwest China[J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 218: 104-118.
- [14] 亚森江·喀哈尔, 杨胜天, 尼格拉·塔西甫拉提, 等. 基于分数阶微分优化光谱指数的土壤电导率高光谱估算[J]. 生态学报, 2019, 39(19): 7237-7248.
Yasenjiang Kahaer, Yang Shengtian, Nigara Tashpolat, et al. Hyperspectral estimation of soil electrical conductivity based on fractional order differentially optimized spectral indices[J]. Acta Ecologica Sinica, 2019, 39(19): 7237-7248. (in Chinese with English abstract)
- [15] Abulaiti Y, Sawut M, Maimaitiaili B, et al. A possible fractional order derivative and optimized spectral indices for assessing total nitrogen content in cotton[J/OL]. Computers

- and Electronics in Agriculture, [2020-03-10], <http://https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105275>.
- [16] 茹克亚·萨吾提, 阿不都艾尼·阿不里, 尼加提·卡斯木, 等. 基于分数阶微分的春小麦叶绿素含量高光谱估算[J]. 麦类作物学报, 2019, 39(6): 738-746.
- Rukeya Sawuti, Anuaini Abula, Nijati Kasimu, et al. Spectral estimation of chlorophyll content in spring wheat leaves based on fractional differential[J]. Journal of Triticeae Crops, 2019, 39(6): 738-746. (in Chinese with English abstract)
- [17] 黄文江, 师越, 董莹莹, 等. 作物病虫害遥感监测研究进展与展望[J]. 智慧农业, 2019, 1(4): 1-11.
- Huang Wenjiang, Shi Yue, Dong Yingying, et al. Progress and prospects of crop diseases and pests monitoring by remote sensing[J]. Smart Agriculture, 2019, 1(4): 1-11. (in Chinese with English abstract)
- [18] Zhao B, Duan A W, Ata-Ul-Karim S T, et al. Exploring new spectral bands and vegetation indices for estimating nitrogen nutrition index of summer maize[J]. European Journal of Agronomy, 2018, 93(1): 113-125.
- [19] Feng W, Shen W Y, He L, et al. Improved remote sensing detection of wheat powdery mildew using dual-green vegetation indices[J]. Precision Agriculture, 2016, 17(5): 608-627.
- [20] Zhang D Y, Wang Q, Lin F F, et al. Development and evaluation of a new spectral disease index to detect wheat fusarium head blight using hyperspectral imaging[J]. Sensors, 2020, 20(8): 1-14.
- [21] Shi Y, Huang W J, Luo J H, et al. Detection and discrimination of pests and diseases in winter wheat based on spectral indices and kernel discriminant analysis[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 141(9): 171-180.
- [22] Shi Y, Huang W J, Ye H C, et al. Partial least square discriminant analysis based on normalized two-stage vegetation indices for mapping damage from rice diseases using Planet Scope datasets[J]. Sensors, 2018, 18(6): 1-15.
- [23] 丁文娟. 基于不同尺度的冬小麦赤霉病高光谱遥感监测[D]. 合肥: 安徽大学, 2019.
- Ding Wenjuan. Hyperspectral Remote Sensing Monitoring of Scab of Winter Wheat Based on Different Scales[D]. Hefei: Anhui University, 2019. (in Chinese with English Abstract)
- [24] 蒋金豹, 陈云浩, 黄文江. 利用高光谱红边与黄边位置距离识别小麦条锈病[J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 30(6): 1614-1618.
- Jiang Jinbao, Chen Yunhao, Huang Wenjiang. Using the distance between hyperspectral red edge position and yellow edge position to identify wheat yellow rust disease[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(6): 1614-1618. (in Chinese with English abstract)
- [25] 王利民, 刘佳, 邵杰, 等. 基于高光谱的春玉米大斑病害遥感监测指数选择[J]. 农业工程学报, 2017, 33(5): 170-177.
- Wang Limin, Liu Jia, Shao Jie, et al. Remote sensing index selection of leaf blight disease in spring maize based on hyperspectral data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2017, 33(5): 170-177. (in Chinese with English abstract)
- [26] 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局 中国国家标准化委员会. 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, 2011-11-19.
- [27] 王纪华, 赵春江, 黄文江. 农业定量遥感基础与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2008.
- [28] Sierociuk D, Skovranek T, Macias M, et al. Diffusion process modeling by using fractional-order models[J]. Applied Mathematics and Computation. 2015, 257(2): 2-11.
- [29] 许童羽, 郭忠辉, 于丰华, 等. 采用 GA-ELM 的寒地水稻缺氮量诊断方法[J]. 农业工程学报, 2020, 36(2): 209-218.
- Xu Tongyu, Guo Zhonghui, Yu Fenghua, et al. Genetic algorithm combined with extreme learning machine to diagnose nitrogen deficiency in rice in cold region[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2020, 36(2): 209-218. (in Chinese with English abstract)
- [30] 张子鹏, 丁建丽, 王敬哲, 等. 利用三维光谱指数定量估算土壤有机质含量: 以新疆艾比湖流域为例[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(5): 1514-1522.
- Zhang Zipeng, Ding Jianli, Wang Jingzhe, et al. Quantitative estimation of soil organic matter content using three-dimensional spectral index: A case study of the Ebinur Lake Basin in Xinjiang[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(5): 1514-1522. (in Chinese with English abstract)
- [31] Zheng Q, Huang W J, Cui X M, et al. Identification of wheat yellow rust using optimal three-band spectral indices in different growth stages[J]. Sensors, 2018, 19(1): 35-53.
- [32] Mahlein A K, Steiner U, Hillnhütter C, et al. Hyperspectral imaging for small-scale analysis of symptoms caused by different sugar beet diseases[J]. Plant Methods, 2012, 8(1): 3-15.
- [33] Guo A T, Huang W J, Ye H C, et al. Identification of wheat yellow rust using spectral and texture features of hyperspectral images[J/OL]. Remote Sensing, [2020-04-28], <https://doi.org/10.3390/rs12091419>.
- [34] Xie R, Darvishzadeh R, Skidmore A K, et al. Mapping leaf area index in a mixed temperate forest using Fenix airborne hyperspectral data and Gaussian processes regression[J/OL]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, [2020-10-17], <https://doi.org/10.1016/j.jag.2020.102242>.
- [35] 陈奕云, 赵瑞瑛, 齐天赐, 等. 结合光谱变换和 Kennard-Stone 算法的水稻土全氮光谱估算模型校正集构建策略研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2017, 37(7): 2133-2139.
- Chen Yiyun, Zhao Ruiying, Qi Tianci, et al. Constructing representative calibration dataset based on spectral

- transformation and Kennard-Stone algorithm for VNIR modeling of soil total nitrogen in paddy soil[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2017, 37(7): 2133-2139. (in Chinese with English abstract)
- [36] 赵英时. 遥感应用分析原理与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2003.
- [37] Wang J J, Li Z K, Jin X L, et al. Phenotyping flag leaf nitrogen content in rice using a three-band spectral index[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 162(7): 475-481.
- [38] Cao Z S, Cheng T, Ma X, et al. A new three-band spectral index for mitigating the saturation in the estimation of leaf area index in wheat[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2017, 38(13): 3865-3885.
- [39] Hong Y S, Liu Y L, Chen Y Y, et al. Application of fractional-order derivative in the quantitative estimation of soil organic matter content through visible and near-infrared spectroscopy[J]. *Geoderma*, 2019, 337(5): 758-769.
- [40] 张亚坤, 罗斌, 潘大宇, 等. 基于分数阶微分算法的大豆冠层氮素含量估测研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2018, 38(10): 3221-3230.
- Zhang Yakun, Luo Bin, Pan Dayu, et al. Estimation of canopy nitrogen content of soybean crops based on fractional differential algorithm[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*. 2018, 38(10): 3221-3230. (in Chinese with English abstract)

Construction of remote sensing monitoring model of wheat stripe rust based on fractional-order differential spectral index

Jing Xia¹, Zhang Teng¹, Zou Qin¹, Yan Jumei¹, Dong Yingying²

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

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

Abstract: Hyper spectral data is the most vulnerable to environmental noise (such as soil background) when monitoring wheat stripe rust. The first- and second-order differential processing of spectral data can be used to eliminate part of the noise, but it is easy to ignore the detailed information of stripe rust. In this study, a fractional-order differential spectral index was proposed to process the hyperspectral data of wheat canopy under the stress of stripe rust. Three two-band and three three-band fractional-order spectral differential indices were constructed after the band combination optimization, according to the current six types of spectral index. Gaussian regression was also applied to estimate the severity of stripe rust disease, compared with the commonly-used reflectivity spectral index. The results showed that the correlation between the fractional-order differential spectrum and the disease index of stripe rust was more significant than that of the original spectrum, where the most obvious significance was found in the range of 0.3-1.3 order differential spectrum. The correlation coefficient was the largest for the 481 nm band of 1.2 order differential spectrum with the severity of wheat stripe rust, 20.9%, 3.9%, and 20.5% higher than that of the original reflectance spectrum, the first-, and the second-order differential spectrum, respectively. Two-band fractional-order differential spectral indices were determined by the maximum correlation coefficient. Specifically, the values of the best order for the fractional-order differential-difference index, ratio index, and normalized difference index were 0.4, 1.3 and 1.2, respectively, where the band combination was 481 and 475 nm, 478 and 622 nm, as well as 481 nm and 673 nm, respectively. In the three-band fractional-order differential-difference index, the best order of fractional-order differential improved difference index was 1.1, and the band combination was 481, 442, and 454 nm. The best order of fractional-order differential improved ratio index was 1.2, and the band combination was 880, 670, and 481 nm. The best order of fractional-order differential photochemical reflectance index was 0.5, and the band combination is 646, 400, and 955 nm. The correlation between the three-band fractional-order differential spectral index and the severity of wheat stripe rust was better than that of the two-band fractional-order differential spectral index, where the fractional-order differential photochemical reflectance index presented the highest correlation with the severity of wheat stripe rust. Furthermore, the Gaussian regression model using the fractional-order differential spectral index indicated a better prediction accuracy for the stripe rust disease index than that for the reflectance spectral index. The determination coefficient between the predicted and measured values of Disease Index (DI) in the training and validation data set increased by 3.8% and 19.1%, respectively, where the Root Mean Square Error (RMSE) decreased by 13.0% and 33.5%, respectively, compared with the reflectance spectral index. Consequently, the fractional-order differential spectral index can be expected to improve the remote sensing detection accuracy of wheat stripe rust. This finding can provide a promising feasible way for the hyper spectral remote sensing to monitor the wheat stripe rust, thereby realizing the large-scale high-precision remote sensing monitoring of crop health.

Keywords: remote sensing; models; fractional-order differential; spectral index; Gaussian process regression; wheat stripe rust