

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.11.028

# 融合 GA 与 SVR 算法的小麦条锈病特征优选与模型构建

竞霞<sup>1</sup> 张腾<sup>1</sup> 白宗璠<sup>1</sup> 黄文江<sup>2</sup>

(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:** 为提高小麦条锈病遥感监测精度,综合利用反射率光谱在作物生化参数探测方面的优势和叶绿素荧光在光合生理诊断方面的优势,构建了冠层日光诱导叶绿素荧光(Solar-induced chlorophyll fluorescence, SIF)协同反射率光谱吸收参量的初始特征集合,并基于融合遗传算法(Genetic algorithm, GA)和支持向量回归(Support vector regression, SVR)算法对初始特征集合与SVR参数进行联合优选,确定遥感监测小麦条锈病严重度的敏感因子,建立基于GA-SVR算法的小麦条锈病遥感监测模型,并将其与相关系数(Correlation coefficient, CC)分析法提取特征参量构建的CC-SVR模型精度进行对比。小区试验数据验证结果表明,融合GA和SVR算法优选特征参量构建的GA-SVR模型精度优于CC-SVR模型,3个样本组中GA-SVR模型预测病情指数(Disease index, DI)与实测DI间的决定系数 $R^2$ 比CC-SVR模型至少提高了2.7%,平均提高了17.8%,均方根误差(Root mean square error, RMSE)至少减少了10.1%,平均减少了32.1%。大田调查数据进一步验证了利用GA-SVR算法对小麦条锈病遥感监测的敏感因子进行优选及模型构建能够提高小麦条锈病遥感监测精度,研究结果为实现大面积高精度遥感监测作物健康状况提供了思路。

**关键词:** 小麦; 条锈病; 日光诱导叶绿素荧光; 吸收特征; 特征优选; 遗传-支持向量回归

**中图分类号:** S512.1<sup>+</sup>1; TP79 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2020)11-0253-11 **OSID:**



## Feature Selection and Model Construction of Wheat Stripe Rust Based on GA and SVR Algorithm

JING Xia<sup>1</sup> ZHANG Teng<sup>1</sup> BAI Zongfan<sup>1</sup> HUANG Wenjiang<sup>2</sup>

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

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

**Abstract:** Scientific and accurate prediction of the incidence of wheat stripe rust is of great significance for its precise control. Reflectance data can detect crop biochemical parameters, while chlorophyll fluorescence has obvious advantages in photosynthetic physiological diagnosis. In order to improve the detection accuracy of wheat stripe rust and determine the sensitive factors and suitable algorithms for detecting the severity of wheat stripe rust by remote sensing, two feature selection algorithms, filters and wrappers were used to select solar-induced chlorophyll fluorescence and visible light absorption features of wheat stripe rust of different severity. Firstly, the absorption features and SIF data were calculated. Then, the genetic algorithm (GA) and support vector regression (SVR) wrapping method were used to select sensitive features of wheat stripe rust. For comparison, the correlation coefficient method of filter method for feature selection was also used. Finally, GA-SVR model and CC-SVR model for predicting the severity of wheat stripe rust were established by using the characteristics selected by the two methods. The results showed that the GA-SVR model constructed with the combined features of GA and SVR algorithms had better accuracy than that of the CC-SVR model. The verification results of the plot experiment data showed that the determination coefficient between the predicted disease index (DI) and the measured DI of the GA-SVR model in the three sample groups was at least 2.7% higher than that of the CC-SVR model, and the root mean square error was at least 10.1% lower than that of the CC-SVR model. The field survey data verification results also confirmed that using GA-SVR algorithm to optimize the sensitive factors for wheat stripe rust remote sensing detection and model construction can improve the

收稿日期: 2019-12-09 修回日期: 2020-01-15

基金项目: 国家自然科学基金项目(41601467)

作者简介: 竞霞(1978—),女,副教授,主要从事农业定量遥感研究,E-mail: jingxiastu@163.com

accuracy of wheat stripe rust remote sensing detection. The research results provided a new idea for further realizing large-scale high-precision remote sensing monitoring of crop health status.

**Key words:** wheat; stripe rust; solar-induced chlorophyll fluorescence; absorption features; feature optimization selection; genetic – support vector regression

## 0 引言

小麦条锈病是小麦的主要病害之一,具有爆发性和流行性的特点,严重影响小麦的安全生产<sup>[1]</sup>。实时准确获取小麦条锈病发病信息,对小麦病害的精准防治、减少农药污染、提高小麦产量和质量具有重要意义。人工田间取样的传统病害调查方式费时、费力、时效性差,难以满足多点同时大范围监测的需求<sup>[2]</sup>。遥感技术具有快速、大面积、无损害等优点,已被广泛应用于小麦病害监测中<sup>[3-5]</sup>。高光谱遥感数据能提供精细的地物光谱信息,定量识别作物受病虫害的胁迫程度,受到了众多学者的关注<sup>[6-9]</sup>。目前,小麦病害高光谱遥感监测主要利用光谱特征参量与病情指数之间的相关性作为优选敏感因子的标准,采用过滤法确定模型构建的特征参量<sup>[10-12]</sup>,该方法从数据特征的结构出发,特征参量的选择独立于模型算法,算法简单、通用性好<sup>[13]</sup>,但忽略了各特征参量间的相关性,难以保证所选特征参量是适合于建模算法的最优因子,影响了模型构建的精度。封装法将特征选择算法和建模方法相结合,进行特征参量提取,能够降低模型的复杂性,提高模型预测精度<sup>[14-16]</sup>。已有研究表明采用封装法进行特征选择和模型构建能够有效剔除光谱冗余信息<sup>[17]</sup>,以较少的敏感波段达到较高的反演精度<sup>[18]</sup>,所建模型具有较强的预测能力<sup>[19]</sup>。在众多的特征选择和模型构建算法中,GA能够模拟自然选择和遗传学机理的生物进化过程,具有原理和操作简单、通用性强、能在短时间内达到全局最优的特点<sup>[20]</sup>,在特征选择中得到了广泛应用<sup>[21-23]</sup>。而SVR算法具有适应性好、泛化能力强等特点,更适合小样本数据<sup>[24]</sup>。

小麦受条锈病菌侵染后,其水分及叶绿素含量、光合速率和光能转换率等生理生化指标均会发生变化<sup>[25]</sup>。反射率光谱数据能够反映植被生化组分信息,但对作物光合活性不敏感,难以揭示植被光合生理状态<sup>[26]</sup>,且受阴影等非绿色景观成分的背景噪声影响较大<sup>[27]</sup>。自然光照条件下的叶绿素荧光受背景噪声的影响较小<sup>[28]</sup>,能够直接探测到植被的光合作用状态<sup>[29]</sup>,遥感探测作物胁迫的精度较高。冠层SIF和反射率光谱在作物病害的遥感探测中各有优势和局限性,已有研究表明,在反射率光谱数据中融

合冠层SIF能够提高小麦条锈病病情的估测精度<sup>[30-32]</sup>。基于此,本文将反射率吸收参数与冠层SIF数据作为初始特征集合,以SVR模型交叉验证精度作为评价标准,利用封装法将GA和SVR算法相融合,对特征子集与SVR参数进行联合优选,建立基于遗传算法优选特征参量的小麦条锈病严重度估测的GA-SVR模型,并将其与CC分析法提取特征参量所建模型的精度进行对比,探讨GA-SVR模型在小麦条锈病遥感监测中的适用性,确定遥感监测小麦条锈病的敏感因子及模型。

## 1 材料和方法

### 1.1 试验概况

试验区位于河北省廊坊市中国农业科学院试验站(39°30'40"N,116°36'20"E),小麦试验品种为对条锈病比较敏感的铭贤169号,2018年4月9日(小麦起身期)采用浓度为0.09 mg/mL的孢子溶液利用喷雾法对小麦进行条锈病接种。试验区小麦平均种植密度为113株/m<sup>2</sup>,分为健康组(编号为A、D)和染病组(编号为B、C),健康组与染病组之间设置5 m隔离带,并对健康组采用打药处理防止病害发生。每个试验组的面积为220 m<sup>2</sup>,每个组分为8个样方(A<sub>1</sub>~A<sub>8</sub>、B<sub>1</sub>~B<sub>8</sub>、C<sub>1</sub>~C<sub>8</sub>、D<sub>1</sub>~D<sub>8</sub>),即健康组和染病组各16个样方。

### 1.2 数据获取

#### 1.2.1 冠层光谱测量

试验分别于2018年5月18日、5月24日和5月30日3个时期测量小麦条锈病不同病情下的冠层光谱数据,测量仪器为美国ASD公司生产的ASD Field Spec 4型地物光谱仪,其光谱分辨率为3 nm,采样波长范围为300~2500 nm。为了减弱观测角度和太阳天顶角对测量结果的影响,每次光谱测量时间均为北京时间11:00—12:30,且在数据测试前通过标准BaSO<sub>4</sub>参考板对冠层辐亮度数据进行校正。测量时探头高度距离小麦冠层1.3 m,每个区域重复测量10次,取其平均值作为本次小麦冠层辐亮度。然后计算反射率,计算式为

$$\rho = \frac{L_{\text{target}}}{L_{\text{board}}} \rho_{\text{board}} \quad (1)$$

式中  $\rho$ ——冠层反射率

$L_{\text{target}}$ ——目标辐亮度,  $\mu\text{W}/(\text{cm}^2 \cdot \text{nm} \cdot \text{sr})$

$L_{\text{board}}$ ——参考板辐亮度,  $\mu\text{W}/(\text{cm}^2 \cdot \text{nm} \cdot \text{sr})$

$\rho_{\text{board}}$ ——参考板反射率

### 1.2.2 病情指数调查

冠层光谱测量的同时采用 5 点取样法调查小麦条锈病病情严重度,在每个样方内选取对称的 5 点,每点调查 30 株小麦的单叶病情严重度,并将其分为 9 个级别,即:0、1%、10%、20%、30%、45%、60%、80% 和 100%,通过记录各严重度小麦叶片数计算病情指数<sup>[33]</sup>,计算式为

$$D_I = \frac{\sum tf}{m \sum f} \quad (2)$$

式中  $D_I$ ——病情指数

$t$ ——各梯度级别

$m$ ——最高梯度

$f$ ——各梯度叶片数

### 1.2.3 冠层 SIF 提取

冠层 SIF 提取方法主要包括基于辐亮度数据的直接提取算法和基于反射率数据的间接提取算法两种。基于辐亮度的冠层 SIF 直接提取算法是利用夫琅和费暗线原理,通过 FLD (Fraunhofer line discrimination)、3FLD (3 bands FLD) 以及 iFLD (Improved FLD) 等算法<sup>[34]</sup> 估测 SIF 强度。已有研究表明,FLD 算法在一定程度上会高估荧光值,iFLD 和 3FLD 方法则能够得到较为可靠的荧光估测结果<sup>[35]</sup>,而 3FLD 算法较 iFLD 算法更稳健<sup>[36-37]</sup>。因此,本文利用 3FLD 方法估算  $O_2-A$  波段(760 nm)冠层 SIF 的绝对强度,计算式为

$$\bar{F}_{\text{in}} = \frac{L_{\text{in}}(\omega_{\text{left}} I_{\text{left}} + \omega_{\text{right}} I_{\text{right}}) - I_{\text{in}}(\omega_{\text{left}} L_{\text{left}} + \omega_{\text{right}} L_{\text{right}})}{\omega_{\text{left}} I_{\text{left}} + \omega_{\text{right}} I_{\text{right}} - I_{\text{in}}} \quad (3)$$

其中  $\omega_{\text{left}} = (\lambda_{\text{right}} - \lambda_{\text{in}}) / (\lambda_{\text{right}} - \lambda_{\text{left}})$  (4)

$\omega_{\text{right}} = (\lambda_{\text{in}} - \lambda_{\text{left}}) / (\lambda_{\text{right}} - \lambda_{\text{left}})$  (5)

式中  $\bar{F}_{\text{in}}$ ——SIF 绝对强度,  $\mu\text{W}/(\text{cm}^2 \cdot \text{nm} \cdot \text{sr})$

$\lambda_{\text{in}}, \lambda_{\text{left}}, \lambda_{\text{right}}$ ——吸收线内、左、右波段波长

$\omega_{\text{left}}, \omega_{\text{right}}$ ——吸收线左、右两参考波段权重

$I_{\text{in}}, I_{\text{left}}, I_{\text{right}}$ ——吸收线内、左、右波段的太阳辐照度,  $\mu\text{W}/(\text{cm}^2 \cdot \text{nm})$

$L_{\text{in}}, L_{\text{left}}, L_{\text{right}}$ ——吸收线内、左、右波段的植被冠层反射辐亮度,  $\mu\text{W}/(\text{cm}^2 \cdot \text{nm} \cdot \text{sr})$

除了利用夫琅和费吸收线直接提取冠层 SIF 外,基于反射率比值的方法也可获取 650 ~ 800 nm 波段的荧光信息,是提取冠层 SIF 强度的间接方法<sup>[38]</sup>。基于反射率比值提取冠层 SIF 主要是利用荧光对 650 ~ 800 nm 波段范围内反射率的影响,获

取与叶绿素荧光相关的光学指数,包括反射率比值荧光指数、反射率导数荧光指数和填充指数 3 种<sup>[39]</sup>。反射率比值荧光指数通过对 680 nm 或 740 nm 附近受荧光影响强的波段和一个受荧光影响较少或不受影响波段的比值运算,消除反射率信息,获取荧光强度。反射率导数荧光指数利用反射率一阶导数的比值反映荧光信息,能够增强荧光对反射率的影响,突出由荧光引起的细微变化。填充指数通过两个波段反射率的差间接反映荧光信息,但该指数受夫琅和费暗线的深度和荧光大小的共同影响,由于大气和太阳观测几何的变化都会影响夫琅和费暗线的深度,所以该指数仅适用于在相同时间和观测条件下的数据对比<sup>[40]</sup>。

### 1.2.4 吸收特征参数计算

吸收特征是植物组织结构、色素含量、水分和蛋白质中各种基团对反射光谱响应的重要特征<sup>[33]</sup>。反射率光谱中的细微吸收特征能够在连续统去除的归一化过程中得到增强<sup>[41]</sup>。连续统是指将光谱曲线上凸出的“峰”值点用直线连接,并使所形成的折线在峰值点上的外角大于  $180^\circ$ <sup>[42]</sup>,连续去除后的光谱反射率计算式为

$$\rho' = \frac{\rho}{\rho_c} \quad (6)$$

式中  $\rho_c$ ——连续统线

原始光谱经过连续统去除后,波长起点与终点相对反射率等于 1,处于起点与终点间的波长,其反射率都小于 1。本文在小麦冠层反射率光谱连续统去除基础上参照文献[43-45]提取了吸收峰深度( $H$ )、吸收波长位置( $P$ )、吸收峰面积( $A$ )、吸收峰左面积( $A_1$ )、吸收峰右面积( $A_2$ )、对称度( $S$ )和面积归一化吸收深度( $N_{\text{MAD}}$ )等特征参量。

吸收峰深度  $H$  计算式为

$$H = 1 - \rho'_{\text{min}} \quad (7)$$

式中  $\rho'_{\text{min}}$ ——连续统去除后的最小反射率

吸收波长位置  $P$  计算式为

$$P = \lambda_H \quad (8)$$

式中  $\lambda_H$ ——吸收峰深度对应的波长

吸收峰面积  $A$  计算式为

$$A = \sum_{i=a}^b d_i \Delta \lambda \quad (9)$$

式中  $a$ ——吸收带起始波长

$b$ ——吸收带终止波长

$d_i$ ——吸收深度

$\Delta \lambda$ ——波长增量

吸收峰左面积  $A_1$  计算式为

$$A_1 = \sum_{i=a}^P d_i \Delta \lambda \quad (10)$$

吸收峰右面积  $A_2$  计算式为

$$A_2 = \sum_{i=P}^b d_i \Delta \lambda \quad (11)$$

对称度  $S$  计算式为

$$S = A_1 / A \quad (12)$$

面积归一化吸收深度  $N_{MAD}$  计算式为

$$N_{MAD} = H / A \quad (13)$$

### 1.3 GA-SVR 算法

#### 1.3.1 SVR 算法

SVR 算法的基本思想是利用训练样本建立一个回归超平面,将样本逼近超平面以使样本点到该平面的总偏差达到最小<sup>[46]</sup>,其计算式为

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (a_i - a_i^*) (\varphi(x_i) \cdot \varphi(x)) + \beta \quad (14)$$

$(a_i \geq 0, a_i^* \geq 0)$

式中  $x$ ——输入变量  $a_i, a_i^*$ ——Lagrange 乘子  
 $\beta$ ——偏置  $\varphi$ ——映射函数

为避免高维内积运算,引入核函数  $k(x_i, x)$  代替  $(\varphi(x_i), \varphi(x))$ ,则式(14)转换为

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (a_i - a_i^*) k(x_i, x) + \beta \quad (15)$$

SVR 算法常用的核函数有线性核函数、径向基(Radial basic function, RBF)核函数、多项式核函数以及 Sigmoid 核函数等<sup>[47]</sup>。相较于线性核函数仅能处理线性问题,RBF 核函数可处理自变量与因变量之间复杂的非线性问题。此外,应用 RBF 核函数的效果通常优于多项式核函数与 Sigmoid 核函数,并且需要设置的参数更少<sup>[48]</sup>。因此,本文在基于 GA-SVR 算法构建小麦条锈病严重度估测模型时采用了 RBF 核,其计算式为

$$k(x_i, x) = \exp\left(-\frac{|x_i - x|^2}{2g^2}\right) \quad (16)$$

式中  $g$ ——核参数

#### 1.3.2 GA

GA 是一种模拟自然选择和自然遗传的随机搜索与最优化求解方法,它将具体的求最优解问题进行编码转换为特定数量并具有基因序列的种群,其中种群中的每一个体代表每一个解,以适应度函数评价种群中个体的求解结果,并根据个体的适应度,进行选择、交叉和变异 3 种遗传操作,以保证在进化过程中种群的适应性不断增强,进而实现个体的优胜劣汰,获取问题的最优解<sup>[49]</sup>(图 1)。

#### 1.3.3 基于 GA-SVR 算法的特征优选

利用 GA-SVR 算法优选模型特征参量是基于二进制编码方法对初始群体中的个体染色体进行编码(图 2),图中每个染色体由 3 部分构成,第 1 部分

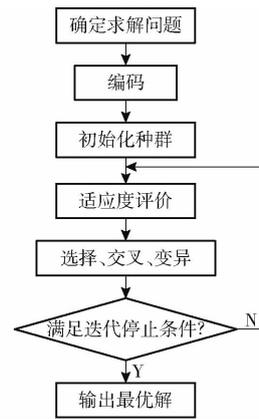


图 1 遗传算法流程图

Fig. 1 Flow chart of genetic algorithm

$C_1 - C_x$  与第 2 部分  $g_1 - g_y$  分别为惩罚参数  $C$  与核参数  $g$  的二进制编码,其中下标  $x$  和  $y$  表示惩罚参数  $C$  与核参数  $g$  的二进制位数,决定解码为十进制数的精度。第 3 部分  $f_1 - f_z$  为所有特征集合的编码,下标  $z$  为特征总个数。当编码中的二进制数为“1”时表示该特征被选中,为“0”时表示该特征未被选中。

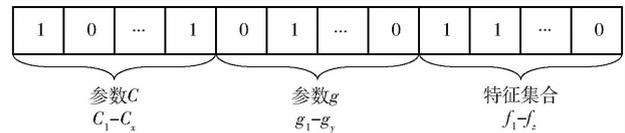


图 2 编码示意图

Fig. 2 Coding diagram

基于 GA-SVR 算法进行特征优选时,需要对种群数量、最大迭代次数、交叉概率和遗传概率等参数进行设置。为了保证遗传算法具有全局搜索能力,在上述遗传参数设置的基础上按“单点交叉”方式对种群中的个体进行两两交叉,同时以基本位变异的方式依据较小的变异概率对交叉完成后的个体进行变异操作,以防止算法陷入局部最优。经过选择-交叉-变异等遗传操作形成子代种群,重复进行解码、适应度评价、种群更新等步骤,在满足迭代终止条件时算法停止。

#### 1.4 模型构建与评价指标

为了保证评价结果的稳定性和可靠性,提高模型的泛化能力,减弱样本数据对评价结果的影响,本文将 52 个原始样本重复进行 3 次随机分组(记为 a、b、c 3 组),每组按照 3:1 的比例随机划分为训练集和验证集,其中 39 个训练样本用于特征选择与模型构建,13 个验证样本用于模型评价。

选用预测值和实测值之间的决定系数  $R^2$  与均方根误差(RMSE) 2 个指标进行模型精度评价,其中决定系数  $R^2$  越大,均方根误差(RMSE) 越小,预测样本与实测样本偏差越小,模型精度越高。

## 2 结果与分析

### 2.1 特征参量优选

特征参量很大程度上影响了模型的性能,为了提高小麦条锈病遥感监测精度,利用反射率光谱数据在作物生化参数探测方面的优势和 SIF 在光合生理诊断方面的优势,计算了吸收深度等 7 个反射率光谱吸收特征及 15 个冠层 SIF 数据,利用封装法将 GA 和 SVR 算法相结合进行小麦条锈病遥感监测特征参量优选,并将其与 CC 特征优选方法进行对比,分析两种方法提取特征参量所建模型精度,以确定遥感探测小麦条锈病的敏感因子及模型。

#### 2.1.1 CC 特征优选

CC 是一种过滤性的特征选择方法,具有计算量小及所选特征参量通用性较好的优点。本文在计算冠层 SIF 及反射率吸收特征参数与病情严重度间相关系数的基础上,挑选达到 0.001 极显著水平的特征参量作为遥感监测小麦条锈病严重度的敏感因子。

##### (1) 冠层 SIF 强度特征参量

分别利用辐亮度和反射率计算了小麦条锈病不同病情下的冠层 SIF 信息。利用辐亮度数据计算冠层 SIF 时,由于  $O_2-A$  (760 nm) 波段氧气吸收形成的夫琅和费暗线特征明显<sup>[50]</sup>,荧光估测精度高<sup>[51]</sup>,因此本文利用辐亮度基于 3FLD 方法估测了 760 nm 处的 SIF 强度,并将计算得到的 SIF 绝对强度除以夫琅和费吸收线内的太阳入射辐照度,获取  $O_2-A$  波段的 SIF 相对强度,以消除太阳光照强度等外界因素对叶绿素荧光提取结果的影响<sup>[52-53]</sup>。

$$F' = \bar{F}_{in} / I_{in} \quad (17)$$

式中  $F'$ ——SIF 相对强度

利用反射率间接估测冠层 SIF 时,由于填充指数法仅适用于在相同时间和观测条件下的数据对比,因此本文仅计算了反射率比值荧光指数和反射率一阶导数荧光指数。目前常用的反射率比值荧光指数主要有 ZARCO-TEJADA 等<sup>[54-55]</sup>提出的

$\rho_{750}/\rho_{800}$ 、 $\rho_{685}/\rho_{655}$ 、 $\rho_{680}/\rho_{630}$ 、 $\rho_{685}^2/(\rho_{675}\rho_{690})$  以及 DOBROWSKI 等<sup>[56]</sup>构建的  $\rho_{690}/\rho_{600}$  和  $\rho_{740}/\rho_{800}$ 。反射率导数荧光指数主要有 ZARCO-TEJADA 等<sup>[57]</sup>构建的  $D_{705}/D_{722}$  和  $D_{730}/D_{706}$  指数等。利用辐亮度和反射率 2 种方法计算得到的冠层 SIF 与小麦条锈病严重度进行相关分析(表 1)。由表 1 可以看出,除反射率比值荧光指数  $\rho_{750}/\rho_{800}$  和  $\rho_{690}/\rho_{655}$  外,其余 13 个叶绿素荧光指数均与小麦条锈病病情严重度达到了 0.001 水平的极显著相关,可以作为遥感探测小麦条锈病的特征参量。

表 1 冠层 SIF 与病情指数相关系数 ( $n = 52$ )

Tab. 1 Correlation coefficient between canopy SIF and disease index ( $n = 52$ )

特征编号	日光叶绿素荧光分量	相关系数	特征信息
1	$\rho_{750}/\rho_{800}$	0.044	
2	$\rho_{685}/\rho_{655}$	0.613 **	
3	$\rho_{690}/\rho_{655}$	-0.287	
4	$\rho_{675}\rho_{690}/\rho_{683}^2$	-0.570 **	
5	$\rho_{683}^2/(\rho_{675}\rho_{691})$	0.588 **	
6	$\rho_{680}/\rho_{630}$	0.698 **	反射率比值荧光指数
7	$\rho_{685}/\rho_{630}$	0.713 **	
8	$\rho_{687}/\rho_{630}$	0.722 **	
9	$\rho_{690}/\rho_{630}$	0.760 **	
10	$\rho_{685}^2/(\rho_{675}\rho_{690})$	0.584 **	
11	$\rho_{690}/\rho_{600}$	0.797 **	
12	$\rho_{740}/\rho_{800}$	0.730 **	
13	$D_{705}/D_{722}$	0.812 **	反射率一阶导数荧光指数
14	$D_{730}/D_{706}$	-0.862 **	
15	SIF	-0.747 **	760 nm 日光诱导叶绿素荧光相对强度

注: \*\*表示  $P < 0.001$ ,  $R_{0.001[52]} = 0.443$ ,下同。

##### (2) 反射率吸收特征优选

在对 400 ~ 550 nm 和 550 ~ 770 nm 两个吸收波段范围内的反射率光谱数据进行连续统去除的基础上提取了吸收位置等光谱吸收特征参数,并计算其与小麦条锈病严重度的相关性(表 2)。由表 2 可以

表 2 吸收特征参数与病情指数相关系数 ( $n = 52$ )

Tab. 2 Correlation coefficient between absorption characteristics and disease index ( $n = 52$ )

特征编号	400 ~ 550 nm 吸收特征参数	相关系数	特征编号	550 ~ 770 nm 吸收特征参数	相关系数
16	最大吸收深度 ( $H$ )	-0.663 **	23	最大吸收深度 ( $H$ )	-0.782 **
17	吸收位置 ( $P$ )	-0.632 **	24	吸收位置 ( $P$ )	0.333
18	吸收峰面积 ( $A$ )	-0.432	25	吸收峰面积 ( $A$ )	-0.835 **
19	左面积 ( $A_1$ )	-0.439	26	左面积 ( $A_1$ )	-0.829 **
20	右面积 ( $A_2$ )	-0.403	27	右面积 ( $A_2$ )	-0.847 **
21	对称度 ( $S$ )	0.099	28	对称度 ( $S$ )	0.537 **
22	面积归一化最大吸收深度 ( $N_{MAD}$ )	-0.833 **	29	面积归一化最大吸收深度 ( $N_{MAD}$ )	0.859 **

看出,在 400 ~ 550 nm 和 550 ~ 770 nm 2 个吸收波段范围内共有吸收位置 ( $P$ )、最大吸收深度 ( $H$ ) 以及面积归一化最大吸收深度 ( $N_{MAD}$ ) 等 9 个特征参量与小麦条锈病严重度达到了 0.001 水平的极显著相关,可以作为遥感监测小麦条锈病严重度的模型输入变量。

### 2.1.2 GA-SVR 特征优选

利用 GA-SVR 算法优选遥感监测小麦条锈病敏感因子时,GA 及 SVR 参数设置对迭代寻优的速率与准确率有较大的影响,基于此本文通过对训练样本的多次仿真确定 SVR 算法中惩罚参数  $C$  与核参数  $g$  的寻优范围及 GA 各参数设置(表 3)。然后在上述参数设置的基础上将 GA-SVR 特征选择算法独立运行 20 次,单次运行最大迭代次数设定为 100,以训练集 10 折交叉验证均方误差 (Mean square

error, MSE) 作为评价个体优劣的适应度,其中适应度最小的个体所对应的特征参量以及惩罚参数  $C$  和核参数  $g$  即为 GA-SVR 模型构建时的最优特征集合以及 SVR 算法的最佳参数组合。表 4 为 a 组数据运行 20 次得到的不同适应度及其对应的最优特征集合。

表 3 GA-SVR 各参数设置

Tab.3 GA-SVR parameter settings

参数	数值
最大迭代次数	100
种群数量	30
交叉概率	0.8
变异概率	0.02
SVR 惩罚参数 $C$	0 ~ 100
RBF 核参数 $g$	0 ~ 1000

表 4 a 组数据单次适应度最小值及其对应特征与参数组合

Tab.4 Minimum single fitness of group a of data and their corresponding characteristics and parameter combinations

运行次序	适应度	最优特征集合	惩罚参数 $C$	核参数 $g$
1	0.01744	{3,8,11,14,20,27}	73.4439	0.4616
2	0.01823	{5,15,25,27}	9.9231	2.5349
3	0.01565	{4,6,7,8,9,17,22,24,25,26,29}	87.0730	0.5522
4	0.01557	{4,6,7,9,17,22,24,25,29}	42.8514	0.7010
5	0.01808	{15,22,29}	33.4891	2.2354
6	0.01607	{15,29}	70.1773	2.1744
7	0.01567	{5,17,22,27}	34.5280	1.2808
8	0.01519	{4,5,17,22,24,25,27}	94.9379	0.9670
9	0.01588	{15,29}	83.4587	2.1028
10	0.01543	{4,6,7,8,17,18,19,22,27,29}	99.5948	0.6266
11	0.01799	{4,11,15}	98.6978	2.1582
12	0.01558	{5,6,7,8,17,22,24,25,27}	80.8043	0.7219
13	0.01716	{3,8,20,27}	45.3683	0.9584
14	0.01827	{4,15,27}	23.4588	0.9146
15	0.01532	{4,5,17,18,22,24,25,26}	27.3750	0.7868
16	0.01573	{4,5,6,7,8,11,17,22,25,26,27}	9.6560	0.5560
17	0.01522	{4,6,7,8,17,19,22,24}	45.0467	0.6676
18	0.01787	{16,17,20,21,22,24,28}	1.9323	0.3033
19	0.01651	{5,11,15}	62.0000	1.5259
20	0.01555	{5,6,7,8,17,22,24,25,27}	20.6550	0.7277

由表 4 可知,第 8 次运行时的适应度为 GA-SVR 算法 20 次运行中的最佳适应度,对应的惩罚参数  $C(94.9379)$  与核参数  $g(0.9670)$  为 SVR 算法的最优参数组合,特征集合 {4,5,17,22,24,25,27} 为遥感监测小麦条锈病严重度的最佳特征参量。同理得到 b 组和 c 组的最优特征集合及 SVR 算法的最优参数组合(表 5)。

## 2.2 模型构建和精度评价

### 2.2.1 模型构建

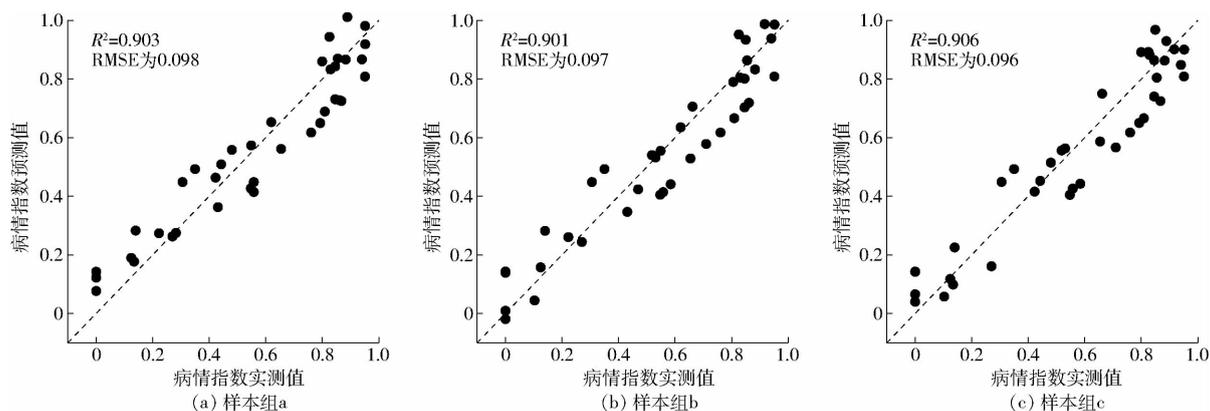
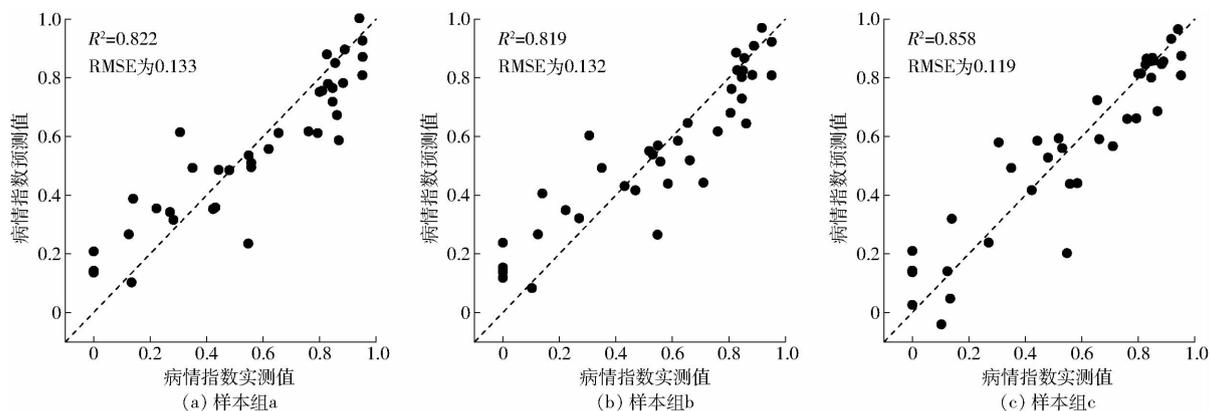
基于 GA-SVR 算法优选的最优特征组合建立遥

表 5 3 组数据 GA-SVR 优选特征组合及参数组合

Tab.5 Three sets of data GA-SVR preferred feature combination and parameter combination

样本组	最优特征集合	$C$	$g$
a	{4,5,17,22,24,25,27}	94.9379	0.9670
b	{5,6,8,18,22,24,25,27}	58.0245	0.7296
c	{4,6,7,11,17,22,27}	62.8223	0.8411

感监测小麦条锈病严重度的 GA-SVR 模型(图 3),并将其与 CC 法算法优选的特征参量集合所建的 CC-SVR 模型(图 4)进行对比分析。

图 3 GA-SVR 模型训练集预测结果 ( $n=39$ )Fig. 3 GA-SVR model prediction result on training set ( $n=39$ )图 4 CC-SVR 模型训练集预测结果 ( $n=39$ )Fig. 4 CC-SVR model prediction result on training set ( $n=39$ )

由图 3、4 可以看出,3 个样本组中 GA-SVR 模型预测 DI 值和实测 DI 值之间的  $R^2$  均在 0.9 以上,相对于同组 CC-SVR 模型分别提高了 9.9%、10.0%、5.6%,RMSE 分别降低了 26.3%、26.5%、19.3%,GA-SVR 模型对小麦条锈病严重度的估测精度优于 CC-SVR 模型。说明将 GA-SVR 模型优选的特征作为模型输入能够明显地提高模型对训练集病情指数的预测能力,而 CC 法优选的特征虽然对病情指数敏感,但从 CC-SVR 模型对训练集病情指数的预测精度来看,其并非为 SVR 模型的最佳输入特征。

### 2.2.2 模型评价

为了在样本数量有限的情况下更客观地评价模型精度,尽可能减少“过拟合”问题对模型评价结果的影响,采用能够充分利用样本中所有数据的保留样本交叉检验方式对 CC 分析法以及 GA-SVR 方法所选特征构建的小麦条锈病严重度预测模型进行评价(表 6)。由表 6 可以看出,3 组验证样本中 GA-SVR 模型的预测精度较同组 CC-SVR 模型均有不同程度的提高,其中 GA-SVR 模型估测 DI 值和实测 DI 值间的  $R^2$  较同组 CC-SVR 模型至少提高了 2.7%,平均提高了 17.8%,RMSE 较同组 CC-SVR

表 6 小区试验数据验证结果 ( $m=13$ )Tab. 6 Verification results of plot experiment ( $m=13$ )

样本组	$R^2$		RMSE	
	GA-SVR	CC-SVR	GA-SVR	CC-SVR
a	0.920	0.700	0.081	0.157
b	0.908	0.762	0.091	0.146
c	0.901	0.877	0.089	0.099

模型至少减少了 10.1%,平均减少了 32.1%。综合分析图 3、图 4 和表 6 可知,无论是训练集样本还是验证集样本,GA-SVR 模型对 DI 的预测能力均优于 CC-SVR 模型,将特征优选和模型构建相融合的 GA-SVR 模型能够提高小麦条锈病严重度的预测精度,且模型稳定性和泛化能力均优于 CC-SVR 模型,更适用于小麦条锈病严重度的敏感因子优选与模型构建。这是因为 CC 算法是以显著检验水平作为特征优选的条件,仅考虑了特征参量与病情严重度之间的相关性,没有考虑不同特征参量之间是否存在数据的冗余以及所选的特征参量是否最适合于模型构建算法,影响了模型的预测精度。而 GA-SVR 算法综合利用了 GA 的全局搜索特点和 SVR 算法较优的学习能力,考虑了 SVR 参数对特征参量优选的影响,将所有特征与 SVR 参数进行联合编

码,以10折交叉验证最小MSE作为特征与参数的优选依据,对所有可能选择到的特征进行有向搜索,保证了所选特征的敏感性,提升了模型的预测精度。

### 2.2.3 大田调查数据验证

2018年5月12日于陕西省汉中市宁强县大田小麦种植区域调查条锈病的发病状况,利用ASD Field Spec 4型地物光谱仪同步获取42个对应样本点的冠层光谱数据,并基于此数据对本文所建立的模型进行验证(表7),以评价模型的可靠性与普适性。

表7 大田调查数据验证结果( $m=42$ )

Tab.7 Verification results of field survey data ( $m=42$ )

样本组	$R^2$		RMSE	
	GA-SVR	CC-SVR	GA-SVR	CC-SVR
a	0.710	0.382	0.150	0.219
b	0.771	0.464	0.133	0.204
c	0.732	0.419	0.144	0.212

由表7可知,3个样本组建立的GA-SVR模型预测DI值与实测DI值间的 $R^2$ 均高于0.7,比CC-SVR模型至少提高了66.2%,RMSE均不高于0.150,比CC-SVR模型至少减少了31.5%,联合GA与SVR算法的特征优选方法能够提高小麦条锈病的遥感探测精度,GA-SVR模型具有较好的可靠性和普适性。

## 3 讨论

融合GA和SVR算法优选小麦条锈病遥感监测的敏感因子时,3个样本组中优选的特征参量的一致性不高,说明GA-SVR方法进行特征选择时,受到原始样本的影响较大。这是因为封装法是以模型的精度作为特征优选的标准,样本的差异影响交叉验证的精度,小样本训练集的随机划分难以代表所有样本间的差异,进而导致3个样本组所选的特征参量不一致,能否利用大量的训练样本解决这一问题还有待继续研究。

本文协同冠层SIF数据和反射率光谱进行小麦条锈病遥感监测时,反射率数据仅利用了对植被叶绿素含量敏感的可见光波段的吸收特征,而小麦在受到条锈病菌侵染时,水分、花青素等生化组分含量也会发生相应的变化<sup>[58]</sup>。在构建小麦条锈病严重度反演模型时,若增加能够反映各种生化组分的光谱指数,分析不同光谱指数对条锈病害胁迫的响应

特性,能否提高小麦条锈病的遥感监测精度还有待进一步研究。

综合利用反射率光谱在作物生化参数探测方面的优势及SIF在光合生理诊断方面的优势构建了小麦条锈病严重度估测模型,并没有考虑反射率吸收特征和SIF数据对模型的贡献率问题,如何量化反射率光谱数据和SIF数据对遥感监测小麦条锈病严重度的贡献率,确定各个输入特征在模型中的权重,进一步提高小麦条锈病的遥感监测精度,则是一个值得研究的问题。

在利用SVR算法构建小麦条锈病严重度估测模型时,仅考虑了高斯核函数,并没有分析所选特征参量与小麦条锈病严重度之间的映射关系,确定不同特征参量与病情严重度之间的最优映射函数进而提高小麦条锈病严重度的遥感估测精度则是下步要研究的问题。

本文在构建小麦条锈病严重度反演模型时,仅选用了对小样本适用性较好的SVR算法,并未与其它机器学习算法进行对比分析。已有研究将GA与随机森林算法结合进行敏感波段的选择,并取得了较好的研究成果<sup>[18]</sup>,但是将GA与其他机器学习算法结合进行小麦条锈病敏感特征选择能否改善小麦条锈病严重度反演精度还需进一步研究。

## 4 结束语

基于小麦条锈病不同病情严重度下的冠层SIF数据与反射率吸收特征参量,分别利用GA-SVR算法与CC算法优选了小麦条锈病遥感监测的敏感因子,在此基础上构建了小麦条锈病的遥感监测模型。结果表明,GA-SVR算法优选的小麦条锈病遥感监测的敏感因子为7~8个,而CC分析法则优选出了22个因子,GA-SVR算法极大地降低了特征空间的维度,减少了特征参量间的冗余,降低了模型的复杂性。从模型的预测性能来看,无论是小区试验数据还是野外大田数据,GA-SVR模型的预测精度均高于CC-SVR模型。以小区试验数据为验证样本时,GA-SVR模型预测DI值与实测DI值之间 $R^2$ 均在0.9以上,RMSE均小于0.1,比CC-SVR模型的 $R^2$ 至少提高了2.7%,RMSE至少降低了10.1%。以大田数据为验证样本时,GA-SVR模型预测DI值与实测DI值间的 $R^2$ 比CC-SVR模型至少提高了66.2%,RMSE至少降低了31.5%。

## 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)

- [2] 鲁军景,孙雷刚,黄文江.作物病虫害遥感监测和预测预警研究进展[J].遥感技术与应用,2019,34(1):21-32.  
LU Junjing, SUN Leigang, HUANG Wenjiang. Research progress in monitoring and forecasting of crop diseases and pests by remote sensing[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2019, 34(1): 21-32. (in Chinese)
- [3] 鲁军景,黄文江,张竞成,等.基于小波特征的小麦白粉病与条锈病的定量识别[J].光谱学与光谱分析,2016,36(6):1854-1858.  
LU Junjing, HUANG Wenjiang, ZHANG Jingcheng, et al. Quantitative identification of yellow rust and powdery mildew in winter wheat based on wavelet feature[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2016, 36(6): 1854-1858. (in Chinese)
- [4] 姚志凤,雷雨,何东健.基于高光谱成像的小麦白粉病与条锈病识别[J].光谱学与光谱分析,2019,39(3):969-976.  
YAO Zhifeng, LEI Yu, HE Dongjian. Identification of powdery mildew and stripe rust in wheat using hyperspectral imaging[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(3): 969-976. (in Chinese)
- [5] 王利民,刘佳,杨福刚,等.基于 GF-1/WFV 数据的冬小麦条锈病遥感监测[J].农业工程学报,2017,33(20):153-160.  
WANG Limin, LIU Jia, YANG Fugang, et al. Winter wheat stripe rust remote sensing monitoring based on GF-1/WFV data [J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(20): 153-160. (in Chinese)
- [6] 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)
- [7] 董锦绘,杨小冬,杨贵军,等.基于近地高光谱信息的小麦条锈病病情指数反演[J].麦类作物学报,2016,36(12):1674-1680.  
DONG Jinhui, YANG Xiaodong, YANG Guijun, et al. Inversion of wheat stripe rust disease index based on near ground hyperspectral data[J]. Journal of Triticeae Crops, 2016, 36(12): 1674-1680. (in Chinese)
- [8] 刘鹏,张竞成,杨婷婷,等.多生育期小麦条锈病光谱波段优选及监测研究[J].中国生物防治学报,2017,33(6):833-841.  
LIU Peng, ZHANG Jingcheng, YANG Pingting, et al. Analysis on monitoring of wheat stripe rust at multiple stages and optimization of bands for disease detection[J]. Chinese Journal of Biological Control, 2017, 33(6): 833-841. (in Chinese)
- [9] 雷雨,韩德俊,曾庆东,等.基于高光谱成像技术的小麦条锈病病害程度分级方法[J/OL].农业机械学报,2018,49(5):226-232.  
LEI Yu, HAN Dejun, ZENG Qingdong, et al. Grading method of disease severity of wheat stripe rust based on hyperspectral imaging technology[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(5): 226-232. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20180526&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180526&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.05.026. (in Chinese)
- [10] 范友波,顾晓鹤,王双亭,等.冬小麦白粉病冠层光谱特征解析与病情指数反演[J].麦类作物学报,2017,37(1):136-143.  
FAN Youbo, GU Xiaohe, WANG Shuangting, et al. Analysis of canopy spectral characteristics of winter wheat powdery mildew and disease index inversion[J]. Journal of Triticeae Crops, 2017, 37(1): 136-143. (in Chinese)
- [11] 王静,景元书,黄文江,等.冬小麦条锈病严重程度不同估算方法对比研究[J].光谱学与光谱分析,2015,35(6):1649-1653.  
WANG Jing, JING Yuanshu, HUANG Wenjiang, et al. Comparative research on estimating the severity of yellow rust in winter wheat[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(6): 1649-1653. (in Chinese)
- [12] 鲁军景,黄文江,蒋金豹,等.小波特征与传统光谱特征估测冬小麦条锈病病情严重度的对比研究[J].麦类作物学报,2016,36(10):135-140.  
LU Junjing, HUANG Wenjiang, JIANG Jinbao, et al. Comparison of wavelet features and conventional spectral features on estimating severity of stripe rust in winter wheat[J]. Journal of Triticeae Crops, 2016, 36(10): 135-140. (in Chinese)
- [13] 周传华,柳智才,丁敬安,等.基于 filter + wrapper 模式的特征选择算法[J].计算机应用研究,2019(7):1975-1979,2010.  
ZHOU Chuanhua, LIU Zhicai, DING Jing'an, et al. Feature selection algorithm based on filter + wrapper pattern[J]. Application Research of Computers, 2019(7): 1975-1979, 2010. (in Chinese)
- [14] 张珏,田海清,赵志宇,等.基于改进离散粒子群算法的青贮玉米原料含水率高光谱检测[J].农业工程学报,2019,35(1):285-293.  
ZHANG Jue, TIAN Haiqing, ZHAO Zhiyu, et al. Moisture content detection in silage maize raw material based on hyperspectrum and improved discrete particle swarm [J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(1): 285-293. (in Chinese)
- [15] 曹引,冶运涛,赵红莉,等.基于离散粒子群和偏最小二乘的水源地浊度高光谱反演[J/OL].农业机械学报,2018,49(1):173-182.  
CAO Yin, YE Yuntao, ZHAO Hongli, et al. Satellite hyperspectral retrieval of turbidity for water source based on discrete particle swarm and partial least squares[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(1): 173-182. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20180122&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180122&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.01.022. (in Chinese)
- [16] 宾俊,范伟,周冀衡,等.智能优化算法应用于近红外光谱波长选择的比较研究[J].光谱学与光谱分析,2017,37(1):95-102.  
BIN Jun, FAN Wei, ZHOU Jiheng, et al. Application of intelligent optimization algorithms to wavelength selection of near-infrared spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2017, 37(1): 95-102. (in Chinese)
- [17] 解宏图,宣然然,彭义,等.基于遗传算法的波长选择方法对土壤有机碳预测模型影响[J].土壤通报,2014,45(4):795-800.  
XIE Hongtu, XUAN Ranran, PENG Yi, et al. Effects of prediction model on soil organic carbon using genetic algorithm[J]. Chinese Journal of Soil Science, 2014, 45(4): 795-800. (in Chinese)
- [18] 王轩慧,陈建毅,郑西来,等.基于 SGA-RF 算法的农业土壤镉浓度反演研究[J/OL].农业机械学报,2018,49(10):261-269.  
WANG Xuanhui, CHEN Jianyi, ZHENG Xilai, et al. Inversion of cadmium content in agriculture soil based on SGA-RF

- algorithm[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(10):261-269. [http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20181029&journal\\_id=jcsam](http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20181029&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.10.029. (in Chinese)
- [19] 孔清清, 宫会丽, 丁香乾, 等. 基于互信息的遗传算法在光谱波段选择中应用[J]. 光谱学与光谱分析, 2018, 38(1):31-35. KONG Qingqing, GONG Huili, DING Xiangqian, et al. Research on genetic algorithm based on mutual information in the spectrum selection[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2018, 38(1):31-35. (in Chinese)
- [20] HAN K H, PARK K H, LEE C H, et al. Parallel quantum-inspired genetic algorithm for combinatorial optimization problem [C]// Congress on Evolutionary Computation. IEEE, 2001.
- [21] 於海明, 李石, 吴威, 等. 稻谷千粒质量近红外光谱预测模型的波长选择方法[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(11):275-279. YU Haiming, LI Shi, WU Wei, et al. Wavelength selecting methods of NIRS predicting model of paddy 1000 grain weight[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(11):275-279. [http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20151137&journal\\_id=jcsam](http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20151137&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.11.037. (in Chinese)
- [22] 张婷婷, 赵宾, 杨丽明, 等. 基于高光谱成像技术结合 SPA 和 GA 算法测定甜玉米种子电导率[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(8):2608-2613. ZHANG Tingting, ZHAO Bin, YANG Liming, et al. Determination of conductivity in sweet corn seeds with algorithm of GA and SPA based on hyperspectral imaging technique[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(8):2608-2613. (in Chinese)
- [23] 田潇瑜, 黄星奕, 白峻文, 等. 基于近红外光谱技术的紫薯贮藏期间花青素含量检测[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(2):350-355. TIAN Xiaoyu, HUANG Xingyi, BAI Junwen, et al. Detection of anthocyanin content of purple sweet potato during storage period based on near infrared spectroscopy[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(2):350-355. [http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20190240&journal\\_id=jcsam](http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190240&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.02.040. (in Chinese)
- [24] 薛晓萍, 王新, 张丽娟, 等. 基于支持向量机方法建立土壤湿度预测模型的探讨[J]. 土壤通报, 2007, 38(3):427-433. XUE Xiaoping, WANG Xin, ZHANG Lijuan, et al. Prediction model of soil moisture based on support vector machines[J]. Chinese Journal of Soil Science, 2007, 38(3):427-433. (in Chinese)
- [25] 刘琦, 王翠翠, 王睿, 等. 潜育期小麦条锈菌的高光谱定性识别[J]. 植物保护学报, 2018, 45(1):153-160. LIU Qi, WANG Cuicui, WANG Rui, et al. Hyperspectral qualitative identification on latent period of wheat stripe rust[J]. Journal of Plant Protection, 2018, 45(1):153-160. (in Chinese)
- [26] ASHOURLOO D, MOBASHERI M, HUETE A. Developing two spectral disease indices for detection of wheat leaf rust (*Puccinia triticina*) [J]. Remote Sensing, 2014, 6(6):4723-4740.
- [27] SONG L, GUANTER L, GUAN K, et al. Satellite sun-induced chlorophyll fluorescence detects early response of winter wheat to heat stress in the Indian Indo-Gangetic Plains[J]. Global Change Biology, 2018, 24(9):4023-4037.
- [28] BAKER N, NEIL R. Chlorophyll fluorescence: a probe of photosynthesis in vivo[J]. Annu. Rev. Plant Biol., 2008, 59(1):89-113.
- [29] 章钊颖, 王松寒, 邱博, 等. 日光诱导叶绿素荧光遥感反演及碳循环应用进展[J]. 遥感学报, 2019, 23(1):37-52. ZHANG Zhaoying, WANG Songhan, QIU Bo, et al. Retrieval of sun-induced chlorophyll fluorescence and advancements in carbon cycle application[J]. Journal of Remote Sensing, 2019, 23(1):37-52. (in Chinese)
- [30] 陈思媛, 竞霞, 董莹莹, 等. 基于日光诱导叶绿素荧光与反射率光谱的小麦条锈病探测研究[J]. 遥感技术与应用, 2019, 34(3):511-520. CHEN Siyuan, JING Xia, DONG Yingying, et al. Detection of wheat stripe rust using solar-induced chlorophyll fluorescence and reflectance spectral indices[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2019, 34(3):511-520. (in Chinese)
- [31] 竞霞, 白宗瑛, 高媛, 等. 利用随机森林法协同 SIF 和反射率光谱监测小麦条锈病[J]. 农业工程学报, 2019, 35(13):154-161. JING Xia, BAI Zongfan, GAO Yuan, et al. Wheat stripe rust monitoring by random forest algorithm combined with SIF and reflectance spectrum[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(13):154-161. (in Chinese)
- [32] 高媛, 竞霞, 刘良云, 等. 基于多核支持向量机的小麦条锈病遥感监测研究[J]. 麦类作物学报, 2020, 40(1):118-126. GAO Yuan, JING Xia, LIU Liangyun, et al. Remote sensing monitoring of wheat stripe rust based on multiple kernel SVM [J]. Journal of Triticeae Crops, 2020, 40(1):118-126. (in Chinese)
- [33] 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.
- [34] ALONSO L, GOMEZ-CHOVA L, VILA-FRANCES J, et al. Improved fraunhofer line discrimination method for vegetation fluorescence quantification[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2008, 5(4):620-624.
- [35] DAMM A, ANDRÉ E, HILLEN W, et al. Modeling the impact of spectral sensor configurations on the FLD retrieval accuracy of sun-induced chlorophyll fluorescence[J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(8):1882-1892.
- [36] LIU X, LIU L. Assessing band sensitivity to atmospheric radiation transfer for space-based retrieval of solar-induced chlorophyll fluorescence[J]. Remote Sensing, 2014, 6(11):10656-10675.
- [37] LIU L, GUAN L, LIU X. Directly estimating diurnal changes in GPP for C3 and C4 crops using far-red sun-induced chlorophyll fluorescence[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2017, 232:1-9.
- [38] 王冉, 刘志刚, 杨沛琦. 植物日光诱导叶绿素荧光的遥感原理及研究进展[J]. 地球科学进展, 2012, 27(11):1221-1228. WANG Ran, LIU Zhigang, YANG Peiqi. Principle and progress in remote sensing of vegetation solar-induced chlorophyll fluorescence[J]. Advances in Earth Science, 2012, 27(11):1221-1228. (in Chinese)

- [39] 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(10):2037 – 2051.
- [40] 刘良云. 植被定量遥感原理与应用[M]. 北京:科学出版社, 2014:149 – 150.
- [41] SCHMIDT K S, SKIDMORE A K. Spectral discrimination of vegetation types in a coastal wetland[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 85(1):92 – 108.
- [42] CLARK R N, ROUSH T L. Reflectance spectroscopy: quantitative analysis techniques for remote sensing applications[J]. *Journal of Geophysical Research*, 1984, 89(B7):6329.
- [43] 李粉玲,常庆瑞. 基于连续统去除法的冬小麦叶片全氮含量估算[J/OL]. *农业机械学报*, 2017, 48(7):174 – 179.  
LI Fenling, CHANG Qingrui. Estimation of winter wheat leaf nitrogen content based on continuum removed spectra[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(7):174 – 179. [http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20170722&journal\\_id=jcsam](http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170722&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.07.022. (in Chinese)
- [44] 向红英,柳维扬,彭杰,等. 基于连续统去除法的南疆水稻土有机质含量预测[J]. *土壤*, 2016(2):389 – 394.  
XIANG Hongying, LIU Weiyang, PENG Jie, et al. Predicting organic matter content in paddy soil using method of continuum removal in Southern Xinjiang, China[J]. *Soils*, 2016(2):389 – 394. (in Chinese)
- [45] 郑煜,常庆瑞,王婷婷,等. 基于连续统去除和偏最小二乘回归的油莱 SPAD 高光谱估算[J]. *西北农林科技大学学报(自然科学版)*, 2019, 47(8):37 – 45.  
ZHENG Yu, CHANG Qingrui, WANG Tingting, et al. Hyperspectral estimation of SPAD value in oilseed rape based on continuum removal and partial least squares regression[J]. *Journal of Northwest A&F University (Natural Science Edition)*, 2019, 47(8):37 – 45. (in Chinese)
- [46] 王炜,林命遇,马钦忠,等. 支持向量机及其在震预报中的应用前景[J]. *地震工程学报*, 2006, 28(1):78 – 84.  
WANG Wei, LING Mingzhou, MA Qinzhong, et al. Support vector machines and its application future in earthquake prediction[J]. *Northwestern Seismological Journal*, 2006, 28(1):78 – 84. (in Chinese)
- [47] CHEN Y W, LIN C J. Combining SVMs with various feature selection strategies[M]// *Feature Extraction*, 2008.
- [48] KEERTHI S S, LIN C J. Asymptotic behaviors of support vector machines with Gaussian kernel[J]. *Neural Computation*, 2003, 15(7):1667 – 1689.
- [49] WU X, ZHU Y. A mixed-encoding genetic algorithm with beam constraint for conformal radiotherapy treatment planning[J]. *Medical Physics*, 2000, 27(11):2508 – 2516.
- [50] 刘良云,张永江,王纪华,等. 利用夫琅和费暗线探测自然光条件下的植被光合作用荧光研究[J]. *遥感学报*, 2006, 10(1):130 – 137.  
LIU Liangyun, ZHANG Yongjiang, WANG Jihua, et al. Detecting photosynthesis fluorescence under natural sunlight based on fraunhofer line[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2006, 10(1):130 – 137. (in Chinese)
- [51] 胡姣婵,刘良云,刘新杰. FluorMOD 模拟叶绿素荧光夫琅和费暗线反演算法不确定性分析[J]. *遥感学报*, 2015, 19(4):594 – 608.  
HU Jiaochan, LIU Liangyun, LIU Xinjie. Assessing uncertainties of sun-induced chlorophyll fluorescence retrieval using FluorMOD model[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2015, 19(4):594 – 608. (in Chinese)
- [52] LIU L, CHENG Z. Detection of vegetation light-use efficiency based on solar-induced chlorophyll fluorescence separated from canopy radiance spectrum[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing*, 2010, 3(3):306 – 312.
- [53] CORDON G, LAGORIO M G, PARUELO J M, et al. Chlorophyll fluorescence, photochemical reflective index and normalized difference vegetative index during plant senescence[J]. *Journal of Plant Physiology*, 2016, 199:100 – 110.
- [54] ZARCO-TEJADA P J, MILLER J R, MOHAMMED G H, et al. Chlorophyll fluorescence effects on vegetation apparent reflectance: I. leaf-level measurements and model simulation[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2000, 74(3):582 – 595.
- [55] ZARCO-TEJADA P J, MILLER J R, MOHAMMED G H, et al. Chlorophyll fluorescence effects on vegetation apparent reflectance: II. laboratory and airborne canopy-level measurements with hyperspectral data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2000, 74(3):596 – 608.
- [56] DOBROWSKI S Z, PUSHNIK J C, ZARCO-TEJADA P J, et al. Simple reflectance indices track heat and water stress-induced changes in steady-state chlorophyll fluorescence at the canopy scale[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 97(3):403 – 414.
- [57] ZARCO-TEJADA P J, PUSHNIK J C, DOBROWSKI S, et al. Steady-state chlorophyll a fluorescence detection from canopy derivative reflectance and double-peak red-edge effects[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 84(2):283 – 294.
- [58] SHI Y, HUANG W, GONZALEZ-MORENO P, et al. Wavelet-based rust spectral feature set (WRSFs): a novel spectral feature set based on continuous wavelet transformation for tracking progressive host-pathogen interaction of yellow rust on wheat [J]. *Remote Sensing*, 2018, 252(10):1 – 19.