



基于不同分析模型的大豆叶片 SPAD 值和 LAI 光谱估算比较

唐子竣^{1,2}, 向友珍^{1,2}, 王 辛^{1,2}, 安嘉琪^{1,2}, 郭金金^{1,2}, 王 晗^{1,2}, 李志军^{1,2}, 张富仓^{1,2}

(1. 西北农林科技大学 旱区节水农业研究院/旱区农业水土工程教育部重点实验室, 陕西 杨凌 712100; 2. 西北农林科技大学 水利与建筑工程学院, 陕西 杨凌 712100)

摘 要:为探讨在大豆鼓粒期采用光谱技术估算叶片 SPAD 值和 LAI 的有效分析模型和方法, 本研究以大田鼓粒期大豆为试验材料, 在 3 个不同时段 9:45~10:15 (10AM)、11:45~12:15 (12PM) 和 13:45~14:15 (2PM) 测量冠层全波段光谱反射率, 并分别使用极限学习机 (ELM)、偏最小二乘回归 (PLSR)、支持向量机 (SVM) 和随机森林 (RF) 构建大豆叶片 SPAD 值和 LAI 估算模型, 并对比不同模型分析结果的估算精度。结果表明: 在各模型中, 12PM 和 2PM 测定的光谱反射率与大豆叶片 SPAD 值和 LAI 的拟合精度均高于 10AM。基于 RF 的大豆叶片 SPAD 值估算模型验证集的 R^2 为 0.910, RMSE 为 2.006, MRE 为 3.684; 基于 RF 的大豆 LAI 估算模型验证集的 R^2 为 0.916, RMSE 为 0.209, MRE 为 4.383, 与 ELM、PLSR 和 SVM 相比, 有更高的估算精度。综上结果说明大豆鼓粒期在 11:45~12:15 和 13:45~14:15 采用 RF 模型, 运用全波段的光谱反射率估算大豆叶片 SPAD 值和 LAI 可得到较准确的结果。

关键词: 随机森林; 光谱技术; 大豆; 鼓粒期; SPAD 值; 叶面积指数

Comparison of SPAD Value and LAI Spectral Estimation of Soybean Leaves Based on Different Analysis Models

TANG Zi-jun^{1,2}, XIANG You-zhen^{1,2}, WANG Xin^{1,2}, AN Jia-qi^{1,2}, GUO Jin-jin^{1,2}, WANG Han^{1,2}, LI Zhi-Jun^{1,2}, ZHANG Fu-cang^{1,2}

(1. Institute of Water-saving Agriculture in Arid Areas of China/Key Laboratory of Agricultural Soil and Water Engineering in Arid and Semiarid Areas of Ministry of Education, Northwest A & F University, Yangling 712100, China; 2. College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A & F University, Yangling 712100, China)

Abstract: In order to explore the effective analytical model and methods for estimating leaf SPAD value and LAI by spectroscopic technique in soybean drum-grain stage, this study used soybean at seed-filling stage in the field as the test material, conducted three different time periods at 9:45-10:15 (10AM), 11:45-12:15 (12PM) and 13:45-14:15 (2PM) to measure the canopy full-band spectral reflectance, used extreme learning machine (ELM), partial least squares regression (PLSR), support vector machine (SVM) and random forest (RF) to build soybean leaf SPAD value and LAI estimation models, and compared the estimation accuracy of the analysis results of different models. The results showed that in each model, the fitting accuracy of the spectral reflectance measured by 12PM and 2PM with the SPAD value and LAI of soybean leaves was higher than that of 10AM. The R^2 of the RF-based soybean leaf SPAD value estimation model validation set was 0.910, the RMSE was 2.006, and the MRE was 3.684. The RF-based soybean LAI estimation model validation set was with R^2 of 0.916, RMSE was 0.209, MRE was 4.383, compared with ELM, PLSR and SVM, it had higher estimation accuracy. The results also showed that the full-band spectral reflectance took on at 11:45-12:15 and 13:45-14:15 with the RF model could be used to estimate the SPAD value and LAI of soybean leaves, which could obtain more accurate results.

Keywords: random forest; spectral technique; soybean; seed-filling stage; SPAD value; leaf area index

叶绿素相对含量 (Soil and Plant Analysis Development, SPAD) 和叶面积指数 (Leaf Area Index, LAI) 是评价作物生长发育的重要指标。叶绿素是作物光合作用中最重要色素, 其浓度变化直接影响作物的健康状况^[1], SPAD 值可以反映叶片中相对叶绿素的含量^[2]。LAI 能表征作物的冠层结构, 是体现作物长势状况的重要特征参量, 其值大小与生物量、作物产量有密切关系, 是反映作物群体生长状况的重要指标^[3]。SPAD 值和 LAI 是大豆田水

肥管理过程中进行生长监测的重要光合作用指标, 快速、无损地定量估算大豆叶片 SPAD 值和 LAI 对监测大豆生长情况、优化大豆田间管理和促进大豆优质高产具有重大意义。

SPAD 值和 LAI 的传统测量方式较为复杂, 误差较大、耗时长, 且破坏性取样对植株的损害较大, 不适合大范围监测^[4-5]。近年来, 光谱技术已经成为了农作物生长监测的重要工具, 具有操作方便、快速灵活、效率高等优点, 已被广泛应用于精准农

收稿日期: 2022-05-30

基金项目: 国家自然科学基金 (52179045)

第一作者: 唐子竣 (1998—), 硕士研究生, 主要从事遥感技术应用于农业水土工程研究。E-mail: Tangzijun@nwsuaf.edu.cn。

通讯作者: 向友珍 (1973—), 博士, 副教授, 博导, 主要从事遥感技术应用于农业水土工程、节水灌溉理论与新技术研究。E-mail: Youzhenxiang@nwsuaf.edu.cn。

业^[6]。由于光谱波段连续性强,可以准确获取作物的光谱信息^[7]并根据作物叶片叶绿素对太阳辐射的吸收和反射生成特定的光谱曲线。目前,已有大量学者开展了基于光谱技术的作物叶绿素含量及 LAI 反演的研究^[8-12]。如陆军胜等^[10]基于光谱技术估算玉米 LAI,建模集和验证集的决定系数 R^2 均超过 0.95; 依尔夏提·阿不来提等^[12]基于光谱技术估算棉花叶片 SPAD 值,建模集和验证集的决定系数 R^2 均超过 0.8。

应用于农学参数光谱监测技术的机器学习方法主要包括支持向量回归、随机森林、反向传播神经网络、深度学习算法,卷积神经网络等^[13]。极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)是一种基于前馈神经网络(Feedforward Neuron Network, FNN)构建的机器学习系统或方法^[14-16],它位于输入层与隐藏层之间的输入权重和偏差是以随机的方式生成的,同时运用最小二乘法提取与隐藏层和输出层关联的输出权重矩阵,因此在应用 ELM 模型时,常需多次运行以取得更好的预测模型,或者以计算多次预测的平均值作为最终的预测结果^[17]; 偏最小二乘回归(Partial Least Squares Regression, PLSR)是一种集多元线性回归分析法、主成分分析法和典型相关分析法于一体的多元统计数据分析方法^[18],自该模型提出以来,因其能比较完善地解决传统多元回归难以解决的问题(如自变量之间的多重相关性)而得到广泛的应用; 支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是一类按监督学习(supervised learning)的方式对数据进行二元分类的广义线性分类器(generalized linear classifier),模型基于结构风险最小化原理,将数据通过一个非线性变换转换到一个高维特征空间,并在该高维特征空间中建立线性模型以对回归函数进行拟合,在一定程度上解决了“离散值多”和“过学习”等问题^[19]。随机森林(Random Forest, RF)模型是一种基于分类回归树的机器学习方法^[20],它通过自助法(bootstrap)抽样从原始训练集中抽选 k 个样本,且各样本的样本容量与原始训练集的大小须保持一致,再对每个样本分别进行决策树建模并得到 k 个建模结果,最后利用所有决策树的建模结果,通过投票得到最终预测结果^[21],模型的核心问题是确定分割节点的随机变量数和森林中决策树的数量。

在过往作物叶片 SPAD 值和 LAI 的估算研究中,众多学者使用固定波长进行光谱指数的计算,再与叶绿素含量进行相关性分析,最后选取相关性较好的光谱指数建模^[22-23]。然而,对于不同的研究对象,因其生长环境等因素的不同,会使作物本身

的生理信息产生差异,导致光谱特征不同,这时再使用相同的波长可能会造成光谱数据无法充分利用,计算出的光谱指数建立反演模型具有一定的局限性,模型精度在一定程度上也会受到制约。因不同时间段的太阳高度角会呈一定规律的变化,而光谱仪对不同时间段的光照反馈情况可能存在差异。为此,本研究在西北农林科技大学试验站开展试验,设置不同覆盖类型和种植密度处理,测量大豆鼓粒期 3 个不同时段 9:45-10:15、11:45-12:15 和 13:45-14:15 的全波段光谱反射率。以全波段的光谱反射率作为输入,大豆叶片 SPAD 值和 LAI 作为输出,对比分析 ELM、PLSR、SVM 与 RF 的估算精度,以探讨鼓粒期大豆叶片 SPAD 值和 LAI 的适用估算模型。以期研究结果可为大豆叶绿素含量和 LAI 的估算提供参考,为基于光谱信息的作物监测提供理论依据,并为实现作物长势参数快速估测提供应用参考。

1 材料与方法

1.1 材料

供试大豆品种为山宁 17 号。

1.2 试验地概况

试验于 2021 年 6—9 月在西北农林科技大学旱区农业水土工程教育部重点实验室节水灌溉试验站(34° 20'N, 108° 24'E, 海拔 521 m)进行,属暖温带季风半湿润气候,是典型的半湿润偏(易)旱区。降水年际间差异较大(1995—2020 年),平均降水量 561 mm,全年降雨主要集中在 7—9 月,平均占年降水量的 55.5%。试验区土壤为重壤土,0~100 cm 土层的田间持水率(质量分数,下同)为 23%~25%,凋萎含水率为 8.5%,平均土壤干容积密度为 $1.58 \text{ g} \cdot \text{cm}^{-3}$ 。

1.3 试验设计

设置 4 种覆盖类型:平作秸秆覆盖(SM)、垄覆地膜沟覆秸秆(SFM)、垄覆地膜沟无覆盖(FM)和平作无覆盖方式。设置 5 个施氮量:0 $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ (N0)、30 $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ (N1)、60 $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ (N2)、90 $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ (N3) 和 120 $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ (N4)。共计 20 个处理。

设置 7 个种植密度:15 万株 $\cdot \text{hm}^{-2}$ (R0)、20 万株 $\cdot \text{hm}^{-2}$ (R1)、25 万株 $\cdot \text{hm}^{-2}$ (R2)、30 万株 $\cdot \text{hm}^{-2}$ (R3)、35 万株 $\cdot \text{hm}^{-2}$ (R4)、40 万株 $\cdot \text{hm}^{-2}$ (R5) 和 45 万株 $\cdot \text{hm}^{-2}$ (R6)。

各处理小区随机排列,重复两次,小区面积为 $2.4 \text{ m} \times 6 \text{ m} = 14.4 \text{ m}^2$,试验区周围布设 2 m 保护带。各小区磷肥、钾肥和氮肥的用量均为 30 $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 。在 2021 年 6 月 18 日按行距 50 cm,株距约 10 cm 人工

点播大豆,其他田间生产管理(施药、除草等)均与当地大田保持一致。于9月30日收获大豆,并回收地膜。

于大豆鼓粒期采集162份有效样本,分别对大豆叶片 SPAD 值和 LAI 从小到大排序,选取 2/3 的样本作为建模集,其余 1/3 的样本作为验证集。以全波段的光谱反射率作为输入,大豆叶片 SPAD 值和 LAI 作为输出,分别基于 ELM、PLSR、SVM 和 RF 分析模型估算大豆叶片 SPAD 值和 LAI。验证并对比不同分析模型的估算精度。

1.4 方法

1.4.1 叶片 SPAD 值测量 采用 SPAD-502 型手持式叶绿素仪测定大豆叶片的 SPAD 值,因 SPAD-502 读数与叶绿素含量密切相关^[24],因此直接以其值代表叶绿素含量。

分别于2021年8月23日、8月27日、9月7日,在各小区随机选取10株大豆,沿主茎自上而下测其顶1叶、顶2叶、顶3叶和顶4叶的 SPAD 值。同时对上述各叶位叶片,从叶片基部开始根据叶片长度,每 1/3 分为 1 个区间,分别定义为基部(B)、中部(C)和顶部(R),分别测量 SPAD 值,取同一小区内测定结果的平均值^[25]。

1.4.2 叶面积指数测量 分别于2021年8月23日、8月27日、9月7日在各小区随机选取10株大豆,并用卷尺测量全部叶片的叶长 L_{ij} 和叶宽 B_{ij} , 计算

$$LAI^{[26]}: LAI = \alpha \cdot \rho \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m (L_{ij} \cdot B_{ij})}{m}$$
 式中, α 为折算系数,取 0.8; ρ 为种植密度 (株·m⁻²); n 为第 j 株的总叶片数(片); m 为测定株数(株)。

1.4.3 光谱数据分析 大豆冠层光谱反射率采用 ASD Field-Spec 3 背挂式野外光谱仪 (Analytical Spectral Devices, Inc., St, Boulder, CO, USA) 测定,样本总量为 162 个。仪器波段范围 350 ~ 1 830 nm, 其中, 350 ~ 1 000 nm 光谱分辨率为 3 nm, 采样间隔为 1.4 nm; 1 000 ~ 1 830 nm 分辨率为 10 nm, 采样间隔为 2 nm, 仪器自动将采样数据插值为 1 nm 间隔输出, 光纤长度 1.5 m, 视场角 25°。分别于 2021 年 8 月 23 日、8 月 27 日、9 月 7 日采集光谱数据, 天气晴朗无风, 测定时间分别为 9:45-10:15 (10AM)、11:45-12:15 (12PM)、13:45-14:15 (2PM), 测定时保证光纤探头垂直向下, 距冠层顶部约 1 m。每个小区选取能代表该小区长势的 3 个样方进行测定, 每个样方每次采集 10 条光谱曲线, 以平均值作为该

样方的光谱反射率^[27], 3 d 共采集 162 组数据。

1.4.4 光谱数据预处理 由于光谱数据受到环境的干扰 (1 350 ~ 1 450 nm 处存在水分强吸收带, 1 801 ~ 1 830 nm 处存在较强的边缘噪声), 故本研究根据 351 ~ 1 350 nm 和 1 451 ~ 1 800 nm 波段反射率进行研究 (共 1 350 个波段)。为了减少 (消除) 背景噪声、基线漂移及杂散光等无用信息对光谱反射率曲线的影响, 采用 Savitzky-Golay 卷积平滑对光谱数据进行预处理^[22], 采用二次多项式、平滑点数为 9, 进行函数拟合和滤波去噪。

1.4.5 大豆叶片 SPAD 值和 LAI 估算 本研究使用 MATLAB R2022a 软件测试 4 种机器学习方法, 即极限学习机 (ELM)^[14-16]、偏最小二乘 (PLSR)^[18] 支持向量机 (SVM)^[19] 和随机森林 (RF) 模型^[20]。使用 Sigmoid 构建函数 ELM 模型, 在 $[-1, 1]$ 范围内随机生成隐藏层参数 $(a_i, b_i) L_{i=1}$, 将隐含层节点数设置为 1 000^[28], 并将神经元数量以 10 为初值, 10 为步长逐步增加到 120, 每个模型进行运行 100 次选择最优训练结果。在 PLSR 模型构建中, 采用交叉验证法确定 SPAD 值和 LAI 估算模型的最优潜在变量数 (LVs), 为了避免多余加入的变量造成 PLSR 回归过度拟合, 以对 Y 变量的解释累积方差百分比提高 5% 为标准确定最优潜在变量数加入该变量^[10]。将支持向量机模型的核函数类型设置为 “poly”, 并使用网格搜索方法优化支持向量机的参数惩罚系数 C 和 γ , 根据最小交叉验证误差原则, 确定 C 和 γ 分别为 20 和 0.02^[29]。在 RF 模型的构建中, 经过参数优化和多次训练后, LAI 模型和地上生物量模型中的决策树数均设置为 600^[30]。

1.4.6 模型精度评价 选取决定系数 (R^2)、均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 和平均相对误差 (MRE) 3 个指标验证模型的预测精度和预测能

力^[29]。计算公式为: $R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$; $RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}}$; $MRE(\%) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|\hat{y}_i - y_i|}{y_i} \times 100$ 。 R^2 越接近 1, RMSE 和 MRE 越接近 0, 说明模型拟合效果越好。

1.5 数据分析

使用 Excel 2021 处理试验数据; 采用 MATLAB R2022a 运行各模型; 使用 Origin Pro 2021 绘制所有图形。

2 结果与分析

2.1 样本集数据分析及划分

实际测量的大豆鼓粒期叶片 SPAD 值和 LAI 统计结果如表 1 所示,SPAD 值和 LAI 的平均值分别为 40.87 和 3.97。SPAD 值和 LAI 的变差系数分别为 0.16 和 0.23,离散程度均较大,说明不同处理对冠层结构影响较大。

2.2 基于 ELM 估算大豆叶片 SPAD 值和 LAI

基于 ELM 进行估算时,当神经元数量为 50 时,大豆叶片 SPAD 值和 LAI 估算模型均获得最高的估

算精度。如图 1 所示,12PM 和 2PM 测定的光谱反射率与大豆叶片 SPAD 值和 LAI 的拟合精度均高于 10AM,而 12PM 和 2PM 的拟合精度相近。基于 ELM 构建的大豆叶片 SPAD 值估算模型建模集和验证集的 R^2 分别为 0.792 和 0.706, RMSE 分别为 3.017 和 3.631, MRE 分别为 6.121 和 7.182,出现在 12PM 时段。基于 ELM 构建的大豆 LAI 估算模型建模集和验证集的 R^2 分别为 0.873 和 0.665, RMSE 分别为 0.346 和 0.443, MRE 分别为 7.889 和 8.804,出现在 12PM 时段。说明基于大豆 LAI 估算模型较大豆叶片 SPAD 值估算模型获得了更高的精度。

表 1 SPAD 值和 LAI 统计结果

估算指标 Indexes	样本数	最小值	最大值	平均值	变异系数
	Sample size	Minimum values	Maximum values	Mean	Coefficient of variation
SPAD 值 SPAD value	162	26.38	51.99	40.87	0.16
LAI	162	1.89	6.32	3.97	0.23

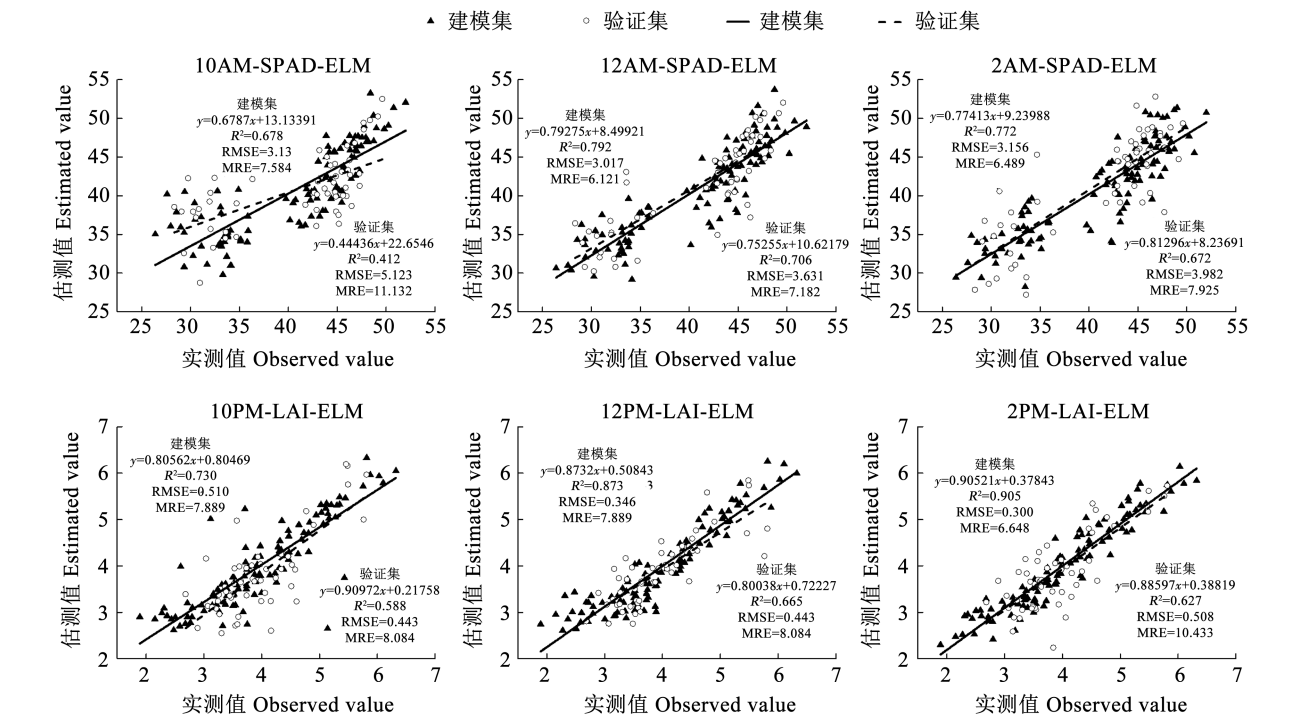


图 1 基于极限学习机的大豆 SPAD 值和 LAI 估算模型

Fig. 1 Estimation model of soybean SPAD values and LAI based on extreme learning machine

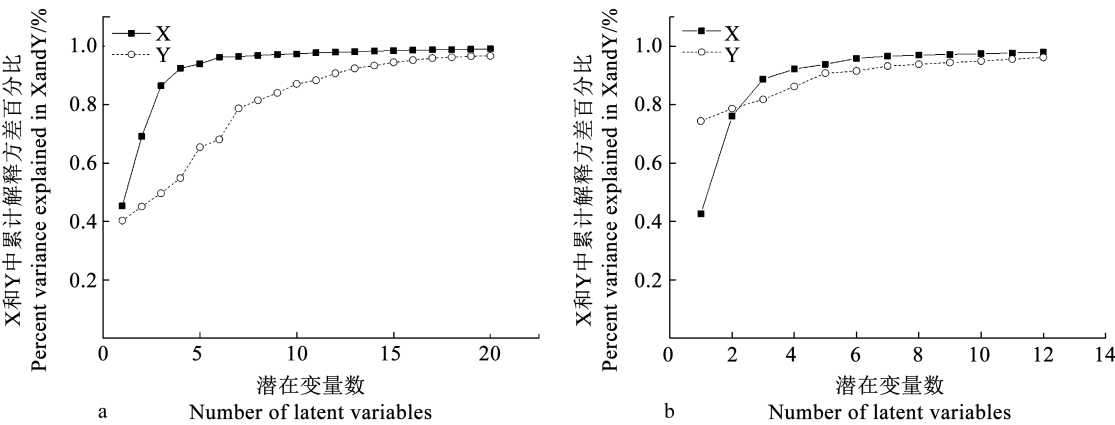
2.3 基于 PLSR 估算大豆叶片 SPAD 值和 LAI

SPAD 值前 20 个和 LAI 前 12 个潜在变量解释的累积方差百分比分析结果如图 2 所示,前 12 个变量解释了建模集 SPAD 值的 90.8%,前 13 个变量解释了建模集 SPAD 值的 92.4%,较前 12 个变量增加不足 5%;前 7 个变量解释了建模集 LAI 的 93.2%,前 8 个变量解释了建模集 SPAD 值的 93.8%,较前 7 个变量增加不足 5%。因此,本研究中大豆叶片 SPAD 值估算模型的变量确定为 12 个, LAI 估算模

型的变量确定为 7 个。

基于 PLSR 的大豆叶片 SPAD 值和 LAI 估算模型的拟合结果如图 3 所示,12PM 和 2PM 测定的光谱反射率与大豆叶片 SPAD 值和 LAI 的拟合精度均高于 10AM,而 12PM 和 2PM 的拟合精度相近。基于 PLSR 构建的大豆叶片 SPAD 值估算模型建模集和验证集的 R^2 分别为 0.896 和 0.809, RMSE 分别为 2.137 和 2.921, MRE 分别为 4.430 和 5.205,出现在 12PM 时段。基于 PLS 构建的大豆 LAI 估算模

型建模集和验证集的 R^2 分别为 0.959 和 0.868, RMSE 分别为 0.198 和 0.273, MRE 分别为 4.166 和 6.149, 出现在 12PM 时段。说明基于大豆 LAI 估算模型较大豆叶片 SPAD 值估算模型获得了更高的精度。



注: a. SPAD 值; b. 叶面积指数。X 为自变量(光谱反射率); Y 为因变量(大豆叶片 SPAD 值和 LAI)。
Note: a. SPAD value; b. LAI. X is the independent variable (spectral reflectance); Y is the dependent variable (SPAD values and LAI)

图 2 PLSR 模型中潜在变量解释的累积方差百分比分析

Fig. 2 Analysis on cumulative percentage variance of potential variable explanations in the PLSR model

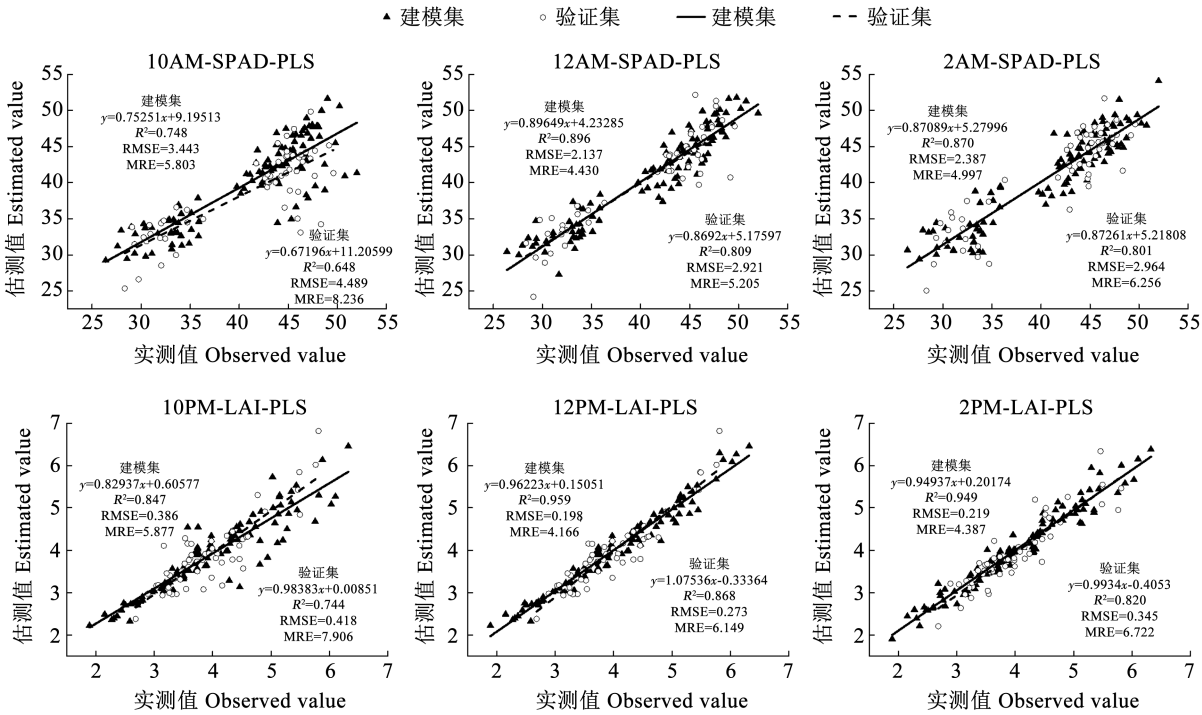


图 3 基于 PLSR 的大豆叶片 SPAD 值和 LAI 估算模型

Fig. 3 Estimation model of soybean SPAD values and LAI of soybean based on partial least squares regression

2.4 基于 SVM 估算大豆叶片 SPAD 值和 LAI

基于 SVM 的大豆叶片 SPAD 值和 LAI 估算模型的拟合结果如图 4 所示,12PM 和 2PM 测定的光谱反射率与大豆叶片 SPAD 值和 LAI 的拟合精度均高于 10AM,而 12PM 和 2PM 的拟合精度相近。基于 PLSR 构建的大豆叶片 SPAD 值估算模型建模集和验证集的 R^2 分别为 0.852 和 0.837, RMSE 分别

为 2.688 和 2.672, MRE 分别为 5.033 和 4.769, 出现在 12PM 时段。基于 SVM 构建的大豆 LAI 估算模型建模集和验证集的 R^2 分别为 0.930 和 0.883, RMSE 分别为 0.265 和 0.268, MRE 分别为 4.532 和 5.086, 出现在 12PM 时段。说明基于大豆 LAI 估算模型较大豆叶片 SPAD 值估算模型获得了更高的精度。

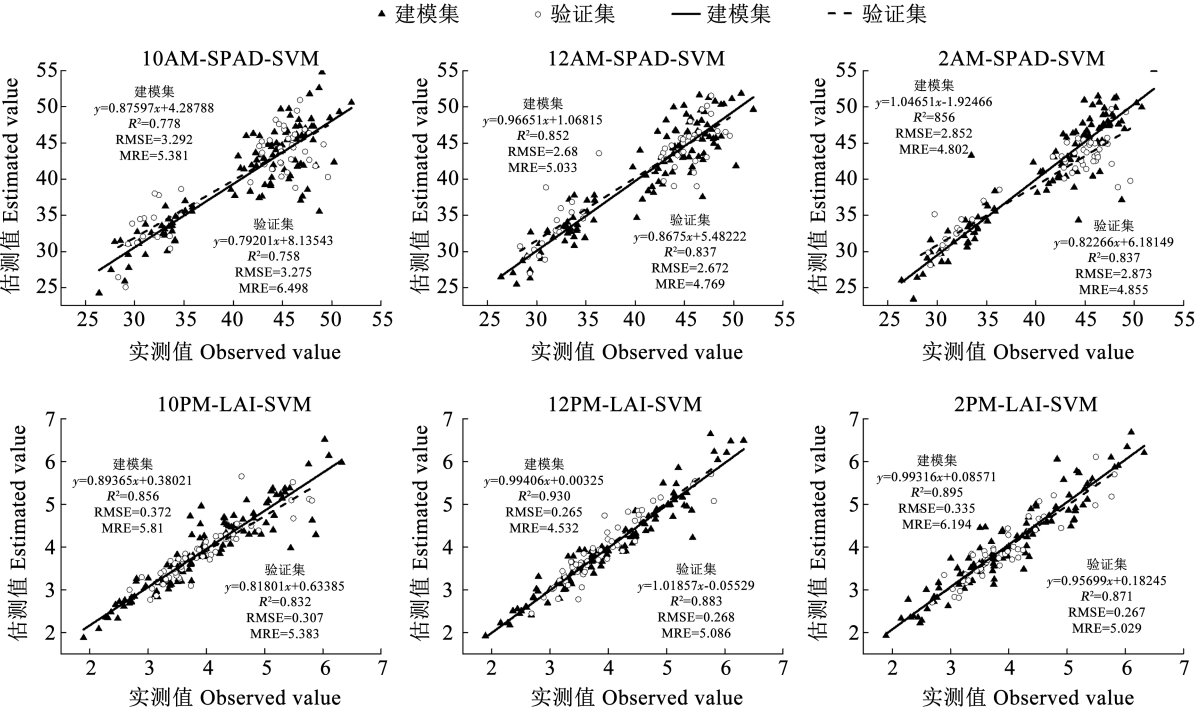


图4 基于支持向量机的大豆叶片 SPAD 值和 LAI 估算模型

Fig.4 Estimation model of soybean leaf SPAD values and LAI based on support vector machine

2.5 基于 RF 估算大豆叶片 SPAD 值和 LAI

基于 RF 的大豆叶片 SPAD 值和 LAI 估算模型的拟合结果如图 5 所示,12PM 和 2PM 测定的光谱反射率与大豆叶片 SPAD 值和 LAI 的拟合精度均高于 10AM,而 12PM 和 2PM 的拟合精度相近。基于 RF 构建的大豆叶片 SPAD 值估算模型建模集和验证集的 R^2 分别为 0.940 和 0.910, RMSE 分别为

1.178 和 2.006, MRE 分别为 2.957 和 3.684, 出现在 2PM 时段。基于 RF 构建的大豆 LAI 估算模型建模集和验证集的 R^2 分别为 0.973 和 0.916, RMSE 分别为 0.163 和 0.209, MRE 分别为 3.106 和 4.383, 出现在 2PM 时段。说明基于大豆 LAI 估算模型较大豆叶片 SPAD 值估算模型获得了更高的精度。

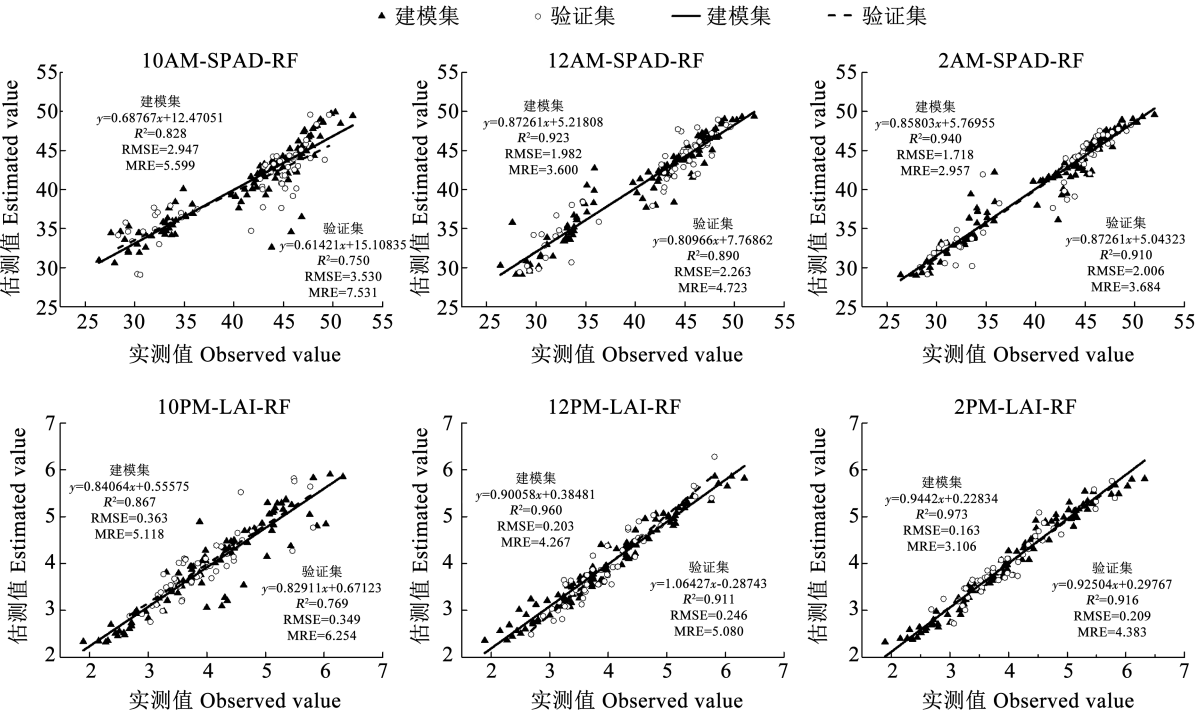


图5 基于随机森林的大豆叶片 SPAD 值和 LAI 估算模型

Fig.5 Estimation model of soybean SPAD values and LAI of soybean based on random forest model

3 讨论

叶绿素含量是作物主要的生理指标,是光合能力、叶片氮含量和作物发育阶段的指示器;LAI 是描述植被农情参数的一项重要指标,其大小与作物产量密切相关^[31]。因此,叶绿素含量和 LAI 已成为监测作物长势的重要指标^[32-33]。在植被光谱分析中,光谱技术应用十分普遍,本研究利用光谱全波段反射率作为模型输入,使用多种模型对西北地区大豆叶片叶绿素相对含量和 LAI 进行估算,为大豆叶片 SPAD 值和 LAI 高精度估算提供了科学依据。

对于光谱数据的采样时间的选择,本研究选取的 3 个不同时间段均在试验设备推荐使用时段内。结果表明在相同的模型估算中,12PM 和 2PM 时段较 10AM 拟合 SPAD 值的精度更高,可能是由于光在一定范围内,光照强度逐渐增强,光合作用中光反应强度也随着加强,因试验地正午时间接近 1PM,随着时间接近正午,叶片中有更多的叶绿素参与光反应,因此与叶绿素相关的光谱信息更容易被设备所捕捉^[34]。而在相同的模型估算中,12PM 和 2PM 时段较 10AM 拟合 LAI 的精度更高,可能是因为 10AM 时段与正午相距较远,太阳高度角、光照强度、大气温度和相对湿度等环境因素较日中存在差异,使设备接收的能量有所不同,从而致使叶面积指数的拟合精度降低。故应结合试验地纬度,选择接近正午的时段作为采样时间,可以在拟合作物真实的生长和生理指标时取得更好的精度。

本研究选用的 4 种建模方法中,基于 RF 建立的大豆叶片 SPAD 值和 LAI 模型效果达到最佳,说明 RF 在反演大豆叶片 SPAD 值与 LAI 较其余模型更具优势。王丽爱等^[35]基于 RF 估算小麦叶片 SPAD 值和韩兆迎等^[19]基于 RF 估算苹果树冠 LAI 时也得出了相似结果。前人研究表明估算模型预测精度受不同建模方法的影响较大^[8,10],本研究结果表明 PLSR 的预测精度较 RF 模型低,推测 PLSR 的多元线性回归模型虽然解决了数据变量多和变量之间的重相关性等问题,但也会损失部分有效信息,而且在建模过程和实际应用中存在许多非线性问题,所以使用线性回归模型解决非线性问题时表现能力较弱,而 RF 可以通过自学习能力有效解决连续的非线性问题^[36-37]。本研究通过比较不同的机器学习算法,发现 RF 的模型精度优于 SVM 和 ELM,推测是由于 SVM 的核心问题是确定核函数和相关参数,由于存在核函数和惩罚因子等参数选择的限制,其应用受到了一定制约^[38]。另外,因本研究应用全波段光谱数据进行建模,而 ELM 在面临高

维数据时,会使噪声变量无法被有效的数据预处理步骤剔除^[28]。但 RF 是具有集成思想的机器学习方法,对噪声和异常值的容忍度较强^[36]。因此,RF 可以作为大豆叶片 SPAD 值和 LAI 监测建模的优选方法,在实际应用中可以更好的为未来精准农业提供实时高效的技术服务。

另外,本研究发现在不同的建模方式下,大豆 LAI 估算模型的精度均高于 SPAD 值估算模型,这可能是因为 LAI 相较于 SPAD 值更为直观,是作物重要的形态参数,生长状况更容易被识别^[39]。本研究中 SPAD 值和 LAI 估算模型 R^2 均高于 0.91, RMSE 分别低于 2.1 和 0.2,估算精度高于其他的研究^[40-41],可能是因为前人研究中,仅选用几个敏感波段的光谱反射率计算出的植被指数与 SPAD 值和 LAI 进行拟合,而忽略了一些次敏感波段,损失了部分光谱信息^[22-23],而本研究中运用全波段的光谱反射率与目标参数进行拟合,未损失光谱信息,故能在一定程度上提高模型的估算精度。

4 结论

本研究通过获取鼓粒期大豆 3 个不同测量时段的全波段光谱信息,并提取出各波段光谱反射率,分别采用 ELM、PLSR、SVM 和 RF 模型估算大豆叶片 SPAD 值及 LAI,结合实测数据分析验证估算数据准确性。研究结果表明,RF 估算模型的精度高于 ELM、PLSR 和 SVM 模型,其建模集和验证集的 R^2 均为 0.91 以上,建模集的 RMSE 分别低于 1.8 和 0.2,验证集的 RMSE 分别低于 2.1 和 0.21,建模集和验证集的 MRE 均低于 4.5。在各模型中,12PM 和 2PM 估算的光谱反射率与大豆叶片 SPAD 值和 LAI 的拟合精度均高于 10AM。

参考文献

[1] SHESTAKOVA E, EROSHENKO F, STORCHAK I, et al. Influence of various elements of cultivation technology on the chlorophyll content in winter wheat plants and its yield[J]. Agrarian Bulletin of the Urals, 2020, 196(5): 27-37.

[2] NETTO A T, CAMPOSTRINI E, OLIVEIRA J G D, et al. Photosynthetic pigments, nitrogen, chlorophyll a fluorescence and SPAD-502 readings in coffee leaves[J]. Scientia Horticulturae, 2005, 104(2): 199-209.

[3] GITELSON A A, ANDRÉS V, ARKEBAUER T J, et al. Remote estimation of leaf area index and green leaf biomass in maize canopies[J]. Geophysical Research Letters, 2003, 30(5): 1248.

[4] 徐彩平, 刘霞, 陈宇炜. 浮游植物叶绿素 a 浓度测定方法的比较研究[J]. 生态与农村环境学报, 2013, 29(4): 438-442.

(XU C P, LIU X, CHEN Y W. Comparison of methods for determination of phytoplankton chlorophylla [J]. Journal of

- Ecology and Rural Environment, 2013, 29(4): 438-442.)
- [5] 高林, 杨贵军, 于海洋, 等. 基于无人机高光谱遥感的冬小麦叶面积指数反演[J]. 农业工程学报, 2016, 32(22): 113-120. (GAO L, YANG G J, YU H Y, et al. Retrieving winter wheat leaf area index based on unmanned aerial vehicle hyperspectral remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2016, 32(22): 113-120.)
- [6] 程一松, 胡春胜. 高光谱遥感在精准农业中的应用[J]. 农业系统科学与综合研究, 2001(3): 193-195. (CHENG Y S, HU C S. Applications of hyperspectral remote sensing in precision agriculture[J]. System Science and Comprehensive Studies in Agriculture, 2001(3): 193-195.)
- [7] LI Z, LI Z, FAIRBAIRN D, et al. Multi-LUTs method for canopy nitrogen density estimation in winter wheat by field and UAV hyperspectral[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 162: 174-182.
- [8] 夏天, 吴文斌, 周清波, 等. 冬小麦叶面积指数高光谱遥感反演方法对比[J]. 农业工程学报, 2013, 29(3): 139-147. (XIA T, WU W B, ZHOU Q B, et al. Comparison of two inversion methods for winter wheat leaf area index based on hyperspectral remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(3): 139-147.)
- [9] 赵祥, 刘素红, 王培娟, 等. 基于高光谱数据的小麦叶绿素含量反演[J]. 地理与地理信息科学, 2004(3): 36-39. (ZHAO X, LIU S H, WANG P J, et al. A method for inverting chlorophyll content of wheat using hyperspectral[J]. Geography and Geo-Information Science, 2004(3): 36-39.)
- [10] 陆军胜, 陈绍民, 黄文敏, 等. 采用SE_{PLS}-ELM模型估算夏玉米地上部生物量和叶面积指数[J]. 农业工程学报, 2021, 37(18): 128-135. (LU J S, CHEN S M, HUANG W M, et al. Estimating of aboveground biomass and leaf area index of summer maize using SE_{PLS}-ELM model[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2021, 37(18): 128-135.)
- [11] 余蛟洋, 常庆瑞, 班松涛, 等. 猕猴桃叶片 SPAD 值高光谱估算模型构建[J]. 干旱地区农业研究, 2018, 36(6): 168-174. (YU J Y, CHANG Q R, BAN S T, et al. Hyperspectral models for estimating SPAD values of kiwifruit leaves[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2018, 36(6): 168-174.)
- [12] 依尔夏提·阿不来提, 买买提·沙吾提, 白灯莎·买买提艾力, 等. 基于随机森林法的棉花叶片叶绿素含量估算[J]. 作物学报, 2019, 45(1): 81-90. (YIERXIATI A, MAIMATI S, BAIDENGSHA M, et al. Estimation of leaf chlorophyll content in cotton based on the random forest approach[J]. Acta Agronomica Sinica, 2019, 45(1): 81-90.)
- [13] 季彦东, 李龙. 机器学习算法在智慧农业中应用的进展[J]. 通化师范学院学报, 2019, 40(6): 73-77. (JI Y D, LI L. Progress in the application of machine learning algorithms in smart agriculture[J]. Journal of Tonghua Normal University, 2019, 40(6): 73-77.)
- [14] TANG J, DENG C, HUANG G B, et al. Compressed-domain ship detection on spaceborne optical image using deep neural network and extreme learning machine[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 53(3): 1174-1185.
- [15] SURESH S, BABU R V, KIM H J. No-reference image quality assessment using modified extreme learning machine classifier[J]. Applied Soft Computing, 2009, 9(2): 541-552.
- [16] MINHAS R, BARADARANI A, SEIFZADEH S, et al. Human action recognition using extreme learning machine based on visual vocabularies[J]. Neurocomputing, 2010, 73(10-12): 1906-1917.
- [17] GUO L, FU P, SHI T Z, et al. Mapping field-scale soil organic carbon with unmanned aircraft system-acquired time series multispectral images[J]. Soil and Tillage Research, 2020, 196: 104477.
- [18] 高攀, 张初, 吕新, 等. 近红外高光谱成像的微破损棉种可视化识别[J]. 光谱学与光谱分析, 2018, 38(6): 1712-1718. (GAO P, ZHANG C, LYU X, et al. Visual identification of slight-damaged cotton seeds based on near-infrared hyperspectral imaging[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2018, 38(6): 1712-1718.)
- [19] 韩兆迎, 朱西存, 房贤一, 等. 基于 SVM 与 RF 的苹果树冠 LAI 高光谱估测[J]. 光谱学与光谱分析, 2016, 36(3): 800-805. (HAN Z Y, ZHU X C, FANG X Y, et al. Hyperspectral estimation of apple tree canopy LAI based on SVM and RF regression[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2016, 36(3): 800-805.)
- [20] BREIMAN L. Random forest[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [21] 李映雪, 朱艳, 戴廷波, 等. 小麦叶面积指数与冠层反射光谱的定量关系[J]. 应用生态学报, 2006, 17(8): 1443-1447. (LI Y X, ZHU Y, DAI T B, et al. Quantitative relationship between leaf area index and canopy reflectance spectra of wheat[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2006, 17(8): 1443-1447.)
- [22] BANNARI A, KHURSHID K S, STAENZ K, et al. Potential of hyperion EO-1 hyperspectral data for wheat crop chlorophyll content estimation[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2008, 34: 139-157.
- [23] 李鑫川, 徐新刚, 黄文江, 等. 基于分段方式选择敏感植被指数的冬小麦叶面积指数遥感反演[J]. 中国农业科学, 2012, 45(17): 3486-3496. (LI X C, XU X G, HUANG W J, et al. Retrieving LAI of winter wheat based on sensitive vegetation index by the segmentation method[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2012, 45(17): 3486-3496.)
- [24] DONNELLY A, YU R, REHBERG C, et al. Leaf chlorophyll estimates of temperate deciduous shrubs during autumn senescence using a SPAD-502 meter and calibration with extracted chlorophyll[J]. Annals of Forest Science, 2020, 30: 77.
- [25] 李岚涛. 冬油菜氮素营养高光谱特异性及定量诊断模型构建与推荐追肥研究[D]. 武汉: 华中农业大学, 2018. (LI L T. Research on hyperspectral characteristics, quantitative diagnostic models and topdressing application for winter oilseed rape nitrogen status[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2018.)
- [26] 王雪峰, 陆元昌. 现代森林测定法[M]. 北京: 中国林业出版社, 2013: 85-86. (WANG X F, LU Y C. Modern forest determination[M]. Beijing: Chinese Forestry Publishing House, 2013, 85-86.)

[27] 李燕丽, 吴士文, 刘娅, 等. 基于 FastICA 盲源分离法去除土壤干扰的小麦生物量高光谱估算[J]. 生态学杂志, 2017, 36(4): 7. (LI Y L, WU S W, LIU Y, et al. Applying fast independent component analysis algorithm of blind source separation method to remove soil effects on hyperspectral data for wheat biomass estimation[J]. Chinese Journal of Ecology, 2017, 36(4): 7.)

[28] HUANG G B, ZHOU H, DING X, et al. Extreme learning machine for regression and multiclass classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 2011, 42(2): 513-529.

[29] TANG Z J, GUO J J, XIANG Y Z. Estimation of leaf area index and above-ground biomass of winter wheat based on optimal spectral index[J]. Agronomy, 2022, 12: 1729.

[30] 杨宁, 崔文轩, 张智韬, 等. 无人机多光谱遥感反演不同深度土壤盐分[J]. 农业工程学报, 2020, 36(22): 9. (YANG N, CUI W X, ZHANG Z T, et al. Soil salinity inversion at different depths using improved spectral index with UAV multispectral remote sensing[J]. Chinese Journal of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2020, 36(22): 9.)

[31] 李婷. 覆膜、施氮和密度对旱地玉米产量和水氮利用效率的互作效应[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2018. (LI T. Interaction effects of film mulching, nitrogen rate and plant density on grain yield, water and nitrogen use efficiency of spring maize under dryland system [D]. Yangling: Northwest A & F University, 2018.)

[32] 徐新刚, 赵春江, 王纪华, 等. 新型光谱曲线特征参数与水稻叶绿素含量间的关系研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(1): 188-191. (XU X G, ZHAO C J, WANG J H, et al. Study on relationship between new characteristic parameters of spectral curve and chlorophyll content for rice [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011, 31(1): 188-191.)

[33] 陈杨, 王磊, 自由路, 等. 有效积温与不同氮磷钾处理夏玉米株高和叶面积指数量化关系[J]. 中国农业科学, 2021, 54(22): 4761-4777. (CHEN Y, WANG L, BAI Y L, et al. Quantitative relationship between effective accumulated lempertureand plant height & leaf area index of summer maize under different nitrogen, phosphorus and potassium levels [J]. Scientia Agricultura Sinica, 2021, 54(22): 4761-4777.)

[34] 刘聪. 基于高光谱数据的叶片净光合速率反演[D]. 武汉: 武汉大学, 2019. (LIU C. Remote estimation of leaf net photosynthetic rate using hyperspectral reflectance [D]. Wuhan: Wuhan University, 2019.)

[35] 王丽爱, 马昌, 周旭东, 等. 基于随机森林回归算法的小麦叶片 SPAD 值遥感估算[J]. 农业机械学报, 2015, 46(1): 259-265. (WANG L A, MA C, ZHOU X D, et al. Estimation of wheat leaf SPAD value using RF algorithmic model and remote sensing data [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2015, 46(1): 259-265.)

[36] KONSTANTINOS L, PATRIZIA B, DIMITRIOS M, et al. Machine learning in agriculture: A review[J]. Sensors, 2018, 18(8): 2674.

[37] 刘昌华, 方征, 陈志超, 等. ASD Field Spec3 野外便携式高光谱仪诊断冬小麦氮营养[J]. 农业工程学报, 2018, 34(19): 8. (LIU C H, FANG Z, CHEN Z C, et al. Nitrogen nutrition diagnosis of winter wheat based on ASD Field Spec3[J]. Chinese Journal of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2018, 34(19): 8.)

[38] AZARMDEL H, JAHANBAKHSI A, MOHTASEBI S S, et al. Evaluation of image processing technique as an expert system in mulberry fruit grading based on ripeness level using artificial neural networks (ANNs) and support vector machine (SVM) [J]. Postharvest Biology and Technology, 2020, 166: 111201.

[39] 白丽. 基于高光谱数据的玉米 LAI 和叶绿素含量遥感反演方法的研究[D]. 石河子: 石河子大学, 2020. (BAI L. Study on remote sensing inversion of LAI and chlorophyll content in maize based on hyperspectral data [D]. Shihezi: Shihezi University, 2020.)

[40] 刘爽, 于海业, 张郡赫, 等. 基于最优光谱指数的大豆叶片叶绿素含量反演模型研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(6): 8. (LIU S, YU H Y, ZHANG J H, et al. Study on inversion model of chlorophyll content in soybean leaf based on optimal spectral indices[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(6): 8.)

[41] 陆国政, 李长春, 杨贵军, 等. 基于成像高光谱仪的大豆叶面积指数反演研究[J]. 大豆科学, 2016, 35(4): 10. (LU G Z, LI C C, Yang G J, et al. Retrieving soybean leaf area index based on high imaging spectrometer [J]. Soybean Science, 2016, 35(4): 10.)