

干旱胁迫下冬小麦叶面积指数的高光谱监测

陈艳霞, 闫晓斌, 王超, 冯美臣, 肖璐洁, 杨武德

(山西农业大学农学院, 山西晋中 030801)

摘要:为实现干旱条件下冬小麦叶面积指数(LAI)的快速精准监测,为我国干旱半干旱地区的冬小麦安全生产提供理论和技术支持,为干旱条件下冬小麦LAI的快速精准监测提供参考,以不同干旱条件下的冬小麦为研究对象,测定关键生育时期冬小麦的LAI和冠层高光谱反射率,探索冬小麦LAI和高光谱反射率间的响应趋势,分别采用一阶微分(1ST)、标准正态变换(SNV)和对数变换(Log)3种方法对原始光谱反射率(R)进行预处理;对比分析不同预处理后光谱反射率与LAI的相关关系,采用偏最小二乘回归(PLSR)算法构建不同预处理下冬小麦LAI的监测模型。结果表明,在可见光区域和1100~1800 nm光谱区域,随着LAI的升高,光谱反射率呈现出逐渐增大的趋势;3种预处理方法均改善了光谱反射率与冬小麦LAI的相关性,其中1ST预处理后的光谱反射率与LAI的相关性最高,在1209 nm处相关系数达到了0.550。基于1ST预处理后光谱反射率,采用PLSR构建的冬小麦LAI监测模型表现最佳,相较R-PLSR模型,1ST-PLSR校正模型和验证模型的决定系数分别提高了42.974%和8.842%,均方根误差分别降低了33.710%和8.111%,相对分析误差分别提高了50.838%和8.813%。

关键词:冬小麦;叶面积指数;光谱;偏最小二乘回归;预处理方法

中图分类号:S512.1⁺1 文献标识码:A 文章编号:1002-2481(2024)06-0136-09

Hyperspectral Monitoring of LAI in Winter Wheat under Drought Stress

CHEN Yanxia, YAN Xiaobin, WANG Chao, FENG Meichen, XIAO Lujie, YANG Wude

(College of Agriculture, Shanxi Agricultural University, Jinzhong 030801, China)

Abstract: To enable the rapid and accurate monitoring of leaf area index(LAI) in winter wheat under drought conditions, for providing theoretical and technical support for the safe production of winter wheat in arid and semi-arid regions of China and providing reference for rapid and accurate monitoring of winter wheat LAI under drought conditions. In this study, taking winter wheat under different drought conditions as the research object, the LAI and canopy hyperspectral reflectance of winter wheat in key reproductive period was measured the response trend between LAI and hyperspectral reflectance was explored, and the raw spectral reflectance(R) was pre-processed using three methods including first-order differentiation(1ST), standard normal variation(SNV), and logarithmic transformation(Log). The correlation between spectral reflectance and LAI after different preprocesses was comparatively analyzed, and the partial least squares regression(PLSR) algorithm was employed to construct models for monitoring LAI in winter wheat under different pretreatments. The results indicated that spectral reflectance exhibited a gradual increase in tandem with rising LAI in the visible region and the 1100-1800 nm spectral region. All three preprocessing methods improved the correlation between spectral reflectance and LAI of winter wheat, with the highest correlation following 1ST pretreatment, which reached 0.550 at 1209 nm. The LAI monitoring model for winter wheat constructed using PLSR based on 1ST preprocessed spectral reflectance performed the best. Compared to the R-PLSR model, the r^2 of the 1ST-PLSR correction model and validation model increased by 42.974% and 8.842%, while the root mean square error decreased by 33.710% and 8.111%, and the ratio of performance to deviation increased by 50.838% and 8.813%.

Key words: winter wheat; leaf area index; spectrum; partial least squares regression; preprocessing methods

随着全球气候变化加剧,极端气候灾害出现的频率逐渐增加,其中干旱是影响作物安全生产的主要农业气象灾害^[1-2]。作为三大主粮之一,小麦的稳产和高产直接关系到国家粮食安全和社会稳定^[3]。

收稿日期:2024-03-16

基金项目:山西省应用基础研究计划(202203021211275,202203021212188,202303021212090);山西省研究生科研创新项目(2023KY331);

国家自然科学基金(31871571,31371572);山西省现代农业产业技术体系建设专项(2023CYJSTX02-23)

作者简介:陈艳霞(1997-),女,山西大同人,在读硕士,研究方向:作物信息技术。

通信作者:杨武德(1960-),男,山西河津人,教授,博士,主要从事作物生态、栽培及作物信息技术教学及研究工作。

我国冬小麦生产主要分布在干旱、半干旱地区,水资源匮乏及干旱气候的加剧严重制约了小麦的生产^[4]。实现干旱地区冬小麦长势状况的快速无损监测是保障冬小麦安全生产的重要前提。叶面积指数(LAI)是单位土地面积上绿叶总面积与土地面积之比或单位面积上植物叶片垂直于地面投影面积总和,与植被的光合作用、呼吸作用、水分调控和碳氮循环有密切关系^[5]。实现干旱条件下冬小麦LAI的快速无损监测,对我国干旱地区冬小麦长势的快速精准监测有重要参考价值。

传统破坏性取样测定冬小麦LAI的方法不仅效率较低,而且测定样本的选取也具有主观性,对农田管理的指导具有滞后性。近年来,高光谱遥感凭借其波段数量多、分辨率高以及波谱特征敏感等优势在作物光谱特征变化和生长生理指标监测以及估产方面发挥重要作用,光谱技术的发展为作物长势参数的快速无损监测提供了新思路^[6-8]。苏钰格等^[9]筛选出与LAI相关系数高的光谱特征波段和植被指数,构建了多因子LAI估算模型。李靖言等^[10]优选出与春小麦抽穗期LAI相关性较强的6种植被指数,通过多变量机器学习方法构建了春小麦LAI反演模型。然而,光谱指数法包含的光谱信息较少,构建的LAI监测模型的精度一般较低。相较于光谱指数法,多元统计分析方法以全波段光谱信息为自变量构建定量监测模型,波谱信息全面,模型鲁棒性强,准确度高^[11]。武改红等^[12]以连续2 a的氮素运筹试验为基础,通过测定各生育时期的冠层光谱和LAI,利用多元统计分析方法构建了LAI估测模型。王超等^[13]采用主成分分析的方法构建了冬小麦综合长势指标,并构建了基于全谱的冬小麦长势指标估算模型。然而,在全光谱的信息中包含了大量的冗余信息,如何去除或减小冗余信息的干扰是提升模型精度的关键^[14]。

大量研究采用线性回归的方法来构建关于作物理化参数的光谱监测模型^[15-17]。然而,在光谱波段的数量超过样本数量的情况下,这种方法往往存在过拟合问题。偏最小二乘回归结合了主成分分析、多元线性回归和典型相关分析3种方法的优点,可以将大量的共线光谱数据压缩成几个不相关的主成分,克服了光谱数据的共线性和过拟合问题^[18]。闫晓斌等^[19]采用偏最小二乘(PLS)构建了干旱胁迫下冬小麦光合色素的监测模型,其中叶绿素b含量和类胡萝卜素含量的监测模型决定系数分别达到了0.696和0.493。LI等^[20]比较了光谱指数和

偏最小二乘回归(PLSR)在冬小麦冠层氮含量监测方面的性能,结果表明,与表现最好的光谱指数相比,PLSR模型校正和验证模型的决定系数分别提高了76.8%和75.5%。然而,在冠层水平获取的作物光谱信息通常会受到如土壤背景、大气水分等环境噪声的影响,对光谱数据进行预处理是消除环境噪声的有效方法^[21]。乔星星等^[22]采用移动窗口最小二乘多项式平滑方法对原始光谱反射率进行了预处理,结果表明,9点平滑处理提高了光谱与冬小麦地上干生物量的相关性。张月等^[23]采用5种方法对冬小麦光谱反射率进行了预处理,结果表明,与原始光谱相比,预处理光谱可以显著提高光谱反射率与冬小麦植株含水量的相关性。

本研究采用多种方法对冬小麦冠层光谱反射率进行预处理,结合偏最小二乘回归(PLSR)构建了冬小麦LAI监测模型,旨在明确LAI的高光谱响应趋势,为冬小麦LAI的高效精准监测提供理论依据和技术支持。

1 材料和方法

1.1 试验地概况

试验于2020年10月至2021年7月在山西省晋中市太谷区山西农业大学农学院农作站进行(37°25'19.81"N, 112°34'16.96"E)。试验地土壤为石灰性褐土。土壤有机质含量22.01 g/kg,碱解氮53.8 mg/kg,有效磷18.43 mg/kg,速效钾236.9 mg/kg;田间最大持水量为24%。试验地建有钢化防雨棚,可消除自然降雨的影响。小区面积为4.5 m²(3.0 m×1.5 m),共48个小区。

1.2 试验材料

供试小麦品种为长4738(水地品种)和长6878(旱地品种)。

1.3 试验设计

试验采用完全随机设计,种植行距为20 cm,播种前灌足底墒水,播种后统一浇灌越冬水和返青水。试验处理为:拔节期—抽穗期进行干旱胁迫,其他生育时期保持充分灌溉,胁迫程度分为不胁迫、轻度、中度和重度胁迫,每个处理3次重复;开花期—灌浆期进行干旱胁迫,其他生育时期保持充分灌溉,胁迫程度分为不胁迫、轻度、中度和重度胁迫,每个处理3次重复。根据田间持水量的百分比控制水分,其中,不胁迫为土壤质量含水量占田间持水量的75%~80%,轻度胁迫为土壤质量含水量占田间持水量的65%±5%,中度胁迫为土壤质量

含水量占田间持水量的 55%±5%、重度胁迫为土壤质量含水量占田间持水量的 45%±5%。期间每隔 3 d 采用烘干法测定一次土壤含水量,并进行土壤水分的控制,使土壤含水量保持在目标含水量附近。

1.4 数据采集

在晴朗无云、风力小于 3 级的天气,于 10:00—12:00 采用美国 ASD 公司生产的 ASD FieldSpec 3.0 光谱仪采集冬小麦冠层光谱反射率。采集时将探头置于小麦冠层上方 80 cm,选择每个小区长势均匀的 3 个位置测定光谱反射率,取平均值作为该小区的光谱反射率。测定过程中每 10 min 进行一次白板校正。同时,在采集光谱反射率的位置,采用作物冠层分析仪 Sunscan 测定冬小麦的 LAI。测定时,由仪器内的传感器对冠层顶部及底部的辐射值进行测量,然后自行计算出冬小麦冠层的透过率。在测定前,调整 Sunscan 参数,设置山西省晋中市太谷区的经纬度为 112.6°E, 37.4°N。椭球体叶倾角分布参数(ELADP)为 1,叶片消光系数为 0.85。

1.5 光谱数据预处理

在 1 400 nm 和 1 900 nm 波段附近,电磁波主要被水分子吸收,原始光谱反射率在这 2 个波长区域附近形成了波动的毛刺^[24],故本研究剔除了这 2 个波长区域附近的光谱反射率。为了提高数据的灵敏度和信噪比,本研究对原始光谱数据(R)进行了一阶微分(1ST)、标准正态变换(SNV)和对数变换(Log)3 种预处理。其中,1ST 预处理可以有效消除由背景漂移造成的干扰,降低误差,从而提高数据的分辨率和灵敏度;SNV 预处理通过对每个样本的光谱数据进行标准化,进而消除光谱数据中的散射效应和基线漂移等干扰因素;Log 预处理可以突出光谱数据中的某些特征,使其更加明显和易于识别。

1.6 数据分析与模型评价

采用 ViewSpecPro 软件进行光谱数据异常值的剔除,采用 The Unscrambler X 10.4 对光谱数据进行一阶微分(1ST)、标准正态变换(SNV)和对数变换(Log)预处理。采用 Matlab 2019 进行相关性分析,应用 Matlab 中 Plsregress 函数进行数据的偏最小二乘回归分析。Plsregress 是 Matlab 中用于执行偏最小二乘回归分析的函数,结合了主成分分析和多元线性回归的特点,旨在降低预测模型中的自变量之间的共线性,并通过捕捉自变量和因变量之

间的主要关系来建立模型。在使用 Plsregress 函数进行偏最小二乘回归分析后,通过回归系数矩阵(BETA)计算新数据的预测值。采用 Excel 对数据进行描述性统计,其中极差是数据集中最大值与最小值之间的差,它反映了数据波动的范围。偏度是衡量数据分布偏斜程度的统计量。当数据分布对称时,偏度为 0;如果偏度大于 0,表示数据分布向右偏斜;如果偏度小于 0,表示数据分布向左偏斜。峰度是衡量数据分布尖锐程度的统计量,当数据分布是正态分布时,峰度为 0;如果峰度大于 0,表示数据分布的形态比正态分布更尖锐;如果峰度小于 0,表示数据分布的形态比正态分布更扁平。峰度的绝对值越大,表示数据的分布形态与正态分布的形态差异越大。采用 Origin 2021 进行绘图。本研究采用决定系数(r^2)、均方根误差(RMSE)和相对分析误差(RPD)对模型的精度进行评价,用 r_c^2 和 $RMSE_c$ 表示校正集的 r^2 和 RMSE,用 r_v^2 和 $RMSE_v$ 表示验证集的 r^2 和 RMSE,其中 r^2 越高且越接近 1、RMSE 越小表示模型的拟合效果和预测能力越好。RPD 值越高,表示模型的预测能力越好。一般情况下,当 $RPD < 1.4$ 时,表明模型的预测能力较差;当 $1.4 \leq RPD < 2.0$ 时,表明模型的预测能力较好,当 $RPD \geq 2.0$ 时,表明模型的预测能力很好^[25]。

$$r^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i' - \bar{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y}_i)^2} \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - Y_i')^2} \quad (2)$$

$$RPD = \frac{SD}{RMSE} \times \sqrt{\frac{n}{n-1}} \quad (3)$$

式中, n 为样本个数, Y_i' 与 Y_i 分别为样本的预测值和实测值, \bar{Y}_i 是样本实测值的平均值, SD 为样本标准差。

2 结果与分析

2.1 冬小麦 LAI 分析

本研究采集了冬小麦拔节期、孕穗期、抽穗期和灌浆期 4 个关键生育时期的冠层光谱反射率和 LAI,每个生育时期均采集 48 个样本,共 192 个样本。采用梯度划分的方式,按照冬小麦的 LAI 数值大小排列的顺序,将样本按 3:1 划分为校正集和验证集。从表 1 可以看出,所测定 LAI 的数值范围在 2.267~10.767,校正集、验证集和总样本的 LAI 平均值分别为 6.174、6.200 和 6.181。3 个数据集

LAI的标准差在1.707~1.712,偏度和峰度均在0 统计分析。附近,表明数据基本符合正态分布,可进一步进行

表1 冬小麦LAI的描述性统计分析
Tab.1 Descriptive statistical analysis of LAI for winter wheat

数据集 Data set	样本数/个 Samples	极差 Range	最小值 Min	最大值 Max	平均值 Mean	标准差 SD	偏度 Skewness	峰度 Kurtosis
校正集 Calibration set	144	8.500	2.267	10.767	6.174	1.711	-0.206	0.037
验证集 Validation set	48	8.300	2.333	10.633	6.200	1.712	-0.164	0.189
总样本 Total	192	8.500	2.267	10.767	6.181	1.707	-0.195	0.040

由图1可知,冬小麦在生长发育过程中,LAI呈现出先升高后降低的趋势。拔节期的冬小麦LAI分布于2.3~6.0,在抽穗期达到了最大值,之后逐渐下降。可以看出,在不同干旱胁迫下,冬小麦LAI

有较大的变化。拔节期—灌浆期LAI的标准差分别为0.988、0.946、1.320、0.925;变异系数分别为24.9%、13.7%、17.6%、14.6%。

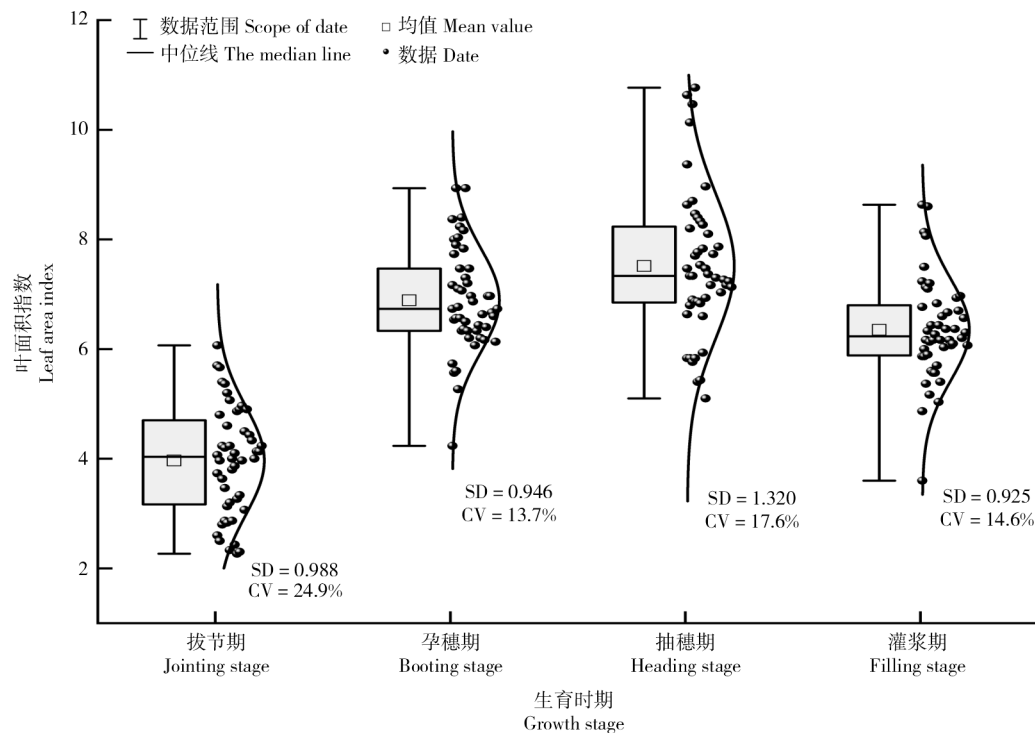


图1 不同生育时期冬小麦叶面积指数
Fig.1 Leaf area index (LAI) of winter wheat in different reproductive periods

2.2 冬小麦冠层高光谱反射率变化趋势分析

为明确冬小麦LAI的高光谱响应趋势,本研究分析了4个梯度下LAI的光谱曲线变化规律和不同生育时期冬小麦光谱曲线的变化趋势。从图2-A可以看出,在可见光区域和1 100~1 800 nm光谱区域,随着LAI从2~4范围逐渐升高到8~10范围,光谱曲线也逐渐升高,光谱反射率呈现出逐渐增大的趋势。图2-B展示了随着生育时期的推进光谱反射率的变化趋势,从拔节期到灌浆期,在可见光区域和1 450~1 800 nm光谱区域,光谱曲线呈现

出逐渐增高,冬小麦光谱反射率呈现出逐渐升高的现象。从随着LAI范围逐渐增大以及生育时期的推进,冬小麦光谱反射率的变化趋势可以看出,不同生育时期冬小麦光谱反射率变化明显,冬小麦LAI与光谱反射率有敏感的响应关系。此外,本研究采用3种方法对原始光谱反射率进行了预处理,结果如图2-C—F所示,以LAI=6.1时所对应的的光谱曲线为例,采用SNV和Log预处理后,光谱曲线的变化较小;1ST预处理后,光谱曲线产生了较大的变化,波峰和波谷的位置明显突出。

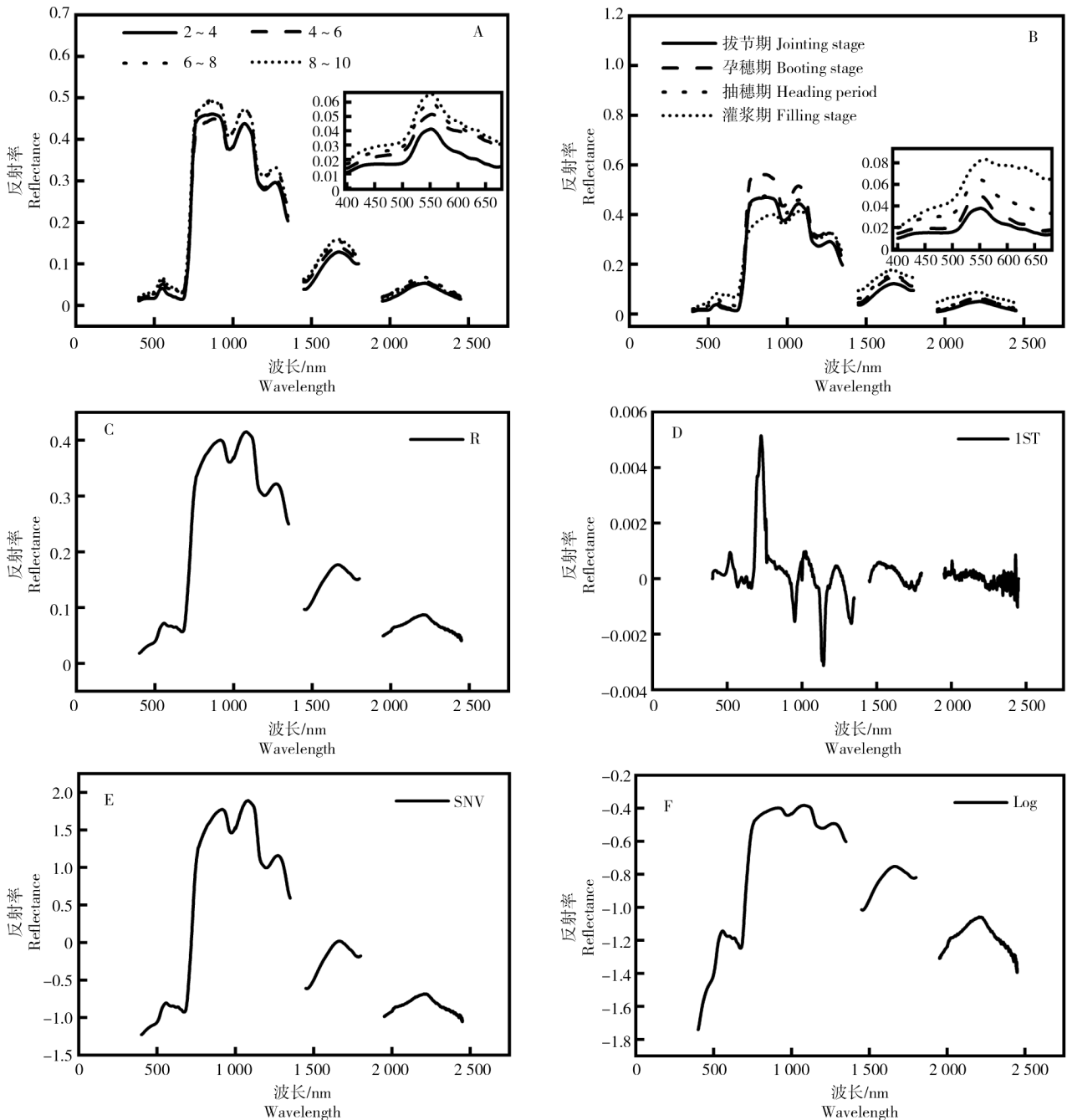


图 A 中, 2-4、4-6、6-8 及 8-10 这四个区间分别代表不同的 LAI 梯度。图 C-F 为 LAI=6.1 时对应的不同预处理下的光谱曲线
 In Fig. A, the four intervals of 2-4, 4-6, 6-8 and 8-10 represented different LAI gradients. Fig. C-F showed the corresponding spectral curves under different preprocesses at LAI=6.1

图 2 冬小麦冠层高光谱反射率
 Fig.2 Hyperspectral reflectance of winter wheat canopy

2.3 冬小麦 LAI 与冠层光谱反射率的相关性分析

本研究选取了 3 种方法对冬小麦 4 个生育时期 LAI 的原始光谱数据进行了预处理。由图 3 可知, 原始光谱反射率与 LAI 呈现出正相关关系, 其绝对相关系数最大为 0.454。经过 1ST、SNV 和 Log 预处理后的光谱反射率与 LAI 的相关关系较原始光谱反射率有了明显的增强。由于 1ST 预处理突出了光谱中的峰值和变化点, 因此, 1ST 预处理后的

光谱反射率与 LAI 的相关系数在全波谱上产生了较大的变化, 在 1209 nm 处相关系数达到了 0.550; SNV 预处理后的光谱反射率与 LAI 的相关性整体得到了提升, 在 1529 nm 处相关系数达到了 0.538, 然而, 光谱反射率在近红外平台与 LAI 的相关性呈现出负相关关系; Log 预处理后, 在一定程度上提升了 LAI 与光谱反射率的相关性, 在 400 nm 处, 相关系数达到了 0.524。

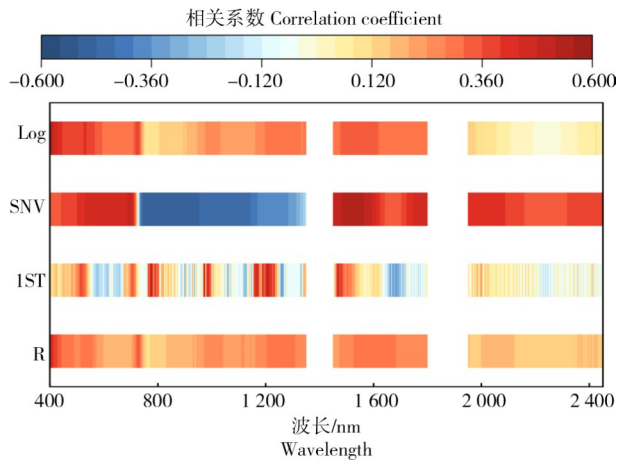


图3 LAI与冠层光谱反射率的相关关系
Fig.3 Correlation between LAI and canopy spectral reflectance

2.4 冬小麦LAI的高光谱监测模型

本研究在对原始光谱反射率进行预处理后,采用PLSR分别构建了基于原始光谱反射率和3种预处理后光谱反射率的LAI监测模型。由表2可知,基于3种预处理后光谱反射率构建的冬小麦LAI监测模型表现均优于基于原始光谱反射率构建的冬小麦LAI监测模型,其中,SNV-PLSR模型校正集和验证集的 r^2 分别提高了18.464%和7.235%,Log-PLSR模型校正集和验证集的 r^2 分别提高了24.510%和7.235%。基于1ST预处理后构建的PLSR模型表现最佳,校正集和验证集的 r^2 分别提高了42.974%和8.842%,RMSE分别降低了33.710%和8.111%,RPD分别提高了50.838%和8.813%。

表2 冬小麦LAI的光谱监测模型表现
Tab.2 Spectral monitoring model performance of LAI in winter wheat

模型类型 Model type	校正集 Calibration set			验证集 Validation set		
	r^2_c	RMSE _c	RPD	r^2_v	RMSE _v	RPD
R-PLSR	0.612	1.062	1.611	0.622	1.048	1.634
1ST-PLSR	0.875	0.704	2.430	0.677	0.963	1.778
SNV-PLSR	0.725	0.894	1.914	0.667	1.003	1.707
Log-PLSR	0.762	0.832	2.056	0.667	0.987	1.735

图4为4个LAI监测模型的拟合图,从拟合效果来看,4个模型的实测值普遍低于预测值,基于

1ST构建的LAI监测模型表现最好,拟合线在1:1拟合线附近。

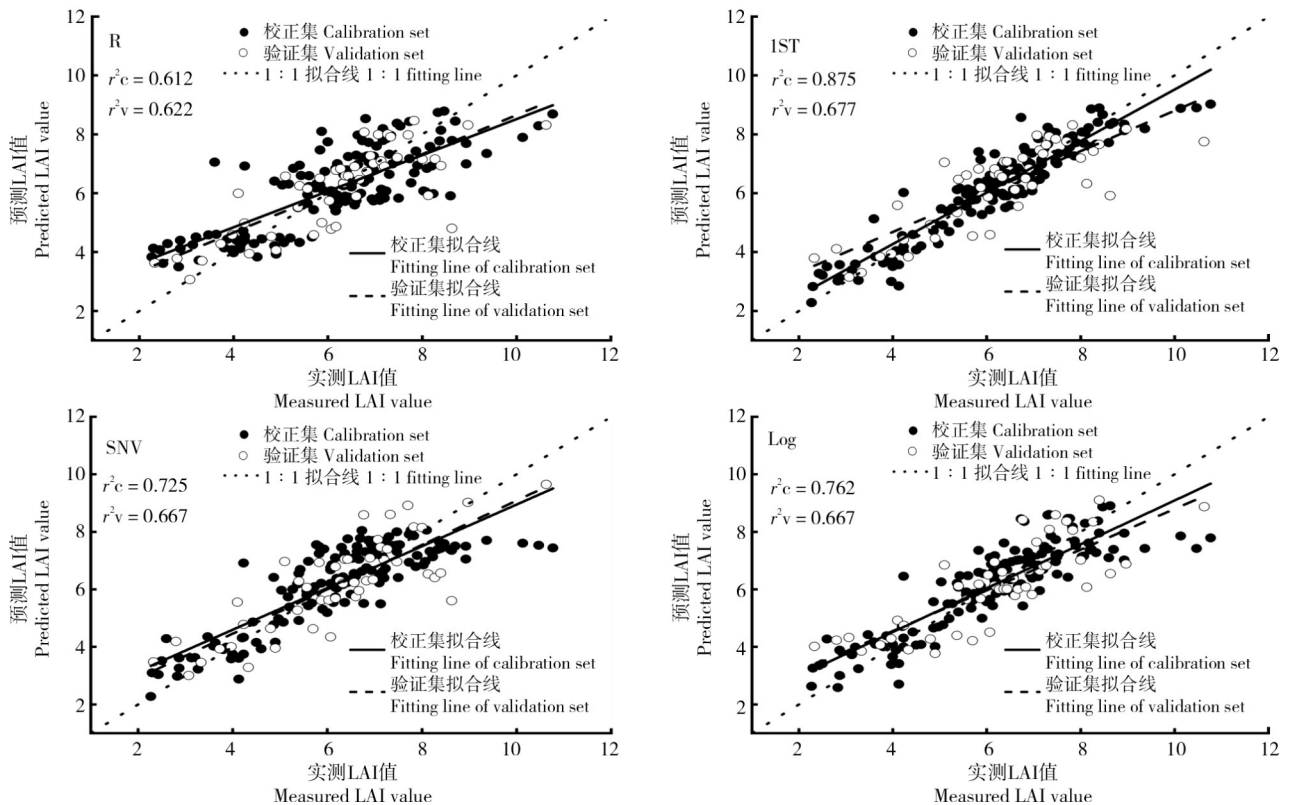


图4 LAI监测模型的拟合
Fig.4 Fitting graph of LAI monitoring models

3 结论与讨论

LAI是评估作物长势的重要指标,实现LAI的快速精准监测对农田管理及时作出决策具有重要意义^[26]。光谱遥感技术是实现冬小麦LAI高通量监测的有效工具^[27]。光谱数据的获取通常会受到环境因素的干扰,在测定冬小麦冠层光谱反射率时,光谱反射率包含了小麦冠层结构以及土壤背景等信息,消除光谱噪声是提高模型精度的关键^[28-29]。有研究表明,光谱预处理能有效减小或消除环境因素对光谱反射率的干扰^[30]。经过3种预处理后,从光谱反射率的数值与冬小麦LAI的相关性来看,本研究所采用的3种预处理方法均不同程度增强了处理后的光谱数据与LAI的相关性,其中1ST的增强效果最佳。从原始光谱反射率与LAI的相关性来看,在全光谱波段范围内,光谱反射率与LAI呈现出正相关关系,相关系数最高,为0.454。有研究表明,微分处理技术在降低低频背景光谱对目标光谱影响和凸显光谱特征方面具有重要的作用^[31]。经过1ST预处理后,光谱反射率与LAI在全光谱波段范围内的相关性发生了较大的变化,光谱特征得到了增强,在1209 nm处相关系数达到了0.550,较原始光谱反射率与LAI的相关系数增强了21.145%。刘伟东等^[32]研究同样表明,微分处理能够改善光谱数据与LAI的相关性。

偏最小二乘回归是高光谱监测作物长势中最常用的建模方法,其优势在于克服了光谱数据间的多重共线性问题^[33-34]。本研究采用PLSR构建了不同预处理下的LAI监测模型,从模型表现来看,基于1ST预处理后光谱反射率构建的冬小麦LAI监测模型表现最好,校正集和验证集的 r^2 分别提高了42.974%和8.842%。相较校正模型的 r^2 ,1ST-PLSR模型验证模型的 r^2 较低,用于训练的数据表现良好,用于验证的数据泛化能力较差。由此可见,构建的1ST-PLSR模型在一定程度上存在过拟合现象,可能是由于研究样本数量相对较少,在接下来的研究中,应当丰富样本的数量,同时需要对增加的样本进行筛选,较大程度提升模型的精度^[35]。此外,随着计算机技术的发展,机器学习和深度学习成为当下研究的热点,在本研究的基础上,未来应该探索不同算法结合光谱预处理方法监测冬小麦LAI的能力,为冬小麦LAI的高通量精准监测作出贡献^[36-37]。

本研究获取了不同干旱条件下冬小麦LAI数

据和高光谱数据,分析了LAI的高光谱特征,对比了不同光谱预处理方法对模型精度提升的贡献。结果表明,3种预处理方法均不同程度增强了光谱反射率与LAI的相关性,其中1ST预处理后的光谱反射率与LAI的相关性最强,在1209 nm处相关系数达到了0.550。对比基于原始光谱反射率和3种预处理后光谱反射率构建的LAI监测模型可以发现,冬小麦LAI的最优模型为1ST-PLSR($r^2_v=0.677$, $RMSE_v=0.963$, $RPD=1.778$)。本研究结果为冬小麦LAI的快速精准监测提供了理论依据和技术支持。

参考文献:

- [1] 赵鸿,蔡迪花,王鹤龄,等. 干旱灾害对粮食安全的影响及其应对技术研究进展与展望[J]. 干旱气象,2023,41(2):187-206.
ZHAO H, CAI D H, WANG H L, et al. Progress and prospect on impact of drought disaster on food security and its countermeasures[J]. Journal of Arid Meteorology, 2023, 41(2): 187-206.
- [2] 李祎君,吕厚荃. 气候变化背景下农业气象灾害对东北地区春玉米产量影响[J]. 作物学报,2022,48(6):1537-1545.
LI Y J, LV H Q. Effect of agricultural meteorological disasters on the production corn in the Northeast China[J]. Acta Agronomica Sinica, 2022, 48(6): 1537-1545.
- [3] 孙爽,杨晓光,赵锦,等. 全球气候变暖对中国种植制度的可能影响Ⅺ. 气候变化背景下中国冬小麦潜在光温适宜种植区变化特征[J]. 中国农业科学,2015,48(10):1926-1941.
SUN S, YANG X G, ZHAO J, et al. The possible effects of global warming on cropping systems in china XI. The variation of potential light-temperature suitable cultivation zone of winter wheat in china under climate change[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2015, 48(10): 1926-1941.
- [4] 武亚梅,朱金铤,朱德兰,等. 基于Meta分析的中国灌溉冬小麦产量及水分利用效率影响因素研究[J]. 灌溉排水学报,2020,39(2):84-92.
WU Y M, ZHU J T, ZHU D L, et al. Meta-analysis on influencing factors of irrigated winter wheat yield and water use efficiency in china[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2020, 39(2): 84-92.
- [5] 范军亮,王涵,廖振棋,等. 基于纹理-颜色特征与植被指数融合的冬小麦LAI估测[J]. 农业机械学报,2023,54(7):347-359.
FAN J L, WANG H, LIAO Z Q, et al. winter wheat leaf area index estimation based on texture-color features and vegetation indices[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7): 347-359.
- [6] 牛庆林,冯海宽,周新国,等. 冬小麦SPAD值无人机可见光和多光谱植被指数结合估算[J]. 农业机械学报,2021,52(8):183-194.
NIU Q L, FENG H K, ZHOU X G, et al. Combining UAV visible light and multispectral vegetation indices for estimating SPAD value of winter wheat[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(8): 183-194.
- [7] 张敏,刘涛,孙成明. 基于无人机高光谱数据的小麦生物量估测[J]. 安徽农业科学,2023,51(17):182-186,189.

- ZHANG M, LIU T, SUN C M. Wheat biomass estimation based on UAV hyperspectral data[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2023, 51(17):182-186, 189.
- [8] 李晓, 吴亚鹏, 贺利, 等. 基于近地高光谱遥感的小麦叶片生长参数动态模型研究[J]. 河南农业大学学报, 2022, 56(2): 199-208, 227.
- LI X, WU Y P, HE L, et al. Dynamic model for wheat leaf growth parameters based on in-situ hyperspectral remote sensing[J]. Journal of Henan Agricultural University, 2022, 56(2): 199-208, 227.
- [9] 苏钰格, 包云轩, 唐倩, 等. 基于地面高光谱遥感的稻纵卷叶螟为害下的水稻 LAI 估算模型研究[J]. 中国植保导刊, 2023, 43(1):44-51.
- SU Y G, BAO Y X, TANG Q, et al. Estimation models of rice LAI under *Cnaphalocrocis medinalis* Guenee damage based on ground hyperspectral remote sensing[J]. China Plant Protection, 2023, 43(1): 44-51.
- [10] 李靖言, 颜安, 宁松瑞, 等. 基于高光谱植被指数的春小麦 LAI 和 SPAD 值及产量反演模型研究[J]. 江苏农业科学, 2023, 51(20):201-210.
- LI J Y, YAN A, NING S R, et al. Inversion model of LAI and SPAD values and yield of spring wheat based on hyperspectral vegetation index[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2023, 51(20):201-210.
- [11] THORP K R, WANG G, BRONSON K F, et al. Hyperspectral data mining to identify relevant canopy spectral features for estimating durum wheat growth, nitrogen status, and grain yield[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 136: 1-12.
- [12] 武改红, 王超, 赵佳佳, 等. 基于多元统计方法的冬小麦叶面积指数光谱估测[J]. 生态学杂志, 2017, 36(9):2665-2670.
- WU G H, WANG C, ZHAO J J, et al. Hyperspectral prediction on the leaf area index of winter wheat using multivariate statistical methods[J]. Chinese Journal of Ecology, 2017, 36(9):2665-2670.
- [13] 王超, 王建明, 冯美臣, 等. 基于多变量统计分析的冬小麦长势高光谱估算研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2018, 38(5):1520-1525.
- WANG C, WANG J M, FENG M C, et al. Hyperspectral estimation on growth status of winter wheat by using the multivariate statistical analysis[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2018, 38(5):1520-1525.
- [14] 陈蕊, 王雪, 王子文, 等. 基于随机森林特征重要性和区间偏最小二乘法的近红外光谱波长筛选方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(4):1043-1050.
- CHEN R, WANG X, WANG Z W, et al. Wavelength selection method of near-infrared spectrum based on random forest feature importance and interval partial least square method[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(4):1043-1050.
- [15] 付虹雨, 王薇, 卢建宁, 等. 基于无人机多光谱遥感和机器学习的苧麻理化性状估测[J]. 农业机械学报, 2023, 54(5):194-200, 347.
- FU H Y, WANG W, LU J N, et al. Estimation of ramie physicochemical property based on UAV multi-spectral remote sensing and machine learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(5):194-200, 347.
- [16] 胡田田, 赵璐, 崔晓路, 等. 无人机多光谱数据可靠性分析与冬小麦产量估算研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(12): 217-225.
- HU T T, ZHAO L, CUI X L, et al. Reliability analysis of UAV multispectral data and estimation of winter wheat yield[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(12):217-225.
- [17] 金仲辉, 黄新寿. 由光谱指数估算小麦截取光合有效辐射的数量[J]. 遥感技术与应用, 1994(2):13-19.
- JIN Z H, HUANG X S. Intercept photosynthetically active radiation estimated by spectral reflectance in wheat[J]. Remote Sensing Technology and Application, 1994(2):13-19.
- [18] HERRMANN I, PIMSTEIN A, KARNIELI A, et al. LAI assessment of wheat and potato crops by VEN μ S and Sentinel-2 bands[J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(8): 2141-2151.
- [19] 闫晓斌, 王志刚, 王亚新, 等. 干旱胁迫对冬小麦光合色素含量影响的高光谱监测[J]. 山西农业科学, 2022, 50(9):1269-1277.
- YAN X B, WANG Z G, WANG Y X, et al. Hyperspectral monitoring of effects of drought stress on photosynthetic pigment content of winter wheat[J]. Journal of Shanxi Agricultural Sciences, 2022, 50(9):1269-1277.
- [20] LI F, MISTELE B, HU Y, et al. Reflectance estimation of canopy nitrogen content in winter wheat using optimised hyperspectral indices and partial least squares regression[J]. European Journal of Agronomy, 2014, 52:198-209.
- [21] YAN X B, WANG Y X, ZHANG X, et al. Performance of pre-treatments and multivariate method on the hyperspectral estimation of soil moisture content[J]. Applied Ecology and Environmental Research, 2022, 20(3):2717-2732.
- [22] 乔星星, 冯美臣, 杨武德, 等. SG 平滑处理对冬小麦地上干生物量光谱监测的影响[J]. 山西农业科学, 2016, 44(10):1450-1454.
- QIAO X X, FENG M C, YANG W D, et al. Effect of SG smoothing processing on predicting the above ground dry biomass of winter wheat[J]. Journal of Shanxi Agricultural Sciences, 2016, 44(10):1450-1454.
- [23] 张月, 张焯, 闫晓斌, 等. 干旱胁迫下冬小麦植株含水量的高光谱监测[J]. 山西农业科学, 2022, 50(12):1638-1646.
- ZHANG Y, ZHANG X, YAN X B, et al. Hyperspectral monitoring on plant water content of winter wheat under drought stress[J]. Journal of Shanxi Agricultural Sciences, 2022, 50(12):1638-1646.
- [24] 姜廷轩. 高光谱遥感技术在地质领域的发展与应用概况[J]. 世界有色金属, 2018(23):254-255.
- JIANG T X. Development and application of hyperspectral remote sensing technology in geology[J]. World Nonferrous Metals, 2018(23):254-255.
- [25] 郭斗斗, 黄绍敏, 张水清, 等. 多种潮土有机质高光谱预测模型的对比分析[J]. 农业工程学报, 2014, 30(21):192-200.
- GUO D D, HUANG S M, ZHANG S Q, et al. Comparative analysis of various hyperspectral prediction models of fluvo-aquic soil organic matter[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(21):192-200.
- [26] 黄茜, 杨伟才, 魏夏永, 等. 不同覆膜处理下春玉米叶面积指数高光谱估算[J]. 农业机械学报, 2021, 52(7):184-194.

- HUANG Q, YANG W C, WEI Y X, et al. Hyperspectral estimation of leaf area index of spring maize under different film mulching treatments[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(7): 184-194.
- [27] 孙慧, 冯美臣, 李广信, 等. 不同灌溉条件下冬小麦叶面积指数的高光谱监测[J]. 山西农业科学, 2019, 47(3): 315-318, 392.
- SUN H, FENG M C, LI G X, et al. Hyperspectral monitoring of winter wheat leaf area index under different irrigation regimes[J]. Journal of Shanxi Agricultural Sciences, 2019, 47(3): 315-318, 392.
- [28] 于雷, 洪永胜, 周勇, 等. 高光谱估算土壤有机质含量的波长变量筛选方法[J]. 农业工程学报, 2016, 32(13): 95-102.
- YU L, HONG Y S, ZHOU Y, et al. Wavelength variable selection methods for estimation of soil organic matter content using hyperspectral technique[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(13): 95-102.
- [29] 杨晨波, 冯美臣, 孙慧, 等. 不同灌水处理下冬小麦地上干生物量的高光谱监测[J]. 生态学杂志, 2019, 38(6): 1767-1773.
- YANG C B, FENG M C, SUN H, et al. Hyperspectral monitoring of aboveground dry biomass of winter wheat under different irrigation treatments[J]. Chinese Journal of Ecology, 2019, 38(6): 1767-1773.
- [30] 王韦燕, 冯文强, 常乃杰, 等. 基于光谱预处理和机器学习算法的烤烟叶绿素含量预测[J]. 中国土壤与肥料, 2023(3): 194-201.
- WANG W Y, FENG W Q, CHANG N J, et al. Prediction of chlorophyll content in flue-cured tobacco based on spectral pre-treatment and machine learning algorithm[J]. Soil and Fertilizer Sciences in China, 2023(3): 194-201.
- [31] 乔星星, 冯美臣, 杨武德, 等. 变换光谱数据对土壤氮素 PLSR 模型的影响研究[J]. 地球信息科学学报, 2016, 18(8): 1123-1132.
- QIAO X X, FENG M C, YANG W D, et al. Effect of spectral transformation processes on the PLSR models of soil nitrogen [J]. Journal of Geo-information Science, 2016, 18(8): 1123-1132.
- [32] 刘伟东, 项月琴, 郑兰芬, 等. 高光谱数据与水稻叶面积指数及叶绿素密度的相关分析[J]. 遥感学报, 2000(4): 279-283.
- LIU W D, XIANG Y Q, ZHENG L F, et al. Relationships between rice LAI, CHL D and hyperspectra data[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2000(4): 279-283.
- [33] 李宗鹏, 李连豪, 陈震, 等. 基于 Stacking 法的无人机光谱遥测冬小麦产量[J]. 灌溉排水学报, 2021, 40(8): 50-56.
- LI Z P, LI L H, CHEN Z, et al. Estimating winter wheat yield using UAV remote sensing imageries and Stacking method[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2021, 40(8): 50-56.
- [34] 王亚新, 杨莎, 乔星星, 等. 基于高光谱技术的土壤蛋白酶活性估测[J]. 山西农业科学, 2023, 51(2): 185-191.
- WANG Y X, YANG S, QIAO X X, et al. Estimation of soil protease activity based on hyperspectral techniques[J]. Journal of Shanxi Agricultural Sciences, 2023, 51(2): 185-191.
- [35] 李森, 王敬贤, 李华龙, 等. 基于 CNN 和迁移学习的农作物病害识别方法研究[J]. 智慧农业, 2019, 1(3): 46-55.
- LI M, WANG J X, LI H L, et al. Method for identifying crop disease based on CNN and transfer learning[J]. Smart Agriculture, 2019, 1(3): 46-55.
- [36] 刘昕哲, 武璐, 陈李金, 等. 基于半经验半机理建模的冬小麦 LAI 反演及长势评估[J]. 农业工程学报, 2024, 40(1): 162-170.
- LIU X Z, WU L, CHEN L J, et al. LAI inversion and growth evaluation of winter wheat using semi-empirical and semi-mechanistic modeling[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2024, 40(1): 162-170.
- [37] 马俊伟, 陈鹏飞, 孙毅, 等. 基于无人机多光谱影像和机器学习方法的玉米叶面积指数反演研究[J]. 作物学报, 2023, 49(12): 3364-3376.
- MA J W, CHEN P F, SUN Y, et al. Comparing different machine learning methods for maize leaf area index (LAI) prediction using multispectral image from unmanned aerial vehicle (UAV)[J]. Acta Agronomica Sinica, 2023, 49(12): 3364-3376.