

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.
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2023.20.029

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

李靖言¹, 颜 安², 宁松瑞³, 孙 萌², 范 君², 左筱筱²

(1. 新疆农业大学计算机与信息工程学院, 新疆乌鲁木齐 830052; 2. 新疆农业大学资源与环境学院, 新疆乌鲁木齐 830052;

3. 西安理工大学省部共建西北旱区生态水利国家重点实验室, 陕西西安 710048)

摘要:快速、准确地获取春小麦生长特征及产量对科学施肥有重要意义。为探索高光谱估测不同施肥处理春小麦叶面积指数(LAI)、叶绿素相对含量(SPAD 值)和产量的方法,本研究采用盆栽试验,以不施肥(CK)和常规施肥(CF, 常规施氮量 120 kg/hm²)处理为对照,设置常规施肥减氮处理(N1, 常规施氮量减少 15%; N2, 常规施氮量减少 30%)与生物有机肥处理(2 种类型: A 和 B, 2 个施量: 1 125、2 250 kg/hm²)配施试验,分析春小麦 LAI、SPAD 值和产量及其冠层高光谱特征。主要结论:(1) B 处理春小麦 LAI、SPAD 值的平均值和产量均高于 A 处理, N2B1 处理的春小麦 LAI、SPAD 值及产量均最高。(2) 在可见光波段下,施生物有机肥处理的“绿峰”和“红谷”特征差异比 CK 显著增强。随施氮量、生物有机肥施量的升高,近红外波段下春小麦冠层高光谱反射率也随之升高;建议用 500~550 nm 和 670~800 nm 波段的春小麦冠层一阶微分高光谱特征识别春小麦的 LAI 和 SPAD 值。(3) 优选与春小麦 LAI、SPAD 值指标较为敏感的不同植被指数构建 4 种[决策树回归(decision tree regression)、随机森林回归(random forest regression)、梯度提升回归(gradient boosting regression)以及线性支持向量机回归(Linear SVR)]机器学习模型,结果表明,采用线性支持向量机回归模型反演春小麦叶面积指数的效果最好($r^2=0.723\ 3$, $RMSE=0.256\ 9$),采用梯度提升回归模型反演春小麦 SPAD 值的效果最好($r^2=0.759\ 4$, $RMSE=2.332\ 9$),采用决策树回归模型反演春小麦产量的效果最好($r^2=0.809\ 8$, $RMSE=597.842\ 4$ kg/hm²)。

关键词:春小麦;生物有机肥;氮肥减施;高光谱特征;机器学习

中图分类号:S127; TP79 **文献标志码:**A **文章编号:**1002-1302(2023)20-0201-10

春小麦作为新疆最主要的粮食作物之一,其播种面积为 2.4×10^5 hm²、产量达 65 亿 kg^[1-2]。合理施氮对促进春小麦生长及增产具有不可替代的作用。当前,小麦田过量施氮现象普遍存在^[3],不仅增加了小麦种植成本,也加剧了环境污染^[4]。快速监测春小麦的生长生理指标及产量,对指导小麦田合理施氮及保障粮食安全至关重要^[5]。

叶面积指数(LAI)和叶绿素相对含量(SPAD 值)是反映作物长势的重要生长生理指标^[6]。黄艺华等研究了 5 个氮肥基追比处理对春小麦 LAI 的影响,发现 3:7 的基追比处理对春小麦 LAI 的促进作

用最优^[7]; Janusauskaite 等对比不耕作和常规耕作 2 种条件下施用不同浓度常规化肥(氮、磷、钾)对春小麦 SPAD 值的影响,结果表明在不同耕种条件下春小麦随施肥浓度的增大 SPAD 值也随之增大^[8]。

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^[9-10]。目前光谱遥感估算作物生理指标和产量的经验模型分为线性回归和非线性回归。邵国敏等利用无人机获取夏玉米光谱数据,通过光谱植被指数对夏玉米叶面积指数进行反演研究,结果表明,植被指数的多元线性回归模型可以较好地估算 LAI^[11];虽然线性回归模型可以有效降低估算植被物理结构参数中的不确定性,但是很难在数据冗余的情况下进行很好的预测^[12]。目前机器学习算法已用于作物的生理指标和产量估算研究^[13-15]。Reisi 等采用人工神经网络(artificial neural network, ANN)和支持向量机回归(support vectors regression,

收稿日期:2023-01-12

基金项目:新疆维吾尔自治区重点研发任务专项计划(编号:2022B02003);国家自然科学基金(编号:42007008、32160527)。

作者简介:李靖言(1995—),男,黑龙江勃利人,硕士,主要从事无人机遥感研究。E-mail:2225435607@qq.com。

通信作者:颜 安,博士,教授,主要从事数字农业与生态环境遥感监测研究。E-mail:yanan@xjau.edu.cn。

SVR)对作物 LAI 进行估算,发现 SVR 模型是估算 LAI 的最佳模型(均方根误差 $RMSE = 0.51$)^[16]; Yang 等在无人机高光谱数据下采用 k 均值聚类算法(k-means clustering algorithm)作为聚类方法,使用随机森林(random forests)和极端梯度提升(XGBoost)作为回归算法构建冬小麦 SPAD 值估算模型,结果表明 XGBoost 模型对小麦 SPAD 值的估计略优于随机森林模型^[17]。

常规施肥氮肥减施(减氮)技术及无机肥配施有机肥技术作为化肥零增长战略的重要措施,在肥料效率提高、作物高产和土壤改良等方面发挥了重要作用^[18]。朱荣等通过田间试验研究常规施肥减氮处理对稻田氨挥发、氮素利用率和产量的影响,结果表明:减氮处理在其肥料成分和稻田氨挥发相较于常规施肥处理表现出明显优势,产量随氮素的增加而增大^[19]。与施无机化肥的处理相比,有机肥配施无机肥处理的作物产量(7.4%)显著提高且氮肥偏生产力提高 32.5%^[20]。陈崇怡等借助高光谱研究水稻在不同增密减肥处理下对其冠层光谱的影响,在中、高密度条件下,减肥处理的水稻冠层原始及一阶微分光谱反射率低于常规施肥^[21]。

现有研究主要分析常规施肥(无机肥)处理的光谱特征和作物生长生理特征(LAI、SPAD 值)之间的关系,而基于不同生物有机肥(类型及施量)处理的作物冠层光谱特征以及通过多种反演方法对比作物冠层光谱特征与其生长生理特征和产量之间定量关系的研究相对较少^[22-24]。为此,本研究通过盆栽试验研究不同施肥处理的春小麦 LAI、SPAD 值、产量及冠层光谱特征,利用 4 种机器学习方法(决策树回归、随机森林回归、梯度提升回归以及线性支持向量机回归)分别建立春小麦 LAI、SPAD 值和产量反演模型,以期快速、无损估测春小麦的长势和估产提供有效手段。

1 材料与方法

1.1 试验区概况与试验设计

试验于 2021 年 4—7 月在新疆维吾尔自治区乌鲁木齐市新疆农业大学生物实验楼室外(地理位置 43°49′6″N,87°35′32″E)开展。试验区属于温带大陆性半干旱气候,年平均气温 2.8~13.0℃,年降水量 120~178 mm,年蒸发量 2 500~2 750 mm,年日照时长 2 200~2 348 h。供试春小麦品种为新春 29 号。试验用土壤为盐碱土,基本理化性质 pH 值、

电导率及有机质、碱解氮、速效磷、速效钾含量分别为 8.30、1.18 mS/cm、15.50 g/kg、93.20 mg/kg、15.30 mg/kg、144.70 mg/kg。供试化肥为尿素(N≥46%)、过磷酸钙(P₂O₅≥46%)、硫酸钾(K₂O≥50%);供试 2 种液体型生物有机肥分别为: A(沼泽红假单胞菌:肉桂褐链霉菌:胶冻样芽孢杆菌:枯草芽孢杆菌体积比为 1:3:2:1)和 B(沼泽红假单胞菌:肉桂褐链霉菌:胶冻样芽孢杆菌:枯草芽孢杆菌体积比为 2:3:3:3),A 和 B 均满足有效活菌数≥2.0×10⁸ 个/mL,有机质含量≥40%。

试验设 10 个处理:不施肥(CK)、常规施肥(CF,施用供试化肥)处理、常规施肥减氮处理(N1,施氮量比 CF 减少 15%;N2,施氮量比 CF 减少 30%)与生物有机肥处理(A 和 B 2 个类型、1 125 kg/hm²和 2 250 kg/hm² 2 个施肥水平),常规施肥减氮处理与生物有机肥处理配施试验;每个处理重复 5 次,试验处理见表 1。试验前,将生物有机肥与过磷酸钙和硫酸钾作基肥一次性施入,尿素分 3 次施用(基施 40%,在拔节期、孕穗期分别施入 40%、20%)。

表 1 试验处理

处理	基肥用量(kg/hm ²)				追施尿素量(kg/hm ²)	
	尿素	过磷酸钙	硫酸钾	生物有机肥	拔节期	孕穗期
CK	0	0	0	0	0	0
CF	120	120	75	0	120	60
N1A1	102	120	75	1 125	102	51
N1B1	102	120	75	1 125	102	51
N1A2	102	120	75	2 250	102	51
N1B2	102	120	75	2 250	102	51
N2A1	84	120	75	1 125	84	42
N2B1	84	120	75	1 125	84	42
N2A2	84	120	75	2 250	84	42
N2B2	84	120	75	2 250	84	42

注:处理中 1 和 2 代表不同施量水平,A、B 代表不同生物有机肥类型。

1.2 数据的采集与处理

1.2.1 春小麦生理指标和产量测定 在春小麦拔节期、孕穗期、抽穗期、灌浆期和成熟期采用 LAI-2200C 型植物冠层分析仪测定长势均匀的春小麦植株的叶面积指数(LAI)。于 14:00—16:00、光线充足时测量,测量 LAI 的镜头始终保持水平且尽量避免太阳光直射;同时采用 YS-SPAD 型手持叶绿素仪测定春小麦旗叶中部 SPAD 值。春小麦成熟后取

样,籽粒风干后称质量并计算产量。

1.2.2 春小麦光谱测定 利用美国 SVC HR-768 便携式地物光谱仪对研究区均匀布置的春小麦随机抽取 30 个采样点进行光谱测定。其波长范围为 350 ~ 2 500 nm,其中 350 ~ 1 000 nm 波段间隔 1.5 nm,1 000 ~ 1 850 nm 波段间隔 7.5 nm,1 850 ~ 2 500 nm 波段间隔 5.0 nm。选择 14:00—16:00、光线充足、无风时测量,测量时面向太阳光照射方向。每次仪器开机时,利用仪器配置的白板进行光谱定标校正,得到基线后对目标作物进行光谱反射率数据测定。光纤探头距离春小麦冠层 30 cm,光纤探头与地面始终保持垂直,每盆春小麦测定 3 次,并取算术平均值为该样点春小麦的光谱反射率。

1.2.3 光谱数据处理及植被指数计算 高光谱数据在采集过程中易受噪音、散射光以及背景环境等因素的干扰,并且在寻找曲线的波峰、波谷时,由于数据帧数多的原因,导致生成的曲线图噪声很大,不易寻找规律。因此需要对原始光谱数据进行光谱预处理。本研究采用 SG 卷积平滑和一阶微分处理来去除噪音、散射光以及背景信息对光谱反射率的干扰。

SG 卷积平滑是利用多项式并基于最小二乘法拟合卷积方法对曲线进行平滑处理,能够保留光谱中有用的信息,且满足公式(1):

$$Y_m = a_1 + a_1 m + a_2 m^2 + \cdots + a_{i-1} m^{i-1} \quad (1)$$

式中: Y_m 为第 m 点平滑处理后的数值; i 为多项式的阶数; a_{i-1} 表示多项式中的第 $i-1$ 阶系数。通过多个公式(1)来构建矩阵方程,用最小二乘法来拟合确定权重 a 集合,预测值的最终公式如下:

$$\hat{Y} = X \cdot A = X \cdot (X^T \cdot X)^{-1} \cdot X^T \cdot Y \quad (2)$$

式中: \hat{Y} 为预测光谱值; A 为多项式权重 a 集合; X 为一段区间等波长间隔的点集合; Y 为原始光谱值。

采用公式(3)对原始光谱进行一阶微分计算:

$$R'(\lambda_i) = \frac{R\lambda_{i+1} + R\lambda_{i-1}}{\lambda_{i+1} + \lambda_{i-1}} \quad (3)$$

式中: R' 为一阶导数光谱; R 为反射率; λ 为波长; i 为光谱通道。

在作物高光谱研究中,常以特定波段的反射率构建植被指数来减少大气水汽、太阳照射角度以及土壤背景等因素的影响。本研究以春小麦生理指标及不同生物有机肥等因素为基础综合考虑下,选取 26 种植被指数(表 2),并对其进行特征选取和相关系数分析,选择相关性显著的植被指数对春小麦生理指标进行估测。

表 2 本研究选取高光谱植被指数

植被指数	计算公式	文献
DVI	$R_{824} - R_{651}$	[25]
EVI	$2.5 \times (R_{824} - R_{651}) / (1 + R_{824} + 2.4 \times R_{651})$	[26]
NDII	$(R_{819} - R_{1649}) / (R_{819} + R_{1649})$	[27]
DDI	$(R_{750} - R_{720}) - (R_{700} - R_{670})$	[28]
GNVDI	$(R_{750} - R_{550}) / (R_{750} + R_{550})$	[29]
MCARI	$[(R_{750} - R_{705}) - 0.2 \times (R_{750} - R_{550})] \times (R_{750} / R_{705})$	[30]
MND705	$(R_{750} - R_{705}) / (R_{750} + R_{705} - 2 \times R_{445})$	[31]
MSR	$(R_{750} / R_{705} - 1) / \sqrt{(R_{750} / R_{705} + 1)}$	[30]
MSR705	$(R_{750} - R_{445}) / (R_{705} - R_{445})$	[31]
MTCI	$(R_{750} - R_{710}) / (R_{710} - R_{680})$	[32]
NDI-1	$R_{759} - R_{732}$	[33]
NDI-2	$R_{860} - R_{720}$	[34]
NDVI-1	$(R_{750} - R_{705}) / (R_{750} + R_{705})$	[31]
NDVI-2	$(R_{780} - R_{710}) / (R_{780} - R_{680})$	[35]
NDVI-3	$(R_{850} - R_{710}) / (R_{850} - R_{680})$	[35]
NDVI-4	$(R_{760} - R_{708}) / (R_{760} + R_{708})$	[36]
NDVI-5	$(R_{780} - R_{550}) / (R_{780} + R_{550})$	[29]
NDVI-6	$(R_{800} - R_{700}) / (R_{800} + R_{700})$	[37]
SRI-1	R_{750} / R_{705}	[37]
SRI-2	R_{768} / R_{750}	[38]
SRI-3	R_{777} / R_{759}	[39]
SRI-4	R_{810} / R_{660}	[39]
NIR/G	R_{810} / R_{560}	[40]
NPCI	$(R_{800} - R_{680}) / (R_{800} + R_{680})$	[41]
OSAVI	$1.16 \times (R_{824} - R_{651}) / (R_{824} + R_{651} + 0.16)$	[42]
RVI-1	R_{800} / R_{670}	[43]

注: R 为高光谱反射率;sqrt 表示平方根;DVI (difference vegetation index) 为差值植被指数;EVI (enhanced vegetation index) 为增强型植被指数;NDII (normalized difference infrared index) 为归一化差异红外指数;DDI (double difference index) 为二重差分指数;GNVDI (green normalized vegetation index) 为绿色归一化植被指数;MCARI (modified chlorophyll absorption reflectance index) 为改进的叶绿素吸收指数;MND (modified normalized difference index) 为修正归一化差值指数;MSR (modified simple ratio) 为改进比值指数;MTCI (MERIS terrestrial chlorophyll index) 为地面叶绿素指数;NDI (normalized difference index) 为归一化差值指数;NDVI (normalized difference vegetation index) 为归一化植被指数;SRI (simple ratio index) 为比值植被指数;NIR/G 为红外与绿光比值指数;NPCI (normalized pigment chlorophyll ratio index) 为叶绿素归一化植被指数;OSAVI (optimization of soil-adjusted vegetation indices) 为土壤调节植被指数;RVI (ratio vegetation index) 为比值植被指数。

1.3 春小麦光谱特征参数

光谱特征参数中的红边波段是反映植物生长状态的敏感波段,基于一阶导数处理后的光谱提取

对应的红边参数包括:红边位置(λ_{red}),在红光波段(680~760 nm)内一阶导数最大值所对应的光谱波长;红边幅值(DA_{red}),在红光波段内一阶导数最大值;红边峰值面积($S\lambda_{\text{red}}$),在红光波段内一阶导数光谱所围成的面积。利用光谱仪自带软件 SVC HR-768 对原始高光谱曲线进行均值处理后得到样本点的光谱数据,并通过一阶导数公式对光谱进行预处理,利用 Origin 2021b、Excel、PyCharm 软件进行数据处理。

1.4 春小麦生理指标预测模型构建与评价指标

大量研究表明,春小麦抽穗期 LAI 和 SPAD 值与其产量关系密切^[44-45]。本研究通过分析不同施肥处理春小麦冠层 LAI 和 SPAD 值的变化特征,并将春小麦抽穗期的 LAI 和 SPAD 值与冠层高光谱植被指数做递归特征消除法(RFE),选取与 LAI、SPAD 值和产量相关性较高的植被指数为自变量,分别以春小麦 LAI、SPAD 值和产量为因变量,采用决策树回归(decision tree regression)、随机森林回归(random forest regression)、梯度提升回归(gradient boosting regression)以及线性支持向量机(linear SVR)4 种机器学习回归方法来构建反演模型。数据集中 75% 样本为训练集,25% 为验证集;利用决定系数(r^2)和均方根误差(RMSE)评价反演模型的精度。

2 结果与分析

2.1 春小麦 LAI、SPAD 值及产量

2.1.1 春小麦 LAI 由图 1-A 可知,不同处理的春小麦 LAI 随生育期推进呈先增后降趋势,在抽穗期或灌浆期达到最大值。在拔节期、孕穗期、抽穗期、灌浆期、成熟期,CK 处理的 LAI 均最小,N1B2 处理的春小麦 LAI 均为最大。抽穗期,相较于 CK,CF、N1A1、N1A2、N2A1、N2A2、N1B1、N1B2、N2B1、N2B2 处理的春小麦 LAI 分别增加了 33.57%、61.02%、81.51%、46.37%、63.73%、64.12%、83.50%、54.18%、71.23%。结果表明,A 处理的 LAI 均值比 B 处理的 LAI 均值低 3.12%,说明施 B 生物有机肥有助于增加春小麦的 LAI。N1 施量的春小麦 LAI 均值比 N2 处理的 LAI 均值增加 8.60%,这表明春小麦的 LAI 随着施氮量增加而增加。

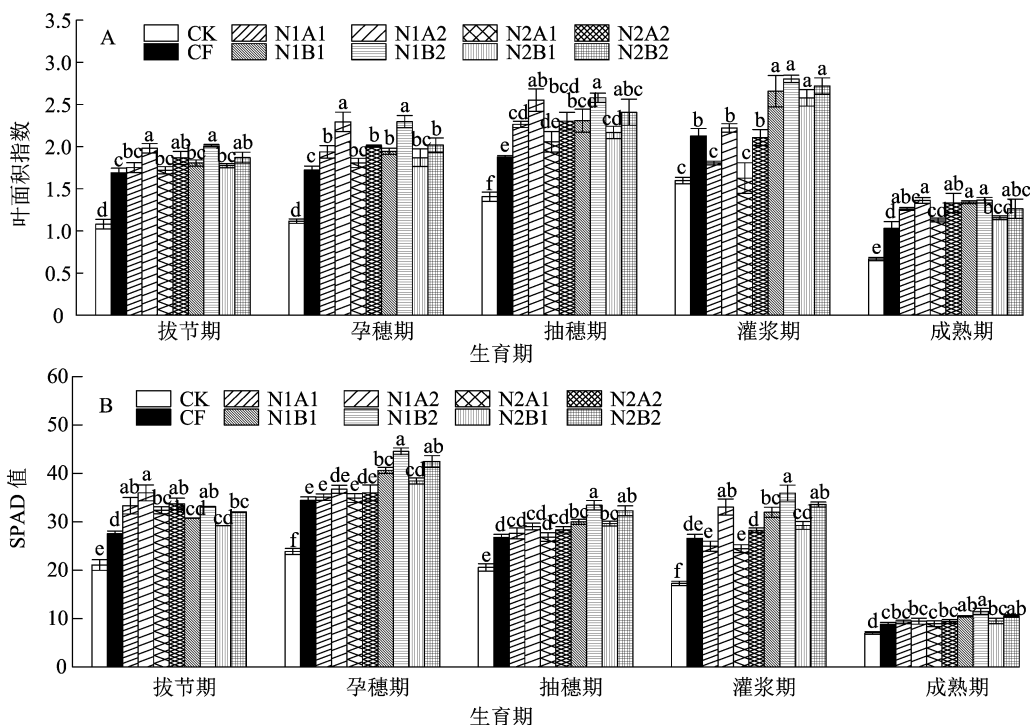
2.1.2 春小麦 SPAD 值 由图 1-B 可知,春小麦的 SPAD 值随着生育期延长大致呈现先增后降的趋势。拔节期,CK 处理的 SPAD 值最小,N1A2 处理的 SPAD 值最大,比 CK 显著增加了 70.72% ($P <$

0.05)。孕穗期、抽穗期、灌浆期、成熟期,CK 处理的 SPAD 值均最小,N1B2 处理的春小麦 SPAD 值均最大且分别较 CK 显著增加 86.56%、62.39%、107.87%、63.82% ($P < 0.05$)。此外,抽穗期,相较于 CK,CF、N1A1、N1A2、N2A1、N2A2、N1B1、N1B2、N2B1、N2B2 处理的春小麦 SPAD 值分别增加了 30.10%、34.11%、41.01%、30.42%、37.71%、45.77%、62.39%、43.99%、56.83%。灌浆期,N1A2、N1B1、N1B2、N2B2 处理的 SPAD 值相较于抽穗期出现增大,分别提升 13.92%、6.58%、7.48%、4.03%;不同处理春小麦的 SPAD 值在成熟期均达到最小值。结果表明,A 处理的 SPAD 值平均值比 B 处理的 SPAD 值平均值低 9.21%,说明施加 B 生物有机肥处理有助于增加春小麦的 SPAD 值。N1 施量的春小麦 SPAD 值平均值比 N2 处理的 SPAD 值平均值增加 4.87%,这表明春小麦的 SPAD 值随着施氮量的增加而增加。

2.1.3 产量 由表 3 可知,CK 的春小麦产量最低(仅 3 136 kg/hm²),CF、N1A1、N1A2、N2A1、N2A2、N1B1、N1B2、N2B1、N2B2 处理的春小麦产量比 CK 分别增加 71.0%、96.9%、111.3%、72.5%、85.1%、110.2%、120.4%、86.5% 和 106.9%;其中 N1B2 处理的产量最高,达 6 911 kg/hm²。此外,B 处理的平均产量较 A 处理的平均产量提高 7.6%,说明施加 B 生物有机肥有助于增加春小麦的产量。N1 施量的春小麦平均产量比 N2 处理的平均产量提高 12.0%,表明春小麦产量随施氮量增加而增加。此外,生物有机肥施量为 1 125 kg/hm² 的春小麦平均产量较施量为 2 250 kg/hm² 的春小麦平均产量降低 7.5%,即表明春小麦产量随生物有机肥施肥的增大而增大。

2.2 不同施肥处理的春小麦冠层光谱特征

为消除 1 337~1 421 nm 和 1 858~1 939 nm 处大气水汽吸收以及低频噪音形成的噪音干扰波段(图 2-a),对春小麦抽穗期原始光谱反射率进行平滑处理(图 2-b)。在可见光区(400~760 nm)分别形成以 500、670 nm 为中心的蓝光和红光的吸收谷和以波段 556 nm 为中心的绿光反射峰特征,这是因为春小麦在可见光范围内,对蓝光和红光吸收较多,对绿光吸收较少导致的^[45]。在红外波段出现高反射形成植物光谱最重要的“红边”,由于光谱反射中包含空气中水和氧气的窄吸收带,因此在 750~1 300 nm 波段具有波状起伏的特点。在短红外波段,



柱上不同小写字母表示处理间差异显著($P < 0.05$)

图1 不同施肥处理春小麦叶片 LAI 和 SPAD 值

表3 不同处理的春小麦产量和增产率

处理	产量 (kg/hm ²)	增产率 (%)
CK	3 136e	
CF	5 364d	71.0
N1A1	6 176bc	96.9
N1A2	6 627ab	111.3
N2A1	5 411d	72.5
N2A2	5 806cd	85.1
N1B1	6 592ab	110.2
N1B2	6 911a	120.4
N2B1	5 848bcd	86.5
N2B2	6 490abc	106.9

注:数据后不同小写字母表示处理间差异显著($P < 0.05$)。

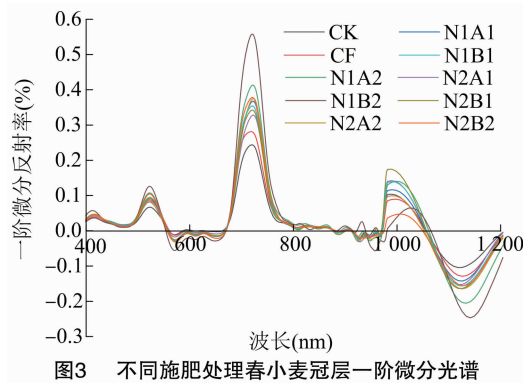
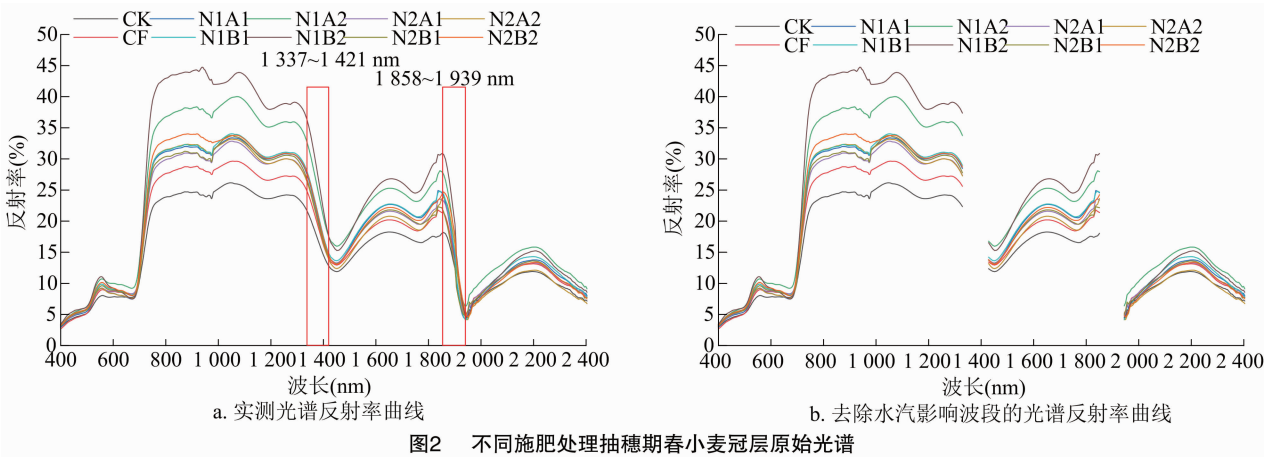
以 1 451 ~ 1 459 nm 和 1 749 ~ 1 778 nm 为中心波段附近受到水分强吸收作用形成 2 个吸收谷。

抽穗期,不同处理春小麦的光谱特征存在明显差异。在 400 ~ 569 nm 波段下,施用生物有机肥处理的春小麦反射率均高于 CK、CF 处理。在“绿峰”位置,随春小麦的 LAI 和 SPAD 值升高,反射率随之升高;在“红谷”处,施肥处理下的春小麦冠层红谷均较不施肥处理明显。CK 处理的绿峰反射率($CK_{556\text{ nm}}$)和红谷反射率($CK_{670\text{ nm}}$)分别为 8.03% 和 7.75%,CF 处理的绿峰反射率($CF_{556\text{ nm}}$)和红谷反

射率($CF_{670\text{ nm}}$)为 8.96% 和 8.03%。N1A1、N1A2、N2A1、N2A2、N1B1、N1B2、N2B1、N2B2 处理的绿光反射率分别比 CK_{556} 增长了 15.08%、33.33%、14.30%、14.50%、22.94%、37.61%、19.64%、26.31%,分别比 CF_{556} 增长了 3.15%、19.52%、2.50%、2.64%、10.20%、23.35%、7.24%、13.22%;CF、N1A1、N1A2、N2A1、N2A2、N1B1、N1B2、N2B1、N2B2 处理的红谷反射率分别为 CK 的 103.78%、96.61%、119.01%、107.51%、98.01%、105.26%、96.84%、104.82%、104.12%。在近红外波段(760 ~ 975 nm)形成一个高反射峰,随着春小麦 LAI 和 SPAD 值的升高,反射率也随之升高;在 974 nm 附近, N1A1、N1A2、N2A2、N1B1、N1B2、N2B2 处理均较 CK、CF 出现不同程度的“红移”现象,而 N2A1 和 N2B1 未出现“红移”现象。

2.3 不同施肥处理的春小麦冠层一阶微分光谱及红边参数分析

2.3.1 春小麦冠层一阶微分光谱分析 原始光谱在一阶微分处理下,分别在 500 ~ 550 nm 和 670 ~ 800 nm 波段之间出现 2 个反射峰(图 3)。施肥处理下的第 1 个反射峰值均高于 CK,相较于 CK、CF、N1A1、N1A2、N2A1、N2A2、N1B1、N1B2、N2B1、N2B2 处理的峰值反射率分别增长了 32.26%、38.66%、



60.65%、21.91%、27.11%、41.80%、88.45%、39.08%、56.29%；不同处理在第2个反射峰(670~800 nm)出现明显差异,2种生物有机肥处理下的峰值位置较CF处理向长波方向发生偏移且峰值反射率均高于CF处理,N1A1、N1A2、N2A1、N2A2处理下的峰值反射率相较于CF处理的峰值反射率分别增长30.66%、46.90%、16.61%、33.53%；N1B1、N1B2、N2B1、N2B2处理相较于CF处理分别增长25.89%、98.36%、21.71%、34.39%。结果表明,B生物有机肥的平均峰值反射率比A处理的平均峰值反射率高10.76%。此外,随生物有机肥施量的增加,峰值反射率也随之升高；随氮肥施量的增加,峰值反射率也随之升高。这可能是随生物有机肥施量和氮肥施量的增加,春小麦的LAI和SPAD值均随之增大所致。因此,可通过500~550 nm和670~800 nm波段识别农田不同施肥处理对春小麦冠层LAI和SPAD值的影响。

2.3.2 春小麦冠层红边参数分析 不同处理的春小麦抽穗期红边参数见表4。相同施肥处理下的春小麦红边位置相对稳定,这与赵春江等的研究结果^[46]一致。2种生物有机肥处理的春小麦红边位

置在720~723 nm处,较CK和CF处理出现不同程度的“红移”。在常规施肥减氮处理下,随生物有机肥施量增多,红边幅值和红边面积随之增大；在生物有机肥施量相同时,随氮肥减量程度的增加,红边幅值和红边面积随之降低。

表4 春小麦抽穗期红边参数

处理	一阶导数 最大值坐标	红边位置 (λ _{red})	红边幅值 (Δλ _{red})	红边面积 (S _{λ_{red}})
CK	719,0.002 439	719	0.002 439	0.078 799 44
CF	718,0.002 814	718	0.003 321	0.095 232 24
N1A1	722,0.003 677	722	0.003 831	0.117 743 12
N1A2	722,0.004 134	722	0.004 134	0.134 443 12
N2A1	722,0.003 281	722	0.003 281	0.105 837 44
N2A2	723,0.003 757	723	0.003 757	0.118 405 92
N1B1	720,0.003 543	720	0.003 543	0.115 177 36
N1B2	720,0.005 582	720	0.005 582	0.175 930 56
N2B1	720,0.003 749	720	0.003 749	0.110 813 20
N2B2	720,0.003 782	720	0.003 782	0.123 060 16

A处理的春小麦红边幅值和红边面积依次分别呈现为N1A2>N1A1>N2A2>CF>N2A1>CK、N1A2>N2A2>N1A1>N2A1>CF>CK；B处理春小麦的红边幅值和红边面积依次呈现为N1B2>N2B2>N2B1>N1B1>CF>CK、N1B2>N2B2>N1B1>N2B1>CF>CK,其中最大值为N1B2处理。B处理的春小麦的红边幅值和红边面积平均值分别比A处理的红边幅值和红边面积平均值增加11.02%、10.19%；红边幅值和红边面积均随生物有机肥施量的升高呈增加趋势,随施氮量的增加而增大。

2.4 春小麦LAI、SPAD值及产量反演模型

2.4.1 LAI反演模型 对所选取的26种高光谱植被指数与春小麦抽穗期LAI数据进行RFE特征选取,优选出与春小麦抽穗期LAI相关性较强的6种

高光谱植被指数,并进行皮尔逊相关性分析计算相关系数进行验证,得到相关系数矩阵图(图 4-a)。通过 RFE 特征选取后的 6 种高光谱植被指数与 LAI 之间相关系数绝对值均达到 0.60 以上,其中与高光谱指数 NDI-1 的相关系数达到 0.81,这说明优选出 6 种高光谱植被指数与春小麦抽穗期 LAI 的相关性较强,因此可构建以 DDI、MCARI、MSR705、NDI-1、NDI-2 和 DVI 为自变量,以春小麦抽穗期 LAI 为因变量,通过多变量机器学习方法构建春小麦 LAI 反演模型。由图 5-a 可知,使用春小麦抽穗期高光谱植被指数反演 LAI 的精度较高,4 种模型(决策树回归、随机森林回归、梯度提升回归和线性支持向量机)验证集的决定系数(r^2)均高于 0.58,且均方根误差(RMSE)均小于 0.32。结果表明使用线性支持向量机模型反演春小麦抽穗期冠层 LAI 的精度最高($r^2=0.723\ 3$, $RMSE=0.259\ 6$)。

2.4.2 SPAD 值反演模型 参考利用不同植被指

数反演 LAI 的模型构建方法,通过 RFE 特征优选出与抽穗期实测 SPAD 值相关性较好的 6 种高光谱植被指数,并进行皮尔逊相关性分析进行验证,得到相关系数矩阵图(图 4-b)。通过 RFE 特征选取后的 6 种高光谱植被指数与 LAI 相关系数绝对值均达到 0.60 上,其中与高光谱指数 NDI-2 的相关系数高于 0.81,这说明优选出 6 种高光谱植被指数与春小麦抽穗期 SPAD 值的相关性较强,因此可构建以 6 种高光谱植被指数(DDI、MCARI、MSR705、NDI-2、SRI-4 和 NIR/G)为自变量,以春小麦抽穗期的 SPAD 值为因变量,通过多变量机器学习方法构建春小麦 SPAD 值预测模型。由图 5-b 可知,使用 6 种高光谱植被指数反演 SPAD 值的精度较高,4 种模型(决策树回归、随机森林回归、梯度提升回归和线性支持向量机)的 $r^2>0.60$, $RMSE<3.00$ 。结果表明使用梯度提升回归模型预测春小麦 SPAD 值的效果最好($r^2=0.759\ 4$, $RMSE=2.332\ 9$)。

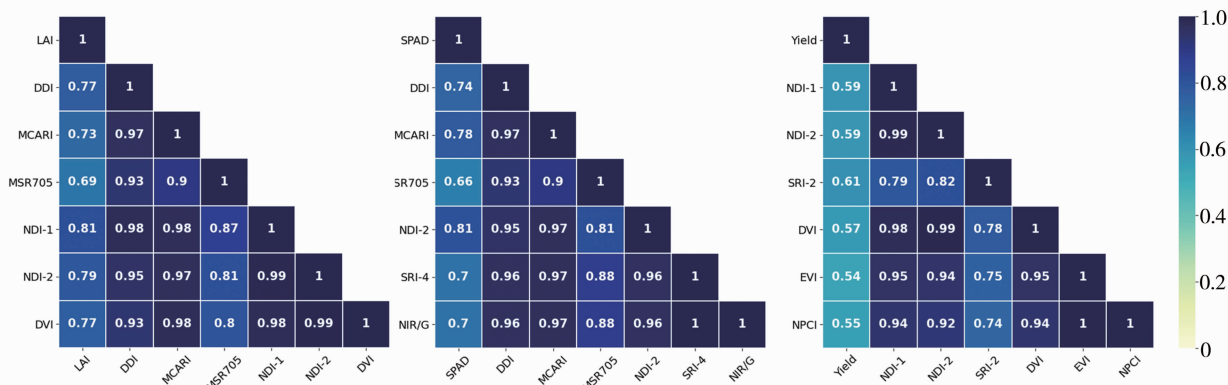


图4 6种植被指数与春小麦抽穗期 LAI、SPAD 和产量的相关系数矩阵

2.4.3 产量反演模型 与反演 LAI、SPAD 值相似,通过 RFE 特征优选出与实测产量相关性较好的 6 种高光谱植被指数,并进行皮尔逊相关性分析进行验证,得到相关系数矩阵图(图 4-c)。通过 RFE 特征选取后的 6 种高光谱植被指数与产量相关系数绝对值均达到 0.5 以上,其中与高光谱指数 SRI-2 的相关系数达到 0.61,这说明优选出 6 种高光谱植被指数与春小麦产量的相关性较强,因此可构建以 6 种高光谱植被指数(NDI-1、NDI-2、SRI-2、DVI、EVI、NPCI)为自变量,以春小麦实测产量为因变量,通过多变量机器学习方法构建春小麦估产模型。由图 5-c 可知,使用 6 种高光谱植被指数反演春小麦产量的精度较高,4 种模型(决策树回归、随机森林回归、梯度提升回归和线性支持向量机)的

$r^2>0.65$, $RMSE<770.00\text{ kg/hm}^2$ 。结果表明使用决策树回归模型估测春小麦产量的效果最好($r^2=0.809\ 8$, $RMSE=597.842\ 4\text{ kg/hm}^2$)。

3 讨论与结论

春小麦的 LAI、SPAD 值等生长生理指标随生育期延长而改变,其光谱特征也随之发生变化。通过光谱技术监测春小麦冠层光谱特征以及分析春小麦 LAI、SPAD 值和产量分别与冠层光谱特征之间的定量关系,是现代遥感技术和智慧农业发展的主流发展趋势^[47-48]。

3.1 不同处理对春小麦冠层光谱特征的影响

不同处理的春小麦抽穗期冠层光谱特征均呈现相同的特征:不同施肥处理的春小麦冠层原始光

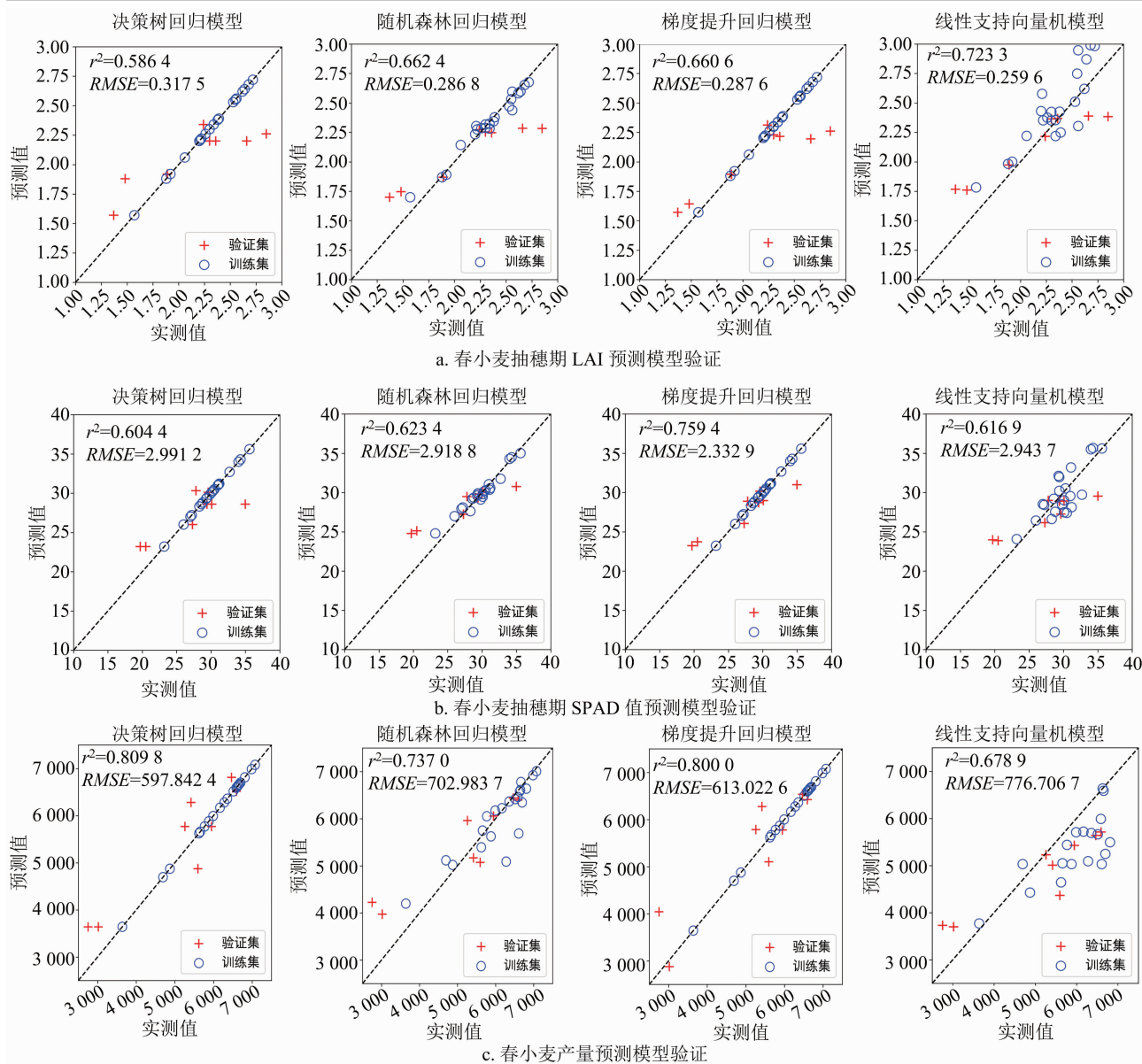


图5 春小麦抽穗期 LAI、SPAD 值和产量预测模型验证

谱反射率在“绿峰”和“红谷”处均比 CK 的春小麦冠层光谱反射率明显;在近红外波段(760 ~ 975 nm)随着生物有机肥施量和施氮量的提升,反射率也明显升高。李映雪等研究发现近红外波段下反射率随着施氮水平的提高而上升,且差异显著^[49]。因此植物的光谱反射率会因自身的养分和长势情况等因素存在明显差别。本研究发现,经过一阶微分处理后的光谱,在 500 ~ 800 nm 波段之间出现 2 个反射峰,在不同处理条件下第 2 个反射峰的差异较为明显,因此可以通过 500 ~ 550 nm 和 670 ~ 800 nm 2 个波段下的峰值监测春小麦冠层 LAI 和 SPAD 值的变化特征;红边幅值和红边面积对于春小麦 LAI 和 SPAD 值变化关联度较高。这与

耿石英等的研究结果^[50-51]相似,不同处理冠层红边光谱反射率一阶微分处理后的红边形状均出现双峰现象,第 2 个峰值高于第 1 个峰值,并且通过 670 ~ 740 nm 冠层一阶微分光谱值可识别农田不同施肥处理对春小麦冠层 LAI 和 SPAD 值的影响;姚付启等也发现生理指标与红边幅值和红边面积呈单调递增的关系^[52]。此外,本研究表明,不同处理的原始光谱在近红外波段(974 nm)附近相较于 CK 和 CF 处理出现明显“红移”情况,有研究指出当植物生长状况良好时,会在红边附近发生“红移”情况^[53]。

3.2 基于光谱指数的春小麦抽穗期 LAI、SPAD 值及产量反演模型

本研究通过筛选 26 种光谱植被指数后优选出

DDI、MCARI、MSR705、NDI - 1、NDI - 2 和 DVI 共 6 种植被指数与春小麦抽穗期 LAI 的相关性较好, DDI、MCARI、MSR705、NDI - 2、SRI - 4 和 NIR/G 与春小麦抽穗期 SPAD 值相关性较好。不同学者对生理指标反演和产量估测所选取的植被指数会有所差别,这可能是由于不同环境以及外界因素的干扰导致的。本研究显示采用使用线性支持向量机回归模型预测春小麦 LAI 的模拟效果最好($r^2 = 0.723\ 3$, $RMSE = 0.259\ 6$),这与梁栋等研究结果^[54]相似。春小麦 SPAD 值预测精度较高的模型为梯度提升回归模型($r^2 = 0.759\ 4$, $RMSE = 2.332\ 9$),李怡静等表明梯度提升模型在环境参数遥感反演中精度较高,这是因为梯度提升模型通过合并多个简单模型来构建一个更强大的模型,通过不断迭代来提高模型精度^[55]。春小麦估产模型精度较高的是决策树回归模型($r^2 = 0.809\ 8$, $RMSE = 597.842\ 4\ \text{kg/hm}^2$),有学者指出决策树模型考虑了不同环境因素和农业气象资源,通过输入最少的参数使其增加了模型的通用性及适用于不同自然和农业条件的多功能性^[56]。

4 结论

施用 B 生物有机肥处理的春小麦 LAI、SPAD 值和产量均高于施用 A 生物有机肥, N2B1 处理的春小麦 LAI、SPAD 值及产量为最高。

DDI、MCARI、MSR705、NDI - 1、NDI - 2 和 DVI 植被指数与不同处理春小麦抽穗期 LAI 的相关性较好, DDI、MCARI、MSR705、NDI - 2、SRI - 4 和 NIR/G 植被指数与春小麦抽穗期 SPAD 值的相关性较好, NDI - 1、NDI - 2、SRI - 2、DVI、EVI 和 NPCI 植被指数与春小麦产量的相关性较好。

通过 4 种机器学习回归模型进行预测,线性支持向量机回归模型对抽穗期春小麦 LAI 的预测精度较高,梯度提升回归模型对抽穗期春小麦 SPAD 值的预测精度较高,决策树回归模型对估测春小麦产量的效果最好。

参考文献:

- [1] 王冀川,高山,徐雅丽,等. 新疆小麦滴灌技术的应用与存在问题[J]. 节水灌溉,2011(9):25-29.
- [2] 高峰. 新疆夏粮喜获丰收[N]. 新疆日报,2022-07-25(1).
- [3] 于飞,施卫明. 近 10 年中国大陆主要粮食作物氮肥利用率分析[J]. 土壤学报,2015,52(6):1311-1324.
- [4] 王朝辉. 粮食作物养分管理与农业绿色发展[J]. 中国农业科学,2018,51(14):2719-2721.
- [5] 李伟. 中国小麦生产的时空演变特征及其影响因素分析[J]. 中国农业资源与区划,2019,40(10):49-57.
- [6] 刘涛,张寰,王志业,等. 利用无人机多光谱估算小麦叶面积指数和叶绿素含量[J]. 农业工程学报,2021,37(19):65-72.
- [7] 黄艺华,蒋桂英,王海琪,等. 氮肥基追比对滴灌春小麦群体质量及产量的影响[J]. 西北农业学报,2021,30(6):807-818.
- [8] Janauskaite D, Feiziene D, Feiza V. The effect of tillage, fertilization and residue management on winter wheat and spring wheat physiological performance[J]. Acta Physiologiae Plantarum, 2022,44(7):75.
- [9] 李盛阳,刘志文,刘康,等. 航天高光谱遥感应用研究进展[J]. 红外与激光工程,2019,48(3):9-23.
- [10] 凌成星,刘华,鞠洪波,等. 地面成像和非成像地物光谱仪在不同水分环境下湿地植被光谱特征对比研究:以东洞庭湖湿地区域苔草植被光谱特征为例[J]. 测绘与空间地理信息,2018,41(4):1-4,7.
- [11] 邵国敏,王亚杰,韩文霆. 基于无人机多光谱遥感的夏玉米叶面积指数估算方法[J]. 智慧农业(中英文),2020,2(3):118-128.
- [12] Lin C Y, Lin C. Using ridge regression method to reduce estimation uncertainty in chlorophyll models based on worldview multispectral data[C]//IGARSS 2019-2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Yokohama:IEEE,2019:1777-1780.
- [13] Peichl M, Thober S, Samaniego L, et al. Machine-learning methods to assess the effects of a non-linear damage spectrum taking into account soil moisture on winter wheat yields in Germany[J]. Hydrology and Earth System Sciences,2021,25(12):6523-6545.
- [14] Bhadra S, Sagan V, Maimaitijiang M, et al. Quantifying leaf chlorophyll concentration of sorghum from hyperspectral data using derivative calculus and machine learning[J]. Remote Sensing, 2020,12(13):2082.
- [15] Liang L A, Geng D, Yan J A, et al. Estimating crop LAI using spectral feature extraction and the hybrid inversion method[J]. Remote Sensing,2020,12(21):3534.
- [16] Reisi Gahruei O, McNairn H, Hosseini M, et al. Estimation of crop biomass and leaf area index from multitemporal and multispectral imagery using machine learning approaches[J]. Canadian Journal of Remote Sensing,2020,46(1):84-99.
- [17] Yang X, Yang R, Ye Y, et al. Winter wheat SPAD estimation from UAV hyperspectral data using cluster-regression methods[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation,2021,105:102618.
- [18] 李浩然,李雁鸣,李瑞奇. 灌溉和施氮对小麦产量形成及土壤肥力影响的研究进展[J]. 麦类作物学报,2022,42(2):196-210.
- [19] 朱荣,柳丽丽,齐永波,等. 稻田氨挥发和水稻产量对增效复合肥减氮施用的响应[J]. 农业环境科学学报,2021,40(9):1935-1943.
- [20] 魏文良,刘路,仇恒浩. 有机无机肥配施对我国主要粮食作物产量和氮肥利用效率的影响[J]. 植物营养与肥料学报,2020,26(8):1384-1394.
- [21] 陈崇怡,石楠,文双雅,等. 杂交稻增密减肥处理的 SPAD 值光谱估算模型[J]. 激光生物学报,2021,30(3):250-258.

- [22] 郭建彪,马新明,时 雷,等. 冬小麦叶面积指数的品种差异性与高光谱估算研究[J]. 麦类作物学报,2018,38(3):340–347.
- [23] 王嘉盼,武红旗,王德俊,等. 基于无人机可见光影像与生理指标的小麦估产模型研究[J]. 麦类作物学报,2021,41(10):1307–1315.
- [24] 张 松,冯美臣,杨武德,等. 基于高光谱植被指数的冬小麦产量监测[J]. 山西农业科学,2018,46(4):572–575.
- [25] Hayati D, Prasetyo S Y J. Prediksi spasial wilayah resiko tanah longsor di jawa tengah berdasarkan SAVI, OSAVI, DVI, NDVI menggunakan krigging[J]. Indonesian Journal of Computing and Modeling,2018,1(2):80–86.
- [26] Jiang Z Y, Huete A R, Didan K, et al. Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band[J]. Remote Sensing of Environment,2008,112(10):3833–3845.
- [27] Wilson N R, Norman L M. Analysis of vegetation recovery surrounding a restored wetland using the normalized difference infrared index (NDII) and normalized difference vegetation index (NDVI)[J]. International Journal of Remote Sensing,2018,39(10):3243–3274.
- [28] le Maire G, François C, Dufrêne E. Towards universal broad leaf chlorophyll indices using PROSPECT simulated database and hyperspectral reflectance measurements[J]. Remote Sensing of Environment,2004,89(1):1–28.
- [29] Yuki H, Zumpf C R, Cacho Jules F, et al. Remote sensing-based estimation of advanced perennial grass biomass yields for bioenergy[J]. Land,2021,10(11):1221.
- [30] Wu C Y, Niu Z, Tang Q, et al. Estimating chlorophyll content from hyperspectral vegetation indices: modeling and validation[J]. Agricultural and Forest Meteorology,2008,148(8/9):1230–1241.
- [31] Sims D A, Gamon J A. Relationships between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and developmental stages[J]. Remote Sensing of Environment,2002,81(2/3):337–354.
- [32] Dash J, Curran P J. The MERIS terrestrial chlorophyll index[J]. International Journal of Remote Sensing,2004,25(23):5403–5413.
- [33] Hansen P M, Schjoerring J K. Reflectance measurement of canopy biomass and nitrogen status in wheat crops using normalized difference vegetation indices and partial least squares regression[J]. Remote Sensing of Environment,2003,86(4):542–553.
- [34] Chu X, Guo Y J, He J Y, et al. Comparison of different hyperspectral vegetation indices for estimating canopy leaf nitrogen accumulation in rice[J]. Agronomy Journal,2014,106:1911–1920.
- [35] Datt B. Remote sensing of chlorophyll a, chlorophyll b, chlorophyll a + b, and total carotenoid content in *Eucalyptus leaves*[J]. Remote Sensing of Environment,1998,66(2):111–121.
- [36] Steddom K, Heidel G, Jones D, et al. Remote detection of rhizomania in sugar beets[J]. Phytopathology, 2003, 93(6):720–726.
- [37] Gitelson A, Merzlyak M N. Quantitative estimation of chlorophyll-a using reflectance spectra: experiments with autumn chestnut and maple leaves[J]. Journal of Photochemistry and Photobiology B: Biology,1994,22(3):247–252.
- [38] Din M, Ming J, Hussain S, et al. Estimation of dynamic canopy variables using hyperspectral derived vegetation indices under varying N rates at diverse phenological stages of rice[J]. Frontiers in Plant Science,2019,9:1883.
- [39] 薛利红,曹卫星,罗卫红,等. 小麦叶片氮素状况与光谱特性的相关性研究[J]. 植物生态学报,2004,28(2):172–177.
- [40] Shibayama M, Akiyama T. Seasonal visible, near-infrared and mid-infrared spectra of rice canopies in relation to LAI and above-ground dry phytomass[J]. Remote Sensing of Environment,1989,27(2):119–127.
- [41] 贾学勤,冯美臣,杨武德,等. 基于多植被指数组合的冬小麦地上干生物量高光谱估测[J]. 生态学杂志,2018,37(2):424–429.
- [42] Nejatian A, Makian M, Gheibi M, et al. A novel viewpoint to the green city concept based on vegetation area changes and contributions to healthy days: a case study of Mashhad, Iran[J]. Environmental Science and Pollution Research,2022,29(1):702–710.
- [43] Serrano L, Peñuelas J, Ustin S L. Remote sensing of nitrogen and lignin in Mediterranean vegetation from AVIRIS data[J]. Remote Sensing of Environment,2002,81(2/3):355–364.
- [44] 刘 静,马力文,张学艺. 宁夏灌区春小麦 LAI 与生长性状和产量的关系[J]. 干旱气象,2017,35(3):358–366.
- [45] 茹京娜,于 洋,董凡凡,等. 小麦抽穗期 QTL 及其与环境的互作[J]. 麦类作物学报,2014,34(9):1185–1190.
- [46] 赵春江,黄文江,王纪华,等. 不同品种、肥水条件下冬小麦光谱红边参数研究[J]. 中国农业科学,2002,35(8):980–987.
- [47] 赵春江. 农业遥感研究与应用进展[J]. 农业机械学报,2014,45(12):277–293.
- [48] 时 鸣,竞 霞,史晓亮. 基于高光谱和 GA-BP 神经网络模型的冬小麦叶绿素含量反演[J]. 江苏农业科学,2022,50(20):56–62.
- [49] 李映雪,朱 艳,曹卫星. 不同施肥条件下小麦冠层的高光谱和多光谱反射特征[J]. 麦类作物学报,2006,26(2):103–108.
- [50] 耿石英,孙华林,王小燕,等. 不同氮肥处理下小麦冠层和叶片光谱特征及产量分析[J]. 光谱学与光谱分析,2018,38(11):3534–3540.
- [51] 卢艳丽,李少昆,白由路,等. 冬小麦冠层光谱红边参数的变化及其与氮素含量的相关分析[J]. 遥感技术与应用,2007,22(1):1–7.
- [52] 姚付启,蔡焕杰,李亚龙,等. 基于红边参数的冬小麦 SPAD 高光谱遥感监测[J]. 中国农村水利水电,2015(3):84–87.
- [53] 高雨茜. 夏玉米叶绿素、叶面积指数高光谱估测研究[D]. 杨凌:西北农林科技大学,2016.
- [54] 梁 栋,管青松,黄文江,等. 基于支持向量机回归的冬小麦叶面积指数遥感反演[J]. 农业工程学报,2013,29(7):117–123.
- [55] 李怡静,孙晓敏,郭玉银,等. 基于梯度提升决策树算法的鄱阳湖水环境参数遥感反演[J]. 航天返回与遥感,2020,41(6):90–102.
- [56] Kalichkin V K, Alsova O K, Maksimovich K Y. Application of the decision tree method for predicting the yield of spring wheat[J]. Earth and Environmental Science,2021,839(3):032042.