

基于多角度高光谱与小波变换的冬小麦 LAI 监测

白燕 及嘉兴 闫晓斌 白娟 乔星星 赵钰 王超
冯美臣 肖璐洁 宋晓彦 张美俊 杨武德 李广信

(山西农业大学农学院, 030801, 山西晋中)

摘要 高光谱遥感的快速发展为实时精确监测作物长势提供了技术支持。垂直观测角度对植被冠层结构的提取存在局限性,多角度遥感具有探测植株冠层结构及中下层信息的技术优势,为冬小麦长势的精准监测提供了可能。连续小波变换拥有细致丰富的尺度空间,与多角度高光谱数据结合使用可以获取到更丰富的作物冠层结构特征信息。以干旱胁迫下的冬小麦为研究对象,分析冬小麦多角度冠层高光谱的反射特性,确定了连续小波变换最佳分解尺度。基于原始光谱及最佳分解尺度的小波能量系数,采用 BP 神经网络 (BPNN) 和随机森林 (RF) 构建了冬小麦叶面积指数 (LAI) 的监测模型。结果表明,在所有观测角度中,后向散射观测的冠层光谱反射率高于前向散射和垂直主平面观测值,且观测角度为后向散射 30° 时冬小麦冠层光谱反射率最高;多角度冠层光谱经过对称小波 (sym8) 分解后,所有角度光谱数据与冬小麦 LAI 的相关性均有提升;观测角度为后向散射 30°、分解尺度为 10 时,经连续小波变换的 RF 模型表现最佳 (决定系数=0.790, 均方根误差=0.913, 相对百分比误差=2.184)。

关键词 多角度冠层光谱特性; 冬小麦; 叶面积指数; 连续小波变换

冬小麦是世界三大谷类作物之一,在我国已有 5000 多年的种植历史。小麦是人体重要的食物来源,同时具有高经济价值,是我国重要的商品粮和战略储备粮^[1]。因此,及时精准获取冬小麦生长状况对于保障粮食安全与供应具有重要意义。叶面积指数 (leaf area index, LAI) 是指单位地表面上植被叶片单面面积的总和。LAI 的变化能够体现作物生长的不同阶段和状态,并且与作物的光合作用效率、生物量积累以及最终产量密切相关,是评估作物长势和生产力的重要参数^[2]。快速监测 LAI 对作物长势监测和产量估算至关重要。

传统手段测定冬小麦 LAI 费时费力,时效性差,难以实现大范围的推广运用。高光谱遥感技术具有光谱分辨率高和波段连续性强的优点,能够实时、无损且大范围地获取作物的生长状态信息,为冬小麦 LAI 的快速无损监测提供了重要的技术支持^[3]。研究^[4-5]表明,利用高光谱技术结合随机森林 (RF)、偏最小二乘回归 (PLSR) 和支持向量机 (SVM) 等算法,可准确估算大豆和冬小麦的 LAI。然而,目前利用高光谱遥感技术监测作物长势参数时,通常仅采用垂直于地面观测的单一角度来获得

各类地物的反射率,而忽略了不同观测角度下反射光谱的变化对研究结果的潜在影响。Li 等^[6]提出,作物叶片并非理想的朗伯体,不同观测角度获取的信息能够反映作物的不同特征。通过结合多角度光谱数据构建植被指数,可以显著提升叶片氮含量 (LNC) 反演模型的精度。Song 等^[7]运用多角度高光谱信息对冬小麦冠层叶片中的氮含量进行测定,结果表明不同观测角度的预测效果存在差异,其中后向观测角度的模型表现更优,尤其是在后向散射 40° 条件下,采用三阶导数和幂函数的模型能够达到最佳精度。Inoue 等^[8]则利用多角度遥感手段对灌溉稻田进行监测,发现基于新型植被指数 NDSI 构建的多元线性回归模型在光合效率估算方面具备更高的预测精度。上述研究表明,多角度光谱数据在作物长势监测中具有潜力,研究不同观测角度下高光谱数据与作物长势参数的关系具有必要性。

高光谱数据包含众多高度相关且冗余的信息,提取高光谱数据中蕴含的重要信息是探究光谱数据与作物生理生化参数间关系和建立监测模型的关键步骤。连续小波变换凭借其多尺度分解、局部特征提取以及强大的抗噪能力,已成为高光谱数据

作者简介: 白燕,研究方向为作物生态与农业信息技术, E-mail: by1773540@163.com

李广信为通信作者,主要从事作物生态与农业信息技术研究, E-mail: nkylgx@163.com

基金项目: 山西农业大学农学院研究生质量提升工程项目 (2023YCX24); 山西省现代农业产业技术体系建设专项资金 (2024CYJSTX02-23); 山西省应用基础研究计划项目 (202303021212090, 202203021211275); 国家自然科学基金 (31871571); 山西省基础研究计划 (自由探索类) (202403021222091)

收稿日期: 2025-03-28; 修回日期: 2025-05-17; 网络出版日期: 2026-02-06

分析的重要工具^[9]。张竞成等^[10]利用连续小波变换方法提取了作物叶绿素含量和叶片水分状况的光谱特征,并基于提取结果构建了较高精度的反演模型。张楠楠等^[11]运用连续小波变换光谱及其他 5 种预处理光谱分别建立棉花 LAI 估测模型,结果表明基于连续小波变换光谱的模型具有最高的预测精度。上述研究表明,连续小波变换在高光谱数据分析中能够有效提取关键特征,提高作物生理生化参数估测模型的精度。

多角度高光谱数据能够通过多个观测角度捕捉到作物不同层次的特征信息,而连续小波变换拥有细致丰富的尺度空间,可以将多角度高光谱数据的性状和强度等方面的有效信息提取出来,与多角度遥感相结合,可以更加有效、准确地选择最佳观测角度以监测作物长势。本研究以冬小麦为试验对象,基于田间采集的多角度冠层光谱数据,分析不同观测角度下的冠层光谱反射特性,并进一步探讨原始冠层光谱及经小波变换后不同分解尺度的小波能量系数与冬小麦 LAI 的相关性。在此基础上,分别利用 RF 和 BP 神经网络(BPNN) 2 种算法构建冬小麦 LAI 监测模型,以寻求最优观测角度和最佳估算方法,为冬小麦 LAI 的精准监测与作物长势的准确评估提供理论依据。

1 材料与方法

1.1 试验地概况与试验设计

试验于 2020 年 10 月–2021 年 6 月在山西农业大学试验基地(37.4° N, 112.6° E)开展。采用随机区组设计,选取长 6878(旱 V1)和长 4738(水 V2) 2 个品种作为研究对象,共设置 48 个试验小区。每个小区面积为 3.0 m×1.5 m,小区间设置 0.5 m 隔离带,种植行距为 20.0 cm。为控制试验条件,研究区域搭建电动遮雨棚以排除自然降水干扰,并采用塑料隔板隔离各小区以防止水分侧渗。试验期间,分别于 10 月 9–10 日实施播前灌溉,10 月 19–20 日完成播种工作,11 月 21–22 日进行越冬灌溉。施肥方案为一次性基施,每公顷施用尿素 227.9 kg、硫酸钾 655.9 kg 和过磷酸钙 115.6 kg,生育期内不再追肥。水分处理设置轻度水分胁迫(田间持水量 65%)、中度水分胁迫(55%)和重度干旱胁迫(45%) 3 个梯度,处理时段为拔节至抽穗期和抽穗至灌浆期,每个处理设置 3 次重复。

1.2 测定项目与方法

1.2.1 冠层多角度光谱数据 采用 FieldSpec3 便携式高光谱仪(ASD, 美国)进行小麦冠层光谱数据的采集。为获得高质量的光谱数据,测量工作选择在晴朗无云的天气条件下开展,具体观测时间为北京时间 11:00–14:00。观测周期覆盖冬小麦的关键生育时期,包括拔节期、孕穗期、抽穗期、开花期和灌浆期。

在测量过程中,将光谱仪探头固定在简易观测支架上,并设定方位角参考方向:当探测器背向太阳时,方位角定义为 0°,面向太阳时则为 180°。光谱数据的采集涵盖多个角度组合,包括方位角为 0°、90°和 180°,对应的观测天顶角分别为 30°和 60°,以及垂直观测角度(方位角为 0°,天顶角为 0°)。本研究只考虑观测角度变化对测定结果的影响,不考虑太阳入射角变化的影响。观测天顶角表示反射方向与地面法线之间的夹角,例如(0°, 60°)表示方位角为 0°、观测天顶角为 60°。每个角度均重复测量 5 次,并取其平均值作为该角度对应的光谱数据(图 1)。在测量过程中,每组目标测定前均需进行白板校正。

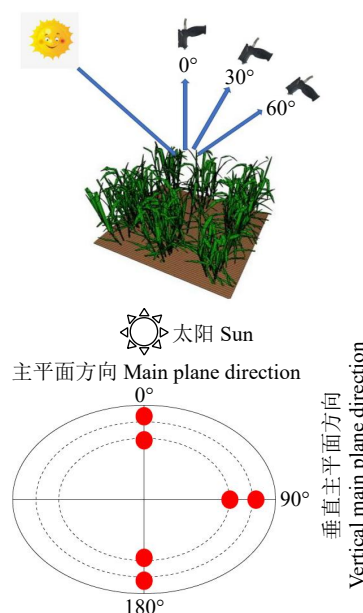


图 1 多角度高光谱测量示意图

Fig.1 Schematic diagram of multi-angle hyperspectral measurement

1.2.2 LAI 在采集光谱反射率的位置,采用作物冠层分析仪测定冬小麦 LAI,测定时仪器经纬度参数设置参考山西农业大学试验基地,叶倾角分布参数设置为 1,叶片消光系数设置为 0.85。

1.3 数据处理

1.3.1 数据预处理 光谱测定完成后, 利用 ViewSpecPro 软件去除异常光谱并对数据进行平均化处理, 将每个样本的 5 条光谱曲线平均为 1 条。由于 350~400、1350~1400、1800~1950 和 2450~2500 nm 波段受环境影响产生较大噪声, 故将这些波段剔除。

1.3.2 连续小波变换 连续小波变换 (CWT) 是一种线性变换方法, 能够通过多尺度分析将复杂信号分解为不同频率的小波信号, 突出信号的局部特征和弱信息部分, 同时实现信号的完整重构^[12]。本研究选取对称小波 (sym8) 为小波基函数对原始光谱进行 2^1 、 2^2 、 2^3 、...、 2^{10} 的分解, 即分解尺度选取前 10 层, 在 MATLAB 2018a 软件中实现光谱数据的连续小波变换, 获取各个观测角度下全生育时期前 10 层尺度下的小波能量系数。

1.4 模型构建与评价指标

1.4.1 RF 算法 RF 是一种基于决策树的集成算法, 它通过重抽样和随机选择特征子集构建多个决策树模型, 最终将其输出结果取平均值作为最终结果^[13]。RF 算法预测准确率较高, 且对异常值和噪声具有良好容忍度, 适合处理高维数据, 常用于高光谱遥感的建模分析。

1.4.2 BPNN 算法 BPNN 是一种多层前馈型人工神经网络, 采用反向传播算法调整权值, 具有较强的非线性映射能力和良好的拟合效果。其学习过程包括信号的正向传播和误差的逆向传播, 适合处理

大样本数据, 收敛速度快且应用广泛^[14]。

1.4.3 评价指标 本研究采用决定系数 (R^2)、均方根误差 ($RMSE$) 和相对百分比误差 (RPD) 3 个指标对模型性能进行综合评估。 R^2 用于衡量模型的拟合优度, 数值越大表明模型的解释能力越强; $RMSE$ 反映模型预测值与实测值之间的离散程度, 数值越小说明模型的预测精度越高; RPD 用于评估模型的泛化能力和预测精度, 数值越大表明模型的预测能力越强, 评价指标计算公式如下^[15]:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (2)$$

$$RPD = \frac{SD}{RMSE} \quad (3)$$

式中, n 为样本个数, $\hat{y}_i$ 和 y_i 分别是第 i 个样本的预测值和实测值, $\bar{y}$ 为样本实测值的平均值, SD 为样本的标准差。

2 结果与分析

2.1 冬小麦 LAI 描述性统计分析

由于数据缺失或异常, 共获得 230 个冬小麦 LAI 样本, 根据浓度梯度法将总样本按照 2:1 的比例划分成校正集 (154 个) 和验证集 (76 个)。由表 1 可以看出, 校正集和验证集的偏度系数均在 -1~1, 表明数据基本符合正态分布。校正集的全距覆盖了验证集的全距, 表明校正集和验证集的划分

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

数据集 Data set	数量 Number	全距 Range	最大值 Max.	最小值 Min.	平均值 Average	标准差 SD	偏度系数 Skewness	峰度 Kurtosis
全体样本 All set	230	8.067	9.867	1.800	5.800	2.026	-0.129	-1.209
校正集 Calibration set	154	8.067	9.867	1.800	5.785	2.041	-0.129	-1.197
验证集 Validation set	76	7.133	9.433	2.300	5.829	2.008	-0.129	-1.241

较为合理, 可以进行下一步统计分析。

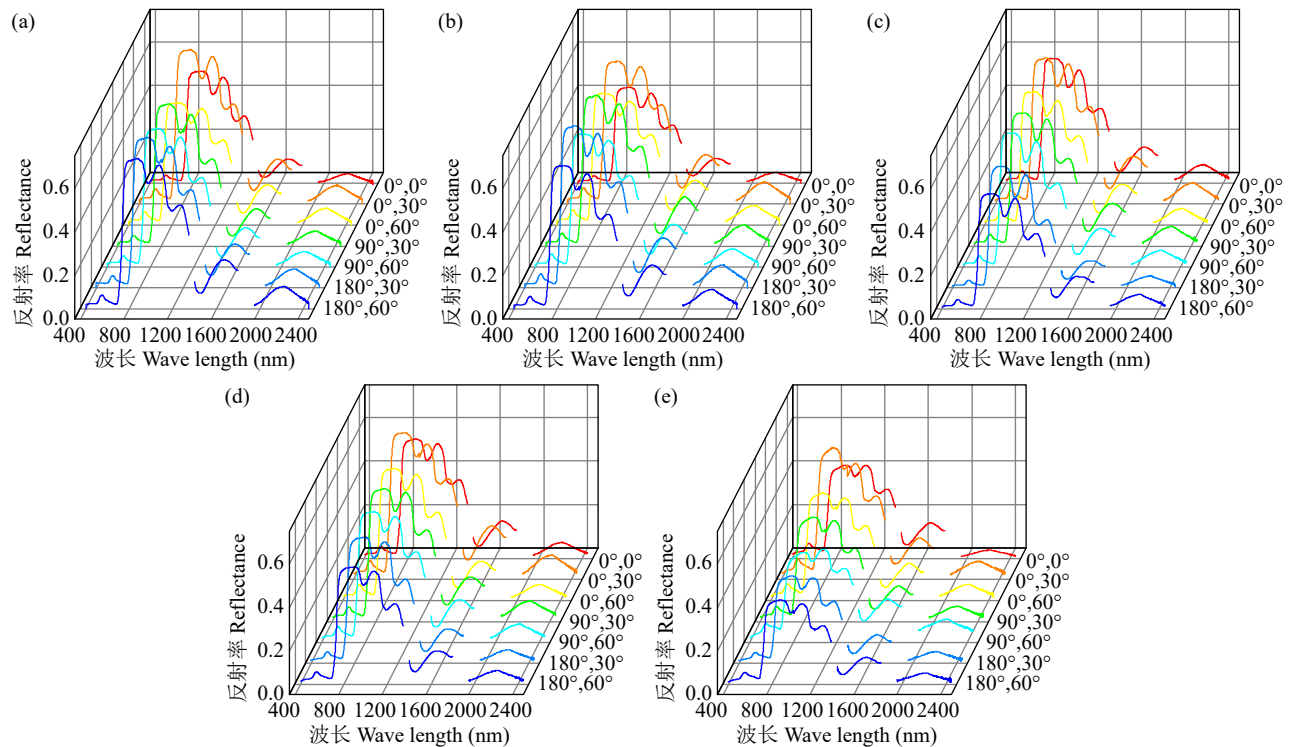
2.2 不同生育时期冬小麦多角度冠层光谱特性

如图 2 所示, 冬小麦在各生育阶段的冠层光谱反射率在不同观测方位角和天顶角下具有明显差异。各生育期的多角度光谱曲线变化呈现出相似的规律, 整体呈现出先上升后下降再上升的趋势, 不同观测角度对冠层光谱曲线具有明显影响。在相同方位角下, 天顶角为 30° 时的光谱反射率明显高于 60° 时; 而在相同天顶角下, 后向观测角度 (方位角为 0°) 的反射率始终大于前向观测角度 (方位角

为 180°)。在所有观测角度中, 传统的垂直于地面观测角度 (0° , 0°) 的冠层光谱反射率最低, 而当观测方位角为 0° 、天顶角为 30° (后向散射) 时, 反射率达到最高。

2.3 不同观测角度下原始光谱与冬小麦 LAI 的相关性

由多角度冠层高光谱数据与冬小麦 LAI 相关性分析结果 (图 3) 可知, 近地点观测 (0° , 0°) 光谱与 LAI 间的相关性最强且呈正相关 ($r=0.678$), 后向散射 30° 下相关性次之且为负相关 ($r=-0.550$),



(a) 拔节期; (b) 孕穗期; (c) 抽穗期; (d) 开花期; (e) 灌浆期。
(a) jointing stage; (b) booting stage; (c) heading stage; (d) flowering stage; (e) filling stage.

图 2 不同生育时期冬小麦多角度冠层光谱曲线

Fig.2 Multi-angle canopy spectral curves of winter wheat at different growth stages

前向散射 60° 下相关性稍弱 ($r=0.528$)。观测角度为 $(90^\circ, 60^\circ)$ 、 $(0^\circ, 60^\circ)$ 以及 $(180^\circ, 30^\circ)$ 时, 光谱反射率与 LAI 的相关性稍差 ($|r|<0.500$), 而观测角度为 $(90^\circ, 30^\circ)$ 时, 光谱反射率与 LAI 的相关性最差 ($r=0.353$)。总体而言, 不同观测角度下的相关系数变化趋势相似, 均呈现先升后降再升的趋势。

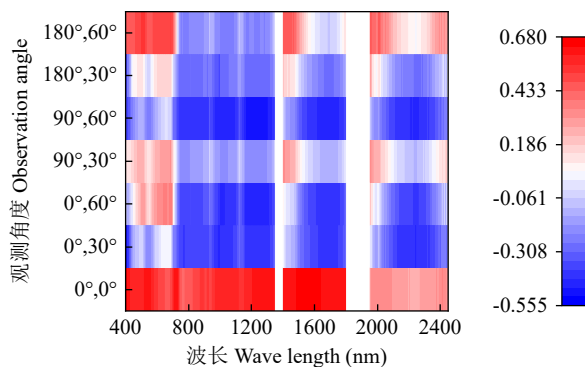


图 3 多角度冠层光谱与冬小麦 LAI 的相关性分析

Fig.3 Correlation analysis between multi-angle canopy spectrum and LAI of winter wheat

2.4 不同观测角度下小波变换光谱与冬小麦 LAI 的相关性分析

各分解尺度下 sym8 小波能量系数与冬小麦

LAI 的相关性分析结果如图 4 所示, 不同观测角度下 sym8 小波能量系数与冬小麦 LAI 的相关性随分解尺度发生变化, 整体呈现随分解尺度增大而相关性增强的趋势。在第 1~6 尺度范围内, 相关性略有提升, 第 7 尺度后相关系数显著增大, 并在第 10 尺度达到最大值。其中, 垂直观测角度相关系数最高 ($r=0.794$), 后向散射 30° 次之 ($r=-0.683$), 除 $(90^\circ, 30^\circ)$ 观测角度外, 其他角度的相关系数绝对值均大于 0.500。不同观测角度下各分解尺度的 sym8 小波能量系数与 LAI 的最大相关系数如表 2 所示, 自第 2 尺度起, 相关性整体随尺度增加而增大, 并在第 10 尺度达到最大, 故将第 10 尺度作为最优分解尺度, 用于后续建模分析。

2.5 冬小麦 LAI 多角度高光谱监测模型表现

以原始光谱数据及 sym8 小波函数分解后各观测角度的最佳分解尺度数据为自变量, 分别采用 RF 和 BPNN 构建 LAI 监测模型, 监测模型的验证集模型表现如表 3 所示。由表 3 可知, 观测角度对模型预测精度影响显著。在原始光谱模型中, $(0^\circ, 30^\circ)$ 角度下的预测效果最佳, 而 $(90^\circ, 30^\circ)$ 角度下 R^2 和 RPD 显著下降, 表明模型稳定性受观测角度影响较大。对于小波能量系数模型, $(0^\circ, 30^\circ)$

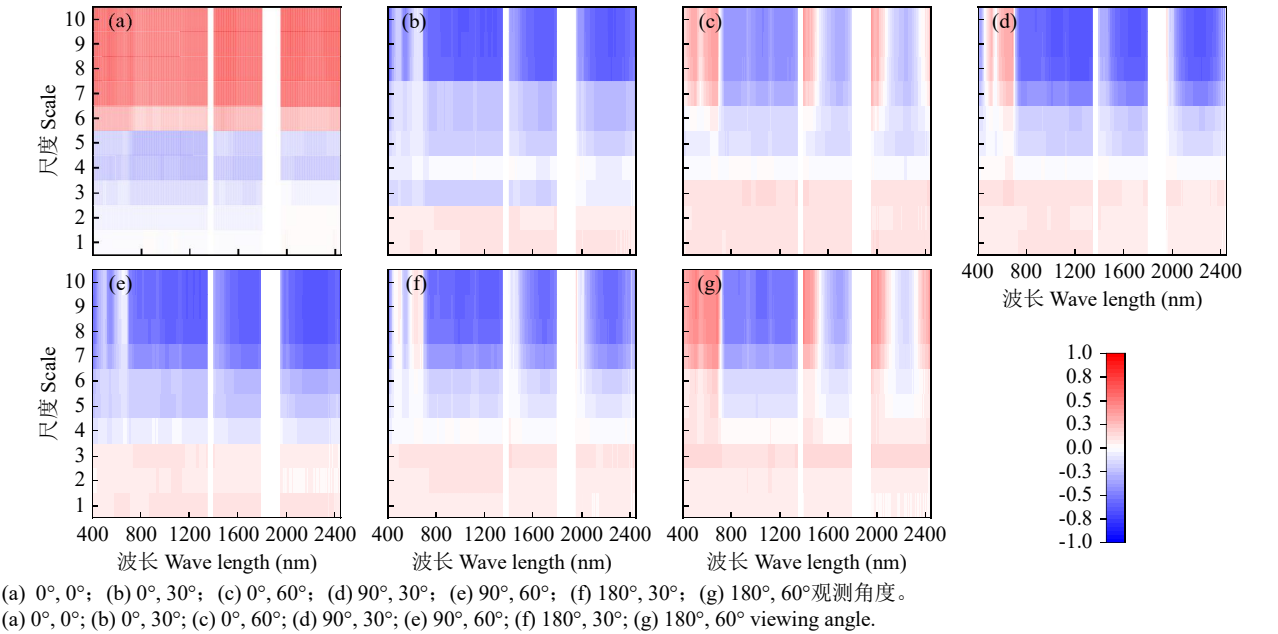


图 4 sym8 小波能量系数与冬小麦 LAI 的相关性分析
Fig.4 Correlation analysis between sym8 wavelet energy coefficient and LAI of winter wheat

表 2 各观测角度下不同分解尺度的 sym8 小波能量系数与 LAI 的相关系数
Table 2 Correlation coefficients between sym8 wavelet energy coefficients and LAI at different decomposition scales from different observation angles

观测角度 Observation angle	分解尺度 Decomposition scale									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0°, 0°	0.047	-0.076	-0.202	-0.345	-0.377	0.420	0.747	0.788	0.793	0.794
0°, 30°	0.106	0.102	0.121	-0.100	-0.230	-0.346	-0.617	-0.677	-0.682	-0.683
0°, 60°	0.093	0.102	0.134	0.059	-0.199	-0.218	-0.488	-0.636	-0.654	-0.656
90°, 30°	0.150	0.118	0.145	-0.050	-0.150	-0.156	0.346	-0.444	-0.460	-0.461
90°, 60°	0.110	0.092	0.106	-0.103	-0.242	-0.310	-0.568	-0.656	-0.662	-0.663
180°, 30°	0.102	0.103	0.135	-0.084	-0.168	-0.290	-0.554	-0.630	-0.636	-0.637
180°, 60°	0.087	0.088	0.170	0.118	0.148	0.183	0.401	-0.532	-0.557	-0.559

表 3 冬小麦 LAI 多角度高光谱监测模型表现
Table 3 Performance of multi-angle hyperspectral monitoring models for LAI of winter wheat

变量 Variable	观测角度 Observation angle	RF			BPNN		
		R ²	RMSE	RPD	R ²	RMSE	RPD
原始光谱 Original spectrum	0°, 0°	0.647	1.225	1.684	0.608	1.249	1.597
	0°, 30°	0.655	1.172	1.702	0.619	1.230	1.621
	0°, 60°	0.639	1.239	1.665	0.576	1.343	1.536
	90°, 30°	0.477	1.491	1.383	0.406	1.590	1.297
	90°, 60°	0.633	1.249	1.652	0.569	1.355	1.522
	180°, 30°	0.550	1.379	1.490	0.527	1.418	1.454
	180°, 60°	0.591	1.320	1.563	0.533	1.404	1.463
小波能量系数 Wavelet energy coefficient	0°, 0°	0.731	1.069	1.930	0.708	1.078	1.851
	0°, 30°	0.790	0.913	2.184	0.737	1.024	1.948
	0°, 60°	0.751	0.994	2.006	0.690	1.149	1.795
	90°, 30°	0.679	1.168	1.766	0.628	1.258	1.640
	90°, 60°	0.727	1.078	1.913	0.676	1.175	1.756
	180°, 30°	0.693	1.106	1.804	0.675	1.176	1.754
	180°, 60°	0.687	1.115	1.789	0.652	1.217	1.695

角度下 RF 和 BPNN 均表现良好，其中 RF 模型性能最优（R²=0.790，RMSE=0.913，RPD=2.184）。

综合分析,小波能量系数模型的整体预测性能优于原始光谱模型,其平均 R^2 提高 22%, $RMSE$ 降低 20%, RPD 提高 19%,此外, $(0^\circ, 30^\circ)$ 为本研究中的最优观测角度。

为更直观地比较模型的预测效果,绘制了最优

观测角度下冬小麦 LAI 的 RF 以及 BPNN 验证模型的预测值与实测值 1:1 关系图(图 5)。经 sym8 小波分解后,后向散射 30° 角度下的 RF 模型预测值与实测值一致性最高,RF 模型的拟合效果优于 BPNN 模型。

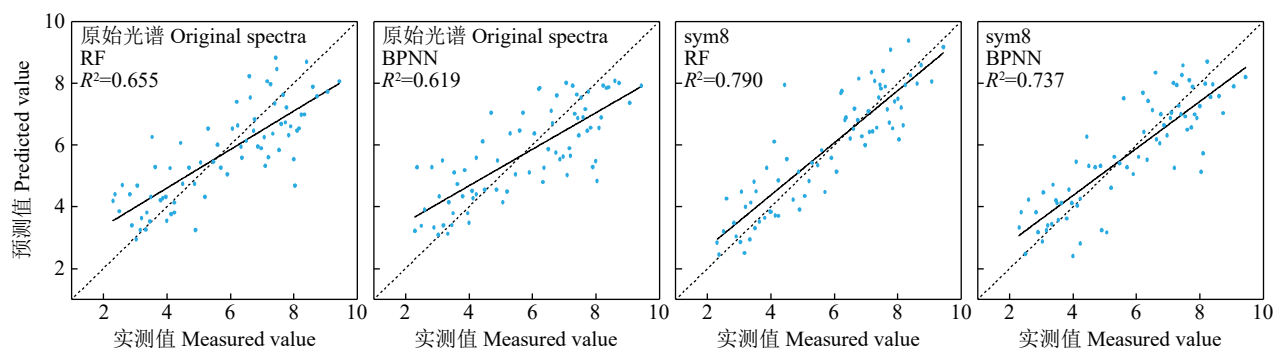


图 5 冬小麦 LAI 监测模型后向散射 30° 预测值和实测值的 1:1 验证图

Fig.5 The 1:1 verification diagram of 30° backscatter predicted value and measured value of winter wheat LAI monitoring model

3 讨论

3.1 冬小麦冠层多角度高光谱反射特性及最优观测角度选择

本研究中,冬小麦在各生育阶段的冠层光谱反射率在不同观测方位角和天顶角条件下具有明显差异,表明多角度冠层光谱受观测方位角和天顶角的共同影响。不同观测角度获得的冠层结构特征等信息存在差异,进而引起光谱反射特性的变化^[16]。具体而言,观测角度为后向散射 30° 时,光谱反射率最高,而传统的近地点观测角度下冠层光谱反射率则相对较低,且后向散射的光谱反射率高于前向散射和垂直于主平面的光谱反射率,这一现象与 He 等^[17]的研究结果相一致,进一步验证了作物冠层光谱的双向反射分布函数(BRDF)特征^[18]。上述冠层光谱反射率在不同观测角度下的差异表明,单一观测角度仅能获取特定方向的光谱信息,忽略了作物在垂直或侧向等其他方向的光谱响应,而多角度遥感能够从多个方向获取作物冠层的结构特征和生理状态信息,捕捉包括上层与下层叶片在内的不同垂直层级的光谱响应特征,从而更全面地反映作物的生长状况,对于提高作物监测的精度和可靠性具有重要意义^[19]。

通过利用不同观测角度下的光谱数据构建冬小麦 LAI 监测模型,经对比可知,后向散射 30° 为本研究中的最优观测角度。在冬小麦 LAI 的多角度监测模型中,后向观测角度的建模效果优于前向

观测和垂直主平面观测。这是因为在光谱数据采集过程中,当光谱仪探头与太阳入射角方向一致时,视场内主要为太阳直接照射的区域,此时植被的光谱反射率最高,随着光谱仪探头的移动,阴影区域逐渐增加,导致反射率降低^[20-21]。因此,后向观测角度可以采集到更多的辐射反射量,获取更为丰富的植被冠层信息,从而提高模型的预测精度;而前向观测角度由于叶片阴影的干扰,所获取的植被冠层信息有遗漏,会影响 LAI 预测的准确性^[22]。本研究结果与白兰东等^[23]和 He 等^[24]的研究结果一致。

3.2 连续小波变换及不同模型对冬小麦 LAI 高光谱监测的影响

不同分解尺度下小波能量系数与 LAI 的相关性分析结果显示,小波变换后的多角度冠层光谱与 LAI 的相关性高于原始光谱,这与梁栋等^[25]的研究结果一致。连续小波变换通过将复杂的光谱信号分解成不同尺度的小波信号,可有效滤除光谱数据中的无关冗余噪声,突出对 LAI 敏感的有效特征,从而增强光谱数据与 LAI 的关联性^[26]。当分解尺度为 10 时,小波能量系数与 LAI 的相关性最高,可能因其在去除噪声和保留有效信息之间取得了较好的平衡,说明应用小波变换时应选择合适的分解尺度,但仍需结合作物生理特性进一步探讨最优分解尺度。

在建模层面,本研究分别以原始光谱和小波能量系数为自变量构建 LAI 估算模型,结果显示,在各观测角度下,基于小波能量系数的监测模型表现

更优, 且在后向散射 30°、分解尺度为 10 的条件下, 经 sym8 小波函数变换的 RF 模型预测效果最佳。尽管本研究未融合多角度数据联合建模, 但通过对比不同观测角度下的模型表现可知, 多角度遥感可以从不同方向获取作物冠层结构与生理生化特征, 对 LAI 表现出良好的敏感性; 同时, 小波变换通过分解复杂光谱信号、提取有效信息, 进一步提升了 LAI 的预测精度^[27]。二者在各自层面的优化效果为后续多角度融合与小波多尺度特征提取的协同应用提供了理论基础。

本研究采用 RF 和 BPNN 进行了全谱波段和小波能量系数的建模, 对比模型表现可知, RF 模型在各观测角度均表现出更优的性能。RF 算法具备出色的抗噪能力和拟合性能, 能够从多角度光谱的复杂特征中揭示多角度光谱与 LAI 的非线性关系, 并有效避免过拟合^[28]。而 BPNN 模型精度相对较低, 可能由于其对样本数量较为敏感, 在样本数量有限的情况下易陷入局部最优, 导致建模稳定性较差^[29]。高宏元等^[30]在草地上生物量估算中亦指出 RF 在建模精度方面的优势, 但也指出机器学习对数据量要求较高, 样本不足会影响模型精度。本研究同样面临样本数量不足的问题, 这可能限制了冬小麦 LAI 监测模型精度的进一步提升。

4 结论

在所有观测角度中, 后向散射角度的冠层光谱反射率显著高于前向散射和垂直主平面观测, 冬小麦冠层光谱反射率在后向散射 30°时达到最高。多角度冠层光谱经过 sym8 小波分解后, 所有角度光谱数据与冬小麦 LAI 的相关性均有提升; 不同观测角度及不同模型输入变量均会对冬小麦 LAI 的监测模型产生影响。经过 sym8 小波函数变换, 分解尺度为 10 时, 后向散射 30°的 RF 监测模型 ($R^2=0.790$, $RMSE=0.913$, $RPD=2.184$) 表现最优。

参考文献

- [1] 路辉丽, 彭星星, 尹豪, 等. 河南省小麦生产现状及优质小麦发展对策研究. 粮油食品科技, 2024, 32(1): 185-192.
- [2] 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. 农业机械学报, 2023, 54(7): 347-359.
- [3] 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. 河南农业大学学报, 2022, 56(2): 199-208, 227.
- [4] 樊泽华, 郭建彪, 孙清博, 等. 基于特征波段选择的冬小麦叶面积指数高光谱遥感估测模型研究. 麦类作物学报, 2024, 44(9): 1206-1214.
- [5] 唐子竣, 向友珍, 王辛, 等. 基于不同分析模型的大豆叶片 SPAD 值和 LAI 光谱估算比较. 大豆科学, 2023, 42(1): 55-63.
- [6] Li T S, Zhu Z, Cui J, et al. Monitoring of leaf nitrogen content of winter wheat using multi-angle hyperspectral data. International Journal of Remote Sensing, 2021, 42(12): 4676-4696.
- [7] Song X, Xu D Y, He L, et al. Using multi-angle hyperspectral data to monitor canopy leaf nitrogen content of wheat. Precision Agriculture, 2016, 17(6): 721-736.
- [8] Inoue Y, Penuelas J, Miyata A, et al. Normalized difference spectral indices for estimating photosynthetic efficiency and capacity at a canopy scale derived from hyperspectral and CO₂ flux measurements in rice. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(1): 156-172.
- [9] Zhao R M, An L L, Song D, et al. Detection of chlorophyll fluorescence parameters of potato leaves based on continuous wavelet transform and spectral analysis. Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2021, 259(1): 119768.
- [10] 张竞成, 刘鹏, 王斌, 等. 基于连续小波分析的植物理化参数反演中光谱分辨率影响分析. 红外与毫米波学报, 2018, 37(6): 753-760.
- [11] 张楠楠, 张晓, 王城坤, 等. 基于高光谱和连续投影算法的棉花叶面积指数估测. 农业机械学报, 2022, 53(增 1): 257-262.
- [12] 王延仓, 张萧誉, 金永涛, 等. 基于连续小波变换定量反演冬小麦叶片含水量研究. 麦类作物学报, 2020, 40(4): 503-509.
- [13] 侯蒙京, 殷建鹏, 葛静, 等. 基于随机森林的高寒湿地地区土地覆盖遥感分类方法. 农业机械学报, 2020, 51(7): 220-227.
- [14] 成睿, 孟广源, 殷瑶, 等. 神经网络 BPNN 模型机器学习方法应用于电化学去除氨氮过程的预测与优化. 华东理工大学学报 (自然科学版), 2023, 49(2): 202-210.
- [15] 刘匡, 丁奠元, 张浩杰, 等. 覆膜条件下对 AquaCrop 模型冬小麦生长动态和土壤水分模拟效果的评价分析. 中国农业科学, 2017, 50(10): 1841-1854.
- [16] 李云梅, 王人潮, 王秀珍, 等. 水稻冠层二向反射率的动态变化. 浙江大学学报, 2001, 27(1): 37-42.
- [17] He L, Song X, Feng W, et al. Improved remote sensing of leaf nitrogen concentration in winter wheat using multi-angular hyperspectral data. Remote Sensing of Environment, 2016, 174: 122-133.
- [18] Hasegawa K, Matsuyama H, Tsuzuki H, et al. Improving the estimation of leaf area index by using remotely sensed NDVI with BRDF signatures. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(3): 514-519.
- [19] Wang Z J, Wang J H, Liu L Y, et al. Estimation of nitrogen status in middle and bottom layers of winter wheat canopy by using ground-measured canopy reflectance. Communications in Soil Science and Plant Analysis, 2005, 36(17/18): 2289-2302.
- [20] 阎广建, 姜海兰, 闫凯, 等. 多角度光学定量遥感. 遥感学报, 2021, 25(1): 83-108.
- [21] 宋晓. 小麦冠层反射光谱的角度效应及植株氮素监测研究. 郑州: 河南农业大学, 2016.
- [22] Pocewicz A, Vierling L A, Lentile L B, et al. View angle effects on relationships between MISR vegetation indices and leaf area index in a recently burned ponderosa pine forest. Remote Sensing of Environment, 2007, 107(1/2): 322-333.
- [23] 白兰东, 苟叶培, 邵文文, 等. 基于多角度遥感的植被指数与叶面积指数的线性关系研究. 测绘工程, 2016, 25(1): 1-4, 9.
- [24] He L, Zhang H Y, Zhang Y S, et al. Estimating canopy leaf nitrogen concentration in winter wheat based on multi-angular

- hyperspectral remote sensing. *European Journal of Agronomy*, 2016, 73: 170-185.
- [25] 梁栋, 杨勤英, 黄文江, 等. 基于小波变换与支持向量机回归的冬小麦叶面积指数估算. *红外与激光工程*, 2015, 44(1): 335-340.
- [26] 李铠, 常庆瑞, 陈倩, 等. 基于连续小波变换耦合 CARS 算法的冬小麦冠层叶片含水量估算. *麦类作物学报*, 2023, 43(2): 251-258.
- [27] 张佳伟, 王仲林, 谭先明, 等. 基于小波变换的带状套作玉米叶面积指数光谱估测. *四川农业大学学报*, 2021, 39(2): 149-156.
- [28] Breiman L. Random forests. *Machine Learning*, 2001, 45: 5-32.
- [29] 牛硕, 李艳玲, 杨阳, 等. 基于机器学习方法的小麦镉富集因子预测. *环境科学*, 2023, 44(6): 3619-3626.
- [30] 高宏元, 侯蒙京, 葛静, 等. 基于随机森林的高寒草地地上生物量高光谱估算. *草地学报*, 2021, 29(8): 1757-1768.

Monitoring Winter Wheat LAI Based on Multi-Angle Hyperspectral Data and Wavelet Transform

Bai Yan, Ji Jiaying, Yan Xiaobin, Bai Juan, Qiao Xingxing, Zhao Yu, Wang Chao, Feng Meichen, Xiao Lujie, Song Xiaoyan, Zhang Meijun, Yang Wude, Li Guangxin

(College of Agronomy, Shanxi Agricultural University, Taigu 030801, Shanxi, China)

Abstract The rapid development of hyperspectral remote sensing provides technical support for real-time and accurate monitoring of crop growth. Vertical observation angles have limitations in extracting vegetation canopy structure, while multi-angle remote sensing possesses technical advantages in detecting plant canopy structure and information from the middle and lower layers, which provides the possibility for precise monitoring of winter wheat growth. Continuous wavelet transform possesses a detailed and rich scale space, and its combination with multi-angle hyperspectral data allows for obtaining richer characteristic information of crop canopy structure. Taking winter wheat under drought stress as the research object, this study analyzed the multi-angle canopy hyperspectral reflectance characteristics of winter wheat and determined the optimal decomposition scale of the continuous wavelet transform. Based on the original spectra and the wavelet energy coefficients of the optimal decomposition scale, monitoring models for the winter wheat leaf area index (LAI) were constructed using BP neural networks (BPNN) and random forests (RF). The results showed that among all observation angles, the canopy spectral reflectance from backward scattering observations was higher than that from forward scattering and vertical main plane observations, and the canopy spectral reflectance of winter wheat was highest at a backward scattering angle of 30°. After sym8 wavelet decomposition of multi-angle canopy spectra, the correlations between spectral data from all angles and winter wheat LAI were improved. When the observation angle was 30° backward scattering and the decomposition scale was 10, the RF model based on continuous wavelet transform performed best (coefficient of determination=0.790, root mean square error=0.913, relative percent difference=2.184).

Key words Multi-angle canopy spectral characteristics; Winter wheat; Leaf area index; Continuous wavelet transform