

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.01.019

基于无人机成像高光谱影像的冬小麦 LAI 估测

陶惠林¹ 冯海宽^{1,2} 杨贵军^{1,3} 杨小冬¹ 刘明星¹ 刘帅兵⁴

(1. 北京农业信息技术研究中心农业农村部农业遥感机理与定量遥感重点实验室, 北京 100097;

2. 国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100097; 3. 北京市农业物联网工程技术研究中心, 北京 100097;

4. 河南理工大学测绘与国土信息工程学院, 焦作 454000)

摘要: 利用无人机 Cubert UHD185 Firefly 成像光谱仪和 ASD 光谱仪获取了冬小麦挑旗期、开花期和灌浆期的成像和非成像高光谱以及 LAI 数据。首先,对比 ASD 与 UHD185 光谱仪数据光谱反射率,评价两者精度;然后,选取 7 个光谱参数,分析其与冬小麦 3 个生育期 LAI 的相关性,并使用线性回归和指数回归挑选出最佳估测参数;最后利用多元线性回归、偏最小二乘、随机森林、人工神经网络和支持向量机构建了冬小麦 3 个不同生育期 LAI 的估测模型。结果表明:UHD185 光谱仪光谱反射率在红边区域与 ASD 光谱仪趋势一致性很高,反射率在挑旗期、开花期、灌浆期的 R^2 分别为 0.995 9、0.999 0 和 0.996 8,UHD185 光谱仪数据精度较高;7 种光谱参数在挑旗期、开花期、灌浆期与 LAI 相关性最高的参数分别是 NDVI($r=0.738$)、SR($r=0.819$)、NDVI $\times$ SR($r=0.835$);LAI-MLR 为冬小麦 LAI 的最佳估测模型,其中开花期拟合性最好,精度最高(建模 $R^2=0.678\ 8$ 、RMSE 为 0.69、NRMSE 为 19.79%,验证 $R^2=0.846\ 2$ 、RMSE 为 0.47、NRMSE 为 16.04%)。

关键词: 冬小麦; 叶面积指数; 无人机; 成像光谱; 估测; 光谱参数

中图分类号: S25 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2020)01-0176-12 **OSID:** 

Leaf Area Index Estimation of Winter Wheat Based on UAV Imaging Hyperspectral Imagery

TAO Huilin¹ FENG Haikuan^{1,2} YANG Guijun^{1,3} YANG Xiaodong¹ LIU Mingxing¹ LIU Shuaibing⁴

(1. Key Laboratory of Quantitative Remote Sensing in Agriculture, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China

2. National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China

3. Beijing Engineering Research Center for Agriculture Internet of Things, Beijing 100097, China

4. School of Surveying and Land Information Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China)

Abstract: The UHD185 imaging spectrometer and ASD spectroradiometer were used to acquire imaging and non-imaging hyperspectral data during three wheat growth stages, including flagging stage, flowering stage and filling stage. The corresponding ground leaf area index (LAI) data were also collected. Firstly, the ASD and the UHD185 spectrometer data were compared and their precision was evaluated. Then, the correlation analyses were conducted between LAI and seven LAI related spectral parameters, linear regression and exponential regression were used to select the optimal estimation parameters. Finally, for each growth stage, multivariate linear regression, partial least squares, random forest, artificial neural network and support vector machine were used to construct LAI estimation models for winter wheat. The experimental results showed that UHD185 hyperspectral spectrometer reflectance was highly consistent with ASD ground hyperspectral spectrometer reflectance in the red-edge region. The coefficients of determination between them were 0.995 9, 0.999 0 and 0.996 8 for flagging stage, flowering stage and filling stages, respectively. The parameters with the highest correlation with LAI were NDVI ($r=0.738$) for flagging stage, SR ($r=0.819$) for flowering stage, and NDVI $\times$ SR ($r=0.835$) for filling stage. LAI-MLR was the best estimation model for winter wheat. The highest accuracy for flowering stage with

收稿日期: 2019-05-22 修回日期: 2019-06-26

基金项目: 国家自然科学基金项目(41601346、41871333)

作者简介: 陶惠林(1994—),男,研究实习员,主要从事农业定量遥感研究,E-mail: 15755515505@163.com

通信作者: 冯海宽(1982—),男,助理研究员,主要从事农业定量遥感研究,E-mail: fenghaikuan123@163.com

R^2 of 0.678 8, RMSE of 0.69 and NRMSE of 19.79% for calibration, and with R^2 of 0.846 2, RMSE of 0.47 and NRMSE of 16.04% for validation.

Key words: winter wheat; leaf area index; UAV; imaging spectroscopy; estimation; spectral parameters

0 引言

叶面积指数 (leaf area index, LAI) 是指每单位地面面积上叶片的总面积^[1], 是许多生物和物理过程中如光合作用、呼吸作用、蒸腾作用的关键参数, 经常用于评估作物的健康状况、生长情况和对农业管理的影响^[2-4]。冬小麦是我国主要农作物之一, 它的长势和产量对国家粮食安全具有很大影响, 准确、快速、高效地对冬小麦进行监测变得尤为重要。近些年来, 遥感技术发展迅速, 能够高效、动态、无损害、经济性地对作物的 LAI 进行估测。通过卫星和航空遥感技术对 LAI 进行探测, 能够获取大面积的数据, 但受到云层和天气变化的影响, 空间分辨率低、维护和运营的成本较高^[5], 且估测的精度不高。

近些年, 随着无人机遥感技术的发展, 凭借其操作方便、低成本、快速, 具有较高的时空分辨率, 且能够大面积地进行观察等特点, 无人机已在精准农业中广泛应用^[6-11]。无人机携带的常用传感器有数码相机和多光谱相机, 其所获取的数据光谱信息不足, 无法进行多波段的研究^[12-16]。然而, 高光谱可以获得大量的光谱信息, 光谱分辨率高, 可以分析多波段, 从而可提取出与作物长势紧密联系的波段信息。因此无人机高光谱遥感技术可以更好地估测作物长势^[17]。国内外学者对高光谱遥感技术的应用进行了大量研究, 文献[18]选取 15 种光谱指数分别建立玉米叶面积指数反演模型, 并利用神经网络方法构建玉米叶面积指数估测模型, 研究得出, 基于神经网络构建的玉米叶面积估测模型的效果优于不同光谱指数建立的玉米叶面积反演模型。文献[19]利用随机森林算法构建了 lr -RF 和 OOB-RF 两种冬小麦 LAI 的反演模型, 并加以验证, 表明构建的 LAI 模型具有较高精度和适用性。文献[20]利用无人机光谱参数建立了玉米叶绿素含量的估算模型, 得出基于 SDr、Dr 和 DVI 构建的玉米叶绿素含量估算模型效果较好。文献[21]利用高光谱数据、2D RGB 正射光学和 3D 作物表面模型估算冠层 LAI 水平, 并加以验证, 表明 3 种方法都可以很好地估算 LAI。文献[22]利用高光谱数据, 通过 NDVI 构建了线性回归模型, 再建立了物理模型, 结合回归模型与物理模型构建了反演 LAI 的半经验模型, 反演的模型 R^2 为 0.89。文献[23]利用无人机高光谱数据,

通过 PROSPECT + SAIL 模型反演作物的 LAI, R^2 达到 0.82, RMSE 为 0.43。文献[24]利用无人机高光谱数据估算玉米、马铃薯和向日葵的 LAI, 通过 PROSAIL 模型反演 LAI, 模型基于 LUT 的反演更适合估算 LAI, 单角度进行观测的效果不如多角度 (RMSE 为 0.55, RRMSE 为 13.6%), 证明加入额外的方向信息对 LAI 反演精度有很大提高。

以上的研究利用经验模型、半经验模型和物理模型反演作物 LAI, 并通过单个方法或两种方法建模。却未见将多种方法对比分析, 更深入地分析光谱信息, 从而得到更合适的估测模型的相关研究。本文利用无人机成像光谱仪, 获取冬小麦光谱数据并分析, 选出最优的估测参数, 运用多种分析方法构建 LAI 的估测模型, 得到最佳模型和最佳生育期, 以期为精准农业中作物参数估测提供一种新的技术手段。

1 材料与方法

1.1 研究区概况与试验设计

冬小麦试验在北京市昌平区小汤山镇国家精准农业研究示范基地 (北纬 40°00' ~ 40°21', 东经 116°34' ~ 117°00') 进行, 试验区如图 1 所示。该区域地处温榆河冲积平原和燕山、太行山支脉的结合地带, 在温带季风区, 属暖温带大陆性季风气候。年平均日照时数 2 684 h; 年平均气温 11.8℃, 年平均降水量 42 mm 左右。试验设计如图 2 所示, 所选取的冬小麦试验品种分为 2 个, 分别为京 9843 (J9843)、中麦 175 (ZM175)。肥料设置了 4 个不同水平梯度处理: (N1, 0 kg/hm²; N2, 195 kg/hm²; N3, 390 kg/hm²; N4, 585 kg/hm²), 并进行 3 个重复处理 (重复 1 ~ 3), 对南北走向的小区依次进行 W3、W2、W2、W1 等 4 个水平水分处理, 共 48 个小区, 小区的尺寸为 6 m × 8 m。

1.2 地面数据获取

在 2015 年冬小麦挑旗期 (4 月 26 日)、开花期 (5 月 13 日) 和灌浆期 (5 月 22 日) 3 个生育期采集了地面光谱数据和 LAI 数据。冬小麦地面光谱测量主要使用美国 ASD 公司生产的高光谱辐射仪 (ASD Field SpecFR Pro 2500 型, 简称 ASD), ASD 光谱辐射仪的波长范围为 350 ~ 2 500 nm, 在 350 ~ 1 000 nm 时, 其采样间隔为 1.4 nm, 分辨率为 3 nm; 在 1 000 ~ 2 500 nm 时, 采样间隔为 2 nm, 分辨率为 10 nm, 其

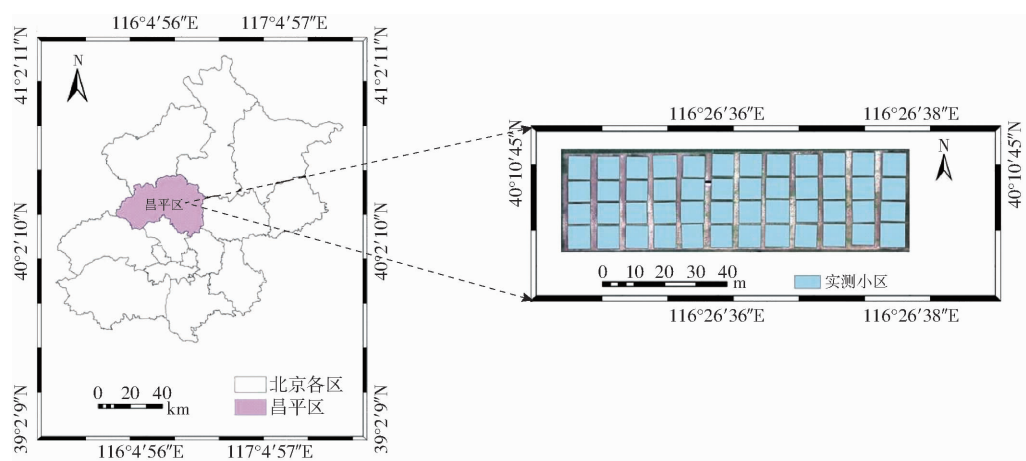


图 1 冬小麦试验区位置及试验设计

Fig. 1 Location of winter wheat experimental area and experimental design

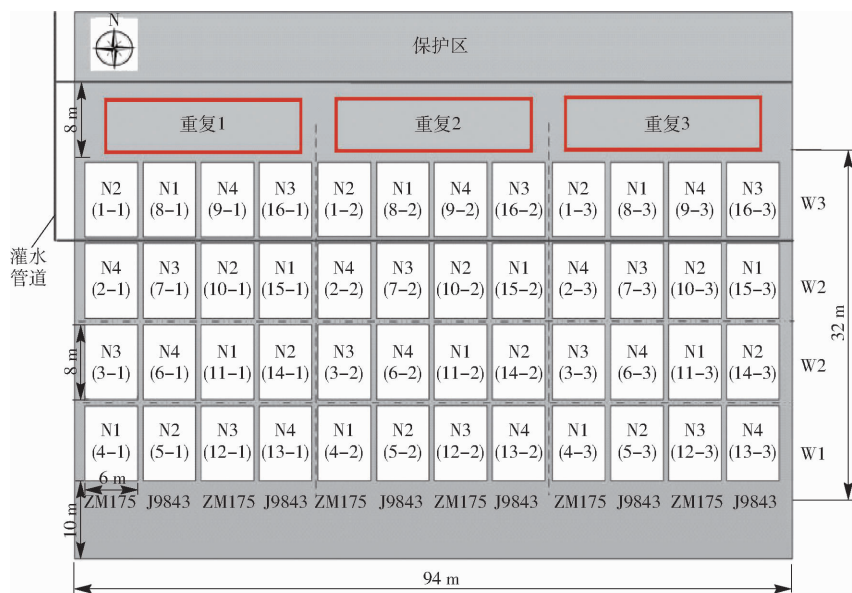


图 2 冬小麦试验设计

Fig. 2 Experimental design of winter wheat

通道数为 615。在天气晴朗无云的时候(时间为 10:00—14:00)对试验的 48 个小区进行测量,操作时将仪器的探头视场角设为 25°,并保持探头与冬小麦冠层距离为 1 m 且垂直向下,在每个小区测量 1 个视场,视场范围内随机测量 10 次,取其平均值作为每个小区的平均光谱。在每个小区中长势均匀的地方取 20 株具有代表性的冬小麦样本,将取得的样本带回实验室进行茎叶分离,然后利用美国 CID 生物科技公司生产的 CI-203 型激光叶面积仪测定冬小麦样本叶片叶面积,得到单茎叶面积,再通过田间群体调查获得单位面积的单茎数,从而计算出冬小麦的叶面积指数,具体分布如表 1 所示,3 个生育期共得到了 144 个冬小麦叶面积指数数据。

1.3 无人机高光谱数据获取及处理

在 2015 年 4 月 26 日、5 月 13 日和 5 月 22 日利用无人机成像高光谱对冬小麦观测。此次观测采用

表 1 冬小麦叶面积指数分布情况

Tab. 1 Distribution of leaf area index of winter wheat

生育期	最大值	最小值	中值	平均值	标准差
挑旗期	8.808	1.298	4.879	4.192	1.625
开花期	5.886	1.241	3.701	3.295	1.198
灌浆期	3.815	0.352	2.282	1.586	0.891

的是八旋翼电动无人机,搭载的传感器为 Cubert UHD185 Firefly 成像光谱仪(Cuber UHD185 Firefly imaging spectrometer of UAV,德国,简称 UHD185),其主要参数如表 2 所示。在晴朗无云或少云无风的时候采集数据,飞行时间为 10:00—14:00,飞行高度 80 m。

无人机 UHD185 成像高光谱仪数据处理主要包括影像辐射校正、影像拼接和光谱提取 3 部分,主要流程如图 3 所示。先使用仪器配套的软件进行辐射校正,再用俄罗斯 Agisoft LLC 的 Agisoft PhotoScan 软件进行影像拼接,然后在 ArcGIS 软件中,绘制每

表 2 UHD185 成像光谱仪的主要参数

Tab.2 Main parameters of UHD185 high imaging

spectrometer	
参数/指标	数值
尺寸/(mm×mm×mm)	195×67×60
质量/g	470
操作温度/℃	0~40
光谱范围/nm	450~950
采样间隔/nm	4
通道数	125
光谱分辨率/nm	8@532
数字分辨率/位	12
测量时间/μs	<100

个冬小麦小区矢量,根据绘制的矢量构建感兴趣区 (Region of interest,ROI),统计 ROI 区域平均光谱作为冬小麦冠层反射率光谱,得到高光谱数据。

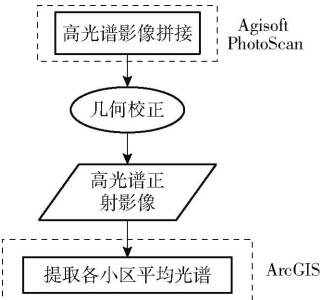


图 3 无人机 UHD185 成像高光谱处理流程图

Fig.3 Processing diagram of high imaging spectrometer by UHD185 sensor mounted on UAV

1.4 光谱参数选取

光谱参数就是将不同高光谱波段的反射率代入植被指数中进行一定方式的组合,它能够降低背景环境信息对作物冠层光谱的影响^[25-27]。根据文献^[28]构建了参数 OSAVI×SR,所得到的结果较好,由于指数 OSAVI 和 SAVI 性质相似,且对光谱信息也较为敏感,本文构建了光谱参数 OSAVI×SR。可见-近红外形成的蓝边、黄边、红边等变化区域是区别植被与地物的特有特征,因此可以用来估测作物的生理参数^[29]。本文着重研究红边位置,通常取 680~750 nm,文中选取 678~758 nm 作为红边位置。根据一阶导数法提取出红边位置,并计算出红边振幅、红边面积、最小振幅和红边振幅/最小振幅,将这 4 个参数连同红边位置作为光谱参数与已有的 11 个光谱参数一起作为估测因子估测冬小麦的 LAI,选取的光谱参数如表 3 所示。

1.5 分析方法

1.5.1 多元线性回归

多元线性回归 (Multiple linear regression, MLR) 可以同时使用多个自变量组合来预测因变量,需要

表 3 选取的光谱参数

Tab.3 Spectral indices

光谱参数	定义	文献序号
NDVI×SR	$NDVI \times SR$	[28]
NDVI	$(R_{750} - R_{706}) / (R_{750} + R_{706})$	[30]
SR	R_{750} / R_{550}	[31]
MSR	$(R_{800} / R_{760} - 1) / (R_{800} / R_{670} + 1)^{1/2}$	[32]
MCARI	$[(R_{700} - R_{670}) - 0.2(R_{700} - R_{550})] (R_{700} / R_{670})$	[32]
TCARI	$3[(R_{700} - R_{670}) - 0.2(R_{700} - R_{550})] (R_{700} / R_{670})$	[32]
TCARI/OSAVI	$TCARI / OSAVI$	[32]
MCARI/OSAVI	$MCARI / OSAVI$	[32]
MSAVI	$0.5 \{ 2R_{800} + 1 - [(2R_{800} + 1)^2 - 8(R_{800} - R_{670})]^{1/2} \}$	[33]
OSAVI	$1.16(R_{800} - R_{670}) / (R_{800} + R_{670} + 0.16)$	[34]
OSAVI×SR	$OSAVI \times SR$	本文
红边位置	REP	[35]
红边振幅	Dr	[36]
红边面积	SDr	[36]
最小振幅	Dr_{min}	[36]
红边振幅/最小振幅	Dr / Dr_{min}	[36]

注:R 为光谱反射率,在 UHD185 成像高光谱数据中,用 R_{802} 表示 R_{800} , R_{702} 表示 R_{700} 。

自变量与因变量之间有良好的相关性,文中以光谱参数为自变量 x ,冬小麦的 LAI 为因变量 y ,通过 MLR 模型来估测 LAI。其模型为

$$y_i = b_0 + b_1x_{1i} + b_2x_{2i} + \cdots + b_w x_{wi} + \mu_i$$
$$(i = 1, 2, \cdots, n)$$

(1)

式中 w ——预测变量的数量

b_h ——模型系数, $h = 0, 1, 2, \cdots, w$

μ_i ——随机误差

1.5.2 偏最小二乘

偏最小二乘 (Partial least square, PLSR) 是多元线性回归的一种新型的表达式,它采用了数据降维的方法,与多元线性回归相比较而言,可以在变量有多重相关性时进行建模,能够去除共线性问题,并且所得到的回归模型中将会包含所有的自变量,模型的回归系数也可很好地进行解释。

1.5.3 随机森林

随机森林 (Random forest, RF) 是在机器学习中将样本进行训练并预测的一种算法。RF 算法其实是 bootstrap 取样,通过将样本放回抽样的方法进行多次取样,形成训练集,将决策树组合进行预测。例如,有 M 个样本数据,使用上述方法进行抽样,取 n 个样本,将未取得的样本数据来预测算法的决策树分类效果,分类效果越好,所预测的结果越精确。

1.5.4 人工神经网络

人工神经网络 (Artificial neural network, ANN) 是对脑神经元网络进行抽象信息化处理的一种运算模型。其原理是建立模型和确定权值, 一般有前向型和反馈型两种网络结构。通常神经网络的学习和训练需要一组输入数据和输出数据对, 选择网络模型和传递、训练函数后, 神经网络计算得到输出结果, 根据实际输出和期望输出之间的误差进行权值修正, 在网络进行判断时就只有输入数据而没有预期的输出结果。本文中输入数据为光谱参数, 输出结果是估测的 LAI。

1.5.5 支持向量机

支持向量机 (Support vector machine, SVM) 是一种二分类模型, 它的目的是寻找一个超平面对样本进行分割, 分割的原则是间隔最大化, 最终转换为一个凸二次规划问题来求解。其模型分为: 当训练样本线性可分时, 通过硬间隔最大化, 学习一个线性可分支持向量机。当训练样本近似线性可分时, 通过软间隔最大化, 学习一个线性支持向量机。当训练样本线性不可分时, 通过软间隔最大化, 学习一个非线性支持向量机。文中将光谱参数作为 SVM 模型的自变量, 冬小麦的 LAI 作为因变量进行估测。

1.6 统计分析

对冬小麦的 LAI 进行估测, 选取了决定系数 (Coefficient of determination, R^2)、均方根误差 (Root mean squared error, RMSE) 和标准均方根误差 (Normalized root mean squared error, NRMSE) 作为模型精度的评价指标。 R^2 越高, 越接近 1, 说明估测模型的拟合效果越好; RMSE 越低, 说明模型的预测值和实测值的一致性越好; NRMSE 越小, 其估测模型的精度就越高, 效果越好, 当其小于 10% 时, 模型精度很高, 10% ~ 20% 时, 精度较高, 20% ~ 30% 时, 精度正常, 大于 30% 时, 精度较差^[37]。

2 结果与分析

2.1 无人机 UHD185 成像光谱仪数据精度评价

将无人机 UHD185 成像光谱仪数据与地面 ASD 光谱仪数据对比分析, 得到两者的光谱曲线如图 4 所示。从图中可以看出, 虽然 UHD185 和 ASD 的波段不同, 但在一定区域内它们的变化趋势相似。如在红边区域范围内, 两者的光谱曲线变化规律一致性较高; 在 758 ~ 950 nm 波段内, 它们的光谱曲线变化出现较大差异, 其中 UHD185 光谱曲线波动较大, ASD 曲线波动不明显, 这是因为 UHD185 在探测冬小麦冠层光谱时, 出现了较大的边界噪声。并且 UHD185 的光谱反射率在

900 nm 后的波段出现了较大幅度的降低, 这个结果与文献 [38] 研究结果较为一致。UHD185 和 ASD 都在 550 nm 左右出现了绿峰位置, 不同生育期所出现的位置也不相同, 反射率从大到小依次是灌浆期、挑旗期、开花期; 在 670 ~ 674 nm 波段内两者都出现了红谷位置, 各个生育期光谱反射率从小到大为灌浆期、挑旗期、开花期, 规律和绿峰位置所表现出的效果较为一致。

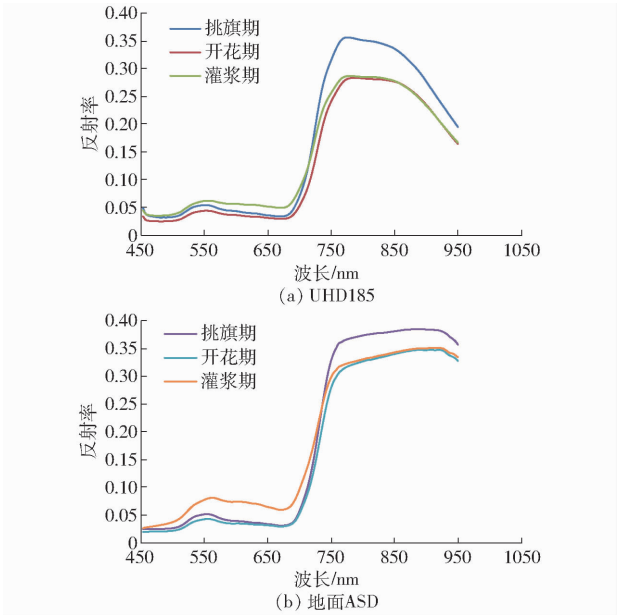


图 4 冬小麦不同生育期高光谱曲线对比
Fig. 4 Comparison between UHD185 hyperspectral curve and ground ASD hyperspectral curve in different stages of winter wheat

将不同生育期的 UHD185 光谱反射率和 ASD 光谱反射率对比分析, 选取的波段为 466 ~ 830 nm, 结果如图 5 所示。由图 5 可知, UHD185 和 ASD 的光谱反射决定系数在不同生育期均达到 0.995 以上, 在 466 ~ 830 nm 波段内, UHD185 高光谱数据具有较高的精度, 这个结果与文献 [39] 的研究成果较为一致。本文所选取的红边区域也位于此波段, 可以用于估测冬小麦 LAI。

2.2 冬小麦叶面积指数估测

2.2.1 光谱参数与 LAI 相关性分析

将挑旗期、开花期、灌浆期 3 个生育期的光谱参数与冬小麦 LAI 进行相关性分析, 结果如表 4 所示。从表 4 可以看出, 3 个生育期所选取的光谱参数大部分达到极显著水平 ($P < 0.01$)。其中在挑旗期时, 光谱参数 MCARI 呈现无显著相关, 其余参数均呈极显著相关, 其中正相关性最高的是参数 NDVI, 相关系数 r 是 0.738, 负相关性最好的参数是 TCARI/OSAVI, 其相关系数为 -0.657。本文所构建的光谱参数 OSAVI × SR 的相关系数 r 是 0.727, 表

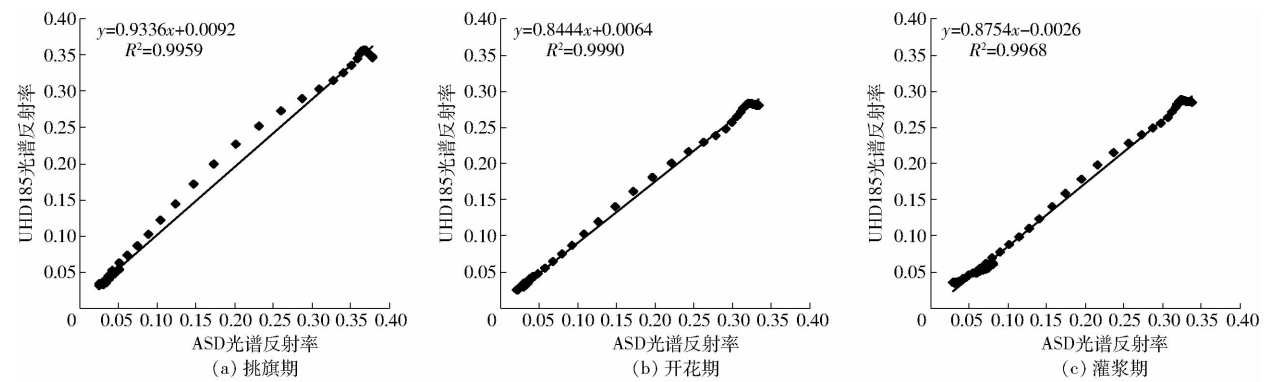


图 5 不同生育期的 UHD185 和 ASD 光谱反射率对比

Fig. 5 Comparison between UHD185 and ASD spectral reflectance in different stages

表 4 不同生育期光谱参数与冬小麦 LAI 相关性分析
Tab. 4 Correlation analysis between spectral parameters of different growth stages and LAI of winter wheat

光谱参数	挑旗期	开花期	灌浆期
NDVI	0. 738 **	0. 771 **	0. 824 **
SR	0. 720 **	0. 819 **	0. 823 **
MSR	0. 725 **	0. 781 **	0. 812 **
MSAVI	0. 654 **	0. 773 **	0. 775 **
OSAVI	0. 683 **	0. 757 **	0. 775 **
MCARI	0. 213	0. 398 **	0. 421 **
TCARI	-0. 367 **	0. 123	0. 226
NDVI × SR	0. 731 **	0. 816 **	0. 835 **
TCARI/OSAVI	-0. 657 **	-0. 636 **	-0. 752 **
OSAVI × SR	0. 727 **	0. 814 **	0. 822 **
MCARI/OSAVI	-0. 362 **	0. 216	-0. 149
红边位置	0. 445 **	0. 511 **	0. 664 **
红边振幅	0. 579 **	0. 766 **	0. 766 **
红边面积	0. 562 **	0. 751 **	0. 744 **
最小振幅	-0. 532 **	-0. 217	-0. 404 **
红边振幅/最小振幅	0. 688 **	0. 579 **	0. 809 **

注：**表示 0. 01 水平显著。

现为极显著正相关。在开花期时,光谱参数 TCARI、MCARI/OSAVI 和最小振幅呈无显著相关,TCARI/OSAVI 呈极显著负相关,负相关中最好的相关系数 r 为 -0.636 ,其他的参数均呈极显著正相关,且相关系数大部分较高,最高的相关系数 r 为 0.819 ,对应的是参数 SR。新构建的参数 OSAVI $\times$ SR 的相关系数也较高,达到了 0.814 ,仅次于极显著最高的参数 SR。灌浆期,光谱参数 TCARI 和 MCARI/OSAVI 表现无显著相关,其余参数表现出较高相关性,相关系数 0.8 以上参数较其他 2 个生育期多。相关性最高的光谱参数是 NDVI $\times$ SR,相关系数 r 为 0.835 ,负相关性最好的依然是 TCARI/OSAVI,其相关系数 r 为 -0.752 。新构建光谱参数 OSAVI $\times$ SR 的相关系数 r 为 0.822 ,在灌浆期中位于第 4 位,次于参数 NDVI $\times$ SR、NDVI、SR。

综合冬小麦 3 个生育期光谱参数和 LAI 相关性

分析结果,各个参数在灌浆期所表现出的相关系数较其他 2 个生育期高,其中挑旗期的相关系数分布最低。在不同生育期中相关性最高的参数也各不相同,挑旗期中极显著最高的为 NDVI,开花期中最高的参数是 SR,灌浆期参数则为 NDVI $\times$ SR。但 3 个不同生育期都有一个共同的特点,它们负相关中相关性最好的参数都为 TCARI/OSAVI,所构建的光谱参数 OSAVI $\times$ SR 在不同生育期表现出的相关性都较高,说明此参数可以很好地用于估测冬小麦的 LAI。

2. 2. 2 最优估测参数选取

根据挑旗期、开花期和灌浆期的光谱参数与冬小麦的 LAI 相关性分析结果,构建各个光谱参数估测 LAI 模型,从中挑选出最优的估测参数。根据文献[40]的研究成果,将植被指数和红边参数构建模型可以排除很多影响因素,综合 3 个生育期光谱参数与 LAI 的相关性分析结果,分别选取了各生育期相关性绝对值较高的前 7 个光谱参数,首先它们的相关性绝对值均在 0.68 以上;其次,其中包含了植被指数演化得到的光谱参数和红边参数的光谱参数,符合了选取参数要求。将挑旗期、开花期、灌浆期的 UHD185 高光谱数据构建的光谱参数,在各个生育期分别取 2/3 样本(32 个)作为建模集利用线性回归 (Linear regression, LR) 和指数回归 (Exponential regression, ER) 构建冬小麦 LAI 的估测模型,剩余的 1/3 样本(16 个)作验证集,分别在不同生育期利用线性和指数回归构建冬小麦 LAI 估测模型。计算得到不同生育期的各模型的评价指标: R^2 、RMSE 和 NRMSE,其结果如表 5 ~ 7 所示。

由表 5 ~ 7 可知,在 3 个生育期中 ER 所构建的模型的精度和效果要优于 LR,其次在不同的生育期,最优的估测参数也各不相同。挑旗期,LR 建模集和验证集的 R^2 、RMSE、NRMSE 分别为 0.5426 、 1.12 、 24.62% 和 0.7185 、 1.12 、 18.17% ;ER 建模集和验证集的 R^2 、RMSE、NRMSE 分别为 0.6195 、

表 5 挑旗期光谱参数与 LAI 的回归分析

Tab.5 Regression analysis of spectral parameters and LAI in flagging stage

参数	LR						ER					
	建模集			验证集			建模集			验证集		
	R^2	RMSE	NRMSE/%	R^2	RMSE	NRMSE/%	R^2	RMSE	NRMSE/%	R^2	RMSE	NRMSE/%
NDVI	0.542 6	1.12	24.62	0.718 5	1.12	18.17	0.619 5	1.13	24.77	0.768 1	0.63	18.13
SR	0.489 1	1.19	26.02	0.734 9	0.61	17.63	0.530 1	1.21	26.44	0.750 9	0.63	18.03
MSR	0.498 4	1.18	25.78	0.744 9	0.60	17.29	0.547 0	1.19	26.05	0.771 1	0.59	17.01
OSAVI	0.411 3	1.28	27.93	0.732 2	0.61	17.72	0.505 4	1.31	28.70	0.780 8	0.56	16.34
NDVI×SR	0.511 7	1.16	25.58	0.734 2	0.61	17.65	0.545 2	1.19	26.01	0.747 9	0.64	18.73
OSAVI×SR	0.483 3	1.19	26.16	0.780 3	0.55	16.05	0.530 3	1.22	26.69	0.792 0	0.55	15.93
红边振幅/最小振幅	0.514 1	1.16	25.37	0.537 4	0.80	23.29	0.556 9	1.24	27.21	0.573 3	0.86	25.02

表 6 开花期光谱参数与 LAI 的回归分析

Tab.6 Regression analysis of spectral parameters and LAI in flowering stage

参数	LR						ER					
	建模集			验证集			建模集			验证集		
	R^2	RMSE	NRMSE/%	R^2	RMSE	NRMSE/%	R^2	RMSE	NRMSE/%	R^2	RMSE	NRMSE/%
NDVI	0.590 5	0.78	22.34	0.657 0	0.59	20.43	0.634 9	0.77	22.12	0.712 9	0.55	18.77
SR	0.631 7	0.74	21.19	0.762 2	0.50	17.01	0.640 8	0.74	21.30	0.784 1	0.45	15.52
MSR	0.580 5	0.79	22.61	0.673 1	0.58	19.95	0.596 9	0.78	22.38	0.703 2	0.53	18.29
MSAVI	0.561 3	0.81	23.12	0.667 0	0.59	20.13	0.598 7	0.83	23.80	0.708 3	0.56	19.22
NDVI×SR	0.625 7	0.74	21.36	0.756 8	0.50	17.21	0.633 4	0.75	21.43	0.777 6	0.46	15.65
OSAVI×SR	0.623 2	0.75	21.43	0.750 3	0.51	17.43	0.633 9	0.75	21.54	0.770 7	0.46	15.92
红边振幅	0.548 5	0.82	23.46	0.677 4	0.58	19.81	0.593 8	0.85	24.45	0.723 2	0.55	19.06

表 7 灌浆期光谱参数与 LAI 的回归分析

Tab.7 Regression analysis of spectral parameters and LAI in filling stage

参数	LR						ER					
	建模集			验证集			建模集			验证集		
	R^2	RMSE	NRMSE/%	R^2	RMSE	NRMSE/%	R^2	RMSE	NRMSE/%	R^2	RMSE	NRMSE/%
NDVI	0.658 5	0.54	31.29	0.744 1	0.37	28.18	0.672 1	0.53	31.13	0.793 0	0.33	24.61
SR	0.623 2	0.56	32.86	0.785 6	0.34	25.80	0.636 4	0.62	36.18	0.791 8	0.35	26.66
MSR	0.602 6	0.58	33.75	0.775 6	0.35	26.39	0.616 4	0.61	35.84	0.807 9	0.11	33.54
MSAVI	0.582 7	0.59	34.58	0.611 7	0.46	34.71	0.574 6	0.59	34.38	0.681 6	0.48	35.73
NDVI×SR	0.644 3	0.55	31.93	0.805 9	0.33	24.54	0.651 7	0.61	35.35	0.812 3	0.34	25.89
OSAVI×SR	0.627 0	0.56	32.70	0.767 4	0.36	26.87	0.632 0	0.60	34.92	0.788 6	0.38	28.67
红边振幅/最小振幅	0.662 9	0.53	31.09	0.579 8	0.48	36.11	0.661 6	0.60	35.11	0.576 0	0.52	38.72

1.13、24.77% 和 0.768 1、0.63、18.13%。通过 LR 和 ER 分析结果可以看出,综合建模集和验证集的评价指标 R^2 、RMSE、NRMSE,NDVI 为挑旗期的最优参数。开花期,表现效果最好的光谱参数是 SR,通过 LR 运算时,建模集和验证集的 R^2 、RMSE、NRMSE 分别是 0.631 7、0.74、21.19% 和 0.762 2、0.50、17.01%;在进行 ER 分析时,建模集和验证集的 R^2 、RMSE、NRMSE 分别是 0.640 8、0.74、21.30% 和 0.784 1、0.45、15.52%。灌浆期,估测效果最好的参数是 NDVI×SR,此时 LR 建模集与验证集的 R^2 、RMSE 和开花期的最优参数分别相差 0.012 6、0.19 和 0.043 7、0.17;ER 建模集与验证集的 R^2 、RMSE 和开花期的最优参数分别相差 0.010 9、0.13

和 0.028 2、0.11。无论 LR 还是 ER,灌浆期最优参数的 R^2 、RMSE 效果较好,但 NRMSE 值 LR 和 ER 却远大于开花期的最优参数 SR,可知灌浆期的最优参数所表现出的效果不如开花期的最优参数。

2.2.3 冬小麦叶面积指数估测模型构建

使用 MLR、PLSR、RF、ANN、SVM 5 种方法分别构建冬小麦挑旗期、开花期与灌浆期 LAI 估测模型,不同生育期通过 5 种方法建模分析结果如表 8 所示。从表 8 可知,用 5 种不同方法构建的估测模型效果不同,其中模型 LAI-MLR 精度最高,效果最佳,LAI-RF 模型精度最低;挑旗期,模型 LAI-MLR 的 R^2 最大,RMSE 和 NRMSE 最小,模型精度最高,精度最低的是模型 LAI-RF。开花期,LAI-

表 8 不同生育期的光谱参数估测冬小麦 LAI 建模分析

Tab. 8 Estimation of winter wheat LAI modeling by spectral parameters in different growth stages

模型	挑旗期			开花期			灌浆期		
	R^2	RMSE	NRMSE/%	R^2	RMSE	NRMSE/%	R^2	RMSE	NRMSE/%
LAI - MLR	0.631 5	1.01	22.09	0.678 8	0.69	19.79	0.766 1	0.44	25.90
LAI - PLSR	0.535 5	1.13	24.81	0.652 3	0.72	20.59	0.688 8	0.51	29.87
LAI - RF	0.361 7	1.35	29.61	0.519 7	0.85	24.31	0.546 1	0.62	36.31
LAI - ANN	0.592 7	1.08	23.69	0.601 4	0.84	24.06	0.666 4	0.54	31.34
LAI - SVM	0.533 2	1.18	25.80	0.603 8	0.82	20.99	0.654 1	0.55	32.33

MLR、LAI - PLSR、LAI - RF、LAI - SVM 的 NRMSE 相比其他两个生育期,NRMSE 最低,说明在开花期所构建的 LAI - MLR、LAI - PLSR、LAI - RF、LAI - SVM 冬小麦估测模型精度高,构建的估测模型效果较好,其中模型 LAI - MLR 估测精度最高,建模 R^2 、RMSE 和 NRMSE 分别为 0.678 8、0.69、19.79%。灌浆期估测模型的 R^2 都较大,但各模型的 NRMSE 较挑旗期和开花期偏高,其中灌浆期精度较高的模型仍然为 LAI - MLR,其 R^2 、RMSE 和 NRMSE 分别是 0.766 1、0.44、25.90%。

利用 5 种方法对每个生育期验证样本的实测值与估测值进行对比分析,验证冬小麦 LAI 建模模型的稳定性,所得结果如图 6~10 所示。从图中可知,验证样本的实测值与估测值模型的 R^2 、RMSE 和

NRMSE 与建模集接近,说明模型稳定性很好。挑旗期,验证模型 LAI - MLR 的稳定性最好 ($R^2 = 0.637 6$,RMSE 为 1.31),验证结果与建模结果相近,相比较其他验证模型,模型 LAI - RF 的稳定性最差 ($R^2 = 0.778 4$,RMSE 为 0.94)。开花期,验证模型中最为稳定的是 LAI - MLR,并且此验证模型为 3 个生育期中精度最高的,其 R^2 、RMSE、NRMSE 分别为 0.846 2、0.47、16.04%,为最佳的估测模型,精度最低的是模型 LAI - SVM ($R^2 = 0.711 2$,RMSE 为 0.55,NRMSE 为 27.68%)。灌浆期,最不稳定的模型是 LAI - RF,稳定性最好为 LAI - MLR。综合分析建模和验证结果,模型 LAI - MLR 为估测冬小麦 LAI 的最佳模型,其构建的估测模型精度最高,模型更可靠,MLR 方法构建估测模型效果最好。

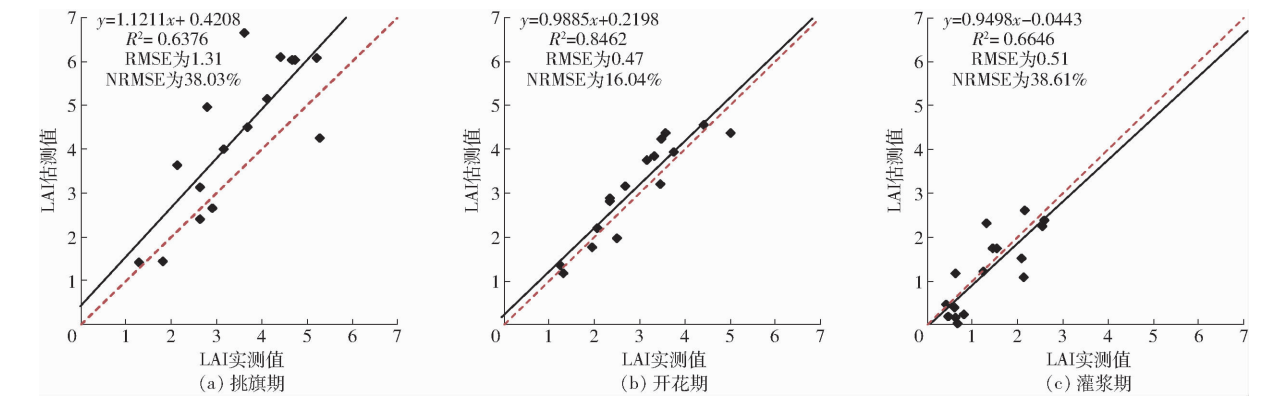


图 6 不同生育期验证样本模型 LAI - MLR 分析结果

Fig. 6 Results of LAI - MLR analysis of sample for validating models for different growth stages

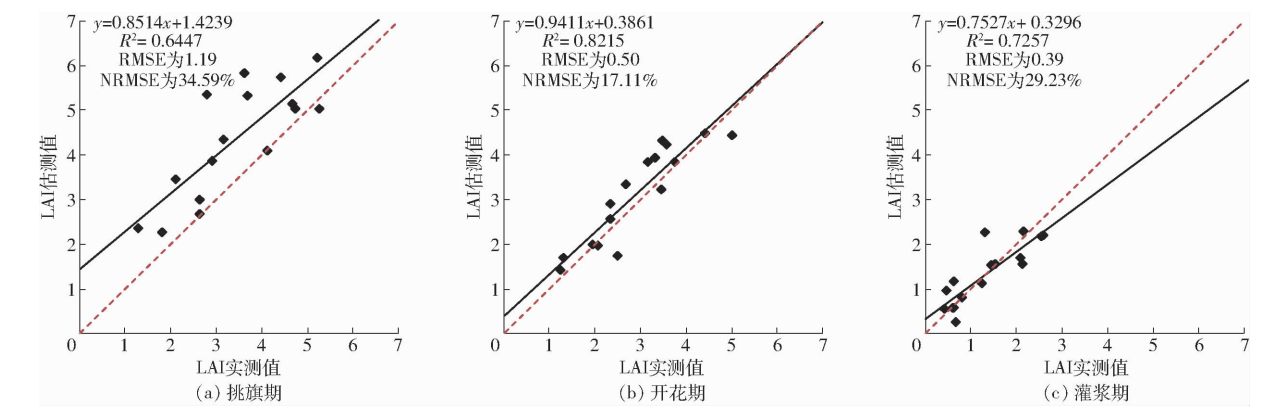


图 7 不同生育期验证样本模型 LAI - PLSR 分析结果

Fig. 7 Results of LAI - PLSR analysis of sample for validating models for different growth stages

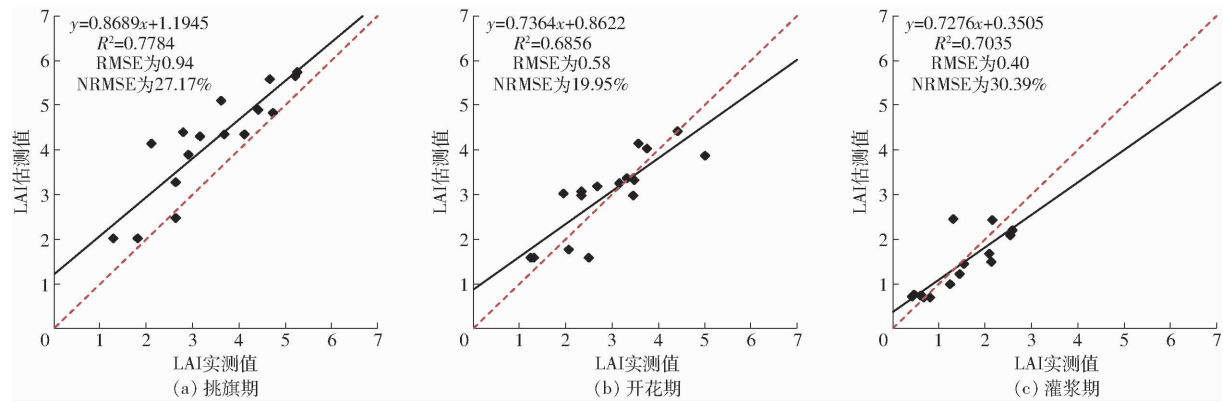


图 8 不同生育期验证样本模型 LAI - RF 分析结果

Fig. 8 Results of LAI - RF analysis of sample for validating models for different growth stages

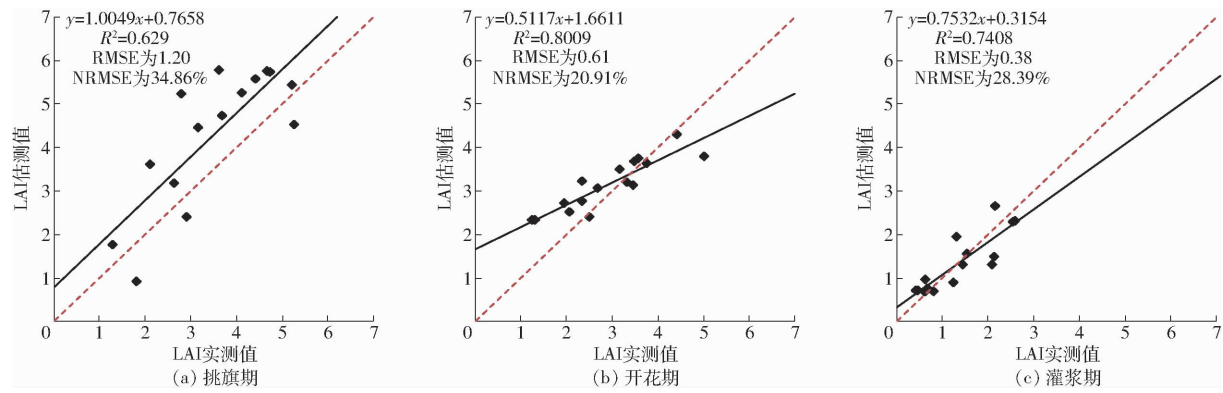


图 9 不同生育期验证样本模型 LAI - ANN 分析结果

Fig. 9 Results of LAI - ANN analysis of sample for validating models for different growth stages

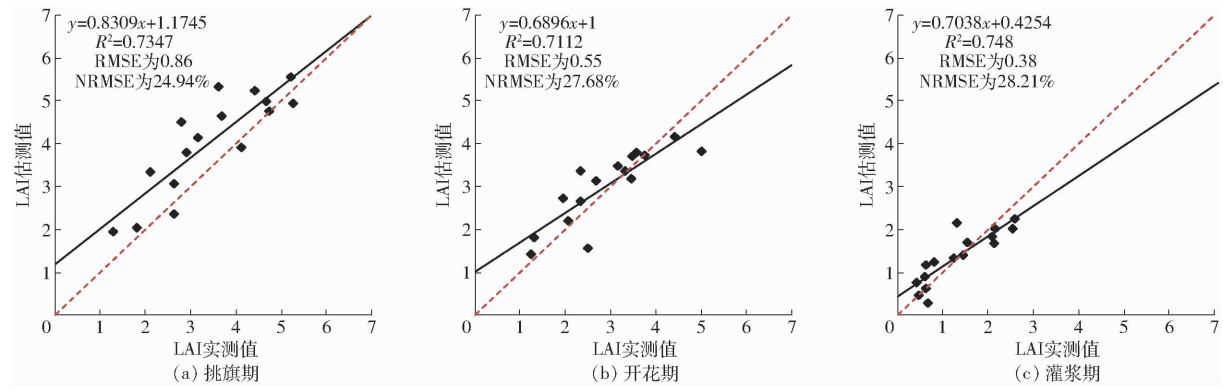


图 10 不同生育期验证样本模型 LAI - SVM 分析结果

Fig. 10 Results of LAI - SVM analysis of sample for validating models for different growth stages

2.2.4 UHD185 高光谱估测冬小麦 LAI 分布图

对比 5 种方法构建的不同生育期冬小麦估测模型,挑选出各个生育期的最佳估测模型,将选取的不同生育期最佳模型用于估测各生育期冬小麦 LAI,并对挑旗期和开花期填图,得到挑旗期和开花期 LAI 空间分布图,如图 11 所示。从图中可以看出,不同小区、生育期的冬小麦 LAI 分布情况不同,挑旗期,重复 1、2 区域大部分 LAI 处于 2.5 以上,其中重复 2 小区的 LAI 较高,为 4.7~9.0,重复 3 中小区 4-3、11-3、12-3、15-3 的 LAI 较低,处于 3.5 以下,其余小区 LAI 大部分较高,达到 3.5 以上。开花

期,重复 1 区域小区 4-1、5-1、11-1 的 LAI 处在 2.0 以下,其余小区 LAI 主要分布 2.0~4.7,重复 2 LAI 较高,大部分分布 3.5~6.0,重复 3 小区 4-3、11-3、12-3 的 LAI 较低,处于 2.0 以下。不同生育期 3 个重复区域小区 LAI 分布有明显差异,这与不同小区水分处理、氮素处理和施肥情况有关,导致冬小麦长势不同,总体来说,冬小麦长势分布由强到弱为重复 2、重复 1、重复 3。挑旗期和开花期的 LAI 出现较大不同,其中挑旗期 LAI 比开花期总体分布较高,这与实测 LAI 相符,和冬小麦生长特性有关,随着小麦生长,在小麦生育后期开花期,此时 LAI 呈

下降趋势,加上在重复 3 区域施肥较少,导致了重复 3 区域出现了 LAI 比重复 2 区域小,LAI 分布效果差的情况。

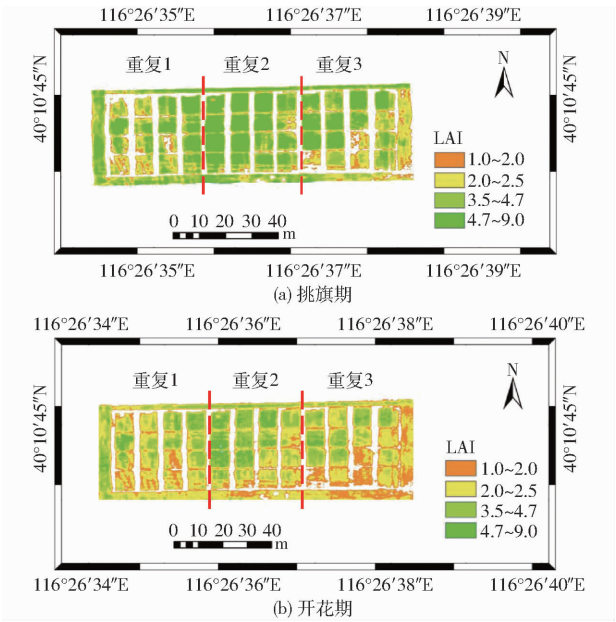


图 11 冬小麦挑旗期和开花期 LAI 空间分布图
Fig. 11 Spatial distribution map of LAI in winter wheat flagging stage and flowering stage

对比挑旗期和开花期的冬小麦 LAI 空间分布,两个生育期 LAI 分布差异较大,其中挑旗期 LAI 分布较为均匀,总体效果较好,而开花期 LAI 偏低,且各小区的冬小麦 LAI 差异明显,能够很好地进行区分。

3 讨论

利用无人机成像光谱仪对冬小麦进行了探测,通过高光谱影像对冬小麦 LAI 进行估测。分析地面 ASD 和 UHD185 的光谱曲线,发现两者在不同生育期的光谱曲线趋势变化较为一致(红边区域),所出现绿峰和红谷的波段位置也大致相同,在 758~950 nm 波段的变化差异较大,这区间波段的研究仍为重点。将 UHD185 和 ASD 反射率进行分析可知,UHD185 获得的数据具有较高的品质:挑旗期、开花期、灌浆期的 R^2 分别为 0.995 9、0.999 0、0.996 8。

运用 LR 和 ER 分析冬小麦的挑旗期、开花期、灌浆期 LAI,通过对比分析得到各生育期的最优光谱参数。挑旗期表现最好的参数是 NDVI;开花期最优参数是 SR;灌浆期效果最好的参数是 $NDVI \times SR$ 。3 个生育期的最优光谱参数各不相同,且开花期的精度最高,效果最好,这与冬小麦的生长习性有关,在生长过程中各生育期的 LAI 呈现先升后降的趋势,不同时期的估测模型也不同,在各生育期中,新构建的光谱参数 $OSAVI \times SR$ 表现的效果没最优参数好,但精度也达到了较高水平,说明新构建的参

数效果较好。

利用 5 种方法构建了挑旗期、开花期和灌浆期的冬小麦 LAI 估测模型,通过研究发现,不同生育期的估测模型不同,但有一个共性就是各生育期中精度最高的估测模型都为 LAI-MLR,所表现的拟合性和精度最好,其中开花期时表现最佳,此生育期建模 $R^2 = 0.678\ 8$ 、RMSE 为 0.69、NRMSE 为 19.79%,验证 $R^2 = 0.846\ 2$ 、RMSE 为 0.47、NRMSE 为 16.04%,这和模型在不同生育期的适用性有关,即不同模型应用于不同生育期所表现的估测效果不同。冬小麦挑旗期和开花期 LAI 空间分布有显著差异,且挑旗期分布较好,结果符合实测数据,这与冬小麦生长密切相关,生长过程中 LAI 曲线为抛物线,挑旗期为最高峰,此时有效分叶和无效分叶共存,而开花期都是有效分叶,且挑旗期养分充足,叶片繁茂,开花期养分逐渐不足,叶片中叶绿素含量降低,故 LAI 下降。

当前,利用高光谱数据对作物的 LAI、生物量、氮素、叶绿素的模型研究取得了很好的效果,但常用的地面 ASD 光谱数据一般只能在地面进行获取,受限制条件较多。本文使用新型的无人机成像光谱仪来对冬小麦的 LAI 进行估测,通过其高分辨率的光谱影像构建了 LAI 估测模型,得到了较好的效果。能够为精准农业中作物的长势监测提供地、空多方位的数据研究和技术方法,使得无人机成像光谱仪在精准农业中发挥更重要的作用。

4 结论

- (1)在红边区域内 UHD185 和 ASD 光谱曲线趋势高度相似,二者光谱反射在挑旗期、开花期、灌浆期的 R^2 分别为 0.995 9、0.999 0、0.996 8,说明 UHD185 获取的数据具有很高的品质,精度较高。
- (2)选取的光谱参数在不同生育期中与冬小麦 LAI 的相关性不同,挑旗期相关性最高的是 NDVI ($r = 0.738$),开花期的最优参数为 SR ($r = 0.819$),灌浆期 NDVI $\times$ SR 的相关性最高 ($r = 0.835$),且 3 个生育期负相关最好的光谱参数均为 TCARI/OSAVI,所构建的参数 $OSAVI \times SR$ 在各生育期相关性都较好。
- (3)对各光谱参数运用 LR 和 ER 进行回归分析,得到挑旗期、开花期、灌浆期的最优光谱参数分别是 NDVI、SR、NDVI $\times$ SR。
- (4)用 5 种方法估测挑旗期、开花期和灌浆期的冬小麦 LAI,得到了 5 种估测模型(LAI-MLR、LAI-PLSR、LAI-RF、LAI-ANN、LAI-SVM),其中,LAI-MLR 模型为各生育期的最佳估测模型,估

测效果最好的时期是开花期,其精度和稳定性均较好。将挑旗期和开花期估测模型进行填图和可视化,得出2个时期的冬小麦 LAI 分布图,其结果分布

与实测数据较为一致。LAI-MLR 可作为精准农业中冬小麦监测中的主要模型,为无人机成像光谱仪在作物监测中提供重要的科学依据。

参 考 文 献

- [1] 苏伟,侯宁,李琪,等. 基于 Sentinel-2 遥感影像的玉米冠层叶面积指数反演[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(1): 151-156.
SU Wei, HOU Ning, LI Qi, et al. Retrieving leaf area index of corn canopy based on Sentinel-2 remote sensing image[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(1):151-156. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180119&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.01.019. (in Chinese)
- [2] ZHAO L L, RONG L T, ZHENG M W, et al. A review of current methodologies for regional evapotranspiration estimation from remotely sensed data[J]. Sensors, 2009, 9(5):3801-3853.
- [3] MYNENI R B, HOFFMAN S, KNYAZIKHIN Y, et al. Global products of vegetation leaf area and fraction absorbed PAR from year one of MODIS data[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 83(1-2):214-231.
- [4] ZARCO-TEJADA P J, MORALES A, TESTI L, et al. Spatio-temporal patterns of chlorophyll fluorescence and physiological and structural indices acquired from hyperspectral imagery as compared with carbon fluxes measured with eddy covariance[J]. Remote Sensing of Environment, 2013, 133:102-115.
- [5] 史舟,梁宗正,杨媛媛,等. 农业遥感研究现状与展望[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(2):247-260.
SHI Zhou, LIANG Zongzheng, YANG Yuanyuan, et al. Status and prospect of agricultural remote sensing[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(2):247-260. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150237&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2015.02.037. (in Chinese)
- [6] JI B Y, HAI K F, GUI J Y, et al. A comparison of regression techniques for estimation of above-ground winter wheat biomass using near-surface spectroscopy[J]. Remote Sensing, 2018, 10(2):66.
- [7] JI B Y, HAI K F, XIU L J, et al. A comparison of crop parameters estimation using images from UAV-mounted snapshot hyperspectral sensor and high-definition digital camera[J]. Remote Sensing, 2018, 10(2):1138.
- [8] 王利民,刘佳,杨玲波,等. 基于无人机影像的农情遥感监测应用[J]. 农业工程学报, 2013, 29(18):136-145.
WANG Limin, LIU Jia, YANG Lingbo, et al. Agricultural remote sensing monitoring application based on UAV image[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(18):136-145. (in Chinese)
- [9] JAKOB G, JOHANNA L, WILHELM C. Combined spectral and spatial modeling of corn yield based on aerial images and crop surface models acquired with an unmanned aircraft system[J]. Remote Sensing, 2014, 6(11):10335.
- [10] 李宗南,陈仲新,王利民,等. 基于小型无人机遥感的玉米倒伏面积提取[J]. 农业工程学报, 2014, 30(19):207-213.
LI Zongnan, CHEN Zhongxin, WANG Limin, et al. Corn lodging area extraction based on small UAV remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(19):207-213. (in Chinese)
- [11] ZAMAN M, VERGARA O, ARAUS J L, et al. Unmanned aerial platform-based multi-spectral imaging for field phenotyping of maize[J]. Plant Methods, 2015, 11(1):35.
- [12] BARETH G, AASEN H, BENDIG J, et al. Low-weight and UAV-based hyperspectral full-frame cameras for monitoring crops: spectral comparison with portable spectroradiometer measurements[J]. Photogrammetrie-Fernerkundung-Geoinformation, 2015(1):69-79.
- [13] BENDIG J, YU K, AASEN H, et al. Combining UAV-based plant height from crop surface models, visible, and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in barley[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2015, 39:79-87.
- [14] 刘峰,刘素红,向阳. 园地植被覆盖度的无人机遥感监测研究[J/OL]. 农业机械学报, 2014, 45(11):250-257.
LIU Feng, LIU Suhong, XIANG Yang. Study on monitoring fractional vegetation cover of garden plots by unmanned aerial vehicles[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(11):250-257. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20141139&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2014.11.039. (in Chinese)
- [15] 杨贵军,李长春,于海洋,等. 农用无人机多传感器遥感辅助小麦育种信息获取[J]. 农业工程学报, 2015, 31(21):184-190.
YANG Guijun, LI Changchun, YU Haiyang, et al. Agricultural UAV multi-sensor remote sensing assisted wheat breeding information acquisition[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(21):184-190. (in Chinese)
- [16] 祝锦霞,陈祝炉,石媛媛,等. 基于无人机和地面数字影像的水稻氮素营养诊断研究[J]. 浙江大学学报(农业与生命科学版), 2010, 36(1):78-83.
ZHU Jinxia, CHEN Zhulu, SHI Yuanyuan, et al. Diagnostic study of rice nitrogen nutrition based on UAV and ground digital image[J]. Journal of Zhejiang University(Agriculture & Life Sciences), 2010, 36(1):78-83. (in Chinese)
- [17] 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, 2002, 4(4):279-283.
LIU Weidong, XIANG Yueqin, ZHENG Lanfen, et al. Correlation analysis between hyperspectral data and rice leaf area index and chlorophyll[J]. Journal of Remote Sensing, 2002, 4(4):279-283. (in Chinese)
- [18] 陈鹏飞,李刚,石雅娇,等. 一款无人机高光谱传感器的验证及其在玉米叶面积指数反演中的应用[J]. 中国农业科学, 2018, 51(8):1464-1474.
CHEN Pengfei, LI Gang, SHI Yajiao, et al. Validation of an unmanned aerial vehicle hyperspectral sensor and its application in maize leaf area index estimation[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2018, 51(8):1464-1474. (in Chinese)

- [19] 张春兰, 杨贵军, 李贺丽, 等. 基于随机森林算法的冬小麦叶面积指数遥感反演研究[J]. 中国农业科学, 2018, 51(5): 855–867.
ZHANG Chunlan, YANG Guijun, LI Heli, et al. Remote sensing inversion of leaf area index of winter wheat based on random forest algorithm[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2018, 51(5): 855–867. (in Chinese)
- [20] 常潇月, 常庆瑞, 王晓凡, 等. 基于无人机高光谱影像玉米叶绿素含量估算[J]. 干旱地区农业研究, 2019, 37(1): 66–73.
CHANG Xiaoyue, CHANG Qingrui, WANG Xiaofan, et al. Estimation of maize leaf chlorophyll contents based on UAV hyperspectral drone image[J]. *Agricultural Research in the Arid Areas*, 2019, 37(1): 66–73. (in Chinese)
- [21] KALISPERAKIS I, STENTOUMIS C, GRAMMATIKOPOULOS L, et al. Leaf area index estimation in vineyards from UAV hyperspectral data, 2D image mosaics and 3D canopy surface models[C] // ISPRS International Conference on Unmanned Aerial Vehicles in Geomatics, 2015.
- [22] 江威, 何国金, 龙腾飞, 等. 基于 CASI 数据的黑河绿洲区叶面积指数反演[J]. 国土资源遥感, 2017, 29(4): 179–184.
JIANG Wei, HE Guojin, LONG Tengfei, et al. Inversion of leaf area index in Heihe Oasis based on CASI data[J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2017, 29(4): 179–184. (in Chinese)
- [23] 李剑剑, 朱小华, 马灵玲, 等. 基于无人机高光谱数据的多类型混合作物 LAI 反演及尺度效应分析[J]. 遥感技术与应用, 2017, 32(3): 427–434.
LI Jianjian, ZHU Xiaohua, MA Lingling, et al. Leaf area index retrieval and scale effect analysis of multiple crops from UAV-based hyperspectral data[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2017, 32(3): 427–434. (in Chinese)
- [24] DUAN S B, LI Z L, WU H, et al. Inversion of the PROSAIL model to estimate leaf area index of maize, potato, and sunflower fields from unmanned aerial vehicle hyperspectral data[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2014, 26: 12–20.
- [25] LIANG L, DI L, ZHANG L, et al. Estimation of crop LAI using hyperspectral vegetation indices and a hybrid inversion method[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 165: 123–134.
- [26] 梁亮, 杨敏华, 张连蓬, 等. 基于 SVR 算法的小麦冠层叶绿素含量高光谱反演[J]. 农业工程学报, 2012, 28(20): 162–171.
LIANG Liang, YANG Minhua, ZHANG Lianpeng, et al. Chlorophyll content inversion with hyperspectral technology for wheat canopy based on support vector regression algorithm[J]. *Transactions of the CSAE*, 2012, 28(20): 162–171. (in Chinese)
- [27] 张东彦, 刘谿源, 宋晓宇, 等. 应用近地成像高光谱估算玉米叶绿素含量[J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(3): 771–775.
ZHANG Dongyan, LIU Rongyuan, SONG Xiaoyu, et al. A field-based pushbroom imaging spectrometer for estimating chlorophyll content of maize[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2011, 31(3): 771–775. (in Chinese)
- [28] GONG P, PU R, BIGING G S, et al. Estimation of forest leaf area index using vegetation indices derived from hyperion hyperspectral data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41(6): 1355–1362.
- [29] 王纪华. 农业定量遥感基础与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2008.
- [30] PENUELAS J, ISLA R, FILELLA I, et al. Visible and near-infrared reflectance assessment of salinity effects on barley[J]. *Crop Science*, 1997, 37(1): 198–202.
- [31] BARET F, GUYOT G, MAJOR D J. TSAVI: a vegetation index which minimizes soil brightness effects on LAI and APAR estimation[C] // 12th Canadian Symposium on Remote Sensing Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1989: 1355–1358.
- [32] WU C, NIU Z, TANG Q, et al. Estimating chlorophyll content from hyperspectral vegetation indices: modeling and validation[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2008, 148: 1230–1241.
- [33] QI J G, CHEHBOUNI A R, HUETE A R, et al. A modified soil adjusted vegetation index[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1994, 48(2): 119–126.
- [34] RONDEAUX G, STEVEN M, BARET F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 55: 95–107.
- [35] DAWSON T P, CURRAN P J. Technical note a new technique for interpolating the reflectance red edge position[J]. *Int. J. Remote Sens.*, 1998, 19: 2133–2139.
- [36] 冯伟, 朱艳, 姚霞, 等. 利用红边特征参数监测小麦叶片氮素积累状况[J]. 农业工程学报, 2009, 25(11): 194–201.
FENG Wei, ZHU Yan, YAO Xia, et al. Monitoring nitrogen accumulation in wheat leaf with red edge characteristics parameters[J]. *Transactions of the CSAE*, 2009, 25(11): 194–201. (in Chinese)
- [37] 刘匣, 丁莫元, 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[J]. 中国农业科学, 2017, 50(10): 1838–1851.
LIU Xia, DING Dianyuan, ZHANG Haojie, et al. Evaluation analysis of AquaCrop model in modeling winter wheat growing development and soil moisture under plastic mulching[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2017, 50(10): 1838–1851. (in Chinese)
- [38] BARETH G, AASEN H, BENDING J, et al. Low-weight and UAV-based hyperspectral full-frame cameras for monitoring crops: spectral comparison with portable spectroradiometer measurements[J]. *Photogrammetrie-Fernerkundung-Geoinformation*, 2015, 2015(1): 69–79(11).
- [39] AASEN H, BURKART A, BOLTE A, et al. Generating 3D hyperspectral information with lightweight UAV snapshot cameras for vegetation monitoring: from camera calibration to quality assurance[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, 108: 245–259.
- [40] 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 Lin, YANG Guijun, YU Haiyang, et al. Retrieving winter wheat leaf area index based on unmanned aerial vehicle hyperspectral remote sensing[J]. *Transactions of the CSAE*, 2016, 32(22): 113–120. (in Chinese)