

基于无人机高光谱遥感的冬小麦株高和叶面积指数估算

陶惠林¹ 徐良骥² 冯海宽^{1,3} 杨贵军^{1,4} 代阳² 牛亚超²

(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. 安徽理工大学测绘学院, 淮南 232001; 3. 国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100097;

4. 北京市农业物联网工程技术研究中心, 北京 100097)

摘要: 为了快速、准确地估算叶面积指数(LAI), 通过无人机搭载成像高光谱相机, 获取了冬小麦3个生育期的影像数据, 从中提取出株高(Hcsm)。首先, 分析了植被指数、Hcsm与LAI的相关性, 挑选出最优植被指数; 然后, 分别构建了单个参数的LAI线性估算模型; 最后, 以植被指数、植被指数结合Hcsm为模型输入因子, 采用偏最小二乘回归方法构建LAI估算模型。结果表明: 通过无人机高光谱遥感影像提取的Hcsm精度较高($R^2=0.95$); 在不同生育期, 大部分植被指数和Hcsm均与LAI呈0.01显著相关水平; 基于最优植被指数结合Hcsm估算LAI的精度优于仅基于最优植被指数或Hcsm的估算精度; 以植被指数、植被指数结合Hcsm为输入变量, 通过偏最小二乘回归构建的LAI估算模型在开花期估算精度达到最高, 并且以植被指数结合Hcsm为自变量估算LAI的能力更佳(建模 $R^2=0.73$, RMSE为0.64)。本研究方法可以提高LAI估算精度, 为农业管理者提供参考。

关键词: 冬小麦; 叶面积指数; 株高; 高光谱; 植被指数; 偏最小二乘

中图分类号: S512.1⁺1; S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2020)12-0193-09

OSID:



Estimation of Plant Height and Leaf Area Index of Winter Wheat Based on UAV Hyperspectral Remote Sensing

TAO Huilin¹ XU Liangji² FENG Haikuan^{1,3} YANG Guijun^{1,4} DAI Yang² NIU Yachao²

(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. School of Geodesy and Geomatics, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China

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

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

Abstract: Leaf area index is an important indicator of crop growth evaluation, so it is crucial to estimate LAI quickly and accurately. The imaging data of the three growth stages of winter wheat was obtained through the imaging hyperspectrum carried by the UAV, and the plant height (Hcsm) was extracted from it. Firstly, the correlation between vegetation indices, Hcsm and LAI was analyzed, and the optimal vegetation index was selected; then the LAI linear estimation model of a single parameter was constructed separately; finally, taking the vegetation indices and vegetation indices combined with Hcsm as the model input factor, the partial least squares regression method was used to construct LAI estimation model. The results showed that the height of the plant height Hcsm extracted from the UAV hyperspectral remote sensing image was highly accurate ($R^2=0.95$); the correlation between most vegetation indices and Hcsm at different growth stages and LAI was at 0.01 significant level; the accuracy of estimating the LAI based on the optimal vegetation index combined with Hcsm was better than that based on the optimal vegetation index or Hcsm only; taking vegetation indices and vegetation indices combined with Hcsm as input variables, the LAI estimation model constructed by partial least square regression achieved the highest accuracy during flowering stage, so partial least squares regression can improve the estimation effect, and the ability to estimate the LAI with the vegetation indices combined with Hcsm as the

收稿日期: 2020-07-19 修回日期: 2020-09-08

基金项目: 广东省重点领域研发计划项目(2019B020214002)和国家自然科学基金项目(41601346, 41871333)

作者简介: 陶惠林(1994—), 男, 助理研究员, 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, 高级工程师, 主要从事农业定量遥感研究, E-mail: fenghaikuan123@163.com

independent variable was better (modeling $R^2 = 0.73$, RMSE was 0.64). The research was based on the Hcsm extracted from the UAV hyperspectral remote sensing image combined with the vegetation indices, which can improve the accuracy of estimating LAI and provide a reference for agricultural managers.

Key words: winter wheat; leaf area index; plant height; hyperspectral; vegetation index; partial least squares regression

0 引言

叶面积指数(Leaf area index, LAI)是反映作物长势的重要参数,与作物产量具有紧密联系,对农业生产管理具有重要作用^[1-2]。准确、高效地监测 LAI 能够提高长势监测效果和产量预测精度^[3-5]。因此,对 LAI 进行动态监测显得尤为重要。传统测量 LAI 需要实地采集数据,测量中会对作物造成损伤,同时需要消耗大量的人力物力,并且测量范围有限^[6]。

遥感技术凭借宏观、适时和动态等特点在作物 LAI 监测中得到广泛应用。由于平台的不同,采用遥感技术监测 LAI 主要分为高空、低空和地面尺度。高空主要利用卫星进行遥感监测,卫星可以获取大范围的遥感数据,对于较大区域的监测具有较好效果,但卫星运行周期长、空间分辨率低、容易受到云层的影响,使卫星遥感监测精度有限^[7-10]。地面主要通过地物光谱仪获取遥感数据,在操作过程中由于平台的高度限制,很难得到正射影像数据^[11]。低空主要采用载人飞机和无人机获取数据,相比载人飞机,无人机机动灵活、更加安全,其操作简单、对起飞场地要求较低,因此,无人机遥感在农业中得到了广泛应用^[12-14]。目前,无人机携带的传感器主要包括数码相机、多光谱相机和高光谱相机,数码相机和多光谱相机获取的影像波段较少、得到的光谱信息有限,而高光谱相机能够获取较多光谱信息,更适于监测作物 LAI^[15-19]。

采用无人机高光谱遥感技术监测 LAI 需要使用植被指数。植被指数是由 2 个或多个光谱通过一定方式组合而成,能够有效反映植被状况,在遥感监测中具有重要的意义。在无人机高光谱高效监测 LAI 方面,研究者进行了大量的研究工作^[20-24]。但这些基于高光谱遥感的研究主要通过单个植被指数或多个植被指数估算 LAI,而利用植被指数结合作物高度估算 LAI 的研究还很少。为了提高 LAI 估算精度,本文使用无人机高光谱遥感影像生成作物表面模型(CSM),提取出冬小麦植株高度(Hcsm),然后基于植被指数、植被指数结合 Hcsm,使用偏最小二乘回归(PLSR)方法构建 LAI 估算模型,探究利用无人机高光谱和 Hcsm 估算 LAI 的方法,以期为提高

作物 LAI 估算精度提供一种新的研究手段。

1 材料与方 法

1.1 田间试验设计

田间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°10'48"~40°10'54",东经 116°26'51"~116°26'53")进行。该区域属于暖温带和半湿润大陆性季风气候,降水多在夏季和秋季,年平均降水量约 42 mm,年平均温度约 11.8℃,试验田前茬作物为玉米,土壤为潮土类型,土质比较肥沃。进行小区试验,采用了中麦 175(ZM175,中国农业科学院)和京麦 9843(J9843,北京市农业农村局)2 种冬小麦品种,试验田共有 48 个小区,每个小区面积为 48 m²,其中 16 个小区为一个重复区,每个重复区都进行不同程度的氮肥和水分处理,其中氮肥设置了 4 种水平(N1: 0 kg/hm²;N2: 195 kg/hm²;N3: 390 kg/hm²;N4: 585 kg/hm²),水分设置了 3 种灌溉(W0: 仅雨水;W1: 灌溉量 675 m³/hm²;W2: 灌溉量 1 012.5 m³/hm²),详细的田间试验设计如图 1 所示。

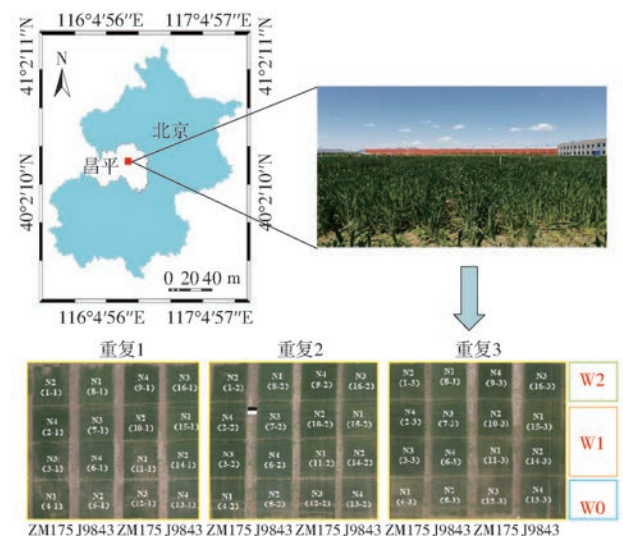


图 1 田间试验设计

Fig. 1 Field trial design

1.2 无人机高光谱数据获取及处理

于 2015 年 4 月 21 日(拔节期)、2015 年 4 月 26 日(挑旗期)和 2015 年 5 月 13 日(开花期),选择天气晴朗、无风无云的时间进行无人机高光谱遥感作业,飞行高度为 80 m。试验无人机搭载的传感器为

Cubert UHD185 Firefly 型成像光谱仪(测量过程中保证光谱仪垂直向下),成像光谱仪由德国生产,质量 470 g;由于是高光谱,有较多的波段,波长范围 450 ~ 950 nm;光谱分辨率为 8 nm@ 532 nm,空间分辨率为 1.92 cm;与地面高光谱不同,每个波段间隔 4 nm;有 125 个光谱通道;成像速度为每秒拍摄 5 个高光谱图像立方体。成像的光谱分辨率高,但空间分辨率并不高。为了去除土壤背景的影响,需对影像重采样。因为成像光谱仪曝光时间具体取决于太阳光强度,因此需要进行校正。在进行无人机遥感作业前,在地面利用黑板进行辐射定标。在进行遥感作业时各时期的飞行航线保持一致。

无人机高光谱遥感数据获取后需要进行处理,数据处理主要包括两部分:①高光谱影像的辐射校正和拼接。需要先将影像像元亮度(Digital number, DN)转换为地表反射率^[25],再通过 Agisoft LLC 公司生产的 Agisoft PhotoScan 软件对影像进行拼接^[26]。②提取冠层光谱反射率。为了避免试验小区边缘和田垄之间背景光谱的影响,使用 ArcGIS 软件根据小区面积绘制出 20 个矢量,每个小区得到 20 个中心像元,对矢量进行编号,结合 IDL 语言提取出所有矢量感兴趣区像元值的光谱反射率,统计出各小区的平均光谱反射率,将获取的矢量感兴趣区的像元值平均光谱作为各试验小区冬小麦冠层的平均光谱反射率。

1.3 地面数据获取和处理

地面数据获取与无人机遥感作业同步进行,获取了实测的冬小麦 LAI 和株高数据。为了测量 LAI,在每个小区长势均匀区域采样,选取 20 株植株,将样本放入密封袋中带回实验室;经过茎叶分离处理,通过美国 CID 生物科技公司生产的 CI-203 型激光叶面积仪,测定采样样本叶片面积,得到总的叶面积;获得小区单位面积的单茎数,乘以总面积得总茎数,进而得到 LAI。冬小麦株高实测时间分别为 2015 年 4 月 14 日(拔节期)、2015 年 4 月 26 日(挑旗期)和 2015 年 5 月 13 日(开花期),由于天气原因,其中无人机获取的拔节期影像时间为 2015 年 4 月 21 日。为了测量不同小区的冬小麦株高,在每个小区对角线的 1/3 和 2/3 处取 4 个测量点,用直尺测量,每个测量点取 1 株冬小麦,取平均值作为测量小区的冬小麦株高。

1.4 植被指数的选取

目前,植被指数的种类有很多,通过筛选不同的植被指数,并根据已有研究成果,选取了一些在 LAI 监测方面效果较好的植被指数,如 LCI^[27]、NPCl^[28]、MCARI^[29]、TCARI^[29]、PBI^[30]、BGI^[31]、

TVI^[32]、OSAVI^[33]、NDVI^[34]、SR^[35] 这 10 种植被指数,用于构建 LAI 估算模型,从而监测 LAI。

1.5 研究方法

采用偏最小二乘(Partial least squares regression, PLSR)方法分析冬小麦生育期的遥感数据,构建出 LAI 估算模型。PLSR 是将多元线性回归、典型相关分析和主成分分析结合为一体,可以提供一种多对多的线性回归建模方法,特别当变量个数较多时,存在多重相关性,而观测变量数据较少时,利用 PLSR 建立的模型具有传统的典型回归分析所没有的优点。利用最小化误差的平方和构建最佳的模型,以达到较好的预测效果。因此得到的分析结果,除了提供一个合理的模型外,还可以同时完成一些类似于主成分分析和典型相关分析的信息^[36-38]。

1.6 统计分析

通过测量获取了每个生育期 48 组 LAI 数据集,采用 32 组数据集作为建模集,剩余 16 组数据验证模型效果。构建本文的 LAI 估算模型,为了评估建模和验证的拟合效果和预测精度,选用决定系数(Coefficient of determination, R^2)、均方根误差(Root mean square error, RMSE)作为评价指标^[23]。

2 结果分析

2.1 冬小麦株高提取

为了提取出基于无人机高光谱遥感数据下的冬小麦株高,使用作物表面模型(CSM)来提取冬小麦株高。步骤如下:

(1)通过无人机高光谱影像的拼接处理,生成数字表面模型(DSM),在影像的不同小区共选取 500 个土壤样本点,利用 ArcGIS 软件的 ArcToolbox 工具,基于 DSM 获取土壤样本点的高程。

(2)利用 ArcGIS 软件的 kriging 工具,基于获取的土壤样本点的高程生成数字高程模型(DEM)。

(3)将 DSM 减去土壤样本点的 DEM,并使用 ArcGIS 软件的 grid calculator 工具,提取出 CSM。

(4)最后,利用 ArcGIS 软件的 ROI 工具计算出生育期试验小区的冬小麦株高。

为了验证提取株高的效果,将获取的数据与实测株高进行分析,如图 2 所示。由图 2 可知,实测冬小麦高度和基于无人机高光谱提取的冬小麦高度(Hcsm)之间有较高的拟合性, R^2 为 0.95,说明提取得到的 Hcsm 有较高的预测效果。因此,用提取的 Hcsm 进行 LAI 估算研究。

2.2 植被指数、Hcsm 与 LAI 的相关性分析

将选取的植被指数以及基于高光谱遥感提取的

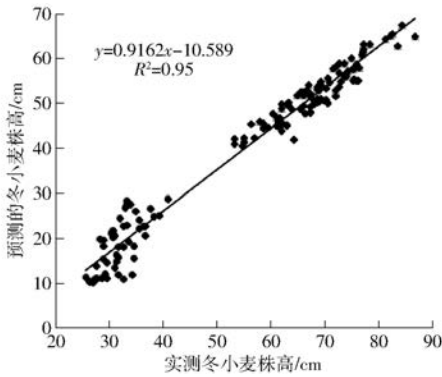


图2 实测和预测的冬小麦高度

Fig. 2 Measured and predicted winter wheat height

Hcsm 分别与不同生育期的 LAI 进行相关性分析,得到相关系数绝对值如表 1 所示。由表 1 可知,大部分植被指数与 LAI 表现为 0.01 显著水平,相关性较好。拔节期,MCARI、TCARI 和 TVI 表现为无显著相关,这 3 个植被指数与 LAI 相关性较低,剩余植被指数均为 0.01 显著水平,其中相关系数绝对值最高的为 0.713,对应的植被指数为 PBI。挑旗期,仅 MCARI 为无显著相关,其余植被指数为极显著相关(0.01 显著水平),LCI 的相关系数绝对值最高,为 0.736。开花期,相比前 2 个生育期而言,大部分植被指数与 LAI 的相关系数绝对值有所增加,表现出较高的相关性,其中除 TCARI 外,均达到 0.01 显著水平,相关系数绝对值最高达到 0.828,为植被指数 PBI。对于提取的 Hcsm,从拔节期到开花期,随着冬小麦生育期推移,Hcsm 与 LAI 的相关性表现一直增强,相关系数绝对值变大,在开花期达到最高的相关性,为 0.585。植被指数和 Hcsm 与 LAI 的相关性在不同生育期表现有差异,说明相关性受生育期影响,整体上,植被指数、Hcsm 与 LAI 的相关性呈现增强趋势。

表 1 植被指数、Hcsm 与 LAI 的相关系数绝对值
Tab.1 Absolute value of correlation coefficient of vegetation indices, Hcsm and LAI

参数	拔节期	挑旗期	开花期
LCI	0.695 **	0.736 **	0.776 **
NPCI	0.622 **	0.708 **	0.716 **
MCARI	0.064	0.013	0.398 **
TCARI	0.278	0.367 **	0.123
PBI	0.713 **	0.722 **	0.828 **
BGI	0.452 **	0.613 **	0.687 **
TVI	0.201	0.508 **	0.710 **
OSAVI	0.494 **	0.683 **	0.757 **
NDVI	0.654 **	0.696 **	0.721 **
SR	0.650 **	0.730 **	0.797 **
Hcsm	0.480 **	0.564 **	0.585 **

注: **表示 0.01 水平显著相关。

2.3 基于植被指数、Hcsm 估算 LAI

根据表 1 中 10 种植被指数与 LAI 的相关性,发现 3 个生育期相关性最强的分别为 PBI、LCI、PBI,为了得到不同生育期的最优植被指数模型,分别构建基于 PBI、LCI 和 PBI 的线性回归模型,同时也构建了不同生育期的基于 Hcsm 的线性回归模型,如表 2 和图 3 所示。根据表 2 和图 3 可知,对于最优植被指数,从拔节期到开花期,建模 R^2 的范围是 0.55 ~ 0.65, RMSE 的变化为 0.62 ~ 0.72,验证 R^2 的范围是 0.62 ~ 0.77, RMSE 的变化为 0.78 ~ 0.58,这 3 个生育期表现出最优植被指数估算 LAI 效果逐渐增强。对于 Hcsm,从拔节期到挑旗期,建模 R^2 的变化范围为 0.25 ~ 0.26, RMSE 为 0.80 ~ 1.43,验证 R^2 的变化范围为 0.23 ~ 0.61, RMSE 为 0.88 ~ 1.23,建模和验证结果都显示出最优植被指数估算 LAI 能力越来越强。从挑旗期到开花期,建模 R^2 和 RMSE 的范围分别为 0.26 ~ 0.30 和 1.43 ~ 1.02,验证 R^2 和 RMSE 的范围分别为 0.61 ~ 0.39 和 1.23 ~ 0.85,随着生育期建模效果逐渐增强,验证效果降低,其中建模 R^2 增加的幅度低于验证降低的幅度,因此从挑旗期到开花期,估算 LAI 效果逐渐降低。

表 2 不同生育期最优植被指数、Hcsm 与 LAI 的回归关系
Tab.2 Regression relationships between optimal vegetation index, Hcsm and LAI in different growth stages

生育期	参数	建模		验证	
		R^2	RMSE	R^2	RMSE
拔节期	PBI	0.55	0.62	0.62	0.78
	Hcsm	0.25	0.80	0.23	0.88
挑旗期	LCI	0.58	1.07	0.71	1.13
	Hcsm	0.26	1.43	0.61	1.23
开花期	PBI	0.65	0.72	0.77	0.58
	Hcsm	0.30	1.02	0.39	0.85

为了探究 Hcsm 对植被指数估算 LAI 的精度影响,将每个生育期的最优植被指数结合 Hcsm,得到 3 个生育期最优植被指数结合 Hcsm 与 LAI 的关系,如表 3 和图 4 所示。从拔节期到开花期,最优植被指数结合 Hcsm 建模 R^2 一直增加(0.57 ~ 0.69), RMSE 为 0.61 ~ 0.67,验证结果和建模保持一致,验证 R^2 也一直变大(0.63 ~ 0.79), RMSE 从 0.77 降为 0.54,说明建模效果较好。对比仅基于最优植被指数和 Hcsm 构建的 LAI 估算模型,将最优植被指数结合 Hcsm 构建的估算 LAI 模型效果更佳,拟合性和精度更高。

2.4 基于植被指数、植被指数结合 Hcsm 并使用 PLSR 估算 LAI

由表 1 可知,在拔节期中 MCARI、TCARI 和 TVI

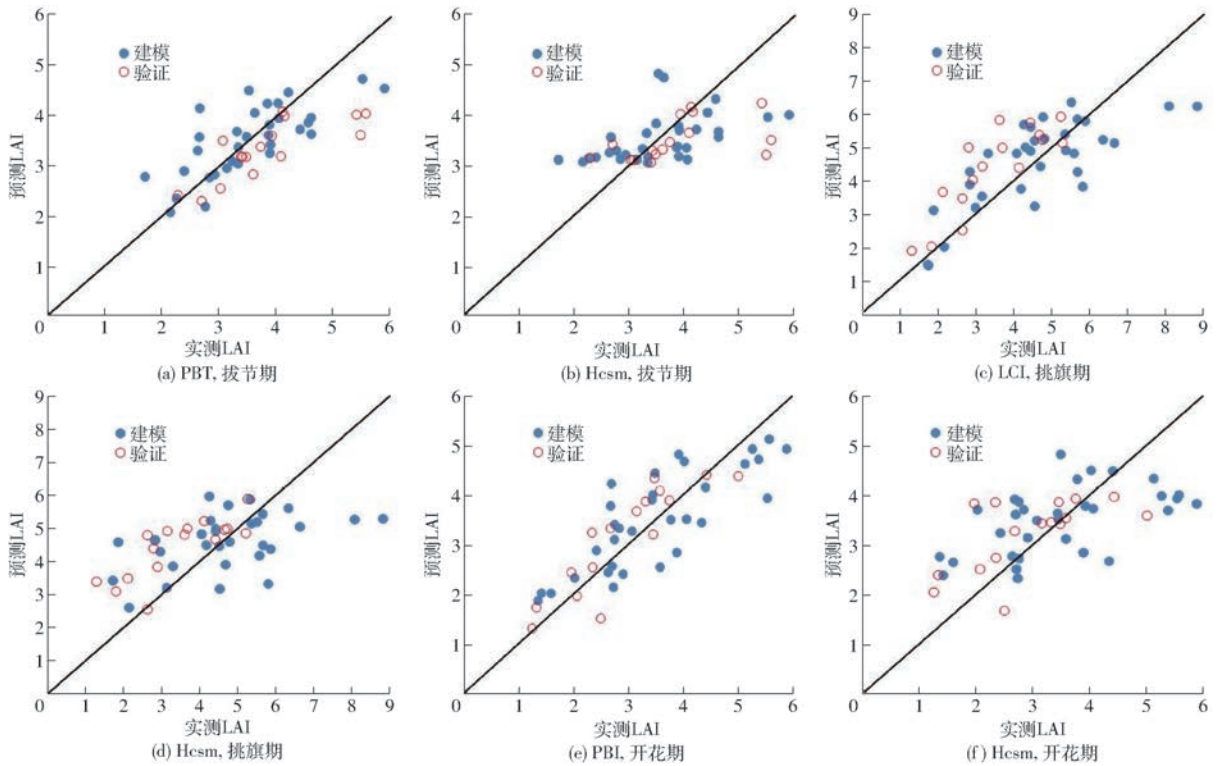


图 3 基于最优植被指数和 Hcsm 的 LAI 实测值与预测值

Fig. 3 Measured and predicted values of LAI based on optimal vegetation index and Hcsm

表 3 不同生育期最优植被指数结合 Hcsm 与 LAI 的回归关系

Tab. 3 Regression relationships between optimal vegetation index combined with Hcsm and LAI in different growth stages

生育期	参数	建模		验证	
		R^2	RMSE	R^2	RMSE
拔节期	PBI + Hcsm	0.57	0.61	0.63	0.77
挑旗期	LCI + Hcsm	0.62	1.03	0.74	0.91
开花期	PBI + Hcsm	0.69	0.67	0.79	0.54

表现为无显著相关,同时在挑旗期和开花期中这 3 种植被指数与 LAI 之间表现出较低的相关性。因此为了构建 LAI 估算模型,选取剩余的 7 种植被指数进行模型构建,即模型输入因子为 LCI、NPC1、PBI、

BGI、OSAVI、NDVI、SR,并使用 PLSR 回归方法构建不同生育期的 LAI 估算模型。为了探究植被指数结合 Hcsm 估算 LAI 能力,将选取的植被指数与 Hcsm 共同作为模型因子,也使用 PLSR 方法建立 LAI 估算模型,如表 4、5 和图 5 所示。

从表 4、5 和图 5 可以看出,以植被指数为模型因子,拔节期到开花期,建模 R^2 呈现上升趋势,验证 R^2 和建模 R^2 变化保持一致,也是逐渐增加,在开花期达到最佳估算效果(建模 $R^2 = 0.70$, RMSE 为 0.67;验证 $R^2 = 0.79$, RMSE 为 0.53)。以植被指数结合 Hcsm 为模型因子,3 个生育期中随着冬小麦生长,建模和验证 R^2 均表现出一直增加,开花期的估算效果最佳(建模 $R^2 = 0.73$, RMSE 为 0.64;验证 $R^2 = 0.83$, RMSE 为 0.49)。将植被指数结合 Hcsm

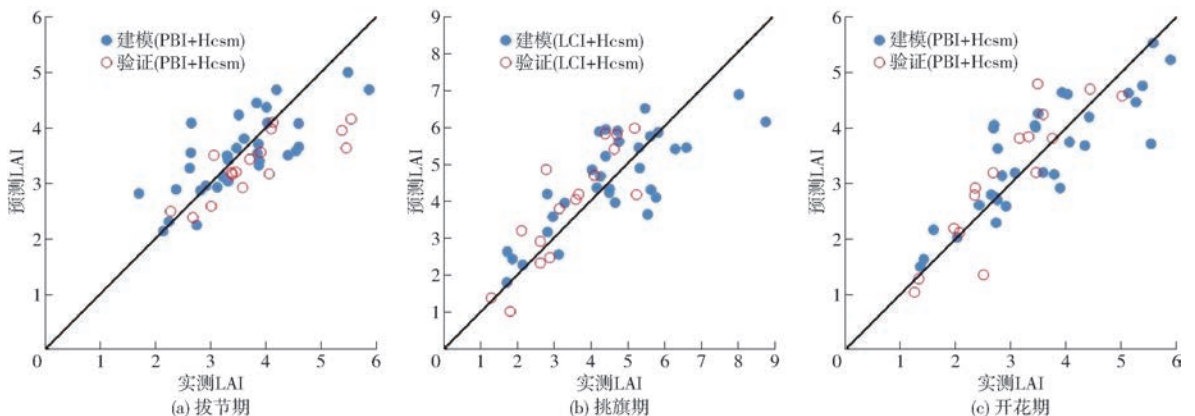


图 4 基于最优植被指数结合 Hcsm 的 LAI 实测值与预测值

Fig. 4 Measured and predicted values of LAI based on optimal vegetation index combined with Hcsm

表4 基于植被指数的冬小麦不同生育期 LAI 估算模型评估参数

Tab.4 Estimation of LAI in different growth stages of winter wheat based on vegetation indices

生育期	建模		验证	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE
拔节期	0.61	0.58	0.65	0.75
挑旗期	0.63	1.01	0.75	0.81
开花期	0.70	0.67	0.79	0.53

表5 基于植被指数结合 Hcsm 的冬小麦不同生育期 LAI 估算模型评估参数

Tab.5 Estimation of LAI in different growth stages of winter wheat based on vegetation indices combined with Hcsm

生育期	建模		验证	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE
拔节期	0.66	0.54	0.67	0.70
挑旗期	0.68	0.94	0.78	0.72
开花期	0.73	0.64	0.83	0.49

构建 LAI 估算模型,3 个生育期建模和验证的 R^2 均高于以植被指数为因子的建模和验证 R^2 , Hcsm 比较明显地提高了 LAI 估算精度,构建的估算模型拟合性和稳定性都较好。

2.5 LAI 空间分布

为了得到 LAI 的空间分布,使用每个生育期的

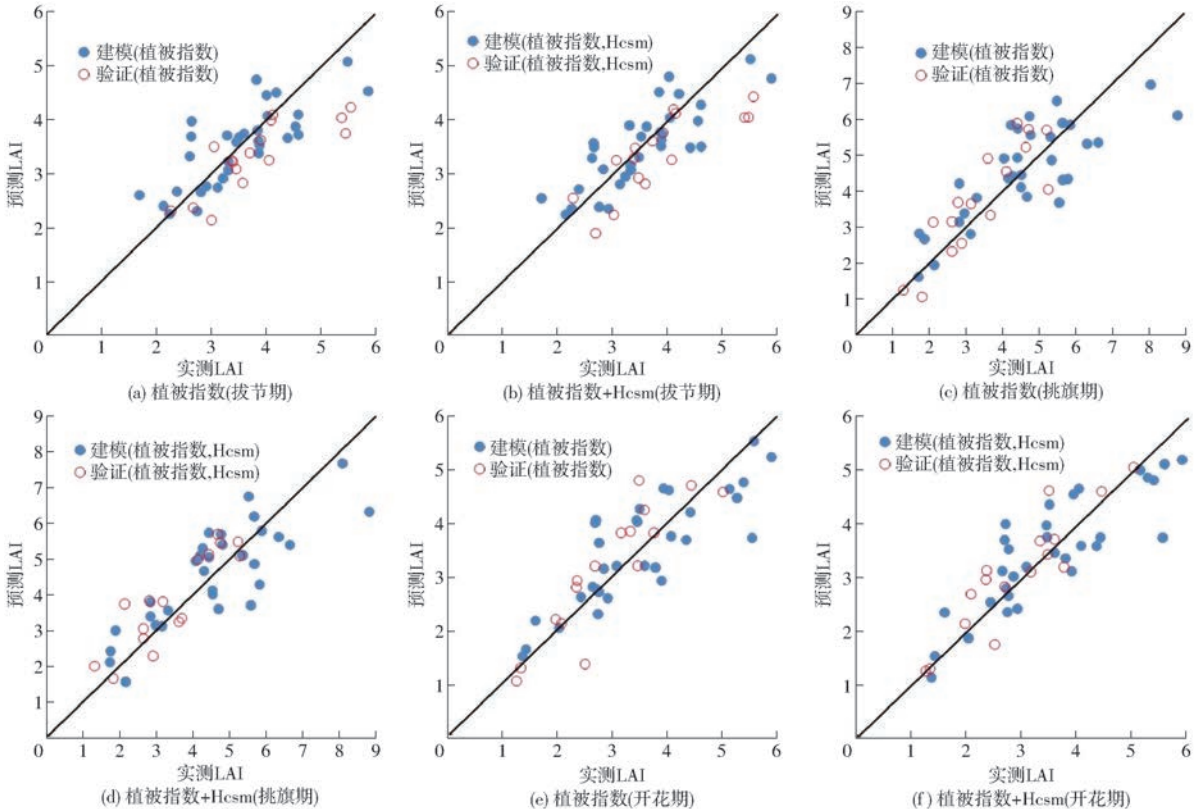


图5 基于植被指数以及植被指数结合 Hcsm 的 LAI 实测值与预测值

Fig.5 Measured and predicted values of LAI based on vegetation indices and vegetation indices combined with Hcsm

基于植被指数结合 Hcsm 的最佳估算模型,生成各生育期的 LAI 空间分布图,如图 6 所示。从图 6 可知,从拔节期到挑旗期, LAI 逐渐增大,而从挑旗期到开花期, LAI 开始下降,这个表现和冬小麦实际 LAI 分布是一致的。各小区的 LAI 有明显差别,其中重复 2 区域的 LAI 较高,重复 1 和重复 3 区域 LAI 较低,并且在 3 个生育期中均表现为重复 2 区域 LAI 高于重复 1 和重复 3 区域。拔节期 LAI 范围为 0~5,挑旗期 LAI 范围为 0~9,开花期 LAI 范围为 0~5,不同生育期的 LAI 空间分布和实际测量结果是一致的,说明构建的不同生育期的最佳 LAI 估算模型是可靠的。

3 讨论

3.1 株高监测

传统上测量作物株高主要是通过实地调查,这种测量方式消耗较多的人力、物力和时间。为了解决这个问题,高效准确地监测作物株高就变得尤为重要,可以提高农业管理者的工作效率^[39-40]。本研究通过冬小麦 3 个生育期的无人机高光谱影像数据,提取出了不同生育期的 Hcsm,实测 Hcsm 和 Hcsm 拟合的 R^2 达到 0.95,证明了提取的 Hcsm 精度较高。这个结果和文献[41-42]的研究一致。然而,基于无人机高光谱影像提取的 Hcsm 相比实测的株高整体上偏小。主要是由于传感器获取的是

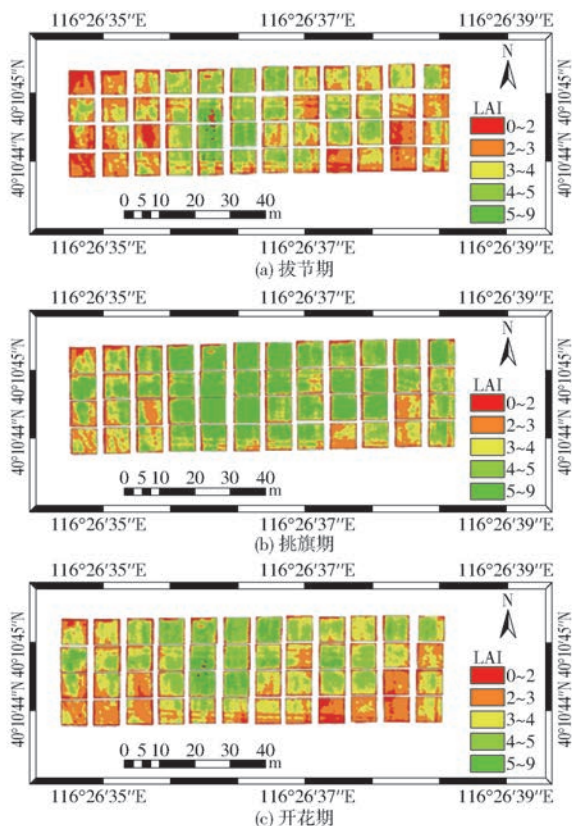


图 6 冬小麦各生育期的 LAI 空间分布

Fig. 6 Spatial distributions of LAI in different growth stages of winter wheat

作物的冠层数据,冠层结构的三维点云是由摄影测量计算的,包含不止第 1 片叶子,还含有植株的其余叶子和裸土像元;同时构建冠层三维点云,可能会除去植株叶子的空间信息。另外,由于拔节期株高获取时间和无人机影像获取时间不完全同步,导致实测株高与预测株高精度降低,同步获取株高和无人机影像数据可以提高株高监测精度。

3.2 基于植被指数、Hcsm 以及植被指数结合 Hcsm 估算 LAI

将不同的植被指数、Hcsm 分别与 LAI 相关性分析,结果表明随着生育期推移,大部分植被指数与 LAI 的相关性逐渐增强,主要由于作物的生育期与光谱信息的敏感性相关,生育期后期植被指数与 LAI 敏感性更强;Hcsm 与 LAI 整个生育期相关性都很好,说明作物高度能够反映生长状况^[43],Hcsm 随着生育期增加,从而影响 LAI 的准确估算。拔节期、挑旗期和开花期的最优植被指数分别为 PBI、LCI、PBI,这与文献[44]发现 PBI 能够很好地估算 LAI

以及文献[23]探究出 LCI 在预测 LAI 方面有较高的能力结论一致。将最优植被指数结合 Hcsm 构建的 LAI 估算模型精度更高,效果更好,证明了 Hcsm 能够提高估算 LAI 能力。

3.3 利用 PLSR 回归方法估算 LAI

为了探究 PLSR 对 LAI 估算模型的效果,选取了 LCI、NPC1、PBI、BGI、OSAVI、NDVI、SR 作为模型的输入变量,利用 PLSR 估算 LAI。相比仅基于植被指数估算 LAI,PLSR 可以明显地提高 LAI 估算效果。而基于植被指数结合 Hcsm,并使用 PLSR 构建 LAI 估算模型,模型的 R^2 进一步变大, RMSE 变小,此时估算 LAI 的效果更好。2 种模型均说明了使用 PLSR 能够提高模型精度。这与 PLSR 处理光谱数据能力有关,PLSR 利用了主成分分析,更好地使用了光谱信息,并且能够解决多个变量之间的共线性问题,从而在作物参数监测方面能够取得较好的成效^[45]。同时文献[23]证明了使用 PLSR 结合植被指数估算作物参数精度优于单个植被指数,这个研究和本文得到的结果是一致的。

4 结论

(1)由无人机高光谱提取得到的 Hcsm 与实测 Hcsm 之间具有较高的拟合性($R^2 = 0.95$),Hcsm 有较高的精度。

(2)在不同生育期,大部分植被指数与 LAI 表现为 0.01 显著相关水平,Hcsm 与 LAI 也表现为 0.01 显著相关水平。

(3)不同生育期的最优植被指数(PBI、LCI、PBI)估算 LAI 效果逐渐增强,同时 Hcsm 以及最优植被指数结合 Hcsm 估算 LAI 的能力也越来越强,其中基于最优植被指数结合 Hcsm 估算 LAI 效果优于仅基于最优植被指数或 Hcsm 的 LAI 估算效果。

(4)以植被指数、植被指数结合 Hcsm 为模型输入因子,采用 PLSR 方法构建的不同生育期 LAI 估算模型均在开花期达到最佳估算效果(建模 $R^2 = 0.70$, RMSE 为 0.67;建模 $R^2 = 0.73$, RMSE 为 0.64),并且以植被指数结合 Hcsm 估算 LAI 的精度最佳。

(5)通过无人机高光谱遥感影像提取作物 Hcsm,并结合植被指数,明显提高了 LAI 估算精度,对农业生产管理具有重要意义。

参 考 文 献

- [1] 刘轲,周清波,吴文斌,等. 基于多光谱与高光谱遥感数据的冬小麦叶面积指数反演比较[J]. 农业工程学报, 2016, 32(3): 155 - 162.
LIU Ke, ZHOU Qingbo, WU Wenbin, et al. Comparison between multispectral and hyperspectral remote sensing for LAI estimation[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(3): 155 - 162. (in Chinese)

- [2] LIU B, ASSENG S, WANG A, et al. Modelling the effects of post-heading heat stress on biomass growth of winter wheat[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2017, 247(8): 476–490.
- [3] 赵虎, 杨正伟, 李霖, 等. 作物长势遥感监测指标的改进与比较分析[J]. *农业工程学报*, 2011, 27(1): 243–249.
ZHAO Hu, YANG Zhengwei, LI Lin, et al. Improvement and comparative analysis of indices of crop growth condition monitoring by remote sensing[J]. *Transactions of the CSAE*, 2011, 27(1): 243–249. (in Chinese)
- [4] HUANG J, SEDANO F, HUANG Y, et al. Assimilating a synthetic Kalman filter leaf area index series into the WOFOST model to improve regional winter wheat yield estimation[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2016, 216(10): 188–202.
- [5] LAUNAY M, GUERIF M. Assimilating remote sensing data into a crop model to improve predictive performance for spatial applications[J]. *Agriculture Ecosystems & Environment*, 2005, 111(1–4): 321–339.
- [6] HOUBORG R, AADERSON M, DAUGHTRY C. Utility of an image-based canopy reflectance modeling tool for remote estimation of LAI and leaf chlorophyll content at the field scale[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(1): 259–274.
- [7] LI W, WEISS M, WALDNER F, et al. A generic algorithm to estimate LAI, FAPAR and FCOVER variables from SPOT4_HRVIR and Landsat sensors: Evaluation of the consistency and comparison with ground measurements[J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(10): 15494–15516.
- [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. Applications of unmanned aerial vehicle images on agricultural remote sensing monitoring[J]. *Transactions of the CSAE*, 2013, 29(18): 136–145. (in Chinese)
- [9] 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)
- [10] JIN X, LIU S, BARET F, et al. Estimates of plant density of wheat crops at emergence from very low altitude UAV imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 198(6): 105–114.
- [11] 张东彦, 刘镛源, 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)
- [12] GEIPEL J, LINK J, CLAUPEIN W. 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): 10335–10355.
- [13] ZHANG C, KOVACS J M. The application of small unmanned aerial systems for precision agriculture: a review[J]. *Precision Agriculture*, 2012, 13(6): 693–712.
- [14] ZAMAN-ALLAH 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): 1–10.
- [15] 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)
- [16] 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. UAV based multi-load remote sensing technologies for wheat breeding information acquirement[J]. *Transactions of the CSAE*, 2015, 31(21): 184–190. (in Chinese)
- [17] THENKABAIL P S, SMITH R B, PAUW E D. Hyperspectral vegetation indices and their relationships with agricultural crop characteristics[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2000, 71(2): 158–182.
- [18] SERRANO L, FILELLA I, PENUELAS J. Remote sensing of biomass and yield of winter wheat under different nitrogen supplies[J]. *Crop Science*, 2000, 40(3): 723–731.
- [19] 宋晓宇, 王纪华, 黄文江, 等. 变量施肥条件下冬小麦长势及品质变异遥感监测[J]. *农业工程学报*, 2009, 25(9): 155–162.
SONG Xiaoyu, WANG Jihua, HUANG Wenjiang, et al. Monitoring spatial variance of winter wheat growth and grain quality under variable-rate fertilization conditions by remote sensing data[J]. *Transactions of the CSAE*, 2009, 25(9): 155–162. (in Chinese)
- [20] 潘海珠, 陈仲新. 无人机高光谱遥感数据在冬小麦叶面积指数反演中的应用[J]. *中国农业资源与区划*, 2018, 39(3): 32–37.
PAN Haizhu, CHEN Zhongxin. Application of UAV hyperspectral remote sensing in winter wheat leaf area index inversion[J]. *Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning*, 2018, 39(3): 32–37. (in Chinese)
- [21] JINI X, YANG G, XU X, et al. Combined multi-temporal optical and radar parameters for estimating LAI and biomass in winter wheat using HJ and RADARSAR-2 data[J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(10): 13251–13272.
- [22] 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)
- [23] YUE J, FENG H, JIN X, 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(7): 1138–1162.
- [24] NGUYEN H T, LEE B W. Assessment of rice leaf growth and nitrogen status by hyperspectral canopy reflectance and partial least square regression[J]. *European Journal of Agronomy*, 2006, 24(4): 349–356.
- [25] LUCIEER A, MALENOVSKY Z, VENESS T, et al. HyperUAS-Imaging spectroscopy from a multicopter unmanned aircraft system[J]. *Journal of Field Robotics*, 2014, 31(4): 571–590.
- [26] TURNER D, LUCIEER A, WALLACE L. Direct georeferencing of ultrahigh-resolution UAV imagery [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(5): 2738–2745.
- [27] DATT B. A new reflectance index for remote sensing of chlorophyll content in higher plants: tests using eucalyptus leaves[J]. *Journal of Plant Physiology*, 1999, 154(1): 30–36.
- [28] PENUELAS J, GAMON J A, FREDEEN A L, et al. Reflectance indices associated with physiological changes in nitrogen- and water-limited sunflower leaves [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1994, 48(2): 135–146.
- [29] HABOUDANE D, MILLER J R, TREMBLAY N, et al. Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 81(2–3): 416–426.
- [30] RAMA R N, GARG P K, GHOSH S K, et al. Estimation of leaf total chlorophyll and nitrogen concentrations using hyperspectral satellite imagery[J]. *The Journal of Agricultural Science*, 2008, 146(1): 65–75.
- [31] ZARCO-TEJADA P J, BERJON A, LOPEZ-LOZANO R, et al. Assessing vineyard condition with hyperspectral indices: leaf and canopy reflectance simulation in a row-structured discontinuous canopy [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 99(3): 271–287.
- [32] BROGE N H, LEBLANC E. Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2001, 76(2): 156–172.
- [33] RONDEAUX G, STEVEN M, BARET F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 55(2): 95–107.
- [34] PENUELA R, 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.
- [35] BARET F, GUYOT G, MAJOR D J. TSAVI: a vegetation index which minimizes soil brightness effects on LAI and APAR estimation[C] // *Symposium on Geoscience & Remote Sensing Symposium*. IEEE, 2002.
- [36] DARVISHZADEH R, SKIDMORE A, SCHLERF M, et al. LAI and chlorophyll estimation for a heterogeneous grassland using hyperspectral measurements[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2008, 63(4): 409–426.
- [37] 王纪华, 黄文江, 劳彩莲, 等. 运用 PLS 算法由小麦冠层反射光谱反演氮素垂直分布[J]. *光谱学与光谱分析*, 2007, 27(7): 1319–1322.
- WANG Jihua, HUANG Wenjiang, LAO Cailian, et al. Inversion of winter wheat foliage vertical distribution based on canopy reflected spectrum by partial least squares regression method[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2007, 27(7): 1319–1322. (in Chinese)
- [38] 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[J]. *红外与激光工程*, 2015, 44(1): 335–340.
- LIANG Dong, YANG Qinying, HUANG Wenjiang, et al. Estimation of leaf area index based on wavelet transform and support vector machine regression in winter wheat[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44(1): 335–340. (in Chinese)
- [39] WANG S. Remote sensing method of forest biomass estimation by artificial neural network models [J]. *Ecology and Environment*, 2007, 16(1): 108–111.
- [40] SCOTTFORD I M, MILLER P C. Combination of spectral reflectance and ultrasonic sensing to monitor the growth of winter wheat[J]. *Biosystems Engineering*, 2004, 87(1): 27–38.
- [41] 牛庆林, 冯海宽, 杨贵军, 等. 基于无人机数码影像的玉米育种材料株高和 LAI 监测[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(5): 73–82.
- NIU Qinglin, FENG Haikuan, YANG Guijun, et al. Monitoring plant height and leaf area index of maize breeding material based on UAV digital images[J]. *Transactions of the CSAE*, 2018, 34(5): 73–82. (in Chinese)
- [42] BENDIG J, BOLTEN A, BENNERIZ S, et al. Estimating biomass of barley using crop surface models (CSMs) derived from UAV-based RGB imaging[J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(11): 10395–10412.
- [43] TILLY N, HOFFMEISTER D, CAO Q, et al. Multitemporal crop surface models: accurate plant height measurement and biomass estimation with terrestrial laser scanning in paddy rice[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2014, 8(1): 083671.
- [44] TAO H, FENG H, XU L, et al. Estimation of crop growth parameters using UAV-based hyperspectral remote sensing data [J]. *Sensors*, 2020, 20(5): 1296.
- [45] 陶惠林, 徐良骥, 冯海宽, 等. 基于无人机高光谱遥感数据的冬小麦产量估算[J/OL]. *农业机械学报*, 2020, 51(7): 146–155.
- TAO Huilin, XU Liangji, FENG Haikuan, et al. Winter wheat yield estimation based on UAV hyperspectral remote sensing data[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(7): 146–155. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200717&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2020.07.017. (in Chinese)