

利用无人机高光谱估算冬小麦叶绿素含量

冯海宽^{1,2}, 陶惠林¹, 赵钰¹, 杨福芹³, 樊意广¹, 杨贵军^{1*}

1. 农业农村部农业遥感机理与定量遥感重点实验室, 北京市农林科学院信息技术研究中心, 北京 100097
2. 南京农业大学国家信息农业工程技术中心, 江苏 南京 210095
3. 河南工程学院土木工程学院, 河南 郑州 451191

摘要 叶绿素含量(SPAD)是作物长势评价的重要指标,可以监测农作物的生长状况,对农业管理至关重要,因此快速、准确地估算 SPAD 具有重要意义。以冬小麦为研究对象,利用无人机高光谱获取了拔节期、挑旗期和开花期的影像数据,获取植被指数和红边参数,研究植被指数与红边参数估算 SPAD 的能力。先将植被指数与红边参数分别与不同生育期的 SPAD 进行相关性分析,再基于植被指数、植被指数结合红边参数,通过偏最小二乘回归(PLSR)方法估算 SPAD,最后制作 SPAD 分布图验证模型的有效性。结果表明,(1)大部分植被指数与红边参数在 3 个主要生育期与 SPAD 相关性均达到极显著水平(0.01 显著);(2)单个植被指数构建的 SPAD 估算模型中,LCI 表现最好($R^2=0.56$, RMSE=2.96, NRMSE=8.14%),红边参数中 Dr/Dr_{min} 表现最好($R^2=0.49$, RMSE=3.18, NRMSE=8.76%);(3)基于植被指数结合红边参数构建的 SPAD 估算模型效果最佳,优于仅基于植被指数构建的 SPAD 估算模型,同时,随着生育期推移,两种模型均在开花期达到最高精度, R^2 分别为 0.73 和 0.78, RMSE 分别为 2.49 和 2.22, NRMSE 分别为 5.57% 和 4.95%。因此,基于植被指数结合红边参数,并使用 PLSR 方法可以更好地估算 SPAD,可以为基于无人机遥感的 SPAD 监测提供一种新的方法,也可为农业管理提供参考。

关键词 冬小麦; 叶绿素含量; 植被指数; 红边参数; 偏最小二乘回归

中图分类号: S25 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2022)11-3575-06

引言

叶绿素是作物的重要生理生化参数,是进行光合作用的重要色素,能反映作物的生长状况,是重要的长势监测指标^[1]。因此,快速、精准地监测叶绿素含量(SPAD)对田间生产有科学的指导意义。传统获取 SPAD 的方式多为实地采集,通常利用分光光度计法、高效液相色谱法和原子吸收法等,获取数据的过程比较繁琐,同时对作物具有破坏性^[2]。

随着遥感技术的快速发展,利用遥感技术动态、快速、高效、无损监测 SPAD 已经成为重要的手段。目前,遥感技术监测 SPAD 根据数据获取方式分为地面遥感、近地面的空中遥感、远地面的高空遥感。地面测量中主要采用非成像地物光谱仪;高空遥感主要是通过卫星获取光谱图像,能够大范围监测,但容易受云层影响,且卫星重访周期长,光谱分辨率和空间分辨率低^[3];低空遥感为无人机和载人飞机,载

人飞机的操作要求较高,而无人机操作方便,起飞条件相对简单,更机动灵活,能够获取较高光谱和空间分辨率的遥感影像,可以更好地应用于精准农业^[4]。无人机遥感作为监测作物长势的重要方式,通常携带的传感器为数码相机、多光谱和高光谱,数码相机和多光谱的成本较低,但获取的与作物长势相关的波段信息有限。高光谱由于光谱波段多,可以得到与作物较为密切的敏感波段信息,这些光谱信息能够更好地反映作物的生长状况。为了更好地利用无人机监测 SPAD,国内外大量学者使用不同方法构建监测模型,如孟沌超等^[1]将植被指数和纹理特征结合,得到的植被指数+纹理特征模型反演 SPAD 准确度更高。Zhang 等^[5]对比了卫星、无人机和地面遥感监测的特点,探究出多方法结合监测 SPAD 更有效。Qiao 等^[6]利用无人机数码影像构建 10 种数码植被指数,并结合纹理信息估算玉米的 SPAD,结果表明构建的模型精度较高,反演能力增强。Li 等^[7]基于无人机高光谱影像数据,通过植被指数预测马铃薯 SPAD,发现相比

收稿日期: 2022-01-12, 修订日期: 2022-04-27

基金项目: 国家自然科学基金项目(41601346, 41871333), 河南省重点研发与推广专项项目(202102110270)资助

作者简介: 冯海宽, 1982 年生, 北京市农林科学院信息技术研究中心高级工程师 e-mail: fenghaikuan123@163.com

* 通讯作者 e-mail: yanggj@nrcita.org.cn

单个植被指数,多植被指数的预测效果更好。肖武等^[8]使用多元线性回归方法构建基于不同植被指数的 SPAD 估算模型,结果显示多元线性回归估算精度更高。苏伟等^[9]将无人机影像重采样,观察不同分辨率下植被指数反演 SPAD 效果。

高光谱具有较多的波段,提取与 SPAD 更敏感的光谱信息,能够更深入地分析光谱信息。目前,分析无人机高光谱的特有波段—红边区域,并基于植被指数和红边区域构建 SPAD 估算模型的研究还较少。本工作利用无人机高光谱遥感数据,获取了冬小麦 3 个主要生育期的影像,提取出植被指数和红边区域信息,构建了植被指数,红边参数,植被指数结合红边参数的 SAPD 估算模型,并使用偏最小二乘回归方法(partial least square regression, PLSR)构建模型,分析不同模型的优劣性和适用性,选取最佳的估算模型,以期为基于高光谱遥感技术准确估算 SPAD 提出一种新的方法。

1 实验部分

1.1 试验设计

试验区为国家精准农业研究示范基地,在北京市昌平区小汤山镇,地理位置处在温榆河冲积平原和燕山的结合地带,地势开阔,北纬 $40^{\circ}00' - 40^{\circ}21'$,东经 $116^{\circ}34' - 117^{\circ}00'$,为暖温带大陆性季风气候,夏季和秋季多雨水,年总降水量约 648 mm。试验区前茬作物是玉米,土壤类型是潮土,且比较肥沃。试验区位置和设计见图 1 所示。试验采用随机设计,为了增加不同小区作物的差异性,48 个小区分别种植 2 个冬小麦品种(中麦 175 与京麦 9843),试验区有 N1($0 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$), N2($195 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$), N3($390 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$)和 N4(585

$\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$)4 种氮素处理;并设置 3 个水分处理:W0(仅雨水),W1 是雨水加正常灌溉(100 mm),W2 是雨水加两倍正常灌溉(200 mm);48 个小区经过 3 种重复处理,每种处理 16 个小区,分为重复 1、重复 2 和重复 3。种植密度是 $489 \text{ 株} \cdot \text{m}^{-2}$,每个小区面积是 48 m^2 。由于此研究区均匀程度不一致,各小区处理方式也不同,作物吸收的养分和水分也存在差异,从而作物生长情况和产量在空间上呈现较大区别,具有良好的梯度,可以进行无人机遥感试验。

1.2 地面数据获取及处理

地面试验与无人机数据采集同步进行,分别进行冬小麦拔节期(2015 年 4 月 21 号)、挑旗期(2015 年 4 月 26 号)和开花期(2015 年 5 月 13 号)3 次测量。为了测量冬小麦 SPAD,利用 SPAD-502 型手持叶绿素仪,在每个小区选取 1 个样本点取样,在取样点位置选取具有代表性的 4 片叶子,测量不同部位 5 次,将获取的平均值作为该叶片的 SPAD。然后将不同小区的样本点的叶片 SPAD 平均值作为该小区的 SPAD。在 3 个主要生育期共采取了 144 组样本数据,取样结束后利用 GPS 对取样点定位,记录坐标信息。

1.3 无人机高光谱数据的获取与处理

在适合无人机飞行的无风、且少云的时刻,分别获取了冬小麦拔节期(2015 年 4 月 21 号)、挑旗期(2015 年 4 月 26 号)和开花期(2015 年 5 月 13 号)的无人机高光谱数据。采用旋翼无人机遥感平台,无人机型为 DJI S1000 UAV,具有八个螺旋桨,能够在低速和低空条件下保持稳定。无人机起飞质量是 6 kg,飞行高度为 50 m,速度是 $8 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$,配备两节 18 000 mA · h(25 V)电池,续航时间为 30 min。无人机搭载的传感器是 Cubert UHD-185 Firefly 成像光谱仪(测量过程中保证光谱仪垂直向下),生产地为德国,重量是 0.47 kg;获取的波段范围从可见光到近红外(450~950 nm);和地面高光谱不同,高光谱的采样间隔是 4 nm。无人机起飞时间为中午 12 点,飞行高度是 80 m,每次飞行前,需要利用地面黑白板进行定标。获取影像后,需要对影像进行预处理:(1)影像的拼接和几何校正。通过德国 Cuber 公司生产的 Cuber-Pilot 软件和 Agisoft PhotoScan 软件,并使用全色图像与位置信息进行无人机高光谱影像拼接工作。首先,利用 Cuber-Pilot 软件融合高光谱图像和全色图像,生成新的融合后的高光谱影像;最后,通过 Agisoft PhotoScan 软件完成高光谱影像的拼接;(2)冠层光谱的反射率获取。此项工作需要在 ArcGIS 软件中完成,将拼接好的高光谱影像划分成不同小区的最大面积矢量,并把矢量文件和对应的小区名字进行编号;再利用 IDL 程序提取出不同感兴趣区的平均光谱反射率,将平均光谱反射率作为不同小区冠层光谱反射率。

1.4 植被指数选取

植被指数的研究广泛,为了探究植被指数与 SPAD 的关系,根据已有的研究成果,筛选出与 SPAD 密切相关的植被指数,分别为 LCI, PBI, NDVI, SR, TCARI, OSAVI 和 GNDVI 7 种植被指数。具体见表 1 所示。

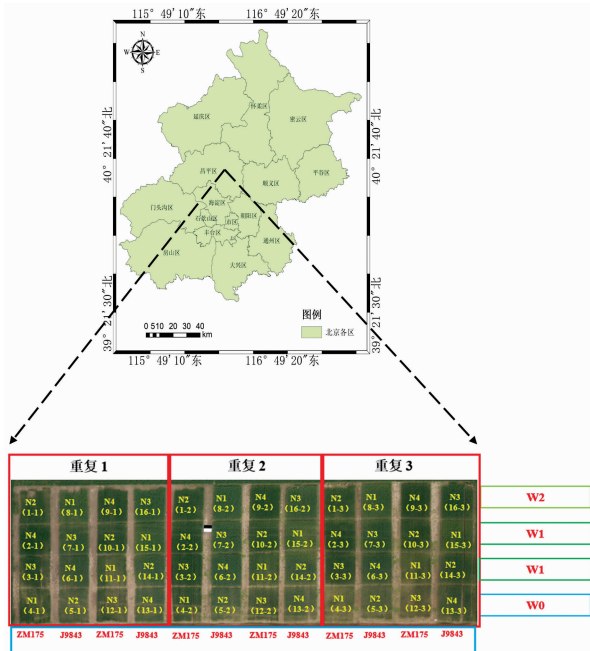


图 1 试验区位置和设计

Fig. 1 Test area location and design

表 1 选取的光谱参数

Table 1 Selected vegetation indices in this study

光谱参数	公式	参考文献
LCI	$(R_{850} - R_{710}) / (R_{850} + R_{670})^{1/2}$	[10]
PBI	R_{810} / R_{560}	[10]
NDVI	$(R_{800} - R_{680}) / (R_{800} + R_{680})$	[10]
SR	R_{750} / R_{550}	[10]
TCARI	$3 \times [(R_{700} - R_{670}) - 0.2 \times (R_{700} - R_{550})(R_{700} / R_{670})]$	[10]
OSAVI	$1.16 \times (R_{800} - R_{670}) / (R_{800} + R_{670} + 0.16)$	[10]
GNDVI	$(R_{801} - R_{550}) / (R_{801} + R_{550})$	[11]

注：R 为光谱反射率

Note: R is the spectral reflectance

1.5 红边参数选取

为了探究红边区域估算 SPAD 的效果，根据前人研究成果，选取了红边区域的光谱参数，如红边振幅(Dr)、红边面积(SDr)、最小振幅(Dr_{min})和红边振幅/最小振幅(Dr/Dr_{min})。红边参数根据最大一阶导数计算，即 Dr 是 680~750 nm 范围光谱最大一阶微分的波长的一阶微分值；SDr 是红边区域(680~750 nm)的光谱一阶微分的和；Dr_{min}是最小红边振幅的值^[3]。

1.6 分析方法

PLSR 不同于主成分分析与典型关联分析，结合了两种数据分析方法的优势，并且可以解决模型自变量和因变量的映射问题。能够在自变量存在严重多重相关性的条件下进行回归建模；同时在最终的模型中包含原有的所有自变量，易于辨识系统信息与噪声，而且自变量的回归系数更容易解释；相比较其他建模方法，PLSR 的计算简单、预测精度较高、易于定性解释。

1.7 精度评价

为了评估构建的 SPAD 模型的精度与可靠性，选取决定系数(coefficient of determination, R²)、均方根误差(root mean square error, RMSE)、标准均方根误差(normalized root mean square error, NRMSE)作为评价指标。其中 R² 越大，表示模型有更好的适用性；RMSE 和 NRMSE 越小，说明模型的精度越高，反之精度越低。

2 结果与讨论

2.1 植被指数、红边参数与 SPAD 相关性分析

将不同的植被指数、红边参数与 SPAD 进行相关性分析，如表 2 所示。根据表 2 可知，对于植被指数，除了 TCARI 在拔节期和开花期表现无显著相关外，其余植被指数在 3 个生育期均表现极显著相关($p < 0.01$)；对于红边参数 Dr_{min} 和 Dr/Dr_{min} 在生长期中均为极显著相关($p < 0.01$)，Dr 表现为无显著相关，SDr 为显著相关($p < 0.05$)。相比 3 个不同生育期，植被指数和红边参数在挑旗期均达到 0.01 显著水平，拔节期，植被指数中 LCI 相关系数最高，为 0.745，红边参数中 Dr/Dr_{min} 相关系数最高，为 0.696；挑旗

期，相关性最大的植被指数和红边参数分别为 LCI 与 Dr/Dr_{min}，相关系数分别为 0.598 与 0.626；开花期，相关性表现最好的植被指数为 GNDVI，相关系数为 0.539，相关性表现最好的红边参数为 Dr，相关系数为 0.436。

表 2 植被指数、红边参数与 SPAD 相关系数

Table 2 Correlation coefficients between vegetation indices, red edge parameters and SPAD

参数	相关系数		
	拔节期	挑旗期	开花期
LCI	0.745**	0.598**	0.525**
PBI	0.718**	0.553**	0.502**
NDVI	0.701**	0.530**	0.441**
SR	0.670**	0.494**	0.404**
TCARI	-0.085	-0.384**	-0.204
OSAVI	0.655**	0.514**	0.439**
GNDVI	0.744**	0.589**	0.539**
Dr	0.521**	0.443**	0.436**
SDr	0.269*	0.410**	0.390**
Dr _{min}	-0.445**	-0.548**	-0.370**
Dr/Dr _{min}	0.696**	0.626**	0.428**

注：* 为 0.05 水平显著，** 为 0.01 水平显著

Note: * represents significant at 0.05 level, and ** represents significant at 0.01 level

2.2 单参数 SPAD 估算模型构建

挑选出 3 个生育期相关性较高的植被指数 LCI, PBI, NDVI 和 GNDVI, 红边参数 Dr 与 Dr/Dr_{min}。构建 SPAD 线性估算模型，结果见表 3 所示。在 3 个生育期中，从拔节期到开花期，植被指数 LCI 构建的 SPAD 估算模型均为最佳，R² 从 0.56 到 0.28，RMSE 的范围为 2.96~4.61，NRMSE 的范围为 8.14%~10.43%，最佳估算 SPAD 模型的 R²，RMSE 与 NRMSE 分别为 0.56，2.96 与 8.14%；红边参数 Dr/Dr_{min} 构建的 SPAD 估算模型也均为最佳，此时 R²，RMSE 和 NRMSE 分别为 0.49，3.18 和 8.76%，从拔节期到开花期，R² 的变化范围为 0.49~0.18，RMSE 与 NRMSE 范围分别为 3.18~4.89，8.76%~11.08%。

2.3 利用 PLSR 方法构建 SPAD 估算模型

为了探究多个植被指数估算 SPAD 效果，将植被指数 LCI, PBI, NDVI 与 GNDVI 作为模型输入变量，使用 PLSR 方法建立 SPAD 估算模型，结果如表 4 和图 2 所示。从拔节期到开花期，基于植被指数构建的 SPAD 估算模型的效果是逐渐增强，建模 R² 从 0.62 提高至 0.73，模型的拟合性较高，RMSE 从 2.67 降低至 2.49，NRMSE 从 7.43% 降低为 5.57%，模型的预测精度较高；同时验证 R² 从 0.65 到 0.76，RMSE 与 NRMSE 分别从 3.27 到 3.09，8.80% 到 7.93%，验证的效果较好，模型较为稳定。在开花期达到最佳估算效果，此时建模 R²，RMSE 和 NRMSE 分别为 0.73，2.49 和 5.57%，验证 R²，RMSE 和 NRMSE 分别为 0.76，3.09 和 7.93%。

表 3 单参数模型结果

Table 3 Modelling results with single-parameter

生育期	参数	R ²	RMSE	NRMSE/%
拔节期	LCI	0.56	2.96	8.14
	PBI	0.51	3.09	8.50
	NDVI	0.49	3.16	8.70
	GNDVI	0.55	2.96	8.15
	Dr	0.27	3.78	10.41
挑旗期	Dr/Dr _{min}	0.49	3.18	8.76
	LCI	0.36	4.09	10.18
	PBI	0.31	4.25	10.59
	NDVI	0.28	4.33	10.78
	GNDVI	0.35	4.13	10.27
开花期	Dr	0.20	4.58	11.39
	Dr/Dr _{min}	0.39	3.98	9.91
	LCI	0.28	4.61	10.43
	PBI	0.25	4.68	10.60
	NDVI	0.19	4.86	11.00
	GNDVI	0.29	4.56	10.32
	Dr	0.19	4.87	11.03
	Dr/Dr _{min}	0.18	4.89	11.08

将植被指数结合红边参数作为模型的估算因子, 并使用 PLSR 方法构建不同生育期的 SPAD 估算模型, 得到建模和验证结果如表 5 和图 3 所示。根据表 5 与图 3 可知, 相比较基于植被指数构建的 SPAD 估算模型, 基于植被指数结合红边参数的 SPAD 估算模型在不同生育期中预测能力较强, 也

是随着生育期推进估算效果逐渐变好。拔节期到开花期, 建模 R² 的范围为 0.64~0.78, RMSE 的范围为 2.61~2.22, NRMSE 的范围为 7.27%~4.95%。构建的估算 SPAD 模型在开花期效果最好(建模 R²=0.78, RMSE=2.22, NRMSE=4.95%)。为了验证构建的估算模型的适用性, 使用验证集样本数据进行验证, 验证的 R², RMSE 与 NRMSE 的范围为 0.68~0.81, 3.17~3.02, 8.53%~7.62%, 验证的效果和建模效果一致, 模型稳定性, 拟合性较好, 预测精度理想。

表 4 基于植被指数估算 SPAD 建模结果

Table 4 Estimation of SPAD based on vegetation indices

生育期	建模集			验证集		
	R ²	RMSE	NRMSE/%	R ²	RMSE	NRMSE/%
拔节期	0.62	2.67	7.43	0.65	3.27	8.80
挑旗期	0.70	2.53	6.57	0.72	3.15	8.13
开花期	0.73	2.49	5.57	0.76	3.09	7.93

表 5 基于植被指数结合红边参数估算 SPAD 建模结果

Table 5 Estimation of SPAD based on vegetation indices combined with red edge parameters

生育期	建模集			验证集		
	R ²	RMSE	NRMSE/%	R ²	RMSE	NRMSE/%
拔节期	0.64	2.61	7.27	0.68	3.17	8.53
挑旗期	0.71	2.50	6.44	0.74	3.11	8.05
开花期	0.78	2.22	4.95	0.81	3.02	7.62

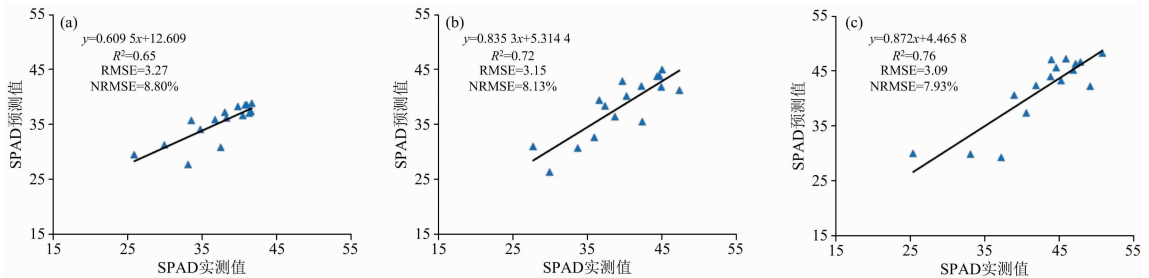


图 2 基于植被指数估算 SPAD 模型验证结果

Fig. 2 Model validation results in estimation of SPAD based on vegetation indices

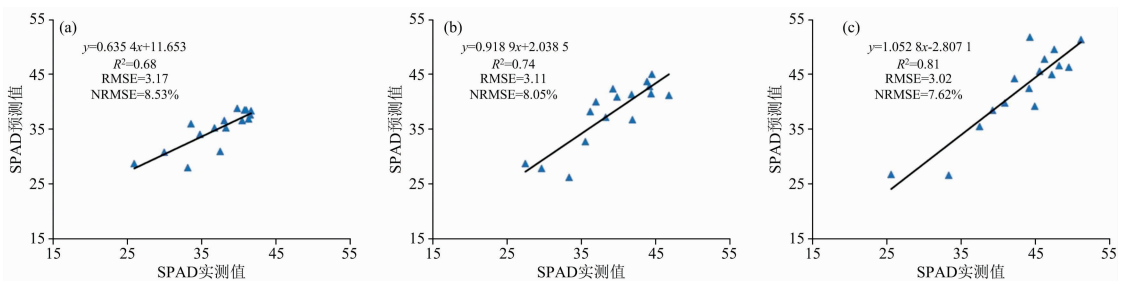


图 3 基于植被指数结合红边参数估算 SPAD 模型验证结果

Fig. 3 Model validation results in estimation of SPAD based on vegetation indices combined with red edge parameters

2.4 SPAD 空间分布

根据构建的 SPAD 估算模型可知, 基于植被指数结合红

边参数, 使用 PLSR 方法构建的估算模型效果最佳, 基于植被指数和红边参数估算模型得到冬小麦不同生育期的 SPAD

空间分布,结果如图 4 所示。从图 4 可以看出,从拔节期到开花期,颜色逐渐加深,表示 SPAD 越来越大。拔节期,重复 1 区域的 SPAD 范围为 22~36,重复 2 区域的 SPAD 均高于 32,重复 3 区域的 SPAD 范围为 28~36,重复 2 区域 SPAD 整体上高于重复 1 和重复 3 区域。挑旗期和开花期,SPAD 最高的区域也是重复 2,重复 1 和重复 3 区域 SPAD 相对较低。3 个生育期的 SPAD 估算得到的空间分布和实测结果一致性较高,反演的效果较佳。

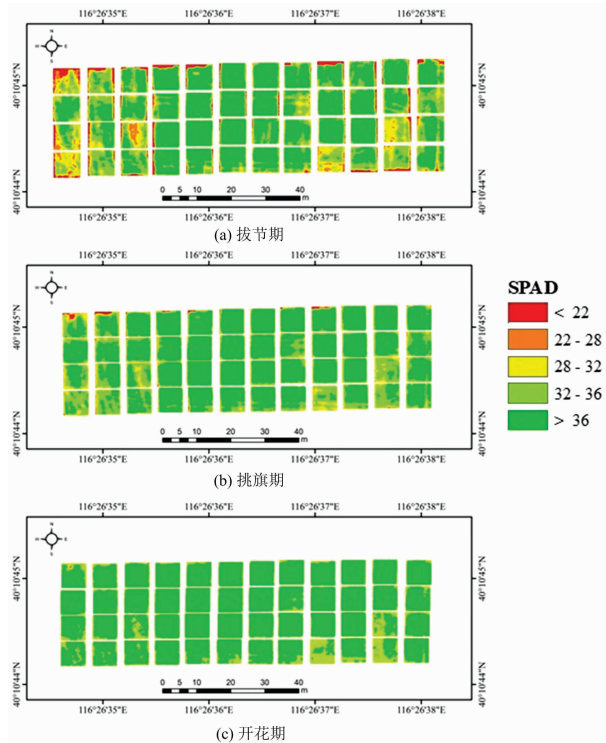


图 4 3 个生育期的 SPAD 空间分布

Fig. 4 Spatial distribution of SPAD in three growth stages

分析 7 种不同的植被指数与 4 种红边参数与 SPAD 的相关性,结果显示,植被指数和红边参数都表现出较高的相关性,但整体上植被指数与 SPAD 的相关性高于红边参数与 SPAD 的相关性。这是由于选取的植被指数与 SPAD 联系性较强,构建植被指数的波段对 SPAD 更敏感,红边参数是由红边区域提取得到,是高光谱的特有波段,结果表明与 SPAD 也有很高的敏感性。利用相关性较高的植被指数与红边参数构建单参数的 SPAD 估算模型,表明 3 个不同生育期,

References

- [1] MENG Dun-chao, ZHAO Jing, LAN Yu-bin, et al(孟沌超,赵静,兰玉彬,等). Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery(农业机械学报), 2020, 51(s2): L366.
- [2] XIE Chuan-qi, HE Yong, LI Xiao-li, et al(谢传奇,何勇,李晓丽,等). Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析), 2012, 32(12): 3324.
- [3] Tao H L, Feng H K, Xu L J, et al. Sensors, 2020, 20(5): 1296.
- [4] Zaman-allah M, Vergara O, Araus J L, et al. Plant Methods, 2015, 11(1): 1.
- [5] Zhang S M, Zhao G X, Lang K, et al. Sensors, 2019, 19(7): 1485.

植被指数均为基于 LCI 构建的估算模型效果最好,红边参数均为 Dr/Dr_{min} 构建的估算模型效果最佳。说明了 LCI 与 Dr/Dr_{min} 相比较其他植被指数与红边参数,与 SPAD 的敏感性更高,更适合用于估算 SPAD。为了探究红边参数估算 SPAD 的效果,分别基于植被指数、植被指数结合红边参数构建了 SPAD 估算模型,结果表明,基于多个植被指数构建的 SPAD 估算模型拟合性和精度都优于仅通过单个植被指数构建的 SPAD 估算模型;基于植被指数结合红边参数构建的估算模型效果在 3 个生育期均优于基于植被指数构建的估算模型。这是由于植被指数结合红边参数,模型的输入变量信息更充分,红边参数有助于提高 SPAD 估算精度,同时,选择 PLSR 构建模型,是由于 PLSR 方法可以处理不同输入因子的线性关系,分析光谱信息更充分。

通过植被指数,植被指数结合红边参数,并使用 PLSR 方法构建 SPAD 估算模型,证明了红边参数可以提高估算模型的效果,且 PLSR 方法也提高了模型的拟合性和精度。然而,为了充分利用高光谱信息,可以探究与 SPAD 敏感性高的其他波段。另外,可以使用无人机携带数码相机与多光谱相机估算 SPAD,探究在不同传感器下估算 SPAD 能力的差异性。

3 结论

(1) 在 3 个主要生育期,大部分植被指数和红边参数均与 SPAD 达到极显著相关($p < 0.01$),不同生育期的相关性最高的植被指数分别为 LCI, LCI 与 GNDVI,相关性最高的红边参数分别为 Dr/Dr_{min} , Dr/Dr_{min} 与 Dr 。

(2) 基于单个植被指数或红边参数构建 SPAD 估算模型,估算精度最佳的植被指数为 LCI,其中 R^2 范围为 0.56~0.28, RMSE 的范围为 2.96~4.61, NMRSE 的范围为 8.14%~10.43%;估算精度最佳的红边参数为 Dr/Dr_{min} , R^2 范围为 0.49~0.18, RMSE 的范围为 3.18~4.89, NMRSE 的范围为 8.76%~11.08%。

(3) 以植被指数、植被指数结合红边参数构建不同生育期的 SPAD 估算模型,以植被指数结合红边参数为因子的估算模型拟合性和精度均优于以植被指数构建的估算模型,同时,估算效果随着生育期推移逐渐增强,在开花期达到最佳效果(基于植被指数:建模 $R^2 = 0.73$, RMSE = 2.49, NMRSE = 5.57%,基于植被指数结合红边参数:建模 $R^2 = 0.78$, RMSE = 2.22, NMRSE = 4.95%)。

- [6] Qiao L, Zhang Z Y, Chen L S, et al. IFAC-PapersOnLine, 2019, 52(30): 330.
- [7] Li C C, Chen P, Ma C Y, et al. International Journal of Remote Sensing, 2020, 41(1): 1.
- [8] XIAO Wu, CHEN Jia-le, ZHAO Yan-ling, et al(肖武, 陈佳乐, 赵艳玲, 等). Journal of China Coal Society(煤炭学报), 2019, 44(1): 295.
- [9] SU Wei, WANG Wei, LIU Zhe, et al(苏伟, 王伟, 刘哲, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2020, 36(19): 58.
- [10] Tao H L, Feng H K, Xu L J, et al. Sensors, 2020, 20(4): 1231.
- [11] Gitelson A A, Kaufman Y J, Merzlyak M N. Remote Sensing of Environment, 1996, 58(3): 289.

Estimation of Chlorophyll Content in Winter Wheat Based on UAV Hyperspectral

FENG Hai-kuan^{1,2}, TAO Hui-lin¹, ZHAO Yu¹, YANG Fu-qin³, FAN Yi-guang¹, YANG Gui-jun^{1*}

1. Key Laboratory of Quantitative Remote Sensing in Agriculture of Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Information Technology Research Center, Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Beijing 100097, China
2. National Engineering and Technology Center for Information Agriculture, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210095, China
3. College of Civil Engineering, Henan University of Engineering, Zhengzhou 451191, China

Abstract Chlorophyll content (SPAD) is a vital index for crop growth evaluation, which can monitor the growth of crops and is crucial for agricultural management, so it is important to estimate SPAD quickly and accurately. In this study, the remote sensing images of the jointing, flagging, and flowering stages were acquired using UAV hyperspectral for winter wheat. The vegetation indices and red edge parameters were extracted to explore the ability of vegetation indices and red edge parameters to estimate SPAD. Firstly, the vegetation indices and red edge parameters were correlated with the SPAD of different fertility stages. Then, the SPAD was estimated based on the vegetation indices, vegetation indices combined with red edge parameters, and using partial least square regression (PLSR) method. Finally, the SPAD distribution map was produced to verify the validity of the model. The results showed that (1) most of the vegetation indices and red edge parameters were correlated with SPAD at highly significant levels (0.01 significant) in all three major reproductive stages; (2) the SPAD estimation model constructed from individual vegetation index had the best performance for LCI among vegetation indexes (best $R^2 = 0.56$, RMSE = 2.96, NRMSE = 8.14%) and Dr/Dr_{min} performed best (best $R^2 = 0.49$, RMSE = 3.18, NRMSE = 8.76%); (3) SPAD estimation model based on vegetation indices combined with red edge parameters was the best and better than SPAD estimation model based on vegetation indices only. Meanwhile, both models reached the highest accuracy at the flowering stage as the fertility stage progressed, with R^2 of 0.73 and 0.78, RMSE of 2.49 and 2.22, and NRMSE of 5.57% and 4.95%, respectively. Therefore, based on the vegetation indices combined with the red edge parameters, using the PLSR method can improve the estimation effect of SPAD, which can provide a new method for SPAD monitoring based on UAV remote sensing, and also provide a reference for agricultural management.

Keywords Winter wheat; Chlorophyll content; Vegetation index; Red edge parameter; Partial least squares regression

(Received Jan. 12, 2022; accepted Apr. 27, 2022)

* Corresponding author