

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.09.040

基于高分一号卫星数据的冬小麦叶片 SPAD 值遥感估算*

李粉玲^{1,2} 王 力¹ 刘 京^{1,2} 常庆瑞^{1,2}

(1. 西北农林科技大学资源环境学院, 陕西杨凌 712100; 2. 农业部西北植物营养与农业环境重点实验室, 陕西杨凌 712100)

摘要: 以陕西省关中地区冬小麦不同生育期冠层高光谱反射率为数据源,模拟国产高分辨率卫星高分一号(GF-1)的光谱反射率,提取 18 种对叶绿素敏感的宽波段光谱指数,构建了基于遥感光谱指数的冬小麦叶片叶绿素相对含量(SPAD)遥感监测模型,并利用返青期的 GF-1 卫星数据对研究区的冬小麦叶片 SPAD 值进行了估算和验证。结果表明:返青期、孕穗期和全生育期 SPAD 值均与 TGI 指数相关性最高,相关系数分别为 -0.742、-0.740 和 -0.483。拔节期和灌浆期 SPAD 值分别与 SIPI 指数和 GNDVI 指数相关性最高,相关系数分别为 0.788 和 0.745。GNDVI、GRVI 和 TGI 植被指数在各个生育期都和冬小麦叶片 SPAD 含量在 0.01 水平下呈显著相关。基于此 3 类植被指数构建的冬小麦叶片 SPAD 值回归模型精度较高,其中基于随机森林回归算法的估算模型效果最优,各类模型均在冬小麦拔节期的预测效果最佳。GF-1 号卫星数据结合 SPAD-RFR 模型对研究区冬小麦叶片 SPAD 的估算结果最为理想,可用于大面积空间尺度的冬小麦叶片 SPAD 值遥感监测。

关键词: 冬小麦 GF-1 号 SPAD 值 遥感估算 随机森林回归算法
中图分类号: TP79; S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298 (2015)09-0273-09

Remote Sensing Estimation of SPAD Value for Wheat Leaf Based on GF-1 Data

Li Fenling^{1,2} Wang Li¹ Liu Jing^{1,2} Chang Qingrui^{1,2}

(1. College of Resources and Environment, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China
2. Key Laboratory of Plant Nutrition and Agri-environment in Northwest China, Ministry of Agriculture, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: The hyper-spectral reflectance of winter wheat canopy in different growth stages in Guanzhong Region were applied to simulate the satellite spectral reflectance of domestic high-resolution satellite GF-1, and then eighteen broad vegetation indices which were sensitive to the chlorophyll content were obtained based on the simulation reflectance. The relationships between SPAD values and eighteen vegetation indices were analyzed at different growth stages of winter wheat, and the most related vegetation indices were selected to construct the remote sensing monitoring model of SPAD value for leaf by regression analysis. Finally, the models for wheat greenup stage were used to estimate the SPAD value for winter wheat leaf through GF-1 satellite data. The results showed that the SPAD values were highly related with the TGI index in greenup, booting and whole growth periods. The correlation coefficients were -0.742, -0.740 and -0.483, respectively. The SPAD values were significantly related with SIPI and GNDVI indices in jointing and grain filling stage, and the correlation coefficients reached to 0.788 and 0.745, respectively. The GNDVI, GRVI and TGI indices kept a good relationship with leaf SPAD values in each growth period at the 0.01 probability level. All the regression models proposed by GNDVI, GRVI and TGI indices performed well, especially the RandomForest regression model (SPAD-RFR). The best prediction results appeared at the jointing stage of winter wheat. It concluded that SPAD-RFR regression model based on the GF-1 satellite imagery data could effectively monitor the SPAD value for winter

收稿日期: 2015-05-29 修回日期: 2015-07-10
* 国家高技术研究发展计划(863 计划)资助项目(2013AA102401)
作者简介: 李粉玲, 博士生, 主要从事土地资源与空间信息技术研究, E-mail: fenlingli@nwsuaf.edu.cn
通讯作者: 常庆瑞, 教授, 博士生导师, 主要从事土地资源与空间信息技术研究, E-mail: changqr@nwsuaf.edu.cn

wheat leaf in the study area.

Key words: Winter wheat GF - 1 SPAD value Remote sensing estimation Random forest regression algorithm

引言

植物在进行光合作用时,通过叶绿素将光能转变为植物内部的化学能,成为植物有机体的物质和能量基础。叶绿素是作物叶片氮含量的指示剂,与农作物的终级产量和品质密切相关,农作物叶绿素含量的遥感研究对精细农业的发展具有重要意义^[1-2]。作物叶绿素的遥感监测主要从叶片尺度、冠层尺度和像元尺度出发,基于便携式光谱仪、机载高光谱成像光谱仪、星载高光谱仪和高空间分辨率遥感卫星,采用物理模型耦合、逐步回归分析、主成分分析、神经网络分析、支持向量机等方法进行遥感特征光谱反射率、光谱指数和叶绿素含量以及叶绿素相对含量 (SPAD) 之间关系的研究^[3-7]。高光谱数据可以同时获取几百个窄光谱波段,具有大尺度精确估算作物叶绿素含量的潜力^[8-9]。但大区域范围的高光谱影像不易获取,中低分辨率的遥感数据仍然是区域或全球尺度上反演植被理化参数的重要数据源。近年来,MODIS、Landsat、HJ - 1、ASTER、QuickBird 等卫星数据在冬小麦生化和物理参量的估算中得到了广泛应用^[10-15]。总结我国冬小麦叶绿素的遥感监测研究还存在以下问题:一是不同地区冬小麦遥感监测结论差异较大,针对关中地区的冬小麦遥感监测研究少见报道;二是机器学习算法在模型构建中的运用较少,不同生育期同一方法是否适用值得探讨;三是基于国产高分辨率卫星的叶绿素遥感反演研究还很少。本研究以陕西省关中地区冬小麦为目标作物,综合分析冬小麦不同生育期冠层光谱指数与叶片叶绿素相对含量 SPAD 值的相关关系,构建和验证该地区冬小麦叶片 SPAD 值的遥感估算模型,利用高分一号 (GF - 1) 国产卫星为大区域尺度冬小麦叶片 SPAD 值遥感估算提供科学依据和方法。

1 材料与方法

1.1 试验设计

冬小麦 N、P 胁迫小区试验于 2014 年在陕西杨凌示范区西北农林科技大学试验基地进行,供试品种为小偃 22,该区土壤类型为红油土。氮肥和磷肥分别设置 6 个处理,每个处理设置一个重复,共有 24 个试验小区。氮肥和磷肥一次性用作基肥施入,小区管理按照大田模式进行。开展小区试验的同

时,在杨凌示范区揉谷镇 (16 个观测点) 和扶风县召公镇 (18 个观测点) 设置大田试验,土壤类型为红油土,由农户按照常规小麦种植方式自行施肥和管理。

1.2 冠层光谱和叶片 SPAD 采集

冠层光谱的测定采用美国 SVC HR - 1024I 型野外光谱辐射仪,光谱探测范围为 350 ~ 2 500 nm,其中 350 ~ 1 000 nm 光谱分辨率为 3.5 nm,1 000 ~ 1 850 nm 光谱分辨率为 9.5 nm,1 850 ~ 2 500 nm 光谱分辨率为 6.5 nm。选择晴朗无风的天气,在 10:30—14:00 进行光谱测定。观测时传感器垂直向下,距离冠层 130 cm,视场角 25°,设置视场范围内采样重复 10 次,以其平均值作为该观测样点的光谱反射率。每一个样区分别采集 3 ~ 5 个样点,利用样点光谱数据的平均值作为该样区的冠层光谱反射数据,测量时同步采集样点经纬度坐标信息,标准白板每隔 15 min 校正一次。2014 年观测日期分别是 3 月 12 日 (返青期)、3 月 27 日 (拔节期)、4 月 22 日 (孕穗期)、5 月 8 日 (灌浆期) 和 6 月 8 日 (成熟期)。

光谱测定后,采用 SPAD - 502 型手持式叶绿素仪同步测定小麦叶片叶绿素。在测量冠层光谱的区域随机选取冬小麦植株,对完全展开叶的不同部位进行测量,每个样点记录 15 个 SPAD 值,样区叶绿素值为 3 个样点 (45 个 SPAD 值) 的平均值。按生育期分别抽取其中 80% 作为建模样本,剩余 20% 作为检验样本。

1.3 遥感数据预处理

GF - 1 号卫星多光谱数据空间分辨率为 8 m,所包含波段分别为:蓝波段 (波长 450 ~ 520 nm)、绿波段 (波长 520 ~ 590 nm)、红波段 (波长 630 ~ 690 nm) 和近红外波段 (波长 770 ~ 890 nm)。光谱仪实测光谱数据与多光谱相机谱宽不同,根据 GF - 1 多光谱相机传感器的 4 个波段响应函数对光谱仪实测反射率数据进行重采样,获取与 GF - 1 多光谱波段相对应的模拟光谱反射率,重采样公式^[16]为

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n S(\lambda_i) R(\lambda_i) \Delta \lambda}{\sum_{i=1}^n S(\lambda_i) \Delta \lambda}$$

(1)

式中 R ——宽波段卫星的模拟反射率
 n ——光谱响应函数的宽波段内响应点数
 $S(\lambda_i)$ ——卫星传感器第 i 个响应点的光谱响应函数值

$R(\lambda_i)$ ——光谱仪测定的第 i 个响应点的小麦冠层光谱反射率

$\Delta\lambda$ ——光谱响应点间的波段步长

在 ENVI 5.0 下,对 GF-1 号卫星影像数据进行辐射定标、大气校正和正射校正,大气校正用 FLAASH 大气校正模块处理,利用影像 RPC 参数和研究区 DEM 数字高程模型对图像进行正射纠正。

表 1 遥感光谱指数及其计算公式
Tab.1 Spectral indices and formulas

序号	光谱指数	计算公式	序号	光谱指数	计算公式
1	大气阻抗植被指数 (ARVI)	$[R_{nir} - (2R_r - R_b)] / [R_{nir} + (2R_r - R_b)]$	10	光谱结构不敏感色素指数 (PSIR)	$(R_r - R_b) / R_{nir}$
2	差值植被指数 (DVI)	$R_{nir} - R_r$	11	比值植被指数 (RVI)	R_{nir} / R_r
3	增强植被指数 (EVI)	$2.5(R_{nir} - R_r) / (R_{nir} + 6R_r - 7.5R_b + 1)$	12	冠层结构不敏感植被指数 (SIPI)	$(R_{nir} - R_b) / (R_{nir} + R_b)$
4	绿色归一化植被指数 (GNDVI)	$(R_{nir} - R_g) / (R_{nir} + R_g)$	13	三角植被指数 (TVI)	$0.5[120(R_{nir} - R_g) - 200(R_r - R_g)]$
5	绿色比值植被指数 (GRVI)	$R_{nir} / R_g - 1$	14	可见光大气阻抗植被指数 (VARI)	$(R_g - R_r) / (R_g + R_r)$
6	归一化植被指数 (NDVI)	$(R_{nir} - R_r) / (R_{nir} + R_r)$	15	三角绿度指数 (TGI)	$-0.5[(\lambda_r - \lambda_b)(R_r - R_g) - (\lambda_r - \lambda_g)(R_r - R_b)]$
7	标准叶绿素指数 (NPCl)	$(R_r - R_b) / (R_r + R_b)$	16	宽范围动态植被指数 (WDRVI)	$(0.2R_{nir} - R_r) / (0.2R_{nir} + R_r)$
8	作物氮反射指数 (NRI)	$(R_g - R_r) / (R_g + R_r)$	17	转化叶绿素吸收反射指数 (TCARI)	$3[(R_{nir} - R_r) - 0.2(R_{nir} - R_g)(R_{nir} / R_r)]$
9	土壤调节植被指数 (OSAVI)	$1.16(R_{nir} - R_r) / (0.16 + R_{nir} + R_r)$	18	综合指数 (TCARI/OSAVI)	TCARI/OSAVI

注: λ_r 、 λ_g 、 λ_b 是对应 GF-1 卫星的红、绿、蓝波段的中心波长(680 nm、576 nm、503 nm); R_{nir} 、 R_r 、 R_g 和 R_b 分别为近红外、红、绿和蓝波段的光谱反射率。

1.5 数据分析方法

本研究在 R 环境下,基于一元线性回归、多元逐步回归和随机森林回归算法构建光谱指数与 SPAD 值之间的估算模型。其中随机森林回归是基于统计学理论的机器学习算法^[18-19],它利用自助法重抽样技术从原始样本中抽取 k 个自主样本集,每个自主样本集作为训练样本生长为单棵决策树,树的每个节点变量在随机选出的 m 个预测变量中产生并进行节点分割分类,将所有决策树预测平均值作为最终预测结果。本研究基于 Random Forest 软件包在 R 环境中进行随机森林回归模拟,其中分类树的数量(k)和分割节点的随机变量数(m)是随机森林回归模型非常重要的 2 个参数。经反复试验,根据随机森林的预测误差及其 95% 的置信区间确定本研究中分类树的数量为 100,分割变量为 3。

2 结果与分析

2.1 不同生育期冬小麦叶片 SPAD 值变化

研究区冬小麦叶片 SPAD 值在主要生育期内的

1.4 遥感光谱指数选择

遥感光谱指数通过不同波段反射率的线性或非线性组合变化,削弱了背景信息对植被光谱特征的干扰,有助于提高遥感数据表达叶绿素含量的精度^[9,17]。本文基于模拟卫星波段的反射率数据,提取了 18 种对叶绿素含量敏感的宽波段光谱指数来构建冬小麦叶片 SPAD 值估算模型(表 1)。

变化呈抛物线趋势(图 1),返青期到孕穗期小麦叶片 SPAD 值逐渐增加并达到最高点,平均值由返青期的 46.5 上升到孕穗期的 56.0。之后冬小麦的营养物质不断输送到麦穗,叶子和麦秆逐渐衰老、凋萎,叶片 SPAD 值呈现下降趋势。成熟期叶片 SPAD 值降至最低点,平均值为 9.2,最高值为 11.4。

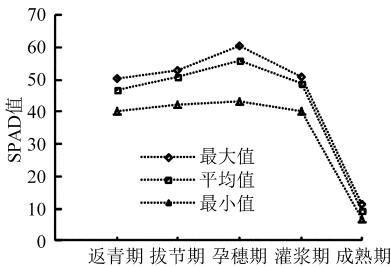


图 1 不同生育期冬小麦叶片 SPAD 值变化
Fig.1 Variation of SPAD values for winter wheat at different growth stages

2.2 SPAD 值与光谱指数的相关性分析

由表 2 实测的不同生育期冬小麦叶片 SPAD 值与遥感光谱指数的相关性分析结果可知,除 TCARI

和综合指数外,返青期冬小麦 SPAD 值和其余 16 个光谱指数均在 0.01 水平上呈显著相关,其中和 TGI、SIPI、PSIR 指数的相关系数在 0.6 以上;拔节期小麦 SPAD 值与 13 种光谱指数在 0.01 水平上显著相关,其中 SIPI、NDVI、ARVI、GNDVI、WDRVI、NRI、VARI、GRVI 指数与 SPAD 值的相关系数均高于 0.6,相关性依次递减;孕穗期只有 TGI、GRVI 和 GNDVI 3 个植被指数与小麦 SPAD 值在 0.01 水平呈显著相关,相关系数均高于 0.55;灌浆期小麦叶片 SPAD 值与 11 个光谱指数在 0.01 水平呈显著相关,相关系数由大到小依次

为 GNDVI、GRVI、NDVI、WDRVI 和 ARVI。成熟期的小麦叶片已经衰老枯萎,叶绿素含量很低,和所有植被指数的相关性都不显著,因此不再对成熟期叶片 SPAD 值作分析。对成熟期外所有生育期的模拟光谱数据和 SPAD 数据分别汇总,进行全生育期光谱指数和叶片 SPAD 值的相关分析,结果发现 GNDVI、GRVI、RVI、TGI、TCARI、综合指数 TCARI/OSAVI 和 SPAD 值在 0.01 水平上呈显著相关关系。所有光谱指数中,GNDVI、GRVI 和 TGI 指数与各生育期以及全生育期叶片 SPAD 值都在 0.01 水平上显著相关。

表 2 不同生育期叶片 SPAD 值与光谱指数之间的相关系数
Tab.2 Correlation coefficients between SPAD values and vegetation indices at different growth stages

序号	光谱指数	生育期					全生育期
		返青期	拔节期	孕穗期	灌浆期	成熟期	
1	ARVI	-0.587 **	0.783 **	0.446 *	0.602 **	0.002	0.133
2	DVI	-0.550 **	0.240	-0.401	0.241	0.188	0.111
3	EVI	-0.553 **	0.328	-0.348	0.296	0.130	0.125
4	GNDVI	-0.512 **	0.776 **	0.587 **	0.745 **	0.040	0.271 **
5	GRVI	-0.424 **	0.616 **	0.635 **	0.703 **	0.080	0.413 **
6	NDVI	-0.589 **	0.787 **	0.449 *	0.612 **	0.001	0.129
7	NPCI	0.580 **	-0.585 **	-0.428 *	-0.333 *	0.140	-0.168
8	NRI	-0.580 **	0.657 **	0.111	0.037	-0.067	0.079
9	OSAVI	-0.578 **	0.507 **	-0.200	0.428 **	0.077	0.127
10	PSIR	0.646 **	-0.782 **	-0.430 *	-0.578 **	0.035	-0.051
11	RVI	-0.419 **	0.562 **	0.420	0.490 **	0.049	0.322 **
12	SIPI	0.662 **	-0.788 **	-0.425 *	-0.576 **	0.078	0.004
13	TVI	-0.564 **	0.230	-0.407	0.224	0.135	0.093
14	VARI	-0.569 **	0.633 **	0.160	0.055	-0.059	0.095
15	TGI	-0.742 **	-0.780 **	-0.740 **	-0.559 **	0.006	-0.483 **
16	WDRVI	-0.527 **	0.762 **	0.458 *	0.603 **	0.027	0.218 *
17	TCARI	0.318 *	-0.358	0.042	-0.350 *	0.106	-0.277 **
18	综合指数	0.378 *	-0.417 *	-0.087	-0.415 **	0.067	-0.293 **

注: ** 表示在 0.01 水平(双侧)上显著相关; * 表示在 0.05 水平(双侧)上显著相关。

2.3 冬小麦叶片 SPAD 值估算模型构建

按照 3 种方案构建模型:①以冬小麦每个生育期叶片 SPAD 值为因变量,选择在 0.01 水平下与 SPAD 值显著相关且相关系数最高的光谱指数作为自变量,构建 4 个生育期和全生育期的一元线性回归模型(SPAD-LR)。②消除量纲影响,将每个生育期的 SPAD 值和光谱指数分别标准化到[0,1]之间,以叶片 SPAD 值为因变量,以 0.01 水平下与 SPAD 值显著相关的所有光谱指数为自变量,采用多元逐步回归算法构建各生育期和全生育期的 SPAD 遥感估算模型,记为 SPAD-MSR₁。③选取对各生育期都显著相关的 GNDVI、GRVI 和 TGI 植被指数,采用多元逐步线性回归算法和随机森林回归算法分别构建各生育期的 SPAD-MSR₂和 SPAD-

RFR 遥感估算模型。冬小麦不同生育期 SPAD 值与光谱指数的一元线性和多元逐步回归模型见表 3,回归决定系数 R^2 反映了回归方程的拟合精度。
所有模型的回归显著性概率均小于 0.01,表明拟合的回归模型方程都达到极显著,所有进入回归方程的光谱指数均包含了可用于估测 SPAD 值的显著信息。总体上,在各生育期以及全生育期,基于单因素的回归分析模型(SPAD-LR)的决定系数 R^2 最低,基于 0.01 显著相关水平下的光谱指数的多元逐步回归模型拟合精度较高(SPAD-MSR₁),基于 TGI、GNDVI 和 GRVI 植被指数的多元逐步回归模型(SPAD-MSR₂)的 R^2 接近或略低于 SPAD-MSR₁模型,拔节期冬小麦叶片 SPAD 回归模型精度要高于其他生育期。

表 3 冬小麦各生育期叶片 SPAD 值回归预测模型
Tab.3 SPAD value estimation models at different growth stages

生育期	模型	模型表达式	R^2
返青期	SPAD - LR	$V_{SPAD} = -4589.7 V_{TGI} + 53.86$	0.550
	SPAD - MSR ₁	$V_{SPAD} = -0.959 V_{TGI} + 0.5 V_{DVI} + 0.878$	0.630
	SPAD - MSR ₂	$V_{SPAD} = -0.755 V_{TGI} + 0.277 V_{GRVI} + 0.892$	0.616
拔节期	SPAD - LR	$V_{SPAD} = -228.71 V_{SIPI} + 285.23$	0.620
	SPAD - MSR ₁	$V_{SPAD} = 49.376 V_{SIPI} + 2.336 V_{NPCI} - 33.571 V_{PSIR} - 0.864 V_{NRI} + 1.448$	0.930
	SPAD - MSR ₂	$V_{SPAD} = -0.835 V_{TGI} + 1.588 V_{GNDVI} - 1.064 V_{GRVI} + 0.415$	0.830
孕穗期	SPAD - LR	$V_{SPAD} = -5\,988.4 V_{TGI} + 56.153$	0.550
	SPAD - MSR ₁	$V_{SPAD} = -0.816 V_{TGI} + 0.553 V_{GNDVI} + 0.38$	0.660
	SPAD - MSR ₂	$V_{SPAD} = -0.816 V_{TGI} + 0.553 V_{GNDVI} + 0.38$	0.660
灌浆期	SPAD - LR	$V_{SPAD} = 74.985 V_{GNDVI} + 8.68$	0.560
	SPAD - MSR ₁	$V_{SPAD} = 4.522 V_{GNDVI} - 3.825 V_{WDRVI} - 1.053 V_{NPCI} + 0.995$	0.798
	SPAD - MSR ₂	$V_{SPAD} = 1.868 V_{GNDVI} - 0.641 V_{TGI} - 1.012 V_{GRVI} + 0.394$	0.670
全生育期	SPAD - LR	$V_{SPAD} = -5\,460.8 V_{TGI} + 57.566$	0.230
	SPAD - MSR ₁	$V_{SPAD} = -0.85 V_{TGI} - 7.57 V_{TCARI} + 5.03 V_{TCARI} / V_{OSAVI} - 2.42 V_{RVI} + 3.4$	0.438
	SPAD - MSR ₂	$V_{SPAD} = -0.472 V_{TGI} + 0.256 V_{GNDVI} + 0.701$	0.318

2.4 冬小麦叶片 SPAD 值估算模型检验

利用检验样本对基于不同输入变量的模型精度进行检验,本研究采用决定系数 R^2 、均方根误差 (RMSE)、相对误差 (REP) 以及回归方程斜率 4 个指标检验各生育期不同算法模型的学习能力和预测能力,通常决定系数 R^2 和斜率绝对值越接近 1, RMSE 值和 REP 值越小,说明预测模型精度越高,各预测模型检验结果如表 4 所示。

在返青期,SPAD - MSR₂估算模型的精度略优

表 4 SPAD 估算模型精度检验

Tab.4 Accuracy test of SPAD value estimation models

生育期	模型	R^2	RMSE	REP/%	回归方程斜率
返青期	SPAD - LR	0.53	2.71	0.91	1.09
	SPAD - MSR ₁	0.65	2.25	0.52	1.18
	SPAD - MSR ₂	0.68	1.87	0.80	1.04
	SPAD - RFR	0.81	1.40	0.70	1.07
拔节期	SPAD - LR	0.54	4.20	3.10	0.82
	SPAD - MSR ₁	0.79	2.00	0.34	1.18
	SPAD - MSR ₂	0.71	2.70	0.53	1.82
	SPAD - RFR	0.84	1.93	1.27	1.32
孕穗期	SPAD - LR	0.53	1.90	0.60	1.21
	SPAD - MSR ₁	0.78	1.63	-1.78	0.88
	SPAD - MSR ₂	0.78	1.63	-1.78	0.88
	SPAD - RFR	0.81	4.20	9.30	1.37
灌浆期	SPAD - LR	0.49	11.95	25.86	1.95
	SPAD - MSR ₁	0.67	1.81	1.16	0.88
	SPAD - MSR ₂	0.53	2.12	0.40	0.86
	SPAD - RFR	0.82	1.37	0.80	0.88
全生育期	SPAD - LR	0.17	3.20	2.70	0.18
	SPAD - MSR ₁	0.40	8.50	31.50	0.20
	SPAD - MSR ₂	0.44	4.76	6.86	1.30
	SPAD - RFR	0.66	2.50	4.42	1.02

于 SPAD - MSR₁ 模型,随机森林回归模型 (SPAD - RFR) 的精度检验结果最优,由其模型得到的叶绿素 SPAD 估算值与实测值之间的决定系数 R^2 最大, RMSE 最小,分别为 0.81 和 1.40;拔节期 SPAD - RFR 模型依然表现突出,SPAD - MSR₁ 各项检验指标精度优于 SPAD - MSR₂ 模型;孕穗期 SPAD - RFR 模型 RMSE、REP 和回归方程斜率偏差相对较大;灌浆期 SPAD - RFR、SPAD - MSR₁ 和 SPAD - MSR₂ 模型的估算精度较为接近;在全生育期模型中,SPAD - RFR 模型表现最佳,比其他模型具有一定的优势,决定系数为 0.66, RMSE 为 2.50,实测值与预测值回归方程的斜率为 1.02,相对误差 REP 为 4.42%。SPAD - RFR 模型在建模过程中会利用袋外数据 (OOB) 建立误差无偏估计,结果同样发现拔节期模型变量对 SPAD 值的解释率最高,为 80.23%,全生育期模型解释变异百分率最低,仅 36.12%。返青期各模型和不同生育期 SPAD - RFR 模型得到的冬小麦叶片 SPAD 实测值与估算值间的关系拟合分布如图 2 所示。图 2a ~ 2d 分别为基于 SPAD - LR、SPAD - MSR₁、SPAD - MSR₂ 和 SPAD - RFR 模型的返青期预测结果,图 2e ~ 2h 分别为 SPAD - RFR 模型在拔节期、孕穗期、灌浆期和全生育期的预测结果。图中黑色粗线表示 1:1 线,反映了估算值与实测值的接近程度,预测值与实测值分布越接近 1:1 线说明模型预测精度越高。本研究中返青期各模型均不同程度高估了实际 SPAD 值,各生育期基于 SPAD - RFR 模型的估算结果均表现良好,所得到估算值与实测值之间的分布比较理想,全生育期的 SPAD - RFR 通用模型验证结果远离 1:1 线,预测效果较差。

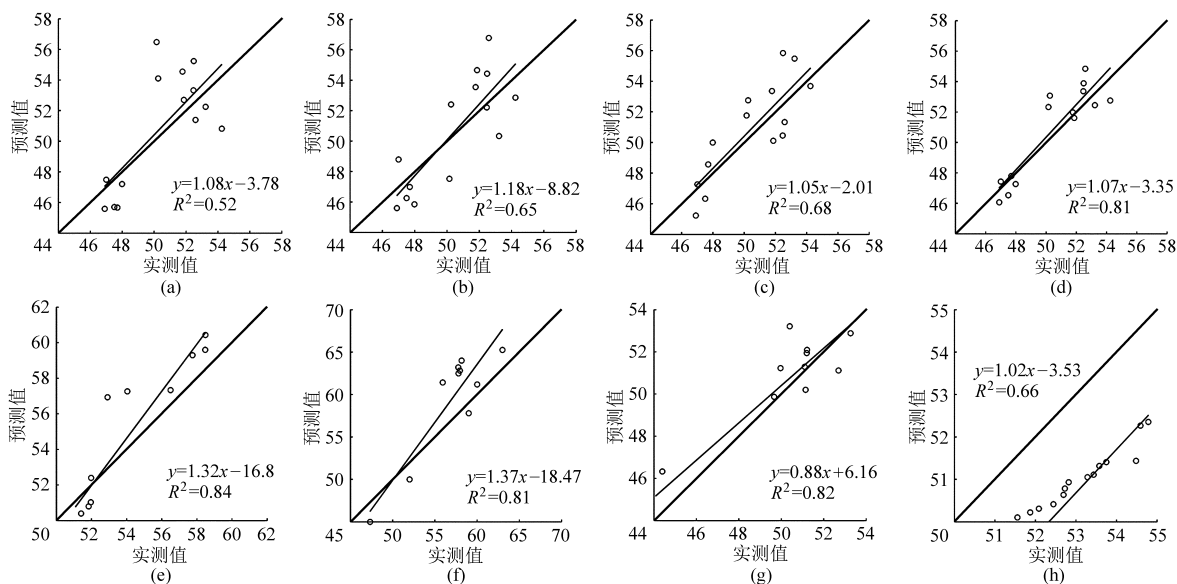


图2 叶片 SPAD 预测值与实测值分布

Fig. 2 Distribution of estimated and measured leaf SPAD values

3 基于 GF-1 卫星数据的叶片 SPAD 值估算

基于面向对象和支持向量机分类算法对冬小麦返青期 GF-1 号高分辨率卫星数据(获取日期为 2014 年 3 月 10 日)进行图像分类,提取研究区冬小麦的覆盖区域。图 3 为利用不同监测模型制作的研究区冬小麦返青期叶片 SPAD 遥感监测专题图。以同步采集的地面实测数据进行精度检验:将地面实测值与叶绿素含量分布图上同名点的估算值进行回归拟合。结果表明,基于 4 个估算模型的返青期冬小麦叶片 SPAD 值空间分布格局基本一致,研究区冬小麦叶片 SPAD 值从西向东逐渐递增。SPAD-LR 模型严重高估了返青期冬小麦的 SPAD 值,SPAD-MSR₁ 和 SPAD-MSR₂ 模型预测值较实测值略微偏高(平均值分别偏高 1 和 2 个单位)。基于 SPAD-RFR 模型的研究区冬小麦返青期叶片 SPAD 最大值为 53,最小值为 42,平均值为 45,与地表实际状况最为接近。SPAD-RFR 模型估算值与实测数据的拟合方程决定系数 R^2 为 0.76, RMSE 为 1.4,说明以地物高光谱模拟卫星光谱反射率所建立的 SPAD-RFR 预测模型具有较高的精度,可应用于多光谱遥感分析过程。

4 讨论

植被的理化参数是定量描述区域或全球范围内物质循环和能量流动过程模型的重要参量。SPAD 值反映了叶片中叶绿素的总含量,表征作物叶片、冠层的养分和长势状况,它和冠层反射光谱之间存在较强的相关关系^[20-21]。选取特征波段构建光谱指数在不同程度上抵消了由环境变化而引起的噪声,

可以用来定量反演作物的理化参数。

(1) 针对多光谱数据的叶绿素遥感估算,以往研究选取的光谱指数数量较少,对叶绿素敏感的光谱指数数量更少^[10-14]。本文选取了 18 种光谱指数用于冬小麦叶片 SPAD 值的预测模型构建。结果发现返青期、孕穗期和全生育期,SPAD 值均与 TGI 指数相关性最高,相关系数分别为 -0.742、-0.74 和 -0.483。拔节期 SPAD 值与 SIPI 指数相关性最高,相关系数为 0.788。灌浆期 SPAD 值与 GNDVI 指数相关性最高,相关系数为 0.745。有研究认为基于 NDVI 估算冬小麦叶片 SPAD 值的效果要优于 GRVI 指数^[14],本研究通过绿波段构建的比值植被指数 GRVI 和归一化植被指数 GNDVI 在返青期和拔节期与 SPAD 值的相关性弱于常用的 NDVI 指数,而在植被覆盖度和叶面积达到最大的孕穗期(平均 LAI 达到 5.6),其相关性明显强于 NDVI。这是因为红波段对较高叶绿素含量反应不敏感,在叶绿素含量稍高后吸收光谱容易饱和,而绿波段和红边波段(680~750 nm)对叶绿素的吸收则不易饱和^[15,22]。结构不敏感植被指数 SIPI 在抵抗干物质影响和叶肉结构影响上有一定的优势^[23]。TGI 指数在低植被覆盖时和 LAI 以及土壤类型有关,对叶绿素含量具有较强的敏感性;对于叶面积指数较大的密闭冠层,TGI 只受叶片叶绿素含量的影响^[17,24],本研究中 TGI 指数在各生育期都表现良好。

(2) 在 SPAD-MSR₁ 模型中,返青期对回归模型贡献较高的光谱指数包括 TGI 和 DVI,拔节期主要是 SIPI、NPCI、PSIR 和 NRI,孕穗期包括 TGI 和 GNDVI,灌浆期进入回归模型的指数有 GNDVI、WDRVI 和 NPCI,总体上作物氮反射指数(NRI)、标

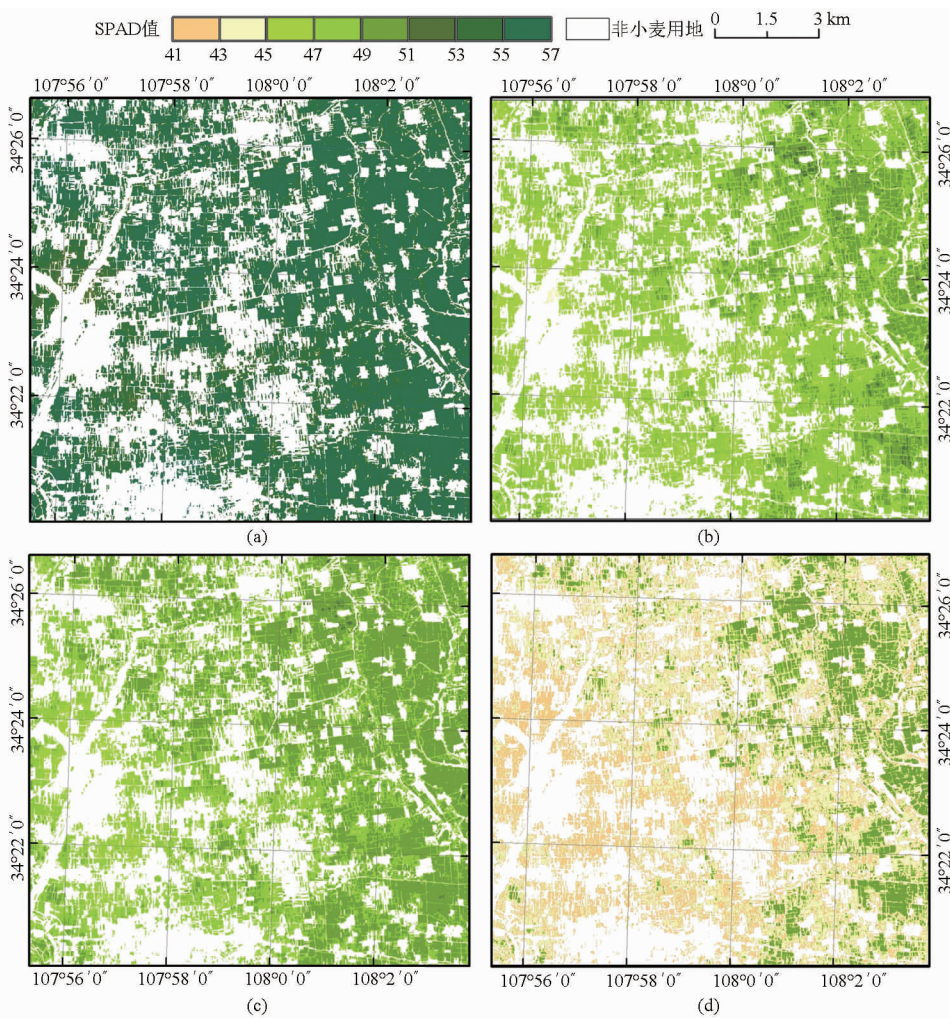


图3 不同模型冬小麦返青期 SPAD 遥感监测专题图

Fig. 3 Spatial distribution of SPAD values in different models at greenup stage

(a) SPAD-LR 模型 (b) SPAD-MSR₁ 模型 (c) SPAD-MSR₂ 模型 (d) SPAD-RFR 模型

准叶绿素指数(NPCI)等对叶绿素敏感指数在 SPAD 监测中的表现要优于克服环境噪声(大气、土壤背景等)的植被指数(如 NDVI、OSAVI 等指数)^[23]。SPAD-MSR₂采用对所有生育期都显著相关的 TGI、GNDVI 和 GRVI 植被指数构建逐步回归模型,不仅变量固定且变量数目减少,除拔节期和灌浆期精度接近或略低于 SPAD-MSR₁模型外,其他生育期均表现良好。红边波段虽然对叶绿素敏感^[25-26],但多光谱卫星数据通常不包含此谱段,而基于绿波段构建的 GNDVI、GRVI 和 TGI 植被指数不仅对叶绿素表现敏感,而且在卫星尺度容易获取,因此利用这 3 类植被指数进行冬小麦不同生育期叶片 SPAD 值的监测具有良好的应用前景。

(3)除光谱指数外,建模算法对预测结果也有较大影响。比较分析表明,基于多个植被指数回归模型的 SPAD 值估算精度明显高于基于单个植被指数的 SPAD 回归模型。随机森林回归模型是一种基于分类树的机器学习算法,它通过对大量分类树的

汇总提高了模型的预测精度^[27]。王丽爱等^[28]在江苏省冬小麦叶片 SPAD 值遥感估算中发现,随机森林回归模型在拔节期、孕穗期和开花期都表现出较强的学习能力,预测结果要优于神经网络和支持向量机回归模型。本研究中 SPAD-RFR 模型除在孕穗期表现一般外,在其他生育期均表现良好,方差解释百分率均高于 70%,MSE_{00B} 较低,预测能力要优于线性回归模型。将返青期冬小麦叶片 SPAD 值的 4 个预测模型应用到研究区的 GF-1 号图像,通过验证发现,基于随机森林回归算法的 SPAD 值估算模型预测结果与实际最为吻合,但验证精度较预测模型的精度有所下降,这与地面样点定位信息的采集精度、GF-1 图像大气校正和几何纠正的精度有一定的关系,同时图像反射率也会受到混合像元的影响,造成图像处理过程产生误差^[13]。虽然本研究所建立的回归模型仍需要利用多年累积数据进行普适性验证,但随机森林回归算法在冬小麦叶片 SPAD 值预测中的表现仍然是建模的优选方法。全

生育期通用模型的探索发现,随机森林回归模型相对模拟精度较高,但仍低于不同生育期随机森林回归模型分别模拟的精度。进一步提高叶绿素估算模型的精度,需要综合考虑冬小麦的群体特征 LAI、植被覆盖度等对冠层光谱的影响。

5 结束语

基于实测冬小麦高光谱数据模拟了 GF-1 号卫星宽波段光谱反射特征,构建了基于 GF-1 号卫星数据的冬小麦不同生育期叶片 SPAD 值遥感监测模型,并对其进行了检验。结果表明基于绿波段构建的 TGI、GNDVI 和 GRVI 植被指数在各生育期均与 SPAD 值显著相关,受作物冠层结构的影响较小,

用此 3 类植被指数为自变量构建叶片 SPAD 遥感监测模型可行。以 TGI、GNDVI 和 GRVI 植被指数为自变量构建的叶片 SPAD 随机森林回归遥感监测模型获得了较高的拟合精度,依据该模型制作的研究区冬小麦返青期 SPAD 值遥感监测专题图,实现了冬小麦叶片 SPAD 值在空间尺度上的表达,为多光谱遥感监测冬小麦叶绿素含量提供了参考。由于传感器的波段中心位置、波段宽度和波段响应曲线的不同会造成不同传感器反射率之间存在差异,因此基于 GF-1 号卫星宽波段植被指数的冬小麦叶片 SPAD 值预测模型能否适用于其他谱段相近的卫星数据,仍需做进一步的对比和验证。

参 考 文 献

- 1 Fitzgerald G, Rodriguez D, O'Leary G. Measuring and predicting canopy nitrogen nutrition in wheat using a spectral index—The canopy chlorophyll content index (CCCI) [J]. *Field Crops Research*, 2010, 116(3): 318–324.
- 2 Peng Y, Gitelson A A. Application of chlorophyll-related vegetation indices for remote estimation of maize productivity [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2011, 151(9): 1267–1276.
- 3 Yoder B J, Pettigrew-Crosby R E. Predicting nitrogen and chlorophyll content and concentrations from reflectance spectra (400 ~ 2 500 nm) at leaf and canopy scales [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1995, 53(3): 199–211.
- 4 Daughtry C S T, Walthall C L, Kim M S, et al. Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2000, 74(2): 229–239.
- 5 Houborg R, McCabe M, Cescatti A, et al. Joint leaf chlorophyll content and leaf area index retrieval from Landsat data using a regularized model inversion system (REGFLEC) [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015. doi:10.1016/j.rse.2014.12.008.
- 6 Durbha S S, King R L, Younan N H. Support vector machines regression for retrieval of leaf area index from multiangle imaging spectroradiometer [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 107(1–2): 348–361.
- 7 Broge N H, Mortensen J V. Deriving green crop area index and canopy chlorophyll density of winter wheat from spectral reflectance data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 81(1): 45–57.
- 8 Croft H, Chen J M, Zhang Y, et al. Modelling leaf chlorophyll content in broadleaf and needle leaf canopies from ground, CASI, Landsat TM 5 and MERIS reflectance data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 133: 128–140.
- 9 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): 416–426.
- 10 黄青,周清波,王利民,等. 基于遥感的冬小麦长势等级与气象因子相关性分析 [J]. *农业机械学报*, 2014, 45(12): 301–307.
Huang Qing, Zhou Qingbo, Wang Limin, et al. Relationship between winter wheat growth grades obtained from remote sensing and meteorological factor [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2014, 45(12): 301–307. (in Chinese)
- 11 程乾,黄敬峰,王人潮,等. MODIS 植被指数与水稻叶面积指数及叶片叶绿素含量相关性研究 [J]. *应用生态学报*, 2004, 15(8): 1363–1367.
Chen Qian, Huang Jingfeng, Wang Renchao, et al. Correlation analysis of simulated MODIS vegetation indices and rice leaf area index and leaf chlorophyll content [J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2004, 15(8): 1363–1367. (in Chinese)
- 12 Shou L N, Jia L L, Chen X P, et al. Using high-resolution satellite image to evaluate nitrogen status of winter wheat in the north China plain [J]. *Journal of Plant Nutrition*, 2007, 30(10): 1669–1680.
- 13 宋晓宇,黄文江,王纪华,等. ASTER 卫星遥感影像在冬小麦品质监测方面的初步应用 [J]. *农业工程学报*, 2006, 22(9): 148–153.
Song Xiaoyu, Huang Wenjiang, Wang Jihua, et al. Preliminary application of ASTER images in winter wheat quality monitoring [J]. *Transactions of the CSAE*, 2006, 22(9): 148–153. (in Chinese)
- 14 谭昌伟,王纪华,赵春江,等. 利用 Landsat TM 遥感数据监测冬小麦开花期主要长势参数 [J]. *农业工程学报*, 2011, 27(5): 224–230.
Tan Changwei, Wang Jihua, Zhao Chunjiang, et al. Monitoring wheat main growth parameters at anthesis stage by Landsat TM [J]. *Transactions of the CSAE*, 2011, 27(5): 224–230. (in Chinese)
- 15 夏天,周勇,周清波,等. 基于高光谱遥感和 HJ-1 卫星的冬小麦 SPAD 反演研究 [J]. *长江流域资源与环境*, 2013, 22(3):

- 307 – 313.
- Xia Tian, Zhou Yong, Zhou Qingbo, et al. Monitoring winter wheat SPAD based on hyperspectral remote sensing and HJ-1[J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2013,22(3):307 – 313. (in Chinese)
- 16 陈拉,黄敬峰,王秀珍. 不同传感器的模拟植被指数对水稻叶面积指数的估测精度和敏感性分析[J]. 遥感学报,2008, 12(1):143 – 151.
- Chen La, Huang Jingfeng, Wang Xiuzhen. Estimating accuracies and sensitivity analysis of regression models fitted by simulated vegetation indices of different sensors to rice LAI[J]. Journal of Remote Sensing, 2008,12(1):143 – 151. (in Chinese)
- 17 Hunt E R, Doraiswamy P C, McMurtry J E, et al. A visible band index for remote sensing leaf chlorophyll content at the canopy scale[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2013, 21: 103 – 112.
- 18 Liaw A, Wiener M. Classification and regression by RandomForest[J]. R News, 2002, 2(3): 18 – 22.
- 19 Breiman L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5 – 32.
- 20 Broge N H, Mortensen J V. Deriving green crop area index and canopy chlorophyll density of winter wheat from spectral reflectance data[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 81(1): 45 – 57.
- 21 Babar M A, Reynolds M P, van Ginkel M, et al. Spectral reflectance to estimate genetic variation for in-season biomass, leaf chlorophyll, and canopy temperature in wheat[J]. Crop Science, 2006, 46(3): 1046 – 1057.
- 22 Buschmann C, Nagel E. In vivo spectroscopy and internal optics of leaves as basis for remote sensing of vegetation[J]. International Journal of Remote Sensing, 1993, 14(4):711 – 722.
- 23 施润和,庄大方,牛铮,等. 基于辐射传输模型的叶绿素含量定量反演[J]. 生态学杂志,2006,25(5):591 – 595.
- Shi Runhe, Zhuang Dafang, Niuzheng, et al. Quantitative inversion of chlorophyll content based on radiative transfer model[J]. Chinese Journal of Ecology, 2006,25(5):591 – 595. (in Chinese)
- 24 Hunt E R, Daughtry C S T, Eitel J U H, et al. Remote sensing leaf chlorophyll content using a visible band index[J]. Agronomy Journal, 2011, 103(4): 1090 – 1099.
- 25 Schlemmer M, Gitelson A, Schepers J, et al. Remote estimation of nitrogen and chlorophyll contents in maize at leaf and canopy levels[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2013,25:47 – 54.
- 26 Clevers J G P W, Gitelson A A. Remote estimation of crop and grass chlorophyll and nitrogen content using red-edge bands on Sentinel-2 and-3[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2013, 23: 344 – 351.
- 27 李欣海. 随机森林模型在分类与回归分析中的应用[J]. 应用昆虫学报,2013,50(4):1190 – 1197.
- Li Xinhai. Using “RandomForest” for classification and regression[J]. Chinese Journal of Applied Entomology, 2013,50(4): 1190 – 1197. (in Chinese)
- 28 王丽爱,马昌,周旭东,等. 基于随机森林回归算法的小麦叶片 SPAD 值遥感估算[J]. 农业机械学报,2015,46(1):259 – 265.
- Wang Liai, Ma Chang, Zhou Xudong, et al. Estimation of wheat leaf SPAD value using RF algorithmic model and remote sensing data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015,46(1):259 – 265. (in Chinese)